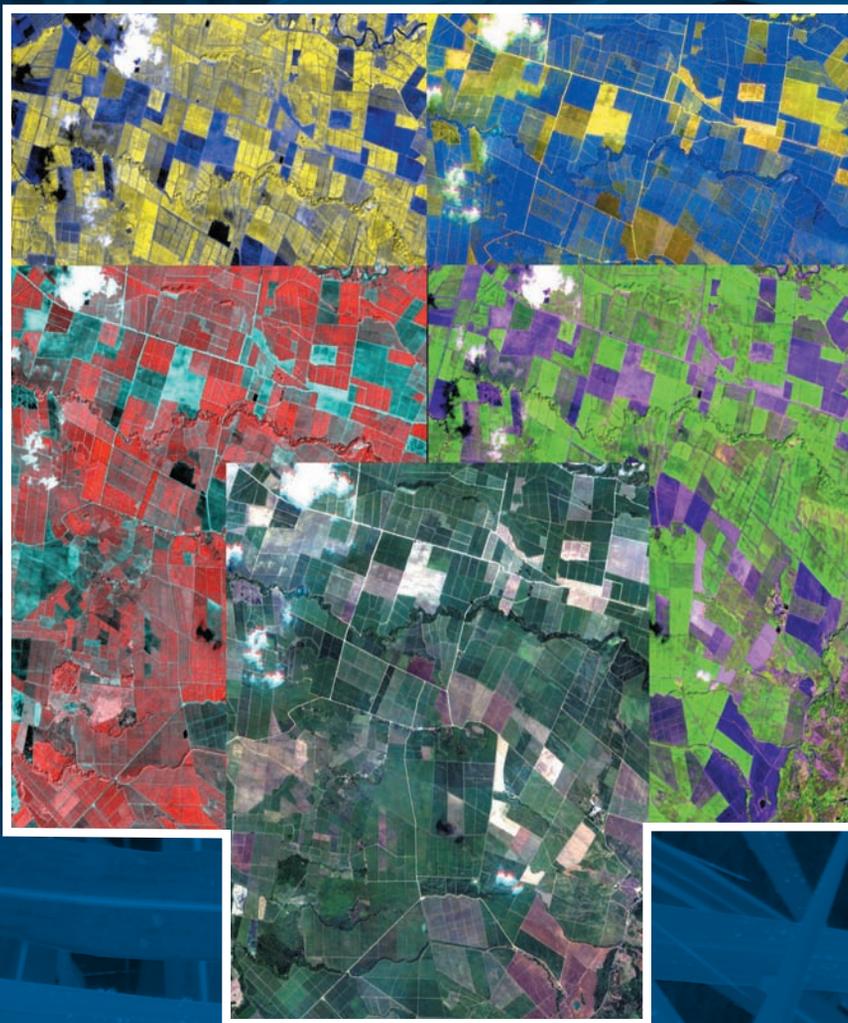


# Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia



Paulo José Murillo Sandoval  
Javier Alí Carbonell González



Centro de Investigación de la  
Caña de Azúcar de Colombia



Libertad y Orden

Departamento Administrativo de  
Ciencia, Tecnología e Innovación  
Colciencias

República de Colombia



Centro de Investigación de la  
Caña de Azúcar de Colombia

Cenicaña es una corporación privada, sin ánimo de lucro, fundada en 1977 por iniciativa de la Asociación de Cultivadores de Caña de Azúcar de Colombia, Asocaña, y financiada con donaciones directas de los ingenios azucareros localizados en el valle del río Cauca y sus proveedores de caña.

Su misión es contribuir al desarrollo, la competitividad y la sostenibilidad del sector agroindustrial de la caña de azúcar de Colombia, mediante la generación de conocimiento y la innovación tecnológica, a través de la investigación, la transferencia de tecnología y la prestación de servicios especializados, con base en un sistema integrado de gestión, para que el sector sobresalga en el mejoramiento socioeconómico y en la conservación ambiental de las zonas productoras de caña de azúcar.

Mediante la gestión de proyectos, el Centro desarrolla tecnología y apoya las iniciativas de innovación en las unidades productivas, de acuerdo con los objetivos a planeación estratégica del sector azucarero colombiano. Dirige programas de investigación en variedades de caña de azúcar, agronomía y procesos de fábrica, y cuenta con servicios de apoyo en análisis económico y estadístico, cooperación técnica y transferencia de tecnología, información y documentación, y tecnología informática. Además presta servicios de análisis de laboratorio y otros servicios especializados.

[www.cenicana.org](http://www.cenicana.org)

# Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia

Paulo José Murillo Sandoval  
Javier Alí Carbonell González



**cenicaña**

Centro de Investigación de la  
Caña de Azúcar de Colombia



Libertad y Orden

Departamento Administrativo de  
Ciencia, Tecnología e Innovación  
Colciencias

---

República de Colombia

Murillo Sandoval, Paulo José

Principios y aplicaciones de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar en Colombia / Paulo José Murillo Sandoval; Javier Alí Carbonell González. -- Cali: Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia, 2012.

184 p.; 24 cm.

Incluye referencias bibliográficas.

ISBN 978-958-8449-03-6

1. Percepción remota. 2. Caña de azúcar - Colombia. 3. Espectrorradiometría.

I. Carbonell González, Javier Alí. II. Título

621.3678 CDD 23 ed.

M977

Cenicaña-Biblioteca Guillermo Ramos Núñez

Copyright © 2012 por Cenicaña.

Calle 58 Norte No. 3BN-110. Cali, Colombia.

Estación Experimental: vía Cali-Florida km 26,

San Antonio de los Caballeros, Colombia.

[www.cenicana.org](http://www.cenicana.org)

[buzon@cenicana.org](mailto:buzon@cenicana.org)

Mayo de 2012

Reservados todos los derechos.

Prohibida la reproducción total o parcial de este libro,

por cualquier medio, sin permiso escrito de Cenicaña.

Coordinación editorial: Cenicaña. Servicio de cooperación técnica y transferencia de tecnología. Victoria Carrillo Camacho y Alcira Arias Villegas.

Diseño de cubierta: Juan David Murillo Sandoval.

Corrección de estilo: María Clara Navía Saavedra.

Artes finales e impresión litográfica: Feriva S.A. (Cali, Colombia).

El presente libro es un producto de la investigación "Monitoreo del cultivo de la caña de azúcar por medio de la percepción remota", contrato Colciencias-Cenicaña No. 2214-405-20288.

## Agradecimientos

Los autores expresan su agradecimiento a Cenicaña y a Colciencias, por el apoyo financiero y la revisión experta durante el desarrollo de la investigación que dio lugar a este libro.

A los ingenios azucareros afiliados a Asocaña y los cultivadores de caña de azúcar del valle del río Cauca que aportaron su trabajo y facilitaron los recursos y las áreas experimentales para las actividades del proyecto.

Agradecimientos especiales a Fernando Muñoz Arboleda y Alberto Efraín Palma Zamora, edafólogo y biometrista de Cenicaña, por la orientación en la experimentación sobre nutrición y fertilización y el análisis estadístico de los datos satelitales, respectivamente. Así mismo a Carlos Andrés Osorio Murillo, analista de sistemas de información geográfica, por el desarrollo del sitio web para la presentación de la información satelital y su ayuda en la manipulación de datos espectrales.

A Francisco Luis Hernández Torres, Director del Grupo de Investigación en Percepción Remota de la Universidad del Valle, por la lectura y las observaciones hechas a la primera versión del manuscrito.



# Contenido

Presentación .....	11
Introducción .....	13
<b>1. FUNDAMENTOS .....</b>	<b>17</b>
Percepción remota .....	19
Radiación electromagnética .....	20
Interacciones de la radiación con la atmósfera .....	21
Interacciones de la radiación con la superficie terrestre .....	23
Comportamiento espectral de la vegetación .....	25
Interacción de la energía con el follaje de la caña de azúcar .....	26
Modelación de la reflectancia del follaje.....	28
Comparación entre modelos de simulación.....	30
Plataformas para percepción remota.....	31
Sistemas de percepción.....	31
Sistemas activos .....	31
Sistemas pasivos.....	32
Resolución de un sistema sensor .....	32
La espectrorradiometría de campo .....	32
Sistemas satelitales empleados en caña de azúcar .....	35
Sistemas aéreos empleados en caña de azúcar .....	37
La percepción remota y la agricultura de precisión.....	38
Constelaciones satelitales actuales y futuras .....	39
Referencias bibliográficas .....	42
<b>2. ESTIMACIÓN DE VARIABLES BIOFÍSICAS.....</b>	<b>47</b>
Métodos estadísticos.....	49
Índices de vegetación .....	49
Otros métodos estadísticos.....	51
Métodos físicos .....	51
Métodos de optimización inversa .....	51
Algoritmos genéticos.....	52
<i>Lookup tables</i> .....	53
Métodos híbridos .....	53
Árboles de decisión .....	53
<i>Support vector machines</i> (máquinas de soporte vectorial) .....	54

Redes neuronales artificiales .....	54
Discusión entre métodos.....	55
Referencias bibliográficas.....	56
<b>3. USO DE LA PERCEPCIÓN REMOTA EN LA CAÑA DE AZÚCAR.....</b>	<b>61</b>
Identificación de áreas sembradas .....	64
Discriminación varietal.....	65
Proyecto <i>Sucrette</i> .....	65
Estimación del índice de área foliar a partir de índices de vegetación.....	66
CanaSat .....	67
Estimaciones de productividad .....	68
Estimaciones de producción regionales y locales.....	69
Imágenes Landsat 5 y 7 para la definición de zonas de manejo homogéneo.....	71
Series de tiempo para monitoreo de cultivos.....	72
Aplicación de imágenes aéreas .....	75
Detección de enfermedades y plagas.....	76
Espectrorradiometría de campo.....	78
Imágenes de Radar en caña de azúcar .....	79
Consideraciones .....	80
Referencias bibliográficas.....	83
<b>4. SEGUIMIENTO AL CULTIVO DE LA CAÑA EN EL VALLE DEL RÍO CAUCA .....</b>	<b>89</b>
<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)</i> .....	92
Procesamiento producto MOD13Q1.....	92
Relación entre EVI acumulado y productividad.....	95
Pronóstico temprano de productividad.....	98
Resultados.....	100
Zonas de potencial máximo.....	102
Estimación del índice de área foliar .....	103
Servidor de mapas.....	107
Imágenes Landsat 7 ETM+ para la detección de variedades .....	110
Landsat 7 ETM+ .....	110
Metodología.....	111
Clasificación .....	112
Resultados .....	112
Detección de la variedad CC 85-92 en Perú.....	114
Conclusiones .....	115
Referencias bibliográficas.....	116
<b>5. ESPECTRORRADIOMETRÍA DE CAMPO.....</b>	<b>119</b>
Metodología.....	122
Equipo empleado .....	122
Metadato para base de datos espectral .....	124
Panel de referencia.....	125
Plataforma portaespectro .....	125

Experimentos de fuentes sólidas y líquidas de nitrógeno .....	126
Áreas de estudio y mediciones en campo .....	126
Índices de vegetación .....	128
Análisis estadístico.....	128
Resultados y discusión.....	131
Índices de vegetación y CCC en caña de azúcar .....	133
Índices de vegetación y parámetros biofísicos .....	136
Cálculo de NRI para contenido de clorofila en el follaje .....	138
Remuestreo a satélites comerciales .....	139
Exceso y déficit de agua en caña de azúcar .....	141
Exceso de agua en caña de azúcar .....	142
Área de estudio .....	142
Análisis de reflectancia espectral .....	143
Análisis de la primera derivada espectral .....	147
Remuestreo a satélites comerciales .....	149
Respuesta de la caña de azúcar al agua .....	150
Análisis espectral de la información .....	153
Productos maduradores en caña de azúcar .....	154
Área de estudio .....	154
Análisis estadístico.....	155
Conclusiones .....	158
Fertilización con fuentes líquidas y sólidas de nitrógeno .....	158
Respuesta de la caña al déficit y exceso de agua .....	159
Maduración en caña de azúcar.....	160
Referencias bibliográficas .....	160
6. <b>RECOMENDACIONES FINALES</b> .....	165
Uso práctico de la percepción remota en caña de azúcar.....	168
Proyecciones .....	169
Glosario .....	171
Acrónimos, siglas y abreviaturas .....	173
Índice de Cuadros.....	177
Índice de Figuras.....	179



# Presentación

El potencial de aplicación de la percepción remota en el mundo agrario y particularmente en la agroindustria azucarera colombiana comienza con la exploración de las utilidades de los sensores disponibles para obtener imágenes representativas del espacio terrestre, en este caso de las tierras dedicadas al cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca.

Gracias al apoyo otorgado por Colciencias a la propuesta de investigación formulada por Cenicaña en 2009, los agricultores azucareros cuentan hoy con servicios de información acerca del estado de desarrollo de la caña de azúcar y con metodologías prácticas que facilitan el seguimiento temporal de la respuesta del cultivo ante diferentes prácticas de manejo y condiciones ambientales.

El uso de la percepción remota en combinación con sistemas de posicionamiento global (GPS) y sistemas de información geográfica (SIG) constituye una oportunidad para mejorar la competitividad de la producción agrícola asegurando el desarrollo sostenible de la actividad, para lo cual es necesario formar a quienes ejercen sus competencias con base en la información derivada de este tipo de herramientas, así como informar sobre las utilidades a quienes toman las decisiones.

Con la publicación de este libro esperamos que muchos agricultores se interesen en aprender acerca de la percepción remota y sus aplicaciones, al tiempo que tenemos la expectativa de avanzar como sector productivo en la gestión de conocimiento básico y aplicado en relación con el manejo agrícola y agronómico del cultivo de la caña de azúcar con base en la información de sensores remotos. Entre las aplicaciones descritas de uso actual se incluyen la identificación de variedades, el seguimiento del cultivo y la predicción de la productividad.

Cenicaña continúa las investigaciones al respecto de acuerdo con las necesidades de información de los cañicultores para el manejo sostenible de las tierras a su cargo en el valle del río Cauca.

Álvaro Amaya Estévez, Ph. D.  
*Director General de Cenicaña*



# Introducción

En Colombia los costos para producir una tonelada de azúcar son mayores que en otros países, a causa de factores como el precio de la tierra, la mano de obra, los insumos, los impuestos y la seguridad. El valor de los derechos de uso del agua, el costo de los fertilizantes y de las inspecciones para la detección de plagas y enfermedades, así como los recursos necesarios para medir la sacarosa en la caña en evaluaciones de precosecha son, además, otros rubros de importancia.

Una forma de disminuir los costos de producción y mejorar la productividad de los campos es utilizar herramientas para identificar condiciones anormales en el cultivo, de manera que se puedan tomar medidas de control o de prevención oportunas.

En este sentido, la percepción remota (PR) es un sistema efectivo para el seguimiento de los campos, pues ha mostrado resultados importantes en la estimación de la producción necesaria para el desarrollo de estrategias de comercialización; en la identificación de enfermedades, malezas y estrés en el cultivo que al ser detectados a tiempo pueden ser corregidos sin afectar la producción final de los campos; y en la discriminación varietal para identificar variedades (genotipos) y conocer su distribución local y en otras regiones y países.

Los mayores productores de caña de azúcar, como Brasil, Australia y Sudáfrica, han avanzado en el uso de datos proporcionados por la PR en combinación con el sistema de posicionamiento global (GPS) y sistemas de información geográfica (SIG), con resultados que animan a seguirla utilizando (Bégué *et al.*, 2004; Dainese *et al.*, 2004; y Apan *et al.*, 2004B). La falta de investigación y el incipiente interés en la aplicación de la PR relegarían a países como Colombia, que desean mejorar su competitividad y no cuentan con la capacitación en el uso y aprovechamiento de este tipo de herramientas.

En Colombia, la investigación básica y aplicada de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar es reciente. Los primeros trabajos en este cultivo fueron adelantados por Cenicaña con el uso de una imagen Landsat 5 TM para hacer estimaciones sobre la productividad (Carbonell, 2000) y posteriormente con datos del satélite MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) para

relacionar la productividad con los índices NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), WDVI (*Weighted Difference Vegetation Index*) y EVI (*Enhanced Vegetation Index*) (Bastidas y Carbonell, 2006).

En 2009, Colciencias, entidad que promueve y patrocina la investigación en Colombia, aprobó una propuesta de investigación de Cenicaña que tuvo como objetivo realizar un seguimiento temporal por medio de la PR a la respuesta espectral del cultivo de la caña de azúcar según diferentes prácticas de manejo y condiciones ambientales. Los resultados relevantes del proyecto “Monitoreo del cultivo de la caña de azúcar por medio de la percepción remota” –que duró tres años– constituyen el contenido de este libro.

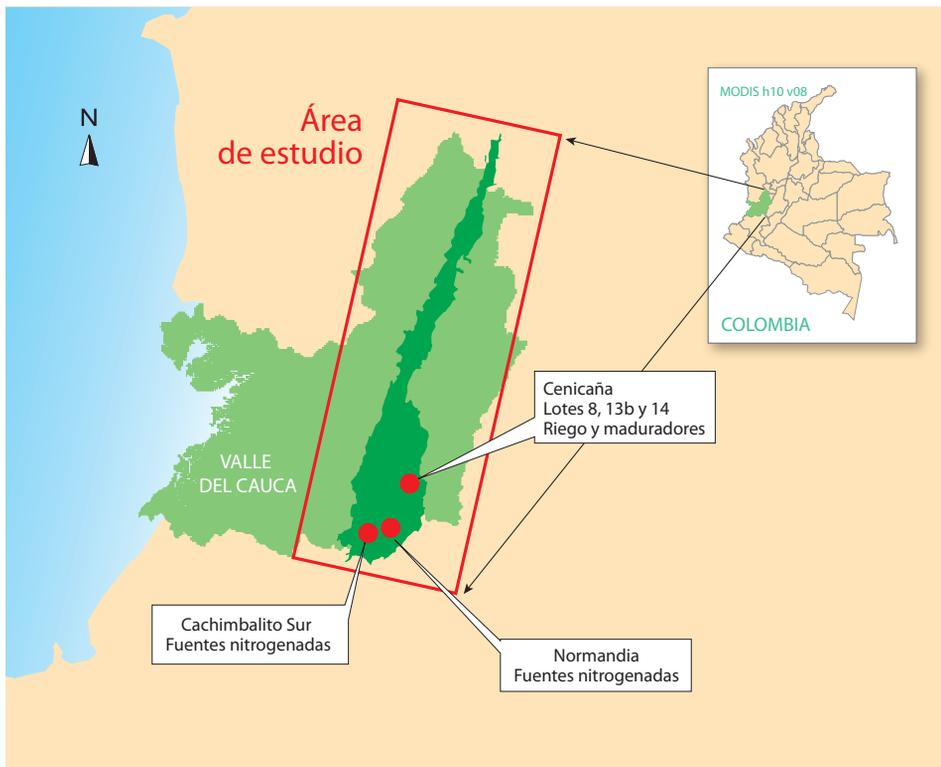
En la investigación se utilizaron series de imágenes de satélite MODIS y se hicieron lecturas espectrales en el campo para conocer la respuesta de la caña en función de diferentes dosis de fertilizantes nitrogenados y reguladores de crecimiento y distintas profundidades del nivel freático. El mapa de la Figura 1 muestra el área sembrada con caña de azúcar en el valle del río Cauca y la ubicación de algunos sitios experimentales donde se tomó información espectral.

El sector agroindustrial de la caña de azúcar del valle del río Cauca se encuentra ubicado entre 3° y 5° latitud norte y entre 76°22' y 75°31' longitud oeste, en un rango de altura sobre el nivel del mar de 920-1150 metros. El área bruta destinada a la producción de azúcar, etanol y cogeneración de energía es de aproximadamente 248,000 hectáreas. En el contexto global Colombia es el país más eficiente en términos de productividad, con los mayores índices de tonelaje de caña y azúcar por hectárea, aunque el porcentaje de su participación en la producción de azúcar es muy pequeño en comparación con países como Brasil, India y Australia, que juntos entregan más del 45% del total mundial.

La revisión de literatura acerca de los fundamentos de la percepción remota, los métodos de estimación y su viabilidad y uso en el cultivo de la caña de azúcar, así como el aprendizaje y los nuevos conocimientos documentados en este libro sugieren que éste puede ser un referente importante para investigadores y personas que empiezan a incursionar en el uso de la percepción remota.

El libro se compone de dos partes. La primera proporciona los fundamentos de la percepción remota (capítulo 1), una revisión de modelos para el cálculo de variables biofísicas (capítulo 2) y el estado del arte acerca de las aplicaciones en el cultivo de la caña de azúcar (capítulo 3). La segunda parte se refiere a los trabajos desarrollados por Cenicaña a partir de datos satelitales (capítulo 4) e información espectral obtenida en campo (capítulo 5). Finalmente se exponen las conclusiones, recomendaciones y proyecciones en relación con el desarrollo y la adopción de la percepción remota en la agroindustria azucarera colombiana (capítulo 6).

De acuerdo con los avances de la investigación, a través del Servidor de Mapas integrado al Sistema de Información de Agricultura Específica por Sitio –AEPS® disponible en el sitio web de Cenicaña ([http://www.cenicana.org/aeps/servidor\\_mapas.php](http://www.cenicana.org/aeps/servidor_mapas.php)), los agricultores donantes del Centro pueden acceder a la cartografía de sus predios y consultar información acerca de las asociaciones entre el índice de vegetación y la producción por ciclo de cultivo desde el año 2000 hasta la fecha de consulta. Así, el desarrollo tecnológico en percepción remota y los servicios de información disponibles para los agricultores contribuyen a promover la adopción masiva de esta herramienta en nuestro medio, facilitando el uso de la información espectral y la innovación en el cultivo de la caña de azúcar.



**Figura 1.** Zona de estudio y ubicación de los sitios experimentales.



# 1

## Fundamentos





En este capítulo se presentan algunos de los conceptos básicos de la percepción remota, referida a la porción del espectro electromagnético entre los 400 nm y 2500 nm, y de la interacción de la energía electromagnética con la atmósfera, la superficie terrestre y, en especial, con la vegetación. Se muestran de manera descriptiva los diferentes tipos de modelos para la simulación de follaje de la vegetación: modelos de transferencia radiativa, óptico-geométricos y de simulación por computador. Y finalmente, se expone el apoyo que brinda la percepción remota en la agricultura de precisión.

## Percepción remota

La PR o teledetección (del inglés *Remote Sensing*) es la ciencia y el arte de obtener información espacial, temporal y espectral de un cuerpo u objeto sin entrar en contacto físico con este. Para obtener dicha información se emplean sensores, cámaras métricas y convencionales, cámaras de video y espectrorradiómetros de campo y de laboratorio. Los componentes básicos de la percepción remota son:

**Fuente de energía:** es el origen del flujo energético detectado por el sensor. Cuando este flujo es externo al sensor se denomina PR pasiva; pero si el sensor emite este flujo energético se denomina PR activa (por ejemplo, Radar –detección y medición de distancias por radio– y Lidar –tecnología que por medio de un láser permite determinar la distancia que hay entre un emisor láser y una superficie). La fuente de energía más importante y común es el Sol.

**Cuerpos a estudiar:** están formados por diversas coberturas de vegetación, suelo, agua y construcciones o centros poblados que reciben la radiación y la reflejan, la absorben o la transmiten de acuerdo con sus propiedades físicas y químicas.

**Sistema sensor:** está compuesto por el sensor mismo, su plataforma y un sistema de almacenamiento, de captura, codificación y envío de la información a estaciones en la Tierra.

**Sistema de recepción:** sitio donde es enviada la información transmitida por el sistema sensor. Ahí se organiza en un formato apropiado para su disposición a usuarios especializados.

**Analista-usuario final:** persona que interpreta la información y la convierte en una salida temática o cuantitativa con el fin de evaluar o solucionar un problema de estudio para ser entregada a un usuario final.

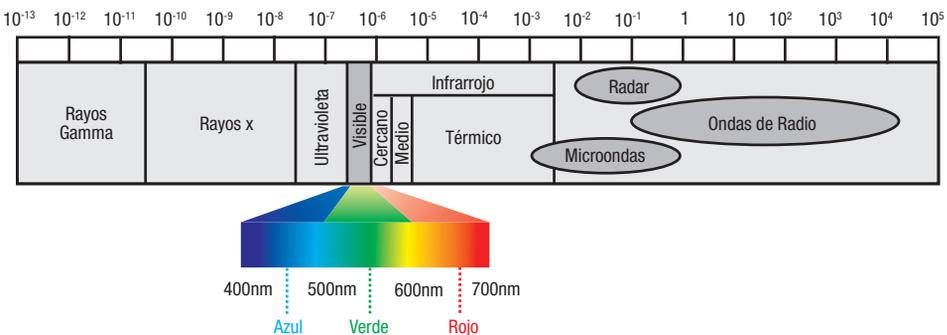
## Radiación electromagnética

Los sensores remotos perciben radiación electromagnética reflejada o emitida por la superficie. La radiación es un modo de propagación de la energía a través del vacío en forma de interacción que avanza entre campos eléctricos y magnéticos.

Como se puede entender, se refiere a la energía transportada por ondas electromagnéticas y está compuesta por partículas energizadas llamadas cuantos. Cuando esos cuantos corresponden a la porción visible del espectro electromagnético se denominan fotones. El grado de energía y frecuencia de los cuantos determina la longitud de onda y el color de la radiación.

Las ondas electromagnéticas se diferencian por su respectiva longitud, que es la distancia entre dos crestas consecutivas. Las longitudes de onda están reunidas en el espectro electromagnético, y este se subdivide en grupos familiares: rayos X, rayos ultravioleta (UV), visibles, infrarrojos (IR), microondas y ondas de radio. Cabe resaltar que los rayos X son los que tienen la longitud de onda más pequeña, la cual va creciendo hasta llegar a las más grandes, como las ondas de radio (Figura 2).

De todo el conjunto de ondas que tiene el espectro electromagnético, las porciones de los rayos visibles e infrarrojos son las importantes para las aplicaciones



**Figura 2.** Espectro electromagnético (Longitud de onda en metros).

agrícolas, puesto que la luz del Sol es la fuente de energía que activa el proceso de fotosíntesis en los cuerpos vegetales, lo cual quiere decir que las convierte en las más utilizadas en la percepción remota.

La región espectral, ubicada en la porción Radar, también es importante, debido a que los sensores que trabajan allí emiten su propia energía y captan la respuesta del terreno. Su principal ventaja es su capacidad de ser independientes a la presencia de nubes y la luz solar.

## Interacciones de la radiación con la atmósfera

Para alcanzar la superficie terrestre, la radiación proveniente del Sol debe atravesar un medio heterogéneo y variable: la atmósfera. En ese proceso la radiación sufre varias transformaciones que la modifican cuantitativamente al llegar a la superficie terrestre. Además, para ser detectada por el sensor a bordo de un satélite, la radiación debe atravesar nuevamente la atmósfera. Por tanto, comprender las posibles transformaciones que sufre la radiación en su doble pasaje por la atmósfera es importante para entender, a partir de sensores satelitales, las propiedades de los objetos sobre la superficie.

Cuando los sensores están cerca al objeto (100-1000 m) es necesario conocer la capacidad de almacenamiento del sensor; asimismo, realizar correcciones geométricas y radiométricas y minimizar el efecto de la vibración y velocidad de vuelo, por ejemplo, en ultralivianos o plataformas no tripuladas.

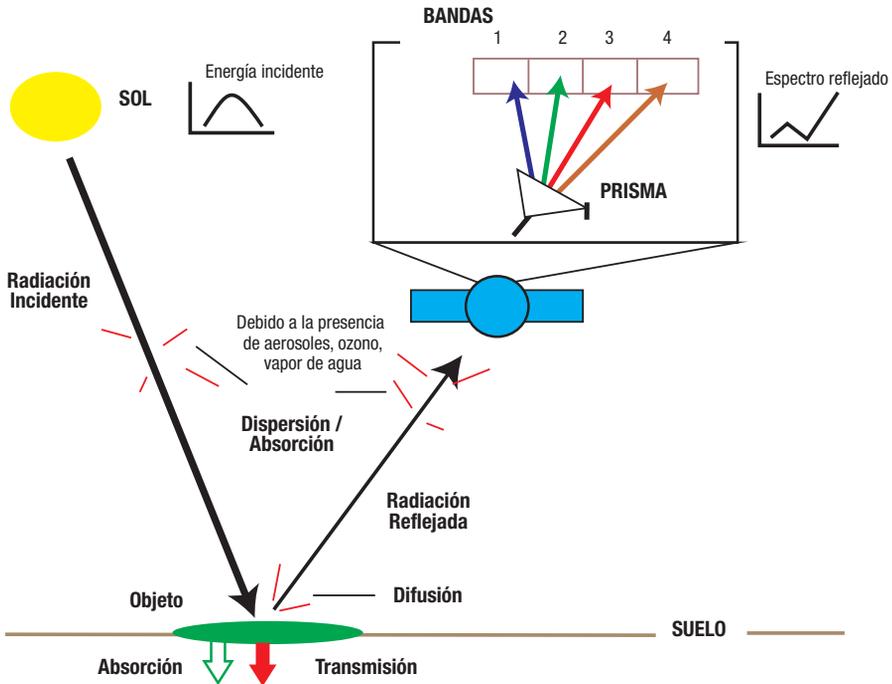
La radiación en la atmósfera es transmitida, absorbida, reflejada y dispersada. Los gases, el vapor de agua y los aerosoles son responsables del tipo y de la magnitud de las interacciones entre la atmósfera y la radiación. Los componentes atmosféricos absorben energía en determinadas longitudes de onda y reducen la cantidad transmitida. El oxígeno molecular y el ozono absorben la porción de espectro correspondiente al ultravioleta (0.1-0.38  $\mu\text{m}$  y 4.9-5  $\mu\text{m}$ , respectivamente). El  $\text{CO}_2$  y el vapor de agua se ocupan de buena parte de la absorción de la energía incidente en la porción de rayos infrarrojos cercanos y medios del espectro (Figura 3).

La atmósfera es transparente en la radiación visible (400-700 nm) y en buena medida de la infrarroja cercana. Por otra parte, es opaca (baja transmisión, alta absorción) en una franja importante de la radiación infrarroja térmica. Sin embargo, en esta porción del espectro es posible identificar una banda o “ventana” atmosférica, centrada en 10  $\mu\text{m}$ , en la cual la atmósfera es transparente. La identificación de ventanas del espectro cuya transmisibilidad de la atmósfera es alta es de crítica importancia en los sistemas satelitales, ya que los sensores deben diseñarse de manera que perciban radiación en esas longitudes de onda.



## Interacciones de la radiación con la superficie terrestre

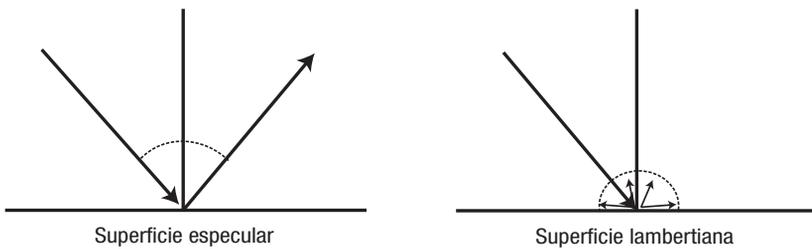
Cuando la radiación incide sobre un objeto de la superficie terrestre se fracciona en: energía reflejada, energía absorbida y energía transmitida, que varían según el objeto y los materiales que lo componen. Cada objeto tiene una única forma de fraccionar la energía incidente y esto lo hace diferenciarse de otro. La cantidad de energía reflejada por los objetos que han sido iluminados por la radiación incidente es captada por los sensores y distribuida en las longitudes de onda o bandas espectrales con las que cuenta dicho sensor. A esta relación se la denomina firma, huella o patrón espectral. De esta forma, la huella espectral que captan los diversos sensores utilizados en teledetección o percepción remota refleja el comportamiento de los diferentes objetos analizados en función de su mayor o menor capacidad de absorción, transmisión o reflexión de la energía que reciben. Como ya se mencionó, este hecho está condicionado por la estructura y la composición del elemento observado. Incluso, un mismo objeto puede variar su respuesta espectral en función de su estado y de su relación con el entorno, o según las condiciones ambientales y de la geometría sol-sensor al momento de su captación (Figura 5). Una revisión más extensa sobre la interacción de la energía con los cuerpos se encuentra en Lillesand y Kiefer, 2000; Chuvieco, 1995; y Ormeño, 1997.



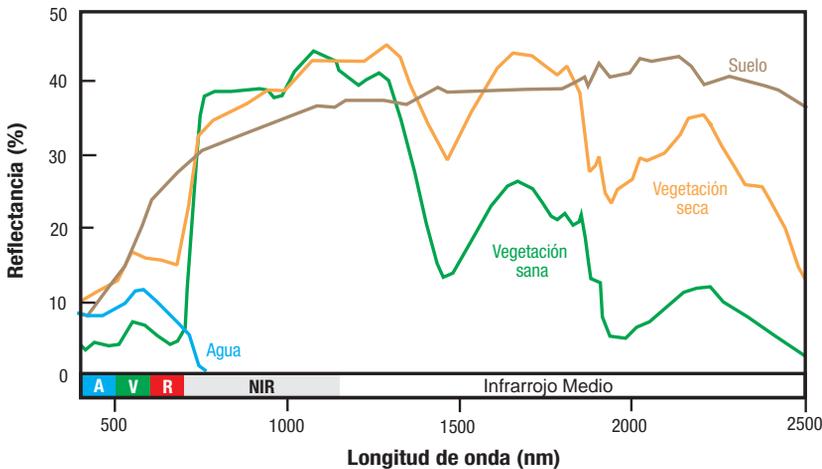
**Figura 5.** Proceso de percepción remota. Fuente: University Delaware, EE.UU.

Los objetos sobre la superficie reflejan de diferente forma la energía incidente. Los comportamientos o situaciones comunes de reflexión son la reflexión especular y la reflexión difusa (Figura 6). La primera sucede cuando la radiación reflejada va en una única dirección y forma un ángulo con la vertical igual al ángulo de energía incidente. Este tipo de reflexión ocurre en superficies “lisas” (o especulares) como, por ejemplo, el agua. Por su parte, en la reflexión difusa la energía es reflejada más o menos uniformemente en todas las direcciones. Cuando la superficie refleja la energía uniformemente con independencia del ángulo de incidencia se denomina “superficie lambertiana”; tal es el caso de la nieve y la arena. Pero es de destacar que la mayor parte de las superficies tienden a comportarse como una combinación de ambas situaciones, o de un modo intermedio entre ellas (Chuvieco, 2008).

En la Figura 7 se pueden ver los patrones espectrales típicos de algunas coberturas terrestres. Obsérvense las variaciones de la reflectancia a lo largo de cada longitud de onda.



**Figura 6.** Reflexión de la energía en superficies, con diferente comportamiento. Fuente: <http://www.innovanet.com.ar/gis>

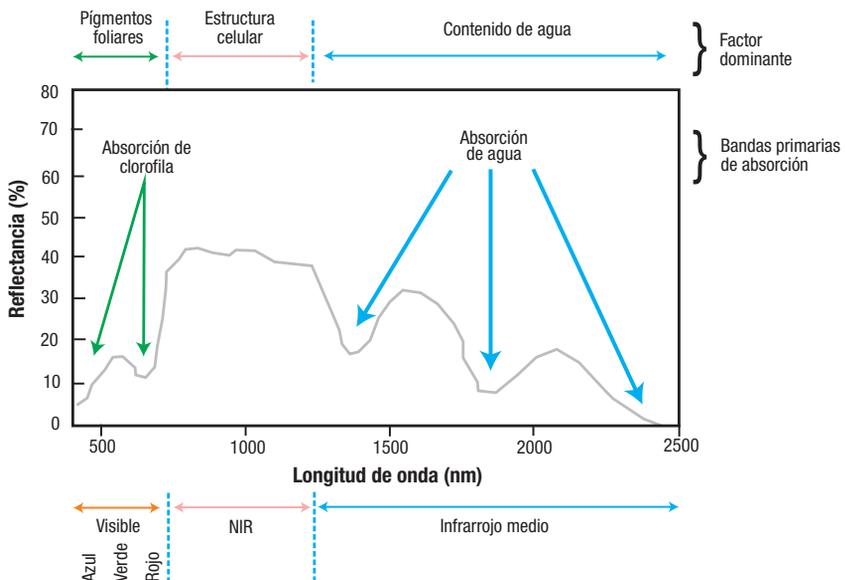


**Figura 7.** Patrones espectrales típicos o comunes de algunos cuerpos. Fuente: Demattê, 2005.

## Comportamiento espectral de la vegetación

La energía reflejada y emitida por un objeto es la que se mide en la percepción remota. Cada objeto examinado tiene un patrón espectral único que lo hace diferenciarse o distinguirse de otro. Un claro ejemplo es la diferencia entre un cultivo en buen estado de desarrollo (hojas verdes) y otro con enfermedades o falta de agua (hojas amarillentas); en otras palabras, plantas enfermas producen patrones espectrales distintos a los de plantas sanas. Las diferencias espectrales entre estas plantas no se deben solamente a sus propias condiciones, sino también a factores externos como la altura del Sol en el horizonte, la absorción y reflexión de la atmósfera y de la capa de ozono, la presencia de vapor de agua y de nubes, la temperatura de los objetos, y el suelo. Estos factores generan desviaciones de la energía y alteran el valor final de aquella reflejada por un objeto.

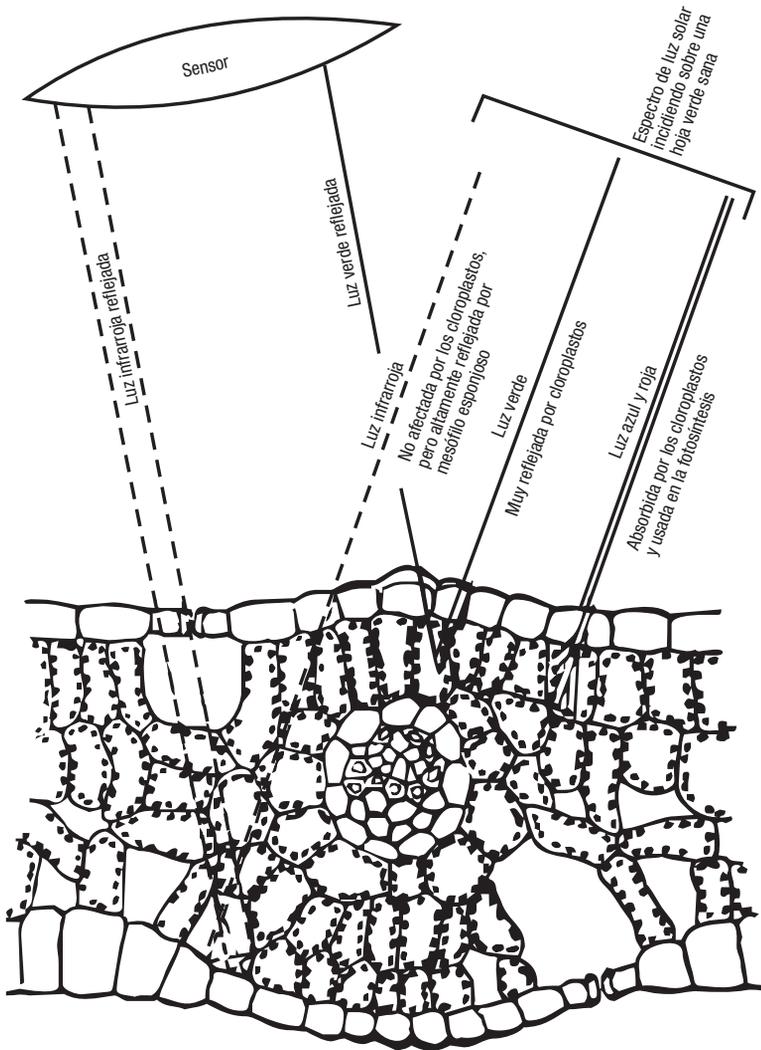
El patrón general de la vegetación se encuentra caracterizado en tres grandes grupos: el primero se ubica en la región visible de los 400 nm a 700 nm y se identifica por tener altas absorciones, debido principalmente a la presencia de pigmentos fotosintéticos como la clorofila y los carotenoides. En segunda instancia, el infrarrojo cercano (NIR) tiene los valores más elevados de reflectancia, ya que la mayor dispersión de la energía es causada por la estructura celular interna de las hojas. Y por último, la región entre los 1.400 nm y 2.500 nm tiene valores de reflectancia menores por su sensibilidad al agua. En la Figura 8 puede apreciarse la caracterización básica de un patrón espectral típico de la vegetación.



**Figura 8.** Caracterización descriptiva de un patrón espectral de la vegetación.  
Fuente: Adaptado de Swain y David, 1978

## Interacción de la energía con el follaje de la caña de azúcar

Cuando la energía interactúa con el follaje de la caña, al igual que con otros cuerpos, esta es reflejada, absorbida y transmitida (Abdel-Rahman y Ahmed, 2008) (Figura 9). La reflectancia del follaje es la combinación del espectro de la planta y de su fondo, en este caso el suelo (Figura 10). En general, la respuesta espectral de la caña depende de cinco factores: la arquitectura del follaje, la química foliar, los parámetros agronómicos, la geometría de adquisición y las condiciones atmosféricas.



**Figura 9.** Interacción de la energía con una sección foliar. Fuente: <http://www.geog.ucsb.edu/>



**Figura 10.** Fotografía del follaje de la caña a los cuatro meses de edad.

La estructura geométrica es el factor más importante que afecta las propiedades ópticas del follaje de la caña (Abdel-Rahman y Ahmed, 2008). Esta relación ha sido reportada en la literatura por Galvão *et al.* (2005); y Fortes y Demattê (2006), quienes han revelado que la caña de arquitectura más bien planófila (follaje medio erecto o abierto) tiene mayor reflectancia que aquella de arquitectura erectófila (follaje erecto).

La respuesta espectral de la caña también está influenciada por los pigmentos de las hojas, tales como la clorofila a y b, los carotenos, la xantofila, las antocianinas (Guyot, 1990), aunque otros componentes foliares pueden, igualmente, alterar el comportamiento espectral del cultivo, por ejemplo, la deficiencia de nitrógeno genera cambios en todo el patrón espectral (Zhao *et al.*, 2005) y el contenido de agua en las hojas produce absorciones en bandas específicas como los 980 nm y los 1205 nm. Su comportamiento espectral se encuentra afectado por parámetros agronómicos, y el índice de área foliar LAI es el más importante: un follaje con más LAI refleja más la energía que uno con bajo o mediano LAI (Fortes, 2003; y Simões *et al.*, 2005).

Actualmente no existe en el trópico una investigación básica específica en caña de azúcar para conocer la real interacción de la luz con el follaje. Es necesario llevar a cabo estudios más detallados para entender cuál es el comportamiento espectral de la caña. Los resultados servirán, por ejemplo, para el desarrollo de modelos, la discriminación y selección varietal, la estimación de nutrientes foliares

y la determinación de parámetros biofísicos. De esta forma, los investigadores podrán desarrollar variedades que utilicen de modo eficiente la luz, y así mejorar los rendimientos en los cultivos de caña de azúcar.

Algunos primeros estudios básicos han sido realizados en Sudáfrica a partir de lecturas tomadas con un espectrorradiómetro de campo para detectar diferentes niveles de infestación de *thrips* (*Fulmekiola serrata*), plaga que raspa las hojas, en caña de azúcar (Abdel-Rahman *et al.*, 2008), y también para la localización de regiones importantes para estimar la clorofila en la hoja (Abdel-Rahman *et al.*, 2010) y el contenido de clorofila en el follaje (Murillo *et al.*, 2012). De igual manera, se han llevado a cabo estudios en laboratorios en los Estados Unidos para la identificación del síndrome de la hoja amarilla antes de la expresión de sus síntomas (Grisham *et al.*, 2010) y también para la estimación de sacarosa (Johnson *et al.*, 2011).

## Modelación de la reflectancia del follaje

Las interacciones de la energía electromagnética que incide en una superficie están gobernadas por la función de distribución de reflectancia bidireccional (BRDF por sus siglas en inglés), propiedad física intrínseca fundamental de la distribución de la energía que rige el comportamiento de la reflectancia de una superficie. La BRDF se formula como el cociente entre la radiancia dispersada por una superficie en una dirección dada, medida sobre una unidad de superficie, y la irradiancia incidente (con un ángulo determinado) sobre la misma superficie (Sánchez, 2006). Otra manera de definir este factor es que especifica la relación entre el flujo incidente a la superficie del material y el reflejado, en forma difusa, por el mismo.

Esta función describe cómo la aparente reflectancia de una superficie varía según el ángulo con el cual es iluminada y observada por el sensor. Aunque la BRDF no puede ser medida directamente, lecturas multidireccionales pueden proporcionarnos algunas estimaciones aproximadas. Se requiere, por tanto, algún tipo de modelo que permita interpolar entre un grupo de lecturas de la reflectancia direccional y extrapolarlo a un conjunto mayor, de manera que podamos predecir la “forma” general de la BRDF. Estos son los llamados modelos de transferencia radiativa que simulan la BRDF (Sánchez, 2006).

En la optimización inversa (capítulo 2) en percepción remota se emplean modelos que simulan la respuesta espectral de la vegetación en la hoja y en el follaje. Estos modelos integran una serie de elementos físicos de patrones espectrales conocidos, a partir de cuyas medidas se pueden obtener valores de reflectancia teóricos o simulados. Para la vegetación estos elementos pueden ser el LAI, la altura o el diámetro de la hoja, la clorofila y otros componentes bioquímicos pre-

sentos indicadores de actividad fotosintética. La abundancia y complejidad de los parámetros complica el diseño y la elección del modelo así como su computación. Por lo tanto, el modelo ideal debería tener pocos parámetros físicos ajustables y ser capaz de describir un alto rango de anisotropías de la superficie.

La mayoría de modelos de reflectancia de la vegetación se relacionan con el follaje, y existen muy pocos para las hojas (Liang, 2004). No obstante, las características ópticas de la dispersión de la energía necesarias en el follaje dependen de la microestructura y de las propiedades de las hojas.

Un modelo conocido y de buena representación en la literatura es PROSPECT, propuesto por Jacquemoud y Baret (1990). Este modelo simula la reflectancia y transmitancia de la hoja entre los 400 nm y 2500 nm, y usa parámetros como materia seca, contenido de agua, clorofila a y b y un parámetro virtual N. Su unión con SAIL (del inglés *Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves*), propuesto por Verhoef (1984), que simula la reflectancia en el follaje, generó el modelo PROSAIL (Jacquemoud *et al.*, 2009), el cual además de los parámetros de PROSPECT tiene en cuenta variables como el LAI, la reflectividad del suelo, los ángulos cenital y acimutal del Sol y los de inclinación de las hojas.

Diversos modelos expuestos a continuación usan la transferencia radiativa:

**Modelos tipo “Plato”:** como PROSPECT. Describen la hoja como una pila de  $n$  láminas compuesta de elementos absorbentes y dispersores, y cada una está separada por  $n-1$  espacios de aire (Allen *et al.*, 1970).

**Modelos aciculares (*Needleleaf Models*):** propuestos para caracterizar las propiedades espectrales de coníferas, en las que las hojas son como agujas. Uno de los modelos desarrollados es LIBERTY (Dawson *et al.*, 1998), el cual supone que la estructura celular foliar puede representarse como células esféricas en las que se realiza una suma de los coeficientes de absorción individuales (lignina, agua, clorofila) de acuerdo con su contenido por unidad de área. Los parámetros estructurales resultantes (diámetro celular, espesor de la hoja y espacio de aire) entregan la reflectancia y transmitancia para agujas foliares individuales y unidas.

**Modelos *Ray Tracing*:** basados en el trazado de rayos (*Ray tracing*). Fue propuesto por Allen *et al.* (1973), y Govaerts *et al.* (1996). El modelo requiere información detallada de las células. Mediante las leyes de la reflexión, refracción y absorción es posible simular la propagación de los fotones que inciden sobre la hoja. Desafortunadamente, este modelo es empleado para validar otros más simples y entender el proceso del fotón en la hoja, y requiere un alto grado de computación.

**Modelos estocásticos:** se apoyan en la teoría de las cadenas de Markov (Tucker, 1977; y Maier *et al.*, 1999). En la cadena de Markov la variable aleatoria estado del

fotón solo tiene dos valores discretos: “absorbido en el parénquima” o “dispersado en el parénquima esponjoso”. Su probabilidad de ocurrencia se describe por los elementos de un vector llamado “estado del vector”. De manera matemática se expresa por la multiplicación de matrices. Los elementos de la matriz de transición son las probabilidades para las transiciones entre los diferentes estados (Liang, 2004).

**Modelos de turbidez:** derivados de la teoría de Kubelka-Munk. Consideran la hoja como una losa de difusión (coeficiente de dispersión  $s$ ) y absorción (coeficiente de absorción  $k$ ). La teoría supone el cálculo de la transmitancia y reflectancia como función de los coeficientes  $s$  y  $k$ . Simplificaciones realizadas por Verhoef (1984) dan origen al SAIL. Estos modelos son los más empleados y funcionan bien en coberturas agrícolas pero no en forestales (Jacquemoud *et al.*, 2000; y Weiss *et al.*, 2001).

Además de los modelos anteriores que emplean la teoría de la simulación de la reflectancia, existen otros tipos de técnicas para el modelamiento del follaje: los modelos óptico-geométricos y los métodos de simulación por computador. Los primeros se emplean en coberturas vegetales no densas (Chuvieco, 2008) y suponen que el follaje tiene forma de cilindros, esferas, conos y elipsoides. La aplicación de estos modelos en percepción remota fue simulada por Li y Strahler (1985, 1986), quienes usaron la geometría de simples conos para representar las coronas de árboles de coníferas.

Los modelos de transferencia radiativa y los óptico-geométricos tratan el follaje como conjuntos estadísticos. Para la exactitud en la computación de la distribución de la radiación de follajes más complejos, los modelos de simulación por computador son los más deseables. El más común de estos modelos es el Monte Carlo, que se emplea para seguir la trayectoria del fotón desde que llega a la cobertura vegetal e interactúa con todos los componentes de la hoja. La trayectoria llega hasta que de forma aleatoria el fotón es absorbido (se pierde dentro de la cobertura) o reflejado (momento en que es captado por sensores remotos).

### ***Comparación entre modelos de simulación***

En los párrafos anteriores se presentaron a grandes rasgos tres tipos de modelos: transferencia radiativa, óptico-geométrico y simulación por computador (Monte Carlo). Vale la pena destacar que la técnica de la transferencia radiativa es más adecuada para follajes densos, y los modelos geométricos, para coberturas vegetales menos densas o escasas y con coronas de forma regular. Se han realizado algunos esfuerzos para unir estos modelos en uno solo y generar modelos de follaje híbridos (Liang, 2004); pero son más complejos de diseñar y su cálculo es más tedioso (Chuvieco, 2008). En cuanto a los modelos por computador, se aplican para comprender el régimen de la radiación y, recientemente, para recuperar parámetros biofísicos de interés. En esta sección, aunque se describieron

los tres tipos de modelos, se dio más énfasis al modelamiento por simulación de la reflectancia, en el cual todo el fundamento y formulación empleados pueden ser usados para otros tipos de coberturas, como la atmósfera, los suelos y la nieve. Aunque ya existen trabajos que comparan los modelos con mediciones hechas en laboratorio, todavía es necesario calibrarlos y validarlos.

Finalmente, de los modelos de la transferencia radiativa, PROSPECT –y su unión con SAIL– es el más utilizado en la literatura al respecto para las comparaciones de imágenes de satélite (ya sean multiespectrales o hiperespectrales) y también para la generación de librerías espectrales.

## Plataformas para percepción remota

Los satélites, los aviones, los globos, las cometas, los dirigibles y los aeromodelos son los soportes usados para montar los sistemas sensores aéreos o satelitales.

**Satélites:** vehículos colocados en órbita alrededor de la Tierra. Una de sus ventajas es su capacidad de recolectar información regular de la superficie terrestre. Los principales satélites para la observación de la Tierra son heliosincrónicos, es decir, que pasan por un área determinada a la misma hora local; su órbita es circular y cuasipolar y tienen una altitud entre los 700 km y los 900 km.

**Aviones:** la altitud de vuelo está entre 500 m y 10 km. Permiten recolectar información a mayor escala que los satélites; son sensibles a las condiciones atmosféricas (vientos, turbulencias).

**Globos:** su altitud varía entre 300 m y 3000 m. Se inflan con helio y se retienen por medio de un cable en la zona de estudio.

**Dirigible no rígido (blimp):** se inflan con helio y pueden tomar imágenes a diferentes alturas hasta 400 m (Inoue *et al.*, 2000). Estos dirigibles pueden ser autónomos –siguiendo criterios por computadora– o estar sujetos a la Tierra con la ayuda de personas. Pero son muy sensibles a los vientos.

**Aeromodelos:** pueden tomar fotos a alturas hasta de 1000 m. Son económicos, funcionan con combustible o con electricidad y ofrecen, según la cámara, una alta resolución espacial y temporal.

## Sistemas de percepción

### *Sistemas activos*

Los sistemas activos tipos Radar y Sonar lanzan radiación electromagnética, la cual rebota sobre los cuerpos. Esta señal reflejada es de nuevo registrada o medida por el sensor.

## ***Sistemas pasivos***

Los sistemas pasivos utilizan el Sol como fuente de energía electromagnética, y la energía que registra el sensor es la reflejada por los objetos terrestres.

## **Resolución de un sistema sensor**

La resolución de un sistema sensor se define como la capacidad de discriminar y registrar información detallada. Se denomina sistema sensor porque la resolución se refiere al conjunto del equipo y no a cada una de sus partes. Por ejemplo, una mejora en el sistema de lentes no necesariamente implica poder adquirir imágenes con más detalle, a menos que se mejorara la cantidad de información que puede almacenar el dispositivo de archivo final (Yuras, 2006).

**Resolución espacial:** hace referencia al objeto de tamaño más pequeño que puede ser distinguido en una imagen producida por un sensor.

**Resolución espectral:** es la cantidad y la dimensión de intervalos de longitud de onda que se pueden reconocer en el espectro electromagnético y que el sensor puede medir. Un sensor tendrá mayor resolución espectral cuantas más bandas brinde y estas sean más estrechas. Actualmente el término multiespectral se refiere a sensores que tienen entre cuatro y ocho bandas espectrales, y el término hiperespectral hace alusión a aquellos sensores con más de ocho bandas espectrales. Hasta el momento el sensor satelital con más bandas es EO-1 Hyperion con 220.

**Resolución temporal:** la periodicidad con la que el sensor adquiere datos del mismo sector sobre la superficie terrestre.

**Resolución radiométrica:** se refiere a la sensibilidad del sensor, esto es, a su capacidad de detectar variaciones en la radiancia espectral que recibe. El número máximo de niveles digitales que puede detectar un sensor óptico-electrónico es lo que se conoce con el nombre de resolución radiométrica. Los primeros sensores ofrecían 64 o 128 niveles digitales; actualmente ofrecen entre 256 y 65,536.

## **La espectrorradiometría de campo**

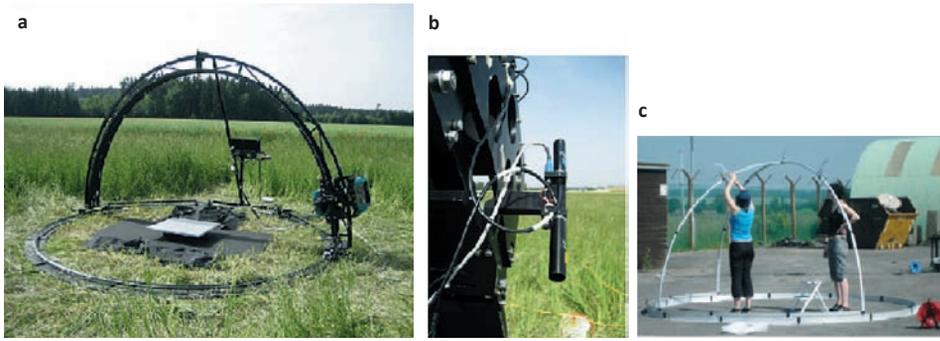
Los sensores pueden ser montados en plataformas satelitales, ser aerotransportados o trabajar usando dispositivos portátiles. Aquellos sensores con un número limitado de bandas espectrales se llaman radiómetros, y los que cuentan con resoluciones espectrales mayores, es decir, de 1 nm o 2 nm hasta 10 nm, se denominan espectrorradiómetros. Ahora bien, los espectrorradiómetros de campo y de laboratorio son instrumentos diseñados para medir la distribución de la radiación en un intervalo de longitudes de onda: una medida cuantitativa

de la reflectancia (Schaepman, 1998). La reflectancia sirve para la estimación de diversas características biofísicas y fisiológicas de los cultivos y se convierte en un indicador del estado vegetativo de una plantación.

Durante los últimos veinte años la espectrorradiometría de campo ha sido una técnica importante para caracterizar la reflectancia de superficies naturales *in situ*, y ha servido como soporte para la calibración de diversos sensores aéreos y satelitales y para la generación de librerías espectrales de cuerpos como rocas, suelo, vegetación, entre otros.

Adquirir lecturas espectrales en campo es vital en la percepción remota, pero los métodos para lograr este objetivo tienen serias limitaciones debido a que en la mayoría de los casos las condiciones no son las ideales. Los problemas surgen a partir de los propios instrumentos usados, el medio ambiente y las metodologías empleadas (Milton *et al.*, 2009). Entonces, con el propósito de que los datos cumplan con una serie de condiciones homogéneas y sean reproducibles es necesario estandarizar la forma de conseguirlos y que cada patrón espectral tenga su metadato (datos que describen otros datos). Por su parte, el metadato permite conocer el origen de la información, las condiciones en que fue obtenida, el equipo usado, la ubicación geográfica. Milton *et al.* (2009) han propuesto un metadato.

En los últimos veinte años las mejoras en el diseño de los sensores han incrementado el número de espectrorradiómetros en el mercado. Los desarrollos actuales son más versátiles que los de 1980, pese a que aún existen limitaciones. Las más evidentes son el uso operativo de algunos equipos muy grandes y pesados como goniómetros (Figura 11) y también las deficientes pantallas de computadores portátiles cuando están bajo la luz brillante del Sol. Además, otro punto es el elevado costo de equipos más robustos o complejos, lo cual limita su uso. Sin embargo, para superar estos problemas los fabricantes se han encargado de desarrollar equipos portátiles y sistemas miniaturizados (Figura 12) con los cuales se obtienen avances para la movilización en campo, aunque tienen una señal más pobre y se ven afectados por la temperatura en campo. A pesar de estas limitaciones existen grandes progresos en la aplicación de dicha tecnología: uno de los más grandes es el desarrollo de instrumentos de ángulos de visión múltiple, como goniómetros, para la caracterización del BRDF (página 34). Este avance ha impulsado el reconocimiento del BRDF como una variable de importancia fundamental en un gran número de actividades en la ciencia de observación de la Tierra. Asimismo, la espectrorradiometría ha hecho una contribución significativa a las actividades de calibración indirecta, así como al desarrollo de sensores espaciales.



**Figura 11.** Ejemplos de goniómetros: a) Goniómetro para mediciones simultáneas de radiación de entrada y reflejada en la misma resolución angular usando dos espectrorradiómetros ASD FieldSpec3. b) Acercamiento al arreglo creado para mediciones de entrada y sobre el objeto (*dual-beam*). c) NPL GRASS, similar al anterior; puede ser configurado para mediciones angulares de la distribución de la irradiancia incidente, la radiancia reflejada o la combinación de las dos.



**Figura 12.** Algunas mediciones de reflectancia en campo: a) Mediciones *dual-beam*, con un equipo Spectron SE590. b) Medidas sobre un panel de referencia Spectralon. c) Similar al anterior, calibración indirecta (Universidad de Arizona). d) Radiómetro usado en modo *dual-beam* para medir la reflectancia del suelo por fuera del nadir. e) “Reflectomobile” usado en Lunar Lake, Nevada (NASA JPL). f) Mediciones desde el nadir en caña de azúcar (Cenicafía). g) Uso de camionetas con brazo mecánico (Universidad de Purdue, LARS). Fuente: Milton *et al.*, 2009, NCAVEO (<http://www.ncaveo.ac.u/c>) y Cenicafía.

La toma precisa de metadatos para acompañar las lecturas espectrales es un desafío válido para el intercambio de estos datos entre científicos investigadores. Como ya se ha sugerido, es necesario contar con información estandarizada; un avance importante es el desarrollo de bases de datos espectrales como SPECCHIO, para el almacenamiento y la organización de los datos tomados en campañas de campo, que garanticen su longevidad e intercambio con otros grupos de investigación (Bojinski *et al.*, 2003; Huni *et al.*, 2007).

## Sistemas satelitales empleados en caña de azúcar

Existen varios tipos de sensores satelitales que se usan para los cultivos de caña de azúcar. Cada uno varía considerablemente según su resolución espacial, temporal y espectral, y la selección de uno u otro depende de los objetivos del proyecto y de su aplicación. Es claro que la adquisición de imágenes de alta resolución espacial tiende a ser mucho más costosa (Gers, 2004), pero en los últimos tres años la presencia de varias empresas gubernamentales y privadas ha disminuido significativamente el precio de adquisición de imágenes continuas y de resolución adecuada para hacer seguimientos agrícolas. En el caso de la caña de azúcar, y en general en la agricultura, el uso de la PR satelital se ha hecho con los programas más antiguos como Landsat, NOAA y SPOT 4 y 5.

Para empezar, las imágenes Landsat son de libre acceso, aunque actualmente Landsat 7 presenta líneas sin información a causa de una falla del SLC (corrector de la línea de muestreo, del inglés *Scan Line Corrector*). Por lo tanto, en diciembre de 2012 se lanzará un nuevo satélite de la serie Landsat con algunas mejoras espectrales (<http://ldcm.gsfc.nasa.gov/>). NOAA, por su parte, no tiene una antena operativa en Colombia para la descarga de imágenes, pero ya existe un primer prototipo desarrollado por el CIF (Centro Internacional de Física).

Seguidamente, la compañía SPOT-IMAGE (<http://www.spotimage.com/>) con sus satélites SPOT 4 y 5 (satélites para la observación de la Tierra), ha realizado varios trabajos en el proyecto *Sucrette* (Sistema de seguimiento de la caña de azúcar por teledetección) en las islas Guadalupe y Reunión, que han consistido en detectar posibles anomalías de crecimiento en los cultivos como resultado de plagas y enfermedades a nivel intra e interparcelario, y también en hacerle seguimiento a la evolución de la cosecha con el objetivo de mejorar la movilización de sus frentes (Bégué *et al.*, 2004; Bappel *et al.*, 2003; y Bégué *et al.*, 2008).

Por otra parte, el proyecto Canasat (*Mapeamento da Cana Via Imagens de Satélite de Observacao da Terra*) (<http://150.163.3.3/canasat/mapa/>), con el INPE (*Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais*) en Brasil tiene como propósito

usar imágenes para conocer cada año la distribución espacial de la caña. Aunque cuenta con un simple servicio web para la visualización del área sembrada, se están realizando continuas investigaciones en las que se destacan el uso de datos MODIS para el monitoreo de la zafra (Aguiar, 2007) y la evaluación de redes neuronales para la estimación de la productividad (Picoli, 2006). Cabe resaltar que actualmente los estudios se centran en medir el impacto de la quema en el área de cosecha (Mello, 2009; y Novaes, 2010).

Al mismo tiempo, el sensor MODIS (<http://modis.gsfc.nasa.gov/>) en los satélites Terra y Aqua ha sido un programa pionero en el monitoreo de la Tierra debido a su óptima resolución espacial, temporal y espectral. Por ser de distribución libre y por la generación de productos específicos, las imágenes MODIS han popularizado el uso de los datos satelitales para el seguimiento de la dinámica agrícola. Los datos han sido usados en Brasil, Colombia y China para la estimación de la producción, para la detección de áreas sembradas con caña y para el desarrollo de sistemas expertos (Xavier *et al.*, 2006; Zongkun *et al.*, 2008; Picoli *et al.*, 2009; Rudorff *et al.*, 2009; y Murillo *et al.*, 2010).

Por otra parte, sensores experimentales como ASTER (<http://asterweb.jpl.nasa.gov/>) han sido usados en Brasil para hacer predicciones sobre la productividad y tener mejores resultados que los que se estiman de forma visual en los campos (Almeida *et al.*, 2006) y para mapear suelos destinados al cultivo de caña (Ben-Dor, 2008; Demattê, 2004). No obstante, desde mayo de 2007 ASTER venía presentando problemas de saturación en las bandas espectrales 5 y 9, y en 2008 se declaró oficialmente que toda la región SWIR (infrarrojo de onda corta) no es útil (<http://asterweb.jpl.nasa.gov/latest.asp>).

Es preciso anotar que en el Brasil, desde el 2004 hasta el 2007, las imágenes del satélite brasilero-chino C-BERS (<http://www.cbears.inpe.br/>) han sido usadas para calcular la disminución de gases de efecto invernadero por el uso del corte mecanizado. Los resultados han mostrado un incremento en el área cosechada de forma mecánica y una reducción de 300 mil toneladas por año de gases de efecto invernadero (Arraes *et al.*, 2010).

La tecnología hiperespectral es usada para referirse a los satélites con una alta resolución espectral, representada por la gran cantidad de bandas en rangos estrechos del espectro electromagnético. El sensor Hyperion sobre el EO-1 (<http://eo1.gsfc.nasa.gov/Technology/Hyperion.html>) recolecta 242 bandas y su uso ha mostrado adecuados resultados para aplicaciones agrícolas en caña de azúcar, concernientes a la discriminación de variedades y la identificación de enfermedades (Apan *et al.*, 2004A, 2004B; Galvão *et al.*, 2005; y Bappel *et al.*, 2003).

En conclusión, todas las aplicaciones anteriores emplean datos satelitales en el dominio óptico (es decir, son sensores pasivos) entre el rango de los 400 nm

y los 2500 nm. Las únicas aplicaciones de datos de Radar han sido realizadas en Reunión, donde se evaluó el potencial de las imágenes de Radar multitemporales con los satélites TerraSAR-X (<http://www.terrasar.de/>), ASAR/ENVISAT (<http://envisat.esa.int/instruments/asar/>) y PALSAR/ALOS (<http://earth.esa.int/ALOS/>), para conocer la mejor configuración y los parámetros Radar (longitud de onda, ángulos de incidencia y polarización) y así hacer la caracterización de caña de azúcar específicamente durante la cosecha. Los datos del TerraSAR-X mostraron los mejores resultados para diferenciar campos arados de campos con caña de azúcar (Baghdadi *et al.*, 2009). En segundo término, otra aplicación consistió en la creación de un banco de imágenes en el proyecto Kalideos (<http://kalideos.cnes.fr/>), el cual cuenta con imágenes SPOT, Formosat-2, mejoradas a partir de datos ERS Radar y RadarSat (<http://www.radarsat2.info/>). Es conveniente recalcar que la ventaja de los datos Radar es que funcionan independientes de las condiciones atmosféricas y pueden ser empleados durante el día o la noche.

Algunas aplicaciones en caña de azúcar para la detección automática de campos cosechados y no cosechados han empezado a emplear métodos híbridos, como la lógica difusa, para la integración de datos SPOT 5 a un modelo de crecimiento (Mahmoud *et al.*, 2009). De igual forma, se han integrado datos del LAI, derivados de imágenes, para ser usados en modelos de crecimiento como MOSICAS (Bappel *et al.*, 2005).

## Sistemas aéreos empleados en caña de azúcar

Las cámaras digitales multiespectrales, análogas, de video VHS, y CCD también han sido usadas para aplicaciones agrícolas a través de plataformas como globos, avionetas y dirigibles (Schmidt *et al.*, 2000; Usma, 2003; Berardocco *et al.*, 2004; Inoue *et al.*, 2000; Olea *et al.*, 2005; y Pompermayer, 2002). Por lo regular, la resolución espacial y temporal de estos sistemas es mucho mejor que la de los sistemas satelitales, aunque el área abarcada por escena es significativamente menor así como el número de bandas que se pueden captar.

El uso de cámaras multiespectrales en la industria de Sudáfrica ha mostrado buenos resultados para la identificación de variedades de caña, la edad del cultivo y los problemas por estrés hídrico (Schmidt *et al.*, 2001).

En la isla de Reunión (Lebourgeois *et al.*, 2008) se evaluó el uso de cámaras digitales para generar series de tiempo en caña de azúcar, mediante el uso de filtros especiales para las regiones del NIR y del límite del rojo. El sensor hiperespectral aéreo CASI (<http://www.itres.com/>) fue usado para medir parámetros biofísicos de la caña de azúcar como biomasa, IAF, contenido nutricional y clorofila. Los resultados indican que es posible estimar dichos parámetros con el uso

de la información del sensor, aunque la carencia de datos y su elevado costo no lo hacen conveniente hoy en día (Bappel *et al.*, 2003).

## La percepción remota y la agricultura de precisión

Existen muchas definiciones de agricultura de precisión; pero de acuerdo con Cenicña (2011), la agricultura de precisión se define como el “conjunto de prácticas agrícolas utilizadas para identificar y registrar la variabilidad de ciertos parámetros en un mismo lote, que permiten tomar decisiones agronómicas, económicas y ambientales apropiadas. Incluye recolectar, interpretar y manejar gran cantidad de datos agronómicos detallados de lugares precisos en los lotes, en un intento de ajustar y mejorar la eficiencia de la producción de los cultivos”.

Las decisiones de manejo que toman los agricultores pueden ser divididas en tres: estratégicas, tácticas y operacionales (Bouma *et al.*, 1999). Las decisiones estratégicas son a largo plazo (diez o más años); por ejemplo, la selección de un sistema agronómico (mezclado, orgánico o integrado). Las decisiones tácticas son a mediano plazo (dos a cinco años); por ejemplo, la rotación del cultivo. Y, por último, las decisiones operacionales son a corto plazo y suceden durante el crecimiento del cultivo: la siembra, la cosecha y la aplicación de agroquímicos. Hasta hoy la percepción remota no ha sido usada para la toma de decisiones estratégicas o tácticas, pero puede ser empleada para realizar manejos operacionales de diferentes formas.

Existen varios enfoques para el uso de la percepción remota en la agricultura de precisión (Liang, 2004). El primero es utilizar las imágenes para la detección de anomalías. Se realizan comparaciones entre una imagen actual e imágenes de ciclos previos, o se hacen comparaciones de un campo a otro, para que el agricultor pueda obtener información útil para guiar sus prácticas de manejo. Sin embargo, no hay una recomendación cuantitativa que pueda ser usada para agricultura de precisión.

El segundo enfoque implica la correlación entre las imágenes y variables específicas como propiedades del suelo o deficiencia de nitrógeno (N). Al emplear métodos como índices de vegetación o métodos no convencionales, las imágenes pueden ser convertidas directamente en mapas de fertilización para la aplicación de dosis (capítulo 2).

En tercer lugar, está convertir los datos de percepción remota en variables biofísicas como la biomasa, el índice de área foliar, la temperatura, e integrarlas a modelos físicos de crecimiento del cultivo. Por ejemplo, en Bégué (2005) se utilizan datos SPOT para estimar el LAI, el cual es empleado en el modelo MOSICAS. Por su parte, Picoli (2006) usó un modelo agrometeorológico-espectral para la estimación

del LAI derivado del NDVI de imágenes MODIS; el LAI y otras variables fueron usados en una arquitectura de red neuronal para la estimación de la productividad en caña de azúcar. De manera semejante, Moran (1995) calculó la evapotranspiración y el LAI para ser usado en un simple modelo de crecimiento de alfalfa. Por todo lo anterior, se puede decir que los datos de percepción remota pueden usarse como entradas en modelos de crecimiento de cultivos para la predicción de la producción en grandes áreas.

Los dos últimos acercamientos pueden ser integrados en sistemas de información geográfica. No obstante, los sensores satelitales tienen limitaciones debido a las pocas bandas espectrales, a la baja resolución espacial y a la inadecuada resolución temporal. Y aunque los satélites y constelaciones comerciales han empezado a superar estas limitaciones (MODIS, SPOT, *RapidEye*), es casi imposible contar con información constante para cada suerte sembrada con caña en Colombia, debido a factores como los costos globales, la nubosidad por las condiciones tropicales, y la no zafra, lo cual incrementaría la frecuencia de imágenes.

De esta forma, las imágenes deben complementarse con datos auxiliares de suelos, clima, prácticas de manejo, para aumentar la información y poder tomar decisiones operacionales a través de sistemas de soporte de decisión (DSS). Cabe recalcar que el núcleo de cualquier DSS son los modelos de crecimiento de cultivos (Liang, 2004). Los modelos de crecimiento han sido desarrollados para varios cultivos y diversas aplicaciones como el manejo del riego, los nutrientes, los agroquímicos, el uso del suelo, la rotación de cultivos y la predicción de producción (Jones and Luyten, 1998). Las decisiones asistidas con base en información ofrecida por la simulación de modelos de crecimiento generan grandes retornos económicos debido a la completa información y conocimiento que se tiene sobre el cultivo. Pese a lo anterior, muchas de estas aplicaciones en caña de azúcar han sido únicamente de carácter investigativo debido a un conocimiento incompleto sobre la fisiología y las variables de entrada al modelo. Por lo tanto, conocer estas interacciones consume tiempo y su medición en campo resulta costosa. En tal sentido, para mejorar las aplicaciones específicas por sitio es necesario que los modelos de crecimiento sean calibrados con entradas reales. Así, el aporte más importante de la percepción remota es mejorar la capacidad y exactitud de los DSS y de los modelos de crecimiento, mediante el suministro de información de entrada precisa para la calibración y validación de los modelos.

## Constelaciones satelitales actuales y futuras

En el mundo existen cerca de cuarenta y cinco agencias espaciales, dedicadas a la investigación en ciencia y tecnología espacial e innovación, las cuales han contribuido al desarrollo económico y social de los países. Según De la Peña

(2009), de acuerdo con estimaciones realizadas por la NASA, por cada dólar que se invierte en proyectos espaciales se obtienen siete dólares en beneficio del sector privado y en aplicaciones que pueden ser comercializadas. Así mismo, en China cada dólar que se invierte trae a su economía beneficios por un monto de ocho a catorce dólares. La India, gran parte de cuya población es marginada, invierte en la industria espacial para implementar su avance económico: la ISRO (Organización de investigación espacial de la India) diseña y lanza cohetes para poner en órbita satélites tanto nacionales como extranjeros.

Actualmente, hay un crecimiento gradual de satélites para la observación, motivado por países emergentes y empresas privadas. Por ejemplo, una empresa comercial como DigitalGlobe (<http://www.digitalglobe.com/>) lanzó en 2009 el WorldView2, con dos metros de resolución espacial y ocho bandas espectrales. Objeto que se unió a su grupo de satélites Worldview1 y Quickbird. El WorldView2 se convierte en el satélite más completo para monitoreo de fenómenos, con un tiempo de revisita de 1.1 días o 3.7 días en 20° por fuera del nadir.

Por su parte, la empresa estadounidense GeoEye Inc. ([www.geoeye.com/CorpSite/](http://www.geoeye.com/CorpSite/)) cuenta con los satélites Ikonos, OrbView y GeoEye-1, de excelente resolución espacial: entre 1.65 y 3 metros.

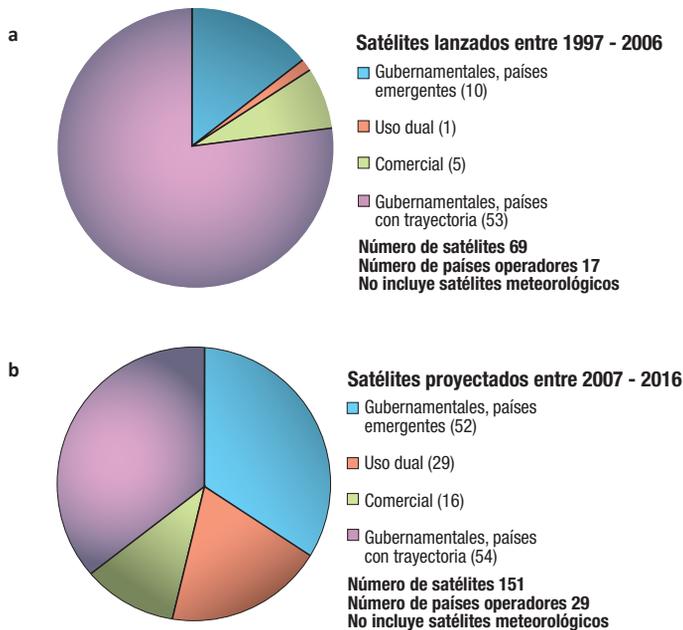
En la actualidad constelaciones satelitales comerciales han empezado a ofrecer servicios para el monitoreo de la dinámica terrestre. Estos sistemas no emplean uno o dos satélites sino constelaciones de cinco o más que permiten obtener información continua sobre todo el planeta. Entre ellas se encuentran la constelación DMCii, con una resolución de veintidós metros, y *RapidEye*, con cinco metros. Esta última cuenta con una región espectral en el límite del rojo útil para hacer estimaciones de variables biofísicas en cultivos agrícolas. SPOT-IMAGE lanzará sus satélites SPOT 6 y 7 para garantizar, junto con el sistema Pleiades, la continuidad de su constelación hasta el año 2023.

Hay un crecimiento gradual para el lanzamiento de satélites para la observación de la Tierra no solo de las firmas comerciales anteriores, sino también de países emergentes como Malasia, Nigeria, Pakistán, Turquía, Taiwán, Arabia Saudita, Chile, Argentina y México, los cuales han venido incrementando la adquisición de tecnologías satelitales de observación de la Tierra. A su vez, están desarrollando programas con el objetivo de comenzar a acceder al espacio, adquirir autonomía en la toma de datos y satisfacer la demanda interna de imágenes satelitales.

En agosto de 2010, el gobierno de Colombia, a través del Consejo Nacional de Política Económica y Social, aprobó el documento CONPES 3683: “Lineamientos para la formulación del Programa Nacional de Observación de la Tierra que incluya el diseño de un Programa Satelital Colombiano”, que establece unas estrategias y

un plan de acción encaminados a la realización de los correspondientes estudios técnicos, de prefactibilidad y financieros que permitan poner en marcha acciones dirigidas a fortalecer el desarrollo de las capacidades del país en relación con la apropiación de las tecnologías satelitales, así como la utilización y mejora de aplicaciones a partir de información de observación de la Tierra con base en procesos de investigación, formación y capacitación y de gestión del conocimiento.

Entre 1996 y 2006 se lanzaron un total de ciento dos satélites, de los cuales treinta y tres fueron meteorológicos, y de los sesenta y nueve restantes cincuenta y tres (Figura 13a), es decir el 76%, fueron lanzados al espacio por países con trayectoria espacial. En el gráfico se aprecia la distribución de acuerdo con su uso. Lo proyectado, según Euro Consult, para el periodo 2007-2016 es el lanzamiento de ciento noventa y nueve satélites, de los cuales ciento cincuenta y uno serán destinados a la toma de imágenes. Aquí se puede apreciar que la distribución se vuelve más equitativa (Figura 13b) y sobresale el aumento de diez a cincuenta y dos satélites por parte de los países emergentes y de uno a veintinueve para uso dual, los cuales se emplean para observación de la Tierra y para uso civil y militar.



**Figura 13.** (a) Distribución de los satélites lanzados y (b) proyectos para observación de la Tierra. Fuente: Adaptado del documento COMPES 3683 (Euroconsult 2008. World Satellite based Earth Observation. Market prospects to 2017).

## Referencias bibliográficas

- Abdel-Rahman, E.M.; y Ahmed, F.B. 2008. The application of remote sensing techniques to sugarcane (*Saccharum* spp. hybrid) production: a review of the literature. *International Journal of Remote Sensing*. 29, 13: 3753-3767.
- Abdel-Rahman, E.M.; Ahmed, F.B.; Van den Berg, M.; y Way, M.J. 2008. Preliminary study on sugarcane thrips (*Fulmekiola serrata*) damage detection using imaging spectroscopy. p.287-289. En: Congress of South African Sugar Technologists' Association, 81. Proceedings. Durban. South Africa. 29 - 31 July, 2008. SASTA. Durban. South Africa.
- Abdel-Rahman, E.M.; Ahmed Fethi, B.; y Van den Berg, M. 2010. Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using in situ spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12, 1 (Feb.): S52-S67.
- Aguiar, D.A. 2007. Monitoramento da área colhida de cana-de-açúcar por meio de imagens do sensor MODIS. Dissertação Mestrado em Sensoriamento Remoto. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, Brasil. 103 p.
- Almeida, T.I.R.; De Souza Filho, C.R.; y Rossetto, R. 2006. ASTER and Landsat ETM+ images applied to sugarcane yield forecast. *International Journal of Remote Sensing*. 27, 19: 4057-4069.
- Allen W.A.; Gayle, T.V.; y Richardson A.J. 1970. Plant canopy irradiance specified by the Duntley equations. *Journal of the Optical Society of America*. 60, 3: 372-376.
- Allen W.A.; Gausman H.W.; y Richardson, A.J. 1973. Willstatter-Stoll theory of leaf reflectance evaluated by ray tracing. *Applied Optics*. 12, 10: 2448-2453.
- Apan, A., Held, A., Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004. Spectral discrimination and classification of sugarcane varieties using EO-1 hyperion hyperspectral imagery. p.20-22. En: Asian Remote Sensing Conference, 25. Proceedings. Chiang Mai. Thailand. 22-26 november, 2004. ACRS, Bangkok, Thailand. CD-ROM).
- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004B. Detecting Sugarcane 'Orange Rust' Disease Using EO-1 Hyperion Hyperspectral Imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 25, 2: 489-498.
- Arraes, C. L.; Camacho-Tamayo, J.; Pissarra, T. T.; Bueno, C. P.; y Campos, S. 2010. Temporal analysis of the reduction in gas emission in areas of mechanically-harvested sugarcane using satellite imagery. [Análisis temporal de reducción de emisión de gases en áreas de caña de azúcar cosechadas mecánicamente utilizando imágenes satelitales]. *Ciencia e Investigacion Agraria*. 37,1: 113-121.
- Baghdadi, N.; Boyer, N.; Todoroff, P.; El Hajj, M.; y Bégué Agnès. 2009. Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*. 113, 8 (Aug.): 1724-1738.
- Bastidas Obando, E.; y Carbonell González, J.A. 2006. Monitoreo del crecimiento de la caña de azúcar, a partir de imágenes satelitales de resolución media del sensor MODIS Colombia. Cenicafé, 21 p.; CD-ROM.

- Bappel, E; Bégué, A.; Martiné, J.F.; Pellegrino, A.; y Siegmund, B. 2005. Assimilation in a sugarcane yield forecasting model of biophysical parameter estimated by remote sensing using Spot4&5 data. v.2, p.260-264. En: Congress of the International Society of Sugar Cane Technologists, 25. Proceedings. Ciudad de Guatemala, Guatemala. 30 Jan.-4 Feb., 2005. ISSCT, Ciudad de Guatemala, Guatemala.
- Bappel, E.; Bégué, A.; Despinoy, M.; Buchon, Y.; y Siegmund, B. 2003. Spectral indices as bio-indicators of sugar cane crop condition from hyperspectral CASI data. v.1, p. 516-563. En: International Geoscience and Remote Symposium, 2003. Proceedings. Toulouse, France. 21-25 July, 2003. IEEE, Piscataway, USA.
- Bégué, A; Degenne, P.; Pellegrino, A, Todoroff, P.; y Baillarin, F. 2004. Application of remote sensing technology to monitor sugar cane cutting and planting in Guadeloupe (French West Indies). p.11. En: Geomatica 2004 Conference. La Habana, Cuba. , 10-14th May, 2004.
- Bégué A.; Todoroff, P.; y Pater, J. 2008. Multi-time scale analysis of sugarcane within-field variability: improved crop diagnosis using satellite time series. *Precision Agriculture*. 9, 3: 161-171.
- Ben-Dor, E.; Taylor, R.G.; Hill, J.; Demattê, J.A.M.; Whiting, M.L.; Chabrilat, S.; y Sommer, S. 2008. Imaging Spectrometry for Soil Applications. *Advances in Agronomy*, 97: 321-392.
- Berardocco, M.; Hartmann, T.; y Hilbert, J. 2004. Utilización de Sensores Remotos en Agricultura de Precisión. Introducción al uso de cámara digital en el manejo sitio específico. 8p.
- Bojinski, S.; Schaepman, M.; Schläpfer, D.; y Itten, K. 2003. SPECCHIO: A spectrum database for remote sensing applications. *Computers & Geosciences*. 29, 1. (Feb.): 27–38.
- Bouma, J.; Stoorvogel, J.; Alphen, Van B.J.; y Booltink, H.W.G. 1999. Pedology, precision agriculture, and the changing paradigm of agricultural research. *Soil Science Society of American Journal*. 63, 6 (Nov.-Dec.): 1763-1768.
- Cenicaña (Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia). 2011. Agricultura de precisión. Disponible en: <http://www.cenicana.org/biblioteca/tesauro/tesauro.php> (consultado 12/12/2011).
- Chuvieco, E. 1995. Fundamentos de Teledetección Espacial. Madrid, España: Rialp. 453p.
- Chuvieco, E. 2008. Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el espacio. Editorial Ariel, S.A., 592 páginas.
- Dawson, T. P.; Curran, P. J.; y Plummer, S. E. 1998. LIBERTY Modeling the Effects of Leaf Biochemical Concentration on Reflectance Spectra. *Remote Sensing of Environment*, 65,1 (July): p. 50-60.
- Demattê, J.A.M.; Gama, M.A.P.; Cooper, M.; Araújo, J.C.; Nanni, M.R.; Fiorio, P.R. 2004. Effect of fermentation residue on the spectral reflectance properties of soils. *Geoderma*. 120, 3-4. (June): p. 187-200.
- De La Peña, F. 2009. Análisis Global. ¿Por qué México necesita una agencia espacial, sobre todo con más de 20 millones de pobres y en tiempos de crisis? Disponible en: <http://tulancingocultural.cc/ciencia/aexa/porqueagenciaenmexico.htm> Consultado el 04 de enero 2011.
- Euroconsult. 2008. World Satellite Based Earth Observation. Market prospects to 2017. A Euroconsult Reseach Report. Steve Boehinger, Editor. París.

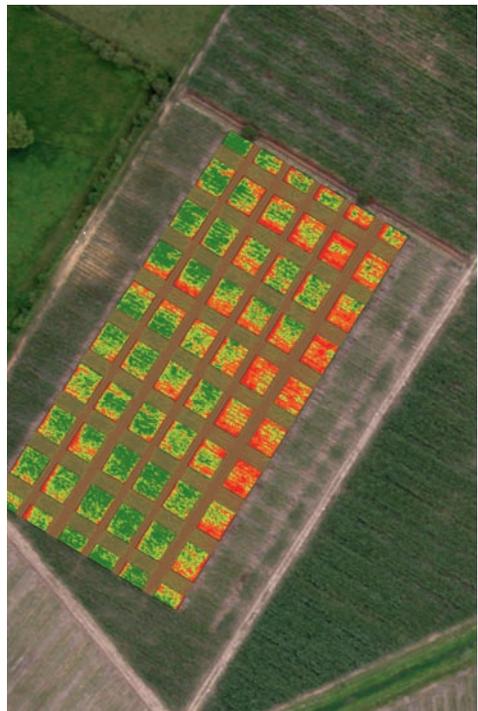
- Fortes, C.; y Dematt, J. A. M. 2006. Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. *International Journal of Remote Sensing*. 27, 7: 1395-1412.
- Fortes, C. 2003. Discriminacao varietal e estimativa de produtividade agroindustrial de cana de acucar pelo sensor orbital ETM+ LANDSAT 7 Piracaba. 131p. Dissertacao (Mestre em Agro-nomia). Universidade de São Paulo. Area de concentrecao: solos e nutricao de plantas.
- Galvão, L.S.; Formaggio, A.R.; y Tisot, D.A., 2005. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*. 94: 523–534.
- Govaerts Y.; Jacquemoud, S.; Verstraete, M.M.; y Ustin, S.L. 1996. Three-dimensional radiation transfer modeling in a dicotyledon leaf. *Applied Optics*. 35, 33: 6585-6598.
- Grisham, M. P.; Johnson, R. M.; Zimba, P. V. Detecting Sugarcane yellow leaf virus infection in asymptomatic leaves with hyperspectral remote sensing and associated leaf pigment changes. *Journal of Virological Methods*. 167, 2 (Aug.): 140-145.
- Guyot, G. 1990. Optical properties of vegetation canopies. En: *Application of Remote Sensing in Agriculture*, M.D. Steven y J.A. Clark (Eds), pp. 19–44 (London, UK: Butterworths).
- Hüni, A.; Nieke, J.; Schopfer, J.; Kneubühler, M.; y Itten, K.I. 2007A. 2nd Generation of RSL's Spectrum Database "SPECCHIO. En: 10th Intl. Symposium on Physical Measurements and Spectral Signatures in Remote Sensing (ISPMRS) (eds M.E. Schaepman, S. Liang, N.E. Groot & M. Kneubühler), Vol. XXXVI, Part 7/C50, p. 505–510. ISPRS, Davos (CH).
- Inman-Bamber, N. G.; y Smith, D. M. 2005. Water relations in sugarcane and response to water deficits. *Field Crops Research*, 92, 185–202.
- Inoue, Y.; Morinaga, S.; y Tomita, A. 2000. A blimp-based remote sensing system for low-altitude monitoring of plant variables: a preliminary experiment for agricultural and ecological applications. *International Journal of Remote Sensing*. 21, 2 (Jan.): 379-385.
- Jacquemoud, S.; y Baret, F. 1990. PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*. 34, 2 (Nov.): 75-91.
- Jacquemoud, S.; Verhoef, W.; Baret, F.; Bacour, C.; Zarco-Tejada, P.J.; Asner, G.P.; François, C. y Ustin, S.L. 2009. PROSPECT + SAIL models: a review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*. 113, supplement 1 (Sep.): S56-S66.
- Jacquemoud, S.; Bacour, C.; Poilve, H.; y Frangi, J.P. 2000. Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance: Direct and inverse mode. *Remote Sensing of Environment*. 74, 3 (Dic.): 471-481.
- Johnson, R. M.; y Richard Jr., E. P. 2011. Prediction of sugarcane sucrose content with high resolution, hyperspectral leaf reflectance measurements. *International Sugar Journal*, 113(1345), 48-55.
- Jones, J.W.; y Luyten, J.C. 1998. Simulation of Biological Processes. En: Peart, R.M.; y Curry, R.B. (eds). *Agricultural Systems Modeling and Simulation*. Marcel Dekker Inc.
- Liang, S., 2004. *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces*. John Wiley and Sons, Inc., 534 p.
- Lebourgeois, V.; Bégué, A.; Labbé, S.; Mallavan, B.; Prévot, L.; Roux, B. 2008. Can Commercial Digital Cameras Be Used as Multispectral Sensors? A Crop Monitoring Test. *Sensors*. 8, 11: 7300-7322.
- Lillesand, T. M.; y Kiefer, R. 2000. *Remote Sensing and Image Interpretation*. 4ed. 724 p.

- El Hajj, M.; Begue, A.; Guillaume, S.; y Martine, J.F. 2009. Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices -- The case of sugarcane harvest on Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*. 113, 10 (Oct.): p. 2052-2061.
- Maier, S. W.; Ludeker, W.; y Gunther, K. P. 1999. SLOP: A Revised Version of the Stochastic Model for Leaf Optical Properties. *Remote Sensing of Environment*. 68, 3 (Jun.): 273-280.
- Mello, M. P. 2009. Classificação espectro-temporal de imagens orbitais para o mapeamento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha. 130 p. (INPE-16222-TDI/1543). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Milton, E. J.; Schaepman, M. E.; Anderson, K.; Kneubuhler, M.; y Fox Nigel. 2009. Progress in field spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*. 113, Supplement 1 especial Issue. (Sep.): S92-S109.
- Moran, M.S.; Maas, S.J.; Pinter Jr., P.J. 1995. Combining remote sensing and modeling for estimating surface evaporation and biomass production. *Remote Sensing Reviews*. 12:335-353.
- Murillo, P. J; Osorio, C. A.; y Carbonell, J. A. 2011. Evaluation of Landsat 7. ETM+ data for spectral discrimination and clasification of sugarcane varieties in Colombia. *Journal of Agricultural Science and Technology B, USA*. Vol 1, Number 1, 101-107p.
- Murillo, P. J; Muñoz F.; y Carbonell, J. A. 2012. Mediciones hiperespectrales para la estimación de contenidos de clorofila a nivel de follaje en caña de azúcar. *Revista Ingeniería Universidad de los Andes*. (En revisión)
- Novaes, M. R. 2010. Análise da redução da queima da colheita da cana-de-açúcar por meio de modelagem dinâmica espacial. 127 p. (INPE--T/). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. (campo ausente ou vazio: 'year').
- Ormeño, S. 1993. Teledetección Fundamental. Universidad Politécnica de Madrid (España). 221p.
- Olea, I.; Gor, S.; Figueroa, R.; Romero, E.; y Sandoval, J. 2005A. Use of low cost airborne NIR videography in sugarcane weed control. En: *International Society of Sugar Cane Technologists (ISSCT)*, (15: 2005: Guatemala), 4p.
- Picoli, M. C. A. 2006. Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva. 90 p. (INPE-14669-TDI/1222). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Picoli, M. C. A.; Rudorff, B. F. T.; Rizzi, R.; y Giarolla, A. 2009. Vegetation index from MODIS sensor to estimate sugarcane yield. [Índice de vegetação do sensor MODIS na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar]. *Bragantia*. 68(3), 789-795
- Pompermyer Neto, P. 2002. The use of aerial videography in the detection of areas with nutritional deficiency in Eucalyptus Plantation. Piracicaba. 75p. Dissertacao (Mestre em Ciencias). Universidade de São Paulo. Area de concentracao: Ciencias Florestais.
- Rudorff, B. F. T.; Adami, M.; Aguiar, D. A.; Gusso, A.; Silva, W. F.; y Freitas, R. M. 2009. Temporal series of EVI/MODIS to identify land converted to sugarcane. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 4: IV252-IV255*,

- Sánchez, N. 2006. El factor vegetación en teledetección espacial. Aplicaciones, estrategias y discusión. Libro Teledetección: Nociones y Aplicaciones, eds Pérez, C. y Muñoz, L., pp 119-141.
- Simões, M. S.; Rocha, J. V.; y Lamparelli, R. A. C. 2005. Growth indices and productivity in sugarcane. *Sci agric. (Piracicaba, Braz.) [On-line]*. vol. 62, no.1
- Simões, M. S; Machado, H. M.; Epiphanio, J. C. N.; Formaggio, A. R.; y Campos, R. C. 2005B. Sugarcane cultivar identification using remote sensing data. En: International Society of Sugar Cane Technologists (ISSCT), (XXV Congress: 2005: Guatemala), 6p.
- Schmidt, E.J.; Narciso, G.; Frost, P.; y Gers, C. 2000. Application of Remote Sensing Technology in the SA Sugar Industry: Review of Recent Research Findings. En: *Proc S Afr Sug Technol Ass Vol: 74*, p. 192-201.
- Schmidt, E.J.; Gers, C.; Narciso, G.; y Frost, P. 2001. Remote sensing in the South African sugar industry. En: *Proc int Soc Sug Cane Technol. Vol: 24, No. 2*; p. 241-245.
- Swain, P.H.; y Davis, S. M. 1978. *Remote sensing: the quantitative approach*. New York: McGraw-Hill, 1978. 396 p.
- Tucker, C. J. 1977. Asymptotic nature of grass canopy spectral reflectance. *Applied Optics*, Volume 16, Issue 5, Mayo pp.1151-1156
- Usma, H. 2004. La fotografía aérea de baja altitud y alta resolución, como alternativa económica al productor en la toma de decisiones. En: Seminario de aplicaciones de los sistemas de información geográfica. (2º: 2004: Palmira). *Memorias. CIAT*. 14p.
- Verhoef, W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16: 125-141.
- Weiss, M.; Troufleau, D.; Baret, F.; Chauki, H.; Prevot, L.; Olioso, A.; Bruguier, N.; y Brisson, N. 2001. Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. *Agricultural and Forest Meteorology*. 108, 2 (Jun.): p 113-128.
- Li, X. y Strahler, A. H. 1985. Geometric-optical modeling of a coniferous forest canopy. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. GE-23, pp. 207-221.
- Li, X. y Strahler, A. H. 1986. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of a coniferous forest canopy. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. GE-24, pp. 281-293.
- Xavier, A. C.; Rudorff, B. F. T.; Shimabukuro, Y. E.; Sugawara B., L. M.; Moreira, M. A. 2006. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. *International Journal of Remote Sensing*. 27, 4:755-768.
- Zhao, D.; Reddy, K.R.; Kakani, V.G.; y Reddy, V.R. 2005. Nitrogen deficiency effects on plant growth, leaf photosynthesis, and hyperspectral reflectance properties of sorghum. *Field Crops Research*. 22: 391-403.
- Zongkun,T.; Meihua, Ding; Xin, Yang; Zhaorong, Ou; Yan, He; Zhaomin, Kuang; Huilin, Chen; Xiaohua, M.; y Zhongyan, H. 2008. The Design and Implementation of Sugar-cane Intelligence Expert System Based on Eos/Modis Data Inference Model. *Computer And Computing Technologies In Agriculture*. 259: 1181-1191.

# 2

## Estimación de variables biofísicas





Las variables biofísicas son descriptores del comportamiento o estado vegetativo de las coberturas vegetales. Los datos adquiridos por medio de sensores remotos se caracterizan por ser estables y repetibles y por tener una cobertura global para detectar cambios en el follaje y realizar estimaciones de dichas variables. La información biofísica juega un papel importante en el seguimiento del vigor y estado nutricional de los cultivos o coberturas boscosas, además de ser indicadora de su capacidad fotosintética, y finalmente puede ser usada para calcular la productividad.

Algunas variables biofísicas, como el índice de área foliar (LAI), la fracción fotosintéticamente activa (FPAR) y la fenología (ciclo de vida de las plantas) son parámetros vitales que se emplean en varios modelos climáticos y ecológicos (Running y Coughlan, 1988; y Sellers *et al.*, 1994). No obstante, de acuerdo con Asseng *et al.* (2000); Jamienson *et al.* (1998) y Hansen y Schjoerring (2003), los parámetros más importantes para el seguimiento de los cultivos son el contenido de clorofila, la biomasa y el LAI.

La percepción remota hiperespectral permite calcular diversas variables biofísicas y bioquímicas del follaje de las plantas; y los algoritmos para ello, según Liang (2004), se pueden dividir en métodos estadísticos, físicos e híbridos. Los estadísticos se basan principalmente en el uso de índices multispectrales e hiperespectrales. Los métodos físicos se relacionan con modelos inversos de reflectancia del follaje. Y la combinación entre estadísticos y físicos, que se denomina métodos híbridos, utiliza redes neuronales artificiales.

## Métodos estadísticos

### *Índices de vegetación*

Con el ánimo de extraer sólo la información sobre la masa vegetal y minimizar la influencia de los factores externos, se usan los índices de vegetación (IV), producto de combinaciones entre bandas para arrojar una nueva imagen. El IV ideal

ha sido descrito por Jackson *et al.* (1983) como “aquel particularmente sensible a la cubierta vegetal, insensible al brillo y color del suelo y poco afectado por la perturbación atmosférica, los factores medioambientales y las geometrías de la iluminación y la observación”. Evidentemente, el índice de vegetación ideal no existe; pero las regiones roja e infrarroja del espectro son las más usadas para generarlos, debido a la diferencia espectral de la vegetación y el suelo en estas regiones.

El índice más conocido y usado en aplicaciones agrícolas es el NDVI (índice de vegetación de la diferencia normalizada). Este índice responde a los cambios en la cantidad de biomasa verde, en el contenido de clorofila y en el estrés hídrico en el follaje. Sin embargo, presenta problemas al emplearse en masas vegetales muy densas, puesto que se satura: si bien la región roja no cambia mucho, la infrarroja continúa incrementando sus valores a medida que el follaje es más denso.

El diseño de un buen índice se optimiza cuando se examinan las relaciones geométricas en el espacio (Verstraete y Pinty, 1996). Los índices pueden ser calculados a partir de los valores digitales (DN), de la radiancia/reflectancia en la TOA (punto más alto de la atmósfera) y de la radiancia/reflectancia de la superficie. Es preciso recalcar que la mejor variable para estimar dichos índices es la reflectancia de la superficie, debido a que la imagen se corrige atmosféricamente.

Aunque algunos autores (Bannari *et al.*, 1995) al definir los índices de vegetación los restringen únicamente a dos bandas (roja e infrarroja), Kaufman y Tanré (1992), Huete *et al.* (2002) y Gitelson *et al.* (1996) han desarrollado índices que relacionan las bandas roja, infrarroja, azul y verde.

Por su parte, Ponzoni (2001) observa que los índices de vegetación sirven como indicadores de crecimiento y del vigor de la vegetación al presentar altas correlaciones con el índice de área foliar, la biomasa y el porcentaje de cobertura del suelo, la actividad fotosintética y la productividad. Actualmente, los sensores con alta resolución espectral (sensores hiperespectrales) son útiles para estimar además de los parámetros biofísicos anteriores, otros como el contenido de clorofila y nitrógeno foliar en caña de azúcar (Bappel *et al.*, 2003). Asimismo, la combinación de diversos índices de vegetación a partir de bandas estrechas del espectro ha servido para la discriminación de rasgos sutiles en las plantas; por ejemplo, para detectar enfermedades en los cultivos (Apan *et al.*, 2004B) y variedades de caña de azúcar (Galvão *et al.*, 2005; Apan *et al.*, 2004A; y Fortes, 2003).

Actualmente existen muchos índices de vegetación multiespectrales e hiperespectrales que han sido derivados tanto de sistemas aéreos o satelitales como de datos adquiridos en campo. Al respecto, algunas revisiones más extensas pueden encontrarse en Gilabert *et al.* (1997).

## Otros métodos estadísticos

A continuación se exponen otros métodos empíricos empleados en percepción remota:

**Análisis de componentes principales:** su objetivo consiste en reducir las variables a un menor número perdiendo la menor cantidad de información posible. Las componentes principales han sido usadas para la discriminación de variedades de caña y de diferentes tipos de pasturas (Price *et al.*, 2002; y Apan *et al.*, 2004A).

**Análisis lineal de desmezclas espectrales** (del inglés *Linear Spectral Unmixing*): es empleado en el caso de que en un píxel se encuentre una mezcla de diferentes coberturas y se pretenda discriminarlas.

**Transformación *Tasseled cap*:** con este método se obtienen nuevas bandas al usar una combinación lineal de las bandas originales. La ventaja respecto al análisis de componentes principales es que estas bandas presentan un significado físico concreto fácilmente interpretable. Los coeficientes de la transformación se obtienen de un modo empírico y solo son válidos según el tipo de sensor para el que se hayan obtenido. Esta transformación entrega tres tipos distintos de índices: brillo, humedad y verdor.

**Tratamiento de texturas en la imagen:** método complementario que se usa en la detección de especies y clasificación de coberturas.

## Métodos físicos

En las técnicas de inversión físicas se tiene en cuenta la unión entre métodos de optimización y modelos de reflectancia del follaje (página 28). Por otra parte, otros métodos físicos son los algoritmos genéticos y el método de tablas de referencia (*lookup tables*).

### ***Métodos de optimización inversa***

La optimización tiene tres componentes:

- a) Una función objetivo, la cual se quiere minimizar o maximizar. Por ejemplo, la adaptación de los datos experimentales a un modelo de follaje en el cual se podría reducir la desviación de los datos observados a partir de las predicciones basadas en el modelo.
- b) Un grupo desconocido de datos o variables que afectan la función objetivo, es decir, la adaptación de los datos. Lo desconocido son los parámetros que definen el modelo, por ejemplo, LAI y arquitectura de la hoja.

- c) Un grupo de limitaciones que permitan a lo desconocido tomar ciertos valores y al mismo tiempo excluir otros; es decir, que para recuperar parámetros biofísicos como el LAI se limite a que sus valores sean positivos.

De acuerdo con lo anterior, el problema de la optimización es encontrar los valores de las variables que minimicen o maximicen la función objetivo mientras satisfagan las limitaciones requeridas. Algunos de los modelos que están siendo utilizados para obtener por inversión (Sánchez, 2006) algún parámetro o algunos parámetros de vegetación son:

- *Kuusk canopy reflectance model.*
- SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*, o en español: algoritmo para el balance superficial de la energía en la Tierra).
- METRIC (*Mapping EvapoTranspiration at high Resolution and with Internalized Calibration*, o en español: mapeo de evapotranspiración en alta resolución y con calibración internalizada).
- PROSPECT + SAIL
- NADI (*New Advanced Discrete Model*, o en español: nuevo modelo discreto avanzado).
- FLAIR (*Four-Scale Linear Model, for Anisotropic Reflectance*, o en español: modelo lineal de cuarta escala para la reflectancia anisotrópica).
- *RosThick–LiTransit model.*
- EPIC (*Erosion Productivity Impact Calculator*, o en español: calculador del impacto de la erosión causada por la producción). Este modelo introduce en el cálculo factores asociados como climatología y suelos.
- SGM (*Simple Geometric Model*, o en español: modelo geométrico simple) con observaciones multiangulares.

## **Algoritmos genéticos**

Los algoritmos genéticos (GA del inglés *Genetic Algorithm*) son una parte reciente de la inteligencia artificial, que está ganando popularidad para solucionar problemas científicos, y además su principio es fácil de adoptar, incluso en disciplinas como la agricultura de precisión (Waheed, 2005). Esta clase de algoritmos se basa en la teoría del “sobreviviente más apto” descrita por Darwin, y les han puesto este nombre porque se inspiran en la evolución biológica, como se expone seguidamente.

Estos algoritmos hacen evolucionar una población de individuos tras someterla a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica

(mutaciones y recombinación genética). Por otro lado, también la someten a una selección de acuerdo con algún criterio definido, en función del cual se decide cuáles son los individuos más aptos —que sobreviven— y cuáles los menos aptos —que son descartados—.

El uso de algoritmos genéticos en el campo de la agricultura de precisión es reciente. McKinney y Min-Der (1994) aplicaron GA al manejo de modelos de agua subterránea. De igual modo, Guimaraes *et al.* (2002) realizaron un trabajo para determinar el comportamiento de la productividad en la zafra de soya, en función de las características físico-químicas del suelo. Y Pachepsky y Acock (1998) utilizaron GA para hacer valoraciones específicas por sitio de producción.

### ***Lookup tables***

Una solución a la gran demanda computacional que requieren los métodos tradicionales de inversión son las *Lookup tables* LUT. En este método se emplean tablas que contienen la relación entre la imagen de entrada y los valores de salida; por lo tanto, las LUT son un método rápido ya que no se requiere cálculo computacional para transformar datos. Las LUT son usadas para ejecutar una corrección atmosférica con el uso del método de corrección atmosférica 6S (Vermote *et al.*, 1997 A y B). Vale agregar que esta técnica también es usada para la generación del producto LAI/FPAR de MODIS (Myneni *et al.*, 1999).

## **Métodos híbridos**

Un algoritmo híbrido es la combinación de un gran número de simulaciones mediante el uso de un modelo de transferencia radiativa (método físico) y un método de inversión estadístico no paramétrico (método estadístico). Entre los métodos cuantitativos usados para percepción remota están los árboles de regresión y las redes neuronales artificiales RNA y los modelos basados en SVM (del inglés *Support Vector Machines*, o en español: máquinas de soporte vectorial), muy relacionados con las RNA.

### ***Árboles de decisión***

Son herramientas para hacer elecciones adecuadas entre muchas posibilidades. Su estructura ramificada, de arriba abajo, permite seleccionar una y otra vez diferentes opciones para explorar las distintas alternativas posibles de decisión. Al principio hay una sola característica, a partir de la cual los datos se parten en dos o más categorías. Sin embargo, aquel proceso que se va ramificando se extiende en tantos subconjuntos que llega un momento en que el tamaño de los datos alcanza un nivel que no es deseable (Goel *et al.*, 2003).

Como consecuencia de lo anterior, el uso de los árboles de decisión en el análisis de imágenes empleado en varios estudios ha tenido diferentes resultados en los niveles de exactitud (Friedl *et al.*, 1999; Goel *et al.*, 2003; Pal y Mather, 2003; y Yang *et al.*, 2003).

### ***Support vector machines (máquinas de soporte vectorial)***

Fueron inventadas por Vladimir Vapnik y su equipo en AT&T. Una SVM construye un conjunto de hiperplanos en un espacio de dimensionalidad muy alta (o incluso infinita), que puede ser utilizado en problemas de clasificación o regresión.

Dado un conjunto de ejemplos de entrenamiento (de muestras), se pueden etiquetar las clases y condicionar una SVM para construir un modelo que prediga la clase de una nueva muestra. Elementalmente, una SVM es un modelo que representa los puntos de muestra en el espacio, y separa las clases por un espacio lo más amplio posible. Cuando las nuevas muestras se ponen en relación con dicho modelo, en función de su proximidad pueden ser clasificadas en una u otra clase.

Foody y Mathur (2004) encontraron que las SVM podían distinguir el trigo de invierno y la cebada de primavera, con una exactitud más alta que los clasificadores estadísticos convencionales. Del mismo modo, en un estudio de modelamiento ecológico, Guo *et al.* (2005) usaron con éxito las SVM para predecir la distribución potencial de la enfermedad causada por un nuevo patógeno virulento descubierto (*Phytophthora ramorum*), que ha matado millares de árboles de roble nativos de California central. El uso de las SVM, complementado con los SIG, puede ser un método útil para hacer análisis ecológicos en un amplio rango de escalas.

### ***Redes neuronales artificiales***

Las redes neuronales artificiales son un procedimiento matemático, cuyo funcionamiento es idéntico al de las neuronas en el cerebro (Sánchez, 2006). Las RNA pueden ser vistas como un sistema dinámico que funciona en paralelo (Liang, 2004): en el sistema se establecen unas neuronas de entrada y otras de salida, conectadas por una red de neuronas “ocultas” sobre las que se aplica una función que evalúa ponderadamente cada una de las entradas procedentes de las neuronas del nivel anterior.

Las RNA tienen la capacidad de aprender a partir de datos históricos, reconocer patrones lineales y no lineales, tolerar datos erróneos, faltantes o con presencia de ruido, y adaptarse a tendencias globales o locales; también pueden predecir el comportamiento del sistema en casos futuros o no conocidos.

Este método ha sido empleado para la estimación de variables como el LAI y la fracción de cobertura en diferentes cultivos (Bacour *et al.*, 2006). Es importante

destacar que para su implementación no es necesario un amplio conocimiento del fenómeno ni de la relación entre sus variables.

Sobre el tema, en la última década las publicaciones en agricultura han aumentado vertiginosamente (Jiménez *et al.*, 2008). Por ejemplo, un trabajo actual desarrollado por Suo *et al.* (2010) intenta predecir el contenido de clorofila en hojas de algodón por medio de la utilización de fotografía fija a dos metros de altura del suelo. El resultado ha indicado que el porcentaje de error en la predicción es menor a 10%. Lo importante del sistema de predicción es la efectiva y automática medida de la clorofila para monitorear en tiempo real el estado de crecimiento del cultivo de algodón. De manera semejante, Karkee *et al.* (2009) utilizaron una RNA e imágenes MODIS para calcular el NDVI e identificar diferentes prácticas de manejo en el cultivo de arroz. En cuanto a Picoli (2006), ha usado las RNA para estimar la productividad en caña de azúcar; cálculos que han generado resultados satisfactorios para mejorar la productividad de las suertes en Cataduva, Brasil. Para ampliar dicha información, una revisión más extensa sobre el uso de las redes neuronales en la agricultura puede encontrarse en Jiménez *et al.*, 2008.

### ***Discusión entre métodos***

Estudios comparativos recientes entre los diferentes índices de vegetación y sus diversas metodologías de estimación (Walthall *et al.*, 2004; y Van Leeuwen *et al.*, 2006) ponen de manifiesto la necesidad de estandarizar su uso.

El cálculo de los índices es crítico en cuanto a la calibración, pero también si se desea comparar resultados con distintos sensores. Como las relaciones que establecen son empíricas, deben ser ponderados para varios sensores, resoluciones espaciales, condiciones de iluminación y la toma, tipos de vegetación, entre otros (Sánchez, 2006). Los recientes esfuerzos internacionales para enfrentar el problema de la calibración y la validación están ayudando a determinar la fiabilidad de los valores radiométricos. Si estos parámetros no se tienen en cuenta, incluso si se realiza una precisa calibración y corrección atmosférica, los diferentes índices de vegetación procedentes de diversos sensores pueden no dar resultados similares (Sánchez, 2006).

Otro aspecto válido a tener en cuenta es la adecuada selección de las bandas espectrales. Algunas regiones, como las térmicas, son mejores o más sensibles que el espectro visible, el NIR y el SWIR para la detección de estrés en las plantas por déficit de agua (Pinter Jr. *et al.*, 2003). Por su parte, el NIR y el espectro visible generan índices de vegetación que pueden relacionarse con parámetros biofísicos como el LAI y la biomasa y en series de tiempo para el seguimiento de labores agronómicas como el riego, la fertilización y la maduración de la caña (Karkee *et al.*, 2009).

Kimes *et al.* (2000) discuten algunas ventajas y desventajas de los métodos de optimización inversa. No obstante, no hay comparaciones rigurosas sobre la exactitud de métodos de inversión basados en modelos físicos (Liang, 2004). Y aunque hay comparaciones entre eficiencias en los cálculos computacionales (Privette *et al.*, 1997), no existen entre LUT, métodos híbridos y métodos de optimización inversa. Cabe resaltar que estos últimos son intensivos computacionalmente y es difícil encontrar soluciones óptimas, lo que no los hace apropiados para aplicaciones pixel a pixel a nivel regional. Por esta razón dichos métodos se limitan generalmente a modelos físicos simplificados (Goel, 1989; Liang y Strahler, 1993; Wanner *et al.*, 1995; Braswell *et al.*, 1996; y Weiss y Baret, 1999).

Por su parte, las LUT y los métodos híbridos (RNA) son eficientes computacionalmente y más simples para ser aplicados regionalmente, pero no se han generalizado para emplearse en diferentes combinaciones espectrales y direccionales. Según esto, existe la necesidad de desarrollar avanzadas técnicas de inversión en las que los algoritmos genéticos empiecen a ser evaluados (Fang, 2003).

Por último, se puede decir que los métodos híbridos tienen el mayor potencial para aplicaciones operativas en percepción remota. Mientras que los métodos de LUT ya son usados de forma operativa en productos MODIS para la estimación del LAI/FPAR, las redes neuronales pueden ser usadas para la predicción de biomasa o para estimar parámetros biofísicos y evitarse así el problema de buscar o seleccionar el mejor índice de vegetación (Foody *et al.*, 2003). En el caso de las SVM, han mostrado un elevado potencial en la clasificación de coberturas cuando no se cuenta con muchos patrones de imágenes hiperespectrales (Muriel, 2009).

Actualmente, los estudios y esfuerzos se enfocan —y lo seguirán haciendo— en el uso de estos métodos híbridos para la estimación de variables de la superficie terrestre.

## Referencias bibliográficas

- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004A. Spectral discrimination and classification of sugarcane varieties using EO-1 hyperion hyperspectral imagery. En: Proceedings of the Asian Remote Sensing Conference. Asian Remote Sensing Conference, Bangkok, Thailand, (CD-ROM). 20-22 November, 2004.
- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004B. Detecting Sugarcane 'Orange Rust' Disease Using EO-1 Hyperion Hyperspectral Imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 25, 2: 489-498.
- Asseng, S., Can Keulen, H.; y Stol, W. 2000. Performance and application of the APSIM Nwheat model in the Netherlands. *European Journal of Agronomy* (2000), 37– 54pp.

- Bannari, A; Morin, D.; Bonn, F.; y Huete, A. 1995. A review of vegetation indices. *Remote sensing Review*. 13: 95-120.
- Bacour, C.; Baret, F.; Beal, D.; Weiss, M.; y Pavageau, K. 2006. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAIxCab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation. *Remote Sensing of Environment*. 105, 4 (Dec.): 313-325.
- Bappel, E.; Bégué, A; Despinoy, M.; Buchon, Y.; y Siegmund, B. 2003. Spectral indices as bio-indicators of sugar cane crop condition from hyperspectral CASI data. En: *Learning from earth's shapes and colors*. Vol: 1. Piscataway, USA, IEEE Geoscience and Remote Sensing Society, p. 516-563. IGARSS 2003, Toulouse, France.
- Braswell, B. H.; Schimel, D. S.; Privette, J. L.; Moore III, B.; Emery, W. J.; Sulzman, E. W.; y Hudak, A. T. 1996. Extracting ecological and biophysical information from AVHRR optical data: An integrated algorithm based on inverse modeling. *J. Geophys. Res.*, 101(D18),
- Fang H.; Liang S.; y Kuusk A. 2003. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*. 85, 3 (May):.p.257-270.
- Foody, G.M.; y Mathura, A. 2004. Toward intelligent training of supervised image classifications: directing training data acquisition for SVM classification. *Remote Sensing of Environment*. 93, 1-2: 107-117.
- Foody, G. M.; Cutler, M. y Boyd, D. S., 2003. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85 (4), pp. 463-474.
- Fortes, C. 2003. Discriminacao varietal e estimativa de produtividade agroindustrial de cana de acucar pelo sensor orbital ETM+ LANDSAT 7. 131p. Dissertacao (Mestre em Agronomia). Universidade de São Paulo. Area de concentrecao: solos e nutricao de plantas.
- Friedl, M.A.; y Brodl Ey, C.E. 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 61, 3: 399-409.
- Galvão, L.S.; Formaggio, A.R.; y Tisot, D.A. 2005. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 94: 523-534.
- Gitelson, A.; Kaufman, Y.; y Merzlyak, M. 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote sensing of Environment*. 58: 289-298p.
- Gilbert, M.A.; Gonzales-Piqueras, J.; y Garcia-Haro, J. 1997. Acerca de los índices de vegetación. Valencia (España). *Revista de Teledetección: Departarnent de Tenndinàmica, Facultat de Física, Universitat de Valencia*. 8 (dic.): 10p.
- Goel, P.K; Prasher, S.O.; Patel, R.M.; Landry, J.A.; Bonnell, R.B. y Viau, A.A. 2003. Classification of hyperspectral data by decision trees and artificial neural networks to identify weed stress and nitrogen status of corn. *Computers and Electronics in Agriculture*. 39, 2: 67-93.
- Goel, N. S. 1989. Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data. En: *Theory and Applications of Optical Remote Sensing*, edited by G. Asrar (New York: John Wiley & Sons), pp. 205-251.

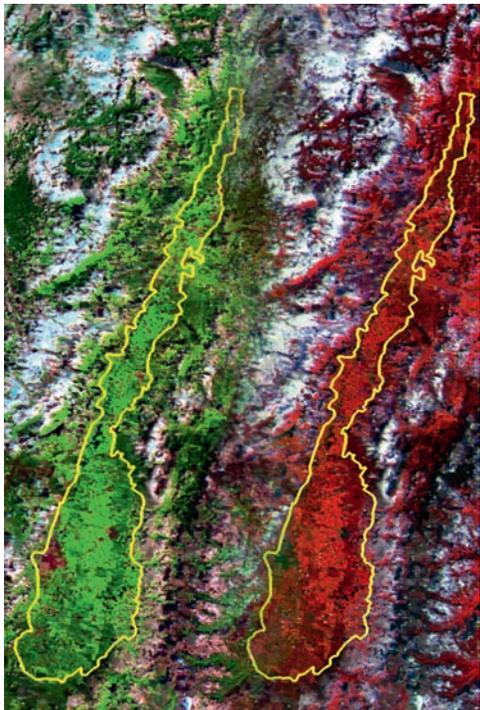
- Guimaraes, A. M.; Vriesman, L. M.; Canteri, M. G.; Cantaneo, A.; Molin, J. P. 2002. Aplicacao de computacao evolucionaria na agricultura de precisao. En: Congreso brasileiro de engenharia agricola-combea (31<sup>o</sup> : 29 julho a 2 agosto 2002: Salvador BR), 4p.
- Hansen, P. M.; y Schjoerring, J. K. 2003. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sensing of Environment*. 86, no. 4, Aug. : 542–553.
- Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; y Ferreira, L.G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*. 83: 195-213.
- Jackson, R.D.; y Slater Jr., P.N. 1983. Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres. *Remote Sensing of Environment*. 13: 187-208.
- Jiménez, D.; Pérez-Uribe, A.; Satizábal, H.; Barreto, M.A.; Van Damme, P.; y Tomassini M.A. 2008. Survey of Artificial Neural Network-Based Modeling in Agroecology. *Software Computing Applications in Industry*. 226: 247–269.
- Jamieson, P. D.; Porter, J. R.; Goudrian, J.; Ritchie, J. T.; Van Keulen, H.; y Stol, W. 1998. A comparison of the models AFRCWHEAT2, CERESwheat, Sirius, SUCROS2 and SWHEAT with measurements from wheat grown under drought. *Field Crops Research*, 55: 23–44.
- Karkee, M; Steward, B.L; Tang, L.; y Aziz, S.A. 2009. “Quantifying sub-pixel signature of paddy rice field using an artificial neural network”. *Computers and electronics in agriculture*. 65: 65–76.
- Kaufman, Y. J.; y Tanre, D. 1996. Strategy for direct and indirect methods for correcting the aerosol effect on remote sensing: From AVHRR to EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 55: 65-79.
- Kimes, D.Y.; Knjazikhin, J. L.; Privette, A.; Abuelgasim; y Gao, F. 2000. Inversion methods for physically-based models. *Remote Sensing Review*. 18: 381-440.
- Liang, S.; y Strahler, A. H. 1993. An analytic BRDF model of canopy radiative transfer and its inversion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 31, 1081-1092.
- Liang, S. 2004. *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces*. John Wiley and Sons, Inc., 534 pages.
- Mgcicarini, H. M.; Soares, VI. P.; Álvares Soares Ribeiro, C. A.; y Griffith, J. J. 2001. Modelagem fractal de uma imagem TM/Landsat-5 no município de Vinosa. ANAIX SBSR, Foz Iguacu INPE (21-26 abril); p. 1265-1272
- Van Leeuwen, W.J.D.; Orr, B.J.; Marsh, S.E.; y Herrmann, S. M. 2006. Multisensor NDVI data continuity: Uncertainties and implications for vegetation monitoring applications. *Remote Sensing of Environment*. 100: 67-81.
- Myneni, R. B.; Knyazikhin, Y.; Zhang, Y.; Tian, Y.; Wang, Y.; Lotsch, A.; Rivette, J. L.; Morissette, J. T.; Running, S. W.; Nemani, R.; Glassy, J.; y Votava, P. 1999. MODIS Leaf Area Index (LAI) And Fraction of Photosynthetically Active Radiation Absorbed By Vegetation (FPAR). Product Algorithm Theoretical Basis Document. Boston University.
- Muriel Rojas, M. 2009. Caracterización de imágenes hiperespectrales utilizando Support Vector Machines y técnicas de extracción de características. Universidad de Extremadura. Escuela Politecnica. Ingeniería Informatica.

- Murillo Sandoval, P.J. 2006. Estado arte en el uso de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar y posibles usos para el sector azucarero colombiano, caso de aplicación: clasificación de las variedades CC 85-92 y CC 84-75 usando datos Landsat 7 ETM +. Cali. Universidad del Valle, Facultad de Ingenierías. 154 p.; CD-ROM. (Tesis ingeniero topográfico).
- Ponzoni, F.J. 2001. Comportamento espectral da vegetação. En: Meneses, P. R. y Madera Netto, J. S. (eds.). Sensoramento Remoto Reflectancia de dos alvos naturais. Brasília. 262p.
- Price Kevin, P.; Guo, X.; y 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*. Preview article (2002); 1-12p.
- Pachepsky, Y.; y Acock, B. 1998. Stochastic imaging of soil parameters to assess variability and uncertainty of crop yield estimates. *Geoderma*. 85, 2-3: 213-229.
- Pal, M.; y Mather, P. 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*. 86: 554-565. 21.
- Picoli, M. C. A. 2006. Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva. 90 p. (INPE-14669-TDI/1222). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Privette, J. L.; Eck, T. F.; y Deering, D. W. 1997. Estimating spectral albedo and nadir reflectance through inversion of simple BRDF models with AVHRR/MODIS-like data. *Journal of Geophysical Research*. 102, D24: 29,529–29,542,
- Pinter Jr., P. J.; Hatfield, J.L.; Schepers, J. S.; Barnes, E. M.; Moran, M. S.; Daughtry, C. S.T.; y Upchurch, D.R. 2003. Remote Sensing for crop management. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 69, 6: 647-664.
- Running, S. W. y Coughlan J. C. 1988. A general model of forest ecosystem processes for regional applications I. Hydrologic balance, canopy gas exchange and primary production processes. *Ecological Modelling*, 42, 2 (Aug.): 125-154.
- Sánchez, N. 2006. El factor vegetación en teledetección espacial. Aplicaciones, estrategias y discusión. En *Teledetección: Nociones y Aplicaciones*. Pérez, C. y Muñoz, L., (eds.). pp 119-141.
- Sellers, P. J.; Tucker, C. J.; Collatz, G. J; Los, S.O.; Justice, C. O.; Dazlich, D. A.; y Randall, D. A. 1994. A global 1° by 1° NDVI data set for climate studies. Part 2: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. *International Journal of Remote Sensing*. 15, 17: 3519-3545.
- Suo, X.; Jiang, Y.; Li, S.; Wang, K.; y Wang, C. 2010. Artificial Neural Network to Predict Leaf Population Chlorophyll Content from Cotton Plant Images<sup>o</sup>. *Agricultural Sciences in China*. 9, 1: 38-45.
- Verstraete, M.; y Pinty, B. 1996. Designing optimal spectral indexes for remote sensing applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34: 1254–1265.
- Vermote, E. F.; Tanré, D.; Deuzé, J.L.; Herman, M.; Morcrette, J. J. 1997A. 6S User Guide Version 2. Tech. rep.
- Vermote, E.F.; Tanré, D.; Deuzé, J. L.; Herman, M.; Morcrette, J.J. 1997B. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35: 675–686.

- Waheed, T. 2005. Artificial intelligence analysis of hyperspectral Remote sensing data for management of water, Weed, and nitrogen stresses in corn fields. Montreal, Canada. 288p. Thesis the degree (Doctor of Philosophy). McGill University. Departament of bioresources engineering.
- Walthall, C.; Dulaney, W.; Anderson, M.; Norman, J.; Fang, H.; y Liang, S. 2004. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery. *Remote Sensing of environment* 92: 465–474.
- Wanner, W.; Li, X.; Strahler, A. H. 1995. On the derivation of kernels for kernel-driven models of bidirectional reflectance. *Journal of Geophysical Research*. 100, D10: 21077-21089.
- Weiss, M.; y Baret, F. 1999. Evaluation of canopy biophysical variable retrieval performances from the accumulation of large swath satellite data. *Remote Sensing of Environment*. 70, 3 (Dic.): 293– 306.
- Yang, C.C.; Prasher, S.O; Enright, P.; Madramootoo, C.; Burgess, M.; Goel, P.K.; y Callum, I. 2003. Application of decision tree technology for image classification using remote sensing data. *Agricultural Systems*, 76, 3: 1101-1117

# 3

## Uso de la percepción remota en la caña de azúcar





Los estudios, investigaciones y publicaciones en caña de azúcar son menores que los realizados en otros cultivos como maíz, trigo, arroz y soya. Al buscar en bases de datos internacionales usando las palabras *remote sensing* y el tipo de cultivo –*corn, wheat*– se encuentra que en el mundo entero hay una relación directa entre el área cosechada del cultivo y la cantidad de publicaciones desarrolladas (Cuadro 1).

**Cuadro 1.** Publicaciones realizadas sobre diferentes cultivos.

Cultivo	Publicaciones en bases de datos*			Área (millones de hectáreas)**
	Springer	Scopus	Science direct	
Maíz	1035	608	3233	159
Trigo	1415	1123	3919	225
Arroz	2999	590	3911	161
Soya	611	402	1886	98
Sorgo	343	96	963	43
Caña de azúcar	168	69	420	23
Remolacha azucarera	-	15	129	4

\* Fuente: Sistema Nacional de Bibliotecas. Universidad Nacional de Colombia. Disponible en: <http://www.sinab.unal.edu.co/> (consultado dic. 2010).

\*\* Área estimada de cosecha en 2009. Fuente: FaoStats (2008). Disponible en <http://faostat.fao.org/>

Las aplicaciones sobre percepción remota en caña de azúcar han tomado como referencia los trabajos desarrollados principalmente en maíz y trigo, y en general se han realizado mediante métodos estadísticos (índices de vegetación) y muy pocas veces han empleado métodos híbridos (redes neuronales, *lookup tables*) o modelos de crecimiento.

Por su parte, los estudios en caña de azúcar se han enfocado en la clasificación de áreas cultivadas, en el seguimiento de las zafras, en los estimativos de producción, en la discriminación de variedades y, en menor grado,

en la estimación de variables biofísicas. Con respecto a estas últimas se espera que en los próximos años se incrementen, y que se empleen métodos híbridos y modelos de crecimiento y de optimización inversa.

En este capítulo se describirán las aplicaciones en caña en las que países como Brasil, Francia, Sudáfrica, Estados Unidos y Australia llevan la delantera a otros como India, China, Argentina, Mauricio y Colombia en cuanto al desarrollo de investigaciones básicas y aplicadas.

## Identificación de áreas sembradas

La cartografía o la identificación del área sembrada con un cultivo en una región determinada la emplean países que generalmente no conocen cuál es el espacio real que abarca su cultivo. En estos casos, las imágenes aéreas y satelitales han mostrado ser herramientas alternativas, útiles y económicas para adquirir esta información de una manera rápida y precisa. Los sensores satelitales de alta resolución (1 m a 5 m) como Ikonos, Quick Bird, SPOT 5 y Orbview han demostrado ser completamente pertinentes para la identificación de cultivos y de diferentes tipos de coberturas basándose en su caracterización espectral.

Por otro lado, países como Tailandia, Argentina, Brasil y Australia han llevado a cabo estudios para conocer el área cultivada con caña de azúcar y para establecer con muy buena precisión diferenciaciones con otros usos que se le dan al suelo, lo cual avala los satélites Landsat 5 TM para hacer cartografía regional (Scandaliaris *et al.*, 1997; Sreedevi *et al.*, 1997; Soria, 2000; Hadsarang y Sukmuang, 2000; Arce *et al.*, 2003).

En Brasil, imágenes multitemporales MODIS han sido usadas para la clasificación de caña de azúcar en el estado de São Paulo. Y aunque el pixel es mediano, de 250 m x 250 m, gracias a la gran cantidad de imágenes libres de nubes y a su gratuita disponibilidad, este estudio mostró el beneficio de los datos MODIS para la clasificación de la caña (Rudorff *et al.*, 2006).

Por lo tanto, el uso de imágenes en el área sembrada con caña puede servir para validar o conocer la precisión de la cartografía existente. Pese a que en Colombia el área sembrada con caña es conocida, es vital tener información actualizada sobre las suertes y sobre cada uno de los tablonos en los mismos lotes, ya que los datos sobre el área son fundamentales para hacer estimaciones de la productividad cuando se expresa en toneladas de caña por hectárea (TCH). Por eso, cuando son usados datos derivados de imágenes satelitales o aéreas es de suma prioridad conocer con precisión el área cosechada para la validación y calibración de los métodos y modelos propuestos.

## Discriminación varietal

La discriminación varietal de la caña de azúcar mediante sensores remotos se basa en que cada variedad tiene su propio patrón espectral, gracias a sus particulares características físicas y morfológicas (Fortes, 2003; Galvão *et al.*, 2005). De acuerdo con Jackson y Pinter (1986) y Pinter *et al.* (1985) las hojas verticales o erectófilas tienden a tener menor reflectividad que las hojas menos verticales o planófilas. En la última década, el uso de sensores remotos para identificar variedades se ha ampliado debido al desarrollo de nuevos sensores que registran muchas bandas del espectro, capaces de identificar potencialmente cambios sutiles en la clorofila, el contenido de agua y la lignina/celulosa, entre otros (Galvão *et al.*, 2005).

En Brasil y en Colombia la discriminación de variedades se ha hecho con imágenes multiespectrales (Fortes, 2003, 2006; y Murillo, 2007, 2011), y en Australia, Brasil y los Estados Unidos con datos hiperespectrales (Apan *et al.*, 2004; Galvão *et al.*, 2006; y Johnson *et al.*, 2008). En la mayoría de estos estudios se usan ecuaciones discriminantes, las cuales son propias para el sensor y para las condiciones del momento específico, por lo cual resulta imposible extrapolarlas a otras zonas geográficas. Aunque habitualmente se logran acertadas clasificaciones, los resultados son mejores cuando se emplean imágenes con mayor cantidad de bandas espectrales (Galvão *et al.*, 2005). Hasta el momento, en caña no se han identificado variedades por medio de clasificaciones dirigidas a objetos en las que se tengan en cuenta otras características como forma y textura.

Los sensores remotos pueden ser usados para el monitoreo de variedades ya registradas y sembradas en otros países, sin el consentimiento de sus verdaderos obtentores, una vez se conozcan los patrones espectrales de la variedad en la zona de interés, debido a los cambios espectrales que sufre la variedad de caña en diferentes condiciones agroecológicas.

## Proyecto *Sucrette*

*Sucrette* en francés significa *Système de suivi de la canne à sucre par télédétection*. Es uno de los pocos proyectos que usan continuamente la teledetección sobre el cultivo de la caña de azúcar e imágenes satelitales SPOT 4 y 5. Su objetivo se basa en un sistema de apoyo a la gestión de producción del cultivo. Los lugares que han sido estudiados son las islas Reunión, Mauricio y Guadalupe y, recientemente, Senegal –país africano– y Durban –ciudad sudafricana–. Concretamente, los resultados se han visto en la actualización de las áreas, en el seguimiento de la zafra y de áreas cosechadas, en las investigaciones básicas para la estimación de productividad por medio de modelos de crecimiento y variabilidad inter e intraparcelsaria.

El enfoque principal del proyecto *Sucrette* es mejorar la movilización de los frentes de cosecha, en los cuales es relativamente fácil conocer qué sitios siguen con caña en pie después de la zafra. En Colombia este tipo de aplicación no es relevante puesto que no existe la zafra, pero los futuros progresos en la estimación de producción y en los indicadores de madurez, así como el empleo de modelos de simulación de caña de azúcar, pueden ser importantes para el sector azucarero colombiano.

### ***Estimación del índice de área foliar a partir de índices de vegetación***

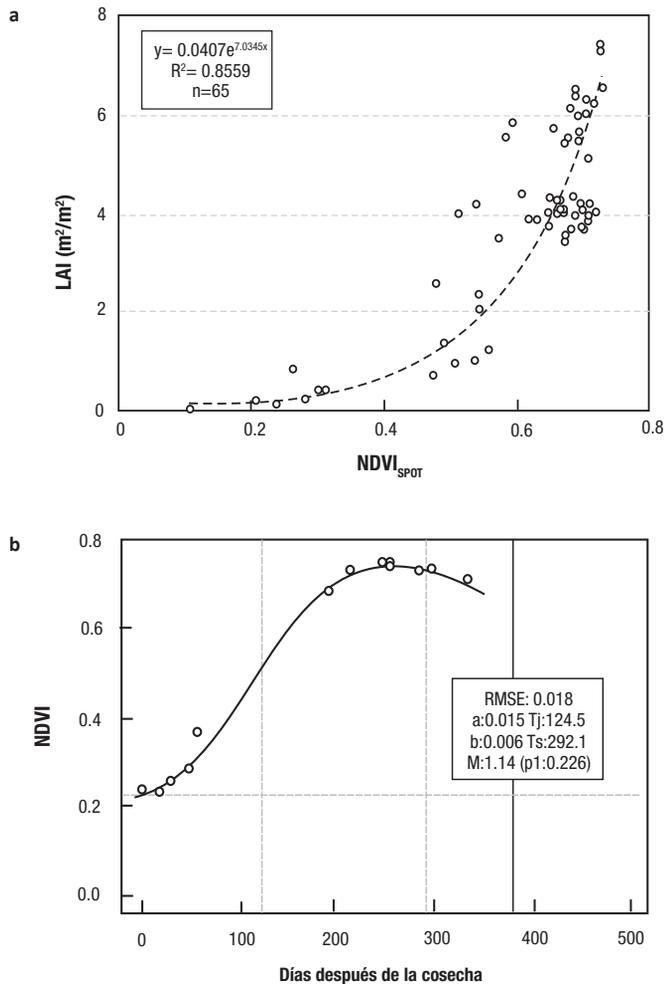
El índice de área foliar (LAI por sus siglas en inglés) se define como el área foliar por unidad de superficie del suelo. El índice de área foliar es usado para estimar la evapotranspiración y la productividad. Una forma de hacer dicha estimación en grandes extensiones es a través de la percepción remota (Xavier y Vettorazi, 2004A)

Varios autores han usado la percepción remota aérea y satelital para el cálculo del LAI (Usma, 2003; Xavier y Vettorazzi, 2004, 2004A; Bappel *et al.*, 2005; y Inoue *et al.*, 2000), y han obtenido resultados satisfactorios al correlacionarla con las bandas espectrales y los índices de vegetación.

En la isla Reunión (55° E, 20° S), de junio a diciembre de 2002 se tomaron datos del LAI con un procedimiento electroóptico con el aparato LICOR LAI-2000, y además se obtuvieron imágenes SPOT 4 y 5. En este caso, el objetivo del trabajo fue determinar la relación del LAI con el NDVI y establecer si usar la percepción remota traía un beneficio para estimar el LAI, en lugar de simular un LAI usando datos meteorológicos. Posteriormente se evaluó si los datos del LAI derivados del NDVI mejoraban la estimación de la productividad en caña con la utilización del modelo agrometeorológico de crecimiento MOSICAS.

La relación LAI-NDVI tuvo un coeficiente de determinación igual a 0.86 con un significativo de  $p < 0.001$  ( $n = 65$ ). La relación está descrita en una función exponencial con la fórmula:  $LAI = 0.0407 \times \text{EXP}(7.0345 \times \text{NDVI})$  (Figura 14a). La evolución del NDVI en el tiempo se puede apreciar en la Figura 14b.

La estimación de la productividad con el empleo de MOSICAS fue mejor usando el LAI, derivado de los valores de NDVI: se pasó de valores de determinación de 0.49 (LAI simulado) a 0.66 (LAI derivado de NDVI). Según lo anterior, estos resultados muestran el potencial de los datos arrojados por sensores para alimentar modelos de crecimiento que permiten modelar distintos escenarios y mejorar las estimaciones tempranas de producción. De las aplicaciones para estimación de la producción, esta es la única que emplea datos satelitales con un modelo de crecimiento.



**Figura 14.** a) Relación entre el NDVI calculado a partir de los datos satelitales SPOT 4 y 5 y el índice de área foliar medido en campo. b) Curva de los doce datos de NDVI en un campo, en el periodo de crecimiento 2002-2003. Fuente: Bappel *et al.* (2005).

Otros métodos alternativos para calcular el LAI son el uso de cámaras aéreas multiespectrales montadas en avionetas y dirigibles, con las cuales se han obtenido resultados excelentes en la estimación de este parámetro biofísico (Inoue *et al.*, 2002; y Usma, 2003).

### CanaSat

En portugués quiere decir *Mapeamento da cana via imagens de satélite de observação da terra* (<http://150.163.3.3/canasat/>) y tiene como propósito usar imágenes para conocer cada año la distribución espacial de la caña. Pese a que

cuenta con un simple servicio web para visualizar el área sembrada, se están realizando continuos estudios que destacan el uso de datos MODIS para el monitoreo de la zafra (Aguiar, 2007) y la evaluación de redes neuronales para la estimación de la productividad (Picoli, 2006), y otra aplicación ha sido el empleo de la minería de datos para clasificar estas zonas. Hoy en día los estudios se centran en medir el impacto de la quema en el área de cosecha (Mello, 2009; y Novaes, 2010), y los resultados muestran que es posible diferenciar áreas cosechadas con quema de otras que no utilizan este procedimiento (De Aguiar *et al.*, 2009; y Goltz *et al.*, 2009). Cabe resaltar que recientemente el enfoque en este tipo de trabajos se debe a ciertos protocolos ambientales establecidos, que tienen planeado, para el año 2017, acabar totalmente la quema de la caña en el estado de São Paulo (Goltz *et al.*, 2009).

## Estimaciones de productividad

El azúcar y el alcohol como fuente alimenticia y energética son de importancia mundial. En Colombia se usa la caña como fuente de alimento y para la generación de biocombustibles (por ser el alcohol un combustible menos contaminante); además, se exporta casi la mitad del azúcar producido.

Estimar o predecir la productividad de los campos antes de la cosecha es importante para definir con anticipación las estrategias de venta, regular los mercados internos y externos y planear actividades a tiempo. También ayuda a los comercializadores a establecer sus estrategias para mejorar la competitividad de la industria, basándose en un entendimiento claro de la producción (Everingham *et al.*, 2005). En la actualidad, para predecir la producción los agricultores se basan en su experiencia en campo. En ese sentido, como puede inferirse, el uso de la información obtenida por sensores remotos para la caracterización espectral de los campos ha demostrado su exitosa utilidad en todo el mundo: además del desarrollo de modelos agroclimáticos, facilitan un análisis integral para determinar tanto los volúmenes de producción como la productividad del cultivo (Cruz *et al.*, 2005).

La estimación de la producción con base en datos de percepción remota se lleva a cabo de diferentes formas: con el uso solo de las bandas espectrales, con el cálculo de los índices de vegetación, o con la estimación de variables biofísicas. Por lo regular, cada una de estas formas es combinada en modelos agrometeorológicos (Bappel *et al.*, 2005) y modelos de regresión simple y múltiple (Fortes, 2003; Berardocco *et al.*, 2004; y Bappel *et al.*, 2005). La utilización de modelos no convencionales apenas empieza a ser evaluada; hasta ahora solo hay un trabajo en el que se emplean redes neuronales artificiales (Picoli, 2006) y métodos nuevos de regresión como el *random forest* (Abdel-Rahman, 2010B).

## ***Estimaciones de producción regionales y locales***

Estudios en diferentes cultivos han mostrado la relación que hay entre los datos multispectrales y la productividad regional en campos de maíz (Kogan *et al.*, 2005; Mkhabela *et al.*, 2005; Salazar *et al.*, 2008), trigo (Vicente-Serrano *et al.*, 2006; Ren *et al.*, 2008), arroz (Sawasawa, 2003), millo y sorgo (Maselli *et al.*, 2000) y soya (Kastens *et al.*, 2005), con el uso del NDVI derivado del sensor AVHRR presente en el satélite NOAA.

Para el caso de la caña, en Sudáfrica fueron evaluados nueve campos, correspondientes a tres zonas diferentes, con el ánimo de estimar los datos NOAA (AVHRR) para conocer la relación del NDVI con la producción. El NDVI muestra el estado de vigor del cultivo; además, mide la absorción de la luz roja por la clorofila y la reflexión de la radiación infrarroja por el agua de las células (Schmidt *et al.*, 2000). Para el estudio se obtuvieron datos históricos del satélite NOAA (AVHRR) sobre la producción entre 1988 y 1998. Cada parcela de estudio era de 3.3 kilómetros, es decir, 9 píxeles. La correlación entre el NDVI y la producción para las áreas de estudio mostró una alta correspondencia, mientras que el error estándar de la estimación de la producción (10 a 13 TCH) indicó una precisión relativamente baja. Por lo tanto, como resultado se puede decir que el análisis de los datos NOAA (AVHRR) para cinco de los nueve campos de experimentación evidenció buenas correlaciones entre el promedio de caña de azúcar producida y su respectivo índice de vegetación normalizado (Schmidt *et al.*, 2001).

El uso del sensor AVHRR, el sensor en cuestión, en Colombia no es viable porque no hay zafra y, además, su resolución espacial es muy baja: 1.1 km. Un píxel de esas dimensiones puede abarcar varias suertes de diferentes edades, variedades y manejo, y entregar un valor o nivel digital promedio que no sirve para realizar cálculos o estimativos en el área de interés.

En Australia, los datos Landsat 5 TM no pudieron ser usados para el monitoreo del crecimiento y la estimación de la producción en el distrito Bundaberg (Lee-Lovick y Kirchner, 1991) debido a los altos niveles de humedad en los suelos, que impedían el crecimiento de los tallos y dominaban la firma espectral. Otros factores en contra fueron la aparición de nubes a la hora de la toma, varios problemas con el funcionamiento de los datos y su disponibilidad, además de las demoras entre la toma de la imagen y su llegada al usuario final. Todo esto puso de manifiesto algunas limitaciones en el uso de este sensor en esta región (Lee-Lovick y Kirchner, 1991).

Actualmente, la principal limitación de los datos Landsat o de cualquier sensor satelital pasivo sigue siendo la presencia de nubes al momento de su paso. Algunas imágenes Landsat 7 pueden descargarse gratuitamente o ser compradas

vía web; tras indicarle al proveedor las coordenadas del sitio, son enviadas por dvd o pueden descargarse por ftp, lo cual agiliza su adquisición. Las imágenes Landsat 7 de buena calidad disponibles son aquellas tomadas antes del 31 de mayo de 2003, ya que después de dicha fecha el sensor se dañó y las imágenes tienen un bandeamiento con datos en cero.

Los trabajos anteriores buscan relacionar índices de vegetación con valores de productividad final por medio de métodos convencionales de regresión lineal simple o múltiple. En los últimos años, nuevos análisis de los datos han evidenciado mejoras en la realización de predicciones de productividad: los métodos lineales podrían no funcionar bien en caña de azúcar (Abdel-Rahman, 2010B) debido, posiblemente, al complejo patrón espaciotemporal de las características espectrales de la caña (Bégué *et al.*, 2008). Relaciones múltiples más robustas y no lineales podrían dar más flexibilidad que los simples modelos lineales (Motulsky y Christopoulos, 2003) y explicar la alta variación de la producción de caña de azúcar. Los modelos lineales, por el contrario, suponen una relación lineal entre las variables espectrales de entrada y la producción o rendimiento, la cual no siempre se conserva.

Algunos trabajos han mostrado buenas relaciones para predecir la productividad en el estado de São Paulo (Brasil) cuando se combinan imágenes ASTER y Landsat 7 ETM+ (Almeida *et al.*, 2006). En esta investigación se generaron diversos índices de vegetación, mejorados y reducidos espectralmente hasta sintetizar una sola imagen. Dichos valores fueron llevados a unidades en TCH a través de una normalización, la cual requirió un conocimiento previo de producciones históricas en los campos evaluados. El estudio arrojó que las imágenes ASTER tienen un error respecto a la productividad real en el año 2001 de 2.5% y las de Landsat son del 5.6%, porcentaje inferior respecto al estimado previamente en fábrica: 9.06%.

Recientemente, otro acercamiento para la estimación de la productividad fue usado por Abdel-Rahman (2010B) en Sudáfrica, donde se utilizó un análisis de regresión *random forest* y fueron empleadas tres imágenes Landsat 7 ETM+ del año 2007 para estimar la productividad en dos variedades de caña, N19 y NCo376. En zonas sin riego, con riego suplementario y riego constante —con el fin de reducir el efecto de la precipitación— se seleccionaron en total cincuenta y un campos con caña mayor de cinco meses. Un total de veinticuatro índices de vegetación fueron generados; el algoritmo *random forest* fue usado para generar muchos árboles de decisión entre todos los índices para estimar la productividad y seleccionar aquellos que tenían mayor importancia en la estimación de la producción. Los resultados presentaron valores de  $R^2$  entre 0.81 y 0.92 para tres de los cinco conjuntos de datos seleccionados. Los índices más importantes fueron: el componente principal 1 (PC1), el EVI (índice de vegetación), el NDVI green y el NDVI\*SR. Los resultados

son promisorios y muestran el valor del método para generar interactivamente regresiones y seleccionar variables. Usar el algoritmo es relativamente simple para estimar valores de producción a partir de un mínimo de variables espectrales.

El uso de modelos agrometeorológicos, redes neuronales e imágenes MODIS fue aplicado en Brasil para la estimación de la producción en las zafas 2004-2005 y 2005-2006 en la región de Usina Catanduva, en un área de 400,000 hectáreas (Picoli, 2006). El modelo agrometeorológico logró explicar el 31% de la variabilidad de la producción real, mientras que el modelo de RNA –usando algunas variables derivadas del modelo agrometeorológico– logró explicarla en un 66%. Los resultados son interesantes al momento de observar las pocas variables de entrada a la red (nueve) y el uso de imágenes de mediana resolución como MODIS.

Gracias a la base de datos comercial que maneja el sector azucarero colombiano, así como registros meteorológicos, datos de suelo e imágenes MODIS y Landsat, es posible emplear algunos de los métodos no convencionales para hacer evaluaciones que permitan obtener estimativos regionales y locales al combinar entradas cuantitativas y cualitativas. Este tipo de análisis puede servir de complemento a los modelos de crecimiento, con el fin de realizar simulaciones en diferentes condiciones.

### ***Imágenes Landsat 5 y 7 para la definición de zonas de manejo homogéneo***

Argentina y Brasil han usado la percepción remota para la definición de zonas homogéneas de manejo. En Argentina se han realizado trabajos básicos para estimar la productividad a partir de imágenes Landsat 5 en la provincia de Tucumán, en los cuales se han hecho clasificaciones regionales divididas en varios niveles de producción a partir de los valores digitales de las bandas espectrales (Soria *et al.*, 2000; y Scandalariis *et al.*, 1997). Este tipo de trabajo es sencillo y entrega una visión general de la variabilidad de la producción en grandes áreas, y no requiere un alto costo computacional ni detallada información de base.

Por su parte, en Brasil, Dainese *et al.* (2004) evaluaron el potencial de las imágenes Landsat 5 y 7 para obtener mapas de variabilidad de la producción en caña de azúcar. Para ello utilizaron dos metodologías: un análisis de regresión entre un mapa de productividad y las bandas espectrales de las imágenes Landsat 5 y 7, y otra denominada control estadístico de procesos. En la investigación se compararon cada una de las bandas espectrales del sensor con el mapa de productividad generado en campo y también con el NDVI. Los resultados mostraron que con el uso del análisis de control estadístico existe una correlación espacial entre algunas bandas espectrales del sensor y el mapa de productividad, a di-

ferencia del análisis de regresión, que analiza cada dato de manera aislada, sin considerar un criterio espacial.

Hay un potencial en la metodología del control estadístico de procesos para estimar las áreas con variaciones espaciales en los campos y existe una alta semejanza entre el mapa de variación de productividad y el de variación espectral. Según Yang *et al.* (2001), una semejanza entre los mapas de productividad obtenidos a través de la cosechadora y el mapa espectral permitirá que los mapas de rendimiento levantados espectralmente puedan ser usados para el manejo de la variabilidad del rendimiento y para la definición de zonas de manejo en los campos donde los datos de la cosechadora no estén disponibles, y para indicar las áreas que necesiten un posterior manejo específico por sitio. Como puede apreciarse, los resultados evidencian un alto potencial para definir zonas homogéneas de manejo.

Al comparar las aplicaciones realizadas en Argentina (Soria *et al.*, 2000; y Scandaliaris *et al.* 1997) y Brasil (Dainese *et al.*, 2004), se encuentra que mientras la primera se basa en las diferencias espectrales entre diversas suertes, la otra busca estas diferencias en la propia suerte, y espera definir zonas homogéneas para realizar, posteriormente, tareas específicas por sitio, las cuales pueden ayudar a optimizar el rendimiento de los campos.

Actualmente, algunos ingenios azucareros colombianos generan mapas de productividad con datos tomados en el momento de la cosecha, los cuales pueden ser correlacionados con diversos sensores aéreos o satelitales para evaluar el desempeño de la información espectral en su generación. Las futuras investigaciones deben concentrarse en saber, durante el ciclo del cultivo, cuáles son los momentos oportunos para las tomas de las imágenes, de manera que permitan conocer el comportamiento o patrón espaciotemporal y espectral de los lotes, donde una sola imagen podría no reflejar la realidad del campo.

### ***Series de tiempo para monitoreo de cultivos***

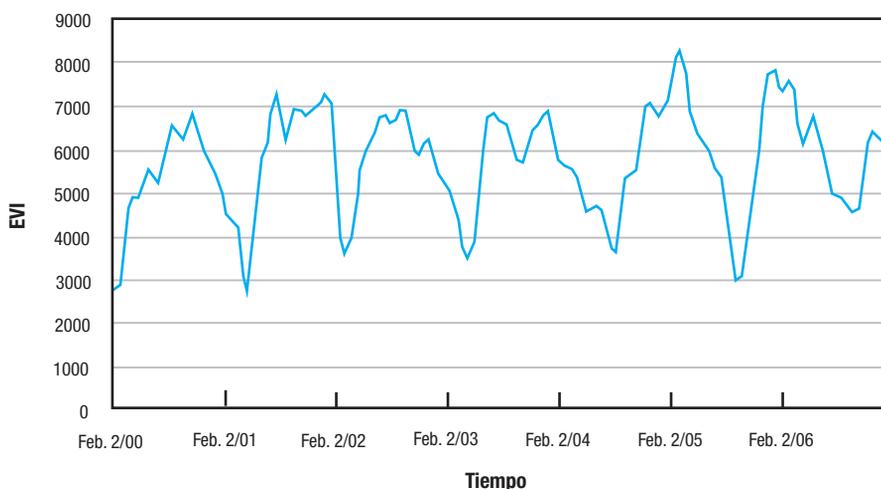
El uso amplio de las series de tiempo de imágenes satelitales aplicadas a la agricultura se debe al incremento de constelaciones satelitales y programas pioneros y libres, como Landsat, SPOT-VGT y NOAA-AVHRR y MODIS.

Cuando los datos se convierten en índices de vegetación y se organizan en el tiempo, es posible observar variaciones en el patrón estacional de los cultivos o la vegetación. A esta variación del patrón se la denomina fenología de la superficie terrestre (<http://measures.arizona.edu/index.php>) debido a que se deriva de sensores remotos. En la Figura 15 se pueden apreciar varios ciclos de cultivo de caña de azúcar durante un periodo de seis años con el uso del índice de vegetación EVI. En estos ciclos se identifica un rápido crecimiento del cultivo, que se estabiliza en valores cercanos a siete mil unidades de EVI, y luego un periodo de

senescencia y de posterior cosecha, en los cuales los valores de suelo con residuos están cerca de las tres mil unidades.

Las composiciones de dieciséis días de MODIS, producto MOD13Q1, se han evaluado en cultivos como maíz y soya (Doraiswamy *et al.*, 2003; Doraiswamy *et al.*, 2005; y Chen *et al.*, 2004) y en menor grado en cultivos de alfalfa, trigo y sorgo (Doraiswamy *et al.*, 2004; y Formaggio *et al.*, 2005), y han involucrado series de tiempo hasta de año y medio como máximo (Colditz *et al.*, 2006). Los estudios han expuesto la aplicabilidad de estos datos junto con modelos de simulación como el SAIL (*Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves*) y de crecimiento como DSSAT (*Decision Support System for Agrotechnology Transfer*, o en español: Sistema de apoyo y decisión para la transferencia de agrotecnología) (Liang, 2004) y Canegro-DSSAT (Kiker, 2000). Por otra parte, series de tiempo como AVHRR-NDVI han sido usadas en cultivos de maíz, millo, sorgo y trigo, en los que se ha encontrado que la acumulación estacional del NDVI se correlaciona significativamente con datos de productividad (Groten, 1993; Mochheim y Barber, 1998).

En Brasil el uso de series de tiempo en caña de azúcar ha servido para identificar las tierras que han cambiado su uso de suelo a caña (Rudorff *et al.*, 2009), para monitorear de manera descriptiva la condición de los campos (Ramme *et al.*, 2010; Murillo *et al.*, 2010), para evaluar la variabilidad dentro de los lotes (Bégué *et al.*, 2008) y con el uso de modelos de crecimiento identificar prácticas agronómicas (Hajj *et al.*, 2009). En general, los estudios han puesto énfasis en la clasificación y discriminación de la caña respecto de otros cultivos (Xavier *et al.*, 2006). Vale la pena agregar que para estimar la producción en caña de azúcar usando series de tiempo derivadas de sensores remotos se han llevado a cabo pocos trabajos.

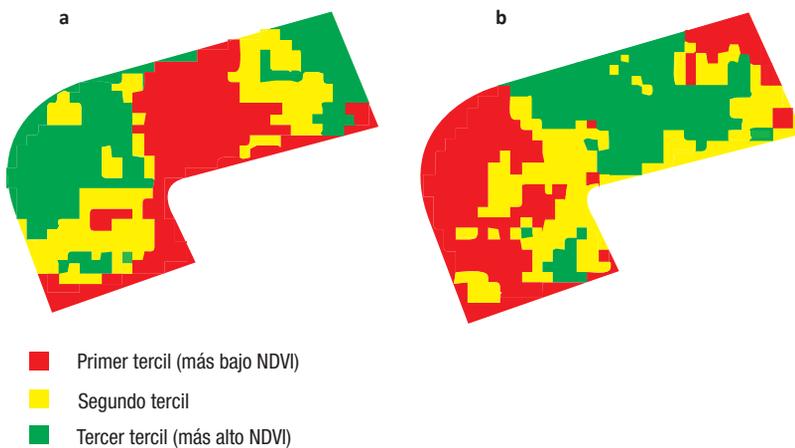


**Figura 15.** Ciclos de caña de azúcar entre el 2000-2006 en el Ingenio Providencia, hacienda Malagana, suerte 5, derivados del producto MOD13Q1.

En el caso de Guadalupe y Reunión se realizaron varios estudios utilizando series de tiempo SPOT. El trabajo desarrollado intentó analizar la variabilidad espacial intrasuerte de la caña por medio de quince imágenes SPOT de diez metros de resolución durante dos ciclos de cultivo (Bégué *et al.*, 2008). Los resultados expusieron que a escala estacional el patrón de crecimiento en los campos depende de la edad fenológica del cultivo y de las labores realizadas. Anualmente, los mapas de NDVI revelaron un crecimiento estable para los dos ciclos, pero con valores inversos de NDVI, es decir, que las zonas que mostraron los valores más bajos en el primer ciclo fueron los más altos en el segundo (Figura 16).

Los resultados demuestran que es necesario conocer el ciclo de crecimiento del cultivo para interpretar correctamente el patrón espacial, y que una sola imagen no es suficiente para diagnosticar la condición del cultivo o predecir su producción. Hay que tener en cuenta que los cambios en cada ciclo se deben a la topografía y al contenido de agua en el suelo (Bégué *et al.*, 2008).

Las series de SPOT también fueron usadas para integrar el conocimiento experto y modelos de crecimiento para detectar automáticamente la caña que ha sido cosechada, con el fin de mejorar la movilización de los frentes de cosecha. Lo interesante de esta aplicación es el uso de una estructura *fuzzy* (difusa), en la cual la exactitud global al verificar en campo fue del 97.8%, con una estabilidad de 89.21% para todas las decisiones. La contribución de *fuzzy* en los análisis fue de un 15.08%. Este tipo de acercamiento es el único que existe actualmente en caña y es promisorio para otro tipo de aplicaciones agrícolas en caña de azúcar (Hajj *et al.*, 2009).



**Figura 16.** a) Ciclo de crecimiento 2002-2003. b) Ciclo de crecimiento 2003-2004. La cantidad de imágenes para generar cada ciclo fueron 4 y 3, respectivamente. Fuente: Bégué *et al.* 2008.

## Aplicación de imágenes aéreas

Las condiciones geográficas de Colombia evidencian un elevado nivel de coberturas nubosas durante el año, por lo cual las imágenes aéreas cuentan con ciertas ventajas en comparación con las satelitales, debido a que pueden realizarse vuelos en cualquier momento y es posible obtenerlas con resoluciones espaciales menores al metro, según la altura y la plataforma que se utilice.

Entre sus inconvenientes está el tamaño de la escena, que es significativamente menor al de una imagen satelital; el arreglo o diseño de un sistema de adquisición y georreferenciación, cuando se pretende montar varias cámaras, y las pocas bandas espectrales que pueden ser empleadas. Para evitar algunas de estas dificultades se pueden usar cámaras multispectrales como Tetracam, FluxData, Condor, o hiperespectrales como CASI y AISA. No obstante, estos sistemas son costosos, al igual que el alquiler de aviones especiales para adaptarlos.

A pesar de algunos resultados promisorios con la utilización de cámaras digitales convencionales, estos aparatos tienen problemas en su señal debido a que el sistema de procesamiento de la imagen ofrece una limitada capacidad de adquisición de datos cuantitativos. Por ejemplo, en Sudáfrica se usaron fotografías aéreas en dos haciendas comerciales con caña de azúcar. La producción estimada por percepción remota y la producción real medida al final de la cosecha se obtuvieron para los campos seleccionados. Se trabajó con el supuesto de que habría una correlación entre la producción y el índice de vegetación obtenido de la imagen aérea multispectral DMSV; sin embargo, al final los resultados no mostraron una correspondencia significativa entre la producción estimada o registrada (TCH) y el NDVI, y además se pudo apreciar que los campos donde la producción fue sobrestimada eran generalmente campos que tenían un bajo NDVI (Schmidt *et al.*, 2001).

Recientemente, Lebourgeois *et al.* (2008) en la isla Reunión modificaron cámaras digitales para obtener bandas espectrales en la región del red EDGE (690-709 nm) y del NIR (808-855 nm) para evaluar su potencial en la estimación de parámetros biofísicos como la clorofila indirecta (SPAD) y el índice de área foliar (LAI). Para ello, se tomaron varias imágenes en treinta y seis parcelas, en las que se compararon los valores de NDVI con la relación SPAD\*LAI. Los resultados fueron mejores cuando se corrigieron las imágenes que cuando se usaron tal como estaban originalmente. Por lo tanto, las conclusiones obtenidas sugieren que con el fin de estimar cuantitativamente parámetros biofísicos es necesario realizar varias correcciones radiométricas a las imágenes para reducir las distorsiones que presenta el uso del ultravioleta (Lebourgeois *et al.*, 2008).

En un futuro, el uso de cámaras digitales se incrementará gracias a la flexibilidad y al costo de sistemas no tripulados que pueden llevar una o dos cámaras. Las modificaciones que se les hacen a las cámaras permiten tener bandas más estrechas en regiones diferentes a la de los rayos visibles, como la del NIR y el red edge, en las cuales se pueden calcular índices de vegetación específicos para variables biofísicas.

Es importante aclarar que al comparar las imágenes adquiridas por cámaras basadas en filtros se percibe que las cámaras multiespectrales proporcionan una alta resolución espacial y espectral, una selección flexible de las longitudes de onda por software y una amplia cobertura espectral, desde el rayo ultravioleta hasta el infrarrojo.

Actualmente, Cenicaña cuenta con un prototipo de avión no tripulado para realizar tomas en experimentos controlados o en áreas pequeñas, donde se evaluará qué tipo de cámaras son las más convenientes y qué procesamiento debe ser aplicado para obtener valores radiométricos para la estimación cuantitativa de variables biofísicas.

## DetECCIÓN DE ENFERMEDADES Y PLAGAS

En algunos casos las enfermedades y plagas limitan el desarrollo del cultivo de caña y ocasionan grandes pérdidas económicas (Cenicaña, 1995). En otras palabras, los patógenos pueden causar serios daños en la caña de azúcar, ya que conducen a la reducción de la producción y de la calidad de la cosecha (Apan *et al.*, 2004B). Para ocuparse de este problema se necesita seguir una serie de medidas sanitarias, y en ello la detección de la enfermedad juega un papel central. Por ejemplo, antes de aplicar los productos químicos para el control de los patógenos deben determinarse en primera instancia tanto la localización como la medida espacial de los campos afectados (Apan *et al.*, 2004B).

En Australia fueron usados datos del EO-1 Hyperion para discriminar las áreas que presentan la enfermedad *orange rust* o roya naranja (*Puccinia kuehni*). En Colombia esta misma enfermedad fue encontrada durante el 2010 en campos comerciales. En Australia el objetivo del estudio fue examinar el potencial de los datos hiperespectrales para detectar la incidencia de la enfermedad en la caña de azúcar. Más de cuarenta índices de vegetación hiperespectrales fueron evaluados. Las imágenes se procesaron de diversas formas y se obtuvo que una función discriminante, combinación de los índices DSWI-2, SR695/420 y NDWI-Hyp, logró una exactitud en la clasificación de 96.9%. Los resultados mostraron que la discriminación espectral de la enfermedad *orange rust* es alta por la incorporación de bandas sensibles a la humedad en la región SWIR. Es pertinente

destacar que la pérdida de humedad se debe a lesiones en las hojas provocadas por la enfermedad, lo cual es importante para poder detectar su efecto en la caña (Croft *et al.*, 2000).

Por otro lado, para tomar medidas preventivas y de curación en una etapa temprana del cultivo es necesario evaluar si las áreas con baja presencia de *orange rust* (por ejemplo, en etapa inicial de crecimiento del cultivo) pueden diferenciarse significativamente de aquellas que no padecen la enfermedad. Tras varios estudios, los índices de DSWI mostraron ser los mejores para la discriminación de esta enfermedad; sin embargo, deben ser probados en otros tipos de cultivos y en otras latitudes (Apan *et al.*, 2004B). Para cultivos de caña de azúcar esta es la única aplicación que se ha realizado con uso de información remota para identificar una enfermedad. En estos casos, los pasos en el procesamiento de este tipo de imágenes son más complejos y es necesario tener un amplio conocimiento para su manipulación, debido a la gran cantidad de información que se maneja.

En espectrorradiometría de campo, Abdel-Rahman *et al.* (2008) realizaron un estudio para detectar la presencia de *thrips*, *Fulmekiola serrata* (Kobus) (Thysanoptera: Thripidae) en caña de azúcar. Esta plaga fue encontrada por primera vez en Sudáfrica-Umfolozi en 2004 y hoy en día está presente en todo el mundo. En dos variedades N19 y N12 se tomaron medidas espectrales, en hojas que estaban entre los tres y cuatro meses de edad y que tenían diferentes niveles de infestación. Los resultados mostraron que es posible diferenciar hojas en un buen estado de salud de las que tienen un nivel grave y mediano de infestación en la región del límite del rojo (690-720 nm), región en la que es posible que los *thrips* generen deficiencias en el contenido de clorofila y en el nitrógeno de las hojas.

Grisham *et al.* (2010) evaluaron en laboratorio los datos hiperespectrales del equipo Ocean Optics SD-2000 (350-800 nm) para detectar la infección en la caña por el virus de la hoja amarilla (del inglés *Sugarcane Yellow Leaf Virus*, SCYLV). La función discriminante mostró que el uso de la percepción remota hiperespectral es un método rápido para identificar SCYLV antes de la aparición de sus síntomas.

Existen pocos trabajos en caña para la detección de enfermedades, en los cuales es necesario emplear imágenes con muchas bandas o regiones espectrales. Actualmente, muy pocos satélites ofrecen este servicio y aún es complejo detectar la incidencia de enfermedades o plagas sin que haya confusión con otros posibles factores que alteren la respuesta espectral del cultivo. Una vez más es necesario establecer patrones con equipos en campo o en laboratorio para conocer cuáles son las regiones que eventualmente podrían ayudar a identificar problemas asociados a enfermedades, deficiencias de elementos (nitrógeno [N], fósforo [P] y potasio [K]) o problemas de estrés o exceso hídrico.

## Espectrorradiometría de campo

Aunque anteriormente se presentó la espectrorradiometría como el estudio para detectar enfermedades (Grisham *et al.*, 2010; Abdel-Rahman *et al.* (2008) y a la vez variedades (Johnson *et al.*, 2008), existen muy pocos trabajos para conocer el efecto espectral al realizar prácticas agronómicas, o la estimación de variables fisiológicas o biofísicas en caña de azúcar. El desarrollo de este tipo de trabajos de patronamiento espectrales es definitivamente superior en cultivos como maíz, trigo, arroz y soya.

En caña los trabajos de espectrorradiometría de campo se han empleado recientemente y sólo en Sudáfrica, a partir de estudios doctorales, donde se ha evaluado en la hoja cuáles son las regiones espectrales más importantes para la detección de diferentes concentraciones de nitrógeno (Abdel-Rahman *et al.*, 2010).

Para ilustrar lo anterior: en Sudáfrica fueron tomadas mediciones espectrales entre los 350 nm y 2500 nm en hojas de caña de carácter comercial, variedad N16, entre los seis y los siete meses de edad del cultivo. Luego se compararon los análisis de laboratorio para la estimación de N con la combinación iterativa de los índices SR y NDVI para todas las longitudes de onda existentes. Los resultados revelaron que el cociente entre las bandas espectrales  $R_{743} / R_{1316}$ , tiene el valor más alto de  $r^2$  con la concentración de N foliar, con un valor de 0.76,  $p < 0.01$ .

Otro estudio que se llevó a cabo en Brasil empleó equipos comerciales como el GreenSeeker (<http://www.ntechindustries.com/>) para la identificación de diferentes dosis de nitrógeno. Los resultados mostraron una relación lineal entre los valores de NDVI y las dosis de N, a partir de medidas realizadas después de los noventa días de aplicación (Molin *et al.*, 2010).

Infortunadamente, es muy poca la investigación que se ha hecho para conocer el comportamiento espectral de cultivos como la caña a nivel experimental o comercial. Hasta el momento las primeras iniciativas se enfocan en conocer el efecto de la aplicación de N, posiblemente debido al impacto económico que tendría la disminución o el uso controlado de los fertilizantes nitrogenados. No obstante, no se han estudiado otro tipo de efectos como la maduración, excesos o déficit de agua, compactación de suelos o factores no controlables como la temperatura o la radiación, en la respuesta espectral de la caña. El desarrollo de estos trabajos y la comprensión de la variación espectral que pueda tener el follaje de la caña permitirán la creación de modelos más precisos o más cercanos a la realidad, en la medida en que puedan ser alimentados a partir de sensores remotos.

## Imágenes de Radar en caña de azúcar

Los sensores activos como Radar tienen la capacidad de emitir su propio haz de energía y recoger la energía reflejada. Estos sensores trabajan con bandas comprendidas entre 0.1 m y 1 m. Cada pixel en la imagen Radar representa el coeficiente de retrodispersión de esa área sobre el terreno (Chuvienco, 2008), cuyo mayor valor almacenado corresponde a la mayor intensidad de la señal de retorno.

La investigación en caña de azúcar desarrollada por Francia (proyecto *Sucrette*) en sus islas colonias, Reunión y Guadalupe, se ha enfocado principalmente en el desarrollo de métodos que permitan automatizar o detectar campos que continúan con caña en pie después de la zafra, con el objeto de mejorar la movilización de sus frentes de cosecha. En la investigación se han utilizado las imágenes de Radar. Concretamente, imágenes multitemporales de diferentes sensores Radar (TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT y PALSAR/ALOS) se usaron para conocer la mejor configuración y parámetros Radar (longitud de onda, ángulos de incidencia y polarización) para detectar campos con caña, arados y cosechados.

Los datos TerraSAR-X, específicamente la banda X, mostraron los mejores resultados para diferenciar campos arados de campos con caña de azúcar (Baghdadi *et al.*, 2009), mientras que los datos SAR, por su parte, en las bandas de frecuencia L y C manifestaron ambigüedad en el momento de su detección; ello se debe a que las dos bandas tienen una alta sensibilidad a la rugosidad de la superficie de suelos desnudos. Cabe resaltar que en algunos casos la señal Radar era igual para campos arados que para caña madura o cosechada. Por otro lado, entre algunas consideraciones relevantes de este estudio está que la combinación de ángulos de incidencia altos y bandas de frecuencia más largas es sensible en la detección de la altura de la planta en edades tempranas de su desarrollo (alturas entre 100 cm y 150 cm) y sirve en el mapeo de áreas cosechadas.

Los nuevos satélites Radar (RADARSAT 2 y Cosmo-SkyMed) proveen datos polarimétricos en todas las direcciones, que permitirán hacer la caracterización de múltiples variables de la superficie terrestre. Estos sensores tienen una alta resolución espacial que hará factible, por lo tanto, realizar diagnósticos en campos de áreas pequeñas (Baghdadi *et al.*, 2009).

La influencia del suelo (la rugosidad de la superficie y la humedad del suelo como tal) en la retrodispersión Radar debe ser explorada con uso de modelos y mediciones en campo. La sensibilidad de estos análisis permitirá comprender mejor el efecto del suelo en las bandas de frecuencia L, C y X, en diferentes etapas de crecimiento de la caña de azúcar.

## Consideraciones

Para empezar, la percepción remota en caña ha sido evaluada para identificar aéreas sembradas, vigilar el crecimiento del cultivo, discriminar enfermedades y variedades, así como para estimar la productividad, algunas variables biofísicas y hacer un seguimiento a labores como la cosecha. La mayoría de estudios son de gran interés para la industria colombiana, ya que se enfocan en la detección de factores de estrés en los campos y la generación de pronósticos y mapas de variabilidad de la producción.

En segundo término, las aplicaciones de la percepción remota en caña de azúcar son nuevas, y su desarrollo es menor en comparación al de cultivos como maíz y trigo (Gers, 2004). Los países que han realizado investigaciones al respecto como Brasil, Sudáfrica, Australia y Francia en sus islas colonias (Reunión y Guadalupe) tienen zafra, factor que en el caso de la percepción remota satelital es importante, debido a que se puede ver el cultivo en estado fenológico o de crecimiento similar en toda el área cultivada. Aunque Colombia no tiene zafra, se necesitan pocas imágenes satelitales para cubrir todo el valle del río Cauca: tan solo una imagen MODIS, o dos imágenes Landsat, abarcan toda el área cultivada con caña de azúcar.

En cuanto a las aplicaciones para estimar las áreas sembradas, en Colombia no se requieren debido a que se conoce el área sembrada en el valle del río Cauca, pero sí se precisa su actualización y verificación, ya que el área cosechada se usa para estimar las toneladas de caña por hectárea, y problemas cartográficos en las suertes o tablones generan inconvenientes en la estimación precisa de la productividad al momento de establecer la relación con los datos derivados de sensores remotos.

El monitoreo del avance de la cosecha durante la etapa de molienda es una de las aplicaciones que más investigación y recursos ha empleado, básicamente en las islas Reunión y Guadalupe, pero no es una aplicación interesante para la industria azucarera colombiana, ya que en este país no hay zafra. Lo importante en este caso sería determinar qué cantidad de biomasa queda en campo y cuál es su contenido de humedad, lo que podría mejorar la logística de transporte de residuos para la cogeneración de energía.

Seguidamente, la discriminación varietal de la caña de azúcar brinda resultados muy buenos, con exactitudes que varían entre 87% y 97% (Galvão *et al.*, 2005; Apan *et al.*, 2004A; y Fortes, 2003). Aunque su aplicación no genera nuevas expectativas para el sector azucarero colombiano, pues se conoce la clase de variedad sembrada por suerte, lo realmente importante de este tipo de aplicaciones

es la consecución de IV potencialmente sensibles a la variación del contenido de clorofila, a la presencia de agua y lignina/celulosa (Galvão *et al.*, 2005), y de índices relacionados con los pigmentos de la hoja y su estructura interna (Apan *et al.*, 2004A), con los cuales es posible identificar factores de estrés en el cultivo. Vale la pena destacar que una aplicación importante es la identificación de áreas sembradas con variedades obtenidas por Cenicaña, sin su consentimiento y sin retribución económica por su uso comercial.

Tanto satelitalmente como en campo el uso de espectrorradiómetros ha tenido resultados promisorios con altas exactitudes en la detección de enfermedades como roya naranja *Puccinia kuehnii* y el síndrome de la hoja amarilla y el descubrimiento de *thrips Fulmekiola Serrata* (Kobus) (Thysanoptera: Thripidae) (Apan *et al.*, 2004B; Grisham *et al.*, 2010; Abdel-Rahman *et al.*, 2008). Es claro que las metodologías pueden adaptarse para identificar otro tipo de enfermedades y plagas en la zona azucarera de Colombia, tales como la escaladura de la hoja, el mosaico común, el salivazo, entre otros. Aunque las variedades desarrolladas por Cenicaña son resistentes a las enfermedades de carbón, roya café y mosaico, esto no quiere decir que sean inmunes, o que estén exentas de ser afectadas por otras enfermedades nuevas o diferentes a las mencionadas. Si bien el estudio desarrollado por Apan *et al.* (2004B) aportó buenos resultados, es conveniente investigar un poco más sobre la identificación de enfermedades o plagas en edades tempranas de crecimiento del cultivo.

En lo concerniente a la estimación de la producción, su predicción es importante ya que se pueden identificar en los campos los sectores que tienen problemas y tomar medidas para su mejora continua y, además, diseñar estrategias de venta de la producción de azúcar, alcohol, miel, entre otros. Los resultados que se obtienen al estimar la productividad son generalmente buenos, pero se han realizado cuando el cultivo está en su máximo desarrollo, lo cual no permite ejecutar acciones en el cultivo para mejorarlo. Pese a que se han hecho pocos trabajos de predicción, sus resultados han demostrado el potencial de imágenes comunes como Landsat y SPOT y de algoritmos no convencionales (*random forest*), en combinación con modelos de crecimiento (MOSICAS), para la estimación temprana de la producción.

Actualmente, el proyecto *Sucrette* está usando continuamente la teledetección sobre el cultivo de la caña de azúcar mediante imágenes satelitales SPOT 4 y 5, y su objetivo es desarrollar un sistema de apoyo a la gestión de la producción del cultivo. Los lugares que han sido estudiados son las islas Reunión, Mauricio y Guadalupe, recientemente, el país africano Senegal y la ciudad sudafricana Durban. Sus resultados han sido la creación y actualización de las parcelas,

variabilidad ínter e intraparcilaria, y el seguimiento de zafras y áreas labradas. Los avances para el futuro en nuevos productos temáticos, como la estimación de rendimientos e indicadores de madurez, pueden ser ejemplos importantes para el sector azucarero colombiano.

El uso de cámaras digitales convencionales modificadas es una alternativa interesante, puesto que son económicas; y al desarrollar un protocolo de adquisición y corrección de las imágenes es posible obtener fotografías consistentes de buena calidad para la detección de problemas de estrés en caña de azúcar.

El uso de la espectrorradiometría de campo es reciente y solo Sudáfrica la ha empleado, básicamente en la detección de enfermedades y de diferentes concentraciones de nitrógeno en la hoja (Abdel-Rahman *et al.*, 2010).

De este modo la búsqueda bibliográfica destaca variadas aplicaciones con diferentes tipos de sensores, a diversas alturas y en distintos países. Pese a que en los últimos años la percepción remota ha tenido un crecimiento vertiginoso, a causa del mejoramiento continuo del sistema sensor, casi todas las aplicaciones expuestas son de carácter netamente investigativo, sobre todo en caña, y han demostrado ser herramientas que tienen un gran potencial, pero muy poco uso comercial u operativo. Por su parte, MODIS, Landsat 7 ETM+ y SPOT VGT pueden ser usados a nivel regional de forma comercial, debido a su libre disponibilidad y a la continua generación de datos y productos derivados. El principal inconveniente en el caso de Landsat ETM+ es su temporalidad debido a que durante un año pocas imágenes pueden ser útiles por la presencia continua de nubes. Para el caso de MODIS y SPOT-VGT, el tamaño de pixel solo permite trabajar en suertes de gran tamaño.

El aumento de constelaciones satelitales ha incrementado la temporalidad de las imágenes; los sensores cada vez tienen una mayor sensibilidad radiométrica y los costos de compra van siendo menores. Lo anterior popularizará el uso de imágenes en el mundo, y el sector azucarero colombiano puede beneficiarse de la combinación de estas imágenes con las bases de datos que existen de suelos y clima (zonas agroecológicas) con las que ya se cuenta de forma operativa para hacer seguimiento a factores de estrés y predicciones de producción más precisas.

Por último, un desafío importante, que ya es común en otros cultivos y que empieza a ser valorado en el de la caña, es la combinación de los datos satelitales con modelos de crecimiento de cultivo. Las aplicaciones de Picoli (2006) y Bappel *et al.* (2005) son claros ejemplos del mejoramiento de los modelos cuando son alimentados con información remota. Aunque poco se usan modelos no lineales, las redes neuronales, la lógica difusa y el *random forest* ya han sido evaluados en cultivos de caña, y han mostrado ser alternativas interesantes para el análisis de grandes cantidades de información derivadas de imágenes aéreas o satelitales.

## Referencias bibliográficas

- Abdel-Rahman E. M., 2010. The potential for using remote sensing to quantify stress in and predict yield of sugarcane (*Saccharum* spp. hybrid). A thesis submitted to the Faculty of Science and Agriculture. Degree of Doctor of Philosophy in Environmental Sciences. University of KwaZulu-Natal, South Africa
- Abdel-Rahman, E. M.; Ahmed, F. B.; Van den Berg, M.; y Way, M. J. 2008. Preliminary study on sugarcane thrips (*Fulmekiola serrata*) damage detection using imaging spectroscopy. En: Proceedings of South African Sugar Technologists' Association, 81. p.287–289.
- Abdel-Rahman, E. M.; Ahmed, F. B.; y Van den Berg, M. 2010. Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using in situ spectroscopy. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 12, 1 (Supplement Issue on Remote Sensing for Africa –a Special Collection from the African Association for Remote Sensing of the Environment, AARSE, February): S52-S57.
- Aguar, D. A. 2007. Monitoramento da área colhida de cana-de-açúcar por meio de imagens do sensor MODIS. 103 p. (INPE-14803-TDI/1246). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Almeida, T.I.R.; De Souza Filho, C.R.; y Rossetto, R. 2006. ASTER and Landsat ETM+ images applied to sugarcane yield forecast. International Journal of Remote Sensing. 27, 19: 4057-4069.
- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004A. Spectral discrimination and classification of sugarcane varieties using EO-1 hyperion hyperspectral imagery. En: Proceedings of the Asian Remote Sensing Conference. Asian Remote Sensing Conference, Bangkok, Thailand, (CD-ROM). 20-22 November, 2004.
- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004B. Detecting Sugarcane 'Orange Rust' Disease Using EO-1 Hyperion Hyperspectral Imagery. International Journal of Remote Sensing. 25, 2: 489-498.
- Arce, E.C; Theodor, B.F.; Sugawara, L. M.; y Carrasco P.F. 2004. Imágenes Landsat y CBERS en la identificación del uso del suelo con cultivos agrícolas. 8 p. Disponible en: <http://marte.dpi.inpe.br/col/Itid.inpe.br/sbsr/2004/11.19.18.12/doc/Ervin.pdf>
- Baghdadi, N.; Boyer, N.; Todoroff, P.; El Hajj, M.; y Bégué, A. 2009. Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. Remote Sensing of Environment. 113, 8 (Aug.): 1724-1738.
- Bastidas Obando, E. y Carbonell González, J.A. 2006. Monitoreo del crecimiento de la caña de azúcar, a partir de imágenes satelitales de resolución media del sensor MODIS Colombia. Cenicaña, 21 p.; CD-ROM
- Bégué, A.; Todoroff P.; y Pater, J. 2008. Multi-time scale analysis of sugarcane within-field variability: Improved crop diagnosis using satellite time series? Precision Agriculture. 9, 3: 161-171.
- Bappel, E.; Bégué, A., Martiné, J.F., Pellegrino, A., y Siegmund, B. 2005. Assimilation in a sugarcane yield forecasting model of biophysical parameter estimated by remote sensing using SPOT 4 y 5 data. En: International Society of Sugar Cane Technologists (ISSCT), ( XXV Congress: 2005A: Guatemala), 4p.
- Berardocco, M.; Hartmann, T.; y Hilbert, J. 2004. Utilización de Sensores Remotos en Agricultura de Precisión. Introducción al uso de cámara digital en el manejo sitio específico. 8p.

- Broge, N.H.; y Leblanc, E. 2001. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment*. 76, 2 (May.): 156-172.
- Cenicaña (Centro de investigación de la caña de azúcar de Colombia). 1995. El cultivo de la caña en la zona azucarera de Colombia. Cassalet, C.; Torres, J.; Isaacs, C. (eds.). 412p.
- Chen, J.; Jönsson, P.; Tamurab, M.; Gua Zhihui; Matsushita Bunkei; y Eklundh Lars. 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*. 91: 332-344.
- Colditz, R.R.; Conrad, C.; Wehrmann, T.; Schmidt, M.; y Dech, S.W. 2006A. Generation and assessment of MODIS time series using quality information, IGARSS. En: *IEEE International Geoscience And Remote Sensing Symposium*, Denver, CO. 2006.
- Croft, B; Magarey, R.; y Whittle, P. 2000. Disease management. En: *Manual of Canegrowing*. Hogarth, M. and Allsopp P. (eds.). Brisbane. Bureau of Sugar Experiment Stations. p. 263-289.
- Cruz, C.; González, A., Peñaherrera, E. 2005. Utilización de datos multiespectrales aeroportados en agricultura de precisión. En: *Mapping interactivo*.
- Dainese, R. C.; Moreira, M., A.; Molin, J. P.; y Aguiar J. 2004. Análise do potencial de parâmetros espectro-temporais de imagens orbitais para mapeamento de produtividade em cana de açúcar. En: *Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão-Piracicaba SP ESALQ/USP*. 2004. 12p.
- Doraiswamy, P. C.; Akhmedov, B; Stern, A.; Hatfield, J.L.; y Prueger, J. 2003. Modis applications for mapping regional crop yields. *IEEE*: 2197-2199p.
- Doraiswamy, P. C.; Sinclair, T. R.; Hollinger, S.; Akhmedov, B.; Stern A; y Prueger, J. 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote sensing of environmental*. 97 : 192- 202p.
- Doraiswamy, P.C.; Hatfield, J.L.; Jackson, T.J.; Akhmedova, B.; Prueger, J.; y Stern, A. 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 92: 548-559p.
- Everingham, Y.; Inman-bamber, G.; Ticehurst, C.; Barrett, D., Lowe, K.; McNeil, T. 2005. Yield Forecasting for Marketers. Vol 13; p. 124-130. En: *Proceedings of Australian Society of Sugarcane Technologists*.
- Formaggio, A. R.; Martins, S. P.; Gurtler, S.; Campos, R. C.; Florio, Peterson R.; Lemos, C. 2005. Avaliação de dados MODIS 250m para áreas de agricultura intensa. p. 135-142. En: *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil, 16-21 abril 2005, INPE*.
- Fortes, C. 2003. Discriminação varietal e estimativa de produtividade agroindustrial de cana de açúcar pelo sensor orbital ETM+ LANDSAT 7. 131p. Dissertação (Mestre em Agronomia). Universidade de São Paulo. Área de concentração: solos e nutrição de plantas.
- Fortes, C.; y Demattê, J. A. M. 2006. Discrimination of sugarcane varieties using the landsat 7 ETM+ spectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7): 1395-1412.
- Galvão, L. S.; Formaggio, A. R.; y Tisot, D. A. 2006. The influence of spectral resolution on discriminating Brazilian sugarcane varieties. *International Journal of Remote Sensing*. 27 (4): 769-777.
- Galvão, L. S.; Formaggio, A. R.; y Tisot, D. A. 2005. Discrimination of sugarcane varieties in southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 94(4): 523-534.

- Gitelson, A.; Merzlyak, M.; y Lichtenthaler, H. 1996. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. *J. Plant Physiol.*, 148: 501– 508.
- Gers, C.J. 2004. Applications of Remote Sensing in Sugarcane Agriculture at Umfolozi, South Africa. 102p. Msc Thesis, School Of Applied Environmental Sciences. University of Kwazulu-Natal.
- Goltz, E.; Arcoverde, G. F. B.; De Aguiar, D. A.; Rudorff, B. F. T.; y Maeda, E. E. 2009. Data mining by decision tree for object oriented classification of the sugar cane cut kinds. Paper presented at the 5 V405-V408.
- Grisham, Michael P; Johnson, Richard M.; y Zimba, Paul V. 2010. Detecting Sugarcane yellow leaf virus infection in asymptomatic leaves with hyperspectral remote sensing and associated leaf pigment changes. *Journal of Virological Methods*, 167 (2): 140-145.
- Groten, S.M.E. 1993. NDVI-crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. *International Journal of Remote Sensing* 14: 1495.
- Hadsarang y Sukmuang. 2000. Utilization of landsat-5 (TM) imagery for sugarcane area Survey and mapping in Thailand. En: Asian conference of Remote Sensing (ACRS), Taipei (Taiwan).
- Hajj, M.; Bégué, A.; Guillaume, S.; y Martiné, J. 2009. Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices - the case of sugarcane harvest on Reunion island. *Remote Sensing of Environment*, 113 (10): 2052-2061.
- Inoue, Y.; Morinaga, S.; y Tomita, A. 2000. A blimp-based remote sensing system for low-altitude monitoring of plant variables: a preliminary experiment for agricultural and ecological applications. *International Journal of Remote Sensing*, 21 (2): 379-385.
- Jackson, R. D. y Pinter, P. J. 1986. Spectral response of architecturally different wheat canopies. *Remote Sensing of Environment*, 20: 43-56.
- Johnson, R. M.; Viator, R. P.; Veremis, J. C.; Richard Jr., E. P.; y Zimba, P. V. 2008. Discrimination of sugarcane varieties with pigment profiles and high resolution, hyperspectral leaf reflectance data. *Journal Association Sugar Cane Technologists* 28: 63-75.
- Kastens, J. H.; Kastens, T. L.; Kastens, D. L. A.; Price, K. P.; Martinko, E. A.; y Lee, R. 2005. Image masking for crop yield forecasting using AVHRR NDVI time series imagery. *Remote Sensing of Environment*, 99: 341–356.
- Kiker, G.A. 2000. Canefro-DSSAT linkages with geographic information systems: applications in climate change research for South Africa. En: Proceedings of international CANEGRO Workshop. Mount Edgecombe, South Africa, 4-7 August.
- Kogan, F.; Yang, B.; Wei, G.; Zhiyuan, P.; y Xianfeng, J. 2005. Modelling corn production in China using AVHRR-based vegetation health indices. *International Journal of Remote Sensing*, 26: 2325–2336.
- Lee-Lovick, G.; y Kirchner, L. 1991. Limitation of Landsat TM data in monitoring growth and predicting yields in sugarcane. Vol:13, p.124-130. En: Proceedings of Australian Society of Sugarcane Technologists, 1991.
- Lebourgeois, V.; Bégué, A.; Labbé, S.; Mallavan, B.; Prévost, L.; y Roux, B. 2008. Can commercial digital cameras be used as multispectral sensors? A crop monitoring test 2008. *Sensors Journal* p. 7300-7322

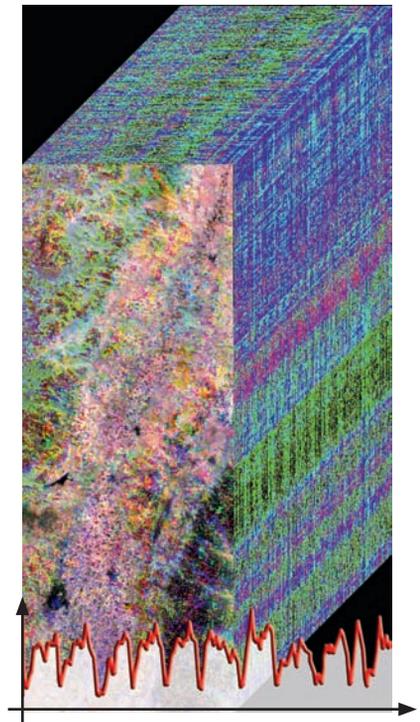
- Maselli, F.; Romanelli, S.; Bottai, L.; y Maracchi, G. 2000. Processing of GAC NDVI data for yield forecasting in the Sahelian region. *International Journal of Remote Sensing*, 21: 3509–3523.
- Mello, M. P. 2009. Classificação espectro-temporal de imagens orbitais para o mapeamento da colheita da cana-de-açúcar com queima da palha. 130 p. (INPE-16222-TDI/1543). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Mochheim, K. P.; y Barber, D. G. 1998. Canada's using NOAA NDVI Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24: 17–27.
- Mkhabela, M. S.; Mkhabela, M. S.; y Mashinini, N. N. 2005. Early maize yield forecasting in the four agro-ecological regions of Swaziland using NDVI data derived from NOAA's-AVHRR. *Agriculture and Forest Meteorology*, 129: 1–9.
- Molin, J. P.; Frasson, F. R.; Amaral, L. R.; Povh, F. P.; y Salvi, J. V. 2010. Capability of an optical sensor in verifying the sugarcane response to nitrogen rates. [Capacidade de um sensor ótico em quantificar a resposta da cana-de-açúcar a doses de nitrogênio]. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 14 (12): 1345-1349.
- Motulsky, H.; y Christopoulos, A. 2003. Fitting Models to Biological Data Using Linear and Non-linear Regression. A Practical Guide to Curve Fitting, 4th version. San Diego, USA. GraphPad Software, Inc, 351 pp.
- Murillo, P. J.; Carbonell, J. A.; Osorio, C. A.; y Bastidas-Obando, E. 2007. Discrimination of sugarcane varieties CC 85-92 and CC 84-75 using Landsat 7 ETM+ satellite imagery. En: Proc. Int. Soc Sugar Cane Technol., Vol 26, 2007 (Poster).
- Murillo, P. J.; Osorio, C. A.; y Carbonell, J. A. 2011. Evaluation of Landsat 7. ETM+ data for spectral discrimination and clasification of sugarcane varieties in Colombia. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 1 (1): 101-107.
- Murillo, P.J.; Osorio, C.A.; Carbonell, J.A.; y Palma, A.E. 2010. Monitoring sugarcane crops in the Cauca river valley (Colombia), using MODIS satellite images. vol. 27, pp. 1-5. En: Proceedings of the International Society of Sugar Cane Technology.
- Novaes, M. R. 2010. Análise da redução da queima da colheita da cana-de-açúcar por meio de modelagem dinâmica espacial. 127 p. (INPE--T/). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. (campo ausente ou vazio: 'year').
- Picoli, M. C. A. 2006. Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva. 90 p. (INPE-14669-TDI/1222). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- Pinter, P. J.; Jackson, R. D.; y Gausman, H. D. 1985. Sun-angle and canopy-architecture effects on the spectral reflectance of six wheat cultivars. *International Journal of Remote Sensing*, 6: 1813-1825.
- Ren, J.; Chen, Z.; Zhou, Q.; y Tang, H. 2008. Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong. China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10: 403–413.

- Ramme, F. L. P.; Lamparelli, R. A. C.; y Rocha, J. V. 2010. Perfis temporais NDVI MODIS, na cana-soca, de maturação tardia. Eng. Agríc. [online]. 30 (3): 480-494.
- Rudorff, B. F. T.; Xavier, A.; Shimabukuro, Y. E.; Sugawara, Berka, L. M.; Moreira, M. A. 2006. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. *International Journal of Remote Sensing*, 27: p755-768.
- Rudorff, B. F. T.; Dami, M.; Aguiar, D. A.; Gusso, A.; Silva, W. F. y Freitas, R. M. 2009. Temporal series of EVI/MODIS to identify land converted to sugarcane. v.4, p. IV-252--IV-255. En: *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS 2009*, Publisher: IEEE.
- Salazar, L.; Kogan, F.; y Roytman, L. 2008. Using vegetation health indices and partial least squares method for estimation of corn yield. *International Journal of Remote Sensing*, 28: 175–189.
- Sawasawa, L. A. 2003. Crop yield estimation: integrating RS, GIS and management factors. A case study of Birkoor and Kortigiri Mandals-Nzamabad district, India. MSc Thesis, International Institute for Geo-information Science and Earth Observation, ITC, The Netherlands.
- Scandaliaris, J.; Izarralde, J.; Romero, E. y Perroni, D. 1997. Empleo de imágenes satelitales para el relevamiento del área cañera de la provincia de Tucumán. *EAAOC. Revista Avance Agroindustrial* (1997) : 7-11.
- Schmidt, E.J.; Narciso, G.; Frost, P.; y Gers, C. 2000. Application of Remote Sensing Technology in the SA Sugar Industry: Review of Recent Research Findings. Vol: 74, p. 192-201. En: *Proc S Afr Sug Technol Ass.* 2000.
- Schmidt, E.J.; Gers C.; Narcisco, G.; y Frost, P. 2001. Remote sensing in the South African sugar industry. Vol: 24, No. 2; p. 241-245. En: *Proc int Soc Sug Cane Technol.* 2001.
- Soria, F; Fandos, C.; Scandaliaris, J. 2000. "Relevamiento Satelital de la Provincia de Tucumán determinación del área cultivada con citrus y granos, y producción de caña de azúcar. EAAOC". En: *Revista Industrial y Agrícola de Tucumán.* Tomo 77. (2000); p. 49-69.
- Sreedevi, B; Krishna, Rao P.; y Venkataratnam, V. 1997. Area estimation and determination of NDVI for sugarcane and others crops in part of Krishna Dist. A.P. Using remote sensing techniques. 6p.
- Usma, H. 2004. La fotografía aérea de baja altitud y alta resolución, como alternativa económica al productor en la toma de decisiones. En: *Seminario de aplicaciones de los sistemas de información geográfica. (2º: 2004: Palmira).* Memorias. 14p.
- Vicente-Serrano, S. M.; Cuadrat-Prats, J. M.; y Romo, A. 2006. Early prediction of crop production using drought indices different time-scale and remote sensing data: application in Ebro Valley (north-east Spain). *International Journal of Remote Sensing*, 27: 511–518.
- Xavier, A.C.; Vettorazzi, C.A. 2004A. Monitoring leaf area index at watershed level through NDVI from Landsat-7/ETM+ data. *Scientia Agrícola (Braz.)*, 61 (3) : p.243-252.
- Xavier, A. C.; Rudorff, B. F. T.; Shimabukuro, Y. E.; Sugawara B., L. M.; Moreira, M. A. 2006. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (4): 755-768.
- Yang, C.; Bradford, J.M.; y Wiegand, C.L. 2001. Airbone multispectral imagery for mapping variable growing conditions and yieds of cotton, grain sorghum and corn. *Transactions of the ASAE.* 44 (6): 1983-1994.



# 4

## Seguimiento al cultivo de la caña en el valle del río Cauca





En este capítulo se presentan trabajos de investigación realizados por el Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña), sobre la evaluación espectral del cultivo en diferentes zonas agroecológicas, su correlación con la productividad, la estimación de variables biofísicas como el índice de área foliar y la relación de las series de tiempo con zonas de máximo potencial de producción de caña. Los datos Landsat 5 y 7 también han sido evaluados para la detección de variedades de caña de azúcar.

Para empezar, actualmente el seguimiento del cultivo a partir de datos satelitales se realiza con MODIS para todo el valle del río Cauca, en un servicio disponible en la web. Este resultado es un avance para el sector agrícola del país, puesto que incentiva su uso al mostrar la utilidad de la información remota para generar herramientas que permitan conocer en tiempo cercano al real el comportamiento de los lotes. De esta manera se le ofrece al cañicultor un instrumento descriptivo para la toma de decisiones.

El seguimiento o el monitoreo continuo de la caña se trabajó con datos libres, como los que aportan LANDSAT y MODIS. En el caso de MODIS se usó el producto MOD13Q1, una composición cada dieciséis días de imágenes de satélites; este es un producto operativo y tiene la resolución media adecuada para hacer seguimientos de manera gratuita al desarrollo del cultivo en el valle del río Cauca.

Para el monitoreo se desarrolló toda una metodología para la descarga, almacenamiento y mejora de las series de tiempo. Todo lo anterior se encuentra en una base de datos conectada a los datos comerciales, tanto de producción como climáticos. Además, toda esta información se halla compilada en un servicio SIG-WEB, al cual pueden acceder los cultivadores para conocer el comportamiento espectral de su cultivo en aquellos lotes donde exista un claro comportamiento fenológico.

## Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)

El sensor MODIS a bordo de los satélites TERRA y AQUA de la NASA ofrece una resolución temporal diaria, una resolución espacial de 250 metros, 500 metros y 1000 metros, 36 bandas espectrales y alta precisión geolocacional de  $\sim 50$  metros ( $1\sigma$ ) en el Nadir (Wolfe, *et al.*, 2002). La disposición de las imágenes es gratuita y están disponibles desde febrero del 2000 hasta hoy.

En la página <http://modis.gsfc.nasa.gov/data/> pueden encontrarse diferentes productos derivados de la información satelital MODIS. Para realizar el seguimiento del cultivo de la caña en el valle del río Cauca se empleó el producto “MODIS/TERRA VEGETATION INDICES 16-DAY L3 Global 250 m SIN GRID V005”, denominado también MOD13Q1. Este producto fue adquirido a través de WIST (*Warehouse Inventory Search Tool*) (<https://wist.echo.nasa.gov/api/>) y está compuesto por dieciséis imágenes diarias, con las bandas espectrales azul, rojo, infrarrojo e infrarrojo medio, dos índices de vegetación, NDVI y EVI, e información sobre la calidad de estos índices QA-SDS (*Quality Assessment Science Data Sets*).

La construcción de las series de tiempo se desarrolló usando solamente el EVI, debido a que es más sensible a los valores elevados de biomasa y no se satura como el NDVI (Huete *et al.*, 2002). El EVI responde mejor a variaciones estructurales del dosel (cobertura aérea vegetal) como el índice de área foliar, la fisionomía de la planta y el tipo de dosel (Gao *et al.*, 2000). Dadas las condiciones tropicales de la región, donde hay un alto nivel de humedad en la atmósfera, también resulta más práctico el EVI que el NDVI (Sakamoto *et al.*, 2005). A continuación se presenta la fórmula:

$$EVI = G((\rho_{NIR} - \rho_{red}) / (\rho_{NIR} + C_1 * \rho_{red} - C_2 * \rho_{blue} + L))$$

en la cual  $\rho_{NIR} = (846 \text{ nm} - 885 \text{ nm})$ ;  $\rho_{red} = (600 \text{ nm} - 680 \text{ nm})$ ;  $\rho_{blue} = (458 \text{ nm} - 479 \text{ nm})$ ; banda tomada de la resolución de 500 m (Huete *et al.*, 1999).  $L$  es un factor de ajuste de fondo de la cobertura vegetal ( $L=1$ ).  $C_1$  y  $C_2$  son coeficientes para corregir la influencia de aerosoles para la banda del rojo ( $C_1=6$ ) y para la banda azul ( $C_2=7.5$ ).  $G$  es un factor de ganancia ( $G=2.5$ ) (Huete *et al.*, 1997; 1994).

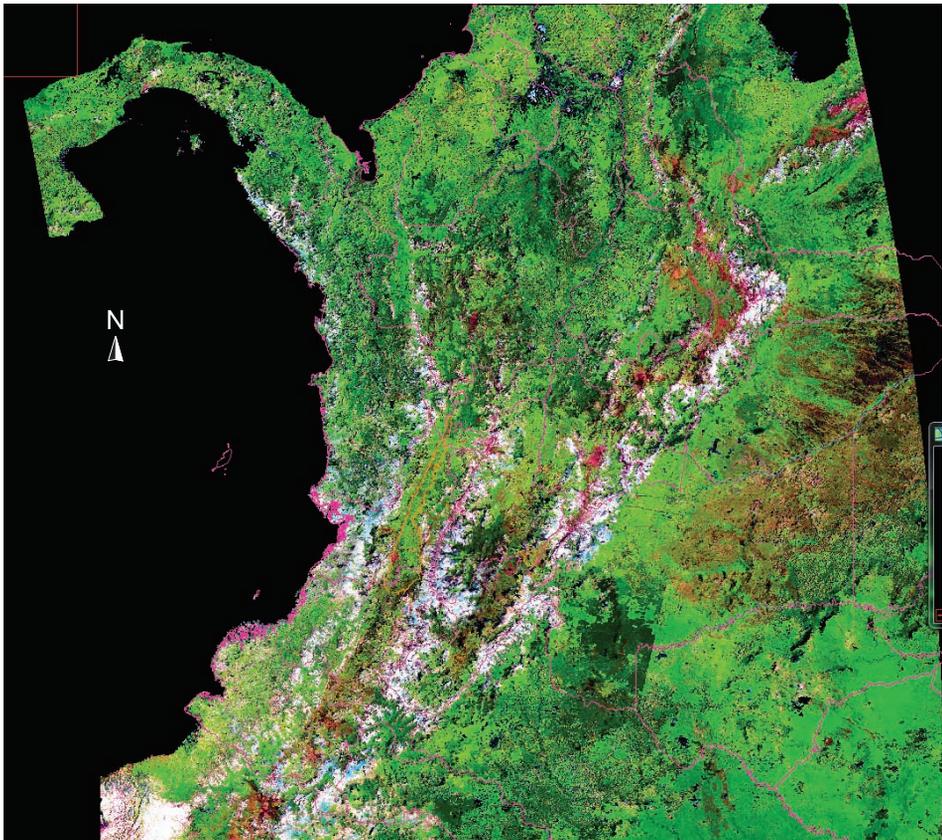
## Procesamiento producto MOD13Q1

A las imágenes MOD13Q1 correspondientes a la escena h10 v08 (Figura 17) se les extrajo el área de estudio y fueron proyectadas al sistema de coordenadas universal *Transversal Mercator* mediante la herramienta MODIS REPROJECTION TOOLS (MRT). Series de tiempo con una dimensión de 360 x 931 píxeles han sido

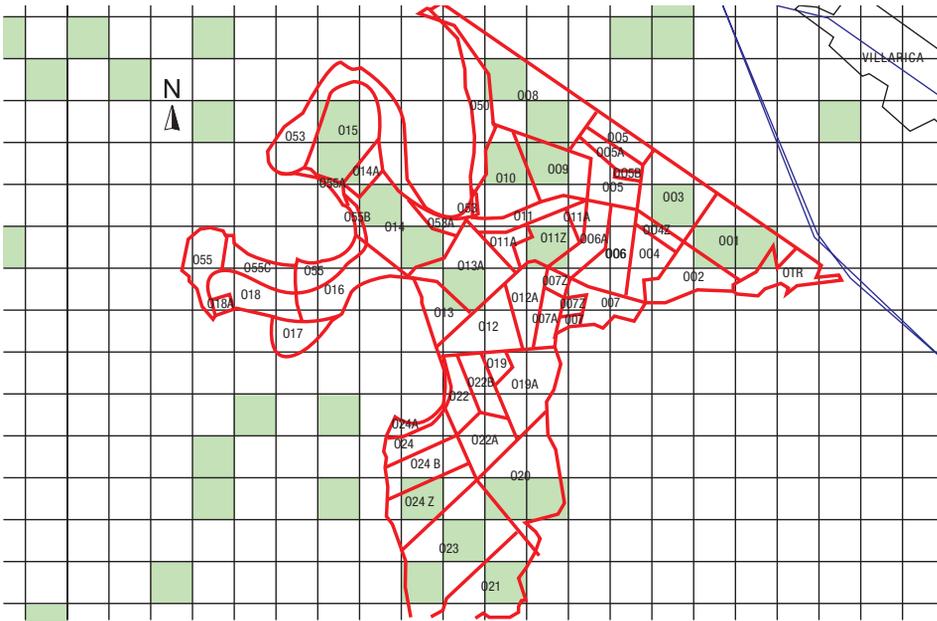
generadas desde febrero de 2000 hasta el presente, con el índice de vegetación EVI y con el programa de tratamiento de imágenes ENVI 4.4 (*Environment for Visualizing Images* o en español: Entorno para la visualización de imágenes).

La información cartográfica de todas las suertes sembradas con caña de azúcar en el valle del río Cauca fue relacionada con imágenes tomadas por satélites. Este proceso de georreferenciación es importante para contar con información confiable sobre los píxeles que pertenecen a cada lote y así conocer el porcentaje de área que ocupa cada uno (Figura 18).

Para mejorar las series de tiempo EVI se usó la información de calidad QA-SDS, y se hizo una interpolación temporal de los valores con calidad insuficiente. La calidad de los índices de vegetación es de carácter cualitativo y tiene en consideración diversos parámetros ([http://edcdaac.usgs.gov/modis/moyd13\\_qa\\_v4.asp](http://edcdaac.usgs.gov/modis/moyd13_qa_v4.asp)). Existe muy poca literatura especializada sobre cuáles son los parámetros que tienen mayor influencia en el momento de realizar interpolaciones para mejorar las



**Figura 17.** Escena h10v08 del producto MOD13Q1 de MODIS.

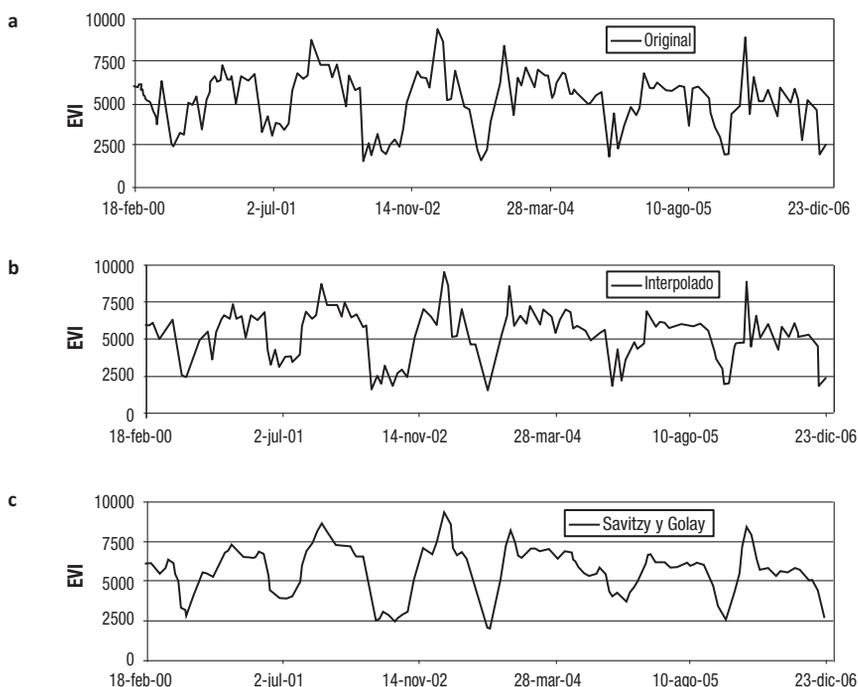


**Figura 18.** Píxeles que se encuentran en más de un 80% de las suertes de caña de azúcar.

series de tiempo.<sup>1</sup> Cuando los datos de QA-SDS mostraron la presencia de nubes, sombras o alta cantidad de aerosol se hizo una interpolación lineal a los datos.

Principalmente la contaminación y la variabilidad atmosférica afectan las series de tiempo EVI. Para afinarlas se aplicó el filtro llamado Savitzky-Golay (Figura 19), el cual consiste en una transformación simple de la señal mediante un filtro calculado por mínimos cuadrados, para la suavización de un conjunto de valores consecutivos (por ejemplo, un espectro temporal). Este filtro permite suavizar las series sin forzarlo a una función gaussiana o logística (Chen *et al.*, 2004; White, y Nemani, 2006). Otra ventaja del uso de este filtro es que se preservan características de la distribución inicial tales como máximos y mínimos relativos. El filtro puede ser aplicado a cualquier tipo de datos, cuando los puntos se encuentran en una situación fija y uniforme a lo largo del intervalo de las abscisas, y ya que las series temporales de EVI se ajustan a estas condiciones, el uso del filtro es viable. Chen *et al.* (2004) concluyeron que este filtro es mejor en comparación con otros como el BISE (*Best Index Slope Extraction*) (Viogy *et al.*, 1992) y el método de Fourier. Cuando se aplica el filtro Savitzky-Golay en las series temporales de EVI es necesario establecer dos parámetros: el primero es la ventana de suavización, que indica el número de datos tanto a la derecha

1. Comunicación con Kamel Didan Ph.D., miembro del grupo NASA-EOS MODIS.



**Figura 19.** Procesamiento de serie de tiempo MODIS-EVI ubicada en el Ingenio Incauca, hacienda Cachimbalito Norte, suerte 15. a) Serie de tiempo original para un pixel. b) Interpolación de acuerdo con los datos de calidad QA-SDS. c) Aplicación del filtro Savitzky-Golay (serie de alta calidad).

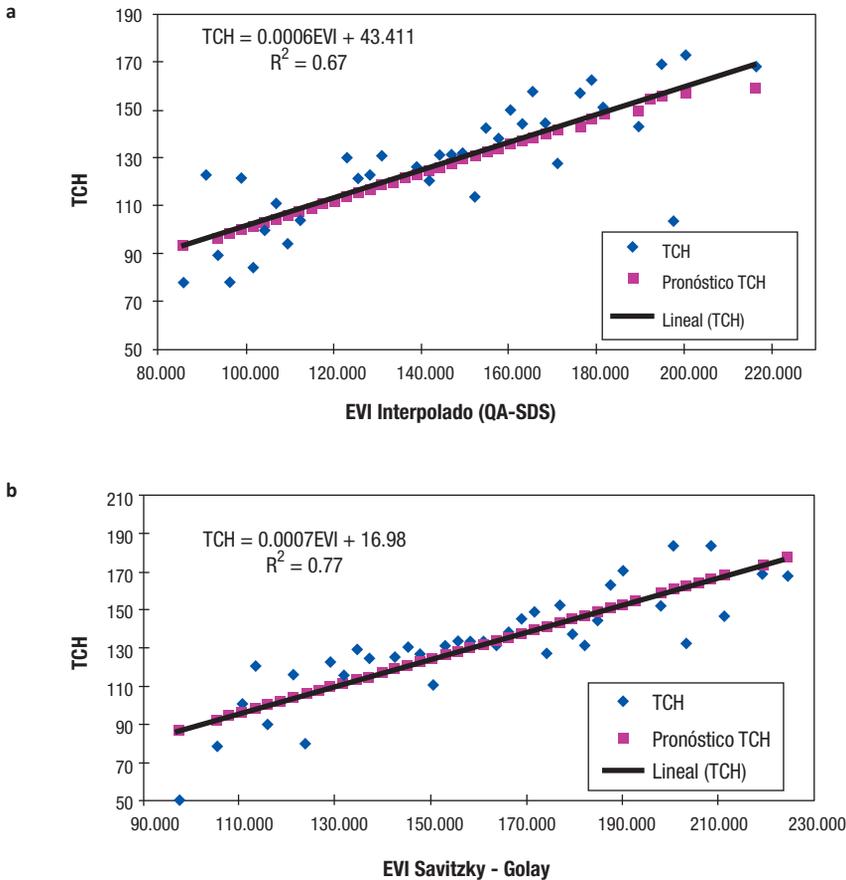
como a la izquierda para cada pixel a filtrar; en nuestro caso se usaron tres. Cabe resaltar que cuando esta ventana es muy grande la suavización es mucho mayor. Y el segundo parámetro es un entero que especifica el grado del polinomio de suavización; para nuestro caso se usó 4 (Chen *et al.*, 2004).

## Relación entre EVI acumulado y productividad

Con el propósito de evaluar los datos MODIS-EVI fue empleada inicialmente la serie de los años 2000-2006, en la cual se seleccionaron suertes con un área entre las 6.25 hectáreas y las 54 hectáreas, y se usó solamente la versión 4 de MOD13Q1. Como la caña de azúcar tiene un periodo vegetativo que fluctúa entre los once y quince meses, para cada suerte se pueden observar entre cinco y seis curvas (ciclo de cultivo).

Se hizo un modelo preliminar de estimación de TCH con la información acumulada del EVI, y un análisis de varianza (ANOVA) para establecer comparaciones entre zonas agroecológicas.

Para cada ciclo vegetativo, el valor acumulado de las series de alta calidad EVI (aplicación filtro Savitzky-Golay) se relacionó con su respectivo TCH. Este análisis se hizo para todas las suertes, sin importar la variedad sembrada y su zona agroecológica y permitió observar un alto nivel de dispersión de la información, sin mostrar una tendencia, por lo cual se generaron rangos de EVI acumulado y se promediaron los TCH existentes para cada rango. Por otro lado, también se realizó una regresión lineal para los TCH promedio y el punto medio de cada rango de EVI acumulado. Cabe anotar que dicho análisis se hizo para la serie de tiempo interpolada a partir de los datos de calidad QA-SDS y para la serie de tiempo filtrada a partir del filtro Savitzky-Golay. Los resultados mostraron que el uso de la serie interpolada tiene un  $R^2 = 0.67$  y que la aplicación del filtro mejora la relación:  $R^2 = 0.77$  (Figura 20). Esta diferencia se debe a la eliminación del rizado o “ruido”



**Figura 20.** a) Curva de regresión para la serie de tiempo interpolada usando la información de calidad QA-SDS. b) Curva de regresión para la serie de tiempo filtrada usando el filtro de Savitzky-Golay.

que aún existe en la serie de tiempo interpolada; al ser suavizada, los picos y algunos datos muy elevados son normalizados, lo cual mejora la acumulación del área bajo la curva y, posteriormente, también su uso para hacer el pronóstico.

Ahora bien, se pudo notar que la distribución de los residuales no mostró tendencia alguna; que por ende la mayoría de los valores se distribuyeron aleatoriamente alrededor de cero, y que la probabilidad de los coeficientes de regresión fue inferior al 10%, lo que indicó que son significativos. Este modelo logra explicar la variabilidad de la producción con un  $R^2 = 0.77$ , valor considerado como alto debido a que las suertes usadas tienen sembradas variedades diferentes, están en zonas agroecológicas que no son iguales y están afectadas por distintos tipos de manejo.

Vale la pena destacar que la ecuación de regresión  $TCH = 0.0007 \text{ EVI} + 16.98$ , descartando el valor de intercepto, indica que por cada 10.000 unidades acumuladas de EVI existe un incremento de 7 unidades de TCH, lo cual es significativo, en términos económicos, en una plantación de caña de azúcar.

Asimismo, con el propósito de conocer si había diferencias significativas entre los valores acumulados de EVI y la caña sembrada en las diferentes zonas agroecológicas se hizo un análisis de varianza ANOVA. Las zonas agroecológicas son zonas relativamente homogéneas en relación con la respuesta del cultivo en producción, y se caracterizan por factores biofísicos de largo plazo, generalmente estables (Carbonell *et al.*, 2011). Para este análisis se trabajó con las zonas agroecológicas de mayor área en el valle del río Cauca, debido a un mayor número de muestras, que varió entre 29 y 83. Finalmente, el análisis indicó que las zonas 11H0 y 10H3 son las únicas que tienen diferencias estadísticamente significativas ( $p < 0.0001$ ).

La zona 10H3 presenta un grupo de humedad H3, que indica que las áreas tienen un promedio de exceso de humedad entre los 400 y 600 mm/año, a diferencia de la zona 11H0, que tiene déficit de humedad. Además, hay que agregar que el grupo de suelos 10 pertenece a un régimen de humedad ácuico (exceso de humedad) y el 11 a un régimen údico (húmedo) (Quintero *et al.*, 2008).

El grupo de suelos 10 se caracteriza por sus texturas finas, con contenidos de arcillas mayores al 35% y menores al 60% en toda la sección control del perfil. Este tipo de suelos son pobremente drenados y limitados por un nivel freático alto. Las limitaciones para su uso son causadas por el mal drenaje y el alto nivel freático que restringe el sistema radical de las plantas, presenta alta pegajosidad y plasticidad y muy baja permeabilidad e infiltración. A diferencia del grupo 10, el 11 se caracteriza por tener suelos de texturas francas finas y francas finas sobre arcillosa, con contenidos de arcilla menor del 35% en la sección control del perfil. Y no tiene limitaciones aparentes para el manejo y para el crecimiento de las raíces.

Según lo expuesto, se indica que la humedad y el alto nivel freático determinan el crecimiento del cultivo; en este caso, como pudo observarse, no permitieron un crecimiento igual para el cultivo en estas dos zonas agroecológicas. Lo anterior se tradujo en valores promedios de EVI acumulado mayores para la zona 11H0 que para la 10H3 (Cuadro 2). Por su parte, en las otras zonas agroecológicas 6H1, 11H1, 11H3 y 11H2 no se presentaron diferencias significativas entre sus valores acumulados de EVI.

Este análisis preliminar permitió establecer una relación creciente entre los valores acumulados de EVI y la productividad regional de la caña. Los datos individuales (a nivel local) no mostraron tendencia alguna, y solo cuando se agruparon fue posible conocer su comportamiento vegetativo regional.

**Cuadro 2.** Análisis de varianza (ANOVA) para las principales zonas agroecológicas. Área total: 103,837 hectáreas.

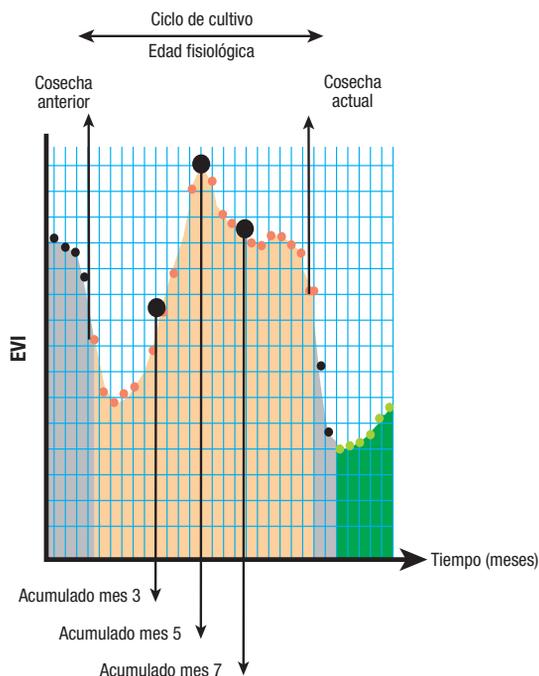
N	Promedio EVI acumulado	Zona agroecológica	Área (ha)	Diferencia significativa
83	145,794	6H1	35,714	-
29	143,531	11H1	23,363	-
29	162,908	11H0	19,832	*
45	145,189	11H3	10,794	-
33	152,251	11H2	8,636	-
63	134,087	10H3	5,498	*

- Sin diferencia significativa

\* Con diferencia significativa

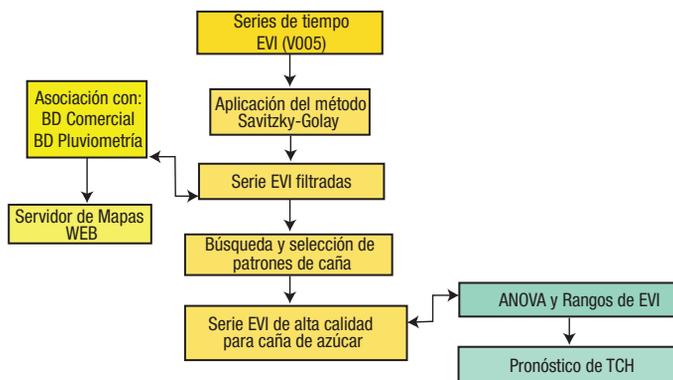
## Pronóstico temprano de productividad

Con el propósito de realizar estudios más elaborados y rigurosos con la información ofrecida por MODIS, fueron seleccionados pixeles que contaran con ciclos vegetativos consistentes que indicaran la presencia de caña de azúcar mediante un análisis de clusters (*farthestfirst*) en el programa WEKA; fue empleada una muestra aleatoria de 10,000 ciclos, correspondiente al 10% de los datos originales. El programa WEKA se encarga de clasificar todos los ciclos y entrega los patrones más comunes; en los patrones que arroja el programa se encuentran los correspondientes a la caña de azúcar. En este caso se emplearon tres patrones para compararlos con la población total de ciclos (117,000). Esta comparación se hizo a través de un análisis de covarianza entre las series de tiempo, y se emplearon ciclos que mostraran un coeficiente de determinación mayor a 0.6 en relación con los patrones de caña y que, además, estuvieran contenidos espacialmente en más de un 60% en una misma suerte. Para los ciclos seleccionados se acumularon los valores de EVI bajo la curva desde la fecha de la cosecha anterior hasta los tres, cinco y siete meses de edad fisiológica del cultivo (Figura 21).



**Figura 21.** Ciclo vegetativo de caña de azúcar a partir del EVI. Fuente: Murillo *et al.*, 2009.

Se hizo un análisis de varianza (ANOVA) entre los parámetros zona agroecológica, variedad, ingenio, año, mes, edad, corte y el valor acumulado de EVI a los tres, cinco y siete meses de edad del cultivo. Y las variables dependientes fueron el valor acumulado de EVI en cada mes analizado, con el fin de establecer los parámetros que mejor explicaban su variación. A partir de estas observaciones se conformó una base de datos, la cual se usa para diversos análisis y evaluaciones de la información. En la Figura 22 se expone la metodología empleada en el estudio.



**Figura 22.** Metodología empleada para la estimación de la producción. Fuente: Murillo *et al.*, 2009A.

## Resultados

El análisis de varianza muestra que el año es la variable o el factor que más explica las variaciones de EVI, seguido muy de cerca por la interacción variedad-zona agroecológica (ZA) y luego por la interacción ingenio-zona agroecológica.

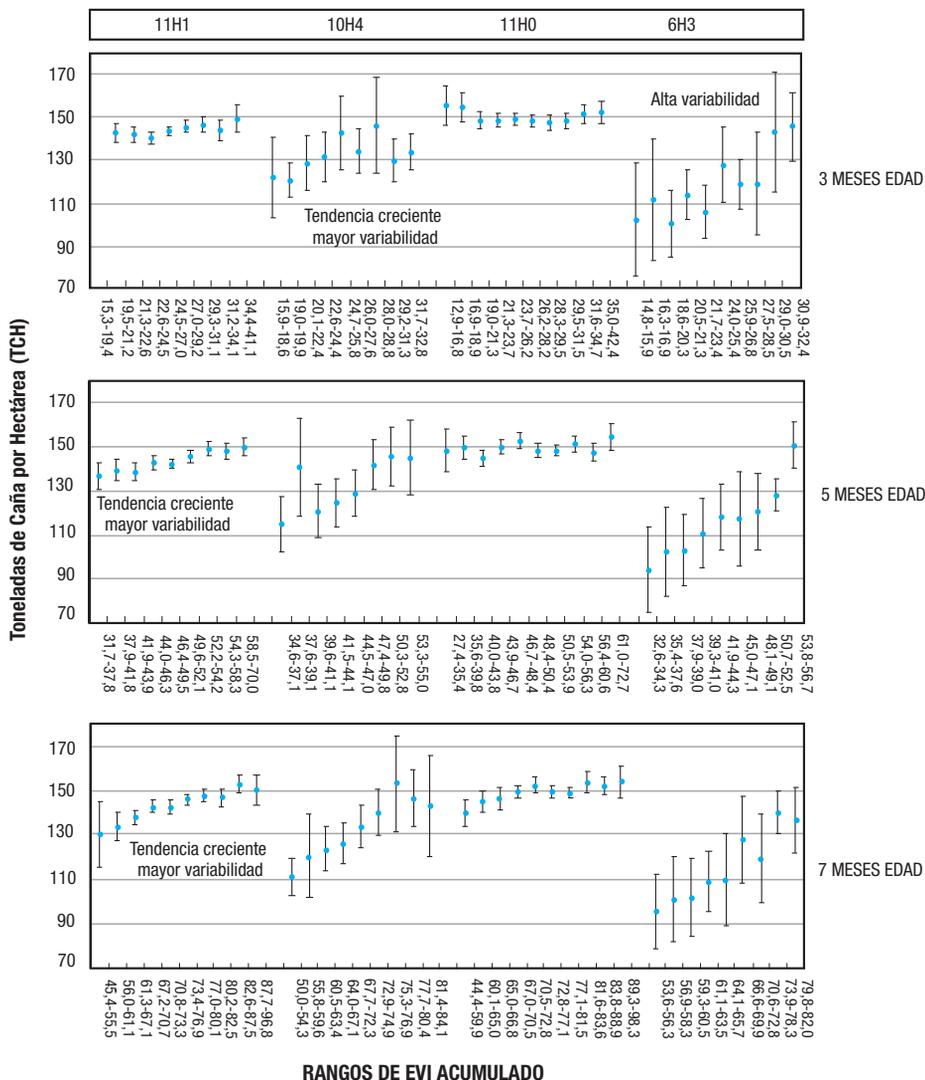
El año como el factor más importante se debe a la posibilidad de que aparezcan fenómenos atmosféricos externos como El Niño y La Niña, los cuales inciden fuertemente en la producción de biomasa del año siguiente al del fenómeno. En la serie de tiempo que se trabajó (2000-2008) existen eventos intercalados del fenómeno de El Niño (años 2002, 2004 y 2006) y del de La Niña (1998, 2000, 2007 y 2008). Estas condiciones climáticas no solo afectan el desarrollo del cultivo, sino que en el caso de La Niña producen ruido en la composición de la imagen MODIS.

Por un lado, la interacción ingenio-zona agroecológica evidenció que el manejo agronómico incide en la respuesta espectral del cultivo de la caña detectada por el EVI, y en segundo término, la variable interacción variedad-zona agroecológica, y se empleó para la generación de figuras de TCH por rangos de EVI para los valores acumulados a los 3, 5 y 7 meses de edad del cultivo, por zona agroecológica, y con la misma variedad CC 85-92 (Figura 23). Esta Figura indica, con un nivel de confianza de 95%, cuál es el TCH promedio si se encuentra con un cierto valor de acumulación de EVI. Se puede apreciar una menor variabilidad de la producción para las zonas agroecológicas 11H1 y 11H0 en comparación con las zonas 6H3 y 10H4, debido posiblemente a la variabilidad de las precipitaciones y los excesos de humedad. Estas zonas agroecológicas fueron usadas por su representatividad en el área (50,804 ha) y por su diferente grupo de humedad. Igualmente, el análisis estadístico muestra que las zonas agroecológicas 11H1 y 11H0 eran más estables, de acuerdo con sus valores medios de producción. Y tal como se puede apreciar, la presencia de los grupos de humedad H3 y H4 (Carbonell *et al.*, 2011) reflejó los valores de producción más bajos en promedio.

Por su parte, en la zona agroecológica 11H1 pudo verse una menor variabilidad del TCH y una tendencia de crecimiento más clara que en la 11H0, en la cual no se vio una tendencia que permitiera realizar una estimación confiable de la producción para esta zona. Las zonas 6H3 y 10H4 tuvieron variaciones que oscilaron entre los  $\pm 20$  TCH, mientras que para la zona 11H1 fueron de  $\pm 5$  TCH. Hubo mayores valores acumulados para los rangos de EVI en la zona 11H1 que en la 10H4 para las edades de cinco y siete meses, lo que mostró una tendencia a mayor acumulación de EVI, y mayor TCH. Cabe resaltar que esta tendencia no puede verse a la edad de tres meses debido, posiblemente, a que el cultivo presenta un estado muy temprano de desarrollo. En general, la Figura 23 muestra

la tendencia creciente de los valores de EVI con el TCH, e indica que una mayor acumulación de EVI implica un incremento en la productividad de caña.

Las zonas agroecológicas 11H0 y 11H1 correspondían a sitios muy fértiles y aunque existía mayor valor de EVI la productividad no aumentó, lo que sugiere que debían emplearse otros factores diferentes al índice de vegetación para la estimación de productividad en estas zonas. En síntesis, es posible realizar pronóstico para la zona 11H0 a los tres meses; para la 11H1, a los 5 meses; y para las 10H4 y 6H3, a los 7 meses.



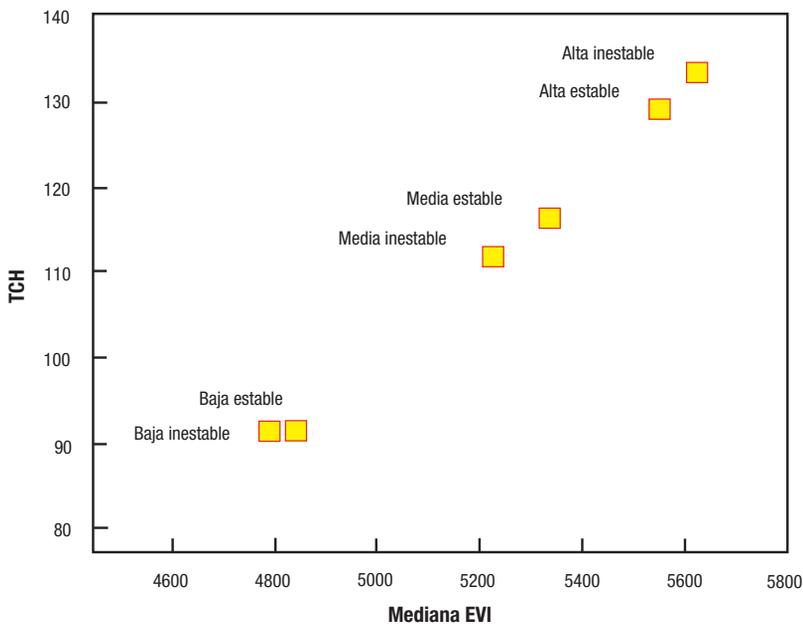
**Figura 23.** Producción por rangos en TCH por rangos EVI acumulados en cuatro zonas agroecológicas y a diferentes edades del cultivo. Fuente: Murillo *et al.*, 2009.

6H3 por sus condiciones de suelo y humedad, a los 5 meses, pero influenciado por el manejo. En promedio, es posible estimar el TCH con un intervalo de confianza del 95%, pero es clave tener en cuenta que la estimación puede variar a causa de fenómenos climáticos, por la edad de corte, el manejo y según la zona agroecológica. Este acercamiento solo puede ser empleado para las condiciones analizadas y es el promedio de los sitios que se encuentran en las mismas condiciones.

Las figuras pueden ser usadas para pronosticar el TCH, de acuerdo con un valor acumulado de EVI, pero es importante apoyarse en toda la serie de tiempo para contar con un dato más confiable, puesto que los valores expresados se refieren a valores promedio y no a específicos.

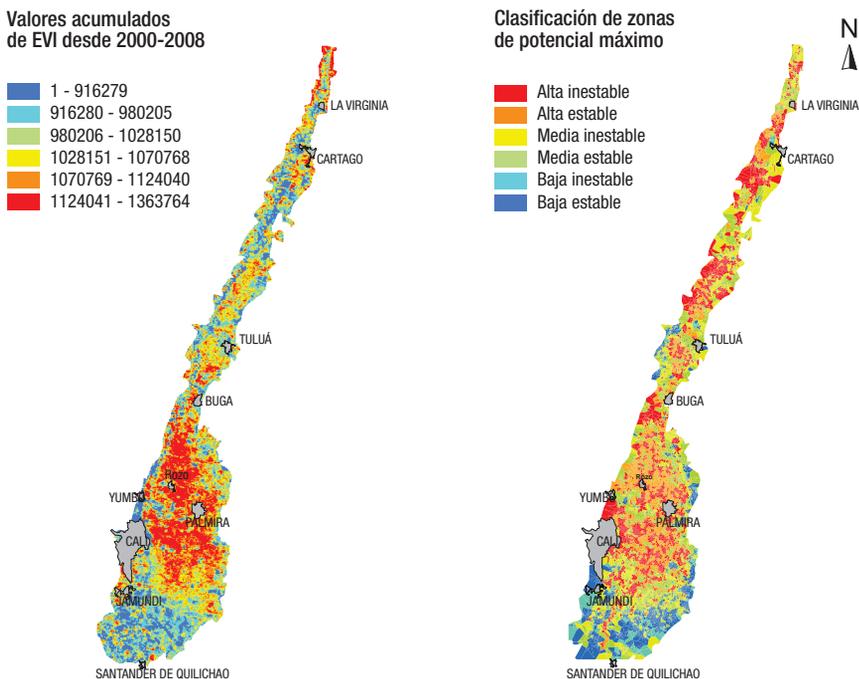
## Zonas de potencial máximo

El concepto de zonas de potencial máximo de productividad se origina a partir del objetivo de conocer cuál ha sido el valor más alto de productividad de cada una de las 23,700 suertes sembradas, ya que cada una de ellas, en un momento específico y con un manejo particular, ha expresado su máxima producción de acuerdo con factores controlables y no controlables (Carbonell y Osorio, 2009). Las imágenes MODIS fueron usadas para comparar el comportamiento de estas zonas en producción y espectralmente. Los resultados mostraron que espacialmente y a nivel regional hay una relación entre las zonas y los valores acumulados de EVI (Figura 24).



**Figura 24.** Valores de productividad y EVI para zonas de potencial máximo para caña de azúcar.

Aunque la base de datos empleada para la generación de las zonas potenciales se remonta a 1990 y los datos satelitales al 2000, existe una correspondencia clara en la zona centro del valle geográfico, representada por valores más elevados de producción, y la parte sur, con los valores más bajos (Figura 25). La parte norte del valle del río Cauca tiene un área mucho menor, pero con altos tonelajes, que también se observan en la imagen satelital. Las zonas de piedemonte, al costado izquierdo y derecho del valle, revelan sitios con baja producción, que no se observan de forma clara en la imagen satelital puesto que permanecen en condiciones de mayor nubosidad e introducen ruido en las series de tiempo EVI para obtener buenas relaciones con su máximo potencial.



**Figura 25.** Mapas de zonas potenciales y valores de EVI acumulados para el valle del río Cauca, serie 2000-2008.

## Estimación del índice de área foliar

Usando series de tiempo MODIS se comparó el índice de área foliar (LAI) medido en campo, con los datos satelitales de cada dieciséis días. Como ya se ha mencionado anteriormente, el LAI es un parámetro usado para estimar la producción y evapotranspiración y como entrada en modelos de crecimiento. La generación

de mapas de LAI se hace de forma continua, por medio de imágenes satelitales, lo cual posibilita el desarrollo de modelos para la estimación regional de la evapotranspiración (Vettorazzi y Xavier, 2004).

El área monitoreada equivale al tamaño del píxel de MODIS de 6.25 ha y está ubicada en el ingenio Riopaila Castilla, Planta Castilla, hacienda La Avelina, suerte 202. El lote era una tercera soca, variedad CC 85-92 y su última cosecha fue el 28 de agosto de 2008. Los datos fueron tomados desde el 10 de octubre de 2008 hasta el 28 de septiembre de 2009.

Fue seleccionado un píxel que estuviera dentro de la suerte y que fuera uniforme, de acuerdo con su zona agroecológica y con el suelo. Este píxel fue usado para adquirir información en campo del LAI por medio de medidas tomadas con el equipo LAI-2000, que se comparaban con las imágenes de satélite MODIS-EVI. Se hizo un muestreo sistemático en nueve sitios (cada uno correspondía a una longitud de veinticuatro metros), distribuidos por el área del píxel en la suerte de caña. En todos los sitios se tomaron diez lecturas de LAI entre las diez de la mañana y el medio día. Para algunos este horario se extendió hasta la una debido a que cuando el cultivo tiene más de seis meses de edad se cierra, y ello representa una dificultad para tomar los datos (Figura 26).

Tanto el promedio como el máximo valor de los datos tomados en los nueve sitios fueron usados para compararlos con el índice de vegetación EVI cada dieciséis días. La Figura 27 es una comparación entre los valores de precipitación acumulada

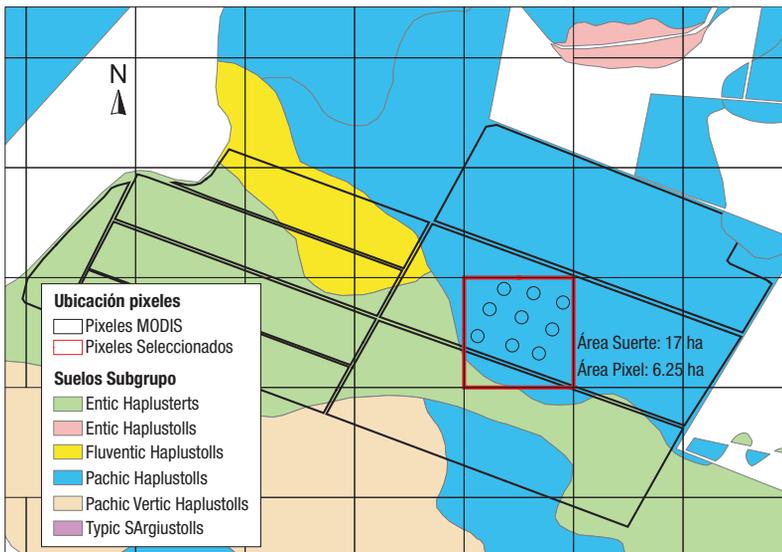
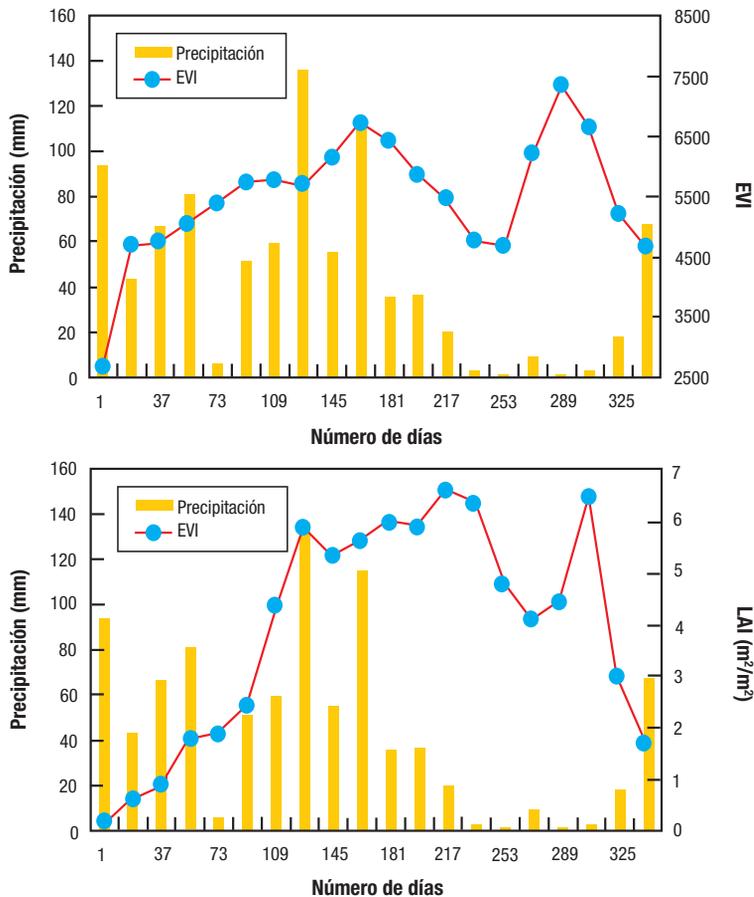


Figura 26. Mapa de la hacienda La Avelina y ubicación del píxel monitoreado.

y los datos de EVI y LAI durante todo el ciclo de crecimiento cada dieciséis días. En la Figura 27 se puede observar que durante los días 253 y 300 hay una disminución de la precipitación, al igual que una disminución en los valores de EVI y LAI. Según esto, hay una estrecha relación entre la precipitación y la respuesta espectral de la caña de azúcar (Nicholson y Farrar, 1994). Lo anterior concuerda con otros trabajos que concluyen que el tiempo climático es la variable que mejor explica las variaciones espectrales de la vegetación (Murillo *et al.*, 2009A).

En el caso de Colombia, las condiciones de clima, suelo y manejo en las que se desarrolla el cultivo hacen que los valores de LAI sean altos. Según los resultados de este trabajo, el valor de LAI más alto en promedio se registró el 23 de abril, y fue de  $6.61 \text{ m}^2/\text{m}^2$ , y su máximo absoluto, tomado el mismo día, fue de  $7.38 \text{ m}^2/\text{m}^2$ , que corresponde a los ocho meses de edad del cultivo. Los datos de LAI son similares a los obtenidos por Bappel *et al.* (2005) en la isla de Reunión.

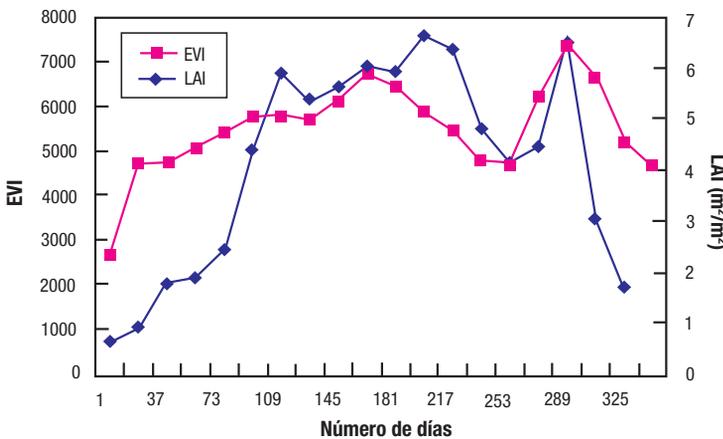


**Figura 27.** Precipitación acumulada y datos de EVI y LAI en la hacienda La Avelina, suerte 202.

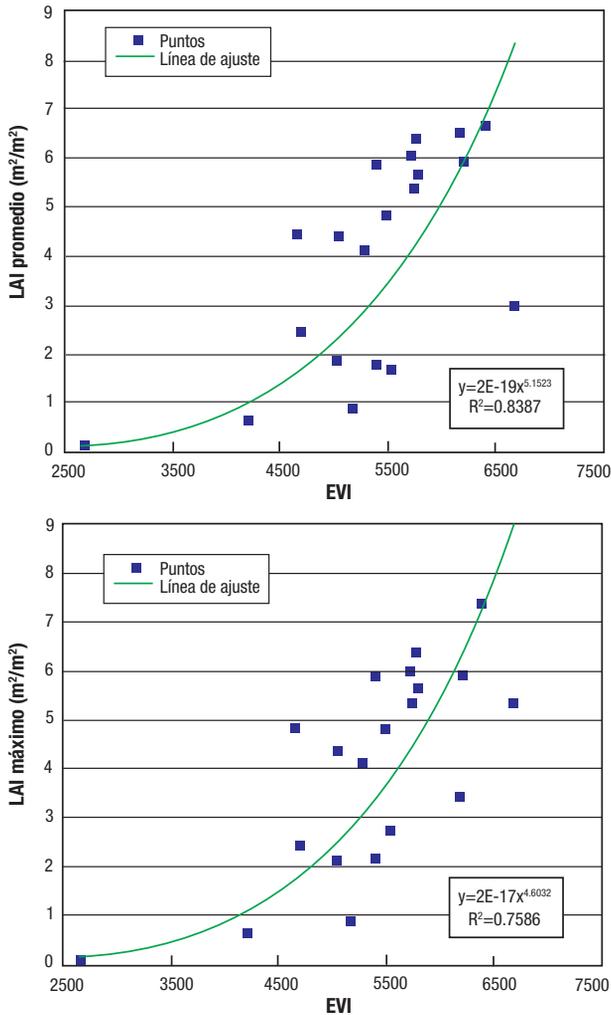
Cuando se superponen los dos patrones temporales se observa una tendencia más clara después de los cien días. Los valores de EVI son más altos en los primeros cien días que los datos de LAI, lo cual se debe a la forma de muestreo en etapas tempranas de desarrollo, en las que el dato en campo es más sensible a cambios que el área espectral suministrada por el sensor, aunque entre los 217 y 289 días después de la siembra la disminución en ambos espectros y su posterior incremento es clara (Figura 28). La relación entre LAI y EVI se planteó de dos formas: la primera, con los datos promedio de cada salida al campo; y la segunda, con el máximo LAI alcanzado en cada salida. Lo anterior posibilitó conocer el valor más alto que se obtuvo en cada sitio muestreado.

La línea de mejor ajuste fue una potencial equivalente a la obtenida por Xavier y Vettorazzi (2004), a diferencia del trabajo de Bappel *et al.* (2005), que fue una curva exponencial, y el R<sup>2</sup> obtenido en este estudio fue mejor para los datos promediados que para los máximos (Figura 29).

La ecuación  $2E - 19x^{5.1523}$  obtenida fue aplicada a la imagen MODIS, con fecha 17 de noviembre de 2009, para validar de forma espacial su uso regional. Un histograma para toda el área sembrada con caña de azúcar sugirió que el 86% del área se encontraba con valores de LAI acordes entre los 0.25 y 8.3 m<sup>2</sup>/m<sup>2</sup>. La ecuación preliminar muestra que es posible estimar el LAI a partir de datos remotos; sin embargo, es necesario continuar adquiriendo información en campo en diferentes condiciones agroclimáticas para contar con una serie de curvas que permitan ser ajustadas y usadas en toda el área sembrada con caña de azúcar.



**Figura 28.** Comparación ciclos vegetativos EVI y LAI.



**Figura 29.** Relación entre datos MODIS y LAI, medidos en campo.

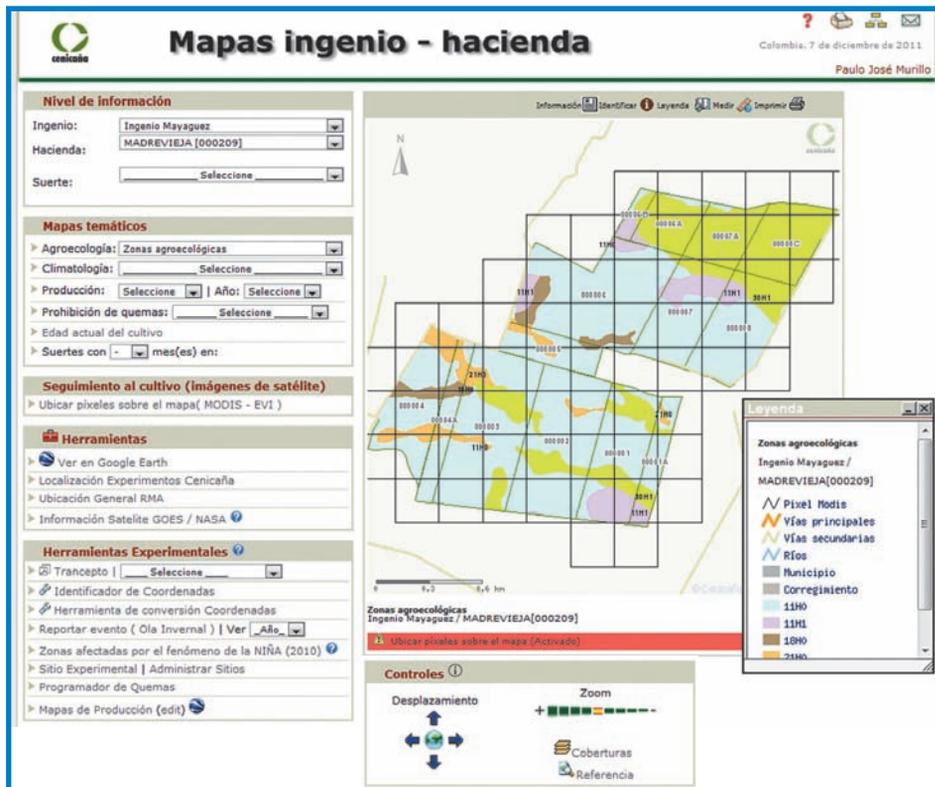
## Servidor de mapas

Para el uso operacional de las imágenes se desarrolló un aplicativo web para relacionar de forma descriptiva las series de tiempo con toda la información de la base de datos comercial y los datos pluviométricos. La información comercial, pluviométrica y de imágenes se almacena en el paquete de bases de datos POSTGRES con su extensión espacial POSTGIS. En esta aplicación se puede constatar la consistencia de la información satelital respecto de las fechas de siembra y corte del cultivo. La imagen MODIS, que cubre toda el área sembrada con caña de azúcar, es actualizada cada dieciséis días y está disponible en [http://www.cenicana.org/aeps/servidor\\_mapas.php](http://www.cenicana.org/aeps/servidor_mapas.php).

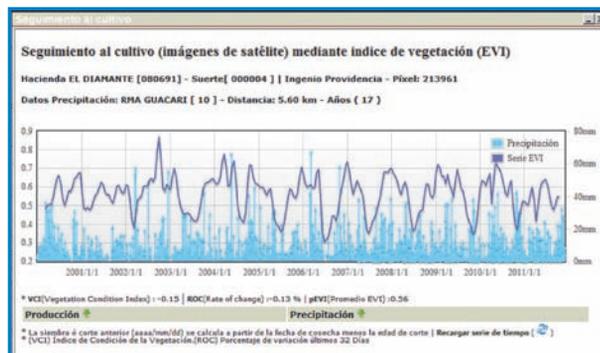
Cada propietario de lotes de caña puede acceder al servicio y evaluar el comportamiento de las suertes que tengan uno o más píxeles, cuya mayor parte esté en la suerte, con el fin de minimizar factores de ruido con respecto a otras suertes con cañas de diferentes edades, con callejones, edificaciones y cuerpos de agua.

En la Figura 30 se puede observar cómo quedan dispuestos los píxeles de MODIS en una hacienda de caña y se puede realizar una selección de cuál píxel está total o parcialmente en una suerte de caña. Por su parte, en la Figura 31 se presenta una serie de tiempo derivada al seleccionar un píxel, en la que además se han incorporado datos comerciales de producción y rendimiento asociados a cada ciclo del cultivo.

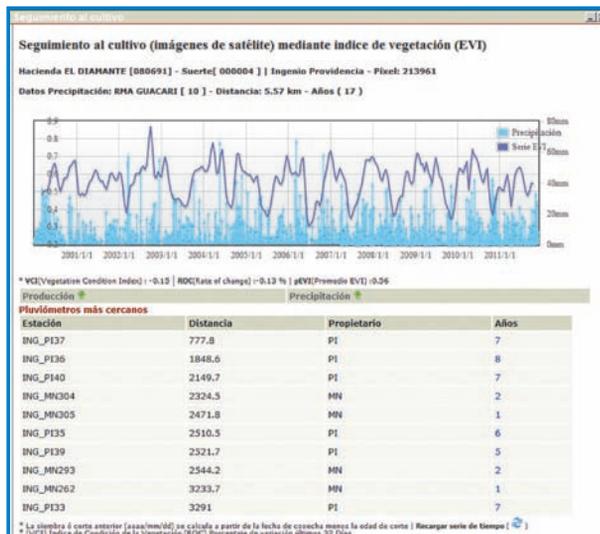
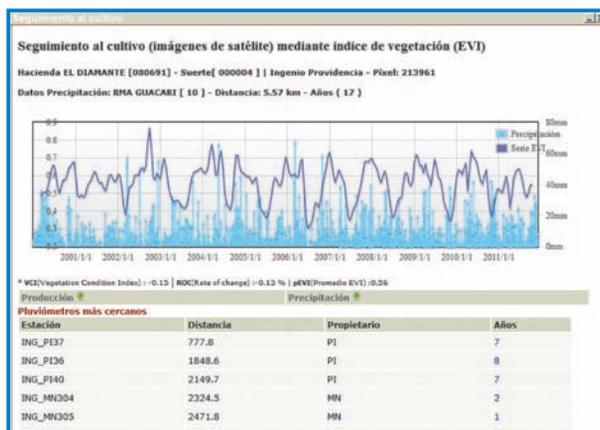
La información, que puede ser consultada por cualquier cañicultor desde un computador con conexión a internet, está compuesta por datos comerciales, información de clima o pluviometría y de algunas labores agronómicas realizadas en suertes piloto (Figura 32). Toda esta información está en el servidor de mapas en web, a disposición de los agricultores.



**Figura 30.** Ejemplo de disposición de píxeles sobre una hacienda con caña y su estudio detallado de suelos.



**Figura 31.** Ejemplo de la serie de tiempo MODIS-EVI en el Ingenio Providencia, hacienda El Diamante, suerte 4.



**Figura 32.** Diagrama de la información a la cual tienen acceso desde el servidor de mapas todos los cañicultores para todas las suertes. Fuente: www.cenicana.org

## Imágenes Landsat 7 ETM+ para la detección de variedades

La discriminación varietal de la caña de azúcar a través de sensores remotos se fundamenta en que cada variedad tiene su propia firma espectral, debido a sus particulares características físicas y morfológicas (Fortes, 2006; Galvão *et al.*, 2005). Las hojas verticales (erectófilas) tienden a tener menor reflectividad que las hojas menos verticales o planófilas. Actualmente se estudia la caracterización e identificación de variedades de caña de azúcar con el uso de sensores remotos con el objetivo de disminuir el tiempo que se invierte al hacer la identificación en campo (Fortes, 2006); además, es útil para el reconocimiento de variedades que no están registradas y para monitorear la adopción o el comportamiento de las nuevas (Schmidt *et al.*, 2000).

Los datos satelitales Landsat 7 ETM+ fueron usados para identificar las variedades CC 85-92 y CC 84-75, ambas seleccionadas y desarrolladas por Cenicaña. Es de anotar que la primera es mucho más adoptada en el valle del río Cauca. El propósito de este estudio fue evaluar si a partir de los datos Landsat 7 es posible discriminar la diferencia que hay entre las dos variedades, y se tomó como hipótesis que la CC 84-75 tiene una hoja más angosta y erecta que la CC 85-92, conservando esta última un vigor e intensidad verdosa más prominente (Rangel *et al.*, 2003), lo que sugiere diferencias espectrales más significativas en las bandas verde, roja e infrarroja del sensor ETM+.

En 2009 se evaluó la posibilidad de diferenciar variedades en la zona costera del Perú, mediante el uso de imágenes satelitales e información cartográfica suministrada por el Ingenio Laredo (Fundo Arena Dulce). El propósito era encontrar en qué zonas estaba sembrada la variedad CC 85-92 y si había problemas para identificarla por causa de otras variedades ubicadas en la zona. Se hicieron mejoras a la metodología inicial para la discriminación de las variedades de Cenicaña, tales como el uso de un modelo de corrección atmosférica FLASSH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*) y algoritmos de clasificación como el SAM (*Spectral Angle Mapper*) (Murillo y Carbonell, 2009B).

### Landsat 7 ETM+

Este es el último satélite de la serie Landsat, lanzado en abril de 1999 con el sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*). Una imagen Landsat 7 ETM+ está compuesta por ocho bandas espectrales. Entre las principales mejoras técnicas respecto de su antecesor, el satélite Landsat 5, se destaca la adición de una banda espectral (banda pancromática) con resolución de quince metros. Este sensor también cuenta con mejoras en sus características geométricas y radiométricas y con una mayor resolución espacial de sesenta metros de la

banda térmica. Además, el resto de las bandas tiene una resolución espacial de treinta metros, las dimensiones de la imagen son de 185 km x 185 km, la altitud del satélite es de 705 km, y su resolución temporal es de dieciséis días. Estos avances tecnológicos permiten calificar al Landsat 7 ETM+ como el satélite más interesante para la generación de imágenes con aplicaciones directas hasta una escala de 1:25,000, principalmente en áreas rurales o territorios de grandes extensiones. Desde marzo de 2003 los datos ETM+ presentan problemas de bandamiento; hoy los datos son libres y se espera que en 2012 se haga el lanzamiento del nuevo Landsat (LDMC).

### Metodología

Para discriminar las variedades CC 85-92 y CC 84-75 fueron seleccionados cuarenta pixeles en cada variedad, en suertes con diferentes edades de crecimiento (4 y 5 meses, 6 y 7 meses, 8 y 9 meses, 10 y 11 meses y entre los 12 y 14 meses) y en primera soca. Se usaron dos imágenes, al igual que seis bandas y varios índices de vegetación (RVI, NDVI, GNDVI, CP1, CP2, SAVI, ARVI, GVI) (Murillo, 2006).

Para evaluar cuantitativamente la discriminación entre las áreas de interés para cada periodo de edad se usó la medida o distancia estadística Jeffries Matusita normalizada (JM\*) (Swain y King, 1973). Esta distancia fue aplicada tanto a las bandas espectrales como a los índices de vegetación. La Figura 33 presenta el diagrama metodológico empleado para el análisis de los datos.

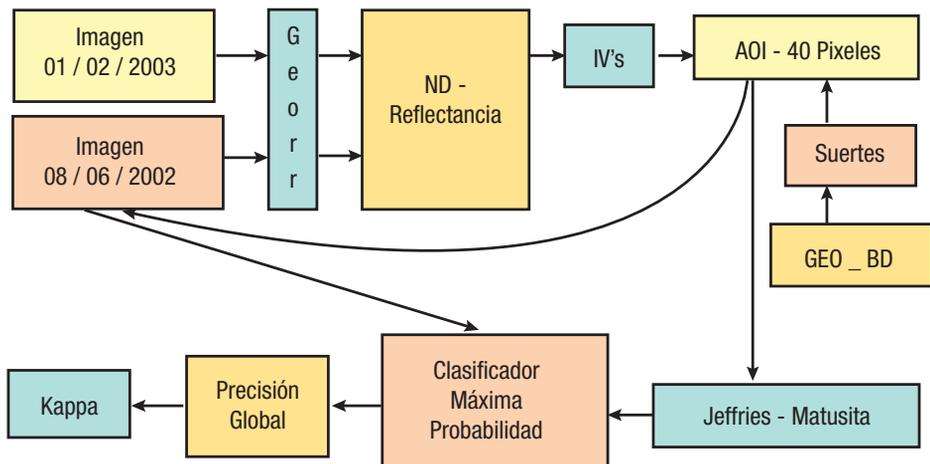


Figura 33. Metodología empleada para la discriminación entre las variedades Cenicaña-Colombia.

## Clasificación

El proceso de clasificación implica asignar los píxeles originales de una imagen a un conjunto de categorías. Según el valor de reflectividad propio del píxel en cada banda este será asignado a una u otra categoría. El tipo de clasificación usado se conoce como clasificación supervisada. Para su realización se tomaron un total de cuarenta píxeles por variedad para cada periodo de edad, un equivalente a un área de 3.6 ha.

El algoritmo de clasificación usado es de tipo paramétrico (se supone que las bandas tienen una distribución normal); dentro de este se implantó la regla de decisión de máxima probabilidad. Este clasificador es el más exacto del programa Erdas (Erdas, 1990) y su clasificación se enfocó solo en las suertes que cumplieran con las condiciones estipuladas para las dos variedades en cuestión.

El proceso de clasificación para la imagen 08/06/2002 fue dirigido a las suertes que cumplieran con las condiciones de edad respectivas a esa fecha, y los valores espectrales se obtuvieron de las AOI (*Area of Interest* o en español: área de interés) en la imagen 02/01/2003. Para evaluar la clasificación se usó una muestra aleatoria de doscientos cincuenta píxeles para las dos variedades correspondiente a cada periodo, a partir de la cual se calcularon la precisión global y el coeficiente kappa.

## Resultados

El cálculo de la distancia JM permitió identificar que los periodos de 4 a 5 meses y de 8 a 9 meses de edad eran los únicos en los que existía un grado de diferencia acorde para llevar a cabo un proceso de clasificación y esperar un buen nivel de precisión. Según la población de tallos por metro cuadrado para ambas variedades, la CC 85-92 tiene una mayor población de tallos para la edad, de cuatro a cinco meses, que la CC 84-75, que se iguala después del sexto mes y se mantiene casi constante hasta el momento de la cosecha. Para el periodo entre los cuatro y cinco meses las diferencias son muy evidentes debido a un crecimiento poblacional más rápido para la variedad CC 85-92 que para la CC 84-75, lo cual muestra un mayor valor de reflectividad en las bandas verde e infrarrojo cercano. Estas diferencias se atribuyen a características de fondo, como la mayor presencia de suelo para CC 84-75 en esta etapa fenológica. Además, es posible que exista un mayor contenido de clorofila a en la variedad CC 84-75 que llevaría a una menor reflectividad en la banda verde que en el caso de la CC 85-92 (Gitelson *et al.*, 1996).

Para las edades de ocho y nueve meses se evidenciaron valores de separabilidad, lo que puede ser atribuido al poco número de suertes existentes en este periodo para la CC 84-75, y a un alto grado de variabilidad en estas que afectó posiblemente la extracción de las AOI y el posterior cálculo de la JM\*.

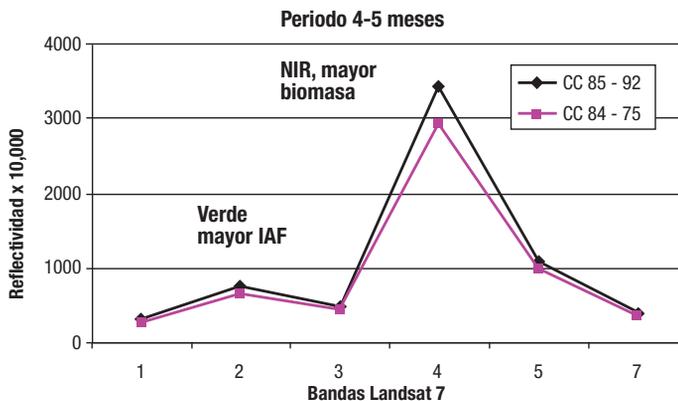
Las mejores bandas para calcular la separación de las variedades fueron la verde (B2), la de infrarrojo cercano (B4) y la de infrarrojo de onda corta (B5).

La banda verde (B2) tuvo una mayor reflectividad para la variedad CC 85-92 que para la CC 84-75 durante los cuatro primeros periodos evaluados, excepto el quinto (entre los doce y catorce meses), en el cual posiblemente el manejo en la aplicación del madurador hizo que la hipótesis para este periodo no se cumpliera. La B2 fue la que mostró la mejor separabilidad en las edades entre cuatro y cinco meses y seis y siete meses, debido a la mayor presencia de área foliar para la CC 85-92.

Otra banda importante fue la B5, la cual es sensible al contenido de agua en las plantas y es ampliamente usada en estudios de estrés hídrico y en la discriminación de variedades de caña de azúcar (Apan *et al.*, 2004A; Galvão *et al.*, 2005). La B4 solo fue importante en el primer periodo (entre cuatro y cinco meses), porque se relaciona con la biomasa presente, que es mayor para CC 85-92 en comparación con la CC 84-95. Y por último, la banda roja (B3) no mostró diferencias significativas para ninguna edad.

Después de la CP1 y el GNDVI, los índices GVI (índice de verdor derivado de la transformación *tasseled cap*) y CP2 fueron los que mejor separabilidad espectral mostraron en los diferentes periodos. Esto es comprensible, puesto que los dos primeros componentes CP1 y CP2 explican más del 97% de la varianza en la imagen. Por su parte, el GNDVI fue importante porque relaciona las bandas verde e infrarroja. Y el GVI fue significativo ya que mostró el estado de vigor o intensidad verde del cultivo.

Los resultados de la clasificación (*maximum likelihood*) indican que el periodo entre los cuatro y cinco meses de edad del cultivo es el que mejor porcentaje de clasificación tiene, con un 80.8% y un índice kappa de 0.62, que se considera elevado teniendo en cuenta la gran extensión espacial del área de estudio. En la Figura 34 se pueden apreciar los valores espectrales medios de las dos variedades evaluadas.



**Figura 34.** Espectros promedio del conjunto original empleados para el análisis de separabilidad espectral.

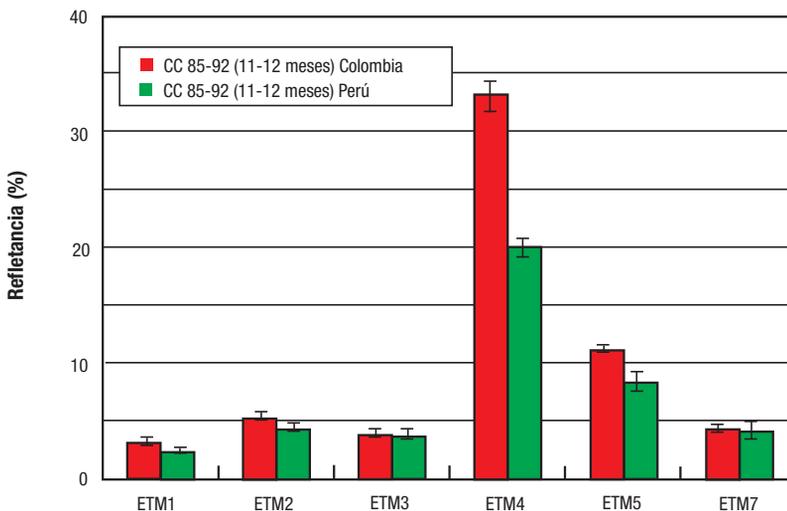
## Detección de la variedad CC 85-92 en Perú

Con el propósito de encontrar zonas con la variedad CC 85-92, en 2009 se evaluó la posibilidad de diferenciar variedades en la zona costera del Perú a través de imágenes satelitales e información cartográfica suministrada por el Ingenio Laredo (Fundo Arena Dulce). Se hicieron mejoras a la metodología, como el uso de un modelo de corrección atmosférica FLASSH para contar con valores de reflectancia sobre la superficie y el empleo de otros algoritmos de clasificación como el SAM (Murillo y Carbonell, 2009B).

Los resultados indicaron que las variedades CC 85-92, CC 87-434 y H32-8560 pueden ser discriminadas a edades entre los ocho y nueve meses y entre los once y doce meses de desarrollo. El uso del modelo SAM muestra una exactitud del 75% en la clasificación, con un valor kappa de 0.69.

El conocimiento previo de áreas sembradas con variedades es clave para la selección de los patrones espectrales, debido a las diferencias que sufre la misma variedad sembrada en diferentes zonas agroclimáticas; por ejemplo, el comportamiento espectral de la variedad CC 85-92 en Colombia respecto al peruano es completamente diferente a edades entre los once y doce meses (Figura 35).

Es pertinente destacar que con una pequeña área identificada de una variedad comercial se puede iniciar su búsqueda en lugares con condiciones de suelo y de ambiente similares.



**Figura 35.** Comparación de los diferentes patrones espectrales de la variedad CC 85-92 en Colombia y Perú. Fuente: Murillo y Carbonell, 2009B.

La metodología desarrollada es simple pero robusta en el sentido de evaluar la posibilidad de discriminación entre diferentes variedades. Los nuevos enfoques en el monitoreo de adaptación o en la búsqueda de variedades deben emplear métodos dirigidos a la clasificación de objetos, los cuales tienen en cuenta otras propiedades y han mostrado mejores resultados que las clasificaciones pixel a pixel. Otros métodos no convencionales que pueden ser evaluados son el uso del SVM (*support vector machines*) y las redes neuronales artificiales.

## Conclusiones

- 1) Los datos satelitales de MODIS-EVI (250 m) han sido evaluados y muestran consistencia con el desarrollo vegetativo de la caña de azúcar. Se desarrolló una metodología que permite obtener series mejoradas respecto a sus datos crudos, y a partir de ella se hicieron varios análisis en los que existe un potencial para la realización de pronósticos de producción regional en algunas zonas agroecológicas, la estimación de variables biofísicas como el índice de área foliar, la clasificación de zonas de acuerdo con su máximo potencial de producción y el monitoreo operativo de desarrollo fenológico (*land surface phenology*) cada dieciséis días.
- 2) Las series de tiempo MODIS/EVI muestran consistencia con el desarrollo vegetativo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca. Se evidencia una tendencia en la que a mayor valor acumulado de EVI, mayor producción de caña. El estado vegetativo del cultivo puede ser evaluado espectral y continuamente, para facilitar con ello la toma de decisiones en suertes con áreas mayores al tamaño del pixel de MODIS, es decir, más de siete hectáreas, y donde además exista un comportamiento fenológico adecuado. La resolución mediana de MODIS permite trabajar en sitios específicos donde sea evidente la consistencia fenológica; de lo contrario, solo puede ser empleada para análisis globales regionales.
- 3) Se desarrolló toda una metodología para el procesamiento de los datos MODIS y una herramienta SIG-WEB, en la cual las imágenes se actualizan cada dieciséis días y los propietarios o personas encargados del manejo del cultivo pueden acceder al servidor de mapas y observar la evolución del cultivo de acuerdo con un índice de vegetación (EVI). Esta información es útil para identificar tempranamente condiciones anómalas de desarrollo respecto a su serie de tiempo, con lo cual es posible descriptivamente generar una alerta para la verificación en campo de dicha condición. Los futuros trabajos deben enfocarse en mejorar la resolución espacial y espectral, así como en desarrollar un sistema más robusto en el que se involucren variables climáticas y edáficas que permitan comprender mejor el patrón temporal y

espectral con el uso de imágenes comerciales tales como *RapidEye* y *DMCii*. De esta forma, los esfuerzos futuros deben concentrarse en el desarrollo de sistemas robustos o modelos de soporte de decisión que involucren la red meteorológica automatizada del sector, las zonas agroecológicas, el estudio detallado de los suelos e imágenes aéreas o satelitales de alta resolución.

- 4) Las imágenes Landsat ofrecen buenas posibilidades para discriminar variedades de caña de azúcar, pero es necesario conocer inicialmente zonas o áreas de interés donde esté la variedad, para que sea posible extraer el patrón espectral y de esta forma extrapolar la búsqueda en el resto de la escena. Esta aplicación es interesante para adoptar nuevas variedades o para hacerles seguimiento a las actuales en zonas diferentes al valle del río Cauca, por ejemplo, los Llanos Orientales y la costa atlántica. La metodología deberá ser comparada y mejorada con el uso de métodos dirigidos a objetos y que empleen imágenes de mejor resolución espacial y espectral, tales como las que ofrecen los sensores aerotransportados CASI o HyMap o los satelitales Hyperion. El uso de datos Landsat 7 ETM+, independientemente de sus problemas técnicos actuales, ha permitido discriminar variedades con una metodología simple pero robusta en el valle del río Cauca y en países de Sudamérica, con buenos niveles de exactitud en clasificación y coeficiente kappa.
- 5) Cenicaña emplea actualmente de forma habitual varios productos MODIS diferentes a los usados en este proyecto, como datos SPOT, Landsat y fotografías aéreas para diferentes tipos de aplicaciones: identificación de áreas sembradas con caña, zonas inundadas, cálculos de índices de vegetación y cartografía base.

## Referencias bibliográficas

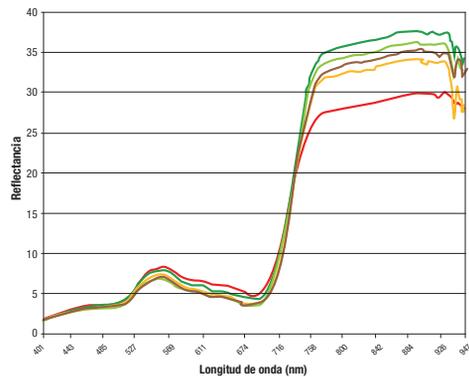
- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S. R.; y Markely, J. 2004. Spectral discrimination and classification of sugarcane varieties using EO-1 hyperion hyperspectral imagery. En: Proceedings of the Asian Remote Sensing Conference. Bangkok, Thailand, (CD-ROM). 20-22 November, 2004.
- Bappel, E; Bégué, A., Martiné, J.F., Pellegrino, A.; y Siegmund, B. 2005. Assimilation in a sugarcane yield forecasting model of biophysical parameter estimated by remote sensing using Spot4&5 data. En: International Society of Sugar Cane Technologists Congress(25, 2005. Guatemala), 4p.
- Carbonell, J. A; y Osorio, C.A. 2009. Caracterización de zonas con diferente potencial máximo de productividad sembrada con caña de azúcar en el valle del río Cauca. Cali, Cenicaña, 15p.
- Carbonell González, J.A.; Quintero Durán, R.; Torres Aguas, J.S.; Osorio Murillo, C.A.; Isaacs Echeverri, C.H.; Victoria Kafure, J.I. 2011. Zonificación agroecológica para el cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca (cuarta aproximación). Principios metodológicos y aplicaciones. Colombia : Cali; Cenicaña, 119 p.

- Chen, J. 1996. Evaluation of vegetation indices and modified simple ratio for boreal applications. *Can. J. Remote Sens.* 22: 229–242.
- Chen, J.; Jönsson, P.; Tamurab, M.; Gao, Z.; Matsushita, B.; y Eklundh, L. 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote Sensing of Environment.* 91: 332–344.
- ERDAS. 1990. *Field Guide*. Erdas Inc., Atlanta, USA, 410p.
- Fortes, C.; y Demattê, J. A. M. 2006. Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7): 1395–1412.
- Gao, X.; Huete, A. R.; Ni, W.; y Miura, T. 2000. Optical–biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. *Remote Sensing of Environment*, 74: 609–620.
- Galvão, L.S.; Formaggio, A.R.; y Tisot, D.A. 2005. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 94: 523–534.
- Gitelson, A.; Merzlyak, M.; y Lichtenthaler, H. 1996. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. *J. Plant Physiol.*, 148: 501– 508.
- Huete, A.; Liu, H. Q.; Batchily, K.; y Van Leeuwen, W. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS–MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 59: 440–451.
- Huete, A.; Justice, C.; y Liu, H. 1994. Development of vegetation and soil indices for MODIS–EOS. *Remote Sensing of environment*, 49: 224–234.
- Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E. P.; Gao, X.; y Ferreira, L. G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83: 195– 213.
- Quintero Durán, R.; García Sánchez, A.; Cortés Lombana, A.; Muñoz Arboleda, F.; Torres Aguas, J.S.; Carbonell González, J.A.; y Osorio, C.A. 2008. Grupos homogéneos de suelos del área dedicada al cultivo de la caña de azúcar en el valle del río Cauca (segunda aproximación). Colombia: Cenicaña, 106 p.
- Murillo Sandoval, P.J. 2006. Estado arte en el uso de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar y posibles usos para el sector azucarero colombiano, caso de aplicación: clasificación de las variedades CC 85-92 y CC 84-75 usando datos Landsat 7 ETM +. Cali. Universidad del Valle, Facultad de Ingenierías. 154 p.; CD-ROM (Tesis ingeniero topográfico).
- Murillo, P. J.; Osorio, C. A.; y Carbonell, J. A. Palma A. E. 2009A. Estimación temprana de producción de caña de azúcar a partir de imágenes satelitales MODIS. En: Congreso Tecnicaña. 16-18 September 2009. Cali, Colombia.
- Murillo Sandoval, P.J.; y Carbonell González, J.A. 2009B. Análisis preliminar para la identificación de variedades de caña de azúcar en áreas diferentes al valle del río Cauca, usando imágenes Landsat 7 ETM+. p.32-38. En: Congreso de la Asociación Colombiana de Técnicos de la Caña de Azúcar. Memorias. 16-18 Septiembre 2009, Cali, Colombia.
- Nicholson, S.E.; y Farrar, F.J. 1994. The influence of Soil Type on the Relationships between NDVI, Rainfall, and Soil Moisture in Semiarid Botswana: NDVI Response to Rainfall. *Remote Sensing Environment*, 50:107-120.
- Rangel, J. H.; Viveros V., C.A.; Amaya E., A.; Gomez L., A.; Victoria K., J. I.; Ángel S., J. C. 2003. Catálogo de variedades. Segunda edición. Cali Cenicaña. 88p. (Serie técnica No.31).

- Sakamoto, T.; Yokozawa, M.; Toritani, H.; Shibayama, M.; Ishitsuka, N.; y Ohno, H. 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment* 96: 366 – 374.
- Schmidt, E.J.; Narciso, G.; Frost, P.; y Gers, C. 2000. Application of Remote Sensing Technology in the SA Sugar Industry: Review of Recent Research Findings. Vol: 74, p. 192-201. En: *Proc S Afr Sug Technol Ass* (2000).
- Swain, P.H.; y King, R.C. 1973. Two effective feature selection criteria for multispectral remote sensing. p.536-540. En: *Proc. 1st International Joint Conference Pattern Recognition. IEEE, Cat.nº 73 CHO 82 1-9c, Piscataway, N.J.*
- Viovy, N.; Arino, O.; Belward, A. S. 1992. The Best Index Slope Extraction (BISE): A method for reducing noise in NDVI time-series. *International Journal of Remote Sensing*, 13 (8): 1585–1590.
- White, M.A.; y Nemani, R.R. 2006. Real-time monitoring and short-term forecasting of land surface phenology. *Remote Sensing of Environment*, 104: 43–49.
- Wolfe, R. E.; Hishihama, M.; Fleig, A. J.; Kuyper, J. A.; Roy, D. P.; y Storey, J. C. et al. 2002. Achieving sub-pixel geolocation accuracy in support of MODIS land science. *Remote Sensing of Environment*, 83: 31–49.
- Xavier, A. C. y Vettorazzi, C. A. 2004. Monitoring leaf area index at watershed level through NDVI from Landsat-7/ETM+ data. *Sci. agric. (Piracicaba, Braz.) [online]*. 61 (3): pp. 243-252.

# 5

## Espectrorradiometría de campo





La espectrorradiometría emplea equipos de campo y de laboratorio diseñados para medir la distribución de la radiación en un intervalo de longitudes de onda. Mediante estos equipos se obtiene una medida cuantitativa de la reflectancia (Schaeppman, 1998), la cual sirve para la estimación de diversas características biofísicas y fisiológicas de los cultivos. Por lo anterior, la reflectancia se convierte en una indicadora del estado vegetativo de una plantación.

El uso de la espectrorradiometría de campo se centró en una investigación desarrollada por el Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia (Cenicaña), basada en determinar las regiones más importantes en la respuesta espectral del cultivo a la diferenciación de dosis y productos en prácticas como la maduración y la fertilización, así como el efecto del riego. Estas mediciones espectrales se realizaron en diferentes experimentos, establecidos previamente por el programa de agronomía de Cenicaña.

El uso de este tipo de información tomada en campo por medio del espectrorradiómetro posibilita conocer no solo las regiones espectrales más importantes, sino también cuáles serían los eventuales sistemas satelitales que pueden ser usados para hacer un seguimiento continuo de los campos sembrados con caña, teniendo en cuenta las diferentes prácticas de manejo.

A diferencia de las técnicas de laboratorio como la espectroscopia NIR, en la cual las muestras son homogenizadas y el equipo tiene una fuente artificial de energía controlada, en la espectrorradiometría de campo los equipos y métodos empleados tienen limitaciones aun en condiciones ideales, a causa de factores ambientales, de la calidad de los equipos utilizados, de la metodología escogida en campo, y de la geometría de adquisición (sol-sensor), entre otros.

Lo anterior lleva a comprender dos aspectos: repetibilidad y reproducibilidad de los datos espectrales. Por una parte, la repetibilidad de las medidas espectrales se refiere a la precisión de los equipos usados y es un aspecto que tiene que ver con su calidad. En segundo término, la reproducibilidad depende del espectrorradiómetro y la metodología aplicada para obtener la información en campo.

Si bien gran parte de las fuentes de incertidumbre que afectan la repetibilidad de las mediciones se entienden y se pueden cuantificar, muchas de las que afectan la reproducibilidad siguen siendo objeto de especulación por el conocimiento incompleto de la radiación ambiental en la que se toman las mediciones.

Aunque la reflectancia espectral forjó su tradición por ser el primer campo de interés para la espectrorradiometría, las unidades físicas fundamentales son la radiación y la irradiancia espectral (Milton *et al.*, 2006). Si se define la reflectancia espectral, podría decirse que es una propiedad inherente de la superficie; pero esto es cierto solo en parte. La propiedad inherente de la superficie es en realidad su BRDF, y esto es imposible de medir en condiciones de campo en caña de azúcar. Como consecuencia, la precisión de la espectrorradiometría de campo está definida en términos de la trazabilidad de las mediciones de radiación y de la irradiación en el campo.

Un enfoque alternativo es centrarse en la radiación y la irradiancia como las variables físicas primarias, para desarrollar una cadena de trazabilidad en torno a ellas y considerar la reflectancia como un parámetro derivado. Además, para que las mediciones sean reproducibles deben ir acompañadas de un metadato.

La caña de azúcar tiene un crecimiento vigoroso: alcanza alturas de más de cuatro metros. Ello convierte la adquisición de la información en un proceso delicado y más complejo que en otros cultivos. En nuestro caso, se realizaron mediciones *single-beam*, en las que el mismo espectrorradiómetro midió la reflectancia sobre el objeto (follaje de la caña) y sobre la referencia (panel), y se adjuntó información meteorológica, generalidades del sitio, información del espectrorradiómetro, condiciones del cielo (número de oktas) para cada toma y se estableció un protocolo para la adecuada recolección de los datos en campo, que incluye un horario de toma y una altura sobre el follaje. Con los datos obtenidos se logró una base de datos espectral completa, muy útil respecto a los datos tomados en cada uno de los experimentos.

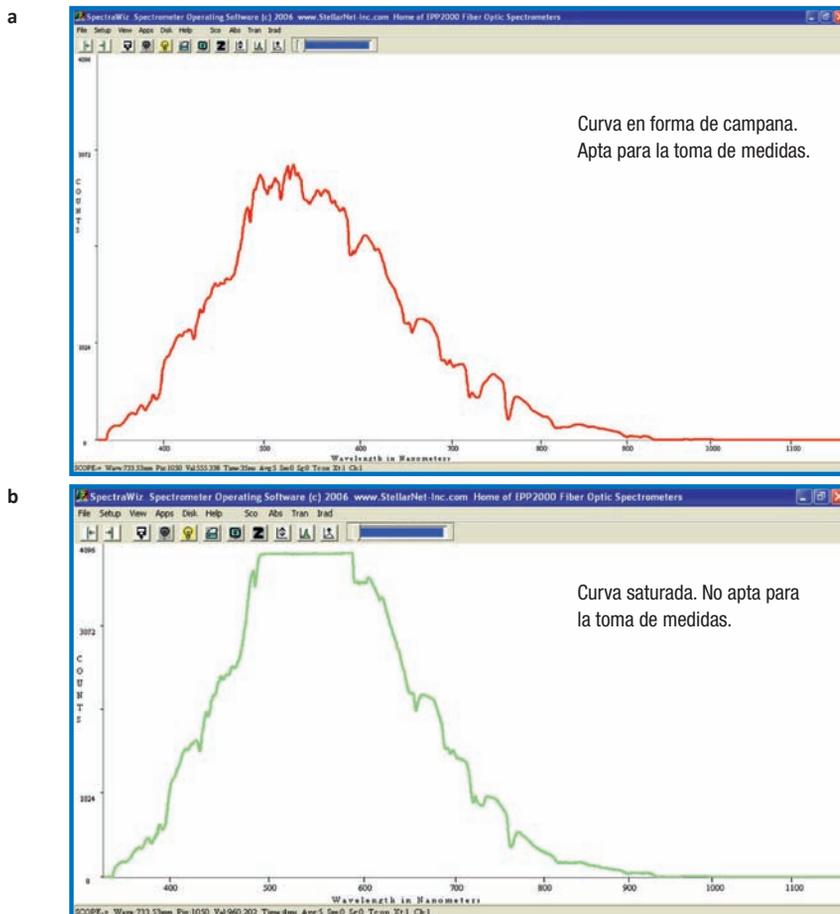
## Metodología

### *Equipo empleado*

Se usó un espectrorradiómetro APOGEE PAR-NIR para la recolección de las medidas de reflectancia en campo. Este equipo entrega información entre los 350 nm y 1100 nm cada 0.5 nm. Y cabe resaltar que las medidas son más confiables entre los 400 nm y 950 nm (Dallon, 2003).

El APOGEE PAR-NIR cuenta con un diodo fijo que mide la radiación entre los 350 nm y 950 nm. El tiempo de integración controla la cantidad de luz que llega al detector: un tiempo alto de exposición satura las lecturas y un tiempo

bajo lo expone a datos muy claros. Por esta razón, es necesario ajustar el tiempo de integración para obtener la mejor distribución de acuerdo con el panel de referencia, y de exposición según los días soleados y la presencia de nubes. Entonces, para ajustar el tiempo es necesario examinar constantemente la curva que entrega el equipo cuando se pone sobre la referencia: si la curva se satura en la región entre los 500 nm y 700 nm, el tiempo de integración debe disminuir, de lo contrario la curva tiene que tener valores mayores a 2500 unidades (Figura 36). Los cambios en el tiempo de integración se realizan de forma manual, y cada vez que haya alguna modificación es necesario tomar un dato sobre la referencia (panel). Con lo anterior es claro que se debe ser cuidadoso con las tomas y que también existe una alta dependencia del analista y los operadores al momento de la captura, manipulación y depuración de los datos.



**Figura 36.** a) Espectro sobre panel de referencia, apto para la toma de medidas de reflectancia.  
b) Espectro sobre panel de referencia, en el cual hay saturación. Software SpectraWIZ.

## Metadato para base de datos espectral

Para generar datos que además de repetibles sean reproducibles y comparables, es necesario tener un protocolo para hacer las lecturas espectrales, por ejemplo, rango de hora de trabajo, altura de la fibra sobre el follaje. Milton *et al.* (2009) proponen una tabla en la cual se describa la información que debe ser tenida en cuenta al momento de adquirir un dato espectral. Esta tabla busca homogeneizar el uso de librerías espectrales para contar con datos confiables para toda la comunidad científica que la requiera (Cuadro 3).

Las librerías que vienen en algunos *softwares* como ENVI y ERDAS muestran un único patrón espectral pero no presentan cuál puede ser su variación en el tiempo, ni su rango propio de variación. En el caso de los datos derivados del proyecto, todas las lecturas espectrales, además de otras tablas asociadas, fueron almacenadas en el motor *Access de Microsoft Office*. Cada experimento tiene su propia base de datos, en la cual se puede hacer cualquier tipo de consulta buscando por agrupaciones de factores como tipo de tratamiento y edad del cultivo, o excluyendo valores o condiciones de nubosidad, por ejemplo. De esta forma se puede generar el patrón de interés que se considere adecuado, con su respectiva desviación, el cual podemos usar como entrada en modelos de clasificación (SAM, SVM) para detectar en las imágenes condiciones de estrés o vigor en el cultivo.

La base de datos agrupa información sobre el clima y las oktas en el cielo, ofrece las características del equipo empleado y las variables biofísicas levantadas en campo. La información se encuentra cada 1 nm y 5 nm, y además también está simulada o ajustada a las bandas espectrales de cuatro satélites comerciales: MODIS, DMCii, LDCM y *RapidEye*.

**Cuadro 3.** Información necesaria para generar el metadato espectral. Fuente: Milton *et al.*, 2009.

Asunto	Variable
Sitio	Latitud, longitud, altitud sobre el nivel del mar
Descripción del sitio	Cobertura terrestre
Tiempo de lecturas	Rango de tiempo de las mediciones (necesario para calcular el ángulo del sol)
Condiciones del cielo	Tipo de nube
Meteorología	Temperatura del aire, humedad relativa
Parámetros del equipo	Modelo, serial, FOV, resolución espectral
Método de medición	Pánel de referencia, serial
Técnica de campo	Geometría de visión, altura del sensor sobre el objeto y desde el suelo
Parámetro medido	Radiancia

## Panel de referencia

Un panel RS50 ([www.StellarNet-Inc.com](http://www.StellarNet-Inc.com)) se empleó como referencia, con el objetivo de adquirir una lectura cuantitativa o calibrada de reflectancia mediante la relación:

$$R = (f-n) / (ref-n) * 100$$

f = firma espectral

n = negro (dato oscuro)

ref = panel de referencia

## Plataforma portaespectro

Para la toma de información sobre el follaje del cultivo se construyó una plataforma de tubos de aluminio y PVC. Cuenta con dispositivos para registrar información sobre el follaje, sobre el panel de referencia y su puesta en cero cuando adquiere un valor oscuro (Figura 37). La plataforma también fue modificada para ser usada como pértiga de forma diagonal, con lo cual es posible mejorar los tiempos de calibración en campo.



**Figura 37.** Construcción de la plataforma y su uso para la toma de lecturas de campo con el espectrorradiómetro. Cenicafía.

## Experimentos de fuentes sólidas y líquidas de nitrógeno

La aplicación oportuna y precisa del producto fertilizante adecuado es vital para suministrarle al cultivo los suplementos químicos que el suelo no tiene en su totalidad y que el cultivo requiere para expresar su máximo potencial de producción. Se usaron dos experimentos con iguales características, para realizar mediciones espectrales entre los dos y seis meses de edad. El propósito fue conocer los patrones o comportamientos espectrales de la caña de azúcar, a partir de la aplicación de varios productos en diferentes dosis, así como saber cuáles son las regiones espectrales que permiten diferenciarlos, además de estimar algunas variables biofísicas de interés como el contenido de clorofila en el follaje (LAI x clorofila). En ambos experimentos la variedad tomada en cuenta fue la CC 85-92, que se encuentra sembrada en el 70% del valle geográfico del río Cauca, y se evaluaron cinco tratamientos con tres repeticiones correspondientes a testigo sin aplicación de nitrógeno: Nitrox 100 kg/ha y 200 kg/ha y Urea 100 kg/ha y 200 kg/ha.

Fueron generados diversos índices de vegetación, tanto hiperespectrales como multiespectrales, para evaluar su desempeño en la estimación del contenido de clorofila en el follaje.

### *Áreas de estudio y mediciones en campo*

El sitio del primer experimento se ubica en el Ingenio Incauca, hacienda Cachimbalito Sur, zona agroecológica 5H5, suelo Chromic Endoaquerts, familia muy fina. El segundo experimento se encuentra en el Ingenio La Cabaña, hacienda Normandía, suerte 45, zona agroecológica 10H4, suelo Typic Endoaquerts, familia fina, mezclada, superactiva, isohipertérmica.

En el lote del primer experimento se encontraba la variedad CC 85-92 en primera soca. El suelo hace parte del grupo homogéneo 5, que tiene limitaciones a causa del mal drenaje, con niveles freáticos altos que restringen el sistema radical de las plantas, presentan alta pegajosidad y plasticidad cuando están mojados, y una baja permeabilidad e infiltración; los contenidos de arcilla son mayores al 60% en toda la sección perfil. Este experimento fue cortado el 14 de enero de 2009. Se realizaron muestreos para adquirir información: marzo 2 (58ddc), marzo 25 (72ddc), abril 16 (88ddc), mayo 13 (119 ddc) y junio 2 (140 ddc). Otras fechas de interés corresponden a la cosecha anterior, enero 14; a la resiembra, entre el 4 y 5 de marzo; y a la aplicación de fertilizante, el 13 de marzo. Vale la pena agregar que durante todas las tomas de datos en campo se observaron altos niveles de humedad.

El suelo del otro lote experimental corresponde al grupo homogéneo 10, similar al grupo 5 en su nivel freático alto, pero la diferencia radica en que sus

contenidos de arcilla están entre un 35% en toda la sección del perfil. Su siembra se hizo el 10 de junio de 2009 (plantilla) y la aplicación del fertilizante fue el 28 de julio. Se realizaron seis tomas de datos en campo: agosto 12 (60ddc), septiembre 7 (87ddc), septiembre 30 (110ddc), octubre 22 (132ddc), noviembre 20 (160ddc) y diciembre 15 (185ddc).

Un total de diez lecturas espectrales se tomaron por parcela en cada muestreo de campo. Las mediciones se hicieron entre los 400 nm y 950 nm cada 0.5nm, a 50 cm sobre el follaje, con un FOV (*Field of View*, o en español: campo de visión) de 30°. Para minimizar los efectos de perturbaciones atmosféricas y del BRDF el horario de muestreo fue entre las diez y media de la mañana y las doce y media del mediodía, hora local (Darvishzadeh *et al.*, 2008). La entrada a las parcelas se realizó en cada muestreo por el mismo surco y siempre se recorrió hasta el final. En cada parcela el índice de área foliar (LAI) se midió con el equipo *Plant Canopy Analyzer* LAI-2000 (LICOR Inc., Lincoln, Nebraska, USA), y esas lecturas se tomaron el mismo día de las espectrales y de la clorofila. Para prevenir la energía solar directa sobre el equipo LAI-2000 se tomaron lecturas por encima y por debajo del follaje usando una *view cap* de 45°. Se tomó un total de seis lecturas por parcela: dos por encima del follaje y cuatro por debajo de él.

Por otra parte, un método para la estimación indirecta de clorofila lo brinda el medidor portable de clorofila SPAD-502 (Minolta, 2003). Estas lecturas fueron tomadas al mismo tiempo que las lecturas espectrales, y fueron diez por parcela: cada una corresponde a un promedio de cinco datos adquiridos en el tercio medio de la hoja TVD, tomados aproximadamente cada metro por el mismo surco donde se realizaron las mediciones espectrales. Los valores de SPAD expresan la cantidad relativa de clorofila en las hojas, al medir la reflectancia en las longitudes de onda del rojo (650 nm) e infrarrojo cercano (920 nm) (Minolta, 2003). Por su parte, las medidas de SPAD no tienen unidades pero sí están altamente relacionadas con la concentración de clorofila en las hojas de muchas especies vegetales (Wu *et al.*, 2008; Bannari *et al.*, 2007; Fitzgerald *et al.*, 2010; Haboudane *et al.*, 2002).

Se usó la función empírica desarrollada por Markwell *et al.* (1995) para convertir los valores de SPAD en LCC (*Leaf Chlorophyll Content*, o en español: contenido de clorofila en las hojas) (unidades: g/m<sup>2</sup>), siguiendo el procedimiento definido por Darvishzadeh *et al.* (2008). El contenido total de clorofila en el follaje, CCC (*Canopy Chlorophyll Content*) (unidades: g/m<sup>2</sup>) para cada parcela se obtuvo al multiplicar el LCC por su correspondiente valor de LAI (CCC = LAI × LCC). Es conveniente recalcar que el CCC también se define como la densidad de clorofila en el follaje y es una medida del potencial fotosintético del cultivo (Broge y Leblanc, 2001).

En el Cuadro 4 se presentan los valores estadísticos básicos de las variables medidas y calculadas en campo.

**Cuadro 4.** Variables medidas y calculadas en el estudio.

Variables	Min.	Media	Máx.	S.D.*	Rango**
LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	0.29	1.20	2.81	0.56	2.52
SPAD (unidades spad)	31.50	39.39	47.49	4.27	15.99
LCC (g/m <sup>2</sup> )	0.28	0.40	0.54	0.07	0.26
CCC (g/m <sup>2</sup> )	0.08	0.50	1.44	0.29	1.35

\* Desviación estándar (n=72)

\*\* Diferencia entre el máximo (máx.) y el mínimo (min.)

## Índices de vegetación

Se seleccionaron varios índices de vegetación, derivados de la región del límite del rojo, que se relacionan con el contenido de clorofila y nitrógeno foliar. Fueron relacionados con CCC y su selección se realizó por sus promisorios resultados en otros cultivos, en coberturas vegetales y por su facilidad de adopción para caña de azúcar. Los índices evaluados se dividen en dos grandes grupos: el primero, hiperespectrales, derivados de nanómetros o regiones estrechas del espectro electromagnético (Cuadro 5); y el segundo, comerciales, los cuales emplean regiones más anchas en las que los valores de reflectancia en el follaje se parecen a las longitudes de onda del satélite alemán *RapidEye* (Cuadro 6).

## Análisis estadístico

Se utilizó un diseño de bloque al azar para hacer el análisis estadístico de los datos espectrales, y dado que la reflectancia varía con el tiempo, cada toma de datos en el campo se usó como bloque y los datos de reflectancia media, tomados en los cinco tratamientos, fueron probados de manera aleatoria en cada bloque. El objetivo fue verificar la hipótesis nula de igualdad de reflectancias entre los tratamientos de N (nitrógeno).

Luego se empleó un análisis de varianza ANOVA One-Way para conocer el conjunto de longitudes de onda o bandas espectrales que muestran diferencias significativas entre los tratamientos. Y se probó la hipótesis nula que indica que las diferentes concentraciones de N (kg/ha) son iguales  $\text{No: } \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5$  versus la alterna que sugiere  $\text{No: } \mu_1 \neq \mu_2 \neq \mu_3 \neq \mu_4 \neq \mu_5$ . La prueba de Fisher fue aplicada para cada nanómetro de forma consecutiva, buscando el valor crítico de F con una significancia de  $p < 0.025$ . Esta prueba consistió en comparar si las concentraciones de N para los cinco tratamientos eran significativamente diferentes entre los muestreos. Esta misma prueba se realizó entre todas las posibles combinaciones de pares de tratamientos, con el fin de identificar entre cuáles había diferencias significativas en sus valores espectrales.

**Cuadro 5.** Índices hiperespectrales.

Índice	Fórmula	Referencia
ZTM [750, 710]	$\frac{R_{750}}{R_{710}}$	Zarco Tejada <i>et al.</i> , 2001
R-M [750, 720]	$(\frac{R_{750}}{R_{720}}) - 1$	Gitelson <i>et al.</i> , 2005
MSR [670, 800]	$\frac{(\frac{R_{800}}{R_{670}}) - 1}{\sqrt{\frac{R_{800}}{R_{670}} + 1}}$	Chen, 1996
NDVI [670, 800]	$\frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670}}$	Rouse <i>et al.</i> , 1974
NDVI [705, 750]	$\frac{R_{750} - R_{705}}{R_{750} + R_{705}}$	Gitelson y Merzlak, 1994
Red EDGE [693-710]	Average [ $R_{693-710}$ ]	Cenicaña, 2011
MTCI [750,710,680]	$\frac{R_{750} - R_{710}}{R_{710} + R_{680}}$	Dash y Curran, 2004
DD [750,720,700,670]	$(R_{750} - R_{720}) - (R_{700} - R_{670})$	Le Maire <i>et al.</i> , 2004
MCARI [550,670,700]	$[(R_{700} - R_{670}) - 0.2 * (R_{700} - R_{550})] * (R_{700} / R_{670})$	Daughtry <i>et al.</i> , 2000
TCARI [550,670,700]	$3 * [(R_{700} - R_{670}) - 0.2 * (R_{700} - R_{550})] * (R_{700} / R_{670})$	Haboudane <i>et al.</i> , 2002

**Cuadro 6.** Índices multispectrales.

Índice	Fórmula*	Referencia
NDVI	$\frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}}$	Rouse <i>et al.</i> , 1974
GNDVI	$\frac{R_{nir} - R_{green}}{R_{nir} + R_{green}}$	Gitelson y Merzlyak, 1998
Simple Ratio	$\frac{R_{nir}}{R_{red}}$	Jordan, 1969
CI Green	$\frac{R_{nir}}{R_{green}} - 1$	Gitelson <i>et al.</i> , 2003
CI red EDGE	$\frac{R_{nir}}{R_{rededge}} - 1$	Gitelson <i>et al.</i> , 2003
CI-SC	$\frac{R_{nir}}{R_{rededge}^*} - 1$	Cenicaña, 2011
EVI	$\frac{2.5 * (R_{nir} - R_{red})}{(R_{nir} + 6 * R_{red} - 7.5 * R_{blue} + 1)}$	Huete <i>et al.</i> , 2002
Red EDGE NDVI	$\frac{R_{nir} - R_{rededge}}{R_{nir} + R_{rededge}}$	Gitelson <i>et al.</i> , 1996

\* Rblue [440 – 510 nm], Rgreen [520–590 nm], Rred [630–685 nm], RedEdge [690– 730 nm], RedEdge\* [693-710 nm] y Rnir [760 – 850 nm].

Para conocer la relación entre los diferentes índices de vegetación y los parámetros biofísicos (CCC, LCC, LAI y SPAD) se hizo una matriz de correlación con empleo del coeficiente de Pearson ( $r$ ).

Para validar el desempeño de los modelos se realizó una comparación entre el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), la raíz del error medio (RMSE) y el error relativo de la predicción (RE%). Cuanto más alto es el  $R^2$  y más bajos los valores de RMSE y RE%, mejor será el modelo en la predicción de clorofila en el follaje. El RMSE se usó para cuantificar la relación entre el modelo, que idealmente debe ser 1:1, y los valores observados y los estimados. El RMSE indica la magnitud del error promedio que el modelo entrega, y se encuentra en las mismas unidades de los datos estimados y observados. En nuestro caso la variable dependiente (estimada) fue el CCC y la variable independiente fueron los valores derivados de los índices de vegetación. Los valores de RMSE y RE% fueron calculados usando las siguientes ecuaciones:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

$$RE\% = \frac{100}{\bar{y}} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

Además de evaluar los índices de vegetación se generó un mapa que muestra los coeficientes de determinación entre CCC para todas las posibles combinaciones de NRI (*Normalized Ratio Indices*) (Sims y Gamon, 2002) entre los 400 nm y 950 nm; en el proceso se calculan 302,500 valores de NDVI de las 550 bandas obtenidas con el espectrorradiómetro usando la siguiente ecuación:

$$NRI = \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2 + \lambda_1} \quad (3)$$

En la cual:

$$\lambda_1 = 400-950 \text{ nm}$$

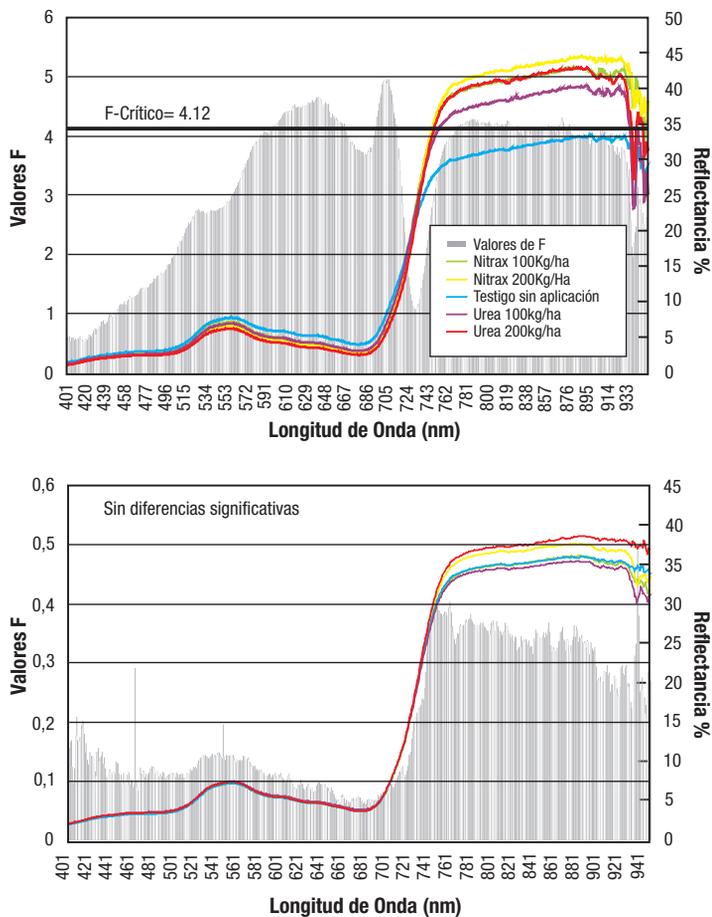
$$\lambda_2 = 400-950 \text{ nm}$$

Lo anterior permitió conocer qué combinación de bandas es la mejor para la predicción del contenido de clorofila en el follaje. Este mapa se hizo al emplear todos los muestreos en campo y también los dos últimos muestreos, en los cuales es posible detectar una mejor respuesta del cultivo a la aplicación de las diferentes fuentes y dosis de fertilizante nitrogenado.

## Resultados y discusión

El primer experimento ubicado en Cachimbalito tuvo un F crítico de 4.12, y el de Normandía fue de 3.51, para una significancia  $p < 0.025$  (Figura 38). Esto sugiere que en Cachimbalito hay diferencias espectrales significativas entre los tratamientos nitrogenados y el testigo sin aplicación, mientras que en Normandía no hay diferencias entre ningún tratamiento.

En el caso de Normandía, al ser plantilla y estar en un grupo de humedad 4, la materia orgánica (MO) se conserva ya que no hay oxidación y existe un potencial mayor de nitrógeno en sus suelos. Cuando llegan eventos externos como El Niño, es decir, pocas lluvias y alta radiación, la humedad del suelo disminuye y existe un proceso más rápido de mineralización, lo cual conlleva que la planta tome esas



**Figura 38.** Valores de F y reflectancia media de cada tratamiento en los experimentos ubicados en Cachimbalito (arriba) y Normandía (abajo).

reservas de N y no haya diferencias espectrales significativas en la reflectancia tomada sobre el follaje de la caña en ninguno de los diferentes tratamientos.

Por el contrario, en Cachimbalito las curvas espectrales de cada tratamiento mostraron que la reflectancia del testigo (sin nitrógeno) es significativamente menor en la región NIR y roja del espectro que los tratamientos con nitrógeno. Los tratamientos nitrogenados, por su parte, mostraron magnitudes espectrales similares, en las que sobresalió el tratamiento con 200 kg/ha de N aplicado como nitrato de amonio en la región del infrarrojo cercano.

Para Cachimbalito, los valores más elevados en la prueba de Fisher indican que la región espectral más importante para la discriminación es el denominado límite del rojo (693-710 nm), seguida de la región roja del espectro (608-645 nm) y el infrarrojo cercano (770-790 nm). El rango entre los 693 nm y 710 nm se denomina región límite del rojo, y está definida por la localización del punto de inflexión en la transición entre el rojo y el NIR (Schlemmer *et al.*, 2005). Esta región se ha empleado para la generación de modelos que estimen no solo el contenido de N sino de clorofila, por medio de espectrorradiometría de campo en cultivos como maíz (Schlemmer *et al.*, 2005) y en pasturas (Mutanga *et al.*, 2003), a escala comercial usando el MTCI derivado del sensor MERIS (Dash y Curran, 2004), y en caña de azúcar en la isla Reunión con cámaras digitales aerotransportadas con uso de un filtro Oriol para la región entre los 690 nm y 709 nm (Lebourgeois *et al.*, 2008).

Se analizó de nuevo la varianza ANOVA One-Way y se compararon únicamente los dos primeros muestreos (72 ddc y 88 ddc). Dichas comparaciones sugirieron que no existen diferencias significativas entre los tratamientos a edades menores de 88 ddc, ya que se observó que las diferencias ocurrieron a partir del tercer muestreo (120 ddc). Para saber entre cuáles tratamientos (fuentes o dosis de N) existen diferencias significativas, se realizó un proceso iterativo de varianza entre pares de fuentes en las que se emplearon todos los muestreos. Los resultados revelaron que no hay diferencias significativas entre las fuentes nitrogenadas y sus diversas dosis. Las diferencias espectrales se deben solamente a las comparaciones entre cada tratamiento nitrogenado y el testigo sin aplicación. Por lo tanto, la no existencia de diferencias espectrales entre tratamientos nitrogenados puede deberse a las condiciones comerciales de manejo del experimento, al impacto de la cosecha anterior sobre el suelo y el cultivo, y a los elevados valores de humedad durante el ciclo de cultivo.

En los estudios siguientes solo se presenta el análisis con la información de la experimentación en la hacienda Cachimbalito, debido a la presencia de diferencias significativas entre los datos espectrales para la estimación de algunos parámetros biofísicos de interés.

## Índices de vegetación y CCC en caña de azúcar

Para evaluar los índices de vegetación se tuvieron en cuenta únicamente los datos adquiridos en los últimos dos muestreos (119 ddc y 140 ddc), cuando el cultivo se encontraba entre los cuatro y los cinco meses y medio de desarrollo. La matriz de correlación entre los índices de vegetación y el CCC mostró que los índices percibidos en las regiones espectrales amplias como *RapidEye* son similares a aquellos derivados de regiones estrechas (Cuadros 7 y 8). Broge, y Leblanc, (2001) obtuvieron resultados similares; usando los modelos de simulación PROSPECT+SAIL encontraron que índices clásicos de bandas amplias (Landsat TM) son mejores predictores de LAI y CCC que los hiperespectrales calculados cada diez nanómetros. Esto se debe a que los índices clásicos, es decir, regiones espectrales amplias, están menos alterados por factores de fondo como el suelo. Se supone que la simulación realizada en PROSPECT+SAIL describe exactamente el comportamiento radiativo del follaje. En este estudio los valores de correlación y determinación son similares tanto para los índices hiperespectrales como para los simulados, pero en la validación los resultados son un poco mejores para los índices simulados.

**Cuadro 7.** Modelos para la estimación de contenido de clorofila en el follaje en caña de azúcar usando índices hiperespectrales.

Índice [ $\lambda$ nm]	Modelo	R <sup>2</sup>	RMSE (g/m <sup>2</sup> )	RE%
NDVI [670, 800]	$y = 0.0011e8.3717x$	0.66	0.32	31
NDVI [750, 705]	$y = 0.0203e6.599x$	0.68	0.25	24
MSR [670, 800]	$y = 0.0509e0.9641x$	0.64	0.24	23
ZTM [750, 710]	$y = 0.064e0.8372x$	0.68	0.21	20
R-M [750, 710]	$y = 0.1395e1.7043x$	0.68	0.26	25
DD [750,720,700,670]	$y = 0.2337e0.1049x$	0.58	0.30	30
MTCI [750,710, 680]	$y = 0.1863e0.0899x$	0.56	0.35	35
RED EDGE [693-710]	$y = 14.747e-0.4239$	0.38	0.35	34

**Cuadro 8.** Modelos para la estimación del contenido de clorofila en el follaje en caña de azúcar usando índices simulados (Bandas espectrales *RapidEye*).

Índice [ $\lambda$ nm]	Modelo	R <sup>2</sup>	RMSE (g/m <sup>2</sup> )	RE%
NDVI	$y = 0.0014e8.3212x$	0.62	0.33	32
GNDVI	$y = 0.0015e9.3402x$	0.69	0.28	28
Simple ratio SR	$y = 0.1509e0.198x$	0.63	0.20	20
CI Green	$y = 0.1067e0.4661x$	0.67	--	--
CI Red EDGE	$y = 0.1199e0.908x$	0.69	0.26	25
CI-SC	$y = 0.1596e0.4226x$	0.67	0.19	19
EVI	$y = 0.0136e2.0615x$	0.66	0.28	27
Red EDGE NDVI	$y = 0.0187e7.5413x$	0.70	0.24	24

La relación entre todos los índices, sean hiperespectrales o simulados, muestra que el CCC se ajustó mejor a una curva exponencial, acorde con Lebourgeois *et al.* (2008) y Fei *et al.* (2008). Los coeficientes de determinación para CCC con el uso de los índices hiperespectrales están entre los 0.68 y 0.38, con valores de RMSE entre 0.21 g/m<sup>2</sup> y 0.35 g/m<sup>2</sup> y errores relativos entre 20% y 34% (Cuadro 7). Para el caso de los índices simulados, los coeficientes de determinación oscilan entre 0.62 y 0.70; el RMSE, entre 0.19 g/m<sup>2</sup> y 0.33 g/m<sup>2</sup> y el error relativo, entre 19% y 32% (Cuadro 8). Como referencia a los valores de RMSE es necesario mencionar que son muy variables; en publicaciones previas se reportaron valores de 0.04 g/m<sup>2</sup> para follajes de maíz (Haboudane *et al.*, 2002), de 0.08 g/m<sup>2</sup> para coníferas (Zarco-Tejada *et al.*, 2004), de 0.11 g/m<sup>2</sup> para viñedos (Zarco-Tejada 2005), de 0.11g/m<sup>2</sup> para olivos (Zarco-Tejada 2004) y de 0.10 - 0.13 g/m<sup>2</sup> para trigo (Bannari *et al.*, 2007; y Haboudane *et al.*, 2008). En nuestro caso los valores de RMSE son mayores pero los índices hiperespectrales MSR y ZTM que involucran las regiones espectrales 800 nm, 750 nm, 710 nm y los índices simulados SimpleRatio SR y CI-SC presentan una buena relación para la estimación de CCC en caña a edades tempranas de crecimiento, con errores relativos inferiores a 35% (Fei *et al.*, 2008), y están seguidos por los índices NDVI (670 nm, 800 nm), NDVI (750 nm, 705 nm) y R-M.

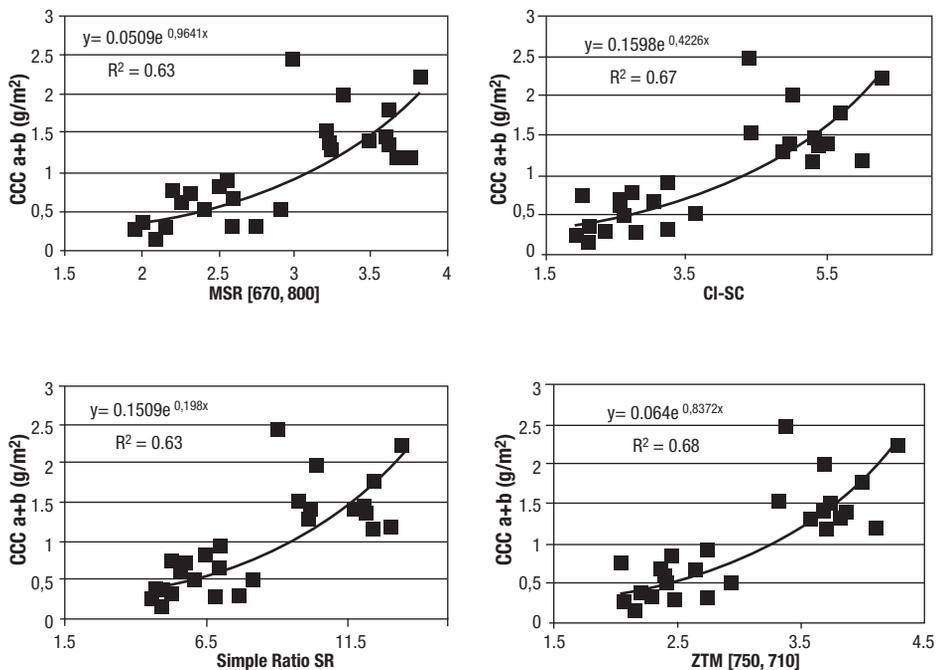
Los valores de RMSE en la mayoría de índices de vegetación se salen del rango reportado en otros estudios, y esto se debe a diversas causas de error que afectan la estimación del CCC en cultivos, por ejemplo, la adquisición de los datos en campo, el preprocesamiento, la estimación de clorofila y su validación (Bannari *et al.*, 2007).

Cabe mencionar que algunos índices tienen pobres relaciones, puesto que son desarrollados específicamente para otras coberturas vegetales. El medidor de SPAD, a pesar de emplear el procedimiento de Darvishzadeh *et al.* (2008), presenta también una fuente de error. En coberturas arbustivas Richardson *et al.* (2002) encontraron que el SPAD entregó lecturas menos precisas cuando se incrementaron los valores de clorofila, y, por su parte, Haboudane *et al.* (2002) prefirieron emplear métodos de laboratorio que usar el SPAD en cultivos de maíz para prevenir problemas de calibración.

En la Figura 39 se describe el comportamiento de los cuatro mejores índices de vegetación respecto a sus valores de RMSE y R<sup>2</sup>, en los que el índice CI-SC sobresale por su mejor ajuste y es altamente promisorio para estimar CCC en caña de azúcar. Este índice emplea la región espectral entre los 693 nm y 710 nm, región que presenta el mejor grado de separabilidad o discriminación entre las diversas fuentes nitrogenadas en el análisis de varianza y evidencia su potencial para el mapeo de esta variable a edades tempranas de desarrollo

de la caña. Además, es importante observar que los datos tomados de SPAD y LAI para el cálculo de CCC tienen un rango de variación muy pequeño (Cuadro 4), lo cual evidencia la buena sensibilidad de estos índices en la estimación de CCC.

El segundo índice propuesto en este estudio es el *Red EDGE Mean* (promedio de la reflectancia entre los 693-710 nm). Tiene una correlación negativa y pobre con valores de  $r = -0.62$  y  $R^2 = 0.38$  para el CCC, en la cual a mayores valores de índice existe una menor cantidad de clorofila en el follaje. Otros índices como el MCARI y el TCARI revelan valores muy bajos de correlación. En este caso los resultados se deben a que las regiones empleadas para su cálculo, 670 nm y 550 nm, no muestran diferencias para la discriminación entre los tratamientos, según el análisis de varianza. Haboudane *et al.* (2008) hallaron relaciones similares; obtuvieron buenas correlaciones entre estos índices cuando se combinaron con el OSAVI para estimar el CCC en cultivos de maíz, aunque es pobre cuando se aplica a cultivos de trigo. El índice comercial MTCI y el DD generados a partir de simulaciones presentan correlaciones aceptables pero altos valores de error relativo  $RE\% = 60$ . Por su parte, el *Enhanced Vegetation Index* (EVI), que emplea tres bandas espectrales para su cálculo, muestra una buena relación  $R^2 = 0.66$ , que mejora la que se obtiene por índices hiperespectrales que emplean tres bandas, como el MCARI o TCARI.



**Figura 39.** Relación entre los cuatro mejores índices de vegetación para la estimación de contenido de clorofila en el follaje.

En el caso de los índices de vegetación, los mejores índices hiperespectrales para la estimación de CCC fueron ZTM (RMSE = 0.21 g/m<sup>2</sup>) y MSR (RMSE = 0.24 g/m<sup>2</sup>), y para los simulados existe una sutil mejora en el ajuste en relación con los hiperespectrales, en los que sobresalen el CI-SC (RMSE = 0.19 g/m<sup>2</sup>) y Simple Ratio SR (RMSE = 0.20 g/m<sup>2</sup>). La modificación introducida por Cenicaña al índice CI desarrollado por Gitelson *et al.* (2003), en el que se sustituyó la región convencional del límite del rojo por la comprendida entre los 693-710 nm –según el análisis de varianza–, entrega el mejor coeficiente de determinación  $R^2 = 0.67$  y el más bajo RMSE = 0.19 g/m<sup>2</sup> entre todos los índices evaluados. Este índice es mejor para la estimación y validación del contenido de clorofila en el follaje y tiene potencial para hacer seguimiento del vigor y la salud de la caña de azúcar en edades tempranas de desarrollo del cultivo, a partir de sensores satelitales comerciales.

### **Índices de vegetación y parámetros biofísicos**

El Cuadro 9 presenta el potencial de todos los índices evaluados basados en los valores de correlación y coeficiente de determinación para los parámetros biofísicos medidos (LAI-SPAD) y estimados (CCC-LCC).

Para el contenido de clorofila en la hoja (LCC) y el SPAD se destacan el índice derivado del análisis de varianza, que emplea exclusivamente la reflectancia media entre los 693 nm y 710 nm (Red EDGE Mean), con un valor de correlación alto de -0.84 y un coeficiente de determinación ajustado a un modelo exponencial de  $R^2 = 0.71$ . Otros índices hiperespectrales con buena correlación fueron el ZTM y el R-M. El resto de índices mostraron un bajo coeficiente de determinación ( $R^2$ ), que osciló entre 0.06 y 0.5. En el caso de los índices simulados, los mejores son el GNDVI ( $R^2 = 0.64$ ) y el CI Red EDGE ( $R^2 = 0.65$ ), en los cuales se involucran las regiones del infrarrojo cercano y del límite del rojo.

El índice de área foliar tiene los valores de correlación más homogéneos entre todos los índices, en comparación con LCC y SPAD. Varios índices hiperespectrales y simulados muestran los mismos valores de correlación y determinación. Entre los que sobresalen se encuentran el ZTM y R-M con valores  $r = 0.81$  y  $R^2 = 0.59-0.60$  (similar a Bappel *et al.*, 2005), y para los índices simulados se destacan el NDVI y Red EDGE NDVI (Figura 40), debido a que involucran regiones del infrarrojo cercano (760– 850 nm) y límite del rojo (690-730 nm) del satélite *RapidEye*, que tienen una mejor discriminación entre diversos valores de LAI pues incluyen valores de regiones espectrales más allá de los 780 nm (Haboudane *et al.*, 2008).

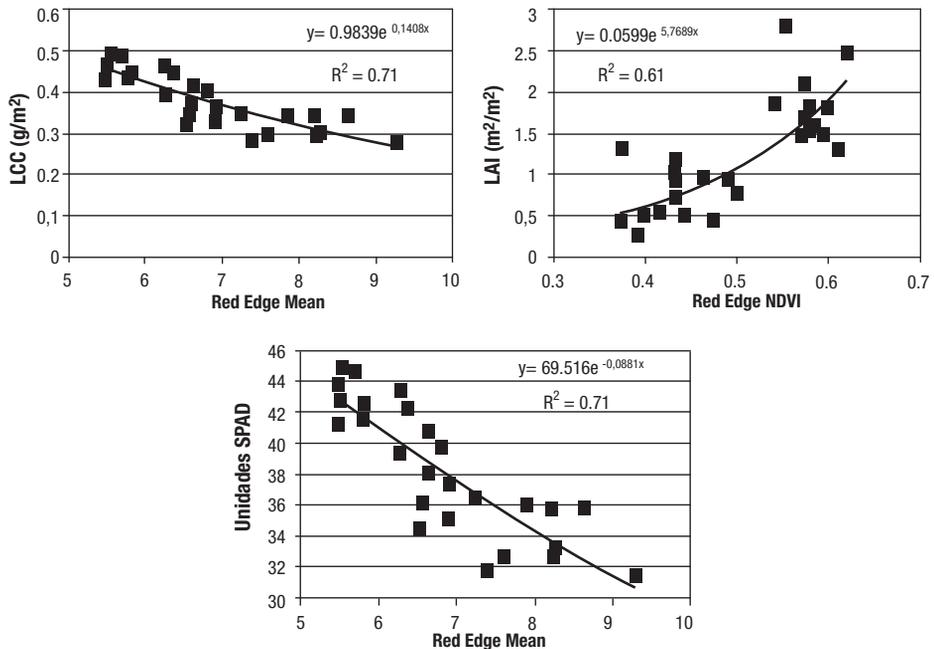
**Cuadro 9.** Coeficientes de correlación de Pearson (r) y coeficiente de determinación entre los índices de vegetación y parámetros biofísicos.

Índices de vegetación hiperespectrales	CCC ab		LCC		LAI		SPAD	
	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>
ZTM [750, 710]	0.82	0.68	0.79	0.63	0.81	0.60	0.79	0.63
R-M [750, 710]	0.83	0.68	0.80	0.65	0.81	0.59	0.80	0.65
NDVI [670, 800]	0.77	0.66	0.70	0.50	0.76	0.60	0.71	0.50
NDVI [750, 705]	0.81	0.68	0.78	0.62	0.80	0.60	0.78	0.62
Red EDGE Mean [693-710]	-0.62	0.38	-0.84	0.71	-0.59	0.25	-0.84	0.71
MTCI [750,710, 680]	0.74	0.56	0.62	0.40	0.74	0.53	0.63	0.40
DD [750,720,700,670]	0.76	0.58	0.66	0.45	0.76	0.54	0.67	0.46
MCARI [550,670,700]	0.03	0.01	-0.27	0.06	0.07	0.04	-0.27	0.06
TCARI [550,670,700]	-0.01	0.00	-0.33	0.09	0.03	0.02	-0.32	0.09

Índices de vegetación RapidEye	CCC ab		LCC		LAI		SPAD	
	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>	r	R <sup>2</sup>
NDVI	0.78	0.67	0.72	0.54	0.77	0.61	0.73	0.54
GNDVI	0.81	0.69	0.80	0.64	0.80	0.60	0.80	0.65
Simple Ratio SR	0.77	0.63	0.71	0.51	0.77	0.57	0.71	0.51
CI Green	0.81	0.67	0.78	0.61	0.80	0.58	0.79	0.61
CI Red EDGE	0.83	0.69	0.80	0.65	0.81	0.60	0.80	0.65
CI-SC	0.81	0.67	0.77	0.60	0.80	0.59	0.77	0.60
EVI	0.76	0.66	0.74	0.56	0.76	0.59	0.75	0.56
Red EDGE NDVI	0.82	0.70	0.80	0.66	0.81	0.61	0.81	0.66

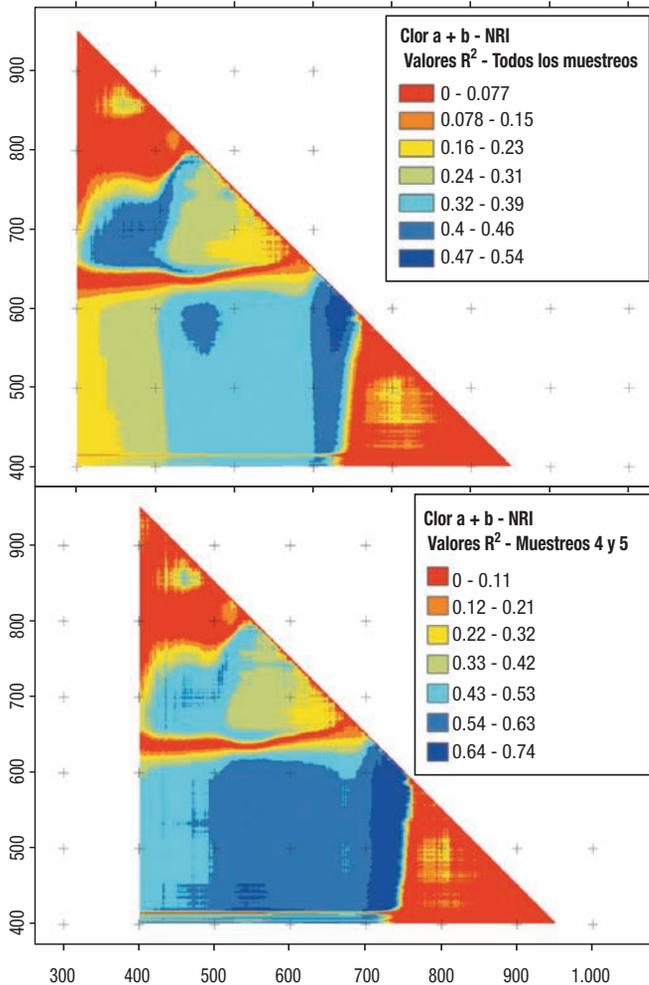
\* Valores de reflectancia entre los 693-710 nm. Valores de R<sup>2</sup> ajustados a modelo exponencial.



**Figura 40.** Relaciones entre LAI, SPAD y LCC e índices de vegetación.

## Cálculo de NRI para contenido de clorofila en el follaje

Otra forma de conocer las regiones espectrales importantes para hacer la predicción de parámetros biofísicos en caña de azúcar a partir de lecturas espectrales es a través de mapas de coeficientes de correlación, en los que se comparan los valores medidos de CCC con el índice NRI (*Normalized Ratio Indices*, o en español: índice de cociente normalizado; Sims y Gamon, 2002) entre los 400 nm y 950 nm para todas las combinaciones de bandas cada nanómetro. El resultado de estos mapas (Figura 41) muestra que las regiones comprendidas



**Figura 41.** Clasificación del coeficiente de correlación entre CCC y el NRI para todos los muestreos (arriba) y solo para los dos últimos en Cachimbaito (abajo).

entre los 710-730 nm y los 550-610 nm son las de mejor coeficiente de correlación, con valores entre los 0.47-0.57 para todos los muestreos realizados. En los dos últimos muestreos la región entre los 710-750 nm y la región visible dio valores de correlación entre 0.64 y 0.74. La región visible presentó valores altos de correlación con el CCC –valores que dependen del contenido de clorofila foliar y del LAI–, en los cuales se evidencian las diferencias entre el aumento de área foliar para cada tratamiento respecto de las mediciones espectrales.

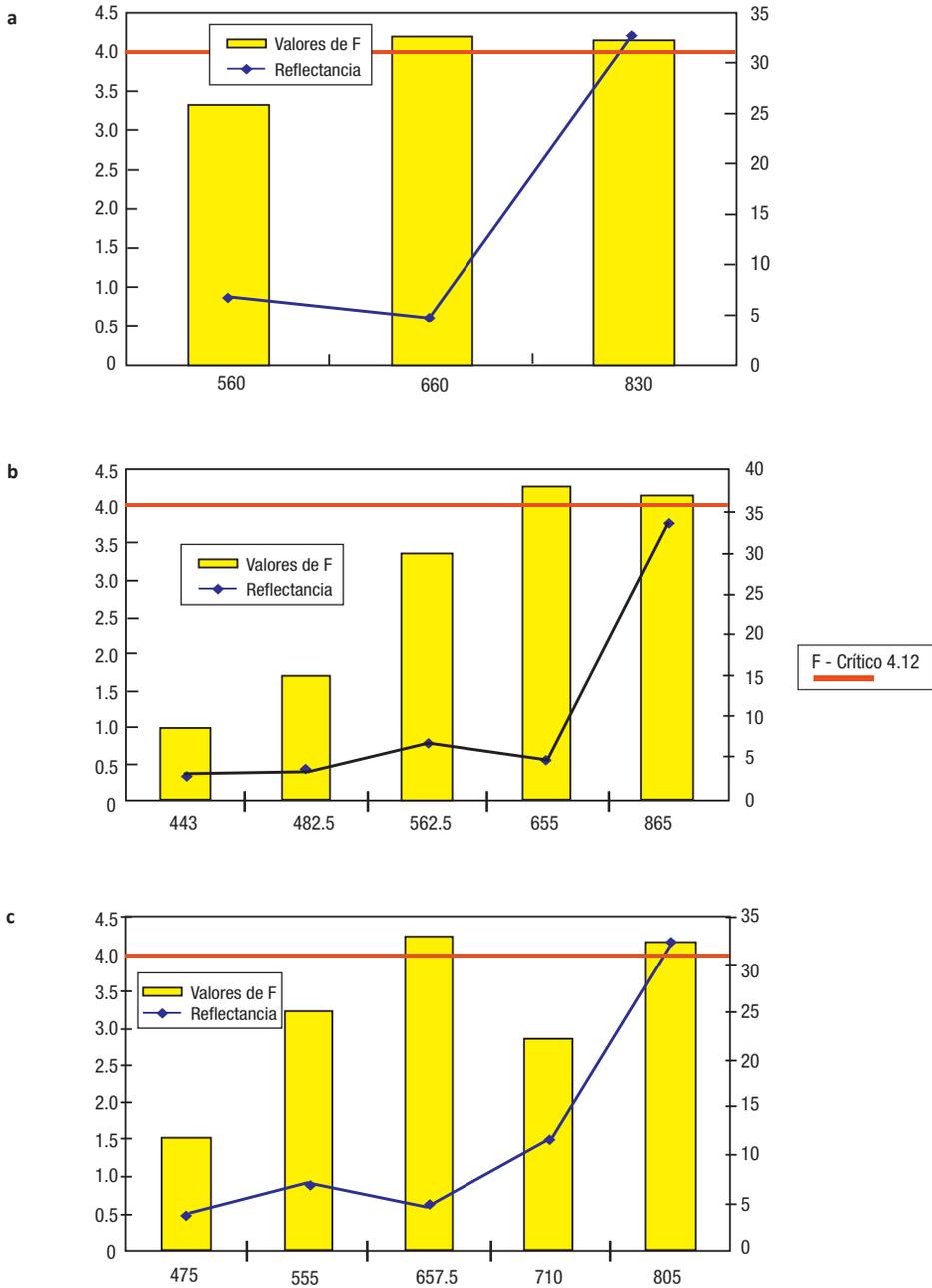
### **Remuestreo a satélites comerciales**

Un proceso de interpolación o *resampling* de los datos adquiridos en campo con el espectrorradiómetro a satélites comerciales se muestra en la Figura 42. El propósito de este proceso es saber si estas diferencias significativas se mantienen a nivel orbital. Es pertinente mencionar que estos sistemas fueron seleccionados debido a su resolución temporal (diaria), resolución espacial (de 5 m a 30 m) y operatividad.

Los satélites LDCM ([www.ldcm.nasa.gov/](http://www.ldcm.nasa.gov/)), *RapidEye* ([www.rapideye.de/](http://www.rapideye.de/)), y DMC ([www.dmcii.com/](http://www.dmcii.com/)) muestran al menos dos bandas con diferencias significativas, que indican su utilidad para el seguimiento del cultivo de la caña en la detección de diferencias de nitrógeno o contenido de clorofila.

En la Figura 42 se muestran los satélites operativos que brindan bandas espectrales adecuadas para la discriminación. Es necesario comprender que factores como la geometría sensor-sol, las características de la atmósfera (nubosidad, aerosoles, gases de absorción) y el tamaño del pixel pueden alterar la reflectancia captada finalmente por el sensor, puesto que la medición en campo es más fina y limpia que la adquirida por un sensor desde el espacio.

Conocer las bandas específicas para la identificación de parámetros biofísicos en caña de azúcar es fundamental para la selección del mejor sistema satelital o la recomendación o desarrollo de sistemas aerotransportados u orbitales para el seguimiento del cultivo en el valle del río Cauca. Este seguimiento permitirá en un futuro disminuir la realización de muestreos en campo, estimar producción y disponer de metodologías alternas para el uso eficiente y adecuado de los fertilizantes.



**Figura 42.** Simulación o *resampling* de los datos espectrales a sistemas satélites comerciales a) DMCii, b) LDCM y c) *RapidEye*.

## Exceso y déficit de agua en caña de azúcar

La industria azucarera ha registrado las mayores producciones de caña en los años secos, cuando predomina el fenómeno de El Niño, porque cuenta con una infraestructura de riego para la captación, conducción y aplicación del agua. Los riegos suplementarios son una práctica común en el valle del río Cauca, donde la programación se realiza en muchos casos con el programa automatizado de balance hídrico. En este sentido, las investigaciones de Cenicaña buscan mejorar la eficiencia en el uso de agua de acuerdo con las condiciones de humedad del suelo y los requerimientos del cultivo (Cenicaña, 2007).

La percepción remota es una herramienta que puede ayudar en dos sentidos: primero, identificando las áreas estresadas por déficit de agua basado en los valores de temperatura del follaje, lo cual se puede realizar mediante imágenes termales; y segundo, calculando variables biofísicas como el índice de área foliar, el cual puede ser usado para estimar la evapotranspiración del cultivo y también sirve de entrada en modelos hidrológicos y de simulación.

En esta área se presentan los resultados de dos experimentos, uno sobre el exceso de agua, dadas las condiciones climáticas durante su ciclo de desarrollo; y el otro, al contrario, para conocer la respuesta de la caña al déficit hídrico. En ambos trabajos se tuvo en cuenta la porción del espectro visible y el infrarrojo cercano con el objetivo de conocer cuál es el comportamiento de la vegetación en dichos escenarios.

Las metodologías de captura de la información y los análisis estadísticos son similares a los realizados en los experimentos de fuentes líquidas y sólidas de N. Aunque todos los valores espectrales se adquirieron cada nanómetro, los análisis estadísticos se llevaron a cabo cada 5 nm para disminuir el tiempo de computación, debido a la gran cantidad de datos capturados.

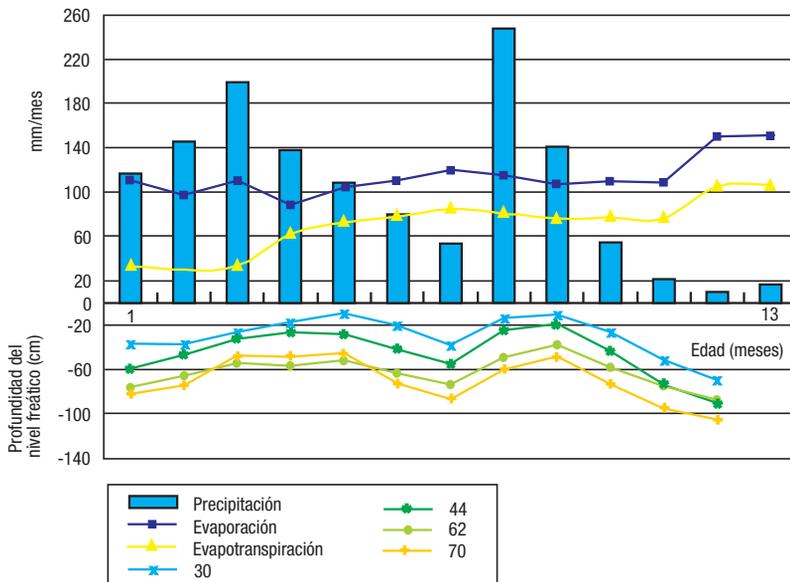
La principal limitación en este estudio fue el espectrorradiómetro empleado, ya que su rango espectral es limitado: las regiones que pueden ser sensibles a diferentes contenidos de agua en el follaje no están presentes. Sin embargo, el exceso de agua en el suelo o su déficit durante largo tiempo puede alterar otras regiones espectrales, como se podrá ver a continuación.

# Exceso de agua en caña de azúcar

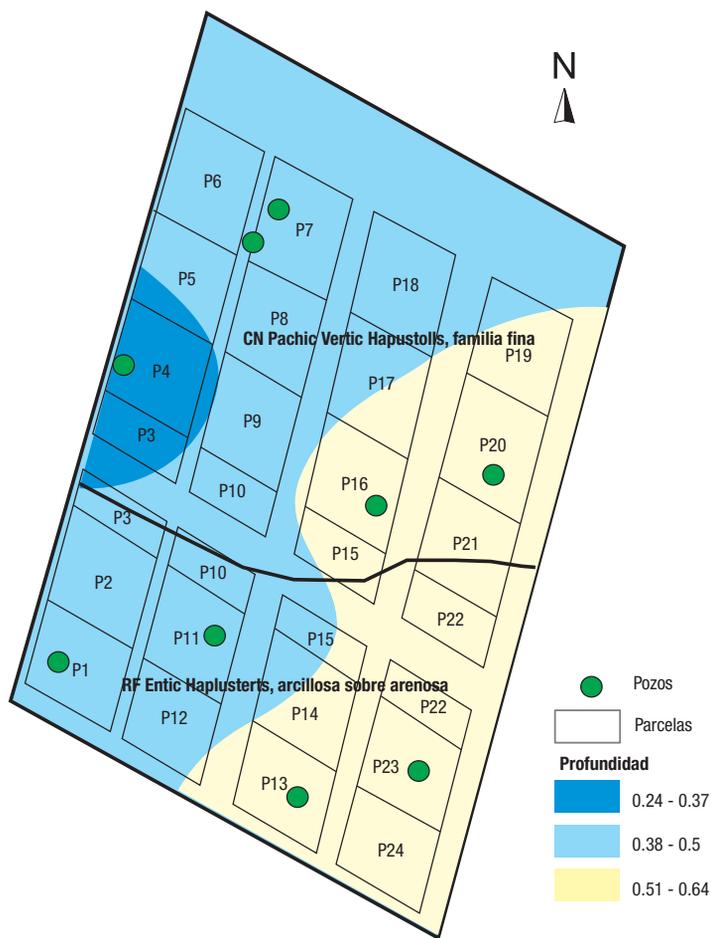
## Área de estudio

El lote 14, ubicado en Cenicaña, fue sembrado el 14 agosto de 2008 y cortado el 9 septiembre de 2009. Cada mes, desde los tres meses de edad (noviembre 18) hasta junio de 2009, se realizaron muestreos en campo, ocho en total. El lote se encontraba en plantilla, variedad CC 93-4418, con cuatro repeticiones en bloques completos al azar. Durante casi todo el desarrollo del experimento se tuvieron abundantes precipitaciones a causa del fenómeno climático de La Niña (Figura 43). Lo anterior llevó a que no se hicieran riegos.

El lote presentó problemas por altas humedades, motivo por el cual se manejó como exceso de agua en caña de azúcar. Por la topografía del lote hubo zonas donde el agua se retuvo durante mucho tiempo y afectó el desarrollo del cultivo en algunas parcelas. Se hicieron mediciones del nivel freático en pozos de observación durante el tiempo del experimento y permitieron extraer tres diferentes profundidades del nivel freático: 0.24 -0.37 m, 0.38-0.5 m y 0.51-0.64 m (Figura 44). A su vez, las tres profundidades permitieron seleccionar en el lote parcelas con predominancia de cada condición, y esta agrupación fue usada como tratamiento.



**Figura 43.** Balance hídrico y nivel freático durante el ciclo de cultivo para el lote 14, ubicado en Cenicaña.



**Figura 44.** Distribución del nivel freático durante el ciclo del cultivo para el lote 14.

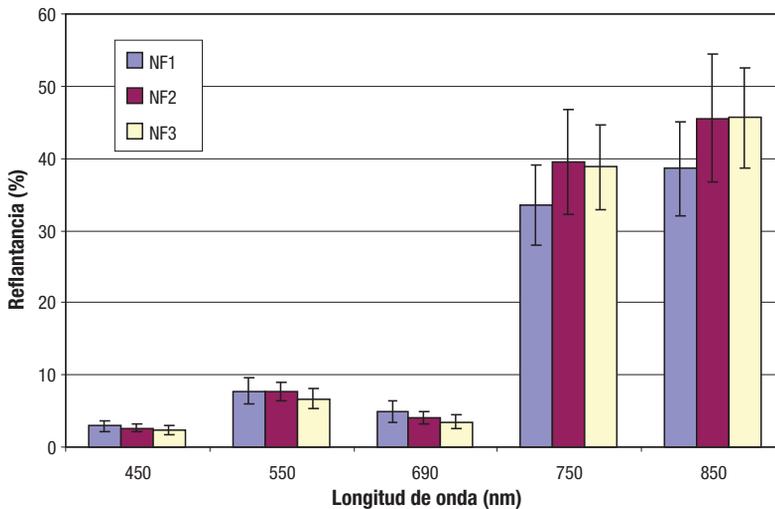
### ***Análisis de reflectancia espectral***

Debido al gran volumen de datos que se tenía, se hizo un análisis descriptivo preliminar de las firmas espectrales. El muestreo número 1 no fue usado porque el crecimiento en algunas parcelas era escaso, lo cual iba a causar ruido en el análisis, y por factores de fondo como el espejo de agua que se había formado, que podía llegar a ser captado por el espectrorradiómetro.

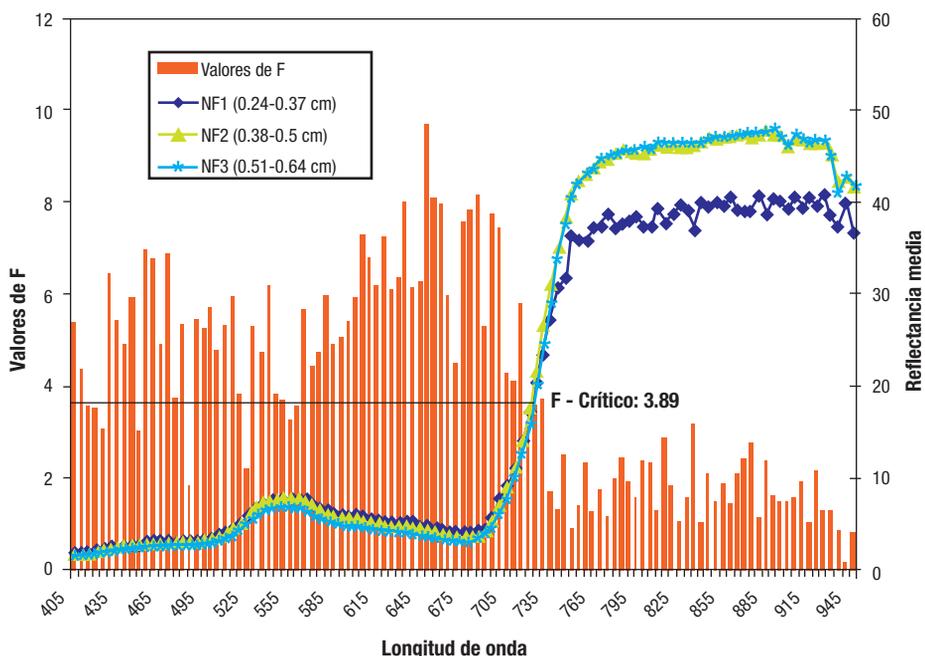
Las diez lecturas espectrales tomadas en cada una de las doce parcelas evaluadas durante los siete muestreos en campo se agruparon a partir de sus valores medios. Luego, con este nuevo conjunto de datos se seleccionaron las regiones espectrales 450 nm, 550 nm, 690 nm, 750 nm y 850 nm y se hizo un análisis de rangos intercuartílicos para cada región espectral por muestreo. De esta manera se filtraron valores por fuera de los rangos generados, y se obtuvo así un con-

junto más consistente para los posteriores análisis. En la Figura 45 se presentan los valores medios de reflectancia para todo el conjunto de datos tomados en campo para algunas regiones espectrales en cada grupo de nivel freático, en los cuales NF1 = 0.24-0.27 m, NF2 = 0.38-0.5 m y NF3 = 0.51-0.64 m. Hay valores altos de desviación estándar para la región del infrarrojo cercano y menores para la región azul y roja. Las condiciones de adquisición son las realmente propias del follaje de la caña, en las cuales no se simulan ni se controlan fuentes artificiales de iluminación, pero se maneja un protocolo riguroso para la adquisición de las lecturas espectrales.

Los primeros análisis de varianza se hicieron mediante el uso de todos los muestreos realizados en campo y se usaron como tratamientos las diferentes profundidades de nivel freático (Figura 46). Este análisis, que agrupa la información de los niveles freáticos como tratamiento, muestra que existen diferencias espectrales en la región visible del espectro mas no en la región del NIR. El valor crítico de Fisher fue igual a 3.89 para una significancia  $p < 0.05$  (Figura 46). Como pudo percibirse, existe un marcado efecto espectral de la caña en la región visible del espectro debido a la disminución de pigmentos fotosintéticos como la clorofila a y b, que absorben energía en las regiones ente los 580 nm y los 650 nm. En las parcelas con altos niveles freáticos se presenta un proceso de hipoxia en las plantas, el cual desencadena un crecimiento más lento en el cultivo y una disminución del contenido de clorofila. La carencia de diferencias espectrales en la meseta del NIR sugiere que el proceso de hipoxia en el follaje de la planta no altera su estructura celular interna.



**Figura 45.** Valores medios de reflectancia para las longitudes de onda 450 nm, 550 nm, 690 nm, 750 nm y 850 nm.



**Figura 46.** Valores de F y reflectancia media del cultivo en diferentes profundidades del nivel freático (lote 14 de Cenicaña).

Con el propósito de refinar la identificación de bandas espectrales de acuerdo con la edad del cultivo, se realizaron análisis iterativos de varianza moviendo el intervalo de toma de datos al campo, es decir, agrupando la información entre el segundo y el octavo mes. El objetivo de este análisis fue establecer el momento exacto en que empiezan a surgir diferencias espectrales significativas.

La combinación iterativa de los análisis permitió observar que los periodos entre los dos y cinco meses y entre los cinco y ocho meses son los intervalos de edades entre los cuales surgen diferencias espectrales. Este resultado mostró que es necesario que el cultivo lleve al menos cuatro meses continuos con elevados niveles freáticos (~ 20 cm), para expresar diferencias espectrales en su follaje (Figura 47).

Entre los dos y cinco meses las regiones más importantes para la discriminación fueron los 405 nm, los 635 nm y entre los 645-650 nm, y para el periodo entre los cinco y ocho meses las que más sobresalieron fueron los 605 nm, entre los 640-660 nm y entre los 685-715 nm. De acuerdo con las curvas de absorción de clorofila a y b, la a tiene su mayor absorción en la región de los 680 nm y la b puede estimarse usando la información espectral de la banda 650 nm (Figura 48).

Cabe resaltar que para edades entre los dos y cinco meses es posible que exista un mayor contenido de clorofila b, mientras que para periodos de creci-

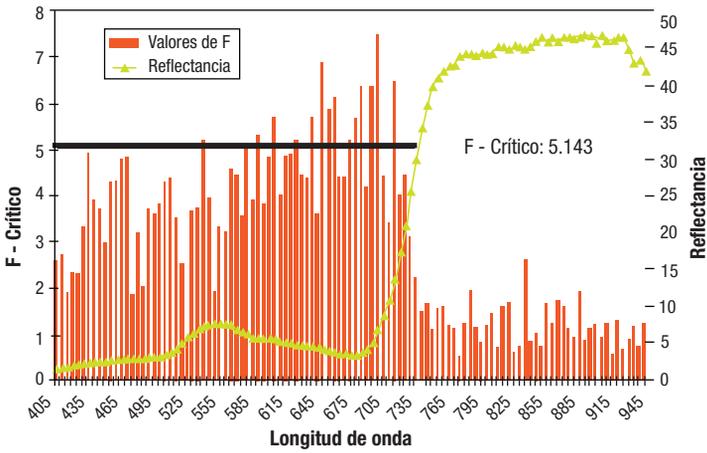
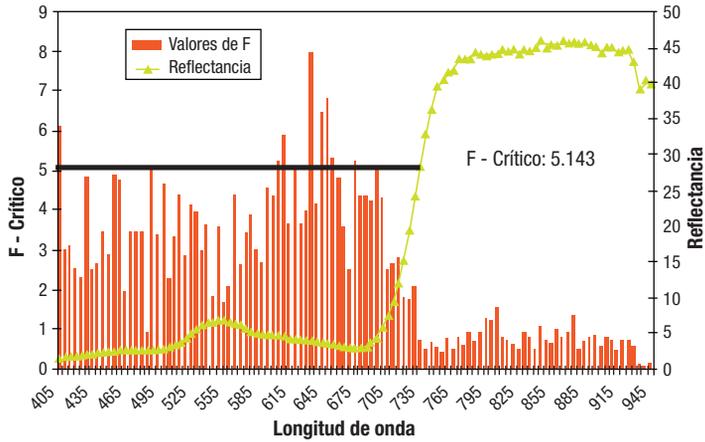


Figura 47. ANOVA One-way para cultivos entre los dos y cinco meses (arriba) y para cultivos entre los cinco y ocho meses (abajo).

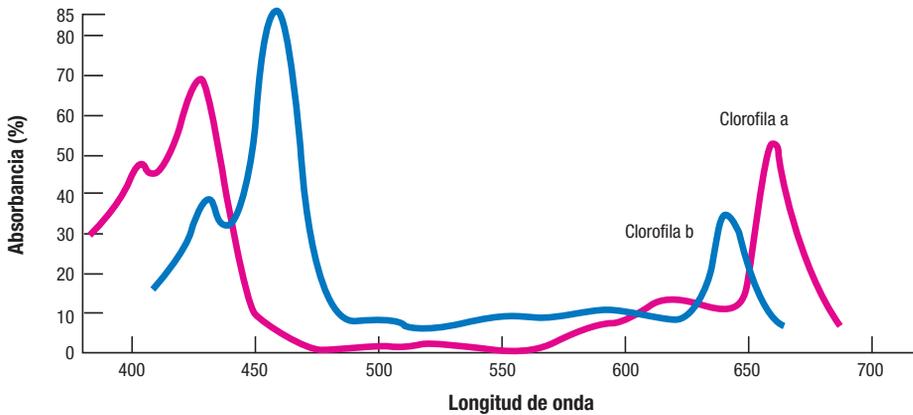


Figura 48. Espectros de absorbancia de la clorofila a y b. Fuente: [www.bris.ac.uk/chemistry](http://www.bris.ac.uk/chemistry)

miento mayores hay una relación estrecha entre la región 680 nm y los contenidos de clorofila a.

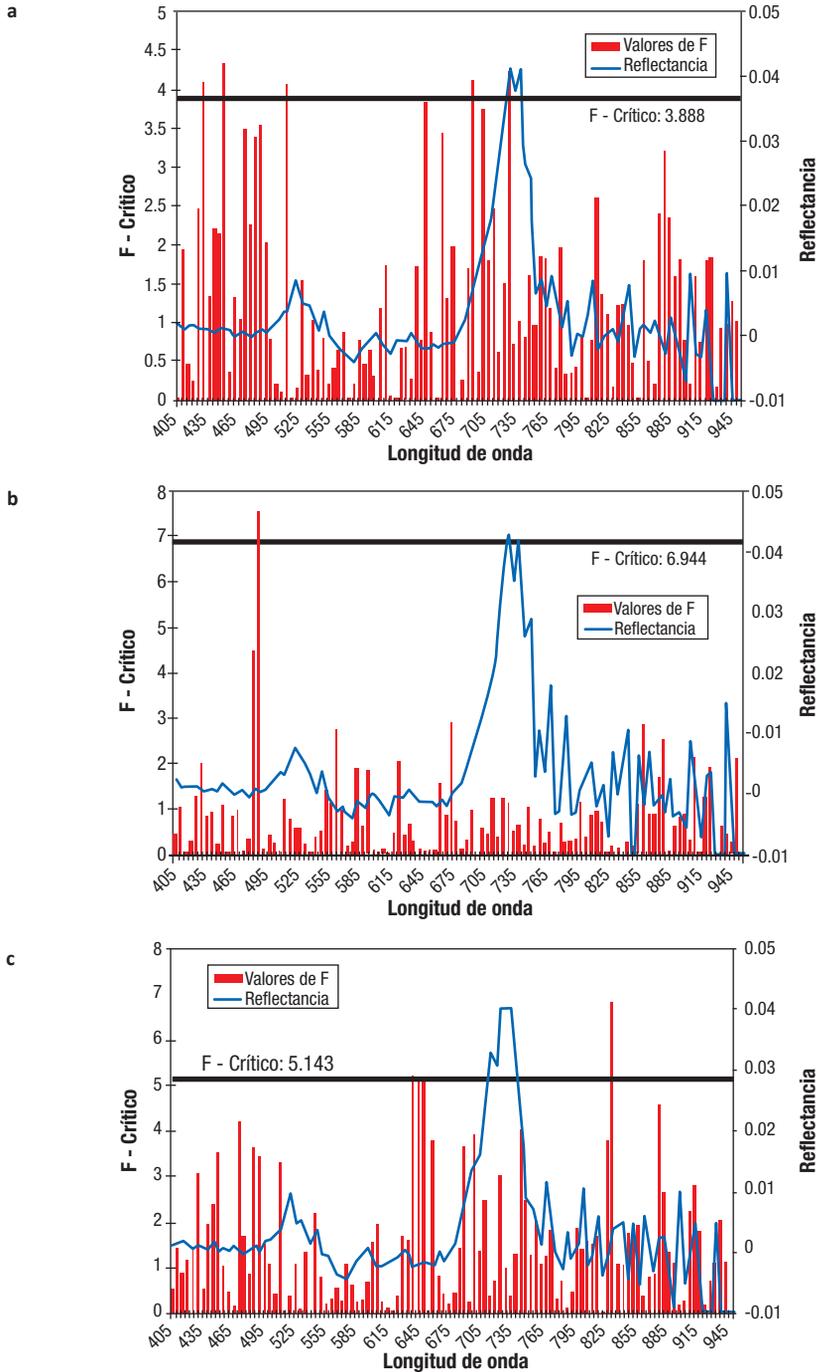
### ***Análisis de la primera derivada espectral***

Además de evaluar los datos de reflectancia, se realizó una transformación espectral de esos datos, en la que se calculó la primera derivada del espectro y la tasa de cambio con respecto a su longitud de onda (pendiente). La ventaja de la primera derivada en espectrorradiometría es su relativa insensibilidad a las variaciones de intensidad de iluminación, lo cual puede deberse a cambios en el ángulo del Sol, a una cobertura nubosa, a la topografía, a la atenuación atmosférica y a factores de fondo como el suelo (Tsai y Philpot, 1998; Huanget *et al.*, 2004; y Tewari *et al.*, 2008). Pero cuando estos factores se eliminan, cualquier diferencia observada se debe a la composición química foliar, a la estructura foliar o al contenido de agua (Kumar y Skidmore, 1998).

La primera derivada puede mejorar pequeños picos que han sido oscurecidos por uno más grande debido a ruido, y puede también facilitar la localización de sitios espectrales clave como el límite del rojo y el pico de reflectancia de la clorofila.

Para el caso de todos los muestreos en campo, la Figura 49a muestra que algunas regiones presentan diferencias, como en la banda azul las regiones 430 nm y 450 nm, en la verde la región 510 nm, y en el límite del rojo 690 nm y 725 nm. Al contrario de la Figura 46, en la cual toda la región del visible presenta diferencias, la primera derivada marca menos regiones espectrales. La región de los 430 nm y 450 nm se relaciona con pigmentos fotosintéticos como clorofila a y carotenoides (Casadesus *et al.*, 2003). La región de los 510 nm tiene que ver con cambios espectrales en la coloración del cultivo, y el límite del rojo (690-725nm) se presenta con un peso superior al observado inicialmente en el análisis espectral de reflectancia, mostrando así ser también una región importante para la detección de estrés por exceso hídrico prolongado.

En el periodo de crecimiento entre los dos y cuatro meses de edad (Figura 49b) la única región que muestra diferencias es la ubicada en los 485 nm; esta región es sensible al proceso de senescencia, a los carotenoides y factores de fondo como el suelo (Thenkabail *et al.*, 2004). Lo anterior se relaciona con las condiciones vegetativas de la parcela 5, la única que se encontró con un nivel freático entre los 0.24 m y los 0.37 m durante todo su desarrollo y en consecuencia tuvo valores de LAI más bajos que el resto de parcelas (su máximo valor fue 5.7 m<sup>2</sup>/m<sup>2</sup>). Lo anterior evidencia que la región 485 nm puede ser usada para detectar sitios con posibles problemas de exceso de agua a edades tempranas de desarrollo del cultivo, a causa de elevados valores de nivel freático o por espejos de agua sobre el suelo.



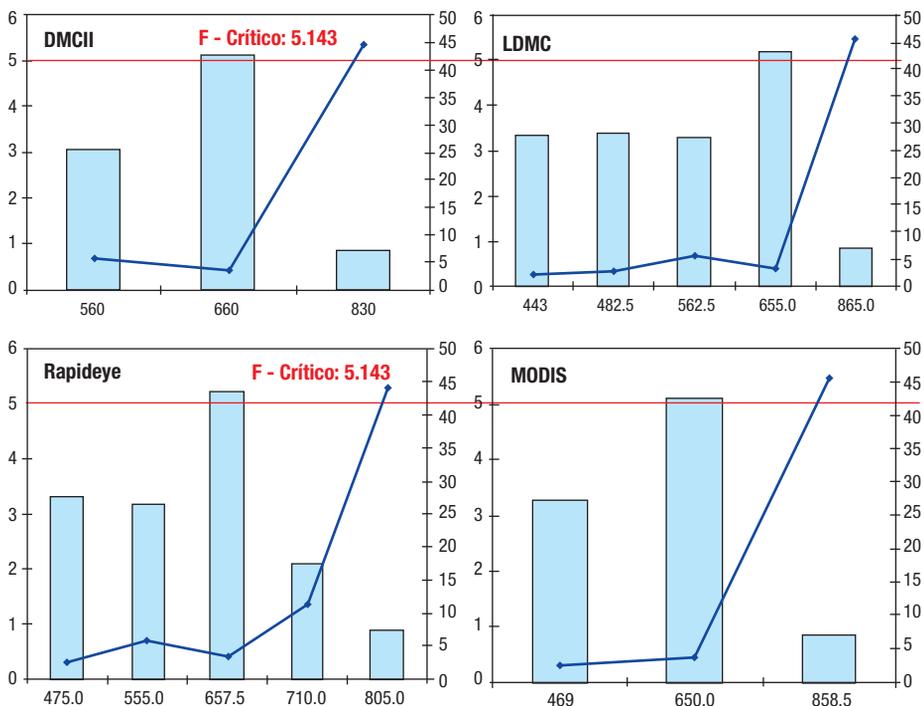
**Figura 49.** a) Resultados del ANOVA de todos los muestreos en campo.  
 b) De muestreos entre los dos y cuatro meses.  
 c) De muestreos entre los cinco y ocho meses de edad.

Por otra parte, entre los 5 y 8 meses de edad (Figura 49c) la región entre los 640 nm y 650 nm y los 835 nm muestra diferencias entre las distintas profundidades de nivel freático, es decir que existen desigualdades entre los contenidos de clorofila en el follaje por un prolongado exceso hídrico en la plantación.

### Remuestreo a satélites comerciales

El remuestreo satelital para evaluar las regiones espectrales para las diferentes profundidades de nivel freático se realizó simulando las bandas espectrales de los satélites DMC, LDMC, *RapidEye* y MODIS, para dos periodos entre los dos y cinco y cinco y ocho meses. En ambos casos solo una región espectral alcanza a superar el valor crítico de F, y es más notoria la discriminación para el periodo entre los cinco y los ocho meses.

Para el caso de la Figura 50, en edades entre los dos y cinco meses solo una banda espectral mantiene las diferencias significativas entre las diversas profundidades de nivel freático. En el periodo entre los cinco y los ocho meses (Figura 51) también hay una sola banda con diferencias, a excepción del satélite *RapidEye*, que presenta dos bandas con diferencias estadísticas.



**Figura 50.** Resampling para el periodo entre los dos y cinco meses de crecimiento del cultivo.

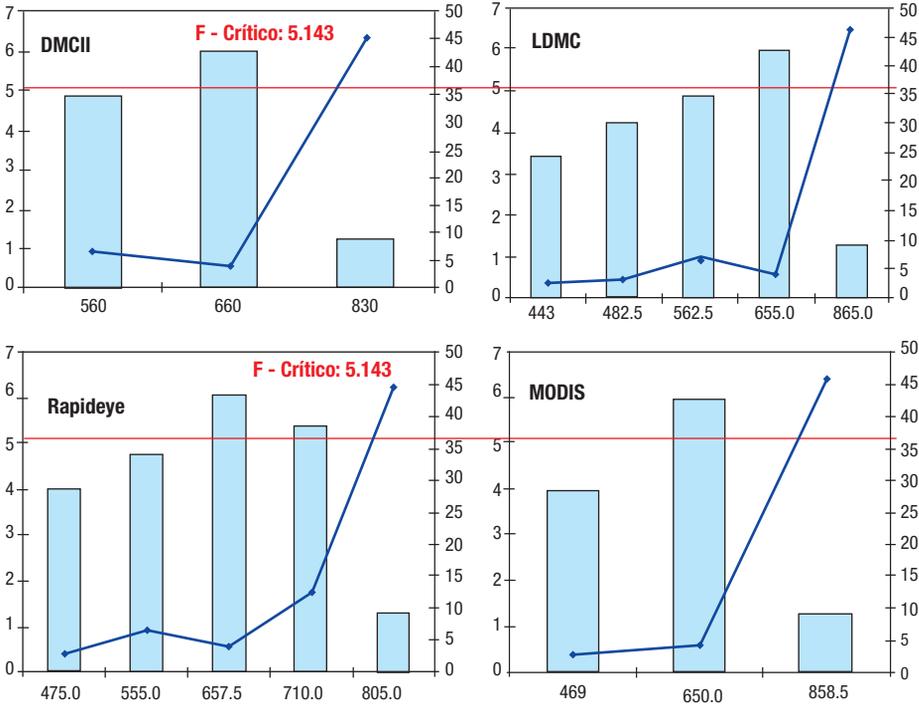


Figura 51. Resampling para el periodo entre los cinco y ocho meses de crecimiento del cultivo.

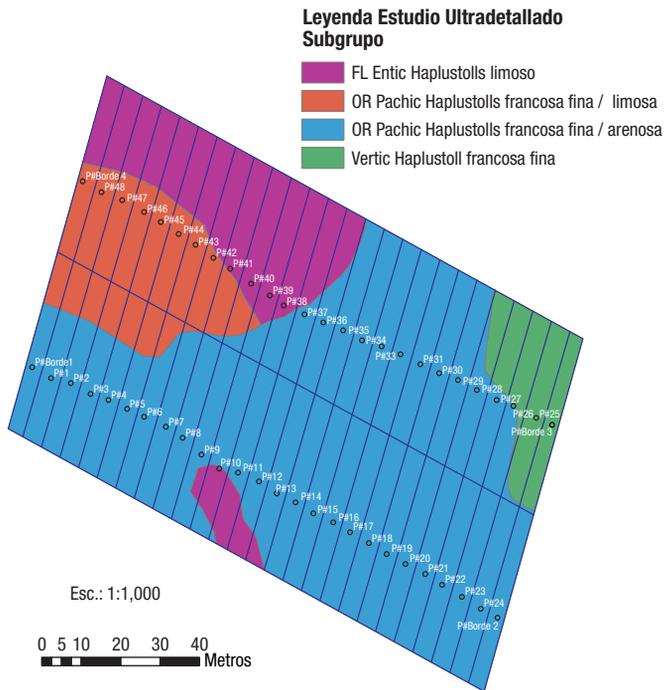
## Respuesta de la caña de azúcar al agua

En Cenicaña, en el lote 8, se realizó un experimento denominado función de la respuesta de la caña al agua; un estudio ultradetallado de suelos mostró la presencia dominante de suelo Oriente (Pachic Haplustolls), de familia francosa fina sobre arenosa mezclada (Figura 52).

El lote 8 fue sembrado el 2 de marzo de 2009 y se realizaron siete muestreos en campo: desde el 21 de abril hasta el 2 diciembre. El experimento consta de tres tratamientos de  $k$  divididos en  $k_1$ ,  $k_2$  y  $k_3$ , y en cada tratamiento se sembraron ocho variedades, pero solo se trabajó con cuatro debido a la limitada disponibilidad de tiempo para realizar la toma de los datos en un día. Las variedades trabajadas fueron la CC 85-92, la CC 92-2804, la CC 93-4181 y la CC 93-4418. Cabe anotar que el experimento de función de respuesta de la caña al agua se desarrolló en un periodo seco a causa del fenómeno de El Niño. Las fechas de eventos de riego para cada  $k$  se distribuyeron de acuerdo con el Cuadro 10.

El cuadro hídrico del lote muestra un nivel freático por debajo de los 120 cm (Figura 53). Imágenes aéreas revelan una variabilidad en el desarrollo del cultivo en cada uno de los bloques. El bloque que menos variación tiene está ubicado

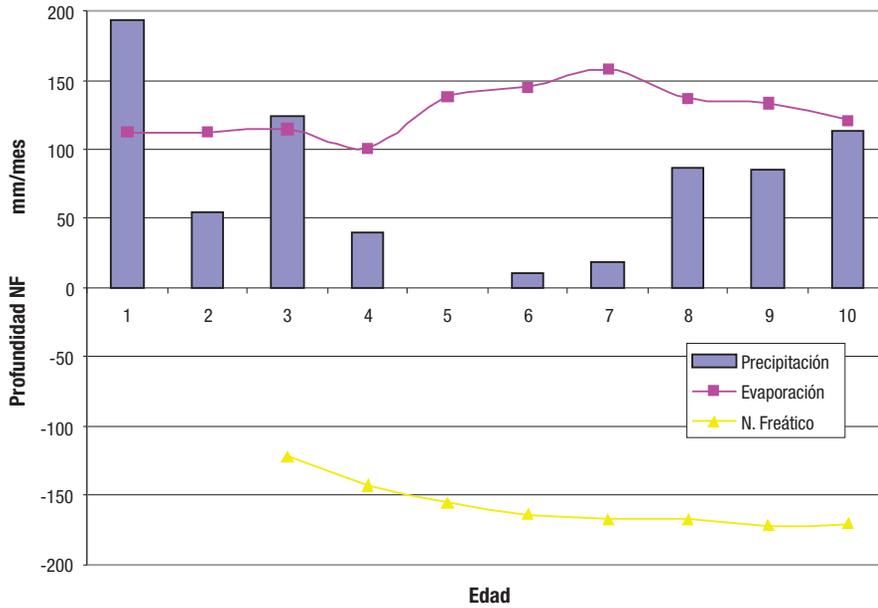
en la parte noroccidental del lote (Figura 54). El lote tiene una alta variabilidad en sus suelos debido a la presencia de cordones de arena y de varios tipos de suelo en el mismo lote, que introducen ruido al momento de evaluar los datos espectrales.



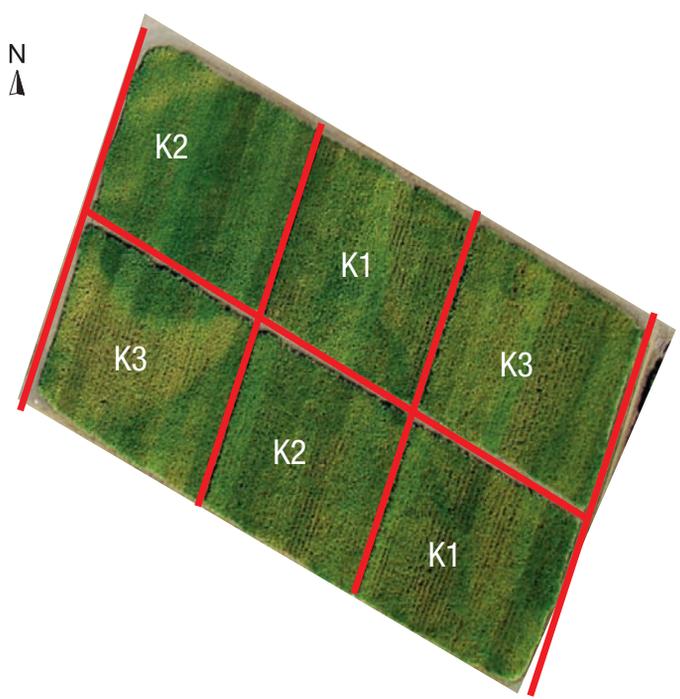
**Figura 52.** Estudio ultradetallado de suelo y ubicación de las parcelas experimentales.

**Cuadro 10.** Fechas de eventos de riego para cada tratamiento de k.

	k1	k2	k3
<b>Fechas de riego</b>	29-Jul	22-Jul	06-Jul
	03-Sep	10-Ago	22-Jul
		28-Ago	05-Ago
		11-Sep	20-Ago
		30-Sep	20-Ago
		27-Nov	03-Sep
			21-Sep
			02-Oct
			12-Nov



**Figura 53.** Cuadro hídrico Lote 8.



**Figura 54.** Imagen capturada con una cámara convencional desde un aeromodelo. Enero 27 de 2010. Edad cultivo: diez meses.

## Análisis espectral de la información

A causa de la alta variabilidad de los suelos que afectan el comportamiento espectral del follaje se realizaron varios eventos de muestreo y análisis de varianza, con el propósito de filtrar la cantidad de parcelas para obtener así condiciones más homogéneas para poder hacer comparaciones.

En el Cuadro 11 se pueden apreciar algunas regiones espectrales de interés a partir de unos análisis iterativos entre la toma de datos en campo y algunas parcelas seleccionadas.

**Cuadro 11.** Regiones espectrales con probabilidad del 95% entre diferentes eventos de muestreo (bloques) y parcelas seleccionadas para los valores de k, variedad (tratamientos).

Parcelas seleccionadas	Muestréos seleccionados	Variables usadas como tratamientos*		Significancia p
		k	Variedad	
Todas	Todos	ND	ND	0.05
Todas	Eliminado Muestreo 1 (6)	ND	440-650 y 715-725	0.05
Todas	2345 (4)	ND	415-600 y 715-725	0.05
Todas	567 (3)	ND	515-605	0.05
Toda	23 (2)	ND	ND	0.05
Todas	45 (2)	ND	ND	0.05
Todas	67 (2)	ND	ND	0.05
p25-p48	Eliminado Muestreo 1 (6)	630-720	525-570	0.05
p01-p24	Eliminado Muestreo 1 (6)	640-675 y 690-695	515-555	0.05
p25-p48	2345 (4)	ND	ND	0.05
p25-p48	567 (3)	630-705	ND	0.05
p01-p24	2345 (4)	ND	ND	0.05
p01-p24	567 (3)	ND	405-480 y 510-600	0.05

\* ND = Sin diferencias significativas. Longitudes de onda en nanómetros.

El ANOVA realizado banda por banda y con el uso de todas las parcelas y todos los eventos de muestreo espectral muestra que no hay diferencias significativas; sin embargo, al momento de filtrar la información por sectores del lote y por muestreos realizados empiezan a surgir algunas regiones espectrales de interés. Para el caso de los valores de k, se observa que la zona norte del lote, entre la parcela 25 y la 48, cuenta con diferencias espectrales en regiones como el límite del rojo, entre los 630-720 nm y entre los 630-705 nm, y en la región roja del espectro, entre los 630-705 nm.

Entre variedades, las diferencias espectrales pueden cambiar de acuerdo con la germinación, desarrollo y población del lote. Por ejemplo, a edades tempranas el análisis muestra que regiones del verde e infrarrojo cercano son útiles para

discriminar entre variedades; no obstante, en edades entre los seis y los ocho meses la región que predomina también es la verde, entre los 515-570 nm, lo cual se relaciona con trabajos realizados para la discriminación de variedades a nivel orbital (Murillo, 2006).

## Productos maduradores en caña de azúcar

En caña de azúcar los maduradores se usan para incrementar las concentraciones de sacarosa en los tallos al momento de la cosecha. En el caso del valle del río Cauca, en el 65 - 70% del área cosechada se aplica madurador; del porcentaje anterior, el 80% aplica glifosato (dosis bajas: entre 250-750 g/ha de ingrediente activo), comercialmente denominado Roundup®; el 5% usa fluazifop-p-butil (comercialmente Fusilade®); el 5%, maduradores alternativos; y el 10%, mezclas no especificadas (Cenicaña, 2010).

El crecimiento y la maduración en caña son procesos antagónicos, y mientras existan factores ambientales que estimulen el crecimiento de la planta, la cantidad de sacarosa acumulada será menor. En el valle de río Cauca durante todo el año hay buenas condiciones de humedad y de fertilidad y temperaturas que favorecen el continuo crecimiento del cultivo; por lo tanto, los maduradores que actúan como reguladores de crecimiento han sido los de mayor efectividad para el incremento de sacarosa. No obstante, Cenicaña evalúa continuamente nuevos productos que influyan en los procesos fisiológicos de la planta para mejorar su producción, el transporte y el almacenamiento de la sacarosa (Cenicaña, 2010).

La búsqueda espectral sobre el follaje del cultivo que permita indirectamente conocer las condiciones de concentración de sacarosa en los tallos es todavía un reto, no solo por las variaciones del contenido de sacarosa que pueda haber en los tallos o por condiciones ambientales, sino también por los sistemas de monitoreo y de modelamiento, los cuales deben adaptarse para llegar a un adecuado acercamiento o estimación.

En este experimento se tomaron lecturas espectrales a edades entre los once y doce meses de cultivo, en las que se buscaba conocer qué regiones mostraban diferencias entre productos maduradores y un testigo, y cuáles regiones eran potencialmente útiles para la estimación de diferentes niveles de sacarosa en el follaje.

### **Área de estudio**

El área de estudio se ubica en la estación experimental de Cenicaña, lote 13b, suelo Pachic Vertic Haplustolls, familia fina, zona agroecológica 6H1. Los tratamientos evaluados correspondieron a testigo sin aplicación, Roundup

1.5 L/ha y Fusilade 0.9L/ha. Posteriormente, a los treinta y sesenta días de haberse aplicado el madurador, se hicieron dos tomas de datos en campo.

### Análisis estadístico

En la Figura 55 se muestran los valores de reflectancia media para cada uno de los tratamientos en los dos muestreos realizados en campo. En la primera salida puede observarse una mayor reflectancia en la región NIR para el testigo sin aplicación que en los dos productos maduradores, los cuales tienen valores de reflectancia muy similares en todo el espectro. También puede constatarse que a los dos meses después de la aplicación hay un contraste mayor entre los

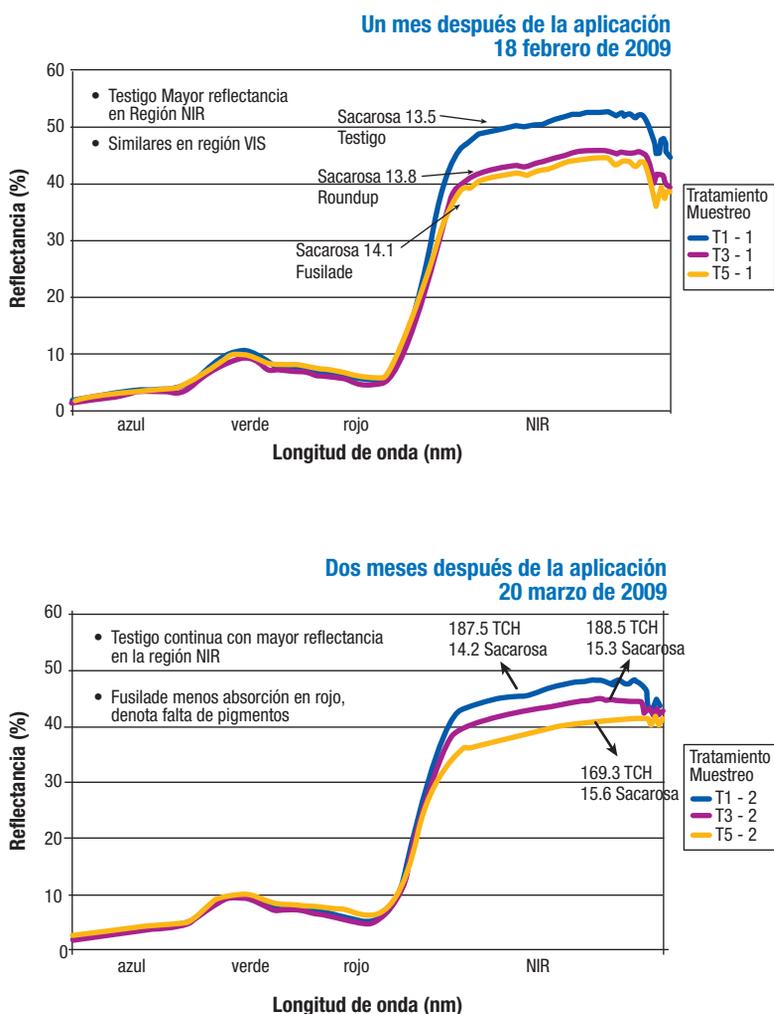


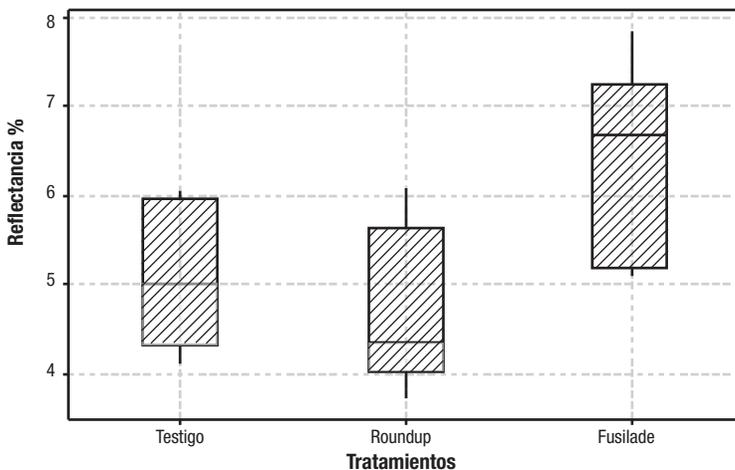
Figura 55. Reflectancia media para cada uno de los tratamientos en las dos salidas al campo.

tratamientos: el testigo continúa con mayor reflectancia en el NIR, y en el rojo hay menos absorción para el Fusilade que para Roundup.

Se hizo un análisis de varianza ANOVA *One-way* para conocer las regiones espectrales que mostraran significancia o diferencias entre los tratamientos; se emplearon las salidas como bloques y los productos maduradores como tratamientos. Finalmente, el análisis mostró que existe un efecto espectral muy marcado en la región roja del espectro, correspondiente a los 665-685 nm, pero que no es significativo.

Entonces, con el fin de afinar el análisis por cada muestreo en campo se puso en marcha un análisis univariante empleando como respuesta las longitudes de onda y como factores el tratamiento y la repetición. Este análisis mostró que a los treinta días después de la aplicación no existen diferencias entre los tres tratamientos, pero para la segunda salida, sesenta días después de la aplicación, las regiones entre los 620-700 nm mostraron valores inferiores  $p < 0.05$ , siendo las de mayor significancia las regiones ubicadas entre los 682-687 nm. En la Figura 56 se puede ver que el Fusilade tiene valores más elevados en la región de los 682 nm, lo cual equivale a diferencias estadísticas entre el testigo y el Roundup.

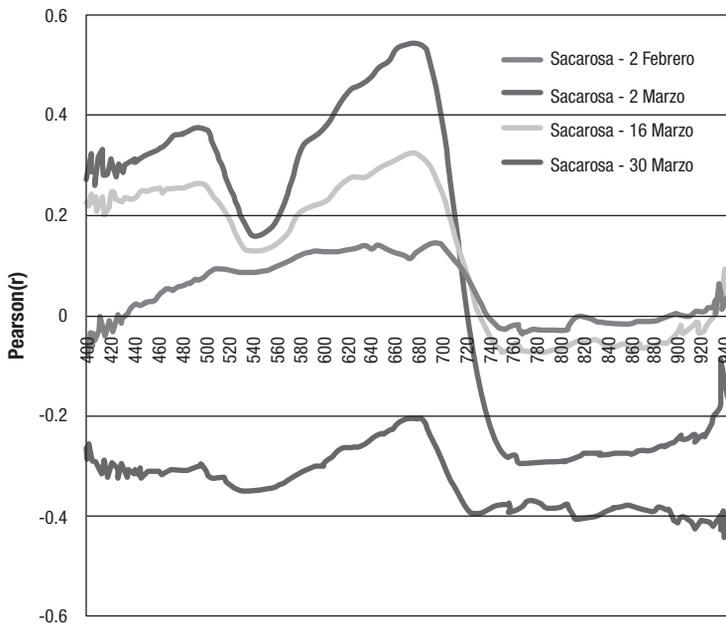
Cabe anotar que la aplicación de productos maduradores en el follaje genera un quemado de las hojas, el cual depende de la dosis aplicada y del producto usado. En el caso del Roundup, convierte el follaje en un color amarilloso; y para Fusilade, de uno entre amarillo y café. Y este tipo de coloración en el cultivo es lo que permite identificar la región entre los 682 nm y 687 nm como una región importante para la detección de los diferentes niveles de senescencia o maduración de la caña.



**Figura 56.** Diagrama de cajas por tratamiento para la banda 682 nm.

La relación entre los datos espectrales y los valores de sacarosa mostraron que la región entre los 670-680 nm fue la mejor para la estimación del contenido de sacarosa (Figura 57). Es importante aclarar que se realizaron cuatro mediciones de sacarosa y que estas no se hicieron al mismo momento de la toma de los datos espectrales. El momento de mejor correlación entre los datos espectrales de los dos muestreos en campo y los datos de sacarosa fue el 2 de marzo, con valores cercanos a  $r = 0.6$ . Posteriormente, un análisis de regresión paso a paso usando como respuesta la sacarosa obtenida el 2 de marzo mostró que el conjunto de bandas con mejor relación se encontraba en los 676 nm, 678 nm, 900 nm y 916 nm, con un valor de  $R^2$  ajustado del 0.68.

Hoy por hoy no existe literatura especializada que mida el efecto espectral del madurador en caña de azúcar; lo más cercano a la estimación de sacarosa en caña fue desarrollado por Johnson *et al.* (2007), quienes realizaron lecturas hiperespectrales en laboratorio en hojas de caña y encontraron que las regiones del ultravioleta (250-330 nm), del azul, verde y amarillo (450-590 nm), de naranja y rojo (590-650nm), y del NIR (740-850 nm) pueden ser usadas para la discriminación de contenidos de sacarosa.



**Figura 57.** Coeficiente Pearson ( $r$ ) entre los valores espectrales por banda y el contenido de sacarosa.

La estimación de sacarosa en los tallos es una medida variable que depende de las condiciones climáticas no controlables, como la radiación y las precipitaciones. El uso de imágenes para detectar el momento óptimo de cosecha de acuerdo con la concentración de sacarosa es un proceso que necesita más desarrollo e investigación. Lo ideal en este aspecto es contar con imágenes diarias que permitan hacerle seguimiento continuo a la variación de la sacarosa antes de la cosecha.

En este trabajo se buscó conocer el efecto espectral en la respuesta del follaje en el momento de la aplicación de los maduradores. Esta práctica incrementa las concentraciones de sacarosa en los tallos y disminuye el crecimiento vegetal del cultivo. Sin embargo, según lo visto, deben realizarse futuros estudios para tratar de encontrar relaciones entre datos espectrales y contenidos de sacarosa en campo. En estos casos, herramientas como la percepción remota pueden ayudar a efectuar estimaciones indirectas de dichos contenidos, o generar un indicador de madurez a partir de secuencias de imágenes antes y después de la aplicación del madurador, y también será necesario el apoyo y uso de imágenes hiperespectrales.

## Conclusiones

La información espectral obtenida en campo se adquirió del follaje y en condiciones cercanas a las condiciones reales del comportamiento espectral del follaje de la caña de azúcar en el valle del río Cauca, donde la reflectancia se afecta por características de fondo, de arquitectura de la planta y por su geometría, factores reales que son finalmente captados por los sistemas aéreos o satelitales.

Se desarrollaron metodologías y protocolos para capturar en campo las huellas espectrales, para su adecuado almacenamiento en una base de datos y para análisis iterativos que detectaran diferencias cada nanómetro; además, para conocer qué regiones son mejores para estimar algunas variables biofísicas mediante análisis iterativos de NDVI o cualquier otro tipo de índice de vegetación.

La amplísima y actualizada revisión bibliográfica desarrollada es un valor agregado que deja como aporte este proyecto. En los días por venir, los trabajos de investigación en el campo de la percepción remota que se vayan a realizar tendrán una fuente privilegiada de información.

## ***Fertilización con fuentes líquidas y sólidas de nitrógeno***

- 1) Las bandas más importantes para la discriminación entre tratamientos con fuentes nitrogenadas y el testigo sin aplicación son las regiones espectrales entre los 693-710 nm (límite del rojo), seguidas de los 608-645 nm (región del rojo) y de los 770-790 nm (región del NIR) con un significancia de  $p < 0.025$ . Para las fuentes nitrogenadas urea y nitrato de amonio no se evidencian

diferencias espectrales significativas en el follaje de la caña de azúcar, posiblemente debido al manejo comercial hecho por el ingenio. No obstante, las únicas diferencias se deben al testigo sin aplicación frente a las dosis y fuentes de N.

- 2) Los mejores índices hiperespectrales para la estimación de CCC son ZTM (RMSE = 0.21 g/m<sup>2</sup>) y MSR (RMSE = 0.24 g/m<sup>2</sup>), y para los simulados existe una sutil mejora en el ajuste en relación con los hiperespectrales, entre los cuales sobresalen el CI-SC, (RMSE = 0.19 g/m<sup>2</sup>) y el Simple Ratio SR (RMSE = 0.20 g/m<sup>2</sup>). El índice propuesto por Cenicaña, que introdujo una modificación al índice CI desarrollado por Gitelson *et al.* (2003), entrega la mejor relación ( $R^2 = 0.67$  y RMSE = 0.19 g/m<sup>2</sup>) para la estimación y validación del contenido de clorofila en el follaje (CCC) y evidencia el potencial uso de este índice para el seguimiento del vigor y la salud de la caña de azúcar en condiciones de alta humedad a partir de sensores satelitales comerciales.
- 3) En lotes cultivados con caña de azúcar ubicados en zonas con alta humedad del suelo la materia orgánica (MO) se conserva debido a que no hay oxidación y existe un potencial mayor de nitrógeno en sus suelos. Cuando suceden eventos como el fenómeno de El Niño, es decir, pocas lluvias y alta radicación, la humedad del suelo disminuye y existe un proceso más rápido de mineralización, lo cual lleva a que la planta utilice esas reservas de N y no haya diferencias espectrales significativas en la reflectancia tomada sobre el follaje de la caña en los diferentes tratamientos. Lo anterior también se evidencia en los valores similares de SPAD e índice de área foliar medidos en el lote.
- 4) DMCii y *RapidEye* cuentan con bandas espectrales que permitirían detectar de manera temprana zonas con deficiencias de nitrógeno.

### ***Respuesta de la caña al déficit y exceso de agua***

- 1) Las diferencias espectrales en lotes con exceso de agua muestran que si la caña se encuentra al menos durante cuatro meses con altos niveles freáticos empiezan a surgir cambios espectrales en su follaje. Por ejemplo, entre los dos y los cinco meses las regiones más importantes para la separación entre las diferentes profundidades de nivel freático son los 405 nm, 485 nm, 635 nm, y entre los 640 nm y 650 nm, y para el periodo entre los cinco y los ocho meses las regiones más sobresalientes fueron los 605 nm, entre los 640 nm y 660 nm, los 685 nm y 715 nm, y los 835 nm. Estas regiones se relacionan con la concentración de pigmentos como la clorofila y los carotenoides. Las regiones se hallan en la región del espectro visible y en menor grado en la del NIR, debido a que el exceso hídrico cercano a los veinte centímetros no

altera notoriamente la estructura celular interna de la caña. Las bandas encontradas posibilitan la detección de este síntoma de estrés a partir del uso de cámaras convencionales, más en el límite del rojo, sin emplear regiones ubicadas en el NIR.

- 2) Lotes sembrados con caña y con déficit de agua muestran que la región comprendida en el límite del rojo, entre los 630 nm y 705 nm, tiene diferencias significativas en los diferentes valores de  $k$  ( $p < 0.05$ ). En las cuatro variedades evaluadas, las diferencias se ubican entre los 515 nm y los 570 nm (región verde), lo cual se relaciona con trabajos realizados para la discriminación de variedades a nivel orbital (Fortes, 2003; y Murillo, 2006).

### ***Maduración en caña de azúcar***

- 1) En lotes con maduración inducida por productos como Fusilade y Roundup no se observaron diferencias significativas a los treinta días con el testigo sin aplicación. Pero a los sesenta días después de la aplicación sí hubo diferencias espectrales, en las cuales el Fusilade se diferencia del Roundup y del testigo sin aplicación en las regiones entre los 620 nm y los 700 nm, que pertenecen a la banda del rojo en la cual el posible quemado de las hojas afecta el contenido de clorofila.
- 2) Las bandas 676 nm, 678 nm, 900 nm y 916 nm fueron el conjunto más importante para explicar la variación del contenido de sacarosa en tan solo uno de los muestreos realizados.

Por su parte, el satélite alemán *RapidEye* se presenta como la alternativa más cercana para monitorear la caña de azúcar en el valle del río Cauca, debido a la presencia de bandas espectrales que coinciden con algunos factores de estrés en caña. Las regiones propuestas para el diseño de un sistema preliminar de teledetección están entre los 400-950 nm en caña, de acuerdo con los análisis de este proyecto: 515-570 nm; 610-645 nm; 690-715 nm; y 770-790 nm. Adicionalmente, alguna región espectral en la porción azul y una alrededor de los 835 nm, pero sin validación actual.

## **Referencias bibliográficas**

- Bannari, A.; Khurshid, K. S.; Staenz, K.; y Schwarz, J. W. 2007. A Comparison of hyperspectral chlorophyll indices for wheat crop chlorophyll content estimation using laboratory reflectance measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45 (10): 3063-3074.
- Broge, N.H.; y Leblanc, E. 2001. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment*, 76: 156-172.

- Cenicaña (Centro de investigación de la caña de azúcar de Colombia). Cali. 2008. Informe anual 2007. Cali, Cenicaña. 108p.
- Cenicaña. Cali. 2011. Informe anual 2010. Cali, Cenicaña 102p.
- Dallon, D.; y Bugbee, B. 2003. Measurement of Water Stress: Comparison of reflectance at 970 and 1450 nm. Utah State University, Crop Physiology Laboratory.
- Darvishzadeh, R.; Skidmore, A.; Schlerf, M.; Atzberger, C.; Corsi, F.; y Cho, M. 2008. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 63: 409–426.
- Dash, J.; y Curran, P. J. 2004. The Merris terrestrial chlorophyll index. *Int. J. Remote Sens.*, 15: 1–12.
- Daughtry, C.S.T.; Walthall, C.L.; Kim, M.S.; Brown de Colstoun, E.; y McMurtrey III, J.E., 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sens. Environ.* 74: 229–239.
- Fei, L.; Martin L., G.; Liangliang, J.; Yuxin, M.; Zihui, Y.; Wolfgang, K.; Georg, B.; Xinping, C.; y Fusuo, Z. 2008. Estimating N status of winter wheat using a handheld spectrometer in the North China. *Plain Field Crops Research*, 106: 77–85.
- Fitzgerald, G.; Rodriguez, D.; y O’Leary, G. 2010. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—The canopy chlorophyll content index (CCCI). *Field Crops Research* 116 : 318–324.
- Tsai, F. y Philpot, W. 1998. Derivative analysis of hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 66: 41–51.
- Gitelson, A.A.; Gritz, U.; y Merzlyak, M. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *J. Plant Physiol.* 160:271-282.
- Gitelson, A. A.; Vina, A.; Ciganda, V.; Rundquist, D. C.; y Arkebauer, T. J. 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*. DOI:10.1029/2005GL022688.
- Gitelson, A.A.; y Merzlyak, M.N. 1998. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. *Advances Space Res.* 22: 689–692.
- Gitelson, A.A.; y Merzlyak, M.N. 1994. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L and *Acer platanoides* L leaves-spectral features and relation to chlorophyll estimation. *J. Plant Physiol.* 143: 286–292.
- Haboudane, D.; Miller, J.R.; Tremblay, N.; Zarco-Tejada, P.J.; y Dextraze, L. 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment* 81 (2–3): 416–426.
- Haboudane, D.; Tremblay, N.; Miller, J. R.; y Vigneault, P. 2008. Remote Estimation of Crop Chlorophyll Content Using Spectral Indices Derived From Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 46 (2): 2008 -423.
- Huang, Z.; Turner, B J.; Dury, S. J.; Wallis, I. R.; y Foley, W. J. 2004. Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis. *Remote Sensing of Environment*. 93: 18 -29.
- Johnson, R.M.; Viator, R.P.; y Richard Jr, E.P. 2007. Estimation of sugarcane sucrose and biomass with remote sensing techniques [abstract]. *Journal of the American Society of Sugar Cane Technologists*. 27:68.
- Jordan, C.F. 1969. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*. 50: 663–666.

- Lebourgeois, V.; Bégué, A.; Labbé, S.; Mallavan, B.; Prévot, L.; y Roux, B. 2008. Can Commercial Digital Cameras Be Used as Multispectral Sensors?. A Crop Monitoring Test. *Sensors*. 8(11):7300-7322.
- Le Maire, G.; Francois, C.; y Dufrene, E. 2004. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.*, 89 (1): 1–28.
- Kumar, L. y Skidmore, A. 1998. Use of derivative spectroscopy to identify regions of differences between some Australian Eucalypt species. En: *Proceedings Australasian Remote Sensing & Photogrammetry Conference*, 9th, Sydney, New South Wales, CD-ROM.
- Markwell, J.; Osterman, J. C.; y Mitchell, J. L. 1995. Calibration of the Minolta SPAD-502 leaf chlorophyll meter. *Photosynthesis Research* 46: 467-472.
- Milton, E. J.; Schaepman, M. E.; Anderson, K.; Kneubuhler, M.; y Fox, N. 2009. Progress in field spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 113 (supplement 1, Imaging Spectroscopy Special Issue, September): S92-S109,
- Milton, E.J.; Fox, N.P.; y Schaepman, M.E. 2006. Progress in Field Spectroscopy Geoscience and Remote Sensing. p. 1966-1968. En: *Symposium IGARSS 2006. IEEE International Conference*. July 31-Aug. 4, 2006.
- Minolta. 2003. Chlorophyll Meter SPAD-502: Instruction Manual. Minolta Camera BeNeLux BV, aarssen, The Netherlands.
- Murillo Sandoval, P.J. 2006. Estado arte en el uso de la percepción remota en el cultivo de la caña de azúcar y posibles usos para el sector azucarero colombiano, caso de aplicación: clasificación de las variedades CC 85-92 y CC 84-75 usando datos Landsat 7 ETM+. Cali. Universidad del Valle, Facultad de Ingenierías. 154 p.; CD-ROM. (Tesis ingeniero topográfico).
- Mutanga, O.; Skidmore, A. K.; y Wierenb, S. Van. 2003. Discriminating tropical grass (*Cenchrus ciliaris*) canopies grown under different nitrogen treatments using spectroradiometry. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*. 57: 263–272.
- Richardson, A. D.; Duigan, S. P.; y Berlyn, G. P. 2002. An evaluation of noninvasive methods to estimate foliar chlorophyll content. *New Phytol.*, 153 (1): 185–194.
- Rouse, J. W.; Haas, R. H.; Schell, J. A.; Deering, D. W.; y Harlan, J. C. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA OSFC. Type III. Final report. Greenbelt MD. 371 p.
- Schaepman, M. E. 1998. Calibration of a field spectroradiometer: calibration and characterization of a non-imaging field spectroradiometer supporting imaging spectrometer validation and hyperspectral sensor modelling. *Remote Sensing Series*, 31: 146.
- Sims, D.A.; Gamon, J.A. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sens. Environ.* 81: 337–354.
- Schlemmer, M.R.; Francis, D.D.; Shanahan, J.F. y Schepers, J.S. 2005. Remotely measuring chlorophyll content in corn leaves with differing nitrogen levels and relative water content. *Agronomy Journal* 97 (1): 106–112.
- Sims, D.A.; Gamon, J.A. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sens. Environ.* 81: 337–354.

- Tewari, J. C.; Dixit, V.; Cho, B.; y Malik, K. A. 2008. Determination of origin and sugars of citrus fruits using genetic algorithm, correspondence analysis and partial least square combined with fiber optic NIR spectroscopy. *Spectrochimica Acta PartA: Molecular and biomolecular spectroscopy*. 71 (3): 1119–1127.
- Thinkabail, P.S.; Enclona, E.A.; Ashton, M.S.; Van Der Meer, B. 2004. Accuracy assessments of hyperspectral waveband performance for vegetation analysis. *Remote Sensing of Environment*, 91: 354-376.
- Wu, C. Y.; Niu, Z.; Tang, Q.; y Huang, W. J. 2008. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. *Agricultural and Forest Meteorology*. 148: 1230 – 1241.
- Zarco-Tejada, P.J.; Miller, J.R.; Noland, T.L.; Mohammed, G.H.; y Sampson, P.H. 2001. Scaling-up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39: 1491–1507.
- Zarco-Tejada, P.J.; Miller, J.R.; Morales, A.; Berjon, A.; Aguera, J. 2004. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sens. Environ.* 90: 463–476.
- Zarco-Tejada, P. J.; Berjon, A.; Lopez-Lozano, R.; Miller, J. R.; Martín, P.; Cachorro, V.; González, M. R.; y De Frutos, A. 2005. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. *Remote Sens. Environ.*, 99 (3): 271–287.



# 6

## Recomendaciones finales





Para estimar el estado vegetativo de la caña mediante el uso de la percepción remota es necesario hacer una adecuada selección de las regiones espectrales en el dominio del visible e infrarrojo cercano y medio. Durante el desarrollo del proyecto se reconocieron algunas regiones espectrales importantes para el descubrimiento de problemas de estrés en caña de azúcar asociados a la concentración de N en las plantas y para ver el efecto de la maduración en caña, y se evaluó el efecto espectral del exceso y déficit de agua en el cultivo.

Las bandas espectrales que se encuentran como potencialmente útiles para diferenciar condiciones de estrés por factores de deficiencia de N o por exceso o déficit de agua deben ser evaluadas a escala comercial a partir del empleo de sensores aerotransportados o satelitales, preferiblemente con bandas que puedan ser ajustadas manualmente, o con el uso de imágenes hiperespectrales.

Los estudios revelan que la región del límite del rojo es la más importante para diferenciar en el follaje diferentes niveles de fertilización y diferentes estados de déficit y exceso de agua. Aunque las unidades precisas, los nanómetros, cambian entre los experimentos, es evidente que esta región debe ser usada en análisis futuros para el monitoreo de la caña de azúcar. Además, esta región no solo se mostró útil para la separabilidad entre tratamientos sino también para la estimación de parámetros biofísicos como SPAD, clorofila a y b y el índice de área foliar. Es necesario continuar con la toma de lecturas espectrales en campo comercialmente y evaluar si los efectos que se observan en regiones estrechas, como el límite del rojo, pueden llegar a ser separados para evitar confusiones a la hora de determinar cuál es el factor real que afecta al cultivo. Para esto es necesario tomar datos en experimentos donde se manejen al tiempo variables como el riego y la fertilización.

Dadas las condiciones de alta nubosidad en el valle del río Cauca, es preciso valorar el uso combinado de datos libres como MODIS y Landsat 7 ETM+ para la estimación de producción en la suerte. La generación de series de tiempo de Landsat 7 debe ser evaluada con el fin de identificar su real alcance para la predicción de la producción intrasuerte y el cálculo de la variabilidad de parámetros biofísicos en caña de azúcar.

Tal como pudo observarse, es necesario usar imágenes de resolución espacial más fina y de mayor resolución temporal. Las imágenes son cada vez más económicas y para el seguimiento de los cultivos en las suertes los datos como SPOT, Ikonos, *Quickbird WorldView 2*, *RapidEye* y DMCii, pueden entregar valores radiométricos y espaciales más finos que los Landsat y MODIS. Cabe mencionar que de los anteriores solo *Worldview 2* y *RapidEye* cuentan con las bandas espectrales más cercanas para hacerle seguimiento al cultivo de la caña en el valle del río Cauca.

## Uso práctico de la percepción remota en caña de azúcar

Los estudios básicos en percepción remota deben llevar a los agricultores a usos prácticos, de manera que puedan tomar decisiones de renovación y de manejo agronómico. A diferencia de la mayoría de países que siembran caña, Colombia no tiene zafra, es decir, en una hacienda pueden estar sembradas cañas de diferentes edades de crecimiento. Esta característica genera variaciones tanto espaciotemporales como espectrales complejas en el cultivo de la caña, y también hace que se carezca de datos al momento de seleccionar suertes con características similares.

La variabilidad de los suelos y los regímenes de humedad, así como la presencia de eventos externos como los fenómenos de La Niña y El Niño dificultan el desarrollo de métodos o modelos universales únicos para el valle del río Cauca en la detección de factores de estrés como deficiencias nutricionales (N-P-K), déficit o exceso de agua, enfermedades y plagas y en las predicciones de productividad. Pero debe evaluarse el uso combinado de la percepción remota y la red meteorológica automatizada y el estudio detallado de suelos y de modelos de simulación y producción para dar un apoyo práctico al sector azucarero. El mejoramiento en la exactitud de estos modelos permitiría realizar habitualmente las simulaciones y pronósticos de producción.

Factores de estrés u otros externos pueden causar cambios fisiológicos similares, con síntomas parecidos, en el cultivo, como las hojas amarillentas y el bajo crecimiento debido a deficiencias de nutrimentos o agua. Estos efectos pueden ser detectados en las mismas regiones espectrales; por ejemplo, la región límite del rojo puede emplearse para la detección del contenido de clorofila en el follaje y para la identificación de estrés por déficit y exceso prolongado de agua.

Para hacer un uso práctico de la percepción remota deben identificarse los cambios espectrales en regiones como el NIR, el límite del rojo y el rojo y posteriormente debe ser detectado cuál es el factor de estrés con el fin de aplicar

insumos agrícolas como fertilizantes nitrogenados, insecticidas, herbicidas o, por ejemplo, hacer resiembras. A causa de la dificultad de crear un modelo global para detectar cada factor de estrés por separado, y de los costos elevados de imágenes hiperespectrales aéreas como AVIRIS o CASI o satelitales como *Hyperrion*, el futuro operativo de la percepción remota en la producción de caña debe emplear datos multispectrales. Como ya se ha dicho, esto puede ser realizado a partir del uso combinado de imágenes libres como MODIS y Landsat e imágenes de mejor resolución espacial como *RapidEye* o SPOT. Los datos ofrecidos son relativamente económicos y no requieren un complejo preprocesamiento: tres o cuatro imágenes de adecuada resolución espacial distribuidas durante el año e imágenes operativas como MODIS pueden ser útiles para realizar seguimientos al cultivo de caña para detectar áreas con anomalías en las suertes y de esta forma generar alertas para visitar el campo e identificar el problema para tomar algún tipo de medida o decisión agronómica.

Muchas de las investigaciones asociadas al conocimiento del comportamiento del agua en el cultivo, la distribución de las raíces en el suelo bajo diferentes factores y el efecto de las diversas variables climatológicas están siendo acompañadas con el uso de cámaras hiperespectrales y cámaras fotográficas en el rango del rojo, infrarrojo y convencional (RGB).

## Proyecciones

Dado el elevado flujo de información espectral que se levanta en cada experimentación, es necesario continuar haciendo estudios con otro tipo de análisis estadísticos y de técnicas no convencionales, con el objetivo de relacionar la respuesta espectral del cultivo con variables como el contenido de sacarosa en los tallos y la productividad final del cultivo.

Es importante mejorar el rango espectral del equipo espectrorradiométrico empleado, ya que es una limitante para conocer otras regiones espectrales de interés en caña de azúcar. El uso del espectrorradiómetro en campo continuará evaluándose en aquellos experimentos prioritarios elaborados por Cenicaña. Esta labor se convierte en un trabajo habitual realizado por Cenicaña y en un elemento vital para el desarrollo de sensores aerotransportados, satelitales o terrestres, con el fin de desarrollar trabajos operativos para la aplicación de enmiendas o para la detección concreta de factores de estrés en el cultivo.

Un factor importante es iniciar la instrumentación de espectrorradiómetros activos en regiones espectrales de interés para que sean llevados en tractores para la aplicación diferencial de fuentes nitrogenadas o herbicidas. Lo anterior daría un uso práctico y comercial a la información espectral para tareas de agricultura de

precisión en caña de azúcar. Además de la instrumentación, en el mercado ya se consiguen cámaras multispectrales en las que es posible indicar al fabricante, a un costo relativamente módico, qué regiones espectrales son las que se necesitan. Estas cámaras emplean hasta seis filtros y sistemas de posicionamiento global, lo que permite aplicar los resultados derivados de este proyecto en el diseño de un arreglo; con ello se espera mejorar la detección espacial de factores de estrés en caña.

El producto satelital MOD13Q1 de MODIS-TERRA será evaluado junto con el producto MYD13Q1, MODIS-AQUA, con lo cual se espera incrementar la temporalidad de imágenes durante el ciclo del cultivo de 16 a 8 días, permitiendo con ello tener información en tiempo más cercano al real sobre la condición vegetativa de los campos. Aunque la resolución espacial de MODIS es mediana, es vital trabajar en el desarrollo de un sistema de soporte de decisión que integre la información de la red meteorológica, el estudio detallado de suelos y los valores de los índices de vegetación en los sitios donde exista o sea evidente una clara correspondencia entre los ciclos de cultivo, los datos de producción y las prácticas agronómicas de manejo.

La estimación de variables biofísicas como el índice de área foliar y el contenido de clorofila mostró buenas relaciones no solo en campo sino también satelitalmente con MODIS. El LAI es una variable importante para estimar la evapotranspiración y la productividad, y su adecuada estimación es vital para mejorar la aplicación de volúmenes de agua y para el desarrollo de modelos que simulen la productividad final del cultivo. Los esfuerzos se deben centrar en la calibración y la estimación indirecta de esta variable para cada condición agroecológica por medio de la percepción remota.

El incremento de las constelaciones satelitales y el desarrollo del primer satélite colombiano para el seguimiento de la dinámica terrestre permitirán contar posiblemente con imágenes cada vez más económicas y continuas. El sector azucarero deberá enfocar sus esfuerzos en sistemas de soporte de decisión y desarrollar sistemas expertos a partir de acercamientos difusos (*fuzzy logic*) o continuar en el afinamiento de modelos de crecimiento de cultivo como CASUPRO, en los que se interrelacionen la información fisiológica de la planta, el clima y el suelo e información espectral aérea o satelital.

La capacitación de profesionales en temas como percepción remota en la agricultura y el uso de diferentes métodos de análisis de datos será la base para continuar con el desarrollo y uso práctico de este reciente campo del conocimiento. Colombia es un país agrícola y muy prontamente será visto en el contexto mundial como una de las posibles fuentes de alimentos y energía, entre otros, a partir de fuentes renovables.

# Glosario

**Bandas espectrales:** Regiones o partes en las que se divide el espectro electromagnético.

**Espectrorradiómetro:** Instrumento para medir la radiación emitida o reflejada por un objeto de estudio. Entrega información cada 1 nm o 2 nm hasta 10 nm, lo cual permite obtener una curva casi continua de valores en función de la longitud de onda.

**Hiperespectral:** Este término se refiere a la capacidad del sensor de registrar muchas bandas espectrales en porciones estrechas del espectro electromagnético. Aunque no es una generalidad, sensores con más de diez bandas suelen ser llamados hiperespectrales.

**Índice de vegetación:** Operación matemática entre las reflectancias medidas en dos o más regiones espectrales de una imagen, para estimar la cantidad de vegetación presente en el píxel.

**Librería espectral:** Compendio, o base de datos, en el cual se reúnen los patrones espectrales de algún objeto en particular; por ejemplo, librería espectral de suelos, minerales o vegetación.



## Acrónimos, siglas y abreviaturas

<b>Asocaña</b>	Asociación de Cultivadores de Caña de Azúcar de Colombia
<b>ASTER</b>	<i>Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer</i>
<b>AOI</b>	<i>Area of interest</i>
<b>BISE</b>	<i>Best Index Slope Extraction</i>
<b>BRDF</b>	<i>Bidirectional Reflectance Distribution Function</i>
<b>CANASAT</b>	<i>Mapeamento da cana via imagens de satélite de observação da terra</i>
<b>CASI</b>	<i>The Compact Airborne Spectrographic Imager</i>
<b>CCC</b>	<i>Canopy Chlorophyll Content</i>
<b>Cenicaña</b>	Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia
<b>CI</b>	<i>Chlorophyll Index</i>
<b>CI-SC</b>	<i>Chlorophyll Index Sugar Cane</i>
<b>Colciencias</b>	Departamento Administrativo de Ciencia, Tecnología e Innovación
<b>DD</b>	<i>Double Difference</i>
<b>DDC</b>	Días después de la cosecha
<b>DMCii</b>	<i>Disaster Monitoring Constellation International Imaging</i>
<b>DN</b>	<i>Digital Number</i>
<b>DSSAT</b>	<i>Decision Support System for Agrotechnology Transfer</i>
<b>DSWI</b>	<i>Disease-Water Stress Indices</i>
<b>ENVI</b>	<i>Environment for Visualizing Images</i>
<b>EPIC</b>	<i>Erosion Productivity Impact Calculator</i>
<b>ETM+</b>	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
<b>EVI</b>	<i>Enhanced vegetation index</i>
<b>FAO</b>	<i>Food and Agriculture Organization</i>
<b>FLAASH</b>	<i>Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral</i>
<b>FLAIR</b>	<i>Four-scale Linear Model for Anisotropic Reflectance</i>

<b>FPAR</b>	<i>Fraction of Photosynthetically Active Radiation</i>
<b>FOV</b>	<i>Field of View</i>
<b>GNDVI</b>	<i>Green Normalized Difference Vegetation Index</i>
<b>GA</b>	<i>Genetic Algorithm</i>
<b>GPS</b>	<i>Global Position System</i>
<b>IGAC</b>	<i>Instituto Geográfico Agustín Codazzi</i>
<b>INTA</b>	<i>Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria</i>
<b>ISRO</b>	<i>Indian Space Research Organization</i>
<b>IV</b>	<i>Índice de Vegetación</i>
<b>LAI</b>	<i>Leaf Area Index</i>
<b>LANDSAT</b>	<i>Land Remote Sensing Satellite</i>
<b>LARS</b>	<i>Laboratory for Applications of Remote Sensing</i>
<b>LCC</b>	<i>Leaf Chlorophyll Content</i>
<b>LDCM</b>	<i>Landsat Data Continuity Mission</i>
<b>LIBERTY</b>	<i>Leaf Incorporating Biochemistry Exhibiting Reflectance and Transmittance Yields</i>
<b>LIDAR</b>	<i>Light Detection and Ranging o Laser Imaging Detection and Ranging</i>
<b>LUT</b>	<i>Lookup tables</i>
<b>MCARI</b>	<i>Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index</i>
<b>METRIC</b>	<i>Mapping EvapoTranspiration at high Resolution and with Internalized Calibration</i>
<b>MODIS</b>	<i>Moderate Resolution Imaging Spectro-radiometer</i>
<b>MSR</b>	<i>Modified Single Ratio</i>
<b>MTCI</b>	<i>MERIS terrestrial chlorophyll index</i>
<b>NADI</b>	<i>New Advanced Discrete Model</i>
<b>NASA</b>	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
<b>NDVI</b>	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
<b>NIR</b>	<i>Near Infrared</i>
<b>NRI</b>	<i>Normalized Ratio Indices</i>

<b>NPL GRASS</b>	<i>Gonio Radiometric Spectrometer System</i>
<b>PR</b>	Percepción remota
<b>QA-SDS</b>	<i>Quality Assessment – Science Data Sets</i>
<b>RADAR</b>	<i>Radio detection and ranging</i>
<b>RNA</b>	Redes neuronales artificiales
<b>SAIL</b>	<i>The Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves</i>
<b>SAR</b>	<i>Synthetic Aperture Radar</i>
<b>SAM</b>	<i>Spectral Angle Mapper</i>
<b>SCYLV</b>	<i>Sugarcane Yellow Leaf Virus</i>
<b>SEBAL</b>	<i>Surface Energy Balance Algorithm for Land</i>
<b>SGM</b>	<i>Simple Geometric Model</i>
<b>SIG</b>	Sistema de Información Geográfica
<b>SLC</b>	<i>Scan Line Corrector</i>
<b>SPOT</b>	<i>Satellite pour l'observation de la Terre</i>
<b>SR</b>	<i>Simple Ratio</i>
<b>SVM</b>	<i>Support vector machines</i>
<b>SUCRETTE</b>	<i>Système de Suivi de la Canne à Sucre par Télédétection</i>
<b>SWIR</b>	<i>Short Wave Infrared</i>
<b>TAH</b>	Toneladas de azúcar por hectárea
<b>TCARI</b>	<i>Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index</i>
<b>TCH</b>	Toneladas de caña por hectárea
<b>TM</b>	<i>Thematic Mapper</i>
<b>TOA</b>	<i>Top of the Atmosphere</i>
<b>TOMS</b>	<i>Total Ozone Mapping Spectrometer</i>
<b>TVD</b>	<i>Top Visible Dewlap</i>
<b>WDVI</b>	<i>Weighted Difference Vegetation Index</i>
<b>ZA</b>	Zona agroecológica



# Índice de Cuadros

Cuadro 1.	Publicaciones realizadas sobre diferentes cultivos. ....	63
Cuadro 2.	Análisis de varianza (ANOVA) para las principales zonas agroecológicas .....	98
Cuadro 3.	Información necesaria para generar el metadato espectral .....	124
Cuadro 4.	Variables medidas y calculadas en el estudio .....	128
Cuadro 5.	Índices hiperespectrales .....	129
Cuadro 6.	Índices multiespectrales .....	129
Cuadro 7.	Modelos para la estimación de contenido de clorofila en el follaje de caña de azúcar usando índices hiperespectrales. ....	133
Cuadro 8.	Modelos para la estimación de contenido de clorofila en el follaje de caña de azúcar usando índices simulados (bandas espectrales <i>RapidEye</i> ).....	133
Cuadro 9.	Coefficientes de correlación de Pearson ( $r$ ) y coeficiente de determinación entre los índices de vegetación y parámetros biofísicos.....	137
Cuadro 10.	Fechas de riego para cada tratamiento de k.....	151
Cuadro 11.	Regiones espectrales con probabilidad 95% entre diferentes eventos de muestreo (bloques) y parcelas seleccionadas para los valores de $k$ , variedad (tratamientos). ....	153



# Índice de Figuras

Figura 1. Zona de estudio y ubicación de las zonas experimentales .....	15
Figura 2. Espectro electromagnético.....	20
Figura 3. Transmitancia de la atmósfera a distintas longitudes de onda. ....	22
Figura 4. Espectro solar y ubicación de las bandas espectrales MODIS. ....	22
Figura 5. Proceso de percepción remota .....	23
Figura 6. Reflexión de la energía en superficies, con diferente comportamiento.....	24
Figura 7. Patrones espectrales típicos o comunes de algunos cuerpos .....	24
Figura 8. Caracterización descriptiva de un patrón espectral de la vegetación .....	25
Figura 9. Interacción de la energía con una sección foliar.....	26
Figura 10. Fotografía del follaje de la caña a los cuatro meses de edad .....	27
Figura 11. Ejemplos de goniómetros.....	34
Figura 12. Algunas mediciones de reflectancia en campo. ....	34
Figura 13. Distribución de los satélites lanzados y proyectos para observación de la Tierra. ....	41
Figura 14. a) Relación entre el NDVI calculado a partir de los datos satelitales SPOT 4 y 5 y el índice de área foliar medido en campo. b) Curva de los doce datos de NDVI en un campo, en el periodo de crecimiento 2002-2003.....	67
Figura 15. Ciclos de caña de azúcar entre el 2000-2006 en el Ingenio Providencia, hacienda Malagana, suerte 5, derivados del producto MOD13Q1. ....	73
Figura 16. a) Ciclo de crecimiento 2002-2003. b) Ciclo de crecimiento 2003-2004. ....	74
Figura 17. Escena h10 v08 del producto MOD13Q1 de MODIS. ....	93
Figura 18. Píxeles que se encuentran en más de un 80% de las suertes de caña de azúcar. ....	94
Figura 19. Procesamiento de serie de tiempo MODIS-EVI ubicada en el Ingenio Incauca, hacienda Cachimbalito Norte, suerte 15. ....	95
Figura 20. a) Curva de regresión para la serie de tiempo interpolada usando la información de calidad QA-SDS b) Curva de regresión para la serie de tiempo filtrada usando el filtro de Savitzky-Golay.....	96
Figura 21. Ciclo vegetativo de caña de azúcar a partir del EVI. ....	99
Figura 22. Metodología empleada para la estimación de la producción. ....	99

Figura 23. Producción por rangos en TCH por rangos EVI acumulados en 4 zonas agroecológicas y a diferentes edades del cultivo. ....	101
Figura 24. Valores de productividad y EVI para zonas de potencial máximo para caña de azúcar. ....	102
Figura 25. Mapas de zonas potenciales y valores de EVI acumulados para el valle del río Cauca, serie 2000-2008. ....	103
Figura 26. Mapa de la hacienda La Avelina y ubicación del píxel monitoreado. ....	104
Figura 27. Precipitación acumulada y datos de EVI y LAI en la hacienda La Avelina, suerte 202. ....	105
Figura 28. Comparación ciclos vegetativos EVI y LAI. ....	106
Figura 29. Relación entre datos MODIS y LAI, medidos en campo. ....	107
Figura 30. Ejemplo de disposición de píxeles sobre una hacienda con caña y su estudio detallado de suelos. ....	108
Figura 31. Ejemplo de la serie de tiempo MODIS-EVI en el Ingenio Providencia, hacienda El Diamante, suerte 4. ....	109
Figura 32. Diagrama de la información a la cual tienen acceso desde el servidor de mapas todos los cañicultores para todas las suertes. ....	109
Figura 33. Metodología empleada para la discriminación entre las variedades Cenicaña-Colombia. ....	111
Figura 34. Espectros promedio del conjunto original empleados para el análisis de separabilidad espectral. ....	113
Figura 35. Comparación de los diferentes patrones espectrales de la variedad CC 85-92 en Colombia y Perú. ....	114
Figura 36. Espectro sobre panel de referencia, apto para la toma de medidas de reflectancia (arriba). Espectro sobre panel de referencia, en el cual hay saturación (abajo). Software SpectraWIZ. ....	123
Figura 37. Construcción de la plataforma y su uso en campo para la toma de lecturas de campo con el espectrorradiómetro. ....	125
Figura 38. Valores de F y reflectancia media de cada tratamiento en los experimentos ubicados en Cachimbalito y Normandía. ....	131
Figura 39. Relación entre los cuatro mejores índices de vegetación para la estimación de contenido de clorofila en el follaje. ....	135
Figura 40. Relaciones entre LAI, SPAD y LCC e índices de vegetación. ....	137
Figura 41. Clasificación del coeficiente de determinación ( $R^2$ ) entre CCC y el NRI para todos los muestreos (arriba) y solo para los dos últimos en Cachimbalito (abajo). ....	138
Figura 42. Simulación o <i>resampling</i> de los datos espectrales a sistemas satélites comerciales. ....	140
Figura 43. Balance hídrico y nivel freático durante el ciclo de cultivo para el lote 14 ubicado en Cenicaña. ....	142

Figura 44. Distribución del nivel freático durante el ciclo del cultivo para el lote 14.....	143
Figura 45. Valores medios de reflectancia para las longitudes de onda 450 nm, 550 nm, 690 nm, 750 nm y 850 nm.....	144
Figura 46. Valores de F y reflectancia media del cultivo en diferentes profundidades del nivel freático (lote 14 de Cenicaña).....	145
Figura 47. ANOVA One-way para cultivos entre los dos y cinco meses y para cultivos entre los cinco y ocho meses.....	146
Figura 48. Espectros de absorbancia de la clorofila a y b.....	146
Figura 49. a) Resultados del ANOVA de todos los muestreos en campo. b) De muestreos entre los dos y cuatro meses. c) De muestreos entre los cinco y ocho meses de edad .....	148
Figura 50. <i>Resampling</i> para el periodo entre los dos y cinco meses de crecimiento del cultivo.....	149
Figura 51. <i>Resampling</i> para el periodo entre los cinco y ocho meses de crecimiento del cultivo.....	150
Figura 52. Estudio ultradetallado de suelo y ubicación de las parcelas experimentales.....	151
Figura 53. Cuadro hídrico Lote 8 .....	152
Figura 54. Imagen capturada con una cámara convencional desde un aeromodelo. Enero 27 de 2010. Edad cultivo diez meses. ....	152
Figura 55. Reflectancia media para cada uno de los tratamientos en las dos salidas al campo. ....	155
Figura 56. Diagrama de cajas por tratamiento para la banda 682 nm. ....	156
Figura 57. Coeficiente Pearson (r) entre los valores espectrales por banda y el contenido de sacarosa.....	157

**Paulo José Murillo Sandoval.** Ingeniero topográfico de la Universidad del Valle, se desempeña como analista de percepción remota en Cenicaña. Desde el año 2006 ha desarrollado trabajos en sistemas de información geográfica, espectrorradiometría de campo y sensores remotos. Actualmente trabaja en métodos de calibración para la estimación de variables biofísicas en caña de azúcar y seguimiento fenológico del cultivo a partir de sensores ópticos.

**Javier Alí Carbonell González.** Ingeniero agrícola de la Universidad del Valle, con maestría en ingeniería industrial y de sistemas, actualmente es director del Programa de Agronomía de Cenicaña. Desde principios de la década de 1990 desarrolla trabajos con énfasis en sistemas de información geográfica, percepción remota, agricultura específica por sitio, meteorología, climatología y agricultura de precisión.

Las aplicaciones de la percepción remota en la agricultura son cada día más frecuentes, debido principalmente al incremento de los satélites gubernamentales y comerciales dedicados a la observación de la Tierra, a una mayor facilidad de acceso a la información, al desarrollo de sistemas aéreos manuales y autónomos y, en menor grado, al uso de espectrorradiómetros de campo.

Las imágenes satelitales y aéreas proporcionan una visión sinóptica de amplias áreas terrestres, que permite derivar un gran volumen de información acerca de diversos parámetros biofísicos y su relación con el entorno. El desarrollo de técnicas y metodologías de observación, registro, análisis e interpretación de la información es útil para la administración de sistemas agrarios sostenibles.

Este libro, desarrollado en el marco del proyecto cofinanciado por Colciencias –*Monitoreo del cultivo de la caña de azúcar por medio de la percepción remota*– ofrece contenidos para aquellas personas interesadas en conocer los fundamentos de la tecnología como introducción para su estudio, y para quienes emplean información geográfica y desean profundizar en el procesamiento de información espectral.

Escrito en un lenguaje sencillo y complementado con recursos gráficos explicativos, es un compendio del estado del arte en el uso de la percepción remota en la agricultura y particularmente en el cultivo de la caña de azúcar, que incluye recomendaciones para su aplicación y desarrollo en Colombia.

[www.cenicana.org](http://www.cenicana.org)



Remite/ Cenicaña. Calle 58 Norte No. 3BN-110. Cali, Colombia



Tarifa Postal Reducida  
No. 2012-638.  
4-72 La Red Postal  
de Colombia, vence  
31 de diciembre de 2012.