

**ESTIMACIÓN DE LA PRODUCTIVIDAD PRIMARIA NETA EN COBERTURAS
DEL SUELO SOBRE LA CUENCA ALTA DEL RÍO CAUCA MEDIANTE
TÉCNICAS DE PERCEPCIÓN REMOTA**



**JULIAN DAVID HOYOS GUERRERO
JORGE LEONARDO VALENCIA MEDINA**

**UNIVERSIDAD DEL CAUCA
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y DE LA EDUCACIÓN
INGENIERÍA FÍSICA
POPAYÁN
2018**

**ESTIMACIÓN DE LA PRODUCTIVIDAD PRIMARIA NETA EN COBERTURAS
DEL SUELO SOBRE LA CUENCA ALTA DEL RÍO CAUCA MEDIANTE
TÉCNICAS DE PERCEPCIÓN REMOTA**

**JULIAN DAVID HOYOS GUERRERO
JORGE LEONARDO VALENCIA MEDINA**

**Trabajo en modalidad de investigación presentado como requisito para optar
al título de Ingeniero Físico**

Director

Ing. EDGAR LEONAIRO PENCUE FIERRO

Codirector

Ing. CARLOS ALBERTO FERNÁNDEZ PERDOMO

**UNIVERSIDAD DEL CAUCA
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y DE LA EDUCACIÓN
INGENIERÍA FÍSICA
POPAYÁN
2018**

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mi madre Mara Guerrero y a mi pareja Yesica Eraso que fueron mis motivos para terminar con la carrera de ingeniería física, dándome tanto apoyo económico como emocional. Además un agradecimiento general a compañeros y profesores de la carrera, por último agradecer al director y a los jurados por su disposición.

Julian Hoyos.

Dedico este trabajo a todas las personas que de un modo u otro sirvieron de apoyo para el desarrollo exitoso de los objetivos propuestos: a mi familia por su apoyo económico y emocional, a mis compañeros de carrera por su compañía en el curso de las asignaturas, a nuestro director por las orientaciones recibidas y a nuestros jurados por la disposición a revisar este documento.

Leonardo Valencia.

CONTENIDO

	pág.
RESUMEN	10
1. INTRODUCCIÓN	11
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	13
1.2 OBJETIVOS	14
1.2.1 OBJETIVO GENERAL	14
1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	14
2. MARCO TEÓRICO.....	15
2.1 SISTEMA DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA	15
2.1.1 Fundamentos cartográficos y geodésicos.....	15
2.1.2 Modelos de representación de información geográfica.	16
2.2 PERCEPCIÓN REMOTA	17
2.2.1 Conceptos básicos.	17
2.2.2 Firmas espectrales.	18
2.2.3 Sensores y plataformas.	18
2.2.4 Procesamiento digital de imágenes.	19
2.3 PRODUCCIÓN PRIMARIA NETA (NPP)	19
2.4 MODELO DE EFICIENCIAS DE KUMAR Y MONTEITH.....	20
2.4.1 Radiación fotosintéticamente activa (PAR).....	21
2.4.2 Fracción de Radiación fotosintéticamente activa (fPAR).	23
2.4.3 Eficiencia en el uso de la radiación (RUE).....	25
3. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL	26
3.1 ZONA DE ESTUDIO	26
3.2 OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN SOBRE RADIACIÓN GLOBAL	28
3.2.1 Mapas de promedios de radiación.....	28
3.2.2 Derivación a partir de horas de insolación y temperatura.	28
3.3 PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES	35
3.3.1 Extracción de bandas	36

3.3.2	Segmentación.....	37
3.3.3	Reproyección.....	38
3.4	OBTENCIÓN DEL USO EFICIENTE DE RADIACIÓN.....	38
3.4.1	Caña de azúcar	38
3.4.2	Bosque	40
3.5	PROCEDIMIENTOS DE ESTIMACION DE NPP	41
4.	RESULTADOS Y ANÁLISIS	43
4.1	CONSIDERACIONES PREVIAS.....	43
4.2	COBERTURA CAÑA.....	45
4.2.1	Puntos de análisis.....	45
4.2.2	Comportamiento RG.....	49
4.2.3	Comportamiento NDVI.....	51
4.2.4	Comportamiento NPP.....	55
4.2.5	Comparación de resultados con estudios relacionados.....	59
4.3	COBERTURA BOSQUE	65
4.3.1	Puntos de análisis.....	65
4.3.2	Comportamiento RG.....	66
4.3.3	Comportamiento NDVI.....	66
4.3.4	Comportamiento NPP.....	69
4.3.5	Comparación de resultados con estudios relacionados.....	73
	CONCLUSIONES.....	76
	RECOMENDACIONES	78
	BIBLIOGRAFÍA	79
	ANEXOS	84

LISTA DE TABLAS

	pág.
<i>Tabla 1.</i> Modelos de estimación de fPAR.....	24
<i>Tabla 2.</i> Estaciones IDEAM utilizadas en el estudio.....	29
<i>Tabla 3.</i> Criterios de selección en aplicación de máscaras de calidad y estado de nubosidad para MOD09A1.....	37
<i>Tabla 4.</i> Criterios de selección en aplicación de máscaras de calidad y estado de nubosidad para MOD13A1.....	38
<i>Tabla 5.</i> Parques naturales nacionales de estudio.....	40
<i>Tabla 6.</i> Características de los bosques en zona de estudio.	40
<i>Tabla 7.</i> Métodos para la aplicación del modelo de eficiencias en cobertura de caña.....	42
<i>Tabla 8.</i> Métodos para la aplicación del modelo de eficiencias en cobertura de bosque.....	42
<i>Tabla 9.</i> Puntos de análisis para caña.....	47
<i>Tabla 10.</i> Cambios en la clasificación MODIS en puntos de análisis de caña.	48
<i>Tabla 11.</i> Rendimiento de la producción de caña de azúcar en el punto de análisis 1.	59
<i>Tabla 12.</i> Rendimiento estimado de la producción de caña de azúcar en el punto de análisis 1.	60
<i>Tabla 13.</i> Comparación de los resultados obtenidos con reportes oficiales de rendimiento de caña de azúcar en Valle del Cauca.	61
<i>Tabla 14.</i> Errores porcentuales para las estimaciones de NPP en la cobertura de caña.....	61
<i>Tabla 15.</i> Puntos de análisis para bosque.....	65
<i>Tabla 16.</i> Valores de producción de biomasa inferidos de estudios.....	73
<i>Tabla 17.</i> Producción de biomasa aérea entre el 2010 y el 2011 en Colombia.....	73
<i>Tabla 18.</i> Rendimiento estimado de la producción de biomasa para los puntos de análisis de bosque.....	74

LISTA DE FIGURAS

	pág.
<i>Figura 1.</i> Modelos de representación ráster (a) y vectorial (b) del departamento del Cauca.	16
<i>Figura 2.</i> Firmas espectrales de algunos elementos de la superficie terrestre.....	18
<i>Figura 3.</i> Diagrama de flujo del modelo de eficiencias de Kumar y Monteith.	20
<i>Figura 4.</i> Clasificación 201001 para coberturas sobre la cuenca alta del río Cauca.	26
<i>Figura 5.</i> Zonas de estudio para (a) cultivos de caña y (b) bosques naturales.	27
<i>Figura 6.</i> Ubicación de estaciones meteorológicas consultadas al IDEAM.	30
<i>Figura 7.</i> Variación con la elevación de la radiación solar para día despejado.	31
<i>Figura 8.</i> Constantes de regresión para la fórmula de Angstrom.	32
<i>Figura 9.</i> Calibración de k_{Rs} con curva de fórmula de Angstrom.	33
<i>Figura 10.</i> Shapefile de valores de radiación global para la fecha de estudio 20100101.	34
<i>Figura 11.</i> Preprocesamiento imágenes satelitales.....	38
<i>Figura 12.</i> Correlación ANPP-NDVI y valores de RG y PAR estudio Rueda y colaboradores.....	39
<i>Figura 13.</i> Esquema de aplicación del modelo de eficiencias para la cobertura de caña.....	41
<i>Figura 14.</i> Esquema de aplicación del modelo de eficiencias para la cobertura de bosque.....	42
<i>Figura 15.</i> Ocurrencia de los fenómenos del Niño y la Niña en el periodo de estudio.....	44
<i>Figura 16.</i> Ráster de número de píxeles válidos para cultivos de caña.....	45
<i>Figura 17.</i> Ubicación de suertes de caña en la zona de estudio.	46
<i>Figura 18.</i> Detalle de las suertes de caña respecto a los píxeles del ráster de referencia.	46
<i>Figura 19.</i> Píxeles y suertes contenidas correspondientes a puntos de análisis de caña.....	48
<i>Figura 20.</i> Distribución de píxeles validos en los puntos de análisis de caña.....	48

<i>Figura 21.</i> Diagrama de barras de valores de RG para el punto de análisis 2.	49
<i>Figura 22.</i> Interpolación de RG en los puntos de análisis para caña.	50
<i>Figura 23.</i> Interpolación de NDVI en el punto de análisis 1.....	52
<i>Figura 24.</i> Interpolación de NDVI en el punto de análisis 3.....	53
<i>Figura 25.</i> Correlación NDVI ₁ -NDVI ₂ en el punto de análisis 1 para caña.....	54
<i>Figura 26.</i> Correlaciones RG-NPP para cada método de aplicación del modelo de eficiencias en caña.....	55
<i>Figura 27.</i> Correlaciones NDVI-NPP para el modelo aplicado en caña.....	56
<i>Figura 28.</i> Interpolación de los estimados de NPP para el modelo aplicado en caña.....	57
<i>Figura 29.</i> Correlaciones entre las estimaciones de NPP para el modelo aplicado en caña.....	59
<i>Figura 30.</i> Correlación de estimaciones de NPP obtenidas en comparación con los resultados del estudio de referencia.....	63
<i>Figura 31.</i> Correlación NDVI-NPP para el estudio realizado y el de referencia.....	63
<i>Figura 32.</i> Comparación de la dependencia NPP-NDVI para el estudio realizado y el de referencia.....	64
<i>Figura 33.</i> Ráster de número de píxeles válidos para bosque.....	65
<i>Figura 34.</i> Distribución de píxeles válidos en los puntos de análisis de bosque....	66
<i>Figura 35.</i> Comparación de RG en los puntos de análisis para bosque.....	66
<i>Figura 36.</i> Comparación de entradas de NDVI en cobertura de bosque.....	68
<i>Figura 37.</i> Correlación NDVI ₁ -NDVI ₂ para bosque.	69
<i>Figura 38.</i> Dependencias de NPP con las entradas del modelo aplicado para bosque.....	70
<i>Figura 39.</i> Comparación métodos para bosque.	71
<i>Figura 40.</i> Correlaciones entre las estimaciones de NPP para el modelo aplicado en bosque.....	72

LISTA DE ANEXOS

	pág.
<i>Anexo A.</i> Muestras de ráster de NPP obtenidos en la fecha 20100101 para la cobertura de caña.	84
<i>Anexo B.</i> Muestras de ráster de NPP obtenidos en la fecha 20100101 para la cobertura de bosque.....	85
<i>Anexo C.</i> Rendimientos optimizados de productividad de biomasa en caña.	85
<i>Anexo D.</i> Rendimientos optimizados de productividad de biomasa en bosque. ...	87

RESUMEN

El presente trabajo está orientado a obtener estimaciones de la producción primaria neta, mediante el modelo de eficiencias a escala regional de Kumar y Monteith, sobre coberturas de suelo tipo bosque y áreas cultivadas en la cuenca alta del río Cauca que comprendan entre 70 y 190 hectáreas de extensión respectivamente. Dada la importancia que tiene la producción primaria neta en la dinámica de los ecosistemas, y considerando que a gran escala el uso de métodos directos es ineficiente en la medición de factores relacionados, como el área foliar total, altura del dosel, densidad de la madera y diámetro normal, se busca con este trabajo proporcionar una metodología que, a partir de series temporales de imágenes satelitales y procedimientos de percepción remota, permita obtener información georreferenciada sobre la variabilidad de la producción primaria neta en los tipos de coberturas analizados.

Palabras clave: *Producción Primaria Neta, Modelo de Eficiencias, Percepción Remota, Sistema de Información Geográfica.*

1. INTRODUCCIÓN

La producción primaria neta constituye una variable ecológica de gran importancia y utilidad; además de medir la cantidad de energía disponible para los niveles tróficos subsiguientes dentro de una zona particular (McNaughton y Wolf, 1989), también puede ser utilizada como indicador del potencial agroecológico en estudios sobre una amplia gama de procesos ecológicos y aplicaciones relacionadas, como niveles de deforestación, eficiencia en recuperación de bosques, determinación de la productividad de ecosistemas, planeación y manejo de recursos naturales, entre otros.

De los métodos de estimación de producción primaria neta, los métodos indirectos basados en técnicas de percepción remota son más eficientes en cuanto a periodos de observación y extensión de la zona estudiada. Éstos hacen uso de imágenes de la zona para distintas bandas o longitudes de onda, a partir de las cuales se extrae información del estado de la vegetación según la respuesta espectral de los elementos observados. Destacan entre estos métodos el CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) y el CENTURY, de gran precisión pero alto número de variables de entrada necesarias para su aplicación, y el modelo de eficiencias de Kumar y Monteith, el cual ocupa un término medio entre precisión y cantidad de información requerida (Cristiano, 2010).

En cuanto a elementos de captura de imágenes, son ampliamente usados los vehículos aéreos no tripulados (como los drones) y los satélites artificiales. Respecto a satélites, existe una gran cantidad de ellos enfocados a la observación de la superficie terrestre con fines investigativos. Destacan entre ellos los satélites Sentinel, Landsat, Aqua y Terra; éste último posee el instrumento MODIS, cuya resolución temporal es idónea para estudios de fenómenos con alta variabilidad, como lo es la producción primaria neta. Algunas ventajas que representa el uso de imágenes satelitales son la gran cantidad de información disponible, el libre acceso a ella (dependiendo de la plataforma) y la georreferenciación contenida, que posibilita la integración de los datos dentro de un sistema de información geográfica. La principal desventaja es la presencia de nubosidad que impide la observación de la superficie terrestre.

El modelo de eficiencias de Kumar y Monteith ha sido aplicado extensamente en el seguimiento del comportamiento de la productividad primaria neta. En este modelo, la producción primaria neta (NPP¹) está dada en función de la radiación fotosintéticamente activa absorbida (APAR) y la Eficiencia en el uso de la

¹ En este documento se usará NPP (Net Primary Production) para referirse a la producción primaria neta, en conformidad con la nomenclatura adoptada en las ecuaciones del modelo de eficiencias.

radiación (RUE), por lo cual su precisión radica en la calidad de la información que se tenga de estas variables. Como se detallará en secciones posteriores, la APAR se compone a su vez de dos factores: la PAR, vinculada al porcentaje de radiación global absorbida por la vegetación, y la fPAR, que describe el estado de la vegetación mediante el índice NDVI. Se hallaron varios estudios en los que aplican este modelo, encontrando variaciones entre ellos en cuanto a la adquisición de las variables mencionadas, alguno de ellos son:

- En el trabajo Estimación de la productividad primaria mediante el modelo de eficiencias y sensores remotos de Piedad María Cristiano (2010), se propone una mejora en las estimaciones de NPP obtenidas al aplicar el modelo de eficiencias con percepción remota en pastizales sobre la región pampeana de Argentina, mediante la utilización de valores variables de RUE dependientes de las condiciones de estrés hídrico y nutricional particulares de la zona. Para obtener la fPAR, en esta investigación se hace uso de imágenes representativas de NDVI de MODIS (resolución espacial de 500 m) para los meses comprendidos entre el 2005 al 2007. En cuanto a la PAR, se usaron cartografías del promedio diario de radiación global realizados por el Instituto Nacional de Pesquisas Espaciales de Brasil. Cristiano recolecta datos obtenidos en campo mediante ensayos experimentales para realizar comparaciones con las estimaciones de NPP obtenidas con el modelo de Kumar y Monteith y percepción remota. Los resultados de este trabajo indican que existe mayor nivel de ajuste en las estimaciones al tomar una RUE variable.
- Rueda y colaboradores (2015) en la investigación aplicación de una metodología de análisis de datos obtenidos por percepción remota orientados a la estimación de la productividad de caña para panela al cuantificar el NDVI (índice de vegetación de diferencia normalizada) aplicaron el modelo de eficiencias para estimar la producción primaria neta de la caña de panela en una parcela de cerca de 10000 m² (1 ha) ubicada en la vereda La Teja, municipio de Güepesa, Santander. El estudio se hizo desde enero de 2012 hasta agosto del 2013. Utilizaron un UAV para hacer la captura de imágenes y obtener la fPAR, y datos de radiación registrados por un sensor propio para la PAR. De este trabajo obtuvieron una serie de mapas temáticos de la distribución espacio-temporal de las características biofísicas de la plantación. El uso del UAV para la captura de las imágenes permitió obtener resultados muy confiables al no existir interferencias de consideración como nubes.
- Maldonado y Zamora (2017) realizaron estimaciones de NPP en siete relictos de Bosque Seco Tropical en las veredas Pozo Azul y Agua Blanca en Girardot, Cundinamarca. Para obtener la PAR hicieron uso de imágenes satelitales de alta resolución espacial (30 m para las bandas rojo e infrarrojo cercano)

provenientes del satélite Landsat 8 OLI TIRS. Para la fPAR usaron herramientas de software basados en DEM. El modelo de eficiencias se aplicó de dos maneras usando valores de RUE foliar ajustados a la cobertura de estudio y otra RUE global proveniente de promedios mensuales hallados en la literatura.

Como puede verse, la aplicación del modelo no se restringe únicamente a fuentes específicas de las cuales obtener las variables de entrada APAR y RUE; según el tipo de estudio y el tiempo disponible para realizarlo se puede optar por la opción más pertinente.

En el presente estudio se estima la NPP en caña de azúcar y bosque natural para 276 fechas comprendidas desde el 2010 al 2015. Se aplica el modelo de eficiencias haciendo uso de los productos MOD09A1 y MOD13A1 de MODIS para calcular la fPAR y mapas de radiación mensual promedio realizados por el IDEAM para calcular la PAR; la RUE se deduce para cada cobertura a partir de las características morfológicas y fisiológicas particulares. En el caso de la caña de azúcar, el modelo también se aplica usando valores de radiación registrados en estaciones meteorológicas del IDEAM durante las fechas de estudio para analizar la respuesta de la NPP a los cambios de radiación en cortos periodos de tiempo. Los resultados serán integrados en un sistema de información geográfica.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Un componente de gran importancia en la dinámica de los ecosistemas es la producción primaria neta, asociada a los procesos de entrada y conversión de energía electromagnética en energía química. La importancia de su cuantificación radica en el hecho de que es el punto de partida del flujo de energía e información, que junto con el flujo de materia, sostienen los diferentes niveles tróficos dentro del ecosistema (Sutton y Harmon, 2003). La cuenca alta del río Cauca comprende una región extensa con una geografía escarpada, que alberga un amplio espectro de variantes climáticas y de numerosos tipos de cobertura terrestre (SIGOT, 2009); estimaciones de NPP sobre esta zona pueden dar cuenta del estado de estas coberturas y sirven como base o aporte a estudios de carácter ambiental, económico y social, como la utilización productiva del territorio, monitoreo de cultivos, sustentabilidad de ecosistemas, restauración de bosques, niveles de desertificación, formulación de estrategias de conservación medioambiental, monitoreo de niveles de CO₂, anticipación de las respuestas fisiológicas de plantaciones, generación de cartografía de coberturas del suelo, entre otros.

Partiendo de que la NPP suele presentar grandes variaciones estacionales, y que su monitorización a gran escala resulta complicada de realizar con los métodos

directos tradicionales dadas sus dificultades metodológicas como costos y disponibilidad de tiempo, resulta ventajoso hacer uso de métodos indirectos y no invasivos que permitan realizar, si bien de una manera aproximada, el seguimiento a este tipo de atributos ecosistémicos. La información espectral provista por sensores a bordo de satélites, con baja y media resolución espacial, tiene el potencial de ser usada para estimar la NPP a bajo costo, en tiempo real y sobre grandes extensiones de territorio (Baeza, Paruelo y Ayala, 2011).

Respecto a la producción de biomasa, parámetro directamente relacionado con la NPP, algunos métodos empleados para su estimación son el seguimiento a la producción de hojarasca y la estimación a través de la cosecha destructiva (Salas e Infante, 2006), métodos que si bien son aprobados y muy usados a pequeña escala, resultan ser ineficientes cuando se trata de grandes extensiones de terreno. Dada estas limitaciones de los métodos tradicionales, surge la necesidad de implementar modelos y métodos con mayor alcance, que permitan obtener estimaciones de NPP de manera menos engorrosa, más eficiente y eficaz, y que a la vez proporcione datos que puedan ser de utilidad para cualquier estudio relacionado.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 OBJETIVO GENERAL

Estimar la producción primaria neta durante el periodo comprendido entre el 2010 y el 2015, mediante el modelo de eficiencias de Kumar y Monteith en coberturas del suelo tipo bosque y áreas cultivadas sobre la cuenca alta del río Cauca, aplicando técnicas de percepción remota e información secundaria extraída de la literatura, con el fin de obtener datos aptos que permitan la generación de mapas temáticos de la distribución espacio-temporal de la variable de interés.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Generar una base de datos con imágenes satelitales e información concerniente a las zonas de estudio.
- Implementar los algoritmos para el análisis de información espacio-temporal satelital, orientados a la extracción de información sobre los parámetros requeridos en la aplicación del modelo de estimación de producción primaria neta para su posterior integración en un sistema de información geográfico.
- Comparar las estimaciones de producción primaria neta obtenidas de la aplicación del modelo de eficiencias con información concernida reportada en trabajos previos sobre el tema.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 SISTEMA DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

Sumado al desarrollo regular de los medios y modos de hacer investigación en ciencias, las modernas tecnologías han permitido el surgimiento de herramientas de integración de información proveniente de múltiples disciplinas que hace algunas décadas se encontraban esencialmente orientadas hacia estudios de distinta naturaleza. Los sistemas de información geográfica por ejemplo, permiten lograr integración al proveer un carácter geográfico (posición geográfica) a todo tipo de información.

Un Sistema de información Geográfica, en adelante SIG, es una herramienta para trabajar con información georreferenciada. Si bien un SIG se define de mejor manera en base a sus prestaciones, según Olaya (2014): “es un sistema que integra tecnología informática, personas e información geográfica, y cuya principal función es capturar, analizar, almacenar, editar y representar datos georreferenciados” (p.8). De esta forma, un SIG permite leer, editar, analizar y almacenar datos espaciales, además de facilitar la generación de mapas, informes y gráficos para representarlos.

2.1.1 Fundamentos cartográficos y geodésicos.

Para poder definir una posición geográfica es necesario de ciertos elementos (Olaya, 2014; Sarria, s.f.):

- **Elipsoide de referencia, geoide y dátum geodésico:** permiten aproximar o modelar la complejidad de la superficie de la Tierra como una esfera, de modo que se pueda ubicar sobre ésta una localización de manera unívoca.
 - El elipsoide de referencia es una superficie cuádrlica que se ajusta de manera aproximada a la superficie de la Tierra; el elipsoide más utilizado es el WGS-84, usado por el sistema GPS.
 - Un geoide es una superficie tridimensional de referencia en cuyos puntos la atracción gravitatoria es constante.
 - El dátum geodésico permite enlazar un elipsoide de referencia con un geoide mediante una ubicación, denominada punto fundamental, en la cual el elipsoide es tangente al geoide. De este modo, el dátum es el conjunto formado por el elipsoide de referencia y el punto fundamental.

- **Sistema de Referencia de Coordenadas Geográficas:** en adelante SRC, es un sistema que codifica posiciones geográficas sobre la superficie del modelo representado por el dátum mediante dos valores angulares denominados latitud (φ) y longitud (λ).
- **Proyección cartográfica:** es la correspondencia matemática biunívoca entre los puntos de una esfera o elipsoide y sus transformados en un plano. Ciertamente, el principal problema de estas proyecciones es que no hay forma de representar en un plano toda la superficie del elipsoide sin deformarla. La Proyección Universal Transversa de Mercator (UTM) es una de las más conocidas y de uso más extendido.
- **Código EPSG:** desarrollado por el consorcio petrolífero European Petroleum Survey Group y uno de los esquemas más usados, confiere a cada SRC un código (código EPSG) de identificación, a la vez que comprende un repositorio en el que se identifican coordenadas de manera inequívoca y se definen las transformaciones y conversiones entre distintos SRC.

2.1.2 Modelos de representación de información geográfica.

Se entiende por información geográfica al resultado de un dato geográfico y su interpretación (Olaya, 2014). Los SIG usan básicamente dos modelos geográficos conocidos como modelos de representación ráster y vectorial. El formato ráster divide el espacio de manera sistemática en celdas, cada una conteniendo un número como identificador de objetos o el valor de una variable. Con el formato vectorial, se representa la realidad geográfica mediante puntos, líneas o polígonos, que contienen información del objeto en forma de atributos (Olaya, 2014).

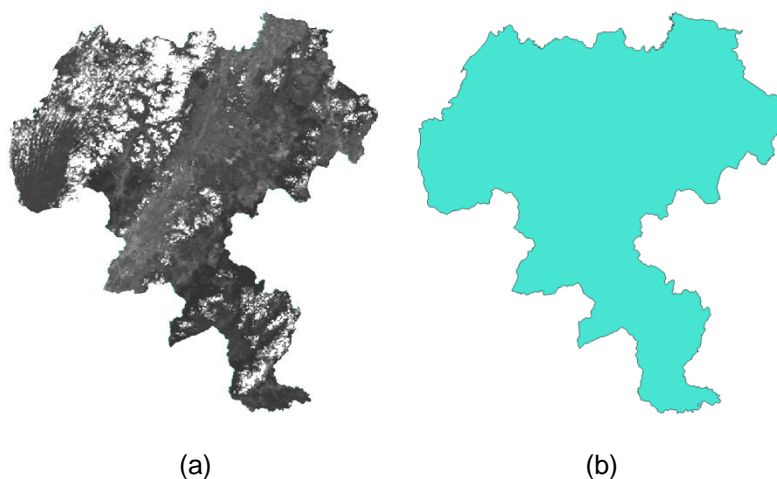


Figura 1. Modelos de representación ráster (a) y vectorial (b) del departamento del Cauca.

2.2 PERCEPCIÓN REMOTA

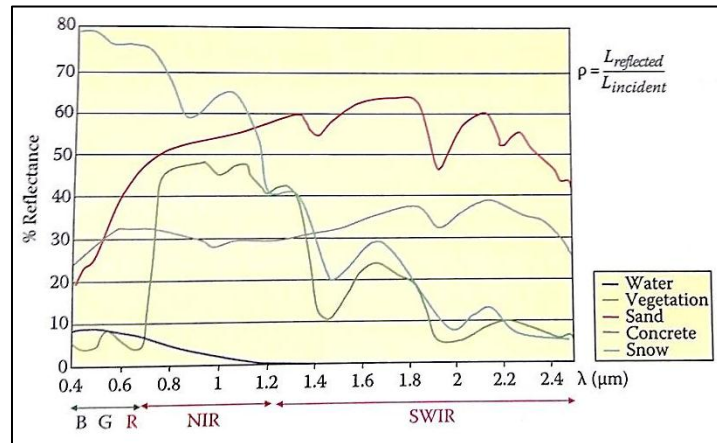
El origen de la información con la que se trabaja dentro de un SIG es bastante variado, siendo la percepción remota una fuente de datos primordial; “el verdadero aprovechamiento de los productos actuales de la teledetección solo se da con el concurso de los SIG y sus capacidades de análisis y manejo de datos” (Olaya, 2014, p.123). De manera genérica, el término percepción remota se refiere a la medición o adquisición de información acerca de un objeto sin que exista un contacto físico entre éste y el observador. En el ámbito de las Ciencias de la Tierra, la percepción remota es entendida como una técnica cuyo objetivo es la captura, tratamiento y análisis de imágenes digitales tomadas desde un sensor situado en el aire o el espacio (Pérez y Muñoz, 2006; SIGMUR, 2013).

2.2.1 Conceptos básicos.

- **Elementos en percepción remota.** El proceso de percepción remota requiere de ciertos elementos fundamentales: una fuente de radiación, de origen natural o artificial, un medio (atmósfera) por el cual se transmite la radiación, los objetos que interactúan con dicha radiación, y un receptor que recoge la radiación devuelta.
- **Radiación electromagnética.** La radiación electromagnética es una de las tres formas de transmisión de energía y deriva del campo electromagnético, ejercido por las partículas cargadas eléctricamente (Olaya, 2014). Al conjunto de las longitudes de onda que puede adoptar la radiación electromagnética se le denomina espectro electromagnético y suele dividirse en una serie de regiones que presentan cierta homogeneidad (SIGMUR, 2013). La radiación solar relevante que llega a la Tierra se encuentra entre los 0.4 y 2.5 μm y se denomina frecuentemente espectro solar (Chuvienco, 2016).
- **Interacción entre radiación y materia.** Existen tres fenómenos fundamentales cuando la radiación electromagnética interactúa con un objeto: absorción (el objeto toma energía de la radiación), transmisión (la radiación atraviesa el objeto y sigue su camino) y reflexión (la radiación se refleja en el objeto). Estos fenómenos ocurren en diferente proporción según las propiedades de la radiación y del objeto. En percepción remota interesa la radiación que es reflejada, pues puede recogerse y usarse en la generación de imágenes (Olaya, 2014).

2.2.2 Firmas espectrales.

El comportamiento óptico de un material es función de sus propias características y de la longitud de onda de la radiación incidente. El patrón de reflectancia de un objeto para diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético se denomina firma espectral.



Fuente: Adaptado de Chuvieco (2016).

Figura 2. Firmas espectrales de algunos elementos de la superficie terrestre.

El conocimiento de dicha respuesta permite identificar y discriminar los distintos tipos de elementos sobre la superficie terrestre (Pérez y Muñoz, 2006).

2.2.3 Sensores y plataformas.

Se entiende por plataforma a los satélites (p. ej. LANDSAT, TERRA, NOAA, SPOT) o vehículos aéreos que transportan los instrumentos necesarios para captar (sensores), almacenar y transmitir imágenes a distancia (SIGMUR, 2013). Existen en la actualidad un gran número de sensores y plataformas con características variadas en cuanto a trayectorias, resolución de los datos y acceso a ellos. Esta amplia variedad permite la posibilidad de escoger el tipo de sensor que mejor se ajuste al estudio a realizar.

En percepción remota, la resolución de un sensor no se refiere únicamente al detalle espacial (resolución espacial), sino también al número de bandas espectrales (resolución espectral), frecuencia temporal de observación (resolución temporal) y capacidad de distinguir entre intensidades de radiación o variaciones de energía detectada (resolución radiométrica). Para un sensor dado, actualmente no se dispone de resoluciones elevadas en todas las magnitudes a la vez; en la fabricación de sensores se favorecen unas en detrimento de otras (Chuvieco, 2016; Olaya, 2014).

Para el estudio de fenómenos dinámicos como la NPP, es preciso trabajar sobre imágenes multitemporales, lo que conlleva a optar por sensores con alta resolución temporal, como el MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) de la NASA. Este satélite, si bien posee baja resolución espacial (250, 500 o 1000 m dependiendo de la banda), adquiere datos con una alta sensibilidad radiométrica de 12 bits en 36 bandas espectrales y con una resolución temporal de uno a dos días (Olaya, 2014).

La NPP, al relacionarse con la actividad fotosintética de las plantas, puede ser estimada desde imágenes captadas por sensores remotos partiendo de patrones de absorción de la radiación solar. Según Di Leo y colaboradores (2007), “las técnicas de percepción remota que cuantifican la absorción de la luz solar en cubiertas vegetales han emergido como las fuentes principales de datos acerca de la PPN” (p.224).

2.2.4 Procesamiento digital de imágenes.

Se refiere básicamente a técnicas basadas en operaciones matemáticas aplicadas sobre imágenes digitales (González y Woods, 2007). Además de los descriptores básicos del procesamiento digital de imágenes como tono, color, textura, forma y tamaño, en percepción remota se usan métodos más elaborados y basados en sus firmas espectrales para identificar elementos de la superficie terrestre. Destaca entre ellos el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), que permite obtener información relacionada con la vegetación (Pérez y Muñoz, 2006). Los datos de reflectividad espectral obtenidos mediante percepción remota proporcionan observaciones consistentes y extensas de fenómenos relacionados con parámetros ecofisiológicos de las cubiertas vegetales, incluyendo la NPP (Di Leo *et al*, 2007).

2.3 PRODUCCIÓN PRIMARIA NETA (NPP)

La NPP (Net Primary Production) es la diferencia entre la energía fijada mediante fotosíntesis y la energía empleada en la respiración autotrófica de los vegetales. Se asocia a la cantidad de biomasa generada en un ecosistema por unidad de tiempo y de superficie [ton C/ha·año] (Di Leo *et al*, 2007; Medková *et al*, 2017). La caracterización de la vegetación y la estimación de sus parámetros biofísicos pueden hacerse directamente sobre el terreno de estudio, mediante métodos que pueden ser destructivos o no destructivos, o bien de forma indirecta mediante imágenes remotas con tratamientos derivados de su respuesta espectral (Pérez y Muñoz, 2006).

2.4 MODELO DE EFICIENCIAS DE KUMAR Y MONTEITH

De los métodos de estimación de NPP, el modelo de eficiencias desarrollado en 1982 por Kumar y Monteith se encuentra en término medio entre el número y complejidad de datos de entrada y la precisión de sus estimaciones (Cristiano, 2010). En este modelo, la NPP [g/m^2] es directamente proporcional a la radiación fotosintéticamente activa absorbida (APAR), siendo la eficiencia en el uso de la radiación (RUE) la constante de proporcionalidad:

$$NPP = RUE \times APAR \quad (1)$$

En la ecuación, RUE representa la eficiencia del uso de radiación [g/MJ], la cual depende de las características propias de las especies vegetales. La APAR [MJ/m^2] es la cantidad de radiación fotosintéticamente activa absorbida por la vegetación y puede ser calculada mediante:

$$APAR = fPAR \times PAR \quad (2)$$

PAR [MJ/m^2] es la radiación fotosintéticamente activa incidente y la fPAR es la fracción de la energía que es interceptada por el canopy de las coberturas. La PAR, al presentar mínimas variaciones interanuales, puede obtenerse a partir de valores de radiación global RG. La fPAR puede obtenerse mediante técnicas de percepción remota, específicamente mediante el uso del índice NDVI involucrando así las bandas infrarrojo (IR) y rojo (R), bandas de mucho interés en la respuesta espectral característica de la vegetación.

La siguiente figura muestra un diagrama de flujo que esquematiza los pasos de aplicación del modelo de eficiencias de Kumar y Monteith. Los factores involucrados serán detallados en breve.

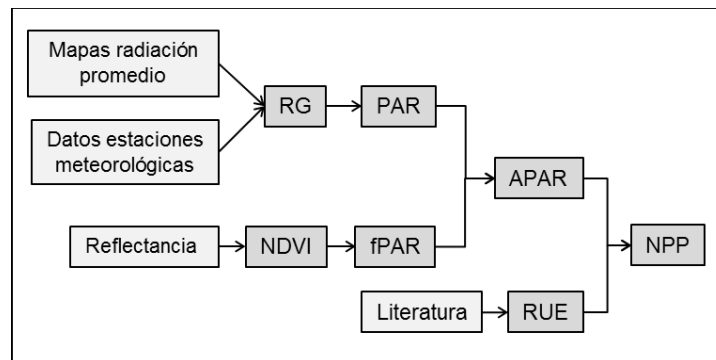


Figura 3. Diagrama de flujo del modelo de eficiencias de Kumar y Monteith.

2.4.1 Radiación fotosintéticamente activa (PAR).

La PAR (Photosynthetically Active Radiation) es el conjunto de longitudes de onda que producen actividad fotosintética en las plantas. Este rango comprende radiación con longitudes de onda entre 400 y 700 nm, correspondiéndose con el espectro visible. La PAR es una fracción relativamente constante de la radiación global (RG), variando en un 42 a un 55% según la ubicación geográfica y condiciones climáticas (di Leo *et al*, 2007; Rueda *et al*, 2015). Presenta mínimas variaciones interanuales aun si existen condiciones subóptimas en el crecimiento de la vegetación (Rueda *et al*, 2015).

Para el modelo de eficiencias, la PAR puede obtenerse mediante:

$$PAR = c \times RG \quad (3)$$

El factor c es una constante de ajuste que representa el porcentaje de RG que produce actividad fotosintética en las plantas. Para latitudes aproximadamente menores a 20° se toma el valor 0.47 (Tang *et al*, 2017; Xiaolei *et al*, 2015), de modo que

$$PAR = 0.47 \times RG \quad (4)$$

La radiación proveniente del sol es la fuente de energía más importante para el planeta. La cantidad de radiación que llega a alguna localización en el extremo superior de la atmosfera terrestre sobre una superficie horizontal se denomina radiación extraterrestre R_a y depende de la época del año, dadas las variaciones en la posición del planeta y su movimiento alrededor del sol. La radiación solar o de onda corta R_s es la cantidad de radiación que llega a un plano horizontal sobre la superficie terrestre. De manera más global, a esta radiación se le conoce como radiación global y es la suma de la radiación incidente proveniente directamente del sol y de la radiación difusa (FAO, s.f.).

La radiación extraterrestre puede estimarse mediante:

$$R_a = \frac{24 * 60}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \text{sen}(\varphi)\text{sen}(\delta) + \text{co s}(\varphi) \text{sen}(\omega_s)] \quad (5)$$

donde:

- R_a : radiación extraterrestre [$\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{día}$].
- G_{sc} : constante solar ($0.082 \text{ MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{min}$).
- d_r : distancia relativa inversa Tierra-Sol:

$$d_r = 1 + 0.33 \cos\left(\frac{2\pi}{365} J\right) \quad (6)$$

- δ : declinación solar [rad]:

$$\delta = 0.409 \sin\left(\frac{2\pi}{365} J - 1.39\right) \quad (7)$$

- φ : latitud [rad].
- ω_s : ángulo de radiación a la puesta del sol [rad]:

$$\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \tan(\delta)] \quad (8)$$

En las ecuaciones para d_r y δ , J es el día juliano. R_G es función de la radiación extraterrestre y puede estimarse mediante la fórmula de Angstrom o la ecuación de radiación de Hargreaves (FAO, s.f.). En la fórmula de Angstrom se hace uso de información sobre la duración relativa de la insolación n/N :

$$R_s = \left(a_s + b_s \frac{n}{N}\right) R_a \quad (9)$$

donde:

- R_s : radiación solar o de onda corta [$\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{día}$].
- R_a : radiación extraterrestre [$\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{día}$].
- n : duración real de la insolación [horas].
- N : duración máxima posible de la insolación [horas].
- a_s : constante de regresión, que expresa la fracción radiación extraterrestre que llega a la tierra en días muy nublados ($n = 0$).
- $a_s + b_s$: fracción de la radiación extraterrestre que llega a la tierra en días despejados ($n = N$).

Cuando se tienen valores calibrados para a_s y b_s , la radiación en días despejados R_{so} puede obtenerse mediante:

$$R_{so} = (a_s + b_s) R_a \quad (10)$$

Cuando no se tienen valores calibrados para a_s y b_s , R_{so} se obtiene mediante:

$$R_{so} = (0.75 + 2 \times 10^{-5} z) R_a \quad (11)$$

siendo z la elevación sobre el nivel del mar (m).

Por otro lado, la ecuación de radiación de Hargreaves hace uso de información sobre diferencias térmicas:

$$R_s = k_{RS} \sqrt{T_{max} - T_{min}} R_a \quad (12)$$

donde:

- R_s : radiación solar o de onda corta [$\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{día}$],
- R_a : radiación extraterrestre [$\text{MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{día}$],
- T_{max} : temperatura máxima del aire [$^{\circ}\text{C}$].
- T_{min} : temperatura mínima del aire [$^{\circ}\text{C}$].
- k_{RS} : coeficiente de ajuste [$^{\circ}\text{C}^{-0,5}$].

El coeficiente k_{RS} es un dato empírico que puede tomar valores entre 0.16 y 0.19, dependiendo de la zona.

2.4.2 Fracción de Radiación fotosintéticamente activa (fPAR).

La fPAR (fraction of Photosynthetically Active Radiation) es la fracción de energía radiante que es efectivamente interceptada por el dosel o cánope de la vegetación. Está directamente relacionada con la estructura y la morfología de la especie vegetal y las condiciones de estrés (Rueda *et al*, 2015). De forma semiempírica se ha establecido una relación lineal entre la fPAR y el índice de vegetación NDVI, mientras la vegetación no se encuentre en fase senescente (Maldonado y Zamora, 2017).

La vegetación saludable presenta picos de alta reflexión en el infrarrojo y una absorción a través del rojo; esta propiedad propia de la vegetación permite diferenciarla de otros elementos de la superficie terrestre. La absorción en el rojo se relaciona con la absorción por parte de pigmentos fotosintéticos, mientras que la reflectancia en el infrarrojo se relaciona con la estructura foliar (Baeza, Paruelo y Ayala, 2011). La reflectancia en estas bandas es combinada en índices espectrales para resaltar la respuesta espectral de la vegetación mientras se minimizan las influencias de elementos no vegetales (Chuvienco, 2016). El índice NDVI (índice de vegetación de diferencia normalizada) es uno de los índices más utilizados para caracterizar el estado de la vegetación. Se define como:

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \quad (13)$$

La normalización reduce el efecto de degradación en la calibración del sensor y las influencias de los efectos atmosféricos (Pérez y Muñoz, 2006). La fPAR puede obtenerse mediante modelos que la relacionan con el NDVI, algunos de ellos son (Rueda *et al*, 2015; Cristiano, 2010):

Tabla 1. Modelos de estimación de fPAR.

Modelo	Año	Fórmula
Wiegand	1991	$fPAR = -0.344 + 0.229^{0.95 \times NDVI}$
Potter	1993	$PAR = \min(p, 0.95)$; $p = \frac{SR - SR_{min}}{SR_{max} - SR_{min}}$; $SR = \frac{1 + NDVI}{1 - NDVI}$
Ruimy	1994	$fPAR = 1.25 \times NDVI - 0.1$

En la eficacia de modelos de fPAR deben considerarse los siguientes hechos (Cristiano, 2010):

1. En fases senescentes, si bien el canope intercepta radiación, la disminución de pigmentos fotosintéticos en las hojas hace disminuir el NDVI.
2. Para coberturas altas, las relación NDVI-fPAR se satura,
3. Para coberturas bajas, el suelo desnudo altera la respuesta espectral de los cultivos.

El modelo de Ruimy, al ser lineal (continuamente creciente) no tiene en cuenta la saturación que hace que el NDVI no sobrepase un valor máximo, por lo que los valores de fPAR pueden ser mayores a 1. Tampoco hace un buen rastreo a las condiciones de crecimiento del cultivo, pues asume una única pendiente de crecimiento.

El modelo de Wiegand no asume correctamente el rango de entrada de NDVI y en lugar de aumentar los valores de fPAR conforme aumentan los de NDVI, los disminuye. Su rango de efectividad es muy limitado.

Por su parte, el modelo de Potter detallado a continuación, se acerca más a lo que los hechos anteriores mencionan; existe un valor máximo para la fPAR (0.95), lo que cumple con los hechos 1 y 2, en cuanto a la existencia de un tope y la estabilización de NDVI a dicho valor. La pendiente de la curva descrita por este modelo rastrea el crecimiento del cultivo en sus primeras etapas, tendiendo a cero rápidamente cuando el NDVI es bajo (cultivo joven), algo que representa el efecto de la presencia de suelo desnudo en esta fase.

SR_{min} se toma como 1.08, mientras que para cultivos como caña se toma SR_{max} como 5.13 (Qiang *et al*, 2017). Otra representación equivalente más extendida del modelo de Potter, y que es usada en el presente estudio es:

$$fPAR = \min \left(0.95, \left[\frac{1 + NDVI}{1 - NDVI} \right] - 0.266 \right) \quad (14)$$

2.4.3 Eficiencia en el uso de la radiación (RUE).

La RUE (Radiation Use Efficiency), medida en g/W o g/MJ, es la eficiencia con que una planta convierte la energía radiante proveniente del sol en biomasa o materia seca, mediante el proceso de fotosíntesis; “la cantidad de radiación fotosintéticamente activa incidente, que es absorbida por la planta, es justamente la cantidad de EUR” (Rueda *et al*, 2015, p.29).

Monteith observó comportamientos proporcionales entre la APAR (Absorbed Photosynthetically Active Radiation) y la NPP para varias especies, algo que le llevo a sugerir que la RUE tenía valores relativamente constantes (Cristiano, 2010), sin embargo, posteriormente se reconoció que la RUE varía para distintas zonas debido a las características propias de las especies, composición específica, estructura y metabolismo fotosintético, y que en menor medida muestra dependencia del estado fenológico, temperatura y disponibilidad hídrica (Baeza *et al*, 2011; Maldonado y Zamora, 2017).

Partiendo de información sobre biomasa producida, la RUE puede obtenerse invirtiendo la ecuación 1, de modo que

$$RUE = \frac{APAR}{NPP} \quad (15)$$

De esta forma, mediante mediciones en campo de NPP y estimaciones de APAR, es posible calcular la RUE para un tipo de vegetación determinado, asumiendo que no hay factores que limiten su crecimiento (Cristiano, 2010; Baeza *et al*, 2011).

3. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

3.1 ZONA DE ESTUDIO

La cuenca alta del río Cauca cubre cerca de 22900 km², comprendiendo áreas dentro de los departamentos del Cauca, Valle, Tolima, Risaralda y Quindío (DNP, 2013). Para la selección de las zonas de estudio, debe tenerse en cuenta que las zonas seleccionadas deben ser lo suficientemente extensas para poder contar con un número significativo de píxeles dentro de ella, esto debido a que el tamaño del píxel de las imágenes satelitales utilizadas, como se verá más adelante, es de aproximadamente 25 hectáreas.

En primera instancia se toma como base una serie de clasificaciones MODIS realizada por Cantero y Rivera (2018), en las cuales se identifican siete tipos de coberturas sobre la cuenca alta del río Cauca.

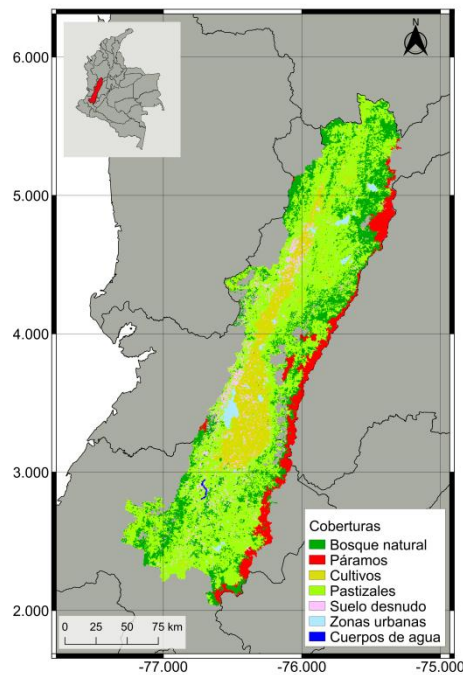


Figura 4. Clasificación 201001 para coberturas sobre la cuenca alta del río Cauca.

En cuanto a la cobertura de áreas cultivadas, la mayor concentración se encuentra sobre el valle geográfico del río Cauca, el cual posee aproximadamente 430 mil hectáreas de extensión a una altitud no mayor a 1000 ms.n.m. (Cenicaña, 2017). En esta zona, los cultivos de caña representan el mayor porcentaje de cultivos con cerca de 200 mil hectáreas cubiertas (Cenicaña, 2017). Ya que el uso eficiente de radiación depende exclusivamente del tipo de vegetación estudiada, para la cobertura de áreas cultivadas se optó por analizar únicamente dichos cultivos de

caña. Para esta cobertura se utilizaron seis clasificaciones MODIS para cultivo distribuidas de manera más o menos uniforme a lo largo del periodo total de estudio.

En cuanto a la cobertura para bosques, se escogió una zona que comprendiera áreas dentro de los parques nacionales naturales de Munchique y Farallones de Cali (en la figura 5 (b), zonas rojas inferior y superior respectivamente), por tratarse de áreas protegidas cuyos bosques no han sido intervenidos. Ya que la cobertura de bosque no es transitoria como sí lo es la de caña, para esta cobertura se fusionó las seis clasificaciones MODIS para bosque de modo que se tuviera una sola máscara.

Finalmente, se generó un shapefile generalizado para cada cobertura de interés, estableciendo así las zonas de estudio definitivas.

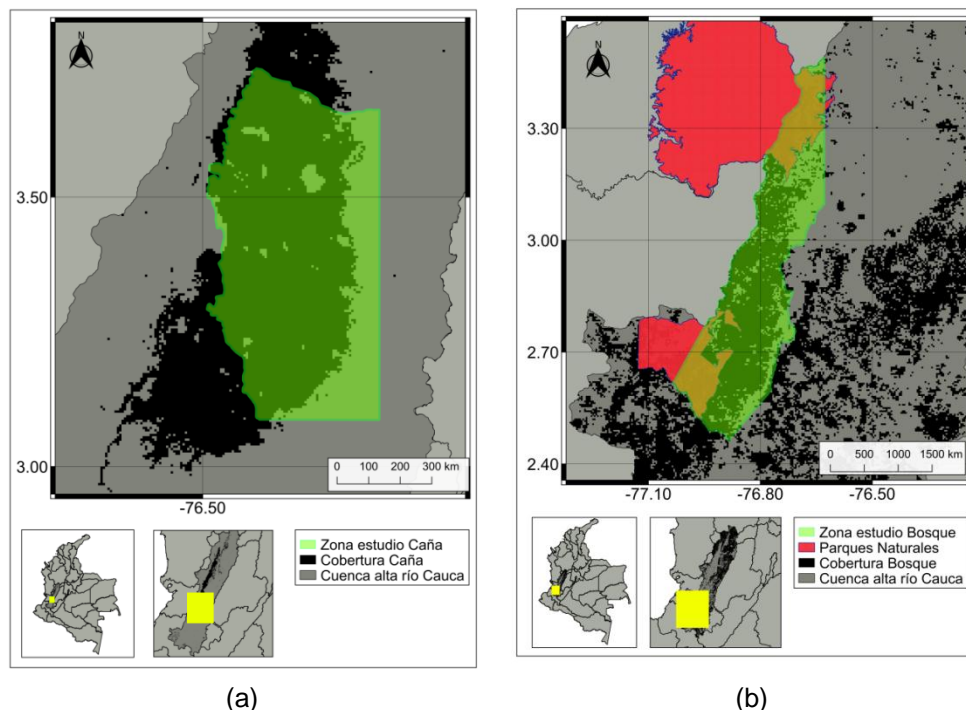


Figura 5. Zonas de estudio para (a) cultivos de caña y (b) bosques naturales.

Si bien se hará la aplicación del modelo eficiencias de Kumar y Monteith sobre todos los píxeles dentro de estas zonas demarcadas, el análisis de los resultados se hará sobre puntos (píxeles) de estudio de los cuales se tenga algún tipo de información relacionada con la NPP o que posea características suficientes para realizar series temporales razonables.

3.2 OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN SOBRE RADIACIÓN GLOBAL

Según la ecuación 4, la PAR puede obtenerse a partir de valores de radiación global (RG). Para RG se establecieron dos fuentes de información: mapas de promedios anuales de radiación global realizados por el IDEAM y estimación indirecta a partir de otras variables.

3.2.1 Mapas de promedios de radiación.

El IDEAM, como entidad oficial encargada de hacer el seguimiento a la radiación a nivel nacional, ha elaborado una serie de mapas de irradiación solar global horizontal en el territorio nacional con información proveniente de estaciones meteorológicas propias y de otras entidades como Cenicaña, Cenicafé, IPSE y CAR (IDEAM, s.f.). Estos mapas comprenden una ventana temporal de aproximadamente 20 años. Dado que la radiación solar presenta un comportamiento periódico de un año a otro (salvo que se presente algún fenómeno climático importante), de estos mapas de radiación se extraerán los valores de radiación global para ambas zonas de estudio.

3.2.2 Derivación a partir de horas de insolación y temperatura.

Este método se aplica para rastrear posibles variaciones en los datos meteorológicos debido a fenómenos climáticos como El Niño y La Niña. La estimación de los valores de radiación global se realizó haciendo uso de las ecuaciones 9 y 12. Este método de obtención de RG comprendió las siguientes etapas:

3.2.2.1 Solicitud información al IDEAM, completado y categorización de datos. Se solicitó al IDEAM mediciones sobre horas de brillo solar y valores máximos y mínimos de temperatura para 40 estaciones meteorológicas distribuidas sobre la mitad inferior de la cuenca alta del río Cauca, para años desde el 2010 hasta el 2015. Estas estaciones cumplen las siguientes características:

- Área operativa 09.
- Categoría: Estación meteorológica AM, CO, CP, ME, SP y SS.
- Estado: Activas en el periodo de estudio.
- Departamentos: Cauca, Quindío, Risaralda y Valle del Cauca.

En su totalidad, la información recibida comprendió 22 estaciones. La disponibilidad de información sobre brillo solar y diferencias térmicas se relacionan a continuación:

Tabla 2. Estaciones IDEAM utilizadas en el estudio.

Nombre	Longitud	Latitud	Código cat.	Altitud	Mayoría datos	Años
Apto. Bonilla	-76.386	3.536	26075040	970	BS	Todos
Apto. Farfán	-76.223	4.090	26105160	980	T	Todos
Apto. G.L. Valencia	-76.608	2.452	26035030	1752	BS	Todos
Barragán	-75.888	4.033	26105140	3320	T	Todos
Base Aérea	-76.499	3.454	26085120	975	T	1
Cenicaña	-76.299	3.360	26075080	1280	T	4
Cumbarco	-75.832	4.185	26125130	1749	BS	Todos
E Vínculo	-76.300	3.834	26095230	981	Mitad	Todos
Gabriel López	-76.289	2.509	26025070	3710	BS	Todos
Ing. Bengala	-76.414	3.262	26045010	983	T	4.5
Ing. Cauca	-76.347	3.269	26065010	1300	BS	Todos
Ing. Manuelita	-76.277	3.574	26075050	1590	T	2
Ing. Riopaila	-76.084	4.3245	26105110	954	BS	Todos
Lomitas	-76.55	3.075	26025110	1900	T	Todos
Mateguadua	-76.168	4.028	26105230	1119	BS	5.5
Miranda	-76.223	3.245	26065020	1133	Mitad	Todos
Palmira	-76.314	3.513	26075010	1180	BS	Todos
San Marcos	-76.033	4.238	26105150	1110	T	Todos
Tenerife	-76.074	3.729	26095080	2628	BS	3
Tunía	-76.526	2.674	26025100	1822	T	Todos
Univalle	-76.533	3.378	26055070	996	Mitad	Todos
Venta Cajibío	-76.561	2.584	26025090	1850	BS	Todos

BS= Brillo Solar; T= Temperaturas

De estas estaciones se descartaron aquellas con pocos años de datos y con alturas mayores a la altura de la zona de estudio (1100 m.s.n.m para caña). De las estaciones restantes no hubo información completa, por lo cual se les completaron datos mediante promedios cuando se encontraba algún tipo de tendencia en los datos disponibles; en otros casos no hubo forma de realizar el completado. Por carencia de puntos cerca de la zona de estudio para bosque, esta fuente de información sobre radiación global sólo se aplica para la cobertura de cultivos de caña.

Por último, se categorizó la información correspondiente a 10 estaciones meteorológicas que contaron con suficientes datos, aclarando que para algunas de estas estaciones no hubo información para ciertos periodos de tiempo. En la figura 6 se muestran estas estaciones como puntos verdes, mientras que las estaciones de las que no se recibió información o que estaba muy incompleta, se muestran como puntos de color rojo.

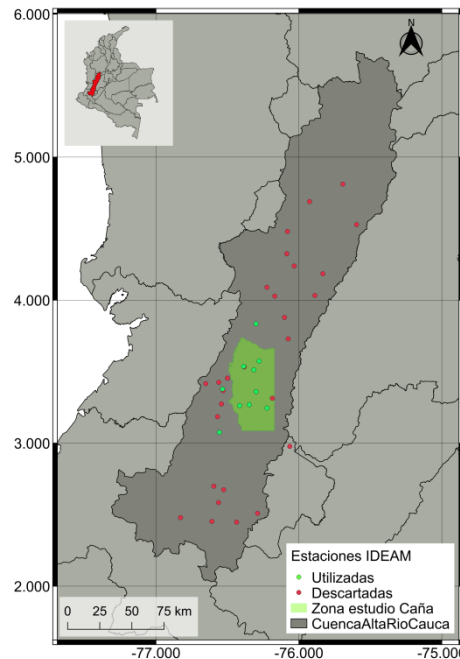


Figura 6. Ubicación de estaciones meteorológicas consultadas al IDEAM.

3.2.2.2 Calibración de los coeficientes de fórmulas adaptados a las condiciones del estudio.

- Fórmula de Angstrom (ecuación 9):

$$R_s = \left(a_s + b_s \frac{n}{N} \right) R_a$$

Si bien se recomienda usar los valores 0.25 y 0.50 para los coeficientes a_s y b_s respectivamente, éstos pueden variar dependiendo de las condiciones atmosféricas y de la declinación solar (FAO, s.f.); para adaptarlos a las condiciones de este estudio se consideró apropiado realizar sus respectivas calibraciones. Para ello se analizó la variabilidad que éstos presentan dentro del rango de altitudes (de 900 a 1100 m.s.n.m.) y latitudes (de 3.06 a 4.4°) abarcadas en la zona de estudio de caña, con el fin de hallar coeficientes fijos para toda la zona.

Para valorar la dependencia con la altura para el mencionado rango de altitudes y latitudes, se calculó la radiación en días despejados R_{so} mediante la ecuación 11 (con las latitudes se calcula la radiación extraterrestre), obteniendo los siguientes resultados:

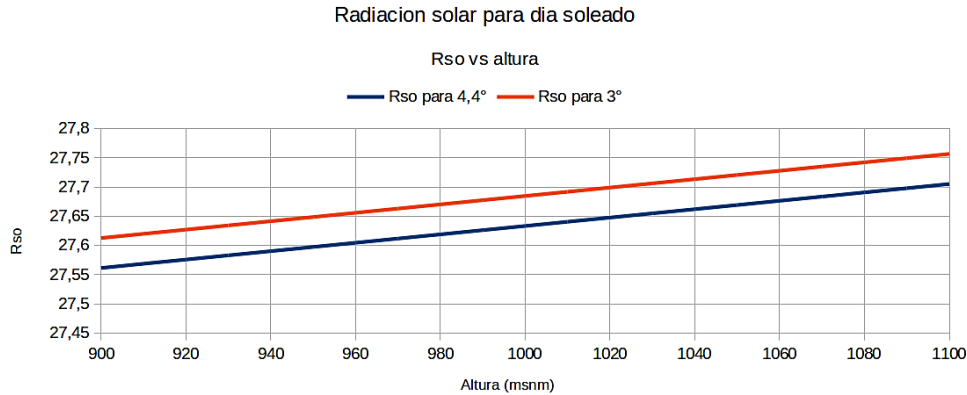


Figura 7. Variación con la elevación de la radiación solar para día despejado.

Para ambas latitudes superior e inferior, la variación fue de 0.14. Ya que en latitudes comprendidas entre la latitud mínima y máxima la variación de R_{so} no es mayor al 14%, se concluye que no existe una dependencia significativa de los valores de radiación con los valores de elevación en la zona.

En cuanto al rango de latitudes, se tomaron como referencia datos de radiación global provistos por CENICAÑA para 100 fechas entre diciembre del 2017 y marzo del 2018 y en las latitudes de interés. Para cada una de las fechas disponibles se calculó la radiación extraterrestre R_a , de modo que para cada fecha se tuviera el valor de la razón R_s/R_a , tal que:

$$\left(a_s + b_s \frac{n}{N}\right) = \frac{R_s}{R_a} \Rightarrow \left(a_s + b_s \frac{n}{N}\right) = X$$

Los valores máximo y mínimo del término $a_s + b_s n/N$ se dan cuando $n = N$ (día despejado) y $n = n_{min}$ (día nublado) respectivamente. Idealizando estas situaciones se tendrían los siguientes casos:

1. Para $n = N \Rightarrow a_s + b_s = X$
2. Para $n = n_{min}$ y $n \ll N \Rightarrow a_s = X$

Puesto que los valores de X son conocidos, se pueden obtener los valores de a_s y posteriormente los de b_s ; estos resultados se muestran en la figura 8, en la que el porcentaje de R_{ext} corresponde a X .

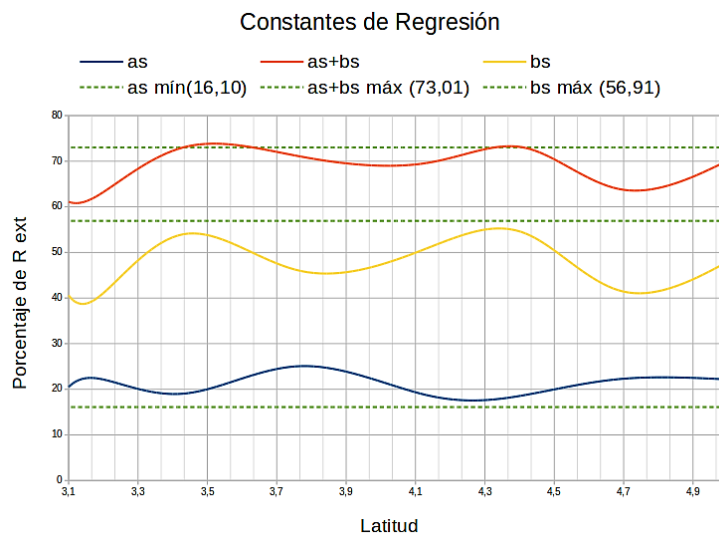


Figura 8. Constantes de regresión para la fórmula de Angstrom.

- Contando ya con los valores posibles para a_s y b_s dentro de las latitudes de interés, se toman como valores definitivos al mínimo entre todos los a_s y al máximo entre todos los b_s , es decir 0.161 y 0.5691. Según la FAO (s.f.), a_s debe ser menor a 0.20 y b_s mayor a 0.55, por lo que los valores obtenidos son satisfactorios. Los mismos coeficientes se pueden usar dentro de un rango de latitudes no mayor a 3° (Guzmán *et al*, 2013). El que los datos de radiación de CENICAÑA correspondieran a fechas en que no hubo lluvias intensas, mejora la calibración realizada, pues se contó con máxima duración de horas de insolación.

Con los coeficientes obtenidos se tiene finalmente la ecuación adaptada a este estudio para estimar la radiación global a partir de información sobre horas de insolación:

$$R_s = \left(0.161 + 0.5691 \frac{n}{N}\right) R_a \quad (16)$$

- Ecuación de Hargreaves (ecuación 12):

$$R_s = k_{RS} \sqrt{T_{max} - T_{min}} R_a$$

Tomando una ubicación aleatoria, se graficó R_s mediante la fórmula de Angstrom y la ecuación de Hargreaves, variando en esta última el valor del coeficiente k_{RS} , sabiendo que este puede tomar valores entre 0.16 y 0.19 (FAO, s.f.). Se seleccionó la curva obtenida mediante la ecuación de Hargreaves en la que sus valores máximos tuvieran la mejor correspondencia con los máximos de la curva obtenida mediante la fórmula de Angstrom.

La curva que mejor se adecuó a esta condición fue aquella en que el valor de k_{RS} fue de 0.17 (figura 9).

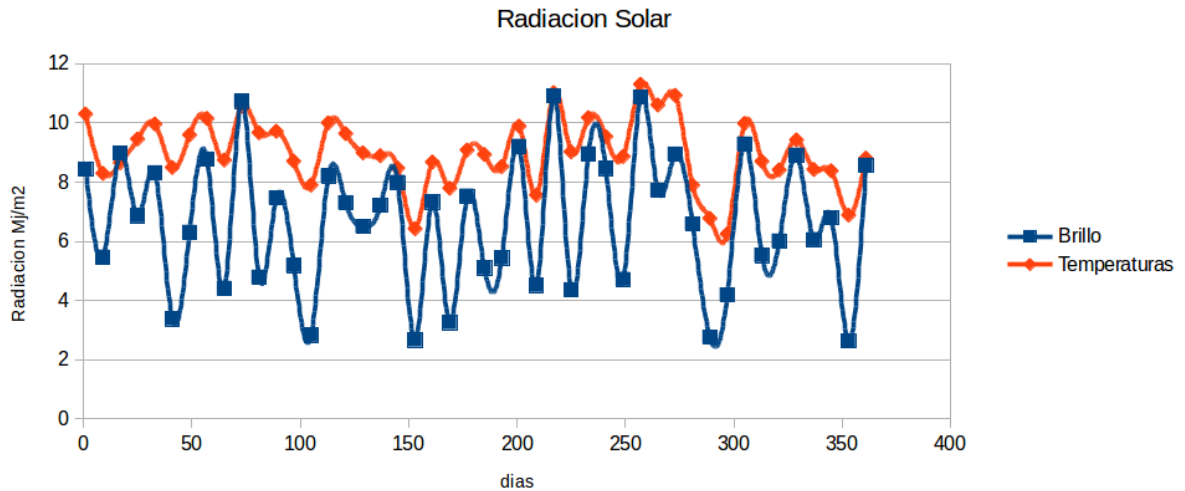


Figura 9. Calibración de k_{RS} con curva de fórmula de Angstrom.

Finalmente, para este estudio se toma la siguiente ecuación para obtener valores de radiación global a partir de valores de temperaturas máxima y mínima

$$R_s = 0.17 \sqrt{T_{max} - T_{min}} R_a \quad (17)$$

3.2.2.3 Aplicación de ecuaciones de estimación de RG y generación de archivos shapefile. Habiendo calculado ya los valores de los coeficientes de calibración, se procedió con la aplicación de las ecuaciones 16 y 17. La aplicación de una u otra dependió del tipo de dato disponible (horas de brillo solar o temperaturas máxima y mínima), teniendo prioridad la fórmula de Angstrom, pues representa un comportamiento más real, mientras que la ecuación de Hargreaves tiende a sobreestimar los valores.

Mediante un algoritmo, para cada fecha se generó un archivo shapefile de puntos (archivo shape de ESRI) con los valores de RG calculados en las ubicaciones geográficas de las estaciones meteorológicas.

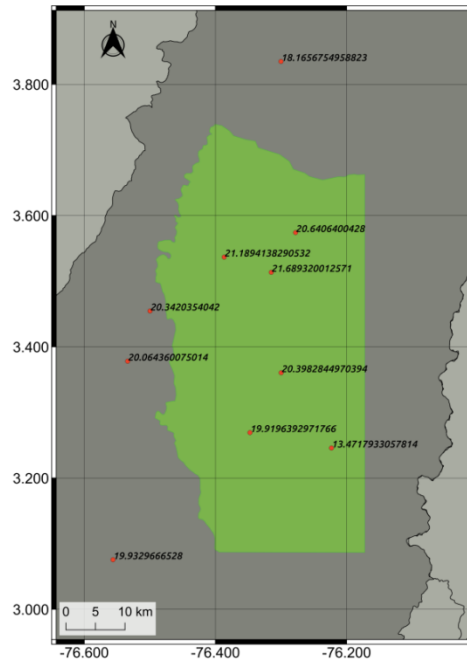


Figura 10. Shapefile de valores de radiación global para la fecha de estudio 20100101.

3.2.2.4 Interpolación universal kriging. El método kriging proporciona una superficie de predicción haciendo uso del conocimiento existente al tener en cuenta la manera en que una propiedad varía en el espacio a través del modelo de variograma (Webster y Oliver, 2007). Estima los valores de una variable regionalizada en una ubicación seleccionada, con base a los valores existentes circundantes. A las ubicaciones seleccionadas y a estos se les asigna un coeficiente de ponderación relevante que representa la influencia de los datos particulares sobre el valor de la estimación (Mesić, 2016).

Presenta mejores resultados cuando la distribución de datos es uniforme; cuando esto no se cumple, se tienen mejores predicciones en las zonas con mayor densidad de datos en comparación con zonas con poca cantidad. El término kriging es genérico y abarca varios tipos distintos de kriging, tanto lineales como no lineales, los más comunes son (Webster y Oliver, 2007):

- El *simple* kriging requiere la existencia de una tendencia a tener mayor dependencia del promedio de los datos, haciendo pequeñas variaciones alrededor de este.
- El *ordinal* kriging no necesita tendencia media, atribuye más importancia a los valores de los puntos de muestra como tal y realiza la interpolación teniendo en cuenta las distancias relativas entre estos puntos. Es necesario tener conocimiento de la disposición relativa de los puntos de muestra en el espacio.

- El *universal* kriging, similar a los anteriores, tiene la ventaja de permitir adicionar información sobre otra variable que se encuentre comprendida en la región de interpolación, mejorando así los resultados.

En este estudio se optó por utilizar el universal kriging para interpolar los valores de radiación global de los shapefiles obtenidos en la sección anterior; se agregó un modelo de elevación digital (DEM) enmarcado en la zona del estudio como variable auxiliar². De esta etapa se obtuvo un ráster de RG para cada uno de los shapefile. Dado que estas interpolaciones se hicieron con limitaciones tanto en el número de puntos de muestra como en su distribución espacial relativa (ver figura 10), se esperaban errores en las interpolaciones para zonas alejadas al aglomerado de puntos. Como medida de la calidad de las interpolaciones, se hicieron comparaciones entre los valores de los puntos de muestra (shapefiles de entrada) y los valores en las mismas ubicaciones de los ráster obtenidos, relacionándolos mediante el error relativo porcentual:

$$err. \text{ rel. porc.} = \frac{RG_{estim} - RG_{interp}}{RG_{estim}} \times 100$$

Se consideraron como interpolaciones “buenas” aquellas en que ningún punto de comparación presentara un error mayor al 30%, interpolaciones “aceptables” si se presentaban uno o dos puntos que superaban este porcentaje pero sin alejarse demasiado, e interpolaciones “malas” si se obtenían errores relativos inadmisibles (mayores al 40%). Finalizada esta etapa, se obtuvieron 262 interpolaciones buenas, 13 interpolaciones aceptables y una interpolación mala (20141101).

3.3 PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES

A partir de los productos de MODIS, el índice NDVI puede obtenerse a partir de valores de reflectancia espectral de la superficie terrestre en la bandas del rojo e infrarrojo, provistas por en el producto MOD09A1, o directamente desde el producto MOD13A1 que provee varios índices de vegetación, entre ellos el índice en cuestión. En estos productos se toman los píxeles con mejores condiciones a lo largo del periodo de captura (8 días para el MOD09A1 y 16 días para el MOD13A1) y se genera un único ráster que contiene a estos píxeles (LP DAAC, 2014). Una ventaja notable al utilizar estos productos es que éstos ya cuentan con correcciones de tipo atmosférica, geométrica y radiométrica.

En este estudio se van a usar ambos productos, estableciendo así métodos de estimación de NPP que difieren en la fuente de información para NDVI y por tanto

² Las interpolaciones se realizaron usando el algoritmo “Universal kriging” de SAGA, disponible en la caja de herramientas del software libre QGIS. Como variable auxiliar se usó el modelo digital de elevaciones ASTER de la NASA para la zona de estudio de caña

en la temporalidad conseguida³, pues al usar el MOD13A1 se tienen 23 imágenes por año, mientras que con el MOD09A1 se tiene el doble de imágenes.

Las imágenes satelitales fueron obtenidas a través del portal Earth Explorer del servicio geológico de los estados Unidos (USGS). Para el periodo de estudio, del producto MOD09A1 de MODIS están disponibles para descarga 276 archivos, desde el 01 de enero de 2010 hasta el 27 de diciembre de 2015, con una periodicidad de ocho días; para el mismo periodo, del producto MOD13A1 se tienen 138 archivos con una periodicidad de 16 días. Las fechas de estudio para el análisis de la variabilidad de NPP se corresponderán con la distribución de fechas de los archivos mencionados.

Las imágenes se descargan en archivos con extensión .hdf (Hierarchical Data Format); estos archivos contienen un conjunto de elementos denominados datasets (conjunto de datos). Cada dataset, además de contener el array de la banda (o bandas) que forma la imagen satelital propiamente dicha, también contiene otros metadatos como la proyección y la geotransformada, importantes en la georreferenciación de los datos.

Antes de aplicarse a cualquier tipo de proceso, es necesario realizar un preprocesamiento a estos datasets. En el contexto de este estudio, dicho preprocesamiento comprende una serie de procedimientos que permiten obtener una imagen georreferenciada y compuesta exclusivamente por píxeles válidos para la aplicación del modelo de eficiencias, según ciertos criterios particulares de selección. Aquellos píxeles que luego del preprocesamiento resulten ser píxeles no válidos, se reescriben al valor sin datos sugerido para cada producto (-28753 para el MOD09A1 y -3000 para el MOD13A1).

Se llevaron a cabo tres etapas principales: extracción de bandas, segmentación y reproyección. Cabe mencionar que para cada cobertura se realizaron estos procedimientos de manera independiente.

3.3.1 Extracción de bandas

De los productos MODIS utilizados se extraen desde el hdf los datasets necesarios para la aplicación del modelo. Para el MOD09A1 se extraen las bandas R e IR, correspondientes a los datasets 1 y 2. Los algoritmos desarrollados para este estudio permiten calcular y extraer de manera anticipada el índice NDVI directamente desde el hdf y almacenarlo como dataset en el formato GeoTiff (.tif) para su posterior manipulación.

Para el MOD13A1 se extrae la banda de NDVI, correspondiente al dataset 1. Dado que en este caso el NDVI ya ha sido calculado, basta con simplemente aplicar el

³ Para la cobertura de caña, también difieren en la fuente de RG.

factor de escala (factor que permite realizar la conversión de niveles digitales a valores de reflectancia) al dataset de interés y extraerlo como .tif. En el cálculo del NDVI usando el MOD09A1 no se mencionó el factor de escala debido a que este se cancela al aplicar la ecuación 13.

3.3.2 Segmentación

Consiste en dividir la imagen (dataset) en grupos de píxeles que cumplan determinadas características específicas. Al dataset de NDVI obtenido al usar el MOD09A1 se le realizaron dos segmentaciones consecutivas:

- Máscaras de calidad y estado de nubosidad: Vienen provistas dentro del hdf (datasets qc y state, respectivamente). Se aplican para conservar únicamente los píxeles aptos para la aplicación del modelo en base a la calidad de las medidas representadas en los valores de píxel y en su estado de nubosidad. Para su aplicación deben convertirse sus valores a binario y contando desde el dígito menos significativo (LSB). A continuación se mencionan las condiciones seleccionadas para el dataset de NDVI.

Tabla 3. Criterios de selección en aplicación de máscaras de calidad y estado de nubosidad para MOD09A1.

Máscara	Combinación conservada	Descripción
Calidad (qc)	00	Producto corregido producido a la calidad ideal.
	01	Producto corregido producido a calidad menor a la ideal.
Nubosidad (state)	000	Despejado / Sin sombras de nubes.
	100	Mezclado / Sin sombras de nubes.
	110	No establecido; se asumen claros / Sin sombras de nubes.

Fuente: LP DAAC, 2014

Para tener suficientes píxeles con los cuales analizar los resultados de este estudio, se optó por mantener las combinaciones 100 y 110 para la máscara de nubosidad debido a que al quitarlas quedan muy pocos píxeles en la zona

- Zona de estudio: Los datasets extraídos se recortan con el shapefile de zona de estudio y posteriormente se hace un filtrado mediante la máscara de la cobertura en cuestión (figura 5), conservando así los píxeles que contengan la cobertura deseada.

Al dataset de NDVI obtenido al usar el MOD13A1, además de segmentarlo a la zona de estudio (shapefile zona de estudio y máscara de cobertura), se le aplicaron los siguientes criterios de selección:

Tabla 4. Criterios de selección en aplicación de máscaras de calidad y estado de nubosidad para MOD13A1.

Máscara	Combinación conservada	Descripción
Indicador de calidad de IV	00	Índice de vegetación producido con buena calidad.
	01	Índice de vegetación producido, pero verifique otra QA.
	10	Pixel producido, con probabilidad de nubosidad.

Fuente: LP DAAC, 2014

3.3.3 Reproyección

Cambio de sistema de referencia de coordenadas. Por tratarse de un estándar en geodesia y cartografía, en este estudio los datasets de NDVI se re proyectan al sistema de coordenadas geodésico WGS84 (EPSG: 4326, WGS 84).



Figura 11. Preprocesamiento imágenes satelitales.

3.4 OBTENCIÓN DEL USO EFICIENTE DE RADIACIÓN

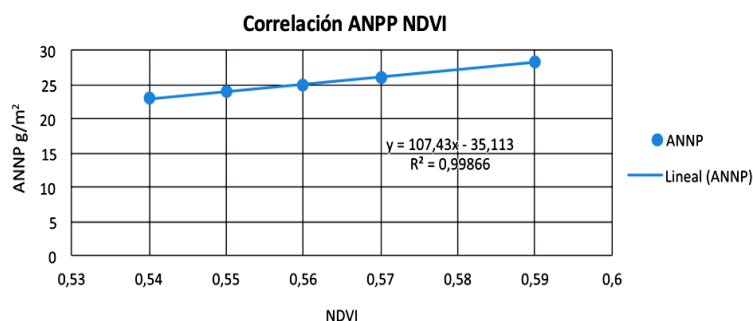
Se realizó una búsqueda en artículos científicos para determinar el valor de RUE para cada cobertura. Dado que esta variable depende de las características propias de la vegetación y las condiciones ambientales en que se encuentra (temperatura, agua disponible), se buscaron estudios desarrollados en condiciones semejantes a la de esta investigación, esto es, coberturas similares, latitudes entre 2 y 12 grados y alturas entre 500 y 4000 metros.

3.4.1 Caña de azúcar

Para la caña de azúcar no se encontraron estudios que de forma explícita suministraran el valor de RUE, por lo que se debió obtener de manera indirecta. La principal fuente de información fue el estudio de Rueda y colaboradores (2015), del cual se emplearon las ecuaciones y los datos presentados.

En dicho estudio, la RUE rondaba valores entre 1.8 a 4.2 puesto que se utilizaron tres métodos distintos para hallar la fPAR. Estos valores se obtuvieron mediante despeje en fórmulas, utilizando valores de NDVI-NPP a partir de una gráfica de

regresión lineal y valores de PAR indicados en una tabla proporcionada en el artículo (figura 12).



(a)

Tabla 1. Valores registrados de la radiación solar, en la ubicación de la parcela en estudio; así mismo, los valores medidos del parámetro PAR muestran regularidad

Mes	RG_MJ/m ²	PAR_MJ/m ²
Enero de 2012	17,90	8,41
Febrero de 2012	17,25	8,11
Marzo de 2012	19,08	8,97
Abril de 2012	15,39	7,23
Mayo de 2012	17,04	8,01
Junio de 2012	18,16	8,54
Julio de 2012	18,03	8,47
Agosto de 2012	21,84	10,26
Septiembre de 2012	19,23	9,04
Octubre de 2012	16,19	7,61
Noviembre de 2012	16,62	7,81
Diciembre de 2012	16,35	7,68

(b)

Adaptado de Rueda *et al* (2015).

Figura 12. Correlación ANPP-NDVI y valores de RG y PAR estudio Rueda y colaboradores.

A partir de estos datos y mediante la ecuación 15, se observó que dos de los métodos apuntaban a un valor de RUE de 4.2 g/MJ.

Por otra parte se indagó sobre la morfología y fisiología de la caña de azúcar. Del documento de Cassalet y colaboradores (1995) se puede conocer que este tipo de caña es C4. Este tipo de cultivo soporta altas cantidades de radiación antes de saturarse, y cerca del 100% de la energía convertida mediante fotosíntesis se emplea en la generación del bagazo y sacarosa, por lo cual su eficiencia en el uso de radiación para generar biomasa es alta (63 μmol de $\text{CO}_2/\text{m}^2\text{s}$) en comparación con otros cultivos, como los tipos C3. También se observó que las plantas tipo C4, en su mayoría pastos, presentan eficiencias en el uso de radiación desde 1.1 hasta 4.7 (Akma, 2004).

De este modo, para una zona con un promedio anual de 4 a 5 horas de brillo solar, se estimaría un total entre 115.75 a 144.65 t/ha al año. Para comprobarlo se tomó como referencia el reporte “Producción y rendimiento del cultivo de caña azucarera 2007-2014” realizado por el Ministerio de Agricultura Nacional. En éste

se reporta un rendimiento entre 100.44 y 122.44 t/ha. Con los valores de los mapas de radiación se pudo observar una tendencia de 4,5 Kwh/m² por día o 5917MJ/m² por año, lo que equivaldría a un valor de APAR de 2958,5MJ/m². Como la RUE es la razón entre la NPP y la APAR (ecuación 15) aproximando la NPP mediante el rendimiento se tendría un valor de RUE de 3,4 g/MJ (100.44/2958,5).

Tomando los valores obtenidos, 4.2 g/MJ y 3.4 g/MJ provenientes del estudio de Rueda y lo consultado sobre morfología de la caña azucarera respectivamente, en este estudio se opta por un valor de 3.8 para la eficiencia en el uso de radiación.

3.4.2 Bosque

Los bosques, al comprender alta variedad de especies de árboles no presentan un valor definido de eficiencia en el uso de radiación (Xin, 2016); la principal fuente de error en la determinación de un valor fijo para esta variable es precisamente dicha heterogeneidad. Los bosques, al ser de tipo C3, presentan alto punto de compensación de CO₂, altas tasas de fotorrespiración y bajo punto de saturación lumínica (Giraldo, 2010), en comparación con las plantas tipo C4 como la caña. Debido a esto, la conversión de energía en los bosques se emplea mayormente en la respiración autotrófica y no se genera biomasa significativa⁴, se espera entonces que el valor de RUE sea bajo.

En los parques naturales nacionales de Munchique y Farallones de Cali se encuentran bosques de tipo andino y subandino (Parques Nacionales Naturales de Colombia, 2005). Dado que la zona de estudio se eligió en el mismo costado de la cordillera, se espera que estos parques tengan similitudes en la radiación y niveles de precipitación similares. Las siguientes tablas muestran las características y tipos de bosque presentes en estas zonas (IDEAM, 2010):

Tabla 5. Parques naturales nacionales de estudio.

Parámetro	PNN Munchique	PNN Farallones de Cali
Extensión (ha)	44000	196430
Altitud (msnm)	600 – 3100	200 – 4100
Temperatura (°C)	8 - 27	5 – 25
Precipitación promedio anual (mm)	5000	6000

Tabla 6. Características de los bosques en zona de estudio.

Tipo de bosque		Altitud (msnm)	Temperatura (°C)	Precipitación (mm)
Subandino	Bosque húmedo premontano	800-1800	18-24	1000-2000

⁴ Esto se cumple en bosques ya desarrollados o senescentes, como los que se estudian en esta investigación

	Bosque muy húmedo premontano	800-1800	18-24	2000-4000
Andino	Bosque húmedo montano bajo	1800-2800	12-18	1000-2000
	Bosque muy húmedo montano bajo	1800-2800	12-18	2000-4000
Alto andino	Bosque húmedo montano	2800-3700	6-12	500-1000
	Bosque muy húmedo montano	2800-3700	6-12	1000-2000

En estas zonas existen, entre otras, especies como robledales rojos y negros, pino chaquiro o romerón, encenillos, aguacatillos y mortiños (Rodríguez *et al*, 2006); los tipos de hoja que presentan estas especies están entre hojas anchas perennes y hojas agujas perennes. Según el tipo de hoja se considera un valor de RUE máximo (Wang, 2017); para el caso de vegetación perenne de hojas anchas, dicho valor es de 0.485 mientras que para vegetación perenne de hoja aguja es de 0.985.

Dado que hay mayor cantidad de bosque de hoja ancha en los pixeles utilizados para la zona de estudio de bosque (Rodríguez *et al*, 2006), en este estudio se optó por un valor de 0.5 para la eficiencia en el uso de radiación para la cobertura de bosque.

3.5 PROCEDIMIENTOS DE ESTIMACION DE NPP

Una vez establecidas las fuentes para las variables necesarias en la estimación de la NPP, se resumen a continuación los métodos de aplicación del modelo de eficiencias los cuales se diferencian en las variables utilizadas.

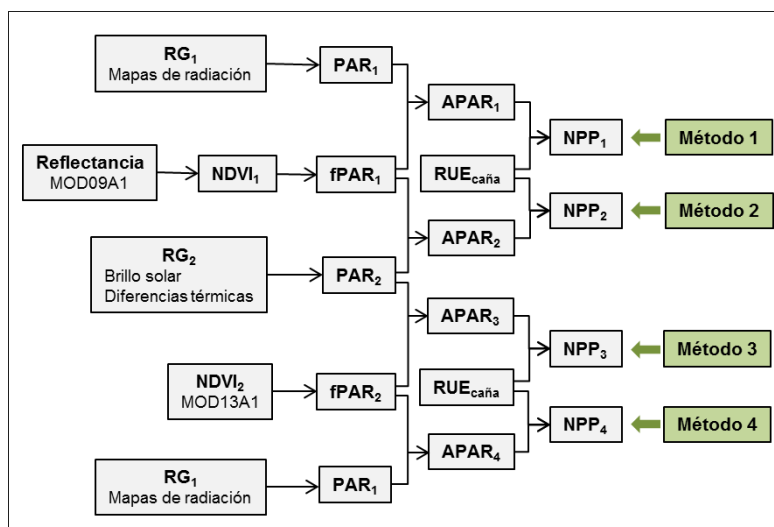


Figura 13. Esquema de aplicación del modelo de eficiencias para la cobertura de caña.

Como puede verse, para la cobertura de caña de azúcar se proponen cuatro rutas de aplicación del modelo de eficiencias. Éstas difieren en las fuentes de NDVI y de RG; los subíndices utilizados se relacionan de la siguiente manera:

Tabla 7. Métodos para la aplicación del modelo de eficiencias en cobertura de caña.

Método	RG entrada	NDVI entrada	NPP salida
Método 1	RG ₁	NDVI ₁	NPP ₁
Método 2	RG ₂	NDVI ₁	NPP ₂
Método 3	RG ₂	NDVI ₂	NPP ₃
Método 4	RG ₁	NDVI ₂	NPP ₄

Por su parte, para la cobertura de bosque se tienen sólo dos rutas dado que, si bien sí se tienen dos fuentes de NDVI, sólo se tiene una fuente para RG (RG₁), al no contar con información sobre brillo solar o diferencias térmicas para hacer interpolaciones.

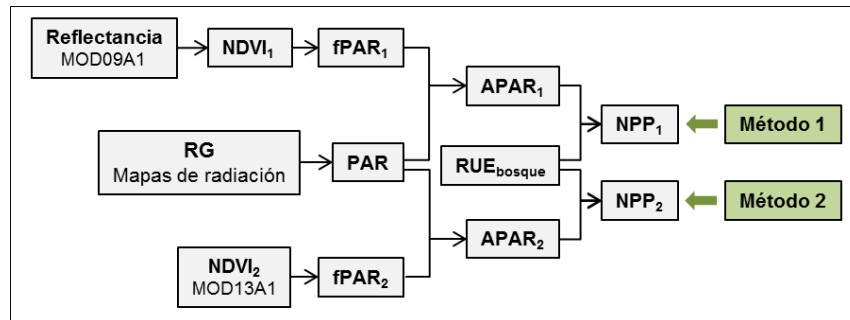


Figura 14. Esquema de aplicación del modelo de eficiencias para la cobertura de bosque.

Las variables usadas en este caso son:

Tabla 8. Métodos para la aplicación del modelo de eficiencias en cobertura de bosque.

Método	RG entrada	NDVI entrada	NPP salida
Método 1	RG ₁	NDVI ₁	NPP ₁
Método 2	RG ₁	NDVI ₂	NPP ₂

4. RESULTADOS Y ANÁLISIS

4.1 CONSIDERACIONES PREVIAS

Para cada cobertura y fecha de estudio se obtuvo un ráster con los valores de NPP estimados al aplicar el modelo de eficiencias de Kumar y Monteith mediante los métodos propuestos. Los anexos A y B contienen muestras de los ráster de NPP obtenidos para la fecha de estudio 20100101. Antes de iniciar con el análisis de los resultados debe considerarse lo siguiente:

- Para cada fecha, el ráster de NPP hereda del correspondiente ráster de NDVI su geotransformada, proyección y las ubicaciones de los píxeles no válidos. Estos píxeles no necesariamente se presentarán para todas las fechas y en las mismas ubicaciones, motivo por el cual habrán discontinuidades al tomar una ubicación particular y extraer los valores de NPP para generar series temporales. Esta situación también se da para los ráster de RG_1 y RG_2 , pues durante el preprocesamiento se usa el ráster de NDVI como referencia.
- Existen leves variaciones entre las máscaras de cobertura para caña; pueden existir píxeles que han sido clasificados como cultivo para un año particular y en otros hayan sido clasificados como otra cobertura. Estas variaciones se deben al carácter transitorio de los cultivos presentes en la zona y que fueron registrados por la clasificación utilizada. Por otro lado, dicha clasificación no garantiza totalmente que todo lo que se encuentra dentro del área delimitada por cada píxel es realmente la cobertura deseada. Si bien se trata de una clasificación con alto grado de precisión, es posible que cada píxel, al comprender un área extensa, contenga elementos distintos a la cobertura de interés (la cobertura de cultivos no comprende únicamente caña), como otras coberturas, carreteras, zonas urbanas o cuerpos de agua. Debido a que los productos utilizados en la obtención de NDVI son composiciones de ocho y dieciséis días, la presencia de estos elementos no deseados puede alterar dichos valores según el área que ocupen respecto al área total cubierta por el píxel.
- Respecto a las fuentes de información sobre radiación global, debe anotarse que para el caso de RG_2 se tienen probables fuentes de error al haberse obtenido mediante métodos indirectos (conversiones de datos de brillo solar y temperatura, interpolaciones). por lo cual es posible que se presenten valores o comportamientos atípicos. Sin embargo, también cabe resaltar la mejora en la precisión de las estimaciones debido a que estos valores de radiación se obtienen para cada fecha según condiciones climatológicas particulares; esto

permite tener conocimiento de los fenómenos climáticos ocurridos en dichas fechas.

- Debe tenerse en cuenta el efecto de los fenómenos climáticos del Niño y la Niña. En la región Andina colombiana, el fenómeno del Niño se caracteriza por la disminución en la cantidad de precipitaciones y en la humedad, mientras que la Niña se caracteriza por el aumento considerable de las precipitaciones y disminución de las temperaturas (SIAC, s.f.). La siguiente figura muestra la presencia de los fenómenos del Niño y la Niña a lo largo del periodo de estudio⁵.

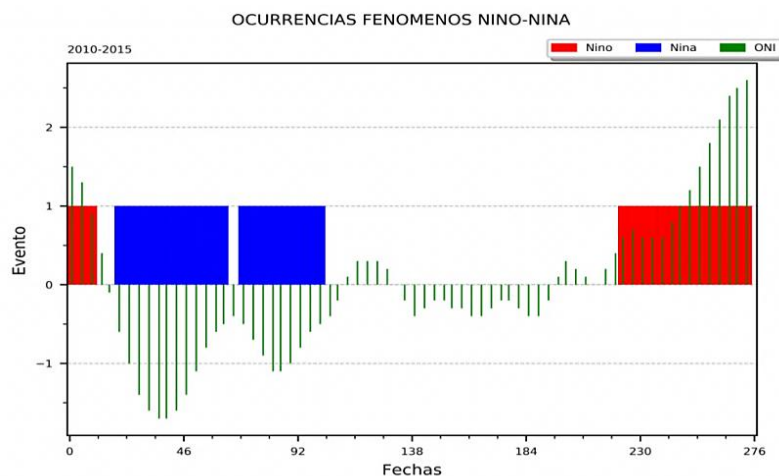


Figura 15. Ocurrencia de los fenómenos del Niño y la Niña en el periodo de estudio.

En la gráfica, el ONI es un índice utilizado como estándar para determinar si se está presentando en el océano pacífico tropical alguno de los fenómenos climáticos en cuestión. Dado que se presentaron durante considerables periodos de tiempo, estos fenómenos climáticos tendrán efecto en las estimaciones de NPP, tanto en la disponibilidad de imágenes como en la fenología de las coberturas de estudio.

Dicho esto, a continuación se hace el análisis de los resultados para cada cobertura por separado en ubicaciones geográficas (píxeles) que muestren situaciones particulares.

⁵ En esta y en las gráficas siguientes, para el eje horizontal se usan valores de 0 a 276 correspondientes a las 276 fechas de estudio, esto debido a que al usar el formato año-mes-día, no hay una secuencia uniforme en los cambios de año, por ejemplo, del 20101227 sigue el 20110101.

4.2 COBERTURA CAÑA

4.2.1 Puntos de análisis.

La selección de los lugares de estudio se hace bajo consideraciones basadas en:

- Número de píxeles disponibles para realizar una serie temporal aceptable. En este punto cabe recordar que píxeles no válidos principalmente se deben tanto a las máscaras de nubosidad y calidad aplicadas durante el preprocesamiento del ráster de NDVI y a posibles cambios en la cobertura desde la clasificación MODIS.
- Existencia garantizada de cultivos de caña en la zona.
- Porcentaje de dichos cultivos respecto a otras coberturas presentes dentro de la zona cubierta por un mismo píxel.
- Distribución de estos píxeles respecto a las fechas de estudio.

Para conocer el número de píxeles válidos en la zona de estudio⁶, se tomaron todos los ráster de NPP y mediante un algoritmo se contabilizó el número de veces en que para cada ubicación se tienen píxeles útiles. Esta información se compendió en un ráster acorde a la zona de estudio (ver figura 5 (a)) en el cual el valor de cada píxel corresponde al número de píxeles válidos a lo largo de todas las fechas de estudio.

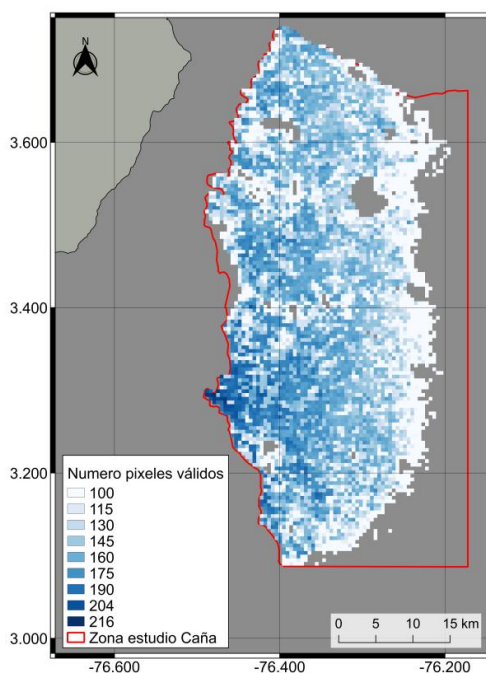


Figura 16. Ráster de número de píxeles válidos para cultivos de caña.

⁶ En este estudio se entiende como píxel válido a aquel píxel cuyo valor no es un valor sin datos. Estos píxeles son los que perduran luego de la etapa de preprocesamiento de las imágenes satelitales.

Aquí se muestran únicamente aquellas ubicaciones con más de 100 píxeles válidos a lo largo de todo el periodo de estudio. Como puede verse, son pocas las ubicaciones que superan los 200 píxeles útiles, sabiendo que el número máximo posible es de 276. La zona de estudio seleccionada para caña comprende principalmente cultivos transitorios de caña y arroz. Si bien la mayoría de cultivos presentes en esta zona son cultivos de caña, para mayor precisión se recurrió a información suministrada por Cenicaña, que comprende la ubicación de algunas suertes de este cultivo ubicadas dentro de la zona de interés, junto con información sobre fechas de siembra y corte:

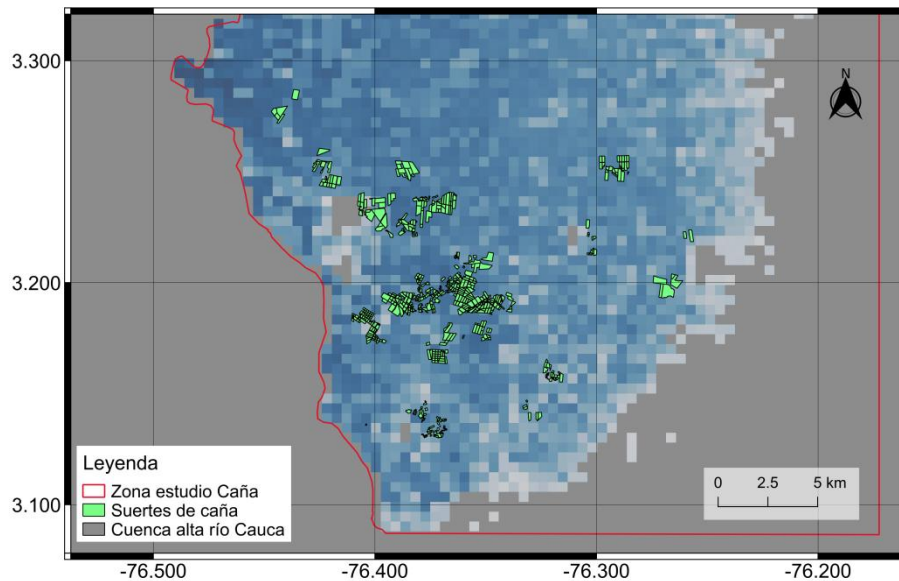


Figura 17. Ubicación de suertes de caña en la zona de estudio.

Como puede observarse con más detalle a continuación, existen suertes contenidas en su totalidad dentro de un píxel y otras dentro de dos o más píxeles.



Figura 18. Detalle de las suertes de caña respecto a los píxeles del ráster de referencia.

En la escogencia de los puntos de estudio se seleccionaron puntos que representaran las siguientes situaciones:

1. Pixel conteniendo en porcentaje significativo una única suerte.
2. Pixel conteniendo en porcentaje significativo entre dos y cuatro suertes.
3. Pixel conteniendo en porcentaje significativo más de cuatro suertes.

Dadas las limitaciones en la información disponible, un porcentaje mayor al 40% se asume como porcentaje significativo. La existencia de otro tipo de cultivos dentro de los pixeles de interés puede afectar la estimación de la NPP, por esto es importante conocer el porcentaje de cubrimiento de las suertes, como indicador de su influencia en los resultados obtenidos. Aun en el caso en que el porcentaje restante corresponda a cultivos de caña, el no tener información sobre estas suertes limita la predicción de los resultados. Para pixeles que comprenden más de una suerte, hay que comentar que no necesariamente todas ellas comparten las mismas fechas de corte, dicho factor se considera pues puede influir en las estimaciones de NPP de la zona.

Siendo 24.3292 ha el área cubierta por un pixel, la siguiente tabla muestra las ubicaciones seleccionadas como puntos de estudio para los casos expuestos anteriormente y las proporciones de sus áreas dentro del pixel. En la selección de estos puntos se procuró que para aquellos con más de una suerte de caña se tuvieran fechas de corte lo más cercanas posible.

Tabla 9. Puntos de análisis para caña.

Num.	Caso	Coordenadas (lon.,lat.)	Suertes contenidas			
			Código único	Área dentro de pixel (ha)	Porcentaje de cubrimiento (%)	Total (%)
1	1	-76.436, 3.284	CA010333000006	12.28	50.48	50.48
2	2	-76.392, 3.239	CA010125000007	4.36	17.94	47.61
			CA010125000008	7.21	29.67	
3	3	-76.370, 3.235	CB00043200013A	0.87	3.59	92.34
			CB00052400012A	5.58	22.97	
			CB000524000012	4.24	17.46	
			CB000432000013	0.40	1.67	
			CA010415000002	0.29	1.2	
			CB000723000014	11.05	45.45	

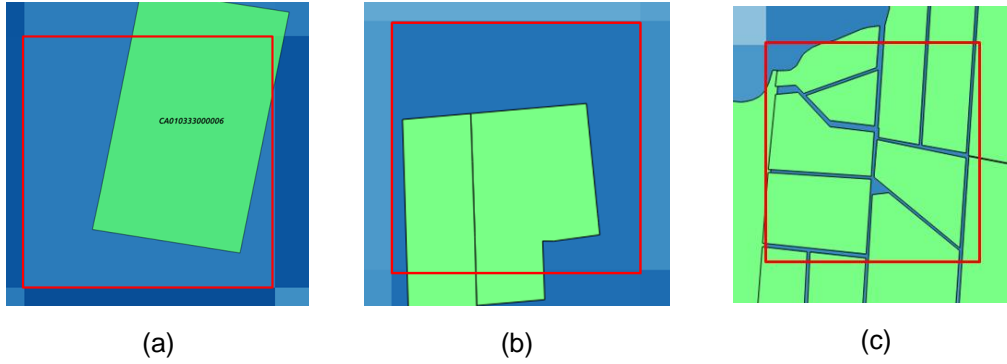


Figura 19. Pixeles y suertes contenidas correspondientes a puntos de análisis de caña.

Finalmente, la siguiente figura muestra la distribución de pixeles válidos en estos puntos de análisis. La tabla 10 presenta el número de estos pixeles a lo largo del periodo de estudio y si para los pixeles en cuestión hubo cambios en la clasificación como cultivo en las clasificaciones MODIS utilizadas.

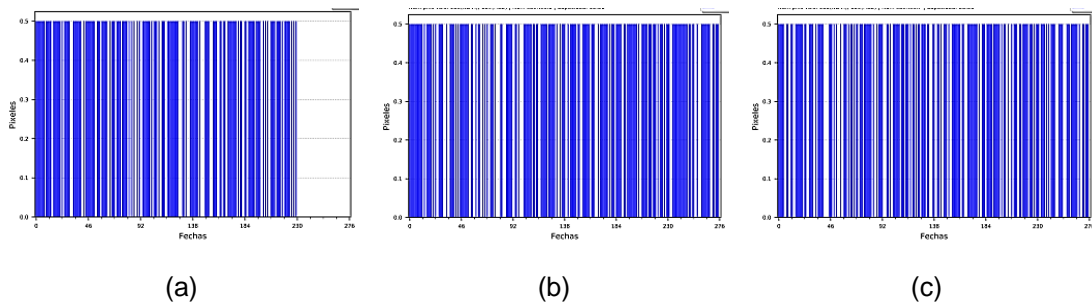


Figura 20. Distribución de pixeles validos en los puntos de análisis de caña.

Tabla 10. Cambios en la clasificación MODIS en puntos de análisis de caña.

Punto	Num. Pixeles validos	Clasificaciones MODIS					
		201001-201101	201101-201207	201207-201301	201301-201412	201412-201501	201501-201512
1	159	NO	NO	NO	NO	NO	SI
2	189	NO	NO	NO	NO	NO	NO
3	180	NO	NO	NO	NO	NO	NO

De la tabla anterior puede observarse que el cambio de clasificación del punto 1 en el último año de estudio explica la ausencia prolongada de pixeles válidos en la figura 20 (a).

Los puntos de análisis para caña se escogieron de modo que tuvieran un balance conveniente entre los criterios de selección mencionados con anterioridad. Antes de analizar los resultados de las estimaciones de NPP en estas ubicaciones, se estudiara el comportamiento de las entradas del modelo y los efectos de los fenómenos climáticos.

4.2.2 Comportamiento RG.

La figura 21 muestra la serie temporal para los valores de radiación global en el punto de análisis 2. Las fechas con pixeles no válidos en esta ubicación corresponden a los espacios en blanco intermedios.

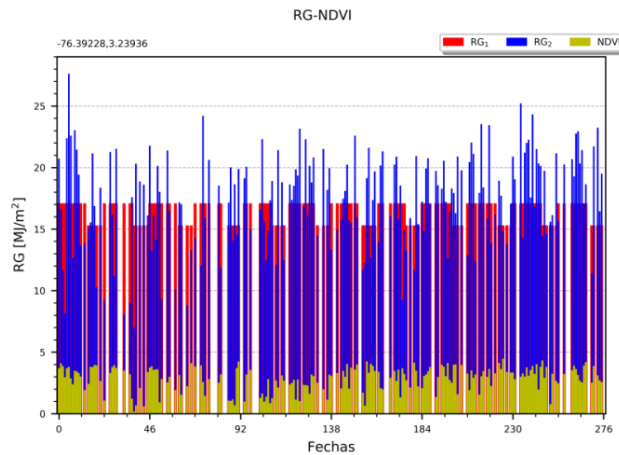
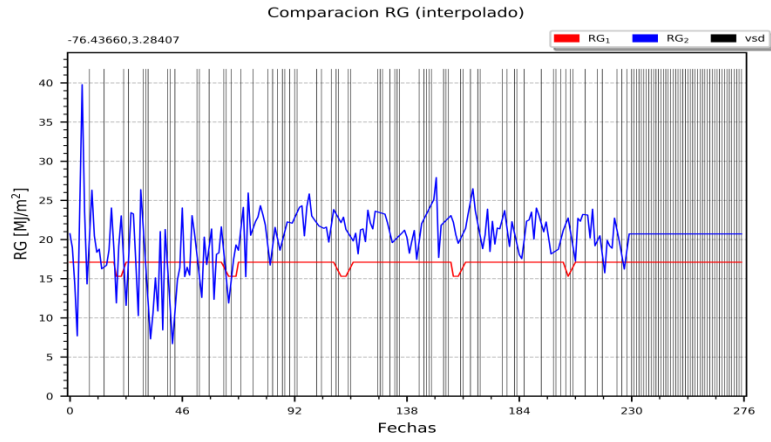


Figura 21. Diagrama de barras de valores de RG para el punto de análisis 2.

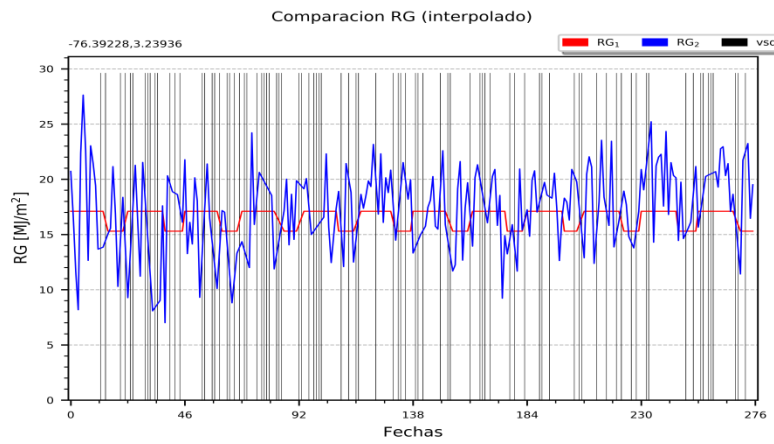
Este tipo de representación, si bien permite identificar aquellas fechas sin datos, es confuso al interpretar el comportamiento de las variables. Para solventar esta situación, se realizó una interpolación lineal unidimensional⁷ para poder visualizar curvas continuas, a la vez que se conservó una máscara de incertidumbre que indicara las fechas con valores sin datos.

Partiendo de la ocurrencia de los fenómenos climáticos del Niño y la Niña (ver figura 15), se esperan tendencias características en los valores de radiación de RG₂, como aumentos de los valores durante el Niño y disminución de éstos durante la Niña. A continuación se muestran las gráficas interpoladas de RG₁ y RG₂ para los tres puntos de análisis; las barras grises de fondo indican la presencia de fecha con pixeles no válidos (vsd):

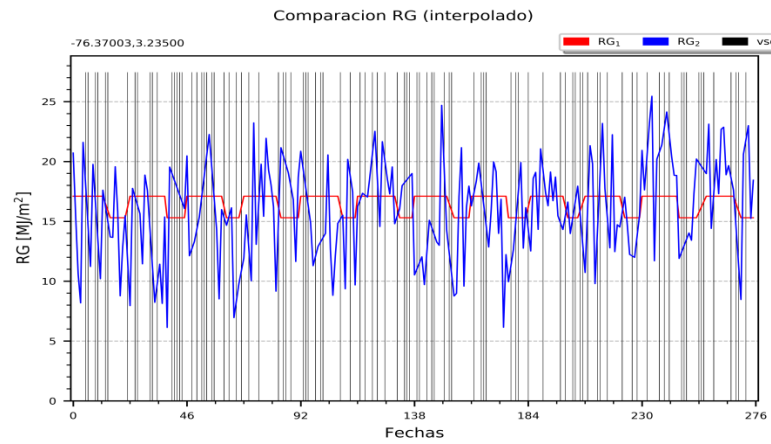
⁷ Estas interpolaciones se hicieron mediante algoritmos usando la función `interp` de la extensión NumPy de Python.



(a)



(b)



(c)

Figura 22. Interpolación de RG en los puntos de análisis para caña.

Durante aquellos periodos en que se presentó el fenómeno del Niño existen valores altos de radiación en relación con la radiación promedio RG_1 . Para los tres puntos de análisis, esta situación se aprecia levemente a inicios de 2010 cuando se observan valores altos de radiación que descienden luego del primer trimestre del año, y de forma más notoria desde el último trimestre del 2014 en adelante (cuando vuelve a presentarse el Niño). En este último periodo, los valores son más altos en comparación con los que se presentaron desde el primer trimestre del 2011 hasta el tercer trimestre de 2014, época en la cual no se presentó ningún fenómeno climático de consideración y en la que los valores de radiación oscilan entre máximos y mínimos locales. Por otro lado, durante las épocas de Niña se aprecia un marcado descenso en los valores de radiación.

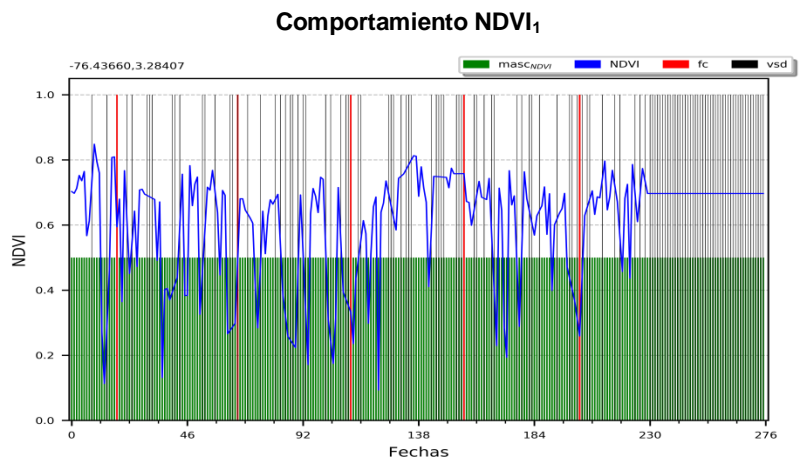
Los comportamientos observados confirman la sujeción que presentan los valores de radiación global con las dinámicas climáticas. Sumado a esto, debe recordarse que muchos de los valores de RG_2 fueron obtenidos a partir de diferencias térmicas, por lo que los aumentos y descensos abruptos de temperatura que caracterizan a los fenómenos climáticos en cuestión son visiblemente representados.

4.2.3 Comportamiento NDVI.

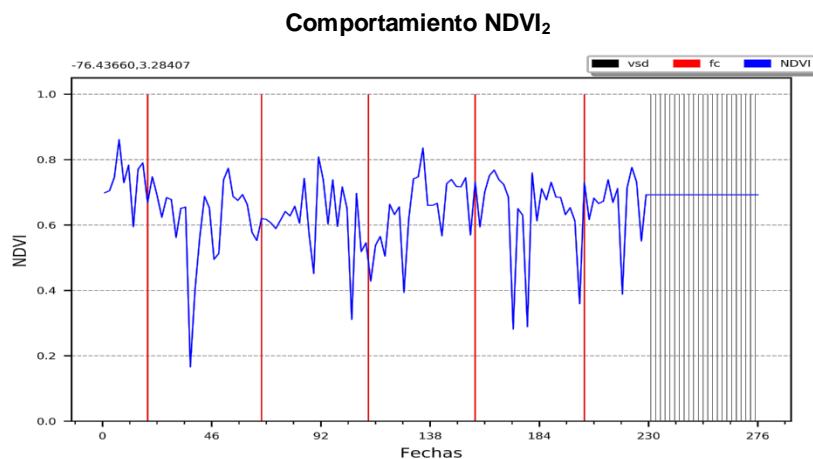
Los índices de vegetación por lo general presentan variaciones de acuerdo a la edad del cultivo de caña de azúcar. El índice NDVI alcanza sus valores máximos cuando el cultivo tiene entre 6 y 7 meses de edad y luego disminuye progresivamente a partir del octavo mes (García *et al*, 2017). No obstante, el comportamiento del NDVI, evaluado desde el satélite, es considerablemente susceptible a errores debidos a la presencia de elementos en la atmosfera, principalmente nubes: condiciones climáticas desfavorables atenúan tanto a la radiación que llega a las coberturas como a la radicación que éstas reflejan, en consecuencia, el satélite no detecta cabalmente la radiación que representa realmente el estado de la vegetación.

Sabiendo que el NDVI de la caña oscila entre 0.55 y 0.85 (García *et al*, 2017; Marín *et al*, 2018), el encontrar decaimientos abruptos por debajo de 0.55 en el valor de esta variable da sospecha de que hubo algún tipo de interferencia como nubosidad. Debe considerarse también que luego del corte de la caña y cuando ésta está recién creciendo, el valor de NDVI de la zona disminuye aproximándose a la respuesta de suelo desnudo, por lo que deben esperarse estos comportamientos luego de los eventos de cosecha del cultivo. Para tener presente los valores “normales” de $NDVI_1$, para los métodos 1 y 2 se añadió un indicador del valor mínimo a la gráfica de interpolación.

En estas graficas de NDVI se manifiesta la propensión a errores en las mediciones al observar puntos erráticos y no sostenidos; durante las épocas en que se presentaron fenómenos climáticos, la nubosidad altera significativamente los valores medidos, como cuando hay aumento de lluvias por el fenómeno de la Niña y la falta de precipitaciones (las nubes no se condensan con facilidad) durante el Niño. Aun así, las tendencias generales permiten apreciar el comportamiento de la variable de interés.



(a)



(b)

Figura 23. Interpolación de NDVI en el punto de análisis 1.

Luego de las fechas de corte (fc) se espera un decaimiento notable en el NDVI, sin embargo, este comportamiento se percibe en el periodo de tiempo en que no hubo fenómenos climatológicos, como el decaimiento del valor de NDVI antes de la tercera fecha de corte y el aumento luego de ésta. Durante las épocas en que

hubo fenómenos climáticos el comportamiento del NDVI no es tan claro en ninguna de las dos gráficas, aunque sí se puede observar que en medio de dos fechas de corte existen valores máximos de NDVI y una disminución del mismo hasta la siguiente cosecha; el cultivo en esta suerte llegó a tener aproximadamente un año de edad por cada ciclo, por lo que el NDVI se degrada luego del octavo mes. Los valores de NDVI oscilan entre 0.78 a 0.8, que se corresponden a los valores característicos de caña.

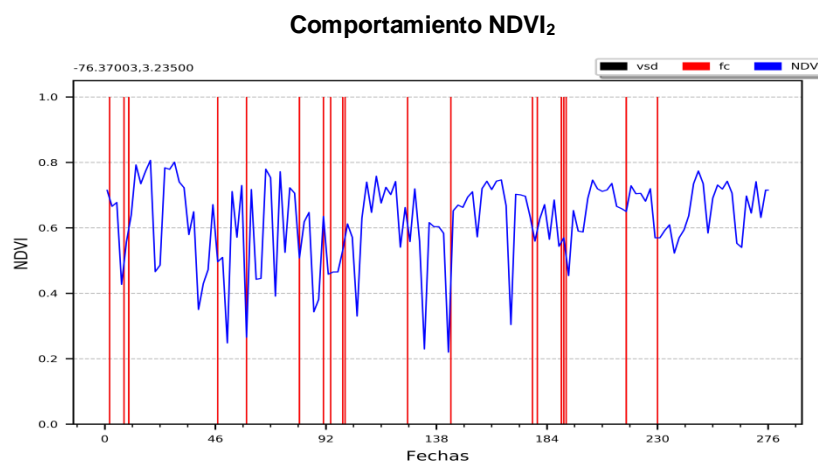
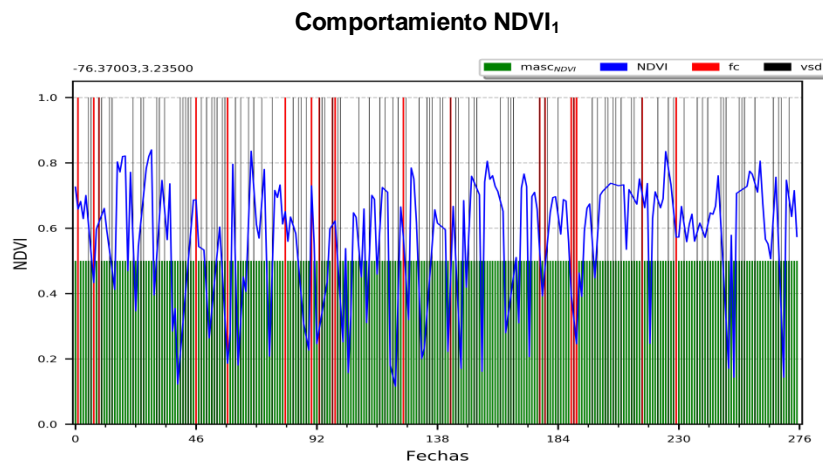


Figura 24. Interpolación de NDVI en el punto de análisis 3.

Entre más suertes comprenda un pixel, los valores de NDVI serán más erráticos. Esto puede verse en las gráficas de la anterior figura correspondiente al punto de análisis 3, el cual cuenta con 6 suertes y cuyas fechas de corte se muestran en conjunto. Puede notarse el efecto de corte cuando varias fechas de corte

coinciden, en estos casos la curva de NDVI presenta una forma convexa, como se ve a inicios de 2012 e inicios de 2013. En la figura 24 (b) es notoria dicha concavidad en varios periodos cercanos a las fechas de corte. Por otro lado, en periodos en que las fechas de corte están alejadas, la curva de NDVI presenta concavidad intermedia entre tendencias de aumento y estabilización de los valores.

Ya que el punto de análisis 1 es el que presenta menores fuentes de error (una sola suerte con buen porcentaje de cubrimiento), será considerado en los análisis que siguen. Por último, se evalúa el nivel de correlación que tienen entre sí ambas fuentes de NDVI.

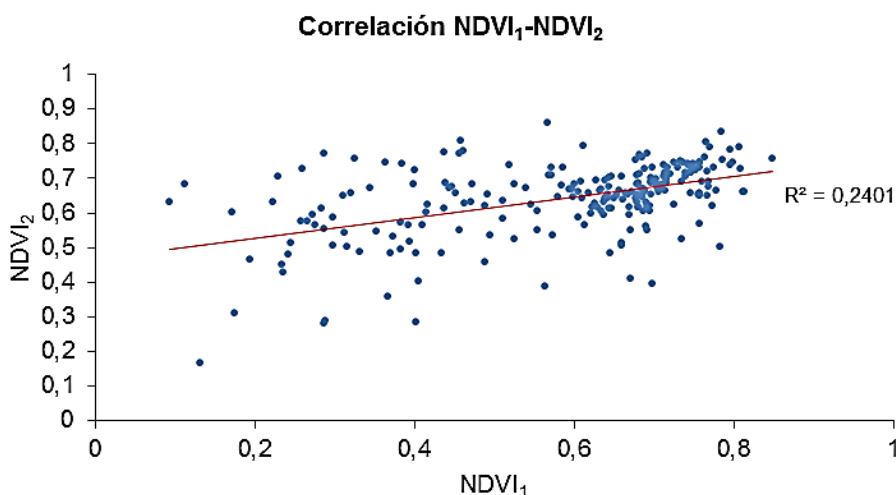


Figura 25. Correlación NDVI₁-NDVI₂ en el punto de análisis 1 para caña.

No existe alto nivel de correlación entre las fuentes de NDVI. La principal causa es el modo en que se gestionan los valores de reflectancia cuando se generan los productos MOD09A1 y MOD13A1. Recordando que ambos productos son compuestos con los mejores píxeles durante el periodo de captura (ver sección 3.3), el NDVI₁, obtenido desde valores de reflectancia en el rojo e infrarrojo, es más susceptible a las distorsiones que la atmósfera introduce en los valores de reflectancia en comparación con el NDVI₂, obtenido desde un producto un tanto más optimizado.

Vale la pena aclarar que es muy complicado ver los comportamientos que se esperan idealmente, más aun con el grado de error que implica la observación de estas variables desde el espacio. Por otro lado, al no haber suficiente información en cuanto a las fechas de cultivo (si lo hay para fechas de corte), no se puede saber en qué fechas el NDVI con valores bajos corresponde correctamente a la respuestas espectral de suelos desnudos; que sería una aproximación para cuando los cultivos de caña recién están creciendo.

4.2.4 Comportamiento NPP.

4.2.4.1 Dependencias entre variables. Previo al análisis de los resultados obtenidos de las estimaciones de NPP en caña, se examina en primer lugar la dependencia que ésta presenta con las entradas del modelo de eficiencias (NDVI y RG).

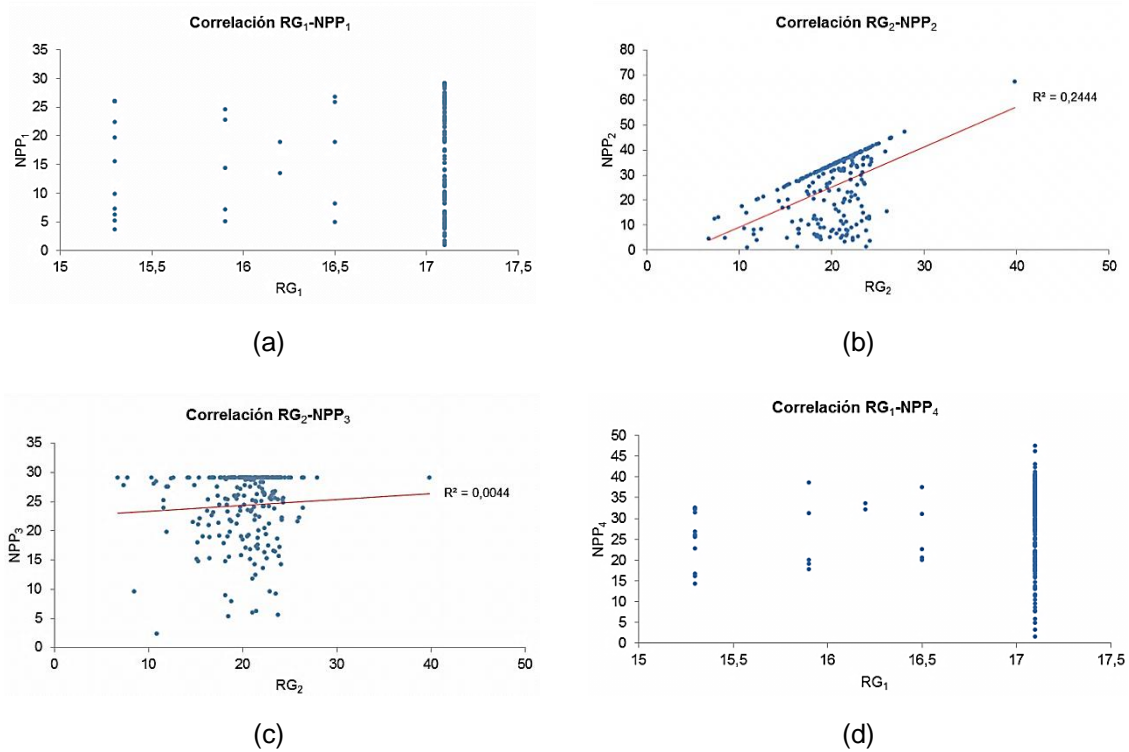


Figura 26. Correlaciones RG-NPP para cada método de aplicación del modelo de eficiencias en caña.

Las anteriores gráficas muestran las correlaciones RG-NPP para los cuatro métodos aplicados. Puede verse que en términos generales no existe correlación de consideración entre la NPP y RG. En los métodos en que se usa RG₁ la correlación es nula, mientras que cuando se usa RG₂ existe algo de correlación, debida posiblemente a que esta variable rastrea los cambios del valor de radiación de acuerdo a las dinámicas climáticas. Sumado a esto, sabiendo que RG₂ ya es de por sí muy variable, al juntarlo en el modelo de eficiencias con el NDVI (también muy variable), la variabilidad en las estimaciones de NPP aumenta.

Por su parte, la correlación de NPP con el NDVI es mucho más relevante:

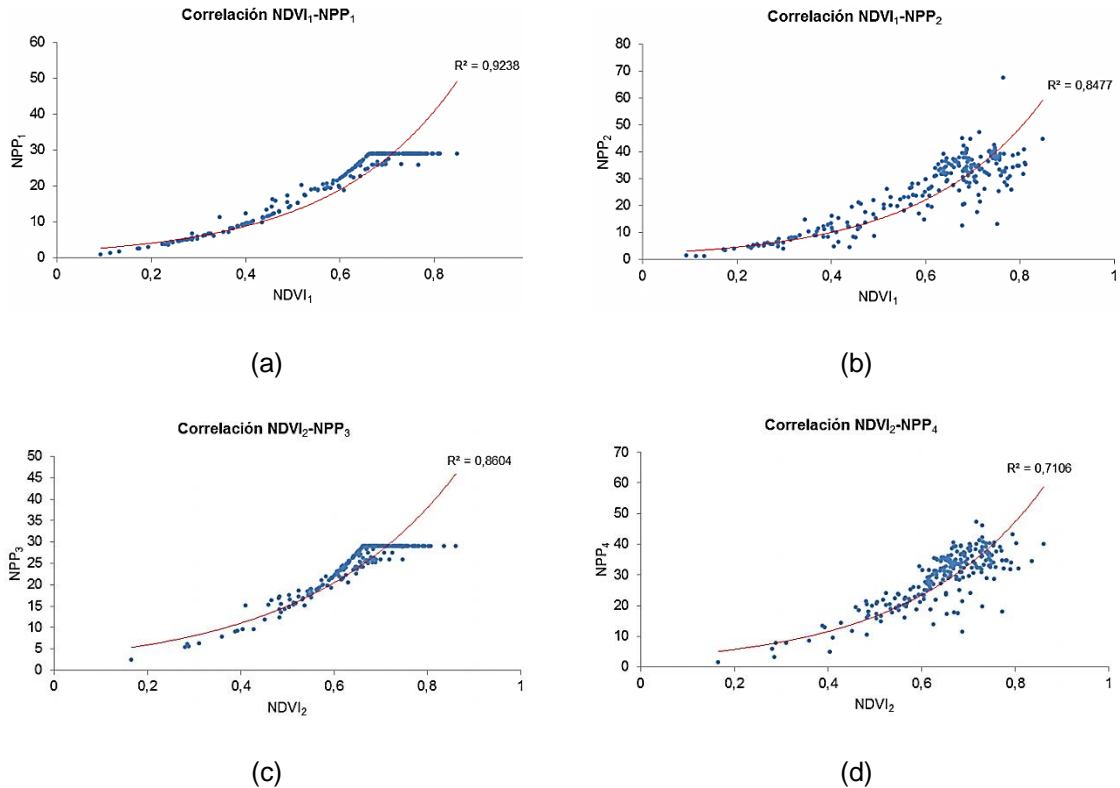
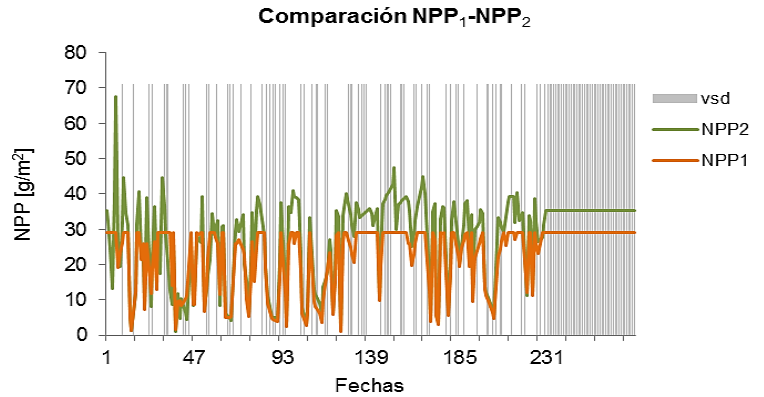


Figura 27. Correlaciones NDVI-NPP para el modelo aplicado en caña.

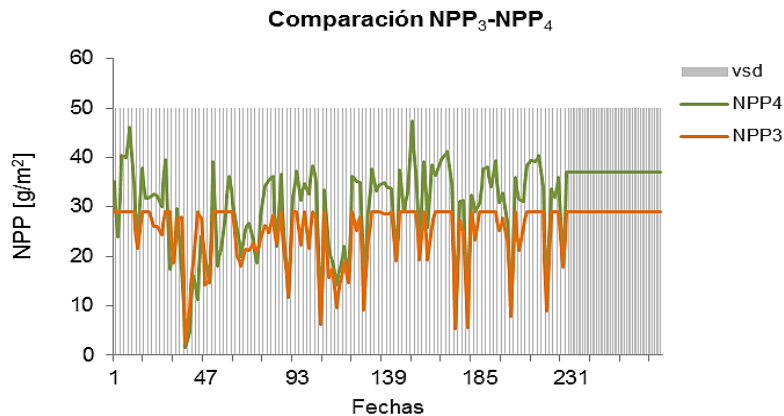
La NPP muestra una clara dependencia con el NDVI en todos los métodos. La tendencia de las correlaciones se ajusta a un comportamiento de tipo exponencial, algo que se corresponde con la relación no lineal que la NPP tiene con el NDVI en la ecuación 14. Puede notarse también un valor de NDVI, aproximadamente 0.66, a partir del cual las estimaciones de NPP se saturan, mientras que por debajo de este valor se observa la relación no lineal propuesta por el modelo. La saturación de la respuesta del modelo a valores altos de NDVI se debe a que este índice de vegetación presenta fuertes saturaciones cuando existe alto contenido de biomasa.

Mediante el modelo de eficiencias de Kumar y Monteith, la NPP presenta alta dependencia del comportamiento del NDVI y dependencia prácticamente nula al comportamiento de la radiación global.

4.2.4.2 Comparación de métodos. Como ya se ha mostrado la alta dependencia que exhibe la NPP con el NDVI, para la comparación de métodos se grafican por aparte los resultados obtenidos por métodos que comparten la misma fuente de NDVI (ver tabla 7).



(a)



(b)

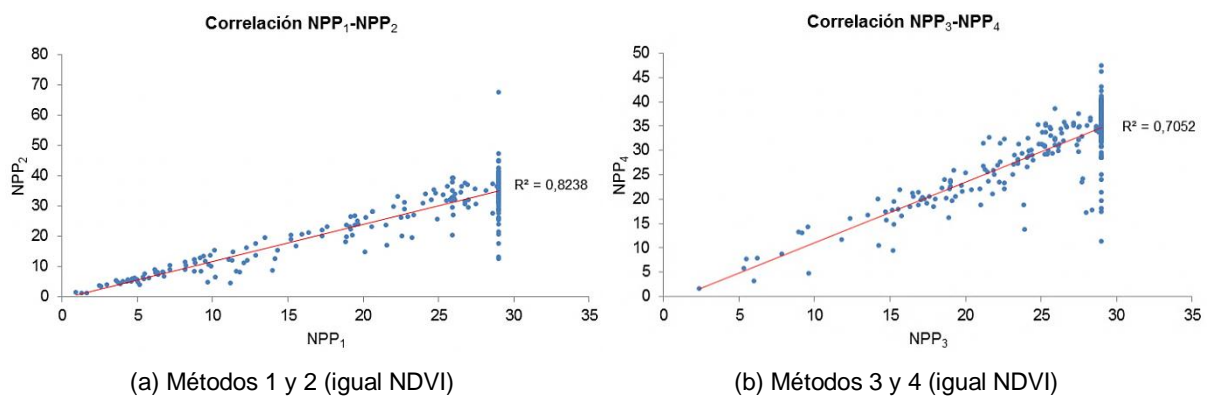
Figura 28. Interpolación de los estimados de NPP para el modelo aplicado en caña.

El valor máximo de NPP_1 y NPP_3 es de 29.0157 g/m^2 , mientras que NPP_2 y NPP_4 no presentan el mismo valor, pues presentan valores máximos de 47.34968 g/m^2 y 67.48966 g/m^2 respectivamente. El segundo máximo de NPP_2 es 47.34968 g/m^2 , coincidiendo con el de NPP_4 . Al revisar los valores de las variables de entrada para la fecha en que se presenta el valor 67.48966 , se encuentra que se tuvo un NDVI de 0.76457 y RG_2 de 39.77 ; al remitirse a la figura 22 (a), se ve que este valor puede considerarse atípico ya que es numéricamente distante del resto de los datos. De esta forma, asumiendo a 47.34968 g/m^2 como valor máximo de NPP_2 y en base a la ecuación 14, se puede afirmar que los valores máximos de NPP tienen restricciones provenientes de la estimación de la fPAR.

Por otro lado, los valores mínimos son dimensionalmente comparables (0.949, 1.067, 2.40 y 1.527). Al igual que con los valores máximos, estos valores mínimos están condicionados por los valores de fPAR, sin embargo, en este caso el mínimo de fPAR no puede definirse en un sentido estricto pues el mínimo de NDVI, para las condiciones de estudio, puede deberse más a interferencias de nubosidad que a la a la respuesta espectral de la vegetación.

En cuanto al comportamiento variable de los resultados, toma importancia las correlaciones ya descubiertas entre NPP y las variables de entrada. NPP_1 y NPP_3 comparten como entrada de radicación a RG_1 . Dado que esta entrada presenta valores más estables en comparación con RG_2 , y que como ya se vio no tiene relevancia de consideración en el comportamiento de NPP_1 y NPP_3 , la variabilidad de éstas son consecuencia fundamentalmente del comportamiento de las entradas de NDVI; al comparar las gráficas de NDVI de la figura 23 se puede observar que por debajo de la cota, los comportamientos de NPP_1 y NPP_3 son muy similares a los comportamientos de $NDVI_1$ y $NDVI_2$, respectivamente. En cuanto a NPP_2 y NPP_4 , si se comparan con sus respectivas entradas de NDVI, existen algunas pequeñas diferencias en los comportamientos. La variabilidad de RG_2 , si bien no afecta sensiblemente el comportamiento general de las NPP, sí logra generar estas pequeñas diferencias.

En las siguientes graficas se correlacionan los resultados de las estimaciones de NPP con los métodos propuestos.



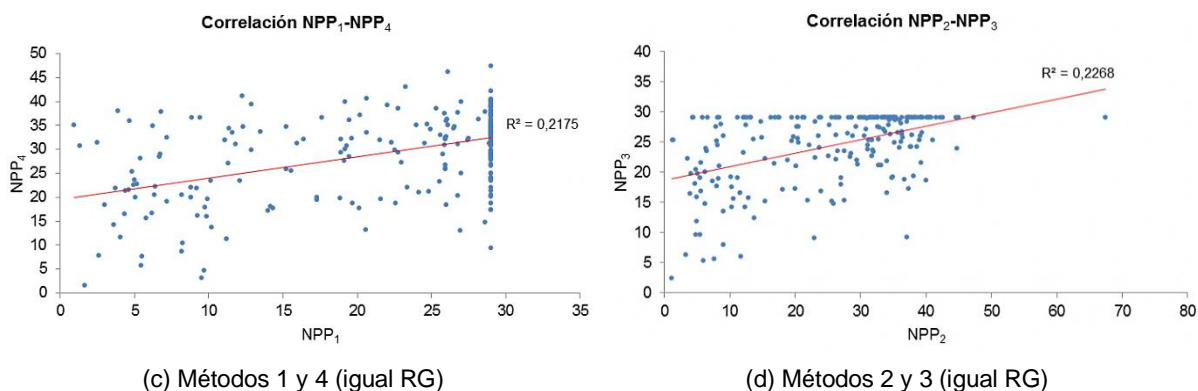


Figura 29. Correlaciones entre las estimaciones de NPP para el modelo aplicado en caña.

Los métodos que comparten la entrada de NDVI presentan alta correlación, a diferencia de aquellos que comparten la entrada de RG. Esto confirma una vez más la importancia que tiene el NDVI al usar el modelo de eficiencias para estimar la NPP. A propósito de esta dependencia, la relación de la NPP con las fechas de corte es análoga al correspondiente análisis del NDVI.

4.2.5 Comparación de resultados con estudios relacionados.

4.2.5.1 Rendimiento anual de producción de biomasa. Los datos sobre productividad de caña suelen darse en ton/ha para un intervalo determinado de tiempo, generalmente de un año.

Para obtener el rendimiento estimado de producción de biomasa en la zona de estudio, se tomaron ocho puntos representativos, incluyendo los tres puntos de análisis ya discutidos, y se realizó para cada uno de ellos la sumatoria de los resultados de NPP por cada año de estudio. La siguiente tabla muestra los resultados para el punto de análisis 1.

Tabla 11. Rendimiento de la producción de caña de azúcar en el punto de análisis 1.

Año	Métodos 1 y 2			Métodos 3 y 4		
	NPP ₁ (ton/ha)	NPP ₂ (ton/ha)	# vsd	NPP ₃ (ton/ha)	NPP ₄ (ton/ha)	# vsd
2010	59.938	65.350	10	86.833	93.297	0
2011	53.172	60.598	14	81.439	90.885	0
2012	46.896	60.162	16	77.447	97.512	0
2013	56.503	72.524	17	86.415	108.510	0

2014	60.700	74.01	14	88.996	111.022	0
2015	0	0	46	0	0	23

Los ocho pixeles tomados suman en total 194.6336 ha. El rendimiento en la producción anual se ve disminuido debido a las fechas con valores sin datos, como ocurre con los métodos 1 y 2. Para poder comparar los resultados con informes oficiales, el rendimiento en las fechas faltantes se puede estimar mediante una relación sencilla:

$$10 \times \left(\frac{\left(59.938 \frac{\text{ton}}{\text{ha}} \right)}{46 - 10} \right) = 16.65 \text{ ton/ha}$$

Asumiendo que 16.65 ton/ha corresponderían a la suma de los rendimientos en las fechas faltantes, para el 2010 se estimaría un rendimiento de 76.588 ton/ha, valor que se acerca a los obtenidos con los métodos 3 y 4. Siguiendo este razonamiento, a continuación se muestran los rendimientos estimados para el punto 1. En el anexo C se muestran los resultados estimados para todos los ocho puntos.

Tabla 12. Rendimiento estimado de la producción de caña de azúcar en el punto de análisis 1.

Año	Métodos 1 y 2		Métodos 3 y 4	
	NPP ₁ (ton/ha)	NPP ₂ (ton/ha)	NPP ₃ (ton/ha)	NPP ₄ (ton/ha)
2010	76.587	83.504	86.833	93.297
2011	76.435	87.110	81.439	90.885
2012	71.907	92.249	77.447	97.512
2013	89.627	115.038	86.415	108.510
2014	87.256	106.38	88.996	111.022
2015	0	0	0	0

Como puede verse, ya en esta instancia los valores obtenidos por ambos métodos son comparables. Debe recordarse que NPP₁ y NPP₃ comparten el mismo ráster de radiación global (RG₁), mientras que NPP₂ y NPP₄ tienen en común a RG₂. Para poder comparar estas estimaciones con reportes oficiales de producción de biomasa, se calculó un valor promedio anual con los ocho puntos de muestra para cada NPP obtenida. A continuación se relacionan los datos sobre rendimiento de productividad de biomasa de caña en el Valle del Cauca para los años de estudio

(Asocaña, 2011; García *et al*, 2017; Asocaña, s.f.; Ministerio de Agricultura, s.f.) con los promedios obtenidos:

Tabla 13. Comparación de los resultados obtenidos con reportes oficiales de rendimiento de caña de azúcar en Valle del Cauca.

Año	Reportes oficiales	Resultados del presente estudio.			
	NPP reportada (ton/ha)	NPP ₁ (ton/ha)	NPP ₂ (ton/ha)	NPP ₃ (ton/ha)	NPP ₄ (ton/ha)
2010	88.165	72.836	69754	78.946	76.246
2011	93.555	67.868	66.253	77.401	73.698
2012	80.003	59.940	59.451	73.630	69.691
2013	83.776	75.206	73.746	86.210	80.863
2014	91.622	78.650	82.528	83.814	91.104
2015	89.458	82.611	96.260	83.318	91.545

Tomando de la tabla anterior a los valores de NPP provenientes de reportes oficiales como referencia para determinar el grado de precisión de las estimaciones conseguidas en este estudio, se tienen los siguientes resultados:

Tabla 14. Errores porcentuales para las estimaciones de NPP en la cobertura de caña.

Año	Error porcentual			
	NPP ₁	NPP ₂	NPP ₃	NPP ₄
2010	17.38	20.88	10.46	13.52
2011	27.45	29.18	17.27	21.22
2012	25.07	25.69	7.96	12.89
2013	10.23	11.97	2.90	3.48
2014	14.16	9.92	8.52	0.56
2015	7.65	7.60	6.86	2.33

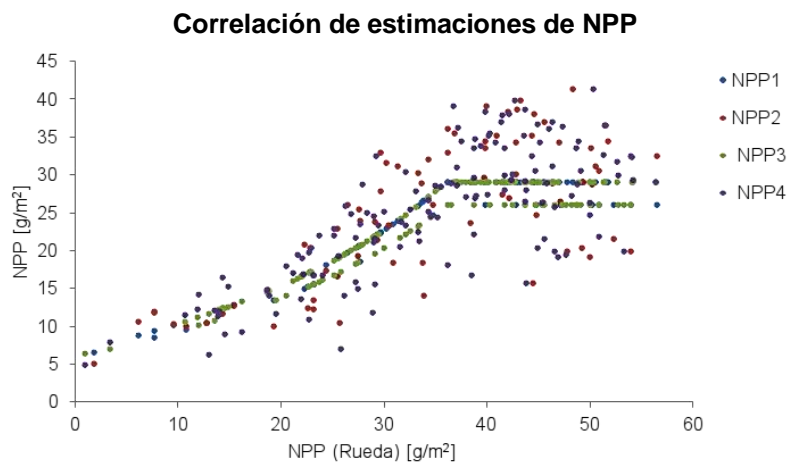
Como puede verse, las estimaciones obtenidas en este estudio se aproximan en buena medida a los reportes oficiales, obteniéndose las mejores aproximaciones con el método 3 y 4.

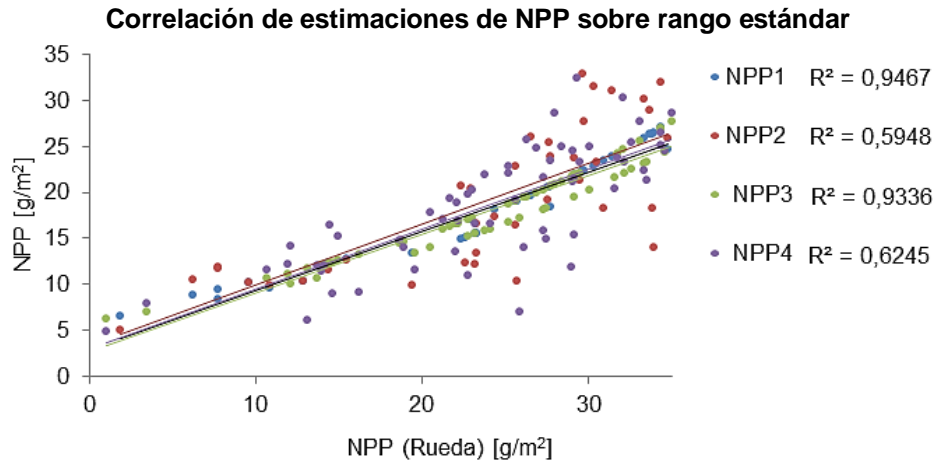
4.2.5.2 Comparación con resultados de otros estudios. De los estudios encontrados sobre estimación de NPP mediante el modelo de eficiencias, se ha seleccionado el de Rueda y colaboradores (2015) dado que los resultados que presentan son fácilmente extraíbles para realizar comparaciones con los resultados obtenidos en el presente estudio. En esta sección, el estudio de Rueda será referido como estudio de referencia. Para comparar los resultados de ambos estudios, del estudio de referencia debe considerarse lo siguiente:

- La zona de estudio correspondió a una parcela de aproximadamente una hectárea de extensión en la que sólo existían cultivos de caña.
- La entrada de NDVI se obtuvo mediante imágenes aéreas de los lotes de estudio captadas con una cámara multispectral de alta resolución, equipada en un vehículo aéreo no tripulado.
- Los valores de radiación global fueron obtenidos del servidor del Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT).
- No se menciona explícitamente el valor de RUE utilizado.

Las condiciones del estudio de referencia altamente optimas en comparación con las condiciones del presente estudio: no hay otras coberturas presentes que opaquen la cobertura de interés, no hay interferencias intermedias que afecten en la interacción entre el sensor de toma de imágenes espectrales y la vegetación, y los valores de radiación global ya han sido previamente optimizados. No se tiene tanta variabilidad en los resultados del estudio de referencia.

La siguiente figura muestra la correlación entre los resultados de NPP obtenidos por ambos estudios:





(b)

Figura 30. Correlación de estimaciones de NPP obtenidas en comparación con los resultados del estudio de referencia.

Hasta un valor aproximado de 35 g/m^2 los resultados presentan una correlación lineal (figura 30 (b)), por encima de este valor se dispersan aleatoriamente. Estos valores corresponden a los picos altos que sobresalen en la figura 28 (b) y hace notar la diferencia entre la alta variabilidad de los resultados obtenidos en este estudio y la homogeneidad de los del estudio de referencia. El valor umbral de 35 g/m^2 diario equivalente a 128 ton/ha anuales, es el límite de rendimiento encontrado para Colombia, el cual entre otras cosas es el país con mayor rendimiento de producción de caña en el planeta (Asocaña, 2017).

La ya ratificada dependencia de la NPP con el NDVI mediante el modelo de eficiencias vuelve a evidenciarse en la siguiente figura para los valores de NDVI por debajo de 0.66, valor de NDVI que corresponde al valor umbral de NPP antes mencionado.

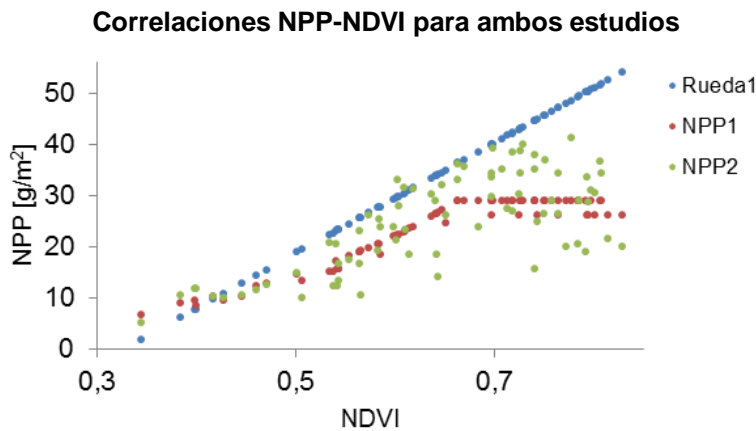


Figura 31. Correlación NDVI-NPP para el estudio realizado y el de referencia.

La línea de tendencia que describen los puntos azules se generó con la ecuación de la línea de tendencia proporcionada en el estudio de referencia. Para valores de NDVI comprendidos en el rango entre 0.5 y 0.6, rango de valores obtenidos en el estudio de referencia, se puede notar la alta similitud en las dependencias comparadas:

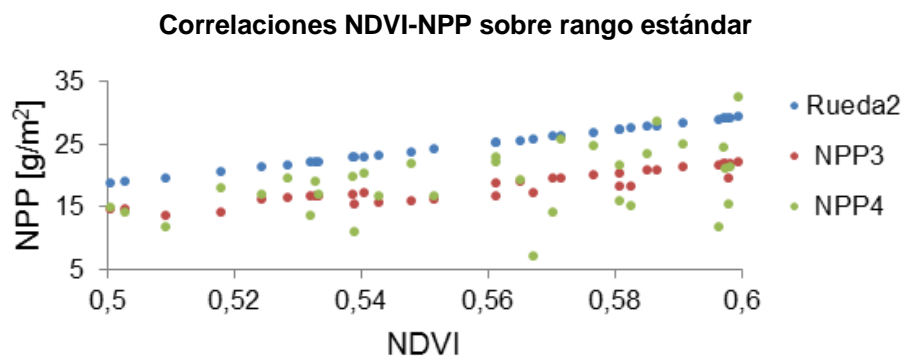
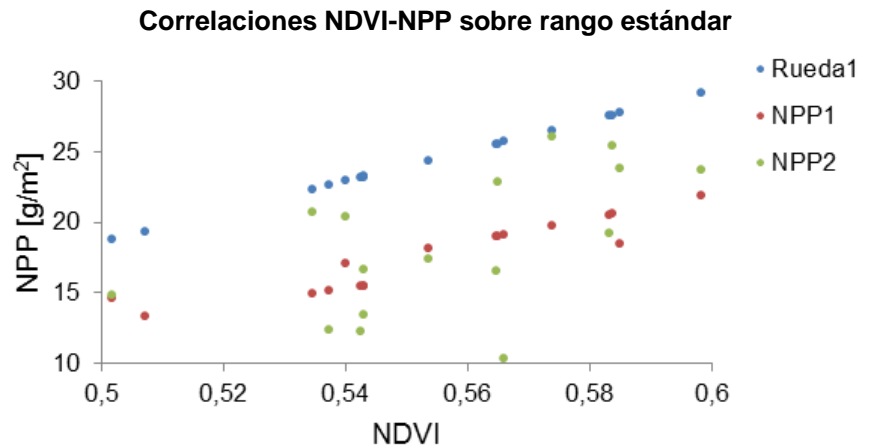


Figura 32. Comparación de la dependencia NPP-NDVI para el estudio realizado y el de referencia

A pesar de la alta variabilidad de los resultados obtenidos en este estudio, en términos de tendencias existe una buena correlación con los resultados del estudio de referencia. Los resultados obtenidos en este estudio siempre están por debajo de los del estudio de referencia; en éste último se afirma que sus resultados están sobreestimados debido a que no tuvieron en cuenta algunos parámetros importantes al definir las características de la planta, y por ende, de la RUE (Rueda *et al*, 2015).

4.3 COBERTURA BOSQUE

4.3.1 Puntos de análisis.

A diferencia de la cobertura de caña, para la cual se logró conseguir información sobre los cultivos y que ayudo a comprender el comportamiento de los resultados, para el caso de bosque no se cuenta con información similar. Por tal motivo, la selección de puntos se hace fundamentalmente en base al número de pixeles disponibles para realizar una serie temporal aceptable, y en la distribución de estos pixeles a los largo de las fechas de estudio. La siguiente figura muestra el ráster generado del número de pixeles válidos para la zona de estudio de bosque.

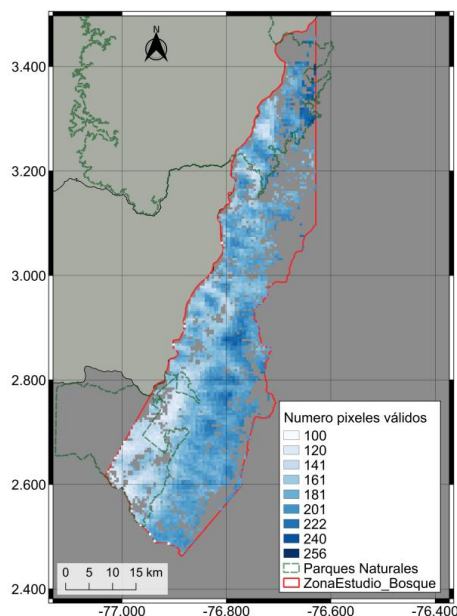


Figura 33. Ráster de número de píxeles válidos para bosque.

Puede observarse que existe un número alto de píxeles validos en la parte superior dentro de la zona del Parque Natural Nacional Farallones de Cali y en la parte central de la zona de estudio. Dentro de la zona del Parque Natural Nacional de Munchique no se superan más de 181 píxeles válidos. La siguiente tabla indica las características de los puntos de análisis escogidos, mientras que la figura 34 presenta la distribución de estos píxeles a lo largo del periodo de estudio.

Tabla 15. Puntos de análisis para bosque.

Num.	Coordenadas	Ubicación	Num. Píxeles validos
1	-76.671, 3.372	PNN Farallones de Cali	171
2	-76.836, 2.956	Intermedio	199
3	-76.951, 2.655	PPN Munchique	160

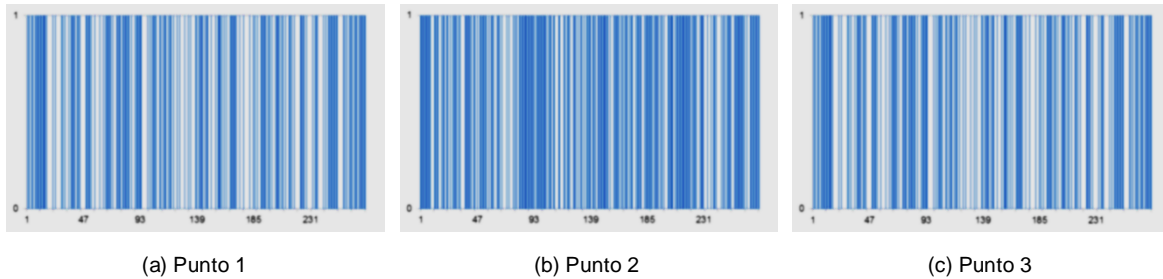


Figura 34. Distribución de pixeles validos en los puntos de análisis de bosque.

Para la cobertura de bosque no se presentan cambios en las clasificaciones como sucedió con la cobertura de caña (ver tabla 10), debido a que se usó una única clasificación generalizada para generar la máscara de cobertura.

4.3.2 Comportamiento RG.

La siguiente figura muestra la serie temporal para los valores de radiación global en los tres puntos de análisis. Estos valores, al provenir de mapas de radiación promedio, van a mostrar variaciones discretas y periódicas a lo largo de todo el periodo de estudio.

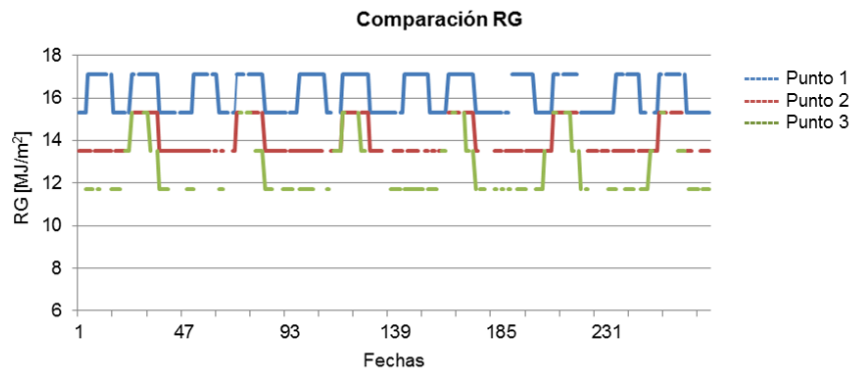


Figura 35. Comparación de RG en los puntos de análisis para bosque.

En los tramos con discontinuidades se presentaron fechas con pixeles no válidos. No se ven efectos de fenómenos climáticos debido a que los mapas de radiación del IDEAM proveen distribuciones de promedios anuales de radiación global; las diferencias en las curvas obedecen a que los puntos de análisis tienen ubicaciones distintas.

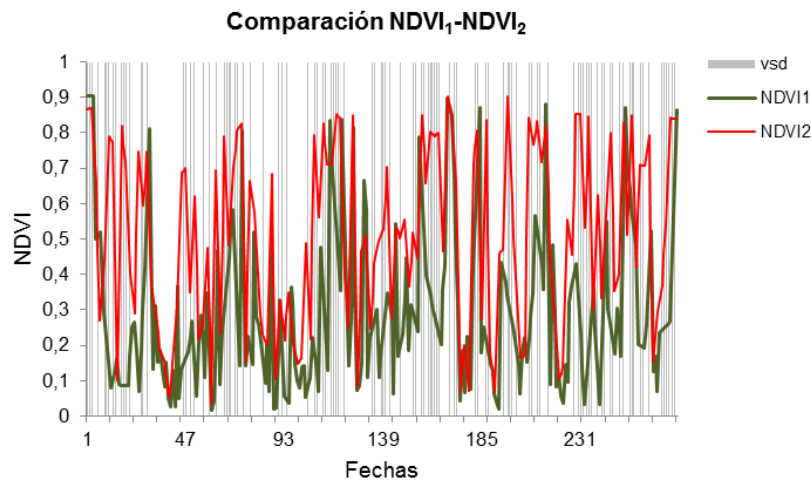
4.3.3 Comportamiento NDVI.

Valores de NDVI por debajo de 0.1 corresponden a cuerpos de agua y suelo desnudo, valores más altos se asocian a indicadores de actividad fotosintética en zonas de matorral, bosque, selva y actividad agrícola. En términos generales, el NDVI en bosques tiende a presentar valores altos para periodos de altas

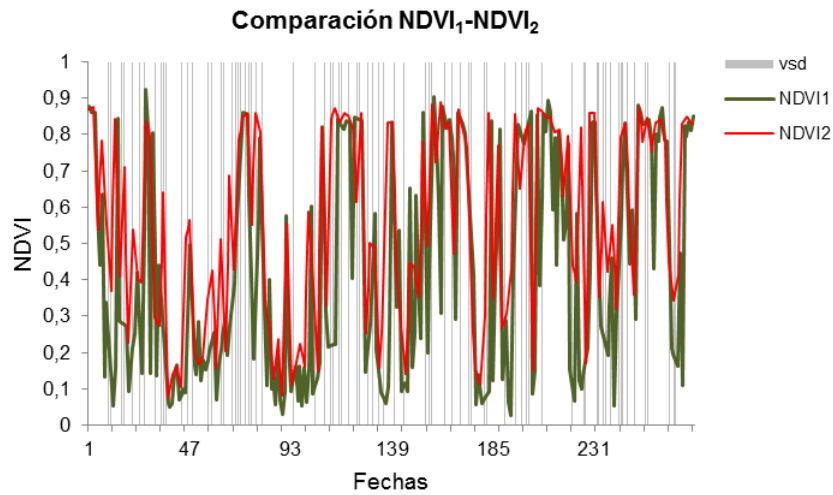
precipitaciones y disminuye notablemente en periodos de sequía (Iglesias, 2010; Meneses, 2012).

El descenso en el valor de este índice ocurre porque el nivel general del verdor del bosque disminuye en dichos periodos por la caída o cambio de color de las hojas (Meneses, 2012). Ahora bien, debido a la variedad de especies vegetales existentes en un bosque, éste no puede uniformizarse o caracterizarse con respuestas espectrales específicas; lo que puede hacerse es determinar en qué rangos se esperarían que oscilaran los valores de NDVI para la zona estudiada. No se pudo encontrar información concreta sobre estos niveles de NDVI para los bosques contenidos en las zonas de estudio, aunque sí se encontró de los estudios consultados que el NDVI presenta valores por encima de 0.2 y por debajo de 0.8. Si bien este es un rango generalizado y que comprende múltiples tipos de bosque, es útil en la interpretación de los resultados conseguidos.

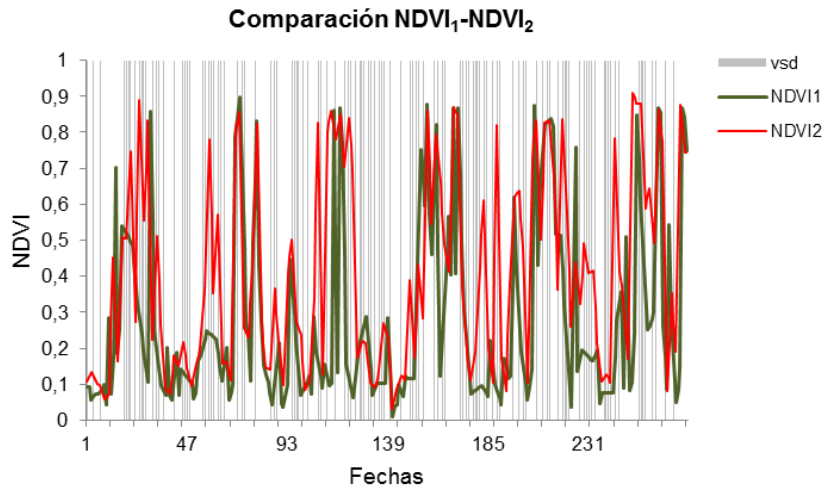
Atendiendo a la alta variabilidad en las especies vegetales en estas zonas y que supone diferencias en las firmas espectrales, con el fin de normalizar los valores se aplicó un filtro de media a los ráster de NDVI, de esta manera se toma el promedio de los valores como valor representativo del NDVI en la zona, obteniendo valores más uniformes. En la siguiente figura se muestran las comparaciones de NDVI encontradas en los puntos de análisis.



(a) Punto 1



(b) Punto 2



(c) Punto 3

Figura 36. Comparación de entradas de NDVI en cobertura de bosque.

Al igual que para la cobertura de caña, el NDVI de los bosques de estudio medido desde el espacio se ve afectado sensiblemente por distorsiones producidas por elementos en la atmósfera; valores de NDVI por debajo de los valores normales para bosques pueden deberse a la presencia de nubes que alteran la radiación que recibe el sensor. En comparación con zonas de menor altitud, como el valle geográfico del río Cauca considerando al analizar la cobertura de caña, en las zonas montañosas se tiene mayor densidad de nubes y con mayor permanencia.

Las gráficas anteriores muestran tendencias que corresponden con el comportamiento del NDVI en función del nivel de precipitaciones. Puede observarse la disminución en los valores de NDVI en cada cambio de año y, de manera no tan apreciable, a mediados de año. En condiciones normales, estos

periodos corresponden generalmente a estaciones secas (verano) que efectivamente implican disminución de los valores de NDVI en bosques. En los meses de estación húmeda, es decir abril y octubre, el NDVI alcanza sus valores máximos. Debe señalarse que este comportamiento lo adopta de mejor manera el NDVI₁, pues éste rastrea de mejor manera el comportamiento analizado dada su temporalidad.

Como se hizo para el modelo de eficiencias aplicado en caña, a continuación se muestra la correlación de las dos fuentes de NDVI para bosque:

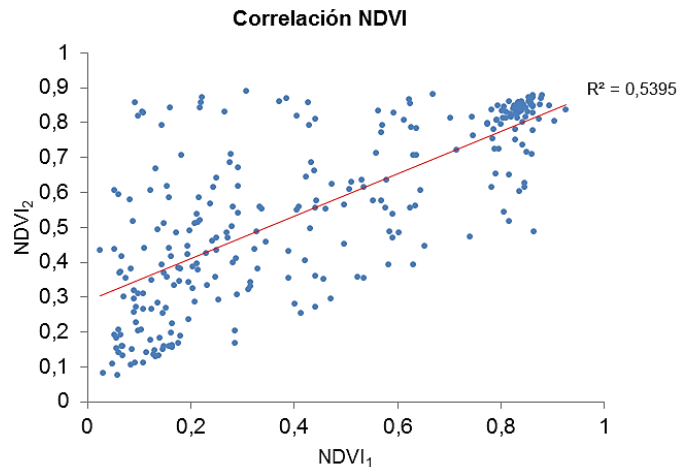


Figura 37. Correlación NDVI₁-NDVI₂ para bosque.

La falta de correlación entre las fuentes de NDVI se debe nuevamente al tipo de gestión de los valores de reflectancia cuando se generan los productos MOD09A1 y MOD13A1. Sumado a esto, esta zona de estudio presenta nubosidad de manera persistente, por lo que la mayoría de los píxeles en el producto MOD09A1 son píxeles mezclados⁸, condición que hace que los valores difieran notablemente entre ambos productos.

4.3.4 Comportamiento NPP.

4.3.4.1 Dependencias entre variables.

Se tomará el punto de análisis 1 (ubicado dentro del PPN Farallones de Cali) para estudiar las dependencias entre variables. Las correlaciones entre las variables se muestran a continuación; se esperan resultados similares a los obtenidos con la cobertura de caña, pues se trata del mismo modelo de estimación.

⁸ Combinación 100 en la tabla 3.

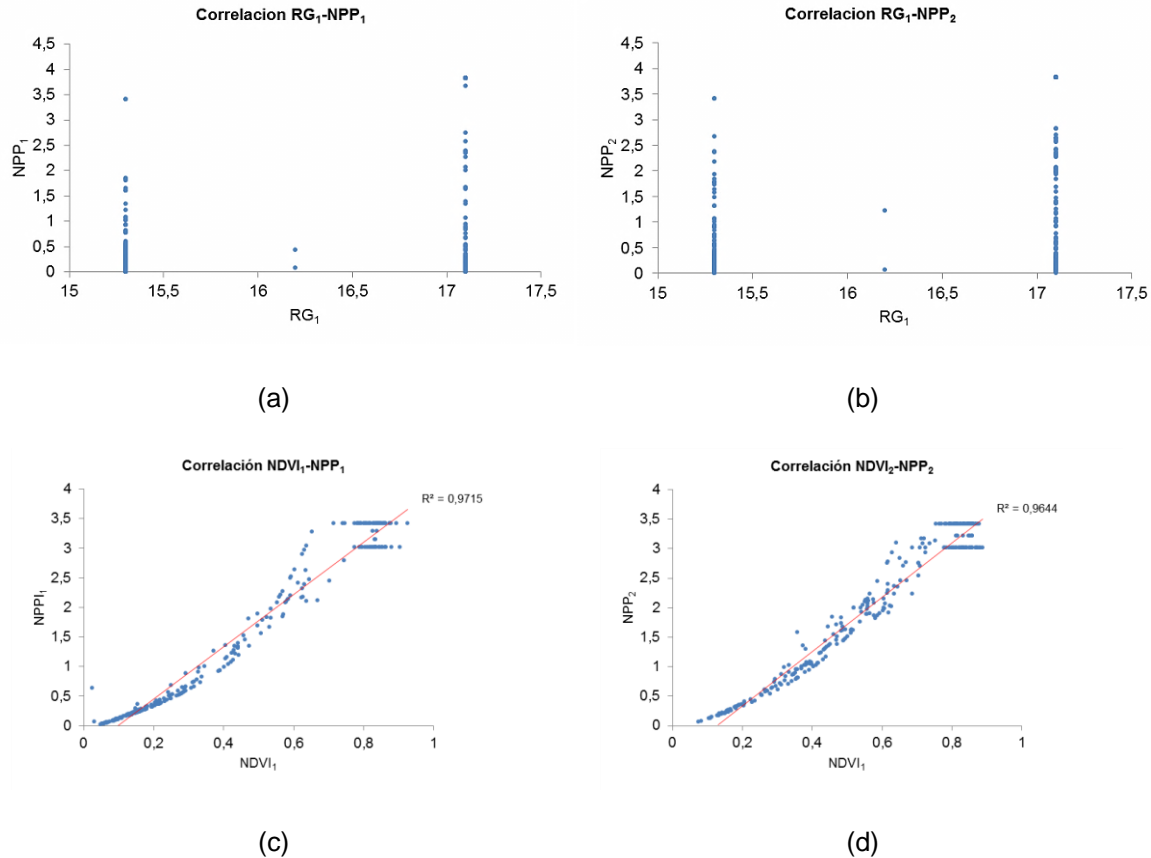
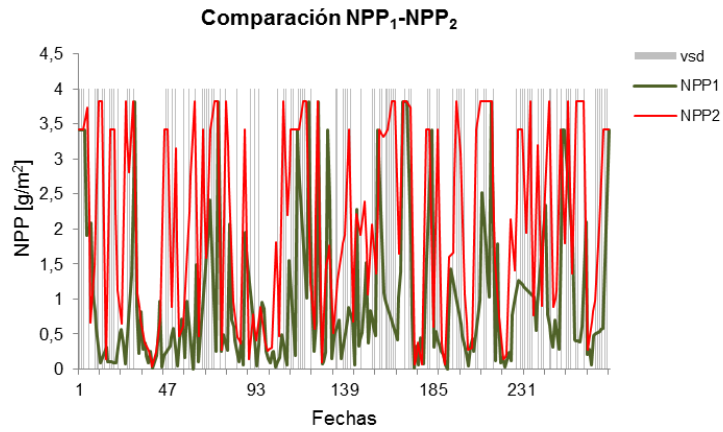


Figura 38. Dependencias de NPP con las entradas del modelo aplicado para bosque.

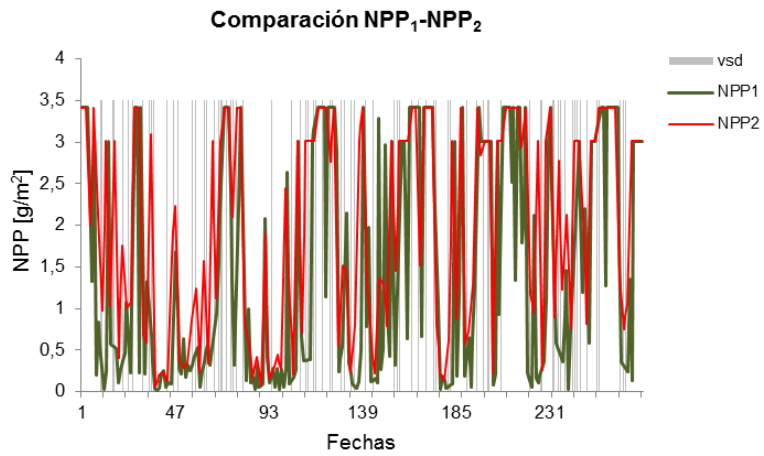
Tal como se esperaba, la NPP tiene mayor dependencia con las entradas de NDVI que con las de RG. Sin embargo, en este caso, las tendencias de las correlaciones se ajustan de mejor manera a un comportamiento lineal (para curvas de tendencia exponencial se obtiene un R^2 cercano al 0.89), si bien se alcanza a percibir un comportamiento exponencial. Esto puede deberse a falta de valores, pues para esta cobertura la presencia de nubosidad es alta y prácticamente permanente. Similarmente a como sucedió con la cobertura de caña, los valores de NPP se saturan a partir de un NDVI cercano a 0.66.

4.3.4.2 Comparación métodos

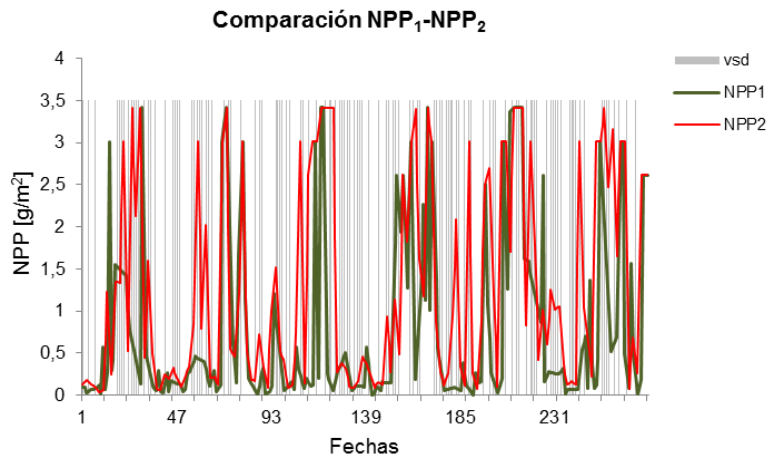
En las siguientes gráficas pueden verse las similitudes entre el comportamiento de NPP y el de NDVI. Salvo algunos puntos aislados, los comportamientos de las NPP son muy similares entre ellas. A diferencia de los comportamientos de NPP en la cobertura de caña, para la cobertura de bosque no son tan patentes las correspondencias entre valores de NPP para los dos métodos aplicados. Aun así, existen similitudes al observar las tendencias que siguen estas curvas.



(a) Punto 1



(b) Punto 2



(c) Punto 3

Figura 39. Comparación métodos para bosque.

Nuevamente, las estimaciones de fPAR estableces los límites que pueden alcanzar los valores de NPP. En cuanto a los valores mínimos, éstos son muy cercanos a cero. Esto es de esperar si se tiene en cuenta que el permanente nivel de nubosidad en estas zonas disminuye apreciablemente los valores medidos desde el satélite, sumado a los descensos en los valores de NDVI para bosque según el nivel de precipitaciones. Las similitudes entre los comportamientos de NPP y de NDVI obedecen a la alta correlación entre estos factores.

Los valores máximos de NPP no son tan considerables como los obtenidos para caña. Además, valores altos de NDVI no implican alta producción de NPP, pues ésta depende de la RUE. De esta forma, aunque los valores de NDVI para bosque son altos la producción debe ser baja. De forma opuesta, NDVI bajos sí implica baja cantidad de NPP, pues se presentan valores muy bajo de radiación.

Al igual que para las correlaciones entre entradas de NDVI, no hay alta correlación entre los resultados de los métodos de estimación de NPP. Los puntos dispersos representan justamente las diferencias entre estas entradas de NDVI, pues para esta cobertura sólo se contó con una única entrada de RG.

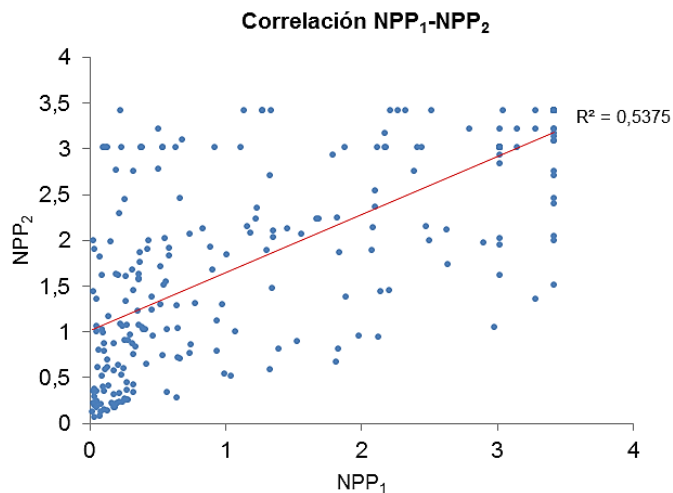


Figura 40. Correlaciones entre las estimaciones de NPP para el modelo aplicado en bosque.

Para la cobertura de bosque es más complicado encontrar comportamientos característicos debido a que las medidas del NDVI presentan alto grado de incertidumbre.

4.3.5 Comparación de resultados con estudios relacionados

4.3.5.1 Rendimiento anual de producción de biomasa.

Para bosques no se encontró información explícita sobre rendimientos de producción de biomasa en esta cobertura. Los estudios e informes consultados están orientados a estimar el contenido de biomasa existente o cuantificar la distribución del carbono almacenado en los bosques de manera absoluta. Por otro lado, estas cuantificaciones suelen reportarse en función del tipo de bosque que se trate y no según sus atributos particulares, como especies presentes y condiciones ambientales locales predominantes.

Para obtener valores de producción de biomasa con los cuales comparar los resultados obtenidos en este estudio, se infirieron los valores de producción a partir de información proveniente de varios estudios (Potter *et al*, 1993; Hernández, Granados y Sánchez, 2003; Zhao *et al*, 2011):

Tabla 16. Valores de producción de biomasa inferidos de estudios.

Tipo de bosque	Producción (ton/ha·año)	Incertidumbre (ton/ha·año)
Bosque de hoja aguja perenne	4.64	1.52
Bosque de hoja ancha perenne	11.48	3.01
Bosque de hoja aguja y ancha	3.16	1.35
Bosque de Robles	9	1
Bosque subtropical	24.5	3

Tabla 17. Producción de biomasa aérea entre el 2010 y el 2011 en Colombia.

Tipo de bosque	Biomasa aérea (ton/ha·año)		
	2010 (14.6%)	2011 (12.8%)	Diferencia
Bosque húmedo premontano	114	193	79
Bosque muy húmedo premontano	182.9	191.4	8.5
Bosque pluvial premontano	213.5	213.5	0
Bosque húmedo montano bajo	295.1	257.6	-37.5

En la tabla 17, se observa que para el bosque premontano húmedo y muy húmedo, la biomasa aumentó del 2010 a 2011. De forma opuesta, en el bosque húmedo montano bajo disminuyó la producción de biomasa y en el bosque pluvial

premontano se mantuvo. Los métodos de estimación aplicados en estos estudios o bien sobreestimaron la producción de biomasa o el bosque fue intervenido. De esto se infiere que la biomasa del bosque muy humedo premontano tiende a aumentar 8.5 ton/ha·año (191.4 – 182.9), valor que es similar al encontrado en la literatura para los bosques de robles. En este orden de ideas, para el caso del bosque humedo premontado, el aumento de biomasa sería de 79 ton/ha·año (193 - 114), que es un valor bastante grande que lleva a pensar que el modelo alométrico subestimo los valores de biomasa para el año 2010, puesto que ésta conlleva una incertidumbre mayor que la correspondiente del año 2011.

En cuanto a los resultados de este estudio, los tres pixeles de análisis seleccionados suman en total de 72.9876 ha. De manera similar a como se obtuvieron promedios de producción anual para los resultados en caña (ver sección 4.2.5.1), para los tres puntos de análisis para bosque se obtuvieron los siguientes resultados (en el anexo D se muestran los rendimientos optimizados de productividad de biomasa en bosque):

Tabla 18. Rendimiento estimado de la producción de biomasa para los puntos de análisis de bosque.

Año	Promedio NPP₁ (ton/ha)	Promedio de NPP₂ (ton/ha)
2010	0.49273693	0.54282925
2011	0.49943930	0.54514795
2012	0.83089298	0.65976487
2013	0.81159320	0.65976487
2014	0.75981132	0.78080082
2015	0.83506951	0.76258949

No se tiene plena certeza sobre la precisión de los resultados obtenidos dada la incertidumbre de los datos reportados para los bosques colombianos. Para compensar las posibles atenuaciones producidas por las nubes al valor de NDVI, a continuación se harán algunas suposiciones para casos ideales partiendo de los resultados obtenidos y la información sobre el comportamiento normal que tiene la cobertura estudiada.

Tomando los valores de producción promedio semanales (método 1) y quincenales (método 2) de NPP para todos los años de estudio, se obtienen valores de 0.0179672 y 0.0181321 ton/ha·día respectivamente. Asumiendo estos

valores como representativos, se tendrían estimaciones de 6.5580 ton/ha·año (método 1) y 6.618 ton/ha·año (método 2). Al comparar estos valores con los encontrados en la literatura para bosques de hojas agujas perennes y bosques de robles, también similar al bosque pluvial y muy húmedo premontano (8.5 en la tabla 17), se encuentra una aproximación con un error del 23% y 22%. Ahora, si se toma el valor máximo de producción entre todos los datos obtenidos en el estudio, se obtiene una estimación de 13.94 ton/ha·año (0.0355 ton/ha·día), este valor se aproxima a los datos de bosques de hoja ancha perenne (11.48 en la tabla 16), con un error del 21.4%.

La estimación de NPP en bosques dio valores bajos con respecto a lo reportado por la literatura, esto se puede atribuir en gran medida a los píxeles mezclados y en menor medida a la poca información que se tiene de la cobertura de los bosques en el país (tabla 17); aun así, el porcentaje de error es aceptable dadas las condiciones de esta investigación.

CONCLUSIONES

Para el periodo de estudio establecido, se logró estimar la producción primaria neta mediante la aplicación del modelo de eficiencias de Kumar y Monteith sobre las coberturas de interés. Se instauró adecuadamente la base de datos de imágenes satelitales e información sobre radiación global, a la vez que se desarrollaron con éxito los algoritmos necesarios para la gestión y aplicación de la información en el modelo de eficiencias.

Pese a las limitaciones (nubosidad, temporalidad interrumpida, disparidad en el estado morfológico y fisiológico de las suertes dentro de un mismo pixel y poca densidad de las mismas), los resultados obtenidos para la cobertura de cultivo (caña) fueron bastante aproximados a los encontrados en reportes oficiales y documentación relacionada. Por otro lado, para la cobertura de bosques se obtuvieron estimaciones por debajo de los reportes de referencia, como consecuencia principalmente de la falta de certidumbre en los valores del índice NDVI para las zonas de estudio. Aun así, en términos generales, las estimaciones obtenidas fueron dimensionalmente comparables con los reportes, en tanto que con las limitaciones existentes no hubo errores relativos excesivos. Los errores inevitables en las mediciones de variables ambientales desde satélites artificiales, que por obvias razones se presentaron en este estudio, son manejables en la medida en que se entienda su procedencia y se identifiquen sus efectos en los resultados.

El modelo de eficiencias de Kumar y Monteith proporciona buenas aproximaciones para estimaciones regionales. Entre mayor es la correlación de las salidas obtenidas a partir de entradas con espacios muestrales diferentes (diarios, semanales, mensuales y anuales), mejor serán la estimación de NPP. En cuanto al comportamiento de las variables involucradas, para ambas coberturas de estudio se evidenció una alta dependencia de las estimaciones de NPP con los valores de NDVI; dicha dependencia muestra un carácter exponencial.

Si bien el modelo aplicado la NPP no presenta correlación significativa con los valores de radiación global, esta variable es sumamente importante en el propósito de establecer las afectaciones de las condiciones climáticas en el comportamiento de la vegetación y, concretamente, en las variables de interés. Siguiendo esta línea, se pudo comprobar para la cobertura de caña, que la ocurrencia de los fenómenos climáticos del Niño y la Niña durante el periodo de estudio tuvo efectos sustanciales en los valores de radiación global, no tanto en los de NDVI, pues éstos dependieron más del estado particular de los cultivos. Para la cobertura de

bosque no se pudieron apreciar efectos de fenómenos climáticos al contar sólo con valores promedios de radiación global.

En la derivación de valores a partir de horas de brillo solar y diferencias térmicas, se pudo observar que el valor de estas variables aumenta en periodos de bajas precipitaciones (Niño) y disminuye en periodos de mucha lluvia (Niña). Los métodos que utilizaron RG_2 son más apropiados para análisis en ventanas temporales focalizadas.

La posibilidad de mejora en las estimaciones obtenidas radica en la obtención de las variables requeridas por el modelo de eficiencias en condiciones más óptimas en comparación con aquellas en que se realizó este estudio, como la disminución de interferencias entre la cobertura medida y el sensor de captura de imágenes espectrales, ausencia de coberturas distintas a la de interés, y un seguimiento paralelo mediante mediciones en campo sobre el desarrollo de la vegetación. Debido a las dificultades que conlleva la obtención de estas condiciones óptimas, la validación de los resultados de la aplicación de este tipo de modelos representa mucha complejidad en tanto que se requiere contar con información auxiliar y de primera mano sobre las coberturas que se están analizando y para el periodo de estudio. Por lo tanto, resulta más viable realizar comparaciones con información de confianza como medio de evaluación de la efectividad del modelo aplicado, tal como se hizo en este trabajo.

RECOMENDACIONES

Todo método de estimación de cualquier tipo de variable lleva asociado un porcentaje de error que depende, entre otras cosas, de la idoneidad que representa el método utilizado para abarcar la problemática de interés, y la calidad de la información que se tenga sobre las variables de entrada. El modelo de eficiencias utilizado en esta investigación para obtener estimaciones de producción primaria neta dio buenos resultados, sin embargo puede mejorarse.

Para futuros trabajos sobre esta misma línea, se recomienda además de realizar este tipo de estudios en las condiciones más óptimas posibles, contar con extensa información auxiliar sobre las variables ambientales involucradas, tanto para corroborar los resultados obtenidos como para detectar posibles fuentes de error; el indagar sobre las fuentes de error es tan importante como la consecución de buenos resultados. Deben tenerse en consideración también los fenómenos que sin ser necesariamente fuentes de error, sí afectan el comportamiento normal de las variables involucradas y por ende los resultados, como lo fueron en esta investigación los fenómenos climáticos del Niño y la Niña.

Por último, se recomienda considerar la posibilidad de hacer modificaciones conservadoras al modelo, como tratar de utilizar otros índices de vegetación más estables que el NDVI (p. ej. el EVI) y complementar la información proveniente de sensores ópticos como el MODIS, con sensores de otro tipo (radar) para poder compensar las deficiencias de los elementos tradicionalmente utilizados.

BIBLIOGRAFÍA

- Akmal, M. y Janssens, M. J. (2004). Productivity and light use efficiency of perennial ryegrass with contrasting water and nitrogen supplies. *Field Crops Research*, 88, 143-155
- Asocaña. (s.f.). *Anexo Estadístico del Informe anual de Asocaña 2016-2017*. Recuperado de <https://www.asocana.org/documentos/2452017-AE61200B-00FF00,000A000,878787,C3C3C3,0F0F0F,B4B4B4,FF00FF,2D2D2D.xlsx>
- Asocaña. (2011). *Informe Anual 2010-2011*. Recuperado de <http://www.asocana.org/documentos/2552011-A0BBEE3D-00FF00,000A000,878787,C3C3C3,0F0F0F,B4B4B4,FF00FF,2D2D2D,B9B9B9.pdf>
- Asocaña. (s.f.). *Anexo Estadístico del Informe anual de Asocaña 2016-2017*. Recuperado de <https://www.asocana.org/documentos/2452017-AE61200B-00FF00,000A000,878787,C3C3C3,0F0F0F,B4B4B4,FF00FF,2D2D2D.xlsx>
- Asocaña. (2011). *Informe Anual 2010-2011*. Recuperado de <http://www.asocana.org/documentos/2552011-A0BBEE3D-00FF00,000A000,878787,C3C3C3,0F0F0F,B4B4B4,FF00FF,2D2D2D,B9B9B9.pdf>
- Asocaña. (2017). *Informe Anual 2016-2017*. Recuperado de <http://www.asocana.org/modules/documentos/14140.aspx>
- Baeza, S., Paruelo, J. y Ayala, W. (2011). Eficiencia en el uso de la radiación y productividad primaria en recursos forrajeros del este de Uruguay. *Agrociencia Uruguay*, 15(2), 48-60.
- Cantero, Y. C. y Rivera, D. A. (2018). *Estimación de la evotranspiración a partir de imágenes satelitales y datos meteorológicos en la cuenca alta del río Cauca* (Tesis de pregrado). Universidad del Cauca, Popayán, Colombia.
- Cassalett, D., Torres, A. y Isaacs E. (Eds) (1995). *El cultivo de la caña en la zona azucarera de Colombia*. Recuperado de http://www.cenicana.org/publicaciones/libro_cana/libro_cana.php
- Chuvieco, e. (2016). *Fundamentals of Satellite Remote Sensing. An environmental approach*. 2 ed. CRC Press.
- Cristiano, P. M. (2010). *Estimación de la productividad primaria mediante el modelo de eficiencias y sensores remotos* (Tesis doctoral). Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina.

- Departamento Nacional de Planeación. (2013). *CONPES 3624 en los departamentos de Cauca y Valle*. Recuperado de <http://www.minvivienda.gov.co/ProyectosInversion/DP%20-%20CONPES%20CAUCA%20Y%20VALLE.pdf>
- FAO. (s.f.). *Evapotranspiración del cultivo. Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos*. Estudio FAO Riego y Drenaje, 56. Recuperado de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=4&ved=2ahUKEwjmrzbO6rPdAhUDpFkKHfbXBaoQFjADegQIBxAC&url=http%3A%2F%2Fwww.fao.org%2F3%2Fa-x0490s.pdf&usg=AOvVaw37W3AL5qSZzus5Ge1ckPO8>
- García, C. E., Montero, D., Soto, M. A. y Valencia, J. M. (2017). Estimación de productividad en caña de azúcar desde la percepción remota. *Análisis geográficos*, 53, 35-49.
- Giraldo, D. (2010). Distribución e invasión de gramíneas C3 y C4 (POACEAE) en un gradiente altitudinal de los Andes de Colombia. *Caldas*, 32(1), 65-86
- Guzmán, O., Baldión, J. V., Simbaqueva, O., Zapata, H. y Chacón, C. (2013). Coeficientes para estimar la radiación solar global a partir del brillo solar en la zona cafetera colombiana. *Cenicafé*, 64(1), 60-76.
- Hernández, M. A., Granados, D. y Sánchez, A. (2003). Productividad de los ecosistemas en las regiones áridas. *Revista Chapingo*, 9(2), 113-123.
- IDEAM. (2010). *Estimación de las reservas potenciales de carbono almacenadas en la biomasa aérea en bosques naturales de Colombia*. Recuperado de https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwi2_5qSnqndAhUPy1kKHeJ7D6EQFjAAegQIAhAC&url=http%3A%2F%2Fdocumentacion.ideam.gov.co%2Fopenbiblio%2Fvirtual%2F022167%2FEstimacionCarbono2005.pdf&usg=AOvVaw0oxFMCukrIGZg5xdD1Ccba
- IDEAM. (s.f.). *Evaluación de la irradiación global horizontal en Colombia*. Recuperado de <http://atlas.ideam.gov.co/basefiles/Evaluacion-de-la-Irradiacion-Global-Horizontal-en-Colombia.pdf>
- Iglesias, M. R., Barchuk, A. y Grilli, M. P. (2010). Dinámica estacional e interanual del NDVI en bosques nativos de zonas áridas argentinas. *Revista de Teledetección*, 34, 44-54
- LP DAAC. (2014). *MOD09A1: MODIS/Terra Surface Reflectance 8-Day L3 Global 500 m SIN Grid V006*. Recuperado de

https://lpdaac.usgs.gov/dataset_discovery/modis/modis_products_table/mod09a1_v006

LP DAAC. (2014). *MOD13A1: MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 500 m SIN Grid V006*. Recuperado de https://lpdaac.usgs.gov/dataset_discovery/modis/modis_products_table/mod13a1_v006

Maldonado, N. J. y Zamora, G. M. (2017). *Estimación de la productividad primaria neta en coberturas de bosque seco tropical a partir de imágenes satelitales Landsat 8 OLI TIRS* (Tesis de pregrado). Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia.

Marín, F. R. et al. (2018). *Modelación de la caña de azúcar en Latinoamérica. Estado del arte y base de datos para parametrización*. Recuperado de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&ved=2ahUKEwjyPbG5fndAhUF0VMKHxKfDmMQFjACegQIBxAC&url=http%3A%2F%2Fpublications.jrc.ec.europa.eu%2Frepository%2Fbitstream%2FJRC110325%2Fjrc110325-online.pdf&usg=AOvVaw0aX0EW8KFg213nl4TTR4Aq>

McNaughton, S. J y Wolf, L. L. (1989). *Ecología general*. Barcelona, España: Omega S.A.

Meneses, V. L. (2012). El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque. *Unasylva*, 62(238), 39-46.

Mesić, I. (2016). Comparison of Ordinary and Universal Kriging interpolation techniques on a depth variable (a case of linear spatial trend), case study of the Šandrovac Field. *The Mining-Geology-Petroleum Engineering Bulletin*, 31(2), 41-58. Disponible en <https://hrcak.srce.hr/file/230977>

Ministerio de Agricultura. (s.f.). *Evaluaciones Agropecuarias Municipales. Caña Azucarera*. Recuperado de <http://www.agronet.gov.co/Documents/Ca%C3%B1a%20Azucarera.pdf>

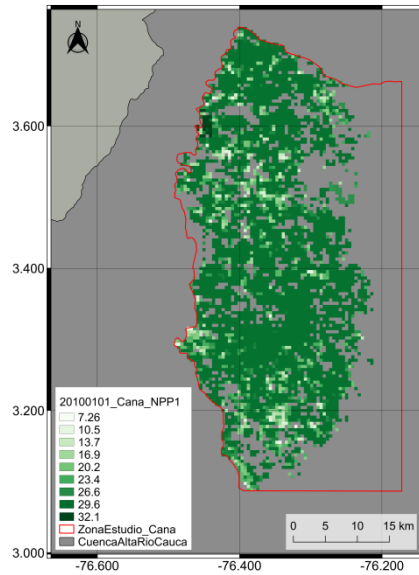
Parques Nacionales Naturales de Colombia. (2005). *Plan de manejo 2005-2009 Parque Nacional Natural Farallones de Cali*. Recuperado de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjZytqIvtbdAhVSrVvKkHYfhBoQFjAAegQIAhAC&url=http%3A%2F%2Fwww.parquesnacionales.gov.co%2Fportal%2Fwp-content%2Fuploads%2F2013%2F12%2FPlandeManejoFarallonesdeCali.pdf&usg=AOvVaw2fWLj7On-EL56sISkBLewD>

- Parques Nacionales Naturales de Colombia. (2005). *Plan de manejo 2005-2009 Parque Nacional Natural Munchique*. Recuperado de <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwjmluNvtbdAhUjuVkkKHdFQD2oQFjAAegQIBRAC&url=https%3A%2F%2Fstorage.googleapis.com%2Fpnn-web%2Fuploads%2F2013%2F12%2FParquenacionalMunchique.pdf&usg=AOvVaw3PIISCJuFiRBJCkEBx1KOy>
- Pérez y Muñoz. (2006). *Teledetección, nociones y aplicaciones*. Recuperado de <https://mundocartogeo.files.wordpress.com/2015/03/teledeteccion-nocionesaplicaciones-2006publico.pdf>
- Potter, C. et al. (1993). Terrestrial Ecosystem Production: A Process Model Based on Global Satellite and Surface Data. *Global Biogeochemical Cycles*, 7(4), 811-841.
- SIAC. (s.f.). Fenómenos del Niño y la Niña. Recuperado de <http://www.siac.gov.co/ninoynina>
- Qiang, Z., Jianjun, Z., Zhenhua, Z., Hongyan, Z., Zhengxiang, Z., Xiaoyi, G., Yunzhi, B. y Li S. (2017). Remotely Sensed Estimation of Net Primary Productivity (NPP) and Its Spatial and Temporal Variations in the Greater Khingan Mountain Region, China. *Sustainability*, 9(1213), 2-16.
- Rodríguez, N., Armenteras, D., Morales, M. y Romero, M. (2006). *Ecosistemas de los Andes Colombianos*. Recuperado de https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwjA-qKkWNbdAhWip1kKHbNtCowQFjAAegQIBxAC&url=https%3A%2F%2Fwww.researchgate.net%2Fprofile%2FDolors_Armenteras%2Fpublication%2F236173774_Ecosistemas_de_los_andes_Colombianos%2Flinks%2F547b439c0cf205d16881c3f0%2FEcosistemas-de-los-andes-Colombianos.pdf&usg=AOvVaw0-A-R8gb8Krij3Z-H2F_fe
- Rueda, F., Peñaranda, L. A., Velásquez, W. L. y Díaz, S. A. (2015). Aplicación de una metodología de análisis de datos obtenidos por percepción remota orientados a la estimación de la productividad de caña para panela al cuantificar el NDVI (índice de vegetación de diferencia normalizada). *Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 16(1).
- Sarría, F. A. (s.f.). *Sistemas de Información Geográfica*. Recuperado de <https://www.um.es/geograf/sigmur/sigpdf/temario.pdf>
- SIGOT. (2009). *Cobertura de la Tierra*. Recuperado de <http://sigotn.igac.gov.co/sigotn/default.aspx>

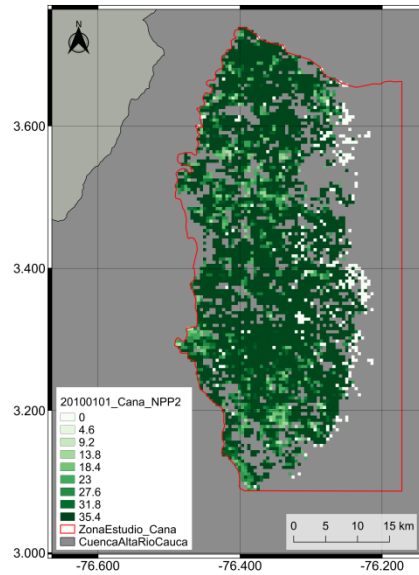
- SIGMUR. (2013). *Teledetección*. Recuperado de <https://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/teledete.html>
- Tang, W., Qin, J. Yang, K., Niu, X., Min, M., y Liang, Sh. (2017). An efficient algorithm for calculating photosynthetically active radiation with MODIS products. *Remote Sensing of Environment*, 194, 146-154.
- Wang, X., Tan, K. Chen, B. y Du, P. (2017). Assessing the Spatiotemporal Variation and Impact Factors of Net Primary Productivity in China. *Scientific Reports*, 7(44415).
- Webster, R. y Oliver, M. (2007). *Geostatistics for Environmental Scientists* (2da ed.). Padstow, Gran Bretaña: Wiley & Sons.
- Xiaolei, Y., Zhacong, W., Wanshou, J. y Xulin, G. (2015). Predicting daily photosynthetically active radiation from global solar radiation in the Contiguous United States. *Energy Conversion and Management*, 89, 71-82
- Zhao, M. et al. (2011). *MODIS-Derived Terrestrial Primary Production*. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/226256183_MODIS-Derived_Terrestrial_Primary_Production/download

ANEXOS

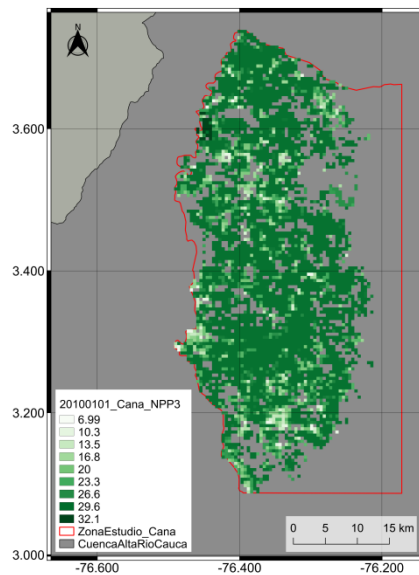
Anexo A. Muestras de ráster de NPP obtenidos en la fecha 20100101 para la cobertura de caña.



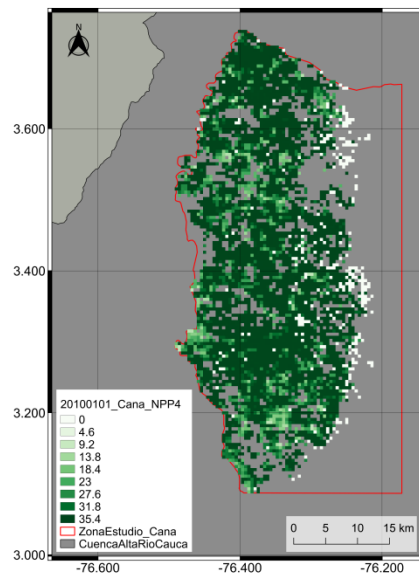
(a) NPP₁



(b) NPP₂

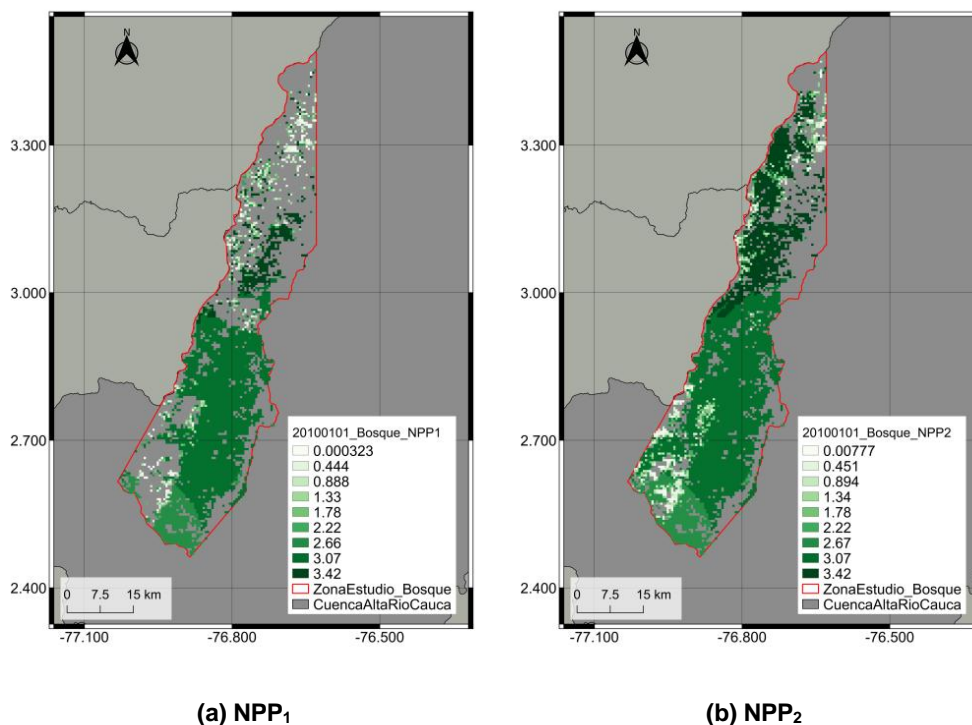


(c) NPP₃



(d) NPP₄

Anexo B. Muestras de ráster de NPP obtenidos en la fecha 20100101 para la cobertura de bosque.



Anexo C. Rendimientos optimizados de productividad de biomasa en caña.

Año	Productividad primaria neta (ton/ha)			
	NPP ₁	NPP ₂	NPP ₃	NPP ₄
2010	64.6263070149	47.9204960269	73.8111640034	61.8838365988
2011	--	--	--	--
2012	68.6493279031	60.1679746448	84.170712877	69.3101016844
2013	61.4045314634	36.9051408978	84.3832543328	55.9430672339
2014	65.5630939613	53.895137458	76.1398902366	65.828114889
2015	--	--	--	--
2010	76.5878395333	83.5040166498	86.8335863999	93.2979465315
2011	76.4352267325	87.110386944	81.4397006703	90.8852532607
2012	71.907219926	92.2497865504	77.4477437161	97.5125629417
2013	89.6270179228	115.0389532949	86.4157160757	108.5109467631
2014	87.256989565	106.3899684	88.9964565534	111.0223434729
2015	--	--	--	--
2010	73.7742360085	59.7692752174	72.1317656488	53.0383647834

2011	69.610731437	57.9736945067	83.7674741233	63.0573694157
2012	57.813027424	43.9052094347	78.9531547777	55.8281210746
2013	71.1125563341	48.1787669565	89.2253949341	53.300290663
2014	72.3584768735	53.534183232	87.9264768484	73.0449376395
2015	81.1513426041	76.9871013927	81.3667300311	69.734015957
2010	76.6460758431	78.3869758242	82.70028964	82.5664806415
2011	65.4812656415	63.3038054572	78.5036103579	78.943221169
2012	46.450539824	50.3867988565	55.8762402675	59.4899547592
2013	76.997707913	78.499848953	84.568103939	84.8442094742
2014	82.3884467671	88.3725018132	85.3418858132	97.4039673487
2015	83.6277372155	98.5357359468	82.9003505303	94.486316976
2010	71.4571712245	65.349523881	80.6071969652	76.3776314213
2011	70.2345010741	67.7347701187	77.4473585011	74.5798305237
2012	58.9338524844	57.9165326652	71.344890724	68.9011672566
2013	79.9102410411	75.7322111851	87.7130906225	79.2349005026
2014	78.2376140275	80.1106925125	80.9128380435	87.8009207782
2015	--	--	--	--
2010	69.4246657951	89.9952000524	76.2290831809	94.6303058381
2011	--	--	--	--
2012	--	--	--	--
2013	65.328656763	91.581999564	82.4157609723	114.9334667072
2014	81.6510449193	115.3239656218	84.1973391856	119.8719670584
2015	84.4251905616	116.1775684501	86.496289255	116.0504609648
2010	72.6477339966	66.2698725709	80.9783358241	76.2621317658
2011	60.3463556575	59.4652497675	78.7576097081	75.8950170674
2012	54.7557589782	54.3074754003	76.5338643983	70.7946884851
2013	80.3368070512	74.6213279904	91.9812926588	78.0934946979
2014	78.6556622772	81.3950206467	82.0468264732	84.1597469142
2015	--	--	--	--
2010	77.5306373131	66.8385782041	78.277194878	71.9139605024
2011	65.1027872513	61.9312601606	64.4906252624	58.8306845691
2012	61.0741034317	57.2255720706	71.0870754931	66.0065523538
2013	76.9334212919	69.4146952945	82.9849880608	72.0495354558
2014	83.0955032877	81.2080442152	84.9541625656	89.70054914
2015	81.2414331283	93.3416668811	82.5117120834	85.9111503116

Anexo D. Rendimientos optimizados de productividad de biomasa en bosque.

Año	Productividad primaria neta (ton/ha)	
	NPP ₁	NPP ₂
2010	0.636667037	0.92800038
2011	0.615918634	0.90855654
2012	0.810988018	1.09705971
2013	0.961170984	1.09705971
2014	0.529019618	0.904254935
2015	1.154425435	1.100882
2010	0.703764915	0.795526325
2011	0.653561977	0.676735835
2012	1.178456405	0.904960555
2013	1.10913544	0.904960555
2014	1.035651198	1.088737585
2015	1.368551201	1.10744453
2010	0.442462732	0.414227425
2011	0.475678567	0.439738925
2012	0.87468269	0.56867672
2013	0.804708075	0.56867672
2014	0.91975766	0.76495524
2015	0.602268369	0.74293622