

Implementación y evaluación del modelo *Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System* (LEDAPS): estudio de caso en los Andes colombianos

Valencia, G.M.¹, Anaya, J.A.², Caro-Lopera, F.J.³

¹ Facultad de Ingenierías. Universidad de San Buenaventura, Carrera 56C Nro. 51-90, Medellín, Colombia.

² Facultad de Ingenierías. Universidad de Medellín, Carrera 87 Nro. 30-65, Medellín, Colombia.

³ Departamento de Ciencias Básicas. Universidad de Medellín, Carrera 87 Nro. 30-65, Medellín, Colombia.

Resumen: En este trabajo se hace un análisis de la reflectividad obtenida con una serie de imágenes Landsat procesadas con el modelo LEDAPS en una región de los Andes Colombianos. Fueron calibradas 38 imágenes de los sensores TM y ETM con el modelo LEDAPS con el fin de evaluar las diferencias de reflectividad entre las bandas de un mismo sensor, las diferencias entre sensores, y los patrones temporales. Se utilizaron pruebas estadísticas no paramétricas exactas que permitieron concluir: a) la reflectividad superficial entre bandas (1-5 y 7) es distinta y que esta diferencia se mantiene entre escenas de fechas distintas; b) al comparar las bandas de igual longitud de onda entre los sensores TM y ETM+ hay altas similitudes estadísticas entre las bandas; c) las variaciones temporales en reflectividad desde el año 1986 a 2013 con los sensores estudiados no son significativas. Estos resultados están sustentados con la implementación de modelación robusta con varios métodos resistentes a observaciones inusuales y otros problemas típicos de la modelación de mínimos cuadrados clásicos.

Palabras clave: LEDAPS, Landsat, corrección atmosférica, prueba exacta de Wilcoxon-Mann-Whitney, modelo de Huber, regresión por mínimas desviaciones absolutas, mínimos cuadrados recortados, Bootstrap.

Implementation and evaluation of the Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing Systems (LEDAPS) model: a case study in the Colombian Andes

Abstract: This paper analyzes the reflectance obtained with a series of Landsat images processed with LEDAPS model in a region of the Colombian Andes. A total of 38 images of TM and ETM sensors were calibrated to surface reflectance using LEDAPS in order to determine difference among bands of the same sensor, difference between sensors and analyze temporal patterns. Exact nonparametric statistics allow to conclude that: a) surface reflectance for band 1–5 and 7 were significantly different and this difference remains among images of different dates; b) there are statistical similarities between the TM and ETM sensors bands; c) temporal variations on surface reflectance from the years 1986 to 2013 with the sensors studied are not statistically significant. These results are supported by the implementation of robust modeling with various methods resistant to unusual observations and other typical problems of the classical least squares modeling.

Key words: LEDAPS, Landsat, radiometric correction, Wilcoxon-Mann-Whitney test, Huber's method, least trimmed squares, least absolute deviation, bootstrap.

* Autor para la correspondencia: german.valencia@usbmed.edu.co

1. Introducción

Este estudio tiene como objetivo evaluar estadísticamente los resultados de la calibración de imágenes Landsat corregidas con el modelo de LEDAPS. Este modelo se aplicó sobre una serie de escenas Landsat TM y ETM+ tomadas entre los años 1986 y 2013, correspondientes a una zona de los Andes Colombianos, con cubierta de bosque tropical. Aunque el trabajo se centra en la evaluación de LEDAPS, en la introducción se encuentran algunos conceptos para el entendimiento del lector sobre el funcionamiento del modelo, lo mismo que sobre la estadística de evaluación aquí aplicada. En la metodología, se desarrollan algunas pruebas básicas sobre evaluación de resultados de calibración, y otras un poco más avanzadas con la ayuda de estadística paramétrica y no paramétrica, que sirven para justificar las conclusiones presentadas.

1.1. Calibración radiométrica de imágenes de satélite Landsat

El programa Landsat desde sus inicios en los años 70 se convirtió en una fuente de información de gran importancia en estudios del cambio global a escala regional (Irons *et al.*, 2012; Loveland y Dwyer, 2012; Markham y Helder, 2012; Wulder *et al.*, 2012). Con una serie de datos en el tiempo tan importante y de disponibilidad gratuita, aumenta la necesidad de algoritmos de corrección robustos y eficientes aplicable a los datos Landsat (Zhu *et al.*, 2012). Por lo que la calibración radiométrica de los sistemas no sólo ayuda a caracterizar el funcionamiento de los sensores, sino que además permite que los datos Landsat puedan ser utilizados cuantitativamente en diferentes aplicaciones (Thome, 2001).

Las características especiales en la resolución espacial y espectral de las imágenes Landsat las hacen óptimas para el estudio de diferentes fenómenos terrestres (Miller *et al.*, 2011). Por ejemplo, para el análisis de los cambios rápidos y graduales en la cobertura vegetal, en el seguimiento de procesos ambientales; como la degradación y la desertificación (Almeida-Filho y Shimabukuro, 2002), la deforestación (Huang *et al.*, 2007, 2008, 2010), la recuperación de la vegetación después de perturbaciones naturales (Lawrence y Ripple, 1999) e incendios forestales (Viedma *et al.*, 1997; Roder *et al.*, 2008; Jong *et al.*, 2010; Houghton,

2012; Vasconcelos *et al.*, 2013; Goodwin y Collett, 2014; Kane *et al.*, 2013).

Estos estudios, donde el componente temporal es importante, han encontrado limitaciones debido a problemas en la obtención de series de tiempo homogéneas, sin efectos del ruido no superficial, como la estabilidad de los sensores, cambios en la iluminación y efectos atmosféricos entre otros (Vicente Serrano *et al.*, 2008). Por lo cual, es importante la aplicación de técnicas de corrección, que permitan contar con imágenes comparables entre diferentes fechas, ya que los datos sólo deben representar las condiciones superficiales (Roy *et al.*, 2014).

1.2. Calibración con el modelo *Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System* (LEDAPS)

La NASA, teniendo en cuenta la importancia de la corrección de los datos Landsat, desarrolló el modelo *Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System* (LEDAPS) (Feng *et al.*, 2013; Hansen y Loveland, 2012; Ju *et al.*, 2012; Masek *et al.*, 2006, 2013, Wulder *et al.*, 2012, Zhu *et al.*, 2012). Con LEDAPS, se procesan imágenes Landsat para determinar la reflectividad superficial con rutinas similares a las encontradas en el modelo de corrección atmosférica 6S (Vermote *et al.*, 1997), desarrollado para el instrumento MODIS Terra (Masek *et al.*, 2013).

El modelo LEDAPS se ha utilizado en distintos estudios, como por ejemplo en la cuantificación de cambios en biomasa (Byrd *et al.*, 2014), cambios en las condiciones del bosque (Tan *et al.*, 2013), evaluación de la biodiversidad en ecosistemas alterados (Duro *et al.*, 2014), generación de índices de vegetación (Ganguly *et al.*, 2012), mapa de coberturas del suelo a escala regional (Ju *et al.*, 2012), cuantificación de incendios forestales (Stroppiana *et al.*, 2012), comparación con otras fuentes de datos (AERONET y MODIS) (Maiersperger *et al.*, 2013) y reflectividad superficial del planeta (Feng *et al.*, 2013).

1.3. Funcionamiento LEDAPS

El principio de funcionamiento de LEDAPS, considera que la perturbación atmosférica de la

reflectividad de la superficie, depende del tipo y características de partículas y gases atmosféricos que interactúan con la radiación, donde, las moléculas de gases de N_2 , O_2 , O_3 , H_2O , y CO_2 , dispersan la radiación de acuerdo con la teoría de *Rayleigh* (Masek *et al.*, 2006). Las moléculas de gas, absorben la radiación en bandas espectrales específicas, las cuales pueden variar su ancho según la especie química, la presión, y la temperatura atmosférica. Variables que además cambian en el perfil vertical. Por su parte, los aerosoles en el modelo LEDAPS, son considerados como partículas que varían de aproximadamente de 10^{-3} μm a 20 μm , con propiedades de dispersión y absorción de la radiación según la teoría de *Mie* y *Geometric Optics* (Vermote y Saleous, 2007).

La corrección con LEDAPS elimina o reduce los efectos de las perturbaciones atmosféricas generados por los gases y partículas. La reflectividad en la parte superior de la atmósfera conocida como TOA es descrita como se observa en la ecuación 1 del modelo (Vermote *et al.*, 2006) y de la cual se calcula la reflectividad superficial.

$$\rho_{TOA}^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i, U_{H_2O}, U_{O_3}) = Tg_{OG}^i(m, P) Tg_{O_3}^i(m, U_{O_3}) \left[\rho_{atm}^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i, U_{H_2O}) + Tr_{atm}^i(\theta_s, \theta_v, P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i) \times \frac{\rho_s}{1 - S_{atm}^i(P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i) \rho_s} Tg_{H_2O}^i(m, U_{H_2O}) \right] \quad (1)$$

Donde:

ρ_{TOA}^i es la reflectividad en la parte superior de la atmósfera.

Tg Transmisividad de los gases como vapor de agua $Tg_{H_2O}^i$, ozono $Tg_{O_3}^i$.

Tg_{OG}^i Transmisividad de otros gases (por ejemplo Transmisividad del CO_2).

ρ_{atm}^i es la reflectividad intrínseca de la atmósfera.

Tr_{atm}^i Transmisividad total de la atmósfera (de abajo hacia arriba).

S_{atm}^i es el albedo esférico de la atmósfera.

ρ_s es la reflectividad de la superficie determinada por el procedimiento de corrección atmosférica.

Las condiciones geométricas del modelo son descritas por el ángulo cenit solar θ_s , el ángulo cenit de la vista θ_v , y la diferencia entre el ángulo de azimut solar y la vista θ . P es la presión que influye en el número de moléculas en la atmósfera y en la concentración de gases absorbentes.

τ_A , ω_o y P_A describe las propiedades de los aerosoles y son espectralmente dependientes.

τ_A es el espesor óptico de los aerosoles.

ω_o es el albedo de los aerosoles de dispersión simple.

P_A es la función fase del aerosol.

U_{H_2O} es el contenido de vapor de agua integrado.

U_{O_3} es el contenido de ozono integrado.

m , es la masa de aire calculada como $1/\cos(\theta_s)+1/\cos(\theta_v)$.

El efecto del vapor de agua en la atmósfera de reflectividad intrínseca se puede determinar a partir de la ecuación 2:

$$\rho_{atm}^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i, U_{H_2O}) = \rho_R^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P) + (\rho_{R+Aer}^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P, \tau_A^i, \omega_o^i, P_A^i) - \rho_R^i(\theta_s, \theta_v, \theta, P) Tg_{H_2O}^i(m, \frac{U_{H_2O}}{2})) \quad (2)$$

Donde ρ_R^i representan la reflectividad de la atmósfera, debido al modelo molecular de dispersión (Rayleigh), y ρ_{R+Aer}^i representa la reflectividad de las moléculas mezcladas con aerosoles. La mezcla y el llamado efecto de acoplamiento (Deschamps *et al.*, 1983) son importantes para lograr una mayor precisión al modelar el efecto atmosférico. Esta aproximación conserva el cálculo correcto donde se supone que el vapor de agua se mezcla con aerosol y que la dispersión molecular no se ve afectada por la absorción del vapor de agua.

Los términos transmisividad, reflectividad intrínseca, y albedo esféricos se calculan utilizando el código de transferencia radiativa 6S (Kotchenova *et al.*, 2006), pero dado su costo de funcionamiento para cada pixel, sería casi imposible computacionalmente con las herramientas disponibles llevar a cabo esta corrección. La herramienta 6S se ejecuta desde el principio generando una tabla de consulta LUT (*Lookup table*) (Levy *et al.*, 2006) que

representan la presión, el vapor de agua, ozono y temperatura. De esta forma se crea la tabla de consulta para cada banda, y se utiliza en el proceso de recuperación de aerosol en la etapa de corrección al final.

Algunas variables utilizadas por el modelo como ozono y vapor de agua son reportadas por otros programas satelitales. Las concentraciones de ozono son tomadas por el sensor TOMS (*Total Ozone Mapping Spectrometer*) a bordo de las plataformas *Nimbus-7*, *Meteor-3 del Earth Probe* y en los casos en que no se dispone de datos del sensor TOMS (por ejemplo, 1994-1996) se utilizan datos de ozono de *NOAA's Tiros Operational Vertical Sounder (TOVS)* (Schmidt et al., 2013; Zortea et al., 2011). La columna de vapor de agua, es tomada de de *NOAA National Centers for Environmental Prediction (NCEP)* disponibles con una resolución de 2,5 grados (<http://rda.ucar.edu/datasets/ds090.0/>) (*ibid*).

Los datos digitales de topografía (1 km GTOPO30) y la presión superficial *NCEP* son utilizados para ajustar la dispersión de *Rayleigh* a las condiciones locales. El modelo *Dark Dense Vegetation (DDV)* desarrollado por Kaufman et al., (1997) e implementado en datos de reflectividad MODIS, es utilizado también en el modelo LEDAPS con el fin de extraer la información del espesor óptico de aerosoles (AOT) directamente a partir de las imágenes.

LEDAPS se tradujo del modelo matemático a un flujo de procesamiento, donde se observan los siguientes pasos: 1) convertir los ND a reflectividad en el TOA; 2) Detectar píxeles con nubes a partir de la reflectividad en el TOA; 3) Corregir la reflectividad del TOA a reflectividad superficial a partir del modelado de la atmósfera y con la ayuda de los datos auxiliares anteriormente descritos.

1.4. Evaluación de la calibración de imágenes de satélite

La evaluación del modelo LEDAPS no ha sido tratada en muchos artículos. Se destaca el aporte de Maiersperger et al. (2013) analizando los resultados de la valoración de los productos de reflectividad del modelo LEDAPS aplicados sobre una serie de imágenes Landsat. En este trabajo se comparan estas reflectividades con datos obtenidos por una serie de espectrómetros en tierra

e imágenes MODIS. En ese mismo estudio, se realizó una comparación del AOT simulado con LEDAPS frente a valores obtenidos por *Aeronet*.

Feng et al. (2013), realizaron pruebas de correlación y modelación por regresión lineal utilizando un análisis de medianas con el modelo *Mean Bias Error (MBE)* y la relación de *Root-Mean-Squared Difference (RMSD)*, representando la diferencia entre imágenes corregidas mediante LEDAPS y datos procesados a partir del producto diario MODIS (MOD09GA), y con compuestos de 16 días para el *Nadir Bidirectional Reflectance Distribution Function-Adjusted Reflectance (BRDF)*, producto *MCD43A4*. Ju et al. (2012), evaluaron la corrección radiométrica y atmosférica de imágenes Landsat ETM+ comparando imágenes Landsat procesadas a partir de imágenes MODIS (utilizando modelos lineales) frente a los resultados de la corrección mediante la implementación de LEDAPS.

Rudjord y Due Trier (2012) compararon los resultados de corrección del LEDAPS y el modelo FLAASH. Zortea et al. (2011) evaluaron el comportamiento de una serie de datos Landsat corregidos con LEDAPS en un estudio desarrollado en una zona en Tanzania, para analizar el efecto de disminución en la precipitación durante los últimos 30 años en procesos fenológicos en las plantas. Finalmente, Nazeer et al. (2014), en su trabajo evaluaron diferentes modelos de corrección atmosférica de imágenes Landsat, aplicados en un entorno costero urbano. Sus resultados sobre LEDAPS indican que sobreestimó la reflectividad superficial en dicha zona, en comparación con mediciones en campo, para tres clases de cubierta (arena, césped artificial, pastos).

1.5. Consideraciones estadísticas para la evaluación del modelo LEDAPS en los Andes colombianos

En Colombia se presentan dificultades para obtener series de datos sin presencia de nubes (Anaya et al., 2015; Anaya y Valencia, 2013), que permitan identificar la validez del modelo LEDAPS en zonas de alta montaña. De aquí la importancia de desarrollar este estudio con la ayuda de técnicas de modelación sin separar y/o eliminar datos extremos, y hacer suposiciones ideales. Por lo cual, en el presente artículo se presentan técnicas de

evaluación de datos robustas aplicadas a una serie de datos Landsat 5 (TM) y 7 (ETM+) corregidas con LEDAPS, que dan solución a los problemas usuales de diagnósticos en modelación estocástica.

Aunque la modelación lineal se ha empleado en procesos de evaluación y calibración de imágenes de satélite, los datos experimentales obtenidos en este trabajo no permiten su aplicación clásica, al presentar problemas de no normalidad, errores correlacionados, heterocedasticidad y valores extremos, requiriendo métodos estadísticos robustos. Otros trabajos sobre la modelación lineal pueden encontrarse en múltiples referencias (Chambers y Hastie, 1992; Wilkinson y Rogers, 1973).

Dentro de las técnicas de evaluación, se encuentra el uso de la modelación por regresión de mínimos cuadrados, que es poco recomendable a menos que se cumplan las condiciones del teorema de Gauss-Markov, sobre normalidad, no correlación y varianza constante de los errores del modelo. Como alternativa, está el uso de métodos de modelación robusta, resistentes a problemas de diagnóstico, como la técnica de Huber (donde el ajuste se realiza mediante un proceso iterativo de mínimos cuadrados con pesos) (Hampel *et al.*, 1986; Huber y Ronchetti, 2009), o la implementación de la estimación M (puede ser considerada como una generalización de los de Máxima Verosimilitud), la cual corresponde al método de mínimas desviaciones absolutas, que tiene por objeto minimizar una suma con pesos de residuos absolutos (Koenker, 1994 y 2005; Portnoy y Koenker, 1997). Los modelos de mínimos cuadrados recortados también son recomendados para esta tipología de datos, donde la regresión se realiza utilizando los valores no extremos del conjunto de datos y considerando un estimador de regresión con un punto de tolerancia alta para considerar el mayor número de datos extremos (Rousseeuw y Huber, 1997; Rousseeuw y Leroy, 2005).

Cuando se conjuga la técnica de mínimos cuadrados recortados con la simulación *bootstrap* se tiene un método robusto excelente que soporta conclusiones estadísticas de gran solidez sobre el uso de datos corregidos con LEDAPS. La idea de la aplicación del método estadístico *bootstrap* (Efron y Tibshirani, 1994) subyace en el muestreo con reemplazo de los residuales (diferencia entre los valores ajustados y observados) de un modelo.

2. Materiales y datos

2.1. Zona de estudio y datos

El estudio fue desarrollado en una zona de la cordillera de los Andes, en el departamento de Antioquia - Colombia, con referencia espacial WRS (*World Reference System*) Path 9 y Row 56, Path 9 y Row 55, Path 8 y Row 56, y Path 8 y Row 55 (Figura 1). Con el fin de evaluar el comportamiento temporal de la reflectividad de las imágenes se identificó una zona en cobertura con bosque tropical, en la región norte de Antioquia-Colombia.



Figura 1. Ubicación de zona de estudio.

En el estudio se escogieron inicialmente 50 escenas Landsat de los sensores TM y ETM+, de las cuales se descartaron 12 por problemas en la geometría, o cantidad de nubes. Las imágenes tenidas en cuenta para el estudio contaron con el nivel de preprocesado L1T.

3. Métodos

En este apartado se presentan los diferentes métodos para analizar los resultados de la calibración

de las imágenes una vez aplicado el modelo LEDAPS. Por lo tanto, en la sección 3.1 se describe el método de calibración aplicado a las imágenes, en la sección 3.2 los métodos de evaluación, y en la 3.3 se encuentran los métodos de validación.

3.1. Calibración de imágenes con LEDAPS

Se calibraron 19 imágenes del sensor TM y 19 imágenes del sensor ETM+ utilizando el modelo LEDAPS de la NASA (<http://ledapsweb.nascom.nasa.gov/index.html>). La descarga de los recursos del modelo está disponible a través de la página del DAAC en su programa para evaluar las dinámicas biogeoquímicas asociadas al ciclo del carbono (<http://daac.ornl.gov/MODELS/guides/LEDAPS.html>).

Las imágenes tenidas en cuenta para el estudio se tomaron entre 1986 y 2013. Tras aplicar el modelo LEDAPS se almacenaron formando cubos de datos por banda para las 38 fechas, utilizando las bandas 1 al 5 y la banda 7. La banda 6 no fue considerada en este estudio.

3.2. Evaluación

En primer lugar se realizó un análisis visual sobre la coherencia espacial al generar cuatro mosaicos de imágenes procesadas con LEDAPS para los años 1986, 2000, 2011 y 2013, en las zonas P9R56, P9R55, P8R56 y P8R55 (WRS).

En segundo lugar, para comparar cuantitativamente los resultados de la calibración con LEDAPS, se realizó un análisis estadístico en las zonas de solape P9R55 y P9R56 (WRS). Para lo cual se generaron polígonos semillas (o regiones de interés), que tuvieran continuidad en el tiempo y el espacio, sin presencia de nubes. En estas áreas se realizaron *comparaciones de medianas y medias de reflectividad entre bandas y satélites*. La verificación de los resultados del presente trabajo puede atenderse desde la estadística no paramétrica (para la diferenciación de las medianas) y la estadística paramétrica (para el caso de la media), teniendo en cuenta la discusión presentada en la sección 1.5.

Primero se abordó el análisis estadístico con el análisis de las medianas haciendo una *comparación entre bandas y satélites*. La medida de la reflectividad, en las diversas bandas tiene implícita

aleatoriedad, valores usualmente extremos y sesgos distribucionales, que afectan fuertemente las suposiciones típicas de normalidad. La mediana resulta entonces un excelente descriptor y diferenciador de clases. Existen diversas pruebas de diferenciación no paramétrica entre dos vectores de datos. En este estudio se emplea una variación de la prueba de sumas de rangos de Wilcoxon (también llamada prueba de Mann-Whitney). Donde, la hipótesis nula se refiere a que la mediana de la reflectividad entre las dos bandas a comparar es igual. Si el valor p es inferior al 5% indica que ambas bandas tienen diferentes medianas, o lo que es equivalente, las distribuciones de ambos vectores son estadísticamente independientes.

La modificación referida a la prueba de Wilcoxon, corresponde al uso de la distribución exacta, de la hipótesis nula (Ernst, 2004). Esta teoría estudia todas las permutaciones admisibles de los datos, para probar la hipótesis de independencia de cada par de bandas. Las pruebas usuales emplean aproximaciones de la distribución nula mediante distribuciones límite y procedimientos Monte-Carlo condicionales (Schreier y Weber, 1999).

En los resultados se aprecian entonces los valores p de las comparaciones de todos los pares posibles de bandas 1 a 5 y 7, discriminadas además por satélite (Landsat 5 y Landsat 7).

3.3. Validación con estadística robusta

A falta de valores de reflectividad medidos con radiómetro para validar los valores de reflectividad estimados con LEDAPS, se procedió a estudiar la variabilidad de los resultados de la corrección en el tiempo. Para ello se implementó un análisis estadístico utilizando las medias. Como se indicó antes, la media es sensible a datos extremos y la comparación rigurosa entre dos bandas, respecto a este parámetro, exige la aplicación de técnicas más avanzadas que superen los problemas de diagnósticos como la correlación, no normalidad y/o varianza no constante de los errores del modelo.

Desde el punto de vista paramétrico, se realizó una serie y se analizó mediante gráficos el comportamiento de la reflectividad en el tiempo.

Por otro lado, a partir de métodos estadísticos no paramétricos, se realizaron comparaciones de

medias entre bandas de una misma escena, bandas de igual longitud de onda en diferentes satélites, y tiempo. Modelando la reflectividad desde los satélites (predictor cualitativo con niveles Landsat 5 y Landsat 7), el tiempo (predictor cuantitativo) y la interacción satélite-tiempo. Para otros propósitos, que serán encontrados en el análisis de los resultados, se modeló la reflectividad desde las bandas (predictor cualitativo con niveles banda 1 a banda 5 y banda 7), el tiempo y la interacción banda-tiempo. En ambos casos se tienen regresiones lineales para cada grupo con diferentes pendientes e interceptos.

El primer modelo implementado para comparar satélites en una misma banda se obtuvo aplicando la ecuación 3.

$$\text{Reflectividad} = \beta_0 + \beta_1 \text{Tiempo} + \beta_2 \text{Satélite} + \beta_3 \text{Tiempo} \times \text{Satélite} + \text{Error} \quad (3)$$

Donde, *Satélite* es una variable muda codificada como 0 (Landsat 5, nivel de referencia) y 1 (Landsat 7), β_0 es la reflectividad media poblacional del Landsat 5. Cuando $\beta_3 = 0$, no hay interacción entre *Tiempo* y *Satélite*, entonces β_2 representa la distancia vertical entre las líneas de regresión paralelas con pendiente poblacional β_1 . Cuando $\beta_3 \neq 0$, se tienen rectas de regresión para cada satélite con diferentes pendientes, β_1 para Landsat 5 y $\beta_1 + \beta_3$ para Landsat 7. En notación simplificada, el modelo puede escribirse siguiendo la ecuación 4.

$$\text{Reflectividad} = X\beta + \text{Error} \quad (4)$$

Donde *Reflectividad* y *Error* son vectores, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)'$ y *X* es la matriz de diseño, con primera columna de unos (intercepto), la segunda columna el tiempo, la tercera columna con valores 0 o 1 según Landsat 5 o Landsat 7, respectivamente, y la cuarta columna con valores del producto elemento a elemento de la segunda y la tercera columnas.

El segundo modelo, se empleó para comparar bandas en una misma escena. En este caso la banda es un factor de seis niveles que se codifica usando cinco variables mudas, en donde la banda 1 es el nivel de referencia. El modelo correspondiente tiene la misma notación simplificada del modelo lineal de la ecuación 4. Sin embargo, las variables y los coeficientes tienen variaciones, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{12})$ y las columnas de la matriz de

diseño *X* son las siguientes: (Intercepto - columna de unos), Tiempo, Banda 2 (1 o 0, según corresponda), Banda 3 (1 o 0, según corresponda), Banda 4 (1 o 0, según corresponda), Banda 5 (1 o 0, según corresponda), Banda 7 (1 o 0, según corresponda), Tiempo×Banda 2, Tiempo×Banda 3, Tiempo×Banda 4, Tiempo×Banda 5, Tiempo×Banda 7.

4. Análisis de resultados

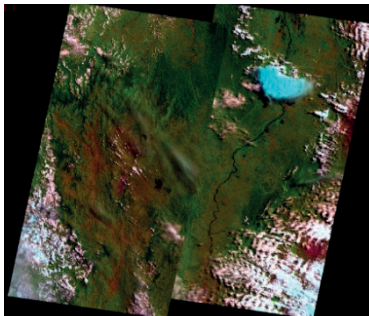
4.1. Resultados de la etapa de evaluación

Las imágenes calibradas con LEDAPS no muestran diferencias después de una evaluación cualitativa (visual) en la zona de solape del mosaico para el barrido del sensor del mismo día, el cual fue generado para los años 1986, 2000, 2011 y 2013. Mientras que imágenes aledañas con fechas diferentes evidencian un bandeado en las zonas de solape (Figura 2). Los mosaicos de los años 2011 y 2013 presentan un bandeado más fuerte en la zona de solape, que está relacionado con el problema del escáner *Scan Line Corrector* ocurrido en el sensor desde Mayo 31 del 2003 (Storey, Scaramuzza, Schmidt, y Barsi, 2005).

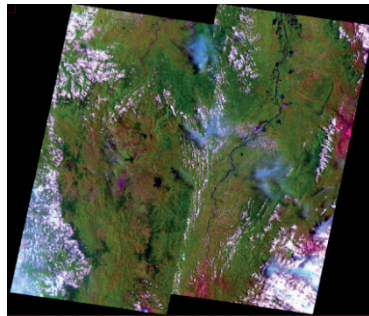
Cuantitativamente, el análisis estadístico aplicado en las áreas de solape del barrido de los sensores (P9R55 y P9R56) para el mismo día dio como resultado que los interceptos nulos y las pendientes no nulas reportadas están respaldadas por altos niveles de confianza (mayor de 95%) y/o significancia menor al 5%. Lo cual indica que los valores de reflectividad en las áreas estudiadas son muy similares.

Para poder realizar la regresión lineal de un sensor respecto a otro se calibró estadísticamente uno de ellos de tal manera que pudiera servir como variable independiente. En este trabajo se aplica por ejemplo la técnica de reducción de error vía simulación al sensor en la zona P9R55. Después de tal calibración se aplicaron cuatro modelos diferentes (tres de ellos robustos, resistentes a problemas de diagnóstico y muestra en mínimos cuadrados) y se verificaron mediante distribuciones simuladas de mínimos cuadrados recortados vía *bootstrap*. La Tabla 1 corresponde a un resumen con los resultados de la implementación de los cuatro modelos.

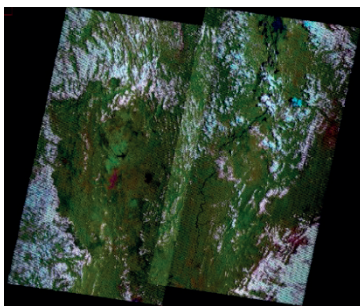
La distribución de los coeficientes del modelo de mínimos cuadrados recortados con 100.000



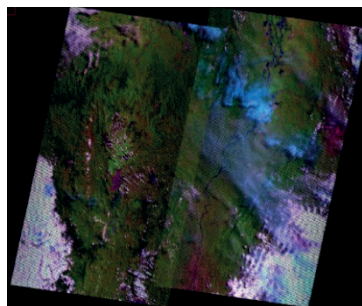
Mosaico de imágenes corregidas con modelo LEDAPS. P9R55, P9R56, P8R55, y P8R56. Año 1986. Cañón de colores 5/4/3



Mosaico de imágenes corregidas con modelo LEDAPS. P9R55, P9R56, P8R55, y P8R56. Año 2000. Cañón de colores 5/4/3



Mosaico de imágenes corregidas con modelo LEDAPS. P9R55, P9R56, P8R55, y P8R56. Año 2011. Cañón de colores 5/4/3.



Mosaico de imágenes corregidas con modelo LEDAPS. P9R55, P9R56, P8R55, y P8R56. Año 2013. Cañón de colores 5/4/3.

Figura 2. Cada mosaico muestra el comportamiento visual en bandas 5/4/3 de imágenes corregidas mediante el modelo LEDAPS en los años 1986, 2000, 2011, y 2013. Escena P9R55, P9R56, P8R55, y P8R56.

regresiones simuladas vía *bootstrap*, se presenta a continuación en la Figura 3, con las 6 bandas analizadas. En esta figura los valores de reflectividad se encuentran escalados según el modelo LEDAPS.

Se puede observar en la Tabla 2 que el modelo de mínimos cuadrados, la regresión robusta Huber,

y los mínimos desviaciones absolutas, muestran un intercepto nulo (0) y pendientes cercanas a 1. Igualmente se observa que la banda 1 en particular puede merecer un trabajo futuro de calibración estocástica con otras técnicas de modelación robusta. Aun así, el resultado global de buena correlación entre las lecturas de los dos sensores en

Tabla 1. Estimación de parámetros en modelos lineales. Reflectividad vs. Bandas en la zona P9R55.

Método	Banda 1		Banda 2		Banda 3	
	Intercepto	Pendiente	Intercepto	Pendiente	Intercepto	Pendiente
Mínimos cuadrados	0	1,009	0	0,973	0	1,014
Huber	0	1,000	0	0,984	0	1,004
Mínimas desviaciones absolutas	0	0,980	0	0,970	0	0,997
Mínimos cuadrados recortados	–	0,955	–	1,054	–	0,997
Método	Banda 4		Banda 5		Banda 6	
	Intercepto	Pendiente	Intercepto	Pendiente	Intercepto	Pendiente
Mínimos cuadrados	0	0,951	0	0,983	0	1,008
Huber	0	0,974	0	0,991	0	1,013
Mínimas desviaciones absolutas	0	0,973	0	0,983	0	1,010
Mínimos cuadrados recortados	–	0,994	–	0,853	–	1,008

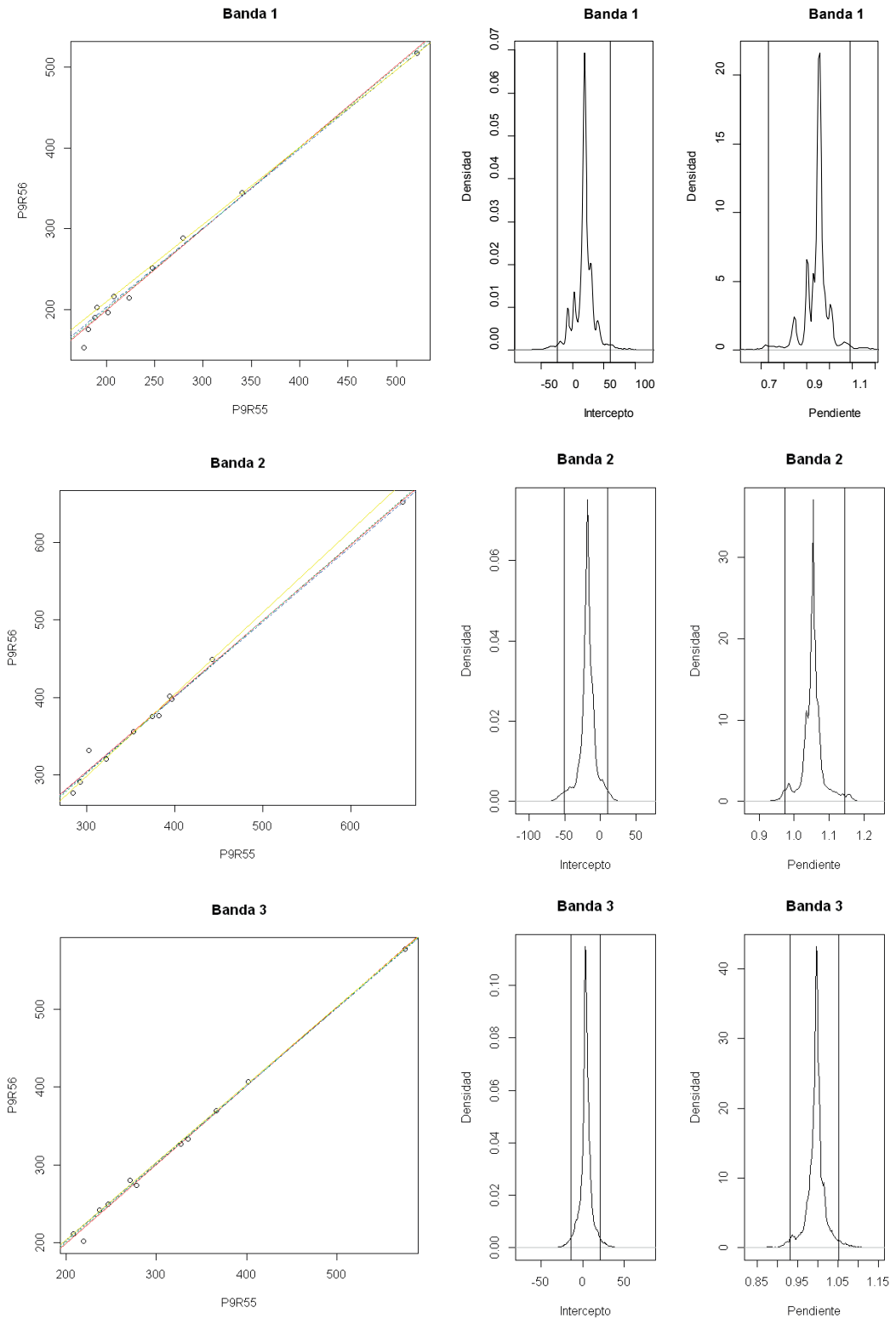
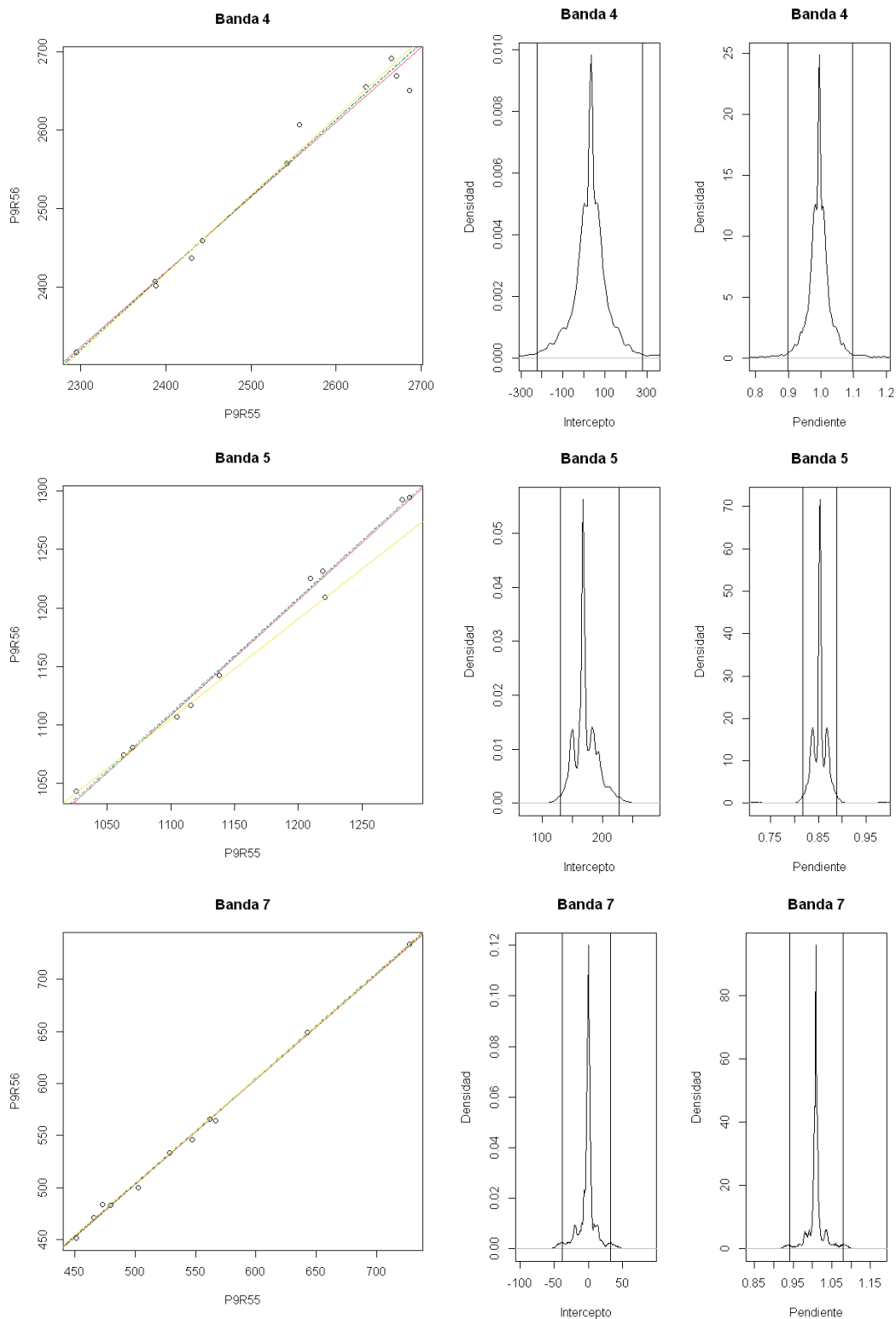


Figura 3. Resúmenes de diferentes modelos lineales y bootstrap para reflectividad vs. banda. Zona P9R55 y P9R56.
(continúa en la página siguiente)

Figura 3. (continúa de la página anterior)



a) Modelos líneas: mínimos cuadrados (rojo), Huber (verde), mínimas desviaciones absolutas (azul), mínimos cuadrados recortados (amarillo). b) coeficientes del modelo de mínimos cuadrados recortados con 100.000 regresiones simuladas vía *bootstrap*.

Figura 3. Resúmenes de diferentes modelos lineales y bootstrap para reflectividad vs. banda. Zona P9R55 y P9R56.

todas las bandas, es evidente en todos los modelos aplicados como se observa en la Figura 3.

En la columna izquierda de la figura 3, se presentan los modelos representados mediante líneas: mínimos cuadrados (rojo), Huber (verde), mínimas desviaciones absolutas (azul), mínimos cuadrados recortados (amarillo). Y en la columna derecha se observan los resultados de la simulación *bootstrap*, que apoyan los resultados.

4.2. Resultados de la etapa de validación con estadística robusta

Para efectos de comparación visual de la reflectividad obtenida con cada sensor en una misma fecha, se presenta cada una de las series de tiempo. En la Figura 4, se evidencia la comparación en el comportamiento de las bandas 1 a 5 y 7 en un análisis realizado para 28 escenas de este estudio. El periodo de tiempo fue comprendido del año 1986 al 2013.

En la figura 4, se observa en el eje *y* (vertical) los valores de reflectividad superficial, como son escalados en el proceso de calibración con LEDAPS. En el eje *x* (horizontal) se observan los nombres de las escenas tenidas en cuenta para esta etapa del análisis, organizadas cronológicamente.

La nomenclatura de la escena inicia con L5 para el caso de las escenas del Landsat TM y L7 para las escenas del Landsat ETM+.

Las pruebas estadísticas, conducentes al uso de los datos procesados mediante el modelo LEDAPS en estudios multitemporales, arrojan tendencias interesantes de continuidad homogénea en el tiempo, en los valores de reflectividad superficial, principalmente en las primeras bandas. Los valores extremos son más evidentes en las bandas 4 y 5 dado que tiene los valores más altos en reflectividad. En una demostración estadística de la diferenciación entre bandas, tanto en medianas (no afectada por valores extremos), como en medias (pero de alto poder predictivo), se observa que la media es sensible a datos extremos, por lo que se inicia el análisis con una prueba no paramétrica para la diferencia de las medianas entre cada una de las bandas en ambos satélites y entre éstos. Los valores *p* de dichas pruebas se indican a continuación en la Tabla 2 y 3.

Se puede observar en la Tabla 2 que todos los *p* valores son inferiores a 0.05 lo que indica que todos los pares posibles de bandas tienen diferentes medianas de reflectividad entre sí para el caso del Landsat 5. De la misma forma se procede a la

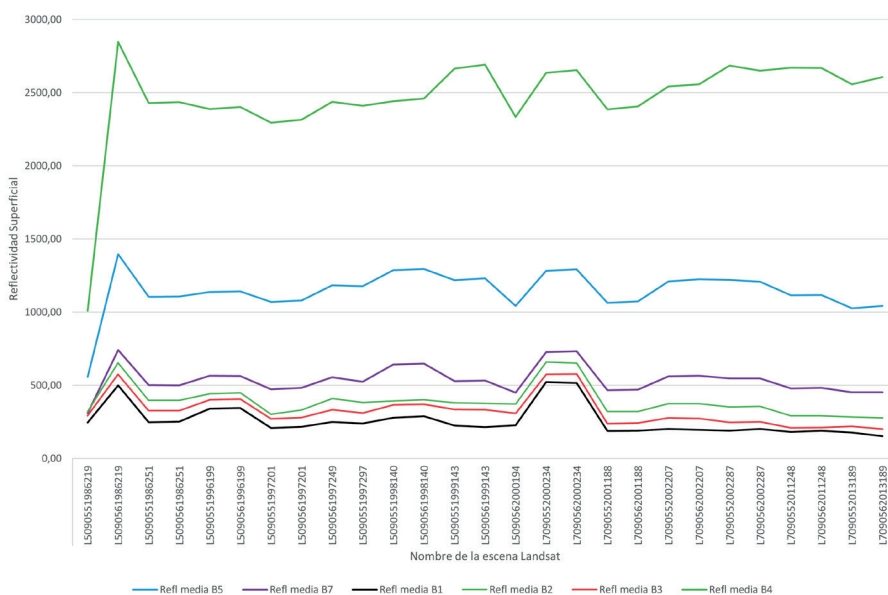


Figura 4. Comparación de reflectividad media Landsat TM (L5) y ETM+(L7), procesados con modelo LEDAPS en las bandas 1-5 y 7. (1986 a 2013).

comparación de las bandas de Landsat 7, con los resultados que se observan en la Tabla 3.

Tabla 2. Diferencias en reflectividad (mediana) Landsat 5.

Prueba exacta de Wilcoxon Mann-Whitney					
L5	B2	B3	B4	B5	B7
B1	$3,432 \times 10^{-5}$	$1,234 \times 10^{-3}$	$1,289 \times 10^{-8}$	$1,289 \times 10^{-8}$	$3,739 \times 10^{-7}$
B2		$4,752 \times 10^{-3}$	$1,289 \times 10^{-8}$	$2,579 \times 10^{-8}$	$1,657 \times 10^{-4}$
B3			$1,289 \times 10^{-8}$	$2,579 \times 10^{-8}$	$6,702 \times 10^{-5}$
B4				$6,55 \times 10^{-6}$	$1,289 \times 10^{-8}$

Tabla 3. Diferencias en reflectividad (mediana) Landsat 7.

Prueba exacta de Wilcoxon Mann-Whitney					
L7	B2	B3	B4	B5	B7
B1	$4,215 \times 10^{-3}$	$1,641 \times 10^{-2}$	$1,923 \times 10^{-7}$	$1,923 \times 10^{-7}$	$4,865 \times 10^{-5}$
B2		$6,075 \times 10^{-3}$	$1,923 \times 10^{-7}$	$1,923 \times 10^{-7}$	$1,812 \times 10^{-3}$
B3			$1,923 \times 10^{-7}$	$1,923 \times 10^{-7}$	$2,788 \times 10^{-4}$
B4				$1,923 \times 10^{-7}$	$1,923 \times 10^{-7}$

Para complementar este análisis, la Figura 5 muestra los intervalos de confianza al 95% para las medianas de reflectividad en banda y satélite. Dichos intervalos ratifican las mismas conclusiones de diferenciación con las pruebas de Wilcoxon Mann – Whitney presentadas en las Tablas 2 y 3.

En la Figura 5, se puede observar una clara diferenciación de las bandas en ambos satélites (Landsat 5 en la parte izquierda de la imagen y Landsat 7 a la derecha), con una serie de firmas

espectrales en la clase bosque muy similares a las encontradas en literatura. El eje y corresponde a la reflectividad superficial, y el eje x a la banda estudiada (B1-B5 y B7). Se observan algunos valores extremos en ambos satélites, que merecen un análisis detallado que permitan la construcción de conclusiones contundentes sobre el funcionamiento de LEDAPS. Una alternativa muy común consiste en eliminar dichos valores usando la conocida técnica de *Tukey*, no obstante, se eligió implementar una estadística robusta basada en la técnica estadística *bootstrap* sobre mínimos cuadrados recortados, que concluya sobre la diferenciación en presencia de dichos valores extremos.

Para resolver esta inquietud, se partió de un modelo general, en el que la variable de respuesta es la reflectividad y como variables independientes está el tiempo, las bandas y la interacción entre tiempo y banda:

Tiempo: $p=0,2684$, *banda:* $p=2 \times 10^{-16}$, *interacción tiempo-banda:* $p=0,2400$.

Se observa que en el caso del Landsat 5 un análisis de la varianza, arroja valores *p* de significancia de predictores, hecho que demuestra estadísticamente dos aspectos fundamentales, uno, que el tiempo no es una variable independiente significativa de la reflectividad y dos, que no existe interacción

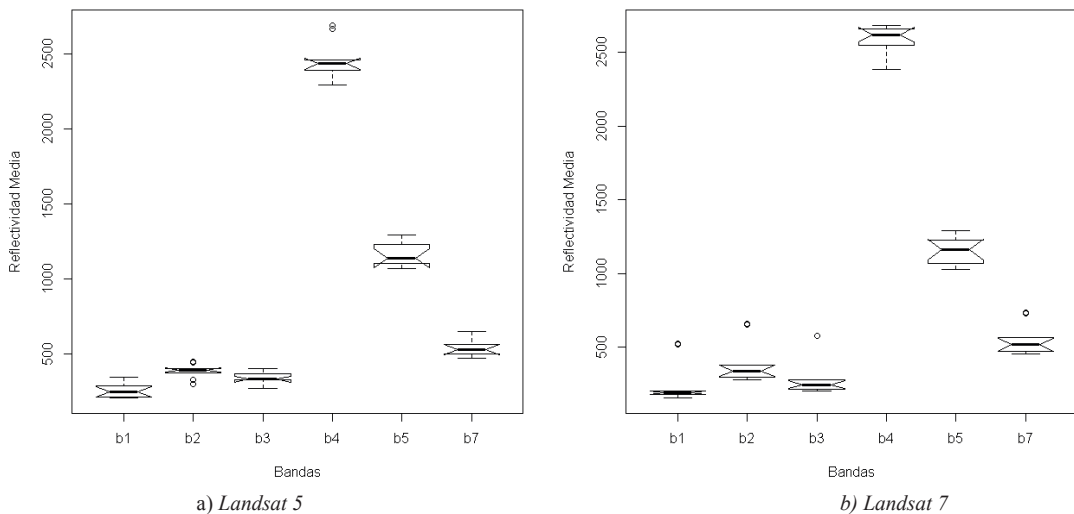


Figura 5. Modelo de distribución de reflectividad (caja y bigotes, intervalo de confianza al 95% para las medianas). Landsat 5 izquierda, y Landsat 7 derecha de la imagen.

Tabla 4. Estimación y simulación *bootstrap* por mínimos cuadrados recortados (MCR), Landsat 5.

L5	Estimación por MCR	Intervalo de confianza por <i>bootstrap</i> (ver densidades Figura 6)
Banda 1	229	(174; 344)
Banda 2	167	(101; 235)
Banda 3	120	(54; 186)
Banda 4	2208	(2144; 2273)
Banda 5	865	(799; 933)
Banda 7	280	(215; 345)
Tiempo	-0,002	(-0,019; 0,014)

significativa con las bandas. Donde, estas últimas tienen altísimo nivel de explicación como era de esperarse.

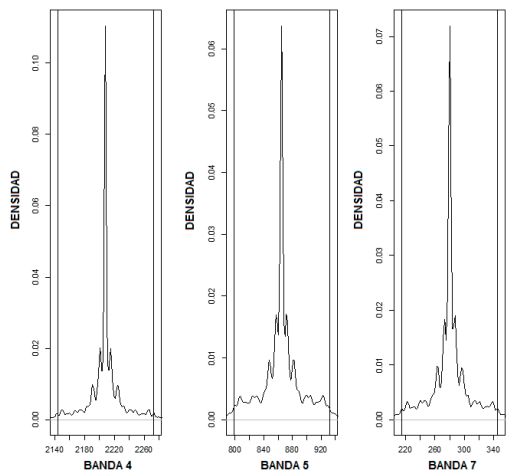
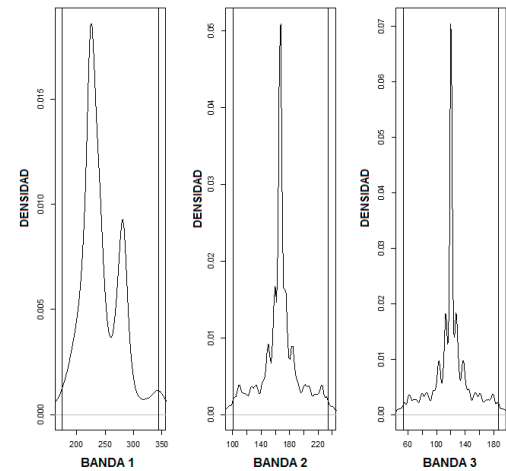
Para evaluar la interacción entre las bandas se parte de un modelo sin interacción, utilizando el modelo de mínimos cuadrados recortados (MCR) en una de sus búsquedas exhaustivas.

Hasta ahora sólo se tiene las estimaciones MCR de una sola búsqueda exhaustiva, para demostrar que en efecto las seis bandas del satélite Landsat 5 son significativamente diferentes entre sí. Por lo que sin eliminar datos extremos, se realiza una simulación *bootstrap* de miles de regresiones MCR, para observar la distribución de los coeficientes obtenidos en tales regresiones. La segunda columna de la Tabla 4 muestra los intervalos de confianza al 95%, correspondiente a la densidad de 100.000 regresiones de mínimos cuadrados recortados.

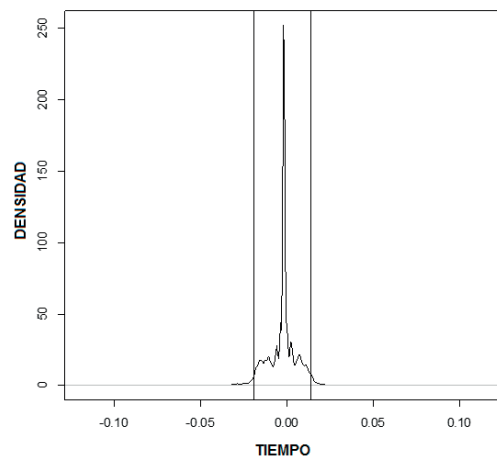
Con el método *bootstrap* aplicado se detecta la falta de poder predictivo del tiempo, lo cual es un aspecto fundamental que ratifica la explicación de la reflectividad sólo utilizando las bandas. La distribución del coeficiente tiempo basada en un modelo de mínimos cuadrados recortados, puede ser visualizada en la parte b) de la Figura 6.

Como se puede observar en la Figura 6, aunque el comportamiento de la banda 1 se ajusta a la conclusión global de las otras bandas, atendiendo con detalle la falta de unimodalidad en su distribución (obsérvese que presenta dos picos), se procede a demostrar la igualdad en reflectividad media más adelante, cuando se compare la similitud entre los satélites Landsat 5 y Landsat 7.

Repetiendo el análisis anterior para las bandas del satélite Landsat 7, en una búsqueda exhaustiva de los coeficientes de mínimos cuadrados recortados



a) Simulación *bootstrap* por MCR para bandas 1 a 5 y 7



b) Simulación *bootstrap* para el tiempo

Figura 6. Simulación *bootstrap* por MCR para la reflectividad media vs. bandas y tiempo. Satélite Landsat 5.

junto con los intervalos de confianza para dichos coeficientes utilizando 100.000 regresiones, se muestran en la Tabla 5. Donde de nuevo el nivel de referencia es la banda 1, las demás bandas están estimadas por encima de dicha referencia en las cantidades indicadas. En la columna 2 de dicha tabla se muestran los intervalos de confianza al 95%, para las estimaciones MCR utilizando el *bootstrap*.

Tabla 5. Análisis de diferencia entre bandas por mínimos cuadrados recortados (MCR), Landsat 7.

L7	Estimación por MCR	Intervalo de confianza por <i>bootstrap</i>
Banda 1	239	(-197; 946)
Banda 2	119	(-217; 455)
Banda 3	49	(-287; 385)
Banda 4	2445	(2111; 2780)
Banda 5	869	(533; 1205)
Banda 7	283	(-52; 618)
Tiempo	-0,007	(-0,084; 0,066)

La baja unimodalidad presente en la banda 1 en ambos satélites, y perceptible en la figura 6 para el caso del Landsat 5, requiere de un análisis profundo donde se demuestre que tal distribución no afecta la conclusión de igualdad entre las medidas de los satélites en dicha banda. Tal cuestión será abordada más adelante en el texto.

Una demostración de la insignificancia predictiva del tiempo, comparada con las bandas la ratifican las 100.000 regresiones *bootstrap* aplicadas con el modelo de MCR. Con intervalos de confianza al 95% con valores entre -0.08364008 - 0.06630501, y una pendiente casi nula que no alcanza a exhibir cambios significativos en el tiempo considerado para este estudio.

En la comparación robusta de los satélites banda a banda, sin eliminar los valores extremos y aplicando la regresión de mínimos cuadrados recortados, se observa que no hay interacción tiempo-satélite. Concluyendo que con la corrección con LEDAPS ambos satélites son estadísticamente iguales, lo cual es una conclusión importante si comparamos este resultado con los hallazgos de Vicente Serrano *et al.*, (2008).

Un análisis de la varianza para el modelo completo de interacción indica los siguientes valores *p* para las variables explicativas de la reflectividad: tiempo ($p=0,1303$), satélite ($p=0,3945$) e interacción tiempo-satélite ($p=0,1780$), indicando que tanto la reflectividad media entre los satélites Landsat 5 y

Landsat 7 es la misma estadísticamente, no hay interacción con el tiempo, y es independiente de éste.

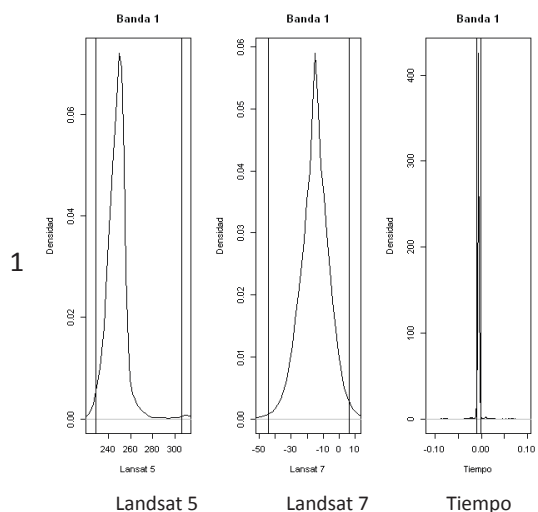
Para resolver la duda sobre la baja unimodalidad en la banda 1, se analizó con una regresión robusta de mínimos cuadrados recortados no afectada por valores extremos. Los resultados de las estimaciones y el intervalo de confianza al 95% obtenido por el *bootstrap* respectivo, se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6. Regresión robusta por mínimos cuadrados recortados en banda 1. Landsat 5 vs. Landsat 7.

Landsat 5 (media de referencia)	Landsat 7	Tiempo (pendiente)
248	-15	-0,006
(229; 306)	(-45; 6)	(-0,010; -0,002)

La referida falta de unimodalidad en la distribución de la media de reflectividad asociada a la banda 1 en ambos satélites, se logra dirimir aplicando el método de *bootstrap* sobre 100.000 regresiones MCR. De forma gráfica esto se puede observar en la Figura 7.

Las demás bandas tienen un comportamiento mucho más uniforme, tal y como se advirtió en el análisis por sensor de cada satélite. En la Tabla 7 se resumen detalladamente las bandas restantes en sus elementos más importantes una



a) Banda b) Densidad de los coeficientes

Figura 7. Distribución vía *bootstrap* de la reflectividad media en la banda 1 vs. tiempo y satélite.

Tabla 7. Bootstrap por MCR bandas 2;3;4;5;7. Landsat 5 vs. Landsat 7.

		Landsat 5 (media de referencia)	Landsat 7	Tiempo (pendiente)
Banda 2	Estimación MCR	507	6	-0,024
	Intervalo de confianza	(401; 591)	(-111; 115)	(-0,046; -0,002)
	Bootstrap al 95%			
Banda 3	Estimación MCR	327	-13	-0,011
	Intervalo de confianza	(263; 441)	(-126; 100)	(-0,031; 0,011)
	Bootstrap al 95%			
Banda 4	Estimación MCR	2438	251	-0,005
	Intervalo de confianza	(2199; 2604)	(96; 400)	(-0,038; 0,028)
	Bootstrap al 95%			
Banda 5	Estimación MCR	1297	218	-0,047
	Intervalo de confianza	(1098; 1509)	(-21; 451)	(-0,094; 0,000)
	Bootstrap al 95%			
Banda 7	Estimación MCR	644	62	-0,02473978
	Intervalo de confianza	(501; 793)	(-101; 227)	(-0,058; 0,008)
	Bootstrap al 95%			

vez aplicada la regresión robusta, no afectada por valores extremos. La estimación de mínimos cuadrados recortados (MCR) y su intervalo de confianza al 95%, obtenida a partir de la simulación *bootstrap*.

La tabla 7 también ratifica la misma conclusión de la banda 1, es decir, la reflectividad media medida por los satélites Landsat 5 y Landsat 7, es altamente similar en todas las bandas, así como su independencia en el tiempo.

Si bien la diferenciación ideal entre los satélites debe esperar una estimación simulada (diferencia con el nivel de referencia) para el satélite Landsat 7, conteniendo en gran proporción al cero, tal y como se observa en las bandas de baja reflectividad, las densidades para el Landsat 7 en las bandas de alta reflectividad (4, 5 y 7), dan como resultado intervalos que guardan una proporción muy pequeña comparada con reflectividad media del Landsat 5. Dicha proporción explica estadísticamente la igualdad, pero sugiere además un interesante estudio posterior de calibración estocástica de un satélite respecto al otro.

5. Discusión

Se encontró que al aplicar LEDAPS existen diferencias en la estimación de la reflectividad en un mismo punto en la superficie en la zona de solape de escenas continuas (P9R55 y P9R56) en

una misma fecha. Lo cual, puede estar relacionado con los procesos de interpolación que genera el modelo desde el centro de la imagen hacia el resto de ella, de variables como la presión. Lo cual, aunque es perceptible numéricamente no es significativo según se demuestra en los diferentes métodos estadísticos aplicados dentro del proceso de validación.

Evaluando la serie de tiempo en las bandas 1 a 5 y 7, generadas a partir de datos corregidos con el modelo LEDAPS, se observa homogeneidad en la serie. Lo cual, podría interpretarse como una buena calibración por el efecto de los gases y moléculas, gracias a la implementación del modelo 6S. Igualmente, en esta serie se observa que no hay diferencias significativas en el cambio de un sensor a otro, comparando banda a banda en la misma longitud de onda (Landsat 5 sensor TM 5, Landsat 7 sensor ETM+).

Autores como Canty *et al.*, 2004; Cheng *et al.*, 2004; Lu *et al.*, 2002; Paolini *et al.*, 2006; Richter, 1998, tratan en sus artículos las dificultades en la implementación de modelos de corrección radiométrica y atmosférica en zonas de alta montaña para desarrollar estudios multitemporales. Sin embargo, en este estudio se evaluó la potencialidad de la implementación del modelo LEDAPS, como forma de corrección en reflectividad superficial en una zona de montaña dentro de los Andes colombianos, con cubierta de bosque tropical. Se

ha demostrado mediante métodos de simulación robusta en cada una de las bandas, que las diferencias en el sensor a lo largo del periodo escogido no son relevantes para hablar de diferencias en reflectividad.

6. Conclusiones

Tras aplicar las pruebas estadísticas no paramétricas exactas, se obtuvieron diferencias altamente significativas entre las medianas de reflectividad de todas las bandas en ambos satélites, altas similitudes entre bandas de igual longitud de onda al comparar ambos satélites, y que el tiempo no es una variable predictiva significativa.

Respecto a la diferenciación estadística de las medias de las bandas en los dos satélites, se aplicaron exitosamente métodos estadísticos robustos con varios métodos resistentes a observaciones inusuales y otros problemas típicos de la modelación de mínimos cuadrados clásicas. Entre las técnicas mencionamos se encuentra la de Huber, mínimas desviaciones absolutas y mínimos cuadrados recortados. La diferenciación se ratificó desde simulación *bootstrap*, basada en miles de regresiones de mínimos cuadrados recortados.

El algoritmo de corrección radiométrica y atmosférica con el cual se fundamenta el modelo LEDAPS tiene avances importantes respecto a otros. Dado que este tiene un modelo de transferencia radiativa dinámico que incluye fuentes de datos en días específicos, en los cuales las imágenes Landsat son captadas por el sensor. Dado que hay poca diferencia temporal entre las adquisiciones de imágenes MODIS y Landsat, permite disponer de datos de la atmósfera en el momento de la toma de la escena Landsat.

Teniendo en cuenta la variación anual que tiene la interacción Sol-Sensor-Superficie, se recomienda normalizar los datos (Canty *et al.*, 2004) en estudios multitemporales; la corrección atmosférica por sí sola no garantiza el ajuste de la serie de tiempo al 100%. Además se ha encontrado que un importante aporte en la diferencia de los datos en el tiempo está relacionada a la interacción con el relieve y a la falta de ajuste en geometría dentro del dato entregado por el distribuidor. Por lo cual, sería ideal el acceso a datos crudos que permitan mejorar este efecto con la corrección geométrica utilizando modelos digitales de elevación con

la misma resolución espacial de las imágenes Landsat. Como se mencionó en los resultados obtenidos en este estudio, se podrían aplicar técnicas de calibración estocástica, utilizando un sensor en función de otro ya calibrado.

Agradecimientos

Queremos agradecer y resaltar el aporte a la humanidad del programa Landsat a través de la gratuidad de tan importante información al servicio de la sociedad, al programa DAAC de la NASA por sus esfuerzos para entender la dinámica del Carbono y por poner a disponibilidad de todos los investigadores el código de LEDAPS. Al doctor Jeffrey G. Masek quien nos dio apoyo en algunas dudas en el flujo de procesamiento del LEDAPS. A la Universidades de San Buenaventura a través de sus programas de Especialización en Sistemas de Información Geográfica y Maestría en Geoinformática, a la Universidad de Medellín a través de su Doctorado en Ingeniería y el Doctorado en Modelación y Computación Científica. Igualmente damos gracias a Colciencias por su importante aporte para apoyar la formación de investigadores a un alto nivel, con su programa de Becas Colciencias-Programa Doctoral.

Referencias

- Almeida-Filho, R., Shimabukuro, Y.E. 2002. Digital processing of a Landsat-TM time series for mapping and monitoring degraded areas caused by independent gold miners, Roraima State, Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, 79(1), 42-50. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00237-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00237-1)
- Anaya, J., Colditz, R., Valencia, G. 2015. Land Cover Mapping of a Tropical Region by Integrating Multi-Year Data into an Annual Time Series. *Remote Sensing*, 7(12), 16274-16292. <http://dx.doi.org/10.3390/rs71215833>
- Anaya, J., Valencia, G. 2013. Fenología de ambientes tropicales en el marco de la teledetección. *GeoFocus*, 13(2), 195-211.
- Byrd, K.B., O'Connell, J.L., Di Tommaso, S., Kelly, M. 2014. Evaluation of sensor types and environmental controls on mapping biomass of coastal marsh emergent vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 149, 166-180. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.003>

- Canty, M.J., Nielsen, A., Schmidt, M. 2004. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 91(3-4), 441-451. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.024>
- Chambers, J., Hastie, T. 1992. *Linear models. Statistical Models in S*.
- Cheng, K.S., Wei, C., Chang, S.C. 2004. Locating landslides using multi-temporal satellite images. *Advances in Space Research*, 33(3), 296-301. [http://dx.doi.org/10.1016/S0273-1177\(03\)00471-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0273-1177(03)00471-X)
- Deschamps, P.Y., Herman, M., Tanre, D. 1983. Modeling of the atmospheric effects and its application to the remote sensing of ocean color. *Applied optics*, 22(23), 3751-3758. <http://dx.doi.org/10.1364/AO.22.003751>
- Duro, D.C., Girard, J., King, D.J., Fahrig, L., Mitchell, S., Lindsay, K., Tischendorf, L. 2014. Predicting species diversity in agricultural environments using Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 144, 214-225. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.001>
- Efron, B., Tibshirani, R.J. 1994. *An Introduction to the Bootstrap*. (C. Press, Ed.). London.
- Ernst, M.D. 2004. Permutation Methods: A Basis for Exact Inference. *Statistical Science*, 19(4), 676-685. <http://dx.doi.org/10.1214/088342304000000396>
- Feng, M., Sexton, J.O., Huang, C., Masek, J.G., Vermote, E.F., Gao, F., Narasimhan, R., Channan, S., Wolfe, R.E., Townshend, J.R. 2013. Global surface reflectance products from Landsat: Assessment using coincident MODIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 134, 276-293. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.02.031>
- Ganguly, S., Nemani, R.R., Zhang, G., Hashimoto, H., Milesi, C., Michaelis, A., Wang, W., Votava, P., Samanta, A., Melton, F., Dungan, J.L., Vermote, E., Gao, F., Knyazikhin, Y., Myneni, R.B. 2012. Generating global Leaf Area Index from Landsat: Algorithm formulation and demonstration. *Remote Sensing of Environment*, 122, 185-202. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.032>
- Goodwin, N.R., Collett, L.J. 2014. Development of an automated method for mapping fire history captured in Landsat TM and ETM+ time series across Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 148, 206-221. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.021>
- Goward, S.N., Masek, J.G. 2001. Landsat - 30 Years and counting. *Remote Sensing of Environment*, 78(1-2), 1-2. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00306-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00306-6)
- Hampel, F.R., Ronchetti, E.M., Rousseeuw, P.J., Stahel, W.A. 1986. *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. (J. W. y Sons, Ed.). New York.
- Hansen, M.C., Loveland, T.R. 2012. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 122, 66-74. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.024>
- Houghton, R. 2012. Carbon emissions and the drivers of deforestation and forest degradation in the tropics. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(6), 597-603. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cosust.2012.06.006>
- Huang, C., Goward, S.N., Masek, J.G., Thomas, N., Zhu, Z., Vogelmann, J. E. 2010. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 183-198. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.017>
- Huang, C., Kim, S., Altstatt, A., Townshend, J.R.G., Davis, P., Song, K., Tucker, C.J., Rodas, O., Yanosky, A., Clay, R., Musinsky, J. 2007. Rapid loss of Paraguay's Atlantic forest and the status of protected areas — A Landsat assessment. *Remote Sensing of Environment*, 106(4), 460-466. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2006.09.016>
- Huang, C., Song, K., Kim, S., Townshend, J.R.G., Davis, P., Masek, J.G., Goward, S.N. 2008. Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 970-985. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.023>
- Huber, P.J., Ronchetti, E.M. 2009. *Robust Statistics*. (Wiley, Ed.) (2 ed.).
- Irons, J.R., Dwyer, J.L., Barsi, J.A. 2012. The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission. *Remote Sensing of Environment*, 122, 11-21. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026>
- Jong, B., Anaya, C., Masera, O., Olguín, M., Paz, F., Etchevers, J., Martínez, R.D., Guerrero, G., Balbontín, C. 2010. Greenhouse gas emissions between 1993 and 2002 from land-use change and forestry in Mexico. *Forest Ecology and Management*, 260(10), 1689-1701. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2010.08.011>
- Ju, J., Roy, D.P., Vermote, E.F., Masek, J., Kovalsky, V. 2012. Continental-scale validation of MODIS-based and LEDAPS Landsat ETM+ atmospheric correction methods. *Remote Sensing of Environment*, 122, 175-184. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.12.025>

- Kane, V.R., North, M.P., Lutz, J.A., Churchill, D.J., Roberts, S.L., Smith, D.F., McGaughey, R.J., Kane, J.T., Brooks, M.L. 2013. Assessing fire effects on forest spatial structure using a fusion of Landsat and airborne LiDAR data in Yosemite National Park. *Remote Sensing of Environment*, 151, 89-101. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.041>
- Kaufman, Y.J., Wald, A.E., Remer, L.A., Flynn, L. 1997. The MODIS 2.1- μm channel-correlation with visible reflectance for use in remote sensing of aerosol. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5), 1286-1298. <http://dx.doi.org/10.1109/36.628795>
- Koenker, R. 1994. Confidence Intervals for Regression Quantiles. In P. Mandl y M. Hušková (Eds.), *Asymptotic Statistics* (pp. 349-359).
- Koenker, R.W. 2005. *Quantile Regression*. (Cambridge University Press, Ed.).
- Lawrence, R.L., Ripple, W.J. 1999. Calculating Change Curves for Multitemporal Satellite Imagery: Mount St. Helens 1980 - 1995, 67(3), 309-319. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00092-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00092-3)
- Levy, R.C., Remer, L., Dubovik, O. 2006. *Global aerosol optical models and lookup tables for the new MODIS aerosol retrieval over land*. Goddard Space Flight Center. Greenbelt, USA.
- Loveland, T.R., Dwyer, J.L. 2012. Landsat: Building a strong future. *Remote Sensing of Environment*, 122, 22-29. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.022>
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E. 2002. Assessment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to Amazon basin LBA research. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13), 2651-2671. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160110109642>
- Maiersperger, T.K., Scaramuzza, P.L., Leigh, L., Shrestha, S., Gallo, K.P., Jenkerson, C.B., Dwyer, J.L. 2013. Characterizing LEDAPS surface reflectance products by comparisons with AERONET, field spectrometer, and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 136, 1-13. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.007>
- Markham, B.L., Helder, D.L. 2012. Forty-year calibrated record of earth-reflected radiance from Landsat: A review. *Remote Sensing of Environment*, 122, 30-40. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.026>
- Masek, J., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., Gao, F., Kutler, J., y Lim, T. 2006. A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990-2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1), 68-72. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>
- Masek, J., Vermote, E.F., Saleous, N., Wolfe, R., Hall, F.G., Huemmrich, F., Gao, F., Kutler, J., Lim, T.K. 2013. LEDAPS Calibration, Reflectance, Atmospheric Correction Preprocessing Code. *Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center*. Tennessee, USA. <http://dx.doi.org/10.3334/ORNLDAAAC/1080>
- Miller, H.M., Sexton, N.R., Koontz, L., Loomis, J., Koontz, S.R., Hermans, C. 2011. *The users, uses, and value of Landsat and other moderate-resolution satellite imagery in the United States—Executive report: U.S. Geological Survey Open-File Report 2011-1031*. U.S. Geological Survey. Virginia. <http://dx.doi.org/10.1109/SeBW.2012.6292281>
- Nazeer, M., Nichol, J.E., Yung, Y.-K. 2014. Evaluation of atmospheric correction models and Landsat surface reflectance product in an urban coastal environment. *International Journal of Remote Sensing*, 35(16), 6271-6291. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2014.951742>
- Paolini, L., Grings, F., Sobrino, J.A., Jiménez Muñoz, J. C., Karszenbaum, H. 2006. Radiometric correction effects in Landsat multi-date/multi-sensor change detection studies. *International Journal of Remote Sensing*, 27(4), 685-704. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500183057>
- Portnoy, S., Koenker, R. 1997. The Gaussian hare and the Laplacian tortoise: computability of squared-error versus absolute-error estimators, 279-300. <http://dx.doi.org/10.1214/ss/1030037960>
- Richter, R. 1998. Correction of Satellite Imagery Over Mountainous Terrain. *Applied Optics*, 37(18), 4004. <http://dx.doi.org/10.1364/AO.37.004004>
- Roder, A., Hill, J., Duguay, B., Alloza, J., Vallejo, R. 2008. Using long time series of Landsat data to monitor fire events and post-fire dynamics and identify driving factors. A case study in the Ayora region (eastern Spain). *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 259-273. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.001>
- Rousseeuw, P.J., Huber, M. 1997. Recent developments in PROGRESS. In L1-Statistical Procedures and Related Topics. *Dodge, IMS Lecture Notes*, 31, 201-214.
- Rousseeuw, P.J., Leroy, A.M. 2005. *Robust Regression and Outlier Detection*. (John Wiley y Sons, Ed.). Wiley.
- Roy, D.P., Wulder, M.A., Loveland, T.R., Woodcock, C.E., Allen, R.G., Anderson, M.C., Helder, D., Irons, J.R., Johnson, D.M., Kennedy, R., Scambos, T.A., Schaaf, C.B., Schott, J.R., Sheng, Y., Vermote, E.F., Belward, A.S., Bindschadler, R., ... Zhu, Z. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, 154-172. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001>

- Rudjord, O., Due Trier, O. 2012. *Evaluation of FLAASH atmospheric correction*. Oslo.
- Schmidt, G., Jenkerson, C., Masek, J., Vermote, E., Gao, F. 2013. *Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS) Algorithm Description*. Virginia.
- Schreier, H., Weber, C. 1999. On the Asymptotic Theory of Permutation Statistics. *Mathematical Methods of Statistics*, 8, 220-250.
- Storey, J., Scaramuzza, P., Schmidt, G., Barsi, J. 2005. Landsat 7 scan line corrector-off gap-filled product development. *Global Priorities in Land Remote Sensing*, p. 13. South Dakota.
- Stroppiana, D., Bordogna, G., Carrara, P., Boschetti, M., Boschetti, L., Brivio, P.A. 2012. A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region growing algorithm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 88-102. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.03.001>
- Tan, B., Masek, J.G., Wolfe, R., Gao, F., Huang, C., Vermote, E.F., Sexton, J.O., Ederer, G. 2013. Improved forest change detection with terrain illumination corrected Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 136, 469-483. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.013>
- Thome, K. 2001. Absolute radiometric calibration of Landsat 7 ETM+ using the reflectance-based method. *Remote Sensing of Environment*, 78(1-2), 27-38. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00247-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00247-4)
- Vasconcelos, S.S. De, Fearnside, P.M., Graça, P.M. L.D.A., Nogueira, E.M., Oliveira, L.C. De, y Figueiredo, E.O. 2013. Forest fires in southwestern Brazilian Amazonia: Estimates of area and potential carbon emissions. *Forest Ecology and Management*, 291, 199-208. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2012.11.044>
- Vermote, E.F., Saleous, N. 2007. *LEDAPS surface reflectance product description*. College Park: University of Maryland.
- Vermote, E.F., Tanré, D., Deuzé, J.L., Herman, M. 2006. *Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum - Vector (6SV)*.
- Vermote, E.F., Tanré, D., Deuzé, J.L., Herman, M., Morcrette, J.-J. 1997. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s: an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3), 675-686. <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.1990.688308>
- Vicente Serrano, S.M., Pérez-Cabello, F., Lasanta, T. 2008. Assessment of radiometric correction techniques in analyzing vegetation variability and change using time series of Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3916-3934. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.011>
- Viedma, O., Meliá, J., Segarra, D., García-Haro, J. (1997). Modeling rates of ecosystem recovery after fires by using landsat TM data. *Remote Sensing of Environment*, 61(3), 383-398. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00048-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00048-5)
- Wilkinson, G., Rogers, C.E. 1973. Symbolic Description of Factorial Models for Analysis of Variance. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 22(3), 392-399.
- Wulder, M.A., Masek, J.G., Cohen, W.B., Loveland, T.R., Woodcock, C.E. 2012. Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 122, 2-10. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.010>
- Zhu, Z., Woodcock, C.E., Olofsson, P. 2012. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 122, 75-91. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.030>
- Zortea, M., Trier Due, O., Salberg, A.-B. 2011. *Evaluation of the Landsat surface reflectance estimated by LEDAPS*. Oslo.