

# Generación de datos de cambio de coberturas vegetales en la sabana de Bogotá mediante el uso de series temporales con imágenes Landsat e imágenes sintéticas MODIS-Landsat entre los años 2007 y 2013

Zaraza-Aguilera, M.A. , Manrique-Chacón, L.M. 

*Ingeniería Catastral y Geodesia, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Carrera 7 No.40B-53, Bogotá, Colombia.*

---

**Resumen:** Actualmente, se han implementado nuevas herramientas para la fusión de imágenes de alta resolución temporal y espacial y para la detección de cambios de coberturas. Con el fin de evaluar este tipo de técnicas se generó una serie temporal con imágenes Landsat y una serie temporal con imágenes sintéticas Landsat-MODIS, con el fin de determinar cuál de los dos métodos proporciona los mejores resultados en la cuantificación de los cambios de las coberturas de la Sabana de Bogotá entre los años 2007 y 2013. El procesamiento consiste en: (i) Serie Temporal con imágenes Landsat a través de BFAST (*Breaks For Additive Seasonal and Trend*), (ii) Obtención de imágenes sintéticas por medio del algoritmo ESTARFM (*Enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model*); (iii) Serie temporal a través de BFAST incorporando imágenes sintéticas. En el proceso de series temporales, la serie que incorpora las imágenes sintéticas e imágenes corregidas por los *gaps* obtuvo los mejores índices de evaluación (fiabilidad global: 88,16% y Kappa: 76,52%) con respecto a los obtenidos con la serie que incluye únicamente las imágenes Landsat (fiabilidad global: 83% y Kappa: 65,18%). Estos resultados indican que la densificación de la serie temporal permite proveer mejores resultados en la cuantificación de los cambios y dinámicas de las coberturas. La metodología establecida representa un gran avance sobre la generación de imágenes sintéticas y del monitoreo y detección de cambios de coberturas a través de series temporales al ser de los primeros estudios realizado en el país que incorpora este tipo de procesos.

**Palabras clave:** imágenes sintéticas, MODIS, Landsat, series temporales, coberturas de la tierra.

## **Generation of change data of land cover in the Bogotá savannah using time series with Landsat images and MODIS-Landsat synthetic images between 2007 and 2013**

**Abstract:** Currently, new tools have been implemented that merge high-resolution temporal and spatial images for detection of change land cover. With the purpose of evaluate this type of techniques we generated a time series with Landsat satellite imagery and a time series with simulated images Landsat-MODIS, with the purpose of determining which of the two methods provides the best results in the change quantification in the Sabana of Bogota between 2007 and 2013. The processing consists of (i) Time Series with images Landsat trough BFAST, (ii)

**To cite this article:** Zaraza-Aguilera, M.A., Manrique-Chacón, L.M. 2019. Generation of change data of land cover in the Bogotá savannah using time series with Landsat images and MODIS-Landsat synthetic images between 2007 and 2013. *Revista de Teledetección*, 54, 41-58. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.12280>

\* Corresponding author: [mazarazaa@correo.udistrital.edu.co](mailto:mazarazaa@correo.udistrital.edu.co), [Immanriquec@correo.udistrital.edu.co](mailto:Immanriquec@correo.udistrital.edu.co)

getting synthetic images through the ESTARFM algorithm; (iii) time series through BFAST with the use of simulated images. In the time series process, the series incorporating synthetic images and images corrected by the gaps generated the best accuracy indexes (global accuracy: 88.16% y Kappa: 76.52%) with respect to the series that incorporated only the images Landsat (global accuracy: 83% y Kappa: 65.18%); it indicates that densification of time series allow to get the best results in the quantification of changes and dynamics of land cover. The methodology applied represents an advance about generation of synthetic images and monitoring and detection of changes in land cover through time series. This is one of the first studies realized in the country that includes this type of process.

**Key words:** synthetic images, MODIS, Landsat, time series, land cover.

---

## 1. Introducción

Una de las limitaciones de los datos Landsat es su baja frecuencia temporal frente a otro tipo de sensores como MODIS cuya temporalidad de toma de escenas es de 1 o 2 días (Justice et al., 2002); cada imagen Landsat captura la misma zona o área con una temporalidad de 16 días (Wulder et al., 2008). Los sensores de resolución moderada como Landsat, poseen de 7 a 11 bandas espectrales y una media resolución espacial que permiten tener cierto grado de precisión en la detección de cambios. Sin embargo, no registra imágenes frecuentemente para un monitoreo en periodos más cortos. Por otro lado, las escenas del sensor MODIS poseen una mayor resolución temporal pero no una alta resolución espacial, (Xin et al., 2013). Es por ello, que este proyecto pretende realizar una fusión entre estos dos recursos para así obtener nuevas imágenes con características adecuadas tanto temporales como espaciales, que permitan realizar un monitoreo detallado de las dinámicas de las coberturas en la Sabana de Bogotá.

A pesar de que la Sabana de Bogotá cuenta con suelos sumamente ricos y con superficies con características adecuadas para el uso agrícola, la mayor parte del suelo rural está destinada a otro tipo de actividades tales como la ganadería, la minería, cultivos confinados, entre otros, (Corporacion Cactus, 2014). En las últimas décadas la Sabana de Bogotá ha sufrido cambios drásticos en lo que refiere a la destinación productiva de sus suelos, debido a que el crecimiento urbano, de pastoreo, minero entre otros han aumentado notablemente en una forma desordenada, afectando económica y socialmente a las comunidades que habitan tanto en la zona rural como la urbana, (Corporacion Cactus, 2014).

Mediante el análisis de series temporales en sensores como Landsat, es posible detectar diferencias de coberturas entre un cambio natural a un cambio producido por la actividad humana que puede ser permanente en el tiempo. Sin embargo, en las regiones ubicadas en el Ecuador la presencia de nubes es una limitación importante, por lo que es difícil aplicar un proceso de series temporales. Actualmente, existen herramientas que consisten en la generación de imágenes sintéticas, basadas en la fusión de datos entre sensores de diferentes características espaciales y temporales, como lo son datos Landsat y MODIS. Con base a lo anterior, el siguiente proyecto se encamina en la generación de una serie temporal con imágenes satelitales Landsat y una serie temporal con imágenes sintéticas o simuladas Landsat-MODIS, con el fin de determinar cuál de los dos métodos brinda los mejores resultados en la cuantificación de los cambios y dinámicas de las coberturas de la Sabana de Bogotá entre los años 2007 y 2013. Para ello se hace uso del algoritmo de series temporales BFAST, el algoritmo ESTARFM para la generación de imágenes sintéticas y el algoritmo de NSPI para la corrección de los *gaps* de las imágenes Landsat 7.

## 2. Área de estudio y datos

### 2.1. Área de estudio

La Sabana de Bogotá (Figura 1) está ubicada en el Departamento de Cundinamarca situada en el centro de Colombia sobre la Cordillera Oriental. Es una región, en la parte sur del altiplano cundiboyacense, sus coordenadas geográficas son 4,51°N y longitud 74°O (ICANH, 2016), sus coordenadas

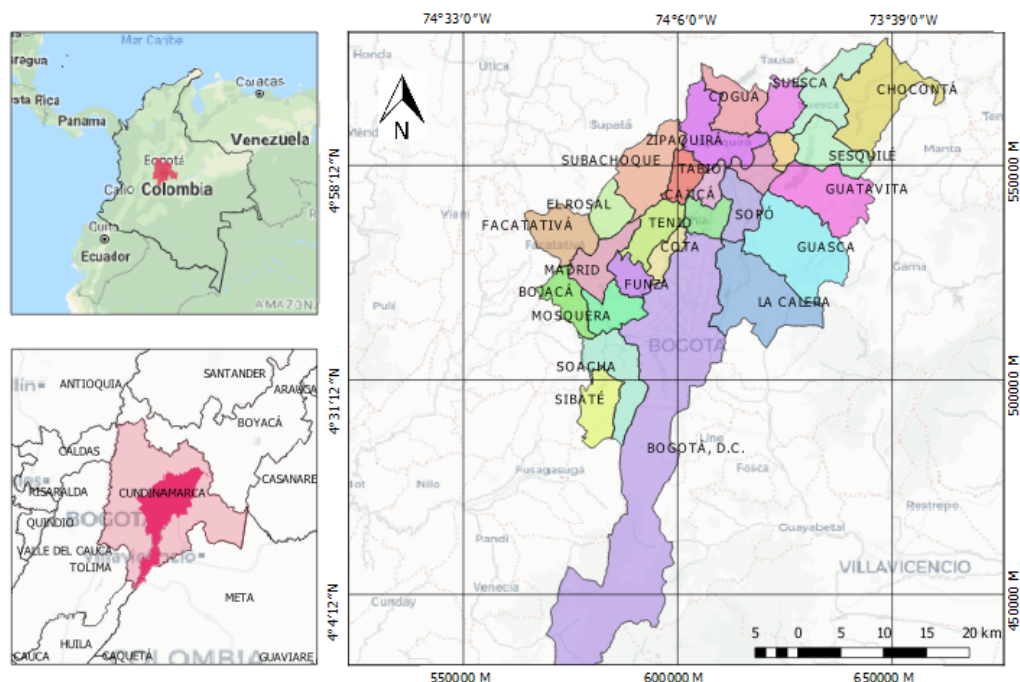


Figura 1. Área de estudio Sabana de Bogotá

planas en WGS84 UTM zona 18N corresponden a 600.000 m, 520.000 m.

Dicha región ocupa cerca de 425.000 hectáreas y está compuesta por provincias cundinamarquesas de Sabana Centro y Sabana de Occidente. Posee 27 municipios del Departamento de Cundinamarca (Montañez-Gómez et al., 1994). Su altura promedio es de 2600 m s.n.m. El clima en la Sabana cuenta con una alta precipitación y la temperatura tiene un promedio de 13,5°C (Montañez-Gómez et al., 1994).

Se seleccionó la sabana de Bogotá como área de estudio debido a que según estudios recientes, se encuentra que la producción de alimentos se ha reducido notablemente desde 1960 presentándose una disminución del espacio destinado a la agricultura siendo reemplazado por otro tipo de actividades como ganadería, minería, expansión urbana, entre otras, (Corporacion Cactus, 2014).

## 2.2. Datos

**Imágenes Landsat:** Se usaron para el algoritmo de series temporales BFAST y la generación de la imagen sintética o simulada a través del algoritmo STARFM y/o ESTARFM. Para el periodo

de tiempo indicado se descargaron las imágenes desde el 1 de enero del 2007 hasta el 31 de diciembre del año 2013 a partir del portal del USGS (<http://earthexplorer.usgs.gov/>). Dichas imágenes se descargaron en valores de reflectancia. Se descargaron imágenes correspondientes a las misiones de Landsat 5, 7 y 8. De estas imágenes, se encontró que únicamente 32 poseen un porcentaje de nubosidad menor al 50%. Teniendo en cuenta que los datos de series temporales deben estar en intervalos regulares o periódicos (Gujarati y Porter, 2010) se emplearon todas las imágenes Landsat que se encontraron en dicho periodo, es decir un total de 163 imágenes clasificadas en la Tabla 1.

**Imágenes MODIS:** Se utilizaron los productos de reflectancia de superficie diaria a una resolución de 250 m. Para el desarrollo del trabajo se seleccionó el producto (MOD09Q1), que proporciona una imagen cada 8 días, en la cual se realiza píxel a píxel un promedio de las imágenes diarias, (Vermote et al., 2011). Se utilizaron las bandas de reflectancia 1 y 2 (Rojo e IR Cercano)

Las imágenes MODIS se obtuvieron desde el portal EODS: (<https://urs.earthdata.nasa.gov/>). Se descargaron las imágenes desde el 1 de enero del

2011 hasta el 4 de abril del 2013 debido a que en este periodo de tiempo se llevó a cabo la generación de imágenes sintéticas. El total de imágenes corresponde a 99 (Tabla 1).

**Tabla 1.** Número de imágenes satelitales.

Sensor	Número de Escenas	Periodo
Landsat 5 TM	8	2007-2010
Landsat 7 ETM+ SLC-off	139	2007-2013
Landsat 8 OLI	16	2013
MODIS MOD09Q1	99	2011-2013

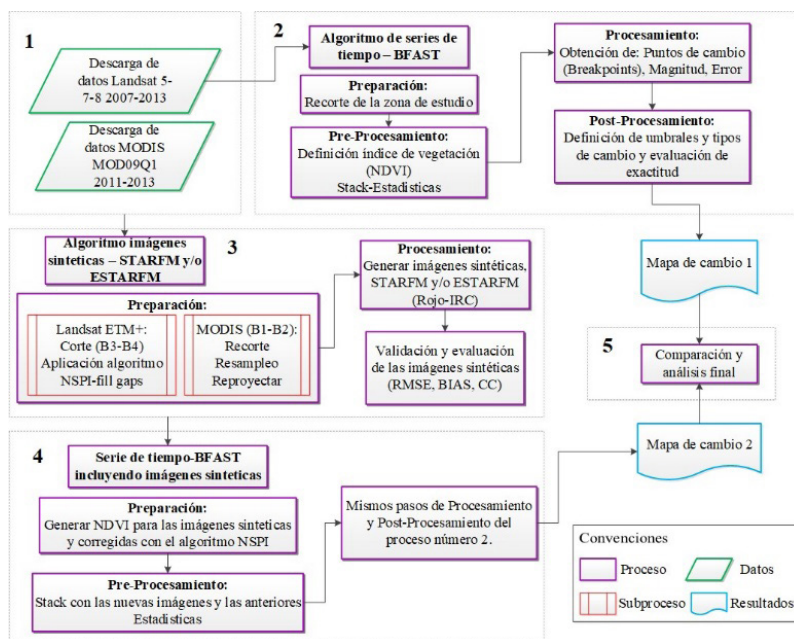
### 3. Metodología

La metodología de trabajo se dividió en 5 fases comprendidas en: 1) Descarga de las imágenes MODIS y Landsat, 2) Ejecución del algoritmo de series temporales BFAST, 3) Ejecución del algoritmo para la obtención de imágenes sintéticas STARFM y/o ESTARFM, 4) Aplicación nuevamente del algoritmo BFAST incluyendo las imágenes Landsat ETM+ corregidas por los *gaps* y las imágenes sintéticas y finalmente, 5) realizar un análisis y comparación de los mapas de cambio obtenidos al aplicar los procesos de serie temporal (Figura 2).

### 3.1. Algoritmo de series temporales BFAST

BFAST (*Breaks For Additive Seasonal and Trend*) es un algoritmo que permite diferenciar cambios abruptos (causados por perturbaciones como la deforestación), de cambios estacionales (dirigidos por la temperatura y la pluviosidad y su interacción con la fenología de las plantas) y cambios graduales como la variabilidad dada por el clima interanual que genera tendencias según el promedio de pluviosidad anual (DeVries et al., 2015).

El proceso del algoritmo BFAST se basa en la generación de un modelo armónico estacional a partir de todos los datos disponibles para un periodo de validación específico y su proyección en el periodo secuencial (Soto-Berelov y Hislop, 2016). El método consiste en calibrar un modelo a los datos por Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS) adecuado en un periodo definido como periodo histórico o de calibración y verificar la estabilidad de este mismo modelo durante un periodo definido como de monitoreo o de validación y cuando los datos observados cambian significativamente del modelo calibrado, un cambio es detectado (Verbesselt et al., 2010).



**Figura 2.** Diagrama metodológico.

Con base a lo anterior se busca probar la utilidad de dicho algoritmo en la detección de cambios espacio-temporales de las distintas coberturas que cubren la sabana de Bogotá. A las imágenes obtenidas se les realizó un recorte, enmascaramiento de nubes y sombras a través del algoritmo *CFmask* (USGS, 2015).

Para cada escena se calculó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI en inglés). Se utilizó este índice por ser una medida directa y relativa de la cantidad de biomasa fotosintética y estar correlacionado con parámetros biofísicos como la biomasa vercosa y la fracción de cobertura vegetal cuyo comportamiento sigue los ciclos anuales de crecimiento de la vegetación (Myneni et al., 1995). Morton et al., (2014) describe el NDVI como un índice menos sensible que otros a la variación del sol, geometría del sensor lo que hace de este índice una opción segura y robusta para el análisis de series temporales.

Adicional a lo anterior, según el mapa de coberturas de la tierra para Colombia (2005-2009) realizado con la metodología *Corine Land Cover* y obtenido del Sistema de Información Ambiental de Colombia (SIAC), la zona de estudio posee cerca del 90% coberturas relacionadas a la vegetación (herbazales, bosques, pastos, cultivos, arbustales y mosaicos), (IDEAM - Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, 2012).

En la fase de procesamiento del algoritmo se detectaron los cambios en la serie temporal para el área de estudio, generando una imagen con tres componentes: *breakpoints*, magnitud y error. El primer componente permite visualizar los píxeles donde ocurrieron cambios, clasificándolos según el año en el que el NDVI cambió.

La magnitud corresponde a un valor que escala la dimensión o intensidad del cambio por píxel, correspondiendo a la diferencia entre los valores del NDVI observados respecto a los esperados según la tendencia histórica. El error es un indicador de los píxeles que quedaron con valor igual a 1 porque no tenían información en toda la serie temporal (por enmascaramiento o errores del sensor) (Dutrieux et al., 2015).

El algoritmo se ejecutó con el modelo de tendencia lineal y el componente estacional armónico con orden 2 y 3. En la fase de post-procesamiento

se extrajo el componente que corresponde a la magnitud de los cambios ocurridos en el periodo de validación. A partir de los píxeles donde ocurrieron cambios, con los valores de magnitud se pueden identificar las zonas donde se detectaron *breakpoints* con una intensidad determinada y evaluar su posible origen: deforestación (pérdida de vegetación), regeneración (aumento en la vegetación) o errores de las imágenes. Para ello los valores de magnitud fueron escalados entre -1 y 1. De igual manera se eliminaron aquellas agrupaciones de píxeles con un área inferior a 1 ha.

Se realizó un análisis complementario a nivel de píxel para detectar los cambios y el proceso que realiza el algoritmo en cada uno de los píxeles de la imagen. Para ello se escogió un píxel en la imagen de *breakpoints*. Este proceso se ejecutó con un modelo de regresión con tendencia lineal y el componente estacional armónico de orden 2 y 3, de igual manera se ejecutó el modelo sin tendencia lineal y con estos mismos órdenes.

Para el análisis se tuvo en cuenta el valor del  $R^2$ , (Gujarati y Porter, 2010); además se realizó la prueba F-Fisher para analizar la significancia de cada una de las regresiones a distintos niveles de significancia  $\alpha=(0,10; 0,05 \text{ y } 0,01)$  comparando el F obtenido y el F teórico.

Para la definición de los umbrales se utilizó el método de clasificación de datos óptimos *Jenks Natural Breaks*, el cual es definido como un método de clasificación de datos diseñado para determinar el mejor arreglo de valores en diferentes clases (SRP, 2012).

Finalmente se definieron las clases de Deforestación y Regeneración y se realizó la evaluación de exactitud del mapa final de cambios (Olofsson et al., 2014) la cual permite estimar la exactitud a partir de una matriz de error o confusión construida mediante estimadores insesgados. Las fuentes de datos para el proceso de evaluación fueron las imágenes de los índices de vegetación NDVI, las imágenes de alta resolución de Google Earth y las imágenes Landsat utilizadas, con un muestreo aleatorio estratificado sobre el área de estudio.

### 3.2. Algoritmo de imágenes sintéticas STARFM y ESTARFM

El algoritmo STARFM (*Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) desarrollado por (Gao et al., 2006), combina la resolución espacial de las imágenes Landsat con la frecuencia temporal de MODIS. STARFM utiliza comparaciones de uno o más pares de observaciones Landsat-MODIS tomadas en el mismo día, para predecir imágenes con la resolución espacial de Landsat y en fechas de otras observaciones MODIS.

En esta fase se obtuvieron 48 imágenes sintéticas de las bandas Rojo e Infrarrojo Cercano. Para ello fue necesario realizar un proceso de preparación de las imágenes en las que se aplicó el algoritmo NSPI (*Neighborhood Similar Pixel Interpolator*) (Chen et al., 2011), que permite realizar la corrección de las imágenes Landsat 7 ETM+, que poseen el problema de los *gaps*, donde la imagen pierde cerca del 22% de información de la misma (Wulder et al., 2008).

El proceso de NSPI realiza una evaluación a un píxel vecino de la misma clase teniendo características espectrales similares (Chen et al., 2011), permitiendo obtener imágenes en su mayoría sin la presencia de *gaps*. Este proceso se aplicó a las imágenes ya recortadas. Por otro lado, las imágenes MODIS fueron re proyectadas, remuestreadas y recortadas.

Se empleó otro algoritmo para la obtención de las imágenes sintéticas, el algoritmo ESTARFM (*Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) (Zhu et al., 2010). Este algoritmo es más complejo puesto que utiliza un mayor número de imágenes Landsat y MODIS que el STARFM. Sin embargo, el número de parámetros de entrada son menores al del STARFM.

El objetivo de este proceso de generación de imágenes sintéticas fue densificar el periodo de monitoreo indicado en el proceso de series temporales a través del algoritmo BFAST (2011-2013). En dicho periodo se hallan 87 imágenes Landsat repartidas en 68 ETM+, 16 OLI y 3 TM. Las imágenes sintéticas se generaron desde el 09 de enero de 2011 hasta el 04 de abril de 2013. Lo ideal es que las imágenes Landsat posean la menor cantidad de nubes para el proceso (Gao et al., 2006). Debido a la alta presencia de nubosidad en la zona

se dispuso de un total de 21 imágenes Landsat para generar las imágenes sintéticas, de las cuales 8 corresponden al año 2011, 9 al 2012 y 4 al 2013.

Las imágenes Landsat y MODIS deben estar coregistradas, poseer la misma resolución, mismo tamaño de la imagen, misma proyección, extensión y tipo de dato. Para el caso del algoritmo STARFM se requiere un par de imágenes Landsat-MODIS (T1) como par predictor y una imagen MODIS de la fecha a predecir (T2). En cambio, para el ESTARFM un par adicional de Landsat y MODIS de una fecha posterior. Obtenidas cada una de las imágenes Landsat sintéticas con alguno de los dos algoritmos, se realizó un análisis de las características espectrales entre la imagen predicha y la imagen de base para la predicción. Adicionalmente, se aplicaron los índices de evaluación de Coeficiente de Correlación (CC), Error medio Cuadrático (RMSE) y BIAS, (Vaiopoulos, 2013). Además, se realizó una evaluación visual de algunas zonas de la imagen simulada con el fin de analizar la forma, textura y tonalidades de algunas de las coberturas presentes en las imágenes con respecto a las predictoras.

### 3.3. Serie temporal BFAST incluyendo imágenes sintéticas

Esta última etapa del proceso consiste en la ejecución nuevamente del algoritmo de series temporales BFAST con los mismos pasos explicados anteriormente, pero implementando o incorporando las imágenes sintéticas generadas y las imágenes Landsat 7 ETM+ corregidas a través del algoritmo NSPI. De esta manera se obtuvo una serie temporal más robusta (210 imágenes entre 2007 y 2013), con mayor cantidad de información para la cuantificación de cambios de coberturas en la zona de estudio.

### 3.4. Comparación y evaluación final

En esta última etapa se realizó la comparación de los mapas de cambio resultantes de los dos procesos en relación a las áreas obtenidas por cada una de los tipos de cambio y el índice de evaluación de exactitud de cada uno.

## 4. Resultados y análisis

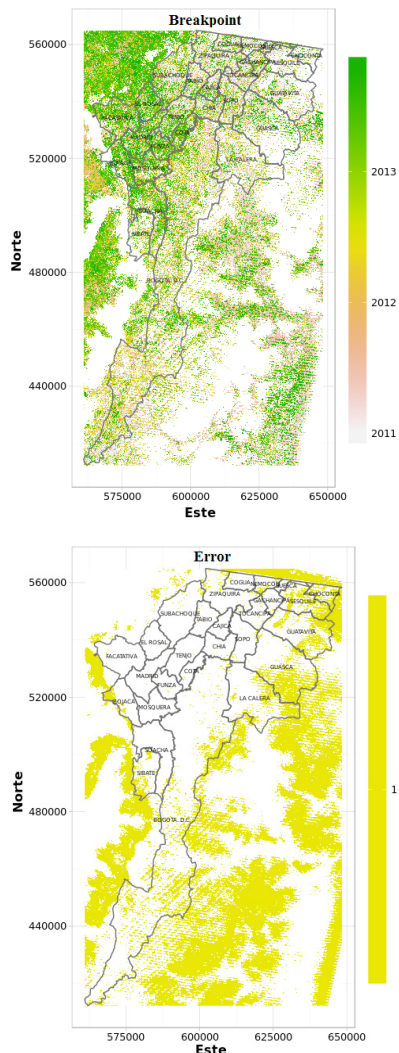
### 4.1. Serie temporal BFAST

Como se indicó anteriormente el algoritmo requiere definir un periodo de validación y un periodo de calibración. Dichos periodos fueron definidos como: periodo de calibración 2007-2010; de validación: 2011-2013. Para ejecutar el algoritmo BFAST se debe tener en cuenta el número de ciclos estacionales de la zona de estudio siendo este el orden del modelo armónico que mejor permita ajustar dicho modelo al comportamiento de los datos. Según Molano y Batista (1967), no existe ciclo estacional en Colombia como en las latitudes medias con sus estaciones de primavera, verano, otoño e invierno. En el país se conoce como época de invierno a los meses lluviosos y de verano a los secos.

Teniendo en cuenta que para la sabana solo se dan dos épocas o ciclos estacionales, se planteó que el modelo armónico utilizado fue de orden 2. Sin embargo, se realizó el proceso también con orden 3. Para este proceso se debe tener en cuenta lo indicado por DeVries et al., (2015) quienes señalan que se debe tener conocimiento de la estacionalidad climática, que afecta la fenología de la vegetación, pues a partir de ello se debe definir el orden armónico que refleja directamente las oscilaciones estacionales de la zona de estudio.

Al ejecutar el modelo con el parámetro de orden 2 (Figura 3) se obtuvo que la imagen que corresponde a los puntos de cambio (*breakpoints*) se hallan más píxeles de cambio en los años 2011 y 2013 que para el año 2012, principalmente en los municipios de la zona ubicada en la parte noroccidental de Bogotá. En cuanto a la magnitud, posteriormente se establecieron una serie de umbrales o rangos que permitieron clasificar los tipos de cambio obtenidos (Deforestación o Regeneración).

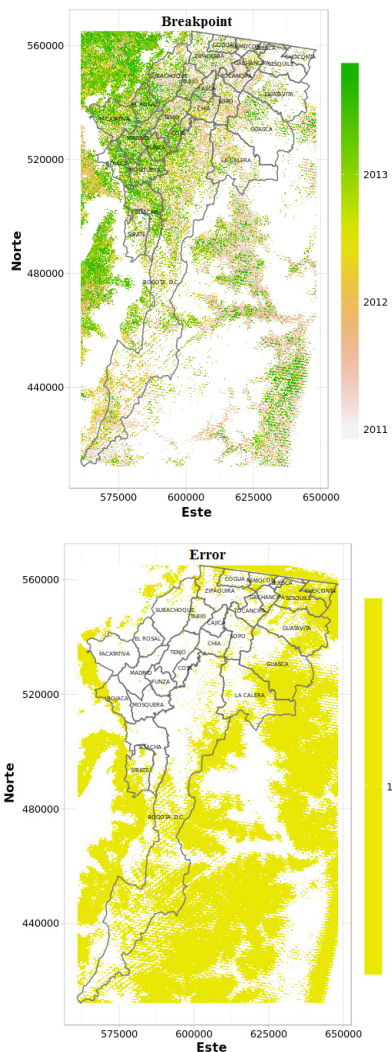
En lo que corresponde al componente de Error, se hallaron zonas con valores no válidos principalmente en las áreas fuera de los municipios de la zona de estudio. Esto se debe a que el modelo se hace más riguroso y sensible al aumentar el orden del mismo permitiendo que varios de los píxeles que no poseen o aportan información sean detectados más fácil como errores y no sean considerados en el proceso.



**Figura 3.** Cambios detectados (*Breakpoint*), magnitud y error en el área de estudio con el modelo de tendencia lineal y armónico de orden 2.

Finalmente, al ejecutar el modelo con orden 3 (Figura 4) el número de píxeles con puntos de cambio visualmente parecer ser muy similar al obtenido con el orden 2 sin embargo se hallan en su mayoría valores de cambio correspondientes al año 2011 respecto a los demás años que son representados con tonalidades verdes oscuros. La cantidad de cambios obtenidos con este orden es menor con respecto al 2. En municipios de la parte nororiental y la zona sur de Bogotá la cantidad de cambios fue menor frente a los obtenidos con el orden anterior.

Frente al componente de Error, la información no válida aumenta considerablemente con respecto a la obtenida con el orden 2. Parte de los municipios en el noroccidente y en la parte central e inferior de Bogotá no poseían información válida en toda la serie con este orden. Esto se debe a que el modelo es más sensible en detectar píxeles que no aportan información.

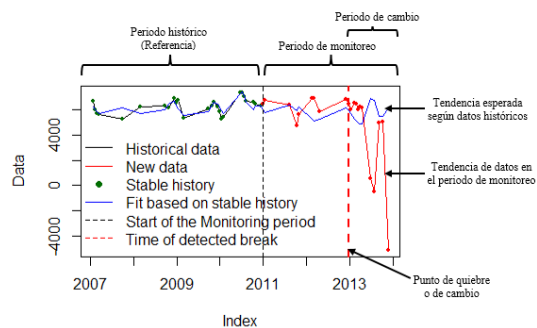


**Figura 4.** Cambios detectados (*Breakpoint*), magnitud y error en el área de estudio con el modelo de tendencia lineal y armónico de orden 3.

Obtenidos los componentes que indican los puntos de cambio, la magnitud de los mismos y los píxeles de error encontrados durante el proceso para los órdenes 2 y 3 del modelo armónico, se realizó un análisis complementario a nivel de píxel. Para ello

se escogió un píxel en la imagen de *breakpoints*. Este proceso se realizó con la tendencia lineal y el componente estacional armónico de orden 2 y 3 y sin tendencia lineal con estos mismos órdenes.

Del comportamiento histórico del NDVI del píxel seleccionado y aplicando la fórmula del modelo de regresión orden 3 del modelo armónico y con tendencia lineal (Figura 5), se tiene que después del 2011 hasta casi finales del año 2012 la tendencia se mantuvo estable en comparación con la esperada. Para el año 2012 (355-21 de diciembre) se registró un cambio en el NDVI considerándose como el punto de cambio a partir del cual el píxel cambió su tendencia. Para este caso se tiene que las observaciones del periodo de validación se ajustan en un 49,31% (Tabla 2) con las del periodo de calibración y es significativa en todos los niveles  $\alpha=(0,10; 0,05 \text{ y } 0,01)$ .

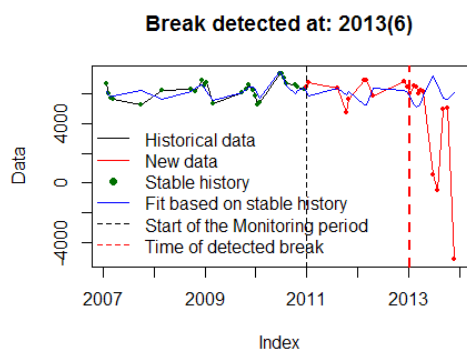


**Figura 5.** Comportamiento a nivel píxel con el modelo de regresión basado en la tendencia lineal y el componente armónico estacional de orden 3.

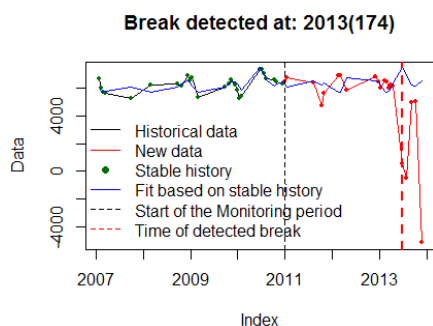
Al emplear el modelo de regresión armónico de orden 2 y con tendencia lineal se encuentra que el valor del NDVI se mantuvo estable hasta inicios del año 2013. El 6 de enero de 2013 se registra un cambio en el NDVI (Figura 6). En este caso el valor del  $R^2$  ajustado fue de 50,82% (Tabla 2) y el modelo es significativo a todos los niveles de significancia. En este caso se encontró el punto de quiebre 16 días después que en el modelo anterior.

Al utilizar únicamente el modelo de regresión armónico con órdenes 2 y 3 y sin la tendencia lineal se encuentra que los puntos de cambio en la tendencia del NDVI en el píxel evaluado se hallan a mediados del año 2013 (23 de junio). El coeficiente de determinación en el orden 2 fue de 49,92%. En el orden 3, el cambio en el modelo se dio en una fecha posterior a la obtenida en el





**Figura 6.** Comportamiento del píxel seleccionado con el modelo de regresión con tendencia lineal y componente armónico de orden 2.



**Figura 7.** Comportamiento del píxel seleccionado con el modelo de regresión sin tendencia lineal y componente armónico de orden 2.

orden 2. El  $R^2$  ajustado resultante con este orden fue de 47% y levemente inferior al obtenido con el orden 2 cuya diferencia es tan solo del 2%.

Con base a la tabla 2, se puede indicar finalmente que el modelo de regresión que llega a obtener la mejor fecha de cambio del píxel evaluado fue el ejecutado con el orden 2 con o sin tendencia lineal pues genera los mejores  $R^2$  ajustado de todo el proceso. Además de ello el orden 2 cumple con el número de ciclos estacionales de la zona de estudio. Cabe señalar que la tendencia lineal no aporta al mejoramiento del  $R^2$  y al ajuste entre la tendencia del periodo de validación y la tendencia esperada según los datos del periodo de calibración.

En el post procesamiento del algoritmo BFAST se halla un análisis de los cambios detectados por mes en cada año durante el periodo de validación para posteriormente determinar qué tipo de cambio fue el ocurrido y con base a ello generar el mapa que indique los tipos y tamaño de los cambios. Este proceso se ejecutó para el orden 2 pues genera los mejores  $R^2$  ajustado de todos los órdenes. Se puede indicar agosto fue

el mes que presentó menor cantidad de cambios en los tres años, mientras que febrero, marzo y junio fueron los meses que presentaron la mayor cantidad durante todo el periodo de validación (2011-2013), siendo el año 2013 el año con mayor cantidad de cambios (Tabla 3). En los tres años se obtuvieron 7.453.503 píxeles de cambio con una superficie de 670.000 ha.

En el año 2011 los cambios se dieron en los municipios de la zona Norte de Bogotá (Figura 8). En el 2012 se concentraron en la zona Sur Occidente. Mientras que en el año 2013 se localizaron en la zona noroccidental de la zona de estudio.

Finalmente se eligió la magnitud obtenida con el orden 2 y tendencia lineal por tener el mejor  $R^2$  ajustado para realizar el mapa de cambios. Para ello la imagen se recortó a la zona de estudio (27 municipios que ocupan la Sabana de Bogotá). Además de ello se aplicó un filtro que permitiera definir una mínima unidad de representación para eliminar aquellos píxeles aislados definiendo un área mínima de 1 ha. Posteriormente se aplicó el método de clasificación de datos óptimos *Jenks Natural Breaks*, para los cambios de:

**Tabla 2.** Coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y punto de cambio para los tres órdenes con y sin tendencia lineal

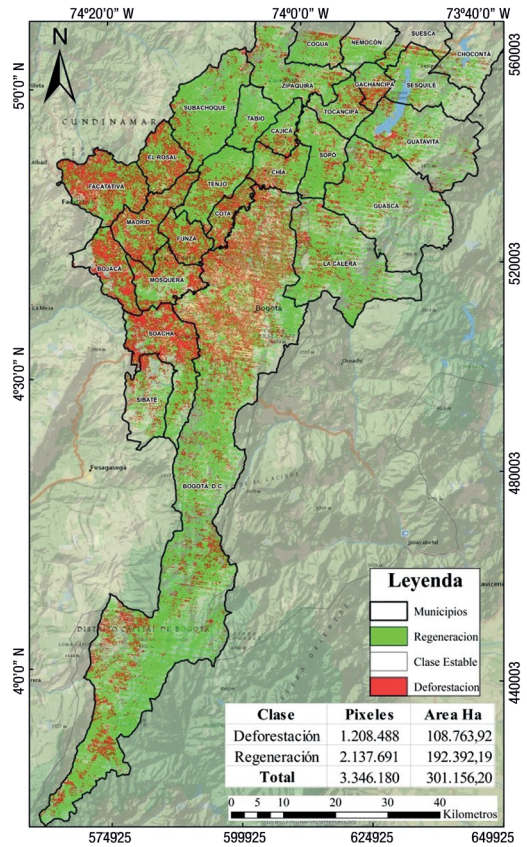
Modelo armónico estacional y tendencia lineal						
Orden 2	$R^2$ ajustado	Cambio detectado en:	$F_{(5,20)}$	$F_{(5,20,0.10)}$	$F_{(5,20,0.05)}$	$F_{(5,20,0.01)}$
	0,5082	2013 (6)	6,157	2,158	2,711	4,103
Orden 3	$R^2$ ajustado	Cambio detectado en:	$F_{(7,18)}$	$F_{(7,18,0.10)}$	$F_{(7,18,0.05)}$	$F_{(7,18,0.01)}$
	0,4931	2012 (355)	4,474	2,079	2,577	3,841
Modelo armónico estacional sin tendencia lineal						
Orden 2	$R^2$ ajustado	Cambio detectado en:	$F_{(4,21)}$	$F_{(4,21,0.10)}$	$F_{(4,21,0.05)}$	$F_{(4,21,0.01)}$
	0,4992	2013 (174)	7,2303	2,233	2,840	4,369
Orden 3	$R^2$ ajustado	Cambio detectado en:	$F_{(6,19)}$	$F_{(6,19,0.10)}$	$F_{(6,19,0.05)}$	$F_{(6,19,0.01)}$
	0,47	2013 (206)	4,694	2,109	2,628	3,939

**Tabla 3.** Número de cambios por mes y año para el modelo armónico de Orden 2

Mes/Año	Número de píxeles		
	2011	2012	2013
Enero	494.127	107.265	69.879
Febrero	516.328	540.689	270.643
Marzo	517.612	113.814	377.277
Abril	149.404	180.441	249.473
Mayo	0	162.660	116.563
Junio	412.646	43.900	335.850
Julio	188.870	140.736	438.567
Agosto	37.750	1.670	21.356
Sept	69.110	66.038	320.454
Oct	195.426	0	309.694
Nov	95.612	169.333	346.960
Dic	85.481	252.843	55.032
Total	2.762.366	1.779.389	2.911.748

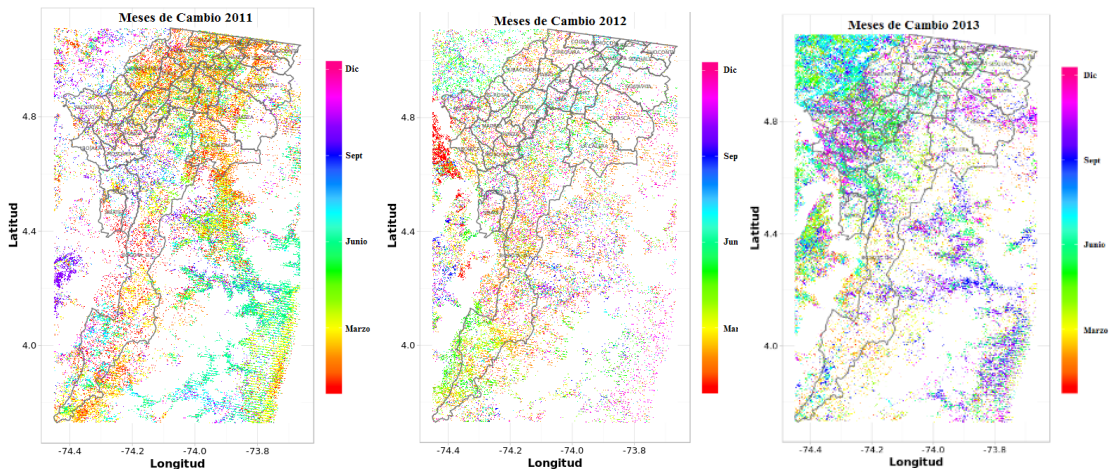
Deforestación y Regeneración además de un rango sin información.

El mapa final (Figura 9) evidencia que en la mayoría de municipios del costado sur occidental de la Sabana la predominancia de cambios es deforestación. En los municipios de la zona Norte oriental y occidental la predominancia de cambios es la regeneración. Por otra parte, en los municipios del costado occidental de la Sabana los cambios no son muchos en comparación a los municipios



**Figura 9.** Mapa de cambios obtenido a través de la serie temporal 1.

y áreas ya indicados. Para Bogotá se encuentran tanto áreas con deforestación como de regeneración siendo los cambios bastante dispersos. Los cambios referentes a Deforestación se hallan



**Figura 8.** Cambios detectados por mes en cada año durante el periodo de validación con el modelo armónico de orden 2.

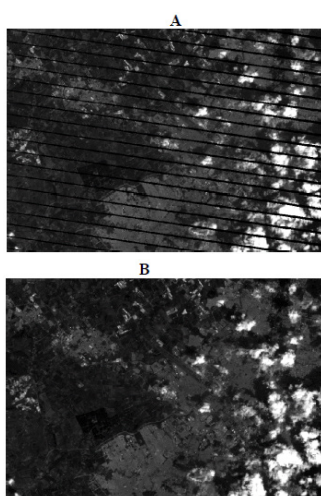
principalmente a lo largo del área que corresponde a la zona urbana de la ciudad, mientras que los de regeneración se hallan principalmente en la zona sur del mismo.

Se obtuvieron 301.156,2 ha de cambios. Para la obtención de la evaluación de exactitud se definieron 600 puntos, obteniendo una exactitud general del 83%, mientras que el índice kappa obtenido fue de 65,18%.

## 4.2. Imágenes Sintéticas

**Cubrimiento de Gaps:** debido a que para la generación de las imágenes sintéticas se trabajó con imágenes Landsat 7, fue necesario realizar el cubrimiento de dichas franjas sin información a través del algoritmo NSPI. Para ello, se utilizó un píxel de valor mínimo de 20 según lo recomendado por (Zhu et al., 2010), puesto que cuando se elige un número mayor a 50 la precisión en la corrección no es igual de efectiva visualmente. Más del 70% de píxeles no se escanean ni se reemplazan en la imagen Landsat a corregir.

En la figura 10 se observa la imagen de entrada con los *gaps*. Esta escena corresponde a la banda 3 cuya fecha es del 1 de enero del 2011 y se corrigió con las imágenes del 17 de enero y el 2 de febrero del mismo año, con un máximo de diferencia de 1 mes. Se puede observar en la figura 10B que la corrección de los *gaps* es adecuada y se relaciona



**Figura 10.** A) Imagen de entrada: LE70080572011001 con *gaps* y B) imagen de salida: LE70080572011001 sin *gaps* corregida por el algoritmo NSPI.

con sus píxeles cercanos, haciendo que la imagen coincida tanto espacial como espectralmente con la imagen original.

El análisis visual en las imágenes corregidas a través del método NSPI, permite deducir que el algoritmo es una herramienta excelente para interpretar el comportamiento de los píxeles en las zonas de los *gaps*, sin la necesidad de usar componentes estadísticos que calculen y generen nueva información que no es la correspondiente a la realidad de las coberturas de ese lugar.

A pesar de los buenos resultados obtenidos existieron algunos casos atípicos que se presentaron debido a varios factores. Uno de ellos son las condiciones atmosféricas de las imágenes. Algunas de las escenas poseían un porcentaje moderado de nubosidad lo cual no permitía identificar elementos diferentes con respecto a coberturas de suelo. De igual forma otro impedimento es el uso de imágenes con *gaps* como las escenas opcionales de relleno, debido a que en algunas ocasiones coincidían las líneas sin información las unas de las otras dejando píxeles sin rellenar. El número de imágenes que poseen este error es de 8 escenas por banda es decir el 15,6% del total. Sin embargo, el proceso fue efectivo y útil para los posteriores procesos a desarrollar.

**ESTARFM:** para la generación de imágenes sintéticas se inició por ejecutar el algoritmo STARFM. Sin embargo, debido a los malos resultados obtenidos con dicho procedimiento, se ejecutó el algoritmo ESTARFM. En este último, se cuenta con una serie de parámetros y/o variables a modificar para mejorar la imagen. Todas las imágenes se realizaron a prueba y error. En las primeras pruebas realizadas, se evidenció en la imagen una partición de la zona en cuatro bloques diferentes, alterando la continuidad del paisaje. Además, se perciben en algunas franjas de la imagen un moteo que no permite identificar las coberturas del área de estudio. Al realizar varias pruebas ajustando los valores, se obtuvieron los mejores resultados visuales utilizando los datos de la tabla 4, en donde se evidencia un buen resultado puesto que se reconocen las coberturas de la zona, se evidencia una tonalidad acertada y no hay presencia de fenómenos de moteo (Figura 11).

**Tabla 4.** Parámetros de entrada para algoritmo ESTARFM.

W	25	ND min	0
NP	20	ND máx.	10.000
NC	6	PL	500

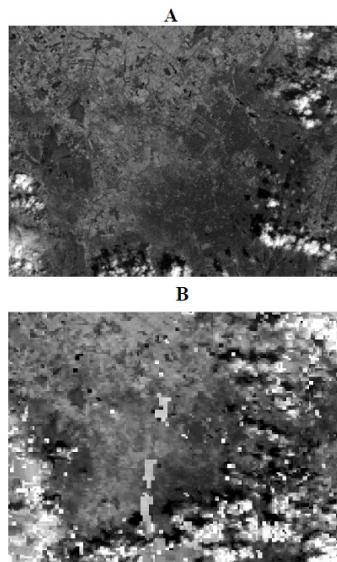


**Figura 11.** Imagen Sintética (Landsat-Modis) con el uso del Algoritmo ESTARFM y con los valores de los parámetros modificados.

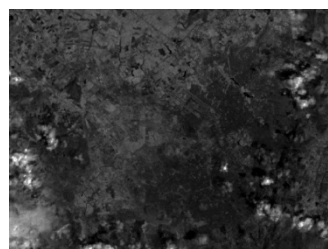
Con base a los resultados obtenidos en la simulación de imágenes sintéticas, se seleccionó el algoritmo ESTARFM como el más óptimo, pues los tonos de la escena se asemejan más a la realidad. Además de ello se pueden identificar con facilidad las coberturas del suelo, posee una homogeneidad de texturas y colores y su similitud con las imágenes Landsat originales es mayor. Para este caso no se aplicó ningún método de evaluación cuantitativo, se tomó como base la evaluación visual.

Se ejecutó el algoritmo ESTARFM para obtener las imágenes sintéticas. En la figura 12 se observan las imágenes de entrada para la simulación de la nueva escena (Landsat banda 4, imagen MODIS del mismo periodo de tiempo). Las fechas de las imágenes base Landsat corresponden al 21 de diciembre del 2012 (Figura 12A) cuyo fin es simular la imagen con fecha de 22 de enero del 2013 (Figura 13). Se puede evidenciar que la imagen a simular no supera los 2 meses de diferencia con respecto a las imágenes originales base. Además, la tonalidad de la escena es aceptable y se pueden identificar las coberturas existentes en la zona. Así mismo, se evidencia la similitud de la imagen generada con las imágenes originales, donde se puede deducir que es un resultado acertado para la simulación.

También se puede analizar visualmente, que el algoritmo ESTARFM combina la nubosidad entre las dos imágenes Landsat de entrada y las plasma en la imagen simulada, por lo cual se pierde en



**Figura 12.** A) Imagen de entrada Landsat: LE70080572012356 B) imagen de entrada MODIS: 2012356.



**Figura 13.** Imágenes de la fecha simulada LE7008272013022

cierta medida información espacial. Sin embargo, para solucionar dicho inconveniente y evitar la alteración del proceso de la serie temporal, se aplicó una máscara de nubes.

En el desarrollo del algoritmo ESTARFM se presentaron algunos inconvenientes con imágenes específicas debido al alto porcentaje de nubosidad como sucedió en la escena sintética 2011049, por lo cual se decidió eliminar de la lista de imágenes quedando con un total de 47 imágenes a simular. Adicionalmente, también se pudo evidenciar, que en las áreas donde existen nubes en solo una de las imágenes de entrada, en la escena sintética se observará dichas nubes, pero en un tono suavizado brillante de color gris no muy común en las imágenes satelitales. Pese a estos inconvenientes los resultados obtenidos en el desarrollo del software

ESTARFM son aceptables, pues se genera una nueva imagen apta para el análisis espacial y la identificación de coberturas en la zona de estudio; de igual forma el método ESTARFM permite simular imágenes obteniendo resultados aceptables en la interpretación visual y cuantitativa de la imagen.

Para realizar el análisis cuantitativo, al igual que con el método NSPI se utilizaron los índices de evaluación índices BIAS, RMSE y CC generados en la plataforma MATLAB (Vaiopoulos, 2013). La evaluación de los resultados en la fusión de imágenes consiste tradicionalmente en calcular la similitud entre la imagen fusionada y una imagen de referencia; sin embargo, todavía no existe un índice estándar universalmente aceptado para evaluar los procesos de fusión de imágenes, (Renza-Torres, 2010).

Para el análisis del RMSE los valores proporcionados por el índice, evidencian que el rango de error de las imágenes simuladas no posee valores muy altos, por lo que se deduce que el error presente es mínimo en las 2 bandas. Cuanto más cercano a 0 sea el valor, indica un mejor resultado. En la banda 3, entre 0 a 0,1 RMSE se encontraron 3 imágenes (Tabla 5); entre 0,1 a 0,2 existen 39 imágenes y superior a 0,2 son tan solo 5 imágenes. En la banda 4, entre 0 a 0,1 hay 38 imágenes; entre 0,1 a 0,2 existen 6 imágenes y superior a 0,2 son 3 imágenes. Se puede deducir que se obtuvieron mejores resultados para la banda 4, sin embargo, el total de imágenes mostró buenos resultados. El promedio de RMSE para la banda 3 corresponde 0,139 y en la banda 4 es de 0,09.

**Tabla 5.** Características, número y porcentaje de imágenes del índice RMSE.

Rango	RMSE<0,1	0,1≤RMSE≤0,2	RMSE>0,2
# Img B3	3	39	5
# Img B4	38	6	3
% B3	6,38	82,98	10,64
% B4	80,85	12,77	6,38

El siguiente índice es el análisis de CC. Los valores de este índice fueron buenos comparado con los resultados de las imágenes del método NSPI, pues ningún valor dio inferior a 0,4 indicando una correlación medio alta. Valores más cercanos a 1, indican que la imagen simulada se relaciona más con la imagen base. En la banda 3, entre 0,4 a 0,7, se encontraron 8 imágenes; entre 0,7 a 0,8 existen

19 imágenes, en el rango de 0,8 al 0,9 hay 18 imágenes y entre 0,9 y 1 existen 7 imágenes. En la banda 4, de 0,4 a 0,7, hay 7 imágenes; entre 0,7 a 0,8 existen 10 imágenes, en el rango de 0,8 al 0,9 hay 17 imágenes y finalmente entre 0,9 y 1 son 13 imágenes. El promedio de correlación en la banda 3 fue de 0,76 y de la banda 4 es de 0,80 mostrando mejores resultados en la banda 4 (Tabla 6).

**Tabla 6.** Características, número y porcentaje de imágenes del índice de coeficiente de correlación.

Rango	CC≤0,7	0,7 <CC≤0,8	CC>0,8
# Img B3	8	19	20
# Img B4	7	10	30
% B3	17,02	40,43	42,56
% B4	14,89	21,28	63,83

En el último índice BIAS los resultados fueron adecuados puesto que los valores daban muy cercanos a 0, indicando que no existe mucha pérdida de información. Solo un valor de la Banda 3 superó el 0,4. El valor negativo indica en esta ecuación que la media de la imagen corregida es mayor al de la imagen original. La distribución entre rangos se dio de la siguiente forma: para la banda 3, las imágenes con valores negativos son 16, entre 0 a 0,1 hay 24 escenas, entre 0,1 a 0,4 hay 6; y mayores a 0,4 hay solo una imagen. Para la banda 4 los valores negativos son 19, entre 0 a 0,1 hay 24 escenas, entre 0,1 a 0,4 hay 4; y mayores a 0,4 no hay imágenes. El promedio del índice BIAS en la banda 3 presenta nuevamente mejores resultados en la banda 4 (Tabla 7).

**Tabla 7.** Características, número y porcentaje de imágenes del índice BIAS.

Rango	BIAS≤0	0<BIAS<0,1	0,1<BIAS≤0,4	BIAS>0,4
# Img B3	16	24	6	1
# Img B4	19	24	4	0
% B3	34,04	51,06	12,77	2,13
% B4	40,43	51,06	8,51	0

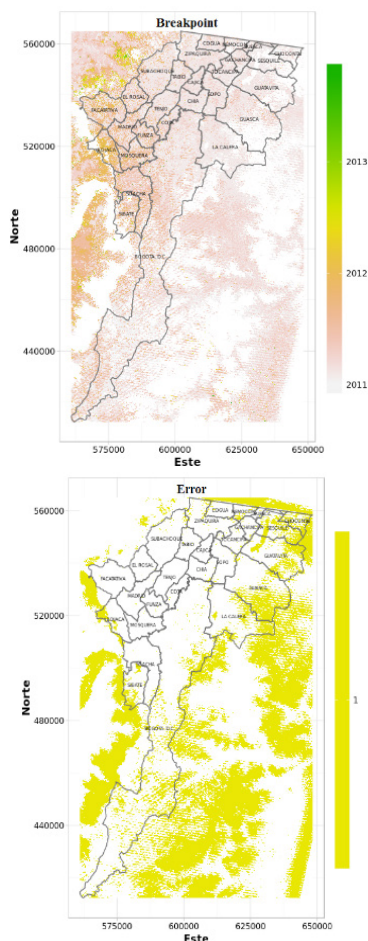
Finalmente, se puede deducir que tanto el análisis cualitativo como cuantitativo mostraron buenos resultados, por lo que se puede decir que las imágenes sintéticas Landsat son aptas para poder ser incorporadas en el proceso de detección de cambios de cobertura en la Sabana de Bogotá. Visualmente las imágenes poseen buena tonalidad, permitiendo identificar a simple vista las coberturas de la zona y a nivel de las estadísticas se obtuvieron buenos valores, dando así fiabilidad

de la información generada a través del algoritmo ESTARFM.

### 4.3. Serie temporal BFAST-imágenes Sintéticas

Para este proceso se procesaron 210 imágenes, las mismas 163 imágenes de la primera serie más las imágenes sintéticas (47). Al ejecutar el algoritmo BFAST, se obtuvo una imagen con tres componentes: *Breakpoints* (puntos de cambio), Magnitud y Error. Para esta nueva serie, el orden 2 con tendencia lineal fue la que mejor ajuste obtuvo entre la tendencia esperada y la tendencia de los datos en el periodo de validación con un  $R^2$  ajustado de 53,08% (Tabla 8).

En la serie de orden 2 (Figura 14), se hallan evidentemente diferencias en los componentes obtenidos



**Figura 14.** Cambios detectados (Breakpoint) y error en el área de estudio con el modelo de tendencia lineal y armónico de orden 2 para la serie 2.

con los diferentes órdenes en la primera serie. La imagen que corresponde a los puntos de cambio con el orden 2, indica que la mayor cantidad de cambios ocurrieron en el año 2011; en el año 2012 y 2013 los cambios encontrados fueron inferiores. Los píxeles de cambio para estos dos años se ubican principalmente en los municipios ubicados en la parte Occidental del área de estudio.

En lo que corresponde al componente de Error, se hallan las zonas en donde no se presentaron cambios. Se presentan en gran parte de los municipios ubicados en la zona nororiental y algunos pocos en Bogotá, lo que indica que a pesar de incluirse nuevas imágenes el modelo sigue detectando zonas con valores no válidos dado principalmente por la alta presencia de nubosidad en la zona.

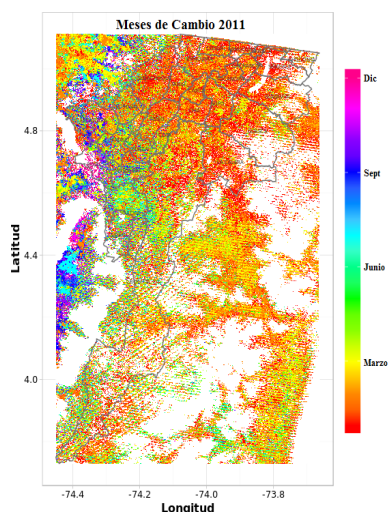
Se realizó una comparación entre los coeficientes de determinación de los órdenes 2 y 3 con tendencia lineal obtenidos en la serie anterior y esta nueva serie (Tabla 8). Se encontró que las diferencias entre dichos coeficiente para las dos series no son muy amplias. Los valores del  $R^2$  ajustado en la serie 2 aumentan aproximadamente en un 3% en relación a los obtenidos en la serie 1; en el orden 2 se pasó de 50,82% a 53,08% en la serie 2 y para el orden 3 de 49,31% a 52,84%, lo cual permite indicar que el coeficiente de determinación  $R^2$  ajustado al incluir nuevas imágenes (Serie 2) mejora levemente frente al obtenido con la Serie 1. De igual manera como en la serie 1 los modelos son significativos a todos los niveles.

**Tabla 8.** Comparación entre los Coeficiente de determinación ( $R^2$ ) obtenidos para los órdenes 2 y 3 con tendencia lineal.

Modelo armónico estacional y tendencia lineal					
Serie 1					
Orden 2	$R^2$ ajust.	$F_{(5,20)}$	$F_{(5,20,0.10)}$	$F_{(5,20,0.05)}$	$F_{(5,20,0.01)}$
	0,5082	6,157	2,158	2,711	4,103
Orden 3	$R^2$ ajust.	$F_{(7,18)}$	$F_{(7,18,0.10)}$	$F_{(7,18,0.05)}$	$F_{(7,18,0.01)}$
	0,4931	4,474	2,079	2,577	3,841
Serie 2					
Orden 2	$R^2$ ajust.	$F_{(5,26)}$	$F_{(5,26,0.10)}$	$F_{(5,26,0.05)}$	$F_{(5,26,0.01)}$
	0,5308	7,205	2,082	2,587	3,818
Orden 3	$R^2$ ajust.	$F_{(7,24)}$	$F_{(7,24,0.10)}$	$F_{(7,24,0.05)}$	$F_{(7,24,0.01)}$
	0,5284	5,103	1,983	2,423	3,416

Los cambios detectados por mes para cada uno de los años comprendidos en el periodo de validación y con un modelo armónico de orden 2 indican que la mayor cantidad de cambios se presentaron en

los años 2011, y en una inferior proporción en los años 2012 y 2013. En el año 2011 la mayoría de cambios se dieron en el primer trimestre del año (enero-febrero-marzo) y se va dando una disminución mensual, hasta llegar al mes de diciembre. Sin embargo, es noviembre el mes con menor cantidad junto con octubre y diciembre. Los cambios se ubican en todos los municipios que comprenden al área de estudio exceptuando algunas pequeñas áreas en los municipios de la zona oriental (Figura 15).



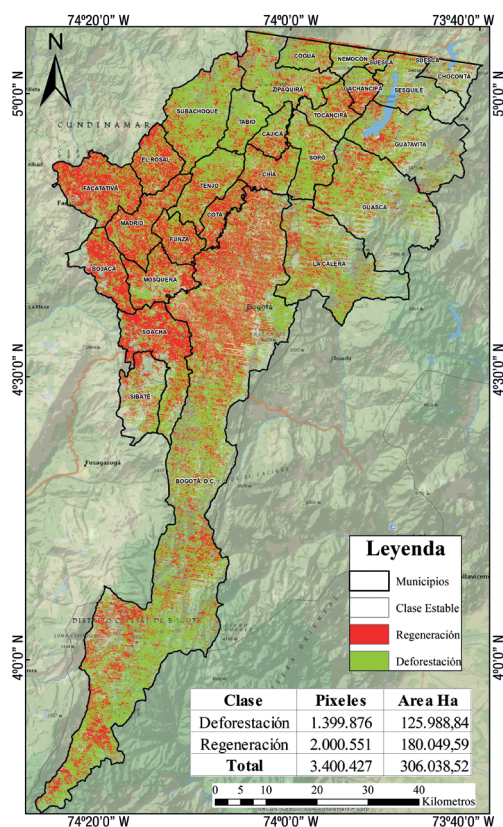
**Figura 15.** Cambios detectados por mes para el año 2011 durante el periodo de validación con el modelo armónico de orden 2 para la serie 2.

Cabe señalar que el número de cambios obtenidos para esta nueva serie con el orden 2 aumentó con respecto a los obtenidos con el mismo orden en la serie 1 pasando de 6.464.257 píxeles a 8.466.424 píxeles, lo que indica que la incorporación de imágenes sintéticas e imágenes corregidas permite encontrar una mayor cantidad de cambios al incluir información de imágenes con una menor presencia de *gaps* e información que no se encontraba en las imágenes ejecutadas en la primera serie.

Finalmente se aplicó el mismo proceso que en la serie anterior eligiendo la magnitud obtenida con el orden 2 para realizar el mapa de cambios. Se recortó la imagen a la zona de estudio y se aplicó un filtro para eliminar aquellos píxeles aislados, definiendo un área mínima de 1 ha. Posteriormente, se aplicó el método de clasificación de datos óptimos *Jenks Natural Breaks*, para los cambios de:

Deforestación y Regeneración además de un rango sin información. Para el proceso de evaluación se siguió el mismo proceso que en la validación de la serie 1.

El mapa en la nueva serie (Figura 16), indica que la ubicación de los cambios no varió mucho comparado al de la primera serie (Figura 9). En las zonas de los municipios de Occidente de la Sabana se presentan grandes cambios de deforestación. En el mapa de serie 2 se resaltan más dichos cambios, se ven áreas más compactas y con mayor realce en comparación a las del primer mapa. En la ciudad de Bogotá los cambios de deforestación ocurridos se resaltan. En cuanto a los cambios de regeneración se ubican en las mismas zonas en los dos mapas principalmente en los municipios ubicados al Norte de la Sabana tanto al Oriente como al Occidente, sin embargo, en algunos municipios de la zona nororiental los cambios no fueron importantes en comparación a los demás municipios.



**Figura 16.** Mapa de Cambios obtenido a través de la serie temporal 2.

Con la implementación de las imágenes sintéticas e imágenes corregidas se encontraron 4.882,32 ha nuevas de cambios es decir 54.247 nuevos píxeles de cambio. En la clase Deforestación se pasaron de 108.763,92 ha en el mapa de la serie 1 a 125.988,84 ha en el mapa de la serie 2 es decir un incremento de 17.224,9 ha de cambio. La superficie de cambio de la clase Regeneración disminuyó el número de hectáreas. En el mapa de la serie 1 se detectaron 192.392,19 ha y en el mapa de la serie 2, 180.049,59 ha, es decir, hubo una disminución en Regeneración de 12.342,6 ha entre los dos mapas.

Según el índice de evaluación de exactitud obtenido para cada mapa a través de la matriz de confusión se puede indicar que el mejor mapa fue el obtenido con la serie 2 que incluyó las imágenes sintéticas y corregidas pues el índice de fiabilidad global fue 88,16% mientras que el obtenido con la serie 1 fue de 83%. Al comparar con el índice de evaluación Kappa las diferencias si son más notorias pues para la serie 1 se obtuvo un valor de 65,18% mientras que con la serie 2 se obtuvo un valor de 76,52% lo que indica que con la serie 2 se obtuvo una mejora en la exactitud del mapa. La implementación de las imágenes sintéticas e imágenes corregidas por los *gaps* permitió tener una mayor fiabilidad de las áreas de cambio resultantes.

Sin embargo, cabe señalar que estos porcentajes no llegan a indicar un valor de exactitud muy alto y esto se debió principalmente por el índice de vegetación utilizado que generó problemas en las magnitudes al discriminar casos como entre Deforestación y expansión urbana. Sin embargo, dicho lo anterior se puede indicar que con la implementación de imágenes sintéticas e imágenes corregidas si es posible tener mejorar el proceso de detección de cambios realizado con series temporales.

## 5. Conclusiones

Los algoritmos que actualmente existen para la simulación de imágenes satelitales están diseñados para evaluar escenas cuyas franjas geográficas pertenezcan a zonas altas subtropicales y polares con un comportamiento climático caracterizado por estaciones del año, lo cual permite modelar y parametrizar los factores con mayor facilidad.

Dado a que la zona de estudio en la que se desarrolló este proyecto pertenece a una franja ecuatorial, parametrizar el comportamiento climático para la generación de las imágenes sintéticas no fue sencillo; esto sumado a que actualmente existen pocos estudios de simulación de imágenes satelitales desarrollados en zonas ecuatoriales y tropicales fue necesario recurrir a técnicas de prueba y error para encontrar los parámetros base de entrada para generar imágenes sintéticas adecuadas. Se obtuvieron resultados aceptables con el algoritmo ESTARFM, siendo este algoritmo bastante útil para la simulación de imágenes en zonas de paisajes de coberturas heterogéneas.

En el desarrollo de las series temporales, la serie que se elaboró con las imágenes sintéticas e imágenes corregidas por los *gaps* obtuvo mejores índices de evaluación con respecto a los obtenidos con la serie de imágenes Landsat, superándola en un 5% respecto a la fiabilidad global y un 11% respecto al índice kappa. Por tanto, se puede determinar que la densificación de la serie temporal, permite proveer mejores resultados en la cuantificación de los cambios y dinámicas de las coberturas. La metodología establecida representa un gran avance sobre la generación de nuevas imágenes satelitales y del monitoreo y detección de cambios de coberturas a través de series temporales puesto que es uno de los primeros estudios realizados en el país que incorpora estos procesos.

Es importante señalar que para mayor precisión en el proceso de entrenamiento es necesario validar los resultados empleando imágenes de alta resolución espacial como IKONOS, Quickbird o WorldView y no únicamente las de Google Earth así como usar datos tomados en campo, pues estos son la base para generar un modelo de regresión ordinal que permita definir de mejor manera los umbrales para los distintos tipos de cambio que se pueden presentar. Además, es necesario tener en cuenta, que la aplicación del algoritmo y su posterior validación debe hacerse individualmente o por pequeños grupos de las distintas coberturas presentes en la zona de estudio, esto con el fin de que no se superpongan los valores de magnitud y halla conflicto con los tipos de cambio encontrados.



## Referencias

- Chen, J., Zhu, X., Vogelmann, J.E., Gao, F., Jin, S. 2011. A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images. *Remote Sensing of Environment*, 115(4), 1053-1064. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.010>
- Corporacion Cactus. 2014. *Más cemento menos alimento. II informe sobre el derecho a la Alimentación en la Sabana* (N.o II; p. 130). Recuperado de Corporacion Cactus website: <http://www.cactus.org.co/paginas/publicaciones/SERIE%20CAMINANDO%20LA%20SABANA/Mas%20cemento,%20Menos%20alimento.%20Informe%20digital.pdf>
- DeVries, B., Verbesselt, J., Kooistra, L., Herold, M. 2015. Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 161, 107-121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.012>
- Dutrieux, L.P., Verbesselt, J., Kooistra, L., Herold, M. 2015. Monitoring forest cover loss using multiple data streams, a case study of a tropical dry forest in Bolivia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 107, 112-125. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.015>
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., Hall, F. 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8), 2207-2218. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.872081>
- Gujarati, D.N., Porter, D.C. 2010. *Econometría* (Quinta). Mexico, D.F.: McGraw-Hill/Interamericana.
- ICANH. 2016. Sabana de Bogotá—Instituto Colombiano de Antropología e Historia—ICANH. Recuperado 28 de noviembre de 2016, de Instituto Colombiano de Antropología e Historia website: <http://www.icanh.gov.co/?idcategoria=4408>
- IDEAM - Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. 2012. Mapa de Coberturas de la Tierra Metodología Corine Land Cover Adaptada para Colombia Escala 1:100.000 Periodo 2005-2009. Recuperado de [http://sig.anla.gov.co:8083/resources/DESCARGA\\_SIAC/IDEAM/MG\\_E\\_CoberturaTierra%202005\\_2009%20v1.pdf](http://sig.anla.gov.co:8083/resources/DESCARGA_SIAC/IDEAM/MG_E_CoberturaTierra%202005_2009%20v1.pdf)
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P., Morisette, J.T. 2002. An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 3-15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6)
- Molano, J., Batista, J. 1967. *Calendario Climatológico Aeronáutico Colombiano*. Sociedad Geográfica de Colombia, XXV. Recuperado de [http://www.sogecol.edu.co/documentos/096\\_calen\\_climat.pdf](http://www.sogecol.edu.co/documentos/096_calen_climat.pdf)
- Montañez-Gómez, G., Arcila-Niño, O., Pacheco-Giraldo, J.C., Hernández, Y., Gracia, J., Lancheros Murillo, H. 1994. *Hacia donde va la Sabana de Bogotá?: Modernización, conflicto, ambiente y sociedad*. Universidad Nacional de Colombia, Centro de Estudios Sociales: SENA, Bogotá.
- Morton, D.C., Nagol, J., Carabajal, C.C., Rosette, J., Palace, M., Cook, B.D., ... North, P.R.J. 2014. Amazon forests maintain consistent canopy structure and greenness during the dry season. *Nature*, 5067487, 221-224. <https://doi.org/10.1038/nature13006>
- Myneni, R.B., Hall, F.G., Sellers, P.J., Marshak, A.L. 1995. The interpretation of spectral vegetation indexes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), 481-486. <https://doi.org/10.1109/36.377948>
- Olofsson, P., Foody, G.M., Herold, M., Stehman, S.V., Woodcock, C.E., Wulder, M.A. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42-57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Renza-Torres, D. 2010. *Implementación y evaluación de un filtro digital para la transformada wavelet compleja de doble árbol (dt-cwt) aplicada a fusión de imágenes bidimensionales en escala de gris* (Tesis de Maestría). Universidad Nacional de Colombia, Bogotá.
- Soto-Berelov, M., Hislop, S. 2016. *Approaches used for pixel based time series analysis of Landsat data*. Recuperado de <http://www.crcsi.com.au/assets/Program-4/Agriculture/4.104-LandFor/Project4-104-LandFor-LitRevTimeSeriesV1-1.pdf>
- SRP. 2012. *Assigning Categories to the RPS Score*. Recuperado de [http://nj.gov/dep/srp/srra/rps/docs/rps\\_jenks\\_breaks.pdf](http://nj.gov/dep/srp/srra/rps/docs/rps_jenks_breaks.pdf)
- USGS. 2015. *What is CFMask?* Recuperado 3 de febrero de 2017, de Landsat Missions website: <https://landsat.usgs.gov/what-cfmask>
- Vaiopoulos, A. 2013. *Hyperspectral Image Index Analysis—File Exchange—MATLAB Central*. Recuperado 8 de diciembre de 2016, de <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/32637-hyperspectral-image-index-analysis>

- Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G., Culvenor, D. 2010. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 106-115. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.014>
- Vermote, E.F., Kotchenova, S., Ray, J.P. 2011. *MODIS Surface Reflectance User's Guide*. Recuperado de [http://modis-sr.ltdri.org/guide/MOD09\\_UserGuide\\_v1\\_3.pdf](http://modis-sr.ltdri.org/guide/MOD09_UserGuide_v1_3.pdf)
- Wulder, M.A., White, J.C., Goward, S.N., Masek, J.G., Irons, J.R., Herold, M., ... Woodcock, C.E. 2008. Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 955-969. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.004>
- Xin, Q., Olofsson, P., Zhu, Z., Tan, B., Woodcock, C. E. 2013. Toward near real-time monitoring of forest disturbance by fusion of MODIS and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 135, 234-247. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.002>
- Zhu, X., Chen, J., Gao, F., Chen, X., Masek, J.G. 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 114(11), 2610-2623. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.032>