



Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157 <http://dx.doi.org/10.21138/GF.467>

---

## FUSIONADO DE IMÁGENES TERRA-MODIS Y LANDSAT-TM/OLI EN EL CONTEXTO DEL ANÁLISIS DEL INCENDIO FORESTAL DE LAS HURDES (CÁCERES)

DANIEL BORINI ALVES<sup>1,2</sup>, RAQUEL MONTORIO LLOVERÍA<sup>1</sup>, FERNANDO PÉREZ-CABELLO<sup>1</sup>, LIDIA VLASSOVA<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio, Grupo Geoforest-IUCA, Universidad de Zaragoza. C/ Pedro Cerbuna 12, 50009, Zaragoza, España.

<sup>2</sup> CAPES Foundation, Setor Bancário Norte, Quadra 2, Bloco L, Lote 06, Brasília, Brasil.

<sup>3</sup> Departamento de Ciencias Ambientales, Universidad Técnica Estatal de Quevedo, Quevedo, Ecuador.

[dborini@unizar.es](mailto:dborini@unizar.es), [montorio@unizar.es](mailto:montorio@unizar.es), [fcabello@unizar.es](mailto:fcabello@unizar.es), [vlassova@unizar.es](mailto:vlassova@unizar.es)

### RESUMEN

Este trabajo explora, en el marco del estudio de los incendios forestales, la combinación de los sensores TERRA-MODIS y Landsat-TM/OLI a través del algoritmo STARFM; un algoritmo de fusión que simula imágenes con la resolución espacial de Landsat a partir de los registros diarios de MODIS. La evaluación ha sido desarrollada en el área afectada por el incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres), ocurrido en el verano de 2009. Se han abordado procesos de simulación para predecir las imágenes de dos fechas: 29/07/09 (postfuego inmediato) y 08/07/13 (4 años después del fuego). El proceso de validación banda a banda ha mostrado valores de ajuste ( $R^2$ ) superiores a 0,85. La comparación de los índices de severidad (dNBR) y vegetación (NDVI) reales y simulados refleja un elevado acuerdo a nivel estadístico y cartográfico, demostrando así la capacidad de este algoritmo para evaluar el área inmediatamente después del fuego y estudiar su regeneración vegetal.

Palabras clave: fusión de imágenes, STARFM, severidad del incendio, regeneración vegetal postincendio.

### BLENDING OF TERRA-MODIS AND LANDSAT-TM/OLI IMAGES IN THE CONTEXT OF THE FOREST FIRE ANALYSIS IN LAS HURDES (CÁCERES)

### ABSTRACT

Within the framework of forest fire studies, this work explores the combination of TERRA-MODIS and Landsat-TM/OLI sensor through STARFM algorithm; a fusion algorithm that simulate

Recibido: 03/03/2016

Aceptada versión definitiva: 11/10/2016

Editor al cargo: Dr. Martin Garbulsky

[Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International \(CC BY-NC-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

© Los autores  
[www.geofocus.org](http://www.geofocus.org)

Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157

---

images with the Landsat spatial resolution from diary records of MODIS. The assessment has been developed in the area affected by a forest fire in Las Hurdes (Cáceres) in the summer of 2009 and its surroundings. Simulation processes have been employed to predict the images of two dates: 29/07/09 (immediate post-fire) and 08/07/13 (4 years after the fire). The band-to-band validation process has shown regression coefficients ( $R^2$ ) greater than 0.85. Comparisons between real and simulated fire severity (dNBR) and vegetation index (NDVI) show a high agreement at statistical and cartographic levels demonstrating the ability of this algorithm to evaluate an area immediately after the fire and then study its vegetative regeneration.

Key words: image fusion, STARFM, fire severity, vegetative regeneration, post-fire.

## 1. Introducción

Entre las tendencias actuales de los estudios de teledetección ambiental son muchas las investigaciones que buscan ampliar el universo de datos de análisis a través de la aplicación de técnicas de fusión de imágenes (Zhang, 2010). Estas técnicas permiten superar las limitaciones de resolución espacial, espectral o temporal asociadas a la utilización de un único sensor, contribuyendo así al análisis de la dinámica de los procesos ecológicos y de los impactos humanos en los fenómenos estudiados (Alparone *et al.*, 2015).

En el ámbito del análisis de los incendios forestales, las imágenes Landsat han demostrado ser una importante fuente de información permitiendo, entre otras aplicaciones, delimitar las áreas quemadas (Bastarrika *et al.*, 2011), evaluar sus efectos (Wimberly y Reilly, 2007) o realizar un seguimiento de su dinámica (Röder *et al.*, 2005). Con un tamaño de píxel de 30 m, bandas espectrales en las regiones del visible, infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de onda corta (SWIR) y una frecuencia de paso de 16 días, la serie Landsat ofrece una resolución espacial, espectral y temporal que permite el seguimiento de los incendios forestales. Sin embargo, el intervalo de revisita de 16 días combinado con posibles condiciones meteorológicas adversas, como una alta cobertura de nubes, puede limitar el potencial de análisis de sus sensores al impedir disponer de información espectral de momentos clave como, por ejemplo, la imagen inmediata del postfuego o, simplemente, imágenes que permitan disponer de una serie temporal continua.

Para superar estas limitaciones existe una serie de estudios que buscan aprovechar la disponibilidad diaria de los productos del sensor MODIS, fusionando su alta resolución temporal con la mayor resolución espacial de Landsat. Entre los distintos algoritmos de fusión, se destaca *Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* – STARFM (Gao *et al.*, 2006) que ha sido aplicado a temáticas muy variadas como la estimación de GPP (Singh, 2011), las medidas de evapotranspiración (Cammalleri *et al.*, 2014), la cartografía de usos del suelo (Senf *et al.*, 2015), o el estudio de los cambios fenológicos de la vegetación (Walker *et al.*, 2012), entre otras. El algoritmo permite simular imágenes con la resolución espacial de Landsat para fechas en las que se dispone apenas de información de MODIS, relacionando la información de baja resolución espacial disponible con un par predictor de imágenes Landsat y MODIS de fecha cercana, asumiendo la correspondencia de bandas espectrales entre los sensores y sus similitudes en relación a la hora de paso, parámetros orbitales, ángulo de observación y geometría solar. Al permitir el fusionado a partir de un único par

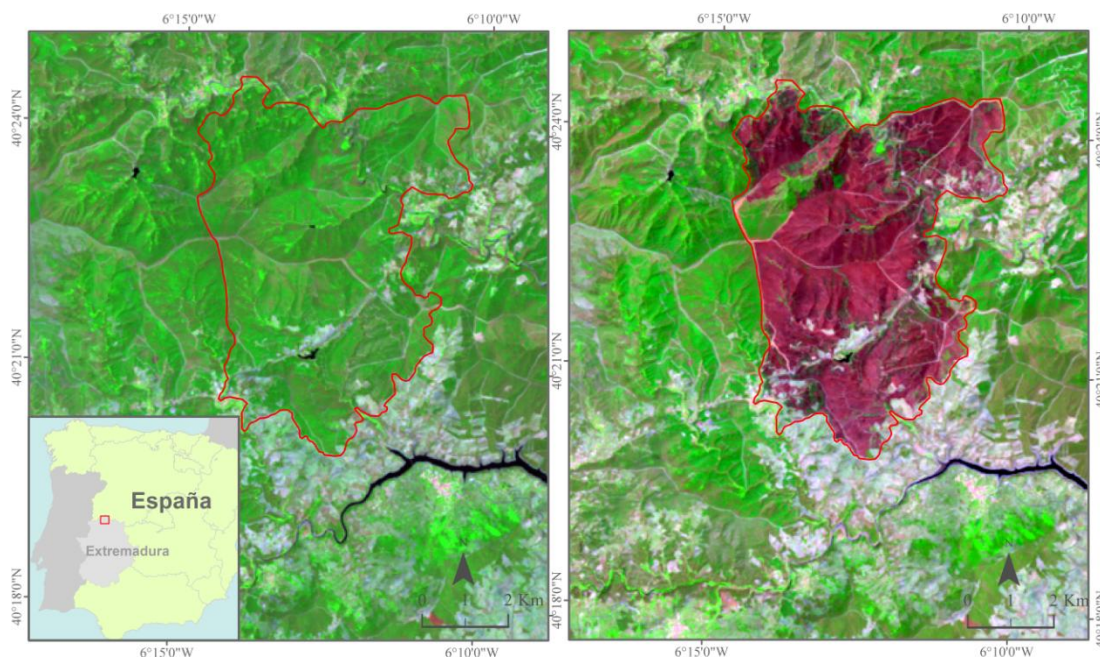
predictor, STARFM se destaca en comparación con otros métodos de fusionado (Zhu *et al.*, 2016), tales como STAARCH (Hilker *et al.*, 2009), ESTARFM (Zhu *et al.*, 2010) y STAVFM (Meng *et al.*, 2013), que requieren dos o más pares predictores para su procesamiento.

El presente trabajo tiene como objetivo general explorar la combinación de los productos de reflectividad de superficie de los sensores TERRA-MODIS y Landsat-TM/OLI a través del algoritmo STARFM en el marco del análisis de los incendios forestales. Concretamente, este estudio busca evaluar el potencial de las imágenes simuladas con STARFM en dos casos específicos: i) simulación de la imagen postfuego más cercana a la fecha del incendio para la evaluación de su severidad y ii) simulación de una imagen en el contexto de un análisis multitemporal de regeneración vegetal.

## 2. Metodología

### 2.1. Área de estudio

El área de estudio, con un total de 13700 ha, está situada en Las Hurdes (Cáceres), al norte de la comunidad autónoma de Extremadura (Figura 1). Este área contiene la superficie afectada por un incendio forestal entre los días 25-28 de julio de 2009, en el que se quemaron aproximadamente 3000 ha. De acuerdo con el Tercer Inventario Forestal Nacional (DGMN, 2011), aproximadamente el 40 % del área quemada se encontraba ocupada por una cobertura vegetal arbórea, con predominio de bosques de coníferas (*Pinus pinaster*), además de otras especies vegetales como *Arbutus unedo* o *Quercus ilex*. El paisaje se corresponde con una zona montañosa, con variaciones de altitud entre los 390-1280 m. De clima mediterráneo; la temperatura media anual es de 16°C, el volumen de precipitación anual de 550 mm, y presenta un período de sequía entre los meses de junio y septiembre (Núñez y Sosa, 2001).



**Figura 1. Localización del área de estudio. A la izquierda, imagen Landsat TM del 13 de julio de 2009 (pre-fuego). A la derecha, imagen Landsat TM del 29 de julio de 2009 (postfuego).**

**Ambas imágenes están visualizadas con una composición en falso color RGB 743, destacando el perímetro del incendio (polígono rojo).**

El incendio de Las Hurdes del verano de 2009 presenta una buena cobertura temporal de imágenes Landsat ya que se dispone, por ejemplo, de una imagen postfuego registrada con carácter inmediato y de una serie temporal continua en los años sucesivos. Precisamente por ello se ha considerado que es una zona adecuada para la evaluación de los procesos de fusión con STARFM, ya que la disponibilidad de imágenes de referencia permite validar las imágenes Landsat simuladas y, por tanto, adelantar resultados de cara a su integración en estudios en los que exista una carencia real de imágenes.

2.2. Procedimientos metodológicos

De acuerdo con los objetivos planteados, el estudio se dividió en cuatro etapas principales (Figura 2). Los siguientes apartados describen los pasos asociados a cada una de estas etapas.

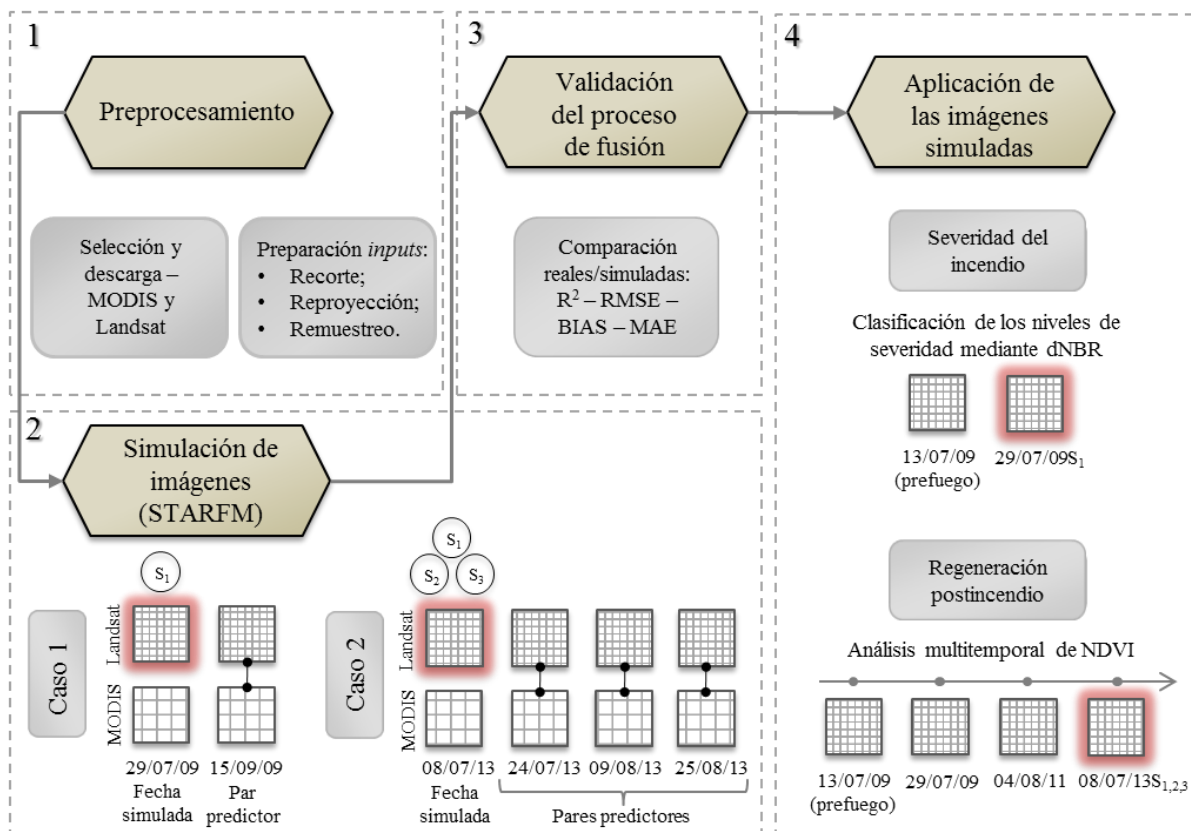


Figura 2. Esquema metodológico que resume las fases de trabajo desarrolladas.

### 2.2.1. Preprocesamiento de las imágenes TERRA-MODIS y Landsat-TM/OLI

El preprocesamiento se inició con la selección y descarga de los productos Landsat *Surface Reflectance* (*path/row* - 203/32) y MODIS *Land Surface Reflectance* (*horizontal/vertical* - 17/04) (disponibles en <https://earthexplorer.usgs.gov>), obteniendo un total de seis pares para las siguientes fechas: 29/07/09, 15/09/09, 08/07/13, 24/07/13, 09/08/13 y 25/08/13. Adicionalmente, fueron descargadas dos imágenes Landsat de las fechas 13/07/09 y 04/08/11 con el objetivo de complementar la serie temporal para el seguimiento del proceso de regeneración vegetal. Se ha trabajado con las bandas del rojo, NIR y SWIR de Landsat (bandas 3, 4 y 7 del sensor TM o bandas 4, 5 y 7 del sensor OLI) y de TERRA-MODIS (bandas 2 y 3 del producto MOD09GQ - 250 m de resolución espacial - y banda 16 del producto MOD09GA - 500 m de resolución espacial, ambos productos de la colección VI), considerando su respectiva correspondencia espectral (Tabla 1). Las imágenes de los productos MODIS también pasaron por la verificación de sus respectivas bandas de información de calidad (*quality flags*), confirmando que los píxeles están libres de nubes, efectos aerosoles u otras perturbaciones.

En cumplimiento de los requisitos de aplicación del algoritmo STARFM, los pares de imágenes pasaron por procesos adicionales de procesamiento (reproyección, remuestreo y recorte) reproducidos banda a banda. El resultado fue la obtención de imágenes ráster de igual tamaño (603 líneas y 512 columnas), proyección (UTM/30N - WGS84), resolución espacial (30 metros) y escala de medida de la reflectividad (tantos por 10000).

**Tabla 1. Correspondencia de bandas espectrales de los sensores TM y OLI (satélite Landsat) y MODIS (TERRA).**

| LANDSAT-TM |                                    | LANDSAT-OLI |                                    | TERRA-MODIS |                                    |
|------------|------------------------------------|-------------|------------------------------------|-------------|------------------------------------|
| Banda      | Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ ) | Banda       | Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ ) | Banda       | Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ ) |
| 1 (Azul)   | 0.45 - 0.52                        | 2           | 0.45-0.51                          | 3           | 0.46-0.48                          |
| 2 (Verde)  | 0.52 - 0.60                        | 3           | 0.53-0.59                          | 4           | 0.54-0.57                          |
| 3 (Rojo)   | 0.63 - 0.69                        | 4           | 0.64-0.67                          | 1           | 0.62-0.67                          |
| 4 (NIR)    | 0.76 - 0.90                        | 5           | 0.85-0.88                          | 2           | 0.84-0.88                          |
| 5 (SWIR 1) | 1.55 - 1.75                        | 6           | 1.57-1.65                          | 6           | 1.63-1.65                          |
| 7 (SWIR 2) | 2.08 - 2.35                        | 7           | 2.11-2.29                          | 7           | 2.11-2.16                          |

### 2.2.2. Aplicación del algoritmo de fusión STARFM

Tras la preparación de los requisitos para la fusión, la combinación de las imágenes se procesó utilizando el algoritmo STARFM. Este algoritmo opera en base a un análisis de vecindad (ventana móvil) en el que se establece una ponderación entre píxeles espectralmente similares en la imagen de baja resolución MODIS y la imagen de media resolución Landsat. De este modo, dado un par de imágenes Landsat-MODIS adquiridos en  $t_0$  (par predictor) y una imagen MODIS adquirida en  $t_k$  (fecha simulada), STARFM simula la reflectividad en  $t_k$  con la resolución espacial

de Landsat (Gao *et al.*, 2006). El principal parámetro modificable en la aplicación del modelo es la definición de la ventana espacial, que corresponde al tamaño de la máxima distancia para la búsqueda de la información espectral similar utilizada en el fusionado. Este parámetro debe ser definido de acuerdo con las características del paisaje, ya que para áreas más heterogéneas se recomienda el uso de ventanas que cubren mayor cantidad de píxeles, permitiendo disponer así de más informaciones al algoritmo en la búsqueda de píxeles similares. Las simulaciones realizadas en este trabajo se procesaron inicialmente utilizando distintas ventanas espaciales (500m, 1500m y 3000m), buscando la que mejor se ajustaba a las características locales para el cumplimiento de los objetivos planteados. Los demás parámetros del algoritmo fueron configurados siempre con los valores recomendados (uso de la información espacial de vecindad activado y número de repeticiones de los testes de similitud espectral de 40).

De acuerdo con los objetivos marcados y utilizando las simulaciones con la ventana espacial que mejores resultados presentó, el procesamiento fue dividido en dos casos:

- Caso 1: *simulación de la imagen postfuego inmediata para la evaluación de la severidad del incendio como punto de partida en el análisis de la dinámica multitemporal*. Este caso se abordó a partir de la generación de una imagen Landsat simulada para la fecha 29/07/09 ( $S_1$ ) a partir de un par predictor del 15/09/09 (distancia de 48 días respecto a la imagen de referencia).
- Caso 2: *simulación de una imagen en el contexto del análisis multitemporal de la regeneración vegetal, comprobando el efecto asociado a la fecha del par predictor*. Para la resolución de este caso la imagen de principios de verano de 2013 (08/07/13) fue simulada ( $S_1$ ,  $S_2$  y  $S_3$ ) a partir de tres pares MODIS/Landsat predictores de distintas fechas: 24/07/13, 09/08/13 y 25/08/13, distanciadas 16, 32 y 48 días de la imagen de referencia, respectivamente.

### 2.2.3. Validación de los valores de reflectividad de superficie de las imágenes simuladas

El primer aspecto a destacar del proceso de validación es que para todas las imágenes simuladas se dispone de una correspondiente imagen Landsat real.

De este modo, los resultados fueron analizados contrastando el comportamiento espectral de las bandas del rojo, NIR y SWIR de las imágenes simuladas frente a las reales. Para ello, se utilizó un muestreo aleatorio de puntos del 10 % del área de estudio ( $n = 34302$  puntos), excluyendo de este muestreo las superficies de agua por no ser objeto de estudio de este trabajo y generar distorsiones en la interpretación de los resultados del proceso de fusión. Los estadísticos globales utilizados fueron  $R^2$ , RMSE (1), BIAS (2) y MAE (3), índices habitualmente aplicados en la validación de imágenes fusionadas (Bindhu y Narasimhan, 2015; Emelyanova *et al.*, 2013; Zhu *et al.*, 2010).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\phi_i - \phi_{iobs})^2}{n}} \quad (1)$$

$$BIAS = \sum_{i=1}^n \frac{(\phi_i - \phi_{iobs})}{n} \quad (2)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|\phi_i - \phi_{iobs}|}{n} \quad (3)$$

siendo  $\hat{\Phi}_i$  es el valor predicho,  $\Phi_{iobs}$  es el valor observado y  $n$  es el número de puntos.

Adicionalmente a este análisis se calcularon las imágenes de diferencia entre los valores reales y simulados, con el objetivo de identificar las posibles áreas de infravaloración y sobrevaloración de la reflectividad como resultado del proceso de fusión. Además, buscando avanzar en la evaluación de la especialización del error de las simulaciones, las diferencias entre las imágenes reales y simuladas fueron contrastadas con la orientación de pendientes, extraídas a partir del Modelo Digital de Elevaciones (MDE) de 5 m de resolución espacial del Instituto de Geografía Nacional - IGN (disponibles en <http://www.ign.es>). Se analizaron los píxeles por grupos de orientación de pendientes, comparando la puntuación obtenida en cada una de las clases mediante el uso de los mismos estadísticos utilizados en la etapa anterior ( $R^2$ , RMSE, BIAS y MAE).

#### 2.2.4. Aplicación de las imágenes simuladas al análisis del incendio de Las Hurdes

Considerando los dos casos de estudio previamente descritos, la fase final del trabajo consiste en la integración de las imágenes simuladas en el contexto del incendio forestal de Las Hurdes.

En el primer caso de aplicación fueron calculados los niveles de severidad del incendio a partir del índice *differenced Normalized Burn Ratio* (dNBR), que expresa la relación entre las bandas NIR y SWIR de las fechas pre- y postfuego. En este estudio, los valores de dNBR fueron discretizados en cuatro categorías de severidad: no quemado, severidad baja, media y alta, adaptando los umbrales definidos por Key y Benson (2006). Los valores de dNBR y las categorías de severidad de la imagen postfuego real y simulada fueron comparados visual (cartografía de severidad) y estadísticamente ( $R^2$ , coeficiente Kappa de Cohen ponderado).

En el segundo caso se generó una base de datos para el seguimiento multitemporal del índice *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), utilizado para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación a partir de la combinación de la información espectral de las bandas rojo y NIR. Este índice fue utilizado para el análisis de la regeneración vegetal dentro del perímetro quemado en 2009, contando con imágenes de cuatro fechas: prefuego (13/07/09 - Landsat TM), postfuego inmediato (29/07/09 - Landsat TM), dos años (04/08/11 - Landsat TM) y cuatro años después del incendio (08/07/13 - Landsat OLI). Las tres imágenes Landsat simuladas para esta última fecha fueron integradas a ese seguimiento multitemporal, evaluando de nuevo mediante análisis visual (cartografía de NDVI) y estadístico (RMSE, BIAS, MAE y coeficiente Kappa de Cohen ponderado) las diferencias entre los valores observados y simulados.

### 3. Resultados y discusión

#### 3.1. Evaluación de la fusión con STARFM: análisis por bandas espectrales (rojo, NIR, SWIR)

La comparación de las imágenes Landsat simuladas con las imágenes reales permite valorar los resultados del algoritmo de fusión STARFM y, en consecuencia, evaluar su potencial para que los productos derivados de él puedan ser integrados en el análisis multitemporal de los incendios forestales. El análisis estadístico global de las simulaciones procesadas con distintas ventanas espaciales (500 m, 1500 m y 3000 m) (Tabla 2), calculados banda a banda (rojo, NIR y SWIR), revela que, aunque sensiblemente, la ventana de 1500 m es la que presenta los mejores resultados

para el área estudiada. Al no tratarse de un paisaje muy heterogéneo, los valores de ajuste demuestran que incluso con una ventana espacial más pequeña (500 m) fue posible generar niveles de acuerdo muy elevados entre las imágenes reales y simuladas. Se observa que valores de  $R^2$  obtenidos con la ventana de 1500 m son en general ligeramente superiores a los obtenidos con las demás ventanas espaciales, principalmente contrastando con la ventana de 500 m y más pronunciados en las simulaciones 29/07/09S<sub>1</sub> y 08/07/13S<sub>3</sub>. Siguiendo la misma tendencia, BIAS, RMSE y MAE presentan valores muy parecidos en las distintas ventanas utilizadas, con ligera ventaja para los valores obtenidos con la ventana de 1500 m.

**Tabla 2. Estadísticos de validación de las imágenes simuladas configurados con distintas ventanas espaciales (VE).**

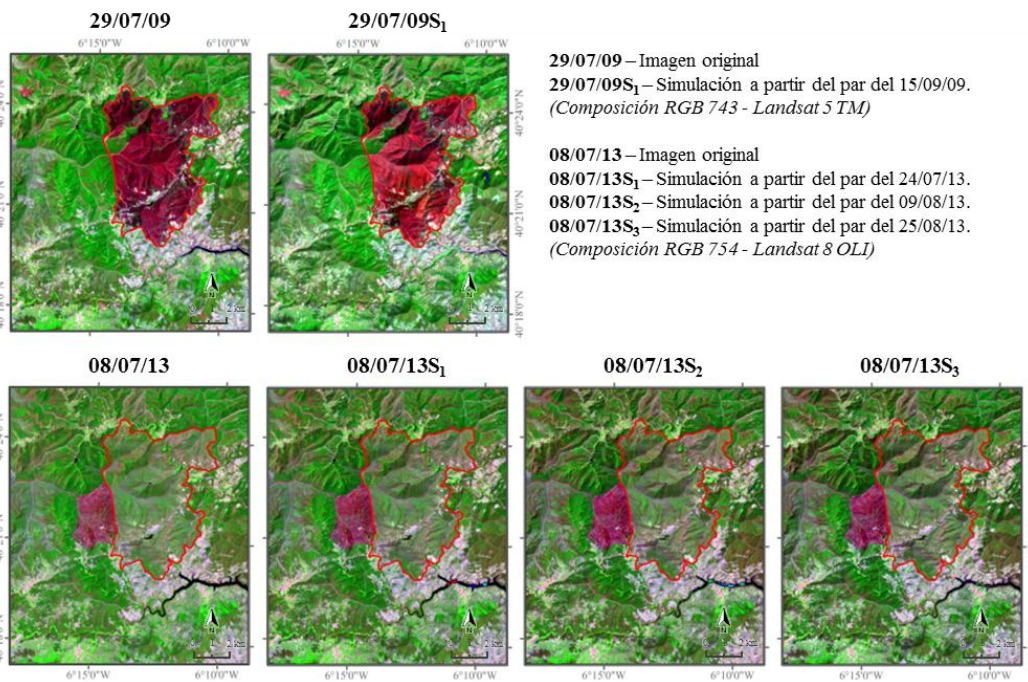
| VE     | Índices        | 29/07/09S <sub>1</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>1</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>2</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>3</sub> |        |        |
|--------|----------------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|
|        |                | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   |
| 500 m  | BIAS           | -0,006                 | -0,002 | -0,003 | 0,000                  | -0,002 | -0,002 | 0,000                  | -0,006 | -0,005 | 0,000                  | -0,014 | -0,009 |
|        | MAE            | 0,009                  | 0,016  | 0,013  | 0,003                  | 0,005  | 0,006  | 0,005                  | 0,009  | 0,008  | 0,006                  | 0,016  | 0,013  |
|        | RMSE           | 0,011                  | 0,017  | 0,017  | 0,005                  | 0,007  | 0,008  | 0,007                  | 0,012  | 0,010  | 0,008                  | 0,020  | 0,015  |
|        | R <sup>2</sup> | 0,912                  | 0,865  | 0,875  | 0,980                  | 0,973  | 0,970  | 0,969                  | 0,940  | 0,956  | 0,939                  | 0,871  | 0,926  |
| 1500 m | BIAS           | -0,004                 | -0,001 | -0,002 | 0,000                  | -0,003 | -0,003 | 0,000                  | -0,006 | -0,005 | 0,000                  | -0,012 | -0,009 |
|        | MAE            | 0,008                  | 0,012  | 0,012  | 0,003                  | 0,005  | 0,005  | 0,005                  | 0,009  | 0,007  | 0,006                  | 0,012  | 0,011  |
|        | RMSE           | 0,011                  | 0,016  | 0,015  | 0,005                  | 0,007  | 0,007  | 0,007                  | 0,012  | 0,010  | 0,009                  | 0,015  | 0,014  |
|        | R <sup>2</sup> | 0,920                  | 0,873  | 0,876  | 0,981                  | 0,975  | 0,982  | 0,971                  | 0,945  | 0,967  | 0,940                  | 0,880  | 0,932  |
| 3000 m | BIAS           | -0,007                 | -0,004 | -0,004 | 0,000                  | -0,003 | -0,003 | 0,000                  | -0,007 | -0,005 | 0,000                  | -0,014 | -0,010 |
|        | MAE            | 0,009                  | 0,014  | 0,013  | 0,003                  | 0,005  | 0,006  | 0,005                  | 0,009  | 0,007  | 0,006                  | 0,016  | 0,012  |
|        | RMSE           | 0,011                  | 0,018  | 0,017  | 0,005                  | 0,007  | 0,007  | 0,007                  | 0,012  | 0,010  | 0,009                  | 0,020  | 0,015  |
|        | R <sup>2</sup> | 0,919                  | 0,861  | 0,873  | 0,981                  | 0,974  | 0,979  | 0,969                  | 0,939  | 0,964  | 0,940                  | 0,864  | 0,930  |

Fijándose en los resultados encontrados con la mejor ventana espacial, el análisis a nivel visual (Figura 3) y el análisis estadístico banda a banda (Figura 4 y Tabla 2) reflejan el elevado nivel de acuerdo existente entre los valores simulados y observados en las dos fechas estudiadas: 29/07/09 y 08/07/13.

El estudio detallado permite destacar algunas ideas asociadas al proceso de simulación que se desarrollan a continuación. El primer aspecto que debe ser señalado hace referencia a los buenos ajustes alcanzados entre los valores observados y simulados para todas las bandas espectrales (Figura 4 y Tabla 2). En la simulación de la fecha 29/07/09, los valores de  $R^2$  se sitúan entre 0,87-0,92 y los valores de MAE y RMSE entre 0,01 y 0,016. En las simulaciones de la fecha 08/07/13 se aprecia que salvo en un único caso, la banda del NIR de la simulación 08/07/13S<sub>3</sub>, el  $R^2$  es siempre superior a 0,90. El rango de variación global de los estadísticos MAE y RMSE se sitúa entre 0,003 y 0,015; valores muy bajos, especialmente los de S<sub>1</sub> y S<sub>2</sub> que se sitúan por debajo de 0,012. Todos estos valores de ajuste y error son acordes con los observados en otros estudios que han aplicado simulaciones con este mismo algoritmo (Bindhu y Narasimhan, 2015; Emelyanova *et al.*, 2013; Gao *et al.*, 2006; Senf *et al.*, 2015).



Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157

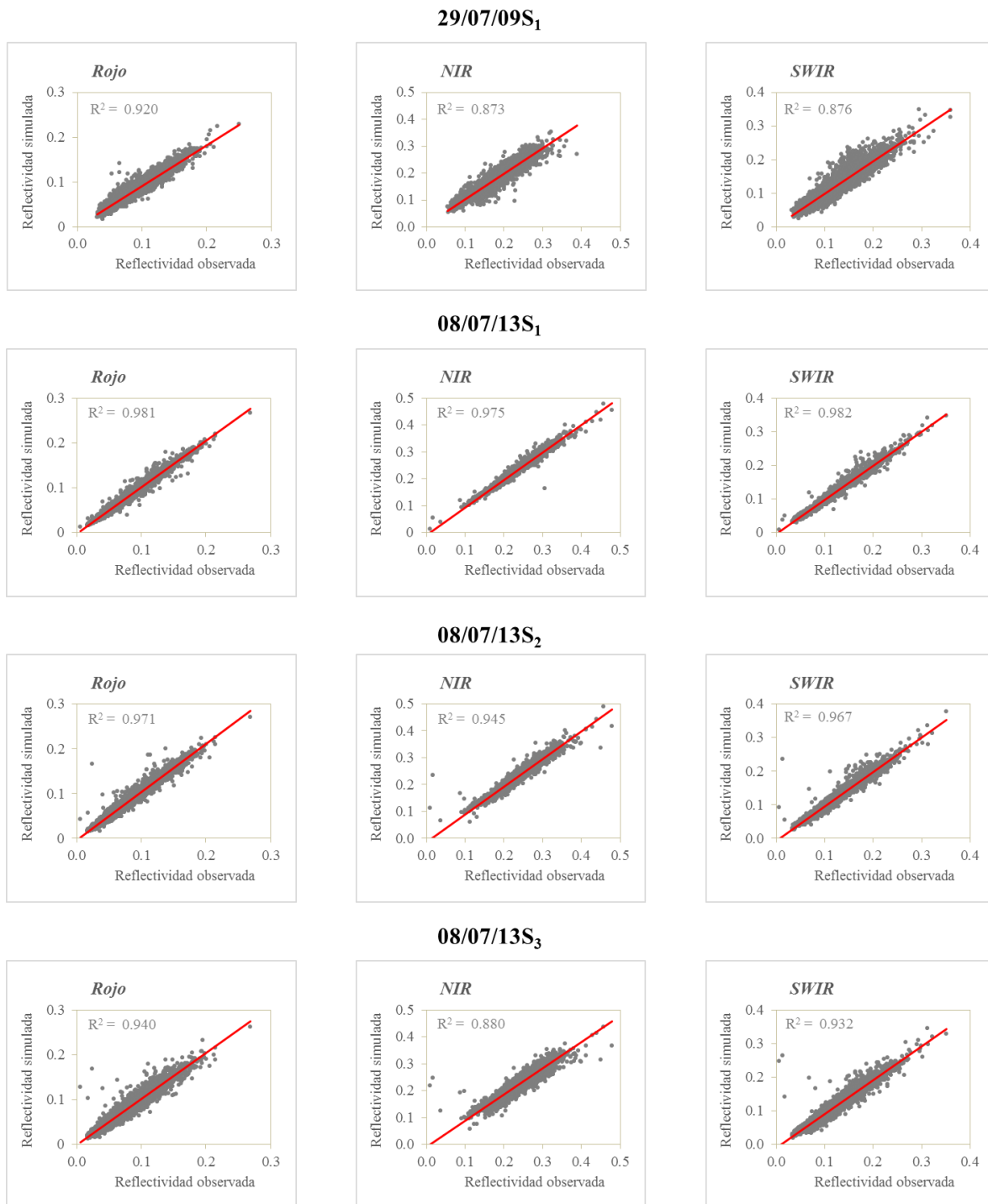


**Figura 3. Composición en falso color de las imágenes Landsat reales (columna izquierda) y las imágenes Landsat fusionadas con STARFM (las columnas  $S_n$  refieren a las distintas fechas del par predictor). La fila superior corresponde a la fusión de la imagen del 29 de julio de 2009 y la fila inferior a la imagen del 08 de julio de 2013.**

La comparación entre bandas permite destacar que la banda del NIR es siempre la que registra peores valores de ajuste en las cuatro simulaciones aplicadas. A este respecto, cabe señalar que este comportamiento ha sido observado en otras investigaciones basadas en la fusión con STARFM (Walker *et al.*, 2012; Zhu *et al.*, 2010). Los resultados inferiores en la banda del NIR son observados combinando imágenes del sensor TERRA-MODIS tanto con imágenes TM-Landsat como con OLI-Landsat, lo que sugiere que el comportamiento menos óptimo no está relacionado a un solapamiento espectral menos ajustado del sensor TM en esta banda. Por otra parte, cabe destacar los buenos resultados obtenidos en las simulaciones del SWIR ( $R^2$  entre 0,87-0,98), considerando que la banda MODIS correspondiente procede de un producto con menor resolución espacial (MOD09GA - 500 m) que las bandas del rojo y NIR (MOD09GQ - 250 m).

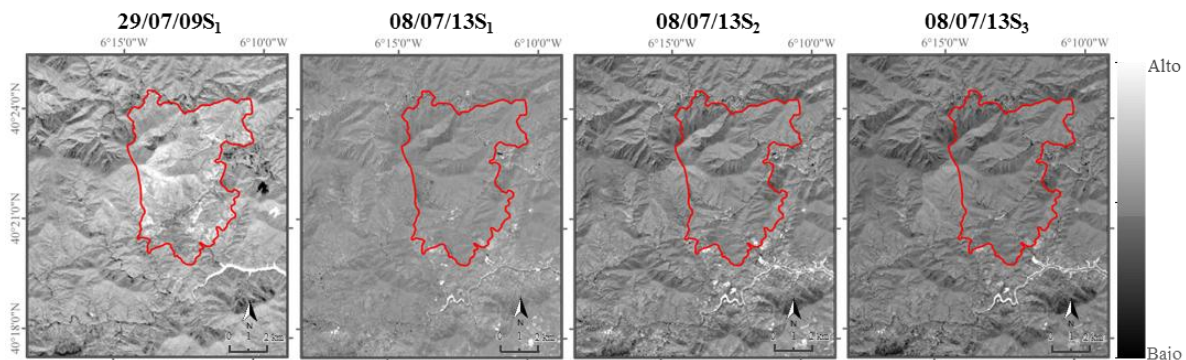
El sesgo indica que, de forma general, las simulaciones generadas con STARFM infraestiman ligeramente los valores de reflectividad (BIAS entre 0 y -0,012) (Tabla 2). Esta infraestimación está asociada al hecho de que para simular la imagen de principios de verano (08/07/13) se están utilizando pares predictores que se acercan progresivamente a la transición hacia el otoño (hasta 25/08/13), incorporando variaciones fenológicas en la vegetación (senescencia) y cambios de iluminación que conllevan en la aparición de sombras topográficas. La misma situación se reproduce en la simulación de la fecha 29/07/09, donde la estimación de la imagen postfuego se realiza a partir de un par predictor de otoño (15/09/09). El efecto de las sombras, asociado a la variación de los cambios de iluminación en el par predictor, se aprecia en las imágenes de diferencia. La Figura 5, que muestra precisamente las diferencias en la banda del NIR, refleja claramente cómo en la transición de 08/07/13 $S_1$  a 08/07/13 $S_3$  son cada vez más visibles las características topográficas del área.

Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157



**Figura 4.** Gráficos de dispersión entre los valores de reflectividad observados y simulados (factor de escala = 1) para las bandas del rojo, NIR y SWIR en los procesos de fusión aplicados con la ventana espacial de 1500 m.

Una otra cuestión a destacar, que subyace a la idea previamente comentada, hace referencia a la influencia que tiene sobre la simulación la fecha escogida como par predictor. Este hecho es claramente visible en las simulaciones de la fecha 08/07/13 del caso 2, donde  $S_1$ ,  $S_2$  y  $S_3$  derivan de pares predictores distanciados 16, 32 y 48 días, respectivamente. Por un lado, los estadísticos mostrados reflejan una disminución progresiva del ajuste al aumentar el tiempo transcurrido ( $S_1$ :  $R^2 > 0,97$ ;  $S_2$ :  $R^2 = 0,94-0,97$ ;  $S_3$ :  $R^2 = 0,88-0,94$ ) (Figura 4 y Tabla 2). Por otro lado, la aparición de sombras topográficas en la imagen de 08/07/13 se debe al peso que el detalle espacial de la imagen Landsat predictora tiene sobre la simulación. La simulación del 29/07/09 no permite observar el efecto progresivo pero los resultados son comparables con los de 08/07/13 $S_3$ , simulación con la que comparte la misma distancia temporal respecto al par predictor (48 días).



**Figura 5. Imágenes de diferencia entre la reflectividad real y simulada en la banda del NIR. Nótese como los niveles de gris más oscuros (infraestimación) están asociados a las sombras topográficas y a la presencia de nubes.**

Profundizando en el análisis espacial del error, es posible inferir algunos aspectos referentes al acierto global de las simulaciones frente a los valores reales agrupados por clases de orientación de pendientes. Se observa que las orientaciones más susceptibles a la existencia de sombra de acuerdo con la hora de paso del sensor y fecha de las imágenes (pendientes Norte, Noroeste y Oeste) son en general las que presentan menores aciertos en comparación al grupo de las demás pendientes (Tabla 3). La diferencia entre los valores de  $R^2$ , RMSE y MAE de los dos grupos discretizados es más pronunciada en las simulaciones 29/07/09 $S_1$  y 08/07/13 $S_3$ , mientras que en las simulaciones 08/07/13 $S_1$  y 08/07/13 $S_2$  estas diferencias son más suavizadas. Los valores BIAS indican en general infravaloraciones muy superiores en el grupo de orientaciones afectadas por sombras. Estos resultados refuerzan las observaciones realizadas a partir de las imágenes diferencia, sugiriendo que la normalización topográfica de los productos de entrada del modelo de fusión puede configurarse como una buena alternativa de cara a obtención de valores de acierto aún mejores que los presentados. Para la aplicación de este algoritmo en zonas montañosas o aquellas muy afectadas por sombras topográficas, queda demostrado que la normalización topográfica es un paso recomendado.

**Tabla 3. Estadísticos de validación de las imágenes simuladas divididos en grupos de orientación de pendientes.**

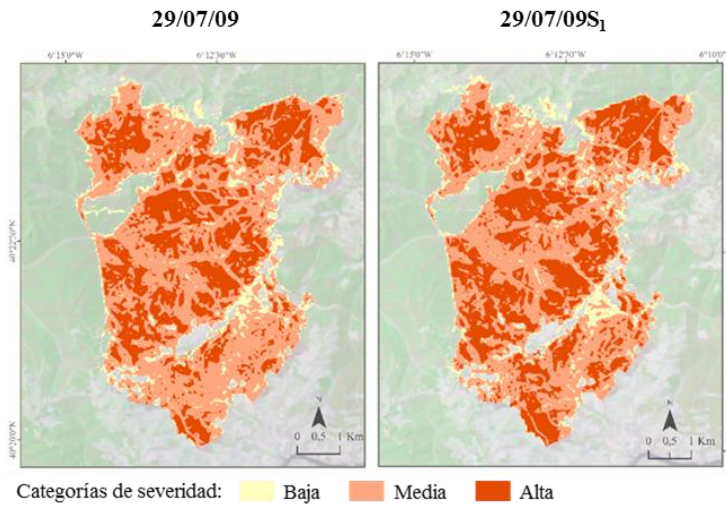
| Índices  | 29/07/09S <sub>1</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>1</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>2</sub> |        |        | 08/07/13S <sub>3</sub> |        |        |
|--|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|--------|--------|
|  | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   | Rojo                   | NIR    | SWIR   |
| <i>Pendientes Oeste, Noroeste y Norte</i>                |                        |        |        |                        |        |        |                        |        |        |                        |        |        |
| BIAS   | -0,009                 | -0,014 | -0,010 | -0,001                 | -0,005 | -0,004 | -0,002                 | -0,013 | -0,009 | -0,003                 | -0,023 | -0,015 |
| MAE  | 0,010                  | 0,015  | 0,013  | 0,003                  | 0,007  | 0,006  | 0,005                  | 0,014  | 0,010  | 0,006                  | 0,024  | 0,016  |
| RMSE   | 0,013                  | 0,020  | 0,017  | 0,005                  | 0,009  | 0,007  | 0,007                  | 0,016  | 0,011  | 0,009                  | 0,027  | 0,018  |
| R <sup>2</sup>   | 0,914                  | 0,857  | 0,865  | 0,980                  | 0,976  | 0,979  | 0,969                  | 0,949  | 0,966  | 0,935                  | 0,879  | 0,935  |
| <i>Pendientes Noreste, Este, Sur, Sureste y Suroeste</i> |                        |        |        |                        |        |        |                        |        |        |                        |        |        |
| BIAS   | -0,005                 | 0,003  | 0,001  | 0,000                  | -0,001 | -0,002 | 0,001                  | -0,003 | -0,003 | 0,001                  | -0,009 | -0,007 |
| MAE  | 0,008                  | 0,012  | 0,012  | 0,003                  | 0,004  | 0,004  | 0,005                  | 0,007  | 0,006  | 0,006                  | 0,011  | 0,010  |
| RMSE   | 0,010                  | 0,015  | 0,016  | 0,005                  | 0,006  | 0,006  | 0,007                  | 0,009  | 0,009  | 0,009                  | 0,015  | 0,013  |
| R <sup>2</sup>   | 0,926                  | 0,898  | 0,870  | 0,980                  | 0,977  | 0,979  | 0,969                  | 0,951  | 0,962  | 0,942                  | 0,888  | 0,932  |

### 3.2. Estimación de la severidad del incendio a partir de imágenes Landsat simuladas

En el marco del análisis de la severidad del incendio resulta de especial interés el estudio de la distribución espacial de los valores del índice dNBR. En este sentido, en la Figura 6 (izquierda) se muestra la distribución espacial de este índice, calculado utilizando la imagen Landsat real, discretizado en cuatro categorías de severidad: no quemado, baja, media y alta. Tal como se observa y se refleja en la Tabla 4, el incendio de Las Hurdes se caracterizó por elevados niveles de severidad, ya que más del 70 % del área aparece con niveles de severidad media o alta.

La simulación de la imagen postfuego a partir del par predictor del 15/09/09 genera unos valores de dNBR altamente correlacionados con los valores reales ( $R^2 = 0,94$ ). Además, es destacable que no existan diferencias estadísticamente significativas ( $p < 0,05$ ) en el análisis de los valores promedio.

Como resultado de la buena relación entre los valores de dNBR se deriva un gran acuerdo en la categorización obtenida a partir de las imágenes real y simulada. La cartografía de severidad de la Figura 6 refleja visualmente este hecho que, en valores de acuerdo, se traduce en un coeficiente Kappa de 0,920 con un 83,8 % de los puntos de la muestra aleatoria clasificados correctamente, un 8,4 % de los casos sobreestimados y un 7,8 % infraestimados (Tabla 4), nunca con cambios superiores a un intervalo de severidad.



**Figura 6. Comparativa de la distribución espacial de las categorías de severidad del incendio de las Hurdes a partir de los valores de dNBR obtenidos con la imagen Landsat del 29/07/09 real (izda.) y simulada (dcha.). Las áreas no quemadas se visualizan con la imagen Landsat real en transparencia (RGB – 743).**

**Tabla 4. Tabla de contingencia de las categorías de severidad (valores en porcentaje).**

|                                  |                   | Categorías de severidad 29/07/09S <sub>1</sub> |             |              |             |              |
|----------------------------------|-------------------|--|-------------|--------------|-------------|--------------|
|                                  |                   | <i>No quemado</i>                              | <i>Baja</i> | <i>Media</i> | <i>Alta</i> | <i>Total</i> |
| Categorías de severidad 29/07/09 | <i>No quemado</i> | 16,3   | 0,9         | 0,0          | 0,0         | 17,2         |
|                                  | <i>Baja</i>       | 2,5  | 5,5         | 1,3          | 0,0         | 9,3          |
|                                  | <i>Media</i>      | 0,0  | 2,6         | 38,3         | 6,2         | 47,1         |
|                                  | <i>Alta</i>       | 0,0  | 0,0         | 2,7          | 23,7        | 26,4         |
|                                  | <i>Total</i>      | 18,8   | 9,0         | 42,3         | 29,9        | 100,0        |

### 3.3. Integración de imágenes Landsat simuladas en una serie temporal de regeneración vegetal

El proceso de regeneración vegetal, tal como se explica en el apartado de metodología, se aborda a partir del índice NDVI en una perspectiva multitemporal. Se han analizado los valores de NDVI de cuatro fechas que cubren la situación prefuego y los cuatro años posteriores al incendio. Tal como muestra la Tabla 5, en todos los niveles de severidad se registra un aumento gradual del vigor vegetal. Como aspectos destacados del proceso de regeneración de este incendio de las Hurdes pueden señalarse los siguientes: (i) el incremento del NDVI promedio en el periodo 2009-2013 es de 0,280, siendo las áreas más severamente quemadas las que experimentan los mayores incrementos (0,394, 0,305 y 0,140 en las categorías de severidad alta, media y baja, respectivamente); (ii) la categoría de alta severidad registra los niveles de NDVI más elevados cuatro años después del fuego y (iii) en la última fecha analizada ninguna de las categorías de severidad registra los niveles de vigor vegetal existentes en la fecha prefuego.

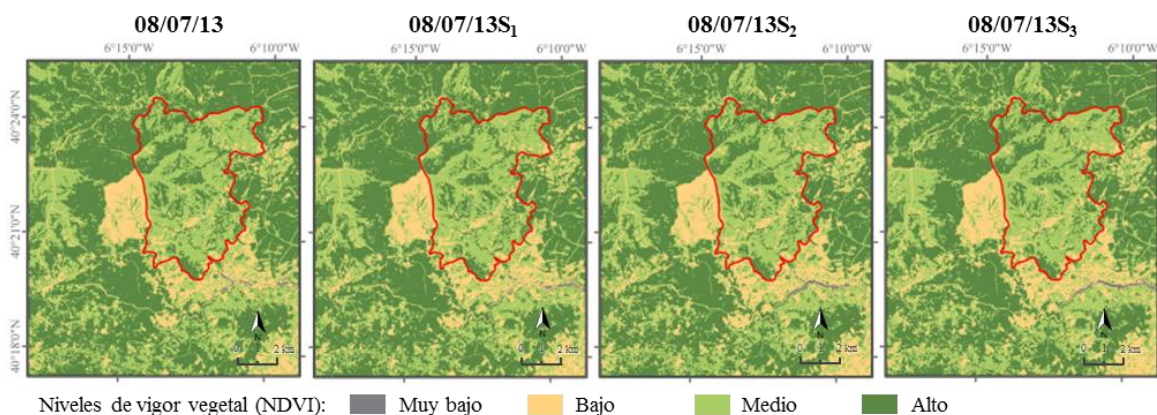
Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157

La visión de la dinámica de regeneración vegetal que ofrece la imagen real de principios de verano de 2013 queda también reflejada en las tres imágenes simuladas (Tabla 5, columnas sombreadas en gris). Como ejemplo de este similar comportamiento se puede señalar que, frente al incremento real promedio de 0,280 señalado anteriormente, los valores promedio de incremento del NDVI son de 0,275, 0,270 y 0,263 para las simulaciones S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub> y S<sub>3</sub>, respectivamente.

**Tabla 5. Seguimiento multitemporal del índice de vegetación NDVI mediante valores promedios y desviación estándar (DE) distribuido por categorías de severidad.**

| Categorías de severidad |       | 13/07/09<br>(prefuego) | 29/07/09 | 04/08/11 | 08/07/13 | 08/07/13S <sub>1</sub> | 08/07/13S <sub>2</sub> | 08/07/13S <sub>3</sub> |
|-------------------------|-------|------------------------|----------|----------|----------|------------------------|------------------------|------------------------|
| No Quemado              | Media | 0,453                  | 0,450    | 0,485    | 0,559    | 0,559                  | 0,554                  | 0,542                  |
|                         | DE    | 0,124                  | 0,126    | 0,110    | 0,154    | 0,159                  | 0,162                  | 0,155                  |
| Baja                    | Media | 0,453                  | 0,372    | 0,436    | 0,512    | 0,506                  | 0,498                  | 0,489                  |
|                         | DE    | 0,117                  | 0,128    | 0,104    | 0,137    | 0,141                  | 0,143                  | 0,134                  |
| Media                   | Media | 0,530                  | 0,199    | 0,393    | 0,504    | 0,498                  | 0,494                  | 0,486                  |
|                         | DE    | 0,079                  | 0,084    | 0,066    | 0,090    | 0,093                  | 0,094                  | 0,089                  |
| Alta                    | Media | 0,628                  | 0,138    | 0,414    | 0,532    | 0,530                  | 0,528                  | 0,524                  |
|                         | DE    | 0,044                  | 0,037    | 0,069    | 0,089    | 0,089                  | 0,091                  | 0,082                  |

En la línea de lo indicado en la validación de los niveles de reflectividad de superficie, se observa una infraestimación progresiva de los valores del NDVI conforme aumenta la distancia entre la fecha del par predictor y la imagen simulada (valores del estadístico BIAS de 0,000, -0,005 y -0,017 para S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub> y S<sub>3</sub>, respectivamente). No obstante, los valores de los estadísticos de error son bajos (MAE y RMSE inferiores a 0,04 en todas las simulaciones) y el acuerdo en la categorización del NDVI es elevado desde el punto de visual (Figura 7) y estadístico (Kappa de Cohen de 0,930, 0,890 y 0,830 para S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub> y S<sub>3</sub>, respectivamente).



**Figura 7. Distribución espacial del NDVI en la imagen Landsat 08/07/13 real y sus respectivas simulaciones. Las categorías de vigor vegetal han sido establecidas considerando los umbrales de 0,1, 0,35 y 0,55.**

#### 4. Conclusiones

La posibilidad cada vez mayor de combinar informaciones de distintos sensores remotos a partir de algoritmos de fusión sigue siendo un gran reto en el ámbito de los estudios de teledetección, desafiando a los actuales investigadores de esta rama de conocimiento a hacer el mejor uso de estas informaciones para la mejor comprensión de los problemas estudiados.

Dadas las características del trabajo de fusión desarrollado, con disponibilidad de imágenes Landsat reales, todo el estudio constituye un proceso de validación del uso de las imágenes simuladas para el análisis de los incendios en ambientes mediterráneos. En este sentido, se puede concluir que los resultados han demostrado el potencial del algoritmo STARFM para completar series multitemporales, lo que facilita el análisis de severidad y de regeneración en zonas quemadas. Para estudios de similares características espaciales asociados al análisis de incendios forestales, queda demostrado que configurar la ventana espacial en 1500 m puede contribuir para la obtención de mejores resultados en el fusionado.

Con carácter más específico pueden derivarse algunas conclusiones importantes:

- El ajuste entre los valores de reflectividad observados y simulados en las bandas del rojo, NIR y SWIR son elevados ( $R^2 > 0,87$ ) a pesar del sesgo existente entre las reflectividades de MODIS y Landsat, la gran diferencia en la resolución espacial de las imágenes fusionadas (ratio 8:1 y 16:1 en los productos MOD09GQ y MOD09GA, respectivamente) y la distancia temporal (48 días) en el par predictor.
- Comparativamente, la banda del NIR presenta un comportamiento menos óptimo en todas las simulaciones.
- Los resultados se encuentran influenciados por la fecha del par predictor. En este sentido, tres aspectos pueden destacarse: i) el aumento de la distancia temporal supone un descenso del ajuste con la imagen real, ii) la aplicación de simulaciones hacia delante o hacia atrás puede condicionar la sobre- o infraestimación de la reflectividad, dependiendo de la dinámica del ecosistema estudiado y iii) el peso que tiene la imagen Landsat predictora en el algoritmo de fusión provoca que su detalle espacial (sombras, nubes o cambios de usos del suelo) influya significativamente en la imagen simulada.

Con el objetivo de aplicar estos procesos de fusión a casos de estudio con problemas reales de disponibilidad de imágenes de satélite se plantean tres posibles vías para profundizar en esta línea de trabajo: i) la búsqueda de mejores resultados a través de la normalización topográfica de las imágenes de entrada del modelo, ii) el desarrollo de las simulaciones a partir de dos pares predictores (anterior y posterior a la fecha objetivo) para reducir el efecto asociado a la fecha de predicción y iii) la comprobación de otros algoritmos de fusión como el ESTARFM (Zhu *et al.*, 2010), STAVFM (Meng *et al.*, 2013) o STAARCH (Hilker *et al.*, 2009), adaptados al comportamiento espectral mixto propio de ambientes heterogéneos.

#### Agradecimientos

Los autores agradecen a la CAPES Foundation (Brasil) por la beca otorgada a Daniel Borini Alves (proceso n. 9540-13-0) y a SENESCYT (Ecuador) por la financiación de la investigación predoctoral de Lidia Vlassova.

Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157

---

## Referencias bibliográficas

Alparone, L., Aiazzi, B., Baronti, S., Garzelli, A. (2015): *Remote Sensing Image Fusion*. Boca Raton, Florida, USA, CRC Press.

Bastarrika, A., Chuvieco, E., Martín, M.P. (2011): "Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors", *Remote Sensing of Environment*. 115, 1003–1012.

Bindhu, V.M., Narasimhan, B. (2015): "Development of a spatio-temporal disaggregation method (DisNDVI) for generating a time series of fine resolution NDVI images", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101, 57–68.

Cammalleri, C., Anderson, M.C., Gao, F., Hain, C.R., Kustas, W.P. (2014): "Mapping daily evapotranspiration at field scales over rainfed and irrigated agricultural areas using remote sensing data fusion", *Agricultural and Forest Meteorology*, 186, 1–11.

DGMN, Dirección General de Medio Natural (2011): *Tercer Inventario Forestal Nacional (IFN3)*. Madrid, Spain.

Emelyanova, I. V, McVicar, T.R., Van Niel, T.G., Tao Li, L., Van Dijk, A.I.J.M. (2013): "Remote Sensing of Environment Assessing the accuracy of blending Landsat – MODIS surface reflectances in two landscapes with contrasting spatial and temporal dynamics: A framework for algorithm selection", *Remote Sensing of Environment*, 133, 193–209.

Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., Hall, F. (2006): "On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance", *Trans. Geo. Sci. Remote Sens.* 44, 2207–2218.

Hilker, T., Wulder, M. a., Coops, N.C., Linke, J., McDermid, G., Masek, J.G., Gao, F., White, J.C. (2009): "A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS", *Remote Sensing of Environment*, 113, 1613–1627.

Key, C.H., Benson, N.C. (2006): "Landscape assessment: Sampling and analysis methods", en Lutes, D.C., Keane, R.E., Caratti, J.F., Key, C.H., Benson, N.C., Sutherland, S., Gangi, L.J. (Eds.). *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system*. Fort Collins, CO, USA, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, 1–55.

Meng, J., Du, X., Wu, B. (2013): "Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation", *International Journal of Digital Earth*, 6, 203–218.

Núñez, M., Sosa, J.A. (2001): *Climatología de Extremadura (1961–1990)*. Madrid, España, Ministerio de Medio Ambiente.

Röder, A., Bärtsch, S., Hill, J. (2005): "An interpretation framework for fire events and post-fire dynamics in Ayora / Spain using time-series of Landsat-TM and -MSS data", *New Strateg. Eur. Remote Sens.*, 51–60.

Senf, C., Leitão, P.J., Dirk, P., Linden, S. Van Der, Hostert, P. (2015): "Mapping land cover in complex Mediterranean landscapes using Landsat: Improved classification accuracies from integrating multi-seasonal and synthetic imagery", *Remote Sensing of Environment*, 156, 527–536.



Borini Alves, D.; Montorio Llovería, R.; Pérez-Cabello, F.; Vlassova, L. (2016): "Fusionado de imágenes Terra-MODIS y Landsat-TM/OLI en el contexto del análisis del incendio forestal de Las Hurdes (Cáceres)", *GeoFocus (Artículos)*, n° 18, p. 65-81. ISSN: 1578-5157

---

Singh, D. (2011): "Generation and evaluation of gross primary productivity using Landsat data through blending with MODIS data", *Int. J. Appl. Earth Obs. and Geo*, 13, 59–69.

Walker, J.J., De Beurs, K.M., Wynne, R.H., Gao, F. (2012): "Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology", *Remote Sensing of Environment*, 117, 381–393.

Wimberly, M.C., Reilly, M.J. (2007): "Assessment of fire severity and species diversity in the southern Appalachians using Landsat TM and ETM+ imagery", *Remote Sensing of Environment*, 108, 189–197.

Zhang, J. (2010): "Multi-source remote sensing data fusion: status and trends", *International Journal of Image and Data Fusion*, 1, 5–24.

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, 2610–2623.

Zhu, X., Helmer, E. H., Gao, F., Liu, D., Chen, J., Lefsky, M. A. (2016). "A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions". *Remote Sensing of Environment*, 172, 165–177.

