

Cartografiado de modelos de combustibles mediante la fusión de imágenes WorldView-2 y datos LiDAR. Un caso de estudio en la Isla de Tenerife

Alfonso Alonso-Benito ¹
Lara A. Arroyo ²
Manuel Arbelo ¹
Alejandro Lorenzo-Gil ¹
Pedro Hernández-Leal ¹
Laia Núñez Casillas ¹

¹ Grupo de Observación de la Tierra y la Atmósfera (GOTA). Dep. de Física FEES,
Universidad de La Laguna, 38206 (S/C Tenerife). Spain
{aaloben, marbelo, alejandro.lorenzo, pedro.hernandez, lnunez}@ull.es

² Centro de Ciencias Humanas y Sociales – Centro Superior de Investigaciones Científicas,
28037 (Madrid). Spain
laraanoia@cchs.csic.es

Resumen. En este trabajo se evalúa el potencial de fusionar datos provenientes de WorldView-2 y LiDAR, para el cartografiado de modelos de combustibles forestales en la isla de Tenerife (España). Para ello se han utilizado las ocho bandas multiespectrales del satélite y capas obtenidas de los datos LiDAR, que se corresponden con diferentes intervalos de alturas. Se han evaluado tres tipos de fusión; unión de bandas multiespectrales y LiDAR, análisis de las componentes principales y fracción de mínimo ruido. Las tres imágenes fusionadas se han clasificado mediante técnicas orientadas a objetos. Los mapas obtenidos fueron validados con el trabajo de campo realizado entre mayo y junio de 2011. Se obtuvo la mejor exactitud con la fracción de mínimo ruido, 86,2%, frente al 79,3% de la unión de bandas. Además, los mapas resultantes se han analizado en términos de error debido a desacuerdos por cantidad y por asignación. La técnica de fusión por fracción de mínimo ruido mostró los menores errores, un 7% por cantidad y un 7% por asignación.

Palabras clave: combustibles, fusión, LiDAR, mapas, WorldView-2.

1. Introducción

Durante el año 2012 se han producido en las Islas Canarias (España) 108 incendios, de los cuales, tres han superado las 500 ha. La superficie total quemada asciende a 12.790 ha. Conociendo lo cambiante que pueden ser las condiciones ambientales durante las labores de extinción, los gestores forestales necesitan trabajar con datos precisos para modelar los incendios con los programas adecuados. Resulta imprescindible el conocimiento de las condiciones meteorológicas, la topografía, la altura de la vegetación, la fracción de cubierta y los modelos de combustibles.

Un modelo de combustible se define como una representación matemática del estrato de combustible teniendo en cuenta parámetros de velocidad de propagación e intensidad del fuego necesarios para estudiar el comportamiento del mismo (Deeming, 1975; Rothmel, 1972).

Durante los últimos años los datos LiDAR (Light Detection and Ranging) han sido usados para modelizar la cubierta forestal. En comparación a la fotografía aérea o el trabajo de campo, los datos LiDAR presentan una mejor cobertura espacial y mayor resolución temporal, que conlleva una mejor y más rápida actualización de los mapas de combustibles (Riaño et al., 2003). Por otra parte, muchos autores también han usado imágenes de satélite para obtener mapas de combustibles aplicando diferentes clasificadores, ya sea basados en píxeles u orientados a objetos (Alonso-Benito et al., 2012; Lanorte y Lasaponara, 2011). Sin embargo, pocos son los estudios en los cuales se fusionen datos de satélite de muy alta

resolución y LiDAR para la elaboración de estos mapas (Mutlu et al., 2008; Garcia et al., 2011).

El objetivo del presente trabajo es obtener un mapa de modelos de combustibles forestales utilizando la clasificación orientada a objetos (OBIA) y diferentes tipos de fusión de datos LiDAR e imágenes del satélite WorldView-2.

2. Datos y Metodología

2.1 Área de estudio

El área de estudio está ubicada en el norte de la Isla de Tenerife (Figura 1) y tiene una extensión de 10 km². De orografía abrupta, presenta un intervalo altitudinal de 870 a 1.300 metros sobre el nivel del mar. La zona tiene las formaciones vegetales endémicas más importantes de Canarias, destacando la laurisilva con gran abundancia del Laurel (*Laurus azorica* L.), el fayal-brezal (*Myrica Faya* Ait. y *Erica arbórea* L.) o el pinar canario (*Pinus canariensis* L.).

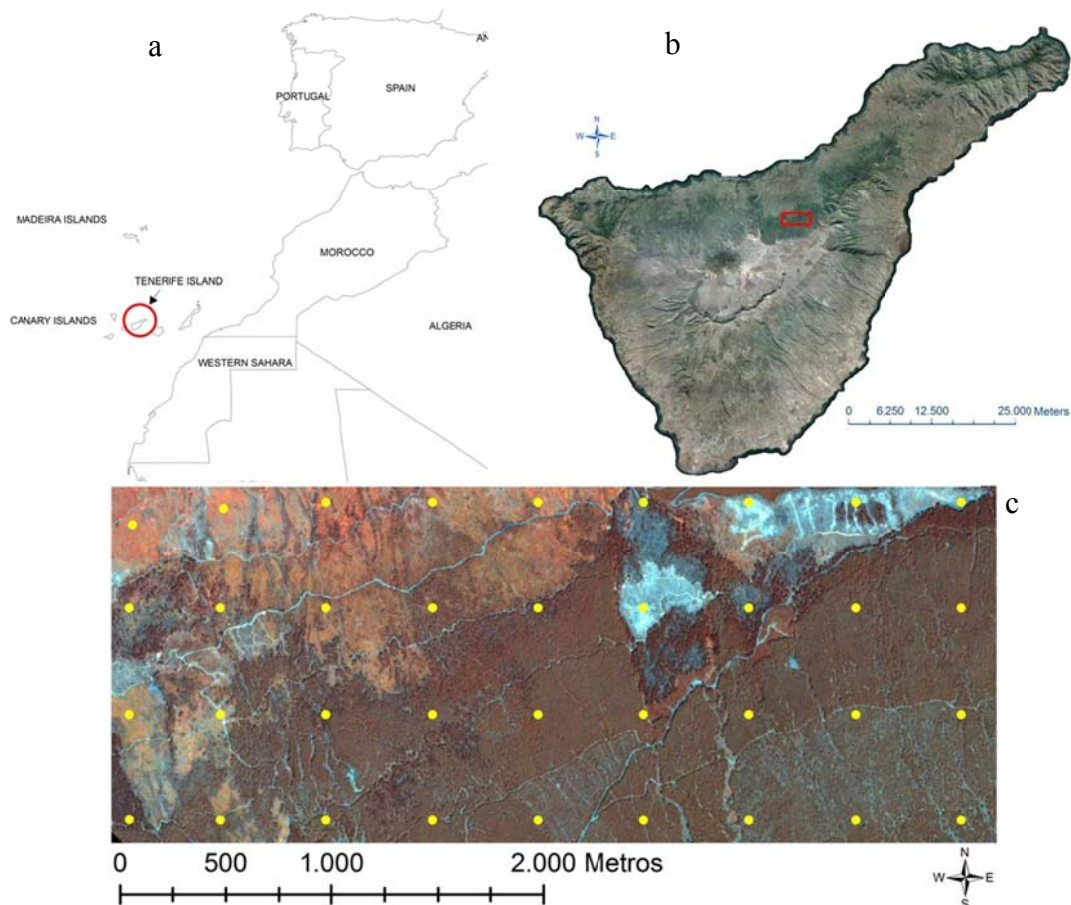


Figura 1. a) Situación de las Islas Canarias, localizadas al noroeste de la costa de África. b) Isla de Tenerife, el rectángulo rojo indica el área de estudio. c) Imagen WorldView-2 (falso color RGB 832) de la zona de estudio. Los puntos amarillos son las parcelas de campo realizadas.

2.2 Datos de campo

Se realizaron medidas de campo en 32 parcelas circulares con radio de 10 m, entre mayo y julio de 2011. Las parcelas se localizan cada 500 metros, siguiendo una malla cuadrículada,

que se corresponde con el centro de cada escena LiDAR. En cada parcela se identificó el modelo de combustible de acuerdo a la clasificación Prometheus (Prometheus S.V. Project, 1999) (Tabla 1). Sólo se encontraron presentes los modelos M1, M4, M5 y M7. El M1 en las áreas donde se ubica el suelo desnudo (incluyendo pistas y algunos fondos de barrancos). El M4, que se corresponde con la presencia de matorral formado principalmente por jaguarzos (*Cistus monspeliensis* L.), codesos (*Adenocarpus foliolosus* (Ait.) DC) y helechos (*Pteridium aquilinum* (L.) Kuhn in Kersten) entre otras especies. El M5, pinar canario sin sotobosque. Y por último, el M7 que presenta un abundante sotobosque formado por fayal-brezal e incluso, por regeneración natural del pinar canario. También se incluyen en este modelo, unas pequeñas teselas de pinar radiata (*Pinus radiata* D. Don). Por ello, los modelos de la clasificación de Prometheus, se han agrupado en cuatro clases tal como se describe en la Tabla 1.

Tabla 1. Clasificación de Prometheus utilizada en la zona de estudio.

Denominación	Descripción	Agrupación
M1	Cubierta herbácea > 50 %	M1/M2
M2	Altura media combustible 0.3 - 0.6 m	
M3	Altura media combustible 0.6 - 2.0 m	M3/M4
M4	Altura media combustible 2.0 - 4.0 m	
M5	Cubierta arbustiva < 30 % Cubierta arbórea > 50 %	M5
M6	Cubierta arbustiva > 30%, cubierta arbórea >50%, distancia entre 1ª rama verde y sotobosque > 0.5 m	M6/M7
M7	Cubierta arbustiva > 30%, cubierta arbórea >50%, distancia entre 1ª rama verde y sotobosque < 0.5 m	

2.3 Datos de satélite

Se ha utilizado una imagen WorldView-2 del 23 de junio de 2011. El sensor WV-2, dispone de una banda pancromática con resolución de 0,5 m. y ocho bandas multispectrales (MS) con resolución de 2,0 metros.

La imagen WV-2 adquirida, es un producto denominado *standard ortho-ready product*, radiométricamente corregido. De acuerdo a Updike y Comp (2010) se calculó la radiancia en el tope de la atmósfera y a esta imagen se le corrigió el efecto atmosférico aplicando el algoritmo FLAASH (Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) (Mathew, 2000).

2.4 Datos LiDAR

Los datos LiDAR fueron adquiridos utilizando una cámara Leica Geosystems ALS60, en el mes de junio de 2010 y con una altitud media de vuelo de 2.000 m sobre el nivel del mar. La densidad media de puntos es de 0,8 por m², con una precisión horizontal y vertical, de 30-50 cm y 15 cm respectivamente.

Los datos LiDAR se usaron para generar quince capas de densidad, entendida como la concurrencia de un número concreto de puntos LiDAR respecto al total. De esta forma, se obtiene un porcentaje de puntos para cada intervalo de altura definido. Las ocho primeras capas tienen un intervalo de 0,5 m, para proporcionar una mejor definición del sotobosque. Las siguientes tienen un intervalo de 1,0 m. y la última capa representa a los puntos con alturas mayores que 10 m. Todas las capas se obtienen con resolución espacial de 2,0 m para poder fusionar con la imagen WV-2.

2.5 Fusión de datos

La fusión se refiere a la asociación, correlación y combinación de información y datos que provienen de diferentes fuentes. En este estudio se han analizado tres tipos de fusión:

- (a) **Unión LiDAR y WV-2 (*stack*):** se obtiene una nueva imagen de 23 bandas y resolución espacial de 2,0 m, considerando las ocho bandas MS de la imagen WV-2 y las quince capas de altura del LiDAR.
- (b) **Análisis principal de componentes (*Principal Component Analysis, PCA*):** se seleccionan las tres primeras componentes principales que explican un 97% de la varianza de un conjunto de trece bandas, compuesto por las ocho bandas MS del WV-2 y cinco nuevas capas LiDAR, cuatro agrupadas en intervalos de 2,0 m (0-1,99, 2-3,99, 4-7,99, >10,0 m) y una quinta que se corresponde con la altura de la cubierta arbórea.
- (c) **Fracción del mínimo ruido (*Minimum Noise Fraction, MNF*):** se parte las mismas trece bandas del caso anterior. La fracción del mínimo ruido (Green et al., 1988), permite redimensionar una imagen de entradas con muchas bandas, separando el ruido existente en la misma, y reduciendo los requerimientos computacionales necesarios. En este caso, se han seleccionado diez de las trece bandas de partida, que explican un 94% de la varianza de la imagen original.

2.6 Clasificación OBIA

La clasificación orientada a objetos se ha realizado a partir de parcelas de entrenamiento, aplicando el algoritmo del vecino más próximo (NN). El primer paso fue realizar una segmentación de la imagen, basada en criterios de forma, color y compacidad. En este estudio se ha aplicado un factor de 0,2 para la forma y un 0,7 para la compacidad. Para obtener la escala más adecuada a la imagen analizada, se ha aplicado la herramienta ESP (Estimation of Scale Parameter) (Drăgut et al., 2010). ESP analiza la imagen y un incremento fijado en la escala, dando una serie de valores de escala que optimizan el segmentado. Tanto para la imagen WV-2 como la fusión PCA de ésta con los datos LiDAR, la escala se ha fijado en 50, y para la fusión MNF, en 25.

En este trabajo se usan 12 parcelas de entrenamiento, en las que se seleccionaron como características espectrales de las mismas, la media y la desviación estándar de las ocho bandas MS de la imagen sin fusionar. Para las imágenes fusionadas se sigue el criterio comentado en el apartado anterior.

Los objetos se clasificaron de acuerdo a las diferencias existentes con las parcelas de entrenamiento más próximas.

2.7 Evaluación del error

Para evaluar el tipo de error cometido en cada clasificación, se calcula el mismo, mediante el procedimiento establecido por Pontius y Millones (2011), con el cual, se ha dividido el error en dos partes: una primera llamada *quantity disagreement* que analiza los errores debidos a cantidad, es decir, ¿en cuanto nos hemos equivocado?; y una segunda llamada *allocation disagreement* que analiza los errores debidos a asignación, es decir, ¿dónde nos hemos equivocado?. La evaluación de los errores se ha realizado mediante la comparación con 20 parcelas de validación, de las que se conoce el modelo de combustible por el trabajo de campo realizado.

3. Resultados y discusión

En la Figura 2 se muestran los tres mapas obtenidos. La exactitud total utilizando la imagen unida de WV2 y LiDAR (stack) es del 79,3%, frente al 82,8% de la imagen fusionada utilizando PCA, y el 86,3% de la imagen fusionada con MNF.

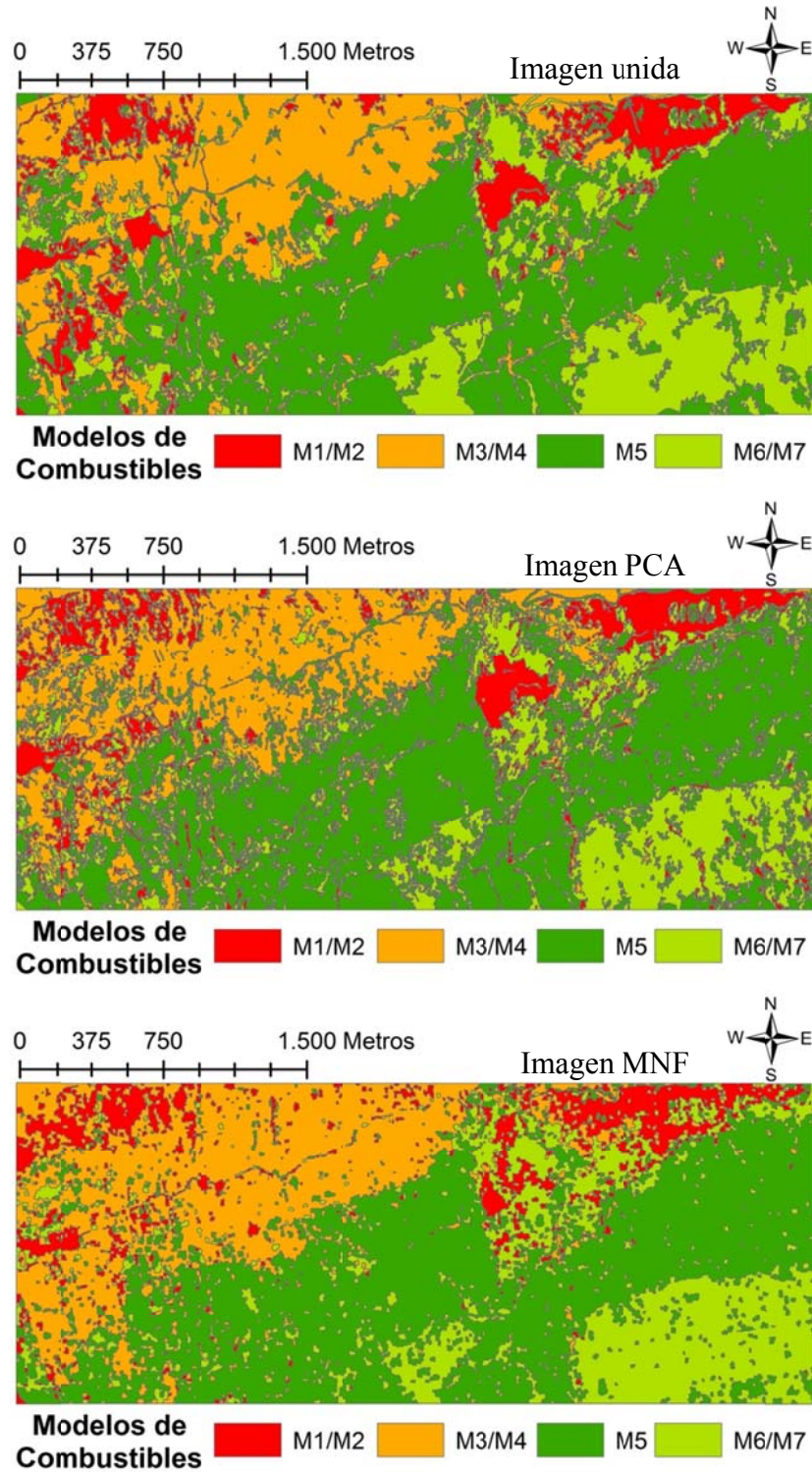


Figura 2. Mapas de combustibles obtenidos mediante distintas técnicas de fusión de datos WV-2 y LiDAR.

Imagen unida WV-2 y LiDAR: Se obtiene un error del 21%, el más alto de las tres técnicas de fusión consideradas. Un 7% es debido a cantidad y un 14% debido a fallos en la asignación. Sólo el tipo M1/M2 se clasifica sin errores. El peor de los casos se da con el modelo M6/M7, donde el 33% de las parcelas se agrupan en M5. Tanto para el modelo M5 como M6/M7, esta fusión genera los peores resultados de las tres imágenes analizadas. Los errores por cantidad son mayores en M5, 10%, mientras que los errores por asignación son más altos en M6/M7, 10% (Figura 3).

Imagen fusionada PCA: Presenta un error del 17%, siendo un 14% debido a mala asignación de los modelos de combustibles, y sólo un 3% debido a errores de cantidad. Únicamente M1/M2 fue clasificado de forma correcta. El 22% de las parcelas pertenecientes a M6/M7 se clasificaron de forma errónea, siendo repartidas por igual entre M3/M4 y M5. En este caso, los modelos M5 y M6/M7 presentan los mayores errores debidos a cantidad y asignación (Figura 3).

Imagen fusionada MNF: Se comete un error del 14% que se divide en partes iguales entre cantidad y asignación. Los modelos de combustibles M1/M2 y M3/M4 fueron asignados de forma correcta. Para M6/M7, el 22% de las parcelas se asignaron a M3/M4. El modelo M5 sólo tiene errores por asignación, lo que significa que se han clasificado parcelas pertenecientes al mismo en otro modelo, en este caso, M6/M7, pero la cantidad total de pertenencia a M5 es correcta (Figura 3).

4. Conclusión

Se han comparado mapas de modelos de combustibles en una zona de topografía compleja mediante clasificación orientada a objetos, y partiendo de tres imágenes fusionadas diferentes de WV-2 con datos LiDAR.

Para todos los modelos de combustible, el menor error se obtiene para el desacuerdo por cantidad, lo que indica, la existencia de diferencias en la proporción de los modelos respecto a las parcelas de validación. Por el contrario, los valores más altos se han obtenido en desacuerdos por asignación, es decir, que los modelos de combustible no fueron asignados correctamente dentro de la clase correspondiente.

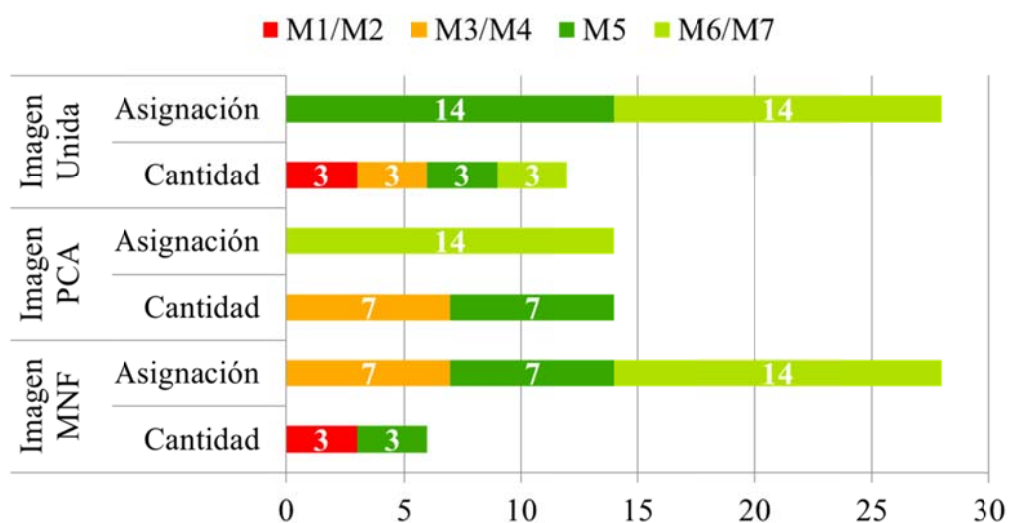


Figura 3. Errores por cantidad y asignación cometidos en el cartografiado entre métodos de fusión y modelos de combustibles cartografiados (los colores se corresponden con los mapas).

La imagen fusión mediante la fracción de mínimo ruido produjo la mejor clasificación de las tres estudiadas, teniendo además, un error equitativo entre desacuerdos por cantidad y por asignación. La fusión mediante análisis de componentes principales, presentó el menor error por cantidad, 3%, lo cual indica, que es una técnica válida para cartografiar combustibles, pero al igual que con la imagen unida, presenta un alto error para la asignación, 14%.

El error producido en la asignación para los tres casos, pero especialmente en la imagen fusionada por MNF (7%), se podría reducir modificando la información LiDAR y MS que se introduce en el proceso. Actualmente, se está evaluando la influencia del número de bandas MS y el efecto que supondría cambiar las capas de densidad del LiDAR por capas de altura.

Agradecimientos

Los datos LiDAR fueron cedidos por GRAFCAN. Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad con el proyecto CGL2010-22189-CO2, y el proyecto PCT-MAC 2007-2013 SATELMAC co-financiado con fondos FEDER de la Unión Europea.

Referencias

- Alonso-Benito Alfonso, Arroyo, Lara A., Arbelo, Manuel, Hernández-Leal, Pedro, González-Calvo, Alejandro 2012. Pixel and object-based classification approaches for mapping forest fuel types in Tenerife Island from ASTER data. *International Journal of Wildland Fire*, pp 13. <http://dx.doi.org/10.1071/WF11068>. Pendiente de publicación. Último acceso 5 de octubre de 2012.
- Deeming, J.E. 1975. Fuel models in the national fire danger rating system. *Journal of Forestry*, 73(6): 347-350.
- Drăgut, L., Tiede, D. & Levick, S.R., 2010. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 24:6, pp. 859-871.
- García, M., Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., Danson, F.M., 2011. Multispectral and LiDAR data fusion for fuel type mapping using Support Vector Machine and decision rules. *Remote Sensing of Environment*, 115(6), pp. 1369-1379.
- Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., & Craig, M. D., 1988. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(1), 65–74.
- Lanorte, A. & Lasaponara, R., 2011. On the use of satellite remote sensing data to characterize and map fuel types. En Proceedings del 12th Computational Science and Its Applications (ICCSA), 2011 International Conference on Santander (Spain). Editores: B. Murgante, O. Gervasi, A. Iglesias, D. Taniar y B.O. Apduhan. Publicado por Springer-Verlag Berlin/Heidelberg. Part II, Vol. 6783, pp. 344-353, ISBN : 978-3-642-21886-6. DOI: 10.1007/978-3-642-21887-3_27. (http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-21887-3_27) último acceso 4 de octubre de 2012.
- Matthew, M. W., S. M. Adler-Golden, A. Berk, S. C. Richtsmeier, R. Y. Levine, L. S. Bernstein, P. K. Acharya, G. P. Anderson, G. W. Felde, M. P. Hoke, A. Ratkowski, H.-H. Burke, R. D. Kaiser and D. P. Miller, 2000. Status of Atmospheric Correction Using a MODTRAN4-based Algorithm. In: SPIE Proceedings, Algorithms for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery VI. Vol. 4049, pp. 199-207.
- Mutlu, M., Popescu, S.C., Stripling, C. & Spencer, T., 2008. Mapping surface fuel models using lidar data and multispectral data fusion for fire behavior. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), pp. 274-285.

Prometheus, S.V. Project, 1999. Management techniques for optimization of suppression and minimization of wildfire effects. System validation. European Commission, DG XII, ENVIR & CLIMATE, Contract number ENV4-CT98-0716, 1998-2000.

Pontius, R.G. and Millones, M., 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429.

Rothermel, Richard C. 1972. A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. Res. Pap. INT-115. Ogden, UT: U.S. Department of Agriculture, Intermountain Forest and Range Experiment Station. 40 pp.

Riaño, D., Meier, E., Allgower, B., Chuvieco, E., Ustin, S. L., 2003. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sensing of Environment*, 86(2), 177-186.

Urdike, T. and Comp, C., 2010. Radiometric use of WorldView-2 Imagery. DigitalGlobe, Longmont, Colorado, USA. Technical Note, pp. 17.