

Evaluación del estado de crecimiento de la vegetación por medio de imágenes de radar y ópticas

Rating of vegetation growth state using radar and optical images

David Montero Loaiza¹, Francisco Luis Hernández Torres²

“Cómo citar este artículo: Montero Loaiza, D. y Hernández Torres, F. (2017). Evaluación del estado de crecimiento de la vegetación por medio de imágenes de radar y ópticas. *Análisis Geográficos*, 52, 125-141.

Resumen

El estado de crecimiento de la vegetación juega un papel importante en la capacidad que tienen todos los aspectos biológicos de una región para mantenerse diversos y productivos en su entorno. Para el estudio fueron utilizados 3 tipos de imágenes satelitales para evaluar el estado de crecimiento de la vegetación en el Parque Nacional Soberanía en Panamá. Una imagen TerraSAR-X en polarización HV y con un ángulo de incidencia de 29° fue filtrada por 15 filtros diferentes en orden de reducir el moteado y después cada uno de los resultados fue valorado usando los evaluadores de *noise mean value* (NMV), *noise variance* (NV), *mean square difference* (MSD) y *equivalent number of looks* (ENL) y, de acuerdo con los criterios establecidos para estos evaluadores, fue elegido el mejor resultado de los filtros usados para obtener subsecuentemente el coeficiente de retrodispersión (σ^0) de la imagen. Una imagen Landsat 8 fue utilizada de igual manera para obtener el *normalized difference vegetation index* (NDVI) y el *enhanced vegetation index* (EVI), que miden el estado de la vegetación, para ser correlacionados con el coeficiente de retrodispersión y obtener una regresión exponencial en función de dichas variables. Se obtuvieron, por lo tanto, dos funciones exponenciales, donde los resultados fueron un $NDVI_{TSX}$ y un EVI_{TSX} a partir del coeficiente de retrodispersión y que fueron las variables representativas del estado de crecimiento de la vegetación en toda la zona de estudio. La correlación entre estas variables fue baja ($R^2 = 0,447$ y $R^2 = 0,424$ para el NDVI y el EVI respectivamente), haciendo que la validación de resultados con los productos NDVI y EVI de una imagen MODIS fuera, de igual manera, baja.

Palabras clave: TerraSAR-X, Landsat 8, coeficiente de retrodispersión, NDVI, EVI.

¹ Universidad del Valle, Cali, Colombia. Correo: dml.mont@hotmail.com.

² Universidad del Valle, Cali, Colombia. Correo: francisco.hernandez@correounivalle.edu.co.



Abstract

The state of vegetation growth plays an important role in the ability of all biological aspects of a region to remain diverse and productive in their environment. There were used 3 types of satellite imagery to assess the state of vegetation growth in the Soberanía National Park in Panama. A TerraSAR-X image in polarization HV and an incidence angle of 29° was filtered by 15 different filters in order to reduce speckle and then each of the results was evaluated using assessors Noise Mean Value (NMV), Noise Variance (NV), Mean Square Difference (MSD) and Equivalent Number of Looks (ENL); and according to the criteria established for these evaluators was elected the best result of the filters used to subsequently obtain the backscattering coefficient (σ^0) of the image. A Landsat 8 image was used equally for the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Enhanced Vegetation Index (EVI), which measure the state of the vegetation, to be correlated with the backscattering coefficient and get an exponential regression depending on such variables. There were obtained therefore two exponential functions where the results were $NDVI_{TSX}$ and EVI_{TSX} from the backscattering coefficient and were the representative variables of the state of vegetation growth throughout the study area. The correlation between these variables was low ($R^2 = 0.447$ and $R^2 = 0.424$ for NDVI and EVI respectively), making validation of results with the NDVI and EVI products from MODIS similarly low.

Keywords: TerraSAR-X, Landsat 8, backscattering coefficient, NDVI, EVI.



Introducción

En una región, la sostenibilidad ambiental es definida como la capacidad que tiene cada uno de los aspectos biológicos para mantenerse productivo y diverso a lo largo del tiempo en un entorno dado. El estado de crecimiento de la vegetación constituye así un factor esencial en la sostenibilidad ambiental, determinando el estado en el que la vegetación crece y cómo se comporta respecto al contexto afectante en una zona específica.

Para monitorear el estado de crecimiento de la vegetación se han utilizado distintas metodologías que envuelven distintas herramientas, como la toma de datos in situ y el uso de imágenes aéreas o de imágenes ópticas. Sin embargo, nuevas metodologías son empleadas en la actualidad, como las imágenes de radar, que permiten una observación clara del territorio sin interferencias nubosas.

Baghdadi *et al.* (2009) evaluaron diferentes parámetros de los sensores de radar TerraSAR-X, ASAR/Envisat y PALSAR/ALOS, con el fin de determinar la mejor configuración para monitorear óptimamente el estado de crecimiento de cultivos de caña de azúcar. Los parámetros evaluados fueron la longitud de onda, la polarización y el ángulo de incidencia. A las imágenes se les calculó igualmente el coeficiente de retrodispersión, y les fue corregido el moteado. Como datos de apoyo se utilizaron el NDVI de imágenes SPOT, así como datos in situ para correlacionar los parámetros de radar. En este ejercicio las imágenes TerraSAR-X obtuvieron la mejor calificación, lo cual coincide con los resultados obtenidos por Baghdadi *et al.* (2010) en un

estudio sobre la capacidad de TerraSAR-X para monitorear el cultivo de caña, donde un ángulo de incidencia grande (53°) fue la mejor opción para determinar su estado de crecimiento. El coeficiente de retrodispersión y el NDVI aumentaron con el crecimiento de la caña, hasta llegar a nivelarse y finalmente descendieron con la cosecha. Con PALSAR/ALOS y ASAR/Envisat, la señal de radar tuvo fluctuaciones similares a TerraSAR-X; sin embargo la dinámica fue mucho menor, y se observaron casos donde a partir de una determinada altura del cultivo, el coeficiente de retrodispersión se mantuvo constante o decreció, disminuyendo ampliamente la correlación de estos con el estado de crecimiento del cultivo.

Lucas *et al.* (2014) utilizaron distintos rangos del coeficiente de retrodispersión en las polarizaciones HH y HV de la banda L en ALOS/PALSAR así como datos de cobertura proyectiva de follaje (FPC) para clasificar el estado de crecimiento y degradación de bosques. Para esto, crearon las clases: *bosques maduros*, *área sin bosque*, *bosques jóvenes* y *bosques intermedios*. En la evaluación de la clasificación se obtuvo una precisión del 77,8% del total clasificado, siendo la banda L una buena elección para el monitoreo de bosques, como lo hicieron Mitchell *et al.* (2014), que utilizaron imágenes Radarsat-2 y determinaron la capacidad de la banda C para extraer la cobertura de bosques y rellenar así los huecos creados por PALSAR/ALOS desde su falta de datos en el 2011. Las imágenes fueron clasificadas en dos clases (*bosque* y *no bosque*) y se evaluaron respecto a la misma clasificación realizada con ALOS/PALSAR, que tuvo una mayor precisión en cuanto a las áreas boscosas en la zona de estudio, ya que su



penetración en estas permite una buena observación de su comportamiento.

Minchella *et al.* (2009) y Tanase *et al.* (2011) evaluaron el potencial de ERS-SAR, TerraSAR-X, ASAR/Envisat y PALSAR/ALOS a la hora de monitorear la recuperación de la vegetación después de un incendio. Las imágenes ERS-SAR mostraron una gran utilidad para valorar el crecimiento de la vegetación, pero no permiten una buena diferenciación entre áreas quemadas y áreas de suelo desnudo. ASAR/Envisat tuvo una buena dinámica para determinar el estado de crecimiento en recuperación, mejor que la que se logró precisar con las imágenes TerraSAR-X, pero no mayor que la obtenida con ALOS/PALSAR, siendo la banda L una buena opción para observar la dinámica de recuperación de la vegetación y para diferenciar las fases de su crecimiento.

Jiao *et al.* (2014) evaluaron la precisión de una clasificación orientada a objetos con el fin de monitorear cultivos con Radarsat-2 y obtuvieron precisiones del 95% y 96%. Adicionalmente, y respecto a los valores de entropía, encontraron que esta tiene una buena correlación con el estado de crecimiento de la vegetación y que, al igual que el coeficiente de retrodispersión, aumenta con el crecimiento, llega a un pico y desciende con la cosecha.

Capodici, D'Urso y Maltese (2013), Sonobe *et al.* (2014) y El Hajj *et al.* (2014) evaluaron el potencial de la banda X por TerraSAR-X y COSMO-SkyMed para monitorear la vegetación. Hallaron una alta correlación entre el coeficiente de retrodispersión y el estado de crecimiento de la vegetación, así como con los índices de

vegetación de imágenes ópticas. Del primer estudio se obtuvo una fórmula general de recuperación de los índices de vegetación, los cuales pueden ser obtenidos a partir de una función exponencial del coeficiente de retrodispersión.

Con fundamento en los resultados obtenidos de los estudios previamente mencionados, para el presente proyecto se propuso el uso de imágenes de radar en la banda X con TerraSAR-X, ya que su interacción con la vegetación permite un buen monitoreo de su estado de crecimiento. De esta manera se lograría obtener un NDVI y un EVI recuperados del coeficiente de retrodispersión, y estos actuarían como los valores representativos del estado de crecimiento de la vegetación en la zona de estudio.

Materiales y métodos

Zona de estudio

La zona de estudio es el Parque Nacional Soberanía, en Panamá (figura 1). El parque se sitúa a lo largo de la ribera este del Canal de Panamá y ocupa parte de las provincias de Panamá y Colón. Es una de las áreas protegidas del país, su extensión es de 19525 ha, cuenta con bosques tropicales húmedos y constituye el hábitat de más de 1300 especies de plantas y más de 700 especies de animales.

Datos de imágenes de radar

Una imagen del sensor TerraSAR-X (figura 2) en polarización HV con fecha de toma del 12 de julio del 2013 y un ángulo de incidencia de 29° se usó para la realización del proyecto.

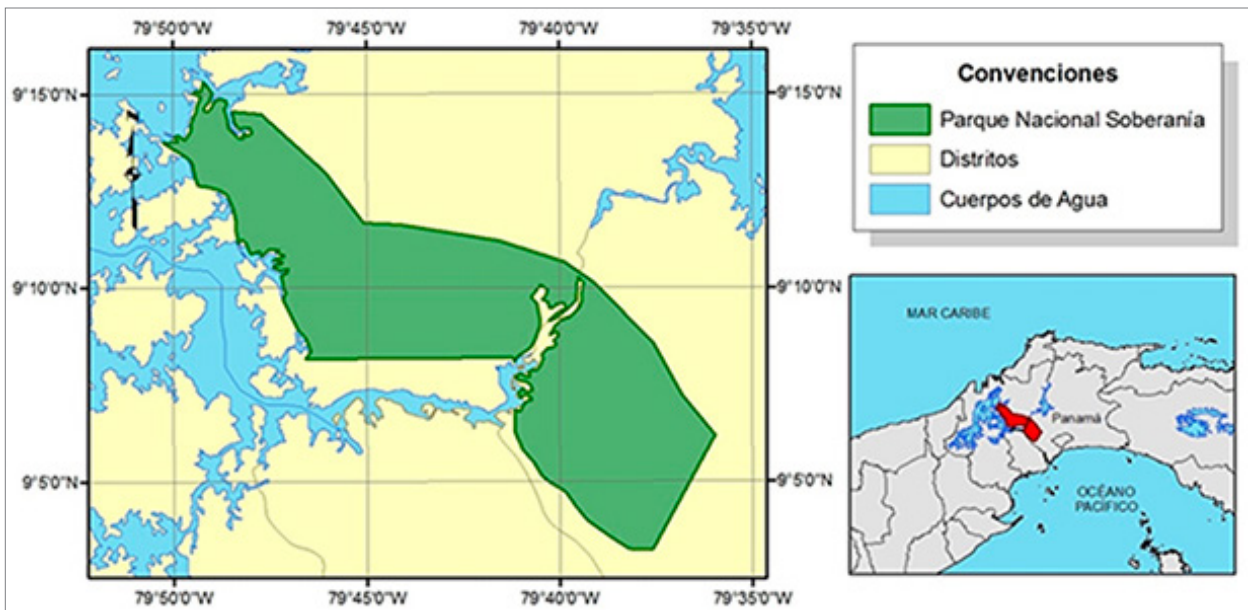


Figura 1. Cartografía del Parque Nacional Soberanía en Panamá
Fuente: elaboración propia.

Dicha imagen fue llevada a un proceso de reducción del moteado a través de diferentes filtros siguiendo la metodología propuesta por Joshi y Garg (2012), en donde se aplican los filtros gamma, Lee sigma, Frost, media y mediana a ventanas de 3 x 3, 5 x 5 y 7 x 7, de los cuales se eligió la mejor configuración para reducir

el moteado. En dicho orden, se aplicaron 4 parámetros de evaluación de reducción del moteado para los filtros aplicados: noise mean value (NMV) (ec. 1), noise variance (NV) (ec. 2), mean square difference (MSD) (ec. 3) y equivalent numbers of looks (ENL) (ec. 4):



Figura 2. Imagen TerraSAR-X del canal de Panamá, tomada en modo WideScanSAR, órbita descendente, polarización HV a un ángulo de incidencia de 29° el 12 de julio de 2013
Fuente: elaboración propia.

$$NMV = \frac{\sum_{r,c} I_d(r,c)}{R * C} \quad (1)$$

$$NV = \frac{\sum_{r,c} (I_d(r,c) - NMV)^2}{R * C} \quad (2)$$

$$MSD = \frac{\sum_{r,c} (I_s(r,c) - I_d(r,c))^2}{R * C} \quad (3)$$

$$ENL = \frac{NMV^2}{NV} \quad (4)$$



Donde $I_d(r, c)$ es la imagen corregida en el moteado, $I_s(r, c)$ es la imagen sin corregir, R es el número de filas de la imagen y C es el número de columnas de la imagen. El parámetro NMV determina la cantidad de ruido en la imagen corregida: a menor valor obtenido, menor será el ruido de la imagen. El NV determina el contenido de moteado en la imagen, por lo tanto, un valor bajo representa un menor moteado. El MSD indica la diferencia media entre los píxeles en la imagen sin corregir y la imagen corregida, por lo tanto, a un mayor valor, la imagen tendrá un mejor resultado. El ENL corresponde al rendimiento del filtro aplicado, por lo tanto, un mayor valor obtenido representa un mayor rendimiento. Llevando a cabo esta evaluación es posible determinar el mejor filtro entre los aplicados, y la imagen resultante continuará con el proceso en el proyecto.

El coeficiente de retrodispersión ha demostrado tener una gran correlación con el estado de crecimiento de la vegetación, aumentando su nivel a medida que la vegetación crece (Baghdadi *et al.*, 2009). Por lo tanto, se efectuó la calibración radiométrica

para obtener el coeficiente de retrodispersión de la imagen a la cual le fue corregido y reducido el moteado (ec. 5).

$$\sigma_i^o \text{ (dB)} = 20 \log_{10} DN_i + 10 \log_{10} (\text{CalFact}) + 10 \log_{10} (\sin \theta_i) \quad (5)$$

Donde:

$\sigma_i^o \text{ (dB)}$ = coeficiente de retrodispersión en decibeles,

DN_i = números digitales de la imagen corregida,

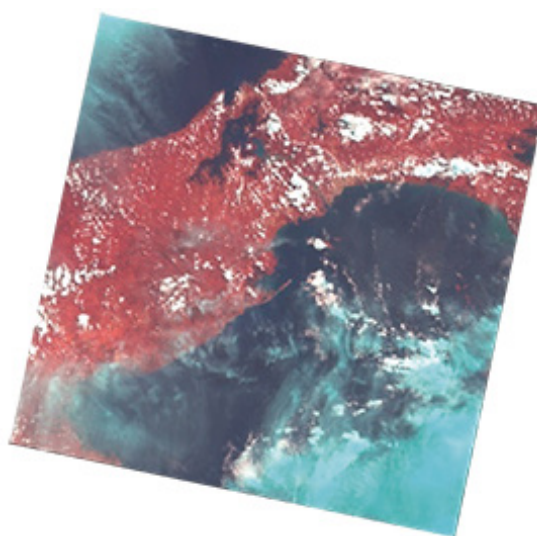
CalFact = valor escalar de ganancia correspondiente a las imágenes de TerraSAR-X, que varía entre 10^{-6} y 10^{-4} y

θ = ángulo de incidencia de la imagen de radar.

Datos de imágenes ópticas

Se utilizó una imagen satelital Landsat 8 OLI (figura 3) del path and row 12-54, con fecha de toma del 3 de junio de 2013, por su cercanía a la fecha de toma de la imagen de radar y su poca cobertura nubosa, aunque su porcentaje aún es alto.

Figura 3. Imagen Landsat 8 OLI compilada tomada el 3 de junio de 2013
Fuente: Landsat.



A esta imagen se le realizó una corrección atmosférica con el fin de eliminar el ruido generado por la atmosfera al paso de la señal al satélite, que produce errores en la localización, así como en los números digitales (ND) de los pixeles. En este paso se calculó a la reflectancia (Brizuela, Aguirre & Velasco, 2007).

Los valores que tienen los pixeles son conocidos como *números digitales*. Para pasar de estos valores de la imagen en Landsat 8 a valores de reflectancia se realizaron correcciones por multiplicativos de reflectancia, aditivos de reflectancia y por ángulo solar:

$$P\lambda = \frac{Mp * Qcal + Ap}{\sin(\theta se)} \quad (6)$$

Donde $P\lambda$ es la reflectancia de la imagen de Landsat 8, Mp es el factor multiplicativo de escalado específico por banda que es encontrado en el metadato de la imagen, $Qcal$ son los valores digitales de la imagen o los ND, Ap es el factor aditivo de escalado específico por banda que es encontrado en el metadato de la imagen y θse es el ángulo de elevación solar.

El NDVI es un índice utilizado ampliamente alrededor del mundo para medir el estado de la vegetación ya que se ha probado que tiene una alta relación con su estado de crecimiento, y aumenta sus valores cuando la vegetación crece (Baghdadi *et al.*, 2009). Por lo tanto, se calculó este índice para que sirviera de apoyo a las imágenes de radar en la evaluación del estado de crecimiento de la vegetación. La fórmula para el cálculo del NDVI es:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (7)$$

Donde:

NIR es la reflectancia de la banda 5 (infrarrojo cercano en Landsat 8) y

R es la reflectancia de la banda 4 (rojo en Landsat 8).

El EVI es un índice optimizado diseñado para mejorar la señal de la vegetación en regiones con alta biomasa. Mientras el NDVI es más sensible a la clorofila, el EVI genera una respuesta mayor en cuanto a las variaciones estructurales del dosel. La fórmula para el cálculo del EVI es:

$$EVI = G * \frac{NIR - R}{NIR + (C1 * R) - (C2 * B) + L} \quad (8)$$

Donde:

B es la reflectancia de la banda 2 (azul en Landsat 8),

C1 y C2 son los coeficientes del término de resistencia del aerosol,

L es el ajuste de fondo del dosel y

G es un factor de ganancia.

Se adoptaron los valores de $C1 = 6$; $C2 = 7,5$; $L = 1$ y $G = 2,5$, que son los valores usados en el algoritmo del EVI por el espectrorradiómetro de imágenes de media resolución (MODIS, por la sigla en inglés de *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) para posteriormente realizar la validación de resultados con este producto.



Evaluación del estado de crecimiento de la vegetación

Para realizar la respectiva evaluación del estado de crecimiento de la vegetación se utilizaron los resultados obtenidos del coeficiente de retrodispersión a partir de las imágenes de radar, apoyados en los índices NDVI y EVI obtenidos de las imágenes satelitales. De los resultados obtenidos por Baghdadi *et al.* (2009), se ha confirmado que entre el coeficiente de retrodispersión obtenido por TerraSAR-X en polarización HH a un ángulo de incidencia de 53° y el índice NDVI obtenido de imágenes SPOT hay una correlación bastante alta, con un $R^2 = 0,87$; y que tomando el índice NDVI como representante del estado de crecimiento de la vegetación se puede obtener el coeficiente de retrodispersión, por medio de una función logarítmica a partir del NDVI.

Por lo tanto, según Capodici, D'Urso & Maltese (2013), los índices de vegetación NDVI y EVI, respecto al estado de crecimiento de la vegetación, pueden representarse por medio de una función exponencial al ingresar en dicha función el coeficiente de retrodispersión:

$$NDVI_{TSX} = a_1 e^{a_2 \sigma^0} \quad (9)$$

$$EVI_{TSX} = a_3 e^{a_4 \sigma^0} \quad (10)$$

Los valores de los parámetros a_1 , a_2 , a_3 y a_4 se hallaron por medio de una regresión exponencial entre el coeficiente de retrodispersión obtenido de las imágenes de radar y los índices NDVI y EVI derivados de una muestra de las imágenes satelitales. $NDVI_{TSX}$ corresponde al NDVI obtenido a partir de la ecuación 9 y EVI_{TSX} es el EVI derivado de la ecuación 10, y representan el estado de crecimiento de la vegetación de acuerdo al valor del coeficiente de retrodispersión σ^0 . Posteriormente se aplicó la fórmula derivada de la regresión exponencial a la imagen de radar para obtener así la imagen resultante del estado de crecimiento de la vegetación en la zona de estudio.

Validación de resultados

El resultado obtenido del estado de crecimiento de la vegetación fue validado con los productos NDVI y EVI de MODIS, los cuales fueron resampleados al tamaño de pixel correspondiente al de la imagen satelital, para posteriormente realizar una regresión lineal entre el estado de crecimiento de la vegetación derivado de las imágenes de radar y los índices NDVI y EVI de MODIS, para obtener de esa manera el coeficiente de correlación de Pearson de dichas regresiones.

Resultados y discusión

A lo largo del proyecto se obtuvieron distintos resultados, entre ellos, el procesamiento de la imagen de radar y de la imagen óptica, así como la evaluación del estado de crecimiento de la vegetación y su posterior validación.



Datos de imágenes de radar

A la imagen de radar le fue reducido el moteado para poder continuar con su procesamiento. Se aplicaron un total de 5 filtros (gamma, Lee sigma, Frost, media y mediana) en tres tamaños de ventana diferentes (3 x 3, 5 x 5 y 7 x 7) para identificar qué filtro era el más adecuado para reducir el moteado sin producir cambios severos en la imagen.

Se utilizaron, por lo tanto, 4 modelos para evaluar el potencial y rendimiento de cada uno de los 15 filtros aplicados (noise mean value, noise variance, mean square difference y equivalent numbers of looks), obteniendo así sus respectivos valores, que se muestran en la tabla 1.

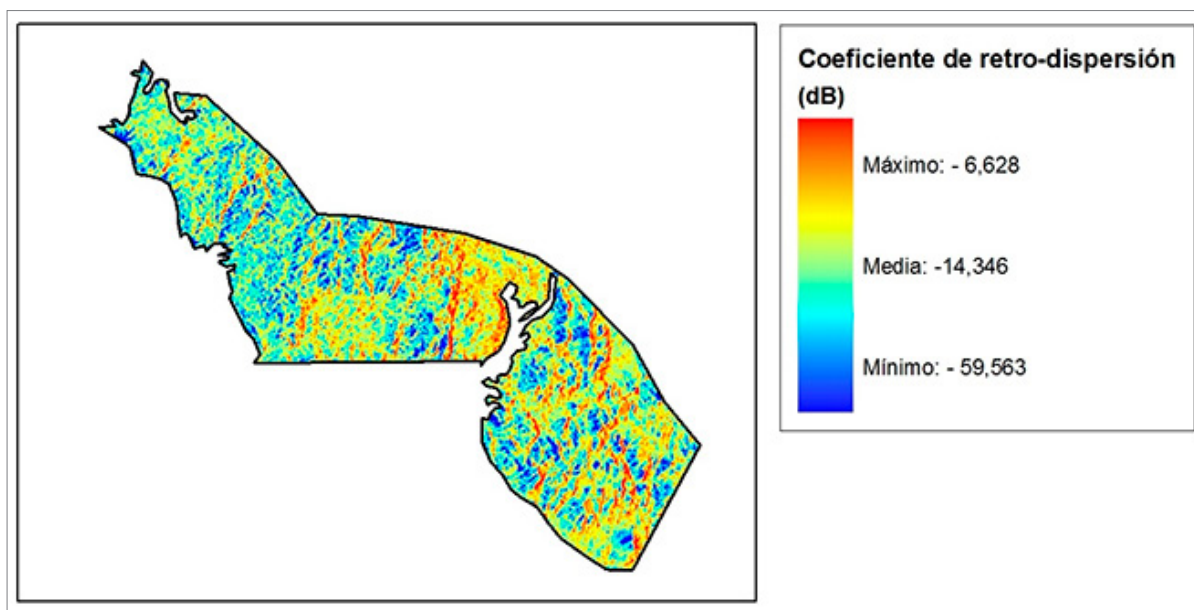
Para hallar el filtro con mejor acople a la imagen de radar y con un mayor rendimiento, se tuvo en cuenta que para el NMV el menor resultado correspondería al mejor filtro, al igual que en el NV, al contrario de lo que sucede con el MSD y el ENL, que buscan el mayor resultado. El menor resultado en NMV lo obtuvo el filtro de mediana en ventana de 7 x 7 y en NV lo obtuvo Lee sigma en ventana de 7 x 7, mientras que en MSD y ENL el mayor resultado lo obtuvo el filtro de media en ventana de 7 x 7 (resaltado en la tabla 1). Este último fue el elegido para continuar el proceso, puesto que el ENL genera el rendimiento a partir del NMV y el NV y, al obtener este filtro, el mayor resultado en este evaluador más el mayor resultado en el MSD lo hace el filtro con mejor acople para la imagen de radar.

Tabla 1. Evaluación de filtros de reducción de moteado por NMV, NV, MSD y ENL

Filtro	NMV	NV	MSD	ENL
Frost 3 x 3	69,433	7010,990	41,984	0,688
Frost 5 x 5	69,471	6905,872	92,200	0,699
Frost 7 x 7	69,614	6853,094	139,670	0,707
Gamma 3 x 3	68,653	6850,485	109,588	0,688
Gamma 5 x 5	68,476	6598,918	379,287	0,711
Gamma 7 x 7	68,493	6426,532	603,670	0,730
Lee sigma 3 x 3	69,132	6902,883	106,759	0,692
Lee sigma 5 x 5	67,674	6469,204	321,062	0,708
Lee sigma 7 x 7	66,572	6164,675	481,631	0,719
Media 3 x 3	69,892	6874,795	122,510	0,711
Media 5 x 5	69,923	6540,800	432,832	0,748
Media 7 x 7	69,940	6340,473	698,397	0,771
Mediana 3 x 3	68,689	6940,616	117,226	0,680
Mediana 5 x 5	67,239	6565,356	417,457	0,689
Mediana 7 x 7	66,277	6334,896	695,225	0,693

Fuente: elaboración propia.





Joshi y Garg (2010) realizaron el mismo procedimiento de corrección del moteado y obtuvieron el mismo resultado en el evaluador NMV, donde el filtro de mediana 7 x 7 fue la mejor opción, mientras que en los evaluadores NV, MSD y ENL se obtuvieron los filtros de mediana 7 x 7 para el NV y el MSD, y el filtro gamma 7 x 7 para el ENL. Según sus resultados, los autores eligieron el filtro de mediana 7 x 7 para corregir la imagen, a diferencia del filtro de media 7 x 7 elegido en este proyecto, contando, sin embargo, con el mismo tamaño de ventana para la reducción del moteado.

Posteriormente, se re proyectó la imagen de radar con el filtro de media en una ventana de 7 x 7 al sistema de referencia de la imagen Landsat 8 (UTM WGS84 Zona 17 Norte) a un tamaño de pixel de 30 m y fue calculado el coeficiente de retrodispersión con la ecuación 5, obteniendo así el coeficiente en decibeles y recortando la imagen a la zona de estudio.

La ecuación utilizada para calcular el coeficiente de retrodispersión fue propuesta por Baghdadi *et al.* (2009) para la calibración

Figura 4. Coeficiente de retrodispersión en decibeles obtenido de la imagen cruda de TerraSAR-X para la zona de estudio
Fuente: elaboración propia.

de imágenes de TerraSAR-X. Mediante su aplicación se obtuvo una dinámica de aproximadamente 50 decibeles en la zona de estudio, con una media de -14,346 dB, un mínimo de -59,563 dB y un máximo de -6,628 dB (figura 4).

Datos de imágenes ópticas

Para la imagen óptica de Landsat 8 se compilaron todas las bandas (exceptuando las bandas térmicas y la pancromática) y se halló la reflectancia de la imagen compilada con la ecuación 6. Posteriormente, a partir de la reflectancia, se calculó el NDVI y el EVI de la imagen con las ecuaciones 7 y 8, índices usados ampliamente para el estudio del crecimiento de la vegetación (Baghdadi *et al.*, 2009, 2010; Minchella *et al.*, 2009; Tanase *et al.*, 2011; Capodici, D'Urso & Maltese, 2013; El Hajj *et al.*, 2014), y se recortaron ambos resultados a la zona de estudio.

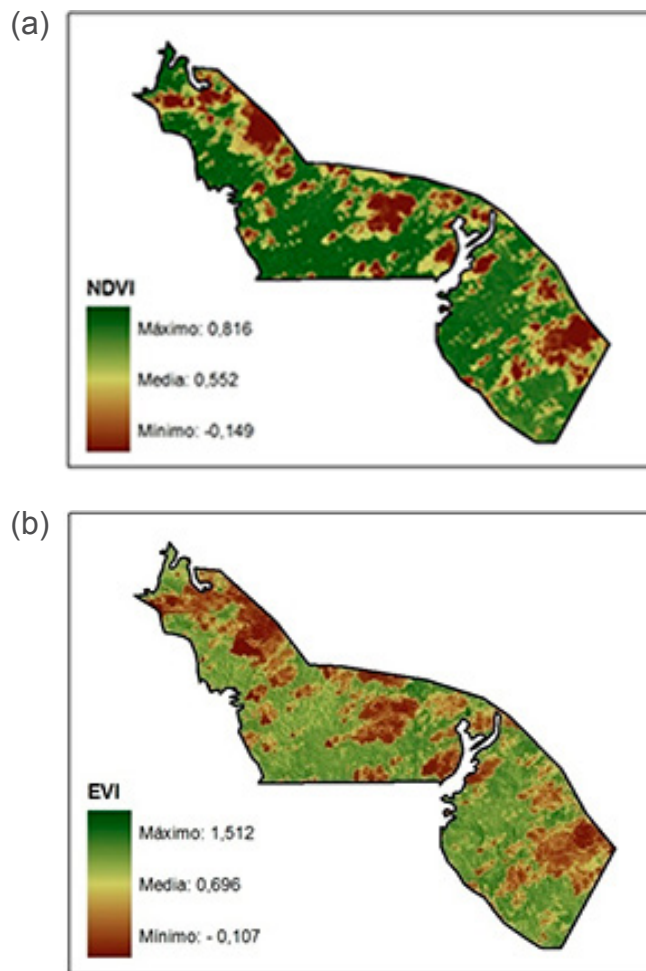


Figura 5. a) NDVI obtenido de la imagen Landsat 8 para la zona de estudio; b) EVI obtenido de la imagen Landsat 8 para la zona de estudio
Fuente: elaboración propia.

El NDVI (figura 5a) obtuvo una dinámica de aproximadamente 0,9 unidades, con una media de 0,552 y valores mínimo y máximo de -0,149 y 0,816 respectivamente. El EVI (figura 5b) alcanzó una dinámica de aproximadamente 1,6 unidades, con una media de 0,696 y valores mínimo y máximo de -0,107 y 1,512 respectivamente. Los valores negativos en ambos índices representan la presencia de nubes y posibles cuerpos de agua en la imagen, mientras que el valor máximo del EVI es presentado como un dato atípico en el rango obtenido.

Al analizar los correspondientes histogramas, se concluye que los resultados obtenidos demuestran que los índices NDVI y EVI confirman un estado de crecimiento de la vegetación relativamente bueno y homogéneo, tomando como referencia el rango de 0 a 1 de cada índice.

Evaluación del estado de crecimiento de la vegetación

Para realizar las regresiones entre el coeficiente de retrodispersión y los índices NDVI y EVI se seleccionó en la imagen

Landsat 8 un área de muestra que se encontrara libre de nubes. Se recortaron las imágenes para convertirlas a formato ASCII y mediante el uso de Excel se realizó la respectiva regresión exponencial entre las variables mencionadas. Fueron elegidos 30 pixeles aleatoriamente para realizar la regresión exponencial, tal como proponen Capodici, D'Urso & Maltese (2013), mediante la cual el comportamiento de un índice de vegetación puede ser explicado por medio de una función exponencial del coeficiente de retrodispersión, encontrando las siguientes relaciones:

De las regresiones exponenciales se extrajeron las funciones por las cuales pueden recuperarse el NDVI y el EVI a partir del coeficiente de retrodispersión (ecuación 9 y 10), expresadas en dos funciones exponenciales, con un coeficiente de correlación de 0,447 para el NDVI (figura 6a) y de 0,424 para el EVI (figura 6b). Estos coeficientes resultan bajos en

comparación con el obtenido por Capodici, D'Urso & Maltese (2013), con un $R^2 = 0,750$ para el NDVI.

$$NDVI_{TSX} = 0,811e^{0,009\sigma^0} \quad (11)$$

$$EVI_{TSX} = 1,187e^{0,020\sigma^0} \quad (12)$$

Donde $NDVI_{TSX}$ y EVI_{TSX} son el NDVI y el EVI obtenidos a partir del coeficiente de retrodispersión de TerraSAR-X, respectivamente, y representan el estado de crecimiento de la vegetación en la zona de estudio, y σ^0 es el coeficiente de retrodispersión. Las ecuaciones (11 y 12) son, por lo tanto, aplicadas a la imagen del coeficiente de retrodispersión de la zona de estudio, obteniendo así el $NDVI_{TSX}$ y el EVI_{TSX} del Parque Nacional Soberanía.

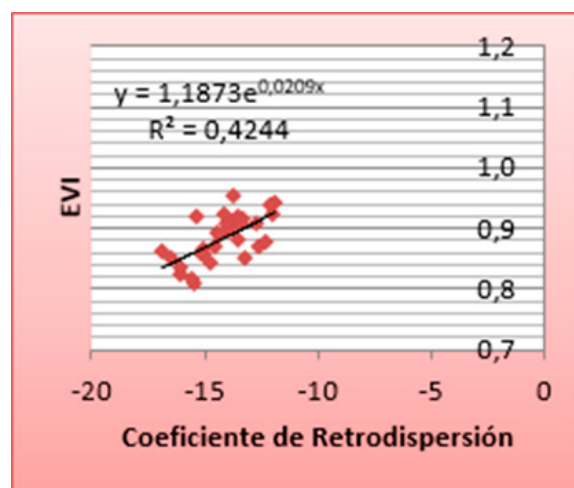
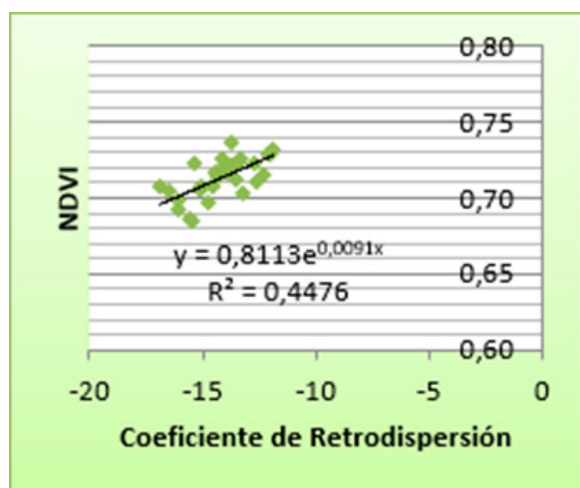


Figura 6. a) Relación entre el coeficiente de retrodispersión (dB) y el NDVI para los 30 puntos aleatorios de la muestra; b) relación entre el coeficiente de retrodispersión (dB) y el EVI para los 30 puntos aleatorios de la muestra
Fuente: elaboración propia.

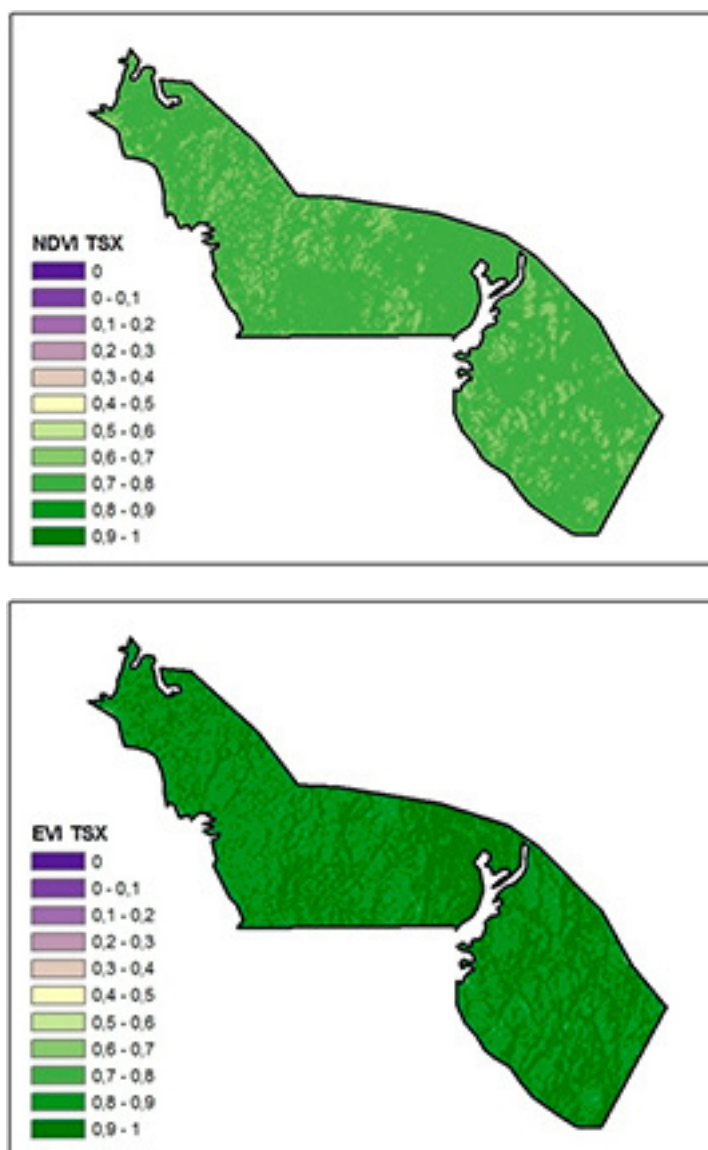


Figura 7. a) $NDVI_{TSX}$ para la zona de estudio; b) EVI_{TSX} para la zona de estudio

Fuente: elaboración propia.

El $NDVI_{TSX}$ (figura 7a) obtuvo una dinámica de aproximadamente 0,3 unidades, es decir, 0,6 unidades menos que el NDVI de la imagen Landsat. El $NDVI_{TSX}$ tuvo una media de 0,713, un valor mínimo de 0,474 y máximo de 0,764. Por otro lado, el EVI_{TSX} (figura 7b) obtuvo una dinámica de aproximadamente 0,7 unidades, es decir, 0,9 unidades menos que el EVI de la imagen Landsat. El EVI_{TSX} tuvo una media de 0,892, un valor mínimo de 0,361 y máximo de 1,040.

Validación de resultados

Se validaron los resultados del $NDVI_{TSX}$ y del EVI_{TSX} con los productos NDVI y EVI de una imagen MODIS, con resolución de 250 m, descargada de la retícula de MODIS correspondiente a la fila y columna h10v8 y con fecha de toma del 12 de julio de 2013.

La imagen MODIS fue convertida a formato GeoTIFF con la ayuda del software SeaDAS 7.1 y referenciada al sistema de



referencia de la imagen Landsat 8 (UTM WGS84 Zona 17 Norte). Se resampleó la imagen a un tamaño de pixel de 30 m, se extrajeron los productos correspondientes a NDVI y EVI y se realizó el recorte de la zona de estudio.

Se realizó la correlación entre el $NDVI_{TSX}$ y el NDVI producto de MODIS, obteniendo un coeficiente de correlación de -0,024, mientras que el coeficiente de correlación entre el EVI_{TSX} y el EVI producto de MODIS fue de 0,036. Esta validación obtuvo una correlación demasiado baja, lo cual significa que la correlación entre las variables analizadas es prácticamente nula, lo cual puede explicarse por distintos factores: el primero es la escala temporal, puesto que la imagen Landsat 8 fue adquirida un mes antes de las imágenes TerraSAR-X y MODIS. Un segundo factor es el ángulo de incidencia, que es bajo ($29,2^\circ$) y, como expusieron Baghdadi *et al.* (2009, 2010), es efectivo cuando alcanza valores altos (superiores a 50°). El tercer factor corresponde a las diferencias en la resolución espacial, distinta en las 3 imágenes (16 m, 30 m y 250 m).

Conclusiones

El estado de crecimiento de la vegetación es un factor importante en la evaluación de la sostenibilidad ambiental de una región y puede ser evaluado por medio de imágenes ópticas e imágenes de radar, siempre y cuando se cumplan algunos requisitos esenciales para que esta sea efectiva.

Los filtros que se aplican sobre la imagen de radar para que pueda ser procesada posteriormente son necesarios a la hora de corregir el moteado de una imagen; sin embargo, estos deben ser evaluados,

ya que con algunos filtros se obtienen mejores correcciones mientras que con otros se puede perder información. Los métodos de evaluación del noise mean value (NMV), noise variance (NV), mean square difference (MSD) y equivalent number of looks (ENL) cumplen una función efectiva al momento de evaluar el rendimiento de un filtro aplicado sobre una imagen.

El coeficiente de retrodispersión y los índices de vegetación NDVI y EVI obtenidos de imágenes ópticas puede ser relacionado por medio de funciones exponenciales, sin embargo, dicha relación puede verse disminuida debido a la diferencia temporal, espacial y geométrica de las imágenes.

Esta relación entre el coeficiente de retrodispersión y los índices NDVI y EVI se hace necesaria para evaluar el estado de crecimiento de la vegetación, ya que a partir de estos índices, que representan el estado de crecimiento de la vegetación, pueden realizarse distintos análisis e interpretaciones respecto al tema. La función obtenida a partir de dicha relación puede ser efectiva, evitando así el problema de la interferencia nubosa en las imágenes ópticas, como puede comprobarse al analizar la reducción de la dinámica y el incremento de la media entre los índices obtenidos desde la imagen de radar y los alcanzados desde las imágenes ópticas. De esa manera se aprovecha la alta dinámica de la respuesta de las imágenes de radar para un mayor detalle en interpretaciones y análisis.

Fue comprobado que una alta escala temporal entre las imágenes (mayor a 30 días) disminuye notablemente la relación entre



las respuestas de las imágenes utilizadas. El bajo ángulo de incidencia ($29,2^\circ$) del sensor SAR influyó en la baja correlación de las respuestas, puesto que, según Baghdadadi *et al.* (2009), los ángulos de incidencia altos (por ejemplo, mayores a 50°) generan una mayor efectividad para la relación entre el coeficiente de retrodispersión y los índices de vegetación.

La diferencia entre las resoluciones espaciales de las imágenes utilizadas generó, de igual manera, una correlación nula a la hora de la validación de los resultados obtenidos, puesto que MODIS genera un tamaño de pixel más grande (250 m) que los producidos por Landsat 8 y TerraSAR-X

(30 m y 16 m respectivamente) y crea una combinación de respuesta de varios objetos en la superficie terrestre, mientras que los pixeles de tamaño más bajo evitan combinaciones grandes y generan relaciones pobres entre los resultados.

Las características de las imágenes utilizadas juegan, por lo tanto, un papel importante, ya que las resoluciones temporales, espaciales y geométricas de estas son factores que inciden directamente en la relación de los resultados y en la efectividad de la respuesta de las imágenes de radar respecto a la evaluación del estado de crecimiento de la vegetación por medio de los índices empleados.





Bibliografía

- Baghdadi, N., Boyer, N., Todoroff, P., El Hajj, M. & Bégué, A. (2009). Potential of SAR sensors TerraSAR-X, ASAR/Envisat and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island. *Remote Sensing of Environment*, 113(8), 1724-1738. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.04.005>.
- Baghdadi, N., Cresson, R., Todoroff, P. & Moinet, S. (2010). Multitemporal Observations of Sugarcane by TerraSAR-X Images. *Sensors*, 10(10), 8899-8919. doi:10.3390/s101008899.
- Brizuela, A., Aguirre, C. & Velasco, I. (2007). Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal. En: *Teledetección: hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional* (pp. 207-214). Mar del Plata: Martin. Recuperado de <http://www.aet.org.es/congresos/xii/arg27.pdf>.
- Capodici, F., D'Urso, G. & Maltese, A. (2013). Investigating the Relationship between X-Band SAR Data from COSMO-SkyMed Satellite and NDVI for LAI Detection. *Remote Sensing*, 5(3), 1389-1404. doi:10.3390/rs5031389.
- El Hajj, M., Baghdadi, N., Belaud, G., Zribi, M., Cheviron, B., Courault, D. y otros (2014). Irrigated Grassland Monitoring Using a Time Series of TerraSAR-X and COSMO-SkyMed X-Band SAR Data. *Remote Sensing*, 6(10), 10002-10032. doi:10.3390/rs61010002.
- Jiao, X., Kovacs, J. M., Shang, J., McNairn, H., Walters, D., Ma, B. & Geng, X. (2014). Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric Radarsat-2 data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 96, 38-46. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.06.014.
- Joshi, R., & Garg, R. D. (2012). Pre-processing of TerraSAR-X data for speckle removal: An approach for performance evaluation. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 40(3), 371-377. doi:10.1007/s12524-011-0168-1.
- Lucas, R., Clewley, D., Accad, A., Butler, D., Armston, J., Bowen, M. y otros (2014). Mapping forest growth and degradation stage in the Brigalow Belt Bioregion of Australia through integration of ALOS PALSAR and Landsat-derived foliage projective cover data. *Remote Sensing of Environment*, 155, 42-57. doi: 10.1016/j.rse.2013.11.025.



- Minchella, A., Del Frate, F., Capogna, F., Anselmi, S. & Manes, F. (2009). Use of multitemporal SAR data for monitoring vegetation recovery of Mediterranean burned areas. *Remote Sensing of Environment*, 113(3), 588-597. doi: 10.1016/j.rse.2008.11.004.
- Mitchell, A., Tapley, I., Milne, A., Williams, M., Zhou, Z.-S., Lehmann, E. y otros (2014). C- and L-band SAR interoperability: Filling the gaps in continuous forest cover mapping in Tasmania. *Remote Sensing of Environment*, 155, 58-68. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.020>.
- Sonobe, R., Tani, H., Wang, X., Kobayashi, N. & Shimamura, H. (2014). Winter Wheat Growth Monitoring Using Multi-temporal TerraSAR-X Dual-polarimetric Data. *Japan Agricultural Research Quarterly*, 48(8), 471-476. Recuperado de <https://www.jircas.go.jp/lo/file/8959/download?token=Jmfg5puD>.
- Tanase, M., de la Riva, J., Santoro, M., Pérez-Cabello, F. & Kasischke, E. (2011). Sensitivity of SAR data to post-fire forest regrowth in Mediterranean and boreal forests. *Remote Sensing of Environment*, 115, 2075-2085. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.862266>.

