



Identificación de cultivos de arroz empleando imágenes Sentinel-1

Identification of rice crops using Sentinel-1 images

Rafael Ángel Girón Girón¹, Francisco Luis Hernández Torres²



Cómo citar este artículo: Girón Girón, R. & Hernández Torres, F. (2017). Identificación de cultivos de arroz empleando imágenes Sentinel-1. *Análisis Geográficos*, 53, 57-67.

Resumen

El arroz se encuentra entre los principales alimentos producidos y consumidos en Colombia. De acuerdo con el 4º Censo Nacional Arrocerero, se ha presentado un aumento en su producción, que ahora alcanza las 2.971.975 toneladas a nivel nacional. El objetivo de este estudio fue identificar los arrozales en el municipio de Jamundí, Valle del Cauca, entre marzo y abril del 2017, a partir de tres imágenes de radar Sentinel-1. Se realizó el proceso de múltiples miradas (*multilooking*). Se aplicó un filtro de mediana de 7 x 7 para reducir el moteado (*speckle*). Se realizó el ajuste geométrico con ayuda de un modelo de elevación digital (DEM) SRTM de tres segundos de resolución. Posteriormente se calibró radiométricamente cada imagen y se obtuvieron los valores de retrodispersión (σ_0). Después del preprocesamiento, se compilaron las tres imágenes y se recortó la zona de estudio para minimizar los tiempos de ejecución. Se definieron cuatro vectores de entrenamiento: pastos, zona urbana, agua y arroz. A partir de los vectores identificados, se entrenó una máquina de soporte vectorial (SVM) con una función de base radial y, por último, se validó la precisión de la clasificación comparando el resultado con el mapa de coberturas del suelo de la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC). Se obtuvo una precisión general del 70%, una precisión del usuario del 83% y una precisión del productor del 64%. El índice kappa fue de 0,55.

Palabras clave: teledetección, radar, cultivos de arroz, máquina de soporte vectorial, retrodispersión.

¹Ingeniero topográfico. Universidad del Valle. Grupo de Investigación en Percepción Remota GIPER. Correo: rafael.giron@correounivalle.edu.co.

²Magíster en Ingeniería. Universidad del Valle. Grupo de Investigación en Percepción Remota GIPER. Correo: francisco.hernandez@correounivalle.edu.co.





Abstract

Rice is among the main foods produced and consumed in Colombia. According to the 4th National Census of Rice Crops, there has been an increase in production that now reaches 2'971.975 tons at the national level. The objective of this study is to identify the rice fields in the municipality of Jamundí, Valle del Cauca, from 3 Sentinel 1 radar images between March and April 2017. The multilooking process was carried out. A medium filter of 7 x 7 was applied to reduce speckle. The geometric adjustment was performed with a 3-second SRTM digital elevation model (DEM). Subsequently, each image was calibrated radiometrically and the backscatter values (σ^0) were obtained. Following the pre-processing, the three images were compiled and the study area was trimmed to minimize execution times. Four training vectors were defined: pasture, urban area, water and rice. From the vectors identified, a support vector machine (SVM) was trained with a radial basis function. Finally, the accuracy of the classification was validated by comparing the result with the land cover map of the Regional Autonomous Corporation of the Valley Cauca (CVC). Overall accuracy of 70%, user accuracy of 83% and producer accuracy of 64% were obtained. The kappa index was 0.55.

Keywords: remote sensing, radar, rice crops, vector support machine, backscatter.



Introducción

La seguridad alimentaria es una prioridad en Colombia, ya que alrededor del 43% de la población no tiene acceso diario a suficiente comida (Epstein, 2017). La agricultura nacional tiene una gran relevancia y de esta depende la generación de una solución rápida y oportuna que beneficie la producción de alimentos que cubran la demanda. Entre los alimentos producidos y consumidos en Colombia el arroz es uno de los más importantes, junto con el maíz y el trigo, considerados como los principales cereales. Este producto es consumido por más de la mitad de la población mundial y es cultivado en gran cantidad de países, especialmente asiáticos, como China, India, Vietnam, Japón, Bangladés y Tailandia.

De acuerdo con los resultados del 4º Censo Nacional Arrocero, realizado en el 2016, la producción de este cereal creció considerablemente desde el último censo llevado a cabo hace nueve años, en el 2007, con un total de 2.971.975 toneladas (Creció la producción de arroz mecanizado del país, 2017). Aun así, este año se han de importar 98.000 toneladas desde Estados Unidos (Por el TLC entrarán 98.000 toneladas de arroz al país, 2017).

El mejoramiento de las prácticas de cultivo es de gran importancia para aprovechar el suelo y aumentar la producción. Además, conocer la distribución de los cultivos en el territorio nacional contribuye a identificar las áreas sembradas en el país para desarrollar posteriores planes de manejo con información actualizada que brinde herramientas para fortalecer la productividad del sector, mejorar la calidad de vida de los productores, formular políticas sobre cambio climático y sostenibilidad de la biodiversidad, así como promover el desarrollo tecnológico, buscando eficiencia económica y

mayor competitividad. Este es, de hecho, el objetivo principal de los censos nacionales arroceros.

No obstante, los métodos utilizados para identificar las áreas de cultivos de arroz consisten en técnicas de geoposicionamiento aplicadas directamente en campo. Aunque es preciso, este método es demorado y se requiere mucho personal y equipo especializado y costoso para lograrlo. Pensando en esto, se han desarrollado métodos para encontrar las áreas de cultivos de arroz empleando técnicas de percepción remota desde plataformas satelitales.

Los sensores remotos son considerados como una herramienta poderosa que posibilita analizar la superficie terrestre con un gran cubrimiento espacial y temporal. Entre los sensores existentes se encuentran los ópticos y los de radar; los primeros son sensores pasivos que requieren de la energía del sol o de los objetos para registrar la reflectividad de la superficie, mientras que los segundos son sensores activos que generan la energía que será emitida hacia la superficie y posteriormente registran lo que reflejan las superficies. Para los sensores ópticos, la nubosidad es un obstáculo que impide estudiar ciertas zonas de la superficie y esto es especialmente relevante para los cultivos de arroz que, en su mayoría, se encuentran sobre el trópico, donde el porcentaje de nubosidad es alto (Qin et al., 2015). Debido a esto, se han desarrollado diferentes investigaciones para identificar cultivos de arroz a partir de sensores de radar que logran registrar información de la superficie terrestre incluso con nubosidad, además de hacerlo de día y de noche, ya que no requieren de la energía del sol.

Nguyen et al. (2015) utilizaron imágenes monopolarimétricas de la plataforma Envisat ASAR para delimitar arrozales en el delta del río Mekong, en Vietnam; al ser de



una sola polarización, emplean una cantidad alta de imágenes y así logran conocer la variabilidad anual del coeficiente de retrodispersión (σ_0) dentro de los cultivos, y de esta manera definen un rango dentro del cual el uso del suelo es de cultivos de arroz. Del mismo modo, Oyoshi et al. (2016) definen un umbral con valores de retrodispersión por medio de imágenes Radarsat-2 en las polarizaciones VV y VH, y encontraron que existe una mayor separabilidad entre las coberturas en la polarización VH.

Para definir las áreas de arroz en el delta del río Mekong, Chen et al. (2016) utilizaron escenas Sentinel 1A y, al igual que Oyoshi et al. (2016), emplean las polarizaciones VV y VH, pero aplican un índice normalizado diferenciado de retrodispersión (SDHD) para la etapa de siembra (SD) y macollaje (HD) y aplican una segmentación a partir del método denominado “característica operativa del receptor” (ROC). Zhang et al. (2009) emplean tres imágenes ALOS/PALSAR en la banda L y de polarización HH. Para clasificar las escenas se valen de una máquina de soporte vectorial entrenada con valores de retrodispersión (σ_0) de cada cobertura a clasificar. En otro estudio, Jain, Patnaik y Panigrahy (2014) identificaron una variedad o tipo específico de arroz llamado *basmati* a partir de imágenes Radarsat-2 con polarizaciones HH y HV, método con el que definieron un conjunto de reglas por medio de la retrodispersión para posteriormente segmentar la imagen.

A diferencia de los estudios mencionados, Hoang et al. (2016) procesan imágenes Radarsat-2 de polarización dual y cual aplicando dos métodos para segmentar: umbralización y máquina de soporte vectorial. Para el primer método definen un cociente o razón con los valores de σ_0 en la polarización HH, ya que se consiguió una

mejor discriminación del cultivo frente a la polarización VV; por medio de este cociente se definió el rango de σ_0 para el cultivo de arroz. El segundo método se aplica con los datos cuádruples de polarización y alcanza mayores precisiones que con el método anterior.

Contrario a los otros autores, Xie et al. (2015) se basaron en dos parámetros polarimétricos híbridos para la discriminación de los arrozales: la proporción de polarización lineal μ_L y el grado de polarización lineal P_L . Para la clasificación ejecutaron el algoritmo de Otsu, que hace factible binarizar la imagen entre áreas con y sin arroz. Shao et al. (2001) mapearon áreas de arroz con escenas Radarsat-1, para lo cual diseñaron una red neuronal artificial (RNA) entrenada con valores de retrodispersión que arrojó como resultado las áreas de coberturas definidas previamente. Torbick et al. (2017) y Hütt et al. (2016) integran datos de imágenes multiespectrales y de radar para diferenciar coberturas de arrozales para segmentar; en ambos estudios se aplica el clasificador Random Forest. En términos generales, todos los estudios presentados generaron resultados con precisiones altas, que reflejan su efectividad.

A partir de estos estudios, se desarrolló este proyecto en el que se espacializaron las áreas de cultivos de arroz en el municipio de Jamundí, en el departamento del Valle del Cauca, empleando imágenes de radar del satélite Sentinel 1B con polarización VH. A continuación se presenta la zona de estudio y los materiales requeridos; luego, los métodos que incluyen el preprocesamiento y el procesamiento de las imágenes; seguidamente, los resultados obtenidos y, por último, la discusión y las conclusiones.



Métodos y materiales

El estudio se desarrolló en el municipio de Jamundí, en el departamento del Valle del Cauca, Colombia, con coordenadas geográficas 3° 12' 20" de latitud norte y 76° 37' 37" de longitud oeste, al suroccidente de Colombia. Este municipio es el mayor productor de arroz del departamento.

Se adquirieron tres imágenes de radar del sensor Sentinel 1B del año 2017 con las fechas, 21 de marzo, 1 de abril y 24 de abril. Las imágenes se obtuvieron de la página oficial de la Agencia Espacial Europea (ESA, 2013: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>).

Estas escenas tienen una resolución espacial de 5 x 20 metros y una resolución temporal de 12 días (tabla 1). Se escogió el canal de polarización VH para realizar el trabajo, ya que estudios como el de Oyoshi et al. (2016) y Chen et al. (2016) destacan la utilidad de este canal para discriminar arrozales.

Preprocesamiento

Se llevó a cabo un preprocesamiento para minimizar efectos provocados por el sensor y, además, para encontrar el coeficiente de retrodispersión adecuado, que es indispensable para lograr la discriminación de los cultivos de arroz.

Para el preprocesamiento de las tres imágenes se empleó el software libre SNAP. Primero se calibraron las escenas y después se aplicó el método de *multilooking* y un filtro de mediana de tamaño 7 x 7 con el objeto de reducir el *speckle* o ruido por moteado. Posteriormente se realizó la corrección geométrica de las imágenes por medio de un modelo de digital de elevación (DEM) SRTM de 3 segundos de resolución. Posteriormente, se obtuvieron los valores de retrodispersión (σ^0) por cada pixel de la imagen a partir de la ecuación 1.

$$\sigma^0_{ij} = 10 \log_{10}[(ND)] \quad (1)$$

Donde, σ^0_{ij} es el coeficiente de retrodispersión en el pixel de la fila i y la columna j ; ND es el valor de los niveles digitales.

Tabla 1. Principales características de las imágenes Sentinel 1B

Parámetro	Característica
Satélite	Sentinel 1B
Altura orbital	693 km
Sensor	C-SAR
Modo	Ancho de banda interferométrico (IW)
Polarización	Dual (HH+HV, VV+VH)
Ángulos de incidencia	29.1° - 46.0°
Resolución en azimut	20 m
Resolución en rango terrestre	5 m
Miradas en azimut y rango	Simple
Faja	250 km
Nivel y tipo	1 GRD
Ruido máximo equivalente a sigma cero	-22 dB
Estabilidad radiométrica	0.5 dB (3 σ)
Precisión radiométrica	1 dB (3 σ)
Error de fase	5°

Fuente: ESA, 2013.





Clasificación

Después del preprocesamiento, se compilieron las tres imágenes y se recortó la zona de estudio para minimizar los tiempos de ejecución de los procesos siguientes (Zhang et al., 2009). Se procedió luego a generar regiones o áreas de interés (ROI) para las coberturas a clasificar utilizando el programa ENVI 5.1. Así, se definieron cuatro clases, a saber: 1) cultivos de arroz, 2) pastizales, 3) cuerpos de agua y 4) zonas urbanizadas.

Máquina de soporte vectorial

El clasificador utilizado es una máquina de soporte vectorial, que consiste en un algoritmo inteligente que aprende cómo segmentar una imagen a partir de unos vectores de entrenamiento o vectores de soporte que, para este caso, consistieron en el conjunto de datos de retrodispersión de las tres imágenes por cada una de las clases definidas (ecuación 2). Así, el algoritmo determina una superficie, en principio lineal, que separe las clases empleando una función o kernel; esta superficie es llamada hiperplano.

Para más de dos clases, como en este caso de estudio, se utiliza un kernel polinomial o de base radial. La ecuación 3 presenta la función de base radial (RBF) utilizada para estas imágenes.

$$\langle w, x_n \rangle + b = 0 \quad (2)$$

Donde w es el peso que tiene cada valor característico y b es un coeficiente adicional.

$$K = e^{(-g||x_i - x_j||^2)}, \quad g > 0 \quad (3)$$

Donde g es el término gamma, x_i y x_j son los componentes del vector soporte.

A partir de la imagen obtenida con el clasificador se encontró el área, en hectáreas, de los cultivos de arroz sembrados en el municipio de Jamundí. Para validar la veracidad de la imagen clasificada por el método de la máquina de soporte vectorial, se aplicó el índice o coeficiente kappa (ecuación 4).

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n X_{i+} X_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^n X_{i+} X_{+i}} \quad (4)$$

Donde n es el tamaño de la muestra, X_{ii} el acuerdo observado, X_{i+} X_{+i} el acuerdo esperado por cada clase i . Esto posibilita cuantificar el nivel de acierto de la imagen clasificada frente a la realidad. Para corroborar la veracidad y fiabilidad de la clasificación, se eligió una muestra de 30 puntos aleatorios dentro del área de estudio, generando de esta manera una matriz de error.

Resultados

El método de la máquina de soporte vectorial se desarrolló con un valor del parámetro gamma igual a 0,3, obteniendo así un mapa temático que indica las principales zonas cultivadas con arroz, como se aprecia en la figura 2 (izquierda).

Es necesario aclarar que en el proceso de segmentación se suprimió la parte montañosa de la cordillera Occidental para evitar incompatibilidades, debido a que no se aplicaron ajustes topográficos; de lo contrario podrían presentarse errores muy graves en las clases obtenidas.

Con la clasificación ejecutada, se identificó un área de 2.241,07 hectáreas de cultivos de arroz frente a las 1.907 ha halladas mediante el mapa de coberturas del suelo dispuesto en el geoportal de la Corporación Autónoma Regional del Valle del





Cauca (CVC), es decir que tiene una diferencia de 334 hectáreas aproximadamente. En la figura 1 se presentan las zonas de Jamundí identificadas con campos de arroz de acuerdo al método de segmentación aplicado. En la tabla 2 se detallan las áreas en hectáreas de las cuatro clases identificadas en el mapa temático.

A partir de los valores del coeficiente de retrodispersión de las áreas de interés elegidas para el entrenamiento de la máquina de soporte vectorial, se construyeron diagramas de cajas o *boxplots* para interpretar las diferencias entre los valores de las cuatro clases. En la figura 2 se muestran

los diagramas de cajas para las cuatro clases en las tres temporalidades de análisis.

Al construir la matriz de confusión con las clases de zona urbana, cuerpos de agua, pasturas y cultivos de arroz, se obtuvo una precisión general del 70%, una precisión de usuario del 83% y una precisión del productor del 64%. Para el arroz específicamente se obtuvo una precisión del usuario y del productor del 75 y el 50% respectivamente y un coeficiente kappa igual a 0,4231 que indican una fuerza de concordancia moderada (López de Ullibarri & Pita Fernández, 1999). El índice kappa de toda la clasificación en general fue de 0,5485.

Tabla 2. Áreas de las coberturas clasificadas

Clase	Área (ha)
Cultivo de arroz	2241,1
Zona urbana	866,7
Cuerpos de agua	35,4
Pastizales	21077,3

Fuente: elaboración de los autores.

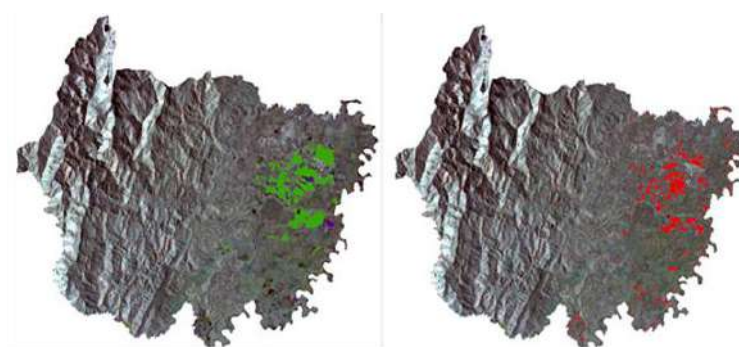


Figura 1. Comparación entre las zonas de cultivos de arroz identificadas por la CVC (der.) y las obtenidas en este estudio (izq.)

Fuente: elaboración de los autores.

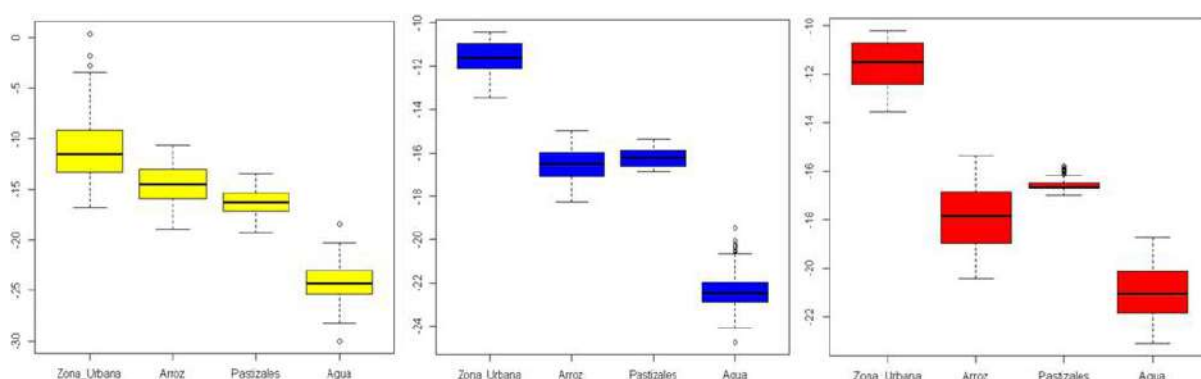


Figura 2. Variación del coeficiente de retrodispersión para los 4 tipos de uso del suelo definidos para las fechas: 03/21/2017 (izq.), 04/01/2017 (centro) y 04/25/2017 (der.)

Fuente: elaboración de los autores.





Discusión

La metodología desarrollada se asemeja a la aplicada por Zhang et al. (2009), aunque en este estudio se usan imágenes en la banda C y canal VH de polarización, mientras los autores mencionados emplean imágenes en la banda L y en el canal polarimétrico HH. Al igual que anotan estos autores, se logró diferenciar fácilmente las zonas urbanas y los cuerpos de agua del resto de clases por sus valores de retrodispersión, que en las zonas construidas es grande y en los cuerpos de agua es pequeño (figura 2).

Sin embargo, los cultivos de arroz presentan confusión con las zonas de vegetación herbácea debido a que los valores del coeficiente de retrodispersión son similares, especialmente en la imagen del 1º de abril de 2017 (figura 2). Esto ocasiona problemas de clasificación que se evidencian principalmente al borde del río Cauca, donde se identifican supuestas áreas cultivadas con arroz (figura 1). Este problema es similar al expuesto por Zhang et al. (2009), pues en su estudio se presentaban valores parecidos de retrodispersión entre los arrozales, los cultivos secos y las huertas.

De otro lado, la variabilidad del coeficiente de retrodispersión es diversa para los campos con cultivos de arroz en las tres temporalidades establecidas. De esto se deduce que es más apropiado aumentar el número de imágenes para mejorar la discriminación de esta cobertura (Nguyen et al., 2015), ya que hay varias parcelas con plantas de arroz en diferentes etapas fenológicas a la vez, por lo cual el comportamiento de la retrodispersión no es homogéneo.

Contrario a lo que anotan otros autores (Nguyen et al., 2015; Oyoshi et al., 2016; Chen et al., 2016), en este estudio no se

tomaron datos en campo para verificar la precisión de la clasificación, y esto genera una mayor incertidumbre en el resultado obtenido.

Conclusiones

Se identificaron las principales zonas arroceras de Jamundí por medio de imágenes de radar. Aun así, queda claro que debe mejorarse el método de clasificación aumentando el número de imágenes para conocer acertadamente el comportamiento del coeficiente de retrodispersión para las clases definidas, principalmente para los cultivos de arroz, pues el disponer de pocos datos (imágenes) no posibilita conocer bien la variabilidad de una zona arroceras cuyas etapas fenológicas no son homogéneas. En Jamundí no se sigue un calendario preciso de cultivo, lo que ocasiona que en cada momento existan distintos estados fenológicos de la planta.

Para trabajos futuros, se pueden utilizar imágenes de un año completo de la zona, tanto de los satélites Sentinel 1A como Sentinel 1B para lograr una resolución temporal de seis días, lo que posibilitará un seguimiento más completo de los cultivos, no solo para conocer su ubicación, sino también la producción y el rendimiento en cada momento. Esto facilitará la generación de modelos predictivos de cada parcela o hacienda a partir de un monitoreo continuo de las mismas.

De otro lado, el método clasificador definido es una buena opción para lograr óptimos resultados. Igualmente, este debe ser claramente supervisado, o pueden combinarse métodos no supervisados y supervisados para mejorar la identificación de las clases. Se ha comprobado en estudios anteriores que los algoritmos inteligentes son bastante apropiados, pero para su correcto uso se deben definir claramente vectores





con características que representen fielmente la cobertura a identificar.

Los resultados presentados en este trabajo son útiles para desarrollar un inventario de los cultivos de arroz del municipio, y para

estudios posteriores en ámbitos como la evaluación de la producción, el rendimiento y el calendario del cultivo o la concentración de emisiones de metano u óxido nitroso por unidad de área.





Bibliografía



- Chen, C. F., Son, N. T., Chen, C. R., Chang, L. Y., & Chiang, S. H. (2016). Rice crop mapping using Sentinel-1A phenological metrics. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 863-865. <https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XLI-B8/863/2016/isprs-archives-XLI-B8-863-2016.pdf>.
- Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (2011). Protocolo de información: Sistema de información, Capa, cobertura y uso del suelo. Recuperado de <http://www.geocvc.co/visor>.
- Creció la producción de arroz mecanizado del país (12 de febrero del 2017). *Portafolio*, recuperado de <http://www.portafolio.co/economia/crece-produccion-de-arroz-mecanizado-en-colombia-503335>.
- Epstein, L. (2017). *Seguridad alimentaria en Colombia*. Bogotá: Asociación Ambiente y Sociedad. Recuperado de <http://www.ambienteysociedad.org.co/es/nueva-publicacion-seguridad-alimentaria-en-colombia/>.
- European Spatial Agency (ESA). (2013). *Sentinel-1 User Handbook*. Recuperado de https://sentinel.esa.int/documents/247904/685163/Sentinel-1_User_Handbook
- Hoang, H. K., Bernier, M., Duchesne, S., & Tran, Y. M. (2016). Rice Mapping Using RADARSAT-2 Dual- and Quad-Pol Data in a Complex Land-Use Watershed: Cau River Basin (Vietnam). *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7), 3082-3096. doi:10.1109/jstars.2016.2586102.
- Hütt, C., Koppe, W., Miao, Y.X., Bareth, G. (2016). Best Accuracy Land Use/Land Cover (LULC) Classification to Derive Crop Types Using Multitemporal, Multisensor, and Multi-Polarization SAR Satellite Images. *Remote Sensing*, 8(8), 684. doi:10.3390/rs8080684.
- Jain, V., Patnaik, C. & Panigrahy, S. (2014). A feasibility study on identification of Basmati (aromatic) rice using SAR data. *Journal of Earth System Science*, 123, 1831-1838. <https://doi.org/10.1007/s12040-014-0508-y>.
- López de Ullibarri Galparsoro, I. & Pita Fernández, S. (1999). Medidas de concordancia: el índice de Kappa. *Cad Aten Primaria*, 6, 169-171. <https://www.fisterra.com/mbe/investiga/kappa/kappa.asp>.
- Nguyen, D. B., Clauss, K., Cao, S., Naeimi, V., Kuenzer, C., & Wagner, W. (2015). Mapping rice seasonality in the Mekong Delta with multi-year Envisat ASAR WSM data. *Remote Sensing*, 7(12), 15868-15893. <https://doi.org/10.3390/rs71215808>.



Bibliografía



Oyoshi, K., Tomiyama, N., Okumura, T., Sobue, S., & Sato, J. (2016). Mapping rice-planted areas using time-series synthetic aperture radar data for the Asia-RiCE activity. *Paddy and Water Environment*, 14(4), 463-472. <https://doi.org/10.1007/10333-015-0515-x>.

Por el TLC entrarán 98.000 toneladas de arroz al país (30 de enero 2017). *El Tiempo*. Recuperado de <http://www.eltiempo.com/economia/sectores/toneladas-de-arroz-que-entran-a-colombia-por-tlc-29949>.

Qin, Y., Xiao, X., Dong, J., Zhou, Y., Zhu, Z., Zhang, G., ... & Li, X. (2015). Mapping paddy rice planting area in cold temperate climate region through analysis of time series Landsat 8 (OLI), Landsat 7 (ETM+) and MODIS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105, 220-233. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.04.008>.

Shao, Y., Fan, X., Liu, H., Xiao, J., Ross, S., Brisco, B., ... & Staples, G. (2001). Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, 76(3), 310-325.

Torbick, N., Chowdhury, D., Salas, W., & Qi, J. (2017). Monitoring Rice Agriculture across Myanmar Using Time Series Sentinel-1 Assisted by Landsat-8 and PALSAR-2. *Remote Sensing*, 9(2), 119. <https://doi.org/10.3390/rs9020119>.

Xie, L., Zhang, H., Wu, F., Wang, C., & Zhang, B. (2015). Capability of rice mapping using hybrid polarimetric SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8), 3812-3822. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2387214>.

Zhang, Y., Wang, C., Wu, J., Qi, J., & Salas, W. A. (2009). Mapping paddy rice with multitemporal ALOS/PALSAR imagery in southeast China. *International Journal of Remote Sensing*, 30(23), 6301-6315. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160902842391>.

