

IDENTIFICACIÓN DE HUMEDALES ALTO ANDINOS INTEGRANDO IMÁGENES LANDSAT Y ASTER GDEM CON ÁRBOL DE DECISIÓN SOBRE LA CABECERA DE LAS CUENCAS PISCO Y PAMPAS EN HUANCVELICA - PERÚ

Maria Elena Aduato Aguirre ¹
Bram Leo Willems ¹

¹ Universidad Nacional Mayor de San Marcos - UNMSM/LabTel
Apartado Postal: 14-0149 - Lima - Lima, Perú
[2a.mariaelena.blwillems](mailto:2a.mariaelena.blwillems@gmail.com) @gmail.com

Abstract. Remotely sensed images have become a primary tool for mapping changes, particularly in areas difficult to access like Huancavelica region in Peru. For this study, satellite images from sensors in the Landsat platforms (OLI, TM) are processed in order to obtain vegetation and humidity indices – two of the key parameters for studying wetland systems –, which are statistically derived with classification trees. The set of Landsat imagery and Aster GDEM were assessed with unbiased classification rules and linear discriminant node models for high altitude wetlands mapping and change detection, referring to distinguish between perennial and temporal wetlands subtypes by seasonal changes. The multi-temporal classification method uses indices data derived from Landsat imagery at the beginning of the rainy season and at the end of it, basing on monthly precipitation data of the Tropical Rain Measurement Mission. Thematic maps about the location and extension of wetlands, as well as their changes between rain and drought seasons, which have been obtained, those were validated using high-resolution images and upon performing spectral analysis. The applied methodology has great potential for initiating an inventory of wetland for these often remote regions, consequently, it allows to identify the 1.65% of the study area to be high altitude wetlands of the Andes and quantify the decreasing of permanently flooded wetlands.

Keywords: Remote Sensing, High Altitude Wetlands of the Andes, Classification of satellite imagery, TM, OLI.

1. Introducción

Los humedales están entre los ecosistemas más productivos del mundo y son de inmensa importancia social y económica para la humanidad (Hall, 1997). Cumplen con una serie de funciones relacionadas con los recursos hídricos, tales como el almacenaje natural del agua, reguladores del ciclo hidrológico y el clima, descarga y recarga de acuíferos, y biorremediación (Acharya, G. 1998). La conservación y manejo sostenible de humedales alto-andinos es de urgente prioridad debido a la extrema vulnerabilidad de los mismos y a la limitada disposición del recurso hídrico (Ramsar, 1971).

El área se ubica en los andes centrales del Perú, localizada aproximadamente en las coordenadas geográficas (13°10'28"S; 75°8'22"W) y corresponde al norte de Huaytará y oeste de Castrovirreyna, provincias de Huancavelica - Perú, en los alrededores de la laguna Choclococha (Figura 1). Esta región viene siendo intervenida a través de la ejecución de diversos proyectos hídricos con el fin de responder a las necesidades de la agricultura en los valles de la costa desértica del Perú, marginando de su aprovechamiento a las comunidades alto-andinas, degradando los ecosistemas de humedales alto andinos y disminuyendo el rendimiento de los pastos naturales a una comunidad cuya actividad principal es la ganadería de camélidos sudamericanos (Centro Peruano De Estudios Sociales, 2009).

La teledetección ha demostrado ser una alternativa útil para la cuantificación de las variables biofísicas tales como índice de área foliar y la cubierta vegetal (Cohen et al., 2003) y en definitiva la disponibilidad de bajo costo de información multi-espectral y geográfica mejora el potencial de integración de datos para mapear y monitorear hábitats específicos.

El objetivo de este trabajo es el desarrollo de una metodología que permite identificar humedales alto-andinos de una manera rápida y eficiente como paso previo al análisis de su diferenciación hídrica de otras superficies. Existen una variedad de métodos de clasificación de los datos de teledetección que van desde la interpretación visual sobre los clasificadores no supervisados y supervisados a métodos más sofisticados que implican el análisis de componentes principales, redes neuronales, etc. Los métodos más sofisticados tienen la ventaja de manejar complejas relaciones entre las clases, pero su principal desventaja es que requieren de experiencia sustancial para aprovechar al máximo sus potencialidades. El clasificador de árbol de decisión tiene muchas de las ventajas de los métodos sofisticados, pero son mucho más fáciles de usar (Friedl y Brodley, 1997). Por lo tanto, se aplicó un procedimiento de mapeo de multi-temporal supervisado basado en una estructura jerárquica binaria de árbol de decisión para este estudio, integrando imágenes Landsat y Aster GDEM.

Landsat es considerado la más fructífera base de datos, puesto que ha proporcionado datos multi-espectrales de alta resolución durante más de 25 años, siendo el registro más largo de información sobre la superficie terrestre obtenido de forma global y repetitiva desde el espacio, además ha sido ampliamente utilizado para la investigación sobre los humedales (e. g., Ozesmi y Bauer, 2002).

Aster GDEM es un modelo de elevación digital de alta precisión que cubre toda la tierra, a diferencia de otros modelos de elevación digital (estudios previos aclaran que no hay diferencia significativa más que la misma resolución espacial; Moreira, 2013) cuenta con una resolución espacial igual al de las imágenes Landsat de 30m. Esta plataforma ha permitido realizar análisis más avanzados en la vigilancia del medio ambiente en zonas montañosas; y para este estudio será empleado para la generación de una máscara de sombra basado en la elevación del sol y valores de azimut para cada escena Landsat, así como para obtener un modelo de pendiente.



Figura1. Ubicación del área de Estudio.

2. Metodología de Trabajo

Datos utilizados

Para la identificación de humedales presentes en la zona, se hará uso de la base de datos del satélite Landsat TM y OLI. Las imágenes procesadas son antes del inicio de la temporada de lluvias son descargadas gratuitamente del portal de la USGS (<http://glovis.usgs.gov/>) de formato L1T; los años y meses fueron seleccionados con apoyo de la base de datos del TRMM (<http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/precipitation/tovas/>) para el área de estudio, en años de menor precipitación acumulada. Para su pre-procesamiento, se emplea el software ENVI 4.5, además del modelo elevación digital Aster GDEM, el cual está disponible para todos los usuarios (<http://gdem.ersdac.jspacesystems.or.jp/>).

Procesamiento digital de las imágenes TM y OLI

Calibración de las imágenes TM y OLI

Los datos de las imágenes pueden ser reescalados a los valores de radiancia en el techo de la atmosfera, usando para ello los coeficientes radiométricos provistos en el archivo de metadato MTL.txt. Las imágenes del sensor TM fue convertido a valores de radiancia usando las siguientes ecuaciones (Markhan y Barker, 1986):

$$ND = \left(\frac{ND_{max}}{L_{max} - L_{min}} \right) * (L_{\lambda} - L_{min})$$

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{ND_{max}} \right) * ND + L_{min}$$

Donde L_{λ} es la radiancia en $W/m^2.sr.\mu m$, ND es el número digital para cada pixel de la imagen, L_{max} y L_{min} son las radiancias máxima y mínima (constantes de calibración obtenidas del metadato), ND_{max} es el número digital máximo de la imagen.

Las imágenes del sensor OLI fue convertido a valores de radiancia usando otra expresión de la ecuación anterior (Instituto Geográfico Agustín Codazzi, 1986):

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) * (ND - Q_{calmin}) + L_{min}$$

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) * ND + [L_{min} - \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) * Q_{calmin}]$$

$$L_{\lambda} = M_L * Q_{cal} + A_L$$

Donde Q_{cal} el producto estándar cuantificado y calibrado por valores de pixel (ND), M_L es el factor multiplicativo de escalado específico obtenido del metadato, A_L es el factor aditivo de escalado específico también obtenido del metadato.

Corrección Geométrica y Atmosférica

Las imágenes OLI y TM son de nivel L1T y vienen ortorectificadas. Para la Corrección Atmosférica de las imágenes se usó el módulo FLAASH (“Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes”), basado en principios físicos atmosféricos y de espectroscopia contenidos en MODTRAN4 (“Moderate Resolution Atmospheric Transmittance and Radiance code”) (Vermote et al., 1997; Berk et al., 2002), que toma como base una ecuación estándar para la radiancia espectral en un pixel en el sensor, L , aplicado

para el rango de longitud de onda solar, en materiales lambertianas o equivalentes (Matthew et al., 2000). La ecuación es la siguiente:

$$L = \left(\frac{A\rho}{1 - \rho_e S} \right) + \left(\frac{B\rho_e}{1 - \rho_e S} \right) + L_a$$

Dónde ρ es la reflectancia superficial del pixel, ρ_e es la reflectancia superficial promedio del pixel y la región de entorno, S es el albedo esférico de la atmósfera, L_a es parte de la radiancia dispersada por la atmósfera, A y B son coeficientes que dependen de las condiciones atmosféricas y geométricas pero no depende de la superficie.

Proceso de Clasificación

El proceso de clasificación empleado es la clasificación por árbol de decisión, el cual tiene como ventaja principal su naturaleza no paramétrica y flexibilidad respecto de las relaciones no lineales de los datos de entrada y los nodos que separan los datos, que se basan en un conjunto de reglas de decisión, los que ponen en relieve un entrenamiento más rápido de interpretación sencilla y eficaz para automatizar la selección de características, reduciendo los datos de entrada en una nueva data; las reglas de decisión fueron comprometidos por un conjunto de umbrales de índices espectrales derivados de los datos-terreno (programa Google Earth) con el fin de separar la cubierta terrestre de humedal alto-andino de otras cubiertas, así como sus subclases existentes.

Los índices que emplea este método multitemporal de clasificación son:

- Índice de Vegetación (NDVI; Rouse et al., 1973), que es la razón de la diferencia de las reflectancias de las bandas infrarrojo cercano y el rojo visible entre su suma. Este indicador resalta la contribución de la vegetación a la respuesta espectral de la superficie, cuyos valores varían en el intervalo de -1 a 1. En las zonas que contienen agua o las nubes, el valor de NDVI es siempre menor que 0.

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$$

- Índice de infrarrojos (NDII; Hunt and Rock, 1989), que es la razón de la diferencia de las reflectancias de las bandas infrarrojo cercano y el infrarrojo medio entre su suma. Este indicador resalta la presencia de humedad o saturación de humedad que posee la superficie, cuyos valores varían en el intervalo de -1 a 1.

$$NDII = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}}$$

- El modelo de Pendiente obtenida del modelo de elevación digital ASTER GDEM el cual cuenta con una resolución espacial de 30m al igual que las imágenes multispectrales TM y OLI del Landsat (SLOPE; grado de inclinación de la superficie respecto de la horizontal).

Por lo tanto, se aplicó un procedimiento de mapeo de multi-temporal supervisado (tomando escenas antes y después de un periodo de lluvias) basado en una estructurada jerárquica binaria de Árbol de Decisiones.

3. Resultados y Discusión

Determinación de Umbrales

Los umbrales de índices NDVI y NDII que representan a los humedales alto-andinos son obtenidos en conjunto con las imágenes de alta resolución disponibles para el área de estudio en el programa Google Earth. La identificación de los humedales alto-andinos será derivada de las imágenes NDVI y NDII mediante la integración de imágenes Landsat y el modelo de elevación digital Aster GDEM por Árbol de Decisiones.

La Figura 2 muestra el diagrama de cajas derivado de los datos de terreno (imágenes de alta resolución disponibles para el área de estudio en el programa Google Earth), donde los números en la parte superior e inferior indican el umbral del índice NDVI que representan a los humedales alto andinos (data derivada de las Imágenes Landsat); así como la distribución de frecuencias de los valores de NDVI en todo el área de estudio. Se realiza el mismo procedimiento para el NDII en las distintas imágenes.

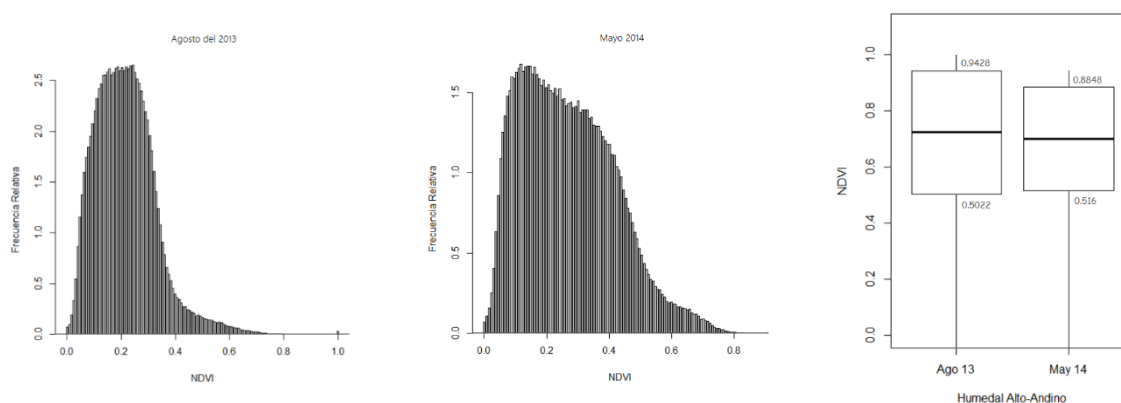
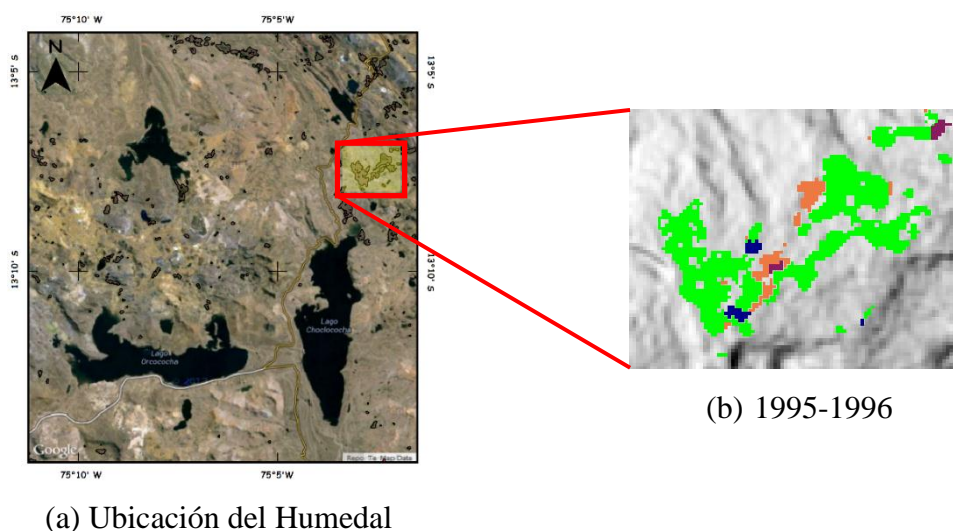


Figura2. Diagrama de Cajas para cada conjunto de datos de las escenas de Agosto del 2013 y Mayo 2014.

Imágenes derivadas de los Clasificadores de Árbol de Decisiones

La Figura 3 muestra el resultado obtenido de la integración de las imágenes Landsat y el Aster GDEM para la identificación de los humedales entre los diferentes años indicados debajo de cada imagen, las cuales son clara evidencia de ser ecosistemas dinámicos. La Figura 3(a) muestra la ubicación del humedal analizado.



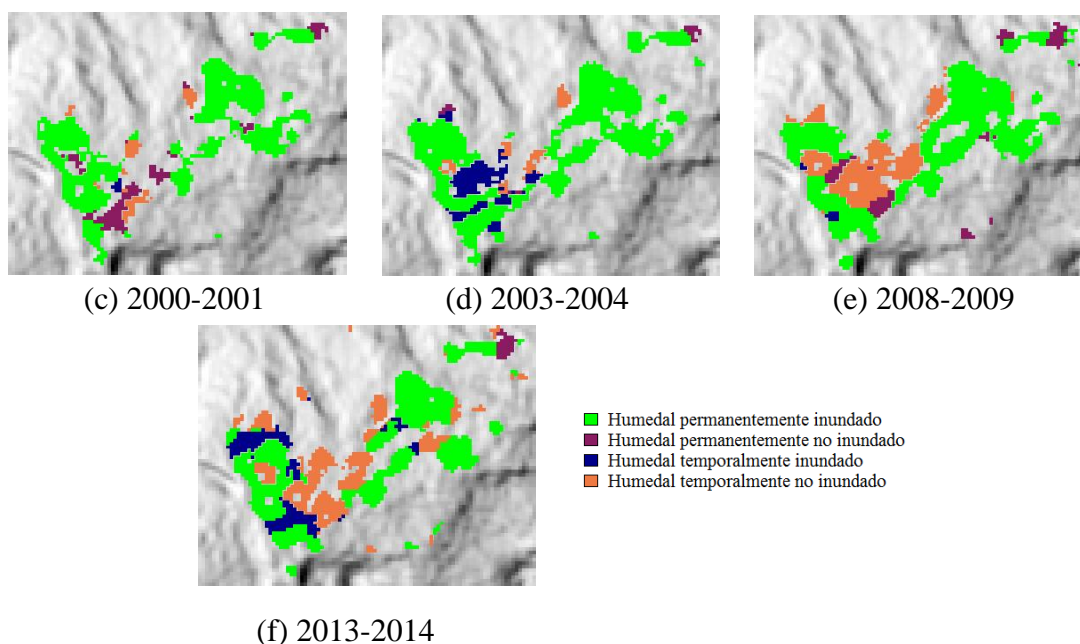


Figura3. (a) Ubicación de los humedales y el resultado de la Clasificación por árbol de decisiones entre años consecutivos (b)1995-1996, (c)2000-2001, (d) 2003-2004, (e)2008-2009, (f)2013-2014.

Comportamiento espectral de la superficie de Humedales alto-andinos

El resultado de la clasificación, permite identificar las áreas correspondientes a los humedales permanentes (inundados y no inundados) y mudables (temporales que cambian de inundados a no inundados y viceversa). Corroboramos el resultado, con la firma espectral de la cobertura correspondiente a humedal en el mínimo compuesto para ambas épocas (Figura 4).

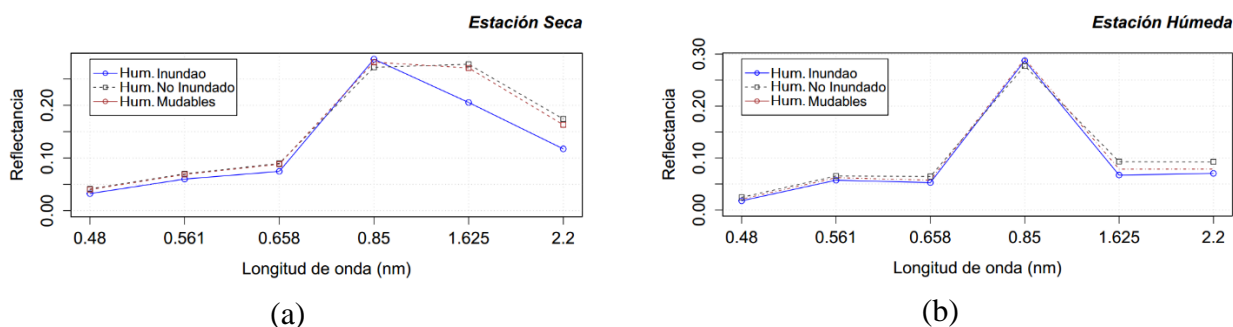


Figura 4. Reflectancia de la superficie correspondiente a tipos de humedales en funcion de la longitud de onda central, para la clasificacion del minimo compuesto en (a) estacion seca y (b) estacion humeda..

En la región del visible (0,4 a 0,7 μm .) la reflectancia es más baja para la época húmeda debido a la mayor presencia de clorofila en la composición de las plantas.

Para la región del infrarrojo cercano (0,7 a 1,3 μm .) se muestra un contraste entre las bandas del visible y la banda del infrarrojo cercano (los centros 0.658 y 0.85 rigen el

parámetro de NDVI), con un pendiente más pronunciada en la época húmeda, dejando ver el mayor vigor de la vegetación para esta época.

Región del infrarrojo medio (1,3 a 3,0 μm .) se muestra una mayor reflectividad para la época seca debido al menor contenido de agua en contraste con la época húmeda. Lo que va de acuerdo con la literatura internacional para la vegetación (Chuvieco, 2008). La diferencia de las bandas con centros 0.85 y 1.625 rigen el de NDII.

4. Conclusiones

La presente metodología cumplió con el objetivo de identificar los Humedales con el uso de imágenes de satélite, permitiendo identificar al 1.65% del área de estudio como humedales alto-andinos y cuantificar la disminución de humedales permanentemente inundados. El NDVI y el NDII son parámetros físicos que están muy relacionados en el comportamiento de estas superficies, como muestra su respuesta espectral. En ese sentido, el trabajo que se viene desarrollando tiene el potencial de proveer de una herramienta de bajo costo y eficiente, que contribuya a las tareas de gestión sostenible de ecosistemas por parte de los diferentes actores existentes.

Para un mejor estudio se deben documentar las áreas correspondientes a los humedales y otras coberturas propias de la zona, con coordenadas GPS y fotografías dentro de la región de estudio, con el fin de poder digitalizarlos como regiones de interés y así obtener resultados más óptimos, y de esta manera dar paso al análisis de la dinámica hídrica de los humedales.

5. Agradecimientos

Al proyecto “Strengthening resilience of Andean river basin headwaters facing global change” USAID – fundación PEER – UNMSM, el cual busca generar metodologías y resultados del estudio de las cabeceras de cuenca hidrográfica en los andes peruanos. Este trabajo se viene desarrollando en el Laboratorio de Teledetección, FCF-UNMSM.

6. Referencias Bibliográficas

Acharya, G. (2000). Approaches to Valuing the Hidden Hydrological Services of Wetland Ecosystems. *Ecological Economics*, 35, 63 – 74.

Autoridad Nacional Del Agua (2011). Plan Estratégico Institucional.

Berk, A., Adler-Golden, S. M., Ratkowski, A. J., Felde, G. W., Anderson, G. P., Hoke, M. L., Cooley, T., Chetwynd, J. H., Gardner, J. A., Matthew, M. W., Bernstein, L. S., Acharya, P. K., Miller, D. and Lewis, P. (2002). Exploiting MODTRAN Radiation Transport for Atmospheric Correction: The FLAASH Algorithm. *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion*, 2, 798 - 803.

Centro Peruano De Estudios Sociales, Huancavelica (2009). Conflicto Por Recurso Hídrico Entre La Comunidad Campesina De Carhuancho Y El Proyecto Especial Tambo Ccaraccocha.

Cohen W. B., Maiersperger T.K., Gower S.T., Turner D.P. (2003). An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM + data Remote Sensing of Environment, 84, 561–571.

Convención De Ramsar (2007). Inventario de humedales: un Marco para el Inventario de Humedales. Manuales Ramsar para el uso racional de los humedales 3a. edición, 12. Secretaria de la Convención Ramsar, Gland (Suiza).

Chuvieco, E. (2008). Teledetección Ambiental La Observación De La Tierra Desde El Espacio. España: Ariel, S. A.

Friedl, M. A., Brodley, C. E., (1997). Decision Tree Classification Of Land Cover From Remotely Sensed Data. *Remote Sensing Of Environment*, 61(3), 399-409.

Halls, A. J. (1997). Wetlands, Biodiversity and the Ramsar Convention: The Role of the Convention on Wetlands in the Conservation and Wise Use of Biodiversity. Ramsar Convention Bureau, Gland, Switzerland.

Hunt, E. R., Jr. And Rock, B. N., (1989). Detection Of Changes In Leaf Water Content Using Near – And Middle - Infrared Reflectance. *Remote Sensing Of Environment*, 30, 43 – 54.

Markhan, B. Y Barker, J. (1986). Landsat MSS and TM post-calibration dynamics range, exoatmospheric reflectance and at satellite temperature. EOSAT. Landsat Technical Notes. 3-8.

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,” SPIE Proceeding, Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery VI, Vol. 4049, 199-207.

Moreira, G. and Trondoli, E. (2013). Análisis comparativo de modelos de elevación SRTM, GDEM ASTER y TOPODATA para estimar el factor topográfico (LS) de la USLE. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.

Otto M., Scherer D., and J. Richters (2011). Hydrological differentiation and spatial distribution of high altitude wetlands in a semi-arid Andean region derived from satellite data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15, 1713–1727.

Ozesmi, S. and Bauer, M. (2002). Satellite remote sensing of wetlands, *Wetl. Ecol. Manag.*, 10(5), 381–402.

Rouse, J. W., Hass, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Proceedings of the 3rd Earth Resources Technology Satellite-1 symposium. 309–317.

Salazar, Beatriz (2014), Proyectos De Agua Para Ica: Vulneran El Derecho De Las Comunidades De Huancavelica. *La Revista Agraria*, 161, 4-5.

Vermote, E.F., N. El Saleous, C.O. Justice, Y.J. Kaufman, J.L. Privette, L. Remer, J.C. Roger and D. Tanre, (1997a). Atmospheric Correction of Visible to Middle-Infrared EOS-MODIS Data Over Land Surfaces: Background, Operational Algorithm and Validation. *J. Geophys. Res.*, 102, 17131–17141.