

Evaluando el desempeño de índices espectrales para identificar humedales alto andinos

Aponte-Saravia, J.*, Ospina-Noreña, J.E.

Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Colombia, Carrera 45 N° 26-85 - Edificio Uriel Gutiérrez, Bogotá D.C., Colombia.

Resumen: Los humedales altoandinos son hábitats fundamentales para las formas de vida que se han adaptado a estos ecosistemas extremos de alta montaña, y para los seres vivos que habitan en las partes bajas de la cuenca; son espacios que albergan alta diversidad de flora y fauna propias de estos lugares y están fuertemente asociados con el componente hídrico. De allí radica la importancia de identificar y monitorear, utilizando métodos fácilmente aplicables y que permitan obtener resultados cada dos semanas aproximadamente, que sean poco costosos y altamente fiables. Los métodos de monitoreo en periodos cortos, económicamente rentables y proveen información fiable, corresponden a las evaluaciones mediante imágenes satelitales, específicamente aplicando los métodos de índices espectrales. De tal modo, el objetivo de la investigación fue evaluar el desempeño de seis índices, considerados como los más utilizados para identificar humedales altoandinos (índice de humedad a nivel de superficie, índice de diferencia normalizada de agua, índice de vegetación de diferencia normalizada, índice de vegetación mejorada, índice de vegetación ajustada a la superficie y *tasseled* CAP vegetación), en periodos de escasa precipitación, utilizando imágenes Landsat 8 OLI. Comparando el desempeño de los referidos índices en la identificación de humedales mediante el aprendizaje estadístico de validación cruzada y *bootstrap*, el índice que mostró mejor desempeño fue *tasseled* CAP vegetación, revelando el valor más bajo del promedio de error medio cuadrático de las iteraciones entre la tasa de error de prueba y el entrenamiento. El índice *tasseled* CAP vegetación, muestra mayor fiabilidad para identificar y evaluar humedales altoandinos.

Palabras clave: índices espectrales, ecosistemas de alta montaña, identificación de humedales, validación cruzada.

Evaluating the performance of spectral indexes for identify high Andean wetlands

Abstract: High Andean wetlands are habitats critical to life forms that have adapted to these extreme high mountain ecosystems, and for living beings that inhabit the lower parts of the basin; they are spaces that contain high diversity of flora and fauna characteristic of these places and are strongly associated with the water component. There lies the importance of identifying and monitoring ecosystems, using easy applicable methods and allowing results every two weeks approximately, they are inexpensive and highly reliable. Methods of monitoring in short periods, they are economically profitable and provide reliable information, they correspond to the evaluations by satellite images, specifically applying the methods of spectral indices. Thereby, the objective of the research was

To cite this article: Aponte-Saravia, J., Ospina-Noreña, J.E. 2019. Evaluating the performance of spectral indexes for identify high Andean wetlands. *Revista de Teledetección*, 53, 59-72. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.10580>

* Corresponding author: japontes@unal.edu.co

to evaluate the performance of six indices, considered to be the most used to identify high Andean wetlands (humidity index at surface level, normalized difference water index, normalized difference vegetation index, enhanced vegetation index, index of vegetation to the surface and tasseled CAP vegetation), in periods of low precipitation, using imagery Landsat 8 OLI. Comparing the performance of those indexes in the identification of wetlands through cross-validation and bootstrap statistical learning, the index that showed better performance was tasseled CAP vegetation, revealing the lowest value of the average of the mean square error of iterations between the test failure rate and training. The index tasseled CAP vegetation, shows greater reliability to identify and evaluate high Andean wetlands.

Key words: spectral index, ecosystems of high mountains, wetlands, cross-validation.

1. Introducción

Los humedales altoandinos, son ecosistemas complejos que están integrados principalmente por tres componentes fundamentales; agua, vegetación y suelo (Ji *et al.*, 2009); sin embargo, el que más predomina es la vegetación herbácea (Hendrickson y Minckley, 1984); estos ambientes están compuestos principalmente por pantanos asociados con vegetación gramínea y turberas, pueden ser de régimen natural o artificial, permanentes o temporales, con aguas estancadas o en movimiento (Ramsar, 2005). Se ubican aproximadamente sobre los 3500 metros sobre el nivel del mar (msnm).

Dichos ecosistemas brindan beneficios y servicios ambientales, tales como: el forraje para el pastoreo, agua para los animales, fuente hídrica para consumo humano de las poblaciones que se ubican en la parte alta y media de las cuencas (Mazzarino y Finn, 2016; Fuentealba y Mejía, 2016). Los humedales altoandinos son zonas que albergan especies de flora y fauna silvestre, muchos considerados como endémicos o propios de estos lugares, y almacenan carbono orgánico (Dangles *et al.*, 2014; Fonkén y Sofía, 2016). Así mismo, son zonas que se caracterizan por acumular excesiva cantidad de agua y la vegetación generalmente se mantiene siempre verde durante el año; se sustentan por las contribuciones de precipitación, nieve y deshielo de los glaciares, mediante el proceso de drenaje descendente y flujo superficial (Zeballos *et al.*, 2014; Polk *et al.*, 2017).

Evaluar los estados biofísicos de los humedales altoandinos y estimar las áreas superficiales en paisajes complejos e inaccesibles a escala regional de manera directa, es un proceso tedioso y costoso; de manera que, el análisis de territorio

mediante imágenes de satélite, es una alternativa efectiva y poco costosa (Jones *et al.*, 2009; Li *et al.*, 2013). Existen diversas técnicas de captura de datos para evaluar humedales, a partir de imágenes satelitales e imágenes de fotografía aérea, así mismo, existen varias metodologías de clasificación tales como: clasificación supervisada y no supervisada, análisis de componentes principales, clasificación híbrida, píxeles mixtos, clasificación por sub-píxel, índices espectrales y otros; cada método tiene ventajas y limitaciones que dependen de las características de los datos (Ozesmi y Bauer, 2002). Los métodos más aplicados para evaluar específicamente humedales altoandinos son los índices espectrales, tales como: el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), índice de humedad a nivel de superficie (LSWI), entre otros, (Xiao *et al.*, 2002; Otto *et al.*, 2011; Aducci y Bram, 2015; Mazzarino y Finn, 2016). Sin embargo, se desconoce el índice que, con mejor desempeño permite identificar los humedales altoandinos.

Los índices espectrales asociados a la evaluación de la vegetación, son el resultado de la transformación de dos o más bandas, que contribuyen en la mejora del análisis de las propiedades de la vegetación y permiten obtener la distribución espacial de contenido de clorofila y otros componentes, así como la estructura de la vegetación de manera fiable y rápida (Huete *et al.*, 2002). Algunos índices están asociados en la identificación de un objeto específico, como es el caso del agua, el suelo, la vegetación, y otros objetos, que ayuda identificar ecosistemas mixtos. En la Tabla 1, se presentan los índices más utilizados en la evaluación de ecosistemas asociados a humedales en las zonas altoandinas.

Tabla 1. Índices más citados para evaluar coberturas asociadas a los humedales (agua, suelo y vegetación).

Nombre índice	Ecuación	Propiedad medida	Autor
LSWI	$(\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{NIR} + \text{SWIR})$	Humedad en la vegetación	Xiao <i>et al.</i> , 2002
NDWI	$(\text{Green} - \text{NIR}) / (\text{Green} + \text{NIR})$	Aguas abiertas	McFeeters, 1996
NDVI	$(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red})$	Verdor de la vegetación	Rouse <i>et al.</i> , 1973
EVI	$(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + 6\text{Red} - 7,5\text{Blue} + 1)$	Biomasa	Huete <i>et al.</i> , 2002
SAVI	$((\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red} + 1)) (1 + L)$	Verdor de la vegetación	Huete <i>et al.</i> , 1987
TCG	$-0,2941\text{Blue} - 0,2430\text{Green} - 0,5424\text{Red} + 0,7276\text{NIR} + 0,713\text{SWIRI} - 0,1608\text{SWIRII}$	Coberturas terrestres	Muhammad <i>et al.</i> , 2014

Como se indica a continuación, el LSWI, fue aplicado para evaluar el contenido de humedad en la vegetación (Xiao *et al.*, 2002); además, ha sido utilizado para evaluar suelos asociados a humedad en ecosistemas semi áridos (Mohammadi *et al.*, 2017). El índice de diferencia normalizada de agua (NDWI), es muy empleado para evaluar cuerpos de agua abierta (McFeeters, 1996; Wilson *et al.*, 2016). El NDVI, ampliamente usado para evaluar el vigor de la vegetación, es decir, para diferenciar las coberturas de vegetación, según la densidad y salud de la vegetación (Wilson *et al.*, 2016; Mohammadi *et al.*, 2017).

Del mismo modo, el índice de vegetación mejorada (EVI), está orientado en optimizar la respuesta espectral de la vegetación con alta densidad, desarrollando el proceso de reducción de la influencia de la atmósfera; también fue aplicado para monitoreo multitemporal de coberturas terrestres (Mohammadi *et al.*, 2017), y en análisis de rendimiento de cultivos (Shi *et al.*, 2017). El índice de vegetación ajustada a la superficie (SAVI), ha permitido aislar la vegetación del suelo y del agua (Huete *et al.*, 1978), y para evaluar ciénagas en regiones semiáridas (Wilson *et al.*, 2016). *Tasseled CAP* vegetación (TCG), es el resultado de la suma ponderada de las bandas que participan en este proceso, y fue diseñado para evaluar los patrones progresivos de crecimiento de los cultivos (Kauth y Thomas, 1976), aplicado en diferentes programas satelitales y para Landsat 8 OLI, (Baig *et al.*, 2014), donde se obtiene un nuevo componente mediante un mecanismo de reducción de datos que permite mejorar la interoperabilidad de la estructura de datos espectrales, obteniendo como

resultado las características físicas del paisaje en clases (Crist, 1985; Gao *et al.*, 2012).

Algunos autores han aplicado técnicas de análisis espectral para caracterizar humedales altoandinos, como el caso del NDVI, que ha sido aplicado para identificar humedales perennes y temporales, donde los valores de los umbrales están asociados a los periodos de precipitación (Otto *et al.*, 2011); fue validado obteniendo resultados significativos (García, 2015; Aduato y Bram, 2015). El índice de infrarrojos (NDII) propuesto por Hunt y Rock, (1989), ha sido aplicado para identificar áreas saturadas en zonas alto andinas (Aduato y Bram, 2015). De igual modo, se evaluó el comportamiento de estos ecosistemas en periodos interanuales aplicando el NDVI, (Mazzarino y Finn, 2016), donde los autores presentan umbrales de identificación de humedales y exactitudes de clasificación temática con valores diferentes.

Cuando se generan mapas temáticos mediante procesado y análisis de imágenes de satélite para evaluar ecosistemas de alta montaña, es fundamental alcanzar resultados precisos y cada cierto periodo. Existen escasos métodos para identificar estos ecosistemas, específicamente para monitoreos a escala regional, que sean utilizados de manera sencilla; sin embargo, es importante conocer y comparar el desempeño de los índices más utilizados para identificar humedales, y que puedan ser evaluados en ecosistemas altoandinos; en tal sentido, el objetivo de la investigación, fue evaluar el desempeño de seis índices espectrales para identificar humedales altoandinos en periodos de escasa precipitación.

2. Materiales y métodos

La zona donde se realizó la investigación, se ubica en la cadena de montañas de la cordillera de los Andes, específicamente en la parte Occidental de la cordillera Central denominado cordillera de La Viuda, (Figura 1), que corresponde a los departamentos de Lima y Junín, Perú, en las coordenadas geográficas latitud sur y longitud oeste $11^{\circ}10'31,72''S$, $76^{\circ}33'35,60''O$; $11^{\circ}32'00,16''S$, $76^{\circ}13'41,42''O$; a una altitud promedio de 4185 msnm. El área estimada es de 1300 km² aproximadamente, el sector se encuentra a 96 kilómetros de la ciudad de La Oroya. La zona de estudio presenta un clima frío seco, la temperatura mínima promedio es 2,3 °C y la temperatura máxima promedio es 12 °C; la precipitación promedio anual es 910 mm, en los periodos de escasa precipitación entre los meses de mayo a agosto no supera los 30 mm por mes, (SENAMHI, 2017). Así mismo en esta zona, el paisaje presenta montañas, picos, colinas altas medias y bajas, zonas disectadas, los fondos de valle y planicies (Vázquez, 2014). Además, la vegetación en las partes bajas es predominado por matorrales, en la parte media por pajonales,

césped de puna y humedales altoandinos, en la parte alta existe escasa vegetación, generalmente esta cubierto por afloramiento de roca, suelo desnudo y glaciares (MINAGRI, 2012).

2.1. Materiales

Las imágenes que se utilizaron para la investigación han sido descargadas del sitio web <https://earthexplorer.usgs.gov>, cuyos datos corresponden al programa Landsat 8 OLI. Las imágenes poseen una resolución espectral de 12 bits, de las cuales ocho bandas pertenecen al espectro visible e infrarrojo, y dos bandas a la región termal. La imagen fue capturada por el sensor Landsat el 02 de julio del 2016, y pertenece al *path* 007, *row* 068, con tamaño de píxel de 30 metros, sistema de referencia WGS84, de calidad nueve, con promedio de 10% de nubosidad. Además, se utilizaron imágenes “World Imagery” de alta resolución espacial con tamaño de píxel 30 cm aproximadamente, para evaluar los procesos de exactitud de clasificación temática.

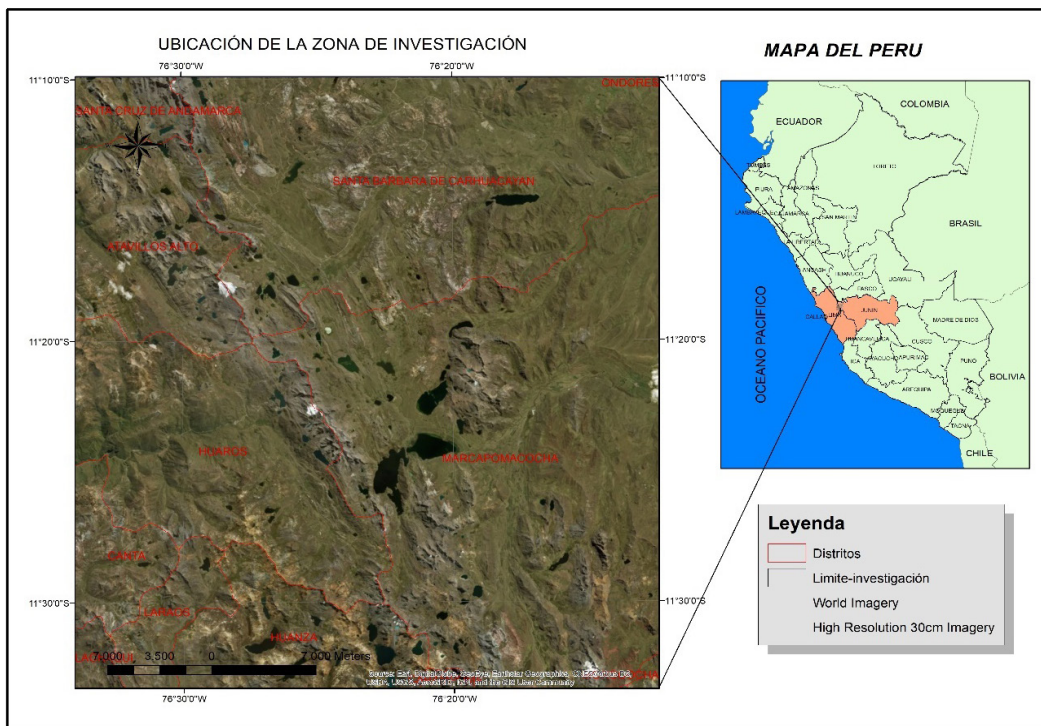


Figura 1. Mapa de ubicación de la zona de estudio.

2.2. Métodos

Las bandas de la región azul a infrarrojo, banda 2, banda 3, banda 4, banda 5, banda 6 y banda 7, fueron seleccionadas para el análisis, las cuales inicialmente presentaban valores en los píxeles entre 0 y 4096, también denominados como nivel digital, de tal modo que, se transformaron en valores de reflectancia a nivel de superficie, proceso importante que permite obtener los valores de los píxeles, en relación al comportamiento o respuesta de reflectancia de los objetos.

2.2.1. Preprocesamiento de datos

Para obtener los valores de los píxeles en unidades físicas, se transformaron los valores de nivel digital a radiancia, aplicando la ecuación propuesta por la USGS, (2018) (Ecuación 1), para ello, se utilizaron los valores de los factores de escala que se indican en los metadatos:

$$La^* = ML \cdot QCAL + AL \quad (1)$$

Donde: La^* , son los valores de los píxeles a nivel de radiancia en ($W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$); $QCAL$, es el valor del píxel en nivel digital; ML es el factor de escala multiplicativa para cada banda que se indica en los metadatos y AL , es el factor de escala aditiva para cada banda.

Así mismo, para convertir los valores de radiancia en valores de reflectancia a nivel de superficie, se aplicó el método de FLAASH (*Fastsight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes Lineof*) implementado en el software ENVI versión académica, esto permite obtener resultados óptimos (Cooley *et al.*, 2002; Kayadibi, 2011), utilizando la ecuación 2:

$$L^* = \frac{A \cdot \rho}{(1 - \rho \cdot e \cdot S)} + \frac{\rho \cdot B \cdot e}{(1 - \rho \cdot e \cdot S)} + La^* \quad (2)$$

donde: ρ , es la reflectancia de la superficie del píxel; e , es el promedio de la reflectancia para cada píxel por el valor promedio de la región; S , es el valor de albedo esférico de la atmósfera; L^* , es el valor estándar de la luminosidad espectral en el sensor; La^* , es la radiancia retrodispersada por la atmósfera; A y B , son coeficientes que dependen en la atmósfera de las condiciones geométricas, pero no de la superficie, obteniendo finalmente como producto los valores de la imagen en respuestas espectrales a nivel de superficie.

Las nuevas imágenes asociadas con valores de reflectancia a nivel de superficie, fueron recordadas mediante la extensión *subset* del programa ENVI 5.1, obteniendo los píxeles que corresponden específicamente a la zona de investigación, quedando estos datos aptos para la ejecución de los procesos de transformación de bandas, como se indica en la Figura 2.

2.2.2. Aplicación de índices

A los píxeles con valores de reflectancia a nivel de superficie de cada banda espectral se aplicaron las ecuaciones que se indican en la Tabla 1. De esta manera, se obtuvieron los índices LSWI, NDWI, NDVI, EVI, SAVI, TCG, cuyos valores máximos y mínimos se indican en la Tabla 2.

A las nuevas bandas, producto de las ecuaciones, se realizaron los procesos de agrupación de píxeles para encontrar el rango de valores de los píxeles asociados a humedales altoandinos, de tal manera que, se han dividido a los píxeles según su rango de valores en treinta y dos grupos por igual rango de valores; cada grupo de píxeles fue contrastado sobre una imagen de mayor resolución espacial, para asociarlo con la identificación de los humedales altoandinos y otras coberturas; utilizando la extensión *Raster Color Slice* en el programa *System for Automated Geoscientific Analyses* (SAGA), que permite verificar los píxeles seleccionados mediante la coincidencia de ubicación espacial sobre una imagen, donde es posible identificar los objetos de interés, como se observa en la Figura 3b; así mismo, sobre una imagen de mayor resolución espacial y en la imagen Google Earth Pro, altura de visión 5,7 km, (Figura 3c).

El grupo de píxeles asociados con humedales y ecosistemas que se ubican en las zonas adyacentes, fueron nuevamente disgregados en dieciséis clases, dividido en igual rango de valores; a cada subgrupo de píxeles se contrastaron en imágenes de mayor resolución espacial para determinar a qué objeto corresponde dicho subgrupo, proceso que ha permitido obtener con mayor precisión el conjunto de píxeles asociados con humedales, y determinar los rangos de valores que corresponden a estos ecosistemas, cómo se observa en la Figura 3c y Figura 3d. Este proceso fue desarrollado en todas las bandas obtenidas en las ecuaciones de cada índice, LSWI, NDWI, NDVI, EVI, SAVI

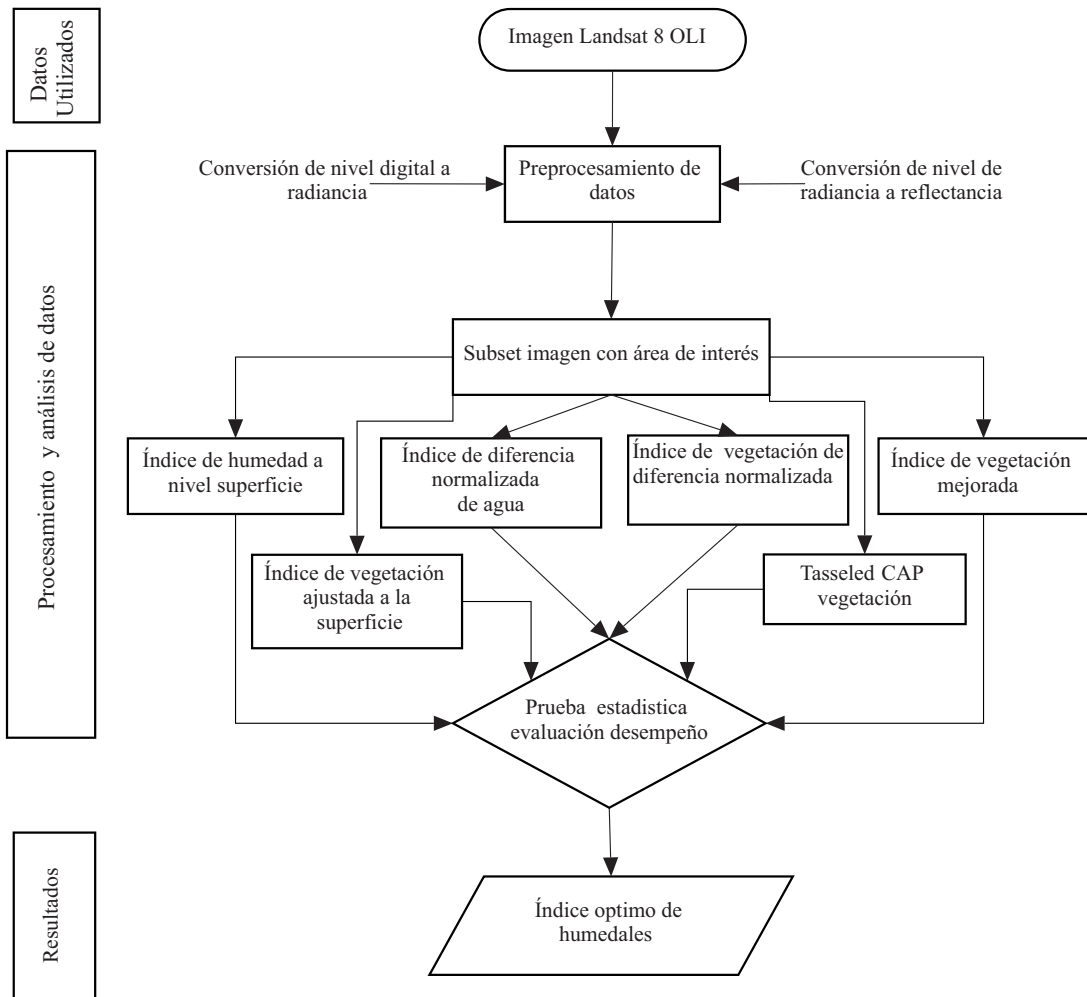


Figura 2. Esquema metodológico para identificar humedales alto andinos mediante imágenes Landsat.

y TCG, obteniendo de este modo los valores de los umbrales de separación de humedales y otras coberturas, incluido dentro de esta como: cuerpos de agua abierta, afloramientos de roca, suelo desnudo y vegetación herbácea, que se presentan en la Tabla 2.

Así mismo, mediante este criterio es posible clasificar las coberturas de tipo glaciar, vegetación gramínea, los espejos de agua (lagunas), afloramiento de roca y suelo desnudo (Figura 4), objetos que no fueron de interés en esta investigación, y se denominaron como otras coberturas, finalmente obteniendo grupos de píxeles asociados a los humedales y otras coberturas que se ubican en las zonas adyacentes, como se muestra en la Tabla 2.

2.2.3. Evaluación de desempeño

En el proceso de evaluación del desempeño de los índices espectrales utilizados LSWI, NDWI, NDVI, EVI, SAVI y TCG, asociados a la identificación de los humedales altoandinos, se aplicó el método estadístico *Cross Validation (CV) leave-one out*, desarrollado por Kohavi *et al.* (1995), y ampliamente utilizado por James *et al.* (2013) para evaluar el desempeño de datos similares, además aplicado por Brenning (2012), en la evaluación de reglas de predicción asociados a los sensores remotos, mediante el cálculo de los errores medios cuadráticos de las iteraciones.

Por consiguiente, se delimitaron cuarenta parcelas con áreas superiores a 5 ha, que corresponden específicamente a humedales, objeto identificado

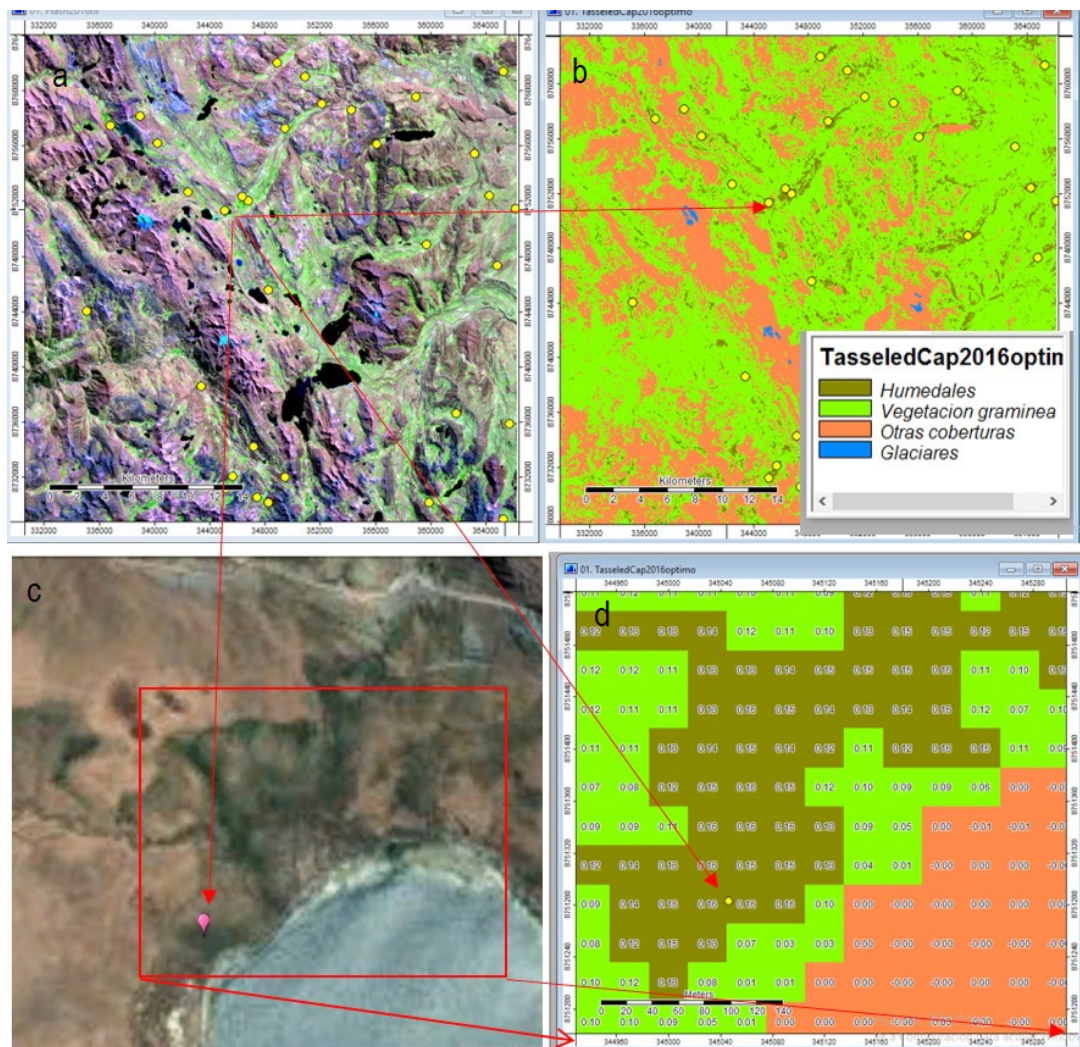


Figura 3. Proceso de identificación de umbrales asociado a la cobertura de los humedales: a) composición falso color de las bandas 543, b) mapa temático de coberturas, elaborado a partir de índice tasseled CAP vegetación, c) zona asociada a los humedales en imagen Google Earth y d) clasificación de píxeles según rango de valores.

a partir de una imagen de alta resolución espacial, *World Imagery* con tamaño de píxel de 30×30 cm, cuya superficie aproximada de la zona seleccionada es 671 ha, distribuidas en toda la zona de estudio.

Dentro de estas parcelas, se generaron 2000 puntos de manera aleatoria, con distancias superiores a 90 metros de un punto a otro. A continuación, se extrajeron los valores de los píxeles de los índices espectrales que coinciden con la ubicación de los puntos, obteniendo los valores de índices que corresponden específicamente a los humedales generados a partir de la imagen Landsat, tamaño

de píxel de 30×30 m, denominados puntos de entrenamiento, cuya superficie aproximada a la zona de entrenamiento es 180 ha.

Para obtener los puntos de prueba, se extrajeron nuevamente dos mil puntos de manera aleatoria del conjunto de píxeles que pertenecen a los valores asociados al umbral de clasificación de humedales, aplicando los criterios de separación entre puntos señalada en el párrafo precedente, píxeles que no corresponden con la ubicación de los puntos asignados como puntos de entrenamiento, cuya superficie aproximada es 180 ha. (Tabla 2).

El conjunto de datos asociados a los puntos, como los puntos de entrenamiento y de los puntos de prueba, fueron disgregados en dos grupos, en mil quinientos y en quinientos puntos; en el primer grupo, se generó el entrenamiento del modelo, que relaciona los datos de prueba y de entrenamiento, después de obtener la función de predicción, se calculó la validación cruzada aleatoria, mediante la Ecuación 3, que fue calculada en el paquete estadístico de R-Studio versión 3.5.0; que consiste en estimar el valor promedio de los errores medios cuadráticos de las iteraciones de uno de los grupos. El segundo grupo, fue utilizado para validar la predicción del modelo.

$$CV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (EMC) \tag{3}$$

donde: n es la cantidad de iteraciones; EMC (Ecuación 4), corresponde al error medio cuadrático de las iteraciones de $(x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, ajustando al modelo utilizado de $n-1$ de observaciones de entrenamiento.

$$EMC = (y_i - y_j)^2 \tag{4}$$

Además, y_i son los puntos con valores asociados a los píxeles que corresponden a la variable de entrenamiento; y_j los puntos con valores vinculados a los píxeles asociados a la prueba.

El método de validación cruzada de selección aleatoria presenta resultados con variaciones significativas generando este resultado cierta incertidumbre (Amat, 2016). Para disminuir dicha incertidumbre fue conveniente ejecutar el cálculo del Error de Test para 100 repeticiones del conjunto de datos asignados para el proceso de validación, seleccionando y agrupando de manera aleatoria mediante los estadísticos descriptivos que se presentan en la Tabla 3. De ese modo, se pudo definir los índices con menos variación en el análisis de los píxeles que pertenecen al grupo de entrenamiento, respecto a los píxeles que corresponden a la prueba.

Al mismo tiempo, el método de validación cruzada permite identificar el grado de polinomio asociado al mejor modelo, menor test CV-EMC (Amat, 2016), de tal modo, para determinar este proceso, se ajustaron diez modelos distintos empleando polinomios de grado 1 a grado 50, y se registró CV-MSE para cada cálculo; la función

permite determinar el grado de polinomio que más se ajusta, como se describe en la Tabla 4.

Por otro lado, con el fin de evaluar la precisión de los parámetros estadísticos descriptivos, se utilizó el estadístico *bootstrap*, herramienta muy efectiva que permite calcular la significancia estadística (*p-value*), proceso que ha sido calculado en el software R-Studio versión 3.5.0, que permite mostrar la diferencia de los conjuntos de datos, y los intervalos de confianza de la diferencia entre dos poblaciones (James *et al.*, 2013; Amat, 2016); mediante este método de aprendizaje estadístico, es posible estimar los errores de coeficiente de regresión lineal de ajuste y se aplica mediante la expresión utilizada por James *et al.* (2016) (Ecuación 5):

$$\alpha = \frac{\alpha_y^2 - \alpha_{xy}}{\alpha_x^2 + \alpha_y^2 - 2\alpha_{xy}} \tag{5}$$

donde: X y Y , son valores cuantitativos aleatorios, valores asociados a los píxeles que corresponden a la variable de entrenamiento; y los valores vinculados a los píxeles asociados a la prueba; $\alpha_y^2 = \text{Var}(Y)$ varianza del conjunto de datos Y ; $\alpha_x^2 = \text{Var}(X)$ varianza del conjunto de datos X ; $\alpha_{xy} = \text{Cov}(X, Y)$ covarianza del conjunto de datos de XY .

En este proceso se han generado de manera iterativa formando diferentes modelos lineales, utilizando en cada caso un *bootstrap* simple, generado a través del remuestreo del mismo tamaño que la muestra inicial; en cada modelo ajustado, se consideraron los valores de los coeficientes de β_0 y β_1 y su distribución estadística, (Tabla 4).

3. Resultados y discusiones

A continuación, se presentan los resultados más relevantes del proceso de evaluación de desempeño de los índices espectrales más citados, para identificar humedales altoandinos, en periodo de escasa precipitación.

Los valores más altos del LSWI, NDVI, EVI, SAVI y TCG, están asociados a los humedales. Es decir, los valores próximos a la unidad, indican asociación con los humedales, excepto en el índice de humedad a nivel de superficie, donde los valores superiores a 0,95 están asociados a las coberturas de tipo glaciar. Sin embargo, los valores más bajos del NDWI, están asociados a los humedales, de tal modo que los valores extremos de algunos índices

Tabla 2. Umbrales de separación de humedales alto andinos mediante índices espectrales en imágenes Landsat 8 OLI, agosto 2016.

Índice	Humedales	Otras coberturas	Valor Min-Max
LSWI	0,745 a 0,950	1,000-0,745; 0,950-1,000	-1,000 a 1,000
NDWI	-1,000 a -0,620	-0,620 a 1,000	-1,000 a 1,000
NDVI	0,395 a 1,000	-1,000 a 0,395	-1,000 a 1,000
EVI	0,300 a 0,774	-0,181 a 0,300	-0,181 a 0,774
SAVI	0,250 a 0,537	-0,471 a 0,250	-0,471 a 0,537
TCG	0,120 a 0,292	-0,305 a 0,120	-0,305 a 0,292

como el EVI, LSWI y TCG, indican asociación con los humedales altoandinos, (Tabla 2).

Los humedales altoandinos, están compuestos por agua, suelo y vegetación principalmente. La presencia de agua permanente en estas zonas hace que la vegetación se mantenga generalmente

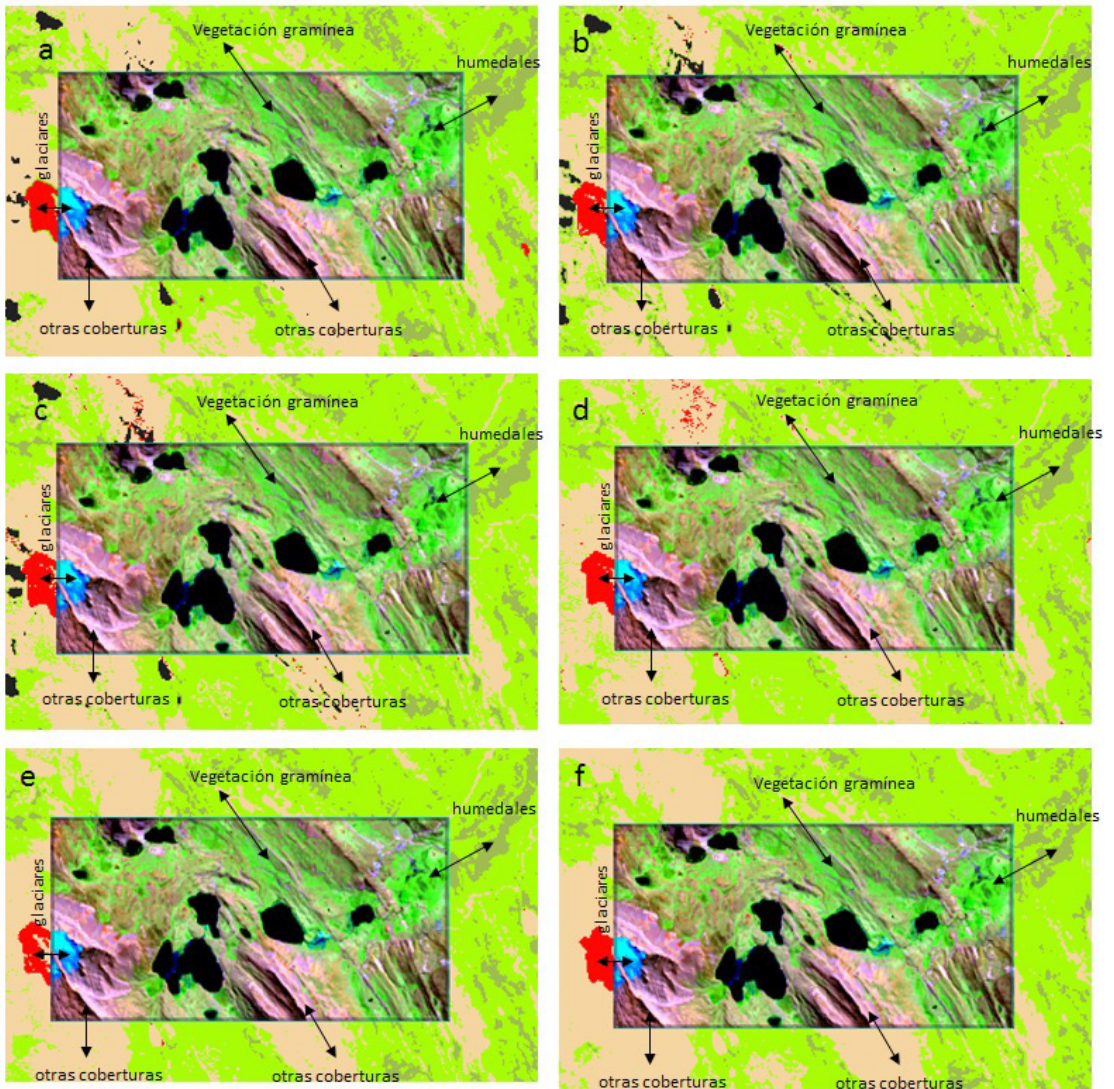


Figura 4. Identificación de humedales mediante índices espectrales: a) LSWI, b) NDWI, c) NDIV, d) EVI, e) SAVI, f) TCG.

siempre verde, de tal forma, que los valores de reflectancia en la región infrarroja en estas áreas son altos. En cambio, la vegetación en las zonas que no corresponden a los humedales en periodos de escasa precipitación, muestran estrés hídrico, generalmente la vegetación gramínea no se observa vigorosa, y los valores de reflectancia en estos ecosistemas son bajos, respecto a la vegetación que se ubica dentro de los humedales; de tal manera que los índices asociados a la evaluación de vegetación presentan rango de valores altos y corresponden a las zonas donde se ubican los humedales altoandinos.

Por otro lado, Aduato y Bram (2015), reveló que los valores de los umbrales asociados a los humedales altoandinos generados a partir del NDVI, evaluado en periodos de escasa precipitación, procesado en una imagen Landsat 8 OLI, se ubican entre los rangos de 0,5022 a 0,9428. Otto *et al.*, (2011), mediante análisis del NDVI, muestra umbrales para identificar humedales en periodos de escasa precipitación que varían entre 0,270 y 0,600, vegetación de tipo gramínea entre 0,130 y 0,200, para zonas con cobertura de tipo matorral de 0,04 a 0,14, y para espacios considerados como tierra sin cobertura vegetal de 0,02 a 0,06, evaluados en una imagen *Landsat Thematic Mapper* (TM).

Comparando los rangos de valores asociados a los humedales, con las investigaciones anteriores desarrolladas por Otto *et al.*, (2011) y García y Otto (2015), presentan mayor coincidencia con los resultados revelados por Aduato y Bram (2015); probablemente, esta aproximación sucedió por la utilización de imágenes capturadas por el mismo sensor y, además, los paisajes donde se desarrollaron las investigaciones, presentaron condiciones ambientales similares. No obstante,

los prenombrados rangos de valores que presentan menos coincidencia, corresponden a los resultados obtenidos por Otto *et al.*, (2011), tal vez, esta diferencia se presenta por las características espectrales de los sensores, ya que las condiciones de paisaje de ambas zonas de investigación fueron similares.

El valor promedio más bajo de EMC y los valores más cercanos a cero de los estadísticos descriptivos, desviación estándar, mínima y máxima alcanzados de la tasa de error de prueba “*Test Error Rate*” de cien repeticiones, generados de manera aleatoria fueron: 0,00131, 0,000117, 0,00005, 0,00095 y 0,00132, y pertenecen al TCG. Subsiguiente, el SAVI, muestra valores de menor diferencia entre los valores del índice que corresponden específicamente a los humedales, con los valores del conjunto de píxeles que pertenecen a los rangos de valores asociados a la predicción de los humedales, como se indica en la Tabla 3, revelando ser los mejores índices espectrales para la identificación de los humedales altoandinos.

Por otro lado, los valores más altos de los estadísticos descriptivos antes mencionados pertenecen al NDVI, (Tabla 3), mostrando mayor diferencia entre los valores del índice que corresponde específicamente a los humedales altoandinos, con los valores del conjunto de los píxeles que están asociados al rango de valores de la predicción de los humedales, (Tabla 2), mostrando ser el índice espectral con menor desempeño para identificar humedales altoandinos.

Del análisis de evaluación de la precisión de los modelos de regresión lineal de los índices calculados, se observa que presentan polinomios de diferentes grados de ajuste, (Tabla 4 y Figura 5), y los valores más altos de los coeficientes de precisión fueron

Tabla 3. Valores estadísticos de la tasa de error de prueba “test de error rate, el promedio del error medio cuadrático (ECM) equivalente al valor de validación cruzada “*cross validation*” y los valores estadísticos de las repeticiones.

Índice	test de error de rate <i>cross validation</i>	test de error de rate para 100 repeticiones de la validación			
		Mean	Std	valor (Min-Max)	
LSWI	0,00274	0,00237	27,802×10 ⁻⁵	0,00183	0,00325
NDWI	0,00629	0,00645	44,329×10 ⁻⁵	0,00545	0,00739
NDVI	0,01025	0,01020	6,902×10 ⁻⁴	0,00852	0,01212
EVI	0,00820	0,00847	59,971×10 ⁻⁵	0,00699	0,01020
SAVI	0,00317	0,00308	20,020×10 ⁻⁵	0,00263	0,00363
TCG	0,00131	0,00117	7,014×10 ⁻⁵	0,00095	0,00132

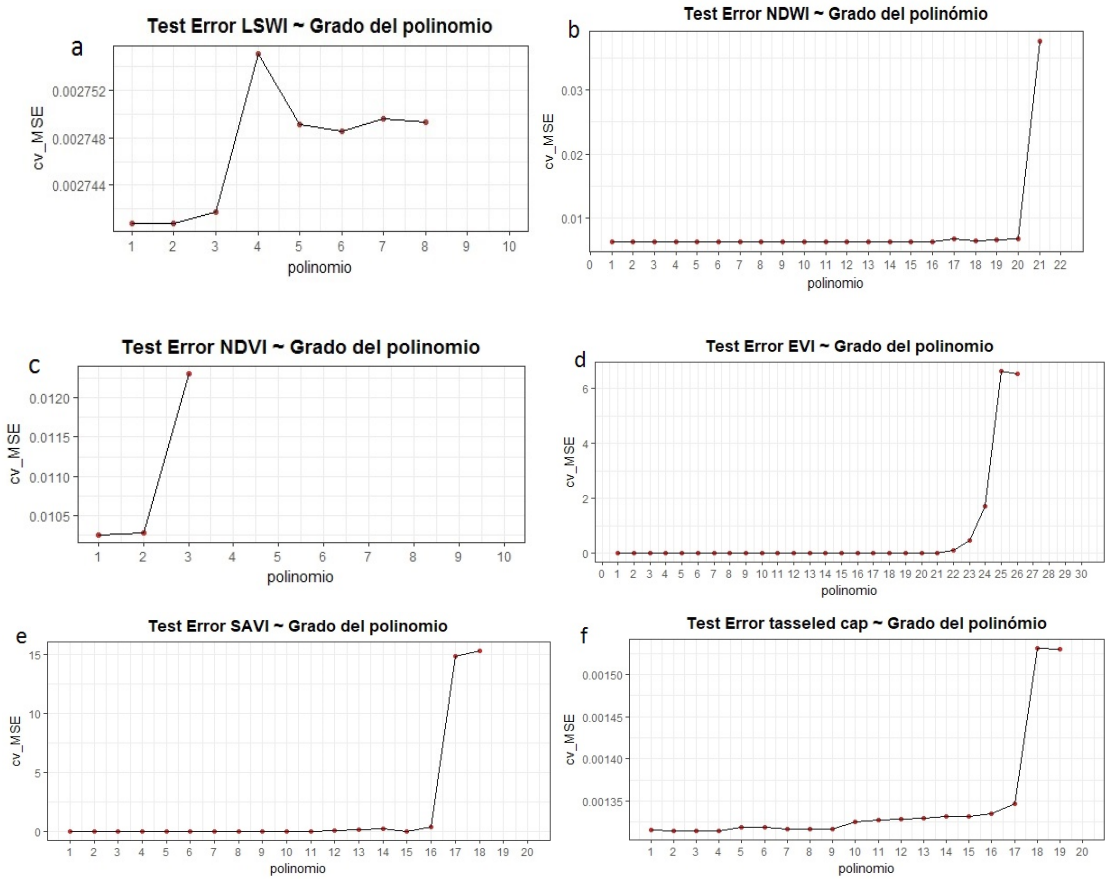


Figura 5. Ajuste de los polinomios del test error rate de: a) LSWI, b) NDWI, c) NDVI, d) EVI, e) SAVI, f) TCG.

0,7991 y $-0,7412$, que corresponden a (LSWI) y (NDWI) respectivamente. Los valores más bajos fueron 0,141 y 0,328, que pertenecen a (TCG) y (SAVI), confirmado que estos dos últimos índices

son mejores predictores para identificar humedales altoandinos. Así mismo, los valores de *p-value*, de los predictores tienen valor equivalente a cero,

Tabla 4. Modelo y estimación de la precisión de un modelo de regresión lineal.

Índice	Modelo ecuación		Valores de coeficiente de precisión			
	Polinomio	Descripción	Media	Std Error	t valores	Pr > t
LSWI	Grado 8	β_0	0,799	0,015	52,924	0,000
		β_1	0,007	0,019	0,407	0,683
NDWI	Grado 21	β_0	$-0,741$	0,010	$-68,075$	0,000
		β_1	$-0,019$	0,014	$-1,330$	0,183
NDVI	Grado 3	β_0	05,42	0,022	231,356	0,000
		β_1	$-1,22 \times 10^{-06}$	$1,01 \times 10^{-05}$	$-0,120$	0,904
EVI	Grado 26	β_0	0,396	0,010	37,407	0,000
		β_1	0,005	0,028	0,207	8,360
SAVI	Grado 18	β_0	0,328	0,009	34,193	0,000
		β_1	0,000	0,030	$-0,033$	9,729
TCG	Grado 19	β_0	0,141	0,004	28,991	0,000
		β_1	$-0,002$	0,032	$-0,093$	9,258

el cual indica alta correlación entre las variables de Test de prueba y el entrenamiento.

4. Conclusiones

De la evaluación, se determina que, el índice que presenta mejor desempeño para identificar humedales altoandinos en periodos de escasa precipitación, evaluado mediante el análisis estadístico validación cruzada y *Bootstrap*, es el índice de TCG, cuyo valor de EMC es 0,00131; el valor de la media y desviación estándar de la estimación de la precisión fue 0,141 y 0,004; seguido, por el SAVI; obteniendo el valor de EMC de 0,00317 y el valor de la media y desviación estándar de la estimación de la precisión fue 0,238 y 0,009 respectivamente. El índice que presenta menor desempeño, es el NDVI.

El proceso estadístico de CV, es una alternativa con alto potencial, que permite comparar procesos de clasificación de coberturas a partir de principios similares, como es el caso de la identificación de coberturas mediante índices espectrales. Así mismo, este proceso fortalece la evaluación de exactitud de clasificación temática y/o puede sustituir al análisis de exactitud de clasificación de mapa.

Las evaluaciones superficiales de ecosistemas de alta montaña, aplicando métodos asociados a la geomática, permiten obtener resultados óptimos e información casi en tiempo real, en este caso cada dieciséis días. Del mismo modo, las imágenes Landsat 8 OLI, tienen alto potencial para evaluar ecosistemas a escala media y permiten valorar áreas extensas y superficies que se ubican en zonas inaccesibles.

Referencias

Adaudo M.E., Bram, L.W. 2015. Identificación de humedales alto andinos integrando imágenes Landsat Aster GDEM con árbol de decisión sobre la cabecera de las cuencas de pisco y pampas en Huancavelica - Perú. *Anais XVII Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*. João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE

Amat, J. 2016. Validación de modelos de regresión: Cross-validation, oneleaveout, bootstrap. Technical report. Ultimo acceso, 06 de marzo del 2019, https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/238251_251fcdebb69745bdb102fb9ee3eb79f1.html

Baig, M.H.A., Zhang, L., Shuai, T., Tong, Q. 2014. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. *Remote Sensing Letters*, 5(5), 423-431. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2014.915434>

Brenning, A. 2012. Spatial cross-validation and bootstrap for the assessment of prediction rules in remote sensing: The r package *sperrorest*. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*, 5372-5375. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6352393>

Cooly, T., Anderson, G.P., Felde, G.W., Hoke, M.L., Ratkowski, A.J., Chetwynd, J.H., Gardner, J.A., Adler-Golden, S.M., Matthew, M.W., Berk, A., Bernstein, L.S., Acharya, P.K., Miller, D., Lewis, P. 2002. FLAASH, a MODTRAN4-based atmospheric correction algorithm, its application and validation. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2002. IGARSS'02. 2002 IEEE International*, 3, 1414-1418. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2002.1026134>

Crist, E.P. 1985. A TM tasseled cap equivalent transformation for reflectance factor data. *Remote Sensing of Environment*, 17(3), 301-306. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(85\)90102-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90102-6)

Dangles, O., Meneses, R.I., Anthelme, F. 2014. BIOTHAW: Un proyecto multidisciplinario que propone un marco metodológico para el estudio de los bofedales altoandinos en un contexto de cambio climático. *Revista del Instituto de Ecología*, 49(3), 6-13.

Fonkén, M. Sofia, M. 2016. Comportamiento de la vegetación de los bofedales influenciados por las actividades antrópicas. (tesis de postgrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.

Fuentealba, B. Mejía, M. 2016. 10. Caracterización ecológica y social de humedales altoandinos del parque nacional Huascarán. *Revista Aporte Santiaguino*, 9(2), 303-316. <https://doi.org/10.32911/as.2016.v9.n2.203>

Gao, J., Li, X., Brierley, G. 2012. Topographic influence on wetland distribution and change in Maduo County, Qinghai-Tibet Plateau, China. *Journal of Mountain Science*, 9(3), 362-371. <https://doi.org/10.1007/s11629-009-2263-0>

García, E., Otto, M. 2015. Caracterización ecohidrológica de humedales alto andinos usando imágenes de satélite multitemporales en la cabecera de cuenca del río Santa, Ancash, Perú. *Ecología Aplicada*, 14(2), 115-125. <https://doi.org/10.21704/rea.v14i1-2.88>

- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. 2013. *An introduction to statistical learning* (Vol. 103, p. 18). New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7>
- Ji, L., Zhang, L., Wylie, B. 2009. Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75(11), 1307-1317. <https://doi.org/10.14358/PERS.75.11.1307>
- Jones, K., Lanthier, Y., van der Voet, P., van Valkengoed, E., Taylor, D., Fernández-Prieto, D. 2009. Monitoring and assessment of wetlands using earth observation: The globwetland project. *Journal of Environmental Management*, 90(7), 2154-2169. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2007.07.037>
- Kauth, R.J. Thomas, G. 1976. The tasseled cap—a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. In *LARS Symposia*, page 159.
- Kayadibi, Ö. 2011. Evaluation of imaging spectroscopy and atmospheric correction of multispectral images (Aster and Landsat 7 ETM+). In *Recent Advances in Space Technologies (RAST), 2011 5th International Conference on*, pages 154-159. IEEE. <https://doi.org/10.1109/RAST.2011.5966811>
- Li, Z.L., Tang, B.H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., Trigo, I.F., Sobrino, J.A. 2013. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131, 14-37. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.008>
- Mazzarino, M. Finn, J.T. 2016. An NDVI analysis of vegetation trends in an Andean watershed. *Wetlands Ecology and Management*, 24(6), 623-640. <https://doi.org/10.1007/s11273-016-9492-0>
- McFeeters, S.K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDVI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Ministerio de Agricultura y Riego MINAGRI, 2012. *Plan de gestión de riesgo y adaptación al cambio climático en el sector agrario periodo 2012-2021*. [CD-ROM]. Lima - Perú.
- Mohammadi, A., Costelloe, J.F., Ryu, D. 2017. Application of time series of remotely sensed normalized difference water, vegetation and moisture indices in characterizing flood dynamics of largescale arid zone floodplains. *Remote Sensing of Environment*, 190, 70-82. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.003>
- Otto, M., Scherer, D., Richters, J. 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(5), 1713-1727. <https://doi.org/10.5194/hess-15-1713-2011>
- Ozesmi, S.L., Bauer, M.E. 2002. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management*, 10(5), 381-402. <https://doi.org/10.1023/A:1020908432489>
- Polk, M.H., Young, K.R., Baraer, M., Mark, B.G., McKenzie, J.M., Bury, J., Carey, M. 2017. Exploring hydrologic connections between tropical mountain wetlands and glacier recession in Peru's Cordillera Blanca. *Applied Geography*, 78, 94-103. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.11.004>
- Servicio nacional de meteorología e hidrología del Perú SENAMHI, 2017. *Descarga de datos Meteorológicos*. Último acceso, 07 de marzo del 2019 <https://www.senamhi.gob.pe/?&p=descarga-datos-hidrometeorologicos>
- Ramsar, C. 2005. Novena reunión de la conferencia de las partes contratantes en la convención sobre los humedales Ramsar. (Ramsar, Irán, 1971). Kampala, Uganda, 8 a 15 de noviembre de 2005. Último acceso, 06 de marzo del 2019, http://archive.ramsar.org/cda/es/ramsar-documents-resolutions-of-9th/main/ramsar/1-31-107%5E20925_4000_2_
- USGS, 2018. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. LSIDS-1574 Version 3.0 Department of the Interior U.S. Geological Survey.
- Shi, H., Li, L., Eamus, D., Huete, A., Cleverly, J., Tian, X., Yu, Q., Wang, S., Montagnani, L., Magliulo, V., Rotenberg, E., Pavelka, M., Carrara, A. 2017. Assessing the ability of MODIS EVI to estimate terrestrial ecosystem gross primary production of multiple land cover types. *Ecological Indicators*, 72, 153-164. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.08.022>
- Wilson, N.R., Norman, L.M., Villarreal, M., Gass, L., Tiller, R., Salywon, A. 2016. Comparison of remote sensing indices for monitoring of desert cienegas. *Arid Land Research and Management*, 30(4), 460-478. <https://doi.org/10.1080/15324982.2016.1170076>

- Xiao, X., Boles, S., Froking, S., Salas, W., Moore III, B., Li, C., He, L., Zhao, R. 2002. Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in china using VEGETATION sensor data. *International Journal of Remote Sensing*, 23(15), 3009-3022. <https://doi.org/10.1080/01431160110107734>
- Vázquez L. 2014. *Plan de ordenamiento de la cuenca del rio chillón, Diagnóstico* reporte técnico Lima-Perú. Ultimo acceso, 07 de marzo del 2019. https://www.academia.edu/27132124/Sis_natural_fisico.pdf
- Zeballos, G., Soruco, Á., Cusicanqui, D., Joffré, R., Rabatel, A. 2014. Uso de imágenes satelitales, modelos digitales de elevación y sistemas de información geográfica para caracterizar la dinámica espacial de glaciares y humedales de alta montaña en bolivia. *Ecología en Bolivia*, 49(3), 14-26.