

Identificación y caracterización litológica mediante el uso del sensor ETM+ (Landsat 7). Caso de estudio: entorno del glaciar Upsala, Argentina

Lo Vecchio, A.^{1*}, Lenzano, M.G.², Richiano, S.³, Lenzano, L.E.¹

¹ Dpto. Geomática. Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales (IANIGLA)-CONICET, Mendoza, Argentina.

² Universidad Nacional de Cuyo (UNCuyo)-CONICET, Mendoza, Argentina.

³ Centro de Investigaciones Geológicas, Universidad Nacional de La Plata (UNLP), Buenos Aires, Argentina.

Resumen: El objetivo del presente estudio se enfoca en evaluar y analizar técnicas de procesamiento digital de imágenes aplicadas al sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+), a fin de demarcar y caracterizar las litologías que afloran en la cuenca del glaciar Upsala, Santa Cruz, República Argentina. El prolífico desarrollo tecnológico-espacial experimentado en las últimas décadas ha dado lugar a la generación, sin precedentes, de sensores remotos capaces de capturar información de la superficie terrestre y a la mejora de las técnicas de procesamiento digital de imágenes, entre las que destacan las posibilidades en la detección y diferenciación de diversas cubiertas presentes en la superficie terrestre como glaciares, volcanes, vegetación, suelos, agua, tipos de rocas que afloran, etc. Esta situación ha coadyuvado y posibilitado obtener promisorios avances en el mapeo y monitoreo de fenómenos naturales en el campo de las ciencias de La Tierra. La metodología propuesta, incluye correcciones radiométricas; eliminación de coberturas no deseadas; evaluación estadística de la combinación de bandas óptima; aplicación del índice Z; discretización de la serie estadística mediante una clasificación no supervisada; tareas de vinculación de la clasificación espectral con muestras litológicas y un posterior muestreo de validación. A través del procesamiento digital de imágenes, se obtuvieron resultados que fueron validados y arrojaron un 82% de fiabilidad en la clasificación propuesta, lo cual resulta adecuado teniendo en cuenta la diversidad de cubiertas presentes y la heterogeneidad litológica que compone a cada píxel (30 m). Además, los resultados fueron validados con mapas geológicos pre-existentes obteniendo buena concordancia.

Palabras clave: Sensor ETM+, clasificación no supervisada, sensores remotos, detección de litologías, índice Z.

Lithologic identification and characterization using ETM+ (Landsat 7). Study case of the Upsala glacier basin, Argentina

Abstract: The object of this study aims to evaluate and analyze digital image processing techniques applied to the *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+), in order to demark and characterize the outcropping lithologies on the Upsala Glacier basin, Santa Cruz, Argentine Republic. The prolific technological and spatial development experienced in the last decades has given place to the generation, without precedents, of multiple remote sensors capable of capturing information of the terrestrial surface and also the improvement of digital image processing techniques and software; amongst them, the amazing possibilities in the detection and differentiation of diverse covers present on the terrestrial surface can be highlighted, such as glaciers, volcanoes, vegetation, soils, water, types of rock outcrops, etc. This situation improves mapping and monitoring of natural phenomenon in the Earth Sciences field. The proposed methodology

* Autor para la correspondencia: anlovecchio@mendoza-conicet.gob.ar

includes radiometric corrections, elimination of unwanted covers, statistical evaluation in the combination of the most appropriate bands, application of the Z index, discretization of the statistical series, entailing tasks of spectral classification with field samples and a later validation. Valuable results were obtained by means of digital processing of images, that were validated yielding a 82% of accuracy in the proposed classification, which are good results taking into account the diversity of covers present and the lithological heterogeneity that makes up each pixel (30m). These results were also validated with existing geological maps, obtaining a good agreement.

Key words: ETM+ sensor, unsupervised classification, remote sensors, detection of lithologies, Z index.

1. Introducción

Los avances tecnológicos-espaciales han dado lugar a un gran auge de plataformas satelitales y sensores aerotransportados que de modo continuo registran información proveniente de la superficie terrestre. Estos sensores satelitales han facilitado avances extraordinarios en el modelado, mapeo y en la comprensión de ambientes marinos y terrestres. El uso de imágenes satelitales en el campo de las ciencias de La Tierra, es cada vez más generalizado, en particular, por la continuidad espacio-temporal de los datos y la posibilidad de trabajar en distintos rangos del espectro electromagnético. Otro aspecto favorable tiene que ver con la posibilidad de conocer, explorar e investigar sitios de acceso remoto y/o con climas extremos: tal es así que reconocidos programas de monitoreo atmosférico, inventario de glaciares, seguimiento de erupciones volcánicas, entre otros, tienen como base de estudio los datos provenientes de sensores a bordo de plataformas satelitales. A su vez, el desarrollo de los sensores ha estado acompasado por mejoras en las técnicas de extracción y procesamiento de los datos, lo cual ha sido un factor clave para la maximización en el aprovechamiento del flujo de datos disponible.

En términos generales, los sensores capaces de captar la reflectancia de la superficie terrestre en diversas longitudes de ondas (o bandas) se denominan multiespectrales o hiperspectrales, según la cantidad de bandas que contengan. El disímil comportamiento espectral de las cubiertas en las distintas bandas del espectro electromagnético (Rejas-Ayuga, 2008), ha permitido avanzar en estudios e interpretaciones antes omitidas por las imposibilidades de las técnicas tradicionales. Diversas aplicaciones en el campo de las ciencias de La Tierra como, por ejemplo, la detección de minerales de interés comercial (Noyola *et al.*, 2005; Pérez *et al.*, 2010), relevamiento de cubiertas de la superficie terrestre y mejora de levantamientos

geológicos preexistentes (Marchionni y Tessone, 2009; Mazzoni y Rabassa, 2010); resultan indispensables para la planificación de inversiones mineras, planificación urbana, gestión del hídrica, planificación ambiental y gestión del riesgo, entre otras.

El desarrollo y mejora de metodologías específicas son cada vez más necesarios, sobre todo si se tiene en cuenta la diversidad de sensores y datos disponibles, ya que dan lugar a la posibilidad de la optimización de soluciones y por ende de los resultados. Entre las diversas técnicas disponibles para el tratamiento de la información satelital, existe una poderosa herramienta que permite clasificar miles y millones de píxeles de forma automatizada. En caso de que los píxeles sean derivados a una u otra clase a partir de clases patrones conocidas, el procedimiento se denomina clasificación supervisada. Por el contrario, si las clases estadísticas tienen origen en el comportamiento reflectivo de cada píxel sin tener en cuenta clases modelos, la clasificación se denomina no supervisada. Además, existen índices normalizados y cocientes de bandas que facilitan el proceso de clasificación al permitir detectar la presencia o ausencia de una determinada cobertura según el valor adquirido por el píxel (Tucker y Sellers, 1986).

Existen numerosos estudios realizados a partir de imágenes satelitales como medio para detectar diversas cubiertas en superficie (Pérez-González *et al.*, 2003; Noyola *et al.*, 2005; Marchionni y Tessone, 2009; Pérez *et al.*, 2010; Bindschadler *et al.*, 2010; Tamouk *et al.*, 2013, entre otros), dando lugar a posteriores y profundas interpretaciones geoambientales. Así, por ejemplo, la detección y caracterización de litologías en ambientes glaciales resulta de gran utilidad como consecuencia del diferencial trabajo erosivo generado sobre el lecho rocoso, forjando diversos tipos de geofomas glaciales (Warren y Greene, 1995).

El objetivo del presente estudio consiste en la aplicación, análisis y evaluación de técnicas de procesamiento digital de imágenes, aplicadas al sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+), a fin de demarcar y caracterizar las litologías que afloran en el entorno del glaciar Upsala, Santa Cruz, República Argentina. En una primera etapa se presenta el procesamiento digital de la imagen, definido por la selección y acondicionamiento de las bandas a utilizar; la integración de éstas en un indicador de desigualdad y finalmente su discretización mediante una clasificación no supervisada definida por el método de cortes naturales. La segunda etapa del proceso se caracteriza por a) la toma de muestras litológicas en campo para la vinculación con la clasificación digital; y b) el proceso de validación de la asociación previa mediante un nuevo muestreo litológico.

1.1. Área de estudio

El área de estudio se sitúa próxima al extremo austral del continente Sudamericano y comprende parte de la vertiente atlántica del Campo de Hielo Patagónico Sur (CHPS), potente cuenca glaciar situada en los Andes Patagónicos Australes. La zona limita al norte con el glaciar Viedma, al este con la cuenca alta del río Guanacos, al sur con la Península Herminita y al oeste con las cumbres de los cerros Bertacchi, Cono y Murallón (Figura 1). Esta área presenta una historia geológica muy rica, caracterizada por la presencia de un complejo vulcano-sedimentario del Jurásico medio en interacción con lutitas y areniscas Cretácicas correspondientes a la Cuenca Austral (Kraemer y Riccardi, 1997). Luego, durante el Mioceno, la apertura del pasaje de Drake y el emplazamiento

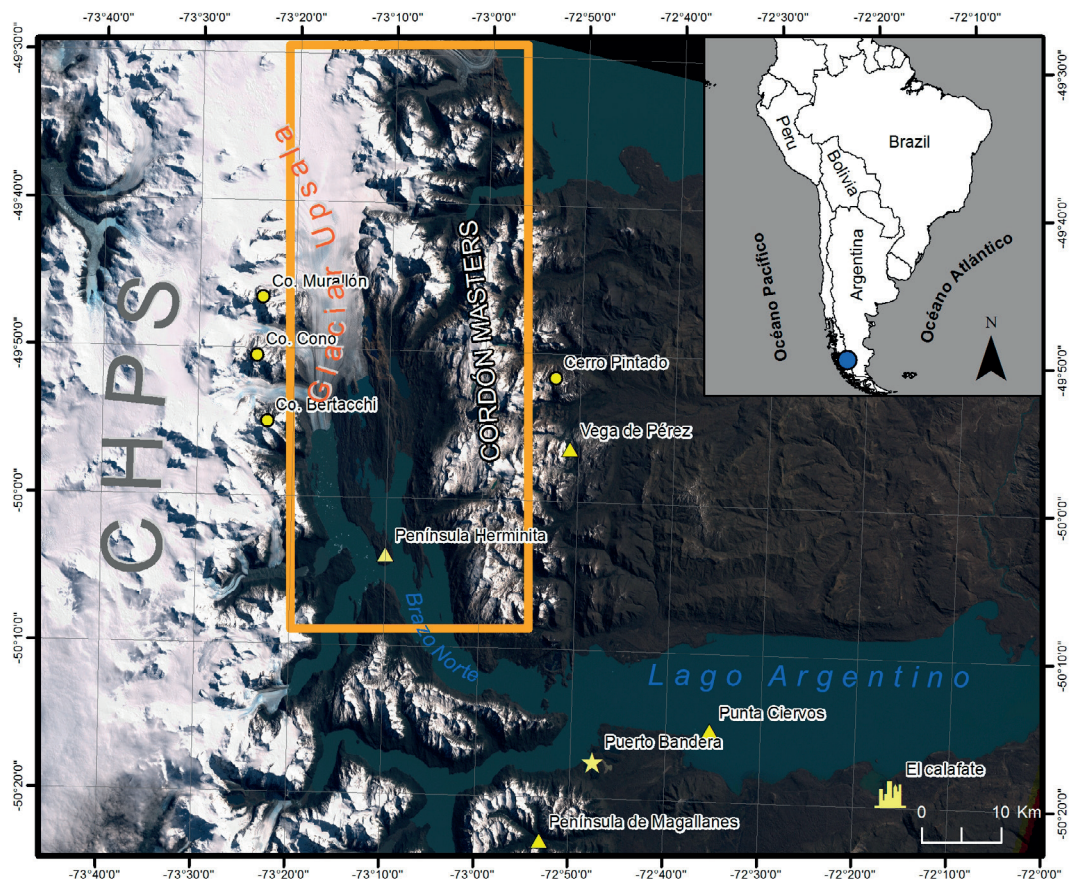


Figura 1. El área de estudio (línea sólida color naranja) comprende parte de la vertiente atlántica del Campo de Hielo Patagónico Sur (CHPS), con límite norte el glaciar Viedma, límite este la cuenca alta del río Guanacos o cordón Masters, límite sur Península Herminita y oeste las cumbres de los cerros Bertacchi, Cono y Murallón.

de la corriente circumpolar (~22 Ma), sumado al realzamiento final de la cordillera Patagónica (Rabassa, 1999), se habrían conjugado para dar lugar a la génesis del ambiente glaciar patagónico andino.

Por su parte, el glaciar Upsala es un glaciar de *calving* y hielo templado que, en ocasiones, su frente ingresa en flotación sobre el brazo Upsala (extremo norte del lago Argentino). Esta circunstancia es causa fundamental de su gran retracción, con una tasa media de 400 m por año (Skvarca et al., 1995). Como señalan Warren y Greene (1995), la geometría del lecho glaciar es clave para entender la dinámica y producción de témpanos por parte del glaciar. En términos generales, la tasa de témpanos producidos por el glaciar está en relación directa y lineal con la profundidad del cuerpo de agua justo debajo del frente flotante (Skvarca et al., 2002). La morfometría del actual brazo Upsala se debe fundamentalmente al gran trabajo erosivo generado antaño por el gran glaciar Upsala (que se desarrollaba hacia la zona extra-andina) sobre litologías comparativamente débiles como las pizarras dominantes en este ámbito.

2. Datos y Métodos

2.1. Sensor satelital

La familia de satélites Landsat, denominada así a partir del segundo lanzamiento en 1975, ha constituido el proyecto más fructífero de teledetección espacial desarrollado hasta el momento (NASA, 2015). Las ventajas de la resolución temporal y espacial, ideal para monitorización ambiental a escala regional, explican su profuso empleo por expertos de en variados campos de aplicación (Ojeda-Zújar et al., 1994 y González et al., 2007, entre otros) (Tabla 1).

La escena utilizada (ID: LE72310952001079EDC02; día 20-03-2001) fue seleccionada teniendo en cuenta los siguientes condicionantes: a) la ausencia de cobertura nubosa y b) que la escena no estuviera afectada por nevadas recientes que pudieran cubrir afloramientos rocosos normalmente descubiertos.

2.2. Procesado y análisis espectral de las imágenes

Para el procesado de los datos se creó un Sistema de Información Geográfica (SIG), el cual permitió procesar en un ámbito virtual georreferenciado. Los softwares utilizados son de dominio libre: gvSIG, Quantum GIS y SoPI (www.gvsig.com/es; www.qgis.org/es/site/ y https://sopi.conae.gov.ar/). El esquema metodológico propuesto de procesado de los datos se detalla en la Figura 2.

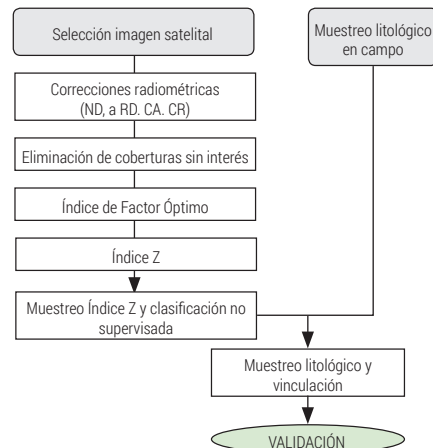


Figura 2. Esquema metodológico propuesto, donde ND corresponde a Niveles Digitales, RD a Radiancia, CA a Correcciones Atmosféricas y CR a Reflectancia. Referencias: *rectángulo con vértices curvos* hace referencia al inicio de actividades, el punto de partida. *Rectángulo con vértices rectos* se refiere a procesos ejecutados, y *óvalo*: supervisión del proceso.

Tabla 1. Valores de irradiancia solar tomados de Price (1987), tabla adaptada de NASA (2015).

Banda	Tipo	Resolución (m)	$E_{0,k}$ ($Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$)	Landsat 7 ETM+	
				$a_{0,k}$	$a_{1,k}$
1	Visible	30	1957	-6.2	0.786
2		30	1829	-6	0.817
3		30	1557	-4.5	0.639
4	IC	30	1047	-4.5	0.635
5	IM	30	219,3	-1	0.128
7	IM	30	74,52	-0,35	0.044

2.2.1. Correcciones radiométricas

El objetivo de estas correcciones es convertir los valores de Niveles Digitales (ND) a valores de reflectancia, definida como la relación existente entre la energía reflejada e incidente. El primer paso consiste en convertir los ND a valores de radiancia mediante la ecuación 1:

$$L_{sen,k} = a_{0,k} + a_{1,k} \times ND_k \quad (1)$$

Donde: $L_{sen,k}$ corresponde a la radiancia espectral recibida por el sensor en la banda k (en $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$); $a_{0,k}$ y $a_{1,k}$ son los coeficientes de calibración para esa banda (Tabla 1), y ND_k se refiere al ND del píxel de interés de una determinada banda.

El segundo paso consiste en realizar las correcciones atmosféricas, debido a que la señal reflejada por la superficie en cuestión es modificada, en mayor o menor medida, al viajar a través de la atmósfera terrestre hacia el sensor. El grado de alteración de la señal tendrá que ver con las propiedades de la atmósfera en el momento de la captura. Existen diversos modos de corregir las influencias atmosféricas de acuerdo a Chuvieco (2007) a saber: a) aquellos realizados a partir de medidas *in situ*, b) a partir de imágenes de otros sensores, c) mediante modelos físicos de transferencia radiativa y d) a partir de datos de la propia imagen. Respecto de este último, una posibilidad de conocer la influencia o ruido atmosférico es a partir de cubiertas que deberían presentar una reflectividad nula (métodos basados en el “objeto oscuro”) (Chavez, 1988). El punto de partida del método consiste en suponer que las áreas cubiertas con materiales de fuerte absortividad (agua y zonas de sombra) deberían presentar una radiancia espectral muy próxima a cero. En la práctica, el histograma de los ND de la imagen siempre presenta un mínimo superior a ese valor, el cual es atribuido al efecto de dispersión atmosférica. Por lo tanto, un modo posible de corregir las distorsiones causadas por los efectos atmosféricos es restar a todos los ND de cada banda el mínimo de esa misma banda, situando el origen del histograma en cero.

Por último, se procede al cálculo de reflectividades de acuerdo a la ecuación 2:

$$\rho \cdot k = \frac{D \cdot \pi \cdot L_{sen1,k}}{E_{0,k} \cdot \cos \theta_i} \quad (2)$$

Donde: D es el factor corrector de la distancia Tierra-Sol, $L_{sen1,k}$ corresponde a los valores de radiancia corregidos de atmósfera, $E_{0,k}$ es la irradiancia solar en el techo de la atmósfera para esa banda del espectro (Tabla 1) y θ_i el ángulo cenital del flujo incidente, entre la normal y los rayos solares.

2.2.2. Eliminación de coberturas sin interés

Cada banda de una imagen satelital multi o hiperespectral puede involucrarse en cálculos matemáticos con otras semejantes. Desde una perspectiva estadística, valores extremos en una serie de datos –máximos y mínimos– pueden generar sesgos o cambios en las medidas de tendencia central y dispersión (Ebdon, 1982). En este estudio, superficies como nieve, hielo y agua, entre otras, abarcan los extremos de reflectancia en las bandas analizadas, por lo tanto, pueden generar sesgos estadísticos. Dado que se desea resaltar las diferencias y similitudes radiométricas existentes entre afloramientos, se propone eliminar de la serie de datos todo valor que no sea de interés y fundamentalmente que distorsione la serie. Es por ello que en esta etapa, mediante el uso de índices de bandas se detectan superficies no deseadas (nieve, hielo, agua y vegetación) para ser eliminadas del análisis (Tabla 2 y Figura 3). Otra componente eliminada del análisis corresponde a las zonas con sombra, producto de la interacción de la topografía con la posición del sol en el momento de la captura. La distribución de las zonas en sombra se determinó a partir de una simulación de luminosidad (*hillshade*) mediante un Modelo Digital del Terreno (SRTM 30 m, <http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>) y las coordenadas solares del momento de la captura.

Tabla 2. Índices y cocientes de bandas utilizados para la detección y realce de superficies no deseadas. Donde ρ_{irc} corresponde a los valores de reflectancia en el infrarrojo cercano y ρ_r a los valores de reflectancia en el rojo; b2, b4 y b5 se refieren a las bandas 2, 4 y 5 de la escena.

Índice o cociente de bandas	Expresión algebraica	Umbral utilizado
NDVI	$NDVI = (\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + \rho_r)$	>0,45
NDSI	$NDSI = (b2 - b5) / (b2 + b5)$	0,3 < NDSI < 0,9
NDWI	$NDWI = (b2 - b4) / (b2 + b4)$	0,4 < NDWI < 0,8

El principio fundamental que sustenta la discriminación de cubiertas en superficie respecto de otras es la reflectancia de cada una de éstas en las diferentes ventanas del espectro electromagnético. La integración del comportamiento característico en cada banda define la firma espectral de cada cubierta. La identificación de superficies vegetadas, mediante el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), está basada en la disímil respuesta de la vegetación sana en el azul y el rojo respecto del infrarrojo cercano (IC). En el azul y el rojo la clorofila es la responsable de la alta absorptividad, mientras que, en el IC es la estructura interna de la hoja quien refleja la mayor parte de la energía (Tucker y Sellers, 1986). Del mismo modo, el Índice de Nieve de Diferencia Normalizada (NDSI) y el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI) se sustentan en el mismo principio espectral que el NDVI. La nieve y el hielo presentan una alta reflectividad en el rojo (espectro visible) y una alta absorptividad en el infrarrojo cercano y medio. Por su parte, el agua muestra una reflectividad comparativamente

mayor en el espectro visible respecto del infrarrojo cercano y medio (Vargas-González *et al.*, 2009). Ejemplos del uso del NDSI y NDWI pueden encontrarse en Dozier (1985) y Jackson *et al.* (2004) respectivamente. En resumen, la particular reflectividad de cada cubierta en las distintas fracciones del espectro electromagnético, permite obtener un comportamiento tipo para cada una, haciendo posible discriminar, identificar y clasificar superficies (FAO, 2015) (Figura 4).

2.2.3. Índice de Factor Óptimo (FIO)

En imágenes satelitales de tres o más canales espectrales, como es el caso del sensor ETM+, se pueden realizar combinaciones RGB (*Red Green Blue*) asignando los diferentes canales a los colores rojo, verde y azul, generando imágenes en color natural y en falso color. Cada composición mostrará una coloración distinta, la cual está relacionada a la respuesta de la superficie en cada ventana espectral que constituye la composición. Las ternas que se pueden establecer es un problema de análisis combinatorio (Baldor, 1966).

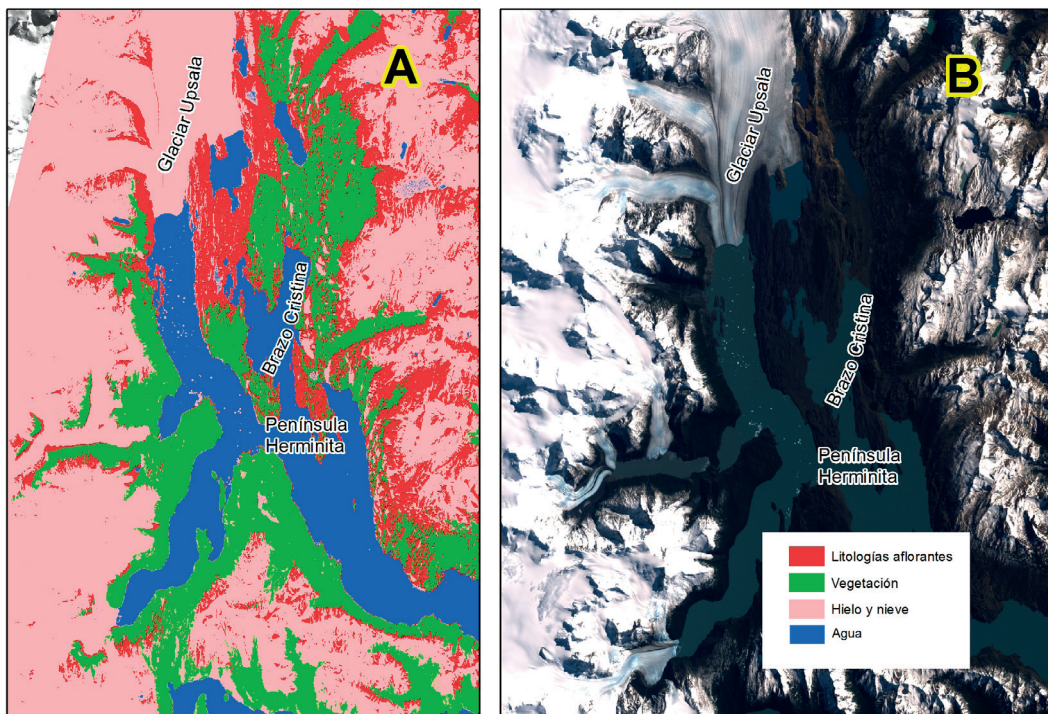


Figura 3. A) Escena Landsat 7 ETM+ clasificada según cubiertas presentes; B) Composición color de la escena.

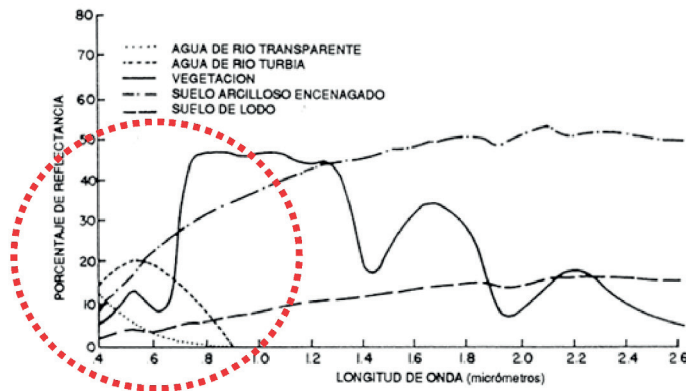


Figura 4. Particular comportamiento de las distintas superficies según la fracción del espectro en la que se la analiza. El círculo discontinuo de color rojo refleja el salto de reflectividad existente entre el espectro visible y el infrarrojo cercano. Figura extraída de (FAO, 2015).

Diversos estudios geológicos han utilizado la combinación de bandas en busca de interpretaciones, por ejemplo, en el Macizo del Deseado (Marchionni *et al.*, 2009), Provincia de San Juan (Pérez *et al.*, 2010) y México (Mazzoni y Rabassa, 2010), entre otros. En gran parte de los casos, la selección de bandas se realiza por pruebas empíricas o por recomendaciones en publicaciones de referencia. Sin embargo, existen procedimientos estadísticos (basados en la varianza y coeficiente de correlación) capaces de identificar las composiciones de bandas de mayores contrastes. Uno de ellos es el que se conoce como Índice de Factor Óptimo (FIO) (Chávez *et al.*, 1982) y se calcula mediante la ecuación 3:

$$FIO = \frac{\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3}{|r_{(1,2)}| + |r_{(1,3)}| + |r_{(2,3)}|} \quad (3)$$

Donde: $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ corresponden a la desviación estándar de cada banda, y $r_{(i,j)}$ al coeficiente de correlación entre las bandas i y j .

El valor numérico de FIO nos indicará la calidad de la información entregada por la composición (Tamouk *et al.*, 2013): mientras mayor sea el valor, mayor será la cantidad de información disponible. En este trabajo, se utilizaron las bandas 1, 2, 3, 4, 5 y 7, por lo que el número de combinaciones C que se pueden formar a partir de las 6 bandas incluidas (tomadas en grupos de 3) y asegurando que todas las combinaciones se diferencien en

al menos una banda, corresponde a 20 (Noyola-Medrano *et al.*, 2005).

2.2.4. Cálculo Índice Z (IZ)

Este índice es un indicador de desigualdad y jerarquización, sin limitación temática y que permite integrar los valores de reflectancia de las tres bandas seleccionadas por FIO en una sola. La utilización de índices para clasificar información radica en la posibilidad de reducir el volumen de datos, trabajar con cifras sintéticas y, además, facilitar las comparaciones en el tiempo y el espacio. A continuación, se detallan los pasos metodológicos de acuerdo a lo establecido por Del Canto-Fresno (1988):

- Selección de las variables a analizar: las tres bandas seleccionadas a partir de FIO.
- Cálculo de la media aritmética y la desviación estándar de cada variable.
- Normalización de las variables: $Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$

Donde: x es el valor de cada píxel, \bar{x} la media aritmética, y σ la desviación estándar.

- Evaluación del sentido de la relación de cada variable: en caso que la variable fuese inversa al tema general considerado debe invertirse el signo de los resultados de esa variable. Por ejemplo, si se estuviera aplicando el índice Z en busca de un indicador de *Salud estructural* de un glaciar, y una de las variables incorporadas

fuese la temperatura superficial de éste, se supone que a mayores temperaturas (próximas al punto de fusión) menor será la salud estructural del glaciar. Así, a los valores de temperatura obtenidos una vez normalizados, se le debiera anteponer el signo negativo. Para este caso en particular las relaciones son positivas por lo que los valores obtenidos permanecen sin modificaciones de signo.

- e) Suma algebraica de los valores normalizados correspondientes a cada unidad de análisis o píxel (μ).
- f) Cálculo del Índice Z: $Ind Z = \mu \cdot n^{-1}$

Donde: μ corresponde a la sumatoria de los valores normalizados para cada píxel y n equivale al número de variables consideradas, es decir 3.

2.2.5. Muestreo del índice Z y clasificación no supervisada

Una vez obtenida la imagen IZ se le aplicó un muestreo puntual y aleatorio, en 408 sitios, a fin de construir un histograma que refleje los valores adoptados por cada uno de los píxeles revisados. La clasificación no supervisada se realizó mediante el método de cortes naturales o algoritmo de Jenks (Jenks, 1967). Éste, permite establecer las zonas de corte a partir de los saltos gráficos existentes (Ebdon, 1982), íntimamente vinculados al comportamiento espectral de cada cubierta.

2.2.6. Muestreo litológico en campo, vinculación y validación

Esta etapa del proceso resulta significativa debido a que se produce la vinculación de los datos IZ con los levantamientos litológicos de campo, lo cual da lugar a la construcción del modelo de distribución de litologías. Otro aspecto importante de esta etapa es la evaluación de confiabilidad de la clasificación: la precisión de un proceso de clasificación se refiere al grado de concordancia entre las clases de la imagen y un conjunto de datos de referencia (Congalton y Green, 1999).

El trabajo de vinculación de la clasificación no supervisada y las litologías reconocidas en campo se realizó mediante un muestreo de 10 afloramientos rocosos, bajo la condición de que tuvieran una superficie mayor o igual a 22,5 km², es decir, que cada afloramiento relevado en campo significara en

imagen un área compuesta por 25 o más píxeles. A continuación, se geoposicionaron los afloramientos muestreados respecto del IZ, lo que permitió conocer el rango de IZ en el que cada tipología de roca aparece y ajustar la clasificación inicial.

Una vez ajustado el modelo de distribución de litologías se procedió a su validación mediante un nuevo muestreo litológico, en 16 nuevos afloramientos, bajo idénticas condiciones del caso anterior (Figura 5). Cada muestra lítica fue posicionada espacialmente en el SIG, evaluando el grado de coincidencia entre lo predicho por el modelo de distribución de litologías y la realidad.

La Figura 5 muestra la distribución de los puntos de muestreo para la asociación IZ-litologías y para el proceso de validación. La mayor parte se realizaron en las proximidades del glaciar Upsala debido al principal interés por este sector: diversos estudios planteados a futuro buscan arrojar luz sobre las causas de la dinámica particular de éste glaciar. No obstante, a fin de ampliar el área de análisis se decidió incluir algunos sitios próximos al glaciar Viedma, sobre todo por la gran extensión de ciertos afloramientos.

3. Resultados

3.1. Eliminación de coberturas sin interés

La eliminación de las coberturas sin interés se ve reflejada en términos estadísticos: la Figura 6 compara las bandas originales (incluye cubiertas no deseadas) con las bandas modificadas, exponiendo que los valores medios originales tienden a ser superiores a los respectivos de las bandas trabajadas; esto último vinculado a la presencia de valores extremos en reflectancia (nieve y hielo; agua y sombras) que influyen el valor final de ésta. Otro aspecto a resaltar, es el que tiene que ver con la desviación estándar: en las bandas recortadas los valores asumidos por la desviación son comparativamente menores (en ocasiones hasta 2 veces más pequeños) respecto de los originales; estas menores variaciones de la muestra entorno a la media permite lograr una mayor expansión del contraste al momento de la visualización en un ambiente SIG, por lo tanto una mejor discriminación gráfica de diferencias espectrales menores.

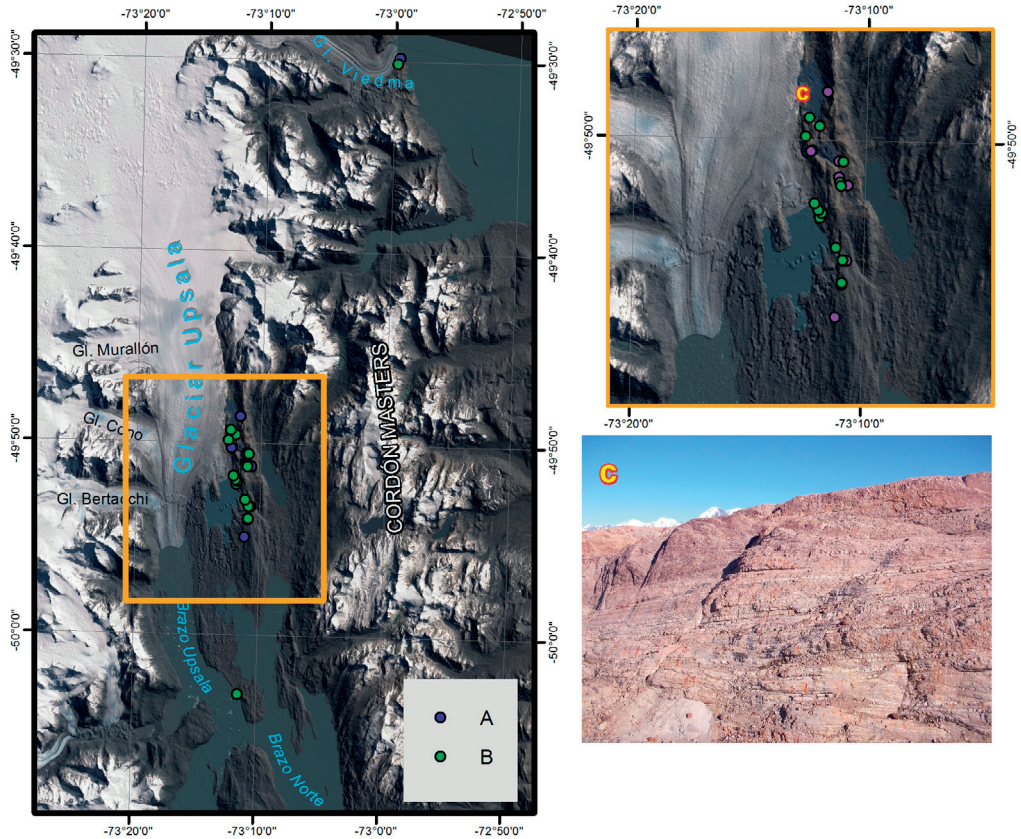


Figura 5. A) Relevamiento de campo de 10 afloramientos utilizados para vincularlos con la clasificación no supervisada, B) relevamiento de campo de 16 nuevos afloramientos destinados a valorar la precisión de la clasificación; y C) vulcanitas estratificadas expuestas del Complejo El Quemado.

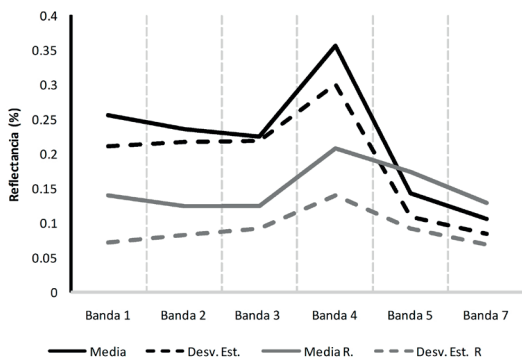


Figura 6. Comparación en términos estadísticos entre bandas originales y bandas con sustracción de superficies no deseadas. Línea sólida de color negro (Media) corresponde a los valores medios en las bandas originales, la línea discontinua de color negro (Desv. Est.) a la desviación estándar para cada banda original, la línea sólida de color gris (Media R.) a los valores medios en las recortadas y, finalmente, la línea discontinua de color gris (Desv. Est. R.) correspondiente a la desviación estándar para las bandas recortadas

3.2. Índice FIO

La aplicación del índice FIO arrojó que la composición 541 es la que mayor información aporta; mientras que en segundo y tercer lugar se encuentran las combinaciones 542 y 543, respectivamente. El binomio *banda 5 - banda 4* es constante en las tres composiciones líderes, variando únicamente la banda asociada al espectro visible (Tabla 3). En sentido opuesto, la composición 321 (composición color) es la menos informativa. En esta última composición las tres bandas en cuestión corresponden al espectro visible, lo cual difiere notablemente respecto de las combinaciones mejor posicionadas que tienen una dominancia de bandas en el infrarrojo cercano y de medio. Esto sugiere que es en esta fracción del espectro donde mayores contrastes, por lo tanto información útil, existen para este caso. En términos comparativos y según los resultados del índice

Tabla 3. Ranking de combinaciones –más informativas– a partir del índice FIO. La composición 541 es la que mayor información aporta, por lo tanto, corresponde al 100%. Así, el valor de índice FIO obtenido por cada composición se compara con la composición líder (541) a fin de obtener sus valores relativos respecto de ésta.

Orden	Composición	FIO	%
1	541	0.15476564	100
2	542	0.15422859	99.65
3	543	0.15319568	98.99
4	754	0.14108946	91.16
5	531	0.13859795	89.55
6	532	0.13846947	89.47
7	521	0.13820546	89.3
8	741	0.13632403	88.08
9	752	0.13621103	88.01
10	742	0.13618345	87.99
11	751	0.13593754	87.83
12	743	0.13563915	87.64
13	753	0.13447597	86.89
14	732	0.11875546	76.73
15	731	0.11854532	76.6
16	721	0.11784622	76.14
17	432	0.11188516	72.29
18	431	0.08998959	58.15
19	421	0.08892718	57.46
20	321	0.07346577	47.47

FIO para este estudio, la composición 321 aporta menos del 50% de la información que puede entregar la composición 541.

3.3. Índice Z y clasificación no supervisada

La integración de los valores de reflectancia de las tres bandas utilizadas en un solo indicador permitió trabajar con una serie estadística de única dimensión capaz de mostrar los saltos espectrales existentes. La Figura 7A ilustra los resultados tras aplicar el índice Z, observándose un claro predominio de valores de índice menores a 2, indicando, a priori, la supremacía de una tipología lítica. La Figura 7B muestra los 408 puntos de muestreo del índice Z utilizados para la posterior construcción del histograma. Una vez extraídos los datos del índice en forma puntual, fueron ordenados en sentido creciente a fin de segmentar la imagen y agrupar los píxeles con comportamiento similar.

Un primer análisis del histograma (Figura 8) muestra diferencias de valores y tasas de variación,

las cuales dan cuenta de la presencia de diversas superficies reflectoras. El procedimiento de cortes naturales como método de discretización de la información aseguró una buena homogeneidad al interior de cada clase y heterogeneidad entre clases. Así, la clasificación de la serie estadística incorporó todos aquellos quiebres gráficos representativos, dando lugar a la discriminación de 9 clases espectrales (Tabla 4).

Tabla 4. Clases espectrales generadas a partir del procedimiento de cortes naturales.

Clase	Intervalo
1	[-1,28702 - -0,86414)
2	[-0,86414 - -0,72960)
3	[-0,72960 - -0,41265)
4	[-0,41265 - -0,2503)
5	[-0,2503 - 0,01884)
6	[0,01884 - 0,58424)
7	[0,58424 - 1,47684)
8	[1,47684 - 2,12864)
9	[2,12864 - 3,2498)

3.4. Muestreo litológico en campo y vinculación

El contraste entre las clases por cortes naturales y la distribución espacial de las muestras litológicas sugirió unificar clases iniciales a causa de que idénticas muestras litológicas se correspondían con una o dos clases del IZ. De este modo, se reclasificó la serie y se llegó a cuatro grandes clases: A, B, C y D (Tabla 5) (Figura 8). En efecto: A) Pizarras 1: originalmente pelitas de color gris oscuro, masivas, con alternancias de areniscas gris verdoso (Formación Cerro Toro). En ellas se han identificado varios niveles portadores de fauna asignados al Cretácico superior (Kraemer y Riccardi, 1997); B) Pizarras 2: inicialmente

Tabla 5. Asociaciones entre clases espectrales y muestreo de campo.

Asociación espectral y muestras de campo		
Clasif. No supervisada	Reclasificación	Litología
1 y 2	A	Pizarras 1
3 y 4	B	Pizarras 2
5 y 6	C	Vulcanitas
7, 8 y 9	D	Vulcano-Sedimentarias

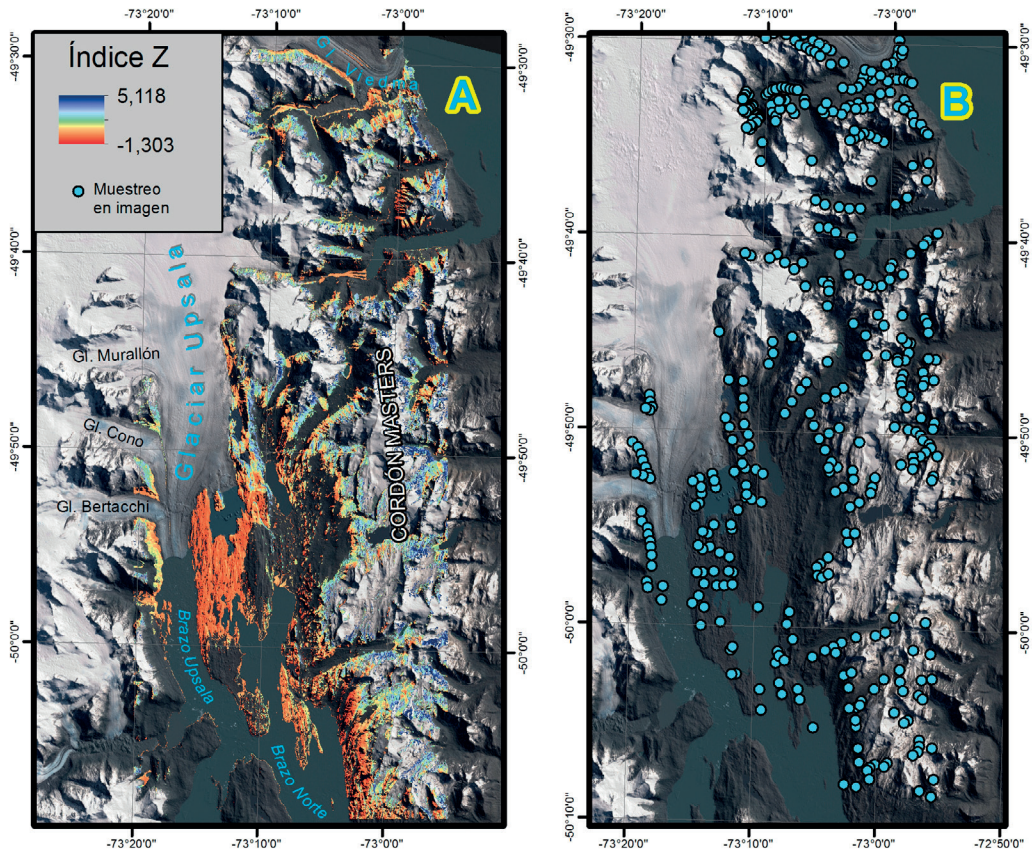


Figura 7. A) Resultados obtenidos al aplicar el Índice Z a la composición 541. Posteriormente, B) se realizó un muestreo aleatorio en imagen de 408 puntos.

pelitas laminadas de color gris oscuro a negro con fisilidad marcada y abundantes bancos calcáreos intercalados de color pardo rojizo. Además, se caracterizan por presentar una abundante fauna de cefalópodos correspondientes a distintos pisos del Cretácico inferior, siendo la Formación de referencia Río Mayer (Kraemer y Riccardi, 1997) (Richiano *et al.*, 2012). Con el comienzo –a estas latitudes– de la subducción en el margen occidental de la placa Sudamericana, tanto A como B comenzaron a sufrir la acción de fuerzas de compresión que las condujeron a una paulatina metamorfización de bajo grado.

Por otro lado, Riccardi (1971) y Nullo *et al.* (1978) reconocen dos subunidades o miembros informales del *Complejo vulcano-sedimentario El Quemado* C) subunidad inferior de naturaleza volcánica compuesta de andesitas, dacitas y riocitas, aglomerados volcánicos andesíticos y tobas

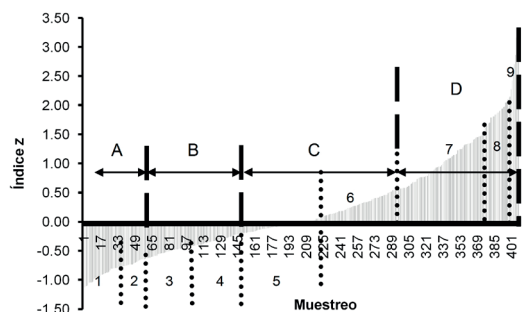


Figura 8. Distribución de los valores adoptados por los píxeles muestreados. Para el correcto análisis se ordenaron de forma creciente de modo de agrupar todos aquellos píxeles con similar comportamiento. Una vez hecho esto, se procedió a la clasificación no supervisada mediante el procedimiento de cortes naturales, el cual arrojó 9 clases iniciales (*línea punteada*). Posteriormente, una nueva clasificación derivada de la vinculación con muestras litológicas de campo arrojó 4 clases generales: A, B, C y D (*línea discontinua*).

mesosilicicas y D) subunidad superior piroclástica compuesta de areniscas volcánicas y tufáceas, tobas vítreas y cristalovítreas, tufitas e ignimbritas dacitas de tonos claros, pardo amarillento blanquecino (Kraemer y Riccardi, 1997).

En términos espectrales las clases A y B poseen mucha similitud, al punto de confundirse en algunos sitios. Esto se debe fundamentalmente al parecido composicional y granulométrico, a excepción de las areniscas grisáceas presentes en aquellas vinculadas a la Formación Cerro Toro. Por su parte, las clases C y D, asociadas al Complejo El Quemado, muestran un rango en el índice Z mayor que el de cualquier otra clase, esto tiene que ver con la diversidad en composición de las litologías presentes (Figura 9).

3.5. Validación

El uso de clasificaciones no supervisadas en busca de diferencias espectrales requiere de un suficiente trabajo de campo a fin de ajustar lo mejor posible el modelo de distribución espectral con la realidad. Del total de los 16 afloramientos muestreados para la validación de la clasificación, se obtuvo que 13 de ellos se correspondieron con la clasificación propuesta, es decir, un 81.25% (Tabla 6). Como bien sugieren los resultados, existe un porcentaje de error lo cual es lógico si se contempla que la clasificación espectral estuvo basada en el uso de tres bandas, dejando así grandes segmentos del espectro sin cubrir, por lo tanto, con incertidumbre. Además, otra fuente de ambigüedad se debe a que distintas Formaciones geológicas están compuestas por litologías similares (composición, textura, color, etc.) y por

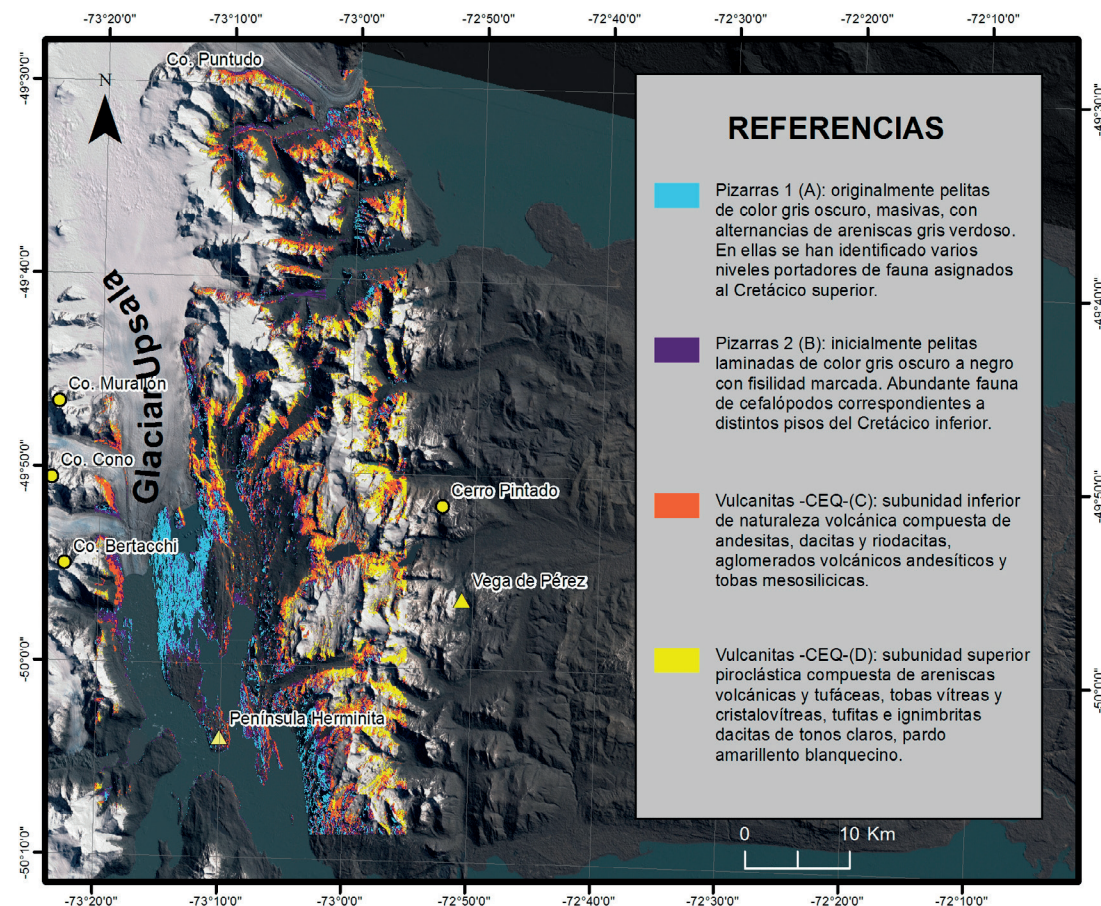


Figura 9. Litologías detectadas en superficie.

ende con un comportamiento espectral similar. Por último, otro elemento capaz de introducir incertidumbre tiene que ver con la resolución espacial de las imágenes (30 m), en donde el valor adoptado por cada píxel es consecuencia de la reflectancia de las distintas superficies captadas por cada píxel. Por lo tanto, en zonas donde hay heterogeneidad de superficies, la clasificación puede mostrar distorsiones.

Tabla 6. Resultados del cruce de datos entre el muestreo de validación (columnas) y la clasificación propuesta. Del total de los 16 afloramientos muestreados para la validación de la clasificación se obtuvo que 13 de ellos se corresponden con la clasificación propuesta, es decir, un 81,25%.

	Pizarras 1	Pizarras 2	Vulcanitas	Vulcano-sedimentarias
A	5	1		
B	1	3		
C			4	
D			1	1

La Tabla 6 es el resultado del cruce de datos entre el muestro en campo (columnas) y la clasificación propuesta (filas). De este modo, 5 de las 6 muestras tomadas en campo de *Pizarras 1* se corresponden cartográficamente con la clase A; por su parte, de las 4 muestras de campo de *Pizarras 2*, 3 se corresponden correctamente con la clase B, mientras que las muestras de vulcanitas se corresponden en 4 de 5 muestras. Por último, la toma correspondiente a litologías vulcano-sedimentarias se asoció adecuadamente con la clase D.

4. Discusión y Conclusiones

El uso de imágenes satelitales para la identificación de superficies es, sin duda, una herramienta con un gran presente y un futuro prometedor. La posibilidad de la observación remota en distintas frecuencias, permite distinguir con gran precisión las diversas cubiertas presentes en la superficie terrestre, analizar la variabilidad temporal de los parámetros espectrales y generar bancos de datos para trabajos futuros.

En términos de escala espacial, las imágenes Landsat 7 resultan útiles para mapeos o monitoreos regionales. Además, la escala de trabajo y la resolución espacial provista por este sensor mejora cualquier muestreo de campo posible. Resulta necesario destacar la importancia de la

validación de estos estudios a partir de toma de datos en terreno.

La metodología propuesta para la detección de litologías, a través del análisis digital de imágenes, proveyó de valiosos resultados. El uso del índice FIO resulta muy útil para poder seleccionar la combinación de bandas óptima con un criterio estadístico. Una elección inadecuada puede conducir a una pérdida considerable de la información obtenida (Tamouk *et al.*, 2013), pudiendo alcanzar hasta un 50% menos de información provista por una combinación respecto de otra. La posterior aplicación del Índice Z dio la oportunidad de integrar diversas dimensiones en un solo valor, a la vez que permite involucrar al análisis, si así fuera necesario, tantas bandas como se deseen, lo cual lo diferencia notablemente de las tradicionales composiciones RGB constituidas por 3 bandas.

Los mayores desafíos surgieron por la diversidad de cubiertas presentes más allá de las litologías (nieve y hielo, agua, bosque, estepa arbustiva). La heterogeneidad de cubiertas en una superficie pequeña puede distorsionar los valores adoptados por cada píxel, como así también afectar la reflectancia de los píxeles vecinos (Paruelo *et al.*, 2014). En términos estadísticos, los resultados son más fiables en sectores donde una misma cubierta se extiende en una superficie considerable, ya que la muestra tiende a normalizarse. Según Noyola-Medrano *et al.* (2005) estas desviaciones derivadas de la heterogeneidad de superficies disminuyen considerablemente en regiones áridas donde las cubiertas vegetales, nivales y glaciales pueden ser escasas o nulas.

La fase de validación de la clasificación arroja un 82% de fiabilidad, lo cual resulta alentador teniendo en cuenta la fiabilidad obtenida en trabajos como el de Noyola-Medrano *et al.* (2005) con el 79% y Arango-Gutiérrez *et al.* (2005) con el 91%. A su vez, estas comparaciones también resultan relativas, debido a que en los tres trabajos en cuestión las características ambientales y por lo tanto de coberturas presentes son distintas. Por otro lado, la fiabilidad de la distribución espacial de las litologías detectadas con estas técnicas se reconfirma por la similitud existente con el mapa geológico confeccionado por Kraemer y Riccardi (1997) mediante trabajo de campo y perfiles sísmicos.

En términos ambientales, los resultados muestran la gran dominancia de pizarras en el entorno del glaciar Upsala en detrimento de otras litologías. Esta situación es un elemento clave para entender la geomorfología actual del área bajo estudio. La baja dureza y la fácil remoción de las pizarras ha dado lugar a un amplio valle glacial, el cual se habría ensanchado hasta tanto no se hizo presente el cordón subandino al este (Figura 1), caracterizado por la alta frecuencia de vulcanitas del Complejo de El Quemado (CEQ). Finalmente aclarar que la concentración de vulcanitas en los faldeos de los cerros Bertacchi, Cono y Murallón deriva de depósitos glaciogénicos.

Agradecimientos

Se agradece el apoyo y soporte de Adalberto Ferlito, Esteban Lannutti, Marcelo Durand, Roberto Bruce y Daniel Falaschi. También, a Parque Nacional “Los glaciares”, seccional Punta Bandera y Chaltén por su buena voluntad para colaborar en trabajos de campo y gestión de permisos. El estudio fue financiado mediante los proyectos de AGENCIA PICT2921-2012 y PICT1995-2013.

Referencias

Arango-Gutiérrez, M., Branch-Bedoya, J., Botero-Fernández, V. 2005. Clasificación no supervisada de coberturas vegetales sobre imágenes digitales de sensores remotos: Landsat-ETM+. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*. 58(1), 2611-2634.

Baldor, A. 1966. *Álgebra*. Madrid: Mediterráneo.

Bindschadler, R., Scambos, A., Choi, H., Haran, T.M. 2010. Ice sheet change detection by satellite image differencing. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1353-1362. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.014>

Chavez, P. S., Berlin, G. L., Sowers, L. B. 1982. Statistical method for selecting Landsat MSS ratios. *Journal of applied photographic engineering*, 8(1), 23-30.

Chavez, P. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24(3), 459-479. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)

Chuvieco, E. 2007. *Teledetección Ambiental. La observación de la Tierra desde el espacio*. Barcelona: Ariel.

Congalton, R.G., Gree, K. 1999. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Boca Raton, FL: Lewis Publishers, pp. 160.

Coronato, A., Borromei, A., Rabassa, J. 2014. Paleoclimas y Paleoesenarios en la Patagonia Austral y en Tierra del Fuego durante el Cuaternario. *Boletín Geográfico-Universidad Nacional del Comahue*, 30, 18-28.

Del Canto-Fresno, C. 1988. Trabajos prácticos de geografía humana. En C. Del Canto-Fresno, *Trabajos prácticos de geografía humana* (págs. 29-39; 140-146). Editorial Síntesis.

Dozier, J. (1984). Snow reflectance from Landsat-4 thematic mapper. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 22(3), 323-328. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.1984.350628>

Ebdon, D. 1982. *Estadística para Geógrafos*. Barcelona: Oikos-tau.

FAO. 2015. Food And Agriculture Organization of the United Nations. Recuperado el 30 de Junio de 2015, de Food And Agriculture Organization of the United Nations: <http://www.fao.org/docrep/003/t0446s/T0446S04.htm>

Feruglio, E. 1938. El Cretácico superior del Lago San Martín (Patagonia) y de las regiones adyacentes. *Physis*, 12, 293-349.

Folguera, A., Ramos, V. 2002. Los efectos producidos por la aproximación, colisión y subducción de dorsales pacíficas en los Andes Patagónicos. *Acta geológica hispánica*, 37, 329-353.

González, M., Carreño-Conde, F., De Pablo, M.A. 2007. Aplicación de imágenes Landsat (tm y etm+) en estudios geoestructurales en el NO del macizo ibérico. *Cuadernos Lab. Xeolóxico de Laxe Coruña*, 32, 47-62.

Jackson, T., Chen, D., Cosh, M., Li, F., Anderson, M., Walthall, C., Doriaswamy, P., Hunt, E.R. 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment* 92(4), 475-482. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.021>

Jenks, G. F. 1967. The Data Model Concept in Statistical Mapping. *International Yearbook of Cartography*, 7, 186-190.

Kraemer, P.E., Riccardi, A.C. 1997. Estratigrafía de la región comprendida entre los lagos Argentino y Viedma (49° 40'-50° 10' lat. S), Provincia de Santa Cruz. *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 52(3), 333-360.

Lencinas, J., Siebert, A. 2009. Relevamiento de bosques con información satelital: Resolución espacial y escala. *Quebracho*, 17(1,2), 101-105.

- Lenzano, M. G., Lannutti, E., Toth, C., Lenzano, L., Lo Vecchio, A. 2014. Assessment of ice-dam collapse by time-lapse photos at the Perito Moreno glacier, Argentina. *ISPRS Technical Commission I Symposium, Sustaining Land Imaging: UAVs to Satellites*. Denver, Colorado.
- Marchionni, D., Tessone, M. 2009. Cartografía geológica y reconocimiento de áreas de alteración hidrotermal con imágenes LANDSAT-TM en el área de La Manchuria, Macizo del Deseado, Patagonia Argentina. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 3269-3276. Natal, Brasil.
- Mazzoni, E., Rabassa, J. 2010. Inventario y clasificación de manifestaciones basálticas de Patagonia mediante imágenes satelitales y sig, Provincia de Santa Cruz. *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 66(4), 608-618.
- Mpodozis, C., Ramos, V. 2008. Tectónica jurásica en Argentina y Chile: extensión, subducción oblicua, rifting, deriva y colisiones?. *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 63(4), 481-497.
- Naruse, R., Skvarca, P. 2012. Processes of failure and collapse of an ice-dam at Glaciar Perito Moreno, Patagonia, in March 2004. *Glaciological and Geomorphological Researches in Patagonia: 2003-2009*, 175-179.
- National Aeronautics and Space Administration (NASA). 2015. Landsat 7 Science Data Users Handbook. Recuperado de: http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat7_Handbook.pdf
- Noyola-Medrano, M. C., Hinojosa-Corona, A., Barajas, A. M. 2005. Caracterización litológica de regiones desérticas mediante técnicas de percepción remota: un ejemplo en la franja costera central de baja California, México. *Revista mexicana de Ciencias Geológicas*, 22, 229-245.
- Nulló, F., Panza, J. L., Blasco, G. 1999. *Geología Argentina*. 530. Buenos Aires: Servicio Geológico Minero Argentino.
- Ojeda-Zújar, J., Fernández-Palacios Carmona, A., Moreira-Madueño, J. M. Sánchez-Rodríguez, E. 1994. Programa de seguimiento de la calidad y dinámica del espacio marino y litoral a través de imágenes de satélite. *Revista de Teledetección*, 3, 1-7.
- Paruelo, J. M., Di Bella, C., Mikovic, M. 2014. *Percepción remota y sistemas de información geográfica. Sus aplicaciones en Agronomía y Ciencias Ambientales*. Ciudad autónoma de Buenos Aires: Hemisferio Sur S.A.
- Pérez-González, M., García-Rodríguez, P., Guerra-Zaballos, A. 2003. Análisis del clima urbano a partir de imágenes de satélite en el centro peninsular español. *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 23, 187-206.
- Pérez, D., D'Odorico-Benites, P., Godeas, M. 2010. Reconocimiento de alteración hidrotermal con el sensor Aster, en el curso medio del río Santa Cruz (31°40'S), Provincia de San Juan. *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 623-633.
- Ponce, J., Rabassa, J., Serrat, D., Martínez, O. 2013. El campo de Drumlins, Flutes y Megaflutes de lago Viedma, Pleistoceno tardío, Provincia de Santa Cruz. *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 70(1), 115-127.
- Rabassa, J. 1999. Cuaternario de la Cordillera Patagónica y Tierra del Fuego. En *R. Caminos, Geología Argentina* (pp. 710-714). Buenos Aires: Servicio Geológico Minero Argentino.
- Ramos, V. 1981. Descripción Geológica de la hoja 47 a b, Lago Fontana, Provincia del Chubut. *Boletín Servicio Geológico Nacional*, 183.
- Rejas-Ayuga, J. 2008. Módulo VII: Sistemas de Información Geográfica y Teledetección. Master en Ingeniería Medioambiental y gestión del agua. *EOI Escuela de Negocios*. 1-34.
- Riccardi, A. C. (1971). *Estratigrafía en el oriente de la Bahía de la Lancha, lago San Martín, Santa Cruz, Argentina*. Universidad Nacional de La Plata.
- Richiano, S., Varela, A., Cereceda, A., Poiré, D. 2012. Evolución Paleoambiental de la formación Río Mayer, Cretácico Inferior, Cuenca Austral, Provincia de Santa Cruz, Argentina. *Latin American Journal Sedimentology and Basin Analysis*, 19(1), 3-26.
- Skvarca, P., Satow, K., Naruse, R., Leiva, J. 1995. Recent thinning, retreat and flow of Upsala Glacier, Patagonia. *Bulletin of Glacier Research*, 13, 11-20.
- Skvarca, P., De Angelis, H., Naruse, R., Warren, C. Aniya, M. 2002. Calving rates in fresh water: new data from southern Patagonia. *Annals of Glaciology*, 34(1), 379-384. <http://dx.doi.org/10.3189/172756402781817806>
- Suárez, M., De la Cruz, R. 2001. Jurassic to Miocene K-Ar dates from eastern central Patagonian Cordillera plutons, Chile (45°-48°S). *Geological Magazine*, 138(1), 53-66. <http://dx.doi.org/10.1017/S0016756801004903>
- Tamouk, J., Lotfi, N., Farmanbar, M. 2013. Satellite image classification methods and Landsat 5TM Bands. *arXiv preprint, arXiv:1308.1801*.
- Thomas, C. R. 1949. Geology and Petroleum Exploration in Magallanes Province, Chile. *American Association Petroleum Geologists*, 33(9), 1553-1578.
- Tucker, C. J., Sellers, P. J. 1986. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11), 1395-1416. <http://dx.doi.org/10.1080/01431168608948944>

- Vargas-González, C., Villon-Reinoso, C., Pasapera-González, J. 2009. Comparación de Técnicas para el Mapeo de Cobertura Glaciar con Imágenes LANDSAT y ASTER en la Cordillera Blanca, Ancash, Perú. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoramento Remoto* (pp. 25-30). Natal: INPE.
- Warren, C., Greene, D. 1995. Glaciar Upsala, Patagonia: rapid calving retreat in fresh water. *Annals of Glaciology*, 21, 1-6.
- Willis, M., Melkonian, A., Pritchard, M., Rivera, A. 2012. Ice loss from the Southern Patagonian Ice Field, South America, between 2000 and 2012. *Geophysical research letters*, 39(17), 1-6. <http://dx.doi.org/10.1029/2012GL053136>