

CASO PRÁCTICO

Evaluación del estado sanitario de individuos de *Araucaria araucana* a través de imágenes hiperespectrales

Medina, N.*^{1,2}, Vidal, P.^{2,3}, Cifuentes, R.¹, Torralba, J.³, Keusch, F.¹

¹ Magíster en Teledetección, Facultad de Ciencias, Universidad Mayor, Chile.

² Hémera Centro de Observación de la Tierra, Facultad de Ciencias, Universidad Mayor, Chile.

³ Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría, Universitat Politècnica de València, España.

Resumen: La *Araucaria araucana* es una especie endémica de Chile y Argentina, presenta un alto valor biológico, científico, cultural y desde el año 2016 ha evidenciado una severa afección del daño foliar en algunos individuos, causando en ciertos casos su muerte. Esta investigación tiene por objetivo detectar a partir de imágenes hiperespectrales, los individuos de la especie *Araucaria araucana* (*Araucaria araucana* (Molina y K. Koch)) y su grado de afección, mediante el aislamiento de su firma espectral y la evaluación de su estado sanitario mediante índices de vegetación y técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*, en un sector de la Reserva Nacional Ralco, Región del Biobío, Chile. Se capturaron siete imágenes con el sensor hiperespectral HYSPEX VNIR-1600, con 160 bandas y se realizó un muestreo aleatorio en el área de estudio, donde se recolectaron 90 muestras de Araucarias. Además, de las técnicas de teledetección aplicadas, se utilizó minería de datos espaciales, que permitió clasificar las Araucarias con y sin síntomas de afección. Se logró un 55,11% de exactitud global en la clasificación de la imagen, un 53,4% en la identificación de Araucarias sanas y un 55,96% en la identificación de Araucarias afectadas. En relación a la evaluación de su estado sanitario, el índice con mejor porcentaje de exactitud es el MSR (70,73%) y el con menor porcentaje de exactitud es el SAVI (35,47%). La técnica de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* entregó un porcentaje de exactitud de 52,18% y un índice de Kappa aceptable.

Palabras clave: Imágenes hiperespectrales, *Araucaria araucana*, respuesta espectral, *red edge*, índices de vegetación, Reserva Nacional Ralco.

Evaluation of the health status of *Araucaria araucana* trees using hyperspectral images

Abstract: The *Araucaria araucana* is an endemic species from Chile and Argentina, which has a high biological, scientific and cultural value and since 2016 has shown a severe affection of leaf damage in some individuals, causing in some cases their death. The purpose of this research was to detect, from hyperspectral images, the individuals of the *Araucaria* species (*Araucaria araucana* (Molina and K. Koch)) and its degree of disease, by isolating its spectral signature and evaluating its physiological state through indices of vegetation and positioning techniques of the inflection point of the red edge, in a sector of the Ralco National Reserve, Biobío Region, Chile. Seven images were captured with the HYSPEX VNIR-1600 hyperspectral sensor, with 160 bands and a random sampling was carried out in the study area, where 90 samples of Araucarias were collected. In addition, from the

To cite this article: Medina, N., Vidal, P., Cifuentes, R., Torralba, J., Keusch, F. 2018. Evaluation of the health status of *Araucaria araucana* trees using hyperspectral images. *Revista de Teledetección*, 52, 41-53. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.10916>

* Corresponding author: natalia.medinav@mayor.cl

remote sensing techniques applied, spatial data mining was used, in which Araucarias were classified without symptoms of disease and with symptoms of disease. A 55.11% overall accuracy was obtained in the classification of the image, 53.4% in the identification of healthy Araucaria and 55.96% in the identification of affected Araucaria. In relation to the evaluation of their sanitary status, the index with the best percentage of accuracy is the MSR (70.73%) and the one with the lowest value is the SAVI (35.47%). The positioning technique of the inflection point of the red edge delivered an accuracy percentage of 52.18% and an acceptable Kappa index.

Key words: Hyperspectral imagery, *Araucaria araucana*, spectral response, red edge, vegetation index, Reserva Nacional Ralco.

1. Introducción

La *Araucaria araucana* (Mol.) K. Koch (Araucaria) es una especie arbórea nativa del sur de Chile y Argentina. En Chile, la especie está distribuida en dos sectores; el primero en la precordillera de Los Andes, desde los 37°03' a los 40°03' S y abarca las regiones del Biobío, la Araucanía y Los Ríos, y el segundo en la cordillera de Nahuelbuta, desde los 37°40' a los 38°40' S, en la región de la Araucanía. En el sector precordillerano, se distribuye en altitudes que varían entre los 1200 y 1600 m s.n.m. en la región del Biobío y La Araucanía, y en la región de Los Ríos va desde los 1000 a los 1200 m s.n.m. (Drake, 2004). Según Armesto *et al.* (1996) esta especie es una de las más longevas del mundo, encontrando individuos con más de 1000 años de vida, siendo declarada Monumento Nacional el año 1990 por el Ministerio de Agricultura bajo el cual se prohíbe su explotación. En Chile, su estado de conservación es “vulnerable” en toda su distribución y se rigen por el apéndice I de la Convención sobre el Comercio Internacional de Especies Amenazadas de Fauna y Flora Silvestres (CITES) (Ministerio del Medio Ambiente, 2008). En 2011, Premoli *et al.* (2013) presentaron ante la Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza (UICN) la justificación para catalogar a dicha especie en la categoría de “en peligro”, ya que la población se ha visto severamente fragmentada, lo que provocó una disminución de ésta.

Desde principios del año 2016, se detectó un número indeterminado de Araucarias que presentaron una severa afección foliar (resecamiento) en algunas de sus partes, provocando la muerte de los individuos. Este problema se ha observado en toda la distribución de la Araucaria dentro del territorio nacional, pero con mayor incidencia en las regiones del Biobío y de La Araucanía.

En este contexto, los sensores remotos han sido ampliamente utilizados para generar información importante sobre el estado de los ecosistemas boscosos, debido al acceso continuo de sus datos y sus capacidades para monitorear la cobertura del dosel, las perturbaciones y su estado fenológico (Wright y Gallant, 2007; Willis, 2015; Hermosilla *et al.*, 2015). A pesar del potencial de las imágenes multispectrales, existen inconvenientes al momento de clasificar y jerarquizar los diferentes ecosistemas boscosos, debido a la presencia de distintas especies arbóreas dominantes con grandes similitudes en su respuesta espectral, que producen confusiones entre los patrones espectrales que describen a cada una de ellas (Ojeda *et al.*, 2011; Hakkenberg *et al.*, 2018).

Los sensores hiperespectrales se han empleado con éxito en el mapeo de especies arbóreas, debido a su alta resolución espectral y su amplio rango de trabajo en el espectro electromagnético, lo que le confiere una gran capacidad para estimar la variabilidad de la reflectancia espectral entre especies. Varios estudios demuestran su empleo en el mapeo y clasificación de especies arbóreas en zonas urbanas (Alonzo *et al.*, 2014; Liu *et al.*, 2017), en bosques mediterráneos (Awad, 2018; Roig, 2010), en bosques tropicales (Baldeck *et al.*, 2015; Clark y Roberts, 2012), en bosques templados (Dalponte *et al.*, 2012; Kokaly *et al.*, 2003; Torralba, 2012) así como también en bosques boreales (Dalponte *et al.*, 2013). Este tipo de imágenes también se han empleado para mapear la mortalidad y describir el daño causado por insectos (Fassnacht *et al.*, 2014; Somers *et al.*, 2010).

Además, existen estudios donde se obtiene información de las imágenes hiperespectrales a partir de índices espectrales de vegetación, que permiten estimar los atributos de la vegetación

con las relaciones que se establecen entre unas pocas longitudes de onda significativas (Shi *et al.*, 2018), como por ejemplo estimar el contenido en pigmentos en el rango visible de 400-700 nm (Fassnacht *et al.*, 2015), el contenido de humedad de la vegetación (Liu *et al.*, 2017) o clasificar entre especies arbóreas (Naidoo *et al.*, 2012).

Por otro lado, la técnica de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* se refiere a la región de cambio abrupto en la reflectividad de la vegetación en la transición entre el rojo ($R \approx 680$ nm) y el infrarrojo cercano (NIR ≈ 780 nm), demostrando tener un alto contenido de información para espectros de vegetación (Horler *et al.*, 1983). Un desplazamiento en la pendiente del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* y la pendiente máxima de la longitud de onda hacia una más larga, se debe al aumento de la clorofila, de lo contrario la posición del punto de inflexión del *red edge* se desplaza hacia una longitud de onda más corta. Este comportamiento es generalmente considerado un indicador de estrés en la vegetación y ha sido estudiado por Shafri y Hamdan (2009) mediante la utilización de seis índices de vegetación y cuatro técnicas del *red edge* en una imagen hiperespectral de un campo de plantaciones de palma en Malasia. Otros estudios señalan que índices espectrales que utilizan en su formulación las regiones del infrarrojo de onda corta (SWIR) y el posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*, son los más idóneos para estimar variables biofísicas en vegetación (Melendo-Vega *et al.*, 2017), son útiles en la detección de variaciones topográficas y para detectar alteraciones a distintas magnitudes en bosques de coníferas (Adamczyk y Osberger, 2015).

Las técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*, también se han usado como indicador en las respuestas de las plantas al estrés. Vogelmann *et al.* (1993) recolectaron datos de clorofila y datos provenientes de espectrómetro de laboratorio en hojas de Arce azucarero (*Acer saccharum*) afectadas por un insecto durante la temporada de crecimiento y analizaron tres parámetros de *red edge* que resultaron tener una alta correlación con la variación en el contenido total de clorofila. En un estudio similar, Smith *et al.* (2004) utilizaron datos hiperespectrales en la región del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* para probar mediante un índice, las

respuestas de estrés de las plantas debido a una disminución de la concentración de oxígeno en el suelo, provocada por la fuga del gas natural. Por su parte, Cho *et al.*, (2012) evaluaron el desplazamiento de la pendiente del *red-edge* como un indicador de cambio del stress de clorofila en bosques costeros de Sudáfrica.

Estas técnicas también han sido usadas para analizar diferentes tipos de vegetación y edades; Shafri *et al.* (2006) utilizaron datos hiperespectrales adquiridos con el sensor HyMap para determinar las posiciones del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* (REP), con las técnicas de interpolación lineal y Lagrangiana, de distintas cubiertas de vegetación en una zona boscosa del Reino Unido. Por otro lado, Ángel (2012) propuso una metodología para la clasificación de imágenes de cultivos de coca (*Erythroxylum coca* var. *Ipadu*) en Colombia, con radiometría de campo e imágenes WorldView II.

En los últimos años, los datos capturados en la región espectral del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* que ofrecen nuevos satélites como Sentinel-2, han sido exitosamente utilizados para estimación de clorofila a través del REP (Gholizadeh *et al.*, 2016), para clasificación de usos del suelo (Borràs *et al.*, 2017), y monitoreo del estado sanitario de bosques (Zarco-Tejada *et al.*, 2018).

En este contexto, el objetivo de este estudio es detectar individuos de *Araucaria* mediante el aislamiento de su firma espectral, y evaluar su estado sanitario, utilizando índices de vegetación y técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge* a través de imágenes hiperespectrales.

2. Materiales y métodos

2.1. Área de estudio

El área de estudio corresponde al sector SE de la Reserva Nacional Ralco, ubicada en la comuna de Alto Biobío, que está localizada a 160 km al este de la ciudad de Los Ángeles, en la Región del Biobío, Chile (Figura 1). El sector de interés, cubre una extensión de 720 ha y tiene una altura media de 1200 m s.n.m. Su paisaje está dominado por el volcán Callaqui, y según el Catastro y Evaluación de los Recursos Vegetacionales Nativos de la Región del Biobío (CONAF, 2008)

el área de estudio corresponde a un bosque puro de Araucaria (Figura 2), el cual se localiza sobre una colada de lava con pendientes suaves que en promedio no sobrepasan los 10°. La zona presenta un clima cordillerano con veranos secos y cálidos, con una temperatura promedio de 25°C, e inviernos fríos con media de temperaturas mínimas de 1,1 °C en la Estación río Biobío en Llanquén; promedio de los últimos 6 años (Centro del Clima y la Resiliencia CR2, 2018) y presencia de abundantes precipitaciones con un promedio anual de 2100 mm que también se pueden presentar en forma de nieve, acumulándose varios metros en algunos sectores.



Figura 1. Localización del área de estudio en la Reserva Nacional Ralco, Región del Biobío, Chile.



Figura 2. Bosque puro de Araucaria en donde se realizó el inventario.

2.2. Inventario forestal

La campaña de terreno se realizó entre los días 24 de enero y 9 de febrero del 2017, con la finalidad de realizar un inventario de la Araucaria en el sector de recubrimiento de las imágenes hiperespectrales.

La posición de las araucarias en terreno se capturó con GPS geodésico (Trimble R8-4) y se localizaron 90 muestras de Araucarias; 43 árboles sin afección y 47 árboles con afección (Figura 3). Se utilizó 40 araucarias para la validación, 18 sanas y 22 afectadas.

Se registraron los siguientes parámetros estructurales del árbol: diámetro a la altura del pecho (DAP) medido a 1,3 m sobre el suelo, el diámetro de copa capturando dos diámetros (N-S, E-O), la altura del árbol y su estado sanitario (con o sin afección).

El estado sanitario se determinó en relación al porcentaje de copa infectado con respecto al 100% de la copa, como se observa en la figura 4.

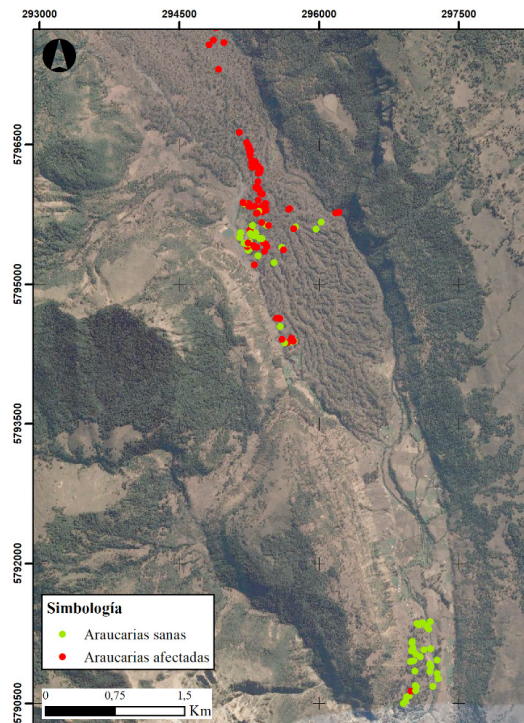


Figura 3. Ubicación de Araucarias muestreadas en el área de estudio.



Figura 4. Fotografía de la izquierda araucaria sana, fotografía de la derecha, araucaria con 100% de su copa infectada.

2.3. Captura de imágenes hiperespectrales

Se capturaron siete escenas el día 10 de febrero del 2017 con el sensor hiperespectral aerotransportado HySPEX VNIR-1600, en condiciones de nula nubosidad entre las 12:00 y 14:30 horas. Este sensor posee un rango espectral entre los 411,2 y los 988,9 nm, con una resolución espectral de 3,7 nm obteniendo así 160 bandas. El vuelo se realizó a 750 m sobre el nivel del suelo, por lo que se obtuvieron escenas hiperespectrales de 30 cm de resolución espacial. Las imágenes fueron corregidas geoméricamente con el software PARGE, utilizando un Modelo digital de elevación (DEM) Alos Palsar de 12,5 m y puntos de control en terreno con un GPS Trimble R8-4, los cuales se distribuyeron uniformemente a lo largo de todas las líneas de vuelo. Las imágenes se corrigieron atmosféricamente, con el software ATCOR®, con el objetivo de obtener la reflectancia de la superficie. Como primer paso se calculó la radiancia en el sensor al techo de la atmósfera TOA (Top Of Atmosphere).

2.4. Identificación y clasificación de Araucarias

En primer lugar, se suprimió de las imágenes hiperespectrales el suelo desnudo y la sombra, mediante máscaras, con la finalidad de aislar la vegetación.

Luego, se ubicaron las Araucarias en las imágenes a partir de las coordenadas y los diámetros de copa medidos en terreno. Para ubicar las araucarias en terreno se utilizó el criterio de que las copas de las araucarias fueran diferenciables entre ellas. En base a lo anterior, se generó un área de interés (ROI), de los píxeles más centrales de la copa (excluyendo los bordes) para cada araucaria y se extrajo la información espectral de cada una de ellas para construir una firma espectral promedio por especie (Roig, 2010; Torralba, 2012).

Se utilizó la minería de datos con el software *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (WEKA®) para determinar cuáles de las 160 bandas son las que permiten discriminar mejor entre araucarias sanas y araucarias afectadas en base a la

información espectral extraída de los ROI de cada araucaria. Se aplicó el algoritmo *Cfs.SubsetEval* (Hall, 1998) con el método *BestFirst*, el cual calcula la correlación de la clase con cada atributo y elimina atributos que tienen una correlación muy alta con atributos redundantes (en este caso los atributos corresponden a las bandas espectrales y la clase corresponde a araucaria sana o araucaria afectada).

Una vez obtenida la información derivada de minería de datos, se generaron nuevas imágenes con las bandas más discriminantes.

Con las firmas promedio de cada especie, se creó una firma espectral con los valores de las bandas de la nueva imagen y se aplicó la clasificación supervisada mediante el algoritmo mapeador de ángulos espectrales (SAM, por sus siglas en inglés *Spectral Angle Mapper*).

La validación de los resultados se realizó a partir de la aplicación de una matriz de confusión, en donde se emplearon las muestras de Araucarias ubicadas en la escena clasificada y que no fueron utilizadas para la construcción de la firma espectral de la especie. Además, se calculó el grado de exactitud del ajuste de la clasificación con el

coeficiente *kappa* (*K*), el cual expresa la reducción proporcional de errores por un clasificador, en comparación con el error de un clasificador completamente al azar.

2.5. Evaluación del estado sanitario de la Araucaria

El estado sanitario de la Araucaria se evaluó utilizando dos enfoques. En primer lugar, se calculó una serie de índices de vegetación asociados a las regiones V-NIR del espectro electromagnético. En el segundo enfoque, se utilizaron dos técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*, en las que se analizó el cambio abrupto en la reflectividad de la vegetación en la transición entre el rojo ($R \approx 680$ nm) y el NIR ($NIR \approx 780$ nm). Los enfoques empleados se detallan en las siguientes secciones.

2.5.1. Índices de vegetación

Una vez obtenidos los resultados de las bandas que mejor discrimina entre Araucaria sana y afectada mediante minería de datos espaciales, se estimó los índices de vegetación en la imagen, con las fórmulas y bandas señaladas en la Tabla 1.

Tabla 1. Índices de vegetación empleados para la evaluación del estado sanitario de Araucaria (ρ : reflectividad; b : banda del sensor HySpex).

Índice de vegetación	Relación matemática	Banda sensor HySPEX	Autor
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$	$\rho_{NIR} = b97$ $\rho_R = b70$	Rouse <i>et al.</i> , 1974
Renormalized Vegetation Index (RDVI)	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\sqrt{(\rho_{NIR} + \rho_R)}}$	$\rho_{NIR} = b97$ $\rho_R = b70$	Roujean & Breon, 1995
Simple Ratio Index (SR)	$\frac{\rho_{NIR}}{\rho_R}$	$\rho_{NIR} = b97$ $\rho_R = b70$	Birth & McVey, 1968
Modified Simple Ratio (MSR)	$\frac{\frac{\rho_{NIR}}{\rho_R} - 1}{\left(\sqrt{\frac{\rho_{NIR}}{\rho_R}}\right) + 1}$	$\rho_{NIR} = b97$ $\rho_R = b70$	Chen, 1996
Índice de vegetación ajustado con el suelo (SAVI)	$\left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R + L}\right)(1 + L)$	$\rho_{NIR} = b97$ $\rho_R = b70$ Donde $L=0.5$	Huete, 1988
Water band index (WBI)	$\frac{\rho_{900}}{\rho_{970}}$	$\rho_{900} = b136$ $\rho_{970} = b155$	Peñuelas <i>et al.</i> , 1993
Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada de Red Edge (RENDVI)	$\frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705}}$	$\rho_{750} = b95$ $\rho_{720} = b86$	Sims & Gamon, 2002
Vogelmann Red Edge Index 1 (VOG1)	$\frac{\rho_{740}}{\rho_{720}}$	$\rho_{740} = b92$ $\rho_{705} = b82$	Vogelmann <i>et al.</i> , 1993

De cada índice de vegetación, se obtuvo una imagen de una banda con el valor del índice correspondiente para cada píxel. Se extrajo la información de cada ROI de Araucarias sanas y afectadas, y se calculó un promedio por ROI con el fin de obtener dos rangos; uno para clasificar *Araucaria* con afección y otro para clasificar *Araucaria* sin afección. Para validar los resultados se aplicó las mismas técnicas implementadas en la sección 2.4.

2.5.2. Técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del red edge

La primera técnica aplicada es de interpolación lineal de cuatro puntos. Este método fue propuesto por Guyot y Baret (1988) y asume que la curva de reflectividad en el punto de inflexión del *red edge* se puede simplificar a una línea recta que se centra cerca del punto medio entre la reflectividad del NIR (780 nm) y el mínimo de reflectividad de la absorción de la clorofila (670 nm aproximadamente). Este método utiliza cuatro longitudes de onda y se determinó aplicando las Ecuaciones 1 y 2 (Cho y Skidmore, 2006).

Cálculo de la reflectividad en el punto de inflexión:

$$\rho_{re} = \left(\frac{\rho_{670} + \rho_{780}}{2} \right) \quad (1)$$

Donde ρ_{re} es la reflectividad en el punto de inflexión; ρ_{670} es la reflectividad en los 670 nm (b73 de HySpex) y ρ_{780} es la reflectividad en los 780 nm (b103).

Cálculo de la longitud de onda o posición del punto de inflexión del *red edge* (REP):

$$REP = 700 + 40 \times \left(\frac{\rho_{re} + \rho_{700}}{\rho_{740} - \rho_{700}} \right) \quad (2)$$

Donde los 700 y 40 son constantes que resultan de la interpolación en el intervalo de 700-740 nm; ρ_{700} es la reflectividad en los 700 nm (b81 de HySpex) y ρ_{740} es la reflectividad en los 740 nm (b92).

La Ecuación 3 aplicada es la técnica de Lagrange (Jeffrey, 1985). Esta técnica utiliza un ajuste polinómico de segundo orden que es aplicado directamente a la primera derivada del espectro. La primera derivada del punto de inflexión del

red edge en cualquier longitud de onda λ será D_λ . Y está dada por la Ecuación 3 (Dawson y Curran, 1998):

$$D_\lambda = \left(\frac{(\lambda - \lambda_i)(\lambda - \lambda_{i+1})}{(\lambda_{i-1} - \lambda_i)(\lambda_{i-1} - \lambda_{i+1})} \right) D_{\lambda(i-1)} + \left(\frac{(\lambda - \lambda_{i-1})(\lambda - \lambda_{i+1})}{(\lambda_i - \lambda_{i-1})(\lambda_i - \lambda_{i+1})} \right) D_{\lambda_i} + \left(\frac{(\lambda - \lambda_{i-1})(\lambda - \lambda_i)}{(\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1})(\lambda_{i+1} - \lambda_i)} \right) D_{\lambda(i+1)} \quad (3)$$

En este caso, la banda con el máximo de la primera derivada será λ_i siendo λ_{i-1} y λ_{i+1} las dos bandas a cada lado de la derivada máxima. D_λ , $D_{\lambda(i-1)}$ y $D_{\lambda(i+1)}$ representan los valores de la primera derivada. Los valores aproximados de D_λ , se pueden determinar para cualquier posición teórica de la banda. Para determinar la longitud de onda de la posición de pendiente máxima, se realiza una segunda derivación en la Ecuación 4 y se determina cuando la segunda derivada es cero (Dawson y Curran, 1998).

$$REP = \left(\frac{A(\lambda_i + \lambda_{i+1}) + B(\lambda_{i-1} + \lambda_{i+1}) + C(\lambda_{i-1} + \lambda_i)}{2(A + B + C)} \right) D_{\lambda(i-1)} \quad (4)$$

Donde

$$A = \left(\frac{D_{\lambda(i-1)}}{(\lambda_{i-1} - \lambda_i)(\lambda_{i-1} - \lambda_{i+1})} \right),$$

$$B = \left(\frac{D_{\lambda_i}}{(\lambda_i - \lambda_{i-1})(\lambda_i - \lambda_{i+1})} \right), \text{ y}$$

$$C = \left(\frac{D_{\lambda(i+1)}}{(\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1})(\lambda_{i+1} - \lambda_i)} \right)$$

Según Dawson y Curran (1998), esta técnica tiene la propiedad de forzar la curva de interpolación a través de los puntos dados y por lo tanto toma en cuenta la curvatura de la función. También es útil porque las tres posiciones de banda, λ_i , λ_{i-1} y λ_{i+1} (de aquí en adelante llamados parámetros del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*) no necesitan estar igualmente espaciadas. Además, aplicándolo como procedimiento final a la primera derivada del espectro, también se minimiza el error debido a la interpolación.

3. Resultados y discusión

3.1. Inventario de la *Araucaria* y captura de imágenes hiperespectrales

En relación al inventario (Tabla 2), las *araucarias* sanas muestreadas presentan un valor de DAP

promedio de 35,9 cm, una altura promedio 10,8 m y un diámetro de copa promedio de 5,6 m; valores menores en relación a las araucarias muestreadas con algún grado de afección, en donde el DAP promedio es de 71,5 cm, altura promedio de 16,6 m y un promedio de diámetro de copa de 9,5 m, por lo que se infiere que las araucarias de mayor edad, son las que presentan un mayor grado de afectación.

Por otro lado, se capturaron 7 escenas hiperespectrales en el área de estudio, que cubrieron un área aproximada de 720 ha.

3.2. Identificación y clasificación de la Araucaria

Se identificaron y extrajeron las firmas de 90 araucarias. La Figura 5 muestra la firma espectral promedio extraída para las 90 Araucarias analizadas, separadas por Araucarias sanas y Araucarias afectadas. Se visualiza que las muestras siguen el patrón espectral característico de la vegetación, sin embargo, se aprecia una variabilidad de las firmas en el rango del infrarrojo cercano; siendo

las Araucarias sanas las que cuentan con valores mayores de reflectividad en esta área (aumentando los valores de reflectividad hasta 0,05 en esta parte del espectro).

Posterior a la extracción de las muestras y su caracterización espectral, con la técnica minería de datos, se obtuvo como resultado dos bandas que permiten discriminar entre Araucaria sana y afectada (Figura 5). En la Tabla 3 se muestran las longitudes de ondas seleccionadas y el número de banda correspondiente a la imagen hiperespectral. Las bandas resultantes corresponden a bandas del R y el NIR, que es donde se observan las mayores diferencias, y en donde, además, abarcan la región del posicionamiento del punto de inflexión del *red edge*.

Tabla 3. Bandas resultantes del proceso de minería de datos para separar Araucarias sanas de afectadas.

Número de banda	Longitud de onda (nm)
88	727,3
108	799,97

Posteriormente se construyó una nueva librería espectral, con la información de las dos

Tabla 2. Inventario forestal de las Araucarias muestreadas en el área de estudio (Araucarias sanas y con algún grado de afección).

Araucarias sanas							
N° de escena	N° A. sanas	Promedio DC NS	Promedio DC EO	Promedio DAP	Promedio altura del árbol	Altura mín árbol	Altura máx arbol
6	18	5,2	5,1	35	9,8	6,7	14,7
7	3	5,5	5,5	33	10,7	9,8	12
8	2	5,8	5,5	35,5	10,9	9,8	12
9	1	4	4,5	22,5	9,7	-	-
10	3	7	6,4	48,6	13	9,6	19,4
11	4	6,4	6,8	43,6	10,9	7,7	19,4
12	12	5	5,1	33,1	10,6	6,1	20,2
Total	43						
Araucarias afectadas							
N° de escena	N° A. afectadas	Promedio DC NS	Promedio DC EO	Promedio DAP	Promedio altura del árbol	Altura mín árbol	Altura máx arbol
6	22	7,8	7,3	48,8	13,4	6,2	27,2
7	6	9	9	59,8	16,6	7,9	25,2
8	5	8,6	7,9	69,4	15,1	10,6	20
9	3	10	10	81,3	17,3	12	20
10	5	7	6,4	48,6	13,7	7,5	16,9
11	4	8,8	9,4	72	15,8	7,5	30
12	2	16,3	15,5	120,5	24,3	24	24,6
Total	47						

* A: araucaria; DC: diámetro de copa; NS: Norte-Sur; EO: Este-Oeste; mín: mínima; máx: máxima

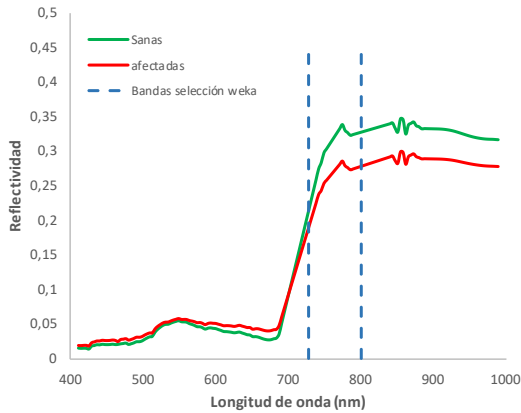


Figura 5. Firma espectral media para *Araucaria* sanas y *Araucarias* afectadas.

bandas con mayor discriminación espectral. Se aplicó la clasificación SAM con los siguientes ángulos: *Araucaria* sana = 0,02 y *Araucaria* afectada = 0,025. En la Figura 6 se observa la clasificación SAM, para detectar el estado de las *Araucarias* en una de las escenas hiperespectrales.

Se logró un 55,11% de exactitud global en la clasificación de la imagen, un 53,34% en la

identificación de *Araucarias* sanas y un 55,96% en la identificación de *Araucarias* afectadas y un coeficiente kappa de 0,32.

Kemerer *et al.* (2008) obtuvieron para la clasificación de distintos cultivos un 88,5% de exactitud global en la clasificación de la imagen con datos hiperespectrales y un error de omisión de un 14%. Por otro lado, Kokaly *et al.* (2003) obtuvieron una exactitud global del 74,1% con un coeficiente kappa de 0,62 en la comparación del mapa AVIRIS de los tipos de cobertura forestal con un mapa derivado de las fotos aéreas. Por otro lado, Ojeda *et al.* (2011), al discriminar distintos tipos de bosques de *Araucaria* en el Parque Nacional Conguillío, encontraron siete tipos de bosques con un acierto general de 83,8% y un coeficiente kappa de 0,81.

Para *Araucaria* sana se obtuvo un error de omisión del 46,66% y para *Araucaria* afectada se obtuvo un error de omisión del 44,04%. El resultado del coeficiente Kappa para la clasificación de la *Araucaria* se considera como aceptable (Tabla 4) según un estudio realizado por Landis y Koch (1977).

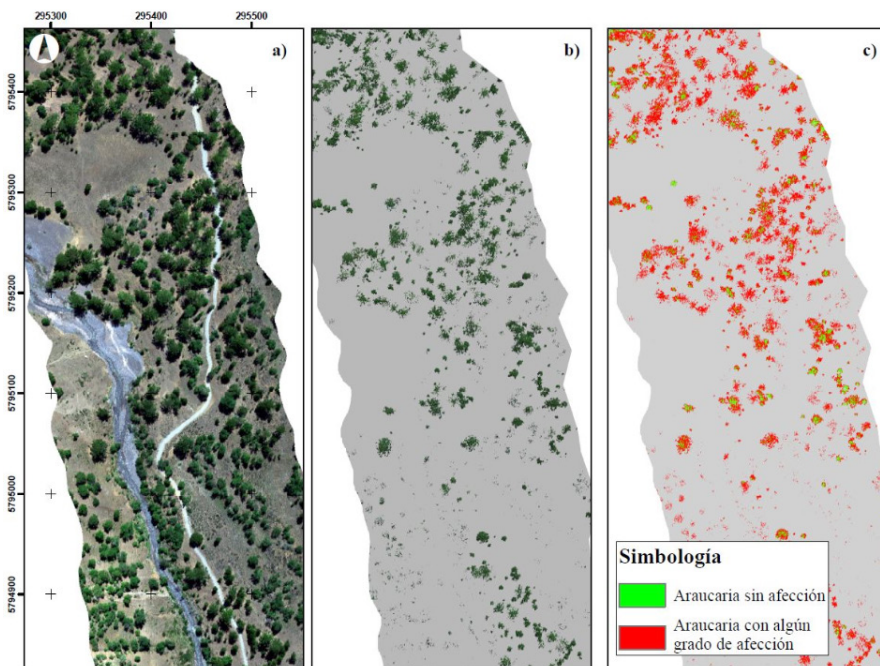


Figura 6. Imagen HYSPEX, composición color verdadero (a), Máscara suelo/vegetación (b), Resultados clasificación SAM para detectar la *Araucaria* sana y *Araucaria* con algún grado de afección (c).

Tabla 4. Valoración del coeficiente kappa según Landis & Koch (1977).

Coefficiente kappa	Fuerza de la concordancia
0,0	Pobre
0,01-0,20	Leve
0,21-0,40	Aceptable
0,41-0,60	Moderada
0,61-0,80	Considerable
0,81-1,00	Casi perfecta

3.3. Evaluación del estado sanitario de la Araucaria

A partir de la aplicación de los índices de vegetación, se generó una imagen clasificada en dos rangos (Araucarias sanas y afectadas) para cada índice y se enmascaró con la máscara de Araucaria resultante de la clasificación SAM. En la Tabla 5 se muestran los resultados de las validaciones. El índice con mejor porcentaje de exactitud es el MSR (70,73%) y el con menor porcentaje de exactitud es el SAVI (35,47%). El porcentaje de exactitud para el REP es de 52,18%, quedando en el cuarto lugar. El MSR, es un índice mejorado que combina el SR y RDVI, por lo que se cree que se obtiene una mayor sensibilidad a la vegetación (Chen, 1996).

Tabla 5. Resultados de validación de índices de vegetación.

Índice	Exactitud (%)	Coefficiente Kappa
MSR	70,73	0,4
SR	67,54	0,36
RDVI	52,81	0,22
REP	52,18	0,21
VOG1	46,45	0,15
RENDVI	42,68	0,1
WBI	39,06	0,07
NDVI	37,94	0,056
SAVI	35,47	0,032

3.4. Técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del red edge

En la Figura 7, se observa que el REP de la firma de las Araucarias afectadas está ubicado en los 745,47 nm y el REP de Araucarias sanas está ubicado en los 734,57 nm. Dichos valores se contradicen a lo encontrado en literatura. Según Liang (2005) el desplazamiento de la posición REP hacia longitudes de onda más anchas está relacionado con el incremento de la vegetación verde, por lo que valores altos de REP corresponderían a

doseles sanos. Shafri *et al.* (2006) en ambas técnicas de red edge mostraron que la longitud de onda y la reflectancia en REP para plantas con mayor contenido de clorofila se desplazan hacia una longitud de onda más larga y con mayor reflectancia en comparación con plantas con menor contenido de clorofila.

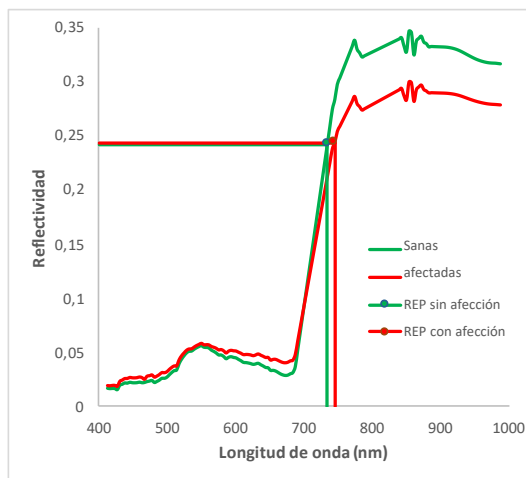


Figura 7. Reflectividad media y localización del punto de inflexión de la firma de las Araucarias con y sin signos de afección.

4. Conclusión

Se comprobó que la minería de datos es una herramienta muy útil para la identificación de especies mediante imágenes hiperespectrales, debido a que logra detectar las bandas discriminantes para la clasificación, optimizando el procesamiento. Por otro lado, fue posible el aislamiento de la firma espectral de la Araucaria, distinguiendo así, entre Araucarias sanas y afectadas presentes en el área de estudio. Existe una separabilidad espectral entre Araucaria sanas y afectadas, lo que implica que podría ser posible utilizar estas firmas para aplicarlas en otro sector de interés para el estudio de la afección en Araucaria con imágenes hiperespectrales. En lo que respecta a los índices de vegetación, se demostró que no es la técnica más efectiva para evaluar el estado sanitario de la Araucaria, por lo que a futuro se propone evaluar las muestras por niveles de afección (0-20%; 20-40%; 40-60%; 60-80%, araucarias muertas). Por otro lado, las técnicas de posicionamiento del punto de inflexión del red edge aplicadas, mostraron una fuerza de concordancia aceptable

(0,21 según coeficiente de Kappa) para detectar condición sanitaria, sin embargo, los índices de vegetación, presentaron porcentajes de exactitud más altos (MSR 70,73%). Para mejorar los resultados en futuras investigaciones, sería recomendable relacionar dichos resultados con otros parámetros de la planta en terreno, como contenido de clorofila, por ejemplo.

Por otro lado, el porcentaje de exactitud de la clasificación es de 55,11% (bajo en comparación con los estudios mencionados anteriormente), lo que podría deberse a que la IMU (Unidas de medición inercial) del sensor hiperespectral utilizado, no entrega la precisión espacial deseada, y esto dificultó ubicar especies muestreadas en bosques densos de *Araucaria*.

No se pudieron obtener un mayor número de muestras, debido a que estas especies se encuentran en propiedad privada, en donde el acceso fue denegado.

Finalmente, se recomienda la utilización de imágenes hiperespectrales para aplicar algoritmos de clasificación de especies, debido a que los resultados obtenidos en esta y otras investigaciones muestran resultados favorables.

Agradecimientos

Este artículo se ha realizado en el contexto de fin de grado del Magíster en Teledetección, Facultad de Ciencias de la Universidad Mayor y en el marco del Proyecto “Prospección fitosanitaria para determinar los niveles de afección de daño foliar en bosques de *Araucaria araucana* de las regiones del Biobío, Araucanía y Los Ríos, 2017/ID: 633-32-LE16, financiado por la Corporación Nacional Forestal (CONAF) de Chile. La autora principal agradece a la Universidad Mayor por la oportunidad de desarrollar esta investigación; en especial a Idania Briceño por sus valiosos comentarios y Waldo Pérez, por su apoyo en las campañas de terreno.

Referencias

Adamczyk, J., Osberger, A. 2015. Red-edge vegetation indices for detecting and assessing disturbances in Norway spruce dominated mountain forests. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 37, 90-99. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.10.013>

Alonzo, M., Bookhagen, B., Roberts, D. A. 2014. Urban tree species mapping using hyperspectral and lidar data fusion. *Remote Sensing of Environment*, 148, 70-83. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2014.03.018>

Ángel, Y. 2012. Metodología para identificar cultivos de coca mediante análisis de parámetros red edge y espectroscopia de imágenes. Tesis magister, Universidad Nacional de Colombia, Colombia.

Armesto, J., Villagrán, C., Arroyo, M. 1996. *Ecología de los bosques nativos de Chile* (Vol. 1). Santiago de Chile: Editorial Universitaria.

Awad, M. M. 2018. Forest mapping: a comparison between hyperspectral and multispectral images and technologies. *Journal of Forestry Research*, 29(5), 1395-1405 <https://doi.org/10.1007/s11676-017-0528-y>

Baldeck, C. A., Asner, G. P., Martin, R. E., Anderson, C. B., Knapp, D. E., Kellner, J. R., Wright, S. J. 2015. Operational Tree Species Mapping in a Diverse Tropical Forest with Airborne Imaging Spectroscopy. *PLOS ONE*, 10(7), e0118403. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118403>

Birth, G., McVey, G. 1968. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer. *Agronomy Journal*, 60(6), 640-643. <https://doi.org/10.2134/agronj1968.00021962006000060016x>

Borràs, J., Delegido, J., Pezzola, A., Pereira, M., Morassi, G., Camps-Valls, G. 2017. Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes Sentinel-2. *Revista de Teledetección*, 48, 55-66. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133>

Centro del Clima y la Resiliencia (CR2). 2018. Explorador Climático. <http://explorador.cr2.cl/> Último acceso: 28 de noviembre, 2018.

Chen, J. M. 1996. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22(3), 229-242. <https://doi.org/10.1080/07038992.1996.10855178>

Cho, M. A., Skidmore, A. K. 2006. A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: The linear extrapolation method. *Remote sensing of environment*, 101(2), 181-193. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.12.011>

Cho, M. A., Debba, P., Mutanga, O., Dudeni-Tlhone, N., Magadla, T., Khuluse, S. A. 2012. Potential utility of the spectral red-edge region of SumbandilaSat imagery for assessing indigenous forest structure and health. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 16, 85-93.

- Clark, M. L., Roberts, D. A. 2012. Species-Level Differences in Hyperspectral Metrics among Tropical Rainforest Trees as Determined by a Tree-Based Classifier. *Remote Sensing*, 4(6), 1820–1855. <https://doi.org/10.3390/rs4061820>
- CONAF (Corporación Nacional Forestal, CL). 2008. Catastro de los Recursos Vegetacionales Nativos de Chile, Región del BíoBío, Chile.
- Dalponte, M., Bruzzone, L., Gianelle, D. 2012. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 123, 258–270. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2012.03.013>
- Dalponte, M., Orka, H. O., Gobakken, T., Gianelle, D., Naesset, E. 2013. Tree Species Classification in Boreal Forests With Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(5), 2632–2645. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2216272>
- Dawson, T. P., Curran, P. J. 1998. A new technique for interpolating red edge position. *International Journal of Remote Sensing*, 19(11), 2133–2139. <https://doi.org/10.1080/014311698214910>
- Drake, F. 2004. Uso sostenible en bosques de *Araucaria araucana* (Mol.) K. Koch; aplicación de modelos de gestión. Tesis doctoral, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos y de Montes, Universidad de Córdoba, Córdoba, España.
- Fassnacht, F. E., Latifi, H., Ghosh, A., Joshi, P. K., Koch, B. 2014. Assessing the potential of hyperspectral imagery to map bark beetle-induced tree mortality. *Remote Sensing of Environment*, 140, 533–548. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.014>
- Fassnacht, F. E., Stenzel, S., Gitelson, A. A. 2015. Non-destructive estimation of foliar carotenoid content of tree species using merged vegetation indices. *Journal of Plant Physiology*, 176, 210–217. <https://doi.org/10.1016/J.JPLPH.2014.11.003>
- Gholizadeh, A., Mišurec, J., Kopačková, V., Mielke, C., Rogass, C. 2016. Assessment of Red-Edge Position Extraction Techniques: A Case Study for Norway Spruce Forests Using HyMap and Simulated Sentinel-2 Data. *Forests*, 7(226), 1–17. <https://doi.org/10.3390/f7100226>
- Guyot, G., Baret, F., Major, D. 1988. High spectral resolution: Determination of spectral shifts between the red and the near infrared. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 11(750–760).
- Hakkenberg, C. R., Peet, R. K., Urban, D. L., Song, C. 2018. Modeling plant composition as community continua in a forest landscape with LiDAR and hyperspectral remote sensing. *Ecological Applications*, 28(1), 177–190. <https://doi.org/10.1002/eap.1638>
- Hall, M. A. 1998. Correlation-based feature subset selection for machine learning. Thesis degree of doctor, University of Waikato, New Zealand.
- Hermosilla, T., Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., Hobart, G. W. 2015. An integrated Landsat time series protocol for change detection and generation of annual gap-free surface reflectance composites. *Remote Sensing of Environment*, 158, 220–234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.005>
- Horler, D., Dockray, M., Barber, J. 1983. The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2), 273–288. <https://doi.org/10.1080/01431168308948546>
- Huete, A. R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Jeffrey, A. 1985. *Mathematics for Engineers and Scientists*. Wokingham, UK: Van Nostrand Reinhold.
- Kemerer, A., Mari, N., Di Bella, C., Rebella, C. 2008. Comparación de técnicas de clasificación de cultivos a partir de información Multi E Hyperespectral. *Revista de Teledetección*, 29, 67–72. Accesible en: <http://www.aet.org.es/revistas/revista29/Revista-AET-29-7.pdf> Último acceso: 28 de noviembre, 2018.
- Kokaly, R., Despain, D., Clark, R., Livo, K. 2003. Mapping vegetation in Yellowstone National Park using spectral feature analysis of AVIRIS data. *Remote sensing of environment*, 84(3), 437–456. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00133-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00133-5)
- Landis, J., Koch, G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33, 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Liang S. 2005. *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces*. New Jersey, A John Wiley & Sons.
- Liu, L., Coops, N. C., Aven, N. W., Pang, Y. 2017. Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 200, 170–182. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.08.010>
- Melendo-Vega, J. R., Martín, M. P., Vilar del Hoyo, L., Pacheco-Labrador, J., Echavarría, P., Martínez-Vega, J. 2017. Estimación de variables biofísicas del pastizal en un ecosistema de dehesa a partir de espectroradiometría de campo e imágenes hiperespectrales aeroportadas. *Revista de Teledetección*, 48, 13–28. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7481>

- Ministerio del Medio Ambiente. 2008. Ficha de especie: *Araucaria araucana* (Molina) K. Koch. Inventario nacional de especies de Chile. http://especies.mma.gob.cl/CNMWeb/Web/WebCiudadana/ficha_independen.aspx?EspecieId=240&Version=1 Último acceso: 20 de Mayo, 2017.
- Naidoo, L., Cho, M. A., Mathieu, R., Asner, G. 2012. Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 167-179. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.03.005>
- Ojeda, N., Sandoval, V., Soto, H., Casanova, J., Herrera, M., Morales, L., Espinosa, A., San Martín, J. 2011. Discriminación de bosques de *Araucaria araucana* en el Parque Nacional Conguillío, centro-sur de Chile, mediante datos Landsat TM. *Bosque (Valdivia)*, 32(2), 113-125. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002011000200002>
- Peñuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L., Save, R. 1993. The reflectance at the 950-970 nm region as an indicator of plant water status. *International journal of remote sensing*, 14(10), 1887-1905. <https://doi.org/10.1080/01431169308954010>
- Premoli, A., Quiroga, P., Gardner, M. 2013. *Araucaria araucana*. *The IUCN Red List of Threatened Species* 2013: e.T31355A2805113. Último acceso: 15 de Marzo, 2017, de <https://doi.org/10.2305/IUCN.UK.2013-1.RLTS.T31355A2805113.en>
- Roig, M. 2010. Identificación y clasificación de formaciones forestales mediante imágenes hiperespectrales aéreas. Tesis Escuela de ingeniería forestal. Universidad Mayor de Chile, 76 p.
- Roujean, J., Breon, M. 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote sensing of Environment*, 51(3), 375-384. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00114-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)00114-3)
- Rouse, W., Haas, H., Schell, J., Deering, D. 1974. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Third ERTS Symposium*, NASA SP-351 I: 309-317.
- Shafri, H., Hamdan, N. 2009. Hyperspectral Imagery for Mapping Disease Infection in Oil Palm Plantation Using Vegetation Indices and Red Edge Techniques. *American Journal of Applied Sciences*, 6(6), 1031. <https://doi.org/10.3844/ajassp.2009.1031.1035>
- Shafri, H., Salleh, M., Ghiyamat, A. 2006. Hyperspectral remote sensing of vegetation using red edge position techniques. *American Journal of Applied Sciences*, 3(6), 1864-1871. <https://doi.org/10.3844/ajassp.2006.1864.1871>
- Shi, Y., Skidmore, A. K., Wang, T., Holzwarth, S., Heiden, U., Pinnel, N., Zhu, X., Heurich, M. 2018. Tree species classification using plant functional traits from LiDAR and hyperspectral data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 207-219. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.018>
- Sims, D., Gamon, J. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote sensing of environment*, 81(2), 337-354. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X)
- Smith, K., Steven, M., Colls, J. 2004. Use of hyperspectral derivative ratios in the red-edge region to identify plant stress responses to gas leaks. *Remote sensing of environment*, 92(2), 207-217. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.002>
- Somers, B., Verbesselt, J., Ampe, E. M., Sims, N., Verstraeten, W. W., Coppin, P. 2010. Spectral mixture analysis to monitor defoliation in mixed-aged *Eucalyptus globulus* Labill plantations in southern Australia using Landsat5-TM and EO-1Hyperion data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12(4), 270-277. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.03.005>
- Torralba, J. 2012. Generación de algoritmo para la identificación de alerce (*Fitzroya cupressoides*) mediante análisis de imágenes hiperespectrales en el lago Tagua-Tagua, X Región, Chile. Proyecto final de Grado en Ingeniería Forestal y del Medio Natural, Universidad Castilla-La Mancha, 95 p.
- Vogelmann, J., Rock, B., Moss, D. 1993. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves. *Remote sensing*, 14(8), 1563-1575. <https://doi.org/10.1080/01431169308953986>
- Willis, K. 2015. Remote sensing change detection for ecological monitoring in United States protected areas. *Biological Conservation*, 182, 233-242. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2014.12.006>
- Wright, C., Gallant, A. 2007. Improved wetland remote sensing in Yellowstone National Park using classification trees to combine TM imagery and ancillary environmental data. *Remote Sensing of Environment*, 107(4), 582-605. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.10.019>
- Zarco-Tejada, P. J., Hornero, A., Hernández-Clemente, R., Beck, P. S. A. 2018. Understanding the temporal dimension of the red-edge spectral region for forest decline detection using high-resolution hyperspectral and Sentinel-2a imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 137, 134-148. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.01.017>

