


Análisis de la deforestación en el sector de Matahuayo-Tahuayo (Loreto) mediante imágenes de sensores TM, ETM+ y OLI durante el período 2007-2015

 Michel Chocña*¹, Joel Rojas¹, Jhon Guerrero¹ y Rolando Badaracco¹

¹ Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Físicas, Lima, Perú

Recibido 13 Jul 2023 – Aceptado 19 Oct 2023 – Publicado 02 Dic 2023

Resumen

Este proyecto presenta una metodología para identificar la deforestación en el sector de Matahuayo-Tahuayo, que surge de la problemática de la expansión de la deforestación en los bosques tropicales de Perú. El objetivo principal de este estudio es implementar una metodología que permita detectar y cuantificar las áreas deforestadas en el mencionado sector, ubicado en el departamento de Loreto. Se emplearon 36 datos imágenes Landsat 5, 7 y 8 de nivel L1T para el tiempo 2007 - 2015 con resolución espacial de 30 m × 30 m. La metodología implementada, consiste en tres fases: (i) La etapa del preprocesamiento se desarrolló la corrección radiométrica, se calculó la reflectancia TOA y corrección atmosférica para obtener la reflectancia de la superficie del suelo. (ii) En el procesamiento se produjeron mapas de distribución espacial y temporal a partir de distintos índices biofísicos (NDVI, RVI) y transformaciones (Tasseled Cap, PCA) que constituyen el compuesto de 18 bandas sintéticas y mediante la separabilidad espectral seleccionamos las bandas sintéticas que se emplean como insumos en la clasificación no supervisada K-means. (iii) En el post procesamiento se generaron los contornos de las zonas deforestadas para cada año de estudio. A partir de los resultados obtenidos se puede indicar una reducción de extensas zonas de bosques amazónicos en el sector de estudio para el período 2007-2015. La deforestación obtenida en hectáreas por año presenta una tendencia lineal ascendente de 9635 ha/año.

Palabras clave: Deforestación, bosques amazónicos, Landsat, índices biofísicos, Tasseled Cap, PCA.

Analysis of deforestation in the Matahuayo-Tahuayo sector (Loreto) using images from TM, ETM+ and OLI sensors during the period 2007-2015

Abstract

This project presents a methodology to identify deforestation in the Matahuayo sector. Tahuayo, which arises from the problem of the expansion of deforestation in tropical forests from Peru. The main objective of this study is to implement a methodology that allows detecting and quantify the deforested areas in the aforementioned sector, located in the department of Loreto. 36 Landsat 5, 7 and 8 L1T level image data were used for the time 2007 - 2015 with spatial resolution of 30 m × 30 m. The implemented methodology consists of three phases: (i) The preprocessing stage, the radiometric correction was developed, the TOA reflectance was calculated and atmospheric correction to obtain the reflectance of the ground surface. (ii) In processing Spatial and temporal distribution maps were produced from different biophysical indices (NDVI, RVI) and transformations (Tasseled Cap, PCA) that constitute the compound of 18 synthetic bands and Through spectral separability we select the synthetic bands that are used as inputs in unsupervised K-means classification. (iii) In the post processing the contours were generated of deforested areas for each year of study. From the results obtained it can be indicate a reduction of extensive areas of Amazonian forests in the study sector for the period 2007-2015. Deforestation obtained in hectares per year presents a linear upward trend of 9635 ha/year.

Keywords: Deforestation, Amazonian forests, Landsat, biophysical indices, Tasseled Cap, PCA.

*michel.chocna@unmsm.edu.pe

© Los autores. Este es un artículo de acceso abierto, distribuido bajo los términos de la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0) que permite el uso, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que la obra original sea debidamente citada de su fuente original.



1. Introducción

Los bosques tropicales cubren del 7-10 % de la superficie terrestre del planeta con cerca de 56 millones de km^2 divididos principalmente en tres continentes: América Central y América del Sur (por ejemplo, el bosque tropical del Amazonas situadas en la cuenca del Amazonas), África y Asia (al sur, sudeste y al norte de Australia) [1]. Los bosques de la cuenca Amazónica, es uno de los más grandes del mundo que abarca varios países de América del Sur: la fracción más grande de la cuenca amazónica se encuentra en Brasil (63 %), la otra fracción mayor pertenece a Perú (17 %), Bolivia (11 %), Colombia (5.8 %) y Venezuela (0.7 %) [2]. En el caso del Perú este porcentaje de bosque tropical cubre más de 60 % del territorio nacional [3]. Uno de los problemas que afecta a estos bosques es la deforestación, que se define como el detrimento de cobertura vegetal, que conlleva al cambio del uso de suelo, como la agricultura, asentamientos humanos, etc. [4]. La demanda de cultivos básicos ha impulsado la expansión global de la agricultura, a menudo a expensas de los hábitats naturales y la biodiversidad, la mayoría de las regiones de biodiversidad del mundo se encuentran en regiones tropicales, en estas regiones, la expansión agrícola puede acelerar la deforestación y amenazar la biodiversidad y los servicios ecosistémicos asociados [5, 6]. Siendo el Perú en uno de los diez países más diversos del planeta donde la mayor parte de nuestra diversidad biológica se encuentra en los bosques y estos nos brindan diversos servicios ecosistémicos [7]. Establecer un procedimiento de vigilancia de la deforestación de los bosques tropicales en la amazonia es importante, para cuantificar su reducción o aumento; también es importante para ver el impacto que provocaría en el clima regional y las consecuencias sociales y económicos de la población que habitan esta región [8]. Distintos estudios proponen metodologías de vigilancia de la deforestación como [9] que mediante un modelado espacial de los procesos de la deforestación en la amazonia peruana central identifica siete variables (capas) como ríos, elevación, precipitación anual, aptitud del suelo para la agricultura, densidad de población, caminos pavimentados y caminos sin pavimentar) como posibles impulsores de la deforestación, determinando mediante un análisis de regresión múltiple la importancia de las variables. Haciendo uso de información satelital se puede vigilar grandes áreas de bosque amazónico, información como la proporcionada por Landsat, que recupera la información en distintas bandas del espectro electromagnético y así se puede obtener distintos índices que describen bien a la vegetación como el NDVI. Esta información satelital de Landsat es de libre disposición desde 1984 [10]. Basando la investigación en estos datos satelitales se propone una metodología para la vigilancia de la deforestación en el bosque amazónico peruano. El objetivo de esta investigación es

detectar y cuantificar las áreas deforestadas en el sector de Matahuayo-Tahuayo (Loreto), usando datos satelitales Landsat, periodo 2007-2015.

1.1. Área de estudio

El área de estudio corresponde al sector Matahuayo-Tahuayo, Figura 1, el cual está ubicado en parte de la intercuenca del río Amazonas y cuenca del Bajo Ucayali ocupando una superficie aproximada de 1 400 000 ha. Políticamente forma parte de los distritos de Pebas en la provincia de Mariscal Ramón Castilla, Las Amazonas, Indiana, Belén y Fernando Lores en la provincia de Maynas y distrito de Saquena en la provincia de Requena, en el departamento de Loreto.

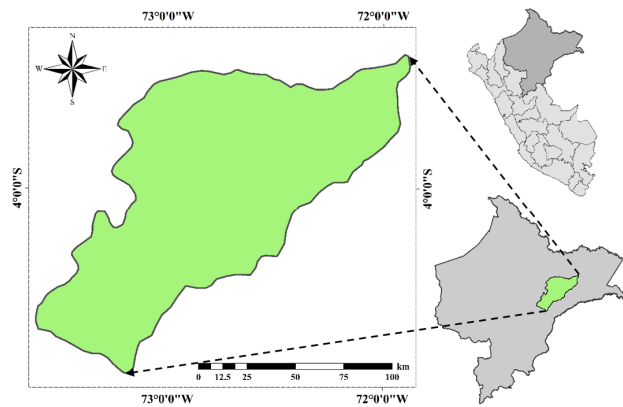


Figura 1: Ubicación geográfica del sector Matahuayo - Tahuayo en el departamento de Loreto.

2. Materiales y métodos

2.1. Datos utilizados

Se utilizaron datos imágenes de nivel L1T Landsat 5, 7 y 8 adquiridos del portal web de USGS (<https://earthexplorer.usgs.gov>) (ver tabla 1). Adicionalmente, se emplearon el Mapa de pérdida de los Bosques del Perú para el periodo 2001 – 2016 a través del enlace: <http://geobosques.minam.gob.pe> y el Mapa de cobertura vegetal del Perú a través del enlace: <https://geoservidor.minam.gob.pe/>.

2.2. Metodología

La metodología empleada se ha dividido en tres partes, Figura 2. La primera parte aborda el preprocesamiento de las imágenes de satélite, en el siguiente orden: la calibración radiométrica a reflectancia en el tope de la atmosfera y la corrección atmosférica para obtener la reflectancia de la superficie terrestre. La segunda parte aborda las técnicas de extracción de información realizados en el procesamiento. La tercera parte aborda el

postprocesamiento de los datos imágenes que involucra la validación de los resultados obtenidos. Todos los procesos se realizaron empleando el lenguaje de programación IDL y el software ENVI 4.5. Se realizó el preprocesamiento de las imágenes de satélite Landsat 5-TM, Landsat 7-ETM+ y Landsat 8-OLI mostradas en la tabla 1.

Path	Sensor	Fecha	ID
5-62	TM	04-7-07	LT50050622007185
5-62	TM	24-9-08	LT50050622008268
5-62	TM	10-8-09	LT50050622009222
5-62	TM	14-9-10	LT50050622010257
5-62	TM	15-7-11	LT50050622011196
5-62	ETM	16-12-12	LE70050622012351
5-62	OLI	21-8-13	LC80050622013233
5-62	OLI	05-6-14	LC80050622014156
5-62	OLI	28-9-15	LC80050622015271
5-63	TM	04-7-07	LT50050632007185
5-63	TM	24-9-08	LT50050632008268
5-63	TM	10-8-09	LT50050632009222
5-63	TM	14-9-10	LT50050632010257
5-63	TM	15-7-11	LT50050632011196
5-63	ETM	11-9-12	LE70050632012255
5-63	ETM	29-8-13	LE70050632013241
5-63	ETM	01-9-14	LE70050632014244
5-63	OLI	12-9-15	LC80050632015255
6-62	TM	21-3-07	LT50060622007080
6-62	TM	14-8-08	LT50060622008227
6-62	TM	07-12-09	LT50060622009341
6-62	TM	07-10-10	LT50060622010280
6-62	TM	20-6-11	LT50060622011171
6-62	ETM	18-9-12	LE70060622012262
6-62	ETM	21-9-13	LE70060622013264
6-62	OLI	19-11-14	LC80060622014323
6-62	OLI	03-9-15	LC80060622015246
6-63	ETM	13-5-06	LE70060632006133
6-63	ETM	28-12-08	LE70060632008363
6-63	TM	02-9-09	LT50060632009245
6-63	TM	07-10-10	LT50060632010280
6-63	TM	20-6-11	LT50060632011171
6-63	ETM	18-9-12	LE70060632012262
6-63	ETM	21-9-13	LE70060632013264
6-63	ETM	24-9-14	LE70060632014267
6-63	OLI	03-9-15	LC80060632015246

Tabla 1: Catálogo de imágenes de los sensores TM, ETM+ y OLI de los satélites Landsat-5,7,8 que cubren el sector de Matahuayo-Tahuayo, en el periodo 2007-2015.

a. Índices de vegetación y la transformación Tasseled Cap

Se procedió en primero con la calibración radiométrica de las imágenes y cálculo de la reflectancia en el tope

de la atmósfera, en segundo con el uso del modelo de corrección atmosférico FLAASH, luego en la obtención de índices de vegetación. Con respecto a la caracterización y cuantificación de la cobertura vegetal (biomasa relativa), hay una gran cantidad de investigaciones ([11], [12]) que exponen la creación de los índices de vegetación (IV) estos son propuestos como una forma indirecta de medir variables biofísicas de la vegetación a partir de la combinación de los valores de reflectancia a diferentes longitudes de onda [13]. Mencionaremos dos índices: Primero la propuesta de [11], que propusieron la fórmula del índice basado en cocientes denominados índice de vegetación de la razón RVI (Ratio Vegetation Index).

$$RVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{RED}} \quad (1)$$

Posteriormente [12] transformaron la fórmula de RVI al índice llamado, NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), cuya formulación se expresa como:

$$NDVI = \frac{RVI - 1}{RVI + 1} = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (2)$$

Donde ρ_{NIR} y ρ_{RED} son las reflectancias espectrales del infrarrojo cercano y roja respectivamente.

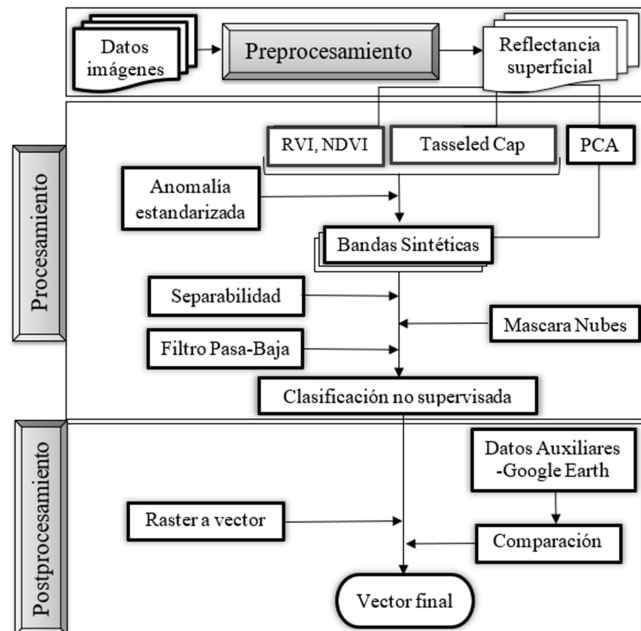


Figura 2: Esquema metodológico para la estimación de las áreas deforestadas partir de los datos imágenes de satélite Landsat.

Otra herramienta importante en teledetección basada en los métodos de transformación lineal, que es ampliamente utilizada en la cuantificación y clasificación de la vegetación, es la transformación Tasseled Cap (TC). Tiene la ventaja de reducir la cantidad y redundancia de

datos, proporcionando información diferente en los componentes derivados. Esta transformación fue ideada con el fin de modelar los componentes fundamentales de variación en imágenes del sensor MSS [14]. Los coeficientes TC originales se refieren al espacio de transformación como el espacio de características fijo, que tiene sus ejes de coordenadas alineados en las direcciones de Tasseled Cap (por ejemplo, brillo, verdor y humedad). Para lograr esta alineación (rotación), el modelo de la transformación lineal se ha definido de la forma [15]:

$$P_i = x_j^T V_i + c \quad (3)$$

Los valores de píxel en las cuatro bandas V_i de MSS se multiplican por los elementos correspondientes de x_j^T matriz de transformación unitaria (u ortogonal), para dar la posición del i -ésimo píxel en el j -ésimo eje Tasseled Cap (P_i), c es un vector de compensación, se usa para asegurarse de que los elementos del vector (P_i) sean siempre positivos.

b. Analisis de componentes principales

La transformación de componentes principales genera combinaciones lineales de las intensidades de los píxeles multispectrales que no están correlacionados mutuamente y que tienen variancia máxima. Específicamente, considera una imagen multispectral representada por el vector aleatorio X (para el vector de valores de escala de gris), así que la matriz covarianza C_x es dada por [15]:

$$C_x = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (X_k - m)(X_k - m)^T \quad (4)$$

Donde m es el vector de píxel promedio $C_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_k$ y X_k son los vectores individuales del número total K .

c. Filtrado espacial

Para la extracción de características locales (contornos, puntos, etc.) se aplica un filtrado espacial local que implica que un píxel determinado no va a depender de su valor sino del valor de los píxeles vecinos. Se opto por el filtro de convolución, definido como una operación matemática entre dos funciones I y K , que se representa como una nueva función que nos da el grado de solapamiento de la función K sobre la función I . La convolución discreta de una matriz de dos dimensiones $I(i,j)$, con un conjunto de píxeles $c \times r$, para un núcleo de dos dimensiones $K(i,j)$, que ha sido debidamente rellenado, está dada por [22] como:

$$\mathbf{R}(i,j) = \mathbf{K}(i,j) \times \mathbf{I}(i,j) = \sum_{k=0}^{c-1} \sum_{l=0}^{r-1} \mathbf{K}(k,l) \mathbf{I}(i-k, j-l) \quad (5)$$

Donde la función $I(i-k,j-l)$ normalmente representa la imagen y la función $K(k,l)$ es el kernel/filtro, de la que queremos medir su solapamiento con la imagen original. Una vez seleccionadas las bandas sintéticas, aplicamos el filtrado espacial de imágenes según la ecuación (5). Después de filtrar las bandas sintéticas se efectúa la aplicación de máscaras para eliminar los efectos de las nubes y sombras en las imágenes Landsat. Las áreas de nubes, sombras y cuerpos de agua se encuentran clasificadas en el producto Landsat Surface Reflectance que se puede descargar en portal de Earth Explorer. Los métodos de agrupamiento (algoritmos de “clustering”) pueden clasificarse en dos grupos: (i) métodos jerárquicos, crean descomposiciones jerárquicas y (ii) métodos no jerárquicos, o métodos basados en particiones. Estos métodos, producen una partición del conjunto original de individuos he iteran hasta un criterio de tolerancia. Los más populares son k -medias y k -medianas [23], haremos uso de la clasificación k -medias.

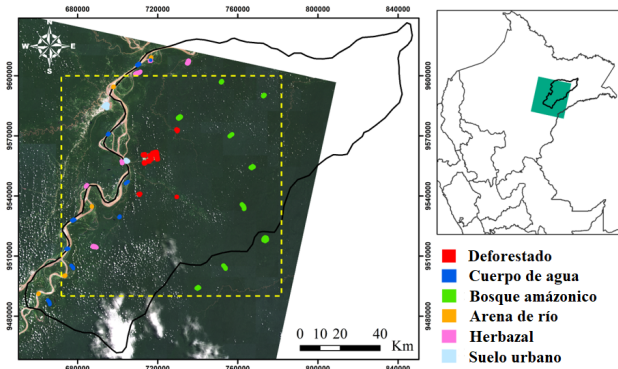


Figura 3: Imagen de ubicación de las regiones de interés. Combinación en color real (bandas 432-RGB) de la imagen Landsat-8/OLI 3/09/2015 (path=6, row=63).

d. Procedimiento estadístico: anomalía estandarizada de NDVI, RVI y Tasseled Cap

El núcleo del procedimiento conocido como re-escalado (re-scaling) [17] o normalizado (normalized) de una imagen se puede resumir, como la estimación de valores normalizados de NDVI, RVI y los coeficientes TC para cada píxel de acuerdo con el promedio μ y desviación estándar σ de la clase de cobertura territorial pertinente: Para el cálculo de la anomalía estandarizada de NDVI, RVI y los coeficientes Tasseled Cap y el Índice de perturbación usamos:

$$Variable_r = \frac{Variable - Variable_\mu}{Variable_\sigma} \quad (6)$$

$$DI = B_r - (V_r - H_r) \quad (7)$$

Dónde la variable puede ser el NDVI, RVI, Brillo, Verdor, Humedad y μ simboliza el promedio de esa variable, σ es la desviación estándar de la variable. DI: es llamado Índice de perturbación (The disturbance index) o de alteración, propuesto por [17].

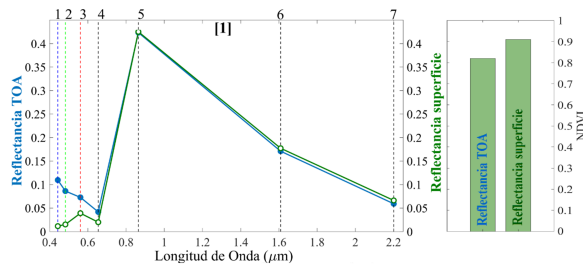


Figura 4: Espectro de la vegetación de un pixel de la imagen del sensor OLI/Landsat-8 y Valores de NDVI, obtenidos de las imágenes de reflectancia TOA y reflectancia de la superficie.

BS	Compuesto	Variable
B1	Bandas espectrales Landsat TM-ETM-OLI	Blue
B2		Green
B3		Red
B4		NIR
B5		SWIR1
B6	ACP	SWIR2
B7		CP1
B8		CP2
B9		CP3
B10		CP4
B11		CP5
B12	Tasseled Cap	CP6
B13		Brillo
B14		Verdor
B15	Índices de Vegetación	Humedad
B16		NDVI
B17	Índice de perturbación	RVI
B18		DI

Tabla 2: Compuesto de 18 bandas sintéticas con capas espectrales y transformaciones e índices espectrales. La variable CP es la componente principal.

e. Bandas sintéticas

Se obtuvo 18 bandas sintéticas a partir de las bandas de reflectancia superficial. Estas son: seis bandas de reflectancia superficial Landsat, dos índices de vegetación RVI y NDVI, tres bandas de coeficientes de la transformación Tasseled Cap, una banda del Índice de perturbación (DI) y seis bandas obtenidas del análisis de componentes principales que fueron aplicados a las bandas de reflectancia superficial. Esto se muestra en la tabla 2.

f. Separabilidad estadística

Una vez obtenidas las 18 bandas sintéticas se realizó un trabajo de recolección de regiones de interés (perímetros GIS) de las coberturas de uso de suelo en el sector de Matahuayo-Tahuayo. La elección se realizó mediante el uso de la información georreferenciada de bosques proporcionada por el MINAM. Es relevante para la investigación identificar que bandas sintéticas discriminan mejor las áreas deforestadas y no deforestadas.

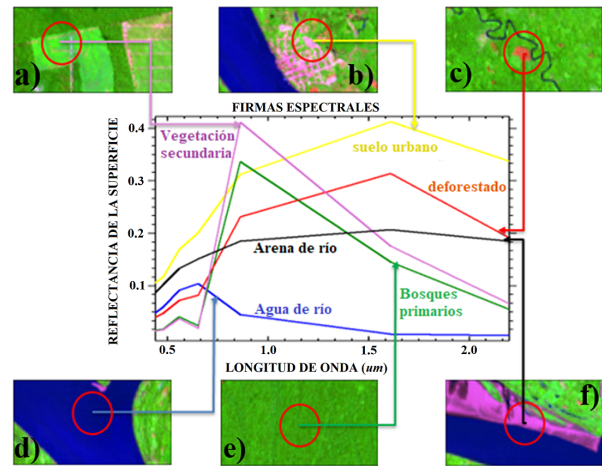


Figura 5: Firmas espectrales que muestran la reflectancia de un pixel (centro del círculo de color rojo) de diferentes coberturas del suelo en función de la longitud de onda central. Imagen del sensor OLI/Landsat-8 (Fecha: 03/09/2015) (path=6, row=63).

Para esto se realizó el análisis de separabilidad basado en métodos estadísticos, usando las zonas de entrenamiento [16] de cada una de las parejas de ROIs (Región de Interés). Se usó el conjunto vectorial del mapa nacional de cobertura vegetal y mapa de pérdida de bosques, publicado por el MINAM.

Del mapa de pérdida de bosques se extrajeron las coberturas de deforestado con un ROI de área de 540.9 ha (≈ 6010 píxeles), y el mapa de cobertura vegetal fue reclasificado a 5 categorías primarias: bosque de 8010900 ha (≈ 8901 píxeles), cuerpo de agua de 323.64 ha (≈ 3596 píxeles), áreas suelo urbano de 257.31 ha (≈ 2859 píxeles), áreas de arena de río de 23.4 ha (≈ 260 píxeles), herbazal de 114.21 ha (≈ 1269 píxeles) ubicados en lugares diferentes, que están dentro del sector de Matahuayo-Tahuayo y una distancia mínima de 1 km para evitar la correlación entre los puntos, con un total de 22895 puntos de muestras, con la finalidad de extraer de dichas clases las coberturas no deforestadas, se crearon las regiones de interés que serían utilizadas como clases de entrenamiento.

Las regiones de interés de cobertura bosque, cuerpo de agua, área urbanizada y herbazal se mantuvieron in-

variantes en su ubicación para los años de estudio (2007-2015). La cobertura tipo arena de río su ubicación varía por año. La cobertura deforestada se extrajo de las muestras del vector de pérdida de bosques por año del MINAM, el número total de píxeles de cada ROI de interés de cobertura por año se mantiene constante. La Figura 3 muestra la ubicación de regiones de interés por cada clase o cobertura, deforestado, cuerpo de agua, bosque amazónico, arena de río, herbazal y suelo urbano.

En cuanto a la medida de la separabilidad espectral de las coberturas, se utilizó el método de la distancia Jeffries-Matusita (JM). Además, a manera de confirmación se usó el índice de discriminación espectral (SDI) según la ecuación (8), para el análisis de los valores de separabilidad. Para el JM y SDI se utilizaron los criterios expuestos en la tabla 3.

Para investigar la separabilidad o distancia espectral entre píxeles de diferentes clases, se examina visualmente sus histogramas, luego se cuantifica su separabilidad usando dos medidas, la distancia de Jeffries-Matusita (JM) [18] y el índice de discriminación espectral (SDI) [19]. El SDI depende de dos factores: los valores promedios y las desviaciones estándar y se puede calcular usando la ecuación (8).

$$SDI_{INDEX} = \frac{|\mu_i - \mu_j|}{\sigma_i - \sigma_j} \quad (8)$$

Donde SDI_{INDEX} es el valor SDI para un cierto índice, μ_i, μ_j son los valores promedio de dos clases (por ejemplo, bosque y río), σ_i, σ_j son las desviaciones estándar de un cierto índice para dos clases. La distancia JM es una técnica utilizada para medir la separabilidad entre dos distribuciones de probabilidades. En el caso de dos clases involucradas ω_i, ω_j y x que denota un intervalo de valores (ej. series temporales), son descritas por funciones de probabilidad de un par de clases diferentes $P(x|\omega_i)$ y $P(x|\omega_j)$. La distancia JM entre un par de distribuciones de probabilidad (clases espectrales), está dada por la siguiente ecuación [20]:

$$JM_{ij} = \int_x \left[\sqrt{p(x|\omega_i)} - \sqrt{p(x|\omega_j)} \right]^2 dx \quad (9)$$

JM se calcula bajo el supuesto de que las clases están distribuidas normalmente. Esta integral se reduce a [21]:

$$JM_{ij} = 2 \left(1 - \int_x \sqrt{p(x|\omega_i)p(x|\omega_j)} dx \right) \quad (10)$$

Resolviendo la integral

$$JM_{ij} = 2(1 - e^{-B_{ij}}) \quad (11)$$

donde

$$B_{ij} = MH_{ij} + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\frac{|\Sigma_i| + |\Sigma_j|}{2}}{\sqrt{|\Sigma_i| \times |\Sigma_j|}} \right] \quad (12)$$

$$MH_{ij} = \frac{1}{8} [\mu_i - \mu_j]^T \times \left[\frac{|\Sigma_i + \Sigma_j|}{2} \right]^{-1} \times [\mu_i - \mu_j] \quad (13)$$

Las dos firmas que se comparan son i y j , B_{ij} es la distancia de Bhattacharyya MH_{ij} es la distancia de Mahalanobis al cuadrado [21], si, μ_i y μ_j son los promedios de cada clase (firma) y $|\Sigma_i|$ es la determinante (de la matriz Σ_i), Σ_i y Σ_j son las varianzas (estimaciones sesgadas de la matriz de covarianza de cada muestra) de las clases o muestras de datos i y j , \ln es la función de logaritmo natural. T es la función de transpuesta de una matriz.

Para la extracción de características locales (contornos, puntos, etc.) se aplica un filtrado espacial local, se opto por el filtro de convolución discreta de una matriz de dos dimensiones, con un conjunto de píxeles, para un núcleo de dos dimensiones, que ha sido debidamente relleno [22]. Después de filtrar las bandas sintéticas se efectúa la aplicación de máscaras para eliminar los efectos de las nubes y sombras en las imágenes Landsat. Las áreas de nubes, sombras y cuerpos de agua se encuentran clasificadas en el producto Landsat Surface Reflectance que se puede descargar en portal de Earth Explorer.

Los métodos de agrupamiento (algoritmos de “clustering”) pueden clasificarse en dos grupos: (i) métodos jerárquicos, crean descomposiciones jerárquicas y (ii) métodos no jerárquicos, o métodos basados en particiones. Estos métodos, producen una participación del conjunto original de individuos he iteran hasta un criterio de tolerancia. Los más populares son k-medias y k-medianas [23], del cual haremos uso será clasificación k-medias.

g. Postprocesamiento

Las imágenes tratadas mediante la clasificación requieren un postproceso para generalizar las clases para la exportación a la imagen-mapas y SIG vectorial. En la post clasificación se puede aplicar la combinación de clases, el Sieve clases y Clump clases y demás herramientas apiladas en el software ENVI 4.5; para superponer las clases en una imagen, para calcular imágenes de segmentación; y para las clases de salida a capas vectoriales.

Descripción de las categorías comparadas	JM	SDI
Separabilidad completa entre las dos categorías	=2	>1
Alta separabilidad	>1.5	>1
Separabilidad media	<1-1.5>	>1
Representan baja separabilidad	<1	<1
Categorías que se solapan completamente	=0	=0

Tabla 3: Valores de separabilidad de la distancia de JM y SDI.

3. Resultados y discusión

Se presenta los resultados obtenidos a partir del procesamiento de los datos imágenes del sensor TM, ETM+ y OLI del satélite Landsat 5, 7 y 8 respectivamente en el sector de Matahuayo-Tahuayo, para el período 2007-2015. La Figura 4 muestra los espectros de la vegetación de una imagen OLI-Landsat-8 (fecha: 3-09-2015) preprocesados a reflectancia TOA y reflectancia de la superficie. El espectro obtenido corresponde a la coordenada 3°57'42.04''S, 72°52'16.62''W. El espectro de la reflectancia TOA, muestra claramente los efectos de la dispersión atmosférica en las bandas 1 al 4 ubicadas en el espectro visible. Esta diferencia ocasiona que los valores de los índices de vegetación calculados de una imagen de reflectancia TOA y reflectancia de la superficie sean notablemente diferentes.

Coberturas del suelo	Coordenadas (UTM)
a) Suelo afectado por la vegetación secundaria	E=712905 m S=9560575 m
b) Suelo afectado por la urbanización	E=704745 m S=9557815 m
c) Suelo afectado por la superficie deforestada	E=729555 m S=9543355 m
d) Agua de río	E=702825 m S=9557605 m
e) Vegetación saludable (bosques primarios)	E=746445 m S=9561655 m
f) Suelo de arena de río	E=696765 m S=9565555 m

Tabla 4: Ubicación de los distintos tipos de coberturas del suelo de la Figura 5

Comportamiento espectral de diferentes superficies que componen el área de estudio

La Figura 5 muestra las firmas espectrales de las seis principales diferentes coberturas que caracterizan la localidad de Tamshiyacu (perteneciente a Matahuayo-Tahuayo) de imagen OLI-Landsat-8 (fecha: 3-09-2015). La Figura 5e muestra la firma espectral de un píxel correspondiente a vegetación saludable (bosque primario), que se caracteriza por poseer valores bajos de reflectancia en el espectro visible, ligeramente mayor en el verde ($0.5613 \mu\text{m}$) con respecto al rojo ($0.6546 \mu\text{m}$), esto es por la fuerte absorción debido a la clorofila. En el infrarrojo cercano ($0.8646 \mu\text{m}$) la reflectancia de la vegetación es muy alta (35 %) debido a la escasa absorción de energía solar por parte de las plantas y en el infrarrojo de onda corta ($1.6090 \mu\text{m}$ y $2.2010 \mu\text{m}$) la reflectancia disminuye a causa que el agua de la planta absorbe la energía solar. En cuanto a la cobertura de suelo, las firmas espectrales

estudiadas son: Suelo urbano, arena de ríos y superficie deforestada. De estos suelos, las áreas urbanas tienen mayor reflectancia en todas las bandas en comparación a una superficie deforestada, ya que en algunos casos esta última posee restos de vegetación seco (ver Figuras 5b, 5c y 5f). La firma espectral del agua se caracteriza por tener valores altos de reflectancia en el espectro visible y disminuye hasta el infrarrojo de onda corta, Figura 5d.

Análisis estadístico de separabilidad entre coberturas

Los métodos de análisis de separabilidad utilizados entre las regiones deforestado y no deforestado (cuerpo de agua, arena de río, bosque, herbazal y suelo urbano), fueron el índice de separabilidad espectral (SDI) y la distancia de Jeffries- Matu-sita (JM), calculado según las ecuaciones (8) y (11).

	2007	2008	2009
BS	JM/SDI	JM/SDI	JM/SDI
B1	0.302/0.501	0.450/1.185	0.795/1.432
B2	0.459/0.621	0.700/0.810	0.667/1.163
B3	1.039/0.890	0.485/1.378	0.459/0.123
B4	0.118/0.381	0.259/0.037	1.366/1.527
B5	1.780/1.265	1.489/1.823	1.872/1.902
B6	1.333/1.110	1.784/2.072	1.924/1.797
B7	1.392/1.947	1.855/1.653	1.880/1.545
B8	0.227/0.471	0.574/0.207	0.875/1.195
B9	0.456/0.076	0.102/0.647	0.011/0.467
B10	1.403/2.176	1.185/1.431	1.602/2.104
B11	1.304/0.623	0.325/0.395	1.220/0.978
B12	0.132/0.905	0.335/0.031	0.466/0.187
B13	1.760/1.528	1.676/1.598	1.864/1.751
B14	1.990/1.763	1.004/1.930	1.652/2.083
B15	0.550/0.644	0.710/0.150	1.526/0.126
B16	1.511/1.124	1.998/2.037	1.585/1.520
B17	0.888/0.183	0.094/1.278	1.146/0.759
B18	0.563/0.762	0.427/1.401	0.658/1.384

Tabla 5: Separabilidad espectral promedio determinada por la distancia JM, entre las categorías de deforestado y no deforestado para cada una de las 18 bandas de los años 2007 hasta 2009.

Se aplicó estos métodos para los años 2007 hasta el 2015. Se optaron por 9 imágenes del periodo de estudio con path: 6, row: 63 (ver tabla 1).

Solo se trabajó con estas escenas debido a que: a) Las imágenes cubren aproximadamente el 85 % del área de estudio (ver Figura 3) y b) las regiones de interés de las categorías deforestados y no deforestados (cuerpo de agua, arena de río, bosque, herbazal y suelo urbano) obtenidas del MINAM están contenidas en dichas imágenes.

	2010	2011	2012
BS	JM/SDI	JM/SDI	JM/SDI
B1	0.446/0.629	1.144/0.161	1.001/0.730
B2	0.624/0.981	1.401/1.083	1.043/0.064
B3	1.169/1.024	0.709/0.803	0.180/1.099
B4	0.580/0.971	0.860/1.440	0.878/0.541
B5	1.659/1.538	1.642/1.809	1.768/1.282
B6	1.229/1.751	1.682/2.036	1.809/1.536
B7	1.724/1.485	1.484/1.958	1.563/1.974
B8	0.805/0.613	0.858/1.184	0.296/1.161
B9	0.407/0.420	0.778/0.620	0.521/0.070
B10	1.982/1.998	1.515/2.147	1.239/1.819
B11	0.497/0.290	0.552/0.080	0.891/0.748
B12	0.951/0.573	1.145/0.717	0.392/1.279
B13	1.654/1.988	1.699/2.140	1.688/1.862
B14	1.351/1.643	1.912/1.590	1.597/1.353
B15	0.798/0.271	1.244/0.680	0.966/0.105
B16	1.601/1.517	1.926/2.014	1.975/2.062
B17	1.198/0.320	1.176/0.266	0.607/0.118
B18	0.210/1.287	0.171/0.298	0.675/0.045
BS	2013	2014	2015
BS	JM/SDI	JM/SDI	JM/SDI
B1	0.318/0.895	0.790/0.202	0.946/1.193
B2	0.473/0.589	1.306/0.884	0.849/1.105
B3	1.404/0.561	0.804/0.649	0.887/0.947
B4	0.750/1.173	1.236/0.674	0.996/1.291
B5	1.944/2.100	1.802/1.923	1.119/1.293
B6	1.119/2.064	1.990/1.306	1.182/1.219
B7	1.720/2.040	1.984/1.211	1.281/2.117
B8	1.287/0.550	0.216/0.341	1.010/0.895
B9	0.803/0.150	0.072/1.143	0.832/0.541
B10	1.970/1.751	1.317/2.019	1.118/1.395
B11	1.263/1.301	1.134/0.622	0.782/0.860
B12	0.060/0.447	0.232/0.093	0.553/0.460
B13	1.867/1.398	1.492/1.916	1.021/1.385
B14	1.440/1.656	1.325/1.761	1.178/1.201
B15	0.968/1.103	1.046/0.288	1.012/0.750
B16	1.775/1.431	1.924/1.834	1.381/1.494
B17	1.278/0.658	0.519/1.206	1.122/0.805
B18	0.397/0.513	1.080/1.077	1.116/0.906

Tabla 6: Separabilidad espectral promedio determinada por la distancia JM, entre las categorías de deforestado y no deforestado para cada una de las 18 bandas de los años 2010 hasta 2015.

Con el objetivo de analizar en detalle las distancias espectrales calculadas por JM y SDI entre cada par de ROIs de cada una de las 18 bandas sintética (por ejemplo, deforestado - arena; deforestado-bosque; deforestado - agua; deforestado-herbazal; deforestado -urbano).

Este proceso se repite para cada año. Las tablas 5 y 6 muestran la separabilidad promedio por año de cada una de las bandas sintéticas. Las tablas 5 y 6 resaltan que

bandas sintéticas muestran altos valores de JM y SDI para el par de coberturas deforestadas y no deforestadas. Estas bandas son la B16 que corresponde al NDVI, la B7 a la CP1 y otras cinco bandas sintéticas: B5 y B6 que corresponden a SWIR1 y SWIR2, la banda B10 derivada de CP4, la banda B13 y B14 que corresponden al Brillo y Verdor. Estas siete bandas sintéticas constituyen el archivo de entrada en el proceso de clasificación no supervisada K-medias.

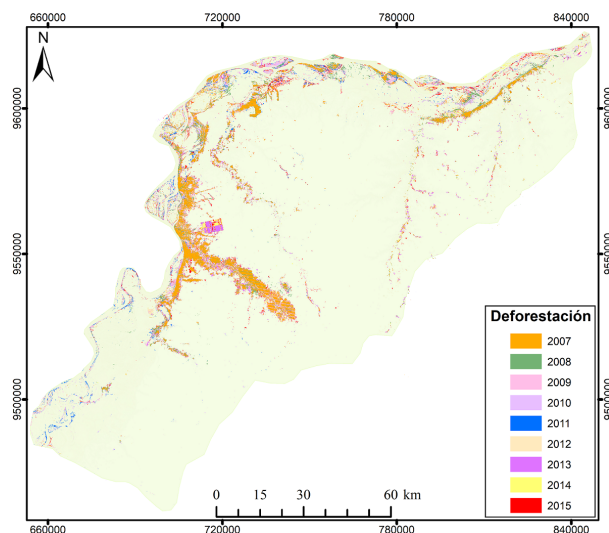


Figura 6: Distribución espacial y evolución anual de las coberturas deforestada en el sector de Matahuayo-Tahuayo, para el periodo 2007 - 2015.

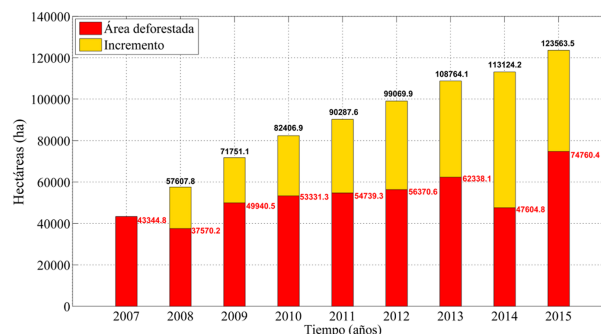


Figura 7: Cuantificación de la deforestación acumulada (ha) por año para el sector de Matahuayo-Tahuayo (2007 - 2015).

Variación de las áreas deforestadas en el sector de Matahuayo-Tahuayo durante el periodo 2007-2015

La Figura 6 muestra el aumento de las áreas deforestadas en el sector de Matahuayo-Tahuayo durante el periodo 2007-2015. Este cambio de cobertura de debe principalmente a la expansión de la agricultura, zonas urbanas, etc. La pérdida de bosque primario en las afueras

del poblado de Tamshiyacu, es notorio en el año 2013-2014 y 2015.

La tabla 7 muestra la estimación de la deforestación anual en el sector de Matahuayo-Tahuayo durante el periodo 2007 – 2015. La cuantificación de las áreas deforestadas por año se calculó a partir de información vectorial mencionada en la Figura 3.

Año	AD (ha)	AD no detectada en cada año (ha)	AD Acumulada (ha)
2007	43344.8	0	43344.8
2008	37570.2	20037.6	57607.8
2009	49940.5	21810.6	71751.1
2010	53331.3	29075.6	82406.9
2011	54739.3	35548.3	90287.6
2012	56370.6	42699.3	99069.9
2013	62338.1	46426.0	108764.1
2014	47604.8	65519.4	113124.2
2015	74760.4	48803.1	123563.5

Tabla 7: Cuantificación de áreas deforestadas (AD), durante el periodo 2007 – 2015 y cuantificación acumulada por años en hectáreas de la deforestación.

En la tabla 7 se observa que el área deforestada del año 2008 (37570.2 ha) es menor al área deforestada de 2007 (43344.8 ha), debido a que, en la cuantificación de la imagen del año 2008, parte del área deforestada correspondiente al 2007 que tenía que ser proyectada al año posterior, fue cubierta por nubes, sombras y error de bandeado, por ese motivo no fue detectado en el 2008. Una manera de corregir esto es utilizar el álgebra de mapas para cuantificar el área deforestada no detectada en cada año, en este caso para el 2008 parte del área deforestada del 2007 que no paso a formar parte del 2008 es 20037.6 ha, esta área se adiciona al 2008 para tener el área de deforestación acumulada 2008. La cuantificación de la deforestación se calculó a partir del año 2007 hasta el 2015, en la tabla 7 se presenta los resultados de la cuantificación acumulada por año en donde a partir del año 2008 corresponde a la deforestación acumulada. Como se observa en la Figura 7 se muestra la tendencia de la deforestación acumulada en el sector de Matahuayo-Tahuayo para el periodo de 2007-2015. En la Figura 8, se presenta la tendencia o regresión lineal de los datos de deforestación acumulada (ha) por año para el sector de Matahuayo-Tahuayo para el periodo 2007 - 2015. La ecuación es una línea recta, con pendiente positiva igual a 9635 y error cuadrático medio de 0.9828. La deforestación acumulada (ha) por año en este sector, presenta

una línea de tendencia creciente, como se muestra. Lo que evidencia una reducción de vastas zonas de bosques primarios.

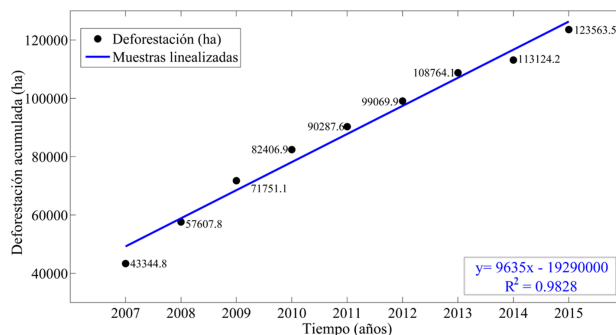


Figura 8: Regresión lineal de la deforestación acumulada (ha) por año para el sector de Matahuayo-Tahuayo (2007 - 2015).

4. Conclusiones

Los resultados expuestos muestran que la metodología empleada cumplió con los objetivos de detectar y cuantificar las áreas deforestadas en el sector de Matahuayo-Tahuayo (Loreto), revelan una reducción significativa de bosques amazónicos en el área de estudio durante el periodo 2007-2015, con una tasa de deforestación creciente de [9635] ha/año, mediante el uso de las imágenes de los sensores TM (Landsat-5), ETM+ (Landsat-7) y OLI (Landsat-8) durante el periodo 2007 al 2015. El análisis del comportamiento espectral que fueron obtenidas a partir de la variación de la reflectancia del suelo de las superficies que componen el área de interés constituye una firma espectral de identidad de los objetos, en el caso de cobertura deforestada esta cambia notoriamente en el transcurso de los años, ya sea por su recuperación. De las variables del compuesto de 18 bandas obtenidas para cada año de estudio, se obtuvo una alta separabilidad, entre el par de coberturas deforestado y no deforestado, como la banda derivada del índice de vegetación de NDVI, y derivada del componente principal ACP-1, una separabilidad media en la banda derivada del componente principal CP-4, derivada de la banda espectral SWIR1, derivada de la banda espectral SWIR2, derivada del Tasseled Cap Brillo y Verdor.

Agradecimientos

Un agradecimiento al Grupo de Investigación Física de Cambios Ambientales y la Teledetección (LABTEL).

Referencias

- [1] Y. Malhi. The carbon balance of tropical forest regions, 1990–2005. *Current Opinion in Environmental Sustainability*. **2(4)**, 237–244 (2010), doi: <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2010.08.002>.
- [2] S. Guyot, C. Le Guernevé, N. Marnet and J. F. Drilleau. Methods for determining the degree of polymerization of condensed tannins: A new ¹H-NMR procedure applied to cider apple procyanidins. In *Plant Polyphenols 2*, (pp. 211-222), Springer US (1999), doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4139-4_11.
- [3] MINAM. Cuantificación y análisis de la deforestación en la Amazonia Peruana en el periodo 2010-2011-2013-2014. *Memoria descriptiva Mapa Deforestación 2010-2014*, Lima-Perú. https://geoservidorperu.minam.gob.pe/geoservidor/Archivos/Documentos/Memoria_Descriptiva_Cambios_Cobertura_Bosque_2014.pdf (2015).
- [4] C. J. Torracchi. Deforestación y pérdida de hábitad en bosques de montaña en la cuenca alta del río Zamora (Loja, Ecuador). *Tesis de grado de Doctor*, Universidad Politécnica Madrid-España. https://oa.upm.es/39446/1/JOSE_ESTEBAN_TORRACCHI_CARRASCO.pdf (2015).
- [5] L. N. Joppa, P. Visconti, C. N. Jenkins and S. L. Pimm. Achieving the convention on biological diversity's goals for plant conservation. *Science*; **341(6150)**:1100-3. PMID: 24009391 (2013), doi: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.1241706>.
- [6] M. A. Chocña. Vigilancia de la deforestación en el sector Matahuayo – Tahuayo (Loreto), usando imágenes de los sensores TM, ETM+, OLI en el periodo 2007 – 2015. *Tesis de Licenciado en Física*, UNMSM, Lima - Perú. <https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/19217> (2022).
- [7] A. C. Samaniego, M. G. A. Ponce and S. D. C. Hinostroza. Analysis of the Deforestation Process of Amazon from During 2001 to 2020 in Peru. In: Chen, X. (eds) Proceedings of the 2022 12th International Conference on Environment Science and Engineering (ICESE 2022). ICESE 2022, *Environmental Science and Engineering*, Springer, Singapore (2023), doi: https://doi.org/10.1007/978-981-99-1381-7_9.
- [8] A. L. Miranda. Monitoreo de la deforestación mediante técnicas geomáticas en una porción de la Región Centro-Norte de México. *Tesis Doctor en ciencias con especialidad en manejo de recursos naturales*, Universidad Autónoma de Nuevo León. <https://cd.dgb.uanl.mx/handle/201504211/16247> (2013).
- [9] V. Bax, W. Francesconi and M. Quintero. Spatial modeling of deforestation processes in the Central Peruvian Amazon. *Journal for Nature Conservation*. *Journal for Nature Conservation*, **29**, 79–88 (2015), doi: <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2015.12.002>.
- [10] S. R. Moreno y R. C. Villon. Detección de zonas de deforestación y estimación de biomasa en la selva peruana mediante teledetección radar y óptica (Deforestación en la región de Madre de Dios en los periodos 1987, 1997 y 2007). *CONIDA*, Perú. <https://www.calameo.com/read/00197320997b277ab5669> (2012).
- [11] R. L. Pearson and L. D. Miller. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass Prairie, Pawnee National Grassland, Colorado. *8th international symposium on remote sensing of environment*, p. 1357-1381. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:204258424> (1972).
- [12] J. W. Rouse, R. H. Haas, D. W. Deering, J. A. Schell and J. Harlan. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. *Great Plains Corridor*. <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022555/downloads/19740022555.pdf> (1973).
- [13] H. Xu. Modelo Físico de la corrección atmosférica en las imágenes de satélite. *Tesis de Licenciatura en Física*, UNMSM, Lima -Perú. <https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/9848> (2014).
- [14] A. Zanchetta, G. Bitelli and A. Karnieli. Tasseled Cap transform for change detection in the drylands: findings for SPOT and Landsat satellites with FOSS tools. Proc. SPIE 9535, *Third International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment* (2015), doi: <https://doi.org/10.1117/12.2192597>.
- [15] R. J. Kauth and G. S. Thomas. The Tasseled Cap -A graphic Description of the Spectral- Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by Landsat. In Proc. The Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, West Lafayette, Indiana. *Laboratory for the Application of Remote Sensing*, pp. 4B-41 – 44B-51. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6361699> (1976).

- [16] J. A. Richards and X. Jia. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An introduction*. Springer-Verlag, Berlin (2013), doi: <https://doi.org/10.1007/3-540-29711-1>.
- [17] S. P. Healey, W. B. Cohen, Y. Zhiqiang and O. N. Krankina. Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment* : 301-310 (2005), doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.009>.
- [18] P. H. Swain and S. M. Davis. *Remote sensing: the quantitative approach*. McGraw-Hill, New York (1978), doi: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1981.4767177>.
- [19] Y. Kaufman and L. Remer. Detection of forests using mid-IR reflectance: An application for aerosol studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32, 672-683 (1994), doi: <https://doi.org/10.1109/36.297984>.
- [20] B. D. Wardlow, S. L. Egbert, J. H. Kastens. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for Crop Classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment* 108:3, pp. 290-310. https://www.researchgate.net/publication/222511209_Analysis_of_Time-Series_MODIS_250_m_Vegetation_Index_Data_for_Crop_Classification_in_the_US_Central_Great_Plains (2007).
- [21] I. L. Thomas, N. P. Ching, V. M. Benning and J. A. D'Aguanno. A review of multi-channel indices of class separability. *International Journal of Remote Sensing* (8), 331-350. Vol. 8(3), pp. 331-350 (1987), doi: <https://doi.org/10.1080/01431168708948645>.
- [22] M. J. Canty. *Image Analysis, Image Analysis, Classification, and Change Detection in Remote Sensing: With Algorithms for Python*. (4th ed.), CRC Press (2019), doi: <https://doi.org/10.1201/9780429464348>.
- [23] V. M. Lavín. Construcción automática de diccionarios semánticos usando la similitud distribucional. *Tesis de Maestría en ciencias de la computación*, Instituto Politécnico Nacional, México. <https://tesis.ipn.mx/handle/123456789/9050> (2010).