

DOI: 10.24850/j-tyca-2026-03-09

Artículos

Aplicación de técnicas de detección de cambios en el uso y la cobertura del suelo en la cuenca del río Pao, Venezuela, usando imágenes de satélites Landsat

Application of techniques for detecting changes in land use and cover in the Pao River basin, Venezuela, using Landsat satellite images

Mairim Márquez-Romance¹, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-9406-5611>

Adriana Márquez-Romance², ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1305-5759>

Bettys Farías-de-Márquez³, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7737-2545>

Sergio Pérez-Pacheco⁴, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6957-7287>

Edilberto Guevara-Pérez⁵, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2813-2147>

¹Centro de Investigaciones Hidrológicas y Ambientales, Universidad de Carabobo, Naguanagua, Carabobo, Venezuela, mmarquer@uc.edu.ve

²Centro de Investigaciones Hidrológicas y Ambientales, Universidad de Carabobo, Naguanagua, Carabobo, Venezuela, ammarquez@uc.edu.ve



³Centro de Investigaciones Hidrológicas y Ambientales, Universidad de Carabobo, Naguanagua, Carabobo, Venezuela, bfarias@uc.edu.ve

⁴Centro de Investigaciones Hidrológicas y Ambientales, Universidad de Carabobo, Naguanagua, Carabobo, Venezuela, sperez@uc.edu.ve

⁵Centro de Investigaciones Hidrológicas y Ambientales Universidad de Carabobo, Naguanagua, Carabobo, Venezuela, eguevara@uc.edu.ve

Autora para correspondencia: Adriana Márquez-Romance, ammarquez@uc.edu.ve

Resumen

En esta investigación se aplicaron técnicas de variación espacio-temporal de cobertura y uso en la cuenca del río Pao, localizada espacialmente en territorio venezolano, mediante procesamiento de imágenes satelitales. Se adquirieron 11 imágenes de satélite desde satélites Landsat: L5TM, L7ETM SLC (*Scan Line Corrector*, por sus siglas en inglés)-on, L8OLI. Las técnicas para detección de cambios han sido posclasificación y preclasificación aplicadas entre imágenes de dos fechas: 1986-2016; 1990-2016; 1991-2016, 1998-2016, 1999-2016, 2000 SLC:on-2016, 2001-2016, 2002 SLC:on-2016, 2003 SLC:on-2016, 2015-2016. Se aplicaron siete métodos de preclasificación y uno de posclasificación. La categorización de métodos de preclasificación en orden del más al menos exacto para estimación de proporción de área de cambio/ningún cambio bitemporal en coberturas y usos terrestres en la cuenca del río Pao obtenida a partir de matriz de error y ajuste de métodos a características locales de escena en imagen del satélite Landsat dieron como resultado: 1) análisis de componentes principales, 2) diferencia de imágenes de

reflectancia, 3) transformación Kauth-Thomas, 4) vector de cambio, 5) relación de imágenes de reflectancia, 6) diferencia de imágenes de índice de vegetación de diferencia normalizada y 7) regresión de imágenes de reflectancia. En el método de posclasificación, la diferencia de área correspondiente a la cuenca del río Pao entre 1986 (fecha 1) y 2016 (fecha 2) dio los siguientes resultados en clases: urbano, -1.37 %; agropecuario, -22.99 %; agrícola, 1.12 %; agua, 0.55 %; vegetación, 8.1 %; suelo degradado, 9.66 %; nubes, 2.49 %; sombras, 2.28 %. El método de posclasificación ha sido la opción predominante con respecto a métodos de preclasificación.

Palabras clave: uso de la tierra, teledetección, cuencas hidrográficas, cartografía, recursos hídricos, degradación ambiental, Venezuela.

Abstract

In this investigation, the spatio-temporal variation techniques were applied on the Pao river basin, located at the Venezuelan territory, through the satellite image processing. Eleven satellite images were acquired from Landsat satellite: L5TM, L7ETM SLC:on, and L8OLI. The change detection techniques were: post-classification and pre-classification applied on images from two dates: 1986-2016; 1990-2016; 1991-2016, 1998-2016, 1999-2016, 2000 SLC:on -2016, 2001-2016, 2002 SLC:on -2016, 2003 SLC:on-2016, 2015-2016. Seven pre-classification and a post-classification methods were applied. The categorization of the pre-classification methods in order of the more or less exact for estimating of the area proportion of change / no change in land cover and land uses from the Pao river basin obtained from the error matrix and by adjusting the methods to the local characteristics of the

scene in the Landsat satellite image gave as a result: 1) principal component analysis 2) reflectance image differencing, 3) Kauth-Thomas transformation, 4) change vector, 5) reflectance image ratioing, 6) differencing of images of normalized difference of vegetation index and 7) reflectance image regression. In the post-classification method, the area difference corresponding to the Pao river basin between 1986 (date 1) and 2016 (date 2) gave the results about the classes following: Urban, -1.37 %; rangeland, -22.99 %; agricultural, 1.12 %; water, 0.55 %; vegetation, 8.1 %; degraded land, 9.66 %; clouds, 2.49 %; shadows, 2.28 %. The post-classification method has been the predominant option regarding to pre-classification method.

Keywords: land use, remote sensing, river basins, cartography, water resources, environmental degradation, Venezuela.

Recibido: 11/11/2024

Aceptado: 08/08/2025

Publicado *ahead of print*: 04/09/2025

Versión final: 01/05/2026

Introducción

La información de variación espacio-temporal de cobertura y usos de la tierra es importante debido a sus usos prácticos en aplicaciones como monitoreo de la eliminación o reducción permanente de la masa forestal, generalmente para otros usos de la tierra como agricultura, ganadería, urbanización o minería, monitoreo de desastres, expansión urbana, planificación y manejo de la tierra (Hussain, Chen, Cheng, Wei, & Stanley,

2013). Singh (1989) definió la detección de cambios como "el proceso de identificar diferencias en el estado de un objeto o fenómeno observándolo en momentos diferentes". Las técnicas de detección de cambios de uso y coberturas terrestres se pueden agrupar como preclasificación y posclasificación (Chen, Chen, Shi, & Yamaguchi, 2012).

La caracterización del uso y coberturas de la tierra permite seleccionar los límites de la zona a cartografiar dependiendo del objetivo del estudio. Las cuencas hidrográficas son un marco espacial adecuado para el estudio de los ecosistemas; son una unidad productora de agua para satisfacer usos naturales y antrópicos (Guevara & Cartaya, 2004). En forma independiente o interconectada con otras, las cuencas son excelentes unidades para el manejo integrado de los bienes y servicios que proveen los ecosistemas que se ven alterados cuando se modifica el uso/cubertura de la tierra.

En los actuales años, el sensoramiento a bordo de dispositivos aerotransportados (satélites) ha llegado a ser un instrumento adecuado para describir las características del uso/cobertura del suelo sobre amplios límites territoriales (Townshend, Justice, Li, Gurney, & McManus, 1991). Las imágenes generadas por estos sensores proveen datos cualitativos y espacialmente continuos de la superficie, resultando así de particular utilidad para describir el uso de la tierra en grandes extensiones. La discriminación de tipos de cobertura (cultivos de verano, de invierno, montes forestales, cuerpos de agua, pasturas, etc.) se basa en la unicidad de su respuesta espectral y en los cambios temporales que en ellos pudieran operar (Guerschman, Paruelo, & Burke, 2003).

El objetivo de este estudio ha sido describir la variación en el espacio y en el tiempo de las transformaciones en el uso y la cobertura de la tierra en la cuenca del río Pao, usando información de dispositivos

aerotransportados (satélites) provenientes de sensores Landsat *L5TM/L7ETM /L8OLI*, entre los periodos 1986-2016, 1990-2016, 2000-2016, y aplicando como técnicas de detección de cambios posclasificación y preclasificación.

La importancia de aplicar diversas técnicas de detección de cambios se productos de sensoramiento remoto se basa en el reconocimiento/identificación de un objeto o varias características en sus alrededores (Joseph, 2005). La característica que permite reconocer/identificar un objeto y lo que está a su alrededor se logra a partir de las diferencias entre las características de la reflectancia/radiancia/emitanca con respecto a una longitud de onda (firma espectral). Los cambios temporales de la firma espectral pueden actuar como señal característica en la discriminación de ciertos tipos de objetos monitoreados por teledetección (Joseph, 2005).

La premisa básica al usar datos de sensoramiento remoto para detección de cambios en la cobertura terrestre debe resultar en la detección de cambios de valores de reflectancia/radiancia; los cambios en reflectancia/radiancia debidos a cambio en la cobertura terrestre deben ser grandes por los cambios en reflectancia/radiancia causados por otros factores. Estos otros factores incluyen (1) diferencias en condiciones atmosféricas, (2) diferencias en el ángulo solar y (3) diferencias en la humedad del suelo (Singh, 1989).

Se han propuesto diversos métodos de detección de cambio de cobertura terrestre usando datos satelitales digitales, que podrían asistir en la actualización de inventarios de recursos. La diversidad de métodos ha dependido de los requerimientos las condiciones. Sin embargo, la selección del método o algoritmo más adecuado para detección de cambio no es fácil en la práctica (Hussain *et al.*, 2013). Los métodos pueden

involucrar aquellos basados en píxeles (Mas, 1999) y basados en objetos (Araya & Hergaten, 2008). Los métodos a partir de píxeles incluyen comparación directa, transformación desde imágenes, clasificación basada en detección de cambios, sistemas de información geográfica y mejorada. Los métodos con base en objetos incluyen aquellos sustentados en comparación de objetos a partir de la comparación de clasificación de objetos directos. En ese estudio se han aplicado los principales métodos basados en píxeles abarcando la comparación de clasificación de coberturas terrestres, clasificación multitemporal, relación/diferenciación de imágenes, diferenciación de índices de vegetación, análisis de componentes principales y análisis de vector de cambio.

Materiales y métodos

Región de estudio

La cuenca del río Pao está contenida en los estados Cojedes, Carabobo y Aragua, territorio venezolano, cuya red hídrica vierte hacia el río Orinoco, posee un área total de 3 018.54 km² (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). La cuenca incluye 14 ríos principales y tres embalses (Figura 1), que le proporcionan agua para el desarrollo de los usos de la tierra en los tres estados, cuya población urbana es la siguiente (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): 1) Cojedes, 265 541 habitantes; 2) Carabobo, 2 208 188 habitantes, y 3) Aragua, 1 557 151 habitantes. La cobertura de la tierra/uso de la tierra de acuerdo con el Sistema de Clasificación de la Tierra del *US Geological Survey* (USGS) para el empleo con datos de sensores remotos son cinco principalmente:

1) urbano, 2) agrícola, 3) agropecuario, 4) bosque y 5) agua (Anderson, Hardy, Roach, & Witmer, 1976).

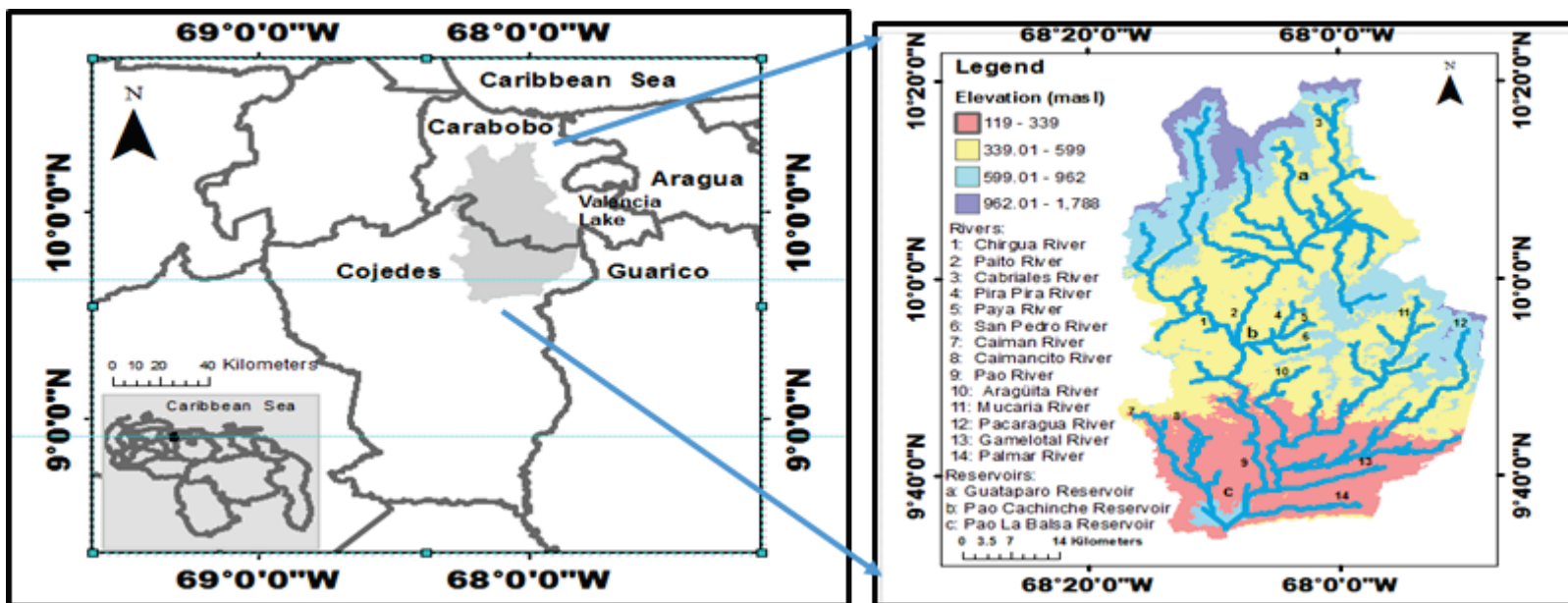


Figura 1. Localización espacial de la cuenca del río Pao en los estados Cojedes, Carabobo y Aragua, República Bolivariana de Venezuela.

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

En esta sección se describen las etapas (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). **En la primera etapa** se describen los procedimientos para la adquisición de imágenes satelitales y sus características, así como las imágenes de referencias de usos y coberturas terrestres en la cuenca del río Pao, justificando las clases que son asignadas. **En la segunda etapa** se describe el procesamiento preliminar de las imágenes de satélite mediante las correcciones absolutas y relativas. **En la tercera etapa** se tiene la aplicación de las técnicas de detección de cambios: 1) posclasificación, 2) preclasificación y el procesamiento preliminar de datos en el contexto del estudio. **En la**

cuarta etapa se hace un análisis de umbrales basado en el ajuste de los datos a una función de distribución probabilística Normal; los umbrales de cambio/ningún cambio se usan en los métodos de preclasificación. **En la quinta etapa** se comparan los resultados de los métodos de detección de cambios (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Adquisición de datos de información satelital y validación

Se adquirieron 11 imágenes de una única escena del grupo de satélites Landsat asociada con los meses de temporada seca comprendidos entre noviembre y abril de cada año; esto, desde el portal digital *Earthexplorer* (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). La escena contiene en su totalidad el área de la cuenca del río Pao. El conjunto de las imágenes adquiridas en el tiempo del grupo de los satélites Landsat se seleccionó como se describe a continuación (Tabla 1): 1) *L5-Thematic Mapper* (1986, 1990, 1991, 1998, 2001); 2) *L7-Enhanced Thematic Mapper-SLC: on* (1999, 2000, 2002, 2003), y 3) *L8-Operational Land Imager* (2015 y 2016) (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 1. Características de las imágenes de satélites Landsat utilizadas en esta investigación.

Nº	Código escena	Fecha de adquisición	Hora de toma del centro de la escena	Cubierta de nubes	Calidad de la imagen	Azimuth solar	Zenit solar
1	LT50050531986351XXX03	1986-12-17	14:11:28.3900750Z	20.00	7	134.93319530	42.24871979
2	LT50050531990010CPE03	1990-01-10	14:15:12.2020810Z	11.00	7	131.96692328	41.77289720
3	LT50050531991077CPE01	1991-03-18	14:14:04.6490630Z	28.00	7	104.58761331	51.37583561
4	LT50050531998032CPE00	1998-02-01	14:28:28.6110190Z	33.00	9	127.94531961	46.11991603
5	LT50050531999019CPE00	1999-01-19	14:31:37.3780560Z	23.00	9	132.94664692	45.23014868
6	LE70050532000014SGS01	2000-01-14	14:45:26.0198689Z	7.00	9	137.52485114	47.22916723
7	LT50050532001008AAA02	2001-01-08	14:32:22.5760750Z	10.00	9	135.84219087	44.77755780
8	LE70050532002051AGS00	2002-02-20	14:41:26.1414958Z	22.00	9	122.73905080	52.13911206
9	LE70050532003022PFS00	2003-01-22	14:41:05.9709036Z	10.00	9	134.07217263	47.15930857
10	LO80050532015063LGN00	2015-03-04	14:52:20.8148112Z	13.13	9	119.09567247	57.19634293
11	LC80050532016018LGN00	2016-01-18	14:52:41.9360648Z"	6.09	9	138.18721946	48.77317194

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

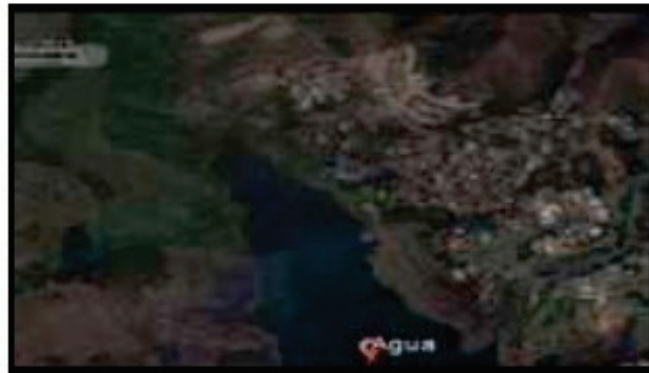
De acuerdo con Chander, Markham y Helder (2009), todas las adquisiciones de ETM+ posteriores al 31 de mayo de 2003 presentan una anomalía causada por la falla del corrector de línea de escaneo (SLC, en inglés), que compensaba el avance de la nave espacial, de modo que todos los escaneos se alineaban en paralelo. Las imágenes con pérdida de datos se denominan imágenes SLC-*off*, mientras que las imágenes obtenidas antes de la falla del SLC se denominan imágenes SLC-*on* (es decir, sin lagunas de datos). El mal funcionamiento del conjunto de espejos SLC provocó la pérdida de aproximadamente el 22 % del área normal de la escena.

La imagen de la cuenca del río Pao está identificada bajo el sistema de referencia mundial según la ruta y fila como sigue: 005 y 053, respectivamente. Los parámetros de la proyección de mapa según el Servicio Geológico de EUA son los siguientes: 1) proyección, UTM; 2) datum, WGS1984; 3) elipsoide, WGS84; 4) zona UTM, 19 N; 5) convolución cúbica. Las características de las imágenes adquiridas según cada satélite se identifican en la Tabla 2. Los datos de referencias están constituidos por imágenes de *Google Earth*. Las características de las imágenes y fotografías adquiridas basadas en fecha, coordenadas, uso y coberturas terrestres se muestran en la Figura 2 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

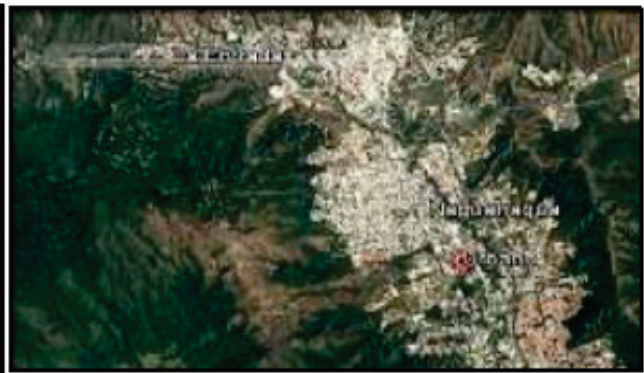
Tabla 2. Composición de las bandas espectrales de la imagen de Satélite Landsat para la escena de la cuenca del río Pao.

Landsat 5 TM			Landsat 7 ETM			Landsat 8 OLI		
Banda espectral	Rango espectral	Tamaño de la celda en la malla	Banda espectral	Rango espectral	Tamaño de la celda en la malla	Banda espectral	Rango espectral	Tamaño de la celda en la malla
Unidad	μm	m	Unidad	μm	m	Unidad	μm	m
B1	0.452-0.518	30	B1	0.452-0.514	30	B1	0.43-0.45	30
B2	0.528-0.609	30	B2	0.519-0.601	30	B2	0.45-0.51	30
B3	0.626-0.693	30	B3	0.631-0.692	30	B3	0.53-0.59	30
B4	0.776-0.904	30	B4	0.772-0.898	30	B4	0.64-0.67	30
B5	1.567-1.784	30	B5	1.547-1.748	30	B5	0.85-0.88	30
B6	10.45-12.42	30	B6	10.31-12.36	30	B6	1.57-1.65	30
B7	2.097-2.349	30	B7	2.065-2.346	30	B7	2.11-2.29	30

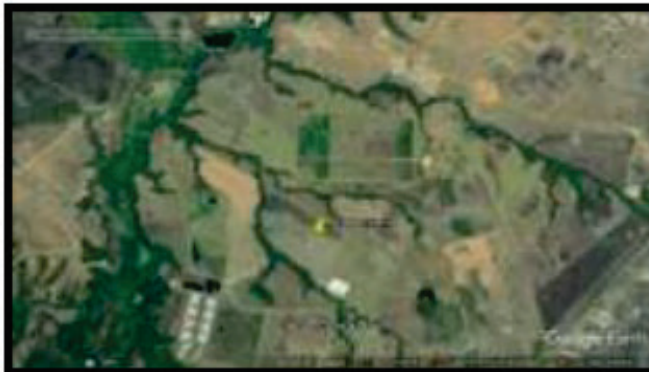
Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).



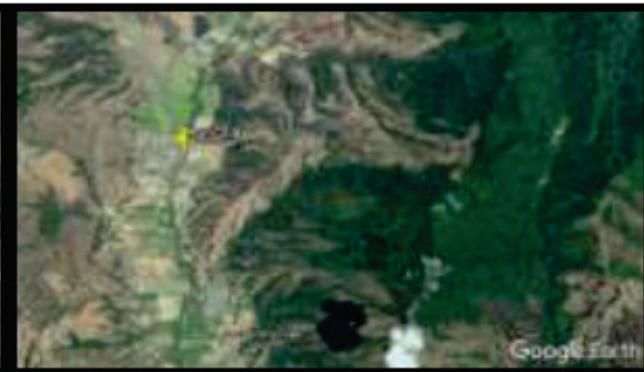
a) 25/01/2017. Agua 10°10'45.81"N, 68°03'54"O



b) 20/04/2017. Urbano 10°14'17.89"N, 68°0'35.26"O



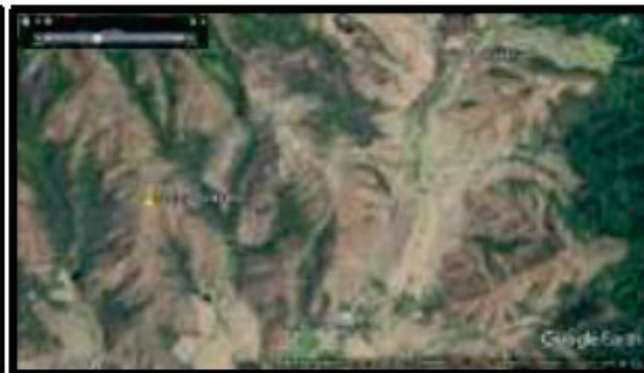
c) 17/02/2017. Agropecuario 10°02'16.99" N, 68°24.26"O



d) 30/12/1989. Agrícola 10°13'47.08"N, 68°11'28.18"O



e) 30/12/1987. Agua 9°53'49.06"N, 68°06'55.77"O



f) 30/12/1989. Suelo Degradado 10°16'0.01"N, 68°12'7.29"O

Figura 2. Muestra de las imágenes de referencia extraídas desde *Google Earth* correspondiente a las coberturas/ usos de la tierra clasificados en la cuenca del río Pao. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Procesamiento preliminar de imágenes

El procesamiento preliminar de las imágenes de los satélites Landsat involucra realizar las correcciones absolutas y relativas de cada imagen como sigue: geométricas, radiométricas, topográficas y atmosféricas. La aplicación de los algoritmos de las correcciones sobre el conjunto de las bandas espectrales que integran la imagen en una ejecución en lote secuencial requiere la composición de las bandas espectrales en cada imagen del satélite Landsat usando la herramienta computacional *ArcGIS* v.10.0. Las bandas espectrales incluidas en la composición según cada satélite de la serie Landsat son como se indican en la Tabla 2 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Correcciones absolutas y relativas a imágenes

En esta investigación, las imágenes han sido obtenidas en una versión corregida geoméricamente desde el USGS. Las correcciones radiométricas, topográficas y atmosféricas absolutas aplicadas a cada imagen se ejecutan en el entorno de la herramienta computacional de procesamiento de imágenes satelitales *ENVI 4.7*. Las correcciones relativas entre las imágenes de los diferentes sensores del conjunto de satélites Landsat incluyen principalmente las correcciones geométricas y radiométricas; por ejemplo, las correcciones geométricas relativas están basadas en un procedimiento conocido como registro imagen a imagen (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

El módulo ATCOR (*Atmospheric and Topographic Corrections*, por sus siglas en inglés) (Richter & Schläpfer, 2019) se usó para aplicar las

correcciones radiométricas, atmosféricas y topográficas. La Figura 3 muestra los principales pasos de procesamiento necesarios para compensar los efectos atmosféricos y topográficos. Los datos de entrada son la escena grabada más un metaarchivo que contiene la fecha de adquisición, la hora, la geometría de la vista solar y del sensor, entre otros. Los datos de entrada suelen estar en formato TIF o JP2, en un solo archivo o en un archivo independiente para cada banda. En la mayoría de los casos representan una radiancia escalada, denominada número digital (DN, *digital number*, en inglés), donde la radiancia L puede obtenerse con el desplazamiento radiométrico c_0 y la ganancia c_1 :

$$L = c_0 + c_1 DN \quad (1)$$

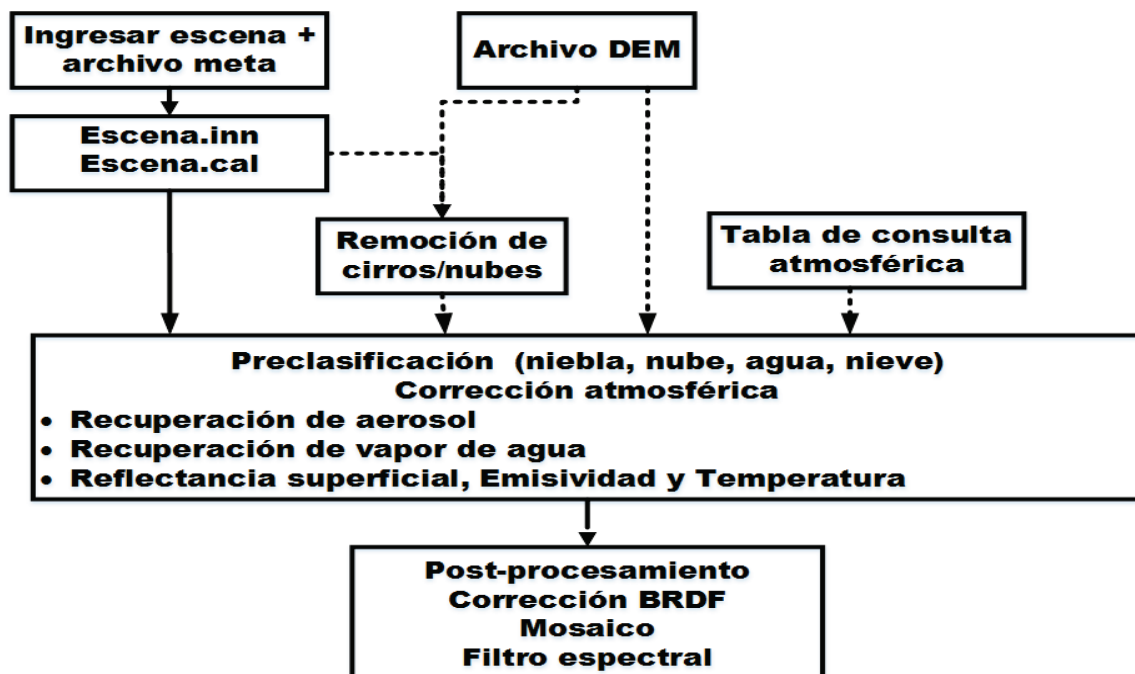


Figura 3. Principales pasos de correcciones atmosféricas. Fuente: adaptado de Richter y Schläpfer (2019).

Para algunos instrumentos, los datos se entregan como reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA: *top-of-atmosphere*, en inglés)

ρ_{TOA} :

$$\rho_{TOA} = \frac{\pi L d^2}{E_s \cos \theta_s} \quad (2)$$

Donde:

d = distancia Tierra-Sol (unidades astronómicas)

E_s = irradiancia solar extraterrestre

θ_s = ángulo cenital solar

ATCOR convierte la reflectancia TOA en radiancia TOA antes de iniciar la corrección atmosférica.

En la Figura 3 se muestran los principales pasos del procesamiento de la corrección atmosférica. La escena de la imagen de entrada se convierte al formato secuencial de bandas ENVI; los parámetros necesarios se extraen del metaarchivo de la imagen y se almacenan en el archivo *scene.inn*; la calibración radiométrica (c_0 , c_1) por banda se almacena en *scene.cal*.

Para una escena montañosa se debe proporcionar el DEM (modelo digital de elevación). Las líneas discontinuas indican pasos de procesamiento opcionales, por ejemplo, la eliminación de neblina/cirros. Para los sensores estándar (p. ej., Landsat, Sentinel-2, Worldview, etc.), las tablas de consulta atmosféricas ya están disponibles. El bloque principal consiste en la preclasificación, seguida de la corrección

atmosférica/topográfica. En algunos casos, se requiere posprocesamiento.

Métodos de detección de cambios

Los métodos de detección de cambios aplicados en esta investigación son (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023) dos. 1) **Método postclasificación**, basado en la clasificación temática de dos diferentes imágenes de fechas de forma independiente; los mapas temáticos se comparan y analizan posteriormente para correlacionar el tipo de cambio (Lunetta, Lyon, Guindon, & Elvidge, 1998; Yuan, Sawaya, Loeffelholz, & Bauer, 2005). 2) **Métodos preclasificación**, se seleccionaron los siguientes: a) **algebraicos**: diferencia de imágenes, relación de imágenes, regresión de imágenes, diferencia de imágenes de índice de vegetación y vector de cambio; y b) **transformación**: diferencia de análisis de componentes principales, diferencia de imágenes desde el método de transformación Kauth-Thomas y sus modificaciones (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Diferenciación de imágenes

Se utilizan dos imágenes multitemporales corregistradas con precisión para generar una imagen residual que represente los cambios. La diferencia puede medirse directamente a partir de los valores radiométricos del píxel o en las imágenes extraídas, derivadas o transformadas, como los índices de textura o vegetación (Hussain *et al.*, 2013). Matemáticamente, la imagen de diferencia es:

$$Dx_{ij}^k = x_{ij}^k(t_2) - x_{ij}^k(t_1) + C \quad (3)$$

Donde:

x_{ij}^k = valor del píxel para la banda espectral

K, i, j = números de línea y píxel en la imagen

t_1 = primera fecha

t_2 = segunda fecha

C = constante para producir números digitales positivos

Los píxeles que muestran cambios de radiancia se encuentran en las colas de la distribución, mientras que los píxeles que no muestran cambios de radiancia tienden a agruparse alrededor de la media (Singh 1989).

Relación de imágenes

Calcula la relación entre dos imágenes registradas de diferentes fechas con una o más bandas, banda por banda. Los datos se comparan píxel por píxel (Singh, 1989). Matemáticamente:

$$Rx_{ij}^k = \frac{x_{ij}^k(t_1)}{x_{ij}^k(t_2)} \quad (4)$$

Donde $x_{ij}^k(t_2)$ es el valor de píxel de la banda k para el píxel x en la fila i y la columna j en el tiempo t_2 . Si la intensidad de la energía reflejada es prácticamente la misma en cada imagen, entonces $Rx_{ij}^k = 1$, esto indica que no hay cambios. En las zonas con cambios, el valor de la razón sería

significativamente mayor o menor que 1, dependiendo de la naturaleza de los cambios entre las dos fechas (Nelson, 1983).

Regresión de imágenes

Los píxeles del tiempo (t_1) son una función lineal de píxeles en el tiempo (t_2). Se puede regresionar $x_{ij}^k(t_1)$ contra $x_{ij}^k(t_2)$ usando una regresión de mínimos cuadrados (x es el valor del píxel de la línea i , columna j de la banda k). Si $\hat{x}_{ij}^k(t_2)$ es el valor predicho obtenido de la línea de regresión, la imagen de diferencia se puede definir de la siguiente manera (Singh 1989):

$$\hat{x}_{ij}^k(t_2) = ax_{ij}^k(t_1) + b \quad (5)$$

$$Dx_{ij}^k = \hat{x}_{ij}^k(t_2) - x_{ij}^k(t_1) \quad (6)$$

Diferenciación de índice de vegetación

Los índices de vegetación son transformaciones matemáticas diseñadas para evaluar el impacto de la vegetación en las observaciones en modo multiespectral. Estos índices potencian las diferencias espectrales basándose en la alta absorbancia de la vegetación en el rojo y la alta reflectancia en el infrarrojo cercano (Hussain *et al.*, 2013). Para la detección de cambios, generalmente los índices de vegetación se generan por separado para dos imágenes y, después se aplica una detección de cambios estándar basada en píxeles (p. ej., diferenciación o relación). Se han desarrollado diferentes índices de vegetación, como el índice de

vegetación de diferencia normalizada (NDVI) de Rouse, Haas, Schell y Deering (1974), como se indica a continuación:

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (7)$$

Donde:

ρ_{red} = flujo radiante reflejado en rojo

ρ_{nir} = flujo radiante en infrarrojo cercano

Análisis del vector de cambio

El vector que describe la dirección y la magnitud del cambio entre la primera y la segunda fecha es un vector de cambio espectral. Se considera que se ha producido un cambio si la magnitud del vector de cambio espectral calculado supera un umbral especificado (Malila, 1980).

Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales (ACP), basado matemáticamente en la "transformación del eje principal", es una transformación de los datos multivariados en un nuevo conjunto de componentes, lo que reduce la redundancia de los datos (Lillesand, Kiefer, & Chipman, 2014). El ACP utiliza la matriz de covarianza o la matriz de correlación para transferir los datos a un conjunto no correlacionado. Los vectores propios de las matrices resultantes se ordenan decrecientemente, donde el primer componente principal (CP) expresa la mayor parte de la variación de los datos (Hussain *et al.*, 2013). En el ACP se asume que las áreas sin cambios están altamente correlacionadas, mientras que las áreas con

cambios no lo están. En el análisis de imágenes multitemporales, el CP1 y el CP2 tienden a representar las áreas sin cambios, mientras que el CP3 y los CP posteriores contienen la información del cambio (Byrne, Crapper, & Mayo, 1980; Ingebritsen & Lyon, 1985). Los CP de las imágenes se obtienen por separado y luego se utiliza otra técnica de detección de cambios, como la diferenciación de imágenes.

Transformación de Kauth-Thomas

Kauth y Thomas (1976) produjeron una transformación ortogonal del espacio de datos original del Landsat MSS a un nuevo espacio de características de cuatro dimensiones. Esta transformación se denominó transformación de Kauth-Thomas o transformación de Tasseled Cap. Crist y Kauth (1986) obtuvieron los coeficientes del visible, infrarrojo cercano e infrarrojo medio para transformar las imágenes del *Landsat Thematic Mapper* en variables de brillo, verdor y humedad. Huang, Wylie, Yang, Homer y Zylstra (2002) desarrollaron coeficientes de *Tasseled Cap* para su uso con el *Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus* en datos de reflectancia satelital. El cambio se mide con base en los valores de brillo, verdor y humedad (Lu, Mausel, Brondízio, & Moran, 2004):

$$B = 0.2909 TM1 + 0.2493 TM2 + 0.4806 TM3 + 0.5568 TM4 + 0.4438 TM5 + 0.1706 TM7 \quad (8)$$

$$G = -0.2728 TM1 - 0.2174 TM2 - 0.5508 TM3 + 0.7221 TM4 + 0.0733 TM5 - 0.1648 TM7 \quad (9)$$

$$W = 0.1446 TM1 + 0.1761 TM2 + 0.3322 TM3 + 0.3396 TM4 - 0.6210 TM5 - 0.4186 TM7 \quad (10)$$

Comparación posclasificación

Compara dos imágenes clasificadas para generar una matriz de cambios. Se utiliza a menudo como referencia para la evaluación cualitativa de técnicas emergentes de CD (Lunetta *et al.*, 1998). Las imágenes clasificadas se comparan posteriormente para medir los cambios (Hussain *et al.*, 2013). Las clases de ambas imágenes deben ser idénticas para permitir una comparación directa. Los errores de clasificación de cada imagen se propagan en el mapa de cambios final, lo que reduce la precisión del CD final (Chan, Chan, & Yeh, 2001; Lillesand *et al.*, 2014).

Determinación de umbrales para la detección de cambios

Un método comúnmente usado involucra la selección de los valores umbrales apropiados usando la desviación estándar desde la media y probando los resultados de forma empírica (Sinha & Kumar, 2013). En esta investigación, la determinación de los umbrales se ejecutó en tres pasos en el entorno de trabajo *ArcGIS V. 10.0* (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): 1) una vez aplicada la técnica de detección de cambios, la imagen resultante es reclasificada en tres clases, incluyendo la clase de la media y clases donde los valores exceden una vez la desviación estándar; 2) el mapa de cambio/ningún cambio se obtiene mediante un umbral asumido como una vez la desviación estándar; 3) las estadísticas de las zonas de cambio/ningún cambio se estiman mediante el uso de la herramienta estadísticas zonales como tabla; se estima la cantidad de píxeles y el área vinculada donde ha sido observado cambio/ningún cambio.

Comparación de resultados con técnicas convencionales

La comparación de resultados se lleva a cabo entre los dos métodos planteados: posclasificación y preclasificación de imágenes de satélite bitemporales, a fin de seleccionar aquel que permita cuantificar los cambios en las clases de coberturas y usos de la tierra en la cuenca del río Pao (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Resultados

Resultados del método de posclasificación

Los resultados de la comparación posclasificación se muestran en la Figura 4; desde la Figura 4a hasta la Figura 4j se muestra que las imágenes clasificadas reflejan en forma permanente los siguientes usos (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): a) urbano, b) agrícola, c) agropecuario, d) agua, e) suelo degradado, f) vegetación, g) nubes, h) sombra y i) no clasificado. La evaluación de la exactitud en la clasificación de cada imagen de reflectancia es como se observa en la Tabla 3. La muestra está constituida por 512 píxeles seleccionados al azar sobre la imagen Landsat 8OLI de 2016. El tamaño de la muestra de los píxeles se determinó mediante una malla de puntos aleatorios separados cada 1 000 metros usando la herramienta de *Create Random Points* contenida en el menú *Arctoolbox* → *Data Management Tools* → *Feature Class* → *Create Random Points* del software *ArcGIS V.-10.0*. Los píxeles no clasificados fueron 164. Los píxeles en el mapa clasificado, la exactitud de usuario y el índice Kappa son los siguientes: a) urbano: 18, 88.90 %, 0.88; b) agropecuario: 100, 99.00 %, 0.98; c) agrícola: 1, 100.00 %, 1; d) agua: 4, 100.00 %, 1; e) suelo degradado: 1, 100.00 %, 1; f) vegetación: 1, 100.00 %, 1; g) nubes: 1, 100.00 %, 1; h) sombra: 1, 100.00 %, 1; i) no clasificado: 164, 100.00 %, 1.

1; e) vegetación: 165, 100.00 %, 1; f) suelo degradado: 57, 98.25 %, 0.98; g) nubes: 2, 100.00 %, 1; h) sombras: 1, 100.00%, 1 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

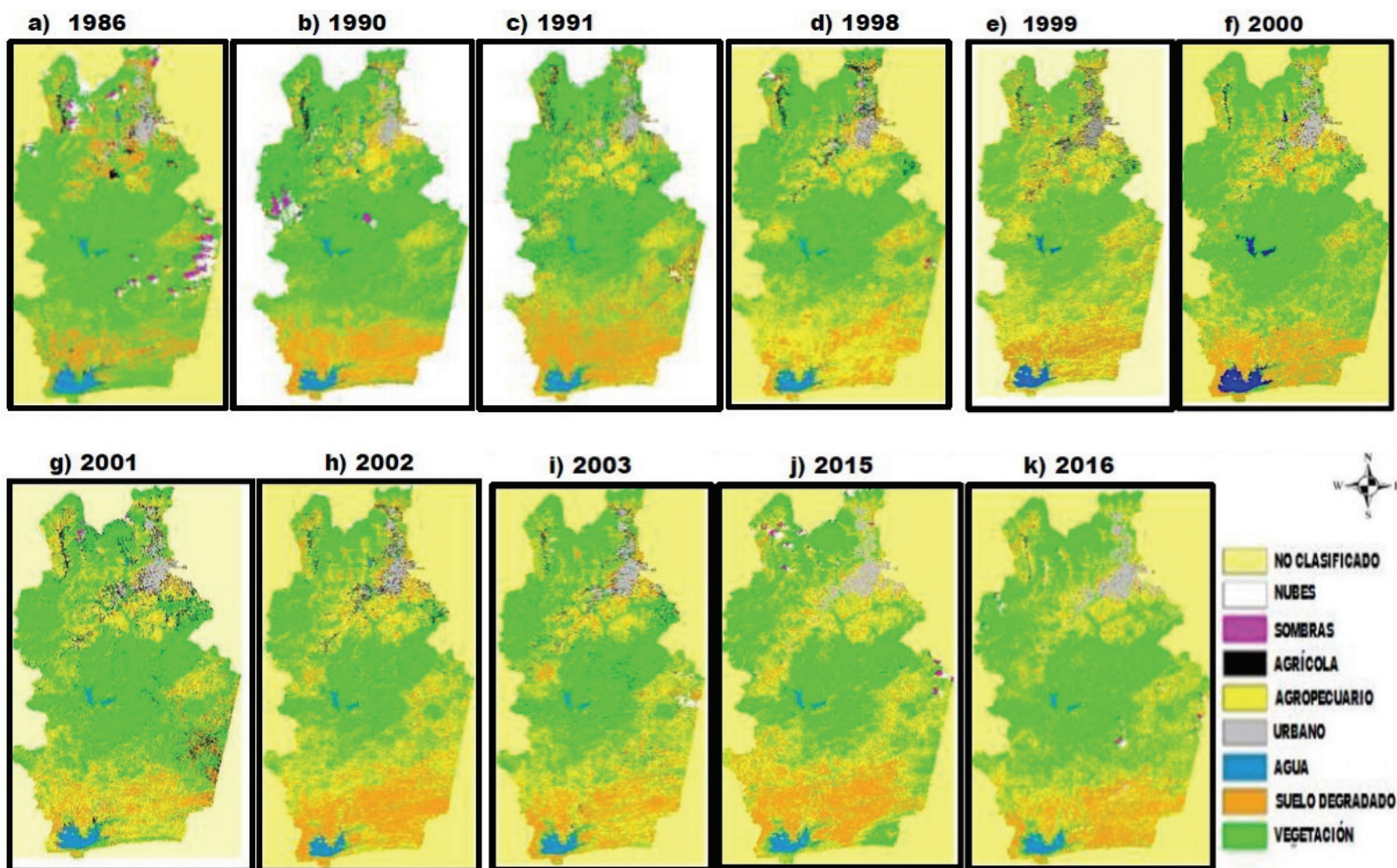


Figura 4. Resultados del método de la comparación posclasificación expresados mediante los mapas de los usos y coberturas terrestres de la cuenca del río Pao aplicado sobre imágenes de la reflectancia del satélite Landsat, periodo 1986-2016: a) 1986, b) 1990, c) 1991, d) 1998, e) 1999, f) 2000, g) 2001, h) 2002, i) 2003, j) 2015 y k) 2016. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Tabla 3. Resultados del método de la comparación posclasificación expresados mediante la matriz de error correspondiente a los mapas de clasificación de los usos y las coberturas de la tierra obtenidos basados en las imágenes de la reflectancia en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016. Los resultados de la matriz de error incluyen la comparación de 512 píxeles seleccionados al azar sobre el mapa clasificado (columna izquierda) con respecto a los usos observados en la imagen de referencia de *Google Earth* 2016 (fila superior). Las clases son: 1. No clasificado; 2. Urbano; 3. Agropecuario; 4. Agrícola; 5. Agua; 6. Vegetación; 7. Suelo degradado; 8. Nubes; 9. Sombras.

	Uso de la tierra	Datos de Referencia												
		2016												
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total en filas	Exactitud de usuario (%)	Kappa total	
Mapa clasificado	1	164										164		1
	2		16	1				1				18	88.89	0.8853
	3			99			1					100	99	0.9875
	4				1							1	100	1
	5					4						4	100	1
	6						165					165	100	1
	7			1				56				57	98.25	0.9803
	8								2			2	100	1
	9									1		1	100	1
Total en columna		164	16	101	1	4	165	57	2	1	512			
Exactitud de productor (%)			100	98.02	100	100	99.4	98.25	100	100		99.22		
Índice de Kappa total												0.9895		

Fuente: De-Márquez-Farías & Márquez-Romance (2023).

Los píxeles en la imagen de referencia y la exactitud de productor son (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): a) urbano: 16, 100 %; b) agropecuario: 101, 98.02 %; c) agrícola: 1, 100 %; d) agua: 4, 100 %, 1; e) vegetación: 165, 99.4 %; e) suelo degradado: 57, 98.25 %; g) nubes: 2, 100 %, 1; h) sombras: 1, 100 %. El índice de exactitud global es igual a 99.22 % y el índice de Kappa total es 0.98.

Los índices de la evaluación de la exactitud de las 11 imágenes clasificadas correspondientes a exactitud global e índice Kappa son los siguientes: 1) 1986: 98.04 %, 0.97; 2) 1990: 99.20 %, 0.99; 3) 1991: 98.83 %, 0.98; 4) 1998: 99.02 %, 0.98; 5) 1999: 98.83 %, 0.98; 6) 2000: 99.22 %, 0.99; 7) 2001: 93.00 %, 0.96; 8) 2002: 99.22 %, 0.99; 9) 2003: 99.3 %, 0.99; 10) 2015: 99.4 %, 0.99; 10) 2016: 99.22 %, 0.99.

La diferencia bitemporal de áreas ocupadas según la clase expresada en proporción porcentual correspondiente a la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, se muestra en la Tabla 4, donde se observan los siguientes resultados en las clases urbano (1), agropecuario (2), agrícola (3), agua (4), vegetación (5), suelo degradado (6), nubes (7), sombras (8).

Tabla 4. Resultados del método de la comparación posclasificación expresados mediante la diferencia en proporción porcentual bitemporal de las áreas de cobertura y usos terrestres en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Imágenes bitemporales	Urbano (1)	Agropecuario (2)	Agrícola (3)	Agua (4)	Vegetación (5)	Suelo deforestado (6)	Nube (7)	Sombra (8)
1986-2016	-1.37	-22.99	1.12	0.55	8.10	9.66	2.49	2.28
1990-2016	-1.76	-14.33	2.69	0.14	4.99	5.75	0.47	1.90
1991-2016	-1.25	-11.71	4.97	0.20	-3.70	11.56	-0.16	-0.07
1998-2016	-1.04	-2.45	0.93	0.23	-6.96	9.81	-0.55	0.04
1999-2016	-1.76	-14.33	2.69	0.14	4.99	5.75	0.47	1.90
2000-2016	-1.83	-10.57	1.26	0.54	2.25	9.48	-0.84	-0.27
2001-2016	-0.90	-5.13	4.46	0.20	0.12	0.60	-0.44	0.41
2002-2016	-0.86	-4.93	4.46	0.21	0.43	0.73	-0.44	0.41
2003-2016	-1.28	-0.27	2.78	0.10	-3.67	2.84	-0.23	-0.28
2015-2016	-0.49	3.02	-0.32	-0.15	4.17	-5.69	-0.06	-0.45

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Los resultados de la proporción de áreas en los mapas obtenidos desde el método de posclasificación en la cuenca del río Pao en cuanto a cambio/ningún cambio son los siguientes, como una muestra (Tabla 5): 1986-2016: cambio: conteo: 1563761; RPA: 32.60 %. Ningún cambio: cambio: conteo: 3233594; RPA: 67 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 5. Resultados del método de posclasificación expresados mediante la matriz de cambio correspondiente a la proporción de áreas de cambio/ningún cambio en los mapas obtenidos desde las imágenes de reflectancia procesadas de la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

	1986-2016		1990-2016		1991-2016		1998-2016		1999-2016	
	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio
Conteo	1563761	3233594	1312310	3482890	1437425	1777485	1309996	1904915	1235080	1979282
Relación porcentual de área (RPA) (%)	32.60	67.40	27.37	72.63	44.71	55.29	40.75	59.25	38.42	61.58

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Tabla 5 (continuación). Resultados del método de posclasificación expresados mediante la matriz de cambio correspondiente a la proporción de áreas de cambio/ningún cambio en los mapas obtenidos desde las imágenes de reflectancia procesadas de la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

	2000-2016		2001-2016		2002-2016		2003-2016		2015-2016	
	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio	Cambio	Ningún cambio
Conteo	1183899	2031012	1334471	1880445	1211899	2003012	1183899	2031012	2838542	1955557
Relación porcentual de área (RPA) (%)	36.83	63.17	41.51	58.49	37.70	62.30	36.83	63.17	59.2091	40.790918

Resultados de los métodos de preclasificación algebraicos para la detección de cambio

Resultados del método de diferencia de imágenes de reflectancia

Como una muestra, en esta sección se incluyen los resultados del método de la diferencia de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresadas mediante los límites de los intervalos para la distribución de los píxeles de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016 (Tabla 6). El criterio de fijación de estos límites es para las áreas de cambio/ningún cambio el siguiente: en el primero, media (μ) +/- 1 desviación estándar (σ); en el segundo, $< \mu - 1\sigma$, $> \mu + 1\sigma$, respectivamente. Los intervalos representados por media, desviación estándar, intervalos de cambio $< \mu - 1\sigma$, intervalo no-cambio: $\mu +/- 1\sigma$, intervalos de cambio $> \mu + 1\sigma$ encontrados para la diferencia de imágenes de reflectancia bitemporales son como una muestra: 1986-2016: 1.71, 6.58, -85 a -8, -8-12, 12-89. En la Tabla 6 se puede observar que la diferencia de las imágenes bitemporales tiende a ser simétrica con media aproximada a cero como en los periodos 1986-2016, 1990-2016, 1991-2016, 1998-2016, 1999-2016, 2001-2016 y 2015-2016; se encontró sesgo o asimetría en los siguientes periodos: 2000-2016, 2002-2016, 2003-2016 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 6. Resultados del método de la diferencia de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresadas mediante los límites de intervalos para la distribución de los píxeles de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Imágenes bitemporales	1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2002-2016	2003-2016	2015-2016
μ	1.71	0.06	-0.37	-1.1	-0.13	-5.2	0.19	-6.1	-6.8	1.93
σ	6.58	4.86	5.05	4.66	4.65	5.43	4.91	6.1	6.36	4.98
LI: $< \mu - 1\sigma$	-85- -8	-90- -7	-79- -8	-84- -8	-79- -7	-85- -13	-78- -7	-83- -14	-87- -16	-87- -6
NC: $\mu \pm 1\sigma$	-8-12	-7-7	-8-7	-8-6	-7-7	-13-3	-7-8	-14-2	-16-3	-6-9
LS: $> \mu + 1\sigma$	12-89	7-87	7-77	6-87	7-85	3-53	8-80	2-73	3-83	9-87

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Los resultados del método de la diferencia de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, se tienen en la Tabla 7, donde se observa la siguiente correspondencia entre los píxeles en el mapa clasificado (MC) de coberturas terrestres (CT) y usos de la tierra (UT) bajo las siguientes tres categorías: disminución (DIS), ningún cambio (NC) e incremento (INC); así como datos de la referencia (DR) basados en las imágenes corregidas de Landsat 5TM, Landsat 8OLI y *Google Earth* asociada con estas tres categorías para una muestra de 411 puntos, por ejemplo: DIS en MC correspondiente a DIS en DR: 86, DIS en MC correspondiente a NC en DR: 82, DIS en MC correspondiente a INC en DR: 0. Los índices de exactitud global y Kappa son 70.56 % y 0.6112, respectivamente (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

El resultado de la aplicación del método de la diferencia de imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016 se muestra en la Figura 5 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 7. Resultados del método de la diferencia de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Datos clasificados		Datos de la referencia (DR)			Totales clasificados	Exactitud de usuario (%)	K
		DIS	NC	INC			
Diferencia de imágenes de reflectancia 1986-2016							
MC CT/UT	DIS	86	82	0	168	51.19	0.047
	NC	0	57	0	57	100.00	1.000
	INC	0	39	147	186	79.03	0.790
	Totales en la referencia	86	178	147	411		
	Exactitud del productor (%)	100	32.02	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							70.56
Estadístico Kappa global							0.612

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

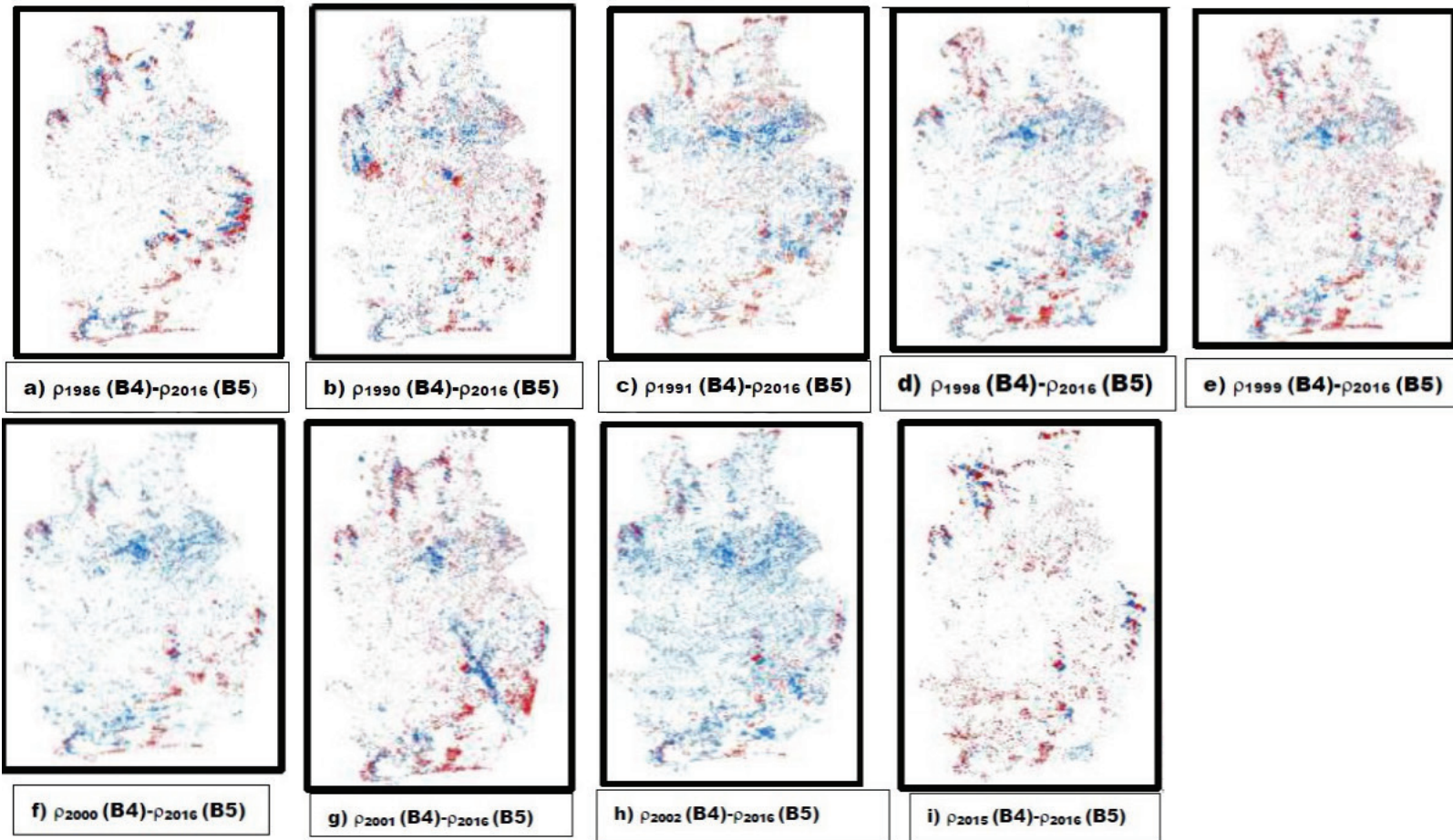


Figura 5. Resultados del método de la diferencia de imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016. La banda espectral 4 (B4), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, es la seleccionada en las imágenes de reflectancia de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y 7 ETM: 2000, 2002, 2003. La banda espectral 5 (B5), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, se usó desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Resultados del método de la regresión de imágenes de reflectancia

Los resultados del método de la regresión lineal de las imágenes bitemporales de reflectancia (%) en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, relacionados con los parámetros a , b , r , el coeficiente correlación, se muestran en la Tabla 8. El coeficiente de correlación varió entre 0.46 y 0.64, existiendo un grado de correlación alto (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 8. Resultados del método de la regresión lineal de las imágenes bitemporales de reflectancia (%) en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

	1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2002-2016	2003-2016	2015-2016
a	0.36	0.636	0.51	0.56	0.67	0.44	0.67	0.38	0.39	0.69
b	14.26	8.312	10.97	8.41	7.55	4.97	8.12	5.24	4.18	7.65
r	0.46	0.610	0.52	0.62	0.63	0.64	0.60	0.55	0.62	0.5

Los resultados de la aplicación del método de regresión de las imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal, 2000-2016, se muestran en las Figuras 6a y 6b. En la primera se observan 10 500 puntos generados para extraer los valores de la reflectancia en las imágenes de 2000 y 2016. En la segunda, la dispersión de los puntos muestrales de la reflectancia en la imagen de 2000 se representan con respecto a la imagen de reflectancia de 2016 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

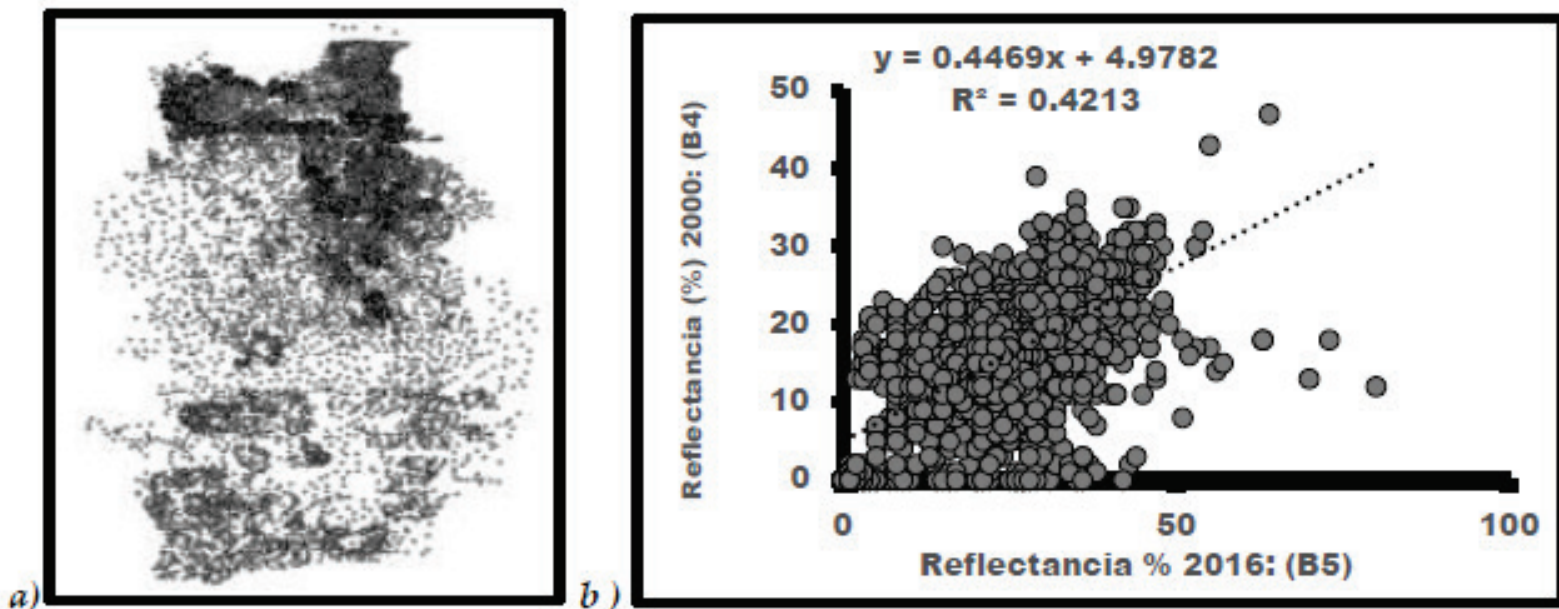


Figura 6. Resultados de la aplicación del método de regresión de las imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal, 2000-2016. La banda espectral 4 (B4), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, es la seleccionada en las imágenes de reflectancia de los satélites Landsat 7 ETM: 2000. La banda espectral 5 (B5), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, se usó desde la imagen de reflectancia en 2016 del satélite Landsat 8OLI. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Estos datos se ajustan a un modelo matemático de regresión lineal. El modelo está representado por los parámetros a y b, 0.44 y 4.79; respectivamente. El estadístico coeficiente de determinación es igual a 0.42, lo que equivale a un coeficiente de regresión igual a 0.64. Según Guevara y Cartaya (2004), indican que el grado de correlación es bajo y la capacidad de pronóstico insuficiente. El resto de los coeficientes de regresión son menores a 0.64, variando entre 0.46 y 0.64. Los resultados indican que la imagen regresada bajo estas condiciones excluye los

efectos atmosféricos como nubes y sombras; sin embargo, como la dispersión es alta en el entorno del modelo lineal, gran parte de la información se pierde con el uso de la imagen regresada (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Los resultados de la aplicación de la diferencia para el método de la regresión de las imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal 2000 (B4)-2016 (B5) se muestran en la Figura 7. Las componentes desde las cuales es generada la imagen diferencia en la Figura 7c son las siguientes: Figura 7a: reflectancia (%) en 2000 carente de nubes y sombras; Figura 7b: reflectancia (%) en 2000 regresada, y Figura 7c: reflectancia (%) en 2016. Los resultados son como sigue: 1) hay diferencias significativas entre la imagen original y la regresada de 2000; 2) la imagen regresada de 2000 reproduce predominantemente la variación espacial de las reflectancias observadas en la imagen de 2016; 3) la imagen diferencia de la reflectancia resultante 2000 regresada-2016 es un patrón de la imagen de 2016; las magnitudes en la reflectancia de 2016 han sido ligeramente atenuadas por la imagen de la reflectancia 2000 regresada, lo que se evidencia en la tendencia negativa observada en la Figura 7c. En síntesis, el método de regresión de imágenes bitemporales de la reflectancia ha resultado ligeramente confiable para la obtención de los cambios en las coberturas y usos de la tierra de la cuenca del río Pao (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

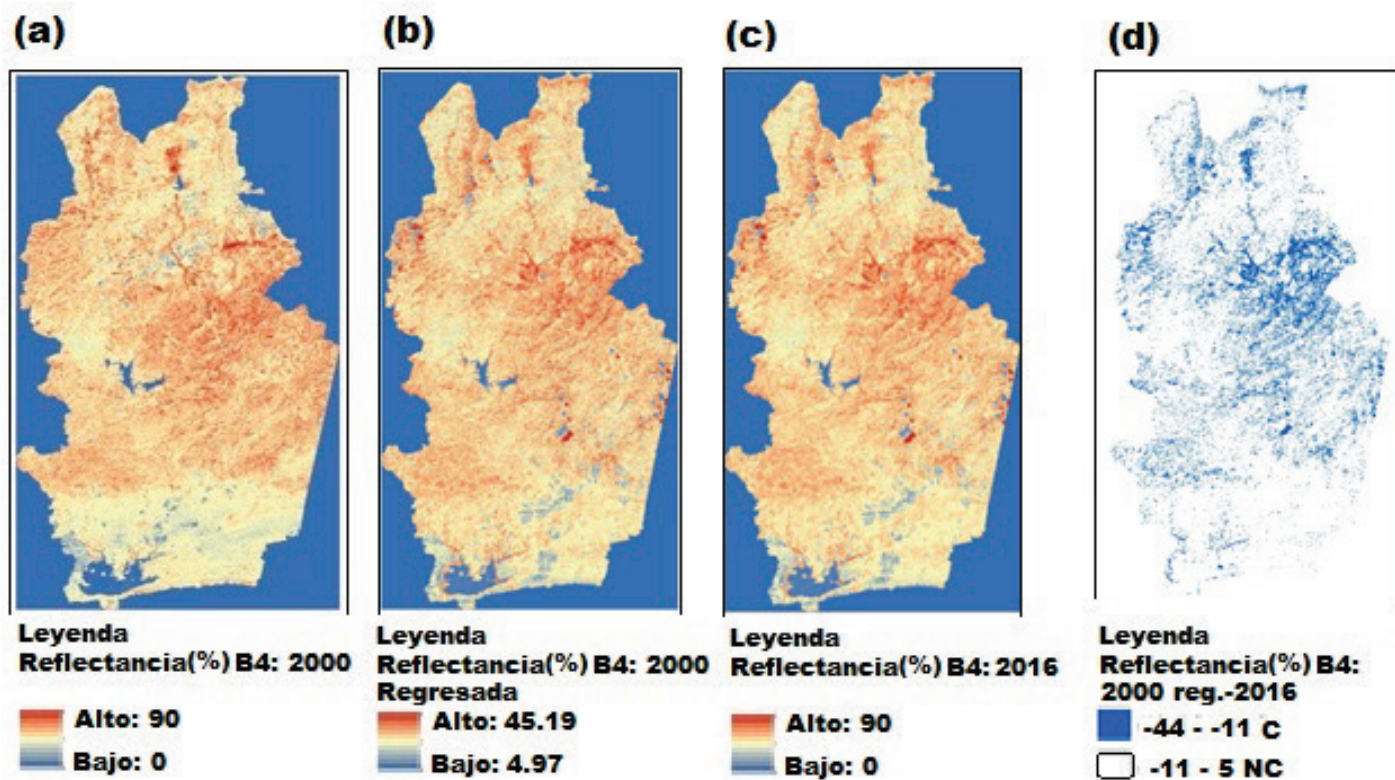


Figura 7. Resultados de la aplicación del método de la regresión de las imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal, 2000-2016. La banda espectral 4 (B4), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, es la seleccionada en las imágenes de reflectancia de los satélites Landsat 7 ETM: 2000. La banda espectral 5 (B5), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, se usó desde la imagen de reflectancia en 2016 del satélite Landsat 8OLI. A) reflectancia (%) en 2000; B) reflectancia (%) en 2000 regresada; C) reflectancia (%) en 2016; D) diferencia de la reflectancia en 2000-reflectancia en 2016. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Resultados del método de la relación de imágenes de reflectancia

Los resultados del método de la relación de las imágenes bitemporales de la reflectancia (%), expresados mediante la proporción de áreas de cambio/ningún cambio en los mapas obtenidos en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, se muestran en la Tabla 9. Las áreas de cambios variaron entre 0.31 y 2.64 %, mientras que en su mayoría no ocurrieron cambios en aproximadamente entre 97.36 y 99.69 %.

Tabla 9. Resultados del método de la relación de imágenes de reflectancia (%) en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

	1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2002-2016	2003-2016	2015-2016
C %	2.64	0.71	0.71	0.89	0.94	0.89	0.75	0.31	0.86	0.86
NC %	97.36	99.29	99.29	99.11	99.06	99.11	99.25	99.69	99.14	99.14

Los resultados del método de la relación de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación se muestran en la Tabla 10, donde el índice de exactitud global dio 38.33 % y el estadístico Kappa Global -0.23 (De-Márquez-Farías & Márquez, 2023).

Tabla 10. Resultados del método de la relación de las imágenes de la reflectancia bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Datos clasificados		Datos de referencia		Totales clasificados	Exactitud de usuario (%)	K
		Ningún cambio	Incremento			
Relación de imágenes de reflectancia						
Mapa de clasificación CT/UT	Ningún cambio (NC)	16	0	16	100.00	1
	Incremento (INC)	74	30	104	28.85	- 1.466
	Totales en la referencia	90	30	120		
Exactitud del productor (%)		17.78	100			
Exactitud en la clasificación global (%)						38.33
Estadístico Kappa global						-0.23

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Los resultados de la aplicación del método de la relación de las imágenes de reflectancia % (ρ) en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016 se muestran en la Figura 8. La banda espectral 4 (B4), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, es la seleccionada en las imágenes de la reflectancia de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y Landsat 7ETM: 2000, 2002, 2003. La relación de reflectancia bitemporal específica se muestra desde a hasta i, donde se observa de manera general que las imágenes tienen predominantemente áreas con una relación que varía entre 1 y 2, lo que implica que no hubo cambio. Las áreas donde ocurrieron cambios

evidencian relaciones de reflectancias entre 2 y 90. En dichas áreas están presentes tres componentes de usos y coberturas terrestres: zonas agrícolas, cuerpos de agua y nubes. En cuanto al cuerpo de agua (círculo en la Figura 8), las relaciones mayores a la unidad se dan en áreas donde éste podría contener una alta proporción de sedimentos (Figuras 8a a 8d), lo que se justifica por el alto uso agrícola en la cuenca vertiente a este embalse en los años anteriores a 2000, señalado con un recuadro en los mapas de las Figuras 8a a 8i. El acelerado uso agrícola ocasiona alta intensidad de empleo del riego de cultivos en la época seca. Los suelos con una alta humedad disminuyen la reflectancia, lo que podría justificar el contraste entre la imagen de la reflectancia de años anteriores a 2016 y éste. En estas figuras se muestra que los usos agrícolas podrían haber disminuido su actividad en el tiempo. La baja de la actividad agrícola podría ocasionar una reducción del transporte de los sedimentos hacia el cuerpo de agua. Una merma de los sedimentos en un cuerpo de agua disminuye la reflectancia. Asimismo, los procesos incrementales de eutrofización en los años superiores a 1999 podrían igualar la reflectancia entre los años superiores a 1999 con respecto a 2016; y a suprimir el contraste en la relación de reflectancias correspondientes al cuerpo de agua en los mapas desde las Figuras 8e hasta 8i (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

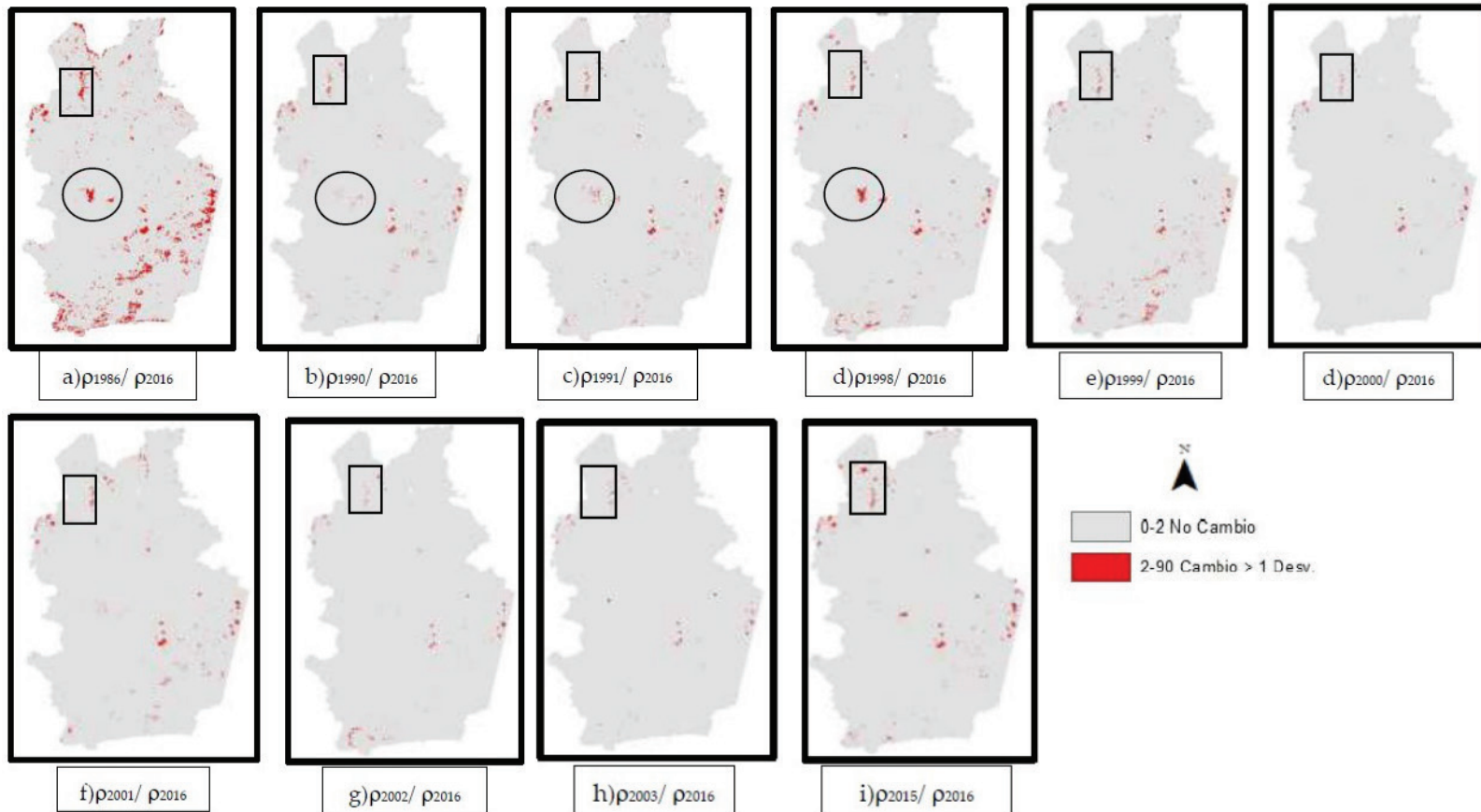


Figura 8. Resultados del método de la relación de las imágenes de reflectancia (ρ) en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016. La banda espectral 4 (B4), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, es la seleccionada en las imágenes de reflectancia de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y 7 ETM: 2000, 2002, 2003. La banda espectral 5 (B5), correspondiente a la región espectral del infrarrojo cercano, se usó desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI. La relación de reflectancia bitemporal específica se muestra desde a hasta i. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Resultados del método de la diferencia de imágenes de índice de vegetación

Los resultados del método de la diferencia de las imágenes de NDVI bitemporales expresados mediante la proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, son los siguientes, como una muestra (Tabla 11): 1986-2016: 1.73, 98.27 % (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 11. Resultados del método de la diferencia de las imágenes de NDVI bitemporales expresadas mediante la proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Imágenes bitemporales	1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2002-2016	2003-2016	2015-2016
Relación porcentual de área (RPA): cambio	1.73	1.18	1.66	1.57	2.09	3.57	1.71	5.60	5.31	1.82
Relación porcentual de área (RPA): ningún cambio	98.27	98.82	98.34	98.43	97.91	96.43	98.29	94.40	94.69	98.18

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Los resultados del método de la diferencia de las imágenes de la NDVI bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016 se tienen en la Tabla 12, donde se observa la correspondencia entre los píxeles en el mapa clasificado (MC) de coberturas terrestres (CT) y usos de la tierra (UT). Los resultados de las operaciones matemáticas sobre píxeles en áreas con nubes y sombras se agruparon bajo la categoría de ningún cambio (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 12. Resultados del método de la diferencia de las imágenes de la NDVI bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

Datos clasificados		Datos de referencia			Totales clasificados	Exactitud de usuario (%)	K
		Disminución	Ningún cambio	Incremento			
Diferencia de imágenes NDVI 1986-2016							
Mapa de clasificación CT/UT	Disminución	39	2	0	41	95.12	0.948
	Ningún cambio	0	32	0	32	100.00	1
	Incremento	0	15	12	27	44.44	-0.25
	Totales en la referencia	39	49	12	100		
Exactitud del productor (%)		100	65.31	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							83.00
Estadístico Kappa global							0.5662

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

Los resultados del método de la diferencia de las imágenes de NDVI en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016 se muestran en la Figura 9; donde las bandas espectrales 3 (B3) y 4 (B4) de la reflectancia, correspondiente a las regiones del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación del NDVI desde las imágenes de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y Landsat 7 ETM: 2000, 2002, 2003. Las bandas espectrales 4 (B4) y 5 (B5), correspondientes a la región espectral del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación del NDVI desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

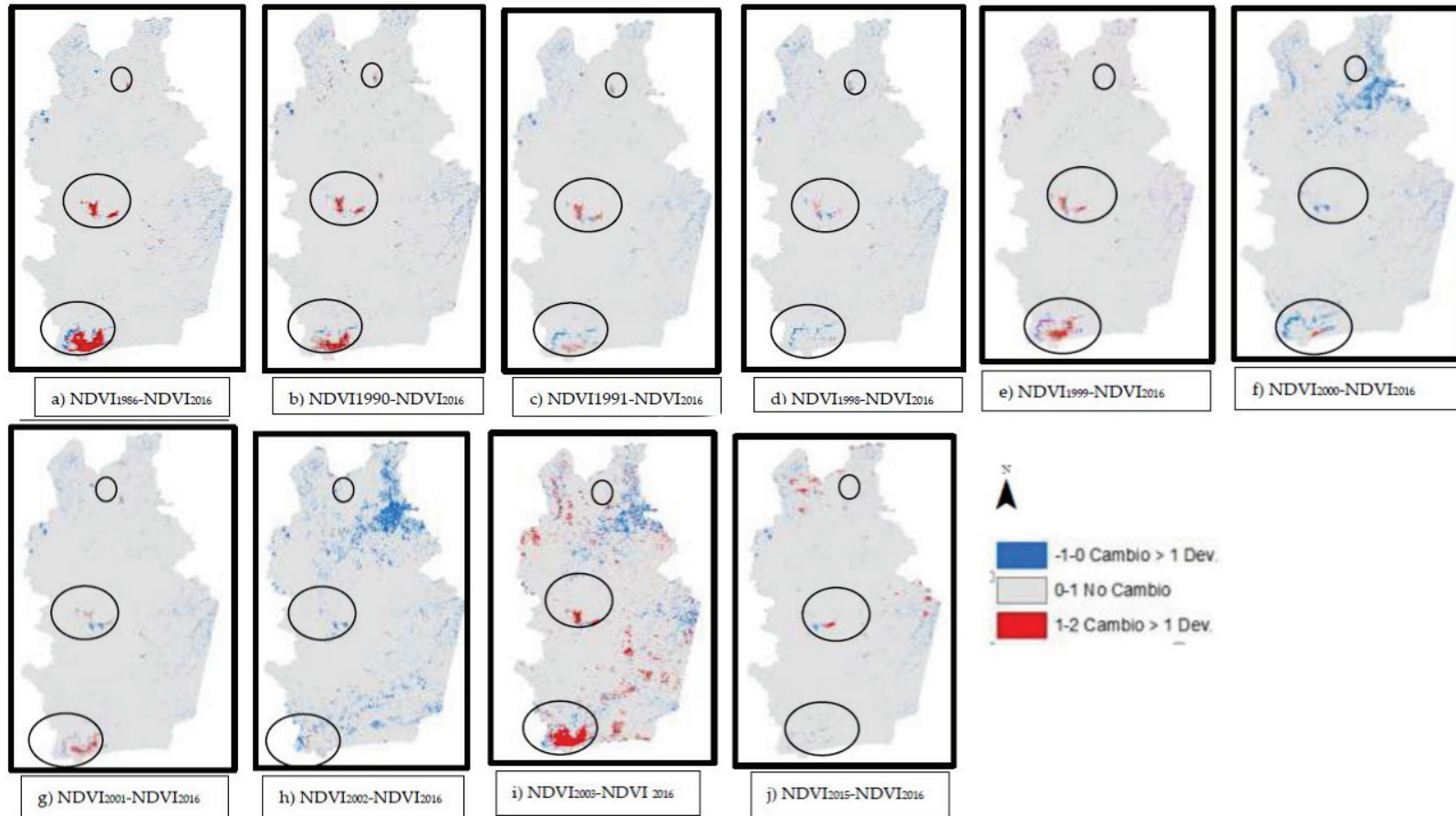


Figura 9. Resultados del método de la diferencia de las imágenes de NDVI en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016. Las bandas espectrales 3 (B3) y 4 (B4) de reflectancia, correspondientes a las regiones del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación del NDVI desde las imágenes de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y Landsat 7 ETM: 2000, 2002, 2003. Las bandas espectrales 4 (B4) y 5 (B5), correspondientes a la región espectral del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación del NDVI desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI.

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

La diferencia de NDVI bitemporal específica desde a hasta j muestra lo siguiente: 1) valores de NDVI similares en la fecha 1 y en la fecha 2, lo

que da como resultado diferencias que varían entre 0 y 1 predominantemente; esto implica zonas donde no hubo cambio bitemporal; 2) valores positivos que varían entre 1 y 2, principalmente en los tres cuerpos de agua o embalses que posee la cuenca del río Pao (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). Los valores positivos están asociados con $NDVI_{2016}$, el cual es un valor de signo negativo y un valor aproximadamente nulo del NDVI en las imágenes de fechas anteriores a 2016. El valor de signo negativo se debe a que la reflectancia en la banda espectral de la región espectral del rojo (B4) es más alta que la reflectancia en la banda espectral de la región espectral del infrarrojo cercano (B5). 3) Los valores negativos de la diferencia de NDVI se deben a valores negativos del NDVI en fechas entre 1986 y 2003, siendo aproximadamente nulo el valor de $NDVI_{2016}$. Las zonas donde ocurre este caso corresponden a usos urbanos y humedales próximos a los tres cuerpos de agua. En el primero, el material asociado es el concreto; en el segundo, componentes orgánicos como fitoplancton, cuyo perfil espectral muestra que la reflectancia en la banda espectral 3 (B3) es mayor que la reflectancia en la banda espectral 4 (B4) de las imágenes Landsat 5TM y 7ETM (Bukata, Jerome, Kondratyev, Pozdnyakov, & Kotykhov, 1997; Han & Rundquist, 1997; Giri, Zhu, & Reed, 2005; Jensen, 2009).

Resultados del método de análisis de vector de cambio en imágenes de reflectancia

Los resultados de este método se observan en la Tabla 13 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023), donde los mayores ángulos generados desde la relación lineal entre la reflectancia en la banda espectral 4 versus la reflectancia en la banda espectral 3 se obtuvieron para los años 1986,

2001 y 2015, lo cual permite suponer escenas de la cuenca del río Pao de mayor vegetación en comparación con otros usos y años.

Tabla 13. Resultados del método de vector de cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016. Los parámetros del método son generados desde la relación lineal entre la reflectancia en la banda espectral 4 vs. la reflectancia en la banda espectral 3 en imágenes Landsat 5TM y 7ETM, como son el ángulo en la fecha 1, el ángulo en la fecha 2 y la diferencia de ángulos entre la fecha 1 y la fecha 2.

Imágenes bitemporales		1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2002-2016	2003-2016	2015-2016
Vector de cambio	θ_1	30.8	11.0	10.6	12.3	10.8	2.54	21.6	11.0	10.9	25.7
	θ_{2016}	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0
	$\Delta\theta$	19.8	0.01	-0.32	1.31	-0.17	-8.46	10.6	0.08	-0.09	14.7

Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

En la Figura 10 y Figura 11 se muestran los resultados del método de vector de cambio sobre imágenes de reflectancia en la cuenca del río Pao bitemporal 1986-2016 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). Las bandas espectrales 3 (B3) y 4 (B4) de reflectancia, correspondientes a las regiones del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación de reflectancia desde las imágenes de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y Landsat 7 ETM: 2000, 2002, 2003. Las bandas espectrales 4 (B4) y 5 (B5), correspondientes a la región espectral del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación de los valores de reflectancia desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI. El modelo lineal se tiene desde a hasta l. Las Figuras 10a y 10b muestran la dispersión de los valores de reflectancia en forma independiente, que es creciente y lineal.

La Figura 10c presenta el resultado de la superposición de las Figuras 10a y 10b (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

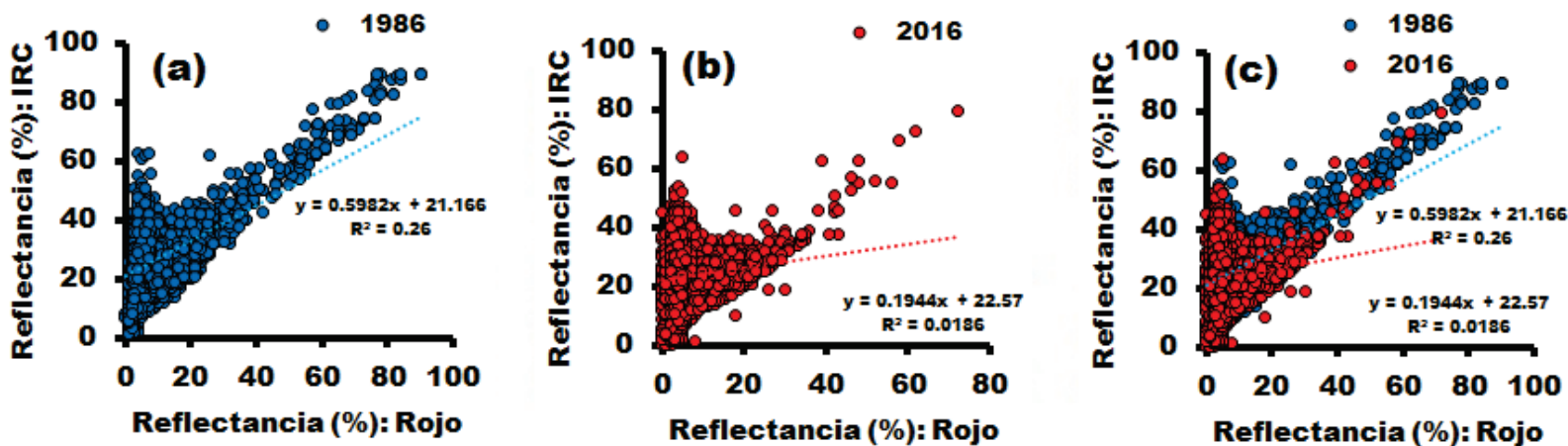


Figura 10. Resultados del método de vector de cambio expresado mediante la diferencia de los ángulos de inclinación y distancia entre vectores derivados de información de parámetros de ajuste de modelos lineales a las observaciones de reflectancia en la cuenca del río Pao a partir de imágenes bitemporales en el periodo 1986-2016. Fuente: De-Márquez-Farías & Márquez-Romance (2023).

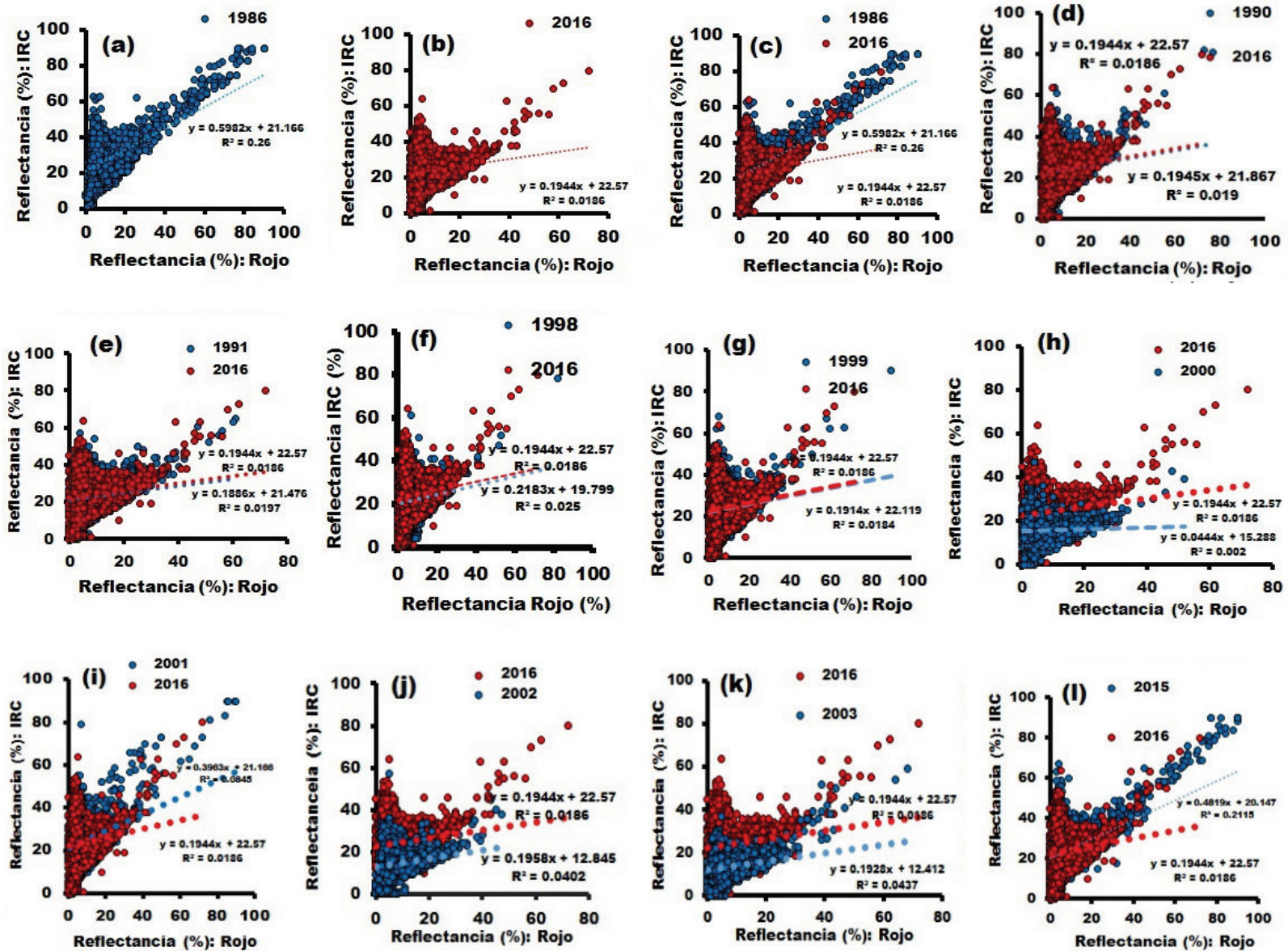


Figura 11. Resultados del método de vector de cambio expresado mediante la diferencia de los ángulos de inclinación y distancia entre vectores derivados de información de parámetros de ajuste de modelos lineales a las observaciones de reflectancia en la cuenca del río Pao a partir de imágenes bitemporales en el periodo 1986-2016. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

La tendencia mostrada en las Figuras 11a, 11b y 11c son similares a aquellas observadas en las Figuras 11d a 11l. Los modelos lineales encontrados, según cada conjunto de imágenes bitemporal, se basan en los parámetros a , b y el estadístico r . Las diferencias significativas entre los ángulos de dirección de cada conjunto de datos de reflectancia se encuentran entre la información extraída de las imágenes bitemporales siguientes: 1986-2016: 19.89° , 2001-2016: 10.62° y 2015-2016: 14.73° . Este cambio significativo podría deberse a la ocurrencia de alta cobertura vegetal de un año con respecto a otro, lo que eleva la reflectancia, como es el caso de 2000-2016; alta presencia de nubes y sombras, como es el caso de 1986-2016, 2001-2016, 2015-2016 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Las bandas espectrales 3 (B3) y 4 (B4) de reflectancia, correspondientes a las regiones del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la extracción de los valores de reflectancia desde las imágenes de los satélites Landsat 5TM: 1986, 1990, 1991, 1998, 1999, 2001 y Landsat 7 ETM: 2000, 2002, 2003. Las bandas espectrales 4 (B4) y 5 (B5), correspondientes a la región espectral del rojo e infrarrojo cercano, se usaron para la estimación del NDVI desde las imágenes de reflectancia del satélite Landsat 8OLI. El modelo lineal se tiene en las Figuras 11a a 11l (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Resultados de métodos de transformación

Resultados del método de transformación basado en las componentes principales

Las componentes principales se definen en este estudio como el conjunto de combinaciones lineales ortogonales de la reflectancia entre las bandas espectrales 1 a 6 que tienen la máxima varianza. La imagen de reflectancia de Landsat 5TM está integrada por seis bandas espectrales, correspondientes a seis regiones del espectro electromagnético, como sigue: banda espectral 1: 0.452-0.518 μm ; banda espectral 2: 0.528-0.609 μm ; banda espectral 3: 0.626-0.693 μm ; banda espectral 4: 0.776-0.904 μm ; banda espectral 5: 1.567-1.784 μm , y banda espectral 7: 2.097-2.349 μm (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

El propósito de determinar las componentes principales es reducir la dimensionalidad de la variable reflectancia contenida en seis bandas espectrales a 1 o 2 componentes antes de aplicar sobre estas las técnicas de detección de cambios de uso de la tierra y coberturas terrestres en la cuenca del río Pao. Los vectores de coeficientes expresados como covarianzas o correlación de las seis componentes principales obtenidas a partir de la combinación lineal de las seis variables representadas por la reflectancia en cada una de las seis bandas espectrales de la imagen Landsat 5TM se tienen en la Tabla 14 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 14. Resultados del método de transformación componentes principales expresada mediante la matriz de covarianzas y de correlación de la imagen de reflectancia (%) 1986 en la cuenca del río Pao.

Componente principal						
	1	2	3	4	5	6
Covarianzas						
Banda espectral 1	31.46	36.53	34.75	52.42	52.02	41.81
Banda espectral 2	36.53	44.75	42.31	69.37	67.38	52.04
Banda espectral 3	34.75	42.31	41.53	58.83	62.70	50.47
Banda espectral 4	52.42	69.37	58.83	191.36	149.65	90.79
Banda espectral 5	52.02	67.38	62.70	149.65	147.89	98.64
Correlación						
Banda espectral 1	1.00	0.97	0.96	0.67	0.76	0.86
Banda espectral 2	0.97	1.00	0.98	0.74	0.82	0.90
Banda espectral 3	0.96	0.98	1.00	0.65	0.80	0.91
Banda espectral 4	0.67	0.74	0.65	1.00	0.88	0.76
Banda espectral 5	0.76	0.82	0.80	0.88	1.00	0.94
Banda espectral 7	0.86	0.90	0.91	0.76	0.94	1.00

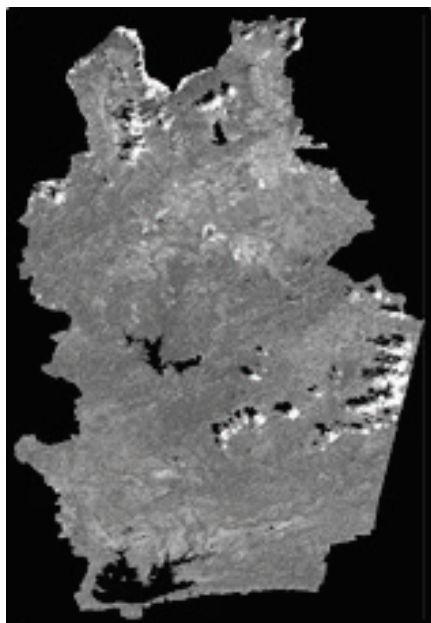
Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance, 2023.

Los resultados del método de transformación a partir de las componentes principales —expresado mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016—, se muestran en la Tabla 15 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

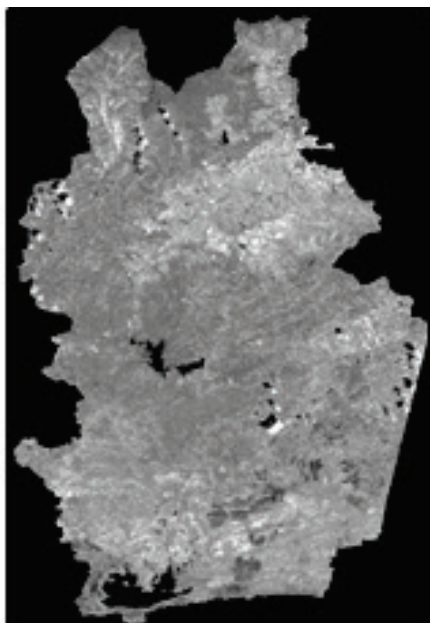
Tabla 15. Resultados del método de transformación a partir de las componentes principales expresado mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016.

	1986-2016	1990-2016	1991-2016	1998-2016	1999-2016	2000-2016	2001-2016	2003-2016	2015-2016
Cambio %	8.41	13.49	6.43	6.98	7.03	5.43	6.95	4.80	3.80
Ningún Cambio %	91.59	86.51	93.57	93.02	92.97	94.57	93.05	95.20	96.20

En la Figura 12 y Figura 13 se muestran resultados del método de transformación componentes principales expresados mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio. Las zonas en rojo representan disminución de áreas vegetadas, así como áreas de ocurrencias de nubes. Las zonas en azul simbolizan incrementos de usos urbanos y compuestos orgánicos e inorgánicos en cuerpos de agua (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).



(a) CP1 1986



(b) CP1 2016

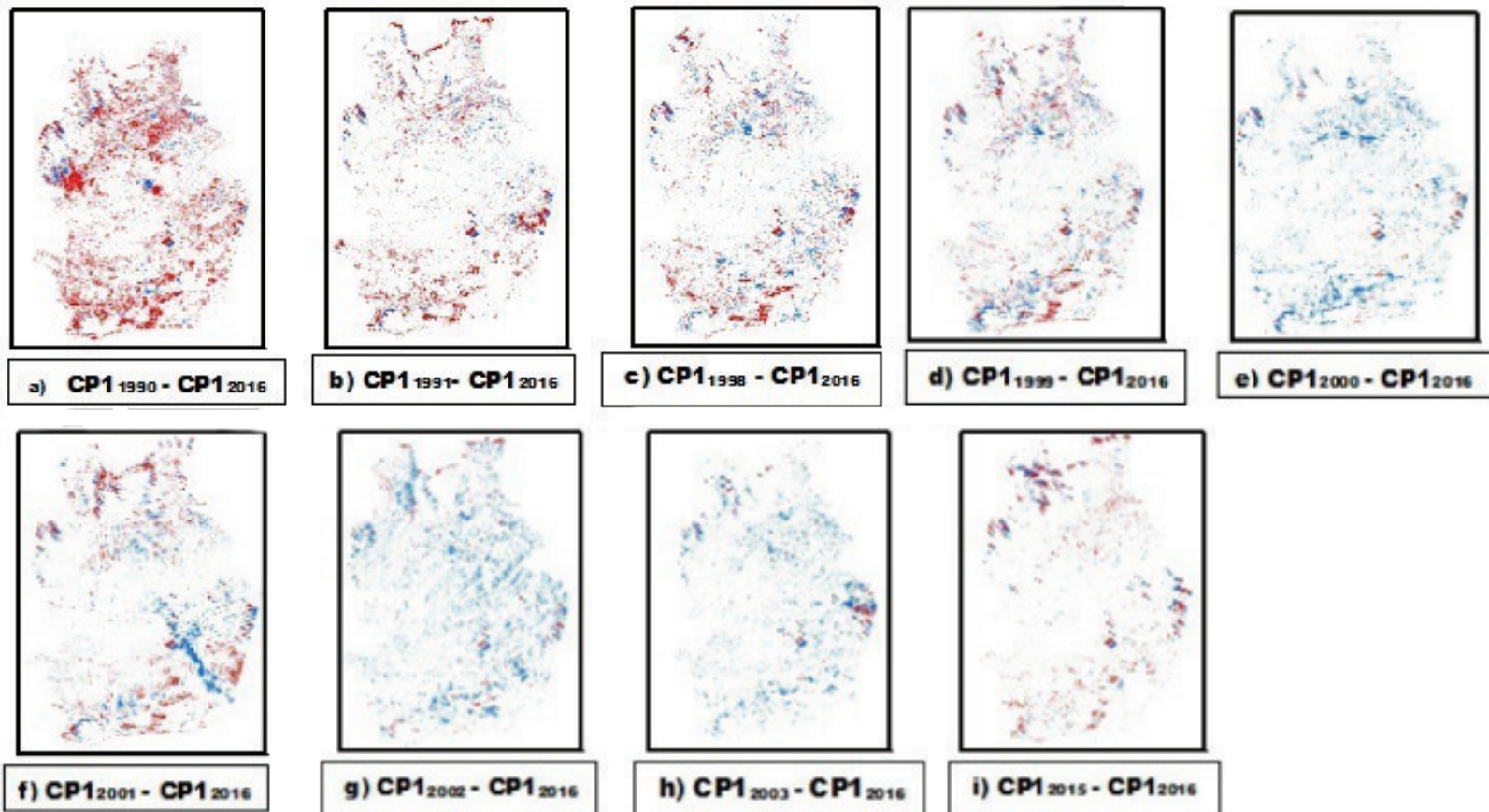


(c) CP 1986 - CP1 2016

Leyenda

■ -165 - -14 C < 1 Desv. □ -14 - 14 NC ■ 14 - 100 C > 1 Desv.

Figura 12. Resultados del método de transformación de componentes principales expresado mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016: a) componente principal número 1 derivada de la imagen de reflectancia en 1986; b) componente principal número 1 derivada de la imagen de reflectancia en 2016; c) diferencia de la componente principal número 1 bitemporal 2016-1986.



Leyenda

■ -165 - -14 C < -1 Desv. □ -14 - 14 NC ■ 14 - 100 C > 1 Desv.

Figura 13. Resultados del método de transformación de componentes principales expresado mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao en el periodo 1986-2016. Fuente: De-Márquez-Farías y Márquez-Romance (2023).

En la Tabla 16 y Figura 14 se tienen los resultados del método de la diferencia de las imágenes de la Componente Principal número 1 bitemporales expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, donde se

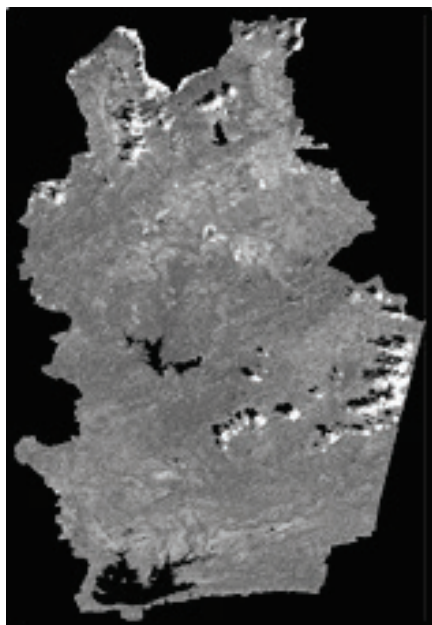
observa la siguiente correspondencia entre los píxeles en el mapa clasificado (MC) de coberturas terrestres (CT) y usos de la tierra (UT) bajo las siguientes tres categorías: disminución (DIS), ningún cambio (NC) e incremento (INC), y los datos de la referencia (DR) basados en las imágenes corregidas de Landsat 5TM, Landsat 8OLI y *Google Earth* asociada con estas tres categorías para una muestra de 891 puntos: DIS en MC correspondiente a DIS en DR: 352, DIS en MC correspondiente a NC en DR: 85, DIS en MC correspondiente a INC en DR: 0. Los índices de exactitud global y Kappa son 84.4 % y 0.872, respectivamente. También son mostrados en esta Tabla 14 los resultados de las matrices de error de los siguientes métodos (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): 1) diferencia de las imágenes de índice de brillo bitemporales basadas en número digital; 2) diferencia de las imágenes de índice de brillo bitemporales basadas en imágenes de reflectancia; 3) diferencia de imágenes de la componente principal número 1 basada en imágenes de índices de brillo y verdor bitemporales en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2000, donde se observa la siguiente correspondencia entre los píxeles en el mapa clasificado (MC) de coberturas terrestres (CT) y usos de la tierra (UT) bajo las siguientes tres categorías: disminución (DIS), ningún cambio (NC) e incremento (INC), y los datos de la referencia (DR) basados en las imágenes corregidas de Landsat 5TM y 7ETM asociadas con estas tres categorías para una muestra de 100, 103 y 100 puntos, respectivamente. Los resultados de las operaciones matemáticas sobre píxeles en áreas con nubes y sombras se agruparon bajo la categoría de ningún cambio (Figura 14) (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Tabla 16. 1) Resultados del método de la diferencia de las imágenes bitemporales de la componente principal número 1 expresados mediante la matriz de error en la exactitud de la clasificación en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016; 2) resultados del método de la diferencia de las imágenes bitemporales de índice de brillo; 3) imágenes de número digitales, periodo 1986-2000; 4) diferencia de imágenes CP1 basado en imágenes de índice de brillo y verdor 1986-2000.

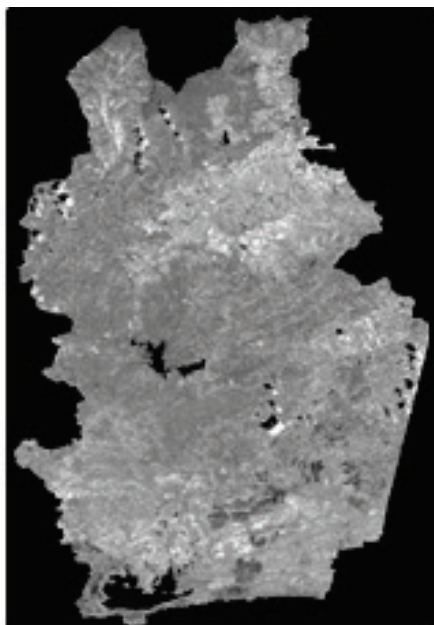
Datos clasificados		Datos de referencia (DR)			Totales clasificados	Exactitud de usuario (%)	K
		DIS	NC	INC			
1. Diferencia de imágenes CP1, periodo 1986-2016							
Mapa de clasificación CT/UT	DIS	352	85	0	437	80.55	0.758
	NC	0	20	0	20	100	1
	INC	0	54	380	434	87.56	0.857
	Totales en la referencia	352	159	380	891		
	Exactitud del productor (%)	100	12.58	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							84.4
Estadístico Kappa global							0.872
2. Diferencia de imágenes de índice de brillo basado en imágenes de números digitales: 1986-2000							
Mapa de clasificación CT/UT	DIS	51	14	0	65	78.46	0.725
	NC	0	8	0	8	100	1
	INC	0	1	26	27	96.3	0.961
	Totales en la referencia	51	23	26	100		
	Exactitud del productor (%)	100	34.78	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							85
Estadístico Kappa global							0.895

Datos clasificados		Datos de referencia (DR)			Totales clasificados	Exactitud de usuario (%)	K
		DIS	NC	INC			
3. Diferencia de imágenes índice brillo basada en imágenes de reflectancia: 1986-2000							
Mapa de clasificación CT/UT	DIS	31	15	0	46	67.39	0.516
	NC	0	3	0	3	100	1
	INC	0	14	40	54	74.07	0.65
	Totales en la referencia	31	32	40	103		
	Exactitud del productor (%)	100	9.38	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							71.84
Estadístico Kappa global							0.722
4. Diferencia de imágenes CP 1 basado en imágenes de índices de brillo y verdor: 1986-2000							
Mapa de clasificación CT/UT	DIS	26	2	0	28	92.86	0.923
	NC	0	5	0	5	100	1
	INC	0	7	60	67	89.55	0.983
	Totales en la referencia	26	14	60	100		
	Exactitud del productor (%)	100	35.71	100			
Exactitud en la clasificación global (%)							91
Estadístico Kappa global							0.968

Fuente: De-Márquez-Farías & Márquez-Romance (2023).



(a) CP1 1986



(b) CP1 2016



(c) CP 1986 - CP1 2016

Leyenda

■ -165 - -14 C < 1 Desv. □ -14 - 14 NC ■ 14 - 100 C > 1 Desv.

Figura 14. Resultados del método de transformación de componentes principales expresado mediante la diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de reflectancia bitemporal como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016: a) componente principal número 1 derivada de la imagen de reflectancia en 1986; b) componente principal número 1 derivada de la imagen de reflectancia en 2016; c) diferencia de la componente principal número 1 bitemporal 2016-1986.

Resultados del método de transformación Kauth-Thomas

En la Figura 15 se observan los resultados del método de transformación Kauth-Thomas expresado mediante la diferencia del índice de brillo basada en imágenes de número digital bitemporal 1986-2000 como proporción de áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, donde se observan tres aspectos (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023): 1) los valores negativos del índice de brillo corresponden a zonas donde ha habido incrementos de las coberturas vegetales bitemporal representadas en color azul; 2) los valores próximos a cero equivalen a zonas donde no ha ocurrido cambio bitemporal en las coberturas y usos de la tierra, y 3) los valores positivos equivalen a zonas donde ha disminuido el índice de brillo de la imagen antes de 2016 y la imagen de 2016, significando un posible incremento en el uso urbano y agropecuario, lo que se hace más evidente en las diferencias bitemporales 1986-2016 y 1990-2016 (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

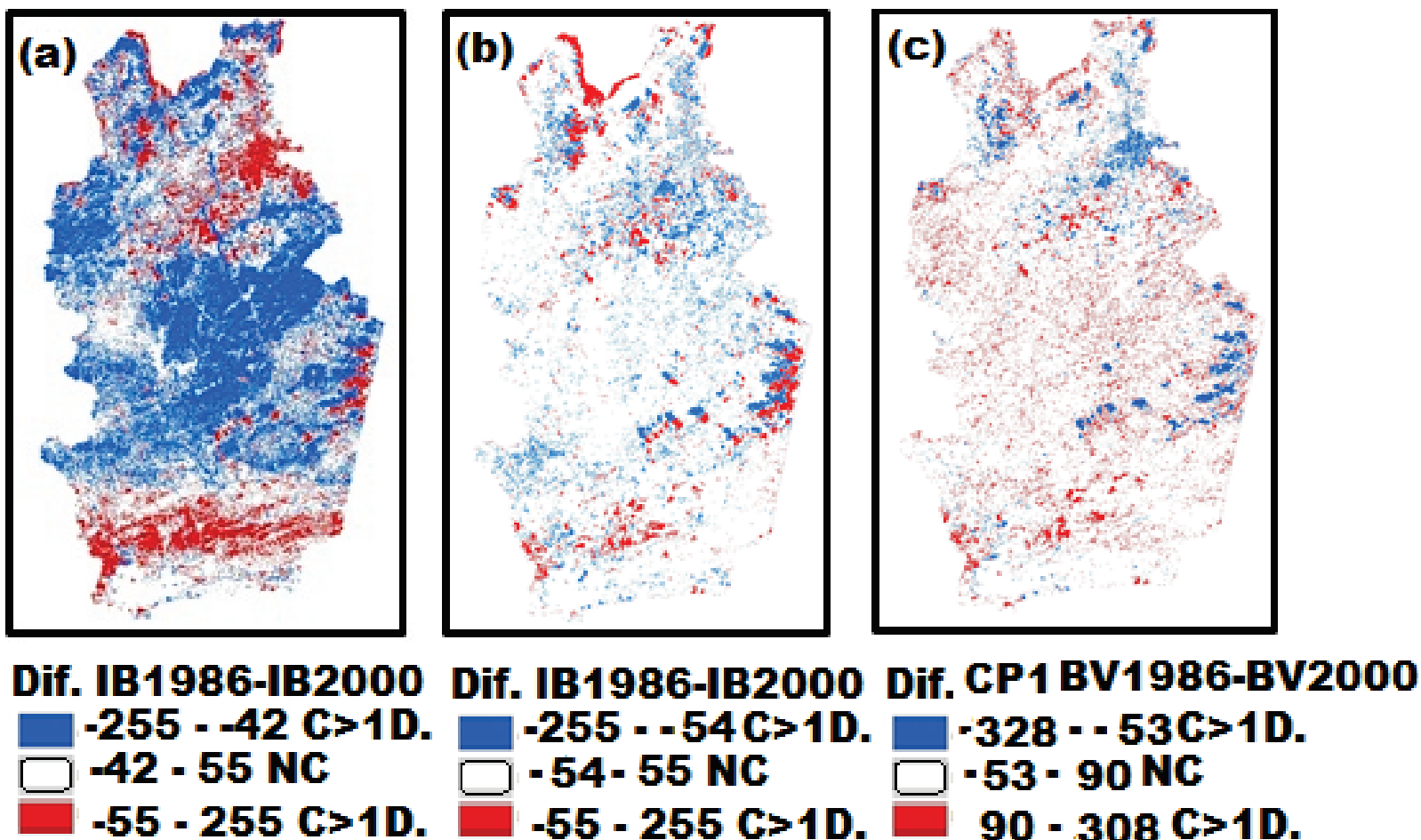


Figura 15. Resultados del método de transformación Kauth-Thomas expresado mediante: a) diferencia del índice de brillo basado en imágenes de número digital: 1986-2000; b) diferencia de índice de brillo basado en imágenes de reflectancia: 1986-2000, y c) diferencia de la componente principal número 1 basada en imágenes de brillo y verdor: 1986-2000. Las figuras 15a a la Figura 15c muestran las áreas de cambio/ningún cambio en la cuenca del río Pao, periodo 1986-2000.

Discusión

Como una muestra, en la Figura 16 se presentan los porcentajes del área de cambio según cada método de detección de cambio del tipo de preclasificación variando en un rango como sigue: a) diferencia de imagen de reflectancia de 7 a 10 %; b) relación de imagen de reflectancia de 0.5 a 3 %; c) diferencia de imagen de NDVI de 1 a 4 %, y d) diferencia de imagen de componente principal de 4 a 10 %.

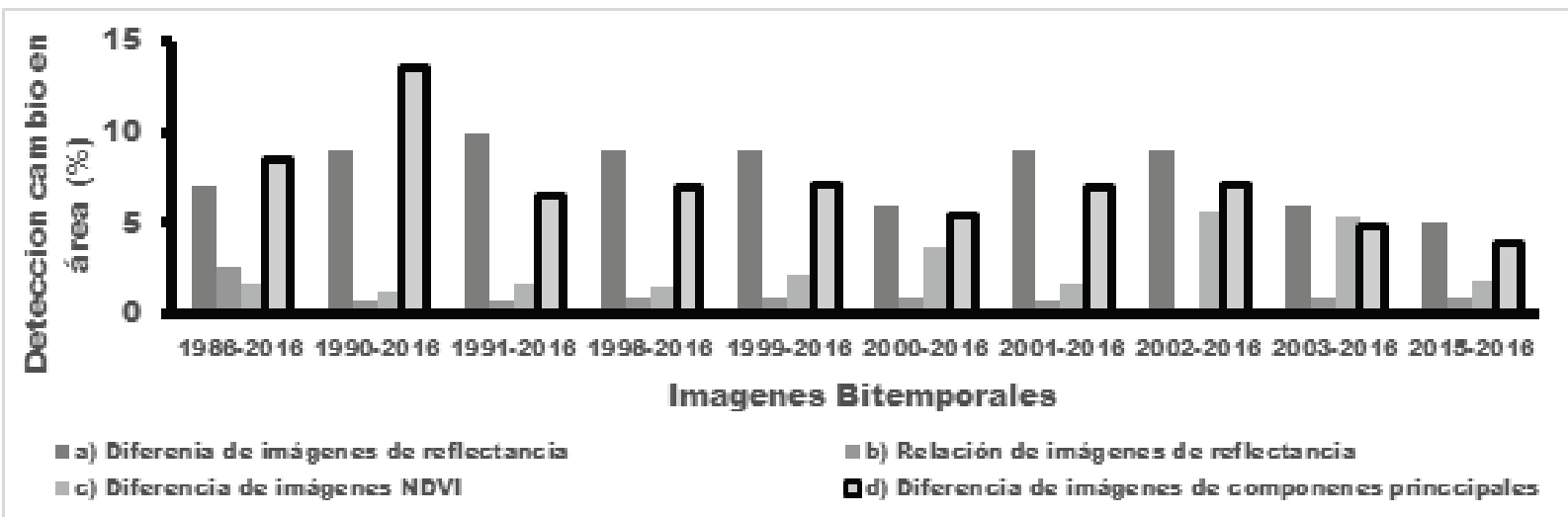


Figura 16. Comparación de los resultados representados por los métodos de detección de cambio de área basados en la preclasificación expresada por el porcentaje de cambio de área: a) diferencia de imagen de reflectancia, b) relación de imagen de reflectancia, c) diferencia de imagen NDVI y d) diferencia de imagen de componentes principales.

En la Figura 17 y Figura 18 se puede observar que los coeficientes de Kappa y de exactitud global variaron entre 0.6 y 0.8, siendo una clasificación de áreas de cambio y de ningún cambio aceptable. Asimismo,

la Figura 18 y Figura 19 muestran que el método de posclasificación usando el algoritmo de máxima verosimilitud (ML: *maximum likelihood*, en inglés) resultó ligeramente superior a la exactitud en la clasificación para los métodos de preclasificación. Los índices más bajos se encontraron para el método de relación de imagen de reflectancia. Esto se debe a que la proporción de muestra que corresponde a los puntos de cambio es menor que la ocurrencia de los puntos sin cambio. El resto de los métodos de posclasificación y preclasificación proporcionan similitudes en los índices de precisión. Foody y Mathur (2004) utilizaron el algoritmo SVM con una pequeña cantidad de muestras de entrenamiento seleccionadas de forma inteligente que pueden usarse para clasificar un conjunto de datos con tanta precisión como un conjunto de entrenamiento más grande derivado de manera convencional. Los resultados ilustran el potencial de dirigir las estrategias de adquisición de datos de entrenamiento para identificar las muestras de entrenamiento más útiles, y así permitir una clasificación de imágenes eficiente y precisa. Otukey y Blaschke (2010) realizaron la evaluación del cambio en la cobertura terrestre utilizando algoritmos de clasificación basados en el número de píxeles, incluyendo el clasificador de máxima verosimilitud (MLC), máquinas de vectores de soporte (SVM) y árboles de decisión (DT). Los resultados de los DT se compararon con los obtenidos mediante SVM y MLC. En general, se obtuvieron precisiones aceptables superiores al 85 % en todos los casos.

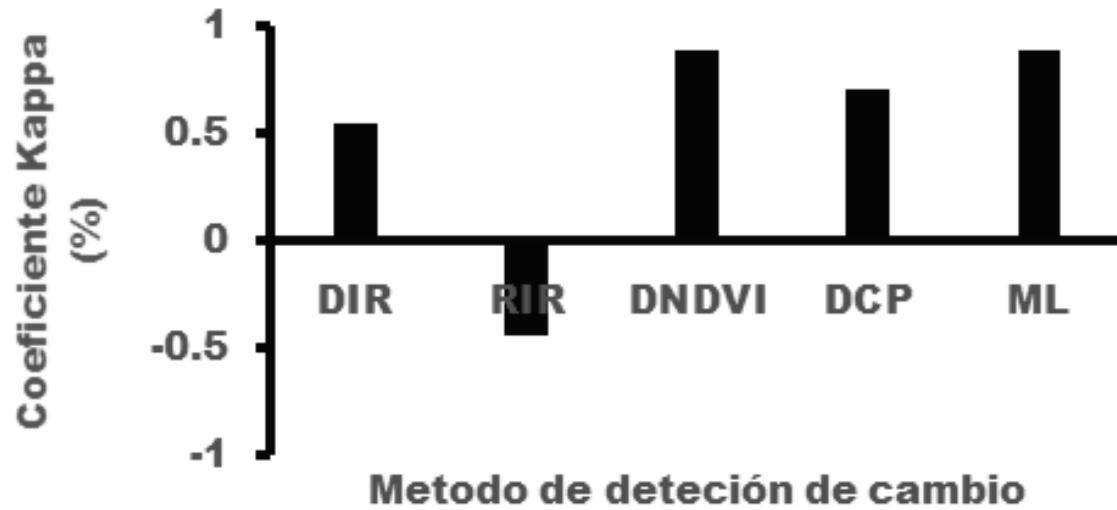


Figura 17. Comparación de los resultados mediante la representación del coeficiente Kappa encontrado en los métodos de detección de cambios. Preclasificación: DIR, diferencia de imagen de relevancia; IR, relación de imagen de reflectancia; DNDVI, diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada; DCP, diferencia de componentes principales. Posclasificación: ML, máxima verosimilitud.

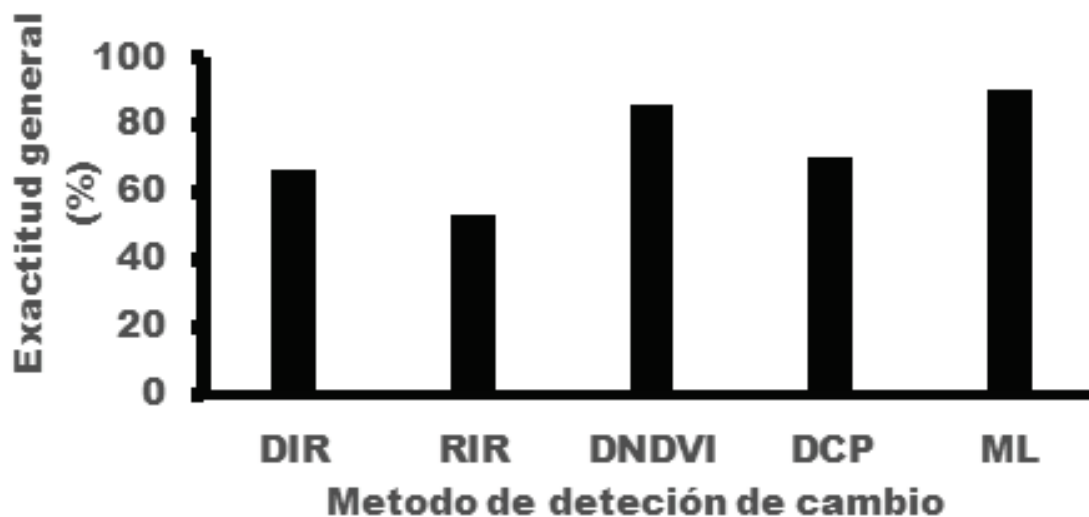


Figura 18. Comparación de los resultados mediante la representación del índice de exactitud general encontrado en los métodos de detección de cambios. Preclasificación: DIR, diferencia de imagen de relevancia; RIR, relación de imagen de reflectancia; DNDVI, diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada; DCP: diferencia de componentes principales. Posclasificación: ML, máxima verosimilitud.

En la Figura 16 se puede ver que los métodos —cuya estimación de cambio es similar— corresponden a la diferencia de imagen de reflectancia y la diferencia de imagen de componente principal, así como la relación de imagen de reflectancia y la diferencia de NDVI. En el primer caso, esto se debe a que el método de diferencia de imagen de reflectancia tiene en cuenta la reflectancia de la región del infrarrojo cercano; mientras que la diferencia de imagen de componente principal —representada por la componente principal número 1— incluye la mayor parte de la varianza en las regiones del visible y del infrarrojo del espectro electromagnético. La diferencia entre estos dos métodos depende del uso y la cobertura de la tierra contenida en la cuenca del río Pao.

Los cambios de la reflectancia detectados para la región del infrarrojo cercano se asocian principalmente con los siguientes usos y coberturas (Figura 5): 1) agrícola, 2) pastizales, 3) agua, 4) vegetación, 5) nubes y 6) sombras. Esta detección de cambios se ha mostrado en la Figura 5, donde las áreas de disminución de la reflectancia (azul) se han debido a cambios de zonas vegetadas a usos agrícolas y agropecuarios. En la Figura 5 también se pueden observar en menor proporción incrementos de la reflectancia en las zonas agrícolas, sucedidos tal vez por el cambio del uso agrícola a cobertura vegetal hacia el norte de la cuenca y en las proximidades de los embalses Guataparo (zona norte), Pao-Cachinche (zona central) y Pao-Las Balsas (zona sur). En este método, los cambios de zonas vegetadas a usos urbanos ocurridos de manera predominante en la zona nororiental de la cuenca no son en gran proporción detectados y se categorizan como áreas de ningún cambio (Figura 5).

En cuanto a la diferencia de la componente principal número 1, esta contiene información que incluye el cambio en los seis usos y coberturas mencionadas antes, agregando sobre todo el uso urbano (Figura 14). En las diferencias bitemporales 1986-2016 y 2003-2016 se observa un patrón de los píxeles de la zona urbana que muestra disminución de las reflectancias por el cambio desde cobertura vegetal hasta uso urbano. Por tal razón, la diferencia de área en el método de diferencias de la componente principal número 1 tiende a ser mayor que la diferencia de área obtenida en el método de la diferencia de imagen de reflectancia.

Con respecto a los métodos de diferencia de imágenes de relación de cambio de reflectancia y diferencia de imágenes de NDVI, las diferencias de área son similares debido a que la normalización en ambos métodos solo permite la detección de cambios cuando la modificación de

reflectancia es significativo en las imágenes bitemporales. Esto significa el cambio de cobertura de agua a sedimento con algas, como es la situación que ocurre en los reservorios de agua Guataparo (zona norte), Pao-Cachinche (zona central) y Pao-Las Balsas (zona sur) (Figura 9 y Figura 10). Este tipo de cambio temporal mejor apreciado en la región del infrarrojo cercano implica que la reflectancia aumenta de 3 y 4 % a 30 y 50 %. Sedano, Gong y Ferrao (2005) encontraron que los resultados más consistentes se obtuvieron utilizando el análisis de componentes principales de imágenes de diferencia de pares de bandas. Este método proporcionó las clasificaciones más precisas para agricultura, humedales, pastizales, matorrales y bosque abierto. La precisión general de la clasificación alcanzó el 90 %. El NDVI multitemporal proporcionó una clasificación más precisa para la clase de cobertura forestal densa. Cakir, Khorram y Nelson (2006) compararon los resultados con los métodos de diferenciación del análisis de componentes principales (ACP) estandarizados y no estandarizados, y el NDVI para la detección de cambios, y hallaron que hubo un aumento del 6.8 % en los tipos de cobertura relacionados con zonas urbanas en el área metropolitana de Raleigh entre 1993 y 1999. La precisión general del mapa de cambios generado por el método ACP para el área metropolitana de Raleigh fue del 92.5 %, con un valor Kappa general de 0.88.

Con respecto a la preclasificación, los tres métodos siguientes: regresión de imagen (Figura 6 y Figura 7), vector de cambio (Figura 11 y Figura 12) y gorra bordada (Figura 10, 11 y 15) (*tasseled cap*, en inglés), que han sido tratados en este estudio, arrojaron que en el primer caso la imagen regresionada correspondiente al tiempo (t_1) es una estimación de la imagen en el tiempo (t_2), donde los valores de reflectancia se reducen ligeramente. Por esta razón, no es adecuado usarlo en una diferenciación

de imágenes para obtener el cambio bitemporal entre el tiempo de regresión de la imagen (t_1) y el tiempo de la imagen (t_2). Según Vogelmann y Rock (1988), la técnica de regresión implica que las propiedades espectrales de una gran mayoría de los píxeles no han cambiado de modo significativo durante el intervalo de tiempo.

Con respecto al método del vector de cambio, es un método complementario a los métodos de pre y posclasificación, porque es una medida de la magnitud del ángulo de dirección del cambio y también una representación del método gorra bordada (Figura 11, Figura 12 y Figura 16). Sohl (1999) citó el método del vector de cambio como excelente para proporcionar un especial detalle cualitativo sobre la naturaleza del cambio. Kontoes (2008) ha indicado que su implementación en entornos paisajísticos tan fragmentados y dinámicamente cambiantes ha dado como resultado mapas de cambio de cobertura terrestre calificados y precisos, logrando un nivel general de precisión de clasificación del 88 al 96 %. Nackaerts, Vaesen, Muys y Coppin (2005) combinaron el método del vector de cambio con otros tres algoritmos de detección de cambios: diferenciación estandarizada, relación y análisis de componentes principales, encontrando que es un indicador de cambio de las categorías independientes correspondientes a las características del suelo, la vegetación y la humedad. En el tercer caso, el *Tasseled Cap* incluye como variables principales el brillo y el verdor. En este estudio se ha aplicado un componente principal en estas dos variables, obteniendo resultados con una buena aproximación a los cambios asociados con las coberturas como el agua, la vegetación, las sombras y las nubes; pero también una sobreestimación de los cambios del suelo, como en la clase como suelo degradado, pastizales o urbano. Collins y Woodcock (1996) encontraron

un mejor desempeño para el análisis de componentes principales y un modelo multitemporal.

En cuanto a la transformación de Kauth-Thomas, en comparación con el proceso de ortogonalización de Gramm-Schmidt para detectar cambios en el dosel forestal, Huang *et al.* (2002) descubrieron que el brillo, el verdor y la humedad de la transformación derivada explicaban en conjunto más del 97 % de la varianza espectral de las escenas individuales utilizadas en el estudio. Las Figuras 16a-c muestran un patrón de cambios comunes, donde han ocurrido disminuciones de la reflectancia en la zona nororiental de la cuenca del río Pao debidas a cambios desde zonas vegetadas a zonas urbanas en el periodo 1986-2000, así como incrementos de reflectancia cerca de los embalses artificiales de la cuenca del río Pao.

El método de comparación posclasificación dio como resultado nueve clases: a) urbano, b) agrícola, c) agropecuario, d) agua, e) suelo degradado, f) vegetación, g) nubes, h) sombra y i) no clasificado. La exactitud del usuario varió entre 88.89 y 100.00 %. La exactitud del productor varió entre 98.25 y 100.00 %. El índice de exactitud global y el índice de Kappa correspondiente a los mapas clasificados en comparación con la imagen de referencia de *Google Earth* variaron entre 93.00 y 99.40 %, 0.96 y 0.99, respectivamente. Muchos estudios discuten las clasificaciones con exactitud global por debajo del objetivo general del 85 % basado en la revisión de 25 artículos; también tienen un amplio rango en la exactitud con la que las clases individuales se han clasificado (p. ej., Trodd, 1995; DeGloria *et al.*, 2000; Ung, Lambert, Guidon, & Fournier, 2000). Según Foody (2002), los componentes sugeridos para establecer la exactitud, como una matriz de error y una métrica basada en el coeficiente Kappa no se proporcionan y las exactitudes destino son rara

vez alcanzadas; ello, con base en niveles de precisión para todas las clases y la precisión global $> 85 \%$. Trodd (1995) encontró que el rango promedio en la exactitud del productor de las clasificaciones revisadas fue de 59.00% . Landis y Koch (1977) sugieren que el índice Kappa entre 0.81 y 1 indica una fuerza de concordancia de moderada a casi perfecta. Los índices de exactitud de los mapas de clasificación en los usos y coberturas terrestres de la cuenca del río Pao indican un nivel satisfactorio obtenido a partir de imágenes de reflectancia de los satélites Landsat 5TM, 7ETM y 8OLI en el periodo 1986-2016. En el método de comparación posclasificación, la diferencia bitemporal de las áreas ocupadas según la clase de usos de la tierra y coberturas terrestres expresadas en proporción porcentual máxima correspondiente a la cuenca del río Pao, periodo 1986-2016, muestra que las clases que presentan los incrementos son las siguientes: urbano (1.37%) y agropecuario (23%); mientras que aquellas donde ocurren los descensos son las siguientes: agrícola (4.97%), agua (0.55%), vegetación (8.10%), suelo deforestado (12%) (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023). En cuanto al uso urbano, el Instituto Nacional de Estadísticas (INE) (INE, 2014) ha registrado un crecimiento de 1990 a 2011 que varía de 21.72 a 31.95 habitantes/km².

Los resultados obtenidos desde la matrices de error de los métodos de preclasificación son los siguientes (siendo estas matrices derivadas de una muestra de las operaciones algebraicas y de transformación sobre las imágenes bitemporales, como son Landsat 5TM de 1986 y Landsat 8OLI de 2016 para los cuatro primeros métodos, así como Landsat 5TM 1986 y 2000 para el quinto método de Kauth y Thomas): 1) diferencia de imágenes de reflectancia en la banda espectral del infrarrojo cercano, banda espectral 4 (0.776 - $0.904 \mu\text{m}$) en Landsat 5TM, banda espectral 4

(0.772-0.898 μm) en Landsat 7 ETM y banda espectral 5 (0.850-0.880 μm) en Landsat 8 OLI; 2) relación de imágenes de reflectancia; 3) diferencia de índice de vegetación NDVI; 4) diferencia de la componente principal número 1 basada en la imagen de reflectancia de cada año, y 5) diferencia del índice de brillo obtenida desde el método de Kauth y Thomas. Por tanto, se encuentra que:

1. Los índices de exactitud global y Kappa obtenidos son (De Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023) los siguientes: 1) 70.56 % y 0.6112; 2) 38.33 % y -0.23; 3) 83.00 % y 0.5662; 4) 84.4 % y 0.872, y 5) 85.0 % y 0.895, respectivamente

2. Los índices de exactitud en la clasificación de la detección de los cambios/ningún cambio de las imágenes diferencia o relación sugieren la siguiente categorización en orden del más al menos exacto: a) diferencia del índice de brillo obtenida desde el método de Kauth y Thomas; b) diferencia de la componente principal número 1 basada en la imagen de reflectancia; c) diferencia de imágenes de reflectancia en la banda espectral del infrarrojo cercano, banda espectral 4 en Landsat 5TM y 7 ETM, banda espectral 5 en Landsat 8 OLI; d) diferencia de índice de vegetación NDVI, y e) relación de imágenes de reflectancia.

3. A pesar de lo planteado en el ítem 2, el método seleccionado como de mayor exactitud corresponde a la diferencia de la componente principal número 1, ya que el método de la diferencia del índice de brillo propuesto por Kauth y Thomas sobreestima las áreas de cambio/ningún cambio (Figura 17 y Figura 18), lo que puede ser porque los coeficientes de ajuste o las covarianzas en la regresión lineal multivariable son superiores a aquel de la componente principal número 1. Este aspecto puede deberse a la influencia de las características locales de la región espectral, como ángulos solares, condiciones atmosféricas, usos y

coberturas terrestres sobre la cual se haya basado el ajuste de la ecuación propuesta por Kauth Thomas para Landsat MSS y sus modificaciones para adaptación a los sensores Landsat 5TM (Crist & Kauth, 1986) y 7 ETM (Huang *et al.*, 2002). Este aspecto se soporta en que la variable usada en la regresión lineal multivariable corresponde al número digital obtenido desde el espacio n -dimensional de las bandas espectrales de los satélites Landsat. Como es conocido, esta es la variable primaria derivada desde las imágenes de los satélites Landsat, la cual no posee correcciones radiométricas, topográficas y atmosféricas.

4. En el caso de la componente número 1 derivada de la imagen de reflectancia, las correcciones mencionadas han sido aplicadas sobre una escena local, cuyos usos y coberturas son predominantemente de tipo vegetal, por lo que las reflectancias contenidas en las bandas espectrales de la región espectral infrarrojo son significativamente altas en relación con el resto de las bandas espectrales. Esto conduce a que los coeficientes de dichas bandas espectrales sean los más altos en la regresión lineal multivariable de la componente principal número 1 de cada imagen usada en la diferencia bitemporal.

5. La diferencia de la componente principal número 1 provee mayor información sobre la detección de cambios/ningún cambio en los usos y coberturas terrestres con respecto a la diferencia de las imágenes de reflectancia en la banda espectral del infrarrojo cercano. Esto se explica porque los coeficientes de regresión entre la reflectancia contenida en las bandas espectrales en la imagen Landsat y la componente principal número 1 han resultado como sigue: bandas espectrales: 1, 2 y 3: $r > 0.96$, bandas espectrales 4 y 5: $r > 0.76$, y banda espectral 7: $r > 0.86$, incluyendo la mayor parte de la varianza en dichas bandas espectrales; mientras que la diferencia de la banda espectral 4 de la imagen de

reflectancia bitemporal está limitada a la varianza de la reflectancia solo en dicha banda espectral. El resultado satisfactorio de los índices de exactitud en la detección de cambios para el método de la diferencia de imágenes de reflectancia en la banda espectral del infrarrojo cercano se debe a que la escena tiene coberturas y usos predominantemente de origen vegetal.

6. Los métodos de relación y diferencia de índice de vegetación dan como resultados los índices de exactitud bajos en detección de cambios/ningún cambio en la cobertura y usos terrestres, inclinándose hacia detectar aquellas zonas de la misma posición geográfica en las imágenes bitemporales de forma simultánea, donde se dan sombras y nubes; cuerpos de agua clara y cuerpos de agua con sedimentos y fitoplancton; suelos agrícolas bajo riego, y suelos agrícolas secos. Esto se explica gracias a que la reflectancia desde las superficies oscurecidas o de alta humedad, las cuales tienen una reflectancia $< 1\%$. Como sombras, cuerpos de agua clara y suelos regados es extremadamente baja, tendiendo a cero, comparada con la reflectancia de las zonas con nubes, cuerpos de agua con sedimentos y fitoplancton, y suelos agrícolas secos (Markham & Barker, 1985; Bukata, Jerome, Borstad, Brown, & Gower, 2004; Karaska *et al.*, 2004; Jensen, 2009). Los métodos de detección de cambios/ningún cambio basados en la relación de imágenes de reflectancia y diferencia de imágenes de índice de vegetación son sensibles a altas diferencias de reflectancia (De-Márquez-Farías & Márquez-Romance, 2023).

Conclusiones

Se evaluaron ocho métodos de detección de cambios, que se clasificaron como métodos basados en píxeles. Los métodos incluyeron posclasificación (clasificación supervisada aplicando algoritmo de máxima verosimilitud) y preclasificación (diferencia de imágenes de reflectancia, regresión de imágenes de reflectancia, relación de imágenes de reflectancia, diferencia de imágenes de índice de vegetación de diferencia normalizada, análisis de vector de cambio en imágenes de reflectancia, métodos de transformación; componentes principales, Kauth y Thomas). Los métodos de posclasificación han contribuido, junto con los métodos de preclasificación, a una mejor aproximación a la proporción de la diferencia de área bitemporal asociada con cada uso/cobertura del suelo ocurrido en la zona de estudio.

La categorización de los métodos de preclasificación en orden del más al menos exacto para la estimación de la proporción de áreas de cambio/ningún cambio bitemporal en las coberturas y usos terrestres en la cuenca del río Pao obtenida a partir de la matriz de error y el ajuste de los métodos a las características locales de la escena en la imagen del satélite Landsat ha dado como resultado: 1) análisis de componentes principales; 2) diferencia de imágenes; 3) transformación Kauth-Thomas; 4) vector de cambio; 5) relación de imágenes de reflectancia; 6) diferencia de imágenes de índice de vegetación, y 7) regresión de imágenes.

Dentro de los métodos de preclasificación, el método de detección de cambios basado en píxeles con mayor capacidad de estimación resultó el de componentes principales, utilizando la componente principal número 1, en comparación con los demás métodos (diferencia de imágenes de

reflectancia, relación de imágenes, regresión de imágenes y diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada). Los métodos de relación de imágenes, regresión de imágenes y diferencia de índice de vegetación de diferencia normalizada incluyen la mayor varianza en los valores de reflectancia en las regiones espectrales visible e infrarroja sobre el uso/cobertura del suelo: agrícola, de pastizales y urbano, así como las coberturas de agua, vegetación y suelo degradado. Estos métodos pueden complementarse con el método de vector de cambio para lograr una mejor detección de los cambios asociados con la transformación de la cobertura de agua a vegetación, y en sentido inverso. Además, el método de vector de cambio ha sido útil como herramienta complementaria para estimar la proporción y el ángulo de dirección de las clases de cobertura como vegetación, agua y suelo.

El método de posclasificación permitió la intervención del investigador a través de una clasificación supervisada de los usos y coberturas de la tierra en la cuenca del río Pao, dando resultados satisfactorios con respecto a los índices de exactitud global e índice de Kappa derivados de la matriz de error que compara el mapa clasificado con la imagen de referencia, lo cual ha sido aplicado sobre 11 imágenes de los satélites Landsat 5TM, 7ETM y 8OLI. Posterior a la clasificación, una herramienta de superposición llevó a obtener la proporción de cambios en usos y coberturas de terreno bitemporal en el periodo 1986-2016, representada a través de una matriz de cambios. En términos de los propósitos de estimar cambios/ningún cambio en los usos y coberturas de la tierra, el método posclasificación sería la opción predominante sobre los métodos de preclasificación.

Referencias

- Anderson, J. R., Hardy, E., Roach, J., & Witmer, R. (1976). *A land-use and land-cover classification system for use with remote sensor data*. Washington, DC, USA: United States Government Printing Office. <https://doi.org/10.3133/pp964>
- Araya, Y. H., & Hergarten, C. (2008). A comparison of pixel and object-based land cover classification: A case study of the Asmara region, Eritrea. *WIT Transactions on the Built Environment*, 100, 233-243. <https://doi.org/10.2495/GEO080231>
- Bukata, R. P., Jerome, J. H., Kondratyev, K. Y., Pozdnyakov, D. V., & Kotykhov, A. A. (1997). Modelling the radiometric color of inland waters: Implications to a) remote sensing and b) limnological color scales. *Journal of Great Lakes Research*, 23(3), 254-269. [https://doi.org/10.1016/S0380-1330\(97\)70910-9](https://doi.org/10.1016/S0380-1330(97)70910-9)
- Bukata, R. P., Jerome, J. H., Borstad, G. A., Brown, L. N., & Gower, J. F. (2004). Mitigating the impact of trans-spectral processes on multivariate retrieval of water quality parameters from case 2 waters. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30(1), 6-18. <https://doi.org/10.5589/m03-046>
- Byrne, G. F., Crapper, P. F., & Mayo, K. K. (1980). Monitoring land-cover change by principal component analysis of multitemporal Landsat data. *Remote sensing of Environment*, 10(3), 175-184. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(80\)90021-8](https://doi.org/10.1016/0034-4257(80)90021-8)
- Chan, J. C. W., Chan, K. P., & Yeh, A. G. O. (2001). Detecting the nature of change in an urban environment: A comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67(2), 213-226. <http://hdl.handle.net/10722/118210>

- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environments*, 113(5), 893-903. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>
- Chen, X., Chen, J., Shi, Y., & Yamaguchi, Y. (2012). An automated approach for updating land cover maps based on integrated change detection and classification methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71, 86-95. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.05.006>
- Cakir, H. I., Khorram, S., & Nelson, S. A. (2006). Correspondence analysis for detecting land cover change. *Remote Sensing of Environment*, 102(3-4), 306-317. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.023>
- Collins, J. B., & Woodcock, C. E. (1996). An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment*, 56(1), 66-77. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00233-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00233-2)
- Crist, E. P., & Kauth, R. J. (1986). The tasseled cap de-mystified. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 52(1), 81-86. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19860037907>
- DeGloria, S. D., Laba, M., Gregory, S. K., Braden, J., Ogurcak, D., Hill, E., Fegraus, E., Fiore, J., Stalter, A., Beecher, J., Elliot, R., & Weber, J. (2000). Conventional and fuzzy accuracy assessment of land cover maps at regional scale. In: Heuvelink, G. B. M., Lemmens, M. J. P. M. (eds.). *Proceedings of the 4th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences* (pp. 153-160). Delft, The Netherlands: Delft University Press.

- De-Márquez-Farías, B. E. & Márquez-Romance, A. M. (2023). *Flood risk management sustainable plan in the Pao River basin, Carabobo state, from a community perspective* (Doctoral thesis). University of Carabobo, Valencia, Venezuela. <http://riuc.bc.uc.edu.ve/handle/123456789/9479>
- Foody, G. M., & Mathur, A. (2004). Toward intelligent training of supervised image classifications: Directing training data acquisition for SVM classification. *Remote Sensing of Environment*, 93(1-2), 107-117. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.017>
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment* 80, 185-201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Giri, C., Zhu, Z., & Reed, B. (2005). A comparative analysis of the Global Land Cover 2000 and MODIS land cover data sets. *Remote Sensing of Environment*, 94(1), 123-132. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.09.005>
- Guevara, E., & Cartaya, H. (2004). *Hydrology: An Introduction to Applied Hydrological Science*. Valencia, Venezuela: University of Carabobo.
- Guerschman, J. P., Paruelo, J. M., & Burke, I. C. (2003). Land use impacts on the normalized difference vegetation index in temperate Argentina. *Ecological Applications*, 13(3), 616-628. [https://doi.org/10.1890/1051-0761\(2003\)013\[0616:LUIOTN\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(2003)013[0616:LUIOTN]2.0.CO;2)

- Han, L., & Rundquist, D. C. (1997). Comparison of NIR/RED ratio and first derivative of reflectance in estimating algal-chlorophyll concentration: A case study in a turbid reservoir. *Remote Sensing of Environment*, 62(3), 253-261. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00106-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00106-5)
- Huang, C., Wylie, B., Yang, L., Homer, C., & Zylstra, G. (2002). Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 23(8), 1741-1748. <https://doi.org/10.1080/01431160110106113>
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, 91-106. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>
- INE, Instituto Nacional de Estadísticas. (2014). *XIV Censo Nacional de Población y Vivienda*. <https://ine.gob.ve/wp-content/uploads/2024/09/Censo-Nacional-2011.pdf>
- Ingebritsen, S. E., & Lyon, R. J. P. (1985). Principal components analysis of multitemporal image pairs. *International Journal of Remote Sensing*, 6(5), 687-696. <https://doi.org/10.1080/01431168508948491>
- Jensen, J. R. (2009). *Remote sensing of the environment: An earth resource perspective* (2nd ed.). Noida, India: Pearson Education India.
- Joseph, G. (2005). *Fundamentals of remote sensing*. Hyderabad, India: Universities Press.

- Karaska, M. A., Huguenin, R. L., Beacham, J. L., Wang, M. H., Jensen, J. R., & Kaufmann, R. S. (2004). AVIRIS measurements of chlorophyll, suspended minerals, dissolved organic carbon, and turbidity in the Neuse River, North Carolina. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(1), 125-133. <https://doi.org/10.14358/PERS.70.1.125>
- Kauth, R. J., & Thomas, G. S. (1976). The tasselled cap. A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. In: *LARS symposia* (p. 159). West Lafayette Indiana, USA: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.
- Kontoos, C. C. (2008). Operational land cover change detection using change vector analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 29(16), 4757-4779. <https://doi.org/10.1080/01431160801961367>
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. *Biometrics*, 33(2), 363-74. <https://doi.org/10.2307/2529786>
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2014). *Remote sensing and image interpretation*. Hoboken, USA: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.5555/1215632>
- Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E., & Moran, E. (2004). Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12), 2365-2401. <https://doi.org/10.1080/0143116031000139863>

- Lunetta, R. S., Lyon, J. G., Guindon, B., & Elvidge, C. D. (1998). North American landscape characterization dataset development and data fusion issues. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64, 821-828. <https://ostrnrcan-dostrnrcan.canada.ca/handle/1845/256499>
- Malila, W. A. (1980). Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat. In: *LARS symposia* (p. 385). West Lafayette, Indiana, USA: The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.-Purdue University.
- Markham, B. L., & Barker, J. L. (1985). Spectral characterization of the LANDSAT Thematic Mapper sensors. *International Journal of Remote Sensing*, 6(5), 697-716. <https://doi.org/10.1080/01431168508948492>
- Mas, J. F. (1999). Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 20(1), 139-152. <https://doi.org/10.1080/014311699213659>
- Nackaerts, K., Vaesen, K., Muys, B., & Coppin, P. (2005). Comparative performance of a modified change vector analysis in forest change detection. *International Journal of Remote Sensing*, 26(5), 839-852. <https://doi.org/10.1080/0143116032000160462>
- Nelson, R. F. (1983). Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(9), 1303-1314. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19830065547>
- Richter, R., & Schläpfer, D. (2019). *Atmospheric and topographic correction (ATCOR theoretical background document)*. DLR IB, 1, 0564-03. https://www.rese-apps.com/pdf/atcor_atbd.pdf

- Otukey, J. R., & Blaschke, T. (2010). Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, S27-S31. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.002>
- Rouse Jr., J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Paper a 20. In: *Third earth resources technology satellite-1 symposium: The proceedings of a symposium held by Goddard space flight center at Washington, DC* (Vol. 351, p. 309). <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740025760/downloads/19740025760.pdf>
- Sedano, F., Gong, P., & Ferrao, M. (2005). Land cover assessment with MODIS imagery in southern African Miombo ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 98(4), 429-441. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.08.009>
- Sinha, P., & Kumar, L. (2013). Independent two-step thresholding of binary images in inter-annual land cover change/no-change identification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 81, 31-43. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.010>
- Singh, A. (1989). Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 10(6), 989-1003. <https://doi.org/10.1080/01431168908903939>
- Sohl, T. L. (1999). Change analysis in the United Arab Emirates: An investigation of techniques: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. *USGS Publications Warehouse*, 65(4), 475-484. <https://pubs.usgs.gov/publication/70186963>

- Townshend, J., Justice, C., Li, W., Gurney, C., & McManus, J. (1991). Global land cover classification by remote sensing: Present capabilities and future possibilities. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3), 243-255. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90016-Y](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90016-Y)
- Trodd, N. M. (1995). Uncertainty in land cover mapping for modelling land cover change. In: *Proceedings of RSS95 remote sensing in action*. Lincoln, UK: Remote Sensing Society.
- Ung, C.-H., Lambert, M.-C., Guidon, L., & Fournier, R. A. (2000). Integrating Landsat-TM data with environmental data for classifying forest cover types and estimating their biomass. In: Heuvelink, G. B. M., Lemmens, M. J. P. M. (eds.). *Proceedings of the 4th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences* (pp. 659-662). Delft, The Netherlands: Delft University Press.
- Vogelmann, J. E., & Rock, B. N. (1988). Assessing forest damage in high-elevation coniferous forests in Vermont and New Hampshire using Thematic Mapper data. *Remote Sensing of Environment*, 24(2), 227-246. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90027-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90027-2)
- Yuan, F., Sawaya, K. E., Loeffelholz, B. C., & Bauer, M. E. (2005). Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 98(2-3), 317-328. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.08.006>