

Rengifo Montúfar, H., Haro, R., Espinosa Marín, J., Bastidas, W., Ramirez Avila, J., Osorio Leyton, J. M. (2024). Validación del método de Número de Curva en tres microcuencas aportantes del Río Pisque en Ecuador. *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica* (Artículos), 34, 63-87. <u>http://dx.doi.org/10.21138/GF.848</u>

VALIDACIÓN DEL MÉTODO DE NÚMERO DE CURVA EN TRES MICROCUENCAS APORTANTES DEL RÍO PISQUE EN ECUADOR

^{1a}Hillary Rengifo Montúfar ^(b), ^{1b}Renato Haro ^(b), ^{1c}Jorge Espinosa Marín ^(b) ^C, ^{1d}Wellington Bastidas ^(b), ^{2e}John Ramirez Avila ^(b), ^{3f}Javier Osorio Leyton ^(b) ^C, ^{1d}Wellington ¹Universidad Central del Ecuador. Av. Universitaria, Quito 170129, Ecuador
²Watersheds and Water Quality Research Lab. Rula School of Civil and Environmental Engineering, Mississippi State University, Mississippi State, 39762, United States
³Texas A&M AgriLife Research, Blackland Research and Extension Center. 720 E Blackland Rd, Temple, TX 76502, United States
^ahillaryrengifo1998@gmail.com, ^brxharo@uce.edu.ec, ^cjaespinosam1@uce.edu.ec, ^dwabastidasg@uce.edu.ec, ^ejramirez@cee.msstate.edu, ^fjavier.osorio@ag.tamu.edu

RESUMEN

El análisis de la respuesta hidrológica de cuencas hidrográficas ha hecho relevante el uso de la metodología de número de curva. Sin embargo, la aplicación global de este método ha presentado limitaciones principalmente asociadas con la disponibilidad de información de uso de suelo e hidrología para las áreas de estudio. El mapa global del número de curva (GNC) es una herramienta que define el valor del número de curva de una región con una baja resolución espacial (250 m) y su validación es necesaria en el desarrollo de investigaciones relacionadas con el manejo de recursos hídricos en las cuencas hidrográficas con limitada información. El presente estudio determinó el valor de número de curva representativo en tres microcuencas aportantes del Río Pisque en el norte de Ecuador. Valores de número de curva propuestos por el GNC para estas microcuencas fueron comparados con los valores de número de curva obtenidos para escenarios de uso de suelo de los años 1986 y 2013, generados a través del análisis de mapas derivados de imágenes satelitales. La obtención de coberturas geográficas de uso y cobertura vegetal del suelo se realizó mediante ISODATA, siendo validadas mediante el método de la matriz de confusión y el índice kappa. La clasificación de las cubiertas propuestas tuvo un nivel de acierto alto (82 - 84%) al ser comparada con información secundaria de referencia, lo que representa alta confiabilidad en los mapas de número de curva generados para el área de estudio. Los modelos desarrollados para las tres microcuencas presentan un mayor detalle y resolución espacial, manteniendo un ajuste excelente con el GNC, lo que se refleja en los estadísticos de bondad de ajuste (NSE = 0.96 -0.98, PBIAS = 13.06 - 19.03 y RMSE = 18.94 - 22.21).

Palabras clave: escorrentía, número de curva, análisis de componentes principales, matriz de confusión, índice kappa, pruebas de bondad de ajuste.

VALIDATION OF THE CURVE NUMBER METHOD IN THREE TRIBUTARY SUB-WATERSHEDS OF THE PISQUE RIVER IN ECUADOR

ABSTRACT

The analysis of the hydrological response of watersheds has made the use of the Curve Number methodology relevant. However, the global application of this method has presented limitations mainly associated with the availability of land use and hydrology information for the study areas. The Global Curve Number map (GNC) is a tool that defines the value of the curve number of a region with a low spatial resolution (250 m) and its validation is necessary in the development of research related to water resource management in watersheds with limited information. The present study determined the representative curve number value in three micro-watersheds contributing to the Pisque River in North Ecuador. Curve number values proposed by the GNC for these micro-watersheds were compared with curve number values obtained for land use scenarios for the years 1986 and 2013, generated through the analysis of maps derived from satellite images. The geographic land use and vegetation cover was obtained through principal component analysis and validated using the confusion matrix method and the kappa index. The proposed land cover classification had a high accuracy (82 - 84 %) when compared with secondary reference information, which represents high reliability in the curve number maps generated for the study area. The models developed for the three micro-watersheds present greater detail and spatial resolution, maintaining an excellent fit with the CNG which is reflected in the goodness of fit statistics (NSE = 0.96 - 0.98, PBIAS = 13.06 - 19.03 and RMSE = 18.94 - 22.21).

Keywords: runoff, Curve Number, principal components analysis, confusion matrix, kappa index, goodness of fit.

1. Introducción

El suelo es un recurso natural importante para los seres humanos dado el gran número de servicios ecosistémicos que provee (Espinosa & Rivera 2016). Sin embargo, sus funciones están siendo afectadas por el cambio en su uso y cobertura vegetal (CUCV) (Fikadu & Gamtesa, 2023, Gordillo & Castillo, 2017, Tezera *et al.* 2016). En Ecuador, así como en otros países, la respuesta hidrológica de las cuencas hidrográficas ha sido alterada por su mala gestión y por la pérdida de la cubierta vegetal, condición que afecta la capacidad del suelo para retener agua (Espinosa *et al.* 2011, Espinosa & Rivera 2016, Gordillo & Castillo 2017, Katusiime *et al.* 2023, Taiwo *et al.* 2023). En consecuencia, las inundaciones y la escasez de agua son evidentes en periodos de altas y bajas precipitaciones, respectivamente (Hinojosa, 2019).

Diferentes actividades antrópicas como la deforestación juegan un papel fundamental en la problemática del CUCV (Devkota *et al.* 2023, Kafy *et al.* 2021, Katusiime *et al.* 2023, Taiwo *et al.* 2023, Tarrillo 2019), debido a que alteran de forma directa la capacidad de infiltración del suelo, incrementando procesos de escorrentía y erosión, entre otras condiciones (Da Cunha *et al.* 2014, Núñez *et al.* 2015, *Thomas et al.* 2022). Es necesario evaluar el CUCV para identificar el potencial incremento de la escorrentía superficial, factor crucial para determinar los cambios que pueden ocurrir sobre la disponibilidad de los recursos hídricos (Reddy *et al.* 2021).

Un caso específico de lo anteriormente expuesto se ha visto reflejado en las microcuencas Tomatón, Cubinche y Seca, pertenecientes a la cuenca del Río Pisque, ubicado en el cantón Pedro Moncayo, provincia de Pichincha - Ecuador. En estas cuencas, el CUCV ha sido un elemento fundamental de análisis para determinar el potencial cambio temporal de la relación precipitación – escorrentía. Dicha relación ha sido estimada por diferentes procedimientos y metodologías de modelación hidrológicas (Salas *et al.* 2015).

El modelo de número de curva (NC) fue desarrollado en 1954 por el Servicio de Conservación de Suelos de los Estados Unidos, hoy conocido como Servicio Nacional de Conservación de Recursos Naturales (NRCS) (U.S. Department of Agriculture (USDA) 2017a). Este modelo es el método de estimación más sencillo y conceptual para la determinación de la respuesta hidrológica de un área de

drenaje, convirtiéndose en un análisis hidrológico que caracteriza el potencial de escorrentía en una cuenca hidrográfica (Ajmal & Kim 2015, Diaz & Mercado 2017, Ozdemir & Elbaşi 2015, Murniningsih & Anggraheni 2016).

El algoritmo del NC ha sido incluido en modelos hidrológicos y de cuencas como Erosion Productivity Impact Calculator (EPIC), Agricultural Poliy/Enviromental eXtendeer (APEX), Annualized Agricultural Non Point Source (AnnAGNPS) and Soil and Water Assessment Tool (SWAT), entre otros, para parametrizar la relación precipitación - escorrentía (Ramirez-Avila *et al.* 2017, Iturbide *et al.* 2020).

El uso de sensores remotos como alternativa en el desarrollo de modelos basados en información espectral ha facilitado la estimación de la escorrentía de las cuencas hidrográficas (Diaz & Mercado, 2017). El algoritmo del NC también ha sido empleado en varios estudios a nivel regional (Cano, 2014, Wu *et al.* 2023, Wu *et al.* 2024) y global; (Aziz *et al.* 2023, Jaafar *et al.* 2019, Zeng *et al.* 2017), para la generación de mapas de número de curva combinando el uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y teledetección.

Ecuador no cuenta con información hidrológica y pedológica detallada para determinar valores de número de curva, por lo que es relevante la validación de un modelo global de número de curva (GNC) existente. El objetivo del presente estudio es determinar el valor del número de curva representativo para tres microcuencas aportantes del Río Pisque, y compararlo con los valores de número de curva predichos por el mapa de GNC propuesto por Jaafar *et al.* (2019).

2. Materiales, datos y métodos

2.1. Área de estudio

Las microcuencas de estudio se localizan en la Provincia de Pichincha en el cantón Pedro Moncayo en Ecuador (Figura 1), cuya área total es de 38.32 km², con una elevación del terreno que oscila entre los 1700 m s.n.m y 4400 m s.n.m. El Instituto de Estudios Ecuatorianos, expone que la cobertura vegetal predominante en el cantón se compone por: bosque seco, matorral húmedo, matorral seco, páramo arbustivo, páramo herbáceo, vegetación herbácea húmeda, vegetación herbácea seca, con sus derivaciones (IEE 2013).



Figura 1. Ubicación de las microcuencas Seca, Tomalón y Cubinche en la cuenca del Rio Pisque.

El estudio envolvió el procesamiento de diferentes sets de información, incluyendo imágenes Landsat 5 (1986) y Landsat 8 (2013), fotografías aéreas (1988 y 2013) del Instituto Geográfico Militar del Ecuador (IGM), cartas de utilización del suelo y paisajes vegetales de la sierra (escala 1:50 000) desarrolladas por el Ministerio de Agricultura y Ganadería (MAG – ORSTOM), el mapa de uso y cobertura y el mapa de geopedología del cantón Pedro Moncayo (escala 1: 25 000) (IGM 2013a, 2013b), el mapa de cuencas hidrográficas; (escala 1: 25 000) desarrollado por la Secretaría del Agua del Ecuador (Ex SENAGUA 2002).

2.2. Análisis de imágenes ópticas.

A) Selección y procesamiento de imágenes satelitales.

Según la Organización Meteorológica Mundial (OMM), para determinar la normal climatológica de una región es necesario evaluar un periodo que incluya al menos dos eventos de El Niño y de tres a cuatro eventos de La Niña, lo que corresponde a un rango de aproximadamente 30 años (Dos Santos, 2019). Por lo tanto, se obtuvieron un total de cuatro imágenes Landsat mediante el visualizador global de imágenes del Servicio Geológico de los Estado Unidos (USGS), tal como se detalla en el.

Con el propósito de capturar la normal climatológica, se seleccionaron dos imágenes teniendo en cuenta el periodo climático (húmedo y seco) y un porcentaje de nubosidad inferior al 20 %, lo que permitió obtener dos imágenes por año.

En la Figura 2 se pueden observar las imágenes usadas en la ejecución del estudio.

Las imágenes fueron sometidas a una corrección radiométrica a través de la herramienta "Radiometric Calibration" ©(ArcMap 2015b) con el objetivo de eliminar distorsiones y garantizar la precisión de los valores de reflectancia. De este modo los píxeles representan fielmente las propiedades reales de la superficie en la imagen. Para garantizar que las imágenes estén correctamente alineadas, se utilizó la herramienta "repair geometry" ©(ArcMap 2010a, Vásconez & Sevilla 2018, Veneros *et al.* 2020, Maillard *et al.* 2019, Quinaucho & Chumaña 2023, Serrano *et al.* 2022).

La secuencia de tareas aplicadas a las imágenes durante el procesamiento varió de una imagen a otra. Se realizó un enmascarado a la imagen de abril del 2013 con el propósito de eliminar la nubosidad y las sombras presentes en las zonas de interés. Esto es debido a que, durante el periodo analizado no existen imágenes con un bajo porcentaje de nubosidad en el área de estudio (Figura 3).



Figura 2. Imágenes Landsat de los años 1986 y 2013 de las microcuencas Seca, Tomalón y Cubinche. A) Imagen del 03 de marzo, 1986; B) Imagen del 15 de septiembre, 1986; C) Imagen del 18 de abril, 2013; D) Imagen del 25 de septiembre del 2013.



Figura 3. A) Imagen del área de estudio libre de nubosidad en las áreas requeridas (04-05-2013); B) Imagen del área de estudio con alta presencia de nubosidad (18-03-2013).

B) Análisis de componentes principales (ACP)

El análisis de componentes principales (ACP) se aplicó en las imágenes originales previa la clasificación con ISODATA para lo cual se planteó un total de 10 clases. La técnica de ACP fue usada para homogenizar las imágenes, dado que este procedimiento limita la potencial redundancia entre los valores de reflectancia de las distintas bandas espectrales, agrupando datos sin causar pérdida de información sustancial (Ramos 2020 y Rodríguez 2020).

El ACP es un proceso estadístico lineal comúnmente utilizado para reducir las dimensiones de los datos mediante la extracción de las variaciones más dominantes en los conjuntos de datos originales. El proceso permite disminuir el número de variables sin correlacionar (Ocampo *et al.* 2022), en otras palabras, al aplicar el ACP a la clasificación, se reduce la dimensionalidad del conjunto de datos (Apéndice 2) (Tello & Díaz 2021).

Las clases espectrales obtenidas de la clasificación no supervisada fueron interpretadas según los Niveles Digitales (ND) que presentaron tras su clasificación, donde ND bajos estarán relacionados directamente con ausencia de vegetación (suelo desnudo, cuerpos de agua, entre otros) y los ND altos corresponden a los mayores porcentajes de cobertura vegetal. La asignación de coberturas vegetales a cada clase espectral se realizó según la información expuesta en la memoria técnica de uso y cobertura del cantón Pedro Moncayo, 2013.

C) Clasificación de imágenes.

Para desarrollar la clasificación de uso y cubiertas del suelo de cada microcuenca se optó por una clasificación no supervisada, empleando el algoritmo ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique), desarrollado y aplicado por Acosta (2017) y Haro (2020). Este algoritmo de agrupamiento es el más utilizado para este tipo de clasificación ya que define las clases según los datos extraídos de las bandas espectrales (Li *et al.* 2017).

Cada una de las imágenes se procesó de forma individual evaluando en cada año (1986 y 2013) los periodos climáticos (húmedo y seco) con el objeto de obtener cuatro (4) mapas de las categorías de coberturas del suelo. Las clases de cobertura en el área de estudio se determinaron considerando el déficit hídrico que presenta el cantón. Al ser una zona semiárida con vegetación discontinua fue necesario discriminar la vegetación del suelo (Gonzaga 2015). Para el análisis se emplearon 20 interacciones y una desviación estándar de 0.2 para el algoritmo. Las coberturas fueron seleccionadas en base a la memoria técnica de uso y cobertura del suelo para el cantón Pedro Moncayo para el año 2013.

D) Validación de la clasificación.

Se realizó la validación y evaluación de la fiabilidad de la clasificación de las coberturas vegetales empleando información secundaria (mapas y ortofotos del área estudiada correspondientes a los años analizados. Se realizó un análisis de las observaciones emparejadas en una tabla de contingencia denominada matriz de confusión, la cual confrontó los datos observados en la información secundaria con los obtenidos en la clasificación no supervisada, como lo proponen *Borrás et al.* (2017), German *et al.* (2019), López *et al.* (2018), Michellia *et al.* (2015), Mora *et al.* (2019) y Sepúlveda *et al.* (2019).

Para la construcción de la matriz, se excluyeron las clases 4 y 5 (invernadero y suelo descubierto) al tener áreas pequeñas que no pudieron ser bien distinguidas debido a la escala (1: 50 000). Para validar numéricamente los resultados de las clasificaciones se empleó el Índice kappa (ecuaciones 1, 2 y 3) como medida de precisión (Cohen 1960, Michellia *et al.* 2015), basado en la tabla de valoración presentada en la

Tabla 1. Escala de valoración del índice kappa

$$K = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \tag{1}$$

$$Po = \frac{a + e + i}{N}$$
[2]

$$Pe = \frac{tq + ur + vs}{N^2}$$
[3]

kappa	Grado de acuerdo o concordancia
< 0	Sin acuerdo o pobre
0 - 0.2	Insignificante o leve
0.21 - 0.4	Mediano o justo
0.41 - 0.60	Moderado
0.61 - 0.80	Sustancial o considerable
0.81 - 1	Casi perfecto

Fuente: Landis & Koch (1977). Donde K, Índice kappa; Po, proporción de acuerdos observados; Pe, proporción de acuerdos esperados por azar. Po, son los aciertos observados; a, e o i son datos observados; Pe, son los aciertos esperados; q, r, s, t, u, v son la suma de acuerdos observados y esperados; N el número de muestras.

2.3. Determinación del valor de número de curva.

Se utilizó el mapa de geopedología del cantón Pedro Moncayo el cual contiene información sobre las pendientes del terreno, permeabilidad y textura de suelos (Espinosa *et al.* 2023), información usada para clasificar los suelos en el área de estudio según su grupo hidrológico (Hydrologic Soil Group 2021) basados en su textura (Tabla 2). A través de un protocolo GIS, se obtuvieron los mapas de número de curva para las cuatro (4) fechas analizadas. Se emplearon los mapas validados de uso y cobertura del suelo con los grupos hidrológicos asignados según las series de suelo presentes en el área evaluada, el mapa de elevación digital (DEM) de pendientes del área de estudio y las tablas de número de curva (Tabla 6). Finalmente se obtuvieron los valores compuestos de número de curva para cada subcuenca estudiada.

Grupo hidrológico	Textura
А	Gruesa (Arenosas)
В	Moderadamente finas a moderadamente gruesa (Limos)
С	Finas a muy finas (Francos)
D	Arcillas muy poco permeables (Arcillosos)

Tabla 2. Asignación de gru	pos hidrológicos para	suelos según textura.

Fuente: elaboración propia a partir de datos del (Hydrologic Soil Group, 2021)

2.4. Validación del mapa global de número de curva.

Se evaluó el desempeño del modelo propuesto, comparando la información generada con la reportada por Jaafar et al. (2019) en el GNC usando las medidas de bondad de ajuste: Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) (Nash & Sutcliffe 1970), el porcentaje de sesgo (PBIAS) (Gupta et al. 1999) y la raíz cuadrada del error medio estándar (RMSE) (Moriasi et al. 2015) (Ecuaciones 4, 5 y 6 respectivamente). El criterio de clasificación de la bondad de ajuste del modelo propuesto para NSE y PBIAS es presentado en la Tabla 3.

$$NSE = 1 - \left[\frac{\left(\sum_{1=i}^{n} Yi^{obs} - Yi^{sim} \right)^2}{\left(\sum_{1=i}^{n} Yi^{obs} - Y^{mean} \right)^2} \right]$$
[4]

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{1=i}^{n} (Yi^{obs} - Yi^{sim}) \times 100}{\sum_{1=i}^{n} (Yi^{obs})}\right]$$
[5]

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{1=i}^{n} (Yi - Y)^2}{n - 2}}$$
 [6]

Donde Yiobs es la i-ésima observación del constituyente que se está evaluando. Yisim es el i-ésimo valor simulado del constituyente evaluado, Y^{mean} es la media de los datos para el constituyente que se está evaluando, n es el número total de observaciones; Yi es el valor simulado; Y es el valor real.

		9	i v
	NSE	PBIAS (%)	Interpretación Modelo
	$0.75 \le NSE \le 1.00$	PBIAS $< \pm 10$	Muy Bueno
	$0.65 < NSE \leq 0.75$	$\pm 10 \leq PBIAS < \pm 15$	Bueno
	$0.50 \leq NSE \leq 0.65$	$\pm 15 \leq PBIAS < \pm 25$	Satisfactorio
_	$NSE \le 0.50$	$PBIAS \geq \pm 25$	Insatisfactorio

Tabla 3. Criterios de clasificación generales para NSE y PBIAS

Fuente: Moriasi et al. (2007).

3. **Resultados y Discusión**

3.1. Uso y cobertura del suelo.

Los mapas de uso y cobertura del suero se generaron para los años evaluados (1986 y 2013), con un intervalo de 27 años entre ambos. Esto permitió evidenciar la variación de CUCV. La clasificación de coberturas registradas en los mapas obtenidos de uso y cobertura del suelo (Apéndice 3 y Apéndice 4), se detallada en la Tabla 4.

	Tabla 4. Clasificación de la cobertura vegetai.					
Clase	Cobertura	Descripción				
1	Cuerpos de agua	Ciénega o pantano; rio doble; lago/laguna; área de inundación; poza; albarrada/reservorio				
2	Suelo urbano	Vías, asentamientos, centro poblado.				
3	Invernaderos					
4	Suelo descubierto	Tierras en transición (tierra agrícola sin cultivo, barbecho).				
5	Pastizales	Pasto cultivado con presencia de árboles, con presencia de maíz; alfalfa; etc.				
6	Cultivares y mosaico agropecuario (asociaciones) de ciclo corto	Cereales; condimentos; flores; frutales; hortalizas; leguminosas; medicinales; raíces y tubérculos; misceláneo de cereales, ciclo corto, hortalizas, alfalfa-maíz, maíz-arveja, maíz-frejol.				
7	Páramos y vegetación arbustiva	Arbustivo muy alterado, medianamente alterado y poco alterado; Herbáceo muy alterado, medianamente alterado y poco alterado.				
8	Vegetación herbácea	De humedal muy alterada, medianamente alterada y poco alterado; seca muy alterada, medianamente alterada y poco alterada; húmeda muy alterada, medianamente alterada y poco alterada.				
9	Bosque	Nativo y forestal.				

Tabla 4. Clasificación de la cobertura vegetal.

Fuente: elaboración propia a partir de datos del Instituto Espacial Ecuatoriano (IEE 2013).

La variedad de los tipos de coberturas observadas en los mapas se relaciona con el crecimiento exponencial de la población y la consecuente expansión agrícola. Según el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) (2024), existe un incremento en la tasa de crecimiento poblacional de cantón Pedro Moncayo, evidenciando que desde el año 1986 al año 2013 el porcentaje de población aumentó un 66.67 %. Adicionalmente, para el año 2013 la producción agrícola experimentó un crecimiento significativo en referencia a 1986. Según el Plan Nacional de Desarrollo, la implementación de políticas públicas para mejorar la productividad agrícola y ganadera contribuyó a un aumento en la producción y la competitividad del sector (Nacimba, 2021). Dicha expansión ha provocado un cambio en la cobertura vegetal, en los procesos hidrológicos y, por ende, en el equilibrio general de los ecosistemas (Jaramillo & Antunes 2018, Escandón *et al.* 2018).

Keenan *et al.* (2015) reporta que gran parte de las pérdidas globales de las diferentes clases de cobertura vegetal se ha dado en los trópicos. Un claro ejemplo de ello son los cambios de la cobertura de bosques en el planeta. Es así que para el año 1990 se registraba un total aproximado de 4128 millones de hectáreas de bosque distribuidas en el planeta, mientras que para el año 2015 la cobertura boscosa global se estimaba en 3999 millones de hectáreas (Achard 2002).

En la Figura 4 se presentan las superficies de las coberturas obtenidas, expresadas en porcentajes, para el área de estudio, en función del área total analizada (38.32 km²). Es importante destacar que, al igual que en los mapas de uso y cobertura de suelo, la paleta de colores empleada se basó en el esquema Corine Land Cover proporcionado por la Agencia Europea de Medio Ambiente (European Environment Agency, 2012).



Figura 4. Porcentaje de cobertura de suelo en el área de estudio.

Los índices kappa obtenidos para los cuatro periodos analizados (Tabla 5) a partir de matrices de confusión (Apéndice 5 y), indicaron un nivel de concordancia elevado entre los mapas de uso y cobertura generados y la información secundaria (ortofotos de los años 1988 y 2013, cartas de uso y cobertura del cantón Pedro Moncayo de los años 1992 y 2013) con la que fueron validados de forma visual (Arzamendia *et al.* 2018, Urquia 2018).

La proporción de acuerdos observados respecto al máximo acuerdo posible va más allá del azar (Borrás *et al.* 2017, López *et al.* 2018, Poveda *et al.* 2022). Este resultado puede ser atribuido al elevado número de muestras por clases observadas (Arzamendia *et al.* 2018, Urquia 2018).

		÷
Periodo de análisis	Índice kappa	Grado de acuerdo
Marzo, 1986	0.84	84 %
Septiembre, 1986	0.82	82 %
Abril, 2013	0.82	82 %
Septiembre, 2013	0.83	83 %

Tabla 5. Matriz de confusión e índice kappa para los periodos de 1986 y 2013.

La clasificación establecida para el Índice kappa y los resultados obtenidos de este índice en el presente estudio permiten determinar que el método de clasificación no supervisado tiene un buen desempeño. Esto se debe a que la diferencia entre la exactitud lograda en la clasificación con el software y la exactitud de la clasificación visual (en campo o con imágenes de alta resolución) es mínima (Poveda *et al.* 2022).

3.2. Determinación del valor de número de curva y validación

Los valores de número de curva en condiciones de humedad antecedente normal (NCII) son presentados en la Tabla 6. Los mapas de número de curva tanto del periodo climático seco como húmedo de los años 1986 y 2013 se muestran en el Apéndice 7 y Apéndice 8. El valor de número de curva representativo para el área de estudio fue mayor en el año 2013.

Esto se debe principalmente a que existe una mayor superficie con suelo descubierto y menor superficie con cobertura de bosques y vegetación herbácea en el año 2013. Estas condiciones evidencian

que el crecimiento poblacional y la intervención antrópica han sido factores que han inducido modificaciones en los cambios de uso y cobertura del suelo en la zona de estudio (Velasco 2023).

CLASE	COBERTURA	A	B	С	D
3	Suelo urbano	98	98	98	98
4	Invernaderos	59	74	82	86
5	Suelo descubierto	77	86	91	94
6	Pastizales	49	69	79	84
7	Cultivares y mosaico agropecuario (asociaciones) de ciclo corto	64	74	81	85
8	Páramos y vegetación arbustiva	39	55	69	75
9	Vegetación herbácea	-	71	81	89
10	Bosque	30	55	70	77

Tabla 6. Números de curva en condiciones de humedad antecedente normal según coberturas
vegetales.

Fuente: Córdova et al. (2017); USDA (2017a); USDA (2017b).

El incremento de los valores de número de curva obtenidos para el año 2013 respecto a 1986 son consecuentes con la distribución del territorio del cantón referente a actividades agropecuarias. El Gobierno Autónomo Descentralizado (GAD) municipal de Pedro Moncayo registra que el 58.1 % del territorio del cantón es destinado a actividades agropecuarias mediante el desbroce de vegetación arbustiva, herbácea y bosques (GAD Municipal de Pedro Moncayo 2015).

Al comparar los resultados del presente estudio con el GNC (validación), los datos obtenidos para el valor de número de curva usando los mapas regionales desarrollados en el presente estudio presentaron un ajuste calificado entre satisfactorio a muy bueno, para las cuatro fechas evaluadas (NSE ≥ 0.96 ; RMSE ≤ 25 %). Los valores de PBIAS denotan la presencia de un sesgo de subestimación, es decir que el modelo GNC genera valores de número de curva mayores a los estimados en el presente estudio (Tabla 7).

Tabla 7. Resultados del análisis estadístico de NSE, PBIAS y RMSE, para NC a condiciones antecedentes normales de humedad. Comparativa entre GNC y NC derivado en este estudio. Comparativa entre GNC y NC derivado en este estudio.

Estadísticas de evaluación		Marzo, 1986	Septiembre, 1986	Abril, 2013	Septiembre, 2013
Adimensional	NSE	0.96	0.97	0.97	0.98
	PBIAS	20.03	17.63	16.83	14.06
Índice de error	RMSE	22.21	21.43	19.65	18.94
TOTAL, DATOS					42484

Para la validación de los valores del número de curva, se utilizó el estadístico de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) cuyos resultados fueron 0.96 (03-1986), 0.97 (09-1986), 0.97 (04-2013) y 0.98 (09-2013), indicando que para las cuatro fechas el modelo predicho, es decir el obtenido en el presente estudio es muy similar al modelo de Jaafar *et al.* (2019). Dadas las condiciones de tener una resolución actualizada y más detallada para el área de estudio, el modelo generado en la presente investigación puede ser empleado con certeza en futuras investigaciones. El estadístico NSE es uno de los más usados en la evaluación del ajuste de modelos hidrológicos porque expresa un criterio de ajuste de acuerdo con el valor referencial obtenido (Alarcón *et al.* 2020, Coy 2017, Moriasi *et al.* 2007, Suárez *et al.* 2020).

En cuanto al porcentaje de sesgo (PBIAS), los resultados obtenidos para el valor de número de curva fueron 20.03 % (03-1986), 17.63 % (09-1986), 16.83 % (04-2013) y 14.06 % (09-2013), considerando un total de 42484 registros en cada caso, lo que indica que el porcentaje de eficiencia de los modelos obtenidos es alto. Se distingue la presencia de un sesgo de subestimación, es decir que el sistema de referencia (valores del GNC) estima un valor de número de curva mayor a los valores obtenidos en el presente estudio, el cual se considera el uso de suministros actualizados y con mayor resolución y detalle. La determinación de sesgo, PBIAS, se usa comúnmente para cuantificar los errores

del balance hídrico. Su uso puede extenderse fácilmente a los errores de carga y tiene la capacidad de indicar claramente un desempeño deficiente del modelo (Florian *et al.* 2021, Mirás *et al.* 2016, Moriasi *et al.* 2007).

El último estadístico empleado fue el RMSE o error cuadrático medio. Este parámetro determinó como satisfactorio al modelo generado para los valores del número de curva. El RMSE permite determinar la magnitud de la desviación de los valores de números de curva obtenidos respecto a los observados (GNC). Es decir, que mide la cantidad de error presente entre los dos grupos de datos analizados, por lo que se asume como una medida de precisión (Montiel 2019, Moriasi *et al.* 2007). Si bien los valores obtenidos no se encuentran muy cercanos a cero 0, el ajuste de la simulación del modelo se considera satisfactorio considerando la magnitud de los datos analizados (42586 datos por fecha analizada).

4. Conclusiones

En el procesamiento de las imágenes satelitales, determinar los cambios a partir de una secuencia multitemporal es importante para la evaluación de las dinámicas y cambios sobre el territorio, dado que corrige los efectos atmosféricos y las distorsiones. Las técnicas de procesamiento son un excelente indicador de la dinámica del uso del suelo y una alternativa en la evaluación de los cambios de cobertura.

La comparación entre los insumos obtenidos para determinar los valores del número de curva frente al mapa global (GNC), evidenció un mayor ajuste y rendimiento para el modelo de NC predicho (propuesto) respeto al observado (GNC). Esto se debió a factores, como el nivel de resolución de los mapas, las clases de cobertura vegetal, entre otros.

Los resultados del valor de número de curva para el área de estudio reportaron algunas diferencias con los valores presentados por el GNC. Sin embargo, ambos modelos son importantes para el análisis y diseño hidrológico, la evaluación y mapeo de riesgos de inundaciones, la gestión de aguas de cuencas hidrográficas y otras aplicaciones relacionadas.

5. Agradecimientos

Este artículo forma parte del proyecto de investigación "Construcción de modelo de simulación de sistemas agro-productivos mediante cuantificación hídrica al año 2030 en el Canal de Riego Cayambe Pedro Moncayo.

Agradecimiento especial al Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), que mediante convenio Interinstitucional con la Universidad Central del Ecuador puso a disposición de esta investigación la base histórica de datos climatológicos para análisis

Referencias

Achard, F. (2002). Determination of deforestation rates of the world's humid tropical forests. *Science*. Vol. 297, No. 5583 <u>https://doi.org/https://doi.org/10.1126/science.1070656</u>

Acosta, O. A. P. (2017). Elaboración de una clasificación no supervisada y supervisada para generar las coberturas vegetales de una imagen satelital LANDSAT 7 ETM usando los programas R y PCI geomatics con el fin de comparar los resultados obtenidos. 29. https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/17262/AcostaOvalleAndreaPatricia2 017.pdf;jsessionid=BD1B297083D5F01A602A20E5AA2BF04E?sequence=5

Ajmal, M., & Kim, T. (2015). Quantifying Excess Stormwater Using SCS-CN – Based Rainfall Runoff Models and Different Curve Number Determination Methods. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering-Asce*, 141(3), 1–12. <u>https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774</u>

Alarcón, N. A., Chávez, M. J., Palacios, V. Ó. L., & Ibáñez, C. L. A. (2020). Estimación de áreas vulnerables a inundaciones en zonas urbanas: Morelia, Michoacán, México. *Tecnología y Ciencias Del Agua.*, 11(3), 1–26. <u>https://doi.org/10.24850/j-tyca-2020-03-01</u>

ArcMap. (2010a). *Repair Geometry (Data Management)*. ArcMap. Recuperado de https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/data-management-toolbox/repair-geometry.htm.

ArcMap. (2015b). *Apply Radiometric Calibration (Image Analyst)*. ArcGIS Pro. Recuperado de <u>https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/apply-radiometric-</u>calibration.htm.

Arzamendia, A., Silva, J. C., Ovelar, R. L., Calabrese, M. G., Rodas, J., & Delgado, M. (2018). Estimación de la temperatura superficial del área metropolitana de la ciudad de Asunción, Paraguay. *América Latina En Las Últimas Décadas: Procesos y Retos*, 783–796. https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7192775

Aziz, Md. T., Islam, Md. R., Kader, Z., Imran, H. M., Miah, M., Islam, Md. R., & Salehin, M. (2023). Runoff assessment in the Padma River Basin, Bangladesh: a GIS and RS platform in the SCS-CN approach. *Journal of Sedimentary Environments*, 8(2), 247–260. <u>https://doi.org/10.1007/s43217-023-00133-x</u>

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

Cano, M. C. A. (2014). Uso de imágenes de satélite para evaluar los efectos de cambio de cobertura de suelo en la escorrentía directa de una cuenca andina. *Tecnología y Ciencias Del Agua VO* - 5, *V*(4), 145. <u>http://pbidi.unam.mx:8080/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?</u> direct=true&db=edssci&AN=edssci.S2007.24222014000400009&lang=es&site=eds-live

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement.*, 20, 37–46. <u>https://doi.org/10.1177/001316446002000104</u>

Córdova, G. D., Paredes, M. D., & Alulema del Salto, R. A. (2017). Determination of the hydrological parameter curve number in the basin of the creek El Batán, using geographic information systems and remote sensing. <u>https://revistadigital.uce.edu.ec/index.php/RevFIG/article/view/53</u>

Coy, L. (2017). Ajuste y validación del modelo precipitación-escorrentía GR2M aplicado a la subcuenca Nevado. Universidad Santo Tomás Bogotá. <u>http://bibliotecadigital.oducal.com/Record/ir-11634-2857</u>

Da Cunha, K. P. D., Martins, S. R., Kobiyama, M., Flores, C. E. B., De Borba, W. F., Fernandes, G. D., Santi, A. L., & Cherubin, M. R. (2014). Diferentes usos e ocupação em uma bacia hidrográfica infiltração e escoamento superficial sob. *Anuario Do Instituto de Geociencias*, 37(2), 75–88. https://doi.org/10.11137/2014 2 75 88

Devkota, P., Dhakal, S., Shrestha, S., & Shrestha, U. B. (2023). Land use land cover changes in the major cities of Nepal from 1990 to 2020. *Environmental and Sustainability Indicators*, 17. <u>https://doi.org/10.1016/j.indic.2023.100227</u>

Diaz, C. A., & Mercado, F. T. (2017). Determination of curve number in Betancí subwatershed (Córdoba, Colombia) through remote sensing and GIS. *Ingeniería y Desarrollo*, *35*(2), 452–470. <u>https://doi.org/10.14482/inde.35.2.10171</u>

Dos Santos, F. D. A. (2019). Análise da normal climatológica (mensal e anual) do município de Teresina (Piauí). Cadernos de Ensino, (Issue 3). <u>https://revistas.uece.br/index.php/CECiT</u>

Escandón, C. J., Ordóñez, D. J. A. B., Nieto de Pascual, P. M. C. D. C., & Ordóñez, D. M. D. J. (2018). Change in vegetation cover and land use in Morelos, Mexico, from 2000 to 2009. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(46). <u>https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i46.135</u>

Espinosa, J., & Rivera, D. (2016). Vulnerabilidad Hídrica del Páramo Frente al Cambio de Uso del Suelo (Editorial).

Espinosa, J., Uribe, H., Arumí, J., Rivera, D., & Stehr, A. (2011). Vulnerabilidad del Recurso Hídrico respecto a actividades agrícolas en diferentes subcuencas del rio Limarí.

Espinosa Marín, J. A., Rivera, D., & Haro Prado, R. (2023). Generation of soil maps permeability. Case study in two cantons of Loja province, Ecuador. *Siembra*, 10(1), e4321. https://doi.org/10.29166/siembra.v10i1.4321

European Environment Agency. (2012). Corine Land Cover classes and RGB color codes. Recuperado de https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/corine-land-cover-2/corine-land-cover-classes-and

Ex SENAGUA. (2002). Mapa de cuencas hidrográficas del Ecuador escala 1:250000.

Fikadu, G., & Gamtesa, O. (2023). Impact of land use land cover change using remote sensing with integration of socio-economic data on Rural Livelihoods in the Nashe watershed, Ethiopia. *Heliyon*, 9(3), 12. <u>https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13746</u>

Florian, V. C., Salas, H. D., & Builes, J. A. (2021). Análisis de la precipitación y la evaporación en el Orinoco colombiano según los modelos climáticos regionales del experimento CORDEX-CORE. *TecnoLógicas*, 24 (52), e2144. <u>https://doi.org/10.22430/22565337.2144</u>

GAD Municipal de Pedro Moncayo. (2015). Actualización Plan de Desarrollo y Ordenamiento Territorial (PDyOT) de La parroquia rural de La Esperanza del Cantón Pedro Moncayo, Provincia de Pichincha. *Sistema Nacional de Información Del Ecuador*.

German, L., Vitale, J., Waldman, C., & Castañeda, N. (2019). Estimación de superficie de invernáculos en el Partido de La Plata, mediante dos algoritmos de Inteligencia Artificial en la Plataforma Google Earth Engine. XI Congreso de AgroInformática (CAI) - JAIIO 48. http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/88069

Gonzaga, C. A. (2015). Aplicación de índices de vegetación derivados de imágenes satelitales para análisis de coberturas vegetales en la provincia de Loja, Ecuador. *CEDAMAZ*, 5(1), 30–41. <u>https://revistas.unl.edu.ec/index.php/cedamaz/article/view/43/41</u>

Gordillo, R. M. C., & Castillo, S. M. Á. (2017). Cambio de uso del suelo en la cuenca del río Sabinal, Chiapas, México. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*. (En Línea), 4(10), 39–49. https://doi.org/10.19136/era.a4n10.803

Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1999). Status of Automatic Calibration for Hydrologic Models: Comparison with Multilevel Expert Calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(2), 135–143. <u>https://doi.org/10.1061/(asce)1084-0699(1999)4:2(135)</u>

Haro, P. R. X. (2020). *Estimación de la erosión actual de la sierra norte del Ecuador, utilizando Geo-información*. <u>http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/22854</u>

Hinojosa, J. A. C. (2019). *Modelo de erosión para cuencas hidrográficas del Ecuador*. [Universidad San Francisco de Quito]. <u>http://repositorio.usfq.edu.ec/handle/23000/8852</u>

Hydrologic Soil Group. (2021). Chapter 7 Hydrologic Soil Groups. https://directives.sc.egov.usda.gov/22526.wba

Instituto Espacial Ecuatoriano (IEE). (2013). *Memoria técnica cantón Pedro Moncayo proyecto: Generación de geo información para la gestión del territorio a nivel nacional escala 1: 25 000. Sistemas productivos.* <u>https://www.geoportaligm.gob.ec/descargas_prueba/pedro_moncayo.html</u>

Instituto Geográfico Militar (IGM). (2013a). *Mapa de geo pedología del Pedro Moncayo y Mapa escala 1:25000*. <u>https://www.geoportaligm.gob.ec/geoinformacion/</u>

Instituto Geográfico Militar (IGM). (2013b). *Mapa de uso y cobertura del Pedro Moncayo y Mapa escala 1:25000*. <u>https://www.geoportaligm.gob.ec/geoinformacion/</u>

Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). (2024). *Proyecciones Poblacionales*. Recuperado de <u>https://www.ecuadorencifras.gob.ec/proyecciones-poblacionales/</u>

Iturbide, M., Gutiérrez, J., M., Alves, L., M., Bedia, J., Cerezo-Mota, R., Cimadevilla, E., Cofiño, A., S., Luca, A., D., Faria, S., H., Gorodetskaya, I., V., Hauser, M., Herrera, S., Hennessy, K., Hewitt, H., T., Jones, R., G., Krakovska, S., Manzanas, R., Martínez-Castro, D., Narisma, G., T., ... Vera, C.,

S. (2020). An update of IPCC climate reference regions for subcontinental analysis of climate model data: definition and aggregated datasets. *Earth System Science Data*, 12(4), 2959–2970. https://doi.org/10.5194/essd-12-2959-2020

Jaafar, H. H., Ahmad, F. A., & El Beyrouthy, N. (2019). GCN250, new global gridded curve numbers for hydrologic modeling and design. *Scientific Data*, 6(1), 1–9. https://doi.org/10.1038/s41597-019-0155-x

Jaramillo, L. V., & Antunes, A. F. (2018). Detección de cambios en la cobertura vegetal mediante interpretación de imágenes Landsat por redes neuronales artificiales (RNA). Caso de estudio: Región Amazónica Ecuatoriana. *Revista de Teledetección*, *51*, 33. <u>https://doi.org/10.4995/raet.2018.8995</u>

Kafy, A. A., Rahman, A. F., Al Rakib, A., Akter, K. S., Raikwar, V., Jahir, D. M. A., Ferdousi, J. F., & Kona, M. A. (2021). Assessment and prediction of seasonal land surface temperature change using multi-temporal Landsat images and their impacts on agricultural yields in Rajshahi, Bangladesh. *Environmental Challenges*, 4. <u>https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100147</u>

Katusiime, J., Schütt, B., & Mutai, N. (2023). The relationship of land tenure, land use and land cover changes in Lake Victoria basin. *Land Use Policy*, *126*, 106542. <u>https://doi.org/10.1016/J.LANDUSEPOL.2023.106542</u>

Keenan, R. J., Reams, G. A., Achard, F., de Freitas, J. V., Grainger, A., & Lindquist, E. (2015). Dynamics of global forest area: Results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. In *Forest Ecology and Management* (Vol. 352, pp. 9–20). Elsevier B.V. <u>https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.06.014</u>

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <u>https://doi.org/10.2307/2529310</u>

Li, M., Han, S., & Shi, J. (2017). An enhanced ISODATA algorithm for recognizing multiple electric appliances from the aggregated power consumption dataset. *Energy and Buildings*, *140*, 305–316. <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.02.006</u>

López, F. J. A., Avi, J. R., & Fernández, M. V. A. (2018). Control estricto de matrices de confusión por medio de distribuciones multinomiales. *GeoFocus Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de La Información Geográfica*, 215–226. <u>https://doi.org/10.21138/gf.591</u>

Maillard, O., Aguilera, V., Uyuni, G., Bolivia, F. N., Totaitú, R., Castilla Y Calle, R., Barrio, L., Palmas, S., & Cruz De La Sierra, B. (2019). *Evaluation of deforestation and degradation detection using CLASlite: case study in a transition mountainous area from Bolivia*. https://earthexplorer.usgs.gov

Michellia, J. F., Hurtadoa, M., Aretab, J., & Muravchika, C. H. (2015). *Clasificación de imágenes* SAR polarimétricas utilizando el método EM y el modelo Gp0 Statistical signal processing applied to Radar, EEG and GNSS View project SAR Image classification View project. https://www.researchgate.net/publication/283730615

Mirás, A. J. M., Uriarte, D., Lakso, A. N., & Intrigliolo, D. S. (2016). Simulación del efecto del estado hídrico sobre el balance de carbono en vid empleando un modelo sencillo, VitiSim. https://www2.ual.es/SNIH16/web/Web/4-01.pdf

Montiel, G. R. (2019). *Análisis del proceso lluvia-escurrimiento en la cuenca Río Chapingo*. <u>https://hdl.handle.net/20.500.12098/935</u>

Mora, C. M. J., Bustamante, G. A., Cajuste, B. L., Vargas, L. S., Cruz, B. G. M., & Ramírez, J. J. (2019). Payments for hydrologic environmental services and forest cover dynamics in the iztaccíhuatl-popocatépetl region, Puebla. *Acta Agronomica*, *68*(2), 84–91. https://doi.org/10.15446/acag.v68n2.66291

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). *Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations*. <u>https://api.semanticscholar.org</u> Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P. (2015). Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, 58(6), 1763–1785. <u>https://doi.org/10.13031/trans.58.10715</u>

Murniningsih, S., & Anggraheni, E. (2016). Identification the effect of spatial land use variability using GIS at the upstream Ciliwung watershed. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, *11*(24), 14437–14442. <u>https://scholar.ui.ac.id/en/publications/identification-the-effect-of-spatial-land-use-variability-using-g</u>

Nacimba, C. D. T. (2021). Análisis de la transformación productiva del Ecuador. Caso de estudio: La actividad agrícola en la Zona de Planificación 4. *Universidad Andina Simón Bolívar*, Sede Ecuador. <u>http://hdl.handle.net/10644/8174</u>

Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, *10*(3), 282–290. <u>https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6</u>

Núñez, D. A. S., Pinilla, G. A., & Pineda, J. E. M. (2015). Efectos del uso del suelo en las propiedades edáficas y la escorrentía superficial en una cuenca de la Orinoquia Colombiana. *Colombia Forestal*, 18(2), 255–272. <u>https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2015.2.a06</u>

Ocampo, M. C., Fernández, A. C., Cerón, W. L., Canchala, T., Carvajal, E. Y., & Alfonso, M. W. (2022). A spatiotemporal assessment of the high-resolution CHIRPS rainfall dataset in southwestern Colombia using combined principal component analysis. *Ain Shams Engineering Journal*, *13*(5). https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101739

Ozdemir, H., & Elbaşı, E. (2015). Benchmarking land use change impacts on direct runoff in ungauged urban watersheds. In *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* (pp. 100–107). https://doi.org/10.1016/j.pce.2014.08.001

Poveda, S. Y., Bermúdez, C. M. A., & Gil, L. P. (2022). Evaluation of supervised classification methods for the estimation of spatiotemporal changes in the Merchán and Telecom paramos, Colombia. *Boletin de Geologia*, 44(2), 51–72. <u>https://doi.org/10.18273/revbol.v44n2-2022002</u>

Quinaucho, L. C. E., & Chumaña, C. W. S. (2023). Análisis de cobertura de uso de suelo mediante los datos satelitales de imágenes Landsat 7 y 8 para la región amazónica del Ecuador entre los años 2000 al 2022. <u>http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/25633</u>

Ramirez-Avila, J.J., Radcliffe, D.E., Osmond, D., Bolster, C., Sharpley, A., Ortega-Achury, S.L., Forsberg, A. and Oldham, J.L. (2017), Evaluation of the APEX Model to Simulate Runoff Quality from Agricultural Fields in the Southern Region of the United States. J. Environ. Qual., 46: 1357-1364. https://doi.org/10.2134/jeq2017.07.0258

Ramos, O. F. J. (2020). Análisis de imágenes satelitales LANDSAT 8 por componentes principales para identificación de zonas con mineralización por carbonatos de cobre en la región de Jolalpan, Puebla. <u>https://hdl.handle.net/20.500.12371/11628</u>

Reddy, B. S. N., Pramada, S. K., & Roshni, T. (2021). Monthly surface runoff prediction using artificial intelligence: A study from a tropical climate river basin. *Journal of Earth System Science*, 130(1). <u>https://doi.org/10.1007/s12040-020-01508-8</u>

Rodríguez, C. S. (2020). *Detección de cambios en imágenes multibanda mediante reducción de su dimensionalidad*. <u>https://oa.upm.es/63373/1/TFG_SERGIO_RODRIGUEZ_CORUJO.pdf</u>

Salas, A. V. M., Macedo, C. A., Paz, P. F., Ortiz, S. C., & Palacios, V. E. (2015). Modelación No Lineal De La Separación Del Flujo Base En Subcuencas De Chiapas, México. *Terra Latinoamericana*, 33(4), 285–297. <u>http://www.scielo.org.mx/article_plus.php?pid=S0187-57792015000400285&tlng=es&lng=es</u>

Sepúlveda, V. A., Saavedra, B. P., & Esse, C. (2019). Análisis de cambio de cobertura y uso de suelo en una subcuenca preandina chilena. Herramienta para la sustentabilidad productiva de un

territorio. *Revista Geográfica Norte Grande*, 72. <u>http://dx.doi.org/10.4067/S0718-</u> 34022019000100009

Serrano, N. V., Guillén, R. S., Watson, H. F., Solórzano, Q. M., & Gomez, C. N. (2022). AGRINNOVACIÓN 4.0: Herramienta metodológica de clasificación para determinación de áreas de producción de cultivos de ciclo corto. *Revista Tecnología En Marcha*. <u>https://doi.org/10.18845/tm.v35i5.6059</u>

Suárez., A. Z., Sepúlveda., D. O., Patarroyo., M. M., & Canaria., C. L. (2020). Mathematical model to estimate curves of intensity, duration and frequency of extreme rains in Tunja, Colombia. *Informacion Tecnologica*, *31*(1), 193–206. https://doi.org/10.4067/S0718-07642020000100193

Taiwo, B. E., Kafy, A. A., Samuel, A. A., Rahaman, Z. A., Ayowole, O. E., Shahrier, M., Rahman, M. T., Peter, O. T., & Abosede, O. O. (2023). Monitoring and predicting the influences of land useland cover change on cropland characteristics and drought severity using remote sensing techniques. *Environmental and Sustainability Indicators*, *18*. <u>https://doi.org/10.1016/j.indic.2023.100248</u>

Tarrillo, V. L. (2019). Análisis de los cambios de cobertura y uso del suelo con imágenes satelitales del distrito de Tacabamba años 2003 y 2018. [Universidad Nacional de Cajamarca]. http://hdl.handle.net/20.500.14074/2952

Tello, C. L., & Díaz, P. J. P. (2021). Análisis de la contaminación ambiental usando técnicas de teledetección y análisis de componentes principales. *TecnoLógicas*, 24(50), e1710. <u>https://doi.org/10.22430/22565337.1710</u>

Tezera, A., Chanie, T., Feyisa, T., & Jemal, A. (2016). Impact assessment of land useland cover change on soil erosion and rural livelihood in Andit Tid Watershed, North Shewa, Ethiopia. *Asia Pacific Journal of Energy and Environment*, 3(1), 1–10. <u>https://doi.org/10.18034/apjee.v4i2.242</u>

Thomas, A. D., Asare, A., Amponsah, W., Oppong, D. E., Agbeshie, A. A., Budu, M., Larbi, I., Akolgo, A. G., & Quaye, N. D. D. (2022). Performance evaluation of infiltration models under different tillage operations in a tropical climate. *Scientific African*, *17*, e01318. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2022.e01318

Urquia, J. E. (2018). Base Comparación de métodos de clasificación supervisada y no supervisada entre paquetes de procesamiento digital de imágenes. Complejo Tecnológico Simón Rodríguez. Edificio Sede Agencia Bolivariana para Actividades Espaciales-ABAE.

U.S. Department of agriculture (USDA). (2017a). *Estimation of direct runoff from storm rainfall* (draft)." In Chapter 10: Part 630 hydrology-national engineering handbook. Washington, DC. https://directives.sc.egov.usda.gov/OpenNonWebContent.aspx?content=17752.wba

U.S. Department of agriculture (USDA). (2017b). Hydrologic soil-cover complexes (draft)." In Chapter 9: Part 630 hydrology-national engineering handbook. *Washington, DC: USDA–Natural Resources Conservation Service*. <u>https://directives.sc.egov.usda.gov/OpenNonWebContent.aspx?</u> content=17758.wba

Vásconez, N. L., & Sevilla, H. C. (2018). Uso De Los Sensores Remotos En Mediciones Forestales. *European Scientific Journal, ESJ, 14*(15), 58. <u>https://doi.org/</u> <u>10.19044/esj.2018.v14n15p58</u>

Velasco, P. C. S. (2023). Análisis espaciotemporales y topográficos de la temperatura superficial de la tierra en diferentes tipos de uso del suelo en el cantón Pedro Moncayo-Ecuador (1990-2014). http://200.12.169.19/handle/25000/8169/browse?type=subject&order=ASC&rpp=20&value=CAMBI O+DE+USO+DE+SUELO

Veneros, J., García, L., Morales, E., Gómez, V., Torres, M., & López-Morales, F. (2020). Aplicación de sensores remotos para el análisis de cobertura vegetal y cuerpos de agua. *Idesia* vol.38 no.4 Arica dic. 2020

Wu, Q., Ramirez, A. J. J., & Song, J. (2023). *CUSCN30:* the dynamic dataset of Curve Number from 2008 to 2021 over conterminous United States" (2023). Bagley College of Engineering Publications and Scholarship. 12. <u>https://scholarsjunction.msstate.edu/bagley-publications/12</u>

Wu, Q., Ramirez Avila, J.J., Yang, J. et al. High-resolution Annual Dynamic dataset of Curve Number from 2008 to 2021 over Conterminous United States. *Sci Data* 11, 207 (2024). https://doi.org/10.1038/s41597-024-03044-2

Zeng, Z., Tang, G., Hong, Y., Zeng, C., & Yang, Y. (2017). Development of an NRCS curve number global dataset using the latest geospatial remote sensing data for worldwide hydrologic applications. *Remote Sensing Letters*, 8(6), 528–536. <u>https://doi.org/10.1080/2150704X.2017.1297544</u>

Satélite	Fecha	Bandas/Metadatos	Combinación RGB	Resolución espacial
sat 5	23/03/1986	"LT05_L1TP_010060_19860323_20200917_02_T1_B1.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860323_20200917_02_T1_B2.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860323_20200917_02_T1_B3.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860323_20200917_02_T1_B4.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860323_20200917_02_T1_B4.TIF"		
Land	15/09/1986	"LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_B1.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_B2.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_B3.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_B4.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_B4.TIF" "LT05_L1TP_010060_19860915_20200917_02_T1_MTL.txt"	– Banda: 3, 2 y I	
	18/04/2013	"LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_B2.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_B3.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_B4.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_B5.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_QA_PIXEL.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130418_20200912_02_T1_QA_PIXEL.TIF"		30 metros
Landsat 8	04/05/2013	"LC08_L1TP_010060_20130504_20200913_02_T1_B2.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130504_20200913_02_T1_B3.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130504_20200913_02_T1_B4.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130504_20200913_02_T1_B5.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130504_20200913_02_T1_MTL.txt"	Banda: 4, 3 y 2	
	25/09/2013	"LC08_L1TP_010060_20130925_20200912_02_T1_B2.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130925_20200912_02_T1_B3.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130925_20200912_02_T1_B4.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130925_20200912_02_T1_B5.TIF" "LC08_L1TP_010060_20130925_20200912_02_T1_MTL.txt"		

Apéndice 1. Imágenes Landsat empleadas en el estudio.



Apéndice 2. Clasificaciones no supervisadas mediante ISODATA y ACP sobre las bandas originales. A) marzo 1986, B) septiembre 1986, C) abril 2013 y D) septiembre 2013

Esta imagen utiliza la paleta de colores del Corine Land Cover proporcionada por European Environment Agency, 2012



Apéndice 3. Mapas de uso y cobertura 1986, escala 1: 50 000. A) Mapa de Uso y Cobertura, marzo 1986; B) Mapa de Uso y Cobertura, septiembre 1986

Esta imagen utiliza la paleta de colores del Corine Land Cover proporcionada por European Environment Agency, 2012

Apéndice 4. Mapas de uso y cobertura 2013, escala 1: 50 000. A) Mapa de Uso y Cobertura, abril 2013; B) Mapa de Uso y Cobertura, septiembre 2013.



Esta imagen utiliza la paleta de colores del Corine Land Cover proporcionada por European Environment Agency, 2012

	Marzo, 1986						
COBERTURA	S. urbano	Bosque	V. herbácea	Cultivares y mosaicos agrícolas	Pastizales	Páramos y V. arbustiva	TOTAL
S. urbano	10	0	0	0	0	0	10
Bosque	0	36	0	0	0	0	36
V. herbácea	0	10	15	3	0	0	28
Cultivares y mosaicos agrícolas	0	1	0	123	14	0	138
Pastizales	0	8	0	5	100	0	113
Páramos y V. arbustiva	0	1	0	0	5	55	61
TOTAL	10	56	15	143	107	55	386
	Índice kap	pa: 0.84		Gra	ado de acuerdo	84 %, Casi perfect	to
			Septiembre,	1986			
S. urbano	13	0	0	0	0	0	13
Bosque	0	41	0	0	0	0	41
V. herbácea	0	10	29	0	0	0	39
Cultivares y mosaicos agrícolas	0	16	0	44	7	0	67
Pastizales	0	3	0	14	145	0	162
Páramos y V. arbustiva	0	0	1	0	1	62	64
TOTAL	13	70	30	58	153	62	386
	Índice kappa: 0.82 Grado de acuerdo: 82 %, Casi perfecto						

Apéndice 5. Índice kappa y Matriz de confusión para los periodos de 1986 (Periodo húmedo y seco).

	Abril, 2013						
COBERTURA	S. urbano	Bosque	V. herbácea	Cultivares y mosaicos agrícolas	Pastizales	Páramos y V. arbustiva	TOTAL
S. urbano	31	0	0	1	0	0	32
Bosque	0	15	0	0	0	0	15
V. herbácea	0	0	13	5	3	0	21
Cultivares y mosaicos	0	1	0	106	6	0	206
agrícolas	0	-	0	190	0	0	200
Pastizales	0	1	0	21	50	2	74
Páramos y V. arbustiva	0	0	0	0	1	37	38
TOTAL	31	20	13	223	60	39	386
	Índice ka	ppa: 0.82		Gra	ado de acuerdo:	: 82 %, Casi perfecto	
			Septiembre	e, 2013			
S. urbano	44	0	0	2	0	0	46
Bosque	0	52	0	0	0	0	52
V. herbácea	0	1	19	0	5	0	25
Cultivares y mosaicos	0	0	0	76	7	0	02
agrícolas	0	7	0	70	1	0	92
Pastizales	0	14	0	7	105	0	126
Páramos y V. arbustiva	0	0	0	7	0	36	43
TOTAL	44	76	19	92	117	36	384
	Índice kappa: 0.83 Grado de acuerdo: 83 %, Casi perfecto						

Apéndice 6. Índice kappa y Matriz de confusión para los periodos de 2013 (Periodo húmedo y seco).



Apéndice 7. Mapas de NC para los dos periodos del año 1986 en condiciones normales. De izquierda a derecha. A) NC, marzo 1986 y B) NC, septiembre 1986.



