



SUSCEPTIBILIDAD PARA INCENDIOS DE CUBIERTA VEGETAL: UNA EVALUACIÓN DESDE LOS MÉTODOS MULTICRITERIO Y RADIOFRECUENCIA (CANTÓN COTACACHI, ECUADOR)

PAÚL ARIAS-MUÑOZ^{1,2*} , LUIS CHUMA-POMASQUI¹ ,
PABLO CORONADO-CACUANGO¹ , GABRIEL JÁCOME-AGUIRRE^{1,2}

¹Laboratorio de Geociencias y Medio Ambiente (GEOMA), Carrera de Recursos Naturales Renovables, Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales, Universidad Técnica del Norte (UTN), 100105 Ibarra, Ecuador.

²Grupo de Investigación en Manejo y Recuperación de Suelos y Aguas, Gestión Territorial y Cambio Climático (MAGECLIM). Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales, Universidad Técnica del Norte (UTN), 100150 Ibarra, Ecuador.

RESUMEN. En Ecuador, alrededor de 11688,88 hectáreas de cobertura vegetal se perdieron en el 2023 producto de los 1495 incendios de cobertura vegetal (ICV) registrados. Por ello, la presente investigación tuvo como objetivo determinar áreas susceptibles a ICV para el cantón Cotacachi en Ecuador y en sus dos zonas diferenciadas. Para evaluar la susceptibilidad a ICV en un entorno SIG se aplicaron los métodos multicriterio de Proceso de Análisis Jerárquico (AHP) y Radio Frecuencia (RF). Para ello, se establecieron 11 factores clasificados en topográficos (altitud, pendiente del terreno, orientación del terreno), climáticos (precipitación, temperatura, evapotranspiración potencial, déficit hídrico y velocidad del viento) y antrópicos (cobertura de suelo, cercanía a carreteras y cercanía a espacios agrícolas). Después, se obtuvieron los modelos espacialmente explícitos y los resultados fueron validados con la curva ROC y el área bajo la curva (AUC). Los resultados muestran que alrededor del 47% del territorio presenta peligro extremo a los ICV según el método multicriterio AHP y un 53% del cantón según el método RF, presentando una mayor concentración en la zona subtropical que en la zona andina. Los valores del rendimiento muestran que, después de comparar los modelos con información de focos de calor del sistema FIRMS-NASA del periodo 2000-2020, se obtuvo un AUC: 0,824 para el modelo AHP y un valor AUC: 0,902 para el modelo RF. Mientras que, al compararlo con los incendios históricos del periodo 2018-2020, se obtuvo un AUC: 0,748 para el modelo AHP y un valor AUC: 0,755 para el modelo RF. Finalmente, se concluye que los modelos multicriterio AHP y RF presentaron resultados y rendimientos similares con mínimas diferencias.

Susceptibility to vegetation cover fires: an evaluation using multi-criteria and radio frequency methods (Cotacachi Cantón, Ecuador)

ABSTRACT. In Ecuador, around 11688.88 hectares of vegetation cover were lost in 2023 due to 1495 registered vegetation cover fires (ICV).. Therefore, this research aimed to determine areas susceptible to ICV for the Cotacachi cantón in Ecuador and its two differentiated zones. To evaluate the susceptibility to ICV in a GIS environment, the multi-criteria methods of Analytic Hierarchy Process (AHP) and Radio Frequency (RF) were applied. For this purpose, 11 factors were established classified into topographic (altitude, slope, terrain orientation), climatic (precipitation, temperature, potential evapotranspiration, water deficit and wind speed) and anthropic (land cover, proximity to roads and proximity to agricultural areas). Afterwards, spatially explicit models were obtained, and the results were validated with the ROC curve and the area under the curve (AUC). The results show that around 47% of the territory is at extreme risk of ICV according to the AHP multi-criteria method and

53% of the canton according to the RF method, with a higher concentration in the subtropical zone than in the Andean zone. The performance values show that after comparing the models with heat spot information from the FIRMS-NASA system for the period 2000-2020, an AUC of 0.824 was obtained for the AHP model and an AUC value of 0.902 for the RF model. While, when compared with historical fires from the period 2018-2020, an AUC of 0.748 was obtained for the AHP model and an AUC value of 0.755 for the RF model. Finally, it is concluded that the AHP and RF multi-criteria models presented similar results and performances with minimal differences.

Palabras clave: Fuego, cobertura vegetal, análisis multicriterio, radiofrecuencia, Cotacachi.

Key words: Fire, vegetation cover, multi-criteria analysis, radio frequency, Cotacachi.

Recibido: 10 Noviembre 2023

Aceptado: 29 Febrero 2024

***Correspondencia:** Paúl Arias Muñoz, Laboratorio de Geociencias y Medio Ambiente (GEOMA), Carrera de Recursos Naturales Renovables, Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales, Universidad Técnica del Norte (UTN), 100105, Ibarra-Ecuador. E. mail: dparias@utn.edu.ec

1. Introducción

Los ecosistemas son dinámicos y vulnerables a perturbaciones como los incendios, los cuales, a través del tiempo han configurado su estructura, composición y distribución geográfica (del Campo Parra-Lara y Bernal-Toro, 2010; Martelo-Jiménez y Vargas Ríos, 2022). Los incendios forestales se consideran como una de las principales perturbaciones debido a la capacidad de propagarse sin control, consumir todo el material vegetal y cambiar las propiedades del suelo (Cheng *et al.*, 2023). Si bien es cierto que el efecto directo se centra en la pérdida de la cobertura vegetal por donde se propagó el fuego (Tyukavina *et al.*, 2022), existen otros efectos adicionales como cambios en la flora y fauna, alteraciones edáficas, hídricas y paisajísticas (Bargali *et al.*, 2022; Cheng *et al.*, 2023; Doerr y Shakesby, 2006; He *et al.*, 2002). Autores como del Campo Parra-Lara y Bernal-Toro (2010) definen a estos eventos como incendios de cobertura vegetal (ICV), debido a que el bosque forma parte de un conjunto heterogéneo de coberturas vegetales y no representa ninguna barrera que impida la propagación del fuego hacia otras coberturas.

Para identificar la susceptibilidad a incendios de cobertura vegetal (ICV) actualmente se integran los Sistemas de Información Geográfica (SIG) dentro de varios enfoques metodológicos: regresión logística (Rodrigues *et al.*, 2018), análisis multicriterio (Eugenio *et al.*, 2016), redes neurales (Naderpour *et al.*, 2021), radio frecuencia (De Santana *et al.*, 2021; Hong *et al.*, 2017; Jaafari y Mafi Gholami, 2017) e incluso el uso del *machine learning* (Reyes-Bueno y Loján-Córdova, 2022).

Los ICV se originan y propagan debido a factores ambientales y antrópicos (del Campo Parra-Lara y Bernal-Toro, 2010). Entre los factores ambientales destacan los topográficos como la pendiente o la altitud y los meteorológicos como la temperatura o la precipitación (Abedi Gheshlaghi, 2019; Eugenio *et al.*, 2016). En cambio, los factores antrópicos son producto de las costumbres o de la cercanía a actividades humanas (Tebbutt *et al.*, 2021; Vélez Muñoz, 2000). En Sudamérica, gracias a estudios realizados en países como Colombia, Brasil y Ecuador, se ha identificado que los factores con un papel crucial en la generación de incendios son de tipo meteorológico como la temperatura, la precipitación y la humedad. Factores como la cobertura y uso de suelo (CUS), la proximidad a carreteras, la orientación del terreno y la pendiente del terreno tienen un rol condicionante (De Santana *et al.*, 2021; Martelo-Jimenez y Vargas Ríos, 2022; Pazmiño, 2019).

Considerando que los incendios forestales causaron la pérdida de 6566,66 hectáreas de cobertura vegetal en Ecuador debido a 1.249 incidentes registrados en 2022, las investigaciones actuales son realmente insuficientes (Servicio Nacional de Gestión de Riesgos y Emergencias, 2022). Imbabura se encuentra entre las cinco provincias con mayor número de incendios en 2022 (Servicio Nacional de Gestión de Riesgos y Emergencias, 2022), y dentro de ella el cantón Cotacachi ha experimentado una importante exposición a los incendios forestales. No obstante, pese a estos antecedentes, aún no existen estudios previos sobre la susceptibilidad de este tipo de incendios en este cantón ecuatoriano.

Por ese motivo, el objetivo principal de este estudio fue desarrollar modelos espacialmente explícitos para zonificar la susceptibilidad a ICV en el cantón Cotacachi, que empleen dos enfoques metodológicos y combinen factores topográficos, climáticos y sociales en un entorno SIG. De este modo, se aplicaron y compararon dos métodos: el multicriterio para clasificar las diferentes categorías y la radiofrecuencia basada en la frecuencia de datos con la finalidad de modelar la susceptibilidad a incendios. Los objetivos específicos fueron a) evaluar el rendimiento de los modelos al compararlos con ICV históricos registrados y con los focos de calor o anomalías térmicas detectadas por satélites y procesadas por el sistema NASA FIRMS, y b) comparar el peligro de incendios entre las zonas ecológicas diferenciadas en el cantón por condiciones climáticas y topográficas.

2. Área de estudio

El cantón Cotacachi se ubica entre las coordenadas $0^{\circ}18'0''$ N, $78^{\circ}16'0''$ W y se localiza en la provincia Imbabura al norte de Ecuador (Fig. 1). Es el cantón más extenso de la provincia y el sexto con mayor extensión de la región interandina con una superficie de 1815,09 km². La geomorfología del cantón se caracteriza por la presencia de una zona interandina y de estribaciones de la Cordillera Oriental que se caracterizan por la presencia de relieves volcánicos, montañas, colinas, zonas deprimidas y valles (Gobierno Autónomo Descentralizado de Cotacachi, 2015). En el cantón existe un desnivel de 4439 metros. En la parte alta se encuentra el volcán Cotacachi a una altitud de 4939 m.s.n.m. y en la parte baja desde los 500 m s.n.m. están los valles subtropicales.

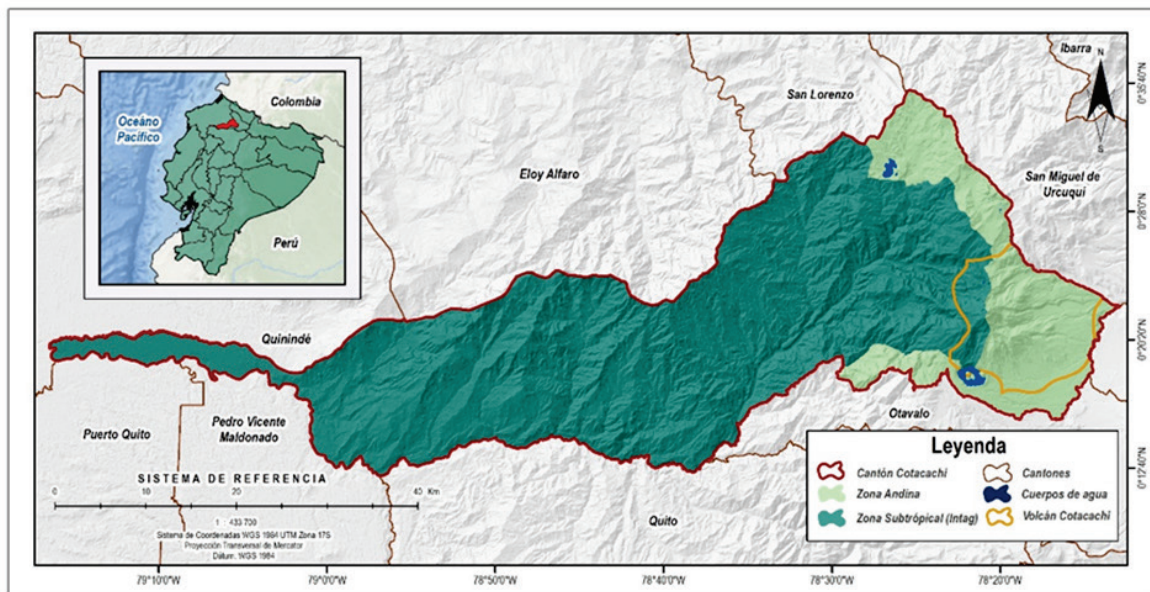


Figura 1. Ubicación del área de estudio. Cantón Cotacachi, Imbabura – Ecuador. Sistema de referencia de coordenadas WGS 1984 UTM, Zona 17 Sur.

El clima del cantón presenta una precipitación media anual de 1450 mm y una temperatura media de 16,4 °C. Sin embargo, debido a las condiciones topográficas y climáticas se diferencian dos zonas: la andina y la subtropical (Gobierno Autónomo Descentralizado de Cotacachi, 2015). El promedio de temperatura en la zona andina oscila entre los 14-22 °C y la precipitación entre 500-1000, mientras que la zona subtropical oscila entre los 16-32°C y la precipitación entre 1200-3000 mm/año.

De acuerdo con la información del último Censo de Población y Vivienda realizado en Ecuador en el año 2022 y publicado por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2023), en el cantón conviven 53001 habitantes, de los cuales el 80% vive en el sector rural. La población rural se asienta en pequeños núcleos no consolidados alrededor de cultivos, pastos, vegetación arbustiva, bosques y hasta cerca de los páramos. Un páramo es un tipo de ecosistema andino con un clima típico tropical de alta montaña, cuya temperatura media ronda los 7 °C y su precipitación fluctúa entre 700 y 3000 mm/año con bajas intensidades de lluvia (Buytaert *et al.*, 2006). Este ecosistema en el cantón ocupa una superficie alrededor del 12% (Gobierno Autónomo Descentralizado de Cotacachi, 2015).

3. Metodología

3.1. Selección de Variables y Obtención de Datos

El registro histórico obtenido desde la plataforma del Instituto de Investigaciones Espaciales de Brasil (INPE) evidenció que para el periodo 2000-2020 se produjeron de 890 focos de calor y anomalías térmicas en el cantón Cotacachi, donde el 50,8% ocurrió en bosques nativos, 25,06% en el páramo, 11,21% en matorral, 5,03% en vegetación herbácea y el 7,67% restante en los cultivos. Esta información, junto con los datos de las condiciones particulares del cantón y la revisión de literatura, permitió identificar los factores que causan y condicionan los ICV. De este modo se clasificaron a los factores ICV en tres tipos: climáticos, topográficos y antrópicos. Los factores climáticos considerados fueron precipitación, temperatura, déficit hídrico, evapotranspiración potencial (ETP) y velocidad del viento (Eugenio *et al.*, 2016; Kane *et al.*, 2015; Pazmiño, 2019). Los factores topográficos seleccionados fueron altitud, pendiente y orientación del terreno, y los factores antrópicos fueron evaluados a través de la cobertura y uso de suelo (CUS), la cercanía a vías de comunicación y la cercanía a espacios agrícolas (Sivrikaya y Küçük, 2022). En la Tabla 1 se presenta información sobre cada uno de estos factores e incluye su descripción y la fuente de datos, mientras que en la Figura 2 se muestran las características geoespaciales de cada una de estas variables.

Tabla 1. Factores utilizados en la generación de modelos de susceptibilidad a ICV

Tipo	Factor	Descripción	Fuente
Topográfico	Altitud	Información de SRTM DEM con 30 m de resolución espacial.	https://opentopography.org/
	Pendiente del terreno		
	Orientación del terreno		
Climáticos	Precipitación	Datos de precipitación INAMHI periodo (1986-2015).	http://www.inamhi.gob.ec
	Temperatura	Datos de temperatura INAMHI periodo (1986-2015)	http://www.inamhi.gob.ec
	Evapotranspiración potencial	Información derivada de la temperatura	
	Déficit Hídrico	Información derivada de la precipitación y temperatura	
	Velocidad del viento	Datos de velocidad del viento INAMHI periodo (1990-2020).	http://www.inamhi.gob.ec

Antrópicos	Cobertura y uso del suelo	GeoTIFF Sentinel-2 Land Use-Land Cover (10 m de resolución).	https://livingatlas.arcgis.com/landcover/
	Proximidad a vías de comunicación	Información de vías a escala 1:50.000.	https://www.geoportalligm.gob.ec
	Proximidad a espacios agrícolas	GeoTIFF Sentinel-2 Land Use-Land Cover.	https://livingatlas.arcgis.com/landcover/

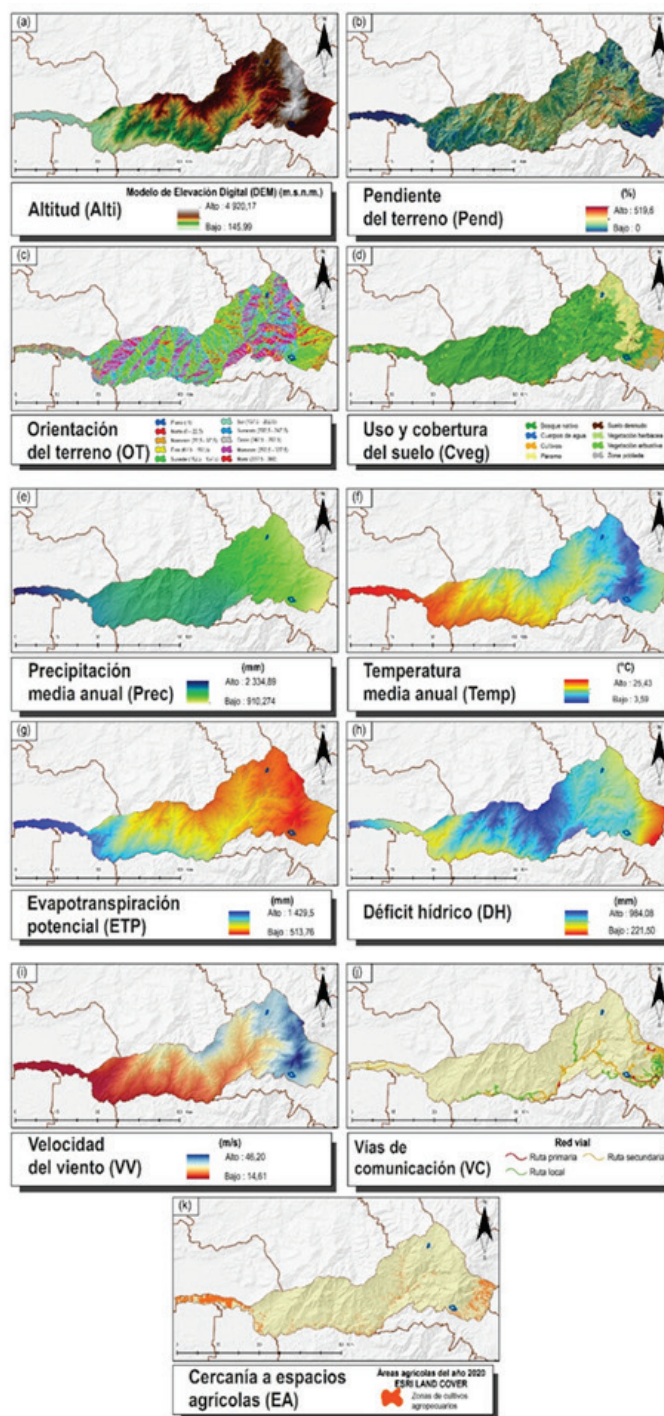


Figura 2. Factores de la susceptibilidad a ICV: (a) Altitud; (b) Pendiente del terreno; (c) Orientación del terreno; (d) Uso y cobertura del suelo; (e) Precipitación media anual; (f) Temperatura media anual; (g) Evapotranspiración potencial; (h) Déficit hídrico; (i) Velocidad del viento; (j) Vías de comunicación; y (k) Cercanía a espacios agrícolas.

3.1.1. Factores topográficos

Altitud. Al aumentar la altitud disminuye el riesgo de incendio a las coberturas vegetales (Eugenio *et al.*, 2016). En el territorio este factor se encuentra relacionado directamente con la presencia de la cordillera de los Andes que constituye una barrera topográfica que divide y aísla las masas de aire provenientes de la cordillera y genera precipitaciones de origen orográfico (Garreaud *et al.*, 2009). Para el modelo AHP se determinaron cinco intervalos utilizando la «regla práctica del intervalo». En este método se establecen cinco rangos mediante la suma y resta de la desviación estándar al valor promedio. El nivel de susceptibilidad se estableció mediante una relación inversamente proporcional entre altitud y susceptibilidad de incendio. Para el modelo RF, en cambio, el tipo de susceptibilidad se obtiene después de ejecutar un análisis estadístico bivalente mediante la comparación del registro histórico de los focos de calor FIRMS y las cinco clases de altitud del terreno obtenidas.

Pendiente del terreno. El fuego se expande más rápido cuando se incrementa la pendiente de terreno (Bonora *et al.*, 2013). Este factor se calculó en el software ArcGIS 10.8 a partir del modelo digital de elevación SRTM-DEM. Para el modelo AHP, las pendientes se clasificaron en cinco rangos, por su grado de susceptibilidad, donde: <5% susceptibilidad muy baja, 5-12% susceptibilidad baja, 12-25% susceptibilidad moderada, 25-45% susceptibilidad alta y >45% susceptibilidad muy alta. Para el modelo FR se utilizaron los mismos rangos de la pendiente, pero su nivel de susceptibilidad fue determinado utilizando el mismo proceso que fue empleado para la altitud.

Orientación del terreno. La orientación del terreno contribuye a la susceptibilidad de un terreno a ICV y a su propagación (Maingi y Henry, 2007). Por ejemplo, a diferencia de las laderas orientadas al oeste, las orientadas al este pueden recibir menos lluvia durante la estación lluviosa en algunas zonas ecuatoriales debido a los patrones de viento y precipitaciones. El resultado es que la vegetación es más propensa a ICV en las laderas orientales (Abedi Gheshlaghi, 2019). La orientación del terreno se determinó usando el SRTM-DEM en el software ArcGIS 10.8, obteniendo ocho clases de orientaciones que para el modelo AHP se clasificaron en cinco rangos, por su grado de susceptibilidad. De este modo, la orientación plana fue considerada con susceptibilidad muy baja, la orientación oeste fue considerada con susceptibilidad baja, las orientaciones sur y suroeste fueron definidas con susceptibilidad moderada, las orientaciones norte, sureste, noreste, fueron consideradas con susceptibilidad alta y para la orientación este se estableció una susceptibilidad muy alta. Para el modelo RF se usaron las ocho clases de orientaciones, pero su nivel de susceptibilidad se determinó usando el mismo proceso que fue empleado para la altitud.

3.1.2. Factores climáticos

Precipitación media anual. Este factor influye directamente en la ocurrencia de incendios, ya que el riesgo extremo se produce en zonas con escasas precipitaciones (Morante-Carballo *et al.*, 2022; Pazmiño, 2019). El mapa de precipitación se elaboró utilizando información de 11 estaciones meteorológicas para el periodo 1986-2015 proveniente del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología del Ecuador (INAMHI). La interpolación se realizó en el software ArcGIS 10.8 empleando el método IDW (*Inverse Distance Weight*). Este método estima valores de las celdas al calcular de manera efectiva los promedios de los valores de puntos de datos vecinos de cada celda (Johnston *et al.*, 2001). Finalmente, se establecieron cinco intervalos utilizando la «regla práctica del intervalo». El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se estableció con una relación inversamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y precipitación. Para el modelo RF se ejecutó el estadístico bivalente entre las clases definidas y el registro histórico de los focos de calor FIRMS.

Temperatura media anual. A medida que se incrementa la temperatura aumenta la probabilidad de ocurrencia de un incendio en coberturas vegetales (Sivrikaya y Küçük, 2022). Esta variable se obtuvo después de aplicar el método IDW de interpolación, con los datos temperatura media mensual de 1985-

2013 de 13 estaciones meteorológicas del INAMHI. Para ello, se utilizaron las ecuaciones (1) y (2) propuestas por (Fries *et al.*, 2009).

$$T_{Det} = T_{mensual} + (r(Z_{Det} - Z_{estación})) \quad (1)$$

Donde T_{Det} es la temperatura determinada, $T_{mensual}$ es el valor de la temperatura mensual de la estación, r es el valor de (nx) de la ecuación de la recta, Z_{det} altitud referencial, $Z_{estación}$ altitud de la estación.

$$T_{real} = T_{Det} + (r(Z^{DEM} - Z_{Det})) \quad (2)$$

Donde T_{Det} corresponde a la temperatura determinada, r valor de nx de la ecuación, Z^{DEM} (X, Y) es el DEM del área de estudio, Z_{Det} valor de altitud referencial.

Finalmente, se establecieron cinco intervalos utilizando la regla práctica del intervalo. El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se estableció con una relación directamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y temperatura. Por otra parte, para el modelo RF se realizó el mismo proceso utilizado en la precipitación.

Evapotranspiración potencial. Un aumento de la temperatura provoca una mayor evapotranspiración, lo que se traduce en una menor humedad del suelo y una mayor vulnerabilidad de la cubierta terrestre a la ignición (Zhao *et al.*, 2021). Se calculó la evapotranspiración potencial (ETP) con las ecuaciones 3, 4, 5 y 6 las cuales provienen del método de Thornthwaite (1948). Finalmente, se establecieron cinco intervalos utilizando la regla práctica del intervalo. El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se determinó aplicando una relación directamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y la ETP. Para el modelo RF se realizó el mismo proceso utilizado en la precipitación.

$$ETP_{Tho} = e * L \quad (3)$$

Donde e es la evapotranspiración mensual no ajustada y L es el factor de corrección mensual establecido según la latitud.

$$e = 16 * (10 * tm/I)^a \quad (4)$$

Donde tm es la temperatura media, I es el índice anual de calor y a es la variable establecida.

$$a = 0,000000675 * I^3 - 0,0000771 * I^2 + 0,01792 * I + 0,49239 \quad (5)$$

$$Ij = \left(\frac{tm}{5}\right)^{1.514} \quad (6)$$

Donde Ij es Índice de calor mensual y tm es temperatura mensual en °C.

Déficit hídrico. El déficit hídrico se puede utilizar como una variable más precisa para reflejar el impacto de la precipitación acumulada en el contenido de agua de la vegetación, y su relación con el nivel de su combustibilidad necesaria para iniciar los procesos de ignición y combustión (Eugenio *et al.*, 2016; Kane *et al.*, 2015). El déficit hídrico se calculó con la ecuación (7), propuesta por Thornthwaite y Matter (1955) para calcular el balance hídrico. Como resultado, los valores negativos se consideran déficit y los positivos como excedente. Finalmente, se establecieron cinco intervalos utilizando la regla práctica del intervalo. El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se determinó aplicando la relación directamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y el déficit hídrico. Para el modelo RF se realizó el mismo proceso utilizado en la precipitación.

$$DH = P - PET \quad (7)$$

Donde DH , es el déficit hídrico, P es igual a precipitación y PET hace referencia a la evapotranspiración potencial.

Velocidad del viento. La velocidad del viento influye en la intensidad de un incendio forestal al reducir el contenido de humedad de la vegetación y suministrar oxígeno para la combustión (Bradstock *et al.*, 2012). Además, el viento desempeña un papel crucial en el control de la propagación del fuego, influido por la orientación y la pendiente (Pazmiño, 2019). Esta variable se obtuvo después de interpolar,

con el método IDW, un conjunto de datos de 18 estaciones meteorológicas del INAMHI para el periodo 1990-2020. Finalmente, se establecieron cinco intervalos utilizando la regla práctica del intervalo. El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se determinó aplicando una relación directamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y la velocidad del viento. Para el modelo RF se realizó el mismo proceso utilizado en la precipitación.

3.1.3. Factores Antrópicos

Cobertura y uso del suelo. Las características particulares de cada cobertura vegetal definen la adaptabilidad de los ecosistemas para responder al fuego, al poder inhibirlo o propagarlo (Martelo-Jimenez y Vargas Ríos, 2022). Se utilizó la información de cobertura y uso de suelo del año 2020 desarrollado por la plataforma Esri Land Cover, a partir de imágenes Sentinel-2 con una resolución espacial de 10 m (Karra *et al.*, 2021). Así, se clasificaron ocho coberturas de suelo: bosque nativo, cuerpos de agua, cultivos, páramo, suelo desnudo, vegetación herbácea, vegetación arbustiva y zona urbana. Para la validación se usaron 385 coordenadas geográficas de las coberturas como puntos de control y se empleó el índice Kappa, el cual relaciona los acuerdos observados entre los datos de clasificación y los datos de referencia (Cohen, 1960). El resultado Kappa fue de 0,8, lo cual, según Landis y Koch, (1977) presenta una exactitud considerable. Finalmente, los cinco rangos de susceptibilidad para el modelo AHP se asignaron con referencia a estudios realizados en la provincia de Imbabura por Anrango *et al.* (2020) o Arias-Muñoz *et al.* (2020) a excepción de las coberturas de cuerpos de agua, suelo urbano y suelo desnudo, a los cuales se asignó una categoría nula. Para el modelo FR se ejecutó el estadístico bivalente entre las categorías de suelo y el registro histórico de los focos de calor FIRMS.

Proximidad a vías de comunicación. El área limítrofe a redes viales y centros poblados influyen en la ocurrencia de ICV (Zambon *et al.*, 2019). La cercanía a vías se evaluó calculando en un entorno SIG la distancia espacial a las vías de comunicación desde todos los sectores del territorio. Se establecieron cinco intervalos utilizando la «regla práctica del intervalo». El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se determinó aplicando una relación inversamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y la cercanía a vías. Para el modelo RF se ejecutó el estadístico bivalente entre las clases definidas y el registro histórico de los focos de calor FIRMS.

Cercanía a espacios agrícolas. En varias regiones del mundo se ha demostrado que existe una relación entre las actividades humanas y la ocurrencia de incendios forestales (Sivrikaya y Küçük, 2022). Generalmente, los agricultores consideran al fuego como una herramienta para la eliminación de residuos agrícolas (Vélez Muñoz, 2000). Sin embargo, en países como Colombia, Ecuador y Perú, los cultivos ilícitos tienen una gran incidencia en la propagación de este tipo incendios (Tebbutt *et al.*, 2021). Por ese motivo, se delimitaron los espacios agrícolas a partir de la información del CUS. La distancia entre las áreas de producción agrícola y el resto de los sectores del cantón fueron determinados en el software ArcGIS 10.8. Para esto, se establecieron cinco categorías utilizando la regla práctica del intervalo. El nivel de susceptibilidad para el modelo AHP se determinó aplicando una relación inversamente proporcional entre susceptibilidad de incendio y la cercanía a espacios agrícolas. Para el modelo RF se realizó el mismo proceso utilizado en la variable cercanía a vías de comunicación.

3.2. Generación de Modelos Espacialmente Explícitos de Susceptibilidad a ICV

Los modelos de susceptibilidad a ICV se desarrollaron bajo dos enfoques metodológicos: a) Multicriterio de Proceso Analítico Jerárquico (AHP) y b) Radio Frecuencia (RF).

3.2.1. Método Multicriterio por Procesos Analíticos Jerárquicos (AHP)

Para obtener un modelo de susceptibilidad a ICV en el área de estudio se utilizó el Proceso Analítico Jerárquico (AHP). El AHP es uno de los métodos multicriterio más utilizados por su fácil aplicabilidad, ya que utiliza varios criterios para la construcción de matrices a partir de comparaciones con sistemas de contrapesos a fin de establecer los niveles de importancia entre los elementos (Saaty, 1980). La importancia relativa de las variables de susceptibilidad se analizó comparando dos factores simultáneamente y estableciendo jerarquías entre los factores según su influencia en la susceptibilidad. Para que los pesos ponderados se consideren válidos se debe calcular el coeficiente de coherencia (CR) de la matriz y obtener un valor de 0,10 (Eugenio *et al.*, 2016). Para ello se emplearon las ecuaciones (8), (9) y (10).

$$CR = \frac{CI}{Rci} \quad (8)$$

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{(n-1)} \quad (9)$$

$$Rci = \frac{1.98 \cdot (n-2)}{n} \quad (10)$$

Donde λ_{max} es el máximo auto vector de la matriz, n es el número de variables utilizadas, CI es el coeficiente de consistencia y Rci es el llamado índice de consistencia aleatoria.

El valor CR obtenido fue de -0,096, por lo que la matriz se considera consistente. A continuación, con los valores ponderados obtenidos se obtuvo la ecuación (11) que define la susceptibilidad a ICV. Con base en esta ecuación se aplicó un algebra de mapas en un entorno SIG, y así se generó el modelo espacialmente explícito de susceptibilidad a ICV. La información geoespacial se utilizó con una resolución espacial uniforme de 30 m. Los valores máximos y mínimos obtenidos tras aplicar la ecuación (11) para la susceptibilidad a los incendios forestales se han considerado para definir las categorías de susceptibilidad. Estos valores son 5 y 0, respectivamente, considerando que las masas de agua, áreas sin vegetación y las zonas urbanas tienen una susceptibilidad nula a este tipo de incendios. Finalmente, la susceptibilidad se clasificó en cinco clases divididas en intervalos iguales: muy baja, baja, moderada, alta y muy alta (Abedi Gheshlaghi *et al.*, 2020; Eugenio *et al.*, 2016).

$$\begin{aligned} \text{Susceptibilidad AHP} = & CUS \times 0,2805 + ETP \times 0,1151 + Pend \times 0,1084 + Prec \times \\ & 0,1058 + Temp \times 0,685 + OT \times 0,0666 + DH \times 0,0672 + PCV \times 0,0555 + EA \times \\ & 0,0555 + Alti \times 0,0458 + VV \times 0,0329 \end{aligned} \quad (11)$$

Donde CUS es cobertura y uso de suelo; ETP es evapotranspiración potencial; Pend es pendiente del territorio; Prec es precipitación; Temp es temperatura media; OT es orientación del terreno; DH es déficit hídrico; PVC es proximidad a vías de comunicación; EA es cercanía a espacios agrícolas; Alti es altitud y VV es velocidad del viento.

3.2.2. Método de Radio frecuencia (RF)

El método de RF, por su parte, también es considerado de fácil comprensión, ya que emplea la frecuencia estadística para relacionar los factores causales del evento con la presencia de eventos pasados registrados (Jaafari y Mafi Gholami, 2017; Liao y Carin, 2009). Al ser un método bivariado, se asociaron los factores causales de susceptibilidad con los focos de calor o anomalías de calor (FIRMS), obtenidos desde el portal del Instituto Nacional de Investigaciones Espaciales de Brasil (INPE). El INPE tiene una base de datos de puntos de calor para América del Sur desde 1998, y para Ecuador hay datos desde 2000. Para el área de estudio, se identificaron 874 focos de calor para el periodo 2000-2020 provenientes de los satélites AQUA, GOES, NOAA, TERRA, ASTR y TRMM (Fig. 3). El proceso para obtener este modelo de susceptibilidad a ICV consistió en utilizar el 75% de los datos FIRMS para el entrenamiento del modelo y el 25% restante para la validación.

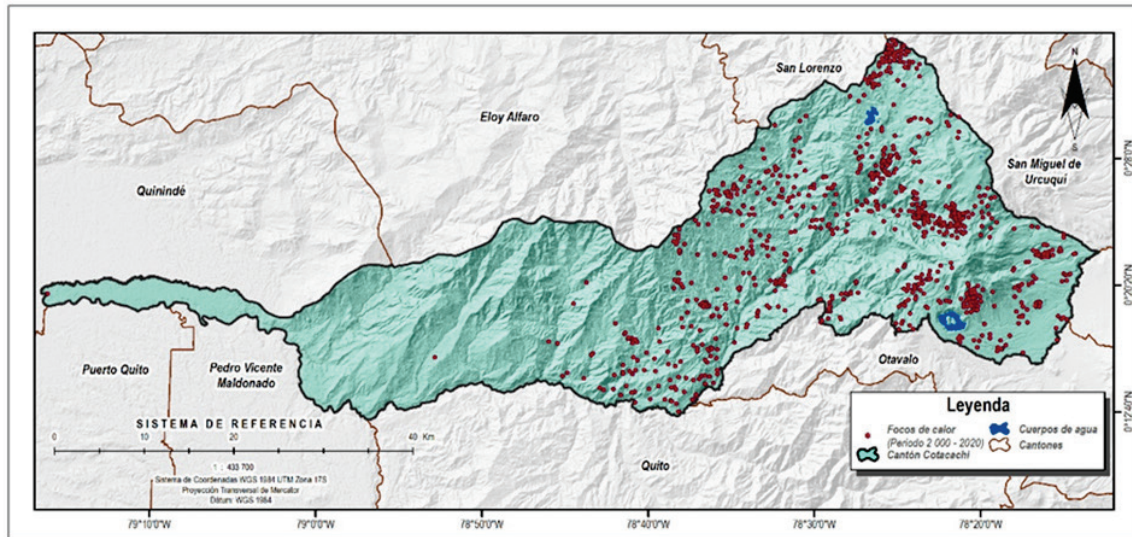


Figura 3. Focos de calor obtenido de INPE, periodo 2000–2020 para el cantón Cotacachi.

Después, su clasificación fue modificada en función del peso obtenido a partir de la frecuencia relativa y los focos de calor para generar una nueva clasificación de los factores. La jerarquización de los valores entre las ponderaciones mostró un mejor peso relativo real entre los factores que se refiere a la densidad real. De este modo, con los valores ponderados se desarrolló la ecuación (12) de susceptibilidad a ICV por método RF. Al igual que con el método AHP se empleó esta ecuación para desarrollar el modelo espacialmente explícito de susceptibilidad a ICV. En un entorno SIG se estandarizaron los datos y finalmente se clasificaron en cinco clases divididas en intervalos iguales: muy baja, baja, moderada, alta y muy alta.

$$\text{Susceptibilidad RF} = CUS \times 756 + ETP \times 555 + Pend \times 100 + Prec \times 416 + Temp \times 453 + OT \times 100 + DH \times 208 + PCV \times 103 + EA \times 100 + Alt \times 542 + VV \times 100 \quad (12)$$

Donde CUS es cobertura y uso de suelo; ETP es evapotranspiración potencial; Pend es pendiente del territorio; Prec es precipitación; Temp es temperatura media; OT es orientación del terreno; DH es déficit hídrico; PVC es proximidad a vías de comunicación; EA es cercanía a espacios agrícolas; Alt es altitud y VV es velocidad del viento.

3.3. Validación de los Modelos

El modelo fue validado utilizando el 25% de los focos de calor o anomalías térmicas registrados para el área de estudio y los incendios históricos registrados por el Servicio Nacional de Gestión de Riesgos y Desastres de Ecuador. Dicha información se cruzó espacialmente con las categorías de susceptibilidad alta y muy alta, con el fin de comprobar si el peligro extremo identificado en los modelos se acercaba a la realidad del territorio. La comprobación se realizó aplicando el área bajo de la curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*) que se utilizó para determinar la precisión de un mapa de susceptibilidad a los ICV (Anrango *et al.*, 2020; De Santana *et al.*, 2021). Este método permite analizar los valores de verdadero positivo y falso positivo en cada punto de la curva. El área bajo la curva (AUC) puede clasificarse en cinco categorías: 1 a 0,9 = excelente, 0,9 a 0,8 = muy buena, 0,8 a 0,7 = buena, 0,7 a 0,6 = media, y >0,6 = mala (Abedi Gheshlaghi *et al.*, 2020). Finalmente, en la Figura 4 se presenta un esquema gráfico de la metodología utilizada.

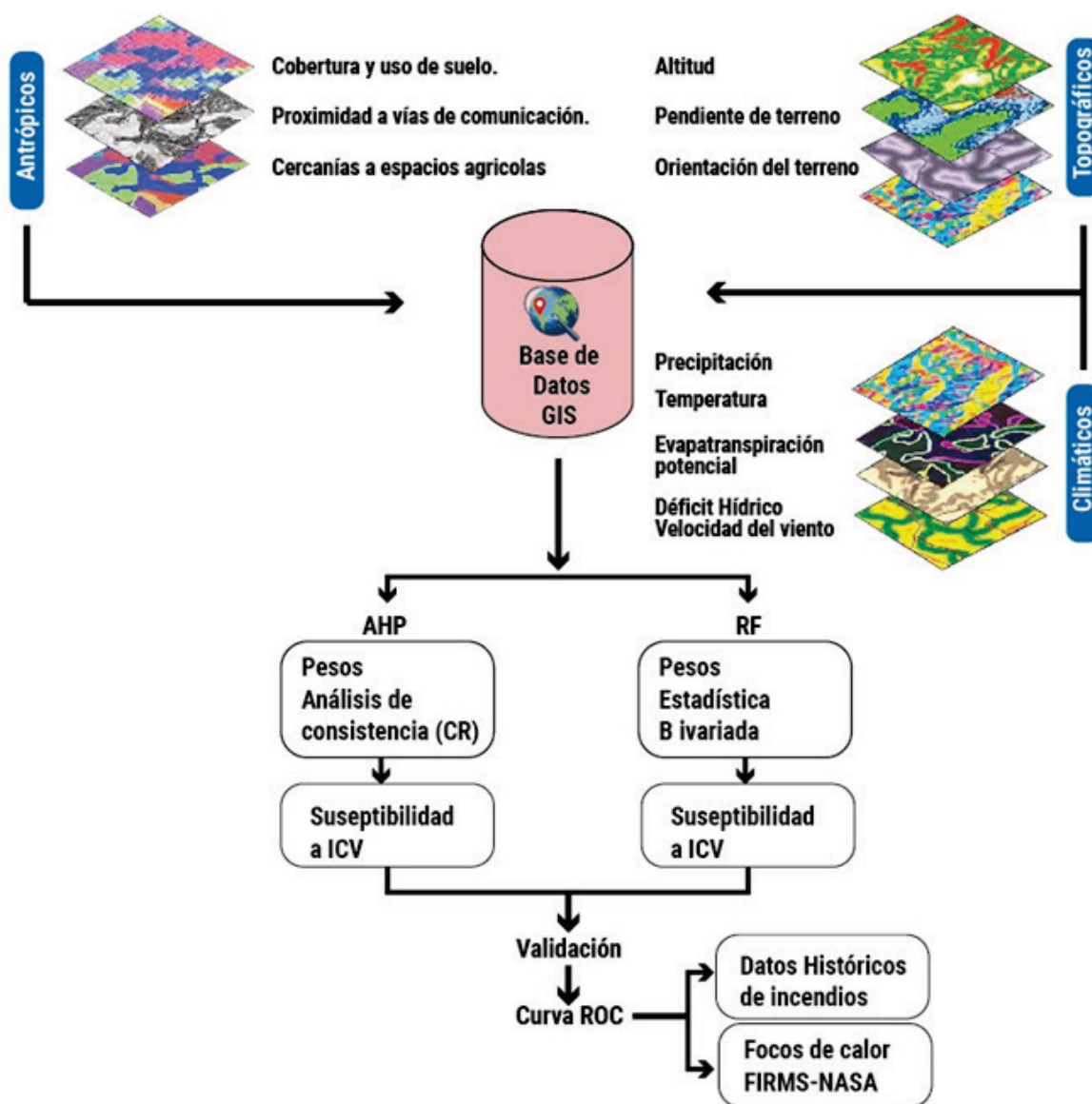


Figura 4. Esquema gráfico de la metodología.

4. Resultados

4.1. Modelo AHP de Susceptibilidad a Incendios de Cobertura Vegetal

Los resultados del modelo AHP muestran que alrededor del 51,41% del cantón presenta susceptibilidad alta y muy alta ante ICV. Estas zonas propensas a incendios se concentran en zonas pertenecientes al sector oriental del cantón y en el sector suroccidental (Fig. 5). Esta susceptibilidad se concentra en las siguientes coberturas: bosque nativo (34,85%), páramo (7,22%) y cultivos (3,50%). Por otro lado, como Cotacachi presenta dos zonas, la andina y la subtropical también se diferenciaron la variación de la susceptibilidad. La zona subtropical presenta más peligro extremo (susceptibilidad alta) porque se presenta en un 39,03% respecto al 12,39 % que presenta la zona andina (Fig. 6).

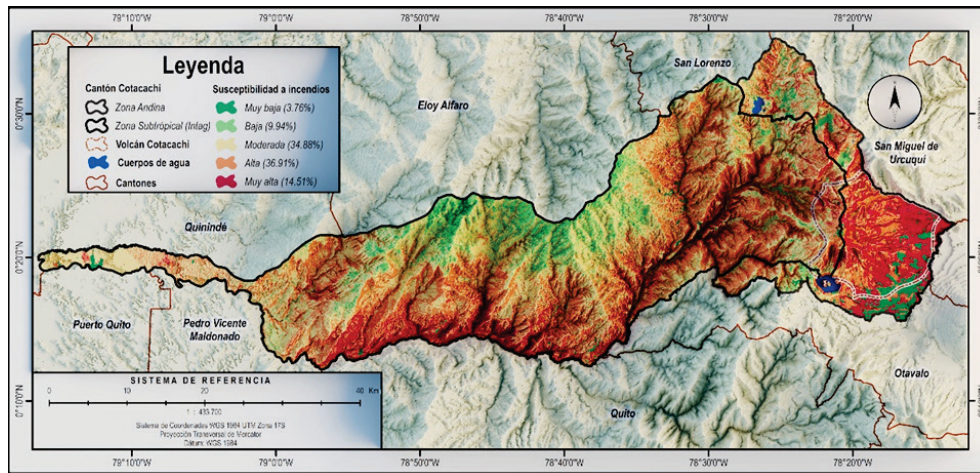


Figura 5. Susceptibilidad a incendios en el cantón Cotacachi, modelo AHP.

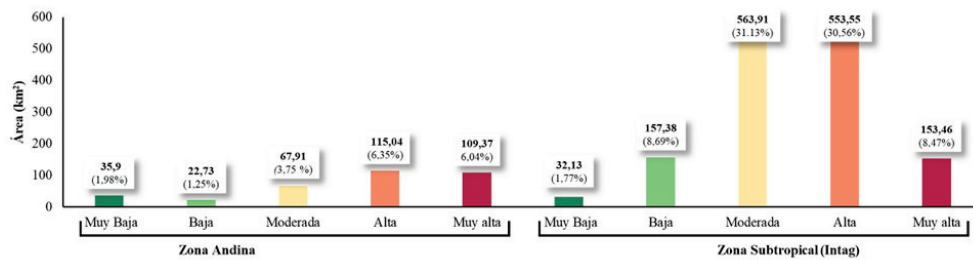


Figura 6. Niveles de susceptibilidad para la zona andina y subtropical, modelo AHP.

4.2. Modelo RF de susceptibilidad a incendios de cobertura vegetal

Los resultados del modelo RF muestran que alrededor del 47,56% del cantón presenta susceptibilidad alta y muy alta ante ICV (Fig. 7). A diferencia de lo obtenido en el modelo AHP estas zonas propensas a incendios se concentran principalmente en zonas localizadas en el sector oriental del cantón. Sin embargo, en este modelo se observa que la susceptibilidad a este tipo de incendios además de concentrarse en las coberturas: bosque nativo (25,84%), páramo (10,79%) también se presenta en la vegetación herbácea y arbustiva (7,47%). Como en el modelo AHP se observa que la zona más propensa a estos incendios es la subtropical, porque un 30,15% del territorio presenta peligro extremo (susceptibilidad alta y alta) a diferencia del 12,63 % de la región andina (Fig. 8). De ahí que, en la región andina el peligro extremo se mantiene similar en ambos modelos, sin embargo, la susceptibilidad alta se reduce respecto al modelo RF.

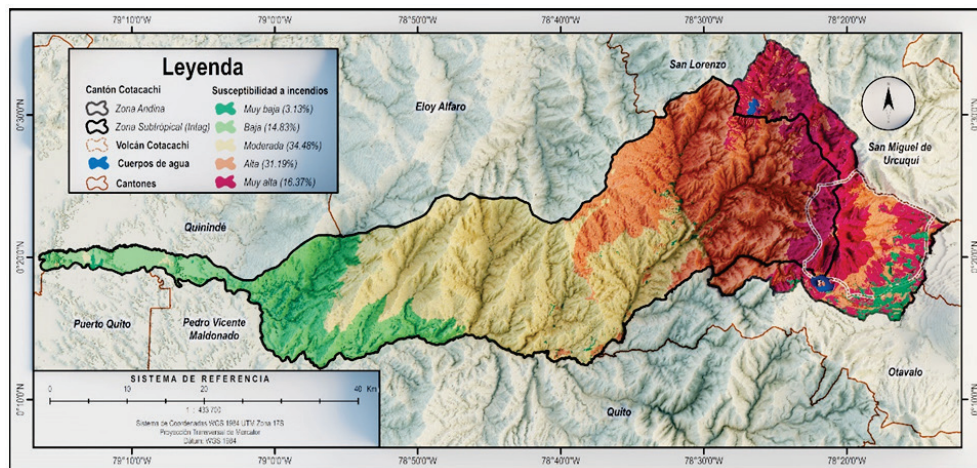


Figura 7. Susceptibilidad a incendios en el cantón Cotacachi, modelo RF.

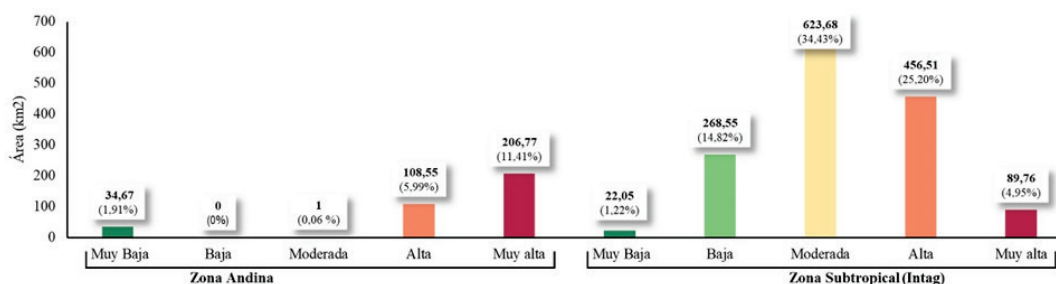


Figura 8. Niveles de susceptibilidad para la zona andina y subtropical, modelo RF.

4.3. Validación de los modelos

La curva ROC estimó la precisión los modelos AHP y RF generados (Fig. 9). La validación estadística para los focos de calor del sistema FIRMS muestra que el modelo AHP es muy bueno con un valor de AUC: 0,824 y que el modelo RF es excelente con un valor AUC: 0,902. La validación estadística para los incendios históricos muestra que el modelo AHP es bueno con un valor de AUC: 0,748 y que el modelo RF también es bueno con un valor AUC: 0,755.

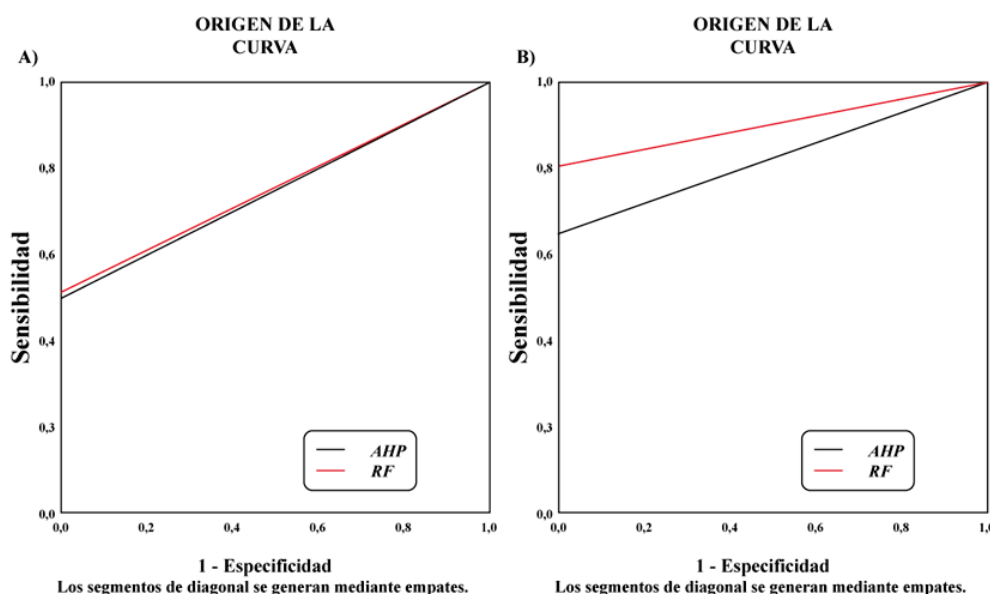


Figura 9. Curva ROC para validación estadística. A) Comparación de modelos con información de incendios de cobertura vegetal históricos. B) Comparación de modelos con focos de calor.

5. Discusión

5.1. Rendimiento de los modelos AHP y RF

Las decisiones ambientales a menudo complejas se basan en conocimientos multidisciplinarios que incorporan ciencias naturales, ciencias sociales, incluso, la política y la ética (García Leyton y Baldasano Recio, 2004; Huang *et al.*, 2011). Sin embargo, la toma de decisiones resulta cada vez más difícil por razones como: a) la nula o escasa información disponible o b) el conflicto de intereses. Ambas incrementan la incertidumbre en los datos y reduce la precisión de los resultados (Huang *et al.*, 2011). Por ello, la integración de la información técnica de tipo heterogénea e incierta requiere la opinión de expertos, lo cual se puede alcanzar con la aplicación de métodos como el multicriterio o de radio frecuencia (Linkov *et al.*, 2006).

Ambos métodos permiten incorporar variables en el análisis, pero mediante procesos estadísticos y probabilísticos se asignan ponderaciones con el fin de determinar y respetar la mayor o menor influencia en la generación de varios fenómenos (Saaty, 1980; Liao y Carin, 2009). El método de radio frecuencia es uno de los métodos más empleados porque es capaz de ejecutar análisis estadísticos bivariantes y de ponderar el efecto de cada factor en el análisis de los riesgos naturales (Tehrany *et al.*, 2015). Aunque casi todas las metodologías de análisis de decisiones comparten pasos similares de organización en la construcción de la matriz de decisión, son las metodologías multicriterio y de radio frecuencia las de más fácil comprensión para sintetizar la información y clasificar las alternativas por relevancia e influencia (Saaty, 1980; Liao y Carin, 2009).

Son varios los estudios enfocados al análisis de los riesgos naturales que llegan a ser útiles por la ventaja de combinar técnicas multicriterio o de RF con los SIG (De Santana *et al.*, 2021; Sivrikaya y Küçük, 2022). La razón es que ambos métodos permiten la identificación espacial de espacios susceptibles a riesgos naturales como es el caso de los incendios de cobertura vegetal (Arias-Muñoz *et al.*, 2020; De Santana *et al.*, 2021; Hong *et al.*, 2017).

Otra ventaja es que, a diferencia de otras alternativas como la aplicación de redes neuronales o técnicas de *machine learning*, no es necesario utilizar programas de software especializados. Sin embargo, tanto el AHP como el RF presentan una desventaja a la sensibilidad a los datos de entrada (Huang *et al.*, 2011; Linkov *et al.*, 2006). Ello es debido a que la selección de los datos de entrada y las preferencias de los expertos pueden causar variación en los resultados por la subjetividad de las opiniones, por lo que la efectividad y precisión de los resultados depende de realizar procesos de validación.

Los resultados de este estudio facilitaron una buena representación cartográfica de la susceptibilidad a ICV usando tanto el modelo AHP como el RF. Los valores del área bajo la curva (AUC) muestran que ambos modelos presentaron mejor validación comparando con los datos de los focos de calor (FIRMS) que con los incendios históricos registrados. Los valores AUC obtenidos, al utilizar la información de FIRMS, son de 0,824 y 0,902 para los modelos AHP y RF, respectivamente, mientras que los valores AUC derivados de la información de incendios históricos son de 0,748 y 0,755 para los modelos AHP y RF, respectivamente. Esto demostraría que los rendimientos de los modelos son similares, pero cambian su rendimiento según la información geoespacial con la que se valida. Por otro lado, estos valores AUC son similares a los encontrados en otros trabajos que utilizaron el RF u otros modelos de cartografía de susceptibilidad a incendios. Así, está el modelo obtenido por De Santana *et al.* (2021) con un valor AUC de 0,81 en su modelación de incendios forestales en el bosque del Corredor Central del Atlántico en Brasil; o el obtenido por Hong *et al.* (2017) en un estudio de susceptibilidad a ICV en la zona de Yihuan (China) que es de 0,81.

En Ecuador, existen pocos estudios que desarrollen la cartografía de este tipo de incendios, y que a la vez sea validada estadísticamente. A diferencia de Estacio y Narváez (2012) que, después de identificar las áreas susceptibles a incendios de cobertura vegetal en el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ), no validaron su modelo con el empleo de la estadística, Reyes-Bueno y Loján-Córdova (2022) obtuvieron un valor AUC de 0,825 para uno de sus modelos en el estudio desarrollado en sur de Ecuador, en la provincia de Loja. También están los estudios desarrollados por Anrango *et al.* (2020) en el cantón Ibarra con un valor AUC: 0,862, o por Arias-Muñoz *et al.* (2020) en la subcuenca del río Mataquí, en la provincia de Imbabura, con un valor AUC: 0,95.

5.2. Condiciones y factores de susceptibilidad a ICV

Los resultados de la susceptibilidad a ICV muestran una tendencia similar en ambos modelos, porque mientras, en el modelo multicriterio (AHP) un 51,42% del territorio presenta peligro extremo (susceptibilidad alta y muy alta), en el modelo de radio frecuencia (FR) un 47,56% del territorio presenta este tipo de peligro. Las zonas de susceptibilidad alta y muy alta generalmente se concentran en el sector

oriental del territorio, excepto en zonas urbanas y en cuerpos de agua. El patrón de susceptibilidad alta y muy alta se alinea con regiones caracterizadas por altas temperaturas, cobertura natural y pendientes pronunciadas, lo que contribuye a la propagación de los incendios.

La temperatura media en el cantón Cotacachi es de 16,4 °C aproximadamente; sin embargo, normalmente las áreas de alta susceptibilidad superan esta temperatura promedio. Esto demuestra que existe una fuerte correlación entre el aumento de la temperatura y la incidencia de ICV, similar a la correlación con la evapotranspiración potencial (Sivrikaya y Küçük, 2022). A medida que aumenta el déficit hídrico de la zona, también lo hace su susceptibilidad a los incendios. Cuando la disponibilidad de agua, en ambos modelos, cae por debajo de 605 mm dentro de la cubierta vegetal, el riesgo de incendio aumenta. Esto se debe a la correlación inversa entre la cantidad de precipitación y el riesgo de ICV (Morante-Carballo *et al.*, 2022). En Cotacachi, los valores de susceptibilidad disminuyen a medida que aumenta la precipitación. En ambos modelos, cuando la precipitación media anual es menor a 1490 mm, existe alta susceptibilidad al fuego.

En cuanto a la pendiente, se concluye que la frecuencia de incendios forestales es mayor en pendientes superiores al 35% (Eugenio *et al.*, 2016). La susceptibilidad a este tipo de incendios aumenta a medida que se incrementa el grado de la pendiente, ya que la inclinación favorece el ascenso de aire caliente y la propagación del fuego se ve afectada por la acumulación de calor (Bonora *et al.*, 2013). Además, se determinó que la distancia a las carreteras sí es un factor que influye en la ocurrencia de incendios de cobertura vegetal. Esto sugiere que la proximidad a núcleos urbanos y la cercanía a actividades antrópicas influye en la susceptibilidad (Sivrikaya y Küçük, 2022). La presencia de vías de comunicación tiende a desencadenar este tipo de incendios (Zambon *et al.*, 2019).

Las variables climáticas influyen directamente en el origen de estos fenómenos y también en el desarrollo de las actividades humanas, especialmente la agricultura. En particular, durante los meses secos de agosto y septiembre, aumenta la frecuencia de incendios forestales. Así lo corroboran datos del Servicio Nacional de Gestión de Riesgos y Desastres de Ecuador, que indican que el 59% de los incendios registrados entre el 2018 y 2020 ocurrieron durante estos meses. Por otro lado, la susceptibilidad baja a ICV se concentra en los sectores occidentales del cantón, ya que aquí predominan bosques pluviales porque la precipitación puede llegar a alcanzar hasta 2334 mm. En general, las cubiertas naturales son sensibles al fuego porque carecen de estrategias adaptativas a este fenómeno, excepto las cubiertas como el bosque pluvial que presentan más resiliencia porque se localizan en un clima con alta pluviosidad (Martelo-Jimenez y Vargas Ríos, 2022). El déficit de agua tiene un impacto directo en la alta susceptibilidad del cantón, ya que los bajos índices de humedad aumentan la combustibilidad (Casado y Gil, 2006).

Por último, en sectores de alta o muy alta susceptibilidad, muchos estudios indican la posibilidad de implementar acciones y estrategias que ayuden a reducirla o mitigarla (Úbeda y Sarricolea, 2016). De acuerdo con las particulares condiciones geográficas y socioeconómicas de los asentamientos humanos y ecosistemas subtropicales y montañosos andinos, se considera que la implementación de algunas estrategias sería compleja o inviable. En el cantón Cotacachi, donde el uso del suelo, la temperatura y la orientación de las laderas son factores claves en la propagación de los incendios, algunas estrategias viables serían los cortafuegos, las torres de observación y monitoreo meteorológico constante de las zonas con susceptibilidad alta y muy alta para mejorar la toma de decisiones en base a datos técnico-científicos (Pazmiño, 2019; Úbeda y Sarricolea, 2016).

6. Conclusiones

Los resultados de la susceptibilidad a incendios de cobertura vegetal (ICV) muestran que los modelos multicriterio (AHP) y radio frecuencia (RF) presentaron resultados y rendimientos similares, con mínimas diferencias. El modelo multicriterio AHP establece que el 51,42% del territorio presenta peligro extremo a ICV producto de la presencia de zonas con susceptibilidad alta y muy alta, el modelo

RF establece que un 47,56% del territorio presenta este tipo de peligro. Los modelos de multicriterio AHP y RF desarrollados resultaron fiables para representar la susceptibilidad a ICV en el cantón Cotacachi y no presentan diferencias significativas.

Después de validar ambos modelos con información de focos de calor recopilados entre los años 2000-2020 y con registros de incendios registrados entre los años 2018-2020, los valores AUC fluctúan entre 0,74 y 0,902. Estos valores categorizan a los modelos entre buenos y excelentes, dependiendo de los insumos utilizados para la validación. No obstante, una lectura más próxima a la realidad brindaría el proceso de validación efectuado con los incendios históricos, más que con los focos de calor (FIRMS) a pesar de que los modelos presentan un mejor rendimiento al comparar con los datos FIRMS, ya que éstos no necesariamente se traducen en incendios. Bajo este antecedente, ambos modelos presentan rendimientos similares con un AUC: 0,748 para el modelo AHP y un AUC: 0,755 para el modelo RF. La diferencia en el área bajo la curva tampoco se consideraría significativa, por lo tanto, se concluye que ambos modelos presentan rendimientos similares en el establecimiento de zonas susceptibles a ICV.

En ambos modelos el peligro extremo a ICV es mayor en la zona subtropical que en la zona andina, incluso 3 veces más. Además, la susceptibilidad alta se concentra en ecosistemas sensibles como bosques nativos y páramos. Finalmente, la implementación de medidas como líneas cortafuegos, torres de observación y monitoreo meteorológico para desarrollo de un Sistema de Alerta Temprana (SAT) servirán para generar una gestión adecuada al riesgo de incendio, donde la prevención es el eje central.

Agradecimientos

Agradecemos el apoyo brindado por la Universidad Técnica del Norte, Facultad de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias y Ambientales y Carrera de Ingeniería en Recursos Naturales Renovables para la realización de esta investigación.

Referencias

- Abedi Gheshlaghi, H., 2019. Using GIS to Develop a Model for Forest Fire Risk Mapping. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 47(7), 1173-1185. <https://doi.org/10.1007/s12524-019-00981-z>
- Abedi Gheshlaghi, H., Feizizadeh, B., Blaschke, T., 2020. GIS-based forest fire risk mapping using the analytical network process and fuzzy logic. *Journal of Environmental Planning and Management* 63(3), 481-499. <https://doi.org/10.1080/09640568.2019.1594726>
- Anrango, S., Chingal, M., Arias-Muñoz, P., 2020. Zonificación de Cobertura Vegetal Propensa a Incendios en el Cantón Ibarra: Una Mirada al Centro Poblado Más Grande de la Cuenca del Río Mira. En: P. Aguirre (Ed.). *Riesgos Naturales en la cuenca del río Mira. Variabilidad del clima, deslizamientos, incendios y vulnerabilidad volcánica*, pp. 57-74. Cuivillier Verlag. <https://sustentabilidadyambiente.files.wordpress.com/2020/12/riesgos-naturales-en-la-cuenca-del-rio-mira.pdf>
- Arias-Muñoz, P., Encarnación, G., Díaz, A., Herrera, F., 2020. Zonificación de Áreas Propensas a Incendios de Cobertura Vegetal en la Subcuenca del Río Mataquí ubicada en la Provincia Imbabura. En P. Aguirre (Ed.). *Riesgos Naturales en la cuenca del río Mira. Variabilidad del clima, deslizamientos, incendios y vulnerabilidad volcánica*, pp. 41-56. Cuivillier Verlag. <https://sustentabilidadyambiente.files.wordpress.com/2020/12/riesgos-naturales-en-la-cuenca-del-rio-mira.pdf>
- Bargali, H., Calderon, L. P. P., Sundriyal, R., Bhatt, D., 2022. Impact of forest fire frequency on floristic diversity in the forests of Uttarakhand, western Himalaya. *Trees, Forests and People* 9, 100300. <https://doi.org/10.1016/j.tfp.2022.100300>
- Bonora, L., Claudio Conese, C., Marchi, E., Tesi, E., Montorselli, N. B., 2013. Wildfire Occurrence: Integrated Model for Risk Analysis and Operative Suppression Aspects Management. *American Journal of Plant Sciences* 04 (03), 705-710. <https://doi.org/10.4236/ajps.2013.43A089>

- Bradstock, R. A., Williams, R. J., Gill, A. M., 2012. *Flammable Australia: Fire regimes, biodiversity and ecosystems in a changing world*. CSIRO publishing.
- Buytaert, W., Céleri, R., De Bièvre, B., Cisneros, F., 2006. Hidrología del páramo andino: Propiedades, importancia y vulnerabilidad. Cuenca. Recuperado: http://www.paramo.org/files/hidrologia_paramo.pdf
- Casado, A. L., Gil, V., 2006. Consecuencias de la variación de la disponibilidad hídrica en la cuenca del arroyo El Belisario, Buenos Aires, Argentina. <https://repo.unlpam.edu.ar/handle/unlpam/2561>
- Cheng, Y., Luo, P., Yang, H., Li, H., Luo, C., Jia, H., Huang, Y., 2023. Fire effects on soil carbon cycling pools in forest ecosystems: A global meta-analysis. *Science of The Total Environment* 895, 165001. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165001>
- Cohen, J., 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement* 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- de Santana, R. O., Delgado, R. C., Schiavetti, A., 2021. Modelling susceptibility to forest fires in the Central Corridor of the Atlantic Forest using the frequency ratio method. *Journal of Environmental Management* 296, 113343. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113343>
- del Campo Parra-Lara, Á., Bernal-Toro, F. H., 2010. Incendios de cobertura vegetal y biodiversidad: Una mirada a los impactos y efectos ecológicos potenciales sobre la diversidad vegetal. *El hombre y la máquina* 35, 67-81. <https://www.redalyc.org/pdf/478/47817140008.pdf>
- Doerr, S. H., Shakesby, R. A., 2006. Forest fire impacts on catchment hydrology: A critical review. *Forest Ecology and Management* 234, S161. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2006.08.212>
- Estacio, J., Narváez, N., 2012. Incendios forestales en el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ): Conocimiento e intervención pública del riesgo. *Letras Verdes: Revista Latinoamericana de Estudios Socioambientales* 11, 27-52. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5444128>
- Eugenio, F. C., Dos Santos, A. R., Fiedler, N. C., Ribeiro, G. A., Da Silva, A. G., Dos Santos, Á. B., Paneto, G. G., Schettino, V. R., 2016. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, Brazil. *Journal of Environmental Management* 173, 65-71. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.021>
- Fries, A., Rollenbeck, R., Göttlicher, D., Nauß, T., Homeier, J., Peters, T., Bendix, J., 2009. Thermal structure of a megadiverse Andean Mountain ecosystem in southern Ecuador and its regionalization. *ERDKUNDE* 63(4), 321-335. <https://doi.org/10.3112/erdkunde.2009.04.03>
- García Leyton, L. A., Baldasano Recio, J. M., 2004. Aplicación del análisis multicriterio en la evaluación de impactos ambientales [Tesis de Doctorado, Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://doi.org/10.5821/dissertation-2117-94140>
- Garreaud, R. D., Vuille, M., Compagnucci, R., Marengo, J., 2009. Present-day South American climate. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 281(3-4), 180-195. <https://doi.org/10.1016/j.palaeo.2007.10.032>
- Gobierno Autónomo Descentralizado de Cotacachi, 2015. Plan de desarrollo y ordenamiento territorial. Cantón Cotacachi. GAD Cotacachi. <https://www.imbabura.gob.ec/phocadownloadpap/K-Planes-programas/PDOT/Cantonal/PDOT%20COTACACHI.pdf>
- He, H. S., Mladenoff, D. J., Gustafson, E. J., 2002. Study of landscape change under forest harvesting and climate warming-induced fire disturbance. *Forest Ecology and Management* 155(1-3), 257-270. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(01\)00563-1](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(01)00563-1)
- Hong, H., Naghibi, S. A., Moradi Dashtpajardi, M., Pourghasemi, H. R., Chen, W., 2017. A comparative assessment between linear and quadratic discriminant analyses (LDA-QDA) with frequency ratio and weights-of-evidence models for forest fire susceptibility mapping in China. *Arabian Journal of Geosciences* 10(7), 167. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2905-4>
- Huang, I. B., Keisler, J., Linkov, I., 2011. Multi-criteria decision analysis in environmental sciences: Ten years of applications and trends. *Science of The Total Environment* 409(19), 3578-3594. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.06.022>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, 2023. *Censo Ecuador*. <https://www.censoecuador.gob.ec/>

- Jaafari, A., Mafi Gholami, D., 2017. Wildfire hazard mapping using an ensemble method of frequency ratio with Shannon's entropy. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research* 25(2). <https://doi.org/10.22092/ijfpr.2017.111758>
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K., Lucas, N., 2001. Using ArcGIS geostatistical analyst (Vol. 380). Esri Redlands.
- Kane, V. R., Lutz, J. A., Alina Cansler, C., Povak, N. A., Churchill, D. J., Smith, D. F., Kane, J. T., North, M. P., 2015. Water balance and topography predict fire and forest structure patterns. *Forest Ecology and Management* 338, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.10.038>
- Karra, K., Kontgis, C., Statman-Weil, Z., Mazzariello, J. C., Mathis, M., Brumby, S. P., 2021. Global land use/land cover with Sentinel 2 and deep learning. 2021 *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, pp. 4704-4707. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553499>
- Landis, J. R., Koch, G. G., 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics* 33(1), 159. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Liao, X., Carin, L., 2009. Migratory Logistic Regression for Learning Concept Drift Between Two Data Sets with Application to UXO Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(5), 1454-1466. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2005268>
- Linkov, I., Satterstrom, F. K., Kiker, G., Batchelor, C., Bridges, T., Ferguson, E., 2006. From comparative risk assessment to multi-criteria decision analysis and adaptive management: Recent developments and applications. *Environment International* 32(8), 1072-1093. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2006.06.013>
- Mainigi, J. K., Henry, M. C., 2007. Factors influencing wildfire occurrence and distribution in eastern Kentucky, USA. *International Journal of Wildland Fire* 16(1), 23. <https://doi.org/10.1071/WF06007>
- Martelo-Jiménez, N., Vargas Ríos, O., 2022. Evaluación del riesgo a incendios de la cobertura vegetal del Santuario de Fauna y Flora Iguaque (Boyacá, Colombia). *Cadalsia* 44 (2), 380-393. <https://doi.org/10.15446/caldasia.v44n2.91115>
- Morante-Carballo, F., Bravo-Montero, Lady, Carrión-Mero, P., Velastegui-Montoya, A., Berrezueta, E., 2022. Forest Fire Assessment Using Remote Sensing to Support the Development of an Action Plan Proposal in Ecuador. *Remote Sensing* 14(8), 1783. <https://doi.org/10.3390/rs14081783>
- Naderpour, M., Rizzei, H. M., Ramezani, F., 2021. Forest Fire Risk Prediction: A Spatial Deep Neural Network-Based Framework. *Remote Sensing* 13(13), 2513. <https://doi.org/10.3390/rs13132513>
- Pazmiño, D., 2019. Peligro de incendios forestales asociado a factores climáticos en Ecuador. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo* 1(1), 10-18. <https://doi.org/10.29166/revfig.v1i1.1800>
- Reyes-Bueno, F., Loján-Córdova, J., 2022. Assessment of Three Machine Learning Techniques with Open-Access Geographic Data for Forest Fire Susceptibility Monitoring-Evidence from Southern Ecuador. *Forests* 13(3), 474. <https://doi.org/10.3390/f13030474>
- Rodrigues, M., Jiménez-Ruano, A., Peña-Angulo, D., De La Riva, J., 2018. A comprehensive spatial-temporal analysis of driving factors of human-caused wildfires in Spain using Geographically Weighted Logistic Regression. *Journal of Environmental Management* 225, 177-192. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.07.098>
- Saaty, T. L., 1980. *The analytic hierarchy process: Planning, priority setting, resource allocation*. McGraw-Hill, New York London.
- Servicio Nacional de Gestión de Riesgos y Emergencias, 2022. *Informe de Situación No. 10 de Incendios Forestales a nivel Nacional 2022*. <https://www.gestionderiesgos.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2022/10/SITREP-No-10-Incendios-Forestales-01012022-a-31102022.pdf>
- Sivrikaya, F., Küçük, Ö., 2022. Modelling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region. *Ecological Informatics* 68, 101537. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537>
- Tebbutt, C. A., Devisscher, T., Obando-Cabrera, L., Gutiérrez García, G. A., Meza Elizalde, M. C., Armenteras, D., Oliveras Menor, I., 2021. Participatory mapping reveals socioeconomic drivers of forest fires in

- protected areas of the post-conflict Colombian Amazon. *People and Nature* 3(4), 811-826. <https://doi.org/10.1002/pan3.10222>
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., Jebur, M. N., 2015. Flood susceptibility analysis and its verification using a novel ensemble support vector machine and frequency ratio method. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 29(4), 1149-1165. <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1021-9>
- Thorhwaite, C., Matter, J., 1955. *The water balance, publication in climatology*. Centerton. Drexel Institute of Technology.
- Thornthwaite, C. W., 1948. An approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review* 38(1), 55-94.
- Tyukavina, A., Potapov, P., Hansen, M. C., Pickens, A. H., Stehman, S. V., Turubanova, S., Parker, D., Zalles, V., Lima, A., Kommareddy, I., Song, X.-P., Wang, L., Harris, N., 2022. Global Trends of Forest Loss Due to Fire From 2001 to 2019. *Frontiers in Remote Sensing* 3, 825190. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.825190>
- Úbeda, X., Sarricolea, P., 2016. Wildfires in Chile: A review. *Global and Planetary Change* 146, 152-161. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.10.004>
- Vélez Muñoz, R., 2000. Las quemadas incontroladas como causa de incendios forestales. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales* 9, 13-26. <https://doi.org/10.31167/csef.v0i9.9179>
- Zambon, I., Cerdà, A., Cudlin, P., Serra, P., Pili, S., Salvati, L., 2019. Road Network and the Spatial Distribution of Wildfires in the Valencian Community (1993–2015). *Agriculture* 9(5), 100. <https://doi.org/10.3390/agriculture9050100>
- Zhao, P., Zhang, F., Lin, H., Xu, S., 2021. GIS-Based Forest Fire Risk Model: A Case Study in Laoshan National Forest Park, Nanjing. *Remote Sensing* 13(18), 3704. <https://doi.org/10.3390/rs13183704>