UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

# Modelo de riesgo de fuego para la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos

**Joan Sebastian Barreto Rivera**

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Departamento de Biología
Bogotá, Colombia
Año 2020

# Modelo de riesgo de fuego para la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos

**Joan Sebastian Barreto Rivera**

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título de:

**Magister en Ciencias – Biología**

Director (a):

Ph.D., Geografía. Dolors Armenteras Pascual

Línea de Investigación:

Ecología

Grupo de Investigación:

Ecología del Paisaje y Modelación de Ecosistemas (ECOLMOD)

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias, Departamento de Biología

Bogotá, Colombia

Año 2020

- ¿Qué significa cuando dice “Soy inmenso, contengo multitudes”?

- ¿Qué crees tú que significa?

- ¿Qué contiene a toda la gente que él conoce? – se aventuró a decir Chuck.

- Sí – asintió ella -, pero quizá incluso a más gente. Inclínate hacia mí.

…

Con suma delicadeza, ella acercó las palmas de las manos a las sienes de Chuck. Las tenía frías. Fue una sensación tan maravillosa que tuvo que contener un estremecimiento.

- ¿Qué hay entre mis manos? ¿Solo las personas que conoces?

- Más – respondió Chuck- … - Recuerdos.

- Sí – dijo ella -. Todo lo que ves. Todo lo que sabes. El mundo, Chucky. Los aviones en el cielo, las tapas de alcantarilla en la calle. Cada año que vivas, ese mundo que hay dentro de tu cabeza será más grande y luminoso, más detallado y complejo. ¿Lo entiendes?

- Creo que sí – respondió Chuck.

Lo abrumó la idea de tener todo un mundo dentro del frágil receptáculo de su cráneo.

**La vida de Chuck (Acto I: Contengo multitudes)**

**Stephen King**

**Agradecimientos**

Primeramente deseo expresar mi profundo agradecimiento y admiración a la profesora Dolors Armenteras pascual Ph.D; quien en su labor como docente me ha guiado y apoyado siempre con la mejor disposición y entusiasmo por el camino de la investigación y la academia.

Agradezco al financiamiento otorgado por la facultad de ciencias de la Universidad Nacional de Colombia sede Bogotá a través de la Beca Exención de Derechos Académicos (2019-I, 2019-II y 2020-I). De igual manera me permito expresar mi agradecimiento al financiamiento obtenido gracias a la entidad USAID en el marco del proyecto "*Recommendations for decision makers with concerns on forest fire policies*" de la iniciativa PEER (*Partnerships for Enhanced Engagement in Research*) y a Colciencias con el proyecto “Adaptación de la vegetación al cambio climático y al fuego en tierras bajas de la Orinoquia”. A los diferentes integrantes del laboratorio de Ecología el Paisaje y Modelación de Ecosistemas (ECOLMOD) de la Universidad Nacional.

Agradezco infinitamente a mi familia por tanto apoyo, mis padres Francy y Jorge, mi abuelita Mimi, mi tía Mary y mi hermano Sergio. A Marcela, por el amor y apoyo que me brindó.

# Resumen

Si bien el fuego ha sido parte de la historia natural de los ecosistemas, aquellos que se salen de control suelen representar importantes amenazas para la seguridad pública, la infraestructura, la biodiversidad y los recursos forestales (Martell, 2007), considerándose uno de los factores de disturbio más importante, especialmente en zonas tropicales y subtropicales (Van Der Werf et al., 2010). La ecorregión de los llanos colombo-venezolanos se caracteriza por una constante presencia de fuegos (Chacón et al., 2015) causados principalmente por acción humana, derivados de las prácticas de manejo y preparación del suelo que incluyen la tala y quema (Armenteras et al., 2005; Leal et al., 2019).

Este trabajo evaluó el riesgo de fuego en la región de los llanos colombo-venezolanos, a partir de la probabilidad de ocurrencia (peligro) y la vulnerabilidad a nivel ecológico. Con el fin de modelar la probabilidad de ocurrencia se implementó el modelo de aprendizaje automático *Random Forest*, alimentado con variables asociadas a topografía, clima, vegetación y presencia humana. Para evaluar la vulnerabilidad ecológica se empleó información referente a biodiversidad, conservación y fragmentación en el área de estudio. Los resultados del modelo de probabilidad de ocurrencia indican que la variable más importante es el índice NDWI (*Normalized Difference Water Index*: índice diferencial de agua normalizado), índice que se ha demostrado ofrece mejores resultados para estimar el contenido de humedad del combustible vivo y predecir el riesgo de ocurrencia de fuegos en el caso de ecosistemas de sabana (Cheng et al., 2006; Verbesselt et al., 2006, 2007). Finalmente ambos subíndices se integraron en un índice de riesgo total con el fin de identificar aquellas áreas dónde es más probable la ocurrencia de este tipo de eventos y que derive en importantes afectaciones ecológicas. Los resultados muestran que la zonificación de probabilidad de ocurrencia alta y muy alta están representadas en 544498 y 499740 ha respectivamente, mientras que la zonificación de vulnerabilidad alta y muy alta tiene una extensión menor a 64500 y 2298 ha. Se encontró que, en algunas figuras de manejo especial, como en el caso del Parque Nacional El Tuparro (Colombia), el Distrito

de Manejo integrado Cinaruco (Colombia) y el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo (Venezuela) predomina la zonificación de probabilidad de ocurrencia muy alta, que para estás áreas representan el 47.7%, el 56.9% y el 37.8% del área total de cada parque. Evaluar el riesgo de fuego es un proceso clave dentro del contexto del control y gestión de este tipo eventos y representa una importante herramienta para la planeación a escala regional. Esta evaluación, permite entre otras cosas evaluar la idoneidad de las medidas de protección del paisaje y de los diferentes tipos de coberturas (Costa et al., 2011), apoyar en la planificación y protección de áreas forestales, tomar medidas de vigilancia de zonas de alto riesgo, reorganizar prácticas de tala y quema y asignar estratégicamente los recursos para la atención de este tipo de desastres (You et al., 2017).

**Palabras clave:** Aprendizaje automático, riesgo, peligro, vulnerabilidad, *Random Forest*

# Abstract

While fire has been part of the natural history of ecosystems, those that go out of control often represent significant threats to public safety, infrastructure, biodiversity and forest resources (Martell, 2007), and are considered one of the most important disturbance factors, especially in tropical and subtropical areas (G. R. Van Der Werf et al., 2010). The ecoregion of the Colombian-Venezuelan plains is characterized by a constant presence of fires (Chacón et al., 2015) caused mainly by human action, derived from land management and preparation practices that include slashing and burning (Armenteras et al., 2005; Leal et al., 2019).

This work evaluated fire risk in the region of the colombian-v.00enezuelan plains, based on the probability of occurrence (hazard) and vulnerability at the ecological level. In order to model the probability of occurrence, the automatic learning model Random Forest was implemented, fed with variables associated with topography, climate, vegetation and human presence. To evaluate ecological vulnerability, information regarding biodiversity, conservation and fragmentation in the study area was used. The results of the probability of occurrence model indicate that the most important variable is the NDWI (Normalized Difference Water Index), an index that has been shown to offer better results for estimating the moisture content of living fuel and predicting the risk of fire occurrence in the case of savannah ecosystems (Cheng et al., 2006; Verbesselt et al., 2006, 2007). Finally, both sub-indices were integrated into a total risk index in order to identify those areas where the occurrence of this type of event is most likely to result in significant ecological damage. The results show that the high and very high probability of occurrence zoning is represented by 544,498 and 499,740 ha respectively, while the high and very high vulnerability zoning is less than 64,500 and 2,298 ha. It was found that in some special management figures, such as El Tuparro National Park (Colombia), Cinaruco Integrated Management District (Colombia) and Cinaruco-Capanaparo National Park (Venezuela), very high probability zoning predominates, which for these areas represents 47.7%, 56.9% and 37.8% of the total area of each park. Evaluating fire risk is a key process within the context of controlling and managing this type of event and represents an important tool for planning on a regional scale. This evaluation allows, among other things, to assess the suitability of landscape protection measures and different types of coverage (Costa et al., 2011), to support planning and protection of forest areas, to take surveillance measures in high-risk areas,

to reorganize slash-and-burn practices and to strategically allocate resources to deal with this type of disaster (You et al., 2017).

**Keywords:** machine learning, risk, danger, vulnerability, random forest

# Contenido

**Pág.**

**Resumen** ..... **IX**

**Lista de tablas** ..... **XVIII**

**Lista de Símbolos y abreviaturas** ..... **XIX**

**Introducción** ..... **1**

**1. Capítulo 1. Marco teórico** ..... **3**
1.1 Concepto y ecología del fuego ..... 3
1.2 Régimen del fuego ..... 7
1.2.1 Características del régimen de incendios ..... 7
1.3 Riesgo, peligro y vulnerabilidad en torno al fuego ..... 8
1.4 Gestión del riesgo en torno al fuego ..... 11

**2. Capítulo 2. Estado del arte** ..... **13**
2.1 Modelamiento espacial ..... 13
2.1.1 Modelamiento de la probabilidad de ocurrencia (peligro) ..... 13
2.2 Factores relacionados a la ocurrencia de fuegos ..... 17
2.2.1 Factores topográficos ..... 17
2.2.2 El factor vegetación combustible ..... 20
2.2.3 El facto antrópico ..... 23
2.2.4 Factores climáticos ..... 24
2.3 Vulnerabilidad y fuego ..... 24
2.3.1 Valor ecológico ..... 26
2.3.2 Servicios ecosistémicos ..... 27
2.3.3 Valor de la propiedad ..... 27
2.3.4 índice de vulnerabilidad ..... 28
2.4 Efecto del fuego ..... 28
2.4.1 Efectos del fuego en el ecosistema ..... 28
2.4.2 Efectos del fuego en el suelo ..... 29
2.4.3 Efectos del fuego en el aire y emisiones ..... 30
2.5 Fuego y biodiversidad ..... 31

**3. Capítulo 3: Planteamiento del problema y justificación** ..... **33**

3.1 Planteamiento del problema ..... 33
3.2 Justificación ..... 34
3.3 Pregunta de investigación ..... 35
3.4 Objetivos ..... 35
3.4.1 Objetivo general ..... 35
3.4.2 Objetivos específicos ..... 35

**4. Capítulo 4: Materiales y métodos ..... 37**
4.1 Área de estudio ..... 37
4.1.1 Localización ..... 37
4.1.2 Geomorfología y suelos ..... 38
4.1.3 Clima ..... 39
4.1.4 Usos del suelo ..... 39
4.1.5 Vegetación ..... 40
4.2 Generación y recopilación de información geoespacial ..... 41
4.2.1 Información de anomalías térmicas y área quemada ..... 41
4.2.2 Subíndice de peligro (probabilidad de ocurrencia) ..... 42
4.2.3 Subíndice de vulnerabilidad ..... 46
4.2.4 Recopilación de información ..... 50
4.3 Procesamiento de la información ..... 52
4.3.1 Modelamiento de la probabilidad de ocurrencia ..... 52
4.3.2 Vulnerabilidad ecológica ..... 57
4.3.3 Riesgo total ..... 60

**5. Capítulo 5: Resultados ..... 62**
5.1 Modelo de probabilidad de ocurrencia ..... 62
5.1.1 Variables que influyen en la ocurrencia de fuegos ..... 62
5.1.2 Rendimiento del modelo ..... 65
5.1.3 Zonificación de la probabilidad de ocurrencia de fuegos ..... 67
5.1.4 Probabilidad de ocurrencia en relación con tipos de suelos ..... 68
5.2 Vulnerabilidad ecológica ..... 70
5.3 Riesgo total ..... 71
5.4 Riesgo de fuego en zonas de manejo especial ..... 73

**6. Capítulo 6. Discusión ..... 80**

**7. Capítulo 7: Conclusiones ..... 86**

**Bibliografía ..... 89**

# Lista de figuras

**Pág.**

Figura 1-1: Concepción del fuego a través de la escala temporal y espacial. Adaptado de Moritz et al., 2005 (Moritz et al., 2005). En la gráfica se mencionan los factores dominantes que influencian el fuego a la escala de llama, incendio y régimen del fuego. De igual manera se integran procesos de retroalimentación sobre los propios factores (bucles pequeños) y entre procesos a diferentes escalas (flechas). Adaptado de Cochrane & Ryan (1978)..... 4

Figura 1-2: Representación esquemática del modelo de las fases globales basado en el concepto clásico de triángulo de fuego (Bowman et al., 2011). ..... 6

Figura 1-3: Parámetros relacionados al régimen del fuego. Adaptado de Krebs (2010). .. 7

Figura 1-4: Marco generalizado para el análisis del riesgo de fuego. Tomado de Miller & Ager (2013). ..... 9

Figura 1-5: Marco general para la evaluación del riesgo de fuego (E. Chuvieco et al., 2012). ..... 10

Figura 2-1: Esquema conceptual de elementos asociados al peligro de fuego (E. Chuvieco et al., 2012) ..... 17

Figura 2-2: Componentes empleados para evaluar la vulnerabilidad ante eventos de fuego (Emilio Chuvieco et al., 2014)..... 26

Figura 4-1: Ubicación geográfica de la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos.. 37

Figura 4-2: Variabilidad interanual de focos de calor en el área de estudio. ..... 41

Figura 4-3: Área total quemada en las épocas secas de los años 2015 a 2019 ..... 42

Figura 4-4: Esquema del componente de peligro con las variables iniciales identificadas a partir de la literatura ..... 43

Figura 4-5: Esquema general para la evaluación de la vulnerabilidad de nivel ecológica a partir de los componentes de biodiversidad, conservación y fragmentación..... 47

Figura 4-6: Distribución espacial de las variables riqueza de especies (*Species Richness*) y endemismo (*Endemism Index*). ..... 48

Figura 4-7: Representación gráfica de la variable productividad primaria neta. ..... 49

Figura 4-8: Presencia de áreas protegidas y distribución espacial de la variable modificación antrópica en el área de estudio ..... 49

Figura 4-9. Capa de bosque / no bosque ..... 50

Figura 4-10: Resultado del análisis MSPA ..... 50

Figura 4-11: Matriz de correlación de Pearson ..... 54

Figura 4-12: Precisión del modelo *Random Forest* para diferentes combinaciones de valores de los parámetros mtry y ntree, empleando el método de validación cruzada. ... 56

Figura 4-13: Variables estandarizadas para evaluar la vulnerabilidad ecológica: a) riqueza, b) endemismo, c) PPN (Productividad Primaria Neta), d) estado de conservación, e) presencia de áreas protegidas, f) fragmentación ..... 58

Figura 4-14: Diagrama que muestra la metodología generalizada para el procesamiento de información de probabilidad de ocurrencia y vulnerabilidad ecológica. ..... 61

Figura 5-1: Distribución espacial de las variables seleccionadas para construir el modelo *Random Forest*: a) elevación, b) pendiente, c) aspecto, d) distancia a drenajes, e) distancia a vías, f) modificación antrópica, g) precipitación, h) temperatura, i) radiación solar, j) NDWI ..... 62

Figura 5-2: Importancia de las variables dentro del modelo *Random Forest* ..... 64

Figura 5-3: AUC de la curva ROC ..... 65

Figura 5-4: Área quemada para la época seca del 2020 (diciembre de 2019 a marzo de 2020). ..... 65

Figura 5-5 Porcentaje del área quemada 2020 que se presenta en cada uno de los niveles de zonificación de probabilidad de ocurrencia según modelo ..... 66

Figura 5-6: Zonificación de la probabilidad de ocurrencia de fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos ..... 67

Figura 5-7: Área correspondiente a cada nivel de zonificación de probabilidad de ocurrencia y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión. ..... 68

Figura 5-8: Zonificación de vulnerabilidad ecológica en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos. ..... 70

Figura 5-9: Área correspondiente a cada nivel de zonificación de vulnerabilidad ecológica, y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión ..... 71

Figura 5-10. Zonificación del riesgo total de fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos ..... 71

Figura 5-11: Área correspondiente a cada nivel de zonificación de riesgo total y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión. ..... 72

Figura 5-12: Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Natural El Tuparro ..... 73

Figura 5-13: Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Natural El Tuparro. ..... 73

Figura 5-14: Riesgo total en el Parque Nacional Natural El Tuparro. ..... 74

Figura 5-15: Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco. ..... 74

Figura 5-16: Vulnerabilidad ecológica en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco. ..... 75

Figura 5-17: Riesgo total en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco. ..... 75

Figura 5-18: Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo. ..... 76

Figura 5-19: Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo. .... 76

Figura 5-20: Riesgo total en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo. ..... 77

Figura 5-21: Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito. ..... 77

Figura 5-22: Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito. ..... 78

Figura 5-23: Riesgo total en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito. ..... 78

# Lista de tablas

**Pág.**

Tabla 2-1: Variables topográficas usadas en el proceso del modelamiento espacial de riesgo de fuego según literatura ..... 18

Tabla 2-2: Índices empleados para realizar una aproximación al estado/humedad de la vegetación según la literatura ..... 22

Tabla 2-3: Marco general para la conceptualización de la vulnerabilidad a partir de información proveniente de sensores remotos (Taubenböck et al., 2008). ..... 25

Tabla 4-1: Información general de las variables escogidas para el proceso de modelamiento de riesgo de ocurrencia ..... 43

Tabla 4-2: Resultado del análisis VIF para estimar correlación entre la lista preliminar de variables ..... 52

Tabla 4-3: Interpretación de los valores de área bajo la curva en relación al rendimiento del modelo (Hosmer et al., 2013; Mccune & Grace, 2002). ..... 57

Tabla 4-4: Valor de vulnerabilidad asignado a los diferentes niveles nominales de las variables presencia de áreas protegidas y MSPA. ..... 59

Tabla 4-5: Ponderación de capas dentro de Ponderación de capas dentro de cada uno de los componentes empleados para evaluar la vulnerabilidad ecológica ..... 59

Tabla 5-1: Número de pixeles de área quemada 2020 que se presenta en cada uno de los niveles de zonificación de probabilidad de ocurrencia ..... 66

Tabla 5-2: Área total (en ha) según zonificación de probabilidad de ocurrencia de fuegos ..... 67

Tabla 5-3: Área total (en ha) según zonificación de vulnerabilidad ecológica. ..... 70

Tabla 5-4: Área total (en ha) según zonificación de riesgo total. ..... 72

# Lista de Símbolos y abreviaturas

| Abreviatura | Término |
|---|---|
| **AFN** | Actividad Fotosintética Neta |
| **ANN** | Artificial Neural Network |
| **AUC** | Area under the Curve |
| **BRT** | Boosted Regression Trees |
| **CSV** | Comma Separated Values |
| **EVI** | Enhanced Vegetation Index |
| **FPAR** | Fraction of Photosynthetically Active Radiatio |
| **FVC** | Fractional Vegetation Cover |
| **GBDI** | Keetch–Byram Drought Index |
| **GBIF** | Global Biodiversity Information Facility |
| **GEE** | Goole Earth Engine |
| **GHM** | Global Human Modification |
| **GPP** | Gross Primary productivity |
| **GVMI** | Global Vegetation Moisture Index |
| **ha** | Hectáreas |
| **LAI** | Leaf Area Index |
| **MaxEnt** | Máxima Entropía |
| **MDA** | Mean Decrease Accuracy |
| **MSPA** | Morphological Spatial Pattern Analysis |
| **NDII** | Normalized Difference Infrarred Index |
| **NDVI** | Normalized Difference Vegetation Index |

| Abreviatura | Término |
|---|---|
| **NDWI** | Normalized Diferrende Water Index |
| **NPP** | Net Primary Production |
| **PNN** | Parque Nacional Natural |
| **ROC** | Receiver Operating Characteristics |
| **SAVI** | Soil Adjusted Vegetation Index |
| **SRTM** | Shuttle Radar Topography Mission |
| **SVM** | Support Vector Machines |
| **VARI** | Visible Atmospherically Resistant Index |
| **VCI** | Vegetation Condition Index |
| **VIF** | Variance Inflation Factor |
| **WDPA** | World Database on Protected Areas |
| **HWSD** | Harmonized World Soil Database |

# Introducción

El fuego ha sido históricamente una fuerza que ha influenciado la evolución y el desarrollo tanto de las especies como de los ecosistemas y del paisaje a nivel global (Armenteras, Bernal, et al., 2011). Es un fenómeno que actúa sobre la biota regulando dinámicas de sucesión, composición estructural, productividad y acumulación de combustible, influenciando los ciclos de nutrientes y el flujo de la energía, al igual que estabilizando y determinando hábitats para la vida silvestre (Leblon et al., 2015). Sin embargo y a pesar de ser considerado parte del régimen natural de muchos ecosistemas en zonas templadas, el fuego también es considerado como uno de los factores de disturbio más importantes en los ecosistemas terrestres, especialmente en aquellos ubicados en zonas tropicales y subtropicales (Van Der Werf et al., 2010).

Si bien el fuego es un evento que puede presentarse de forma natural, ej. causado por rayos o erupciones volcánicas, desde que el hombre ha tenido la capacidad para generarlo, se ha extendido su influencia más allá de sus límites ecológicos ejerciendo un fuerte poder transformador en los ecosistemas (W. J. Bond et al., 2005). El fuego está fuertemente relacionado también con factores climáticos, y el actual cambio climático está influenciado la variación de la ocurrencia y las frecuencias de fuegos a nivel global (Flannigan et al., 2009). Durante el último medio siglo se ha incrementado la frecuencia de fuegos y por tanto se ha reducido el tiempo de los periodos entre fuegos (D. C. Nepstad et al., 2008). Se espera que ante el cambio climático en las próximas décadas haya un incremento severo de la incidencia de fuegos (Flannigan et al., 2013). Por otro lado, más allá de lo climático, el cambio global en términos de los cambios en el uso de la tierra y las presiones ejercidas como consecuencia de la actividad humana son factores que también están asociados al incremento en la frecuencia de fuegos (Eskandari & Chuvieco, 2015).

Con el fin de mitigar la ocurrencia de fuegos y/o para garantizar el control efectivo de estos, es necesario identificar y comprender donde  y por qué hay áreas que son más propensas a sufrir de estos disturbios (K. Chen et al., 2001). La productividad primaria neta, asociada

al tipo de ecosistema y al uso de la tierra, aparece como la variable más importante para explicar la distribución de los incendios a nivel mundial. Por otro lado, y como se mencionó anteriormente el clima ejerce una fuerte influencia en la ocurrencia de los fuegos , en particular se ha identificado de gran importancia la precipitación durante meses secos, la temperatura media en los meses más secos, la temperatura estacional y la precipitación anual (Moritz et al., 2012). En este contexto conocer los factores que influencian la ocurrencia de fuegos en una región en particular y poder modelar el riesgo de ocurrencia de estos permite proveer una herramienta de gestión entorno a este tipo de eventos y mitigar los impactos sobre la biodiversidad y servicios ecosistémicos

# 1. Capítulo 1. Marco teórico

Históricamente el fuego ha jugado un papel enormemente influyente en la historia de la tierra (W. Bond & Keane, 2017) desde que aparecieron las plantas hace aproximadamente 400 millones de años (y por ende el combustible) que soporta los procesos de ignición (Scott, 2000), hasta su uso actual. De igual manera el fuego ha jugado un rol fundamental en la evolución de la humanidad y la formación y productividad de los paisajes culturales desde el comienzo del uso de la tierra para cultivos, por parte de los primeros humanos (UNISDR, 2017).

A continuación, se relaciona algunos conceptos importantes inherentes al fenómeno del fuego en el contexto de la ecología y el riesgo.

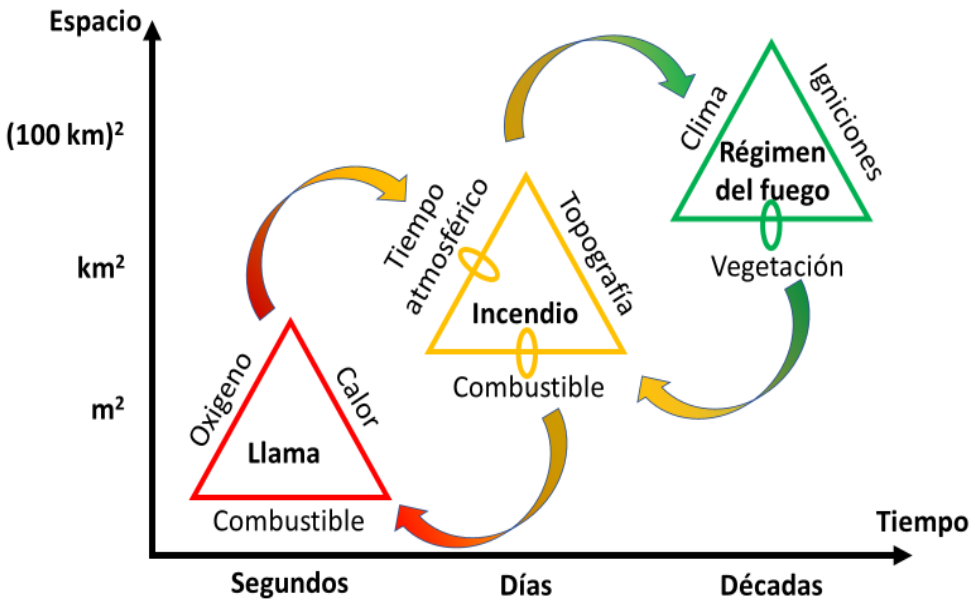
## 1.1 Concepto y ecología del fuego

A partir de la revisión de la literatura podemos encontrar dos aproximaciones a la semántica del concepto de fuego: el fuego como proceso físico/químico/ecológico y el fuego en el contexto de la gestión del riesgo. Es en este último contexto en donde el concepto de fuego está asociado a una decisión y/o acción que debe de tomarse en relación a su supresión (Fire and Rescue Service, 2013)

El fuego que se presenta en la cobertura vegetal se puede definir como una compleja combinación de reacciones químicas y procesos físicos que se propagan de forma continua y libre a través del combustible vivo o muerto (biomasa), a lo largo del espacio, y que está fuertemente influenciado por las variaciones temporales de las condiciones atmosféricas (Sullivan, 2017). Se requiere de tres componentes para que un fuego inicie y dé paso al proceso de combustión: primero el combustible debe estar disponible, en segundo lugar, se debe aplicar al combustible el suficiente calor para elevar la temperatura de este hasta el punto de ignición y, por último, se necesita oxigeno ($O_2$) para que mantener

el proceso de combustión, estos tres componentes se conocer como el triángulo del fuego (Countryman, 1977).

**Figura 1-1:** Concepción del fuego a través de la escala temporal y espacial. Adaptado de Moritz et al., 2005 (Moritz et al., 2005). En la gráfica se mencionan los factores dominantes que influencian el fuego a la escala de llama, incendio y régimen del fuego. De igual manera se integran procesos de retroalimentación sobre los propios factores (bucles pequeños) y entre procesos a diferentes escalas (flechas).



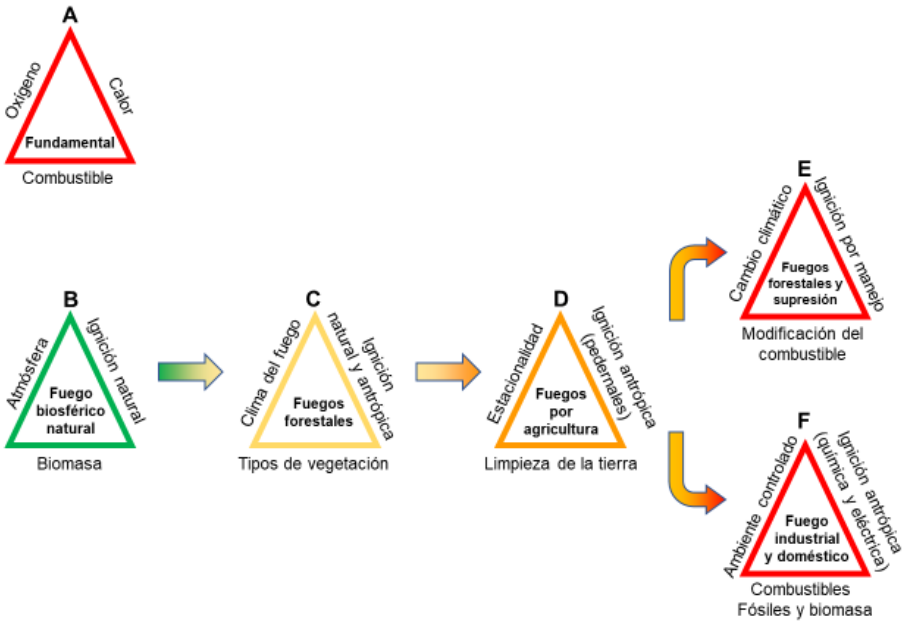

El concepto del fuego cambia a lo largo de la escala espacial y temporal (Figura 1-1) de la siguiente manera (Cochrane & Ryan, 1978):

- En la escala más fina, los depósitos de combustible individuales se encienden, queman y transfieren su energía a su entorno, estos eventos de combustión varían desde segundo a días y a escala de micrositio.
- El ambiente del fuego hace referencia a la suma de todos los ambientes de combustión dentro de un fuego individual (incendio) y sus efectos varían a nivel de escala del paisaje y de horas, días, semanas y meses a medida que el fuego se propaga.

- En las escalas más altas, los conceptos relacionados al fuego describen el comportamiento de este a nivel de comunidades, paisajes y biomasa a nivel espacial, y desde décadas hasta siglos en la escala temporal.

En la Figura 1-2 se encuentra la representación esquemática del modelo de las fases globales basado en el concepto clásico de triángulo de fuego, que representa el fuego como un proceso fisicoquímico compuesto por tres ingredientes vitales: oxígeno, calor y combustible (A) y a diferentes niveles (Bowman et al., 2011): (B) Con la evolución de la vegetación terrestre, el fuego se convirtió en un fenómeno biosférico, debido a la presencia de relámpagos y erupciones volcánicas, y de la disponibilidad de oxígeno en la atmósfera. La actividad del fuego varió en respuesta a los niveles de oxígeno y tipos de vegetación presentes en la atmosfera. (C) Los humanos prehistóricos domesticaron el fuego, lo que llevó a la modificación de la vegetación al establecer fuegos en condiciones climáticas adecuadas. El motivo de la quema varió e incluía la gestión del fuego y del hábitat. Estas tradiciones prehistóricas siguen siendo importantes en muchas tierras silvestres contemporáneas, aunque en formas modificadas. (D) El fuego es una herramienta importante para limpiar la tierra con el fin establecer campos y se incorpora a muchos sistemas agrícolas para quemar biomasa muerta en temporadas específicas con el objetivo de preparar los campos para el cultivo, eliminar los residuos posteriores a la cosecha y estimular el crecimiento de los pastos. (E) La industrialización ha influido en la actividad de fuegos en el paisaje al cambiar los patrones de ignición, permitiendo el desarrollo de tecnologías de supresión y siendo una causa del cambio climático a través de la contaminación y acumulación de gases de efecto invernadero. (F) Hay un cambio en las fuentes de energía, los combustibles fósiles reemplazaron cada vez más la biomasa como fuente de energía después de la industrialización

**Figura 1-2:** Representación esquemática del modelo de las fases globales basado en el concepto clásico de triángulo de fuego (Bowman et al., 2011).



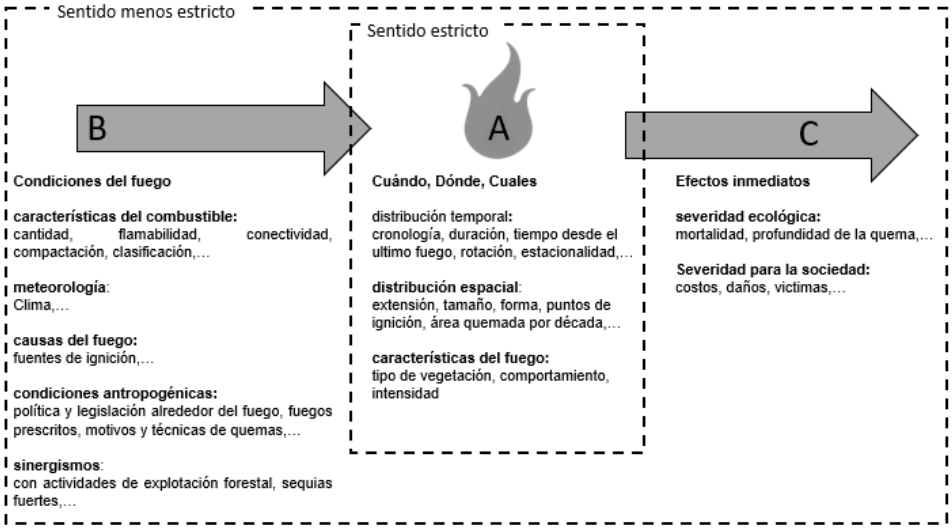

Dentro del código de manejo del fuego (FAO, 2006) el termino fuego se define en el contexto del riesgo como “cualquier incendio que quema vegetación (viva o muerta), fuera del ambiente urbano y de construcciones”, en donde se comprende dentro de vegetación los bosques naturales, bosques plantados, áreas naturales protegidas, sabanas, pastizales, matorrales, arbustos, turberas, marismas, pantanos y paisajes de vegetación agrícola (en este último, cuando el fuego no es una quema controlada, programada o ejecutada); este concepto de fuego es equiparable al de incendio forestal: cualquier incendio de vegetación no programado y/o incontrolado (FAO, 2010).

La ecología del fuego se puede describir como la ciencia que se encarga del estudio del fuego y de las relaciones que este puede presentar con los diferentes actores del ecosistema (Nájera Díaz, 2013). El fuego puede actuar de muchas diferentes formas en los ecosistemas. A través de este evento se consume y regula la biomasa disponible, facilita la absorción y disponibilidad de nutrientes para las plantas, aumenta la disponibilidad y palatabilidad de los alimentos para los herbívoros (en ciertos ecosistemas) e influye de manera general en el estado fenológico de la vegetación, y determina la estructura y composición de esta (S. J. Roberts, 2001).

## 1.2 Régimen del fuego

En un sentido estricto, el régimen del fuego hace referencia a la descripción de cuándo, dónde y cuáles fuegos ocurren, a través de diferentes parámetros (Figura 1-3). En sentido menos estricto, este término también puede incluir parámetros que se refieren a las condiciones de ocurrencia del fuego (Figura 1-3, ítem B) y a los efectos inmediatos de este (Figura 1-3, ítem C) (Krebs et al., 2010). El régimen del fuego representa una forma conveniente y útil para clasificar, describir y categorizar los patrones de ocurrencia de fuegos, a través de la simplificación de procesos complejos y con fines de investigación y manejo (Sugihara et al., 2006).

**Figura 1-3:** Parámetros relacionados al régimen del fuego. Adaptado de Krebs (2010).




### 1.2.1 Características del régimen de incendios

- La severidad del fuego es una medida de la cantidad de cambio que sufre la cobertura vegetal debido a los procesos de combustión y nace de la necesidad de proporcionar una descripción de como el fuego afecta a los ecosistemas (Keeley, 2009).
- La intensidad de un fuego se define como la cantidad de energía liberada durante un incendio, y se cuantifica usando varias métricas, dentro de las que se incluyen la intensidad de la reacción, intensidad de la línea de fuego, temperatura, duración y energía radiante (Keane et al., 2008).
- La flamabilidad se expresa como la capacidad del material inflamable de arder durante un evento de fuego, y se representa a partir de cuatro componentes:

inflamabilidad, sostenibilidad, combustibilidad y consumibilidad; el termino inflamabilidad hace referencia al tiempo que trascurre desde el primer momento en que el material está expuesto a la fuente de ignición, hasta que este prende, mientras que la sostenibilidad está relacionada al tiempo que demora el material en quemarse por completo, (Kastamonu & Kucuk, 2017), la combustibilidad por otra parte, está relacionada directamente a las propiedades físicas y químicas del combustible (S. J. Roberts, 1970). Por último, la consumibilidad se entiende como la cantidad de sustancia consumida durante el proceso de combustión (R. Martin, 1994).

- La estacionalidad del fuego describe la época del año durante la cual los eventos de fuego son más frecuentes. La estacionalidad es el único componente dentro del régimen de los incendios en que el clima tiene un mayor impacto en comparación con la actividad humana, y desempeña un papel crucial en el impacto de este tipo de fenómenos sobre la estructura y función del ecosistema (Huesca et al., 2009; X. Zhang et al., 2014).
- La frecuencia de los incendios es una medida de que tan común son este tipo de eventos en un ecosistema dado, y se define como el intervalo de tiempo entre fuegos en un determinado lugar, o la cantidad de tiempo en que se demora en quemar por completo un área específica (Van Wagner, 2007).
- La extensión del fuego hace referencia al tamaño de este, y dentro del contexto de régimen de fuego se relaciona con el tamaño promedio de los fuegos que experimenta un ecosistema dado y es importante debido a que dependiendo del tamaño de los fuegos, los efectos ecológicos puedes ser muy diferentes (Cochrane & Ryan, 1978).

## 1.3 Riesgo, peligro y vulnerabilidad en torno al fuego

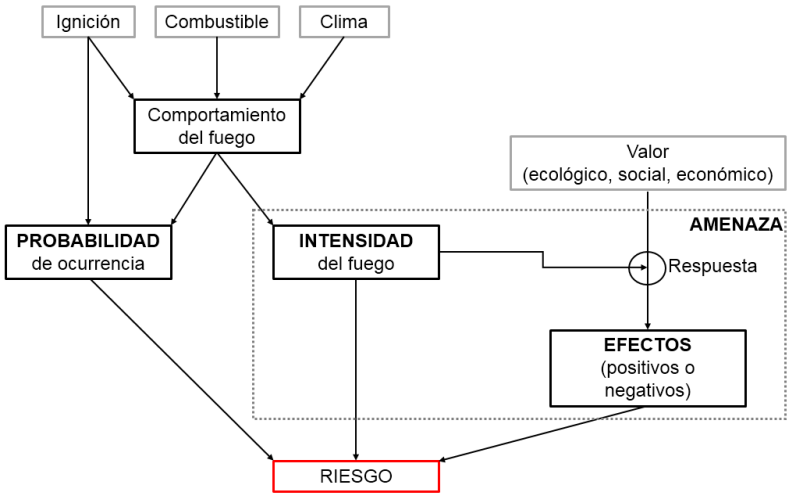
Desde hace décadas se recalca la importancia del desarrollo de un marco conceptual amplio que pudiese abarcar cualquier enfoque de modelamiento en el análisis del riesgo de fuego y que fuese de utilidad (como parte de un amplio universo de modelos) para generar información sobre el desarrollo y efectos del fuego (Hall & Sekizawa, 1991).

Definir el termino riesgo no es fácil, esto debido a las diversas aproximaciones que existen en torno a él y a la falta de una terminología común aceptada por toda la comunidad científica (de Vicente, 2012). Sin embargo, una de las definiciones del término más

aceptada es la que se emplea en el ámbito de la gestión de desastres naturales (UNISDR, 2017), en la que se define el término riesgo desde un punto de vista integral, el cual concibe y engloba en un solo concepto tanto el peligro (o probabilidad de que ocurra un evento) (Bachmann & Allgöwer, 2001) como la vulnerabilidad o susceptibilidad (social, económica o ecológica) ante el peligro (Cutter et al., 2003; Gaither et al., 2011). Bajo las anteriores premisas y trasladando estas definiciones al ámbito del fuego, el riesgo de fuego se puede definir como la probabilidad de que ocurra un evento de fuego en un determinado lugar (peligro) y el daño potencial que este podría causar en ese lugar (vulnerabilidad) (Vallejo-Villalta et al., 2019).

El termino probabilidad se emplea para abordar la incertidumbre que rodea a un determinado evento, mientras que el termino consecuencias es útil para describir las posibles pérdidas o beneficios asociados al fuego, para esto es primordial identificar aquello que puede verse afectado por este tipo de eventos (Thompson et al., 2016).

**Figura 1-4:** Marco generalizado para el análisis del riesgo de fuego. Tomado de Miller & Ager (2013).

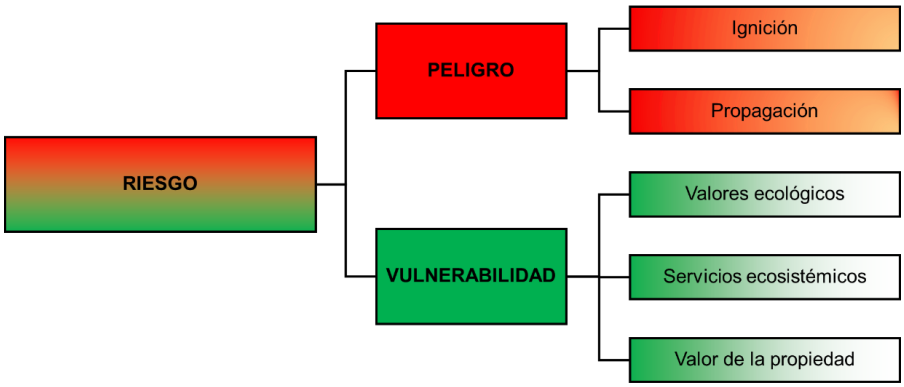



En el marco propuesto por Miller & Ager (Miller & Ager, 2013) para el análisis del riesgo de fuego (Figura 1-4) el riesgo se comprende a partir de la evaluación de tres componentes: la probabilidad, la intensidad y los efectos del fuego. La aproximación presentada anteriormente se basa en la definición de riesgo provista por la Sociedad para el Análisis del Riesgo (SRA por sus siglas en inglés: *Society for Risk Analysis*) que define el riesgo como la potencial ocurrencia de un evento que acarrea consigo consecuencias a la vida

humana, la salud, la propiedad y el ambiente, y que son no deseadas y además adversas; de igual manera definen la estimación del riesgo a partir de la cuantificación de la probabilidad, según ciertas condiciones de que el evento ocurra (SRA, 2015). En este orden de ideas, Miller & Ager definen el riesgo a través de: (1) la probabilidad de ocurrencia del evento, (2) la intensidad esperada y (3) uno o más efectos derivados de la intensidad, sin embargo, es importante aclarar que, en el contexto del fuego, se prevén efectos negativos y positivos. Por lo anterior, se infiere que el riego de fuego comprende pérdidas o beneficios que pueden presentarse principalmente a nivel social o ecológico (Finney, 2005). En la Figura 1-4 se puede observar la incorporación del término amenaza, que usualmente es confundido con riesgo, sin embargo, en esta aproximación, amenaza hace referencia al potencial de pérdidas a partir de un evento de fuego, pero que no incluye la cuantificación de la probabilidad (Miller & Ager, 2013).

El marco propuesto por Chuvieco et al., (Chuvieco et al., 2010) se basa en dos componentes relacionados a la gestión del riesgo (Figura 1-5): probabilidad de ocurrencia de fuegos (peligro) y los posibles daños derivados de estos, es decir, el daño potencial (vulnerabilidad) .

**Figura 1-5:** Marco general para la evaluación del riesgo de fuego (Chuvieco et al., 2012).




En el primer grupo de elementos, asociados al peligro, se consideran las fuentes de ignición tanto de origen antrópico como de origen natural, si bien, la primera de estas es sin lugar a duda la más importante a nivel mundial (FAO, 2007), sin embargo, es importante incluir las fuentes de ignición naturales (rayos) pues son de carácter relevante en algunas

regiones (Nieto et al., 2012). De igual manera, debido a que la vegetación es el principal material de ignición (combustible) es importante considerar las diferentes características inherentes a esta, como, por ejemplo el estado de humedad, y referente a la propagación del fuego, este elemento es inherente a la cantidad y continuidad del combustible, más las condiciones favorables del terreno y clima que propician este fenómeno.

El segundo grupo de elementos relacionados al riesgo se asocian al componente de vulnerabilidad, los efectos del fuego pueden presentarse a tres niveles: valores socioeconómicos (por ejemplo, daños a la propiedad, pérdida de recursos, reservas de carbono, importancia recreacional), el potencial de degradación (del suelo y de la vegetación) y el valor del paisaje (como por ejemplo, el estado de conservación). La vulnerabilidad de puede definir como la condición determinada por factores o procesos físicos, demográficos, sociales, económicos, ambientales y políticos que aumentan la susceptibilidad de una comunidad a los efectos de los peligros (Taubenböck et al., 2008).

La capacidad de medir y predecir con precisión la probabilidad de ocurrencia de eventos de fuego, los impactos que estos tienen sobre bienes y servicios ecosistémicos y la respuesta que se da después del evento es fundamental para el manejo adaptativo del paisaje (Vaillant et al., 2016).

## 1.4 Gestión del riesgo en torno al fuego

Es importante reconocer y aceptar el fuego como un proceso natural necesario para el mantenimiento de muchos ecosistemas, y bajo este concepto es necesario reducir el conflicto entre los paisajes propensos al fuego y las personas, mejorando la capacidad de adaptación y planificación de los seres humanos, con el fin de estar preparado a responder adecuadamente ante el fuego (Lee & Quigñey, 2014).

Entre las diferentes acciones que se pueden tomar para reducir el riesgo de se presente un incendio sobre la cobertura vegetal principalmente se llevan a cabo dos enfoques: (1) predecir la posible ocurrencia de fuegos en el futuro e identificar áreas de alto riesgo, y (2) tomar decisiones respecto a la financiación, el desarrollo e implementación de recursos en torno a la extinción de estos eventos (Ercanoglu et al., 2006). Los mapas de riesgo de fuego son elementos básicos para la planificación y protección de áreas forestales, de igual manera estas herramientas también son útiles para tomar medidas que faciliten la

vigilancia en zonas de alto riesgo, definir áreas donde construir contrafuegos, restringir el acceso, reorganizar las prácticas de tala y limpieza, y la asignación estratégica de recursos para la atención de este tipo de desastres (You et al., 2017).

# 2. Capítulo 2. Estado del arte

Evaluar el riesgo es un punto crítico en el contexto de prevención y control del fuego. El objetivo final de este proceso es generar mapas que permitan identificar áreas donde es más probable que se presente este tipo de eventos, así como aquellas en dónde los efectos de estos puedan llegar a ser importantes.

## 2.1 Modelamiento espacial

Si bien la literatura acerca de la teoría del modelamiento es vasta, los objetivos generales de estos enfoques conducen al mismo propósito, mejorar la comprensión de un fenómeno (bien sea un proceso, una condición, etc.) simulando el comportamiento de este, definiendo niveles aceptables de precisión, y en última instancia prediciendo los estados futuros del fenómeno (Kirby et al., 1987). La naturaleza del modelamiento espacial de los fenómenos que ocurren en la tierra presenta un amplio alcance y sus aplicaciones se pueden encontrar en una gran cantidad de actividades científicas, estos modelos pueden ir desde simples procesos puntuales hasta complejos algoritmos matemáticos para la representación espacial de los fenómenos de interés (R. E. J. Kelly et al., 2004).

Los SIG (Sistemas de Información Geográfica) y las técnicas de sensoramiento remoto actualmente representan ejes fundamentales en torno a la ecología del fuego, debido a las herramientas que estos proveen para el mapeo de áreas quemadas, el modelamiento retrospectivo de fenómenos de fuego y su capacidad para predecir la actividad futura en relación a este disturbio (Bowman, 2007).

### 2.1.1 Modelamiento de la probabilidad de ocurrencia (peligro)

De forma muy general, los métodos de modelamiento en torno al fenómeno del fuego se pueden concebir de acuerdo con la naturaleza de sus análisis, los métodos pueden ser determinísticos o estocásticos (también conocidos como probabilísticos). El proceso de

modelamiento se basa en el análisis de un conjunto determinado de datos correspondientes a variables relacionadas con la ocurrencia de fuegos, esto mediante la aplicación de métodos estadísticos o de extracción de datos (Mell et al., 2007; Tien Bui, Bui, et al., 2017). De igual manera, los modelos se caracterizan por la identificación de correlaciones estadísticas generadas a partir de observaciones y experimentos, o bien, de estudios sobre la incidencia de fuegos en tiempos anteriores y se basan solo en los parámetros intrínsecos que se conocen, o se cree que influyen en la ocurrencia y propagación de los estos, proporcionando un conocimiento esencial, que procede de la predicción temporal o la identificación de áreas que poseen un alto riesgo (Hong et al., 2018).

- **Modelos determinísticos:** Los métodos determinísticos suponen un conocimiento a priori de los factores que predisponen a la ocurrencia del evento y que se evalúan usando métodos lineales, lo que implica que el resultado está determinado únicamente por el conjunto de estos factores y los parámetros del modelo (Leuenberger et al., 2018). El hecho de que se supone se cuenta con un conocimiento previo de la relación de los factores y el fenómeno implica que dentro del proceso se tienda a tener un alto grado de subjetividad en la evaluación del fenómeno (I. da Silva & Pontes, 2011). En el caso de los modelos determinísticos se espera siempre el mismo resultado dado un conjunto de variables (Tonini et al., 2020).

- **Modelos estocásticos:** El enfoque de los modelos estocásticos (también conocidos como modelos probabilísticos) supone que los resultados obtenidos por la combinación de los factores que afectan al fenómeno de interés pueden ser ligeramente diferentes, debido a la aleatoriedad del proceso (Tonini et al., 2020). Este aspecto aleatorio es particularmente útil para modelar riesgos ambientales y antrópicos ya que este tipo de fenómenos presentan comportamientos y patrones con cierto grado de complejidad (Leuenberger et al., 2018). La mayoría de los modelos de ocurrencia de fuegos son estocásticos, en donde su resultado es “la probabilidad de que ocurra al menos un fuego”, representada en valores entre 0 y 1 (Costafreda-Aumedes et al., 2018). Dentro de los modelos estocásticos, resaltan aquellos basados en el aprendizaje automático (*machine learning*). La metodología de *machine learning* utiliza una gran variedad de algoritmos que aprenden de forma

iterativa a partir de los datos con que se alimenta un determinado modelo, esto con el fin de mejorar la descripción de los datos y realizar mejores procesos predictivos (Hurwitz & Kirsch, 2018). Varios modelos basados en *machine learning* han sido implementados para analizar la distribución espacial de los fuegos que se presentan en la vegetación, con el fin de generar mapas de riesgo de ocurrencia, y se observa una tendencia creciente a la aplicación de estos enfoques en torno al modelamiento de la susceptibilidad ante los incendios (Tien Bui et al., 2018). El objetivo de este tipo de modelos es desarrollar un grupo de reglas o una ecuación que permita estimar y mapear la variación en la susceptibilidad a ocurrencia de fuegos a través del paisaje (Jaafari et al., 2018). Los logaritmos de aprendizaje automático empleados en el mapeo de probabilidad de riesgo de fuego incluyen: Máxima Entropía (MaxEnt) (Parisien et al., 2012; Parisien & Moritz, 2009), *Random Forest* (Arpaci et al., 2014; S. Oliveira et al., 2012), Redes Neuronales Artificiales (*Artificial Neural Network*: ANN) (Bisquert et al., 2012; Satir et al., 2016) y Maquinas Soportadas por Vectores (*Support Vector Machines*: SVM) (Sakr et al., 2010). En general, la conclusión común derivada de diferentes trabajos de investigación es que los modelos generados a partir de *machine learning* poseen características comprobadas para ofrecer mejores resultados de predicción en los procesos de modelamiento espacial (Ngoc Thach et al., 2018). Los modelos de *machine learning*, (y en mayor medida *Random Forest*) mejoran la precisión de predicción en comparación con métodos estadísticos tradicionales (tales como la regresión logística), de igual manera, estos métodos requieren de un menor número de variables predictivas para lograr un buen rendimiento, y el uso de un bajo número de variables es otro punto a favor ya simplifica y mejora la interpretación de resultados (Rodrigues et al., 2014). Algunos de los algoritmos de *machine learning* que más frecuentemente son empleados son:

I. **Máxima entropía (MaxEnt):** Este algoritmo evalúa el espacio (es decir, las características ambientales) de un área dada en torno a un punto donde se ha identificado ha ocurrido un evento de fuego, y contrasta esta información con el resto de la totalidad del área de estudio (*background*), esto a través de un ajuste probabilístico de entropía máxima de las variables espaciales en cada localización de fuegos (Parisien et al., 2016).

II. **Redes Neuronales Artificiales:** Es un método de aprendizaje automático supervisado, generado a partir del funcionamiento de las redes neuronales biológicas, al ser un algoritmo supervisado este se entrena con datos históricos con el fin de realizar predicciones de distribución espacial del riesgo de fuego (Tien Bui et al., 2018).

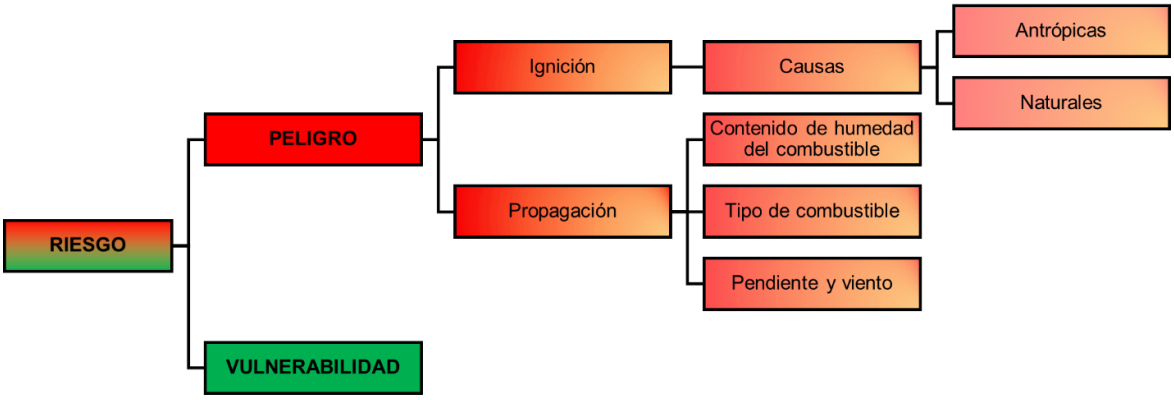
III. **Maquinas Soportadas por Vectores:** El objetivo de este algoritmo es encontrar la mejor función de decisión que es capaz de separar la muestra en dos clases (fuego y no-fuego), por tanto, al ser una determinación categórica, se habla de grados de pertenencia de los datos a un conjunto de clase, en el caso de modelamiento de riesgo de fuego, los resultados de probabilidad de pertenecer a la categoría de "fuego" son empleados como índice de riesgo de fuego (Ngoc Thach et al., 2018).

IV. ***Random Forest*:** Es un algoritmo que promedia los valores de predicción de una gran cantidad de árboles de clasificación o de regresiones individuales, que son determinados a partir una solo una sola parte de los datos, la cual es empleada como muestra de entrenamiento (Breiman, 2001). Este algoritmo presenta una mayor precisión de predicción, ya que supera el problema de incertidumbre que es inherente al uso de árboles individuales de decisión (Valdez et al., 2017). La idea principal del algoritmo es combinar muchos árboles de decisión utilizando una serie de datos de arranque y eligiendo algunas variables explicativas en cada nodo de los árboles (Arpaci et al., 2014). Se ha evidenciado que este método funciona muy bien, en comparación con otros ampliamente utilizados como lo son las maquinas soportadas por vectores y redes neuronales (Guo, Wang, et al., 2016; Liaw & Wiener, 2002; S. Oliveira et al., 2012). Rodrigues y de la Riva (Rodrigues et al., 2014) encontraron que *Random Forest* predice de mejor manera los fuegos sobre la vegetación que BRT (*Boosted Regression Trees*: Árboles de Regresión Reforzados", SVM o la regresión lineal. De igual manera, Arpaci y su equipo demuestran una efectividad ligeramente mejor en contraste con el modelo de "MaxEnt" (Arpaci et al., 2014). Resalta que el método *Random Forest* incrementa la variabilidad espacial y por lo tanto posee un mayor poder de discriminación espacial en áreas vecinas

con diferentes valores de riesgo de ocurrencia de fuego (Rodrigues et al., 2014).

## 2.2 Factores relacionados a la ocurrencia de fuegos

**Figura 2-1:** Esquema conceptual de elementos asociados al peligro de fuego (Chuvieco et al., 2012)




En general, la ocurrencia de fuegos se ve afectada por varios factores relacionados con el clima, la vegetación, la topografía y las actividades humanas (Eskandari, 2017; Hong et al., 2018; Nami et al., 2018; Tien Bui, Bui, et al., 2017; Valdez et al., 2017).

### 2.2.1 Factores topográficos

El suelo, la pendiente, el aspecto de la pendiente e información sobre el uso de la tierra son variables importantes que deben incluirse a la hora de evaluar y modelar el riesgo de ocurrencia de fuegos. Las variables topográficas que caracterizan el paisaje son insumos de gran importancia para los procesos de modelamiento en la ocurrencia de los fuegos (Chang et al., 2013). Existe una tendencia general de mayor riesgo de ignición en zonas con altitud baja (Calviño-Cancela et al., 2017). La topografía también influye en el balance de agua y energía, lo que controla el desarrollo de la vegetación y por tanto la acumulación de biomasa disponible para quemarse; variables como la elevación, el aspecto y la posición topográfica influyen en las condiciones microclimáticas (temperatura, precipitación, radiación solar, exposición al viento, etc.) que a su vez influyen en la carga de humedad del combustible (Dillon et al., 2011).

En la Tabla 2-1 se relacionan variables topográficas (identificadas a partir de la revisión de literatura) usualmente empleadas durante el proceso del modelamiento espacial de la ocurrencia de fuegos. Las variables que son usadas con mayor frecuencia son la elevación, la pendiente y el aspecto.

**Tabla 2-1:** Variables topográficas que son empleadas en el proceso del modelamiento espacial de riesgo de fuego según literatura.

| Variable | Referencias |
|---|---|
| Elevación | (Adab et al., 2013, 2015; Arpaci et al., 2014; Bar Massada et al., 2013; Calviño-Cancela et al., 2017; Castro & Chuvieco, 1998; Catry et al., 2009; Chuvieco et al., 2003, 2012; Dong et al., 2005; Eskandari, 2017; Gai et al., 2011; Gaither et al., 2011; Guo et al., 2017; Guo, Su, et al., 2016; Guo, Wang, et al., 2016; Hong et al., 2018; Jaafari et al., 2017, 2018; Mundo et al., 2013; Nami et al., 2018; Ngoc Thach et al., 2018; S. Oliveira et al., 2012; Pan et al., 2016; Parisien et al., 2012; Pourtaghi et al., 2016; Pradhan et al., 2007; Ríos-Pena et al., 2017; Satir et al., 2016; Tien Bui et al., 2018; Tien Bui, Bui, et al., 2017; Tien Bui, Le, et al., 2016; Tonini et al., 2020; Vadrevu et al., 2010; Valdez et al., 2017; Vallejo-Villalta et al., 2019; Weinstein & Woodbury, 2010; You et al., 2017) |
| Aspecto | (Adab et al., 2013, 2015; Arpaci et al., 2014; Burgess, 2011; Calviño-Cancela et al., 2017; Chuvieco et al., 2003, 2012; Dong et al., 2005; Ercanoglu et al., 2006; Eskandari, 2017; Gai et al., 2011; Gaither et al., 2011; Guo et al., 2017; Guo, Su, et al., 2016; Guo, Wang, et al., 2016; Hong et al., 2018; Jaafari et al., 2017, 2018; Leuenberger et al., 2018; Nami et al., 2018; Ngoc Thach et al., 2018; S. Oliveira et al., 2012; Pourtaghi et al., 2016; Pradhan et al., 2007; Tien Bui et al., 2018; Tien Bui, Bui, et al., 2017; Tien Bui, Le, et al., 2016; Vadrevu et al., 2010; Weinstein & Woodbury, 2010; You et al., 2017) |
| Pendiente | (Adab et al., 2013, 2015; Arpaci et al., 2014; Bar Massada et al., 2013; Burgess, 2011; Calviño-Cancela et al., 2017; Chuvieco et al., 2003, 2012; Dong et al., 2005; Ercanoglu et al., 2006; Eskandari, 2017; Eugenio et al., 2016; Gai et al., 2011; Gaither et al., 2011; Guo et al., 2017; Guo, Su, et al., 2016; Guo, Wang, et al., 2016; Hong et al., 2018; Jaafari et al., 2017, 2018; Jaiswal et al., 2002; Mundo et al., 2013; Nami et al., 2018; Ngoc Thach et al., 2018; S. Oliveira et al., 2012; Pan et al., 2016; Pourtaghi et al., 2016; Tien Bui et al., 2018; Tien Bui, Bui, et al., 2017; Tien Bui, Le, et al., 2016; Tonini et al., 2020; Vadrevu et al., 2010; Valdez et al., 2017; Weinstein & Woodbury, 2010; You et al., 2017) |
| Curvatura de la superficie | (Hong et al., 2018; Jaafari et al., 2017; Nami et al., 2018; Ngoc Thach et al., 2018; Pourtaghi et al., 2016) |
| Índice de humedad topográfica | (Jaafari et al., 2017; Nami et al., 2018; Pourtaghi et al., 2016; Tien Bui, Le, et al., 2016) |
| Índice de rugosidad topográfica | (Nami et al., 2018; Nunes et al., 2016; S. Oliveira et al., 2012) |

| Variable | Referencias |
|---|---|
| Índice de posición topográfica | (Pourtaghi et al., 2016) |
| Índice topográfico compuesto | (Vadrevu et al., 2010) |

- **Elevación:** La elevación sobre el nivel del mar afecta características generales del clima; elevaciones más bajas se caracterizan por temperaturas más altas y menor humedad relativa, por el contrario, a gran altitud el efecto de las precipitaciones orográficas es más pronunciado en la medida en que la humedad relativa y la humedad del combustible son mayores, lo que dificulta la capacidad para que un fuego inicie y/o se propague (Romme & Knight, 1981).
- **Pendiente:** Se define cómo la tasa de cambio en valores de elevación y se mide en grados o porcentaje (Burgess, 2011). Los eventos de fuego pueden desplazarse más rápidamente en las pendientes ascendentes pero más lentamente en aquellas descendentes (Jaiswal et al., 2002). De igual manera la pendiente presenta una relación directa con la accesibilidad y la actividad humana, ya que aquellas áreas dónde la pendiente es más abrupta son de difícil acceso (Calviño-Cancela et al., 2017).
- **Aspecto:** El aspecto hace referencia a la dirección a la que se orienta una pendiente y se mide en grados, desde: 0º (norte), pasando por 90º (este) 180º (sur), 270º (oeste) hasta volver al norte (360º) (Burgess, 2011). El aspecto puede influir en la velocidad del viento, con la consecuente propagación del fuego, a mayor velocidad más rápidamente este se propaga (Jaiswal et al., 2002). La orientación de la pendiente determina la cantidad de radiación solar recibida (que equivale a calor directo) que seca tanto el suelo y la vegetación, facilitando que se inicien los fuegos (Vadrevu et al., 2010).
- **Curvatura de la superficie:** La curvatura hace referencia a la medida geométrica de la curva que posee la superficie, donde valores positivos representan formas convexas (como la cima de una colina) y valores negativos formas cóncavas (por ejemplo un valle) (Hilton et al., 2016). Esta variable permite comprender el flujo a través de las superficies, lo cual da una indicación de la propagación del fuego en estas (Bolstad et al., 1998)**.** Se ha evidenciado que la curvatura tiene un efecto importante en el comportamiento de los fuegos sobre la cobertura vegetal, la tasa

de propagación de estos es más altas en curvaturas menores que en curvaturas mayores (Hilton et al., 2016).

- **Índice de humedad topográfica:** Este índice refleja la tendencia que posee el agua a acumularse en cualquier punto y la tendencia de las fuerzas gravitatorias a desplazar el agua pendiente abajo, lo que permite dar una idea del grado de acumulación de agua en un determinado lugar (Pourghasemi et al., 2012). El índice de humedad topográfica suele incluirse dentro del modelamiento del fuego como una aproximación de las condiciones hidrogeológicas (Tien Bui, Le, et al., 2016).
- **Índice de rugosidad topográfica:** Este índice es un indicador de la variación de la pendiente a lo largo del terreno, es decir, del grado de ondulación que posee el relieve (Mukherjee et al., 2013) En casos como el sudeste de los Estados Unidos la probabilidad de que se presenten grandes incendios aumenta en lugares con alta rugosidad topográfica (Dickson et al., 2006). En general se considera que la rugosidad del terreno favorece la dispersión del fuego (Taylor & Alexander, 2006).
- **Índice de posición topográfica:** El índice muestra la diferencia entre los valores de elevación de una celda focal en contraste con todas las celdas vecinas a esta (Jenness, 2000). Los valores bajos de este índice representan valles, mientras que los valores altos crestas (Harris & Taylor, 2017). Los valores altos del índice de posición topográfica están asociados a la presencia de fuegos más severos (Harris & Taylor, 2017).
- **Índice topográfico compuesto:** También conocido como índice de humedad, es una función de la zona contributiva aguas arriba y de la pendiente del terreno (Moore & Grayson, 1991). En general este índice es un indicador de la tendencia del agua a acumularse en un punto, y dicha tendencia depende de la pendiente, por lo que valores altos están asociados a un alto potencial de humedad en el suelo y por ende una menor probabilidad de ocurrencia de fuegos (Vadrevu et al., 2010).

### 2.2.2 El factor vegetación (combustible)

Características inherentes al combustible como lo son la carga, el tipo y el contenido de humedad están relacionadas al riesgo de ocurrencia de fuegos (Adab et al., 2015). A un nivel fundamental, los fuegos que se presentan en la vegetación son reacciones de combustión incontrolada y sostenida, que se propagan entre los elementos de combustible orgánico a través del paisaje (Keane, 2015; Sullivan, 2017). El combustible natural está

compuesto de biomasa viva y muerta, el tipo específico de este depende de la vegetación predominante, que en la mayoría de los casos consiste principiante en hojas sueltas, ramas y cortezas, así como pastos y arbustos (Beall & Eickner, 1970). Bajo algunas condiciones específicas, el combustible también puede incluir los troncos caídos, el dosel de los árboles y árboles muertos en pie (Gould et al., 2011), sin embargo, estos últimos elementos adicionales de combustible generalmente no contribuyen a la dinámica del frente de un fuego, y pueden requerir de condiciones climáticas más severas para iniciar el proceso de combustión (Sullivan, 2017). El combustible posee características y propiedades intrínsecas y extrínsecas que influyen en la ocurrencia, y la intensidad de los incendios (Duff et al., 2017), dentro de las que se incluyen la composición química, la densidad de partículas, el tamaño, la forma, la disposición del material (tanto horizontal como vertical) y el contenido de humedad (Rothermel, 1972). Los incendios son letales para la mayoría de la vegetación dominante sobre el suelo, aproximadamente el 80% de esta se consume o muere por efecto del suelo, lo que resulta en un cambio sustancial en la estructura vegetativa (Neary et al., 2005).

Cuanto más alto es el contenido de agua, más alta es la temperatura de ignición, lo que significa que la vegetación que posee un bajo contenido de agua es más probable que se encienda; por otro lado, incluso cuando la vegetación está en llamas, el contenido de agua afectará la velocidad con la que esta se consume (Jiang et al., 2012).

Los índices de vegetación son usados en el campo de los sensores remotos para tener una aproximación cuantitativa y cualitativa de la cobertura vegetal, a través de mediciones espectrales (Bannari et al., 1995). Empleando los índices se puede llegar a la idea del estado de la vegetación o del contenido de humedad de esta. No es posible identificar un único índice de vegetación como el más eficiente para el proceso de predecir el riesgo de ocurrencia de fuego, ya que depende en gran medida de la localización del área de estudio, de los tipos de vegetación y de las condiciones ambientales (Bisquert et al., 2011). Por ejemplo, Verbesselt y su equipo (Verbesselt et al., 2006) encontraron que el índice que predice de mejor forma la ocurrencia de fuegos en sabanas es el NDWI (*Normalized Difference Water Index*), mientras que Cheng et al., (Cheng et al., 2006) reportan que el EVI (*Enhanced Vegetation Index*) es más útil en el caso de zonas de cultivos y matorrales semiáridos, mientras que el índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) para los bosques de coníferas. En la Tabla 2-2 se relacionan los diferentes índices empleados en la literatura para realizar una aproximación al tipo y estado de vegetación.

**Tabla 2-2:** Índices empleados para realizar una aproximación al estado/humedad de la vegetación según la literatura

| Índice | Referencia |
|---|---|
| **NDVI** (*Normalized Difference Vegetation Index*) | (Castro & Chuvieco, 1998; Chuvieco et al., 2004; Dennison et al., 2005; Fan et al., 2017; García et al., 2008; Hadi, 2008; Hernandez-Leal et al., 2006; Hong et al., 2018; Jiang et al., 2012; Leblon et al., 2015; Pan et al., 2016; Peterson et al., 2008; Pourtaghi et al., 2016; Pradhan et al., 2007; Qi et al., 2012; D. A. Roberts et al., 2006; Sayad et al., 2019; Stow et al., 2006; Tien Bui, Bui, et al., 2017; Verbesselt et al., 2006; Yebra et al., 2008) |
| **EVI** (*Enhanced Vegetation Index*) | (Alvarado et al., 2017; Bisquert et al., 2011, 2012; Peterson et al., 2008; D. A. Roberts et al., 2006; Stow et al., 2006; Yebra et al., 2008) |
| **NDMI** (*Normalized Difference Moisture Index*) | (Adab et al., 2013, 2015) |
| **NDWI** (*Normalized Difference Water Index*) | (Dennison et al., 2005; Fan et al., 2017; Peterson et al., 2008; Qi et al., 2012; D. A. Roberts et al., 2006; Stow et al., 2005, 2006; Stow & Niphadkar, 2007; Verbesselt et al., 2006; Wang et al., 2013; Yebra et al., 2008; J. H. Zhang et al., 2011) |
| **VARI** (*Visible Atmospherically Resistant Index*) | (Caccamo et al., 2012; Fan et al., 2017; Peterson et al., 2008; D. A. Roberts et al., 2006; Stow et al., 2005, 2006; Stow & Niphadkar, 2007; Yebra et al., 2008) |
| **VCI** (*Vegetation Condition Index*) | (Vallejo-Villalta et al., 2019) |
| **NDII** (*Normalized Difference Infrarred Index*) | (Vallejo-Villalta et al., 2019) |
| **GVMI** (*Global Vegetation Moisture Index*) | (Fan et al., 2017; Pan et al., 2016; Yebra et al., 2008) |
| **FVC** (*Fractional Vegetation Cover*) | (Guo, Wang, et al., 2016) |
| **GPP** (*Gross Primary productivity*) | (Parisien et al., 2012) |
| **GBDI** (*Keetch–Byram Drought Index*) | (Hadi, 2008; Verbesselt et al., 2006) |
| **VIgreen** | (Peterson et al., 2008; D. A. Roberts et al., 2006) |
| **NDII6** | (Caccamo et al., 2012; Fan et al., 2017; Jurdao et al., 2013; Peterson et al., 2008; D. A. Roberts et al., 2006; Stow et al., 2006; Stow & Niphadkar, 2007; Wang et al., 2013; Yebra et al., 2008) |
| **NDII7** | (Fan et al., 2017; Peterson et al., 2008; D. A. Roberts et al., 2006; Stow et al., 2006) |
| **SAVI** (*Soil Adjusted Vegetation Index*) | (Fan et al., 2017; Stow et al., 2006; Yebra et al., 2008) |
| **LAI** (Leaf Area Index) | (Cheng et al., 2006; Jurdao et al., 2013; Yebra et al., 2008) |

| Índice | Referencia |
|---|---|
| **FPAR** (*Fraction of Photosynthetically Active Radiation*) | (Yebra et al., 2008) |

## 2.2.3 El facto antrópico

Actualmente el factor humano es esencial para analizar y comprender los patrones asociados al riesgo de fuego (Calviño-Cancela et al., 2017). Las actividades humanas han alterado los regímenes de fuego a lo largo de todo el globo, modificando la frecuencia, el tamaño y la intensidad de los fuegos (Bowman et al., 2011). Las causas relacionadas con la actividad del hombre, bien sean intencionales o por accidente, son las causas más frecuentes relacionadas con la incidencia de fuegos (FAO, 2007). Además, existen ciertos usos o actividades asociados a determinados tipos de coberturas de la tierra y que son importantes motores de riesgo (Calviño-Cancela et al., 2017), ejemplo de esto son las quemas agrícolas que se realizan en tierras de cultivo o las quemas periódicas en arbustos y pastizales que se usan para controlar la expansión del bosque y promover el crecimiento de nuevos brotes para actividades de pastoreo (Ganteaume et al., 2013; Vélez, 2002; Webb, 1998). Por otro lado existen factores indirectos, como por ejemplo los cambios promovidos en el paisaje por efecto de la construcción de caminos y de introducción de nuevas especies vegetales que pueden estar relacionados con el aumento de susceptibilidad al fuego en ciertas áreas (Hardesty et al., 2005).

Los factores antrópicos son variables importantes que influyen en la ocurrencia de fuegos, representados por variables como la proximidad a carreteras y asentamientos humanos (Avila et al., 2010). Debido a las actividades humanas más intensas, el riesgo de que se presenten fuegos aumenta y brinda muchas oportunidades para una ignición artificial inesperada (Mustafa et al., 2017). La distancia a las carreteras y la densidad de las carreteras son parámetros potencialmente importantes debido a que las carreteras permiten que las personas tengan acceso a las áreas boscosas y de pastizales y causen fuegos (Adab et al., 2013), además, las áreas boscosas y de pastizales cercanas a los asentamientos son más propensas a la ignición ya que los residentes del boque pueden provocar de forma accidental que se inicien fuegos (Jaiswal et al., 2005).

### 2.2.4 Factores climáticos

El aumento de la frecuencia con que suceden eventos de fuego en los últimos decenios, relacionándolo con las épocas de sequía prolongadas, junto con la preocupación ante cómo afectarán los eventos de cambio climático este tipo de eventos ha ocasionado que se preste más atención a las interacciones entre fuego y clima (Liu et al., 2014).

La información de clima usualmente utilizada para predecir la ocurrencia y dispersión del fuego es: temperatura, humedad, precipitación, radiación solar, y velocidad y dirección de vientos (Sayad et al., 2019). En la mayoría de sistemas es el clima y no el hombre quien controla la cantidad de combustible disponible para quemarse (carga de combustible), ya que por ejemplo el crecimiento de la vegetación depende de la precipitación, la temperatura y la radiación solar (Aldersley et al., 2011). De igual manera el clima determina la flamabilidad de combustible disponible, ya que las condiciones meteorológicas afectan el contenido de humedad de la vegetación y del suelo (Meyn et al., 2007).

La temperatura es un factor clave asociado al riesgo de ocurrencia de fuego ya que temperaturas altas están asociadas a un menor contenido de humedad del combustible, condición que facilita que se den procesos de ignición (Bisquert et al., 2012).

La precipitación anual es uno de los principales impulsores de la variabilidad interanual asociada a la incidencia de los fuegos, y a menudo, es una variable de entrada importante en el desarrollo de modelos de predicción en torno al fuego (Aldersley et al., 2011; Archibald et al., 2009; Van Der Werf et al., 2008). La distribución de la lluvia a lo largo de la estación seca determina la cantidad de humedad en el combustible, y por ende, la probabilidad de eventos de ignición (Alvarado et al., 2017). Además, la incidencia de las épocas de sequía se ve agravada por fenómenos como el calentamiento global, las fluctuaciones en temperatura derivadas los fenómenos de variabilidad climática como El Niño y la interrupción del ciclo hidrológico natural derivado de la tala de bosque (D. Nepstad et al., 2004).

## 2.3 Vulnerabilidad y fuego

La evaluación del componente de vulnerabilidad dentro del esquema de riesgo proporciona herramientas particulares que permiten analizar el potencial de perdida derivado de un

evento (Cutter et al., 2015; UNISDR, 2015). Para realizar esta evaluación es necesario identificar bienes o valores que están en riesgo y que pueden verse afectados por un evento determinado, integrado variables que reflejen las diferentes dimensiones: social, física y ambiental (S. Oliveira et al., 2018). En la Tabla 2-3 se presenta una selección de los principales indicadores (mesurables) que se pueden incluir para los diferentes componentes asociados a la vulnerabilidad.

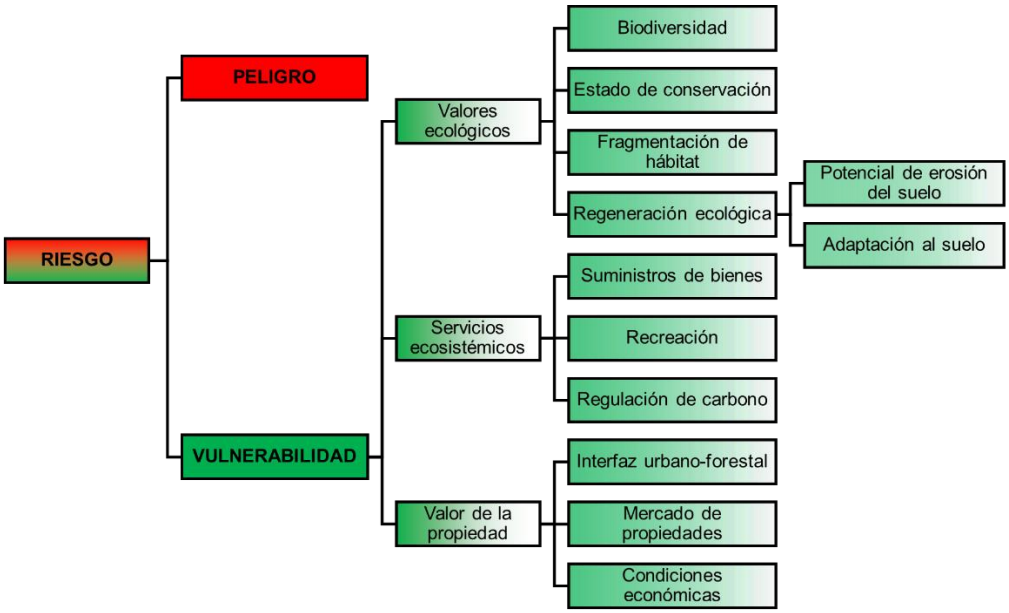
**Tabla 2-3:** Marco general para la conceptualización de la vulnerabilidad a partir de información proveniente de sensores remotos (Taubenböck et al., 2008).

| Tipo de vulnerabilidad | Causas | Indicadores / Variables |
|---|---|---|
| **Vulnerabilidad física** | Localización | Accesibilidad, distancia |
| | Exposición estructural | Número de estructuras, densidad de estructuras, tipo de estructuras |
| | Infraestructura crítica | Red vial, transporte público, líneas de comunicación, oleoductos y gasoductos, suministro, líneas de vida, etc. |
| **Vulnerabilidad demográfica** | Estructura poblacional | Población total, distribución de la densidad de población, patrón de edad, etc. |
| | Desarrollo poblacional | Tasas de crecimiento de la población, tasas de migración, etc. |
| **Vulnerabilidad social** | Condición social | Educación, concienciación pública, salud, red social, género, etc. |
| | Accesibilidad a servicios de salud y emergencia | Hospitales, escuelas, bomberos, refugios, etc. |
| **Vulnerabilidad económica** | Potencial financiero individual | Renta per cápita, seguros, propiedades, tasa de desempleo, etc. |
| | Potencial gubernamental | Presupuesto de ayuda local, producto nacional bruto, programas y organizaciones de ayuda, inflación, Índice de Pobreza Humana, etc. |
| **Vulnerabilidad política** | Estructura de decisión | Sistema político, voluntad, sistemas de alerta temprana, gestión de crisis e información, etc. |
| **Vulnerabilidad ecológica** | Recursos naturales | Suministro y equilibrio del agua, agricultura, bosques, etc. |

Trasladar el complejo conjunto de interacciones entre los indicadores heterogéneos de vulnerabilidad a una métrica cuantitativa reduce de muchas maneras el impacto y la complejidad de estos (Siegel & Alwang, 2001), sin embargo esta combinación cuantitativa tiene como objetivo permitir una visión general y holística de la vulnerabilidad en el contexto del riesgo (Taubenböck et al., 2008).

Específicamente, para el caso de vulnerabilidad relacionada a eventos de fuego, Chuvieco et al (Chuvieco et al., 2014) proponen la aproximación a partir de tres componentes: valores ecológicos, servicios ecosistémicos y valor de la propiedad (Figura 2-2).

**Figura 2-2:** Componentes empleados para evaluar la vulnerabilidad ante eventos de fuego (Chuvieco et al., 2014).




## 2.3.1 Valor ecológico

Se aborda utilizando diferentes indicadores de la calidad y vulnerabilidad de los ecosistemas, relacionados con tres aspectos particulares: biodiversidad, estado de conservación y fragmentación de hábitat (Chuvieco et al., 2014).

En coberturas tipo bosque y matorrales los fuegos recurrentes (en intervalos de 5 años o menos) conducen a la pérdida de biodiversidad y cambios en la estructura de la vegetación (Enright & Fontaine, 2014). En el caso específico de sabanas, la quema frecuente da lugar

a la degradación del suelo y la pérdida de biodiversidad, por ejemplo al facilitar la ocupación por parte de especies invasoras (Kusangaya & Sithole, 2015).

Entre más intacto (menor grado de modificación) presenta un área, mayor valor de conservación esta presenta, no solo en la medida que protege la diversidad biológica, sino en el mantenimiento de procesos y servicios ecológicos claves (Chuvieco et al., 2014).

Los procesos de fragmentación de la cobertura boscosa ocasiona un aumento en el número de fuegos, sin embargo, también afectan la intensidad de estos a nivel del paisaje en la medida que aumentan conforme se presenta mayor cantidad de parches de bosque y el área de esta cobertura disminuye (Armenteras et al., 2013). El aumento en la frecuencia de fuegos en el bosque debido a fragmentación se da por el efecto que tiene este proceso en disminuir el contenido de humedad, la carga de combustible y su flamabilidad (Cochrane & Laurance, 2008).

### 2.3.2 Servicios ecosistémicos

Se ha evidenciado que los eventos de fuego afectan servicios ecosistémicos como la producción de biomasa, la retención de carbono y el suministro de agua dulce (Mancini et al., 2018). La dificultad en evaluar este componente radica en la caracterización de servicios ecosistémicos no mercantiles (por ejemplo, la recreación) en lo que respecta a su respuesta ante eventos de fuego y en la forma en que la sociedad los percibe y valora (Thompson & Calkin, 2011).

### 2.3.3 Valor de la propiedad

Hace referencia a la cuantificación de perdidas potenciales en términos económicos, de infraestructura, principalmente en aquellas áreas urbanas que están en contacto directo con coberturas flamables (bosques, matorrales, praderas o vegetación natural mezclada con cultivos) (Chuvieco et al., 2014). Resalta la importancia de incluir la evaluación de este componente dentro del marco de vulnerabilidad debido a que el fuego constituye una amenaza importante para la vida y bienes presentes tanto en zonas urbanas como rurales (Xin & Huang, 2013).

### 2.3.4 índice de vulnerabilidad

Es necesario incluir la información proveniente de diferentes variables asociadas a vulnerabilidad (indicadores) dentro del mismo contexto de evaluación, y para esto es necesario convertir los valores de los diferentes indicadores a un rango estandarizado con el fin de poder comparar diferentes áreas empleando la misma escala (Taubenböck et al., 2008). La parametrización puede realizarse aplicando funciones tipo S, las cuales permiten que los datos converjan en un rango de 0 a 1, en donde 0 hace referencia a que no se presenta vulnerabilidad alguna y el 1 representa vulnerabilidad total (100%). Otra opción es trasladar la escala cuantitativa original a una clasificación cualitativa (vulnerabilidad muy baja, baja, media, alta y muy alta) usando quintiles de clasificación (Chuvieco et al., 2014).

El índice de vulnerabilidad final proporciona una medida relativa del potencial máximo de perdida en caso de que se produzca un incendio en una zona determinada, teniendo en cuenta las características de los bienes y servicios que se encuentran en dicha zona (S. Oliveira et al., 2018).

## 2.4 Efecto del fuego

### 2.4.1 Efectos del fuego en el ecosistema

Los incendios causan la perdida de grandes cantidades de biomasa cada año en muchos ecosistemas terrestres, pero también promueven el crecimiento de esta ya que permite la renovación y el desarrollo de la vegetación al mismo tiempo (Kastamonu & Kucuk, 2017). A nivel estructural, la consecuencia del incremento en la frecuencia e intensidad de los fuegos es la reducción de la altura de la vegetación, de igual manera también se presenta una reducción de la vegetación leñosa, siendo esta reemplazada por pastizales y un reemplazo hacia especies flamables (se presenta una caída del índice de descomposición de la hojarasca, aumenta la abundancia de hojas xeromórficas y ramas más finas) lo que se representa en una reducción general de la biomasa (Scott et al., 2014).

A nivel funcional el efecto del fuego se puede presentar en diferentes aspecto (W. Bond & Keane, 2017):

- Perdida de carbono inmediato debido a la quema de biomasa viva y muerta

- Perdida de fosforo y cationes por acción de los fuertes vientos que acompañan a los eventos de fuego, lavado de nutrientes catiónicos por efecto de escorrentía que conlleva a un incremento general en el pH del suelo
- El incremento de la radiación, la reducción de evaporación y el aumento en pH tiende a aumentar la actividad microbiana en el suelo lo que incrementa la mineralización y disponibilidad de nutrientes a corto plazo.
- La reducción de biomasa por efecto de la quema y los cambios en las propiedades del suelo conllevan a cambios temporales en la dinámica hidrológica, con el consecuente aumento de procesos erosivos.

### 2.4.2 Efectos del fuego en el suelo

El impacto del fuego en el suelo puede afectar en gran medida el funcionamiento de los ecosistema del subsuelo debido a que el calor generado por este tipo de eventos puede alterar un amplio rango de propiedades biológicas, físicas y químicas de este (Stoof, 2011). A continuación se enumeran algunos de los principales cambios que suceden en el suelo por efecto del fuego, en relación a las temperaturas que este puede alcanzar (Santín & Doerr, 2016):

- A temperaturas bajas (por debajo de los 200°C) se afecta principalmente las propiedades biológicas del suelo (reducción de biomasa microbiana, destrucción del banco de semillas y de raíces finas), sin embargo, también hay cambios en las propiedades físicas como la repelencia al agua.
- A temperaturas altas (sobre los 200°C) las propiedades químicas del suelo se ven alteradas, debido a la combustión de materia inorgánica y la producción de compuestos orgánicos pirogénicos, de igual manera el pH aumenta y las propiedades físicas también cambian, con alteraciones en la repelencia al agua y la estabilidad de agregados del suelo.

Es importante reconocer que los cambios específicos en el suelo, y la magnitud de estos están influenciados no solo por la temperatura, también tienen que ver otros parámetros relacionados al fuego, tales como la duración del evento y la disponibilidad de oxígeno (Bryant et al., 2005).

### 2.4.3 Efectos del fuego en el aire y emisiones

Los incendios pueden afectar la calidad del aire tanto a escala local, y si el fuego es lo suficientemente grande, a escala regional. El humo derivado de estos eventos incluye elementos visibles (hollín, gotas de alquitrán y gotas de agua) como elementos no perceptibles a simple vista como gases y vapores orgánicos (Bidwell et al., n.d.). La composición química del humo está relacionada con el tipo de combustible que es quemado, por ejemplo, la quema de combustibles leñosos finos, pasto, hojarasca y follaje produce $CO_2$, óxido de nitrógeno (NO) y dióxido de nitrógeno ($NO_2$), mientras que la quema de vegetación leñosa de gran diámetro y combustibles presentes en el suelo produce CO, $NH_4$ y $NH_3$ (Sommers et al., 2014).

Se estima que la degradación de la calidad del aire por efecto fuego causa de 260000 a 600000 muertes prematuras en todo el mundo, cada año (Johnston FH, Henderson SB, Chen Y, Randerson JT, Marlier M, 2012).

El $CO_2$ es el gas de efecto invernadero que contribuye en mayor medida al calentamiento global, esto debido a su capacidad para absorber calor y al tiempo de persistencia que tiene en la atmosfera (Sugihara et al., 2006). Las estimaciones de factores de emisión identifican al $CO_2$ como el principal gas producido por efecto de la quema de biomasa (Andreae & Merlet, 2001). La quema de biomasa se considera como la segunda fuente más importante de emisión de $CO_2$ (después de las emisiones producto de la quema de combustible fósiles) y la mayor fuente de emisión de partículas carbonosas finas a la tropósfera (Akagi et al., 2011).

Los fuegos forestales representan uno de los mecanismos más importantes que regula la dinámica de almacenamiento y liberación de carbono (Kasischke et al., 2000). Cuando se produce un fuego la biomasa consumida por este se convierte en emisiones de carbono, agua y energía, y la cantidad de estos productos depende de la extensión del fuego y de las características del combustible, que a su vez están influenciados por las condiciones climáticas (Bigler et al., 2005; Dale et al., 2001; Falk et al., 2007). Es por lo anterior que la liberación de carbono a partir de un evento de fuego depende del régimen de este, del clima y es altamente específico del tipo de ecosistema que sufre este tipo de disturbio (Keith et al., 2009).

A las tasas de emisión actuales se prevé que la concentración de $CO_2$ en la atmosfera será de 1000 ppm para finales de siglo, lo que resultará en un calentamiento irreversible a largo plazo (Solomon et al., 2009). Los modelos climáticos a escala global predicen un aumento de la temperatura anual promedio de 1.4 a 3.0 °C para el 2050 en un escenario de emisiones medias (Rowlands et al., 2012). Se prevé que esta relación de calentamiento aumentará la frecuencia, la intensidad y la extensión de los fuegos que se presentan en la cobertura vegetal (Dillon et al., 2011; Flannigan et al., 2008; McKenzie et al., 2004), lo que a su vez incrementará las emisiones de $CO_2$ (Spracklen et al., 2009).

Los incendios en sabanas y pastizales representan la mayor contribución (44%) de emisiones de carbono por eventos de fuego a nivel global, y un 16% corresponde a emisiones derivadas de fuegos en cobertura boscosa, y se infiere que pueden ser contribuciones netas de $CO_2$ a la atmósfera, debido a que no pueden ser compensadas por el nuevo crecimiento de la cobertura vegetal (Van Der Werf et al., 2010).

## 2.5 Fuego y biodiversidad

El fuego es un evento de disturbio que influye en la estructura de las comunidades ecológicas a lo largo de todo el globo (Bowman et al., 2009). La fauna y flora usualmente dependen de los recursos que varían como resultado de los eventos de fuego, específicamente, algunos estudios demuestran que más plantas y animales viven en áreas con una alta diversidad de historias de fuegos, mientras que otros estudios no muestran tal relación (L. Kelly & Standish, 2019).

El conocimiento de las respuestas temporales de las especies en relación al fuego es escaso, incluso en ambientes propensos a este tipo de eventos, por ejemplo, son muy pocos los estudios para comprobar hasta qué punto el conocimiento de la respuesta de una especie puede utilizarse para predecir la ocurrencia de la misma en el espacio geográfico (Simon et al., 2012). Se ha documentado un amplio espectro de respuestas de la fauna en relación al tiempo transcurrido desde que sucede este tipo de eventos (Whelan et al., 2001). Algunas especies se favorecen de la vegetación quemada recientemente por ejemplo, (Hutto, 2008), mientras que otras prefieren la vegetación que no ha sufrido de quemas durante mucho tiempo (Clarke, 2005). La comparación de las respuestas entre múltiples especies puede proporcionar información sobre la importancia del fuego en la

estructuración de los conjuntos faunísticos y la generalidad de las respuestas entre especies (Simon et al., 2012).

El impacto del fuego en las especies puede ser negativo, el efecto directo del fuego sobre la fauna es la muerte, los efectos indirectos de los fuegos son de gran alcance y a más largo plazo e incluyen estrés, pérdida de hábitat, territorios, refugio y alimentos, de igual manera los incendios pueden causar el desplazamiento de aves y mamíferos territoriales, que pueden alterar las dinámicas poblaciones a escala local (Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2001).

Los animales ágiles tienen la capacidad de huir, buscando refugio del fuego, principalmente bajo el suelo, logrando sobrevivir en madrigueras o grietas. Por otro lado, la mortalidad de mamíferos grandes (incluidos los humanos) está en mayor medida asociada a eventos de fuego severos y la mayor mortalidad se suele presentar en animales de movimiento lento (W. Bond & Keane, 2017) .

# 3. Capítulo 3: Planteamiento del problema y justificación

## 3.1 Planteamiento del problema

El fuego se considera un evento que se puede presentar de forma natural en los ecosistemas y tiene un papel importante como factor ecológico, no obstante, el régimen natural de este se ha visto afectado debido a múltiples factores. Los cambios en los regímenes de fuego a través de todo el globo han sido reportados mayoritariamente en términos de modificaciones de la frecuencia, tamaño e intensidad de los fuegos (Bowman et al., 2011). La principal fuente de esta variación es la actividad humana. Las causas derivadas de esta, bien sean intencionales o por accidente, son las más frecuentes relacionadas con la incidencia de fuegos (FAO, 2007). El cambio climático es también un motor fundamental y junto a ciertos usos o actividades asociados a determinados tipos de coberturas de la tierra, son importantes factores que aumentan el riesgo de ocurrencia de fuegos a nivel mundial (Calviño-Cancela et al., 2017).

Los cambios en el régimen del fuego pueden resultar en altos costos ambientales, ecológicos, económicos y de salud. A partir de los eventos de fuego se puede originar la perdida de grandes cantidades de biomasa (lo que equivale a la perdida inmediata de carbono, liberado a la atmósfera) (Kastamonu & Kucuk, 2017). Sobre las especies, el fuego tiene impactos directos (ej. muerte de los individuos), e indirectos, muchos a largo plazo, que pueden afectar seriamente las dinámicas ecológicas de las especies en el paisaje (Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2001). A nivel económico, se presentan una serie de costos relacionados con el proceso de supresión del fuego, perdidas inmediatas de bienes y costos asociados a los procesos de recuperación (D. Thomas et al., 2017). De igual manera, a partir de los productos derivados de un evento de fuego se puede presentar una afectación y degradación de la calidad del aire y del agua (Johnston FH, Henderson SB, Chen Y, Randerson JT, Marlier M, 2012).

En ecosistemas tropicales, el análisis y modelamiento de las variables asociadas al riesgo de ocurrencia de fuego y elementos vulnerables a estos representa una herramienta primordial a partir del cual se pueden identificar áreas dónde es más probable que se presenten este tipo de eventos. Este conocimiento provee una herramienta de gestión para evitar, minimizar, mitigar y controlar este tipo de eventos, así como los efectos derivados de estos.

## 3.2 Justificación

En el caso de las sabanas tropicales, el fuego es un factor importante a escala del paisaje, determinante en la composición, ecología y distribución de este tipo de ecosistemas (Sankaran et al., 2005). Los fuegos en las sabanas son primordialmente superficiales y queman pastos y arbustos secos, expandiéndose rápidamente debido a las condiciones de calor, viento y baja humedad, especialmente en temporadas secas (Mishra & Young, 2014). En el caso de Suramérica, el ecosistema de sabana se encuentra en Brasil (Cerrado), Colombia (llanos orientales) y Venezuela (llanos venezolanos). La ecorregión de los llanos colombo-venezolanos representa una región de extensas llanuras, cubiertas principalmente de vegetación de sabana y de gran importancia económica para ambos países (Pérez & Bulla, n.d.). En el caso de Colombia, los estudios en torno al fuego se han centrado en la caracterización espacial y temporal de anomalías térmicas (Armenteras et al., 2009; Armenteras, Retana, et al., 2011) y con un enfoque más regional, en la amazonia (Armenteras et al., 2013), y de áreas quemadas en la orinoquia colombiana (Armenteras et al., 2005). Esta última región, en Colombia, se caracteriza por tener la mayor afectación en área a causa de los incendios (Armenteras et al., 2009). En Venezuela, los estudios referentes a la ecología del fuego, se enfocan principalmente en la región de las sabanas mixtas de bosques y pastizales (lo que se conoce como Gran Sabana) ubicadas al suroeste del país (Bilbao et al., 2010; Montoya et al., 2011; Rodríguez, 2007; Sletto & Rodriguez, 2013), presentándose un gran vacío referente a la dinámica de fuegos en los llanos venezolanos. En el contexto de investigación en torno al fuego, no existe ni se ha generado ningún modelo que permita relacionar las variables asociadas al fuego con el riesgo de ocurrencia de este tipo de eventos para la región de los llanos colombo-venezolanos, ni la posible afectación a nivel ecológica que estos puedan acarrear.

Este estudio busca entender y modelar el riesgo (en términos de probabilidad de ocurrencia y vulnerabilidad ecológica) del fuego con el fin de proveer herramientas en torno a la gestión del riesgo. A nivel de planeación regional, determinar los niveles de riesgo ante el fuego permite evaluar la idoneidad de las medidas de protección del paisaje y de los diferentes tipos de coberturas (Costa et al., 2011). Los mapas generados a partir de modelos de riesgo de fuego son elementos básicos para la planificación y protección de áreas forestales, de igual manera estas herramientas también son útiles para tomar medidas que faciliten la vigilancia en zonas de alto riesgo, definir áreas donde construir contrafuegos, restringir el acceso, reorganizar las prácticas de tala y limpieza, y la asignación estratégica de recursos para la atención de este tipo de desastres (You et al., 2017).

## 3.3 Pregunta de investigación

- ¿Cuáles son los factores que influencian el riesgo de ocurrencia de fuego en los llanos colombo-venezolanos?
- ¿En qué zonas de la ecorregión de los llanos colombo venezolanos es más probable que se presente un fuego?
- ¿En términos de vulnerabilidad ecológica, que zonas se verían más afectadas en el caso que se presente un evento de fuego?

## 3.4 Objetivos

### 3.4.1 Objetivo general

El objetivo general del presente trabajo fue generar un modelo de riesgo de fuego para los llanos colombo venezolanos, que abarcara los componentes relacionados a la probabilidad de ocurrencia y vulnerabilidad ecológica.

### 3.4.2 Objetivos específicos

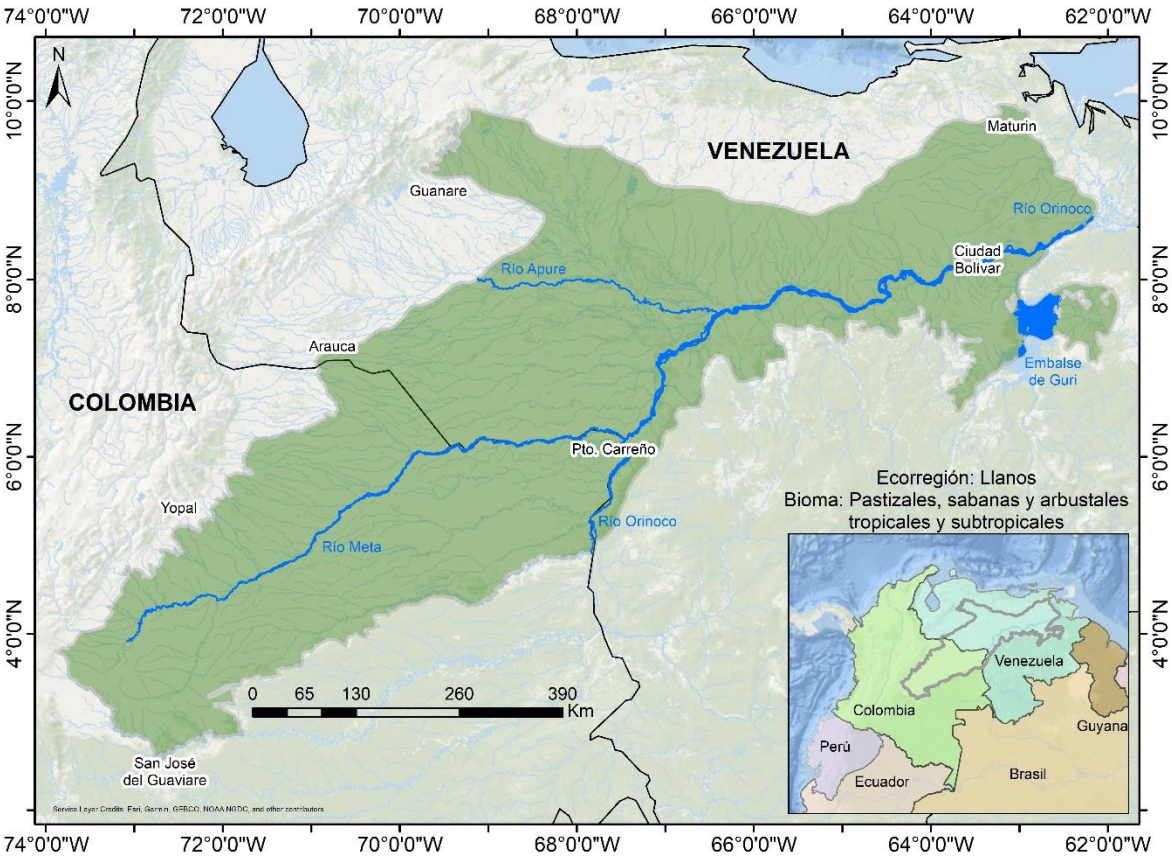
- Generar un modelo de probabilidad de ocurrencia de fuegos.
- Evaluar la vulnerabilidad, en términos ecológicos, del área de estudio ante eventos de fuego

- Determinar zonas que presentan mayor riesgo total (probabilidad de ocurrencia + vulnerabilidad ecológica).

# 4. Capítulo 4: Materiales y métodos

## 4.1 Área de estudio

**Figura 4-1:** Ubicación geográfica de la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos




### 4.1.1 Localización

El área de estudio (Figura 4-1) corresponde a la ecorregión de los llanos, la cual hace parte del bioma de pastizales, sabanas y arbustales tropicales y subtropicales, (Dinerstein et al., 2017) específicamente, el área que comprende regiones de los llanos colombianos y

venezolanos (73-61°O, 10-2°N) y posee una extensión total aproximada de 383141 $km^2$. La capa de información geográfica que se empleó con el fin de delimitar la zona de estudio proviene de *Ecoregions* 2017 (Dinerstein et al., 2017), derivado del mapa original de ecorregiones (Olson et al., 2006). Olson et al., definen las ecorregiones como unidades de tierra relativamente grandes que contienen un conjunto característico de comunidades y especies naturales cuyos límites se aproximan a la extensión original de estas.

La ecorregión de los llanos se extiende hacia el noreste desde las estribaciones de los Andes Orientales en Colombia, a lo largo del curso del rio Orinoco casi hasta su delta en el mar, encontrándose en una gran depresión limitada por los Andes en el oeste, la cordillera costera venezolana que la aísla del Mar Caribe en el norte y el escudo Guayanés en el sur (Pérez & Bulla, n.d.).

Las características y funcionamiento de la Ecorregión de los Llanos a escala subcontinental de observación se debe principalmente a tres determinantes ecológicos: la estacionalidad climática, los suelos poco fértiles y la presencia frecuente de quemas (Chacón et al., 2015).

### 4.1.2 Geomorfología y suelos

A nivel regional, tanto en las regiones de los Llanos pertenecientes a Colombia como a Venezuela se han definido diferentes tipos de paisajes predominantes, diferenciados entre sí por su carácter geomorfológico. En el caso de Colombia (Rippstein et al., 2001) se encuentran el piedemonte, las llanuras aluviales inundables y la altillanura (subdividido en dos ecosistemas, la altillanura bien drenada y la llanura inundable o mal drenada. Para Venezuela (Chacón et al., 2015) la clasificación que se presenta es: sabanas de piedemonte, sabanas sobre mesas, planicies aluviales de desborde altas, sabanas inundables, llanuras eólicas y la depresión de Unare.

En la región de los Llanos colombianos predominan los suelos Oxisoles y Ultisoles (Rippstein et al., 2001), suelos ácidos y pocos fértiles sometidos a temperaturas altas durante el año y a exceso de humedad, caracterizados por la lixiviación de minerales y por la formación de laterita (gleyzación). En cuanto a los Llanos de Venezuela, los suelos predominante son los Inseptisoles al occidente, Alfisoles al centro y Ultisoles al oriente (Elizalde et al., 2007).

### 4.1.3 Clima

La estacionalidad climática de le Ecorregión está determinada por un patrón unimodal en las precipitaciones, con un promedio anual de precipitación que varía entre los 1200 y los 1800 mm, presentándose dos estaciones: una de sequía entre los meses de diciembre y marzo, y otra época de lluvias, entre mayo y octubre, siendo noviembre y abril meses de transición (Chacón et al., 2015; Rippstein et al., 2001). En enero de cada año los Llanos se encuentran bajo la influencia de los vientos Alisios que soplan del suroeste al noreste, moviendo las nubes y propiciando las condiciones para la época seca, por otro lado, a partir de marzo, la depresión atmosférica se mueve en dirección norte y las nubes se acumulan sobre los Llanos (Rippstein et al., 2001).

### 4.1.4 Usos del suelo

Si bien el impacto de la intervención humana en las regiones de Sabana neotropical en Colombia y Venezuela ha sido considerablemente menor en comparación con las de Brasil, la expansión de las fronteras agrícolas y ganaderas es permanente, muchas veces acompañada del desarrollo de la infraestructura vial, y otras veces inducida por la explotación petrolera, tal es el caso de Venezuela y que también se está presentando en Colombia (Rippstein et al., 2001).

En los Llanos Orientales de Colombia, se presenta una rápida conversión de la sabana seminatural (dedicada principalmente a la ganadería extensiva y la agricultura tradicional de bajos insumos) a una zona de producción intensiva de alimentos (arroz, soja y maíz) biocombustibles (caña de azúcar y palma de aceite) y caucho. Desde el punto de vista político, la región ha pasado de ser una frontera descuidada a una zona de importancia nacional primaria, en la cual se han depositado grandes esperanzas para el crecimiento económico del país, sin embargo, la intensificación del uso de la tierra y el alto crecimiento de la población ha convertido a la región en uno de los ecosistemas más amenazados de Colombia (Romero-Ruiz et al., 2012).

De acuerdo a Bisbal (Bisbal, 1988) la región de los llanos Venezolanos es afectada por diferentes dinámicas que surgen a partir de los procesos de desforestación (los llanos poseen el mayor índice de deforestación en el país), la industria petrolera (que deriva en perdida de la cobertura vegetal, la fragmentación de hábitat por el establecimiento de vías, incremento de asentamientos humanos y contaminación de fuentes hídricas) y la

construcción de diques. En Venezuela, la ecorregión de los llanos es afectada en gran medida por la construcción de diques, en toda la región existen miles de pequeños estanques construidos por los propietarios de tierra con el fin de abastecer de agua su ganado y controlar inundaciones durante la época de lluvias (Bisbal, 1988).

### 4.1.5 Vegetación

La vegetación 'nativa' de los Llanos Orientales de Colombia y de Venezuela es, en general, la de una sabana herbácea cuyas especies características son *Trachypogon vestitus* y *T. plumosus* (Medina & Sarmiento, 1981; Rippstein et al., 1967) y que tiene un estrato herbáceo bajo (< 50 cm) en el que sobresalen árboles como *Curatella americana* (Rippstein et al., 2001).

Según J. Silva (J. Silva, 2003) si bien las sabanas de Venezuela no se consideran muy biodiversas en especies vegetales, tampoco puede considerarse como un ecosistema en extremo pobre. Sarmiento & Cabido (Sarmiento & Cabido, 1996) sugieren que aunque las sabanas son menos diversas (en relación al número de especies) que las selvas húmedas tropicales, estas se ubican en un rango superior de diversidad en el contexto de los diferentes biomas de la tierra, sobre todo si se compara con otros ecosistemas en donde dominan las formas de vida herbáceas. En términos generales, la riqueza de plantas superiores en las sabanas de Venezuela han sido estimada en alrededor de 1000 especies, con cerca de 800 para las sabanas al norte del Orinoco y 500 para las sabanas del Escudo Guayanés, con valores típicos para localidades particulares que van entre los 20 y 100 especies (Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales Renovables, 1985).

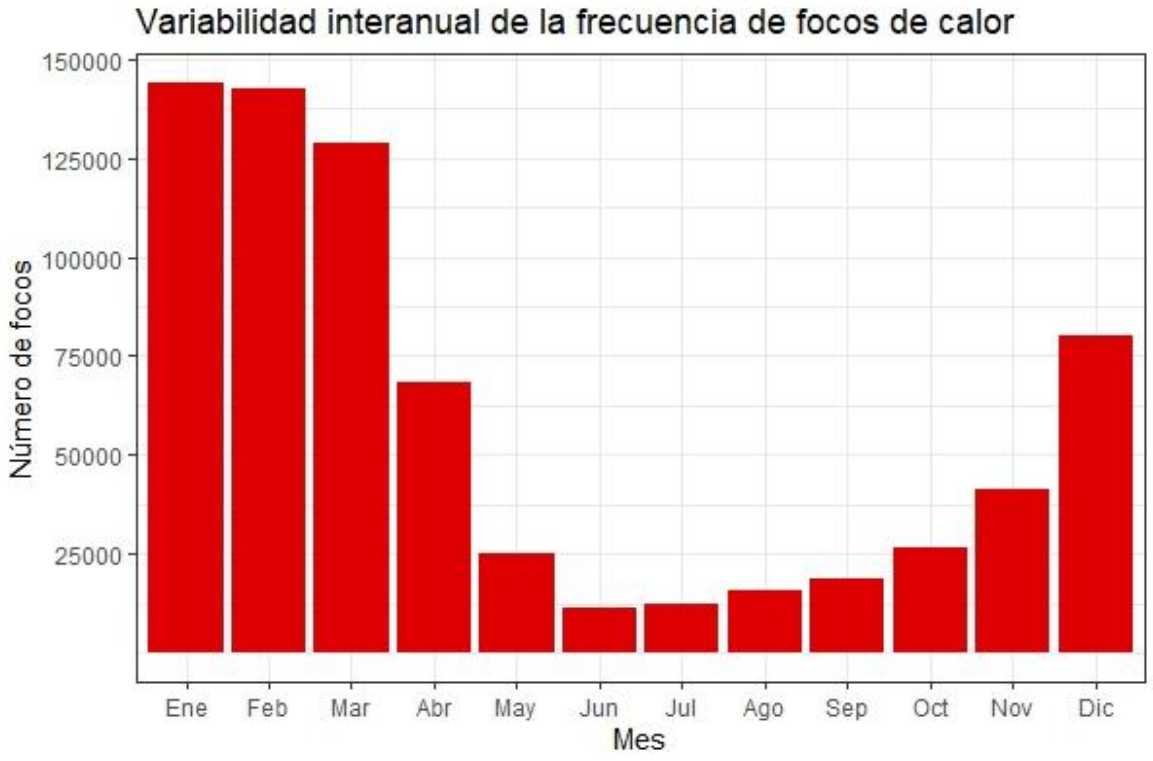
A las orillas de los ríos presentes en los Llanos, se observa una vegetación generalmente arbolada o arbustiva (bosques de galería) la cual puede alcanzar una anchura de varios cientos de metros, y la mayoría de especies de estos bosques son de interés comercial, utilizadas para levantar cerca, por tanto, sufren de una explotación intensiva y con frecuencia desaparecen localmente (Rippstein et al., 2001).

## 4.2 Generación y recopilación de información geoespacial

### 4.2.1 Información de anomalías térmicas y área quemada

Con el fin de determinar los meses en los que más frecuentemente se presentaban eventos de fuego se analizaron datos de focos de calor o anomalías térmicas (*hotspots*) del sensor MODIS (resolución espacial de 1km), disponibles en la base de datos FIRMS (*Fire Information for Resource Management System*) para el periodo de tiempo comprendido entre enero del 2001 y diciembre del 2019. Finalmente se seleccionaron solo aquellos que estaban dentro de los límites del área de estudio y presentaran un nivel de confidencia superior al 30% (Armenteras et al., 2016, 2017; Y. Chen et al., 2013).

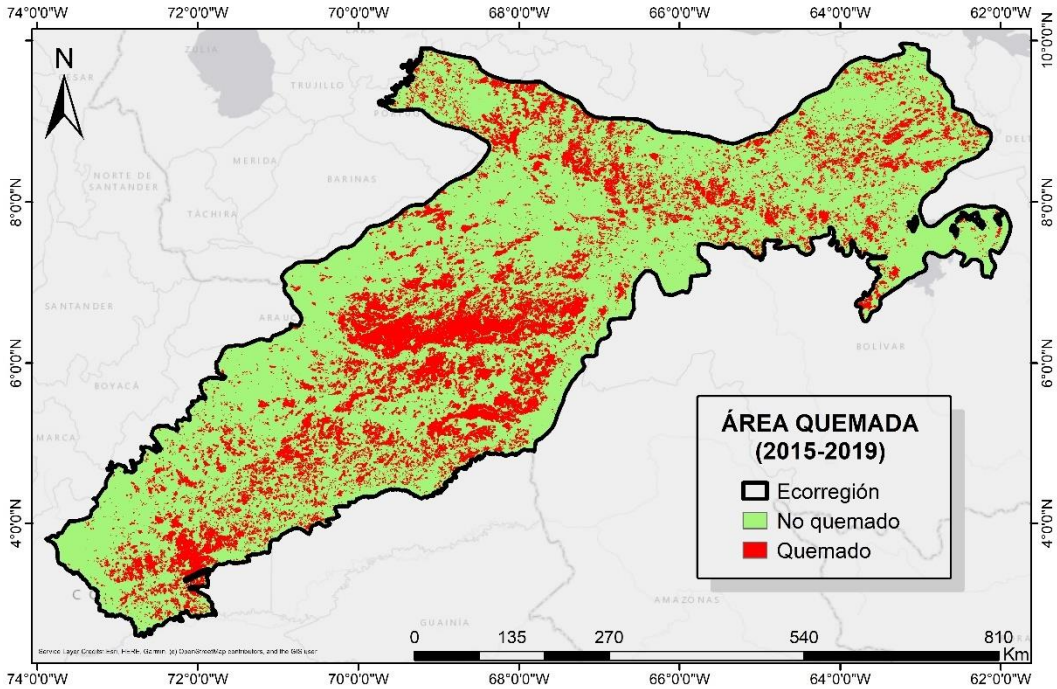
**Figura 4-2:** Variabilidad interanual de focos de calor en el área de estudio.




Los meses de diciembre, enero, febrero y marzo son aquellos donde se presentan con mayor frecuencia fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos (Figura 4-2). Por lo anterior se empleó esta ventana temporal para el desarrollo del modelo de ocurrencia de eventos de fuego, es decir, el modelo de probabilidad de ocurrencia es específico para la época seca (temporada que va desde diciembre a marzo de cada año).

Para información de área quemada se empleó el producto MCD64A1 (versión 6), el cual posee información mensual a nivel global de área quemada con una resolución espacial de 500 m (Giglio et al., 2015). El algoritmo emplea información de reflectancia de imágenes MODIS (500 m) en conjunto con datos de focos activos MODIS (1 km) con el fin de generar las áreas mensuales quemadas. Esta información fue empleada para determinar las zonas que presentaron o no quemas en el periodo de tiempo 2015-2019 (Figura 4-3), para la época seca de cada año (diciembre a marzo), y el área quemada para el 2020. La información de 2020 fue empleada para comparar los resultados del modelo en relación con las quemas que se presentaron en la poca seca más reciente, es decir, diciembre del 2019 a marzo del 2020.

**Figura 4-3:** Área total quemada en las épocas secas de los años 2015 a 2019

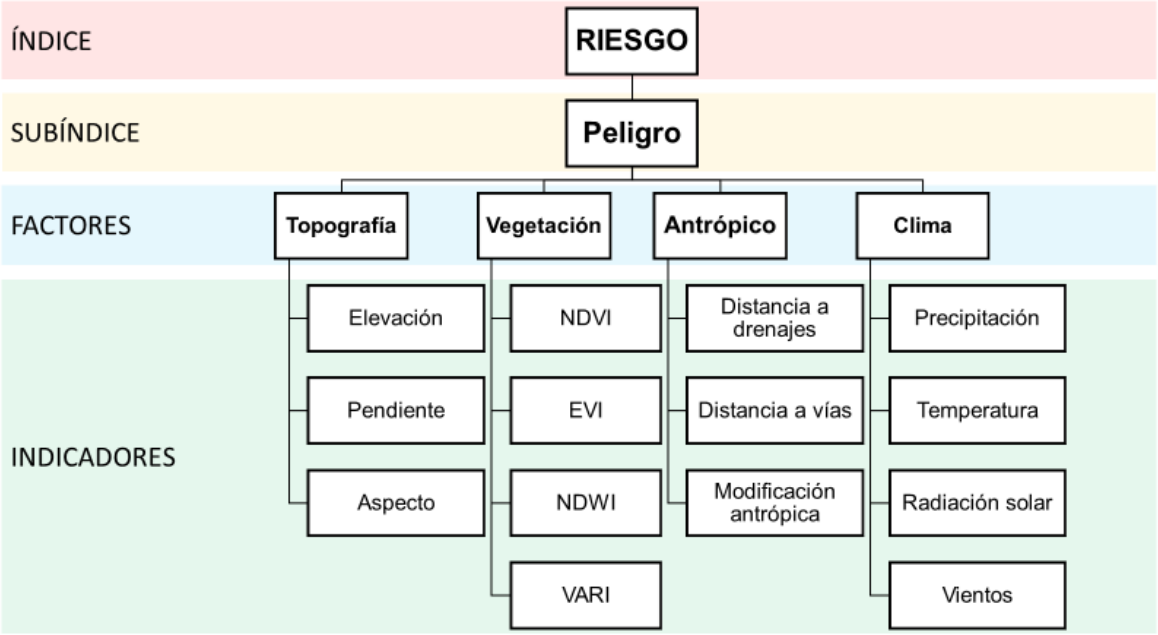



## 4.2.2 Subíndice de peligro (probabilidad de ocurrencia)

A partir de la revisión bibliográfica acerca del modelamiento del riesgo de ocurrencia de fuego se seleccionaron, de forma preliminar 14 variables (Figura 4-4), correspondientes a los factores de topografía (elevación, pendiente y aspecto), actividad y presencia antrópica (distancia a drenajes, distancia a vías y modificación antrópica), vegetación (índices NDVI,

EVI, NDWI y VARI) y clima (precipitación, temperatura, radiación solar y velocidad de vientos), según su pertinencia y disponibilidad de información.

**Figura 4-4:** Esquema del componente de peligro con las variables iniciales identificadas a partir de la literatura




En la Tabla 4-1 se presenta información general de las variables escogidas preliminarmente para el proceso de modelamiento de la ocurrencia de fuegos. En esta tabla se presenta una breve descripción de la variable, la unidad en que se presenta la información y la fuente de los datos.

**Tabla 4-1:** Información general de las variables escogidas para el proceso de modelamiento de riesgo de ocurrencia

| Variable | Descripción | Unidad | Fuente |
|---|---|---|---|
| **Elevación** | Altura sobre el nivel del mar | metros | Modelo digital de elevación SRTM (30m) |
| **Pendiente** | Tasa de cambio entre valores de elevación | grados | Modelo digital de elevación SRTM (30m) |
| **Aspecto** | Orientación de la pendiente | grados | Modelo digital de elevación SRTM (30m) |
| **Distancia a vías** | Distancia a entidades vías | metros | *Global Roads Inventory Project* |

| Variable | Descripción | Unidad | Fuente |
|---|---|---|---|
| **Distancia a Drenajes** | Distancia a entidades drenajes | metros | HydroSHEDS |
| **Modificación antrópica** | Intensidad de la modificación de la tierra derivada de actividades antrópicas | Intensidad | CSP gHM: *Global Human Modification* |
| **EVI** | Índice de vegetación | Índice | MOD13A1.006 |
| **NDVI** | Índice de vegetación | Índice | MOD13A1.006 |
| **NDWI** | Índice empleado para estimar cantidad de humedad en el combustible | Índice | Imágenes Landsat 8 |
| **VARI** | Índice empleado para estimar cantidad de humedad en el combustible | Índice | Imágenes Landsat 8 |
| **Precipitación** | Precipitación total | mm | WorldClim Versión 2 |
| **Radiación Solar** | Radiación solar | kJ m2/día | WorldClim Versión 2 |
| **Temperatura** | Temperatura promedio | °C | WorldClim Versión 2 |
| **Vientos** | Velocidad de vientos | m/s | WorldClim Versión 2 |

**Variables topográficas:** La información de elevación proviene del Modelo Digital de Elevación (MDE) SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) de 30m (Farr et al., 2007). A partir de la capa ráster de elevación deriva la información de pendiente y aspecto que se calcularon usando los métodos correspondientes.

**Variables antrópicas:** Se emplearon dos capas con entidades que permiten el acceso y movilidad (vías terrestres y red fluvial), a partir de las cuales se construyeron ráster de distancias. Dentro del marco del proyecto "*Global Roads Inventory Project*" se reúne, armoniza e integra cerca de 60 conjuntos de datos espaciales sobre infraestructura vial a nivel mundial (Meijer et al., 2018). Este producto provee información vector de vías, así como información ráster referente a densidad de vías de acceso, útiles para determinar la distancia a las mismas para emplearse como información de entrada al modelo. HydroSHEDS (*Hydrological Data and Maps Based on Shuttle Elevation Derivatives at Multiple Scales*) proporciona a la comunidad científica información confiable sobre cuencas hidrográficas y drenaje de la superficie de la tierra en capas de diferente resolución espacial (Lehner et al., 2008). El conjunto de datos CSP gHM: *Global Human Modification*) proporciona una medida de la intensidad de procesos de modificación humana sobre el

paisaje en base a 5 tipos de estresores: asentamientos humanos, agricultura, transporte, minería / producción eléctrica, e infraestructura eléctrica (Kennedy et al., 2019).

**Índices de vegetación:** La información correspondiente a los índices NDVI y EVI deriva del conjunto de datos MOD13A1.006 que proporciona el valor de los índices de vegetación a nivel de pixel (500m), el cual se calcula a partir de información de reflectancia de la superficie, previo enmascaramiento de agua, nubes, sombras de nubes y aerosoles pesados (Didan, 2015). Para el cálculo de los índices NDWI y VARI se construyeron composiciones de imágenes Landsat 8 (producto LANDSAT/LC08/C01/T1_SR), empleando un algoritmo de enmascaramiento de nubes para todas las imágenes disponibles y promediando los valores con el fin de contar con una sola imagen que representa los valores de reflectancia promedio. Posterior a esto se aplicaron las correspondientes ecuaciones para el cálculo de los índices, seleccionando las bandas adecuadas según el satélite Landsat 8.

El NDVI (Myneni et al., 1995; Running, 1990) deriva de la relación de reflectancia de la banda del rojo e infrarrojo cercano reflejada por la vegetación y captada por el sensor del satélite; la ecuación del NDVI (Ecuación 4.1) se basa en el hecho de que la clorofila absorbe el rojo mientras que la estructura del mesófilo de la hoja dispersa en infrarrojo. Los valores del índice NDVI oscilan entre -1 y 1, en donde valores negativos corresponden a ausencia de vegetación (Myneni et al., 1995). Se decidió no usar los índices FPAR (*Fraction of Photosynthetically Active Radiation*) y LAI (*Leaf Area Index*) debido al que el NDVI presenta una fuerte relación con estas dos últimas características de la vegetación (Ayanz et al., 2011)

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{RED}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{RED}} \quad (\textbf{Ecuación 4.1})$$

El índice EVI (Huete et al., 2002) emplea los valores de reflectancia para las bandas del azul, rojo e infrarrojo cercano (Ecuación 4.2). Este índice fue propuesto para compensar las limitaciones del índice NDVI en relación con el suelo desnudo y la interferencia atmosférica (Alvarado et al., 2017).

$$\mathrm{EVI} = 2.5 * \left(\frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{RED}}{\mathrm{NIR} + 6 * \mathrm{RED} - 7.5 * \mathrm{BLUE} + 1}\right) \quad (\textbf{Ecuación 4.2})$$

El índice NDWI fue originalmente propuesto para estimar el contenido de agua líquida en la vegetación (Gao, 1996) a través de la diferencias entre las bandas del verde (GREEN) y el infrarrojo cercano (NIR). Este índice presenta una modificación propuesta Gao (Gao, 1996) y Huang (Huang et al., 2009) diseñada para minimizar los errores del índice con respecto al contenido de agua del suelo, esto empleando las bandas del infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo medio (MIR) en lugar de la banda del verde (GREEN) (Ecuación 4.3). Destaca que el uso de este índice puede reemplazar al usualmente usado NDVI, ya que no presenta el problema de saturación temprana de este último.

$$\mathrm{NDWI} = \frac{\mathrm{MIR} - \mathrm{NIR}}{\mathrm{MIR} + \mathrm{NIR}} \quad (\textbf{Ecuación 4.3})$$

El índice VARI fue propuesto para reducir efectos atmosféricos (Gitelson et al., 2002) y presenta alta correlación con el contenido de humedad del combustible. Este índice se basa únicamente en bandas del espectro visible.

$$\mathrm{VARI} = \frac{\mathrm{GREEN} - \mathrm{RED}}{\mathrm{GREEN} + \mathrm{RED} - \mathrm{BLUE}} \quad (\textbf{Ecuación 4.4})$$

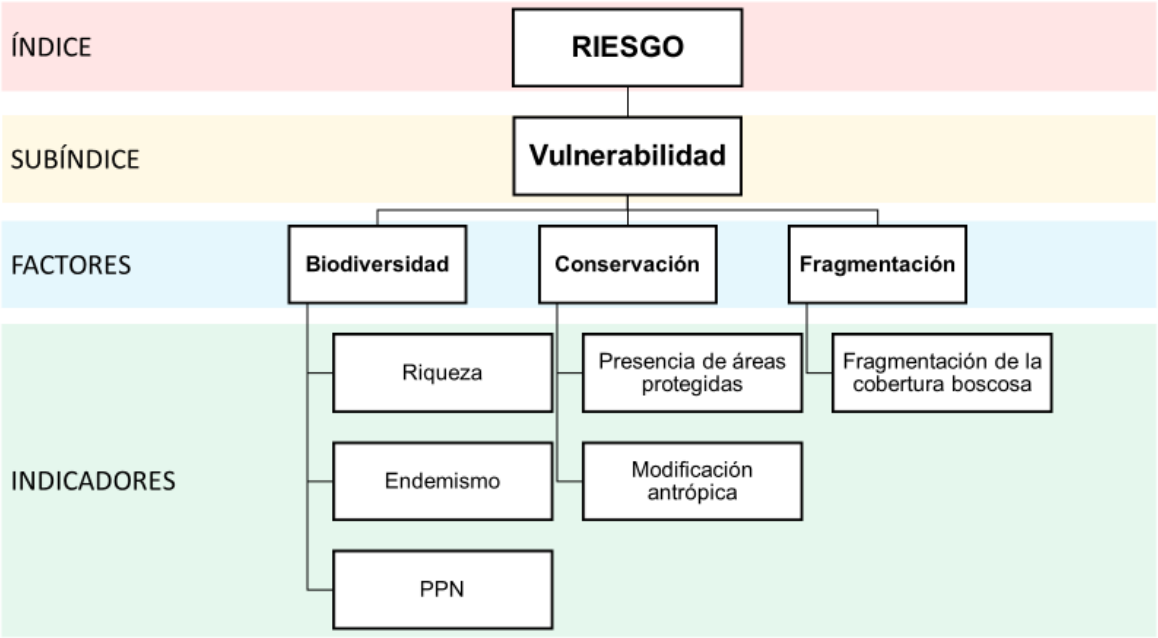
**Variables climáticas:** El conjunto de datos WorldClim fue empleado en este trabajo con el fin de representar las condiciones climáticas de la ecorregión, ya que es recurrentemente empleado para este propósito (Valdez et al., 2017), y permite evaluar las condiciones normales a largo plazo de varias variables climáticas (Abatzoglou et al., 2018). De igual manera este conjunto de información ha sido empleado para la caracterización climática específicamente dentro del proceso de modelamiento de la ocurrencia de fuegos (Mancini et al., 2018; S. Oliveira et al., 2012; Valdez et al., 2017). WorldClim (en su versión 2.0) hace referencia a un conjunto de datos climáticos mensuales descritos para la época 1970-2000, con una resolución espacial alta (aproximadamente 1 $km^2$) (Fick & Hijmans, 2017). La información empleada de este conjunto de datos fue: temperatura promedio (ºC) precipitación promedio (mm), radiación solar kJ $m^2$/día) y velocidad de vientos (m/s) para los meses que comprende la época seca (diciembre, enero, febrero y marzo).

### 4.2.3 Subíndice de vulnerabilidad

Para realizar la aproximación a la vulnerabilidad, se empleó el marco propuesto por Chuvieco y su equipo (Chuvieco et al., 2014), específicamente en lo referente al

componente de vulnerabilidad ecológica, referente a los factores de biodiversidad, estado de conservación y fragmentación del hábitat (Figura 4-5).

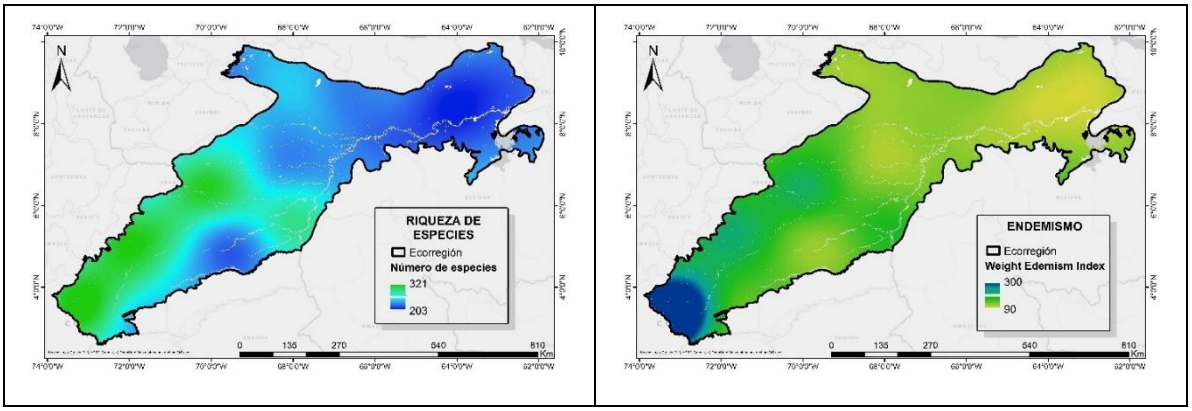
**Figura 4-5:** Esquema general para la evaluación de la vulnerabilidad de nivel ecológica a partir de los componentes de biodiversidad, conservación y fragmentación.




**Biodiversidad:** Con el fin de contar con información espacial de riqueza (número de especies) y endemismo se emplearon las herramientas *Species Richness* y *Weight Endemism Index* del complemento BioDinamica del software de modelamiento Dinamica-EGO 5. BioDinamica permite construir complejos modelos de biodiversidad y aplicar instrumentos directos de temas de biogeografía, biodiversidad y macro-ecología, por ejemplo, filodiversidad, modelos de distribución de especies, endemismo filogenético, zonas de endemismo, etc. (U. Oliveira et al., 2019).

Las herramientas *Species Richness* y *Weight Endemism Index* requieren como insumos una capa máscara y un archivo en formato csv con registros georreferenciados de especies. Para generar este último se emplearon registros de ocurrencias (GBIF, 2020) de GBIF (*Global Biodiversity Information Facility*) que fueron organizados y depurados en el entorno de R.

**Figura 4-6:** Distribución espacial de las variables riqueza de especies (*Species Richness*) y endemismo (*Endemism Index*).

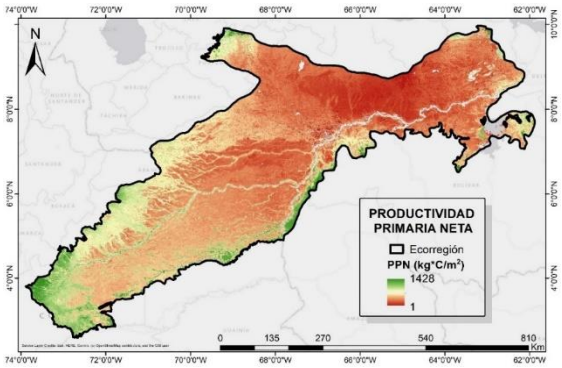



El proceso de adquisición y depuración de los datos de ocurrencias georreferenciados, descargados a partir de GBIF consistió en:

1. Descarga de datos, teniendo como referencia un polígono cuadrado que contenía por completo el área de estudio
2. Aplicar la función *clean coordinates* del paquete CoordinateCleaner (Zizka et al., 2019) con el fin de eliminar registros con coordenadas potencialmente erróneas.
3. Eliminar registros con baja precisión espacial (menor a 1km)
4. Eliminar datos de fuentes de adquisición inadecuadas (fósiles, literatura o desconocida)
5. Eliminar ocurrencias con conteo sospechoso (menor de 1)
6. Eliminar registros de antes del año 2000
7. Eliminar aquellos registros que no tengan información para el nivel de especie
8. Filtrar por los límites geográficos de área de estudio.

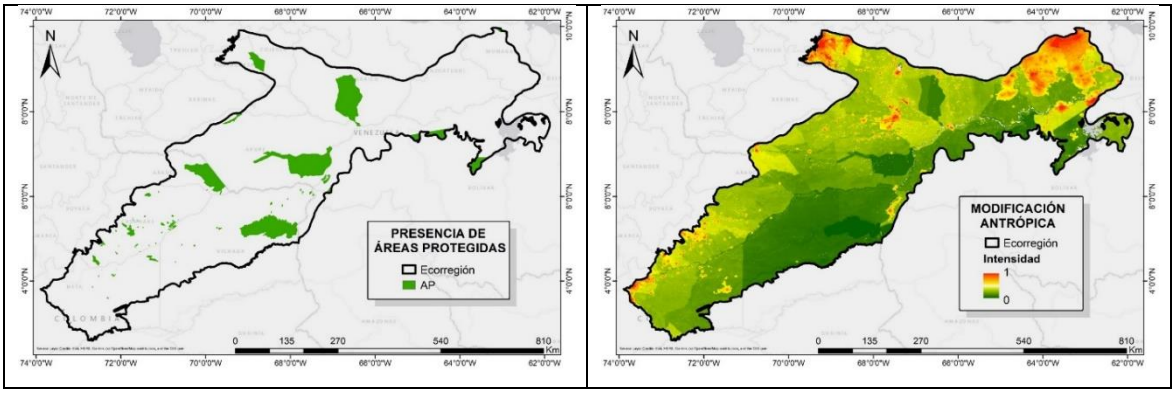
Para información de Producción Primaria Neta (PPN) (NPP por sus siglas en inglés: *Net Primary Production*) se empleó el conjunto de datos MOD17A3H (Running et al., 2015) que proporciona información sobre PPN derivada de 45 productos de Actividad Fotosintética Neta (AFN), con una resolución de 500 m y que se presenta de forma anual.

**Figura 4-7:** Representación gráfica de la variable productividad primaria neta.




**Estado de conservación (conservación):** Se empleó la base de datos mundial sobre áreas protegidas (WDPA: *World Database on Protected Areas*) y la capa de información de modificación antrópica (CSP gHM: *Global Human Modification*) para realizar una aproximación de 1) si el área está o no bajo alguna figura de protección, y 2) que tan conservada está el área (empleando la capa de modificación antrópica como una medida del estado de conservación).

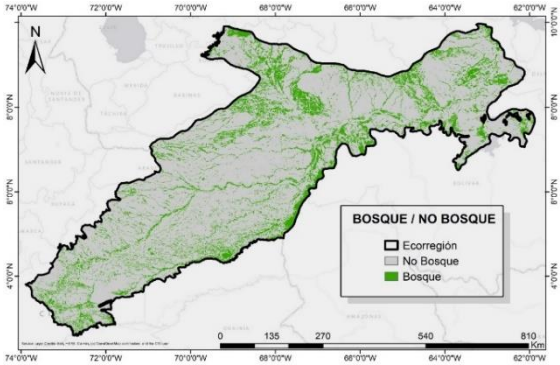
**Figura 4-8:** Presencia de áreas protegidas y distribución espacial de la variable modificación antrópica en el área de estudio




**Fragmentación del hábitat (fragmentación):** Siguiendo la metodología propuesta por Chuvieco y equipo (Chuvieco et al., 2014) se realizó la caracterización geométrica de áreas de bosque empleando el software GUIDOS (*Graphical User Interface for the Description of image Objects and their Shapes*) que a través del análisis de patrones morfológicos espaciales (MSPA: *Morphological Spatial Pattern Analysis*) (Vogt, Riitters, Estreguil, et al., 2007; Vogt, Riitters, Iwanowski, et al., 2007) clasifica cada pixel de acuerdo a su posición

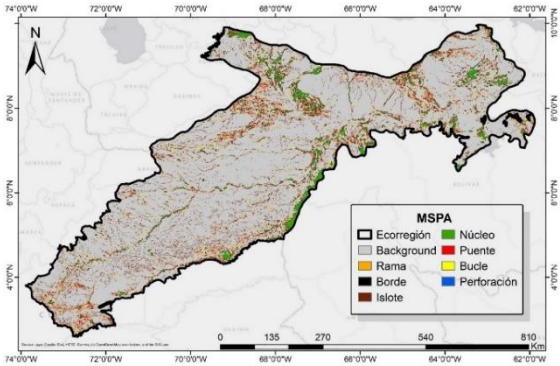
geométrica en la matriz de bosque en uno de los siguientes tipos de pixel: background, núcleo, islote, perforación, borde, bucle, puente y rama. La capa de bosque / no bosque deriva de información SAR del mosaico mundial PALSAR-2/PALSAR de 25m de resolución para la clasificación de la cobertura boscosa (Shimada et al., 2014).

**Figura 4-9.** Capa de bosque / no bosque




Se decidió emplear la cobertura boscosa debido a que esta alberga comunidades más ricas y distintivas, en comparación con otro tipo de coberturas, además de ser bastante resistentes a invasiones de plantas exóticas y requerir de poca o nula intervención para su mantenimiento, lo que contribuye de manera importante al mantenimiento de la biodiversidad a nivel regional (Calviño-Cancela et al., 2016; Calviño-Cancela & Rubido-Bará, 2013; P. H. Martin et al., 2009).

**Figura 4-10:** Resultado del análisis MSPA




## 4.2.4 Recopilación de información

Google Earth Engine (GEE) es una plataforma basada en la nube que facilita el acceso a recursos informáticos de alto rendimiento con el fin de procesar grandes volúmenes de

información geoespacial sin tener que estar limitado a las características de una máquina local (Gorelick et al., 2017). Empleando el paquete de R rgee (Aybar et al., 2020), el cual provee una interoperabilidad entre los lenguajes R y Python, se accedió a los servicios de procesamiento de GEE con el fin de recopilar y realizar el preprocesamiento de información de factores relacionados tanto a la probabilidad de ocurrencia de fuegos como factores asociados a vulnerabilidad en un único entorno (RStudio). Algunas capas de información base fueron descargadas desde fuentes externas (clima y vías), o construidas empleando otras herramientas (en el caso de las variables asociadas a biodiversidad y fragmentación), pero de igual manera se incorporaron a la plataforma de GEE para así poder acceder a estas desde R.

Al trabajar con información espacial a menudo los usuarios se ven obligados a utilizar imágenes procedentes de diferentes sensores (y que por tanto poseen diferente resolución espacial), por lo que el proceso de remuestreo es un importante y necesario paso que tiene como objetivo el ajuste de las imágenes en referencia a otras (Yehia et al., 2019), permitiendo la posterior superposición de las capas de información (Malczewski, 1999) . El método de remuestreo más ampliamente empleado es el del vecino más cercano (*Nearest Neighbor*) debido a su simplicidad (Bhabatosh, 2011) y al hecho de que permite preservar adecuadamente la información espectral (Teke, 2016). Todas las capas de información referente a probabilidad de ocurrencia (Figura 4-4) y vulnerabilidad ecológica (Figura 4-5) fueron remuestreadas desde su resolución original a 500m (utilizando el método del vecino más cercano, que es el método por defecto disponible dentro de los algoritmos de GEE (Cho et al., 2019)) en el sistema de coordenadas proyectadas *world mercator* (EPSG:3395), sistema útil para limitar distorsiones en países o regiones ubicadas entre los trópicos (Lapon et al., 2020). El remuestreo de las diferentes capas de información fue necesario para hacerlas coincidir con la resolución del producto de áreas quemadas (500m) y crear los mapas de zonificación (la resolución espacial de los productos finales correspondientes a la zonificación de la probabilidad de ocurrencia, vulnerabilidad ecológica y riesgo total es de 500m). El proceso de remuestreo en busca de concordancia espacial también trae el consecuente beneficio de reducción en costos computacionales. Adicionalmente, a las capas de información se les aplicó un par de máscaras (superficies de agua y centros urbanos) con el fin de que los pixeles correspondientes a estas dos categorías no representaran información (NoData). La información de superficies de agua proviene del conjunto de datos JRC *Yearly Water Classification History*, versión 1 (Pekel

et al., 2016), el cual posee información de localización y distribución de cuerpos de agua a nivel mundial. Para el caso de centros urbanos, se reclasificó la capa de coberturas del año 2018 del conjunto de datos MCD12Q1.006, que hace referencia a coberturas de la tierra producto de la clasificación supervisada de datos de reflectancia MODIS (Sulla-Menashe & Friedl, 2018).

## 4.3 Procesamiento de la información

### 4.3.1 Modelamiento de la probabilidad de ocurrencia

**Análisis de multicolinealidad y selección de variables:** De acuerdo con Tien Bui et al., (Tien Bui, Bui, et al., 2017; Tien Bui, Le, et al., 2016; Tien Bui, Tuan, et al., 2016) para el modelamiento de la ocurrencia del fuego se debe de evaluar la capacidad predictiva de las variables de interés relacionadas con la incidencia de fuegos, con el fin de eliminar aquellas que presentan un bajo valor de predicción. La implementación de métodos de selección puede servir como una herramienta para identificar y eliminar atributos innecesarios, irrelevantes o redundantes que mejoran los procesos de predicción, reduciendo la complejidad del modelo (Guyon, 2003).

La multicolinealidad se presenta cuando dos o más variables predictoras están altamente correlacionadas, lo que puede llegar a causar una estimación menos precisa por el efecto de una variable independiente sobre la variable dependiente, en comparación de cuando las variables independientes no presentan correlación alguna entre sí (Dormann et al., 2013).

Una forma de estimar la multicolinealidad es el factor de inflación de la varianza (VIF por sus siglas en inglés: *Variance Inflation Factor*), el cual evalúa en qué medida la varianza de un valor estimado del coeficiente de regresión aumenta cuando los predictores están correlacionados (Akinwande et al., 2015).

**Tabla 4-2:** Resultado del análisis VIF para estimar correlación entre la lista preliminar de variables

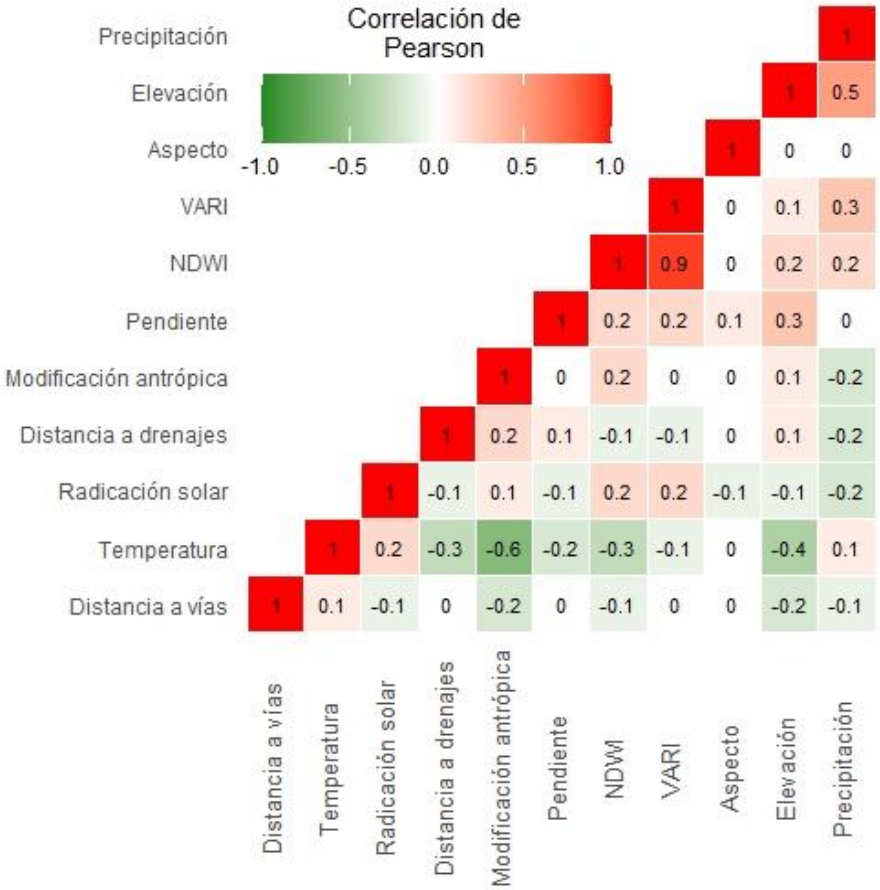
| Variable | VIF |
|---|---|
| Aspecto | 1.04 |

| Variable | VIF |
|---|---|
| Distancia a vías | 1.14 |
| Distancia a drenajes | 1.19 |
| Pendiente | 1.32 |
| Modificación antrópica | 1.82 |
| Radiación solar | 2.29 |
| Elevación | 3.23 |
| Temperatura | 5.86 |
| Precipitación | 6.49 |
| VARI | 8.27 |
| NDWI | 8.99 |
| Vientos | 12.38 |
| EVI | 13.60 |
| NDVI | 14.11 |

En general, se considera que un valor de VIF mayor a 10 representa una correlación significativa entre las variables (Gaither et al., 2011; Guns & Vanacker, 2012; Lin, 2008; Wu & Zhang, 2013). Por lo anterior se excluyeron del posterior proceso de modelamiento aquellas variables con VIF mayor a 10, es decir las variable de velocidad de vientos, el índice EVI y el índice NDVI (Tabla 4-2).

Adicional al VIF se aplicó el análisis de correlación de Pearson con el fin de encontrar relaciones de correlación lineal entre pares de variables (en el nuevo conjunto de variables filtrado). Un coeficiente de correlación mayor o igual a 0.7 se considera un apropiado indicador de correlación que puede llegar a distorsionar el proceso de modelamiento y afectar la futura predicción (Dormann et al., 2013). Los resultados sugieren una importante correlación positiva entre los índices NDWI y VARI (Figura 4-11), por lo que se decidió emplear únicamente el primero de estos debido a que es un índice ampliamente utilizado en el monitoreo de fuegos y se ha probado que presenta una fuerte correlación con la ocurrencia de estos (Chowdhury & Hassan, 2015).

**Figura 4-11:** Matriz de correlación de Pearson




**Subconjuntos de entrenamiento y validación:** Un procedimiento bien establecido es dividir el conjunto de datos en dos subconjuntos: entrenamiento y validación. El subconjunto de entrenamiento se utiliza para calibrar los diferentes parámetros del modelo y se utilizó para entrenar el mismo con el fin de poder realizar el proceso de predicción; el subconjunto de validación se empleó para la validación imparcial del modelo final con el fin de evaluar su rendimiento (Tonini et al., 2020).

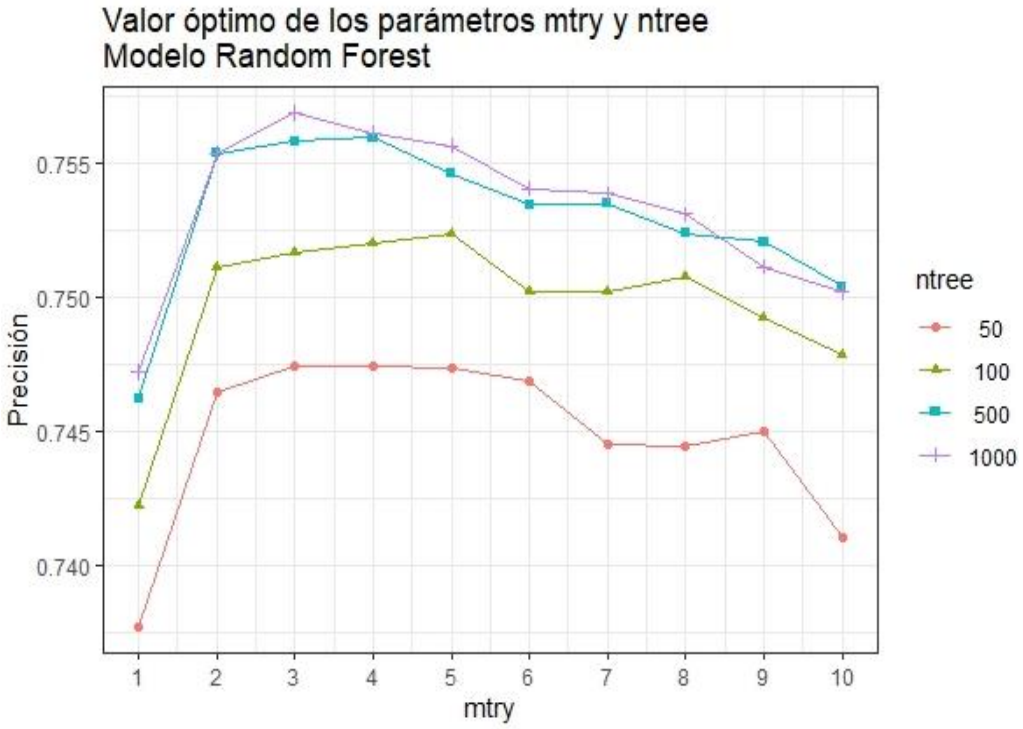
A partir de la capa de información de área quemada 2015-2019 se realizó un muestreo estratificado, en donde para cada clase (área quemada / área no quemada) se construyó la misma cantidad de puntos, para un total de 300000 puntos. De estos puntos, el 70% (210000) se empleó para la configuración de parámetros y entrenamiento del modelo y 30% (90000) para la validación de este.

**Ajustes del modelo:** El escenario de predecir la pertenencia de un píxel a si corresponde a una zona quemada o no quemada como en este caso, hace referencia a un proceso de

clasificación binaria, en donde el número total de las predicciones de cada clase (resultado de la predicción realizada por cada uno de los árboles de decisión que componen el algoritmo *Random Forest*), normalizado sobre el número total de predicciones permite obtener resultados probabilísticos (Tonini et al., 2020).

La idea principal del algoritmo *Random Forest* es combinar múltiples árboles de decisión utilizando una serie de datos de inicio y eligiendo algunas variables explicativas en cada nodo de los árboles (Arpaci et al., 2014). El modelo de *Random Forest* se construye combinando la predicción de varios árboles de decisión, donde cada uno de estos árboles se entrena de forma aislada (Denil et al., 2014). Los parámetros más importantes que deben especificarse son el número de árboles de decisión (ntree) y el número de variables muestreadas aleatoriamente como candidatas para cada división (mtry) (Tonini et al., 2020).Con el objetivo de identificare valor óptimo de los parámetros de configuración del modelo se empleó la librería caret de R a través del método de validación cruzada (*cross validation*). La validación cruzada consiste en subdividir el conjunto de datos (en este caso, el conjunto de entrenamiento) en 10 muestras, en donde 9 de ellas se utilizaron para entrenar el modelo y 1 de ellas para validar el mismo y este proceso se repite 10 veces, empleando diferentes opciones de con configuraciones de los parámetros mtry y ntree con el fin de seleccionar aquella combinación que presenta la mejor precisión. El valor óptimo de los parámetros fueron mtry=3 y ntree=1000 (Figura 4-12). El valor óptimo para el parámetro mtry coincide con lo reportado en la literatura, donde se establece cómo la raíz cuadrada del número de predictores (variables independientes) (Tonini et al., 2020).

**Figura 4-12:** Precisión del modelo *Random Forest* para diferentes combinaciones de valores de los parámetros mtry y ntree, empleando el método de validación cruzada.




**Validación del modelo:** La validación es el componente más importante del proceso de modelamiento, ya que sin esta, los resultados de los modelos carecen de relevancia científica (Jaafari et al., 2017). Los resultados de la aplicación del modelo de riesgo de fuego basado en aprendizaje automático (*Random Forest*) se verificaron empleando el valor del área bajo la curva AUC: *Area under the Curve*) de la curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*) (Hanley & McNeil, 1982).

Una curva ROC grafica los cambios en las tasas de predicciones verdaderas en contra de tasas de predicción de falsos positivos, comenzando desde el punto (0,0) hasta el punto (1,1), la mejor predicción posible pasa por el punto (0,1) en donde el AUC de la curva ROC es igual a 1 y representa el 100% de sensibilidad (sin falsos negativos) y 100% de especificidad (sin falsos positivos) (Jaafari et al., 2017). El término sensibilidad se refiere a la proporción de píxeles que representan áreas quemadas y están correctamente clasificados como áreas quemadas; por el contrario, la especificidad refleja los píxeles que no corresponden a un área quemada y están correctamente clasificados como tales (Tien Bui, Le, et al., 2016).

Una de las grandes ventajas del área bajo la curva ROC es que permite evaluar el rendimiento del modelo, independientemente de un valor umbral determinado, lo que da una rápida idea de la precisión general del modelo (Guns & Vanacker, 2012).

**Tabla 4-3:** Interpretación de los valores de área bajo la curva en relación al rendimiento del modelo (Hosmer et al., 2013; Kantardzic, 2011; Mccune & Grace, 2002; Tien Bui, Tuan, et al., 2017).

| Valor de área bajo la curva | Rendimiento del modelo |
|---|---|
| **0.5 – 0.6** | Bajo |
| **0.6 – 0.7** | Moderado |
| **0.7 – 0.8** | Bueno |
| **0.8 – 0.9** | Muy bueno |
| **>0.9** | Excelente |

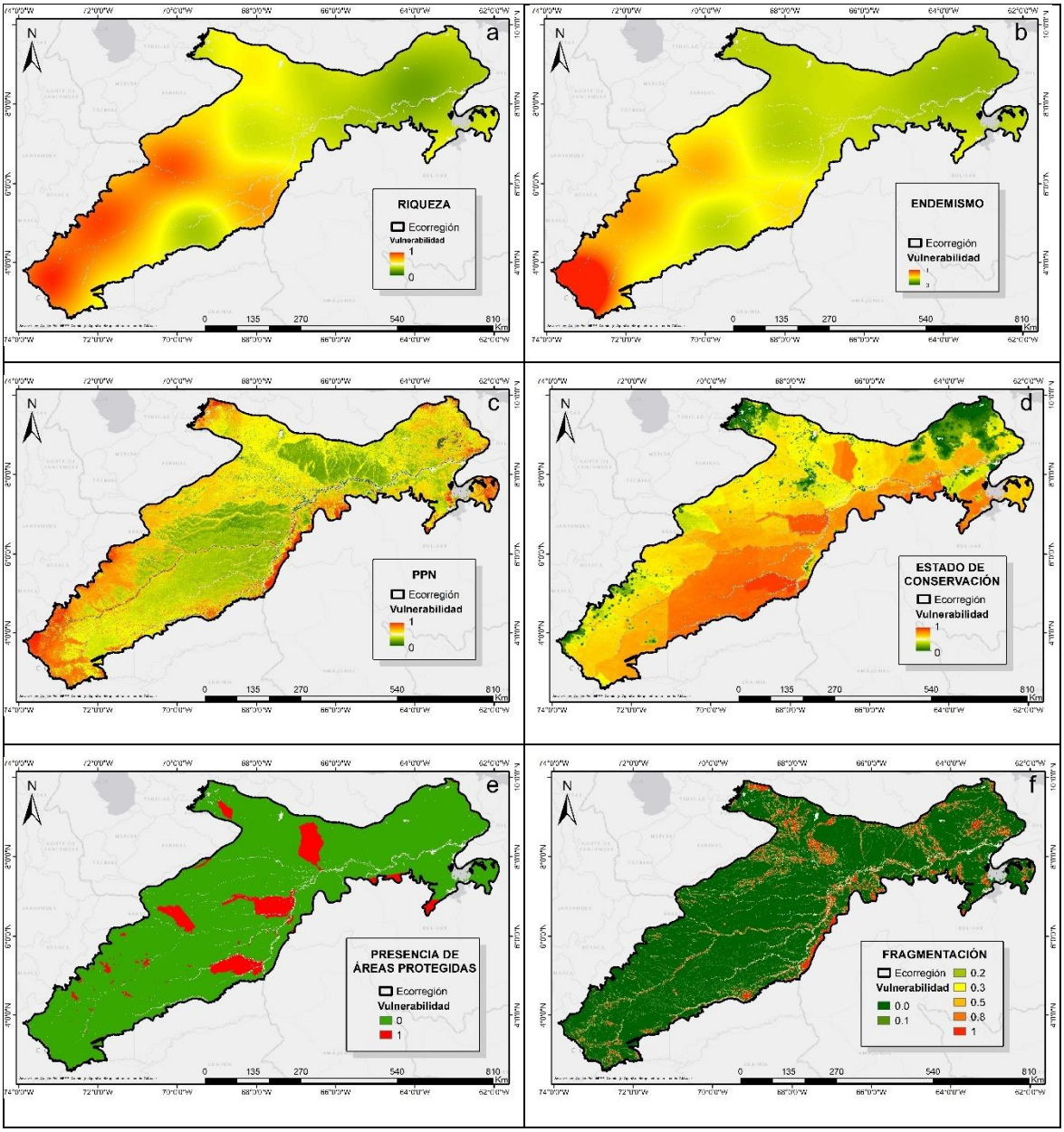
Adicionalmente, se contrastaron los resultados del modelo con información nueva, es decir, área quemada para la temporada seca del 2020 (diciembre de 2019 a marzo del 2020).

## 4.3.2 Vulnerabilidad ecológica

**Estandarización de la información**: Con el fin de incluir la información de los diferentes indicadores usados para realizar la evaluación de vulnerabilidad en un único índice es necesario estandarizar los valores de cada capa de información geográfica dentro de un rango de 0 a 1, en donde 0 significa el nivel mínimo de vulnerabilidad, y 1 el máximo. La conversión en el caso de variables continuas se realizó empleando la Ecuación 4.5.

$$\text{Nuevo valor} = \frac{\left(\text{Valor}_{\text{antiguo}} - \text{ValorMinimo}_{\text{antiguo}}\right) * (1 - 0)}{\left(\text{ValorMáximo}_{\text{antiguo}} - \text{ValorMinimo}_{\text{antiguo}}\right)} \quad (\textbf{Ecuación 4.5})$$

**Figura 4-13:** Variables estandarizadas para evaluar la vulnerabilidad ecológica: a) riqueza, b) endemismo, c) PPN (Productividad Primaria Neta), d) estado de conservación, e) presencia de áreas protegidas, f) fragmentación




Para el caso de variables categóricas (como en caso de fragmentación) y la presencia de áreas protegidas), se le asignó un valor a cada categoría, según el nivel de vulnerabilidad que estos presentan (Tabla 4-4):

**Tabla 4-4:** Valor de vulnerabilidad asignado a los diferentes niveles nominales de las variables presencia de áreas protegidas y MSPA.

| Capa de información | Valores originales | Valor de vulnerabilidad |
|---|---|---|
| **Presencia de áreas protegidas** | 0 (1usencia) | 0 |
| | 1 (presencia) | 1 |
| **MSPA** | Background | 0 |
| | Rama | 0.2 |
| | Bucle | 0.2 |
| | Borde | 0.5 |
| | Perforación | 0.5 |
| | Puente | 0.8 |
| | Núcleo | 1 |

**Integración de la información estandarizada:** Primeramente, se promedió el valor, para el caso de los componentes de biodiversidad y conservación, a partir de capas asociadas a cada uno de dichos componentes (Tabla 4-5).

**Tabla 4-5:** Ponderación de capas dentro de cada uno de los componentes empleados para evaluar la vulnerabilidad ecológica

| Componente | Capas | Ecuación |
|---|---|---|
| **Biodiversidad** | Riqueza | $Biodiversidad = \frac{(Riqueza + Endemismo + PPN)}{3}$ |
| | Endemismo | |
| | PPN | |
| **Conservación** | Presencia de áreas protegidas | $Conservación = \frac{(Presencia\ de\ AP + Modificación\ antrópica))}{2}$ |
| | Modificación antrópica | |
| **Fragmentación** | Fragmentación de hábitat | No aplica |

El índice integrado de vulnerabilidad ecológica (VE) derivó del cálculo del valor promedio de los 3 componentes asociados: biodiversidad, estado de conservación y fragmentación, siguiendo la Ecuación 4.6.

$$\mathrm{VE} = \frac{(\mathrm{Biodiversidad} + \mathrm{Conservación} + \mathrm{Fragmentación})}{3} \quad (\textbf{Ecuación 4.6})$$

**Categorización de la vulnerabilidad ecológica:** Al igual que con la probabilidad de ocurrencia la capa de vulnerabilidad ecológica fue reclasificada dividiendo la escala continua de valores (entre 0 y 1) en 5 intervalos, asignando a cada uno de ellos una caracterización nominal del nivel de vulnerabilidad (muy baja, baja, media, alta y muy alta).

### 4.3.3 Riesgo total

Al integrar tanto el peligro (P) como información sobre vulnerabilidad ecológica (VE) se da como resultado un índice de riesgo integrado que considera asertivamente los múltiples componentes del riesgo de fuego (Miller & Ager, 2013). La integración de las capas referentes a ambos componentes fue realizada empleando la Ecuación 4.7.

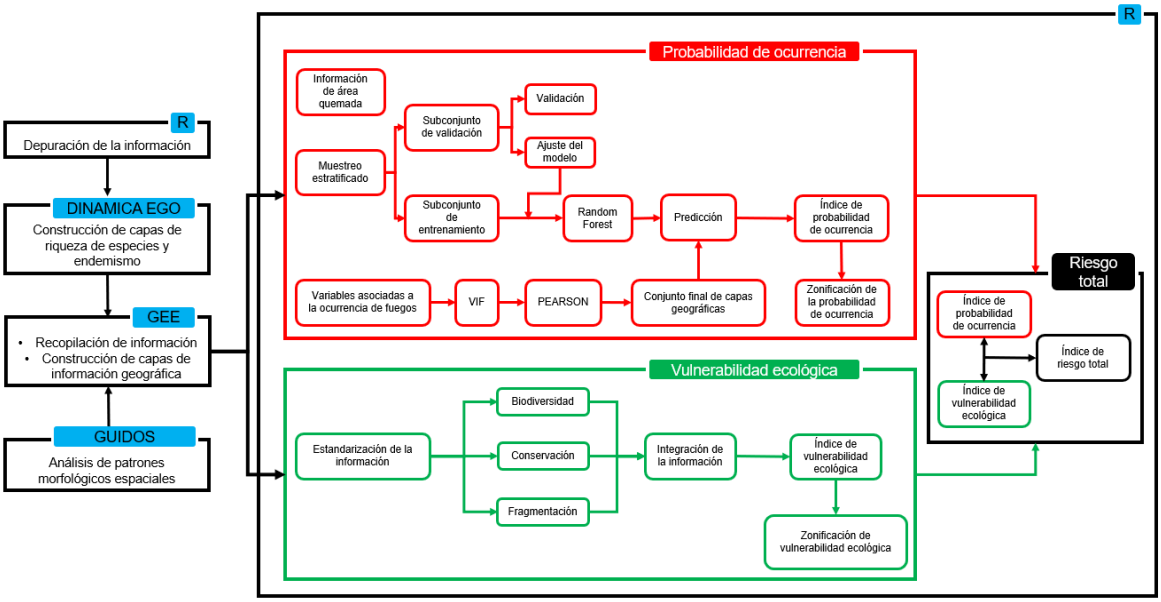
$$\text{Riesgo} = \frac{1}{2} * (\text{P} + \text{VE}) \ (\textbf{Ecuación 4.7})$$

Para facilitar la interpretación y la visualización cartográfica de las diferentes capas de información relacionadas al riesgo de fuego (probabilidad de ocurrencia, vulnerabilidad ecológica y riesgo total), la información, que en todos casos se da entre valores de 1 y 0, fue dividida en 5 intervalos (0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0), dando como resultado la categorización de las capas en 5 niveles: muy bajo, bajo, medio, alto y muy alto (Eugenio et al., 2016)

De igual manera a las anteriores capas de información se les aplico una máscara con el fin de eliminar áreas urbanas y superficies de agua.

En la Figura 4-14 se presenta de forma muy general el proceso metodológico para abordar el modelamiento de la probabilidad de ocurrencia de fuegos y la vulnerabilidad ecológica en la zona de estudio con el fin de obtener un índice de riesgo total de fuego para la ecorregión de los llanos colombo venezolanos.

**Figura 4-14:** Diagrama que muestra la metodología generalizada para el procesamiento de información de probabilidad de ocurrencia y vulnerabilidad ecológica.



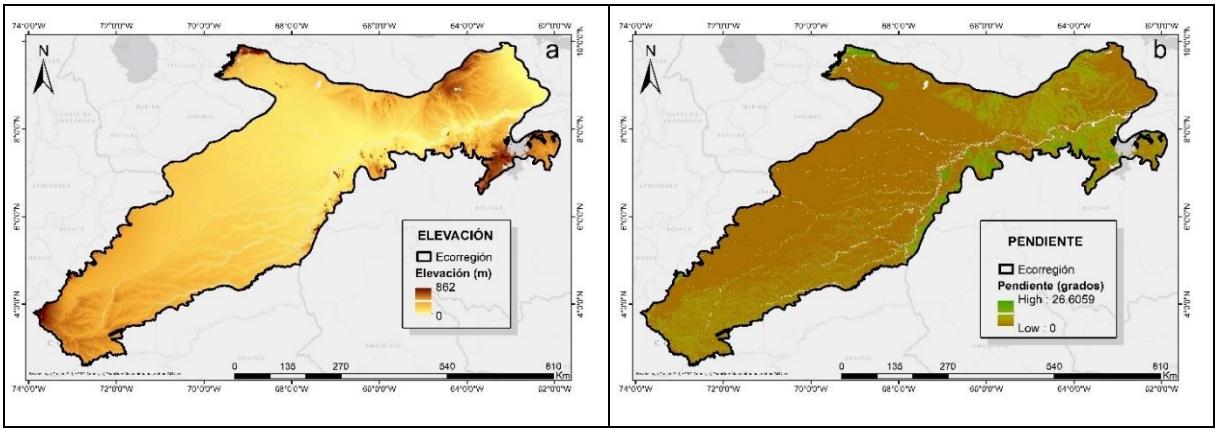
# 5. Capítulo 5: Resultados

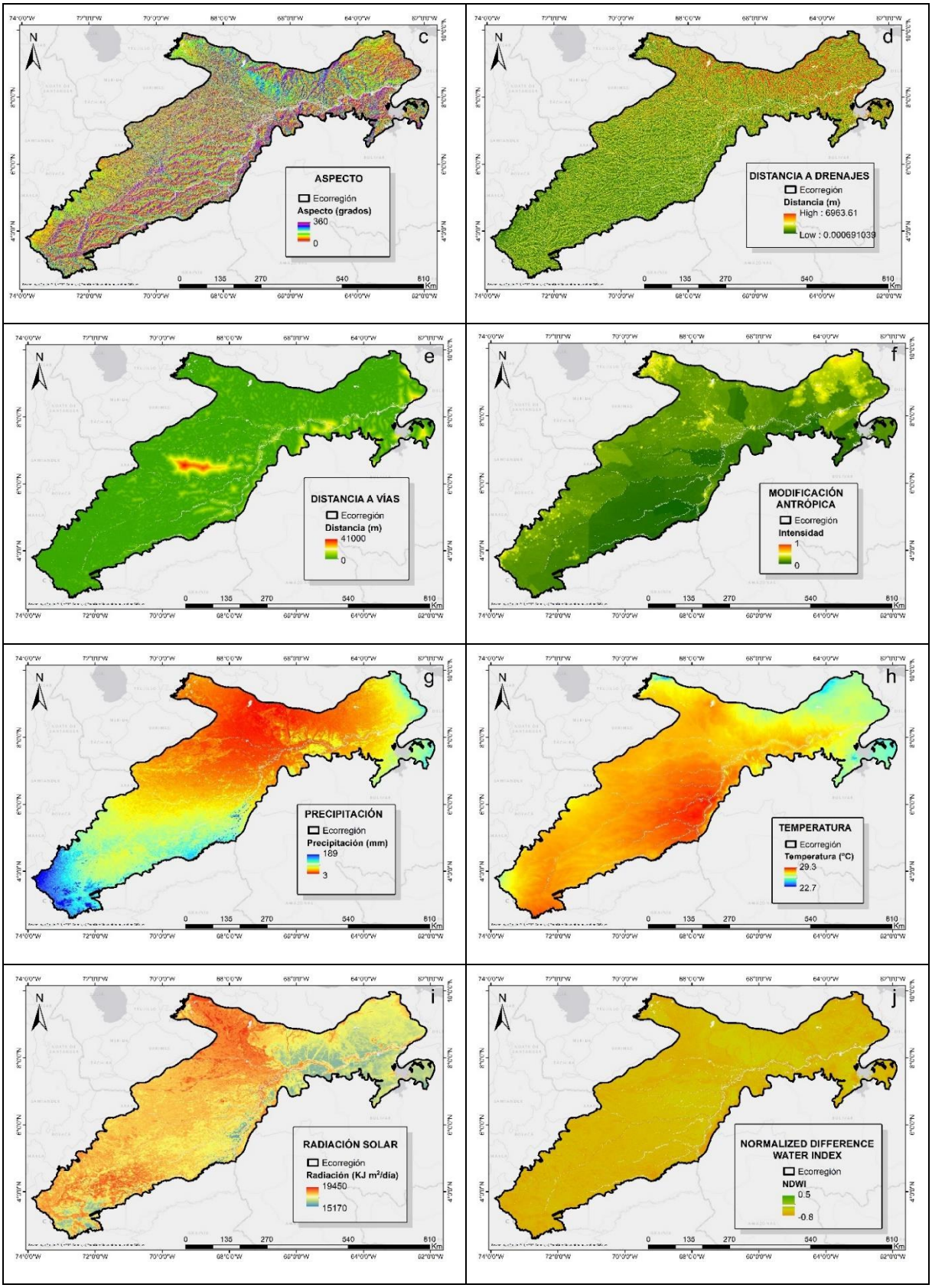
## 5.1 Modelo de probabilidad de ocurrencia

### 5.1.1 Variables que influyen en la ocurrencia de fuegos

Posterior a la revisión bibliográfica se seleccionaron como posibles variables candidatas para el proceso de modelamiento espacial de la probabilidad de ocurrencia de fuegos 14 variables (Figura 11), de las cuales tres fueron descartadas (NDVI, EVI y vientos) a partir del análisis de autocorrelación (VIF), y una a partir de análisis de correlación de Pearson (VARI). Finalmente, el modelo *Random Forest* se construyó con 10 variables: elevación, aspecto, pendiente, distancia a drenajes, distancia a vías, modificación antrópica, precipitación, radiación solar, temperatura, y el índice NDWI (Figura 5-1).

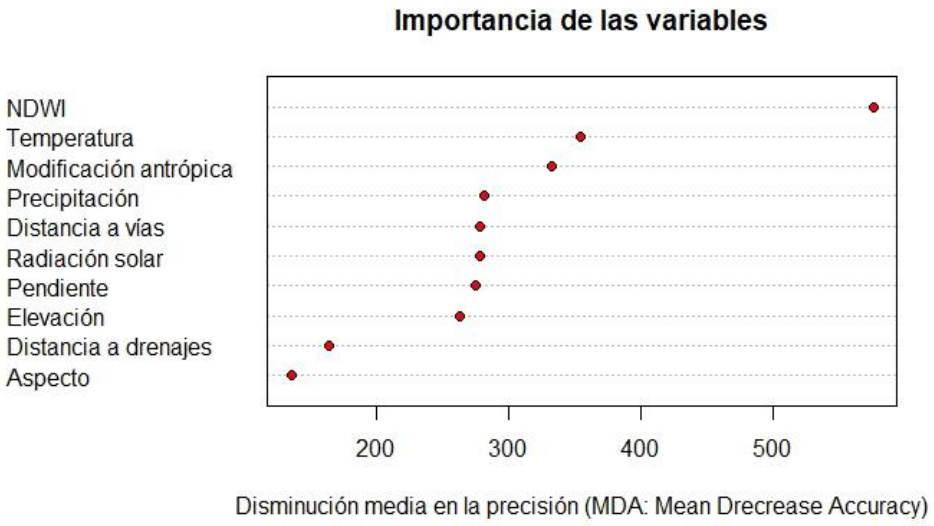
**Figura 5-1:** Distribución espacial de las variables seleccionadas para construir el modelo *Random Forest*: a) elevación, b) pendiente, c) aspecto, d) distancia a drenajes, e) distancia a vías, f) modificación antrópica, g) precipitación, h) temperatura, i) radiación solar, j) NDWI




c
ASPECTO
Ecorregión
Aspecto (grados)
360
0
d
DISTANCIA A DRENAJES
Ecorregión
Distancia (m)
High : 6963.61
Low : 0.000691039
e
DISTANCIA A VÍAS
Ecorregión
Distancia (m)
41000
0
f
MODIFICACIÓN ANTRÓPICA
Ecorregión
Intensidad
1
0
g
PRECIPITACIÓN
Ecorregión
Precipitación (mm)
189
3
h
TEMPERATURA
Ecorregión
Temperatura (°C)
29.3
22.7
i
RADIACIÓN SOLAR
Ecorregión
Radiación (KJ m²/día)
19450
15170
j
NORMALIZED DIFFERENCE WATER INDEX
Ecorregión
NDWI
0.5
-0.8
N
0 135 270 540 810 Km

Para evaluar la importancia de las variables dentro del modelo propuesto se empleó la medida de importancia de las variables disponible en el paquete *Random Forest*, que es la disminución media de la precisión (MDA: *Mean Decrease Accuracy*) (Genuer et al., 2010).

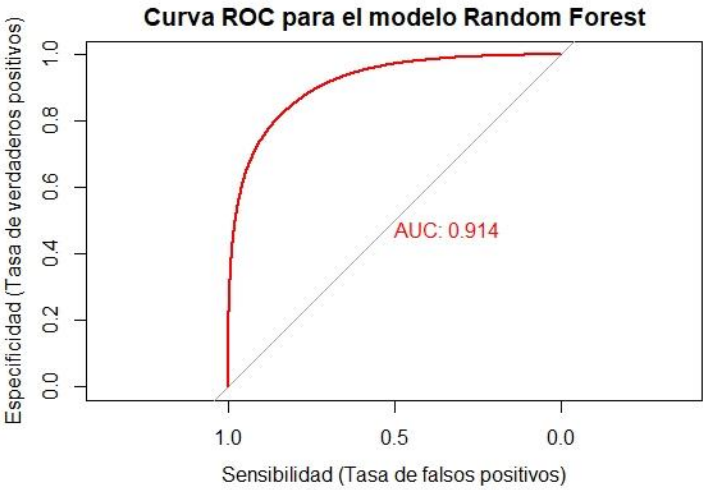
**Figura 5-2**: Importancia de las variables dentro del modelo *Random Forest*




La métrica MDA cuantifica la importancia de una variable midiendo el cambio en la precisión de la predicción cuando los valores de una cierta variable se cambian aleatoriamente de sus observaciones originales. Por lo tanto, el cambio en la precisión determina la importancia de una variable (Guo, Wang, et al., 2016). Esta medida permite clasificar las variables jerárquicamente según su importancia dentro del modelo. De acuerdo con los resultados presentados en la Figura 5-2, la variable de mayor importancia dentro del modelo es el índice NDWI (ya que al seleccionar esta variable se presenta el cambio más importante en la precisión del modelo), seguido de la temperatura en segundo lugar de importancia y la modificación antrópica en tercer lugar. En orden de importancia sigue un grupo con valores muy similares en donde se encuentran las variables de precipitación, distancia a vías, radiación solar, pendiente y elevación. En último lugar, las variables de menor importancia en el modelo son la distancia a drenajes y al aspecto.

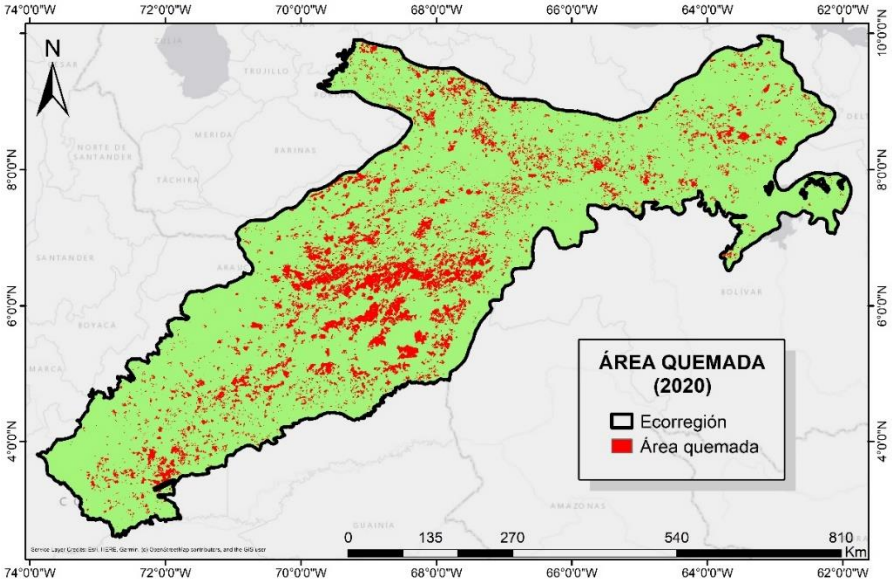
### 5.1.2 Rendimiento del modelo

**Figura 5-3:** AUC de la curva ROC




El modelo se validó con un subconjunto de datos (90000 datos), presentado una precisión del 91%, referente al valor del AUC de la curva ROC (Figura 5-3).

**Figura 5-4:** Área quemada para la época seca del 2020 (diciembre de 2019 a marzo de 2020).




Se empleó información de área quemada de la temporada seca del 2020 (Figura 5-4) para comparar la ocurrencia de quemas de ese año en relación con los resultados de zonificación del modelo de probabilidad de ocurrencia. Para esto se cuantificó la cantidad de pixeles de área quemada 2020 que se presentaron en cada una de las categorías de

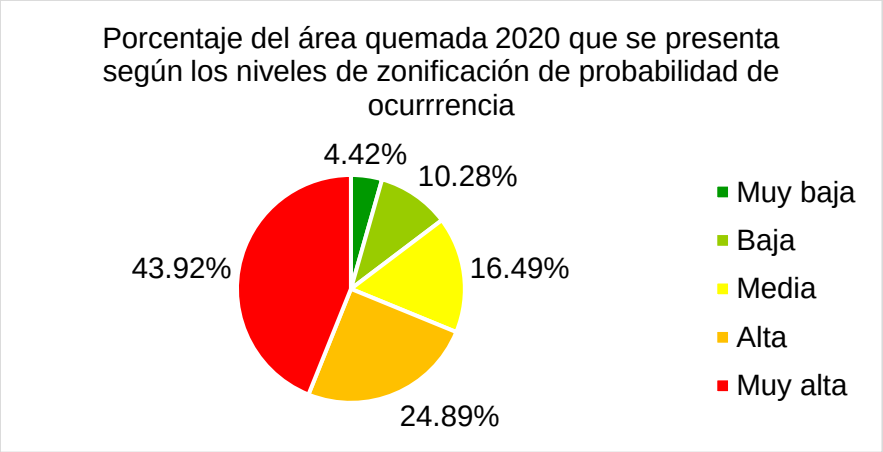
probabilidad de ocurrencia, esperándose que la mayoría de estos pixeles se presentaran en aquellas áreas donde la probabilidad de ocurrencia fuese alta y muy alta, y en menor proporción en las categorías baja y muy baja (Adab et al., 2013).

**Tabla 5-1:** Número de pixeles de área quemada 2020 que se presenta en cada uno de los niveles de zonificación de probabilidad de ocurrencia

| Número de pixeles (área quemada 2020) | Zonificación probabilidad de ocurrencia | Porcentaje (%) |
|---|---|---|
| 8096 | Muy baja | 4.42 |
| 18845 | Baja | 10.28 |
| 30235 | Media | 16.49 |
| 45626 | Alta | 24.89 |
| 80513 | Muy alta | 43.92 |

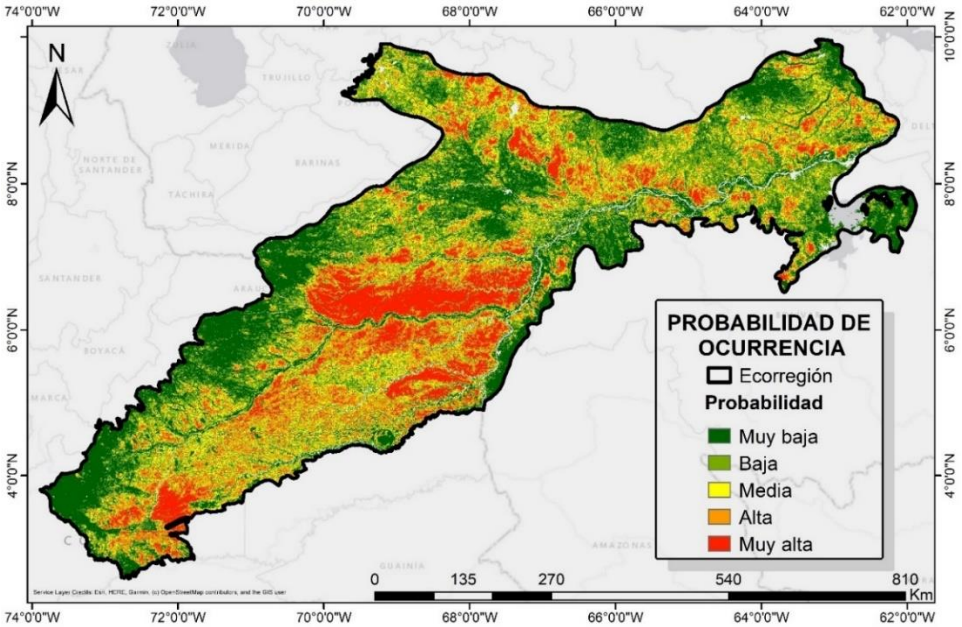
El resultado muestra que la mayoría (casi el 70%, 68.8% específicamente) del área quemada del 2020 (Tabla 5-1 y Figura 5-5), se presentó en zonas donde la probabilidad de ocurrencia es alta y muy alta.

**Figura 5-5** Porcentaje del área quemada 2020 que se presenta en cada uno de los niveles de zonificación de probabilidad de ocurrencia según modelo.



### 5.1.3 Zonificación de la probabilidad de ocurrencia de fuegos

**Figura 5-6:** Zonificación de la probabilidad de ocurrencia de fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos



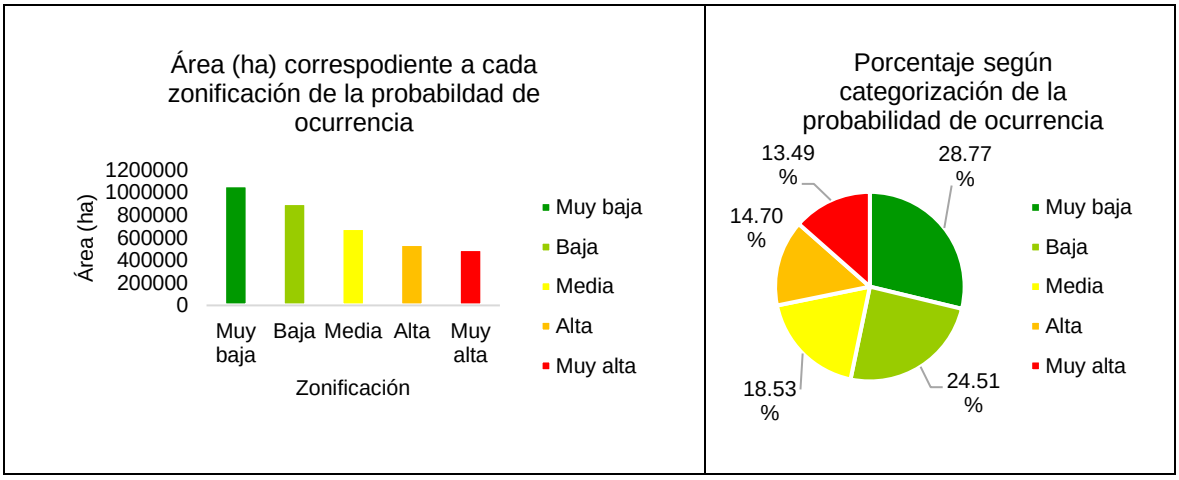

En la Figura 5-6 se presenta la zonificación de probabilidad de ocurrencia de fuegos para la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos, resultado del modelo *Random Forest* y clasificado en 5 clases nominales: probabilidad de ocurrencia muy baja, baja, media, alta y muy alta. Las zonas que presentan la mayor probabilidad de ocurrencia de fuegos, por encima del 60% (probabilidad alta y muy alta) están representadas en color naranja y rojo intenso, respectivamente, mientras que aquellas, área con probabilidad muy baja o baja (0 a 40%) son aquellas representadas en color verde oscuro y claro.

**Tabla 5-2:** Área total (en ha) según zonificación de probabilidad de ocurrencia de fuegos

| Probabilidad de ocurrencia | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 10654775 |
| Baja | 9078550 |
| Media | 6864400 |
| Alta | 5444975 |
| Muy alta | 4997400 |

El resultado del mapa de zonificación de probabilidad de ocurrencia de fuegos muestra que 4997400 ha (13.49%) presentan una probabilidad muy alta, 5444975 ha (14.70%) alta, 6864400 ha (18.53%) probabilidad media, 9078550 (24.51%) ha baja y 10654775 ha (28.77%) con probabilidad de ocurrencia muy baja (Tabla 5-2 y Figura 5-7).

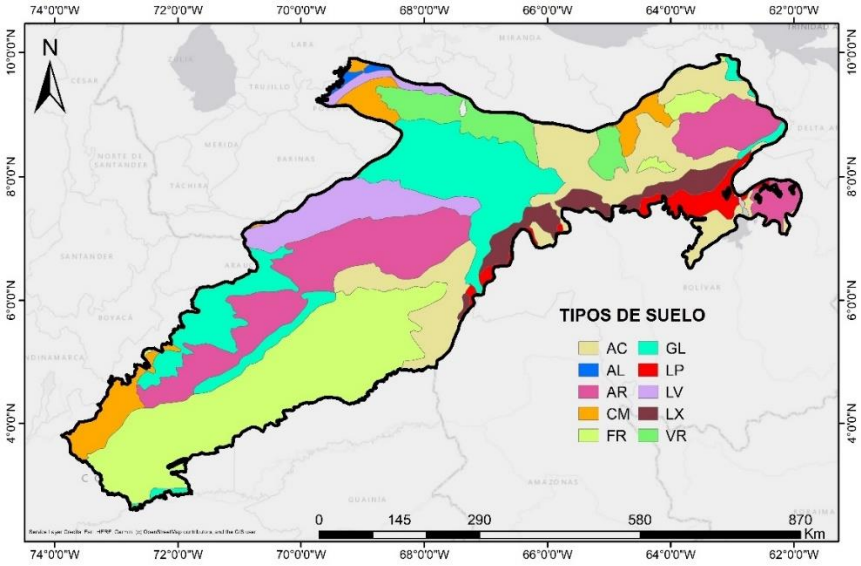
**Figura 5-7:** Área correspondiente a cada nivel de zonificación de probabilidad de ocurrencia y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión.




## 5.1.4 Probabilidad de ocurrencia en relación con tipos de suelos

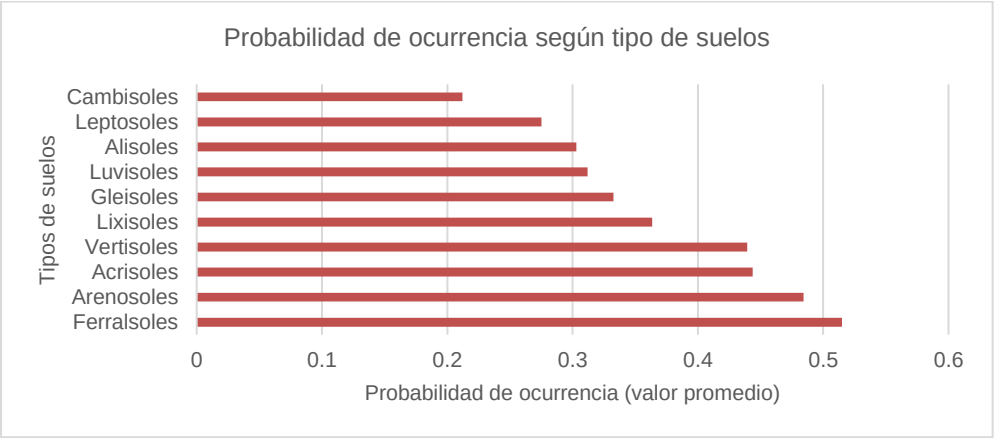
Con el fin de contrastar la información derivada del modelo de probabilidad de ocurrencia con unidades homogéneas presentes en el área de estudio se empleó la base de datos mundial armonizada de suelos (HWSD*: Harmonized World Soil Database*). Este conjunto de datos fue desarrollado como insumo espacial para ser empleado dentro de los procesos de modelamiento, zonificación del uso del uso del suelo, seguridad alimentaria e impactos del cambio climático a una resolución espacial de aproximadamente 1km (FAO et al., 2012). En el área de estudio se presentan 10 diferentes unidades de suelo, como se puede observar en la Figura 5-8.

**Figura 5-8:** Tipos de suelos presentes en el área de estudio. AC: Acrisoles, AL: Alisoles, AR: Arenosoles, CM: Cambisoles, FR: Ferralsoles, GL: Gleisoles, LP: Leptosoles, LV: Luvisoles, LX: Lixisoles, VR: Vertisoles.




A partir de los polígonos de tipos de suelos presentes en el área de estudio (Figura 5-8) se realizó el cálculo del valor promedio de la probabilidad de ocurrencia de fuegos empleando la herramienta de estadísticas zonales disponible en el software ArcMap 10.5.

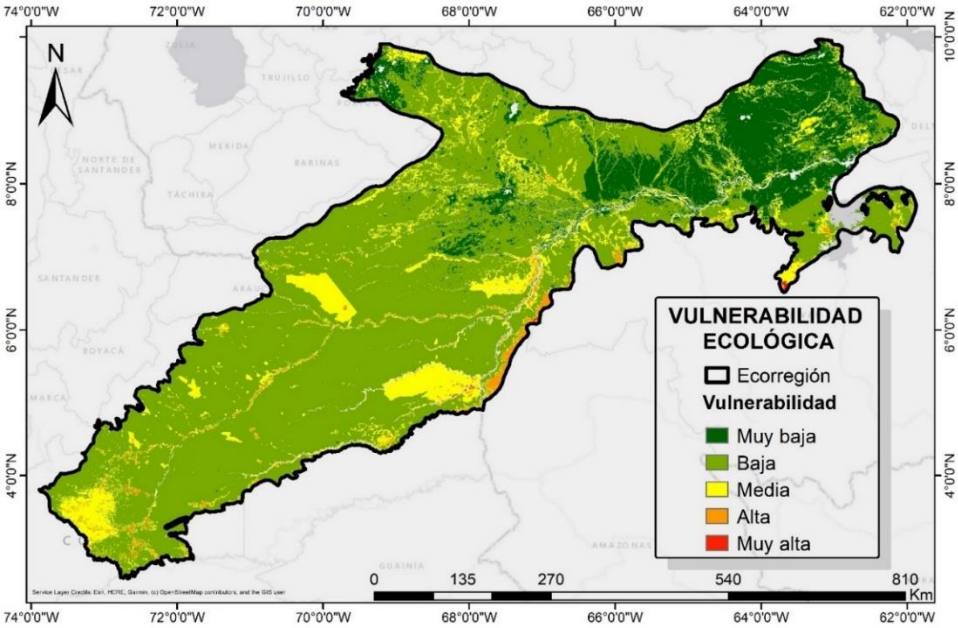
**Figura 5-9:** Valor promedio de probabilidad de ocurrencia de fuegos en los diferentes tipos de suelos presentes en el área de estudio.




Los suelos tipo Ferralsoles y Arenosoles son los que presentan un valor promedio de probabilidad de ocurrencia de fuegos (cerca del 0.5) (Figura 5-9). Por otro lado los suelos tipo Cambisoles y Leptosoles son aquellos que presentan el menor valor promedio.

## 5.2 Vulnerabilidad ecológica

**Figura 5-10:** Zonificación de vulnerabilidad ecológica en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos.




El mapa de vulnerabilidad ecológica (Figura 5-10) muestra las zonas más susceptibles a sufrir daños y perdidas (a nivel ecológico) en el caso que se presente un fuego. Las áreas con niveles más altos de vulnerabilidad son aquellas en dónde se presenta una coincidencia espacial de los diferentes componentes (biodiversidad, conservación y fragmentación).

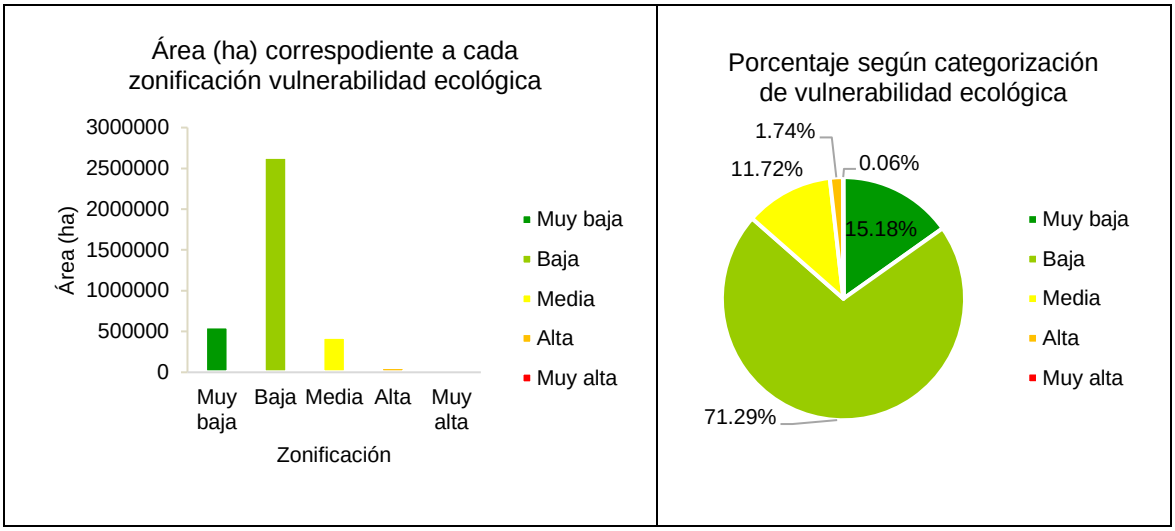
**Tabla 5-3:** Área total (en ha) según zonificación de vulnerabilidad ecológica.

| Vulnerabilidad ecológica | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 5622700 |
| Baja | 26406850 |
| Media | 4342575 |
| Alta | 645000 |
| Muy alta | 22975 |

Los resultados de la zonificación de vulnerabilidad ecológica en el área de estudio muestran que 5622700 ha (15.18%) presentan una categorización muy baja, 26406850 ha (71.28%) categorización baja, 4342575 ha (11.72%) media, los niveles más altos de

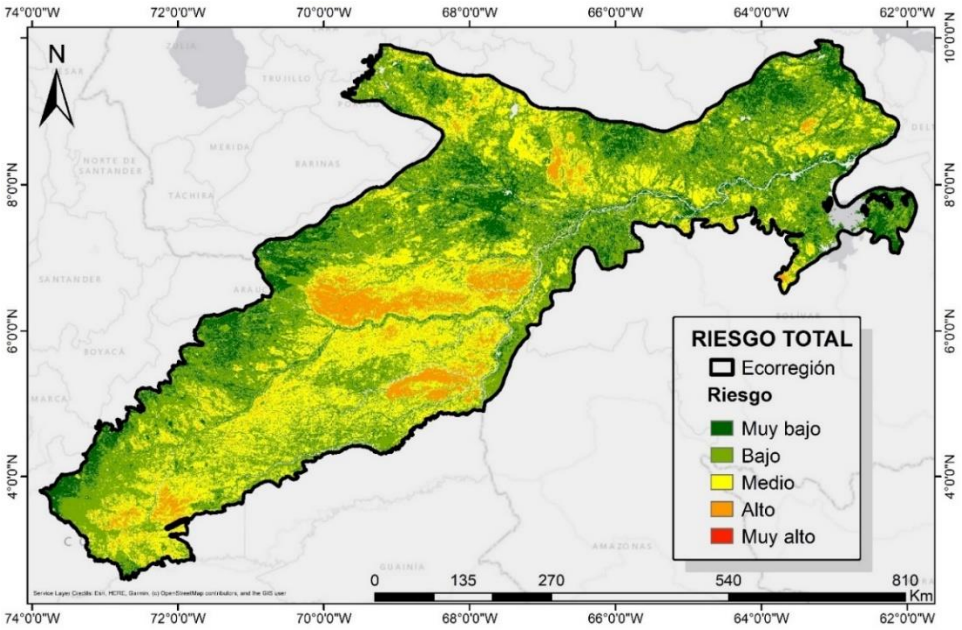
vulnerabilidad (categoría alta y muy alta) representan 645000 ha (1.74%) y 22975 ha (0.06%), respectivamente (Tabla 5-3 y Figura 5-11).

**Figura 5-11:** Área correspondiente a cada nivel de zonificación de vulnerabilidad ecológica, y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión




## 5.3 Riesgo total

**Figura 5-12.** Zonificación del riesgo total de fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos



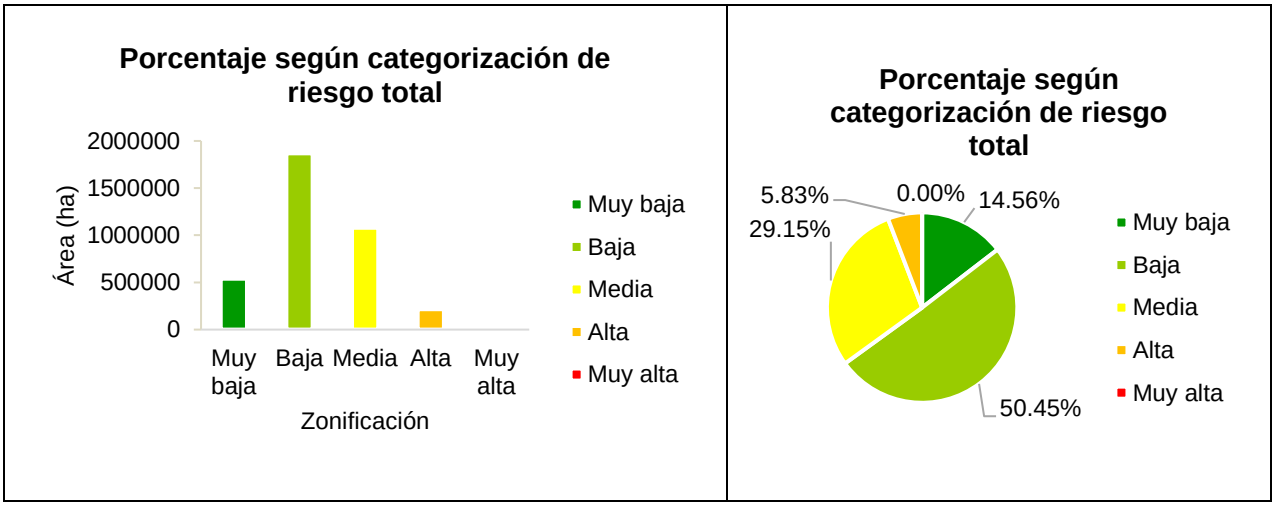
En la Figura 5-12, se presenta el resultado de la zonificación de riesgo total. Las áreas que presentan mayor riesgo total son aquellas en dónde la probabilidad de ocurrencia de fuegos es alta y a su vez presentan una alta vulnerabilidad.

**Tabla 5-4:** Área total (en ha) según zonificación de riesgo total.

| Riesgo | Área (ha) |
|---|---|
| Muy bajo | 5394650 |
| Bajo | 18687925 |
| Medio | 10795825 |
| Alto | 2161150 |
| Muy alto | 550 |

Como resultado del proceso de zonificación del riesgo total se encuentra que en la ecorregión de los llanos colombo venezolanos 5394650 ha (14.56%) presentan un riesgo de fuego muy bajo, 18687925 ha (50.45%) riesgo bajo, 10795825 ha están en riesgo medio, 2161150 ha (5.83%) pertenecen a la categoría de riesgo alto y finalmente 550 ha (un porcentaje bastante bajo) en riesgo muy alto (Tabla 5-4 y Figura 5-13).

**Figura 5-13:** Área correspondiente a cada nivel de zonificación de riesgo total y su respectivo porcentaje en relación con el área total de la ecorregión.

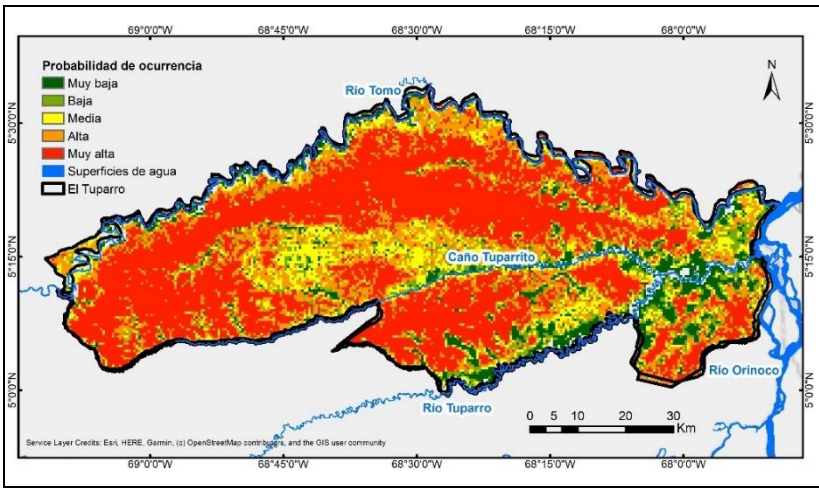



La zonificación de riesgo total depende de la probabilidad de ocurrencia de fuegos y la vulnerabilidad ecológica, por lo que es importante finalmente considerar aquellas áreas

que presentan una alta probabilidad de ocurrencia y dónde el caso de un evento de fuego represente importantes afectaciones a nivel ecológico.

## 5.4 Riesgo de fuego en zonas de manejo especial

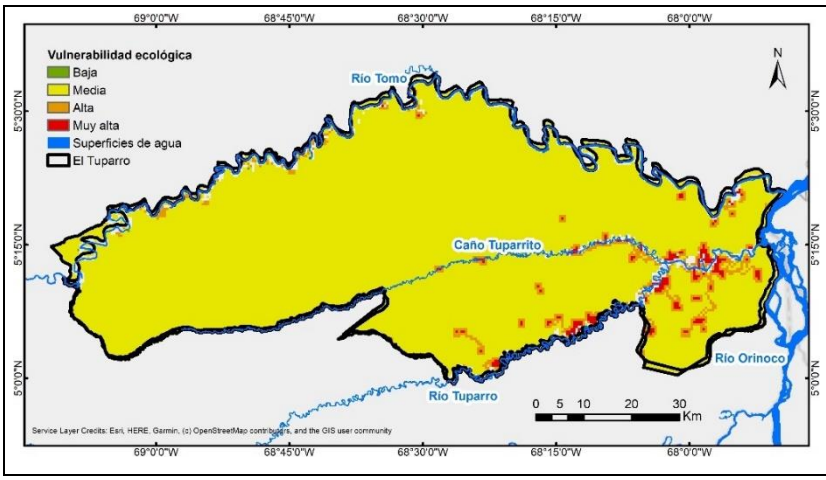
**Figura 5-14:** Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Natural El Tuparro




| Probabilidad ocurrencia | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 49475 |
| Baja | 47000 |
| Media | 68875 |
| Alta | 118500 |
| Muy alta | 258875 |

En el Parque Nacional Natural (PNN) El Tuparro (Colombia) predominan las categorizaciones de probabilidad de ocurrencia muy alta y alta (Figura 5-14), representadas en 258875 ha y 118500 ha respectivamente. La probabilidad de ocurrencia media representa 68875 ha, probabilidad de ocurrencia baja 47000 ha y, 49475 ha de la categoría muy baja.

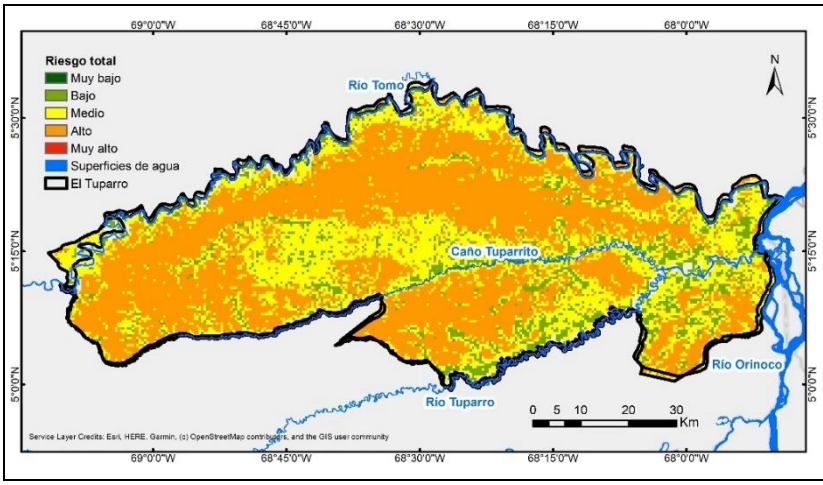
**Figura 5-15:** Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Natural El Tuparro.




| Vulnerabilidad ecológica | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 0 |
| Baja | 200 |
| Media | 514275 |
| Alta | 21725 |
| Muy alta | 6525 |

En cuanto a vulnerabilidad ecológica, en el PNN El Tuparro predomina la vulnerabilidad media (514275 ha), seguida de la vulnerabilidad alta (21725 ha), muy alta (6225 ha) y baja (200 ha), mientras que no se encuentran pixeles clasificados con vulnerabilidad muy baja (Figura 5-15).

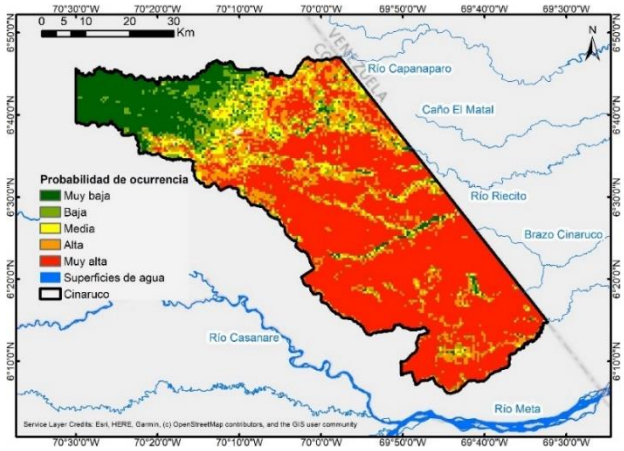
**Figura 5-16:** Riesgo total en el Parque Nacional Natural El Tuparro.




| Riesgo total | Área (ha) |
|---|---|
| Muy bajo | 50 |
| Bajo | 68475 |
| Medio | 178650 |
| Alto | 295525 |
| Muy alto | 25 |

Para la categorización de riesgo total en el PNN El Tuparro se puede encontrar que 25 ha presentan categoría de riesgo muy alto, 295525 ha riesgo alto, 178650 ha riesgo medio, 68475 ha riesgo bajo y 50 ha para la categoría de riesgo muy bajo (Figura 5-16).

**Figura 5-17:** Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco.

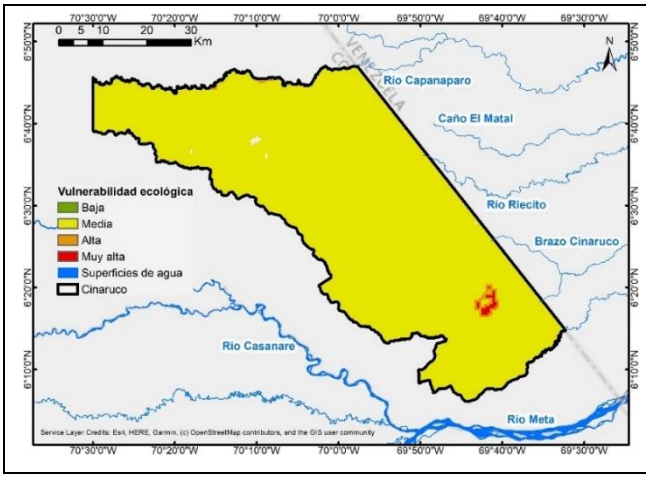



| Probabilidad ocurrencia | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 44025 |
| Baja | 23325 |
| Media | 27350 |
| Alta | 50075 |
| Muy alta | 191200 |

En el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco, que hace parte del territorio colombiano (Figura 5-17) predomina la probabilidad de ocurrencia muy alta (191200 ha) concentrada

principalmente hacia el sector sur y oeste del área. En extensión sigue la categoría de probabilidad de ocurrencia muy alta (50075 ha), muy baja (44025 ha), media (27350 ha) y la menor extensión corresponde a la probabilidad de ocurrencia muy baja, que representa 23325 ha.

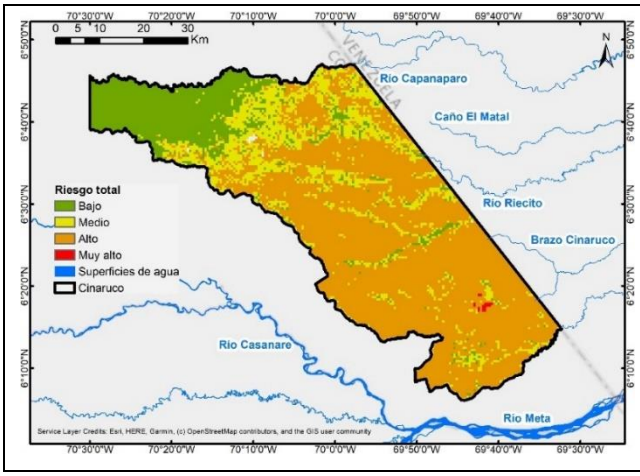
**Figura 5-18:** Vulnerabilidad ecológica en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco.




| Vulnerabilidad Ecológica | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 0 |
| Baja | 50 |
| Media | 332800 |
| Alta | 2250 |
| Muy alta | 875 |

Cómo se puede observar en la Figura 5-18 en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco principalmente se puede encontrar la categoría de vulnerabilidad ecológica media, representada en 332800 ha. Con respecto al resto de categorías, 2250 ha se encuentran en la categorización de vulnerabilidad alta, 875 ha muy alta, 50 ha baja y no se presenta categoría muy baja.

**Figura 5-19:** Riesgo total en el Distrito Nacional de Manejo Cinaruco.

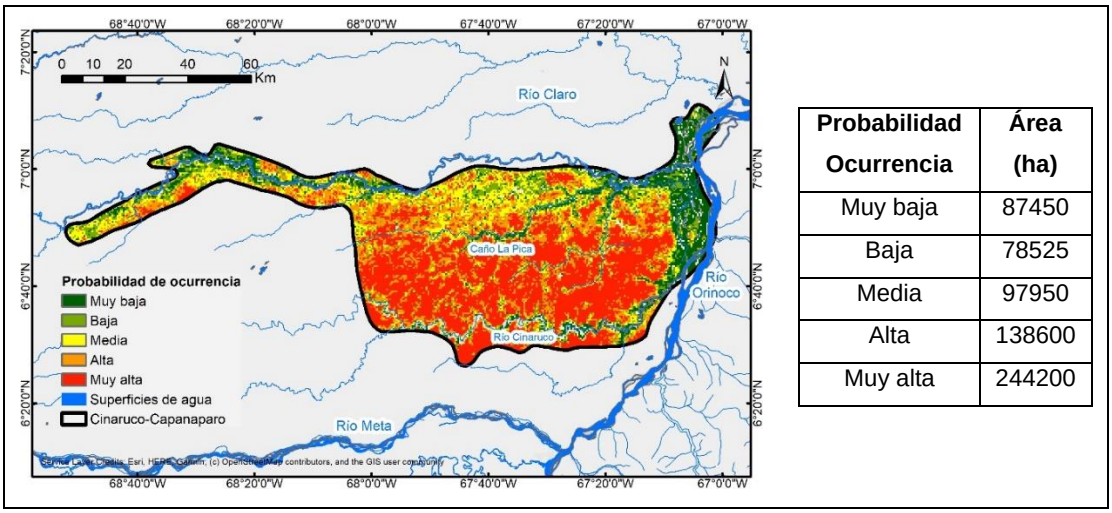



| Riesgo total | Área (ha) |
|---|---|
| Muy bajo | 0 |
| Bajo | 59425 |
| Medio | 62300 |
| Alto | 213800 |
| Muy alto | 450 |

Con respecto al resigo total en el área de Cinaruco predomina la categorización de riesgo alto, representado en 213800 ha (Figura 5-19), seguida de la categoría de riesgo medio

(62.300 ha), riesgo bajo (59.425 ha) y riesgo muy alto (450). Ningún píxel presentó la categorización de riesgo muy bajo.

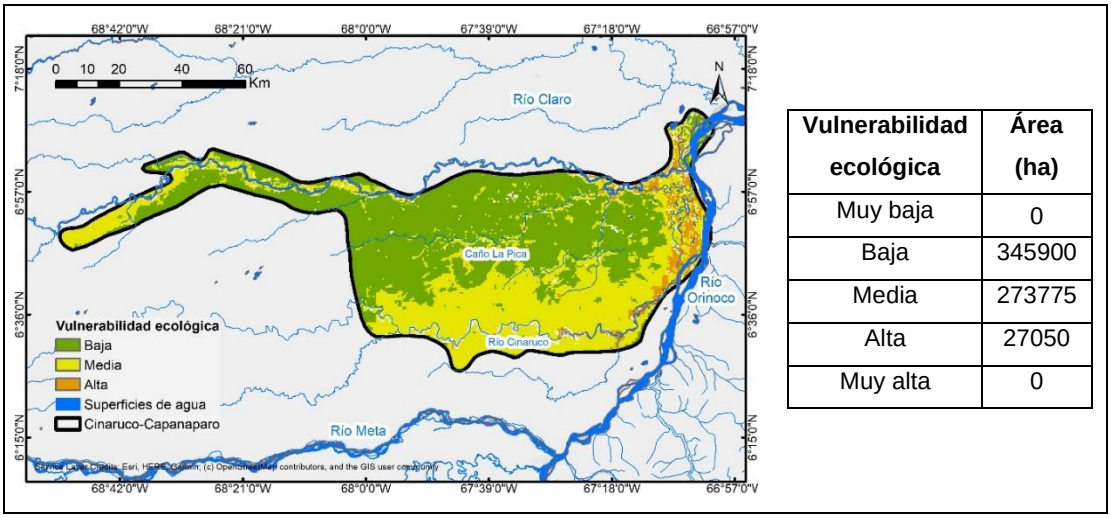
**Figura 5-20:** Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo.




| Probabilidad Ocurrencia | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 87450 |
| Baja | 78525 |
| Media | 97950 |
| Alta | 138600 |
| Muy alta | 244200 |

En el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo, Venezuela (su nombre oficial es Parque Nacional Santos Luzardo) hacia el sector sur del mismo (Figura 5-20) se presenta una gran extensión de área donde predomina a la categoría de probabilidad de ocurrencia muy alta (244200 ha) y alta (138600 ha). La categoría de probabilidad de ocurrencia media comprende 97950 ha, probabilidad baja 78525 ha y probabilidad muy baja 87450 ha).

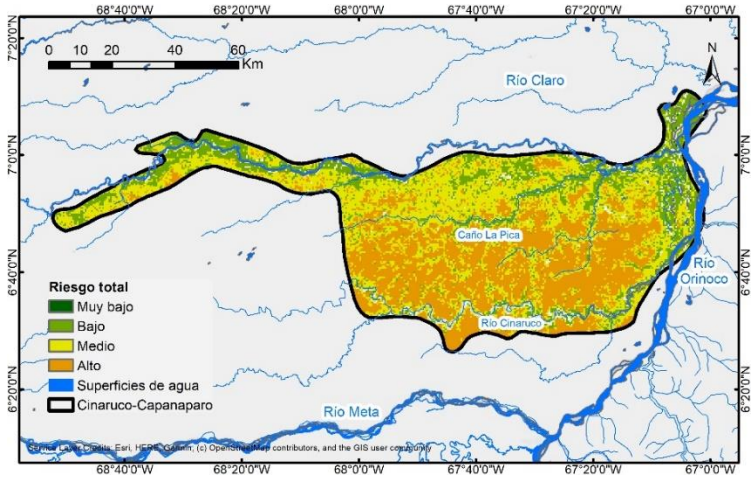
**Figura 5-21:** Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo.




| Vulnerabilidad ecológica | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 0 |
| Baja | 345900 |
| Media | 273775 |
| Alta | 27050 |
| Muy alta | 0 |

En la Figura 5-21 se puede observar que el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo presenta principalmente dos categorías de vulnerabilidad ecológica: vulnerabilidad baja (345900 ha) y vulnerabilidad media (273775 ha), con algunas áreas de categorización alta (27050 ha) principalmente en el sector este del área, hacia el río Orinoco. No se presentan pixeles clasificados dentro de las categorías de vulnerabilidad muy baja o muy alta.

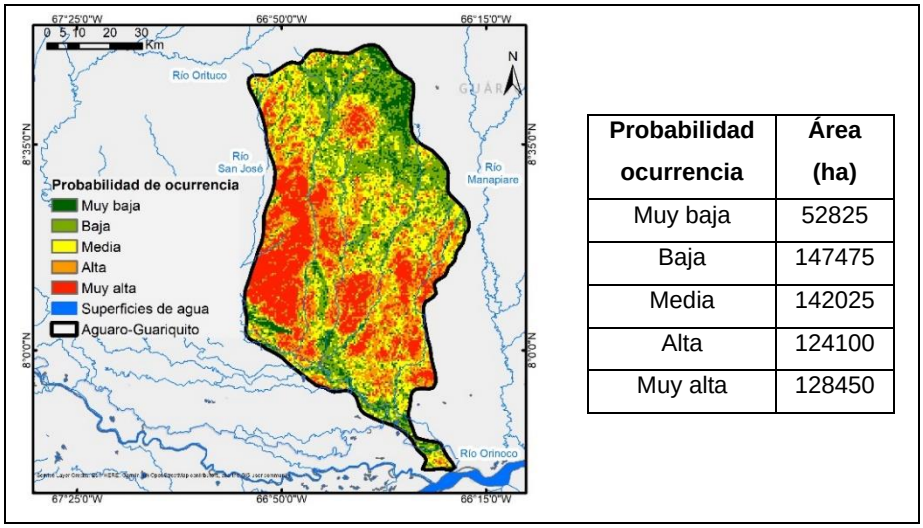
**Figura 5-22:** Riesgo total en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo.




| Riesgo total | Área (ha) |
|---|---|
| Muy bajo | 400 |
| Bajo | 149025 |
| Medio | 252475 |
| Alto | 244825 |
| Muy alto | 0 |

Con respecto al riesgo total en el Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo 252475 ha presentan la categoría de riesgo medio, 244825 ha riesgo alto, 149025 ha riesgo bajo y 400 ha corresponden a la categoría de riesgo muy bajo (Figura 5-22). No se presenta categoría de riesgo muy alto en el parque.

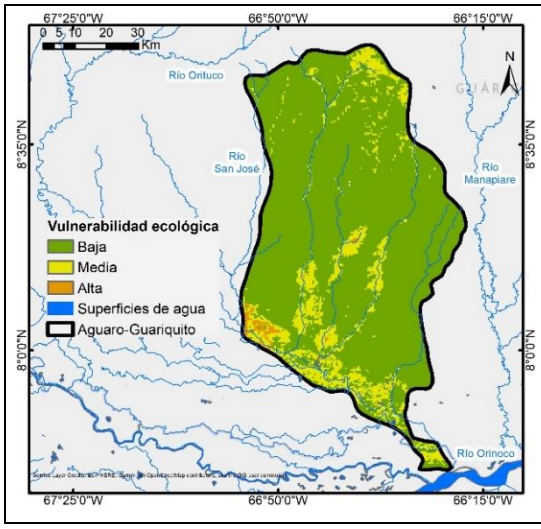
**Figura 5-23:** Probabilidad de ocurrencia de fuego en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito.




| Probabilidad ocurrencia | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 52825 |
| Baja | 147475 |
| Media | 142025 |
| Alta | 124100 |
| Muy alta | 128450 |

En el Parque Nacional Aguaro-Guariquito (Venezuela), como se observa en la Figura 5-23 la categoría de probabilidad de ocurrencia que se presenta en menor proporción es la categoría muy baja (52825 ha), seguida de las categorías alta (124100 ha), muy alta (128450 ha), media (142025 ha) y en mayor extensión está la categoría baja (147475 ha).

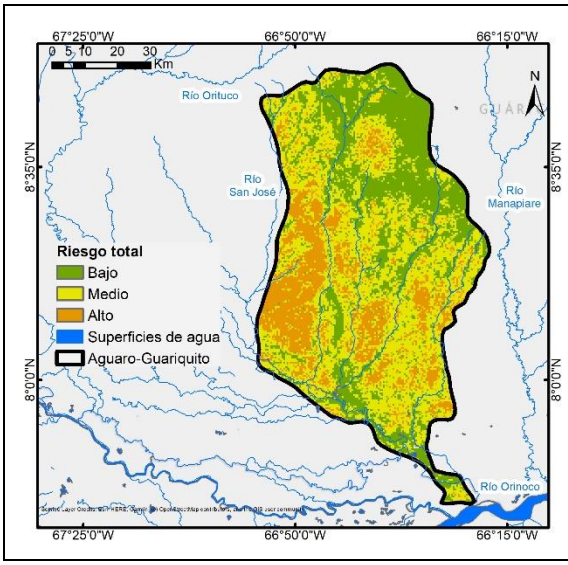
**Figura 5-24:** Vulnerabilidad ecológica en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito.




| Vulnerabilidad ecológica | Área (ha) |
|---|---|
| Muy baja | 0 |
| Baja | 510350 |
| Media | 79175 |
| Alta | 5350 |
| Muy alta | 0 |

Con respecto a vulnerabilidad ecológica, en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito predomina la categorización de vulnerabilidad baja (510350 ha), seguida de la categoría media (79175 ha) y la categoría de vulnerabilidad alta (5350 ha), sin pixeles pertenecientes a las categorías muy baja o muy alta (Figura 5-24).

**Figura 5-25:** Riesgo total en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito.




| Riesgo total | Área (ha) |
|---|---|
| Muy bajo | 0 |
| Bajo | 203200 |
| Medio | 272900 |
| Alto | 118775 |
| Muy alto | 0 |

En la Figura 5-25 se presentan, los resultados de categorización de riesgo total para el Parque Nacional Aguaro-Guariquito. En el área predomina la categoría de riesgo medio (272900 ha), seguida en extensión por la categoría de riesgo bajo (203200 ha) y riesgo alto (118775 ha), sin pixeles para las categorías de riesgo muy bajo o muy alto.

# 6. Capítulo 6. Discusión

Dentro de este trabajo se presenta un primer modelo de probabilidad de ocurrencia (o peligro) de fuego, específico para la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos. El modelo fue construido empleando el algoritmo de *machine learning Random Forest*, incorporando 10 variables (correspondientes a 4 componentes: topografía, factor antrópico, vegetación y clima) identificadas a partir de la literatura como elementos relacionados a la ocurrencia de fuegos. De acuerdo con la valoración de la precisión del modelo a través de la métrica AUC de la curva ROC este puede considerarse como un modelo que presenta un rendimiento excelente, puesto que el resultado de la métrica es de 0.91 (Hosmer et al., 2013; Mccune & Grace, 2002). El resultado de la validación del modelo nos permite inferir que la elección de variables y su combinación funciona muy bien para predecir la ocurrencia de fuegos en el área de estudio. La importancia de la correcta elección de variables radica en que este es el primer paso (y fundamental) para un exitoso proceso de modelamiento (Eskandari, 2017). Al validar el resultado de la zonificación de probabilidad de ocurrencia con nuevos datos (los nuevos datos corresponden al área quemada de la temporada seca del 2020, datos nuevos para el modelo) se encontró que aproximadamente 69% de estos nuevos datos de área quemada se presentaron en áreas cuya categoría de probabilidad de ocurrencia es alta y muy alta, lo que indica una alta fiabilidad del modelo para predecir nuevas ocurrencias

Los resultados del modelo de probabilidad de ocurrencia para el área de estudio indican que la variable más importante es el índice NDWI (*Normalized Difference Water Index*). Este es un índice que es empleado para estimar la cobertura vegetal (Huang et al., 2009) y que es sensible a los cambios en contenido de humedad dentro de esta (Dennison et al., 2005; Peterson et al., 2008). Diferentes índices funcionan mejor para cada tipo de vegetación, por lo que el contenido de humedad del combustible esta mejor representado por un índice en particular (Maki et al., 2004). Para el caso del NDWI, trabajos anteriores han demostrado que el NDWI proporciona mejores resultados para estimar la variación del

contenido de humedad del combustible vivo (tipo herbáceo) y predecir el riesgo de fuego y la evaluación del comportamiento de este en el caso de los ecosistemas de sabana (Guo et al., 2017).

La segunda variable de mayor importancia es la temperatura (promedio), y existe una relación directa entre la humedad del combustible y la temperatura (Guo et al., 2017). El aumento de la temperatura puede derivar a aumentar la evaporación de la cobertura vegetal, lo que su vez ocasiona la disminución en el contenido de humedad, aumentando la probabilidad que se presenten incendios al facilitar la ignición (Bisquert et al., 2012; Chuvieco et al., 2004). Debido a la relación anterior se espera que al involucrar la variable temperatura dentro del contexto del modelamiento de la probabilidad de ocurrencia esta se presente como un variable de gran importancia (Bisquert et al., 2012), lo que contrasta con los resultados del modelo acá propuesto. Otros trabajos han demostrado la importancia de la temperatura promedio, especialmente durante la temporada de sequía (que es dónde más fuegos suelen presentarse, al analizar la variabilidad interanual en la ocurrencia de los mismos) influenciando más la ocurrencia de estos en comparación con otras variables climáticas como la precipitación o la humedad (Guo et al., 2017), Resalta que en las épocas secas (veranos) el potencial de ocurrencia de fuegos se puede explicar en gran medida por las altas temperaturas y baja humedad (Huesca et al., 2009). Las altas temperaturas suelen ser una señal de riesgo de incendios, lo que puede provocar una especial atención de los actores en torno a la gestión del fuego, que lleva a que estos se ocupen oportunamente en la prevención de los mismo, lo que conlleva en una disminución en la ocurrencia de este tipo de eventos (Hu & Zhou, 2014).

La tercera variable en orden de importancia es la modificación antrópica, que representa una medida de la intensidad de la modificación sobre el paisaje a partir de 5 estresores: asentamientos humanos, agricultura, transporte, minería / producción eléctrica e infraestructura eléctrica (Kennedy et al., 2019) y es contemplada dentro del modelo con el fin de incluir predictores de origen antrópico. Dentro del modelamiento de la probabilidad de ocurrencia de fuegos es de gran importancia considerar fuentes de ignición principalmente de origen antrópico Si bien se pueden presentar fuegos por causas naturales, estas no justifican la escala ni el alarmante incremento de los incendios que se presentan en cobertura vegetal, que cuyo origen se puede definir como el producto de una “agresión social al bosque” (CFS, 1992).

Si bien en el área de estudio predominan las geoformas de sabana y llanura, y que las variables topográficas no presentaron la mayor importancia dentro del modelo estas se incluyeron ya que algunos autores destacan la gran importancia de considerar este tipo de variables dentro de la caracterización del paisaje en el contexto del modelamiento de la probabilidad de ocurrencia (Chang et al., 2013). Las características topográficas del terreno pueden influir marcadamente en la accesibilidad a las zonas (pendientes más pronunciadas suelen ser de difícil acceso, por lo que menores fuentes de ignición de origen antrópico estarían disponibles) (Calviño-Cancela et al., 2017). La topografía también influye en la dispersión de eventos de fuego, puesto que el frente de fuego se mueve más rápidamente en las pendientes ascendentes pero más lentamente en aquellas descendentes (Jaiswal et al., 2002).

En cuanto a la relación de la probabilidad de ocurrencia se puede observar una relación de las diferentes unidades del suelo con la vocación de uso de este y el riesgo de fuego. Los suelo que presentan mayor probabilidad de ocurrencia son tipo Ferralsoles y Arenosoles que se caracterizan por presentar usos muy limitados en el caso de ecosistemas de sabana y están asociados principalmente a actividades de agricultura y pastoreo, en donde es común la práctica de tala y quema de bosque para establecer tanto los cultivos como las zonas de pastoreo (Dias et al., 2019; Hartemink & Huting, 2008). En condiciones naturales en este tipo de suelos es difícil establecer comunidades vegetales densas debido al constante pastoreo y las quemas periódicas (Almendros et al., 2003), por lo que predominan las coberturas tipo pastos arbolados, matorrales y pastizales , así como la presencia de cultivos forestales (Olaya-Abril et al., 2018). En el otro extremo, aquellos suelos que presentan menor probabilidad de ocurrencia son aquellos tipo Cambisoles y Leptosoles. Los Cambisoles suelen encontrarse en zonas coluviales (a las laderas de montañas) y en áreas con pendientes muy pronunciadas (Machado et al., 2017) y los Leptosoles están asociados a cobertura boscosa, en zonas montañosas (IUSS Working Group WRB, 2006). El hecho de que estos dos últimos tipos de suelos estén ubicados en zonas montañosas y de pendiente pronunciada disminuye el riesgo de ocurrencia de fuegos ya que entre mayor es la altitud mayor es el efecto de la humedad relativa sobre la vegetación y más difícilmente se inicia un fuego (Romme & Knight, 1981). Suelos tipo Luvisoles y Gleisoles presentan un valor intermedio de probabilidad de ocurrencia en relación al resto de tipos de suelos del área de estudio y están asociados a llanuras aluviales que en épocas de lluvias se inundan (Mulder et al., 2011; Tabor et al., 2004,

2006; S. G. Thomas et al., 2011), puede ser por esta dinámica de inundaciones que el riesgo de ocurrencia en este tipo de unidades no sea ni alto ni bajo en función a que las prácticas de quema se organizan en concordancia a la dinámica de inundaciones.

En un documento de revisión reciente (Jain et al., 2020) acerca de las aplicaciones de *machine learning* en la ciencia y gestión de fuegos se identificaron 298 publicaciones (entre 1996 y 2019), con un aumento muy importante en los últimos 5 años. Entre las referencias, en 71 casos se implementaron algoritmos de *machine learning* con el fin de identificar áreas susceptibles a la ocurrencia de eventos de fuego, y se destaca que este tipo de algoritmos ha tenido gran éxito gracias a su capacidad para aprender de los datos y modelar relaciones ocultas, y que a su vez, suelen presentar mejores resultados que los enfoques estadísticos clásicos (Tonini et al., 2020). Este trabajo confirma que la combinación de datos provenientes de sensores remotos y algoritmos de aprendizaje automático (específicamente *Random Forest*) representa una buena herramienta para modelar la probabilidad de ocurrencia de fuegos y derivado de esto, identificar aquellas zonas que son más susceptibles a presentar estos eventos. El diseño acá presentado del modelo de probabilidad de ocurrencia de fuegos puede servir de guía para otros investigadores para construir modelos basados en información cartográfica base e información proveniente de bases de datos globales, de libre acceso, enfocado en un análisis regional y empleando herramientas de uso libre, lo que permite su replicabilidad. Específicamente se aprovechó la capacidad de procesamiento de Google Earth Engine para recopilar y organizar información proveniente de diferentes fuentes, accediendo a esta a través del entorno de R, lo que representa una importante compatibilidad entre sistemas de información y lenguajes de programación, optimizando el uso de información proveniente de fuentes de libre acceso.

En cuanto a la vulnerabilidad, este trabajo se enfocó únicamente en elementos asociados al componente ecológico, específicamente biodiversidad, conservación y fragmentación, con el fin de identificar aquellas zonas que requieren de especial atención, puesto que en el caso que ocurriese un evento de fuego, los valores ecológicos allí presentes pueden llegarse a ver afectados y/o perdidos. En general, es de esperarse que la perdida ecológica sea mayor en bosques, en comparación con las sabanas (Gomez et al., 2015). Si bien en el área de estudio se presenta en menor proporción la cobertura tipo bosque (en comparación con coberturas tipo sabanas) este tipo de cobertura representa una gran importancia ecológica debido a que es capaz de proveer hábitat a comunidades biológicas

más ricas y distintivas, lo que contribuye de manera importante al mantenimiento de la biodiversidad, especialmente a nivel regional (Calviño-Cancela et al., 2016; Calviño-Cancela & Rubido-Bará, 2013; P. H. Martin et al., 2009).

Si bien el hecho de que un área este bajo alguna figura de manejo especial es un mecanismo que ayuda a reducir la incidencia de fuegos, este tipo de eventos no son evitados por completo (Barreto et al., 2017). Es por lo anterior que se resalta el interés e importancia de incorporar la gestión del fuego dentro de los planes de manejo de áreas protegidas, con políticas enfocadas más hacia el control y manejo del mismo y no hacia su supresión (especialmente en ecosistemas protegidos tipo sabana, donde el fuego juega un papel importante en sus dinámicas), pues es necesario considerar el fuego tanto como un factor ecológico clave que tiene la capacidad de restaurar y mejorar la condición de los ecosistemas, pero también ha de considerarse como un disturbio importante que puede llegar a generar impactos negativos sobre servicios ecológicos (Pereira et al., 2012). El uso selectivo del fuego dentro de áreas protegidas tiene la capacidad de crear y mantener por ejemplo hábitats y refugio para plantas y animales adaptados al fuego y a ambientes con constante e intensa radiación solar (Martinez, 2003). Con respecto a los resultados de riesgo en áreas protegidas resalta la importante proporción de los parques que presenta una alta probabilidad de ocurrencia de fuegos, y es que estos han sido identificados como un factor constante dentro de este tipo áreas. En el caso del PNN El Tuparro la constante presencia de incendios se ha identificado como uno de los principales problemas que se presentan al interior del parque (y en su zona de amortiguamiento) ya que no se cuenta con la suficiente capacidad de mitigación y control para estos, además de que no existe un registro claro de su régimen (C. A. Lasso et al., 2010). Para el caso del Distrito Nacional de Manejo Cinaruco, el fuego se ha identificado como parte esencial de su dinámica constante, en donde se presentan fuegos recurrentes en la cobertura de herbazales, cobertura que compone casi en su totalidad al parque (solo aproximadamente el 4% hace referencia a ecosistemas de transición), (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2016). Los mismos problemas se presentan para Venezuela. El uso indiscriminado del fuego, que en muchos casos se sale de control, llegando a ocasionar fuegos de gran magnitud es una de las principales amenazas de áreas protegidas en el territorio venezolano (Bevilacqua et al., 2006). El Parque Nacional Cinaruco-Capanaparo presenta grandes extensiones de sabana que se queman constantemente lo cual sumado a problemas administrativos (ya que presenta un limitado apoyo de los entes nacionales y

no posee los recursos suficientes) hace muy difícil la vigilancia y control de incendios dentro del parque (Guevara et al., 2017). Así mismo, en el Parque Nacional Aguaro-Guariquito previamente ha sido identificado como un área de alto riesgo, no solo por la frecuente presencia de fuegos, sino por otras problemáticas como la invasión de tierras y la expansión de la frontera agricultora (Díaz-Martín et al., 2007), actividades que están estrechamente relacionadas con la ocurrencia de fuegos.

# 7. Capítulo 7: Conclusiones

Dentro del marco presentado en este trabajo, conocer dónde es más probable que se presenten fuegos, y dónde la ocurrencia de este tipo de eventos tiene efectos importantes sobre componentes de importancia ecológica (representados en los diferentes mapas de zonificación) representa una herramienta esencial en el contexto de la gestión de tierras, la prevención, mitigación de efectos adversos y la gestión de la respuesta y recuperación ante eventos de fuego (Haas et al., 2013). La cartografía acá generada puede usarse como punto de referencia para asignar de mejor manera los recursos en torno a la gestión y prevención de fuegos. Este trabajo puede apoyar seleccionando zonas críticas de vigilancia (esto con el fin de organizar espacialmente de mejor manera los recursos), organizar prácticas de manejo como el corte y quema (entre otros) en pro de promover el cuidado y mantenimiento del componente ecológico y prevenir y minimizar los efectos negativos derivados del fuego sobre este. Se espera que este tipo de insumos puede ser empleado en la toma de decisiones, especialmente bajo el concepto de “donde” tomar medidas, es decir, dar respuesta a la pregunta de qué localizaciones necesitan de especial interés (Taubenböck et al., 2008). Por ejemplo, la información cartográfica resultante de este trabajo puede cruzarse con otro tipo de información, tal es el caso de los límites de áreas que están bajo alguna figura de manejo especial con el fin de identificar aquellas donde el fuego represente un constante problema y de la misma forma asignar los recursos de los entes territoriales de una mejor manera.

A partir de los resultados del modelo de probabilidad de ocurrencia y priorizando hacia el manejo integral del fuego, se recomienda el manejo del combustible vegetal como mecanismo de control ante la ocurrencia de fuegos, especialmente en zonas de mayor temperatura, pues estos dos factores son determinantes en mayor medida de la dinámica de ocurrencia de fuegos en la ecorregión de los llanos colombo-venezolanos y presentan una relación intrínseca, ya que la temperatura es un determinante del contenido de humedad del combustible. El modelo de probabilidad de ocurrencia de fuegos acá

presentado fue construido tomando en consideración que la época seca de la ecorregión se presenta entre los meses de diciembre y marzo y es en estos meses donde ocurre la gran mayoría de eventos de fuego, por lo que el modelo es específico para esta ventana temporal. En consideración a lo anterior se puede complementar el trabajo al construir un segundo modelo para la época de lluvias con el fin de completar el espectro de temporalidad climática, que para el área de estudio se puede dividir en época seca y época de lluvias. El manejo del fuego en la Orinoquia está asociado a la dinámica de lluvias e inundaciones por lo que las quemas se presentan a lo largo de todo el año y en diferentes lugares (son focalizadas) esto debido a que la dinámica de inundaciones deriva en el movimiento de actividades antrópicas, tales como el pastoreo (Huertas Herrera et al., 2018).

En el caso colombiano se ha identificado la necesidad de contar con cartografía referente a riesgo, probabilidad de ocurrencia y vulnerabilidad con el fin de contar con un sistema de gestión integral de fuegos, así como del desarrollo de modelos rápidos y precisos (IDEAM, 2011). Dentro de este contexto, a partir del presente trabajo deriva cartografía que puede ser de gran utilidad dentro de las necesidades manifestadas. De igual manera acá se evidencia la eficacia del algoritmo de *machine learning Random Forest* para generar modelos rápidos y confiables referentes a la ocurrencia de eventos de fuego.

El modelamiento a escala regional permite identificar sitios en los que valdría la pena aumentar el detalle de trabajo, esto con el fin de dirigir esfuerzos a construir modelos específicos a escala local involucrando información espacial que no está disponible a escalas menores, por ejemplo, las condiciones meteorológicas, que pueden ser una variable de entrada que permite construir modelos a escala temporal corta con el fin de predecir la inminente presencia de fuegos, útiles en labores de vigilancia y control. Otra de las variables que en un futuro podrían incluirse dentro del modelamiento de la ocurrencia de fuegos son indicadores de las condiciones demográficas y socioeconómicas con el fin de explorar como las diferencias en condiciones sociales y su interacción con componentes biofísicos influyen ante la ocurrencia de eventos de fuego (S. Oliveira et al., 2017).

Es importante recalcar que en la evaluación de la vulnerabilidad ecológica acá no se considera la capacidad de respuesta del ecosistema durante y después de un fuego, aunque usualmente se suele suponer que a partir de un fuego solo se generan efectos perjudiciales no siempre es así (Miller & Ager, 2013). En este sentido es importante

considerar a futuro dentro de la evaluación de la vulnerabilidad ecológica la capacidad de respuesta del ecosistema ante el fuego, aspecto que necesita de esfuerzos especiales, pues se requiere poder evaluar las respuestas (sobre diferentes componentes, por ejemplo el suelo, y específicamente en el suelo, el potencial de erosión de este) durante y después de un fuego, respuestas que dependerán en gran medida de la intensidad de los fuegos. De igual manera se sugiere complementar la evaluación con otros componentes (por ejemplo, el económico) con el fin de cuantificar en términos económicos las posibles pérdidas y gastos que acarrea no solo el controlar un evento de fuego, sino las perdidas posteriores en materia de, por ejemplo, infraestructura y producción. Cabe mencionar que los productos derivados de sensores remotos solo pueden brindar información de componentes específicos del riesgo (no toda la información que se desea abarcar está disponible, ni a la escala que se necesita), por lo que es necesario ir integrado información de indicadores no disponibles al contexto del riesgo (Taubenböck et al., 2008) a medida que los avances tecnológicos y metodologías permitan capturar, generar y evaluar la nueva información.

# Bibliografía


Abatzoglou, J. T., Dobrowski, S. Z., Parks, S. A., & Hegewisch, K. C. (2018). TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015. *Scientific Data*, *5*(1), 170191. https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191

Adab, H., Kanniah, K. D., & Solaimani, K. (2013). Modeling forest fire risk in the northeast of Iran using remote sensing and GIS techniques. *Natural Hazards*, *65*(3), 1723–1743. https://doi.org/10.1007/s11069-012-0450-8

Adab, H., Kanniah, K. D., Solaimani, K., & Sallehuddin, R. (2015). Modelling static fire hazard in a semi-arid region using frequency analysis. *International Journal of Wildland Fire*, *24*(6), 763–777. https://doi.org/10.1071/WF13113

Akagi, S. K., Yokelson, R. J., Wiedinmyer, C., Alvarado, M. J., Reid, J. S., Karl, T., Crounse, J. D., & Wennberg, P. O. (2011). Emission factors for open and domestic biomass burning for use in atmospheric models. *Atmospheric Chemistry and Physics*, *11*(9), 4039–4072. https://doi.org/10.5194/acp-11-4039-2011

Akinwande, M. O., Dikko, H. G., & Samson, A. (2015). Variance Inflation Factor: As a Condition for the Inclusion of Suppressor Variable(s) in Regression Analysis. *Open Journal of Statistics*, *05*(07), 754–767. https://doi.org/10.4236/ojs.2015.57075

Aldersley, A., Murray, S. J., & Cornell, S. (2011). Global and regional analysis of climate and human drivers of wildfire. *Science of the Total Environment*. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.05.032

Almendros, G., Kgathi, D., Sekhwela, M., Zancada, M. C., Tinoco, P., & Pardo, M. T. (2003). Biogeochemical assessment of resilient humus formations from virgin and cultivated northern Botswana soils. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, *51*(15), 4321–4330. https://doi.org/10.1021/jf034006u

Alvarado, S. T., Fornazari, T., Cóstola, A., Morellato, L. P., & Silva, T. S. F. (2017). Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: Tracking long-term fire regimes using remote sensing. *Ecological Indicators*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.02.037

Andreae, M. O., & Merlet, P. (2001). Emission of trace gases and aerosols from biomass burning. *Global Biogeochemical Cycles*, *15*(4), 955–966. https://doi.org/10.1029/2000GB001382

Archibald, S., Roy, D. P., van Wilgen, B. W., & Scholes, R. J. (2009). What limits fire? An examination of drivers of burnt area in Southern Africa. *Global Change Biology*. https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2008.01754.x

Armenteras, D., Barreto, J., Tabor, K., Molowny, R., & Retana, J. (2017). Changing patterns of fire occurrence in proximity to forest edges. *Biogeosciences Discuss. Biogeosciences Discuss*, *5194*(10), 2016–2532. https://doi.org/10.5194/bg-2016-532

Armenteras, D., Bernal, F., González, F., Morales, M., Pabón, J., Páramo, G., González Alonso, F., Morales, M., Pabón Caicedo, J., Páramo Rocha, G., & Parra Lara, Á. (2011). *Incendios de la cobertura vegetal en Colombia* (Á. Parra (ed.); Primera Ed). Universidad Autónoma de Occidente.

Armenteras, D., Gibbes, C., Vivacqua, C., Espinosa, J., Duleba, W., Goncalves, F., & Castro, C. (2016). Interactions between climate, land use and vegetation fire occurrences in El Salvador. *Atmosphere*, *7*(2), 0–14. https://doi.org/10.3390/atmos7020026

Armenteras, D., Gonzalez, F., & Franco, C. (2009). Distribución geográfica y temporal de incendios en Colombia utilizando datos de anomalías térmicas. *Caldasia*, *31*(2), 303–318.

Armenteras, D., González, T., & Retana, J. (2013). Forest fragmentation and edge influence on fire occurrence and intensity under different management types in Amazon forests. *Biological Conservation*. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2012.10.026

Armenteras, D., Retana, J., Molowny, R., Roman, R., Gonzalez, F., & Morales, M. (2011).

Characterising fire spatial pattern interactions with climate and vegetation in Colombia. *Agricultural and Forest Meteorology*, *151*(3), 279–289. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.11.002

Armenteras, D., Romero, M., & Galindo, G. (2005). Vegetation fire in the savannas of The Llanos Orientales of Colombia. *World Resource Review*, *17*(4), 531–543.

Arpaci, A., Malowerschnig, B., Sass, O., & Vacik, H. (2014). Using multi variate data mining techniques for estimating fire susceptibility of Tyrolean forests. *Applied Geography*, *53*, 258–270. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.05.015

Avila, D., Pompa, M., Antonio, X., Rodriguez, D. A., Vargas, E., & Santillan, J. (2010). Driving factors for forest fire occurrence in Durango State of Mexico: A geospatial perspective. *Chinese Geographical Science*, *20*(6), 491–497. https://doi.org/10.1007/s11769-010-0437-x

Ayanz, J. S., Gitas, I., Camia, A., & Oliveira, S. (2011). Advances in remote sensing and GIS applications in forest fire management: From local to global assessments. *8th International EARSeL FF-SIG Workshop, 20-21 October 2011*, 288. https://www.researchgate.net/publication/233867629_Integration_of_image_processing_methods_for_fuel_mapping/file/79e4150c712bc778d0.pdf%5Cnpapers3://publication/uuid/09A9E0D1-A29E-402B-9AB1-B7B49ECEC951

Aybar, C., Wu, Q., Bautista, L., Yali, R., & Barja, A. (2020). An R package for interacting with Google Earth Engine. *Journal of Open Source Software*, 2020.

Bachmann, A., & Allgöwer, B. (2001). A consistent wildland fire risk terminology is needed! *Fire Management Today*, *61*(28–33).

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., & Huete, A. R. (1995). A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, *13*(1–2), 95–120. https://doi.org/10.1080/02757259509532298

Bar Massada, A., Syphard, A. D., Stewart, S. I., & Radeloff, V. C. (2013). Wildfire ignition-distribution modelling: a comparative study in the Huron–Manistee National Forest, Michigan, USA. *International Journal of Wildland Fire*, *22*(2), 174. https://doi.org/10.1071/WF11178

Barreto, J., Gonzalez, T., & Armenteras, D. (2017). Dinámica espacio temporal de ocurrencia de incendios en zonas con diferentes tipos de manejo en el noroeste de la amazonia: ¿barrera efectiva? *Revista Facultad de Ciencias Básicas*, *13*(1), 19–25. https://doi.org/10.18359/rfcb.2009

Beall, F. C., & Eickner, H. W. (1970). Thermal degradation of wood components: A review of the literature. *U.S.D.a. Forest Service Research Paper*, *May*, 26.

Bevilacqua, M., Cárdenas, L., & Medina, D. (2006). *Las Áreas Protegidas en Venezuela: Diagnóstico de su condición 1993/2004*. ACOANA/UICN/FEP/CIVenezuela.

Bhabatosh, C. (2011). Digital Image Processing and Analysis. In P. L. P. Ltd (Ed.), *Current Protocols in Essential Laboratory Techniques*. PHI Learning Pvt. Ltd. https://doi.org/10.1002/9780470089941.eta03cs9

Bidwell, T. G., Masters, R. E., Weir, J. R., & Engle, D. M. (n.d.). *Fire Effects in Native Plant Communities*.

Bigler, C., Kulakowski, D., & Veblen, T. T. (2005). Multiple disturbance interactions and drought influence fire severity in rocky mountain subalpine forests. *Ecology*, *86*(11), 3018–3029. https://doi.org/10.1890/05-0011

Bilbao, B. A., Leal, A. V, & Méndez, C. L. (2010). Indigenous Use of Fire and Forest Loss in Canaima National Park, Venezuela. Assessment of and Tools for Alternative Strategies of Fire Management in Pemón Indigenous Lands. *Human Ecology*, *38*(5), 663–673. https://doi.org/10.1007/s10745-010-9344-0

Bisbal, F. (1988). Impacto humano sobre los habitat de Venezuela. In *Interciencia* (Vol. 13).

Bisquert, M., Caselles, E., Snchez, J. M., & Caselles, V. (2012). Application of artificial neural networks and logistic regression to the prediction of forest fire danger in Galicia using MODIS data. *International Journal of Wildland Fire*, *21*(8), 1025–1029. https://doi.org/10.1071/WF11105

Bisquert, M., Sánchez, J. M., & Caselles, V. (2011). Fire danger estimation from MODIS Enhanced Vegetation Index data: Application to Galicia region (north-west Spain). *International Journal of Wildland Fire*, *20*(3), 465–473.

https://doi.org/10.1071/WF10002

Bolstad, P. V., Swank, W., & Vose, J. (1998). Predicting Southern Appalachian overstory vegetation with digital terrain data. *Landscape Ecology*, *13*(5), 271–283. https://doi.org/10.1023/A:1008060508762

Bond, W. J., Woodward, F. I., & Midgley, G. F. (2005). The Global Distribtuion of Ecosystems in a world without Fire. *New Phytologist*, *165*(2), 525–538. https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2004.01252.x

Bond, W., & Keane, R. (2017). Fires, Ecological Effects of. *Encyclopedia of Biodiversity: Second Edition*, *February 2016*, 435–442. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-384719-5.00053-8

Bowman, D. M. J. S. (2007). Fire ecology. *Progress in Physical Geography*, *31*(5), 523–532. https://doi.org/10.1177/0309133307083298

Bowman, D. M. J. S., Balch, J., Artaxo, P., Bond, W., Carlson, J., Cochrane, M., D'Antonio, C., DeFries, R., Doyle, J., Harrison, S., Johnston, F., Keeley, J., Krawchuk, M., Kull, C., Marston, J., Moritz, M., Prentice, I., Roos, C., Scott, A. C., … Pyne, S. (2009). Fire in the earth system. *Science*, *324*(5926), 481–484. https://doi.org/10.1126/science.1163886

Bowman, D. M. J. S., Balch, J., Artaxo, P., Bond, W. J., Cochrane, M., D'Antonio, C. M., Defries, R., Johnston, F. H., Keeley, J. E., Krawchuk, M. A., Kull, C. A., Mack, M., Moritz, M. A., Pyne, S., Roos, C. I., Scott, A. C., Sodhi, N. S., & Swetnam, T. W. (2011). The human dimension of fire regimes on Earth. *Journal of Biogeography*, *38*(12), 2223–2236. https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2011.02595.x

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, *45*(5), 32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Bryant, R., Doerr, S. H., & Helbig, M. (2005). Effect of oxygen deprivation on soil hydrophobicity during heating. *International Journal of Wildland Fire*, *14*(4), 449–455. https://doi.org/10.1071/WF05035

Burgess, R. (2011). Development of a spatial , dynamic , fuzzy fire risk model for Chitwan District , Nepal. *University of Twente*.

Caccamo, G., Chisholm, L. A., Bradstock, R. A., Puotinen, M. L., & Pippen, B. G. (2012). Monitoring live fuel moisture content of heathland, shrubland and sclerophyll forest in south-eastern Australia using MODIS data. *International Journal of Wildland Fire*, *21*(3), 257–269. https://doi.org/10.1071/WF11024

Calviño-Cancela, M., Chas-Amil, M. L., García-Martínez, E. D., & Touza, J. (2016). Wildfire risk associated with different vegetation types within and outside wildland-urban interfaces. *Forest Ecology and Management*. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.04.002

Calviño-Cancela, M., Chas-Amil, M. L., García-Martínez, E. D., & Touza, J. (2017). Interacting effects of topography, vegetation, human activities and wildland-urban interfaces on wildfire ignition risk. *Forest Ecology and Management*. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.04.033

Calviño-Cancela, M., & Rubido-Bará, M. (2013). Invasive potential of Eucalyptus globulus: Seed dispersal, seedling recruitment and survival in habitats surrounding plantations. *Forest Ecology and Management*, *305*(November 2017), 129–137. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.05.037

Castro, R., & Chuvieco, E. (1998). Modeling forest fire danger from geographic information systems. *Geocarto International*, *13*(1), 15–23. https://doi.org/10.1080/10106049809354624

Catry, F. X., Rego, F. C., Bação, F. L., & Moreira, F. (2009). Modeling and mapping wildfire ignition risk in Portugal. *International Journal of Wildland Fire*, *18*(8), 921–931. https://doi.org/10.1071/WF07123

CFS. (1992). Aspects sociaux, economiques et culturels des incendies de forêts en Italie. *Seminar on Forest Fire Prevention, Land Use and People*.

Chacón, E., Ulloa, A., Llambí, L., Acevedo, D., & Utrera, A. (2015). Paisajes Y Ecosistemas Llaneros : Ecología Y Conservación. In R. Lopez, J. Hétier, D. López, R. Schargel, & A. Zinck (Eds.), *Tierras Llaneras de Venezuela …tierras de buena esperanza* (pp. 195–240). Consejo de Publicaciones de la Universidad de Los Andes.

Chang, Y., Zhu, Z., Bu, R., Chen, H., Feng, Y., Li, Y., Hu, Y., & Wang, Z. (2013). Predicting

fire occurrence patterns with logistic regression in Heilongjiang Province, China. *Landscape Ecology*, *28*(10), 1989–2004. https://doi.org/10.1007/s10980-013-9935-4

Chen, K., Blong, R., & Jacobson, C. (2001). MCE-RISK: Integrating multicriteria evaluation and GIS for risk decision-making in natural hazards. *Environmental Modelling and Software*, *16*(4), 387–397. https://doi.org/10.1016/S1364-8152(01)00006-8

Chen, Y., Morton, D. C., Jin, Y., Gollatz, G. J., Kasibhatla, P. S., Van Der Werf, G. R., Defries, R. S., & Randerson, J. T. (2013). Long-term trends and interannual variability of forest, savanna and agricultural fires in South America. *Carbon Management*, *4*(6), 617–638. https://doi.org/10.4155/cmt.13.61

Cheng, Y. Ben, Zarco-Tejada, P. J., Riaño, D., Rueda, C. A., & Ustin, S. L. (2006). Estimating vegetation water content with hyperspectral data for different canopy scenarios: Relationships between AVIRIS and MODIS indexes. *Remote Sensing of Environment*, *105*(4), 354–366. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.07.005

Cho, E., Jacobs, J. M., Jia, X., & Kraatz, S. (2019). Identifying Subsurface Drainage using Satellite Big Data and Machine Learning via Google Earth Engine. *Water Resources Research*, *55*(10), 8028–8045. https://doi.org/10.1029/2019WR024892

Chowdhury, E. H., & Hassan, Q. K. (2015). Operational perspective of remote sensing-based forest fire danger forecasting systems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *104*, 224–236. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.011

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Martín, M. P., Vilar, L., Martínez, J., Martín, S., Ibarra, P., de la Riva, J., Baeza, J., Rodríguez, F., Molina, J. R., Herrera, M. A., & Zamora, R. (2010). Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. *Ecological Modelling*, *221*(1), 46–58. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017

Chuvieco, E., Aguado, Jurdao, S., Pettinari, M. L., Yebra, M., Salas, J., Hantson, S., De La Riva, J., Ibarra, P., Rodrigues, M., Echeverría, M., Azqueta, D., Román, M. V., Bastarrika, A., Martínez, S., Recondo, C., Zapico, E., Martínez-Vega, F. J., Aguado, I., … Martínez-Vega, F. J. (2012). Integrating geospatial information into fire risk assessment. *International Journal of Wildland Fire*, *23*(5), 606–619. https://doi.org/10.1071/WF12052

Chuvieco, E., Allgöwer, B., & Salas, F. (2003). Integration of Physical and Human Factors in Fire Danger Assessment. *Wildland Fire Danger Estimation and Mapping*, 197–218. https://doi.org/doi:10.1142/9789812791177_0007

Chuvieco, E., Cocero, D., Riaño, D., Martin, P., Martínez-Vega, J., De La Riva, J., & Pérez, F. (2004). Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuel moisture content in forest fire danger rating. *Remote Sensing of Environment*, *92*(3), 322–331. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.01.019

Chuvieco, E., Martínez, S., Román, M. V., Hantson, S., & Pettinari, M. L. (2014). Integration of ecological and socio-economic factors to assess global vulnerability to wildfire. *Global Ecology and Biogeography*, *23*(2), 245–258. https://doi.org/10.1111/geb.12095

Clarke, R. (2005). *Ecological requirements of birds specialising in mallee habitats*.

Cochrane, M., & Laurance, W. (2008). Synergisms among Fire, Land Use, and Climate Change in the Amazon. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, *37*(7), 522–527. https://doi.org/10.1579/0044-7447-37.7.522

Cochrane, M., & Ryan, K. (1978). Fire and fire ecology: Concepts and principles. *Canadian Journal of Forest Research*, *8*, 220–227. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77381-8_2

Costa, P., Castellnou, M., Larrañaga, A., Miralles, M., & Kraus, D. (2011). *Prevention of Large Wildfires using the Fire Types Concept* (Issue July 2014). https://www.researchgate.net/publication/263923019_Prevention_of_Large_Wildfires_using_the_Fire_Types_Concept

Costafreda-Aumedes, S., Vega-Garcia, C., & Comas, C. (2018). Improving fire season definition by optimized temporal modelling of daily human-caused ignitions. *Journal of Environmental Management*, *217*, 90–99. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.03.080

Countryman, C. M. (1977). *The nature of heat*. Forest Service. U.S. Department of Agriculture.

Cutter, S. L., Boruff, B. J., & Shirley, W. L. (2003). Social vulnerability to environmental

hazards. *Social Science Quarterly*, *84*(2), 242–261. https://doi.org/10.1111/1540-6237.8402002

Cutter, S. L., Ismail-Zadeh, A., Alcántara-Ayala, I., Altan, O., Baker, D., Briceño, S., Gupta, H., Holloway, A., Johnston, D., McBean, G. A., Ogawa, Y., Paton, D., Porio, E., Silbereisen, R., Takeuchi, K., Valsecchi, G., Vogel, C., & Wu, G. (2015). Global risks: Pool knowledge to stem losses from disasters. *Nature*, *522*(7556), 277–279. https://doi.org/10.1038/522277a

da Silva, I., & Pontes, A. (2011). *Elaboração de um Fator de Risco de Incêndios Florestais utilizando Lógica Fuzzy*. *21*, 113–128.

Dale, V., Joyce, L., McNulty, S., Neilson, R., Ayres, M., Flannigan, M. D., Hanson, P., Irland, L., Lugo, A., Peterson, C., Simberloff, D., Swanson, F., Stocks, B., & Wotton, M. (2001). Climate Change and Forest Disturbances. *BioScience*, *51*(9), 723. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0723:CCAFD]2.0.CO;2

de Vicente, F. (2012). *Diseño De Un Modelo De Riesgo Integral De Incendios Forestales Mediante Técnicas Multicriterio Y Su Automatización En Sistemas De Información Geográfica. Una Aplicación En La Comunidad Valenciana*. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Montes de Madrid.

Denil, M., Matheson, D., & De Freitas, N. (2014). Narrowing the Gap: Random Forests In Theory and In Practice. *Proceedings of The 31st International Conference on Machine Learning*, *1998*, 665–673. http://jmlr.org/proceedings/papers/v32/denil14.html

Dennison, P. E., Roberts, D. A., Peterson, S. H., & Rechel, J. (2005). Use of Normalized Difference Water Index for monitoring live fuel moisture. *International Journal of Remote Sensing*, *26*(5), 1035–1042.

Dias, F. P. M., Hübner, R., Nunes, F. de J., Leandro, W. M., & Xavier, F. A. da S. (2019). Effects of land-use change on chemical attributes of a Ferralsol in Brazilian Cerrado. *Catena*, *177*(September 2018), 180–188. https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.02.016

Díaz-Martín, D., Yerena, E., Martinez, Z., & Trabucco, J. (2007). *Semáforo Conservacionista de Parques Nacionales de Venezuela*. Vitalis.

Dickson, B. G., Prather, J. W., Xu, Y., Hampton, H. M., Aumack, E. N., & Sisk, T. D. (2006). Mapping the probability of large fire occurrence in northern Arizona, USA. *Landscape Ecology*, *21*(5), 747–761. https://doi.org/10.1007/s10980-005-5475-x

Didan, K. (2015). *MOD13A1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 500m SIN Grid V006 [Data set]*. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13A1.006

Dillon, G. K., Holden, Z. A., Morgan, P., Crimmins, M. A., Heyerdahl, E. K., & Luce, C. H. (2011). Both topography and climate affected forest and woodland burn severity in two regions of the western US, 1984 to 2006. *Ecosphere*, *2*(12), art130. https://doi.org/10.1890/ES11-00271.1

Dinerstein, E., Olson, D., Joshi, A., Vynne, C., Burgess, N., Wikramanayake, E., Hahn, N., Palminteri, S., Hedao, P., Noss, R., Hansen, M., Locke, H., Ellis, E., Jones, B., Barber, C., Hayes, R., Kormos, C., Martin, V., Crist, E., … Saleem, M. (2017). An Ecoregion-Based Approach to Protecting Half the Terrestrial Realm. *BioScience*, *67*(6), 534–545. https://doi.org/10.1093/biosci/bix014

Dong, X., Li-min, D., Guo-fan, S., Lei, T., & Hui, W. (2005). Forest fire risk zone mapping from satellite images and GIS for Baihe Forestry Bureau, Jilin, China. *Journal of Forestry Research*, *16*(3), 169–174. https://doi.org/10.1007/BF02856809

Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., Marquéz, J. R. G., Gruber, B., Lafourcade, B., Leitão, P. J., Münkemüller, T., Mcclean, C., Osborne, P. E., Reineking, B., Schröder, B., Skidmore, A. K., Zurell, D., & Lautenbach, S. (2013). Collinearity: A review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, *36*(1), 027–046. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x

Duff, T. J., Keane, R. E., Penman, T. D., & Tolhurst, K. G. (2017). Revisiting wildland fire fuel quantification methods: The challenge of understanding a dynamic, biotic entity. In *Forests*. https://doi.org/10.3390/f8090351

Elizalde, G., Viloria, J., & Rosales, A. (2007). Geografía de suelos de Venezuela. In *GeoVenezuela* (Vol. 2).

Enright, N. J., & Fontaine, J. B. (2014). Climate change and the management of fire-prone vegetation in southwest and southeast Australia. *Geographical Research*, *52*(1), 34–44. https://doi.org/10.1111/1745-5871.12026

Ercanoglu, M., Weber, K., Langille, J., & Neves, R. (2006). Modeling Wildland Fire Susceptibility Using Fuzzy Systems. *GIScience & Remote Sensing*, *43*(3), 268–282. https://doi.org/10.2747/1548-1603.43.3.268

Eskandari, S. (2017). A new approach for forest fire risk modeling using fuzzy AHP and GIS in Hyrcanian forests of Iran. In *Forestry Paper* (Vol. 10, Issue 8). Arabian Journal of Geosciences. https://doi.org/10.1007/s12517-017-2976-2

Eskandari, S., & Chuvieco, E. (2015). Fire danger assessment in Iran based on geospatial information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *42*, 57–64. https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.05.006

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*. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.021

Falk, D. A., Miller, C., McKenzie, D., & Black, A. E. (2007). Cross-Scale Analysis of Fire Regimes. *Ecosystems*, *10*(5), 809–823. https://doi.org/10.1007/s10021-007-9070-7

Fan, L., Wigneron, J.-P., Xiao, Q., Al-Yaari, A., Wen, J., Martin-Stpaul, N., Dupuy, J.-L., Pimont, F., Al Bitar, A., Fernandez-Moran, R., & Kerr, Y. H. (2017). Evaluation of microwave remote sensing for monitoring live fuel moisture content in the Mediterranean region. *Remote Sensing of Environment*, *205*, 210–223. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.020

FAO. (2006). *Código de Manejo del Fuego*. 48.

FAO. (2007). Fire management - global assessment 2006. *FAO Forestry Paper 151*, 135 pp. http://www.fao.org/docrep/009/a0969e/a0969e00.htm

FAO. (2010). *Evacluación de los recursos forestales mundiales 2010: Términos y definiciones*. https://www.researchgate.net/publication/263923019_Prevention_of_Large_Wildfires

_using_the_Fire_Types_Concept

FAO, IIASA, ISRIC, ISS-CAS, & JRC. (2012). *Harmonized World Soil Database (version 1.2)* (p. 50). FAO.

Farr, T., Rosen, P., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Palller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., Oskin, M., Burbank, D., & Alsdorf, D. (2007). The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics*, *45*(2005), 1–33. https://doi.org/10.1029/2005RG000183.1.INTRODUCTION

Fick, S. E., & Hijmans, R. J. (2017). WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, *37*(12), 4302–4315. https://doi.org/10.1002/joc.5086

Finney, M. A. (2005). The challenge of quantitative risk analysis for wildland fire. *Forest Ecology and Management*, *211*(1–2), 97–108. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.02.010

Fire and Rescue Service. (2013). *Wildfire Operational Guidance*. www.scotland.gov.uk.

Flannigan, M. D., Cantin, A. S., De Groot, W. J., Wotton, M., Newbery, A., & Gowman, L. M. (2013). Global wildland fire season severity in the 21st century. *Forest Ecology and Management*, *294*, 54–61. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.022

Flannigan, M. D., Kochtubajda, B., & Logan, K. A. (2008). Forest fires and climate change in the Northwest Territories. *Cold Region Atmospheric and Hydrologic Studies. The Mackenzie GEWEX Experience: Volume 1: Atmospheric Dynamics*, 403–417. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73936-4_23

Flannigan, M. D., Krawchuk, M. A., de Groot, W. J., Wotton, M., & Gowman, L. M. (2009). Implications of changing climate for global wildland fire. *International Journal of Wildland Fire*, *18*(5), 483–507. https://doi.org/10.1071/WF08187

Gai, C., Weng, W., & Yuan, H. (2011). GIS-based forest fire risk assessment and mapping. *Proceedings - 4th International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, CSO 2011*, 1240–1244. https://doi.org/10.1109/CSO.2011.140

Gaither, C. J., Poudyal, N. C., Goodrick, S., Bowker, J. M., Malone, S., & Gan, J. (2011). Wildland fire risk and social vulnerability in the Southeastern United States: An exploratory spatial data analysis approach. *Forest Policy and Economics*, *13*(1), 24–36. https://doi.org/10.1016/j.forpol.2010.07.009

Ganteaume, A., Jappiot, M., Lampin, C., Guijarro, M., & Hernando, C. (2013). Flammability of some ornamental species in wildland-urban interfaces in southeastern France: Laboratory assessment at particle level. *Environmental Management*, *52*(2), 467–480. https://doi.org/10.1007/s00267-013-0067-z

Gao, B.-C. (1996). NDWI - A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. *Remote Sens. Environ*, *58*(April), 257–266.

García, M., Chuvieco, E., Nieto, H., & Aguado, I. (2008). Combining AVHRR and meteorological data for estimating live fuel moisture content. *Remote Sensing of Environment*, *112*(9), 3618–3627. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.05.002

GBIF. (2020). *Registros de ocurrencias [Dataset]*. https://doi.org/10.15468/dl.xx7sq4

Genuer, R., Poggi, J. M., & Tuleau-Malot, C. (2010). Variable selection using random forests. *Pattern Recognition Letters*, *31*(14), 2225–2236. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2010.03.014

Giglio, L., Justice, C., Boschetti, L., & Roy, D. (2015). *MCD64A1 MODIS/Terra+Aqua Burned Area Monthly L3 Global 500m SIN Grid V006 [Data set]*. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD64A1.006

Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, *80*(1), 76–87. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9

Gomez, C., Mangeas, M., Curt, T., Ibanez, T., Munzinger, J., Dumas, P., Jérémy, A., Despinoy, M., & Hély, C. (2015). Wildfire risk for main vegetation units in a biodiversity hotspot: Modeling approach in New Caledonia, South Pacific. *Ecology and Evolution*, *5*(2), 377–390. https://doi.org/10.1002/ece3.1317

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote*

*Sensing of Environment*, *202*(2016), 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Gould, J. S., Lachlan McCaw, W., & Phillip Cheney, N. (2011). Quantifying fine fuel dynamics and structure in dry eucalypt forest (Eucalyptus marginata) in Western Australia for fire management. *Forest Ecology and Management*, *262*(3), 531–546. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.04.022

Guevara, L., Aguirre, L., & Maldonado, D. (2017). Zonificación del terriotrio del Parque Nacional Santos Luzardo. *Novum Scientiarum*, *2*(6), 37–53.

Guns, M., & Vanacker, V. (2012). Logistic regression applied to natural hazards: Rare event logistic regression with replications. *Natural Hazards and Earth System Science*, *12*(6), 1937–1947. https://doi.org/10.5194/nhess-12-1937-2012

Guo, F., Su, Z., Wang, G., Sun, L., Lin, F., & Liu, A. (2016). Wildfire ignition in the forests of southeast China: Identifying drivers and spatial distribution to predict wildfire likelihood. *Applied Geography*. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.11.014

Guo, F., Su, Z., Wang, G., Sun, L., Tigabu, M., Yang, X., & Hu, H. (2017). Understanding fire drivers and relative impacts in different Chinese forest ecosystems. *Science of the Total Environment*, *605*, 411–425. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.06.219

Guo, F., Wang, G., Su, Z., Liang, H., Wang, W., Lin, F., & Liu, A. (2016). What drives forest fire in Fujian, China? Evidence from logistic regression and Random Forests. *International Journal of Wildland Fire*, *25*(5), 505–519. https://doi.org/10.1071/WF15121

Guyon, I. (2003). *AnIntroductionToVariableAndFeautureSelection.pdf*. *3*, 1157–1182. https://doi.org/10.1016/j.aca.2011.07.027

Haas, J. R., Calkin, D. E., & Thompson, M. P. (2013). A national approach for integrating wildfire simulation modeling into Wildland Urban Interface risk assessments within the United States. *Landscape and Urban Planning*, *119*, 44–53. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2013.06.011

Hadi, D. P. (2008). a Rs / Gis – Based Multi-Criteria Approaches To Assess Forest Fire Hazard in Indonesia a Rs / Gis – Based Multi-Criteria Approaches. *East*.

Hall, J. R., & Sekizawa, A. (1991). Fire risk analysis: General conceptual framework for describing models. *Fire Technology*, *27*(1), 33–53. https://doi.org/10.1007/BF01039526

Hanley, J., & McNeil, B. (1982). The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. *Radiology*, *143*(1), 29–36. https://doi.org/10.1080/02634938208400381

Hardesty, J., Myers, R., & Fulks, W. (2005). Fire, ecosystems and people: a preliminary assessment of fire as a global conservation issue. *Fire Management*, *22*(4), 78–87. https://doi.org/10.2307/43597968

Harris, L., & Taylor, A. H. (2017). Previous burns and topography limit and reinforce fire severity in a large wildfire. *Ecosphere*, *8*(11). https://doi.org/10.1002/ecs2.2019

Hartemink, A. E., & Huting, J. (2008). Land cover, extent, and properties of Arenosols in Southern Africa. *Arid Land Research and Management*, *22*(2), 134–147. https://doi.org/10.1080/15324980801957689

Hernandez-Leal, P. A., Arbelo, M., & Gonzalez-Calvo, A. (2006). Fire risk assessment using satellite data. *Advances in Space Research*, *37*(4), 741–746. https://doi.org/10.1016/j.asr.2004.12.053

Hilton, J. E., Miller, C., Sharples, J. J., & Sullivan, A. L. (2016). Curvature effects in the dynamic propagation of wildfires. *International Journal of Wildland Fire*, *25*(12), 1238–1251. https://doi.org/10.1071/WF16070

Hong, H., Tsangaratos, P., Ilia, I., Liu, J., Zhu, A.-X., & Xu, C. (2018). Applying genetic algorithms to set the optimal combination of forest fire related variables and model forest fire susceptibility based on data mining models. The case of Dayu County, China. *Science of the Total Environment*, *630*, 1044–1056. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.02.278

Hosmer, D., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. (2013). *Applied Logistic Regression* (John Wiley & Sons (ed.); 3er Editio). https://doi.org/10.1074/jbc.272.33.20373

Hu, T., & Zhou, G. (2014). Drivers of lightning- and human-caused fire regimes in the Great Xing'an Mountains. *Forest Ecology and Management*, *329*, 49–58.

https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.05.047

Huang, J., Chen, D., & Cosh, M. H. (2009). Sub-pixel reflectance unmixing in estimating vegetation water content and dry biomass of corn and soybeans cropland using normalized difference water index (NDWI) from satellites. *International Journal of Remote Sensing*, *30*(8), 2075–2104. https://doi.org/10.1080/01431160802549245

Huertas Herrera, A., Baptiste Ballera, B. L. G., Toro Manríquez, M., & Huertas Ramírez, H. (2018). Manejo De La Quema De Pastizales De Sabana Inundable: Una Mirada Del Pueblo Originario Sáliva En Colombia. *Chungará (Arica)*, *ahead*, 0–0. https://doi.org/10.4067/s0717-73562018005002401

Huesca, M., Litago, J., Palacios-Orueta, A., Montes, F., Sebastián-López, A., & Escribano, P. (2009). Assessment of forest fire seasonality using MODIS fire potential: A time series approach. *Agricultural and Forest Meteorology*, *149*(11), 1946–1955. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.06.022

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodrigeuz, E., Gao, X., & Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, *83*(195), 213. https://doi.org/10.1080/0965156x.2013.836857

Hurwitz, J., & Kirsch, D. (2018). *Machine Learning for dummies*. John Wiley & Sons, Inc.

Hutto, R. L. (2008). The ecological importance of severe wildfires: Some like it hot. *Ecological Applications*, *18*(8), 1827–1834. https://doi.org/10.1890/08-0895.1

IDEAM. (2011). *Protocolo para la realización de mapas de zonificación de riesgos a incendios de la cobertura vegetal - Escala 1:100.000*.

IUSS Working Group WRB. (2006). World reference base for soil resources 2006. In *Encyclopedia of Soil Science, Third Edition*. https://doi.org/10.1081/e-ess3-120053850

Jaafari, A., Gholami, D. M., & Zenner, E. K. (2017). A Bayesian modeling of wildfire probability in the Zagros Mountains, Iran. *Ecological Informatics*, *39*, 32–44. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2017.03.003

Jaafari, A., Zenner, E. K., & Pham, B. T. (2018). Wildfire spatial pattern analysis in the Zagros Mountains, Iran: A comparative study of decision tree based classifiers. *Ecological Informatics*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2017.12.006

Jain, P., Coogan, S. C. P., Subramanian, S. G., Crowley, M., Taylor, S., & Flannigan, M. D. (2020). *A review of machine learning applications in wildfire science and management*. http://arxiv.org/abs/2003.00646

Jaiswal, R. K., Krishnamurthy, J., & Mukherjee, S. (2005). Regional study for mapping the natural resources prospect & problem zones using remote sensing and GIS. *Geocarto International*, *20*(3), 21–31. https://doi.org/10.1080/10106040508542352

Jaiswal, R. K., Mukherjee, S., Raju, K. D., & Saxena, R. (2002). Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *4*(1), 1–10. https://doi.org/10.1016/S0303-2434(02)00006-5

Jenness, J. S. (2000). *The effects of fire on Mexican spotted owls in Arizona and New Me* (Issue May). Northern Arizona University.

Jiang, M., Hu, Z., Ding, Y., Fang, D., Li, Y., Wei, L., Guo, M., & Zhang, S. (2012). Estimation of vegetation water content based on MODIS: Application on forest fire risk assessment. *Proceedings - 2012 20th International Conference on Geoinformatics, Geoinformatics 2012*, *2007*, 2–5. https://doi.org/10.1109/Geoinformatics.2012.6270322

Johnston FH, Henderson SB, Chen Y, Randerson JT, Marlier M, D. R. (2012). Estimated global 120:695–701., mortality attributable to smoke from landscape fires. Environ Health Perspect. *2012*, *120*(5), 695–702. https://doi.org/10.1289/ehp.1104422

Jurdao, S., Yebra, M., Guerschman, J. P., & Chuvieco, E. (2013). Regional estimation of woodland moisture content by inverting Radiative Transfer Models. *Remote Sensing of Environment*, *132*, 59–70. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.01.004

Kantardzic, M. (2011). *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*. John Wiley & Sons Inc. http://ebookcentral.proquest.com/lib/cranfield/detail.action?docID=4708912.

Kasischke, E. S., French, N. H. F., O'Neill, K. P., Richter, D. D., Bourgeauchavez, L. L., & O'Harrell, P. A. (2000). Influence of Fire on Long-Term Patterns of Forest Succession in Alaskan Boreal Forests. *Fire, Climate Change, and Carbon Cycling in the Boreal Forest*, 214–234.

Kastamonu, O. K., & Kucuk, O. (2017). *Effect of Phenolic Compounds on the Flammability in Forest Fires*. *May*.

Keane, R. E. (2015). *Wildland fuel fundamentals and applications*. http://public.eblib.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=1965189

Keane, R. E., Agee, J., Fule, P., Keeley, J. E., Key, C., Kitchen, S. G., Miller, R., & Schulte, L. (2008). Ecological Effects of Large Fires on North American Landscapes : Benefit or Catastrophe ? *International Journal of Wildland Fire*, *17*, 696–712. https://doi.org/10.1071/WF07148

Keeley, J. E. (2009). Fire intensity, fire severity and burn severity: A brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire*, *18*(1), 116–126. https://doi.org/10.1071/WF07049

Keith, H., Mackey, B. G., & Lindenmayer, D. B. (2009). Re-evaluation of forest biomass carbon stocks and lessons from the world's most carbon-dense forests. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *106*(28), 11635–11640. https://doi.org/10.1073/pnas.0901970106

Kelly, L., & Standish, R. (2019). Managing fire for plant and animal conservation: Putting fire to work for conservation requires local knowledge. *Austral Ecology*, *44*(1), 173–180. https://doi.org/10.1111/aec.12604

Kelly, R. E. J., Drake, N. A., & Barr, S. L. (2004). Spatial Modelling of the Terrestrial Environment. *Spatial Modelling of the Terrestrial Environment*, 276. https://doi.org/10.1002/0470094001

Kennedy, C. M., Oakleaf, J. R., Theobald, D. M., Baruch-Mordo, S., & Kiesecker, J. (2019). Managing the middle: A shift in conservation priorities based on the global human modification gradient. *Global Change Biology*, *25*(3), 811–826. https://doi.org/10.1111/gcb.14549

Kirby, M., Naden, T., Burt, P., & Butcher, D. (1987). Computer Simulation in Physical Geography. In J. Wiley (Ed.), *Earth Surface Processes and Landforms*. https://doi.org/10.1002/esp.3290140513

Krebs, P., Pezzatti, G. B., Mazzoleni, S., Talbot, L. M., & Conedera, M. (2010). Fire regime: History and definition of a key concept in disturbance ecology. *Theory in Biosciences*, *129*(1), 53–69. https://doi.org/10.1007/s12064-010-0082-z

Kusangaya, S., & Sithole, V. B. (2015). Remote sensing-based fire frequency mapping in a savannah rangeland. *South African Journal of Geomatics*, *4*(1), 36–49.

Lapon, L., Ooms, K., & De Maeyer, P. (2020). The influence of map projections on people's global-scale cognitive map: A worldwide study. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *9*(4), 1–19. https://doi.org/10.3390/ijgi9040196

Lasso, C. A., S, U. J., F, T., & A, R. (2010). El fuego como parte de la dinámica natural de las sabanas de Los Llanos Orientales de Colombia. In C. Lasso, J. Usma, F. Trujillo, & A. Rial (Eds.), *Biodiversidad en la cuenca del Orinoco: bases científicas para la identificación de áreas prioritarias para la conservación y uso sostenible de la biodiversidad* (pp. 408–415). I.A.v.H./WWF Colombia/Fundación Omacha/Fundación La Salle/ Universidad Nacional de Colombia/ Conservación Internacional Colombia. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004

Leal, A., Gassón, R., Behling, H., & Sánchez, F. (2019). Human-made fires and forest clearance as evidence for late Holocene landscape domestication in the Orinoco Llanos (Venezuela). *Vegetation History and Archaeobotany*, *28*(5), 545–557. https://doi.org/10.1007/s00334-019-00713-w

Leblon, B., Bourgeau-Chavez, L., & San-Miguel-Ayanz, J. (2015). Use of Remote Sensing in Wildfire Management. In B. Leblon & M. Alexander (Eds.), *Current International Perspectives on Wildland Fires, Mankind and the Environment* (p. 271). Science Publishers Inc. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.5772/57353

Lee, D., & Quigñey, T. (2014). *The final Phase in the Development of the National Cohesive Wildland Fire Managment Strategy*.

Lehner, B., Verdin, K., & Jarvis, A. (2008). New global hydrography derived from spaceborne elevation data. Eos, Transactions, American Geophysical Union. *Eos,*

*Transactions American Geophysical Union*, *89*(10), 89, 93–94.

Leuenberger, M., Parente, J., Tonini, M., Pereira, M. G., & Kanevski, M. (2018). Wildfire susceptibility mapping: Deterministic vs. stochastic approaches. *Environmental Modelling and Software*. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.12.019

Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R News*, *2*(December), 18–22. https://doi.org/10.1177/154405910408300516

Lin, F. J. (2008). Solving multicollinearity in the process of fitting regression model using the nested estimate procedure. *Quality and Quantity*, *42*(3), 417–426. https://doi.org/10.1007/s11135-006-9055-1

Liu, Y., Goodrick, S., & Heilman, W. (2014). Wildland fire emissions, carbon, and climate: Wildfire-climate interactions. *Forest Ecology and Management*, *317*, 80–96. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.02.020

Machado, L. N., Loss, A., Zilli Bacic, I. L., Dortzbach, D., & Lalane, H. D. C. (2017). Characterization and mapping of soil classes of the Lajeado Pessegueiro watershed in Santa Catarina, Brazil. *Acta Agronomica*, *67*(2), 289–296. https://doi.org/10.15446/acag.v67n2.66131

Maki, M., Ishiahra, M., & Tamura, M. (2004). Estimation of leaf water status to monitor the risk of forest fires by using remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, *90*(4), 441–450. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.002

Malczewski, J. (1999). GIS and Multicriteria Decision Analysis. In *GIS, Remote Sensing, & Cartography*. https://doi.org/10.1353/geo.2002.0003

Mancini, L. D., Corona, P., & Salvati, L. (2018). Ranking the importance of Wildfires' human drivers through a multi-model regression approach. *Environmental Impact Assessment Review*. https://doi.org/10.1016/j.eiar.2018.06.003

Martell, D. (2007). Forest fire management, current practices and new challenges for operational researchers. In A. Weintraub, C. Romero, T. Bjorndal, & R. Epstein (Eds.), *Handbook of operations research in natural resources, International Series in Operations Research & Management Science* (Vol. 99, Issue 3, pp. 419–506).

https://doi.org/10.1174/113564009787531226

Martin, P. H., Canham, C. D., & Marks, P. L. (2009). Why forests appear resistant to exotic plant invasions: Intentional introductions, stand dynamics, and the role of shade tolerance. *Frontiers in Ecology and the Environment*, *7*(3), 142–149. https://doi.org/10.1890/070096

Martin, R. (1994). Assessing the flammability of domestic and wildland vegetation. *12th Conference on Fire and Forest Meteorology, At Jekyll Island, GA, USA, Volume: Pages 26-28*, *November*, 26–28. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3999.3680

Martinez, D. (2003). Protected Areas, Indigenous Peoples, and TheWestern Idea of Nature. *Ecological Restoration*, *21*(4), 247–250. https://doi.org/10.3368/er.28.2.135

Mccune, B., & Grace, J. (2002). *Analysis of ecological communities. MJM Software Design, Gleneden Beach, OR*.

McKenzie, D., Gedalof, Z., Peterson, D., & Mote, P. (2004). Climatic Change, Wildfire, and Conservation. *Conservation Biology*, *18*(1), 890–902.

Medina, E., & Sarmiento, G. (1981). Ecosystèmes pâturés tropicaux du Venezuela; I: Etudes écophysiologiques dans les savanes à Trachypogon (Llanos du Centre). In *Ecosystèmes pâturés tropicaux: Recherche sur les ressources naturelles* (pp. 631–649). UNESCO, PNUD y FAO.

Meijer, J. R., Huijbregts, M. A. J., Schotten, K. C. G. J., & Schipper, A. M. (2018). Global patterns of current and future road infrastructure. *Environmental Research Letters*, *13*(6). https://doi.org/10.1088/1748-9326/aabd42

Mell, W., Jenkins, M. A., Gould, J., & Cheney, P. (2007). A physics-based approach to modelling grassland fires. *International Journal of Wildland Fire*, *16*(1), 1–22. https://doi.org/10.1071/WF06002

Meyn, A., White, P. S., Buhk, C., & Jentsch, A. (2007). Environmental drivers of large, infrequent wildfires: The emerging conceptual model. *Progress in Physical Geography*, *31*(3), 287–312. https://doi.org/10.1177/0309133307079365

Miller, C., & Ager, A. (2013). A review of recent advances in risk analysis for wildfire management. *International Journal of Wildland Fire*, *22*(1), 1–14.

https://doi.org/10.1071/WF11114

Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2016). Concepto técnico “propuesta de creación del Distrito Nacional de Manejo Integrado (DNMI) Cinaruco.” In *IOSR Journal of Economics and Finance* (Vol. 1, Issue 1). https://doi.org/https://doi.org/10.3929/ethz-b-000238666

Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales Renovables. (1985). *Proyecto Orinoco-Apure: Información Ambiental y Ecológica sobre los Llanos del Río Orinoco* (M. Acevedo & J. Silva (eds.)).

Mishra, N., & Young, K. (2014). Savannas and Grasslands. In *Encyclopedia of Natural Resources : Land Savannas and Grasslands* (Issue October). Taylor and Francis. https://doi.org/10.1081/E-ENRL-120047446

Montoya, E., Rull, V., Stansell, N. D., Abbott, M. B., Nogué, S., Bird, B. W., & Díaz, W. A. (2011). Forest-savanna-morichal dynamics in relation to fire and human occupation in the southern Gran Sabana (SE Venezuela) during the last millennia. *Quaternary Research*, *76*(3), 335–344. https://doi.org/10.1016/j.yqres.2011.06.014

Moore, I. D., & Grayson, R. B. (1991). Terrain-based catchment partitioning and runoff prediction using vector elevation data. *Water Resources Research*, *27*(6), 1177–1191. https://doi.org/10.1029/91WR00090

Moritz, M. A., Morais, M. E., Summerell, L. A., Carlson, J. M., & Doyle, J. (2005). Wildfires, complexity, and highly optimized tolerance. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *102*(50), 17912–17917. https://doi.org/10.1073/pnas.0508985102

Moritz, M. A., Parisien, M. A., Batllori, E., Krawchuk, M. A., Van Dorn, J., Ganz, D. J., & Hayhoe, K. (2012). Climate change and disruptions to global fire activity. *Ecosphere*, *3*(6), art49. https://doi.org/10.1890/ES11-00345.1

Mukherjee, S., Mukherjee, S., Garg, R. D., Bhardwaj, A., & Raju, P. L. N. (2013). Evaluation of topographic index in relation to terrain roughness and DEM grid spacing. *Journal of Earth System Science*, *122*(3), 869–886. https://doi.org/10.1007/s12040-013-0292-0

Mulder, C., Boit, A., Bonkowski, M., De Ruiter, P. C., Mancinelli, G., Van der Heijden, M. G. A., Van Wijnen, H. J., Vonk, J. A., & Rutgers, M. (2011). A Belowground Perspective on Dutch Agroecosystems: How Soil Organisms Interact to Support Ecosystem Services. In *Advances in Ecological Research* (1st ed., Vol. 44). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374794-5.00005-5

Mundo, I. A., Wiegand, T., Kanagaraj, R., & Kitzberger, T. (2013). Environmental drivers and spatial dependency in wildfire ignition patterns of northwestern Patagonia. *Journal of Environmental Management*. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.03.011

Mustafa, S. A., Ramlee, R., & Kassim, S. (2017). Economic forces and Islamic stock market: Empirical evidence from Malaysia. *Asian Journal of Business and Accounting*, *10*(1), 45–85.

Myneni, R. B., Hall, F. G., Sellers, P. J., & Marshak, A. L. (1995). Interpretation of spectral vegetation indexes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *33*(2), 481–486. https://doi.org/10.1109/36.377948

Nájera Díaz, A. (2013). El Fuego en la Naturaleza. *La Colección Bordeando El Monte Es Una Publicación de La Secretaría de Medio Ambiente*, *2*, 12. http://www.sema.gob.mx/descargas/manuales/2_El fuego.pdf

Nami, M. H., Jaafari, A., Fallah, M., & Nabiuni, S. (2018). Spatial prediction of wildfire probability in the Hyrcanian ecoregion using evidential belief function model and GIS. *International Journal of Environmental Science and Technology*, *15*(2), 373–384. https://doi.org/10.1007/s13762-017-1371-6

Neary, D. G. ., Ryan, K. C. ., & DeBano, L. F. (2005). Wildland Fire in Ecosystems, effects of fire on soil and water. *USDA-FS General Technical Report*, *4*(September), 250. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-7717.2009.01106.x

Nepstad, D. C., Stickler, C. M., Soares-Filho, B., & Merry, F. (2008). Interactions among Amazon land use, forests and climate: Prospects for a near-term forest tipping point. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, *363*(1498), 1737–1746. https://doi.org/10.1098/rstb.2007.0036

Nepstad, D., Lefebvre, P., Da Silva, U. L., Tomasella, J., Schlesinger, P., Solórzano, L., Moutinho, P., Ray, D., & Benito, J. G. (2004). Amazon drought and its implications for

forest flammability and tree growth: A basin-wide analysis. *Global Change Biology*, *10*(5), 704–717. https://doi.org/10.1111/j.1529-8817.2003.00772.x

Ngoc Thach, N., Bao-Toan Ngo, D., Xuan-Canh, P., Hong-Thi, N., Hang Thi, B., Nhat-Duc, H., & Tien Bui, D. (2018). Spatial pattern assessment of tropical forest fire danger at Thuan Chau area (Vietnam) using GIS-based advanced machine learning algorithms: A comparative study. *Ecological Informatics*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.05.009

Nieto, H., Aguado, I., García, M., & Chuvieco, E. (2012). Lightning-caused fires in Central Spain: development of a probability model of occurrence for two Spanish regions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35–43. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.04.002

Nunes, A., Lourenço, L., & Castro Meira, A. (2016). Exploring spatial patterns and drivers of forest fires in Portugal (1980-2014). *Science of the Total Environment, The*, *573*, 1190–1202. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.03.121

Olaya-Abril, A., Obregón-Romero, R., Parras-Alcántara, L., & Lozano-García, B. (2018). MURASOC, A Metaanalysis to Test the Effects of Independent Variables on Soil Organic Carbon: Application to Mediterranean Areas. In *Soil Management and Climate Change: Effects on Organic Carbon, Nitrogen Dynamics, and Greenhouse Gas Emissions*. Elsevier Inc. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812128-3.00018-5

Oliveira, S., Félix, F., Nunes, A., Lourenço, L., Laneve, G., & Sebastián-López, A. (2018). Mapping wildfire vulnerability in Mediterranean Europe. Testing a stepwise approach for operational purposes. *Journal of Environmental Management*, *206*, 158–169. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.10.003

Oliveira, S., Oehler, F., San-Miguel-Ayanz, J., Camia, A., & Pereira, J. M. C. (2012). Modeling spatial patterns of fire occurrence in Mediterranean Europe using Multiple Regression and Random Forest. *Forest Ecology and Management*, *275*, 117–129. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.03.003

Oliveira, S., Zêzere, J., Queirós, M., & Pereira, J. (2017). Assessing the social context of wildfire-affected areas. The case of mainland Portugal. *Applied Geography*.

https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.09.004

Oliveira, U., Soares-Filho, B., Leitão, R. F. M. H., & Rodrigues, H. O. (2019). BioDinamica: A toolkit for analyses of biodiversity and biogeography on the Dinamica-EGO modelling platform. *PeerJ*, *2019*(7). https://doi.org/10.7717/peerj.7213

Olson, D., Dinerstein, E., Wikramanayake, E., Burgess, N., Powell, G., Underwood, E., D'amico, J., Itoua, I., Strand, H., Morrison, J., Loucks, C., Allnutt, T., Ricketts, T., Kura, Y., Lamoreux, J., Wettengel, W., Hedao, P., & Kassem, K. (2006). Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth. *BioScience*, *51*(11), 933. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0933:teotwa]2.0.co;2

Pan, J., Wang, W., & Li, J. (2016). Building probabilistic models of fire occurrence and fire risk zoning using logistic regression in Shanxi Province, China. *Natural Hazards*, *81*(3), 1879–1899. https://doi.org/10.1007/s11069-016-2160-0

Parisien, M. A., Miller, C., Parks, A., DeLanvey, E., Robinne, F., & Flannigan, M. D. (2016). impact and future change Australian fire regimes The spatially varying in fl uence of humans on fi re probability in North America. *Environmental Research Letters*, *11*(7), 1–18. https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/7/075005

Parisien, M. A., & Moritz, M. A. (2009). Environmental controls on the distribution of wildfire at multiple spatial scales. *Ecological Monographs*, *79*(1), 127–154. https://doi.org/10.1890/07-1289.1

Parisien, M. A., Snetsinger, S., Greenberg, J. A., Nelson, C. R., Schoennagel, T., Dobrowski, S. Z., & Moritz, M. A. (2012). Spatial variability in wildfire probability across the western United States. *International Journal of Wildland Fire*, *21*(4), 313–327. https://doi.org/10.1071/WF11044

Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, *540*(7633), 418–422. https://doi.org/10.1038/nature20584

Pereira, P., Mierauskas, P., Ubeda, X., Mataix-Solera, J., & Cerda, A. (2012). Fire in Protected Areas - the Effect of Protection and Importance of Fire Management. *Environmental Research, Engineering and Management*, *59*(1). https://doi.org/10.5755/j01.erem.59.1.856

Pérez, E., & Bulla, L. (n.d.). *Northern South America -- in Colombia and Venezuela | Ecoregions | WWF*. Retrieved April 29, 2019, from https://www.worldwildlife.org/ecoregions/nt0709

Peterson, S. H., Roberts, D. A., & Dennison, P. E. (2008). Mapping live fuel moisture with MODIS data: A multiple regression approach. *Remote Sensing of Environment*. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.07.012

Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., & Gokceoglu, C. (2012). Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. *Natural Hazards*, *63*(2), 965–996. https://doi.org/10.1007/s11069-012-0217-2

Pourtaghi, Z. S., Pourghasemi, H. R., Aretano, R., & Semeraro, T. (2016). Investigation of general indicators influencing on forest fire and its susceptibility modeling using different data mining techniques. *Ecological Indicators*, *64*, 72–84. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.12.030

Pradhan, B., Suliman, M. D. H. Bin, & Awang, M. A. Bin. (2007). Forest fire susceptibility and risk mapping using remote sensing and geographical information systems (GIS). *Disaster Prevention and Management: An International Journal*, *16*(3), 344–352. https://doi.org/10.1108/09653560710758297

Qi, Y., Dennison, P. E., Spencer, J., & Riaño, D. (2012). Monitoring live fuel moisture using soil moisture and remote sensing proxies. *Fire Ecology*, *8*(3), 71–87. https://doi.org/10.4996/fireecology.0803071

Ríos-Pena, L., Kneib, T., Cadarso-Suárez, C., & Marey-Pérez, M. (2017). Predicting the occurrence of wildfires with binary structured additive regression models. *Journal of Environmental Management*. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.11.044

Rippstein, G., Amézquita, E., Escobar, G., & Grollier, C. (2001). Condiciones Naturales de la Sabana. In G. Rippstein, G. Escobar, & F. Motta (Eds.), *Agroecologia y biodiversidad en los Llanos Orientales de Colombia* (p. 308). Centro Internacional de Agricultura Tropica.

Rippstein, G., Lascano, C., & Decaëns, T. (1967). La production fourragère dans les

savannes d`Amérique du Sud intertropicale. *Fourrages (France)*, (145):33-52.

Roberts, D. A., Dennison, P. E., Peterson, S., Sweeney, S., & Rechel, J. (2006). Evaluation of Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) and Moderate Resolution Imaging Spectrometer (MODIS) measures of live fuel moisture and fuel condition in a shrubland ecosystem in southern California. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, *111*(4), 1–16. https://doi.org/10.1029/2005JG000113

Roberts, S. J. (1970). Forest fuel ignitibility. *Progress in Physical Geography*, *6*(4), 312–319. https://doi.org/10.1007/BF02588932

Roberts, S. J. (2001). Tropical fire ecology. *Progress in Physical Geography*, *25*(2), 286–291. https://doi.org/10.1177/030913330102500209

Rodrigues, M., De La Riva, J., & Fotheringham, S. (2014). Modeling the spatial variation of the explanatory factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression. *Applied Geography*, *48*, 52–63. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.01.011

Rodríguez, I. (2007). Pemon perspectives of fire management in Canaima National Park, Southeastern Venezuela. *Human Ecology*, *35*(3), 331–343. https://doi.org/10.1007/s10745-006-9064-7

Romero-Ruiz, M., Flantua, S., Tansey, K., & Berrio, F. (2012). Landscape transformations in savannas of northern South America: Land use/cover changes since 1987 in the Llanos Orientales of Colombia. *Applied Geography*, *32*(2), 766–776.

Romme, W. H., & Knight, D. H. (1981). Fire Frequency and Subalpine Forest Succession Along a Topographic Gradient in Wyoming. *Source: Ecology*, *62*(2), 319–326.

Rothermel, R. C. (1972). A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. *USDA Forest Service Research Paper INT USA*, *INT-115*, 40. https://doi.org/http://www.snap.uaf.edu/webshared/JenNorthway/AKFireModelingWorkshop/AKFireModelingWkshp/FSPro Analysis Guide References/Rothermel 1972 INT-115.pdf

Rowlands, D., Frame, D., Ackerley, D., Aina, T., Booth, B., Christensen, C., Collins, M., Faull, N., Forest, C., Grandey, B., Gryspeerdt, E., Highwood, E., Ingram, W., Knight,

S., Lopez, A., Massey, N., McNamara, F., Meinshausen, N., Piani, C., … Allen, M. (2012). Broad range of 2050 warming from an observationally constrained large climate model ensemble. *Nature Geoscience*, *5*(4), 256–260. https://doi.org/10.1038/ngeo1430

Running, S. (1990). Estimating Terrestrial Primary Productivity by Combining Remote Sensing and Ecosystem Simulation. In R. J. Hobbs & H. A. Mooney (Eds.), *Remote Sensing of Biosphere Functioning* (pp. 65–86). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-3302-2_4

Running, S., Mu, Q., & Zhao, M. (2015). *MOD17A3H MODIS/Terra Net Primary Production Yearly L4 Global 500m SIN Grid V006 [Data set]*. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org//10.5067/MODIS/MOD17A3H.006

Sakr, G. E., Elhajj, I. H., Mitri, G., & Wejinya, U. C. (2010). Artificial intelligence for forest fire prediction. *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM*, 1311–1316. https://doi.org/10.1109/AIM.2010.5695809

Sankaran, M., Hanan, N. P., Scholes, R. J., Ratnam, J., Augustine, D. J., Cade, B. S., Gignoux, J., Higgins, S. I., Le Roux, X., Ludwig, F., Ardo, J., Banyikwa, F., Bronn, A., Bucini, G., Caylor, K. K., Coughenour, M. B., Diouf, A., Ekaya, W., Feral, C. J., … Zambatis, N. (2005). Determinants of woody cover in African savannas. *Nature*, *438*(7069), 846–849. https://doi.org/10.1038/nature04070

Santín, C., & Doerr, S. H. (2016). Fire effects on soils: The human dimension. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, *371*(1696), 28–34. https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0171

Sarmiento, G., & Cabido, M. (1996). *Biodiversidad y funcionamiento de pastizales y sabanas en América Latina*. CYTED y CIELAT. https://books.google.com.co/books?id=ShcWAAAACAAJ

Satir, O., Berberoglu, S., & Donmez, C. (2016). Mapping regional forest fire probability using artificial neural network model in a Mediterranean forest ecosystem. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. https://doi.org/10.1080/19475705.2015.1084541

Sayad, Y., Mousannif, H., & Al Moatassime, H. (2019). Predictive modeling of wildfires: A

new dataset and machine learning approach. *Fire Safety Journal*, *104*(September 2018), 130–146. https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2019.01.006

Scott, A. C. (2000). The Pre-Quaternary history of fire. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, *164*(1–4), 281–329. https://doi.org/10.1016/S0031-0182(00)00192-9

Scott, A. C., Bownman, D., Bond, W., Pyne, S., & Alexander, M. (2014). *Fire on Earth: An Introduction*. John Wiley and Sons Ltd.

Secretariat of the Convention on Biological Diversity. (2001). Impacts of human-caused fires on biodiversity and ecosystem functioning, and their causes in tropical, temperate and boreal forest biomes. In *Impacts of human-caused fires on biodiversity and ecosystem functioning, and their causes in tropical, temperate and boreal forest biomes* (Vol. 5). https://doi.org/10.1016/j.ecss.2007.02.030

Shimada, M., Itoh, T., Motooka, T., Watanabe, M., Shiraishi, T., Thapa, R., & Lucas, R. (2014). New global forest/non-forest maps from ALOS PALSAR data (2007-2010). *Remote Sensing of Environment*, *155*, 13–31. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.014

Siegel, P., & Alwang, J. (2001). *Paul B. Siegel Jeffrey Alwang, and Steen L. Jorgensen*. *0115*, 1–36.

Silva, J. (2003). Sabanas. In M. Aguilera, A. Azócar, & E. González-Jiménez (Eds.), *Biodiversidad de Venezuela* (pp. 678–695). CONICIT & Fundación Polar.

Simon, J., Rick, S., Dale, G., Luke, T., Angie, H., Michael, F., & Andrew, F. (2012). Effects of time since fire on birds: How informative are generalized fire response curves for conservation management? *Ecological Applications*, *22*(2), 685–696. http://ejournals.ebsco.com/direct.asp?ArticleID=453BBA51D247DB94126F

Sletto, B., & Rodriguez, I. (2013). Burning, fire prevention and landscape productions among the Pemon, Gran Sabana, Venezuela: Toward an intercultural approach to wildland fire management in Neotropical Savannas. *Journal of Environmental Management*, *115*, 155–166. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2012.10.041

Solomon, S., Plattner, G.-K., Knutti, R., & Friedlingstein, P. (2009). Irreversible climate

change due to carbon dioxide emissions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *106*(6), 1704–1709. https://doi.org/10.1073/pnas.0812721106

Sommers, W. T., Loehman, R. A., & Hardy, C. C. (2014). Forest Ecology and Management Wildland fire emissions , carbon , and climate : Science overview and knowledge needs. *Forest Ecology and Management*, *317*, 1–8. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.12.014

Spracklen, D. V., Mickley, L. J., Logan, J. A., Hudman, R. C., Yevich, R., Flannigan, M. D., & Westerling, A. L. (2009). Impacts of climate change from 2000 to 2050 on wildfire activity and carbonaceous aerosol concentrations in the western United States. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, *114*(20), 1–17. https://doi.org/10.1029/2008JDO10966

SRA. (2015). Society of Risk Analysis Glossary. *Society for Risk Analysis. Committee on Foundations of Risk Analysis*, 1–16.

Stoof, C. (2011). *Fire effects on soil and hydrology*. Wageningen University.

Stow, D., & Niphadkar, M. (2007). Stability, normalization and accuracy of MODIS-derived estimates of live fuel moisture for southern California chaparral. *International Journal of Remote Sensing*, *28*(22), 5175–5182. https://doi.org/10.1080/01431160701616129

Stow, D., Niphadkar, M., & Kaiser, J. (2005). MODIS-derived visible atmospherically resistant index for monitoring chaparral moisture content. *International Journal of Remote Sensing*, *26*(17), 3867–3873. https://doi.org/10.1080/01431160500185342

Stow, D., Niphadkar, M., & Kaiser, J. (2006). Time series of chaparral live fuel moisture maps derived from MODIS satellite data. *International Journal of Wildland Fire*, *15*(3), 347–360. https://doi.org/10.1071/WF05060

Sugihara, N. G. N. G., van Wagtendonk, J. W., Fites-Kaufmann, J., Fites-Kaufman, J., Wagtendonk, J. W. Van, & Fites-Kaufmann, J. (2006). Fire as an ecological process. *Fire in California's Ecosystems*, *1916*, 58–74. https://doi.org/10.1525/california/9780520246058.003.0004

Sulla-Menashe, D., & Friedl, M. A. (2018). *User Guide to Collection 6 MODIS Land Cover*

*(MCD12Q1 and MCD12C1) Product*. *Figure 1*, 1–18. https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD12Q1

Sullivan, A. L. (2017). Inside the Inferno: Fundamental Processes of Wildland Fire Behaviour: Part 1: Combustion Chemistry and Heat Release. *Current Forestry Reports*, *3*(2), 132–149. https://doi.org/10.1007/s40725-017-0057-0

Tabor, N. J., Montañez, I. P., Kelso, K. A., Currie, B., Shipman, T., & Colombi, C. (2006). A Late Triassic soil catena: Landscape and climate controls on paleosol morphology and chemistry across the Carnian-age Ischigualasto-Villa Union basin, northwestern Argentina. *Special Paper of the Geological Society of America*, *416*(January), 17–41. https://doi.org/10.1130/2006.2416(02)

Tabor, N. J., Montanez, I. P., Zierenberg, R., & Currie, B. S. (2004). Mineralogical and geochemical evolution of a basalt-hosted fossil soil (Late Triassic, Ischigualasto Formation, northwest Argentina): Potential for paleoenvironmental reconstruction. *Bulletin of the Geological Society of America*, *116*(9–10), 1280–1293. https://doi.org/10.1130/B25222.1

Taubenböck, H., Post, J., Roth, A., Zosseder, K., Strunz, G., & Dech, S. (2008). A conceptual vulnerability and risk framework as outline to identify capabilities of remote sensing. *Natural Hazards and Earth System Science*, *8*(3), 409–420. https://doi.org/10.5194/nhess-8-409-2008

Taylor, S. W., & Alexander, M. E. (2006). Science, technology, and human factors in fire danger rating: The Canadian experience. *International Journal of Wildland Fire*, *15*(1), 121–135. https://doi.org/10.1071/WF05021

Teke, M. (2016). Satellite Image Processing Workflow for Rasat and. *Journal of Aeronautics And Space Technologies*, *9*(1), 1–13.

Thomas, D., Butry, D., Gilbert, S., Webb, D., & Fung, J. (2017). The Costs and Losses of Wildfires: A Literature Review. *NIST Special Publication 1215*, 72. https://doi.org/10.6028/NIST.SP.1215

Thomas, S. G., Tabor, N. J., Yang, W., Myers, T. S., Yang, Y., & Wang, D. (2011). Palaeosol stratigraphy across the Permian-Triassic boundary, Bogda Mountains, NW China: Implications for palaeoenvironmental transition through earth's largest mass

extinction. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, *308*(1–2), 41–64. https://doi.org/10.1016/j.palaeo.2010.10.037

Thompson, M. P., & Calkin, D. E. (2011). Uncertainty and risk in wildland fire management: A review. *Journal of Environmental Management*, *92*(8), 1895–1909. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2011.03.015

Thompson, M. P., Zimmerman, T., Mindar, D., & Taber, M. (2016). Risk Terminology Primer: Basic Principles and a Glossary for the Wildland Fire Management Community. *General Technical Report RMRS-GTR-349*, *May*, 13.

Tien Bui, D., Bui, Q. T., Nguyen, Q. P., Pradhan, B., Nampak, H., & Trinh, P. T. (2017). A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. *Agricultural and Forest Meteorology*, *233*, 32–44. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.11.002

Tien Bui, D., Hung Le, V., Hoang, N.-D., Dieu, T. B., & Hung, V. (2018). *GIS-Based Spatial Prediction of Tropical Forest Fire Danger Using a New Hybrid Machine Learning Metho*. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.08.008

Tien Bui, D., Le, K. T. T., Nguyen, V. C., Le, H. D., & Revhaug, I. (2016). Tropical forest fire susceptibility mapping at the Cat Ba National Park area, Hai Phong City, Vietnam, using GIS-based Kernel logistic regression. *Remote Sensing*, *8*(4), 1–15. https://doi.org/10.3390/rs8040347

Tien Bui, D., Tuan, T., Hoang, N. D., Thanh, N. Q., Nguyen, D. B., Van Liem, N., & Pradhan, B. (2017). Spatial prediction of rainfall-induced landslides for the Lao Cai area (Vietnam) using a hybrid intelligent approach of least squares support vector machines inference model and artificial bee colony optimization. *Landslides*, *14*(2), 447–458. https://doi.org/10.1007/s10346-016-0711-9

Tien Bui, D., Tuan, T., Klempe, H., Pradhan, B., & Revhaug, I. (2016). Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides*, *13*(2), 361–378. https://doi.org/10.1007/s10346-015-

0557-6

Tonini, M., D'Andrea, M., Biondi, G., Degli Esposti, S., Trucchia, A., & Fiorucci, P. (2020). A Machine Learning-Based Approach for Wildfire Susceptibility Mapping. The Case Study of the Liguria Region in Italy. *Geosciences*, *10*(3), 105. https://doi.org/10.3390/geosciences10030105

UNISDR. (2015). *Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015 - 2030*.

UNISDR. (2017). *Words into Action Guidelines: National Disaster Risk Assessment. Wildfire Hazard and Risk Assessment*. 1–9.

Vadrevu, K., Eaturu, A., & Badarinath, K. V. S. (2010). Fire risk evaluation using multicriteria analysis-a case study. *Environmental Monitoring and Assessment*, *166*(1–4), 223–239. https://doi.org/10.1007/s10661-009-0997-3

Vaillant, N. M., Kolden, C. A., & Smith, A. M. S. (2016). Assessing Landscape Vulnerability to Wildfire in the USA. *Current Forestry Reports*, *2*(3), 201–213. https://doi.org/10.1007/s40725-016-0040-1

Valdez, M. C., Chang, K.-T., Chen, C.-F., Chiang, S.-H., & Santos, J. L. (2017). Modelling the spatial variability of wildfire susceptibility in Honduras using remote sensing and geographical information systems. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, *8*(2), 876–892. https://doi.org/10.1080/19475705.2016.1278404

Vallejo-Villalta, I., Rodríguez-Navas, E., & Márquez-Pérez, J. (2019). Mapping forest fire risk at a local scale—A case study in Andalusia (Spain). *Environments - MDPI*, *6*(3). https://doi.org/10.3390/environments6030030

Van Der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Collatz, G. J., Mu, M., Kasibhatla, P. S., Morton, D. C., Defries, R. S., Jin, Y., & Van Leeuwen, T. T. (2010). Global fire emissions and the contribution of deforestation, savanna, forest, agricultural, and peat fires (1997-2009). *Atmospheric Chemistry and Physics*, *10*(23), 11707–11735. https://doi.org/10.5194/acp-10-11707-2010

Van Der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Gobron, N., & Dolman, A. J. (2008). Climate controls on the variability of fires in the tropics and subtropics. *Global Biogeochemical Cycles*, *22*(3), 1–13. https://doi.org/10.1029/2007GB003122

Van Wagner, C. (2007). Age-class distribution and the forest fire cycle. *Journal of Experimental Psychology: General*, *136*(1), 23–42.

Vélez, R. (2002). Causes of forest fires in the Mediterranean basin. *EFI Proceedings*, *No.45*, 35–42. http://www.efi.int/portal/virtual_library/publications/proceedings/

Verbesselt, J., Jönsson, P., Lhermitte, S., Van Aardt, J., & Coppin, P. (2006). Evaluating satellite and climate data-derived indices as fire risk indicators in savanna ecosystems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *44*(6), 1622–1632. https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.862262

Verbesselt, J., Somers, B., Lhermitte, S., Jonckheere, I., van Aardt, J., & Coppin, P. (2007). Monitoring herbaceous fuel moisture content with SPOT VEGETATION time-series for fire risk prediction in savanna ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, *108*(4), 357–368. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.019

Vogt, P., Riitters, K. H., Estreguil, C., Kozak, J., Wade, T. G., & Wickham, J. D. (2007). Mapping spatial patterns with morphological image processing. *Landscape Ecology*, *22*(2), 171–177. https://doi.org/10.1007/s10980-006-9013-2

Vogt, P., Riitters, K. H., Iwanowski, M., Estreguil, C., Kozak, J., & Soille, P. (2007). Mapping landscape corridors. *Ecological Indicators*, *7*(2), 481–488. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2006.11.001

Wang, L., Hunt, E. R., Qu, J. J., Hao, X., & Daughtry, C. S. T. (2013). Remote sensing of fuel moisture content from ratios of narrow-band vegetation water and dry-matter indices. *Remote Sensing of Environment*, *129*, 103–110. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.027

Webb, N. R. (1998). The traditional management of European heathlands. *Journal of Applied Ecology*, *35*(6), 987–990. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.1998.tb00020.x

Weinstein, D. A., & Woodbury, P. B. (2010). Review of methods for developing probabilistic risk assessments. part 1: modeling fire. *Advances in Threat Assessment and Their Application to Forest and Rangeland Management*, *2*(1), 285–302. file:///C:/Users/jcronan.000/Documents/UW/JFSP_ASF/ASF_Info_LibraryPye_etal_2010_ThreatAssessment-

1783596298/Pye_etal_2010_ThreatAssessment.pdf%5Cnhttp://0841764864590106624clipping.bmp%5Cn%3CGo to ISI%3E://BCI:BCI201100057494

Whelan, R., Rodgerson, L., Dickman, C., & Sutherland, E. (2001). Critical life cycles of plants and animals: developing a process-based understanding of population changes in fire prone landscapes. In *Flammable Australia: the fire regimes and biodiversity of a continent*.

Wu, W., & Zhang, L. (2013). Comparison of spatial and non-spatial logistic regression models for modeling the occurrence of cloud cover in north-eastern Puerto Rico. *Applied Geography*, *37*(1), 52–62. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.10.012

Xin, J., & Huang, C. (2013). Fire risk analysis of residential buildings based on scenario clusters and its application in fire risk management. *Fire Safety Journal*, *62*(PART A), 72–78. https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2013.09.022

Yebra, M., Chuvieco, E., & Riaño, D. (2008). Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire risk assessment. *Agricultural and Forest Meteorology*, *148*(4), 523–536. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.12.005

Yehia, A., Elhifnawy, H., & Safy, M. (2019). Effect of Different Spatial Resolutions of Multi-temporal Satellite Images Change Detection Application. *Proceedings of 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering, ITCE 2019*, *November 2018*, 41–46. https://doi.org/10.1109/ITCE.2019.8646510

You, W., Lin, L., Wu, L., Ji, Z., Yu, J., Zhu, J., Fan, Y., & He, D. (2017). Geographical information system-based forest fire risk assessment integrating national forest inventory data and analysis of its spatiotemporal variability. *Ecological Indicators*. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.01.042

Zhang, J. H., Yao, F. M., Liu, C., Yang, L. M., & Boken, V. K. (2011). Detection, emission estimation and risk prediction of forest fires in China using satellite sensors and simulation models in the past three decades-An overview. In *International Journal of Environmental Research and Public Health*. https://doi.org/10.3390/ijerph8083156

Zhang, X., Kondragunta, S., & Roy, D. (2014). Interannual variation in biomass burning and fire seasonality derived from geostationary satellite data across the contiguous United States from 1995 to 2011. *Journal of Geophysical Research*, *119*, 1–13.

https://doi.org/10.1002/2013JG002573.Received

Zizka, A., Silvestro, D., Andermann, T., Azevedo, J., Duarte Ritter, C., Edler, D., Farooq, H., Herdean, A., Ariza, M., Scharn, R., Svantesson, S., Wengström, N., Zizka, V., & Antonelli, A. (2019). CoordinateCleaner: Standardized cleaning of occurrence records from biological collection databases. *Methods in Ecology and Evolution*, *10*(5), 744–751. https://doi.org/10.1111/2041-210X.13152