



**Análisis comparativo de métodos de evaluación de  
peligro de incendios forestales, para el Área  
Metropolitana de Concepción (AMC).**

**Trabajo Final para obtener el grado de Magíster en  
Análisis Geográfico**

Estudiante: Martín Fica González

Profesora

Guía: Dra. Edilia Jaque Castillo

Ciudad Universitaria, Concepción, 2024.



## Contenido

|                                 |           |
|---------------------------------|-----------|
| <b>0. Resumen .....</b>         | <b>3</b>  |
| <b>1. Introducción .....</b>    | <b>5</b>  |
| <b>2. Objetivos .....</b>       | <b>8</b>  |
| <b>3. Marco Teórico .....</b>   | <b>9</b>  |
| <b>4. Metodología .....</b>     | <b>20</b> |
| <b>5. Resultados .....</b>      | <b>64</b> |
| <b>6. Discusión Final .....</b> | <b>86</b> |



## 0. Resumen

En las últimas décadas, la frecuencia y severidad de los incendios forestales han aumentado de manera significativa, especialmente en zonas urbanas y de interfaz urbano-forestal. Esta tendencia pone en manifiesto la necesidad de desarrollar y aplicar metodologías de evaluación de la amenaza de incendios forestales de manera más precisas y eficaz para determinar áreas con mayor riesgo, con el objetivo de poder gestionar de mejor manera sobre el territorio medidas de mitigación y prevención. El presente trabajo tiene como objetivo realizar un análisis comparativo de métodos de evaluación de peligro de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción (AMC), Chile. En este sentido, se compara un método heurístico como lo es la metodología de Etxeberría et al (2002) con un modelo automatizado utilizando técnicas de aprendizaje automático y el algoritmo Random Forest. Para ello, se utilizaron datos espaciales actualizados, incluyendo imágenes satelitales y variables climáticas y topográficas.

Los resultados arrojan que el modelo automatizado entrega una mayor precisión para la identificación de áreas con mayor riesgo en comparación con el modelo de Etxeberría et al (2002), sobre todo en las zonas de interfaz urbano-forestal. A su vez, se comprendió que las variables de vegetación y climáticas poseen gran relevancia en la propagación de estos eventos. El modelo Random Forest, debido a su capacidad de procesar grandes volúmenes de datos y capturar relaciones no lineales entre variables, mejora en gran medida la precisión de las predicciones y reduce la posibilidad de sobreajuste.



El desarrollo de nuevas técnicas para la gestión del riesgo de incendios forestales permite contribuir al desarrollo de estrategias efectivas para mitigar las afectaciones provocadas por incendios forestales.

**Palabras clave:** Incendios Forestales, evaluación de amenaza, Área Metropolitana de Concepción, Cambio Climático, Random Forest.



## 1. Introducción

Los Incendios Forestales son eventos socionaturales que han experimentado un notable incremento en su severidad y frecuencia en los últimos años (Westerling et al., 2006). Esta tendencia al alza plantea desafíos significativos, especialmente en regiones con alta densidad demográfica y una creciente presión inmobiliaria, como es el caso del Área Metropolitana de Concepción (AMC) en Chile (Salinas Varela & Pérez Bustamante, 2011). En este contexto, resulta crucial evaluar el peligro potencial de los incendios forestales como parte integral del enfoque de la Gestión del Riesgo de Desastres (GRD), con el objetivo de adoptar medidas que reduzcan la vulnerabilidad en todas sus dimensiones.

El panorama climático actual, caracterizado por su complejidad y multidimensionalidad, es un factor determinante en el aumento de la frecuencia e intensidad de los incendios forestales (Steffen et al., 2011). Según el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC), los cambios en el clima se reflejan en variaciones estadísticamente identificables en las condiciones climáticas, cuyos efectos persisten a lo largo del tiempo (IPCC, 2007). Esta situación justifica el incremento global de incendios forestales, exacerbado por la disminución de las precipitaciones y el aumento de la recurrencia de sequías en diversas partes del mundo (Magaña Rueda & Neri, 2012).



Los incendios forestales del último periodo estival (2022-2023) han impactado especialmente en la zona centro-sur de Chile, siendo la Región del Biobío una de las más afectadas. Según datos de la Corporación Nacional Forestal (CONAF), se registraron 1.834 incendios que consumieron más de 183.374,93 hectáreas, representando un aumento del 691% en comparación con el periodo anterior (CONAF, 2022). Este incremento exponencial se vio impulsado por condiciones climáticas extremas, incluyendo temperaturas que superaron los 40°C en zonas precordilleranas y más de 30°C en sectores litorales, provocando una combinación de baja humedad y vientos cálidos que favorecieron la propagación del fuego.

La necesidad de desarrollar y actualizar metodologías de evaluación de incendios forestales se hace evidente, sobre todo debido a la cantidad de eventos históricos que han demostrado su impacto devastador en la Región del Biobío, afectando infraestructura, viviendas y vidas humanas. La disponibilidad de información detallada proporcionada por sensores, como los sensores FIRMS de la NASA y la plataforma SIDCO de CONAF, ofrece una oportunidad única para el análisis y la toma de decisiones en tiempo real (ATISBA, 2023).

En este contexto, el análisis geográfico emerge como una herramienta fundamental para la Gestión del Riesgo de Desastres (GRD), permitiendo la identificación de áreas de mayor vulnerabilidad y la implementación de medidas preventivas y de mitigación. La evaluación del peligro de incendios forestales debe considerar no solo variables biofísicas, como altitud, pendiente y cobertura vegetal, sino también



factores antrópicos como los usos del suelo y la infraestructura humana, especialmente en las zonas de interfaz urbano-forestal, donde el riesgo es aún mayor.

De igual manera, en el contexto de cambio climático que favorece la ignición y propagación de estos eventos a nivel global y local, es necesario mantener y generar constancia respecto al desarrollo de nuevas metodologías que permitan a la comunidad científica y a las autoridades competentes generar planes de mitigación ante el aumento de frecuencia e intensidad de los incendios forestales. (González, y otros, 2020)

En este estudio, se busca abordar la problemática recurrente de desarrollar metodologías aplicables al ámbito espacial para evaluar la amenaza potencial de incendios forestales. Para ello, se pretende comprender el estado actual del conocimiento científico, que está en constante evolución en términos de metodologías y variables a considerar para evaluar la generación y propagación de estos eventos. Nuestra experiencia empírica será el Área Metropolitana de Concepción (AMC) una e zonas más afectadas en los últimos años por eventos de incendios forestales; sobre todo porque en ella habita más de un millón de habitantes, de los cuales un alto porcentaje se encuentra expuestos frente a esta amenaza.



## 2. Objetivos

### Objetivo Principal:

Contrastar distintos métodos de evaluación automatizados de peligro de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción, con el fin de discutir los resultados más aplicables como herramientas de gestión integrada del riesgo de incendio forestal en las áreas metropolitanas.

### Objetivos Específicos

1. Evaluar la amenaza de Incendios Forestales en el AMC, por medio de un método heurístico, con datos espaciales actualizados.
2. Generar nueva evaluación de amenaza por incendios forestales en el AMC mediante modelos automatizados que involucren nuevas variables espaciales.
3. Analizar de manera crítica los productos de ambos modelos, con la finalidad de destacar las fortalezas y debilidades de cada uno.



### **3. Marco Teórico**

La evaluación de los distintos métodos automatizados para la predicción de incendios forestales se ha convertido en prioridad en zonas vulnerables a estos eventos. La creciente incidencia de estos eventos se ha visto exacerbada por factores como el cambio climático, pero también el cambio de cobertura y usos de suelo, con esto se subraya la necesidad de contar con métodos que posean mayor eficiencia y precisión para el uso de estos.

#### **3.1. Amenaza**

La conceptualización del peligro o amenaza (Hazard en inglés) es un tema de gran interés al interior de la comunidad científica, por ello, la definición ha presentado cambios en base al desarrollo de estas amenazas y sobre todo dentro de la Gestión del Riesgo de Desastres en distintas escalas. Es así como (Mardones & Vidal, 2001) definen la amenaza como un fenómeno natural, cuya dinámica puede desbordar sus umbrales más frecuentes de intensidad, magnitud y localización, pudiendo ocasionar daños a las personas y a sus bienes. A su vez, (UNDRO , 1979) dentro de su reporte de la reunión “Desastres Naturales y Análisis de Vulnerabilidad” recopilado por (Cardona, 1993) definió los conceptos básicos del riesgo, entre ellos a la amenaza o peligro como la probabilidad de ocurrencia de un evento potencialmente desastroso durante cierto periodo de tiempo en un sitio dado.

Otra definición de amenaza proporcionada por (Arias Murcia, 2016), señala que se entiende como el peligro latente que representa la posible manifestación de un



fenómeno particular (para efectos del estudio, incendios forestales), los cuales pueden tener origen natural, socio-natural o antropogénico, afectando un territorio en particular provocando efectos adversos tanto a la población, como a infraestructura y servicios básicos (más asociados al lado urbano), como a sistemas de producción, degradación de suelos (hacia el mundo rural).

Otros autores como (Lavell, 1996) explica a la amenaza como un factor dentro de la construcción del riesgo, sin embargo, divide la amenaza en cuatro tipos:

a) Amenazas Naturales (al cual se le dará mayor énfasis), que las define como las manifestaciones de la naturaleza que se tipifican por su intensidad y violencia, a lo largo de la historia. Estas pueden ser de origen geotectónico, asociado a sismos, actividad volcánica, deslizamientos verticales y horizontales y tsunamis; también hay de origen geomórfico, en los cuales se consideran los deslizamientos y avalanchas, hundimientos y erosión terrestre y costera; otro tipo de amenaza natural son las de origen meteorológico o climático, donde se encuentran los huracanes, tormentas tropicales, tornados, trombas, granizadas, sequías, tormentas de nieve, oleajes fuertes, incendios espontáneos, entre otros; y finalmente las de origen hidrológico, donde se incluyen los desbordamientos, inundaciones, anegamientos y agotamientos de acuíferos.

b) Amenazas socionaturales, las cuales complementan de mejor manera a las naturales debido a la intervención humana sobre el medio, siendo a veces confundidas con las amenazas naturales, principalmente en el origen de estas,



siendo más asociadas a deslizamientos, eventos de sequía e inundaciones donde el medio habitado y/o construido debido a malas planificaciones.

c) Amenazas antrópico-contaminantes, las cuales se refieren a amenazas que toman la forma de los elementos de la naturaleza, pero transformados, perdiendo la expresión base de la naturaleza misma. Estos se ven reflejados en desechos tóxicos líquidos o sólidos que pueden alcanzar gran impacto ecológico.

d) Amenazas antrópico-tecnológicas, asociados a los procesos de producción y distribución industrial.

Otros autores como (Rienda, Rozas Garay, Moscardini, & Torchia, 2017) señalan que la amenaza es el factor externo, que representa la posibilidad de que ocurra un fenómeno o evento adverso, en un momento y lugar específico, con una magnitud determinada y con posible afectación a personas, propiedad, medios de vida, además de trastornos sociales, económicos y ambientales.

También (Estacio & Narváez, 2012) señalan que las amenazas son problemáticas que deben ser abordadas desde un campo científico-técnico, pero que este debe complementarse con el ámbito político e institucional, esto para fortalecer políticas de ciudades sustentables, siendo esto aplicable entendiendo que el contexto del estudio aplica a un área metropolitana.

A su vez, (Vera & Albarracín Calderón, 2017) señalan a la amenaza como a los procesos internos y externos a un sistema, de origen natural, antrópico o



socionatural, que interactúan con estos mismos procesos, provocando una transformación significativa en el medio, de variable intensidad y magnitud.

Finalmente, desde el Informe de Evaluación Global de las Naciones Unidas sobre Reducción del Riesgo de Desastres (UNDRR, 2019) señalan que las amenazas interactúan entre ellas de manera creciente y compleja, dando a entender que estas mismas van en crecimiento con el pasar de los años, pasando a hablar incluso de multi-amenazas para algunos escenarios y para la gestión integral del riesgo de desastres (GRD).

### **3.2. Incendios Forestales.**

Según (Plana Bach, Font Bernet, & Serra Davos, 2016) de manera muy simple señala que los incendios forestales son originados por la combustión de la vegetación del territorio a partir de un fuego causado por causas naturales o antrópicas, y lo define como la propagación no controlada del fuego sobre la vegetación que se encuentra a su paso.

Como señala (González, Lara, Urrutia, & Bosnich, 2011) la frecuencia y severidad de estos eventos ha ido creciendo a gran escala, sobre todo por el impacto del cambio climático y el cambio de usos de suelo a escala global. Ejemplos en Estados Unidos (Mann & Kump, 2009; Westerling et al., 2006), como la proyección a territorio canadiense (visualizado con los eventos del 2023) (Weber & Flannigan, 1997) justifican el incremento de estos eventos globalmente siendo un tema de real importancia en el contexto de cambio climático y la afectación a la población.



Existe actualmente una tendencia al alza en la cantidad de incendios forestales, amparados bajo el contexto del cambio climático, en este sentido, el estudio de (Tyukavina, y otros, 2022) demuestra un crecimiento de los eventos de incendios forestales a escala global desde al menos el año 2001 al 2019, en zonas tropicales, subtropicales, Australia templada y la Euroasia boreal, siendo Latinoamérica la zona más afectada con un incremento de la superficie de afectación de los incendios forestales entre un 26 a un 29%, provocando por consecuencia pérdidas en superficies arbóreas.

Algunas investigaciones han tratado de dilucidar históricamente las causas de los incendios forestales. Es así como (Montiel Molina, 2013) y adaptado al contexto local, se divide estas causas en:

- Causas socioeconómicas y culturales en el medio rural:

En la antigüedad era difícil identificar el origen de la ignición, por lo cual existía un alto nivel de indeterminación respecto a cómo iniciaron los incendios, por ello, gran parte de estos estudios determinaba que eran casuales accidentales asociadas al mal manejo del fuego, sobre todo en actividades asociadas al ámbito agrícola y ganadero, como también con la finalidad de acceder a zonas que anteriormente eran intransitables debido a las condiciones del medio.

Por ello, se determinaba en gran parte a los campesinos como autores de incendios, debido al uso del fuego como herramienta de gestión de los suelos.

- Evolución de patrones espacio-temporales:



El crecimiento demográfico ha sido una tendencia globalizada a través de los años, en este sentido, en conjunto con el desarrollo de nuevos sistemas socioeconómicos y una nueva forma de afrontar los recursos naturales desde su medio. En este sentido, se empiezan a marcar las primeras tendencias de incendios intencionales, basados en un crecimiento irregular de las ciudades, lo que lleva aun crecimiento en lugares en zonas de riesgo de incendios forestales, las cuales se ven fortalecidos estacionalmente en periodos estivales.

- Régimen de incendios actuales:

Existe un incremento en incendios forestales a escala global, en la cual el mundo rural se ve perjudicado de manera constante entendiendo el poco control que se tiene sobre estos donde la capacidad de propagación ha aumentado sobre todo por la aparición de plantaciones exóticas desde un modelo forestal el cual se ha fortalecido debido a las condiciones climáticas de la zona sur de Chile.

En otro aspecto, como señalan (Urzúa & Cáceres, 2011), los incendios forestales en Chile generan impactos ambientales y socioeconómicos, en el primer ámbito, la destrucción de la cubierta forestal, la muerte y la migración forzada de especies – animales principalmente –, la pérdida de suelo fértil, el aumento de la erosión debido a la desnudez que presentan estos suelos, desaparición de ecosistemas, aumento de las emisiones de CO<sub>2</sub>, entre otras. También desde la perspectiva socioeconómica existen los daños a la propiedad pública y privada, afecta a la salud



de la población, paraliza procesos productivos, pérdida de fuentes de trabajo, entre otros.

Otro aspecto a considerar son las características de los incendios forestales en Chile, las cuales se asocian a la acumulación de biomasa como de combustible muerto en bosques naturales y plantaciones, sumado al ambiente físico y social (lo cual está impulsado por actividades económicas de tipo extractivistas) da origen a fuegos muy particulares, donde la alta ocurrencia de estos eventos, sumado a su intensidad y capacidad de propagación, el factor antrópico que da a entender la intencionalidad de los incendios, la frecuencia de un incendio en el mismo lugar en un rango menor a 12 años y la interfaz urbano-rural (o actualmente urbano-forestal) y su impacto socioeconómico y ambiental (Peña-Fernández & Valenzuela-Palma, 2008).

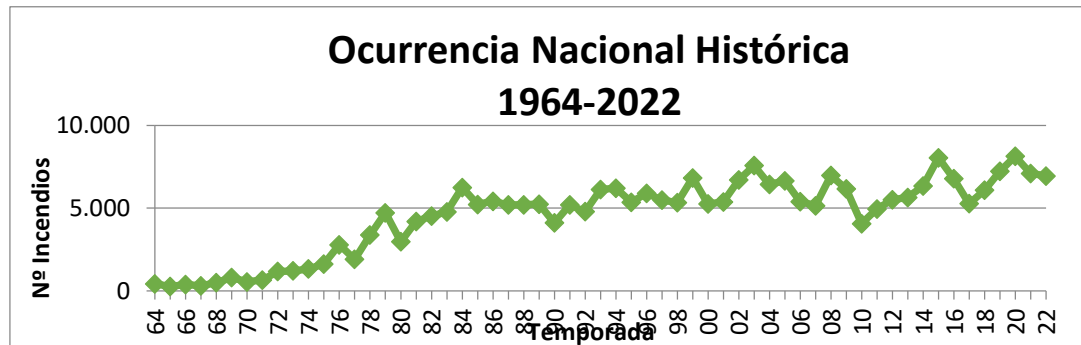
Estas características además se ven fortalecidas dentro de las regiones que poseen una economía basada en el extractivismo forestal y que demuestran un crecimiento horizontal debido al alza demográfica como a la creación de nuevas actividades en zonas que anteriormente no se encontraban habitadas. (Romero-Toledo & Romero Aravena, 2015)

En Chile, la Corporación Nacional Forestal (CONAF) lleva un registro de los incendios forestales desde el año 1964, el cual refleja en un principio el incremento de estos incendios en cuanto a frecuencia como también superficie, sin embargo esta tendencia no suele ser creciente. Es en este sentido donde lo llamativo ocurre



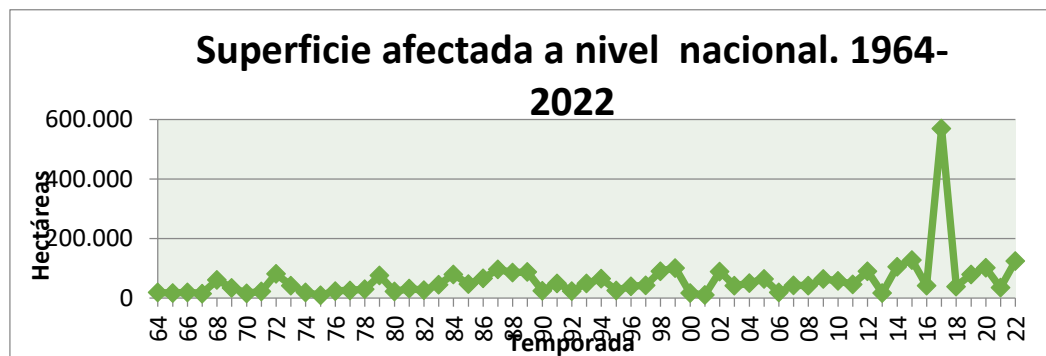
con la aparición de Megaincendios, en la cual en la última década ya han ocurrido dos de esos, los de la temporada 2016-2017, y las 2022-2023.

**Tabla N1: Número de Incendios Forestales por temporada. 1964-2022.**



Fuente: CONAF, 2022.

**Tabla N2: Daño Nacional Histórico por Superficie en hectáreas. 1964-2022.**



Fuente: CONAF, 2022.

Por ello, en la Región del Biobío es imperativo el estudio de estos fenómenos, sobre todo en un lugar donde se desarrollan con frecuencia estacional, entendiendo que el fuego es un importante factor en regiones de clima Mediterráneo debido a su influencia ecológica y económica (Díaz-Hormazábal & González, 2016), y que



condiciona el estado de salud de la población debido a las emisiones de carbono y otras partículas, contrubuyendo de forma cíclica al proceso de calentamirnto global dentro del marco del cambio climático. (Urzúa & Cáceres, Incendios forestales: principales consecuencias económicas y ambientales en Chile, 2011)

### **3.3. Cambio Climático**

El cambio climático ha alterado de manera significativa los patrones climáticos. Su origen son las concentraciones de gases de efecto invernadero en la atmósfera, provocados en gran parte por la actividad antropogénica en la cual destacan la quema de combustibles fósiles y la creciente deforestación a nivel mundial. Si nos adecuamos al contexto de incendios forestales, el cambio climático exacerba las condiciones ambientales (que serán aplicadas en un modelo como variables), lo que favorece la ignición y posterior propagación.

En las últimas décadas, los fenómenos socionaturales han sufrido una intensificación, tanto en la frecuencia que estos presentan como en la intensidad de afectación. Esto de igual forma según (Moreno, 2007) justifica el incremento de incendios forestales, sequías y plagas.

A modo de contexto (González, Lara, Urrutia, & Bosnich, 2011), señalan que los eventos en la zona centro sur de Chile se asocia a condiciones proporcionadas desde el Pacífico Tropical, sobre todo, en periodos donde predomina El Niño Oscilación del Sur (ENOS), sumado a variaciones en patrones de circulación



atmosférica en latitudes medias y altas que condicionan las precipitaciones y las temperaturas.

Para (de Groot, Flannigan, & Stocks, 2013) el cambio climático tiene un impacto sustancial en los regímenes de incendios forestales impulsados por el tiempo atmosférico, los combustibles y los seres humanos, coincidiendo con otros autores en el aumento de la severidad de estos eventos y su impacto en la sociedad.

Estar inmersos en el Cambio Climático provoca impactos en la comunidad científica, en los cuales se desafían los conocimientos respecto al impacto de los incendios forestales debido a su incremento potencial en frecuencia e intensidad (Birkmann, y otros, 2013)

Como señala (Moreno, 2007), la influencia sobre la frecuencia y severidad de los incendios forestales provocada por el cambio climático provoca incertidumbre respecto a la recuperación de la vegetación en las zonas afectadas por incendios forestales, generando un escenario de cambio sobre el uso del suelo de acuerdo a las condiciones de subsistencia que tendrá la vegetación frente a la hostilidad de los eventos que afectan al ecosistema en cuestión.

A nivel mundial ha existido preocupación respecto al fortalecimiento del cambio climático, es así como en el año 1994, entra en vigor el United Nations Framework Convention on Climate Change (traducido al español, Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático), la cual en la actualidad están adscritos 197 países a nivel mundial. Esta instancia tiene como objetivo principal estabilizar



las concentraciones de gases de efecto invernadero a “un nivel que impida interferencias antropógenas peligrosas en el sistema climático”, otorgando mayores responsabilidades a países desarrollados para impulsar y liderar el camino a cumplir el objetivo. (ONU, 1994)

El fortalecimiento global del cambio climático ha llevado a un aumento drástico en la frecuencia y magnitud de ellos incendios forestales, destacando principalmente la zona centro-sur, donde la superficie quemada ha ido en crecimiento.

A nivel nacional, Chile es miembro de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) desde el año 1999. Es así como en el Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático del Ministerio de Medio Ambiente, señala que Chile cumple con lo señalado en el CMNUCC, sobre países catalogados como vulnerables respecto al cambio climático, ya que, cuenta con características como poseer áreas de borde costero de baja altura; zonas con cobertura forestal y zonas expuestas al deterioro forestal; ser un país propenso a sufrir desastres naturales; zonas propensas a las sequías y desertificación; presenta zonas urbanas con problemas de contaminación atmosférica; y zonas de ecosistemas frágiles, entre otros.



## 4. Metodología

### Enfoque Metodológico

Por medio de la revisión bibliográfica, complementado de la disponibilidad de la información geográfica permite realizar el estudio y la obtención de los resultados mediante una Evaluación Multicriterio, desde una perspectiva cuantitativa mediante el uso de los Sistemas de Información Geográfica, considerando las variables y su importancia para el desarrollo de los incendios forestales en el área de estudio, que permitirán definir áreas con niveles alto, medio y bajo de riesgo potencial de ocurrencia de incendio forestal.

En primer lugar, basándonos en la metodología de Etxeberría et al, 2002, se creará en base a un conjunto de variables seleccionadas por el autor un modelo de cálculo de riesgo ante incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción, mediante una evaluación multicriterio aplicado en Sistemas de Información Geográfica (SIG), principalmente ArcMap 10.8.

En segundo lugar, basado en los parámetros de (Jaque Castillo, Fernández, Fuentes Robles, & Ojeda, 2021), se trabajará mediante un proceso innovativo de generación de un código nuevo, sin embargo, ahora la automatización de datos espaciales para crear en base a nuevas variables condicionantes un mapa de evaluación de incendios forestales.



### **a. Área de Estudio**

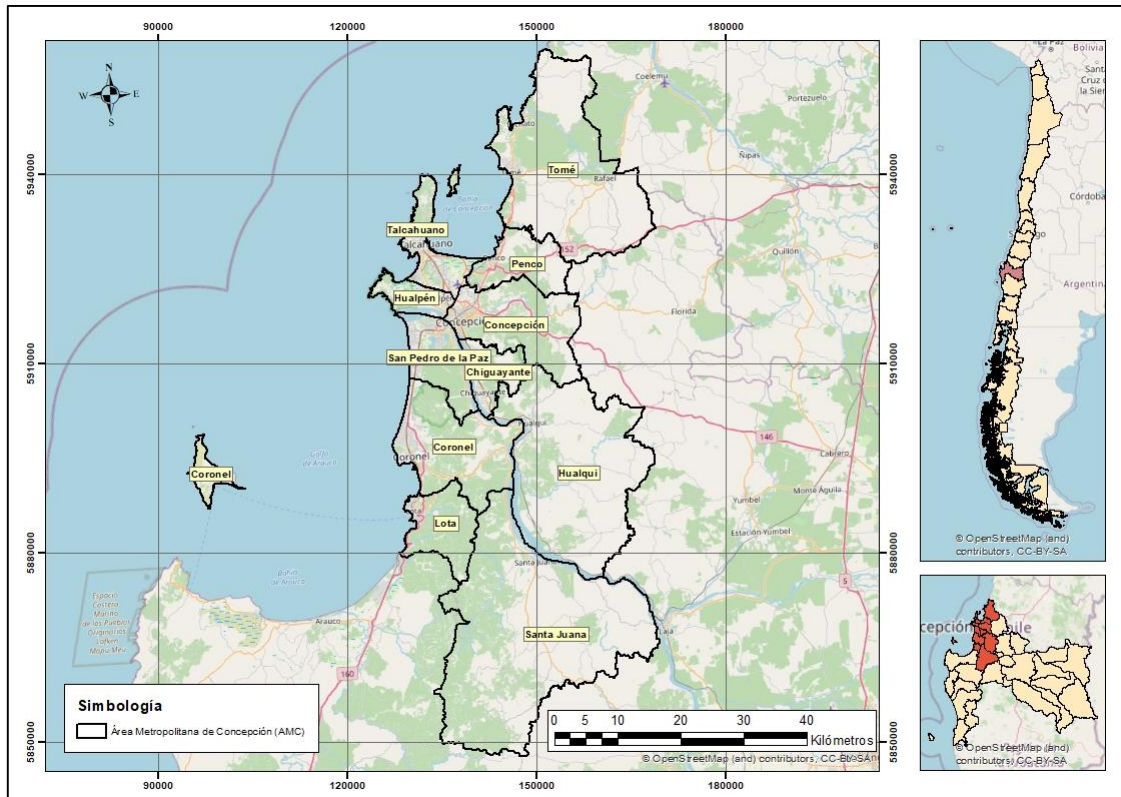
El área de aplicación de nuestra investigación es el Área Metropolitana de Concepción, la que se encuentra ubicada al interior de la Región del Biobío, localizada entre los 36°35' y 37°00' S y los 72°45' a 73°15' O. La conforman administrativamente las comunas de Chiguayante, Concepción, Coronel, Hualpén, Hualqui, Lota, Penco, San Pedro de la Paz, Santa Juana, Talcahuano y Tomé. Siendo principalmente la conurbación Concepción-Talcahuano la que concentra la mayor cantidad de población, alcanzando la cantidad de 375.323 habitantes (Instituto Nacional de Estadísticas (INE), 2017). Además, como señala (Jaque Castillo, Castillo, Ojeda Leal, & Díaz, 2019) dentro del área de estudio existe un clima mediterráneo predominantemente costero de veranos largos y calurosos de tres a cuatro meses e inviernos cortos y lluviosos de tres meses. (Sarricolea, Herrera-Ossandón, & Meseguer-Ruíz, 2016) .

El Área Metropolitana de Concepción (AMC) es identificado como un sistema urbano esencialmente diverso (Baeriswyl, 2009), donde se ha desarrollado al interior de las comunas que las componen el impulso de actividades específicas, en el caso de Talcahuano y Coronel poseen un enfoque al mundo industrial portuario, por su parte Concepción posee un amplio desarrollo en actividades del sector terciario, por otro lado, comunas como Chiguayante y San Pedro de la Paz han reforzado su vocación residencial (Pérez & Salinas, 2007). Sin embargo, estas actividades se concentran al interior de las áreas urbanas que aún así, pasan por



un proceso de expansión a gran escala debido al aumento de actividades socioeconómicas como al demográfico en sí.

**Figura N1: Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración Propia

Fuera de ellas en la interfaz urbano-rural y al interior del mundo rural como tal, la industria de la explotación forestal ha acentuado su establecimiento como pilar del desarrollo de la zona centro sur del país, y sobre todo, de la Región del Biobío, el proceso de cambios de uso de suelo desde los bosques nativos hacia plantaciones exóticas y nuevos focos urbanizados fueron precursores de que durante el periodo



estival 2022-2023 desencadenara en el desarrollo de Incendios Forestales a gran escala. (Andersson et al., 2016; Nahuelhual et al., 2012; Altamirano et al., 2013; Heilmayr et al., 2016; McWethy et al., 2018; Cid, 2015; Schulz et al., 2010; Jaque Castillo et al., 2021)

### **b. Método de Etxeberría et al, 2002.**

#### *Métodos y Técnicas*

Basados en el modelo de Etxeberría et al, 2002, la manera adecuada de abordar el estudio es mediante el análisis multicriterio, que como señalan (Chakhar & Mousseau, 2007), funciona como un instrumento matemático que permite la comparación de alternativas y en particular variables espaciales y ambientales, así como argumentos según criterios de expertos que pueden estar a menudo en conflicto, permitiendo determinar la importancia de cada variable en el proceso de generación de incendios forestales y haciendo posible compatibilizar estas variables.

En este sentido, una de las técnicas utilizadas para la obtención de información relevante es el tratamiento y análisis de imágenes satelitales Landsat 8, con fecha de 26 de febrero del 2023, posterior al punto más álgido del megaincendio que afectó a la Región del Biobío. Con estas imágenes satelitales se pudo calcular el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) como también el Índice Infrarrojo de Diferencia Normalizada (NDII), a esto se le suma la generación de la información asociada a cobertura de suelo la cual se obtuvo mediante el proceso de



clasificación supervisada. Todo este procesamiento se generó por medio del software ENVI Classic, permitiendo el cálculo de inflamabilidad y parte del medio construido. Lo complementario del medio construido se constituyó a archivos vectoriales .shp, los cuales son polilíneas de a) Red Vial y b) Líneas Férreas del Sistema Interconectado Central (SIC).

Para la información topográfica como elevación, pendiente y exposición, se utilizó un Modelo Digital de Elevación (DEM), el cual proviene desde la Infraestructura de Datos Geoespaciales dependiente del Ministerio de Bienes Nacionales de Chile. El DEM posee una data del año 2011 y una resolución espacial de 12,5x12,5 mts, lo que implica un elevado nivel de detalle de la superficie.

Para replicar el modelo de Etxeberría et al, 2002. en el AMC, se dividirán en dos tipos de variables:

1. Variables Naturales: Inflamabilidad, Insolación y Elevación
2. Variables Antrópicas: Coberturas de suelo y Medio Construido.

A continuación, se realizará una breve descripción de las variables contempladas según el autor.

#### *4.b.1. Inflamabilidad*

Como señala Jaque Castillo et al, 2019, la inflamabilidad es la capacidad de la vegetación para desencadenar el fuego y favorecer su extensión. Esta variable se calcula mediante el producto de la generación de dos índices con base en las



imágenes Landsat 8 del 26 de febrero de 2023; en primer lugar, se procede a generar tanto el Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (NDVI) y el Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (NDII).

Como señala (Cima Ruiz, 2021), el NDVI es una manera rápida y precisa para los análisis de la vegetación en una imagen en base a la firma reflectiva que va determinando la salud de la vegetación con valores que van en una escala de -1 a 1. A su vez, ayuda a diferenciar distintos tipos de vegetación de cubierta terrestre, diferenciar su estado, visualizar y definir áreas de vegetación para mapeos, entre otros. (EOS, 2020)

Como señala nuevamente (Cima Ruiz, 2021), este cálculo se aprovecha debido a la absorción que posee la vegetación sobre la banda roja, y la reflectancia que posee sobre el infrarrojo cercano, esta interacción se somete a una ecuación que permite la interacción entre las bandas anteriormente mencionadas.

Respecto al NDII, Estivariz, 2017, señala que el índice también se maneja en valores entre -1 y 1, los cuales reflejan el contenido de agua de las cubiertas vegetales, siendo más sensible en comparación al NDVI, reflejando con mayor facilidad el estrés hídrico (Sriwogstanon, N. 2015). Es muy utilizado para detectar cambios en cubiertas vegetales. Por medio del software ENVI Classic, se generan las ecuaciones que permiten interactuar a las bandas al interior del área de estudio. A continuación, se presentan las ecuaciones:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad NDII = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{MIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{MIR}}$$



Donde:

r NIR: Corresponde a la banda del infrarrojo cercano (banda 5 en Landsat 8)

r RED: Corresponde a la banda del rojo (banda 4 en Landsat 8)

r MIR: Corresponde a la banda del infrarrojo medio (banda 6 en Landsat 8)

#### *4.b.2 Insolación*

Como señala Martín, Chuvieco y Aguado en 1998, la insolación sirve para determinar la facilidad para el inicio y la propagación del fuego en un área determinada. (Jaque Castillo et al, 2019) en base a su posibilidad de detectar puntos donde exista un mayor impacto de radiación solar, tal como señala (Ruiz, Dezanneau, Arbiol, Cornet, & Morante, 2001).

Utilizando el Modelo Digital de Elevación Alos Palsar de la Región del Biobío, recortado por la superficie del área de estudio, con una resolución espacial de 12,5\*12,5 mts, se procede a generar tanto la orientación como la pendiente, en el software ArcMap 10.8. Las variables construidas a partir del MDE, son ingresadas a una ecuación en la calculadora ráster de ArcMap, la cual arrojará como resultado los niveles de insolación que va sufriendo la superficie, la ecuación es la siguiente:

$$\text{Insolación} = \cos\varphi * (\text{tg}\varphi * \cos\mu)$$

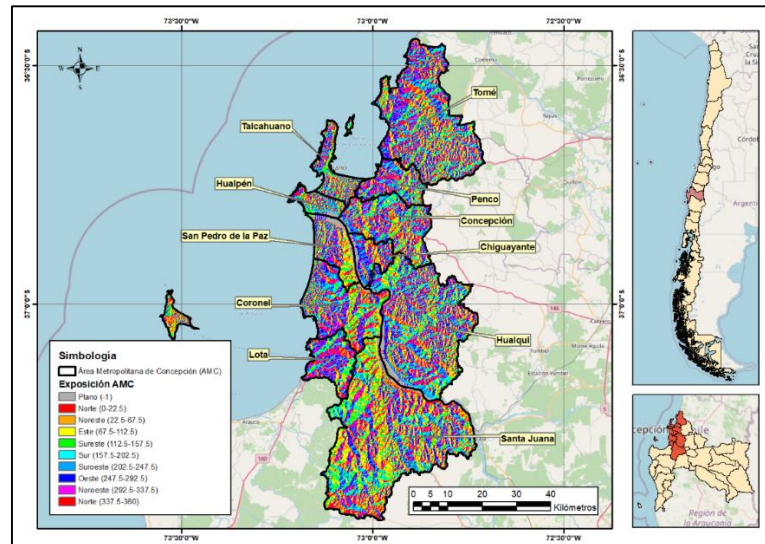
Dónde:

$\varphi$ = Pendiente del terreno (grados).

$\mu$  = Exposición u orientación del terreno.

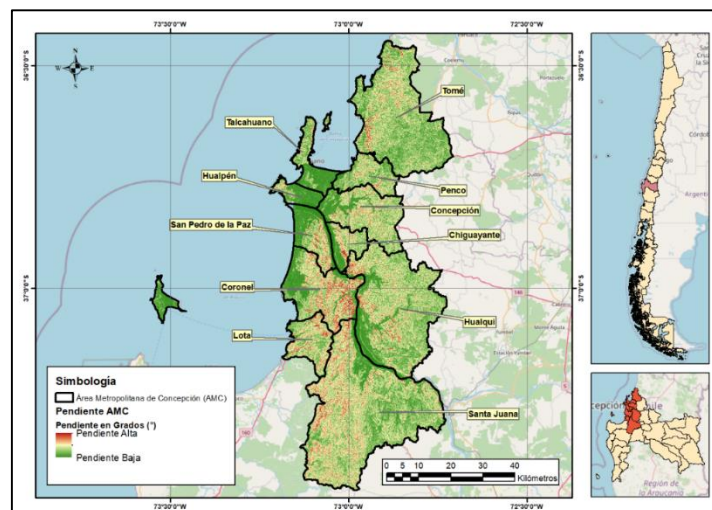


**Figura N2: Mapa de Exposición del Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia con base a MDE Alos Palsar, 2011.

**Figura N3: Mapa de Pendiente, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



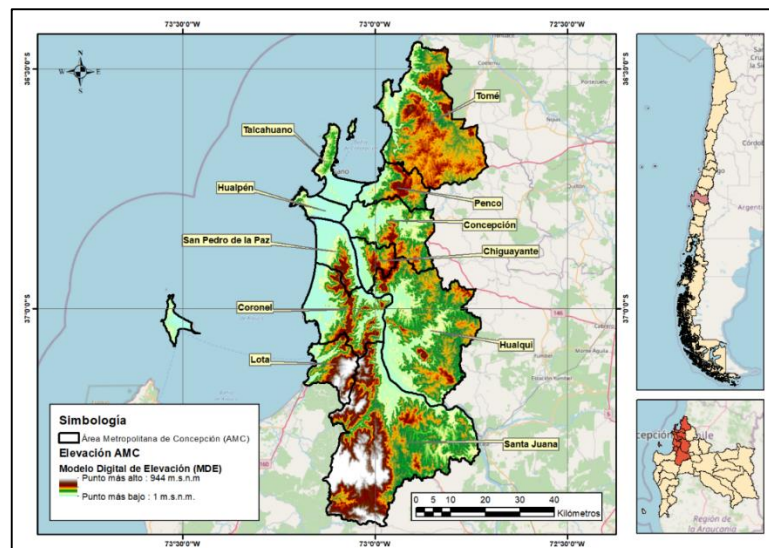
Fuente: Elaboración Propia con base a MDE Alos Palsar, 2011.



#### 4.b.3. Altitud

Con los mismos datos entregados por el MDE Alos Palsar de la Región del Biobío, recortado por la superficie del Área Metropolitana de Concepción se obtienen los datos de altitud respectivos.

**Figura N4: Mapa de Altitud, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia con base a MDE Alos Palsar, 2011.

#### 4.b.4. Medio Construido

Se entiende como los distintos elementos del paisaje y del territorio que provocan o propagan los incendios forestales, según información que entrega CONAF. Los archivos por considerar provienen desde la Infraestructura de Datos Geoespaciales de Chile (IDE Chile) en formato vectorial. Se utilizaron dos archivos vectoriales: Red Vial, Red Ferroviaria y Líneas de Alta Tensión del SIC.



En el archivo de Red Vial, se separaron las carreteras y las autopistas, del resto de las redes, por su influencia en el peligro de incendios forestales. A su vez, se añade el archivo de Líneas de Alta Tensión y Red Ferroviaria. A todos los archivos se les crea un área de influencia o buffer con los siguientes criterios:

- Carreteras y ferrocarriles. (300m)
- Líneas de alta tensión. (500m)
- Caminos o calles menores. (200m)

#### *4.b.5. Cobertura de Suelo*

Respecto a la cobertura de suelo, se utilizaron imágenes Landsat 8 con fecha 26 de febrero de 2023, las cuales pasaron por correcciones radiométricas y topográficas. En este sentido, en el software ENVI Classic, se procede a crear puntos de control, con el objetivo de entrenar al SIG las distintas coberturas de suelo, es así como se identificaron once tipos de coberturas en el área de estudio.

#### *4.b.6 Cálculo de Riesgo en el Área Metropolitana de Concepción*

Posterior a la reclasificación de todas las variables consideradas, y siguiendo lo establecido en el modelo de Etxeberría et al, 2002; se procede a ingresarlos mediante la calculadora raster en ArcMap 10.8, con la siguiente ecuación:

$$PI = 4V + 3H + 2I - A$$

Dónde:

*PI* = peligro de incendio



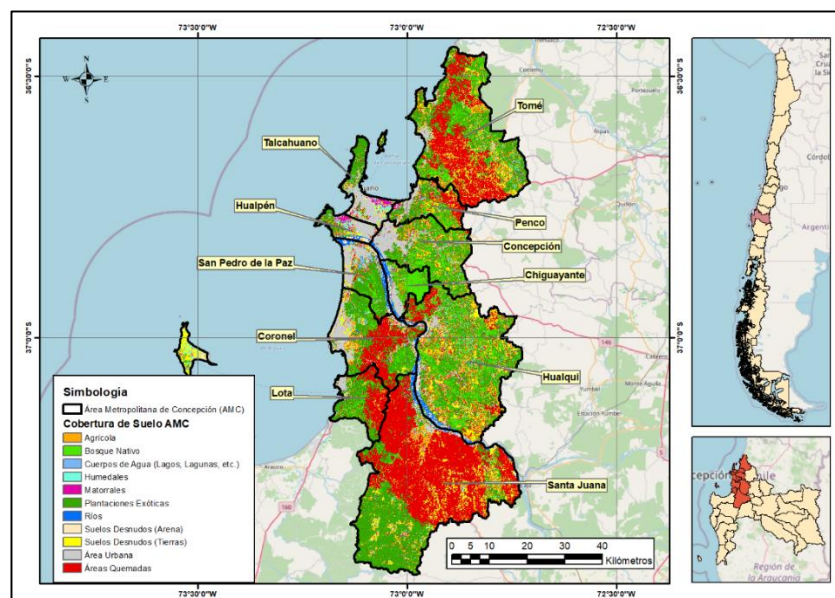
$V$ = factor vegetación (inflamabilidad)

$H$ = el factor humano (coberturas de suelo y medio antrópico)

$I$ = factor insolación, y

$A$ = factor altitud

**Figura N5: Mapa de Cobertura de Suelo, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

### c. Método, Random Forest.

El algoritmo Random Forest se presenta como una técnica de aprendizaje supervisado, el cual se utiliza tanto para clasificación como para regresión. En este



sentido, y como señala (Breiman, 2001), este algoritmo constituye múltiples árboles de decisión durante el periodo de entrenamiento, dependiendo del tipo de predicción (clasificación o regresión), se utiliza la moda y el promedio.

En cuanto a la construcción de un modelo basado en el Random Forest, Breiman, (2001), divide en cuatro pasos principales al algoritmo:

- 1.- Ensamblaje de árboles: En este proceso se crean los árboles de decisión, donde se utilizan los subconjuntos de los datos de entrenamiento. Aquí, cada árbol se entrena con un subconjunto aleatorio de los datos por medio de la técnica de “bagging”, o como puede aparecer en otros artículos: “bootstrap aggregating”.
- 2.- División en nodos: En cada nodo de cada uno de los árboles, se selecciona una característica de la variable y un corte para poder dividir la información. Esto permite en clasificación poder maximizar la separación de las clases, o en regresión minimizar el error cuadrático.
- 3.- Predicción: Ya contruidos los árboles de decisión, estos se utilizan para hacer las predicciones. En el caso de una clasificación, cada árbol se decanta por una clase y la que posee mayor tendencia se determina como el resultado final; en contraste, en la regresión, la predicción final resulta ser el promedio de las predicciones de cada uno de los árboles.
- 4.- Reducción de la varianza: Usar múltiples arboles permite reducir la varianza y evitar el sobreajuste del modelo.



#### **4.c.1. Recopilación de Datos**

En primer lugar, basados en la metodología de (Jaque Castillo, Fernández, Fuentes Robles, & Ojeda, 2021), se procede a realizar una compilación de variables, las cuales desde puntos de vista académicos como de entidades técnicas, son las que dan génesis a los incendios forestales. Estas variables pueden ser determinantes, como también desencadenantes de estos fenómenos socionaturales, y es importante determinar su potencial importancia al interior del estudio, pensando en su influencia en el desarrollo de datos para la evaluación, como también la disponibilidad y atingencia de estos, con el objetivo de entregar un producto veraz y fiel a la realidad.

A su vez, estudios como el de (Tong & Gernay, 2023), justifican la necesidad de generar de manera constante nuevas metodologías justificadas tanto por la cantidad de información geográfica disponible, como por el contexto espacial en el cual se aplica la metodología. Este estudio demuestra de manera compilatoria una gran variedad de evaluaciones de peligro ante incendios forestales, entre los cuales destacan la gran cantidad de variables ingresadas del medio natural, antrópico y climatológico, esto complementado de métodos estadísticos que permiten desarrollar un modelo cuantitativo sólido mediando el aprendizaje automatizado de datos o machine learning.

En cuanto a la selección de variables para el desarrollo del estudio, se empieza a construir una base de datos basadas en hotspots de ocurrencias de incendios,



variables topográficas, análisis de usos de suelo hacia el 2023, factores medioambientales, intervención antrópica, indicadores climáticos, entre otros; lo que permite acaparar diversas áreas que contribuyen a la ignición a gran escala. Es necesario armar una base de datos de múltiples variables, entendiendo las diferencias que aportan cada uno de forma individualizada, tanto en su origen, como en los datos que nos entrega, incluso contrastando niveles de resolución espacial como la fuente de información de estos.

En el ámbito climático, se plantea el uso de las siguientes variables:

- 1.- Para análisis basados en temperatura: Considerar datos de Temperaturas máximas para el área de estudio en temporada de verano.
- 2.- Para análisis basados en precipitaciones: Precipitación caída en un día durante periodo estival.

En cuanto a datos topográficos, se plantea el uso de las siguientes variables:

- 1.- Elevación: Altura sobre el nivel del mar en distintos sectores del Área Metropolitana de Concepción.
- 2.- Pendiente: Inclinação presentada en la superficie en distintos puntos del Área Metropolitana de Concepción.
- 3.- Aspecto: O bien conocido como Orientación, indica hacia donde se disponen las laderas (norte, sur, este, oeste, entre otros).



También para datos de vegetación y coberturas de suelo, se plantea el uso de las siguientes variables:

- 1.- Cobertura de suelo: Clasificación de las coberturas de suelo, incluyendo diferencias en los tipos de vegetación que son relevantes en el desarrollo de incendios forestales.
- 2.- Medio Construido: Se refiere a infraestructuras que influyen en la propagación de incendios como líneas de alta tensión, carreteras, caminos, entre otros.
- 3.- Índices de Vegetación: Permiten evaluar la salud y densidad de la vegetación en la superficie del Área Metropolitana de Concepción. Se consideran el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el Índice de Diferencia Infrarroja Normalizada (NDII).

También, se plantea el uso de revisión de registros históricos de incendios forestales, en lo cual se considerará lo siguiente:

- 1.- Ubicación de los incendios pasados: Análisis de la zonificación de superficies afectadas por incendios forestales en las últimas 5-6 décadas, de acuerdo con la disponibilidad de la información.

Finalmente, consideramos datos de humedad en el área de estudio, reflejado por índices:

- 1.- Índice de Estrés Hídrico
- 2.- Índice de Diferencia Normalizada de Humedad



### 3.- Índice de Diferencia de Agua Normalizado.

Es imperativo comprender que la selección de información geográfica final se realizará en base a la disponibilidad de esta, como las fuentes de información disponibles que cumplan con los objetivos presentados en el estudio.

También hay que considerar que la recopilación de datos precisos y representativos con la realidad espacial permite un mejor desarrollo del modelo automatizado de información geoespacial, aumentando su efectividad, lo que traerá por consecuencia una mejor evaluación del peligro de incendios forestales en el AMC.

Por medio de esta tabla, se enumerará la variable de acuerdo con el origen de estos datos, y se vinculará con la fuente:



| Datos                                              | Factor Asociado | Resolución Espacial (Entrada)     | Año       |
|----------------------------------------------------|-----------------|-----------------------------------|-----------|
| <b>1.- Datos Climáticos</b>                        |                 |                                   |           |
| Temperaturas Máximas por día                       | CR2             | 5km*5km                           | 2020      |
| Velocidad del viento                               | WorldClim       | 30 segundos (~1 km <sup>2</sup> ) | 1970-2000 |
| Radiación Solar                                    | WorldClim       | 30 segundos (~1 km <sup>2</sup> ) | 1970-2000 |
| Precipitación caída                                | CR2             | 5km*5km                           | 2020      |
| <b>2.- Datos Topográficos</b>                      |                 |                                   |           |
| Elevación                                          | Alos Palsar     | 12,5m*12,5m                       | 2011      |
| Pendiente                                          | Alos Palsar     | 12,5m*12,5m                       | 2011      |
| Aspecto                                            | Alos Palsar     | 12,5m*12,5m                       | 2011      |
| <b>3.- Datos de Vegetación/Coberturas de Suelo</b> |                 |                                   |           |
| Tipo de Vegetación/Cobertura de suelo              | Landsat 8       | 30m*30m                           | 2023      |
| Medio Construido                                   | IDE Chile       | Vectorial                         | 2020      |
| NDVI                                               | Landsat 8       | 30m*30m                           | 2023      |
| <b>4.- Revisión Registros Históricos.</b>          |                 |                                   |           |
| Ubicación eventos anteriores IIFF                  | MODIS           | 375m*375m                         | 2023      |
|                                                    | CONAF           | Vectorial                         | 2013-2022 |
| <b>5.- Datos de Humedad (Índices)</b>              |                 |                                   |           |
| NDMI                                               | Landsat 8       | 30m*30m                           | 2023      |
| NDWI                                               | Landsat 8       | 30m*30m                           | 2023      |
| HSI                                                | Landsat 8       | 30m*30m                           | 2023      |

Fuente: Elaboración Propia, adaptada de (Jaque Castillo et al, 2021)

#### 4.c.2. Preprocesamiento de Datos

El preprocesamiento de datos es fundamental en el análisis de datos geográficos, especialmente en evaluaciones de amenazas o peligros de desastres, como los incendios forestales. El objetivo es generar resultados precisos para el área de estudio, evitando anomalías o datos fuera de rango que puedan afectar el análisis espacial.



En primer lugar, se lleva a cabo la limpieza de datos, donde se revisan cuidadosamente los datos utilizados para la evaluación de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción (AMC). Esto incluye la evaluación de la información geoespacial disponible, las fuentes de datos y el contexto espacial del área de estudio. En el caso de datos obtenidos de imágenes satelitales, se aplican correcciones topográficas, radiométricas y atmosféricas para mejorar la calidad de los valores de píxeles.

A su vez, se aplica una estandarización de los datos espaciales disponibles, en los cuales los archivos raster a trabajar se someten a procesamiento en ArcMap, con el objetivo de que al ingresar estos datos a RStudio, no presenten errores asociados a resolución espacial, como también de la extensión geográfica de los datos. Por ello, los datos fueron todos reproyectados a WGS84 UTM, huso 18S. Este proceso se realiza mediante la reproyección del raster, posteriormente extracción por máscara con el archivo vectorial del Área Metropolitana de Concepción (AMC). Finalmente, se les aplica un corte, independiente de que posean una función similar, permiten mantener una resolución espacial idéntica en todos los raster a trabajar.

En otra arista de la estandarización de los datos, se procede a realizar un resampleo a cada uno de los rasters a ingresar al modelo. Con esta herramienta se reajusta la resolución espacial de todas las variables a 150 \* 150 mts. Para ello es imperativo que se encuentren todos los datos en UTM, ya que, esto permite el uso de medidas métricas y no asociadas a valores en grados o minutos.



Es importante destacar que, para este estudio, las variables utilizadas por ambas metodologías se basan en la misma fuente de datos. Esto se debe al uso de imágenes satelitales adquiridas después del megaincendio ocurrido el 26 de febrero de 2023. A continuación, se presentan las variables consideradas para la nueva metodología:

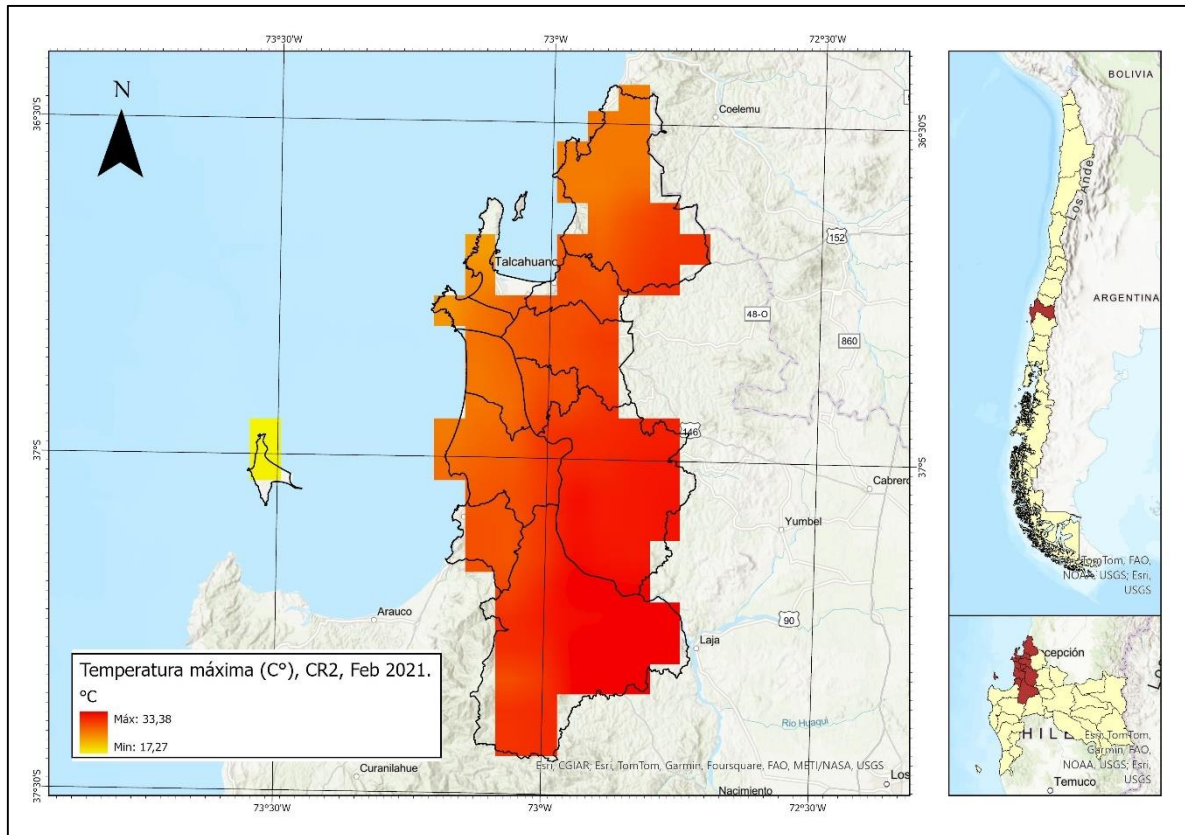
## **1.- Datos Climáticos.**

### *1.a.- Temperaturas máximas por día.*

Por medio de información grillada obtenida desde el Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2), la cual posee data con resolución espacial de 5\*5 km. aproximadamente (exactamente  $0,05^{\circ} \times 0,05^{\circ}$  de latitud - longitud), se obtiene data de los días de la última estación de verano que nos entrega (2021). En este sentido, se realiza una revisión de la información geoespacial para obtener los valores máximos dentro del producto grillado, asumiendo la incidencia de una mayor temperatura en la generación de incendios forestales; esta revisión se realiza mediante la cantidad de bandas que presentan los archivos clasificados por mes, las cuales contienen bandas que son entendidas como los días del mes, ya que, la capa del mes de Diciembre presenta 31 bandas, Enero igual presenta 31 bandas y Febrero presenta 28 bandas.



**Figura N6: Mapa de Temperaturas máximas por día, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con datos del Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2), 2021.

De igual manera, como se menciona con anterioridad, todas las variables se someten a un resampleo, lo cual permite ajustar su resolución espacial. En este sentido, al existir información con un área muy extensa, esta debe ajustarse mediante técnicas de remuestreo (las cuales son: Nearest (más cercano), Bilinear, Cubic (cúbica) y Majority (mayoría)); para esta variable nos decantamos por la



técnica cúbica, basada en la generación de nuevos valores de celda mediante el ajuste de una leve curva por medio de los 16 centros de celda de entrada más cercanos. Permite generar una delimitación entre celdas con menor disidencia unas de otras, permitiendo simular de mejor manera los valores asociados al área de estudio.

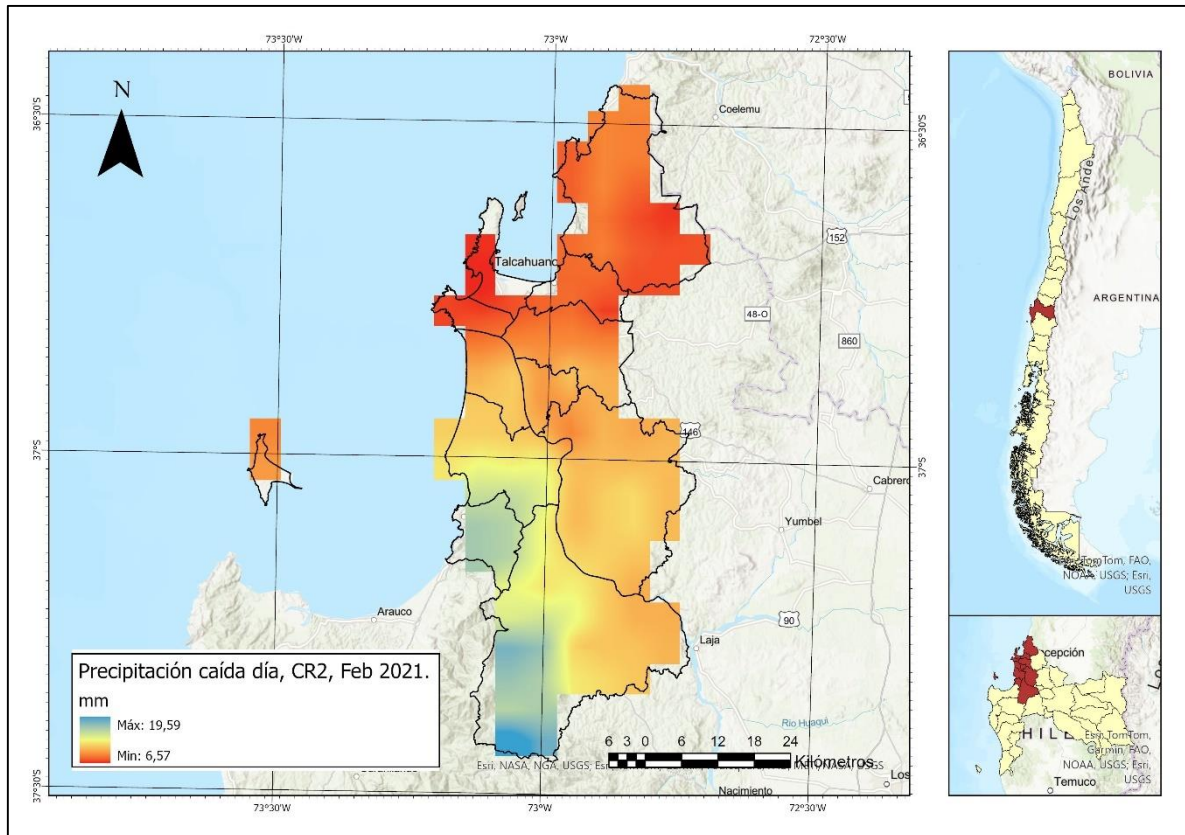
#### *1.b.- Precipitación caída*

Al igual que el cálculo de temperatura máxima entregada desde el CR2, se consideran precipitaciones en periodo estival. De manera idónea, considerar este elemento como un reductor de probabilidad a la hora de generar incendios forestales, posee metodología idéntica a la variable mencionada anteriormente.

Al igual que la variable de Temperatura Máxima en el área de estudio, debido al gran tamaño de celdas otorgado por su resolución espacial, estas se someten a un resampleo con técnica de remuestreo cúbica, ajustando su resolución espacial de 5 km\*5km a 150m\*150m.



**Figura N7: Mapa de Precipitación caída por día, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con datos del Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2), 2021.

## 2.- Datos Topográficos

### 2.a.- Elevación

Esta variable coincide en la metodología actual con la anterior de Etxeberria et al, 2002. En este sentido se utiliza un Modelo Digital de Elevación (MDE, DEM en inglés) desde el sensor Alos Palsar, el cual entrega los datos de altitud en el área



de estudio con una resolución espacial de 30\*30 mts, siendo esta variable una de las que posee mejor resolución espacial dentro del estudio.

### *2.b.- Pendiente*

Mediante herramientas del SIG ArcMap, se puede determinar la pendiente en grados del área de estudio en cuestión. Esta alcanza valores desde los 0° a los 44° de inclinación aproximadamente. (Figura N3)

### *2.c.- Insolación*

Se considera esta variable debido a la cantidad de radiación solar que puede recibir un espacio determinado al interior del área de estudio, considerando su cálculo por medio de la pendiente y orientación aplicado a funciones trigonométricas, como también por la facilidad de cálculo con la información disponible en el área de estudio. Ocupando el DEM usado para la medición de altitud, se obtienen los datos de pendiente en grados y orientación de ladera.

Todos los datos topográficos fueron sometidos a resampleo, para ajustar su resolución espacial en base a la estandarización de datos espaciales, por ello, se ajustó su resolución de 30m\*30m a 150m\*150m.

## **3.- Datos de Vegetación / Coberturas de Suelo**

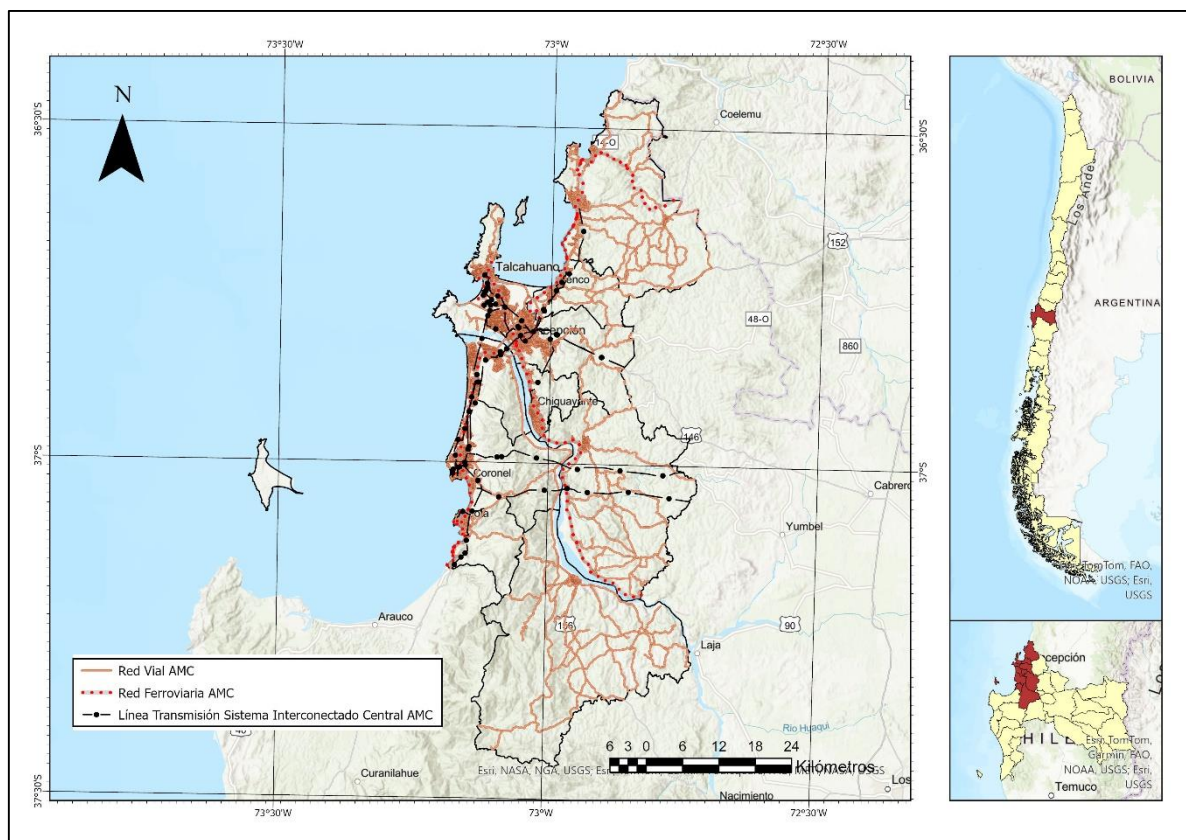
### *3.a.- Medio Construido*

Como se menciona dentro de la metodología de Etxeberría et al, 2002, el medio construido se entiende como los distintos elementos del paisaje y del territorio



que provocan o propagan los incendios forestales, según información que entrega CONAF. Los archivos por considerar provienen desde la Infraestructura de Datos Geospaciales de Chile (IDE Chile) en formato vectorial. Se utilizaron tres archivos vectoriales: Red Vial, Red Ferroviaria y Líneas de Alta Tensión del SIC. Esta información pasa por un geoprocesamiento de fusión, con el objetivo de unir las capas vectoriales, las cuales posteriormente se transforman a raster para obtener una capa completa del medio construido en el AMC.

**Figura N8: Mapa de Medio Construido, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia



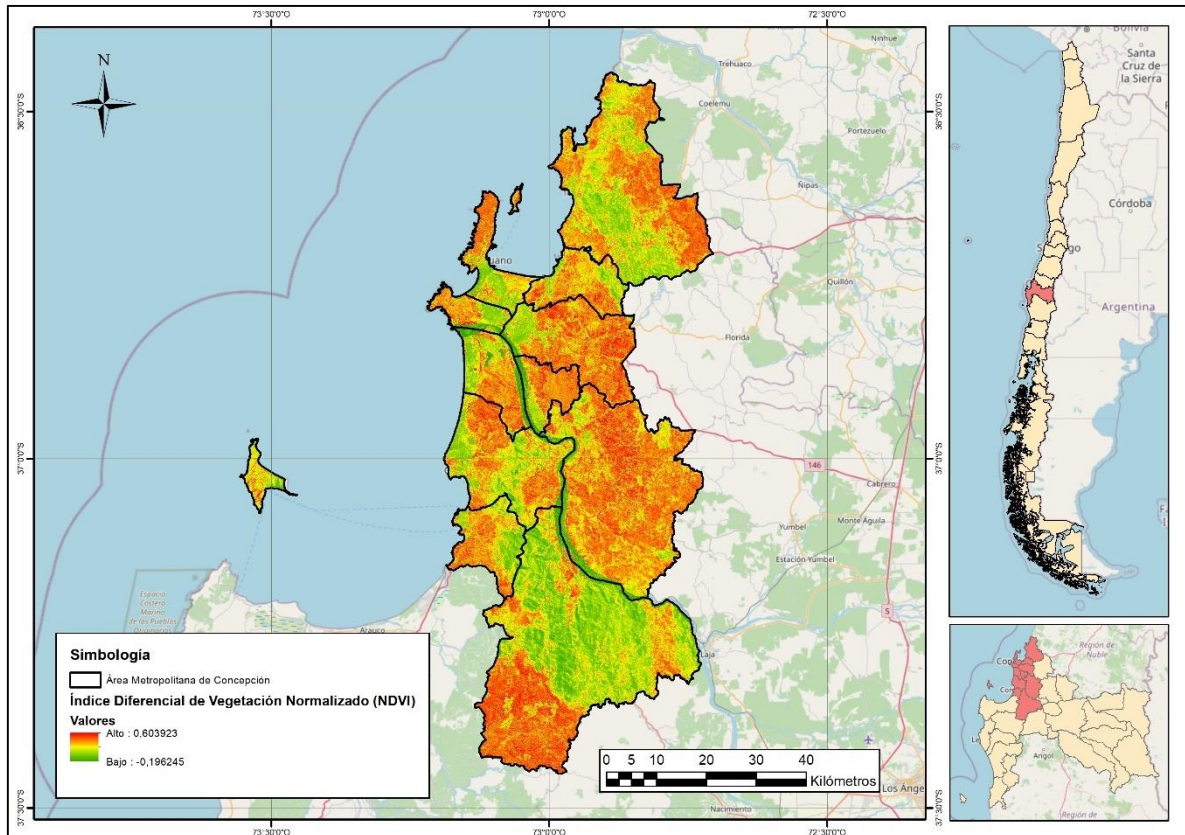
### *3.b.- Cobertura de Suelo*

Al igual que en la metodología de Etxeberría et al, 2002, se utilizaron imágenes Landsat 8, posterior a las correcciones aplicadas a las imágenes se realiza en el software ENVI la demarcación de ROI (Region of Interest, Región de Interés) la cual mediante puntos se entrena al SIG para asignar por cada cobertura de suelo un valor que permita la creación de un mapa de cobertura de suelo en el área de estudio, con el objetivo de obtener zonas con mayor potencial a la generación y propagación de incendios forestales. (Figura N5).

### *3.c.- Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (NDVI)*

El NDVI es una manera rápida y precisa para los análisis de la vegetación en una imagen en base a la firma reflectiva que va determinando la salud de la vegetación con valores que van en una escala de -1 a 1 (Cima Ruiz, 2021). Este índice obtiene valores mediante el cálculo de la radiación reflejada de dos longitudes de onda diferentes en el rango visible en la región roja del espectro de bandas e infrarrojo cercano.

**Figura N9: Mapa de Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (NDVI), Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

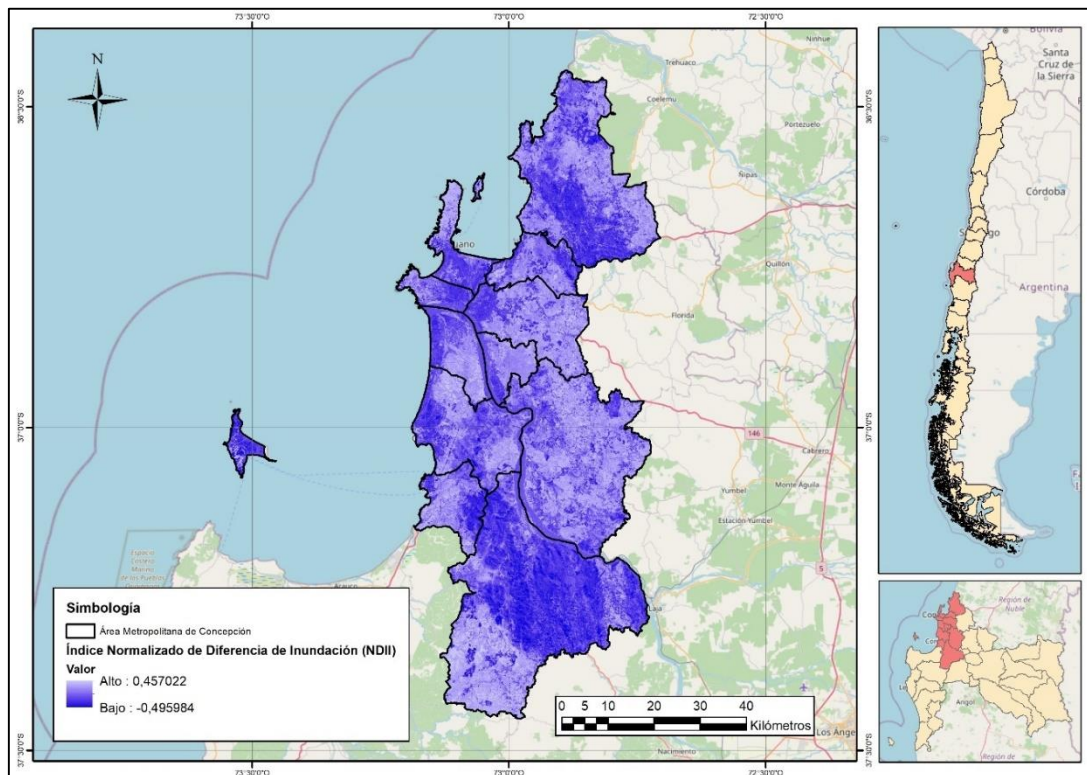
### 3.d.- Índice de Humedad de Diferencia Normalizada (NDII)

Como se menciona anteriormente respecto al NDII, Estivariz, 2017, señala que el índice también se maneja en valores entre -1 y 1, los cuales reflejan el contenido de agua de las cubiertas vegetales, siendo más sensible en comparación al NDVI, reflejando con mayor facilidad el estrés hídrico (Sriwogstanon, N. 2015). De igual manera, se utiliza en teledetección como método para evaluar la humedad del suelo



o detectar la disponibilidad de agua en el medio, destacando la cantidad de agua presente tanto en el suelo, como en la vegetación. Para ello, se ocupan dos bandas en longitudes de onda diferentes, esta vez en el rango del infrarrojo cercano y del infrarrojo medio del espectro.

**Figura N10: Mapa de Índice de Humedad de Diferencia Normalizada (NDII), Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.



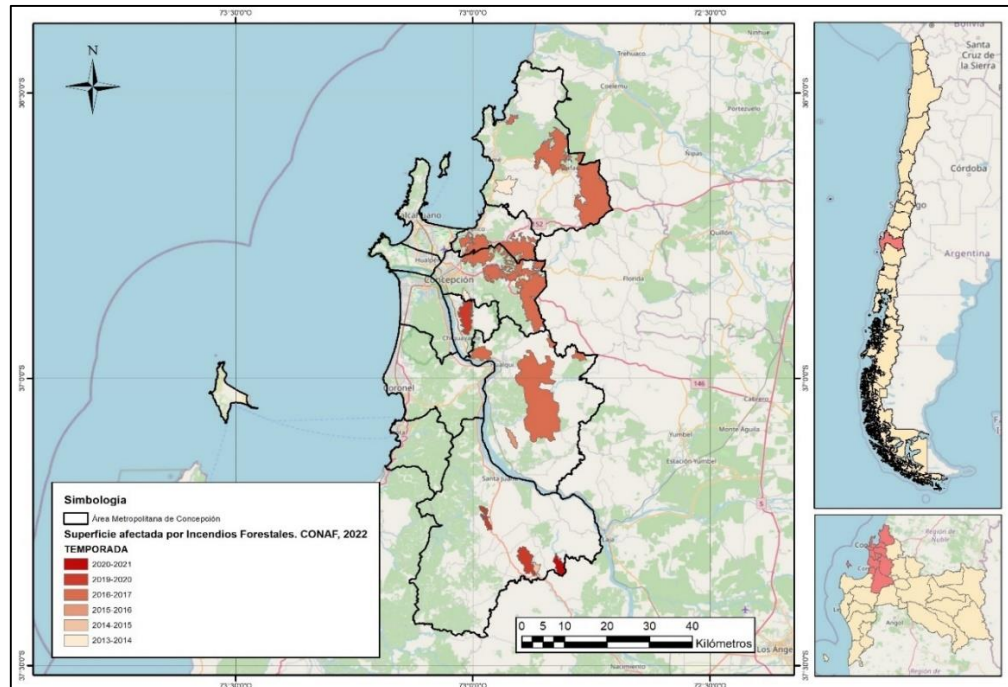
#### **4.- Revisión de Registros Históricos**

##### *4.a.- Ubicación de Incendios Forestales*

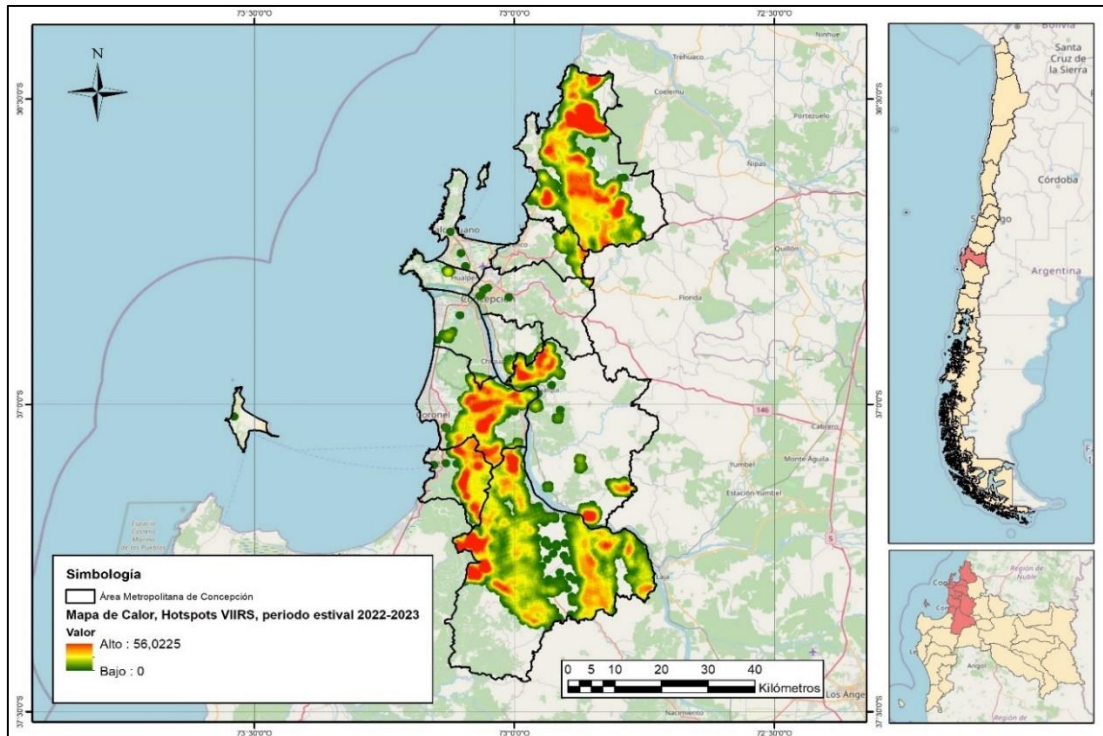
Respecto a esta variable, existen dos fuentes de información que cumplen roles similares. En primer lugar, se encuentra la información entregada desde la Corporación Nacional Forestal (CONAF), la cual en formato shape entrega la superficie afectada por los incendios forestales, desde el año 2012 hasta el 2023, siendo estos clasificados por temporada. En segundo lugar, la plataforma VIIRS que entrega datos desde sensores NASA/NOAA, entregan información en tiempo real (y permite mantener registros a diario) de hotspots, mediante la detección de zonas incendiadas con imágenes de resolución moderada espacial de 375\*375 m (MODIS).



**Figura N11: Mapas de Superficie afectada por Incendios Forestales, periodo 2013-2022.**



**Figura N12: Mapa de Índice de Densidad de Hotspots, Temporada 2022-2023, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con base a CONAF, 2013-2022; MODIS NASA, 2023.

Para este estudio, los archivos se combinaron de la siguiente manera: en primer lugar, se utilizó el raster de mapa de calor con los datos de hotspots recopilados por el MODIS VIIRS de la NASA, para el periodo estival 2022-2023, el cual se convirtió a formato vectorial. Posteriormente, los archivos .shp de incendios forestales a nivel nacional generados por CONAF se encuentran diferenciados por temporada mediante la fusión de datos. La integración resultante se transformó nuevamente a raster, asignando un valor de 1 a las zonas afectadas por incendios, y un valor de 0



a las no afectadas, creando así un raster binario (-1 0). Este raster binario es esencial como variable dependiente en la aplicación del algoritmo.

## **5.- Datos de Humedad**

### *5.a.- Índice de Estrés Hídrico (HSI/MSI)*

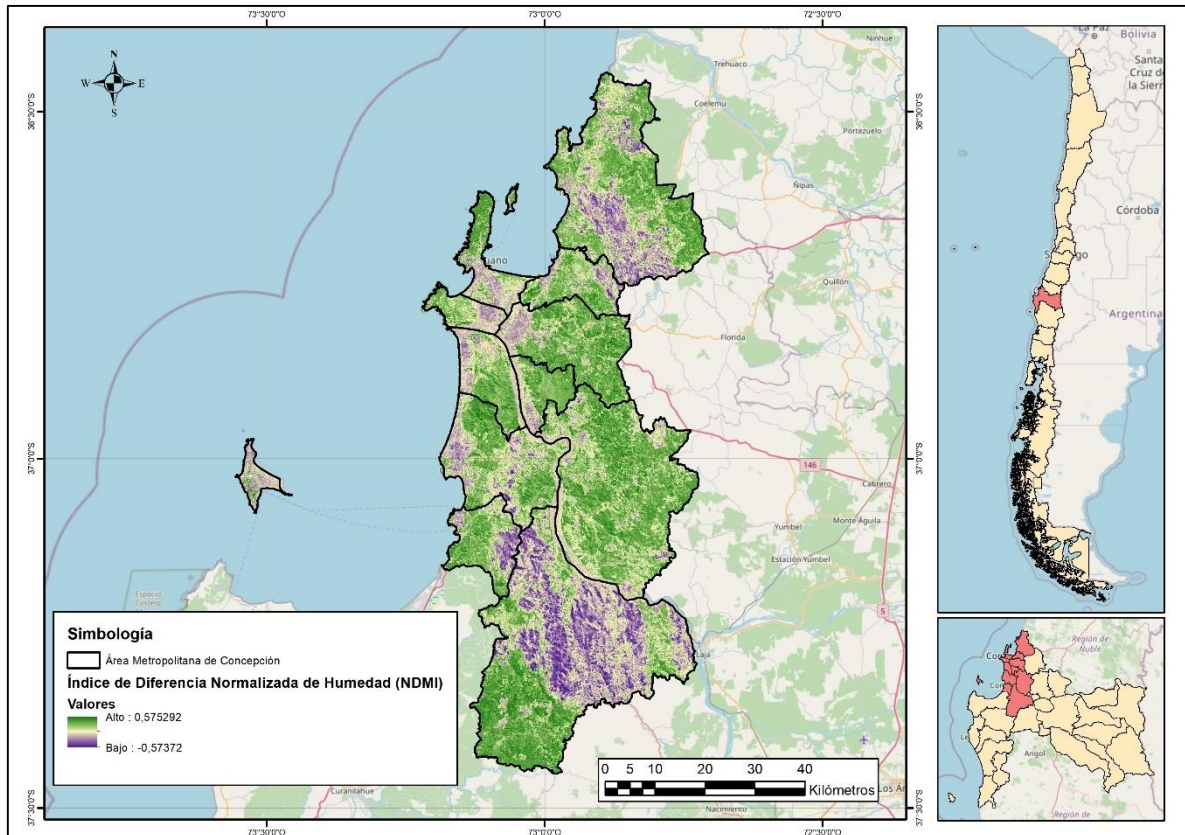
Tal cual como señala su nombre, este índice calcula el estrés hídrico que experimenta la vegetación en el área de estudio, se entiende como una medida de reflectancia que es sensible al aumentar el contenido del agua en la vegetación. También, el MSI tiene relación inversa con los otros índices de vegetación de agua, los valores más altos indican un mayor estrés hídrico y por lo tanto un menor contenido de agua (Villatoro, 2021).

### *5.b.- Índice de Diferencia Normalizada de Humedad (NDMI)*

Como señala (Mejía, 2020), el NDMI consiste en la detección de la sensibilidad de los niveles de humedad de la vegetación, utilizado frecuentemente en estudios que involucran sequías y combustibles en sectores susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales. El NDMI se calcula mediante el uso de las bandas del infrarrojo cercano, y los de onda corta infrarroja de las imágenes satelitales.



**Figura N13: Mapa de Índice de Diferencia Normalizada de Humedad (NDMI),  
Área Metropolitana de Concepción.**



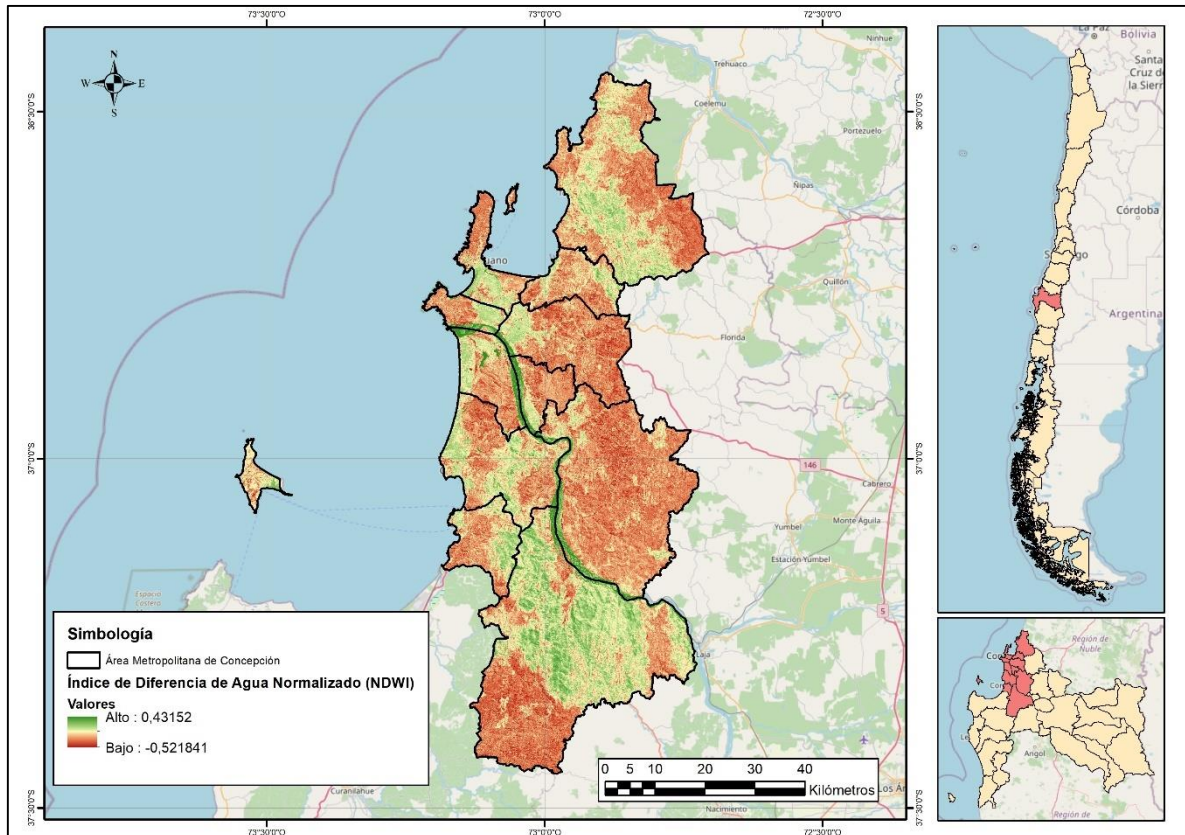
Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

### 5.c.- Índice de Diferencia de Agua Normalizado (NDWI)

Se entiende al NDWI como un índice utilizado para la medición de agua existente en la vegetación o el suelo, siendo utilizada como un método para determinar el nivel de saturación del suelo\_(Delpino Aguayo, Portillo Sosa, & Mora Stanley, 2018). Se calcula utilizando la reflectancia de dos bandas espectrales, una sensible al agua y la otra no.



**Figura N14: Mapa de Índice de Diferencia de Agua Normalizado (NDWI), Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

Utilizando estas variables, se pretende desarrollar un modelo predictivo para evaluar el riesgo de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción (AMC). Este enfoque combina métodos de análisis predictivo con técnicas estadísticas, con el objetivo de generar un avance significativo en el campo del aprendizaje automático aplicado a la geografía.



#### **4.c.3 Aplicación de método de análisis predictivo**

Para la aplicación de metodología y basados en lo señalado por (Jaque Castillo, Fernández, Fuentes Robles, & Ojeda, 2021), se decide crear un modelo de análisis predictivo mediante la creación de un algoritmo de aprendizaje supervisado, a la cual se le ingresan variables para ensamblar mediante clasificaciones y regresiones. Para efectos del estudio, se decidió utilizar Random Forest (bosque aleatorio) como algoritmo de aprendizaje, mediante la acumulación de variables predictoras, como también la variable imperante asociada a la existencia de incendios forestales al interior del área de estudio.

Como insumo, en cuanto a software, se utilizará ArcMap 10.8.1, y RStudio, en primer lugar, con el objetivo de familiarizar y entablar relaciones entre los datos a trabajar. Esto permite establecer las variables a utilizar aplicando filtros de por medio para determinar su importancia en el cálculo de la evaluación de amenaza de incendios forestales entre las variables predictoras como impulsoras.

Existe una amplia bibliografía que ampara el uso del algoritmo de Random Forest, ya que se le entiende como un algoritmo eficaz en la predicción de incendios forestales aplicado a los sistemas de información geográfica, entendiendo que aplica una adecuada aleatoriedad de clasificadores y regresores, como las correlaciones que genera justifican la fortaleza de trabajar con un algoritmo de este tipo. (Yarupaita Echevarría, 2021).



#### **4.c.4 Zonificación de Incendios Forestales en el AMC.**

Para efectos de la aplicación de modelo, se requiere identificar los puntos en los cuales, si ha existido ignición de incendios forestales, tanto con la información disponible desde CONAF, como desde los sensores del VIIRS, los cuales incluyen su nivel de confianza al interior de cada punto identificado. Estos puntos deben ser filtrados de acuerdo con su ubicación (puntos con mayor antigüedad pueden presentar incongruencias en su ubicación, generando puntos en zonas sin vegetación, cuerpos de agua e incluso en el Océano Pacífico).

Se recalca la importancia de realizar la limpieza de los datos en esta variable, debido a su condición de variable dependiente por su dependencia de las variables independientes consideradas a continuación.

Estos puntos de ignición fueron complementados con la superficie afectada por anteriores incendios forestales en el área de estudio, desde el año 2013 hasta el 2022, logrando estos datos unirse a los hotspots del periodo estival 2022-2023, logrando alcanzar la superficie afectada del AMC en los últimos 10 años desde el último megaincendio.

#### **4.c.5. Proceso de Identificación de Variables Predictivas.**

Según lo planteado por (Tong & Gernay, 2023) que resume variados estudios asociados al uso de Random Forest en la evaluación de incendios forestales, se determinan las variables predictivas en base a la disponibilidad de los datos



espaciales al momento de la generación del modelo, como su versatilidad para correlacionarse entre ellas.

Como se explicó con anterioridad, se consideran variables de tipo climáticos, topográficos, de vegetación / coberturas de suelo, registros históricos de ocurrencia de incendios forestales y datos de humedad mediante índices.

*a) Variables climáticas:*

La información trabajada desde estas variables posee temporalidades distintas unas de otras, para los datos asociados a Temperatura Máxima, se consideró el mes de Febrero de 2021, ya que posee los mayores números desde el producto grillado entregado desde CR2, al igual que los datos de Precipitación caída, considerado en periodo estival donde existe una baja cantidad de agua caída, favoreciendo el desarrollo de incendios forestales; a diferencia del dato mencionado con anterioridad, los datos con menor cantidad de agua caída se asocian al mes de Enero de 2021.

En cuanto a los datos de velocidad del viento, estos provienen desde WorldClim, los cuales considera datos de 30 años desde 1970-2000, entendiendo que una mayor velocidad del viento provoca un aumento en la probabilidad de desarrollar incendios forestales.

Todas las variables previamente mencionadas se encuentran disponibles en formato raster y son de libre acceso.



*b) Variables Topográficas.*

En cuanto a los datos topográficos, estos se obtienen en gran parte, desde el sensor Alos Palsar que genera un Modelo Digital de Terreno del año 2011 (MDE, DEM en inglés), lo que permite dilucidar las características del relieve del área de estudio. Por medio de este insumo, se obtienen los datos de altitud, pendiente, orientación e incluso insolación.

De igual manera, al igual que en los datos climáticos, la obtención del impacto de la radiación solar sobre la superficie se obtuvo desde WorldClim, con data de 1970-2000.

*c) Variables de Vegetación / Factor Humano*

En cuanto a estas variables, se consideró el NDVI, el cual proviene desde las imágenes satelitales Landsat 8, estas poseen una resolución espacial de 30m\*30m. En este sentido, se identifica la vegetación saludable y no saludable, siendo esta última la que posee mayor incidencia en la generación de incendios forestales.

Respecto al Medio Construido, se tomaron datos desde el Ministerio de Obras Públicas (MOP) con información de red vial, lo que entrega caminos, rutas, autopistas, entre otros. A su vez, el Ministerio de Energía entrega la información asociada a las líneas de transmisión del Sistema Interconectado Central. Estos archivos se encuentran en formato vectorial, los cuales deben ser integrados al AMC para posteriormente ser convertidos en raster, con el objetivo de estandarizar los datos espaciales.



Finalmente, respecto a la cobertura de suelo, se realizó mediante clasificación supervisada en ENVI Classic, donde se toman puntos de control identificados como Regiones de Interés (ROI), en los cuales permite al software realizar un aprendizaje de acuerdo con el valor arrojado por las bandas espectrales, en ella se obtienen 11 coberturas de suelo. Esta información posee una resolución espacial de 30m\*30m.

*d) Datos de Humedad*

En ella se utilizan de manera uniforme para todos los índices generados, las imágenes Landsat 8, en la cual se realiza la combinación de bandas espectrales mediante calculadora raster en ArcMap. Estos datos poseen una resolución espacial de 30m\*30m.

#### **4.c.6 Estandarización de datos espaciales.**

En este paso, se someten todos los datos considerados para el modelo a un proceso de estandarización con el objetivo de que sea viable su trabajo en RStudio. Para ello, se busca igualar entre todos los archivos raster tres cosas: En primer lugar, su resolución espacial; Con un resampleo de los datos se consigue que la resolución espacial de todos los rasters sea idéntica unas a otras. A escala del AMC, la pérdida de detalle desde 30 mts a 150 mts. no logra ser de gran impacto, y permite que los raster con grandes tamaños de celda como los que se obtienen desde el CR2 o WorldClim, puedan interpolar valores para evitar un quiebre drástico entre la resolución original de entrada, con la de salida.



Posteriormente, se somete a un corte conservando la extensión espacial del mosaico a rellenar. En este proceso, todos los rasters se someten al corte original del raster la cual tiene proyección WGS84 18S en UTM. Es imperativo realizar este proceso, ya que, RStudio suele presentar problemas cuando existen distintas extensiones de los raster.

#### **4.c.7. Análisis de Correlación de Pearson**

Una vez realizado el proceso anterior, con los rasters ingresados en RStudio, se realiza un cálculo mediante el coeficiente de correlación de Pearson, con el objetivo de incluir variables predictoras que posean extremas correlaciones, provocando que entre ellas sean repetitivas y puedan perjudicar al aprendizaje del algoritmo.

Este coeficiente de correlación de Pearson mide el grado de covariación entre distintas variables relacionadas linealmente, es de fácil ejecución e interpretación. Los valores del coeficiente de Pearson varían desde el -1 a 1, siendo los que poseen mayor cercanía a estos valores extremos los que se encuentran correlacionados. Para favorecer la aplicación del algoritmo, es necesario descartar las variables que se encuentran con altos niveles de correlación.

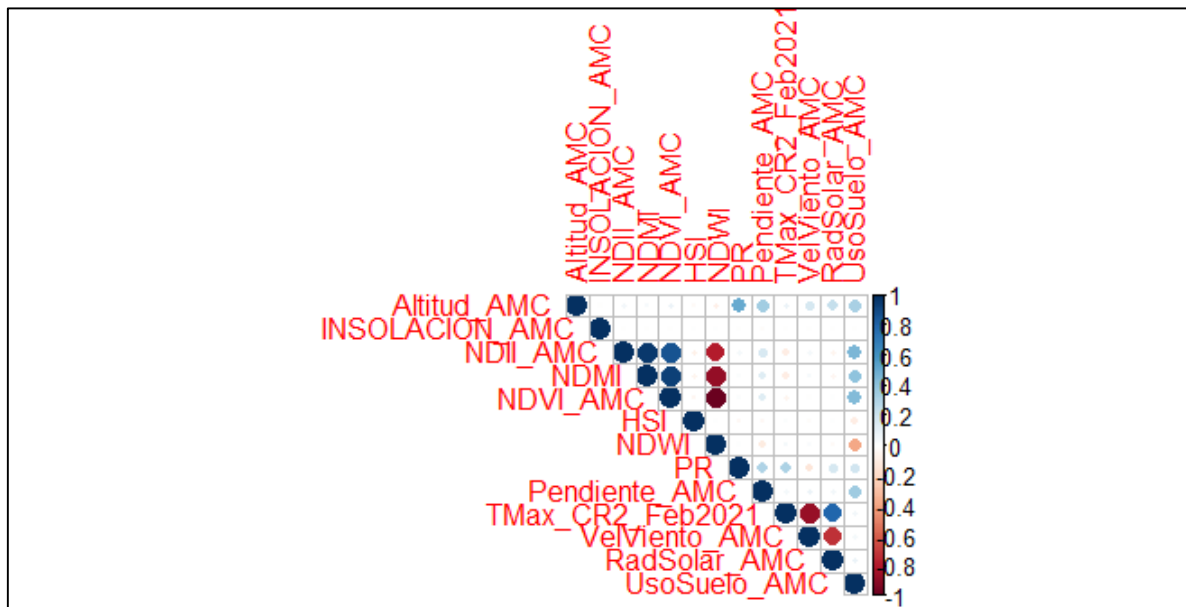
Este cálculo de correlación de Pearson revela que son eliminados por una alta correlación las variables de NDII, NDMI y NDVI. Las cuales el script en RStudio arroja lo siguiente:



```
"[1] "Variables eliminadas por alta correlación: NDMI y NDII_AMC con correlación de 0.964438751522994"  
[1] "Variables eliminadas por alta correlación: NDVI_AMC y NDMI con correlación de 0.931599542194348"  
[1] "Variables eliminadas por alta correlación: NDWI y NDVI_AMC con correlación de -0.982195528541485"
```

A su vez, se obtiene un gráfico que representa la correlación existente entre las variables ingresadas a RStudio.

**Figura N15: Visualización de Coeficiente de Correlación de Pearson en variables predictoras para el cálculo de amenaza de incendios forestales, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia.



#### **4.c.8. Resumen metodológico de aplicación Algoritmo Random**

##### **Forest**

Para trabajar en RStudio, se deben integrar librerías que permitan trabajar en el entorno, estas librerías permiten el trabajo con datos raster, hacer particiones de los datos espaciales, entrenar el modelo de Random Forest, generar la matriz de correlación para la selección de las variables predictoras, entre otras.

En orden cronológico, en primer lugar, se ingresan los datos raster desde un directorio específico posterior a la estandarización de los datos espaciales. En ella, se utiliza la función 'list.files', con el objetivo de obtener todos los archivos raster con extensión '.tif'. Por medio de la función 'raster' de la misma librería 'raster', se logran cargar los archivos.

Después, las capas de las variables consideradas como predictoras son ingresadas en un stack. Aquí se incluyen las variables de altitud, insolación, índices de humedad y vegetación, entre otros.

A su vez, se ingresa la variable dependiente o de respuesta, que son la superficie afectada por incendios forestales en el periodo 2013-2023 en el Área Metropolitana de Concepción.

Luego, se procede a crear una máscara que permita separar las celdas válidas de las que poseen valor NA y obstaculizan el desarrollo del script. La máscara se aplicó a cada capa para asegurar los datos válidos en cada una de ellas.



Posteriormente, el stack creado de las variables predictoras se convirtieron en un DataFrame, a ellas se les añade la variable de respuesta (superficie afectada por incendios forestales 2013-2023). Además, el uso de suelo se añade por separado, esto debido a que su potencial reclasificación no podrá hacerse en RStudio, por el tipo de datos que maneja, por ello, este se somete a un Reclassify en ArcMap.

Una vez todas las variables consideradas, se realiza una limpieza de datos para asegurar que estos sean completos. Con limpieza de datos, se refiere a la acción de eliminar las filas que contengan los valores NA, esto se realizó mediante la función 'na.omit'.

Una vez eliminados todos los NA, se procede a realizar el análisis de correlación, en la cual, todas las variables predictoras son sometidas; se utiliza la función 'cor'. Para la visualización de la matriz de correlación de Pearson, se utiliza la función 'corrplot', así se pueden identificar de manera visual las relaciones existentes entre las variables predictoras.

Finalizado el cálculo de correlación de Pearson, se procede a eliminar del algoritmo las variables altamente correlacionadas, las cuales poseen un valor absoluto por sobre el 0.9 – con un límite de 1 -. Se realiza este proceso para evitar problemas de multicolinealidad, que potencialmente puede afectar el rendimiento del algoritmo Random Forest. En ella, como se visualiza anteriormente, las variables eliminadas fueron impresas, con sus valores de correlación a manera de justificar su eliminación.



En la aplicación del algoritmo, se procede a realizar la división protocolar de los datos en conjuntos de entrenamiento, los cuales alcanzan el 80% de la totalidad de estos; y los datos de prueba, los cuales son cubiertos por el 20% restante. Esto se realiza mediante la función 'createDataPartition' que forma parte de la librería 'caret'. Esta división se realiza siempre en modelos estadísticos de aprendizaje automatizado, y permite que este mismo modelo pueda ser evaluado adecuadamente en un conjunto de datos no visible en el entrenamiento.

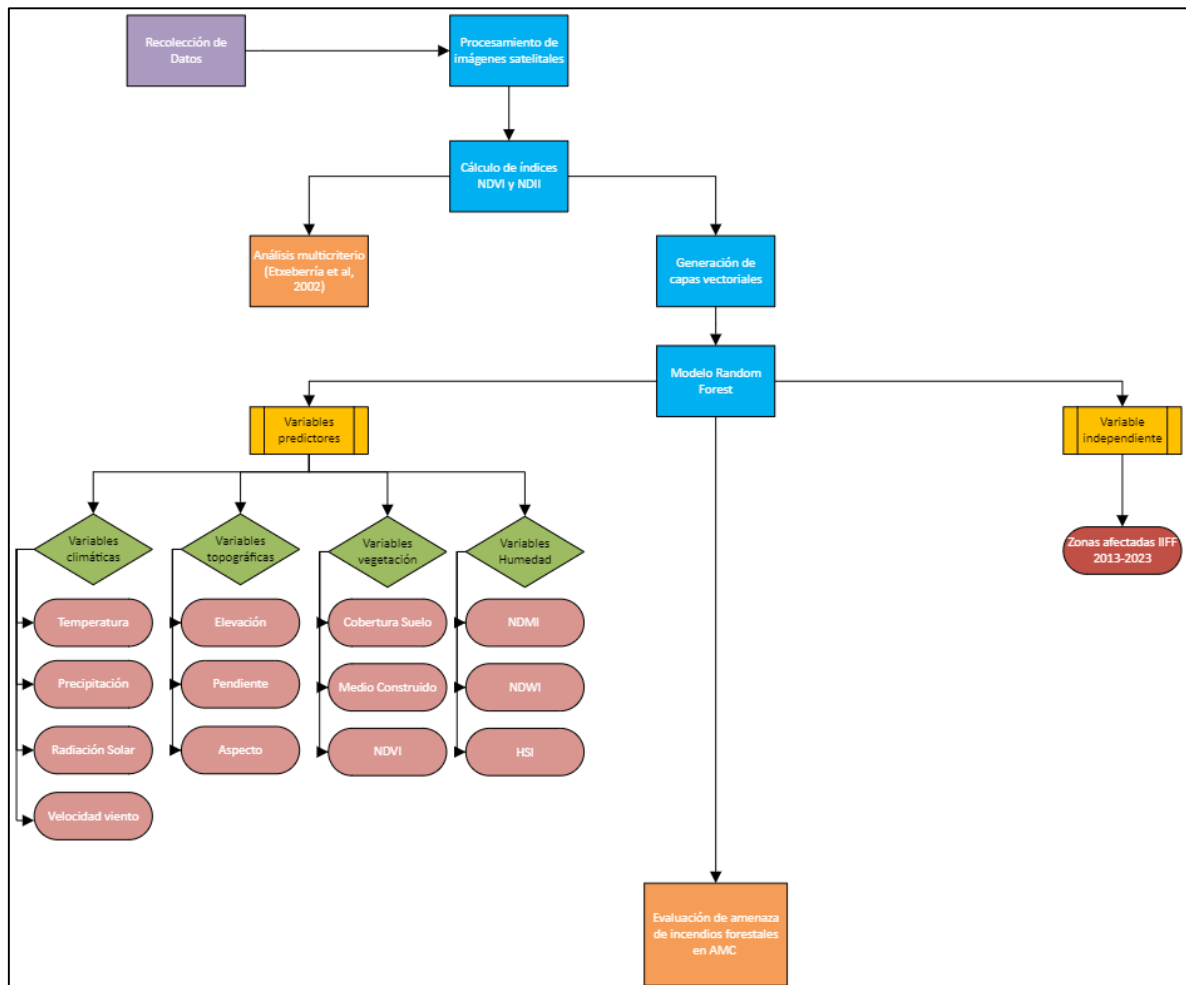
Una vez realizado la división de los datos espaciales, se define la función que permite a estos datos para entrenar y evaluar un modelo de Random Forest, de cada variable predictora individualmente; de igual manera, esta función permite la reclasificación de los datos en una escala de 1 a 5, y permite guardar resultados en un nuevo raster.

Así, se aplica el modelo de Random Forest a cada uno de las variables predictoras, guardando cada raster de manera separada. En esta etapa es donde se ingresa la variable de Uso de Suelo, la cual fue reclasificada en ArcMap por separado.

Nuevamente se genera un 'RasterStack', posteriormente el modelo crea una suma ponderada de los rasters (asumiendo pesos iguales para cada una de estas), utilizando la función 'calc'. Finalmente, el producto del script se exporta como archivo GeoTIFF, para su análisis y visualización.



## Diagrama N1: Resumen Metodológico



Fuente: Elaboración propia.



## 5. Resultados

### 5.1 Modelo de Etxeberría et al, 2002.

#### 5.1.1 Variables Naturales

##### 5.1.1.1. Inflamabilidad

Como se visualiza en la siguiente cartografía, el producto y reclasificación de los índices NDVI y NDII ha arrojado una tendencia de mayor inflamabilidad principalmente en zonas no afectadas por el megaincendio del año 2023, las cuales en gran parte presentan una vegetación saludable respecto a las áreas quemadas que hacen compleja un desarrollo de incendio debido al leve o nulo desarrollo de vegetación.

Estos índices pasaron por un proceso de reclasificación en base a sus valores entre -1 y 1. Esta reclasificación diferenció tres niveles de peligro: bajo, medio y alto; en este sentido, para generar esta reclasificación, se consideró el método de Natural Breaks que ArcMap entrega.

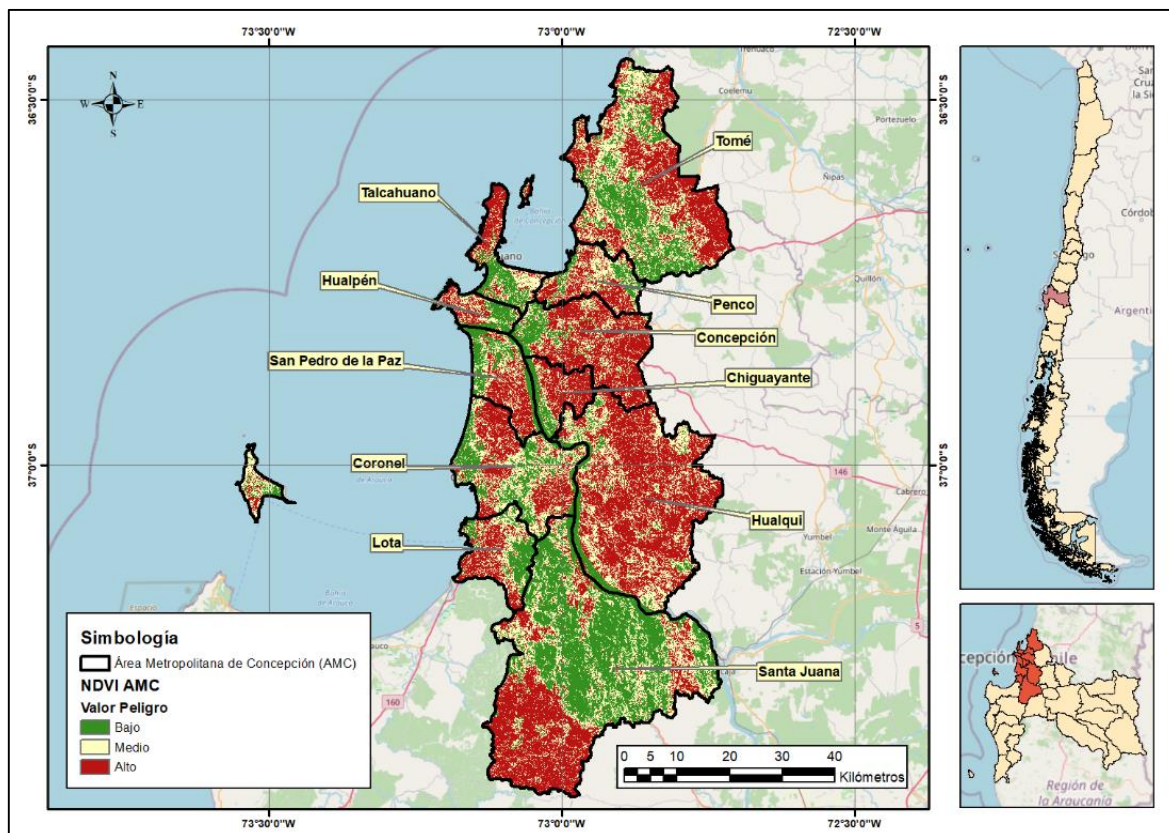
**Tabla N1 y 2: Valoración del peligro de incendios forestales en índices NDVI y NDII**

| Valor NDVI                 | Valor Peligro | Valor NDII                 | Valor Peligro |
|----------------------------|---------------|----------------------------|---------------|
| -0,196245015 - 0,120684381 | Bajo          | -0,495983541 - 0,008548652 | Bajo          |
| 0,120684381 - 0,258752632  | Medio         | 0,008548652 - 0,150565122  | Medio         |
| 0,258752632 - 0,603923261  | Alto          | 0,150565122 - 0,457021713  | Alto          |

Fuente: Elaboración Propia.



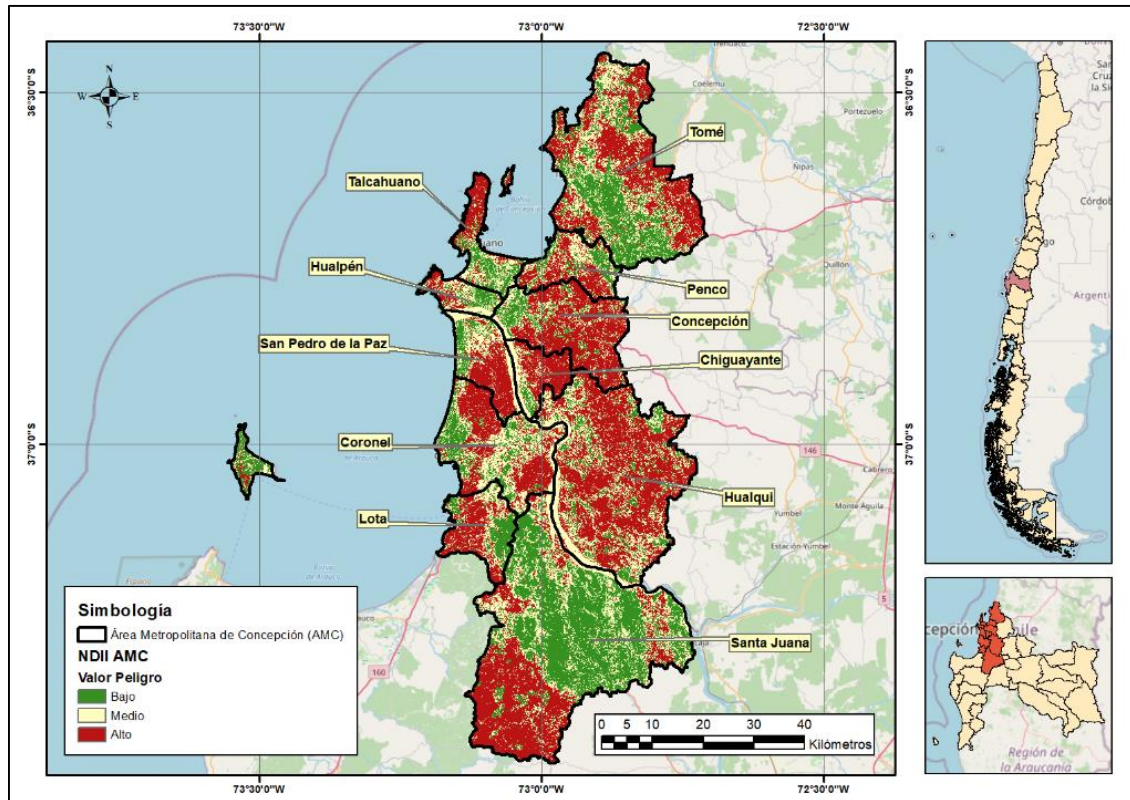
**Figura N16: Mapa reclasificado, variable NDVI, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.



**Figura N17: Mapa reclasificado, variable NDII, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

En este sentido, se genera el producto de la multiplicación de ambos índices reclasificados, esto genera un mapa con valores entre 1 y 9, lo que posteriormente debe ser reclasificado para obtener tres niveles de potencial peligro ante incendios forestales, esta tabla se muestra a continuación.



**Tabla 3: Matriz de reclasificación de variable inflamabilidad.**

|                                                                    | Valores de peligro NDII |   |   |
|--------------------------------------------------------------------|-------------------------|---|---|
| Valores de peligro NDVI                                            | 1                       | 2 | 3 |
| 1                                                                  | 1                       | 2 | 3 |
| 2                                                                  | 2                       | 4 | 6 |
| 3                                                                  | 3                       | 6 | 9 |
| Nivel de inflamabilidad: Alta (6 – 9), Media (3 – 4), Baja (1 – 2) |                         |   |   |

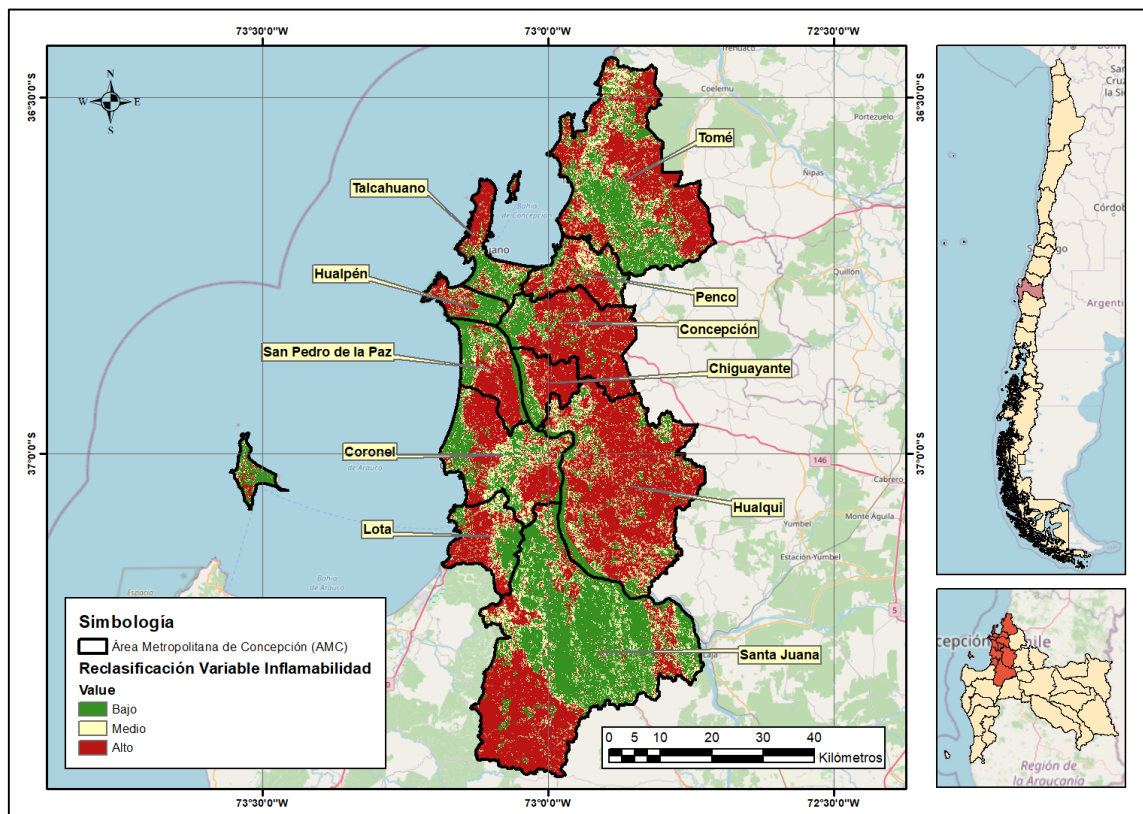
Fuente: Elaboración Propia

De igual forma, esta variable no distingue en gran medida el tipo de vegetación, más sí su estado de salud y considera a la vegetación saludable como potencialmente peligrosa para el desarrollo de incendios forestales. Esta superficie es catalogada como “alto” para efectos de la ecuación final, la cual alcanza un 49.29% de la superficie del Área Metropolitana de Concepción, destacando en gran parte las comunas de Concepción y Hualqui por la superficie ponderada como de alta inflamabilidad. En cuanto al nivel medio de inflamabilidad, destacan más como una especie de interfaz entre los niveles altos y bajos, destacando su mayor superficie en comunas afectadas por el megaincendio 2023 como Tomé y Coronel y esta alcanza un 16.93% de la superficie del AMC; para finalizar, las zonas que se encuentran catalogadas como de baja inflamabilidad son zonas principalmente urbanas escasas de vegetación, cuerpos de agua/ríos (destacando el río Biobío) y



las áreas anteriormente afectadas por el megaincendio estival 2023, alcanzando un 33.77% de la superficie del área de estudio.

**Figura N18: Mapa Reclasificado, variable de inflamabilidad, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia

#### 5.1.1.2. Insolación

Respecto a la insolación, existe una clara tendencia en toda el Área Metropolitana de Concepción a presentar niveles medios de tal variable en una distribución prácticamente uniforme distinguida en la cartografía. A diferencia de, por ejemplo,



la inflamabilidad, esta no representa patrones espaciales asociados al contexto reciente de incendios forestales a nivel local, basado en que sus variables de origen son de tipo topográficas e independiente del estado del suelo como tal.

El producto de la ecuación, se le aplicará una reclasificación para determinar sus niveles de peligro de incendio forestal.

**Tabla 4: Matriz de reclasificación de variable insolación.**

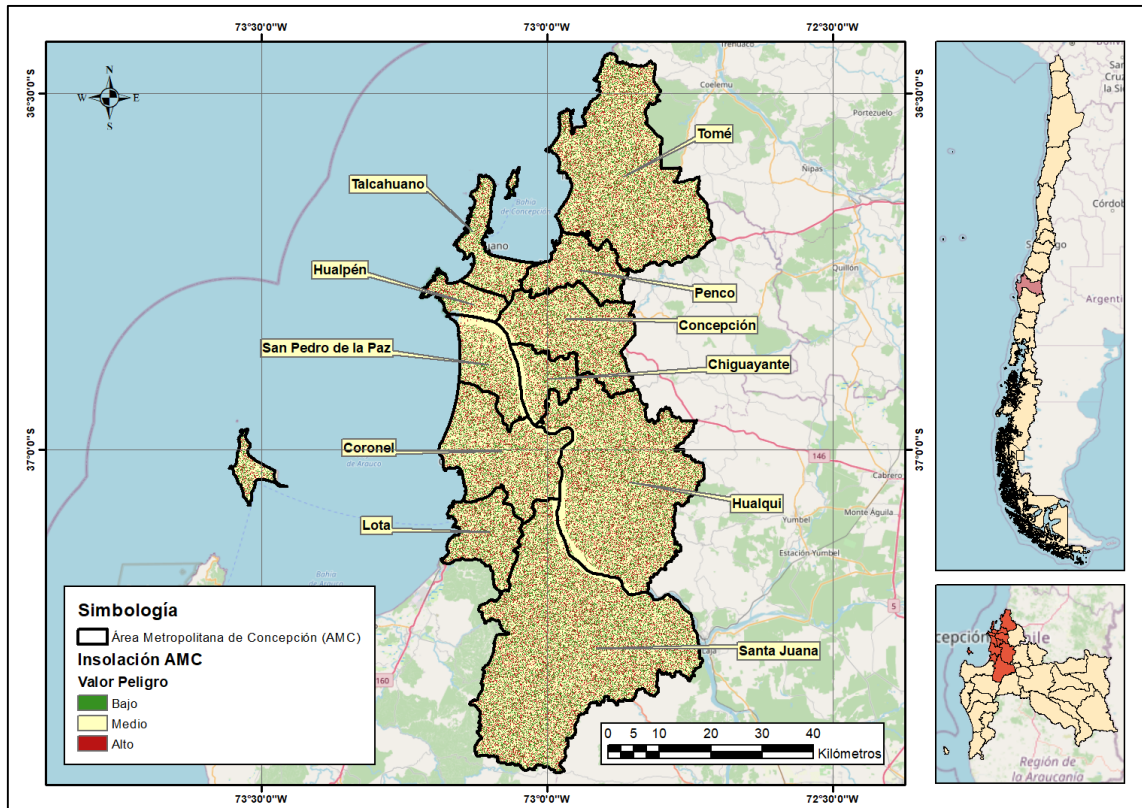
| Valor de insolación | Escala de peligro | Nivel |
|---------------------|-------------------|-------|
| < - 0,46            | 1                 | Bajo  |
| -0,46 a 0,49        | 2                 | Medio |
| > 0,49              | 3                 | Alto  |

Fuente: Elaboración Propia

Por ello, en cuanto al nivel de peligrosidad por insolación, el nivel más crítico alcanza un 18.06% de la superficie del Área Metropolitana de Concepción; en contra parte, la superficie con niveles medios de insolación cubren un 62.26% del área de estudio; finalizando, los niveles bajos de insolación en el AMC cubren el 19.67% del total de la superficie.



**Figura N19: Mapa Reclasificado, variable de insolación, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia

#### 5.1.1.3. *Altitud*

Al igual que en la insolación, esta variable responde a un patrón topográfico, sin embargo, sin involucrar funciones trigonométricas de por medio, reflejando una simplificación de la zonificación de peligrosidad basados simplemente en los metros sobre el nivel del mar en el cual se encuentra el terreno.



Por ello, las zonas cubiertas por la Cordillera de la Costa presentan un mayor nivel de peligrosidad respecto a las planicies litorales en las cuales se constituyen principalmente los núcleos urbanos, como también las vías principales que conectan estos núcleos urbanos; esto se complementa de igual forma con el distinguible cauce del río Biobío.

Los datos se someten a reclasificación, con el objetivo de estandarizar la información geoespacial, determinando su nivel de potencial peligro de incendios forestales bajo los siguientes parámetros:

**Tabla 5: Matriz de reclasificación de variable altitud.**

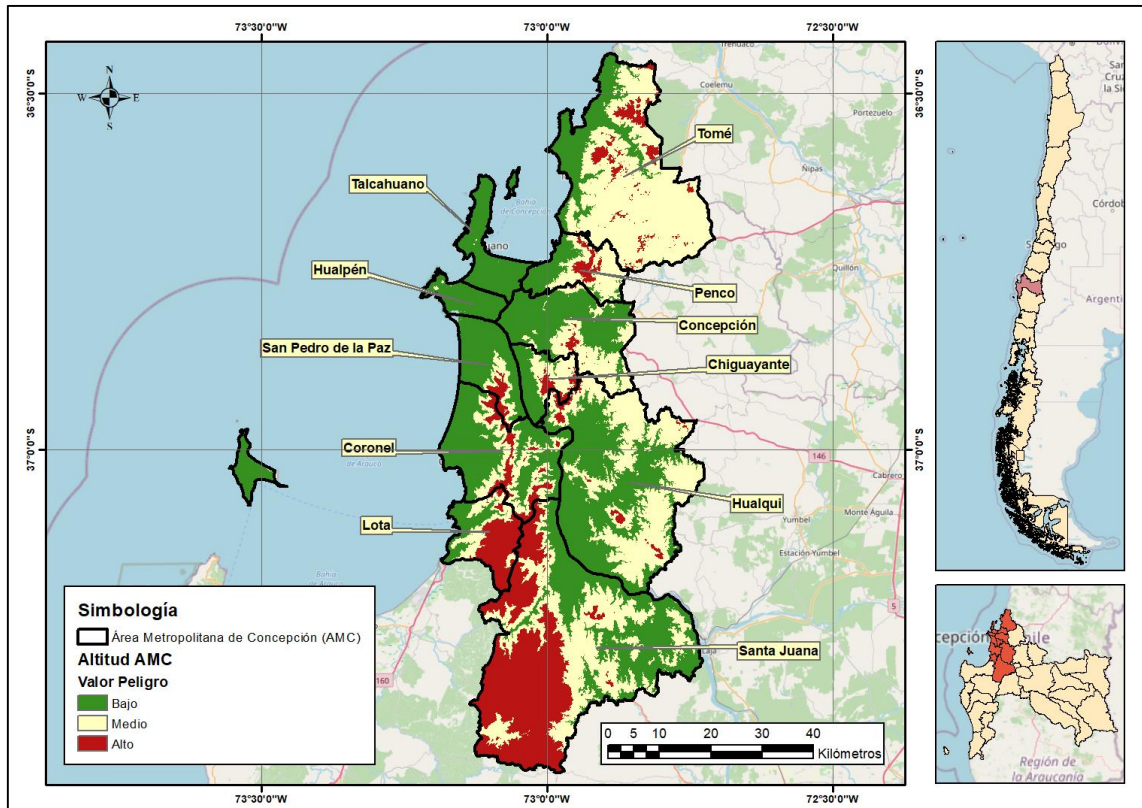
| Valor de altitud<br>(mts) | Escala de<br>peligro | Nivel |
|---------------------------|----------------------|-------|
| 0-175                     | 1                    | Bajo  |
| 176-325                   | 2                    | Medio |
| +325                      | 3                    | Alto  |

Fuente: Elaboración Propia

En cuanto a la distribución de los niveles de peligrosidad por elevación, el 44.70% de la superficie del Área Metropolitana de Concepción se encuentra en niveles bajos; por otra parte, un 38.56% de la superficie del área de estudio alcanza niveles medios de peligrosidad de incendios forestales por elevación; finalmente, un 16.72% del área de estudio alcanza un alto nivel de peligrosidad.



**Figura N20: Mapa Reclasificado, variable de elevación, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



6 Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.

### 6.1.1 Variables Antrópicas

#### 5.1.2.1. Medio Construido

Respecto al medio construido, se definen principalmente en base a las líneas que representan los caminos para vehículos motorizados, ferrocarriles y sumado a las líneas de transmisión del Sistema Interconectado Central. Esto explica las formas que poseen los distintos niveles de peligrosidad al interior del área de estudio



Posterior a la creación del área de influencia, se determina el nivel potencial de peligro para cada una de esta infraestructura, constituyéndose la siguiente matriz:

**Tabla 6: Matriz de reclasificación de variable medio construido.**

| Infraestructura        | Área Influencia<br>(mts) | Nivel |
|------------------------|--------------------------|-------|
| Carreteras             | 300                      | Alto  |
| Ferrocarriles          | 300                      | Alto  |
| Líneas Alta<br>Tensión | 500                      | Alto  |
| Caminos                | 200                      | Medio |

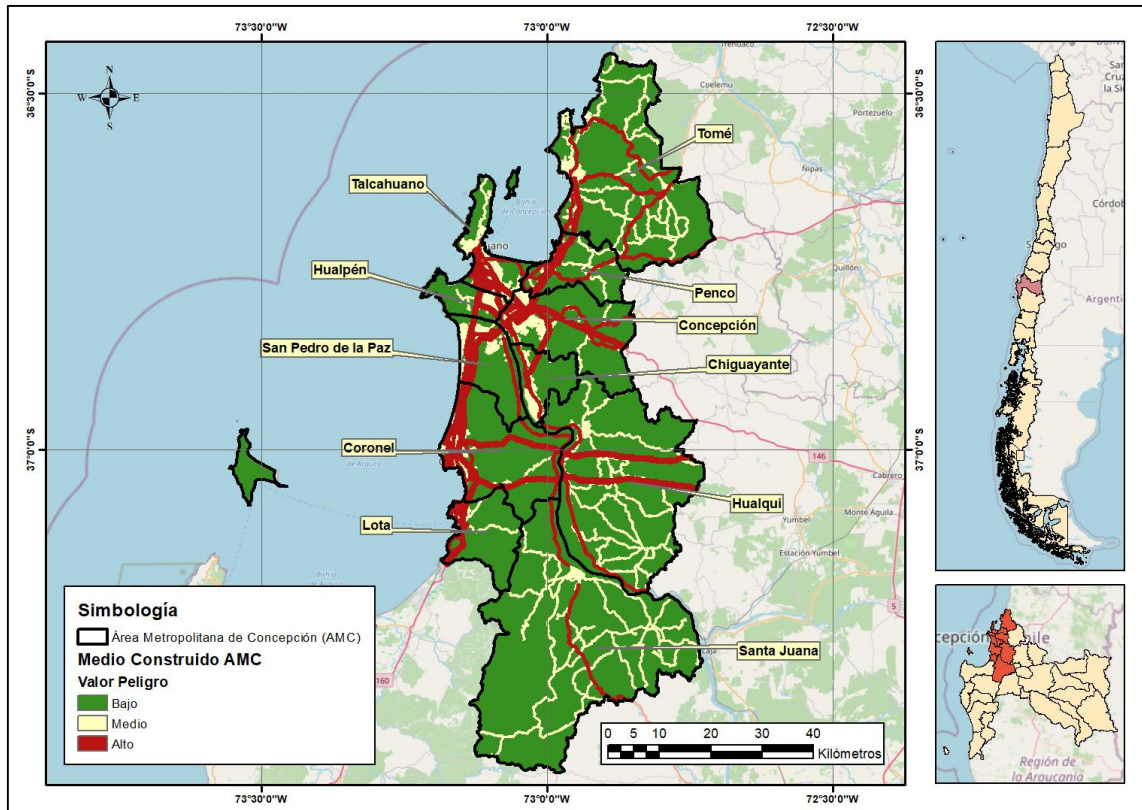
Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, todos los archivos vectoriales se transforman a raster para poder incluirlos en la ecuación final. La superficie sin ningún tipo de infraestructura posee valor 1 (bajo).

En este sentido, existe un evidente predominio de la baja peligrosidad del medio construido, alcanzando un 71.80% del total del Área Metropolitana de Concepción; por otra parte, los niveles medios que son básicamente caminos y calles de tamaño mediano a pequeño cubren un 12.92% del área de estudio; y para finalizar, las zonas con alto nivel de peligrosidad, reflejadas principalmente por autopistas/carreteras y líneas de alta tensión alcanzan un 15.26% del área del Área Metropolitana de Concepción.



**Figura N21: Mapa Reclasificado, variable de medio construido, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia

#### 5.1.2.2. Cobertura de Suelo

Respecto a la Cobertura de suelo, se contempló la posibilidad de ignición de incendio en una zona afectada con anterioridad, por ello, las áreas afectadas por megaincendios alcanzan un nivel medio de peligrosidad por incendios forestales, entendiendo que el mapa de cobertura posee una data del periodo estival 2022-2023 se asume a modo de proyección una corta periodicidad de incendios incluso



sobre las mismas zonas, asignando un valor “medio” para contrastarlo con planaciones exóticas no afectadas por estos eventos.

Al igual que todas las variables, es imperativa la reclasificación con el objetivo de estandarizar información para la ecuación final. Para ello, de estas once coberturas de suelo, se deben reducir a tres niveles de potencial peligro de incendio forestal.

**Tabla 7: Matriz de reclasificación de variable medio construido.**

| Coberturas de Suelo       | Ponderación de Peligro | Nivel |
|---------------------------|------------------------|-------|
| Agrícola                  | 1                      | Bajo  |
| Cuerpos de Agua           | 1                      | Bajo  |
| Humedales                 | 1                      | Bajo  |
| Ríos                      | 1                      | Bajo  |
| Suelos Desnudos (Arenas)  | 1                      | Bajo  |
| Suelos Desnudos (Tierras) | 1                      | Bajo  |
| Áreas Urbanas             | 1                      | Bajo  |
| Bosque Nativo             | 2                      | Medio |
| Áreas Quemadas            | 2                      | Medio |
| Plantaciones Exóticas     | 3                      | Alto  |
| Matorrales                | 3                      | Alto  |

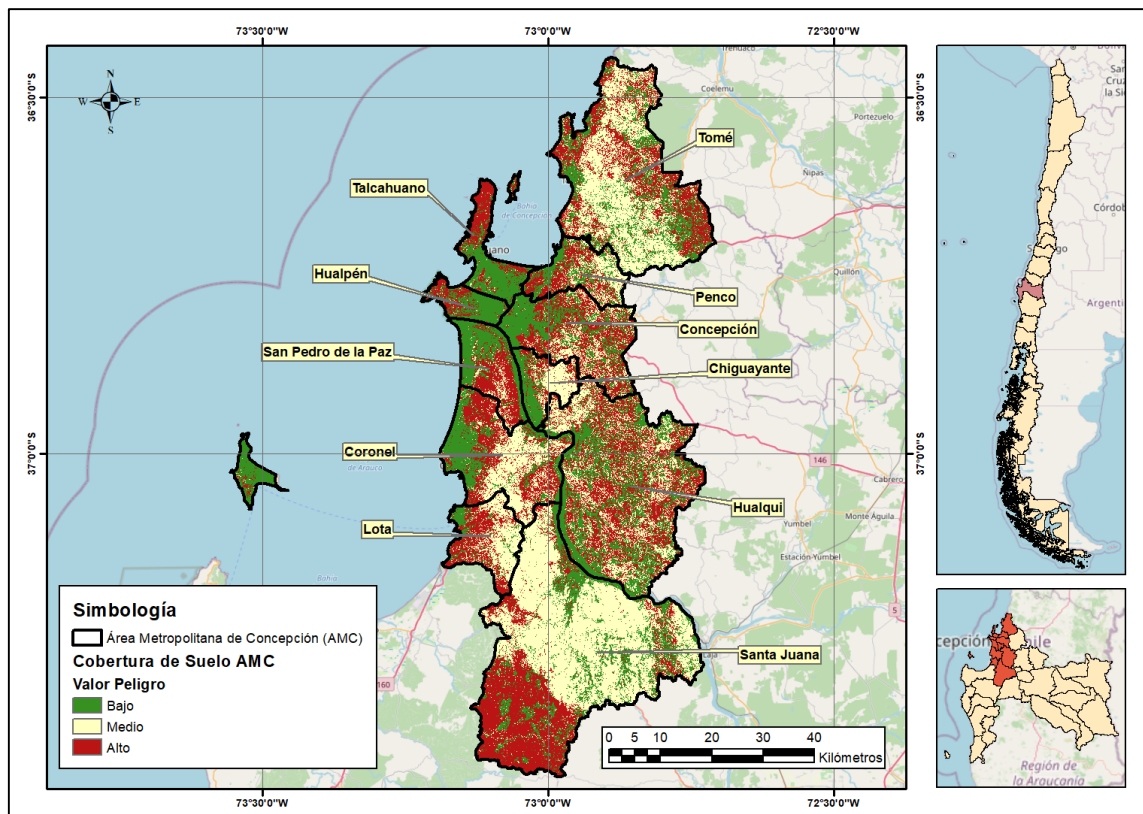
Fuente: Elaboración Propia

En cuanto a la distribución de la superficie, se presenta una especie de paridad entre los tres niveles de peligrosidad. En este sentido, un 30.66% del Área Metropolitana de Concepción se encuentra en un nivel bajo de peligrosidad; el nivel



medio presenta un 35.98% siendo el nivel predominante en el área de estudio; para finalizar, el nivel alto de peligrosidad cubre el 33.34% de la superficie del área de estudio.

**Figura N22: Mapa Reclasificado, variable de cobertura de suelo, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



7 Fuente: Elaboración propia, con base a imágenes satelitales Landsat 8, 2023.



**7.1.1 Resultado Mapa de Amenaza: Modelo de Etxeberría et al, 2002.**

Respecto a la zonificación del mapa final según el modelo de Etxeberría et al, 2002. Se refleja una distribución que favorece los niveles de peligrosidad en zonas no afectadas por el megaincendio 2023, como también una fuerte tendencia hacia áreas construidas que se visualizan sobre todo en líneas horizontales sobre las comunas de Concepción y Hualqui principalmente.

Al ingresar todas las variables a la ecuación, se generan una cartografía que entrega valores de 3 a 26 en el cual, el 3 refleja menor peligro de incendio y el 26 un mayor peligro de incendio.

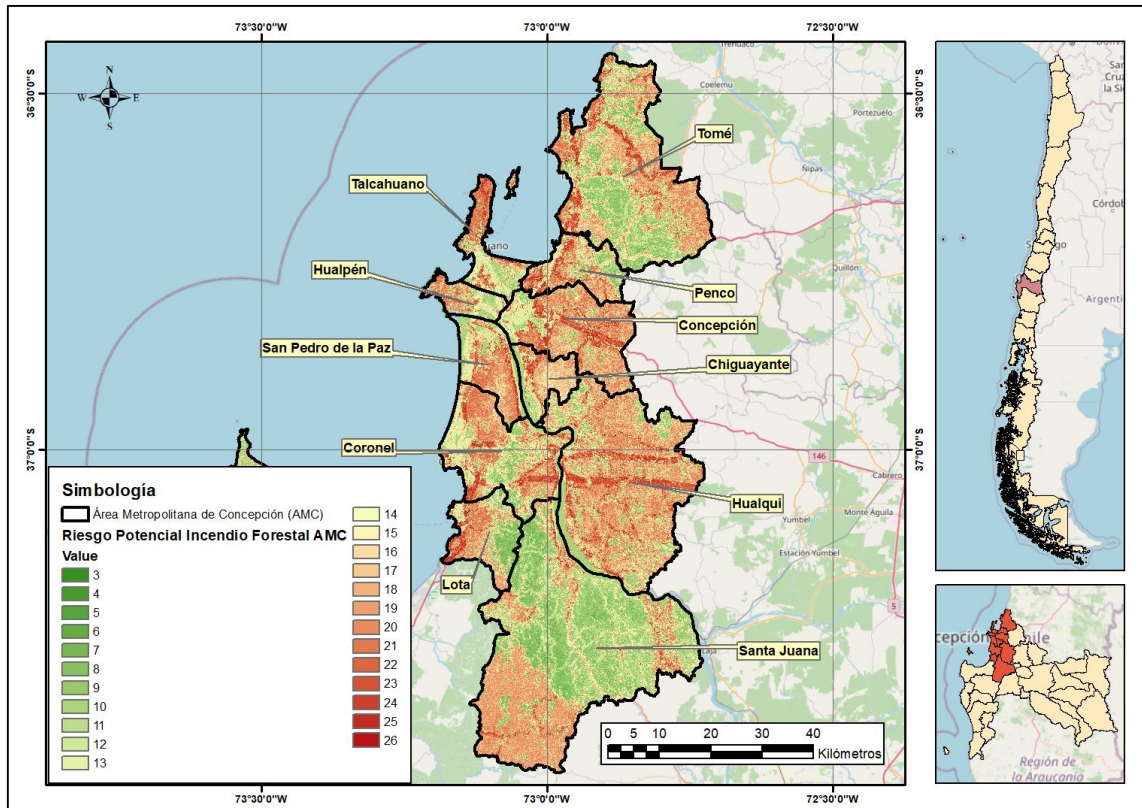
**Tabla 8: Matriz de reclasificación de riesgo de incendio forestal según modelo de Etxeberría et al, 2002.**

| Valores cálculo<br>Etxeberría et al, 2002. | Escala de<br>peligro | Nivel |
|--------------------------------------------|----------------------|-------|
| 3 – 12                                     | 1                    | Bajo  |
| 12 – 18                                    | 2                    | Medio |
| 18 – 26                                    | 3                    | Alto  |

Fuente: Elaboración Propia



**Figura N23: Mapa de Riesgo por Incendio Forestal, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia

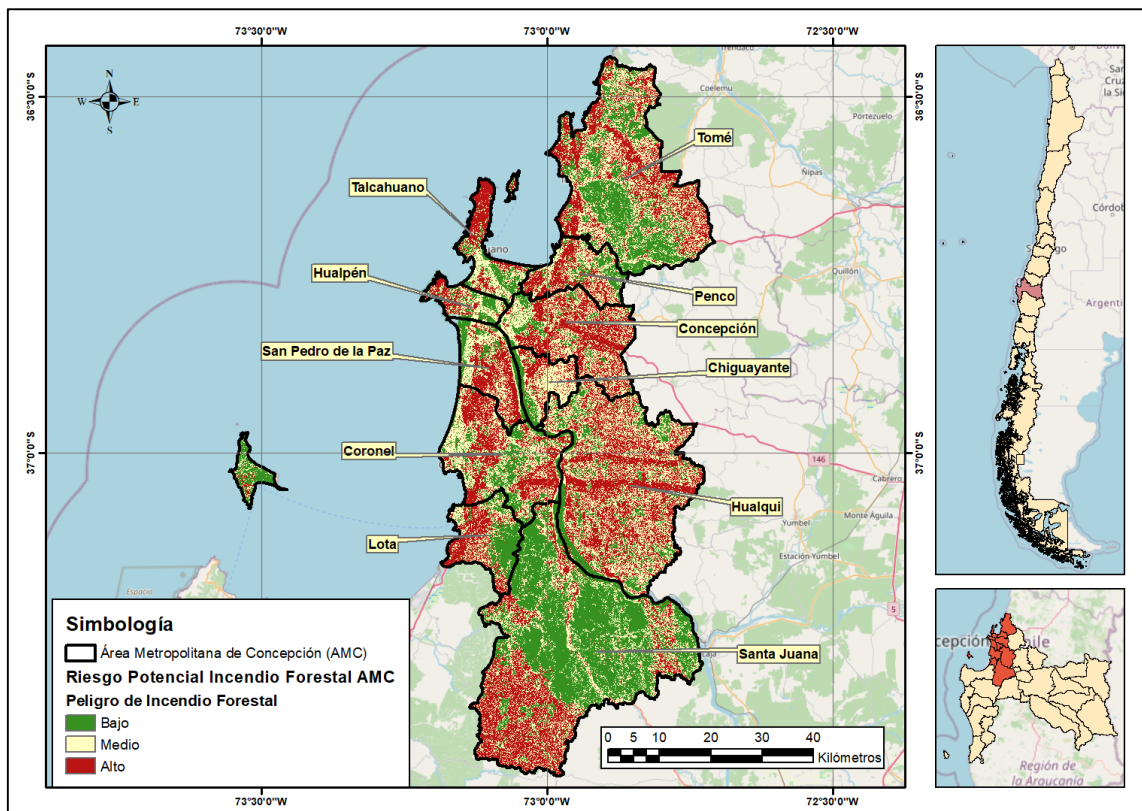
Este resultado para efectos del estudio deberá pasar por una reclasificación, ocupando el método de Natural Breaks que ofrece ArcMap 10.8.

El nivel bajo de peligrosidad el cual mayoritariamente se encuentra en las comunas de Santa Juana y Tomé, acompañado de cuerpos de agua y zonas urbanas alcanza una superficie del 31.30% del Área Metropolitana de Concepción; respecto al nivel medio, este alcanza una superficie del 33.88% del área de estudio; finalmente, las



áreas que poseen una mayor peligrosidad de sufrir incendios forestales según el modelo de Etxeberria et al, 2002, cubren un 34.80% de la superficie total del AMC.

**Figura N24: Mapa Reclasificado, Riesgo de Incendio forestal según modelo de Etxeberria et al, 2002, Área Metropolitana de Concepción (AMC).**



Fuente: Elaboración Propia

## 5.2. Modelo automatizado: Random Forest

El resultado exportado desde RStudio, entrega un raster con valores de 1 a 12, siendo este último valor anómalos identificados, esto debido a su baja cantidad en



contraste con la totalidad del área de estudio. Por lo cual, se somete el raster obtenido a una reclasificación, donde el valor 12 se considera como NoData, y separándolos de los valores existentes de 1 a 5 para analizar la potencial amenaza de incendio forestal en el Área Metropolitana de Concepción (AMC).

En ella, solo un 3.38% de la superficie del área de estudio alcanza niveles muy bajos de amenaza de incendios forestales. Como se puede visualizar en el mapa, gran parte de esa ponderación se encuentra ubicada al interior del río Biobío, donde es improbable la gestación de estos eventos.

Posteriormente, un 20.15% de la superficie del AMC se encuentra categorizada como nivel bajo de amenaza de incendio forestal. Según lo observado en la cartografía, se encuentra asociado a zonas urbanas donde existe una vegetación escasa.

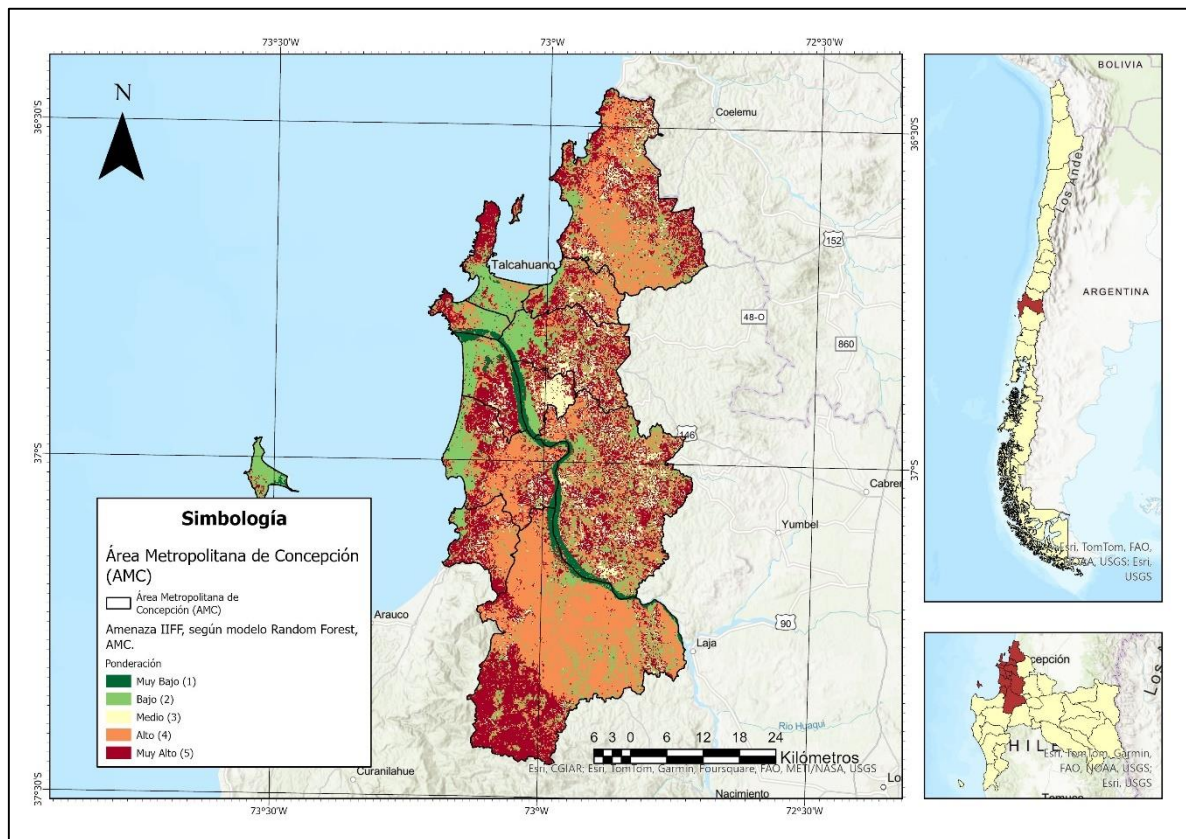
Respecto al nivel medio de amenaza de incendios forestales en el AMC, estas solo alcanzan un 8.95% de la superficie del área de estudio. En ella destacan principalmente lo que corresponde al Parque Nacional Nonguén, debido a su tipo de vegetación puede considerarse menos combustible para procesos de ignición de incendios forestales en el área de estudio.

De igual manera, los niveles altos de amenaza de incendio forestal en el AMC, alcanzan una superficie de 36.94%, siendo esta la ponderación predominante que arroja el algoritmo. En gran parte destacan las zonas ya afectadas por incendios forestales, sobre todo las del megaincendio ocurrido en Febrero del 2023.



Finalmente, la superficie catalogada con niveles muy altos de amenaza de incendio forestal alcanza un 30.55%, es la superficie que posee vegetación desarrollada, pero de tipo exótica principalmente y difiere de las zonas ya quemadas con anterioridad.

**Figura N25: Mapa de Amenaza de Incendios Forestales según modelo Random Forest, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración Propia



#### **5.4 Análisis comparativo entre ambos modelos.**

En primer lugar, desde una perspectiva metodológica el modelo de Etxeberría et al, 2002 es un análisis multicriterio, con variables predictoras y ponderaciones ya definidas por los autores, con el objetivo de evaluar el riesgo de incendios forestales. En contraste, el modelo de Random Forest se presenta como un modelo automatizado, en el cual se considera una gran cantidad de variables predictoras para evaluar la potencial amenaza de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción, este tipo de modelo considera relaciones no lineales, y posee mayor adaptabilidad al poder incluir una mayor cantidad de variables y poder manejar grandes volúmenes de información. Por ello, se añaden a la ecuación de este último modelo, datos asociados a humedad y vegetación.

Para facilitar el desarrollo de ambos modelos y evitar grandes diferencias, se prefirió ocupar dentro de lo posible, información geoespacial desde las mismas fuentes, incluso repitiendo variables predictivas, siendo estas adaptadas posteriormente para el ingreso a RStudio.

Respecto al tratamiento de la información geográfica, el modelo de Etxeberría et al, 2002, trabaja con técnicas de clasificación supervisada, correcciones topográficas y radiométricas, para la capa de Cobertura de Suelo. Por otro lado, el modelo Random Forest posee mayor complejidad, ya que se añaden técnicas de resamplio, ajuste de extensión geográfica, limpieza de datos. Como también los



análisis del coeficiente de correlación de Pearson, los cuales permiten eliminar variables redundantes.

Otro punto por comparar entre modelos es la forma en la cual se calcula el riesgo. En este sentido, el modelo de Etxeurría et al, 2002, solo realiza una ecuación con distintas ponderaciones asignadas a las variables predictoras, sin considerar una variable dependiente como tal. Al contrario del modelo Random Forest, que si considera variable dependiente, además de que su algoritmo crea múltiples árboles de decisiones y con los valores obtenidos, genera un promedio para predecir el riesgo de incendios forestales, siendo de alguna manera, más detallada y con mejor capacidad de adaptación y reajustes.

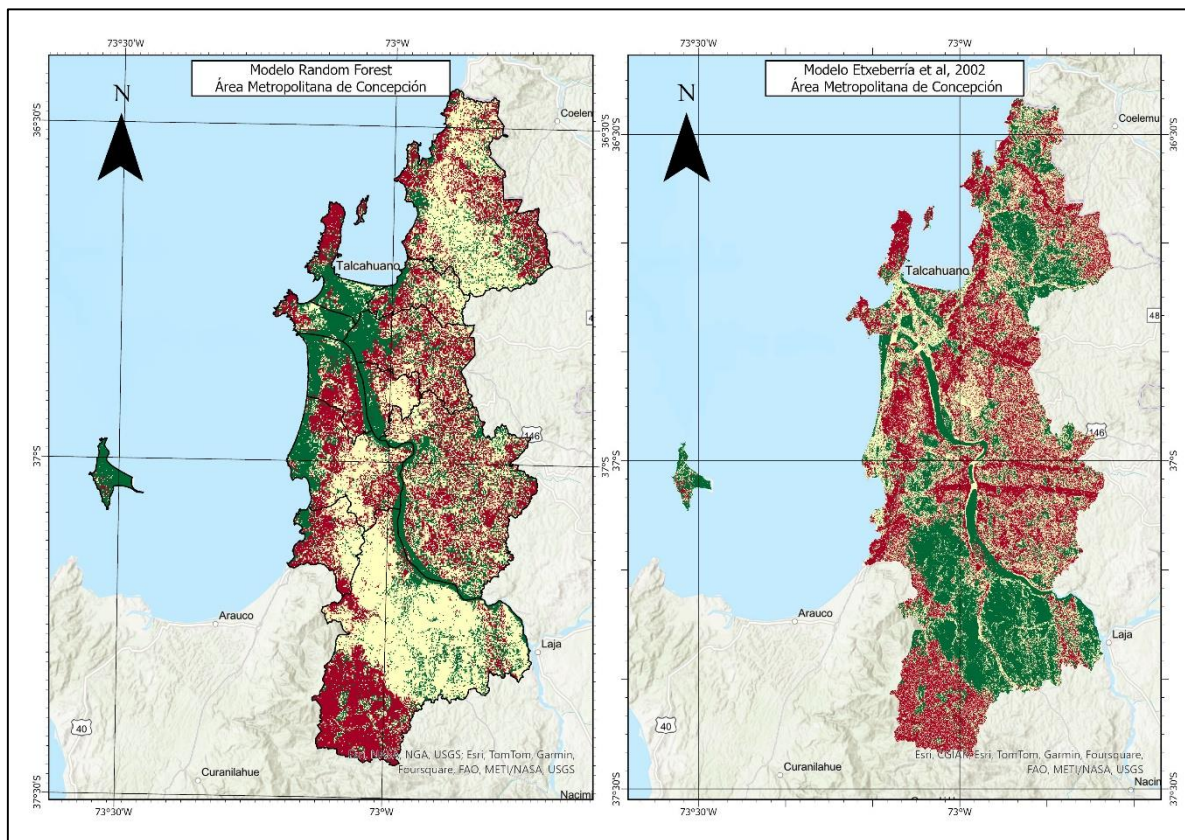
De igual manera, dentro de los mismos resultados, el contraste existente en los modelos en la forma de obtención de resultados, donde observamos que el modelo de Etxeurría et al, 2002, solo se dividió en tres tipos de ponderación (Bajo, Medio y Alto), y el modelo Random Forest en cinco (Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto y Muy Alto).

A modo de comparar fortalezas, el modelo de Etxeurría et al, 2002, es de fácil aplicación, esto debido a su gran simplicidad y enfoque ya determinado por sus autores. Respecto al modelo de Random Forest, como fortaleza destacan la capacidad de manejar una gran cantidad de variables, como también su gran capacidad de adaptación conforman un producto más preciso y robusto.



En cuanto a las debilidades, el modelo de Etzeberria et al, 2002, puede verse comprometido por su simplicidad, lo que conlleva a un escepticismo respecto a la real amenaza existente en el área de estudio. De igual forma, el modelo Random Forest se somete a mayores recursos computacionales, y manejo desde el conocimiento técnico para el desarrollo del script, como la implementación de este.

**Figura N26: Comparación de Mapas de Amenaza de Incendios Forestales, Área Metropolitana de Concepción.**



Fuente: Elaboración propia.



Desde un punto de vista visual, y para realizar un contraste óptimo, se reclasificó el modelo Random Forest a la ponderación mostrada por el modelo de Etxeberria, et al, 2002, donde se consideran niveles bajos, medios y altos de riesgo de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción (AMC).

| RANDOM FOREST (RE: 150*150 mts) |                  |            |
|---------------------------------|------------------|------------|
| Ponderación                     | Cantidad píxeles | Porcentaje |
| Bajo                            | 29890            | 23,54      |
| Medio                           | 58299            | 45,91      |
| Alto                            | 38804            | 30,56      |

| ETXEBERRIA (RE: 30*30 mts) |                  |            |
|----------------------------|------------------|------------|
| Ponderación                | Cantidad píxeles | Porcentaje |
| Bajo                       | 989655           | 31,31      |
| Medio                      | 1071121          | 33,89      |
| Alto                       | 1100255          | 34,81      |

Las principales diferencias radican en la distribución del riesgo, en las cuales se observa en el modelo Random Forest que responde a patrones más dispersos y detallados, donde las zonas con mayor riesgo parecen presentar una mayor fragmentación, y permitiendo identificar con mayor facilidad zonas urbanas y construidas, lo que puede conllevar a un análisis del riesgo de incendio forestal en el interfaz urbano-forestal del AMC. Por otra parte, el modelo de Etxeberria et al, 2002, presenta un patrón más agrupado, con menores fragmentaciones (lo cual se puede distinguir en zonas como Santa Juana y su cercanía al río Biobío), generando una mayor homogeneidad en la evaluación del riesgo.

Esto permite entender que el detalle con el que se trabaja en el modelo Random Forest es mayor al de Etxeberria et al, 2002; esto es tanto por la cantidad de variables incluidas en el modelo automatizado, como por la capacidad del mismo algoritmo de gestionar las relaciones entre las variables. Contrastando en gran manera con el modelo de Etxeberria et al, 2002, el cual presenta un enfoque



específico, dando a entender que es un modelo simplificado, con su número limitado de variables y las ponderaciones respectivas que poseen.

También la identificación de zonas de alto riesgo, donde en el modelo de Etxeberria et al, 2002, es increíblemente predominante, ya que omite el nivel medio de manera dominante, actuando casi como un modelo binario con valores 1-3. Por su parte, en el modelo Random Forest, existe una similitud respecto a las zonas de alto riesgo, sin embargo, existe una transición menos drástica entre los niveles altos y medios, aumentando en gran parte la superficie de este nivel de riesgo.

## **6. Discusión**

Por medio de la evaluación del peligro de incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción (AMC) se ha permitido comparar la precisión y eficacia de dos enfoques metodológicos distintos: en primer lugar, la metodología heurística de Etxeberria et al, 2002; y, un modelo automatizado basado en el algoritmo Random Forest. La ejecución de ambos modelos arroja resultados que son vitales para realizar reflexiones sobre la aplicación y ejecución de estos modelos sobre el territorio.

En este sentido, el método heurístico de Etxeberria et al, 2002 es una herramienta útil para poder evaluar la amenaza de incendios forestales, y resulta práctica debido a su fácil ejecución. Sin embargo, esta facilidad hace que el modelo presente limitaciones, ya que, las variables consideradas ya están definidas, y evita de esta manera manejar un conjunto de base de datos de mayor alcance y detalle,



comprometiendo el producto debido a los dinamismos que ocurren en el medio, acentuado en el contexto actual de cambio climático.

Por otro lado, el modelo automatizado del algoritmo Random Forest entrega una mayor precisión en la identificación de áreas de alto riesgo. Esto por el desarrollo de la capacidad de aprendizaje automático para procesar grandes cantidades de datos espaciales, y capturar relaciones no lineales entre estas variables, de igual manera al crear una gran cantidad de datos, se requiere una gran infraestructura tecnológica para trabajar estos datos (ante un potencial escenario, se decidió reducir el tamaño de los archivos mediante el aumento de la resolución espacial). De igual manera, la inclusión de nuevas variables climáticas, topográficas, de vegetación y humedad permiten un análisis más robusto y con mayor calidad de detalle.

En este sentido, es imperativo señalar la importancia de las variables, la cual se debe adecuar a cada área de estudio, como también del acceso de esta información. En el modelo Random Forest, su enfoque presenta grandes opciones para la toma de decisiones sobre el territorio (pese a la dificultad de aplicar este tipo de modelos), esto debido a la capacidad de integrar datos prácticamente en tiempo real (de acuerdo con la información disponible de cada una de las variables), para planificar y responder ante potenciales emergencias.

De igual manera, el desarrollo de nuevas técnicas y métodos, en la cual se incluya una mayor cantidad de variables es necesario para potenciar resultados en modelos predictivos. A su vez, aplicar este tipo de modelos requiere cierto nivel de



conocimiento, por lo cual deben existir instancias del traspaso y enseñanza de conocimiento sobre este tipo de métodos para lograr una mayor accesibilidad a generar evaluaciones sobre incendios forestales en los territorios.

## 7. Bibliografía

Ahmad Mansilla, L. S. (2022). Evaluación de un sistema para la previsión de Riesgos de Incendios Forestales Catastróficos basado en Inteligencia Artificial. Valencia: UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA.

Altamirano, A., Salas, C., Yaitul, V., Smith-Ramirez, C., & Ávila, A. (2013). Influencia de la heterogeneidad del paisaje en la ocurrencia de incendios forestales en Chile Central. *Revista de Geografía Norte Grande*(55), 157-170.

Andersson, K., Lawrence, D., Zavaleta, J., & Guariguata, M. (2016). More trees, More poverty? The socioeconomic effects of tree plantations in Chile 2001-2011. *Environ. Manage.*(57), 123-136.

Arias Murcia, K. Y. (2016). *ZONIFICACIÓN DE AMENAZAS POR INCENDIOS FORESTALES EN EL SECTOR RURAL DEL MUNICIPIO DE TOTA BOYACÁ CON EL EMPLEO DE SIG*. Sogamoso: Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia (Proyecto de Grado para optar a título de Ingeniero Geólogo).



ATISBA. (2023). *Reporte “Análisis de los incendio forestales de febrero 2023 ”. [en*

*línea]*. Recuperado el 08 de Enero de 2024, de [www.atisba.cl](http://www.atisba.cl)

Baeriswyl, S. (2009). Crecimiento Urbano del Gran Concepción, Patrones y Tendencias de la Modernización. En R. Hidalgo, C. A. de Mattos, & F. Arenas, *Chile: Del país urbano al país metropolitano* (págs. 241-255). Santiago: EURE.

Birkmann, J., Cardona, O. D., Carreño, M. L., Barbat, A. H., Pelling, M., Schneiderbauer, S., . . . Welle, T. (2013). Framing vulnerability, risk and societal responses: The MOVE framework. *Natural Hazards*, 67(2), 193-211. doi:10.1007/s11069-013-0553-1

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. doi:<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

Cardenas, M., Medel, R., Castillo, J., Vázquez, J. C., & Casco, O. (2015). *Modelos de Aprendizaje Supervisados: aplicaciones para la predicción de incendios forestales en la provincia de Córdoba*. Salta: XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación.

Cardona, O. (1993). Evaluación de la amenaza, la vulnerabilidad y el riesgo: “Elementos para el Ordenamiento y la Planeación del Desarrollo”. *LA RED*.

Castillo Sarasty, J. E. (2021). Prototipo web para predicción y detección de incendios forestales en los cerros orientales de Bogotá, mediante una red



de sensores e inteligencia artificial. (Proyecto de grado para Ingeniero de Sistemas). Bogotá D.C.

Chakhar, S., & Mousseau, V. (2007). An algebra for multicriteria spatial modeling.

*Computers, Environment and Urban Systems*, 31(5), 572-590.

doi:10.1016/j.compenvurbsys.2007.08.001

Chuvieco, E. (2003). *Wildland Fire Danger Estimation and Danger: The Role of*

*Remote Sensing Data*. . World Scientific.

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Martín, M. P., . . . 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.

Cid, B. (2015). Peasant economies, forestry industry and fires: socio-natural

instabilities and agriculture as means of resistance. *Ambiente &*

*Sociedade*(XVII), 93-114.

Cima Ruiz, M. (2021). *Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI):*

*análisis y mapeo de la deforestación en el municipio de Bacalar, Quintana*

*Roo*. Universidad de Quintana Roo.

Corporación Nacional Forestal (CONAF). (2022). CONAF. Obtenido de

[https://www.conaf.cl/incendios-forestales/incendios-forestales-en-](https://www.conaf.cl/incendios-forestales/incendios-forestales-en-chile/estadistica-de-ocurrencia-diaria/)

[chile/estadistica-de-ocurrencia-diaria/](https://www.conaf.cl/incendios-forestales/incendios-forestales-en-chile/estadistica-de-ocurrencia-diaria/)



de Groot, W. J., Flannigan, M. D., & Stocks, B. J. (2013). El Cambio Climático y los Incendios Forestales. En U. S. Service, *Memorias del Cuarto Simposio Internacional Sobre Políticas, Planificación y Economía de los Incendios Forestales: Cambio Climático e Incendios Forestales* (págs. 1-12).

Delpino Aguayo, M. A., Portillo Sosa, V., & Mora Stanley, C. R. (2018). Evaluación de índices espectrales derivados de sensores remotos para la caracterización de ambientes de humedales. *7º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal*, 112-121.

Díaz-Hormazábal, I., & González, M. E. (2016). Análisis espacio-temporal de incendios forestales en la región del Maule, Chile. *Bosque (Valdivia)*, 37(1), 147-158.

Estacio, J., & Narváez, N. (2012). Incendios forestales en el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ): Conocimiento e intervención pública del riesgo. *Revista Letras Verdes*, 11, 27-52.

González, M. E., Lara, A., Urrutia, R., & Bosnich, J. (2011). Cambio climático y su impacto potencial en la ocurrencia de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile (33° - 42° S). *Bosque (Valdivia)*, 32(3), 215-219.  
Obtenido de <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002011000300002>

González, M. E., Lara, A., Urrutia, R., & Bosnich, J. (2011). Cambio climático y su impacto potencial en la ocurrencia de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile (33° - 42° S). *Bosque (Valdivia)*, 32(3), 215-219.



González, M., Sapiains, R., Gómez-González, S., R., G., Miranda, A., Galleguillos, M., . . . Castillo, I. (2020). *Incendios forestales en Chile: causas, impactos y resiliencia*. Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR)2, Universidad de Chile, Universidad de Concepción y Universidad Austral de Chile.

Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC). (2007). *Cambio Climático 2007, Informe de síntesis*. Recuperado el 31 de Diciembre de 2023, de [http://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar4/syr/ar4\\_syr\\_sp.pdf](http://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar4/syr/ar4_syr_sp.pdf)

Heilmayr, R., Echeverría, C., Fuentes, R., & Lambin, E. (2016). A plantation-dominated forest transition in Chile. *Appl. Geogr.*(75), 71-82.

Instituto Nacional de Estadísticas (INE). (2017). *Censo de población y vivienda 2017*. Obtenido de <https://www.censo2017.cl/>

Jafari Goldarag, Y., Mohammadzadeh, A., & Ardakani, A. S. (2016). Fire Risk Assessment Using Neural Network and Logistic Regression. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 44(6), 1-10. doi:10.1007/s12524-016-0557-6

Jaque Castillo, E., Castillo, C., Ojeda Leal, C., & Díaz, P. (Junio de 2019). Vulnerabilidad educativa ante incendios forestales en el Área Metropolitana de Concepción. Caso de estudio: Penco, Chile. *Estudios Socioterritoriales*, 25. Obtenido de



[http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1853-43922019000100010&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1853-43922019000100010&lng=es&nrm=iso)

Jaque Castillo, E., Fernández, A., Fuentes Robles, R., & Ojeda, C. G. (2021).

Data-based wildfire risk model for Mediterranean ecosystems – casestudy of the Concepción metropolitan area in central Chile. *Natural Hazards and Earth Systems Sciences*(21), 3663–3678.

Kantarcioglu, O., Sultan, K., & Schlindler, K. (2023). Artificial neural networks for assessing forest fire susceptibility in Türkiye. *Ecological Informatics*, 75.

Obtenido de

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1574954123000638>

Lavell, A. (1996). Degradación Ambiental, Riesgo y Desastre Urbano. Problemas y Conceptos: Hacia la definición de una agenda de investigación. En M. A. Fernández, *Ciudades en Riesgo: Degradación ambiental, riesgos humanos y desastres* (págs. 12-42).

Magaña Rueda, V. O., & Neri, C. (2012). Cambio climático y sequías en México. *Ciencia - Academia Mexicana de Ciencias*, 26-35.

Mann, M., & Kump, L. (2009). *Dire predictions: understanding global warming*. New York: DK publishing.



- Mardones, M., & Vidal, C. (2001). La zonificación y evaluación de los riesgos naturales de tipo geomorfológico: un instrumento para la planificación urbana en la Ciudad de Concepción. *EURE (Santiago)*, 27(81), 97-122.
- McWethy, D., Pauchard, A., García, R., Holz, A., González, M., & Veblen, T. (2018). Landscape drivers of recent fire activity (2001-2017) in south-central Chile. *PLoS ONE*(13), e0201195.
- Mejía, J. D. (2020). *Análisis de la susceptibilidad de la cobertura vegetal a incendios mediante Índice de diferencia normalizada de humedad (NDMI) y clasificación del IDEAM: caso de estudio subregión Bajo Sinú – Córdoba*. Montería, Córdoba.: Universidad de Córdoba.
- Montiel Molina, C. (2013). Investigación Geohistórica sobre las causas de los incendios forestales. *Revista Montes*(114), 17-21.
- Moreno, J. (2007). Cambio global e incendios forestales: una revisión. *4ta Conferencia Internacional sobre Incendios Forestales*. Sevilla, España.
- Nahuelhual, L., Carmona, A., & Lara, A. (2012). Landscape and urban planning land cover change to forest plantations: Proximate causes and implications for the landscape in south-central Chile. *Landscape Urban Plan*(107), 12-20.
- Peña-Fernández, E., & Valenzuela-Palma, L. (2008). Incremento de los Incendios Forestales en Bosques Naturales y Plantaciones Forestales en Chile. *Memorias del segundo simposio internacional sobre políticas, planificación*



*y economía de los programas de protección contra incendios forestales:*

*Una visión global.*

Pérez, L., & Salinas, E. (2007). Crecimiento urbano y globalización:

Transformaciones del Área Metropolitana de Concepción, Chile, 1992-2002.

*Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias sociales.*, vol. XI,  
N° 251.

Plana Bach, E., Font Bernet, M., & Serra Davos, M. (2016). *Los Incendios*

*Forestales: Guía para comunicadores y periodistas.* Proyecto eFIRECOM.

Ediciones CTFC.

Rienda, E., Rozas Garay, M., Moscardini, O., & Torchia, N. P. (2017). *Manual para*

*la elaboración de mapas de riesgo* (1ra ed ilustrada ed.). (M. d. Nación, Ed.)

Buenos Aires, Argentina: Programa Naciones Unidas para el Desarrollo

PNUD.

Romero-Toledo, H., & Romero Aravena, H. (2015). Ecología política de los

desastres: vulnerabilidad, exclusión socio-territorial y erupciones volcánicas

en la Patagonia chilena. *Magallania (Chile)*, 43(3), 7-26.

Ruiz, M., Dezanneau, G., Arbiol, J., Cornet, A., & Morante, J. R. (2001). Métodos

para estimar la radiación solar global y difusa. *Publicación CPAS.*

Salinas Varela, E., & Pérez Bustamante, L. (2011). Procesos urbanos recientes en

el Área Metropolitana de Concepción: transformaciones morfológicas y



tipologías de ocupación. *Revista de geografía Norte Grande*, 79-97.

doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34022011000200006>

Sarricolea, P., Herrera-Ossandón, M., & Meseguer-Ruíz, Ó. (2016). Climatic regionalization of continental Chile. *Journal of Maps*, 13(2), 66-73.

Schulz, J. J., Cayuela, L., Echeverría, C., Salas, J., & Rey Benayas, J. M. (2010). Monitoring land cover change of the dryland forest land-scape of Central Chile (1975–2008). *Appl. Geogr.*, (30), 436-447.

Steffen, W., Persson, A., Deutsch, L., Zalasiewicz, J., Williams, M., Richardson, K., . . . Svedin, U. (2011). The Anthropocene: From Global Change to Planetary Stewardship. *Ambio*, 40(7), 739-761. doi:<https://doi.org/10.1007/s13280-011-0185-x>

Tong, Q., & Gernay, T. (2023). Mapping wildfire ignition probability and predictor sensitivity with ensemble-based machine learning. *Natural Hazards*.

Tyukavina, A., Potapov, P., Hansen, M. C., Pickens, A. H., Stehman, S. V., Turubanova, S., . . . Harris, N. (2022). Global Trends of Forest Loss Due to Fire From 2001 to 2019. *Frontiers in Remote Sensing*, 3, 825090.

UNDRO . (1979). *Natural Disasters and Vulnerability Analysis*. Office of United Nations Disaster Relief Co-Ordinator (UNDRO).



UNDRR. (2019). *Informe de Evaluación Global sobre la Reducción del Riesgo de Desastres*. Ginebra, Suiza: UNDRR: Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo de Desastres.

Urzúa, N., & Cáceres, F. (2011). Incendios forestales: principales consecuencias económicas y ambientales en Chile. *Revista Interamericana de Ambiente y Turismo (RIAT)*, 7(1), 18-24.

Urzúa, N., & Cáceres, F. (2011). Incendios Forestales: Principales consecuencias económicas y ambientales en Chile. *Revista Interamericana de Ambiente y Turismo (RIAT)*, 7(1), 18-24.

Vera, J., & Albarracín Calderón, A. P. (2017). Metodología para el análisis de vulnerabilidad ante amenazas de inundación, remoción en masa y flujos torrenciales en cuencas hidrográficas. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 27(2), 109-136. doi:<https://doi.org/10.18359/rcin.2309>

Villatoro, B. (2021). *USO DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN NDWI Y MSI OBTENIDOS DE IMÁGENES SATELITALES SENTINEL-2 Y LANDSAT 8 PARA MONITOREO DE HUMEDAD, COMO INDICADOR DE MOMENTO ÓPTIMO DE COSECHA EN CAÑA DE AZÚCAR*. CENGICAÑA: Memoria Presentación de resultados de investigación Zafra 2019 – 2020.

Weber, M., & Flannigan, M. (1997). Canadian boreal forest ecosystem structure and function in a changing climate: Impacts on fire regimes. *Environmental Reviews*, 5(3-4), 145-166.



Westerling, A., Hidalgo, H., Cayan, D., & Swetnam, T. (2006). Warming and earlier spring increase western US forest wildfire activity. *Science*(313), 940-943.

Yarupaita Echevarría, B. F. (2021). *Modelación Espacial de la Susceptibilidad a Incendios Forestales en la región Junín utilizando el algoritmo Random Forest*. Huancayo, Perú.: Universidad Nacional del Centro de Perú.