



**Universidad de Concepción
Facultad de Ciencias Ambientales
Ingeniería Ambiental**

Análisis de la relación entre factores espaciales y la ignición de los incendios forestales en la Zona Centro-Sur de Chile

Habilitación presentada para optar al título de

Ingeniero Ambiental

Joaquín Alonso Chávez Oyarzo

Profesores Guía:

Dr. Octavio Rojas Vilches

Dr. Juan Munizaga Munizaga

CONCEPCIÓN (Chile), 2025



Universidad de Concepción



Análisis de la relación entre factores espaciales y la ignición de los incendios forestales en la Zona Centro-Sur de Chile

Habilitación presentada para optar al título de
Ingeniero Ambiental

Alumno: Joaquín Alonso Chávez Oyarzo

Profesores Guía: Dr. Octavio Rojas Vilches

Dr. Juan Munizaga Munizaga

CONCEPCIÓN (Chile), 2025

Hoja de Calificación



“Análisis de la relación entre factores espaciales y la ignición de los incendios forestales en la zona centro sur de Chile.”

Profesor Guía: Dr. Octavio Rojas Vilches

Profesor Guía: Dr. Juan Munizaga Munizaga

Profesor Comisión: Dr. Pedro Arriagada Sanhueza

CONCEPTO: APROBADO CON DISTINCIÓN MÁXIMA

Conceptos que se indica en el Título

- ✓ Aprobado por Unanimidad : (En Escala de 4,0 a 4,9)
- ✓ Aprobado con Distinción (En Escala de 5,0 a 5,6)
- ✓ Aprobado con Distinción Máxima (En Escala de 5,7 a 7,0)

Concepción, abril 2025

Contenido

1.	Agradecimientos.....	8
2.	Resumen	9
3.	Introducción.....	9
4.	Problemática.....	9
4.1	Preguntas de investigación	12
4.2	Objetivo general.....	13
4.3	Objetivo específicos.....	13
5.	Antecedentes.....	14
5.1	Incendios forestales	14
5.2	Factores de ignición de incendios forestales	14
5.3	Modelos espaciales y métodos de análisis de ocurrencia de incendios forestales 19	
5.4	Gestión del riesgo y prevención.....	22
6.	Materiales y métodos	24
6.1	Área de estudio.....	24
6.2	Métodos	26
3.2.1	Estimar los factores meteorológicos asociados a la regla 30-30-30 en el proceso de ignición de incendios forestales para determinar su aplicabilidad	26
3.2.2	Analizar la relación entre los factores espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) que inciden la ignición de los incendios forestales en la zona centro-sur de Chile.....	34
7.	Resultados y discusión.....	42

7.1	Estimación de los factores meteorológicos asociados a la regla 30-30-30 en el proceso de la ignición de los incendios forestales para determinar su aplicabilidad ..	42
7.2	Análisis de la relación de las variables espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) en la ignición de los incendios forestales	49
7.3	Discusión de la estimación de los factores meteorológicos y regla 30-30-30 en el proceso de la ignición de los incendios forestales para determinar su aplicabilidad	56
7.4	Discusión del análisis de la relación de las variables espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) en la ignición de los incendios forestales	58
8.	Conclusiones	62
9.	Contribución a lo ODS	64
9.1	Objetivo 13. Adoptar medidas urgentes para combatir el cambio climático y sus efectos.....	64
9.2	Objetivo 15. Gestionar sosteniblemente los bosques, luchar contra la desertificación, detener e invertir la degradación de las tierras, detener la pérdida de biodiversidad	64
10.	Referencias	65
11.	Anexos	82
11.1	Resultados de pruebas estadísticas	82

Índice de Tablas

Tabla 1. Frecuencia de uso de variables en estudios de incendios forestales.	16
Tabla 2. Características del área de estudio.	26
Tabla 3. Variables y factores dentro del estudio.	35
Tabla 4. Prueba de Aplicabilidad Factor "30-30-30".....	42
Tabla 5. Factor ajustado por macrounidad geomorfológica.	45
Tabla 6. Factor ajustado por tipo de clima.	45
Tabla 7. Factor ajustado por estacionalidad.	46
Tabla 8. Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por macrounidad geomorfológica.	47
Tabla 9. Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por tipo de clima.	48
Tabla 10. Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por estacionalidad.	49
Tabla 11. Resultados test estadísticos EDA.	82
Tabla 12. Kruskal Wallis Test estratificado por macrounidad geomorfológica, tipo de clima y estacionalidad.	83
Tabla 13. Post hoc de Mann-Whitney U Test.....	84
Tabla 14. Test de Shapiro-Wilk para comprobar normalidad.....	85
Tabla 15. Test de Levene para comprobar homogeneidad de varianzas.	86

Índice de Figuras

Figura 1. Frecuencia de uso de variables en estudios de incendios forestales.	15
Figura 2. Regiones de O'Higgins, Maule, Ñuble y Biobío, en conjunto a las Unidades Macroestructurales Geomorfológicas.	24
Figura 3. Diagrama metodológico objetivo N°1.	¡Error! Marcador no definido.
Figura 4. Incendios forestales temporadas 2014-15 a 2023-24.	28
Figura 5. Estaciones meteorológicas en base al primer filtro (A) y segundo filtro (B).	29
Figura 6. Buffer de 3km y 5km de estaciones meteorológicas e incendios forestales filtrados en base a buffers.	30
Figura 7. Clasificación climática de Köppen-Geiger.	36
Figura 8. (A) Asentamientos, (B) Orientación (°), (C) Elevación (m), (D) Pendiente (°).	37
Figura 9. (A) Cuerpos hídricos, (B) Uso de suelo, (C) Tendido eléctrico, (D) Red vial.	38
Figura 10. Diagrama metodológico objetivo N°2	39
Figura 11. Boxplots variables meteorológicas estratificadas.	44
Figura 12. Boxplots de las variables utilizadas.	51
Figura 13. Matriz de correlación.	52
Figura 14. Importancia de variables por macrounidad.	53
Figura 15. Importancia de variables por clima.	54
Figura 16. Importancia de variables por estacionalidad.	55

1. Agradecimientos

los docentes de la Universidad de Concepción, por compartir sus conocimientos y contribuir a mi formación. Al Dr. Octavio Rojas Vilches, por su guía y apoyo a lo largo de mi formación universitaria. Al Dr. Juan Munizaga Munizaga, por su gran apoyo durante este proceso.

Agradezco la oportunidad de formar parte del proyecto PINC 230019 "DESAFÍOS PARA LA RECUPERACIÓN POST-INCENDIOS" / ANID 2023, contribuyendo al desarrollo de soluciones para la resiliencia y recuperación del territorio.

A mi familia, por su apoyo incondicional, en especial a mis padres, David y Sandra, cuyo esfuerzo y confianza fueron fundamentales. También a Justo, Pascuala y Tránsito, quienes lamentablemente no pudieron acompañarme hasta el final de este camino, pero cuya presencia siempre llevaré conmigo.

A todas aquellas personas que, de una u otra manera, estuvieron a mi lado, brindándome su apoyo y aliento en este desafío.

2. Resumen

Los incendios forestales en Chile han aumentado en frecuencia y severidad, impactando comunidades y ecosistemas. Este estudio analizó la relación entre factores espaciales (antrópicos, meteorológicos y físicos) en la ignición de incendios forestales en la zona centro-sur, evaluando la aplicabilidad de la regla 30-30-30 asociado a temperatura (30°C), viento (30Km/h) y humedad relativa (30%) y determinando las variables más influyentes.

Los resultados mostraron que la regla 30-30-30 no es aplicable para la ignición de incendios sin realizar ajustes, ya que su cumplimiento fue nulo en los eventos analizados. A través de K-Means Clustering, se buscó establecer nuevos umbrales para este factor, estratificados por macrounidad (geomorfológica), clima y estacionalidad. En este proceso, se logró hasta un 54% de cumplimiento, particularmente en la estratificación por clima, específicamente en el clima mediterráneo de lluvia invernal, con umbrales de 17°C de temperatura, 16 km/h de viento y 60% de humedad relativa. Estos resultados confirman que las condiciones meteorológicas por sí solas no explican completamente la ignición, y que la regla 30-30-30 no constituye una herramienta eficaz para su predicción.

El análisis mediante Random Forest evidenció que las variables más influyentes en la ignición variaron según el tipo de estratificación. A nivel de macrounidad, destacaron la temperatura, humedad relativa, distancia a áreas urbanas, orientación y elevación. Por clima, fueron relevantes la humedad relativa, distancia a áreas urbanas, uso de suelo y temperatura. En la estratificación estacional, las variables clave fueron humedad relativa, velocidad del viento, orientación, distancia a caminos y temperatura.

Estos hallazgos resaltan la necesidad de adaptar los criterios espaciales a la diversidad territorial de Chile para mejorar la evaluación del riesgo de incendios. Ajustar herramientas predictivas a condiciones locales permitirá optimizar estrategias de prevención y gestión del riesgo, fortaleciendo la capacidad de respuesta ante incendios forestales.

3. Introducción

Los incendios forestales son unos de los desastres socionaturales con mayores consecuencias para las sociedades humanas, solamente en el año 2022 se quemaron más de 6.6 millones de hectáreas a nivel mundial (MacCarthy; et al., 2023). Así mismo, los incendios forestales liberan el carbono almacenado dentro de los bosques aportando más del 80% de las emisiones de gases invernadero a nivel anual (Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) & United Nations Environment Programme (UNEP), 2023), siendo el gran culpable el accionar humano, el cual provoca la alteración de los patrones de incendios forestales a nivel mundial, aumentando tanto la severidad como la extensión de estos mismos (Xing et al., 2023; Zhang et al., 2023). Se estima que los incendios forestales podrían aumentar en todo el mundo hasta un 14% en 2030, un 30% en 2050 y un 50% a finales de este siglo (Koudenoukpo, 2023).

4. Problemática

En Chile, constituyen un fenómeno recurrente que muestra una tendencia creciente en términos de frecuencia, severidad y extensión a lo largo de los años, concentrándose en la zona centro-sur de Chile (Castillo et al., 2020; González et al., 2020; Pozo et al., 2022; Urrutia-Jalabert et al., 2018). Esta tendencia se refleja de manera impactante en los dos mega incendios que han ocurrido en la última década en la zona centro sur de Chile, específicamente en las temporadas 2016-2017 y 2022-2023, donde se estima que se quemaron aproximadamente 570.196 y 440.000 ha, respectivamente. Estas cifras representan un gran aumento, superando en algunos casos hasta cuatro veces el total de la extensión de temporadas anteriores de la zona (González et al., 2020).

Este incremento en la ocurrencia de incendios forestales se atribuye a una serie de factores. En primer lugar, la dimensión humana desempeña un papel significativo, ya que se estima que el 99,7% de los incendios forestales en Chile tienen un origen antrópico (Corporación Nacional Forestal CONAF, 2023). En segundo lugar, se suma el impacto del cambio climático, el cual genera condiciones propicias para el aumento de la frecuencia de incendios forestales. Esto se manifiesta en la elevación de las temperaturas, la tendencia a la disminución de las precipitaciones y otros factores climáticos que propician la inflamabilidad de los ecosistemas forestales (Doerr & Santín, 2016; Urrutia-Jalabert et al., 2018; Xing et al., 2023).

Un tercer elemento contribuyente es el cambio en el uso del suelo y la transformación de la cobertura vegetal de especies nativas a exóticas (Altamirano et al., 2013; Dickson et al., 2006).

Esta modificación en la composición del paisaje aumenta la vulnerabilidad a incendios de mayor magnitud, ya que las especies exóticas tienen tener características que las hacen más inflamables y menos resistentes al fuego en comparación con las especies nativas en Chile (Carranza, 2013).

Este conjunto de factores, que incluye la actividad humana, el cambio climático y la transformación del entorno, se combina en un contexto en el que los incendios forestales adquieren dimensiones crecientes. Lo que resalta la importancia de abordar este desafío de manera integral para contrarrestar los impactos devastadores que estos incendios pueden ocasionar en Chile (Altamirano et al., 2013; Handke, 2019; Urrutia-Jalabert et al., 2018).

El desafío planteado presenta múltiples perspectivas de abordaje, centradas en las distintas etapas del ciclo del riesgo, que abarca la prevención, mitigación, preparación, respuesta, rehabilitación y recuperación (Alegría, 2020; Handke, 2019; Moore, 2019; Rogers & Tsirkunov, 2010; Rojas Vilches & Martínez Reyes, 2011). Es esencial destacar la importancia de enfocarse en la prevención de incendios forestales (Chen et al., 2023; Hessel, 2018); United Nations Economic and Social Commission for Asia and the Pacific [UN-ESCAP], 2023), lo que implica la implementación de medidas precautorias integrales que se adapten a la realidad de cada localidad afectada, incorporando el análisis de las circunstancias específicas y el desarrollo de herramientas adecuadas para la prevención de incendios forestales dentro de cada contexto.

Estas herramientas deben considerar los factores espaciales y temporales que influyen en el riesgo de incendios forestales, siendo este un aspecto crítico en la eficacia de las políticas y estrategias de prevención de incendios forestales (Mallinis et al., 2019).

Por ello, es fundamental determinar cuáles de estos factores tienen mayor impacto en la prevención de incendios forestales. Identificarlos permite comprender con mayor claridad la dinámica que regula la ocurrencia y propagación de los incendios (Lu et al., 2018). En este sentido, diversos estudios han concluido que los factores espaciales (eg. Distancias a centros urbanos, uso de suelo, pendiente, etc.) juegan un rol crucial en el análisis de la ignición (Costafreda-Aumedes et al., 2018; Pozo et al., 2022; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023; Zerbe et al., 2024). Estos factores no solo destacan por su relevancia, sino que también se utilizan como variables explicativas clave en la identificación de patrones asociados a su ocurrencia (Costafreda-Aumedes et al., 2018).

Por otra parte, se destacan las variables meteorológicas (eg. Temperatura, viento, humedad relativa, etc.) a la hora de evaluar el riesgo de incendios forestales, las cuales condicionan el

estado del combustible e influyen la ignición y comportamiento del fuego (Lu et al., 2018; Velásquez et al., 2018; Won et al., 2010). No obstante, la interacción entre estos factores resulta esencial para una explicación y modelado adecuados para el estudio de la ignición (Won et al., 2010).

Sin embargo, los factores espaciales en Chile pueden presentar grandes variaciones, debido a la geografía física heterogénea, desde las macrounidades geomorfológicas, entre las cuales se encuentran la Cordillera de los Andes, la depresión intermedia, la cordillera de la costa y las planicies litorales y vertientes costeras (Altamirano et al., 2013; Guerrero et al., 2019), que adicionalmente, estas variaciones tanto longitudinales como latitudinales dan lugar a una amplia variedad de climas. Esta diversidad climática se debe principalmente a factores oceánicos, atmosféricos y topográficos (Cortez et al., 2021). El clima, además es un descriptor crucial del combustible vegetal, el cual genera condiciones micro climáticas que afectan los patrones de incendios forestales (Gómez-González et al., 2019). Por lo tanto, el análisis espacial y meteorológico debe estar estrechamente asociado a las condiciones específicas de cada área. Esto subraya la complejidad del estudio de los incendios forestales, donde es fundamental analizar el comportamiento del fuego a nivel local y desarrollar parámetros específicos para cada territorio.

Ante este desafío, y desde el enfoque de la prevención de incendios forestales, se han desarrollado diversas herramientas destinadas a disminuir el impacto de estos. Entre estas, los sistemas de alerta temprana destacan a nivel global como una de las estrategias más eficaces para la detección y respuesta rápida frente a la amenaza (Rogers & Tsirkunov, 2010; United Nations, 2006). En este sentido, una de las herramientas de alertas temprana es la regla conocida como el factor 30-30-30, la cual consiste en que, si hay presencia de más de 30°C de temperatura, más de 30 km/h de viento y menos del 30% de humedad relativa se considera como una condición crítica para la ocurrencia de incendios. Esta regla se utiliza como primer aviso de alerta en Chile, además de otros países como España y Canadá (CONAF, 2023; Cruz & Alexander, 2019; Cuevas & Limones, 2021; Seguel, 2022), puesto que ofrece un bajo costo, ya que únicamente requiere un monitoreo continuo de las condiciones meteorológicas.

Sin embargo, esta herramienta ha sido objeto de atención a nivel internacional, debido a que en la mayoría de los casos no resulta suficientemente significativa. De hecho, en España se ha encontrado que en menos de 1 de cada 3 incendios forestales se aplican las condiciones de la regla 30-30-30 (Cuevas & Limones, 2021; García Rey & Villarreal, 2017). Como resultado, ha surgido una perspectiva negativa sobre la efectividad de esta regla, que los expertos no

consideran inútil, pero sí sobrestimada (Cruz & Alexander, 2019; Cuevas & Limones, 2021; García Rey & Villarreal, 2017).

Esta herramienta utilizada en Chile es conocida como el "Botón Rojo", la cual también ha sido objeto de evaluación y ha mostrado una precisión limitada, incluso llegando a sobreestimar la prevención de incendios forestales (Barrientos, 2022). La falta de precisión se debe, en parte, a la carencia de un fundamento científico robusto, ya que no existen estudios que la validen (Seguel, 2022). Además de la considerable variabilidad geográfica y climática en la región centro-sur de Chile, que incluye diferencias significativas en la topografía, tipos de vegetación, y condiciones meteorológicas, introduciendo variaciones cruciales al analizar los patrones de incendios forestales.

Estas variables, junto con el cambio climático y las distintas actividades productivas que alteran el paisaje y el comportamiento de los incendios, generan una incertidumbre significativa en una herramienta que aplica un único valor de variables para todo el territorio (Castillo et al., 2020; Díaz-Hormazábal & González, 2016; Urrutia-Jalabert et al., 2018). Cabe destacar que, en 2024, la herramienta fue reemplazada, limitándose a un factor que considera únicamente la probabilidad de ignición y la velocidad del viento, evaluadas mediante pronósticos meteorológicos con una proyección de cinco días. No obstante, continúa enfrentando el mismo problema de variabilidad geográfica y climática, ya que sigue utilizando los mismos rangos para estas variables en todo el territorio (CONAF, 2024).

Por lo tanto, es esencial identificar las variables claves que influyen en la ocurrencia de estos incendios y determinar los rangos específicos de valores en los que se produce la ignición, considerando las particularidades geográficas y climáticas de cada región, lo cual es fundamental a la hora prevenir los incendios. Esto permitirá un análisis más detallado y enfocado a nivel local, optimizando la gestión del riesgo de manera más eficiente.

4.1 Preguntas de investigación

¿Es aplicable la regla meteorológica 30-30-30 para la ignición de los incendios forestales en Chile centro-sur considerando la diversidad geográfica del territorio?

¿Cuál es la relación entre los factores espaciales y la ignición de los incendios forestales en Chile centro-sur considerando la diversidad geográfica del territorio?

4.2 Objetivo general

Evaluar los factores espaciales asociados a la ignición de los incendios forestales en la zona centro-sur Chile.

4.3 Objetivo específicos

- I. Estimar los factores meteorológicos asociados a la regla 30-30-30 en el proceso de ignición de incendios forestales para determinar su aplicabilidad.
- II. Analizar la relación entre los factores espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) que inciden la ignición de los incendios forestales.

5. Antecedentes

5.1 Incendios forestales

De acuerdo con el “*Global Fire Monitoring Center*” (GFMC) y la “Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura” (FAO) los incendios forestales se definen como “Cualquier incendio forestal no planificado y no controlado que, independientemente de su origen de ignición, pueda requerir una respuesta de supresión u otra acción de acuerdo con la política de la agencia”. Además, cabe recalcar que han surgido nuevas terminologías en el ámbito de los incendios forestales, tales como los incendios normales (<200 ha), incendios de magnitud (>200 ha) y mega incendios (>10.000 ha) ((CONAF), 2023; González et al., 2020).

Dado que estos eventos pueden variar significativamente en escala y comportamiento, su estudio requiere un enfoque multidimensional que considere los procesos físicos y ambientales que los gobiernan. Los incendios forestales son fenómenos complejos que involucran procesos físicos no lineales en múltiples escalas espaciales y temporales (Baile, 2021). Comprender su desarrollo y los mecanismos que determinan su ocurrencia es fundamental, aunque representa un desafío debido a la interacción de diversos factores ambientales y climáticos (Xing et al., 2023). En este sentido, el estudio de los procesos que influyen en la incidencia de incendios ha sido clave para mejorar el entendimiento de su dinámica y comportamiento (Shi et al., 2023; Mhawej et al., 2017). Entre estos factores, la disponibilidad de vegetación juega un rol determinante, ya que la inflamabilidad del material vegetal depende de sus propiedades físicas y químicas, lo que influye directamente en la propagación del fuego (Altamirano et al., 2013; Hernández García et al., 2016).

5.2 Factores de ignición de incendios forestales

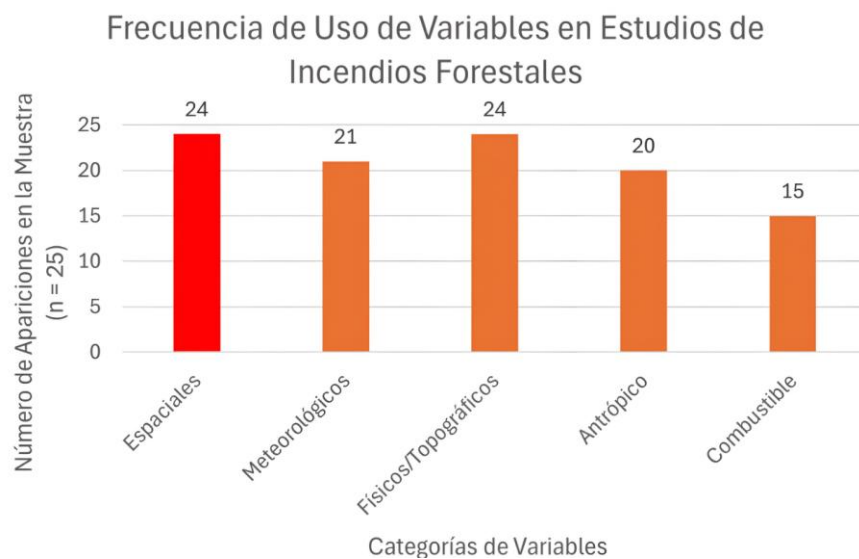
El estudio de los factores que influyen en la ignición de incendios forestales es fundamental para el desarrollo de estrategias eficaces de prevención y gestión del riesgo (Guo et al., 2016). Para abordar esta problemática, resulta fundamental analizar en profundidad los elementos que inciden en la ignición de incendios forestales (Balcázar & Reyes, 2021; Pourtaghi et al., 2016).

En este contexto, se llevó a cabo una revisión bibliográfica de 25 estudios relacionados con incendios forestales, los cuales abarcan 17 estudios sobre ocurrencia de incendios, 7 sobre susceptibilidad y 1 revisión bibliográfica global sobre incendios forestales. A partir de esta revisión, se identificaron y clasificaron los principales factores espaciales involucrados en la ignición de incendios forestales, los cuales se agrupan en cuatro categorías principales: meteorológicos, físicos/topográficos, antrópicos y relacionados con el combustible vegetal.

La figura N°1 presenta la frecuencia con la que cada una de estas categorías fue mencionada en los estudios analizados. Se observa que las variables físicas/topográficas son las más utilizadas en la literatura, seguidas por las meteorológicas, luego las antrópicas y, finalmente, las relacionadas con el combustible vegetal. Esto sugiere que la estructura del paisaje y las condiciones geográficas desempeñan un papel determinante en la ocurrencia de incendios, mientras que los factores meteorológicos y la influencia humana también contribuyen significativamente a su desencadenamiento.

Figura 1.

Frecuencia de uso de variables en estudios de incendios forestales



Fuente: Altamirano *et al.*, 2013; Azócar de la Cruz *et al.*, 2022; Bjânes *et al.*, 2021; Costafreda-Aumedes *et al.*, 2018; Eslami *et al.*, 2021; Gómez-González *et al.*, 2019; Guo *et al.*, 2016; Gürsoy *et al.*, 2023; Ismail & Amarasoma, 2023; Jaque *et al.*, 2021; Lan *et al.*, 2021; Mallinis *et al.*, 2019; Mhawej *et al.*, 2017; Pourtaghi *et al.*, 2016; Quan *et al.*, 2023; Quesada-Román & Vargas-Sanabria, 2022; Balcázar & Reyes, 2021; Rojas-Briceño *et al.*, 2023; Sivrikaya & Küçük, 2022; Sun *et al.*, 2021; Vasilakos *et al.*, 2009; Wang & Wang, 2020; Zaidi, 2023; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023; Zerbe *et al.*, 2024.

Para complementar este análisis, se identificaron las variables específicas más utilizadas en la literatura científica y su frecuencia de aparición en los estudios revisados, lo que se detalla en la tabla N°1. Dentro de los factores meteorológicos, las variables con mayor recurrencia fueron la

precipitación y la temperatura, ya que estas influyen directamente en la humedad del combustible y en las condiciones de ignición. En cuanto a los factores físicos/topográficos, destacaron la elevación, pendiente y orientación, los cuales afectan la circulación del viento y la propagación del fuego. Respecto a los factores antrópicos, se identificó que la distancia a carreteras, la distancia a centros urbanos y el uso del suelo son variables clave debido a su relación con la actividad humana y las fuentes de ignición. Finalmente, dentro de las variables vinculadas al combustible vegetal, se destacaron el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el tipo de vegetación, ambos determinantes en la inflamabilidad y propagación del fuego.

Tabla 1.

Frecuencia de uso de variables en estudios de incendios forestales

Variables espaciales (N=25)	
Factor/Variable	Frecuencia N°
Meteorología	21
Temperatura	17
Humedad relativa	8
Viento	14
Precipitación	19
Físicos/Topográficos	23
Unidad climática	4
Pendiente	17
Orientación	17
Distancia a cuerpos de agua	8
Elevación	19
Antrópico	19
Distancias a carreteras	18
Distancias a tendido eléctrico	3
Distancias a centros urbanos	17
Uso de suelo	9

Factor/Variable	Frecuencia N°
Combustible	14
NDVI	7
Tipo de vegetación	8

Fuente: Elaboración propia en base a Altamirano *et al.*, 2013; Azócar de la Cruz *et al.*, 2022; Bjânes *et al.*, 2021; Costafreda-Aumedes *et al.*, 2018; Eslami *et al.*, 2021; Gómez-González *et al.*, 2019; Guo *et al.*, 2016; Gürsoy *et al.*, 2023; Ismail & Amarasoma, 2023; Jaque *et al.*, 2021; Lan *et al.*, 2021; Mallinis *et al.*, 2019; Mhawej *et al.*, 2017; Pourtaghi *et al.*, 2016; Quan *et al.*, 2023; Quesada-Román & Vargas-Sanabria, 2022; Balcázar & Reyes, 2021; Rojas-Briceño *et al.*, 2023; Sivrikaya & Küçük, 2022; Sun *et al.*, 2021; Vasilakos *et al.*, 2009; Wang & Wang, 2020; Zaidi, 2023; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023; Zerbe *et al.*, 2024.

La información analizada refuerza hallazgos previos en la literatura. Por ejemplo, Vasilakos *et al.* (2009) subrayaron la importancia de la meteorología, la topografía y la vegetación en la evaluación del potencial de ignición de incendios. La meteorología incide directamente en la condición del combustible vegetal, afectando su disponibilidad para la combustión, mientras que la topografía modula el clima local y condiciona la distribución del fuego en el paisaje. Además, se destaca la influencia de la actividad humana como un factor determinante en la probabilidad de ignición.

En este contexto, los factores espaciales juegan un papel fundamental en el análisis de la ignición de incendios forestales. Costafreda-Aumentes *et al.* (2018) analizó variables antrópicas y topográficas, entre las cuales está la distancia a zonas urbanas, elevación, pendiente y orientación, señalando que estos factores se han utilizado anteriormente en modelos de ocurrencia de incendios. Sumado a esto Gürsoy *et al.* (2023), utiliza un enfoque integral usando tanto factores topográficos, como antrópicos y meteorológicos. Tomando en cuenta 18 variables distintas entre las que destacan la distancia a caminos, distancia a tendido eléctrico, elevación, pendiente y orientación.

Zerbe *et al.* (2024) agrega la importancia de realizar estudios a nivel regional, debido a las diferencias que puede haber en estos aspectos, a su vez complementando lo anterior, Lan *et al.* (2021) destaca la importancia del contexto tanto topográfico como climático en la región a

estudiar, caracterizando las zonas y diferenciándolas entre ellas a través de estas variables. En este sentido, el clima es un factor determinante en la distribución de las grandes formaciones vegetales, lo que a su vez influye en la cantidad de combustible disponible para un incendio forestal (Hernández García, 2016; Altamirano, 2013; Westerling, 2003). Por el otro lado, el contexto topográfico influye en el comportamiento del fuego (Bassett et al., 2015). Además, cabe destacar que Quesada-Román & Vargas-Sanabria (2022) hacen hincapié en la utilización de parámetros topográficos a la hora de analizar la ocurrencia de los incendios forestales, destacando la elevación, orientación y la pendiente.

Por último, es crucial destacar los factores relacionados con la vegetación y aquellos de origen antropogénico. La vegetación actúa como el combustible esencial para la ignición de incendios forestales, siendo de particular importancia el tipo, la cantidad, la distribución y el estado de dicho combustible. Asimismo, los factores antropogénicos son determinantes, ya que la mayoría de los incendios forestales son provocados por actividades humanas. Además, la presencia de infraestructuras, como carreteras, líneas eléctricas y otros elementos antrópicos, incrementa significativamente la probabilidad de ocurrencia de incendios (Mhaweji et al., 2015).

Además, Zacharakis y Tsihrintzis (2023) llevaron a cabo una revisión exhaustiva del estado del arte en la modelación de incendios forestales, destacando las variables más utilizadas en este campo. Entre las variables relacionadas con la vegetación, señalaron la carga de combustible, el contenido de humedad y el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) como factores clave. En cuanto a los factores antropogénicos, resaltaron la proximidad a infraestructuras tales como carreteras y áreas urbanas, así como la cercanía a fuentes de agua y la presencia de barreras contra incendios como variables determinantes en la modelación del riesgo de incendios.

Para Chile, Azócar de la Cruz *et al.* (2022), Bañales *et al.* (2018) y Bjânes *et al.* (2021) identificaron diversas variables tanto de vegetación como antropogénicas que influyen en la susceptibilidad a incendios forestales. Entre las variables relacionadas con la vegetación, destacan el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el tipo de cobertura del suelo y el tipo de vegetación. En cuanto a las variables antropogénicas, se consideran la distancia a carreteras y áreas urbanas.

Dentro de los factores espaciales, las variables meteorológicas representan un componente fundamental en la ignición de incendios forestales, ya que influyen directamente en las condiciones ambientales que determinan la disponibilidad y el estado del combustible (Hiraga & Kavvas, 2021; Wang & Wang, 2020). La literatura señala con frecuencia al viento, la temperatura,

las precipitaciones y la humedad relativa como los factores meteorológicos más relevantes (Lan et al., 2021; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023).

El viento por su parte cumple un rol fundamental al acelerar la evaporación de la humedad superficial del combustible y tiene un impacto notable en la velocidad de propagación y la intensidad de los incendios forestales (Cruz & Alexander, 2019; Lan et al., 2021). La humedad relativa y la temperatura son factores determinantes en la susceptibilidad del bosque a la ignición. Una baja humedad relativa reduce la humedad superficial de la vegetación, lo que incrementa su inflamabilidad y, por ende, el riesgo (Ruiz et al., 2001). Del mismo modo, las altas temperaturas generan estrés hídrico en la vegetación, disminuyendo la humedad del combustible y haciéndolo más propenso a la ignición (Westerling & Bryant, 2008).

A su vez las precipitaciones influyen directamente en dos ámbitos, la disponibilidad de combustible y la humedad del combustible en una temporada de incendios forestales (Muñoz et al., 2005; Villers, 2009). En primer lugar, las precipitaciones en los meses anteriores a la temporada de incendios aumentan la disponibilidad de biomasa. En contraste, la falta de lluvias durante la temporada de incendios reduce la humedad del combustible, aumentando su vulnerabilidad a la ignición (Zacharakis, 2023; González, 2011).

Considerar la influencia conjunta de las variables espaciales es fundamental para comprender la ignición y propagación. En conjunto, estos factores desempeñan un rol determinante en la ocurrencia de eventos, por lo que su análisis detallado es esencial para modelar y gestionar eficazmente este fenómeno.

5.3 Modelos espaciales y métodos de análisis de ocurrencia de incendios forestales

Dentro de los Tecnologías de Información Geográfica (TIG), existen diversas técnicas aplicadas al análisis de incendios forestales que permiten establecer relaciones estadísticas entre variables claves. Estos modelos se utilizan para la elaboración de mapas de zonificación de riesgos de incendios, relacionando factores ambientales con áreas susceptibles, lo que facilita la toma de decisiones en la prevención (Helfenstein & Kienast, 2014). La modelación de la ocurrencia, según afirman Quan *et al.* (2023), es fundamental para el desarrollo de sistemas de alerta temprana.

Además de los enfoques tradicionales de modelización, algunos estudios han buscado determinar umbrales críticos de condiciones meteorológicas y espaciales para evaluar la susceptibilidad a incendios. Este enfoque permite una caracterización más precisa de las condiciones de riesgo, en contraposición a la aplicación de reglas empíricas estáticas, cuyo uso

ha sido cuestionado debido a la falta de evidencia científica que respalde su aplicabilidad en distintos contextos geográficos (Barrientos, 2022; Cuevas & Limones, 2021; García Rey & Villarreal, 2017; Sun et al., 2021).

Ejemplos relevantes incluyen el trabajo de Wagner (1977), quien investigó umbrales críticos para el inicio de incendios, y el estudio de Bessie & Johnson (1995), que evaluaron la influencia de los factores meteorológicos en la ocurrencia, concluyendo que las condiciones meteorológicas extremas disminuyen la importancia relativa de los combustibles. No obstante, el desarrollo de nuevas tecnologías y metodologías ha permitido generar avances más allá de reglas empíricas, incorporando enfoques basados en modelización de datos.

En este contexto, se han propuesto diferentes métodos para predecir la susceptibilidad al fuego y clasificar zonas de riesgo frente a la ignición, los cuales pueden agruparse en tres grandes categorías: (1) modelos estadísticos tradicionales, que establecen relaciones cuantificables entre variables ambientales y la probabilidad de que ocurra un incendio; (2) modelos basados en aprendizaje automático supervisado, los cuales utilizan registros históricos de incendios para entrenar algoritmos con el objetivo de estimar la probabilidad de ignición; y (3) modelos orientados a la detección de anomalías o clasificación de una sola clase, diseñados para reconocer patrones atípicos en la ignición de incendios, especialmente en conjuntos de datos con distribución desbalanceada o limitada.

Entre las metodologías más utilizadas destacan los modelos de reducción de dimensionalidad, como el Análisis de Componentes Principales (PCA), y los algoritmos de clasificación, como las Máquinas de Soporte Vectorial de Una Sola Clase (One-Class SVM). También se utilizan redes neuronales y autoencoders variacionales para modelar la susceptibilidad al fuego, así como modelos probabilísticos y series de tiempo para analizar patrones de ignición. La elección del enfoque depende de las características de los datos y los objetivos del análisis. Estudios recientes han aplicado estos métodos para mejorar la identificación de áreas de alto riesgo y optimizar la planificación preventiva (Ismail & Amarasoma, 2023; Quan et al., 2023).

Eslami *et al.* (2021) llevaron a cabo en el norte de Irán un análisis de susceptibilidad a incendios forestales empleando tres modelos: bosques aleatorios (Random Forest), redes neuronales artificiales y regresión logística, considerando 22 factores que influyen en la ignición del fuego. El estudio determinó que el modelo de bosques aleatorios ofrecía la mayor precisión en comparación con los otros métodos. Entre las variables más relevantes identificadas se incluyeron la temperatura, la precipitación, la distancia a asentamientos, y la carga de calor. Los modelos permitieron la determinación de la importancia de las variables, así como la generación

de mapas detallados de susceptibilidad, destacando áreas de alto riesgo y facilitando la planificación y gestión de la prevención de incendios.

Zerbe *et al.* (2022) implementó en el estado de Washington, Estados Unidos, un algoritmo de agrupamiento basado en densidad para detectar patrones espaciales, identificando variaciones regionales en la relación entre incendios y variables geográficas y climáticas. Además, se incluyó un análisis de hotspots para comprender patrones espaciales significativos, permitiendo identificar áreas con concentraciones inusualmente altas o bajas de eventos. Este análisis reveló patrones espaciales y temporales y facilitó la comprensión de la distribución geográfica y el comportamiento temporal de los incendios. A su vez se recomendó el uso de pequeñas escalas durante el análisis para detectar agrupaciones locales, lo que mejora la gestión de incendios forestales.

Por otro lado, Zerbe *et al.* (2024) llevó a cabo en el oeste de Estados Unidos un análisis de regresión espacial para cuantificar las relaciones entre incendios forestales y variables explicativas, encontrando fuertes correlaciones con igniciones antrópicas, densidad de carreteras, entre otros factores. Se utilizaron dos modelos: regresión lineal generalizada (GLR) y regresión ponderada geográficamente (GWR). La GLR asume relaciones homogéneas entre variables, mientras que la GWR adapta el análisis a cada zona geográfica específica, reconociendo que las relaciones pueden variar según la ubicación. Zerbe *et al.* (2024) recomendó el uso de GWR sobre los modelos globales para capturar variaciones locales que podrían ser invisibles en un análisis global.

En Chile, Jaque *et al.* (2021) implementó un enfoque de modelado de susceptibilidad a incendios utilizando análisis de componentes principales (PCA) para la reducción de dimensionalidad y mapas autoorganizados de Kohonen (SOM) para la clasificación supervisada, validado con datos de incendios y ajustado para diferentes escenarios de cobertura del suelo, logrando identificar las principales variables que afectan la ocurrencia de incendios forestales, y sus respectivas ponderaciones dentro del modelo, así como el detectar áreas de alto, medio y bajo riesgo de ocurrencia, concluyendo que estas herramientas son eficaces y útiles para poder generar planificación espacial.

Bjånes *et al.* (2021) realizaron un estudio comparativo de diversos modelos de aprendizaje automático aplicados al mapeo de susceptibilidad a incendios en Chile. En su investigación, evaluaron modelos como redes neuronales convolucionales (CNN), SiameseNet, Multi-head CNN, autoencoders variacionales (VAE), XGBoost, máquinas de vectores de soporte (SVM) y un modelo Ensemble, con el objetivo de identificar el modelo más eficaz para la predicción de áreas

susceptibles a incendios forestales, tomando en cuenta la variabilidad temporal y espacial. Los resultados indicaron que las variables estáticas, como factores topográficos y antropogénicos, actúan como elementos predisponentes a la ignición, mientras que las variables dinámicas influyen en la intensidad de las probabilidades predichas por los modelos. Concluyeron que el modelo Ensemble demostró el mejor rendimiento en términos de discriminación y precisión, al tiempo que identificaron posibles áreas de mejora para optimizar futuros mapas de susceptibilidad.

5.4 Gestión del riesgo y prevención

Es imperativo establecer una gestión del riesgo integral en el contexto de los incendios forestales, donde la creciente tendencia al aumento de eventos en Chile ha ocasionado daños cada vez más significativos, lo que resalta la urgencia de implementar medidas integrales más efectivas (Koudenoukpo, 2023).

Dentro del ciclo del riesgo en incendios forestales, se incluyen los aspectos de preparación, desastre, respuesta, rehabilitación, recuperación y prevención (ONU-SPIDER, s.f.). El foco principal de esta investigación recae en la prevención, conceptualizada como "el concepto y la intención de evitar por completo los posibles impactos adversos de eventos peligrosos" (*United Nations Office for Disaster Risk Reduction UNDRR*). Se han desarrollado diversas políticas, herramientas y acciones, las cuales se encuentran orientadas al pronóstico y el monitoreo de los incendios forestales (Colonico et al., 2022; Rojas-Briceño et al., 2023).

En particular, se destaca la alerta temprana preventiva. Esta alerta se define como "la provisión oportuna y efectiva de información, a través de instituciones identificadas, que permite a las personas expuestas a peligros tomar medidas para evitar o reducir su riesgo y prepararse para una respuesta efectiva" (UNEP, 2012). El enfoque se basa en cuatro elementos clave: conocimiento del riesgo, monitoreo y predicción, difusión de información y respuesta de la sociedad (UNEP, 2012). La eficacia de las alertas tempranas depende de la correcta integración de estos elementos, ya que cualquier fallo en alguno de ellos puede comprometer todo el sistema (UNEP, 2012; National Wildfire Coordinating Group (NWCG), 2002; Rogers & Tsirkunov, 2010; United Nations, 2006).

Dentro de los sistemas de alerta temprana, se emplean diversos métodos que se valen de sensores especializados en la detección y monitoreo de incendios. Entre estos, se destacan el radiómetro AVHRR, el Sistema de Barrido Óptico (OLS) y el sistema MODIS Land Rapid Response. También imágenes de alta resolución, como las provenientes de AVHRR (SPOT,

Landsat y radar), se pueden emplear para evaluar la extensión e impacto de los incendios (UNEP, 2012) y finalmente se encuentran las reglas empíricas las cuales son elaboradas a través de la experiencia y conocimiento en un área, entre las cuales se destaca el factor 30-30-30 (Cuevas & Limones, 2021). Estos constituyen la base de los sistemas de alerta temprana para incendios forestales, los cuales posibilitan la emisión de alarmas preventivas para analizar la ocurrencia (UNEP, 2012; Chen et al., 2023; United Nations, 2006).

El factor 30-30-30, establece el escenario de máximo peligro de incendios forestales (UNEP, 2012; Cuevas & Limones, 2021; Rogers & Tsirkunov, 2010; Sayarshad, 2023). Este factor se basa en el monitoreo continuo de tres condiciones: viento superior a 30 km/h, temperatura mayor de 30°C y humedad relativa inferior al 30% (Cuevas & Limones, 2021). Sin embargo, el uso de esta se ha visto descalificada en distintos sectores, por la falta de certeza de la regla, atribuyendo a esto las diferencias entre cada zona geográfica y el cambio climático (Barrientos, 2022; Cuevas & Limones, 2021; García Rey & Villarreal, 2017; Seguel, 2022).

6. Materiales y métodos

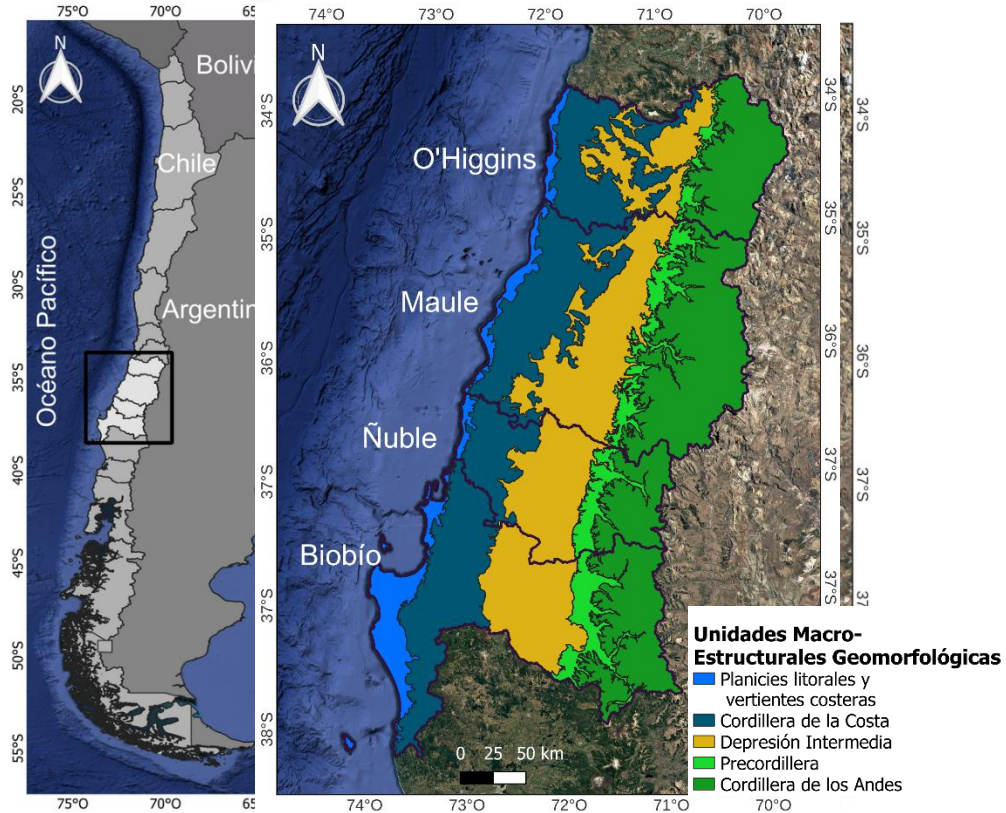
6.1 Área de estudio

El área de estudio se encuentra en la zona centro-sur de Chile, abarcando las regiones de O'Higgins, Maule, Ñuble y Biobío. Esta zona representa aproximadamente el 23% de la población del país (Instituto Nacional de Estadísticas INE, 2017) y se caracteriza por una combinación de climas mediterráneos y templados, con variaciones en los regímenes de temperatura y precipitación a lo largo del territorio (Sarricolea et al., 2017). Desde el punto de vista geomorfológico, el área incluye sectores de las planicies litorales y vertientes costeras (PLVC), la Cordillera de la Costa (CC), depresión intermedia (DI), la precordillera (PC) y la Cordillera de los Andes (CA), lo que influye en la distribución del uso del suelo y en la susceptibilidad a incendios forestales.

La zona de estudio concentra una parte significativa de la actividad forestal del país. En 2018, Chile contaba con un total de 2.303.886 ha de plantaciones forestales, de las cuales el 60.9% se encuentra en esta región (Winkler, 2021). Esta alta concentración de plantaciones, combinada con las condiciones climáticas y el uso del suelo predominante, ha generado un escenario de alta recurrencia de incendios forestales. De hecho, esta área ha sido históricamente una de las más afectadas por incendios en el país, afectando tanto la economía local como los ecosistemas naturales (Oficina de Estudios y Políticas Agrarias ODEPA, 2019).

Figura 2.

Regiones de O'Higgins, Maule, Ñuble y Biobío, en conjunto a las Unidades Macroestructurales Geomorfológicas



Fuente: Biblioteca del Congreso Nacional de Chile (BCN) , 2024; Google Earth Pro, 2024; Gobierno Regional del Biobío (GORE Biobío), 2018; Infraestructura de Datos Geoespaciales de Chile (IDE-Chile), 2023; Centro de Información de Recursos Naturales (CIREN), 2016.

A continuación, se presenta la Tabla N°2, que muestra la clasificación de las macrounidades del territorio según su clima predominante, uso de suelo dominante y concentración poblacional. Sin embargo, se excluyen tanto la Cordillera de los Andes como la precordillera debido a la falta de datos.

Tabla 2.

Características del área de estudio

Macrounidad	Clima	Uso de suelo dominante	Concentración poblacional
Planicies litorales y vertientes costeras	Clima mediterráneo de lluvia invernal e influencia costera	Forestal	Alta
Cordillera de la costa	Clima mediterráneo de lluvia invernal	Forestal	Media
Depresión intermedia	Clima mediterráneo de lluvia invernal	Agrícola	Alta

Fuente: CONAF, 2024; INE, 2017; Sarricolea *et al.*, 2017.

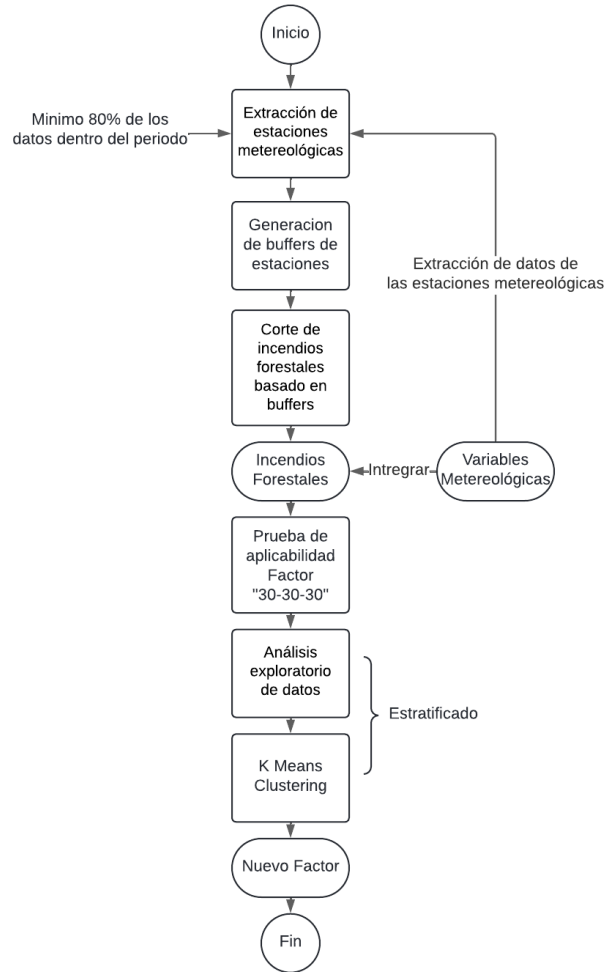
6.2 Métodos

3.2.1 Estimar los factores meteorológicos asociados a la regla 30-30-30 en el proceso de ignición de incendios forestales para determinar su aplicabilidad

Para alcanzar el Objetivo N°1, se implementó la metodología detallada en la Figura N°3. En primer lugar, se identificaron las estaciones meteorológicas dentro del área de estudio y se generaron buffers en torno a cada una, lo que permitió la selección de los incendios forestales a los cuales se les extrapola la información meteorológica. Posteriormente, se obtuvieron los registros de las variables meteorológicas de cada estación y se evaluó la aplicabilidad del factor 30-30-30, seguida de su correspondiente calibración.

Figura 3.

Diagrama metodológico objetivo N°1



Fuente: Dirección Meteorológica de Chile (DMC), 2024; Cuevas & Limones, 2021.

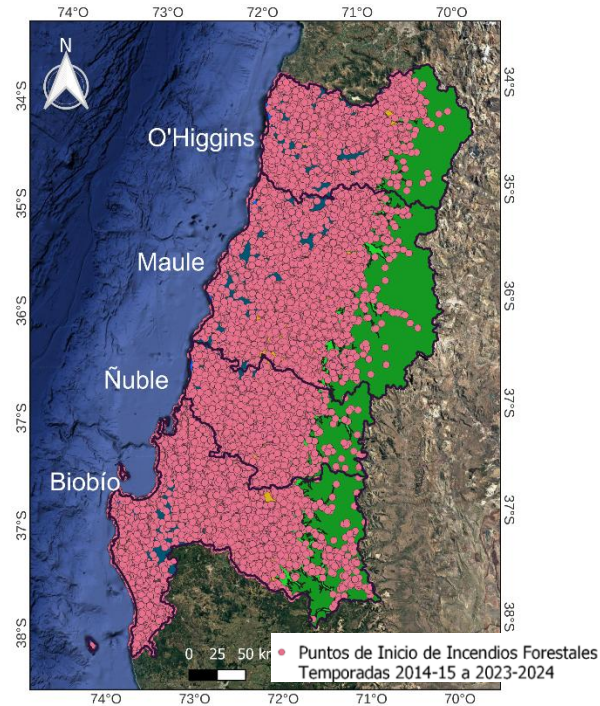
En segundo lugar, se caracterizó la ocurrencia de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile. Para ello, se empleó la base de datos espacial del Sistema de Información Territorial de la Corporación Nacional Forestal (SIT-CONAF¹). Dicha base de datos incluyó las coordenadas geográficas, el punto de ignición, el nombre del incendio y su extensión en hectáreas. El análisis

¹ <https://sit.conaf.cl/>

abarcó el período comprendido entre las temporadas de incendios 2014-2015 y 2023-2024, considerando un total de 68.358 incendios forestales (Figura N°4).

Figura 2.

Incendios forestales temporadas 2014-15 a 2023-24



Fuente: CONAF, 2024; IDE Chile, 2023.

Posteriormente, se caracterizó la geomorfología estructural del área de estudio mediante el uso de diversas herramientas disponibles en QGIS y Google Earth Pro. Para ello, se empleó como base la capa de “Unidades geomorfológicas de Chile” de Albers (2015), complementada con la información obtenida del Plan Regional de Ordenamiento Territorial del Biobío (GORE Biobío, 2018). Además, a partir del análisis del relieve, obtenido del DEM de ALOS PALSAR de las regiones estudiadas (IDE, 2016), se definió cada macrounidad (Figura N°2). Este análisis permitió integrar las características geomorfológicas en el estudio de los incendios forestales, considerando que las variables meteorológicas presentaban una variabilidad espacial significativa. Además, se utilizó como base para poder generar el análisis y la estratificación de los eventos del objetivo N°1.

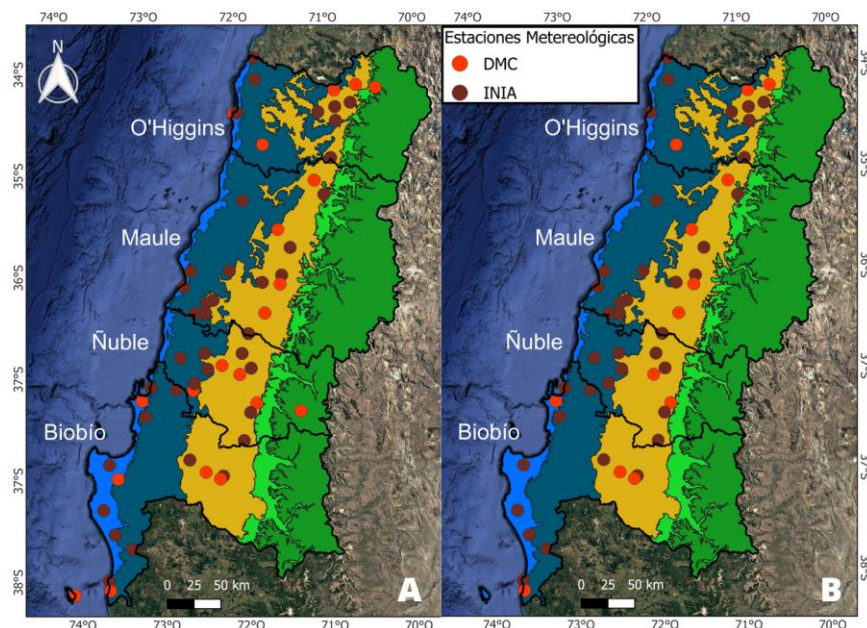
A continuación, se realizó un análisis de las estaciones meteorológicas presentes. Este proceso incluyó un filtrado inicial, considerando la calidad de la información proporcionada y su ubicación

geográfica. Las estaciones meteorológicas fueron extraídas desde la web de la Dirección Meteorológica de Chile (DMC²) a través del Catastro de Estaciones del Sistema SACLIM. Como resultado, se identificó preliminarmente un total de 59 estaciones meteorológicas, de las cuales 20 pertenecían a la DMC y 39 al Instituto de Investigaciones Agropecuarias (INIA).

Cada estación fue sometida a un segundo proceso de filtrado, basado en la temporalidad de los datos registrados y la cantidad de información disponible. Como parte de este proceso, se efectuó una inspección visual individualizada, en la que se evaluó la cantidad y continuidad de los datos mes a mes en cada estación. Se descartaron aquellas que presentaban lagunas significativas o inconsistencias en los registros, garantizando así la calidad de la información utilizada en el estudio. Como resultado, se seleccionó un total de 52 estaciones meteorológicas, de las cuales 20 correspondían a la Dirección Meteorológica de Chile (DMC) y 32 a la red del Instituto de Investigaciones Agropecuarias (INIA), cumpliendo todas con los criterios de calidad establecidos (Figura N°5). Durante el análisis, se identificó la ausencia de estaciones meteorológicas en la Precordillera y la presencia de dos estaciones en la Cordillera de los Andes. En consecuencia, se decidió excluir dichas unidades geomorfológicas.

Figura 3.

Estaciones meteorológicas en base al primer filtro (A) y segundo filtro (B)



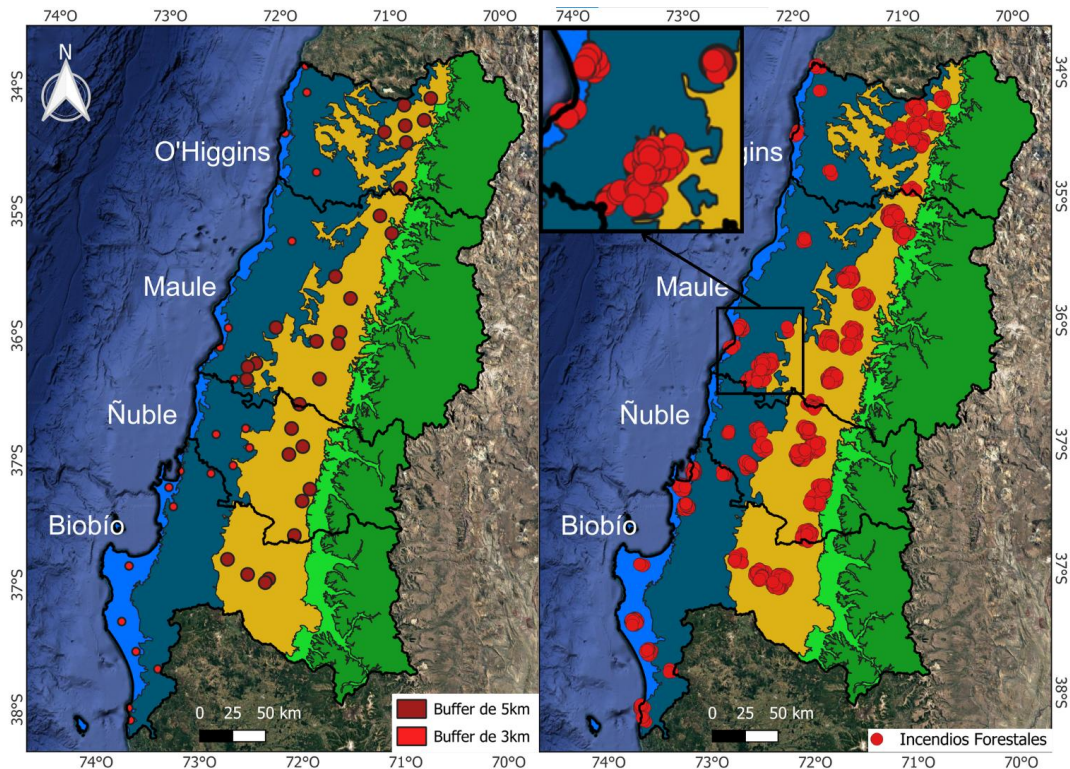
Fuente: IDE Chile, 2023; DMC, 2024.

² <https://climatologia.meteochile.gob.cl/application/index/menuTematicoEstaciones>

Luego de identificar las estaciones meteorológicas, se llevó a cabo un análisis espacial mediante la creación de un buffer para las estaciones, siguiendo las directrices establecidas en el Manual de Agrometeorología de la Dirección Meteorológica de Chile (DMC, 2022). En función de las características geomorfológicas del territorio, se establecieron buffers de 3 km para las planicies litorales y la Cordillera de la Costa, mientras que para la Depresión Intermedia se definió un buffer de 5 km, considerando que esta unidad geomorfológica presenta un relieve más plano y homogéneo. Finalmente, se realizó una intersección espacial para seleccionar los incendios forestales ocurridos dentro de las áreas de influencia de los buffers definidos. A partir de un total inicial de 38.453 incendios forestales, se seleccionó un subconjunto de 2.838 incendios, los cuales se encontraban dentro del área de influencia de las estaciones meteorológicas (Figura N°6).

Figura 4.

Buffer de 3km y 5km de estaciones meteorológicas e incendios forestales filtrados en base a buffers



Fuente: Elaboración propia en base a IDE Chile, 2023; CONAF, 2024; DMC, 2024.

Una vez delimitada la población de incendios forestales con presencia de datos meteorológicos asociados a su ignición, se procedió a extraer una muestra representativa mediante el método de Muestreo Aleatorio Estratificado (Padilla et al., 2014; Padilla et al., 2015). Para garantizar la completitud de los datos, se calculó el tamaño muestral considerando un N finito, al cual se añadió un 10% adicional (Rojas et al., 2014). Este cálculo se efectuó aplicando la fórmula N°1, donde N representó la población de cada macro unidad estructural, con un valor de Z = 1.96 y P = 0.5. El procedimiento fue implementado utilizando la herramienta estadística “R” versión 4.4.2. Como resultado, se obtuvo una muestra final conformada por 322 incendios en la depresión intermedia, 176 en la cordillera de la costa y 310 en las planicies litorales y vertientes costeras, sumando un total de 808 incendios forestales.

Fórmula 1.

Muestra N finito

$$n \geq \frac{Nz_{1-\alpha/2}^2 PQ}{z_{1-\alpha/2}^2 PQ + d^2(N - 1)}$$

Fuente: Rojas *et al*, 2014.

Posteriormente, a cada incendio de la muestra seleccionada se le asignó manualmente la información meteorológica, la cual incluyó temperatura, humedad relativa y viento a partir de los registros de las estaciones más cercanas, seleccionando la medición correspondiente a la hora más próxima al evento de ignición. En los casos donde la hora de ignición se encontraba entre dos registros consecutivos, se calculó un promedio entre ambos valores para mejorar la precisión de los datos. Por ejemplo, si un incendio ocurrió a las 12:36, se utilizó el registro de las 13:00 como referencia.

Cabe destacar que se identificó una discrepancia en la medición del viento, ya que las estaciones de la red INIA registró esta variable a 2 metros de altura, mientras que las estaciones de la DMC lo hicieron a 10 metros. Esta diferencia en la altura de medición pudo haber afectado los valores registrados, generando variabilidad en los datos y posibles diferencias en los resultados.

Finalmente se evaluó la aplicabilidad del factor 30-30-30 mediante análisis realizados en R. Este procedimiento consideró el cumplimiento simultáneo de las tres variables del factor, así como sus combinaciones por pares e individuales (Cuevas & Limones, 2021). Su propósito fue comprobar

la eficacia de la regla e identificar la variable con mayor influencia en la ignición de los incendios forestales.

De forma complementaria, fue desarrollado un factor 30-30-30 ajustado, el cual fue estratificado según macrounidades geomorfológicas, zonas climáticas y estacionalidad. Esta metodología se implementó con el fin de lograr una mayor especificidad y obtener un factor más preciso, adaptable a las variables de análisis y al enfoque requerido en el contexto de la prevención de incendios forestales.

Se aplicó un análisis exploratorio de datos con el objetivo de evaluar su comportamiento y determinar la viabilidad de su estratificación en los grupos previamente mencionados con un nivel de significancia $p=0.05$. Como parte del análisis, se generó un conjunto de boxplots y, adicionalmente, se aplicó el test de Shapiro-Wilk para evaluar la normalidad de los datos (ver Anexo N°1) (Monter-Pozos & González-Estrada, 2023). La aplicación de este test permitió determinar la distribución de los datos, lo que fue fundamental para seleccionar la metodología de análisis más adecuada según los resultados obtenidos.

Fórmula 2.

Shapiro-Wilk test

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n a_i X_{(i)}^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

Fuente: Monter-Pozos & González-Estrada, 2023.

Posteriormente, se aplicó el test de Levene para evaluar la homogeneidad de las varianzas. La aplicación de este test fue fundamental para determinar si los datos cumplían con el supuesto de homogeneidad de varianzas, requisito necesario para la correcta selección de pruebas estadísticas posteriores (Joseph et al., 2009). En este caso, su resultado permitió definir la viabilidad de emplear el test de Kruskal-Wallis, asegurando que se utilizara una metodología adecuada en función de la distribución de los datos.

Fórmula 3.

Levene Test

$$F = \frac{\sum_{i=1}^k n_i (\bar{d}_i - \bar{d})^2}{(k-1) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (d_{ij} - \bar{d}_i)^2}$$

Fuente: Joseph *et al.*, 2009.

Luego, se aplicó el test de Kruskal-Wallis con el propósito de identificar diferencias significativas entre los grupos analizados, lo que permitió evaluar la posibilidad de generar una estratificación basada en las clases previamente mencionadas. En los casos en que el valor p obtenido fuese menor al nivel de significancia establecido, se concluyó que al menos un grupo poseía una distribución distinta a las demás y por ende se puede realizar el análisis estratificado (Okoye & Hosseini, 2024; Ostertagova *et al.*, 2014).

Fórmula 4.

Kruskal-Wallis Test

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N+1)$$

Fuente: Okoye & Hosseini, 2024; Ostertagova *et al.*, 2014.

Finalmente, se aplicó el test post hoc de Mann-Whitney U con el objetivo de identificar cuáles pares de grupos presentaban diferencias significativas, lo cual permitió un análisis más detallado y fundamentado para alcanzar conclusiones precisas. En los casos en que el valor p obtenido fue menor al nivel de significancia, se concluyó que las distribuciones de los dos grupos comparados eran distintas.

Fórmula 5.

Post hoc de Mann-Whitney U Test

$$U_1 = n_1 n_2 + \frac{n_1(n_1 + 1)}{2} - R_1$$
$$U_2 = n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2 + 1)}{2} - R_2$$

Fuente: Okoye & Hosseini, 2024.

Finalizado el análisis exploratorio de datos, se procedió a realizar el ajuste del factor 30-30-30 de manera estratificada, utilizando el método de *K-Means Clustering*. Este algoritmo permite agrupar los datos en un número predefinido de clústeres, que en este caso fue establecido en tres. El objetivo principal del método fue minimizar la suma de las distancias al cuadrado entre los puntos y el centroide correspondiente de su clúster, asegurando así una adecuada partición de los datos. Además, se generaron clústeres específicos para cada grupo de datos, adaptados a sus características particulares. Cabe destacar que esta herramienta fue seleccionada debido a las limitaciones presentes en la información disponible, así como a las particularidades en la distribución y características de los datos analizados (Na et al., 2010).

Fórmula 6.

K-Means Clustering

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} ||x - \mu_i||^2$$

Fuente: Na et al., 2010.

3.2.2 Analizar la relación entre los factores espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) que inciden la ignición de los incendios forestales en la zona centro-sur de Chile

Para llevar a cabo el Objetivo N°2 se empleó la información obtenida en el Objetivo N°1, integrando tanto las variables meteorológicas como la muestra de incendios forestales generada en dicho proceso. Esta segunda etapa representó una continuidad del estudio, en la que se incorporó información espacial a la base de datos, con el propósito de caracterizar las condiciones espaciales en las que se producen los incendios forestales. La recopilación de datos

se estructuró en función de diversas fuentes de información, las cuales se presentan en la Tabla N°3. La selección de estas variables se realizó con base en la revisión bibliográfica presentada en el apartado respectivo.

Tabla 3.

Variables y factores dentro del estudio

Variable/Factor	Fuente de información	Año
Macrounidades geomorfológicas	Elaboración propia con datos extraídos de Google Earth Pro, 2024; GORE Biobío, 2018; IDE-Chile, 2023; IDE, 2016.	2020
Zonas Climáticas	Sarricolea <i>et al.</i> , 2017	2017
Distancia a carreteras		
Distancia a centros urbanos	BCN	2024
Distancia a cuerpos de agua		
Distancia a tendido eléctrico	IDE ENERGÍA	2024
Altura		
Pendiente	IDE Chile	2016
Orientación		
Usos de suelo	CONAF	2024
Temperatura		
Humedad Relativa	DMC	2024
Viento		

Fuente: CONAF, 2024; IDE ENERGÍA, 2024; BCN, 2024; Sarricolea *et al.*, 2017; DMC, 2024.

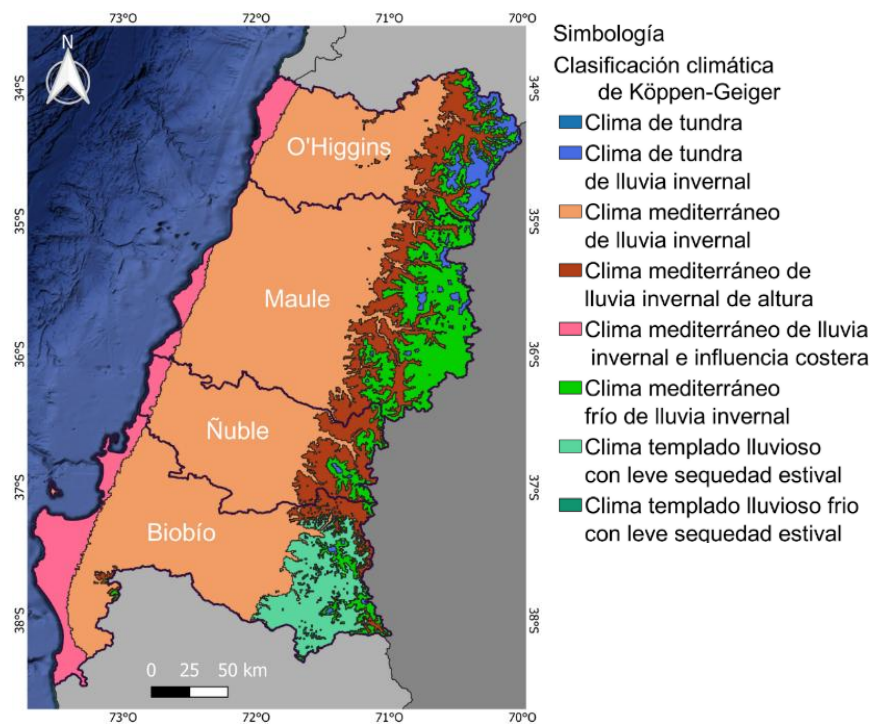
En la figura N°7 se pueden observar los distintos tipos de clima en la zona de estudio, evidenciándose que cada macrounidad territorial se caracterizó por la predominancia de un tipo climático específico. En las planicies litorales y vertientes costeras se identificó un clima mediterráneo de lluvia invernal con influencia costera, mientras que en la cordillera de la Costa y

la depresión intermedia predominó el clima mediterráneo de lluvia invernal. En la precordillera, se registró un clima mediterráneo de lluvia invernal de altura, y en la cordillera de los Andes, un clima mediterráneo frío de lluvia invernal.

Se observó una mayor variabilidad climática en la zona cordillerana, donde coexistieron distintos tipos de clima, a diferencia de las demás macrounidades, donde predominó un único tipo climático. Esta distribución reflejó la influencia de la altitud y la geomorfología en los regímenes climáticos regionales.

Figura 5.

Clasificación climática de Köppen-Geiger



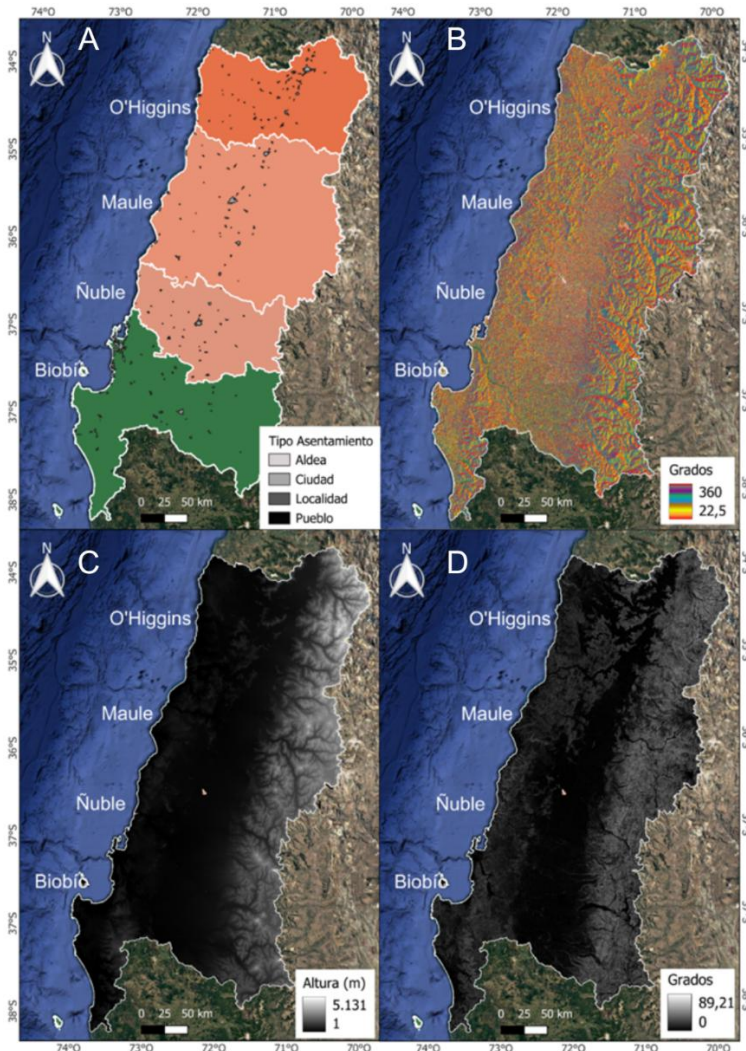
Fuente: Sarricolea *et al.*, 2017; IDE Chile, 2023.

A continuación, se presenta la Figura 8, que ilustra la distribución espacial de asentamientos humanos (A), orientación del relieve (B), elevación (C) y pendiente (D) en la zona de estudio. En la Figura 8-A se observa que los asentamientos se concentran principalmente en la depresión intermedia y en sectores costeros, distribuyéndose de forma longitudinal a lo largo del territorio. La Figura 8-B muestra la orientación del relieve, evidenciándose una predominancia de ciertas direcciones en las laderas, lo cual puede influir en la exposición solar y en los patrones de viento. En la Figura 8-C se representa la elevación, la cual varía desde 1 m s.n.m. hasta 5.131 m,

localizándose las mayores altitudes en la Cordillera de los Andes, la precordillera y la Cordillera de la Costa, mientras que las zonas más bajas corresponden a la franja costera y la depresión intermedia. Finalmente, la Figura 8-D muestra la distribución de la pendiente, con inclinaciones más pronunciadas en áreas montañosas y pendientes suaves predominando en la depresión intermedia.

Figura 6.

(A) Asentamientos, (B) Orientación (°), (C) Elevación (m), (D) Pendiente (°).



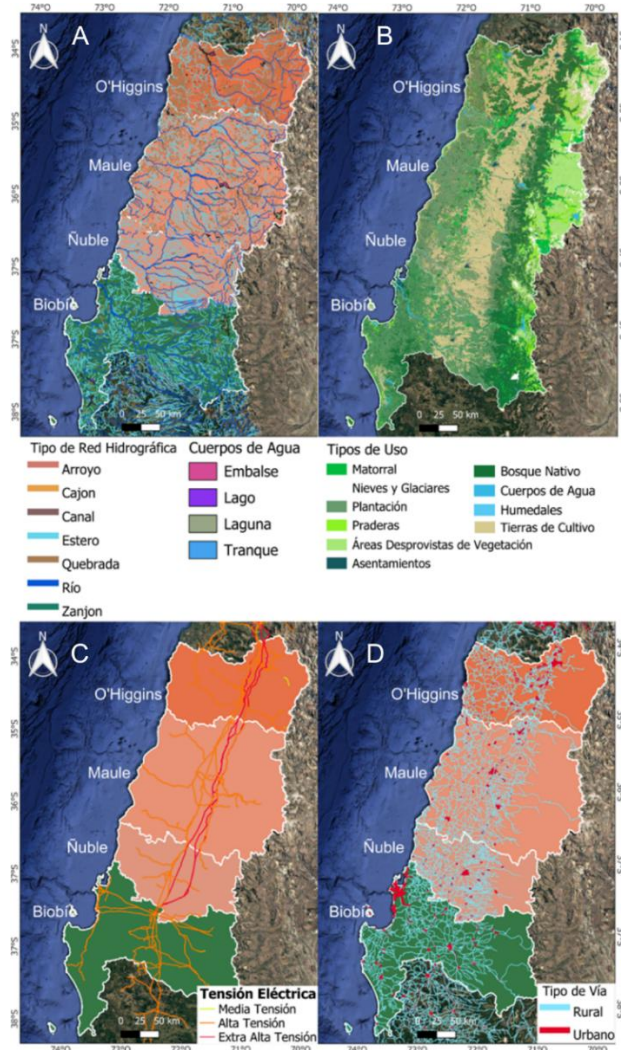
Fuente: BCN, 2019; CIREN, 2016.

A continuación, se presenta la distribución espacial de cuerpos hídricos, uso de suelo, infraestructura eléctrica y red vial en la zona de estudio. En la Figura 9-A se observa una amplia presencia de cursos y cuerpos de agua, entre los cuales destacan los principales sistemas

hidrográficos vinculados a las cuencas de los ríos Cachapoal, Maule, Itata y Biobío. La Figura 9-B muestra los distintos tipos de uso de suelo, evidenciándose un claro predominio de plantaciones forestales en las planicies litorales, vertientes costeras y la cordillera de la Costa; tierras de cultivo en la depresión intermedia; y praderas en la cordillera de los Andes. Por su parte, la infraestructura de transmisión eléctrica —de media, alta y extra alta tensión— se representa en la Figura 9-C, donde se destaca el eje longitudinal que atraviesa el valle central y se ramifica hacia los principales centros urbanos costeros. Finalmente, la Figura 9-D ilustra la red vial, cuya mayor densidad se concentra en la depresión intermedia y hacia la zona costera, en concordancia con la distribución de los asentamientos humanos.

Figura 7.

(A) *Cuerpos hídricos*, (B) *Uso de suelo*, (C) *Tendido eléctrico*, (D) *Red vial*



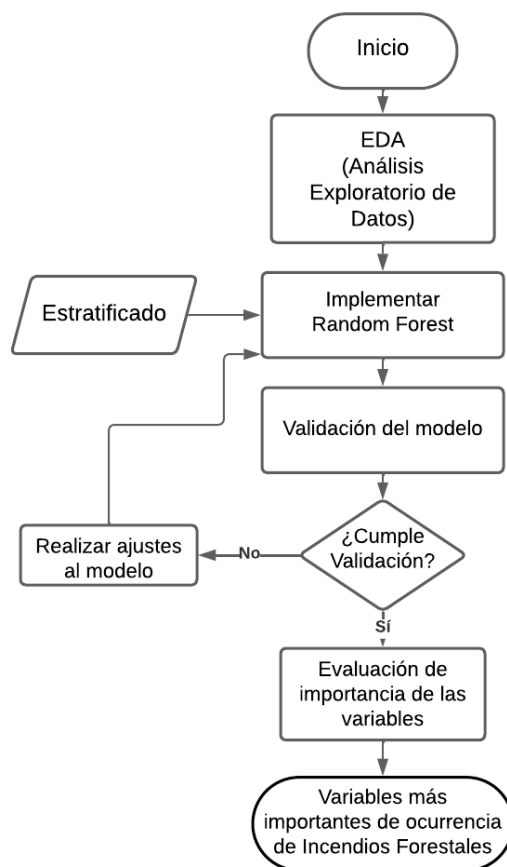
Fuente: BCN, 2024; CONAF, 2024; IDE ENERGÍA, 2024.

Se implementó la metodología representada en la Figura N°10, la cual comprende el análisis de la importancia de las variables mediante el algoritmo Random Forest, utilizando el software R 4.4.2. Este análisis se llevó a cabo de manera estratificada según las categorías definidas en el Objetivo N°1, considerando la macrounidad, el clima y la estacionalidad, lo que permitió evaluar la influencia de las variables en función de estos criterios previamente establecidos.

Como paso inicial, se realizó un análisis exploratorio de datos (EDA) con el fin de examinar la estructura y el comportamiento de las variables. Posteriormente, los datos fueron segmentados para el entrenamiento y la prueba del modelo Random Forest, lo que posibilitó la identificación de las variables con mayor relevancia en la ocurrencia de incendios forestales. Finalmente, se analizaron los resultados obtenidos a partir del modelo, permitiendo la identificación de los factores más determinantes en la ignición de incendios forestales.

Figura 8.

Diagrama metodológico objetivo N°2



Fuente: Eslami *et al.*, 2021; Jaque Castillo *et al.*, 2021.

Se llevó a cabo el análisis exploratorio de datos, el cual incluyó la generación de boxplots y la aplicación de diversas pruebas estadísticas para evaluar las características de la muestra. Inicialmente, se aplicó el test de Shapiro-Wilk para verificar la normalidad de los datos, utilizando la ecuación N°2. Posteriormente, se empleó el test de Levene con el propósito de evaluar la homogeneidad de las varianzas, mediante la aplicación de la ecuación N°3.

A continuación, se construyó una matriz de correlación que permitió identificar la relación entre las variables y determinar su grado de asociación, a través de la fórmula N°7 (Jolliffe, 2002).

Fórmula 7.

Matriz de correlación

$$R = \frac{1}{n-1} Z^T Z$$

Fuente: Jolliffe, 2002.

Posteriormente se aplicó el modelo Random Forest, el cual fue implementado en R utilizando 500 árboles, considerando entre 3 y 4 variables en cada división (mtry) y aplicando una estratificación en tres niveles (macrounidad, clima y estación). Se calibró de manera automática, ajustando los parámetros internos mediante el muestreo bootstrap y seleccionando el número óptimo de variables en cada división (Pacheco et al., 2021; Trucchia et al., 2022). Para su entrenamiento, se generaron múltiples árboles de decisión a partir de subconjuntos de datos, lo que permitió evaluar la contribución de cada variable. La validación se realizó internamente mediante el error Out-of-Bag (OOB), que midió el desempeño del modelo con datos no utilizados en cada árbol, sin necesidad de un conjunto de prueba externo (Pacheco et al., 2021; Trucchia et al., 2022). Dado que el objetivo fue determinar la importancia de variables y no predecir incendios, la validación se centró en la estabilidad de los resultados y en la correcta diferenciación entre estratos. Posteriormente, se normalizaron los valores de importancia de las variables al rango [0,1], según Aguirre-Gutiérrez (2025) y Hoare (s.f.).

Finalmente, se analizaron los resultados obtenidos del modelo Random Forest estratificado, verificando la coherencia y estabilidad de las estimaciones generadas. Se comprobó las diferencias en la importancia de las variables entre los distintos estratos analizados, lo que permitió identificar patrones diferenciados en la ignición de incendios forestales. A partir de este

análisis, se obtuvo la importancia relativa de cada variable en función de su influencia en la ocurrencia de incendios, proporcionando una base sólida para la interpretación y aplicación de los resultados.

Para evaluar la relevancia de cada variable, el modelo generó dos indicadores: el porcentaje de incremento en el error cuadrático medio (%IncMSE) y el incremento en la pureza de los nodos (IncNodePurity). El %IncMSE cuantificó el aumento del error del modelo cuando una variable era eliminada, permitiendo determinar su impacto en la predicción de incendios. Valores altos indicaron una mayor influencia de la variable en el modelo. Por otro lado, el IncNodePurity midió la reducción en la impureza de los nodos dentro de los árboles de decisión, donde valores más elevados reflejaron una mayor capacidad de discriminación de la variable (Song et al., 2017; Wang & Wang, 2020). Estos índices permitieron analizar la contribución relativa de cada variable en los distintos estratos, facilitando la identificación de los factores con mayor incidencia en la ignición de incendios forestales y, por consecuencia, la relación entre los factores espaciales y la ignición de los incendios.

7. Resultados y discusión

7.1 Estimación de los factores meteorológicos asociados a la regla 30-30-30 en el proceso de la ignición de los incendios forestales para determinar su aplicabilidad

Los resultados de la prueba de aplicabilidad se presentan en la Tabla N°4, donde se evaluó el cumplimiento del factor 30-30-30 utilizando la metodología de Cuevas & Limones (2021). Se determinó que este criterio no se cumplió en ningún caso cuando se consideraron simultáneamente las tres variables dentro de la muestra. Para profundizar en este análisis, se evaluó el cumplimiento de los límites establecidos por el factor 30-30-30 en pares de variables. No se registraron coincidencias simultáneas entre humedad relativa y viento, ni entre temperatura y viento. No obstante, la combinación de temperatura y humedad relativa alcanzó estos límites en 27 de los 808 casos analizados.

A nivel individual, la variable que con mayor frecuencia se encontró por debajo del límite del factor fue la humedad relativa, seguida de la temperatura, la cual superó dicho límite en 33 ocasiones. En contraste, el viento solo cumplió con el criterio en 2 de los 808 casos. Estos resultados sugieren que el porcentaje de cumplimiento del factor fue insuficiente, lo que resalta la necesidad de continuar con el análisis y proceder a su ajuste.

Tabla 4.

Prueba de Aplicabilidad Factor "30-30-30"

Condición	N° de casos que se cumple N°Total de incendios = 808	
	N° de casos que alcanzan los límites del factor "30-30- 30"	% de Cumplimiento
Temperatura / Viento / Humedad Relativa	0	0%
Temperatura / Viento	0	0%
Temperatura / Humedad Relativa	27	3%
Viento / Humedad Relativa	0	0%
Temperatura	33	4%
Viento	2	1%

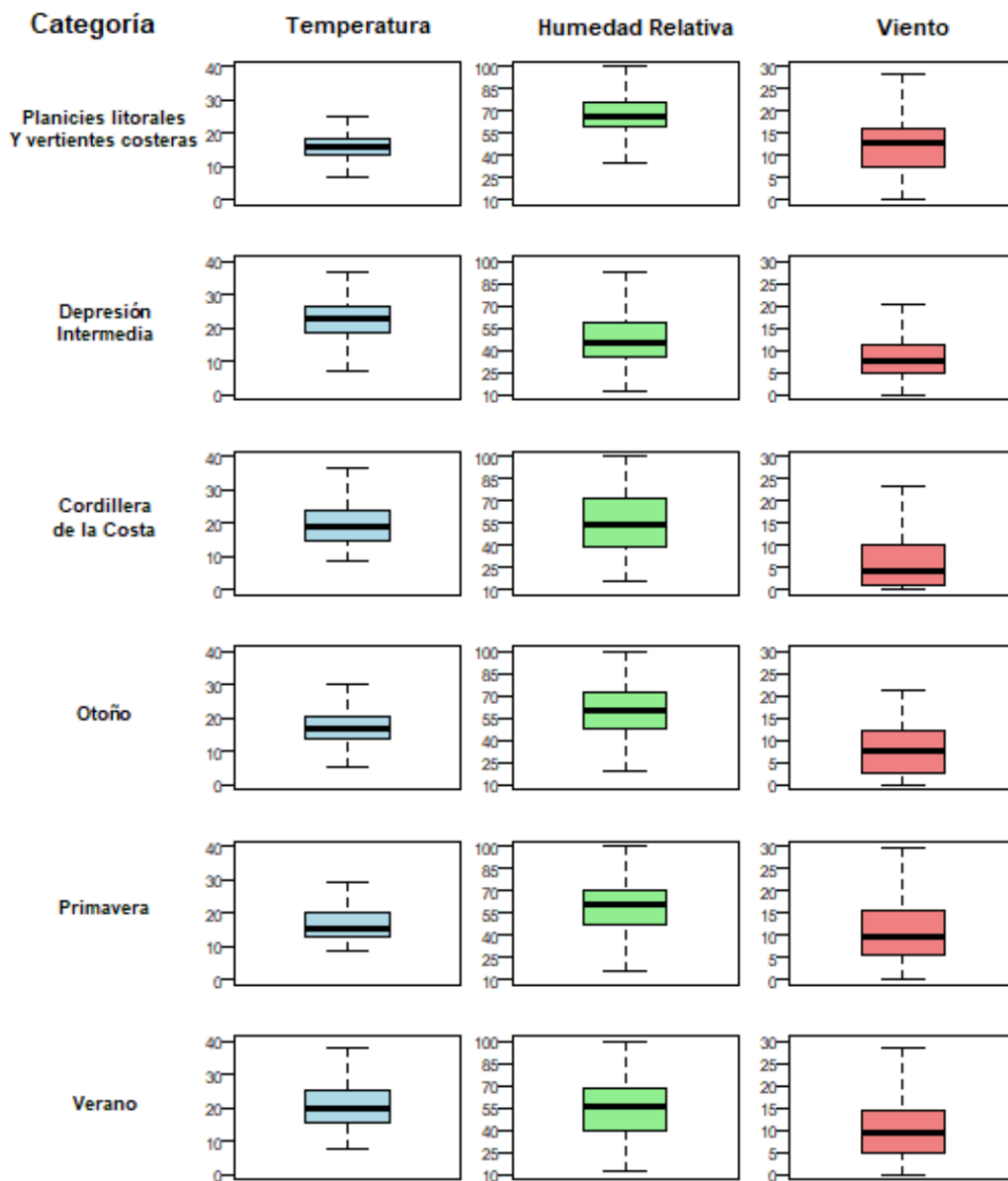
Condición	N° de casos que alcanzan los límites del factor “30-30-30”	% de Cumplimiento
Humedad Relativa	74	9%

Fuente: Cuevas & Limones, 2021.

La Figura N°11 presenta la distribución de la temperatura (°C), humedad relativa (%) y velocidad del viento (km/h) según macrounidades y estaciones del año. La temperatura varía entre 10°C y 30°C, siendo más alta en la Depresión Intermedia y más baja en la Cordillera de la Costa. Estacionalmente, el verano presenta las temperaturas más elevadas, mientras que en otoño se registran las menores medianas. La humedad relativa oscila entre 20% y 100%, con valores más altos en las planicies litorales y en otoño, mientras que en la Depresión Intermedia y en verano se observan los valores más bajos. En cuanto al viento, los valores se sitúan entre 0 y 20 km/h, con velocidades mayores en las macrounidades costeras y menores en la Depresión Intermedia, donde la distribución es más homogénea. Un aspecto relevante es que la velocidad del viento muestra una diferencia notable entre estaciones, con valores más elevados en primavera y verano, lo que podría estar asociado a cambios en la dinámica atmosférica. Estas diferencias en la distribución de las variables reflejan contrastes espaciales y temporales que pueden influir en la ocurrencia y propagación de incendios forestales en el área de estudio.

Figura 9.

Boxplots variables meteorológicas estratificadas



Fuente: Elaborado mediante el software "R 4.4.2"

Los valores ajustados del factor 30-30-30 para cada macro unidad geomorfológica se presentan en la Tabla N°5. Los resultados indicaron que la Planicie Litoral y Vertientes Costeras (PLVC) presentó un umbral de humedad relativa más alto (67%) en comparación con la Cordillera de la Costa (CC) (55%) y la Depresión Intermedia (DI) (48%). Del mismo modo, la PLVC registró el

umbral de temperatura más bajo, con 16°C, frente a los 19°C de la CC y los 22°C de la DI. En cuanto al viento, la PLVC exhibió el umbral más alto de 12 km/h, en contraste con los 6 km/h de la CC y los 9 km/h de la DI.

Tabla 5.

Factor ajustado por macrounidad geomorfológica

Macrounidad geomorfológica	Humedad Relativa (%)	Temperatura (°C)	Viento (km/h)
PLVC	67	16	12
CC	55	19	6
DI	48	22	9

Nota: Planicie Litoral de Viento y Clima (PLVC), Cordillera de la Costa (CC), Depresión Intermedia (DI).

Fuente: Na *et al.*, 2010.

Los valores ajustados del factor 30-30-30 para cada tipo de clima se presentan en la Tabla N°6. Los resultados indicaron que el clima mediterráneo de lluvia invernal (MLI) presentó un umbral de humedad relativa inferior en comparación con el clima mediterráneo de lluvia invernal e influencia costera (MLIIC). Asimismo, el MLI registró un umbral de temperatura más alto que el MLIIC, mientras que el umbral de viento en el MLI fue considerablemente mayor en relación con el MLIIC.

Tabla 6.

Factor ajustado por tipo de clima

Tipo de Clima	Humedad Relativa (%)	Temperatura (°C)	Viento (km/h)
MLI	60	17	16
MLIIC	76	14	4

Nota: Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal (MLI), Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal e Influencia Costera (MLIIC). Fuente: Na *et al.*, 2010.

Los valores ajustados del factor 30-30-30 para cada estación del año se presentan en la Tabla N°7. Los resultados indicaron que los umbrales más críticos se registraron en verano, con una humedad relativa menor (55%), en comparación con primavera (59%) y otoño (61%). Asimismo,

el verano presentó el umbral más alto de temperatura (21°C), superando los 17°C registrados en otoño y primavera. Finalmente, la primavera exhibió el umbral más alto de viento (11 km/h), en contraste con los 10 km/h del verano y los 8 km/h del otoño.

Tabla 7.

Factor ajustado por estacionalidad

Estación	Humedad Relativa (%)	Temperatura (°C)	Viento (km/h)
Otoño	61	17	8
Primavera	59	17	11
Verano	55	21	10

Fuente: Na *et al.*, 2010.

Los resultados de la prueba de aplicabilidad del factor 30-30-30 ajustado de ignición de incendios, estratificado por macrounidad geomorfológica, se presentan en la Tabla N°8. Los resultados indicaron que el cumplimiento simultáneo de las tres variables se alcanzó en un 20% de los casos dentro de la Planicie Litoral y Vertientes Costeras (PLVC), mientras que en la Cordillera de la Costa (CC) y la Depresión Intermedia (DI) se cumplió en un 24% de los casos.

En cuanto al análisis por pares de variables, la combinación con mayor porcentaje de cumplimiento correspondió a temperatura y humedad relativa, con un 36% en la PLVC, un 43% en la CC y un 45% en la DI.

Finalmente, en el análisis individual, la variable con mayor cumplimiento dentro de cada macrounidad fue la humedad relativa y el viento en la PLVC (54%), la humedad relativa en la CC (52%) y la temperatura en la DI (56%).

Tabla 8.*Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por macrounidad geomorfológica*

Condiciones/Macrounidad geomorfológica	PLVC (67%-16°C-12 Km/h)		CC (55%-19°C-6 Km/h)		DI (48%-22°C-9 Km/h)	
	N°total casos=310		N°total casos =176		N°total casos =322	
	N°	%	N°	%	N°	%
Temperatura / Viento / Humedad Relativa	63	20%	42	24%	75	24%
Temperatura / Viento	77	25%	46	26%	91	28%
Temperatura / Humedad Relativa	111	36%	75	43%	145	45%
Viento / Humedad Relativa	106	34%	49	28%	88	27%
Temperatura	142	46%	87	49%	181	56%
Viento	167	54%	69	39%	137	43%
Humedad Relativa	167	54%	92	52%	170	53%

Nota: Planicie Litoral de Viento y Clima (PLVC), Cordillera de la Costa (CC), Depresión Intermedia (DI).

Fuente: Cuevas & Limones, 2021.

Los resultados de la prueba de aplicabilidad del factor 30-30-30 ajustado de ignición de incendios, estratificado por tipo de clima, se presentan en la Tabla N°9. Los resultados indicaron que el cumplimiento simultáneo de las tres variables se alcanzó en un 9% de los casos dentro del clima mediterráneo de lluvia invernal e influencia costera (MLIIC), mientras que en el clima mediterráneo de lluvia invernal (MLI) se cumplió en un 54% de los casos.

En el análisis por pares de variables, la combinación con mayor porcentaje de cumplimiento correspondió a temperatura y humedad relativa, con un 69% en la MLIIC y un 63% en la MLI. Sin embargo, en la MLI, la pareja con mayor porcentaje de cumplimiento fue viento y humedad relativa, alcanzando un 65%, en contraste con el 9% observado en la MLIIC.

Finalmente, en el análisis individual, la variable con mayor cumplimiento dentro de cada tipo de clima fue la humedad relativa y la temperatura en la MLIIC (74%), mientras que, en la MLI, la variable con mayor porcentaje de cumplimiento fue el viento (79%).

Tabla 9.*Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por tipo de clima*

Condiciones/Tipo de clima	MLIIC		MLI	
	(76%-14°C-4 Km/h)		(60%-17°C-16 Km/h)	
	N°total=433		N°total=375	
	N°	%	N°	%
Temperatura / Viento / Humedad Relativa	38	9%	204	54%
Temperatura / Viento	41	9%	222	59%
Temperatura / Humedad Relativa	298	69%	235	63%
Viento / Humedad Relativa	40	9%	244	65%
Temperatura	3252	74%	264	70%
Viento	46	11%	298	79%
Humedad Relativa	322	74%	282	75%

Nota: Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal (MLI), Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal e Influencia Costera (MLIIC). Fuente: Cuevas & Limones, 2021.

Los resultados de la prueba de aplicabilidad del factor 30-30-30 ajustado de ignición de incendios, estratificado por estación del año, se presentan en la Tabla N°10. Los resultados indicaron que el cumplimiento simultáneo de las tres variables se alcanzó en un 19% de los casos en otoño, mientras que en primavera se cumplió en un 10% y en verano en un 16% de los casos.

En el análisis por pares de variables, la combinación con mayor porcentaje de cumplimiento correspondió a temperatura y humedad relativa, con un 39% en otoño, un 34% en primavera y un 41% en verano.

Finalmente, en el análisis individual, la variable con mayor cumplimiento dentro de cada estación fue la humedad relativa en otoño (53%), el viento en primavera (48%) y la humedad relativa en verano (49%).

Tabla 10.*Prueba de aplicabilidad a nuevo factor ajustado por estacionalidad*

Condiciones/Estación	Otoño (61%-17°C-8 Km/h)		Primavera (59%-17°C-11 Km/h)		Verano (55%-21°C-10 Km/h)	
	N°total=235		N°total=79		N°total=492	
	N°	%	N°	%	N°	%
Temperatura / Viento / Humedad Relativa	44	19%	8	10%	77	16%
Temperatura / Viento	58	25%	10	13%	86	17%
Temperatura / Humedad Relativa	92	39%	27	34%	201	41%
Viento / Humedad Relativa	63	27%	14	18%	93	19%
Temperatura	114	49%	31	39%	226	46%
Viento	106	45%	38	48%	219	45%
Humedad Relativa	124	53%	36	46%	240	49%

Fuente: Cuevas & Limones, 2021.

7.2 Análisis de la relación de las variables espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) en la ignición de los incendios forestales

La Figura N°12 muestra la distribución de las variables mediante boxplots, permitiendo visualizar sus rangos más frecuentes y tendencias generales. En las variables meteorológicas, la temperatura se encuentra predominantemente entre 13 °C y 23 °C, mientras que la humedad relativa varía entre 45 % y 65 %, reflejando condiciones mayormente moderadas. La velocidad del viento oscila entre 5 y 13 km/h, sin mostrar valores extremos marcados.

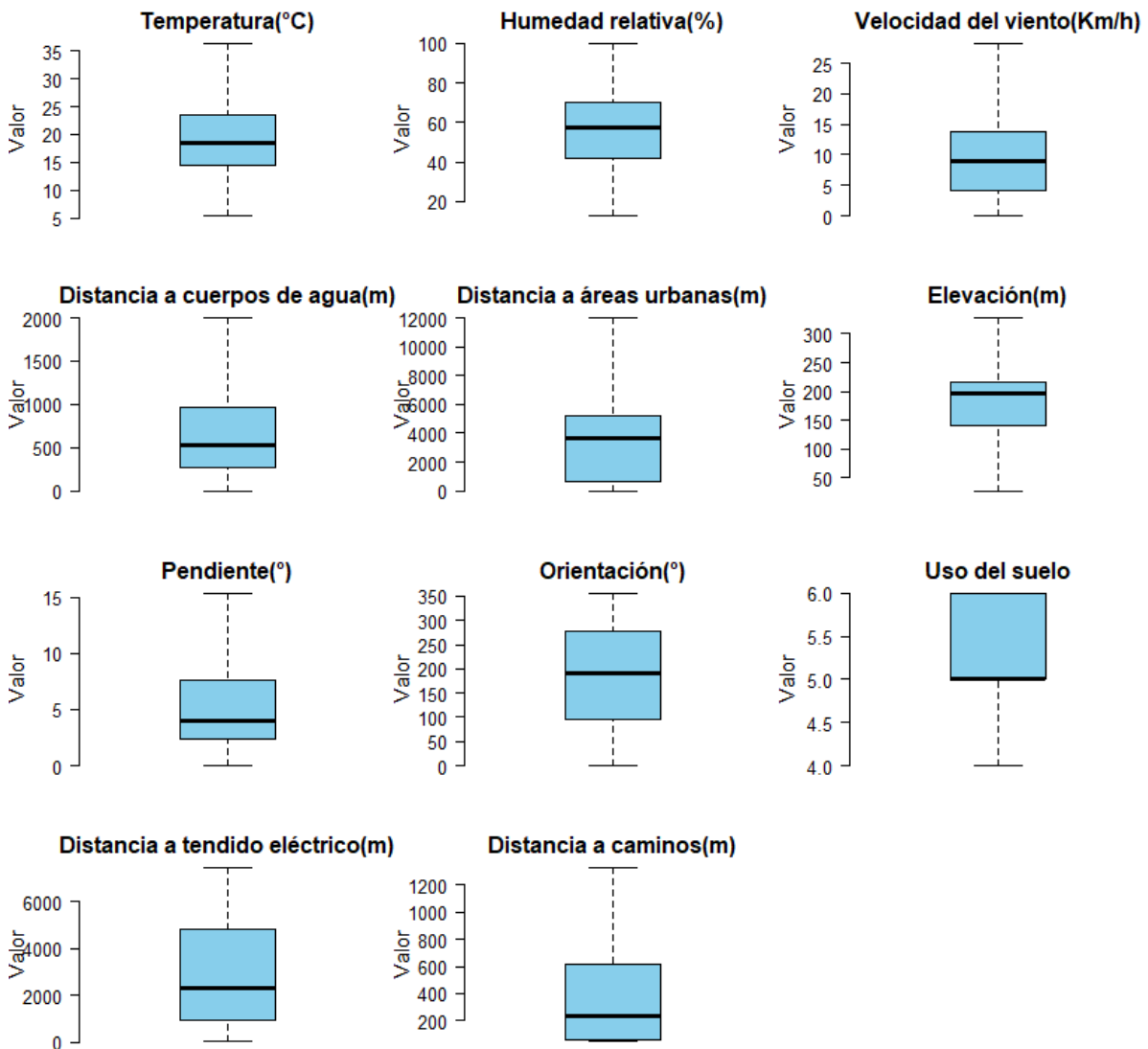
Respecto a las variables espaciales, la distancia a cuerpos de agua se concentra entre 200 y 900 metros, lo que indica que la mayoría de los incendios ocurren en proximidad relativa a estos recursos hídricos. De manera similar, la distancia a áreas urbanas se sitúa entre 200 y 5.000 metros, sugiriendo que los incendios tienden a ocurrir en la periferia de zonas urbanas. La distancia a tendidos eléctricos muestra valores más frecuentes entre 1.000 y 4.300 metros,

mientras que la distancia a caminos se encuentra mayormente entre 0 y 600 metros, destacando la cercanía de los incendios a las vías de acceso.

En cuanto a las variables topográficas, la elevación se encuentra entre 130 y 230 metros, lo que indica una mayor frecuencia de incendios en zonas de baja altitud. La pendiente oscila entre 2° y 7°, reflejando una preferencia por terrenos con ligera inclinación. La orientación se concentra entre 100° y 250°, lo que corresponde a sectores con exposición predominante este-suroeste, un factor que puede estar relacionado con la incidencia solar y la dirección del viento. Estas distribuciones permiten identificar patrones espaciales y ambientales que pueden influir en la ocurrencia de incendios forestales.

Figura 10.

Boxplots de las variables utilizadas



Fuente: Elaboración con el software "R 4.4.2"

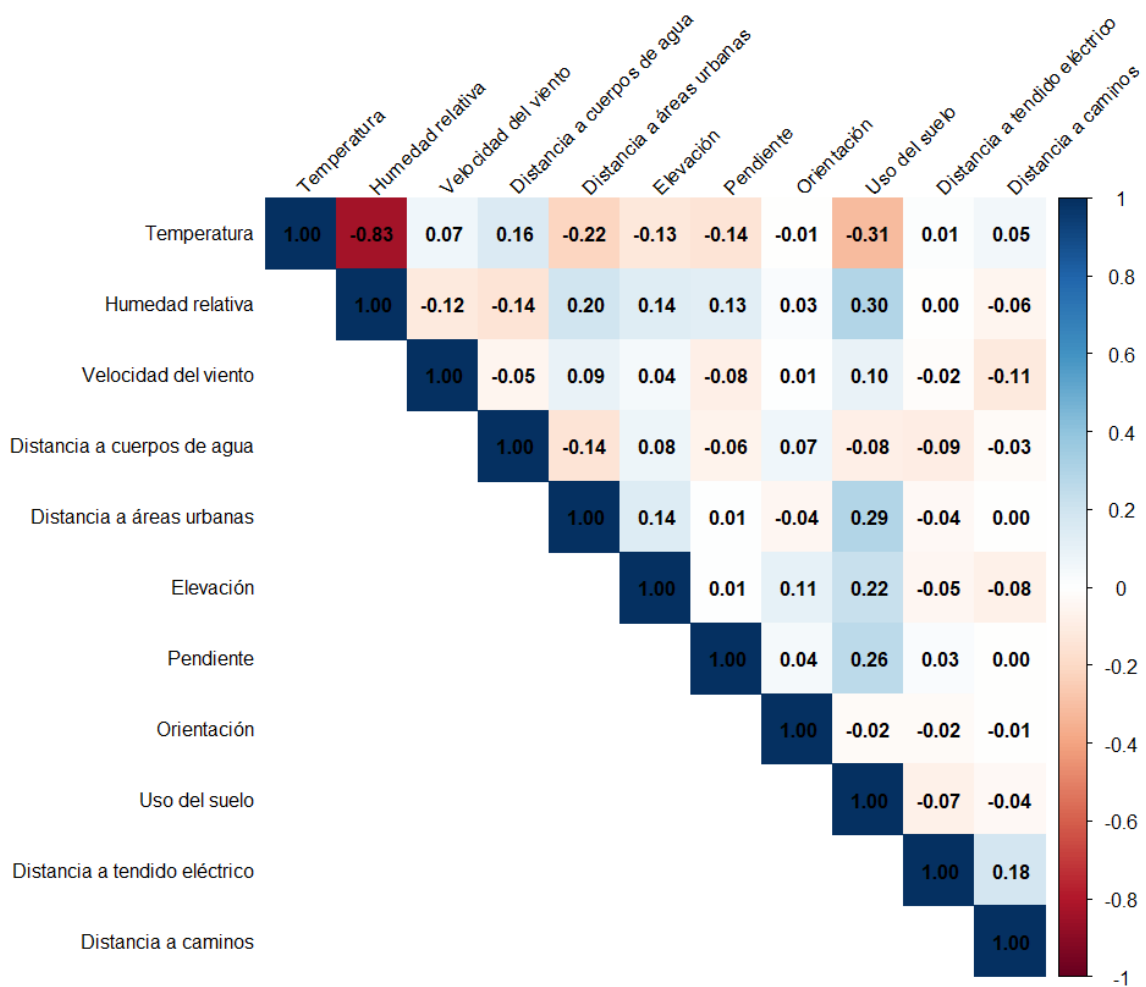
La Figura N°13 presenta la matriz de correlación entre las variables analizadas. Se observa la presencia de asociaciones tanto positivas como negativas, con diferentes grados de intensidad. En general, las correlaciones más fuertes se encuentran entre variables ambientales, como la temperatura y la humedad relativa, que muestran una relación inversa significativa.

Asimismo, se identifican correlaciones moderadas entre variables geoespaciales, como la distancia a cuerpos de agua, la distancia a áreas urbanas y la elevación, lo que sugiere una posible relación en la distribución espacial de los datos. Sin embargo, la mayoría de las variables presentan correlaciones débiles, indicando que no existe una dependencia fuerte entre ellas.

Estos resultados sugieren que las variables analizadas tienen comportamientos relativamente independientes, lo que resalta la importancia de evaluar su impacto de manera individual en los análisis posteriores.

Figura 11.

Matriz de correlación

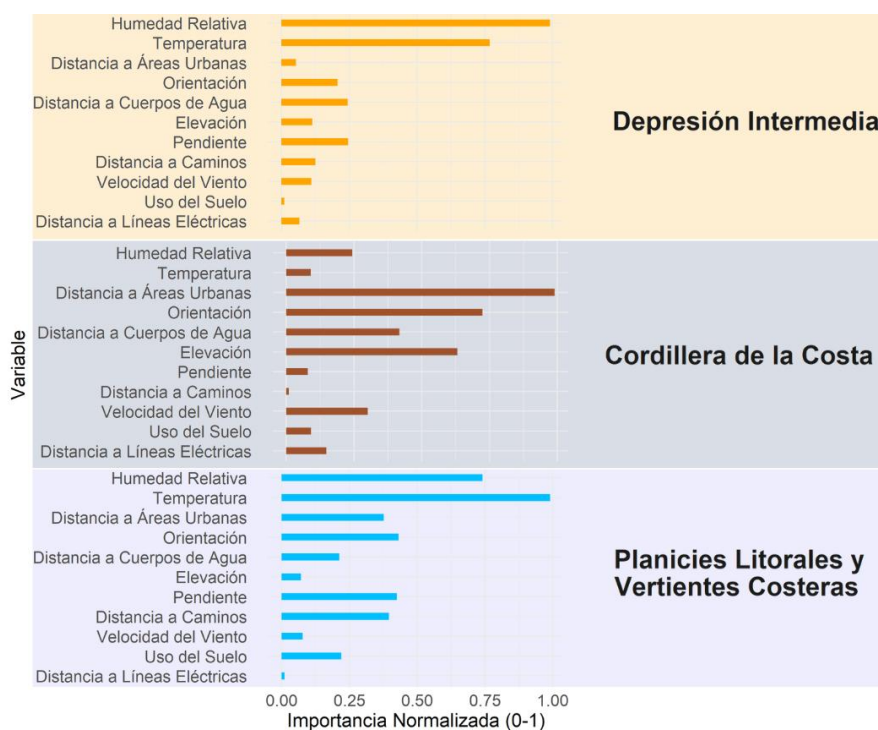


Fuente: Jolliffe, 2002.

La Figura N°14 muestra la importancia relativa de las variables en la ignición de incendios forestales según la macrounidad, a partir del modelo Random Forest estratificado. En la Cordillera de la Costa, la distancia a áreas urbanas, cuerpos de agua, orientación y la elevación presentan los valores más altos de importancia relativa, mientras que pendiente, uso de suelo y temperatura tienen una menor influencia, y la distancia a caminos muestra una importancia nula. En la Depresión Intermedia, las variables con mayor relevancia son la temperatura, la humedad relativa, la distancia a cuerpos de agua y la pendiente, en tanto que la distancia a áreas urbanas y a líneas eléctricas presentan valores bajos, y el uso de suelo no muestra contribución en este modelo. Finalmente, en las Planicies Litorales y Vertientes Costeras, destacan la humedad relativa, la temperatura, la orientación, pendiente, distancia a caminos y a áreas urbanas como las variables más influyentes, mientras que la velocidad del viento y la elevación poseen menor importancia, y la distancia a líneas eléctricas presenta una importancia nula.

Figura 12.

Importancia de variables por macrounidad

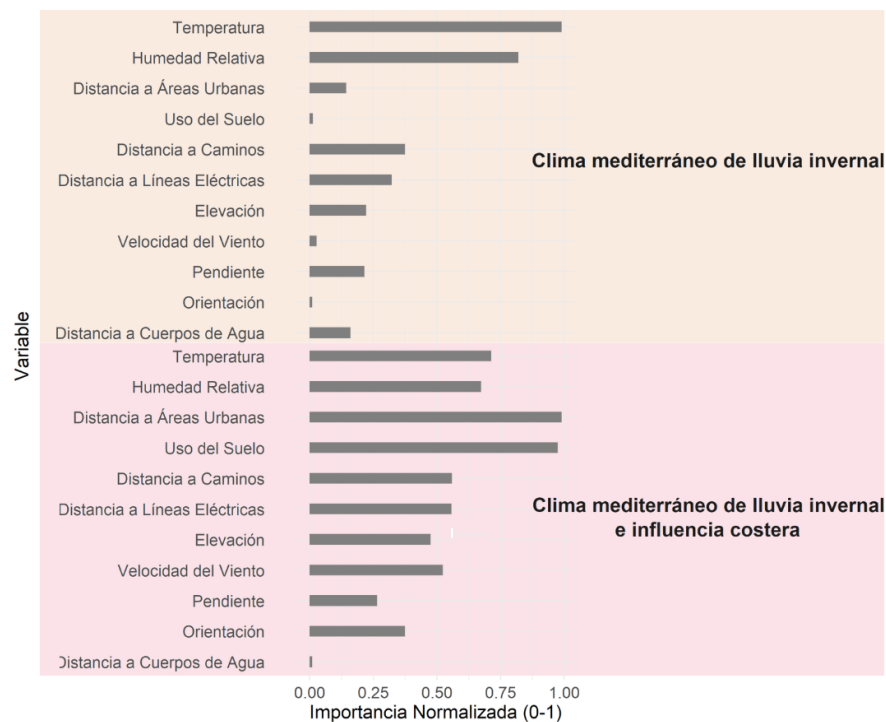


Nota: Normalizado según Aguirre-Gutiérrez (2025) y Hoare (s.f.). Fuente: Eslami *et al.*, 2021; Jaque Castillo *et al.*, 2021; Rodríguez, 2022.

La Figura N°15 presenta los resultados del modelo Random Forest estratificado por clima, mostrando la variabilidad en la importancia de las variables en la ignición de incendios forestales según el régimen climático. En el clima mediterráneo de lluvia invernal, las variables con mayor importancia relativa son la temperatura, humedad relativa y la distancia a caminos, mientras que la velocidad del viento y la distancia a áreas urbanas presentan una menor relevancia, y la orientación y el uso de suelo muestra una importancia nula. En el clima mediterráneo de lluvia invernal con influencia costera, la humedad relativa, la temperatura, el uso de suelo, la distancia a áreas urbanas, a caminos y a líneas eléctricas destacan como las variables más influyentes en la ignición. Sin embargo, cabe recalcar que todas las variables mantienen una importancia normalizada superior a 0,25, exceptuando la distancia a cuerpos de agua, que presenta una importancia nula.

Figura 13.

Importancia de variables por clima



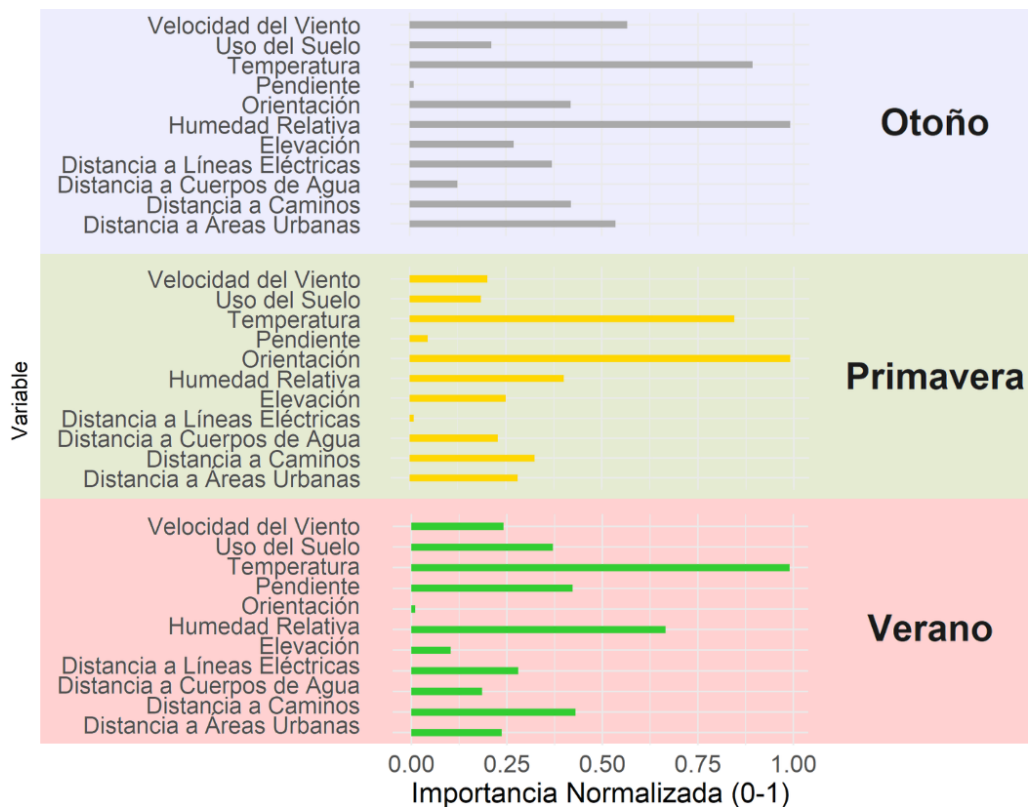
Nota: Normalizado según Aguirre-Gutiérrez (2025) y Hoare (s.f.). Fuente: Eslami *et al.*, 2021; Jaque Castillo *et al.*, 2021; Rodríguez, 2022.

La Figura N°16 presenta los resultados del modelo Random Forest estratificado por estación, mostrando la variabilidad en la importancia de las variables en la ignición de incendios forestales a lo largo del año. En otoño, las variables con mayor importancia relativa son la velocidad del

viento, la humedad relativa, la temperatura y la distancia a áreas urbanas, mientras que la distancia a cuerpos de agua presenta una influencia menor, y pendiente muestra una importancia nula. Durante la primavera, las variables más influyentes son la temperatura, la orientación, la humedad relativa y la distancia a caminos, en tanto que la pendiente tiene menor importancia, y la distancia a líneas eléctricas presenta una importancia nula. En verano, los factores más determinantes en la ignición de incendios son la temperatura, la humedad relativa, la distancia a caminos, la pendiente y el uso de suelo, mientras que la elevación muestra una menor relevancia y la orientación presenta una importancia nula.

Figura 14.

Importancia de variables por estacionalidad



Nota: Normalizado según Aguirre-Gutiérrez (2025) y Hoare (s.f.). Fuente: Eslami *et al.*, 2021; Jaque Castillo *et al.*, 2021; Rodríguez, 2022.

7.3 Discusión de la estimación de los factores meteorológicos y regla 30-30-30 en el proceso de la ignición de los incendios forestales para determinar su aplicabilidad

Los resultados obtenidos ponen en cuestión la aplicabilidad del factor 30-30-30 de ignición de incendios forestales dentro del contexto chileno. En comparación con estudios previos, como el de Cuevas & Limones (2021), donde su cumplimiento fue bajo (9.85%), y el análisis de García Rey & Villarreal (2017), donde alcanzó un 36.7%, en Chile el factor no se cumplió en ningún caso de los muestreados. Esto sugiere que su validez está condicionada por las características climáticas y geográficas de cada territorio, lo que refuerza la necesidad de revisar su utilidad en distintos escenarios.

La ausencia total de casos que cumplieran simultáneamente con los tres umbrales indica que este criterio no refleja adecuadamente las condiciones de ignición en la zona estudiada. En particular, la baja incidencia del viento en el cumplimiento de los umbrales sugiere que su influencia en la ocurrencia de incendios podría estar sobrevalorada en este modelo, mientras que la interacción entre temperatura y humedad relativa parece tener un papel más determinante (Ruiz et al., 2001; Westerling & Bryant, 2008). Además, se identificó una discrepancia en la medición del viento, ya que las estaciones de la red INIA registraron esta variable a 2 metros de altura, mientras que las estaciones de la DMC lo hicieron a 10 metros. Esta diferencia en la altura de medición pudo haber afectado los valores registrados, generando variabilidad en los datos y posibles diferencias en los resultados. Esto plantea la necesidad de reformular los umbrales para que representen con mayor precisión los factores que efectivamente influyen en la ocurrencia de incendios en cada región, integrando las particularidades geográficas y ecológicas locales (Altamirano et al., 2013).

El ajuste del factor 30-30-30 por macrounidad geomorfológica, clima y estacionalidad permitió obtener umbrales más representativos de las condiciones meteorológicas locales. Sin embargo, a pesar de esta adaptación, el porcentaje de cumplimiento de los nuevos factores siguió siendo bajo en varios casos, lo que sugiere que las condiciones meteorológicas por sí solas no explican completamente la ocurrencia de incendios forestales (Mhaweji et al., 2015; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023). En comparación con el factor original, los valores ajustados reflejan diferencias significativas entre regiones y períodos del año. Por ejemplo, en la Depresión Intermedia (DI), el factor ajustado presentó un umbral de temperatura más alto y un umbral de humedad relativa más bajo que en la Cordillera de la Costa (CC) y la Planicie Litoral y Vertientes Costeras (PLVC). Del mismo modo, en el análisis por tipo de clima, el clima mediterráneo de lluvia invernal (MLI)

mostró umbrales más extremos en comparación con el clima mediterráneo de lluvia invernal e influencia costera (MLIIC), especialmente en la temperatura y la velocidad del viento. Estas diferencias reflejan la variabilidad climática entre las regiones y refuerzan la importancia de analizar estos factores en un contexto local (Altamirano et al., 2013; Peña-Fernández & Valenzuela-Palma, 2004).

A nivel de aplicabilidad, el nuevo factor mejoró el porcentaje de cumplimiento en comparación con el factor 30-30-30 original, aunque este porcentaje aún se mantuvo bajo. En particular, el cumplimiento simultáneo de las tres variables en la Depresión Intermedia alcanzó un 24%, mientras que en la Planicie Litoral y la Cordillera de la Costa fue del 20% y 24%, respectivamente. En términos de tipo de clima, el cumplimiento fue más alto en el MLI (54%) y más bajo en el MLIIC (9%). Aunque estos valores siguen estando por debajo del 36.7% reportado por García Rey & Villarreal (2017), en algunos casos superan el 9.85% registrado por Cuevas & Limones (2021). Esto sugiere que la adaptación del factor mejora su aplicabilidad, pero no lo suficiente como para considerarlo un criterio determinante en la predicción de la ignición de incendios.

Un aspecto clave de este ajuste es su sensibilidad. Al generar umbrales más acordes con las condiciones meteorológicas locales, el factor se vuelve más flexible y se aplica con mayor frecuencia. Sin embargo, esto también implica un riesgo de sobrestimación del peligro de incendios, ya que un criterio demasiado laxo podría indicar niveles de riesgo elevados en condiciones meteorológicas relativamente comunes, lo que afectaría la eficiencia de los sistemas de prevención y respuesta. Es por ello que establecer un equilibrio entre sensibilidad y especificidad resulta fundamental para evitar interpretaciones erróneas del riesgo. No obstante, la relevancia de esta sobrestimación es debatible, ya que los resultados indican que el porcentaje de cumplimiento se mantuvo relativamente bajo.

Otro hallazgo relevante es la identificación de incendios ocurridos en momentos de lluvia, lo que refuerza la idea de que las condiciones meteorológicas no son el único factor determinante en la ignición de incendios forestales (Coşgun & González-Cabán, 2019; Neger et al., 2022). La literatura ha señalado reiteradamente que la mayoría de los incendios son provocados por actividad humana, ya sea de manera accidental o intencional (CONAF, 2023; Handke, 2019; Urrutia-Jalabert et al., 2018). La detección de incendios en condiciones de lluvia sugiere que la influencia de factores humanos puede superar la de las condiciones meteorológicas, lo que refuerza la necesidad de incluir variables adicionales en los modelos de predicción de incendios para mejorar su capacidad y gestión del riesgo en contextos locales.

El desarrollo de este nuevo factor representa un avance en términos de la prevención de incendios forestales, al considerar la variabilidad climática y geográfica en la determinación de umbrales de peligro. No obstante, estos resultados evidencian que, si bien las condiciones meteorológicas pueden contribuir a estimar escenarios de mayor susceptibilidad, su utilidad es limitada sin la incorporación de otros elementos clave en la modelización de los incendios forestales.

7.4 Discusión del análisis de la relación de las variables espaciales (Antrópicos, meteorológicos y físicos) en la ignición de los incendios forestales

Los resultados obtenidos a partir del modelo Random Forest permiten analizar la importancia de los factores espaciales que influyen en la ignición de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile. Se observó que ninguna variable domina completamente el proceso de ignición, sino que los incendios resultan de una interacción compleja entre múltiples factores. Sin embargo, algunas variables adquirieron mayor relevancia en función del contexto geográfico, climático y estacional, lo que resalta la necesidad de considerar estos elementos en la modelización del riesgo de incendios forestales.

Dentro de los factores meteorológicos, las variables que mostraron mayor importancia en distintos escenarios fueron la temperatura y la humedad relativa, ya que influyen directamente en la humedad del combustible y en las condiciones de ignición (Hiraga & Kavvas, 2021; Ruiz et al., 2001; Wang & Wang, 2020). Estas variables destacaron particularmente en la Depresión Intermedia y en las Planicies Litorales, así como en climas mediterráneos con influencia costera y en las estaciones de primavera y verano, cuando se acentúan las condiciones secas (Westerling & Bryant, 2008). En contraste, su relevancia fue menor en la Cordillera de la Costa y en otoño, donde otras variables como la orientación, la velocidad del viento o la distancia a zonas urbanas adquirieron mayor peso (Jain et al., 2019; Peckham & Wicker, 2000).

A pesar de que en ningún caso la distancia a cuerpos de agua fue una variable de gran importancia en los modelos, tampoco se observó una influencia completamente nula. Es relevante considerar que investigaciones previas han sugerido una posible relación entre esta variable y una mayor acumulación de biomasa, producto del crecimiento vegetal favorecido por la disponibilidad hídrica, lo cual podría aumentar la carga de combustible en determinadas épocas del año (Montenegro et al., 2004; Ruiz et al., 2001). Además, se ha planteado que la cercanía a cuerpos de agua podría coincidir con espacios recreativos o turísticos, como campings

o rutas, que incrementan la actividad humana y, por ende, el riesgo de ignición (Leone et al., 2009; Neger et al., 2024; Vilar del Hoyo et al., 2011). En este sentido, si bien su efecto no fue determinante en los escenarios analizados, resulta necesario interpretar su relevancia en función del contexto local y del uso específico del suelo.

Respecto a la variabilidad estacional, los resultados evidenciaron una dinámica clara. En otoño, la velocidad del viento, la humedad relativa, la temperatura y la distancia a áreas urbanas fueron variables determinantes. A pesar de las menores temperaturas y mayor humedad, las condiciones meteorológicas continúan siendo claves para la ignición, y la alta importancia de la cercanía a zonas urbanas sugiere que, en esta estación, los incendios tienden a ocurrir en entornos más próximos a la interfaz urbano-rural, lo que refuerza el rol antrópico en su origen (Hiraga & Kavvas, 2021; Mhawej et al., 2015; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023). En primavera, la temperatura, la orientación, la humedad relativa y la distancia a caminos se posicionaron como variables clave, posiblemente asociadas a condiciones de mayor exposición solar, conectividad vial y menor humedad en el paisaje. En verano, las variables predominantes fueron la temperatura, la humedad relativa, la distancia a caminos, la pendiente y el uso de suelo, reforzando la relación entre calor extremo, accesibilidad, topografía y acumulación de combustible fino en la ignición de incendios forestales (Holsinger et al., 2016; Krawchuk et al., 2016; Westerling et al., 2014).

Dentro del análisis estratificado por clima, se observó que, en el clima mediterráneo de lluvia invernal, las variables con mayor importancia relativa fueron la temperatura, la humedad relativa y la distancia a caminos. Este patrón es coherente con la dinámica del régimen climático, donde los períodos cálidos y secos coinciden con una mayor disponibilidad de material combustible inflamable, y la cercanía a caminos puede representar un mayor riesgo debido a la actividad humana (Lozano-Parra et al., 2018; Thompson et al., 2021). En cambio, en el clima mediterráneo de lluvia invernal con influencia costera, la humedad relativa, la temperatura, el uso de suelo y la distancia a infraestructuras como áreas urbanas, caminos y líneas eléctricas adquirieron una mayor relevancia. Estos resultados sugieren que, en zonas costeras, donde las condiciones meteorológicas suelen ser más estables y húmedas, el riesgo de ignición puede estar más vinculado al tipo de cobertura terrestre y a la presencia de infraestructura, en lugar de a factores topográficos o hidrológicos (Piñol et al., 1998; Urrutia-Jalabert et al., 2018).

Las diferencias observadas entre macrounidades, regímenes climáticos y estaciones pueden atribuirse a la interacción entre los factores biofísicos, la topografía y el uso humano del territorio. Cada contexto presenta una combinación única de condiciones meteorológicas, cobertura

vegetal, presión antrópica y características del relieve, lo que condiciona el peso de cada variable en la ignición (Altamirano et al., 2013). Por ejemplo, zonas costeras tienden a registrar mayor humedad ambiental, lo que desplaza el peso hacia variables estructurales como la pendiente o la distancia a cuerpos de agua, mientras que en áreas interiores o con mayor intervención humana, factores como la temperatura o la proximidad a infraestructura adquieren mayor relevancia (Badia et al., 2011; Calviño-Cancela et al., 2017; Garner & Kovacic, 2023). Esta variabilidad espacial y temporal justifica la necesidad de enfoques diferenciados según el contexto de análisis (Altamirano et al., 2013; Bjånes et al., 2021).

Además de la variabilidad estacional y regional identificada, estudios internacionales en regiones mediterráneas de España, Italia y Francia han mostrado que la susceptibilidad a incendios forestales varía según el contexto geográfico y ecológico. Cilli *et al.*, (2022) identificaron al Fire Weather Index (FWI) como la principal variable explicativa en Italia, junto con la cobertura forestal y la pendiente del terreno, mientras que Ager *et al.*, (2014), en Córcega y Cerdeña, destacaron la influencia de la distancia a caminos y el uso del suelo en la probabilidad de ignición y la ocurrencia de incendios de gran magnitud. Vilar *et al.*, (2016), en España, enfatizaron la importancia de la interfaz bosque-agricultura (FAI) y la interfaz urbano-forestal (WUI), destacando cómo la interacción entre actividad humana y cobertura vegetal incide en la ignición de incendios.

En Chile, la identificación de variables clave en la ignición de incendios forestales ha mostrado una alta variabilidad regional. Mientras que algunos estudios han señalado la densidad de carreteras, la proporción de tierras agrícolas y la presencia de plantaciones forestales como factores relevantes, otros han identificado la densidad de población, la distancia a carreteras o la cobertura de matorrales y pastizales como elementos determinantes en la ocurrencia de incendios (Pozo et al., 2022; Azócar de la Cruz et al., 2022; Jaque Castillo et al., 2021).

Uno de los hallazgos metodológicos destacados del estudio fue la variabilidad en la importancia de la distancia a líneas eléctricas. Aunque en la mayoría de los escenarios su relevancia fue baja o nula, en ciertos contextos específicos como el clima mediterráneo de lluvia invernal con influencia costera, así como en verano y otoño, esta variable presentó una mayor importancia relativa. Esto podría estar asociado a la ausencia de datos sobre líneas de baja tensión, lo que limita la capacidad del modelo para representar adecuadamente su influencia en la ignición. Una base de datos más completa permitiría evaluar con mayor precisión su impacto y abriría la posibilidad de futuras investigaciones centradas en el rol de la infraestructura eléctrica en contextos locales (Sayarshad, 2023), considerando que su relevancia en la generación de incendios ha sido documentada, especialmente en zonas rurales y de alta pendiente donde la

escasa mantención del tendido favorece el contacto con vegetación, lo que eventualmente podría generar igniciones accidentales (Miller et al., 2017; Sayarshad, 2023).

El análisis de correlación reveló relaciones significativas entre algunas variables, sugiriendo la posible presencia de colinealidad en el modelo. En particular, la alta correlación negativa entre temperatura y humedad relativa (-0.83) indica que estas variables pueden estar capturando información redundante, lo que explica por qué, en ciertos escenarios, una de ellas mostró menor importancia relativa. Este efecto es común en modelos de aprendizaje automático como Random Forest, donde la elección de variables importantes puede verse afectada por la relación entre los predictores (Huynh-Thu et al., 2012; Musolf et al., 2022).

Los resultados obtenidos tienen implicaciones directas en la prevención de incendios forestales. La identificación de factores específicos en distintas zonas permite diseñar estrategias de mitigación más efectivas, adaptadas a las condiciones locales (Modugno et al., 2016; Navarro-Carrión et al., 2021). La variabilidad estacional en la influencia de las variables indica que las medidas de prevención deben considerar estrategias diferenciadas para cada época del año, con un enfoque flexible que optimice la gestión del riesgo. Si bien las condiciones meteorológicas son determinantes, su análisis aislado no es suficiente. La incorporación de variables espaciales complementarias permite construir modelos más robustos y avanzar hacia una planificación territorial más informada, considerando la interacción entre clima, topografía, uso del suelo y presencia de infraestructura (Guerrero et al., 2022; García-Valdecasas Ojeda et al., 2024).

A pesar de la solidez del modelo, existen ciertas limitaciones. La ausencia de algunas variables relevantes debido a restricciones en la disponibilidad de datos podría haber afectado la identificación de ciertos factores clave en la ignición de incendios. Variables como la cantidad y el tipo específico de combustible, así como distintos índices, como el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y el Código de Humedad de Combustible Fino (FFMC), podrían mejorar la precisión del modelo en futuras investigaciones (Mhaweji et al., 2015; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023). Además, explorar enfoques complementarios, como distintos modelos de ocurrencia, análisis de modelos causales y simulaciones espaciales, permitiría una evaluación más profunda de las interacciones entre las variables identificadas y los procesos de ignición (Oliveira et al., 2021; Zacharakis & Tsihrintzis, 2023). Por último, es importante considerar que este estudio se centró únicamente en la ignición de incendios y no en su evolución posterior. Incorporar el análisis del tamaño del incendio o realizar estudios específicos con megaincendios podría revelar diferencias en los factores que influyen en la propagación y severidad de los

eventos, lo que ampliaría la aplicabilidad de los hallazgos en la gestión del riesgo de incendios (Hodges & Lattimer, 2019; Singh et al., 2024).

8. Conclusiones

El análisis realizado permitió determinar que la relación entre los distintos factores espaciales en la ignición de incendios forestales en Chile varía según el contexto geográfico, climático y estacional. La evaluación del factor 30-30-30 evidenció su limitada aplicabilidad en la zona centro-sur, ya que su cumplimiento simultáneo fue nulo en la muestra analizada. No obstante, al ajustar los umbrales según macrounidad geomorfológica, tipo de clima y estación del año, se observó un incremento en su aplicabilidad, aunque sin alcanzar valores suficientemente representativos. Estos hallazgos demuestran que la implementación de umbrales fijos no es adecuada en territorios con alta heterogeneidad ambiental. Además, se identificaron rangos específicos de temperatura, humedad relativa y viento donde la ignición es más probable, lo que aporta criterios más precisos para fortalecer la prevención de incendios.

Por otro lado, el modelo Random Forest permitió identificar que la ignición de incendios no responde a una única variable dominante, sino a una interacción compleja de factores espaciales. La temperatura y la humedad relativa fueron determinantes en diversos contextos, mientras que variables como la elevación, la pendiente, la distancia a cuerpos de agua, a caminos o a infraestructura urbana adquirieron mayor relevancia dependiendo de la macrounidad, el clima y la estación analizada. Esta variabilidad en la importancia relativa de las variables reafirma la necesidad de un enfoque local y contextualizado para la modelización del riesgo, que reconozca las particularidades del territorio y su dinámica ecológica.

Desde una perspectiva aplicada, estos resultados pueden contribuir al desarrollo de estrategias de prevención más efectivas, permitiendo una planificación territorial más precisa y la optimización de recursos en áreas de mayor susceptibilidad. La formulación de un factor ajustado representa un avance en la prevención de incendios forestales, ya que considera la variabilidad climática y geográfica en la determinación de umbrales de peligro. Sin embargo, los hallazgos también indican que las condiciones meteorológicas por sí solas no son suficientes para caracterizar el riesgo de ignición, lo que subraya la necesidad de incorporar factores adicionales, como la distribución de combustibles y la actividad humana, en modelos futuros.

Las limitaciones del estudio incluyen la falta de datos detallados sobre algunas variables claves, como el tipo y cantidad de combustible disponible, así como diferencias en la precisión de las mediciones meteorológicas según la red de estaciones utilizadas. Asimismo, si bien la variable

distancia a líneas eléctricas mostró una importancia media en algunos contextos, su evaluación estuvo limitada por la ausencia de información sobre líneas de baja tensión, lo que plantea una oportunidad para profundizar este análisis en estudios futuros. Estos aspectos pueden haber influido en los resultados y representan oportunidades de mejora metodológica para investigaciones posteriores.

A partir de estos hallazgos, se recomienda que futuras investigaciones integren modelos que consideren de manera conjunta factores espaciales, tales como variables meteorológicas, antrópicas, físicas y relacionadas con el combustible, con el fin de mejorar la capacidad predictiva de la ignición de incendios forestales. Además, la incorporación de enfoques basados en datos espaciales de alta resolución y técnicas avanzadas de aprendizaje automático podría optimizar la identificación de zonas críticas y fortalecer los sistemas de alerta temprana. En este sentido, el presente estudio constituye un aporte significativo a la gestión del riesgo de incendios forestales en Chile, al proporcionar una base metodológica para la reformulación de criterios de alerta y la toma de decisiones informadas en la prevención y mitigación de estos eventos.

No obstante, es importante reconocer que la ignición de incendios forestales es un fenómeno altamente dinámico, fuertemente influenciado por el comportamiento humano. Por más sofisticados que sean los modelos predictivos, su efectividad dependerá siempre de la existencia de una cultura de prevención sólida, basada en la educación ambiental, la responsabilidad individual y la acción colectiva. Este estudio representa un avance técnico y metodológico importante, pero constituye solo una parte de una solución mucho más amplia y compleja. Prevenir incendios no solo implica comprender las condiciones que los favorecen, sino también transformar las prácticas sociales que los originan. En esa línea, el conocimiento generado aquí debe articularse con políticas públicas, campañas educativas y cambios estructurales que promuevan una convivencia armónica con el entorno, reconociendo que la gestión del fuego es, en última instancia, una tarea colectiva.

9. Contribución a lo ODS

9.1 Objetivo 13. Adoptar medidas urgentes para combatir el cambio climático y sus efectos

El presente informe contribuye a los objetivos establecidos, específicamente focalizándose en la consecución de la Meta 13.1, que consiste en "Fortalecer la resiliencia y la capacidad de adaptación a los riesgos relacionados con el clima y los desastres naturales en todos los países". Asimismo, se alinea con la Meta 13.3, la cual busca "Mejorar la educación, la sensibilización y la capacidad humana e institucional respecto de la mitigación del cambio climático, la adaptación a él, la reducción de sus efectos y la alerta temprana".

Este aporte se focaliza en la prevención de riesgos, específicamente abordando los incendios forestales, los cuales conllevan a significativas emisiones de gases de efecto invernadero. Además, se dirige hacia la optimización de las alertas tempranas en el contexto nacional, con el propósito de fortalecer la capacidad de respuesta y reducir los impactos derivados de eventos catastróficos en Chile.

9.2 Objetivo 15. Gestionar sosteniblemente los bosques, luchar contra la desertificación, detener e invertir la degradación de las tierras, detener la pérdida de biodiversidad

Asimismo, este estudio contribuye a la consecución de la Meta 15.4, que establece la necesidad de preservar los ecosistemas montañosos y su diversidad biológica para mejorar su capacidad de proporcionar beneficios esenciales para el desarrollo sostenible para el año 2030. La investigación se enfoca en la prevención de incendios forestales, fenómeno que incide de manera adversa en estos ecosistemas, con el propósito de salvaguardar su integridad y los servicios ambientales que proporcionan.

10. Referencias

- BCN, B. d. C. N. d. C. (2024). Mapas vectoriales y capas de datos de Chile [Datos cartográficos]. Biblioteca del Congreso Nacional de Chile. <https://www.bcn.cl/mapoteca>
- CIREN, C. d. I. d. R. N. (2016). DEM ALOS PALSAR. <https://www.geoportal.cl/catalog>
- CONAF, C. N. F. (2023). Estadísticas históricas. Retrieved 10 Sep 2023 from <https://www.conaf.cl/incendios-forestales/incendios-forestales-en-chile/estadisticas-historicas/>
- CONAF, C. N. F. (2024a). CATASTRO DE USO DE SUELO Y VEGATACIÓN (CONAF). CATASTRO Y ACTUALIZACIÓN DE LOS RECURSOS VEGETACIONALES y USO DE LA TIERRA (CONAF). <https://www.geoportal.cl/geoportal/catalog/35194/Catastros%20de%20Uso%20de%20Suelo%20y%20Vegetaci%C3%B3n>
- CONAF, C. N. F. (2024b). Puntos de incendio en las regiones de O'Higgins, Maule, Ñuble y Biobío, temporadas 2005-2024 [Documento no publicado].
- CONAF, C. N. F. (2024c). Situación actual y pronóstico de incendios.
- DMC, D. M. d. C. (2022). Manual De Agrometeorología. Retrieved from https://climatologia.meteochile.gob.cl/publicaciones/documentosGenerales/Manual_Agrometeorologia_2022.pdf
- DMC, D. M. d. C. (2024). Catastro de estaciones del Sistema SACLIM. <https://climatologia.meteochile.gob.cl/application/informacion/buscadorEstaciones>
- UNEP, U. N. E. P. (2012). Early Warning Systems: A State of the Art Analysis and Future Directions. U. N. E. P. Division of Early Warning and Assessment (DEWA). <http://www.unep.org>
- UNEP, U. N. E. P. (2022). El aumento de los incendios descontrolados hace que la adopción de estrategias integradas para los bosques, el clima y la sostenibilidad sea más urgente que nunca. UNEP.
- Ager, A. A., Preisler, H. K., Arca, B., Spano, D., & Salis, M. (2014). Wildfire risk estimation in the Mediterranean area. *Environmetrics*, 25(6), 384-396. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/env.2269>

- Aguirre-Gutiérrez, J., Rifai, S., Deng, X., ter Steege, H., Thomson, E., Corral-Rivas, J. J., Guimaraes, A., Müller, S., Klipel, J., Fauset, S., Resende, A., Wallin, G., Joly, C., Abernethy, K., Adu-Bredu, S., Silva, C., Almeida de Oliveira, E., Almeida, D., & Alvarez-Davila, E. (2025). Canopy functional trait variation across Earth's tropical forests. *Nature*, 1-8. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-08663-2>
- Albers, C. (2015). Unidades geomorfológicas de Chile. https://ide-cigiden.hub.arcgis.com/datasets/f18aa2001ae04a51998abb952f337370_0/about
- Alegría, R. E. (2020). Estudio y evaluación del riesgo de incendios forestales en la interfaz urbano-forestal de las comunas que componen el Área Metropolitana de Valparaíso : periodo 2000 - 2017. [Tesis de pregrado, Universidad de Chile]. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/178619>
- 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. http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-34022013000200011&lang=es
- Azócar de la Cruz, G., Alfaro, G., Alonso, C., Calvo, R., & Orellana, P. (2022). Modeling the Ignition Risk: Analysis before and after Megafire on Maule Region, Chile. *Applied Sciences*, 12(18).
- Badia, A., Serra, P., & Modugno, S. (2011). Identifying dynamics of fire ignition probabilities in two representative Mediterranean wildland-urban interface areas. *Applied Geography*, 31(3), 930-940. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2011.01.016>
- Baïle, R., Muzy, J.-F., & Silvani, X. (2021). Multifractal point processes and the spatial distribution of wildfires in French Mediterranean regions. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 568, 125697. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125697>
- Balcázar, C., & Reyes, F. (2021). Factores que inciden en la probabilidad de ocurrencia de incendios forestales en Ecuador. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, 11(1), 50-60. <https://doi.org/10.29166/revfig.v11i1.2634>
- Bañales C, D. I. B. F., Salazar A. (2018). An analysis of wildfire risk and historical occurrence for a mediterranean biosphere reserve, Central Chile. *Journal of*

Environmental Engineering and Landscape Management, 26.
<https://doi.org/10.3846/16486897.2017.1374280>

- Barrientos, M. (2022). Temporada alta de incendios forestales: ¿De qué se trata el Factor 30-30-30?
- Bassett, M., Chia, E. K., Leonard, S. W. J., Nimmo, D. G., Holland, G. J., Ritchie, E. G., Clarke, M. F., & Bennett, A. F. (2015). The effects of topographic variation and the fire regime on coarse woody debris: Insights from a large wildfire. *Forest Ecology and Management*, 340, 126-134. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.12.028>
- Bessie, W. C., & Johnson, E. A. (1995). The Relative Importance of Fuels and Weather on Fire Behavior in Subalpine Forests. *Ecology*, 76(3), 747-762. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/1939341>
- GORE Biobío, G. R. d. B. G. (2018). Documento síntesis: Plan regional de ordenamiento territorial (PROT). Retrieved from https://eae.mma.gob.cl/storage/documents/04_Anteproyecto_PROT_Biob%C3%ADo.pdf
- Bjånes, A., De La Fuente, R., & Mena, P. (2021). A deep learning ensemble model for wildfire susceptibility mapping. *Ecological Informatics*, 65, 101397. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101397>
- Calviño-Cancela, M., Chas-Amil, M. L., García-Martínez, E. D., & Touza, J. (2017). Interacting effects of topography, vegetation, human activities and wildland-urban interfaces on wildfire ignition risk. *Forest Ecology and Management*, 397, 10-17. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.04.033>
- Cardenas, M., Medel, R., Castillo, J., Vazquez, J., & Casco, O. (2015). Modelos de aprendizaje supervisados: aplicaciones para la predicción de incendios forestales en la provincia de Córdoba.
- Carranza, A. C. (2013). Cambios en el combustible en un bosque de *Araucaria araucana* y *Nothofagus antarctica* invadido por *Pinus contorta*: implicaciones en el régimen de incendios <https://repositorio.udec.cl/items/eb727d21-5afb-43f5-8992-4a5ae09cd6ba>
- Castel-Clavera, J., Pimont, F., Opitz, T., Ruffault, J., Barbero, R., Allard, D., & Dupuy, J.-L. (2025). A comparative analysis of fire-weather indices for enhanced fire activity

prediction with probabilistic approaches. *Agricultural and Forest Meteorology*, 361, 110315. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110315>

- Castillo, M., Julio, G., & Quintanilla, V. (2011). Vulnerabilidad y daño potencial ocasionado por incendios en áreas de interfaz urbano-forestal, provincia de Valparaíso. Chile central. <file:///E:/Tesis/Objetivo2/Dialnet-VulnerabilidadYDanoPotencialOcasionadoPorIncendios-5773148.pdf>
- Castillo, M., Plaza V, Á., & Garfias S, R. (2020). A recent review of fire behavior and fire effects on native vegetation in Central Chile. *Global Ecology and Conservation*, 24, e01210. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e01210>
- Chen, C., Xu, T., Sun, F., & Zhao, D. (2023). A fire danger index assessment method for short-term pre-warning of wildfires: A case study of Xiangxi, China. *Safety Science*, 167, 106287. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ssci.2023.106287>
- IDE Chile, I. d. D. E. d. C. I. (2023). Actualización de la cartografía de División Política Administrativa en Chile. <https://www.ide.cl/index.php/noticias/actualizacion-de-la-cartografia-de-division-politica-administrativa-en-chile>
- Cilli, R., Elia, M., D'Este, M., Giannico, V., Amoroso, N., Lombardi, A., Pantaleo, E., Monaco, A., Sanesi, G., Tangaro, S., Bellotti, R., & Laforteza, R. (2022). Explainable artificial intelligence (XAI) detects wildfire occurrence in the Mediterranean countries of Southern Europe. *Scientific Reports*, 12(1), 16349. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20347-9>
- Colónico, M., Tomao, A., Ascoli, D., Corona, P., Giannino, F., Moris, J. V., Romano, R., Salvati, L., & Barbati, A. (2022). Rural development funding and wildfire prevention: Evidences of spatial mismatches with fire activity. *Land Use Policy*, 117, 106079. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.106079>
- Cortez, D., Herrera, S., Araya-Osses, D., Caroca, C., Padilla, R., Manuel Uribe, J., & Paneque, M. (2021). Topoclimatic zoning of continental Chile. *Journal of Maps*, 17(2), 114-124. <https://doi.org/10.1080/17445647.2021.1886188>
- Coşgun, U., & González-Cabán, A. (2019). Factores que Afectan a los Incendios Forestales en las Provincias Forestales de Serik y Taşağıl (SW Anatolia, Turquía). https://www.fs.usda.gov/psw/publications/documents/psw_gtr261esp/psw_gtr261esp_160.pdf

- Costafreda-Aumedes, S., Vega-Garcia, C., & Comas, C. (2018). Improving fire season definition by optimized temporal modelling of daily human-caused ignitions. *Journal of Environmental Management*, 217, 90-99. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.03.080>
- Cruz, M. G., & Alexander, M. E. (2019). The 10% wind speed rule of thumb for estimating a wildfire's forward rate of spread in forests and shrublands. *Annals of Forest Science*, 76(2), 44. <https://doi.org/10.1007/s13595-019-0829-8>
- Cuevas, P., & Limones, N. (2021). EL PAPEL DE LA REGLA 30/30/30 EN LOS INCENDIOS FORESTALES. EL CASO DE LAS PROVINCIAS DE HUELVA Y SEVILLA.
- Díaz-Hormazábal, I., & González, M. E. (2016). Análisis espacio-temporal de incendios forestales en la región del Maule, Chile [Spatio-temporal analyses of wildfires in the region of Maule, Chile]. *Bosque (Valdivia)*, 37(1), 147-158. http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-92002016000100014&lang=es
- Dickson, B., Prather, J., Xu, Y., Hampton, H., Aumack, E., & Sisk, T. (2006). Mapping the probability of large fire occurrence in northern Arizona, USA. *Landscape Ecology*, 21, 747-761. <https://doi.org/10.1007/s10980-005-5475-x>
- Doerr, S. H., & Santín, C. (2016). Global trends in wildfire and its impacts: perceptions versus realities in a changing world. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 371(1696), 20150345. <https://doi.org/doi:10.1098/rstb.2015.0345>
- IDE-ENERGÍA, I. d. D. E. M. d. E. I. (2024). Visor de Capas del Ministerio de Energía. <https://ide-energia.minenergia.cl/portal/apps/webappviewer/index.html?id=5c526a138b1449458e0667b2235d2b19>
- Eslami, R., Azarnoush, M., Kialashki, A., & Kazemzadeh, F. (2021). GIS-BASED FOREST FIRE SUSCEPTIBILITY ASSESSMENT BY RANDOM FOREST, ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND LOGISTIC REGRESSION METHODS. *Journal of Tropical Forest Science*, 33(2), 173-184. <https://www.jstor.org/stable/27007565>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) & United Nations Environment Programme (UNEP). (2023). FAO and UNEP launch new hub to help countries prevent wildfires. Food and Agriculture Organization of the United Nations &

United Nations Environment Programme. Retrieved 03 Jan 2025 from <https://www.fao.org/forestry-fao/news/100706/zh/>

- Freeborn, P. H., Jolly, W. M., Cochrane, M. A., & Roberts, G. (2022). Large wildfire driven increases in nighttime fire activity observed across CONUS from 2003–2020. *Remote Sensing of Environment*, 268, 112777. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112777>
- García Rey, M., & Villarreal, A. (2017). Grandes incendios y un mito que cae: la ‘regla del 30’ se cumple en 1 de cada 3 casos. <https://civio.es/medio-ambiente/2017/07/27/grandes-incendios-y-un-mito-que-cae-la-regla-del-30-se-cumple-en-1-de-cada-3-casos/>
- Garner, J. M., & Kovacik, C. E. (2023). Extreme Wildfire Environments and Their Impacts Occurring with Offshore-Directed Winds across the Pacific Coast States. *Weather, Climate, and Society*, 15(1), 75-93. <https://doi.org/https://doi.org/10.1175/WCAS-D-22-0043.1>
- GFMC-FAO. (2023). Landscape Fire Governance Framework.
- Gómez-González, S., González, M. E., Paula, S., Díaz-Hormazábal, I., Lara, A., & Delgado-Baquerizo, M. (2019). Temperature and agriculture are largely associated with fire activity in Central Chile across different temporal periods. *Forest Ecology and Management*, 433, 535-543. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.11.041>
- González, M. E., R., S., S., G.-G., R., G., A., M., M., G., M., J., A., P., J., H., L., C., F., V., A., L., P., A., V., D., A.M., A. U., A., S., L., F., R., G., R.J., R., . . . I., C. (2020). Incendios forestales en Chile: causas, impactos y resiliencia., DF-1.6 %ããÓ 864 860 obj <</Filter/FlateDecode/First 866/Length 171/N 861/Type/ObjStm>>stream hP\l± Â860 @Ñ_ÉÖd860MSS«”B± , èÒ¥& ÄD^Rü};^fû=.’ ðìòJ□€t ‘â[’c,àù861YÚo□B 86², µZV QfBdßj&Ç“Fx%Å□säb861Î’(.86¹dù!~ÿ%Tµª“# 863ik’Ó nc”=Ä ÎY\$Åš 862D+x Pq’,?Cr– ÿ=àÓ ðÚz !ò8’0¬m?
- Guerra, M. P. N. (2020). RELACIONES ESTADÍSTICAS ENTRE LOS INCENDIOS FORESTALES Y VARIABLES DE VIENTO, HUMEDAD Y TEMPERATURA: EL CASO DE LA REGIÓN METROPOLITANA EN EL PERIODO 2010-2017
- Guerrero, E., Lopez Bernal, O., & Casas, A. (2022). Desafíos de la gestión territorial integral, para la implementación de estrategias de adaptación al cambio climático.

Cuadernos de Vivienda y Urbanismo, 15, 35.
<https://doi.org/10.11144/Javeriana.cvu15.dgti>

- Guerrero, G., Sofía, J., Arias, A., & Iván, M. (2019). Evaluación de desempeño de métodos de relleno de datos pluviométricos en dos zonas morfoestructurales del Centro Sur de Chile. *Investigaciones geográficas*, 0(99). <https://doi.org/10.14350/rig.59837>
- Guo, F., Su, Z., Wang, G., Sun, L., Lin, F., & Liu, A. (2016). Wildfire ignition in the forests of southeast China: Identifying drivers and spatial distribution to predict wildfire likelihood. *Applied Geography*, 66, 12-21. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.11.014>
- Gürsoy, M. İ., Orhan, O., & Tekin, S. (2023). Creation of wildfire susceptibility maps in the Mediterranean Region (Turkey) using convolutional neural networks and multilayer perceptron techniques. *Forest Ecology and Management*, 538, 121006. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121006>
- Handke, M. (2019). La (des)contextualización del conocimiento geográfico en el manejo del riesgo de incendios forestales en Chile como un desafío para la gobernanza [The (de-)contextualization of geographical knowledge in forest fire risk management in Chile as a challenge for governance]. *Revista de geografía Norte Grande*(74), 65-91. http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-34022019000300065&lang=es
- Helfenstein, J., & Kienast, F. (2014). Ecosystem service state and trends at the regional to national level: A rapid assessment. *Ecological Indicators*, 36, 11-18. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2013.06.031>
- Hernández García, J., Rodríguez Ortiz, G., Enríquez del Valle, J. R., Campos Ángeles, G. V., & Hernández Hernández, A. (2016). Biomasa arbustiva, herbácea y en el piso forestal como factor de riesgo de incendios [Biomass in bushes, weeds and on the forest floor as a risk factor of fires]. *Revista mexicana de ciencias forestales*, 7(36), 51-63. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-11322016000400051&lang=es
- Hessel, H. (2018). Wildland Fire Prevention: a Review. *Current Forestry Reports*, 4(4), 178-190. <https://doi.org/10.1007/s40725-018-0083-6>

- Hiraga, Y., & Kavvas, M. L. (2021). Hydrological and Meteorological Controls on Large Wildfire Ignition and Burned Area in Northern California during 2017–2020. *Fire*, 4(4).
- Hoare, J. (s.f.). How is Variable Importance Calculated for a Random Forest? Retrieved Marzo 20, 2025 from <https://www.towardsdatascience.com/how-is-variable-importance-calculated-for-a-random-forest-12358b8ce1a4>
- Hodges, J. L., & Lattimer, B. Y. (2019). Wildland Fire Spread Modeling Using Convolutional Neural Networks. *Fire Technology*, 55(6), 2115-2142. <https://doi.org/10.1007/s10694-019-00846-4>
- Holsinger, L., Parks, S. A., & Miller, C. (2016). Weather, fuels, and topography impede wildland fire spread in western US landscapes. *Forest Ecology and Management*, 380, 59-69. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.08.035>
- Huynh-Thu, V. A., Saeys, Y., Wehenkel, L., & Geurts, P. (2012). Statistical interpretation of machine learning-based feature importance scores for biomarker discovery. *Bioinformatics*, 28(13), 1766-1774. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bts238>
- INE. (2017). Resultados CENSO 2017.
- Ismail, F. N., & Amarasoma, S. (2023). One-class Classification-Based Machine Learning Model for Estimating the Probability of Wildfire Risk. *Procedia Computer Science*, 222, 341-352. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.08.173>
- Jain, S., Mishra, S. K., Salunke, P., & Sahany, S. (2019). Importance of the resolution of surface topography vis-à-vis atmospheric and surface processes in the simulation of the climate of Himalaya-Tibet highland. *Climate Dynamics*, 52(7), 4735-4748. <https://doi.org/10.1007/s00382-018-4411-0>
- Jaque, E., Fernández, A., Fuentes Robles, R., & Ojeda, C. G. (2021). Data-based wildfire risk model for Mediterranean ecosystems – case study of the Concepción metropolitan area in central Chile. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 21(12), 3663-3678. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-3663-2021>
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag.
- Joseph, L. G., Yulia, R. G., & Weiwen, M. (2009). The Impact of Levene's Test of Equality of Variances on Statistical Theory and Practice. *Statistical Science*, 24(3), 343-360. <https://doi.org/10.1214/09-STS301>

- Koudenoukpo, J. B. (2023). El aumento de los incendios descontrolados hace que la adopción de estrategias integradas para los bosques, el clima y la sostenibilidad sea más urgente que nunca. Retrieved 31 de julio from <https://www.un.org/es/chronicle/article/el-aumento-de-los-incendios-descontrolados-hace-que-la-adopcion-de-estrategias-integradas-para-los>
- Krawchuk, M. A., Haire, S. L., Coop, J., Parisien, M.-A., Whitman, E., Chong, G., & Miller, C. (2016). Topographic and fire weather controls of fire refugia in forested ecosystems of northwestern North America. *Ecosphere*, 7(12), e01632. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/ecs2.1632>
- Lan, Z. G., Su, Z. W., Guo, M., Alvarado, E. C., Guo, F. T., Hu, H. Q., & Wang, G. Y. (2021). Are Climate Factors Driving the Contemporary Wildfire Occurrence in China? *FORESTS*, 12(4), Article 392. <https://doi.org/10.3390/f12040392>
- Leone, V., Lovreglio, R., Martín, M. P., Martínez, J., & Vilar, L. (2009). Human Factors of Fire Occurrence in the Mediterranean. In E. Chuvieco (Ed.), *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems* (pp. 149-170). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-01754-4_11
- Lozano-Parra, J., Lozano-Fondón, C., Pulido, M., & García-Marín, R. (2018). El papel del agua sobre la biomasa vegetal en la zona semiárida con clima mediterráneo de Chile 1. *Revista de geografía Norte Grande*, 91-108.
- Lu, J., Zhou, T., Li, B., & Wu, C. (2018). Scale Analysis and Correlation Study of Wildfire and the Meteorological Factors That Influence It. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018(1), 5739805. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2018/5739805>
- MacCarthy, J., Richter, J., Tyukavina, S., Weisse, M., & Harris, N. (2023). Los últimos datos lo confirman: los incendios forestales están empeorando. World Resources Institute.
- Mallinis, G., Petrila, M., Mitsopoulos, I., Lorent, A., Neagu, Ş., Apostol, B., Gancz, V., Popa, I., & Goldammer, J. G. (2019). Geospatial Patterns and Drivers of Forest Fire Occurrence in Romania. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 12(4), 773-795. <https://doi.org/10.1007/s12061-018-9269-3>
- Matilde García-Valdecasas Ojeda, Patricio Yeste, Sonia Raquel Gámiz-Fortis, Yolanda Castro-Díez, & Esteban-Parra, M. J. (2024). Future changes in land and atmospheric

variables: An analysis of their couplings in the Iberian Peninsula.
<https://arxiv.org/abs/2401.10164>

- Mhawej, M., Faour, G., & Adjizian-Gerard, J. (2015). Wildfire Likelihood's Elements: A Literature Review. *Challenges*, 6(2), 282-293.
- Mhawej, M., Faour, G., & Adjizian-Gerard, J. (2017). A novel method to identify likely causes of wildfire. *Climate Risk Management*, 16, 120-132.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.crm.2017.01.004>
- Miller, C., Plucinski, M., Sullivan, A., Stephenson, A., Huston, C., Charman, K., Prakash, M., & Dunstall, S. (2017). Electrically caused wildfires in Victoria, Australia are over-represented when fire danger is elevated. *Landscape and Urban Planning*, 167, 267-274.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2017.06.016>
- Modugno, S., Balzter, H., Cole, B., & Borrelli, P. (2016). Mapping regional patterns of large forest fires in Wildland–Urban Interface areas in Europe. *Journal of Environmental Management*, 172, 112-126. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.013>
- Montenegro, G., Ginocchio, R., Segura, A., Keely, J. e., & Gómez, M. (2004). Fire regimes and vegetation responses in two Mediterranean-climate regions.
<https://www.scielo.cl/pdf/rchnat/v77n3/art05.pdf>
- Monter-Pozos, A., & González-Estrada, E. (2023). On testing the skew normal distribution by using Shapiro–Wilk test. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 440, 115649. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cam.2023.115649>
- Moore, P. F. (2019). Global Wildland Fire Management Research Needs. *Current Forestry Reports*, 5(4), 210-225. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00099-y>
- Muñoz, C. A., Treviño Garza, E. J., Verástegui Chávez, J., Jiménez Pérez, J., & Aguirre Calderón, O. A. (2005). Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación del peligro de incendios forestales en la Sierra Madre Oriental de México [A spatial model for assessing forest fire danger in the Sierra Madre Oriental Mountains, Mexico]. *Investigaciones geográficas*(56), 101-117.
http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S018846112005000100007&lang=es
- Musolf, A. M., Holzinger, E. R., Malley, J. D., & Bailey-Wilson, J. E. (2022). What makes a good prediction? Feature importance and beginning to open the black box of machine

learning in genetics. *Human Genetics*, 141(9), 1515-1528.
<https://doi.org/10.1007/s00439-021-02402-z>

- Na, S., Xumin, L., & Yong, G. (2010, 2-4 April 2010). Research on k-means Clustering Algorithm: An Improved k-means Clustering Algorithm. 2010 Third International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics,
- National Wildfire Coordinating Group (NWCG). (2002). Gaining an Understanding of the National Fire Danger Rating System. National Interagency Fire Center. <https://www.nwcg.gov>
- Navarro-Carrión, J. T., León-Cadena, P., & Ramon-Morte, A. (2021). Open data repositories and Geo Small Data for mapping the wildfire risk exposure in wildland urban interface (WUI) in Spain: A case study in the Valencian Region. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100500. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100500>
- Neger, C., León-Cruz, J. F., & Gössling, S. (2024). The tourism fire exposure index for the European Union. *Tourism Management*, 103, 104901. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tourman.2024.104901>
- Neger, C., Manzo Delgado, L. d. L., & Galicia Sarmiento, L. (2022). La investigación geográfica de los incendios forestales en México: una perspectiva bibliométrica y territorial. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0188-46112022000200104&script=sci_arttext
- ODEPA. (2019). Panorama de la agricultura Chilena.
- Okoye, K., & Hosseini, S. (2024). Mann–Whitney U Test and Kruskal–Wallis H Test Statistics in R. In K. Okoye & S. Hosseini (Eds.), *R Programming: Statistical Data Analysis in Research* (pp. 225-246). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-3385-9_11
- Oliveira, S., Rocha, J., & Sá, A. (2021). Wildfire risk modeling. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 23, 100274. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.coesh.2021.100274>
- ONU-SPIDER. (s.f.). Riesgos y Desastres. Naciones Unidas. <https://www.un-spider.org/es/riesgos-y-desastres>

- Ostertagova, E., Ostertag, O., & Kováč, J. (2014). Methodology and Application of the Kruskal-Wallis Test. *Applied Mechanics and Materials*, 611, 115-120.
- Pacheco, A. D., Junior, J. A., Ruiz-Armenteros, A. M., & Henriques, R. F. (2021). Assessment of k-Nearest Neighbor and Random Forest Classifiers for Mapping Forest Fire Areas in Central Portugal Using Landsat-8, Sentinel-2, and Terra Imagery. *Remote Sensing*, 13(7).
- Padilla, M., Stehman, S. V., & Chuvieco, E. (2014). Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. *Remote Sensing of Environment*, 144, 187-196. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.008>
- Padilla, M., Stehman, S. V., Ramo, R., Corti, D., Hantson, S., Oliva, P., Alonso-Canas, I., Bradley, A. V., Tansey, K., Mota, B., Pereira, J. M., & Chuvieco, E. (2015). Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, 160, 114-121. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.005>
- Peckham, S. E., & Wicker, L. J. (2000). The Influence of Topography and Lower-Tropospheric Winds on Dryline Morphology. *Monthly Weather Review*, 128(7), 2165-2189. [https://doi.org/https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2000\)128<2165:TIOTAL>2.0.CO;2](https://doi.org/https://doi.org/10.1175/1520-0493(2000)128<2165:TIOTAL>2.0.CO;2)
- Peña-Fernandez, E., & Valenzuela-Palma, L. (2004). Incremento de los Incendios Forestales en Bosques Naturales y Plantaciones Forestales en Chile. https://www.fs.usda.gov/psw/publications/documents/psw_gtr208es/psw_gtr208es_595-612_pena-fernandez.pdf
- Piñol, J., Terradas, J., & Lloret, F. (1998). Climate Warming, Wildfire Hazard, and Wildfire Occurrence in Coastal Eastern Spain. *Climatic Change*, 38(3), 345-357. <https://doi.org/10.1023/A:1005316632105>
- Pourtaghi, Z. S., Pourghasemi, H. R., Aretano, R., & Semeraro, T. (2016). Investigation of general indicators influencing on forest fire and its susceptibility modeling using different data mining techniques. *Ecological Indicators*, 64, 72-84. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.12.030>
- Pozo, R. A., Galleguillos, M., González, M. E., Vásquez, F., & Arriagada, R. (2022). Assessing the socio-economic and land-cover drivers of wildfire activity and its spatiotemporal distribution in south-central Chile. *SCIENCE OF THE TOTAL*

ENVIRONMENT, 810, 152002.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152002>

- Quan, X., Wang, W., Xie, Q., He, B., Resco de Dios, V., Yebra, M., Jiao, M., & Chen, R. (2023). Improving wildfire occurrence modelling by integrating time-series features of weather and fuel moisture content. *Environmental Modelling & Software*, 170, 105840. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105840>
- Quesada-Román, A., & Vargas-Sanabria, D. (2022). A geomorphometric model to determine topographic parameters controlling wildfires occurrence in tropical dry forests. *Journal of Arid Environments*, 198, 104674. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2021.104674>
- Rodríguez, A. (2022). Modelo de riesgos de incendios forestales. <https://ibifbolivia.org.bo/wp-content/uploads/2023/02/2022-Rodriguez-A.-Modelo-de-Riesgos-de-Incendios-Forestales.-IBIF.pdf>
- Rogers, D., & Tsirkunov, V. (2010). Global assessment report on disaster risk reduction - Costs and benefits of early warning systems. <https://documents.worldbank.org/pt/publication/documents-reports/documentdetail/609951468330279598/global-assessment-report-on-disaster-risk-reduction-costs-and-benefits-of-early-warning-systems>
- Rojas-Briceño, N. B., Soto Carrión, C., Tuesta-Mendoza, S., Silva-López, J. O., & Sáenz Pohl, G. (2023). PROBABILIDAD DE OCURRENCIA DE INCENDIOS FORESTALES EN APURÍMAC. *Hatun Yachay Wasi*, 2(2), 85 - 97. <https://doi.org/10.57107/hyw.v2i2.49>
- Rojas, O., Saez-Carrillo, K., Martínez, C., & Castillo, E. (2014). Efectos socioambientales post-catástrofe en localidades costeras vulnerables afectadas por el tsunami del 27/02/2010 en Chile. *Interciencia*, 39.
- Rojas Vilches, O., & Martínez Reyes, C. (2011). Riesgos naturales: evolución y modelos conceptuales. *Revista Universitaria de Geografía*, 20, 83-116. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=383239103004> (IN FILE)
- Ruiz, A. D., Viador, T., & Díaz, B. (2001). ESTIMACIÓN DE LA HUMEDAD DEL COMBUSTIBLE COMO PASO PREVIO A LA DETERMINACIÓN DEL RIESGO DE INCENDIOS Y A LA EXPLICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL FUEGO.

https://secforestales.org/publicaciones/index.php/congresos_forestales/article/view/15809/15652

- Sarricolea, P., Herrera-Ossandon, M., & Meseguer-Ruiz, Ó. (2017). Climatic regionalisation of continental Chile. *Journal of Maps*, 13(2), 66-73. <https://doi.org/10.1080/17445647.2016.1259592>
- Sayarshad, H. R. (2023). Preignition risk mitigation model for analysis of wildfires caused by electrical power conductors. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 153, 109353. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.109353>
- Seguel, M. (2022). ¿Una señal de alerta válida? Académico explica el famoso “Factor 30-30-30” que favorece la propagación de incendios forestales. Universidad de Chile. <https://uchile.cl/noticias/200220/que-es-el-factor-30-30-30-que-favorece-la-propagacion-de-incendios>
- Shi, K., Touge, Y., & Dou, Y. (2023). Wildfire univariate and bivariate characteristics simulation based on multiple machine learning models and applicability analysis of wildfire models. *Progress in Disaster Science*, 20, 100301. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2023.100301>
- Singh, H., Ang, L.-M., Lewis, T., Paudyal, D., Acuna, M., Srivastava, P. K., & Srivastava, S. K. (2024). Trending and emerging prospects of physics-based and ML-based wildfire spread models: a comprehensive review. *Journal of Forestry Research*, 35(1), 135. <https://doi.org/10.1007/s11676-024-01783-x>
- Sivrikaya, F., & Küçük, Ö. (2022). Modeling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region. *Ecological Informatics*, 68, 101537. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537>
- Song, C., Kwan, M.-P., Song, W., & Zhu, J. (2017). A Comparison between Spatial Econometric Models and Random Forest for Modeling Fire Occurrence. *Sustainability*, 9(5).
- Sun, H., Wang, W. J., Liu, Z., Zou, X., Zhang, Z., Ying, H., Dong, Y., & Yang, R. (2021). The relative importance of driving factors of wildfire occurrence across climatic gradients in the Inner Mongolia, China. *Ecological Indicators*, 131, 108249. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108249>

- Thompson, M. P., Gannon, B. M., & Caggiano, M. D. (2021). Forest Roads and Operational Wildfire Response Planning. *FORESTS*, 12(2).
- Trucchia, A., Izadgoshasb, H., Isnardi, S., Fiorucci, P., & Tonini, M. (2022). Machine-Learning Applications in Geosciences: Comparison of Different Algorithms and Vegetation Classes' Importance Ranking in Wildfire Susceptibility. *Geosciences*, 12(11).
- UN-ESCAP. (2023). Compendium of multi-hazard early warning cooperation. <https://www.preventionweb.net/publication/compendium-multi-hazard-early-warning-cooperation>
- United Nations. (2006). Foreword to the global survey of early warning systems. <https://www.unisdr.org/2006/ppew/info-resources/ewc3/Global-Survey-of-Early-Warning-Systems.pdf>
- United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR). (2017). The Sendai Framework Terminology on Disaster Risk Reduction. "Prevention". Retrieved Accessed 4 March 2025 from <https://www.undrr.org/terminology/prevention>.
- Urrutia-Jalabert, R., González, M. E., González-Reyes, Á., Lara, A., & Garreaud, R. (2018). Climate variability and forest fires in central and south-central Chile. *Ecosphere*, 9(4), e02171. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/ecs2.2171>
- Üstek, İ., Arana-Catania, M., Farr, A., & Petrunin, I. (2024). Deep Autoencoders for Unsupervised Anomaly Detection in Wildfire Prediction. *EARTH AND SPACE SCIENCE*, 11(11), e2024EA003997. <https://doi.org/https://doi.org/10.1029/2024EA003997>
- Vasilakos, C., Kalabokidis, K., Hatzopoulos, J., & Matsinos, I. (2009). Identifying wildland fire ignition factors through sensitivity analysis of a neural network. *Natural Hazards*, 50(1), 125-143. <https://doi.org/10.1007/s11069-008-9326-3>
- Velas, R., Majlingova, A., & Kačíková, D. (2018). Study of forest fire behaviour under the meteorological conditions changed.
- Vilar del Hoyo, L., Martín Isabel, M. P., & Martínez Vega, F. J. (2011). Logistic regression models for human-caused wildfire risk estimation: analysing the effect of the spatial accuracy in fire occurrence data. *European Journal of Forest Research*, 130(6), 983-996. <https://doi.org/10.1007/s10342-011-0488-2>

- Vilar, L. (2005). Empleo de regresión logística para la obtención de modelos de riesgo humano de incendios forestales. https://geogra.uah.es/firemap/pdf/VilardelHoyo_Granada.pdf
- Vilar, L., Camia, A., San-Miguel-Ayanz, J., & Martín, M. P. (2016). Modeling temporal changes in human-caused wildfires in Mediterranean Europe based on Land Use-Land Cover interfaces. *Forest Ecology and Management*, 378, 68-78. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.07.020>
- Villers, M. D. L. (2009). Incendios forestales. *Ciencias(081)*. <https://revistas.unam.mx/index.php/cns/article/view/12036>
- Wagner, C. E. V. (1977). Conditions for the start and spread of crown fire. *Canadian Journal of Forest Research*, 7(1), 23-34. <https://doi.org/10.1139/x77-004>
- Wang, S. S. C., & Wang, Y. (2020). Quantifying the effects of environmental factors on wildfire burned area in the south central US using integrated machine learning techniques. *Atmos. Chem. Phys.*, 20(18), 11065-11087. <https://doi.org/10.5194/acp-20-11065-2020>
- Westerling, A., Brown, T., Schoennagel, T., Swetnam, T., Turner, M. G., & Veblen, T. (2014). Climate and Wildfire in Western US Forests.
- Westerling, A. L., & Bryant, B. P. (2008). Climate change and wildfire in California. *Climatic Change*, 87(1), 231-249. <https://doi.org/10.1007/s10584-007-9363-z>
- Westerling, A. L., Gershunov, A., Brown, T. J., Cayan, D. R., & Dettinger, M. D. (2003). Climate and Wildfire in the Western United States. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 84(5), 595-604. <https://doi.org/https://doi.org/10.1175/BAMS-84-5-595>
- Winkler, M. C. (2021). *Industria Forestal en Chile*.
- Won, M.-S., Miah, M. D., Koo, K.-S., Lee, M.-B., & Shin, M.-Y. (2010). Meteorological Determinants of Forest Fire Occurrence in the Fall, South Korea. *Journal of Korean Forest Society*, 99.
- Xing, H., Fang, K., Yao, Q., Zhou, F., Ou, T., Liu, J., Zhou, S., Jiang, S., Chen, Y., Bai, M., & Chen, J. M. (2023). Impacts of changes in climate extremes on wildfire occurrences in China. *Ecological Indicators*, 157, 111288. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111288>

- Zacharakis, I., & Tsihrintzis, V. A. (2023). Integrated wildfire danger models and factors: A review. *SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT*, 899, Article 165704. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165704>
- Zaidi, A. (2023). Predicting wildfires in Algerian forests using machine learning models. *Heliyon*, 9(7), e18064. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18064>
- Zerbe, K., Cook, T., & Vulcano, A. (2024). Multivariate spatial regressions help explain wildfire hot spot intensities in Washington, USA. *Natural Hazards Research*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.nhres.2023.11.006>
- Zerbe, K., Polit, C., McClain, S., & Cook, T. (2022). Optimized Hot Spot and Directional Distribution Analyses Characterize the Spatiotemporal Variation of Large Wildfires in Washington, USA, 1970–2020. *International Journal of Disaster Risk Science*, 13(1), 139-150. <https://doi.org/10.1007/s13753-022-00396-4>
- Zhang, S., Ding, L., Xie, M., He, X., Yang, R., & Tong, C. (2023). Reliability analysis of slope stability by neural network (NN), principal component analysis (PCA), and transfer learning (TL) techniques. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.06.023>

11. Anexos

11.1 Resultados de pruebas estadísticas

La Tabla N°11 presenta los resultados de las pruebas de Shapiro-Wilk y Levene de las variables meteorológicas, evidenciando que el viento no sigue una distribución normal, pero posee varianza homogénea. En contraste, la humedad relativa y la temperatura no presentan distribuciones normales y sus varianzas no son homogéneas. Estos resultados indican que, en general, los datos no cumplen con los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianza. En consecuencia, se considera apropiado el uso de la prueba de Kruskal-Wallis para el análisis.

Tabla 11.

Resultados test estadísticos EDA

Variable	Shapiro-Wilk Test		Levene Test	
	p-value	Conclusión	p-value	Conclusión
Viento	5.988e-14	No normal	0.1162	Homogénea
Humedad Relativa	5.583e-05	No normal	9.632e-10	No homogénea
Temperatura	5.235e-08	No normal	2.33e-12	No homogénea

Fuente: Monter-Pozos & González-Estrada, 2023, Joseph *et al.*, 2009.

Los resultados del test de Kruskal-Wallis se presentan en la Tabla N°12, donde el análisis se realizó de manera estratificada por macro-unidad geomorfológica, zona climática y estacionalidad. Los resultados evidenciaron diferencias significativas en la velocidad del viento, la humedad relativa y la temperatura en todos los niveles de estratificación. Por lo tanto, la continuidad del análisis de forma estratificada estuvo justificada para considerar estas diferencias en la interpretación de los datos.

Tabla 12.

Kruskal Wallis Test estratificado por macrounidad geomorfológica, tipo de clima y estacionalidad

Estrato	Macrounidad geomorfológica		Zona climática		Estación	
	p-value	Resultado	p-value	Resultado	p-value	Resultado
Viento	<2.2e-16	Significativo	7.8e-11	Significativo	8.4e-05	Significativo
Humedad Relativa	<2.2e-16	Significativo	< 2.2e-16	Significativo	0.00049	Significativo
Temperatura	<2.2e-16	Significativo	< 2.2e-16	Significativo	1.46e-13	Significativo

Fuente: Monter-Pozos & González-Estrada, 2023, Joseph *et al.*, 2009.

Los resultados del test post hoc de Mann-Whitney U se presentan en la Tabla N°13, donde se identificaron las comparaciones con y sin diferencias significativas dentro de las distintas estratificaciones. En general, la mayoría de las comparaciones mostraron diferencias significativas, excepto en el caso de la temperatura, donde las parejas Primavera vs. Otoño y Verano vs. Otoño no presentaron diferencias significativas. De manera similar, en los datos de viento, la comparación Verano vs. Primavera tampoco mostró diferencias significativas. No obstante, estas excepciones no fueron suficientes para limitar el avance del análisis, por lo que se mantuvo el enfoque estratificado.

Tabla 13.*Post hoc de Mann-Whitney U Test*

Pares/Variable	Temperatura ¿Diferencia Significativa?	Humedad Relativa ¿Diferencia Significativa?	Viento ¿Diferencia Significativa?
PLVC vs CC	5.8e-10 Si	< 2e-16 Si	1.1e-10 Si
PLVC vs DI	< 2e-16 Si	1.1e-11 Si	< 2e-16 Si
CC vs DI	8.3e-08 Si	1.5e-08 Si	0.00021 Si
MLI vs MLIIC	< 2e-16 Si	< 2e-16 Si	7.8e-11 Si
Primavera vs Otoño	0.34 No	0.67678 Si	0.00078 Si
Verano vs Otoño	8.30E-11 No	0.00061 Si	0.0004 Si
Verano vs Primavera	3.90E-07 Si	0.07613 Si	0.26487 No

Nota: Planicie Litoral de Viento y Clima (PLVC), Cordillera de la Costa (CC), Depresión Intermedia (DI), Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal (MLI), Clima Mediterráneo de Lluvia Invernal e Influencia Costera (MLIIC). Fuente: Okoye & Hosseini, 2024.

La Tabla N°14 muestra los valores de p-value obtenidos en la prueba de Shapiro-Wilk para cada variable espacial. En todos los casos, los valores son menores a 0.05, lo que indica que ninguna variable sigue una distribución normal. Estos resultados sugieren la necesidad de utilizar métodos estadísticos no paramétricos para el análisis posterior.

Tabla 14.*Test de Shapiro-Wilk para comprobar normalidad*

Variable	p-value	Normalidad
Temperatura	5.23E-08	
Humedad relativa	5.58E-05	
Velocidad del viento	5.99E-14	
Distancia a cuerpos de agua	6.09E-27	
Distancia a áreas urbanas	1.78E-23	
Elevación	2.12E-17	No
Pendiente	1.60E-31	
Orientación	1.30E-14	
Uso del suelo	2.00E-36	
Distancia a tendido eléctrico	7.26E-27	
Distancia a caminos	1.57E-30	

Fuente: Monter-Pozos & González-Estrada, 2023.

La Tabla N°15 presenta los resultados de la prueba de Levene para evaluar la homogeneidad de varianzas entre los grupos. Se observa que la mayoría de las variables presentan p-values menores a 0.05, lo que indica que no cumplen con el supuesto de homogeneidad de varianzas.

Sin embargo, las variables velocidad del viento, distancia a tendido eléctrico y distancia a caminos presentan p-values mayores a 0.05, lo que sugiere que sus varianzas son homogéneas entre los grupos analizados. Estos resultados indican que, para la mayoría de las variables, es recomendable utilizar pruebas estadísticas que no asuman homogeneidad de varianzas.

Tabla 15.*Test de Levene para comprobar homogeneidad de varianzas*

Variable	F-value	p-value	Varianzas homogéneas
Temperatura	27.697	2.33E-12	No
Humedad relativa	21.305	9.63E-10	No
Velocidad del viento	2.1582	0.1162	Si
Distancia a cuerpos de agua	59.768	2.20E-16	No
Distancia a áreas urbanas	17.359	4.16E-08	No
Elevación	19.359	6.14E-09	No
Pendiente	35.21	2.19E-15	No
Orientación	7.3968	0.0006558	No
Uso del suelo	7.2431	0.0007627	No
Distancia a tendido eléctrico	0.8686	0.4199	Si
Distancia a caminos	0.264	0.7681	No

Fuente: Joseph *et al.*, 2009.