



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Máster

Modelización de igniciones de origen humano
en Chile

Modelling of human-caused ignitions in Chile

Autor/es

Rodrigo Crespo Pérez

Director/es

Marcos Rodrigues Mimblero

FACULTAD DE FILOSOFÍA Y LETRAS
2024

Resumen

Los incendios en Chile se alzan como una de las principales amenazas naturales para la sociedad y el equilibrio de los ecosistemas. Como es habitual, la causa detrás de la mayoría de ellos es la acción humana, y su ocurrencia está ligada con numerosos factores de carácter climático, ambiental o de accesibilidad. El objetivo de este trabajo fue, por tanto, predecir la probabilidad de ignición para la totalidad del Chile continental con una resolución espacial de 100m y una resolución temporal diaria de, por un lado, los incendios intencionados y otro para los no intencionados, con el fin de estudiar sus diferencias. Para ello se entrenó y se puso a prueba un modelo de aprendizaje automático *Random Forest* empelando los datos puntuales de igniciones entre 2009 y 2019, del CONAF, causadas por el hombre y excluyendo los conatos. A partir de estos, se extrajo para cada punto información relativa a la distancia a tendidos eléctricos (distinguiéndose entre los cubiertos y los no cubiertos), edificios y carreteras, así como combustibles y contenido en humedad del combustible fino muerto. Los principales resultados obtenidos muestran que ambos modelos resultaron presentar una distribución similar, si bien a nivel local se percibía que los intencionados tendían a concentrarse más que los no intencionados en torno a una red marcada por la accesibilidad. La variable que mayor peso cobró en el caso de los intencionales fue la distancia a tendidos eléctricos, mientras que para los no intencionados fue la distancia a edificios. Este trabajo supone, en definitiva, uno de los primeros intentos de construir un modelo nacional de Chile en el que se combinan factores antrópicos y ambientales de manera dinámica.

Palabras clave: Incendios, Random Forest, causa humana, probabilidad de ignición, Chile

Abstract

Fires in Chile are one of the main natural threats to society and the balance of ecosystems. As usual, the cause behind most of them is human action, and their occurrence is linked to numerous climatic, environmental or accessibility factors. The aim of this work was, therefore, to predict the probability of ignition for the whole of continental Chile with a spatial resolution of 100m and a daily temporal resolution of, on the one hand, intentional fires and, on the other hand, unintentional fires, in order to study their differences. To this end, a Random Forest machine learning model was trained and tested using the CONAF's data on ignitions between 2009 and 2019, caused by man and excluding fire attempts. From these, information was extracted for each point regarding the distance to power lines (distinguishing between covered and uncovered), buildings and roads, as well as fuels and moisture content of fine dead fuel. The main results obtained show that both models were found to have a similar distribution, although at the local level it was perceived that the intentional ones tended to be more concentrated than the unintentional ones around a network marked by accessibility. The most important variable for the intentional was distance to power lines, while for the unintentional it was distance to buildings. This work is, in short, one of the first attempts to build a national model of Chile in which anthropic and environmental factors are combined in a dynamic way.

Key words: Wildfires, Random Forest, human-caused, ignition probability, Chile

Contenidos

1. Introducción.....	4
1.1 Los incendios en Chile	4
1.2 Modelización de la ocurrencia de incendios.....	5
1.3 Contexto y justificación del trabajo.....	7
2. Zona de estudio.....	9
3. Objetivos e hipótesis.....	12
4. Metodología.....	13
4.1 Fuentes de información y construcción de las variables para el ajuste de modelos	13
4.1.1 Variable dependiente	13
4.1.2 Variables independientes.....	14
4.2 Análisis exploratorio y selección del periodo temporal	16
4.3 Ajuste y validación del modelo de probabilidad de ignición	17
4.3.1 Calibración del modelo.....	17
4.3.2 Validación y evaluación de los modelos	18
4.4 Creación de los mapas de probabilidad de ignición	20
5. Resultados.....	21
5.1 Análisis exploratorio de los incendios en Chile	21
5.1.1 Por rangos de tamaño	22
5.1.2 Por causa.....	26
5.2 Predicción espacial de los modelos	29
5.2.1 Validación AUC y autocorrelación espacial	29
5.2.2 Importancia de las variables y PDP	30
5.2.3 Predicción espacial	36
6. Discusión	39
6.1 El régimen de incendios en Chile	39
6.2 Predicción de la probabilidad de ignición	40
6.2.1 Los factores explicativos de los incendios en Chile.....	41
6.2.2 Patrones espaciales en la probabilidad de ignición	45
6.3 Limitaciones y trabajo futuro	46
9. Conclusiones.....	49
10. Bibliografía.....	51

Índice de tablas y figuras

Figura 1. Distribución de las plantaciones en el centro de Chile. Elaboración propia a partir de Biomás 2022 -----	10
Figura 2. Continuidad vertical del combustible. Fuente: Féllez-Bernal, J. (2024) -----	11
Figura 3. Representación del AUC. Fuente: iaRadar.com -----	19
Figura 4. Evolución anual de área quemada y número de incendios -----	21
Figura 5. Número de incendios anuales por rango de tamaño -----	24
Figura 6. Superficie anual afectada por rangos de tamaño -----	25
Figura 7. Número de incendios mensuales por rango de tamaño-----	26
Figura 8. Superficie quemada por rango de tamaño-----	26
Figura 9. Número de incendios anuales por causa-----	27
Figura 10. Número de incendios por mes y por causa -----	28
Figura 11. Superficie quemada por mes y por causa -----	28
Figura 12. Histograma AUCs intencionados -----	29
Figura 13. Histograma AUCs no intencionados -----	30
Figura 14. Importancia de las variables en el modelo intencionados -----	31
Figura 15. Importancia de las variables en el modelo no intencionados -----	32
Figura 16. PDP de distancias en los modelos intencionados-----	33
Figura 17. PDP del DFMC en los modelos intencionados -----	34
Figura 18. PDP de distancias en los modelos no intencionados -----	35
Figura 19. PDP del DFMC en los modelos no intencionados -----	36
Figura 20. Resultado final de la predicción espacial -----	38

Tabla 1. Totales y estadísticos por periodo-----	22
Tabla 2. Resultados de número y superficie por rangos de tamaño -----	23
Tabla 3. Resultados de número y superficie por causa -----	27
Tabla 4. Probabilidad de ignición de los combustibles en los modelos intencionados -	34
Tabla 5. Probabilidad de ignición de los combustibles en los modelos no intencionados -----	36

1. Introducción

Los incendios son un agente medioambiental que ha jugado un importante papel en el “mantenimiento y evolución de los ecosistemas, además de ser parte esencial de los sistemas de vida humanos desde tiempos ancestrales” (Castillo et al., 2004) y forma parte fundamental de las dinámicas ecológicas de muchos ecosistemas. No obstante, la acción antrópica y el cambio climático han dado lugar a importantes modificaciones en los regímenes de incendio, influyendo en la severidad, extensión y frecuencia, siendo la principal causa de la disminución de los bosques y pérdida de suelos fértiles alrededor del mundo, además de ser una importante fuente de gases y partículas de efecto invernadero, retroalimentando el cambio climático (Urzúa & Cáceres, 2011).

Por tanto, los incendios se constituyen también como un problema importante en lo que se refiere a pérdida y degradación de la biosfera, además de ser un agente capaz de provocar impactos sociales relevantes, ya sea de manera directa a través de la pérdida de vidas humanas, o indirectamente a través de fenómenos como la contaminación de los acuíferos, corrimientos de tierra o la pérdida de cultivos (Úbeda & Sarricolea, 2016). Esta situación ha conducido a una creciente preocupación por los impactos de los incendios, así como los factores que controlan los regímenes de incendios (Pausas & Paula, 2012) y, por extensión, la necesidad de llevar a cabo estudios que permitan desarrollar herramientas predictivas a partir de estos conocimientos adquiridos (Flannigan et al., 2009) para mitigar así los efectos adversos que pueden tener sobre la sociedad y el medioambiente.

1.1 Los incendios en Chile

En el caso particular de Chile, los incendios son una de las principales amenazas naturales a las que tienen que hacer frente sus habitantes. Un claro ejemplo que justifica esta gran preocupación es el incendio de Valparaíso en febrero de 2024, que causó la muerte de 137 personas. Además, son la “principal causa de deforestación y pérdida de la cubierta vegetal protectora que ocasiona la desertificación” (Urzúa & Cáceres, 2011). A esto hay que añadir que, a diferencia de otros ecosistemas donde los incendios sí que juegan de verdad un papel importante en el ciclo de vida de las especies que los conforman, en el caso chileno esto no es así (CONAF, 2015).

En este país confluyen gran cantidad de factores que han dado lugar a un incremento del número de incendios y superficie afectada (González et al., 2020) en las últimas décadas, entre ellos se pueden mencionar las plantaciones de especies pirófilas, factores relacionados con la presión antrópica (Leone et al. 2009) que juegan un papel clave como son la accesibilidad (Ochoa et al., 2024; Martín et al., 2019), los tendidos eléctricos (la realidad chilena muestra que en muchas ocasiones los cables de baja y media intensidad se encuentran desprovistos de aislamiento, lo que facilita enormemente la ignición, especialmente si atraviesa espacios con un follaje poco cuidado); así como una compleja interfase urbana debido en gran medida a la expansión urbana de los principales núcleos de población que en ocasiones se realiza a partir de barrios informales de inmigrantes con escasos recursos y que en Chile toman el nombre

de “tomas”, pues generalmente se tratan de una ocupación de terreno o la vivienda propiedad de un particular. “La laxitud de las regulaciones en el pasado permitió la construcción de estas edificaciones de muy baja calidad con una pobre dotación de infraestructura en estas áreas forestales (Úbeda & Sarricolea, 2016) que además no se encuentran recogidas en los planes urbanísticos, dando lugar a una interfase urbano-forestal (WUI) muy extensa y compleja, que además es difícil de estudiar ya que en muchas ocasiones estos barrios informales no están registrados pues “los instrumentos de ordenación territorial o están desactualizados o no consideran la planificación preventiva para este tipo de amenazas”(Garay Moena et al., 2020). La combinación de combustible acumulado en la WUI con lugares de alta densidad de ocupación humana da lugar a un escenario altamente inflamable (Úbeda & Sarricolea, 2016). Esto explica que en estas zonas se haya detectado un importante incremento de incendios (Garfias et al., 2012).

Se prevé, además que esta situación se vaya a agravar en las próximas décadas fruto del cambio climático. Se ha estimado que en la zona centro-sur de Chile (31°- 45° S) las precipitaciones disminuirán hasta un 25% en primavera y un 40% en verano a finales del siglo (González et al., 2011). Además, para entonces se espera que las temperaturas vayan a aumentar en la totalidad del país entre 2 y 4 °C (CONAMA, 2006) lo que conllevará el aumento de la aridez, facilitando así la ocurrencia de incendios y su propagación. Por todas estas circunstancias se entiende que el cambio climático va a repercutir enormemente en la dinámica de incendios chilena, favoreciendo su aparición y expansión por las regiones especialmente del centro del país. Ante esta realidad tan compleja y relevante, que afecta directamente a la mayor parte de la población de Chile, se hace necesario contar con herramientas de predicción como los modelos de ocurrencia de incendios, para así minimizar los daños de estos fenómenos y prevenir en lo posible su aparición en un contexto de condiciones cambiantes del entorno, tanto de carácter antrópico como climático.

1.2 Modelización de la ocurrencia de incendios

Una de las aproximaciones más relevantes al estudio de los incendios se ha realizado desde la modelización a través de análisis espacial. Se busca así comprender el comportamiento que tienen estos fenómenos en el espacio, no ya solo en los factores que favorecen la ocurrencia de incendios, sino también en el estudio de los patrones espaciales, pues ambos “pueden orientar el desarrollo de medidas de prevención eficaces y la asignación de recursos (contra los incendios)”(Nunes et al., 2016).

Dentro de los esfuerzos por mitigar los posibles impactos negativos derivados de los incendios participan las Tecnologías de Información Geográfica (TIG). Estas permiten llevar a cabo complejos análisis espaciales empleando diversas tecnologías como imágenes satélite y de dron, así como, por supuesto, los sistemas de información geográfica (SIG) capaces de integrar en el proceso múltiples variables que influyen en la propagación del fuego. Algunos ejemplos de esto son los trabajos de Aguirre et al. (2024), dónde se identifican los factores más relevantes en la predicción de incendios en el contexto de la WUI chilena; Chuvieco et al. (2010) que elabora índices de peligro

de incendios mediante la integración de variables de riesgo o Chuvieco et al (2023) donde combina no solo dónde y cuándo ocurren los incendios, sino también la exposición y la vulnerabilidad en el territorio.

Estos modelos empíricos (pues se basan en datos observacionales) abarcan diferentes aspectos del fenómeno de los incendios, desde modelos de propagación hasta de impacto o de ignición. Estos últimos, como su nombre indica, se centran en el estudio de un factor clave como es la ignición, que determina el inicio de un incendio. Su estudio permite comprender y modelar dónde y cuándo es más probable que ocurra un incendio, combinando la ignición con otros factores que contribuyen en la probabilidad de que este comience. Éstos tratan de simular las condiciones y eventos que conducen al inicio de incendios y así prever en qué lugares es más probable que ocurran dichos fenómenos. Para ello, buscan representar la realidad de una manera lo más fidedigna posible, persiguiendo incorporar los más relevantes de la gran variedad de factores ambientales y humanos que interviene en la ocurrencia de incendios como las condiciones meteorológicas, disponibilidad de combustible o fuentes de ignición, así como la interacción entre todos estos elementos.

Como cabría esperar, el estudio de las igniciones y su modelización presentan gran variedad en escalas, habiendo trabajos desde muy pequeñas escala, a nivel de continente (Oom et al. 2022) como regionales (Azócar de la Cruz et al., 2022) o incluso locales (Aguirre et al., 2024) y también en enfoques, pues la modelización de la ignición ha evolucionado desde enfoques más simples como modelos de regresión multivariante basados en especialmente en relaciones logísticas, pero que presentaban ciertas limitaciones a la hora de predecir la ocurrencia de incendios debido a la gran variedad de interacciones que se producen entre las variables que influyen en la ocurrencia de incendios, hasta otros cada vez más complejos que incorporan gran cantidad de variables y se apoyan en aproximaciones basadas en algoritmos de aprendizaje artificial (Costafreda-Aumedes et al., 2017).

Dentro de los estos últimos se encuentran enmarcados los modelos de regresión por *Random Forest* (RF), que permiten modelar la probabilidad de ocurrencia de un evento binario (incendio o no incendio) mediante la utilización de múltiples variables explicativas. Este algoritmo es uno de los que mejor rendimiento presenta (Rodrigues & De la Riva, 2014) y es frecuentemente utilizado en trabajos de modelización de incendios actuales (Ochoa et al., 2024). El éxito de la regresión por RF radica en su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos y capturar relaciones complejas entre las variables, ofreciendo predicciones robustas y precisas al combinar los resultados de múltiples árboles de decisión, lo que lo ha convertido en un modelo popular para predecir incendios fruto de su flexibilidad y poder predictivo (Oliveira et al., 2012).

En el caso de los modelos aplicados a Chile, algunos autores como Costafreda-Aumedes et al. (2017) advierten de la falta de estudios en regiones de Iberoamérica muy afectadas por incendios, derivado de la escasez de información. No obstante, se pueden encontrar varios ejemplos recientes de trabajos que se han elaborado en el país acerca de esta temática y que sirven como antecedentes para este trabajo.

Los factores detrás de los incendios se han estudiado ampliamente y desde aproximaciones distintas, persiguiendo estudiar los factores que influyen en los incendios. Predominan aquellos con enfoque climático, entre los que se puede mencionar el propio CONAF, que genera mapas dinámicos de pronóstico de riesgos de incendios forestales, pero en los que utiliza únicamente variables meteorológicas (Corporación Nacional Forestal [CONAF], n.d.) En la misma línea se pueden encontrar otros trabajos que se centran sobre la influencia del cambio climático (Gómez et al., 2011) y el impacto de fenómenos como el Niño (Cordero, 2024).

También tienen un importante peso en la literatura las plantaciones, a las que se les relaciona con el incremento de los incendios forestales (Peña & Valenzuela, 2008) además de que están muy mal consideradas en la sociedad por conflictos con comunidades nativas. Sin embargo, también hay numerosos trabajos que inciden en la importancia de la actividad humana y la estudian desde diversos enfoques como la caracterización socioeconómica de los barrios periféricos que constituyen la interfase urbano forestal (Garay Morena et al., 2019; Garfias et al., 2012).

Todo este conocimiento ha derivado en la creación de algunos modelos más allá de el del CONAF como Azócar de la Cruz et al. (2022), que combina factores climáticos con topográficos y antrópicos, si bien es verdad que circunscrita a una región determinada de Chile y enfocada en grandes incendios; o Aguirre et al. (2024) que se centra en la compleja realidad de la WUI chilena.

En definitiva, para aquellas regiones con alta actividad de incendios la elaboración de estos modelos de ignición u ocurrencia son de gran interés ya que permiten conocer dónde es más probable que ocurra un incendio, mejorando así la toma de decisiones en la planificación territorial y de prevención, a la vez que aportan información sobre las causas detrás de estos fenómenos, lo que ayuda a investigadores y agentes que combaten los incendios a comprender los factores que mayor influencia tienen en ellos. Además, los modelos de ignición sirven en ocasiones como el primer paso en trabajos más complejos como la elaboración de simulaciones de propagación y comportamiento del fuego (Alcasena et al., 2021 y Alcasena et al., 2022) al aportar la ubicación y momento del incendio, lo que enriquece todavía más el estudio de los incendios, la comprensión del comportamiento del fuego o la evaluación de impactos.

1.3 Contexto y justificación del trabajo

El trabajo que se presenta forma parte de un proyecto de investigación conjunta entre el grupo Geoforest de la Universidad de Zaragoza y el equipo de AXA climate bajo el título de “Understanding Wildfire Risk: A Local-Scale Assessment Framework in Chile”, y se encuentra financiado por el AXA Research Fund, una iniciativa filantrópica para apoyar la investigación sobre campos relacionados con la seguridad y el bienestar global. En el caso particular de este proyecto se tiene como objetivo proporcionar un enfoque integral para cuantificar y evaluar el riesgo de incendio en Chile de manera que sirva de herramienta para tomar medidas que mitiguen los impactos de los incendios en la sociedad.

Este trabajo se encaja dentro de este proyecto como su primer paso, que es la elaboración de dos modelos de ignición, uno para incendios intencionales y otro para los no intencionales de carácter dinámico, gracias a la información climática diaria que se le va a añadir y que tendrá una resolución de 100m. Es a partir de estos modelos sobre los que posteriormente se va a sustentar el resto de los procesos, cada vez más complejos, que contemplan la mejora de los mapas de modelos de combustible o la elaboración de modelos de simulación de la propagación.

La relevancia de este trabajo reside en que supone una mejora en los modelos de ignición que emplea actualmente AXA, ya que incorpora variables climáticas dinámicas, las cuales permiten obtener información diaria de la probabilidad de ignición, tienen una resolución de 100m, mejor que la de modelos previos y además separa entre aquellos incendios intencionales de los no intencionales. Supone además una aportación a los modelos que se vienen desarrollando en Chile, ya que se trata de uno de los primeros esfuerzos por crear un modelo dinámico de ignición que combina factores antrópicos con ambientales, algo poco frecuente pues predominan en el país los modelos basados en información meteorológica, cubierta vegetal y topografía. Frente a esto, en este trabajo se pone de relieve lo importantes que es comprender también los factores antrópicos.

2. Zona de estudio

Chile se encuentra situado al sur del continente americano y presenta una gran diversidad de condiciones climáticas debido a su gran variación latitudinal (de 17° 30' de latitud sur en la frontera con Perú hasta 56° 30' de latitud sur en el Cabo de Hornos) que abarca climas desérticos cálidos al norte, clima mediterráneo en el sector central y climas fríos al sur. Todo esto acompañado de un pronunciado gradiente de elevación oeste-este desde la costa del Pacífico hasta la cordillera de los Andes, solo interrumpida en la zona central del país por la cordillera de la Costa, que da origen a la Depresión Intermedia de Chile. Esta zona del Chile central, de clima templado, es además el espacio donde se concentran los grandes núcleos urbanos y donde se desarrolla la principal actividad agrícola y también silvícola, especialmente de eucalipto (*Eucalyptus globulus*) y pino (*Pinus radiata*, principalmente). Todos estos aspectos mencionados suponen importantes factores de ignición a tener en cuenta en el proceso de modelización de incendios.

Echando la vista atrás, desde prácticamente sus orígenes el país ha tenido una visión de desarrollo basada en la extracción de sus recursos naturales. Tradicionalmente estos productos han sido fundamentalmente minerales como el cobre, guano (muy apreciado como fertilizante agrícola) y cereal. Esta último, debido a su implementación a través de una política muy agresiva durante los siglos XIX y XX, donde se promovía mediante incentivos monetarios la ocupación de tierras forestales nativas para su aprovechamiento agrícola o ganadero mediante el uso del fuego (Urzúa & Cáceres, 2011), dio lugar a importantes procesos de erosión por eliminación de la cobertura vegetal nativa. Para revertir esta situación, durante el gobierno de Salvador Allende (desde una visión socialista apoyada en empresas públicas) y posteriormente la dictadura de Pinochet (desde una perspectiva neoliberal, privatizando esas mismas empresas) se trató de revertir esta situación mediante una importante política de plantaciones.

Los efectos de esta política fueron notables tanto a nivel social como económico y medioambiental. Uno de los principales fue la concentración de la propiedad, que paso a manos de grandes empresas. En la actualidad dos grandes empresas controlan la mayor parte de la producción silvícola del país. El grupo Arauco participa en el 47'9% de las exportaciones forestales, seguida por las empresas del grupo CMPC con un 28'5%, muy por delante del resto de empresas (Poblete et al., 2023). Esta expansión de los monocultivos derivó en la simplificación del paisaje en las regiones del centro del país, especialmente en la zona de la Cordillera de la Costa donde debido a la escarpada topografía resultaba de menor interés su explotación agrícola (mecanizada), además de ser terrenos donde los fenómenos de erosión son más intensos (Figura 1). Lo que, unido al interés de las empresas por localizar usas parcelas próximas entre sí para que resulten más eficientes, ha dado lugar a amplias extensiones contiguas de “plantaciones industriales estructural y composicionalmente homogéneas” (McWethy et al., 2018) de *Pinus radiata* y *Eucalyptus globulus*. En este contexto Bowman et al. (2019) señala que estas plantaciones “son particularmente inflamables debido a la gran densidad de árboles y a la profundidad de lechos de hojarasca”

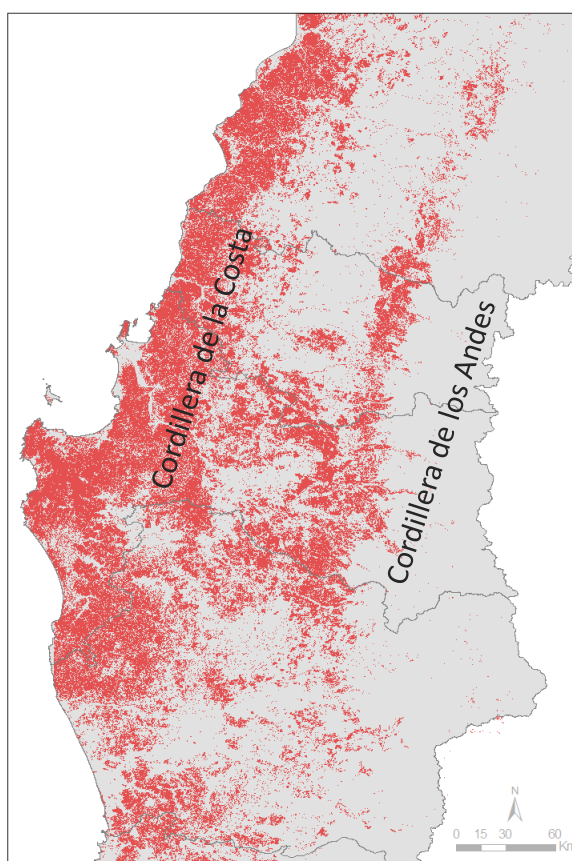


Figura 1. Distribución de las plantaciones en el centro de Chile. Elaboración propia a partir de Biomás 2022

Resultado de esta concentración y homogeneización del paisaje también es la gran continuidad horizontal de estas superficies combustibles susceptibles de ignición, ya que especialmente el eucalipto es una especie exógena que está adaptada a periodos de incendios (empleándolo en su estrategia reproductiva como herramienta de eliminación de la competencia) dado que esta especie se caracteriza por su rápido crecimiento, lo que por otra parte la convierte en una especie interesante para la silvicultura. Además, es de señalar que estas especies, para su rápido desarrollo, tienen un alto consumo de agua, agravando el problema de escasez de este recurso (González et al., 2011) y hacen aumentar la aridez y por tanto la probabilidad de ocurrencia de incendios. Esta continuidad horizontal se ve acompañada también por la continuidad vertical (Figura 2), ya que en muchas ocasiones estas plantaciones carecen de actividades de desbrozado que reduzcan la masa de matorrales del sotobosque, lo que favorece las condiciones de ignición y propagación de los incendios enormemente, “observándose una tendencia al aumento de las temporadas de incendio extremas en términos de superficie anualmente quemada” (González et al., 2011)



Figura 2. Continuidad vertical del combustible. Fuente: Fález-Bernal, J. (2024)

3. Objetivos e hipótesis

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un modelo predictivo dinámico para evaluar la probabilidad de ignición en Chile continental mediante la combinación de información espacial sobre factores antrópicos, ambientales y climáticos. Esta actualización podría hacerse de manera diaria gracias a la disponibilidad de información climática actualizada para cada día y asumiendo que la evolución del resto de factores permanece estable por un rango mayor de tiempo.

Para ello se pretende construir dos modelos distintos, uno de ellos dirigido al estudio de los incendios intencionales, es decir, aquellos de origen humano fruto de un accidente y otro para los no intencionales, también de origen antrópico pero provocados de manera deliberada. Se excluyen, por tanto, en este trabajo, los incendios por causas naturales al ser muy pocos en proporción a los de origen antrópico.

Adicionalmente, este trabajo también tiene como objetivos secundarios:

- Caracterizar los patrones espaciotemporales en la incidencia del fuego para comprender los regímenes de incendio.
- Identificar las variables que más contribuyen a la predicción de la ocurrencia de incendios en el país.
- Cartografiar esa variabilidad espacial modelada en la probabilidad de ignición a través de mapas de una resolución espacial de 100m.

Hipótesis

Los objetivos planteados se apoyan en las siguientes hipótesis: (i) Los incendios intencionados siguen una distribución diferente a la de los no intencionados, ya que los factores subyacentes son distintos en su tipología y/o influencia. (ii) La humedad del combustible, concretamente el contenido de humedad del combustible fino muerto (DFMC) es el factor más relevante en la probabilidad de ignición. Algunos trabajos como (Pausas & Paula, 2012) señalan que “los incendios están más limitados por la humedad del combustible que por su abundancia” y son varios los trabajos que sitúan esta variable como la más relevante en la modelización de incendios (Rodrigues et al., 2023) si bien es cierto que en trabajos que se encuentran localizados mayoritariamente en regiones mediterráneas europeas. (iii) La distancia a edificios sigue en importancia a la humedad del combustible fino muerto, ya que es un variable que representa de manera muy ajustada a la accesibilidad de las personas, señalada en otros estudios como uno de los principales factores detrás de la ocurrencia de incendios.

4. Metodología

La metodología seguida en la elaboración del modelo de ignición se ha dividido en los siguientes apartados: obtención de la información y su tratamiento, análisis exploratorio de los incendios, elaboración del modelo, evaluación de los modelos y creación de los mapas de probabilidad.

4.1 Fuentes de información y construcción de las variables para el ajuste de modelos

La información necesaria para la creación de los modelos precisa de una capa de información espacial sobre la variable dependiente o respuesta, aquella que se intenta predecir en el modelo, y las variables independientes o explicativas, asumiendo que estas influyen en la ubicación geográfica de la variable respuesta.

4.1.1 Variable dependiente

La variable dependiente, ocurrencia de incendios, fue creada a partir de la base de datos de la Corporación Nacional Forestal (CONAF) que cuenta con un registro histórico que abarca desde 1984 hasta la actualidad, si bien solamente incorpora datos de causalidad hasta 2019. Esta ofrece información de gran interés para el estudio de los incendios, pues provee del punto donde se inicia un incendio en la totalidad del territorio chileno, además de aportar información adicional, como por ejemplo las fechas de inicio y extinción o las causas que lo han producido.

Para el caso concreto de las causas, al presentarse la información con un alto grado de detalle fue necesario reclasificar los valores. Para ello se emplearon los códigos proporcionados por CONAF, correspondiéndose el 1 con los no intencionados, relacionados con faenas agrícolas y forestales, de recreación y de tránsito; el 2 con los intencionados, provocados por beneficios económicos, personas enfermas o conflictos principalmente; el 3 para las causas naturales, principalmente rayos y erupciones volcánicas y el 4 para aquellos de origen no identificado. También se encontraron valores que no seguían el modelo de código del CONAF así que se reclasificaron manualmente.

A partir de esta información se construyó una variable de respuesta binaria, que precisaba además de las igniciones, la ausencia de las mismas. Para obtener los no incendios se tomó como base los incendios ocurridos entre el periodo seleccionado (2009-2019) apoyado en el análisis exploratorio, que se explicará más adelante (reduciendo de los 229813 registros totales a 66057). Además, también se obviaron los conatos (incendios <1 ha). A los incendios restantes se les aplicó un buffer de 500m para evitar que los no incendios apareciesen demasiado próximos a los incendios reales y a través de un muestreo estratificado que minimizara la autocorrelación espacial para no sesgar los resultados se creó una muestra de no incendios, dispuestos aleatoriamente, por toda la zona de estudio, tomando además las fechas correspondientes con las que contenían los incendios reales, siguiendo así su misma distribución temporal.

4.1.2 Variables independientes

Para predecir la probabilidad de ignición se emplearon variables de distintos dominios, ya que algunos autores como Ochoa et al. (2024) señalan que los modelos mixtos “mostraron el mayor rendimiento predictivo”, especialmente a pequeñas escalas, como la de este trabajo. En esta línea Gómez-González et al. (2019) indican que “múltiples factores tienen que tomarse en cuenta para conseguir un conocimiento holístico de las causas detrás de los incendios”. Finalmente se escogieron las siguientes, apoyándose en la bibliografía existente de otros modelos de ignición: factores ambientales (DFMC y combustibles) presentes en Rodrigues et al. (2023) o Oliveira et al. (2012), accesibilidad (carreteras) (Martín et al., 2019; Oliveira et al., 2012; McWethy et al., 2018), presencia antrópica (edificios) (Castillo Soto et al., 2015) y fuentes de ignición (tendidos eléctricos) (Sayarshad, 2023).

DFMC

En lo que se refiere a las variables de carácter ambiental se utilizó por un lado la humedad del combustible muerto (o dead fuel moisture content, DFMC) ya que sintetiza en un solo valor la información de dos variables como son la temperatura y la humedad relativa, lo que la ha convertido en una de las variables más extendidas y eficaces en la modelización de ignición una de las variables más extendidas y eficaces en la modelización de ignición. La premisa detrás del uso de esta variable es que la humedad en el combustible del suelo dificulta el inicio y propagación de un incendio puesto que influye en la energía necesaria para iniciar la combustión (a mayor contenido de humedad, más energía es requerida para consumir el contenido de agua del combustible, dificultando así la ignición).

Para obtener este DFMC se utilizaron los datos del Copernicus Climate Change Service que cuenta con una serie histórica de datos sobre temperatura en superficie y humedad relativa del ERA5- land dataset con una resolución espacial de 9Km (Muñoz Sabater, 2019, como se citó en Rodrigues et al., 2023) y una resolución temporal diaria, lo que permite vincular el dato calculado en la fecha en la que se produjo cada ignición, y dota de carácter dinámico a los modelos construidos, en el sentido de que se pueden generar predicciones a múltiples escalas temporales (diarias, basadas en agregados climáticos o sobre proyecciones a futuro). Los datos diarios obtenidos del DFMC fueron facilitados por integrantes del equipo de investigación en el que se inscribe este trabajo.

Combustibles

También se consideró el tipo de combustible en el que se produce la ignición. Para ello se empleó el mapa de uso del suelo de Map Biomas Chile (MapBiomas, 2023) donde se recogen las cubiertas y usos del suelo del país con una resolución espacial de 30m y que se actualiza anualmente. De esta capa se tomó información para los años 2010 y 2022, con el fin de obtener información de carácter temporal además de que, pese a ser 2022 el último y más fiable de sus resultados, el de 2010 se encuentra dentro del rango temporal de estudio y significativamente alejado de 2022 para percibir las diferencias en las cubiertas del suelo. Sin embargo, al asociar los puntos de ignición con estas superficies de combustibles se observó que los resultados eran idénticos así que ante la modesta variación de las cubiertas se escogió por emplear únicamente la del año 2022.

A estas capas se les extrajeron aquellas cubiertas de interés, que eran aquellas que pudieran servir como combustible para una ignición. Como la capa venía codificada, se tomaron aquellas correspondientes a bosques (código 3) y clasificadas como formaciones boscosas; pastizales (código 12) y matorrales (código 66), clasificadas como formaciones naturales no forestales, eliminándose por tanto los humedales y los afloramientos rocosos ya que se entendía que no eran superficies en la que susceptiblemente se iniciase un incendio, por último también se tomaron las cubiertas correspondientes a plantaciones forestales (código 9) y mosaico de agricultura y pasto (código 21). Los rásters resultantes de la reclasificación se crearon con una resolución de 100m.

Distancia a carreteras

En lo que se refiere a la accesibilidad se recogió información sobre la distancia a carreteras, bajo la premisa de que la proximidad a vías de comunicación conduce a una mayor probabilidad de ocurrencia de incendios por la presencia de personas (Leone et al., 2009 y Costafreda-Aumedes et al., 2017), agentes de las igniciones que se están estudiando. Esta información fue obtenida a través de la capa de la red vial nacional del Ministerio de Obras Públicas, actualizada hasta 2019, a la que se le calculo la distancia euclidiana en rásters de 100m de resolución.

Distancia a edificios

También se extrajo información sobre distancias a edificios para representar la interfase urbano-forestal (wildland-urban interface, WUI). De modo similar a las carreteras, la proximidad de las masas forestales a zonas pobladas modula la presencia de personas en zonas con combustible, lo que facilita la ocurrencia de los incendios como se ha demostrado en algunos trabajos (Costafreda-Aumedes et al., 2017). Chile ha vivido una expansión urbana muy importante en las grandes ciudades, siendo un proceso que continua vigente en la actualidad. En ocasiones este crecimiento de los núcleos urbanos se realiza sin planificación a través de barrios informales (Schuster-Olbrich et al., 2024), en el sentido de que se encuentran fuera de la planificación u ordenación urbana, tratándose de asentamientos de creación “espontánea” por parte de los propios habitantes. Esto conlleva que no se recojan estas nuevas zonas pobladas dentro de la cartografía oficial.

Para representar esta compleja realidad se utilizó la capa Microsoft Building Footprints, actualizada hasta 2024. En esta capa, basada en análisis de imágenes de alta resolución, se digitalizan las edificaciones mediante clasificadores basados en algoritmos de inteligencia artificial. Su adecuación para el objetivo planteado en este trabajo radica en que se incluyen todas las edificaciones, con independencia de su situación legal, teniendo una precisión en Sudamérica del 95% (Microsoft, 2024). A estos edificios se les aplicó una distancia euclidiana para obtener los rásters de distancia con una resolución de 100m.

Distancia a tendidos eléctricos

Por último, también se contempló la distancia a los tendidos eléctricos. Las chispas asociadas al choque entre el tendido eléctrico y el arbolado es una de las posibles causas

accidentales de incendio (Leone et al., 2009). En Chile es frecuente encontrar líneas de baja y media tensión descuidadas, pues en ocasiones se colocan con el cable desnudo, lo que facilita la ignición, además de que discurren próximas a zonas inflamables como ramas de árboles.

La capa utilizada se corresponde con la que proporciona la Superintendencia de Electricidad y Combustibles actualizada a 2021. Sin embargo, en este caso no se utilizaron todos los tramos, sino que se seleccionaron solamente los tendidos eléctricos aéreos y se distinguieron en función de si el cable estaba cubierto por protección o no. Una vez filtrados los tendidos de interés se calculó la distancia euclidiana, al igual que con las carreteras y los edificios para obtener un ráster con resolución espacial de 100m. Finalmente se extrajo para cada punto de igniciones y no igniciones los valores de las distintas variables explicativas: la proximidad a carreteras y zonas urbanas, combustibles, líneas de tendido eléctrico y la humedad del combustible fino muerto (DFMC) a través de un multibanda.

4.2 Análisis exploratorio y selección del periodo temporal

Antes de la creación del modelo se decidió realizar un análisis exploratorio de la incidencia de incendios con el doble fin de, obtener información sobre los incendios en el país y, establecer un periodo temporal sobre el que construir el modelo. Este es un paso clave puesto que además de conocer mejor el fenómeno sobre el que se va a trabajar, el modelo dependería de los datos de entrada que se introduzcan. Era fundamental, por tanto, que el periodo seleccionado fuese representativo y tuviera una variabilidad temporal suficiente.

Con la selección de un periodo temporal representativo se perseguía además procurar que la asociación entre los incendios y el resto de las variables fuese coherente en un sentido temporal y que además la información sobre las igniciones históricas fuera fiable (en su localización espacial y temporal, y en la atribución de la causa). Por una parte, es necesario que todas las variables independientes fueran próximas temporalmente. Por ejemplo, la atribución de una distancia a edificaciones basada en información actual puede ser incorrecta cuando se asigna a un incendio ocurrido varias décadas atrás. Además, también se tuvo en cuenta que el registro de incendios presumiblemente habría mejorado en un periodo de tiempo tan dilatado (1984-2023) y que por tanto los registros también habrían aumentado por la mejora en las técnicas de recopilación. CONAF empieza a registrar las coordenadas geográficas exactas de los incendios a partir de 2013 se consideró inicialmente que el rango de diez años hasta 2023 sería el óptimo, sin embargo, los datos sobre causa no estaban disponibles para los últimos cuatro años, hasta 2019.

Pese a ello, para aprovechar el amplio periodo histórico del que se tiene registro se decidió inicialmente extraer los siguientes estadísticos para la totalidad del rango de años de los que se tiene registro (1984-2023): Número total de incendios, promedio anual del número de incendios, tamaño medio de los incendios, mayor incendio, percentil 95 y coeficiente de variación. Además, también se estudió la evolución anual

del número de incendios y la superficie quemada para tener una visión lo más amplia posible del régimen de incendios en Chile, así como el tipo de superficies más afectadas por los incendios. Esto se pudo hacer así puesto que los valores de superficie quemada sí que estaban registrados para todos los años.

En lo que se refiere al tamaño de los incendios, para facilitar su estudio se procedió a su delimitación por categorías en función de la superficie a la que afectarán, estableciéndose cinco categorías: conatos (<1ha), pequeños incendios (entre 1 y 10 ha), medianos (entre 10 y 100ha), grandes incendios (100 a 1000ha) y muy grandes incendios (>1000ha). Para ello se extrajo la superficie quemada por categoría y el número de incendios por categoría para así conocer mejor la estructura de los incendios. En este punto se escogió el rango de diez años entre 2009 y 2019 por ser el más reciente con datos de causalidad, coincidir temporalmente con las variables independientes y por contar con la localización geográfica más precisa. Es por eso que más tarde se extrajeron los estadísticos antes mencionados para este periodo de tiempo, así como para el de 1984-2009 que permitiera estudiar la diferencias y comparar mejor los periodos creados.

Por último, se extrajeron series temporales anuales y mensuales con los totales, agregados por tamaño y agregados por causa para los años totales 1984-2019 y para el periodo de trabajo seleccionado 2009-2019. En el caso de las causas también se pudo estudiar las superficies más afectadas por tipo de causa.

4.3 Ajuste y validación del modelo de probabilidad de ignición

El ajuste del modelo para la predicción de la probabilidad de ignición de incendios por causa humana se ha desarrollado mediante el ajuste de modelos de regresión binaria.

4.3.1 Calibración del modelo

Se entrenó un modelo usando el algoritmo *Random Forest* (RF), que ha mostrado ser muy efectivo en la modelización de incendios (Rodrigues & De la Riva, 2014; Oliveira et al., 2012; Costafreda-Aumedes et al., 2017; Ochoa et al., 2024). Este es un algoritmo de aprendizaje automático que combina varios árboles de decisión para obtener un único resultado, consiguiendo mejorar la precisión y robustez de los árboles de decisión al obtener una respuesta de manera agregada. Para ello en el algoritmo crea distintos subconjuntos de datos (a este proceso se le denomina *bagging*) a partir del original (con reemplazo, así que algunos datos pueden aparecer varias veces y otros ninguno) y con estos subconjuntos de datos entrenar un árbol de decisión independiente, consiguiendo así que cada árbol sea diferente al resto. Además, el algoritmo selecciona aleatoriamente un subconjunto de variables independientes. Al añadir esta aleatoriedad tanto a los datos como a las características se dota de una mayor variedad de resultados, mejorando así la robustez del modelo. Finalmente, los resultados o predicciones de todos los árboles se promedian para obtener la predicción final. La existencia de esta diversidad de resultados hace que el problema del sobreajuste sea menor ya que se emplean subconjuntos de datos distintos y el error de estos distintos árboles tiende a

cancelarse entre sí, así como a minimizar el efecto de datos atípicos (McWethy et al., 2018).

A través de este algoritmo se pretendía entrenar un modelo de clasificación binaria que estimara la probabilidad de que una determinada observación pertenezca a la categoría de incendio o no incendio. Para ello hubo que primero calibrar el número de predictores en cada división (mtry) tomándose como 2, 3 o 4 el número de variables seleccionadas en cada división del árbol, es decir, cuantas se consideran en cada división, ya que afecta a la precisión pues si bien un valor de mtry bajo la aleatoriedad es mayor, un valor mayor puede capturar más relaciones entre los datos, pues combina más variables. En cuanto a los parámetros de control del modelo se escogió la validación cruzada repetida con cinco divisiones de los datos y tres repeticiones de la validación cruzada utilizando caret R como Rodrigues et al. (2023). De esta manera todas las observaciones están siendo utilizadas tanto para el entrenamiento como para la validación.

Se entrenaron un total de 1000 modelos con diferentes iteraciones de variables, como ya se ha explicado. En este proceso de entrenamiento se realiza un muestreo estratificado en el que cada iteración se usa una muestra de entrenamiento balanceada, evitando así el sobreajuste. Para ello se agruparon los datos por combustibles y coordenadas con el fin de que la muestra sea representativa, tanto en lo que se refiere al tipo de combustible, como al criterio geográfico, ya que la mayor parte de los incendios se producen en la zona central, lo que podía llevar a que el modelo presentara un sesgo hacia estas zonas (Ochoa et al., 2024) en detrimento de los sectores norte y sur. De cada grupo se tomó un solo incendio y no incendio de manera aleatoria.

4.3.2 Validación y evaluación de los modelos

Para comprobar la consistencia y veracidad de los modelos creados se procedió a su validación de la siguiente manera.

4.3.2.1 Validación de la capacidad predictiva del modelo

Para cada uno de los modelos creados se ha llevado a cabo la validación a través de medidas de desempeño, utilizando las muestras reservadas para la validación. Para ello se empleó el Área Bajo la Curva o Area Under the Curve (AUC), método muy extendido en modelos de clasificación binaria. Como su nombre indica, el AUC está marcado por el valor de la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) donde se representa la relación entre la tasa de verdaderos positivos (incendios identificados como incendios) y la tasa de falsos positivos (no incendios clasificados como incendios) (Figura 3).

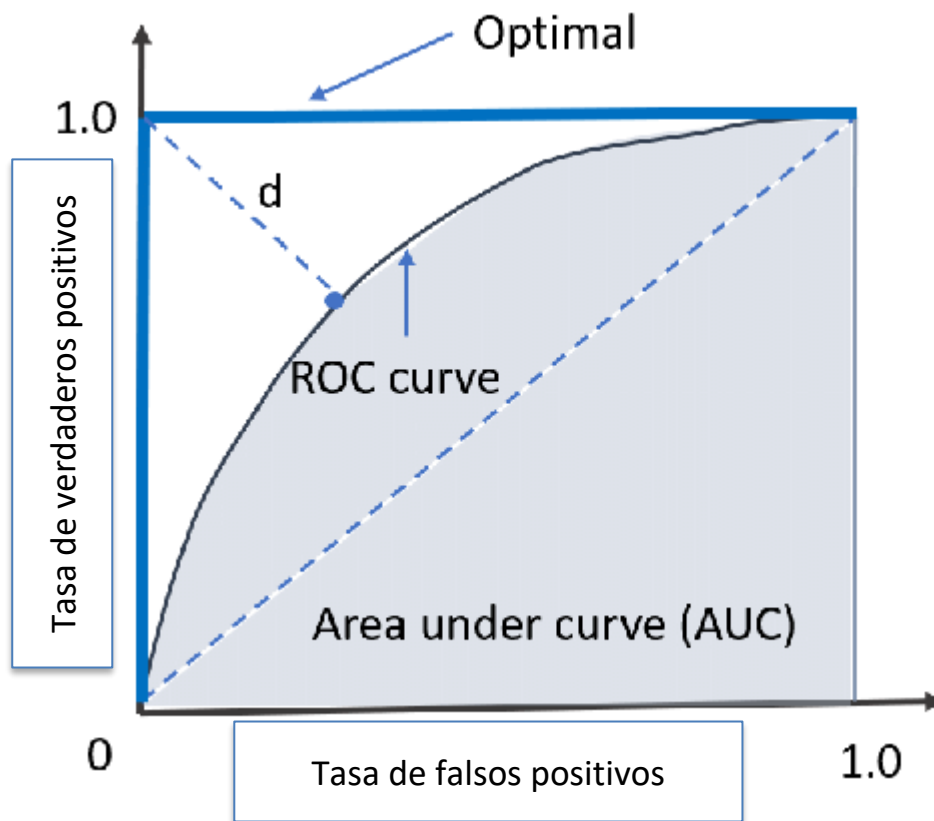


Figura 3. Representación del AUC. Fuente: iaRadar.com

El valor de AUC es, por tanto, un valor para conocer la capacidad del modelo para diferenciar entre ambas clases, pudiendo variar entre 0,5 y 1, donde 0,5 sería el resultado de un modelo que no tiene capacidad de discriminación entre clases y su clasificación sería equivalente a una aleatoria, mientras que 1 representaría un modelo perfecto que en todos los casos clasifica correctamente tanto los incendios como los no incendios. Para este trabajo se estableció un umbral mínimo de 0'70 de acuerdo a lo establecido en Zhou et al. (2011).

4.3.2.2 Cálculo de la autocorrelación espacial del error de los modelos

Se realizó también un análisis de autocorrelación espacial de los residuales de los modelos predictivos empleando el índice de Moran. A través de este análisis se puede conocer si los errores del modelo están especialmente correlacionados. Esto es relevante ya que, si es así, el modelo podría no estar recogiendo correctamente la estructura espacial del fenómeno de los incendios, lo que implica un modelo mal ajustado que no contempla todas las relaciones espaciales de los datos como la falta de variables independientes. Esto puede deberse a la existencia de sesgo espacial en las observaciones usadas para la calibración del modelo, lo que conlleva a redundancia en la información de entrada y, generalmente, al sobreajuste del modelo. El umbral que se estableció para discriminar los modelos con autocorrelación espacial en los residuales fue que el p-valor del índice de Moran sea superior 0'05. Del total de modelos ajustados,

únicamente se han usado para las predicciones aquellos que no muestran estructura espacial en el error ($p > 0,05$).

4.3.2.3 Evaluación de la importancia y sentido explicativo de las variables independientes

Además de la capacidad del modelo para predecir correctamente la ocurrencia de incendios, se ha evaluado la contribución de las variables predictivas consideradas y su sentido explicativo. RF permite también conocer qué variables son más relevantes para la elaboración de las predicciones mediante el índice de Gini (cuánto se reduce la impureza de los nodos cuando se utiliza la variable en cuestión). Una vez obtenida esta importancia de las variables se construyó un gráfico de cajas y bigotes para visualizar el peso que tiene en los modelos cada una de las variables. La influencia que tiene cada variable no es un valor absoluto, sino que debe entenderse como que tan importantes son con respecto al resto de variables, para ese conjunto de datos y modelos.

Para completar el estudio de las variables se realizó además un análisis de las variables con PDP (*Partial Dependence Plot*), en este gráfico se representa cómo evoluciona la predicción del modelo mientras se mantienen las demás variables constantes, lo cual es de especial interés para comprender cómo actúa una variable específica dentro de un modelo complejo. Además de permitir interpretar mejor el modelo, permite identificar relaciones complejas de estas variables de manera visual, comprobando así si el modelo está haciendo uso de las variables de la manera esperada.

Para obtener el PDP fue necesario primero escoger un modelo tipo, el cual se seleccionó a través del AUC extraído anteriormente, escogiéndose el modelo con el valor de AUC más cercano al de la mediana del conjunto de modelos, por ser el más representativo en lo que se refiere a rendimiento y alejado de los modelos que podrían estar más subajustados (los de menor AUC) como los sobreajustados (aquellos que tienen un AUC muy alto que podría deberse no a un mejor desempeño, sino a que han aprendido demasiado bien los patrones específicos del conjunto de entrenamiento).

4.4 Creación de los mapas de probabilidad de ignición

A partir de los modelos se procedió a su predicción espacial donde se viera representada la probabilidad de ignición. Inicialmente se extrajo un mapa por cada modelo hasta alcanzar los 250, debido a que se consideró una muestra suficientemente representativa del análisis, pero que requería un menor coste computacional y temporal que emplear los 1000 modelos generados. Para su creación se empleó una capa del percentil 5 del DFMC, o lo que es lo mismo condiciones extremadamente bajas de humedad y que por tanto los mapas que se visualizarán serán bajo las condiciones más secas (si bien se pueden utilizar otras condiciones si se quiere). Asimismo, se definen las clases de combustibles ya que cada tipo de vegetación tiene presumiblemente un comportamiento distintivo en la ocurrencia de incendios. Además, como se trata de un mapa de la totalidad de Chile continental se redujo la resolución espacial en un factor de tres, pasando de 100m de resolución a 300m. Una vez obtenidas las 250 predicciones se procede a realizar una única predicción espacial empleando únicamente las predicciones que no presentan autocorrelación espacial en los residuales.

5. Resultados

5.1 Análisis exploratorio de los incendios en Chile

En el periodo desde que se tiene registro en Chile (Figura 4) han sido recogidos 229813 incendios que han afectado a 3163720.3 ha, con un promedio anual de 5745 y una superficie de 79093 ha, lo que da muestra de la relevancia de estudiar este fenómeno. Estos se encuentran distribuidos de manera relativamente equilibrada a lo largo del periodo del que se tiene registro, tanto en lo que se refiere al número de incendios como a la superficie afectada, presentando un coeficiente de variación de 32.3%. Este estadístico es especialmente interesante si se estudia la diferencia entre el coeficiente de variación del periodo 2009 - 2019, que es de 38.66 frente a la del resto de años anteriores de tan solo 16.27.

No obstante, frente a esta realidad destacan dos años, 2017 y 2023, por presentar una superficie quemada notablemente mayor que al resto de temporadas. Estos años además coinciden en ambos casos con mínimos locales en el número de incendios (4863 en 2017 y 4448 para 2023), al contrario que el resto de los años, donde generalmente suelen coincidir los años con mayor superficie quemada con el mayor número de incendios. Es en el primero de estos años (2017) donde se registra el incendio de mayor tamaño con una superficie de 159812.6 ha.

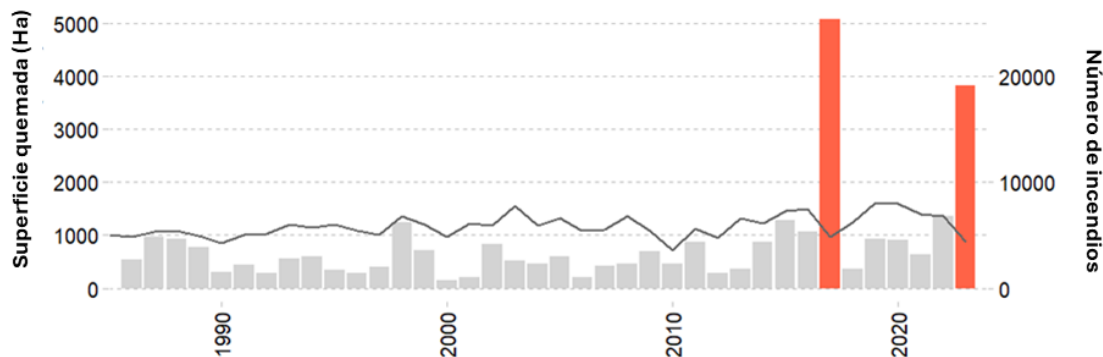


Figura 4. Evolución anual de área quemada y número de incendios

Para el periodo 2009-2019 (periodo de análisis seleccionado) el número total de incendios fue de 66057 y el promedio anual de 6005.2 (Tabla 1), superior por tanto al del periodo total. Esta diferencia se acentúa si lo comparamos con el periodo anterior de 1984 a 2008, donde el promedio anual de número de incendios es de 5497.84. En el tamaño de los incendios también se pueden ver diferencias, pues para el periodo 2009-2019 el tamaño medio de los incendios es de 18.57 ha, mientras que para el rango de años anteriores es de 9.2 ha. En este periodo la mayor superficie afectada por un incendio es de 25389 ha. Además, el percentil 95 del tamaño de incendio corrobora el aumento de la superficie quemada pasando de 15 ha, en el periodo previo al rango de referencia para el modelo, a 19 ha. El hecho de observar un mayor número de incendios, mayor tamaño y variabilidad, han llevado a la selección del periodo 2009 como intervalo

para la calibración de modelos, ya que contiene una variabilidad suficiente al tiempo que la confianza en los datos se considera idónea al tratarse de datos recientes (el periodo 2020-2023 se ha excluido al no disponer de datos sobre la causa de los incendios).

	1984-2023	1984-2008	2009-2019
Número total de incendios	229813	137446	66057
Número medio de incendios	5745.3	5497.8	6005.2
Tamaño medio de los incendios	13.76	9,2	18.57
Mayor incendio	159812.6	25389	159812.6
Percentil 95 de tamaño de incendio	16.1	15	19
Coefficiente de variación del tamaño de incendios	32.3	16.3	38.7

Tabla 1. Totales y estadísticos por periodo

5.1.1 Por rangos de tamaño

El estudio por intervalos de tamaño de incendio (Tabla 2) muestra que la mayor parte de los incendios registrados son conatos, es decir, igniciones con una extensión inferior a 1 hectárea. En el caso particular del periodo 2009-2019 para elaborar el modelo, los conatos suponen el 65.9% de las ocurrencias, sin embargo, su superficie agrupada total es de 60020.6 ha, lo que representa tan solo el 0.75% de la superficie quemada en esa década. En contraposición, los incendios de mayor tamaño se encuentran en un número muy inferior (solamente 154 registros), pero suponen el 64.67% de la superficie quemada.

Analizando el periodo anterior (1984-2008), se puede ver que la mayor parte de los incendios son conatos (66.31%) y el menor número lo conforman los muy grandes incendios (0.14%), sin embargo, también para este periodo se puede observar que en términos de superficie los muy grandes incendios representan la mayor parte, con un 38.34%, si bien es menor que para el periodo antes mencionado. Por su parte los conatos representan el 1.48% de la superficie afectada, superior a la década posterior.

Tamaño incendio	1984-2023				1984-2008				2009-2019			
	Número	Número %	Superficie (ha)	Superficie %	Número	Número %	Superficie (ha)	Superficie %	Número	Número %	Superficie (ha)	Superficie %
Conatos (<1ha)	152,226	66.23%	31,832.84	1.01%	91,144	66.32%	18,721.23	1.48%	43,524	65.89%	9,242.93	0.75%
Pequeños (1-10ha)	61,025	26.55%	173,028.71	5.47%	37,144	27.02%	102,655.4	8.12%	17,433	26.39%	50,777.66	4.14%
Medianos (10-100ha)	13,123	5.71%	378,244.36	11.96%	7,359	5.35%	208,935.9	16.53%	4,024	6.09%	116,798.74	9.52%
Grandes (100-1000ha)	2,984	1.30%	834,707.63	26.38%	1,611	1.17%	449,541.0	35.54%	922	1.40%	256,721.48	20.92%
Muy grandes (>1000ha)	455	0.20%	1,745,906.81	55.18%	188	0.14%	484,925.5	38.34%	154	0.23%	793,454.38	64.66%
TOTAL	229,813	100%	3,163,720.34	100%	137,446	100%	1,264,779.15	100%	66,057	100%	1,226,995.19	100%

Tabla 2. Resultados de número y superficie por rangos de tamaño

La distribución anual de los incendios por rangos de tamaños (Figura 5) muestra que en lo que se refiere a número de incendios predominan claramente los conatos, superando en todos los años en los que se tiene registro el 50% de las ocurrencias. El año en el que menor peso tienen es en 1987, perdiéndolo en favor de los pequeños incendios, pero también de los medianos y grandes, que parecen ganar peso respecto a los

años anteriores y posteriores. Si se observan los años del periodo escogido para la elaboración de los modelos se puede ver que los conatos no pierden excesivo peso respecto a otros años anteriores, si bien parece que los muy grandes incendios ganan algo de peso en cuanto a su número, especialmente para los años 2017 y 2023.

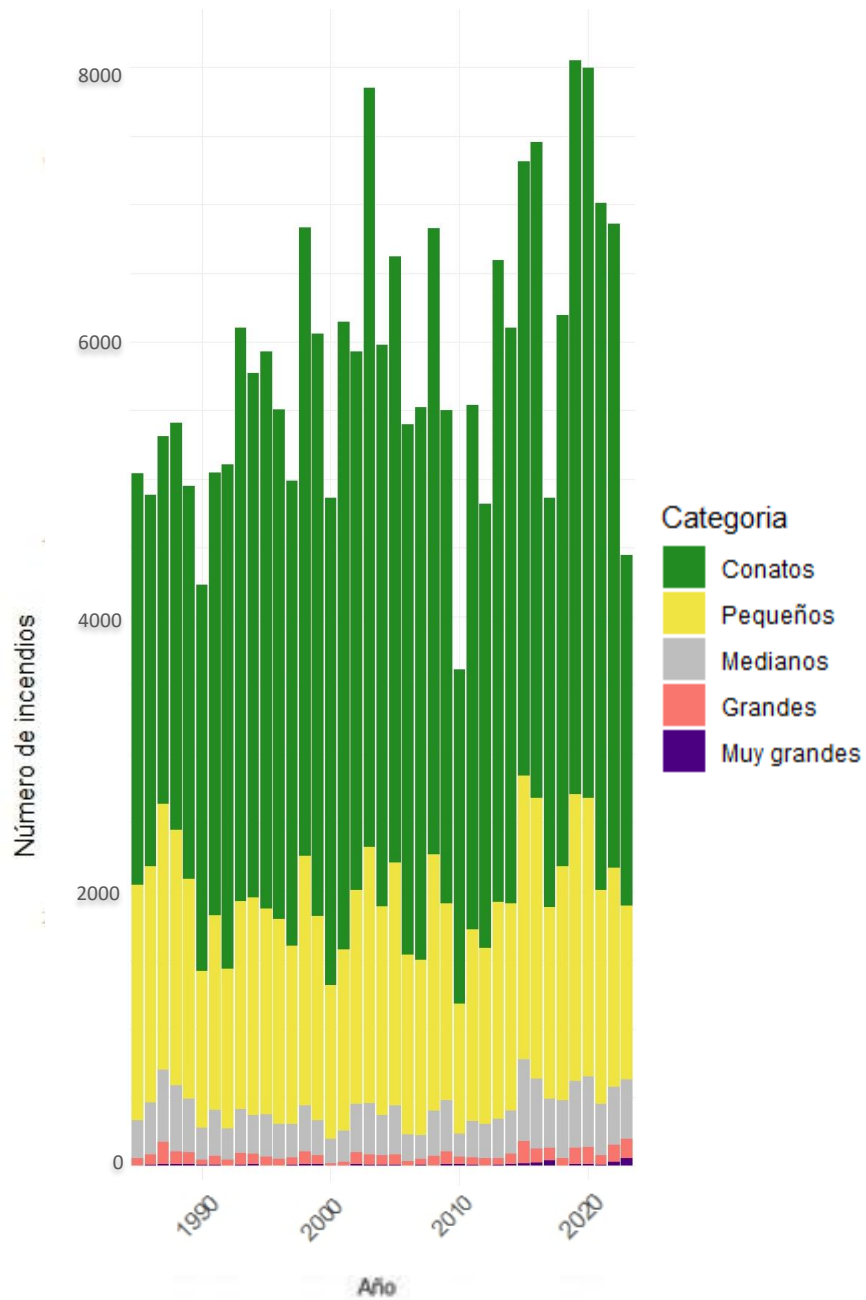


Figura 5. Número de incendios anuales por rango de tamaño

En lo que respecta a la superficie afectada (Figura 6), la diferencia es notable, predominando los incendios de tamaño grande y muy grande la mayor parte de los años. Son nuevamente llamativos los años 2017 y 2023 dónde la superficie quemada por muy grandes incendios obtiene un peso notablemente superior al del resto. Sin embargo, hay excepciones como en 2000, 2001 y 2018, que además son los inmediatamente posteriores a los años con mayores superficies quemadas por grandes incendios. Este gráfico es muestra la gran variabilidad interanual que existe en la superficie quemada por intervalos de tamaño especialmente para los incendios de gran tamaño.

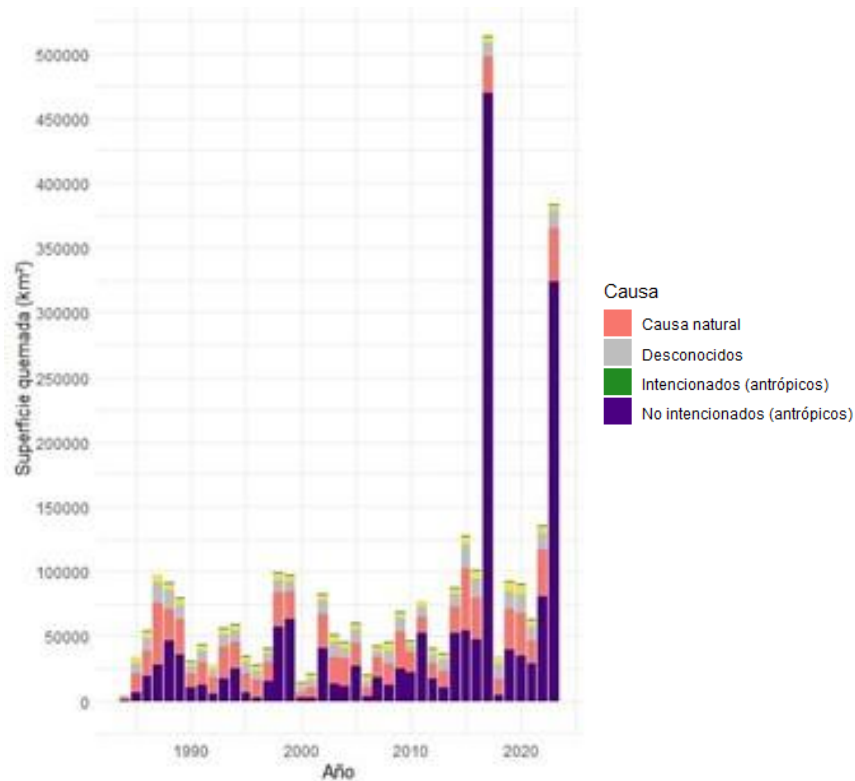


Figura 6. Superficie anual afectada por rangos de tamaño

En la distribución mensual se puede apreciar que, en lo que respecta al número de incendios por tamaño (Figura 7), se mantiene muy estable a lo largo de los distintos meses, sin percibirse diferencias mensuales a lo que rangos de tamaños se refiere. En todos los meses los conatos suponen más del 50% de los incendios, seguidos de los pequeños y los medianos, mientras que los grandes y muy grandes incendios tienen un peso porcentual mucho inferior. Esto cambia radicalmente si se pone el foco en la superficie quemada (Figura 8), donde los meses de verano tienen un mayor peso respecto a los de invierno, especialmente debido a los muy grandes incendios, que pierden importancia progresivamente hasta desaparecer en los meses invernales de junio y agosto.

No obstante, frente a esta tendencia general se alza julio, que presenta un porcentaje muy alto de superficie quemada, quedando solo por detrás de enero como el mes más afectado por muy grandes incendios. Por otra parte, agosto, septiembre, octubre y noviembre son los meses donde tienen mayor peso los incendios de rangos de tamaños

más reducidos, que progresivamente van perdiendo peso respecto a los intervalos de tamaño más grandes conforme se acercan los meses invernales.

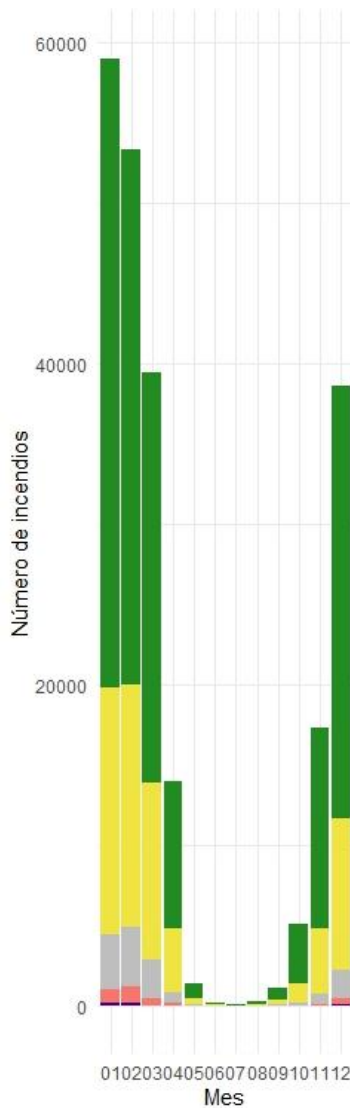


Figura 7. Número de incendios mensuales por rango de tamaño

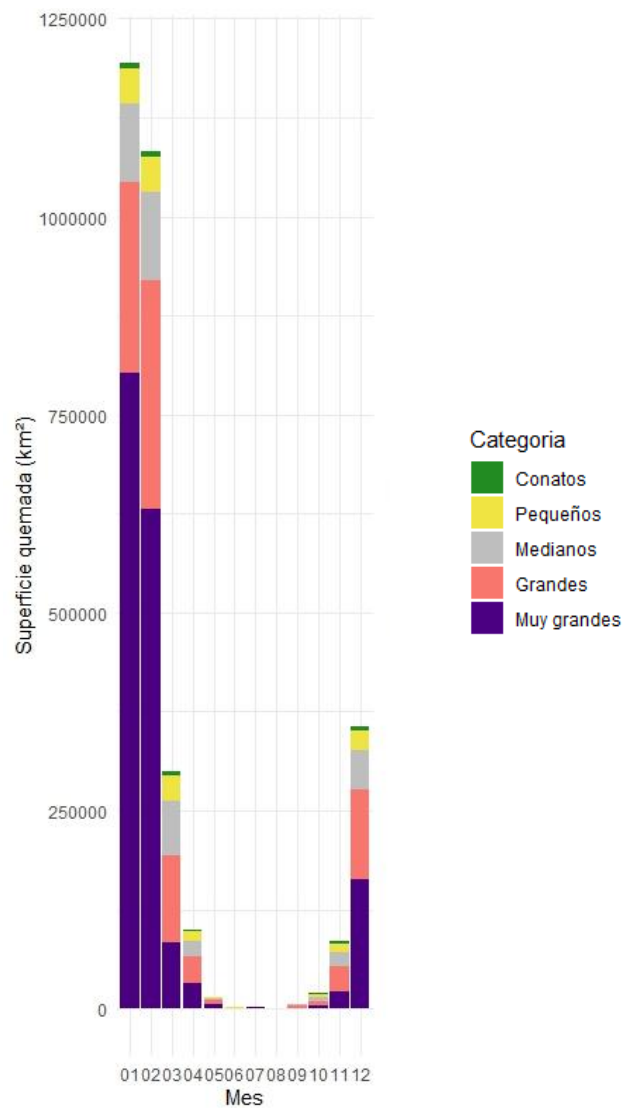


Figura 8. Superficie quemada por rango de tamaño

5.1.2 Por causa

En lo que se refiere a los datos obtenidos por causa destacan por encima de todos los incendios de origen no intencionado. Para el periodo de 2009 a 2019 los incendios no intencionados suponen el 57.7% del total, seguidos de los intencionados con un 35.7%. Por el contrario, los incendios por causa natural solamente suponen un 0.4%.

	1984-2019				2009-2019			
	Número	% Número	Superficie	% superficie	Número	%Número	Superficie	%Superficie
Natural	431	0.28%	33,228	1.27%	255	0.53%	13,069	1.17%
Desconocido	22,525	14.94%	467,276	17.77%	4,003	8.28%	253,074	22.64%
Intencionado	65,149	43.22%	669,196	25.44%	23,221	48.11%	362,022	32.15%
No intencionado	112,748	74.56%	1,304,868	49.52%	37,488	77.08%	590,34	52.03%
TOTAL	151,429	100%	2,474,568	100%	48,967	100%	1,218,505	100%

Tabla 3. Resultados de número y superficie por causa

Se puede observar que el área quemada accidentalmente generalmente predomina, si bien es verdad que hay años como 2017, donde los fuegos intencionales y de origen desconocido ganan peso. En contraposición, la superficie quemada por causas naturales se muestra como la menos relevante, siendo solamente 2002 el único año donde toman un peso relevante (Figura 9).

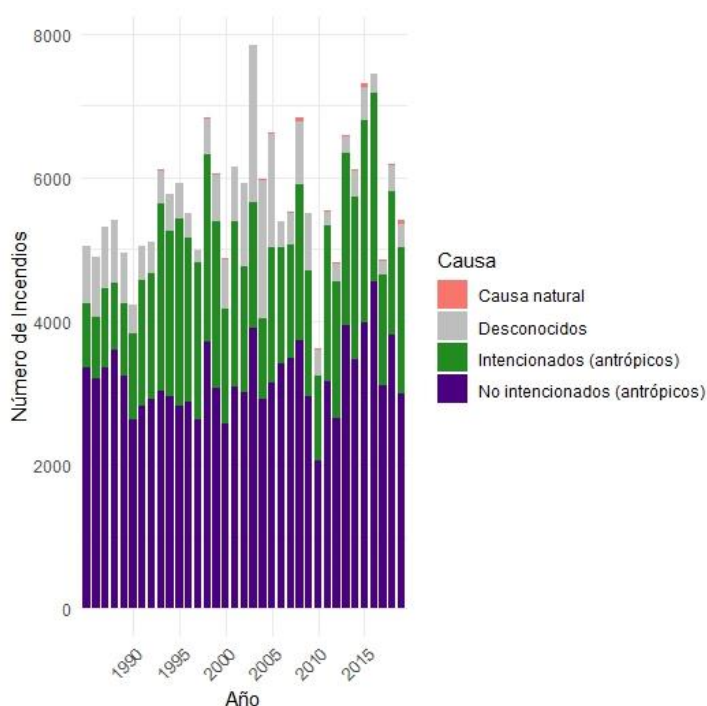


Figura 9. Número de incendios anuales por causa

El número de incendios anual (Figura 10) por causa coincide con la superficie quemada, con un peso mayoritario de los no intencionados seguido de los intencionados. Por su parte, los incendios de origen natural vuelven a obtener resultados discretos, si bien es verdad que, por lo general, los años con más incendios registrados, 2015 y 2019, son los que mayor número de incendios naturales presentan. En contraposición el año 2002 presenta un número de incendios de origen natural muy reducido.

En cuanto a la distribución mensual (Figura 11), se puede ver que la superficie quemada se concentra en la época estival, principalmente en enero. Es en este mes donde es mayor el total de área afectada por incendios en todas las causas, siendo la principal la accidental (como en el resto de los meses). Es además el mes donde mayor superficie se quema por causas naturales, y junto a febrero y marzo son los meses donde están representados este tipo de incendios. Si se tiene en cuenta el número de incendios por causa, destaca el hecho de que el peso de las distintas causas se mantiene similar, con la excepción de los incendios naturales que parecen tener menor peso, especialmente en enero. lo que indica que los incendios por causas naturales son escasos, pero de considerable entidad espacial.

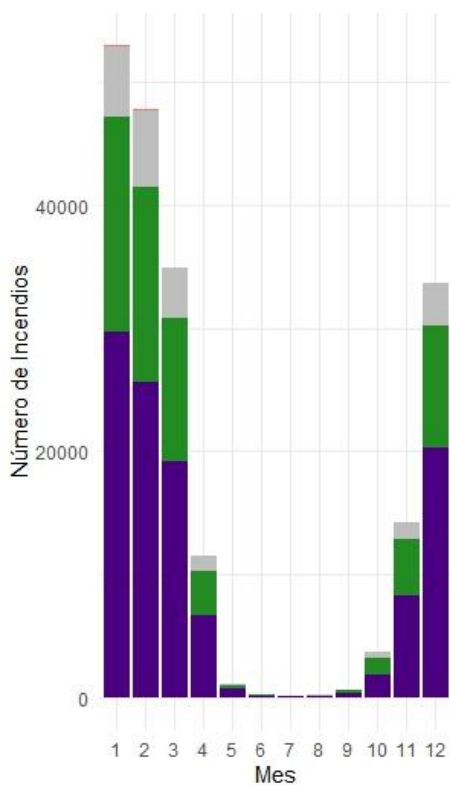


Figura 10. Número de incendios por mes y por causa

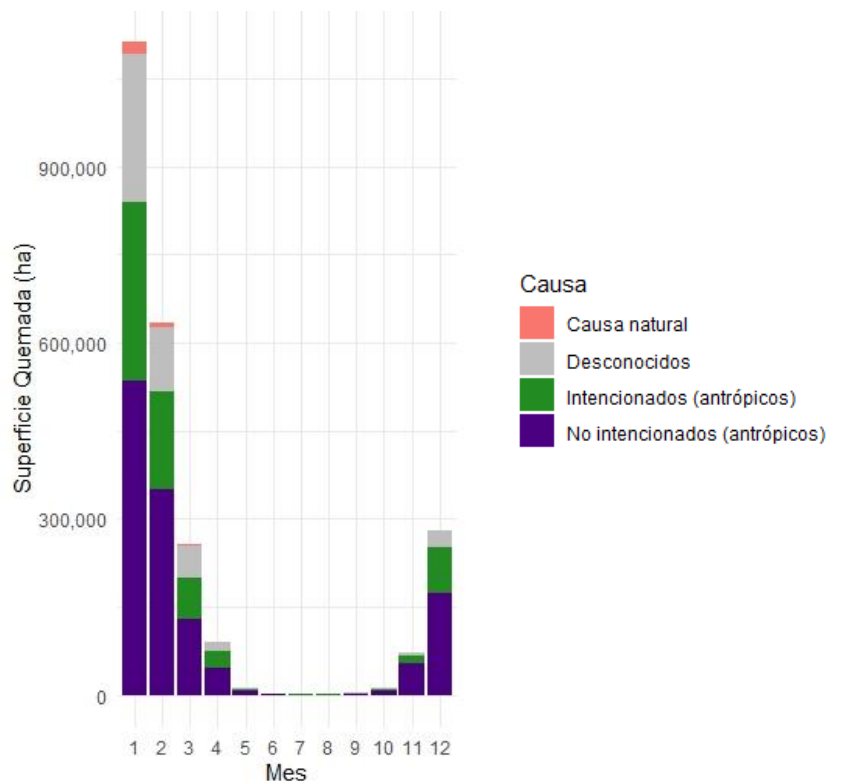


Figura 11. Superficie quemada por mes y por causa

5.2 Predicción espacial de los modelos

Las cartografías resultantes de los modelos intencionados y no intencionados presentan ciertas diferencias, a pesar de que su distribución espacial general en la probabilidad de ocurrencia es similar.

5.2.1 Validación AUC y autocorrelación espacial

La validación de los modelos obtenidos se realizó primero a través del AUC. Para los modelos de incendios intencionados (Figura 12), el valor máximo que obtuvo un modelo fue de 0.91 y el mínimo de 0.8035, estando la media en 0.86, por lo que se puede defender que los modelos son consistentes. Para los modelos de incendios no intencionados (Figura 13) el valor promedio de AUC fue de 0'8354, algo inferior al obtenido para los intencionados. Además, el valor mínimo registrado fue de 0'7709 y el máximo de 0'8905, ambos algo inferiores al caso anterior, pero dentro del rango establecido en la metodología.

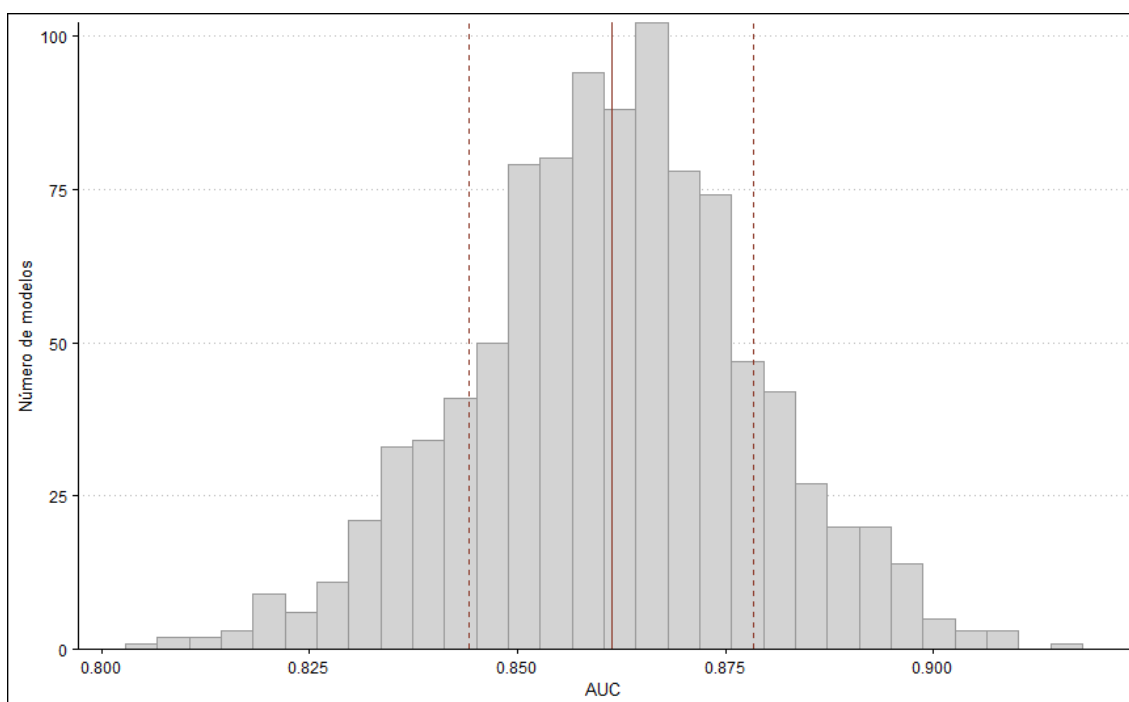


Figura 12. Histograma AUCs intencionados

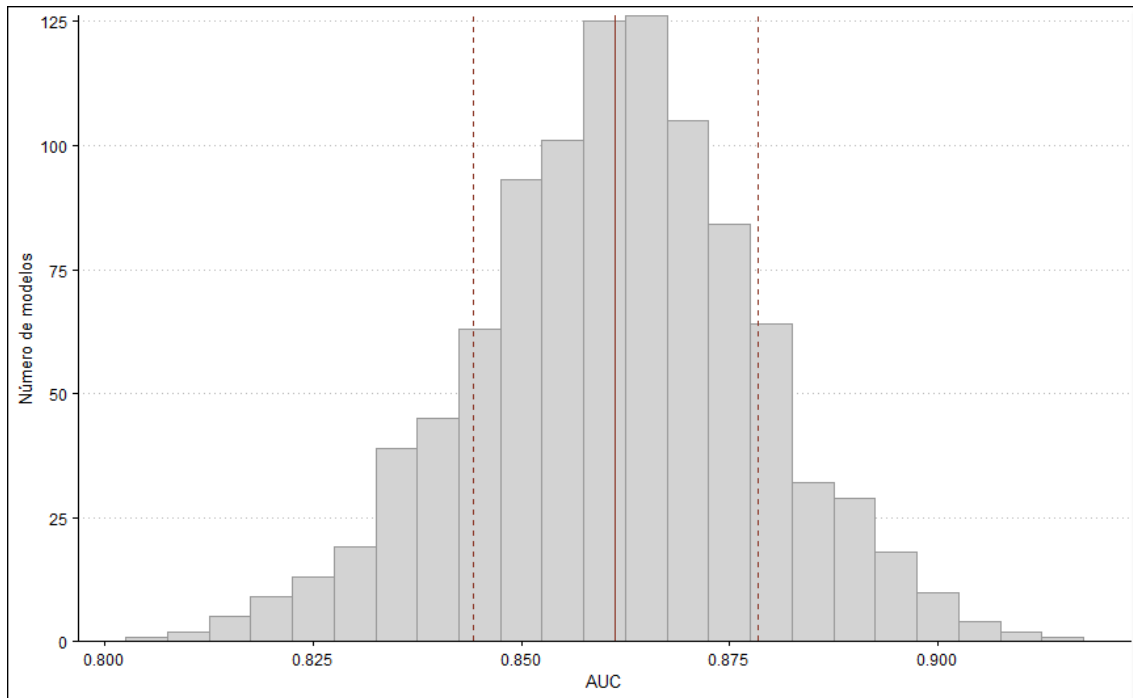


Figura 13. Histograma AUCs no intencionados

En cuanto al análisis de la autocorrelación de los residuales, los resultados fueron mucho más dispares. Para el caso de los intencionados el índice de moran mínimo obtenido por uno de los modelos fue de 0'0000012, y por lo tanto con una clara autocorrelación en los residuales, mientras que el índice máximo fue de 0'9999206. No obstante, la mayoría de los modelos no presentaron estructura espacial en los valores residuales, encontrándose el valor promedio en un índice de moran de 0'4366, esto explica que finalmente de los 250 mapas creados, 219 fueran utilizados en la predicción espacial. Por su parte, el análisis de la autocorrelación de los residuales para los no intencionados muestra nuevamente unos resultados muy dispares entre modelos, habiendo algunos con una autocorrelación total y otros con un valor de autocorrelación de 0'99973 y por tanto sin estructura espacial en los residuales. A pesar de esto, la mayoría de los modelos no presentaron autocorrelación espacial en los residuales, situándose la media en un 0'32524. Esto resultó en que a la hora de realizar la predicción espacial de los modelos se utilizaron 195 modelos de los 250 originales.

5.2.2 Importancia de las variables y PDP

Un mejor análisis de la cartografía resultante puede realizarse si se tiene en cuenta la importancia de las variables que han intervenido en el modelo. En el caso del modelo de incendios intencionales (Figura 14) la variable significativamente más importante fue la distancia a líneas eléctricas, especialmente aquellos tendidos que se encuentran protegidos. Les sigue en importancia la distancia a las carreteras y a edificios, que tienen un peso similar en el modelo, aunque inferior a las líneas eléctricas. Por su parte, el DFMC presenta un peso moderado y, al igual que las dos variables anteriores, presenta una distribución más amplia de sus valores, lo que sugiere variabilidad en cómo influye

en las distintas iteraciones del modelo. Por último, las variables que claramente menos contribuyen al modelo son los combustibles, si bien es verdad que mientras que los combustibles asociados a formaciones naturales no boscosas apenas tienen un impacto en los modelos, las plantaciones sí que tienen algo más de importancia, a pesar de esto, es cierto que su importancia sigue siendo limitada con respecto al resto de variables empleadas.

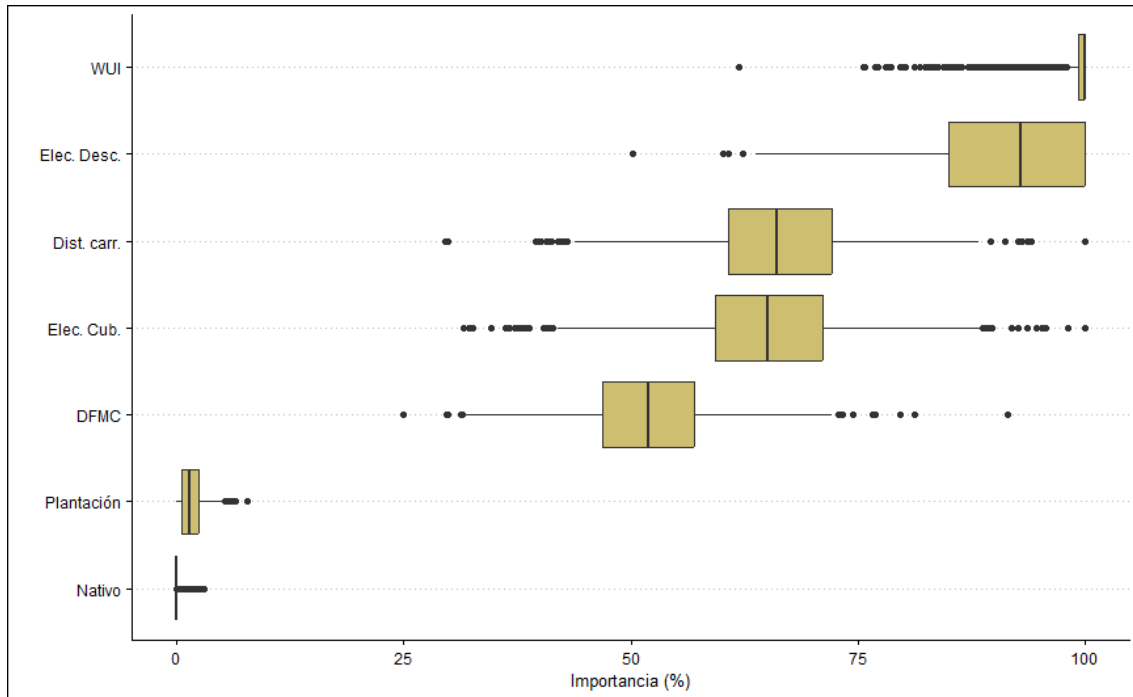


Figura 14. Importancia de las variables en el modelo intencional

La variable más importantes para los modelos no intencionados (Figura 15) resultó ser la WUI, con una mediana muy próxima a 100, seguida de la distancia a las líneas eléctricas desprotegidas y de la distancia a carreteras, ambas teniendo un importancia similar si bien las carreteras presentan una variabilidad ligeramente mayor. Por su parte las líneas eléctricas protegidas presentan una sensible menor importancia que las desprotegidas para los modelos no intencionados. Por el contrario, el DFMC se mantiene como la quinta variable en importancia, aunque significativamente por debajo de las antes mencionadas. En último lugar se encuentran nuevamente las variables de combustibles, con una importancia muy inferior al esto, como ocurría con los modelos de intencionados, si bien en este caso los combustibles asociados a formaciones naturales no boscosas ganan importancia sobre las plantaciones y actividades agrícolas, que pasan a ser la menor relevante con respecto al resto.

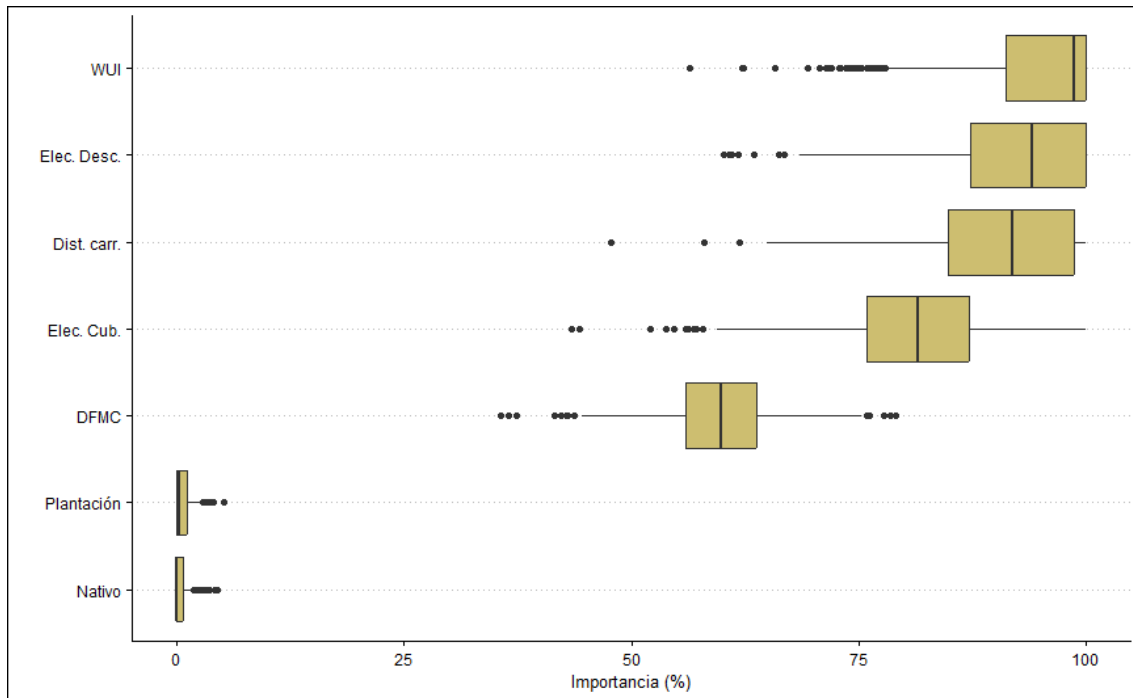


Figura 15. Importancia de las variables en el modelo no intencional

En lo que se refiere a los PDP, la forma en la que cada variable contribuye al modelo queda más clara. En el caso de los intencionados (Figura 16 y 17), la más importante de las variables, la distancia a líneas eléctricas cubiertas muestra un comportamiento donde claramente cuanto más próximo a los tendidos eléctricos mayor es la probabilidad de ignición, además este descenso de la probabilidad de ignición es muy acusado en las distancias más próximas, mientras que posteriormente la probabilidad se estabiliza. Algo similar ocurre con el obtenido para las líneas eléctricas sin aislar, con un rápido descenso en la probabilidad de ignición conforme aumenta la distancia, con la salvedad de que la pendiente es menos pronunciada hacia el final. Otra diferencia se encuentra en que, una vez que parece estabilizarse, la probabilidad parece aumentar muy ligeramente con la distancias más alejadas.

También presenta un PDP muy similar al de los tendidos eléctricos la distancia a edificios, presentando un ligero pico como ocurría con los tendidos protegidos. Por el contrario, la distancia a las carreteras resulta más compleja, con un rápido descenso de la probabilidad conforme aumenta la distancia pero que, sin embargo, vuelve a aumentar considerablemente después hasta valores medios de probabilidad, que se mantienen posteriormente, independientemente de que la distancia aumente. Por su parte, el DFMC (Figura 17) tiene un PDP muy distinto a las otras variables ya que no presenta esa bajada brusca en los primeros valores, sino que desciende progresivamente y en torno a un valor de algo más de 18% de humedad comienza a descender de manera pronunciada, hasta próximo a un valor de 20%, donde empieza a remontar ligeramente la probabilidad de ignición.

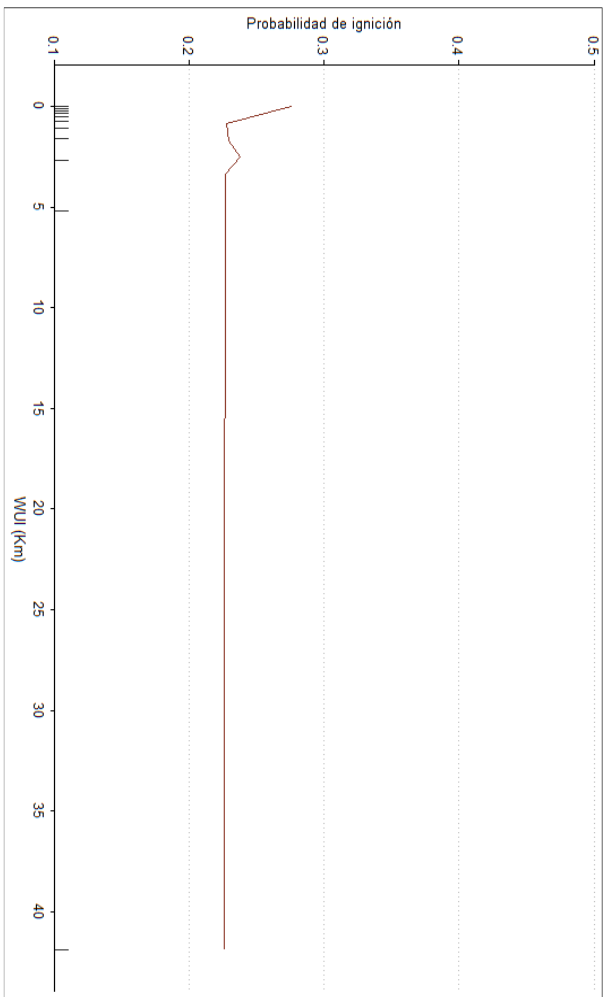
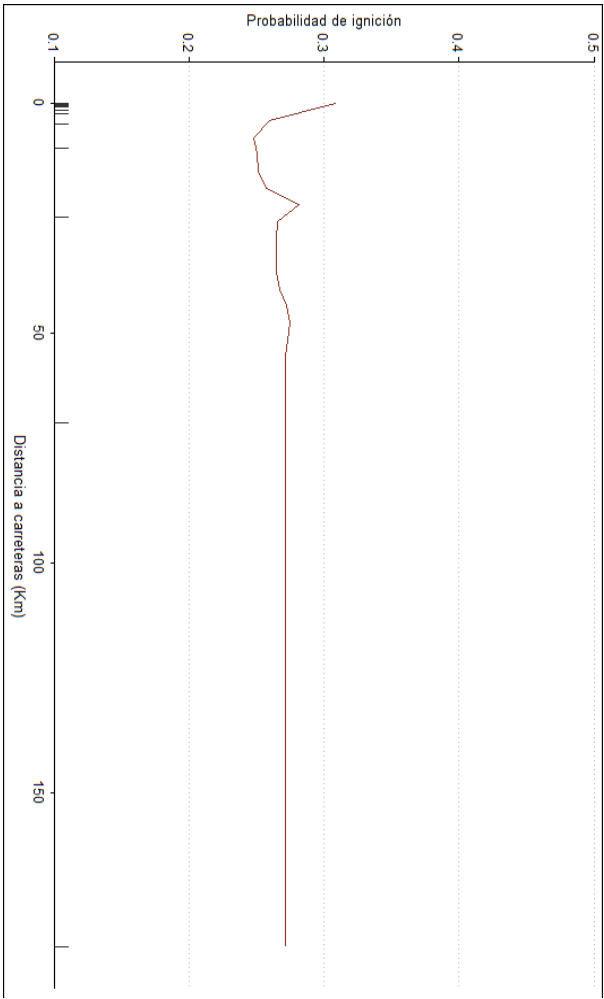
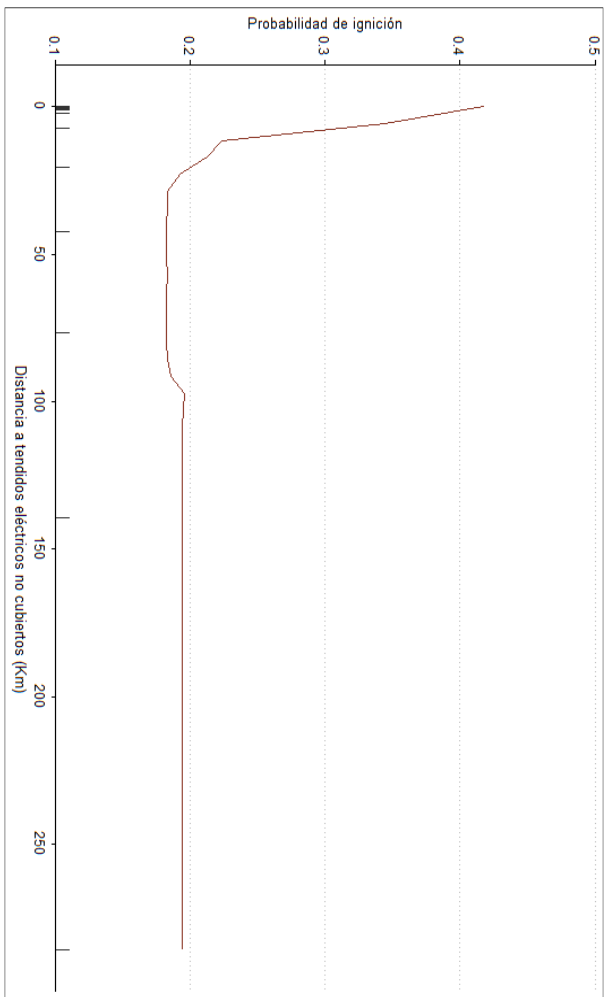
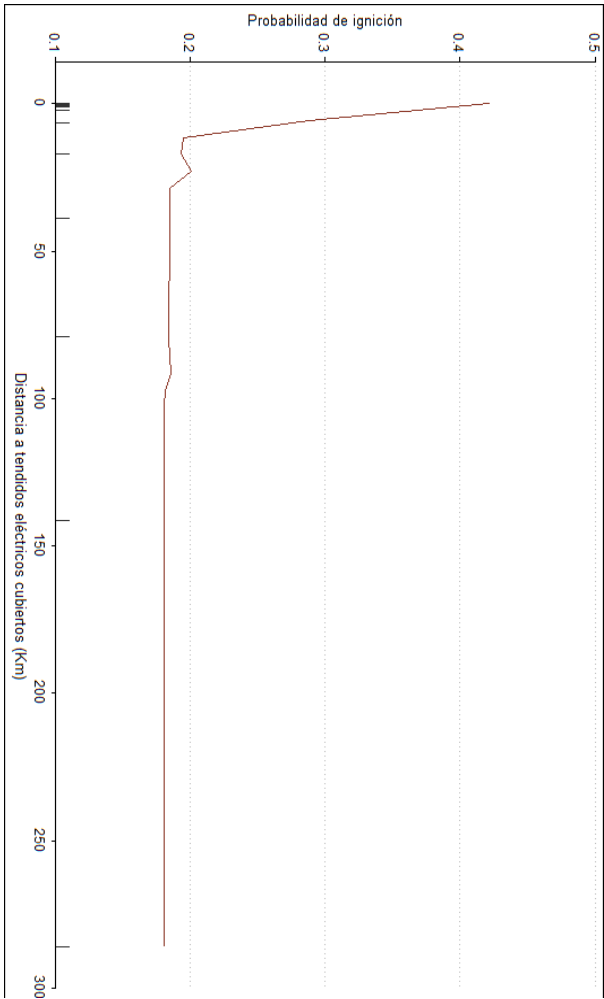


Figura 16. PDP de distancias en los modelos intencionados

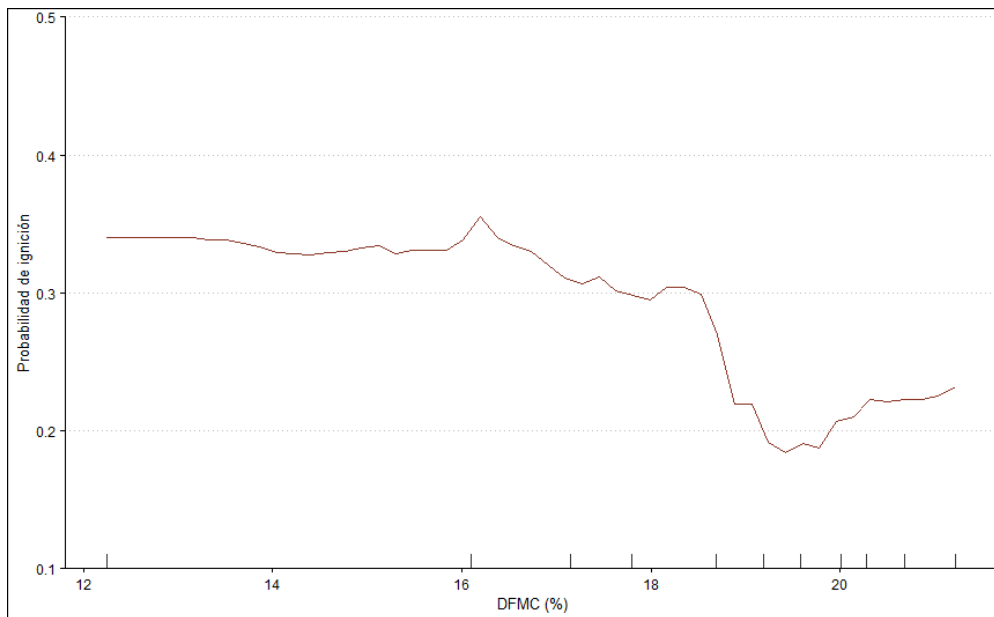


Figura 17. PDP del DFMC en los modelos intencionados

Por último, en lo que respecta a los combustibles, las formaciones boscosas y otras formaciones naturales no boscosas parecen tener una probabilidad de ignición muy similar y en promedio, mayor que las plantaciones y otros cultivos.

Tipo de combustible	Probabilidad de ignición
Formaciones boscosas	0.273
Formaciones naturales no boscosas	0.275
Plantaciones y cultivos	0.24

Tabla 4. Probabilidad de ignición de los combustibles en los modelos intencionados

En cuanto a los PDP de los incendios no intencionados (Figura 18), los tendidos eléctricos vuelven a mostrar una clara pendiente pronunciada con valores altos de ocurrencia en distancias próximas a estos elementos, sin embargo, es importante señalar que la pendiente se suaviza en el tramo medio y final de la curva que describen, lo cual difiere con los resultados obtenidos para los modelos intencionales. Por otro lado, el PDP sobre distancias a carreteras vuelve a mostrar un resultado similar al obtenido en los intencionados (si bien es verdad que la probabilidad de ocurrencia es mayor en los valores de mayor proximidad) donde una vez que se superan estos máximos valores de proximidad, la probabilidad de ignición llega a un punto en el que vuelve a ganar importancia y se estabiliza.

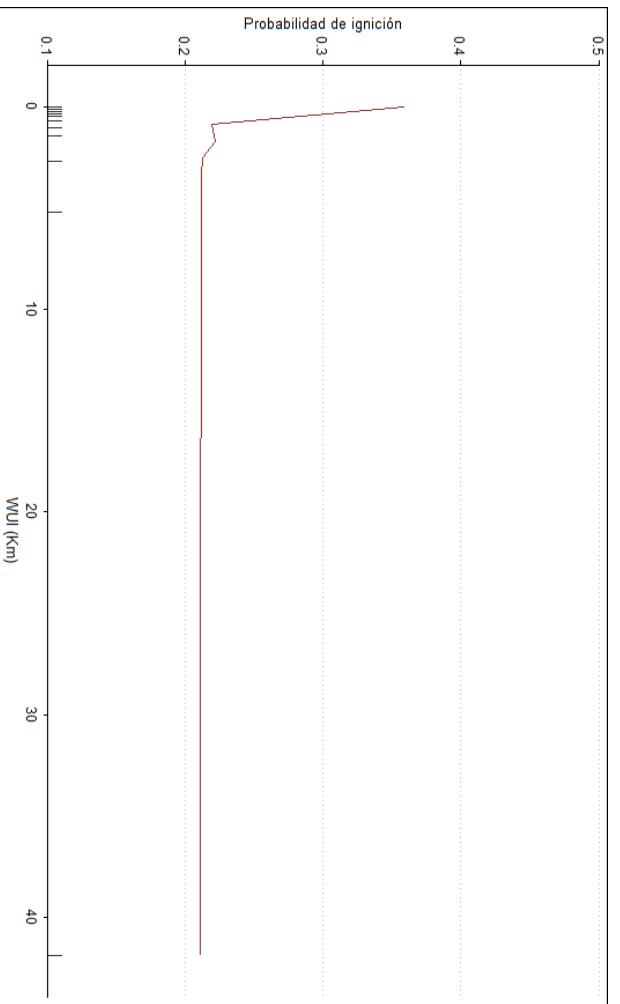
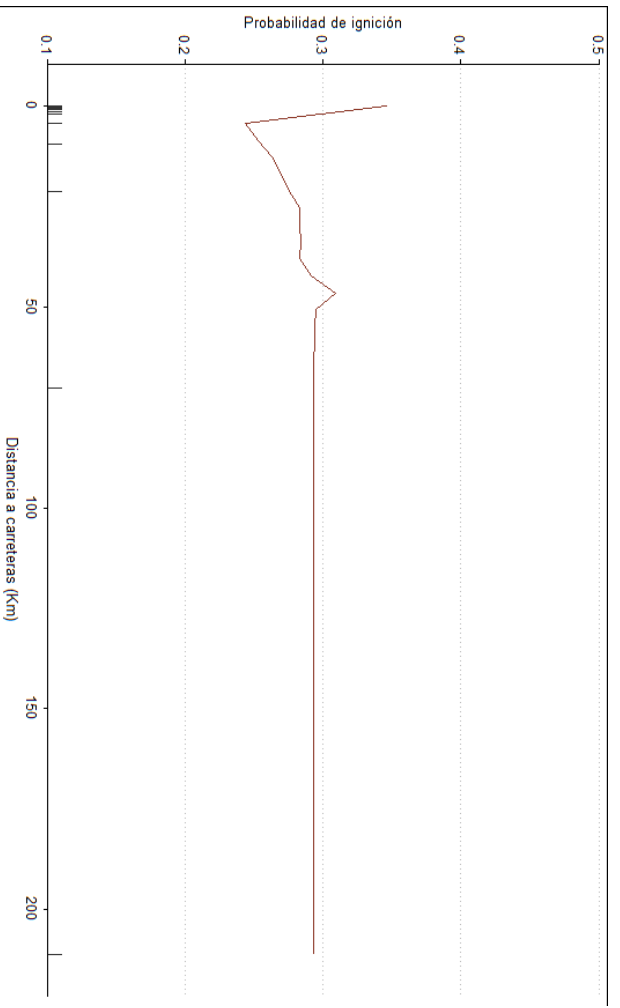
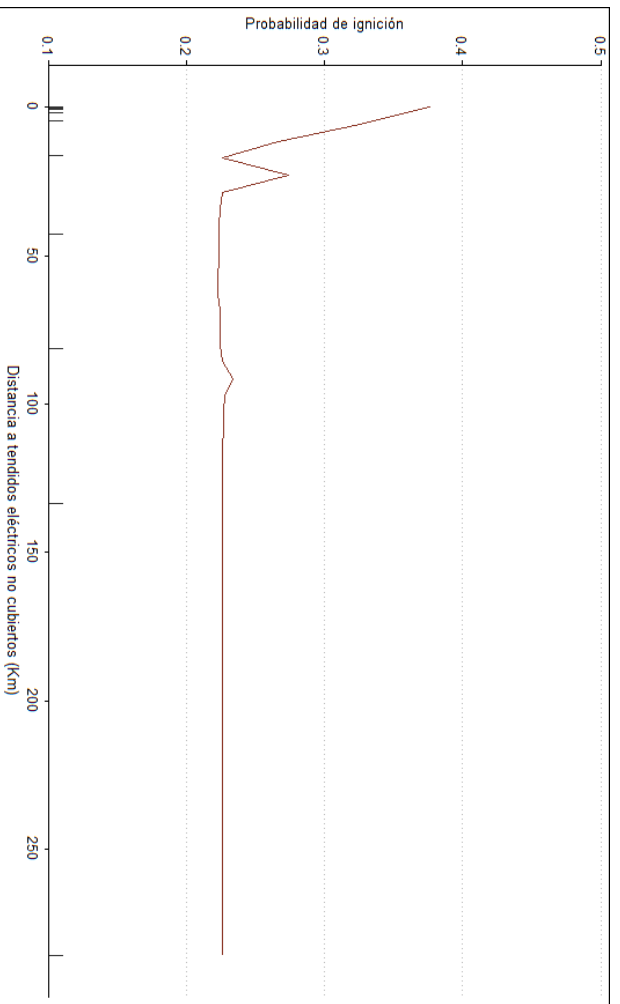
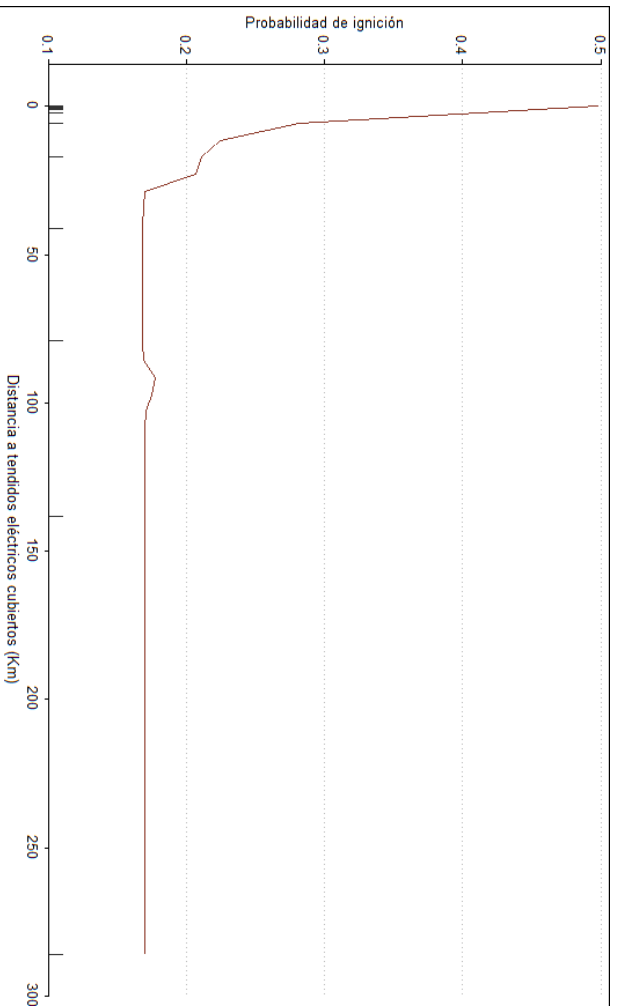


Figura 18. PDP de distancias en los modelos no intencionados

Por su parte el gráfico del DFMC para los modelos no intencionados muestra que la probabilidad de ignición con valores bajos de humedad es mayor. La probabilidad se mantiene relativamente estable hasta superar el valor 18 donde, tras un repunte, la probabilidad de ignición vuelve a descender conforme aumenta el valor de humedad.

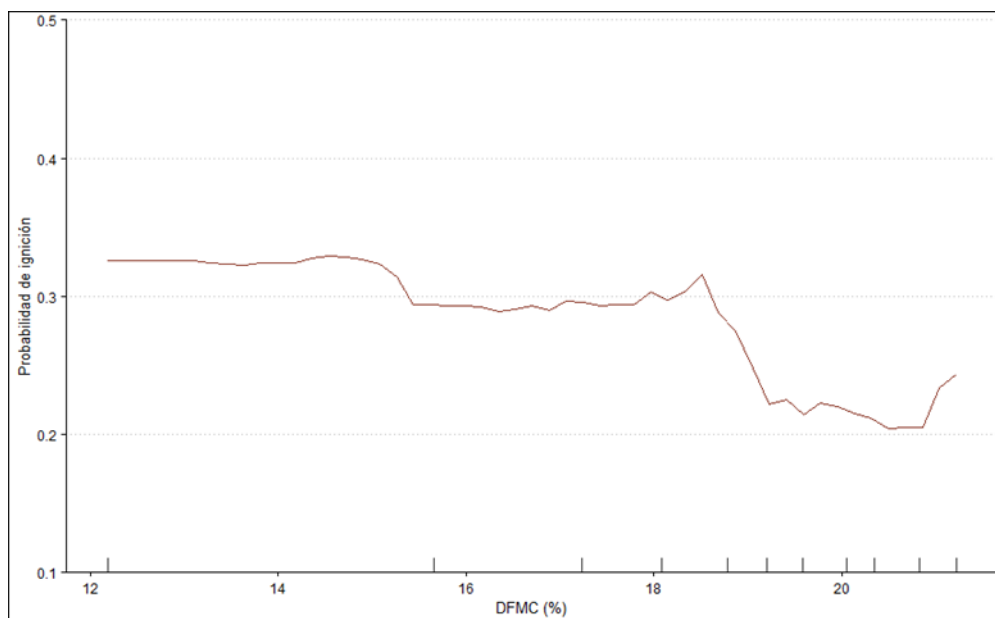


Figura 19. PDP del DFMC en los modelos no intencionados

Por último, los valores de PDP de los combustibles resultaron ser algo superiores a los obtenidos en los modelos de incendios intencionados, además esta vez las formaciones boscosas tienen una mayor probabilidad de ignición que las formaciones naturales no boscosas, mientras que las plantaciones y cultivos siguen siendo las superficies combustibles con menor probabilidad de ocurrencia, si bien es verdad que la diferencia es menor que en el caso anterior. Probabilidad de ignición de los combustibles en los modelos no intencionales

Combustibles	Valor PDP promedio
Formaciones boscosas	0.352
Formaciones naturales no boscosas	0.348
Plantaciones y cultivos	0.338

Tabla 5. Probabilidad de ignición de los combustibles en los modelos no intencionados

5.2.3 Predicción espacial

Para la predicción espacial de la ocurrencia de incendios intencionados intervinieron un total de 219 predicciones de las 250 extraídas. La disposición general resultante mostraba nuevamente tres zonas fácilmente distinguibles (Figura 20). La zona norte que se corresponde con las regiones de Tarapacá, Antofagasta, Atacama o Coquimbo, destaca por la falta de valores de probabilidad, con la excepción de las zonas

montañosas más al interior que presentan además valores muy bajos en la probabilidad de ignición.

En contraposición, la zona central presenta una complejidad sensiblemente mayor, pues prácticamente todas las zonas presentan valores de probabilidad de ignición, con la excepción de las zonas urbanas, los ríos y las áreas rocosas de las cumbre de los Andes. La probabilidad de ignición en esta zona es muy variada, abarcando desde valores muy bajos en las zonas próximas a la cordillera de los Andes, así como en puntos de la Cordillera de la Costa, como valores con alta probabilidad de ocurrencia que se concentran en algunos puntos de la costa y en la Depresión Intermedia, especialmente en torno a los principales núcleos urbanos. Es importante señalar que los máximos valores de probabilidad tienen una apariencia lineal que teje una red, especialmente por aquellas zonas más accesibles topográficamente, viéndose muy bien en las zonas montañosas de los Andes.

Por último, la zona sur refleja valores bajos de la probabilidad de ignición, especialmente en las zonas más meridionales. No obstante, también aparecen zonas con valores bastantes altos de probabilidad de ignición de algunas zonas como los alrededores de Puerto Montt o la costa de Isla Grande de Chiloé y otras en el interior.

En el caso de la predicción espacial de los modelos no intencionados la disposición general mostraba nuevamente tres zonas fácilmente distinguibles. La zona norte con zonas limitadas de probabilidad de ignición, especialmente en el interior y con mayor relieve, pero es importante señalar que la mayor parte de los espacios no presentan valores en la probabilidad de ignición.

En la zona central la probabilidad de ignición aumenta considerablemente, siendo las zonas correspondientes a la cordillera costera y a la de los Andes las zonas de menor probabilidad de ignición, si bien es verdad que los valores no son tan bajos como los que se muestran en la predicción de los intencionados. En contraposición ganan peso las probabilidades medias y altas, desdibujándose algo la red que se podía observar en el caso anterior y conformándose amplias zonas de probabilidades altas de ignición en torno a núcleos urbanos y vías.

Por último, la zona sur muestra también, al igual que ocurría con el sector central, como las probabilidades de ignición han aumentado con respecto a los intencionados, especialmente en la zona de Puerto Montt. Además, en el extremo que conforma la Patagonia también se pueden advertir zonas de probabilidad más alta en forma de red que no aparecía en el caso de los modelos intencionales.

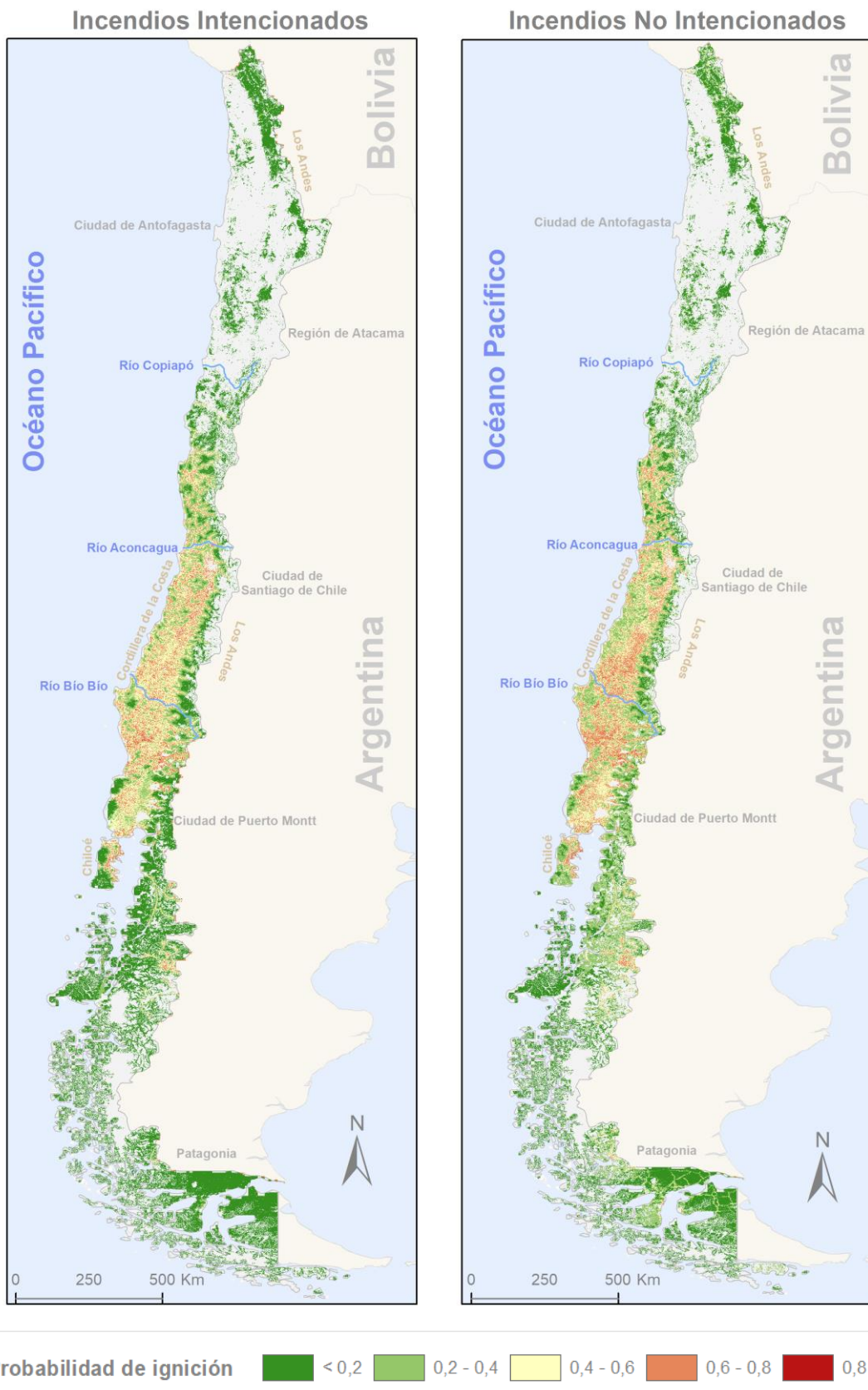


Figura 20. Resultado final de la predicción espacial

6. Discusión

Chile es un país, como se ha visto, profundamente afectado por incendios. “Desde el 2010 al 2019, las temporadas de incendios han sido cada vez más extremas y extensas” (González et al., 2020), especialmente en la zona central del país, donde se localizan las principales ciudades y actividades económicas.

Las graves implicaciones que tienen los incendios en el medio ambiente y las personas han motivado el interés, tanto en Chile como en otros países afectados por estas mismas dinámicas, de desarrollar modelos que permitan comprender y predecir la ocurrencia de incendios, para de esa manera reducir el impacto negativo que tienen en las personas y el medio ambiente pues los “mapas espaciales de probabilidad de ocurrencia de incendios pueden orientar la aplicación de medidas preventivas en zonas vulnerables”(Oliveira et al., 2012), más si cabe en un contexto cambiante como el del cambio climático.

6.1 El régimen de incendios en Chile

En el caso concreto de los incendios en Chile, a lo largo del periodo histórico del que se tiene registro (1984-2023), parecen distribuirse de manera equilibrada anualmente salvo en los últimos años, cuando se han producido dos episodios de alta incidencia de incendios en las denominadas tormentas de fuego (2017 y 2023) que suponen un notable aumento del área afectada. Estas tormentas de fuego coinciden además con mínimos locales del número de incendios, lo que puede deberse a que, al concentrarse la mayor parte de los incendios en el tramo central del país (una región relativamente reducida, puesta en relación con la superficie total del país), impide que surjan nuevas igniciones al no haber combustible disponible.

Del total de ese rango de años se decidió construir los modelos utilizando los incendios ocurridos entre 2009 y 2019, que presentaron un mayor número medio de incendios por año (a pesar de que, como ya se ha visto, los años con mayor superficie quemada no suponen un destacable aumento del número de incendios), así como una superficie media afectada que doblaba a la del resto de años previos, sin duda debido al importante peso de la tormenta de fuego de 2017. Además, parece que el periodo seleccionado presenta un coeficiente de variación del tamaño de los incendios notablemente mayor que para los años anteriores, lo que refleja también estos cambios interanuales en la superficie afectada cada vez más patentes. Esto coincide con lo obtenido en otros trabajos como McWethy et al. (2018), si bien para el periodo 2001-2007 y en el sector central de Chile. Esto es una muestra del peso que tienen los grandes incendios en el total de superficie quemada del país y las importantes repercusiones que tienen en el medioambiente y la sociedad.

A este respecto se realizó un estudio de los incendios por intervalos de tamaño donde se constató que, si bien la mayor parte de los eventos se trataba de conatos con una superficie máxima de 1 ha, estos apenas suponían el 5% de la superficie quemada entre

2009 y 2019 mientras que los incendios de más de 1000 ha agrupaban el 72% de la superficie, lo que definitivamente demostraba el peso que tienen estos incendios en los últimos años. Además, se observa que los años posteriores a un año con una gran superficie quemada por grandes incendios presentan una superficie quemada menor, lo que refuerza la propuesta de que el menor número de incendios se puede relacionar con una importante reducción de la presencia de combustible.

También se estudiaron los incendios mensualmente, mostrándose que, aunque el peso porcentual de los incendios por rangos de tamaño es similar en todos los meses, la superficie afectada varía enormemente, concentrándose en los meses estivales principalmente, ya que es el momento donde las variables climáticas son más favorables a la ignición. Estos meses son además los que registran una mayor superficie afectada por grandes y muy grandes incendios.

Por otra parte, el análisis de los incendios por causa mostró que la gran mayoría de los incendios se debían a la acción antrópica, como concluyen la mayoría de los artículos publicados que estudian la ocurrencia de incendios en Chile (Úbeda & Sarricolea, 2016; González et al., 2020; Castillo Soto et al., 2015), al igual que ocurre en otros espacios como Portugal (Nunes et al., 2016) o California (Chakraborty & Composto, 2022). Mientras, aquellos de origen natural representaban una porción muy reducida, tanto en número como en superficie.

En cuanto a la distribución mensual de las causas, todos los meses presentaron una mayoría de incendios no intencionados, mientras que los incendios naturales, muy escasos en número y superficie, se concentraban en los meses de enero, febrero y marzo, ya que son los meses más favorables climatológicamente para la ocurrencia de incendios en Chile por registrar las mayores temperaturas y menores precipitaciones. El carácter, podría decirse, residual de los incendios naturales coincide con lo que señala el CONAF (2015) donde sostiene que los incendios no forman parte de los ciclos vitales de los ecosistemas nativos, como sí ocurre en el clima mediterráneo europeo donde sí son un factor clave para la preservación de los ecosistemas.

6.2 Predicción de la probabilidad de ignición

Los modelos de predicción desarrollados mostraron una capacidad predictiva satisfactoria. Los modelos de incendios intencionados obtuvieron por lo general valores más altos de AUC (0,86) que los de no intencionados (0,83), pero en ambos casos se encontraban dentro del rango de AUC considerado como adecuado, manteniéndose por debajo del umbral de 0,9 que en ocasiones puede ser un indicador de sobreajuste del modelo Zhou et al. (2011). Los valores de AUC coinciden además con los obtenidos en otros trabajos como los de Rodrigues et al. (2023), Martín et al. (2019), Azócar de la Cruz et al. (2022) o (Bjånes et al., 2021), estos dos últimos en regiones concretas del país. El motivo que puede estar detrás de que los modelos de incendios hayan obtenido mejores valores que los no intencionados se puede deber a que estos últimos abarcan una variedad de situaciones que dan origen a una ignición mucho mayor que los intencionados, lo que dificulta que el modelo identifique patrones consistentes,

mientras que para los intencionados los posibles factores causantes son menos variados.

En lo que se refiere a la autocorrelación espacial de los residuales, en ambos casos los resultados mostraron una gran variabilidad en el índice de I de Moran, desde modelos que presentaban una clara autocorrelación espacial en los residuales a otros donde esta es insignificante (esta gran variabilidad puede deberse a varios factores como la complejidad de las variables detrás de la ocurrencia de incendios). Nuevamente los incendios intencionados obtuvieron, por lo general, una autocorrelación de los residuales menor que los no intencionados, lo que explica por qué participaron más modelos de la predicción espacial para el caso de los primeros. Esto puede deberse a que los intencionados se concentran más en Chile central, mientras que los no intencionados tienen más dispersión, lo que enlazaría con la idea de que los incendios accidentales presentan una distribución de mayor complejidad por la variedad de causas que se encuentran detrás. Por otra parte, esto quizá podría sugerir la necesidad de incorporar alguna otra variable que ayude a aunar la gran variedad de factores determinantes que intervienen en los incendios no intencionados.

6.2.1 Los factores explicativos de los incendios en Chile

En cuanto a las variables explicativas de la probabilidad de ignición, se obtuvieron diferencias sustanciales entre los modelos intencionados y no intencionados. Para los intencionados la variable que más importancia obtuvo fue la de la distancia a los tendidos eléctricos con protegidos, seguido de cerca por los tendidos desprotegidos. Esto lleva a pensar que los claros desbrozados para las líneas eléctricas y las vías de acceso a éstos suponen un elemento importante en la probabilidad de ignición ya que favorecen la accesibilidad de los incendiarios a áreas con combustible.

También importantes son las variables de distancias a carreteras y a edificios (denominada WUI en este trabajo), ambas asociadas probablemente a la accesibilidad de las personas como ocurría con los tendidos eléctricos, si bien es verdad que pueden resultar de menor interés por ser zonas más transitadas. En cuanto el DFMC, este presenta una importancia moderada lo cual puede deberse a que, por lo general, el valor de DFMC es alto en todo Chile, comparado con otras regiones mediterráneas en Europa (Resco de Dios et al., 2022). No obstante, algunos estudios asocian la ocurrencia de tormentas de fuego a condiciones anómalamente bajas de humedad ligadas a los ciclos de “El Niño” (Cordero et al., 2024).

Por último, los combustibles obtuvieron unos valores muy poco importantes con respecto al resto, lo cual puede deberse precisamente a que los incendiarios escogen antes sus lugares de ignición por su localización que por el tipo de combustible. No obstante, se ha de señalar que los combustibles asociados a plantaciones y cultivos agrícolas parecen tener una mayor importancia que el resto, lo que nos puede indicar cierto sesgo hacia estas zonas por ser especies pirófilas y, por tanto, más fáciles de prender.

Por otra parte, la variable más relevante para los modelos no intencionados fue la WUI, lo cual es comprensible si se tiene en cuenta que lo habitual es que las actividades

humanas se concentren en espacios poblados y de manera accidental pueden producir igniciones. Este resultado además coincide con lo que apuntan otros trabajos como Catillo (2015) que advierten de un incremento de incendios en la WUI en los últimos 15 años.

Las líneas eléctricas desprotegidas se vuelven más importantes que las protegidas, lo que se debe probablemente a que es más fácil que se produzcan igniciones por contacto, si el cable no está aislado. A su vez, el DFMC gana importancia, lo que nos puede indicar que los incendios accidentales se ven favorecidos por condiciones de humedad escasa. Finalmente, los combustibles se posicionan como las variables menos importantes, aunque las plantaciones y cultivos pierden importancia respecto de las formaciones boscosas no forestales, lo cual puede deberse a que al tratarse de zonas de propiedad privada el tránsito por ellas es más reducido.

Si se estudian conjuntamente ambos modelos se puede ver como la accesibilidad juega un papel crucial en los dos, lo cual coincide con lo que apuntaban algunos trabajos como (McWethy et al., 2018; Martín et al., 2019). En contraposición, sorprende el escaso peso que en ambas obtiene el DFMC en comparación con otros trabajos ya que en muchos de ellos suele participar como la variable más importante (Rodrigues et al., 2023; Pausas & Ribeiro, 2013).

Algo similar ocurre con las plantaciones, que en varios trabajos se establecen como variables clave (Peña-Fernández & Valenzuela-Palma, 2008), pero que en el caso de estos modelos parecen no ser especialmente relevantes. Esto puede deberse quizá a que las plantaciones tienen un papel preponderante en la propagación de incendios y no tanto en su inicio, que se ve más afectado por aspectos climáticos (Bowman et al., 2019; Ochoa et al., 2024) y antrópicos. Por último, parece relevante señalar la importancia de los tendidos eléctricos, que cuentan con un peso notable para ambos modelos, lo que choca con los modelos empleados hasta la actualidad en Chile donde esta variable apenas se ve representada cuando en este caso juega un papel protagonista. Por su parte la WUI sí que tiene un peso importante, especialmente para los incendios no intencionados, algo que ya se ha visto en otros trabajos como el de McWethy et al. (2018) donde entre sus variables más importantes se encuentra la densidad de población, que está muy relacionado con la variable de WUI escogida en este estudio, así como con la accesibilidad.

Conocer la importancia de las variables es fundamental para entender cómo funcionan estos modelos, pero el análisis queda incompleto si no se estudia la forma en la que esas variables se comportan en el modelo. Es por eso que se extrajo el PDP para todas las variables mencionadas. Para los modelos de incendios intencionados los PDP se correspondían con lo esperado, mostrando perfiles no lineales donde los valores de mayor cercanía se correspondían con mayor probabilidad de ignición, estos eran los casos de la distancia a tendidos eléctricos cubiertos y no cubiertos, así como para carreteras y distancia a edificios.

Sin embargo, cada uno presentaba ciertas particularidades respecto al resto. Los tendidos eléctricos protegidos presentan un segundo pico que indica un ligero aumento de la probabilidad de ignición, si bien esto se puede deber más a un artefacto del modelo

que al verdadero comportamiento de la variable, esto mismo ocurre también en el gráfico obtenido para la WUI. El PDP de las líneas sin aislamiento se distingue de la otra al presentar un descenso más gradual de la probabilidad de ignición en la parte inferior de la curva, mostrando que la relación entre la variable y la predicción se vuelve menos fuerte hasta que se estabiliza igual que todas ellas al dejar de tener un impacto significativo en la predicción. Quizá el más diferente de estos sea el de las carreteras, ya que muestra un nuevo aumento de la probabilidad de ignición a cierta distancia, lo que puede ser indicativo de que los incendiarios en ocasiones no prenden únicamente las zonas aledañas a estas vías de comunicación, sino que también se mueven hacia el interior para encontrar más fácilmente superficies combustibles y un tránsito menos fluido.

El PDP de correspondiente al DFMC, tal y como se esperaba la probabilidad de ignición mostró un progresivo decrecimiento que se iba haciendo cada vez más patente conforme aumentaba el porcentaje de humedad, especialmente a partir del 16%, esto no es óbice para que en los valores más altos de humedad vuelvan a presentar cierto aumento de la probabilidad de ignición, lo que puede deberse a varios factores como condiciones meteorológicas excepcionales (vientos fuertes o temperaturas elevadas) o, dado que se tratan de incendios provocados, podrían estar capturando la influencia antrópica ya que las igniciones provocadas al contar con un combustible suficientemente importante para prender no se ven tan afectados por factores como la humedad.

Finalmente, los combustibles mostraron un valor de probabilidad media moderado y bastante similares entre las tres categorías, si bien el mayor valor lo obtuvieron las cubiertas compuestas por formaciones naturales no boscosas. Esto puede deberse a que estos combustibles suelen ser espacios con un menor cuidado del hombre (lo que también apoyaría que las plantaciones tengan una menor probabilidad de ocurrencia al estar más cuidados), además de que si se pone en relación con los resultados obtenidos de la importancia de las variables donde predominaban los tendidos eléctricos se puede entender el peso de estas cubiertas pues son generalmente las que se encuentran bajo el paso de estos tendidos, así como próximas a carreteras o en la periferia de las ciudades. Las formaciones boscosas obtienen un valor muy parecido a las formaciones naturales, debido probablemente al mismo motivo, la falta de cuidado, así como aportar abundante combustible y privacidad a los incendiarios.

En lo que respecta a los PDP obtenidos de los no intencionados se puede observar que la respuesta es similar en algunos de ellos como la distancia a tendidos eléctricos protegidos y desprotegidos, a carreteras y a edificios (WUI) con la disminución de la probabilidad de ignición conforme esta aumenta, sin embargo, muestran algunas diferencias.

Para este caso la distancia a tendidos eléctricos, en ambos casos, muestra una curva de disminución de la probabilidad gradual, lo cual en principio debería ser algo contrario a los incendios originados por contactos con el cable ya que deberían estar muy próximos al cable. Las razones que pueden estar detrás de esto pueden ser la imprecisión en la geolocalización de algunos registros debido a la dificultad que representa conocer en punto exacto de un incendio, otro factor para tener en cuenta puede ser la influencia de

otras variables como la distancia a edificios o carreteras que en ocasiones suelen encontrarse próximos espacialmente.

El gráfico de la distancia carreteras mostraba que, si bien los valores de probabilidad cambian, la forma es nuevamente de rápido descenso donde luego se produce un leve aumento hasta la estabilización, que en este caso puede deberse también a la accesibilidad y proximidad de actividades que se desarrollan cerca pero no inmediatamente en las inmediaciones. Tampoco se puede desdeñar la influencia que pueden tener otras variables como pasaba en el caso anterior. Frente a estos el gráfico del WUI muestra claramente un descenso en la distancia y una estabilización, lo que acompañado a que es la variable con mayor importancia nos indica la clara implicación que tiene la proximidad de áreas habitadas a la ocurrencia de incendios y por tanto donde se localizan la mayor concentración de personas y sus actividades.

En cuanto al DFMC el gráfico representa, tal y como se esperaba, un descenso de la probabilidad de ignición conforme aumenta la humedad, sin embargo, esta disminución es más progresiva que en el caso de los intencionados y lo más importante, no hay un repunte de la probabilidad de ignición con los valores más altos de humedad lo cual tienen sentido ya que en condiciones normales la humedad dificulta la ignición.

En último lugar, la probabilidad media de los distintos combustibles refleja que las formaciones boscosas tienen una mayor probabilidad de ignición que las formaciones naturales no boscosas, quizá debido a que la gente realiza actividades de ocio preferiblemente en zonas boscosas ya que son escogidas preferentemente como zonas de esparcimiento o en las montañas, mientras que los matorrales y pastizales se asocian más a lugares de uso ganadero o simplemente desatendidos. Es importante señalar además que la diferencia de plantaciones es menor en este caso con respecto a los otros dos tipos de combustibles estudiados.

Si se estudia de manera comparada los resultados obtenidos, se puede ver que las diferencias entre las variables de los modelos son limitadas. La distancia a tendidos eléctricos es similar en ambos casos, así como la distancia a carreteras y la distancia a edificios. La diferencia más notable que se puede extraer es que, en el caso de los no intencionados, la disminución de la probabilidad es más progresiva, debido quizá a la influencia de otras variables o una georreferenciación de los puntos de ignición menos precisa. Pese a ello, estos resultados reflejan la importancia que tiene la accesibilidad en el origen de las igniciones vinculadas al hombre.

La variable en la que más diferencias se observaron fue en el contenido de humedad. El DFMC muestra que para los casos de incendios intencionales la ocurrencia es mayor en los supuestos donde la humedad también es mayor, mientras que para los no intencionales la probabilidad desciende con el aumento de la humedad, sin ningún repunte en la probabilidad de ignición. Esto podría deberse a que los incendios provocados por el hombre, al contar con combustible artificial que favorece su ignición pueden ocurrir en lugares con valores de humedad en el combustible muerto mayores de lo que ocurriría en condiciones accidentales.

En cuanto a los combustibles, los PDP han permitido arrojar luz sobre algunos aspectos que se han mencionado previamente. Tal y como se vio anteriormente, en la importancia de las variables para los intencionados las plantaciones y cultivos parecían tener una mayor importancia en la construcción de los modelos, sin embargo, posteriormente los resultados reflejan que esta es el tipo de combustible que menor probabilidad de ignición tiene de los comprendidos en este trabajo. Esto no es raro puesto que es posible que la variable tenga alta importancia debido a su capacidad para capturar relaciones complejas o interacciones, incluso si su efecto promedio en la probabilidad de la respuesta parece modesto en un PDP. Lo que no nos muestra sin embargo es que (al menos en el proceso de ignición) las plantaciones no juegan un papel más relevante que otras superficies combustibles.

Esto parece chocar, en parte (puesto que, como se ha visto en el análisis exploratorio las plantaciones parecen ser las superficies más afectadas) con algunos trabajos (McWethy et al., 2018; Gómez-González et al., 2019) donde las plantaciones toman un papel central en el análisis de la ocurrencia de incendios. La razón que puede estar detrás de esto es que como ya se ha visto la mayoría de los incendios se producen en una zona concreta de Chile, la parte central, que es donde se concentra además la producción silvícola del país. Pero no hay que olvidar que en estas zonas también se aglomeran otras variables que parecen tener una mayor influencia en la ocurrencia de incendios. Las plantaciones en Chile tienen un impacto muy relevante en el medio ambiente y la sociedad chilena no siempre positivo, por lo que sufren una crisis de legitimación (Mora-Motta, 2018; Peña-Fernández & Valenzuela-Palma, 2008), pero esto no justifica que se les señale como causa primera de la ocurrencia de incendios en el país, si bien luego participan de la expansión de los incendios y los daños asociados a ello.

Quizá estas diferencias entre los resultados de este trabajo y otros pueda deberse a que muchos de los trabajos dirigidos al estudio de incendios se centran en este área central concretamente, dejando de lado otras zonas que, si bien en menor cantidad, también presentan incendios.

6.2.2 Patrones espaciales en la probabilidad de ignición

Para ambos modelos se distinguieron tres zonas diferenciadas. El sector norte con zonas muy concretas con valores de probabilidad de ignición bajos, que se correspondían principalmente con los relieves montañosos del interior puesto que eran las únicas zonas donde hay una importante presencia de combustibles, ya que esta zona es conocida por estar dominada por desiertos cálidos. Las montañas son los principales lugares con combustibles en la región, si bien la probabilidad de ignición es baja, probablemente fruto de que las actividades antrópicas en estas zonas son muy reducidas a pesar de que en un principio el clima podría parecer el más favorable para la ocurrencia de incendios.

La zona central, en ambos casos, es la que mayor probabilidad de ignición obtiene, si bien los patrones locales varían entre causas. Los valores más bajos se obtienen en los relieves montañosos de los Andes y algunos puntos de la cordillera de la Costa, que se corresponden con los lugares más alejados de las zonas frecuentadas por el hombre. Sin

embargo, en estas zonas se puede ver cierta diferencia entre los modelos intencionales y los no intencionales, pues en los primeros la probabilidad es menor que en los segundos, lo que nos puede indicar que esta mayor variabilidad se pueda deber a igniciones relacionadas con actividades de ocio en la montaña o simplemente a que los incendios no intencionados son más difíciles de predecir por presentar mayor variedad de causas.

En contraposición las zonas de mayor probabilidad de ignición se localizan en las zonas habitadas por el hombre, y dibujan una red que se corresponde de manera muy fiel con líneas de tendido eléctrico y de carreteras. En ambos casos, además, se puede ver el aumento de la probabilidad con la proximidad a las ciudades que actúan como nodos de esa red de alta probabilidad y que además se ocupan la mayor parte de la Depresión Intermedia, extendiéndose además hacia las zonas costeras donde también abundan los asentamientos y por los valles de los Andes. Sin embargo, las diferencias entre ambas predicciones espaciales se hacen especialmente patente aquí, pues esa “red” que se mencionaba queda claramente más visible en el caso de los intencionados que en el de los no intencionados, donde debido a la influencia de la variable de la distancia a edificios, la forma de alta probabilidad de ignición en las proximidades a carreteras y tendidos eléctricos queda difuminada.

Por último, la zona del sur del país registra en ambos casos una probabilidad de ignición sensiblemente menor que en el sector central, pero con la presencia de valores ya que, a diferencia de las regiones del norte, en estas sí que hay una importante presencia de combustibles principalmente de bosque nativo y estepas heladas, en el extremo sur. La baja probabilidad de ignición se debe a una climatología poco favorable por ser fría y húmeda y el escaso poblamiento de estas zonas. Es por eso que las zonas con mayor probabilidad de ignición en este lugar se localizan en las proximidades de los principales núcleos de población como Puerto Montt. En la Patagonia, para el modelo de los no intencionados se puede ver además líneas de mayor probabilidad de ignición que coinciden con carreteras y que en el caso de los intencionados no aparecen, lo que se puede deber a que no resulta de interés para los incendiarios provocar incendios en estas zonas.

A grandes rasgos, por tanto, se puede establecer que, si bien las predicciones para ambos tipos de incendios presentan similitudes, la probabilidad de ocurrencia de incendios está más extendida en el caso de los no intencionados debido probablemente a esa mayor variedad de motivos que causan la ignición y que se ven representados por la cercanía a edificios ya que es una variable que recoge muy bien los lugares de presencia humana.

6.3 Limitaciones y trabajo futuro

Por último, se pueden mencionar algunas dificultades que se presentaron durante la investigación y el alcance de la información empleada.

En relación con las fuentes de información sobre las variables es importante destacar algunas de sus limitaciones. En el caso de los puntos de ignición utilizados para la construcción del modelo hay que señalar que en muchas ocasiones la localización de los puntos es aproximada y se utilizan distintos medios para proporcionar esa localización, lo que puede afectar al modelo resultante. Además, para los últimos años del registro histórico los incendios no cuentan con causa, así que se precisa usar un rango de años que solamente llegan hasta 2019. Por otra parte, los incendios carecen de un código de identificación que permita operar entre distintas capas de información con facilidad, lo cual dificultó la unión de tablas con distinta información e incluso derivó en errores de asignación.

Otro de los retos más relevantes de este trabajo fue la correcta asociación temporal de las variables explicativas disponibles con respecto a la variable respuesta ya que se buscaba evitar asociaciones erróneas de incendios a factores que no han influido en su ocurrencia por ejemplo un incendio respecto a una carretera que fue construida posteriormente. En la medida de lo posible se buscó que las fechas fueran lo más próximas posibles dentro de los datos con los que se disponen.

En lo que se refiere a las variables explicativas, la disponibilidad de información es por lo general adecuada, con información detallada de las líneas de tensión o carreteras, por ejemplo. Sin embargo, hay algunas limitaciones para ciertos fenómenos como las edificaciones, ya que en Chile es frecuente la construcción de viviendas y otros inmuebles ilegales, y que por tanto, no aparecen en los registros oficiales como el catastro. Este fenómeno, lejos de ser anecdótico, se encuentra muy extendido dentro del país donde da lugar a la construcción de barrios enteros conocidos como “tomas” puesto que se tratan de la ocupación de la propiedad de terceros. Estos barrios informales son de especial interés para la construcción de modelos de ignición, no ya sólo por su vulnerabilidad, sino también porque al construirse en la periferia constituyen una parte importante de la interfase urbano-forestal y que se ven amenazados por incendios como el de Valparaíso de 2024 el cual se cebó especialmente con los campamentos y tomas ilegales de la periferia de Viña del Mar.

También se topó con la dificultad de que en Chile no existe una capa de coberturas del suelo unificada como ocurre con Europa a través del Corine Land Cover o el SIOSE en España. En contraposición se encuentran distintos catastros que incluyen esa misma información, pero de manera desagregada. Es por eso que se optó por el empleo del Map Biomass Chile ya que incluía las cubiertas y usos del suelo de Chile con una resolución temporal anual y que, si bien utiliza unas categorías amplias, son suficientes para los objetivos de este trabajo. Además, tenía como ventaja que recogía particularmente bien aquellas parcelas dedicadas a plantaciones silvícolas como se pudo comprobar con las capas de las que dispone el CONAF sobre plantaciones en determinadas regiones.

Si bien en este trabajo se presentan unos modelos funcionales, esto no quiere decir que el trabajo termine aquí, sino que se abren múltiples opciones para profundizar en el estudio. Por un lado, se podría aprovechar el gran potencial de las causas que vienen recogidas con mucho detalle, creando modelos cada vez más precisos para cada uno de los motivos de ignición. Otra línea de trabajo podría estar en la inclusión de los conatos

en la predicción espacial, para conocer la estructura espacial de estas ocurrencias y ver qué impacto tienen en los modelos creados. Incluso estos modelos podrían modificarse cambiando aspectos como el percentil 5 del DFMC empleado en este caso por otros más allá como condiciones de sequía extrema o futuros escenarios en un contexto de cambio climático o también explorando otro tipo de variables relacionadas con la densidad de población o edificaciones (teniendo en consideración que no todos los edificios son iguales y la probabilidad de ignición de un piso de varias plantas es mayor que la de un unifamiliar) que complementan a las que se han expresado como distancia.

9. Conclusiones

El presente trabajo tiene como objetivo desarrollar y estudiar dos modelos de probabilidad de ignición en Chile, uno para los incendios de origen intencionado y otro para aquellos no intencionados. A través de estos modelos se pretende mejorar el conocimiento que se tiene de estos fenómenos en el país, además de construir herramientas útiles que permitieran mitigar sus impactos negativos en la población y el medio natural.

Para ello se han desarrollado modelos dinámicos de predicción de la probabilidad de ignición en todo el país, capaces de ofrecer información adaptada a las condiciones climáticas o meteorológicas, si bien en este trabajo se presentan de manera estática utilizando como ejemplo el percentil 5 de la humedad del combustible muerto. La implementación de estos modelos supone una aportación interesante para mejorar los modelos desarrollados hasta ahora en Chile pues supone un intento de comprender la probabilidad de ignición de manera global al conjunto del país y no únicamente a una zona concreta, combinando variables antrópicas y ambientales y climáticas.

Para calibrar los modelos se combinaron las variables espaciales relativas a la accesibilidad del territorio, la presencia antrópica, la presencia de infraestructuras y la humedad del combustible muerto con registros históricos de datos sobre incendios de Chile con el fin de entrenar y evaluar un modelo binario de *Random Forest*.

Los resultados muestran diferencias en los modelos de incendios intencionados y no intencionados, confirmándose así la primera de las hipótesis establecidas al inicio del trabajo. A la hora de su modelización, los no intencionados resultaron algo más complejos debido a la gran diversidad de causas que provocan esta clase de incendios, lo que derivó a que, en general, presentaran menores valores de AUC que sus homólogos intencionados (0,83 y 0,86 respectivamente), además de presentar un mayor número de modelos con una alta autocorrelación espacial en los residuales.

También hubo diferencias notables en la importancia de las variables, ya que para los intencionados la que mayor peso obtuvo fue la distancia a tendidos eléctricos, especialmente los protegidos, mientras que para los no intencionados el mayor peso recayó sobre la WUI. Si bien la importancia de la WUI ya había sido identificada en otros trabajos, la importancia de la distancia a tendidos eléctricos no había sido tomada en cuenta hasta ahora, probablemente porque se suele asociar únicamente con igniciones por contacto, pero que al parecer juega un papel importante en la accesibilidad de los incendiarios a zonas aisladas con alta presencia de combustibles. Además, a través de los PDP se pudo averiguar que la contribución de estas variables era claramente de una disminución de la probabilidad de ignición conforme aumenta la distancia a estos elementos.

En contraposición, las variables de DFMC y combustibles fueron las que menor importancia tuvieron en ambos modelos. El caso de la humedad del combustible fue especialmente sorprendente ya que se esperaba que fuese de las principales. A pesar de esto el análisis PDP permitió ver que la probabilidad de ocurrencia de incendios desciende con el aumento de la humedad en ambos casos. Es además de señalar que

los valores de DFMC en general son altos. Se puede concluir por tanto que la segunda de las hipótesis no se cumple, pues el DFMC, lejos de ser el factor más relevante, presenta un peso medio en la modelización de ambos tipos de incendios.

Las superficies combustibles, por su parte, se mostraron en los dos modelos como las variables menos relevantes, a pesar de que en la bibliografía consultada se menciona el importante papel que juegan las plantaciones en la ocurrencia y propagación de los incendios. Sin embargo, en los resultados obtenidos en este trabajo no se ve que las plantaciones jueguen un papel clave, al menos, en la ocurrencia de incendios. Si bien luego es verdad que son la superficie más afectada por la extensión de los mismos.

Los productos finales, es decir, los mapas de probabilidad de ignición mostraron unos patrones espaciales similares a pequeña escala, donde la alta probabilidad de ignición se concentra en la parte central de Chile, lo que explica que la mayoría de los trabajos se hayan llevado a cabo en esta zona. En contraposición, las partes más meridionales y septentrionales del país presentaban o nula probabilidad, por falta de combustibles, o probabilidades de ignición muy modestas.

No obstante, a una escala local, sí que eran perceptibles diferencias entre modelos. Para los incendios intencionales se pudo ver claramente que las zonas de mayor probabilidad de ignición se correspondían con una red conformada por las líneas de tendido eléctrico y carreteras, mientras que para los no intencionales esta red quedaba difuminada por la cercanía a edificios. Además, las zonas más alejadas de los centros de actividad humana obtuvieron un valor mayor de probabilidad para los incendios no intencionados, vinculados probablemente a actividades de ocio.

En definitiva, los resultados obtenidos en este trabajo reflejan que se pueden detectar diferencias entre distintos tipos de incendios, lo que resulta de gran interés para poder desarrollar herramientas y estrategias de prevención a medida. El hecho de que se trate de un intento de predicción espacial a nivel nacional aunando factores de distintos dominios (ambientales, de accesibilidad, presencia antrópica o fuentes de ignición) supone un aporte relevante que contribuye a conocer mejor la dinámica de ocurrencia de incendios, especialmente para aquellas zonas con menor presencia de incendios y que se tienden a dejar al margen.

Más allá de las diferencias entre modelos se pueden mencionar otros hallazgos como que las distancias a las líneas eléctricas y la WUI se revelaron como predictores muy relevantes a tener en cuenta, o la sorprendente menor importancia de la humedad del combustible respecto a otros trabajos, lo que muestra la compleja interacción de los factores que influyen en la ignición de los incendios forestales en función de las distintas zonas de estudio sobre las que se trabajó.

Futuras investigaciones deberán profundizar en la participación de estas y otras variables para obtener un conocimiento lo más completo posible del fenómeno de los incendios que permita realizar una gestión eficaz del riesgo de incendios en Chile, especialmente en un escenario de cambio climático que promete un aumento en número y extensión de este fenómeno.

10. Bibliografía

- Aguirre, P., León, J., González-Mathiesen, C., Román, R., Penas, M., & Ogeda, A. (2024). Modelling the vulnerability of urban settings to wildland–urban interface fires in Chile. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(1521–1537). <https://doi.org/10.5194/nhess-24-1521-2024>
- Alcasena, F., Rodrigues, M., Salis, M., Resco de Dios, V., Palaiologou, P., Ager, A., Jiménez-Ruano, A., Del Giudice, L., Vadillo, P. J., Cunill-Camprubí, À., & Vega-García, C. (2022). Implementing a probabilistic fire modeling system at the pan-European level. In *Proceedings of the 8th International Wildland Fire Conference* (pp. 174). https://doi.org/10.14195/978-989-26-2298-9_174
- Alcasena, F., Rodrigues, M., Gelabert, P., Ager, A., Salis, M., Ameztegui, A., Cervera, T., & Vega-García, C. (2021). Fostering carbon credits to finance wildfire risk reduction forest management in Mediterranean landscapes. *Land*, 10(10), 1104. <https://doi.org/10.3390/land10101104>
- 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), 9353. <https://doi.org/10.3390/app12189353>
- 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/10.1016/j.ecoinf.2021.101397>
- Bowman, D. M. J. S., Moreira-Muñoz, A., Kolden, C. A., et al. (2019). Human–environmental drivers and impacts of the globally extreme 2017 Chilean fires. *Ambio*, 48(3), 350–362. <https://doi.org/10.1007/s13280-018-1084-1>
- Castillo Soto, M., Julio-Alvear, G., & Garfias Salinas, R. (2015). Current wildfire risk status and forecast in Chile: Progress and future challenges. In J. F. Shroder & D. Paton (Eds.), *Wildfire hazards, risks and disasters* (pp. 59-75). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-410434-1.00004-X>
- Chakraborty, T., & Composto, J. (2022). California in Flames: A Literature Review on the Causes and Effects of Wildfires. *Journal of Student Research*, 11(2). <https://doi.org/10.47611/jsrhs.v11i2.2653>
- Comisión Nacional del Medio Ambiente (CONAMA). (2006). *Estudio de la variabilidad climática en Chile para el siglo XXI: Informe final*. Departamento de Geofísica, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile.
- Cordero, R. R., Feron, S., Damiani, A., & et al. (2024). Extreme fire weather in Chile driven by climate change and El Niño–Southern Oscillation (ENSO). *Scientific Reports*, 14, 1974. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52481-x>
- Corporación Nacional Forestal (CONAF). (n.d.). *Situación actual y pronóstico de incendios*. <https://www.conaf.cl/incendios/situacion-actual-y-pronostico-de-incendios/>

Costafreda-Aumedes, S., Comas, C., & Vega-García, C. (2017). Human-caused fire occurrence modelling in perspective: A review. *International Journal of Wildland Fire*, 26(12), 983-998. <https://doi.org/10.1071/WF17026>

Chuvienco, E., Yebra, M., Martino, S., Thonicke, K., Gómez-Giménez, M., San-Miguel, J., Oom, D., Velea, R., Mouillot, F., Molina, J. R., et al. (2023). Towards an integrated approach to wildfire risk assessment: When, where, what and how may the landscapes burn. *Fire*, 6(5), 215. <https://doi.org/10.3390/fire6050215>

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

Flannigan, M. D., Krawchuk, M. A., de Groot, W. J., Wotton, B. M., & Gowman, L. M. (2009). Implications of changing climate for global wildland fire. *International Journal of Wildland Fire*, 18(5), 483. <https://doi.org/10.1071/wf08187>

Garay Moena, R., Castillo, M., Tapia, R., & Vergara, J. (2019). Territorio, viviendas y áreas de incendios forestales de interfaz: localidades periurbanas en torno al Gran Santiago, Chile. *XI Seminario Internacional de Investigación En Urbanismo, Barcelona-Santiago de Chile, Junio 2019*. <https://doi.org/10.5821/siiu.6972>

Garfias, R., S., M., Ruiz-Gozalvo, F., A., G., P., V., & G., J. (2012). Caracterización socioeconómica de la población en áreas de riesgo de incendios forestales. Estudio de caso. Interfaz urbano-forestal, provincia de Valparaíso. Chile central. *Territorium*, 19, 101-109. https://doi.org/10.14195/1647-7723_19_12

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/10.1016/j.foreco.2018.11.041>

González, M. E., Lara, A., Urrutia, R., & Bosnich, J. (2011). Cambio climático y su impacto potencial en la ocurrencia de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile (33° - 42° S) [Climatic change and its potential impact on forest fire occurrence in south-central Chile (33° - 42° S)]. *Bosque*, 32(3), 215-219. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002011000300002>

González, M. E., Sapiains, R., Gómez-González, S., Garreaud, R., Miranda, A., Galleguillos, M., Jacques, M., Pauchard, A., Hoyos, J., Cordero, L., Vásquez, F., Lara, A., Aldunce, P., Delgado, V., Arriagada, U., Sepúlveda, A., Farías, L., García, R., Rondanelli, R., Ponce, R., Vargas, F., Rojas, M., Boisier, J. P. C., Carrasco, L., Little, C., Osses, M., Zamorano, C., Díaz-Hormazábal, I., Ceballos, A., Guerra, E., Moncada, M., & Castillo, I. (2020). *Incendios forestales en Chile: causas, impactos y resiliencia*. Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR)2, Universidad de Chile, Universidad de Concepción y Universidad Austral de Chile.

Keeping, T., Harrison, S. P., & Prentice, I. C. (2024). Modelling the daily probability of wildfire occurrence in the contiguous United States. *Environmental Research Letters*, 19(2), 024036. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad21b0>

Leone, V., Lovreglio, R., Martín, M.P., Martínez, J., Vilar, L. (2009). Human Factors of Fire Occurrence in the Mediterranean. In: Chuvieco, E. (eds) *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems*. Springer, Berlin, Heidelberg; p. 149–170. https://doi.org/10.1007/978-3-642-01754-4_11

Martín, Y., Zúñiga-Antón, M., & Rodrigues Mimbbrero, M. (2018). Modelling temporal variation of fire-occurrence towards the dynamic prediction of human wildfire ignition danger in northeast Spain. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1), 385–411. <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1526219>

McWethy, D. B., Pauchard, A., García, R. A., Holz, A., González, M. E., Veblen, T. T., et al. (2018). Landscape drivers of recent fire activity (2001–2017) in south-central Chile. *PLoS ONE*, 13(8), e0201195. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0201195>

Microsoft. (2024). *Global ML building footprints* [Repositorio GitHub]. GitHub. adquirido en 8/2/2024 a través del <https://github.com/microsoft/GlobalMLBuildingFootprints>

Muñoz Sabater J (2019) ERA5-Land hourly data from 2001 to present. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). <https://doi.org/10.24381/CDS.E2161BAC>

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

Ochoa, C., Bar-Massada, A., & Chuvieco, E. (2024). A European-scale analysis reveals the complex roles of anthropogenic and climatic factors in driving the initiation of large wildfires. *Science of The Total Environment*, 917, 170443. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.170443>

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

Oom, D., de Rigo, D., Pfeiffer, H., Branco, A., Ferrari, D., Grecchi, R., Artés-Vivancos, T., Houston Durrant, T., Boca, R., Maianti, P., Libertá, G., San-Miguel-Ayanz, J., et al. (2022). *Pan-European wildfire risk assessment* (EUR 31160 EN). Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2760/9429>

Pausas, J. G., & Paula, S. (2012). Fuel shapes the fire–climate relationship: evidence from Mediterranean ecosystems. *Global Ecology and Biogeography*, 21(11), 1074–1082. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2012.00769.x>

Peña-Fernández, E., & Valenzuela-Palma, L. (2008). Incremento de los incendios forestales en bosques naturales y plantaciones forestales en Chile. *En Memorias del Segundo Simposio Internacional Sobre Políticas, Planificación y Economía de*

los Programas de Protección Contra Incendios Forestales: Una Visión Global (pp. 1-9).

Poblete Hernández, P., Gysling Caselli, J., Álvarez González, V., Bañados Munita, J. C., Kahler González, C., Pardo Velásquez, E., Soto Aguirre, D., & Baeza Rocha, D. (2023). *Anuario Forestal 2023*. Instituto Forestal, Chile. Boletín Estadístico N° 192. p. 280.

Proyecto MapBiomias Chile – Colección 1 de la Serie Anual de Mapas de Cobertura y Uso del Suelo de Chile Continental, adquirido en 10/3/2024 a través del link: https://storage.googleapis.com/mapbiomas-public/initiatives/chile/coverage/chile_coverage_2022.tif

Resco de Dios, V., Cunill Camprubí, À., Pérez-Zanón, N., Peña, J. C., Martínez del Castillo, E., Rodrigues, M., Yao, Y., Yebra, M., Vega-García, C., & Boer, M. M. (2022). Convergence in critical fuel moisture and fire weather thresholds associated with fire activity in the pyroregions of Mediterranean Europe. *Science of The Total Environment*, 806(Part 4), 151462. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151462>

Rodrigues, M., & de la Riva, J. (2014). An insight into machine-learning algorithms to model human-caused wildfire occurrence. *Environmental Modelling & Software*, 57, 192–201. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.03.003>

Rodrigues, M., Jiménez-Ruano, A., Gelabert, P. J., Resco de Dios, V., Torres, L., Ribalaygua, J., & Vega-García, C. (2023). Modelling the daily probability of lightning-caused ignition in the Iberian Peninsula. *International Journal of Wildland Fire*, 32(3), 351–362. <https://doi.org/10.1071/WF22123>

Sayarshad, H. R. (2023). Preignition risk mitigation model for analysis of wildfires caused by electrical power conductors. *Electrical Power and Energy Systems*, 153, 109353. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.109353>

Schuster-Olbrich, Juan Pablo, Vich, Guillem, & Miralles-Guasch, Carme. (2024). Expansión urbana más allá del límite urbano: un análisis de Santiago de Chile desde la planificación urbana y sus contradicciones normativas territoriales. *EURE (Santiago)*, 50(150), 1-22. <https://dx.doi.org/10.7764/eure.50.150.08>

Úbeda, X., & Sarricolea, P. (2016). Wildfires in Chile: A review. *Global and Planetary Change*, 146, 152–161. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.10.004>

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

Zhou, X. H., Obuchowski, N. A., & McClish, D. K. (2011). Statistical Methods in Diagnostic Medicine. *Statistical Methods in Diagnostic Medicine*. <https://doi.org/10.1002/9780470906514>