2025 | 16·20
GIJÓN | JUNIO
9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1471

Actas del Noveno Congreso Forestal Español
Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025**.
ISBN: **978-84-941695-7-1**

Organiza

Evaluando la dificultad de extinción de incendios forestales durante el ataque inicial

CARDIL, A. (1), JIMÉNEZ-RUANO, A. (1), MONEDERO, S. (1), SELEGUE, P. (2), ORTEGA, M. (1), QUÍLEZ, R. (1), FUENTES, J. (2), MARSHALL, G. (2), CHAVEZ, T. (2), DE-MIGUEL, S. (3), QUIÑONES, T. (1), BEZARES, F. (1), PURDY, S. (1), ALLISON, K. (4), METZGER, T. (1), WATERS, C. (1), MOHAN, M. (5) y RAMÍREZ, J. (1)

(1) Technosylva Inc, La Jolla, California, Estados Unidos.
(2) CAL FIRE, Sacramento Headquarters Intel, Sacramento, California, Estados Unidos.
(3) Departamento de Agricultura y Ciencias e Ingeniería Forestal, Universidad de Lleida, España.
(4) USDA Forest Service, Pacific Southwest Region, Operations Southern California, Estados Unidos.
(5) Departamento de Geografía, Universidad de California-Berkeley, California, Estados Unidos.

Resumen

La simulación de incendios y los Sistemas de Soporte a Decisiones (DSS, en inglés Decision Support System) son esenciales para mejorar la respuesta a nuevos incendios. Este estudio presenta un nuevo índice que facilita la Evaluación de la Respuesta Inicial (IRA, en inglés Initial Response Assessment) de los incendios forestales, permitiendo valorar rápidamente la complejidad de contención inicial de un nuevo incendio. Para ello, se utilizó un modelo binario calibrado y validado empíricamente con 27.000 igniciones, que considera dos subcomponentes: índices de comportamiento del fuego y la dificultad del terreno. El índice IRA pudo predecir la probabilidad de que un incendio supere la capacidad de extinción inicial, identificando factores clave como la dificultad del terreno, la longitud de la llama, el tamaño del incendio y la velocidad de propagación en la primera hora. Este modelo ha sido implementado en agencias de incendios en Europa (Castilla y León, Andalucía y Canarias), Estados Unidos y Canadá, mejorando la respuesta a incendios incipientes y facilitando la evaluación de su dificultad. Este enfoque garantiza la practicidad y la facilidad de comprensión para los usuarios finales (brigadas y gestores).

Palabras clave

Evaluación de ataque inicial, supresión de incendios, Sistemas de Soporte a Decisiones, simuladores de incendios, modelado de incendios.

1. Introducción

Los incendios forestales son un fenómeno global con notables repercusiones tanto en el medio ambiente como en el ámbito económico (Molina-Terrén et al. 2019). En un contexto de regímenes de incendios cambiantes y de incendios más intensos debido al cambio climático (Duane et al. 2021), la importancia de los Sistemas de Soporte a Decisiones (DSS) destinados a ayudar a la extinción de

incendios está aumentando recientemente en todo el mundo, especialmente en Estados Unidos (Fillmore y Paveglio 2023). Uno de los DSS más conocidos es el *Wildland Fire Decision Support System* (WFDSS), iniciado en 2005 (Noonan-Wright et al. 2011). Los DSS suelen incorporar datos geoespaciales y tabulares, y gráficos acoplados a indicadores operativos del comportamiento del fuego, como la probabilidad de ignición del incendio, su comportamiento (intensidad, velocidad de propagación) y su crecimiento por el paisaje.

Los DSS operan en varias fases de la gestión de incendios, como la prevención, la preparación, la detección, la respuesta y la extinción, así como en la recuperación. Las evaluaciones operativas del riesgo de incendio permiten predecir las zonas de riesgo, facilitando la alerta temprana y la organización previa de las unidades de extinción en el territorio (Calkin et al. 2011; Brown et al. 2021; Taylor y Nadeem 2022). La estimación del comportamiento potencial del fuego es fundamental para evaluar el riesgo de incendio, y estimar la probabilidad de que los incendios alcancen grandes dimensiones al principio de cualquier evento. En este sentido, el ataque inicial se refiere a los incendios que pueden ser contenidos por los recursos enviados en primer lugar, sin un aumento sustancial y dentro de las dos horas siguientes a la hora notificada (Merrill y Alexander 1987; Rashidi et al. 2018).

Por lo general, las acciones tempranas pueden consistir en patrullar, vigilar, mantener la acción o realizar un ataque inicial agresivo (National Wildfire Coordinating Group 2014). Los esfuerzos implicados en la IA son coordinados por un comandante de incidentes, que establece los objetivos de contención de la propagación del incendio. En las regiones mediterráneas, los incendios que escapan al IA son los que dan lugar a las mayores áreas quemadas (Rodrigues et al. 2019). Estos incendios tienen el potencial de causar graves impactos sobre el medio ambiente, las infraestructuras y las vidas humanas, y con frecuencia son los que incurren en un mayor coste económico (Rideout et al. 2011; Rodrigues et al. 2020; Sakellariou et al. 2023). Recientemente, el aumento de los megaincendios ha puesto de manifiesto la necesidad de comprender y gestionar mejor los incendios forestales incipientes (Varga et al. 2022). En este contexto, se ha hecho imprescindible construir índices más explícitos que agrupen los factores más significativos que explican los incendios incipientes con el objetivo de explicar la posibilidad de que un incendio supere la respuesta inicial de extinción.

El éxito del ataque inicial se puede medir utilizando diferentes métricas como el tamaño final del incendio, el tiempo empleado para controlar la propagación del fuego, entre otros (Cardil et al. 2019). En Estados Unidos, el Departamento de Silvicultura y Protección contra Incendios de California (CAL FIRE) estableció un objetivo de umbral de contención de incendios de 4 hectáreas para todos los incendios hasta que estén bajo control (Estado de California 2017b). Los factores que influyen en el éxito de la extinción de incendios son diversos y varios estudios abordaron este tema. Cardil et al. (2019) señalaron que los tipos de combustible, la causa de ignición y la intensidad del fuego influyen significativamente en el éxito del ataque inicial en el este de Canadá. Rodrigues et al. (2019) afirmaron que la detección temprana, la accesibilidad terrestre y el apoyo aéreo regían el amplio patrón espacial de la probabilidad de contención del incendio. Otros autores

encontraron que la información situacional sobre un incendio obtenida durante la respuesta inicial proporciona mejores estimaciones de su probabilidad inicial de éxito en la contención (Wheatley et al. 2022). En términos generales, parece que las condiciones meteorológicas, el retraso en el desplazamiento, la pendiente y la distancia a las carreteras son factores que permiten discriminar aceptablemente aquellos incendios forestales contenidos en torno a 4,8 hectáreas (Plucinski et al. 2023).

En este estudio proponemos el Índice de Evaluación de la Respuesta Inicial (IRA) como indicador dinámico de riesgo fácilmente comprensible por los usuarios finales operativos. Sintetiza la modelización del riesgo de incendios forestales implementada en el Wildfire Analyst (WFA) de Technosylva. Desde su creación en 2019, las agencias de bomberos, las compañías eléctricas y el sector asegurador han empleado el índice IRA tanto en América como en Europa. Su principal ventaja es que reúne múltiples factores en una única categoría numérica y cromática, de modo que las brigadas de extinción ya tienen una estimación de lo que pueden esperar antes incluso de ver el fuego. Así, anticipamos nuestra elección del IRA frente a otros modelos más complejos para fundamentar las decisiones reales. Principalmente, porque el IRA es el resultado de la colaboración entre CAL FIRE y Technosylva para hacer frente a los difíciles incendios forestales de California, con más de tres años de aplicación. Se construyó basándose en criterios expertos para resumir la dificultad del terreno y las métricas del comportamiento del fuego en un único índice valioso para la preparación, el despacho y la respuesta. En concreto, tiene como objetivo evaluar las dificultades previstas por los equipos de respuesta durante las primeras 1 a 2 horas después de la ignición, siendo utilizado por CAL FIRE para preparar los recursos de emergencia más adecuados para el despacho y la respuesta en la detección temprana de incendios forestales.

2. Objetivos

En este trabajo, tratamos de evaluar el rendimiento del índice IRA en términos de probabilidad de éxito del ataque inicial. Por lo tanto, exploramos cómo las diferentes métricas de comportamiento del fuego y los índices de dificultad se relacionan con los resultados del ataque inicial. Recopilamos y simulamos un total de 26.907 incendios forestales recuperados del Integrated Reporting of Wildfire Information (IRWIN), así como el CAL FIRE examinó el tiempo de respuesta de los recursos de supresión desplegados en California para 9.886 incidentes. A continuación, calibramos y validamos un modelo generalizado de regresión logística (GLM) y ajustamos un modelo de aprendizaje automático (Random Forest). Nuestros objetivos principales fueron: a) evaluar la probabilidad de éxito de la respuesta inicial empleando el índice IRA propuesto mediante la comparación de incidentes de diferentes agencias contra incendios, b) estimar el potencial de incendio forestal cuando falla la respuesta inicial, especialmente en la fase temprana de contención, c) validar el índice IRA con predictores relacionados con incendios y evaluar su relevancia mediante modelos de aprendizaje automático, d) evaluar la contribución del tiempo de respuesta de los recursos de extinción en la predicción del éxito o fracaso de la respuesta inicial, y, d)

demostrar el rendimiento del índice IRA con incidentes recientes en otras zonas.

3. Metodología

La zona de estudio abarca todo el territorio del estado de California (EE.UU.). En las últimas décadas, los incendios forestales han afectado considerablemente tanto a los terrenos forestales como a las zonas de interfaz urbano-forestal de esta región (Figura 1). Los principales tipos de vegetación son los matorrales, las coníferas y las herbáceas según la *National Land Cover Database* (NLCD) de Estados Unidos, representando el 39,03%, 18,59% y 13,47% del territorio, respectivamente (Jin et al. 2019). La región se caracteriza por un clima mediterráneo, con dos variaciones principales (California Department of Fish and Wildlife 2021): a) clima templado a lo largo de la costa del Pacífico y la cara occidental de las cordilleras de Sierra Nevada y, b) condiciones más continentales en el interior, caracterizadas por veranos más calurosos e inviernos más fríos. En ambas zonas, las precipitaciones se concentran durante el invierno. Además, existen gradientes crecientes y decrecientes de norte a sur en la temperatura y las precipitaciones anuales, respectivamente. De septiembre a mayo, suelen soplar los vientos del Diablo y Santa Ana, provenientes de la Gran Cuenca dirigiéndose hacia el oeste, teniendo un efecto desecante muy marcado, especialmente a principios de otoño, cuando alcanzan grandes temperaturas, descensos notables de la humedad relativa y rachas de viento elevadas (Raphael 2003; Mass y Ovens 2019). Como consecuencia, el riesgo de incendios forestales y el comportamiento del fuego aumentan considerablemente.

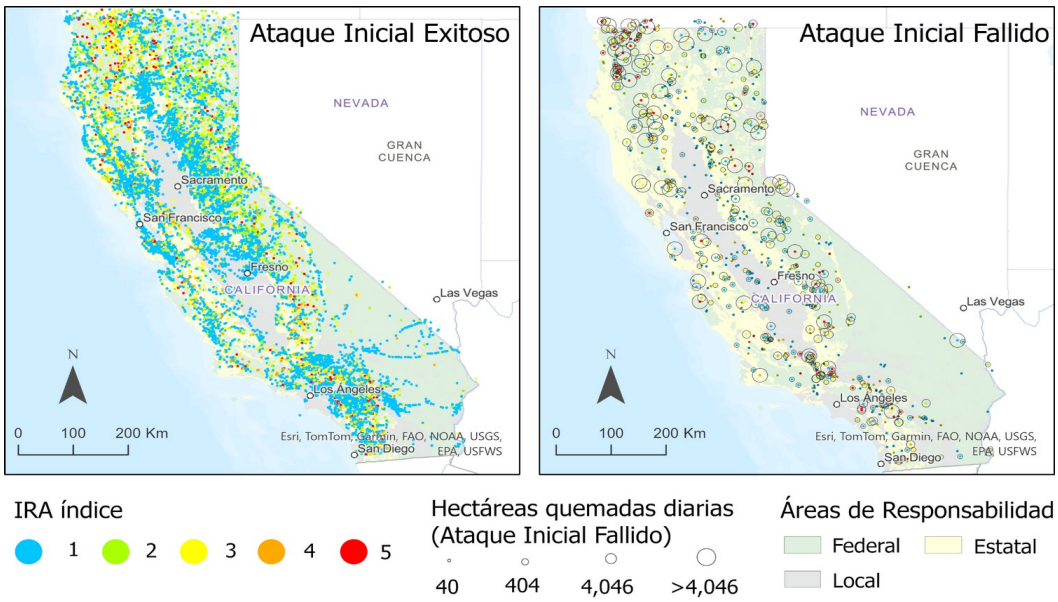

Figura 1. Índice de evaluación de la respuesta inicial (IRA) para incendios californianos obtenidos de IRWIN de 2020 a 2023 (n = 26.907) considerando el éxito de la respuesta inicial (izquierda: exitoso (tamaño del incendio < 4 ha); derecha: fallido (tamaño del incendio > 4 ha). Los incendios forestales se simularon de forma

independiente utilizando WFA para obtener su IRA correspondiente. El tamaño real del incendio se representa mediante círculos graduados. Las áreas de responsabilidad estatal de California están coloreadas como fondo

Los datos de incendios forestales en el periodo 2020-2023 se obtuvieron de un total de 26.907 registros de la base de datos interagencias IRWIN, que recopila y notifica sucesos de incendios con una identificación única tanto para incidentes federales como no federales (Picotte et al. 2020). Su principal ventaja es que facilita el intercambio de datos entre muchas aplicaciones de incendios forestales, reduciendo los datos redundantes y mejorando la coherencia, precisión y disponibilidad de los datos (National Interagency Fire Center 2023). Los incidentes de incendios declarados en todo EE.UU. proporcionan información detallada (Sanchez et al. 2021) y seleccionamos las variables incluidas en la Tabla 1.

Tabla 1. Descripción de las variables seleccionadas a partir del conjunto de datos IRWIN (sombreadas en azul claro) y de las variables relacionadas con los incendios a partir de simulaciones de incendios utilizando el WFA

Código	Descripción del elemento
IncidentCode	Identificador único de incendio en formato de cadena
IncidentName	Nombre del incendio
ReportedTimestamp	Fecha/hora de descubrimiento del incendio con el formato A-M-D HH:MM:SS
IncidentLocationX	Localización de la ignición - Latitud en UTM Mercator (metros)
IncidentLocationY	Localización de la ignición - Longitud en UTM Mercator (metros)
DailyAcres	Medida de la superficie quemada de un incendio
DiscoveryAcres	Estimación de la superficie quemada al descubrirse el incendio
IRA	Índice de evaluación de la respuesta inicial (de 1 a 5)
FBI	Índice de Comportamiento del Fuego (de 1 a 5)
TDI	Promedio del Índice de Dificultad del Terreno a las 2 horas dentro del perímetro del incendio simulado (de 1 a 5)
SIZE_1H	Tamaño del incendio a 1 hora del incendio simulado en ha
AREA_A2A1	Diferencia entre el tamaño del incendio simulado en 1 y 2 horas. Representa el crecimiento del incendio en términos de superficie quemada entre la hora 1 y 2
PERIMETER_1h	Longitud en metros del perímetro del incendio simulado 1 hora después de la ignición
FLAME_LENGTH	Longitud media de la llama en metros dentro del perímetro del incendio simulado en la primera hora
ROS	Velocidad media de propagación en km/h dentro del perímetro del incendio simulado en la primera hora
AVG_SLOPE	Pendiente media en porcentaje en el lugar del incendio

Se incluyó un análisis exploratorio del tiempo de respuesta de los recursos de extinción de incendios desplegados por la agencia CAL FIRE para 9.886 incidentes en el periodo 2020-2023. Los campos originales eran: Número de incidente (es decir, el mismo ID de IRWIN), fecha del incidente, nombre, área final quemada, coordenadas y dos campos de fecha-hora (fecha/hora de alarma y primer recurso en escena). A partir de estos dos últimos campos calculamos una nueva variable temporal: Tiempo de Respuesta, como el número de minutos entre los campos

'AlarmDateTime' y 'FirstResourceOnScene', que representa el tiempo transcurrido desde que se recibió una alerta de incendio y la llegada del primer recurso al lugar de ignición (Arienti et al. 2006).

Por otro lado, se simularon automáticamente incidentes de incendio con predicciones meteorológicas y diversos modelos semi-empíricos de propagación de incendios implementados en el WFA. Se empleó el modelo de propagación de incendios de superficie de Rothermel (1972), el modelo de iniciación de incendios de copas de Van Wagner (1977), el modelo de propagación de copas de Rothermel (1991), el modelo de focos de Albini (1976), el factor de conversión del perfil del viento de Andrews (2012) y el algoritmo de tiempo de viaje mínimo de Finney (2002). En cuanto a los tipos de combustible superficial y las características del dosel, Technoslyva Inc. generó varias capas (una por año al inicio de la temporada de incendios) con una resolución espacial de 30 metros utilizando la familia de combustibles de Scott y Burgan (2005) mejorada con tipos de combustible personalizados para las zonas madereras (para más detalles, véase Cardil et al. (2023)). Se obtuvieron datos meteorológicos cada hora a 2 km empleando una versión mejorada del modelo Weather Research and Forecasting (WRF), que incluye los eventos diarios de riesgo de incendio, precipitación y viento de California (Brewer y Clements 2020). Se emplearon la velocidad y dirección medias del viento a 10 metros de altura sobre el terreno. Para el cálculo del contenido de humedad del combustible muerto (FMC) se siguió el método de Nelson (2000) utilizando datos meteorológicos. A su vez, el FMC vivo se calculó utilizando modelos de aprendizaje automático entrenados con la base de datos nacional de humedad del combustible de EE.UU. (WFAS 2022; Cardil et al. 2023).

El IRA se calculó utilizando dos subíndices diferentes: el Índice de Comportamiento del Fuego (FBI) y el Índice de Dificultad del Terreno (TDI). El IRA, el FBI y el TDI están representados por cinco categorías, de 1 a 5 (Tablas 2 y 3). Cuanto más alto es el valor, más activo es el comportamiento del fuego, más complejo es el terreno y, por tanto, más probable es que el ataque inicial falle, suponiendo una amenaza potencial.

Tabla 2. Matriz de construcción del Índice de Comportamiento del Fuego (FBI) que relaciona la Velocidad de Propagación (km/h) y la Longitud de Llama (metros), para ser categorizada en cinco clases siguiendo los criterios de Rothermel (1983)

Índice de Comportamiento del Fuego (FBI)		Velocidad de Propagación (km/h)					
		0-0,04	0,04-0,1	0,1-0,4	0,4-1	1-3	> 3
Longitud de llama (m)	0-0,3	1	1	1	1	2	3
	0,3-1,2	1	1	2	2	3	4
	1,2-2,4	1	2	2	3	4	5
	2,4-3,6	1	2	3	3	4	5
	3,6-7,6	2	3	3	4	5	5
	> 7,6	3	3	4	4	5	5

Tabla 3. Matriz de construcción del Índice de Evaluación de la Respuesta Inicial (IRA) que relaciona el Índice de Dificultad del Terreno (TDI) y el Índice de Comportamiento del Incendio (FBI), para ser categorizado en 5 clases

Índice de Evaluación de la Respuesta Inicial (IRA)		TDI				
		1	**2**	**3**	**4**	**5**
FBI	**1**	1	1	1	2	3
	2	1	2	2	3	3
	3	3	3	3	4	5
	4	4	4	5	5	5
	5	5	5	5	5	5

El flujo de trabajo de modelización se dividió en cuatro fases. Estas fases tienen en común que la variable dependiente era la misma (Respuesta inicial, 0 = fallo y 1 = éxito). Lo que las distingue es que evalúan secuencialmente la variable objetivo frente a distintos predictores, así como otros algoritmos de regresión y aprendizaje automático. En primer lugar, se ajustó un modelo generalizado logístico utilizando la familia binomial y estableciendo la variable dependiente binaria, utilizando el umbral de 4 ha quemadas como incendio controlado con éxito. Se incluyeron las cinco clases de IRA como predictores empleando 26.907 incendios reales registrados en California entre 2020 y 2023. También se comparó el índice IRA entre los incendios forestales notificados por CAL FIRE y otras agencias para evaluar las diferencias en el éxito de la respuesta inicial para las diferentes categorías IRA.

La segunda fase consistió en ajustar uno de los modelos de aprendizaje automático más potentes y avanzados empleados en la distribución y susceptibilidad a los incendios forestales (Random Forest) (Su et al. 2018). Incorporamos los subíndices simulados empleados para calcular el índice IRA (TDI y FBI) extraídos de las simulaciones automatizadas (Tabla 1) para evaluar su contribución en la variable de respuesta. Se añadieron sucesivamente variables hasta terminar con los predictores más significativos, optimizando la selección de hiper parámetros del modelo con el menor error cuadrático medio (RMSE).

La tercera fase consistió en analizar el tiempo de respuesta de los recursos de supresión en las horas iniciales del incidente. Se ajustaron modelos adicionales con 9.886 incidentes de incendio de la agencia CAL FIRE de 2020 a 2023, junto con los subíndices TDI y FBI (Tabla 1), así como el tiempo de respuesta de los recursos enviados por CAL FIRE (RT). En este caso, también se emplearon los algoritmos de regresión GLM y GAM. Tras una selección por pasos mediante AIC, se obtuvieron las mejores configuraciones para ambos modelos.

Por último, se realizaron simulaciones individuales en el WFA para ocho incidentes fuera de California con el fin de evaluar el rendimiento del IRA en otros entornos y condiciones de incendio. De los incidentes analizados, cuatro incendios forestales se registraron en EE.UU. el Día del Trabajo (1 de Septiembre) de 2020 (tres en Oregón y uno en Washington), dos en Colorado (julio de 2020 y septiembre

de 2023), uno en Montana (agosto de 2023) y un incendio forestal de España (julio de 2022). El caso español fue bien monitorizado por los bomberos y afectó a una interfaz urbano-forestal (WUI).

El entrenamiento y la calibración de los modelos se llevó a cabo utilizando el entorno R (R Core Team 2021) y diferentes paquetes de R: *stats* (Chambers et al. 1992) para las pruebas de ANOVA, *MASS* (Venables y Ripley 2002) para la selección de modelos paso a paso por AIC y *caret* (Kuhn 2008) para la selección de los mejores hiper parámetros del modelo para Random Forest.

4. Resultados

La Tabla 4 muestra el número de incendios, su área quemada media y total en California por cada categoría del IRA. La superficie total quemada en todo el estado fue de casi 3 millones de hectáreas, con una superficie quemada máxima por incidente de 389.837 ha (incendio de Dixie, julio de 2021). La superficie quemada media de todos los incendios simulados fue de 111,5 ha. En cuanto a la superficie total quemada oficial por clases del IRA, el IRA-3 representó la mayor (946.472 ha) y el IRA-1 la menor (354.829 ha).

Tabla 4. Resumen del número de incendios, área media y total quemada en hectáreas para cada clase del IRA y su correspondiente tasa de éxito de respuesta inicial (entre paréntesis)

Métrica	IRA-1	IRA-2	IRA-3	IRA-4	IRA-5
Número de incendios	19.220 (98,3%)	2.175 (95,5%)	4.246 (94,5%)	809 (92,8%)	457 (84,2%)
Área quemada media	18,45	204	223	574	1.731
Área quemada total	354.829	443.362	946.472	464.711	790.991

Las condiciones del terreno (TDI y Pendiente Media), el comportamiento del fuego (Velocidad de Propagación, Longitud de Llama, FBI), las métricas de propagación del fuego (Tamaño incendio en 1 hora y, el Perímetro de 1 hora) y el índice IRA fueron significativamente mayores en los incendios en los que el ataque inicial falló en comparación con aquellos en los que tuvo éxito (Tabla 5), destacando el uso potencial de las simulaciones de incendios para evaluar el éxito de la respuesta inicial. Por ejemplo, en los casos en los que el ataque inicial tuvo éxito, el tamaño medio del incendio simulado en 1 hora, sin tener en cuenta la extinción, fue de 3,98 hectáreas, similar al umbral de éxito de CAL FIRE. Cuando el ataque inicial falló, el tamaño en la primera hora fue significativamente mayor, con un valor medio de 21,8 hectáreas, superando el umbral de éxito. La única variable con una diferencia no significativa fue la diferencia entre el tamaño del incendio simulado a 1 hora y a 2 horas (Área 2 horas - Área 1 hora).

Tabla 5. Métricas del comportamiento del fuego a partir de simulaciones de incendios basadas en el fallo y éxito del ataque inicial. La tabla muestra los valores de la media y la desviación estándar

Variable (unidad)	Fallo en el Ataque Inicial	Éxito en el Ataque Inicial
IRA	2,29 ± 1,32*	1,53 ± 0,95*
FBI	2,25 ± 0,941*	1,79 ± 0,788*
TDI	2,09 ± 1,39*	1,40 ± 0,905*
Tamaño incendio en 1 hora (ha)	21,8 ± 95*	3,98 ± 13,2*
Área 2 horas - Área 1 hora (ha)	2,92 ± 3,89	3,95 ± 154
Perímetro de 1 hora (m)	1.612 ± 5.318*	416 ± 664*
Longitud de Llama (m)	1,65 ± 2,06*	1,01 ± 0,984*
Velocidad de Propagación (km/h)	0,364 ± 0,411*	0,204 ± 0,275*
Pendiente Media (%)	10,7 ± 9,68*	6,54 ± 7,53*

** Diferencias significativas entre el fallo y el éxito del ataque inicial según el p-valor (<0,001) del ANOVA*

El modelo de regresión general lineal inicial ajustado con las cinco categorías del índice IRA como predictores ilustró su contribución al éxito del ataque inicial. En este sentido, todas las clases resultaron significativas en el modelo (Tabla 6). Además, se observa un aumento de los coeficientes estimados negativos, lo que representa que, a medida que aumenta el índice IRA, disminuye el éxito del ataque inicial.

Tabla 6. Coeficientes del modelo obtenidos para el modelo de regresión logística generalizada utilizando las cinco categorías de IRA como predictores. Nótese que IRA-1 ha sido considerado por el modelo como el intercepto

Categoría IRA	Coeficiente	Error Estándar	Valor Z	P-Valor
IRA-2	-0,990	0,117	-8,444	< 0,001
IRA-3	-1,189	0,087	-13,591	< 0,001
IRA-4	-1,483	0,147	-10,082	< 0,001
IRA-5	-2,367	0,139	-16,929	< 0,001

En la Figura 2 se muestra la probabilidad de éxito del ataque inicial en función de las clases del IRA para diferentes umbrales de tamaño del incendio. El límite establecido en 4 hectáreas sigue la misma línea paralela decreciente que el resto (es decir, 2, 4 y 40 ha), mientras que la categoría del índice IRA aumenta. Por otro lado, cuando los incendios escapan al ataque inicial, el índice explica que el tamaño medio final del incendio sea mayor a medida que crece el índice (Figura 2, derecha), especialmente para los valores más altos del IRA (4 y 5).

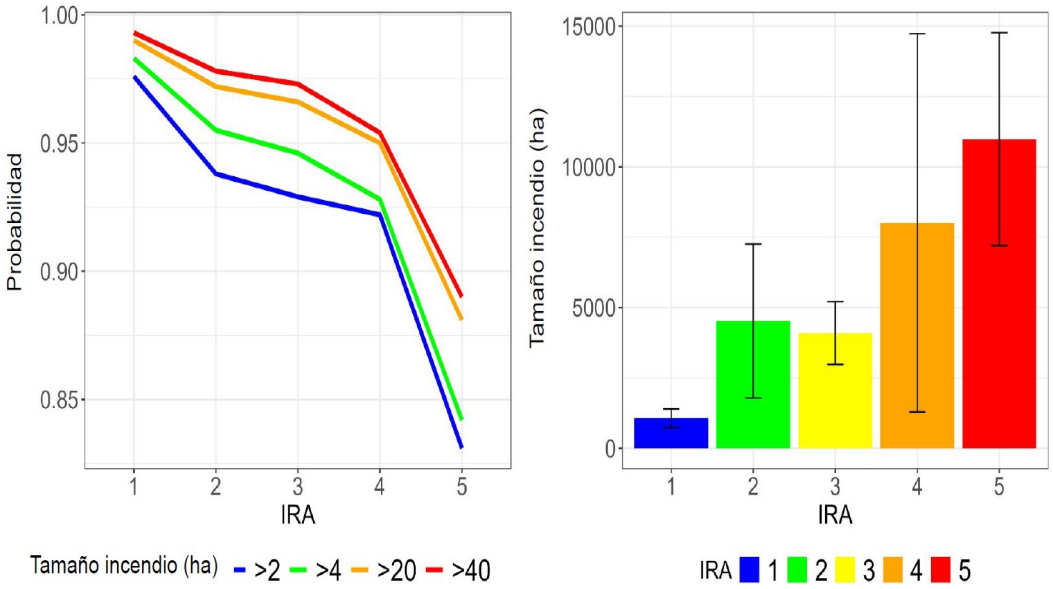

Figura 2. Comparación de la probabilidad de éxito del ataque inicial basada en las clases del IRA para diferentes objetivos de tamaño del incendio en ha (izquierda), y comparación del tamaño medio del incendio en ha cuando falla el ataque inicial (es decir, los incendios que escapan > 4 ha) para cada clase de IRA (derecha)

Al comparar los GLM entrenados con diferentes agencias de incendios forestales, aparecen diferencias ligeramente notables (Tabla 7). En los GLM entrenados con los incidentes de CAL FIRE, la probabilidad de éxito en el ataque inicial aumenta por encima del 89%, incluyendo los valores más altos del IRA (4 y 5, con un 94,8% y 89,5%, respectivamente). Por el contrario, excluyendo estos incendios forestales, la probabilidad de tener éxito en el ataque inicial disminuye ligeramente hasta el 89% y el 81,1% para las categorías IRA-4 e IRA-5, respectivamente.

Tabla 7. Comparación entre la probabilidad de éxito del ataque inicial para incidentes de CAL FIRE y los de otras agencias. Probabilidad logística modelada basada en las clases del IRA para el umbral de tamaño del incendio superior a 4 ha

Umbral de éxito (4 ha)		IRA				
	N	1	2	3	4	5
Todas las agencias	26.907	98,3%	95,5%	94,5%	92,8%	84,2%
CAL FIRE	**18.697**	**97,9%**	**96%**	**94,4%**	**94,8%**	**89,5%**
Excluyendo CAL FIRE	8.210	97,2%	93,2%	92,8%	89%	81,1%

En cuanto a la importancia de las variables, Random Forest señaló mediante el índice de Gini de disminución media (Figura 3), que el Tamaño del Incendio en 1 hora, la Velocidad de Propagación y la Longitud de Llama fueron los factores más significativos tras el ataque inicial. Por su parte, el TDI se mantiene con una relevancia menor. Teniendo en cuenta que la Velocidad de Propagación y el

Tamaño del Incendio en 1 hora estaban altamente correlacionadas (r = 0,9), las variables seleccionadas por este algoritmo de aprendizaje automático coinciden con el modelo original del IRA.

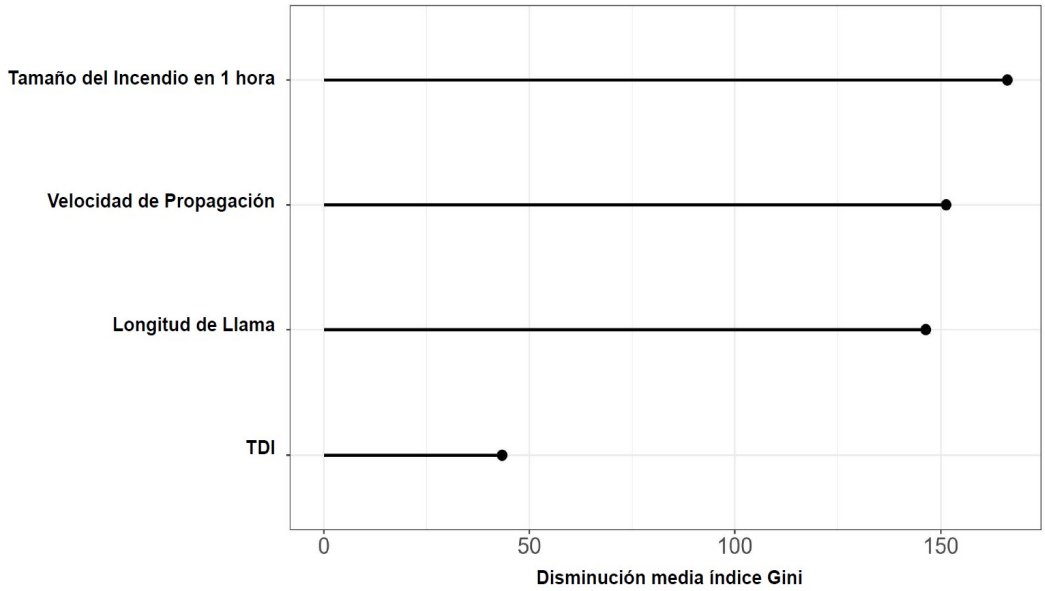

Figura 3. Importancia de las variables para los incendios forestales de todas las agencias en el modelo Random Forest (según el índice de Gini de disminución media)

Las métricas de simulación de incendios tuvieron un efecto significativo en el éxito de la respuesta inicial (Tablas 5 y 6). Sin embargo, el papel de los recursos de extinción de incendios también desempeñó un papel clave a la hora de explicar el éxito del ataque inicial. Concretamente, se analizó el tiempo de respuesta de los recursos de supresión de CAL FIRE durante el ataque inicial. Se encontró una interacción significativa entre el TDI y el tiempo de respuesta (Figura 4), que tuvo una influencia sustancial en el éxito del ataque inicial. En general, la interacción entre estas dos variables y la probabilidad de éxito de la respuesta inicial está inversamente relacionada, lo que significa que los tiempos de respuesta y los valores de TDI más altos están asociados con una menor probabilidad de éxito de la contención en las primeras 2 horas. Aunque la probabilidad de éxito del ataque inicial fue mayor con valores de TDI más bajos (Figura 4), esta probabilidad disminuye en función del tiempo de respuesta. Sin embargo, el efecto del tiempo de respuesta en valores altos de TDI es mínimo, lo que da lugar a las tasas más

bajas de éxito del ataque inicial.

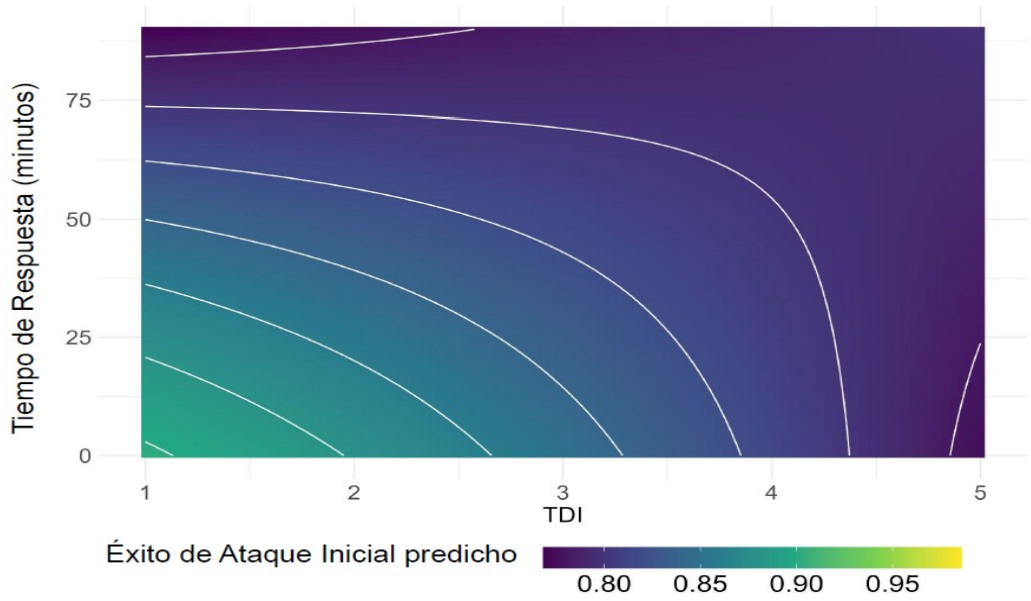

Figura 4. Gráfico de interacción entre el Tiempo de Respuesta (en minutos) y el TDI para predecir el éxito del ataque inicial

Se realizaron ocho simulaciones mediante el WFA fuera de California para mostrar la aplicación del modelo en otras regiones (Tabla 8). Los incendios seleccionados fueron extensos a lo largo de su duración con diferentes patrones de propagación. Hay que tener en cuenta que el índice IRA se diseñó para la fase de respuesta inicial (las primeras 2 horas tras el aviso de ignición) y, por tanto, los resultados deben interpretarse con esa consideración. En aquellos sucesos en los que las agencias de bomberos no son capaces de contener los incendios incipientes en ese tiempo es probable que cualquier incidente adquiera gran tamaño y sea muy destructivo (por ejemplo, Archie Greek en Oregón o Pine Gulch en Colorado). El incendio de Archie Creek mostró una velocidad de propagación muy elevada (vientos de ~60 km/h) alcanzando casi 4.900 ha durante las primeras 2 horas (Borsum y Plouffe 2022), superando las capacidades de extinción con un valor IRA de 5. En el incendio de Pine Gulch una propagación incontrolable en las primeras fases de la respuesta obligó a grandes evacuaciones (NOAA 2020). En otros casos, aunque el FBI fuera menos intenso, pero el IRA fuera alto, este último factor podría complicar mucho la accesibilidad al incendio y provocar un peligroso incendio remoto (por ejemplo, el incendio de Lionshead en Oregón). En este caso particular, este incendio de origen natural se inició con una propagación inicial lenta en los primeros días (FBI = 2), hasta que el 8 de septiembre creció a gran escala, impulsado por un evento histórico de intenso viento (USDA Forest Service 2020). Otros incidentes similares con un FBI muy bajo, como el incendio de Big Hollow en Washington, tuvieron un impacto bajo en zonas remotas con una evacuación de nivel 3 (Shedlock 2020). Por el contrario, otros incendios registraron un TDI moderado pero un FBI alto o extremo, como el Holiday Farm en Oregón (Price y Rein 2020), el Pine Gulch en Colorado y el Pont de Vilomara en España, provocando generalmente impactos más relevantes en términos de superficie quemada, edificios amenazados o destruidos así como importantes evacuaciones de

población. En el caso del incendio forestal español, una rápida propagación convectiva impactó 29 residencias en una Interfase Urbano-Forestal cercana durante la primera hora tras la ignición. Por último, los incendios forestales con ambos índices altos (por ejemplo, el incendio de Archie Greek en Oregón y el de River Road East en Montana) representan el peor escenario en términos de contención del fuego. Los casos más manejables se dan cuando tanto el TDI como el FBI son bajos, por lo que no suponen una amenaza y, por tanto, el grado de impacto fue mínimo (por ejemplo, el incendio de Iron en Colorado).

Tabla 8. Descripción de los incendios estudiados fuera de California empleados para la demostración del rendimiento del IRA generado en las simulaciones del WFA. ***Fecha/Hora*** *en horario local,* ***Tamaño****: superficie quemada declarada oficialmente en ha. Valores de los índices* ***IRA****,* ***FBI*** *y* ***TDI*** *en la salida de la simulación, y principales* ***impactos observados***

Nombre (Estado)	Fecha/Hora	Tamaño (ha)	IRA	FBI	TDI	Impactos observados
Holiday Farm (Oregon)	07/09/2020 20:20 h	70.169	5	5	2	La mayoría de las estructuras del Blue River fueron destruidas (400 viviendas)
Archie Creek (Oregon)	08/09/2020 7:37 h	53.254	5	5	4	El fuego creció rápidamente (rachas de 64 km/h) quemando en las primeras 2 horas cerca de 3.035 ha
Lionshead (Oregon)	16/08/2020 10:45 h	80.267	2	1	4	El incendio provocado por un rayo se extiende lentamente hasta el 8 de septiembre y destruye 264 viviendas
Big Hollow (Washington)	08/09/2020 16:02 h	10.115	1	1	3	Algunos campings requirieron evacuación (nivel 3)
River Road East (Montana)	18/08/2023 13:18 h	7.006	5	4	4	Más de 55 edificios destruidos (incluidas 15 residencias)
Iron (Colorado)	29/09/2023 11:54 h	2.991	2	2	2	Sin impacto perceptible
Pine Gulch (Colorado)	31/07/2020 17:15 h	56.171	5	5	3	Incendio por rayo con un ataque inicial incapaz de contenerlo, propagándose rápidamente y provocando la evacuación de viviendas
Pont de Vilomara	17/07/2022	1.696	5	5	3	Rápida propagación

(España)	13:04 h					convectiva en la primera hora (29 residencias afectadas)

5. Discusión

En este estudio, proponemos un índice dinámico (IRA) para evaluar la dificultad del ataque inicial, validado exhaustivamente con datos de 26.907 incendios forestales reales en California entre 2020 y 2023, simulados mediante el WFA de Technosylva. El índice se desarrolló inicialmente basándose en criterios de expertos y se probó preliminarmente contra incendios durante las últimas temporadas de incendios por Technosylva y CAL FIRE. Sin embargo, este documento proporciona más información sobre el rendimiento del IRA utilizando más datos de incendios y analizando cómo otros enfoques estadísticos y métricas de comportamiento del fuego pueden mejorar la estimación del éxito de la respuesta inicial.

Siguiendo el umbral de 4 ha adoptado para los incendios por CAL FIRE (Li y Banerjee 2021), las tasas de éxito en el ataque inicial fueron muy altas, conforme a las predicciones del modelo IRA para los incendios forestales en California. Sin embargo, identificamos algunos incendios que exceden el ataque inicial para las clases más altas del IRA (es decir, 4 y 5), aunque la tasa de éxito es algo más alta para los incidentes gestionados solo por CAL FIRE (Tabla 7). Nuestros hallazgos señalaron que estos incendios estaban relacionados con condiciones severas de dificultad de movilidad en el terreno, así como con un comportamiento del fuego severo. Algunos ejemplos de estos incendios comenzaron y se propagaron en áreas muy remotas, lo que aumentaba las probabilidades de que se escaparan del control (Kucuk et al. 2017). Las pendientes pronunciadas fueron uno de los factores más relevantes que influyeron en las tareas de control del fuego, específicamente por parte de las brigadas terrestres de extinción (Rodrigues et al. 2019), aunque también pudo haber aumentado la necesidad de operaciones aéreas en la mayoría de los casos (Plucinski et al. 2012). Además, la alta densidad y continuidad de tipos de combustible maduros podría agravar el acceso real a través del terreno, representando un obstáculo importante para abrir líneas de supresión efectivas (Reimer et al. 2019), al mismo tiempo que es uno de los principales factores que favorece la propagación del fuego (O'Connor et al. 2017). Por otro lado, la accesibilidad o el tiempo dedicado por los medios de extinción a lo largo de la red vial determina el éxito del ataque inicial. Todos estos aspectos fueron integrados y representados por el TDI y en el índice IRA propuesto.

Nuestro análisis también resalta las diferencias entre las métricas del comportamiento del fuego a partir de los resultados de las simulaciones cuando se comparan los éxitos del ataque inicial frente a los fallos. El índice IRA se comporta de acuerdo con investigaciones previas, con una relación negativa con la probabilidad de éxito en la respuesta inicial. Más importante aún, en los casos en que el ataque inicial falló, el índice fue capaz de capturar el potencial del fuego para convertirse en un incendio grande (Figura 3, panel derecho). En resumen, el índice IRA es predictivo de las tasas de éxito en la supresión (> 81% excluyendo los

incidentes gestionados por la agencia CAL FIRE y > 89.5% solo para incendios forestales de CAL FIRE), en línea con trabajos previos para la provincia de Quebec (Canadá) con un porcentaje global del 88% (Cardil et al. 2019).

Utilizamos varias métricas del comportamiento del fuego junto con otros algoritmos de aprendizaje automático, como Random Forest, el cuál nos permitió obtener información sobre la importancia de las variables. En ese sentido, el Tamaño del Incendio en 1 hora, la Velocidad de Propagación y la Longitud de Llama fueron los factores determinantes para la probabilidad de contención temprana del incendio, como lo mostraron otros estudios (Arienti et al. 2006). Esto concuerda con la concepción del IRA, que se rige principalmente por el FBI, obtenido por la combinación del ratio de propagación y la altura de llama. Al final, el comportamiento del incendio es el parámetro más relevante para el éxito de la contención temprana, ya que influye en las diferentes elecciones de métodos de supresión (Daniels et al. 2024). De hecho, el Tamaño en 1 hora y la Velocidad de Propagación también están directamente relacionados con el superficie final del incendio (es decir, aquellos incendios mayores de 4 ha). Estos aspectos son realmente relevantes, ya que los incendios de crecimiento más rápido son los más destructivos y mortales (Balch et al. 2024), más aún teniendo en cuenta que las condiciones meteorológicas severas y extremas de los incendios se exacerbarán como consecuencia del cambio climático antropogénico (Jones et al. 2022; Dong et al. 2022).

Más allá del comportamiento del fuego, hay más factores que pueden influir en el fracaso del ataque inicial, como los retrasos en los desplazamientos debidos a la menor accesibilidad al lugar, y la disponibilidad del tipo de recursos, cantidad, capacidades y velocidad de respuesta (Arienti et al. 2006; Rodrigues et al. 2019; Sakellariou et al. 2023). Cuando se inicia un incendio, los bomberos realizan una evaluación para determinar la estrategia y la táctica. Esto incluye factores como la ubicación del incendio, el tipo de combustible, la longitud de la llama y la previsión meteorológica del incendio a corto plazo que son considerados por nuestro modelo IRA. Sin embargo, nuestro análisis también encontró una interacción significativa entre el tiempo de respuesta de los recursos de extinción y el TDI. La probabilidad de éxito del ataque inicial es mayor en terrenos más accesibles, mientras que esta probabilidad disminuye a medida que aumenta el tiempo de respuesta. En este sentido, algunos estudios señalaron la importancia crucial de evitar retrasos prolongados en las primeras horas tras el descubrimiento del incendio con el fin de reducir la probabilidad de que se escape un incendio (Marshall et al. 2022). En este sentido, la accesibilidad es un factor determinante a la hora de establecer cortafuegos que faciliten el éxito de la extinción y contención del incendio (Syphard et al. 2011). En consecuencia, los gestores de incendios realizan un inventario de los recursos y evalúan el comportamiento del fuego utilizando las condiciones actuales y previstas. Esta respuesta inicial garantiza el envío de recursos suficientes para ejecutar las tareas de extinción (Wollstein et al. 2022). Por ello, los informes de situación sobre un incidente concreto apoyan la toma de decisiones, lo que permite a las agencias de bomberos priorizar los incendios en eventos con simultaneidad, teniendo la oportunidad de ser más eficaces en la reducción de los efectos del fuego (Plucinski 2013). Estos resultados apuntan a la búsqueda de un equilibrio entre el tamaño inicial del incendio (o, desde un punto

de vista operativo, el tipo de evento), los recursos disponibles y su ubicación, y la amenaza potencial para los bienes de alto valor en riesgo. Al final, todos estos factores condicionarán el tiempo real invertido en la primera respuesta de los agentes de gestión de incendios. Sin embargo, las implicaciones de priorizar en función de los impactos potenciales del incendio pueden introducir ruido en los resultados (por ejemplo, los incendios más lejanos con tiempos de respuesta elevados probablemente tengan valores en riesgo más bajos y, por tanto, sea menos prioritario contenerlos en 4 ha).

Se evaluó el modelo IRA añadiendo métricas clave del comportamiento del fuego, así como otros algoritmos de aprendizaje automático (Random Forest) y simulando incidentes en otras zonas fuera de California. En consecuencia, podemos seguir utilizando nuestro modelo IRA original validado con incendios reales por diferentes razones. En primer lugar, se construyó basándose en criterios de expertos; en segundo lugar, es fácilmente comprensible y aplicable por los usuarios finales operativos (bomberos y gestores). Además, demostramos que el IRA puede extrapolarse a otras regiones fuera de California. En todos los casos, tanto nuestro índice (IRA) como sus dos subíndices (FBI y TDI) mostraron resultados muy acordes con la diversidad de la probabilidad de contención, el comportamiento del fuego y la dificultad del terreno. Por tanto, se destaca el rendimiento de los modelos operativos actuales para estimar el comportamiento del fuego en California (Cardil et al. 2023).

El principal valor del índice IRA fue su implementación desde 2020 en la declaración de gestión de incendios forestales de CAL FIRE. Las métricas diarias de IRA son evaluadas y resumidas para cada unidad de CAL FIRE. Al mismo tiempo, cada alerta se simula automáticamente y se asocia con un valor IRA para proporcionar información del tiempo de detección a las unidades en el campo, las cuáles obtienen un informe tan pronto como el incidente entra en el Despacho Asistido por Ordenador (CAD). Por otra parte, la integración de WFA con tecnologías y fuentes de datos complementarias facilita la verificación de las predicciones y la calibración continua de las simulaciones para obtener resultados más precisos. En la actualidad, el WFA está integrado con el sistema de despacho de CAL FIRE para proporcionar predicciones automáticas de propagación tras recibir notificaciones de cada incidente en curso. A su vez, los datos de incidentes activos actualizan las simulaciones automáticas con la ubicación de la propagación actual (Cardil et al. 2023).

6. Conclusiones

En este trabajo proponemos el índice IRA para evaluar el éxito del ataque inicial utilizando los incendios forestales de California ocurridos en el periodo 2020-2023. Se ha validado mediante varios modelos de regresión añadiendo variables relacionadas con el incendio obtenidas dentro del WFA de Technosylva. Además, se ajustaron otros algoritmos de aprendizaje automático, como Random Forest,

para extraer la importancia de las variables predictoras y se simularon incendios forestales fuera de California para demostrar el rendimiento del IRA. Los resultados mostraron que el Tamaño del Incendio en 1 hora, la Velocidad de Propagación y la Longitud de Llama son los principales factores que influyen en una contención exitosa o fallida. En cuanto al papel de los recursos de extinción, el tiempo de respuesta estuvo significativamente relacionado con el TDI a la hora de definir la probabilidad de éxito del ataque inicial. A su vez, las simulaciones realizadas fuera del área de estudio mostraron que los resultados del IRA y sus subcomponentes (FBI y TDI) se alinearon en gran medida con el comportamiento observado por los incidentes reales, y, por lo tanto, ambos pueden ser directamente extrapolados a otros entornos y condiciones de incendio.

Para concluir, elegimos el índice IRA propuesto por su sencillez y robustez por encima del resto de modelos. De hecho, ha sido construido con criterios expertos e implementado con éxito durante el ataque inicial en California. Actualmente apoya las principales etapas de toma de decisiones diarias de CAL FIRE, como la preparación de los recursos más adecuados para el envío y la respuesta durante la detección temprana de incendios forestales, gracias a su facilidad de interpretación y comunicación.

7. Agradecimientos

Nos gustaría agradecer a Eugene Oliver de CAL FIRE por facilitarnos los datos de los recursos de supresión.

8. Bibliografía

ALBINI, F.A.; 1976. Estimating wildfire behavior and effects. USDA Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, General Technical Report INT-30. 100. Ogden, UT

ANDREWS, P.L.; HEINSCH, F.A.; SCHELVAN, L.; 2011. How to generate and interpret fire characteristics charts for surface and crown fire behavior. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, General Technical Report RMRS-GTR-253. 40. Fort Collins, CO

ANDREWS, P.L.; ROTHERMEL, R.C.; 1982. Charts for interpreting wildland fire behavior characteristics. USDA Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, General Technical Report INT-131 . 22. Ogden, UT

ARIENTI, M.C.; CUMMING, S.G.; BOUTIN, S.; 2006. Empirical models of forest fire initial attack success probabilities: the effects of fuels, anthropogenic linear features, fire weather, and management. *Canadian Journal of Forest Research* 36 3155–3166

BALCH, J.K.; IGLESIAS, V. MAHOOD, A.L.; COOK, M.C.; AMARAL, C.; DECASTRO, A.; LEYK, S.; MCINTOSH, T.L.; NAGY, R.C.; ST. DENIS, L.; TUFF, T.; VERLEYE, E.; WILLIAMS, A.P.; KOLDEN, C.A.; 2024. The fastest-growing and most destructive

fires in the US (2001 to 2020). *Science* 386 425–431

BAYHAM, J.; BELVAL, E.J.; THOMPSON, M.P.; DUNN, C.; STONESIFER, C.S.; CALKIN, D.E.; 2020. Weather, risk, and resource orders on large wildland fires in the western US. *Forests* 11 1–17

BORSUM, D.; PLOUFFE, K.; 2022. Archie Creek Fire, Western Oregon. Disponible en https://storymaps.arcgis.com/stories/ce3ee5f7c1704041967588e93dbad175

BREWER, M.J.; CLEMENTS, C.B.; 2022. The 2018 Camp Fire: Meteorological Analysis Using In Situ Observations and Numerical Simulations. *Atmosphere* 11 1-19

BROWN, G.G.; KOYAK, R.A.; SALMERÓN, J.; SCHOLZ, Z.; 2021. Optimizing Prepositioning of Equipment and Personnel for Los Angeles County Fire Department to Fight Wildland Fires. INFORMS Journal on Applied Analytics 51 435–449

CALIFORNIA DEPARTMENT OF FISH AND WILDLIFE (ED); 2021. Atlas of the Biodiversity of California. Independent Publisher. 124

CALKIN, D.E.; THOMPSON, M.P.; FINNEY, M.A.; HYDE, K.D.; 2011. A Real-Time Risk Assessment Tool Supporting Wildland Fire Decisionmaking. *Journal of Forestry* 109 274–280

CARDIL, A.; LORENTE, M.; BOUCHER, D.; BOUCHER, J.; GAUTHIER, S.; 2019. Factors influencing fire suppression success in the province of Quebec (Canada). *Canadian Journal of Forest Research* 49 531–542

CARDIL, A.; MONEDERO, S.; SELEGUE, P.; NAVARRETE, M.Á.; DE-MIGUEL, S.; PURDY, S.; MARSHALL, G.; CHAVEZ, T.; ALLISON, K.; QUILEZ, R.; ORTEGA, M.; SILVA, C.A.; RAMÍREZ, J.; 2023. Performance of operational fire spread models in California. *International Journal of Wildland Fire* Special Issue 1-11

CHAMBERS, J.M.; FREENY, A.E.; HEIBERGER, R.M.; 1992. Analysis of variance; Designed Experiments. En Statistical Models in S. Routledge. 624. Nueva York

COSTAFREDA-AUMEDES, S.; CARDIL, A.; MOLINA, D.M.; DANIEL, S.N.; MAVSAR, R.; VEGA-GARCÍA, C.; 2016. Analysis of factors influencing deployment of fire suppression resources in Spain using artificial neural networks. *IForest* 9 138–145

DANIELS, M.C.; BRAZIUNAS, K.H.; TURNER, M.G.; MA, T.F.; SHORT, K.C.; RISSMAN, A.R.; 2024. Multiple social and environmental factors affect wildland fire response of full or less-than-full suppression. *Journal of Environmental Management* 351,

119731

DONG, C.; WILLIAMS, A.P.; ABATZOGLOU, J.T.; LIN, K.; OKIN, G.S.; GILLESPIE, T.W.; LONG, D.; LIN, Y.H.; HALL, A.; MACDONALD, G.M. 2022. The season for large fires in Southern California is projected to lengthen in a changing climate. *Communications Earth & Environment* 3 1–9

DUANE, A.; CASTELLNOU, M.; BROTONS, L.; 2021. Towards a comprehensive look at global drivers of novel extreme wildfire events. *Climatic Change* 165 43 1-21

FILLMORE, S.D.; PAVEGLIO, T.B.; 2023. Use of the Wildland Fire Decision Support System (WFDSS) for full suppression and managed fires within the Southwestern Region of the US Forest Service. *International Journal of Wildland Fire* 32 622–635

FINNEY, M.A.; 2022. Fire growth using minimum travel time methods. *Canadian Journal of Forest Research* 32 1420–1424

JAIN, P.; COOGAN, S.C.P.; SUBRAMANIAN, S.G.; CROWLEY, M.; TAYLOR, S.; FLANNIGAN, M.D.; 2020. A review of machine learning applications in wildfire science and management. *Environmental Reviews* 28 478–505

JIN, S.; HOMER, C.; YANG, L.; DANIELSON, P.; DEWITZ, J.; LI, C.; ZHU, Z.; XIAN, G.; HOWARD, D.; 2019. Overall Methodology Design for the United States National Land Cover Database 2016 Products. *Remote Sensing* 11 2971

JONES, M.W.; ABATZOGLOU, J.T.; VERAVERBEKE, S.; ANDELA, N.; LASSLOP, G.; FORKEL, M.; SMITH, A.J.P.; BURTON, C.; BETTS, R.A.; VAN DER WERF G.R.; STICH, S.; CANADELL, J.G.; SANTÍN, C.; KOLDEN, C.; DOERR, S.H.; LE QUÉRÉ, C.; 2022. Global and Regional Trends and Drivers of Fire Under Climate Change. *Reviews of Geophysics* 60 1-76

JOSHI, J.; SUKUMAR, R.; 2021. Improving prediction and assessment of global fires using multilayer neural networks. *Scientific Reports* 11 1-14

KATUWAL, H.; CALKIN, D.E.; HAND, M.S.; 2016. Production and efficiency of large wildland fire suppression effort: A stochastic frontier analysis. *Journal of Environmental Management* 166 227–236

KUCUK, O.; TOPALOGLU, O.; ALTUNEL, A.O.; CETIN, M.; 2017.Visibility analysis of fire lookout towers in the Boyabat State Forest Enterprise in Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment* 189:329 1-18

LI, S.; BANERJEE, T.: 2021. Spatial and temporal pattern of wildfires in California

from 2000 to 2019. *Scientific Reports* 11:8779 1-17

MARSHALL, E.; DORPH, A.; HOLYLAND, B.; FILKOV, A.; PENMAN, T.D.; 2022. Suppression resources and their influence on containment of forest fires in Victoria. *International Journal of Wildland Fire* 31 1144–1154

MASS, C.F.; OVENS, D.; 2019. The Northern California Wildfires of 8–9 October 2017: The Role of a Major Downslope Wind Event. *Bulletin of the American Meteorological Society* 100 235–256

MERRIL, D.F.; ALEXANDER, M.E.; 1987. Glossary of Forest Fire Management Terms. Canadian Committee on Forest Fire Management. 91. Ottawa.

MOLINA-TERRÉN, D.M.; XANTHOPOULOS, G.; DIAKAKIS, M.; RIBEIRO, L.; CABALLERO, D.; DELOGU, G.M.; VIEGAS, D.X.; SILVA, C.A.; CARDIL, A.; 2019. Analysis of forest fire fatalities in Southern Europe: Spain, Portugal, Greece and Sardinia (Italy). *International Journal of Wildland Fire* 28 85-98

NATIONAL INTERANGENCY FIRE CENTER. 2023. Information Technology. Disponible en https://www.nifc.gov/programs/information-technology

NATIONAL WILDFIRE COORDINATING GROUP. 2014. Aerial Supervision Logbook. Disponible en at https://www.nwcg.gov/publications

NELSON, R.M. 2000. Prediction of diurnal change in 10-h fuel stick moisture content. *Canadian Journal of Forest Research* 30 1071–1087

NOAA. 2020. Pine Gulch Wildfire 2020. Disponible en https://www.weather.gov/gjt/PineGulchWildfire

NOONAN-WRIGHT, E.K.; OPPERMAN, T.S.; FINNEY, M.A.; ZIMMERMAN, G.T.; SELI, R.C. ELENZ, L.M.; CALKIN, D.E.; FIEDLER, J.R.; 2011. Developing the US wildland fire decision support system. *Journal of Combustion* 2011 1–14

O'CONNOR, C.D.; CALKIN, D.E.; THOMPSON, M.P.; 2017. An empirical machine learning method for predicting potential fire control locations for pre-fire planning and operational fire management. *International Journal of Wildland Fire* 26 587–597

PICOTTE, J.J.; BHATTARAI, K.; HOWARD, D.; LECKER, J.; EPTING, J.; QUAYLE, B.; BENSON, N.; NELSON, K.; 2020. Changes to the Monitoring Trends in Burn Severity program mapping production procedures and data products. *Fire Ecology* 16 1-12

PLUCINSKI, M.P.; 2013. Modelling the probability of Australian grassfires escaping initial attack to aid deployment decisions. *International Journal of Wildland Fire* 22 459-486

PLUCINSKI, M.P.; DUNSTALL, S.; MCCARTHY, N.F.; DEUTSCH, S.; TARTAGLIA, E.; HUSTON, C.; STEPHENSON, A.G.; 2023. Fighting wildfires: predicting initial attack success across Victoria, *Australia. Int. J. Wildland Fire* 32 1689–1703

PLUCINSKI, M.P.; MCCARTHY, G.J.; HOLLIS, J.J.; GOULD, J.S.; 2012. The effect of aerial suppression on the containment time of Australian wildfires estimated by fire management personnel. *International Journal of Wildland Fire* 21 219–229

PRICE, Z.; REIN, H.; 2020. Oregon wildfires: 20 of the state's biggest since 2002. Salem Statesman J. Disponible en https://www.statesmanjournal.com/story/news/2021/07/20/oregon-wildfires-20-biggest-since-2002/7985470002/

R CORE TEAM. 2021. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Disponible en https://www.r-project.org

RAPHAEL, M.N.; 2023. The Santa Ana Winds of California. *Earth Interactions* 7 1–13

RASHIDI, E.; MEDAL, H.; HOSKINS, A.; 2018. An attacker-defender model for analyzing the vulnerability of initial attack in wildfire suppression. *Naval Research Logistics* 65 120–134

REIMER, J.; THOMPSON, D.K.; POVAK, N.; 2019. Measuring initial attack suppression effectiveness through burn probability. *Fire* 2 1–16

RIDEOUT, D.; WEI, Y.; KIRSCH, A.; 2011. Optimal allocation of initial attack resources to multiple wildfire events. *International Journal of Safety and Security Engineering* 1 312–325

RODRIGUES, M.; ALCASENA, F.; GELABERT, P.; VEGA-GARCÍA, C.; 2020. Geospatial Modeling of Containment Probability for Escaped Wildfires in a Mediterranean Region. *Risk Analysis* 40 1762–1779

RODRIGUES, M.; ALCASENA, F.; VEGA-GARCÍA, C.; 2019. Modeling initial attack success of wildfire suppression in Catalonia, Spain. *Science of the Total Environment* 666 915–927

RODRÍGUEZ Y SILVA, F.; O'CONNOR, C.D.; THOMPSON, M.P.; MOLINA MARTÍNEZ, J.R.; CALKIN, D.E.; 2020. Modelling suppression difficulty: Current and future applications. *International Journal of Wildland Fire* 29 739–751

ROTHERMEL, R.C.; 1972. A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. USDA Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, Research Paper INT-115. 41. Ogden, UT

ROTHERMEL, R.C.; 1983. How to Predict the Spread and Intensity of Forest and Range Fires. USDA Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, General Technical Report INT-143. 164. Ogden, UT

ROTHERMEL, R.C.; 1991. Predicting behavior and size of crown fires in the northern Rocky Mountains. USDA Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, Research Paper INT-438. 46. Ogden, UT

SAKELLARIOU, S.; SFOUGARIS, A.; CHRISTOPOULOU, O.; TAMPEKIS, S.; 2023. Spatial Resilience to Wildfires through the Optimal Deployment of Firefighting Resources: Impact of Topography on Initial Attack Effectiveness. *International Journal of Disaster Risk Science* 14 98–112

SÁNCHEZ, D.; EAGLESTON, H.; ANKER, B.; JENKINS, L.T.; GUNDA, T.; 2021. Not all disasters are created equal: An evaluation of water issues in fire and hurricane media coverage in the United States. *Water* 13 1-21

SCOTT, J.H.; BURGAN, R.E.; 2005. Standard fire behavior fuel models: a comprehensive set for use with Rothermel's surface fire spread model. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, RMRS-GTR-153. 72. Fort Collins, CO

SHEDLOCK, J.; 2020. The Columbian: Big Hollow Fire in Gifford Pinchot National Forest 15 percent contained. Disponible en https://www.columbian.com/news/2020/sep/16/big-hollow-fire-in-gifford-pinchot-national-forest-15-percent-contained

STATE OF CALIFORNIA.; 2017a. 7751.1 Handbook Nº 75, No publicado. Sacramento, CA

STATE OF CALIFORNIA; 2017b. 7700 Handbook. No publicado. Sacramento, CA

SU, Z.; HU, H.; WANG, G.; MA, Y.; YANG, X.; GUO, F.; 2018. Using GIS and Random Forests to identify fire drivers in a forest city, Yichun, China. Geomatics, *Natural Hazards and Risk* 9 1207–1229

SYPHARD, A.D.; KEELEY, J.E.; BRENNAN, T.J.; 2011. Comparing the role of fuel breaks across southern California national forests. *Forest Ecology and Management* 261 2038–2048

TAYLOR, S.W.; NADEEM, K.; 2022. Predicting daily initial attack aircraft targets in British Columbia. *International Journal of Wildland Fire* 31 469–469

THOMPSON, M.P.; LIU, Z.; WEI, Y.; CAGGIANO, M.D.; 2018. Analyzing Wildfire Suppression Difficulty in Relation to Protection Demand. En Environmental Risks. IntechOpen. 116. Londres

USDA FOREST SERVICE; 2020. Willamette National Forest: Lionshead Fire Story & Data. Disponible en https://www.fs.usda.gov/detailfull/willamette/fire/?cid=fseprd835648

VAN WAGNER, C.E.; 1977. Conditions for the start and spread of crown fire. *Canadian Journal of Forest Research* 7 23–34

VARGA, K.; JONES, C.; TRUGMAN, A.; CARVALHO, L.M.V.; MCLOUGHLIN, N.; SETO, D.; THOMPSON, C.; DAUM, K.; 2022. Megafires in a Warming World: What Wildfire Risk Factors Led to California's Largest Recorded Wildfire. *Fire* 5 1-19

WFAS; 2022. Wildland Fire Assessment System (WFAS) database. Disponible en https://www.wfas.net/index.php/national-fuel-moisture-database-moisture-drought-103

WHEATLEY, M.; WOTTON, B.M.; WOOLFORD, D.G.; MARTELL, D.L.; JOHNSTON, J.M.; 2022. Modelling initial attack success on forest fires suppressed by air attack in the province of Ontario, Canada. *Int. J. Wildland Fire* 31 774–785

WOLLSTEIN, K.; O'CONNOR, C.; GEAR, J.; HOAGLAND, R.; 2022.Minimize the bad days: Wildland fire response and suppression success. *Rangelands* 44 187–193