



Spatio-temporal analysis of wildfires occurrence in the Mexican State of Oaxaca

Análisis espacio temporal de la ocurrencia de incendios forestales en el estado mexicano de Oaxaca

Bartolo de Jesús Villar-Hernández^{1,2*}, Sergio Pérez-Elizalde², Dante Arturo Rodríguez-Trejo¹, Paulino Pérez-Rodríguez²

Fecha de recepción/Reception date: 19 de mayo de 2022

Fecha de aceptación/Acceptance date: 30 de septiembre de 2022

¹Universidad Autónoma Chapingo. México.

²Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. México.

*Autor para correspondencia; correo-e: bjesusvh@gmail.com

*Corresponding author; e-mail: bjesusvh@gmail.com

Resumen

En este estudio, se modelan y analizan los eventos de incendios forestales registrados en los últimos 19 años por el satélite de observación *MODIS* en el estado de Oaxaca; para ello, se utilizó un modelo *Poisson* jerárquico bayesiano, el cual modela el número de incendios forestales espacial y temporalmente, así como la interacción de ambos. De acuerdo con los resultados, algunas variables ambientales como la temperatura del trimestre más seco, la velocidad media del viento, el índice de vegetación mejorado y la ocurrencia del fenómeno El Niño-Oscilación del Sur, explican parte de la variabilidad espacio-temporal observada. Derivado del análisis, se identificaron dos grupos espaciales: el primero cubre desde la Sierra Juárez hasta el Istmo de Tehuantepec, y el segundo abarca la Sierra Sur. Adicionalmente, el término temporal sugiere que el número de eventos se ha incrementado en aproximadamente 42.2 % en las últimas dos décadas. Los resultados indican que los incendios forestales se han incrementado tanto espacial como temporalmente. Estos hallazgos son señales de alarma, dado que si la tendencia continua, en las siguientes décadas cientos de nuevas hectáreas de bosque y su biodiversidad serán amenazadas a causa de los regímenes de fuego alterados, que también afectará las actividades económicas y la salud de los habitantes de las áreas rurales y urbanas del estado. La información generada puede ser un punto de partida en el diseño de programas más eficientes para mitigar el impacto de los incendios forestales en Oaxaca.

Palabras clave: Pérdida de biodiversidad, emisión de carbono, focos de calor, observación satelital, agrupamiento espacial, incendios forestales.

Abstract

In this study, we modelled and analyzed hotspot events recorded by MODIS satellite during the last nineteen years in the Mexican state of Oaxaca using a hierarchical Poisson Bayesian model. Our approach models the number of forest fires in space, time and the interaction of both and considers environmental variables. According to our results, some environmental variables can explain some of the observed Spatio-temporal variations, such as the temperature of the driest quarter, average wind speed, enhanced vegetation index values, and the occurrence of *El Niño-Southern Oscillation*. The analysis identified two spatial cluster regions: the first covers the *Sierra Juárez* up to the Isthmus of *Tehuantepec*, and the second covers the *Sierra del Sur*. Additionally, the temporal term in our model suggests that the number of events has increased by

approximately 42.2 % in the last two decades. In conclusion, our results prompt that forest fires increased not only spatially but also in temporarily. These findings are alarm signals because if the trend continues, hundreds of new hectares of forest and its biodiversity will be threatened in the following decades, affecting too economic activities and people's health living in rural and urban areas of *Oaxaca*. This study can be a primary analysis in designing more efficient fire management programs to mitigate the impacts of altered fire regimes in *Oaxaca*.

Keywords: Biodiversity loss, carbon emissions, hotspots, satellite observation, spatial clustering, wildfires.

Introducción

Los incendios forestales son uno de los factores más importantes que dan forma y modifican el ecosistema y la biodiversidad del Planeta desde hace millones de años. En múltiples regiones del mundo, estos eventos son causados por una combinación de fenómenos naturales como los rayos y la disponibilidad de combustible vegetal debido a las sequías pronunciadas en ciertos meses del año. Por ejemplo, en México 40 % de los tipos de vegetación son mantenidos por incendios (Rodríguez, 2014), y en algunos bosques tropicales ocurren en cada temporada de secas, por lo que las especies arbóreas exhiben rasgos de adaptación a los incendios, y estos desempeñan un papel ecológico (Nasi *et al.*, 2002). En gran medida, los seres humanos son responsables, directa o indirectamente, de manera deliberada o por descuido, de entre 75 % y 96 % de ellos (Hirschberger, 2016).

La expresión del fuego como factor ecológico en los ecosistemas forestales ocurre a partir de regímenes de fuego, es decir, los patrones de incendios repetidos y expresados como frecuencia, estación, tipo, gravedad y extensión en un paisaje (Scott *et al.*, 2014). Se estima que 61 % de las ecorregiones del Planeta tienen regímenes de fuego degradados o muy degradados, de modo que el fuego desempeña un papel fundamental en el mantenimiento de muchos ecosistemas; debido a las actividades antrópicas, el fuego se comporta, actualmente, de manera diferente que en cualquier otra época de la historia de la humanidad (Shlisky *et al.*, 2007).

A una escala global, la alteración de los regímenes de fuego es una importante fuente de emisiones de gases de efecto invernadero. En el ámbito regional, los incendios impactan las reservas de biomasa, el ciclo hidrológico y la salud de las personas, además afectan significativamente la biodiversidad en los bosques. Nasi *et al.* (2002) señalan que a finales

del siglo XX, los cambios en la dinámica entre el hombre, el fuego y el aumento en la frecuencia de El Niño-Oscilación del Sur, han originado una situación en la que los incendios constituyen una importante amenaza para muchos bosques y su biodiversidad. En particular, El Niño-Oscilación del Sur ha generado condiciones inusualmente cálidas y secas en muchas regiones del mundo susceptibles a los incendios, lo que puede resultar en un incremento de la superficie quemada (Burton *et al.*, 2020).

Desde el punto de vista de la salud de las personas, el humo de los incendios forestales tiene el potencial de afectar a millones de personas, por lo que constituye un problema de salud pública considerable (Chen *et al.*, 2006; Dennekamp y Abramson, 2011).

Con los avances tecnológicos actuales es posible monitorear grandes superficies mediante el uso extensivo de los datos satelitales. Una aplicación es la detección de los incendios activos (focos de calor) que, generalmente, se basa en la región espectral infrarroja media (*MIR*) (3-5 μm), la cual implica una radiancia espectral de la temperatura a la que se quema la vegetación (de 500 a 1 000 K). Esta es superior a las temperaturas promedio de la Tierra (de 300 K), por lo que es posible distinguir los incendios activos (Chuvienco, 2008). El sensor más importante es el Espectrorradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada (*MODIS*) de los satélites *Aqua* y *Terra*, el cual identifica los "píxeles de fuego" del tamaño de 1 km² (en promedio). Müller *et al.* (2013) refieren que el tamaño de los incendios detectables depende de la temperatura del fuego, del área del incendio, de la cobertura vegetal y del ángulo de visión del sensor.

La observación y el registro de los focos de calor también permite estudiar, analizar y responder preguntas científicas a partir de datos espacio-temporales. La información disponible a la fecha no respalda un aumento general de la superficie quemada, ni de la gravedad global de los incendios, pero hay evidencias, basadas en algunas escalas regionales, de que se ha incrementado el número de eventos y el área total afectada (Doerr y Santín, 2016). Por lo tanto, cabe suponer que los incendios forestales se pueden analizar y modelar a nivel regional.

En México hay algunos esfuerzos de investigación encaminados a comprender diversos aspectos de los incendios forestales, desde los puntos de vista de la causalidad (Ávila-Flores

et al., 2010; Antonio y Ellis, 2015; Pompa-García *et al.*, 2018; Zúñiga-Vásquez y Pompa-García, 2019) hasta de la predicción (Perez-Verdin *et al.*, 2014; Ibarra-Montoya y Huerta-Martínez, 2016; Galván y Magaña, 2020; Monjarás-Vega *et al.*, 2020; Ruíz-García *et al.*, 2022).

Oaxaca es el estado con mayor biodiversidad en todo México; alberga casi la mitad de las especies de plantas y de tipos de vegetación del país, así como 40 % de los taxa de mamíferos, 63 % de los de aves, 26 % de los reptiles y 23 % de los peces de río (Oviedo, 2002). El estado se ubica en el suroeste de México y colinda con Puebla, Veracruz, Chiapas, Guerrero, y con el océano Pacífico al sur (Figura 1). El bosque seco tropical, en el que viven como endémicas hasta 70 % de las especies de plantas, cruza el estado.

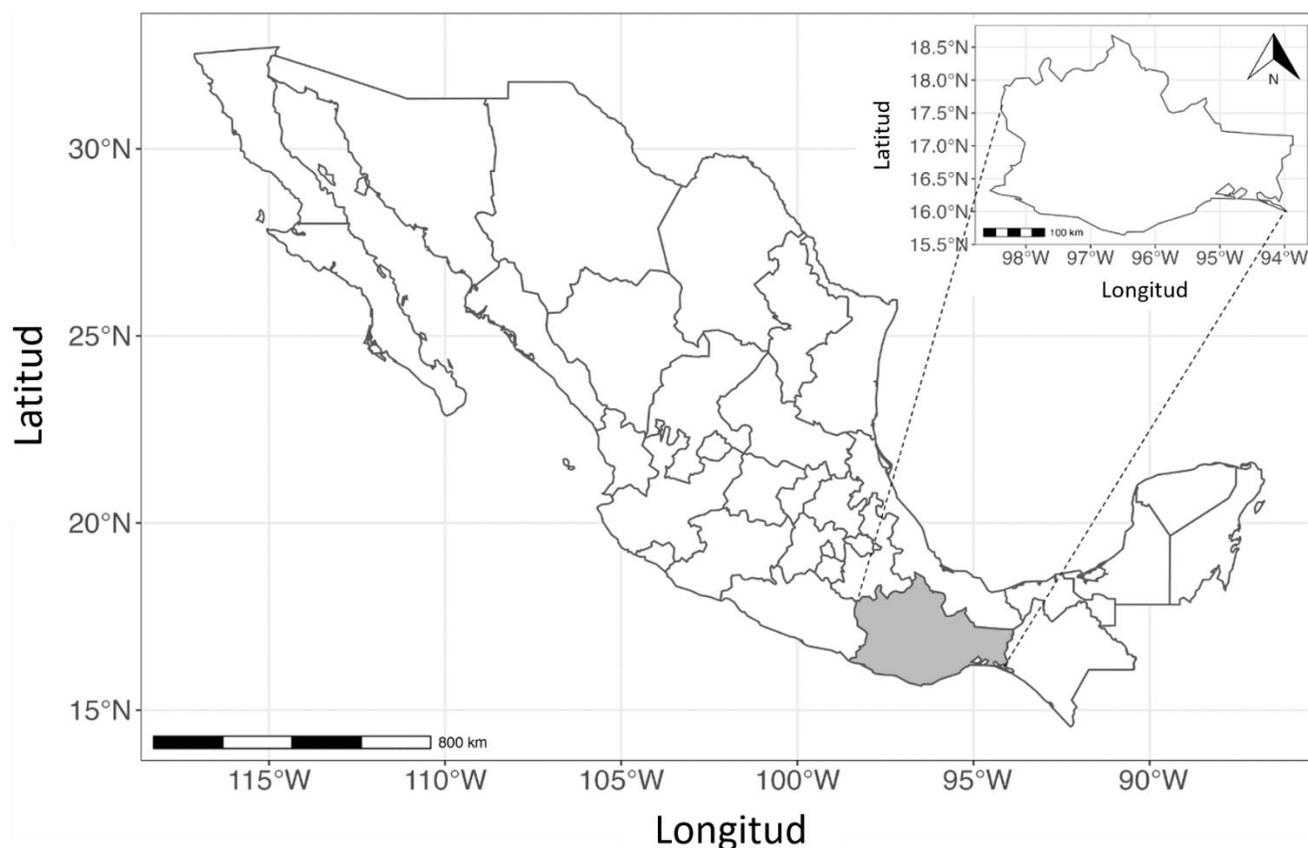


Figura 1. Ubicación geográfica del estado de Oaxaca en México.

Con base en los resultados obtenidos a partir de datos de los años 2000 a 2012, Oaxaca es una de las primeras cinco entidades con más emisiones de carbono negro ($4\ 557\text{-}6\ 309\ \text{t}\cdot\text{año}^{-1}$) y de carbono orgánico ($48\ 441\text{-}70\ 663\ \text{t}\cdot\text{año}^{-1}$) derivados de incendios forestales (Cruz *et al.*, 2014). En el último informe técnico de la Comisión Nacional Forestal (Conafor), en 2019 Oaxaca figuraba entre los 10 estados con mayor número de incendios forestales y se hallaba entre los primeros cinco con más superficie dañada (Conafor, 2020).

Doerr y Santín (2016) señalan la necesidad de realizar estudios a escalas local y regional, y dada la gran biodiversidad existente en Oaxaca, en el presente estudio se analizan retrospectivamente los eventos de focos de calor ocurridos en los últimos 19 años (2001–2019) en el estado. El objetivo principal fue analizar y caracterizar el patrón espacio-temporal de los casos de focos de calor para conocer si sus patrones varían en el espacio y en el tiempo, o si los eventos se dispersan al azar en ambas escalas. Se consideró que en el área de estudio los focos de calor no están dispersos al azar en el espacio, sino que se forman agrupamientos, los cuales se explican, parcialmente, como una función de ciertas variables ambientales como la temperatura, la precipitación, la pendiente del terreno, la velocidad de viento y el tipo de vegetación. También, se planteó la hipótesis de que los focos de calor tienden a incrementarse significativamente en el tiempo y el espacio.

En México, se han realizado muchos estudios sobre incendios forestales, pero sin un enfoque unificado que modele en el espacio y el tiempo e integre y cuantifique los efectos de ciertas variables ambientales en el riesgo de incendios. Es posible incluir en investigaciones futuras variables relacionadas con las actividades humanas que igual influyen en la distribución de los focos de calor. Cabe señalar que en el presente estudio se analizan, por primera vez, los datos de los focos de calor de dos décadas de registros satelitales en Oaxaca.

Materiales y Métodos

Datos y su descripción general

La base de datos de los focos de calor utilizada se obtuvo del Sistema de Información sobre Incendios para la Gestión de Recursos (*FIRMS*) (NASA, 2020c).

Los registros representan el centro de un píxel de 1 km² que contiene uno o más incendios diarios registrados desde enero de 2001, hasta diciembre de 2019 en el estado de Oaxaca, México. Se descartaron los datos con un bajo nivel de confianza (menor a 30 %) y todos los eventos correspondientes al área de la refinería del Pacífico (situada en Tehuantepec, Oaxaca) por considerarse falsas alarmas. El *shapefile* de polígonos que delimita el estado de Oaxaca se obtuvo del portal de geointeligencia de la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio, 2020).

El estado se dividió en un entramado regular de celdas de 10 km² cada una. El número total de nuevos registros de focos de calor (no repetidos) se registró en cada celda para cada año se modelaron mediante un modelo estadístico que se presenta más adelante.

Además, se generó una base de datos de variables ambientales estandarizadas (valores crudos menos el promedio, divididos entre su correspondiente desviación estándar) a una resolución de 1 km², la cual incluye valores de temperatura media del cuatrimestre más seco (*TempCS*, °C), precipitación media del trimestre más seco (*ppCS*, mm), velocidad media del viento (velocidad del viento, m·s⁻¹), pendiente (grados decimales), valores medios del Índice de Vegetación Mejorada (*IVM*, sin dimensiones) y otras dos variables indicadoras que representan la incidencia de la Oscilación del Sur El Niño y su homólogo La Niña en el año anterior.

Las variables climáticas se descargaron de la página web *WorldClim-2* (Fick y Hijmans, 2017) y corresponden a los valores promedio de los datos históricos, mientras que la pendiente se obtuvo del portal de geointeligencia de la Conabio (Conabio, 2020). Se

calcularon los valores promedio del *IVM* a partir de los datos crudos de la página web *EarthData* (NASA, 2020b) mediante la aplicación *AppEEARS* (NASA, 2020a).

Modelo estadístico

Se utilizó un modelo que se ha empleado en aplicaciones similares (Boadi *et al.*, 2015; Costafreda, 2017); la variable de respuesta $y(s)$ es un valor agregado aleatorio (conteo) sobre la unidad de superficie (s) en el tiempo (t). La región de estudio se dividió en $i = 1, 2, \dots, 1124$ celdas, y se dispuso de datos para $t = 1, 2, \dots, 19$ años. Sea Y_{it} la variable aleatoria referente al número de incendios en el área i en el tiempo t . Dado que Y_{it} puede adoptar valores de $y_{it} = 0, 1, 2, \dots$ (variable aleatoria de conteo), el primer nivel de una jerarquía es:

$$Y_{it} | \lambda_{it} \sim Po(\lambda_{it}), i = 1, 2, \dots, 1124, t = 1, 2, \dots, 19 \quad (1)$$

Donde:

Po = Representa una distribución de *Poisson*

λ_{it} = Número esperado de eventos en la celda i en el tiempo t

El segundo nivel de jerarquía que vincula los predictores (la causa de los efectos fijos, el componente espacial, la tendencia temporal y la interacción entre tiempo y espacio) a λ_{it} corresponde a la función:

$$\ln(\lambda_{it}) = \alpha + \mathbf{x}'_{it}\boldsymbol{\beta} + u_i + v_i + \gamma_t + \phi_t + \delta_{it} \quad (2)$$

Donde:

α = Representa la media global de incendios en escala logarítmica

$\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_7)'$ = Vector de efectos fijos asociados con las variables ambientales

$\mathbf{x}'_{it} = (x_{it1}, x_{it2}, \dots, x_{it7})$

x_{itj} = Valores de *TempCS*, *ppCS*, velocidad del viento, pendiente, *IVM* y las dos variables indicadoras correspondientes a la incidencia de El Niño y La Niña

Los efectos espaciales aleatorios están dados por u_i y v_i , un efecto espacial estructurado y uno no estructurado, respectivamente. La suma exponencial $\zeta_i = \exp(u_i + v_i)$ representa el número esperado de eventos por año y celda que se explican exclusivamente por efectos espaciales. Por último, δ_{it} representa la interacción entre espacio y tiempo.

Para fines prácticos, el modelo (Ecuaciones 1 y 2) se ajustó con el enfoque estadístico bayesiano, mediante la Integración Aproximada por transformada de *Laplace* (*INLA*, por sus siglas en inglés) (Rue *et al.*, 2009) en el lenguaje de programación R (R Core Team, 2019). Por lo tanto, a fin de completar la especificación de los modelos, se requieren distribuciones *a priori* (tercer nivel de la jerarquía) para todos los parámetros del modelo. Para la media global en la escala logarítmica, se supuso una distribución *a priori* uniforme no informativo;

es decir, $\alpha \sim Uniform$ y para cada elemento de β , una distribución de *Gauss* difusa con una media de cero y una varianza arbitraria grande σ_{β}^2 , o sea, $\beta_j \sim N(0,1000)$, $j = 1,2,\dots,7$, a fin de asignar a α y β una distribución *a priori* uniforme no informativa.

Los otros parámetros que, se supone, tienen distribuciones normales son el efecto temporal $\phi_t | \sigma_{\phi}^2 \sim N(0, \sigma_{\phi}^2)$, el efecto de heterogeneidad espacial no estructurada y el efecto de la interacción entre espacio y tiempo. Para el efecto u_i se utilizó el modelo condicional autorregresivo intrínseco (*iCAR*) (Besag, 1974), que representa la dependencia espacial entre zonas cercanas. *iCAR* se expresa:

$$u_i | u_{-i}, \sigma_u^2 \sim N\left(\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} u_j, \frac{\sigma_u^2}{N_i}\right) \quad (3)$$

Donde:

$u = \{u_1, \dots, u_n\}$ y $u_{-i} = \{u_1, \dots, u_{i-1}, u_{i+1}, u_n\}$. $N_i = N(i)$ representa el número de celdas vecinas de primer orden del area i (las celdas i y j son vecinas de primer orden, si comparten un límite común (Banerjee *et al.*, 2015); los pesos a_i son constantes y se especifican como $a_i = 1$, si las celdas i y j son vecinas, y $a_i = 0$ si no lo son. El parámetro de varianza σ_u^2 controla la cantidad de variabilidad de los efectos aleatorios y se calcula a partir de los datos.

El efecto temporal estructurado se modela dinámicamente como una caminata aleatoria de segundo orden (*RW-2*): $\gamma_t | \gamma_{t-1}, \gamma_{t-2} \sim N(2\gamma_{t-1} + \gamma_{t-2}, \sigma_{\gamma}^2)$. Un *RW-2* es la manera más fácil de modelar las tendencias temporales no lineales. Para los hiperparámetros de varianza $(\sigma_{\phi}^2, \sigma_v^2, \sigma_{\delta}^2, \sigma_u^2, \sigma_{\gamma}^2)$, se asignaron distribuciones gama inversas independientes: *IG*($a = 1, b = 0.00005$). Los valores de a y b han sido sugeridos por Blangiardi y Cameletti (2015) como valores razonables.

Resultados y Discusión

En el Cuadro 1 se presentan la media *a posteriori*, la desviación estándar *a posteriori* y el intervalo de credibilidad *a posteriori* a 95 % de cada elemento de (β) y para α . Solo cuatro de siete variables ambientales fueron estadísticamente significativas (aquellas cuyos intervalos no contienen el cero), para explicar la tasa logarítmica de incendios forestales. Estas fueron *TempCS* e *IVM* con efecto positivo, y la velocidad del viento y el fenómeno de El Niño, con efectos negativos. Resulta fácil interpretar los parámetros en la escala original; es decir, $\exp(\beta)$. Por ejemplo, un aumento de una unidad estandarizada de *TempCS* o una unidad de *IVM* implica un incremento de 78.1 % $((1.781-1)\times 100)$ y de 34.9 % en el riesgo de desarrollarse incendios forestales, respectivamente.

Cuadro 1. Resumen estadístico para los efectos fijos.

Variable ambiental	Parámetro	Media	Desviación estándar	Intervalo de confianza de 95 %	Exp (media)
Intercepto	α	0.153	0.149	[-0.192, 0.41]	1.165
<i>TempCS</i> *	β_1	0.577	0.122	[0.337, 0.817]	1.781
<i>ppCS</i>	β_2	-0.008	0.126	[-0.255, 0.238]	0.992
<i>Pendiente</i>	β_3	0.013	0.061	[-0.106, 0.132]	1.013
<i>Velocidad del viento</i> *	β_4	-0.348	0.122	[-0.588,-0.108]	0.706
<i>IVM</i> *	β_5	0.299	0.062	[0.178,0.419]	1.349
<i>El Niño</i> *	β_6	-0.523	0.186	[-0.836,-0.088]	0.593
<i>La Niña</i>	β_7	-0.248	0.193	[-0.591,0.184]	0.78

*Variables estadísticamente significativas.

En otros estudios también se documenta que la temperatura aumenta el riesgo de incendios forestales (Perez-Verdin *et al.*, 2014; Antonio y Ellis, 2015). Por otra parte, los valores promedio del *IVM* proporcionan información acerca de las reservas de biomasa que potencialmente podrían estar disponibles como combustible forestal en la temporada seca del año; por lo tanto, conforme se incrementan los valores de *IVM* es mayor el efecto sobre el peligro de incendios forestales.

Contrariamente a lo que se esperaría, el aumento de una unidad estandarizada en la velocidad del viento disminuye el riesgo de un incendio forestal en 29.4 % ($((1-0.706) \times 100)$). Una posible explicación es que el viento constituye un factor de peligro de incendio, es decir, a medida que aumenta su velocidad, también se incrementa la tasa de propagación del fuego, pero el viento solamente causa incendios directamente cuando los vientos fuertes generan incendios secundarios durante los incendios forestales. Además, la velocidad del viento puede interactuar con otras variables no consideradas en este análisis.

El efecto asociado a El Niño requiere de especial atención. Cuando se observa el fenómeno de El Niño, al año siguiente se reduce en 40.7 % el riesgo de que se presenten focos de calor. Lo anterior se debe a que El Niño ocasiona, en general, más precipitación en México durante el invierno (Bravo-Cabrera *et al.*, 2017), y en consecuencia, hay menos combustible vegetal seco durante la temporada de secas (en la primavera del año siguiente).

En la Figura 2 se representa la moda *a posteriori* del efecto espacial principal $\zeta_i = \exp(u_i + v_i)$. Se observan dos agrupamientos con los valores más altos de dicho efecto espacial. El agrupamiento corresponde a la banda que se extiende desde el noroeste hacia el sureste del estado de Oaxaca, que inicia en la sierra Mazateca, cruza la Sierra Juárez cerca del centro del estado, y se extiende hasta la sierra Mixe y el Istmo de Tehuantepec. Es importante señalar que esta zona es el final de la Sierra Madre Oriental que cruza todo el territorio nacional; en estas latitudes, el bosque es del tipo trópico seco y hasta 70 % de las

especies vegetales que la habitan son endémicas. Es probable que los valores más altos del efecto espacial principal ($\zeta = \max\{\zeta_i\}$) respondan a los siguientes efectos antropogénicos: prácticas de roza, tumba y quema, cría de ganado, explotación forestal ilegal, en general, a cambios de uso del suelo (Galván y Magaña, 2020), y no a variables ambientales.

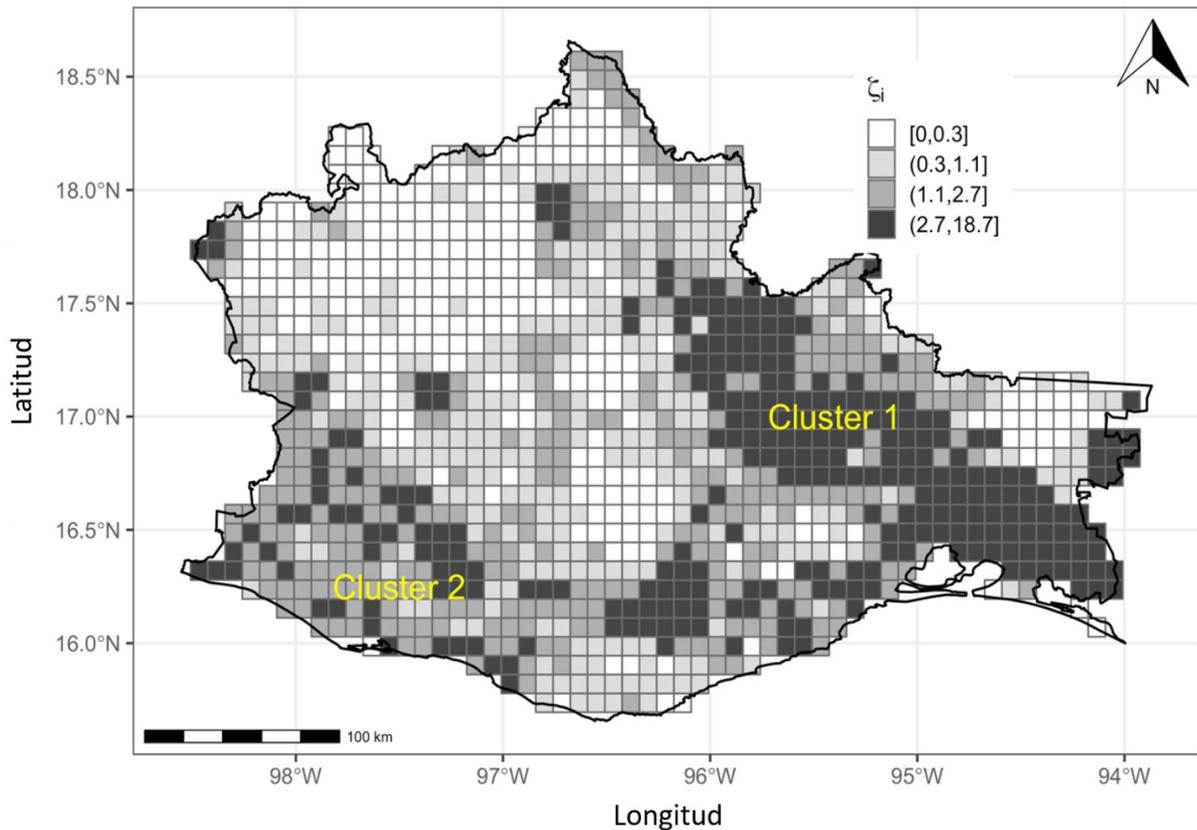


Figura 2. Moda *a posteriori* del efecto espacial principal $\zeta_i = \exp(u_i + v_i)$ de eventos de focos de calor en Oaxaca, México.

Algunas celdas con valores altos de ζ cercanas al estado de Veracruz (zona inferior de la cuenca del río Papaloapan) se explican por la presencia de agricultura extensiva y cría de ganado. En el estado vecino de Chiapas, la composición arbórea alterada de muchas selvas

caducifolias es el resultado de incendios forestales y de la cría de ganado bovino y caprino (Miranda, 2015).

En México, muchas selvas caducifolias originales son una mezcla de especies arbóreas adaptadas al fuego y sensibles a este, de tal manera que el fuego tiende a seleccionar a las primeras y las segundas se eliminan (Rodríguez *et al.*, 2019). Es importante señalar que la selva de Chimalapas, región con gran biodiversidad, tiene valores del efecto espacial pequeños a pesar de que las zonas aledañas presentan valores altos. Probablemente, los esfuerzos de conservación de su población indígena nativa expliquen los valores bajos. En 1998, año de incendios extremos en México, la región estuvo severamente afectada por incendios de gran magnitud.

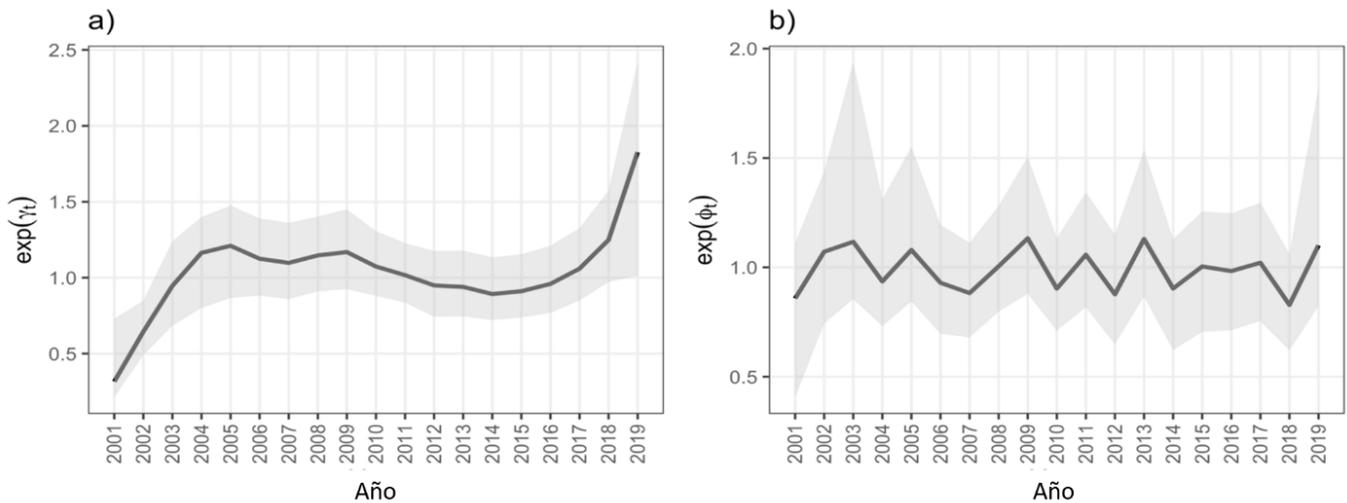
El segundo agrupamiento va del suroeste (límitrofe con Guerrero) al sureste del estado, una zona que comprende la Sierra Madre del Sur, la cual está constituida por bosques cálidos secos y cordilleras templadas; es probable que los valores altos del efecto espacial principal se deban también a efectos antropogénicos. Ambos agrupamientos coinciden con los identificados por Zúñiga-Vásquez *et al.* (2017), quienes utilizaron datos de todo el territorio mexicano.

En el Cuadro 2 se presenta un resumen de los hiperparámetros. El cálculo de $f_{spatial} = \sigma_u^2 / \sigma_v^2 = 0.9998$ indicó que 99.98 % de la variación observada puede explicarse por el término de estructura espacial u .

Cuadro 2. Resumen estadístico de los hiperparámetros.

Hiperparámetro	Media	Desviación estándar	intervalo de confianza de 95%
σ_u	2.161	0.078	[2.039,2.339]
σ_v	0.03	0.017	[0.012,0.075]
σ_γ	0.114	0.067	[0.025,0.277]
σ_ϕ	0.216	0.087	[0.108,0.443]
σ_δ	0.762	0.007	[0.748,0.776]

Las figuras 3a y 3b muestran la moda *a posteriori* de los efectos temporales estructurados γ_t y no estructurados ϕ_t , respectivamente, registrados en la escala original; esto es, exponenciando. Para ambas cantidades, se presenta el intervalo de credibilidad *a posteriori* (ICA) de 95 %. En la Figura 3a es evidente que los efectos estructurados tuvieron una tendencia a incrementarse de 2001 a 2005. Después, durante un periodo de 10 años, esta se estabilizó, incluso disminuyó marginalmente; de 2015 a 2019 se observó una nueva tendencia ascendente. El incremento de 2001 a 2019 de los efectos estructurados fue de 42.2 %. Sería importante confirmar esta señal de alarma en el futuro, ya que el cambio climático y el calentamiento global están afectando los patrones de incendios en algunas regiones, quizás con aumentos a nivel local, tanto espacial como temporalmente.

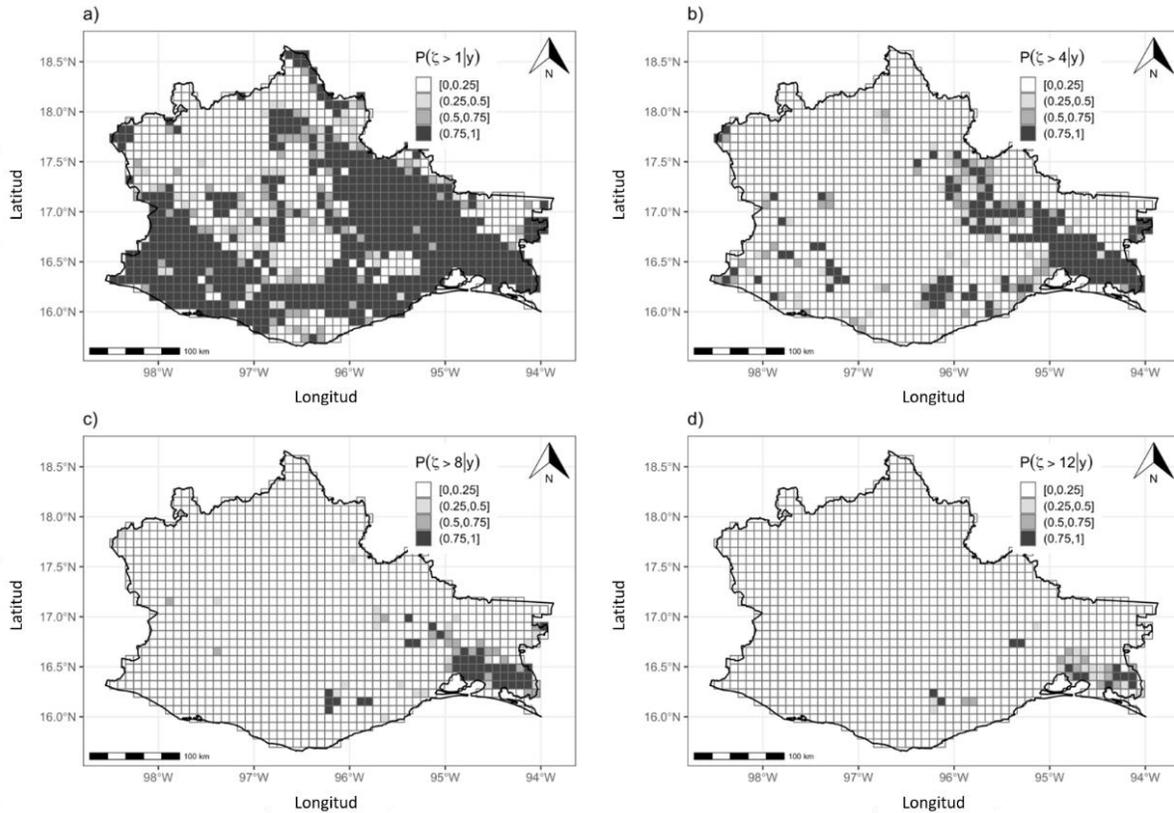


a) Efecto temporal estructurado $\exp(\gamma_t)$; y b) Efecto no estructurado $\exp(\phi_t)$.

Figura 3. Moda *a posteriori* e intervalo de credibilidad de la tendencia temporal para los eventos de focos de calor en Oaxaca, México.

Las proyecciones de Senande-Rivera *et al.* (2022) apuntan a que el área global susceptible de experimentar incendios frecuentes podría incrementarse en 29 % (25 % en las zonas templadas) a finales del siglo XXI. Un efecto del aumento en la incidencia de incendios forestales en el futuro, sería una mayor pérdida de cobertura en zonas boscosas que alteraría los procesos hidrológicos (Ruíz-García *et al.*, 2022), además de tener impactos sociales y ambientales. Por otra parte, el término del efecto no estructurado (Figura 3b) presentó cierta fluctuación en torno a uno como se esperaba, debido a que representa la variación temporal (residual) no explicada por el modelo.

Las probabilidades de excedencia se representan en las figuras 4a-4d. Las probabilidades de excedencia corresponden a la probabilidad de que la tasa relativa de que en cierta celda i sea más alta que el valor c , matemáticamente $P(\zeta_i > c | \mathbf{y})$. Se observa que casi la mitad del estado tiene una probabilidad de excedencia superior a 0.75 (75 % de probabilidades) de presentar al menos dos eventos de focos de calor en un año (Figura 4a). En los casos más extremos, pocas celdas en el Istmo de Tehuantepec registraron por lo menos una probabilidad de 0.75 de exceder 12 eventos por año (Figura 4d).



a) Para $c = 1$; en b) para $c = 4$; en c) para $c = 8$; y en d) para $c = 12$.

Figura 4. Probabilidad de excedencia $P(\zeta_i > c|y)$, para la tasa relativa de eventos de focos de calor en Oaxaca, México.

En la Figura 5 se representa la moda *a posteriori* para la interacción espacio-temporal en la escala original; es decir, $\exp(\delta_{it})$. Cuando $\exp(\delta_{it}) > 1$, implica que los registros de eventos de focos de calor de la celda i en el año t fueron superiores al promedio ($\hat{\alpha} = 1.165$). Por otra parte, cuando $\exp(\delta_{it}) < 1$, los registros de focos de calor fueron menores que el promedio.

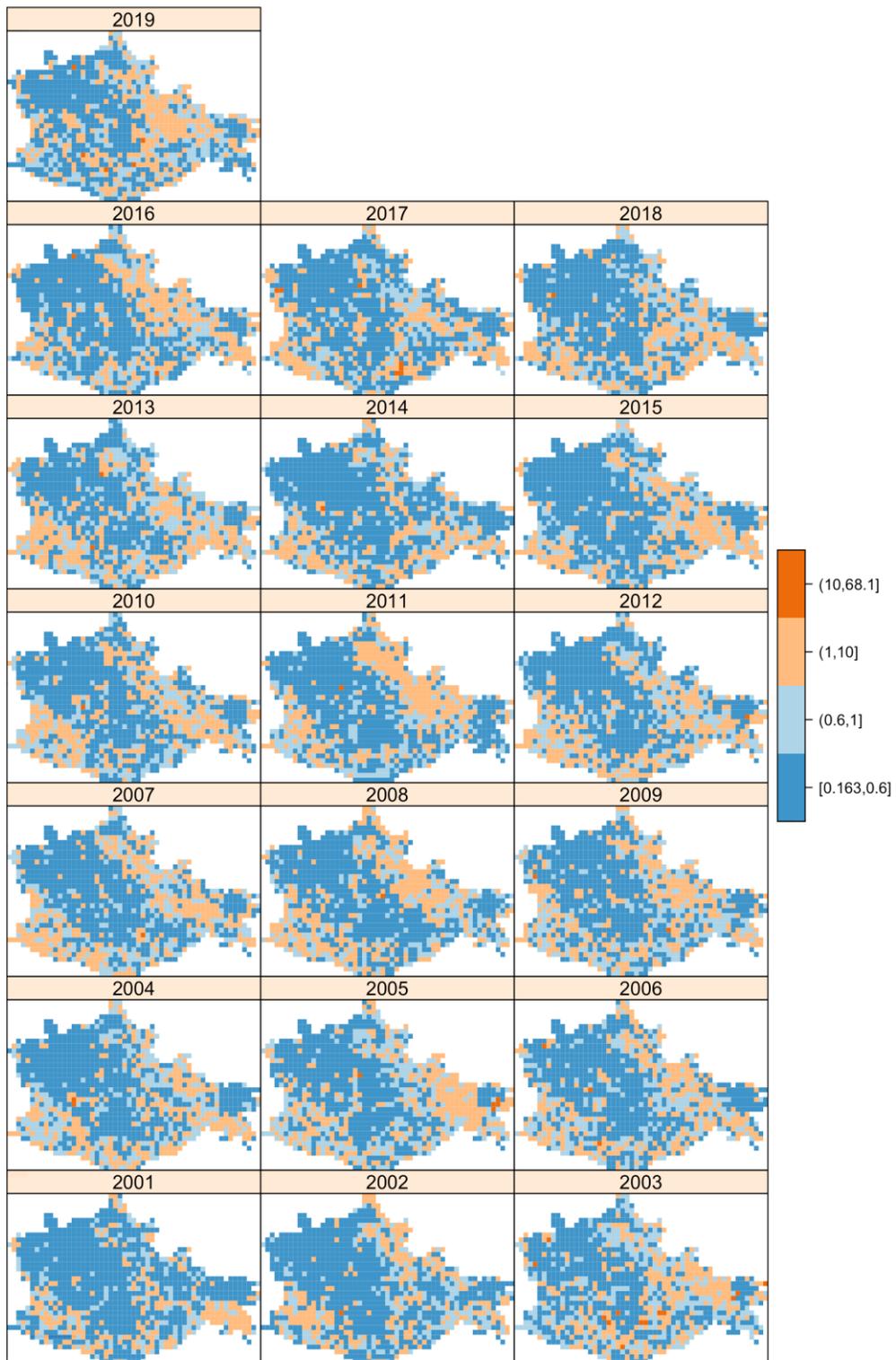


Figura 5. Moda *a posteriori* de la interacción espacio-temporal $exp(\delta_{it})$.

A través de los años, las celdas naranja y rojas (con valores altos de $exp(\delta_{it})$) cubren año con año la mayoría de la superficie del estado. El incremento en el número de celdas naranja y rojas es pequeño, pero perceptible y concuerda con la tendencia temporal principal que se observa en la Figura 3a; es decir, el número de eventos está aumentando en espacio y en tiempo, lo cual es una señal de alarma que exige adoptar políticas de manejo de incendios más eficientes, tanto a los gobiernos locales como al federal; de modo que en Oaxaca, se reduzca y mitigue el impacto de los regímenes alterados de incendios.

Conclusión

Se realiza un análisis espacio-temporal de los eventos de focos de calor registrados en el estado de Oaxaca en los últimos 19 años mediante datos del sensor *MODIS*, con el propósito de investigar si los incendios forestales ocurren en forma dispersa, o si se forman agrupamientos. Los resultados evidencian que las variables ambientales como la temperatura media del cuatrimestre más seco, los valores promedio del Índice de Vegetación Mejorada, velocidad media del viento, y la incidencia de la Oscilación del Sur El Niño, explican algunas de las variaciones espaciales observadas en los eventos de focos de calor. De acuerdo al componente espacial del modelo estadístico empleado, los focos de calor forman agrupamientos, sobre todo a lo largo de la Sierra Juárez y hasta el Istmo de Tehuantepec, pero también a lo largo de toda la Sierra del Sur (hacia la costa del estado). A partir del análisis, se identifica una señal de alarma: el término temporal muestra una tendencia no lineal que se ha incrementado en 42.2 % en el periodo analizado, lo que altera aún más los regímenes de incendios. El parámetro de las interacciones

espacio-temporales también confirma esa tendencia, y demuestra que el número de eventos está incrementándose en el espacio y el tiempo. De continuar el aumento, en las próximas décadas cientos de hectáreas de bosque y su biodiversidad estarán amenazadas; ello incluirá las actividades económicas y la salud de las personas que viven tanto en áreas rurales, como urbanas.

Este trabajo puede ser un punto de partida para investigaciones posteriores encaminadas a entender mejor la distribución espacial y temporal de los incendios forestales y los regímenes alterados en Oaxaca. La identificación de los principales agrupamientos permitirá a la Conafor diseñar una mejor logística para actuar de manera oportuna, y así reducir los impactos ambientales y socioeconómicos de los incendios forestales, además de optimizar los recursos económicos y técnicos que se requieren para combatir los incendios.

La probabilidad de excedencia revela algunas regiones muy locales en las que se espera un número alto de eventos por año (>4 en un año), por lo que sería interesante responder desde un punto de vista causal por qué ocurre esto, así como diseñar acciones de mitigación eficaces. La tendencia temporal creciente puede revertirse de muchas maneras, como la concientización mediante campañas completas y bien planeadas que se centren en las poblaciones rurales que más interactúan con el bosque. También se requiere proporcionar a los agricultores capacitación técnica para cambiar a prácticas agrícolas que conlleven un menor riesgo de provocar incendios forestales. La explotación ilegal de los bosques y el cambio de uso del suelo se neutralizan eficazmente a partir de la generación del desarrollo rural a través de actividades rentables como el ecoturismo, la agroforestería, la incorporación de las comunidades rurales en los programas de pago por servicios ambientales, entre otros.

Desde un punto de vista estadístico, en el futuro se propone ampliar el análisis mediante la incorporación de otras variables ambientales, además de las de tipo

socioeconómico para cuantificar indirectamente los efectos antropogénicos de la pobreza y de la desigualdad social en el riesgo de incendios forestales y de la alteración de sus regímenes.

Agradecimientos

Agradecemos el apoyo brindado por el Colegio de Postgraduados Campus Montecillo en el financiamiento de la publicación de este artículo.

Conflicto de interés

Los autores declaran que no tienen conflicto de interés.

Contribución por autor

Bartolo de Jesús Villar-Hernández: idea original, acceso y depuración de los conjuntos de datos, codificación y ajuste del modelo y redacción del manuscrito; Sergio Pérez-Elizalde, Dante Arturo Rodríguez-Trejo, Paulino Pérez-Rodríguez: revisión y discusión del manuscrito.

Referencias

Antonio, X. and E. A. Ellis. 2015. Forest fires and climate correlation in Mexico State: A report based on MODIS. *Advances in Remote Sensing* 4(4):280-286. Doi: [10.4236/ars.2015.44023](https://doi.org/10.4236/ars.2015.44023).

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

Banerjee, S., B. P. Carlin and A. E. Gelfand. 2015. Hierarchical modeling and analysis for spatial data. Chapman and Hall/CRC Press. Boca Raton, FL, USA. 584 p.

Besag, J. 1974. Spatial interaction and the statistical analysis of Lattice Systems. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)* 36(2):192-236. <https://www.jstor.org/stable/2984812>. (April 2, 2020).

Blangiardo, M. and M. Cameletti. 2015. Spatial and Spatio-temporal Bayesian Models with R-INLA. John Wiley & Sons. Ltd. Chichester, WS, United Kingdom. 320 p.

Boadi, C., S. K. Harvey and A. Gyeke-dako. 2015. Modelling of fire count data: fire disaster risk in Ghana. *SpringerPlus* 4:794. Doi: [10.1186/s40064-015-1585-3](https://doi.org/10.1186/s40064-015-1585-3).

Bravo-Cabrera, J. L., E. Azpra-Romero, V. Zarraluqui-Such and C. Gay-García. 2017. Effects of El Niño in Mexico during rainy and dry seasons: an extended treatment. *Atmósfera* 30(3):221-232. Doi: [10.20937/ATM.2017.30.03.03](https://doi.org/10.20937/ATM.2017.30.03.03).

Burton, C., R. A. Betts, C. D. Jones, T. R. Feldpausch, M. Cardoso and L. O. Anderson. 2020. El Niño driven changes in global fire 2015/16. *Frontiers in Earth Science* 8(199):1-12. Doi: [10.3389/feart.2020.00199](https://doi.org/10.3389/feart.2020.00199).

Chen, L., K. Verrall and S. Tong. 2006. Air particulate pollution due to bushfires and respiratory hospital admissions in Brisbane, Australia. *International Journal of Environmental Health Research* 16(3):181-191. Doi: [10.1080/09603120600641334](https://doi.org/10.1080/09603120600641334).

Chuvieco, E. 2008. Earth observation of global change: The role of satellite remote sensing in monitoring the global environment. Springer. Dordrecht, ZH, The Netherlands. 223 p.

Comisión Nacional Forestal (Conafor). 2020. *Cierre 2019, Reporte de Resultados de Incendios Forestales*. Comisión Nacional Forestal y Secretaria de Medio Ambiente y Recursos Naturales (Semarnat). Zapopan, Jal., México. 18 p. [https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/522446/Cierre de la Temporada 2019.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/522446/Cierre_de_la_Temporada_2019.pdf). (May 5, 2021).

Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio). 2020. *Geoportal de Conabio: Sistema Nacional de Información Sobre Biodiversidad*. <http://geoportal.conabio.gob.mx/>. (February 17, 2021).

Costafreda A., S. 2017. Spatio-temporal analysis of human-caused fire occurrence patterns in Spain. Ph. D. Thesis. Departament d'Enginyeria Agroforestal, Universitat de Lleida. Lleida, CT, Spain. 150 p. <http://www.tdx.cat/handle/10803/400822>. (March 31, 2020).

Cruz N., X., L. Villers R. and C. Gay G. 2014. Black carbon and organic carbon emissions from wildfires in Mexico. *Atmósfera* 27(2):165-172. Doi: [10.1016/S0187-6236\(14\)71107-5](https://doi.org/10.1016/S0187-6236(14)71107-5).

Dennekamp, M. and M. J. Abramson. 2011. The effects of bushfire smoke on respiratory health. *Respirology* 16(2):198-209. Doi: [10.1111/j.1440-1843.2010.01868.x](https://doi.org/10.1111/j.1440-1843.2010.01868.x).

Doerr, S. H. and C. Santín. 2016. Global trends in wildfire and its impacts: perceptions versus realities in a changing world. *Philosophical Transactions of the Royal Society B Biological Sciences* 371(1696):20150345. Doi: [10.1098/rstb.2015.0345](https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0345).

Fick, S. E. and R. J. Hijmans. 2017. Worldclim 2: New 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*. <http://www.worldclim.com/version2>. (January 1, 2021).

Galván, L. and V. Magaña. 2020. Forest fires in Mexico: an approach to estimate fire probabilities. *International Journal of Wildland Fire* 29(9):753-763. Doi: [10.1071/WF19057](https://doi.org/10.1071/WF19057).

Hirschberger, P. 2016. Forests ablaze: Causes and effects of global forest fires. WWF Deutschland. Berlin, DM, Germany. 107 p. <https://www.wwf.de/fileadmin/fm-wwf/Publikationen-PDF/WWF-Study-Forests-Ablaze.pdf>. (May 24, 2022).

Ibarra-Montoya, J. L. y F. M. Huerta-Martínez. 2016. Modelado espacial de incendios: una herramienta predictiva para el Bosque La Primavera, Jalisco México. *Revista Ambiente & Água An Interdisciplinary Journal of Applied Science* 11(1):35-49. Doi: [10.4136/ambi-agua.1536](https://doi.org/10.4136/ambi-agua.1536).

Miranda, F. 2015. La Vegetación de Chiapas. Tomo 1. Universidad de Ciencias y Artes de Chiapas. Tuxtla Gutiérrez, Chis., México. 156 p.

Monjarás-Vega, N. A., C. I. Briones-Herrera, D. J. Vega-Nieva, E. Calleros-Flores, ... and W. M. Jolly. 2020. Predicting forest fire kernel density at multiple scales with geographically weighted regression in Mexico. *Science of the Total Environment* 718(4):137313. Doi: [10.1016/j.scitotenv.2020.137313](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137313).

Müller, D., S. Suess, A. A. Hoffmann and G. Buchholz. 2013. The value of satellite-based active fire data for monitoring, reporting and verification of REDD+ in the Lao PDR. *Human Ecology* 41(1):7–20. Doi: [10.1007/s10745-013-9565-0](https://doi.org/10.1007/s10745-013-9565-0).

Nasi, R., R. Dennis, E. Meijaard, G. Applegate and P. Moore. 2002. Forest fire and biological diversity. *Unasylva: An International Journal of Forestry and Forest Industries* 53(209):36-40. <https://www.researchgate.net/publication/232660153> Forest fire and biological diversity. (May 24, 2022).

National Aeronautics and Space Administration (NASA). 2020a. Application for Extracting and Exploring Analysis Ready Samples (AppEEARS). <https://appears.earthdatacloud.nasa.gov/>. (May 24, 2020).

National Aeronautics and Space Administration (NASA). 2020b. EarthData. <https://urs.earthdata.nasa.gov>. (November 20, 2020).

National Aeronautics and Space Administration (NASA). 2020c. FIRMS Fire Information for Resource Management System. <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov>. (December 12, 2020).

Oviedo, G. 2002. The Community Protected Natural Areas in the State of Oaxaca, Mexico. WWF-Gland. Zuerich, ZH, Switzerland. 36 p. http://awsassets.panda.org/downloads/02_community_protected_areas_oaxaca.pdf. (June 12, 2021).

Perez-Verdin, G., M. A. Marquez-Linares and M. Salmeron-Macias. 2014. Spatial heterogeneity of factors influencing forest fires size in northern Mexico. *Journal of Forestry Research* 25(2):291-300. Doi: [10.1007/s11676-014-0460-3](https://doi.org/10.1007/s11676-014-0460-3).

Pompa-García, M., J. J. Camarero, D. A. Rodríguez-Trejo and D. J. Vega-Nieva. 2018. Drought and spatiotemporal variability of forest fires across Mexico. *Chinese Geographical Science* 28(1):25–37. Doi: [10.1007/s11769-017-0928-0](https://doi.org/10.1007/s11769-017-0928-0).

R Core Team. 2019. R: A Language and Environment for Statistical Computing (v. 3.6.1). The R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>. (June, 2020).

Rodríguez T., D. A. 2014. Incendios de Vegetación. Su ecología, manejo e historia. Vol. 1. Colegio de Postgraduados. Guadalajara, Jal., México. 891 p.

Rodríguez T., D. A., P. Martínez M. y P. J. Martínez L. 2019. Efectos del fuego en el arbolado de un bosque tropical de pino y en el de una selva baja caducifolia en Villaflores, Chiapas. *Ciencia Florestal* 29(3):1033–1047. Doi: [10.5902/1980509833952](https://doi.org/10.5902/1980509833952).

Rue, H., S. Martino and N. Chopin. 2009. Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B Statistical Methodology* 71(2):319-392. Doi: [10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x](https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x).

Ruíz-García, V. H., M. A. Borja-de la Rosa, J. D. Gómez-Díaz, C. Asensio-Grima, M. Matías-Ramos and A. I. Monterroso-Rivas. 2022. Forest fires, land use changes and their impact on hydrological balance in temperate forest of Central Mexico. *Water* 14(3):383-402. Doi: [10.3390/w14030383](https://doi.org/10.3390/w14030383).

Scott, A. C., D. M. J. S. Bowman, W. J. Bond, S. J. Pyne and M. E. Alexander. 2014. *Fire on Earth: An Introduction*. Wiley Blackwell. Chichester, WS, United Kingdom. 434 p.

Senande-Rivera, M., D. Insua-Costa and G. Miguez-Macho. 2022. Spatial and temporal expansion of global wildland fire activity in response to climate change. *Nature Communications* 13:1208-1216. Doi: [10.1038/s41467-022-28835-2](https://doi.org/10.1038/s41467-022-28835-2).

Shlisky, A., J. Waugh, P. Gonzales, M. Gonzalez, ... and W. Fulks. 2007. *Fire, Ecosystems and People: Threats and strategies for global biodiversity conservation*. GFI Technical Report 2007-2. The Nature Conservancy. Arlington, VA, USA. 26 p. https://www.conservationgateway.org/Files/Documents/fire_ecosystems_and_people.pdf. (January 17, 2020).

Zúñiga-Vásquez, J. M. and M. Pompa-García. 2019. The occurrence of forest fires in Mexico presents an altitudinal tendency: a geospatial analysis. *Natural Hazards* 96(1):213-224. Doi: [10.1007/s11069-018-3537-z](https://doi.org/10.1007/s11069-018-3537-z).

Zúñiga-Vásquez, J. M., D. Cisneros-González, M. Pompa-García, D. A. Rodríguez-Trejo and G. Pérez-Verdín. 2017. Spatial modeling of forest fires in Mexico: an integration of two data sources. *Bosques* 38(3):563-574. Doi: [10.4067/S0717-92002017000300014](https://doi.org/10.4067/S0717-92002017000300014).



Todos los textos publicados por la **Revista Mexicana de Ciencias Forestales** –sin excepción– se distribuyen amparados bajo la licencia *Creative Commons 4.0 Atribución-No Comercial (CC BY-NC 4.0 Internacional)*, que permite a terceros utilizar lo publicado siempre que mencionen la autoría del trabajo y a la primera publicación en esta revista.