UNIVERSIDAD JUÁREZ DEL ESTADO DE DURANGO

Facultad de Ciencias Forestales

División de Estudios de Posgrado e Investigación

EVALUACIÓN Y MAPEO DE LA SEVERIDAD DE INCENDIOS FORESTALES EN LA SIERRA MADRE OCCIDENTAL DE DURANGO

TESIS QUE PRESENTA:

Adrián Israel Silva Cardoza

Como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN GEOMÁTICA APLICADA A LOS RECURSOS FORESTALES Y AMBIENTALES

Victoria de Durango, Dgo., México
Octubre, 2021

La presente tesis titulada: **“Evaluación y mapeo de la severidad de incendios forestales en la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango”** se realizó bajo la supervisión bajo la dirección del Comité Tutorial indicado aprobado por la Comisión de Titulación y autorizado por la División de Estudios de Posgrado e Investigación (DEPI) como requisito para obtener el grado de:

MAESTRÍA EN GEOMÁTICA APLICADA A LOS RECURSOS FORESTALES Y AMBIENTALES

DIRECTOR:

DR. DANIEL JOSÉ VEGA NIEVA _____

ASESOR:

DR. PABLITO MARCELO LÓPEZ SERRANO _____

ASESOR:

DR. JOSÉ JAVIER CORRAL RIVAS _____

Victoria de Durango, Durango, México.Octubre del 2021

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por brindar la oportunidad y apoyo económico para especializarme durante dos años de estudio.

Al Fondo Sectorial para la Investigación, el Desarrollo y la Innovación Tecnológica y Forestal", por el soporte brindado a través del proyecto "Reforzamiento al Sistema Nacional de Predicción de Peligro de Incendios Forestales de México para el pronóstico de conglomerados y área quemada" con número de registro B-S-131553; de los cuales se deriva este proyecto de investigación.

De igual manera a la Comisión Nacional Forestal por aportar la información y material prescindible durante el desarrollo del proyecto

Al Doctor Daniel José Vega Nieva y a su equipo de trabajo, por la confianza y el asesoramiento insustituible a lo largo del programa. Así mismo a los Doctores Pablito Marcelo López Serrano y José Javier Corral Rivas, por incluirse en este comité de tesis, aportando experiencia y conocimiento de gran utilidad para el presente estudio.

A mis compañeros de clase, por amenizar el trabajo y aportar de cierta medida no solamente las asignaturas sino también en la evolución de este estudio.

A la *Robin Hood* de la ciencia, Alexandra Elbakyan, quien reinvento la industria científica al permitir el acceso gratuito a un gran repositorio de publicaciones científicas.

Finalmente, a la Universidad Juárez del Estado de Durango, su personal administrativo y docente, que acogen con aprecio a sus estudiantes, por la atención y el trato.

..Gracias totales

DEDICATORIA

Para mis padres, el Dr. Ramón Silva Flores y la Dr. Francisca Cardoza Batres, mis hermanos Allan, Christian y Sarahi, representan mi equipo [SC]*, el soporte y ejemplo en esta vida.*

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE GENERAL ..... **IV**

ÍNDICE DE CUADROS ..... **VI**

ÍNDICE DE FIGURAS ..... **VII**

RESUMEN ..... **VIII**

SUMMARY ..... **IX**

1. INTRODUCCIÓN **1**

2. OBJETIVOS E HIPÓTESIS **4**

2.1. OBJETIVOS 4

2.1.1. Objetivo general *4*

2.1.2. Objetivos específicos *4*

2.2. HIPÓTESIS 4

3. REVISIÓN DE LITERATURA **5**

3.1. TERMINOLOGÍA DE LA SEVERIDAD 5

3.2. EVALUACIÓN DE LA SEVERIDAD CON VARIABLES EN CAMPO 5

3.3. EVALUACIÓN DE LA SEVERIDAD A TRAVÉS DE ÍNDICES ESPECTRALES 7

3.4. TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN PARA ESTIMAR LA SEVERIDAD 7

3.5. LIMITACIONES DE LOS ÍNDICES ESPECTRALES PARA ESTIMAR LA SEVERIDAD POR INCENDIOS FORESTALES 8

3.6. ESTUDIO DE LA SEVERIDAD DE INCENDIOS EN MÉXICO 9

4. MATERIALES Y MÉTODOS **11**

4.1. CARACTERÍSTICAS DEL ÁREA DE ESTUDIO 11

4.1.1. Localización *11*

4.1.2. Descripción *12*

4.2. Muestreo en campo para la evaluación de la severidad 12

4.2.1. Datos de campo *12*

4.2.2. Severidad del incendio en la vegetación *13*

4.2.3. Severidad del incendio en el suelo *14*

4.2.4. Indices de severidad en campo *17*

4.3. Evaluación de la severidad con información espectral 17

4.3.1. Perímetros de los incendios seleccionados *17*

4.3.2. Información espectral *18*

4.4. Análisis estadístico 20

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN 23

5.1. Indices espectrales de 1 día (*Earth* Explorer) vs variables de severidad en campo . 23

5.2. Indices espectrales compuestos (*Google Earth Engine*) vs índice de severidad compuesto 25

5.3. Umbrales de severidad y evaluación de la severidad 28

5.4. Evaluación del umbral de área quemada. 30

5.5. Mapeo de la severidad con índices espectrales 33

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 36

7. LITERATURA CITADA 37

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro. 1. Técnicas, sensores y variables de campo empleadas para estimar la severidad por incendios en el mundo. 8

Cuadro. 2. Incendios seleccionados en Durango. 12

Cuadro. 3. Imágenes adquiridas de Sentinel 2 para de los incendios seleccionados 18

Cuadro. 4. Ventanas empleadas para los índices espectrales calculados en GEE. 19

Cuadro. 5. Técnicas empleadas para realizar los compuestos descargados de GEE. 19

Cuadro. 6. Índices espectrales calculados para estimar la severidad por incendios. 19

Cuadro. 7. Índices diferenciados para estimar la severidad por incendios. 20

Cuadro. 8. Zonas excluidas para la evaluación del umbral de área. 21

Cuadro. 9. Parámetros estadísticos de los modelos de regresión lineal en con imágenes bitemporales (EE) 24

Cuadro. 10. Parámetros estadísticos de los modelos de regresión lineal en imágenes compuestas (GEE) 26

Cuadro. 11. Umbrales de los niveles de severidad del RBRc y dNBRc calibrados con 29

Cuadro. 12. Umbrales de los niveles de severidad empleados en otros estudios 29

Cuadro. 13. Umbrales óptimos por compuesto analizado 31

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura. 1. Ubicación de los incendios seleccionados en el estado de Durango.11

Figura. 2. Condiciones de soflamado en la copa: a = copa verde (SCV), b = soflamado de copa marrón (SCM), c = calcinado de copa negro (SCN) y d = Altura de soflamado ($\boldsymbol{hs}$). Foto: Modificada de Varner *et al.* (2021)..... 14

Figura. 3. Forma y distribución de los cuadrados de muestreo para evaluar la severidad en el componente edafológico en cada sitio de muestreo..... 15

Figura. 4. Niveles empleados para la evaluación de la severidad en suelo. 1. Muy baja 2. Baja, 3. Moderado, 4. Alto y 5. Extremo..... 16

Figura. 5. Gráficos de los umbrales de los percentiles QUE/NQE y su valor de kappa para los incendios seleccionados y sus compuestos con RBRc y dNBRc en GEE. Incendios: S1-M = Mezquital, S2-P = Pueblo Nuevo, S3-T = Tepehuanes. Prefijo: PP= Compuesto promedio en el pre y post, PM= promedio pre y mínimo post, MM= mínimo en el pre y post. Sufijo: 1m, 2m, 3m = 1, 2 y 3 meses. 32

Figura. 6. Mapeo de la severidad de los incendios seleccionados con el compuesto MM de 1 mes, img de la izquierda corresponden a umbrales del RBRc; de la derecha del dNBRc. Los incendios a) y d) S1-M, b) y e) S3-T, c) y f) S2-P..... 34

Figura. 7. Mapeo de la severidad de los incendios seleccionados con el compuesto MM de 3 meses, img de la izquierda corresponden a umbrales del RBRc; de la derecha del dNBRc. Los incendios a) y d) S1-M, b) y e) S3-T, c) y f) S2-P..... 35

RESUMEN

Los incendios forestales representan el agente perturbador ecológico más común en el mundo. A pesar de que conocemos la superficie afectada y el número de incendios ocurridos, desconocemos con exactitud el grado de severidad en términos ecológicos de estos, debido a la escasez de estudios en el tema de investigación en nuestro país. El objetivo de este estudio es mapear la severidad de incendios forestales en la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango, mediante índices espectrales (IE) derivados de imágenes Sentinel 2 (S2) calibrados con datos en campo. Los IE empleados fueron: *Burn Area Index* (BAI), *Burn Area Index for Sentinel-2* (BAIS2), *Green Normalized Difference Vegetation Index* (GNDVI), *Normalized Burn Ratio* (NBR), *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI); todos en sus versiones diferenciadas antes y después de cada incendio (dBAIS, dBAIS2, GNDVI, dNBR, dNDVI) así como el *Relativized Burn Ratio* (RBR). Se compararon imágenes bitemporales (EE) y el efecto de los compuestos de imágenes obtenidas de la nube (GEE). Se analizaron mediante modelos lineales la correlación con la severidad evaluada en campo en cuatro estratos: dosel, subdosel, matorral, y suelo, así como dos índices de severidad: índice de severidad (IS), derivado del promedio del nivel de severidad de los 4 estratos, de manera similar al índice CBI, e índice de severidad promediado por la cobertura de cada estrato (ISEp), semejante al índice GeoCBI. El índice de severidad en campo (ISE) presentó los mejores valores de ajuste; los IE con mayor coeficiente de determinación fueron RBRc y dNBRc (R2=0.731 y 0.637 respectivamente). Las imágenes obtenidas en GEE con mayor capacidad predictiva fueron de 1 mes en los compuestos con mínimo en el pre y post incendio (MM), seguidos del PM (promedio en el pre, mínimo en el post), con un R^2 de 0.714 y 0.707, respectivamente. Finalmente se propusieron cuatro niveles de severidad en base a los umbrales obtenidos del RBRc y su correlación con el ISE.

Palabras claves: *dNBR, Incendio forestal, RBR, Sentinel 2, Severidad del fuego.*

SUMMARY

Wildfires represent the most common disturbance agent across the world. Despite knowledge in Mexico about approximate total burned area and number of wildfires, fire severity studies, particularly involving field calibration, have been very scarce. The aim of this study is to map fire severity on three wildfires occurred in the Sierra Madre Occidental, Durango, Dgo., Mexico through spectral indices (SI) obtained from Sentinel-2 (S2) imagery calibrated with field data. The SI used: *Burn Area Index* (BAI), *Burn Area Index for Sentinel-2* (BAIS2), *Green Normalized Difference Vegetation Index* (GNDVI), *Normalized Burn Ratio* (NBR), *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI); considering its difference from bitemporal imagery, before and after the fires (dBAIS, dBAIS2, GNDVI, dNBR, dNDVI). The relationship of SI with a field fire severity index ISE, based on Composite Burn Index (CBI), that integrates four vegetation and soil strata and the ISEp who considerate fraction cover per strata (based on GeoCBI) was analyzed through linear models. There was a comparation of bitemporal and composite-cloud imagery.The best predictive capacity was observed for RBRc, followed by dNBRc (R2=0.731 and 0.637 respectively), possibly related to the higher capacity of RBRc to discriminate fire impact on heterogeneous ecosystems. Finally, thresholds to map four severity levels were proposed based on linear models relating RBRc and dNBRc with field-ISE.

Keywords: *dNBR, Fire severity , RBR, Sentinel 2, Wildfire.*

1. INTRODUCCIÓN

En México, la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) reporta entre 1970 y 2018 una ocurrencia promedio de 7,087 incendios forestales, afectando aproximadamente 253,380 ha anualmente, en su mayoría en bosques de coníferas y latifoliadas (encino) del Eje Neovolcánico y la Sierra Madre Occidental (SMO) (CONAFOR 2019). Cerca del 98 % de estos incendios son originados por cuestiones antrópicas (i.e. actividades agropecuarias, vandalismo, turismo).

La SMO es la cadena montañosa de mayor extensión en nuestro país, alberga 46 % de las especies de pinos y 34 % de los encinos en México (González-Elizondo *et al.* 2012). En la actualidad estas comunidades son degradas por diferentes factores sociales (i.e. deforestación, fragmentación de hábitats y reducción de la densidad de bosques), así mismo más del 70 % de los incendios que ocurren en la SMO, se localizan en los estados de Chihuahua y Durango.

La presencia del fuego en los ecosistemas promueve: la variedad de especies (Beaty y Taylor 2008; Bekker y Taylor 2010); en cuestiones silvícolas, la apertura del dosel, incremento de área basal y de copa (Ávila *et al.* 2012; Ramos *et al.* 2017). Así mismo, impulsa la regeneración natural de especies adaptadas al fuego (Lecomte *et al.* 2006; Martínez y Rodríguez 2008); y aumenta la disponibilidad de nitrógeno, carbono y potasio en el suelo (Rodríguez *et al.* 2009; Durán *et al.* 2010) promoviendo la actividad microbial del suelo (Alauzis *et al.* 2004). Por otra parte, los efectos negativos con mayor impacto son: la pérdida de biomasa vegetal (Flannigan *et al.* 2006; Badia *et al.* 2014), degradación del suelo (Ridder 2007; Bento *et al.* 2012) y efectos adversos de gas invernadero (Andreae y Merlet 2001; Narayan *et al.* 2007).

Pese a que se conoce la extensión y el número de incendios, en nuestro país se ignora el impacto ecológico de estos, dada la escaza literatura en cuanto al tema se ha creado incertidumbre respecto a ¿qué tan severos son los incendios forestales? En términos ecológicos.

La severidad del fuego se define como la magnitud del efecto que provoca el fuego en el suelo y la vegetación (Keely 2009). Esta se cuantifica mediante variables en campo: i.e. proporción de quemado en la vegetación y pérdida de materia orgánica en el suelo (Key y Benson 2004; De Santis y Chuvieco 2009); además de la información derivada de sensores remoto, i.e. índices de vegetación (e.g. *Normalized Burn Ratio* (NBR), *difference Normalized Burn Ratio* (dNBR), *Relative Burn Radio* (RBR)). Los índices deben ser asociados a las variables en campo con el fin de calibrarlos (Fang *et al.* 2018). Diversos autores han empleado estos y otros índices en teledetección para caracterizar los incendios forestales y sus impactos a través de imágenes satelitales (Poursanidis y Chrysoulakis 2017; Delegido *et al.* 2018); usando diferentes técnicas y sensores, principalmente Landsat y MODIS (Chen *et al.* 2005; Rego *et al.* 2018).

La plataforma Sentinel-2 (S2) fue lanzada en junio del 2015 como parte del *European Copernicus Program* a cargo de la *European Spatial Agency* (ESA, 2015). Cuenta con un *Multispectral Sensor Instrument* (MSI) que ha demostrado gran potencial para el estudio de incendios, incluso con relación a otros sensores, como ETM, OLI, AQUA y TERRA (Mallinis *et al.* 2018; Rahman *et al.* 2018). Esto se debe a sus características espectrales y radiométricas (e.g. resolución espacial, tiempo de revisita, cobertura), destacando las bandas en la región del *red-edge* (Fernández-Manso *et al.* 2016; García-Llamas *et al.* 2019). La selección de índices espectrales para investigar la severidad de incendios forestales a partir de imágenes Sentinel es aún tema de investigación activa (Sobrino *et al.* 2019, Roteta *et al.* 2021).

Más aún, el uso de plataformas de procesado automatizado de imágenes satelitales en la nube, como *Google Earth Engine* (GEE), ha sido recientemente explorado en estudios recientes (e.g. Parks *et al.* 2018; Barboza-Castillo *et al.* 2020; Roteta *et al.* 2021), si bien se requiere analizar el efecto del tipo de compuesto de imágenes (mínimo, promedio), así como la duración de este, en la capacidad para cuantificar la severidad de incendios forestales (eg. Whitman *et al.* 2020).

El estudio de la severidad por incendios forestales es esencial para priorizar acciones de restauración y manejo integral ecológico de la superficie afectada con altos niveles de impacto, considerando que, una vez suscitado el incendio, aumenta el riesgo hidrológico y erosivo en el suelo (Robichaud *et al.* 2000; Vega *et al.* 2013). De igual forma coadyuva la comprensión de los factores causales y los efectos del fuego en los ecosistemas a diferentes grados de severidad (Rodríguez-Trejo *et al.* 2019). No existen en nuestro país estudios previos que hayan analizado el potencial de las imágenes satelitales de S2 y la herramienta GEE para el mapeado de severidad, cotejados en campo.

En ese sentido, el presente trabajo tiene por objeto estimar y mapear la severidad por incendios en la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango, por medio de índices espectrales de imágenes S2-MSI validados y calibrados con datos de campo.

2. OBJETIVOS E HIPÓTESIS

2.1. Objetivos

2.1.1. Objetivo general

Evaluar y mapear la severidad por incendios forestales en la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango a través de imágenes satélite Sentinel e información recabada en campo.

2.1.2. Objetivos específicos

a) Evaluar la severidad por incendios forestales en el componente vegetal y edafológico mediante sitios de muestreo.
b) Determinar índices espectrales óptimos y umbrales de estos para categorizar distintos niveles de severidad en las áreas quemadas.
c) Representar cartográficamente la severidad por incendios forestales.

2.2. Hipótesis

La severidad de incendios forestales se puede ser representada cartográficamente, evaluada mediante índices espectrales y calibrada con datos en campo (i.e. severidad en la vegetación y suelo).

3. REVISIÓN DE LITERATURA

3.1. Terminología de la severidad

Existe una gran confusión entre el uso de los conceptos *fire severity*, *burn severity* (severidad del fuego) y *fire intensity* (intensidad del fuego) dentro de la comunidad científica para describir las características del fuego y sus efectos (Keeley 2009; Veraverbeke *et al.* 2011; Chu y Guo 2014). “Severidad” es frecuentemente usado para describir en términos ecológicos, el impacto causado por fuego. Miller y Yool (2002), Smith *et al.* (2005) y Costa *et al.* (2017) la relacionaron con el consumo de vegetación; Johnstone y Chapin (2006), Parsons *et al.* (2010) y Badia *et al.* (2014) con los cambios en las propiedades de suelo.

Varios autores han utilizado la definición de *fire severity* para el término *burn severity* (e.g. Epting *et al.* 2005; Johnstone y Chapin 2006; Eidenshink *et al.* 2007). Sin embargo, ambos se diferencian en la temporalidad de la evaluación del disturbio, es decir *fire severity* cuantifica los efectos del fuego en términos inmediatos post-incendio (primer orden) mientras que el *burn severity* considera los efectos a largo plazo (segundo orden) incluidos los procesos de respuesta por el fuego (De Santis y Chuvieco 2009; Veraverbeke *et al.* 2010).

Sucede lo mismo con los términos intensidad y severidad, empleados como sinónimos en algunos estudios, empero los conceptos no son iguales (Keeley 2009; Smith *et al.* 2005; van *et al.* 2004). *Severidad* como ya se mencionó, implica cambio cuantitativo en el sistema ecológico y la intensidad se refiere a la cantidad energía calorífica por unidad linear en el incendio (Byram 1973). La severidad del fuego incluye la evaluación del consumo de la capa orgánica del suelo debajo del estrato vegetal además de la mortalidad de las partes vegetales en suelo y subsuelo (Key y Benson 2004; Keely 2009).

3.2. Evaluación de la severidad con variables en campo

Se han considerado distintas variables para estimar la severidad post-fuego en campo. Algunas de estas son: porcentaje de mortalidad del área basal de los

árboles (Chappel y Agee 1996), disminución en la cobertura vegetal (Jain y Graham 2004; Rogan y Yool 2001), proporción de los residuos en las ramas finas de la vegetación (Moreno y Oechel 1989), consumo y mortalidad del dosel (Rogan y Franklin 2001; Ryan y Noste 1985).

Key y Benson (2004) propusieron el *Composite Burn Index* (CBI), el cual evalúa de manera visual los cambios en la vegetación y el suelo causados por el fuego a través de las variables: cantidad de combustible quemado, nivel de degradación en el suelo y mortalidad en el estrato vegetal; lo que resulta el sitio en distintos niveles de severidad que van de 0 a 3 que representa del no quemado hasta el extremo.

Mas adelante De Santis y Chuvieco (2009) desarrollaron y evaluaron una modificación al CBI denominado *Geometrically estructured Composite Burn Index* (GeoCBI), el cual toma en cuenta la fracción de cobertura de los diferentes estratos vegetales y cambios en el *Leaf Area Index* (LAI) del dosel y subdosel.

En este aspecto se han desarrollado y validado diferentes metodologías, con el propósito de asegurar una estimación que pueda ser consistente y comparable (De Santis y Chuvieco 2009). Lentile *et al.* (2006) sugirieron que la evaluación en campo debe incluir el registro de los cambios en el color e infiltración en el suelo y cambios en la cobertura de vegetación. Vega *et al.* (2013) menciona que la información debe estar basada en indicadores visuales de daño en el componente vegetal y edafológico; también del *United States Department of Agriculture* (USDA), Parson *et al.* (2010) propusieron una guía de campo para medir las condiciones post-incendio inmediatas en el suelo (i.e. cobertura y perdida de materia orgánica, color y cambios su estructura) y en la vegetación (i.e. porcentaje de soflamado y consumado del follaje de los estratos arbóreo y arbustivo) así como Lutes *et al.* (2006) quienes establecen protocolos completos de muestreo para monitorear el antes y después de un incendio forestal en ecosistemas terrestres.

3.3. Evaluación de la severidad a través de índices espectrales

Diversos estudios han demostrado la capacidad de los índices espectrales para la detectar cambios en la vegetación tras la ocurrencia de un incendio forestal. Dichos cambios suceden en el contenido de clorofila de la vegetación fotosintéticamente activa y el suelo desnudo expuesto provocan un descenso en las regiones del espectro en el *Near Infra-Red* (NIR) y el incremento en la reflectividad del *Short Wave Infra-Red* (SWIR) (Curran *et al.* 2001; Llovería *et al.* 2014).

Los índices espectrales más utilizados para caracterizar la severidad del fuego se derivan del *Normalized Burn Ratio* (NBR), precisamente porque maximiza los cambios de reflectancia en la actividad fotosintética de la vegetación (NIR), así como la humedad en ésta y el suelo (SWIR) (Chuvieco 2009).

Key y Benson (2004) propusieron la substracción del NBR del post-fuego al pre-fuego, resultando una forma cuantitativa de evaluar el cambio absoluto (dNBR). Después surgieron las versiones relativizadas del dNBR: el RdNBR (Miller y Thode 2007) y RBR (Parks *et al.* 2014), los cuales consideran el contenido de clorofila de la vegetación en la fecha antes del incendio.

Conjuntamente se han comparado estos índices con otros como el SAVI, MSAVI, NDVI, NDWI (Díaz-Delgado *et al.* 2003; Chang *et al.* 2016; Gómez *et al.* 2017), el GNDVI, DVI, CIre (Fernández-Manso *et al.* 2016; Navarro *et al.* 2017), GEMI y BAI (Chuvieco *et al.* 2002; Chen *et al.* 2020b).

3.4. Técnicas de teledetección para estimar la severidad

Para tener certeza de la interpretación cuantitativa y cualitativa de los índices espectrales, es importante validar y calibrar los índices espectrales con referencias en campo. En el **Cuadro. 1** se muestran algunas de las técnicas empleadas para correlacionar los índices, además de los satélites utilizados en cada caso.

Los satélites con mayor referencia por su gran potencial de aplicación son: MODIS (Justice *et al.* 2002; 2010), Landsat (TM, ETM, OLI) (Potapov *et al.* 2015; Rego *et al.* 2018) y recientemente Sentinel 2 (Delegido *et al.* 2018; Sobrino *et al.* 2019).

Cuadro. 1. Técnicas, sensores y variables de campo empleadas para estimar la severidad por incendios en el mundo.

Referencia	Satélite-Sensor	País	Técnica	Variable de campo*
van Wagtendonk *et al.* 2004	LS TM y AVIRIS	E.U.A.	Regresión polinomial	CBI
Smith *et al.* 2005	LS ETM	África	Regresión linear y modelos de mezcla linear	MS
Chen *et al.* 2005	M y LS ETM	Rusia	Regresión linear	LAI
Lentile *et al.* 2009	LS ETM	E.U.A.	SMA	MS
Miller *et al.* 2009	LS TM y ETM	E.U.A.	Regresión no linear	CBI
Veraverbeke *et al.* 2010	LS TM	Grecia	Regresión polinomial	GeoCBI
Veraverbeke y Hook 2013	LS TM	E.U.A.	SMA	GeoCBI
Kane *et al.* 2015	LiDAR	E.U.A.	*Random Forest*	MS
Botella y Fernández 2017	LS OLI	España	Regresión linear	CBI
Fernández-Alonso *et al.* 2017	LiDAR	España	Random Forest	MS
Delegido *et al.* 2018	S2, LS OLI	Argentina	Regresión linear	CBI modificado
Fang *et al.* 2018	M, LS TM, ETM	China	Random Forest y Regresión polinomial	CBI
Rego *et al.* 2018	LS TM, ETM y OLI	España	Random Forest	MS
Cardil *et al.* 2019	LS MSS, TM y ETM	España	Regresión linear y *Boosted Regression Trees*	MS
Sobrino *et al.* 2019	S2, LS-OLI	España	Regresión exponencial	MS
Chen *et al.* 2020b	Landsat MSS y TM	Alaska	Regresión linear	CBI

MS= Muestreo de severidad, LS = Landsat, S2 = Sentinel 2, M = MODIS Terra y/o Aqua.

3.5. Limitaciones de los índices espectrales para estimar la severidad por incendios forestales

Algunas de las limitaciones referidas en distintas investigaciones de los índices son:

i) Disponibilidad de imágenes adecuadas de satélite con ausencia de nubosidad, la baja resolución espacial, la reducida fiabilidad para

representar los estratos inferiores del dosel arbóreo y, particularmente, el suelo (Hudak *et al.* 2007; Arellano *et al.* 2017);

ii) Menor fiabilidad en áreas de vegetación muy dispersa o en algunos tipos de bosque (Miller y Thode 2007; Soverel *et al.* 2010); Cuando la cobertura del dosel es muy densa, los estratos por debajo de este (herbáceo y arbustivo) puede no ser detectado por el sensor, lo que puede presentar menores niveles de consumo en incendios superficiales (Rogan y Franklin 2001; Soverel *et al.* 2010).

iii) Las fechas que se seleccionan para calcular los índices diferenciados generalmente se distan por varias semanas e incluso meses, lo que puede causar inconsistencias en el ángulo solar y la fenología en la vegetación (Key 2006; Hudak *et al.* 2007). En este sentido, realizar la medición post-fuego pasado un año o más, puede generar reducción en los valores a causa de la regeneración natural o inducida en los ecosistemas, principalmente en los tropicales (Picotte y Robertson 2011). Se requiere una evaluación del efecto de la selección de fechas en la estimación de la severidad del incendio, siendo escasos los estudios que la hayan cuantificado de una manera sistemática (e.g. Chen *et al.* 2020a; Whitman *et al.* 2020).

iv) El uso de plataformas de procesamiento en línea de imágenes satelitales como *Google Earth Engine* para el mapeado de severidad está aún poco explorado en la literatura (e.g. Parks *et al.* 2018; Roteta y Oliva 2020; Whitman *et al.* 2020).

3.6. Estudio de la severidad de incendios en México

En México, el estudio de los incendios forestales se ha concentrado especialmente en cuestiones de diversidad de especies (Alanís-Rodríguez *et al.* 2008; 2011; Contreras-Martínez *et al.* 2015), análisis espacio-temporales (e.g. Zúñiga-Vásquez *et al.* 2017; Pompa-García *et al.* 2018; Monjarás-Vega *et al.* 2019), así como cuantificaciones de combustibles forestales y su papel en el

peligro de incendio (e.g. Rodríguez-Trejo *et al.,* 2011; Castañeda-Rojas *et al.* 2015; Flores 2017).

Para el tema de severidad la literatura en México es escasa, esta orientada a evaluaciones sobre niveles de afectación y consumo de biomasa en campo después del incendio (Alanís-Rodríguez *et al.* 2010; Asbjornsen *et al.* 2005; Kauffman *et al.* 2003), así como algunos análisis de emisiones mediante datos satelitales (e.g. Cruz-López *et al.* 2019).

Sucede lo mismo en estudios de mapeado de severidad haciendo uso de imágenes satélites, Rivera-Huerta *et al.* (2016), identificó áreas quemadas en la Sierra de San Pedro, Baja California con imágenes Landsat y López-García (2020) delimitó y cuantificó el área afectada por un incendio en 2012 en el Bosque "La Primavera", Jalisco, México haciendo uso de imágenes Landsat 5 y 7.

Los estudios donde analizan los umbrales de severidad por el fuego calibrados con datos de campo son extremadamente limitados en México (e.g. Ayala-Téllez, 2019). No se han encontrado referencias de estudios donde hayan evaluado el potencial de Sentinel para el tema de severidad, específicamente en mapeo y determinación de áreas quemadas a una resolución 10-20 m o con el uso de imágenes satelitales en plataformas geoespaciales de la nube (*GEE)*.

4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. Características del área de estudio

4.1.1. Localización

El área de estudio comprende tres incendios ocurridos durante los meses de abril y mayo de 2019, ubicados en la región de la provincia fisiográfica de la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango (SMO). La SMO se localiza en la porción noroeste del estado, entre las coordenadas 26°59’50’’ N, 22°20’26’’ S de latitud norte y 103°42’26’’ E, 107°14’12’’ O de longitud oeste; ocupa el 70.6 % del estado de Durango (**Figura. 1**).

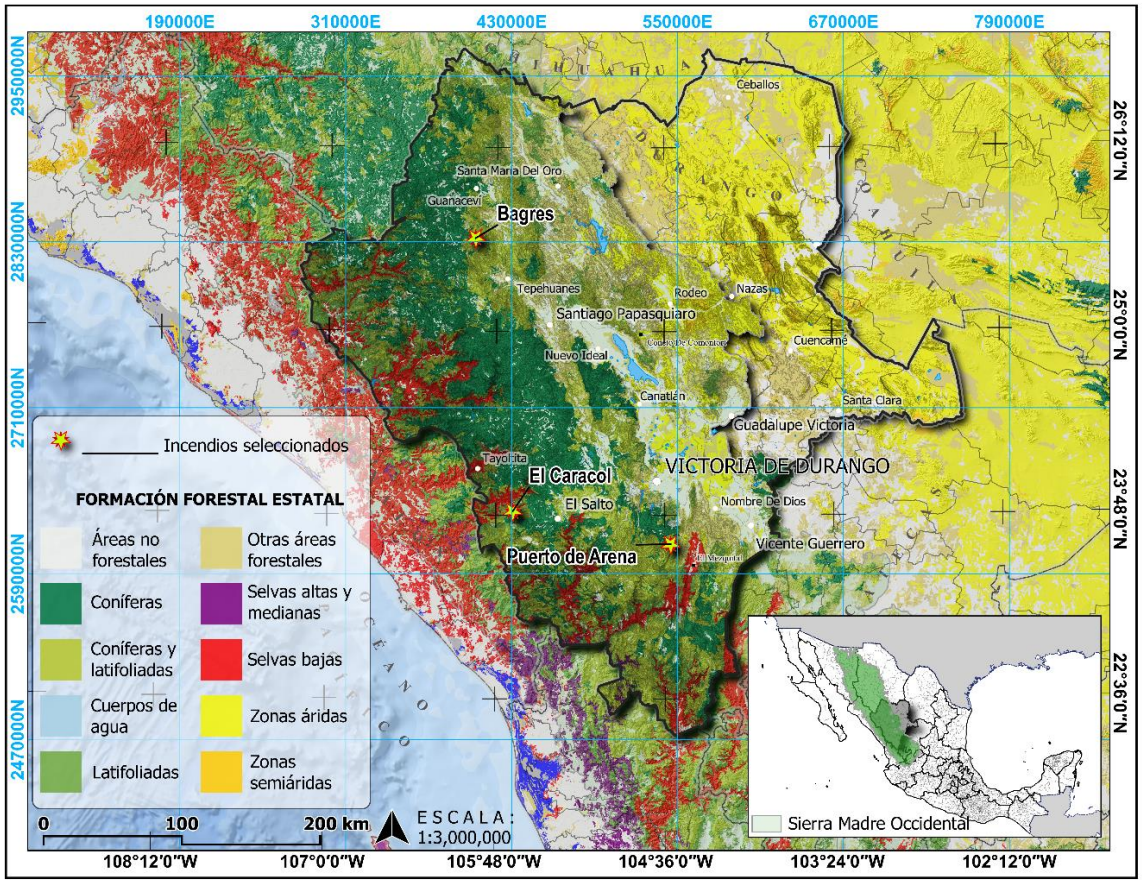


Figura. 1. Ubicación de los incendios seleccionados en el estado de Durango.

4.1.2. Descripción

En esta región destacan las formaciones forestales compuestas por coníferas (26 %), albergando bosques de *Pinus, Juniperus* y *Cupressus*; coníferas y latifoliadas (22 %) con presencia de bosques mixtos de *Pinus* y *Quercus,* pastizales naturales (14 %) y latifoliadas con especies del género *Quercus* (10.4 %) (González-Elizondo *et al.* 2012; INEGI 2016). De acuerdo con la clasificación de Köppen adaptada para México, los climas con mayor extensión en la región son: semiseco templado, semifrío subhúmedo y templado subhúmedo (BS1Kw(w), C(E)(w2), C(w2)) (García 2004). La temperatura media anual fluctúa entre 5 a 18°C, la precipitación media anual varia de 300 a 1,500 mm con lluvias en verano (INEGI 2008). Los suelos son litosoles, regosoles, feozems y cambisoles, de textura mediana, (INIFAP y CONABIO 1995). La fisiografía está caracterizada por superficies de grandes mesetas que se extiende sobre la parte central de la región, además de sierras con pendientes que van desde 20 al 80 % de inclinación del terno. También se cuenta con la presencia lomeríos y valles con rangos altitudinales de 800 a 3,200 m. (INEGI 2001a, 2001b). En el **Cuadro. 2** se muestra las características de los incendios seleccionados.

Cuadro. 2. Incendios seleccionados en Durango.

Nombre	Fecha de inicio-término	Municipio	Tipo de vegetación*	X	Y
Sitio 1 (Puerto de Arena)	2019/04/26-2019/05/29	Mezquital	BQP	-104.558	23.610
Sitio 2 (El Caracol)	2019/05/14-2019/06/29	Pueblo Nuevo	BPQ	-105.679	23.824
Sitio 3 (Bagres)	2019/04/19-2019/05/09	Tepehuanes	BP	-105.955	25.607

**BQP= Bosque de encino-pino, BPQ= Bosque de pino-encino, BP= Bosque de pino*

4.2. Muestreo en campo para la evaluación de la severidad

4.2.1. Datos de campo

Se establecieron un total de 115 sitios circulares de 15 m de radio en los incendios seleccionados para evaluar la severidad. Los sitios se distribuyeron de forma estratificada procurando áreas homogéneas dentro del perímetro de cada incendio (77 sitios) así como fuera de éste (38 controles).

4.2.2. Severidad del incendio en la vegetación

El componente vegetal se conformó de los estratos: dosel y subdosel (individuos con diámetro a la altura del pecho (DAP > 7.5 cm) y el matorral (DAP < 7.5 cm). Se asignó al dosel de acuerdo con las alturas mayores al percentil 75 de las alturas de los árboles por sitio y a las menores de este como subdosel, tal como lo propone Lujan-Soto *et al.* (2015). Una vez que el fuego ha afectado la copa de los árboles, esta presenta una decoloración foliar visible, conocida como "*soflamado de copa*" (Varner *et al.* 2021). Se registraron en cada estrato tres condiciones de soflamado en la copa:

a. ***Soflamado de copa verde (SCV).*** Zonas donde la intensidad del fuego es mínima, no ha afectado el follaje, permanece de color verde (**Figura. 2a**).

b. ***Soflamado de copa marrón (SCM).*** Zonas recorridas por fuego de superficie, ocasionado un soflamado total o parcial de las hojas en los árboles, causando deshidratación y/o muerte. Se identifica con un color marrón o rojizo (**Figura. 2b**).

c. ***Soflamado de copa negro (SCN).*** Zonas que han sufrido un fuego de copa o que la intensidad ha sido tal que consume totalmente el follaje, dejando una marca de color negro en la totalidad del árbol (**Figura. 2c**).

En la **Figura. 2** se muestran estas tres condiciones (negro, marrón y verde), registradas. El porcentaje de soflamado por estrato se calculó con las siguientes **Ecuaciones (1)** a **(3)**:

$\boldsymbol{PSD_i}$ = *Porcentaje de soflamado en el* ***dosel*** *del* $\boldsymbol{i}$*-ésimo sitio (%)*

$$\boldsymbol{PSD_i} = \sum_{j=1}^{n} \frac{SCN_j + SCM_j}{n} \qquad \textbf{(1)}$$

$\boldsymbol{PSS_i}$ = *Porcentaje de soflamado en el* ***subdosel*** $\boldsymbol{i}$*-ésimo sitio (%)*

$$\boldsymbol{PSS_i} = \sum_{j=1}^{n} \frac{SCN_j + SCM_j}{n} \qquad \textbf{(2)}$$

$\boldsymbol{PSM_i}$ = *Porcentaje de soflamado en el* ***matorral***

$$\boldsymbol{PSM_i} = \sum_{j=1}^{n} \frac{SCN_j + SCM_j}{n} \qquad \textbf{(3)}$$

Dónde: $\boldsymbol{SN_i}$ *= Porcentaje de soflamado* ***negro*** *en el* $\boldsymbol{j}$*-ésimo árbol,* $\boldsymbol{SM_i}$ **=** *Porcentaje de soflamado* ***marrón*** *en el individuo j,* n *= número de árboles sitio.*

Así mismo se capturó la altura de soflamado o carbonizado superficial del tronco (m) en el dosel y subdosel (**Figura. 2d**). En cada sitio se obtuvieron variables dasométricas: i.e. altura total y de copa, diámetro normal y de copa.

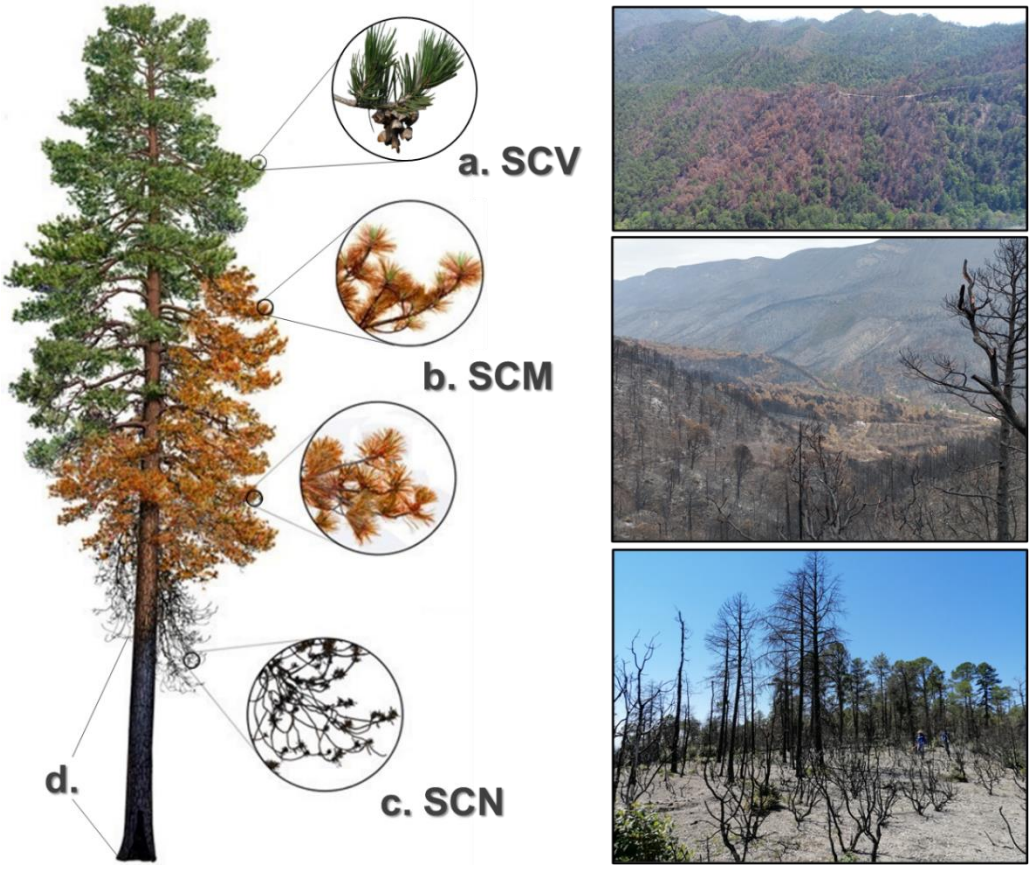


Figura. 2. Condiciones de soflamado en la copa: **a** = copa verde (**SCV**), **b** = soflamado de copa marrón (**SCM**), **c** = calcinado de copa negro (**SCN**) y **d** = Altura de soflamado ($\boldsymbol{h_s}$)**.** Foto: Modificada de Varner *et al.* (2021).

4.2.3. Severidad del incendio en el suelo

Mediante la disposición de cuadrados de muestreo de 30x30cm, en tres transectos con azimuts de 0°,120° y 240° a partir del centro, se estimó la cobertura de suelo y herbáceas en porcentaje (Flores 2017). La longitud de los transectos fue de 15 m y sobre cada uno de estos se levantaron tres cuadrados distribuidos homogéneamente, como se observan en la **Figura. 3**.

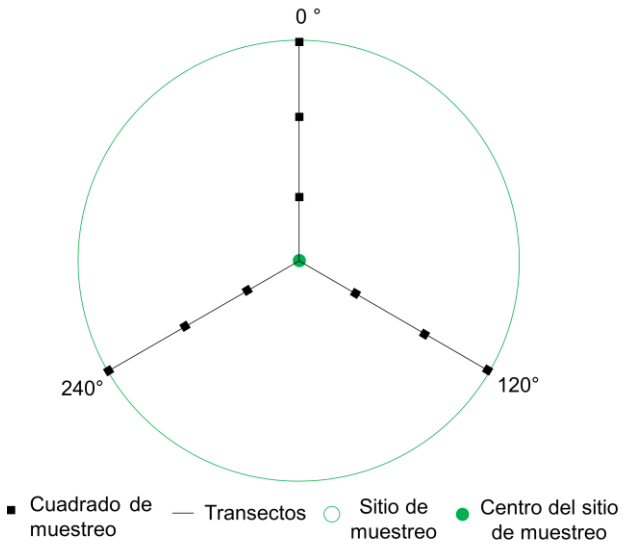


Figura. 3. Forma y distribución de los cuadrados de muestreo para evaluar la severidad en el componente edafológico en cada sitio de muestreo.

En cada uno de estos cuadrados se estimó la proporción por cada nivel de severidad de acuerdo con Vega *et al.* 2013. Cada nivel está asociado a un conjunto de alteraciones visuales de la cubierta orgánica y del suelo mineral superficial, grado de carbonización y deposición de la ceniza mineral, afectación de las raíces próximas a la superficie del suelo mineral y grado de repelencia al agua del suelo superficial, todas ellas observadas en campo inmediatamente después del incendio. Estos niveles van de bajo a extremo y se muestran en el en la **Figura. 4**.

La proporción de severidad en el suelo resulta del promedio de la cobertura ponderada de cada uno de estos niveles (1-5), escalado de 1 a 100 para homogeneizar con las unidades de la severidad en la vegetación (%), como se muestra en la **Ecuación (4)**.

$$\boldsymbol{PSU_i} = \sum_{i=1}^{j} \left(\frac{CNS1_j * 1 + CNS2_j * 2 + CNS3_j * 3 + CNS4_j * 4 + CNS5_j * 5}{100} \right) * 20 \qquad \textbf{(4)}$$

Dónde: $\boldsymbol{PSU_i}$ *= Porcentaje de severidad en el suelo del* $\boldsymbol{i}$*-ésimo sitio (%),* ***CNS1=*** *Cobertura del nivel de severidad 1 (baja) del* $\boldsymbol{j}$*-ésimo cuadrante,* ***CNS2=*** *Cobertura del nivel de severidad 2 (moderada),* ***CNS3=*** *Cobertura del nivel de severidad 3 (alta),* ***CNS4=*** *Cobertura del nivel de severidad 4 (extrema).*

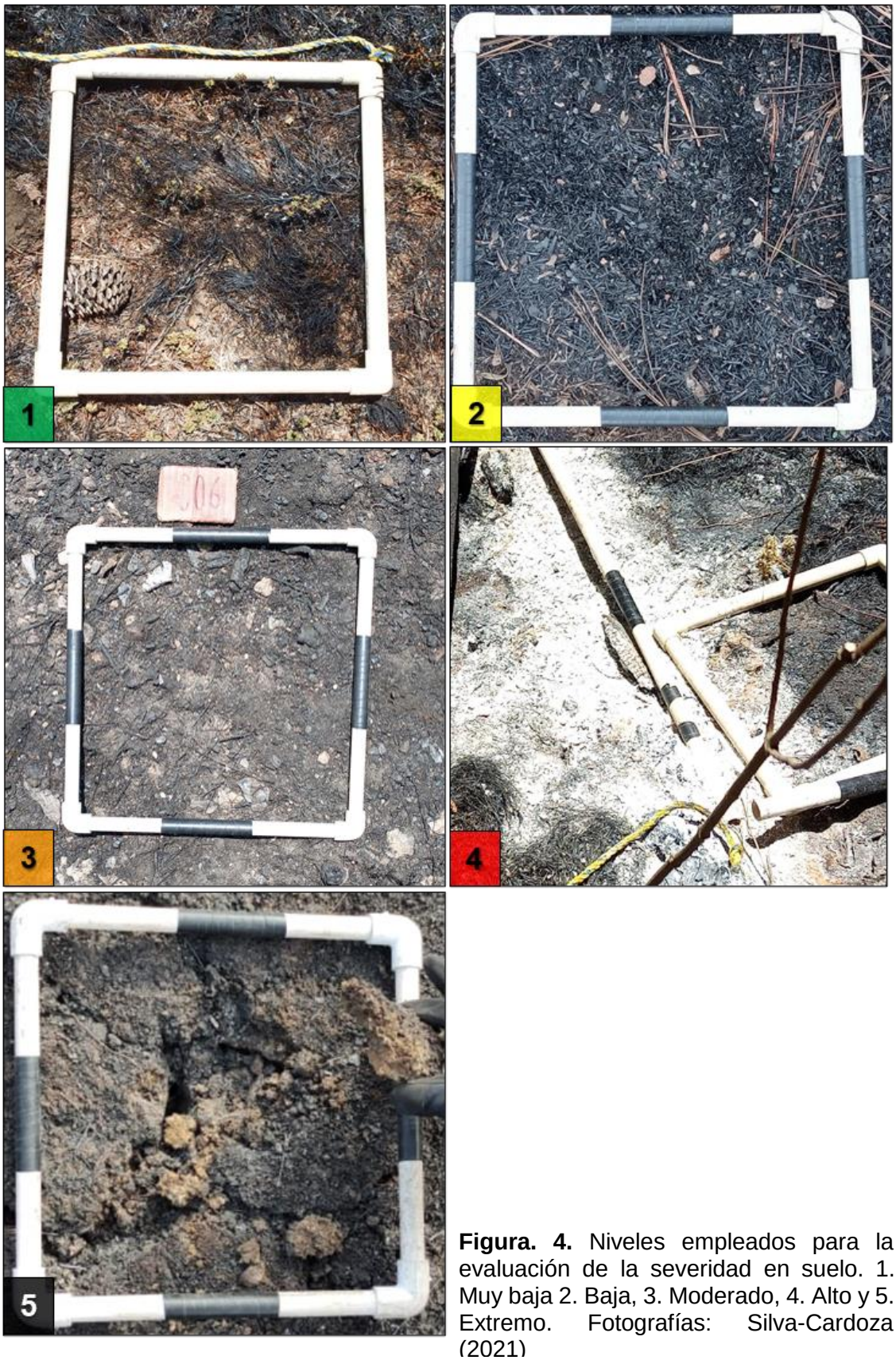


Figura. 4. Niveles empleados para la evaluación de la severidad en suelo. 1. Muy baja 2. Baja, 3. Moderado, 4. Alto y 5. Extremo. Fotografías: Silva-Cardoza (2021)

4.2.4. Indices de severidad en campo

Obtenidas las variables de severidad en cada estrato considerado (vegetación) y en el suelo se calculó el Índices de Severidad en Campo (ISE) y su versión ponderada (ISEp). El ISE corresponde al promedio del soflamado de copa de los estratos: dosel, subdosel matorral y la cobertura por nivel de severidad ponderado en el suelo **(5)**, similar al protocolo del CBI (Key y Benson 2004). El ISEp se multiplicó cada estrato del ISE por su cobertura estimada **(6)**, semejante al GeoCBI propuesto por De Santis y Chuvieco (2009).

$$\boldsymbol{ISE}_i = \frac{\sum_{i=1} PSD_i + PSS_i + PSM_i + PSU_i}{4} \quad \textbf{(5)}$$

$$\boldsymbol{ISEp}_i = \frac{\sum_{i=1}^{4} PSA_i * CC_{DOS} + PSS_i * CC_{SUB} + PSM_i * CC_{MAT} + PSU_i * CC_{SUE}}{4} \quad \textbf{(6)}$$

$$CC_i = \sum_{i=1}^{j} \pi \frac{\left(\frac{DC1_j + DC2_j}{2}\right)^2}{0.7069} \quad \textbf{(7)}$$

Dónde: $\boldsymbol{ISE}_i$= Índice de severidad en campo en el $\boldsymbol{i}$-ésimo sitio (%), $\boldsymbol{PSD}_i$ = Porcentaje de soflamado en el dosel del $\boldsymbol{i}$-ésimo sitio,$\boldsymbol{PSS}_i$ = Porcentaje de soflamado en el subdosel, $\boldsymbol{PSM}_i$ = Porcentaje de soflamado en el matorral, $\boldsymbol{PSU}_i$ = Porcentaje de severidad en el suelo. $\boldsymbol{ISEp}_i$= Índice de severidad ponderado en campo en el $\boldsymbol{i}$-ésimo sitio (%), $\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{DOS}}$ = Cobertura de copa del dosel del $\boldsymbol{i}$-ésimo sitio (%), $\boldsymbol{CC}_{SUB}$ = Cobertura de copa del subdosel, $\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{MAT}}$ = Cobertura de copa del matorral,$\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{SUE}}$ = Cobertura del suelo ($100 - (\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{DOS}}+\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{SUB}}+\boldsymbol{CC}_{\boldsymbol{MAT}})$). $\boldsymbol{CC}_i$ = Cobertura de copa en el $\boldsymbol{i}$-ésimo estrato vegetal, $\boldsymbol{DC1}_j$= Diámetro de copa Norte-Sur del $\boldsymbol{j}$-ésimo árbol (m), $\boldsymbol{DC2}_j$= Diámetro de copa Este-Oeste del $\boldsymbol{j}$-ésimo árbol (m)

4.3. Evaluación de la severidad con información espectral

4.3.1. Perímetros de los incendios seleccionados

Los perímetros preliminares de los incendios se obtuvieron mediante descarga del *Sistema Nacional de Predicción de Peligro contra Incendios Forestales* (SPPIF, http://forestales.ujed.mx/incendios2/#) a cargo de la Universidad Juárez del Estado de Durango (Vega-Nieva *et al.* 2020), los cuales se generan siguiendo la metodología propuesta por Briones *et al.* (2020), a través de los conglomerados de puntos de calor MODIS y VIIRS.

4.3.2. Información espectral

Se adquirieron imágenes de Sentinel 2 para cada incendio (pre-incendio y post-incendio) de dos servidores: el primero del sitio web *Earth Explorer* (EE) del USGS (https://earthexplorer.usgs.gov/). Las características de las imágenes empleadas de EE se muestran en el **Cuadro. 3**.

Cuadro. 3. Imágenes adquiridas de Sentinel 2 para de los incendios seleccionados

Nombre	Tipo	ID del producto	Nubosidad (%)
Sitio 1- Mezquital	Pre	L1C_T13QEG_A010377_20190302T174157	0.0
	Post	L1C_T13QEG_A011807_20190610T174426	23.4
Sitio 2- Pueblo Nuevo	Pre	L1C_T13QDG_A010377_20190302T174157	0.0
	Post	L1C_T13QDG_A011664_20190531T174434	5.6
Sitio 3- Tepehuanes	Pre	L1C_T13RDJ_A010377_20190302T174157	0.0
	Post	L1C_T13RDJ_A011378_20190511T174054	0.6

Los valores digitales de las imágenes se transformaron en reflectancias aparentes a partir del TOA (por sus siglas en inglés, *Top of Atmosphere*) basadas en el método de Chávez (1996) de extracción de objetos oscuros (*Dark Object Substraction*); mediante el complemento *Semi-automatic classification* propuesto por Congedo (2016) en el software QGIS (QGIS Development Team 2019).

El segundo servidor fue la plataforma basada en la nube *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick *et al.* 2019). Cada índice se generó basándonos en el criterio de Parks *et al.* (2018) empleando el periodo y técnica de compuesto, según se describe a continuación. Se analizaron tres diferentes periodos de compuestos: 1 mes, 2 meses y 3 meses (**Cuadro. 4**). Las imágenes correspondieron al nivel L2A de Sentinel, las cuales poseen la corrección *BOA* (*Bottom Of Atmosphere*) derivadas del nivel L1C (Kaufman y Sendra 1988). Estos ráster seleccionan los pixeles “óptimos” (i.e. libres de nubes, sombras, agua y/o nieve) dentro de un periodo determinado en cada ventana del pre y post-incendio.

Para cada ventana temporal (1, 2 y 3 meses) se analizaron distintas técnicas de compuesto, generado con las imágenes disponibles, estas se muestran en el **Cuadro. 5**, resultando un total de 9 técnicas de compuestos analizados.

Cuadro. 4. Ventanas empleadas para los índices espectrales calculados en GEE.

Incendio	Temporalidad*	Pre-incendio	Post-incendio
Sitio 1- Mezquital	15d	2019-04-05-2019-04-20	2019-06-01-2019-06-15
	1m	2019-03-20-2019-04-20	2019-06-01-2019-07-01
	2m	2019-02-20-2019-04-20	2019-06-01-2019-08-01
	3m	2019-01-20-2019-04-20	2019-06-01-2019-09-01
Sitio 2- Pueblo Nuevo	15d	2019-04-29-2019-05-13	2019-04-29-2019-05-13'
	1m	2019-04-13-2019-05-13	2019-06-29-2019-07-29
	2m	2019-03-13-2019-05-13	2019-06-29-2019-08-29
	3m	2019-02-13-2019-05-13	2019-06-29-2019-09-29
Sitio 3- Tepehuanes	15d	2019-03-27-2019-04-10	2019-05-10-2019-05-25
	1m	2019-03-10- 2019-04-10	2019-05-10-2019-06-10
	2m	2019-02-10- 2019-04-10	2019-05-10-2019-07-10
	3m	2019-01-10- 2019-04-10	2019-05-10-2019-08-10

15d *= 15 días,* ***1m*** *= 1 mes,* ***2m*** *= 2 meses,* ***3m*** *= 3 meses*

Cuadro. 5. Técnicas empleadas para realizar los compuestos descargados de GEE.

Compuesto	Pre	Post
PP	Promedio	Promedio
PM	Promedio	Mínimo
MM	Mínimo	Mínimo

Los índices espectrales que se calcularon para estimar la severidad fueron los siguientes:

Cuadro. 6. Índices espectrales calculados para estimar la severidad por incendios.

Referencia	Indices espectrales*	Ecuación	
Martin (1998)	*[1]BAI=*	$(1 / (0.1 - B4)^2 + (0.6 - B8A)^2) * 1000$	**(8)**
Filipponi (2018)	*[2]BAIS2=*	$\left(1 - \sqrt{(B6 * B7 * B8A)/B4}\right) * ((B12 - B8A / \sqrt{B12 + B8A}) + 1) * 1000$	**(9)**
Gitelson y Merzlyak (1998)	*[3]GNDVI=*	$(B8A - B3 / B8A + B3) * 1000$	**(10)**
Tucker (1979)	*[4]NDVI=*	$(B8A - B4 / B8A + B4) * 1000$	**(11)**
Mallinis *et al.* (2018)	*[5]NBR=*	$(B8A - B12 / B8A + B12) * 1000$	**(12)**
Key y Benson (2004)	*NBR1=*	$(B8 - B12 / B8 + B12) * 1000$	**(13)**
Huang et al. (2016)	*NBR2=*	$(B8A - B11 / B8A + B11) * 1000$	**(14)**
Roteta *et al.* (2019)	*NBR3=*	$(B8 - B11 / B8 + B11) * 1000$	**(15)**
García y Caselles (1991)	*NBR4=*	$(B11 - B12 / B11 + B12) * 1000$	**(16)**

[1]BAI *= Burn Area Index,* ***[2]BAIS2*** *= Burn Area Index for Sentinel-2,* ***[3]GNDVI*** *= Green Normalized Difference Vegetation Index,* ***[4]NDVI*** *= Normalized Difference Vegetation Index,* ***[5]NBR*** *= Normalized Burn Ratio.*

Adicionalmente para los índices en el **Cuadro. 6**, **Ecuaciones (8)** a **(16)**, se substrajo el post-incendio del pre-incendio, con la finalidad de medir el cambio absoluto (índices diferenciados) así como las versiones relativas (Parks *et al.* 2014), como se muestra en el **Cuadro. 7**.

Cuadro. 7. Índices diferenciados para estimar la severidad por incendios.

Indices diferenciados	Formula	
dBAIc=	$(BAI_{pre} - BAI_{post}) - dBAI_{offset}$	**(17)**
dBAIS2c=	$(BAIS2_{pre} - BAIS2_{post}) - dBAIS2_{offset}$	**(18)**
dGNDVIc=	$(GNDVI_{pre} - GNDVI_{post}) - dGNDVI_{offset}$	**(19)**
dNDVIc=	$(NDVI_{pre} - NDVI_{post}) - dNDVI_{offset}$	**(20)**
dNBRc=	$(NBR_{pre} - NBR_{post}) - dNBR_{offset}$	**(21)**
dNBR1c=	$(NBR1_{pre} - NBR1_{post}) - dNBR1_{offset}$	**(22)**
dNBR2c=	$(NBR2_{pre} - NBR2_{post}) - dNBR2_{offset}$	**(23)**
dNBR3c=	$(NBR3_{pre} - NBR3_{post}) - dNBR3_{offset}$	**(24)**
dNBR4c=	$(NBR4_{pre} - NBR4_{post}) - dNBR4_{offset}$	**(25)**
[1]RBRc	$dNBRc\ /NBR_{pre} + 1.001$	**(26)**
RBR1c	$dNBR1c\ /NBR1_{pre} + 1.001$	**(27)**
RBR2c	$dNBR2c\ /NBR2_{pre} + 1.001$	**(28)**
RBR3c	$dNBR3c\ /NBR3_{pre} + 1.001$	**(29)**
RBR4c	$dNBR4c\ /NBR4_{pre} + 1.001$	**(30)**

[1]RBR *= Relativized Burn Ratio (Parks et al. 2014) corregido*

A cada índice en el **Cuadro. 7**, Ecuación **(17)** a **(30)**, se le resto el valor promedio de un buffer de 2 km de longitud que se realiza a 3 km del perímetro del incendio, llamado *offset* (Parks *et al.* 2014), con la finalidad de considerar el efecto causado por la fenología de la vegetación, así como la precipitación entre las imágenes del pre y el post (Key 2006; Miller y Thode 2007).

4.4. **Análisis estadístico**

4.4.1. **Relación entre variables de severidad en campo e índices espectrales para imágenes de 1 fecha (*Earth Explorer*)**

En una primera etapa de análisis, para las imágenes de 1 fecha, descargadas de *Earth Explorer* (*EE*), se evaluaron las relaciones entre todas las variables de campo y los índices espectrales analizados (**Cuadro. 6** y **Cuadro. 7**), mediante modelos lineales y no lineales para predecir el índice espectral a partir de los datos de campo (e.g. Parks *et al.*, 2014, 2018). Estos modelos se ajustaron utilizando los comandos “lm” y “nls” del software R (Rstudio Team 2019). La evaluación de los modelos mediante se realizó tomando en cuenta

el coeficiente de determinación (R^2) y su error de cuadrático medio (RSME) (Ryan 2008).

4.4.2. **Análisis del efecto de la ventana y técnica de compuesto en Google Earth Engine.**

Para las imágenes obtenidas en Google Earth Engine (*GEE*), se descargaron ventanas temporales analizadas de 1, 2 y 3 meses; para las 3 técnicas de compuesto (**Cuadro. 5**), se realizó el análisis de relación entre el índice de severidad de campo ISE y los mejores índices espectrales seleccionados en el primer análisis. Los modelos analizados también fueron lineales y no lineales, con los mismos estadísticos de bondad de ajuste que en el primer análisis. A partir de los mejores modelos desarrollados, se definieron umbrales a los índices espectrales correspondientes a las categorías de ISE (%): Extrema (>90), Alta (60-90), Moderada (30-60) y Baja (<30).

4.4.3. **Evaluación del umbral de área quemada.**

Para evaluar el umbral de área quemada, se emplearon como puntos de entrenamiento de quemado (Q) los puntos del calor dentro del perímetro del conglomerado de cada incendio que tuvieran valores > 0 en los índices espectrales evaluados (dNBRc y RBRc). Se consideró para los puntos de entrenamiento no quemados (NQ) una muestra del mismo número que los puntos de calor, ubicada aleatoriamente en el *offset* de 2 km de ancho a 3 km del perímetro. No se consideraron zonas donde hubiera suelo desnudo, zonas agrícolas, zonas de interfaz agrícola-forestal, asentamientos humanos, cuerpos de agua y hielo/nieve, según las máscaras de que se muestran en el **Cuadro. 8**.

Cuadro. 8. Zonas excluidas para la evaluación del umbral de área.

INEGI (2017)	Agricultura	Zonas de agricultura de la Serie VI de Uso del Suelo y Vegetación de INEGI (2017).
CONABIO (2018)	Asentamientos urbanos	Zonas de asentamientos humanos descargada del SPPIF2 (http://forestales.ujed.mx/incendios2/).
RAN (2018)	Interfaz agrícola-forestal	Zonas de interfaz agrícola-forestal descargados del SPPIF.

Como candidatos a evaluar como umbral de área quemada, para cada incendio, se calcularon los percentiles 99, 95,90,85 y 80 % de los índices dNBRc RBRc para los puntos de calor (Q), así como los percentiles 1,5,10,15 y 20 % de los puntos de entrenamiento no quemados (NQ). Para cada incendio, se calculó el coeficiente kappa para cada valor de umbral de dNBRc y RBRc analizado, para cada uno de los 9 compuestos de GEE (3 fechas y 3 técnicas de compuesto). Los valores de kappa resultantes se graficaron frente a los valores de umbral de los índices dNBRc y RBRc de incendio y técnica de compuesto analizada. El valor con mayor kappa se estableció como el umbral quemado/no quemado para cada compuesto e incendio en cuestión.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. Indices espectrales de 1 día (*Earth* Explorer) vs variables de severidad en campo

Los parámetros estadísticos de modelos de regresión linear simple fueron calculados, para predecir los índices espectrales (IE), con una imagen en el pre-incendio y otra en el post-incendio del servidor *Earth Explorer* (EE) a partir de las variables de severidad medidas en campo (VSC), se muestran en el **Cuadro. 9**.

Todos los estimadores de las VSC fueron significativamente estadísticos para predecir los IE en cada estrato considerado (*p-value* < 0.05). El *índice de severidad en campo* (ISE) presentó los mejores valores de ajuste, en comparación con ISC ponderado (ISEp) y los estratos individuales: suelo (PSU), matorral (PSM), subdosel (PSS) y dosel (PSD).

Los IE con mayor coeficiente de determinación fueron el RBRc y dNBRc (R^2=0.731 y 0.637 respectivamente). A su vez, los modelos con los ajustes más bajos fueron R^2= 0.165 (dBAIc), 0.407 (dNDVIc) y 0.508 (dGNDVIc).

Los IE se correlacionaron mejor con las variables superficiales que el suelo (las VSC del matorral y el suelo arrojaron menor ajuste que el dosel y subdosel). Esto puede ser debido a la limitación (ampliamente documentada) de los sensores pasivos para “atravesar” los estratos vegetales superficiales (Tanase *et al.* 2011; García-Llamas *et al.* 2019). Adicionalmente, de acuerdo con Key y Benson (2004), De Santis y Chuvieco (2009) y Cansler y McKenzie (2012), las VSC se concentran en la magnitud de cambio por el fuego principalmente en la vegetación (i.e. CBI, GeoCBI y wCBI).

Cuadro. 9. Parámetros estadísticos de los modelos de regresión lineal en con imágenes bitemporales (EE)

Parámetros de ajuste estadístico		Indices de vegetación diferenciados													
		dBAIc	**dBAIS2c**	**dGNDVIc**	**dNDVIc**	**dNBRc**	**dNBR1c**	**dNBR2c**	**dNBR3c**	**dNBR4c**	**RBRc**	**RBR1c**	**RBR2c**	**RBR3c**	**RBR4c**
PSD:	β_1	0.034	-5.26	2.455	3.445	7.387	7.3	4.328	4.215	3.244	5.881	6.086	4.202	4.345	2.615
	SE	0.003	0.318	0.157	0.246	0.397	0.404	0.25	0.253	0.188	0.29	0.305	0.218	0.231	0.146
	R^2	0.166	0.534	0.494	0.415	0.619	0.599	0.564	0.536	0.569	0.689	0.682	0.638	0.621	0.602
	RMSE	1.7	161.1	79.8	124.7	201.0	204.9	126.4	128.0	95.1	146.7	154.3	110.4	117.1	73.7
PSS:	β_1	0.034	-5.09	2.345	3.307	7.072	6.999	4.15	4.045	3.099	5.594	5.795	4.005	4.142	2.493
	SE	0.003	0.285	0.149	0.23	0.37	0.375	0.232	0.234	0.177	0.279	0.292	0.208	0.22	0.138
	R^2	0.198	0.527	0.458	0.389	0.573	0.557	0.534	0.507	0.507	0.61	0.604	0.581	0.564	0.53
	RMSE	1.6	151.2	79.2	122.3	196.8	199.5	123.2	124.6	94.3	148.1	155.0	110.4	116.9	73.6
PSM:	β_1	0.029	-4.31	1.965	2.798	6.002	5.978	3.453	3.397	2.71	4.786	4.985	3.347	3.488	2.181
	SE	0.003	0.299	0.155	0.229	0.393	0.388	0.254	0.248	0.167	0.292	0.299	0.231	0.238	0.131
	R^2	0.073	0.212	0.21	0.176	0.275	0.276	0.217	0.219	0.304	0.309	0.317	0.247	0.254	0.319
	RMSE	1.7	179.1	92.5	137.1	234.8	231.8	152.0	148.5	100.0	174.6	178.7	138.2	142.2	78.3
PSU:	β_1	0.040	-5.96	2.737	3.877	8.23	8.17	4.808	4.701	3.661	6.511	6.747	4.634	4.788	2.938
	SE	0.004	0.377	0.194	0.293	0.505	0.504	0.316	0.314	0.226	0.384	0.4	0.29	0.306	0.179
	R^2	0.081	0.281	0.291	0.235	0.323	0.312	0.305	0.287	0.3	0.332	0.32	0.324	0.303	0.304
	RMSE	1.7	167.1	85.9	129.8	223.5	223.0	140.0	139.1	100.0	170.1	177.3	128.2	135.4	79.1
ISE:	β_1	0.037	-5.53	2.556	3.6	7.744	7.67	4.496	4.388	3.449	6.195	6.42	4.374	4.524	2.78
	SE	0.003	0.257	0.138	0.219	0.306	0.313	0.213	0.216	0.137	0.196	0.207	0.175	0.187	0.102
	R^2	0.168	0.513	0.508	0.407	0.637	0.610	0.555	0.521	0.618	0.736	0.724	0.645	0.619	0.659
	RMSE	1.5	129.9	69.6	110.6	154.4	157.9	107.4	109.0	68.9	99.0	104.2	88.1	94.5	51.3
ISEp:	β_1	0.040	-6.11	2.797	3.98	8.479	8.403	4.959	4.841	3.748	6.696	6.937	4.773	4.935	3.011
	SE	0.003	0.274	0.155	0.236	0.347	0.353	0.229	0.233	0.164	0.258	0.271	0.203	0.218	0.127
	R^2	0.165	0.573	0.501	0.446	0.637	0.619	0.587	0.557	0.588	0.663	0.651	0.624	0.601	0.607
	RMSE	1.6	125.6	71.0	108.2	159.4	161.9	105.2	106.9	75.1	118.3	124.4	93.2	99.9	58.3

***β_1** = Coeficiente de la regresión lineal, **SE**= Error estándar del coeficiente, **R^2 =** Coeficiente de determinación, **RMSE =** Error cuadrático medio. Variables de severidad: **PSD=** Porcentaje de Soflamado en el Dosel, **PSS=** Porcentaje de Soflamado en el Subdosel, **PSM=** Porcentaje de Soflamado en el Matorral, **PSU=** Porcentaje de Severidad en el Suelo, **ISE=** índice de severidad en campo, **ISEp=** índice de severidad en campo ponderado.*

Tomando en cuenta que no existen muchos estudios donde hayan evaluado las VSC como predictor de dNBR y RBR mediante el sensor MSI de S2, este análisis concuerda con Parks *et al.* (2014), Botella y Fernández (2017) y Quintano *et al.* (2018), donde el RBR resultó con mayor capacidad predictiva en función de las VSC (i.e. CBI), sin embargo, se han desarrollado otros donde el dNBR fue más alto (Gómez-Sánchez *et al.* 2017; Mallinis *et al.* 2018).

Hay que considerar en condiciones heterogéneas (i.e. coberturas y tipos de vegetación) la variabilidad es mayor en la reflectancia (Key y Benson 2004; Epting *et al.* 2005). Por esta razón, se considera mayor precisión a los IE en su forma relativa (i.e. RBR y RdNBR), ya que toma en cuenta estas condiciones en la cubierta vegetal antes del incendio (Miller y Thode 2007, Parks *et al.* 2014).

Dicho de otra forma, en pixeles donde hay poca la cobertura vegetal (bajo NBR) en pre-incendio generalmente tendrán bajo nivel de dNBR independientemente del grado de impacto en la vegetación. Es por ello el dNBR como medida de cambio absoluto, puede llegar a caracterizar la severidad con mayor inexactitud en zonas de baja cobertura que en los densos.

Por otro lado, nuestros resultados confirman las observaciones de los estudios de Huang *et al.* (2016), Fernández-Manso *et al.* (2016) y Barboza-Castillo *et al.* (2020) donde el uso de la banda 8A (NIR en la región del *red-edge*) y la banda 12 (SWIR2) de S2 fueron las más apropiadas para la discriminación de áreas quemadas frente a su versión amplia (banda 8), incluso frente a su homólogo Landsat (Rahman *et al.* 2018, Colson *et al.* 2018; Montorio *et al.* 2020).

5.2. Indices espectrales compuestos (*Google Earth Engine*) vs índice de severidad compuesto

A partir de los resultados presentados en el análisis anterior (**Cuadro. 9**), se emplearon las VSC e IE con mejor R^2 (ISE e ISEp *vs* RBRc y dNBRc) para el análisis del efecto del compuesto de imágenes satelitales en GEE.

Los resultados de la comparación de periodos temporales y técnicas de compuestos de imágenes, descargados de la plataforma basada en la nube *GEE,* utilizando imágenes S2 nivel L2A se muestran en el **Cuadro. 10**.

En este análisis la ventana en ambos IE de 1 mes y 15 días presentaron los valores de ajuste más altos (R^2). Los mejores ajustes fueron obtenidos para los periodos de 1 mes (1m) en los compuestos MM (mínimo en el pre y post), seguido del PM (promedio en el pre, mínimo en el post), con un R^2 en el RBRc 0.714 y 0.707, respectivamente.

Cuadro. 10. Parámetros estadísticos de los modelos de regresión lineal en imágenes compuestas (GEE)

Compuesto de RBRc	Parámetros de ajuste estadístico							
	ISE				ISEp			
	β_1	SD	R^2	RMSE	β_1	SD	R^2	RMSE
RBRc_PP15d	5.574	0.199	0.676	100.6	6.012	0.258	0.598	118.3
RBRc_PM15d	5.625	0.197	0.688	99.5	6.051	0.261	0.596	119.8
RBRc_MM15d	5.659	0.197	0.689	99.5	6.088	0.261	0.597	120.0
RBRc_PP1m	5.353	0.193	0.691	97.1	5.746	0.256	0.585	117.7
RBRc_PM1m	5.639	0.195	0.707	98.2	6.071	0.257	0.613	118.1
RBRc_MM1m	5.699	0.193	0.714	97.6	6.131	0.259	0.615	118.6
RBRc_PP2m	5.075	0.188	0.676	95.0	5.465	0.243	0.587	111.7
RBRc_PM2m	5.337	0.199	0.687	100.4	5.760	0.253	0.607	116.1
RBRc_MM2m	5.478	0.197	0.709	99.3	5.898	0.257	0.613	117.8
RBRc_PP3m	4.853	0.181	0.669	91.5	5.251	0.227	0.605	104.0
RBRc_PM3m	5.147	0.208	0.656	105.1	5.571	0.255	0.591	117.1
RBRc_MM3m	5.202	0.206	0.676	103.9	5.612	0.259	0.590	118.9
dNBRc_PP15d	6.623	0.264	0.630	133.4	7.209	0.313	0.602	143.6
dNBRc_PM15d	6.679	0.263	0.643	132.7	7.25	0.318	0.598	146
dNBRc_MM15d	6.661	0.261	0.642	131.7	7.23	0.316	0.598	145
dNBRc_PP1m	6.386	0.259	0.642	130.6	6.924	0.313	0.588	143.8
dNBRc_PM1m	6.716	0.263	0.658	132.5	7.299	0.315	0.615	144.6
dNBRc_MM1m	6.682	0.258	0.663	130.1	7.26	0.311	0.619	142.7
dNBRc_PP2m	6.25	0.268	0.615	135.1	6.801	0.315	0.581	144.4
dNBRc_PM2m	6.561	0.28	0.634	141.2	7.153	0.325	0.602	149.2
dNBRc_MM2m	6.435	0.263	0.661	132.6	6.999	0.312	0.616	143.1
dNBRc_PP3m	6.085	0.267	0.598	134.7	6.651	0.304	0.587	139.7
dNBRc_PM3m	6.44	0.298	0.594	150.6	7.044	0.338	0.581	155
dNBRc_MM3m	5.98	0.272	0.610	137.3	6.519	0.314	0.579	144.3

β_1 = Coeficiente de la regresión lineal, **SE**= error estándar del coeficiente, **R^2 =** coeficiente de determinación, **RMSE =** error cuadrático medio. Variables de severidad: **ISE=** índice de severidad en campo, **ISEp=** índice de severidad en campo ponderado.

La peor capacidad predictiva, para la mayoría de los periodos analizados se observó en los compuestos PP, es decir los compuestos donde hace el promedio

en el pre y el post. Con respecto al periodo de tiempo del compuesto, los ajustes más bajos se obtuvieron para el compuesto de 3 meses (R^2 de 0.656 a 0.676).

A medida que se amplía la ventana para realizar los compuestos, la correlación disminuye ligeramente, lo cual coincide para periodos de tiempo cortos (1-3 meses), observado por Whitman *et al.* (2020) comparando compuestos anuales frente a imágenes de 1 día pre y post, donde la correlación de los primeros fue inferior. Esto puede deberse a dos razones: 1) al posible aumento en la variabilidad del efecto fenológico en la vegetación (Kolden *et al.* 2015) que puede incluir una condición de sequedad en la cubierta vegetal que pudiera confundir como quemado (Loboda *et al.* 2007); 2) el satélite capte días húmedos (periodos de lluvias en el post incendio), lo cual es minimizado en el uso del post mínimo.

En ese sentido Barboza-Castillo *et al.* (2020) propone la combinación de 2 colecciones satelitales (e.g. Sentinel y Landsat) en ásperas de atender las limitaciones por la disponibilidad de imágenes con menor cobertura de nubes.

Los resultados del presente estudio corroboran el uso del mínimo en la creación del compuesto de imágenes, para los tres periodos de tiempo analizados. Si bien otros estudios han utilizado exitosamente el promedio de imágenes para realizar compuestos en GEE (e.g. Parks *et al.* 2018; Whitman *et al.* 2020), este análisis sugiere una ligera mejora al emplear el mínimo aplicable en ecosistemas forestales (bosques confieras y mixtos), de acuerdo con su uso en la literatura para la detección de áreas quemadas (e.g. Roteta *et al.* 2021) en el mapeado de severidad con herramientas de procesamiento geoespacial en la nube (GEE).

Concretamente, es posible que el uso del mínimo en los compuestos PM y MM, evite la presencia de reverdecimiento en las imágenes post-incendio, que han sido señalado como un limitante para reflejar las condiciones de daño más inmediato post-incendio, particularmente en periodos más longevos de búsqueda de imágenes (e.g. Veraverbeke *et al.* 2010; Chen *et al.* 2020a).

Los resultados mostrados se centran en el objeto del presente estudio, el cual consiste en el análisis inmediato post-incendio. Esto permite priorizar la

planeación de acciones inmediatas de protección del suelo (e.g. Vega *et al.* 2013), a diferencia de estudios que se centran en un análisis extendido (hasta 1 año), con el objetivo de evaluar las condiciones del regenerado post incendio (e.g. Lentile *et al.* 2009, Veraverbeke *et al.* 2010; Parks *et al.* 2019). Se requiere continuar la investigación para el análisis de la recuperación post-incendio en años próximos, que representa una importante línea de trabajo futuro.

5.3. Umbrales de severidad y evaluación de la severidad

Tomando como base los modelos presentados en el **Cuadro. 10**, se determinaron los umbrales del **Cuadro. 11** del RBRc y dNBRc en categorías del ISE (%): Extrema (>90), Alta (60-90), Moderada (30-60) y Baja (<30).

Para definir el nivel de severidad "*alto*", se consideró algunos estudios, donde se ha observado mayor mortalidad del arbolado después de un incendio, cuando más de 2/3 de la copa de los árboles es afectado por el fuego (Vega *et al.* 2011; Rodriguez-Trejo *et al.* 2019). En las áreas de este nivel de severidad, se pueden centrar las acciones de monitoreo de mortalidad, así como de seguimiento al establecimiento de la regeneración post-incendio.

Por otro lado, las áreas en donde se ha consumido la totalidad del arbolado (severidad extrema), pueden presentarse los mayores riesgos erosivos, en función de la cobertura vegetal, pendiente y nivel de severidad en el suelo (e.g. Vega *et al.* 2013; Fernández y Vega 2016). La cuantificación detallada de severidad en el suelo debe complementarse de mediciones visuales en campo del nivel de consumo de materia orgánica y alteración asociada de la estructura y porosidad del suelo (e.g. Vega *et al.* 2013), así como posiblemente ser complementado con el uso de imágenes de temperatura superficial (e.g. Quintano *et al.* 2015), un punto a ser analizado en futuras investigaciones.

Son escasos los estudios que han determinado umbrales de severidad representados en campo para el RBR, en comparación de umbrales a partir del dNBR es ampliamente documentado en bosques de coníferas de U.S., algunos de ellos se muestran en el **Cuadro. 12**.

Cuadro. 11. Umbrales de los niveles de severidad del RBRc y dNBRc calibrados con ISE (%) = < 10 (muy baja), 10-30 (baja), 30-60 (moderada), 60-90 (alta), > 90 (extrema)

Índice	Muy bajo	Bajo	Medio	Alto	Extremo
RBRc*	<62	62-186	186-372	372-558	>558
PPRBRc15d	<56	56-167	167-334	334-502	>502
PMRBRc15d	<56	56-169	169-338	338-506	>506
MMRBRc15d	<57	57-170	170-340	340-509	>509
PPRBRc1m	<61	61-182	161-321	321-482	>482
PMRBRc1m	<56	56-167	169-338	338-508	>508
MMRBRc1m	<56	56-169	171-342	342-513	>513
PPRBRc2m	<57	57-170	152-305	305-457	>457
PMRBRc2m	<54	54-161	160-320	320-480	>480
MMRBRc2m	<56	56-169	164-329	329-493	>493
PPRBRc3m	<57	57-171	146-291	291-437	>437
PMRBRc3m	<51	51-152	154-309	309-463	>463
MMRBRc3m	<53	53-160	156-312	312-468	>468
dNBRc*	<77	77-232	232-465	465-697	>697
PPdNBRc15d	<66	66-199	199-397	397-596	>596
PMdNBRc15d	<67	67-200	200-401	401-601	>601
MMdNBRc15d	<67	67-200	200-400	400-599	>599
PPdNBRc1m	<64	64-192	192-383	383-575	>575
PMdNBRc1m	<67	67-201	201-403	403-604	>604
MMdNBRc1m	<67	67-200	200-401	401-601	>601
PPdNBRc2m	<63	63-188	188-375	375-563	>563
PMdNBRc2m	<66	66-197	197-394	394-590	>590
MMdNBRc2m	<64	64-193	193-386	386-579	>579
PPdNBRc3m	<61	61-183	183-365	365-548	>548
PMdNBRc3m	<64	64-193	193-386	386-580	>580
MMdNBRc3m	<60	60-179	179-359	359-538	>538

***Índice espectral calculado en EE con S2 nivel L1C. Los compuestos se calcularon en GEE con S2 nivel L2A. **Prefijo: PP=** Compuesto promedio en el pre y post, **PM=** promedio pre y mínimo post, **MM=** mínimo en el pre y post. **Sufijo: 15d** = 15 días, **1m, 2m, 3m** = 1, 2 y 3 meses**.

Cuadro. 12. Umbrales de los niveles de severidad empleados en otros estudios

Publicación	Índice*	Satélite	Baja/No quemado	Baja-Moderada	Moderada-Alta
Key y Benson (2004)	dNBR	Landsat 5	100	270	440
Cansler y McKenzie (2012)	dNBR	Landsat 5	106	218	456
Parks *et al.* (2014)	dNBRc	Landsat 5-8	45	167	410
Picotte *et al.* (2020b)	dNBRc	Landsat 8	100	321	588
Parks *et al.* (2018)	dNBRc	Landsat 5-8	159	160	393
Parks *et al.* (2014)	RBRc	Landsat 5-8	32	123	295
Parks *et al.* (2018)	RBRc	Landsat 5-8	115	116	282
Kovács 2019	RBR	Sentinel 2	199	331	464

El sufijo "c" indica que se consideró la corrección fenológica.

Con relación a los intervalos de los IE, el umbral que separa las clases moderada y alta obtenidos en este estudio son menores a los propuestos por Parks *et al.* (2014, 2018), así mismos para los de Kovács (2019).

5.4. Evaluación del umbral de área quemada.

Los umbrales óptimos de área quemada se encontraron en su mayoría en el rango 30 a 100 para RBRc y de 30 a 120 para dNBRc (**Cuadro. 13** y **Figura. 5**). Los umbrales óptimos de área quemada oscilaron ente sitios, sugiriendo que existen factores de fenología adicionales a la corrección propuesta por Parks *et al.* (2018), los cuales deberían ser analizados en futuros estudios, donde se cuantifique en una muestra más amplia de incendios la posible influencia de los tipos de ecosistemas y condiciones climáticas y meteorológicas. El percentil de la muestra de datos quemados (Q) o no quemados (NQ) seleccionado como umbral óptimo varió entre los incendios y técnicas de compuesto (**Cuadro. 2**), si bien destacan los percentiles 10 y 5 de los puntos quemados (puntos de calor) entre los criterios más frecuentemente seleccionados como umbral. De corroborarse el potencial de este criterio en una muestra más amplia de incendios, podría suponer una alternativa para obtener de manera automatizada un umbral específico para cada incendio, potencialmente calculándose para cada conglomerado a analizado a partir del percentil de los puntos de calor del incendio (e.g. Lizundia-Loiola *et al.* 2020).

Un resultado interesante fue la observación para todos los sitios analizados, de una disminución en la capacidad predictiva de las imágenes para discriminar el perímetro del incendio al aumentar el periodo del compuesto de imágenes de 1 a 3 meses dNBRc (**Cuadro. 13** y **Figura. 5**), posiblemente asociada a la disminución del contraste del área quemada con la vegetación circundante por la recuperación de esta en el área quemada en el segundo y tercer mes, resaltando el contraste en el primer mes. Se concluye que es recomendable emplear imágenes de 1 mes para delimitar con más claridad el perímetro del incendio, pudiendo diluirse ligeramente esta distinción en el segundo y tercer mes.

Con respecto a las técnicas de compuesto analizadas (promedio y mínimo), se observó en uno de los tres sitios analizados (S2-Pueblo Nuevo) una peor capacidad usando el promedio en el periodo posterior (PP) (**Cuadro. 13** y **Figura. 5**), posiblemente ligado a fenómenos de precipitación que ocurrieron inmediatamente después del incendio en esta localidad.

Por el contrario, el uso del mínimo en el periodo posterior (PM y MM), se mostró eficaz en minorar los efectos de la precipitación, al seleccionar las fechas más secas en cualquiera de las 3 ventanas temporales de búsqueda analizadas. En base a los incendios analizados, dichas técnicas PM o MM, ambas con un mínimo en la imagen posterior, mostraron capacidades similares para discriminar el perímetro de área quemada. Se recomienda por lo tanto el uso de ventanas de un mes y el uso del mínimo en la imagen posterior al incendio.

Cuadro. 13. Umbrales óptimos por compuesto analizado

Incendio	Compuesto GEE	RBRc			dNBRc		
		Percentil	Umbral	Kappa	Percentil	Umbral	Kappa
Mezquital (S1-M)	PP1m	85-NQ	63.3	0.950	90-NQ	74.1	0.950
	PP2m	5-Q	67.7	0.943	90-NQ	68.4	0.934
	PP3m	10-Q	73.7	0.916	10-Q	78	0.880
	PM1m	90-NQ	73.3	0.918	10-Q	82.7	0.921
	PM2m	10-Q	63.1	0.830	5-Q	51.9	0.820
	PM3m	10-Q	45.6	0.756	10-Q	49.4	0.757
	MM1m	10-Q	73.1	0.918	85-NQ	61.2	0.918
	MM2m	10-Q	63.8	0.841	10-Q	64.8	0.839
	MM3m	85-NQ	49.7	0.798	10-Q	53	0.798
Pueblo Nuevo (S2-P)	PP1m	20-Q	98.7	0.541	20-Q	121.7	0.504
	PP2m	1-Q	8.3	0.467	1-Q	9.5	0.467
	PP3m	5-Q	31.6	0.459	5-Q	44.2	0.471
	PM1m	10-Q	62.8	0.652	5-Q	55.1	0.652
	PM2m	75-NQ	87.2	0.574	15-NQ	99.6	0.557
	PM3m	75-NQ	80.6	0.578	15-Q	75.8	0.553
	MM1m	80-NQ	91.7	0.652	10-Q	73	0.652
	MM2m	5-Q	29.3	0.553	5-NQ	33.6	0.553
	MM3m	15-Q	66.3	0.549	10-Q	33.4	0.545
Tepehuanes (S3-T)	PP1m	10-Q	75.5	0.955	10-Q	81.2	0.958
	PP2m	10-Q	78.6	0.939	10-Q	84.1	0.933
	PP3m	10-Q	77.4	0.910	10-Q	83.4	0.904
	PM1m	90-NQ	71.7	0.955	10-Q	76.1	0.960
	PM2m	10-Q	76.2	0.936	10-Q	82.4	0.928
	PM3m	10-Q	75.7	0.905	10-Q	82.7	0.894
	MM1m	95-NQ	85.9	0.966	10-Q	76.5	0.966
	MM2m	10-Q	81.9	0.953	95-NQ	86.9	0.949
	MM3m	10-Q	77.5	0.928	10-Q	83.6	0.928

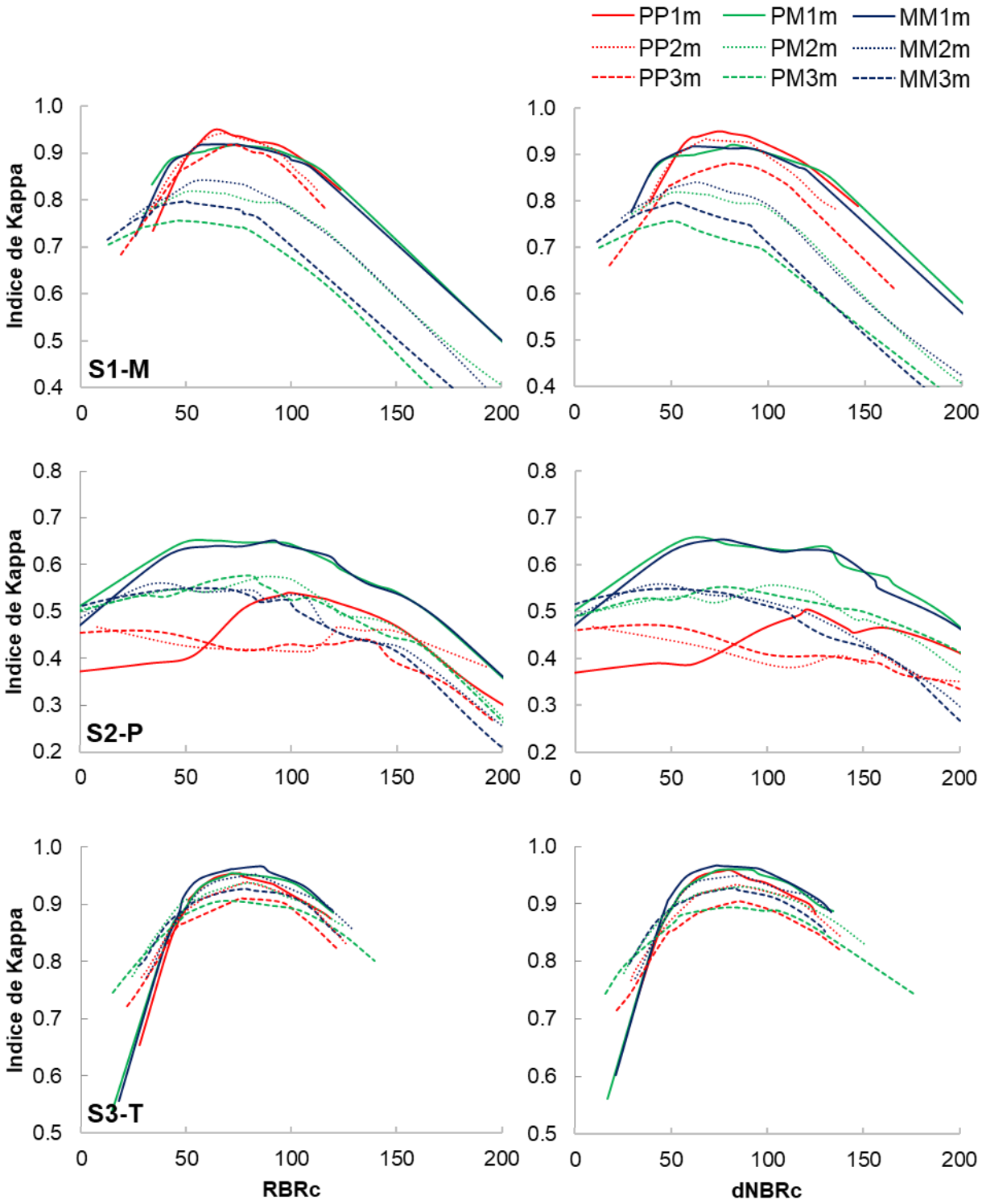


Figura. 5. Gráficos de los umbrales de los percentiles QUE/NQE y su valor de kappa para los incendios seleccionados y sus compuestos con **RBRc** y **dNBRc** en GEE. Incendios: **S1-M** = Mezquital, **S2-P** = Pueblo Nuevo, **S3-T** = Tepehuanes. Prefijo: **PP=** Compuesto promedio en el pre y post, **PM=** promedio pre y mínimo post, **MM=** mínimo en el pre y post. Sufijo: **1m, 2m, 3m** = 1, 2 y 3 meses.

5.5. Mapeo de la severidad con índices espectrales

Finalmente se realizó el mapeo de severidad de los incendios seleccionados en la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango, calibrados con información en campo (i.e. ISE); así como el perímetro interpolado de los puntos de calor MODIS y VIIRS que se utilizó para la descarga de imágenes y la corrección fenológica de las mismas (Briones-Herrera *et al.* 2020).

Se muestran las imágenes RBRc y dNBRc para los compuestos MM (mínimo en el pre y post) de 1 mes (mejor ajuste, **Figura. 6**) y 3 meses (**Figura. 7**). En las figs. 6 y 7, podemos ratificar lo reportado por Miller y Thode (2007) o Parks et al. (2014), en lugares con baja biomasa inicial en el pre-incendio, los IE relativos obtienen mayor valor que el absoluto (i.e. dNBRc).

Tal es el caso del incendio del Mezquital (**Figura. 7a** y **7d**), en la parte noreste corresponden a ecosistemas de matorral y pastizales (baja cobertura); el RBRc (**Figura. 7a**) refleja mayor superficie de nivel Alto (color rojo) que el dNBRc (**Figura. 7d**), por representar el consumo total de áreas de baja cobertura un cambio alto en términos relativos. Cuando se presentan valores extremos de IE relativos (> 2000) en lugares con poca cobertura vegetal, se infiere a la sensibilidad del satélite (i.e. S2) para discriminar áreas con suelo descubierto.

El mapeo de la severidad para los compuestos MM de 3 meses (**Figura. 7**), los efectos de la fenología se observan pronunciadamente a diferencia de los de 1 mes, principalmente al fondo de las cañadas. Esto puede aumentar el error de comisión y/u omisión al momento de delimitar los perímetros mediante estos compuestos, principalmente para diferenciar los pixeles quemados (Niveles de severidad: 1. Bajo-amarillo, 2. Moderado-naranja, 3. Alto-rojo y 4. Extremo-negro), corroborando la recomendación de emplear imágenes del mes inmediatamente posterior al incendio para discriminar con mayor claridad el perímetro de área quemada.

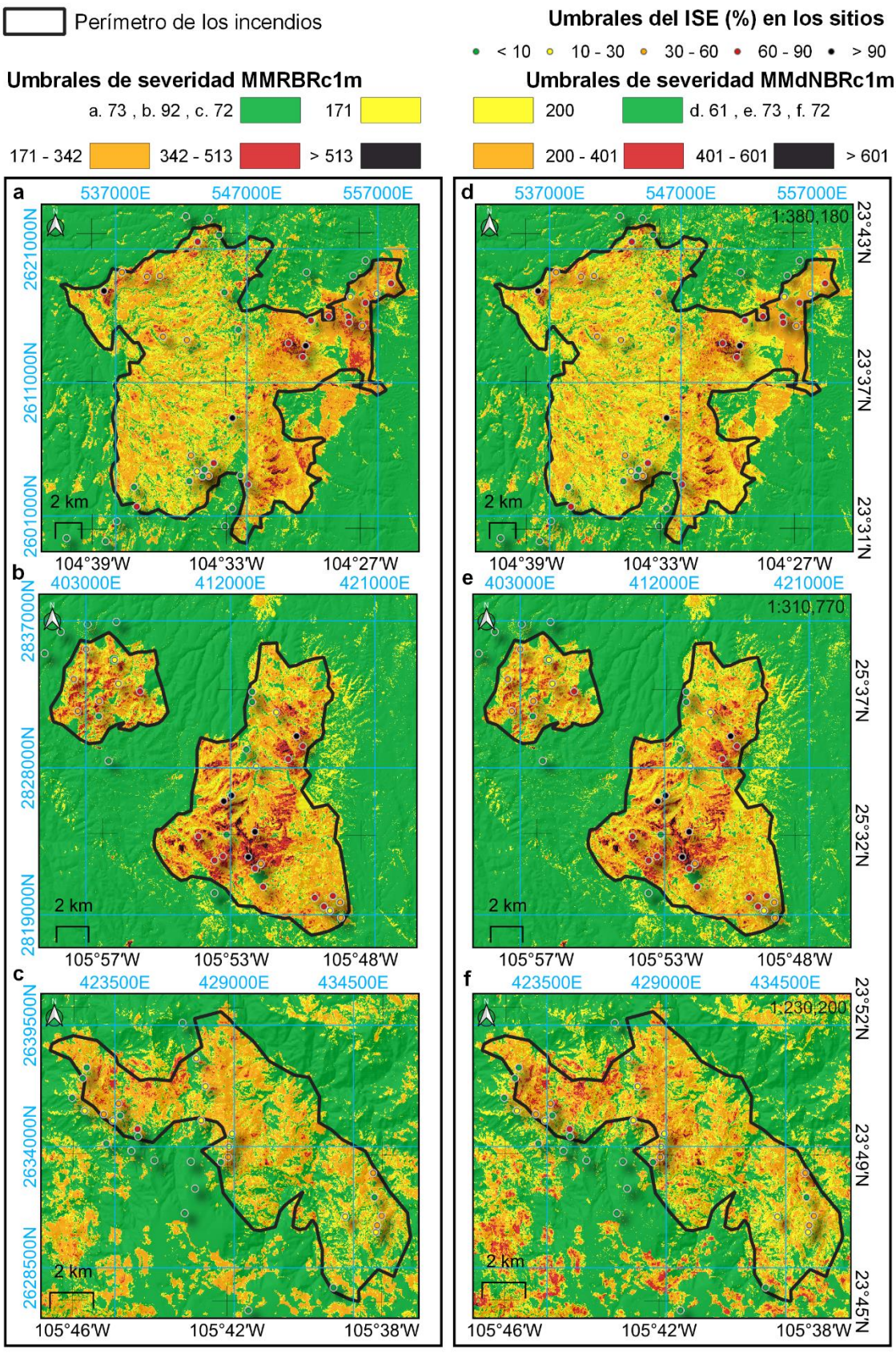


Figura. 6. Mapeo de la severidad de los incendios seleccionados con el compuesto MM de 1 mes, img de la izquierda corresponden a umbrales del RBRc; de la derecha del dNBRc. Los incendios a) y d) S1-M, b) y e) S3-T, c) y f) S2-P.

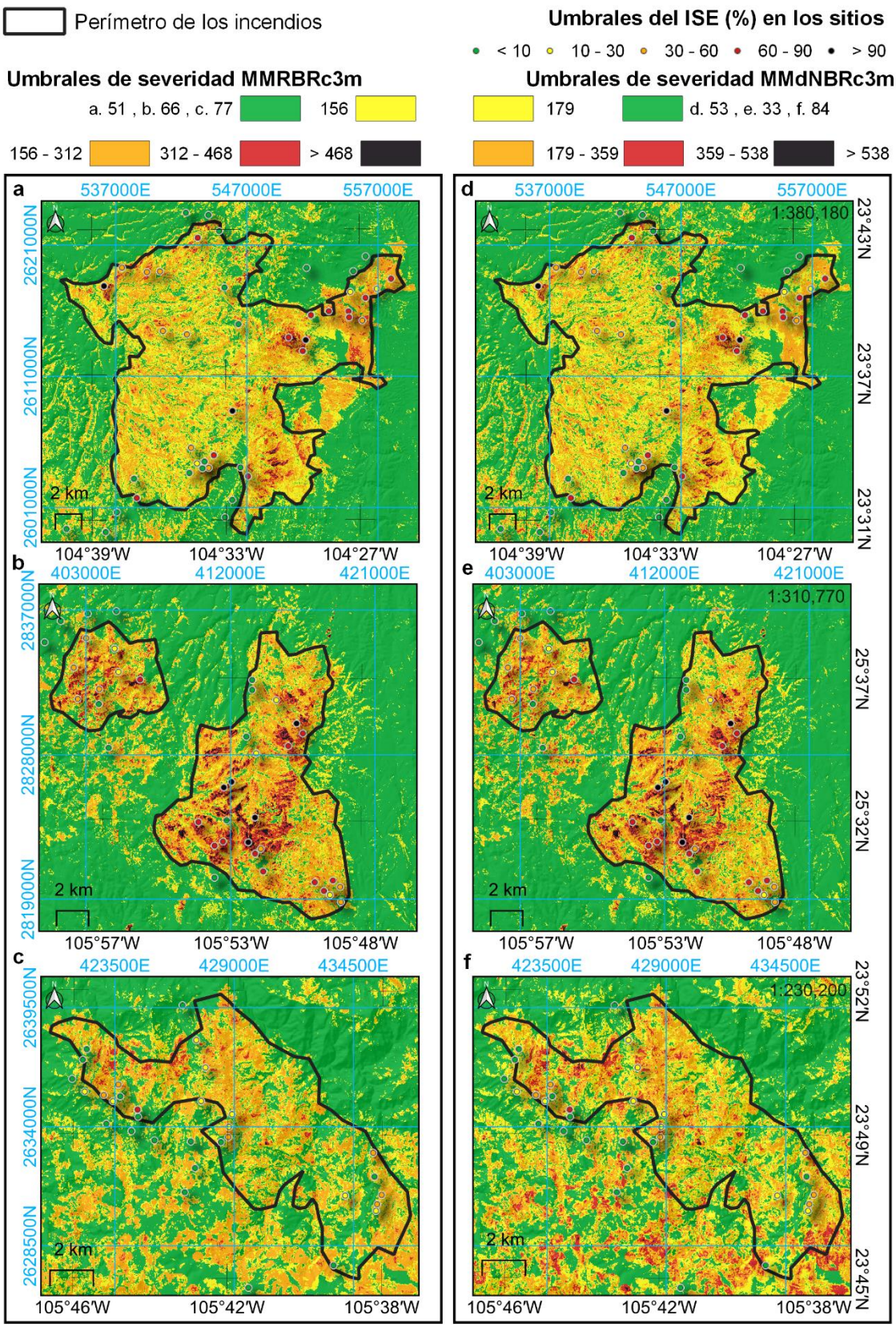


Figura. 7. Mapeo de la severidad de los incendios seleccionados con el compuesto MM de 3 meses, img de la izquierda corresponden a umbrales del RBRc; de la derecha del dNBRc. Los incendios a) y d) S1-M, b) y e) S3-T, c) y f) S2-P.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Para concluir, por primera vez en México se han determinado umbrales de severidad por incendios forestales ocurridos en la SMO del Estado de Durango mediante el uso de imágenes satelitales de S2.

Los índices espectrales analizados permitieron mapear la severidad, particularmente de la vegetación, post-incendio en ecosistemas de pino templado a semiárido, asociándolos con el índice de severidad compuesto que considera los cambios físicos en el suelo y la vegetación inducidos por el fuego, resultando con valores de ajuste adecuados.

El índice espectral corregido RBRc resulta una alternativa óptima para el efecto del fuego (mapeo de la severidad) en los ecosistemas forestales de la Sierra Madre Occidental del Estado de Durango, dada su capacidad para predecir la información recolectada en campo (ISC) versus otros índices (e.g. BAIc, BAIS2, GNDVI, NDVI y NBR).

Investigaciones futuras analizarán la aplicabilidad de las relaciones y umbrales obtenidos en otros ecosistemas, así como posibles variaciones a los mismos entre ecosistemas y regiones climáticas.

El uso de imágenes satelitales para el mapeo de la severidad muestra un gran potencial para hacer un uso eficiente de los recursos en los programas de restauración y conservación de los ecosistemas en el país, destacando el potencial del red-edge de Sentinel para discriminar el efecto del fuego en los ecosistemas forestales y que coincide con otros autores, resaltando su importancia.

Por tanto, a consecuencia de monitorear los efectos de un incendio (i.e. la mortalidad inmediata post-incendio), debe de prestarse atención especial a las áreas de severidad Alta, donde se espera mayor mortalidad y en Extrema, una calcinación completa del arbolado.

7. LITERATURA CITADA

Alanís-Rodríguez, E; Aguirre-Calderón, O; Jiménez-Pérez, J; Pando-Moreno, M; Treviño-Garza, EJ; Aranda-Ramos, R; Canizales-Velázquez, PA. 2010. Efecto de la severidad del fuego sobre la regeneración asexual de especies leñosas de un ecosistema mixto (Pinus-Quercus) en el Parque Ecológico Chipinque, México. Interciencia, 35(9): 690-695.

Alanís-Rodríguez, E; Jiménez-Pérez, J; Espinoza-Vizcarra, D; Jurado-Ybarra, E; Aguirre-Calderón, OA; González-Tagle, MA. 2008. Evaluación del estrato arbóreo en un área restaurada post-incendio en el Parque Ecológico Chipinque, México. Revista Chapingo serie ciencias forestales y del ambiente, 14(2): 113-118.

Alauzis, MV; Mazzarino, MJ; Raffaele, E; Roselli, L. 2004. Wildfires in NW Patagonia: long-term effects on a Nothofagus forest soil. Forest Ecology and Management 192(2-3): 131-142.

Andreae, MO; Merlet, P. 2001. Emission of trace gases and aerosols from biomass burning. Global biogeochemical cycles 15(4): 955-966.

Arellano, S; Vega, JA; Rodríguez y Silva, F; Fernández, C; Vega-Nieva, D; Álvarez-González, JG; Ruiz-González, AD. (2017). Validación de los índices de teledetección dNBR y RdNBR para determinar la severidad del fuego en el incendio forestal de Oia-O Rosal (Pontevedra) en 2013. Revista de Teledetección (49): 49-61.

Asbjornsen, H; Velázquez-Rosas, N; García-Soriano, R; Gallardo-Hernández, C. 2005. Deep ground fires cause massive above-and below-ground biomass losses in tropical montane cloud forests in Oaxaca, Mexico. Journal of Tropical Ecology, 21(4), 427-434.

Ávila, FDY; González, TMA; Jiménez, PJ; Aguirre, COA; Treviño, GEJ; Vargas, LB. 2012. Estructura de rodales de Pinus hartwegii afectados por incendios utilizando parámetros de vecindad en la Sierra Madre Oriental, México. Tropical and Subtropical Agroecosystems 15: 377-387.

Ayala Téllez, V. 2019. Mapeado de la severidad de incendios forestales en la península de Yucatán. Presentación Oral en: XIV Congreso Mexicano de Recursos Forestales, 06-09 de Noviembre 2019 Durango, Durango, Mexico.
http://forestales.ujed.mx/incendios2/php/publicaciones_documentos/7_1_Ayala%20et%20al%2019_%20Severidad%20Yucatan_SOMEREFO.pdf

Badía, D; Martí, C; Aguirre, AJ; Aznar, JM; González-Pérez, JA; De la Rosa, JM; León, J: Ibarra, P; Echeverría, T. 2014. Wildfire effects on nutrients and organic carbon of a Rendzic Phaeozem in NE Spain: changes at cm-scale topsoil. Catena 113: 267-275.

Barboza Castillo, E; Turpo Cayo, EY; De Almeida, CM; Salas López, R; Rojas Briceño, NB; Silva López, JO; Barrena Gurbillón, MÁ; Oliva, M; Espinoza-Villar, R. 2020. Monitoring Wildfires in the Northeastern Peruvian Amazon Using Landsat-8 and Sentinel-2 Imagery in the GEE Platform. ISPRS International Journal of Geo-Information, 9(10), p.564.

Beaty, RM; Taylor, AH. 2008. Fire history and the structure and dynamics of a mixed conifer forest landscape in the northern Sierra Nevada, Lake Tahoe Basin, California, USA. Forest Ecology and Management 255(3-4): 707-719.

Bekker, MF; Taylor, AH. 2010. Fire disturbance, forest structure, and stand dynamics in montane forests of the southern Cascades, Thousand Lakes Wilderness, California, USA. Écoscience 17(1): 59-72.

Bento-Gonçalves, A; Vieira, A; Úbeda, X; Martin, D. 2012. Fire and soils: key concepts and recent advances. Geoderma 191: 3-13.

Botella-Martínez, MA; Fernández-Manso, A. 2017. Estudio de la severidad post-incendio en la Comunidad Valenciana comparando los índices dNBR, RdNBR y RBR a partir de imágenes Landsat 8. Revista de Teledetección, (49), 33-47.

Briones-Herrera, CI; Vega-Nieva, DJ; Monjarás-Vega, NA; Briseño-Reyes, J; López-Serrano, PM; Corral-Rivas, JJ; Alvarado-Celestino, E; Arellano-Pérez, S; Álvarez-González, JG; Ruiz-González, AD; Jolly, WM. 2020. Near Real-Time Automated Early Mapping of the Perimeter of Large Forest Fires from the Aggregation of VIIRS and MODIS Active Fires in Mexico. Remote Sensing, 12(12), p.2061.

Byram, GM. 1973. Combustion of forest fuels. Forest Fire: Control and Use. Brown, AA; Davis, KP (eds). McGraw-Hill, New York. p. 155-182.

Cansler, CA; McKenzie, D. 2012. How robust are burn severity indices when applied in a new region? Evaluation of alternate field-based and remote-sensing methods. Remote sensing, 4(2), pp.456-483.

Cardil, A; Mola-Yudego, B; Blázquez-Casado, Á; González-Olabarria, JR. 2019. Fire and burn severity assessment: Calibration of Relative Differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) with field data. Journal of environmental management 235: 342-349.

Castañeda-Rojas, MF; Endara, AR; Villers Ruiz, MD; Nava, EG. 2015. Evaluación forestal y de combustibles en bosques de Pinus hartwegii en el Estado de México según densidades de cobertura y vulnerabilidad a incendios. Madera y bosques, 21(2): 45-58.

Chang, Y; Zhu, Z; Feng, Y; Li, Y; Bu, R; Hu, Y. 2016. The spatial variation in forest burn severity in Heilongjiang Province, China. Natural Hazards 81(2): 981-1001

Chappell, CB; Agee, JK. 1996. Fire severity and tree seedling establishment in Abies magnifica forests, southern Cascades, Oregon. Ecological Applications 6(2): 628-640.

Chávez, PS. 1996. Image-based atmospheric corrections—revisited and improved.Photogramm. Eng. Remote Sens. 62: 1025–1036.

Chen, D; Loboda, TV; Hall, JV. 2020a. A systematic evaluation of influence of image selection process on remote sensing-based burn severity indices in North American boreal forest and tundra ecosystems. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 159, pp.63-77.

Chen, X; Vierling, L; Deering, D; Conley, A. 2005. Monitoring boreal forest leaf area index across a Siberian burn chronosequence: a MODIS validation study. International Journal of Remote Sensing 26(24): 5433-5451.

Chen, Y; Lara, MJ; Hu, FS. 2020b. A robust visible near-infrared index for fire severity mapping in Arctic tundra ecosystems. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 159: 101-113.

Chu, T; Guo, X. 2014. Remote sensing techniques in monitoring post-fire effects and patterns of forest recovery in boreal forest regions: A review. Remote Sensing, 6(1), pp.470-520.

Chuvieco, E. 2009. Earth observation of wildland fires in Mediterranean ecosystems. Dordrecht, Netherlands. Springer. p. 129-148.

Chuvieco, E; Martín, MP; Palacios, A. 2002. Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. Int. J. Remote Sens. 23(23): 5103–5110.

Colson, D; Petropoulos, GP; Ferentinos, KP. 2018. Exploring the potential of Sentinels-1 & 2 of the Copernicus Mission in support of rapid and cost-effective wildfire assessment. International journal of applied earth observation and geoinformation, 73, 262-276. doi: https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.011.

CONAFOR (Comisión Nacional Forestal, México). 2019. Programa de Manejo del Fuego. Gerencia de Manejo del Fuego. Comisión Nacional Forestal. Mexico. Programa de Manejo del Fuego (en línea, sitio web). Consultado el 30 de oct. 2020. Disponible en https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/464834/PROGRAMA_DE_MANEJO_DEL_FUEGO_2019.pdf

Congedo, L. 2016. Semi-automatic classification plugin documentation. Release, 4(0.1): 29.

Contreras-Martínez, S. 2015. Dinámica espacio-temporal de colibríes (trochilidae), en bosques de pino-encino post-incendio en la Reserva de La Biosfera Sierra de Manantlán, Jalisco, México. Tesis de doctorado. Jalisco, México. Universidad de Guadajara. 27 p.

Costa, BS; Fonseca, EL. 2017. The Use of Fire Radiative Power to Estimate the Biomass Consumption Coefficient for Temperate Grasslands in the Atlantic Forest Biome. Revista Brasileira de Meteorologia 32(2): 255-260.

Cruz-López, MI; Manzo-Delgado, LDL; Aguirre-Gómez, R; Chuvieco, E; Equihua-Benítez, JA. 2019. Spatial distribution of forest fire emissions: a case study in three Mexican ecoregions. Remote Sensing, 11(10), p.1185.

Curran, PJ; Dungan, JL; Peterson, DL. 2001. Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry: testing the Kokaly and Clark methodologies. Remote Sensing of Environment 76(3): 349-359.

De Santis, A; Chuvieco, E. 2009. GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data. Remote Sensing of Environment 113(3): 554-562.

Delegido, J; Pezzola, A; Casella, A; Winschel, C; Urrego, EP; Jimenez, JC; Soria, G; Sobrino, JA; Moreno, J. 2018. Estimación del grado de severidad de incendios en el sur de la provincia de Buenos Aires, Argentina, usando Sentinel-2 y su comparación con Landsat-8. Revista de Teledetección, (51), 47-60.

Díaz-Delgado, R; Lloret, F; Pons, X. 2003. Influence of fire severity on plant regeneration by means of remote sensing imagery. International Journal of Remote Sensing 24(8): 1751-1763.

Durán, J; Rodríguez, A; Fernández-Palacios, JM; Gallardo, A. 2010. Long-term decrease of organic and inorganic nitrogen concentrations due to pine forest wildfire. Annals of Forest Science, 67(2): 207.

Eidenshink, J; Schwind, B; Brewer, K; Zhu, ZL; Quayle, B; Howard, S. 2007. A project for monitoring trends in burn severity. Fire ecology 3(1): 3-21.

Epting, J; Verbyla, D; Sorbel, B. 2005. Evaluation of remotely sensed indices for assessing burn severity in interior Alaska using Landsat TM and ETM. Remote Sensing of Environment 96(3-4): 328-339.

ESA (European Space Agency, Paris). 2015. Sentinel-2: Satelilite Description: Resolution and Swath (en línea, sitio web). Consultado el 04 de abr. 2019. Disponible en https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2/instrument-payload/resolution-and-swath

Fang, L; Yang, J; White, M; Liu, Z. 2018. Predicting potential fire severity using vegetation, topography and surface moisture availability in a Eurasian boreal forest landscape. Forests 9(3): 130.

Fernández, C; Vega, JA. 2016. Modelling the effect of soil burn severity on soil erosion at hillslope scale in the first year following wildfire in NW Spain. Earth Surface Processes and Landforms, 41(7), pp.928-935.

Fernández-Alonso, JM; Vega, JA; Jiménez, E; Ruiz-González, AD; Álvarez-González, JG. 2017. Spatially modeling wildland fire severity in pine forests of Galicia, Spain. European journal of forest research 136(1): 105-121.

Fernández-Manso, A; Fernández-Manso, O; Quintano, C. 2016. SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. International journal of applied earth observation and geoinformation 50: 170-175.

Filipponi, F. BAIS2: Burned Area Index for Sentinel-2. Proceedings 2018, 2, 364. https://doi.org/10.3390/ecrs-2-05177.

Flannigan, MD; Amiro, BD; Logan, KA; Stocks, BJ; Wotton, BM. 2006. Forest fires and climate change in the 21 st century. Mitigation and adaptation strategies for global change 11(4): 847-859.

Flores, MF. 2017. Cargas de combustibles forestales en un ensayo de aclareo en la UMAFOR 1008. Tesis de Maestría. Durango, México. Universidad Juárez del Estado de Durango. s.p.

García, E. 2004. “Modificaciones al Sistema de Clasificación Climática de Köppen”. Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México. 5ª Edición,, México. pp. 98.

García, ML; Caselles, V. 1991. Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data. Geocarto International, 6(1), pp.31-37.

García-Llamas, P; Suárez-Seoane, S; Fernández-Guisuraga, JM; Fernández-García, V; Fernández-Manso, A; Quintano, C; Taboada, A; Marcos, E; Calvo, L. 2019. Evaluation and comparison of Landsat 8, Sentinel-2 and Deimos-1 remote sensing indices for assessing burn severity in Mediterranean fire-prone ecosystems. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 80, pp.137-144.

Gitelson, AA; Merzlyak, MN. 1998. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. Adv. Space Res. 22, 689–692.

Gómez-Sánchez, E; De Las Heras, J; Lucas-Borja, M; Moya, D. 2017. Ajuste de metodologías para evaluar severidad de quemado en zonas semiáridas (SE peninsular): incendio Donceles 2012. Revista de Teledetección (49): 103-113.

González-Elizondo, MS, González-Elizondo, M; Tena-Flores, JA; Ruacho-González, L; y López-Enríquez, IL. 2012. Vegetación de la Sierra Madre Occidental, México: Una síntesis. Acta botánica mexicana, (100), pp.351-403.

Gorelick, N; Hancher, M; Dixon, M; Ilyushchenko, S; Thau, D; Moore, R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment.

Huang, H; Roy, D; Boschetti, L; Zhang, H; Yan, L; Kumar, S; Gomez-Dans, J; Li, J. 2016. Separability analysis of Sentinel-2A multi-spectral instrument (MSI) data for burned area discrimination. Remote Sensing, 8(10), 873. doi: https://doi.org/10.3390/rs8100873.

Hudak, AT; Morgan, P; Bobbitt, MJ; Smith, AMS; Lewis, SA; Lentile, LB; Robichaud, PR; Clark, JT; McKinley, RA. 2007. The relationship of multispectral satellite imagery to immediate fire effects. Fire Ecology 3: 64-90.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, México). 2001a. Conjunto de datos vectoriales Fisiográficos, Continuo Nacional escala 1:1, 000,000, Serie I, Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, México. Consultada el 01/12/2018 en: http://www.beta.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267582

INEGI. 2001b. Conjunto de datos vectoriales Sistema de Topoformas, Continuo Nacional escala 1:1, 000,000, Serie I, Provincias Fisiográficas, Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, México. Consultada el 01/12/2018 en: http://www.beta.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575

INEGI. 2008. Conjunto de datos vectoriales, escala 1:1, 000,000. Unidades Climatológicas. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, México. Consultada el 01/12/2018 en: http://www.beta.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267568

INEGI. 2016. Conjunto de datos vectoriales de Uso del Suelo y Vegetación, Serie VI (2016), escala 1:250,000. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática, México. Consultada el 01/12/2019 en: http://www.beta.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463598459

INIFAP-CONABIO (Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, México). 1995. Edafología, escala 1:1, 000,000. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales y Agropecuarias, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad. Consultada el 01/12/2018 en: http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/

Jain, TB; Graham, RT. 2004. Is forest structure related to fire severity? Yes, no, and maybe: methods and insights in quantifying the answer. In Shepperd, Wayne D.; Eskew, Lane G., compilers. 2004. Silviculture in special places: Proceedings of the National Silviculture Workshop. Colorado,

Estados Unidos de América, US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. v. 34, p. 217-234. Workshop. RMRS-P-34.

Johnstone, JF; Chapin, FS. 2006. Effects of soil burn severity on post-fire tree recruitment in boreal forest. Ecosystems 9(1): 14-31.

Justice, CO; Giglio, L; Korontzi, S; Owens, J; Morisette, JT; Roy, D; .Descloitres, J; Alleaume, S; Petitcolin, F; Kaufman, Y. 2002. The MODIS fire products. Remote Sensing of Environment, 83(1-2), 244-262. doi: https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00076-7.

Justice, CO; Giglio, L; Roy, D; Boschetti, L; Csiszar, I; Davies, D; Korontzi, S; Schroeder, W; O'Neal, K; Morisette, J. 2010. MODIS-derived global fire products. In Land remote sensing and global environmental change (pp. 661-679). Springer, New York, NY.

Kane, VR; Cansler, CA; Povak, NA; Kane, JT; McGaughey, RJ; Lutz, JA; Derek, JC; North, MP. 2015. Mixed severity fire effects within the Rim fire: relative importance of local climate, fire weather, topography, and forest structure. Forest Ecology and Management 358(2015): 62-79.

Kauffman, JB; Steele, MD; Cummings, DL; Jaramillo, VJ. 2003. Biomass dynamics associated with deforestation, fire, and, conversion to cattle pasture in a Mexican tropical dry forest. Forest Ecology and Management, 176(1-3): 1-12

Keeley, JE. 2009. Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. International Journal of Wildland Fire 18(1): 116-126.

Key, CH. 2006. Ecological and sampling constraints on defining landscape fire severity. Fire Ecology 2(2): 34-59.

Key, CH; Benson, NC. 2004. Ground measure of severity, the Composite Burn Index; and remote sensing of severity, the Normalized Burn Ratio, FIREMON landscape assessment documents. In FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Fort Collins, Estados Unidos de América, US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 164 p (entre p. LA-1 y LA-55). Reporte Técnico General. RMRS-GTR-164.

Kolden, CA; Smith, AM; Abatzoglou, JT. 2015. Limitations and utilisation of Monitoring Trends in Burn Severity products for assessing wildfire severity in the USA. International Journal of Wildland Fire, 24(7), pp.1023-1028.

Kovács, KD. 2019. Evaluation of burned areas with Sentinel-2 using SNAP: The Case of Kineta and Mati, Greece, July 2018. Geographia Technica, 14(2).

Lecomte, N; Simard, M; Bergeron, Y. 2006. Effects of fire severity and initial tree composition on stand structural development in the coniferous boreal forest of northwestern Québec, Canada. Ecoscience 13(2): 152-163.

Lentile, LB; Holden, ZA; Smith, MS; Falkowski, MJ; Hudak, AT; Morgan, P; Lewis, SA; Gessler, PE; Benson, NC. 2006. Remote ensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. International Journal of Wildland Fire 15(3): 319–345.

Lentile, LB; Smith, AM; Hudak, AT; Morgan, P; Bobbitt, MJ; Lewis, SA; Robichaud, PR. 2009. Remote sensing for prediction of 1-year post-fire ecosystem condition. International Journal of Wildland Fire 18(5): 594-608.

Llovería, RM; Cabello, FP; Martín, AG; Vlassova, L; De la Riva Fernández, JR. 2014. La severidad del fuego: revisión de conceptos, métodos y efectos ambientales.Huesca, España. Instituto Pirenaico de Ecología. p. 427-440.

Loboda, T; O'neal, KJ; Csiszar, I. 2007. Regionally adaptable dNBR-based algorithm for burned area mapping from MODIS data. Remote sensing of environment, 109(4), pp.429-442.

Lohberger, S; Stängel, M; Atwood, EC; Siegert, F. 2018. Spatial evaluation of Indonesia's 2015 fire-affected area and estimated carbon emissions using Sentinel-1. Global change biology 24(2): 644-654.

López García, AR. 2020. Estudio de la severidad del incendio de 2012 y regeneración de la vegetación del Bosque La Primavera, México, mediante imágenes LANDSAT 7. Revista Cartográfica, (101).

Lujan-Soto, JE; Corral-Rivas, JJ; Aguirre-Calderón, OA; Gadow, KV. 2015. Grouping forest tree species on the Sierra Madre Occidental, Mexico. Allgemeine Forst und Jagdzeitung, 186(3-4), pp.63-71.

Lutes, DC; Keane, RE; Caratti, JF; Key, CH; Benson, NC; Sutherland, S; Gangi, LJ. 2006. FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Fort Collins, Estados Unidos de América, US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 164 p. Reporte Técnico General. RMRS-GTR-164.

Mallinis, G; Mitsopoulos, I: Chrysafi, I. 2018. Evaluating and comparing Sentinel 2A and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) spectral indices for estimating fire severity in a Mediterranean pine ecosystem of Greece. GIScience & Remote Sensing 55(1): 1-18.

Martín, MP. 1998. Cartografía e inventario de incendios forestales en la Península Ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. Doctoral Thesis. Alcalá de Henares, Universidad de Alcalá.

Martínez-Hernández, HC; Rodríguez-Trejo, DA. 2008. Species diversity after prescribed burns at different intensities and seasons in a high altitude Pinus hartwegii forest. Interciencia 33(5): 337-344.

Miller, JD; Knapp, EE; Key, CH; Skinner, CN; Isbell, CJ; Creasy, RM; Sherlock, JW. 2009. Calibration and validation of the relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) to three measures of fire severity in the Sierra Nevada and Klamath Mountains, California, USA. Remote Sensing of Environment, 113(3): 645-656.

Miller, JD; Thode, AE. 2007. Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). Remote Sensing of Environment 109(1): 66-80.

Miller, JD; Yool, SR. 2002. Mapping forest post-fire canopy consumption in several overstory types using multi-temporal Landsat TM and ETM data. Remote Sensing of Environment 82(2-3): 481-496.

Monjarás-Vega, NA; Vega-Nieva, DJ; Briones-Herrera, CI; Flores-Medina, F; Calleros-Flores, E; Corral-Rivas, JJ; Pompa-García, M; González-Cabán, A. 2019. Modeling and mapping fire risk from human factors in Mexico. Memoria. 6th International Fire Behavior and Fuels Conference, 2019, Albuquerque, New Mexico. International Association of Wildland Fire, Missoula, Montana, USA. v. 29, 6 p.

Montorio, R; Pérez-Cabello, F; Alves, DB; García-Martín, A. 2020. Unitemporal approach to fire severity mapping using multispectral synthetic databases and Random Forests. Remote Sensing of Environment, 249, p.112025.

Moreno, JM; Oechel, WC. 1989. A simple method for estimating fire intensity after a burn in California chaparral. ACTA OECOL.(OECOL. PLANT.) 10(1): 57-68.

Narayan, C; Fernandes, PM; van Brusselen, J; Schuck, A. 2007. Potential for CO2 emissions mitigation in Europe through prescribed burning in the context of the Kyoto Protocol. Forest Ecology and Management 251(3): 164-173.

Navarro, G; Caballero, I; Silva, G; Parra, PC; Vázquez, Á; Caldeira, R. 2017. Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 58: 97-106.

NWCG (National Wildfire Coordinating Group). 2019. Glossary of Wildland Fire Terminology (en línea, serivicio web). Consultado 12 mar. 2019. Disponible https://www.nwcg.gov/glossary/a-z.

Parks, SA; Dillon, GK; Miller, C. 2014. A new metric for quantifying burn severity: the relativized burn ratio. Remote Sensing 6(3); 1827-1844.

Parks, SA; Holsinger, LM; Voss, MA; Loehman, RA; Robinson, NP. 2018. Mean composite fire severity metrics computed with Google Earth Engine offer improved accuracy and expanded mapping potential. Remote Sensing, 10(6), p.879.

Parks, SA; Holsinger, LM; Koontz, MJ; Collins, L; Whitman, E; Parisien, MA; Loehman, RA; Barnes, JL; Bourdon, JF; Boucher, J; Boucher, Y. 2019. Giving ecological meaning to satellite-derived fire severity metrics across North American forests. Remote Sensing, 11(14), p.1735.

Parson, A; Robichaud, PR; Lewis, SA; Napper, C; Clark, JT. 2010. Field guide for mapping post-fire soil burn severity. Fort Collins, Estados Unidos de América, US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 49 p. Reporte Técnico General. RMRS-GTR-243.

Picotte, JJ. 2020b. Development of a new open-source tool to map burned area and burn severity. U.S. Forest Service RMRS P-78.

Picotte, JJ; Bhattarai, K; Howard, D Lecker, J; Epting, J; Quayle, B; Benson, N; Nelson, K. 2020a. Changes to the Monitoring Trends in Burn Severity program mapping production procedures and data products. Fire Ecology, 16(1), pp.1-12.

Picotte, JJ; Robertson, KM. 2011. Validation of remote sensing of burn severity in south-eastern US ecosystems. International Journal of Wildland Fire 20(3): 453-464.

Pompa-García, M; Camarero, MJ; Rodríguez-Trejo, DA; Vega-Nieva, DJ. 2018. Drought and spatiotemporal variability of forest fires across Mexico. Chinese Geographical Science 28 (1): 25–37. https://doi.org/10.1007/s11769-017-0928-0.

Poursanidis, D; Chrysoulakis, N. 2017. Remote Sensing, natural hazards and the contribution of ESA Sentinels missions. Remote Sensing Applications: Society and Environment 6: 25-38.

QGIS Development Team. 2019. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. http://qgis.osgeo.org

Quintano, C; Fernández-Manso, A; Calvo, L; Marcos, E; Valbuena, L. 2015. Land surface temperature as potential indicator of burn severity in forest Mediterranean ecosystems. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 36, 1–12. http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.10.015

Quintano, C; Fernández-Manso, A; Fernández-Manso, O. 2018. Combination of Landsat and Sentinel-2 MSI data for initial assessing of burn severity. International journal of applied earth observation and geoinformation, 64, pp.221-225.

Lizundia-Loiola, J.; Otón, G.; Ramo, R.; Chuvieco, E. 2020. A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. Remote Sens. Environ. 236, 111493

Rahman, S; Chang, HC; Hehir, W; Magilli, C; Tomkins, K. 2018. Inter-Comparison of Fire Severity Indices from Moderate (Modis) and Moderate-To-High Spatial Resolution (Landsat 8 & Sentinel-2A) Satellite Sensors. Memoria. IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, España. IEEE. p. 2873-2876.

Ramos Reyes, JC; Treviño-Garza, EJ; Buendía-Rodríguez, E; Aguirre-Calderón, OA; López-Martínez, JI. 2017. Productividad y estructura vertical de un bosque templado con incidencia de incendios forestales. Revista mexicana de ciencias forestales 8(43): 64-88.

Rego, CA; González, ADR; Arellano, S. 2018. Evaluación y cartografiado de la severidad de los grandes incendios ocurridos en el distrito forestal XIV (Verín-Viana) entre 2006-2016. Cuad. Soc. Esp. Cienc. For. 44(2): 169-182

Ridder, RM. 2007. Global forest resources assessment 2010: options and recommendations for a global remote sensing survey of forests. Rome, Italy.FAO For. Resour. Assess. 68 p. Programme Work. 141.

Rivera-Huerta, H; Safford, HD; Miller, JD. 2016. Patterns and trends in burned area and fire severity from 1984 to 2010 in the Sierra de San Pedro Mártir, Baja California, Mexico. Fire Ecology, 12(1): 52-72.

Robichaud, PR; Beyers, JL; Neary, DG. 2000. Evaluating the effectiveness of postfire rehabilitation treatments. Fort Collins, Estados Unidos de América, US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 85 p. Reporte Técnico General. RMRS-GTR.-63.

Rodríguez, A; Durán, J; Fernández-Palacios, JM; Gallardo, A. 2009. Wildfire changes the spatial pattern of soil nutrient availability in Pinus canariensis forests. Annals of Forest Science 66(2): 1-7.

Rodríguez-Trejo, DA; Martínez-Muñoz, P; Pulido-Luna, JA; Martínez-Lara, PJ; Cruz-López, JD. 2019. Instructivo de Quemas Prescritas para el Manejo Integral del Fuego en el municipio de Villaflores y la Reserva de la Biosfera La Sepultura, Chiapas, México. FMCN, USDA FS, USAID, BIOMASA, A. C., UACh, Ayuntamiento de Villaflores, SEMARNAT, CONAFOR, CONANP, Gobierno del Estado de Chiapas, ANCF. México. 183 p

Rodríguez-Trejo, DA; Tchikoué, H; Cíntora-González, C; Contreras-Aguado, R; De la Rosa-Vázquez, A. 2011. Modeling forest fire danger in the zones affected by hurricane dean. Agrociencia 45 (5), 593–608.

Rogan, J; Franklin, J. 2001. Mapping wildfire burn severity in southern California forests and shrublands using Enhanced Thematic Mapper imagery. Geocarto International 16(4): 91-106.

Rogan, J; Yool, SR. 2001. Mapping fire-induced vegetation depletion in the Peloncillo Mountains, Arizona and New Mexico. International Journal of Remote Sensing 22(16): 3101-3121.

Roteta, E; Bastarrika, A; Franquesa, M; Chuvieco, E. 2021. Landsat and Sentinel-2 Based Burned Area Mapping Tools in Google Earth Engine. Remote Sensing, 13(4), p.816.

Roteta, E; Oliva, P. 2020, March. Optimization Of A Random Forest Classifier For Burned Area Detection In Chile Using Sentinel-2 Data. In 2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS) (pp. 568-573). IEEE.

RStudio Team. 2019. RStudio: Integrated Development for R. RStudio. Inc., Boston, MA. http://www.rstudio.com

Ryan, KC; Noste, NV. 1985. Evaluating prescribed fires. In Lotan JE, Kilgore BM, Fischer W C, Mutch R W (Tech. Coord.) Symposium and Workshop of Wilderness Fire. US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. p. 230-238. Reporte Técnico. INT-182.

Ryan, TP. 2008. Modern regression methods (Vol. 655). John Wiley & Sons. ISBN 978-0-470-09606-2.

Smith AM; Wooster MJ; Drake NA; Dipotso FM; Falkowski MJ; Hudak AT. 2005. Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannahs. Remote sensing of environment 97(1): 92-115.

Sobrino, JA; Llorens, R; Fernández, C; Fernández-Alonso, JM; Vega, JA. 2019. Relationship between Soil Burn Severity in Forest Fires Measured In Situ and through Spectral Indices of Remote Detection. Forests, 10(5), 457.

Soverel, NO; Perrakis, DDB; Coops N.C. 2010. Estimating burn severity from Landsat dNBR and RdNBR indices across western Canada. Remote Sensing of Environment 114: 1896-1909.

Tanase, M; De la Riva, J; Pérez-Cabello, F. 2011. Estimating burn severity at the regional level using optically based indices. Canadian Journal of Forest Research, 41(4), pp.863-872.

Tucker, CJ. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote sensing of Environment, 8(2), pp.127-150.

van Wagtendonk, JW; Root, RR; Key, CH. 2004. Comparison of AVIRIS and Landsat ETM detection capabilities for burn severity. Remote Sensing of Environment, 92(3): 397-408.

Varner, JM; Hood, SM; Aubrey, DP; Yedinak, K; Hiers, JK; Jolly, WM; Shearman, TM; McDaniel, JK; O'Brien, JJ; Rowell, EM. 2021. Tree crown injury from wildland fires: Causes, measurement, and ecological and physiological consequences. New Phytologist. doi:10.1111/nph.17539

Vega, J; Jiménez, E; Vega, D; Ortiz, L; Pérez, JR. 2011. Pinus pinaster Ait. tree mortality following wildfire in Spain. Forest Ecology and Management, 12, 2232–224

Vega, JA; Fontúrbel, T; Fernández, C; Díaz-Raviña, M; Carballas, T; Martín, A; González-Prieto, S; Merino, A; Benito, E. 2013. Acciones urgentes contra la erosión en áreas forestales quemadas: Guía para su planificación en Galicia. Galicia, España. Andavira. p. 140.

Vega-Nieva, DJ; Briseño-Reyes, J; Monjarás-Vega, NA; Briones-Herrera, CI; Flores-Medina, F; López Serrano, PM; Corral-Rivas, JJ; Nava-Miranda, MG; Calleros-Flores, E; Cruz-Lopez, MI; Cuahtle, M; Ressl, R; AlvaradoCelestino, E; González-Cabán, A; Jolly, WM; Burgan, RE; Preisler, HK; Setzer, A; Morelli, F; Pérez-Salicrup, D; Jardel-Peláez, EJ; Jiménez, E; Arellano-Pérez, S; Álvarez-González, JG; Ruiz-González, AD. 2020. The Forest Fire Danger Prediction System of Mexico. Ponencia oral en: Remote Sensing Early Warning Systems: Virtual Wildfire Workshop. 6-8 October 2020. http://forestales.ujed.mx/incendios2/php/publicaciones_documentos/Vega20_v2_The_Forest_Fire_Danger_Prediction_System_of_Mexico.pd

Veraverbeke, S; Hook, SJ. 2013. Evaluating spectral indices and spectral mixture analysis for assessing fire severity, combustion completeness and carbon emissions. International journal of wildland fire, 22(5), 707-720.

Veraverbeke, S; Lhermitte, S; Verstraeten, WW; Goossens, R. 2011. Evaluation of pre/post-fire differenced spectral indices for assessing burn severity in a Mediterranean environment with Landsat Thematic Mapper. International Journal of Remote Sensing 32(12): 3521-3537.

Veraverbeke, S; Verstraeten, WW; Lhermitte, S; Goossens, R. 2010. Evaluating Landsat Thematic Mapper spectral indices for estimating burn severity of the 2007 Peloponnese wildfires in Greece. International Journal of Wildland Fire 19(5): 558-569.

Whitman, E; Parisien, MA; Holsinger, LM; Park, J; Parks, SA. 2020. A method for creating a burn severity atlas: an example from Alberta, Canada. International Journal of Wildland Fire, 29(11), pp.995-1008.

Zúñiga-Vásquez, JM; Cisneros-González, D; Pompa-García, M; Rodríguez-Trejo, DA; Pérez-Verdín, G. 2017. Modelación espacial de incendios

forestales en México: una integración de dos bases de datos. Bosque (Valdivia), 38(3), pp.563-574.