Análisis de cambios de tendencia de la vegetación con series de tiempo Landsat en Coahuila.

INTRODUCCIÓN 2

OBJETIVO 3

ÁREA DE ESTUDIO 3

MATERIALES Y MÉTODO 6

Materiales 6

Método 6

Generación de la serie de tiempo 6

a) Delimitar área de estudio 7

b) Aplicación de máscaras de nubes y gaps 7

c) Cálculo de índices espectrales y apilamiento de las escenas 8

d) Cálculo y rellenado de datos faltantes por escena a través de GapFill 9

e) Creación del mosaico o ensamblado 15

Análisis de tendencias en los datos Landsat-7 NDVI 16

Detección de cambios abruptos en la tendencia del NDVI 17

Proxy-severidad de la quema 17

RESULTADOS 18

CONCLUSIONES 31

REFERENCIAS 32

INTRODUCCIÓN

Los índices de vegetación obtenida con base en la reflectancia del espectro visible e infrarrojo cercano, como el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI por sus siglas en inglés), o el Índice Mejorado de Vegetación (EVI por sus siglas en inglés) han demostrado que se correlaciona con la biomasa vegetal, área foliar y la productividad primaria (Myneni, 1995). Muchos estudios han utilizado índices de vegetación obtenidos por medio de sensores remotos como LANDSAT, Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) y Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) para monitorear las tendencias de la productividad primaria, para la evaluación en los efectos de la degradación de la tierra (Diouf y Lambin, 2001). La teledetección se ha utilizado para cuantificar la degradación de la tierra, pero su aplicación se ha limitado por tres factores principales; disponibilidad de datos fiables del terreno (Tongway et al., 2004), la alta variabilidad de las precipitaciones que pueden enmascarar degradación de la tierra (Wessels, 2007), y la falta de condiciones de referencia apropiados que representen las tierras no degradadas para la comparación.

Se ha intentado también plantear algoritmos muy robustos basados en series de fourier y análisis de gráficos de control como BFAST (rupturas en tendencia y estacionalidad aditivas) (Verbesselt et al., 2010) que permite detectar perturbaciones o *breakpoints* en series de tiempo de variables biofísicas (NDVI, EVI), sin embargo, la estacionalidad de las series de tiempo, los valores anómalos y la dificultad de automatizar para áreas extensas. No cabe duda que monitorear pequeñas áreas o determinados pixeles, es posible mediante BFAST, pero la excesiva detección de *breakpoints* dificulta analizar degradación de la tierra.

Los incendios forestales pueden ser considerados como la mayor perturbación en los ecosistemas naturales (De Santis y Chuvieco, 2009). Sus principales efectos son: i) perdida de biomasa vegetal (materia seca en el suelo, hojas y troncos), ii) degradación del suelo y iii) emisiones de gases de efecto invernadero. La severidad identifica el impacto del fuego sobre el suelo y plantas, cuando el fuego se extingue, y está relacionada con la fase de post-incendio (De Santis y Chuvieco, 2007). El fuego es una ocurrencia común en muchas partes

del mundo. En México se tienen dos temporadas de incendios forestales, la primera corresponde a la zona centro, norte, noroeste, sur y sureste del país, la cual inicia en enero y finaliza en junio, y la segunda temporada se registra en el noroeste del país, que inicia en mayo y termina en septiembre, ambas coinciden con la época de mayor estiaje en la República mexicana. Los incendios forestales en bosques, sabanas, regiones montañosas y otros ecosistemas son parte integral de la evolución de algunos de estos sistemas. Los incendios periódicos son importantes para mantener muchos ecosistemas de pastizales, estepas de arbustos y sabanas (Mitchell y Roundtable, 2010). Por otro lado, los incendios (naturales o provocados por el hombre) originan erosión del suelo, emisiones de gases de efecto invernadero, mala calidad del aire, y disminuyen la biodiversidad, la capacidad de retención de agua del suelo y la estructura del suelo (Purkis y Klemas, 2011). En este último contexto, los incendios pueden, por lo tanto, constituir una forma de degradación de la tierra.

OBJETIVO

Realizar análisis de tendencia y cambios abruptos de series de tiempo en sitios de interés para identificar zonas posiblemente degradadas.

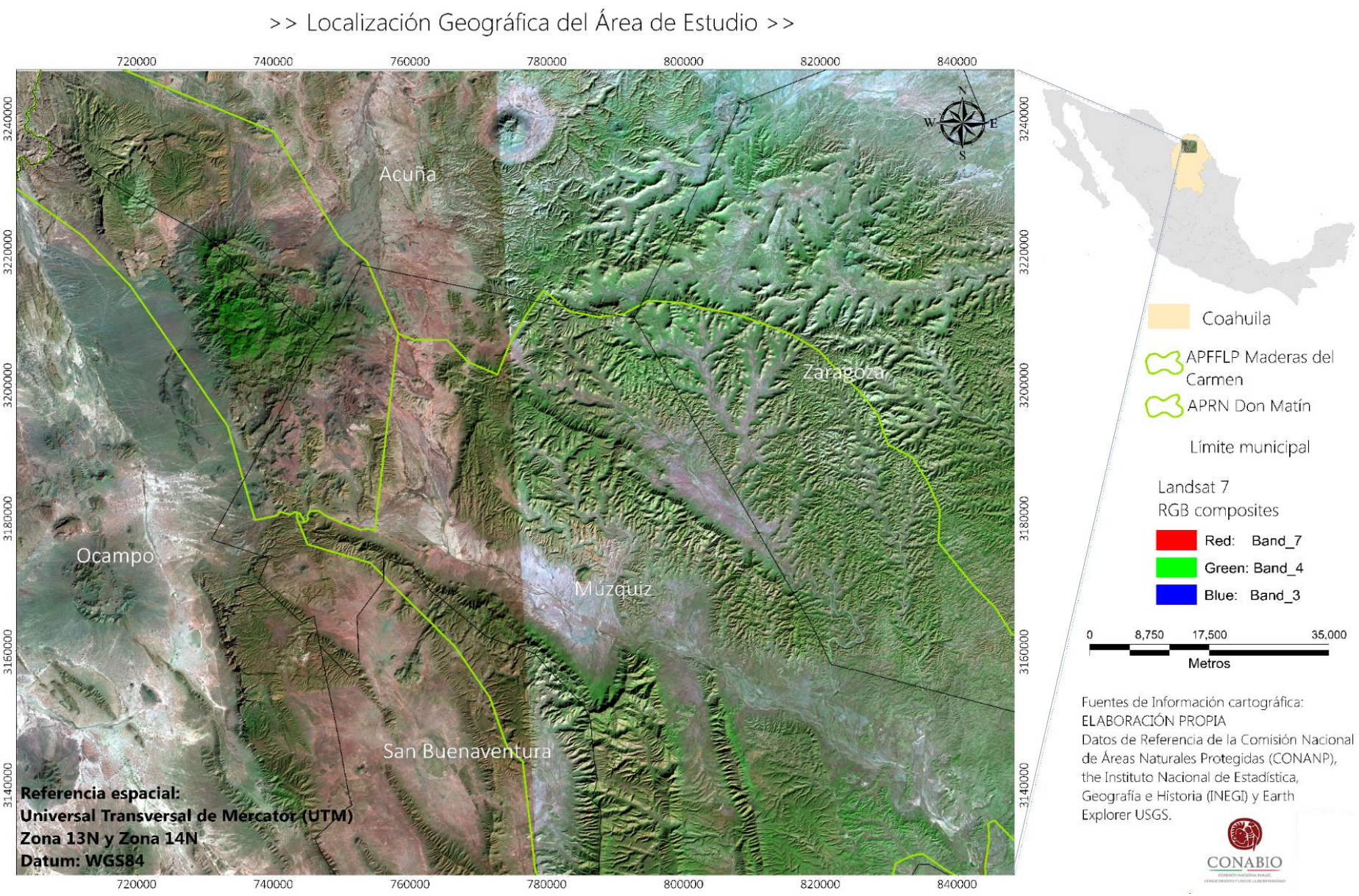
ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio se localiza entre los municipios de Acuña, Zaragoza, Muzquiz y Ocampo en el estado de Coahuila, comprende una zona afectada por uno de los incendios más grandes en México, ocurrido en 2011.

Dentro del área de estudio se encuentra el Área de Protección de los Recursos Naturales Don Martín y el Área de Protección de Flora y Fauna Maderas del Carmen. Para conformar el área de estudio se utilizaron dos imágenes Landsat-7, las cuales fueron recortadas ajustándolas a las siguientes coordenadas extremas X= 702255, Y=3247005 y X= 778635, Y=

3118905 (correspondientes a la primera escena o área de estudio A) zona 13 Norte y X= 189585, Y= 3247955 y X= 265815, Y= 3123165 (correspondientes a la segunda escena o área de estudio B) zona 14 Norte (Figura 1).

El área fue seleccionada como un área piloto, para evaluar el método desarrollado en el caso de La Primavera, y principalmente porque se tenía conocimiento y registro del incendio ocurrido en la zona, información necesaria para evaluar los resultados.



(a) Área de estudio A **(b) Área de estudio B**

Figura 1. Localización del área de estudio. (a) Corresponde a las escenas del path/row: 30/40 de la zona UTM 13 N; (b) corresponde a las escenas del path/row: 29/40 de la zona UTM 14 N.

MATERIALES Y MÉTODO

Materiales

Los insumos utilizados fueron imágenes disponibles del sensor Landsat-7 ETM+ para los path/row (29/40 y 30/40) que engloban el área de estudio, con una resolución espacial de 30 m, en el nivel de corrección de procesamiento L1TP (Precision Terrain) de reflectancia de la superficie (el producto de reflectancia se puede encontrar como Landsat 7 ETM+ C1 Nivel-2), proyectadas en el sistema UTM (Universal Transverse Mercator) y elipsoide WGS84. Las escenas fueron descargadas del repositorio del *U.S. Geological Survey* (https://earthexplorer.usgs.gov/).

Un problema de utilizar imágenes satelitales es la ausencia de datos debido a factores como nubosidad o fallas en el sensor, como es el caso de Landsat-7 que contiene gaps debido a la falla del sistema Scan Line Corrector (SLC). Este corrector SLC falló en mayo de 2003, dando como resultado la pérdida de aproximadamente el 22% de los datos de cada escena adquirida a partir de entonces (Zhang et al., 2007). Por otra parte, si el sensor tomara con regularidad (cada 16 días) se tendría un acervo completo de 437 imágenes de 2000-2018 (19 años) ya que Landsat obtiene aproximadamente 23 imágenes por año. Sin embargo, la disponibilidad de escenas para el área Coahuila en el periodo comprendido se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Disponibilidad de escenas Landsat-7 para el área de estudio

Path/Row	***N° de escenas***	***Rango de años***	***N° de escenas faltantes***
29/40 (área de estudio B)	423	2000-2018	14
30/40 (área de estudio A)	427	2000-2018	10

Método

Generación de la serie de tiempo

El procesamiento inicial de los datos se realizó a través del lenguaje de programación IDL y el lenguaje de programación R. El conjunto de escenas Landsat-7 descargadas se organizó por años para un mejor manejo.

a) Delimitar área de estudio

Se generó un recorte en todas las escenas para delimitar el área de estudio, el tamaño del pixel se conservó a 30 m. Los recortes del área de estudio para cada path/row de acuerdo a sus coordenadas extremas se muestran en la Tabla 2:

Tabla 2 Coordenadas extremas de cada área de estudio

	UTM 13N	*UTM 14N*
	30/40	29/40
ULX	702255	189585
ULY	3247005	3247955
LRX	778635	265815
LRY	3118905	3123165

El tamaño de los recortes de área de estudio de acuerdo al número de filas y columnas para cada path/row se muestra en la tabla 3:

Tabla 3 Dimensión de las áreas de estudio

Área de estudio	*ncol*	*nrow*	*ncell*
A - 30/40	2546	4270	10871420
B – 29/40	2541	4160	10570560

b) Aplicación de máscaras de nubes y gaps

A las imágenes que contienen nubes, sombras de nubes y gaps, se aplicó una máscara que viene dentro de los productos Landsat (Pixel Quality Assessment - pixel_qa) derivada del algoritmo CFmask (Función de mascara), está banda o mascara de evaluación de calidad de los pixeles proporcionan información para separar pixeles de nubes potenciales Potential Cloud Pixels o PCP) así como las sombras de nubes y gaps de los pixeles buenos. Al aplicar la máscara se utilizó como valor mínimo el número 66 ya que este valor representa los datos

validos que son los que contienen información buena y el valor de relleno para los datos enmascarados fue de “no data” para facilitar su identificación al estar fuera del rango de datos válidos.

c) Cálculo de índices espectrales y apilamiento de las escenas

Los dos índices calculados fueron el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI por sus siglas en inglés) generado a partir de la banda roja (RED) e infrarrojo cercano (NIR) (Rouse et al., 1973), el Cociente Normalizado de área Quemada (NBR por sus siglas en inglés) a partir del contraste espectral entre el infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo medio o de onda corta (SWIR) (Key y Benson, 1999, 2006) para todas las escenas, enfocados en el estudio del vigor de la vegetación. Así también se calculó la diferencia del NBR (dNBR) a través de imágenes pre-incendio y post-incendio, para relacionar el estado de vigor de la vegetación antes y después del incendio (Ver ecuaciones 1, 2 y 3). Identificar los distintos niveles de severidad propuestos por Key y Benson (2005).

$$NDVI = \frac{(\mathrm{NIR} - \mathrm{RED})}{(\mathrm{NIR} + \mathrm{RED})} \qquad (1)$$

donde, NIR es el valor de reflectancia en el infrarrojo cercano y RED es el valor de reflectancia en el rojo. Las bandas correspondientes para el sensor Landsat ETM+ del NIR y RED son la 4 y 3 respectivamente.

$$NBR = \frac{(\mathrm{NIR} - \mathrm{SWIR})}{(NIR + SWIR)} \qquad (2)$$

Siendo, NIR= reflectividad del infrarrojo cercano y SWIR= reflectividad del infrarrojo de onda corta; donde NIR Y SWIR corresponden a las bandas 4 y 7 del sensor Landsat ETM+, respectivamente.

$$\mathrm{dNBR} = \mathrm{NBRpre} - \mathrm{NBRpost} \qquad (3)$$

donde, NBR-pre corresponde a la escena antes del incendio y NBR-post corresponde a la escena inmediatamente después del incendio. También es típico denotar dNBR como ΔNBR. Una vez que se tienen los índices calculados, se apilaron todas las escenas tanto para NDVI como NBR para tener un mejor manejo de la serie de tiempo y poder analizarla pixel a pixel, obteniendo dos cubos o matrices de información de las siguientes dimensiones: para el área de estudio A (que corresponde al path-row 30/40): 4270 X 2546 X 437 y para el área d estudio B (que corresponde al path-row 29/40): 4160 X 2541 X 437.

d) Cálculo y rellenado de datos faltantes por escena a través de GapFill

Las escenas Landsat -7 recopiladas desde el 31 de mayo de 2003 tienen vacíos o huecos de datos, conocidos como bandeo o efecto gaps, dichas escenas adquiridas después de esta fecha se clasifican como SLC-OFF. Sin un SLC operativo, la línea de visión Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) ahora traza un patrón en zigzag a lo largo de la trayectoria del satélite, haciendo que las imágenes contengan datos reales intercalados con franjas de datos faltantes, con un ancho que aumenta hacia el borde de la escena y que aparecen en intervalos de 33 pixeles. A pesar de ello, los datos de ETM + siguen siendo un componente importante del archivo Landsat, especialmente al final de la vida útil del sensor TM en 2011 (Landsat Missions, 2016).

Debido a que el algoritmo a utilizar no admite la falta de datos, fue necesario primero calcular el porcentaje datos faltantes por escena y posteriormente rellenar estos datos faltantes a través de GapFill implementado en el lenguaje de programación RStudio.

GapFill está creado para reconstruir un producto de datos completo, hace uso de subconjuntos espacio-temporales alrededor de los valores faltantes para predecirlos (Gerber *et al.*, 2018), es decir, primero se crea un subconjunto de píxeles que contenga tanto valores faltantes como píxeles que sí contengan un valor para que dentro de ese subconjunto se seleccione el pixel faltante a rellenar. Es importante tener claro que GapFill es adaptado a datos que tengan la estructura de una matriz de cuatro dimensiones[1]

[1] Una matriz de 3x3 es un subconjunto de escenas del cubo de datos

(longitud [pixel], latitud [pixel], días[120, 136, 152] y años [2004, 2005, 2006]) como se muestra en la figura2, para profundizar más en la elección del subconjunto, de los píxeles que se ocupan para el llenado y del píxel a rellenar, así como del arreglo de la matriz consultar *Predicting missing values in spatio-temporal satellite data.*

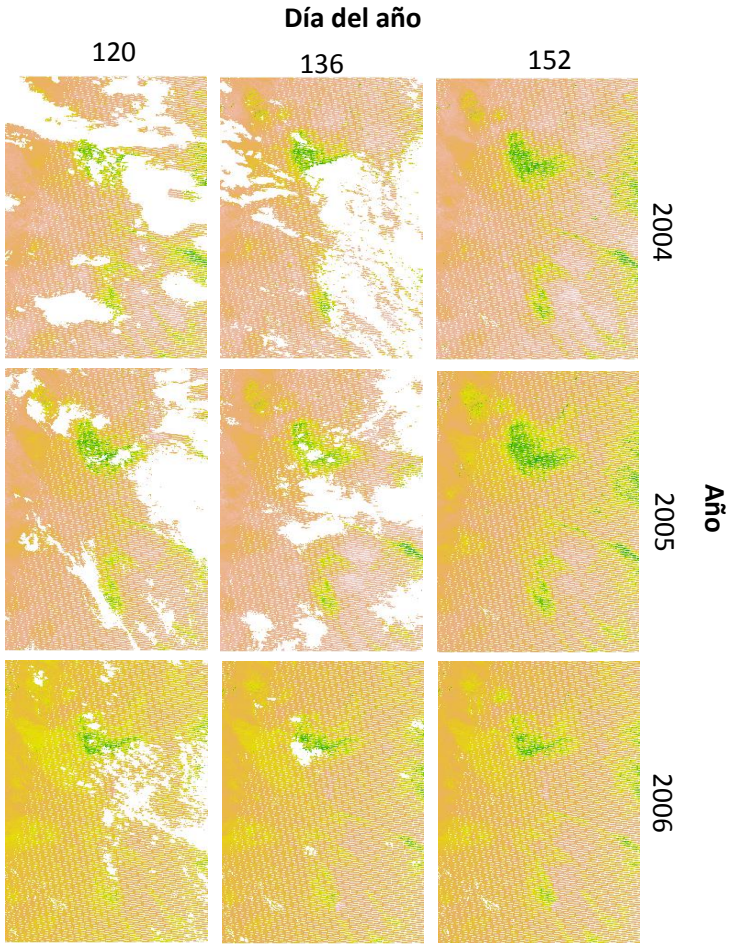


Figura 2. Ejemplo de la construcción de la matriz 3x3 de los datos Landsat-7 NDVI (el color blanco representa los datos faltantes y son los que se rellenarán con GapFill).

El cálculo del porcentaje de datos faltantes por escena se realizó con el fin de saber con qué escenas comenzar aplicar GapFill (escenas que tuvieran el mínimo de datos faltantes), ya que GapFill es más robusto cuándo la falta de datos es mínima.

En la tabla 4 se muestra el porcentaje de datos faltantes por escena para cada año antes de aplicar GapFill y la tabla 5 muestra el porcentaje de datos faltantes por escena y para cada año después de aplicar GapFill realizando tres iteraciones para el área de estudio A.

Tabla 4. Porcentaje de datos faltantes por escena del periodo 2000 – 2018, cubo de datos del área de estudio A (30/40)

	AÑOS																			
ESCENAS	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	0.0121	1	1	0.0138	0.4438	0.8361	0.2147	1	0.2071	0.5829	1	0.9211	0.2004	1	0.1884	0.1831	0.2956	0.1847	1
2	0.8241	0.9665	0.1985	0.0663	0.9814	1	0.242	1	0.2013	0.1756	0.2073	0.4131	0.8524	0.1818	0.5875	1	0.2138	0.2094	0.1931
3	0.0048	0.3471	1	1	1	1	0.5538	0.6463	0.7392	0.1686	0.9755	0.1716	0.4659	0.2283	1	0.182	0.1757	0.5183	0.9502
4	0.8871	0.0043	0.0042	0.0276	0.6237	0.3263	0.2033	0.2079	0.4723	0.1731	0.2191	0.1723	0.2035	0.1797	0.8192	0.9756	0.3695	0.8341	0.6609
5	0.001	0.0047	0.0176	0.892	0.7999	0.1975	0.8706	0.3267	0.1914	0.9697	0.2034	0.1735	0.622	0.9085	0.4614	0.3271	0.1685	1	0.1779
6	0.802	0.001	0.0013	0.0009	0.2251	0.1911	0.2344	0.2101	1	0.1851	0.2008	0.1758	0.7323	0.6778	0.1731	0.1641	0.3424	0.1786	0.3508
7	0.0674	0.6568	0.0019	0.0664	0.2224	0.7246	0.2746	0.6798	0.1902	0.2352	0.8861	0.1728	0.2835	0.176	0.1633	0.887	0.1683	0.8724	0.3509
8	0.123	0.3297	0.3992	1	0.4257	0.3715	0.2817	0.1972	0.8936	0.3568	0.1874	0.1764	1	0.1732	0.1749	0.5238	0.1937	0.176	0.923
9	0.3775	0.0793	0.0388	0.0046	0.4602	0.3662	0.2144	0.5237	0.3505	0.5063	0.547	0.1708	0.2397	0.2558	0.177	1	0.1669	0.1784	0.2431
10	0.8973	0.0094	0.1416	0.0952	0.1982	0.1908	0.2062	0.2518	0.4239	0.3244	0.3084	0.1957	0.1838	0.4472	0.2438	0.7863	1	0.3284	0.4581
11	0.2583	0.5295	0.5018	1	0.2003	0.2195	0.377	0.6709	0.1943	0.5811	0.2313	0.1907	0.4435	0.2769	0.2513	0.3995	0.1935	0.3456	0.6716
12	0.211	0.1543	0.8014	1	0.2028	0.2544	0.7239	0.2081	0.6548	0.6584	0.9611	0.1801	0.3366	0.1863	0.172	0.6407	0.2675	0.7633	0.1959
13	0.0039	0.0654	1	1	0.1969	1	0.5122	0.5454	0.2503	0.19	0.21	0.3264	0.3592	0.355	0.1949	0.1707	0.4024	0.5653	0.7644
14	0.3579	0.4622	0.5082	0.2306	1	0.7932	0.301	0.4421	0.3636	0.8549	0.1865	0.1867	0.5306	0.9898	0.2669	0.2085	0.1781	0.4945	0.7671
15	0.11	0.1149	0.7818	0.4703	0.2633	0.371	0.3708	0.6147	0.2352	0.2186	0.3047	0.3402	0.7982	0.2498	0.2491	0.7818	0.5716	0.6491	0.7848
16	0.0931	0.6706	0.2385	0.6994	0.2398	0.5221	0.6745	0.715	1	0.9082	0.214	0.1774	0.3277	0.8384	0.1993	0.5077	0.498	0.3537	0.1907
17	0.7503	0.9399	1	0.2977	1	0.1961	0.2066	0.3889	1	1	0.9139	0.1809	0.7123	0.2877	0.7588	0.7313	0.1973	0.9952	0.5745
18	1	0.3407	0.0214	0.8078	1	0.4667	0.547	0.4423	0.1969	0.8898	0.1701	0.5317	0.4562	0.5031	0.1725	0.9274	0.5662	0.9415	0.854
19	0.8377	0.0009	0.4119	0.2009	0.7963	0.1935	0.2002	0.2825	0.3515	0.6993	0.2011	0.3565	0.3529	0.8919	0.1652	0.3757	0.4264	0.1961	0.2276
20	0.9162	0.0022	0.6056	0.9143	0.3853	0.2466	0.2076	0.1889	0.1844	0.1761	0.1681	0.1735	0.9476	0.2906	1	0.6675	0.867	0.2045	0.1823
21	0.0072	0.6775	0.4968	0.205	0.2209	0.1973	0.9172	0.8058	0.1861	0.1834	0.1881	0.1807	0.1741	0.6447	0.1679	0.186	0.3398	0.2076	0.1887
22	0.0112	0.2733	0.642	0.1997	0.238	0.6402	0.2124	0.69	0.1866	0.1739	0.176	1	0.9723	0.2552	0.1743	0.1854	0.2293	0.9771	0.1948
23	0.2088	0.024	0.0124	0.2046	0.3627	0.1936	0.2206	0.2163	0.2525	0.185	0.1764	0.1978	0.5862	0.1771	0.1969	0.1784	0.1933	0.2157	1

Tabla 4.Porcentaje de datos faltantes por escena del periodo 2000 – 2018 después de haber aplicado GapFill, cubo de datos del área de estudio A (30/40)

ESCENAS	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2012	2014	2015	2016	2017	2018
1	0.01208	1	1	0.01375	0.44377	0.83606	0.21472	1	0.00013	0.39306	1	0.87992	0.17468	1	0.18841	0.00049	0.0203	0	1
2	0.7849	0.93517	0.17823	0.06628	0.98144	1	0.24202	1	0	0	0.00086	0.24381	0.80315	3.80E-05	0.58749	1	0.00954	0.01761	0.1931
3	8.49E-05	0.26119	1	1	1	1	0.55383	0.64627	0.53166	2.16E-05	0.93687	0.01917	0.1981	0.04019	1	0.00012	0.00012	0.21957	0.95017
4	0.81966	0	0	0.00881	0.62368	0.03082	0.00058	0.00205	0.47231	0	0.01125	0	0.01945	0.17971	0.81919	0.97556	0.36951	0.83408	0.66091
5	0.00096	0.00024	0.00061	0.78675	0.79995	0	0.71714	0.05553	0.19141	0.91937	0	0	0.41972	0.9085	0.2093	0.0756	3.56E-05	1	0.17791
6	0.64372	0	0	0	0.00936	0	0.01321	0.00703	1	0	0	0	0.41041	0.48579	0.00086	0	0.10802	0.17864	0.35079
7	0.02397	0.5362	0	0.06645	0.01651	0.57387	0.0466	0.67979	0.19017	0.23521	0.88613	0.17282	0.28353	0	0	0.78382	0	0.76877	0.14038
8	0.07083	0.26241	0.31905	1	0.19573	0.12883	0.03552	0.19717	0.89358	0.35681	0.18737	0.17637	1	0	0	0.31783	0.01162	0	0.89368
9	0.18951	0.02907	0.01321	0.00455	0.16513	0.12073	0.00257	0.29488	0.13106	0.2174	0.15938	0	0.00073	0.05554	0.17698	1	0	0	0.0296
10	0.70702	0.00441	0.0726	0.09523	0	0	0	0.02588	0.21506	0.05191	0.05174	0.00416	0.00318	0.24589	0.24385	0.78628	1	0.32836	0.45805
11	0.08307	0.21007	0.24746	1	0.00269	0.00147	0.07474	0.38673	0.01904	0.43464	0.02104	0.00664	0.08354	0.07413	0.03529	0.10006	0.19354	0.34556	0.6716
12	0.10453	0.10604	0.76593	1	0.00157	0.02995	0.46499	0.20808	0.65482	0.65839	0.96108	0.18011	0.33658	0.00232	0	0.28049	0.05554	0.50261	0.01714
13	0.00394	0.06544	1	1	0.19695	1	0.51217	0.54544	0.03273	0.00109	0.00697	0.0862	0.06573	0.05087	0.0055	0	0.06164	0.32296	0.45874
14	0.19898	0.23248	0.39335	0.23065	1	0.79324	0.30102	0.44208	0.15684	0.70013	0.00061	0.0039	0.17521	0.98981	0.0493	0.00624	0.00086	0.25777	0.66209
15	0.0286	0.02423	0.71665	0.47032	0.26333	0.0913	0.14131	0.21857	0.00588	0.00887	0.04354	0.04521	0.68065	0.24981	0.04169	0.52723	0.19144	0.64912	0.78479
16	0.04909	0.40205	0.11989	0.69938	0.23982	0.13765	0.43232	0.43838	1	0.90818	0.21405	0.17739	0.32774	0.83835	0.01067	0.12202	0.25812	0.35372	0.19066
17	0.75026	0.93985	1	0.29772	1	0.01795	0.01861	0.1166	1	1	0.91391	0.03096	0.57199	0.10258	0.52983	0.45604	0.05091	0.99525	0.57446
18	1	0.29801	0.00318	0.64135	1	0.18749	0.32912	0.18941	0.19693	0.88979	0.17013	0.17283	0.19792	0.33566	0.17248	0.92739	0.56615	0.94147	0.85403
19	0.83772	0	0.28687	0.00232	0.79626	0	0.00012	0.02764	0.35146	0.69933	0.20113	0.09593	0.19746	0.70499	0.16518	0.37573	0.20709	0.00171	0.0192
20	0.91624	4.00E-05	0.4705	0.86175	0.38533	0.00489	0	0	0	0	0	0.17353	0.94756	0.29058	1	0.66754	0.69718	0	0
21	0.00156	0.51449	0.3653	0	0.00306	0	0.86102	0.61412	0	0.00049	0.00514	0.18069	0.17414	0.47417	0	0.00294	0.09236	0	0
22	0	0.12061	0.43685	0	0.01505	0.45067	0	0.52077	0	0	0	1	0.97229	0.04122	0	0.00979	0.04857	0.97711	0.19479
23	0.14729	0.00171	0	9.35E-05	0.09993	0.0001	0.00328	0.00453	0.04832	0	0.17641	0.19778	0.58619	0	0.00648	0	0.00024	0.2157	1

**Porcentaje datos faltantes: de cero a muy bajo (azul fuerte); bajo (azul claro); medio (blanco y rosa); alto (rojo); muy alto (rojo fuerte).*

Mientras que en la tabla 6 se muestra el porcentaje de datos faltantes por escena para cada año antes de aplicar GapFill y la tabla 7 muestra el porcentaje de datos faltantes por escena y para cada año después de aplicar GapFill realizando una iteración para el área de estudio B.

Tabla 6. Porcentaje de datos faltantes por escena del periodo 2000 – 2018, cubo de datos del área de estudio B (29/40)

	AÑOS																		
ESCENAS	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	0.0187	0.7084	0.6845	1	1	1	0.2391	0.4591	0.2079	1	0.2232	0.2579	0.2207	0.8032	0.941	1	1	0.9411	1
2	0.94361	0.1514	0.0157	0.2338	0.3576	0.6927	0.4884	0.9339	1	0.2314	0.6	0.3957	0.2721	0.6716	1	0.7263	0.2188	0.3972	0.437
3	1	0.12	0.9583	0.0289	0.2242	1	0.2222	1	0.208	0.2341	1	0.2331	1	0.7982	0.2036	1	0.2179	0.3202	0.6655
4	0.00316	0.0016	0.1544	0.1308	0.2249	0.2652	0.7966	0.97	0.5993	0.2885	0.659	0.2517	0.2908	0.983	0.4128	0.431	0.3427	0.2248	0.6969
5	0.02696	1	0.2883	0.5995	0.6604	0.5171	0.218	0.2121	0.2141	0.2171	1	0.2202	0.2153	0.2147	0.2228	1	0.856	1	0.83
6	0.0428	0.2065	0.0016	0.1456	1	0.2166	1	0.8156	0.3463	0.6379	0.1974	0.2583	0.7626	0.2181	0.2222	1	0.2203	0.222	0.4036
7	0.03419	0.6015	0.7325	0.0004	0.2273	0.2248	0.4064	0.2006	0.1987	0.2028	0.1911	0.2486	0.7828	0.7797	1	0.6836	0.9605	0.5082	0.208
8	0.00078	0.9839	0.0061	0.8122	0.2488	0.288	0.8035	0.3025	0.9268	0.1969	0.1993	0.2177	1	0.2131	0.2178	0.2809	1	0.2437	0.9422
9	1	0.0014	0.0838	0.0005	0.5837	0.7887	0.2466	1	0.1938	0.1927	0.242	0.3853	0.6046	0.3708	0.2316	0.2422	0.2215	0.2189	0.2333
10	0.71076	0.0924	0.5757	0.6635	0.4096	0.9702	0.28	0.7397	0.1954	0.9802	0.7517	0.2193	0.1985	0.9798	0.2546	0.869	1	0.6026	0.2934
11	0.43209	0.3545	0.4319	1	0.778	0.7493	0.2092	0.4825	0.784	0.7601	0.4887	1	0.2883	0.3491	1	0.6435	1	0.2873	0.9051
12	0.00813	0.8333	0.2975	1	0.7451	0.4261	0.7968	0.9094	1	0.3086	0.2985	0.2209	0.8811	0.4691	1	0.8907	0.8845	0.2049	0.2182
13	2.51E-05	0.1212	0.5886	1	0.474	0.618	0.2423	1	0.4187	0.2056	0.3312	0.3317	0.9601	1	0.726	0.3351	0.2264	0.7288	0.211
14	0.55556	0.4905	0.6364	0.3729	0.9199	0.2768	0.6194	0.3868	0.4439	0.2474	0.7786	0.4355	0.2275	0.211	0.2626	0.2346	0.9172	0.4367	0.2681
15	0.00792	0.0864	0.195	0.5138	0.8794	0.9252	0.3344	0.6595	1	0.2838	0.4591	0.258	1	0.6779	0.2361	0.2297	1	0.4018	0.7664
16	9.71E-05	0.4616	0.9307	0.8808	0.8219	0.2191	0.5379	0.7157	0.6622	0.3163	0.3164	0.4625	0.3315	0.8595	1	0.3937	1	0.3064	0.9165
17	0.00012	0.6799	0.0659	1	0.2384	0.354	0.8	0.2486	1	0.8284	0.5074	1	0.4031	0.2636	0.651	0.7532	0.6816	0.4721	1
18	0.04742	0.2483	0.5383	0.8352	0.7415	0.7647	0.4556	0.6672	0.2679	0.2067	0.222	0.2071	0.2235	0.2207	0.9691	0.2417	0.8436	0.8869	0.7486
19	1	0.4793	1	0.905	0.2229	0.2218	0.2198	0.2085	0.2449	0.5892	0.3203	0.2238	0.2179	0.2189	0.2243	0.2356	0.2037	0.2942	1
20	0.65571	0.167	0.0048	0.2595	0.9429	0.2205	0.4118	0.5773	0.2186	0.412	0.2477	0.2293	0.2284	0.2206	1	1	0.2071	0.3192	0.2068
21	0.47734	0.0098	1	1	1	0.2257	0.211	0.4905	1	0.464	0.2299	0.3164	0.2232	0.8111	0.2268	1	0.4802	0.2153	0.2519
22	0.01871	0.2254	0.0144	0.2265	0.2271	0.4708	1	0.5808	0.337	1	0.2403	1	0.6392	0.8043	0.5466	1	1	1	0.7102
23	0.02667	0.0196	0.9029	0.2314	0.2335	0.246	0.5543	0.2052	0.2286	0.485	0.2394	0.2245	0.6011	1	0.8612	0.2267	0.4151	0.7111	1

Tabla 6. Porcentaje de datos faltantes por escena del periodo 2000 – 2018 después de haber aplicado GapFill, cubo de datos del área de estudio B (29/40)

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	0.0187	0.7084	0.6845	1	1	1	0.2391	0.4591	0.2079	1	0.2232	0.2579	0.2207	0.8032	0.9410	1	1	0.9411	1
2	0.9436	0.1514	0.0004	0.1891	0.0812	0.6927	0.4884	0.9339	1	0.2314	0.6000	0.3957	0.2721	0.6716	1	0.7263	0.0014	0.3972	0.4370
3	1	0.1200	0.9505	0.0041	0.0000	1	0.2222	1	0.2080	0.2341	1	0.2331	1	0.7982	0.2036	1	0.2179	0.3202	0.6655
4	0.0032	0.0016	0.0762	0.0420	0.0001	0.2652	0.7966	0.9700	0.5993	0.2885	0.6590	0.2517	0.2908	0.9830	0.4128	0.4310	0.3427	0.2248	0.6969
5	0.0270	1	0.2883	0.5995	0.6604	0.5171	0.2180	0.2121	0.2141	0.2171	1	0.2202	0.2153	0.2147	0.2228	1	0.8560	1	0.8300
6	0.0428	0.2065	0.0016	0.0492	1.0000	0.0000	1	0.8156	0.3463	0.4846	0.1974	0.2583	0.7626	0.2181	0.2222	1	0.2203	0.2220	0.4036
7	0.0342	0.6015	0.7325	0.0000	0.0012	0.0001	0.4064	0.2006	0.1987	0.2028	0.1911	0.2486	0.7828	0.7797	1	0.6836	0.9605	0.5082	0.2080
8	0.0008	0.9839	0.0061	0.6927	0.0076	0.0174	0.8035	0.3025	0.9268	0.1969	0.1993	0.2177	1	0.2131	0.2178	0.2809	1	0.2437	0.9422
9	1	0.0014	0.0838	0.0005	0.5837	0.7887	0.2466	1	0.1938	0.1927	0.2420	0.3853	0.6046	0.3708	0.2316	0.2422	0.2215	0.2189	0.2333
10	0.7108	0.0924	0.5757	0.6635	0.4096	0.9702	0.2800	0.7397	0.1954	0.9802	0.7517	0.2193	0.1985	0.9798	0.2546	0.8690	1	0.6026	0.2934
11	0.2776	0.0675	0.1217	1	0.7780	0.7493	0.2092	0.4825	0.7840	0.7601	0.4887	1	0.2883	0.3491	1	0.6435	1	0.2873	0.9051
12	0.0007	0.6025	0.0404	1	0.7451	0.4261	0.7968	0.9094	1	0.0237	0.2985	0.2209	0.8811	0.4691	1	0.8907	0.8845	0.2049	0.2182
13	0.0000	0.0254	0.3090	1	0.4740	0.6180	0.2423	1	0.4187	0.2056	0.3312	0.3317	0.9601	1	0.7260	0.3351	0.2264	0.7288	0.2110
14	0.5556	0.4905	0.6364	0.3729	0.9199	0.2768	0.6194	0.3868	0.4439	0.2474	0.7786	0.4355	0.2275	0.2110	0.2626	0.2346	0.9172	0.4367	0.2681
15	0.0079	0.0864	0.1950	0.5138	0.8794	0.9252	0.3344	0.6595	1	0.2838	0.4591	0.2580	1	0.6779	0.2361	0.2297	1	0.4018	0.7664
16	0.0001	0.4616	0.9307	0.8808	0.8219	0.2191	0.5379	0.7157	0.6622	0.3163	0.3164	0.4625	0.3315	0.8595	1	0.3937	1	0.3064	0.9165
17	0.0001	0.6799	0.0659	1.0000	0.2384	0.3540	0.8000	0.2486	1	0.8284	0.5074	1	0.4031	0.2636	0.6510	0.7532	0.6816	0.4721	1
18	0.0474	0.2483	0.5383	0.8352	0.7415	0.7647	0.4556	0.6672	0.0193	0.0005	0.0001	0.2071	0.2235	0.2207	0.9691	0.2417	0.8436	0.8869	0.7486
19	1	0.4793	1	0.9050	0.2229	0.0000	0.0001	0.0000	0.0200	0.1887	0.0847	0.0000	0.2179	0.2189	0.2243	0.2356	0.2037	0.2942	1
20	0.6557	0.1670	0.0048	0.2595	0.9429	0.0000	0.0880	0.3297	0.0004	0.1185	0.0065	0.2293	0.2284	0.2206	1	1	0.2071	0.3192	0.2068
21	0.4773	0.0098	1	1	1	0.0001	0.0001	0.1377	1	0.4640	0.2299	0.3164	0.2232	0.8111	0.2268	1	0.4802	0.2153	0.2519
22	0.0187	0.2254	0.0144	0.2265	0.2271	0.4708	1	0.5808	0.3370	1	0.2403	1	0.6392	0.8043	0.5466	1	1	1	0.7102
23	0.0267	0.0196	0.9029	0.2314	0.2335	0.2460	0.5543	0.2052	0.2286	0.4850	0.2394	0.2245	0.6011	1	0.8612	0.2267	0.4151	0.7111	1

**Porcentaje datos faltantes: de cero a muy bajo (azul fuerte); bajo (azul claro); medio (blanco y rosa); alto (rojo); muy alto (rojo fuerte).*

El número de iteraciones realizadas dependerá del cubo de datos de entrada ya que como se mencionó anteriormente GapFill hace uso de subconjuntos de píxeles que contenga tanto valores faltantes como píxeles que sí contengan un valor para que dentro de ese subconjunto se seleccione el pixel faltante a rellenar, entre mayor sea el número de iteraciones mayor será el número de pixeles rellenados. Para el cubo de datos del área de estudio B se realizó solo una iteración debido a que contenía escenas con porcentajes de datos faltantes altos y por lo tanto estas no cumplían con lo requerido por GapFill para ser aplicado más veces.

En las tablas las tonalidades azules representan el menor porcentaje de datos faltantes, mientras que las tonalidades rosas a rojas representan los porcentajes de datos faltantes más altos. Podemos notar también que el cubo de datos del área de estudio B contiene mayor porcentaje de datos faltantes (tabla 6) en comparación con el cubo de datos del área de estudio A (tabla 4) por esta razón solo fue posible realizar una iteración en dicho cubo. En general GapFill si ayudó a la mejora de los datos, como podemos ver en la tabla 5 y 7 ahora hay mayor cantidad de escenas que no tienen datos faltantes o con un bajo porcentaje de estos (tonalidades azul fuerte y azul claro). Sin embargo, no logró rellenar por completo todos los datos faltantes ya que entre mayor sea el porcentaje de estos GapFill no logra un llenado completo de los pixeles, por lo que se aplicó interpolación lineal a las escenas que aún contenían datos faltantes para terminar de rellenar los cubos de datos.

Como se mencionó, GapFill hace uso de una matriz para el rellenado de datos faltantes, para el acomodo de esta matriz debe establecerse el número de día del año en que fue tomada la imagen seleccionada, por ejemplo: el primer año que compondrá la matriz será 2004, la primera imagen seleccionada corresponde al día 120 de ese año, por lo tanto, según el método, la primera imagen de los siguientes años (2005 y 2006) será la 120, la segunda imagen seleccionada será el día que corresponda de acuerdo a la disponibilidad de escenas que se tengan para todos los años y así sucesivamente hasta construir la matriz.

Para este caso se agruparon las escenas en matrices de 3x3 para aplicar GapFill. En total se obtuvieron 39 matrices de escenas con diferentes porcentajes de datos faltantes y de

diferentes años (años en los que se cumplían los criterios para la construcción de la amtriz), ya que solo en estos años se cumple con lo solicitado en la construcción de la matriz. La figura 2 ilustra un ejemplo de la contrucción de matriz 3x3 de los datos Landsat NDVI del área de estudio, en el ejemplo se muestra una de las 12 matrices construidas para rellenar a traves de GapFill, en la que podemos notar que 4 de las 9 escenas concentran el mayor porcentaje de datos faltantes correspondientes a los días 120 y 136 y los años 2004 y 2005.

Una vez que tenemos las matrices construidas, se realizaron recortes de las imágenes debido a que las escenas originales del área son muy grandes y los autores mencionan que la capacidad de procesamiento del método es lenta. Se realizaron 8,174 recortes por cada escena a través del lenguaje de programación RStudio todos con la misma cantidad de filas y columnas. En la imagen 3 se ilustra un ejemplo de los recortes correspondiente a cada año.

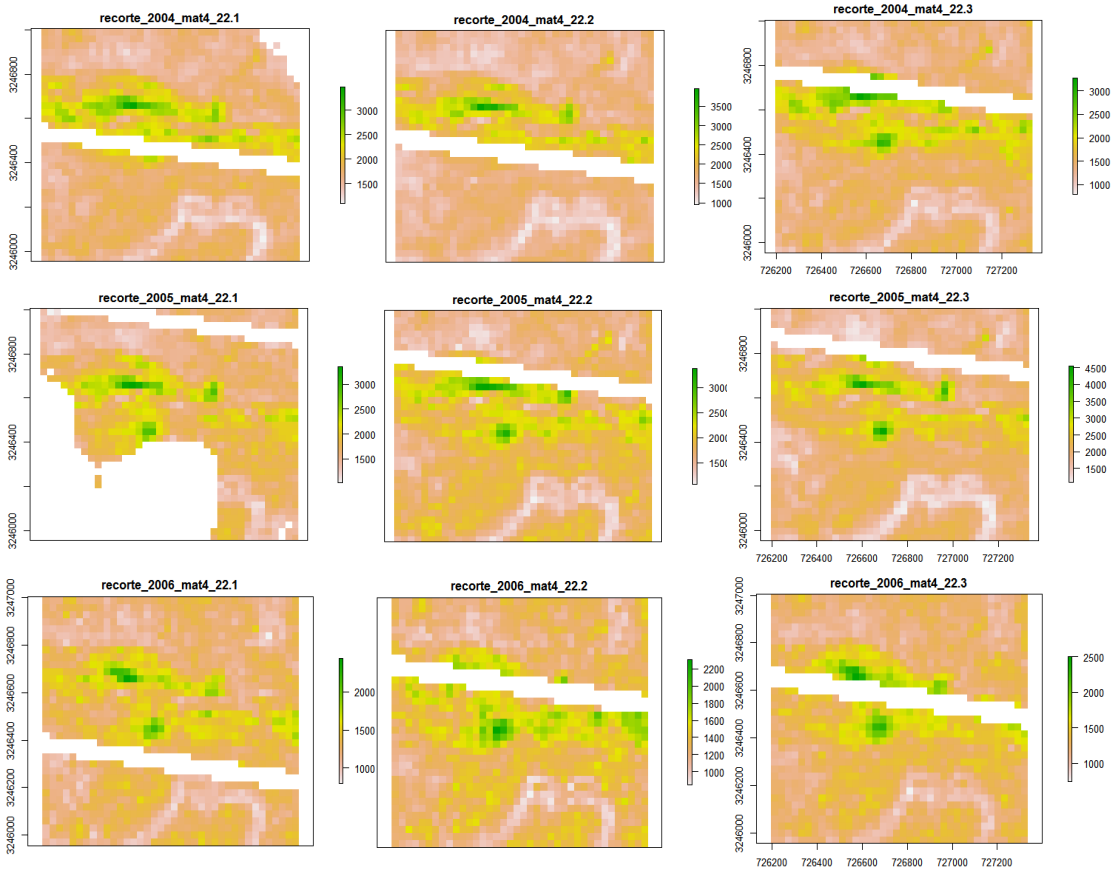


Figura 3. Recorte 22 de las imágenes de cada día y año correspondiente de la figura2

Una vez que se tienen los 8,174 recortes por cada escena se aplica GapFill en cada uno de estos para rellenar los huecos, a través del lenguaje de programación RStudio. Se establecieron la longitud, latitud, los días y los años sobre un arreglo para que GapFill trabajara sobre este mismo. Una vez aplicado GapFill en cada uno de los recortes se obtienen estos mismos recortes, pero ya rellenados.

e) Creación del mosaico o ensamblado

Los archivos resultantes de aplicar GapFill, es decir recortes con pixeles sin huecos o rellenados, se ensamblaron para reconstruir las imágenes a su tamaño original, esto se hizo en todos los años. Los resultados fueron 108 imágenes rellenadas con GapFill ya que son 12 matrices por 9 escenas que componen cada matriz.

En la figura 4 se muestra un ejemplo para una de las matrices a las que se le aplicó GapFill, las escenas que conforman la matriz ya están completas, es decir en su tamaño original y la mayoría de los pixeles han sido rellenados.

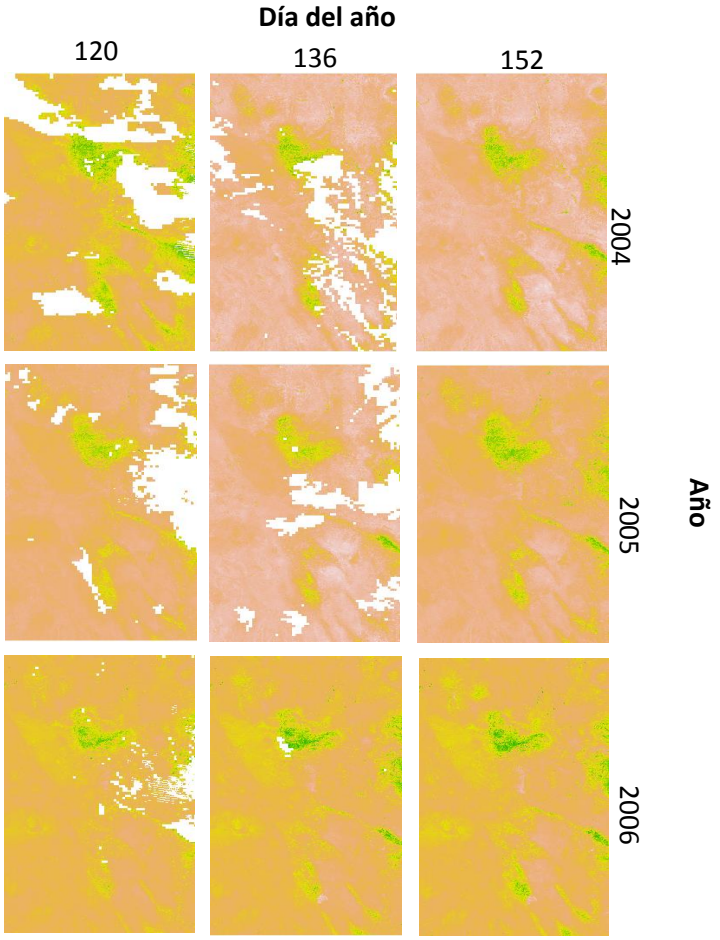


Figura 4. Resultados del rellenado a través de GapFill de los datos Landsat-7 NDVI para una de las matrices (ejemplo del rellenado respecto a la figura 2).

Se puede notar que el resultado para las escenas 152/2004, 152/2005 y 152/2006 fueron rellenados satisfactoriamente ya que todos los pixeles que contenían huecos ahora ya no los tienen, sin embargo, no podemos decir lo mismo de las escenas 120/2004, 120/2005, 120/2006, 136/2004 y 136/2005, ya que, si bien hubo una reducción en la cantidad de pixeles con datos faltantes, pero no se rellenaron completamente. Esto pasa en todas las matrices y por lo tanto podemos inferir que aquellos productos que contienen un bajo porcentaje de datos faltantes (ya sea por nubes o por la falla debida al sensor), como en la escena 152/2004 (ver imagen 2), se obtiene un buen resultado rellenando por completo todos los pixeles (ver figura 4 misma escena), por el contrario si se tienen productos con mayor concentración de datos faltantes (por alta nubosidad) como en la escena 120/2004 (ver figura 2) no se logra un llenado completo de los pixeles sobre todo en el centro de dónde haya la falta de datos, ya que se observa que el rellenado de estos se hace de afuera hacia dentro de la escena (ver figura 4 misma escena).

Análisis de tendencias en los datos Landsat-7 NDVI

El análisis de tendencia se realizó a partir la prueba para la detección de tendencias pediente estacional (sens.slope) implementada en el paquete Trend (pruebas de tendencias no paramétricas y detección de puntos de cambio) del lenguaje de programación RStudio. La prueba calcula tanto la pendiente (es decir, la tasa de cambio lineal), así como los niveles de confianza correspondientes. Primero, un conjunto de pendientes se calcula de la siguiente manera:

$$d(k) = (X(j) – X(i) / (j – i)$$

para (1 <= i < j <= n), donde d es la pendiente, X denota la variable, n es el número de datos e i, j son índices.

La pendiente estacional se calcula como la mediana de todas las pendientes: b = Mediana (d(k)). Esta función también calcula los límites de confianza superior e inferior para todas las pendientes. La versión actual de la prueba solo puede ser utilizada para observaciones completas. Se obtuvieron la pendiente del modelo y el nivel de significancia estadística

(pvalue) por cada pixel. A los pixeles con tendencia significativa fueron separados en dos clases: positivas y negativas según el valor de su pendiente. Para confirmar la recuperación o pérdida se realizó un análisis de cambios abruptos el cual se muestra en el siguiente apartado.

Detección de cambios abruptos en la tendencia del NDVI

La detección de los cambios abruptos o breakpoints dentro del área de estudio se realizó a través del algoritmo BFAST (Verbesselt et al., 2010) implementado en el lenguaje de programación RStudio, que permite detectar perturbaciones en series de tiempo de variables biofísicas (NDVI, EVI, entre otros). Se utilizaron las funciones Bfast01 y Bfastclassify para determinar los cambios abruptos y posteriormente determinar el tipo de cambio. Bfast01 busca una ruptura o breakpoint importante dentro de la serie de tiempo e intenta seleccionar un modelo adecuado para los datos eligiendo un modelo con 0 o 1 punto de interrupción. La función Bfastclassify permite clasificar los cambios detectados en la serie de tiempo en 8 tipos de cambio (tabla 8), permitiendo resumir gran cantidad de información generada mediante BFAST. Estas funciones fueron aplicadas por pixel Landsat en toda el área de estudio.

Tabla 7. Tipos de cambio de tendencia identificados con Bfast01

Cambio	*Tipo de cambio*
1	Aumento monofónico o constante
2	Disminución monofónica o constante
3	Aumento con quiebre positiva
4	Disminución con quiebre negativa
5	Interrupción: Aumento con quiebre negativa
6	Interrupción: Disminución con quiebre positiva
7	Inversión: Aumento luego Disminución
8	Inversión: Disminución luego Aumento

Proxy-severidad de la quema

Una vez detectados los cambios abruptos en la serie de tiempo NDVI, se asociaron estos con eventos de fuego o quemas considerando el índice de Quemaduras Normalizado (NBR)

y la diferencia del NBR (ΔNBR) amanera de evaluar los resultados. Por lo cual, se utilizó la serie o cubo del NBR para seleccionar el pixel de la fecha correspondiente al cambio abrupto estimado, y calcular una diferencia entre estos (ΔNBR).

De acuerdo con Escuin et al (2008) para hacer la diferencia, las escenas pueden ser seleccionadas de tal manera que la fecha de la escena después del incendio fuera la más cercana a su ocurrencia, mientras que la escena anterior correspondiera a un año antes, con el objetivo de minimizar las diferencias atribuibles a las condiciones de iluminación o cambios fenológicos, es decir, las escenas utilizadas fueron NBR_{pre}= NBRτ_i^* $_{-23}$ y NBR_{post} = NBRτ_i^* $_{+1}$, siendo τ_i^* un cambio abrupto estimado, - 23 la escena correspondiente a un año atrás (temporada fenológica) de la misma fecha y +1 la escena correspondiente inmediatamente después de la quema a partir del τ_i^* estimado.

Este procedimiento devolvió un mapa con los diferentes niveles de severidad (propuestos por Key y Benson) que se muestran en la tabla 9, los cuales fueron de utilidad para interpretar la diferencia de NBR (Lutes et al., 2006).

Tabla 8. Niveles de severidad de la quema

ΔNBR	Nivel de Severidad
< -0.25	Alto rebrote posterior al fuego
-0.25 a -0.1	Bajo rebrote posterior al fugo
-0.1 a +0.1	No quemado
0.1 a 0.27	Baja
0.27 a 0.44	Moderada-Baja
0.44 a 0.66	Moderada-Alta
> 0.66	Alta

Fuente: programa FireMon - USGS

RESULTADOS

Los resultados obtenidos del análisis de tendencias en el NDVI del periodo de estudio 2000-2018 se ilustra en la figura 5 para el área de estudio A y la figura 6 para el área de estudio B, en las que podemos observar mapas de tendencias significativas con un alpha=0.01. En

color naranja se muestran las áreas con tendencias negativas lo cual indican perturbaciones que afectaron la cobertura, mientras que los colores en verde resaltan las áreas con tendencias positivas o crecientes que podrían estar mostrando una ganancia de biomasa o recrecimiento de la vegetación.

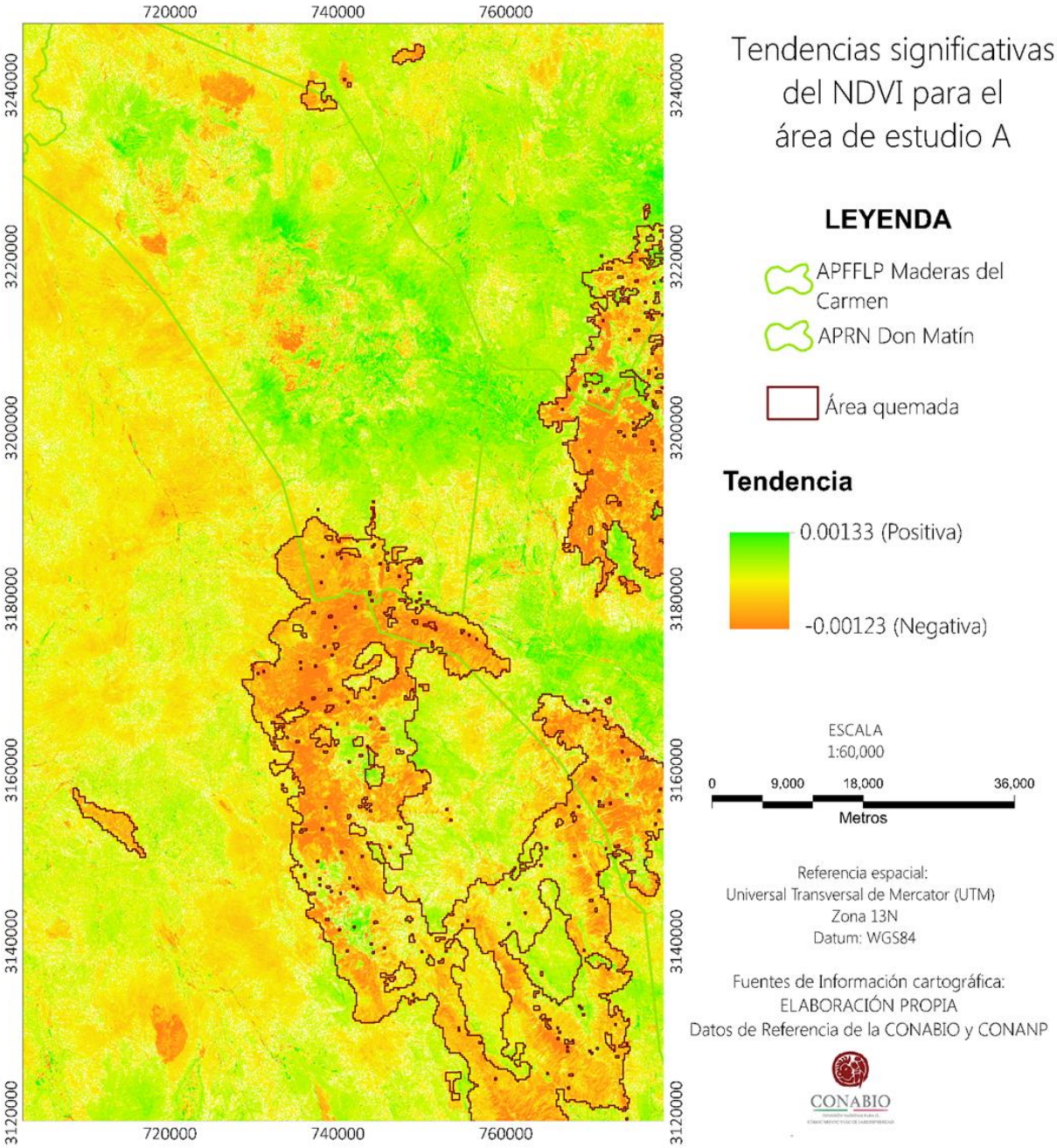


Figura 5. Mapa de tendencia por pixel del área de estudio A.

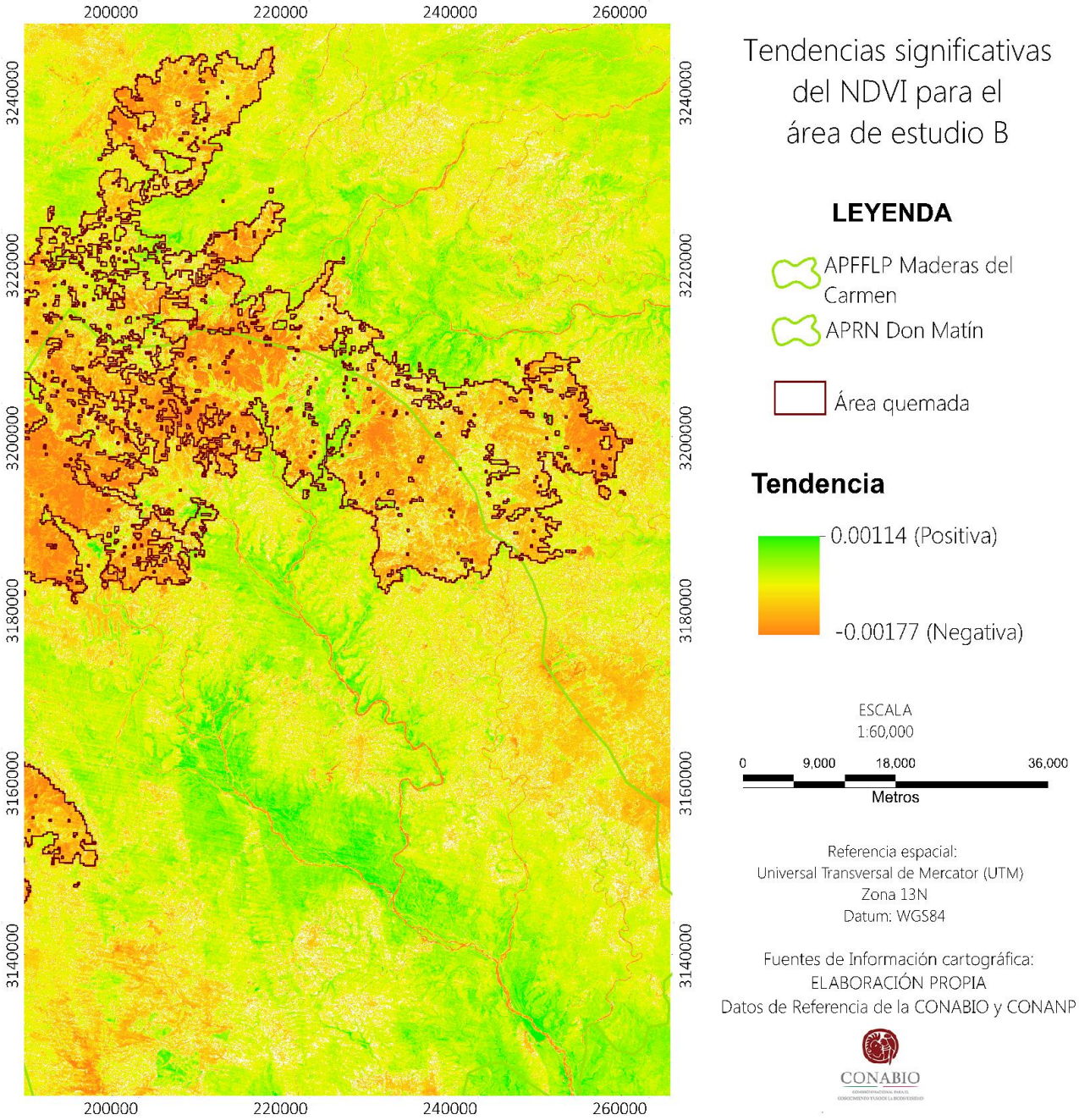


Figura 6. Mapa de tendencia por pixel del área de estudio B.

Las áreas con disminución más acentuada del NDVI coinciden con áreas afectadas por los incendios que ocurrieron en la zona en 2011 (áreas irregulares con contorno color vino que se muestran en los mapas) y en las que podemos ver que presentan tendencia negativa debido a dicha perturbación. Por lo tanto, BFAST detectó un cambio significativo para este mismo año (figura 7 y 8).

En cuanto a la detección de los cambios abruptos podemos notar en las figuras 7 y 8 que la mayoría de estos fueron detectados en los años 2003, 2005, 2010 y 2011 tanto para el área de estudio A como el área de estudio B.

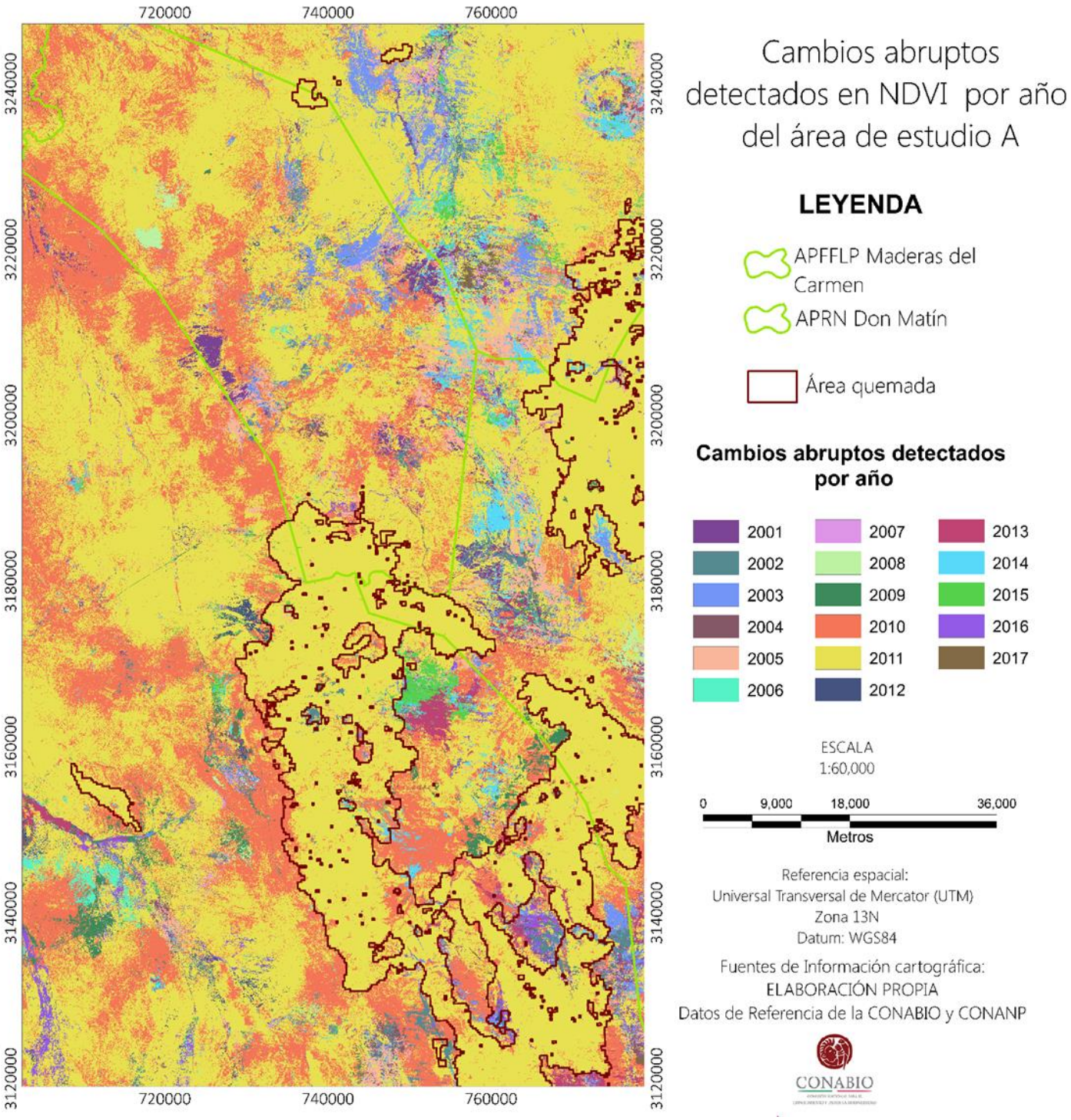


Figura 7. Mapa de cambios abruptos por año en el NDVI del área de estudio A.

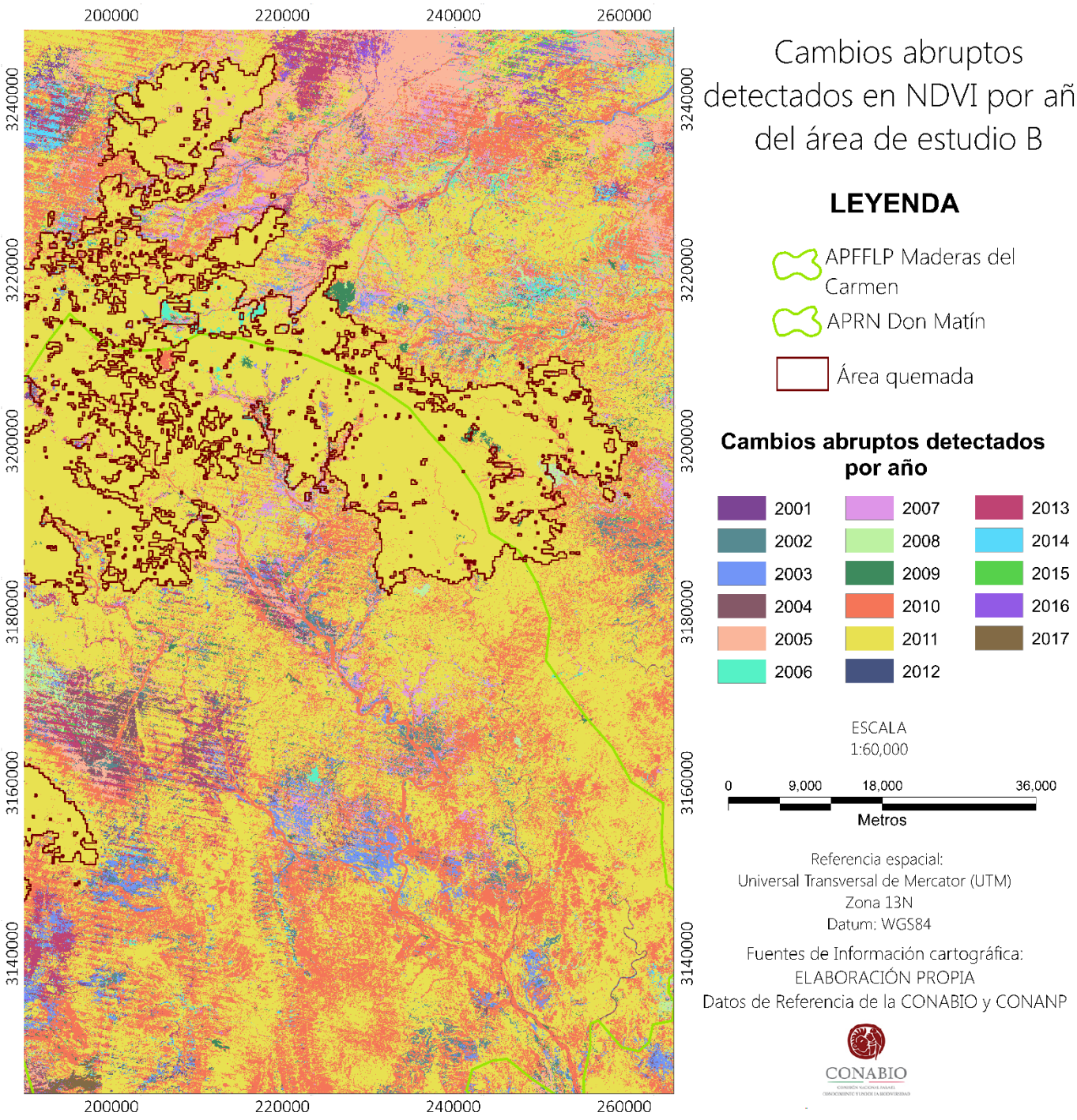


Figura 8. Mapa de cambios abruptos detectados por año en el NDVI del área de estudio B.

Los tipos de cambios que predominan del más alto a más bajo en la el área de estudio son el 5, 8, 7 y 6 como se ilustran en las figuras 9 y 10. Lo que sugiere que en ambos casos hubo una perdida y después una recuperación de la vegetación. El cambio detectado en el año

2011 marco la caída de la tendencia (proceso degradador) esta caída por lo tanto está relacionada con los incendios ocurridos en este mismo año en la zona.

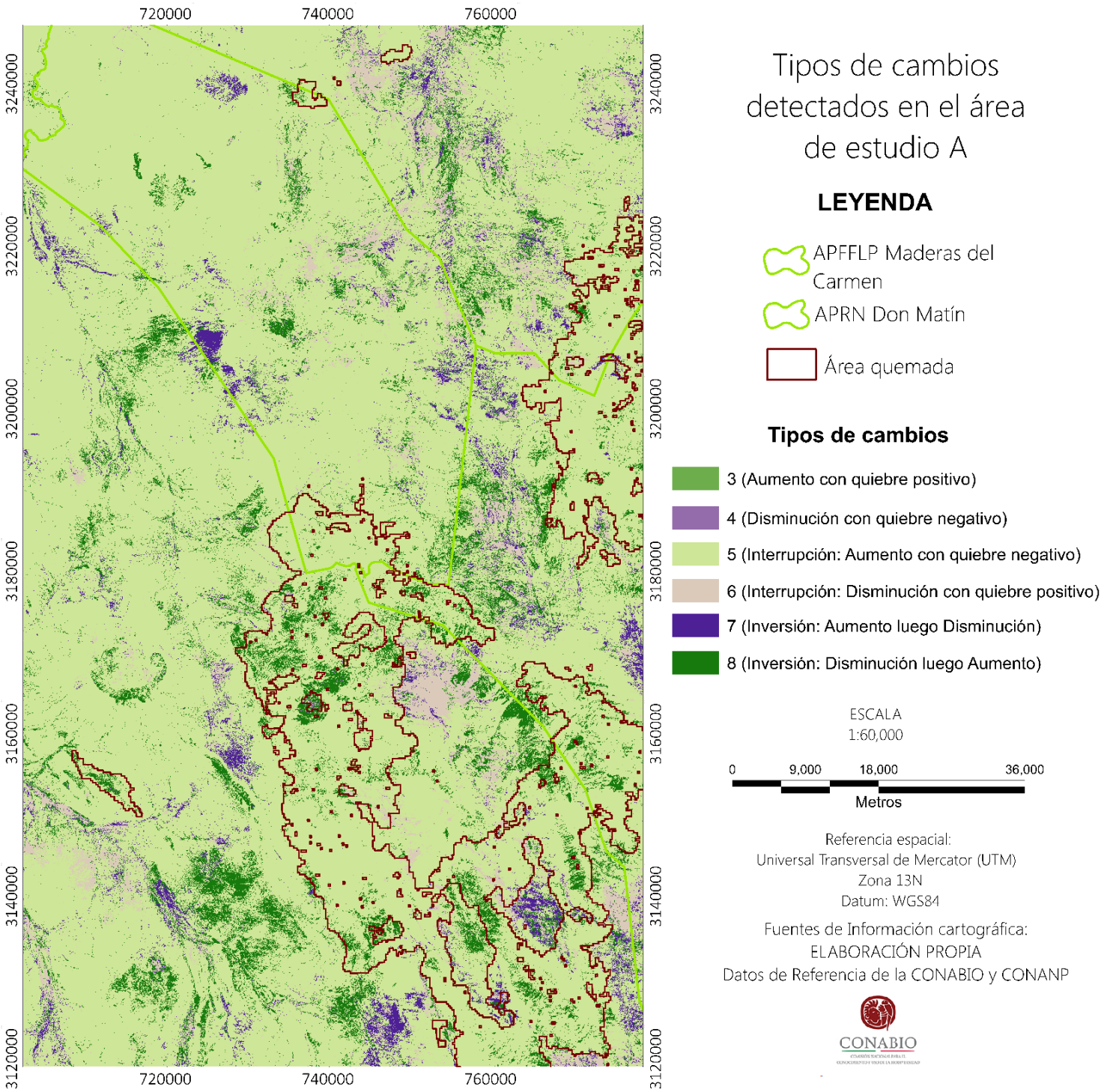


Figura 9. Mapa de los tipos de cambios detectados en el NDVI del área de estudio A.

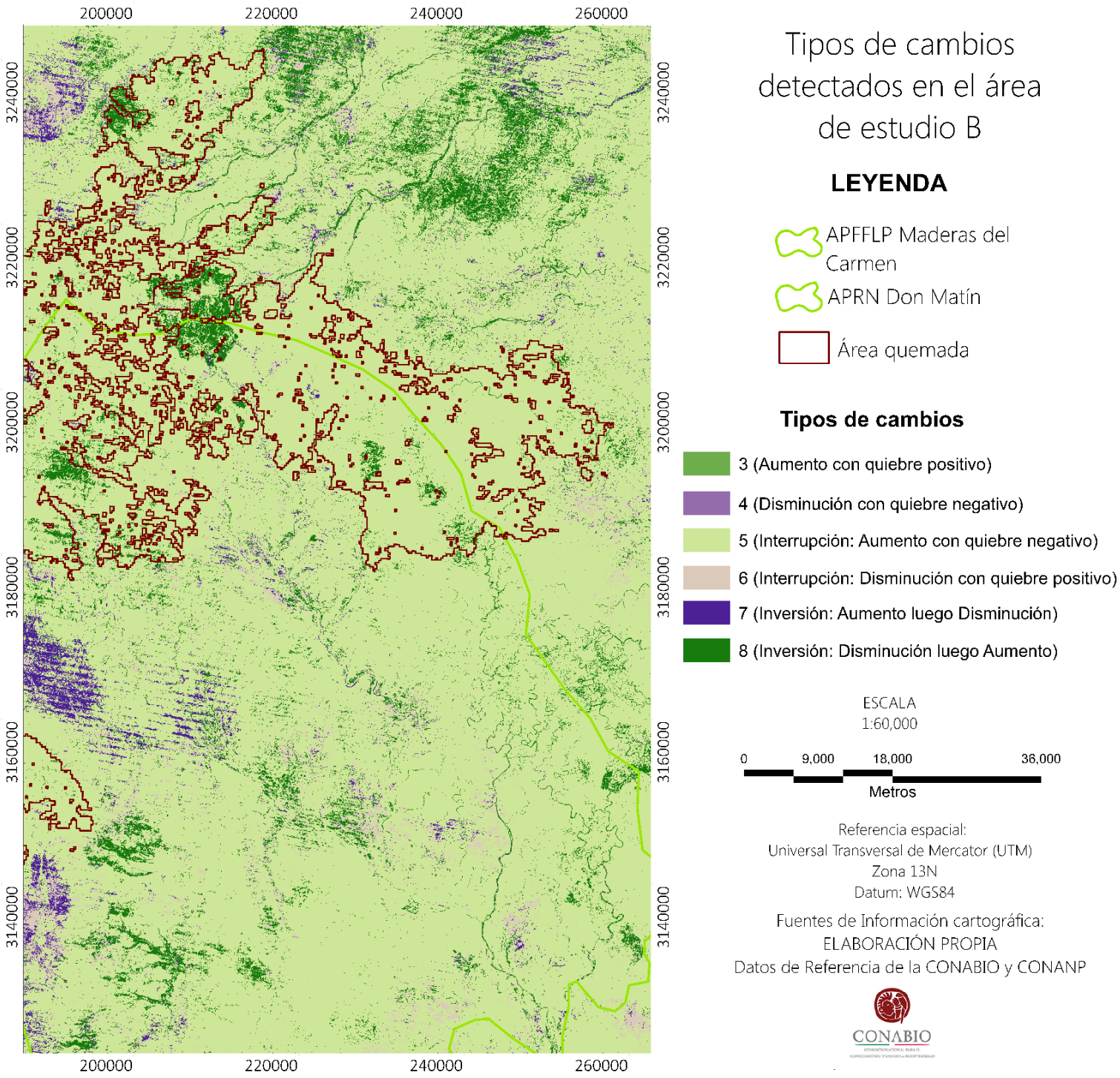


Figura 10. Mapa de los tipos de cambios detectados en el NDVI del área de estudio B.

En las figuras de la 11 a la 14 se ilustran algunos ejemplos de pixeles de los tipos de cambio que más predominaron en las áreas de estudio, correspondientes con los años en los que se detectaron la mayoría de los cambios abruptos. En las figuras la línea gris representa la

serie de tiempo NDVI, la línea azul representa la tendencia estimada, la línea punteada negra el cambio abrupto detectado y la línea roja representa el intervalo de confianza correspondiente al tiempo del punto de cambio detectado.

En la figura 11 podemos ver que se detectó un cambio abrupto en el año 2011 (algunos de los cambios ocurridos en este año pueden estar asociados al incendio que afectó al área) posteriormente vemos que la pendiente es positiva o va en aumento, lo que sugiere que después del evento la vegetación se recuperó o hubo una ganancia de biomasa. En el caso de los incendios la inclinación de la pendiente en la tendencia depende de la severidad del incendio, en este caso los incendios ocurridos en la zona presentaron un nivel de severidad media a baja (figuras 17 y 18) por lo cual la recuperación pudo ser más gradual.

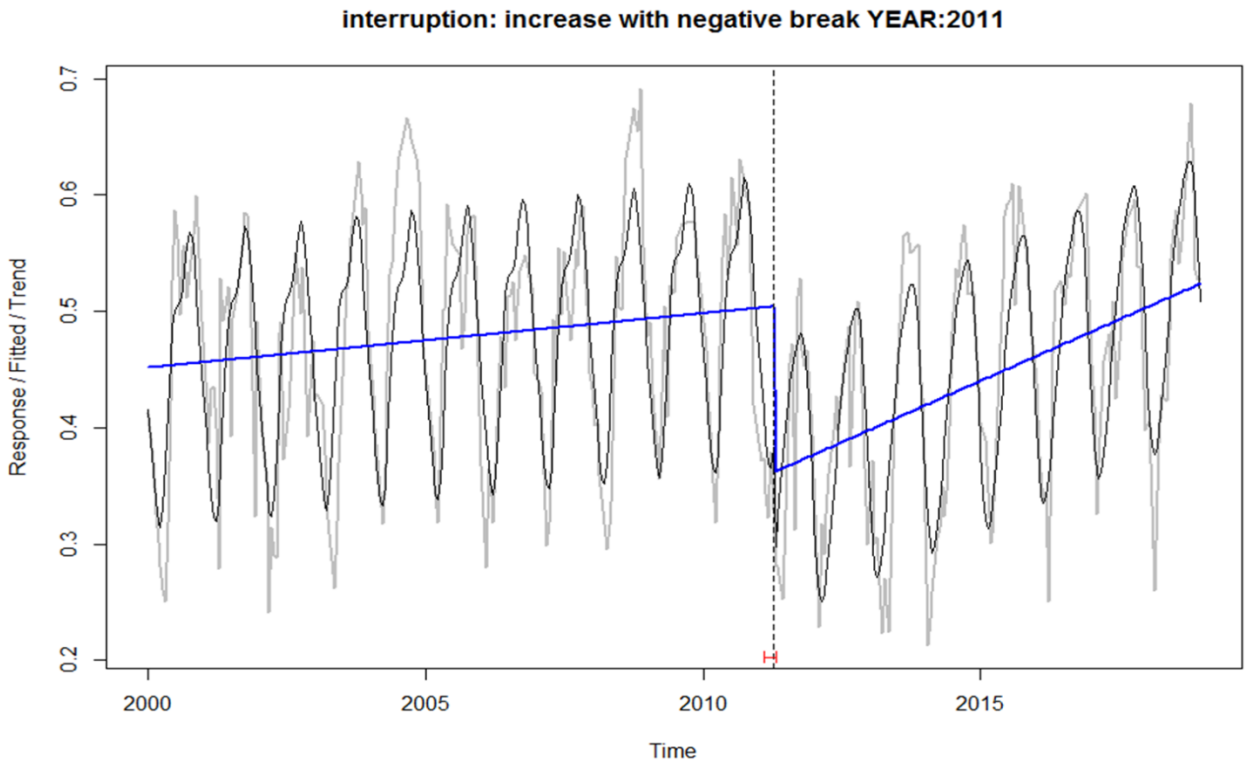


Figura 11. Gráfica del tipo de cambio 5 (interrupción: aumento con quiebre negativo) detectado en el año 2011.

Por otra parte, el tipo de cambio 7 podría estar relacionado con cambio de uso de suelo o incluso degradación de la tierra (tema de interés del proyecto Análisis de cambios de tendencia de la vegetación con series de tiempo Landsat y Sentinel en dos casos de estudio)

por factores que en este momento se desconocen, ya que como podemos ver en la figura 12 se presenta un cambio y posterior a este se observa una disminución.

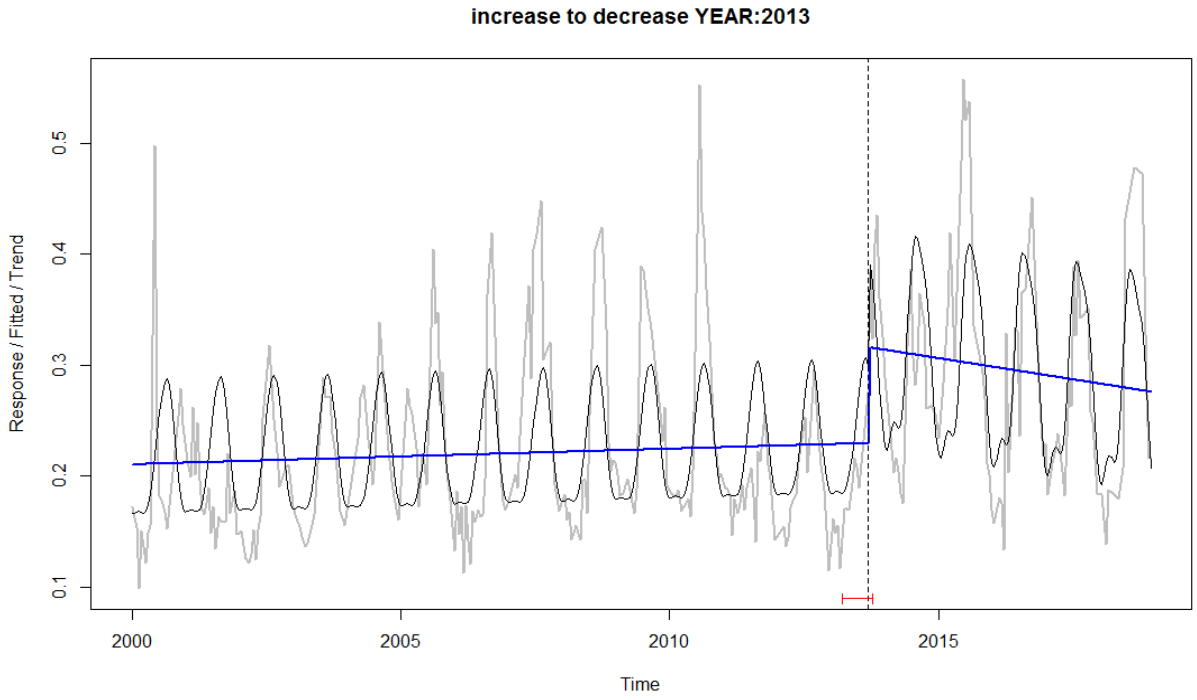


Figura 12. Gráfica del tipo de cambio 7 (inversión: aumento luego disminución) detectado en el año 2013.

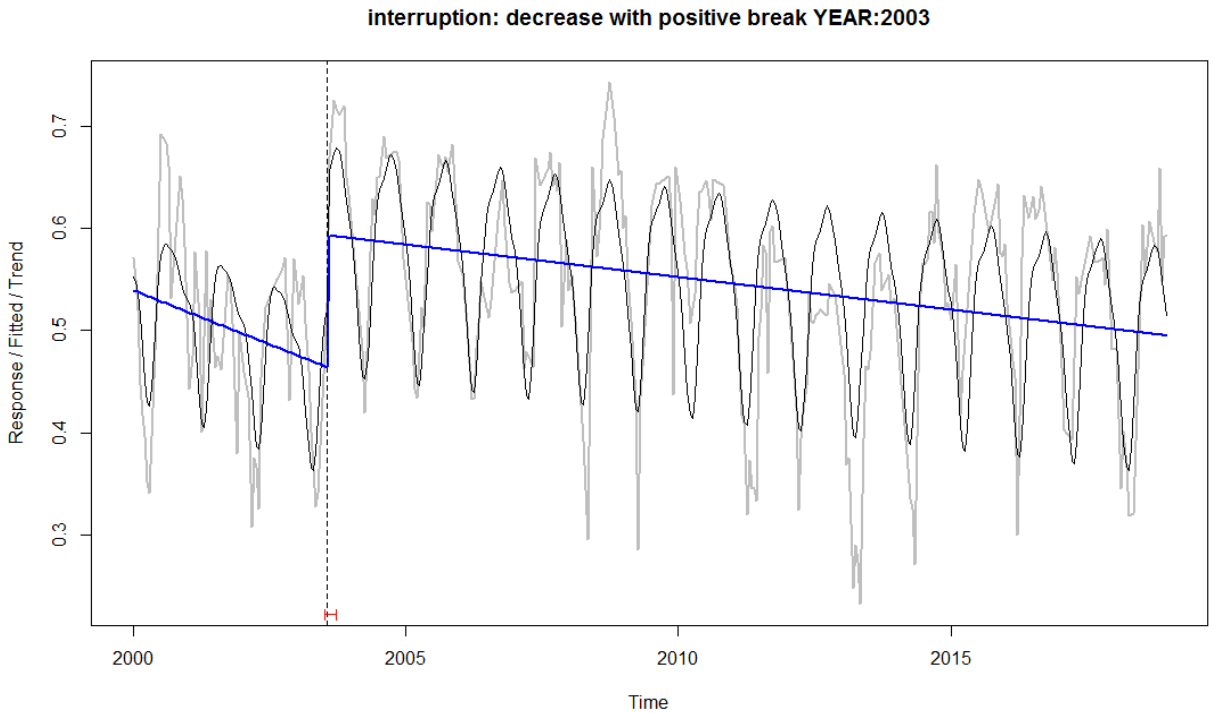


Figura 13. Gráfica del tipo de cambio 6 (interrupción: disminución con quiebre positivo) detectado en el año

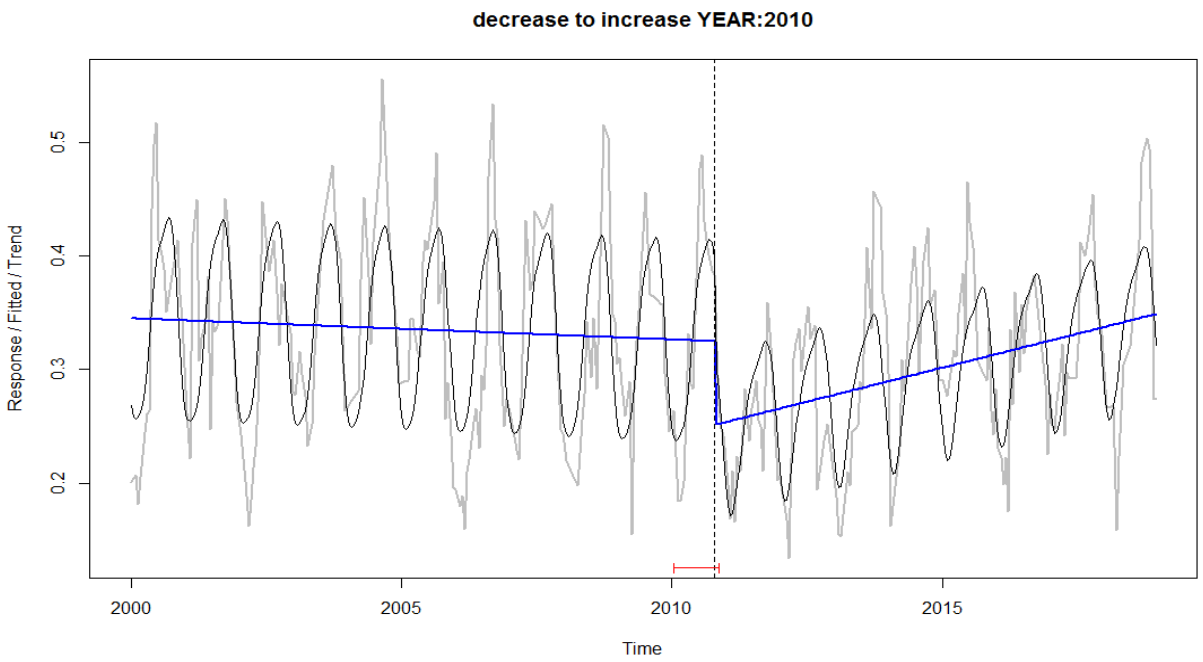


Figura 14. Gráfica del tipo de cambio 8 (inversión: disminución luego aumento) detectado en el año 2010.

En la figura 15 se muestra un ejemplo en la que el área presenta un cambio de tipo 7 y 4 por lo cual hay una disminución en los valores del NDVI y que posiblemente no puede ser recuperada porque las tierras están o estén por degradarse, debido a la presencia de una minera a cielo abierto en esta área de la que extraen plomo y plata.

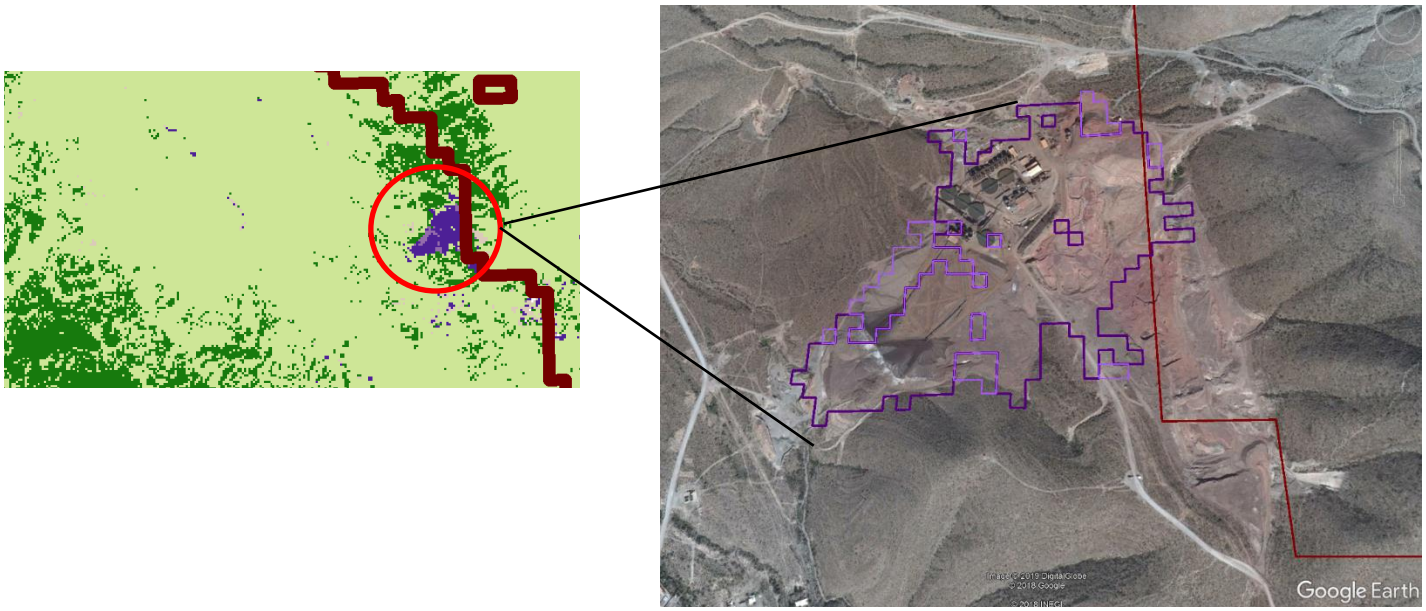


Figura 15. Ejemplo espacial del tipo de cambio 7 y 4 posibles áreas degradadas

Por otra parte, en la figura 16 se muestra un ejemplo donde el área presenta un tipo de cambio 6 y 7, por lo que hay una disminución constante en los valores del NDVI, dicha disminución posiblemente es debida a cambios de uso de suelo o a zonas que ya han sido degradas por actividades agrícolas o ganaderas, ya que principalmente en esta zona el tipo de vegetación es de matorral y pastizal.

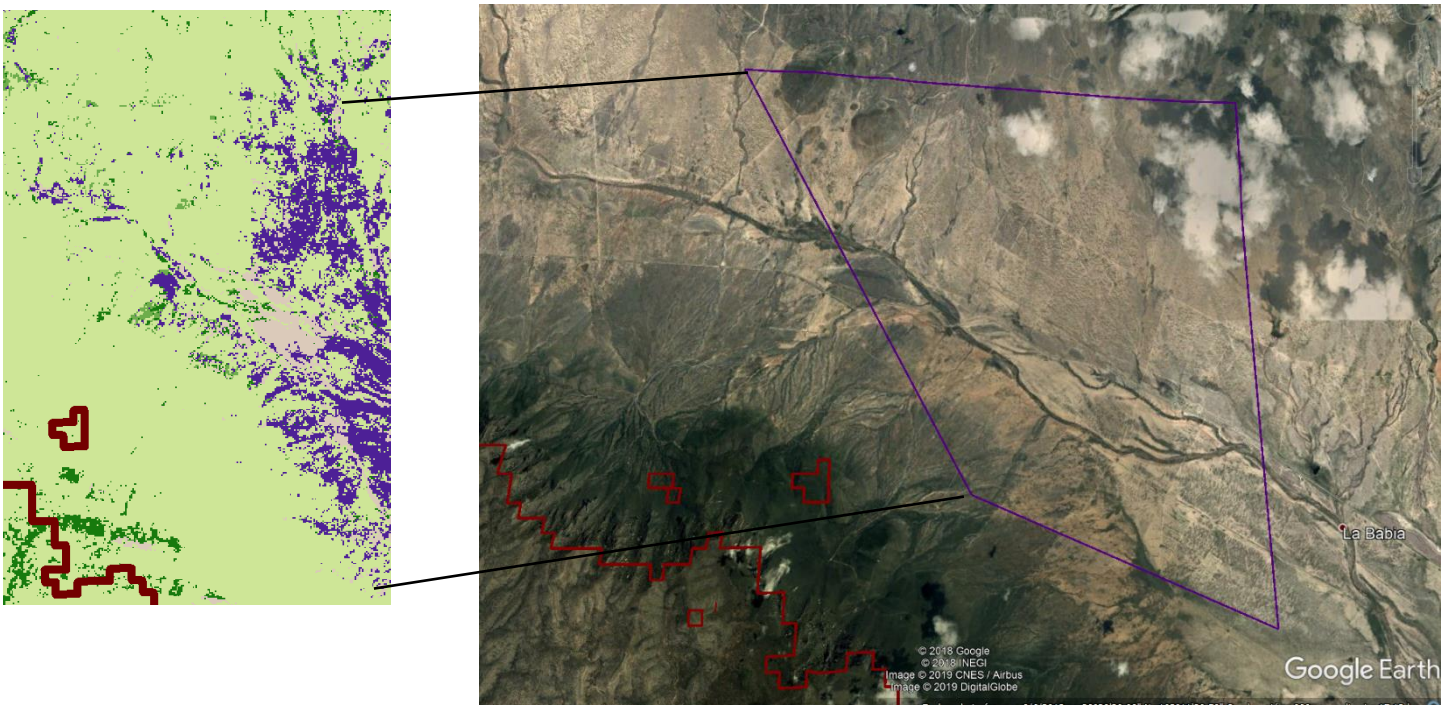


Figura 16. Ejemplo espacial del tipo de cambio 6 y 7 posibles áreas degradadas.

En las figuras 17 y 18 se ilustran los mapas de proxy-severidad de la quema del año 2011 para el área de estudio A y B respectivamente. Podemos ver que los tonos naranjas-rojos en las figuras son los que nos indican las zonas quemadas. De acuerdo a la clasificación propuesta por la USGS en su programa FireMon en las figuras los tonos rojos representan a las zonas con un nivel de severidad alta, los tonos naranjas un nivel de severidad media o moderada, los tonos amarillos un nivel de severidad baja, el tono verde claro áreas no quemadas y las tonalidades verdes fuerte recrecimiento o recuperación de la vegetación.

Se observa que la mayoría del área quemada presenta un nivel de severidad baja-media. La vegetación afectada fueron pastizales, chaparrales, vegetación secundaria arbustiva de bosque de encino, matorral y bosque de encino.

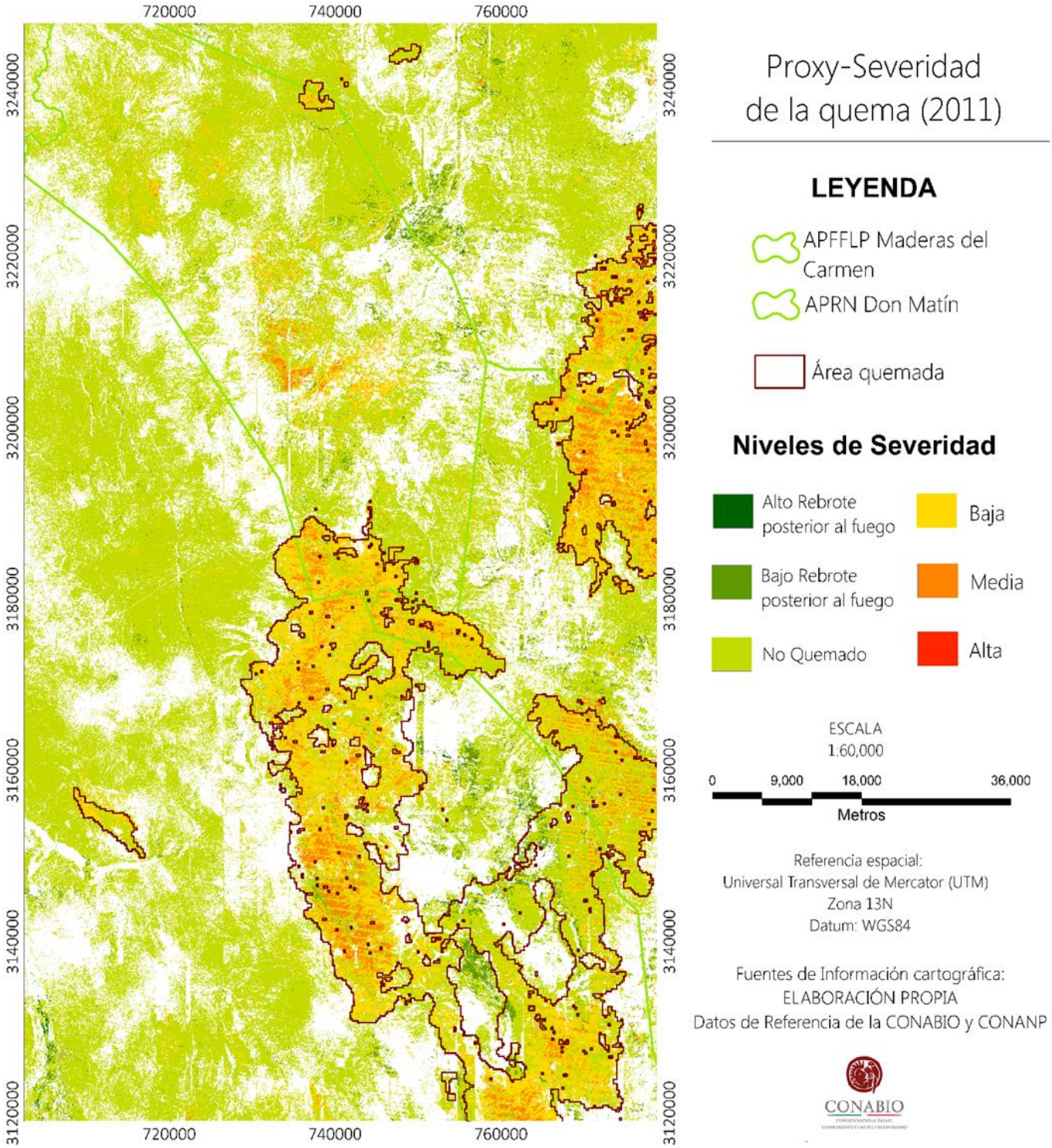


Figura 17. Mapa de proxy – severidad de la quema del año 2011 para el área de estudio A.

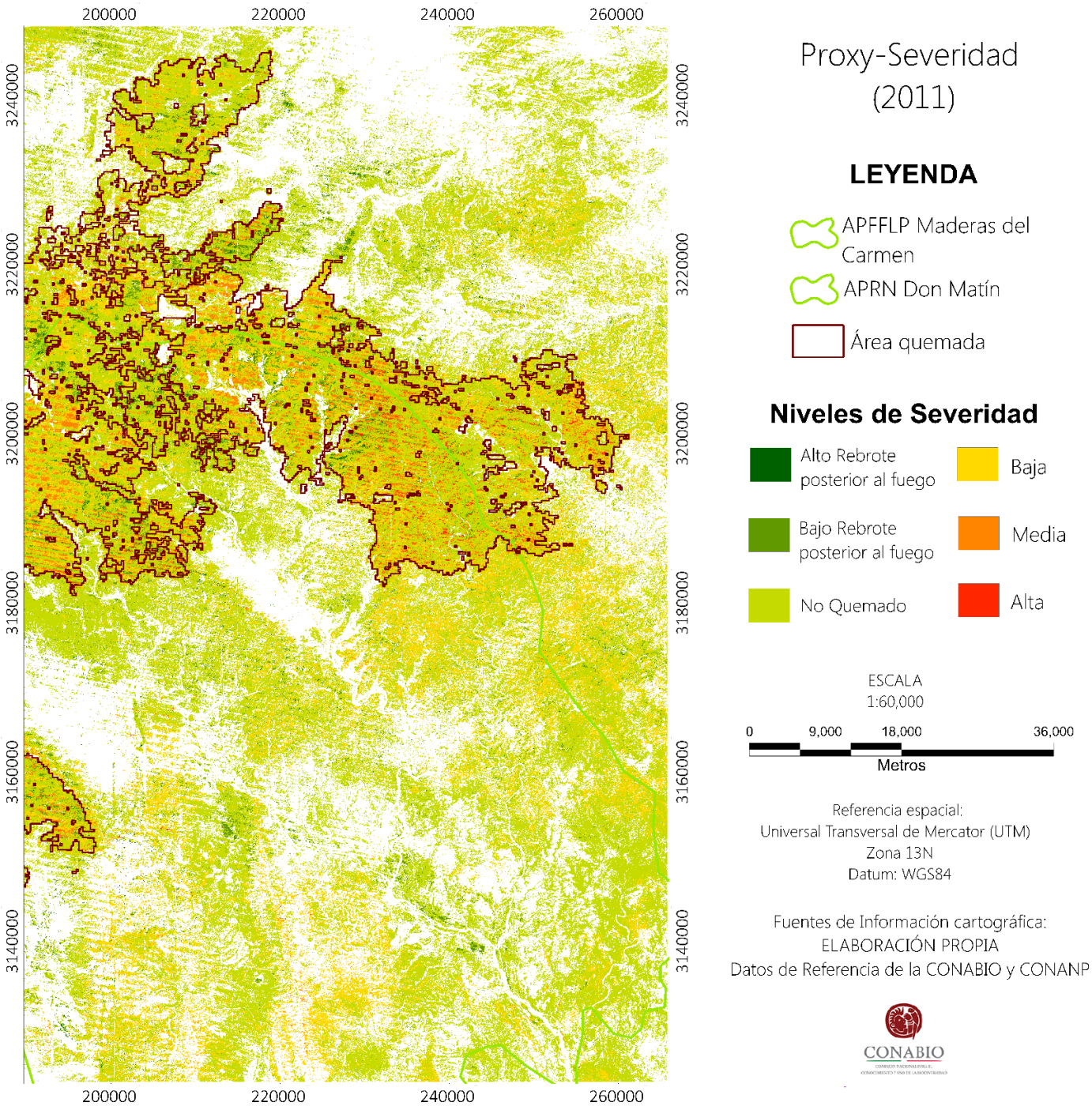


Figura 18. Mapa de proxy – severidad de la quema del año 2011 para el área de estudio B.

El nivel de severidad de la quema es importante debido a que dependiendo de este la recuperación o recrecimiento de la vegetación puede ser lenta, gradual o rápida. Esto también va a depender de otros factores como el tipo de vegetación afectada, ya que

mientras los pastizales y chaparrales tienen una alta recuperabilidad, los matorrales por el contrario tienen una baja recuperabilidad.

Como podemos ver en las figuras 9 y 10 el área quemada presenta tipos de cambio 5 (interrupción: Aumento con quiebre negativo) en la mayoría del área y 8 (Inversión: Disminución y luego aumento) en pocas áreas, lo que sugiere que la vegetación afectada por el incendio está teniendo una posible recuperación o recrecimiento.

Es importante mencionar que las áreas posiblemente degradas están fuera del área afectada por el incendio, por lo que en este caso el incendio ocurrido en la zona no está contribuyendo a la degradación de la tierra. Como ya vimos las áreas que posiblemente degradadas (áreas moradas y rosas, figuras 9 y 10) más bien se debe a las actividades antrópicas.

Figura 19. Ilustración del Rancho las Hayas después del incendio.
Fuente: Google Earth, contribuciones de Favian Flores Medina.

CONCLUSIONES

Este informe examina las bases para el uso de datos obtenidos mediante teledetección, particularmente NDVI, en la evaluación de la degradación de la tierra. Abordar procesos

como la degradación de la tierra representa un desafío metodológico debido a que intervienen muchos factores tanto naturales como antrópicos.

Con el método establecido mediante el análisis estadístico fue posible identificar los años de cambios, así como zonas con tendencias negativas. La reducción del NDVI plasmada en la tendencia negativa fue más fuerte debido al incendio presentado en la zona.

Además, de acuerdo a lo anteriormente analizado una parte del área de estudio podría presentar áreas degradadas, las causas posibles están asociadas a la sequía en 2010 ocurrida en el área, así como a otros factores de índole antrópico. Sin embargo, falta incluir otras variables como datos de precipitación, humedad, índice de sequía, que ayuden a dar un mejor análisis sobre el área o incluso generar una zonificación de posibles áreas degradadas o una estimación de la degradación en el área.

REFERENCIAS

Diouf, A. and Lambin, E. 2001. Monitoring land-cover changes in semi-arid regions: remote sensing data and field observations in the Ferlo, Senegal. *Journal of Arid Environments,* 48(2), 129-148.

Escuin, S., Navarro, R., y P. Fernández. 2008. Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. Int. J. Remote Sensing. 29:1053-1073.

Gerber, F., de Jong, R., Schaepman, M. E., Schaepman-Strub, G., and Furrer, R. 2018. Predicting missing values in spatio-temporal remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5):2841–2853.

Lutes, D., Kane, R. E., Caratti, J. F.,. Key, C. H., Benson, N. C., Sutherland, S. y L. H. Gnagi. 2006. *Firemon: Fire Effects Monitoring and Inventory System*, Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD, United States Departmennt of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain, Research Station.

Mitchell, J. E. and Roundtable, S. R. 2010. *Criteria and indicators of sustainable rangeland management.* University of Wyoming, Cooperative Extension Service.

Myneni, R. B.*, et al.* 1995. The interpretation of spectral vegetation indexes. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on,* 33(2), 481-486.

Purkis, S. J. and Klemas, V. V. 2011. *Remote sensing and global environmental change.* John Wiley & Sons.

Verbesselt, J.*, et al.* 2010. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment,* 114(1), 106-115.

De Santis, A. y Chuvieco, E. 2007. Burn severity estimation from remotely sensed data: performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment*, 108: 422-435. 26.

De Santis, A. y 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: 554–562.

Zhang, C., Li, W., y Travis, D. 2007. *Gaps-fill of SLC-off Landsat ETM+ satellite image using a geostatistical approach.* International Journal of Remote Sensing, 28, 5103-5122.

Key, C.H., y Benson, N. 1999. *The Normalized Burn Ratio (NBR): a Landsat TM radiometric measure of burn severity.*

Key, C. H., y Benson, N. C. 2005. *Landscape assessment: remote sensing of severity, the normalized burn ratio and ground measure of severity, the composite burn index. FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system Ogden, Utah*: USDA Forest Service, Rocky Mountain Res. Station.

Key, C.H., y Benson, N.C. 2006. *Landscape assessment (LA) sampling and analysis methods.* USDA Forest Service Gen. Tech. Rep., RMRS-GTR-164-CD.

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. y D. W. Deering. 1973. *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS*, Third ERTS Symposium, NASA SP-351 I, 309- 317.

Landsat Missions, USGS. (2016). *Landsat 7*. Sección: About Landsat. Recuperado de https://landsat.usgs.gov/.

Landsat Missions, USGS. (2016). *SLC-off Products*. Recuperado de https://landsat.usgs.gov/slc-products-background.