

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Evaluación de las tasas de erosión en superficies forestales afectadas por incendios mediante el método Gavrilović e imágenes Geosat-2

Autora: Gabriela Díaz Gutiérrez

Director: Fernando Pérez Cabello

**Máster Universitario en
Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del territorio: sistemas de información geográfica y teledetección**

Septiembre de 2024



**Universidad
Zaragoza**

**Departamento de Geografía
y Ordenación del Territorio**



Resumen

Los incendios forestales son un fenómeno característico de ecosistemas mediterráneos, que afectan de manera significativa a las características del suelo y la capacidad de recuperación de la vegetación. Esto implica el estudio de las consecuencias que tiene el fuego sobre las pérdidas de suelo y los procesos erosivos que lo acarrearán, así como la evolución de la cobertura del suelo en una zona de estudio. Es por este motivo que partiendo de la pregunta "¿los incendios forestales contribuyen a aumentar los procesos erosivos? O estos son heredados de factores característicos de la zona como la cobertura vegetal o la disposición geológica y del terreno", con el objetivo de evaluar la relación entre los incendios forestales y los procesos erosivos utilizando el Método de Erosión Potencial (EPM) y el Índice de Vegetación Normalizada (NDVI). Los resultados del Análisis de la Varianza (ANOVA) no mostró diferencias significativas en las tasas de erosión en los escenarios control y quemado, lo que indica que los procesos erosivos están mayormente influenciados por factores intrínsecos de cada zona de estudio como la topografía, litología Land Cover, entre otros, que por la ocurrencia de incendios. Además, el estudio de la relación de la tendencia del NDVI y la tasa de erosión reveló una correlación débil, esto sugiere que la dinámica de recuperación vegetal y la erosión son fenómenos complejos que no pueden ser explicados únicamente por la interacción de estas variables. Este estudio destaca la complejidad de los procesos erosivos post-incendio y destaca la importancia de considerar múltiples factores locales al estudiar estos fenómenos. Estos resultados contribuyen a la comprensión de las dinámicas erosivas en la región de Aragón.

Palabras Clave: erosión del suelo, incendios forestales, Aragón, EPM, análisis de tendencia.

Abstract

Forest fires are a characteristic phenomenon of Mediterranean ecosystems, significantly affecting soil characteristics and vegetation recovery capacity. This necessitates the study of fire's consequences on soil loss and subsequent erosive processes, as well as the evolution of soil cover in a study area. Starting from the question "Do forest fires contribute to increasing erosive processes? Or are these inherited from characteristic factors of the area such as vegetation cover or geological and terrain disposition", this study aims to evaluate the relationship between forest fires and erosive processes using the Potential Erosion Method (EPM) and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). The results of the Analysis of Variance (ANOVA) showed no significant differences in erosion rates between control and burned scenarios, indicating that erosive processes are largely influenced by intrinsic factors of each study area such as topography, lithology, land cover, among others, rather than by the occurrence of fires. Furthermore, the study of the relationship between NDVI trend and erosion rate revealed a weak correlation, suggesting that the dynamics of vegetation recovery and erosion are complex phenomena that cannot be explained solely by the interaction of these variables. This study highlights the complexity of post-fire erosive processes and emphasizes the importance of considering multiple local factors when studying these events. These results contribute to the understanding of erosive dynamics in the Aragon region.

Key Words: soil erosion, forest fires, Aragón, EPM, trend analysis.

Índice

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
2.	ÁREA DE ESTUDIO	2
3.	MATERIALES	5
	3.1. Perímetros de área quemada	5
	3.2. Imágenes GeoSAT-2	5
	3.3. Erosión.....	6
4.	METODOLOGÍA.....	6
	4.1. Modelo Digital del Terreno (MDT)	7
	4.2. Geología/Litología	8
	4.3. Land Cover	8
	4.3.1. Corrección atmosférica	9
	4.3.2. Reproyección de imágenes.....	9
	4.3.3. Clasificación supervisada	10
	4.3.4. Reclasificación.....	10
	4.4. Datos climáticos	11
	4.5. Distribución espacial de las tasas de erosión	11
	4.6. Cálculo de tendencias en <i>Google Earth Engine</i>	13
	4.6.1. Análisis de tendencia: NDVI vs fecha	13
	4.6.2. Análisis de tendencia: tendencia NDVI vs tasa de erosión	13
	4.7. Análisis estadístico	14
5.	RESULTADOS	16
	5.1. Distribución espacial de las tasas de erosión por incendio	17
	5.2. Análisis estadístico.....	18
	5.3. Análisis de tendencia: NDVI en el tiempo	20
	5.4. Análisis de tendencia: tendencia NDVI vs Tasa de erosión.....	27
6.	DISCUSIÓN.....	29
	6.1. Distribución espacial de las tasas de erosión	29
	6.2. Análisis estadístico.....	30
	6.3. Análisis de tendencia	31
	6.3.1. NDVI vs tiempo.....	31
	6.3.2. Tendencia NDVI vs tasa de erosión	32
	6.4. Aplicación del Modelo de Erosión Potencial.....	33
7.	CONCLUSIONES	34
8.	AGRADECIMIENTOS	35
9.	BIBLIOGRAFÍA.....	36
10.	ANEXOS	42
	10.1. Mapas por incendio de los factores incorporados en método de Gavrilovic.	43

10.2. Código en Google Earth Engine.....	48
10.3. Códigos en Google Colab	51
10.3.1. Número 1	51
10.3.2. Número 2	53

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. INVENTARIO DE INCENDIOS.....	4
TABLA 2. CARACTERÍSTICAS DEL SATÉLITE GEOSAT-2. FUENTE: EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA).	6
TABLA 3. MODELOS DIGITALES DEL TERRENO QUE COMPONEN LAS ZONAS DE ESTUDIO.	7
TABLA 4. COEFICIENTE DE ERODABILIDAD (γ). FUENTE: (STEFANIDIS Y STATHIS, 2018).....	8
TABLA 5 . IMÁGENES GEOSAT-2 DE LAS ZONAS DE ESTUDIO	8
TABLA 6. COEFICIENTE DE COBERTURA VEGETAL (x). MODIFICADO DE STEFANIDIS Y STATHIS (2018).....	10
TABLA 7. TIPO Y MAGNITUD DE EROSIÓN. FUENTE STEFANIDIS Y STATHIS (2018).....	11
TABLA 8. VALORES DE EROSIÓN VISIBLE Y EN CAUCES.....	12
TABLA 9. SUSCEPTIBILIDAD A DESLIZAMIENTOS. MODIFICADO DE STEFANIDIS Y STATHIS (2018), BEZAK ET AL. (2024).....	13
TABLA 10. MÉTRICAS DE TASAS DE EROSIÓN POR ZONAS DE ESTUDIO ($m^3km^2 \cdot año - 1$).	18
TABLA 11. VOLUMEN DE PÉRDIDA DE SUELO POR ZONA DE ESTUDIO.	18
TABLA 12. RESUMEN DE TODAS LAS COMPARACIONES DE LA INTERACCIÓN FUEGO*LOCALIZACIÓN.	19
TABLA 13. TABLA DE CONTINGENCIA INCENDIO VS <i>LAND COVER</i>	20
TABLA 14. COEFICIENTES DE LA ECUACIÓN DE LA TENDENCIA EN CADA INCENDIO POR NIVEL DE TASA DE EROSIÓN. ESCENARIO: LARGO PLAZO.	21
TABLA 15. COEFICIENTES DE LA ECUACIÓN DE LA TENDENCIA EN CADA INCENDIO POR NIVEL DE TASA DE EROSIÓN. ESCENARIO: CORTO PLAZO.	21
TABLA 16. COEFICIENTES DE LA ECUACIÓN DE LA TENDENCIA POR PERÍODO DE TIEMPO EN CADA INCENDIO.	27
TABLA 17. MÉTRICAS DE TASAS DE EROSIÓN POR ZONAS DE ESTUDIO SEGÚN SU ESCENARIO DE PRECIPITACIONES ($m^3km^2 \cdot año - 1$).	42

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. ZONA DE ESTUDIO.....	3
FIGURA 2. REPRESENTACIÓN EN <i>MODEL BUILDER</i> DE LA <i>TOOLBOX</i> EPM. FUENTE STEFANIDIS ET AL. (2021).....	7
FIGURA 3. TIPOS DE DISPERSIÓN SEGÚN SU TRAYECTORIA. FUENTE VERMOTE ET AL. (2006).....	9
FIGURA 4. MODELO EN QGIS PARA OBTENER EL VALOR DE TENDENCIA, TASA DE EROSIÓN Y <i>LAND COVER</i> EN UN PUNTO.	14
FIGURA 5. MODELO EN ARCGIS PRO PARA OBTENER LOS PUNTOS DE MUESTREO PREVIOS AL TEST ANOVA.....	15
FIGURA 6. REPRESENTACIÓN VISUAL DE LA DISTRIBUCIÓN DE PUNTOS DENTRO DE CADA ÁREA BUFFER.	16
FIGURA 7. DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LAS TASAS DE EROSIÓN EN LAS ZONAS DE ESTUDIO.	17
FIGURA 8. INTERACCIÓN LOCALIZACIÓN*FUEGO.....	19
FIGURA 9. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DEL NDVI A LO LARGO DEL TIEMPO CON LÍNEA DE TENDENCIA. LASAOSA. (A) LARGO PLAZO. (B) CORTO PLAZO.	22
FIGURA 10. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DEL NDVI A LO LARGO DEL TIEMPO CON LÍNEA DE TENDENCIA. RIGLOS.	23
FIGURA 11. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DEL NDVI A LO LARGO DEL TIEMPO CON LÍNEA DE TENDENCIA. SEIRA.	24
FIGURA 12. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DEL NDVI A LO LARGO DEL TIEMPO CON LÍNEA DE TENDENCIA. ZUERA.	25
FIGURA 13. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DEL NDVI A LO LARGO DEL TIEMPO CON LÍNEA DE TENDENCIA. PICO DEL ÁGUILA.....	26
FIGURA 14. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DE LA TENDENCIA DEL NDVI Y LA TASA DE EROSIÓN (<i>LARGO Y CORTO PLAZO</i>). (A) LASAOSA. (B) RIGLOS. (C) SEIRA. (D) ZUERA. (E) PICO DEL ÁGUILA.	28

LISTA DE FIGURAS DE ANEXO

FIGURA ANEXO 1. MAPAS DE LASAOSA.	43
FIGURA ANEXO 2. MAPAS DE RIGLOS.	44
FIGURA ANEXO 3. MAPAS DE SEIRA.	45
FIGURA ANEXO 4. MAPAS DE ZUERA.	46
FIGURA ANEXO 5. MAPAS DE PICO DEL ÁGUILA.	47

1. INTRODUCCIÓN

Los incendios forestales son fenómenos recurrentes en España. Según Conedera et al. (2018), los ecosistemas mediterráneos son vulnerables a los incendios en condiciones de veranos secos y cálidos, combinados con una acumulación significativa de biomasa combustible. En el caso de Aragón, la frecuencia y severidad de los incendios han aumentado en las últimas décadas, dejando a su paso consecuencias importantes para la biodiversidad y los procesos ecológicos de las zonas afectadas (Rodríguez et al., 2020).

Los eventos de fuego representan una amenaza significativa para los ecosistemas a nivel mundial, ya que no solo afectan a la vegetación presente en el área, sino también a las características estructurales del suelo, al disminuir la capacidad de regeneración de la vegetación, incrementar el riesgo de inundación e, incluso, acarrear pérdidas económicas en el sector agrícola. Pausas et al. (2008) señalan que, si bien el fuego es un componente natural de los ecosistemas, principalmente los mediterráneos, el aumento en la ocurrencia y la alta severidad de estos eventos debido al cambio climático y las actividades humanas está superando la barrera de resiliencia de muchas especies y comunidades vegetales.

Los incendios afectan a nivel hidro-geomorfológico, ya que alteran las propiedades físicas y químicas del suelo, lo que resulta en un cambio de sus propiedades físico-químicas, su estructura y porosidad. Esto puede acarrear un aumento de la escorrentía superficial producto de la variación en la capacidad de infiltración, llevando a un aumento de las tasas de erosión (Cerdà y Robichaud, 2009; Girona-García et al., 2021). Lo anterior contribuye a una mayor vulnerabilidad a la erosión, sumado a los procesos de pérdida de cobertura vegetal y la formación de capas hidrofóbicas en la superficie post-incendio, así como la influencia de la geomorfología propia del terreno expresada, por ejemplo, en pendientes abruptas y suelos susceptibles a estos procesos (Robichaud et al., 2007).

Paralelamente, existen estudios que demuestran que los efectos en la degradación del suelo producto de los incendios forestales pueden persistir durante más de una década, lo cual afecta la estabilidad del terreno y los ciclos hidrológicos a largo plazo (Pérez-Cabello et al., 2010). Depountis et al. (2020) indican en su investigación que el análisis de los procesos erosivos en áreas quemadas está caracterizado por pendientes pronunciadas, suelos con alta vulnerabilidad a la erosión y vegetación escasa. Por el contrario, Manić et al. (2022) han encontrado que las zonas no quemadas o control, suelen estar dominadas por suelos con baja vulnerabilidad erosiva y alta cobertura vegetal. Esto indica que las consecuencias que se desatan por un evento de fuego están ligadas a características intrínsecas del suelo en cuanto a riesgo de erosión y, además, a la cantidad de materia vegetal del terreno.

En este contexto, es fundamental contar con herramientas avanzadas que permitan un estudio detallado y preciso de estos procesos erosivos. Los SIG y los lenguajes de programación aplicados a procesos geospaciales han revolucionado las capacidades y el enfoque con el que los académicos afrontan las temáticas relacionadas con los incendios y el potencial erosivo de una zona. Estas herramientas facilitan el procesamiento de grandes volúmenes de datos espaciales y temporales, logrando reducir los tiempos de análisis, esto aumenta la eficiencia de trabajo y permite que los investigadores puedan explorar nuevas hipótesis con un grado de complejidad mayor (Gorelick et al., 2017). Asimismo, es importante resaltar los avances de la teledetección, gracias a esta disciplina es posible acceder a datos de alta resolución espacial y temporal, es por esto que autores como Chuvieco et al. (2019) mencionan de manera recurrente la mejora de la comprensión de dinámicas post-incendio al momento de realizar análisis de severidad del fuego, de recuperación vegetal o de los procesos erosivos a escalas que anteriormente eran inaccesibles. Esto sugiere que integrar tecnologías de esta índole ha abierto nuevas puertas para el estudio y gestión de ecosistemas afectados por eventos de fuego.

El Método de Erosión Potencial (EPM) (Gorelick et al., 2017) ha sido utilizado por múltiples investigadores de la materia para estudiar los procesos erosivos que suceden en zonas mediterráneas tras un incendio. En Macedonia, por ejemplo, Blinkov y Kostadinov (2010) aplicaron el EPM para evaluar la erosión post-incendio y descubrieron una correlación significativa entre las tasas de erosión y la severidad del fuego. De igual forma, una gran variedad de autores se ha enfocado en comparar los diversos métodos que permiten obtener datos de erosión, como es el caso de Keller et al. (2021), quienes se

centraron en predecir el factor de erodibilidad del suelo y las pérdidas de suelo en eventos específicos de ladera en Hungría, ampliando la visión sobre el nivel de aplicación de estos modelos de erosión en diferentes contextos. Por otro lado, Martínez-Murillo y Ruiz-Sinoga (2007) demostraron la importancia de considerar el agente temporal en los procesos erosivos por medio de un estudio de los cambios estacionales en la respuesta hidrológica y erosiva de una ladera, afectada por condiciones climáticas secas en Málaga.

Al revisar la literatura sobre la temática, se marca un patrón claro de metodología que consiste en estudiar una única área geográfica específica, esto si bien ayuda a analizar de manera detallada la zona escogida, limita a su vez la generalización de resultados. La falta de trabajos que comparen múltiples territorios afectados por incendios dificulta de cierta forma la identificación y comprensión de patrones regionales de erosión post-incendio (Moody et al., 2013). En este orden de ideas, pocos estudios han integrado análisis de tendencia del Índice de Vegetación Normalizada (NDVI) a corto y a largo plazo de manera simultánea con datos de erosión y, como la mayoría de investigaciones se realizan para una zona en concreto.

Además, también es escaso el número de estudios que exponen de manera conjunta los modelos de erosión con análisis temporal de la evolución de la vegetación. Se destacan trabajos que exploran la influencia de la severidad del fuego en la resiliencia de la cobertura vegetal utilizando sensores remotos como la de Fernandez-Manso et al. (2016). A su vez, Viana-Soto et al. (2017) han aplicado técnicas de teledetección para evaluar la recuperación vegetal después de un incendio. Sin embargo, pocos autores han considerado combinar el enfoque temporal con escenarios de erosión representativos en una zona de estudio, por ejemplo, tasas de erosión altas y bajas.

Por los motivos anteriores y en un intento de conectar dos disciplinas como la Geografía y la Geología, nace la pregunta de investigación que impulsa este proyecto: “¿en el largo plazo, los incendios forestales contribuyen a aumentar los procesos erosivos? O éstos son heredados de factores característicos de la zona como la cobertura vegetal o la disposición geológica y del terreno”. Con el fin de resolver el interrogante se planteó como objetivo general evaluar y estudiar la relación entre la ocurrencia de incendios y las tasas de erosión. Así pues, el primer objetivo consistió en generar mapas de las tasas de erosión en zonas específicas, utilizando el EPM en un SIG y realizar comparaciones entre áreas quemadas y grupos control. El segundo objetivo es observar la evolución del NDVI a lo largo del tiempo, identificando tendencias multiescala (corto plazo y largo plazo). El último objetivo se centró en analizar la tendencia del NDVI y su relación con la tasa de erosión, ajustado de igual forma a los dos rangos específicos mencionados en el objetivo anterior.

2. ÁREA DE ESTUDIO

El área de investigación se ubica en la Comunidad Autónoma de Aragón (provincias de Huesca y Zaragoza) y, en concreto, incluye zonas dentro de las comarcas Central, Cinco Villas, Alto Gállego, Sobrarbe, Hoya de Huesca, la Jacetania y Ribagorza. La **Figura 1** recoge la distribución espacial de los incendios forestales analizados. Se trata de incendios que se distribuyen a lo largo de un eje N-S en la margen izquierda del río Ebro a su paso por Aragón, pudiéndose agrupar en marcos geográficos contrastados: diferentes subgrupos de incendios localizados mayoritariamente en las Sierras Prepirenaicas e incendios distribuidos en los Montes de Zuera y Castejón de Valdejasa (Zaragoza).

Los incendios recogen amplios sectores quemados integrados en las sierras Prepirenaicas oscenses y zaragozanas, cubiertos por comunidades de carácter submediterráneo dominadas por *Quercus gr. cerrrioides* y, en menor media, por *Quercus ilex* L.; Pinares de *Pinus sylvestris* L. y *Pinus nigra* y formaciones arbustivas dominadas por *Buxus sempervirens* L., *Genista scorpius* L., etc. Los incendios de los Montes de Zuera son representativos de formaciones arbóreas dominadas por *Pinus halepensis* L., acompañadas por *Q. coccifera* L. y otras especies típicas de matorral mediterráneo (Pérez-Cabello, 2002). En la parte final de este apartado se encuentra la **Tabla 1** correspondiente a cada uno de los incendios seleccionados donde se indica la fecha y área de afectación de los mismos.

La mayoría de los incendios del sector septentrional se instalan sobre litologías producto del levantamiento alpino con calizas del Cretácico y materiales marinos que a lo largo del tiempo geológico se

han combinado con las calizas, como por ejemplo las areniscas del flysch; así como los conglomerados bandeados como resultado de las desembocaduras de antiguos ríos torrenciales en las depresiones interiores del relieve. En cuanto a los incendios de los Montes de Zuera, se asocian a depósitos caracterizados por facies intermedias (areniscas-arcillas e intercalaciones carbonatadas) y procesos de sedimentación evaporítico (yesos-sales cloruradas) y carbonatada (margas-calizas).

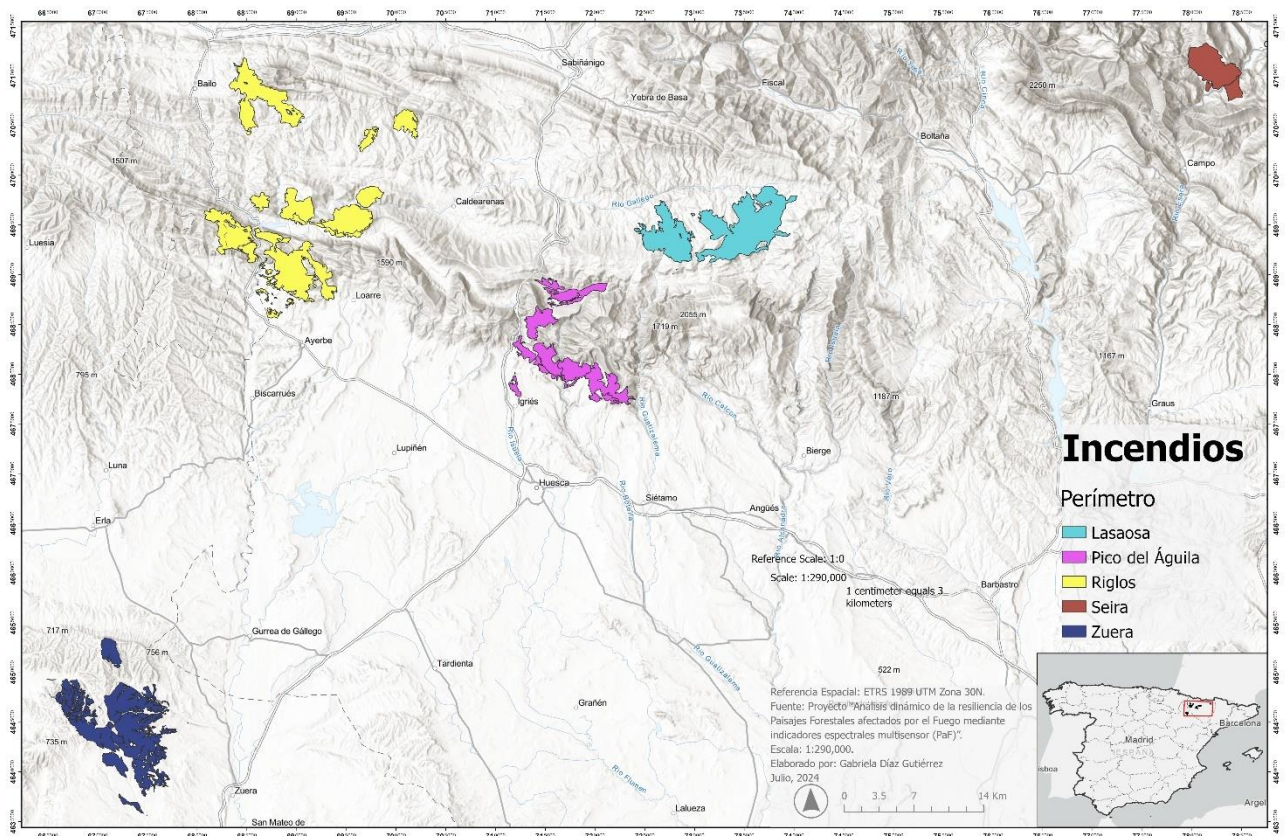


Figura 1. Zona de estudio.

Desde el punto de vista climático, las precipitaciones en la margen izquierda de la Cuenca del Ebro están caracterizadas por un patrón en forma de gradiente, que comprende sus valores más altos en el Cantábrico, con más de 2000 mm anuales, hasta el Valle del Ebro, donde no suele superar los 400 mm anuales y está caracterizado por ser más seco y cálido. Sumado a esto, es importante destacar un segundo gradiente en dirección oeste a este, donde disminuyen las precipitaciones en el sentido descrito. Así pues, se define un patrón de distribución estacional de lluvias marcado por un enclave continental cuyo máximo de precipitaciones es en verano, mientras que en el sector prepirenaico (con una menor influencia continental) presenta sus máximos de lluvia en primavera (Gobierno de Aragón, 2024).

En términos generales, se destacan dos tipos de clima principales. En primer lugar, el clima de transición Mediterráneo-Oceánico característico de Cinco Villas, La Jacetania y partes de Alto Gállego; las precipitaciones registradas en estas zonas se caracterizan como abundantes (> 1000 mm anuales); las temperaturas tienen un comportamiento inverso comparado con la altitud (mayor altitud resultará en menor temperatura), registrando inviernos muy fríos y veranos que rondan los 20 – 22 °C. En segundo lugar, el clima del espacio central aragonés, cuya particularidad consiste en lluvias escasas e irregulares, con dos máximos en primavera y otoño y dos mínimos en invierno y verano; se le conoce como continental por la fuerte variación de las temperaturas cada año, en verano se suelen superar los 25 °C de media, con máximas de hasta 35 °C, mientras que en invierno se registra un frío intenso con medias inferiores a 5 °C (López et al., 2007).

Desde el punto de vista de los procesos degradación edáfica dominan los movimientos de partículas como caída de rocas, erosión en surcos y en cárcavas; también movimientos en masa que incluyen deslizamientos, soliflucción, reptación y geliflucción.

El Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico apoyado por el desarrollo cartográfico, trabajo de campo, procesamiento de datos, redacción y fotos de Tecnologías y Servicios Agrarios, S.A., S.M.E., M.P. (TRAGSATEC) supervisado por el Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente (2015a, 2015b), realizaron el Inventario Nacional de Erosión de Suelos (INES) en la Comunidad Autónoma de Aragón, especialmente en las provincias de Huesca y Zaragoza, donde mencionan diversas fuentes de erosión.

Si se considera que la zona de estudio está agrupada en dos divisiones, al Norte los incendios Pirenaicos y al Sur los Montes de Zuera, es posible delimitar los resultados del INES en función del tipo de incendio en el que se ubique. En primer lugar, el conjunto de incendios Pirenaicos se caracteriza por pérdidas de suelo superficial de manera uniforme, esto es típico de áreas con pendientes pronunciadas y de baja cobertura vegetal. Además, la acción del agua de escorrentía crea canales profundos que generan pendientes abruptas, suelos con poca cohesión y escasa cobertura vegetal. Siguiendo esta línea, los ríos con caudales diversos y límites desprotegidos afectan la pérdida de suelo y el recorrido de los cauces. En segundo lugar, el grupo de los incendios de los Montes de Zuera presenta pocas diferencias con los fuegos Pirenaicos al comparar los informes del INES. Primeramente, la pérdida de suelo está ligada a pendientes moderadas y suelos propios de la agricultura. En segundo lugar, la acción del agua (escorrentía y ríos) es similar al grupo anterior, con cárcavas profundas y mayor nivel erosivo según el caudal. Finalmente, para ambas divisiones se considera la erosión eólica como un problema menor, ya que no es común considerar el viento como agente erosivo en estas áreas.

Tabla 1. Inventario de incendios.

Incendios	Fecha	Área (km ²)
Lasaosa	02-Ago-1980	36.26
	31-Jul-1986	16.96
Riglos	31-Jul-75	6.07
	12-Sep-80	2.11
	26-Ago-81	14.20
	05-Ago-85	6.82
	23-Ago-85	9.65
	31-Jul-86	3.75
	21-Ago-86	0.96
	17-Jul-94	2.12
	01-Ago-01	24.82
	Seira	08-Ago-91
Zuera	Sin fecha	3.04
	08-Jul-79	5.56
	01-Jul-86	3.71
	23-Jun-95	29.82
	05-Ago-08	16.68
	21-Ago-16	0.99
Pico del Águila	13-Sep-77	5.51
	30-Ago-78	9.03
	01-Oct-78	5.02
	07-Ago-80	5.19
	22-Ago-80	1.06
	05-Ago-81	1.40
	30-Jul-84	2.40
	14-Ago-84	0.81
	06-Ago-86	5.11
	10-Jul-91	3.05

3. MATERIALES

Se utilizaron insumos de diferentes autorías y órganos competentes dentro de los cuales se incluyen:

Modelo Digital del Terreno: solicitados por medio del Centro de Descargas del Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG). Se optó por utilizar el MDT con paso de malla de 2 metros de España. Los MDT seleccionados se distribuyen en el tiempo desde el 2016 hasta el 2021, y se ubican en los husos 30 y 31.

Geología: correspondiente a la segunda serie del Mapa Geológico de España a escala 1:50,000 (MAGNA 50) dentro de las cuales se solicitaron las hojas 179 (Ríos Aragües et al., 1978), 212 (Robador Moreno y Zamorano Cáceres, 1991), 210 (Montes Santiago, 1991), 248 (Samsó Escolá et al., 1991), 322 (Van de Hurk et al., 1991), 209 (García Sansegundo y Montes Santiago, 1991) y 247 (Samsó Escolá et al., 1991).

Cuencas Hidrográficas: Los datos de referencia sobre las cuencas hidrográficas de la zona de estudio se obtuvieron gracias a los datos abiertos del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (2006), los cuales distribuyen las subcuencas de los cauces de la red hidrográfica básica a escala 1: 25,000. También, disponen de un Servicio Web de Mapas conforme al perfil INSPIRE de ISO19128-WMS 1.3.0 que permite la visualización y consulta de datos vectoriales.

Datos climáticos: como el promedio anual de temperaturas medias y promedio anual de precipitaciones en Aragón, fue realizada por Miguel Ángel Saz, Martín de Luis y Roberto Serrano-Notivoli del Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio de la Universidad de Zaragoza; publicado por la Dirección General de Cambio Climático y Educación Ambiental del Departamento de Agricultura, Ganadería y Medio Ambiente del Gobierno de Aragón y distribuido por medio de la Infraestructura de Conocimiento Espacial de Aragón (ICEARAGON) desarrollada por el Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR).

Adicionalmente, se incluye una descripción de los materiales restantes en las secciones 3.1, 3.2 y 3.3, con los detalles técnicos específicos de los mismos.

3.1. Perímetros de área quemada

Los perímetros de incendios se obtuvieron gracias al proyecto “Análisis dinámico de la resiliencia de los Paisajes Forestales afectados por el Fuego mediante indicadores espectrales multisensor (PaF)”, anexo al Instituto Universitario de Investigación en Ciencias Ambientales de Aragón (IUCA) por la Universidad de Zaragoza. Teniendo como base que la identificación y cartografía de los incendios forestales en Aragón (Huesca-Zaragoza) cuya superficie quemada supere las 100 ha y sean representativos de las diferentes unidades morfoestructurales y espacios bioclimáticos de la margen izquierda del río Ebro a su paso por Aragón. Para ello se utilizó la base de datos de incendios forestales del Gobierno de Aragón, proporcionada por el Servicio de Gestión de los Incendios Forestales y Coordinación (Dirección General de Gestión Forestal), así como las cartografías en formato digital generadas en el contexto de los proyectos de investigación GA-LC-042/2011 (Caixa-DGA) y PID2020-118886RB-I00, 2020, mediante técnicas de teledetección y fuentes de datos oficiales.

3.2. Imágenes GeoSAT-2

Está en órbita desde junio 19, 2014 y su rango de cobertura temporal es desde el primero de julio de 2014 hasta la actualidad. Sigue una órbita heliosíncrona a 620 km de altura. Su cobertura espacial es de 90 N, -90 S, -180 W, 180 E y la anchura de franja que registra es de 12 km en nadir. Las coberturas de imágenes de todo el territorio español se realizaron entre 2021, 2022 y 2023. Para cada una de estas

escenas adquiridas, se distribuyen dos tipos de productos: imágenes *Bundle* e imágenes *Pan-sharpened*. En este trabajo se ha hecho uso de las primeras (Bundle) que están formadas por cuatro bandas multi-espectrales, tres en el visible (VIS: 0,40 – 0,75 μm) y una en el infrarrojo próximo (NIR: 0,75 – 1,30 μm), además de una imagen pancromática (**Tabla 2**). En este estudio, se han utilizado específicamente 6 productos Bundle (L1C) que cubren los diferentes incendios analizados.

Tabla 2. Características del satélite GeoSAT-2. Fuente: European Space Agency (ESA).

Bandas	Longitud de onda (nm)	Resolución (m)
Pancromático	560 – 900	0.75
Multiespectral 1 (azul)	466 – 525	4
Multiespectral 2 (verde)	532 – 599	4
Multiespectral 3 (rojo)	770 - 892	4
Multiespectral 4 (infrarrojo)	750 -1300	4

El uso de imágenes GeoSAT-2 en el presente estudio se enmarca dentro del proyecto de investigación PaF y se han obtenido a partir del Protocolo General de Actuación entre IGN/CNIG y CDTI. © Geo-SAT.

3.3. Erosión

Para completar los datos del tipo y extensión de erosión, se utilizó el Inventario Nacional de Erosión de Suelos, donde se encuentra detallada la información de riesgo de erosión de cauces a cargo del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (2022). Estos valores están enmarcados dentro del área de actuaciones forestales y lucha contra la desertificación. Adicional a esto, se incluyó la información registrada en campo (a cargo del proyecto PaF) sobre la erosión visible en la zona de estudio, resaltando la presencia de coladas, cárcavas y surcos vinculadas tanto a zonas afectadas por fuegos forestales como a sus correspondientes grupos control.

Asimismo, se consideraron los datos de deslizamientos del Geodato de Susceptibilidad de Riesgos a escala 1:50,000 por el Centro de Información Territorial de Aragón (CINTA) (2011). Además, se unificó esta información con datos recogidos en campo sobre pedestales y pavimentos de erosión emanados de áreas de diagnóstico hidro-geomorfológico del proyecto PaF.

4. METODOLOGÍA

El Método de Erosión Potencial (EPM), también conocido como método de Gavrilović, es un modelo empírico semicuantitativo desarrollado por Slobodan Gavrilović (1970). Esta técnica nació gracias a una investigación realizada por el autor en la cuenca del río Morava en Serbia, donde tuvo como referencia el ya existente método para la clasificación cuantitativa de la erosión (MQCE por sus siglas en inglés) que se había formalizado en 1954. Slobodan pudo ampliar el alcance del método MQCE, el cual se centraba principalmente en la intensidad de la erosión y añadió las características que a día de hoy se pueden calcular como: la cartografía de erosión, la cuantificación de sedimentos y la clasificación de los torrentes, con el fin de solucionar problemas relacionados con procesos erosivos y de torrentes en los países balcánicos (Gavrilovic et al., 2008).

El método Gavrilović no se centra en los procesos físicos de erosión, por lo que se considera una gran ventaja en zonas donde los datos son escasos o no es posible acceder para recolectar los insumos (Dragičević et al., 2017). Así pues, es altamente probable suplir estas necesidades con información satelital y de mapas temáticos digitales para facilitar la labor de estimar estos procesos erosivos (Fanetti y Vezzoli, 2007). Esto implica que la fidelidad del modelo está estrechamente relacionada a la adecuada cuantificación de los parámetros que lo componen, por este motivo es necesario realizar una selección cuidadosa de los *datasets* con los que se llevará a cabo la totalidad del proceso (Kazimierski et al., 2013).

El uso del Método de Erosión Potencial se ha extendido por diversos países del mundo como Argentina, Brasil, Croacia, Italia, Montenegro, Grecia, Irán, Serbia, entre otros (Kazimierski et al. 2013;

Rodrigues Neto et al., 2022; Globevnik et al. 2003; Fanetti y Vezzoli 2007; Spalevic et al. 2013). Gracias a esto, Stefanidis et al. (2021) desarrollaron una herramienta (*ArcGIS Toolbox*) utilizando el *ModelBuilder* de ArcGIS y resuelven las ecuaciones planteadas en el método Gavrilović tales como:

$$W = T \times H \times \pi \times \sqrt{Z^3} \quad (1)$$

donde W es la tasa de erosión ($\text{m}^3/\text{año}$); H es la precipitación media anual (mm); T es el coeficiente de temperatura, que se calcula con la ecuación (2)

$$T = \left(\frac{t_0}{10} + 0.1\right)^{1/2} \quad (2)$$

donde t_0 es la temperatura promedio anual ($^{\circ}\text{C}$). Z es el coeficiente de erosión, obtenido por medio de la ecuación (3)

$$Z = x \times y \times (\varphi + \sqrt{J}) \quad (3)$$

donde x es el coeficiente de protección del suelo; y es el coeficiente de erodabilidad; φ es el coeficiente de tipo y extensión de erosión y J es la pendiente media de la cuenca (%).

En la **Figura 2** se observa el diagrama de flujo que se ejecuta dentro de la *Toolbox* creada y distribuida por Stefanidis et al. (2021). Los investigadores enfatizan en las ventajas de implementar estas herramientas con el fin de reducir los tiempos de los geoprocursos y la facilidad que supone para usuarios medios con conocimientos de Sistemas de Información Geográfica (SIG).

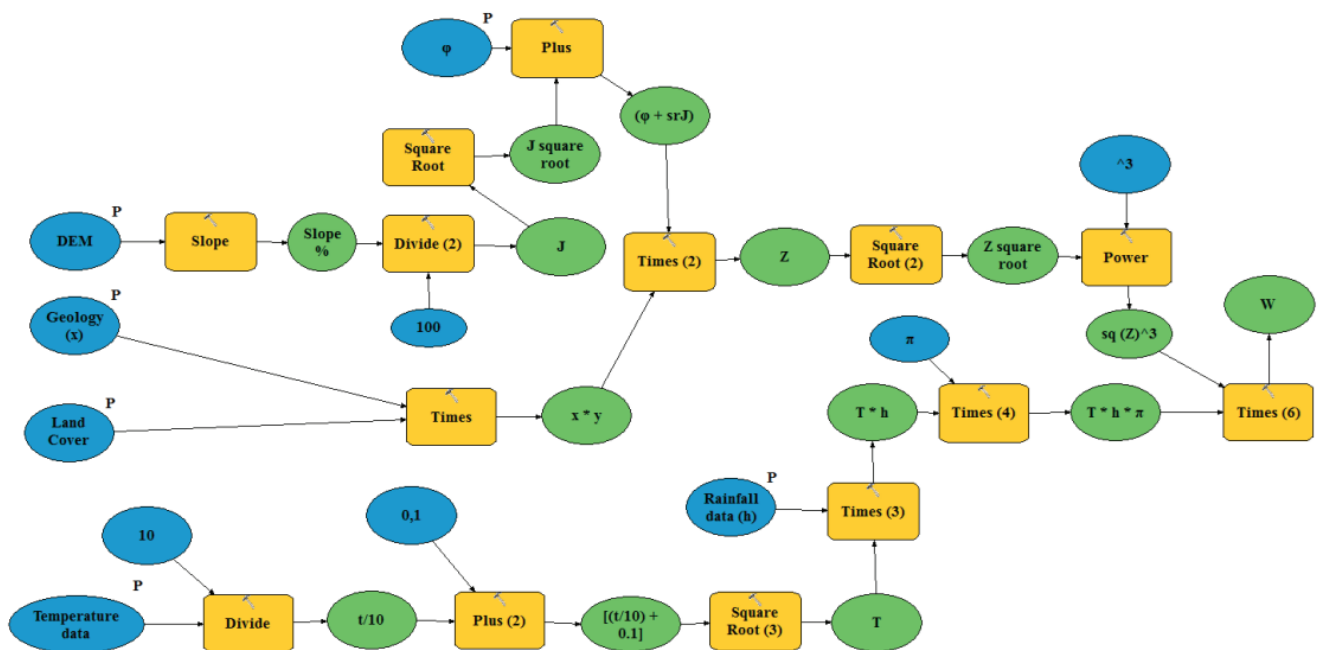


Figura 2. Representación en *ModelBuilder* de la *Toolbox* EPM. Fuente Stefanidis et al. (2021).

A continuación, se desglosan las variables y parámetros utilizados en el Modelo de Erosión Potencial.

4.1. Modelo Digital del Terreno (MDT)

Para las áreas estudiadas, se descargaron en total 21 modelos digitales del terreno (**Tabla 3**). Con el fin de obtener un solo resultado para cada zona, se realizaron mosaicos acordes a los límites de cada capa de incendios.

Tabla 3. Modelos Digitales del Terreno que componen las zonas de estudio.

Zona	Elevación Media (m.s.n.m.)	MDT
------	----------------------------	-----

Lasaosa	1146.79	MDT02-ETRS89-HU30-0249-1-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0248-2-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0211-3-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0210-4-COB2
Riglos	806.52	MDT02-ETRS89-HU30-0209-1-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0209-2-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0209-3-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0209-4-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0247-1-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0247-2-COB2
Seira	1275.63	MDT02-ETRS89-HU31-0212-2-COB2
		MDT02-ETRS89-HU31-0179-4-COB2
Zuera	453.88	MDT02-ETRS89-HU30-0323-1-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0323-3-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0322-2-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0322-4-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0284-4-COB2
Pico del Águila	911.41	MDT02-ETRS89-HU30-0248-1-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0248-2-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0248-3-COB2
		MDT02-ETRS89-HU30-0248-4-COB2

4.2. Geología/Litología

El Instituto Geológico y Minero de España (IGME) aportó la información sobre la cartografía temática en diversos formatos, siendo el más importante el vectorial o *shapefile* y las tablas de litologías. Por medio de una unión (*join*) en el software ArcGIS Pro, fue posible obtener la descripción litológica de cada entidad para facilitar la asignación de valores del coeficiente de erodabilidad y . La unión de estos atributos permitió crear la capa de geología correspondiente a cada zona de estudio, sobre la cual se añadió un nuevo campo y donde se utilizaron como referencia los valores de la **Tabla 4**. Por último, se rasterizó el *shape* de polígonos para poder utilizar la capa de coeficiente de erodabilidad en el Modelo de Erosión Potencial.

Tabla 4. Coeficiente de erodabilidad (y). Fuente: (Stefanidis y Stathis, 2018).

Descripción	Coeficiente y
Roca dura, resistente a la erosión	0.2 – 0.6
Roca con resistencia a la erosión moderada	0.6 – 1.0
Roca débil, esquistosa	1.0 – 1.3
Sedimentos, morrenas, arcillas y rocas con poca resistencia	1.3 – 1.8
Sedimentos finos y suelos sin resistencia a la erosión	1.8 – 2.0

4.3. Land Cover

El uso de imágenes de satélite permite obtener buenos resultados en cuanto a clasificación de cobertura del suelo se refiere. En este caso, el empleo de imágenes del satélite GeoSAT-2 puede ser beneficioso por su alta resolución espacial, ya que reconoce de manera más precisa las diversas cubiertas que hacen parte de las zonas estudiadas. En la **Tabla 5** se observan las imágenes que se ajustan a los perímetros de incendio de la zona de estudio, enmarcadas dentro del proyecto de investigación PaF y obtenidas a partir del Protocolo General de Actuación entre IGN/CNIG y CDTI. © Geosat.

Tabla 5 . Imágenes GeoSAT-2 de las zonas de estudio

Zona	Imagen GeoSAT-2
------	-----------------

Lasaos	DE2_PM4_L1C_000000_20210730T102401_20210730T102404_DE2_38543_9952
Riglos	DE2_PM4_L1C_000000_20210629T102606_20210629T102608_DE2_38083_838B
Seira	DE2_PM4_L1C_000000_20230504T095458_20230504T095500_DE2_48088_E471
Zuera	DE2_PM4_L1C_000000_20211106T101042_20211106T101045_DE2_40012_76DC
	DE2_PM4_L1C_000000_20230629T095359_20230629T095402_DE2_48920_3895
Pico del Águila	DE2_PM4_L1C_000000_20220609T101247_20220609T101249_DE2_43203_5D5A

4.3.1. Corrección atmosférica

Cabe destacar que el correcto manejo de imágenes satelitales implica tener en cuenta los procesos atmosféricos que modifican la cantidad de energía que llega al sensor, como los que se observan en la **Figura 3**. Afortunadamente, existen diferentes metodologías que permiten compensar el desbalance producto de la intervención de la atmósfera, estos comprenden desde los métodos empíricos (que modifican el brillo de cada banda espectral) hasta procesos mucho más robustos y complejos que tienen en cuenta los gases de la atmósfera y aerosoles (Fernández et al., 2023). Así pues, los modelos de transferencia radiativa (RTMs por sus siglas en inglés) se ubican dentro del segundo grupo de métodos y son los más adecuados cuando se pretende alcanzar un resultado con alta fidelidad.

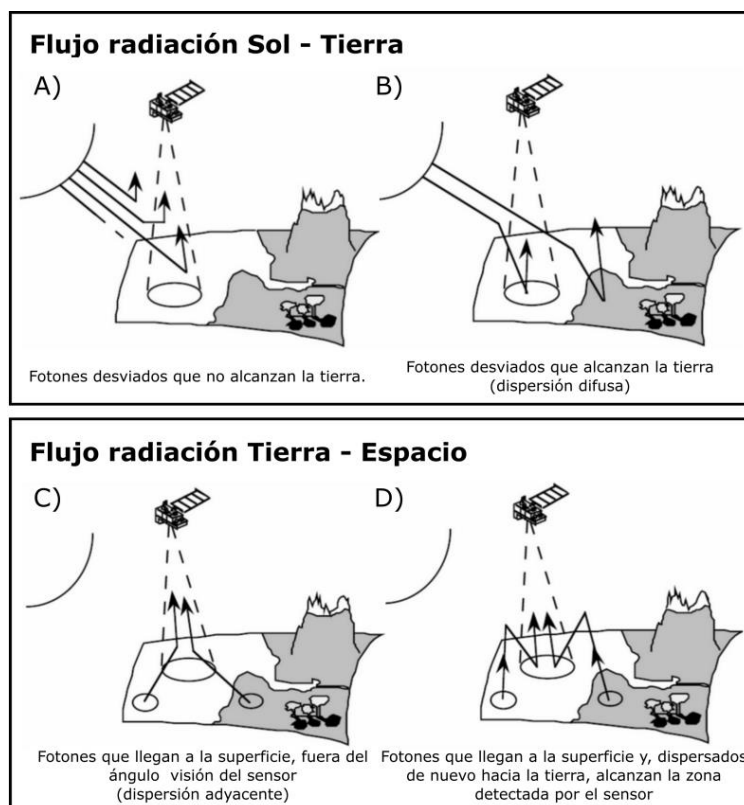


Figura 3. Tipos de dispersión según su trayectoria. Fuente Vermote et al. (2006).

Para este estudio, se realizó el proceso de corrección atmosférica utilizando el modelo 6S (“*Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum*”; (E. F. Vermote et al., 1997)). El cual destaca por ser un estándar entre los modelos de transferencia radiativa en el campo de los sensores remotos. La versión aplicada entrega valores de dispersión, absorción y emisión de la atmósfera al momento de captura de la imagen, y así, realiza los cálculos de la ecuación de transferencia radiativa. El desarrollo del modelo fue gracias a la interfaz Py6S llevada a cabo por Robin Wilson (2013) desarrollada con el lenguaje de programación Python.

4.3.2. Reproyección de imágenes

Una vez se ha realizado la corrección atmosférica sobre las imágenes GeoSAT-2, es pertinente re proyectar cada uno de los resultados. Este proceso se realiza en el software ENVI, con la finalidad de

facilitar el desarrollo de la siguiente fase; si no se requiere utilizar una máscara al realizar los procesos de clasificación posteriores, es posible omitir este paso.

4.3.3. Clasificación supervisada

Con las imágenes reproyectadas del paso anterior, se realizaron las etapas correspondientes para obtener el resultado de cobertura o *Land Cover*.

Fase de Entrenamiento

- Identificación de la leyenda

La leyenda representativa debe ser exacta y precisa, cuya jerarquía esté definida y estructurada para que sus clases sean agregables. Debe permitir la inclusión de nuevas clases. También debe ser consistente y robusta, para poder hilarla con los objetivos del estudio y, por último, debe tener múltiples categorías fácilmente reconocibles y de rápida comprensión. Por medio de un análisis mediante técnicas de análisis visual y experiencia en campo (campañas de campo de PaF), se construyó la siguiente leyenda que recoge las cubiertas del área de estudio:

- Coníferas.
 - Bosque mixto.
 - Bosque poco denso.
 - Matorral.
 - Pastizal.
 - Áreas cultivadas.
 - Áreas desprovistas de vegetación.
- Identificación de áreas de entrenamiento

Para seleccionar las áreas de entrenamiento, se utilizó el método de localización interactiva, también conocido como procedimiento de digitalización en pantalla por regiones de interés (ROI) a partir de la imagen GeoSAT-2. Se debe incluir por lo menos el centro de cualquiera de los bordes del píxel de la geometría trazada y su tamaño debe ser superior al número de bandas que se utilicen para la clasificación. No se recomiendan polígonos grandes, estos suelen incluir cubiertas cuya firma espectral no corresponde. Es importante cubrir toda la variedad de la categoría informacional, es decir, registrar pequeñas superficies dispersas que contengan información puntual sobre el estado de la superficie.

Fase de Asignación

La segunda fase del proceso de clasificación consiste en la asignación de los píxeles de la imagen a las categorías que se han entregado en el programa. Se pueden utilizar diversos métodos discriminantes para lograr la asignación, en este caso se eligió en función de criterios de similitud, concretamente se empleó la técnica de máxima verosimilitud y se basa en la probabilidad de que un píxel pertenezca a una clase u otra, tiene presente que las distribuciones deben ser normales. Es un método robusto que permite solucionar solapes y aumenta el rigor del proceso de asignación.

El software ENVI permite obtener como resultado una capa que muestra el proceso de asignación y, además, una capa *rule* donde se detalla de manera individual el resultado para cada una de las clases escogidas.

4.3.4. Reclasificación

El ráster generado en los pasos previos se reclasificó para conseguir el parámetro conocido como coeficiente de cobertura vegetal. En la **Tabla 6** se observan los valores establecidos según la guía proporcionada por Stefanidis y Stathis (2018).

Tabla 6. Coeficiente de cobertura vegetal (x). Modificado de Stefanidis y Stathis (2018).

Descripción	Coefficiente x
Coníferas	0.05
Bosque mixto	0.1
Bosque poco denso	0.2

Matorral	0.4
Pastizal	0.6
Áreas cultivadas	0.8
Áreas desprovistas de vegetación	0.9

4.4. Datos climáticos

El Atlas Climático de Aragón (López et al., 2007) realiza tres distinciones geográficas para comentar el registro climático en Aragón. Para este caso de estudio se presentan las referentes al sector central y de los Pirineos, ya que los perímetros de incendio se localizan en las comarcas de Ribagorza, Central, Cinco Villas, La Jacetania, Hoya de Huesca, Alto Gállego y Sobrarbe.

Los datos climáticos iniciales de temperatura (Saz et al., s. f.-b) y precipitación (Saz et al., s. f.-a) estaban disponibles a una resolución de 1 km. Sin embargo, esta resolución no se ajustaba al método de trabajo escogido para este caso, ya que suponía un límite en el grado de detalle y precisión de los resultados. Además, la incompatibilidad de resoluciones tan extremas podría acarrear problemas en la coherencia global del análisis. Es por esto que para cada insumo se decidió una metodología con el fin de mejorar la resolución de trabajo y superar las limitaciones descritas.

Para la temperatura el proceso consistió en crear una nueva capa ráster de 5 m de resolución, y a cada uno de los píxeles de la imagen se le asignó el valor medio anual, ya que se consideró como el más representativo de las zonas de estudio. En cuanto a la precipitación el paradigma cambió un poco, si bien los valores medios de lluvia representan en gran medida el comportamiento climático del área, se decidió evaluar los valores extremos de precipitación, para estudiar la influencia de este factor en el modelo EPM, por lo cual se utilizó el mismo razonamiento anterior con la única diferencia que se crearon tres capas, una con los valores de precipitación media, otra con los de precipitación baja y una última con datos de precipitación alta.

4.5. Distribución espacial de las tasas de erosión

Desde una visión general, el enfoque principal de los modelos de erosión ha estado caracterizado a lo largo de los años por dos procesos principales: la erosión laminar, que afecta en condiciones normales el suelo y la erosión linear, que se reconoce por sus formas características en surcos con poca profundidad o cárcavas -la cual presenta un mayor diámetro en los surcos que se forman en los primeros pasos de la erosión- (Hinsberger, 2024). Sin embargo, el Modelo de Erosión Potencial tiene como ventaja que incluye los procesos erosivos descritos y de manera adicional considera procesos erosivos dentro de los que se incluyen los deslizamientos y desprendimientos de tierras hasta la erosión en bancos o márgenes.

Para estimar el tipo y magnitud de la erosión presente en las cuencas estudiadas por Gavrilović (1970), el autor diseñó una guía sobre la cual han trabajado y modificado diversos autores. En el marco de este estudio, se utilizó la modificación acotada por Stefanidis y Stathis (2018), la cual se observa en la **Tabla 7**. Esta síntesis facilita la comprensión de las clases y favorece la interpretación adecuada de los procesos erosivos en la zona de estudio.

Tabla 7. Tipo y magnitud de erosión. Fuente Stefanidis y Stathis (2018).

Descripción	Coficiente y
Poca erosión en la cuenca	0.1 – 0.2
Erosión en cauces de un 20 a un 50% del área de la cuenca	0.3 – 0.5
Erosión en ríos, kárstica, en cárcavas y depósitos aluviales	0.6 – 0.7
De un 50 a 80% de la cuenca ha sido afectada por erosión de superficie y deslizamientos	0.8 – 0.9
Toda la cuenca afectada por erosión	1.0

Una vez definida la base sobre la cual se fundamenta el apartado relacionado con la erosión visible, se procedió a seguir la metodología aplicada por Bezak et al. (2024), donde, posterior a la aplicación de

pruebas sobre la representación de deslizamientos o movimientos en masa utilizando mapas de susceptibilidad a deslizamientos, lograron correlacionar los datos de rendimiento de sedimentos obtenidos para su investigación junto con las cartografías de susceptibilidad a deslizamientos. Por este motivo, se siguió la recomendación de generar dos conjuntos de información que agruparan todos los posibles escenarios de erosión que planteó Gavrilović en su primer estudio, es decir, el resultado formado a partir de los deslizamientos tiene un peso de 0.3, mientras que los datos de erosión visible equivalen a un peso de 0.7, para finalmente obtener el coeficiente y a partir de la suma de estos ($y = 0.7 * \text{erosión} + 0.3 * \text{deslizamientos}$).

Con el fin de conseguir el ráster que represente la erosión en el área de estudio, se utilizaron los datos recolectados en campo gracias al proyecto PaF donde se recogió la incidencia espacial tomando como superficie de referencia el área del sector y se guardó el dato mediante inspección visual de evidencias erosivas. Para el presente caso se tomaron como referencia los vestigios erosivos como pedestales, surcos, cárcavas y coladas, a las cuales se les asignó un coeficiente acorde a los valores de la **Tabla 7**.

La **Tabla 8** contiene las cifras sobre las cuales se basa el proceso de asignación y reclasificación de la información inicial. Se contemplaron dos tipos de erosión por la importancia que presentan en el área de estudio. En primer lugar, se superpuso la capa correspondiente a las cuencas hidrográficas en cada uno de los perímetros de incendios con el fin de identificar la erosión predominante en cada una de ellas, priorizando las magnitudes cuyo coeficiente sea mayor (máxima erosión).

Los datos de erosión visible se encontraban alojados en una hoja de cálculo, por lo que fue necesario utilizar herramientas que transformaran texto delimitado en geometría de puntos. El registro de la erosión en cauces estaba expresado en formato ráster, por ende, se ejecutaron herramientas para reclasificar la información acorde a los valores de la **Tabla 8**.

Tabla 8. Valores de erosión visible y en cauces.

Tipo de erosión	Descripción	Coeficiente
Visible	Pedestales	0.2
	Surcos	0.7
	Cárcavas	0.8
	Coladas	0.9
En cauces	Bajo	0.1
	Medio	0.3
	Alto	0.5
	Muy alto	0.6

La coordinación del Centro de Información Territorial de Aragón (CINTA) lideró la elaboración de mapas de susceptibilidad de movimientos de ladera, colapsos, vientos fuertes e inundaciones esporádicas en Aragón, la cual incluye información en categorías sobre los 5 niveles de riesgo en función de parámetros como la pendiente, litología y permeabilidad del territorio. Estos insumos pueden ser aplicados en ámbitos puntuales de planificación y ordenación del territorio o con fines de análisis y estudios científicos.

En el presente estudio de caso, se emplearon los geodatos correspondientes a la susceptibilidad de riesgo por deslizamiento de ladera a escala 1: 50,000. Para crear esta información, el Centro de Información Territorial de Aragón utilizó fuentes como el Instituto Geológico y Minero de España (IGME), el Sistema de Información Territorial de Aragón (SITAR), así como mapas geomorfológicos y de permeabilidad de Aragón, entre otros.

En primer lugar, se ajustaron las capas a cada uno de los perímetros de incendios y se añadió un campo con el fin de adaptar la susceptibilidad a deslizamientos con el coeficiente de tipo y extensión de erosión de la **Tabla 7**. En la **Tabla 9** se observan los valores sobre los cuales se reclasificaron los niveles de riesgo de la zona de estudio.

Tabla 9. Susceptibilidad a deslizamientos. Modificado de Stefanidis y Stathis (2018), Bezak et al. (2024).

Descripción	Coefficiente ϕ
Muy alta	0.9
Alta	0.7
Media	0.5
Baja	0.3
Muy baja	0.1

4.6. Cálculo de tendencias en *Google Earth Engine*

El Método de Erosión Potencial (EPM) se aplicó con el fin de reconocer tres escenarios de erosión principales (erosión alta, media y baja) y estudiar la tendencia del Índice de Vegetación Normalizado (NDVI) en zonas representativas de éstos. Para lograr este cometido, se utilizó un código en *Google Earth Engine* (GEE) al cual se le incluyeron los siguientes datos: (1) Perímetros de incendios para facilitar la visualización; (2) Ráster de tasa de erosión para corroborar los polígonos de erosión; (3) Polígonos que encapsulan los tres escenarios de erosión, digitalizados manualmente sobre el ráster de tasa de erosión.

El código admite parámetros de visualización de la capa ráster, permite representar el área de estudio, selecciona las colecciones de Landsat 5, 7 y 8 dentro de las fechas que se le indique, combina las colecciones, grafica la serie temporal de NDVI, calcula la tendencia lineal, exporta la imagen de tendencia a una carpeta en *Google Drive*, entre otras capacidades. Para más detalles revisar la sección 10.2.

Adicionalmente, incluye funciones de máscara para las colecciones de Landsat 5, 7 y 8, en las que aplica factores de escala para las bandas apropiadas y reemplaza las bandas originales con las escaladas para aplicar la máscara final. También tiene funciones para filtrar el ruido, para agregar variables de NDVI, tiempo y las constantes necesarias en los tres satélites asegurando los resultados más precisos.

Se tomaron como referencia dos casos para cada incendio, el primero de estos consistió en estudiar el comportamiento de la tendencia cinco años antes del evento hasta el año 2024; el segundo caso se tomó desde el incendio hasta dos años después del mismo. Estos contextos fueron elegidos para poder comparar los comportamientos a corto y largo plazo del fuego sobre la tasa de erosión.

La geometría de punto que permite añadir *Google Earth Engine* (GEE), fue la base para ejecutar el algoritmo, por lo que manualmente se seleccionó el punto que mejor se ajustara a la resolución del píxel de Landsat, ya que la resolución sobre la que se manejó el resultado de tasa de erosión es de 5 m, comparado con los 30 m de Landsat.

A continuación, las secciones 4.6.1 y 4.6.2 describen los métodos aplicados sobre dos escenarios de erosión: el primero a corto plazo, el segundo a largo plazo.

4.6.1. Análisis de tendencia: NDVI vs fecha

La tendencia del NDVI se obtiene directamente del código de GEE, así que se exportó individualmente un resultado para el escenario de erosión alta, otro para la erosión media y el último para la erosión baja. Luego, se organizaron en un libro de cálculo donde cada hoja representaba el grado de erosión y este se cargó dentro de *Google Colab* para automatizar el proceso de obtener el gráfico de la tendencia y la ecuación que la define con un algoritmo escrito en el lenguaje de programación Python. Para más detalle revisar el apartado 10.3.1.

4.6.2. Análisis de tendencia: tendencia NDVI vs tasa de erosión

En la **Figura 4** se observa el modelo generado en el software QGIS versión 3.28.13-Firenze, donde inicialmente se obtiene un punto sobre cada píxel del ráster de tendencia y posteriormente se añaden los valores de erosión y de cobertura del suelo para obtener una capa vectorial final con la información recopilada. El dato de *Land Cover* se utiliza para verificar que no se han filtrado valores de 0 o de 0.8, ya que equivale a tener nubes, sombras y agua en la zona de estudio. Posteriormente se exportaron estos datos a formato ods y se cargaron a *Google Colab* para poner en marcha un código en el lenguaje de

programación Python (ubicado en el ítem 10.3.2) que permitió obtener los valores de la ecuación de la recta que describe la línea de tendencia entre los valores de la imagen de tendencia del índice de vegetación normalizada y el ráster de la tasa de erosión.

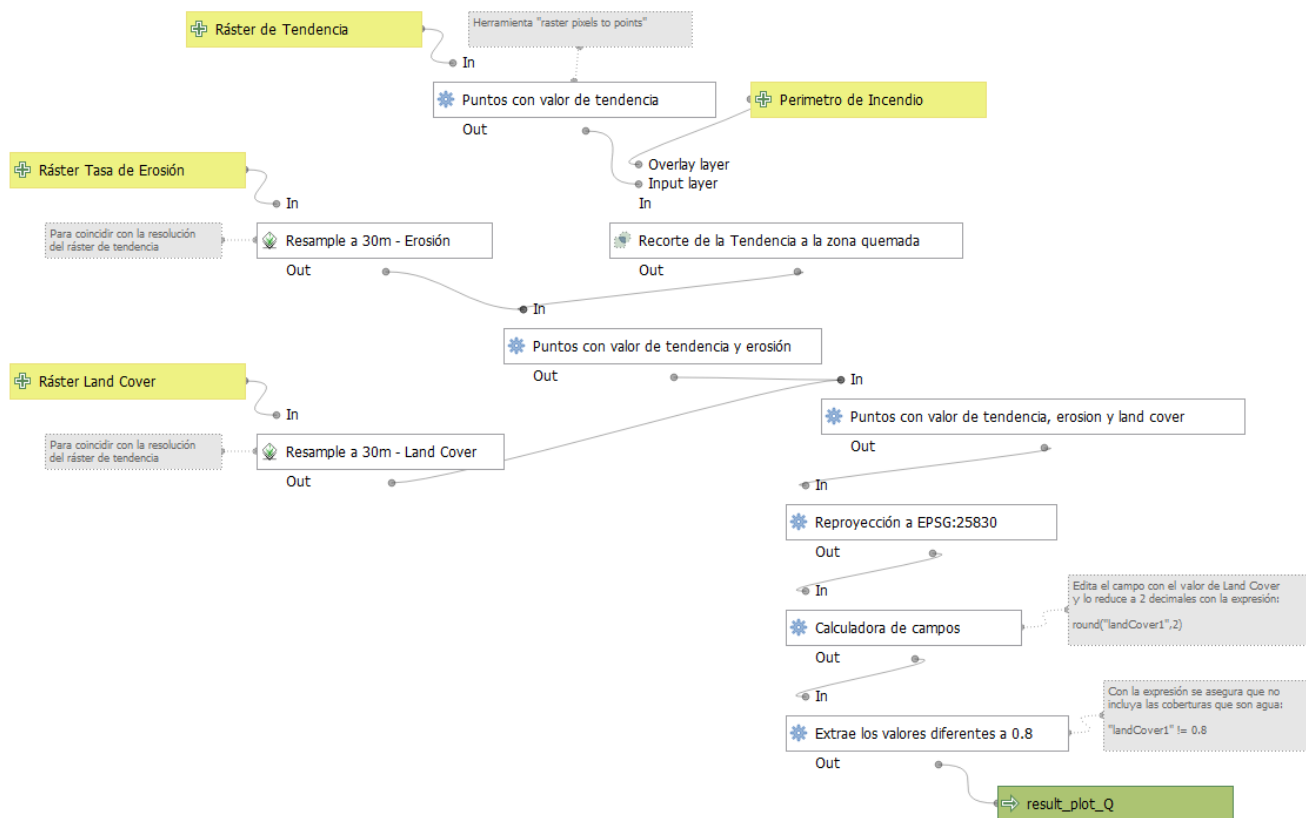


Figura 4. Modelo en QGIS para obtener el valor de tendencia, tasa de erosión y *Land Cover* en un punto.

4.7. Análisis estadístico

El uso de herramientas estadísticas permite un análisis más profundo de los resultados obtenidos, es por ello que se decidió aplicar el test ANOVA o Análisis de la Varianza, el cual se describe como un conjunto de técnicas de complejidad variada, caracterizadas por su gran utilidad. Aplicar el ANOVA permite realizar el análisis sobre cómo varía una variable de respuesta (o continua aleatoria) según unos factores discretos (o de clasificación) (Dagnino, 2014).

Para evaluar el impacto específico de los incendios en los procesos erosivos, se optó por evaluar los perímetros de incendio con zonas control adyacentes no quemadas, ya que esta estrategia metodológica facilita aislar el efecto del fuego y mantener constantes las variables ambientales involucradas en el modelo, permitiendo una línea base para la comparación y aumentando la robustez del análisis. El ANOVA es especialmente útil en este contexto, porque permite evaluar más de dos grupos para encontrar si existen diferencias significativas entre sí. Con lo cual, la creación de dos entornos de análisis (quemado y control) favorece la evaluación simultánea del efecto del fuego en cada zona de estudio, evitando así la posible interpretación errónea de resultados individuales. Por lo tanto, este enfoque proporciona una comprensión más completa del impacto de los incendios forestales y permite matizar el grado de afectación a raíz de los procesos erosivos post-fuego.

El procedimiento que se siguió para obtener las entidades que alimentaron el test ANOVA se muestra en la **Figura 5**. De manera resumida el cometido suponía crear dos áreas buffer a partir del perímetro de cada incendio: una dentro del fuego la cual se refiere a la zona quemada y otra fuera del incendio que corresponde a la zona control, ambas a 10 m de la línea límite de la capa vectorial del perímetro de incendio. Dentro de los buffers se crearon 1,000 puntos aleatorios sobre cada una de estas áreas, con el fin de obtener los valores del modelo de elevaciones, la tasa de erosión, la pendiente, la orientación de la pendiente y el dato de cobertura vegetal en cada punto, generando un total de 2,000 puntos aleatorios

por cada zona de estudio. Finalmente, se agregaron todos los resultados de los cinco incendios en una sola capa de puntos y fue exportada a formato csv (valores separados por coma) para ser tratada en el software Microsoft Excel por medio del complemento XLSTAT. En la **Figura 6** se ejemplifica la distribución de los puntos aleatorios en cada una de las áreas buffer dentro de un fragmento del incendio de Seira.

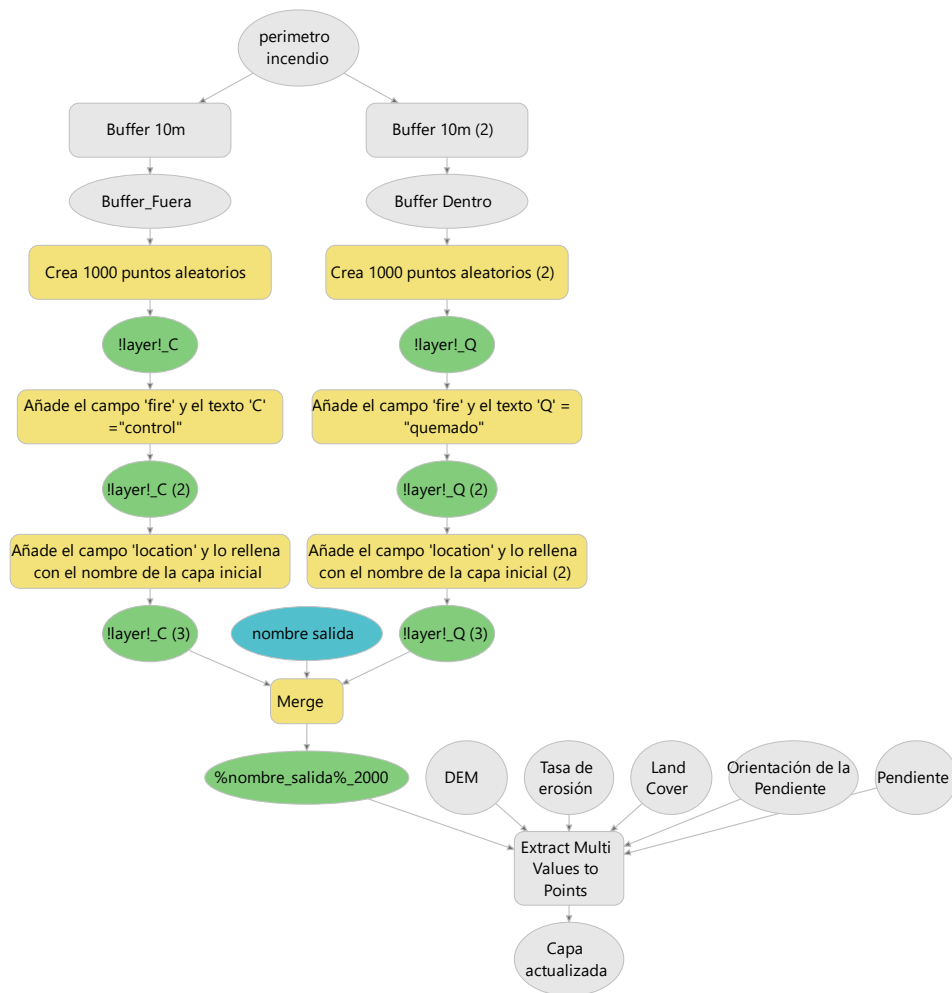


Figura 5. Modelo en ArcGIS Pro para obtener los puntos de muestreo previos al test ANOVA.

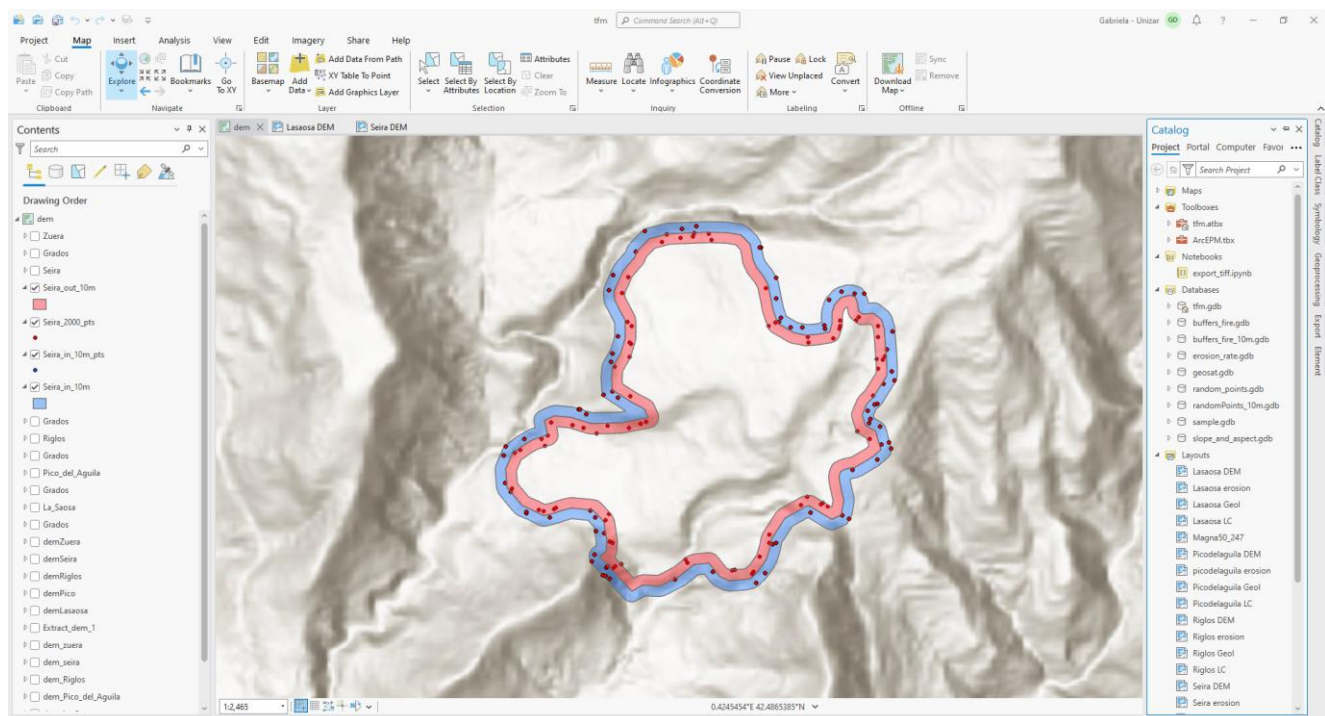


Figura 6. Representación visual de la distribución de puntos dentro de cada área buffer.

La herramienta estadística conocida como XLSTAT es ampliamente renombrada por tener una interfaz intuitiva y una amplia gama de procesos que permiten simplificar el análisis de datos complejos o de alta envergadura, reduciendo el tiempo de trabajo gracias a su capacidad de automatizar tareas y su sensibilidad al error de los datos fuente. En este estudio se utilizaron los siguientes menús: modelado de datos (para el ANOVA), descripción de los datos (para observar el comportamiento de las variables) y preparación de datos (para crear una tabla de contingencia).

5. RESULTADOS

A continuación, se presentan los resultados obtenidos a partir de la metodología previamente descrita. En primer lugar, en el apartado 5.1 se presenta un recorrido de los mapas finales relativos a la distribución espacial de la tasa de erosión obtenida con el Modelo de Erosión Potencial (EPM). La sección 5.2 se centra en el análisis comparativo de las tasas de erosión entre zonas quemadas y grupos control, utilizando estadísticas relevantes obtenidas mediante la herramienta XLSTAT. El subíndice 5.3 muestra los resultados del análisis de tendencia del NDVI a lo largo del tiempo en función de escenarios de erosión, y el 5.4 describe las relaciones entre los ráster de tendencia del NDVI y los de las tasas de erosión.

5.1. Distribución espacial de las tasas de erosión por incendio

En la **Figura 7** se observan los mapas de distribución espacial de las tasas de erosión por incendio forestal, estandarizado con una leyenda común. Se evidencia que Zuera es la zona con las menores tasas de erosión a nivel general y que Pico del Águila muestra zonas donde predomina la erosión alta.

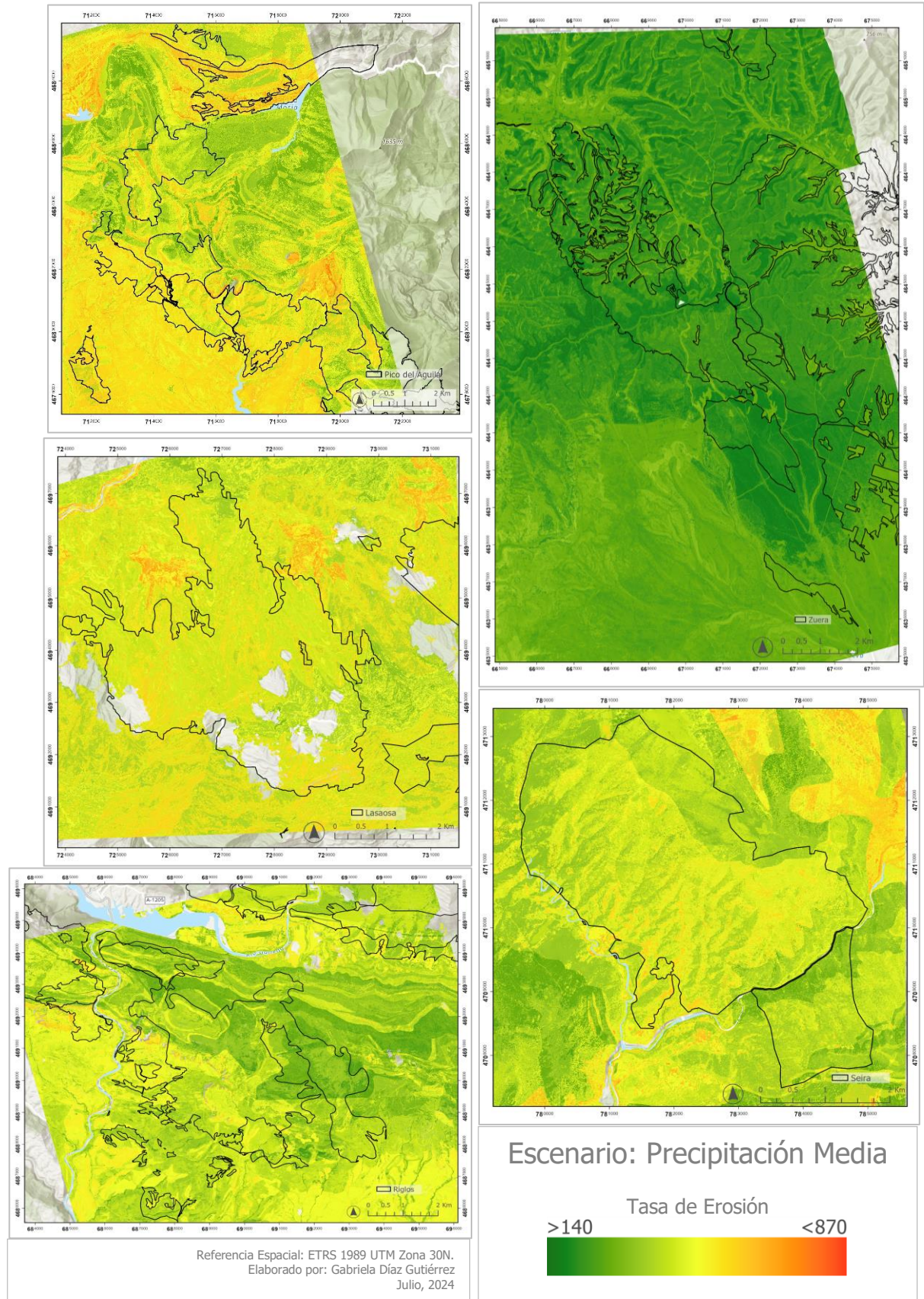


Figura 7. Distribución espacial de las tasas de erosión en las zonas de estudio.

La **Tabla 10** recoge las estadísticas realizadas sobre los puntos aleatorios generados en las áreas buffer quemadas. La zona donde se recogen las menores tasas de erosión se encuentra localizadas en el incendio de los Montes de Zuera, en el escenario de precipitación mínima con $189.25 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}$ y también corresponde al área con menor desviación estándar de sus valores medios. Por otro lado, el perímetro con mayor tasa de erosión es Pico del Águila con $639.73 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}$ en su escenario de precipitación máxima y de igual forma coincide con el territorio que tiene mayor desviación estándar según sus valores medios. Esta información puede ser consultada en la **Tabla 17**.

Tabla 10. Métricas de tasas de erosión por zonas de estudio ($\frac{\text{m}^3}{\text{km}^2 \cdot \text{año}^{-1}}$).

Estadísticas	Tasa de erosión Localización				
	Lasaos	Pico del Águila	Riglos	Seira	Zuera
No. de observaciones	1000	1000	1000	1000	1000
Mínimo	0.00	289.59	0.00	278.94	151.66
Máximo	705.02	665.93	601.48	615.15	383.40
Rango	705.02	376.35	601.48	336.21	231.74
1 ^{er} Cuartil	424.28	373.74	371.94	371.88	216.17
Mediana	458.01	440.02	420.43	413.30	241.21
3 ^{er} Cuartil	555.94	497.03	456.56	452.12	269.37
Suma	442623.18	445994.55	406870.20	415985.67	246093.64
Media	442.62	445.99	406.87	415.99	246.09
Varianza (n-1)	24555.91	6440.20	6814.64	3630.46	1599.72
Desviación estándar (n-1)	156.70	80.25	82.55	60.25	40.00
Coefficiente de variación (n-1)	0.35	0.18	0.20	0.14	0.16
Skewness (Pearson)	-1.93	0.48	-1.86	0.66	0.52
Kurtosis (Pearson)	3.17	-0.36	6.98	0.45	0.15

Para poder obtener el volumen de suelo erosionado por año en m^3 , acotados en la **Tabla 11**, se calculó el área quemada de cada uno de los incendios con el propósito de descartar las zonas sin información por presencia de nubes o sombras. Por consiguiente, la parcela quemada que pierde una mayor cantidad de suelo es Riglos con $16,756.67 \text{ m}^3 \cdot \text{año}^{-1}$, seguida de Pico del Águila, Zuera, Lasaos y por último Seira con $7,356.48 \text{ m}^3 \cdot \text{año}^{-1}$.

Tabla 11. Volumen de pérdida de suelo por zona de estudio.

Zona de estudio	Área (km^2)	Volumen de pérdida de suelo ($\text{m}^3 \cdot \text{año}^{-1}$)
Lasaos	17.53	8,526.59
Riglos	40.18	16,756.67
Seira	16.55	7,356.48
Zuera	50.19	13,090.56
Pico del Águila	30.64	15,308.66

5.2. Análisis estadístico

El análisis de la varianza realizado sobre los datos tuvo un R^2 de 0.552, lo cual sugiere que el modelo obtenido con el ANOVA es capaz de explicar la variabilidad de la tasa de erosión en un 55%. El grado de significancia del valor p es de un 5%, por lo que se asegura que la información que aportan las variables explicativas es significativa. En última instancia, la suma de cuadrados Tipo III revela que la variable “localización del incendio” explica la variabilidad de la tasa de erosión de manera significativa, mientras que la variable “fuego” por sí misma y la interacción “fuego*localización” no tienen un efecto significativo en el modelo. Lo anterior se observa en la **Figura 8**.

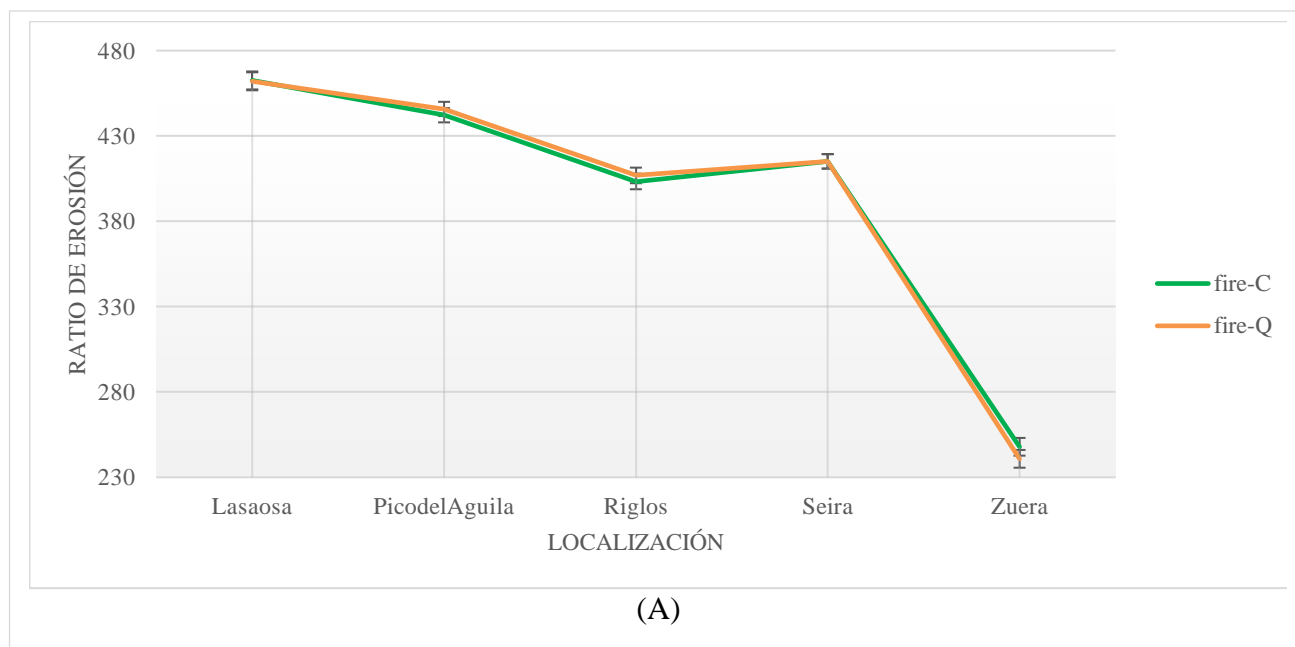


Figura 8. Interacción localización*fuego.

En la **Tabla 12** se observan todas las comparaciones realizadas en el ANOVA de la interacción fuego*localización junto a las medias de mínimos cuadrados (*LS means* en inglés) y las agrupaciones según la homogeneidad de la información, es decir, las categorías que tengan asignada la misma letra equivalen a no tener diferencias significativas entre sí en términos de la tasa de erosión. Basado en esto, ninguna categoría correspondiente a la misma zona de estudio tiene diferencias significativas entre su área control y su equivalente quemado.

Con la intención de conocer la distribución de la cobertura general del suelo a lo largo de la zona de estudio, se obtuvo una tabla de contingencia que relaciona el dato de *Land Cover* y los perímetros de incendio divididos en regiones control (C) y regiones quemadas (Q), recordando que tienen un recorrido de 10 m a partir del límite de los perímetros de incendio iniciales. Esta se puede observar en la **Tabla 13**.

Tabla 12. Resumen de todas las comparaciones de la interacción fuego*localización.

Categoría	LS means (Tasa de Erosión)	Grupos				
Q*Zuera	240.851	A				
C*Zuera	247.903	A				
C*Riglos	403.346		B			
Q*Riglos	406.873		B	C		
Q*Seira	415.051			C		
C*Seira	415.169			C		
C*Pico del Águila	442.121				D	
Q*Pico del Águila	445.830				D	
Q*Lasaosa	462.016					E
C*Lasaosa	462.536					E

Se escogió un umbral del 5% para considerar que existen diferencias entre las coberturas de las áreas control (C) y las áreas quemadas (Q). Dentro de esta categoría el perímetro con una diferencia igual o superior al 5% en tres coberturas es Zuera, con una diferencia de 5% en las coníferas, un 8% en bosque mixto y un 7% en matorrales. Seguidamente se encuentra Riglos, con un 13% en matorrales y un 7% en áreas sin vegetación. Finalmente está la Lasaososa con un 5% de diferencia en la categoría bosque poco denso.

Por otra parte, las zonas de incendio que no superan el umbral definido previamente son Pico del Águila y Seira.

Tabla 13. Tabla de contingencia Incendio vs *Land Cover*.

Incendio \ Cobertura	Coníferas	Bosque mixto	Bosque poco denso	Matorral	Pastizal	Áreas sin vegetación	Total
Lasaosa - C	0.00%	18.34%	59.49%	9.09%	5.90%	7.18%	100.00%
Lasaosa - Q	0.00%	17.50%	64.67%	6.65%	3.73%	7.46%	100.00%
Pico del Águila - C	25.43%	9.01%	26.13%	13.11%	25.03%	1.30%	100.00%
Pico del Águila - Q	25.53%	8.41%	27.63%	13.01%	24.02%	1.40%	100.00%
Riglos - C	14.48%	3.62%	24.97%	35.83%	9.53%	11.58%	100.00%
Riglos - Q	11.45%	2.07%	24.75%	49.07%	7.96%	4.69%	100.00%
Seira - C	19.36%	14.80%	34.47%	13.25%	17.29%	0.83%	100.00%
Seira - Q	20.29%	16.00%	33.84%	14.07%	14.48%	1.33%	100.00%
Zuera - C	19.78%	25.70%	38.94%	10.28%	3.43%	1.87%	100.00%
Zuera - Q	24.70%	33.84%	36.56%	3.05%	0.54%	1.31%	100.00%
Total	17.35%	14.38%	35.24%	17.26%	12.22%	3.55%	100.00%

5.3. Análisis de tendencia: NDVI en el tiempo

En esta sección se encuentran los resultados de los análisis de tendencia del NDVI, considerando los diferentes escenarios de erosión, para cada zona de estudio. Cada perímetro de incendio está dividido en dos subsecciones que representan los períodos de tiempo seleccionados para estudiar la evolución del NDVI: (1) el primero de ellos se extiende desde los cinco años antes del incendio hasta la actualidad -2024- (largo plazo); (2) el segundo se restringe al hiato temporal de dos años de duración justo después de la irrupción del fuego (corto plazo). Se entiende por *gain* y *offset* (en la **Tabla 14**) denominaciones para la pendiente y el intercepto, respectivamente.

El período a largo plazo en Lasaosa se observa gráficamente en la **Figura 9** (A) y muestra la distribución de los datos de NDVI a lo largo del tiempo, se observa que en los tres escenarios de erosión se recoge una tendencia positiva pero poco pronunciada en el orden de una ganancia de 0.000014 hasta 0.000015. En la **Tabla 14** se constatan estos valores, los escenarios de erosión parecen estar vinculados con la magnitud del punto de partida (intercepto), en términos de NDVI; paradójicamente, el más bajo (recordemos que previo al fuego) es el que se corresponden con las zonas de menor intensidad erosiva. En todos los casos los valores actuales superan a los previos al fuego, especialmente en el caso de las zonas de menor tasa de erosión. Por otro lado, el período a corto plazo detallado en la **Figura 9** (B) muestra una disminución en la cantidad de valores comparado con el rango de tiempo anterior, además, coincide la tendencia positiva, pero muy pequeña en los tres escenarios de erosión y al observar la **Tabla 14** es claro que en el momento del incendio la erosión alta tiene un mayor valor de NDVI.

En Riglos, el contexto a largo plazo de la **Figura 10** (A), describen una tendencia positiva muy lenta y gradual en los escenarios de erosión media y baja, pero en el escenario de erosión alta tiende más a un comportamiento fijo donde, si bien la pendiente es positiva, no hay aumento significativo del valor de NDVI. Esto se observa en la **Tabla 14**, donde el valor más bajo de pendiente con diferencia corresponde a la tasa de erosión alta y el punto de partida del NDVI más pequeño es igualmente de la tasa de erosión alta. Por otra parte, en el escenario a corto plazo el comportamiento de la pendiente sigue la misma tendencia que el intervalo anterior, con valores positivos, pero significativamente bajos. En la **Figura 10** (B) la representación visual de la tasa de erosión alta y baja puede lucir diferente, pero si se observa en la **Tabla 14** los valores de pendiente, la diferencia entre sus valores es ínfima. Por último, se destaca que el punto de partida del NDVI al momento del incendio es mayor en el escenario de erosión baja.

En cuanto a Seira, en la **Figura 11** (A) las diferencias en el comportamiento de la tendencia a largo plazo son claras, en las tasas de erosión media y baja la tendencia es positiva, sin embargo, parece que sufre procesos de degradación y recuperación a lo largo del tiempo. Además, en el escenario de alta tasa de erosión se muestra una relativa estabilidad en el valor del NDVI. En la **Tabla 14** se observa que el punto con mayor valor de NDVI en el momento del incendio es la tasa de erosión baja. De igual manera,

el ciclo a corto plazo responde de manera similar al anterior en el escenario de erosión alta, sin embargo, tiene muchos menos datos que los demás escenarios y se observa en la **Figura 11 (B)**. La **Tabla 14** ofrece información sobre los NDVI desde el punto inicial del incendio y los tres valores son considerablemente bajos todos los escenarios.

Zuera tiene un comportamiento interesante en el período a largo plazo, en la **Figura 12 (A)** se observan pendientes positivas, pero contrastando con los datos de la **Tabla 14** es claro que son muy pequeñas. Lo más destacable es que en el escenario con la tasa de erosión más alta, el valor del NDVI desde el punto del incendio hasta dos años después se mantiene alto, con un desarrollo estable de poca variación en los procesos de revegetación y pérdida de la misma. Igualmente, la tendencia del lapso de tiempo a corto plazo es parecida a la anterior, en la **Figura 12 (B)** se observa una mayor pendiente en el caso de erosión baja y pocas variaciones en los escenarios de alta y media erosión. En la **Tabla 14** se puede observar que en la tasa de erosión alta se mantiene el valor alto de NDVI en el punto de partida y su estabilidad a lo largo de los dos años siguientes, mientras que los casos restantes tienen valores más pequeños con diferencia.

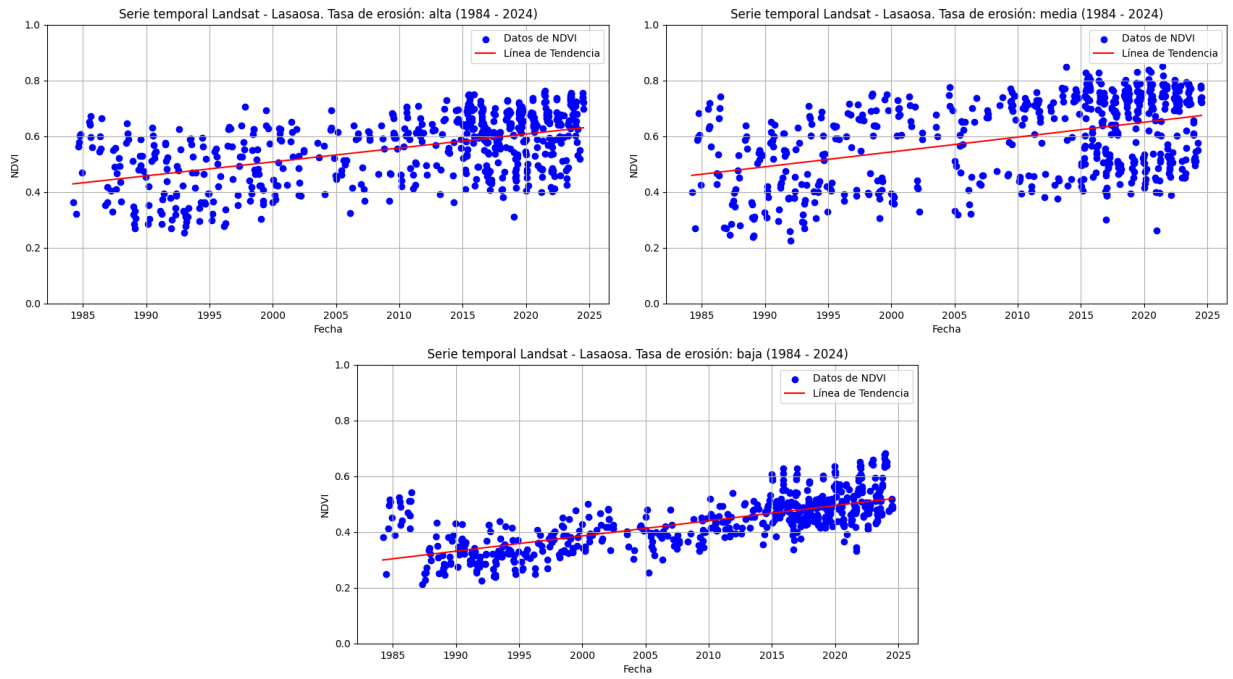
Por último, la evolución del incendio en Pico del Águila se ve muy similar en la **Figura 13 (A)**, con pendientes positivas importantes y valores de partida de NDVI cerca del mismo valor. Si se detalla la **Tabla 14**, es posible observar que efectivamente los valores registrados tanto de pendiente como de intercepto se asemejan en los tres escenarios de erosión. Asimismo, el recorrido que tiene el NDVI en el tramo a corto plazo, evidenciado en la **Figura 13 (B)**, difiere con el anterior en el contexto de erosión baja, ya que, si bien tiene una pendiente positiva, su valor en la **Tabla 14** tiende más a ser estable que a aumentar. En el apartado del intercepto, concuerdan con valores similares entre sí, donde el valor máximo de NDVI lo tiene el escenario de erosión bajo.

Tabla 14. Coeficientes de la ecuación de la tendencia en cada incendio por nivel de tasa de erosión.
Escenario: largo plazo.

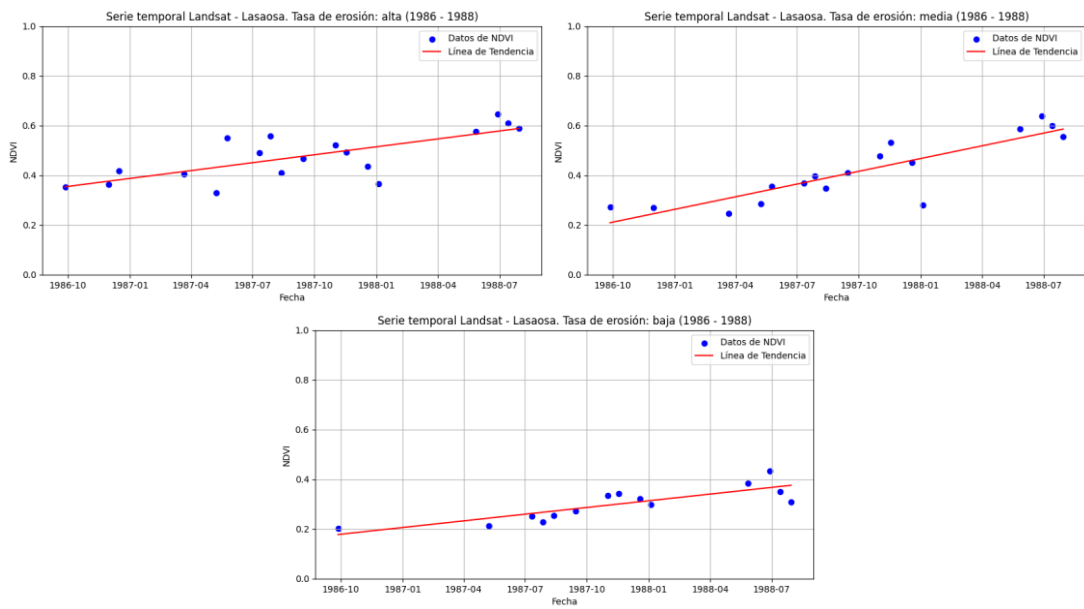
Tasa de erosión	Escenario largo plazo Análisis de tendencia: NDVI vs tiempo									
	Lasaosa		Riglos		Seira		Zuera		Pico del Águila	
	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>
Alta	0.000014	0.43	0.000005	0.32	0.0000021	0.21	0.0000041	0.68	0.000022	0.39
Media	0.000015	0.46	0.000015	0.52	0.0000188	0.33	0.0000069	0.28	0.000017	0.38
Baja	0.000015	0.30	0.000017	0.54	0.0000218	0.44	0.0000242	0.41	0.000027	0.33

Tabla 15. Coeficientes de la ecuación de la tendencia en cada incendio por nivel de tasa de erosión.
Escenario: corto plazo.

Tasa de erosión	Escenario corto plazo Análisis de tendencia: NDVI vs tiempo									
	Lasaosa		Riglos		Seira		Zuera		Pico del Águila	
	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>
Alta	0.00035	0.354	0.00013	0.219	-0.000057	0.222	-0.000065	0.710	0.00038	0.176
Media	0.00056	0.209	0.00045	0.2447	0.00019	0.255	0.00008	0.234	0.00020	0.254
Baja	0.00029	0.177	0.00019	0.457	0.0000409	0.377	0.00017	0.270	0.0000734	0.263

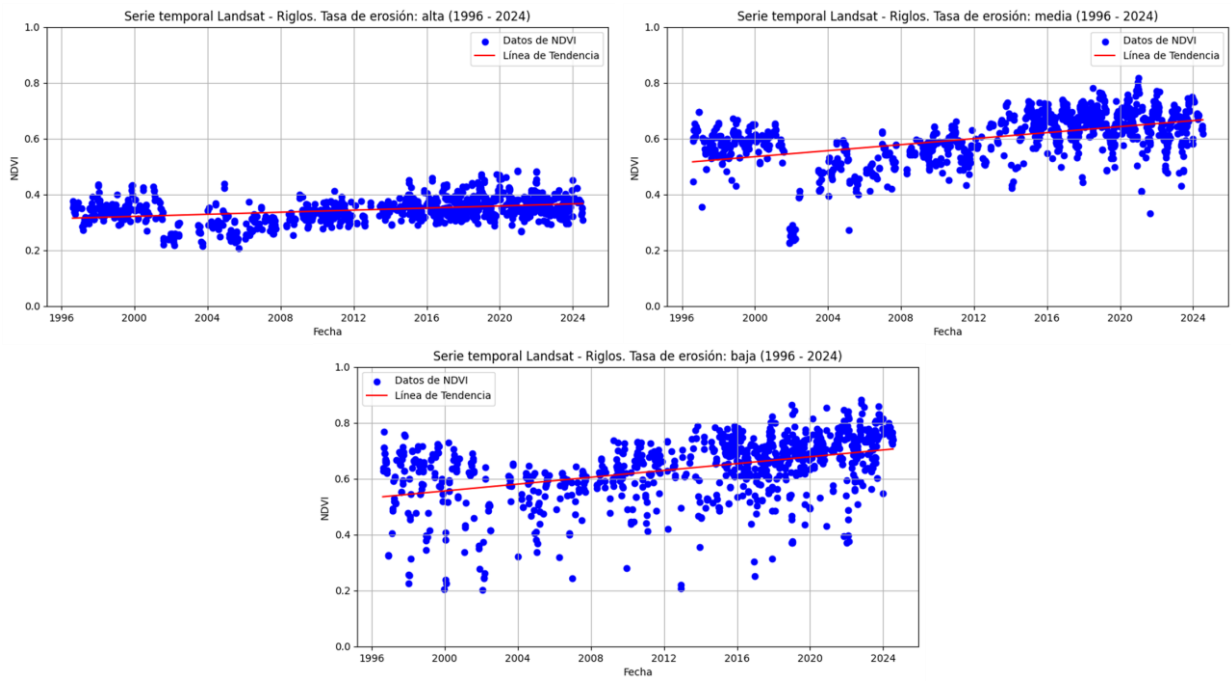


(A)

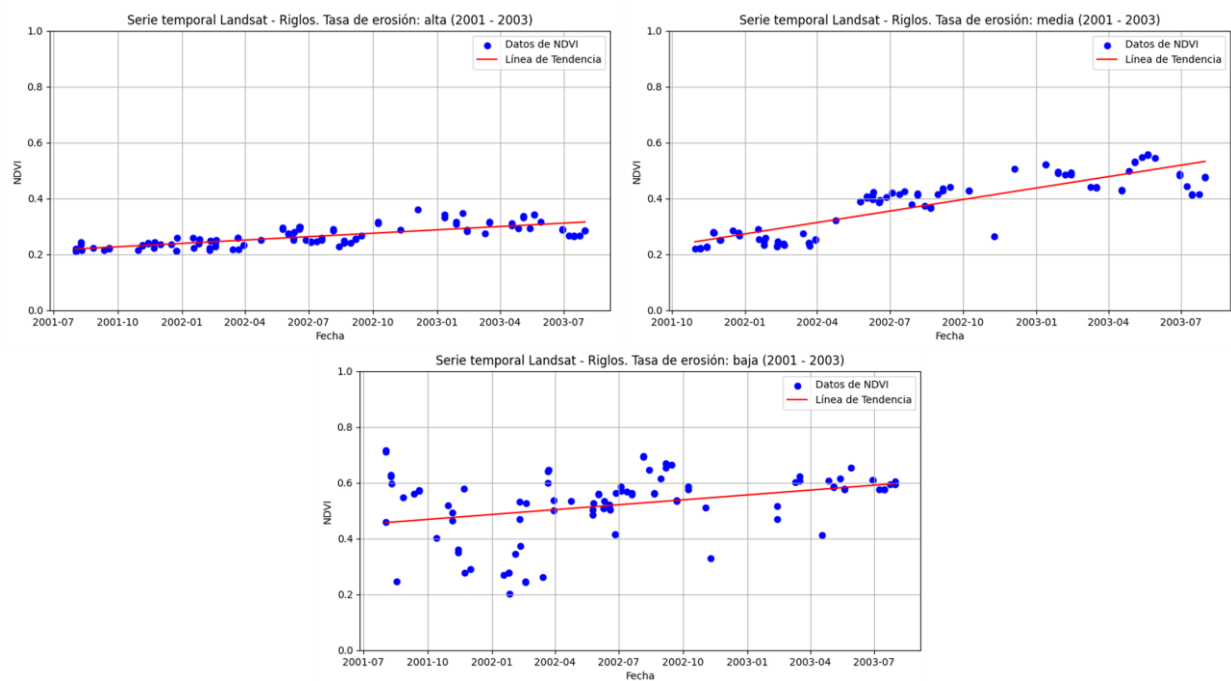


(B)

Figura 9. Diagrama de dispersión del NDVI a lo largo del tiempo con línea de tendencia. Lasaoa. (A) Largo plazo. (B) Corto plazo.

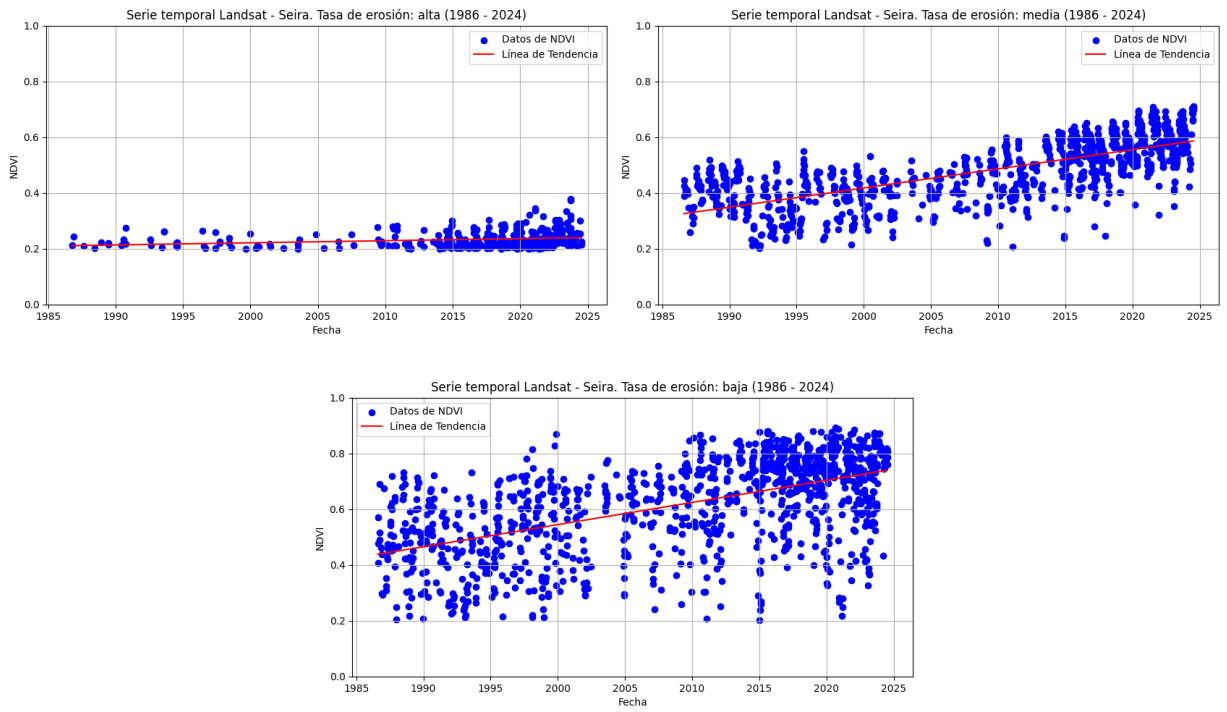


(A)

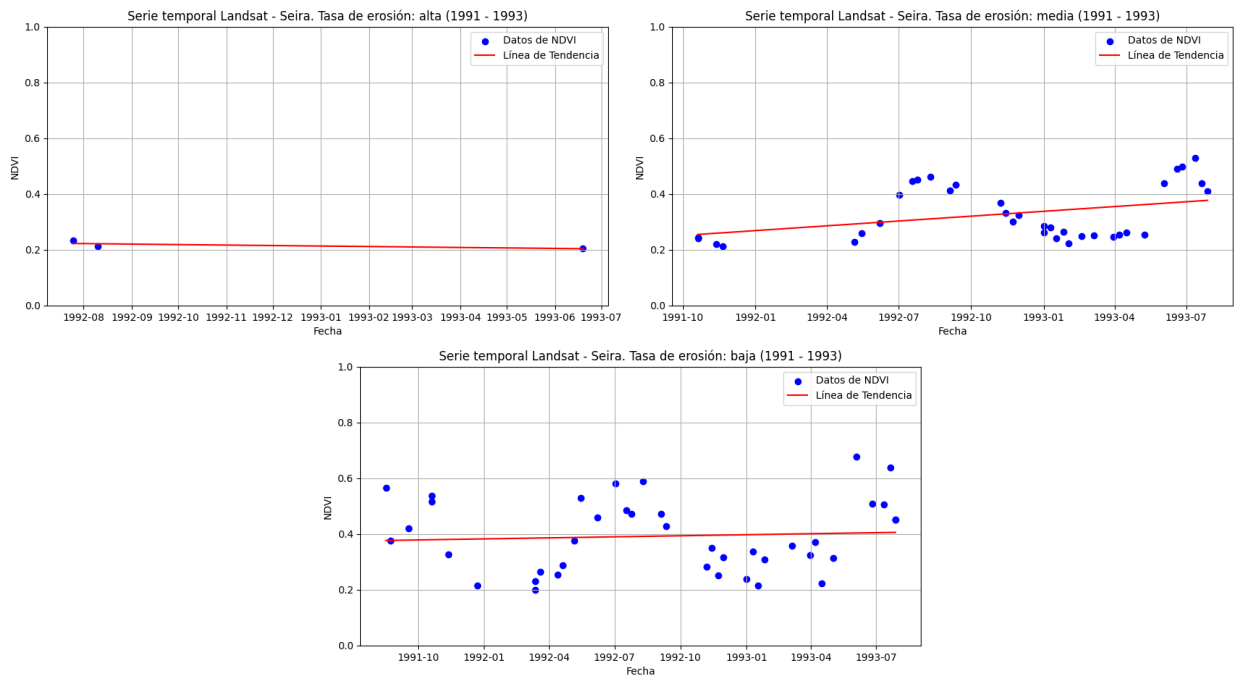


(B)

Figura 10. Diagrama de dispersión del NDVI a lo largo del tiempo con línea de tendencia. Riglos.

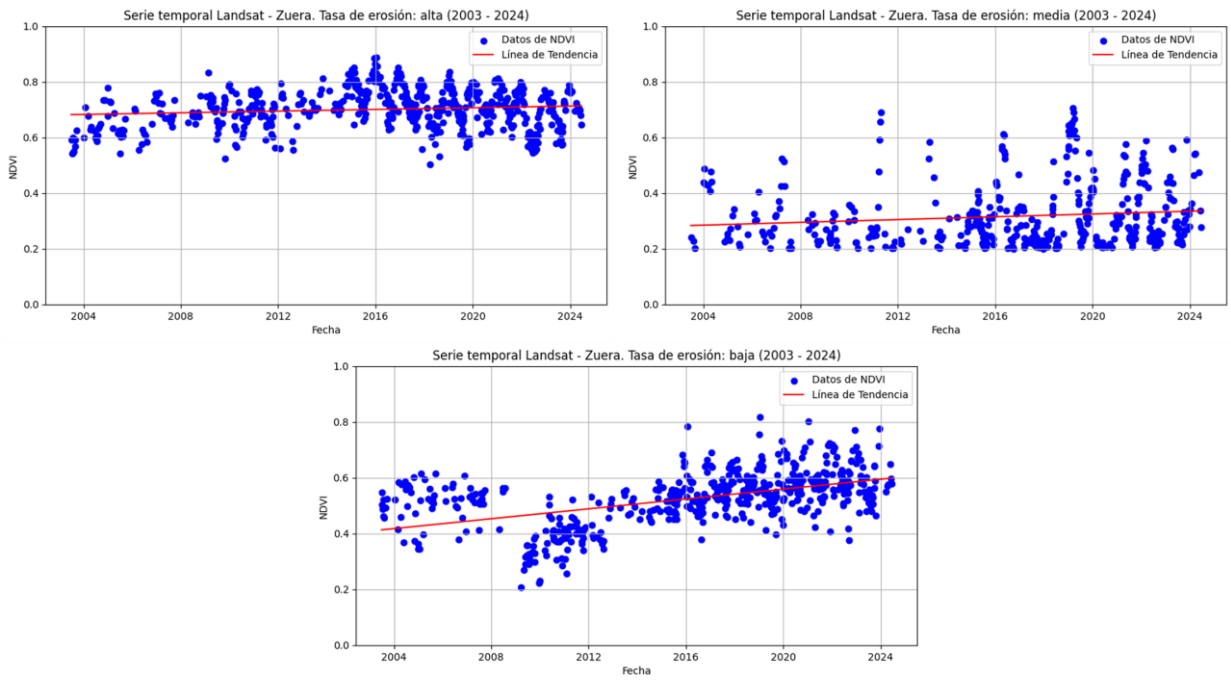


(A)



(B)

Figura 11. Diagrama de dispersión del NDVI a lo largo del tiempo con línea de tendencia. Seira.



(A)

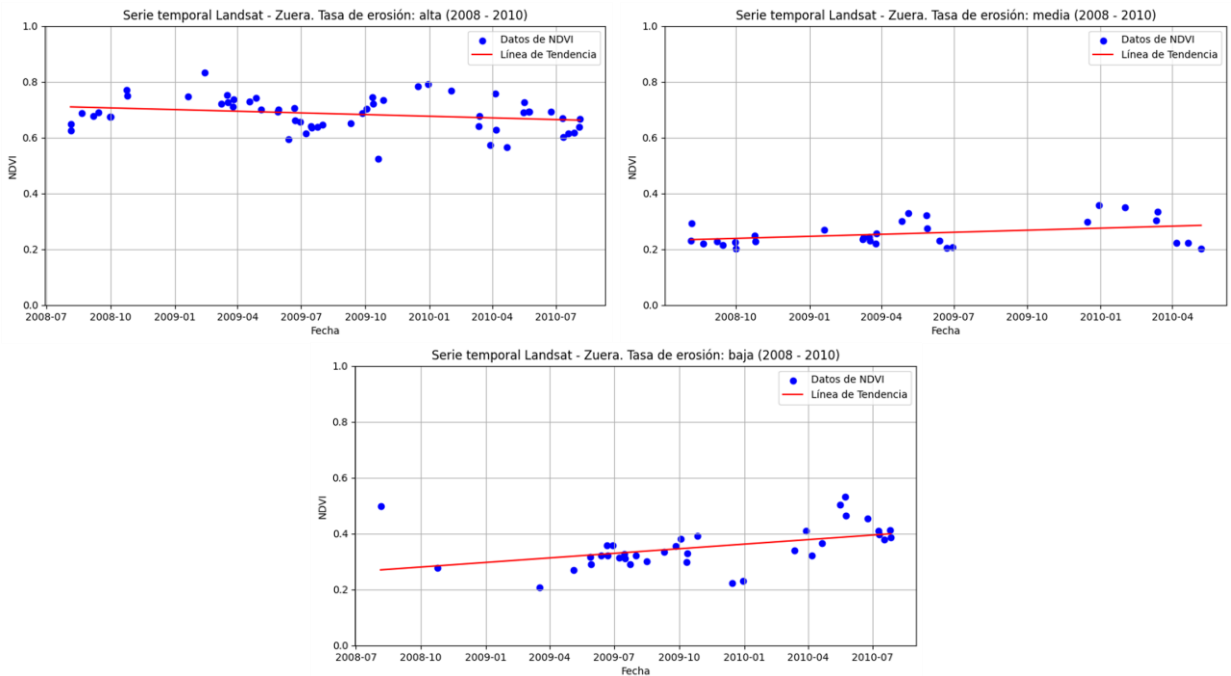
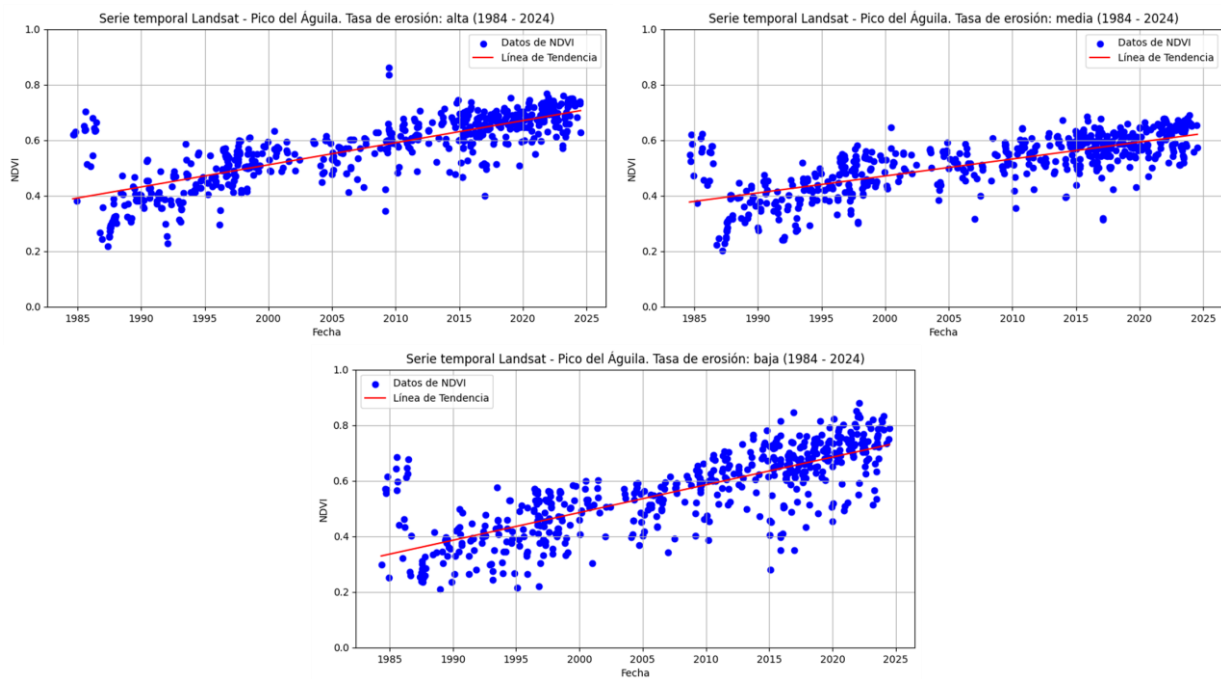
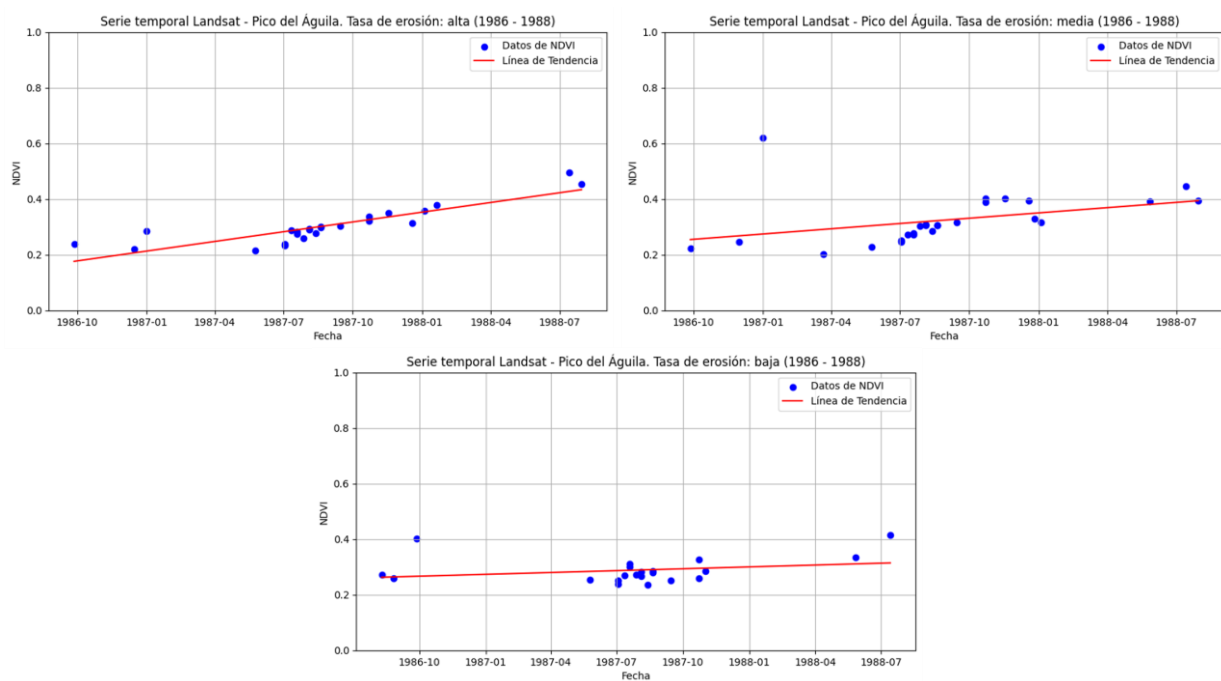


Figura 12. Diagrama de dispersión del NDVI a lo largo del tiempo con línea de tendencia. Zuera.



(A)



(B)

Figura 13. Diagrama de dispersión del NDVI a lo largo del tiempo con línea de tendencia. Pico del Águila.

5.4. Análisis de tendencia: tendencia NDVI vs Tasa de erosión

Este apartado hace referencia a los resultados de los gráficos de tendencia entre los valores de la tendencia del Índice de Vegetación Normalizada (NDVI) y el dato de la tasa de erosión en el mismo punto de referencia.

La tendencia de Lasaosa se muestra en la **Figura 14 (A)** se observa un comportamiento similar del grupo de datos en ambos escenarios de tiempo, con un conjunto de valores concentrado cerca de los $450 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}^{-1}$. Para evaluar la relación que existe entre ambas variables, es pertinente observar la **Tabla 16**, ya que con esta se puede corroborar que la representación gráfica que tienen las líneas de tendencia dibujadas corresponde a los valores bajos de pendiente en la tabla, y, además, se destaca la tendencia positiva del intervalo de tiempo de 5 años antes del incendio hasta 2024 contra el lapso desde el incendio hasta dos años después de este. Por último, los puntos de partida de los valores de tendencia también difieren, con un valor mucho más alto de tendencia de NDVI en el contexto de los dos años después del incendio.

El caso de Riglos está detallado en la **Figura 14 (B)**, donde se muestran datos dispersos ambos tramos de tiempo seleccionados, sin ningún *clúster* representativo del comportamiento de las variables. En la **Tabla 16** se muestra la tendencia positiva en el segmento de 2 años comparado con la respuesta negativa del escenario de 5 años, pero no hay indicativo de si esta diferencia es estadísticamente significativa. Finalmente, el valor del intercepto continúa siendo mayor en la fase de 2 años.

La representación visual de los datos de Seira en la **Figura 14 (C)** muestra una zona común cerca de los $470 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}^{-1}$, sin embargo, los valores en la tendencia NDVI son muy dispersos como para contrastar ese valor. En la **Tabla 16** se observa que ambos escenarios tienen una pendiente negativa, pero el grado de aumento de la misma difiere en los intervalos de tiempo. Se mantiene la diferencia de valores de intercepto, donde el ciclo a corto plazo es mayor que el de largo plazo.

La **Figura 14 (D)** evidencia la distribución de la relación entre las variables en Zuera, donde la diferencia entre escenarios es significativa. Por un lado, la fase de 2 años después del incendio tiene tendencias cercanas a cero y con valores de erosión expresados desde 150 a $350 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}^{-1}$, en cambio, el intervalo de 5 años antes del incendio en Zuera muestra una concentración mayor en el rango desde 150 a $270 \text{ m}^3/\text{km}^2 \cdot \text{año}^{-1}$ aproximadamente. Si se comparan los datos de tendencia de la **Tabla 16**, la tendencia en el caso de largo plazo es significativamente mayor (con tendencia a disminuir por ser negativa) que si se compara con el escenario a corto plazo (que es estática, sin subida o bajada constante). Es importante destacar que, en este caso particular, los valores de intercepto son similares, pero tienen signos opuestos, indicando un punto de partida de tendencia contrario.

Las gráficas representadas en la **Figura 14 (E)** destacan por mucha dispersión en sus datos, sin ninguna agrupación de valores importante. No obstante, se confirma con la **Tabla 16** la diferencia en la expresión de la tendencia en ambos casos, en el escenario de 5 años antes la inclinación de los datos es negativa, mientras que en el caso de 2 años después es positiva. Por último, los valores del intercepto indican que parten, como en la mayoría de los casos ya descritos, desde puntos diferentes en cuanto a valores de

Tabla 16. Coeficientes de la ecuación de la tendencia por período de tiempo en cada incendio.

Perímetros de Incendio	Intervalos de tiempo del Análisis de tendencia: NDVI vs Tasa de erosión			
	Largo Plazo		Corto Plazo	
	<i>gain</i>	<i>offset</i>	<i>gain</i>	<i>offset</i>
Lasaosa	0.00000164	0.005	-0.0000212	0.118
Riglos	-0.00000432	0.006	0.0000565	0.071
Seira	-0.00000470	0.006	-0.00000635	0.063
Zuera	-0.00002476	0.010	0.00012	-0.014
Pico del Águila	-0.00000771	0.010	0.0000814	0.064

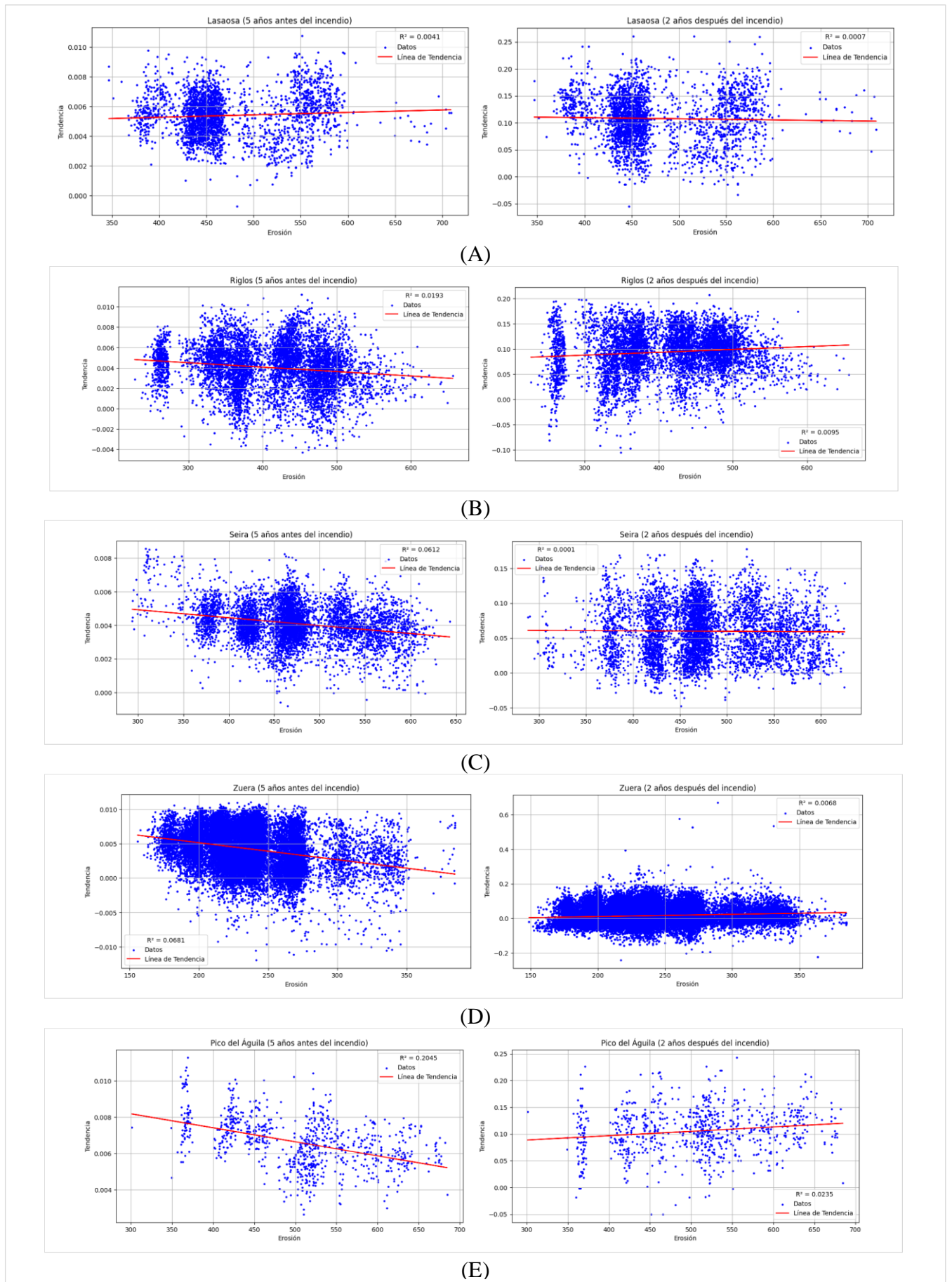


Figura 14. Diagrama de dispersión de la tendencia del NDVI y la Tasa de Erosión (*largo y corto plazo*).
 (A) Lasaosa. (B) Riglos. (C) Seira. (D) Zuera. (E) Pico del Águila.

6. DISCUSIÓN

Con el fin de facilitar la lectura de este apartado, se dividieron en secciones los puntos clave de la discusión. Esta organización permite una exploración más detallada y sistemática de los resultados.

6.1. Distribución espacial de las tasas de erosión

En el marco de esta investigación, se seleccionaron cinco zonas de estudio, representadas por perímetros de incendios forestales, que forman parte integral del proyecto "Análisis dinámico de la resiliencia de los Paisajes Forestales afectados por el Fuego mediante indicadores espectrales multisensor (PaF)". Los criterios principales de selección se dividen en: la disponibilidad de información descriptiva detallada, la variabilidad en la frecuencia de ocurrencia de incendios, y la diversidad geográfica. Primeramente, los perímetros escogidos, al estar incluidos en el proyecto "PaF", ofrecen un conjunto de datos descriptivos sólido y coherente. En segundo lugar, la diversidad de fechas registradas es destacable, abarcando desde casos como Seira, que tiene un único registro de incendio, hasta Pico del Águila, que hasta diez eventos de fuego. Como tercer punto está la distribución geográfica, por ejemplo, la proximidad geográfica entre Lasaosa y Pico del Águila facilita un análisis comparativo directo, mientras que la inclusión de Riglos, también ubicada en la provincia de Huesca, aporta una dimensión adicional de variabilidad local. Seira, aunque situada en la misma provincia, se distingue por presentar el mayor valor de altitud promedio sobre el nivel del mar entre las áreas seleccionadas, lo cual permite diversificar la zona de estudio. Finalmente, la participación de Zuera, aumenta el contraste en términos de elevación, ya que es el perímetro con menor valor de altura sobre el nivel del mar, con una diferencia de 695 msnm comparado con el área con mayor altitud.

El análisis de la tabla de contingencia donde se relaciona el dato de *Land Cover* y el estudio individual de la composición litológica predominante en los perímetros de estudio revela un grado medio-bajo de heterogeneidad en estos aspectos. En cuanto a la vegetación, prevalece la distribución de los bosques poco densos en cuatro de las cinco áreas: Lasaosa, Seira, Zuera y Pico del Águila. Riglos, por su parte, se diferencia por la predominancia de formaciones de matorral. La diversidad litológica, por otro lado, es mayor que la cobertura vegetal, mientras Zuera y Seira comparten un sustrato principalmente calizo, el Pico del Águila se caracteriza por la abundancia de limos. Lasaosa presenta una composición mixta de arena y areniscas, por último, Riglos se distingue por la presencia de calizas, areniscas y lutitas.

Esta variabilidad geológica y de cobertura vegetal se ve acompañada por un gradiente climático Sur - Norte. Los datos de temperatura y precipitación media anual delimitan un espectro que va desde condiciones más cálidas y secas en Zuera (13°C, 450 mm) hasta un clima más frío y húmedo en Seira (9.45°C, 863 mm). Entre estos extremos se sitúan Riglos (12.24°C, 671 mm), Pico del Águila (11°C, 845 mm) y Lasaosa (10°C, 873 mm). Dicha diversidad permite examinar cómo los factores ambientales específicos de cada área influyen en los procesos erosivos especialmente tras los incendios forestales y ofrecen una comprensión más completa de la dinámica de erosión en ecosistemas mediterráneos afectados por el fuego.

En términos generales, de los datos de tasas de erosión obtenidos mediante el método Gavrilovic surgen aristas a la hora de realizar su interpretación mesológica. Por un lado, Zuera presenta los datos más bajos de tasa de erosión y la menor fluctuación en sus valores promedio en cada uno de los escenarios de precipitación calculados. Esto puede ser atribuido a factores climáticos, ya que corresponde al clima más cálido y seco, por lo que las precipitaciones no afectarán en gran medida; también tiene los valores más bajos de elevación y pendiente promedio, lo cual aumenta su resistencia a la erosión, sumado a que predominan las calizas terciarias en esta zona y éstas, según el modelo, son indicadores de bajo componente erosivo.

Pico del Águila destaca como el perímetro que tiene mayor tasa de erosión, y se explica por la combinación de valores altos de altitud, pendiente promedio pronunciada, composición litológica principalmente limosa y altas precipitaciones. En cambio, Lasaosa, que es su vecino geográfico, es el segundo perímetro con mayor altitud sobre el nivel del mar; sin embargo, no tiene tasas de erosión extremas debido a que su valor de pendiente media es la segunda más baja y tiene una composición litológica

mixta de areniscas y lutitas menos erodibles. En el contexto de pérdida de suelo, Riglos lidera la lista por razones como su pendiente pronunciada, el dominio de matorrales como cobertura general de la zona, los cuales protegen en menor medida el suelo y aumentan la vulnerabilidad a la erosión y su régimen bajo de precipitaciones comparado con las demás zonas de estudio. Por último, si bien Seira tiene los valores más altos de elevación y de pendiente, presenta la menor pérdida de suelo total de todas las áreas de estudio; este valor puede obedecer a la presencia de más del 50% de cobertura repartido entre cubiertas como bosque poco denso, bosque mixto y coníferas, aumentan la protección contra los agentes erosivos. Además, su clima frío y húmedo favorece la recuperación de la vegetación post-incendio, reduciendo el nivel de erosión en la zona.

El análisis de los patrones espaciales de erosión, derivados de la cartografía generada, revela una compleja interacción entre los factores litológicos, la cobertura del suelo y las características topográficas en las cinco zonas de estudio. Estas interacciones muestran variaciones significativas entre las áreas analizadas, lo que subraya la importancia de considerar las condiciones locales en la evaluación y gestión de la erosión post-incendio.

En Lasaosa, la ausencia de patrones de erosión alta dentro del perímetro de estudio, sugiere que los factores locales, posiblemente relacionados con la topografía o las prácticas de manejo del suelo, podrían tener una influencia más significativa que la litología o la cobertura vegetal general. Por otro lado, Riglos presenta patrones espaciales que parecen corresponder principalmente con la distribución litológica, sin una relación clara con la cobertura del suelo. Esta observación resalta la importancia de la geología en la determinación de las tasas de erosión en esta área, posiblemente debido a la variabilidad en la resistencia de los diferentes tipos de roca a los procesos erosivos.

El incendio de Seira demuestra una leve relación entre los patrones de erosión y la cobertura del suelo, ya que, en las áreas desprovistas de vegetación se representan las tasas de erosión más elevadas. Este comportamiento lo comparte con el Pico del Águila, donde los resultados cartográficos indican una correspondencia parcial con la cobertura del suelo y casualmente también en las áreas desprovistas de vegetación, en este caso los patrones espaciales tampoco están anidados a la geología, principalmente por la variación litológica limitada.

En último lugar se encuentra Zuera y presenta un escenario más complejo que los descritos donde los patrones de erosión responden tanto a la cobertura del suelo como a la geología, sobre todo en las áreas cultivadas, donde se nota la delimitación de los niveles de la tasa de erosión. Sin embargo, las zonas extendidas con una tasa de erosión alta estable se encuentran fuera del perímetro de incendio.

Teniendo en cuenta que el alcance de esta investigación era evaluar la tasa de erosión, la cual se considera como una medición de cuánto suelo se está perdiendo en realidad, para monitorear lo evolución en el tiempo o para evaluar la situación actual y el impacto de los factores involucrados, no fue posible comparar los datos obtenidos con los del Inventario Nacional de Erosión de Suelos, ya que esta entidad registra valores de erosión potencial por niveles, lo que se conoce como el peor escenario posible de erosión, para identificar áreas críticas y diseñar estrategias de mitigación. Además, la metodología que aplicaron solo tuvo como referencia tres factores del método RUSLE como el índice de erosión pluvial, la erodibilidad del suelo y la topografía.

6.2. Análisis estadístico

El Análisis de la Varianza o ANOVA permitió la realización de comparaciones simultáneas entre múltiples grupos. En el contexto de esta investigación, se obtuvieron valores de tasas de erosión en dos áreas distintas: una zona control y un área afectada por el fuego, ambas ubicadas a 10 metros del límite del perímetro del incendio. La hipótesis inicial sugería la existencia de diferencias significativas entre estas divisiones, con la expectativa de que las parcelas afectadas por el incendio presentarían indicadores de erosión más elevados. Sin embargo, los resultados obtenidos contradicen rotundamente esa hipótesis inicial. En ninguno de los perímetros de incendio existen diferencias significativas. Más aún, en localidades como Seira y Lasaosa, los valores medios de tasa de erosión son iguales y en el caso de Zuera, resulta más inesperado, porque los datos indican que la sección quemada presenta una tasa de erosión inferior (aunque no significativa) que la que tiene el área control.

Adicionalmente, los gráficos resultantes del estadístico ANOVA muestran con claridad la contradicción de la hipótesis inicial. Contrario a lo esperado, el factor que mejor explica la variabilidad en las tasas de erosión resultó ser la localización geográfica, y no el hecho de haber experimentado un incendio forestal, independientemente del año del fuego. Este hallazgo sugiere que las características intrínsecas de cada perímetro estudiado, tales como la topografía, geología/litología, patrones climáticos, entre otros, ejercen una influencia mayor sobre los procesos erosivos que el impacto directo del fuego. Además, la interacción entre el factor fuego y la localización tampoco fue determinante, por lo que se sugiere eliminarla del modelo en futuras aplicaciones. Por lo tanto, los resultados obtenidos resaltan la complejidad de los procesos erosivos en ecosistemas mediterráneos y ponen en el punto de mira la importancia de considerar los aspectos del paisaje al evaluar la vulnerabilidad a la erosión post-incendio (Wittenberg e Inbar, 2009). Concretamente, este resultado permite abrir nuevas líneas de investigación para explorar de manera detallada cada una de las zonas de estudio de manera individual, para determinar patrones de erosión a largo plazo.

Cabe destacar que la comparación de los resultados obtenidos mediante el análisis ANOVA en este trabajo con publicaciones previas presenta limitaciones de índole metodológico. Tradicionalmente, cuando se realiza un estudio de campo que involucra temáticas de erosión, los investigadores se suelen centrar en una única zona de estudio, contrario a lo que se realiza en esta tesis con cinco áreas en simultáneo. Por este motivo, se dificulta la comparación directa con literatura existente en este ámbito de estudio. Autores como Cerdà y Doerr (2005) han estudiado los efectos del fuego en la erosión del suelo y se centraron en un distrito de Valencia, España, argumentando que el estudio a largo plazo de un solo sitio es indispensable para comprender la dinámica de la erosión post-incendio. De manera similar, Robichaud et al. (2013) analizaron en Colorado, Estados Unidos, una única área incendiada destacando "el enfoque en una localización específica permite un análisis más detallado de los factores que influyen en la erosión post-incendio". El enfoque de metodología utilizado en este informe apunta a un enfoque novedoso, que supone un desafío mayor para la posterior contextualización de resultados dentro de un marco más amplio en el contexto de los análisis de erosión post-incendio. Como señalan Moody et al. (2013) en su revisión de la literatura, "la mayoría de los estudios de erosión post-incendio se centran en áreas geográficas específicas, lo que limita la generalización de los resultados a escala regional o global".

6.3. Análisis de tendencia

6.3.1. NDVI vs tiempo

El análisis de las tendencias del Índice de Vegetación Normalizado en las cinco zonas de estudio reveló patrones complejos y variados, tanto en el período de largo plazo (5 años antes hasta el año 2024) y corto plazo (desde el incendio hasta 2 años después).

En términos de magnitud de cambio, el período a largo plazo tiene pendientes con valores en el orden de 0.00001 y 0.000001, lo cual indica cambios graduales y sutiles en el NDVI. En contraste, el período a corto plazo muestra pendientes mayores, del orden de 0.0001 y 0.001, esto sugiere una dinámica de cambio mucho más rápida y pronunciada en la cobertura vegetal. Si, además, se estudia en conjunto con la dirección de la tendencia, los resultados a largo plazo coinciden en que todas las zonas tienen tendencias positivas con variación en sus magnitudes, lo que conlleva una mejora gradual en la vegetación. Sin embargo, si se detalla el período post-incendio, se conservan las tendencias positivas, pero las tasas de cambio son considerablemente más altas, esto sugiere una recuperación acelerada de la vegetación. A pesar de esto, existen excepciones dignas de resaltar como en Zuera o en Seira, con tendencias bajas pero negativas en áreas de alta erosión, esto responde a la hipótesis de que estas zonas con alta erosión coinciden con una mayor vulnerabilidad al impacto del fuego.

Es importante mencionar las diferencias entre las categorías de erosión escogidas, ya que, a largo plazo, las variaciones entre ellas son relativamente pequeñas en la mayoría de las zonas, pero si se compara con el rango a corto plazo, la variabilidad entre categorías de erosión aumenta, lo que indica que el impacto del fuego y la posterior recuperación se ven influenciadas en mayor medida por las condiciones locales de erosión. Relacionado con esto, los resultados sugieren diferentes niveles tanto de resiliencia

como de vulnerabilidad en los perímetros estudiados. Lasaosa muestra un alto grado de resiliencia en ambos períodos de tiempo, con tendencias positivas y una recuperación particularmente rápida en el contexto a corto plazo. Por otro lado, Zuera ofrece un contraste interesante, a largo plazo resaltan sus tendencias positivas, incluso en áreas de alta erosión, mientras que post-incendio, el comportamiento que describe es de tendencia negativa, esto sugiere una vulnerabilidad específica al impacto del fuego sobre esas zonas.

Un gran indicativo de comparación de las tendencias en un estudio es el valor del intercepto de la ecuación de la recta, donde se observa el punto de partida de la tendencia estudiada. En este caso, la comparación de interceptos revela un patrón significativo: los valores del período de largo plazo tienden a ser ligeramente superiores que los del rango de corto plazo. Esta diferencia reside en el impacto inmediato y sustancial que tienen los incendios sobre la cobertura vegetal, partiendo de una reducción inicial de los valores de NDVI. No obstante, se resalta la capacidad de regeneración en estos ecosistemas mediterráneos, donde la tendencia ascendente durante los dos años posteriores al incendio sugiere una resiliencia considerable en la mayoría de zonas del estudio.

6.3.2. Tendencia NDVI vs tasa de erosión

Al analizar la relación entre la tendencia del Índice de Vegetación Normalizada y la tasa de erosión en las cinco zonas de estudio, en los dos períodos que se han mantenido en este informe (largo y corto plazo), se evidencian patrones complejos y variados, teniendo en cuenta que la hipótesis de partida consiste en una relación inversa, donde si la tendencia del NDVI es positiva (sinónimo de regeneración vegetal) la respuesta de la tasa de erosión debería ser baja.

En primer lugar, Lasaosa muestra un cambio notable en la relación entre la tendencia NDVI y la tasa de erosión. En el contexto de largo plazo, la relación es positiva pero débil, mientras que en el rango a corto plazo se invierte y pasa a ser negativa conservando la cualidad de un valor bajo. Esto sugiere que, una vez sucede el incendio, las áreas que tienen mayor erosión tienen una recuperación lenta de la vegetación. Por otro lado, Riglos tiene un patrón opuesto, donde en el período largo tiene una relación negativa y luego en el período corto una relación positiva, con lo que se puede suponer que hay una respuesta de recuperación más rápida en áreas de mayor erosión post-incendio, ya sea por intervenciones de restauración o por la presencia de especies pioneras adaptadas a condiciones perturbadas. Similar a Riglos está Pico del Águila, que en el contexto de 5 años antes del incendio a la actualidad presenta una relación negativa de las variables y cambia a positiva en el período desde el incendio hasta 2 años después.

En Zuera se observa el cambio más dramático de todos los perímetros de incendio, donde en el ciclo de larga duración tiene una relación negativa moderada con una pendiente de $-2.476e-05$ y luego pasa a un valor de tendencia positiva con valor de pendiente de 0.00012 , lo cual puede estar relacionado con la respuesta particular de la vegetación en esta parcela. Por último, está Seira, que mantiene una relación negativa en ambas fases, aunque se destaca que la pendiente es ligeramente más pronunciada en el período corto, sugiriendo una consistencia en la dinámica de vegetación con la baja recuperación en este rango de tiempo.

Para reforzar las interpretaciones del análisis y estudiar la fuerza de las relaciones entre las variables, se añadió el valor de R^2 a cada uno de los resultados para evaluar que tan bien se ajusta la línea de tendencia a los datos de los diagramas de dispersión. En general, los datos de R^2 son bajos en todos los datos, permitiendo afirmar que la relación entre la tendencia del NDVI y la tasa de erosión, aunque presente, explica solo una pequeña parte de la variabilidad observada. Se resalta el mayor R^2 en Pico del Águila en el período largo con 0.2045 , pero sigue siendo una relación débil en términos estadísticos.

Este último grupo de resultados sugiere que la relación entre la tendencia del NDVI y la tasa de erosión es compleja y las discrepancias difieren según las zonas de estudio y los períodos de tiempo analizados. El cambio en la dirección de la tendencia entre ambos ciclos de tiempo todas las zonas a excepción de Seira, indica que el impacto del incendio altera indiscutiblemente la dinámica de la vegetación en relación con las tasas de erosión. Lo mencionado concuerda con los hallazgos de Viana-Soto

et al. (2017), autores que estudiaron la respuesta de la vegetación post-fuego y concluyeron que esta puede variar significativamente dependiendo de las condiciones locales y de la severidad del incendio.

Teniendo en cuenta los apartados expuestos en esta discusión y su aporte general a la investigación, sus limitaciones y desventajas, es adecuado mencionar que los resultados obtenidos en este estudio abren nuevas líneas de investigación y sugieren diversos caminos a seguir en el campo del estudio de la erosión relacionada con los incendios y su recuperación vegetal en ecosistemas mediterráneos.

Primeramente, la tasa de cambio en las zonas de estudio subraya la necesidad de investigaciones a largo plazo y concentradas en un área de estudio para lograr cumplir las carencias específicas a nivel local, como mencionan Shakesby y Doerr (2006) en su investigación y hacen referencia a “la respuesta de los ecosistemas mediterráneos a los incendios es altamente variable y depende de múltiples factores locales”. Así pues, futuros estudios especializados en cada parcela de fuego mencionada en este trabajo serían beneficiados en gran medida por esta metodología.

Otro frente de investigación nace a partir de la posibilidad de desarrollar modelos predictivos que puedan anticipar patrones de erosión y recuperación vegetal post-fuego, Veraverbeke et al. (2010) mencionan que los modelos de predicción que incorporan series temporales de índices de vegetación son capaces de ofrecer estimaciones precisas sobre la recuperación de la vegetación en ecosistemas afectados por incendios.

Por último, la rápida recuperación observada en algunos de los perímetros de incendio en el escenario de alta erosión, resalta la importancia de las especies pioneras en el nivel de resistencia a la erosión que aportan, facilitando la regeneración vegetal. Según Pausas y Keeley (2014), el papel de las especies pioneras en la restauración de la vegetación tras un incendio es crucial, ya que son capaces de colonizar rápidamente áreas afectadas y mejorar las condiciones del suelo para especies vecinas. Por este motivo, futuros estudios podrían centrarse en identificar las especies clave de cada territorio y examinar el papel que cumplen en la reducción de la vulnerabilidad a la erosión.

6.4. Aplicación del Modelo de Erosión Potencial

Es importante resaltar las limitaciones del modelo EPM, así como de la escala sobre la cual se trabajó en el presente documento. Los requisitos que tiene la aplicación del método requieren seleccionar una amplia gama de materiales para completar la configuración del terreno con el fin de obtener el resultado de tasa de erosión o volumen de suelo perdido con mayor precisión. Por este motivo, se decidió incorporar información de campo y digital de diferentes entidades públicas y privadas para lograr el objetivo trazado, sin embargo, esta ruta significó un peldaño más en la investigación sobre el cual se deben considerar los resultados y es el factor de escala. A pesar de este panorama, se realizaron los procesos de ajuste correspondientes a cada grupo de datos para asegurar el estándar de calidad del análisis y así, disminuir los errores derivados de esta coyuntura.

En este orden de ideas, la heterogeneidad de la resolución espacial de las coberturas integradas en el método de erosión de Gavrilović puede generar efectos negativos al reducir la precisión de los resultados. En este sentido, aunque las imágenes de satélite Geosat-2 ofrecen una excelente resolución espacial para el análisis de la cubierta vegetal, no se dispone de información al mismo nivel en el caso de los parámetros edáficos. Esta disfunción limita el potencial del análisis integrado, impidiendo una evaluación completa del fenómeno erosivo, lo que puede estar afectando a la precisión y fiabilidad de los resultados obtenidos mediante el método EPM. A su vez, la distribución de puntos de análisis en las zonas limítrofes de los incendios, donde la severidad tiene mayor probabilidad de ser baja, puede estar suavizando las diferencias entre áreas quemadas y los grupos de control, dificultando la evaluación precisa de los impactos del fuego.

El método Gavrilović puede ser calificado como un modelo de fácil aplicación, el cual simplifica los factores con los cuales se lleva a cabo el proceso. Esto lo hace accesible para investigadores que tienen limitados los recursos de captura en campo, permitiéndoles un rango de trabajo más generalizado de las categorías que involucran los datos más complejos como pueden ser la litología y la cobertura vegetal. Estas ventajas pueden acarrear consecuencias directas en el grado de detalle, por ejemplo, al

reemplazar la litología con rangos texturales y de materia orgánica o al sustituir las categorías de *land cover* con una leyenda donde se especifique individualmente cada especie en las zonas de estudio, la precisión global del análisis aumentaría, pero la dificultad de captura de la información también crecería.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos y la comparación con literaturas que evalúan temáticas similares empleando métodos como el ERMiT de Peter R. Robichaud, la USLE de Walter H. Wischmeier y Dwight D. Smith en la década de 1960, la RUSLE de Kenneth G. Renard, George R. Foster, Glenn A. Weesies, y Daniel K. McCool o la versión mejorada del EPM conocido como el modelo IntErO de Velibor Spalevic, entre otros procedimientos que se aplican en la actualidad, es pertinente comentar que el hecho de que existan más de una metodología de trabajo permite ampliar y mejorar la base sobre la cual se comprenden los procesos erosivos en la superficie terrestre. En el contexto de esta investigación se pueden complementar los resultados con otros métodos para constatar metodologías y así fortalecer los aportes de erosión en la comunidad autónoma de Aragón.

7. CONCLUSIONES

La presente tesis ha ampliado la comprensión de la dinámica de erosión, evolución y recuperación vegetal post-fuego en cinco perímetros de incendio en la provincia de Huesca y Zaragoza en Aragón, España. Además, los resultados responden a la pregunta central de la investigación concluyendo que los procesos erosivos a largo plazo están influenciados en mayor medida por los factores inherentes a cada zona que por la ocurrencia de incendios forestales en sí.

El análisis estadístico de los datos obtenidos demostró que no existen diferencias significativas en las tasas de erosión de las áreas afectadas por el incendio contra los grupos control de las zonas no quemadas, esto contradice de primera mano la hipótesis inicial con la que se iniciaba este estudio. Esta información reafirma la solución al interrogante inicial, indicando que la localización geográfica es el factor determinante que explica la variabilidad de las tasas de erosión en este caso de estudio.

Por otro lado, el análisis de tendencias del Índice de Vegetación Normalizada (NDVI) mostró patrones de recuperación vegetal complejos y de naturaleza diversa. Se destacan las tendencias positivas predominantes tanto en períodos de largo como de corto plazo, con tasas de cambio más pronunciadas en el corto plazo. Sin embargo, es importante mencionar que se evidenciaron excepciones en los escenarios de alta erosión en zonas como Zuera y Seira, respondiendo de manera positiva a la hipótesis de que las áreas con mayor erosión son más vulnerables al impacto del fuego, pero no se puede generalizar este extremo porque solo dos de cinco parcelas mostraron este comportamiento.

Similar a lo anterior, la evaluación de la relación entre la tendencia de NDVI y la tasa de erosión reveló una asociación débil entre las variables. Contrario a lo que se podría esperar, no se observó un patrón consistente entre la tendencia de cambio en la cobertura vegetal y los niveles de erosión en las áreas estudiadas. Esta baja relación sugiere que ambos procesos son complejos y no pueden ser explicados mediante la interacción directa entre estas únicas variables.

Conforme a lo expuesto, esta tesis abre nuevas líneas de investigación para explorar y explicar con mayor detalle los patrones de erosión a largo plazo en cada zona de estudio mencionada, con la posibilidad de añadir la variabilidad espacial y temporal de los factores expuestos en este documento. Adicionalmente, la replicabilidad de este estudio se sustenta en que la metodología es reconocida y se ha extendido en múltiples contextos y, también, es que su implementación se hizo por medio de Sistemas de Información Geográfica, la cual es una herramienta que aporta rapidez y solvencia en los diferentes análisis realizados.

8. AGRADECIMIENTOS

Me gustaría empezar agradeciendo a mis padres, Ana y Rafael, por inspirarme siempre a seguir estudiando, por enseñarme a cultivar mi curiosidad y a alcanzar las metas que me propongo, sin ellos, no hubiese logrado cumplir mi sueño de desarrollarme profesionalmente por fuera del país que me vio nacer. A mi hermano Juan, por ser mi compañero fiel y por su apoyo teniendo en cuenta la distancia y las diferencias horarias. Agradezco también a Loli, Javi, Pilar, Sara y Javi Jr., por acogerme con tanto cariño, por su ayuda incondicional y por hacerme sentir en todo momento como una más en casa.

A Mary, tengo tantas cosas que agradecerle que las palabras no le hacen justicia. De principio a fin ha sido el hombro sobre el cual he podido descansar, quien me ha escuchado siempre sin objeción alguna, quien me ha alentado noche y día en este camino tan interesante como retador. Gracias, por las meriendas, los cafés y los *smoothies*, han sido la gasolina que me ha movido en esta aventura.

De igual forma le doy las gracias al Dr. Fernando Pérez-Cabello, mi director de tesis, por brindarme la oportunidad de participar en el Proyecto «Análisis dinámico de la resiliencia de los Paisajes Forestales afectados por el Fuego mediante indicadores espectrales multisensor (PaF)». Su exhaustiva colaboración, orientación y dedicación en todas las fases del proyecto, han sido cruciales para hacer de esta tesis una realidad. Por último, a la Universidad de Zaragoza y a la Facultad de Filosofía y Letras, por su gran gestión telemática de los procesos de matrícula.

9. BIBLIOGRAFÍA

- Bezák, N., Borrelli, P., Mikoš, M., Jemec Auflíč, M., & Panagos, P. (2024). Towards multi-model soil erosion modelling: An evaluation of the erosion potential method (EPM) for global soil erosion assessments. *CATENA*, 234, 107596. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.107596>
- Blinkov, I., & Kostadinov, S. (2010). *Applicability of Various Erosion Risk Assessment Methods for Engineering Purposes*.
- Centro de Información Territorial de Aragón (CINTA). (2011). *Geodatos de Susceptibilidad de Riesgos a escala 1:50.000 de Deslizamientos* [Dataset].
- Cerdà, A., & Doerr, S. (2005). The influence of vegetation recovery on soil hydrology and erodibility following fire: An eleven-year investigation. *International Journal of Wildland Fire International Journal of Wildland Fire*, 14(4), 423-437.
- Cerdà, A., & Robichaud, P. R. (2009). *Fire effects on soils and restoration strategies*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=499787>
- Chuvieco, E., Mouillot, F., van der Werf, G. R., San Miguel, J., Tanase, M., Koutsias, N., García, M., Yebra, M., Padilla, M., Gitas, I., Heil, A., Hawbaker, T. J., & Giglio, L. (2019). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. *Remote Sensing of Environment*, 225, 45-64. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>
- Conedera, M., Krebs, P., Valsecchi, E., Cocca, G., Schunk, C., Menzel, A., Vacik, H., Cane, D., Japelj, A., Muri, B., Ricotta, C., Oliveri, S., & Pezzatti, G. B. (2018). Characterizing Alpine pyrogeography from fire statistics. *Applied Geography*, 98, 87-99. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.07.011>
- Dagnino, J. (2014). *Análisis de varianza*. 43(3), 306-310.
- Depountis, N., Michalopoulou, M., Kavoura, K., Nikolakopoulos, K., & Sabatakakis, N. (2020). Estimating Soil Erosion Rate Changes in Areas Affected by Wildfires. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100562>
- Dragičević, N., Karleuša, B., & Ožanić, N. (2017). Erosion Potential Method (Gavrilović method) sensitivity analysis. *Soil and Water Research*, 12(1), 51-59. <https://doi.org/10.17221/27/2016-SWR>
- European Space Agency (ESA). (s. f.). *GEOSAT-2*. Recuperado 24 de junio de 2024, de <https://earth.esa.int/eogateway/missions/geosat-2>

- Fanetti, D., & Vezzoli, L. (2007). Sediment input and evolution of lacustrine deltas: The Breggia and Greggio rivers case study (Lake Como, Italy). *Quaternary International*, 173-174, 113-124. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2007.02.008>
- Fernández, C., de Castro, C., Calleja, M. E., Sousa, R., Niño, R., García, L., Fraile, S., & Molina, I. (2023). GEOSAT 2 Atmospherically Corrected Images: Algorithm Validation. *Environmental Sciences Proceedings*, 29(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/ECRS2023-16296>
- Fernandez-Manso, A., Quintano, C., & Roberts, D. A. (2016). Burn severity influence on post-fire vegetation cover resilience from Landsat MESMA fraction images time series in Mediterranean forest ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 184, 112-123. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.06.015>
- Gavrilović, S. (1970). Contemporary methods of predicting torrent deposits and erosion mapping (Savremeni načini proračunavanja bujičnih nanosa i izrada karata erozije). *Proceedings of Erosion, Torrent Flows and River Deposits.*, 85-100.
- Gavrilovic, Z., Stefanovic, M., Milovanovic, I., Cotric, J., & Milojevic, M. (2008). Torrent classification – Base of rational management of erosive regions. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 4, 012039. <https://doi.org/10.1088/1755-1307/4/1/012039>
- Girona-García, A., Vieira, D. C. S., Silva, J., Fernández, C., Robichaud, P. R., & Keizer, J. J. (2021). Effectiveness of post-fire soil erosion mitigation treatments: A systematic review and meta-analysis. *Earth-Science Reviews*, 217, 103611. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103611>
- Globevnik, L., Danko, H., Petkovšek, G., & Rubinić, J. (2003). *Applicability of the Gavrilovic method in erosion calculation using spatial data manipulation techniques.*
- Gobierno de Aragón. (2024). *Atlas Climático de Aragón.* Dirección General de Cambio Climático y Educación Ambiental & Dirección General de Ordenación del Territorio.
- 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*, 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Hinsberger, R. (2024). Analysis of heavy precipitation-induced rill erosion. *Environmental Earth Sciences*, 83(11), 354. <https://doi.org/10.1007/s12665-024-11671-6>

- Kazimierski, L. D., Irigoyen, M., Re, M., Menendez, A. N., Spalletti, P., & Brea, J. D. (2013). Impact of Climate Change on sediment yield from the Upper Plata Basin. *International Journal of River Basin Management*, 11(4), 411-421. <https://doi.org/10.1080/15715124.2013.828066>
- Keller, B., Centeri, C., Szabó, J. A., Szalai, Z., & Jakab, G. (2021). Comparison of the Applicability of Different Soil Erosion Models to Predict Soil Erodibility Factor and Event Soil Losses on Loess Slopes in Hungary. *Water*, 13(24), Article 24. <https://doi.org/10.3390/w13243517>
- López, F., Cabrera, M., & Cuadrat, J. M. (2007). *Atlas Climático de Aragón*. Departamento de Medio Ambiente. Gobierno de Aragón.
- Manić, M., Đorđević, M., Đokić, M., Dragović, R., Kićović, D., Đorđević, D., Jović, M., Smičiklas, I., & Dragović, S. (2022). Remote Sensing and Nuclear Techniques for Soil Erosion Research in Forest Areas: Case Study of the Crveni Potok Catchment. *Frontiers in Environmental Science*, 10. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.897248>
- Martínez-Murillo, J. F., & Ruiz-Sinoga, J. D. (2007). Seasonal changes in the hydrological and erosional response of a hillslope under dry-Mediterranean climatic conditions (Montes de Málaga, South of Spain). *Geomorphology*, 88(1), 69-83. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.015>
- Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. (2015a). *Inventario Nacional de Erosión de Suelos. HUESCA*. Centro de Publicaciones del Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/biodiversidad/servicios/banco-datos-naturaleza/1-ines/1memorias/memoriadelinventarionacionaldeerosiondesuelosdehuesca_tcm30-512466.pdf
- Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. (2015b). *Inventario Nacional de Erosión de Suelos. ZARAGOZA*. Centro de Publicaciones del Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente. https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/biodiversidad/servicios/banco-datos-naturaleza/1-ines/1memorias/memoriadelinventarionacionaldeerosiondesuelosdehuesca_tcm30-512466.pdf
- Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. (2022). *Erosión en Cauces por Unidades Hidrológicas. Inventario Nacional de Erosión de Suelos*. [Dataset]. https://www.miteco.gob.es/es/biodiversidad/temas/inventarios-nacionales/inventario-nacional-erosion-suelos/descarga_ines_aragon.html

- Moody, J. A., Shakesby, R. A., Robichaud, P. R., Cannon, S. H., & Martin, D. A. (2013). Current research issues related to post-wildfire runoff and erosion processes. *Earth-Science Reviews*, *122*, 10-37. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2013.03.004>
- Pausas, J. G., & Keeley, J. E. (2014). Evolutionary ecology of resprouting and seeding in fire-prone ecosystems. *New Phytologist*, *204*(1), 55-65. <https://doi.org/10.1111/nph.12921>
- Pausas, J. G., Llovet, J., Rodrigo, A., & Vallejo, R. (2008). Are wildfires a disaster in the Mediterranean basin? – A review. *International Journal of Wildland Fire*, *17*(6), 713-723. <https://doi.org/10.1071/WF07151>
- Pérez-Cabello, F. (2002). *Paisajes forestales y fuego en el Prepirineo occidental oscense: Un modelo regional de reconstrucción ambiental*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:127438495>
- Pérez-Cabello, F., Ibarra, P., Echeverría, M. T., & de la Riva, J. (2010). Post-fire land degradation of *Pinus sylvestris* L. woodlands after 14 years. *Land Degradation & Development*, *21*(2), 145-160. <https://doi.org/10.1002/ldr.925>
- Robichaud, P. R., Elliot, W. J., Pierson, F. B., Hall, D. E., & Moffet, C. A. (2007). Predicting postfire erosion and mitigation effectiveness with a web-based probabilistic erosion model. *CATENA*, *71*(2), 229-241. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2007.03.003>
- Robichaud, P. R., Lewis, S. A., Wagenbrenner, J. W., Ashmun, L. E., & Brown, R. E. (2013). Post-fire mulching for runoff and erosion mitigation: Part I: Effectiveness at reducing hillslope erosion rates. *CATENA*, *105*, 75-92. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2012.11.015>
- Rodrigues, M., Jiménez-Ruano, A., & de la Riva, J. (2020). Fire regime dynamics in mainland Spain. Part 1: Drivers of change. *Science of The Total Environment*, *721*, 135841. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135841>
- Rodrigues Neto, M. R., Musselli, D., LENSE, G., Servidoni, L., Stefanidis, S., Spalevic, V., & Mincato, R. (2022). Soil loss modelling by the IntErO model—Erosion Potential Method in the Machado River Watershed, Minas Gerais, Brazil. *The Journal Agriculture and Forestry*, *68*, 7-21. <https://doi.org/10.17707/AgricultForest.68.2.01>
- Saz, M. Á., Martín, de L., & Serrano-Notioli, R. (s. f.-a). *Promedio anual de precipitaciones*. [Dataset]. <https://icearagon.aragon.es/atlas/Clima/info/atlas-climatico-aragon/promedios-1991-2020/promedio-anual-de-precipitaciones>

- Saz, M. Á., Martín, de L., & Serrano-Notioli, R. (s. f.-b). *Promedio anual de temperaturas medias*. [Dataset]. <https://idearagon.aragon.es/atlas/Aragon/info/medio-natural/climatologia/promedio-anual-de-temperaturas-medias>
- Shakesby, R. A., & Doerr, S. H. (2006). Wildfire as a hydrological and geomorphological agent. *Earth-Science Reviews*, 74(3), 269-307. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2005.10.006>
- Spalevic, V., Djurovic, N., Mijovic, S., Vukelic-Shutoska, M., & Curovic, M. (2013). Soil erosion intensity and Runoff on the Djuricka river basin (North of Montenegro). *Malaysian Journal of Soil Science*, 17, 1-17.
- Stefanidis, S., Chatzichristaki, C., & Stefanidis, P. (2021). AN ArcGIS TOOLBOX FOR ESTIMATION AND MAPPING SOIL EROSION. *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 22, 689-696.
- Stefanidis, S., & Stathis, D. (2018). Effect of Climate Change on Soil Erosion in a Mountainous Mediterranean Catchment (Central Pindus, Greece). *Water*, 10(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/w10101469>
- Veraverbeke, S., Lhermitte, S., Verstraeten, W. W., & Goossens, R. (2010). The temporal dimension of differenced Normalized Burn Ratio (dNBR) fire/burn severity studies: The case of the large 2007 Peloponnese wildfires in Greece. *Remote Sensing of Environment*, 114(11), 2548-2563. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.029>
- Vermote, E. F., Tanre, D., Deuze, J. L., Herman, M., & Morcette, J.-J. (1997). Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3), 675-686. [IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. https://doi.org/10.1109/36.581987](https://doi.org/10.1109/36.581987)
- Vermote, E., Tanre, D., Deuze, J., Herman, M., & Morcette, J.-J. (2006). *Second simulation of a satellite signal in the solar spectrum-vector (6SV)*.
- Viana-Soto, A., Aguado, I., & Martínez, S. (2017). Assessment of Post-Fire Vegetation Recovery Using Fire Severity and Geographical Data in the Mediterranean Region (Spain). *Environments*, 4(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/environments4040090>
- Wilson, R. T. (2013). Py6S: A Python interface to the 6S radiative transfer model. *Computers & Geosciences*, 51, 166-171. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.08.002>

Wittenberg, L., & Inbar, M. (2009). The Role of Fire Disturbance on Runoff and Erosion Processes – a Long-Term Approach, Mt. Carmel Case Study, Israel. *Geographical Research*, 47, 46-56.
<https://doi.org/10.1111/j.1745-5871.2008.00554.x>

10. ANEXOS

En la **Tabla 17** se observan los resultados obtenidos para los escenarios de precipitación mencionados en la metodología (4.4 Datos climáticos). Donde se hace referencia a tres *inputs* de precipitaciones (alta, media, baja) y de las cuales se obtiene un resultado de tasa de erosión individual.

Tabla 17. Métricas de tasas de erosión por zonas de estudio según su escenario de precipitaciones ($\frac{m^3}{km^2 \cdot año^{-1}}$).

Zona	Régimen de Precipitaciones	Tasa de erosión media	Mínimos – Máximos de tasa de erosión
Lasaosa	Baja	400.63	270.12 - 594.63
	Media	486.40	327.95 - 721.92
	Alta	574.96	387.66 - 853.37
Riglos	Baja	333.14	180.67 - 536.59
	Media	417.04	226.17 - 671.72
	Alta	610.63	331.16 - 893.54
Seira	Baja	414.09	253.22 - 599.32
	Media	444.50	271.83 - 643.36
	Alta	521.78	319.08 - 755.21
Zuera	Baja	189.25	106.28 - 316.13
	Media	260.82	146.47 - 435.69
	Alta	313.30	175.94 - 523.34
Pico del Águila	Baja	312.83	174.24 - 476.66
	Media	499.63	278.28 - 761.28
	Alta	639.73	356.31 - 974.75

10.1. Mapas por incendio de los factores incorporados en método de Gavrilovic.

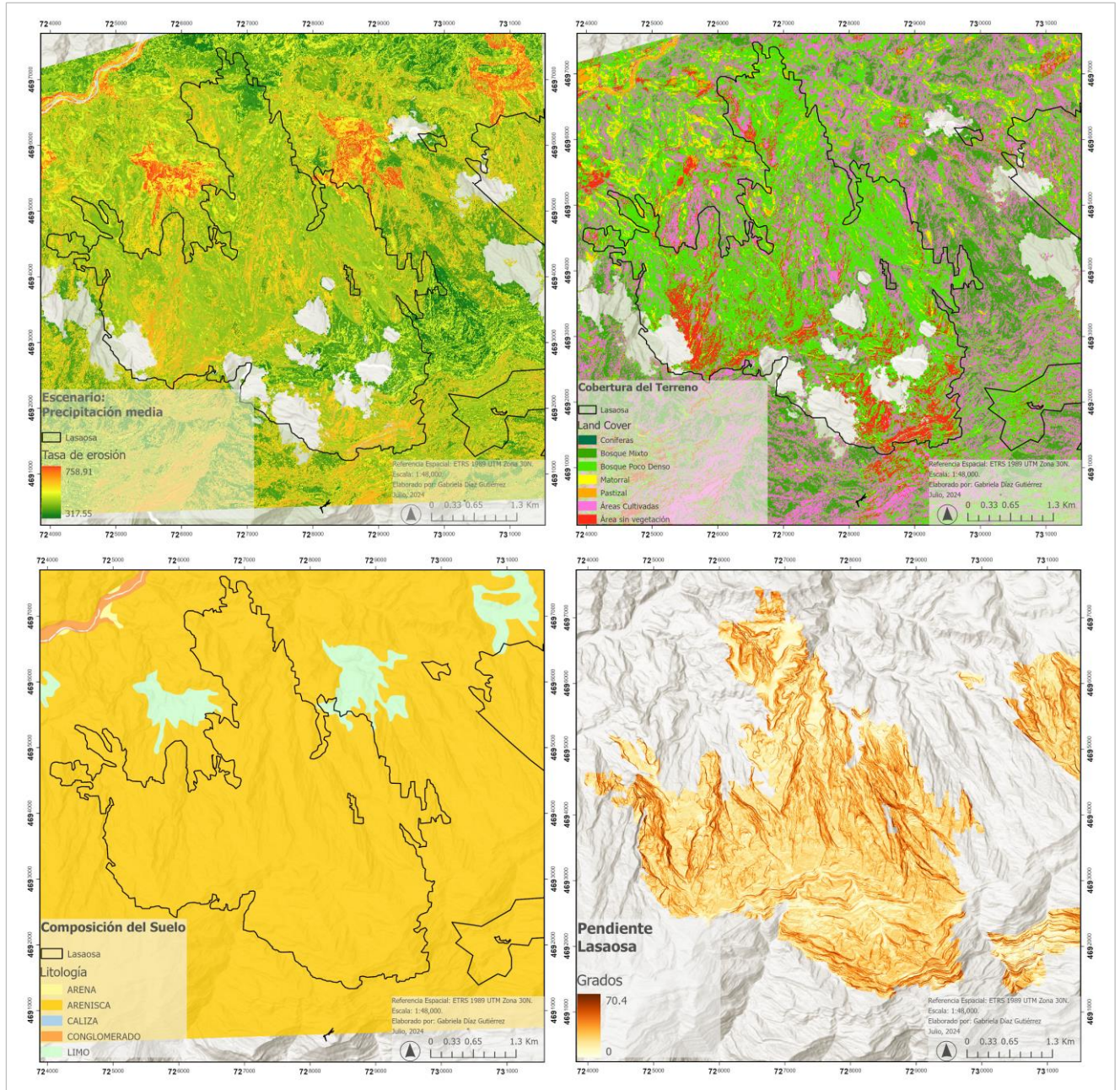


Figura Anexo 1. Mapas de Lasaosá.

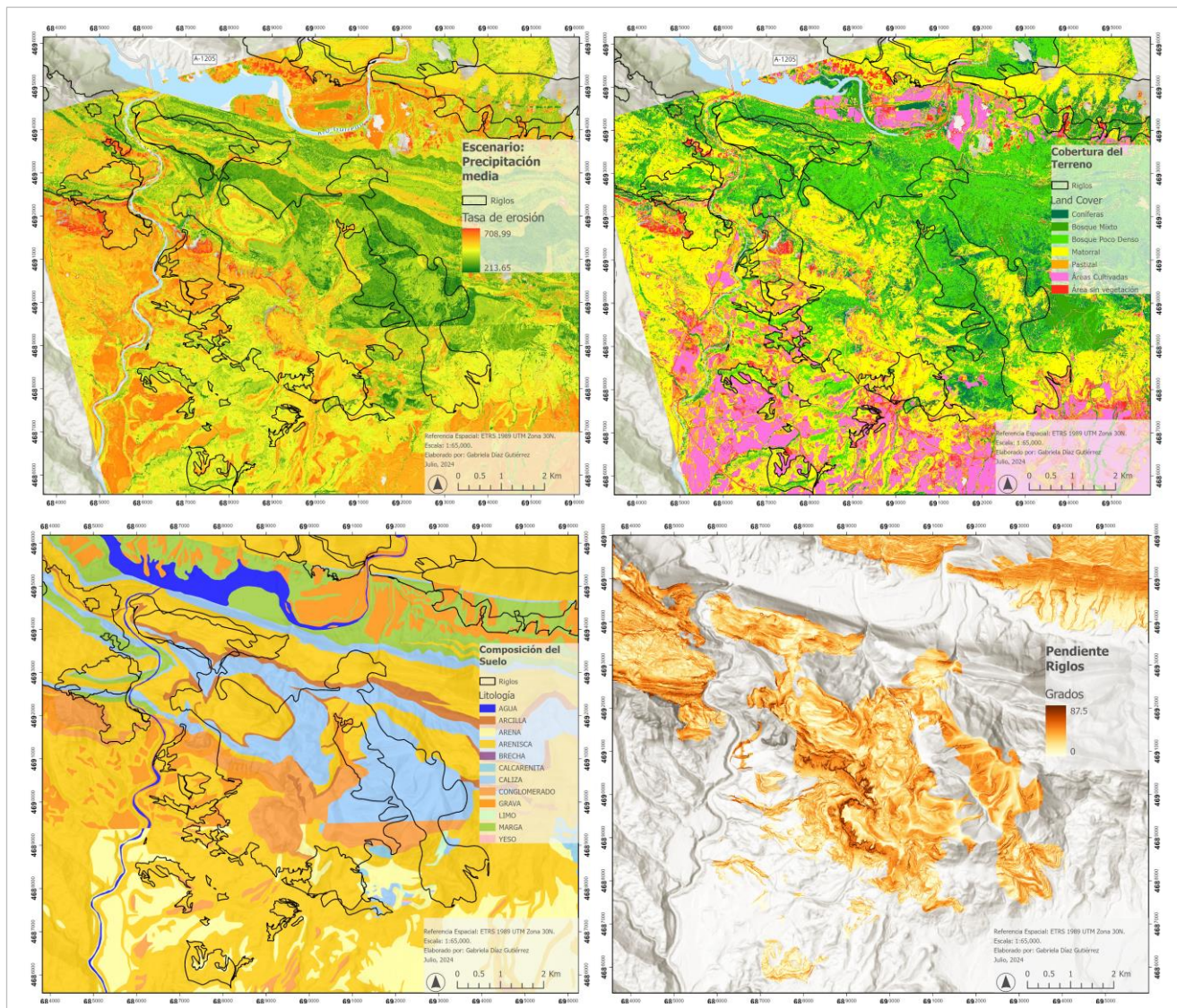


Figura Anexo 2. Mapas de Riglos.

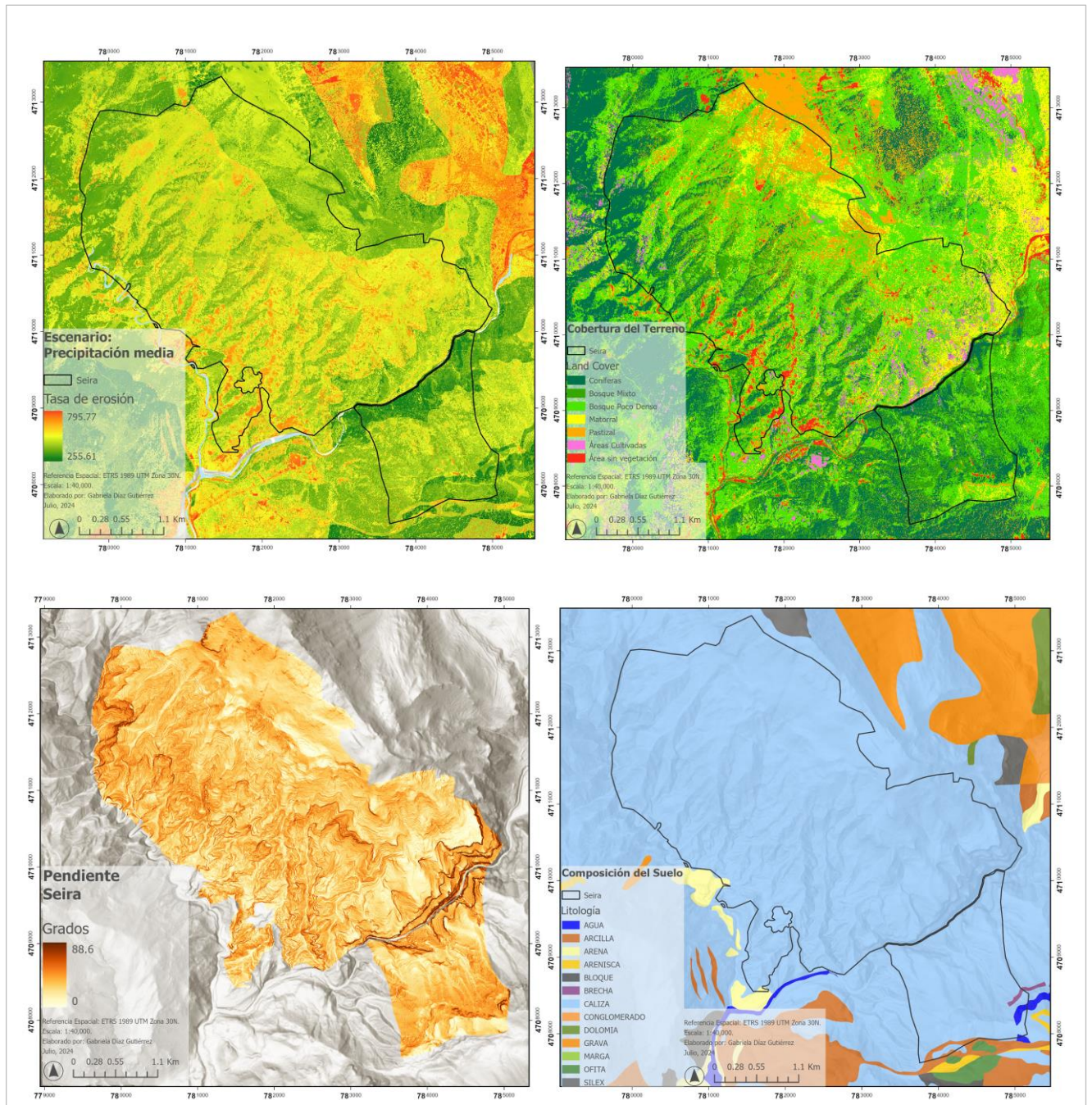


Figura Anexo 3. Mapas de Seira.

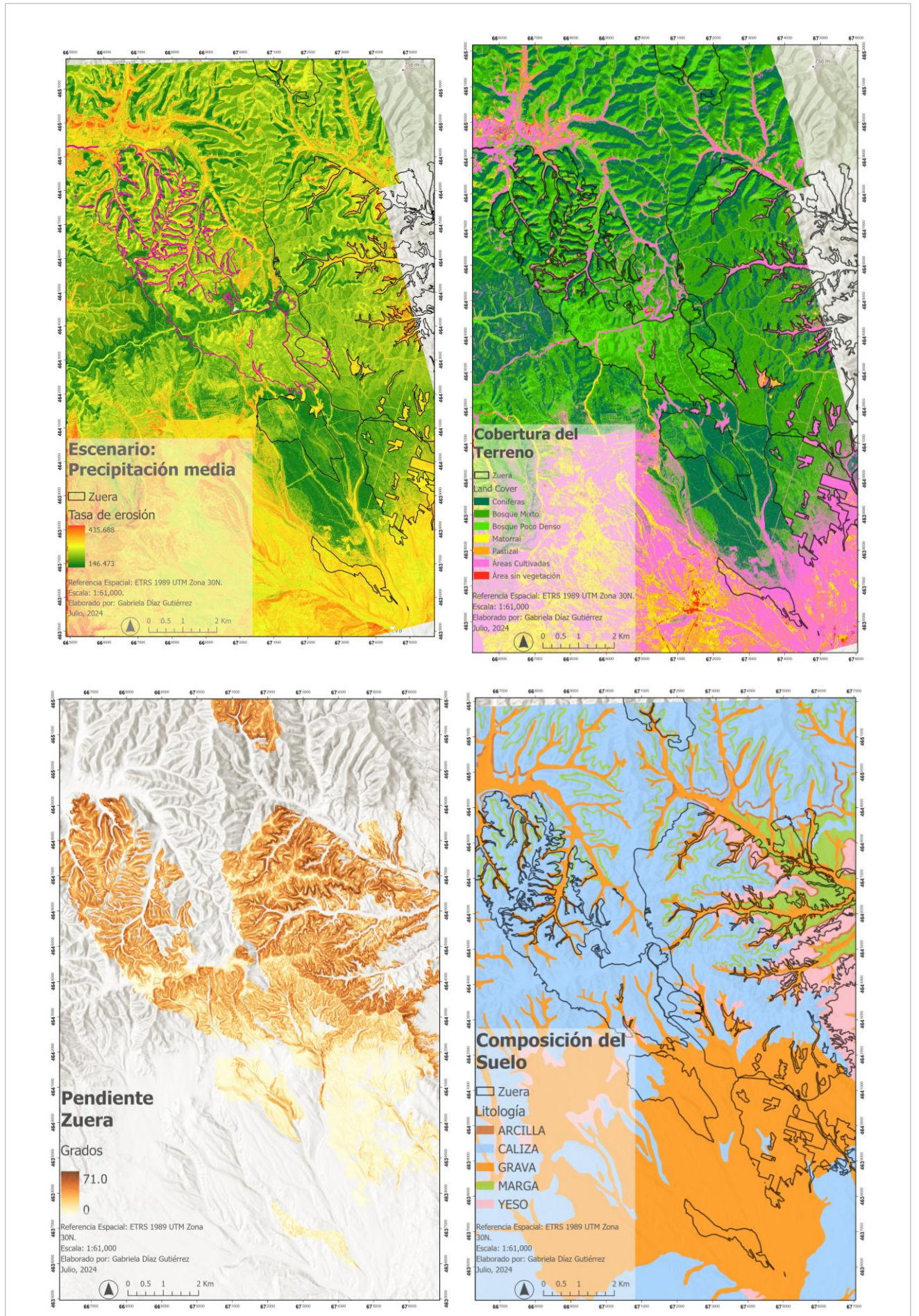


Figura Anexo 4. Mapas de Zuera

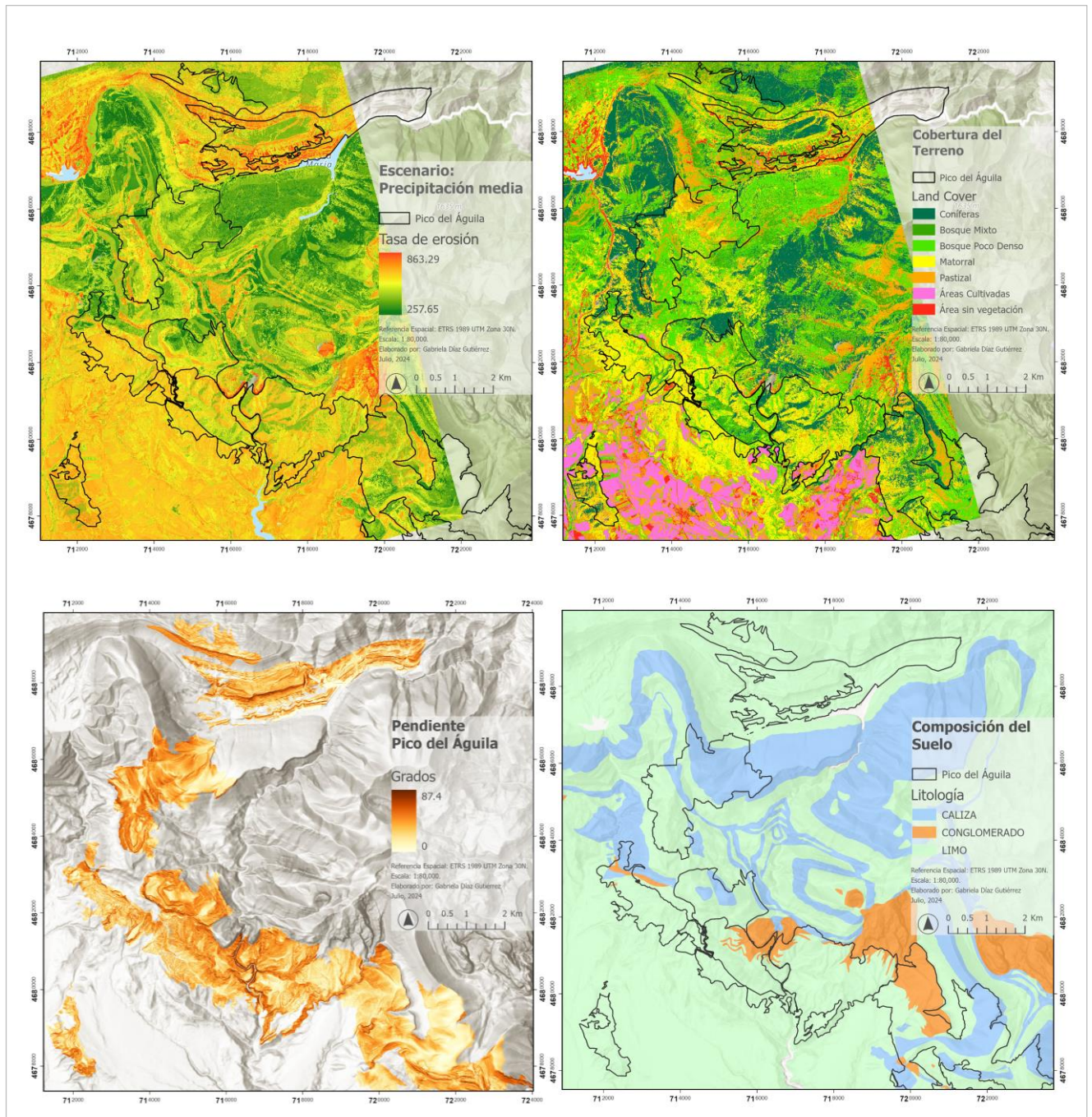


Figura Anexo 5. Mapas de Pico del Águila.

10.2. Código en Google Earth Engine

Código mencionado en el apartado 4.6 Cálculo de tendencias en *Google Earth Engine*, en este caso se muestra solo el código de la zona de Seira y en el escenario que va desde el incendio hasta dos años después.

```
//Seira

//Parámetros visualización

var seiraParam = {
  bands: ["b1"],
  //gamma: 1,
  max: 795.773,
  min: 255.613,
  opacity: 1,
  palette:['green','yellow','red'],
};

//Img tasas de erosión
Map.addLayer(seiraPcpmed, seiraParam, 'seira pcpmed');

// Visualizar area estudio
Map.addLayer(seira_erosion, {}, 'Área Estudio KBW');
Map.centerObject(geometry, 15);

// Función de máscara para Landsat 5 y 7
function maskL457sr(image) {
  var qaMask = image.select('QA_PIXEL').bitwiseAnd(parseInt('11111', 2)).eq(0);
  var saturationMask = image.select('QA_RADSAT').eq(0);

  // Aplicar los factores de escala a las bandas apropiadas.
  var opticalBands = image.select('SR_B.').multiply(0.0000275).add(-0.2);
  var thermalBand = image.select('ST_B6').multiply(0.00341802).add(149.0);

  // Reemplazar las bandas originales con las escaladas y aplicar las máscaras.
  return image.addBands(opticalBands, null, true)
    .addBands(thermalBand, null, true)
    .updateMask(qaMask)
    .updateMask(saturationMask);
}

// Función de máscara para Landsat 8
function maskL8sr(image) {
  var qaMask = image.select('QA_PIXEL').bitwiseAnd(parseInt('11111', 2)).eq(0);
  var saturationMask = image.select('QA_RADSAT').eq(0);

  // Aplicar los factores de escala a las bandas apropiadas.
  var opticalBands = image.select(['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4',
'SR_B5']).multiply(0.0000275).add(-0.2);
  var thermalBand = image.select('ST_B10').multiply(0.00341802).add(149.0);
```

```

// Reemplazar las bandas originales con las escaladas y aplicar las máscaras.
return image.addBands(opticalBands, null, true)
    .addBands(thermalBand, null, true)
    .updateMask(qaMask)
    .updateMask(saturationMask);
}

// Colección de Landsat 5
var landsat5 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LT05/C02/T1_L2')
    .filterDate('1991-08-08', '1993-08-08')
    .filterBounds(seira_erosion)
    .map(maskL457sr);

// Colección de Landsat 7
var landsat7 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LE07/C02/T1_L2')
    .filterDate('1991-08-08', '1993-08-08')
    .filterBounds(seira_erosion)
    .map(maskL457sr);

// Colección de Landsat 8
var landsat8 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
    .filterDate('2015-01-01', '2015-01-02')
    .filterBounds(seira_erosion)
    .map(maskL8sr);

// Este campo contiene la hora UNIX en milisegundos.
var timeField = 'system:time_start';

// Función para agregar variables de NDVI, tiempo y una constante a Landsat 5 y 7.
var addVariablesL57 = function(image) {
    var date = ee.Date(image.get(timeField));
    var years = date.difference(ee.Date('1970-01-01'), 'year');
    return image
        .addBands(image.normalizedDifference(['SR_B4', 'SR_B3']).rename('NDVI')).float()
        .addBands(ee.Image(years).rename('t')).float()
        .addBands(ee.Image.constant(1));
};

// Función para agregar variables de NDVI, tiempo y una constante a Landsat 8.
var addVariablesL8 = function(image) {
    var date = ee.Date(image.get(timeField));
    var years = date.difference(ee.Date('1970-01-01'), 'year');
    return image
        .addBands(image.normalizedDifference(['SR_B5', 'SR_B4']).rename('NDVI')).float()
        .addBands(ee.Image(years).rename('t')).float()
        .addBands(ee.Image.constant(1));
};

// Función de filtro de ruido.
function ruido(image) {
    var imagen = image.select('NDVI');
    var imageruido = imagen.gt(0.2).and(imagen.lte(0.9));
    return image.updateMask(imageruido);
}

```

```

}

// Aplicar las funciones de agregar variables y ruido a las colecciones.
var collectionL57 = landsat5.merge(landsat7).map(addVariablesL57).map(ruido);
var collectionL8 = landsat8.map(addVariablesL8).map(ruido);

// Combinar todas las colecciones.
var collection = collectionL57.merge(collectionL8);

print('Colección integrada', collection);

Map.addLayer(collection.mean().select('NDVI').clip(seira_erosion), NDVIvis, 'NDVI
medio');

// Graficar una serie temporal de NDVI en una única ubicación.
var NDVI_chart = ui.Chart.image.series(collection.select('NDVI'), geometry)
  .setChartType('ScatterChart')
  .setOptions({
    title: 'Landsat NDVI time series at ROI',
    trendlines: {0: {
      color: 'CC0000'
    }},
    lineWidth: 1,
    pointSize: 2,
  });
print(NDVI_chart);

// Reducir la colección con el reductor de ajuste lineal.
var trend = collection.select(['t', 'NDVI'])
  .reduce(ee.Reducer.linearFit());
print(trend);

Map.addLayer(trend.clip(seira_erosion), imageVisParam2);

// Lista de los nombres de las variables independientes.
var independents = ee.List(['constant', 't']);

// Nombre de la variable dependiente.
var dependent = ee.String('NDVI');

// Calcular una tendencia lineal.
var ols = collection.select(independents.add(dependent))
  .reduce(ee.Reducer.linearRegression(independents.length(), 1));

// Aplanar los coeficientes en una imagen de 2 bandas.
var coefficients = ols.select('coefficients')
  .arrayProject([0])
  .arrayFlatten([independents]);

// Calcular una serie des-trendada.
var detrended = collection.map(function(image) {
  return image.select(dependent).subtract(
    image.select(independents).multiply(coefficients).reduce('sum'))

```

```

        .rename(dependent)
        .copyProperties(image, [timeField]);
});

// Graficar los resultados des-trendados.
var detrendedNDVI = ui.Chart.image.series(detrended, geometry, null, 30)
    .setOptions({
        title: 'Detrended Landsat time series at ROI',
        lineWidth: 1,
        pointSize: 3,
    });
print(detrendedNDVI);

// Exportar la imagen de tendencia a Google Drive.
Export.image.toDrive({
    image: trend.select('scale'),
    region: seira_erosion,
    description: 'seira_trend2y',
    scale: 30
});

```

10.3. Códigos en Google Colab

10.3.1. Número 1

Código mencionado en el apartado 4.6.1 Análisis de tendencia: NDVI vs fecha, puntualmente se observa el caso de Riglos en el caso de 5 años antes del incendio hasta 2024.

```

#Riglos

#Importar librerías

import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Ruta del archivo
file_path = '/content/drive/MyDrive/Colab
Notebooks/tfm_final/escenarios_erosion/Riglos/Riglos.ods'

# Leer todas las hojas del archivo
sheets = pd.read_excel(file_path, engine='odf', sheet_name=None)

for sheet_name, data in sheets.items():
    print(f"Procesando hoja: {sheet_name}")

# Limpiar los datos: eliminar columnas innecesarias y valores NaN

```

```

data_cleaned = data[['fecha', 'NDVI']].dropna()

# Convertir la columna de fecha a formato datetime
data_cleaned['fecha'] = pd.to_datetime(data_cleaned['fecha'])

# Obtener la primera fecha de la hoja como referencia (fecha inicial)
fecha_inicial = data_cleaned['fecha'].min()

# Crear una nueva columna con los días desde la fecha inicial (corregido)
data_cleaned['dias_desde_inicial'] = (data_cleaned['fecha'] -
fecha_inicial).dt.days

# Preparar las variables para la regresión
X = data_cleaned['dias_desde_inicial'].values.reshape(-1, 1) # Variable
independiente
y = data_cleaned['NDVI'].values # Variable dependiente

# Realizar la regresión lineal
model = LinearRegression()
model.fit(X, y)

# Obtener coeficientes de la regresión
slope = model.coef_[0]
intercept = model.intercept_

# Mostrar los resultados
print(f"Pendiente: {slope}, Intercepto: {intercept}")

# Graficar los puntos de datos y la línea de regresión
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.scatter(data_cleaned['fecha'], y, color='blue', label='Datos de NDVI')
plt.plot(data_cleaned['fecha'], model.predict(X), color='red', label='Línea de
Tendencia')

# Etiquetas y título
plt.xlabel('Fecha')
plt.ylabel('NDVI')
plt.ylim(0, 1)
plt.title(f'Serie temporal Landsat - Riglos. Tasa de rosión: {sheet_name} (1996 -
2024)')
plt.legend()
plt.grid(True)

# Mostrar la gráfica
plt.show()

# PARA GUARDAR

output_dir = '/content/drive/MyDrive/Colab
Notebooks/tfm_final/escenarios_erosion/Riglos/resultados'

if not os.path.exists(output_dir):
os.makedirs(output_dir)

```

```

for sheet_name, data in sheets.items():

    # Guardar la gráfica con el nombre de la hoja
    plt.show()
    plt.savefig(f"{output_dir}/{sheet_name}_grafica_Riglos.jpg")
    plt.close() # Cerrar la figura para liberar memoria

    # Guardar los resultados en un archivo de texto
    with open(f"{output_dir}/{sheet_name}_resultados_Riglos.txt", 'w') as f:
        f.write(f"Hoja: {sheet_name}\n")
        f.write(f"Pendiente: {slope}\n")
        f.write(f"Intercepto: {intercept}\n")

```

10.3.2. Número 2

Código mencionado en el apartado 4.6.2 Análisis de tendencia: tendencia NDVI vs tasa de erosión, puntualmente se observa el caso de Lasaosa en el escenario de dos años después del incendio.

```

#Lasaosa

import pandas as pd
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Ruta del archivo
file_path = '/content/drive/MyDrive/Colab
Notebooks/tfm_final/scatter_plots/Lasaosa/Lasaosa_plot_Q2y.ods'

# Leer todas las hojas del archivo
sheets = pd.read_excel(file_path, engine='odf', sheet_name=None)

for sheet_name, data in sheets.items():
    print(f"Procesando hoja: {sheet_name}")

    # Limpiar los datos: eliminar columnas innecesarias y valores NaN
    data_cleaned = data[['erosion1', 'tendencia']].dropna()

    # Preparar las variables para la regresión
    X = data_cleaned['erosion1'].values.reshape(-1, 1) # Variable independiente
    y = data_cleaned['tendencia'].values # Variable dependiente

    # Realizar la regresión lineal
    model = LinearRegression()
    model.fit(X, y)

    # Obtener coeficientes de la regresión
    slope = model.coef_[0]

```

```

intercept = model.intercept_

# Calcular R²
r_squared = r2_score(y, model.predict(X))

# Mostrar los resultados
print(f"Pendiente: {slope}, Intercepto: {intercept}, R²: {r_squared}")

# Graficar los puntos de datos y la línea de regresión
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.scatter(data_cleaned['erosion1'], y, color='blue', label='Datos', s=5)
plt.plot(data_cleaned['erosion1'], model.predict(X), color='red', label='Línea de
Tendencia')

# Etiquetas y título
plt.xlabel('Erosión')
plt.ylabel('Tendencia')
plt.title(f'{sheet_name} (2 años después del incendio)')

# Añadir R² a la leyenda
plt.legend(title=f'R² = {r_squared:.4f}')
plt.grid(True)

# Mostrar la gráfica
plt.show()

# PARA GUARDAR

output_dir = '/content/drive/MyDrive/Colab
Notebooks/tfm_final/scatter_plots/Lasaosa/resultados2y'

if not os.path.exists(output_dir):
    os.makedirs(output_dir)

for sheet_name, data in sheets.items():

    # Guardar la gráfica con el nombre de la hoja
    plt.show()
    plt.savefig(f"{output_dir}/{sheet_name}_grafica.jpg")
    plt.close() # Cerrar la figura para liberar memoria

    # Guardar los resultados en un archivo de texto
    with open(f"{output_dir}/{sheet_name}_resultados.txt", 'w') as f:
        f.write(f"Hoja: {sheet_name}\n")
        f.write(f"Pendiente: {slope}\n")
        f.write(f"Intercepto: {intercept}\n")

```