



Universidad
Complutense
Madrid



Universidad
Rey Juan Carlos



POLITÉCNICA

Análisis de la evolución de la cubierta vegetal en las minas restauradas de Teruel a partir de Teledetección y un modelo *machine learning*

Analysis of the vegetation cover evolution in the restored mines of Teruel based on Remote Sensing and a *machine learning* model

MÁSTER UNIVERSITARIO EN RESTAURACIÓN DE ECOSISTEMAS

Presentado por: Inés de la Parra Muñoz

Directores: José Manuel Nicolau Ibarra
Juan José Vidal Macua
Eduardo Vicente Bartolí

Tutor académico: José María Rey Benayas

En Alcalá de Henares, a 30 de septiembre de 2020

Índice

RESUMEN	1
ABSTRACT	2
1. INTRODUCCIÓN	3
1.1. Etapas de la restauración de minas a cielo abierto	3
1.2. Teoría ecológica del ensamblaje de comunidades	4
1.3. Antecedentes de la minería de carbón a cielo abierto y su restauración en la provincia de Teruel	6
1.4. Objetivo	8
2. MATERIAL Y MÉTODOS	9
2.1. Área de estudio	10
2.2. Selección de imágenes de satélite y pre-procesamiento	12
2.3. Monitorización de la vegetación mediante imágenes de satélite	14
2.4. Variables potencialmente explicativas	16
2.4.1. Variables basadas en la teoría del ensamblaje	16
2.4.2. Variables basadas en el diseño de restauración	19
2.5. Creación de la base de datos	20
2.6. Análisis de datos	21
3. RESULTADOS	26
3.1. Modelo 1: Global	26
3.2. Modelo 2: Sin modelo topográfico	30
3.3. Modelo 3: Restauración pasiva	33
4. DISCUSIÓN	37
5. CONCLUSIONES	42
6. AGRADECIMIENTOS	43
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44
8. ANEXOS	51
8.1. ANEXO 1: Características de las explotaciones mineras de estudio	51
8.2. ANEXO 2: Ejemplo de representación espacial del NDVI	53
8.3. ANEXO 3: Variables potencialmente explicativas basadas en la teoría ecológica del ensamblaje	56

RESUMEN

La minería a cielo abierto proporciona materiales imprescindibles para la sociedad moderna. Sin embargo, ocasiona impactos ambientales severos que reducen los servicios ecosistémicos. La restauración ecológica constituye una herramienta capaz de compatibilizar explotación y sostenibilidad de un territorio. El presente trabajo pretende estudiar la tendencia de la vegetación en 21 explotaciones mineras de carbón a cielo abierto restauradas en la provincia de Teruel desde 1985 hasta 2016.

A partir de imágenes del satélite Landsat se calculó el índice de vegetación NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) para analizar la evolución de la vegetación. Mediante el método Boosted Regression Trees se identificaron los 6 factores más importantes en dicha evolución, en relación a la teoría ecológica del ensamblaje de comunidades y el contexto mediterráneo-continental, así como las actuaciones de restauración llevadas a cabo.

Se modelaron tres escenarios diferentes: considerando todas las variables y todas las minas (Modelo 1), considerando todas las minas pero excluyendo la variable relativamente más influyente del Modelo 1 (Modelo 2), y considerando un escenario de restauración pasiva (Modelo 3).

Se observó que la geomorfología es el factor más determinante en la recuperación de la cubierta vegetal. El diseño del modelo topográfico es fundamental, favoreciendo el desarrollo de la vegetación cuando se basa en pendientes suaves ($<20^\circ$). El tiempo y la distancia a parches de vegetación natural resultaron los siguientes en importancia, seguidos por otros factores abióticos y climáticos (incidencia de la radiación solar, especialmente de invierno, régimen de sequías, disponibilidad de agua en el suelo y riego). Estos difirieron ligeramente de un modelo a otro, aunque presentaron patrones similares.

Las futuras restauraciones deberán superar las limitaciones por erosión y estrés hídrico, característicos de estos ambientes, mediante la regulación eficiente de la dinámica hidrológica y la selección de especies vegetales tolerantes a las condiciones climáticas locales.

Palabras clave: NDVI, Boosted Regression Trees, restauración pasiva, ensamblaje de comunidades, estrés hídrico, modelado topográfico.

ABSTRACT

Open-cast mining provides essential materials for modern society. However, it severely damages the environment reducing ecosystem services. Ecological restoration is a tool capable of reconciling territory exploitation and sustainability. This paper aims to study the vegetation trend in 21 restored open-cast coal mining operations in the province of Teruel from 1985 to 2016.

Using Landsat satellite images the NDVI vegetation index (Normalized Difference Vegetation Index) was calculated to analyze the evolution of vegetation. The Boosted Regression Trees method was used to identify the 6 major factors that have influenced this evolution, regarding the community assembly theory and a mediterranean-continental context, as well as the restoration actions taken.

Three different scenarios were modeled: considering all variables and all mines (Model 1), considering all mines but excluding the relatively most influential variable from Model 1 (Model 2), and considering a passive restoration scenario (Model 3).

It was observed that geomorphology is the most determining factor in the recovery of the vegetation cover. The design of the topographic model is essential, as it favours the development of vegetation when based on gentle slopes ($<20^\circ$). Time and distance to natural vegetation patches were the next most important variables, followed by other abiotic and climatic factors (incidence of solar radiation, especially in winter, drought regime, availability of water in the soil and irrigation). These differed slightly from one model to another, although they all presented similar patterns.

Future restorations must overcome the limitations due to erosion and water stress, common in these environments, through the efficient regulation of hydrological dynamics and the selection of plant species tolerant to local climatic conditions.

Keywords: NDVI, Boosted Regression Trees, passive restoration, assembling communities, water stress, topographic modelling.

1. INTRODUCCIÓN

La sociedad moderna depende de la minería para el desarrollo de la vida cotidiana. Cualquier material a nuestro alcance, si no es de origen vegetal, procede de la extracción de recursos del sustrato geológico: ventanas, teléfonos, vajillas, somieres, gafas, edificios, etc. Sin embargo, la minería, especialmente aquella que se desarrolla a cielo abierto, arrastra una mala reputación por los impactos ambientales y sociales que ocasiona (Franks, 2015). Dichos impactos afectan a multitud de niveles, poniendo en riesgo la salud humana, pudiendo provocar tanto la contaminación de aguas superficiales y subterráneas o la emisión de partículas y gases potencialmente tóxicos, como la degradación del suelo y su productividad. Del mismo modo, la actividad minera supone una gran alteración de los ecosistemas, pues reduce los servicios que estos prestan, así como del paisaje, que supone un gran valor cultural e identitario para las comunidades locales (Moran, 2001). En definitiva, se trata de una actividad con difícil integración en la sostenibilidad del territorio.

Por todo ello, la sociedad civil ejerció una fuerte presión sobre la industria minera hasta que a finales de la década de 1990 se incorporó el concepto de desarrollo sostenible (Franks, 2015). Este cambio dio paso a nuevos enfoques y herramientas que aún hoy en día siguen madurando para integrar la minería en la sociedad y recuperar los servicios ecosistémicos, que son los beneficios que obtenemos de los ecosistemas y que repercuten en nuestro bienestar (ej.: aprovisionamiento de medicinas y agua, regulación microclimática y del ciclo de nutrientes, retención del suelo, ecoturismo y recreación, etc.) (Corvalan et al., 2005). Una de esas herramientas es la restauración, proceso que consiste en asistir la recuperación de un ecosistema dañado, degradado o destruido (Clewel et al., 2004).

En el presente trabajo se pretende estudiar la evolución de la vegetación en las 21 explotaciones mineras de carbón a cielo abierto de la provincia de Teruel sobre las que se han desarrollado diferentes actuaciones de restauración desde 1985.

1.1. Etapas de la restauración de minas a cielo abierto

Al restaurar una mina generalmente se pretende lograr una cierta estabilidad y sostenibilidad del terreno, prevenir la contaminación del entorno y reparar parcial o totalmente la capacidad del ecosistema para proveer hábitats para la biota y servicios para

las personas. Con tal fin, se construye un relieve que puede variar considerablemente y para el que se tiene en cuenta la rugosidad del terreno, que regula la concentración de agua y semillas, así como la erosión hídrica y la inestabilidad. Después, se acondiciona un medio de crecimiento para una cubierta vegetal autosostenible, a partir de material que resulta de la excavación o también a partir del horizonte superficial del suelo removido inicialmente y extendido sobre dicho material. Esta “tierra vegetal” conserva los nutrientes y microorganismos del suelo original, así como las semillas de la flora nativa. Finalmente, en función de los objetivos de restauración y los criterios de éxito, se puede realizar una revegetación con especies que, por ejemplo, logren un nivel crítico de la cubierta, fijen nutrientes o regulen el drenaje (Ayala et al., 1989; Commonwealth of Australia, 2016).

1.2. Teoría ecológica del ensamblaje de comunidades

El ensamblaje de comunidades es el proceso de configuración de la composición y abundancia de especies en un lugar (Kraft y Ackerly, 2014). Para establecerse y formar parte de una comunidad vegetal, un individuo debe pasar por las siguientes fases (Figura 1): llegar a dicho lugar mediante dispersión desde fuentes de propágulos, superar las condiciones ambientales (filtros abióticos) y las interacciones con otros individuos (filtros bióticos).

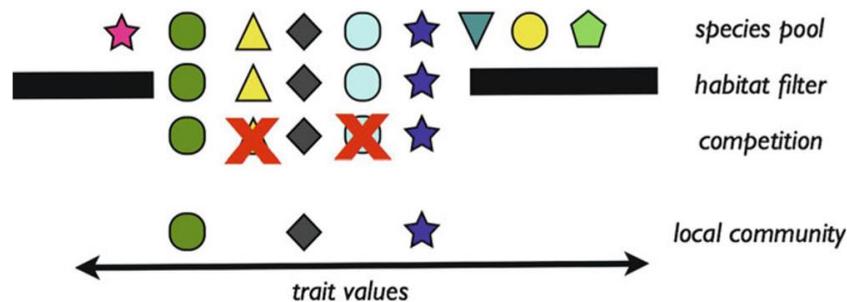


Figura 1. Esquema conceptual básico de la teoría del ensamblaje de comunidades en términos de rasgos funcionales de especies. A partir de un “pool” de especies presentes en un ecosistema, solo logran establecerse y formar una nueva comunidad aquellas especies con rasgos funcionales capaces de superar los filtros abióticos y bióticos. Fuente: Kraft y Ackerly, 2014.

1. Dispersión de propágulos desde áreas fuente

Un territorio alberga un “pool de especies”, que constituye un conjunto de especies potencialmente colonizadoras de un lugar generalmente más localizado. En la dispersión

de los propágulos de dicho “pool” influyen principalmente los mecanismos de dispersión (gravidad, autopropulsión, acción del viento, del agua o animales) y la distancia desde el área fuente (Kraft y Ackerly, 2014; Kraft et al., 2015). Si estos factores de dispersión son los adecuados, un propágulo alcanzará un lugar concreto donde potencialmente puede germinar después.

2. Filtros abióticos

Una vez que una especie llega a un hábitat, debe superar ciertas barreras abióticas que pueden limitar su establecimiento y supervivencia (Kraft et al., 2015). En primer lugar, sus requerimientos específicos de germinación (nutrientes, temperatura, luz, fuego, etc.) deben ser compatibles con las condiciones abióticas presentes. Incluso de no ser así, algunas especies del banco de semillas permanecen latentes hasta que se dan dichas condiciones y son capaces de germinar con éxito (Finch-Savage y Leubner-Metzger, 2006). En segundo lugar, estos filtros o factores también pueden causar mortalidad o impedir la reproducción en cualquier etapa de su ciclo de vida, según la tolerancia de las especies al estrés y la ocurrencia de perturbaciones como las sequías severas (McDowell et al., 2008).

3. Filtros bióticos

Además de los filtros abióticos, las interacciones interespecíficas son determinantes en el crecimiento y supervivencia de las plantas.

Las relaciones entre especies dependen generalmente de sus rasgos funcionales. Estos son aspectos del fenotipo con una determinada estrategia de uso de recursos, rasgos morfológicos (ej.: profundidad de las raíces) o fisiológicos (ej.: relacionados con la eficiencia fotosintética) (Violle et al., 2007). Especies con rasgos funcionales diferentes pueden tener mayor probabilidad de sobrevivir y coexistir que aquellas con fenotipos similares, entre las que se puede establecer una relación de competencia por los recursos (Schmid y Kazda, 2001; Morin et al., 2011; Jucker et al., 2015).

En la sucesión ecológica también pueden intervenir enemigos naturales (herbívoros, parásitos, patógenos) reduciendo el crecimiento y la supervivencia (Kraft y Ackerly, 2014; Kraft et al., 2015).

Sin embargo, existen asociaciones de facilitación entre plantas y otros organismos (ej.: fijación de nutrientes con hongos y bacterias), y entre plantas (ej.: “nodrizas” que mejoran las condiciones locales bajo su dosel para el desarrollo de otras plantas) que permiten el

establecimiento donde la supervivencia no sería posible de otro modo (Castro et al., 2004a; Gómez-Aparicio et al., 2008; Zamora et al., 2008; Soliveres et al., 2012; Alday et al., 2016).

1.3. Antecedentes de la minería de carbón a cielo abierto y su restauración en la provincia de Teruel

La minería del carbón a cielo abierto surgió en la provincia de Teruel en 1976. Desde entonces se han abierto 24 explotaciones, ocupando alrededor de 3000 hectáreas (Nicolau et al., 2010).

Inicialmente se produjo la apertura de numerosas minas que, al haberse tramitado antes de la publicación del Real Decreto 2994/82 sobre restauración de espacio natural afectado por actividades mineras, quedaban exentas de la obligación legal de restaurar. La producción de lignitos alcanzó los 5 millones de toneladas, procediendo el 60% del cielo abierto. Esta etapa coincidió con la puesta en funcionamiento de la central térmica de Andorra. Gran parte de las explotaciones pequeñas fueron cesando su actividad, con lo cual quedaron tres compañías principales: ENDESA, SAMCA y MFUSA, esta última más vinculada a la central térmica de Escucha (Nicolau et al., 2010).

Tras la publicación del mencionado Real Decreto se desarrollaron las primeras restauraciones, llamadas de “Primera Generación”, caracterizadas por realizar un modelado topográfico de “talud-berma” y actuaciones de revegetación con manejo de tierra vegetal, siembra de especies herbáceas (*Bromus willdenowii*, *Festuca rubra*, *F. arundinacea*, *Poa pratensis*, *Lolium perenne*, *Medicago sativa*, *Melilotus officinalis*, *Onobrychis viciifolia*) e introducción de especies arbóreas (principalmente *Pinus halepensis*). Del mismo modo, desde la publicación del Decreto 98/1994, sobre normas de protección del medio ambiente de aplicación a las actividades extractivas en la Comunidad Autónoma de Aragón, se empezaron a aplicar técnicas de restauración mejoradas, conocidas como restauraciones de “Segunda Generación”. Estas restauraciones se caracterizaron por presentar modelados topográficos más suaves, conocidos como modelos en “talud-berma suavizado” y “cuenca”. A su vez, se mejoraron las técnicas de creación de suelo, revegetación y control de escorrentía y sedimentos (Nicolau et al., 2010). Estas actuaciones estuvieron influenciadas por las prácticas de restauración estadounidenses (Bromn et al., 1986; Hossner, 1988) que se desarrollaron y

extendieron tras la implementación del Surface Mining Control and Reclamation Act (SMCRA) en 1977.

Con el fin de estudiar el éxito de estas restauraciones, así como el proceso de ensamblaje de las comunidades biológicas, la mayoría de literatura científica ha desarrollado diferentes enfoques a escala de ladera aunque con un factor común: la erosión. Así, se ha estudiado en qué medida la tierra vegetal favorece la infiltración de agua y la reducción de la escorrentía, permitiendo a largo plazo la sucesión ecológica, frente a los materiales generados en el proceso de extracción minero (Nicolau, 1996; Nicolau, 2002); la reactivación de la funcionalidad física y biológica del suelo con la adición de enmiendas orgánicas y el control de la erosión (Moreno-de las Heras, 2009); la reducción del crecimiento de la vegetación con un gradiente de pendiente topográfica entre 11 y 15° (Badía et al., 2007); las tasas de erosión y las características de los regueros relacionadas con la inhibición del desarrollo de la cubierta vegetal, de modo que para frenar la erosión debe establecerse al menos un 30% de cubierta (Espigares et al., 2011); un modelo para estimar los potenciales procesos erosivos y el grado de desarrollo de vegetación futuro, en vistas al diseño de las restauraciones de laderas (Moreno-de las Heras et al., 2011). Asimismo, a escala de cuenca hidrográfica se han puesto a prueba metodologías de estimación de la erosión para identificar zonas de pérdida y conservación de suelo, en previsión de futuras acciones de restauración (Trabucchi et al., 2012).

Por otro lado, Moreno-de las Heras et al. (2008) ha profundizado en la sucesión ecológica con un enfoque en los factores que intervienen, basándose en el análisis a escala de ladera de las propiedades del suelo y la caracterización de la vegetación en 21 explotaciones mineras de Teruel, que coinciden con las del presente trabajo. Identifica tres patrones: la limitación del crecimiento de vegetación en pendientes con suelos ácidos, la creación de comunidades espontáneas en áreas con vegetación próxima y la presencia de zonas revegetadas rodeadas de vegetación sobrepastoreada. Las características edáficas y de la revegetación, la continentalidad climática y la presencia de vegetación próxima resultaron los factores impulsores de la sucesión.

Estos trabajos de investigación conllevan un gran esfuerzo económico, de personal y de tiempo. Durante las últimas décadas, la teledetección espacial se ha mostrado como una técnica complementaria y eficaz en la monitorización de minas a cielo abierto (Sen et al., 2012; Yang et al., 2018), pues además de permitir un procedimiento semi-automático, también es capaz de abarcar áreas de estudio mucho más grandes que con trabajo de

campo, así como de disponer de datos con una frecuencia temporal de unas pocas semanas, remontándose en ocasiones varias décadas en el tiempo. Esto permite que una de las aplicaciones directas de la teledetección en el estudio de las restauraciones de minas a cielo abierto sea el monitoreo de la recuperación de la vegetación desde el momento en que una explotación fue restaurada. De este modo, la teledetección puede constituir una herramienta útil que apoye esta literatura y potencie nuevas líneas de investigación.

1.4. Objetivo

El principal objetivo del presente trabajo es analizar la evolución de la vegetación en un ambiente mediterráneo alterado por la minería de carbón a cielo abierto.

Los objetivos específicos propuestos fueron los siguientes:

- Identificar los factores clave en la evolución de la cobertura vegetal en un escenario de restauración más técnico y en el escenario de restauración pasiva.
- Caracterizar la influencia de dichos factores en relación a la dinámica de la cobertura vegetal.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

El estudio de la dinámica de la vegetación aporta información crucial para comprender procesos que ocurren en los ecosistemas a nivel regional. Sin embargo, el seguimiento temporal y espacial de un elevado número de variables suele estar limitado por el gran esfuerzo económico y operativo que supone. Ahora bien, tecnologías como los sensores remotos y los SIG (Sistemas de Información Geográfica) posibilitan estos trabajos con un esfuerzo razonable (Gandini et al., 2005). En consecuencia, y como se apuntaba en la *Introducción*, la importancia de la teledetección espacial como técnica eficaz y complementaria en la monitorización de ecosistemas.

El flujo metodológico seguido en este trabajo se resume en la Figura 2:

- Se calculó un índice de vegetación a partir de las imágenes de reflectividad del satélite Landsat.
- Se calcularon las variables potencialmente explicativas del objeto de estudio asociadas a filtros abióticos mediante herramientas SIG.
- Se generaron los puntos de muestreo de las minas de estudio, también con SIG, y se incluyeron variables relacionadas con las actuaciones de restauración en cada una de las minas.
- Se agrupó toda la información obtenida en una base de datos.
- Se realizó un análisis de colinealidad entre determinados índices.
- Se estudiaron tres modelos conceptuales derivados de la base de datos mediante regresión lineal múltiple y Boosted Regression Trees, y se analizaron las variables más importantes.

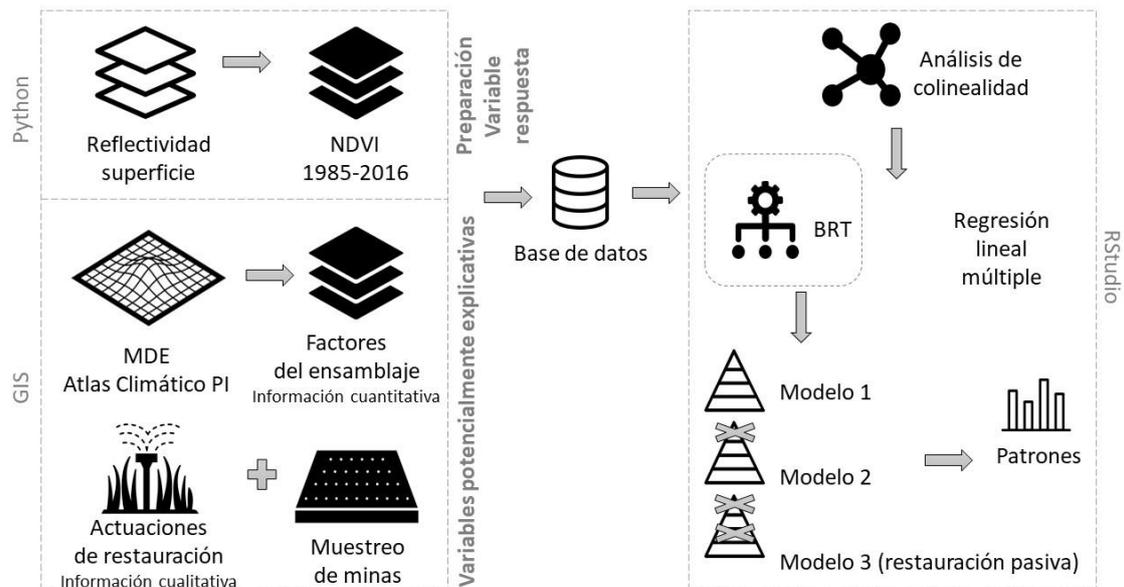


Figura 2. Esquema metodológico general. Obtención del NDVI y de las variables potencialmente explicativas para generar una base de datos de las minas, a la cual se aplicó para el análisis una regresión lineal y BRT, para tres modelos conceptuales. Fuente: Elaboración propia a partir de iconos disponibles en <https://uxwing.com/>

2.1. Área de estudio

El área de estudio se extiende por la cuenca lignitífera de Teruel, situada en la rama sudoriental del Sistema Ibérico (Nicolau, 1996). Abarca las comarcas de Cuencas Mineras, Andorra-Sierra de Arcos, Bajo Aragón y Maestrazgo.

Clima

El clima de la cuenca lignitífera de Teruel está caracterizado por su elevada continentalidad y definido, según la calificación de Thornthwaite, como mediterráneo continental mesotérmico semiárido, sin exceso de agua (Nicolau, 1996).

La altitud de esta región varía entre 600 y 1250 m.s.n.m. (Nyssen y Nicolau, 2007). La temperatura media anual oscila entre 11 y 14°C, y la amplitud térmica anual (diferencia entre la temperatura máxima y mínima anual), entre 43 y 50°C (Moreno-de las Heras et al., 2008). Existe, por tanto, un gran contraste térmico diario y estacional, donde el periodo libre de heladas queda reducido a los meses de verano en las áreas montañosas (Nyssen y Nicolau, 2007).

El balance hídrico global es deficitario, variando la precipitación media anual entre 410 y 480 mm, mientras que la evapotranspiración anual se mueve en un rango de 720 a 770 mm (Moreno-de las Heras et al., 2008). Entre los meses de noviembre y marzo la precipitación suele ser mayor que la evapotranspiración, aunque el resto del año se produce un balance hídrico negativo. Además, los eventos de precipitación se concentran frecuentemente en episodios de gran intensidad con un marcado poder erosivo. Como resultado, en los ecosistemas de esta zona prima la vegetación xerotérmica, adaptada a hacer frente tanto al estrés por bajas temperaturas como a la sequía (Nyssen y Nicolau, 2007).

Sustrato edáfico

Las rocas más abundantes, como calizas, dolomías y margas, son de edad mesozoica. Los suelos de la región son poco evolucionados (varían entre Xerorthent Típico y Lítico hasta Xerochrept Cálculo), con horizontes superficiales pobres en materia orgánica (0,5-2,1%), pH neutro o moderadamente básico (7,3-8,6), de texturas franco-arcillosas y pedregosidad elevada (20-47% en peso) (Nyssen y Nicolau, 2007).

Paisaje

Por su parte, el paisaje presenta una estructura en mosaico con la siguiente configuración de teselas (Moreno-de las Heras et al., 2008; Nyssen y Nicolau, 2007):

- Vaguadas en las que predomina el cultivo del cereal de secano.
- Laderas principalmente ocupadas por:
 - Cultivos de olivo.
 - Terrazas de cultivo abandonadas con vegetación arbustiva.
 - Vegetación arbustiva más o menos dispersa: *Juniperus communis*, *Juniperus sabina*, *Quercus coccifera*, *Pistacia lentiscus*, *Rosmarinus officinalis*, *Thymus vulgaris*, *Lavandula angustifolia*, *Genista scorpius*, etc.
 - Parches forestales dominados por *Quercus ilex*, *Pinus halepensis* y *Pinus nigra*, estos dos últimos por reforestación en algunos casos.
- Zonas altas ocupadas por matorral en distintos estados de degradación, con aprovechamiento para el pastoreo del ganado lanar y la apicultura.

de libre acceso, son un recurso esencial para la monitorización de la vegetación desde 1972 hasta la actualidad.

Las imágenes Landsat tienen una resolución espacial de 30 x 30 m, lo que es adecuado para diferenciar patrones espaciales de la vegetación en las unidades de paisaje resultantes de las minas restauradas (con una entidad espacial de decámetros/hectómetros). Además, este satélite tiene una repetición de órbita de 16 días aproximadamente, lo cual posibilita disponer de un mayor número de imágenes sin cobertura de nubes y capturar así las diferencias fenológicas en la vegetación a lo largo del año.

El presente trabajo partió de 13 imágenes de este satélite proporcionadas por el grupo de investigación de Restauración Ecológica de la Universidad de Zaragoza (en adelante, RE-UZ). Estas imágenes, ya corregidas y normalizadas, contenían información de reflectividad de la zona de estudio de 1985 a 2016 (1985, 1984, 1994, 1997, 2000, 2001, 2002, 2004, 2006, 2008, 2009, 2014 y 2016).

El trabajo previo había consistido en lo siguiente. Se habían seleccionado imágenes satelitales de la ESA (European Space Agency) tomadas desde la plataforma Landsat 5-TM (Thematic Mapper) para el periodo comprendido hasta 2009, y de la plataforma Landsat 8-OLI (Operational Land Imager) para el periodo posterior. Todas son imágenes del mes de junio, dado el máximo de actividad de la vegetación (Vicente-Serrano et al., 2008).

Por un lado, se disponía de un conjunto de datos procedente de dos sensores diferentes. Por otro lado, la multitemporalidad podía acarrear ruido de diferente naturaleza en las imágenes satelitales (por cambios en la estabilidad de los sensores, la iluminación, los efectos atmosféricos, etc.).

Por todo ello, las imágenes satelitales se habían procesado según la metodología propuesta por Vicente-Serrano et al. (2008), en un proceso que requiere corrección geométrica y radiométrica. En este caso, las imágenes ya se obtuvieron corregidas geométricamente en la propia base de datos de la ESA. Para la corrección radiométrica, en primer lugar se eliminaron los píxeles de nubes utilizando una máscara en un software GIS (ArcGIS 10.1). Posteriormente, se calculó la reflectividad en superficie utilizando el modelo de corrección atmosférica ATCOR-3, en el software ERDAS IMAGINE. A las imágenes resultantes se les aplicó una corrección topográfica basada en el modelo de la c-correction (Teillet et al., 1982). Para mejorar la homogeneidad de la serie temporal, las

imágenes se normalizaron utilizando el método Temporally Invariant Cluster (TIC) (Chen et al., 2005). Finalmente, para hacer comparables las imágenes obtenidas por las plataformas Landsat-8 OLI y Landsat 5 TM, estas se equipararon a las de Landsat 7 ETM utilizando las ecuaciones propuestas por Vogelmann et al. (2001) y Roy et al. (2016).

2.3. Monitorización de la vegetación mediante imágenes de satélite

La monitorización de la vegetación a partir de series temporales de imágenes satelitales se puede realizar mediante diferentes métodos (Coppin et al., 2004). Uno de los aspectos más importantes es la técnica de detección de cambios (Lu et al., 2004; Coppin et al., 2004). Para ello, se pueden seguir dos enfoques distintos: las técnicas que identifican los cambios entre dos momentos temporales (Latifovic et al., 2005; Vidal-Macua et al., 2017a; Vidal-Macua et al., 2017b, Vidal-Macua et al., 2018) y las que definen trayectorias temporales de índices espectrales (Kennedy et al., 2010).

En el presente trabajo se ha optado por el análisis de trayectorias temporales, con el fin de analizar el desarrollo de la cobertura vegetal a lo largo del periodo de estudio en las zonas restauradas. Para definir la trayectoria temporal de la vegetación en estas zonas se ha escogido el Índice Normalizado Diferencial de Vegetación o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) por tratarse de una métrica de fácil obtención y porque es un índice que ha demostrado ser efectivo en la identificación de perturbaciones y patrones en la vegetación (Peters et al., 2002; Kennedy et al., 2010; Sangüesa-Barreda et al., 2014; McDowell et al. 2015; Gómez-Rodríguez et al., 2017). Se trata de un indicador de la densidad de biomasa verde basado en datos radiométricos (Gandini et al., 2005).

El NDVI se calcula a partir de la reflectividad de la superficie terrestre (fracción de radiación reflejada con respecto a la incidente) captada por un satélite (Gandini et al., 2005). Sobre la imagen de satélite este índice contrasta dos regiones del espectro electromagnético: la visible, especialmente la banda roja, y la infrarroja cercana, con lo que se puede interpretar el estado de salud y la vigorosidad de la vegetación. Una planta en buen estado absorbe la mayor parte de la banda roja a través de sus pigmentos clorofílicos y refleja una gran parte de la infrarroja cercana por el elevado contenido en agua de sus paredes celulares. En cambio, una planta estresada por plagas o sequías o la escasez de vegetación refleja una mayor fracción de la banda roja y menor de la infrarroja cercana (Díaz et al., 2015; Gómez-Rodríguez et al., 2017).

En el presente trabajo, se calculó el NDVI para todas las fechas/imágenes del ámbito de estudio. Este proceso se automatizó mediante la creación de un script de ArcPy en la consola de IDLE, aplicando en él la siguiente fórmula (Sangüesa-Barreda et al., 2014):

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_r}{\rho_{nir} + \rho_r}$$

Siendo ρ_{nir} la reflectividad en la región del infrarrojo cercano del espectro electromagnético (banda 4 para Landsat 5-TM y banda 5 para Landsat 8-OLI) y ρ_r la reflectividad en la región roja del visible (banda 3 para Landsat 5-TM y banda 4 para Landsat 8-OLI).

Este índice combinado con herramientas SIG se traduce en una imagen ráster donde cada píxel lleva asociado un valor que varía entre -1 y +1 (Anexo 2). Los valores más próximos a -1 indican ausencia de vegetación verde y los más próximos a +1, elevada densidad y vigorosidad de la vegetación (Gómez-Rodríguez et al., 2017).

Se generó así un archivo tipo *ráster* para cada año con información geográfica del NDVI. Sobre éstos, se revisaron en ArcGIS 10.1 (ESRI, 2012) los valores atípicos que tenían origen en pequeñas nubes no detectadas anteriormente y se consideraron datos ausentes.

Se excluyeron las observaciones con valores de NDVI de -1 y +1, ya que es cuestionable que en un ambiente mediterráneo se den las situaciones extremas de terreno completamente yermo y con densidad máxima de vegetación, atribuyendo dichos valores a artefactos estadísticos derivados, entre otras causas, de fallos de lectura del sensor del satélite.

Una vez procesado el NDVI para todas las fechas (imágenes que componen el periodo de estudio), se analizó la trayectoria temporal de este índice según la pendiente de la regresión lineal de la serie temporal de datos (a partir de las fechas/imágenes disponibles: 1985, 1984, 1994, 1997, 2000, 2001, 2002, 2004, 2006, 2008, 2009, 2014 y 2016). La pendiente de la evolución temporal del NDVI de un píxel manifiesta la tendencia de la dinámica de la vegetación, a saber, si la recuperación (incremento del verdor) o retroceso (pérdida de verdor) de la vegetación presenta una tendencia gradual o rápida y brusca.

El valor de pendiente de NDVI en cada píxel es el que se utilizó como variable respuesta en el modelo estadístico.

2.4. Variables potencialmente explicativas

Por otro lado, se realizó un procesamiento de diversa información con herramientas SIG para obtener las variables potencialmente explicativas de la tendencia del NDVI con el tiempo. Algunas de ellas aportan información cuantitativa y se fundamentan en los procesos ecológicos del ensamblaje de comunidades (Anexo 3) y otras son cualitativas y constituyen las actuaciones de restauración (Anexo 1).

2.4.1. Variables basadas en la teoría del ensamblaje

Las variables potencialmente explicativas de la evolución temporal del NDVI, basadas en la teoría ecológica del ensamblaje de comunidades, son las siguientes (la relación de cada una de ellas con dichos procesos se recoge en el Anexo 3):

- Distancia de bosques y zonas de matorral denso natural a las áreas mineras restauradas

Este indicador se determinó a partir de la base de datos del Sistema de Información sobre Ocupación del Suelo de España (SIOSE) de 2014, categorizado según la Directiva 2007/2/CE, por la que se establece la infraestructura de Información Espacial en la Comunidad Europea (INSPIRE). Se consideró “bosque” los bosques mixtos, así como los de coníferas y los de frondosas. Se calculó la distancia lineal ponderada con la pendiente en ArcGIS 10.1 (ESRI, 2012). Dicha pendiente se extrajo de los modelos digitales de elevaciones (en adelante, MDE) del área de estudio a escala 1:5000 del Instituto Geográfico Nacional. Esta variable se abrevió como “Dist_For”. El mapa resultante fue proporcionado por RE-UZ.

- Índice Topográfico de Humedad del Suelo (TWI)

El TWI (Topographic Wetness Index) es un indicador de la disponibilidad de agua a largo plazo en un punto concreto del terreno con respecto a su contexto topográfico (Kopecký y Čížková, 2010). Modela los flujos superficiales y subsuperficiales de agua en función de la configuración topográfica, que se extrae del MDE (Roa-Lobo y Kamp, 2012). Se obtuvo mediante SAGA en QGIS 3.4 (QGIS Development Team, 2019). Está definido como:

$$TWI = \ln \left(\frac{As}{\tan \beta} \right)$$

Donde A_s es la superficie específica de captación, que es la tendencia de un punto a recibir agua de su entorno, y β es la pendiente local, que representa la tendencia a evacuar el agua (Kopecký y Čížková, 2010). A mayor superficie específica de captación y menor pendiente, mayor es el contenido de humedad en el suelo y mayor es el valor de este índice (Roa-Lobo y Kamp, 2012). Esta variable se abrevió como “TWI_5m”.

- Radiación solar en invierno

La radiación solar incidente lleva implícita la orientación (N-S-E-O) e influye en procesos biológicos como la evapotranspiración o los periodos de floración y crecimiento. El método de cálculo de esta variable fue el de Pons y Ninyerola (2008), que contempla datos astronómicos (trayectoria solar a lo largo del día, distancia Tierra-Sol, ángulos de incidencia en cada punto), datos topográficos (exposición y sombras proyectadas por la rugosidad del terreno) y además tiene en cuenta la variabilidad atmosférica.

Para obtener un mapa de radiación acumulada el día del solsticio de invierno (21 de diciembre) se empleó MiraMon GIS (Pons, 2002) y sus dos herramientas OMBRA, para determinar el sombreado topográfico con una precisión en azimut de 5° a partir de la pendiente extraída del MDE, e INSOLDIA, para calcular los ángulos de incidencia de los rayos solares, así como los factores astronómicos y atmosféricos. Se tuvo en cuenta una irradiancia exoatmosférica de 1367 radianes y una densidad óptica de 0,288 (constante para una atmósfera clara forestal media). Las unidades en que se expresan los resultados son 10 kJ/m²·día (Pons, 1996; Pons y Ninyerola, 2008). Esta variable se abrevió como “Win_SRad_5”.

- Radiación solar en verano

Análogamente, se creó un mapa de radiación solar acumulada para el día del solsticio de verano (21 de junio). De este modo, se incluyeron las diferencias estacionales en el análisis. Se abrevió como “Sum_SRad_5”.

Los dos mapas de radiación fueron desarrollados en colaboración con RE-UZ.

- Índice de recurrencia de sequías (SPEI)

Dado que el balance hídrico climático es determinante en la dinámica y distribución de la vegetación, se elaboró un conjunto de variables indicadoras del número de episodios de sequía para el período 1985-2016. Para cuantificar espacialmente la ocurrencia de sequías se utilizó el índice SPEI (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index) (Vicente-

Serrano et al., 2010), que estima un balance hídrico acumulado para un periodo de tiempo determinado a partir de la diferencia entre la precipitación y la evapotranspiración potencial mensual.

Los índices SPEI fueron generados y proporcionados por el grupo de investigación RE-UZ. Su cálculo es en función de una escala temporal que indica el número de semanas o meses consecutivos para los que se calcula el déficit de agua. El SPEI se generó para las escalas temporales de 6, 12 y 24 meses, ya que representan escalas temporales típicas para que el déficit hídrico pueda afectar a las aguas superficiales, el nivel del agua subterránea y el nivel de almacenamiento de reservas antrópicas de agua respectivamente (McKee et al., 1993). Las sequías fueron identificadas como los SPEI iguales o inferiores a una desviación estándar respecto de la media de la serie completa (1950-2016). Para cada escala temporal, y para el periodo 1985-2016, se contabilizó el número de episodios de sequía con duraciones de un mínimo de 4, 5, 7 u 8 meses consecutivos (como períodos representativos que pueden causar efectos nocivos).

Los datos para la obtención del SPEI se obtuvieron del Atlas Climático Digital de la Península Ibérica (Ninyerola et al., 2005), y el cálculo de los índices se realizó con el software MiraMon (Pons, 2002) por parte de RE-UZ.

La codificación de los índices fue de la siguiente manera. Partiendo de “SPEIX_Ym”, “X” hace referencia a la ventana temporal y “Ym”, a la duración del evento de sequía. Por ejemplo, un píxel con un valor de 8 de SPEI6_4m supondría que han ocurrido 8 eventos de sequía calculados a una escala temporal de 6 meses y de duración de 4 meses consecutivos durante el periodo 1985-2016.

Dada la posible correlación entre SPEIs generados a diferentes escalas temporales y periodos de prolongación, se realizó un análisis de colinealidad entre ellos para evitar la presencia de variables de sequía correlacionadas y para reducir tiempos de procesamiento en la fase de análisis estadístico. Dicha colinealidad se evaluó mediante la función de correlación en el software R (R Core Team, 2020), calculando coeficientes de correlación entre todos los pares de variables. Los SPEI con un coeficiente igual o superior a 0,7 fueron excluidos del análisis estadístico.

- Pendiente topográfica

Se extrajo a distancias de 5 m con ArcGIS 10.1 (ESRI, 2012) a partir de los MDE. En el apartado de *Resultados* viene dada como “Slope_5m”.

- Edad de restauración

Es el tiempo transcurrido desde la fecha de restauración de cada mina hasta la actualidad. En el apartado de *Resultados* viene dada como “Years”.

2.4.2. Variables basadas en el diseño de restauración

En el estudio también se incluyeron como variables los tipos de actuaciones de restauración llevadas a cabo en cada mina (Nicolau, 2003; Pantaleón, 1999). Esta información fue facilitada por RE-UZ. Estas variables son cualitativas nominales, a diferencia de las recogidas en el apartado anterior, que son cuantitativas.

- Modelo topográfico

Hace referencia al diseño de la restauración geomorfológica. Se abrevió como “Mod_top”. En este caso se diferenciaron 4 tipos:

- Plataforma espontánea (“p”): escombrera que no sufre restauración geomorfológica.
- Cuenca (“c”): diseño semejante a una balsa, en el que se acondiciona el hueco generado por la excavación (Figura 4).
- Talud-berma (“tb”): el relieve de la escombrera se conforma en una pirámide truncada, con laderas rectilíneas y abruptas (30°) y cunetas para recoger el drenaje (Figura 4).
- Talud-berma suavizado (“tbs”): basado en el diseño anterior, con menor pendiente.



Figura 4. A la izquierda, modelo topográfico de restauración tipo cuenca. A la derecha, modelo talud-berma. Fuente: Elaboración propia.

- Siembra

Algunas fueron de cereal en plataformas y de gramíneas-leguminosas en taludes. Referida como “Siembra”.

- Plantación

Generalmente de frutales en plataformas y de especies arbóreo-arbustivas en taludes. Referida como “Plantación”.

- Tierra vegetal

Por capaceo (acopio del material edáfico, previo a la excavación, y extendido sobre el terreno final para su posterior revegetación). Referida como “Tier_veg”.

- Riego

De asentamiento y mantenimiento (al menos el primer año de plantación para superar la época estival). Referido como “Riego”.

- Ganado

Presencia de pastoreo, especialmente de ganado ovino, tras las labores de restauración. Referido como “Ganado”.

2.5. Creación de la base de datos

Las 21 explotaciones mineras consideradas en este estudio se digitalizaron utilizando las herramientas de ArcGIS 10.1 (ESRI, 2012). Se creó una máscara de las minas y se transformó el ráster en una malla de puntos. Para prevenir la contaminación por reflectancia de los píxeles vecinos, se excluyeron aquellos puntos que se encontraban dentro de un buffer interior de 15 metros desde el perímetro de la zona de la mina restaurada. Los puntos resultantes constituyeron los puntos de muestreo del trabajo. Se extrajeron los datos de NDVI coincidentes con dichos puntos y se agregaron a los atributos de la mina restaurada, al igual que con los datos del resto de variables. Se creó así la base de datos.

2.6. Análisis de datos

Si bien el método que analiza la dinámica de la vegetación es importante para identificar diferentes trayectorias temporales, también se ha de contar con un método que explique las condiciones que han dado lugar a un tipo de dinámica u otro. En ecología los modelos estadísticos se utilizan como herramientas para determinar la relación entre los posibles factores explicativos y una variable respuesta, en este caso la trayectoria temporal de la vegetación.

En este trabajo, todos los análisis estadísticos se realizaron en R (R Core Team, 2020), a través de la interfaz de RStudio (RStudio Team, 2016).

2.6.1. Modelos conceptuales

Una vez configurada la base de datos con los valores de la variable respuesta (pendiente del NDVI o trayectoria temporal del NDVI) y de las variables potencialmente explicativas, se consideraron tres enfoques o modelos conceptuales diferentes para analizar:

- Modelo 1 o global: considerando todas las variables y todas las minas. Se pretende obtener un modelo que se ajuste a la realidad, que ha operado en las zonas restauradas de las minas.
- Modelo 2: excluyendo la variable con mayor peso o importancia relativa obtenida en el Modelo 1. La intención es identificar otras variables clave que puedan ayudar a comprender el patrón de comportamiento de la vegetación.
- Modelo 3 o de restauración pasiva. Se pretende evaluar cómo han contribuido los factores del ensamblaje de comunidades en el grado de recuperación de la vegetación, excluyendo las minas y las variables relativas a actuaciones de restauración más técnicas.

2.6.2. Análisis previos

Como primera aproximación experimental, se aplicó un tipo de análisis estadístico de amplio uso en la literatura científica. A partir de una regresión lineal múltiple, se realizó un análisis preliminar para identificar variables más importantes, generar un modelo de

regresión con éstas e interpretar dicho modelo. Después, se compararon los resultados con BRT.

Todas las variables se escalaron en un rango de 0 a 100, para así interpretar mejor el valor de los coeficientes resultantes del modelo de regresión, de tal forma que éstos estuvieran en las mismas unidades.

Regresión lineal múltiple

Se ejecutó una regresión lineal múltiple en R (R Core Team, 2020), basada en la siguiente ecuación (James et al., 2015).

$$Y = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p) + \epsilon$$

Donde Y es la variable respuesta o dependiente, en este caso, la evolución temporal del NDVI; β_0 es la ordenada en el origen; $\beta_1 - \beta_p$ son los coeficientes parciales, es decir, el objetivo del análisis, pues son los indicadores del grado de influencia de cada factor; X son las variables potencialmente explicativas (independientes o predictores), esto es, los factores basados en el ensamblaje y en el diseño de la restauración; y ϵ es el error o residuo (diferencia entre un valor real y el estimado).

Para obtener un modelo que integrase únicamente las variables más importantes, se siguió el proceso de descarte de la Figura 5, basado en el procedimiento de Zuur et al. (2009). En una primera fase, un proceso iterativo (función `step()`) hacia atrás (partiendo de todas las variables en lugar de ir agregándolas) descarta variables según el criterio AIC (Akaike information criterion), que estima la bondad del ajuste (la medida en la que las observaciones estimadas se aproximan a las reales) y la complejidad del modelo. Esta función parte de todas las variables y va descartando una a una (Zuur et al., 2009; James et al., 2015). De este proceso se obtuvo un primer modelo de regresión R1.

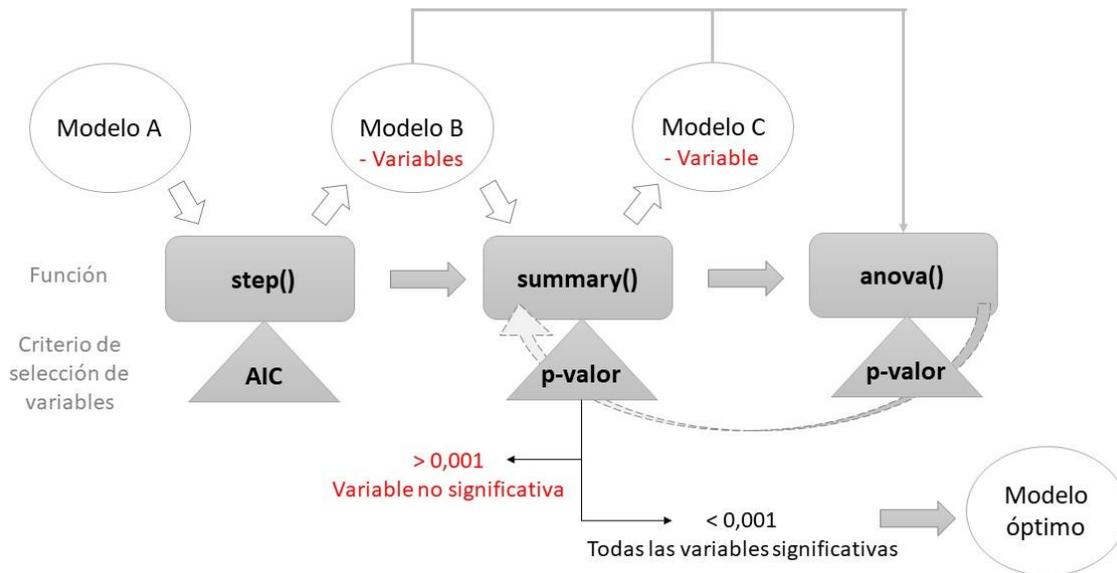


Figura 5. Esquema general de descarte de variables para seleccionar el modelo óptimo de análisis. Fuente: Elaboración propia.

Dado que el AIC tiene un cierto carácter conservador y con el fin de ajustar y obtener un modelo óptimo, se continuó descartando individualmente las variables con menor significancia estadística (en este caso con p-values $> 0,001$), consultando los p-values mediante la función `summary()`. Para ello, se tomó como modelo inicial el R1, del cual se sustrajo la variable con menor significancia estadística para formar otro modelo R2. Para determinar si la variable extraída mejoraba o no el ajuste del modelo inicial R1, se compararon ambos modelos mediante el análisis de varianza ANOVA, siguiendo el procedimiento de Zuur et al. (2009). De esta forma, a través de un proceso iterativo, se fueron descartando variables hasta que el proceso finalizó en un modelo compuesto por variables, todas ellas, con una significancia estadística $\leq 0,001$.

Con el fin de validar el modelo y cuantificar la medida en que una predicción coincide con una observación real se utilizó el error medio cuadrático (MSE, en adelante), de amplio uso en el campo de la regresión. Viene dado por la ecuación (James et al., 2015):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}(x_i))^2$$

Donde se tiene en cuenta el sumatorio de los residuos; n es el número de observaciones; y_i es el valor observado; y $\hat{f}(x_i)$ el valor predicho.

Cuanto menor es el valor de MSE menos difiere la estimación (valores ajustados o *fitted values*) de la realidad (valores reales). Este cálculo se hizo mediante validación cruzada

(10-fold-cross-validation). Este método consiste en dividir aleatoriamente la base de datos en 10 grupos del mismo tamaño. Cada vez se excluye un grupo, se calcula la regresión con las observaciones restantes y se valida con el grupo excluido. De este modo, se realizaron 10 regresiones y 10 validaciones, obteniendo 10 MSE, cuyo promedio fue el MSE del modelo (James et al., 2015).

El proceso se replicó para los tres modelos conceptuales descritos al inicio de esta sección.

2.6.3. Boosted Regression Trees

Estos modelos estadísticos se desarrollaron en colaboración con RE-UZ.

En este estudio, *Boosted Regression Trees* (BRT) es la principal técnica estadística para analizar el grado de influencia de las variables potencialmente explicativas (factores basados en la teoría ecológica del ensamblaje) en la variable respuesta (pendiente del NDVI o trayectoria temporal del NDVI). BRT es una técnica *machine learning* que no requiere de un tipo de distribución de datos preestablecido, es capaz de gestionar volúmenes grandes y heterogéneos de datos y está menos influenciado por información correlacionada o variables irrelevantes que otros enfoques estadísticos (Crane et al., 2012, Dormann et al., 2013). El algoritmo de BRT trata de identificar patrones dominantes observando la relación entre la respuesta y sus predictores (Elith et al., 2008; Vidal-Macua et al., 2017b; Vidal-Macua et al., 2018).

BRT está basado en árboles de decisión combinados con la técnica *boosting*. Mediante BRT, cientos o miles de árboles de decisión se ajustan de manera secuencial y progresiva. Con el algoritmo *boosting* cada árbol nuevo se genera usando una fracción aleatoria de las observaciones y un subconjunto distinto de variables explicativas. Los árboles no se ajustan de forma individual, sino de manera aditiva, ya que cada nuevo árbol es ajustado sobre los residuales del árbol anterior, ponderando las observaciones según la tasa de error del árbol previo (Hastie et al., 2009).

El modelo consta principalmente de tres parámetros relacionados entre sí (Elith et al., 2008; Vidal-Macua et al., 2017b; Vidal-Macua et al., 2018): número óptimo de árboles (seleccionado con validación cruzada), número de divisiones en cada árbol o complejidad de árbol (condicionado por el número de variables) y tasa de aprendizaje (parámetro con un rango de valor ente 0 y 1 que pondera la influencia de cada árbol nuevo). Para reducir

la varianza de los resultados, y de ese modo resulten fiables, es preciso lograr una combinación óptima de estos parámetros.

La importancia relativa de cada variable se estima contabilizando su contribución en el modelo aditivo, en función del número de veces que es seleccionada para un nuevo árbol, y la mejora que proporciona en la predicción (Hastie et al., 2009).

Los modelos BRT se desarrollaron en R mediante la librería “dismo”, que contiene la función `gbm()`. Esta función incluye otras como `gbm.step()`, que utiliza validación cruzada para estimar el número óptimo de árboles de decisión, así como el MSE (Elith y Leathwick, 2016). En este caso, se fueron añadiendo árboles a un modelo aditivo en grupos de 50 (hasta un máximo de 20000 árboles) y cada vez se ejecutó la validación cruzada como un proceso interno, hasta que el valor medio del MSE en las 5 últimas iteraciones fue superior al de las 5 anteriores.

La combinación de parámetros escogida para el ajuste de los modelos fue una complejidad de árbol de 4, una tasa de aprendizaje de 0,005 y el uso aleatorio de un 50% de las observaciones (`bag fraction = 0,5`) en cada nuevo árbol (Elith et al., 2008; Vidal-Macua et al., 2017b; Vidal-Macua et al., 2018).

Para la interpretación de resultados se utilizan los gráficos de dependencia parcial. Éstos son una salida gráfica del modelo mostrando la relación entre la variable respuesta y una variable explicativa. Es decir, en nuestro caso, estos gráficos muestran en qué condiciones se produce un tipo de dinámica (positiva o nula/negativa) de la vegetación.

Se ejecutó BRT con las variables escaladas para poder compararlo con la regresión. No obstante, la influencia por la diferencia de escala es mucho menor con este método (Elith et al., 2008), por lo que también se ejecutó BRT con las unidades originales de las variables para una mejor interpretación de los resultados.

BRT se aplicó para los tres modelos conceptuales definidos anteriormente. A diferencia del proceso de evaluación en la regresión, la técnica *machine learning*, en su progreso aditivo, determina de forma automática la importancia de las variables, de forma que en una sola ejecución del modelo se identifica el orden de importancia de éstas. Todo ello gracias al algoritmo *boosting*, la estocasticidad y el proceso aditivo intrínsecos en BRT (Friedman, 2002; Elith et al., 2008).

El MSE también se calculó para los modelos BRT.

3. RESULTADOS

El análisis de resultados muestra, como cabía esperar, una notable diferencia en el rendimiento predictivo entre los dos modelos estadísticos a favor de los BRT. A ello se añade el mayor grado de automatización de la técnica *machine learning* a la hora de identificar las variables de mayor significancia estadística.

3.1. Modelo 1: Global

Mientras que el modelo 1 con las variables escaladas mediante regresión lineal múltiple tiene un MSE de 67,144, con BRT, ajustado a 9000 árboles, el MSE se ha reducido a 30,099. Ambos métodos han identificado el modelo topográfico como la variable explicativa más determinante en la evolución del NDVI. Sin embargo, los resultados del resto de variables difieren entre sí (ver Tablas 1 y 2).

Tabla 1. Coeficientes parciales de la regresión lineal múltiple del Modelo 1.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	18,102032	2,794699	6,477	1,03E-10
Modelo topográfico: talud-berma suavizado	14,475736	0,735340	19,686	< 2,00E-16
Modelo topográfico: plataforma	13,737701	1,062797	12,926	< 2,00E-16
Modelo topográfico: talud-berma	9,978992	0,500332	19,945	< 2,00E-16
Riego	7,049174	0,552696	12,754	< 2,00E-16
Siembra	-5,345373	0,658627	-8,116	6,06E-16
Tierra vegetal	3,319321	0,646729	5,132	2,97E-07
Ganado	3,239711	0,466611	6,943	4,34E-12
Pendiente topográfica	0,232834	0,024042	9,684	< 2,00E-16
Radiación solar invierno	-0,174723	0,009947	-17,565	< 2,00E-16
TWI	0,124816	0,011682	10,685	< 2,00E-16
Radiación solar verano	0,092298	0,025769	3,582	0,000345
SPEI6_4	-0,072340	0,009154	-7,903	3,35E-15
SPEI6_7	0,069232	0,013651	5,072	4,09E-07
SPEI6_8	-0,066114	0,011847	-5,581	2,52E-08
SPEI12_7	0,030664	0,007583	4,044	5,34E-05
Distancia a masa forestal	-0,021712	0,005367	-4,046	5,30E-05
Residuals:				
Min -45,473 ; 1Q -4,101 ; Median -0,018 ; 3Q 3,680 ; Max 46,643				
Residual standard error: 8,188 on 4835 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0,4416 ; Adjusted R-squared: 0,4398				
F-statistic: 239 on 16 and 4835 DF ; p-value: < 2,2e-16				

Tabla 2. Influencia relativa de las variables potencialmente explicativas de la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 1.

VARIABLES ESCALADAS		VARIABLES SIN ESCALAR	
Variable	Rel.inf	Variable	Rel.inf
Modelo topográfico	24,08501800	Modelo topográfico	23,93364973
Tiempo	17,74633925	Tiempo	17,53964577
Radiación solar invierno	15,38473195	Distancia a masa forestal	15,57264405
Distancia a masa forestal	15,14325113	Radiación solar invierno	15,31566831
TWI	5,19250567	TWI	5,10513201
Pendiente topográfica	3,71805350	SPEI6_4	3,74673832
SPEI6_4	3,66021336	Radiación solar verano	3,53095896
Radiación solar verano	3,41159118	Pendiente topográfica	3,29302168
Riego	2,27923157	Riego	2,39736983
SPEI12_5	1,72681133	SPEI24_4	1,76707701
SPEI24_4	1,69225314	SPEI12_5	1,76558103
SPEI6_7	1,33135275	SPEI6_7	1,40421100
SPEI12_8	0,97704515	Ganado	0,97685469
Ganado	0,81535291	SPEI12_8	0,90320322
SPEI12_4	0,78938989	SPEI12_4	0,78659237
Plantación	0,58534158	SPEI6_8	0,54653106
SPEI6_8	0,57109341	Plantación	0,52770054
SPEI12_7	0,38409324	SPEI24_7	0,34726954
SPEI24_7	0,32601191	SPEI12_7	0,34655898
Tierra vegetal	0,11082009	Tierra vegetal	0,11703074
SPEI6_5	0,03900206	SPEI6_5	0,04486457
Siembra	0,03049696	Siembra	0,03169660
Mean total deviance = 119,665		Mean total deviance = 11,905	
Mean residual deviance = 19,794		Mean residual deviance = 2,017	
Estimated cv deviance = 30,099 ; se = 1,053		Estimated cv deviance = 2,995 ; se = 0,163	
Training data correlation = 0,915		Training data correlation = 0,913	
Cv correlation = 0,865 ; se = 0,006		Cv correlation = 0,867 ; se = 0,005	

El estudio se enfocó en las 6 variables más importantes de los modelos BRT y en cómo estas variables han influido en un desarrollo más rápido o más lento de la vegetación.

En el modelo 1 con las variables sin escalar mediante BRT (Tabla 2), ajustado a 8500 árboles, el valor del MSE es de 2,995.

En la Figura 6 se representa la importancia relativa de las variables explicativas en la trayectoria o pendiente del NDVI, de entre las cuales cabe destacar el modelo topográfico (con 24% de influencia relativa aproximadamente), el tiempo transcurrido desde la restauración (18%), la distancia a las masas forestales (16%), la radiación solar en invierno (15%), el TWI (5%), y el índice de sequía SPEI6_4 (4%).

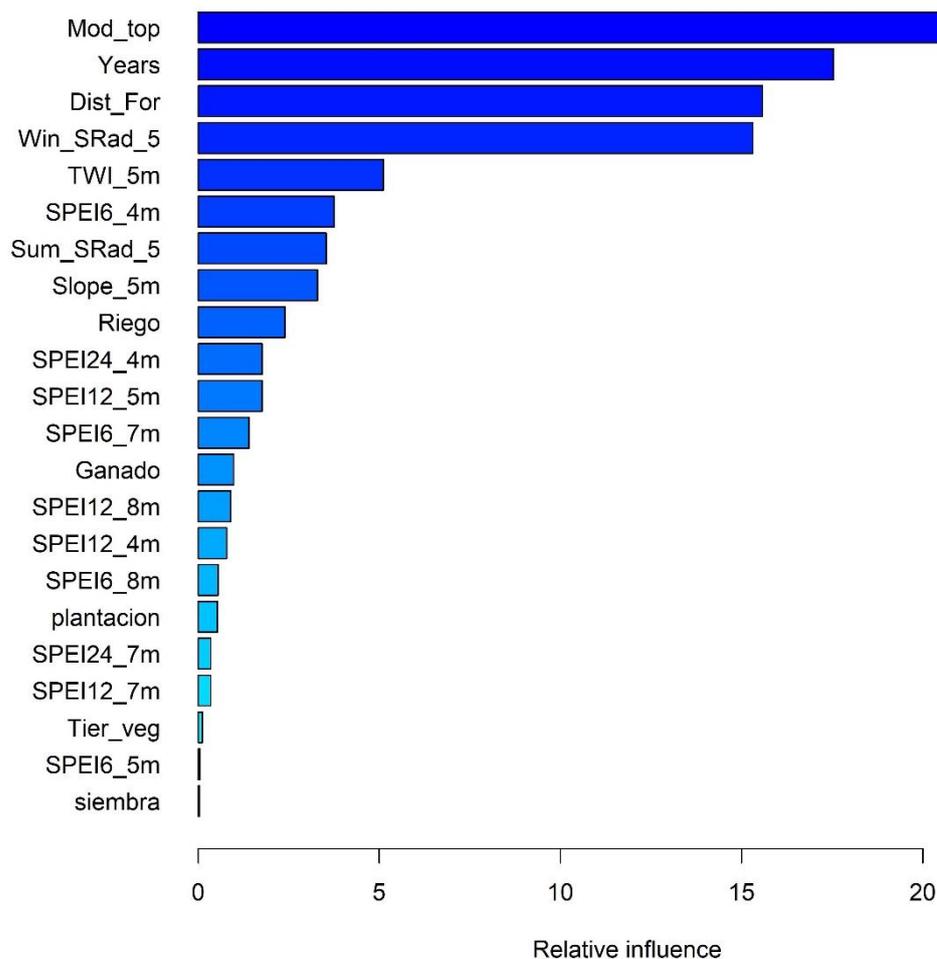


Figura 6. Contribución de las variables potencialmente explicativas en la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 1. Mod_top: modelo topográfico; Years: tiempo transcurrido desde la restauración; Dist_For: distancia a masas de bosque y matorral denso; Win_SRad_5: radiación solar en invierno; Sum_SRad_5: radiación solar en verano; Slope_5m: pendiente topográfica; Tier_veg: adición de tierra vegetal.

A continuación, se muestran los patrones de las 6 variables más relevantes.

En la Figura 7 se puede observar que, de los cuatro modelos topográficos, el de talud-berma suavizado es el que favorece un incremento más rápido de la vegetación (mayor pendiente en la trayectoria del NDVI), seguido del de plataforma. En cambio, el modelo de cuenca ocupa el último lugar con valores negativos. En cuanto al tiempo transcurrido desde la restauración, se aprecia un rápido incremento entorno a los 5 años. Después, a los 10 años, decae para incrementar de nuevo de manera progresiva.

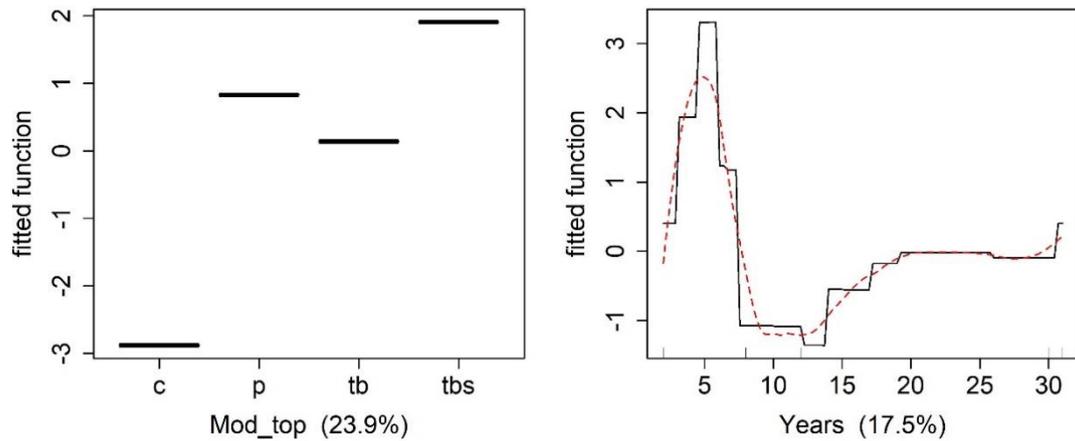


Figura 7. Dependencia parcial de las variables explicativas modelo topográfico (izquierda), donde c es cuenca, p es plataforma, tb es talud-berma y tbs es talud-berma suavizado; y tiempo transcurrido desde la restauración (derecha). El trazado negro corresponde a la función de ajuste (“fitted function”: los valores ajustados hacen referencia a la pendiente de la trayectoria del NDVI, extraída de la regresión lineal de la serie temporal de valores de NDVI en cada píxel) y el trazado rojo discontinuo a la suavizada. El porcentaje constituye la influencia relativa de la variable. Las pequeñas barras verticales sobre el eje horizontal representan los deciles de la distribución de valores (10% de observaciones).

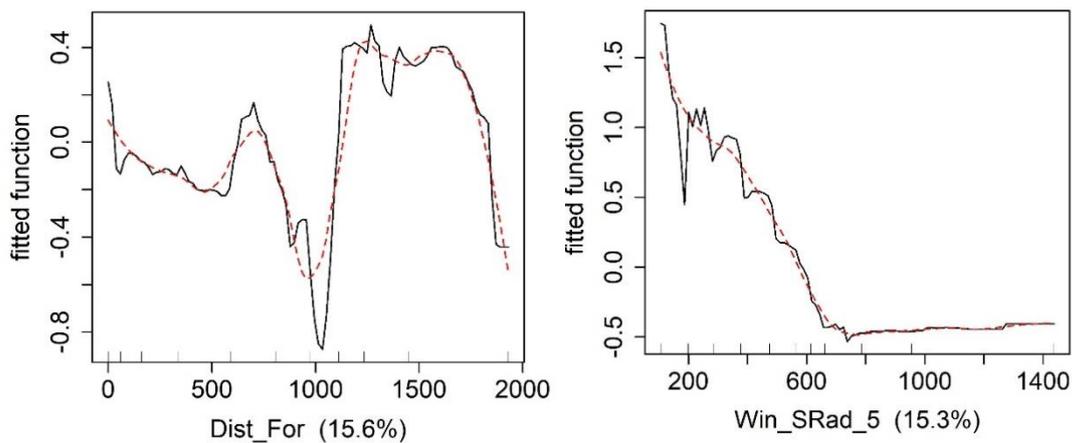


Figura 8. Dependencia parcial de las variables explicativas distancia de la mina a masas de bosque y matorral denso (izquierda) y radiación solar en invierno (derecha).

Según la Figura 8, el desarrollo de vegetación disminuye de forma pronunciada en torno a los 600 m de distancia, para luego volver a incrementarse a partir de los 1000 m de distancia. En el caso de la radiación solar en invierno se observa que, desde los 700-10 $\text{kJ/m}^2\cdot\text{día}$ aproximadamente, a menor radiación mayor es el incremento de vegetación.

La función de ajuste del TWI representada en la Figura 9 indica que en general el desarrollo de vegetación aumenta con la humedad del suelo, dado que el descenso inicial únicamente queda representado por un 10% de las observaciones. En relación al SPEI6_4, la vegetación se ve favorecida al disminuir el número de sequías de este tipo.

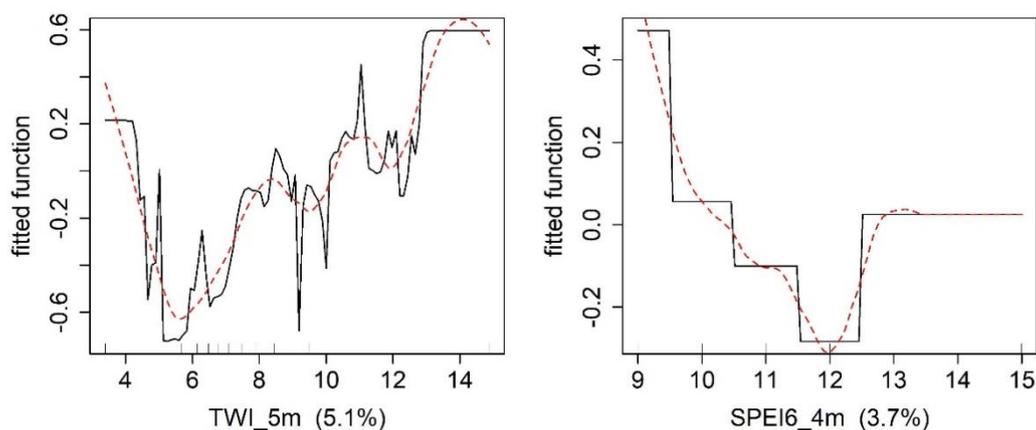


Figura 9. Dependencia parcial de las variables explicativas TWI (izquierda) y SPEI6_4 (derecha).

3.2. Modelo 2: Sin modelo topográfico

En este caso, con las variables escaladas, la regresión ha devuelto un MSE de 73,171, mientras que mediante BRT, ajustado a 9150 árboles, este se ha reducido a 30,437.

De entre las 6 variables explicativas más influyentes en la evolución del NDVI se han identificado 2 comunes para ambos métodos: la radiación solar en invierno y el riego, aunque con relevancias relativas diferentes (ver Tablas 3 y 4).

Tabla 3. Coeficientes parciales de la regresión lineal múltiple del Modelo 2.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	26,625153	2,689579	9,899	< 2E-16
Riego	14,521806	0,456337	31,823	< 2,00E-16
Siembra	-11,639318	0,564633	-20,614	< 2,00E-16
Ganado	8,270563	0,407122	20,315	< 2,00E-16
Tierra vegetal	2,668431	0,617767	4,319	1,60E-05
Pendiente topográfica	0,265158	0,024535	10,807	< 2,00E-16
Radiación solar invierno	-0,193808	0,010151	-19,092	< 2,00E-16
SPEI6_4	-0,134913	0,008277	-16,299	< 2,00E-16
Radiación solar verano	0,120945	0,02697	4,484	7,48E-06
TWI	0,111114	0,011902	9,336	< 2,00E-16
SPEI6_7	0,074951	0,011427	6,559	5,99E-11
Distancia a masa forestal	-0,037442	0,005413	-6,916	5,23E-12
SPEI12_4	0,027685	0,006409	4,320	1,59E-05
Residuals:				
Min -44,858 ; 1Q -4,250 ; Median -0,096 ; 3Q 3,901 ; Max 46,810				
Residual standard error: 8,546 on 4839 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0,3913 ; Adjusted R-squared: 0,3898				
F-statistic: 259,2 on 12 and 4839 DF ; p-value: < 2,2e-16				

Tabla 4. Influencia relativa de las variables potencialmente explicativas en la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 2.

Variables escaladas		Variables sin escalar	
Variable	Rel.inf	Variable	Rel.inf
Tiempo	20,76457590	Tiempo	20,62822282
Distancia a masa forestal	19,06574521	Distancia a masa forestal	18,73832562
Radiación solar invierno	18,01865051	Radiación solar invierno	17,60077860
SPEI6_4	10,05340904	SPEI6_4	10,22656050
Riego	7,88383478	Riego	7,71273527
TWI	5,30077864	TWI	5,46775784
Radiación solar verano	3,89259782	Radiación solar verano	4,21419134
Pendiente topográfica	3,51468550	Pendiente topográfica	3,66273072
SPEI24_4	3,33301410	SPEI24_4	3,51196834
SPEI12_5	1,73875858	SPEI6_7	1,72619609
SPEI6_7	1,65699955	SPEI12_5	1,66077313
SPEI12_8	1,02125327	SPEI12_4	1,08985677
SPEI12_4	0,94441476	SPEI12_8	1,05318313
Plantación	0,92375144	Plantación	0,83225974
Ganado	0,42056957	Ganado	0,42437072
SPEI24_7	0,41197990	SPEI24_7	0,38173443
SPEI12_7	0,34181256	SPEI12_7	0,35282950
SPEI6_5	0,34015837	SPEI6_5	0,34425026
SPEI6_8	0,18235215	SPEI6_8	0,20208813
Tierra vegetal	0,13391425	Tierra vegetal	0,11571427
Siembra	0,05674409	Siembra	0,05347277
Mean total deviance = 119,665		Mean total deviance = 11,905	
Mean residual deviance = 20,039		Mean residual deviance = 1,936	
Estimated cv deviance = 30,437 ; se = 1,197		Estimated cv deviance = 3,021 ; se = 0,107	
Training data correlation = 0,914		Training data correlation = 0,917	
Cv correlation = 0,865 ; se = 0,003		Cv correlation = 0,863 ; se = 0,006	

Analizando el modelo 2 con las variables sin escalar mediante BRT (Tabla 4), ajustado a 9800 árboles, el valor del MSE es de 3,021.

De la Figura 10 cabe destacar el tiempo transcurrido desde la restauración (con 21% de influencia relativa aproximadamente), la distancia a las masas forestales (19%), la radiación solar en invierno (18%), el índice SPEI6_4 (10%), el riego (8%), y el TWI (5%).

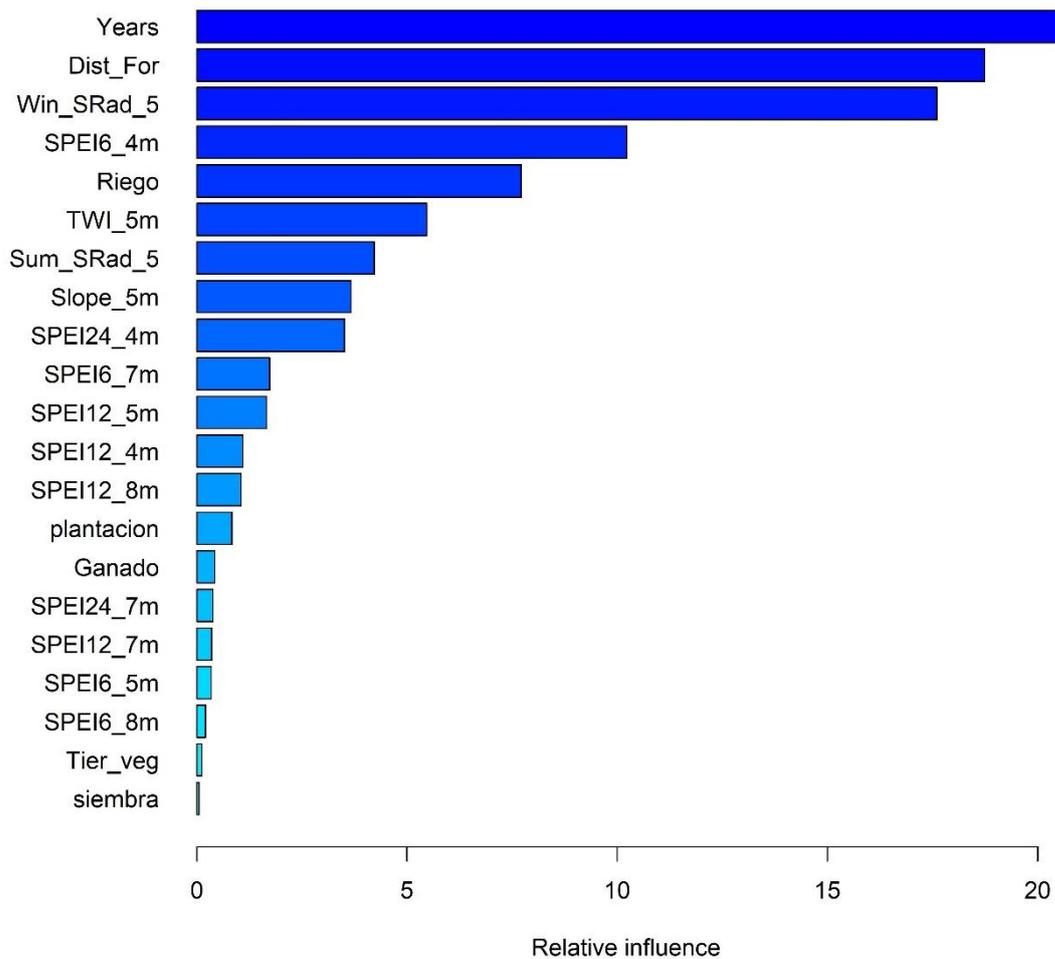


Figura 10. Contribución de las variables potencialmente explicativas en la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 2.

La función de ajuste ha mostrado los mismos patrones que en el Modelo 1 para el tiempo transcurrido desde la restauración, la distancia a las masas forestales, la radiación solar en invierno, SPEI6_4 y el TWI. En cuanto al riego, éste propicia el desarrollo de vegetación como muestra la función de ajuste en la Figura 11.

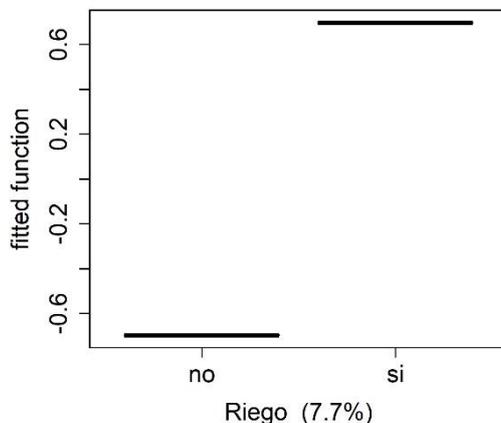


Figura 11. Dependencia parcial del riego.

3.3. Modelo 3: Restauración pasiva

Analizando el modelo 3 con las variables escaladas mediante la regresión se ha obtenido un MSE de 120,45, mientras que mediante BRT, ajustado a 3500 árboles, este se ha reducido a 93,024.

De entre las 6 variables explicativas determinantes en la evolución del NDVI se han identificado 4 comunes para ambos métodos: la pendiente topográfica, la distancia a las masas forestales, la radiación solar en invierno y SPEI24_7 (ver Tablas 5 y 6).

Tabla 5. Coeficientes parciales de la regresión lineal múltiple del Modelo 3.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	85,97086	6,40636	13,420	< 2,00E-16
Ganado	14,59251	1,73190	8,426	5,14E-16
Pendiente topográfica	-0,36928	0,05385	-6,857	2,39E-11
Radiación solar verano	-0,26645	0,05499	-4,845	1,76E-06
Distancia a masa forestal	-0,29963	0,02877	-10,414	< 2,00E-16
SPEI6_4	0,18238	0,03392	5,377	1,23E-07
SPEI24_7	-0,10807	0,01644	-6,574	1,39E-10

Residuals:
 Min -49,952 ; 1Q -5,757 ; Median -0,099 ; 3Q 6,692 ; Max 49,392

Residual standard error: 10,83 on 440 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0,6468 ; Adjusted R-squared: 0,642

F-statistic: 134,3 on 6 and 440 DF ; p-value: < 2,2e-16

Tabla 6. Influencia relativa de las variables potencialmente explicativas en la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 3.

Variables escaladas		Variables sin escalar	
Variable	Rel.inf	Variable	Rel.inf
Pendiente topográfica	35,6588616	Pendiente topográfica	33,3454433
Distancia a masa forestal	15,1150392	Distancia a masa forestal	15,1822124
Radiación solar invierno	14,5171706	Radiación solar invierno	14,8426356
Radiación solar verano	9,4506398	Radiación solar verano	10,3984560
TWI	6,8224169	TWI	7,7569925
SPEI24_7	5,2603918	SPEI24_7	5,4439551
SPEI6_5	3,2941650	SPEI6_5	3,1710022
SPEI24_4	2,3542915	SPEI24_4	2,5572752
SPEI12_8	1,8417297	SPEI6_7	1,6638240
SPEI6_7	1,8344596	SPEI12_8	1,6025708
SPEI12_4	1,2367459	SPEI12_4	1,3566125
Ganado	1,0026885	Ganado	1,0383916
SPEI12_7	0,4772198	SPEI6_4	0,5325957
SPEI6_4	0,4726002	SPEI12_7	0,5237925
SPEI12_5	0,4214485	SPEI12_5	0,3717268
SPEI6_8	0,2401314	SPEI6_8	0,2125138
Tiempo	0,0000000	Tiempo	0,0000000

Mean total deviance = 327,01	Mean total deviance = 1,427
Mean residual deviance = 34,961	Mean residual deviance = 0,137
Estimated cv deviance = 93,024 ; se = 5,657	Estimated cv deviance = 0,399 ; se = 0,035
Training data correlation = 0,947	Training data correlation = 0,953
Cv correlation = 0,848 ; se = 0,01	Cv correlation = 0,847 ; se = 0,012

Analizando el modelo 3 con las variables sin escalar mediante BRT (Tabla 6), ajustado a 4000 árboles, el valor del MSE es de 0,399.

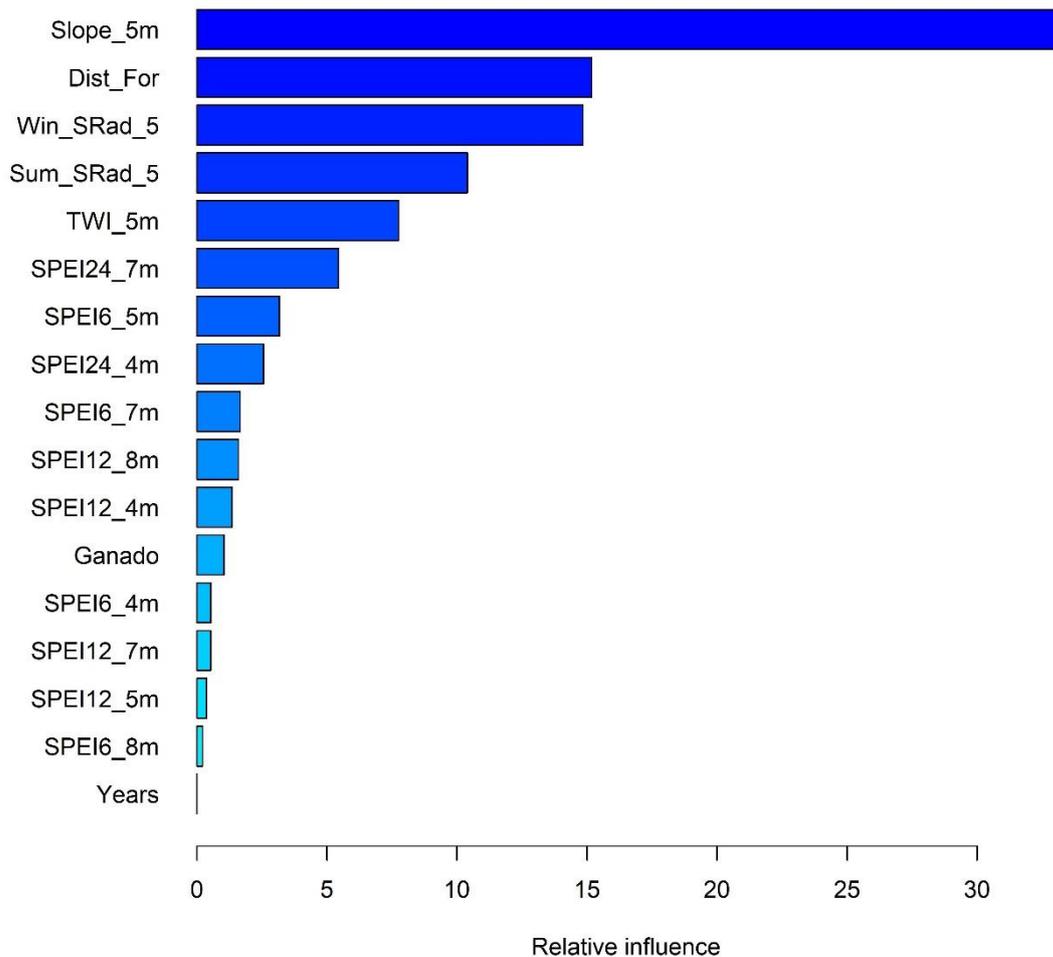


Figura 12. Contribución de las variables potencialmente explicativas en la evolución del NDVI, según BRT del Modelo 3.

De la Figura 12 cabe destacar la pendiente topográfica (con 33% de influencia relativa aproximadamente), la distancia a las masas forestales (15%), la radiación solar en invierno (15%), la radiación solar en verano (10%), el TWI (8%), y el índice de sequía SPEI24_7 (5%).

La Figura 13 muestra que a menor pendiente topográfica mayor es el incremento de NDVI. De hecho, a partir de los 20° la evolución del NDVI permanece prácticamente

invariable. En el caso de la distancia de las minas a las masas de bosque se observa un patrón similar a los modelos 1 y 2. No obstante, cabe destacar que, en comparación con los modelos anteriores, se aprecia una tendencia descendente más generalizada a medida que las minas se alejan de las zonas con vegetación.

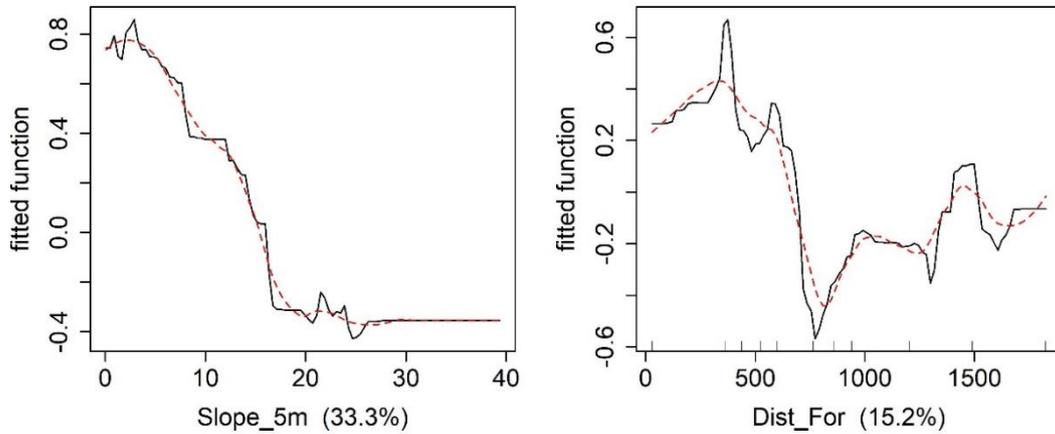


Figura 13. Dependencia parcial de las variables explicativas pendiente topográfica (izquierda) y distancia de la mina a masas de bosque y matorral denso (derecha).

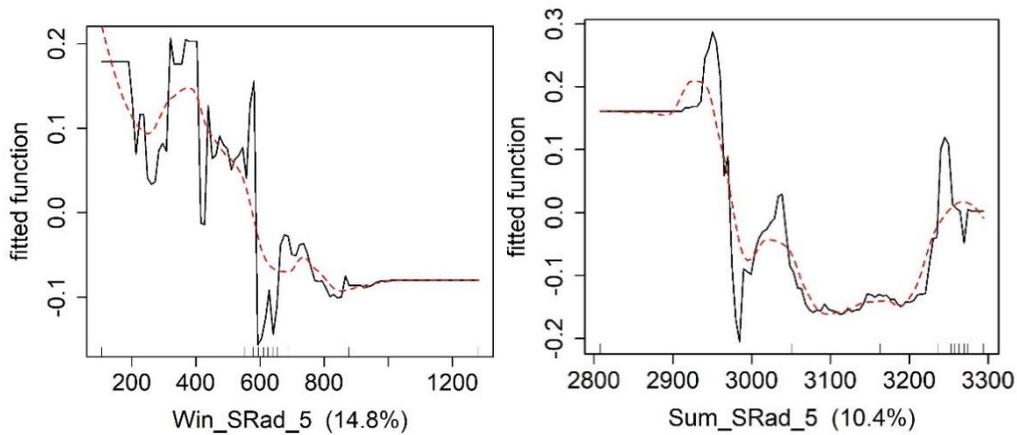


Figura 14. Dependencia parcial de las variables explicativas radiación solar en invierno (izquierda) y en verano (derecha).

La función de ajuste decrece con la radiación solar en invierno hasta los $600 \cdot 10 \text{ kJ/m}^2 \cdot \text{día}$ (Figura 14). La radiación solar en verano también lo hace desde los $2950 \cdot 10 \text{ kJ/m}^2 \cdot \text{día}$.

De nuevo, tal y como se muestra en la Figura 15, la evolución del NDVI tiene una tendencia positiva con el aumento de la humedad del suelo, según el TWI, y con el menor número de sequías, según SPEI24_7.

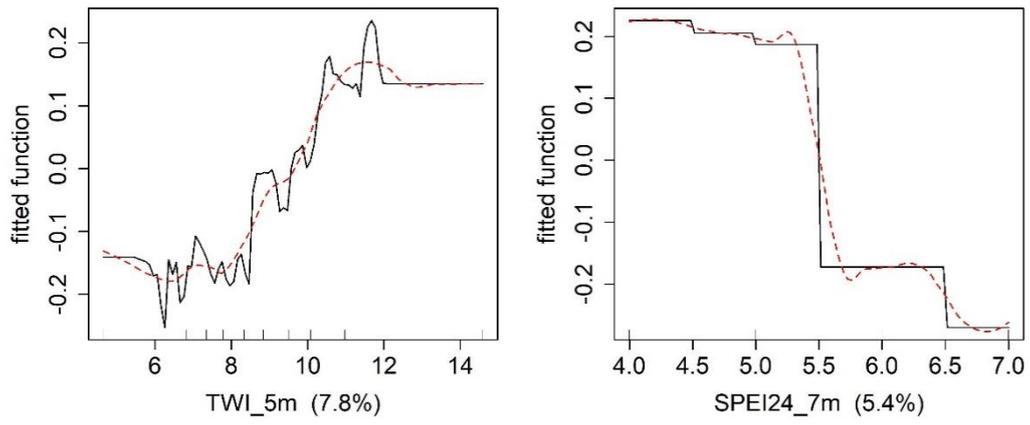


Figura 15. Dependencia parcial de las variables explicativas TWI (izquierda) y SPEI24_7 (derecha).

4. DISCUSIÓN

El análisis mediante BRT de 21 explotaciones mineras de carbón a cielo abierto, localizadas en un clima mediterráneo-continental y en las que se desarrollaron diferentes actuaciones de restauración, permitió identificar patrones y factores condicionantes de la recuperación de la cubierta vegetal a través del NDVI.

Este estudio desveló que, al igual que lo indicado por Nicolau (2003) y Martín-Duque et al. (2010), en ambientes mediterráneos la función que desempeña la geomorfología en la recuperación de la vegetación es fundamental. Tanto en el modelo que representa el escenario real (Modelo 1) como en el que representa condiciones de una restauración pasiva (Modelo 3) los factores más importantes para el desarrollo de vegetación fueron el modelo y la pendiente topográficos, respectivamente.

Así, de acuerdo con otros trabajos (Moreno de las Heras et al., 2008; Moreno-de las Heras et al., 2011), en un escenario de “no actuación” la pendiente regula el principal recurso limitante de este entorno: el agua. El suelo yermo que generalmente queda tras la fase de explotación está expuesto a la escorrentía superficial y la erosión eficiente, impidiendo así la infiltración de agua y su almacenamiento (García-Fayos, 2004). De hecho, se observó un umbral en el que el vigor de la vegetación se reduce cuando la pendiente aumenta hasta unos 18°, y a partir de 20° las consecuencias pueden ser severas, con difícil posibilidad de recuperación, como se ha comprobado en otras ocasiones (Salazar et al., 2002; Nicolau y Moreno de las Heras, 2005).

Esto resalta que un modelado topográfico adecuado en el diseño de una restauración es fundamental. De los modelados considerados, el talud-berma suavizado fue el que más favoreció la recuperación de la vegetación, propiciando una mayor retención de nutrientes y evitando la activación de procesos erosivos. No obstante, cabe mencionar que las minas restauradas con este modelo coinciden con otras actuaciones (extendido de tierra vegetal, siembra, plantación, riego y ausencia de pastoreo) llevadas a cabo por ENDESA que también pudieron influir en este resultado.

El modelo topográfico de cuenca presentó resultados negativos en cuanto al desarrollo y dinámica de la vegetación, y es que, en el sentido estricto del estudio, la lámina de agua presente en estos modelos equivale a una superficie yerma. Por otro lado, estas restauraciones son objeto de pastoreo, el cual ha reducido mucho la biomasa de las comunidades vegetales y, por lo tanto, el NDVI. Finalmente, las restauraciones en

cuenas tenían como objetivo principal reducir la salida de agua y sedimentos hacia los cursos fluviales situados aguas abajo (*off site effects*). Por todo ello, es un modelo que merece un cierto reconocimiento, pues fue el primero en España que abordó un remodelado topográfico alternativo al clásico talud-cuneta-berma, basado en la cuenca hidrográfica y proveedor de servicios ecosistémicos: retiene sedimentos, amortigua los flujos de escorrentía y aporta humedad, biodiversidad y valor paisajístico a la zona (Mola et al., 2018).

El siguiente factor más importante fue el tiempo transcurrido desde la restauración (o edad de la restauración) (excepto en el Modelo 3 en el que únicamente coincidieron minas restauradas en 1985, con lo que esta variable careció de valor por su falta de variabilidad). Los resultados estadísticos mostraron que entorno a los primeros 5 años se produce un rápido desarrollo de la vegetación, para después descender y, a partir de 6-8 años de antigüedad de restauración, pasar a un desarrollo más lento pero progresivo conforme aumenta la edad de la restauración. Se ha de tener en cuenta que las minas anteriores al RD 2994/82 no tuvieron obligación legal de restaurar, por lo que se puede esperar que las restauraciones más recientes, que tuvieron actuaciones más completas (extensión de tierra vegetal, siembra, plantación, riego), aporten mejores resultados en la recuperación de la vegetación. Tras 6-8 años el desarrollo de vegetación sigue una tendencia más gradual hacia estadios de mayor “verdor” a medida que las restauraciones son más antiguas, pues la probabilidad de que los propágulos de una especie lleguen a un lugar aumenta con el tiempo. Por otro lado, existen menos parches de vegetación natural próximos a una mayoría de las minas más antiguas, ralentizando el proceso de colonización y estancando así el proceso de sucesión (Nicolau et al., 2010). Por tanto, esto también influye en el menor incremento del NDVI en las restauraciones más antiguas.

Después, en base a la relación de variables más importantes obtenida, la distancia a las fuentes de propágulos ocupó el segundo lugar, sin considerar el modelo topográfico (Modelos 2 y 3), seguida de factores abióticos y perturbaciones como la radiación solar, el índice topográfico de humedad (TWI) y los eventos de sequía, con pequeñas diferencias en el orden de importancia según el modelo considerado. En el modelo de restauración pasiva, la radiación solar de invierno y verano precedió al TWI y al a la recurrencia de sequías SPEI24_7m. Mientras que en el modelo 2, el índice SPEI6_4m fue más importante que el riego y el TWI.

Así, los resultados ponen en énfasis que el proceso de colonización puede ser decisivo ante sustratos post-mineros, desprovistos de una capa edáfica y un banco nativo de semillas. En este factor influyen los agentes dispersores, especialmente el viento y en menor medida la fauna (Moreno-de las Heras et al., 2008), que en este entorno son relativamente limitados. Según el Modelo 2 (aunque en el Modelo 3 se observó un patrón similar), el incremento de la distancia a potenciales fuentes de propágulos fue perjudicial para la recuperación de la vegetación. Estos resultados, además, sugieren la existencia de un umbral de distancia a fuentes de semillas a partir del cual la recuperación de la vegetación muestra una caída drástica, situado a partir de los 500 m de dichas fuentes, de modo que la dispersión de semillas ya no sería efectiva en estos ambientes y se requeriría de una revegetación activa. Sin embargo, los resultados muestran un incremento del NDVI a partir de 1000 m. El hecho de que a partir de 1000 m la cubierta vegetal tenga más vigor puede explicarse porque la mayor parte de las minas situadas en este rango de distancias pertenecen al modelo de talud-berma suavizado y que, a su vez, están irrigadas. También podría completar la explicación causa-efecto la existencia de una zona tampón donde la vegetación haya sufrido una cierta degradación por la actividad minera, y pasado dicho umbral la vegetación natural se encuentre en un mejor estado de conservación, con lo cual los propágulos dispersados puedan tener un mayor éxito de germinación.

La radiación solar de invierno mostró una tendencia negativa para el desarrollo de la vegetación, con un umbral en $700 \cdot 10 \text{kJ/m}^2 \cdot \text{día}$, a partir del cual la vegetación sufre un impacto severo. Esto se debe a la modificación de la temperatura y la humedad y el incremento de la evapotranspiración de las plantas, condicionando la disponibilidad de agua (Samani, 2000; Jin et al., 2011). La incidencia de la radiación solar depende principalmente de la orientación, por lo que se trata de un factor sensible a tener en cuenta en el diseño de la restauración, concretamente en relación a la tolerancia de las especies a este factor. En este sentido, tasas de evaporación de agua más bajas son más adecuadas para las etapas tempranas de desarrollo de la vegetación (Benayas, 1998, Castro et al., 2004b, Vidal-Macua et al., 2017b).

En general, la tendencia de la radiación solar de verano en el modelo de restauración pasiva fue similar a la descrita en invierno. No obstante, al darse más horas de luz diarias en verano los resultados fueron más homogéneos que para la radiación solar en invierno.

La vegetación presentó una recuperación más o menos lineal con el TWI, lo que implica que entornos que favorecen la disponibilidad hídrica favorecen a su vez el establecimiento y desarrollo de la vegetación. Esto también puede destacar la necesidad de establecer inicialmente un sustrato edáfico adecuado con capacidad de retención de agua suficiente.

Aunque con menor importancia relativa en los modelos BRT, el balance hídrico climático también influye en la dinámica de la vegetación (Moreno-de las Heras et al. 2008, Vidal-Macua et al. 2017b), y se puede considerar que los resultados de este trabajo confirman que las restauraciones en zonas más afectadas por la recurrencia de sequías tienen una menor eficiencia.

La ocurrencia de sequías prolongadas en el tiempo es un problema común a la mayoría de comunidades mediterráneas y de compleja gestión, a pesar de su relativa tolerancia al estrés por falta de humedad edáfica. Sin embargo, el hecho de que en un escenario de restauración pasiva la ocurrencia de sequías corta-media duración no sea tan relevante, y sí lo sea en un escenario de restauración activa, puede alertar sobre la necesidad de tener en cuenta la estrategia hídrica de la vegetación introducida. Inicialmente es importante crear una cubierta vegetal para no activar los procesos erosivos (Espigares et al., 2011), pero las especies herbáceas no nativas empleadas para este propósito pueden mostrar esta menor tolerancia a las sequías que otras especies nativas funcionalmente mejor adaptadas a las condiciones climáticas de la zona (Valladares et al., 2004).

Por último, en el Modelo 2 el riego reafirmó su función en el desarrollo de vegetación, y es que el riego de asentamiento es fundamental para superar las condiciones climáticas adversas del primer año. Constituye la única variable que representa la acción humana directa de entre las más importantes de cada modelo, exceptuando el modelo topográfico en el Modelo 1.

En definitiva, el presente trabajo permite extraer recomendaciones clave para mejorar futuras restauraciones mineras en ambientes mediterráneos. El diseño del modelo topográfico es fundamental, ya que la construcción de pendientes suaves hasta 18° permite regular mejor la dinámica hidrológica, disminuyendo la incidencia de la escorrentía y evitando futuros problemas de erosión, permitiendo así el asentamiento y desarrollo de la vegetación. Se recomendaría abandonar los modelos basados en pendientes abruptas, como el extendido talud-berma, y apostar por la Restauración Geomorfológica (Zapico et al., 2018). En principio, se podrá favorecer la colonización espontánea y evitar la revegetación en función de la distancia a los parches de vegetación

natural más cercanos, factor que ha resultado ser determinante. De ser necesario revegetar, se ha de tener en cuenta la orientación (debido a la incidencia de la radiación solar) y la ocurrencia de sequías, especialmente de corta-media duración, de modo que el diseño se adapte a una selección de especies nativas teniendo en cuenta su estrategia hídrica preferentemente y a una distribución acorde a las condiciones climáticas.

No obstante, futuros trabajos e investigaciones seguirán indagando en la mejora de las actuales técnicas y conocimiento sobre restauración. En futuras líneas de investigación se podría incluir como posible variable explicativa la ocurrencia de heladas, dado que es un tipo de perturbación ambiental frecuente en estos entornos. Además, se podrían complementar las herramientas de teledetección con el estudio de interacciones bióticas a partir de observaciones de campo, ya que los satélites u otro tipo de plataformas como los UAV permiten detectar cambios en la viertata vegetal con mayor o menor resolución espacial, pero no son capaces de detectar procesos clave para el ensamblaje de comunidades que ocurren a muy pequeña escala o que tienen lugar bajo el dosel de las plantas. Es el caso de la isla de fertilidad que ha podido crear la aliaga (*Genista scorpius*), por ejemplo, encontrada en algunas laderas de las minas (Espigares et al., 2012; Moreno-de las Heras et al., 2008).

En relación con el método estadístico, se comprobó que BRT es un método más eficaz en escenarios multi-causales (ecológicos), como el estudiado en este trabajo, en comparación con la regresión lineal múltiple. La consistencia del procedimiento, dada la amplitud de la escala temporal y geográfica, así como la solidez y nivel de automatización de los modelos BRT, ha permitido establecer importantes consideraciones para la gestión y evaluación de acciones de restauración.

5. CONCLUSIONES

Impulsar la sucesión ecológica a través de la dispersión de propágulos es fundamental en distancias de hasta unos 500 m a parches de vegetación natural. Una vez que se produce la colonización, el desarrollo de la vegetación queda condicionado al tiempo, factor básico de todos los procesos ecológicos, pero sobre todo a la pendiente topográfica. En menor medida operan otros factores abióticos que dependen del clima y someten a la vegetación a un mayor o menor estrés hídrico: la radiación solar, el régimen de perturbaciones (ocurrencia de sequías y duración) y la disponibilidad de agua en el suelo principalmente.

En el escenario minero estudiado el factor más determinante en la recuperación de la cubierta vegetal fue el modelo topográfico con un 24% de influencia relativa, especialmente el de talud-berma suavizado, y en menor medida, el de plataforma, talud-berma y cuenca. En el escenario de restauración pasiva fue la disminución de la pendiente, con un 33% en este caso. Se deduce que en el diseño de una restauración se debe anteponer una geomorfología con pendientes de hasta 18° para evitar procesos erosivos por escorrentía, que es el mayor condicionante en la recuperación de estos ecosistemas.

La radiación solar influyó negativamente en la recuperación de la cubierta vegetal con un umbral en $700 \cdot 10 \text{kJ/m}^2 \cdot \text{día}$ y el Índice Topográfico de Humedad del Suelo indicó una relación positiva entre la disponibilidad de agua y la recuperación de la vegetación.

El modelo que contempla condiciones de restauración pasiva desveló la severidad de la ocurrencia de sequías de largo plazo, capaces de afectar negativamente al agua del subsuelo, mientras que en el modelo con condiciones de actuación ya son las sequías a corto-medio plazo las que influyen más. Por consiguiente, en las revegetaciones se ha de considerar la tolerancia a este tipo de sequías seleccionando especies con una estrategia hídrica acorde a las limitaciones climáticas de la zona, con el fin de mejorar la resiliencia del ecosistema.

Sería deseable ampliar el estudio evaluando las interacciones vegetales interespecíficas, para lo que se requiere trabajo de campo complementario, ya que el pastoreo no ha resultado ser uno de los factores más relevantes en la recuperación de la vegetación.

6. AGRADECIMIENTOS

Agradecer al magnífico grupo de investigación en el que se apoya el trabajo, Nicolau, Juanjo y Eduardo, por darme la oportunidad de introducirme en parte de la cultura minera aragonesa y vivenciar una verdadera coordinación de equipo. Especialmente por vuestra implicación y ánimo todo este tiempo, gracias.

Gracias, José María, por aceptar involucrarte y por toda tu atención.

Gracias también a vosotros, a los de casa, a los de siempre, que no os cansáis de apoyarme, y aunque sea lo que se dice siempre, es totalmente cierto, y es que sin vosotros no me habría encaminado en esto. Las razones me las quedo para mí, pero ya que no lo digo, al menos en esta ocasión lo dejo por escrito. Gracias.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alday, J.G. Zaldívar, P. Torroba-Balmori, P. Fernández-Santos, B. Martínez-Ruiz, C. 2016. Natural forest expansion on reclaimed coal mines in Northern Spain: the role of native shrubs as suitable microsites. *Environmental Science and Pollution Research* 23(14):13606-13616.
- Ayala, F.J, Vadillo, L., López, C., Aramburu, M.P., Escribano, M., Escribano, R., et al. 1989. *Manual de restauración de terrenos y evaluación de impactos ambientales en minería. SERIE: Ingeniería GeoAmbiental*. Instituto Tecnológico GeoMinero de España, Ministerio de Industria y Energía, Madrid.
- Badía, D., Valero, R., Gracia, Á., Martí, C., Molina, F. 2007. Ten-year growth of woody species planted in reclaimed mined banks with different slopes. *Arid Land Research and Management* 21(1):67-79.
- Benayas, J.M.R., 1998. Growth and survival in *Quercus ilex* L. seedlings after irrigation and artificial shading on Mediterranean set-aside agricultural land. *Annales des Sciences Forestieres* 55(7):801–807.
- Bromn, D., Halmann, R.G., Lee, C.H., Skogerboe, J.G., Price, R.A., Page, N.R., Clar, M., Kort, R., Hopkins, H. 1986. *Reclamation and vegetative restoration of problem soils and disturbed lands*. Noyes Data Corporation, New Jersey.
- Castro, J. Zamora, R. Hódar, J.A. Gómez, J.M. Gómez-Aparicio, L. 2004a. Benefits of using shrubs as nurse plants for reforestation in Mediterranean mountains : a 4-year study. *Restoration Ecology* 12:352–358.
- Castro, J., Zamora, R., Hódar, J.A., Gómez, J.M., 2004b. Seedling establishment of a boreal tree species (*Pinus sylvestris*) at its southernmost distribution limit: consequences of being in a marginal Mediterranean habitat. *Journal of Ecology* 92(2):266–277.
- Chen, X., Vierling, L., Deering, D. 2005. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. *Remote Sensing of Environment* 98(1):63-79.
- Clewell, A., Aronson, J., Winterhalder, K. 2004. *The SER International Primer on Ecological Restoration*. Version 2. Society for Ecological Restoration International Science & Policy Working Group.
- Commonwealth of Australia. 2016. *Rehabilitación de minas: Programa de Prácticas Líderes (Leading Practice) para el Desarrollo Sostenible de la Industria Minera*. Australian Government.
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., Lambin, E. 2004. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* 25(9):1565-1596.
- Corvalan, C., Hales, S., McMichael, A. 2005. *Ecosystems and human well-being - Health synthesis: A report of the Millennium Ecosystem Assessment*. World Health Organization, France.
- Cruse, B., Liedloff, A.C., Wintle, B.A., 2012. A new method for dealing with residual spatial autocorrelation in species distribution models. *Ecography* 35(10):879–888.

- Díaz, J.J., García, M.P., Gutiérrez, J. 2015. *Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión*. Trabajo Fin de Máster, Universidad Complutense de Madrid, España.
- Dormann, C.F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., Münkemüller, T., 2013. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography* 36(1):27–46.
- Elith, J., Leathwick, J.R., Hastie, T. 2008. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology* 77(4):802-813.
- Elith, J., Leathwick, J. 2016. *Boosted Regression Trees for ecological modeling*. R Documentation.
- ESRI. 2012. ArcGIS Explorer release 10.1. New York: ESRI. [Usado 1 septiembre 2020]. Disponible en: <http://www.esri.com/software/arcgis/explorer/index.html>
- Espigares, T., Merino-Martín, L., Moreno-de las Heras, M., Nicolau, J.M. 2012. Intensity of ecohydrological interactions in reclaimed Mediterranean slopes: effects of run-off redistribution on plant performance. *Ecohydrology* 6(5):836-844.
- Espigares, T., Moreno-de las Heras, M., Nicolau, J.M. 2011. Performance of vegetation in reclaimed slopes affected by soil erosion. *Restoration Ecology* 19(1):35-44.
- Finch-Savage, W.E., Leubner-Metzger, G. 2006. Seed dormancy and the control of germination. *New Phytologist* 171(3):501-523.
- Franks, D.M. 2015. *Mountain movers: Mining, sustainability and the agents of change*. Routledge, Londres, UK.
- Gandini, M.L., Usunoff, E.J., Busch, M. 2005. *Zonas homogéneas de la cuenca del arroyo del Azul: algunos aspectos de su dinámica analizados usando sensores remotos y SIG*. Tesis Doctoral, Universidad de Buenos Aires, Argentina.
- García-Fayos, P. 2004. Interacciones entre la vegetación y la erosión hídrica. En: Valladares, F. (ed.), *Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante*, 2nd ed., pp. 309–334. Ministerio de Medio Ambiente, EGRAF S.A, Madrid, España.
- Gómez-Aparicio, L. Zamora, R. Castro, J. Hódar, J. A. 2008. Facilitation of tree saplings by nurse plants : Microhabitat amelioration or protection against herbivores? *Journal of Vegetation Science* 19(2):161–172.
- Gómez-Rodríguez, M.E., Molina-Pérez, F.J., Agudelo-Echavarría, D.M., Cañón-Barriga, J.E., Vélez-Macías, F.D.J. 2017. Changes in soil cover in Nechí, Antioquia: An approach to the environmental impact of mining, 1986-2010. *Revista Facultad de Ingeniería* 26(45):149-163.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. 2009. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Segunda edición. Springer, New York, USA.
- Hossner, L.R. (ed.). 1988. *Reclamation of surface-mined lands*. I y II. C.R.C. Press, Florida.

- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. 2015. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer, New York, USA.
- Jin, Y., Randerson, J.T., Goulden, M.L. 2011. Continental-scale net radiation and evapotranspiration estimated using MODIS satellite observations. *Remote Sensing of Environment* 115(9):2302-2319.
- Jucker, T., Bouriaud, O., Coomes, D.A. 2015. Crown plasticity enables trees to optimize canopy packing in mixed-species forests. *Functional Ecology* 29(8):1078–1086.
- Kennedy, R.E., Yang, Z., Cohen, W.B. 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr—Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment* 114(12):2897-2910.
- Kraft, N.J.B., Ackerly, D.D. 2014. Assembly of plant communities. En: Monson, R.K. (ed.). *Ecology and the Environment, The Plant Sciences* 8, pp. 67-88, Springer Science+Business Media, New York, USA.
- Kraft, N.J.B., Adler, P.B., Godoy, O., James, E.C., Fuller, S., Levine, J.M. 2015. Community assembly, coexistence and the environmental filtering metaphor. *Functional ecology* 29(5):592-599.
- Kopecký, M., Čížková, Š. 2010. Using topographic wetness index in vegetation ecology: does the algorithm matter? *Applied Vegetation Science* 13(4):450-459.
- Latifovic, R., Fytas, K., Chen, J., Paraszczak, J., 2005. Assessing land cover change resulting from large surface mining development. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 7 (1):29–48.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(12):2365-2401.
- Martín-Duque, J.F., Sanz, M.A., Bodoque, J.M., Lucía, A., Martín-Moreno, C. 2010. Restoring earth surface processes through landform design. A 13-year monitoring of a geomorphic reclamation model for quarries on slopes. *Earth Surface Processes and Landforms* 35(5):531-548.
- McDowell, N., Pockman, W.T., Allen, C.D., Breshears, D.D., Cobb, N., Kolb, T., et al. 2008. Mechanisms of plant survival and mortality during drought: why do some plants survive while others succumb to drought? *New Phytologist* 178(4):719-739.
- McDowell, N.G., Coops, N.C., Beck, P.S., Chambers, J.Q., Gangodagamage, C., Hicke, J.A., et al., 2015. Global satellite monitoring of climate-induced vegetation disturbances. *Trends in Plant Science* 20(2):114–123.
- McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J., 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. En: *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology* Vol. 17 N° 22, pp. 179–183. American Meteorological Society, Boston, MA.
- Mola, I., de Torre, R., Sopeña, A. (eds.). 2018. *Guía Práctica de Restauración Ecológica*. Fundación Biodiversidad del Ministerio para la Transición Ecológica. Madrid, España.

- Moran, R. 2001. Aproximaciones al costo económico de impactos ambientales en la minería. *Ambiente y Desarrollo* 17(1):59-66.
- Moreno-de las Heras, M., Nicolau, J.M, Espigares, T. 2008. Vegetation succession in reclaimed coal-mining slopes in a Mediterranean-dry environment. *Ecological Engineering* 34(2):168-178.
- Moreno-de las Heras, M. 2009. Development of soil physical structure and biological functionality in mining spoils affected by soil erosion in a Mediterranean-Continental environment. *Geoderma* 149:249-256.
- Moreno-de las Heras, M., Díaz-Sierra, R., Nicolau, J.M., Zavala, M.A. 2011. Evaluating restoration of man-made slopes: a threshold approach balancing vegetation and rill erosion. *Earth Surface Processes and Landforms* 36:1367-1377.
- Morin, X., Fahse, L., Scherer-Lorenzen, M., Bugmann, H. 2011. Tree species richness promotes productivity in temperate forests through strong complementarity between species: Species richness promotes forest productivity. *Ecology Letters* 14(12):1211–1219.
- Nicolau, J.M. 1996. Effects of topsoiling on rates of erosion and erosion processes in coal mine spoil banks in Utrillas, Teruel, Spain. *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment* 10(2):73-78.
- Nicolau, J.M. 2002. Runoff generation and routing on artificial slopes in a Mediterranean–continental environment: the Teruel coalfield, Spain. *Hydrological Processes* 16:631-647.
- Nicolau, J.M. 2003. Diseño y construcción del relieve en la restauración de ecosistemas degradados: una perspectiva ecológica. En: Rey Benayas, J.M., Espigares, T., Nicolau, J.M. (eds.), *Restauración de ecosistemas mediterráneos*, pp. 173-188. Universidad de Alcalá.
- Nicolau, J.M., Moreno de las Heras, M. 2005. Open-cast mining reclamation. En: Mansourian, S., Vallauri, D. (eds.), *Forest Restoration in Landscapes*, pp. 370-378. Springer, New York, USA.
- Nicolau, J.M., Espigares, M.T., Merino, L., Moreno de las Heras, M., Nyssen, S., Pérez-Domingo, S. 2010. Sobre la compatibilidad de la minería del carbón a cielo abierto con la sostenibilidad ambiental. El caso de las cuencas de Teruel. En: García, A., Cantó, F. (eds.), *Plan Director para la Restauración Edafopaisajística y Recuperación Ambiental de los espacios degradados por la minería del carbón en la comarca de El Bierzo*, pp. 237-261. Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas y Fundación Ciudad de la Energía, Madrid, España.
- Nyssen, S., Nicolau, J.M. 2007. *Contribución a la Evaluación del Impacto Hidrológico de la Minería del Carbón a cielo abierto en Teruel: Estimación de la emisión de sedimentos con el modelo RUSLE*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Alcalá, España.
- Pantaleón, M.M. 1999. Descripción y comportamiento de los procesos de restauración vegetal de escombreras en las explotaciones a cielo abierto de Endesa en la cuenca minera de Teruel. *Teruel: Revista del Instituto de Estudios Turolenses* 87(1):147-205.

- Peters, A.J., Walter-Shea, E.A., Ji, L., Viña, A., Hayes, M., Svoboda, M.D. 2002. Drought monitoring with NDVI-based Standardized Vegetation Index. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 68(1):71-75.
- Pons, X. 1996. Estimación de la radiación solar a partir de modelos digitales de elevaciones. Propuesta metodológica. En Juaristi, J., Moro, I. (eds.), *VII Coloquio de Geografía Cuantitativa, Sistemas de Información Geográfica y Teledetección*. Vitoria-Gasteiz.
- Pons, X. 2002. MiraMon. Geographical Information System and remote sensing software. Versión 4.4. Barcelona: Centre de Recerca Ecològica i Aplicacions Forestals (CREAF). [Usado 12 julio 2019]. Disponible en: <http://www.creaf.uab.es/miramom/>
- Pons, X., Ninyerola, M. 2008. Mapping a topographic global solar radiation model implemented in a GIS and refined with ground data. *International Journal of Climatology* 28:1821-1834.
- QGIS Development Team. 2019. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. Release 3.4. [Usado 5 septiembre 2019]. Disponible en: <http://qgis.org>
- R Core Team. 2020. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Roa-Lobo, J., Kamp, U. 2012. Uso del índice topográfico de humedad (ITH) para el diagnóstico de la amenaza por desborde fluvial, Trujillo-Venezuela. *Revista Geográfica Venezolana* 53(1):109-126.
- Roy, D.P., Kovalskyy, V., Zhang, H.K., Vermote, E.F., Yan, L., Kumar, S.S., Egorov, A. 2016. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote sensing of Environment* 185:57-70.
- RStudio Team. 2016. RStudio: Integrated Development for R. Boston, Massachusetts: RStudio Inc. [Usado 31 octubre 2019]. Disponible en: <http://www.rstudio.com/>
- Salazar, M., Poch, R.M., Bosch, A.D. 2002. Reclamation of steeply sloping coal spoil banks under Mediterranean semi-arid climate. *Soil Research* 40(5):827-845.
- Samani, Z. 2000. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 126(4):265-267.
- Sangüesa-Barreda, G., Camarero, J.J., García-Martín, A., Hernández, R., de la Riva, J. 2014. Remote-sensing and tree-ring based characterization of forest defoliation and growth loss due to the Mediterranean pine processionary moth. *Forest Ecology and Management* 320:171-181.
- Schmid, I., Kazda, M. 2001. Vertical distribution and radial growth of coarse roots in pure and mixed stands of *Fagus sylvatica* and *Picea abies*. *Canadian Journal of Forest Research* 31(3):539-548.
- Sen, S., Zipper, C.E., Wynne, R.H., Donovan, P.F., 2012. Identifying revegetated mines as disturbance/recovery trajectories using an interannual Landsat chronosequence. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 78(3):223-235.

- Soliveres, S., Eldridge, D.J., Hemmings, F., Maestre, F.T. 2012. Nurse plant effects on plant species richness in drylands: The role of grazing, rainfall and species specificity. *Perspectives in Plant Ecology, Evolution and Systematics* 14(6):402–410.
- Teillet, P.M., Guindon, B., Goodenough, D.G. 1982. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. *Canadian Journal of Remote Sensing* 8(2):84-106.
- Trabucchi, M., Puente, C., Comín, F.A., Olague, G., Smith, S.V. 2012. Mapping erosion risk at the basin scale in a Mediterranean environment with opencast coal mines to target restoration actions. *Regional Environmental Change* 12:675-687.
- Valladares, F., Vilagrosa, A., Peñuelas, J., Ogaya, R., Camarero, J.J., Corcuera, L., et al. 2004. Estrés hídrico: ecofisiología y escalas de la sequía. En: Valladares, F. *Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante*, pp. 163-190. Ministerio de Medio Ambiente, EGRAF, S. A., Madrid, España.
- Vicente-Serrano, S.M., Pérez-Cabello, F., Lasanta, T. 2008. Assessment of radiometric correction techniques in analyzing vegetation variability and change using time series of Landsat images. *Remote Sensing of Environment* 112:3916-3934.
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., López-Moreno, J.I. (2010). A multiscale drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate* 23(7):1696-1718.
- Vidal-Macua, J.J., Zabala, A., Ninyerola, M., Pons, X., 2017a. Developing spatially and thematically detailed backdated maps for land cover studies. *International Journal of Digital Earth* 10(2):175-206.
- Vidal-Macua, J.J., Ninyerola, M., Zabala, A., Domingo-Marimon, C., Pons, X. 2017b. Factors affecting forest dynamics in the Iberian Peninsula from 1987 to 2012. The role of topography and drought. *Forest Ecology and Management* 406:290-306.
- Vidal-Macua, J.J., Ninyerola, M., Zabala, A., Domingo-Marimon, C., Gonzalez-Guerrero, O., Pons, X., 2018. Environmental and socioeconomic factors of abandonment of rainfed and irrigated crops in northeast Spain. *Applied Geography* 90:155-174.
- Violle, C., Navas, M.L., Vile, D., Kazakou, E., Fortunel, C., Hummel, I., Garnier, E. 2007. Let the concept of trait be functional! *Oikos* 116(5):882-892.
- Vogelmann, J.E., Helder, D., Morfitt, R., Choate, M.J., Merchant, J.W., Bulley, H. 2001. Effects of Landsat 5 Thematic Mapper and Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus radiometric and geometric calibrations and corrections on landscape characterization. *Remote sensing of environment* 78:55-70.
- Vogelmann, J.E., Gallant, A.L., Shi, H., Zhu, Z. 2016. Perspectives on monitoring gradual change across the continuity of Landsat sensors using time-series data. *Remote Sensing of Environment* 185:258-270.

- Yang, Z., Li, J., Zipper, C.E., Shen, Y., Miao, H., Donovan, P.F., 2018. Identification of the disturbance and trajectory types in mining areas using multitemporal remote sensing images. *Science of the Total Environment* 644:916–927.
- Zamora, R., García-Fayos, P., Gómez-Aparicio, L. 2008. Capítulo 13: Las interacciones planta-planta y planta-animal en el contexto de la sucesión ecológica. En: Valladares, F. (ed.), *Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante* (Segunda edición), pp. 373-396. Ministerio de Medio Ambiente, EGRAF, S.A., Madrid, España.
- Zapico, I., Martín Duque, J.F. M., Bugosh, N., Laronne, J.B., Ortega, A., Molina, A., Martín-Moreno, C., Nicolau, J.M., Sánchez Castillo, L. 2018. Geomorphic reclamation for reestablishment of landform stability at a watershed scale in mined sites: The Alto Tajo Natural Park, Spain. *Ecological Engineering* 111:100-116.
- Zuur, A.F., Ieno, E.N., Walker, N.J., Saveliev, A.A., Smith, G.M. 2009. Appendix A Required Pre-knowledge: A Linear Regression and Additive Modelling Example. En: Zuur, A.F., Ieno, E.N., Walker, N.J., Saveliev, A.A., Smith, G.M. (eds.), *Mixed Effects Models and Extensions in Ecology with R*, pp. 531-552. Springer, New York, USA.

8. ANEXOS

8.1. ANEXO 1: Características de las explotaciones mineras de estudio

En la siguiente tabla se recoge el listado de las 21 explotaciones mineras estudiadas, su localización y la superficie que ocupan sus zonas restauradas. Se indica el año en el que se inició la restauración en cada una de ellas. En algunos casos existen parcelas restauradas en diferentes fases, en las cuales se ha especificado el tipo de actuaciones llevadas a cabo (c=cuenca, tb=talud-berma, tbs=talud-berma suavizado, p=plataforma espontánea; ausencia de “sí” es “no”).

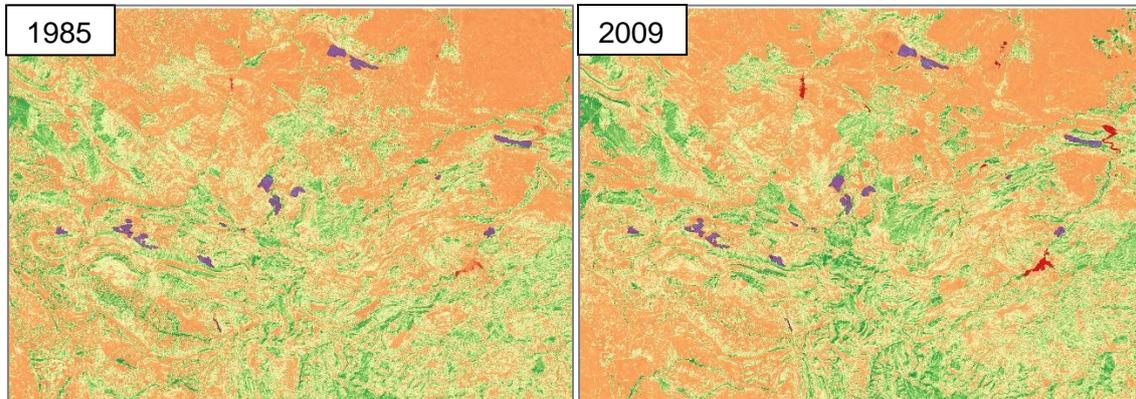
Fuente: Elaboración propia.

Explotación minera	Localización	Superficie (ha)	Año de inicio de restauración	Modelo topográfico	Siembra	Plantación	Tierra vegetal	Riego	Ganado
Alemanes	Utrillas-Escucha	54	1986	c	sí		sí		sí
			1986	tb	sí	sí	sí	sí	
Alloza	Alloza	96	2000	tb	sí	sí	sí	sí	
			2014	tb	sí	sí	sí	sí	
Bal-Balsete	Utrillas-Escucha	34	1994	c	sí		sí		
				c	sí		sí		sí
			1994	tbs	sí	sí	sí	sí	
Barrabasa	Alloza-Andorra	174	2000	tbs	sí	sí	sí	sí	
			2014	tb	sí		sí	sí	
Carmen y Pura	Foz-Calanda	284	1985	tb		sí	sí		
Castellote	Castellote	106	1985	tb		sí	sí		
Covadonga	Castel de Cabra	13	1985	p					sí
				tb					
El Corredor	Berge	27	1985	tb					

El Moral	Utrillas	103	1986	tb	sí		sí	sí
El Murciélago	Utrillas	38	1985	tb	sí			sí
			1994	tb	sí	sí		sí
Elenitas	Castel de Cabra	26	1985	tb				
Ernesto Ferrer	Palomar de Arroyos	143	1985	p				
				tb				sí
Gargallo	Gargallo	141	1985	tbs	sí	sí	sí	sí
			2008	tbs	sí	sí	sí	sí
Gargallo Oeste	Estercuel	243	2008	tb	sí	sí	sí	sí
			2011	tb	sí	sí	sí	sí
			2012	tb	sí	sí	sí	sí
			2014	tb	sí	sí	sí	sí
Los Ángeles	Aliaga	32	1985	p				
				tb				
Mi Viña	Estercuel-Cañizar del Olivar	204	1985	tb				
			2008	tb	sí		sí	
			2009	tb	sí		sí	
			2014	tb	sí		sí	
Salomé	Pancrudo	87	1985	tb				sí
				p				sí
Santa María	Ariño-Alloza	258	1985	tb		sí	sí	
Umbrión-La sabina	Utrillas	124	1985	tb	sí		sí	sí
			1994	tb	sí		sí	sí
Vinagre	Utrillas	34	2004	c	sí		sí	
Yermegada	Utrillas	52	1986	tb	sí		sí	sí

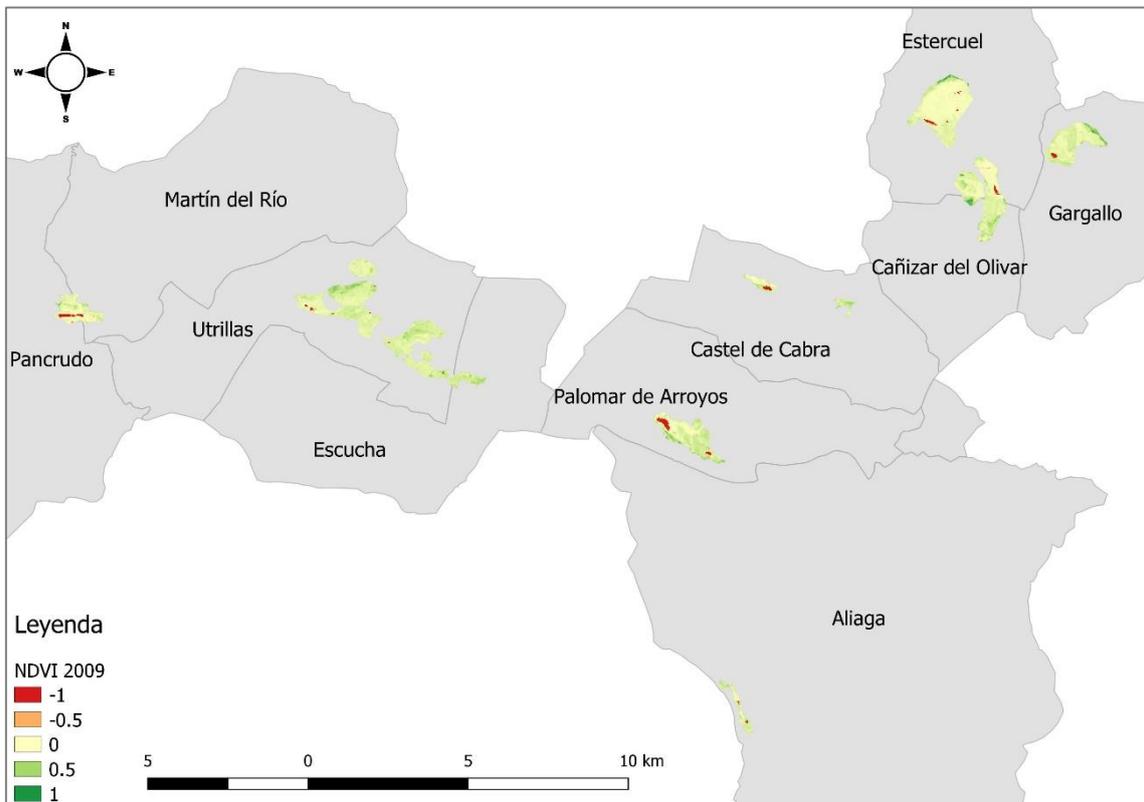
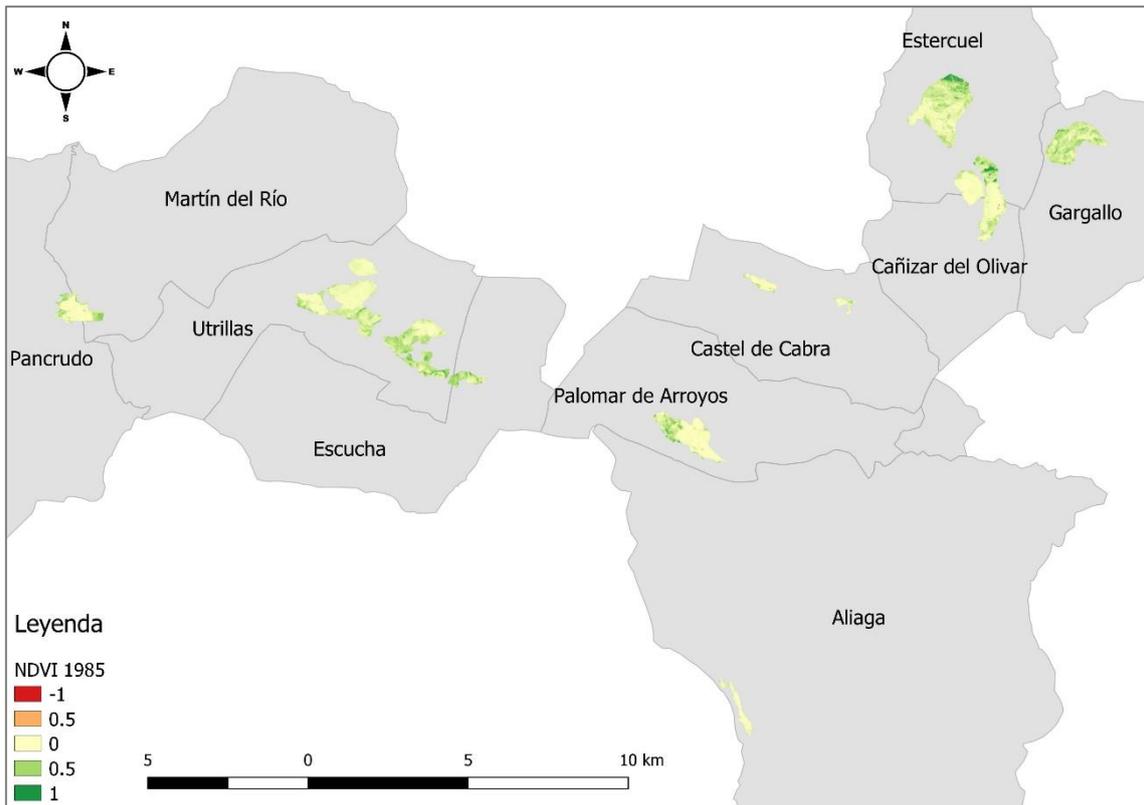
8.2. ANEXO 2: Ejemplo de representación espacial del NDVI

En este apartado se muestra la tendencia del NDVI con el tiempo comparando los años 1985 y 2009 a modo de ejemplo. En la siguiente figura, de manera global, ya se pueden apreciar pequeños cambios.

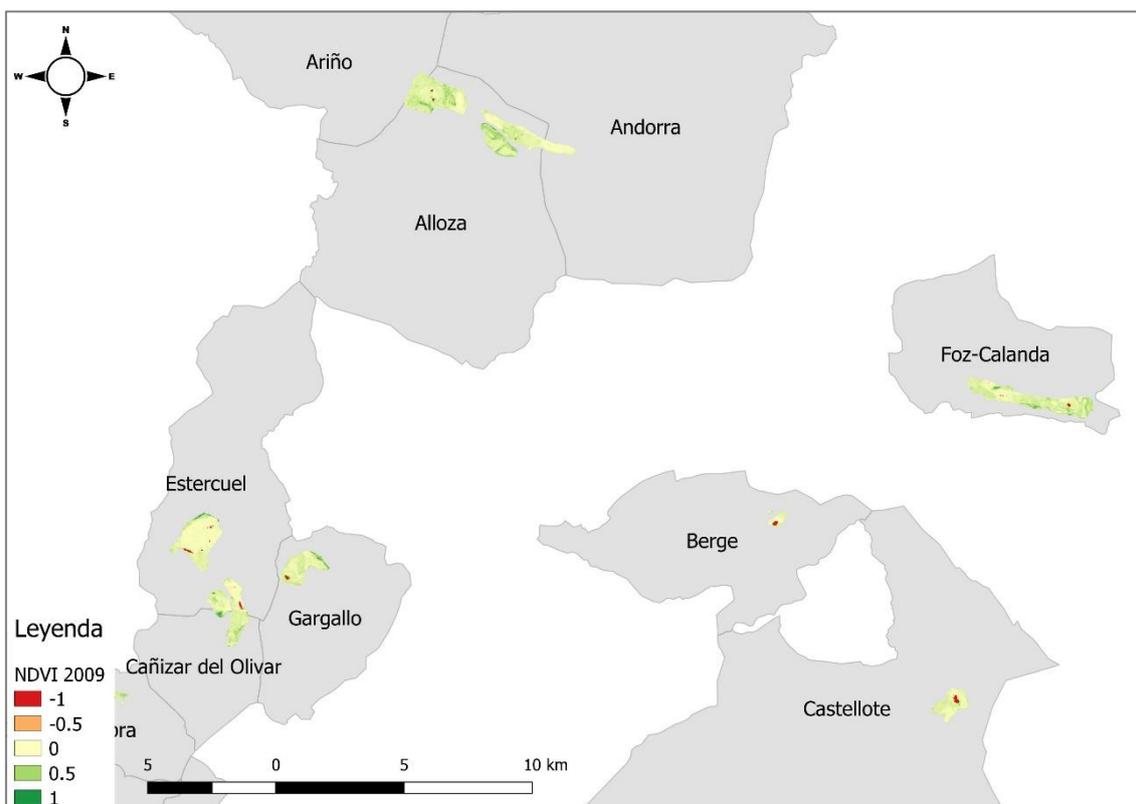
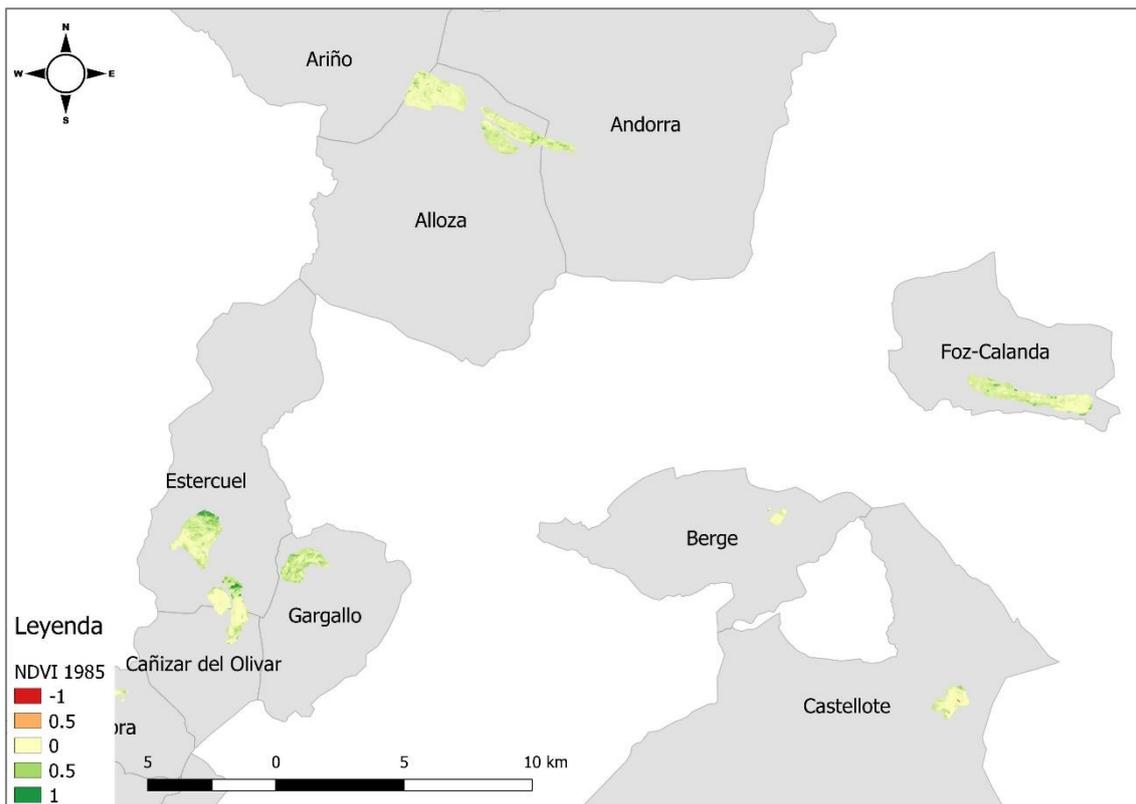


A la izquierda, NDVI en junio de 1985, y a la derecha, NDVI en junio de 2009. Gradiente de sombreado rojo (valores próximos a -1) – amarillo (valores próximos a 0) – verde oscuro (valores próximos a +1). En color morado, las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir de imágenes satelitales de las plataformas Landsat 5 y 8 distribuidas por la ESA.

Para mayor detalle se ilustra por zonas la máscara de las minas en 1985 y 2009.



En la parte superior, NDVI de las minas orientadas al oeste de la zona de estudio en 1985, y en la parte inferior, NDVI en 2009. En ambos casos, las minas están localizadas según municipios. Fuente: Elaboración propia a partir de imágenes satelitales de las plataformas Landsat 5 y 8 distribuidas por la ESA e información geográfica de referencia del Instituto Geográfico Nacional.

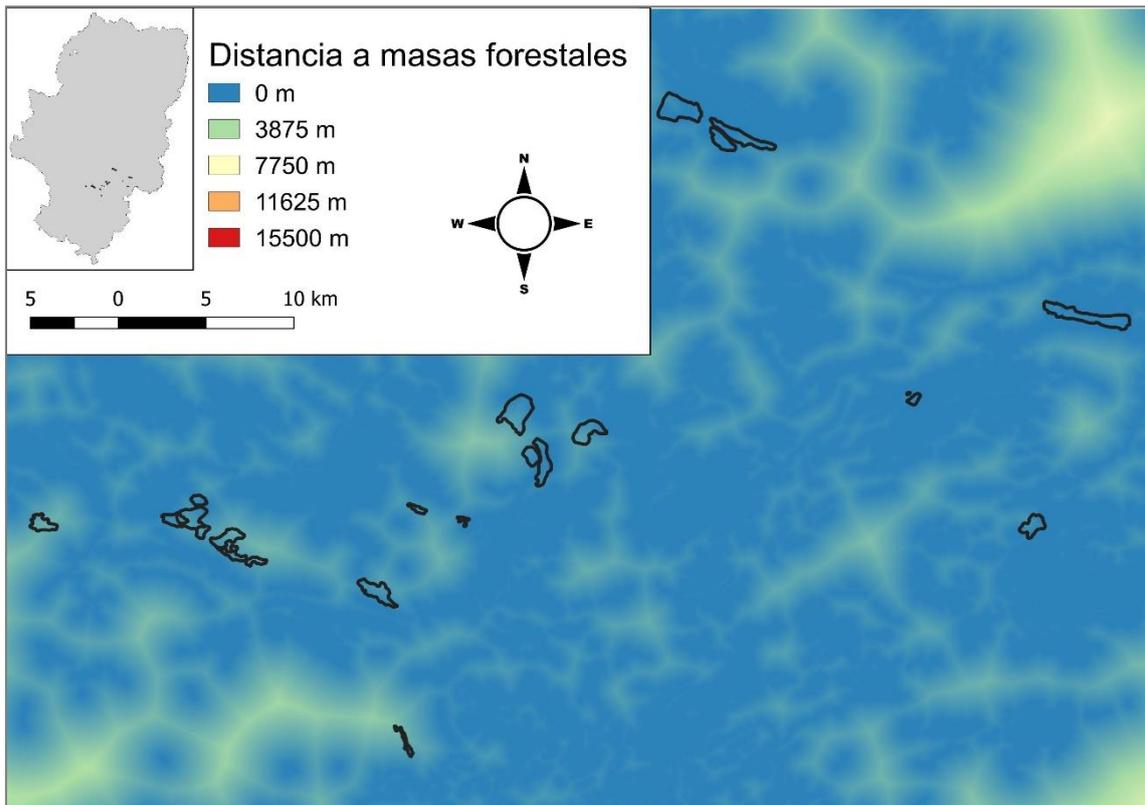


En la parte superior, NDVI de las minas orientadas al este de la zona de estudio en 1985, y en la parte inferior, NDVI en 2009. En ambos casos, las minas están localizadas según municipios. Fuente: Elaboración propia a partir de imágenes satelitales de las plataformas Landsat 5 y 8 distribuidas por la ESA e información geográfica de referencia del Instituto Geográfico Nacional.

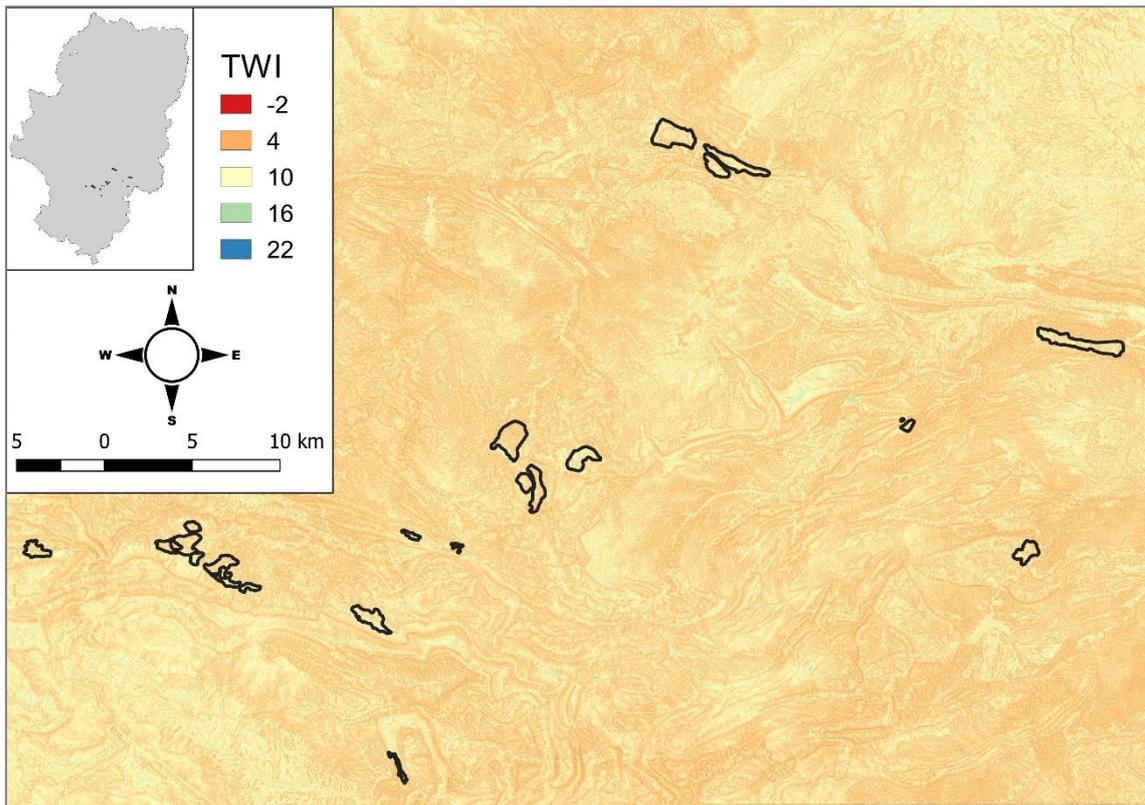
8.3. ANEXO 3: Variables potencialmente explicativas basadas en la teoría ecológica del ensamblaje

Relación de procesos ecológicos de ensamblaje de comunidades y variables potencialmente explicativas consideradas en el análisis. Fuente: Elaboración propia.

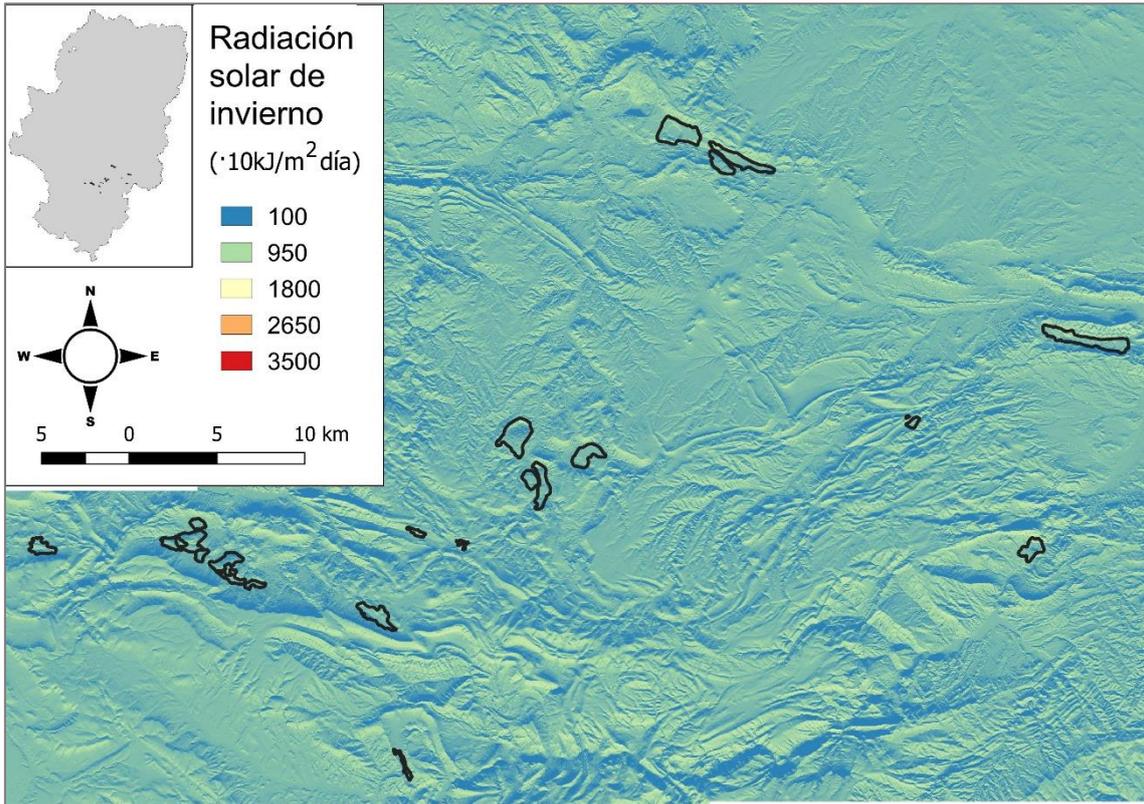
PROCESO ECOLÓGICO	VARIABLE POTENCIALMENTE EXPLICATIVA
Dispersión de propágulos	Distancia de bosques y zonas de matorral denso natural a las áreas mineras restauradas
Filtros abióticos	Índice Topográfico de Humedad del Suelo (TWI)
<i>Se orientaron principalmente en abordar el déficit hídrico, factor característico del ambiente mediterráneo y que suele ser el más limitante</i>	Radiación solar en invierno y en verano
	Índice de recurrencia de sequías (SPEI)
	Pendiente topográfica
Tiempo	Edad de restauración <i>Tiempo transcurrido desde la restauración de la mina hasta la actualidad</i>



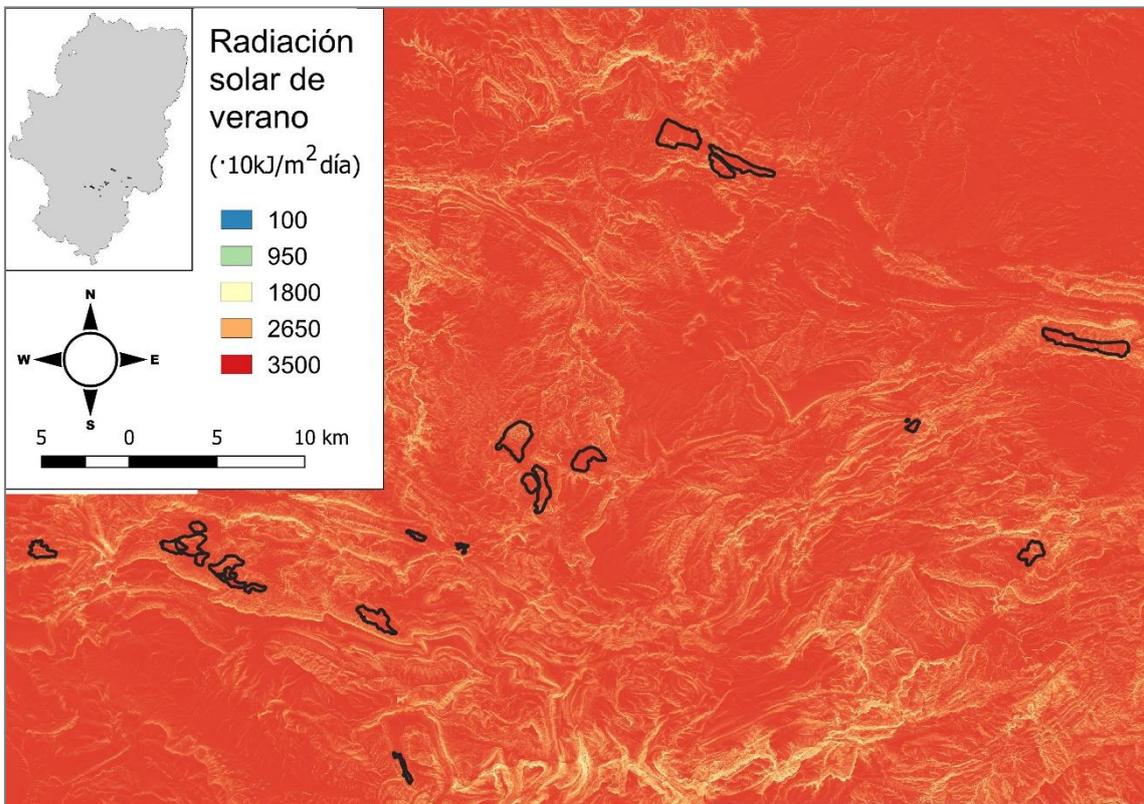
Distancia de bosques y zonas de matorral denso natural a las áreas mineras restauradas. Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos del SIOSE y de MDE a escala 1:5000 del IGN.



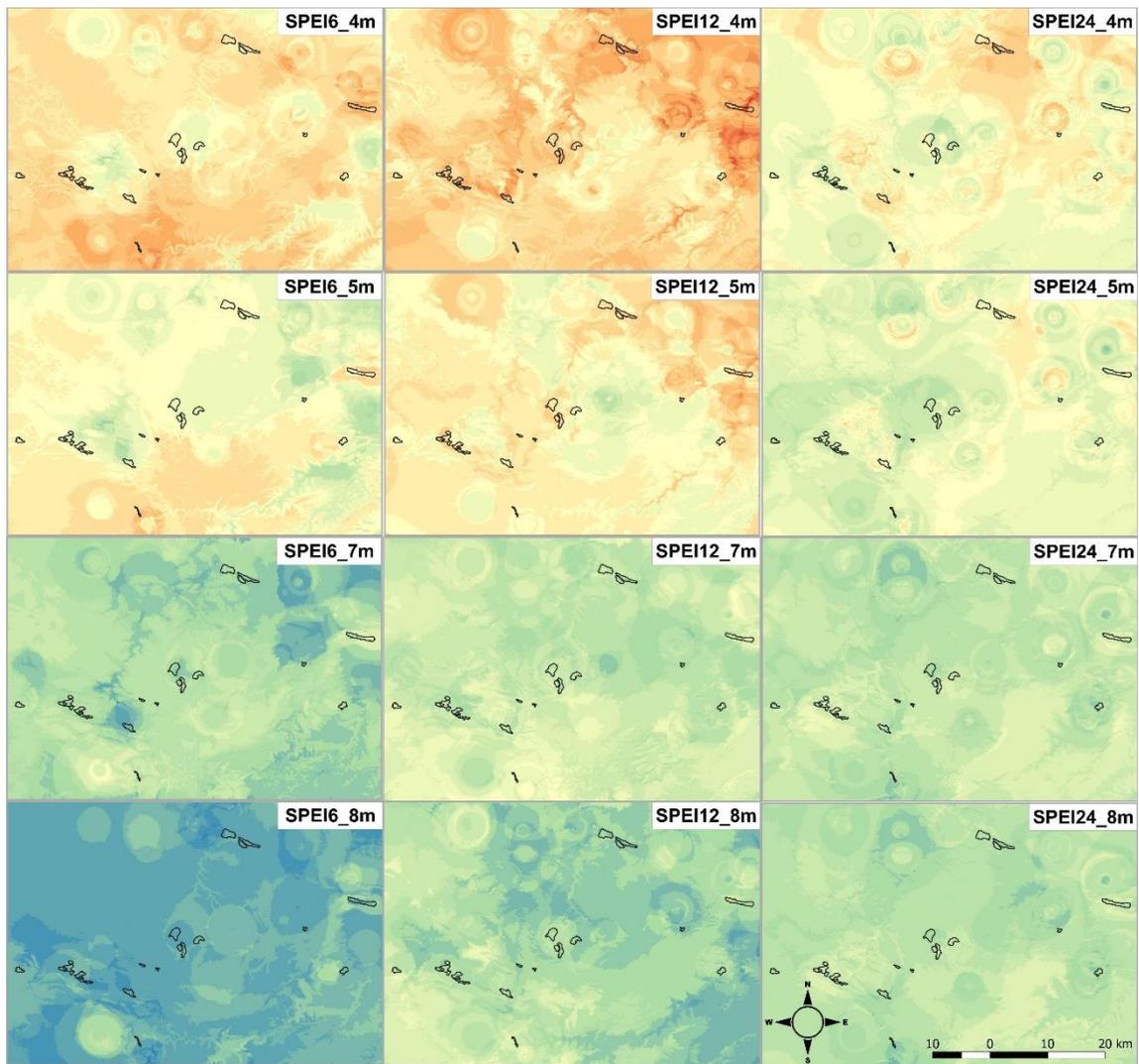
Índice Topográfico de Humedad del Suelo (TWI). Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir de MDE a escala 1:5000 del IGN.



Radiación solar de invierno. Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir de MDE a escala 1:5000 del IGN.



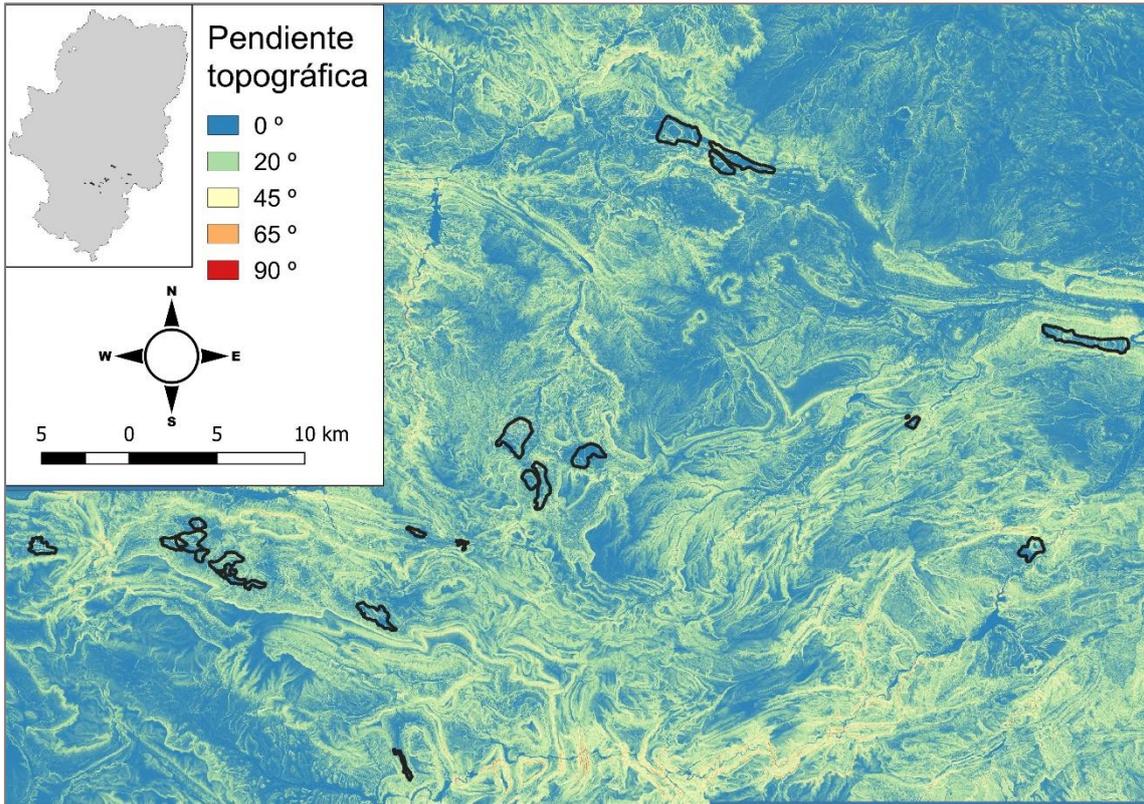
Radiación solar de invierno. Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir de MDE a escala 1:5000 del IGN.



Número de sequías

■ 0 ■ 5 ■ 10 ■ 15 ■ 20

Índices de recurrencia de sequías (SPEI) en las escalas temporales de 6, 12 y 24 meses con una prolongación de 4, 5, 7 y 8 meses durante el periodo 1985-2015. Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto. Fuente: Elaboración propia a partir del Atlas Climático Digital de la Península Ibérica.



Pendiente topográfica. Los polígonos de contorno negro representan las minas de carbón a cielo abierto.

Fuente: Elaboración propia a partir de MDE a escala 1:5000 del IGN.