

# **TRABAJO FIN DE MÁSTER**

## **MODELIZACIÓN DEL HÁBITAT POTENCIAL DE LA TRUFA NEGRA EN LA ESPAÑA PENINSULAR EN DISTINTOS ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO**

***Autora: Minia Blanco Domínguez***

***Director: Roberto Serrano Notivoli***

**Máster Universitario en**

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

**Septiembre de 2024**



**Universidad**  
Zaragoza

**Departamento de Geografía  
y Ordenación del Territorio**



## **Resumen**

*En este estudio se emplean métodos de distribución de especies para modelizar la distribución potencial de la trufa negra (*Tuber melanosporum* Vittad.) a una alta resolución en la España peninsular. Mediante la combinación de presencias conocidas de la especie con las variables ambientales adecuadas, aplicando los algoritmos correspondientes a distintos métodos utilizado el software R, se han obtenido diferentes distribuciones espaciales de la trufa negra en el territorio. Se han empleado siete métodos de distribución de especies, algunos se construyen con datos de observaciones de la especie y otros necesitan también ausencias. En los resultados, se construye un solo mapa final con el promedio ponderado de los siete mapas generados, permitiendo obtener una visión de conjunto. Además, en el contexto del cambio climático, los modelos creados se aplican a dos escenarios climáticos futuros de distinta intensidad RCP 4.5 y RCP 8.5 cambiando las condiciones climáticas en un supuesto de emisiones intermedias y otro de emisiones extremas. Este trabajo representa una novedad en la modelización de la trufa negra en España porque combinando los datos actualmente disponibles con métodos de distribución de especies y Técnicas de Información Geográfica se han podido generar cartografías a 1km<sup>2</sup> sobre la idoneidad de la distribución espacial de la trufa negra.*

**Palabras Clave:** *Métodos de distribución de especies, variables ambientales, cambio climático, cartografías y Técnicas de Información Geográfica*

## **Abstract**

*In this study, species distribution methods are used to model the potential distribution of the black truffle (*Tuber melanosporum* Vittad.) at high resolution in peninsular Spain. By combining the known presence of the species with the appropriate environmental variables, applying the corresponding algorithms to different methods used in the R software, different spatial distributions of the black truffle in the territory have been obtained. Seven species distribution methods have been used, some are built with data from observations of the species and others also require absences. In the results, a single final map is constructed with the weighted average of the seven maps generated, allowing an overall view to be obtained. Furthermore, in the context of climate change, the models created are applied to two future climate scenarios of different intensity RCP 4.5 and RCP 8.5, changing the climatic conditions in an assumption of intermediate emissions and another of extreme emissions. This work represents a novelty in the modeling of the black truffle in Spain because by combining the data currently available with species distribution methods and Geographic Information Techniques, it has been possible to generate 1km<sup>2</sup> maps on the suitability of the spatial distribution of the black truffle.*

**Keywords:** *Species distribution methods, environmental variables, climate change, cartography and Geographic Information Techniques.*

## Índice

1.	INTRODUCCIÓN .....	pág. 5-7
2.	JUSTIFICACIÓN .....	pág. 7-8
3.	SITUACIÓN ACTUAL .....	pág. 8-9
4.	OBJETIVOS .....	pág. 9
5.	ÁREA DE ESTUDIO .....	pág. 9-10
6.	DATOS .....	pág. 10-12
6.1.	VARIABLES NO CLIMÁTICAS .....	pág. 11
6.2.	DATOS CLIMÁTICOS PERÍODO ACTUAL (1981-2010) .....	pág. 11
6.3.	ESCUENARIO RCP4.5 EN FUTURO INTERMEDIO (2041-2070) .....	pág. 11
6.4.	ESCUENARIO RCP8.5 EN FUTURO INTERMEDIO (2041-2070) .....	pág. 11-12
7.	METODOLOGÍA .....	pág. 12-16
7.1.	MÉTODOS .....	pág. 13-14
7.1.1.	<i>Bioclim</i> .....	pág. 13
7.1.2.	<i>Domain</i> .....	pág. 14
7.1.3.	Modelo Lineal Generalizado .....	pág. 14
7.1.4.	<i>Maxent</i> .....	pág. 14
7.1.5.	<i>Random Forest</i> .....	pág. 15
7.1.6.	<i>Support Vector Machines</i> .....	pág. 15
7.1.7.	<i>Boosted Regression Trees</i> .....	pág. 15
7.2.	VALIDACIÓN .....	pág. 16-17
8.	RESULTADOS .....	pág. 18-45
8.1.	MODELIZACIÓN EN EL PERÍODO ACTUAL .....	pág. 18-28
8.1.1.	<i>Bioclim</i> .....	pág. 18-20
8.1.2.	<i>Domain</i> .....	pág. 20
8.1.3.	Modelo Lineal Generalizado .....	pág. 21
8.1.4.	<i>Maxent</i> .....	pág. 22-24
8.1.5.	<i>Random Forest</i> .....	pág. 24-25
8.1.6.	<i>Support Vector Machines</i> .....	pág. 25-26
8.1.7.	<i>Boosted Regression Trees</i> .....	pág. 26-28
8.1.8.	MAPA ESCUENARIO ACTUAL .....	pág. 28-29
8.2.	MODELIZACIÓN EN ESCUENARIO FUTURO RCP 4.5 (2041-2070) ....	pág. 30
8.3.	MODELIZACIÓN EN ESCUENARIO FUTURO RCP 8.5 (2041-2070) ....	pág. 31
8.4.	ESTADÍSTICAS GENERALES .....	pág. 32-34
8.4.1.	ESCUENARIO ACTUAL .....	pág. 32-33
8.4.2.	ESCUENARIO FUTURO RCP 4.5 .....	pág. 33
8.4.3.	ESCUENARIO FUTURO RCP 8.5 .....	pág. 33-34
8.5.	ESTADÍSTICAS ZONALES .....	pág. 34-45
8.5.1.	ESCUENARIO ACTUAL POR PROVINCIAS .....	pág. 35-36
8.5.2.	ESCUENARIO FUTURO RCP 4.5 POR PROVINCIAS .....	pág. 36-38
8.5.3.	ESCUENARIO FUTURO RCP 8.5 POR PROVINCIAS .....	pág. 38-40
8.5.4.	ESCUENARIO ACTUAL POR COMARCAS AGRARIAS .....	pág. 40-42
8.5.5.	ESCUENARIO FUTURO RCP 4.5 POR COMARCAS AGRARIAS ...	pág. 42-43
8.5.6.	ESCUENARIO FUTURO RCP 8.5 POR COMARCAS AGRARIAS ...	pág. 44-45
8.6.	CARTOGRAFÍAS .....	pág. 45
9.	DISCUSIÓN .....	pág. 46-47

10. CONCLUSIONES .....	pág. 48
11. BIBLIOGRAFÍA .....	pág. 49-52
12. ANEXOS .....	pág. 53-92
Anexo I: script de R para la creación de modelos .....	pág. 53-60
Anexo II: combinaciones de valores de las variables en <i>bioclim</i> .....	pág. 61-66
Anexo III: tablas de estadísticas zonales.....	pág. 67-89
S1. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario actual según clases del 0 al 1. ....	pág. 67
S2. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario futuro RCP 4.5 según clases del 0 al 1.....	pág. 68
S3. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario futuro RCP 8.5 según clases del 0 al 1.....	pág. 69
S4. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario actual según clases del 0 al 1.....	pág. 70-76
S5. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario futuro RCP 4.5 según clases del 0 al 1.....	pág. 76-82
S6. Extensión (km <sup>2</sup> ) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario futuro RCP 8.5 según clases del 0 al 1.....	pág. 82-89
Anexo IV: cartografías .....	pág. 89-92
Cartografías del escenario actual.....	pág. 90
Cartografías del escenario futuro RCP 4.5.....	pág. 91
Cartografías del escenario futuro RCP 8.5.....	pág. 92

## 1. INTRODUCCIÓN

La trufa negra o del Perigord (*Tuber melanosporum* Vittad.) es el cuerpo fructífero de un hongo que taxonómicamente pertenece a la clase Ascomicetos, orden Tuberales, familia Eutuberáceas y género Tuber. La trufa negra tiene un peridio globoso irregular y compacto, cubierta de verrugas piramidales de 3-5 mm de altura. El interior (gleba) es blanquecino en los estadios juveniles, volviéndose más oscuro y con venas blancas al madurar (Rodríguez-Pérez et al., 2008). Se desarrolla enteramente bajo la tierra y vive asociado a las raíces de ciertos árboles o arbustos como los robles y encinas (*Quercus sp.*), los avellanos (*Corylus avellana L*) y las jaras (*Cistus*) entre otros. La simbiosis se materializa mediante unos minúsculos órganos llamados micorrizas, que se localizan en el extremo de las raíces más finas y se presentan a modo de pequeños abultamientos. Por medio de la micorrización se efectúan los intercambios nutricionales y fisiológicos que benefician a ambos simbiontes (Villarmín, 2017). El fruto o seta se forma en el interior del suelo y tiende a ser muy oloroso con el fin de que ciertos animales, jabalíes o cerdos salvajes las descubran y, al comérselas, dispersen las esporas (Morcillo et al., 2015).

Además de estos factores bióticos, los requerimientos ambientales para el cultivo de la trufa negra son fundamentalmente de carácter climático, topográfico y edáfico. Entre las variables climáticas destacan las temperaturas y las precipitaciones. Respecto a las temperaturas, las trufas prefieren climas mediterráneos con primaveras suaves y veranos relativamente cálidos, otoños sin heladas tempranas que puedan impedir la maduración de los esporocarpos e inviernos sin frío extremo. En cuanto a precipitaciones, el rango de precipitación anual se ha reportado entre 485 y 1.500 mm/año, con un mínimo de 72 mm de lluvia durante los meses de verano aunque también puede haber zonas que excedan estos umbrales. Dentro de los parámetros topográficos destacan la altitud, la pendiente y la orientación. En España, la mayoría de las trufas silvestres se encuentran entre 600-1.200 m sobre el nivel del mar, en laderas orientadas al sur. No obstante, en latitudes más bajas, hay una mayor tendencia a que los sitios con truferas naturales prosperen en laderas más frías u orientadas al norte y la recogida de trufas se realiza con mayor frecuencia en sitios con ligeras pendientes (<15%) (Fischer et al., 2017). Finalmente, en relación con los factores edáficos destacan las condiciones texturales del suelo, la cantidad de materia orgánica presente o la concentración de determinados macro-nutrientes como el carbono o el nitrógeno (Colinas et al., 2007).

En España la explotación generalizada de la trufa silvestre comenzó después de 1950, mientras que las plantaciones desempeñan un papel relevante en la producción de trufa desde finales de los años 1990 (García-Barreda et al., 2019). La trufa negra requiere de ciertas condiciones ambientales que en conjunto determinan su presencia de manera muy exclusiva en algunas regiones o áreas del territorio (Serrano-Notivoli et al., 2015). En la bibliografía se han explicado exhaustivamente los parámetros que resultan críticos para el desarrollo de la trufa negra y de este modo, en el presente trabajo se eligieron las variables ambientales que son más determinantes para la presencia de la trufa negra (Colinas et al., 2007).

Se han realizado diferentes estudios respecto a la potencialidad de cultivo de la especie. Se parte así de propuestas en zonas concretas del territorio, situadas en áreas donde ya se encuentran este tipo de cultivos como Zaragoza (Serrano-Notivoli et al., 2015), Huesca (Serrano-Notivoli et al., 2015) y Teruel (Alonso-Ponce et al., 2010). De esta manera, se generaron cartografías prácticas para gestores de territorios, agricultores e

investigadores que permitían identificar las zonas con mayor o menor capacidad de producción de trufa negra dentro de estas localidades.

También, para la totalidad de la España peninsular se ha realizado un primer estudio para obtener una cartografía del hábitat potencial y de la potencialidad de cultivo de trufa negra a 5 km<sup>2</sup> de resolución (Andrés, 2022). No obstante, no hay una distribución espacial de alta resolución que cubra todo el territorio para evaluar su potencialidad de cultivo.

En el presente trabajo, para dar solución a este problema, se emplearon distintos modelos de distribución de especies (Species Distribution Models en inglés). Los SDMs son representaciones cartográficas de la distribución de una determinada especie. Se basan en las relaciones entre la información biológica disponible y una serie de predictores ambientales relevantes para la ecología de la especie. Para modelizar la distribución potencial de la trufa negra se utilizaron en este trabajo técnicas descriptivas que solo requieren de datos de presencia y técnicas discriminantes que necesitan tanto datos de presencia como de ausencia o pseudoausencias, es decir, conjunto de datos “background” por sí mismos, normalmente aleatoriamente distribuidos (Mateo et al., 2012). En este estudio se emplearon pseudoausencias que son una distribución al azar de puntos geográficos donde se asume que la trufa negra no está presente aunque esta información no haya sido confirmada directamente.

En cuanto a los datos empleados, se generaron *rasters* de alta resolución de 1 km<sup>2</sup> para los distintos predictores ambientales necesarios para el análisis gracias al lenguaje de programación R, que también se utilizó para implementar los diferentes métodos y generar sus diversos mapas base.

Se obtuvieron datos climáticos del periodo actual de las bases de datos climáticas SPREAD (Serrano-Notivoli et al., 2017) y STEAD (Serrano-Notivoli et al., 2019) y datos climáticos de la base de datos de ADAPTECCA de dos escenarios en un futuro intermedio, 2041-2070 (AEMET:

[https://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/cambio\\_climat/visor-AdapteCCA](https://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/cambio_climat/visor-AdapteCCA)). Equipos de investigación internacionales en el contexto de la investigación sobre el cambio climático definieron un conjunto de escenarios futuros de concentraciones de gases de efecto invernadero llamados RCP (*Representative Concentration Pathways*). En este estudio se utilizaron datos de los escenarios RCP4.5 y RCP8.5, que se corresponden con emisiones intermedias y altas para el siglo XXI.

En el presente trabajo se pretendió conseguir una modelización del hábitat de la trufa negra (*Tuber melanosporum*) en la España peninsular a 1 km<sup>2</sup> de resolución con datos climáticos del periodo actual y datos climáticos de dos escenarios RCP en un futuro intermedio. Con ello se proporcionó información muy práctica para el conocimiento de la distribución de esta especie en la España peninsular que puede servir de base para destinar nuevas áreas a su cultivo.

A continuación se desglosa el contenido del trabajo en diferentes apartados. En la justificación se trata la relevancia del estudio y su aportación. Seguidamente, se hace una revisión de la literatura y se plantea la hipótesis y el objetivo principal. También se comenta la localización geográfica y los datos y fuentes. En la metodología se describen los métodos empleados en la modelización así como su validación. En cuanto a los resultados, se dividen en subapartados referidos al escenario actual y a los dos escenarios de cambio climático futuros RCP 4.5 y RCP 8.5. También se ven las estadísticas generales, zonales y cartografías resultantes. En la discusión se comentan las limitaciones y

oportunidades de la metodología aplicada y en las conclusiones se resume cual es el problema, qué métodos se utilizan para solucionarlo y cuáles son los principales resultados. Finalmente, con la bibliografía y los anexos se completa el estudio.

## 2. JUSTIFICACIÓN

La trufa es conocida a nivel internacional por su aroma y sabor constituyendo uno de los ingredientes privilegiados de la gastronomía. La producción de la trufa negra procede de áreas forestales y de las plantaciones truferas que se trabajan desde hace más de 30 años. En el contexto de la globalización, el sector agrario necesita de la investigación de alternativas productivas con capacidad para competir. La trufa negra es un producto de calidad, con una fuerte demanda y un competitivo precio de mercado. Aunque el número de plantaciones se incrementa, aún no es suficiente para satisfacer la demanda actual, con lo que se convierte en un cultivo con una gran potencialidad. España es, a nivel mundial, la principal productora de trufa negra junto con Francia. No obstante, está poco reconocida en el extranjero porque tradicionalmente ha sido comercializada por franceses e italianos. Sin embargo, gracias a las plantaciones efectuadas a partir de los años 90, se ha obtenido una producción estable y de calidad que permite comercializar la trufa española directamente por productores o empresas especializadas propias (Gené Albesa et al., 2008).

Esta actividad tiene una gran importancia tanto económica como social. La aportación económica de este cultivo a las economías rurales supone un asentamiento de la población en el territorio revitalizando las zonas donde se establece. Es el caso de las provincias de Teruel, Huesca, Castellón, Valencia o Soria, donde muchas personas viven en la actualidad de la producción de trufas, de la industria de las conservas, de la gastronomía o de otras actividades relacionadas con la truficultura. No obstante, la instalación de nuevas plantaciones no ha sido un proceso planificado, sino más bien basado en experiencias previas por parte de los truferos. Así, el cultivo de la trufa en España ha sido una actividad complementaria a la agricultura y la ganadería. Por ello, resulta imprescindible desarrollar una adecuada planificación orientada a alcanzar un territorio rural ordenado lo que requiere contar con herramientas que permitan a gestores, selvicultores y agricultores tomar decisiones fundamentadas con un conocimiento científico lo más adecuado posible. Una de estas herramientas la constituyen los modelos territoriales de potencialidad o aptitud para las especies (Alonso, 2010).

Debido al entorno económico y social que se beneficia de su producción y a las condiciones ecológicas en las que se produce, la truficultura en nuestro país es una actividad que se enmarca plenamente en el concepto de desarrollo sostenible. La trufa contribuye a la conservación de los encinares (*Quercus ilex L.*), coscojares (*Q. coccifera L.*), quejigares (*Q. faginea Lamk.*) y rebollares (*Q. humilis Miller*) así como a su repoblación a través de las plantaciones. Se le puede calificar como producto de cultivo biológico y en excelentes condiciones de cultivo no solo de compatibilidad ecológica, sino también de mejora en la calidad del medio ambiente (Reyna et al., 2004).

Por todos estos motivos, hay una necesidad de evaluar el potencial de cultivo de esta especie en España. Delimitar las zonas potencialmente adecuadas para el cultivo de la trufa negra en el mapa permitirá identificar las zonas de actuación y planificar un correcto desarrollo de la truficultura. Por el momento, no hay una cartografía de alta resolución, de ahí el propósito de este trabajo que, aprovechando los datos actualmente disponibles, las ventajas de los modelos de distribución de especies y las TIG (Tecnologías

de la Información Geográfica) propone elaborar unas cartografías que resuman con claridad la distribución espacial de la trufa negra. Una alta resolución en la cartografía mejorará los trabajos previos porque permite una comprensión más detallada y precisa del hábitat de la especie, los modelos predictivos son más exactos y facilita la toma de decisiones para su conservación.

### 3. SITUACIÓN ACTUAL

En la literatura, a una escala global, en el trabajo de Boyano (2022) se estudian los patrones de distribución actuales y se exploran los cambios en el hábitat potencial de *T. melanosporum* y *T. aestivum* para el año 2050. A nivel europeo, para diversas regiones se definen los requisitos ecológicos de dos especies de trufa, Borgoña y Périgord, en el trabajo de Cejka et al. (2020) donde también desarrollan modelos de nicho y estiman el potencial de cultivo en la República Checa bajo condiciones climáticas actuales (2020) y futuras (2050).

A escala nacional, Andrés (2022) propone la elaboración de un modelo de distribución potencial de la trufa negra (*Tuber melanosprum*) para todo el territorio español peninsular. Trata las variables geográficas que afectan a la distribución y presencia de esta especie mediante SIG y mediante una evaluación multicriterio (EMC) obteniendo el hábitat potencial de esta especie.

A nivel regional, se han elaborado ya diferentes mapas de aptitudes truferas como son los de Zaragoza (Serrano-Notivoli et al., 2015) Huesca (Serrano-Notivoli et al., 2015) y Teruel (Barriuso et al., 2015) en Aragón, Cataluña (Colinas et al., 2007), la Comunidad Valenciana (Domínguez et al., 2003), León (Rodríguez-Pérez et al., 2008) y Navarra (González-Armada, 2009). La mayoría de ellos con metodologías EMC, con todas las limitaciones que tiene basar el proceso de categorización de variables en el criterio experto. El cultivo de la trufa negra en estas regiones puede convertirse en una actividad complementaria a las actividades agrarias tradicionales para diversificar la economía rural y favorecer un reequilibrio territorial.

En los últimos años de forma floreciente se han utilizado varios métodos estadísticos relacionados con mapas y datos biológicos y ambientales para modelar o, de alguna manera, interpolar espacialmente distribuciones de especies en grandes extensiones espaciales. Esta práctica se conoce como modelado de distribución de especies (Franklin, 2009). Los mapas de distribución potencial de especies o de la idoneidad del hábitat son requeridos para muchos aspectos de la investigación ambiental, la gestión de recursos y la planificación de la conservación. Los modelos de distribución de especies ofrecen aplicaciones tales como planes de conservación de especies y hábitats (Cabeza et al., 2004; Peterson et al., 2006; Falcucci et al., 2009), la adaptación al cambio climático (Thuiller, 2003; Hijmans y Graham, 2006; Trivedi et al., 2008) o la invasión de especies alóctonas (Peterson y Vieglais, 2001; Peterson, 2003; Broennimann y Guisan, 2008), entre otros análisis de viabilidad de poblaciones, evaluación de riesgos ambientales y modelado de ecosistemas. En cualquier caso, en base a la literatura consultada, no existe ningún trabajo que haya aplicado este tipo de técnicas a hongos ectomicorrícicos comestibles, cuyo cultivo es una realidad solamente en el caso de la trufa negra (Alonso 2010).

Hijmans y Elith (2017) proporcionan en su estudio sobre distribución de especies una introducción al modelado de distribución de especies con R. El objetivo de los SDMs es estimar la similitud de las condiciones en cualquier sitio a las condiciones en

los lugares de ocurrencia conocida (y quizás de no ocurrencia) de un fenómeno. Una aplicación común de este método consiste en predecir rangos de especies con datos climáticos como predictores. En SDMs, generalmente se toman los siguientes pasos: 1. identificar lugares de ocurrencia de una especie; 2. seleccionar variables ambientales o variables predictivas (como el clima); 3. los valores ambientales se utilizan para ajustar un modelo para estimar similitud con los sitios de ocurrencia, u otra medida como la abundancia de las especies; 4. el modelo se utiliza para predecir la variable de interés en la región de interés (y quizás para un clima pasado o futuro).

En el presente trabajo se siguió un planteamiento similar al de Hijmans y Elith (2017) modelando la distribución de la trufa negra en la España peninsular implementando los parámetros ambientales apropiados en R para obtener los distintos modelos de distribución potencial en diferentes escenarios climáticos.

#### 4. OBJETIVOS

Hipótesis que se planteó en este trabajo: **Una modelización avanzada, con SDMs y a alta resolución mejora nuestro conocimiento sobre el hábitat potencial de la trufa negra en la España peninsular.**

De este modo el objetivo principal a cumplir se trata de modelizar el hábitat potencial de la trufa negra mediante parámetros climatológicos, edafológicos y topográficos, el lenguaje de programación R y Técnicas de Información Geográfica.

#### 5. AREA DE ESTUDIO

La España peninsular se refiere a la parte del territorio español en la península ibérica. Las coordenadas geográficas son: latitud: extremo septentrional 43° 47' 36'' N; extremo meridional 36° 00' 08'' N; longitud: extremo oriental 3° 19' 05'' E; extremo occidental: 9° 17' 46'' O. Corresponde a la parte de mayor tamaño del país, y abarca 494. 011 km<sup>2</sup>. La mayoría de la población de España reside en ella y contiene quince de las diecisiete comunidades autónomas de España.

La aptitud trufera viene determinada por las condiciones geográficas, climáticas, geológicas, edáficas y bióticas. Así, la ubicación geográfica puede condicionar la ubicación de la trufa pero los parámetros geográficos por si solos no tienen gran relevancia y se deben considerar en combinación con el clima (Oliach et al., 2005).

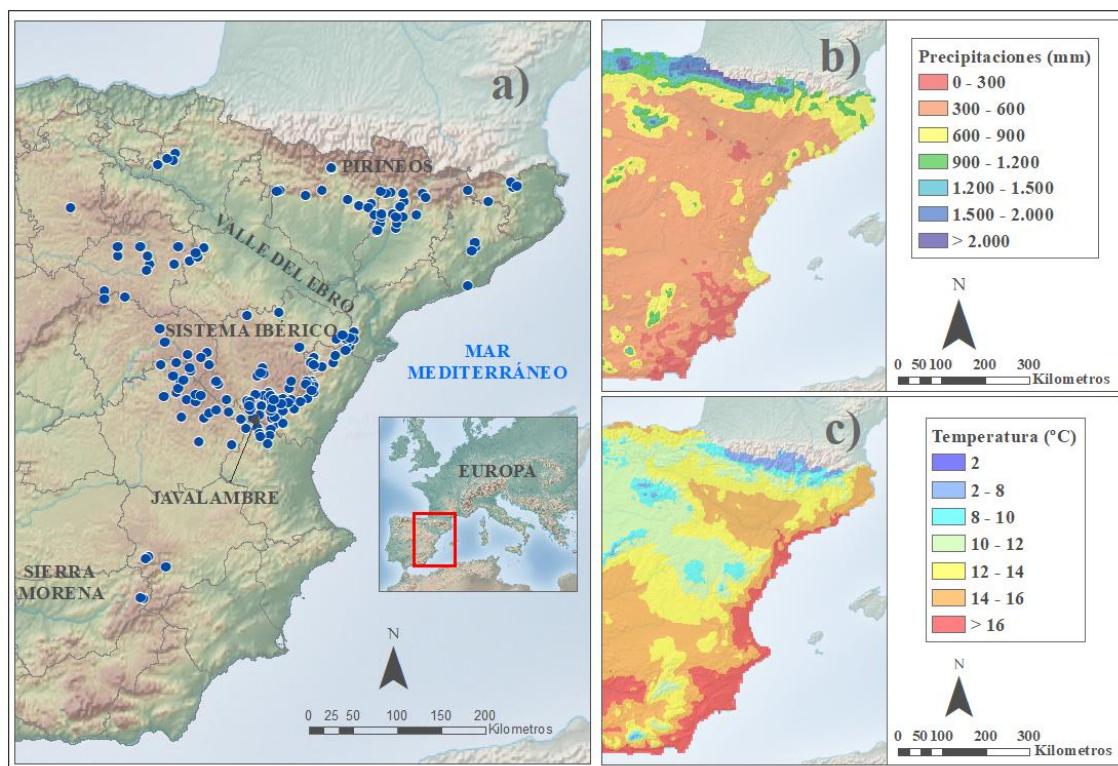
La trufa negra es un hongo adaptado a condiciones secas y calurosas, con alternancia de estaciones marcadas, de clima mediterráneo templado húmedo o frío subhúmedo. Son favorables las primaveras cálidas y húmedas, los veranos marcados por períodos secos con tormentas estivales, sin heladas a primeros de otoño y con inviernos carentes de largos períodos de frío con mínimas por debajo de -10°C varios días seguidos. La pluviometría en truferas naturales está entre 425-900mm las lluvias suelen ser abundantes (48-64mm mensuales) desde junio hasta finales de agosto, aunque irregulares (Morcillo et al., 2015). El clima mediterráneo peninsular cumple, en su mayoría, con estos criterios.

En la España peninsular la trufa negra se desarrolla sobre suelo calizo, en carrascas, quejigares y coscojares de la región Mediterránea. Éstas son mayoritarias en la mitad oriental de la Península y se encuentran sobre rocas de edad geológica encuadradas en los períodos Primario, Secundario-Mesozoico (Triásico, Jurásico, Cretácico), Tercia-

rio y aluviales del Cuaternario o recientes, con un predominio de calizas duras del Jurásico Superior. Las trufas aparecen de forma natural a altitudes entre 100 y 1.500 m.s.n.m. y en exposiciones soleadas. Es conveniente elegir zonas con una ligera pendiente para evitar el encharcamiento de los terrenos llanos y los fondos de valle, así como la erosión de los terrenos muy inclinados, donde además será más compleja la mecanización y se favorece la desecación del suelo (Morcillo et al, 2015).

## 6. DATOS

Los datos de presencia de trufa negra proceden del estudio de García-Barreda et al. (2019). Se seleccionaron rodales truferos españoles. Un rodal es la unidad forestal básica. Es un área que comprende un cultivo más o menos homogéneo en términos de edad, composición de especies y condición (Hibberd, 1991). Se eligieron rodales truferos que cumplían con dos criterios: 1. bosques que producían naturalmente trufa negra y 2. dónde el hongo había sido cosechado comercialmente en algún momento durante el período 1990-2017. Se supuso que era probable que estos rodales presentasen una mayor ocurrencia y rendimiento de fructificación del hongo y por lo tanto, mejores posibilidades para la creación de nueva producción de trufa. Las 177 observaciones de *Tuber melanosporum* empleadas en el presente trabajo se distribuyen principalmente en el noreste de la península ibérica. El análisis se realizó a 1 km<sup>2</sup> de resolución espacial y se emplearon tanto variables no climáticas como datos climáticos para diferentes períodos.



**Figura 1.** Observaciones de trufa negra (a). Precipitación anual media (b) y temperatura anual media (c) para el período actual.

## **6.1. Variables no climáticas**

El Modelo Digital de Elevaciones se obtuvo del paquete “*elevatr*” en R (Amazon Web Services, AWS, Terrain Tiles: <https://registry.opendata.aws/terrain-tiles/>), a una resolución aproximada de 1 km<sup>2</sup>. El pH se consiguió de *soilgrids.org*, un sistema de mapeo digital de suelos basado en la recopilación global de datos de perfiles de suelos y capas ambientales (<https://soilgrids.org/>) a una resolución original de 250x250 metros. Después se remuestreó con el paquete “*terra*” de R a 1x1 km para ajustar al resto de variables.

## **6.2. Datos climáticos periodo actual (1981-2010)**

Los datos climáticos se extrajeron de SPREAD y STEAD. SPREAD (Spanish Precipitation At Daily scale) es una base de datos que ofrece información detallada sobre la precipitación diaria en España, representada en una cuadrícula de alta resolución. Este conjunto de datos es útil para analizar y comprender la frecuencia y la intensidad de los eventos de lluvia extrema en el país (Serrano-Notivoli et al., 2017) y STEAD (Spanish Temperature At Daily scale) es una base de datos que proporciona información de detalle sobre la temperatura diaria en España. Esta colección de datos está organizada en una cuadrícula de alta resolución, lo que permite realizar análisis precisos sobre patrones de temperatura (Serrano-Notivoli et al., 2019). Como están a 5x5 km, se remuestrearon (a través del método bilineal) a 1 km<sup>2</sup>.

## **6.3. Escenario RCP4.5 en futuro intermedio (2041-2070)**

Los datos se obtuvieron de ADAPTECCA. Esta plataforma web permite la consulta e intercambio de información en materia de impactos, vulnerabilidad y adaptación al cambio climático. Se definieron cuatro escenarios de emisión, las denominadas Sendas Representativas de Concentración. Cada RCP tiene asociada una base de datos de alta resolución espacial de emisiones de sustancias contaminantes, de emisiones y concentraciones de gases de efecto invernadero y de usos de suelo hasta el año 2100, basada en una combinación de modelos de distinta complejidad de la química atmosférica y del ciclo del carbono (Grupo de trabajo I, IPCC, 2013). En el período de 2041-2070, se espera que el escenario RCP4.5 muestre un aumento moderado en las emisiones de gases de efecto invernadero, lo que resultará en un calentamiento global relativamente limitado en comparación con otros escenarios más extremos. Se prevé que el escenario RCP4.5 conduzca a un aumento promedio de la temperatura global de alrededor de 1.8-2.6 °C para finales del siglo XXI. Este escenario también predice cambios en los patrones de precipitación y eventos climáticos extremos, aunque en menor medida que los escenarios más altos de emisiones (Pachauri y Meyer, 2014).

## **6.4. Escenario RCP8.5 en futuro intermedio (2041-2070)**

Igual que en el anterior, pero para un escenario de emisiones muy intenso. El escenario RCP8.5 en un futuro intermedio 2041-2070 muestra un aumento importante en las emisiones y, por lo tanto, un calentamiento global más extremo. Se espera que el escenario RCP8.5 conduzca a un aumento promedio de la temperatura global de alrededor de 2.6-4.8 °C para finales del siglo XXI. Este escenario también prevé cambios drásticos en los patrones de precipitación, aumento del nivel del mar y eventos climáticos extremos más frecuentes y severos. El escenario RCP8.5 representa una trayectoria de emisiones muy alta y poco probable si se realizan políticas efectivas de mitigación del cambio climático (Pachauri y Meyer, 2014).

Señalar que los datasets de ambos escenarios están a una resolución de 5x5 km, así que tuvieron que ser remuestreados.

Se eligió un periodo futuro medio (2041-2070) porque un escenario a mayor plazo podría contener incertidumbres mayores, mientras que un escenario a medio plazo proporciona una visión más estable y precisa de las tendencias climáticas. Además, emplear un periodo medio permite una planificación más efectiva para la adaptación al cambio climático, identificando áreas críticas para la protección. También, al utilizar el mismo periodo intermedio de tiempo (2041-2070) para los dos escenarios RCP es posible comparar los dos modelos climáticos, evaluando así los impactos del cambio climático en diferentes regiones.

## 7. METODOLOGÍA

Se realizó una modelización para la obtención de una cartografía de alta resolución de la distribución potencial de la trufa negra a partir de una serie de parámetros ambientales. Los parámetros ambientales empleados en este trabajo fueron: la temperatura media anual, la temperatura media de enero, la temperatura media de julio, las precipitaciones anuales, las precipitaciones de verano, el pH y la elevación.

Estos parámetros ambientales fueron elegidos al ser los más presentes en la literatura y también los que corresponden mejor a la distribución espacial de la trufa negra (Serrano-Notivoli et al., 2015). Si bien estos parámetros pueden estar muy correlacionados lo que puede condicionar la modelización, su empleo, como se ha dicho, es el más adecuado en este tipo de estudios.

En la tabla 1, se pueden observar diferentes valores del coeficiente de correlación de Pearson entre las variables utilizadas. Las correlaciones significativas más fuertes son: temperatura media anual y temperatura media de enero: 0,914; temperatura media anual y temperatura media de julio: 0,898; temperatura media de enero y elevación: -0,874; temperatura media anual y elevación: -0,820; temperatura media de julio y precipitaciones de verano: -0,797; precipitaciones anuales y precipitaciones de verano: 0,754 y pH y precipitaciones anuales: -0,740. Las correlaciones significativas moderadas son: temperatura media anual y precipitaciones de verano: -0,687; temperatura media de enero y temperatura media de julio: 0,649; temperatura media de julio y precipitaciones anuales: -0,641 y temperatura media de julio y elevación: -0,561.

**Tabla 1.** Correlación entre los parámetros ambientales empleados.

Variables	PH	T <sup>a</sup> media anual	T <sup>a</sup> media enero	T <sup>a</sup> media julio	Pp anuales	Pp verano	Elevación
PH	1,000	0,275	0,033	0,485	-0,740	-0,435	-0,038
T <sup>a</sup> media anual	0,275	1,000	0,914	0,898	-0,423	-0,687	-0,820
T <sup>a</sup> media enero	0,033	0,915	1,000	0,649	-0,143	-0,469	-0,874
T <sup>a</sup> media julio	0,485	0,898	0,649	1,000	-0,641	-0,797	-0,561
Pp anuales	-0,740	-0,423	-0,143	-0,641	1,000	0,754	0,135
Pp verano	-0,435	-0,687	-0,469	-0,797	0,754	1,000	0,359
Elevación	-0,038	-0,820	-0,874	-0,561	0,135	0,359	1,000

Pp: precipitaciones; T<sup>a</sup>: temperatura.

## 7.1. Métodos

Los modelos que se emplearon en este trabajo no se habían utilizado con anterioridad para la modelización de la trufa negra. Tradicionalmente, se empleaban otras técnicas como la evaluación multicriterio, esta técnica difiere de las modelizaciones aplicadas en que parte de unas ponderaciones asignadas y las técnicas de modelización más actuales realizan la estimación por medio de algoritmos matemáticos o estadísticos. En este caso, se aplicaron modelos de distribución de especies que tienen en cuenta o bien la presencia de la trufa negra o bien la presencia y ausencia de la especie. Los modelos empleados se presentan a continuación.

### 7.1.1. *Bioclim*

*Bioclim* o “modelo de cobertura climática” se centra en estadísticas descriptivas de las condiciones climáticas, topográficas y edafológicas en las ubicaciones donde se encuentra la especie. En base a estas estadísticas genera rangos que representan las condiciones consideradas óptimas para la presencia de la especie. Y en función de estos rangos, puede predecir su distribución potencial.

Así, el algoritmo de *bioclim* calcula, para cada variable ambiental, la media y la desviación típica asociada al conjunto de puntos de presencia de la especie. Cada variable tiene una cubierta que se corresponde con el intervalo de confianza de la media para una probabilidad del 95% o del 99%. También, cada variable tiene límites máximos y mínimos en relación a los puntos de presencia. Según esto, cualquier punto es adecuado si las variables ambientales se sitúan dentro de la cubierta calculada; es marginal si una o varias variables ambientales se sitúan fuera de dicha cubierta y es inadecuado si una o más variables ambientales se sitúan fuera de los límites máximo y mínimo de la cubierta. De esta manera, cuanto más cerca del percentil 50 (la mediana), más adecuada será la ubicación. Las colas de la distribución no se distinguen, es decir, el percentil 10 se trata como equivalente al percentil 90.

### 7.1.2. Domain

El método de *domain* se ha utilizado ampliamente para modelar la distribución de especies (Walker y Cocks 1991, Carpenter et al. 1993). Este algoritmo genera una matriz de distancias punto a punto para asignar valores de similitud a cada punto del espacio geográfico en base a la proximidad en el espacio ambiental a los puntos de ocurrencia de la especie.

El modelo *domain* calcula la estadística de distancia Gower entre celdas, utilizando valores de las variables climáticas de la celda y de los puntos. La distancia entre el punto *A* y un punto de ocurrencia *B* para una sola variable climática es calculada como sus diferencias absolutas dividida por el rango de esta variable a través de todos los puntos. La distancia Gower es entonces la media sobre todas las variables climáticas.

$$d_{AB} = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p \left( \frac{|A_k - B_k|}{\text{rango}_k} \right)$$

Esta distancia se resta a 1 y los valores inferiores a 0 se truncan para que las puntuaciones estén entre 0 y 1.

$$R_{AB} = 1 - d_{AB}$$

De esta manera, para el punto *A* se obtiene un conjunto de *m* valores de similitud correspondientes a los puntos de ocurrencia. Se define  $S_{TA}$  como la similitud máxima entre el punto candidato *A* y el conjunto de puntos de ocurrencia de la especie *T* como:

$$S_{TA} = \max_{j=1}^m R_{TjA}$$

Los valores  $S_{TA}$  generados por el algoritmo se representan en el mapa como grados de similitud. En definitiva, se mapea la similaridad máxima entre una celda de cuadrícula y todos los puntos.

### 7.1.3. Modelo Lineal Generalizado

En distribución de especies se suele utilizar el modelo lineal generalizado, una extensión del modelo lineal clásico que permite abordar una variedad más amplia de situaciones. Mientras que en el modelo lineal clásico se asume que la variable de respuesta está relacionada linealmente con las variables predictoras, en el GLM se introduce una función de enlace que relaciona la media de la variable de respuesta con la combinación lineal de las variables predictoras.

### 7.1.4. Maxent

El modelo *maxent* se basa en el principio de la entropía máxima, que busca encontrar la distribución de probabilidad más uniforme o menos sesgada que satisface las restricciones dadas por los datos solo de presencia y las variables ambientales. Este modelo está considerado como uno de los más eficientes en diferentes análisis comparativos entre varias metodologías (Elith et al., 2006). El algoritmo utilizado por *maxent* compara las variables ambientales existentes en las zonas de presencia de la especie con las existentes en toda el área de estudio (Phillips et al., 2006).

### 7.1.5. Random Forest

El algoritmo de *random forest* construye múltiples árboles de decisión durante el proceso de entrenamiento. Cada árbol es una regla que ayuda a predecir la presencia de la especie en el territorio. Para hacer que los árboles sean diferentes entre sí, cada uno ve solo una parte aleatoria de los datos y considera solo algunas características para tomar decisiones. Esto evita que todos los árboles sean iguales y mejora la precisión. Cuando hay una nueva localización para predecir, cada árbol opta por el valor que cree que es correcto. El valor que ha sido seleccionado más veces entre todos los árboles se elige como la predicción final.

### 7.1.6. Support Vector Machines

El método *Support Vector Machines* (SVM) es una técnica de aprendizaje supervisado utilizada tanto para clasificación como para regresión. Puede aplicarse para clasificar especies en función de características específicas.

Este método busca encontrar un hiperplano (una especie de línea o superficie en dimensiones superiores) en un espacio de características que mejor separe las diferentes clases de datos. Las variables ambientales actúan como dimensiones en este espacio, y el hiperplano intenta separar las áreas donde la especie está presente de las áreas donde no lo está.

### 7.1.7. Boosted Regression Trees

El método *Boosted Regression Trees* (BRT) es una técnica de modelización que utiliza la combinación de árboles de regresión potenciados para mejorar la predicción de una variable de respuesta, en este caso, la distribución de la trufa negra. BRT se basa en la idea de construir múltiples árboles de regresión de manera secuencial, y cada nuevo árbol se enfoca en corregir los errores cometidos por los árboles anteriores.

Cada árbol individual en este enfoque es bastante sencillo y no puede hacer predicciones precisas por sí solo. Estos árboles se construyen de forma superficial y son poco profundos, lo que significa que no tienen muchas divisiones o niveles. Lo interesante es que los árboles se construyen uno después del otro, de manera secuencial. Cada nuevo árbol corrige los errores de predicción cometidos por los árboles anteriores. Se realiza una ponderación de observaciones, es decir, durante la construcción de cada árbol, las observaciones que fueron mal predichas por los árboles anteriores reciben un mayor peso, lo que significa que el nuevo árbol se centrará más en corregir esas observaciones. Finalmente, se lleva a cabo una suma ponderada de árboles, o sea, la predicción final se obtiene sumando las predicciones de todos los árboles, cada una ponderada por un factor que refleja su contribución al modelo general. BRT tiene la capacidad de adaptarse bien a datos complejos y su enfoque de construcción secuencial ayuda a evitar el sobreajuste común en modelos complejos.

## 7.2. Validación

Una vez realizados los modelos, se validaron con diferentes métodos de bondad de ajuste. Para ello se empleó, en primer lugar, el método de área bajo la curva (*Area Under the Curve*). Este método es un test estadístico utilizado para evaluar la capacidad discriminativa de un modelo de clasificación. El AUC mide la capacidad del modelo para ordenar correctamente las presencias y ausencias. Varía entre 0 y 1, donde un valor de 0,5 indica un rendimiento similar al azar y valores más altos indican una mejor habilidad de clasificación del modelo.

El segundo método se basaba en el coeficiente de correlación. La correlación mide el ajuste de las predicciones del modelo a los datos reales. Si el modelo hace predicciones que se alinean bien con los datos reales, la correlación será alta, lo que indica que el modelo está capturando bien los patrones reales en la distribución de la especie. Por otro lado, si las predicciones del modelo no se parecen mucho a los datos reales, la correlación será baja, lo que sugiere que el modelo no está haciendo un buen trabajo en la predicción de la distribución de la especie.

La curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) es una gráfica que muestra el rendimiento de un modelo de clasificación binaria al medir la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) frente a la tasa de falsos positivos (especificidad). También se tuvo en cuenta el umbral de máxima sensibilidad y especificidad que se refiere al punto en la curva ROC donde la suma de la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de verdaderos negativos (TNR) es máxima. Es decir, este método proporciona información sobre el mejor rendimiento general del modelo en términos de sensibilidad y especificidad, lo que indica cuál es el umbral de decisión óptimo. Antes de crear las cartografías de probabilidad se debe fijar el umbral. El umbral que proporcionan los modelos utilizados (“spec\_sens”) es aquel punto en el cual la suma de la sensibilidad y la especificidad es máxima.

Por una parte, la sensibilidad es la proporción de verdaderos positivos (observaciones positivas que fueron correctamente identificadas como positivas) sobre el total de observaciones. Una alta sensibilidad indica que el modelo es capaz de identificar correctamente la mayoría de las observaciones positivas. Por otra parte, la especificidad es la proporción de verdaderos negativos (instancias negativas que fueron correctamente identificadas como negativas) sobre el total de ausencias. Una alta especificidad indica que el modelo es capaz de identificar correctamente la mayoría de las ausencias. Esto significa que, a partir de este umbral, el modelo está logrando un buen equilibrio entre identificar correctamente tanto las observaciones como las ausencias. Por lo tanto, el umbral “spec\_sens” puede ser utilizado como un punto de corte óptimo que maximiza la capacidad del modelo para clasificar correctamente tanto las instancias positivas como las negativas.

Finalmente, en esta implementación de los modelos que se han utilizado, el resultado final se expresa en un índice entre cero y uno que se basa en la ley de Liebig de factores limitantes (Hijmans R.J., 2012). Los valores predichos mayores que 0,5 se restan de 1. Luego, se calcula la puntuación percentil mínima en todas las variables ambientales. El valor final se resta de 1 y se multiplica por 2 para que los resultados estén entre 0 y 1.

La razón de esta transformación es que los resultados se parecen más a los de otros métodos de modelado de distribución y, por lo tanto, son más fáciles de interpretar. Por tanto un valor cercano a uno se encuentra aproximadamente en el valor promedio de todas las variables y un valor estimado para un lugar de 0,05 significa que la localidad se encuentra en la cola de valores extremos de al menos una variable. Lo que es lo mismo, un valor de uno representa condiciones similares al promedio de las condiciones observadas en las localidades de presencia, lo cual es interpretado como condiciones idóneas para la especie (Ferrer, 2017).

También indicar que en el análisis de modelos predictivos, es fundamental calcular medidas de centralidad para evaluar el rendimiento promedio de los modelos. Una de estas medidas es la media ponderada, en nuestro caso se tuvo en cuenta el ajuste entre los valores observados y los predichos, utilizando el AUC para la ponderación. La fórmula de la media ponderada es:

$$\bar{x} = \frac{x_1w_1 + x_2w_2 + \dots x_nw_n}{w_1 + w_2 + \dots w_n}$$

$x_1\dots x_n$ : valor del índice en cada modelo x.

$w_1\dots w_n$ :  $(auc_n - 0,5)^2$

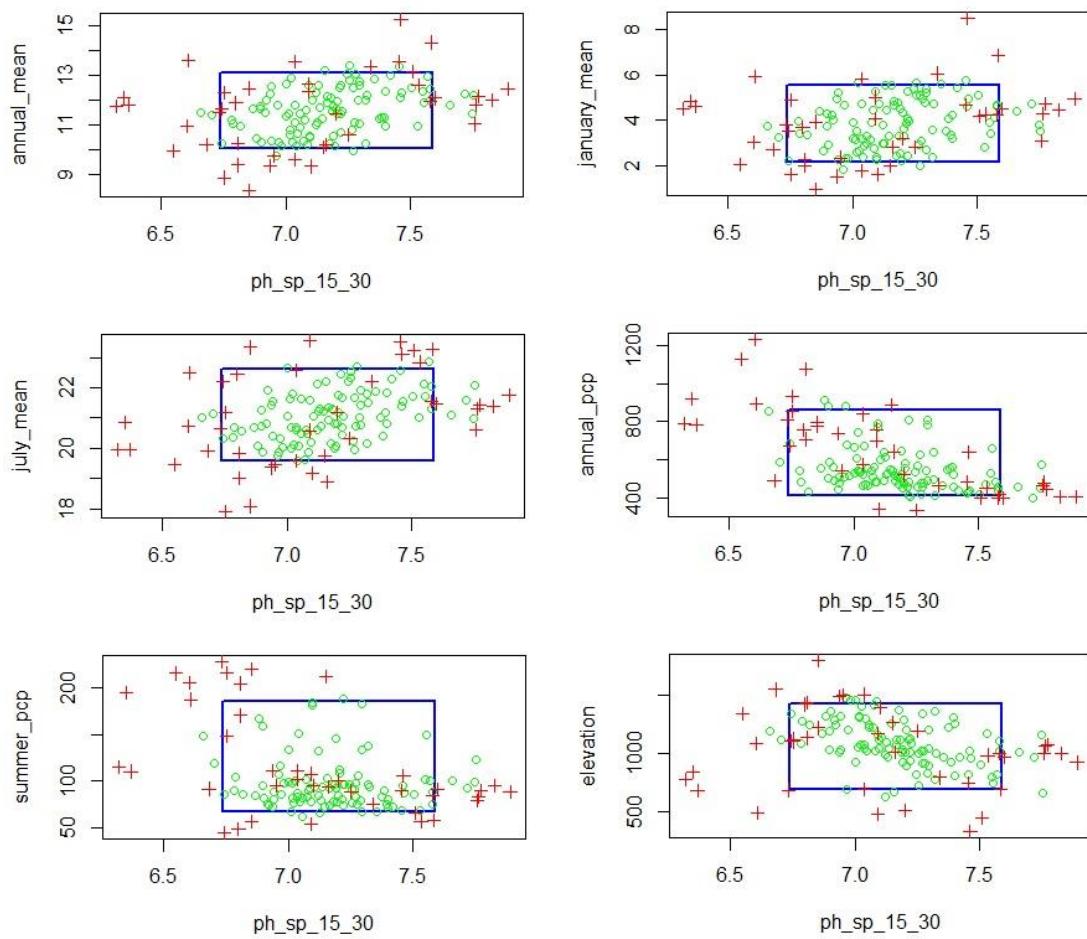
Esta ponderación permite que los modelos con mejor rendimiento (mayor AUC) tengan una mayor influencia en la media, proporcionando una evaluación más precisa y ajustada del rendimiento global de los modelos.

## 8.RESULTADOS

### 8.1.Modelización en el periodo actual

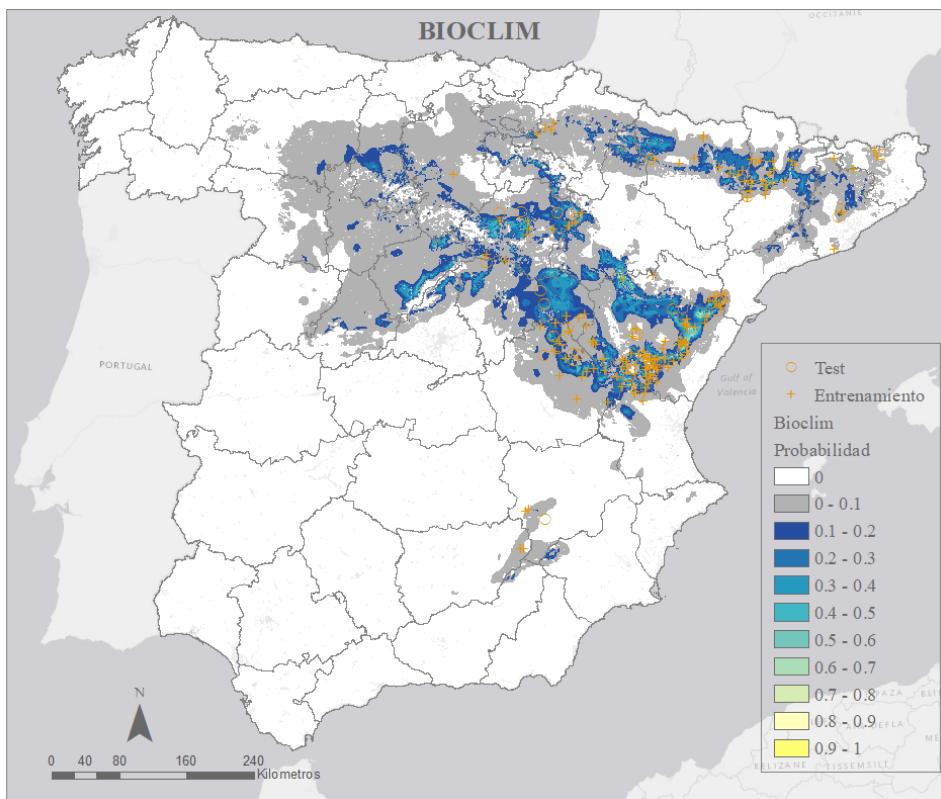
#### 8.1.1. *Bioclim*

La figura 2 muestra las combinaciones de valores de las variables en las ubicaciones de presencia de la especie y traza un rectángulo que representa la cobertura de las variables con un 85% de los datos para cada variable. Los círculos de color verde son los datos que se encuentran dentro de la cubierta calculada para todas las variables, y las cruces rojas representan las ubicaciones que se encuentran fuera de esta cubierta. Las cruces rojas dentro del recuadro representan localidades excluidas por alguna de las otras variables no visualizadas en cada gráfico.



**Figura 2.** Combinaciones de valores de las variables en *bioclim*.

Como se puede apreciar en los gráficos, el 85% de los datos observados se encuentra entre los valores de pH 6.7 y 7.6; entre los 10 °C y los 13 °C de temperatura media anual; la media de enero oscila entre los 2 °C y casi 6 °C; la media de julio desde los 20 °C a casi los 23 °C; las precipitaciones anuales entre los 420 y los 900 mm; las precipitaciones de verano entre los 70 y 180 mm y hay una elevación entre 700 y 1400 m. Se pueden observar los restantes gráficos con diferentes combinaciones de variables en los anexos.



**Figura 3.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo *bioclim*. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

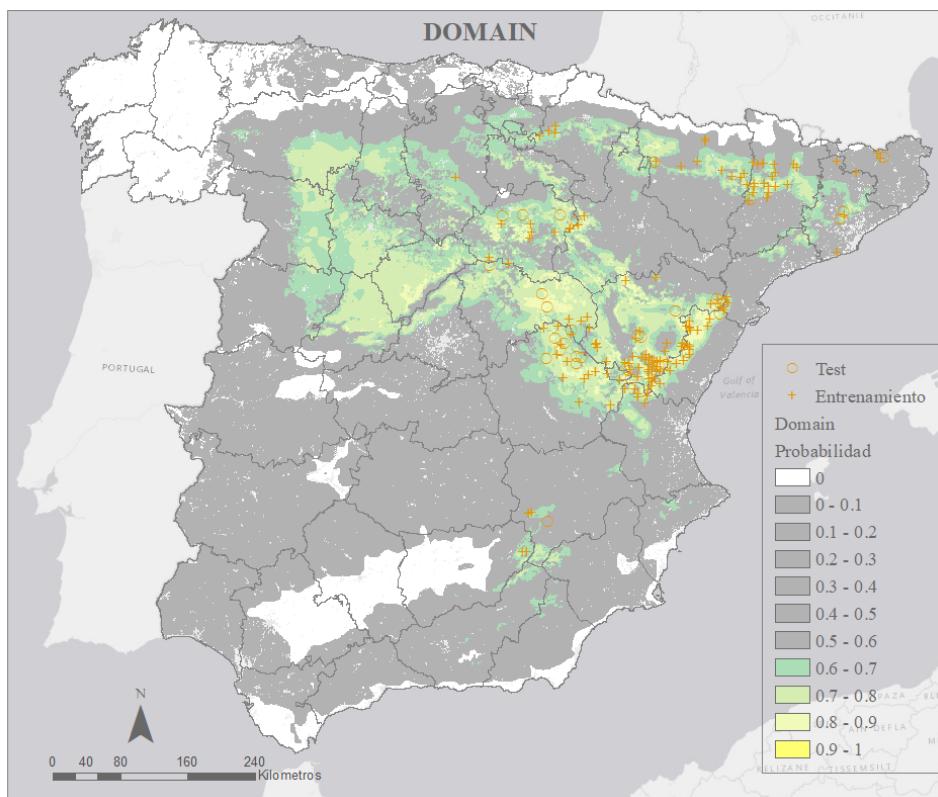
Este mapa muestra los valores predichos por el modelo *bioclim* para la distribución de la trufa negra en la península ibérica. Utilizando los datos de las variables ambientales, el modelo asigna valores continuos a cada ubicación geográfica, representando la idoneidad del hábitat para la especie. Las áreas por encima del umbral establecido se consideran como presencia de la especie en distintas tonalidades, mientras que las áreas por debajo del umbral se consideran ausencia en gris y en blanco valores iguales a 0. Las cruces naranjas representan los datos de entrenamiento y los círculos naranjas los datos de test. Se puede observar como con este método la distribución potencial de la especie está bastante restringida, se centra principalmente en zonas muy concretas de Teruel, Castellón, Cuenca, Guadalajara, Zaragoza, Soria, Segovia, Burgos, Palencia, Valladolid y del Pirineo en Navarra, Huesca, Lérida y Barcelona. También una pequeña zona entre Murcia, Albacete, Jaén y Granada.

A continuación, se evaluó el modelo *bioclim* por medio de la función “*evaluate*” del paquete “*dismo*” de R. Con *bioclim* se obtuvo un AUC de 0,931. Teniendo en cuenta que un predictor perfecto daría valor de 1, se puede concluir que este modelo parece tener un rendimiento razonablemente bueno en la tarea de discriminación entre las clases positiva y negativa. Significa que hay más de un 93% de probabilidad de que el modelo pueda distinguir entre presencias y ausencias.

Recordar que la correlación mide el ajuste de las predicciones del modelo a los datos reales. Con *bioclim* se alcanzó un valor de 0,645 en la correlación, lo que indica una correlación moderada entre las distancias del modelo y los datos reales.

En cuanto al método del umbral de máxima sensibilidad y especificidad se alcanzó una cifra de 0,028.

### 8.1.2. Domain



**Figura 4.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo *domain*. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

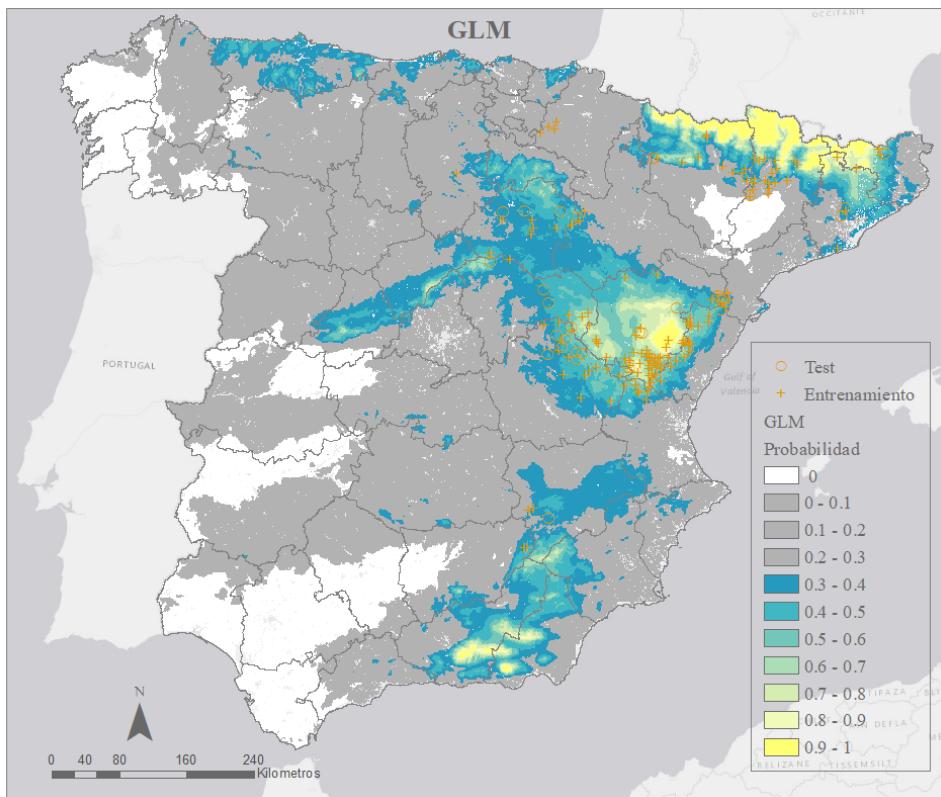
El método *domain* muestra un mapa de valores de probabilidad con una presencia potencial de la trufa negra con valores altos en Teruel, Guadalajara, Cuenca, Zaragoza, Castellón, Valencia, Soria, La Rioja, Navarra, Huesca, Lérida, Barcelona, Tarragona y por la zona de Valladolid se expande a Burgos, Segovia, León, Zamora, Salamanca y Ávila. Además hay otra zona entre Murcia, Albacete, Jaén y Granada.

Al evaluar este modelo se obtuvo un área bajo la curva de 0,960 lo que indica un excelente rendimiento del modelo en la capacidad de distinguir entre las presencias y ausencias de especies.

Con un valor de 0,684, la correlación entre las predicciones del modelo y las clases reales es bastante alta. Y el punto óptimo en la curva ROC, donde la suma de la sensibilidad y la especificidad es máxima, se alcanzó en un umbral de decisión de 0,632.

Estos resultados sugieren que el modelo *domain* tiene un rendimiento muy sólido en la predicción de la distribución de especies, con una excelente capacidad de discriminación y una buena correlación con los datos reales.

### 8.1.3. Modelo Lineal Generalizado



**Figura 5.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo GLM. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

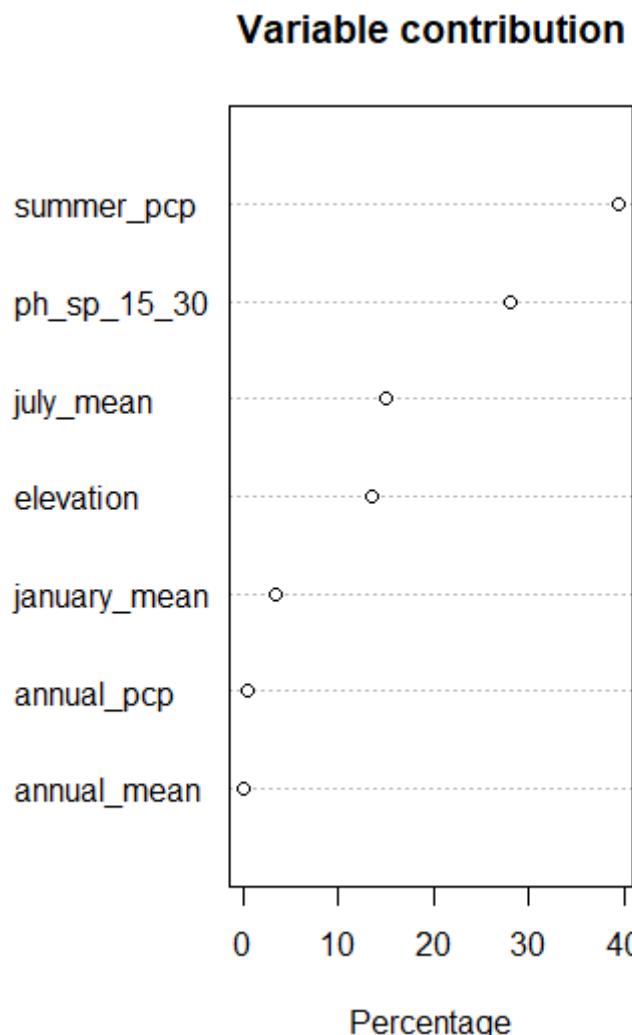
En el mapa del modelo lineal generalizado con regresión gaussiana los valores más altos de distribución potencial de la trufa negra quedan reducidos fundamentalmente a tres zonas. En los Pirineos a áreas muy concretas de Huesca, Lérida, Barcelona y Girona; las provincias de Teruel, Castellón, Valencia, Zaragoza, Cuenca, Guadalajara, Soria, La Rioja, Segovia y Ávila y al sur pequeños espacios en Granada, Jaén, Almería, Murcia y Albacete. También con valores más bajos se dan curiosamente nuevas áreas por el norte de la Península como en Asturias y Cantabria.

Se trata de un modelo lineal generalizado con regresión gaussiana. Es preferible este tipo de regresión porque es un método más eficaz y sencillo de interpretar. Se obtuvo un AUC de 0,919 lo que quiere decir que hay más de un 91% de probabilidad de que el modelo pueda distinguir entre presencias y ausencias.

Con este modelo se alcanzó un valor de 0,614 en la correlación, lo que indica una correlación considerable entre las distancias del modelo y los datos reales. Y respecto al umbral de máxima sensibilidad y especificidad se alcanzó una cifra de 0,362.

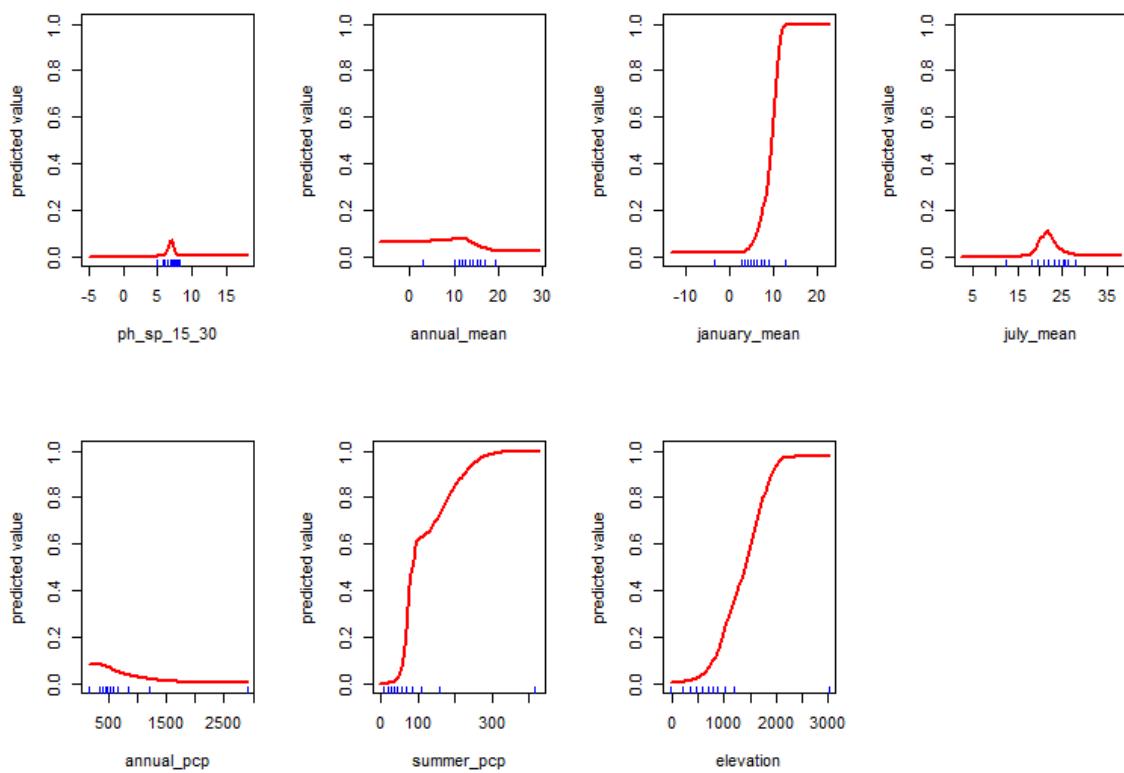
#### 8.1.4. Maxent

En la figura 6 se puede ver cómo la variable que más contribuyó en este modelo eran las precipitaciones de verano con un 40 %. Despues el pH con poco menos del 30%. A continuación la elevación y la temperatura media de julio entre 10 y 15 %. Finalmente, la temperatura media de enero con menos del 5% y la temperatura media anual y las precipitaciones anuales con porcentajes muy bajos.

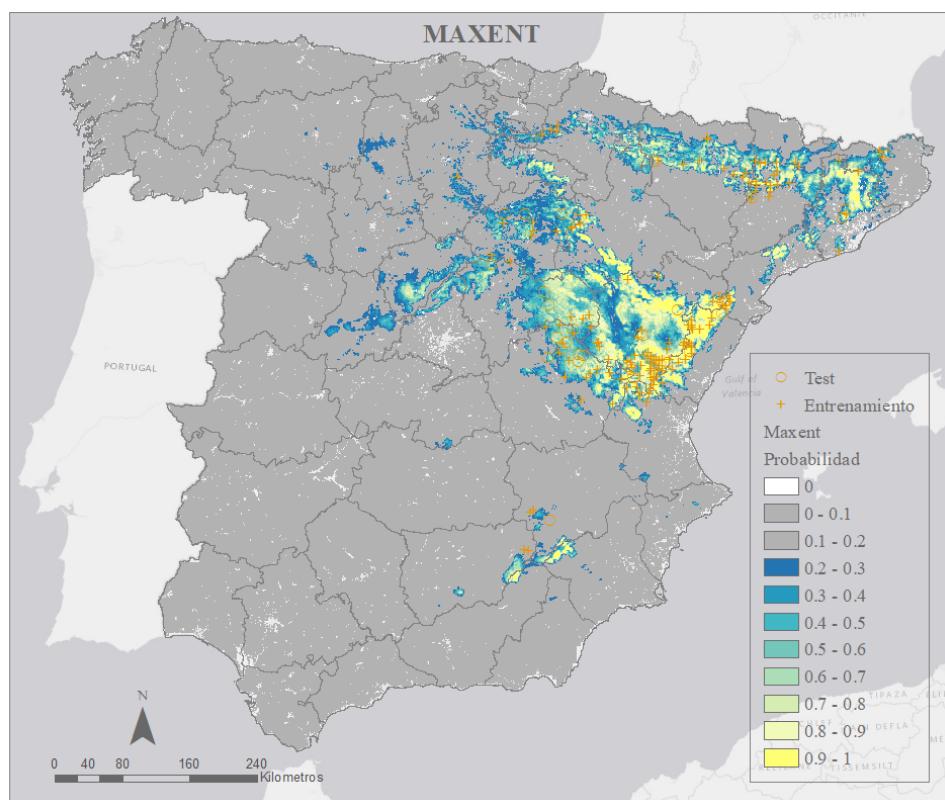


**Figura 6.** Contribución de las variables en el modelo *maxent*.

También, se obtuvo la respuesta del modelo a diferentes valores de las variables predictoras como se puede apreciar en la siguiente figura (Figura 7). Así, el aporte de la variable pH es significativa entre los valores de 6 a 8 de grado de acidez; la temperatura media anual apenas contribuye a la predicción; la media de enero aporta información a partir de los 5 °C; la media de julio entre los 19 °C y los 25 °C; las precipitaciones anuales apenas contribuyen; las precipitaciones de verano desde los 50 mm a más de 400 mm; y la elevación es significativa desde los 500 m en adelante. De este modo, las variables que más aportaban eran la temperatura media de enero, las precipitaciones de verano y la elevación. En las tres a partir de cierto umbral la curva era asintótica, lo que quiere decir que su aportación en la predicción es el máximo pero ya no varía por más que se aumente el valor de la variable.



**Figura 7.** Respuesta del modelo *maxent* a los valores de las variables.



**Figura 8.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo *maxent*. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

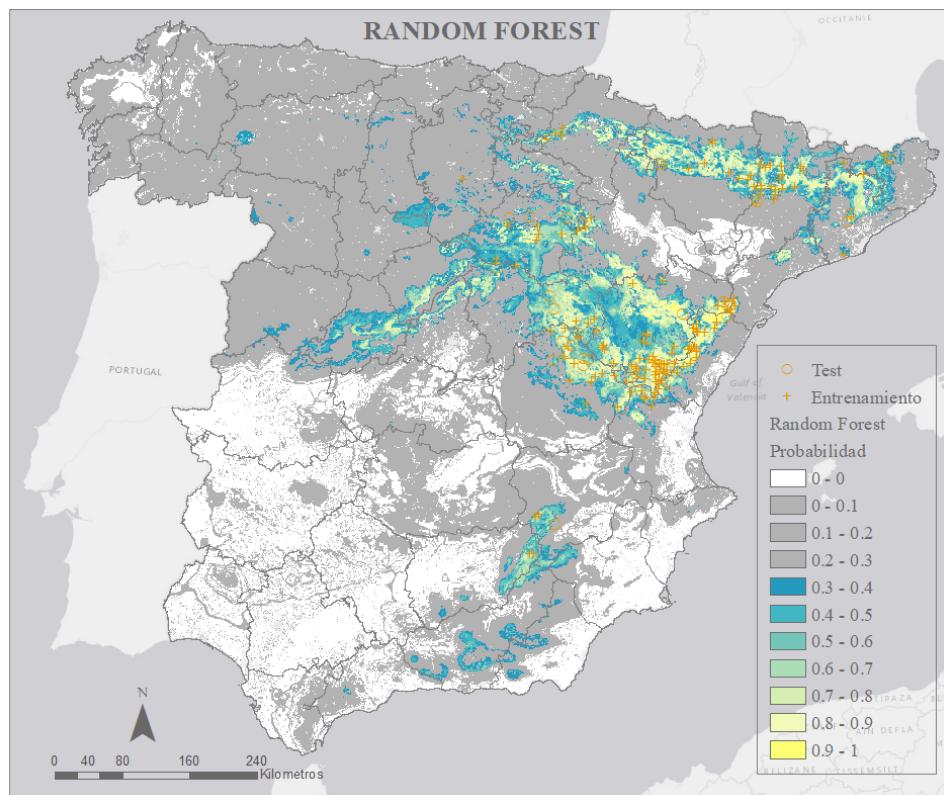
En el mapa obtenido con el modelo *maxent* se pueden apreciar varias zonas de distribución potencial de la trufa negra en la península ibérica: un área que se extiende por Teruel, Zaragoza, Cuenca, Guadalajara, Castellón y Valencia; y otra zona por el norte en Navarra, Huesca, Lérida, Barcelona, Gerona y Tarragona. Luego hay áreas menores como en La Rioja y Soria; Segovia y Ávila y entre Murcia, Albacete, Jaén y Granada.

Se realizó la evaluación del modelo obteniendo los siguientes resultados: AUC de 0,979. Un valor tan alto sugiere una discriminación excelente entre las presencias y ausencias.

La correlación entre las predicciones del modelo y los datos reales era muy alta con un valor de 0,857. Y el punto óptimo en la curva ROC, donde la suma de la sensibilidad y la especificidad es máxima, se alcanzó en un umbral de decisión de 0,274.

De este modo, el modelo *maxent* muestra un rendimiento sobresaliente en la predicción de la distribución de la trufa negra, superando ligeramente al modelo de *domain*.

#### 8.1.5. Random Forest

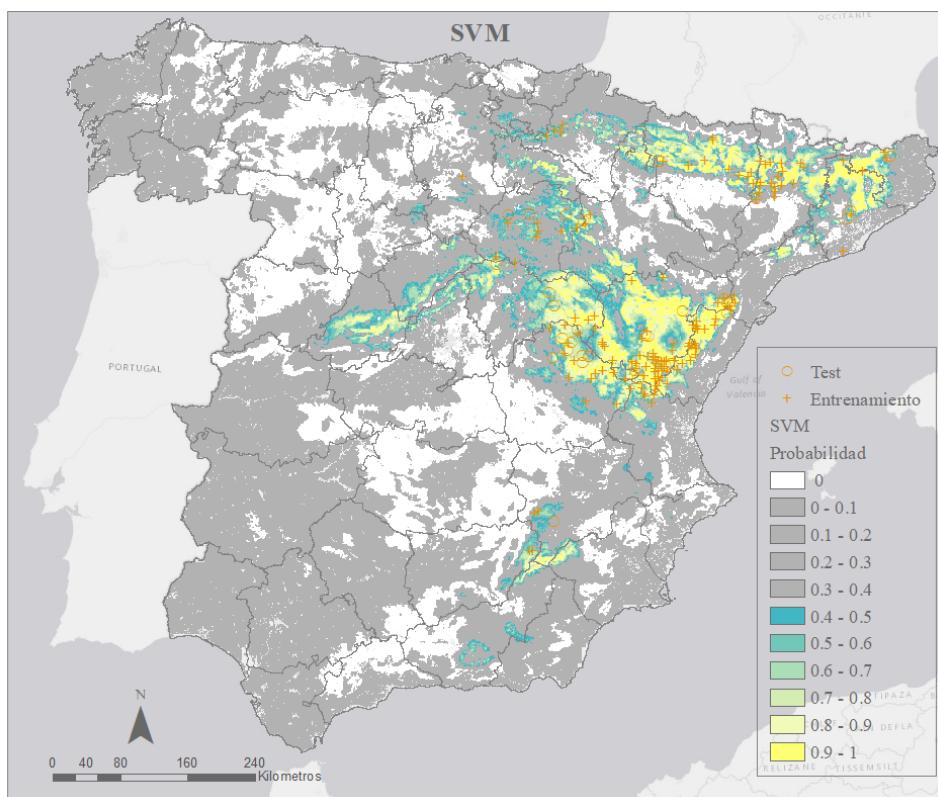


**Figura 9.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo *random forest*. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

En el mapa generado con el modelo *random forest* se puede apreciar como los patrones de distribución potencial de la trufa negra en la península ibérica son similares a los mapas generados con los métodos anteriores. Los valores más elevados se extienden fundamentalmente por el sistema ibérico, Pirineos y sistema central, regiones que parecen ser propicias para el crecimiento de esta especie.

Se aplicó el modelo en R y se evaluó. El modelo *random forest* mostraba un rendimiento muy sólido en la predicción de la distribución de la trufa negra, con una capacidad de discriminación muy buena (AUC de 0,963) y una correlación alta con los datos reales (0,800). El punto óptimo en la curva ROC se alcanzó en un umbral de decisión 0,359. En relación con los otros métodos, el modelo *random forest* aunque queda ligeramente por debajo de *maxent*, también es efectivo en la predicción de la distribución de la especie.

#### 8.1.6. Support Vector Machines



**Figura 10.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo SVM. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

Con el modelo *support vector machines* se creó un nuevo mapa de distribución potencial de la trufa negra en la península ibérica. Los valores más destacados se distribuyen por Teruel, Zaragoza, Castellón, Valencia, Guadalajara, Cuenca, La Rioja, Soria, Segovia, Ávila; también por Navarra, Huesca, Lérida, Gerona y Barcelona; Además de una zona entre Albacete, Granada, Jaén y Murcia.

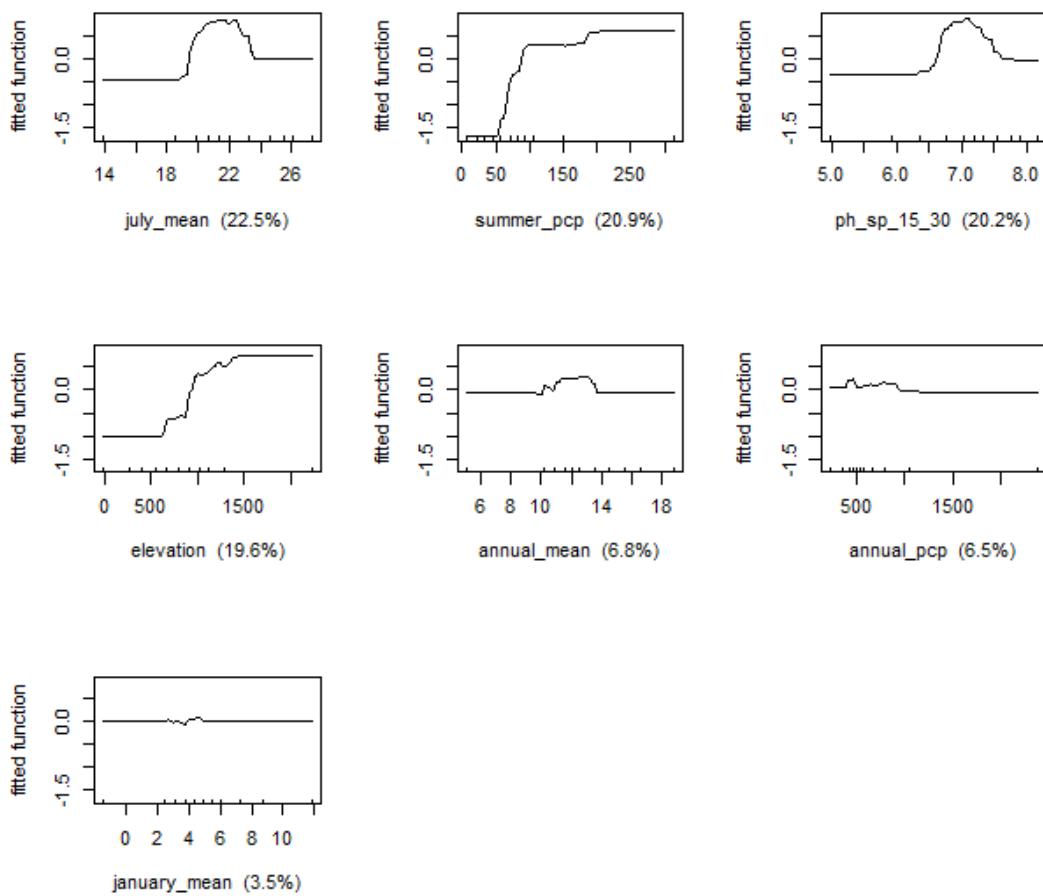
Se evaluó el modelo obteniendo un área bajo la curva de 0,976, lo que indicaba un rendimiento del método muy bueno en la capacidad de distinguir entre las presencias y ausencias de la trufa negra. Con un valor de 0,842, la correlación entre las predicciones del modelo y los datos reales era bastante alta. Y el umbral de decisión era igual a 0,400.

En comparación con los otros métodos, el SVM muestra un rendimiento muy similar al método *maxent*, con valores levemente más bajos en AUC y correlación, pero aun

así muy altos. Ambos modelos tienen una capacidad de discriminación excepcionalmente alta y una correlación muy fuerte con los datos originales.

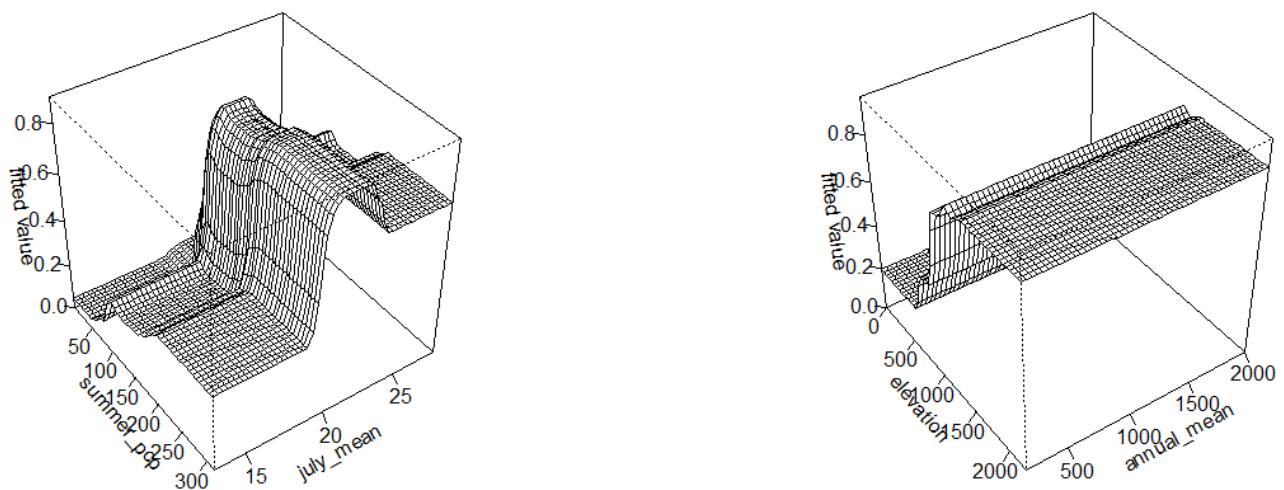
#### 8.1.7. Boosted Regression Trees

El modelo consideró todas las variables indispensables. En la figura 11 podemos observar cual es la contribución de cada variable en el modelo y cuando sus valores son significativos. Destaca la temperatura media de julio con 22,5%, seguida de las precipitaciones de verano con una contribución del 20,9% y el pH con un 20,2%. La elevación contribuye con un 19,6% y finalmente la temperatura media anual (6,8%), las precipitaciones anuales (6,5%) y la temperatura media de enero (3,5%). Si se comparan estos datos con los obtenidos por el método *maxent* se aprecia que la contribución de las variables para cada método es diferente puesto que las variables que más contribuían eran la temperatura media de enero, las precipitaciones de verano y la elevación.

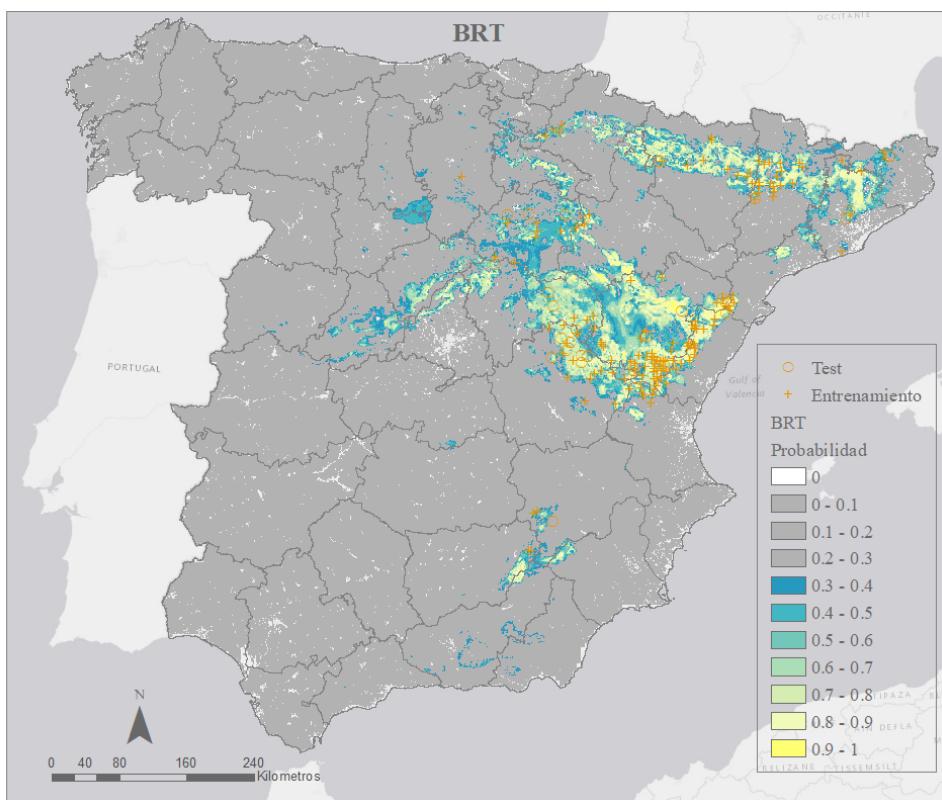


**Figura 11.** Contribución de cada variable al modelo *boosted regression trees*.

A continuación se presentan dos gráficos tridimensionales (figura 12) que muestran la respuesta del modelo a la variación de las variables predictoras específicas. Los valores en el eje z representan las predicciones del modelo, mientras que los ejes x e y representan las diferentes variables predictoras seleccionadas. En el primer gráfico se muestran las variables que más contribuyen al modelo: las precipitaciones de verano y la temperatura media de julio. En el segundo gráfico: la elevación con la temperatura media anual. En el primero se observa cómo las variables interaccionan más significativamente desde los 50 mm de precipitación a partir de los 20 °C de temperatura. Y en el segundo gráfico las variables interaccionan a partir de los 500 m de elevación.



**Figura 12.** Gráficos tridimensionales de respuesta del modelo a las variaciones de variables concretas.



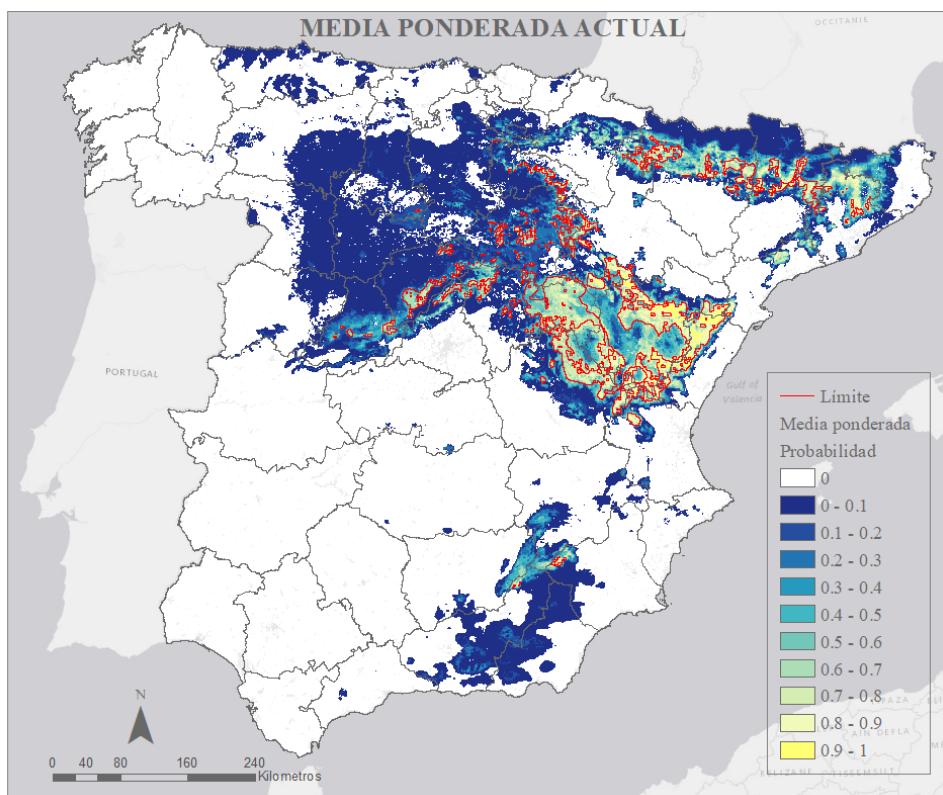
**Figura 13.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra del modelo BRT. El color gris representa las zonas por debajo del umbral de máxima sensibilidad y especificidad.

El mapa de distribución potencial de la trufa negra del método *boosted regression trees* resulta bastante semejante al resultante del método anterior *support vector machines*. Los valores más altos se localizan principalmente en provincias de las comunidades autónomas de Aragón, Valencia, Cataluña y Castilla y León.

El método *boosted regression trees* mostró un rendimiento muy consistente en la predicción de la distribución de la trufa negra, con una capacidad de discriminación excelente (AUC: 0,971) y una correlación alta con los datos reales (correlación: 0,838). El umbral de máxima sensibilidad y especificidad era de 0,293.

El modelo *boosted regression trees* obtuvo un rendimiento muy similar al SVM, con valores de AUC y correlación muy cercanos. En comparación con *maxent*, el método *boosted regression trees* muestra un rendimiento ligeramente inferior en términos de AUC y correlación. No obstante, es un modelo también muy fiable.

#### 8.1.8. Mapa escenario actual



**Figura 14.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra según la media ponderada del escenario actual.

En este mapa se muestra la distribución potencial de la trufa negra según la media ponderada de los siete métodos empleados. La línea roja delimita el área en la que se superponen solo las zonas por encima del umbral de cada modelo. Este límite se obtuvo empleando las herramientas adecuadas en ArcMap: “Extract by attributes” para obtener las áreas por encima del umbral de cada modelo; “Raster calculator” con la que se multiplicaron los rasters entre sí y “Raster domain” para conseguir el perímetro de la zona final. Al visualizar este límite, se puede apreciar como en realidad el área en la que todos los modelos coinciden, es decir, que es adecuada para el hábitat de la trufa, es mucho menor.

En el mapa, se observa como los valores más altos de probabilidad se distribuyen por las provincias de Teruel, Zaragoza, Guadalajara, Cuenca, Castellón, Valencia, Soria, La Rioja, Segovia, Ávila, Navarra, Huesca, Lérida, Barcelona, Gerona, Tarragona y una zona más reducida entre Albacete, Murcia, Jaén y Granada. Estas localizaciones coinciden con las provincias tradicionalmente truferas en España dentro de las comunidades autónomas de Aragón, Castilla y León, Cataluña y Valencia.

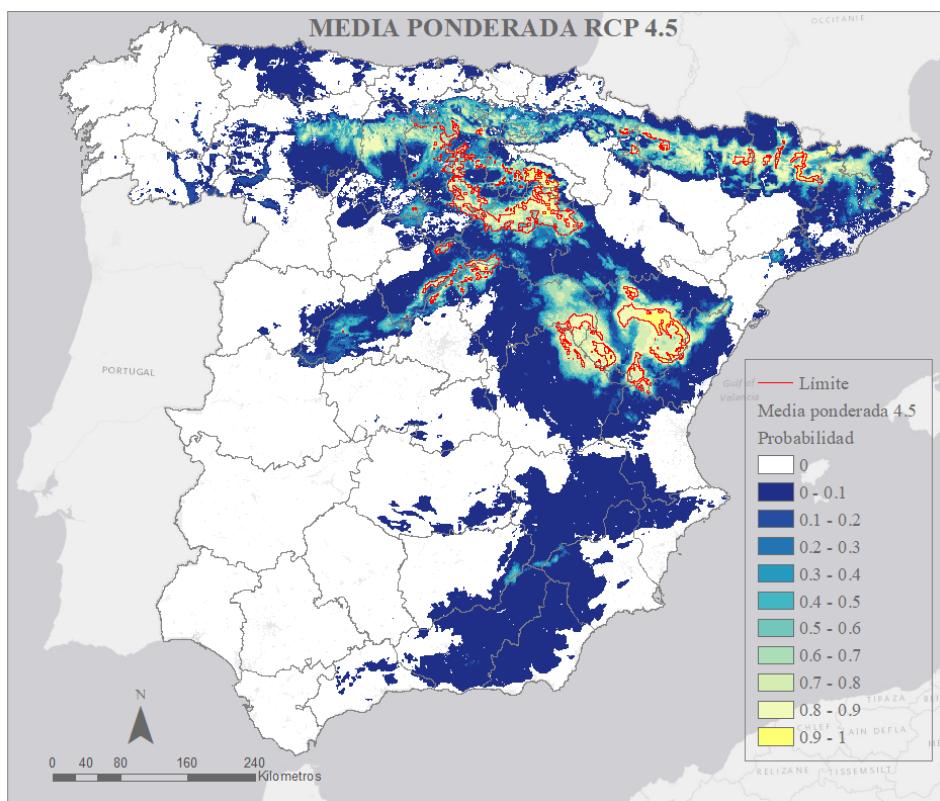
**Tabla 2.** Métodos de validación de los siete modelos aplicados.

ESCENARIO ACTUAL			
MÉTODO	AUC	Correlación	Umbral óptimo
<i>Bioclim</i>	<b>0,931</b>	<b>0,645</b>	<b>0,028</b>
<i>Domain</i>	<b>0,960</b>	<b>0,683</b>	<b>0,632</b>
<b>GLM</b>	<b>0,919</b>	<b>0,614</b>	<b>0,362</b>
<i>Maxent</i>	<b>0,979</b>	<b>0,857</b>	<b>0,274</b>
<i>Random Forest</i>	<b>0,963</b>	<b>0,800</b>	<b>0,358</b>
<b>SVM</b>	<b>0,976</b>	<b>0,842</b>	<b>0,400</b>
<b>BRT</b>	<b>0,971</b>	<b>0,838</b>	<b>0,293</b>

En la tabla 2 se muestran los resultados de los siete métodos aplicados para predecir la distribución de la trufa negra en el periodo actual. Como se observa, todos los métodos muestran un rendimiento consistente y las diferencias entre ellos son muy pequeñas. No obstante, en términos de capacidad de discriminación (AUC), los modelos *maxent*, SVM y BRT muestran los valores más altos, con AUC superiores a 0.97, lo que refleja su gran capacidad para distinguir entre las presencias y ausencias de la especie.

En cuanto a la correlación entre las predicciones del modelo y los datos reales, *maxent* lidera con un valor de 0.857, seguido por SVM y BRT con valores cercanos a 0.84. El umbral óptimo se corresponde con el umbral a partir del cual las predicciones tienen una mayor fiabilidad. Así, aunque los métodos son adecuados, los modelos *maxent*, SVM y BRT destacan ligeramente por su capacidad de discriminación y correlación.

## 8.2. Modelización en escenario futuro RCP 4.5 (2041-2070)

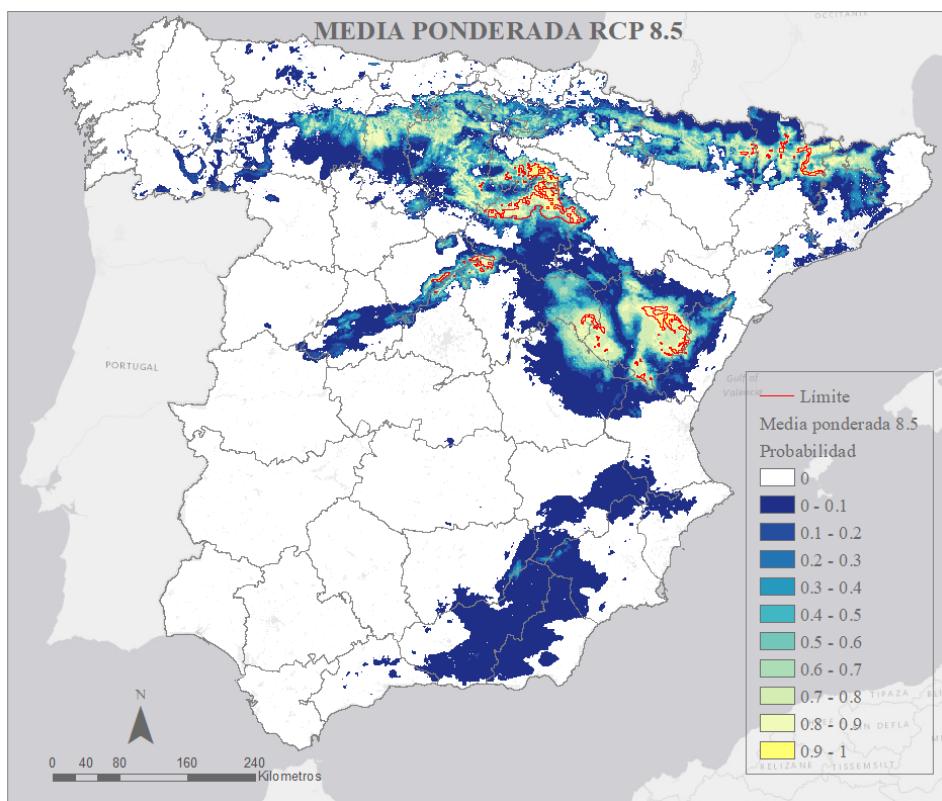


**Figura 15.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra según la media ponderada del escenario futuro RCP 4.5.

Si se comparan las medias de los modelos para los dos diferentes escenarios, es decir, el periodo actual con el futuro intermedio RCP 4.5, se puede apreciar cómo sigue habiendo zonas comunes pero otras cambian.

Se mantiene la parte noreste de la península con las provincias de Barcelona, Gerona, Lérida, Huesca y Navarra. Un área comprendida entre las provincias de Zaragoza, Teruel, Castellón, Valencia, Guadalajara, Cuenca, Soria, La Rioja, Segovia y Ávila. No obstante, en este nuevo escenario al norte, la trufa negra se expande por la zona de Burgos, Palencia y León. Y la zona existente anteriormente al sureste de la península en las provincias de Albacete, Murcia, Jaén y Granada prácticamente desaparece en los valores altos. Esto es debido a que un aumento de las temperaturas generaría zonas óptimas para la trufa negra por el norte de la Península pero las condiciones climáticas ya no serían adecuadas para esta especie en el área sur. En cuanto al límite del área en que todos los modelos coinciden se ve reducido con respecto al del escenario actual.

### 8.3. Modelización en escenario futuro RCP 8.5 (2041-2070)



**Figura 16.** Mapa de distribución potencial de la trufa negra según la media ponderada del escenario futuro RCP 8.5.

Como muestra este mapa de la media ponderada de los métodos aplicados en un escenario futuro RCP 8.5 la distribución de la trufa negra cambiaría considerablemente en la península ibérica con unas emisiones altas. Se puede apreciar al comparar estos mapas con los del escenario futuro RCP 4.5 y los del escenario actual como permanecerían unos reductos con valores altos en las provincias de Teruel, Castellón, Cuenca, Guadalajara y Segovia. También habría presencia de trufa en Soria, La Rioja, Burgos, Palencia y León. Así como en Navarra, Huesca, Lérida, Barcelona y Gerona.

Así, en este escenario futuro se incrementan los valores en la zona de Burgos y en los Pirineos mientras que la zona de la Sierra de Cazorla en el sur prácticamente desaparece, todo ello debido al incremento de las temperaturas. Respecto al límite en rojo del área en la que se superponen solo las zonas por encima del umbral de cada modelo, queda todavía más reducido el territorio adecuado para el hábitat de la trufa negra.

## 8.4. Estadísticas Generales

### 8.4.1. Escenario actual

En las estadísticas generales se muestra el resultado del territorio potencial de la trufa negra en kilómetros cuadrados en la España peninsular, categorizado en las distintas clases de la leyenda de las cartografías.

Para calcular el área de las distintas clases de probabilidad para cada método y su media ponderada se emplearon en ArcMap las herramientas de la toolbox de *Spatial Analyst: Reclassify* y *Zonal Statistics as table* obteniéndose los siguientes resultados en el periodo actual.

**Tabla 3.** Extensión en km<sup>2</sup> del hábitat potencial de la trufa negra en el escenario actual según métodos y media ponderada por clases de 0 al 1.

Método	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
<i>Bioclim</i>	348.225	98.395	19.408	8.543	4.358	1.409	449	164	18	1	0
<i>Domain</i>	74.551	56.858	73.233	45.897	41.506	41.470	51.133	49.324	40.889	6.109	0
<i>GLM</i>	77.321	90.049	111.867	85.978	53.878	28.612	15.330	8.110	5.041	2.919	1.865
<i>Maxent</i>	0	381.749	32.019	15.782	10.934	9.111	7.591	7.295	6.230	5.045	5.214
<i>RF</i>	123.055	213.807	43.800	25.782	18.756	15.401	12.041	10.049	9.621	7.539	1.119
<i>SVM</i>	124.688	237.378	26.722	19.053	14.310	12.201	11.157	10.116	9.078	9.078	7.189
<i>BRT</i>	0	357.664	41.112	21.525	12.567	11.422	8.815	8.507	10.806	7.680	872
Media P	318.184	88.188	13.381	8.224	7.222	10.102	9.724	9.784	9.124	5.721	1.316

En esta tabla cada clase representa un rango de idoneidad, desde 0 (no adecuado) hasta 1 (máxima idoneidad) en intervalos de 0,1. El método *bioclim* mostró una alta ausencia de la especie en el área de estudio con 348.225 km<sup>2</sup> en la clase 0. En los siguientes rangos, la ocupación fue disminuyendo rápidamente a medida que aumentaba la probabilidad, hasta no ocupar ningún área en la clase de probabilidad más alta. El método *domain* siguió una tendencia similar, aunque mantuvo una ocupación considerable en las clases intermedias (0,2 – 0,8), e incluso en la clase 0,8 – 0,9.

El *GLM* (Modelo Lineal Generalizado) mostró una distribución más equilibrada, con picos de ocupación en clases intermedias (0,1 – 0,3) y una presencia decreciente pero constante en clases superiores. Por otro lado, *maxent* aunque no presentó ocupación en la clase 0 tuvo un pico muy alto en la clase 0 – 0,1 (381.749 km<sup>2</sup>) y una disminución gradual en las clases superiores, a la vez que siguió ocupando territorio en todas las clases de probabilidad.

Los métodos *RF* (*Random Forest*) y *SVM* (*Support Vector Machines*) presentaron altas ocupaciones en las clases de probabilidad más baja y una disminución progresiva en las clases superiores, manteniendo una presencia significativa en casi todas las clases. El método *BRT* (*Boosted Regression Trees*) fue similar a *maxent*, con una alta ocupación en la clase 0 – 0,1 y una disminución constante en las clases superiores.

Finalmente, la media ponderada obtuvo una tendencia general de mayor ocupación en clases de probabilidad bajas, lo cual es esperable dado que muchos modelos tienden a predecir áreas extensas con baja probabilidad de presencia. La disminución de la ocu-

pación a medida que la probabilidad aumenta sugiere que las áreas con alta probabilidad de presencia son más específicas y reducidas. La variación entre métodos destaca la importancia de utilizar múltiples enfoques para obtener una evaluación más completa de la distribución potencial de la especie.

#### 8.4.2. Escenario futuro RCP 4.5

La extensión en kilómetros cuadrados del hábitat potencial de la trufa negra para el escenario futuro RCP 4.5 se muestran en la siguiente tabla. El método *bioclim* mostró que la mayor parte del territorio es inadecuada para la trufa negra, con 403.553 km<sup>2</sup> en la clase 0 y disminuciones significativas en las categorías superiores. *Domain* también tuvo una gran área en la clase 0, pero con una distribución más equilibrada entre otras clases hasta 0,8 sugiriendo una mayor variabilidad en la adecuación del terreno. GLM ofreció una distribución más balanceada con una representación considerable en las clases medias y altas.

**Tabla 4.** Extensión en km<sup>2</sup> del hábitat potencial de la trufa negra en el escenario futuro RCP 4.5 según métodos y media ponderada por clases de 0 al 1.

Método	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
<i>Bioclim</i>	403.553	57.299	11.671	4.420	2.322	617	111	36	2	0	0
<i>Domain</i>	237.184	36.762	34.324	28.614	23.665	32.509	36.725	30.327	17.946	1.975	0
GLM	57.768	38.617	63.089	106.416	81.793	48.080	36.878	20.815	12.915	8.321	5.339
<i>Maxent</i>	0	375.435	23.112	14.193	9.957	8.244	7.532	7.153	7.417	8.356	18.631
RF	135.787	188.832	64.303	28.415	16.433	12.849	11.033	8.993	8.383	4.363	640
SVM	50.703	297.587	30.838	20.712	16.449	13.852	12.582	12.387	10.909	7.891	6.121
BRT	539	354.384	49.944	16.444	12.896	9.273	7.380	6.545	7.961	10.438	4.228
Media P	277.321	125.220	12.063	9.315	7.186	9.191	9.297	9.245	9.887	9.516	1.790

*Maxent* destacó por concentrar una gran parte del territorio en la clase 0 - 0,1 las otras clases tuvieron representación pero menor en comparación, con algunas áreas mejores. RF y SVM presentaron una distribución moderada en las clases bajas y medias, con una representación disminuida en las clases superiores, reflejando una adecuación razonable en la mayoría de las áreas pero limitada en las mejores categorías. BRT siguió un patrón similar, con alta concentración en la clase 0 - 0,1 y disminución en las clases superiores.

La media ponderada mostró que la mayor parte del territorio (277.321 km<sup>2</sup>) se clasifica como no adecuado (clase 0), pero había una distribución más uniforme en las clases bajas a medias, con menor representación en las clases superiores. En general, esto indicaba que, aunque una gran parte del territorio es poco adecuado para la trufa negra, existen zonas considerables con condiciones favorables.

#### 8.4.3. Escenario futuro RCP 8.5

A continuación se muestran los resultados para el escenario futuro RCP 8.5. De nuevo, el método *bioclim* indicó que la mayoría del territorio es inadecuado para la trufa negra, con 423.441 km<sup>2</sup> en la clase 0 y una disminución significativa en las categorías

superiores. *Domain* presentó una distribución más equilibrada entre las clases, pero también con una gran parte del territorio en la clase 0.

**Tabla 5.** Extensión en km<sup>2</sup> del hábitat potencial de la trufa negra en el escenario futuro RCP 8.5 según métodos y media ponderada por clases de 0 al 1.

Método	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
<i>Bioclim</i>	423.441	44.041	8.097	3.313	910	183	33	13	0	0	0
<i>Domain</i>	262.231	33.002	31.086	29.458	30.280	28.861	30.107	21.741	12.289	976	0
GLM	84.930	79.411	109.127	77.972	47.558	36.017	18.291	11.996	7.818	4.637	2.274
<i>Maxent</i>	0	380.885	22.491	12.649	8.634	7.403	6.970	6.599	7.115	7.910	19.374
RF	138.950	187.923	69.944	32.354	14.909	11.106	8.709	6.457	5.737	3.367	576
SVM	42.547	318.793	28.733	19.336	15.229	12.559	12.403	10.901	9.007	6.773	3.751
BRT	400	362.484	49.535	15.634	12.923	9.000	7.183	5.460	6.036	7.786	3.588
Media P	338.152	71.818	12.307	8.980	6.928	8.395	9.284	8.199	8.652	6.413	904

El método GLM indicó una adecuación moderada a alta en numerosas áreas, distribuyendo el territorio de manera más uniforme entre las distintas clases. *Maxent* destacó por tener una mayor área en la clase 0 - 0,1, con menor representación en las demás clases. Los métodos RF y SVM mostraron de nuevo una distribución moderada en las clases bajas y medias, con menor presencia en las clases superiores. BRT presentó también un patrón muy parecido, con una alta ocupación en la clase 0 - 0,1 frente a una menor ocupación en las clases más altas.

La media ponderada indicó que la mayoría del territorio (338.152 km<sup>2</sup>) se considera no adecuado, aunque mostró una distribución más equilibrada en las clases bajas a medias frente a las clases superiores con menor área. En conjunto, la media ponderada señaló que en la España peninsular existen áreas con condiciones favorables para la trufa negra pero hay una gran parte del territorio que no es adecuada para esta especie. Si comparamos este escenario con los escenarios previos se pueden apreciar ciertas tendencias similares, pero también diferencias debido a que se trata de un cambio climático previsto más intenso.

## 8.5. Estadísticas Zonales

Con las estadísticas zonales se puede evaluar la potencialidad del hábitat de la trufa negra a nivel provincial y de comarcas agrarias. Estas últimas son interesantes porque son fundamentales para el desarrollo económico de las áreas rurales y una práctica agraria sostenible en ellas puede tener un impacto positivo en la conservación del medio ambiente.

Para calcular el área en kilómetros cuadrados de cada clase de la leyenda dentro de los recintos provinciales y comarcales se emplearon las siguientes herramientas de *Spatial Analyst* de ArcGis: *Reclassify* y *Tabulate Area*.

### 8.5.1. Escenario actual por provincias

Los resultados obtenidos se presentan en las tablas incluidas en el anexo III. En la Tabla S1 se muestran las áreas, en kilómetros cuadrados, del territorio potencial de la trufa negra en el escenario actual por provincias dentro de la España peninsular según las clases de la leyenda de los mapas.

Al observar esta tabla con detenimiento se puede apreciar la existencia de una gran variabilidad regional, es decir, que la potencialidad del terreno para la trufa negra varía significativamente entre las provincias de la España peninsular. Así, provincias como Teruel y Cuenca tienen áreas relativamente amplias en las clases de mayor probabilidad (0,8 -1) mientras que otras como La Coruña o Cádiz no muestran áreas adecuadas.

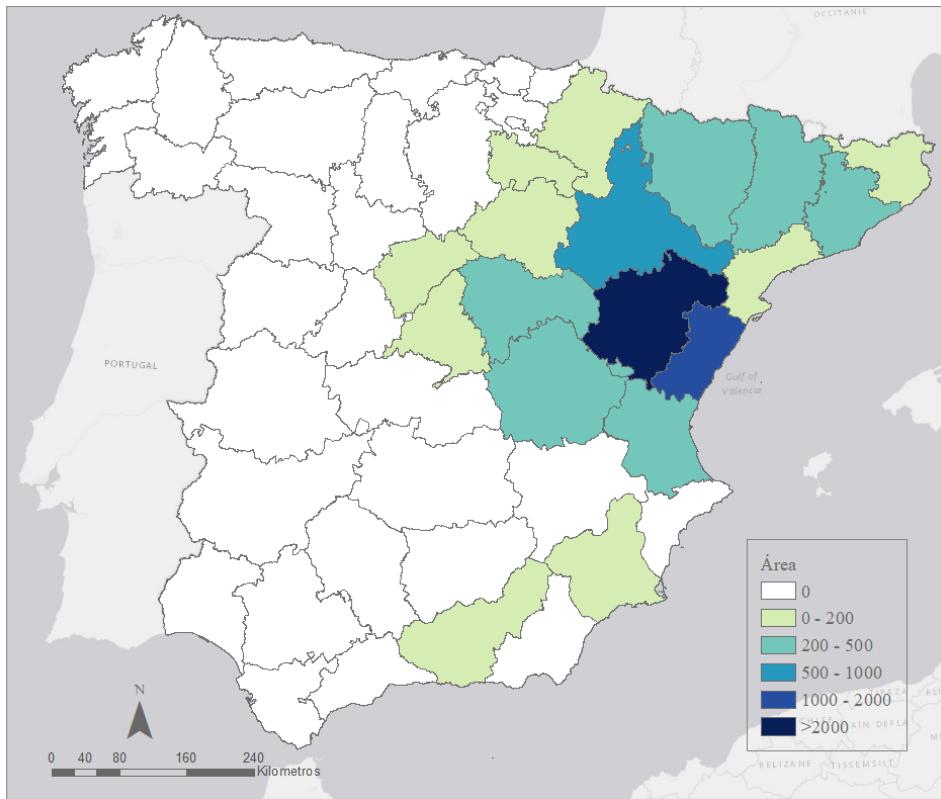
Destacan entre las provincias las de mayor territorio potencial Teruel, Guadalajara, Cuenca y Zaragoza con áreas presentes incluso en las clase de 0,9 a 1. También sobresalen con áreas grandes en las clases de mayor idoneidad Huesca, Lérida, Barcelona, Castellón, Soria y Valencia.

A más detalle, Teruel destaca por tener amplias áreas en las clases de mayor probabilidad (0,6 - 1), siendo una de las provincias con mayor potencial para la trufa negra; Guadalajara, tiene una amplia extensión de terreno en las clases de alta y moderada idoneidad; Cuenca presenta una notable distribución con áreas considerables en todas las clases superiores a 0,3, indicando un alto potencial para la trufa negra; Zaragoza también muestra un alto potencial con áreas significativas en todas las clases superiores a 0.3; Barcelona tiene una distribución notable en todas las clases de idoneidad, con áreas significativas en las clases medias (0,4 – 0,8) y algunas áreas en la clase más alta (0,9 - 1), etc.

También hay provincias con menor potencial que no tienen áreas clasificadas como adecuadas para la trufa negra pues todo su territorio cae en la clase 0 como Badajoz, Cádiz, Córdoba, Huelva, Pontevedra, La Coruña o Sevilla.

Además, cabe indicar que algunas provincias muestran una diversidad interna, es decir, tienen una distribución amplia a lo largo de varias categorías. Como es el caso de Barcelona o Huesca con áreas distribuidas en casi todas las clases de probabilidad lo que sugiere una variabilidad en su territorio.

En definitiva, la tabla evidencia la heterogeneidad en el potencial del hábitat de trufa negra en España peninsular, destacando algunas provincias con terrenos altamente adecuados y otras con nulo o bajo potencial.



**Figura 17.** Mapa de provincias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario actual.

En este mapa, para cada provincia, se sumó la extensión en kilómetros cuadrados de las categorías más altas de probabilidad: de 0,8 a 0,9 y de 0,9 a 1. La leyenda secuencial muestra el área de hábitat potencial en estas categorías. Así, las provincias con un área de 0, en blanco, no tienen territorio en las probabilidades más altas de presencia de trufa negra. De 0 a 200 km<sup>2</sup>, en verde claro, se encuentran las provincias de Murcia, Jaén, Navarra, La Rioja, Soria, Segovia, Madrid, Gerona y Tarragona. De 200 a 500 km<sup>2</sup>, en azul claro, Guadalajara, Cuenca, Valencia, Huesca, Lérida y Barcelona. De 500 a 1.000 km<sup>2</sup>, en azul, la provincia de Zaragoza. De 1.000 a 2.000 km<sup>2</sup>, en azul oscuro, la provincia de Castellón. Y finalmente, más de 2.000 km<sup>2</sup>, en azul muy oscuro, la provincia de Teruel. De este modo, se puede ver con claridad qué provincias tienen mejor potencialidad de hábitat.

#### 8.5.2. Escenario futuro RCP 4.5 por provincias

En la Tabla S2, se observa que en el escenario futuro RCP 4.5 las provincias con las mayores áreas en clases de alta potencialidad muestran ciertos cambios en comparación con el escenario actual. Teruel sigue siendo una provincia prominente, manteniendo una gran extensión en la clase de 0,7 - 0,8, pero también se observa un incremento significativo en el área correspondiente a la clase 0,9 - 1. Esto sugiere que Teruel no solo sigue siendo una de las áreas más adecuadas para el hábitat de trufa negra, sino que

la potencialidad de su terreno mejora bajo condiciones climáticas moderadamente cambiantes.

Además, provincias como Soria y Burgos presentan un aumento considerable en las áreas de alta potencialidad. Soria muestra un incremento notable en la clase 0,9 - 1, lo que indica un potencial creciente para el cultivo de trufa negra. Huesca y Guadalajara también destacan por sus aumentos en las clases más altas.

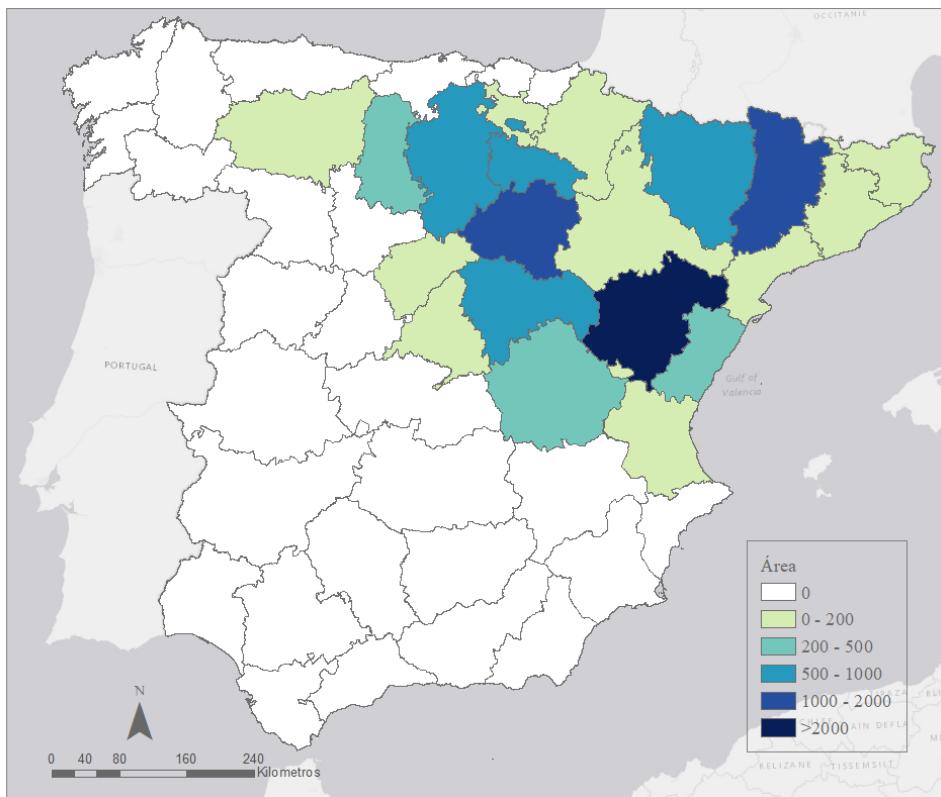
En el escenario RCP 4.5 se observa una tendencia hacia una redistribución de la potencialidad del terreno. Varias provincias experimentan una disminución en las áreas de baja potencialidad (0 – 0,3), lo que sugiere una mejora general en la calidad del terreno para el cultivo de trufa negra. Por ejemplo, provincias como Guadalajara, Burgos y Huesca muestran incrementos en las clases intermedias de probabilidad (0,3 – 0,6). Esto implica que, aunque estas provincias no alcanzan las clases más altas en su totalidad, sí mejoran significativamente en comparación con la situación actual.

El desplazamiento hacia clases intermedias sugiere que algunas áreas que previamente no eran óptimas para el cultivo podrían volverse más adecuadas, proporcionando nuevas oportunidades para la expansión del cultivo de la especie.

En cuanto a las áreas no adecuadas (clase 0), el escenario RCP 4.5 muestra una disminución en varias provincias, lo que indica una mejora general en las condiciones climáticas que favorece la potencialidad del terreno. Por ejemplo, Álava y Cuenca ven reducidas sus áreas en la clase 0, lo que sugiere que más áreas en estas provincias se vuelven más adecuadas para el cultivo de trufa negra.

No obstante, algunas provincias como Badajoz y Huelva permanecen con grandes extensiones en la clase 0, lo que indica que estos territorios siguen siendo poco adecuados para el cultivo de trufa negra.

En definitiva, en el escenario RCP 4.5 se observa una tendencia hacia la redistribución de la probabilidad. Algunas provincias como Teruel, Soria y Burgos se consolidan como áreas de alta potencialidad, otras como Guadalajara y Huesca muestran un potencial creciente. Al mismo tiempo, la disminución de áreas no adecuadas en varias provincias sugiere un panorama más favorable para la expansión de la especie. De esta manera, el incremento de las temperaturas en un escenario futuro de emisiones intermedias afectaría sin duda a la distribución potencial de la trufa negra en la España peninsular.



**Figura 18.** Mapa de provincias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario RCP 4.5.

Si se compara este mapa del escenario RCP 4.5 con el mapa anterior del escenario actual, se puede apreciar cómo ha habido cambios en las provincias con mayor probabilidad. Por un lado, las provincias de Murcia y Jaén ya no registran áreas de alta probabilidad. Por otra parte, provincias que anteriormente estaban a 0 km<sup>2</sup> en este nuevo escenario registran: de 0 a 200 km<sup>2</sup>, Álava y León; de 200 a 500 km<sup>2</sup>, Palencia e incluso de 500 a 1.000 km<sup>2</sup>, Burgos. También, hay provincias en las que su área con mejor potencialidad desciende como el caso de Zaragoza o Valencia que pasan a tener entre 0 y 200 km<sup>2</sup>. Y otras, en cambio aumentan como Lérida, de 1.000 a 2.000 km<sup>2</sup>, o se mantienen, como la provincia de Teruel con más de 2.000 km<sup>2</sup>.

#### 8.5.3. Escenario futuro RCP 8.5 por provincias

En la Tabla S3 del anexo III se muestra la extensión en kilómetros cuadrados del hábitat potencial de la trufa negra en el escenario futuro RCP 8.5 por provincias según clases de 0 a 1. En el escenario futuro RCP 8.5 si se suman las áreas de las clases 0,7 a 1 para cada provincia y se seleccionan las diez con los mayores totales, las provincias con las mayores áreas en clases de alta idoneidad son Teruel, Burgos, Soria, Lérida, Huesca, Guadalajara, La Rioja, Palencia, Gerona y Barcelona.

Así, en este escenario futuro Teruel destaca como la provincia con la mayor área de alta potencialidad para el cultivo de trufa negra, con una suma total de 5.027 km<sup>2</sup> en las clases 0,7 a 1. Le siguen Burgos y Soria, con 1.986 km<sup>2</sup> y 1.953 km<sup>2</sup> respectivamente. Esto sugiere que, en un escenario de cambio climático más extremo, Teruel no solo mantiene su posición como un área altamente idónea, sino que su potencialidad se incrementa significativamente en comparación con otros escenarios.

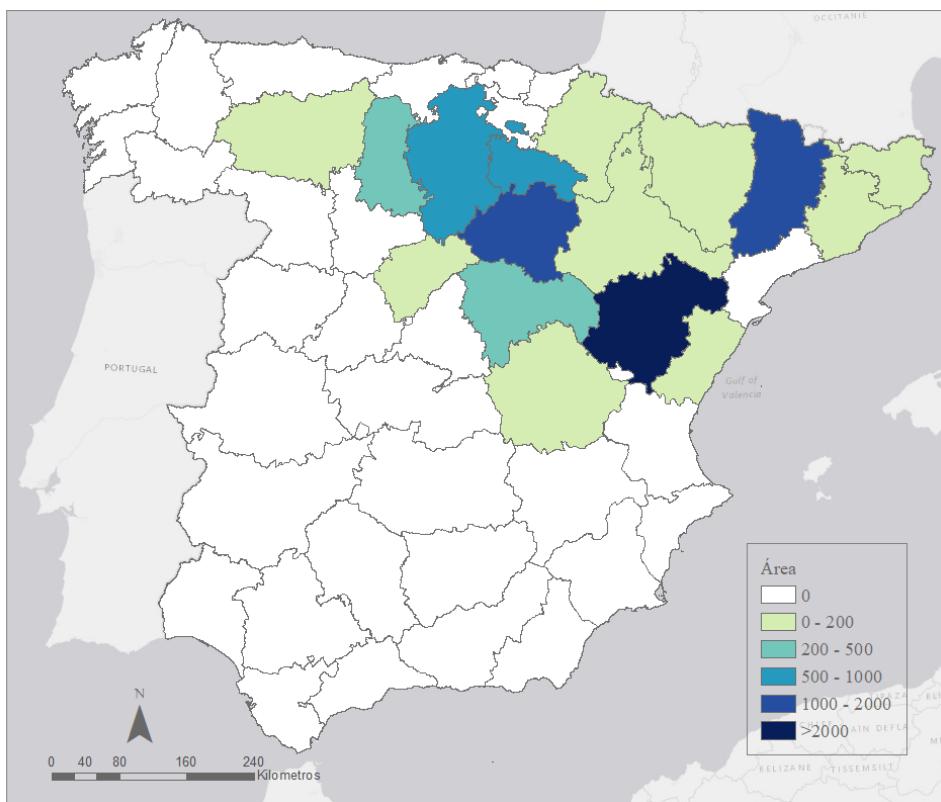
Lérida y Huesca también muestran una considerable potencialidad, con más de 1.000 km<sup>2</sup> en las clases altas, lo que indica que estas provincias pueden beneficiarse del cambio climático bajo el escenario RCP 8.5. Provincias como Guadalajara y La Rioja también siguen siendo importantes, mostrando una alta potencialidad.

La cantidad de áreas no adecuadas (clase 0) sigue siendo indicativa en provincias como Badajoz y Huelva. En otras provincias como Álava y Albacete, el área en la clase 0 se incrementa en comparación con el escenario RCP 4.5. Esto subraya cómo el cambio climático puede redistribuir la idoneidad del terreno para el hábitat de trufa negra, favoreciendo a algunas provincias mientras desfavorece a otras.

En general, los resultados de las tres tablas muestran una tendencia hacia cambios en la probabilidad del terreno para el hábitat de la trufa negra a medida que avanzamos hacia escenarios futuros más extremos. Bajo el escenario RCP 4.5, se observa una redistribución de la probabilidad con algunas provincias ganando áreas de alta idoneidad y otras perdiéndolas. El escenario RCP 8.5 presenta un panorama más variado y en algunos casos más desfavorable, con un incremento en las áreas de baja idoneidad (clase 0) y una disminución en las áreas de alta potencialidad en varias provincias.

Las provincias que muestran consistentemente un alto potencial para el cultivo de trufa negra, continúan siendo importantes, aunque con variaciones en la extensión de las áreas de alta idoneidad.

En el escenario RCP 8.5 el mapa de las provincias con mayor probabilidad (Figura 19) cambia en comparación con los mapas anteriores. La provincia de Teruel sigue destacando por ser la que mejor potencialidad registra con más de 2.000 km<sup>2</sup> de área. Seguida por Lérida y Soria entre 1.000 y 2.000 km<sup>2</sup>. Despues, La Rioja y Burgos obtienen de 500 a 1.000 km<sup>2</sup>. Guadalajara y Palencia tienen de 200 a 500 km<sup>2</sup>. Y finalmente, de 0 a 200 km<sup>2</sup> las provincias de Navarra, Zaragoza, Huesca, Gerona, Barcelona, Cuenca, Segovia y León. Así, algunas provincias se mantienen, no obstante otras descienden su mayor probabilidad.



**Figura 19.** Mapa de provincias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario RCP 8.5.

Por otra parte, también se obtuvieron resultados para las distintas comarcas agrarias en la España peninsular. Las comarcas agrarias representan áreas con una cierta homogeneidad en su potencial productivo, sistemas de cultivo, aprovechamiento agrario y en su desarrollo económico. Se muestran los resultados en tres tablas en los anexos.

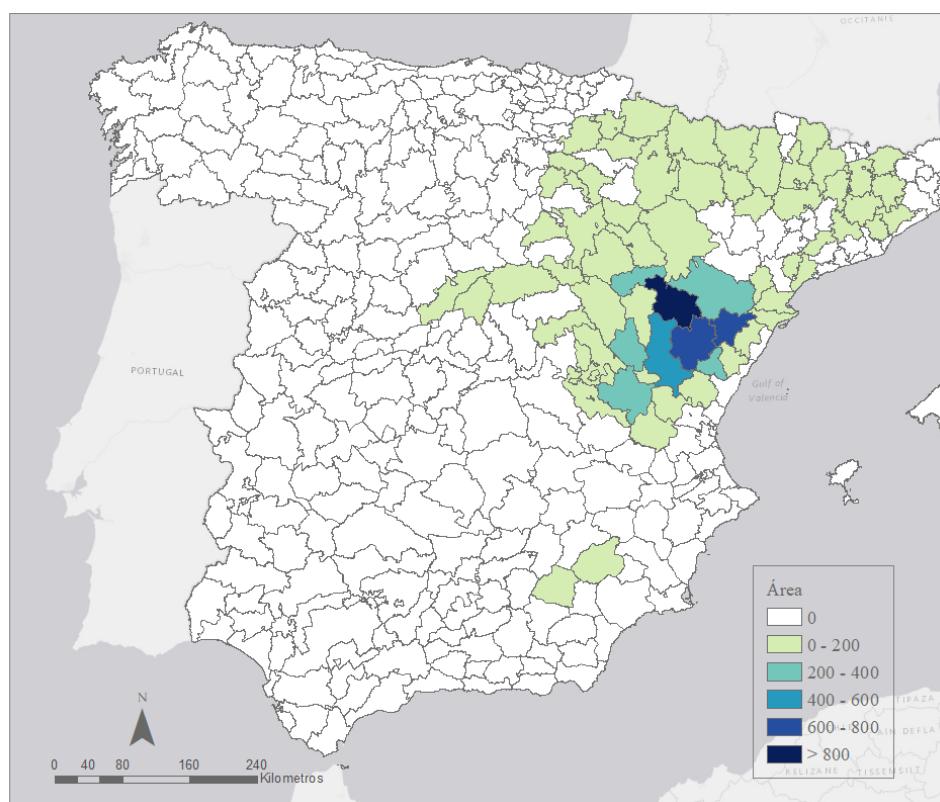
#### 8.5.4. Escenario actual por comarcas agrarias

La Tabla S4 en el anexo III muestra la extensión en kilómetros cuadrados del hábitat potencial de la trufa negra en el escenario actual por comarcas agrarias según clases. Esta tabla, expone la distribución potencial de la trufa negra en diferentes comarcas agrarias de España por provincias, clasificada en diferentes categorías que van del 0, probabilidad nula, al 1, probabilidad máxima. La distribución de estos valores proporciona una visión más detallada de las áreas donde la especie podría estar presente. Algunas provincias y comarcas muestran condiciones más favorables para la especie, mientras que otras presentan un hábitat potencialmente menos adecuado.

Las provincias con probabilidades más altas de presencia de trufa negra muestran en sus comarcas una variabilidad considerable en la distribución potencial de la especie. Así, por ejemplo, en el caso de Teruel, las Serranía de Montalbán y Maestrazgo presentan una mayor probabilidad en clases altas, sugiriendo áreas muy favorables. La Serra-

nía de Albarracín y la Hoya de Teruel tienen incrementos en clases intermedias y altas, indicando áreas con condiciones favorables. Mientras que la Cuenca del Jiloca y el Bajo Aragón muestran una alta presencia en clases bajas, pero disminuye en clases superiores, lo que sugiere una amplia pero dispersa distribución. Estas observaciones reflejan una diversidad de hábitats dentro de Teruel con ciertas comarcas ofreciendo entornos más óptimos para la especie que otras. Otro ejemplo sería las comarcas de la provincia de Guadalajara que también presentan una gran variabilidad en la distribución potencial de la trufa negra. Así, La comarca agraria de la Campiña tiene una alta probabilidad en las clases bajas, indicando condiciones menos favorables en general. Las comarcas agrarias de Sierra y Molina de Aragón muestran una distribución amplia, con una indicadora presencia en clases superiores, sugiriendo áreas muy favorables. Y las comarcas agrarias de Alcarria Alta y Alcarria Baja tienen una distribución moderada con picos en clases intermedias y altas, indicando condiciones favorables en algunas áreas.

En el caso opuesto se encuentran las provincias y comarcas donde la probabilidad de presencia de trufa negra es nula. Es el caso por ejemplo de la provincia de La Coruña donde las comarcas Septentrional, Occidental e Interior muestran que la especie tiene una distribución potencial muy limitada, ya que todas las áreas tienen un valor de 0 en todas las categorías. Esto sugiere que las condiciones en estas comarcas no son favorables para la presencia de la especie.



**Figura 20.** Mapa de comarcas agrarias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario presente.

En este mapa (Figura 20), para cada comarca agraria, se sumó la extensión en kilómetros cuadrados de las categorías más altas de probabilidad: de 0,8 a 0,9 y de 0,9 a 1. Como resultado, se pueden ver las comarcas agrarias con mejor potencialidad de hábitat de la especie. Sobresale la comarca turolense de Serranía de Montalbán con más de 800km<sup>2</sup>, seguida de las comarcas de Maestrazgo en Teruel y de Alto Maestrazgo en Castellón con 600 a 800km<sup>2</sup>. Después, se encuentra la comarca Hoya de Teruel con 400 a 600 km<sup>2</sup>. Entre 200 y 400km<sup>2</sup> de extensión están las comarcas de Serranía de Albaracín y Bajo Aragón en Teruel, Serranía Baja (Cuenca), Peñagolosa (Castellón) y Daroca (Zaragoza). También se observan comarcas agrarias con un área de 0 a 200 km<sup>2</sup> dentro de las provincias de Teruel (Cuenca del Jiloca), Zaragoza, Huesca, Castellón, Valencia, Cuenca, Guadalajara, Madrid, Segovia, Soria, La Rioja, Navarra, Lérida, Gerona, Barcelona y Tarragona. Asimismo, en Murcia (Comarca Noroeste) y en Granada (Huescar).

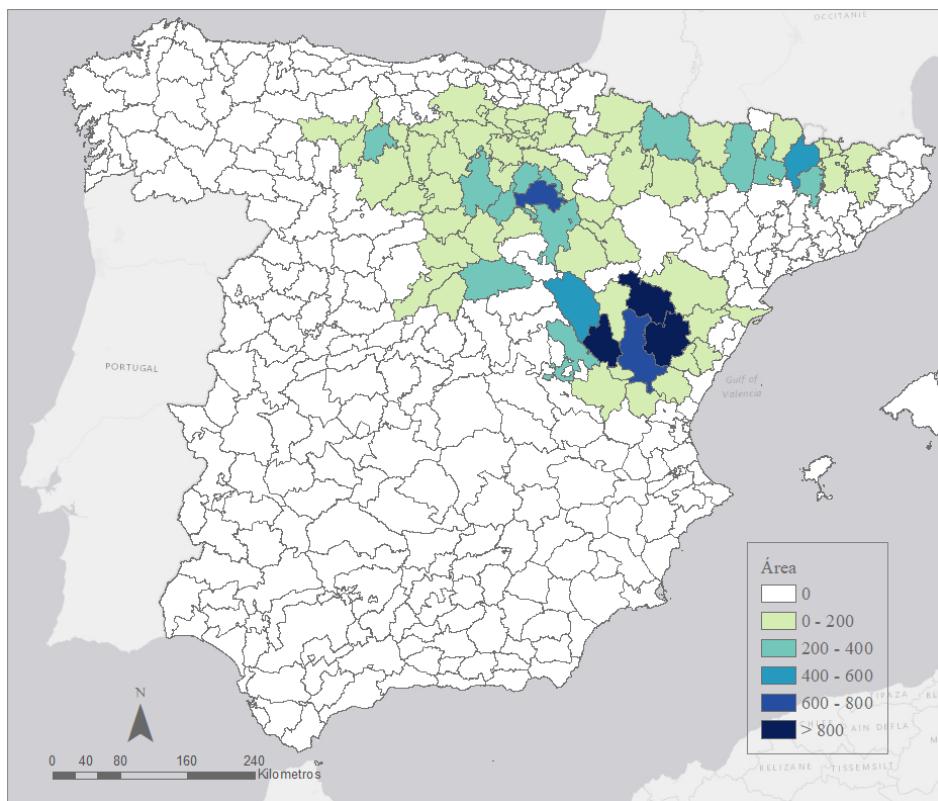
#### 8.5.5. Escenario futuro RCP 4.5 por comarcas agrarias

La Tabla S5 del anexo III, presenta la extensión en kilómetros cuadrados del hábitat potencial de la trufa negra para el escenario futuro RCP 4.5 por comarcas agrarias según clases de 0 a 1. En un escenario futuro RCP 4.5, las condiciones climáticas y ambientales son distintas y por tanto se producen cambios significativos en la distribución potencial de la trufa negra en el territorio. Como se pudo observar en los resultados por provincias en este nuevo escenario hay zonas en las que al incrementarse la temperatura experimentarían mejoras en la idoneidad para el cultivo de esta especie. Es el caso, por ejemplo, de la provincia de Burgos.

En el escenario futuro RCP 4.5, se observa una redistribución importante de la especie en todas las comarcas de Burgos. Las tendencias muestran una reducción en la clase más baja (0 – 0,1) y un aumento notable en las clases intermedias y superiores (0,3 – 0,9). Así por ejemplo, en la comarca agraria de Merindades en la situación actual había una alta presencia en la clase más baja (1.515 en 0 – 0,1) y una presencia mínima en clases superiores. Mientras que en un futuro RCP 4.5 se produciría una reducción drástica en la clase más baja (551 en 0 – 0,1) y un incremento significativo en clases intermedias y altas, especialmente 0,4 a 0,8. También, en la comarca agraria de Bureba-Ebro se produciría un cambio considerable. En la situación actual había una ocupación alta en la clase 0,1 (1.496km<sup>2</sup>) y una baja presencia en clases superiores. Sin embargo, en un futuro RCP 4.5 se produciría una disminución en la clase más baja (23km<sup>2</sup> en 0-0,1) y una mayor distribución en clases intermedias y altas (0,2 – 0,9).

En este escenario futuro RCP 4.5 también hay áreas que se mantienen aunque además se redistribuyan hacia una mayor idoneidad. Es el caso de las comarcas agrarias de la provincia de Soria. Las comarcas agrarias de Soria como Pinares, Tierras Altas, Valle del Tera y Campo de Gomara, muestran un incremento en las clases más altas de probabilidad de distribución. Mientras tanto, algunas áreas como Burgo de Osma y Almazán mantienen una alta probabilidad en las clases bajas, pero también exhiben una mayor presencia en clases intermedias. Así por ejemplo, Burgo de Osma, en el escenario actual tenía una alta concentración en clases bajas (776 en 0,1 – 0,2) y una presencia moderada en clases intermedias. En un escenario futuro RCP 4.5 mantiene una alta presencia en clases bajas (911 en 0,1-0,2) y tiene una redistribución más equilibrada en clases intermedias y superiores. Y la comarca soriana de Almazán, en la situación actual tenía una ocupación alta en la clase 0,2 – 0,3 (596km<sup>2</sup>) y baja en clases superiores. Mientras que

en un escenario futuro RCP 4.5 tendría una reducción en la clase más baja ( $723\text{km}^2$  en 0,1 – 0,2) y una redistribución hacia clases intermedias.



**Figura 21.** Mapa de comarcas agrarias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario RCP 4.5.

Al comparar este mapa con el anterior se observan cambios en la distribución por comarcas de la mejor potencialidad de hábitat de la especie. Las comarcas de Murcia y Granada que en el escenario presente contaban con cierta presencia han desaparecido. Sin embargo, comarcas en la zona norte que antes no tenían extensión con mejor potencialidad ahora aparecen con un área de 0 a 200 km<sup>2</sup> como es el caso de algunas comarcas de Burgos (Arlanzón), Palencia (Campos), Segovia (Sepúlveda) y León (Tierras de León). Incluso con un área de 200 a 400 km<sup>2</sup> en la comarca de Saldaña-Valdavia en Palencia. También, se ha producido un aumento en comarcas agrarias de Huesca (Jacetania y Ribagorza) y Lérida (Pallars Jussà y Solsonès) que registran un área de 200 a 400 km<sup>2</sup> o incluso de 400 a 600 km<sup>2</sup> en la comarca de Alt Urgell. En la provincia de Teruel la comarca de Serranía de Montalbán se mantiene con más de 800 km<sup>2</sup> y las comarcas de Maestrazgo y Serranía de Albaracín se incrementan también por encima de los 800 km<sup>2</sup>. Mientras que la comarca de Hoya de Teruel aumenta entre 600-800 km<sup>2</sup>, misma extensión que la comarca de Tierras altas y valle del Tera en Soria.

### 8.5.6. Escenario futuro RCP 8.5 por comarcas agrarias

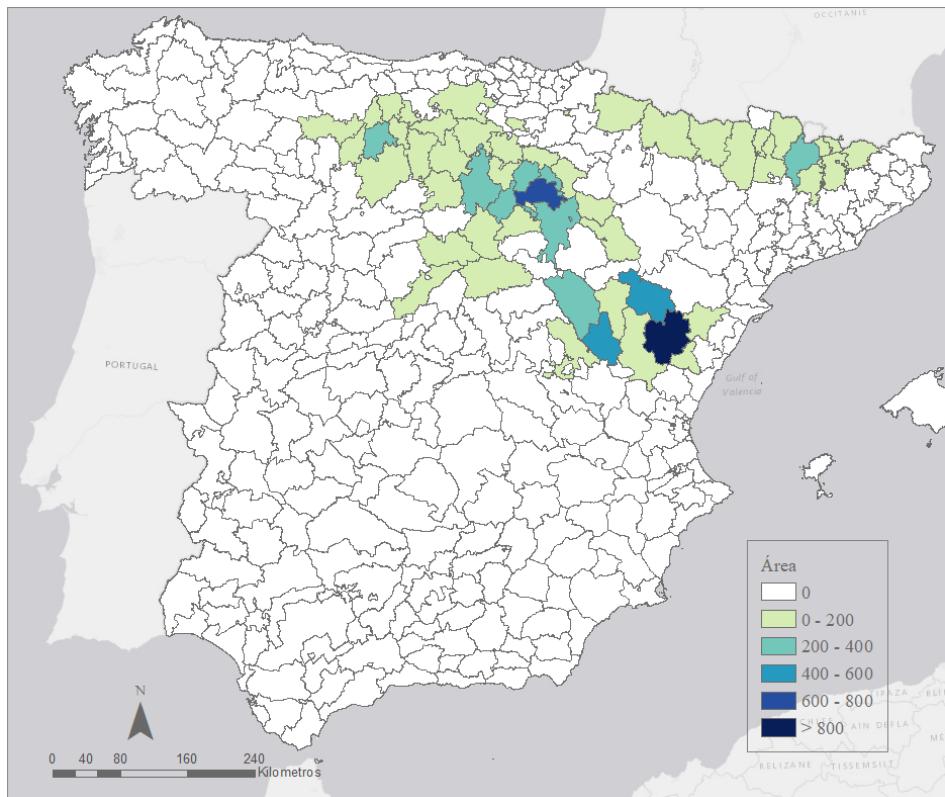
La extensión en kilómetros cuadrados del hábitat potencial de la trufa negra para el escenario futuro RCP 8.5 por comarcas agrarias según clases de 0 a 1 se puede observar en la Tabla S6 del anexo III.

Como se pudo ver en las tablas por provincias, el escenario RCP 8.5 presenta un panorama más contrastado con provincias que siguen siendo importantes con un alto potencial para el hábitat de la trufa negra incluso con variaciones a mejor en las áreas de alta probabilidad. Pero también hay casos desfavorables en los que se produce un incremento en las áreas de baja probabilidad.

De este modo, las comarcas oscenses y leridanas continúan siendo relevantes para la distribución potencial de la especie. Así en la provincia de Huesca en el escenario futuro RCP 8.5 algunas comarcas como Jacetania, Sobrarbe, y Ribagorza muestran una tendencia a una mayor distribución en clases superiores, lo que indica un aumento en la probabilidad de idoneidad en esas áreas. Otras comarcas como Hoya de Huesca, Somontano, Monegros, La Litera y Bajo Cinca mantienen una alta concentración en clases más bajas, sugiriendo una probabilidad constante. De esta manera, por ejemplo, la Jacetania en el escenario actual tenía una mayor concentración en clases intermedias ( $1023\text{km}^2$  en 0,1 – 0,2) y una presencia significativa en clases superiores. Mientras que en el escenario futuro RCP 8.5 se produciría una reducción en la clase 0,1 – 0,2 ( $655\text{km}^2$ ) y un aumento en clases superiores, especialmente de 0,7 a 0,8 ( $433\text{km}^2$ ) y de 0,8 a 0,9 ( $399\text{km}^2$ ).

En el escenario futuro RCP 8.5 en la provincia de Lérida hay un aumento notable en clases superiores de probabilidad en varias comarcas, como Alt Urgell, Pallars Jussá, y Pallars Sobirá, indicando una mayor probabilidad potencial en estas áreas. Así por ejemplo, en la comarca agraria de Alt Urgell en el escenario actual tenía una alta concentración de 0,1 a 0,2 ( $451\text{km}^2$ ) y una presencia significativa en clases superiores. En el escenario futuro RCP 8.5 se produciría una disminución de 0,1 a 0,2 ( $105\text{km}^2$ ) pero un aumento en clases superiores, especialmente en 0,8 a 0,9 ( $283\text{km}^2$ ).

Por otro lado, se da el caso de comarcas agrarias en las que se produce un descenso considerable de la presencia potencial de la trufa negra. Como por ejemplo la Sierra de Cazorla en la provincia de Jaén donde se observa que el cambio climático (RCP 4.5 y RCP 8.5) provoca una redistribución de la probabilidad hacia las clases más bajas. Y en el escenario futuro RCP 8.5 las clases superiores a 0,2 tienen áreas muy escasas hasta que a partir de 0,5 – 0,6 no hay registros.



**Figura 22.** Mapa de comarcas agrarias con mejor potencialidad de hábitat de la trufa negra en el escenario RCP 8.5.

En el mapa de mayor probabilidad en las comarcas agrarias en el escenario 8.5 se pueden ver cambios y continuidades con respecto a los mapas anteriores. Así en la provincia de Teruel se siguen concentrando los valores más altos, manteniéndose por encima de 800 km<sup>2</sup> la comarca del Maestrazgo, aunque las comarcas de Serranía de Montalbán y Serranía de Albarracín registran en este escenario de 400 a 600 km<sup>2</sup>. Las comarcas agrarias de Molina de Aragón (Guadalajara), Campo de Gomara y Pinares (Soria), Sierra Rioja Media y Rioja Baja (La Rioja), Demanda (Burgos), Saldaña-Valdavia (Palencia) y Alt Urgell (Lérida) tienen una extensión entre 200 y 400 km<sup>2</sup>. La comarca de Tierras altas y valle del Tera en Soria se mantiene con 600-800km<sup>2</sup>. En los Pirineos, aunque hay descensos se mantiene una franja de 0 a 200km<sup>2</sup> en las comarcas de Pirineos (Navarra), Jacetania, Sobrarbe y Ribagorza (Huesca), Alta Ribagorza, Pallars Sobira, Pallars Jussa, Cerdanya y Solsones (Lérida), Bergueda (Barcelona) y Ripollés y Cerdanya (Girona). Asimismo, tienen un área de 0 a 200km<sup>2</sup> algunas comarcas de las provincias de Burgos, Palencia, León, La Rioja, Soria, Segovia, Guadalajara, Cuenca, Zaragoza, Teruel y Castellón. Debido al aumento de las temperaturas, en la zona sur no hay datos.

## 8.6. Cartografías

Ver Anexo IV.

## 9. DISCUSIÓN

En el presente trabajo se realizó una modelización del hábitat potencial de la trufa negra. Los modelos empleados fueron los de distribución de especies que se consideraron la manera más avanzada de elaborar este estudio. Frente a ellos, otros métodos se emplearon con anterioridad como los publicados por Serrano-Notivoli et al. (2015) y por Andrés (2022) que utilizaban metodologías EMC.

Según los resultados obtenidos, los siete modelos empleados en el análisis funcionaron con eficiencia. Presentando valores de AUC entre 0,919 y 0,979 y de correlación entre 0,614 y 0,857. En el estudio de otras especies, Cabana Otero (2017) obtuvo en la comprobación del modelo valores de AUC de 0.907 (*Chioglossa lusitanica*) y de 0.849 (*Iberolacerta monticola*), valores que siendo inferiores a los nuestros se consideraron elevados, lo que nos validaría nuestros modelos.

Dentro de los modelos empleados para la trufa negra destacaron por sus buenos resultados *support vector machines*, *boosted regression trees* y sobre todo *maxent* que obtuvo un valor de AUC de 0,979. Estos modelos están basados en aprendizaje automático o *machine learning* y se han destacado en otros estudios como el de Wang et al. (2023), en la predicción de áreas de cultivo de *Leonurus japonicus* en China basado en cambios climáticos futuros. Frente a los primeros modelos empleados que pueden resultar demasiado generalistas (bioclim, domain, GLM) los modelos de *machine learning* son más flexibles y se adaptan a los datos específicos de presencia/ausencia o *background* lo que les permite hacer predicciones más precisas y detalladas sobre la distribución de la especie en el territorio.

Un elemento de valor del presente trabajo es que al presentar resultados de varios modelos se pueden combinar para mejorar sus resultados. Por eso es recomendable emplear un valor promedio de los modelos que generaliza y refuerza los resultados en zonas de coincidencia, y reduce la confianza en zonas donde los modelos proporcionan resultados distintos entre sí. En este trabajo se ha realizado la media ponderada basada en el AUC para que los modelos con mejor rendimiento tengan un mayor peso en la media. Hay una mayor certidumbre en las zonas de coincidencia de todos los modelos. El empleo de valores agregados o de media ponderada es una práctica recomendada en la metodología para predecir un resultado final único (Arenas-Castro et al., 2022).

La potencialidad de la presencia de trufa negra en la España peninsular en escenarios futuros respecto al panorama actual es cambiante. Parece que en el escenario RCP 4.5 y el escenario RCP 8.5 se mantendrá con ciertos cambios el hábitat potencial en Teruel y provincias limítrofes y aumentará en otras zonas como el sistema ibérico riojano o en los Pirineos. Todo se debe a que, con un aumento de temperatura, en la situación de emergencia climática decretado por la ONU (ONU, 2024) se esperan aumentos de temperatura y reducción de precipitaciones lo que puede afectar de forma directa a la distribución de la especie, las zonas más altas, que antes no cumplían los requerimientos térmicos necesarios para el desarrollo del hongo, tendrán en escenarios más cálidos mayor probabilidad de albergar la especie.

Según los resultados del estudio, las zonas de mayor probabilidad en la actualidad corresponde a la parte sur del Pirineo y al Sistema Ibérico, concretamente en las comunidades autónomas de Aragón, Castilla y León, Cataluña y Valencia, estas zonas cuentan con suelos con un pH alto y una elevación considerable. Esta distribución espacial es coherente con la presencia de cultivos de la trufa negra actuales.

En los escenarios futuros se registraron sobre todo cambios aunque también permanencias y el límite del área en que todos los modelos coinciden se redujo considerablemente con respecto al del escenario actual. En el escenario RCP 4.5 la trufa negra se expande por la zona de Burgos, Palencia y León mientras que la zona existente anteriormente al sureste de la península se reduce. En el escenario RCP 8.5 se incrementan los valores en la zona de Burgos y en los Pirineos mientras que la zona de la Sierra de Cazorla en el sur prácticamente desaparece. Si bien este estudio se acaba en el 2070, el estudio de Thomas y Büntgen publicado en el 2019 establece una reducción dramática del 78 al 100% en el cultivo de trufa negra en el sur de Europa como consecuencia del cambio climático entre 2071 y 2100. Obviamente se deben implementar medidas para evitar un escenario tan catastrofista.

No obstante, no hay que olvidar que los escenarios a futuro son un ejercicio teórico sobre qué es lo que puede suceder en un futuro intermedio con unas condiciones climáticas moderadas (RCP 4.5) o más extremas (RCP 8.5). En los escenarios de esta modelización del hábitat tan solo se cambian las condiciones climáticas, pero no se tienen en consideración otros cambios ambientales pues por ejemplo asumimos el mismo pH y vegetación los cuales tienen un papel fundamental en la presencia de la trufa negra.

Por otra parte, otra limitación es la cantidad y distribución espacial de las observaciones. Para este estudio se cuenta con 177 observaciones distribuidas principalmente por el noreste de la península. Las zonas donde mayor número de presencias tenemos, son de considerable idoneidad. No obstante, otras zonas con requerimientos similares obtienen también buenos resultados, especialmente a futuro. Los resultados corresponden a las zonas donde mayor cultivo de trufa se da en España.

Si bien las variables ambientales empleadas, la temperatura media anual, la temperatura media de enero, la temperatura media de julio, las precipitaciones anuales, las precipitaciones de verano, el pH y la elevación, son adecuadas y las aconsejadas por la literatura (Serrano-Notivoli et al., 2015) existen otras que no se han considerado. Por ejemplo, se podrían tener en cuenta factores bióticos como la presencia de árboles y arbustos a los que va asociado este hongo u otras variables edáficas de importancia para su existencia como el contenido de arcilla y la capacidad de retención de agua que parecen promover la fructificación (Alonso et al., 2014). La consideración de estas variables junto con las del presente estudio en investigaciones posteriores podría aportar más información para establecer con mayor precisión las zonas de cultivo.

Por último comentar que la trufa negra no es una especie fácil de modelizar. No es como una especie forestal o un cultivo habitual, su lento desarrollo y las necesidades muy locales de propiedades físico-químicas del suelo, sumado a la necesidad de un árbol simbionte, le hacen de las especies más difíciles para averiguar sus áreas idóneas.

## 10. CONCLUSIONES

La truficultura es una actividad que tiene una creciente importancia tanto económica como social. El presente estudio surge ante la carencia de una distribución espacial de alta resolución que cubriese toda España peninsular para evaluar la potencialidad de hábitat de la trufa negra. Además, se investiga cómo es posible que cambie la distribución potencial de la especie en distintos escenarios de cambio climático.

Con el fin de solucionar este problema, se utilizaron diferentes modelos de distribución de especies. Para modelizar la distribución potencial de la trufa negra se emplearon en este trabajo técnicas descriptivas que solo requieren de datos de presencia y técnicas de *machine learning* que requieren tanto datos de presencia como de ausencia o pseudoausencias en este caso.

Respecto a los datos empleados, se utilizaron *rasters* de alta resolución de 1 km<sup>2</sup> para los distintos predictores ambientales empleados para el análisis por medio del software R. Este lenguaje de programación también fue empleado para implementar los diferentes métodos y crear los múltiples mapas base posteriormente tratados con un SIG. Además, se usaron datos climáticos del periodo actual y de dos escenarios futuros intermedios RCP 4.5 y RCP 8.5.

A partir de los rasters originales se crearon las cartografías en ArcGIS teniendo presente para cada modelo el umbral óptimo, es decir, el umbral en el que la suma de la sensibilidad (proporción de observaciones positivas correctamente identificadas) y la especificidad (proporción de verdaderos negativos correctamente identificados) es máxima. Los modelos se validaron con diferentes métodos de bondad de ajuste: AUC y coeficiente de correlación. Para cada escenario se generaron también mapas con la media ponderada basando la ponderación en el AUC. Finalmente, con las herramientas adecuadas en ArcMap se calcularon las estadísticas generales para toda la España peninsular y las estadísticas zonales por provincias y comarcas agrarias. Se resumieron los resultados en estas unidades administrativas para facilitar su comprensión y que fuesen útiles para la gestión agrícola.

En cuanto a los siete modelos de distribución de especies empleados aunque los resultados fueron similares, existieron grandes diferencias en las distribuciones espaciales potenciales resultantes entre los distintos modelos. En los análisis de validación destacaron por su eficiencia *maxent*, *supported vector machines* y *boosted regression trees*, estos últimos modelos de *machine learning*.

Según los resultados obtenidos, la distribución potencial de la trufa negra en la España peninsular se produce principalmente en las comunidades autónomas de Aragón, Castilla y León, Cataluña y Valencia. Destacando las provincias de Teruel, Zaragoza, Guadalajara, Cuenca, Castellón, Valencia, Soria, La Rioja, Segovia, Ávila, Navarra, Huesca, Lérida, Barcelona, Gerona, Tarragona y una zona más reducida por la comarca agraria de la Sierra de Cazorla.

En los escenarios futuros RCP 4.5 y RCP 8.5 se producen cambios significativos relacionados con las condiciones climáticas futuras previstas. Así, con el incremento de la temperatura la presencia de la trufa negra aumentará en altura incrementándose en zonas como los Pirineos o el sistema ibérico riojano.

De este modo, se ha comprobado que se pueden elaborar unas cartografías de alta resolución que reflejen con claridad la información espacial de la potencialidad de hábitat de la trufa negra en la España peninsular.

## 11. BIBLIOGRAFÍA

- Alonso Ponce, R.; Águeda, B.; Ágreda, T.; Modrego, M. P.; Aldea, J. y Martínez-Peña F. (2010): “Un modelo de potencialidad climática para la trufa negra (*Tuber melanosporum*) en Teruel (España)”. *Forest Systems* 19(2), pp. 208-220.
- Alonso Ponce, R.; Ágreda, T.; Águeda, B.; Aldea, J.; Martínez-Peña, F. y Modrego, M. P. (2014): “Soil physical properties influence "black truffle" fructification in plantations”. *Mycorrhiza. Suppl* 1:S55-64.
- Andrés Boville, C. (2022): “Estimación de la potencialidad de hábitat de la trufa negra mediante SIG y bases de datos de alta resolución en la España peninsular”. TFG, Grado en Geografía y Ordenación del Territorio, Universidad Autónoma de Madrid.
- Arenas-Castro, S; Regos, A. y González-Moreno, P. (2022): “Capítulo 18. Modelos de distribución de especies en ecosistemas forestales”. Geomática, Teledetección y Modelos Espaciales Aplicados a la Gestión de Sistemas Forestales. Geoforest. Área de Ecología, Departamento de Botánica, Ecología y Fisiología Vegetal. Centre Tecnològic i Forestal de Catalunya (CTFC).
- Barriuso-Vargas J.J.; Serrano-Notivoli, R.; Martín-Santafé, M. y Sánchez S. (2015): “Mapa de aptitud para el cultivo de la trufa negra (*Tuber melanosporum* Vittad.) en la provincia de Teruel (España)”. (Sin editar)
- Booth, T.H.; Nix, H.A.; Busby, J.R. y Hutchinson, M.F. (2014): “Bioclim: the first species distribution modelling package, its early applications and relevance to most current MaxEnt studies”. *Divers. Distrib.* 20, pp. 1–9.
- Boyano Galiano, J. (2022): “Variaciones del hábitat potencial de la trufa negra (*Tuber melanosporum*) y de la trufa de verano (*Tuber aestivum*) a escala global en diferentes escenarios de cambio climático”. TFG, Grado en Geografía y Ordenación del Territorio, Universidad Autónoma de Madrid.
- Broennimann, O. y Guisan, A. (2008): “Predicting current and future biological invasions: both native and invaded ranges matter”. *Biol Lett* 4(5), pp. 585-589.
- Cabana Otero, M. (2017): “Informe sobre el Modelado de la Distribución Potencial de las Especies”. Universidad de A Coruña. Disponible en: [https://www.udc.es/export/sites/udc/gibe/\\_galeria\\_down/FB\\_CACC2017/5\\_Informe\\_modelado\\_FV5\\_11.pdf](https://www.udc.es/export/sites/udc/gibe/_galeria_down/FB_CACC2017/5_Informe_modelado_FV5_11.pdf) 2063069294.pdf
- Cabeza, M.; Araujo, M.B.; Wilson, R.J.; Thomas, C.D.; Cowley, M.J.R. y Moilanen, A. (2004): “Combining probabilities of occurrence with spatial reserve design”. *Journal of Applied Ecology* 41(2), pp.252-262.
- Carpenter, G.; Gillison, A.N. y Winter, J. (1993): “Domain: A flexible modelling procedure for mapping potential distributions of plants and animals”. *Biodiversity and Conservation* 2, pp. 667-680.
- Čejka, T.; Trnka, M.; Krusic, P.J.; Stobbe, U.; Oliach, D.; Václavík, T.; Tegel, W. y Büntgen, U. (2020): “Predicted climate change will increase the truffle cultivation potential in central Europe”. *Scientific Reports*, 10(1): 1-10. DOI: 10.1038/s41598-020-76177-0.

Colinas, C.; Capdevila Subirana, J. M.; Oliach, D.; Fischer, C. y Bonet Lledos, J. A. (2007): “Mapa de aptitud para el cultivo de trufa negra (*Tuber melanosporum* Vitt.) en Cataluña”. Centre Technològic Forestal de Catalunya (CTFC).

Domínguez Núñez, J.A.; López Leiva, C.; Rodríguez Barreal, J.A. y Saiz de Omeñaca J.A. (2003): “Caracterización de rodales truferos en la Comunidad Valenciana”. *Ecología*, Nº 17, pp. 181-190.

Elith, J.; Graham, C. H.; Anderson, R. P.; Dudík, M.; Ferrier, S.; Guisan, A.; Hijmans, R. J.; Huettmann, F.; Leathwick, J. R.; Lehmann, A.; Li, J.; Lohmann, L. G.; Loiselle, B. A.; Manion, G.; Moritz, C.; Nakamura, M.; Nakazawa, J.; Overton, McC.; Peterson, A. T.; Phillips, S. J.; Richardson, K. S.; Scachetti-Pereira, R.; Schapire, R. E.; Soberón, J.; Williams, S.; Wisz, M. S. y Zimmermann, N. E. (2006): “Novel methods improve prediction of species’ distributions from occurrence data”. *Ecography*, 29(2), pp. 129-151.

Falcucci, A.; Ciucci, P.; Maiorano, L.; Gentile, L. y Boitani, L. (2009): “Assessing habitat quality for conservation using an integrated occurrence-mortality model”. *Journal of Applied Ecology* 46(3), pp. 600-609.

Fischer, C.R.; Oliach, D.; Bonet, J.A. y Colinas, C. (2017): “Best Practices for Cultivation of Truffles”. Forest Sciences Centre of Catalonia, Solsona, Spain; Yaşama Dair Vakıf, Antalya, Turkey. 68pp. (ISBN: 978-84-697-8163-0). Disponible en: <https://repositori.udl.cat/server/api/core/bitstreams/a3397d23-ebe9-49ed-a010-2db2f27f2ea0/content>

Franklin J (2009): “Mapping Species Distributions: Spatial Inference and Prediction”. Cambridge University Press, Cambridge, UK. ISBN 9780521876353.

García-Barreda, S.; Sánchez, S.; Marco, P. y Serrano-Notivoli, R. (2019): “Agro-climatic zoning of Spanish forests naturally producing black truffle”. *Agricultural and Forest Meteorology*, 269, pp. 231-238.

Gené Albesa, J.; Lletjós Castells, R.; Porcar Coderch, J.; Sió Torres, J.; Cardoner Martí, E.; Barniol Garriga, J.; Fonts Cavestany, A.; Riera Lloveras, S.; Minguet Pla, J.S. y Masses Tarragó, J.M. (2008): “El cultivo de la trufa negra”. Dossier Tècnic. Núm. 26, Dirección General de Alimentación, Calidad e Industrias Agroalimentarias. Generalitat de Catalunya.

González Armada, M.B. (2009): “Delimitación de áreas de producción potencial de trufa negra (*Tuber melanosporum* Vitt) en Navarra mediante GIS”. Proyecto Fin de Carrera, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos.

Grupo de trabajo I, IPCC (2013): “Cambio climático: Bases físicas. Guía resumida del quinto informe de evaluación del IPCC.” Fundación Biodiversidad, Oficina Española de Cambio Climático, Agencia Estatal de Meteorología, Centro Nacional de Educación Ambiental.

Hibberd, B.G. (1991):”Forestry Practice”. *Forestry Commission Handbook 6*, London, HMSO, ISBN 0-11-710281-4.

Hijmans, R.J. (2012): “Cross-validation of species distribution models: removing spatial sorting bias and calibration with a null-model”. *Ecology* 93, pp.679- 688.

Hijmans, R.J. y Elith, J. (2017): “Species distribution modeling with R”.

Hijmans, R.J. y Graham, C.H. (2006): “The ability of climate envelope models to predict the effect of climate change on species distributions”. *Glob Change Biol* 12(12), pp. 2272-2281.

Ibáñez Jiménez, I. (2018): “Análisis socioeconómico de la comarca Gúdar Javalambre: la trufa negra (*Tuber melanosporum*) como motor de desarrollo endógeno”. TFG, Grado en Geografía y Ordenación del Territorio, Universidad de Zaragoza. Disponible en: <https://zaguau.unizar.es/record/75086/files/TAZ-TFG-2018-2395.pdf>

Mateo, R.G.; Felicísimo, A.M. y Muñoz, J. (2012): “Modelos de distribución de especies y su potencialidad como recurso educativo interdisciplinar”. *Reducu* (Biología). Serie Ecología, 5 (1), pp. 137-153.

Morcillo, M.; Sánchez, M. y Vilanova, X. (2015): “Manual de cultivo de trufa negra *Tuber melanosporum* Vitt”. Extracto del libro: *Cultivar trufas, una realidad en Expansión* (ISBN 978-84-617-3654-6). Disponible en: <https://micofora.com/wp-content/uploads/2017/10/resumendelmanualdecultivodetrufanegra.pdf>

Oliach, D.; Bonet, J.; Fischer, C.; Olivera, A.; Martínez de Aragón, J.; Suz, L. y Colinas, C. (2005): “Guía para el cultivo de la trufa negra”. Centre Tecnològic Forestal de Catalunya, ISBN: 84-689-5025-4.

ONU. (2024, 21 de agosto). Acción por el clima. Datos sobre el clima y la energía. <https://www.un.org/es/climatechange/science/mythbusters>.

Pachauri, R.K. y Meyer, L.A. (2014): “Cambio climático 2014: informe de síntesis”. Contribución de los Grupos de trabajo I, II y III al Quinto Informe de Evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. IPCC, Ginebra, Suiza, 157 págs.

Peterson, A.T. (2003): “Predicting the geography of species’ invasions via ecological niche modeling”. *Quarterly Review of Biology* 78(4), pp. 419-433.

Peterson, A.T.; Sánchez-cordero, V.; MartínezMeyer, E. y Navarro-Sigüenza, A.G. (2006): “Tracking population extirpations via melding ecological niche modeling with land-cover information”. *Ecol Model* 195(3-4), pp. 229-236.

Peterson, A.T. y Vieglais, D.A. (2001): “Predicting species invasions using ecological niche modeling: new approaches from bioinformatics attack a pressing problema”. *Bioscience* 51(5), pp. 363-371.

Phillips, S. J.; Anderson, R. P. y Schapire, R. E. (2006): “Maximum entropy modeling of species geographic distributions”. *Ecological Modeling*, 190(3-4), pp. 231-259.

Reyna, S.; Miguel-Velasco, A. M.; Palazon, C.; Hernandez, A. y Roman, M. (2004): “Situación y perspectivas de la truficultura en España”. ITEA, Vol. 100V, Nº3, pp. 187-199.

Rodríguez-Pérez, J.R.; Acedo Casado, C.; Marabel García, M. y Álvarez Taboada, M.F. (2008): “Localización mediante SIG de zonas potencialmente truferas en la provincia de León”. *Uned. Espacio, Tiempo y Forma*. Serie VI, Nueva época. Geografía, nº 1, pp. 83-91. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/258511362\\_Localizacion\\_mediante\\_SIG\\_de\\_zonas\\_potencialmtn\\_truferas\\_en\\_la\\_provincia\\_de\\_Leon/link/55e96ba708aeb65162647e0a/download](https://www.researchgate.net/publication/258511362_Localizacion_mediante_SIG_de_zonas_potencialmtn_truferas_en_la_provincia_de_Leon/link/55e96ba708aeb65162647e0a/download)

Serrano-Notivoli, R.; Incausa-Ginés, A.; Barriuso-Vargas, J.; Sánchez-Durán, S. y Martín-Santafé, M. (2015): “Modelización espacial del hábitat potencial de la trufa negra (*Tuber melanosporum* Vittad.) en la provincia de Huesca (España)”. ITEA, información técnica económica agraria, 111(3), pp. 227-246.

Serrano-Notivoli, R.; Martín-Santafé, M.; Sánchez, S. y Barriuso, J.J. (2015): “Cultivation potentiality of black truffle in Zaragoza province (Northeast Spain)”, *Journal of Maps*, DOI: 10.1080/17445647.2015.1113392.

Serrano-Notivoli, R.; Beguería, S.; Saz, M. Á.; Longares, L. A. y de Luis, M. (2017): “SPREAD: a high-resolution daily gridded precipitation dataset for Spain – an extreme events frequency and intensity overview”, *Earth Syst. Sci. Data*, 9, pp. 721–738. Disponible en: <https://doi.org/10.5194/essd-9-721-2017>

Serrano-Notivoli, R.; Beguería, S. y de Luis, M. (2019): “STEAD: a high-resolution daily gridded temperature dataset for Spain”, *Earth Syst. Sci. Data*, 11, pp. 1171–1188. Disponible en: <https://doi.org/10.5194/essd-11-1171-2019>

Thuiller, W. (2003): “BIOMOD - optimizing predictions of species distributions and projecting potential future shifts under global change”. *Glob Change Biol* 9(10), pp. 1353-1362.

Thomas, P. y Büntgen, U. (2019): “A risk assessment of Europe's black truffle sector under predicted climate change”. *Sci Total Environ.* 655: 27-34.

Trivedi, M.R.; Berry P.M.; Morecroft, M.D. y Dawson, T.P. (2008): “Spatial scale affects bioclimate model projections of climate change impacts on mountain plants”. *Glob Change Biol* 14(5), pp. 1089-1103.

Villarmín Martín, A. (2017): “Propuesta metodológica para la identificación de zonas potenciales para el cultivo de trufa (*Tuber melanosporum* y *Tuber aestivum*): estudio piloto en el entorno de las sierras de Algairén-Pardos (Zaragoza)”. TFG, Facultad: Filosofía y Letras. Universidad de Zaragoza. Disponible en: <https://zaguan.unizar.es/record/62622/files/TAZ-TFG-2017-2292.pdf>

Walker, P.A. y Cocks K.D. (1991): “Habitat: A procedure for modelling a disjoint environmental envelope for a plant or animal species”. *Global Ecology and Biogeography Letters* 1, pp.108-118.

Wang, Y.; Xie, L.; Zhou, X.; Chen, R.; Zhao, G. y Zhang, F. (2023): “Prediction of the potentially suitable areas of *Leonurus japonicus* in China based on future climate change using the optimized MaxEnt model”. *Ecology and Evolution*. Volume13 (Issue10).

## 12. ANEXOS

### Anexo I: script de R para la creación de modelos

```
setwd("D:/TFM/R")  
  
library(dismo)  
library(randomForest)  
library(kernlab)  
library(raster)  
library(readxl)  
library(mapSpain)  
library(rJava)  
  
# primero, creamos una capa de los límites de las provincias con el  
paquete mapSpain. Quitamos todo lo que no sea de la península  
prov <- esp_get_prov()  
prov <- prov[-which(prov$nuts2.name == 'Canarias' | prov$nuts2.name  
== 'Illes Balears'  
| prov$nuts2.name == 'Ciudad Autónoma de Ceuta'  
| prov$nuts2.name == 'Ciudad Autónoma de Meli-  
lla'),]  
  
# leemos las observaciones (puntos con presencia de trufa)  
obs <- read_excel('puntos_montes.xls')  
obs <- as.data.frame(obs)  
  
# leemos los raster de las variables ambientales  
predictores <- stack(c('./variables1km/ph1km.tif',  
'./variables1km/mat1km.tif',  
'./variables1km/mjat1km.tif',  
'./variables1km/mjut1km.tif',  
'./variables1km/tap1km.tif',  
'./variables1km/tsp1km.tif',  
'./variables1km/dem1km.tif'))  
plot(predictores)  
names(predictores)  
  
predictores45 <- stack(c('./variables1km/ph1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP45/rcp45_mat_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP45/rcp45_mjat_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP45/rcp45_mjut_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP45/rcp45_tap_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP45/rcp45_tsp_1km.tif',  
'./variables1km/dem1km.tif'))  
plot(predictores45)  
names(predictores45)  
  
predictores85 <- stack(c('./variables1km/ph1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP85/rcp85_mat_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP85/rcp85_mjat_1km.tif',  
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP85/rcp85_mjut_1km.tif',
```

```

'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP85/rcp85_tap_1km.tif',
'./variables1km/clima_futuro_1km_RCP85/tsp_1km.tif',
'./variables1km/dem1km.tif'))
plot(predictores85)
names(predictores85)

set.seed(1234)
# generamos los datos de entrenamiento y validacion
# primero generamos 5 grupos aleatorios con nuestras observaciones
# (cada grupo tiene el mismo numero de observaciones)
group <- kfold(obs, 5)
# los datos de entrenamiento tendran todas las obs del grupo 2 al 5
pres_train <- obs[group != 1, ]
# los datos de validacion seran el grupo 1
pres_test <- obs[group == 1, ]

# creamos las "pseudo-ausencias" o "background"
# en nuestro caso, le decimos que genere unos puntos aleatorios dentro
# del dominio espacial (extent) de los predictores (la peninsula iberica),
# pero que esten un 10% dentro de ese dominio.

backg <- randomPoints(predictores, n = 500, ext = extent(predictores),
extf = 10)
colnames(backg) = c('x', 'y')

# de la misma manera que con las observaciones, creamos un grupo de
# entrenamiento y otro de validacion para las ausencias
group <- kfold(backg, 5)
backg_train <- backg[group != 1, ]
backg_test <- backg[group == 1, ]

# lo ponemos todo en un mapa

plot(predictores[['elevation']])
points(backg_train, pch='-', cex=0.8, col='red')
points(backg_test, pch='-', cex=0.8, col='blue')
points(pres_train, pch= '+', col='red')
points(pres_test, pch= '+', col='blue')

# BIOCLIM ----
bc <- bioclim(predictores, pres_train)
# grafico de ph vs temp media anual
plot(bc, a=1, b=2, p=0.85)
# grafico de ph vs temp enero
plot(bc, a=1, b=3, p=0.85)
# grafico de ph vs temp julio
plot(bc, a=1, b=4, p=0.85)
# grafico de ph vs pcp anual
plot(bc, a=1, b=5, p=0.85)
# grafico de ph vs pcp verano
plot(bc, a=1, b=6, p=0.85)
# grafico de ph vs elevacion
plot(bc, a=1, b=7, p=0.85)

# evaluamos el modelo

```

```

bioclim_e <- evaluate(pres_test, backg_test, bc, predictores)
bioclim_e

# buscamos el umbral para transformar las predicciones del modelo
# (probabilidades) en valores de presencia/ausencia
# mira la ayuda de la funcion "threshold" para explicar como funciona
bioclim_tr <- threshold(bioclim_e, 'spec_sens')
bioclim_tr

# hacemos la prediccion sobre nuestros raster
pb <- predict(predictores, bc, ext=extent(predictores))
pb45 <- predict(predictores45, bc, ext=extent(predictores45))
pb85 <- predict(predictores85, bc, ext=extent(predictores85))

# creamos los rasters
writeRaster(pb, 'bioclim_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pb45, 'bioclim_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pb85, 'bioclim_RCP85.tif', overwrite = TRUE)
plot(pb85)

#visualizacion del modelo
par(mfrow=c(1,2))
plot(pb, main='Bioclim, raw values')
plot(pb > bioclim_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')

#Domain ----
#Calculamos el dominio del modelo con las variables predictoras y los
#datos de presencia
dm <- domain(predictores, pres_train)

#Evaluamos el modelo utilizando datos de prueba, el dominio calculado
#y las variables
domain_e <- evaluate(pres_test, backg_test, dm, predictores)
domain_e

#Hacemos predicciones y visualizamos resultados

#Valores brutos predichos por el modelo
pd <- predict(predictores, dm, progress=' ')
pd45 <- predict(predictores45, dm, progress=' ')
pd85 <- predict(predictores85, dm, progress=' ')

# creamos los rasters
writeRaster(pd, 'domain_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pd45, 'domain_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pd85, 'domain_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

# visualizamos el modelo
par(mfrow=c(1,2))
plot(pd, main='Domain, raw values')

#clasificacion de presencia/ausencia
domain_tr <- threshold(domain_e, 'spec_sens')
plot(pd > domain_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')

#Modelo clasico de regresion. Preparar datos para el entrenamiento del
#modelo

```

```

#Creamos un conjunto de entrenamiento con datos de presencia y ausencia
train <- rbind(pres_train, backg_train)

#Creamos un vector que indica presencia o ausencia
pb_train <- c(rep(1, nrow(pres_train)), rep(0, nrow(backg_train)))

#Extraemos los valores de las variables predictoras en el conjunto
envtrain <- extract(predictores, train)
#La variable envtrain contiene ahora el conjunto de datos de entrenamiento, donde pa es la variable de respuesta binaria (presencia/ausencia) y envtrain son las variables predictoras.
envtrain <- data.frame( cbind(pa=pb_train, envtrain) )
envtrain <- envtrain[complete.cases(envtrain),]
pb_train <- envtrain$pa

#Preparamos el conjunto de prueba
#Extraemos los valores de las variables para los datos de prueba
testpres <- data.frame( extract(predictores, pres_test) )
testbackg <- data.frame( extract(predictores, backg_test) )

#Modelo linear generalizado -----
#Ajustamos el modelo glm con regresion gaussiana
gm <- glm(pa ~ ph_sp_15_30 + annual_mean + january_mean + july_mean +
           annual_pcp + summer_pcp + elevation,
           family = gaussian(link = "identity"), data=envtrain)

#Evaluamos el modelo ajustado con regresion gausiana
glm_e <- evaluate(testpres, testbackg, gm)
glm_e

#Hacemos predicciones
pg <- predict(predictores, gm)
pg45 <- predict(predictores45, gm)
pg85 <- predict(predictores85, gm)

#Creamos rasters
writeRaster(pg, 'glm_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pg45, 'glm_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pg85, 'glm_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

#Visualizamos resultados
par(mfrow=c(1,2))
plot(pg, main='GLM/gaussian, raw values')
#plot(wrld_simpl, add=TRUE, border='dark grey')
glm_tr <- threshold(glm_e, 'spec_sens')
plot(pg > glm_tr, main='presence/absence')
#plot(wrld_simpl, add=TRUE, border='dark grey')
points(pres_train, pch='+')
points(backg_train, pch='-', cex=0.25)

# Maxent -----
maxent()
## carga: rJava
## carga: MaxEnt version 3.4.3
#Creamos el modelo maxent con las variables y datos de presencia
xm <- maxent(predictores, pres_train)

```

```

#visualizacion del modelo maxent: contribucion de cada variable al modelo
plot(xm)
#respuesta del modelo a diferentes valores de las variables predicto-
ras
response(xm)
#evaluacion del modelo con datos de prueba
maxent_e <- evaluate(pres_test, backg_test, xm, predictores)
maxent_e

#Valores predichos crudos del modelo
px <- predict(predictores, xm, progress=' ')
px45 <- predict(predictores45, xm, progress=' ')
px85 <- predict(predictores85, xm, progress=' ')

#Creamos los rasters
writeRaster(px, 'maxent_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(px45, 'maxent_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(px85, 'maxent_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

#Visualizamos resultados
par(mfrow=c(1,2))
plot(px, main='Maxent, raw values')
#determina un umbral basado en la sensibilidad y especificidad y re-
presenta la presencia/ausencia de la especie
maxent_tr <- threshold(maxent_e, 'spec_sens')
plot(px > maxent_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')

##Random Forest ----
library(randomForest)
## randomForest 4.6-14
## Creamos el modelo randomforest
model <- pa ~ ph_sp_15_30 + annual_mean + january_mean + july_mean +
annual_pcp + summer_pcp + elevation
rf1 <- randomForest(model, data=envtrain)

# Evaluamos el modelo
random_e <- evaluate(testpres, testbackg, rf1)
random_e

# Hacemos predicciones
pr <- predict(predictores, rf1)
pr45 <- predict(predictores45, rf1)
pr85 <- predict(predictores85, rf1)

# creamos rasters
writeRaster(pr, 'random_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pr45, 'random_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pr85, 'random_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

#Visualizamos resultados
par(mfrow=c(1,2))
plot(pr, main='Random Forest, regression')

random_tr <- threshold(random_e, 'spec_sens')
plot(pr > random_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')
points(backg_train, pch='-', cex=0.25)

#Support Vector Machines ----

```

```

library(kernlab)
## añade la libreria kernlab
# Construye el modelo de Maquinas de Soporte Vectorial
svm <- ksvm(pa ~ ph_sp_15_30 + annual_mean + january_mean + july_mean
+ annual_pcp + summer_pcp + elevation, data=envtrain)

#evaluamos el modelo utilizando datos de prueba
support_e <- evaluate(testpres, testbackg, svm)
support_e

#hacemos predicciones
ps <- predict(predictores, svm)
ps45 <- predict(predictores45, svm)
ps85 <- predict(predictores85, svm)

#Creamos rasters
writeRaster(ps, 'support_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(ps45, 'support_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(ps85, 'support_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

#visualizamos resultados
par(mfrow=c(1,2))
plot(ps, main='Support Vector Machine')
#Determina un umbral y muestra un grafico de presencia/ausencia
support_tr <- threshold(support_e, 'spec_sens')
plot(ps > support_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')
points(backg_train, pch='-', cex=0.25)

# Boosted regression trees ----
library(gbm)

# creamos el modelo
trufa.tc5.lr005 <- gbm.step(data=envtrain, gbm.x = 2:8, gbm.y = 1,
                                family = "bernoulli", tree.complexity = 5,
                                learning.rate = 0.005, bag.fraction = 0.5)

# lo simplifica para ver si podemos eliminar variables (no podemos)
# trufa.simp <- gbm.simplify(trufa.tc5.lr005, n.drops = 5)

# variables respuesta (como responde la prediccion a cada variable)
gbm.plot(trufa.tc5.lr005, n.plots=7, plot.layout=c(3, 3), write.title
= FALSE)
gbm.plot.fits(trufa.tc5.lr005)

# interacciones entre variables
find.int <- gbm.interactions(trufa.tc5.lr005)
find.int$interactions
find.int$rank.list

# interaccion entre temp julio y precip verano
gbm.perspec(trufa.tc5.lr005, 6, 4, y.range=c(13,28), z.range=c(0,0.9))
# interaccion entre temp media anual y elevacion
gbm.perspec(trufa.tc5.lr005, 7, 2, y.range=c(170,2000),
z.range=c(0,0.95))

# prediccion

# creamos datos test (igual que teniamos los de entrenamiento): pre-
sencia/ausencia con datos de predictores

```

```

envtest <- data.frame(pa =
  c(rep(1,nrow(testpres)),rep(0,nrow(testbackg))),
  rbind(testpres,testbackg))
# predicción
preds <- predict.gbm(trufa.tc5.lr005, envtest,
  n.trees=trufa.tc5.lr005$gbm.call$best.trees, ty-
pe="response")

# calculo de la desviación entre observados y predichos
calc.deviance(obs=envtest$pa, pred=preds, calc.mean=TRUE)

d <- cbind(envtest$pa, preds)
pres <- d[d[,1]==1, 2]
abs <- d[d[,1]==0, 2]
gbm_e <- evaluate(p=pres, a=abs)
gbm_e

# predicción espacial
pgbm <- predict(predictores, trufa.tc5.lr005,
  n.trees=trufa.tc5.lr005$gbm.call$best.trees, ty-
pe="response")
pgbm45 <- predict(predictores45, trufa.tc5.lr005,
  n.trees=trufa.tc5.lr005$gbm.call$best.trees, ty-
pe="response")
pgbm85 <- predict(predictores85, trufa.tc5.lr005,
  n.trees=trufa.tc5.lr005$gbm.call$best.trees, ty-
pe="response")

# calcula el umbral
gbm_tr <- threshold(gbm_e, 'spec_sens')

# grafico (mapa)
par(mfrow=c(1,2))
plot(pgbm, main='Boosted Regression Trees')
plot(pgbm > gbm_tr, main='presence/absence')
points(pres_train, pch='+')
points(backg_train, pch='-', cex=0.25)

# creamos rasters
writeRaster(pgbm, 'brt_actual.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pgbm45, 'brt_RCP45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(pgbm85, 'brt_RCP85.tif', overwrite = TRUE)

# combinacion de metodos ----

# todo lo que este por debajo del "tr", que sea cero
pb[pb<bioclim_tr] <- 0
pd[pd<domain_tr] <- 0
pg[pg<glm_tr] <- 0
px[px<maxent_tr] <- 0
pr[pr<random_tr] <- 0
ps[ps<support_tr] <- 0
pgbm[pgbm<gbm_tr] <- 0
models <- stack(pb, pd, pg, px, pr, ps, pgbm)
names(models) <- c("bioclim", "domain", "glm", "maxent", "rf", "svm",
'brt')

pb45[pb45<bioclim_tr] <- 0
pd45[pd45<domain_tr] <- 0
pg45[pg45<glm_tr] <- 0
px45[px45<maxent_tr] <- 0

```

```

pr45[pr45<random_tr] <- 0
ps45[ps45<support_tr] <- 0
pgbm45[pgbm45<gbm_tr] <- 0
models45 <- stack(pb45, pd45, pg45, px45, pr45, ps45, pgbm45)
names(models45) <- c("bioclim", "domain", "glm", "maxent", "rf",
"svm", 'brt')

pb85[pb85<bioclim_tr] <- 0
pd85[pd85<domain_tr] <- 0
pg85[pg85<glm_tr] <- 0
px85[px85<maxent_tr] <- 0
pr85[pr85<random_tr] <- 0
ps85[ps85<support_tr] <- 0
pgbm85[pgbm85<gbm_tr] <- 0
models85 <- stack(pb85, pd85, pg85, px85, pr85, ps85, pgbm85)
names(models85) <- c("bioclim", "domain", "glm", "maxent", "rf",
"svm", 'brt')

plot(models85)

#media aritmetica
mean_actual <- mean(models)
mean_45 <- mean(models45)
mean_85 <- mean(models85)
plot(mean_85)

# media ponderada
# auc <- sapply(list(bioclim_e, domain_e, glm_e, maxent_e, random_e,
# support_e, gbm_e), function(x) x@auc)
corr <- sapply(list(bioclim_e, domain_e, glm_e, maxent_e, random_e,
support_e, gbm_e), function(x) x@cor)
# w <- (auc-0.5)^2
w <- (corr-0.5)^2
meanp_actual <- weighted.mean( models, w)
meanp_45 <- weighted.mean( models45, w)
meanp_85 <- weighted.mean( models85, w)

#visualizamos los resultados
plot(meanp_actual, main='Media ponderada [actual]')
plot(meanp_45, main='Media ponderada [RCP45]')
plot(meanp_85, main='Media ponderada [RCP85]')

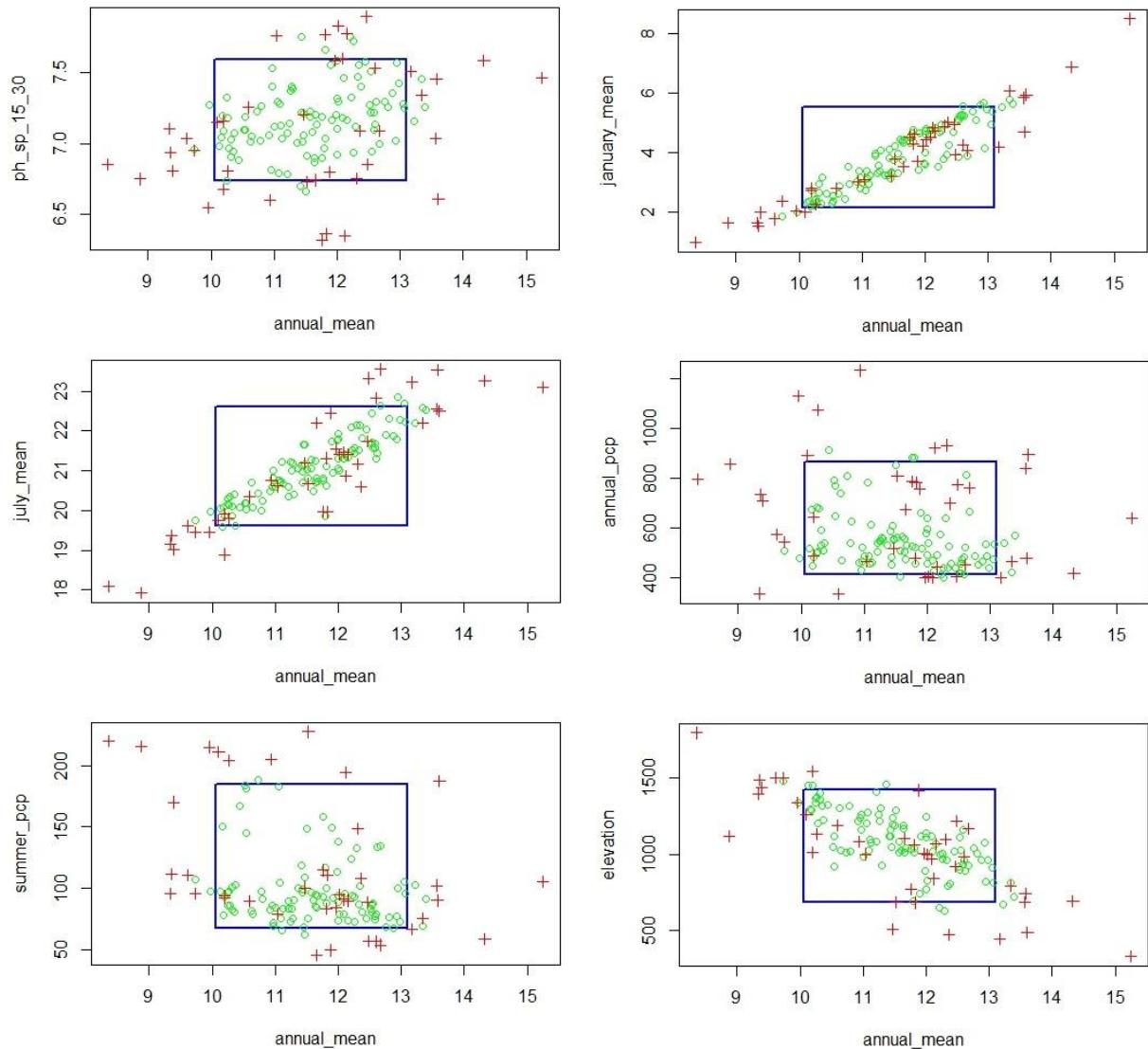
plot(stack(mean_actual, meanp_actual))
plot(stack(mean_45, meanp_45))
plot(stack(mean_85, meanp_85))

#Creamos los rasters
writeRaster(mean_actual, 'media_aritmetica_actual.tif', overwrite =
TRUE)
writeRaster(meanp_actual, 'media_ponderada_actual.tif', overwrite =
TRUE)
writeRaster(mean_45, 'media_aritmetica_45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(meanp_45, 'media_ponderada_45.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(mean_85, 'media_aritmetica_85.tif', overwrite = TRUE)
writeRaster(meanp_85, 'media_ponderada_85.tif', overwrite = TRUE)

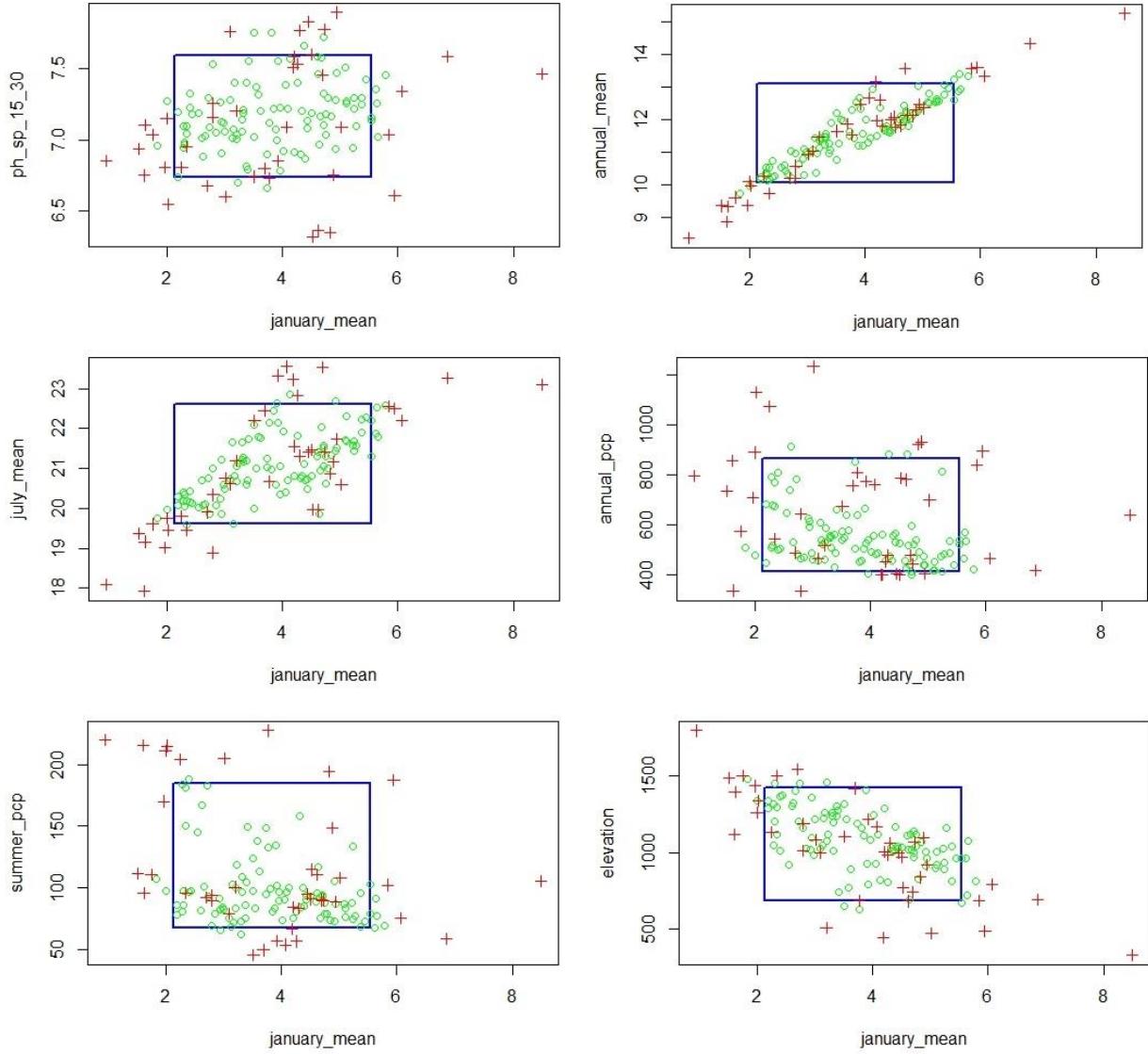
```

## Anexo II: combinaciones de valores de las variables en *bioclim*

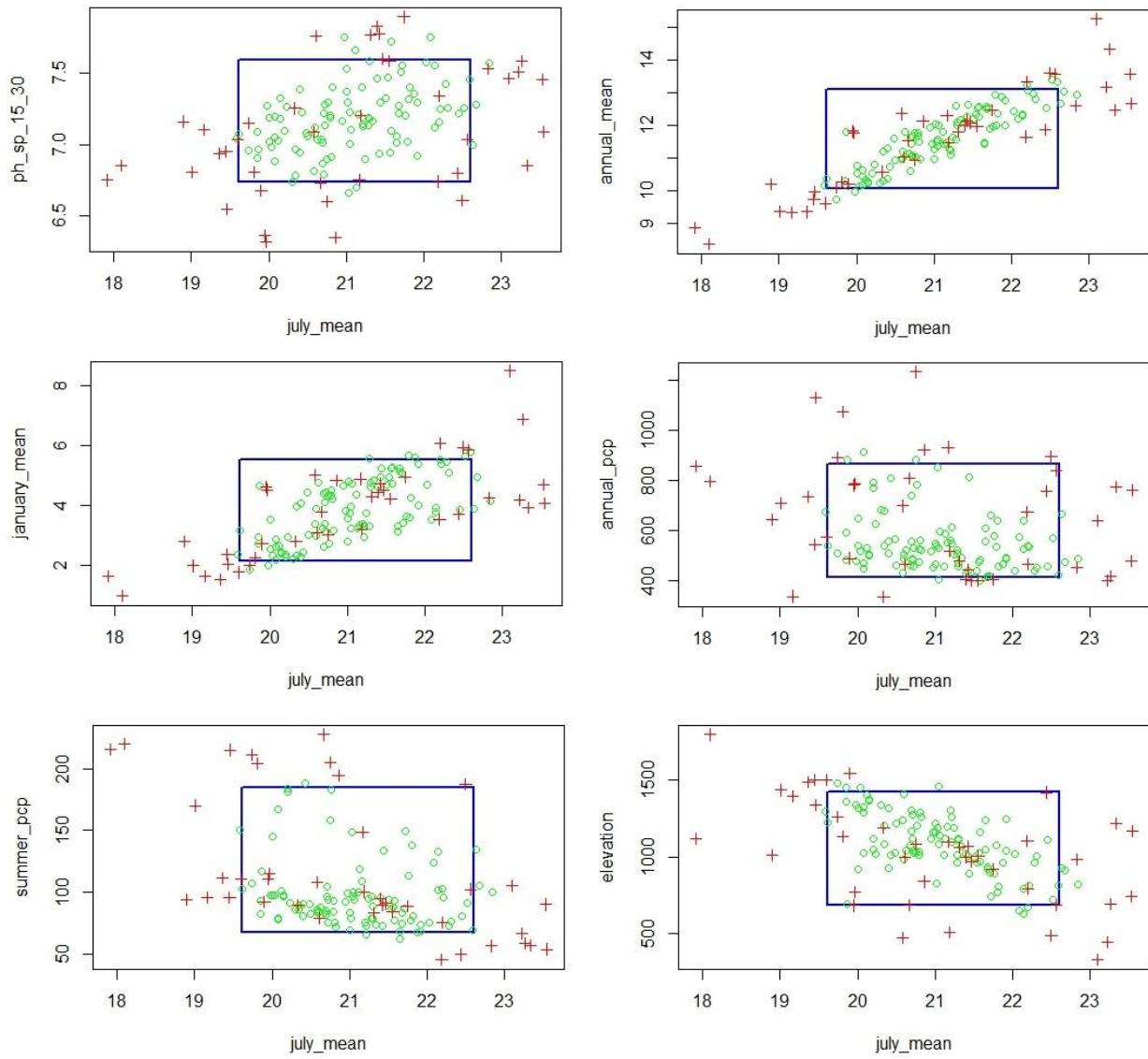
### Temperatura media anual:



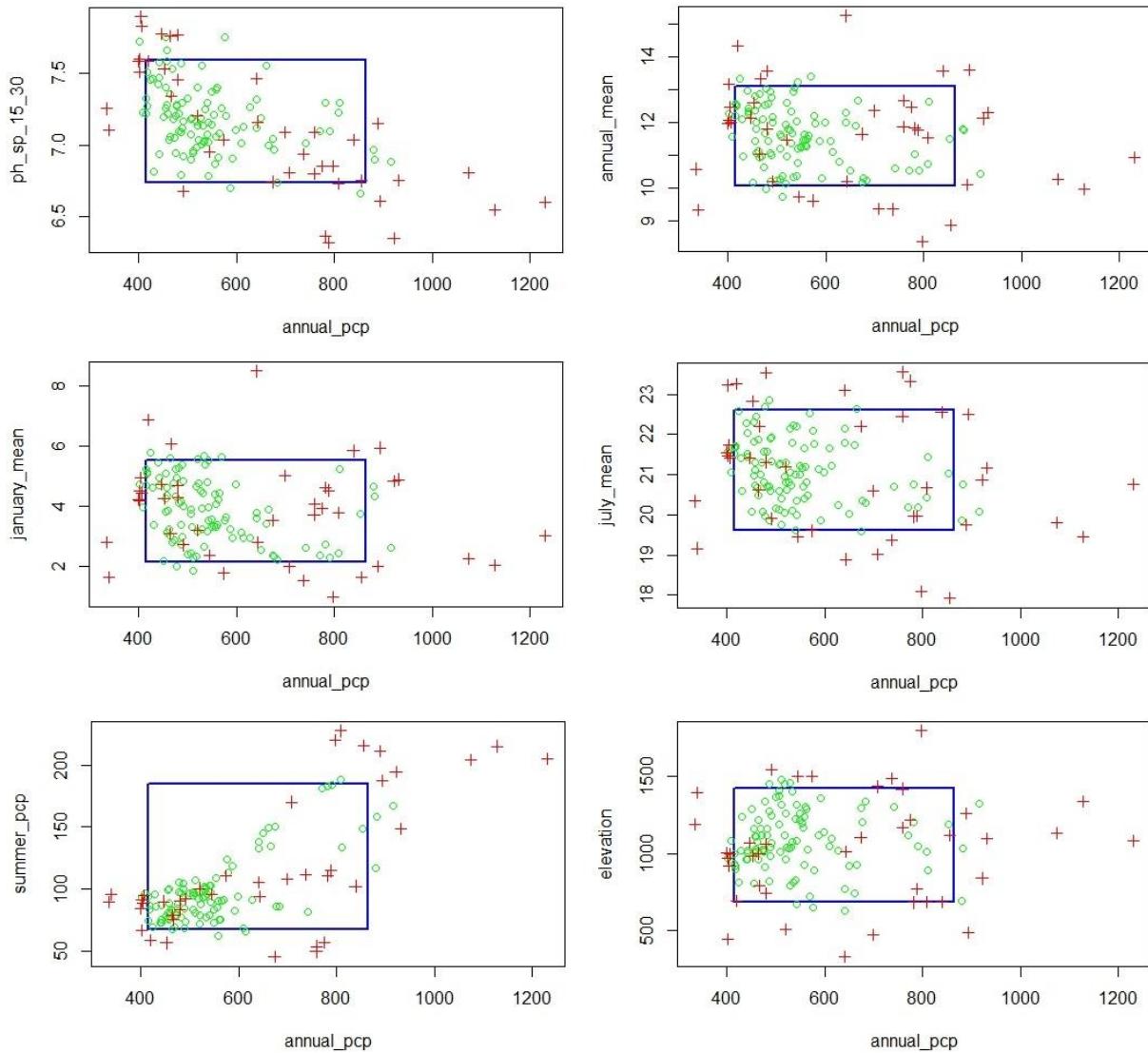
## Temperatura de enero:



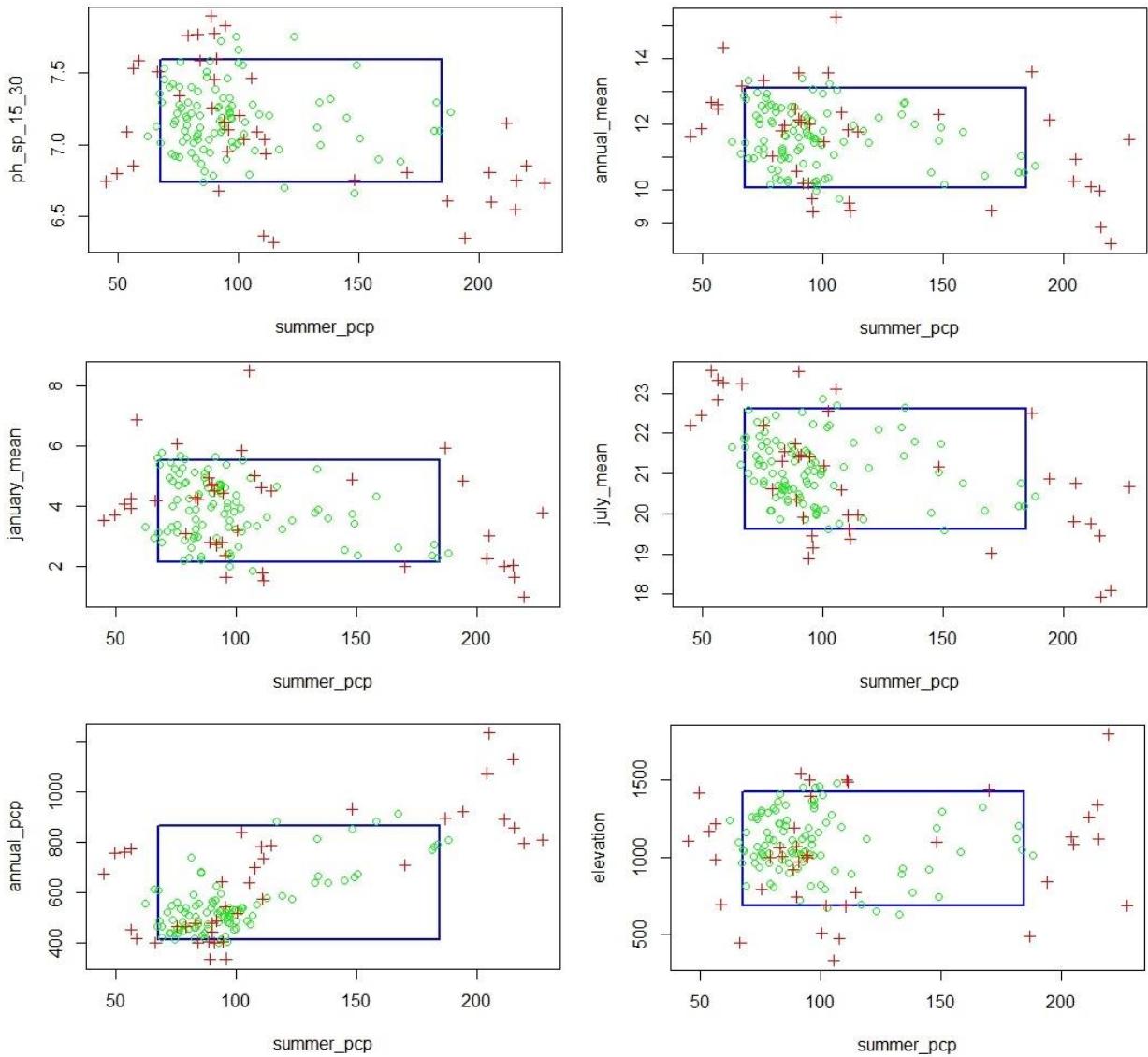
## Temperatura de julio:



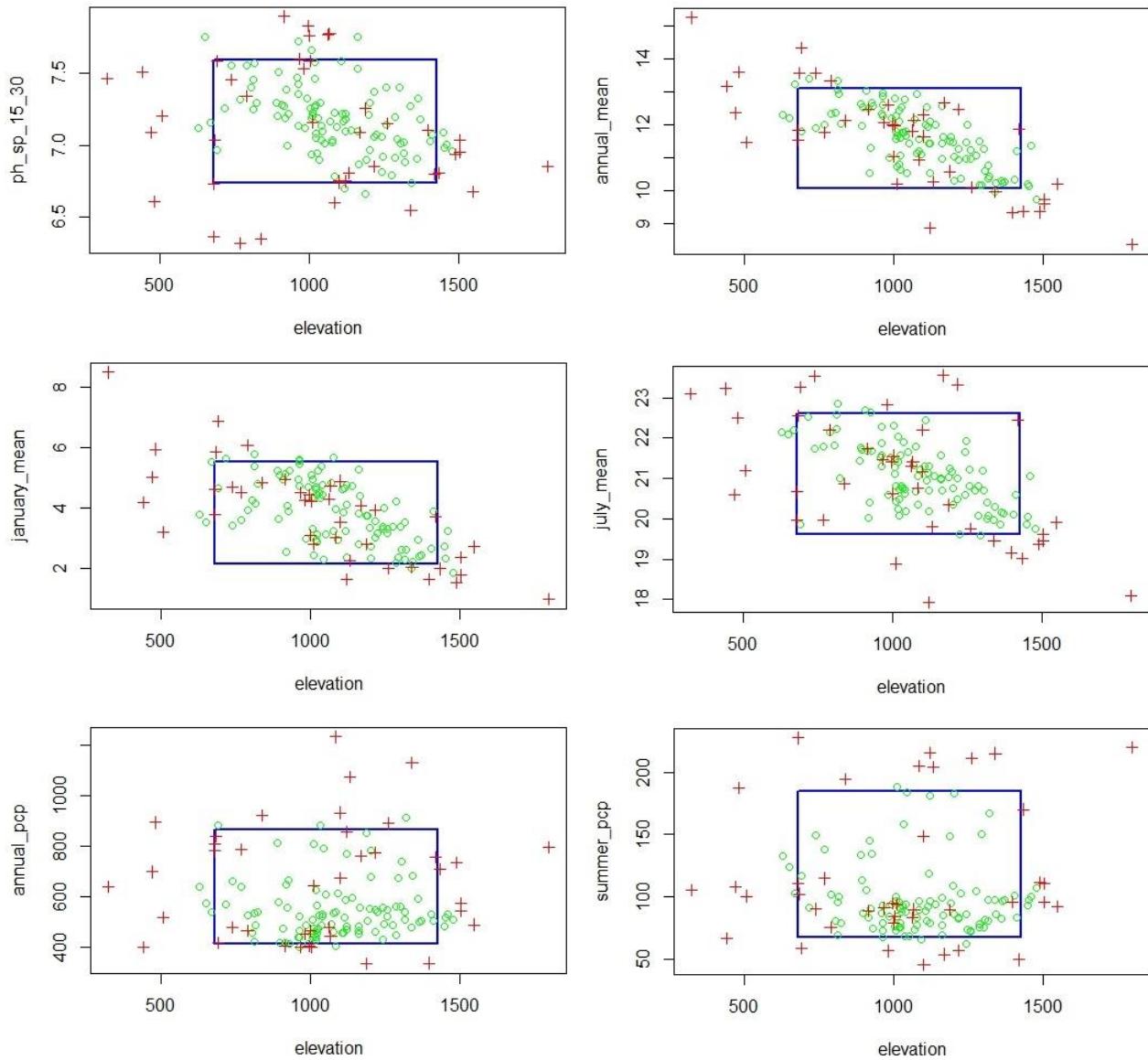
## Precipitaciones anuales:



## Precipitaciones de verano:



## Elevación:



### Anexo III: tablas de estadísticas zonales

**S1.** Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario actual según clases del 0 al 1.

PROVINCIA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
Álava	1.122	1.331	149	135	72	82	45	15	5	0	0
Albacete	11.658	2.051	197	331	255	198	93	59	8	0	0
Alicante	5.098	192	15	0	0	0	0	0	0	0	0
Almería	4.183	3.898	332	13	0	0	0	0	0	0	0
Ávila	1.370	3.399	956	838	548	518	211	130	11	0	0
Badajoz	21.154	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	2.057	1.313	447	362	309	526	515	429	614	371	1
Burgos	4.556	8.421	794	198	114	82	17	7	4	0	0
Cáceres	18.928	433	64	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	6.948	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	3.038	388	213	91	167	187	259	400	454	791	475
Ciudad Real	19.505	111	10	4	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	13.554	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coruña	7.445	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	8.618	2.954	635	360	406	780	743	1.028	1.073	348	2
Gerona	2.454	1.313	338	207	284	418	266	124	63	20	0
Granada	5.731	5.299	700	324	151	103	60	63	28	6	0
Guadalajara	2.453	2.602	561	325	412	1.085	1.349	1.624	1.490	200	3
Gipuzkoa	1.620	240	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	9.501	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	6.175	3.288	631	459	798	705	915	1.057	1.027	344	17
Jaén	11.455	842	175	241	208	255	80	49	0	0	0
León	9.709	5.634	63	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	4.195	3.631	604	402	468	565	597	527	555	354	45
La Rioja	1.096	2.161	462	274	148	193	213	151	163	111	13
Lugo	9.681	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	5.085	950	221	147	178	155	219	180	60	2	0
Málaga	6.802	156	12	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	8.789	1.585	44	101	53	98	78	81	100	34	0
Navarra	6.602	1.681	459	221	184	258	274	283	114	17	0
Orense	7.044	79	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	6.917	3.301	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	2.710	4.698	459	71	51	12	4	0	0	0	0
Pontevedra	4.167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	9.338	2.792	95	1	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	4.427	591	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Segovia	43	4.254	773	350	234	380	346	369	122	4	0
Sevilla	13.499	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	643	3.066	2.164	1.438	777	694	654	596	200	39	0
Tarragona	4.500	393	208	107	80	100	116	139	165	135	5
Teruel	2.056	833	459	654	781	1.690	1.729	1.683	2.012	2.224	658
Toledo	14.960	82	34	31	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	7.795	800	169	184	166	201	231	207	246	254	24
Valladolid	638	6.883	373	71	25	2	0	0	0	0	0
Bizkaia	2.015	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	5.672	4.639	46	0	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	10.794	1.816	513	287	348	815	708	582	611	467	74

**S2. Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario futuro RCP 4.5 según clases del 0 al 1.**

PROVINCIA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
Álava	739	232	254	296	224	381	345	288	178	19	0
Albacete	3.987	10.710	76	35	33	10	0	0	0	0	0
Alicante	3.117	2.163	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Almería	1.880	6.470	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ávila	2.452	3.166	941	615	353	301	135	16	1	0	0
Badajoz	21.031	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	729	3.847	612	412	239	325	234	226	178	137	4
Burgos	1.440	3.221	1.017	1.124	1.004	1.526	1.615	1.363	1.192	681	7
Cáceres	19.033	93	169	2	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	6.946	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	639	3.673	536	309	195	188	178	220	287	225	7
Ciudad Real	17.035	2.594	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	13.553	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coruña	7.256	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	3.657	10.292	408	221	181	296	343	439	766	342	0
Gerona	2.470	1.683	155	101	103	155	176	259	232	111	38
Granada	2.335	9.912	103	33	23	45	14	0	0	0	0
Guadalajara	1.403	5.588	254	451	415	603	730	1.100	732	798	31
Gipuzkoa	1.131	606	105	18	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	9.497	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	6.243	3.611	345	377	532	648	935	954	1.151	595	15
Jaén	10.152	2.910	56	48	68	58	13	0	0	0	0
León	7.206	5.230	573	569	441	420	409	334	207	16	0
Lérida	4.617	3.067	430	269	351	367	494	550	548	1.036	211
La Rioja	1.197	1.166	251	164	195	330	366	336	307	317	356
Lugo	9.414	171	113	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	5.279	883	144	228	156	149	124	98	118	18	0
Málaga	5.881	1.043	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	5.137	5.571	108	58	49	33	7	0	0	0	0
Navarra	6.169	1.070	741	450	193	371	493	358	175	30	0
Orense	5.621	960	542	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	4.817	5.359	19	15	5	0	0	0	0	0	0
Palencia	1.611	2.839	464	365	399	517	475	494	505	336	0
Pontevedra	4.136	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	10.970	1.118	20	2	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	3.342	1.218	101	87	132	69	28	11	1	0	0
Segovia	1.784	2.958	464	428	202	337	236	164	170	130	2
Sevilla	13.499	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	15	3.110	808	813	533	761	929	967	839	1.223	274
Tarragona	4.069	1.276	212	161	76	47	24	31	36	8	0
Teruel	1.282	2.780	826	931	593	669	628	772	2.076	3.376	844
Toledo	14.204	902	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	5.036	4.492	272	153	61	58	43	63	52	46	0
Valladolid	5.434	2.220	82	117	96	41	2	0	0	0	0
Bizkaia	1.838	192	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	8.879	1.054	380	12	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	8.853	5.715	454	449	336	486	318	201	137	66	1

**S3. Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por provincias en el escenario futuro RCP 8.5 según clases del 0 al 1.**

PROVINCIA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
Álava	772	190	276	427	188	367	376	260	100	0	0
Albacete	9.625	5.135	63	19	10	0	0	0	0	0	0
Alicante	4.085	1.196	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Almería	3.115	5.235	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	9.305	824	52	23	12	0	0	0	0	0	0
Ávila	4.422	2.487	581	301	145	39	7	0	0	0	0
Badajoz	21.031	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	2.530	2.178	514	609	279	226	171	179	126	128	4
Bizkaia	1.983	38	11	2	0	0	0	0	0	0	0
Burgos	2.298	2.408	1.152	1.095	982	1.295	1.646	1.331	1.257	729	0
Córdoba	13.554	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	19.105	130	61	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	6.946	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	4.158	233	131	118	126	119	71	28	6	0	0
Castellón	2.522	1.973	711	279	200	271	226	143	119	12	0
Ciudad Real	19.583	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coruña	7.256	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	8.819	5.663	593	171	183	267	428	478	324	19	0
Gipuzkoa	1.623	93	112	26	5	0	0	0	0	0	0
Girona	3.312	826	212	115	102	120	157	350	167	119	4
Granada	3.546	8.777	79	26	20	18	0	0	0	0	0
Guadalajara	5.036	2.652	404	365	423	746	1.012	487	495	486	0
Huelva	9.497	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	7.796	2.171	527	689	650	719	950	903	823	177	0
Jaén	11.397	1.758	42	53	45	8	0	0	0	0	0
La Rioja	1.850	480	214	147	186	330	465	371	290	359	294
León	8.025	4.172	715	495	575	580	323	295	207	20	0
Lérida	5.463	2.149	356	361	400	477	582	568	583	860	144
Lugo	9.480	128	91	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	6.425	499	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	6.156	255	152	169	132	127	120	67	18	0	0
Murcia	7.152	3.618	120	40	33	0	0	0	0	0	0
Navarra	6.351	809	977	532	255	382	452	238	39	14	0
Ourense	5.773	955	396	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	2.623	2.065	460	373	353	348	387	569	493	333	0
Pontevedra	4.110	30	10	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	12.007	91	12	0	0	0	0	0	0	0	0
Segovia	4.785	644	323	277	207	217	163	103	79	78	0
Sevilla	13.499	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	1.372	2.909	859	618	436	718	764	644	630	1.087	236
Tarragona	4.976	425	188	169	105	10	34	34	0	0	0
Teruel	2.164	2.976	823	901	438	676	738	1.035	2.830	1.975	222
Toledo	15.050	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	7.572	2.181	244	90	41	57	30	26	35	0	0
Valladolid	7.645	237	82	14	14	0	0	0	0	0	0
Zamora	9.549	460	271	45	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	12.499	2.632	477	432	381	276	181	88	34	15	0

**S4. Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario actual según clases del 0 al 1.**

PROV.	COMARCA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
A Coruña	SEPTENTRIONAL	2.225	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	OCCIDENTAL	2.620	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	INTERIOR	3.362	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Álava	CANTABRICA	326	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Álava	ESTRIBACIONES GORBEA	279	115	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Álava	VALLES ALAVESES	138	332	55	53	30	38	15	0	0	0	0
Álava	LLANADA ALAVESA	234	505	11	19	6	1	0	0	0	0	0
Álava	RIOJA ALAVESA	75	96	35	24	14	26	24	15	5	0	0
Albacete	MANCHA	7.574	59	9	4	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	MANCHUELA	3.512	175	11	14	10	5	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA ALCARAZ	1.122	421	98	165	138	72	24	0	0	0	0
Albacete	CENTRO	3.713	2.576	234	42	20	2	0	0	0	0	0
Albacete	ALMANSA	891	360	17	14	1	3	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA SEGURA	825	568	79	145	111	121	68	59	9	0	0
Albacete	HELLIN	1.436	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	VINALOPO	1.748	65	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MARQUESADO	601	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MERIDIONAL	1.229	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	LOS VELEZ	0	1.108	38	2	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ALMAZORA	678	854	82	5	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	BAJO ALMAZORA	956	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	RIO NACIMIENTO	89	607	82	5	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO TABERNAS	833	344	20	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ANDARAX	94	530	63	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO DALIAS	549	296	48	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO NIJAR Y BAJO ANDARAX	983	114	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	VEGADEO	441	93	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	LUARCA	299	745	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE NARCEA	1.936	192	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GRADO	455	293	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	BELMONTE DE MIRANDA	531	483	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GIJON	300	436	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	OVIEDO	748	98	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	MIERES	921	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	LLANES	490	217	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE ONIS	797	229	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ávila	AREVALO-MADRIGAL	15	1.555	28	6	5	1	0	0	0	0	0
Ávila	AVILA	31	477	382	498	330	311	113	83	11	0	0
Ávila	BARCO AVILA-PIEDRAHITA	294	492	138	85	32	39	34	3	0	0	0
Ávila	GREDOS	235	297	110	85	41	51	2	0	0	0	0
Ávila	VALLE BAJO ALBERCHE	202	283	110	113	132	117	63	44	0	0	0
Ávila	VALLE DEL TIETAR	590	295	188	50	11	0	0	0	0	0	0
Badajoz	ALBURQUERQUE	2.745	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	MERIDA	1.971	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	DON BENITO	1.939	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	PUEBLA ALCOCER	1.677	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	HERRERA DUQUE	1.036	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	BADAJOZ	371	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Badajoz	ALMENDRALEJO	2.102	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	CASTUERA	2.147	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	OLIVENZA	1.219	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	JEREZ DE LOS CABALLEROS	2.133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	LLERENA	2.152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	AZUAGA	1.662	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGADA	0	0	0	0	2	1	4	1	2	0	0
Barcelona	ALT PENEDES	427	55	33	21	6	9	8	11	4	0	0
Barcelona	ANOIA	253	243	104	35	63	65	42	20	16	4	0
Barcelona	BAGES	470	190	111	52	71	104	84	45	83	45	0
Barcelona	BAIX LLOBREGAT	233	23	17	51	3	2	0	1	1	0	0
Barcelona	BARCELONES	20	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGUEDA	5	291	78	94	81	132	119	118	165	94	0
Barcelona	GARRAF	112	29	3	4	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	MARESME	96	198	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	OSONA	0	24	70	72	52	149	213	195	278	167	0
Barcelona	SELVA	380	239	71	45	41	87	42	5	0	0	0
Barcelona	VALLES OCCIDENTAL	260	26	27	25	11	31	20	14	15	9	0
Barcelona	VALLES ORIENTAL	160	264	34	19	24	49	56	36	59	53	1
Burgos	MERINDADES	1.515	744	24	12	11	5	0	0	0	0	0
Burgos	BUREBA-EBRO	159	1.496	188	53	25	36	11	5	2	0	0
Burgos	DEMANDA	691	1.407	102	49	29	11	0	0	0	0	0
Burgos	LA RIBERA	766	669	96	15	8	5	2	3	2	0	0
Burgos	ARLANZA	120	1.300	199	50	41	24	5	0	0	0	0
Burgos	PISUERGA	172	1.234	133	5	0	0	0	0	0	0	0
Burgos	PARAMOS	923	104	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Burgos	ARLANZON	207	1.459	52	14	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	CACERES	3.655	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	TRUJILLO	2.307	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	BROZAS	1.525	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	VALENCIA DE ALCANTARA	1.344	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	LOGROSAN	1.947	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	NAVALMORAL DE LA MATA	2.345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	JARAIZ DE LA VERA	540	130	35	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	PLASENCIA	2.065	133	23	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	HERVAS	968	130	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	CORIA	2.235	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPIÑA DE CADIZ	2.436	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	COSTA NOROESTE DE CADIZ	476	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	SIERRA DE CADIZ	1.034	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	DE LA JANDA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPO DE GIBRALTAR	1.431	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	COSTERA	1.088	397	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	LIEBANA	535	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	TUDANCA-CABUERNIGA	631	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	PAS-IGUÑA	843	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	ASON	437	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	REINOSA	895	58	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	ALTO MAESTRAZGO	1	11	4	7	17	52	73	127	201	439	358
Castellón	BAJO MAESTRAZGO	671	72	28	21	34	21	9	14	12	14	0
Castellón	LLANOS CENTRALES	553	64	34	13	31	21	24	30	31	23	6
Castellón	PEÑAGOLOSA	129	29	24	12	16	27	56	87	77	176	111

Castellón	LITORAL NORTE	482	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	LA PLANA	881	5	8	4	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	PALANCIA	340	217	114	34	69	66	96	141	133	140	1
Ciudad Real	MONTES NORTE	3.853	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE CALATRAVA	2.942	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	MONTES SUR	1.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	PASTOS	3.850	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE MONTIEL	2.877	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PEDROCHES	4.738	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	CAMPÍÑA BAJA	2.989	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	LAS COLONIAS	252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	CAMPÍÑA ALTA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PENIBETICA	881	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	ALCARRIA	829	699	90	41	74	72	39	12	1	0	0
Cuenca	SERRANIA ALTA	5	143	37	90	74	169	284	613	548	45	0
Cuenca	SERRANIA MEDIA	359	1.016	294	131	130	223	149	174	219	34	0
Cuenca	SERRANIA BAJA	83	697	191	72	99	301	266	229	304	269	2
Cuenca	MANCHA BAJA	2.371	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	MANCHA ALTA	3.019	278	15	19	24	15	6	0	0	0	0
Gerona	ALT EMPORDA	849	241	33	17	22	29	24	0	0	0	0
Gerona	BAIX EMPORDA	595	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	CERDANYA	0	290	23	29	68	77	0	0	0	0	0
Gerona	GARROTXA	14	168	90	56	120	178	82	18	0	0	0
Gerona	GIRONES	445	93	5	4	4	0	0	0	0	0	0
Gerona	PLA DE L'ESTANY	193	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	RIPOLLES	0	368	103	72	67	51	87	88	53	18	0
Granada	DE LA VEGA	1.297	409	139	71	8	0	0	0	0	0	0
Granada	GUADIX	390	1.344	131	34	5	0	0	0	0	0	0
Granada	BAZA	740	674	147	75	3	0	0	0	0	0	0
Granada	HUESCAR	347	981	72	56	97	103	61	63	28	6	0
Granada	IZNALLOZ	653	575	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	MONTEFRI	655	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	ALHAMA	705	205	54	1	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LA COSTA	590	147	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LAS ALPUJARRAS	205	730	92	71	35	1	0	0	0	0	0
Granada	VALLE DE LECRIN	150	230	58	16	4	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	CAMPÍÑA	2.893	457	5	1	3	1	0	0	0	0	0
Guadalajara	SIERRA	3.057	997	315	162	145	258	354	337	169	8	0
Guadalajara	ALCARRIA ALTA	272	677	166	104	160	348	356	289	34	0	0
Guadalajara	MOLINA DE ARAGON	0	6	8	25	63	378	448	757	1.057	177	3
Guadalajara	ALCARRIA BAJA	143	467	67	33	40	96	189	241	229	15	0
Guipuzcoa	BAJO BIDASOA	35	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GUIPUZCOA	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	BAJO DEBA	173	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	ALTO DEBA	335	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	DONOSTIA/SAN SEBASTIÁN	164	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GOIERRI	377	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	TOLOSA	303	53	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Guipuzcoa	UROLA COSTA	226	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO OCCIDENTAL	2.199	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO ORIENTAL	1.118	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO CAMPIÑA	1.240	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO LITORAL	1.260	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	JACETANIA	67	1.023	163	175	258	284	306	331	263	60	3
Huesca	SOBRARBE	0	941	136	86	161	130	168	207	206	22	0
Huesca	RIBAGORZA	2	860	154	130	236	147	192	265	277	147	7
Huesca	HOYA DE HUESCA	1.836	253	106	44	85	98	173	170	162	57	7
Huesca	SOMONTANO	622	133	35	14	36	30	58	79	113	54	0
Huesca	MONEGROS	1.324	11	5	5	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	LA LITERA	944	66	33	5	21	16	18	5	6	5	0
Huesca	BAJO CINCA	1.381	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA MORENA	2.311	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	EL CONDADO	1.517	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE SEGURA	1.022	166	82	175	133	214	68	49	0	0	0
Jaén	CAMPIÑA DEL NORTE	1.258	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	LA LOMA	1.398	61	9	6	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	CAMPIÑA DEL SUR	1.346	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	MAGINA	714	309	41	22	10	3	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE CAZORLA	991	141	43	38	66	38	12	0	0	0	0
Jaén	SIERRA SUR	899	158	0	0	0	0	0	0	0	0	0
La Rioja	RIOJA ALTA	101	485	193	126	44	63	64	34	20	0	0
La Rioja	SIERRA RIOJA ALTA	63	728	59	14	6	2	9	6	2	0	0
La Rioja	RIOJA MEDIA	361	111	49	37	17	34	30	36	39	46	3
La Rioja	SIERRA RIOJA MEDIA	0	660	40	30	20	13	8	8	10	9	0
La Rioja	RIOJA BAJA	569	136	70	23	14	26	37	24	48	39	9
La Rioja	SIERRA RIOJA BAJA	0	40	52	45	45	55	65	42	44	17	1
León	BIERZO	2.300	442	52	0	0	0	0	0	0	0	0
León	LA MONTAÑA DE LUNA	1.892	108	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	LA MONTAÑA DE RIAÑO	2.152	217	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	LA CABRERA	1.276	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	ASTORGA	1.197	194	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	TIERRAS DE LEON	548	1.167	1	0	0	0	0	0	0	0	0
León	LA BAÑEZA	301	351	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	EL PARAMO	0	898	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	ESLA-CAMPOS	0	1.375	5	0	0	0	0	0	0	0	0
León	SAHAGUN	46	880	5	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	ALTO URGEL	0	10	1	1	2	1	0	0	0	0	0
Lérida	ALT URGELL	0	451	154	141	125	130	84	113	138	78	7
Lérida	CONCA	0	14	14	9	2	6	5	5	14	21	0
Lérida	ALTA RIBAGORZA	0	298	13	16	21	44	29	2	0	0	0
Lérida	GARRIGAS	12	13	1	0	0	0	1	1	1	0	0
Lérida	GARRIGUES	607	150	4	1	2	4	3	3	1	0	0
Lérida	NOGUERA	941	290	118	45	53	61	63	52	48	53	31
Lérida	PALLARS JUSSA	0	294	73	52	117	119	148	143	171	122	7
Lérida	PALLARS SOBIRA	0	1.011	92	55	25	29	17	22	30	2	0
Lérida	PLA D'URGELL	299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SEGARRA	465	106	78	13	7	25	22	5	4	0	0
Lérida	SEGRIA	1.369	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SOLSONES	2	84	38	42	74	127	227	182	149	78	0
Lérida	URGELL	502	68	2	0	0	0	0	0	0	0	0

Lérida	VAL D'ARAN	0	609	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	COSTA	2.141	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	TERRA CHA	2.065	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	CENTRAL	3.404	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	MONTAÑA	4.068	96	15	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	LOZOYA SOMOSIERRA	163	542	109	80	105	104	169	162	61	2	0
Madrid	GUADARRAMA	190	341	111	66	72	52	50	18	0	0	0
Madrid	AREA METROPOLITANA DE MADRID	1.180	57	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	SUR OCCIDENTAL	1.264	10	1	1	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	VEGAS	1.281	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	NORTE O ANTEQUERA	2.431	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	SERRANIA DE RONDA	1.309	60	5	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	CENTRO-SUR O GUADALORCE	2.000	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	VELEZ MALAGA	1.063	67	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NORDESTE	1.804	140	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NOROESTE	740	859	45	101	53	98	78	81	99	34	0
Murcia	RIO SEGURA	2.077	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	SUROESTE Y VALLE GUADAVENTIN	2.467	548	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	CAMPO DE CARTAGENA	1.016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	MONTAÑA ALAVESA	69	280	47	38	23	17	5	0	0	0	0
Navarra	NORD OCCIDENTAL	1.787	33	7	4	1	0	0	0	0	0	0
Navarra	PIRINEOS	1.273	418	148	82	73	74	103	67	14	4	0
Navarra	CUENCA PAMPLONA	87	316	93	33	27	48	40	37	27	1	0
Navarra	TIERRA ESTELLA	452	509	155	73	63	89	72	78	28	2	0
Navarra	NAVARRA MEDIA	564	343	55	29	19	48	60	100	45	11	0
Navarra	RIBERA ALTA ARAGON	1.167	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	RIBERA BAJA	1.273	24	1	1	0	0	0	0	0	0	0
Orense	ORENSE	2.113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Orense	EL BARCO DE VALDEORRAS	2.361	67	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Orense	VERIN	2.568	12	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	EL CERRATO	534	530	351	44	49	12	4	0	0	0	0
Palencia	CAMPOS	613	2.327	63	26	2	0	0	0	0	0	0
Palencia	SALDAÑA-VALDAVIA	130	929	43	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	BOEDO-OJEDA	102	487	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	GUARDO	393	144	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	CERVERA	565	192	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	AGUILAR	371	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pontevedra	LITORAL	1.059	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pontevedra	MIÑO	714	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	VITIGUDINO	2.269	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LEDESMA	955	98	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	SALAMANCA	240	1.196	5	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	PEÑARANDA DE BRACAMONTE	328	573	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	FUENTE DE SAN ESTEBAN	1.421	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	ALBA DE TORMES	751	448	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	CIUDAD RODRIGO	2.307	151	25	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LA SIERRA	4.184	325	59	1	0	0	0	0	0	0	0
Segovia	CUELLAR	4	2.376	169	45	20	54	56	54	2	0	0
Segovia	SEPULVEDA	42	1.342	318	99	63	82	84	82	29	0	0
Segovia	SEGOVIA	0	545	286	206	150	244	205	233	91	4	0
Sevilla	LA SIERRA NORTE	3.674	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA VEGA	1.466	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Sevilla	EL ALJARAFE	493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LAS MARISMAS	837	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA CAMPÍNA	5.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA SIERRA SUR	1.153	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	DE ESTEPA	576	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	PINALES	64	590	162	61	43	53	32	12	1	0	0
Soria	TIERRAS ALTAS Y VALLE DEL TERA	0	665	215	133	112	63	55	33	8	0	0
Soria	BURGO DE OSMA	211	776	468	133	133	68	77	52	4	0	0
Soria	SORIA	3	327	261	169	119	97	128	186	22	1	0
Soria	CAMPO DE GOMARA	263	333	315	508	226	262	221	168	76	20	0
Soria	ALMAZAN	6	201	596	255	78	49	43	45	27	0	0
Soria	ARCOS DE JALON	96	172	147	179	66	102	99	101	63	18	0
Tarragona	ALT CAMP	323	37	30	17	4	24	28	31	32	0	0
Tarragona	BAIX CAMP	424	65	39	12	6	10	15	26	31	15	0
Tarragona	BAIX EBRE	817	18	15	3	2	4	6	5	14	50	0
Tarragona	BAIX PENEDES	188	28	17	24	0	5	0	0	0	0	0
Tarragona	CONCA DE BARBERA	197	124	55	31	50	33	39	45	52	15	0
Tarragona	MONTSIA	550	12	8	5	1	5	4	5	17	43	5
Tarragona	PRIORAT	311	80	21	8	14	12	15	20	15	1	0
Tarragona	RIBERA D'EBRE	779	19	8	5	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TARRAGONES	236	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TERRA ALTA	673	9	14	2	4	7	8	6	5	11	0
Teruel	CUENCA DEL JILOCA	0	53	178	283	200	448	192	159	167	85	1
Teruel	SERRANIA DE MONTALBAN	0	110	63	42	50	116	235	298	426	629	269
Teruel	BAJO ARAGON	2.058	615	110	82	109	164	146	164	181	220	156
Teruel	SERRANIA DE ALBARRACIN	0	22	23	80	99	179	197	217	400	370	12
Teruel	HOYA DE TERUEL	0	24	66	63	197	461	525	461	477	443	58
Teruel	MAESTRAZGO	0	10	19	105	127	322	434	384	362	476	161
Toledo	TALAVERA	2.603	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	TORRIJOS	1.887	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	SAGRA-TOLEDO	1.814	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA JARA	1.873	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTES DE NAVAHERMOSA	806	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTE DE LOS YEBENES	1.187	24	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA MANCHA	4.795	18	34	31	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	RINCON DE ADEMUS	0	34	7	9	14	43	62	49	68	84	4
Valencia	ALTO TURIA	271	178	53	44	90	101	128	130	150	136	21
Valencia	CAMPOS DE LIRIA	703	18	2	1	1	2	0	0	0	0	0
Valencia	REQUENA-UTIEL	1.141	330	57	75	46	48	42	28	27	34	0
Valencia	HOYA DE BUÑOL	1.054	103	10	21	10	4	0	0	0	0	0
Valencia	SAGUNTO	436	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	HUERTA DE VALENCIA	303	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	RIBERAS DEL JUCAR	910	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	GANDIA	375	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLE DE AYORA	752	93	34	17	5	5	0	0	0	0	0
Valencia	ENGUERA Y LA CANAL	670	20	6	15	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	LA COSTERA DE JATIVA	461	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLES DE ALBAIDA	698	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	TIERRA DE CAMPOS	425	1.517	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SUR	1.931	1.857	43	12	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SURESTE	120	1.529	96	17	5	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ARRATIA-NERVION	396	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Vizcaya	VIZCAYA	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GRAN BILBAO	269	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	DURANGUESADO	296	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ENCARTACIONES	397	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GUERNIKA-BERMEO	265	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ONDARROA	198	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	MUNGUIA	188	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SANABRIA	1.920	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	BENAVENTE Y LOS VALLES	575	859	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	ALISTE	1.365	528	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	CAMPOS-PAN	412	1.726	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SAYAGO	1.358	83	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	DUERO BAJO	42	1.415	46	0	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	EGEA DE LOS CABALLEROS	1.553	522	150	102	82	238	237	194	200	72	1
Zaragoza	BORJA	747	135	16	24	28	53	51	63	37	24	2
Zaragoza	CALATAYUD	568	799	222	91	100	207	177	126	141	96	0
Zaragoza	LA ALMUNIA DE DOÑA GODINA	1.363	149	33	24	33	44	63	57	82	88	6
Zaragoza	ZARAGOZA	4.636	149	43	9	19	21	7	1	1	1	0
Zaragoza	DAROCA		46	63	49	35	87	251	173	142	149	187
Zaragoza	CASPE	1.880	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**S5.** Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario futuro RCP 4.5 según clases del 0 al 1.

PROV.	COMARCA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
A Coruña	SEPTENTRIONAL	2.055	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	OCCIDENTAL	2.601	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	INTERIOR	3.354	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Álava	CANTABRICA	296	11	15	4	1	0	0	0	0	0	0
Álava	ESTRIBACIONES GORBEA	217	44	34	52	32	16	0	0	0	0	0
Álava	VALLES ALAVESES	18	42	69	38	28	118	147	133	62	6	0
Álava	LLANADA ALAVESA	45	88	91	184	122	130	75	29	8	2	0
Álava	RIOJA ALAVESA	162	46	40	9	5	5	12	14	18	4	0
Albacete	MANCHA	6.658	988	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	MANCHUELA	1.172	2.555	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA ALCARAZ	476	1.551	12	3	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	CENTRO	2.486	3.863	43	90	66	37	2	0	0	0	0
Albacete	ALMANSA	0	1.286	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA SEGURA	6	1.839	63	33	34	10	0	0	0	0	0
Albacete	HELLIN	47	1.445	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	VINALOPO	563	1.250	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MARQUESADO	509	68	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MERIDIONAL	1.229	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	LOS VELEZ	0	1.148	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ALMAZORA	68	1.551	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	BAJO ALMAZORA	637	363	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	RIO NACIMIENTO	0	783	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO TABERNAS	223	975	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ANDARAX	0	687	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO DALIAS	203	615	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO NIJAR Y BAJO ANDARAX	749	348	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	VEGADEO	399	136	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Asturias	LUARCA	184	860	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE NARCEA	1.690	438	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GRADO	77	670	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	BELMONTE DE MIRANDA	120	893	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GIJON	179	554	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	OVIEDO	296	550	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	MIERES	599	834	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	LLANES	476	216	7	8	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE ONIS	797	208	9	7	5	0	0	0	0	0	0
Ávila	AREVALO-MADRIGAL	975	636	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ávila	AVILA	24	1.188	262	211	227	217	92	14	1	0	0
Ávila	BARCO AVILA-PIEDRAHITA	157	597	261	59	25	14	4	0	0	0	0
Ávila	GREDOS	30	198	304	254	24	8	1	0	0	0	0
Ávila	VALLE BAJO ALBERCHE	388	391	34	72	74	64	38	3	0	0	0
Ávila	VALLE DEL TIETAR	876	156	81	20	2	0	0	0	0	0	0
Badajoz	ALBURQUERQUE	2.745	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	MERIDA	1.971	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	DON BENITO	1.939	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	PUEBLA ALCOCER	1.677	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	HERRERA DUQUE	1.036	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	BADAJOZ	371	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	ALMENDRALEJO	2.102	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	CASTUERA	2.147	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	OLIVENZA	1.096	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	JEREZ DE LOS CABALLEROS	2.133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	LLERENA	2.152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	AZUAGA	1.662	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGADA	0	0	0	0	0	0	0	2	3	5	0
Barcelona	ALT PENEDES	214	327	24	8	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	ANOIA	302	486	40	14	3	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BAGES	24	1.004	96	93	12	28	0	0	0	0	0
Barcelona	BAIX LLOBREGAT	111	192	24	1	2	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BARCELONES	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGUEDA	0	287	95	53	91	112	110	153	138	133	4
Barcelona	GARRAF	0	148	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	MARESME	31	265	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	OSONA	0	258	210	152	101	197	137	114	47	2	0
Barcelona	SELVA	193	589	20	18	33	48	7	0	0	0	0
Barcelona	VALLES OCCIDENTAL	42	323	52	17	4	2	0	0	0	0	0
Barcelona	VALLES ORIENTAL	0	498	74	76	44	24	31	6	1	0	0
Burgos	MERINDADES	551	179	198	158	243	306	290	241	120	24	0
Burgos	BUREBA-EBRO	23	288	159	266	174	223	266	260	208	105	2
Burgos	DEMANDA	41	520	95	135	105	231	237	219	358	343	5
Burgos	LA RIBERA	670	746	36	45	32	22	6	4	4	2	0
Burgos	ARLANZA	82	860	170	156	76	112	100	53	73	56	0
Burgos	PISUERGA	58	538	227	136	123	185	113	83	63	17	0
Burgos	PARAMOS	0	0	2	6	50	132	323	304	188	22	0
Burgos	ARLANZON	15	80	128	224	200	316	280	198	179	111	1
Cáceres	CACERES	3.655	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	TRUJILLO	2.307	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	BROZAS	1.505	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	VALENCIA DE ALCANTARA	1.235	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	LOGROSAN	1.947	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Cáceres	NAVALMORAL DE LA MATA	2.345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	JARAIZ DE LA VERA	544	43	118	1	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	PLASENCIA	2.135	34	51	1	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	HERVAS	1.088	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	CORIA	2.274	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPIÑA DE CADIZ	2.436	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	COSTA NOROESTE DE CADIZ	476	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	SIERRA DE CADIZ	1.034	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	DE LA JANDA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPO DE GIBRALTAR	1.430	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	COSTERA	755	701	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	LIEBANA	464	108	4	1	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	TUDANCA-CABUERNIGA	563	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	PAS-IGUÑA	823	34	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	ASON	378	47	16	4	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	REINOSA	361	194	74	82	133	69	28	11	1	0	0
Castellón	ALTO MAESTRAZGO	0	144	159	108	127	143	130	149	190	134	5
Castellón	BAJO MAESTRAZGO	82	773	31	5	5	0	0	0	0	0	0
Castellón	LLANOS CENTRALES	5	732	51	12	6	5	5	6	6	1	0
Castellón	PEÑAGOLOSA	0	297	91	61	30	31	26	53	65	88	3
Castellón	LITORAL NORTE	258	228	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	LA PLANA	293	601	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	PALANCIA	0	929	205	123	27	9	16	13	26	3	0
Ciudad Real	MONTES NORTE	3.821	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE CALATRAVA	2.646	296	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	MONTES SUR	1.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	PASTOS	3.107	839	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE MONTIEL	1.555	1.323	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PEDROCHES	4.738	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	CAMPIÑA BAJA	2.989	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	LAS COLONIAS	252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	CAMPIÑA ALTA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PENIBETICA	881	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	ALCARRIA	135	1.714	8	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	SERRANIA ALTA	0	379	38	40	55	86	169	271	640	331	0
Cuenca	SERRANIA MEDIA	0	2.297	52	45	52	100	85	66	31	0	0
Cuenca	SERRANIA BAJA	0	1.582	306	136	74	111	90	102	96	17	0
Cuenca	MANCHA BAJA	2.322	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	MANCHA ALTA	755	2.620	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Girona	ALT EMPORDA	1.058	83	24	13	5	26	5	0	0	0	0
Girona	BAIX EMPORDA	583	57	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Girona	CERDANYA	0	147	22	21	24	24	39	22	20	116	47
Girona	GARROTXA	40	455	60	25	25	26	55	40	0	0	0
Girona	GIRONES	415	136	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Girona	PLA DE L'ESTANY	188	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Girona	RIPOLLES	0	256	34	29	30	24	72	182	217	62	0
Granada	DE LA VEGA	1.189	725	7	3	0	0	0	0	0	0	0
Granada	GUADIX	0	1.904	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	BAZA	0	1.639	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Granada	HUESCAR	0	1.645	64	24	22	45	14	0	0	0	0
Granada	IZNALLOZ	105	1.124	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	MONTEFRIO	523	137	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	ALHAMA	332	633	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LA COSTA	188	554	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LAS ALPUJARRAS	0	1.095	32	6	1	0	0	0	0	0	0
Granada	VALLE DE LECRIN	0	457	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	CAMPIÑA	1.749	1.610	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	SIERRA	3.085	1.457	81	145	121	199	208	124	135	219	29
Guadalajara	ALCARRIA ALTA	191	1.796	105	149	135	28	1	0	0	0	0
Guadalajara	MOLINA DE ARAGON	0	2	47	120	112	286	426	871	484	573	2
Guadalajara	ALCARRIA BAJA	0	1.014	21	37	48	90	94	104	112	0	0
Guipuzcoa	BAJO BIDASOA	11	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GUIPUZCOA	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	BAJO DEBA	169	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	ALTO DEBA	282	18	32	4	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	DONOSTIA/SAN SEBASTIÁN	34	225	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GOIERRI	288	30	44	14	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	TOLOSA	195	144	16	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	UROLA COSTA	147	148	12	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO OCCIDENTAL	2.194	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO ORIENTAL	1.118	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO CAMPÍA	1.240	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO LITORAL	1.260	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	JACETANIA	54	858	54	93	132	199	320	415	575	225	6
Huesca	SOBRARBE	10	854	84	91	140	132	198	211	244	79	0
Huesca	RIBARGORZA	12	973	100	114	143	150	203	174	259	281	9
Huesca	HOYA DE HUESCA	1.912	439	60	39	66	140	181	119	34	2	0
Huesca	SOMONTANO	697	217	44	34	44	23	32	35	39	9	0
Huesca	MONEGROS	1.210	134	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	LA LITERA	966	136	3	5	5	4	1	0	0	0	0
Huesca	BAJO CINCA	1.381	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA MORENA	2.227	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	EL CONDADO	1.465	53	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE SEGURA	738	988	34	33	54	48	13	0	0	0	0
Jaén	CAMPIÑA DEL NORTE	1.258	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	LA LOMA	1.379	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	CAMPIÑA DEL SUR	1.322	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	MAGINA	412	677	9	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE CAZORLA	685	592	13	15	14	10	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA SUR	667	390	0	0	0	0	0	0	0	0	0
La Rioja	RIOJA ALTA	197	444	109	29	49	76	76	68	51	33	0
La Rioja	SIERRA RIOJA ALTA	0	261	53	64	47	130	116	88	90	34	7
La Rioja	RIOJA MEDIA	432	116	16	10	6	15	25	53	27	31	33
La Rioja	SIERRA RIOJA MEDIA	0	120	43	44	53	70	94	68	75	112	119
La Rioja	RIOJA BAJA	567	222	26	10	29	19	26	27	26	24	18
La Rioja	SIERRA RIOJA BAJA	0	5	4	6	11	19	28	33	38	84	179
León	BIERZO	1.905	833	48	5	2	0	0	0	0	0	0
León	LA MONTAÑA DE LUNA	1.530	372	48	26	14	6	3	0	0	0	0
León	LA MONTAÑA DE RIAÑO	1.796	231	57	82	60	55	43	37	5	0	0
León	LA CABRERA	650	505	122	4	0	0	0	0	0	0	0
León	ASTORGА	870	437	41	28	9	3	3	1	0	0	0
León	TIERRAS DE LEON	13	75	120	239	281	306	299	243	133	7	0

León	LA BAÑEZA	428	224	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	EL PARAMO	0	869	12	14	2	1	1	0	0	0	0
León	ESLA-CAMPOS	17	1.257	69	37	0	0	0	0	0	0	0
León	SAHAGUN	1	427	57	133	73	49	61	53	68	9	0
Lérida	ALTO URGEL	0	0	0	0	6	2	1	1	2	3	0
Lérida	ALT URGELL	0	197	43	40	75	96	142	168	196	353	111
Lérida	CONCA	2	34	3	5	3	4	7	14	16	5	0
Lérida	ALTA RIBAGORZA	0	244	14	4	4	7	12	25	17	96	0
Lérida	GARRIGAS	25	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	GARRIGUES	769	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	NOGUERA	1.137	409	32	41	25	27	32	43	8	0	0
Lérida	PALLARS JUSSA	20	393	53	44	58	76	99	120	132	239	12
Lérida	PALLARS SOBIRA	0	583	91	52	62	53	107	87	102	139	8
Lérida	PLA D'URGELL	299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SEGARRA	428	282	10	2	3	0	0	0	0	0	0
Lérida	SEGRIA	1.369	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SOLSONES	0	314	102	64	83	70	48	58	59	133	71
Lérida	URGELL	572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	VAL D'ARAN	0	530	70	8	1	0	0	0	0	0	0
Lugo	COSTA	2.128	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	TERRA CHA	2.065	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	CENTRAL	3.024	365	47	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	MONTAÑA	3.591	579	9	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	LOZOYA SOMOSIERRA	353	352	74	123	110	125	123	99	119	18	0
Madrid	GUADARRAMA	430	225	71	105	44	22	2	0	0	0	0
Madrid	AREA METROPOLITANA DE MADRID	1.231	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	SUR OCCIDENTAL	1.275	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	VEGAS	1.272	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	NORTE O ANTEQUERA	1.900	533	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	SERRANIA DE RONDA	1.248	126	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	CENTRO-SUR O GUADALORCE	1.927	101	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	VELEZ MALAGA	808	283	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NORDESTE	472	1.472	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NOROESTE	239	1.694	108	58	48	33	7	0	0	0	0
Murcia	RIO SEGURA	1.826	251	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	SUROESTE Y VALLE GUADAVENTIN	1.137	1.878	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	CAMPO DE CARTAGENA	1.006	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	MONTAÑA ALAVESA	0	0	5	8	36	111	111	111	90	6	0
Navarra	NORD OCCIDENTAL	1.358	193	188	67	9	2	0	0	0	0	0
Navarra	PIRINEOS	742	317	244	120	86	169	269	188	66	24	0
Navarra	CUENCA PAMPLONA	120	227	91	107	33	47	41	37	6	0	0
Navarra	TIERRA ESTELLA	514	226	169	145	50	130	149	96	42	2	0
Navarra	NAVARRA MEDIA	932	105	51	12	15	24	34	35	61	5	0
Navarra	RIBERA ALTA ARAGON	1.209	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	RIBERA BAJA	1.296	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ourense	ORENSE	2.070	27	15	0	0	0	0	0	0	0	0
Ourense	EL BARCO DE VALDEORRAS	1.547	684	197	0	0	0	0	0	0	0	0
Ourense	VERIN	2.001	250	330	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	EL CERRATO	530	480	99	102	93	109	84	15	9	2	0
Palencia	CAMPOS	589	1.868	195	127	97	103	31	8	8	5	0
Palencia	SALDAÑA-VALDAVIA	0	20	30	28	81	90	98	172	258	326	0
Palencia	BOEDO-OJEDA	1	29	53	41	24	61	110	139	131	2	0

Palencia	GUARDO	240	69	17	14	20	37	38	57	44	1	0
Palencia	CERVERA	238	300	34	22	25	67	36	28	10	0	0
Palencia	AGUILAR	13	73	35	33	59	51	78	74	43	0	0
Pontevedra	LITORAL	1.059	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pontevedra	MIÑO	695	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	VITIGUDINO	2.200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LEDESMA	1.053	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	SALAMANCA	1.440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	PEÑARANDA DE BRACAMONTE	722	179	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	FUENTE DE SAN ESTEBAN	1.421	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	ALBA DE TORMES	519	687	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	CIUDAD RODRIGO	2.364	72	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LA SIERRA	4.367	180	20	2	0	0	0	0	0	0	0
Segovia	CUELLAR	1.494	1.257	10	5	3	3	5	3	2	0	0
Segovia	SEPULVEDA	290	1.014	236	144	65	118	95	50	72	55	2
Segovia	SEGOVIA	0	699	217	278	134	216	136	111	97	75	0
Sevilla	LA SIERRA NORTE	3.674	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA VEGA	1.466	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	EL ALJARAFE	493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LAS MARISMAS	837	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA CAMPINA	5.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA SIERRA SUR	1.153	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	DE ESTEPA	576	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	PINALES	0	154	23	49	35	66	117	148	140	277	9
Soria	TIERRAS ALTAS Y VALLE DEL TERA	0	90	42	38	24	42	89	102	185	477	196
Soria	BURGO DE OSMA	14	911	151	220	91	161	126	108	84	54	0
Soria	SORIA	0	119	96	75	78	174	178	238	188	143	22
Soria	CAMPO DE GOMARA	1	585	73	217	157	185	288	326	241	271	47
Soria	ALMAZAN	0	723	231	131	64	80	51	20	0	0	0
Soria	ARCOS DE JALON	0	528	192	82	83	53	81	24	0	0	0
Tarragona	ALT CAMP	126	289	43	49	16	2	0	0	0	0	0
Tarragona	BAIX CAMP	429	94	24	37	27	27	3	0	0	0	0
Tarragona	BAIX EBRE	813	40	14	5	12	7	8	16	18	0	0
Tarragona	BAIX PENEDES	0	244	19	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	CONCA DE BARBERA	312	218	56	44	6	5	0	0	0	0	0
Tarragona	MONTSIA	440	134	12	5	5	4	12	14	18	8	0
Tarragona	PRIORAT	436	18	22	16	5	1	0	0	0	0	0
Tarragona	RIBERA D'EBRE	803	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TARRAGONES	12	225	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TERRA ALTA	695	12	19	4	5	2	2	1	0	0	0
Teruel	CUENCA DEL JILOCA	0	315	410	250	195	178	106	75	86	149	0
Teruel	SERRANIA DE MONTALBAN	0	304	72	121	49	101	96	179	267	725	322
Teruel	BAJO ARAGON	1.284	2.017	268	94	63	70	66	77	52	13	0
Teruel	SERRANIA DE ALBARRACIN	0	0	0	5	15	26	53	118	398	935	46
Teruel	HOYA DE TERUEL	0	140	74	422	233	256	246	197	551	641	14
Teruel	MAESTRAZGO	0	3	2	38	38	37	61	125	722	912	462
Toledo	TALAVERA	2.615	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	TORRIJOS	1.887	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	SAGRA-TOLEDO	1.814	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA JARA	1.860	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTES DE NAVAHERMOSA	795	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTE DE LOS YEBENES	967	245	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA MANCHA	4.271	606	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Valencia	RINCON DE ADEMUS	0	141	34	60	13	19	24	31	32	21	0
Valencia	ALTO TURIA	29	829	191	82	42	33	19	33	20	25	0
Valencia	CAMPOS DE LIRIA	540	187	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	REQUENA-UTIEL	413	1.343	47	12	6	6	0	0	0	0	0
Valencia	HOYA DE BUÑOL	1.012	190	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	SAGUNTO	308	128	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	HUERTA DE VALENCIA	303	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	RIBERAS DEL JUCAR	910	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	GANDIA	375	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLE DE AYORA	111	794	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	ENGUERA Y LA CANAL	408	304	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	LA COSTERA DE JATIVA	227	242	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLES DE ALBAIDA	400	301	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	TIERRA DE CAMPOS	949	993	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SUR	3.721	64	58	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SURESTE	1.242	426	40	27	30	4	0	0	0	0	0
Vizcaya	ARRATIA-NERVION	390	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	VIZCAYA	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GRAN BILBAO	248	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	DURANGUESADO	296	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ENCARTACIONES	362	60	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GUERNIKA-BERMEO	235	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ONDARROA	193	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	MUNGUIA	108	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SANABRIA	1.115	502	321	10	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	BENAVENTE Y LOS VALLES	1.160	274	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	ALISTE	1.572	229	59	2	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	CAMPOS-PAN	2.089	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SAYAGO	1.441	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	DUERO BAJO	1.503	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	EGEA DE LOS CABALLEROS	2.066	599	95	88	94	96	114	105	66	28	0
Zaragoza	BORJA	536	450	32	43	18	19	31	27	20	5	0
Zaragoza	CALATAYUD	0	1.972	111	108	100	92	73	30	30	11	0
Zaragoza	LA ALMUNIA DE DOÑA GODINA	418	1.250	58	60	27	60	10	14	21	23	1
Zaragoza	ZARAGOZA	3.952	923	8	2	1	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	DAROCA	0	519	150	149	96	217	90	25	0	0	0
Zaragoza	CASPE	1.880	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**S6.** Extensión (km<sup>2</sup>) del hábitat potencial de la trufa negra por comarcas agrarias en el escenario futuro RCP 8.5 según clases del 0 al 1.

PROV.	COMARCA	0	0 - 0,1	0,1 - 0,2	0,2 - 0,3	0,3 - 0,4	0,4 - 0,5	0,5 - 0,6	0,6 - 0,7	0,7 - 0,8	0,8 - 0,9	0,9 - 1
A Coruña	SEPTENTRIONAL	2.055	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	OCCIDENTAL	2.601	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A Coruña	INTERIOR	3.328	25	8	0	0	0	0	0	0	0	0
Álava	CANTABRICA	294	6	7	13	5	1	0	0	0	0	0
Álava	ESTRIBACIONES GORBEA	188	51	55	60	24	14	1	0	0	0	0
Álava	VALLES ALAVESES	48	42	71	45	33	112	185	94	31	0	0
Álava	LLANADA ALAVESA	22	66	116	277	84	112	65	29	4	0	0
Álava	RIOJA ALAVESA	217	25	21	5	9	5	13	14	5	0	0
Albacete	MANCHA	7.631	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Albacete	MANCHUELA	3.480	247	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA ALCARAZ	1.568	473	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	CENTRO	5.093	1.398	67	14	14	0	0	0	0	0	0
Albacete	ALMANSA	34	1.253	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Albacete	SIERRA SEGURA	464	1.429	63	20	10	0	0	0	0	0	0
Albacete	HELLIN	866	626	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	VINALOPO	1.006	806	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MARQUESADO	577	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Alicante	MERIDIONAL	1.229	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	LOS VELEZ	0	1.148	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ALMAZORA	363	1.256	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	BAJO ALMAZORA	860	140	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	RIO NACIMIENTO	34	748	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO TABERNAS	629	569	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	ALTO ANDARAX	17	669	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO DALIAS	291	527	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Almeria	CAMPO NIJAR Y BAJO ANDARAX	920	177	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	VEGADEO	534	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	LUARCA	953	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE NARCEA	2.092	34	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GRADO	621	126	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	BELMONTE DE MIRANDA	775	233	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	GIJON	689	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	OVIEDO	799	46	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	MIERES	1.212	194	21	8	0	0	0	0	0	0	0
Asturias	LLANES	680	5	9	9	3	0	0	0	0	0	0
Asturias	CANGAS DE ONIS	949	51	13	5	9	0	0	0	0	0	0
Ávila	AREVALO-MADRIGAL	1.584	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ávila	AVILA	596	1.250	108	126	115	34	7	0	0	0	0
Ávila	BARCO AVILA-PIEDRAHITA	563	393	142	13	2	3	0	0	0	0	0
Ávila	GREDOS	72	452	216	76	5	0	0	0	0	0	0
Ávila	VALLE BAJO ALBERCHE	638	248	79	72	24	3	0	0	0	0	0
Ávila	VALLE DEL TIETAR	967	116	36	15	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	ALBURQUERQUE	2.745	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	MERIDA	1.971	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	DON BENITO	1.939	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	PUEBLA ALCOCER	1.677	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	HERRERA DUQUE	1.036	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	BADAJOZ	371	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	ALMENDRALEJO	2.102	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	CASTUERA	2.147	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	OLIVENZA	1.096	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	JEREZ DE LOS CABALLEROS	2.133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	LLERENA	2.152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Badajoz	AZUAGA	1.662	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGADA	0	0	0	0	0	0	0	2	4	4	0
Barcelona	ALT PENEDES	438	111	15	9	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	ANOIA	710	86	34	12	3	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BAGES	565	486	76	100	30	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BAIX LLOBREGAT	230	85	12	1	2	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BARCELONES	18	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	BERGUEDA	11	278	88	84	61	120	125	159	117	129	4

Barcelona	GARRAF	1	147	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	MARESME	152	143	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Barcelona	OSONA	0	310	195	272	179	116	61	70	17	0	0
Barcelona	SELVA	594	200	49	24	29	11	0	0	0	0	0
Barcelona	VALLES OCCIDENTAL	258	119	35	23	5	0	0	0	0	0	0
Barcelona	VALLES ORIENTAL	116	398	70	120	20	20	11	1	0	0	0
Burgos	MERINDADES	436	157	261	166	180	256	527	242	72	13	0
Burgos	BUREBA-EBRO	99	324	189	240	200	174	236	249	162	101	0
Burgos	DEMANDA	112	215	77	210	127	325	294	211	336	381	0
Burgos	LA RIBERA	1.372	137	31	14	5	3	3	2	1	0	0
Burgos	ARLANZA	188	929	143	127	73	82	58	47	59	34	0
Burgos	PISUERGA	62	569	288	133	155	111	72	71	63	19	0
Burgos	PARAMOS	0	0	0	2	19	72	191	325	361	57	0
Burgos	ARLANZON	18	79	165	205	222	270	264	184	202	125	0
Cáceres	CACERES	3.655	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	TRUJILLO	2.307	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	BROZAS	1.505	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	VALENCIA DE ALCANTARA	1.235	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	LOGROSAN	1.947	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	NAVALMORAL DE LA MATA	2.345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	JARAIZ DE LA VERA	576	74	55	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	PLASENCIA	2.162	53	5	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	HERVAS	1.101	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cáceres	CORIA	2.274	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPÍA DE CADIZ	2.436	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	COSTA NOROESTE DE CADIZ	476	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	SIERRA DE CADIZ	1.034	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	DE LA JANDA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cádiz	CAMPO DE GIBRALTAR	1.430	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	COSTERA	1.430	26	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	LIEBANA	511	50	11	4	1	0	0	0	0	0	0
Cantabria	TUDANCA-CABUERNIGA	690	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	PAS-IGUÑA	818	24	20	0	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	ASON	388	10	28	19	0	0	0	0	0	0	0
Cantabria	REINOSA	318	120	72	95	124	120	71	28	6	0	0
Castellón	ALTO MAESTRAZGO	11	206	262	161	131	210	160	86	56	6	0
Castellón	BAJO MAESTRAZGO	545	320	24	7	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	LLANOS CENTRALES	448	300	55	9	6	5	5	2	0	0	0
Castellón	PEÑAGOLOSA	75	258	116	44	44	53	52	43	53	5	0
Castellón	LITORAL NORTE	473	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	LA PLANA	804	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Castellón	PALANCIA	178	805	255	57	18	5	10	14	10	0	0
Ciudad Real	MONTES NORTE	3.858	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE CALATRAVA	2.942	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	MONTES SUR	1.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	PASTOS	3.919	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ciudad Real	CAMPO DE MONTIEL	2.874	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PEDROCHES	4.738	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Córdoba	CAMPIÑA BAJA	2.989	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	LAS COLONIAS	252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	CAMPIÑA ALTA	1.572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Córdoba	PENIBETICA	881	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	ALCARRIA	959	898	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	SERRANIA ALTA	0	496	105	72	102	143	303	441	323	22	0
Cuenca	SERRANIA MEDIA	338	2.094	139	36	23	52	44	2	0	0	0
Cuenca	SERRANIA BAJA	0	1.850	350	63	58	72	81	35	5	0	0
Cuenca	MANCHA BAJA	2.371	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuenca	MANCHA ALTA	3.206	172	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	ALT EMPORDA	1.128	20	24	16	9	16	2	0	0	0	0
Gerona	BAIX EMPORDA	640	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	CERDANYA	0	116	25	13	13	34	37	39	24	164	15
Gerona	GARROTXA	196	316	79	25	10	28	43	30	0	0	0
Gerona	GIRONES	535	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	PLA DE L'ESTANY	250	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gerona	RIPOLLES	0	221	35	30	26	40	92	280	153	29	0
Granada	DE LA VEGA	1.427	493	3	1	0	0	0	0	0	0	0
Granada	GUADIX	111	1.793	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	BAZA	47	1.592	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	HUESCAR	0	1.703	48	25	20	18	0	0	0	0	0
Granada	IZNALLOZ	470	759	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	MONTEFRIO	623	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	ALHAMA	562	403	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LA COSTA	305	437	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	LAS ALPUJARRAS	1	1.105	28	0	0	0	0	0	0	0	0
Granada	VALLE DE LECRIN	0	458	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	CAMPIÑA	3.258	101	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	SIERRA	4.143	671	74	94	125	138	168	101	111	179	0
Guadalajara	ALCARRIA ALTA	1.040	1.238	99	25	3	0	0	0	0	0	0
Guadalajara	MOLINA DE ARAGON	0	61	146	215	265	506	729	317	380	304	0
Guadalajara	ALCARRIA BAJA	507	580	85	32	32	101	113	70	0	0	0
Guipuzcoa	BAJO BIDASOA	38	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GUIPUZCOA	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	BAJO DEBA	172	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	ALTO DEBA	274	14	37	10	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	DONOSTIA/SAN SEBASTIÁN	236	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	GOIERRI	303	18	37	13	5	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	TOLOSA	304	24	24	3	0	0	0	0	0	0	0
Guipuzcoa	UROLA COSTA	287	5	14	1	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO OCCIDENTAL	2.194	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	ANDEVALO ORIENTAL	1.118	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO CAMPIÑA	1.240	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huelva	CONDADO LITORAL	1.260	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	JACETANIA	293	655	98	202	230	268	347	433	399	8	0
Huesca	SOBRARBE	237	611	135	127	122	158	270	218	158	9	0
Huesca	RIBARGORZA	344	666	120	171	165	159	203	177	253	159	0
Huesca	HOYA DE HUESCA	2.287	111	111	120	104	120	98	40	1	0	0
Huesca	SOMONTANO	855	82	57	58	27	14	33	35	13	0	0
Huesca	MONEGROS	1.344	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Huesca	LA LITERA	1.055	47	5	10	2	0	0	0	0	0	0
Huesca	BAJO CINCA	1.381	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Jaén	SIERRA MORENA	2.311	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	EL CONDADO	1.517	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE SEGURA	1.057	730	30	44	39	8	0	0	0	0	0
Jaén	CAMPÍÑA DEL NORTE	1.258	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	LA LOMA	1.437	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	CAMPÍÑA DEL SUR	1.346	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	MAGINA	595	503	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA DE CAZORLA	979	323	12	9	6	0	0	0	0	0	0
Jaén	SIERRA SUR	896	160	0	0	0	0	0	0	0	0	0
La Rioja	RIOJA ALTA	534	217	60	29	57	65	74	68	23	4	0
La Rioja	SIERRA RIOJA ALTA	0	158	42	35	46	111	176	123	103	92	4
La Rioja	RIOJA MEDIA	548	23	18	12	14	24	38	39	14	18	15
La Rioja	SIERRA RIOJA MEDIA	0	16	57	41	30	83	117	93	88	137	136
La Rioja	RIOJA BAJA	766	56	31	18	24	23	33	15	14	14	1
La Rioja	SIERRA RIOJA BAJA	1	11	6	12	14	24	27	32	49	93	139
León	BIERZO	1.979	652	151	6	5	0	0	0	0	0	0
León	LA MONTAÑA DE LUNA	1.670	142	40	24	45	43	22	14	2	0	0
León	LA MONTAÑA DE RIAÑO	1.735	132	61	61	59	93	82	113	33	0	0
León	LA CABRERA	717	351	159	53	0	0	0	0	0	0	0
León	ASTORGA	778	488	90	14	17	3	1	0	0	0	0
León	TIERRAS DE LEON	1	140	151	241	371	349	186	143	129	5	0
León	LA BAÑEZA	544	107	0	0	0	0	0	0	0	0	0
León	EL PARAMO	271	615	6	3	2	1	0	0	0	0	0
León	ESLA-CAMPOS	332	1.038	10	0	0	0	0	0	0	0	0
León	SAHAGUN	1	506	46	94	76	91	34	25	43	14	0
Lérida	ALTO URGEL	0	0	0	0	0	5	3	1	2	4	0
Lérida	ALT URGELL	79	105	34	36	85	139	161	216	210	283	74
Lérida	CONCA	18	26	1	2	5	5	21	13	0	0	0
Lérida	ALTA RIBAGORZA	0	217	17	7	13	9	15	30	22	93	0
Lérida	GARRIGAS	26	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	GARRIGUES	769	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	NOGUERA	1.457	124	39	42	20	23	47	3	0	0	0
Lérida	PALLARS JUSSA	161	310	49	54	75	89	121	86	165	134	2
Lérida	PALLARS SOBIRA	0	486	53	39	97	93	128	120	95	151	22
Lérida	PLA D'URGELL	299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SEGARRA	665	47	8	4	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SEGRIA	1.369	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	SOLSONES	49	312	106	94	71	63	43	49	66	116	34
Lérida	URGELL	572	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lérida	VAL D'ARAN	0	456	35	77	29	12	0	0	0	0	0
Lugo	COSTA	2.142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	TERRA CHA	2.065	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	CENTRAL	3.295	124	17	0	0	0	0	0	0	0	0
Lugo	MONTAÑA	3.871	302	6	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	LOZOYA SOMOSIERRA	731	65	107	130	129	128	122	67	18	0	0
Madrid	GUADARRAMA	623	190	45	39	1	0	0	0	0	0	0
Madrid	AREA METROPOLITANA DE MADRID	1.237	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	SUR OCCIDENTAL	1.276	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madrid	VEGAS	1.281	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	NORTE O ANTEQUERA	2.185	247	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	SERRANIA DE RONDA	1.355	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Málaga	CENTRO-SUR O GUADALORCE	2.002	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Málaga	VELEZ MALAGA	884	207	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NORDESTE	1.163	781	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	NOROESTE	583	1.413	120	39	33	0	0	0	0	0	0
Murcia	RIO SEGURA	2.038	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	SUROESTE Y VALLE GUADALENTIN	1.737	1.278	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Murcia	CAMPO DE CARTAGENA	1.014	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	MONTAÑA ALAVESA	0	0	5	26	33	120	112	122	59	0	0
Navarra	NORD OCCIDENTAL	1.322	158	273	57	8	0	0	0	0	0	0
Navarra	PIRINEOS	576	340	371	188	119	182	274	130	30	14	0
Navarra	CUENCA PAMPLONA	228	151	103	100	44	42	29	11	1	0	0
Navarra	TIERRA ESTELLA	694	111	178	173	63	126	111	61	5	0	0
Navarra	NAVARRA MEDIA	1.026	50	53	15	21	33	37	36	4	0	0
Navarra	RIBERA ALTA ARAGON	1.209	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Navarra	RIBERA BAJA	1.298	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Orense	ORENSE	2.088	19	5	0	0	0	0	0	0	0	0
Orense	EL BARCO DE VALDEORRAS	1.615	636	177	0	0	0	0	0	0	0	0
Orense	VERIN	2.067	300	214	0	0	0	0	0	0	0	0
Palencia	EL CERRATO	837	321	147	53	86	60	11	9	0	0	0
Palencia	CAMPOS	1.103	1.545	147	167	43	6	5	6	8	1	0
Palencia	SALDAÑA-VALDAVIA	0	40	48	63	75	90	113	176	204	294	0
Palencia	BOEDO-OJEDA	1	33	60	38	85	43	95	166	65	5	0
Palencia	GUARDO	207	47	29	9	9	36	35	53	89	22	0
Palencia	CERVERA	410	70	24	30	20	30	53	79	43	2	0
Palencia	AGUILAR	64	9	5	14	36	83	73	80	84	10	0
Pontevedra	LITORAL	1.059	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pontevedra	MIÑO	694	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	VITIGUDINO	2.200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LEDESMA	1.053	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	SALAMANCA	1.440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	PEÑARANDA DE BRACAMONTE	901	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	FUENTE DE SAN ESTEBAN	1.421	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	ALBA DE TORMES	1.203	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	CIUDAD RODRIGO	2.404	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salamanca	LA SIERRA	4.502	56	12	0	0	0	0	0	0	0	0
Segovia	CUELLAR	2.766	0	5	4	2	3	1	1	0	0	0
Segovia	SEPULVEDA	1.298	367	99	51	72	88	72	34	34	27	0
Segovia	SEGOVIA	734	276	217	222	134	126	91	68	45	51	0
Sevilla	LA SIERRA NORTE	3.674	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA VEGA	1.466	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	EL ALJARAFE	493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LAS MARISMAS	837	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA CAMPINA	5.299	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	LA SIERRA SUR	1.153	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sevilla	DE ESTEPA	576	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soria	PINALES	0	78	34	50	41	104	170	177	139	226	0
Soria	TIERRAS ALTAS Y VALLE DEL TERA	0	30	39	47	36	47	76	132	155	511	210
Soria	BURGO DE OSMA	821	392	209	118	69	89	82	49	75	18	0
Soria	SORIA	227	68	161	140	84	162	170	91	90	116	2
Soria	CAMPO DE GOMARA	43	712	269	147	121	248	246	196	171	216	24
Soria	ALMAZAN	255	815	93	80	49	8	0	0	0	0	0
Soria	ARCOS DE JALON	26	814	53	37	35	59	19	0	0	0	0

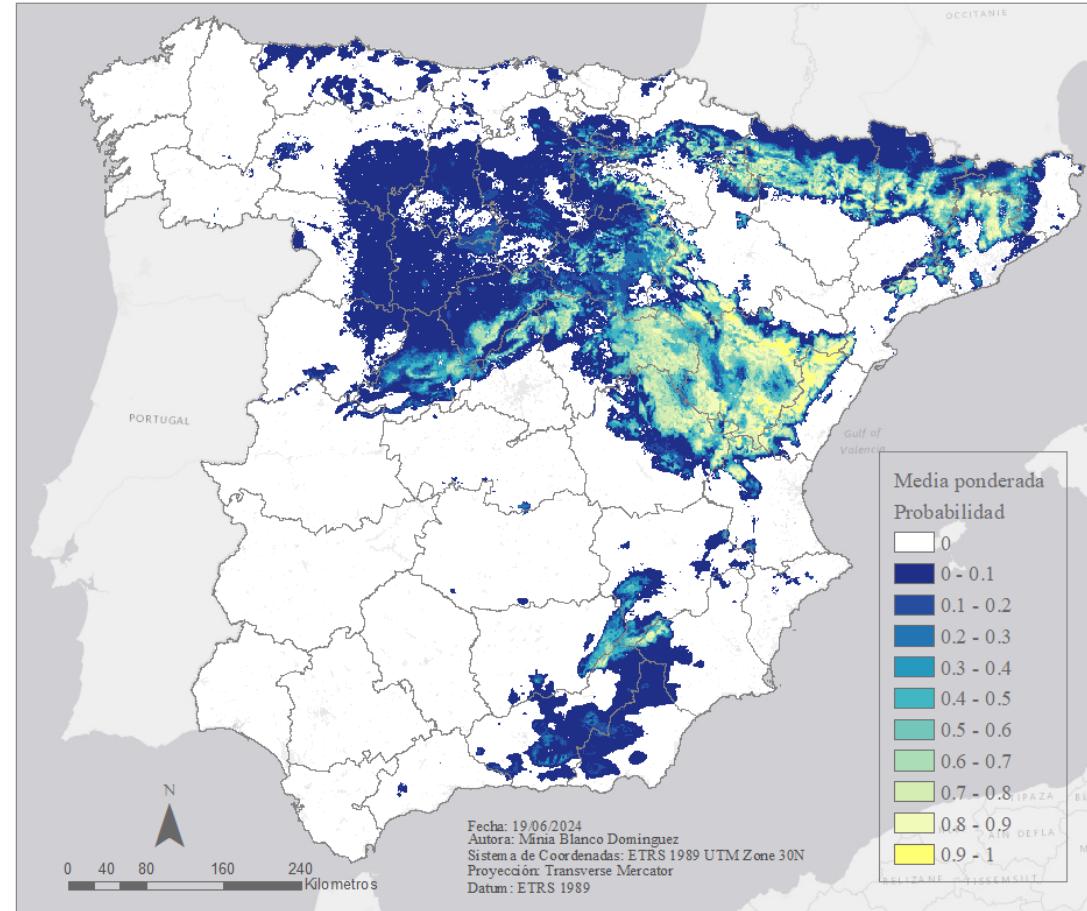
Tarragona	ALT CAMP	387	40	37	50	12	0	0	0	0	0	0
Tarragona	BAIX CAMP	506	22	23	52	38	0	0	0	0	0	0
Tarragona	BAIX EBRE	852	5	10	6	24	5	21	12	0	0	0
Tarragona	BAIX PENEDES	123	122	17	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	CONCA DE BARBERA	513	41	46	36	5	0	0	0	0	0	0
Tarragona	MONTSIA	571	7	11	5	16	5	14	23	0	0	0
Tarragona	PRIORAT	440	16	23	16	2	0	0	0	0	0	0
Tarragona	RIBERA D'EBRE	804	3	4	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TARRAGONES	73	163	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tarragona	TERRA ALTA	704	6	17	3	8	1	0	0	0	0	0
Teruel	CUENCA DEL JILOCA	0	862	212	227	99	86	59	89	106	25	0
Teruel	SERRANIA DE MONTALBAN	0	419	59	123	78	147	211	274	376	492	59
Teruel	BAJO ARAGON	2.166	1.252	263	62	44	89	95	34	0	0	0
Teruel	SERRANIA DE ALBARRACIN	0	1	11	35	20	52	106	169	746	457	0
Teruel	HOYA DE TERUEL	0	437	225	411	165	235	187	273	660	183	0
Teruel	MAESTRAZGO	0	6	54	43	33	67	81	197	940	816	163
Toledo	TALAVERA	2.615	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	TORRIJOS	1.887	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	SAGRA-TOLEDO	1.814	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA JARA	1.877	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTES DE NAVAHERMOSA	830	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	MONTE DE LOS YEBENES	1.211	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Toledo	LA MANCHA	4.821	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	RINCON DE ADEMIZ	0	207	44	25	24	22	19	15	16	0	0
Valencia	ALTO TURIA	264	730	161	54	16	35	11	11	19	0	0
Valencia	CAMPOS DE LIRIA	704	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	REQUENA-UTIEL	1.377	402	38	10	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	HOYA DE BUÑOL	1.193	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	SAGUNTO	431	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	HUERTA DE VALENCIA	303	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	RIBERAS DEL JUCAR	910	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	GANDIA	375	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLE DE AYORA	484	421	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	ENGUERA Y LA CANAL	602	110	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	LA COSTERA DE JATIVA	360	110	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valencia	VALLES DE ALBAIDA	555	146	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	TIERRA DE CAMPOS	1.749	193	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SUR	3.678	96	69	0	0	0	0	0	0	0	0
Valladolid	SURESTE	1.745	9	14	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ARRATIA-NERVION	380	11	4	1	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	VIZCAYA	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GRAN BILBAO	268	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	DURANGUESADO	284	12	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ENCARTACIONES	410	9	5	1	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	GUERNIKA-BERMEO	260	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	ONDARROA	191	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Vizcaya	MUNGUILA	188	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SANABRIA	1.228	414	260	45	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	BENAVENTE Y LOS VALLES	1.434	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	ALISTE	1.806	45	10	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	CAMPOS-PAN	2.138	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zamora	SAYAGO	1.441	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Zamora	DUERO BAJO	1.503	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	EGEA DE LOS CABALLEROS	2.622	153	180	102	53	106	85	37	14	0	0
Zaragoza	BORJA	992	35	38	20	20	21	27	19	5	4	0
Zaragoza	CALATAYUD	516	1.594	89	138	92	47	30	16	5	0	0
Zaragoza	LA ALMUNIA DE DOÑA GODINA	1.591	129	66	42	50	16	10	15	11	12	0
Zaragoza	ZARAGOZA	4.813	65	6	1	0	0	0	0	0	0	0
Zaragoza	DAROCA	83	656	97	129	167	87	29	0	0	0	0
Zaragoza	CASPE	1.880	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

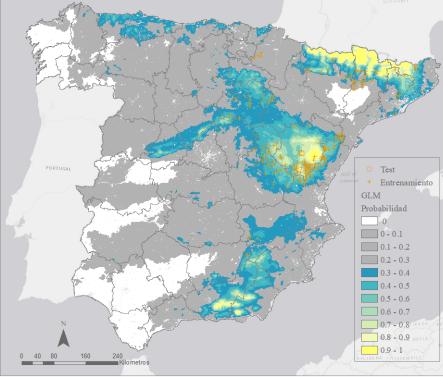
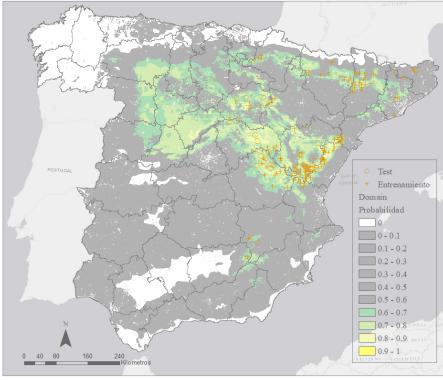
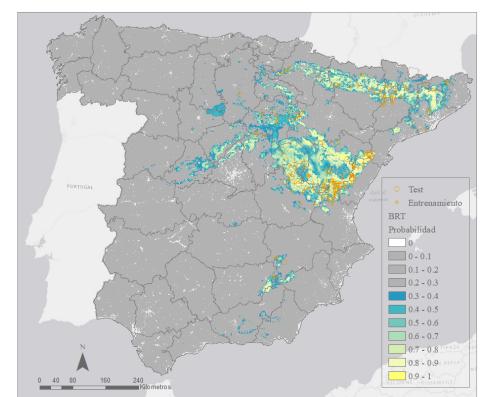
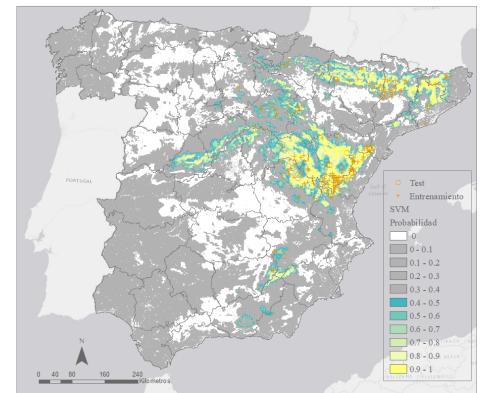
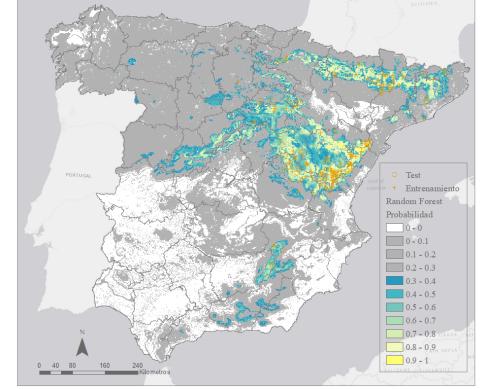
#### Anexo IV: Cartografías

# DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DE LA TRUFA NEGRA EN ESPAÑA (PENÍNSULA)

## MEDIA DE LOS MODELOS



La trufa negra (*Tuber melanosporum*) tiene un gran valor económico, social y medioambiental. Los modelos de distribución de especies representan una información sintetizando la relación entre especies y variables ambientales. Con estas cartografías se muestra la distribución potencial de la trufa negra en España (Península). Se han elaborado siete modelos diferentes aplicando distintos métodos y un modelo final con la media ponderada de todos ellos. Para hacerlos comparables se ha mantenido la misma leyenda



BIOCLIM

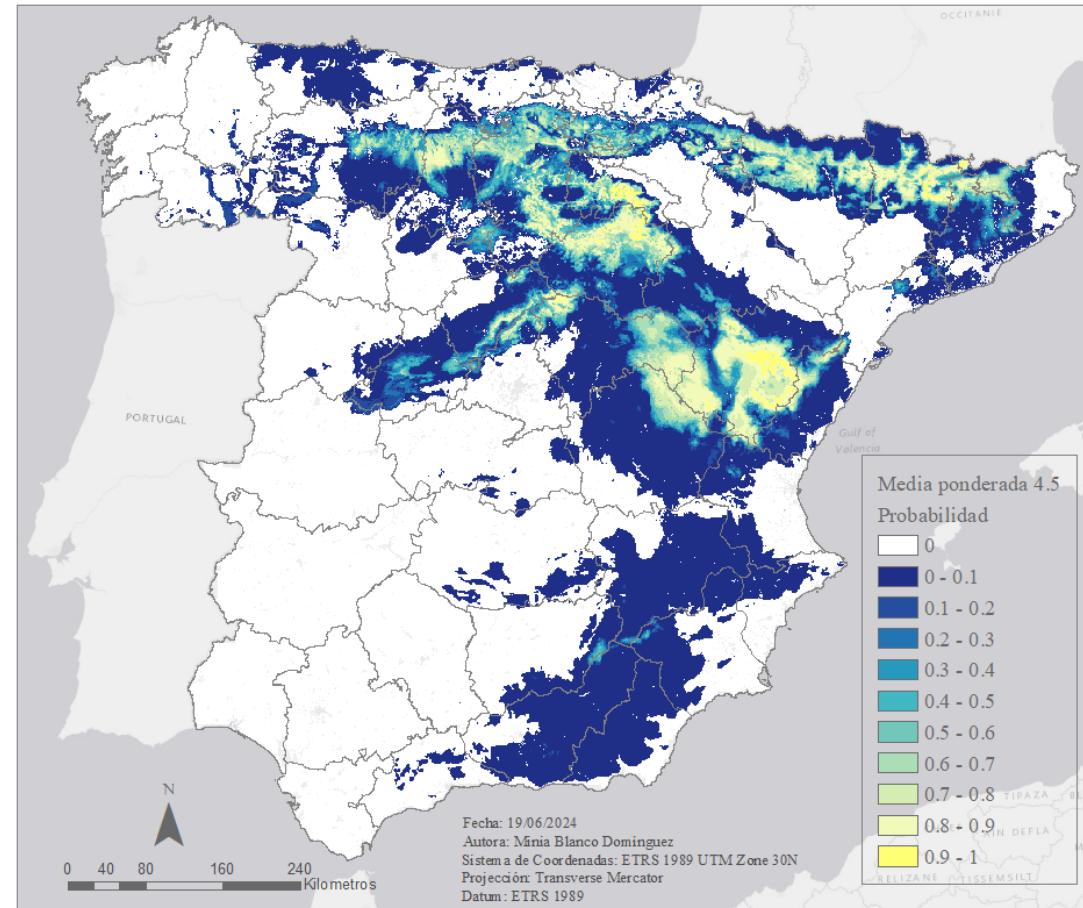
DOMAIN

GLM

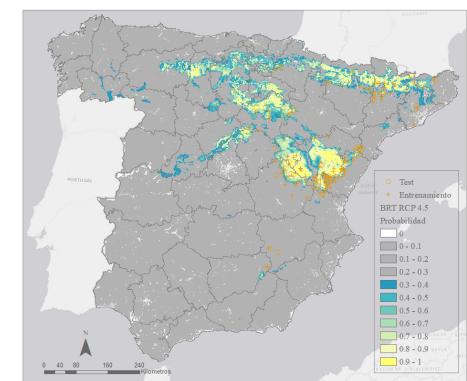
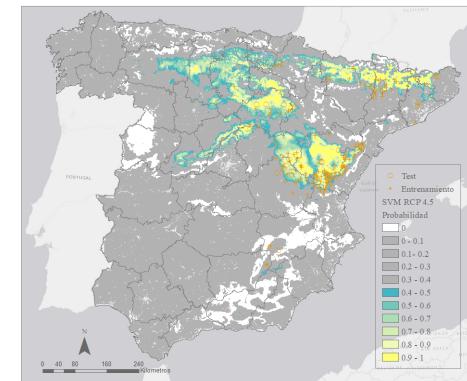
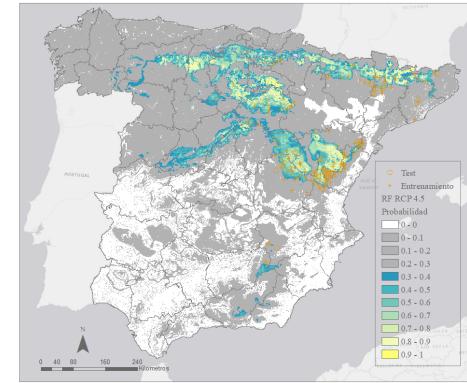
MAXENT

# DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DE LA TRUFA NEGRA ESCENARIO RCP 4.5

## MEDIA DE LOS MODELOS

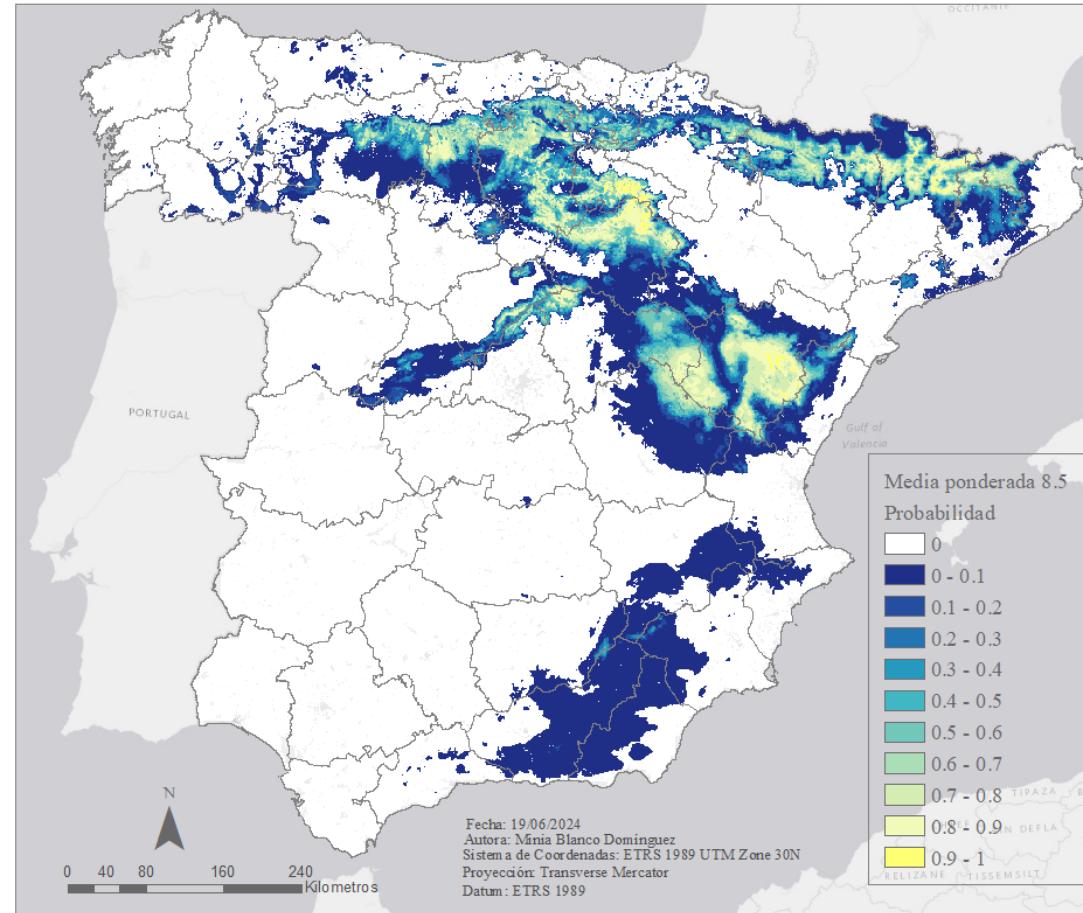
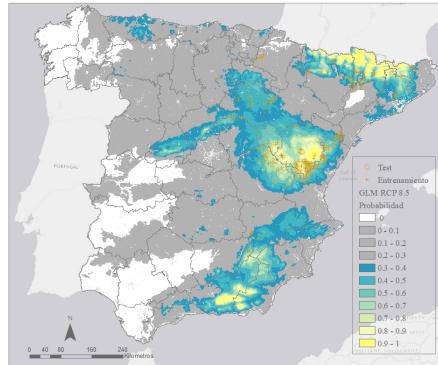
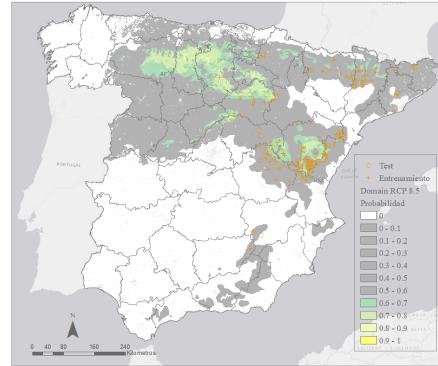
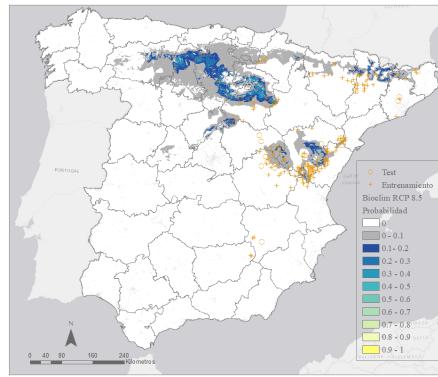


En estas cartografías se muestra la distribución de la trufa negra (*Tuber melanosporum*) en un escenario futuro intermedio para cada método aplicado y la media ponderada de todos ellos. Se trata de un escenario futuro de concentraciones de gases de efecto invernadero llamado RCP (Representative Concentration Pathways). El escenario RCP 4.5 se corresponde con emisiones intermedias para el siglo XXI (2041-2070). Se ha mantenido la misma leyenda en todos los mapas para hacerlos comparables.



# DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DE LA TRUFA NEGRA ESCENARIO RCP 8.5

## MEDIA DE LOS MODELOS



En estas cartografías se muestra la distribución de la trufa negra (*Tuber melanosporum*) en un escenario futuro intermedio para cada método aplicado y la media ponderada de todos ellos. Se trata de un escenario futuro de concentraciones de gases de efecto invernadero llamado RCP (Representative Concentration Pathways). El escenario RCP 8.5 se corresponde con emisiones altas para el siglo XXI (2041-2070). Se ha mantenido la misma leyenda en todos los mapas para hacerlos comparables.

