

UNIVERSIDAD DE EXTREMADURA



ESCUELA DE INGENIERÍAS AGRARIAS



**ELABORACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE
DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DEL CULTIVO *Chenopodium quinoa*
Willd. BASADO EN NECESIDADES EDAFOCLIMÁTICAS CON
OBJETO DE DETERMINAR LAS ZONAS DE CORRECTA
ADAPTACIÓN EN EXTREMADURA**

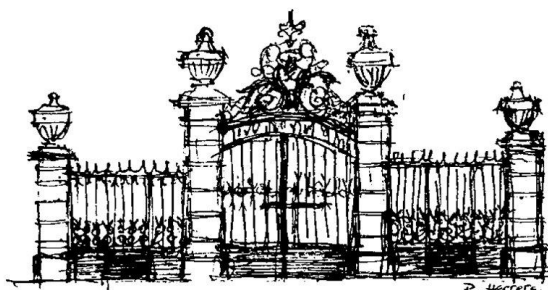
Luis Manuel Muñoz-Reja Mora

Badajoz, junio 2018

UNIVERSIDAD DE EXTREMADURA



ESCUELA DE INGENIERÍAS AGRARIAS



**ELABORACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE
DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DEL CULTIVO *Chenopodium quinoa*
Willd. BASADO EN NECESIDADES EDAFOCLIMÁTICAS CON
OBJETO DE DETERMINAR LAS ZONAS DE CORRECTA
ADAPTACIÓN EN EXTREMADURA**

Luis Manuel Muñoz-Reja Mora

Badajoz, junio 2018

**ELABORACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE
DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DEL CULTIVO *Chenopodium quinoa*
Willd. BASADO EN NECESIDADES EDAFOCLIMÁTICAS CON
OBJETO DE DETERMINAR LAS ZONAS DE CORRECTA
ADAPTACIÓN EN EXTREMADURA**

AUTOR: Luis Manuel Muñoz-Reja Mora

TUTOR/ES: Juan Morillo Barragán

Tutor

Cotutor

Fdo:.....

Fdo:.....

TRIBUNAL CALIFICADOR:

Vocal

Presidente

Secretario

Fdo.: _____

Fdo.: _____

Fdo.: _____

Fecha lectura:

ÍNDICE

1. Resumen	1
2. Introducción.....	4
3. Objetivos.....	10
4. Material y Métodos.....	12
4.1. Área de estudio	13
4.2. Datos de distribución de la especie.....	14
4.3. Variables climáticas	15
4.4. Variables edafológicas	18
4.5. Modelo digital de elevaciones	20
4.6. Preparación de datos de entrada.....	22
4.7. Ejecución del modelo en MaxEnt.....	23
4.8. Determinación de la superficie disponible para el cultivo de la quinoa	25
5. Resultados y Discusión.....	27
6. Conclusión.....	43
7. Bibliografía.....	45

1. RESUMEN

1. RESUMEN

En los últimos años, se han desarrollado técnicas estadísticas aplicadas que han permitido la expansión de herramientas para el análisis de patrones espaciales de presencia de especies: los modelos de distribución de especies. Una de ellas, es el software MaxEnt. En este estudio, se utilizaron 19 variables climáticas, la tipología de suelo y registros de presencia conocidos de la especie. El modelo se evaluó para probar su predicción, resultando altamente fiable.

La especie elegida para elaborar el estudio ha sido *Chenopodium quinoa* Willd. debido a que es un producto alimenticio altamente nutritivo, que se ha cultivado durante varios miles de años en América del Sur, con una excelente calidad de proteínas y un alto contenido de una gama de vitaminas y minerales, y que, en los últimos tiempos, ha aumentado el interés por el producto en Estados Unidos, Europa y Asia hasta tal nivel que ha sido seleccionado por la FAO como uno de los cultivos destinados a ofrecer seguridad alimentaria en el próximo siglo. El resultado final dedujo las zonas de Vegas del Guadiana y Gabriel y Galán como los territorios extremeños con alto potencial de idoneidad para el cultivo.

2. INTRODUCCIÓN

2. INTRODUCCIÓN

Actualmente, existen herramientas que permiten analizar los patrones espaciales de presencia y ausencia de especies, basados en procedimientos cartográficos y estadísticos que, partiendo de datos reales de presencia, permiten inferir zonas potencialmente idóneas en función de sus características ambientales: los modelos de distribución de especies. (Foody, 2008)

Se definen como una herramienta empírica, robusta, repetible y fácil de utilizar, que puede ayudar a identificar zonas potenciales a conservar, restaurar o a la hora de la introducción de nuevas especies (Phillips y Dudík, 2008).

Son, al final, representaciones cartográficas de la idoneidad de un espacio para la presencia de una especie en función de las variables empleadas para dicha representación. La idoneidad no es más que la relación matemática o estadística entre la distribución real conocida y un conjunto de variables independientes que se usan como indicadores. Estas variables suelen ser climáticas, topográficas o geológicas e, individualmente o en combinación, deben definir los factores ambientales que delimiten las condiciones favorables para la presencia de la especie. La variable dependiente es dicotómica (presencia/ausencia) y las independientes pueden ser cuantitativas (por ejemplo, la temperatura) o nominales (como el tipo de suelo). El método empleado debe generar un valor numérico para cada punto del terreno, que refleja, directa o indirectamente, la idoneidad de presencia de la especie en función de los valores locales de las variables independientes (Guisan y Zimmermann, 2000).

La ejecución de un modelo de distribución de especies se realiza en una serie de pasos. Primero, los datos conocidos sobre la distribución de la especie se asocian, matemática o estadísticamente, con las distintas variables independientes que describen las condiciones ambientales. En el caso de existir, la relación se extrapola al resto del área de estudio y se obtiene un valor en cada lugar que suele interpretarse como la probabilidad de presencia de la especie en ese punto (Felicísimo et al., 2005).

La información referente a la presencia de especies puede encontrarse, vía Internet, en herbarios o webs sobre información acerca de la biodiversidad (Guralnick et al., 2007). Pero estos datos suelen presentar algún inconveniente: se pueden encontrar datos sólo de presencia y no de ausencia; pueden estar mal georreferenciados o mal clasificados taxonómicamente (Edwards et al., 2006); o pueden haberse obtenido mediante diferentes métodos de muestreo y

por diferentes muestreadores (Hopkins, 2007). No obstante, según Osborne y Leitao (2009), a pesar de esto los modelos resultantes son fiables y lo realmente limitante es el número de presencias con el que se generen los modelos.

Los factores ambientales tienen un efecto sobre la distribución de especies, ya sea directa o indirectamente. (Guisan y Zimmermann, 2000). Estas relaciones entre organismos y medio abiótico son una de las causas de los patrones espaciales de distribución, lo que hace que la distribución de los organismos sea descrita razonablemente bien a escalas espaciales amplias, de kilómetros. Por lo tanto, la extensión espacial y la escala de trabajo condicionan la selección de variables independientes a incluir en la modelización. Es por ello que se deben incluir variables que cumplen simultáneamente tres condiciones: que tengan una relación potencial con la distribución de la especie, como factor limitante o como indicador a través de relaciones indirectas (Hirzel y Lay, 2008); que muestren una variabilidad significativa en la zona de estudio; y, por último, que sean independientes o, al menos, no estén excesivamente correlacionadas entre sí (Muñoz y Felicísimo, 2004).

A la hora de evaluar un modelo de distribución de especies, su fiabilidad se fundamenta en la evaluación del error. Hay dos tipos, error de comisión, consistente en clasificar una ausencia como presencia; y de omisión, que clasifica una presencia como ausencia (Manel et al., 1999).

Según Guisan y Thuiller (2005), es recomendable que se evalúe el modelo en cuanto a su coherencia espacial y los datos conocidos sobre las necesidades ambientales de la especie, no sólo estadísticamente. No obstante, la evaluación del resultado final de un modelo de distribución de especies se realiza mediante estadísticos que miden el desempeño y la consistencia del modelo en cuanto a su capacidad de discriminar entre los datos de entrada (presencias, ausencias y pseudoausencias) y datos independientes de contraste.

Según Johnson y Omland (2004), el estadístico más empleado para evaluar la calidad de los modelos es el AUC o área bajo la curva ROC. La curva ROC es la representación gráfica de la capacidad discriminativa de un modelo para todos sus posibles puntos de corte, y necesita que los datos que se evalúan sean de presencia/ausencia. El eje de ordenadas representa el error de omisión, ya que corresponde a la sensibilidad o casos positivos bien clasificados, y el de abscisas al error de comisión, ya que representa el complementario de la especificidad (1-especificidad), o falsos positivos. El estadístico derivado es el área bajo la curva ROC o AUC

en su acrónimo inglés, que es equivalente al estadístico U de Mann-Whittney ya que, en realidad, corresponde a la probabilidad de que, tomado al azar un par de casos, uno presencia y otro ausencia (o pseudoausencia), el modelo adjudique a la presencia un valor mayor de idoneidad o probabilidad, y esto para todos los posibles pares en la muestra. El valor de AUC está comprendido entre 0 y 1; un valor de 1 indica que todos los casos se han clasificado correctamente y uno de 0,5 que el modelo no es diferente de clasificar los casos al azar; valores menores a 0,5 indican que el modelo es realmente malo, ya que clasifica erróneamente más casos que el azar.

Actualmente, existen varios tipos de modelos que utilizan diferentes métodos y datos para desarrollar las predicciones (Elith et al., 2006). Entre ellos, se encuentra el software MaxEnt (<http://www.cs.princeton.edu/~schapire/maxent>), un programa multiuso basado en máxima entropía que permite hacer predicciones utilizando información incompleta, en su caso, datos de presencia de la distribución de una especie (Philips et al., 2006).

MaxEnt posee ciertas ventajas sobre los demás modelos: sólo requiere datos de presencia, contra otros modelos que requieren presencias y ausencias; su fiabilidad respecto a los demás métodos similares, especialmente con un número pequeño de muestras (Hernández et al., 2008); y, por último, que se encuentra disponible de forma gratuita.

Pearson (2007) ha descrito las principales aplicaciones de MaxEnt, dentro de las cuales destaca la priorización de zonas para iniciativas de conservación biológica y restauración ecológica, modelaciones de efectos del cambio climático sobre los ecosistemas y la evaluación de patrones de propagación de especies invasoras.

En el presente estudio, tal como hizo Ziska et al. (2009), se combinará el uso de esta aplicación con herramientas SIG para la generación de mapas de distribución potencial con el fin de evaluar zonas potenciales para la introducción de una nueva especie. Por ello, debido a la importancia que está cobrando actualmente, se va a realizar el modelo con la especie *Chenopodium quinoa* Willd. La quinoa pertenece a la familia Chenopodiaceae, es una planta anual de aspecto parecido a *Chenopodium album* L., vulgarmente conocido como cenizo. Es un cultivo tradicional de la región andina (Jacobsen, 2011) durante más de 7.000 años (Pearsall, 1992). La agricultura en la región andina de alta montaña está sujeta a ciertos riesgos y a condiciones climáticas adversas como son la sequía, las heladas, el viento o la salinidad del suelo (Jacobsen, 2003). No obstante, la quinoa es un cultivo que ha demostrado tener un rango

Introducción

amplio de requerimientos de agua y temperatura, adaptado a muy diferentes condiciones climáticas (Tapia, 1997). Esto es posible gracias a su alta variabilidad genética, con múltiples variedades que crecen desde el nivel del mar hasta los 4.000 metros de altitud, desde latitudes de 40 ° S hasta los 2 ° N y desde el clima frío de alta montaña hasta condiciones subtropicales (Jacobsen, 2003). Así, se trata de un cultivo adaptado a condiciones adversas cuya principal característica es la rusticidad, que le confiere alta tolerancia a las heladas (Jacobsen et al., 2005), a la salinidad del suelo (Hariadi et al., 2011) y a la sequía (Razzaghi et al., 2011).

Por otro lado, nutritivamente, la quinoa posee características excepcionales. El contenido proteico de la semilla de quinoa es alto (12-20 %) comparado con el del maíz (10 %), el arroz (8 %) o el trigo (13 %) (Dini et al., 2005). Además, la proteína de la semilla de quinoa es rica en aminoácidos esenciales, particularmente metionina y lisina, que son los aminoácidos limitantes en la mayoría de los granos de cereal (Comai et al., 2007). El grano de quinoa también está libre de gluten, por lo que puede tener un importante papel en dietas para celíacos (Doweidar y Kamel, 2011). Así, la quinoa se puede considerar un cultivo agroindustrial multipropósito. La semilla puede ser utilizada para alimentación humana directamente o se puede fabricar harina para crear otros productos derivados y en materias primas para animales debido a su alto valor nutritivo (Galwey, 1993).

El futuro de la comercialización de la quinoa pasa porque deben identificarse y explotarse las propiedades ventajosas específicas de la quinoa para usos industriales, y deben desarrollarse tecnologías de proceso que permitan la explotación de dichas propiedades. Para tener éxito, estos productos deben competir con otras materias primas que a menudo son baratas, de fácil acceso y de calidad aceptable. Los posibles productos industriales sugeridos a partir de la quinoa son mejoradores, ya que incorporados en los productos de harina de cereal añaden proteína complementaria para mejorar el equilibrio de aminoácidos de los alimentos humanos y animales. Además, las saponinas pueden ser interesantes como posibles insecticidas, antibióticos y fungicidas y, en la industria farmacéutica, podría ayudar a la absorción de fármacos específicos y para reducir el nivel de colesterol (Jacobsen, 2003).

Por todo ello, la demanda de quinoa está creciendo en Estados Unidos, Europa y Asia, lo que hace que la producción de los países de Sudamérica sea insuficiente. En los últimos años, se ha mejorado la productividad del cultivo en la región andina, pero se buscan sitios con potencial igual o mayor fuera de los Andes. Entre estos, se postulan como adecuados Estados Unidos, ciertas partes de África y Asia y el sur de Europa (Jacobsen, 2003).

Introducción

Precisamente en el sur de Europa se encuentra la zona de interés para este estudio, Extremadura, donde se da un clima típicamente mediterráneo. La región mediterránea se caracteriza por tener un clima extremo, con veranos cálidos y secos e inviernos fríos y húmedos (Ceccarelli et al., 2007). Por todo esto, resulta de gran interés la introducción de especies capaces de producir bajo condiciones de estrés y que se adapten a condiciones desfavorables de suelo y clima (García et al., 2003).

3. OBJETIVOS

3. OBJETIVOS

El objetivo de este estudio es generar un modelo cartográfico a partir de un modelo de distribución de la especie *Chenopodium quinoa* Willd., para determinar qué zonas de Extremadura son potencialmente idóneas para el desarrollo y la productividad de este cultivo. Como Extremadura es una región con gran superficie agrícola resulta de gran interés la introducción de nuevos cultivos con el fin de diversificar la producción de la zona y aprovechar la oportunidad de comercializar nuevos productos que están teniendo mucho interés actualmente a lo largo de todo el mundo y de los cuáles la demanda supera la producción actual. La superficie resultante en este estudio como potencialmente adecuada para el cultivo puede resultar de interés a industrias o agricultores particulares interesados en dedicarse a la producción de quinoa, y no saben si se desarrolla bien en la zona, dando con esto un gran primer paso para conocer la viabilidad climática del cultivo en su área de interés.

4. MATERIAL Y MÉTODOS

4. MATERIAL Y MÉTODOS

En la fase inicial del presente estudio, se requiere obtener la mayor cantidad de información posible con el fin de establecer un modelo predictivo fiable. Para este tipo de trabajos, los datos necesarios son coordenadas de presencia de la especie y variables climáticas y edafológicas en formato ráster.

4.1. Área de estudio

Extremadura es una Comunidad Autónoma de España, situada al oeste de la Península Ibérica, con una extensión de 41.667 km². Presenta un clima mediterráneo, con inviernos lluviosos y fríos y veranos secos y calurosos. La temperatura media anual suele oscilar entre los 11'5 °C en Piornal, comarca del Valle del Jerte (a 1.179 metros sobre el nivel del mar) y los 18'5 °C de la presa de Montijo, comarca de las Vegas Bajas del Guadiana (a 205 metros de altitud). En la mayor parte de la región, las precipitaciones oscilan entre los 400 y los 800 mm/año. Las más altas se registran en las cadenas montañosas de la provincia de Cáceres, donde la precipitación supera los 1.500 mm anuales mientras que las más bajas se producen en las Vegas del Guadiana y Tierra de Barros.

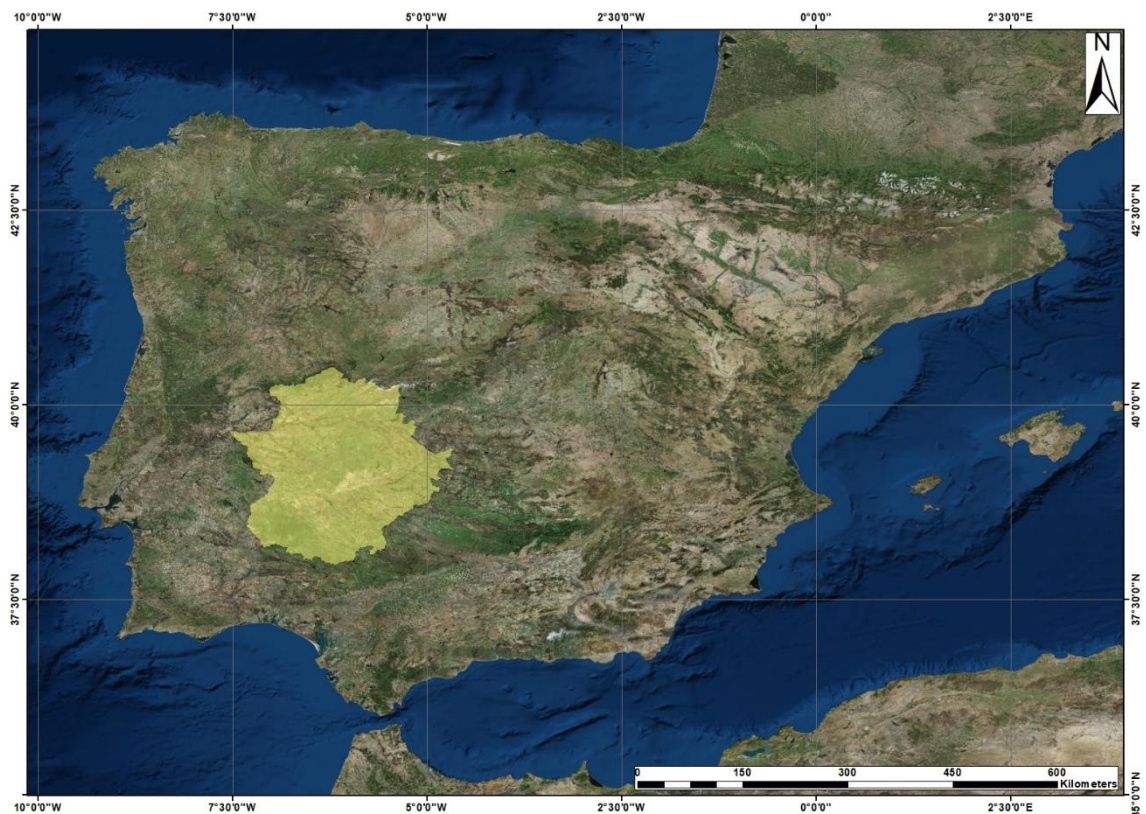


FIGURA 4.1. Localización de la zona de estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.2. Datos de distribución de la especie

Las bases de datos de presencias comprenden gran cantidad de especies de todo el mundo. Vienen dados a escala mundial, en coordenadas geográficas y expresadas en el Sistema de Referencia de Coordenadas, en adelante SRC, WGS84.

En este caso, se ha utilizado la base de datos GBIF (Global Biodiversity Information Facility) (GBIF.org (19 March 2018) GBIF Occurrence Download <https://doi.org/10.15468/dl.b0bkit>).

Además, debido a que una cantidad de puntos de presencia es crucial para obtener unos resultados convincentes y sobre todo influye que los puntos de presencia estén distribuidos por todo el territorio en cuestión, se ha georreferenciado manualmente una imagen de la distribución mundial del cultivo *Chenopodium quinoa* Willd. (Figura 4.2) y se ha creado un archivo shapefile de tipo punto por la zona indicada, obteniendo mediante cálculo de geometría, sus coordenadas geográficas, resultando de este modo una mayor cantidad de presencias objeto de estudio (Figura 4.3).



FIGURA 4.2. Distribución del cultivo *Chenopodium quinoa* Willd. Fuente: Vida Rural.

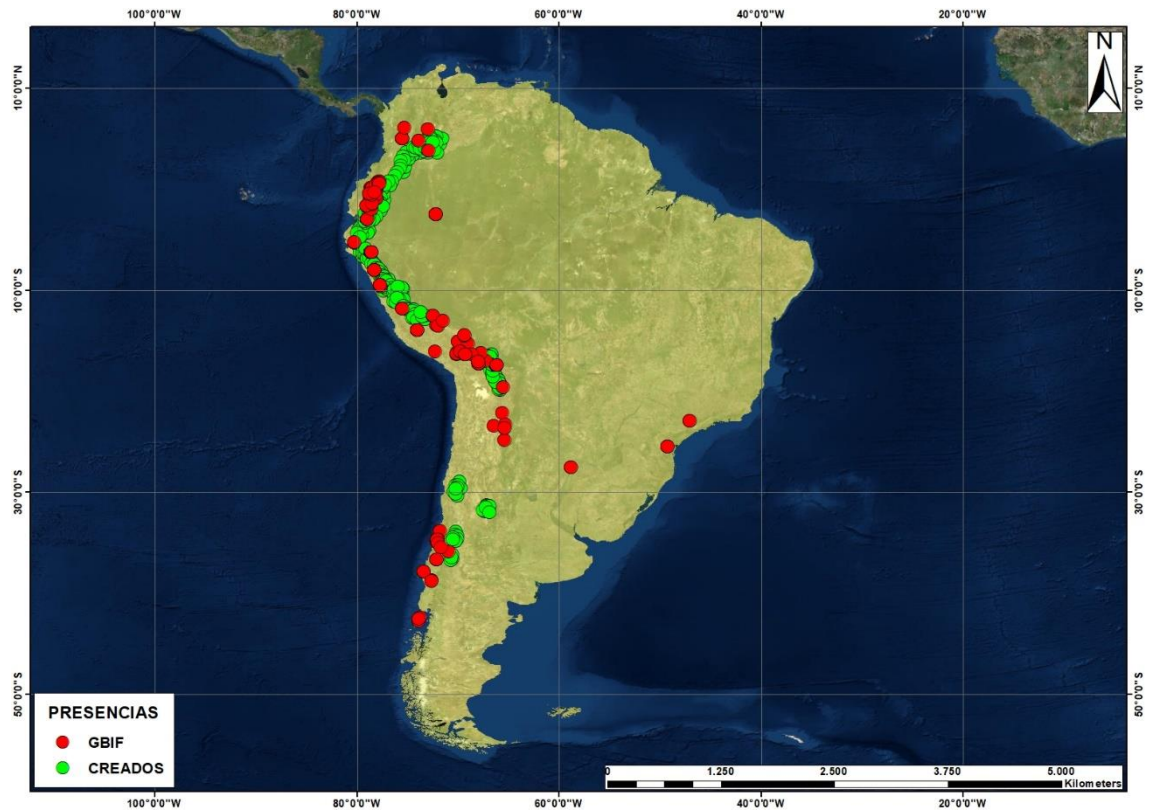


FIGURA 4.3. Datos de presencia utilizados para el estudio. Fuente: Elaboración propia.

4.3. Variables climáticas

Las variables climáticas empleadas en el estudio (Tabla 4.1) se obtuvieron de WorldClim.org (<http://worldclim.org/bioclim>), una base de datos climáticos en formato ráster para su uso cartográfico y creación de modelos espaciales. Vienen dados en el SRC WGS84. Se ha empleado la versión de datos más actualizada (versión 2) y con la mayor resolución posible (30 segundos, aproximadamente 1 km²).

TABLA 4.1. Variables climáticas. Fuente: Worldclim.org

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
BIO1	Temperatura media anual
BIO2	Rango medio diario (Tmax-Tmin)
BIO3	Isotermalidad (BIO2/BIO7)*100

BIO4	Estacionalidad de la temperatura (Desviación estándar*100)
BIO5	Temperatura máxima del mes más cálido
BIO6	Temperatura mínima del mes más frío
BIO7	Rango de temperatura anual (BIO5- BIO6)
BIO8	Temperatura media del trimestre más húmedo
BIO9	Temperatura media del trimestre más seco
BIO10	Temperatura media del trimestre más cálido
BIO11	Temperatura media del trimestre más frío
BIO12	Precipitación anual
BIO13	Precipitación del mes más húmedo
BIO14	Precipitación del mes más seco
BIO15	Estacionalidad de la precipitación
BIO16	Precipitación del trimestre más húmedo
BIO17	Precipitación del trimestre más seco
BIO18	Precipitación del trimestre más cálido
BIO19	Precipitación del trimestre más frío

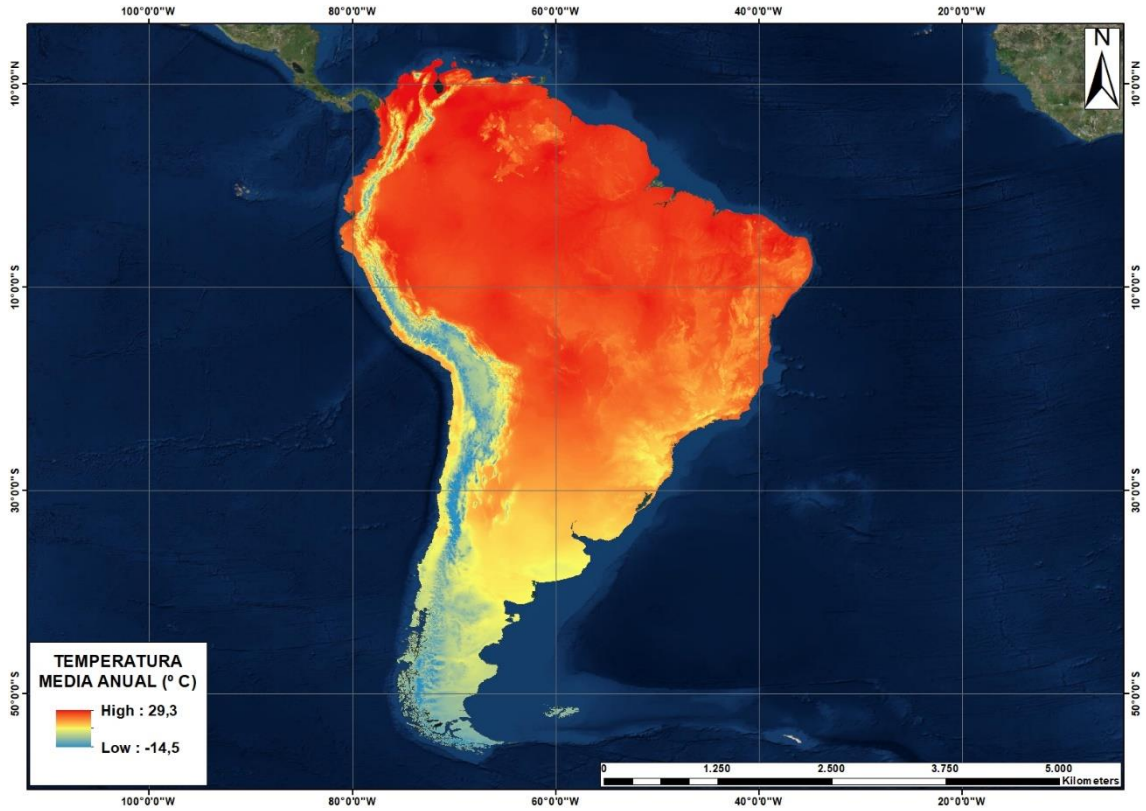
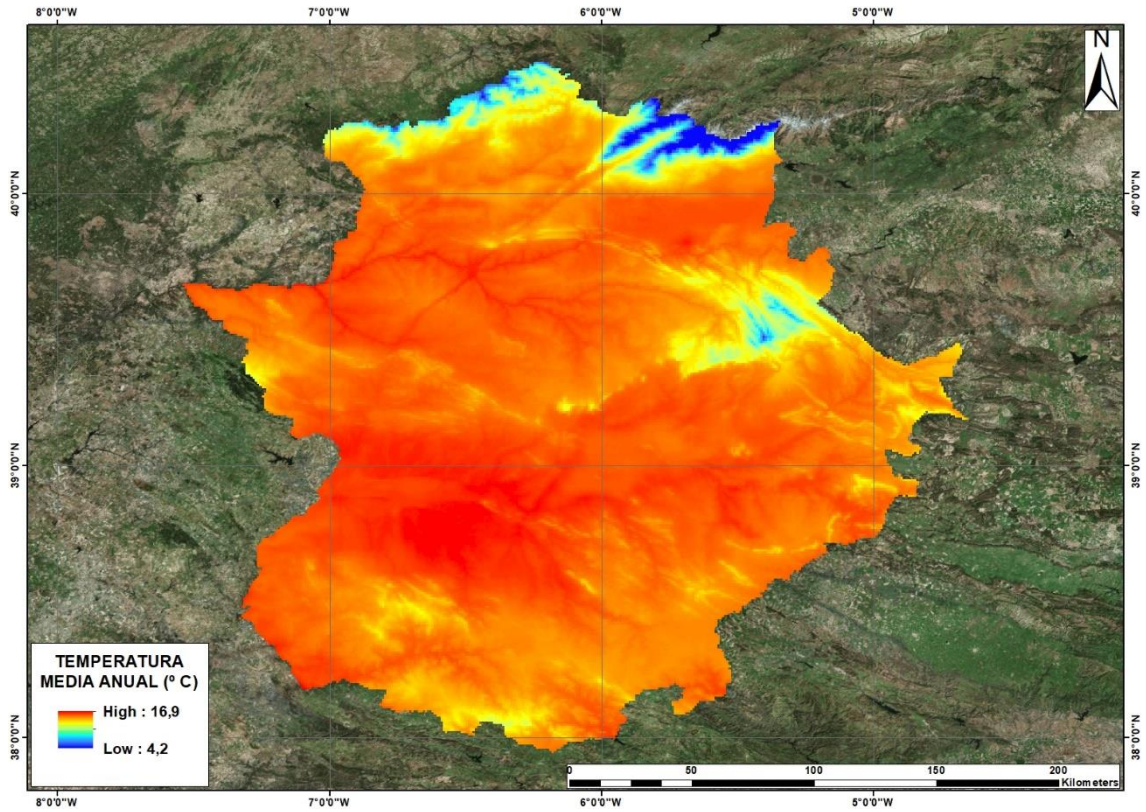


FIGURA 4.4. Ejemplo de ráster climático de worldclim.org (BIO1) de Extremadura y Sudamérica, respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

4.4. Variables edafológicas

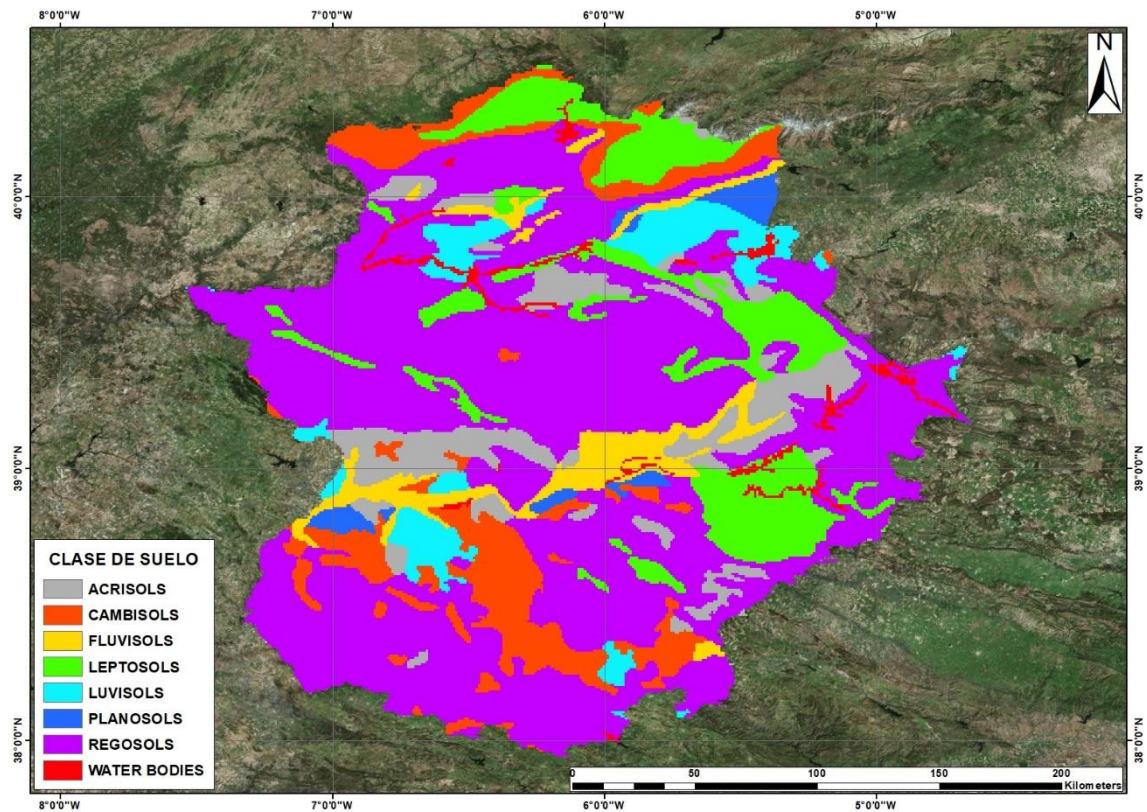
Los datos de suelo se han obtenido de The Harmonized World Soil Database (HWSD) (<http://www.fao.org/soils-portal/soil-survey/soil-maps-and-databases/harmonized-world-soil-database-v12/en/>). Consiste en una base de celdas de 30 segundos de arco incluyendo más de 15.000 unidades cartográficas de suelo con actualizaciones regionales y nacionales de información de suelos del mundo (SOTER, ESD, WISE) más la información contenida a escala 1:5.000.000 del Mapa Mundial de Suelos de la FAO-UNESCO (FAO, 1971-1981). La base de datos compilada de ráster consiste en 21.600 filas y 43.200 columnas, que se relacionan con datos de propiedades del suelo. El uso de esa estructura permite la asociación de los datos de atributo con el mapa ráster para su ilustración o para consultar la estructura en términos de unidades de suelo y la caracterización de propiedades del suelo seleccionadas (carbono orgánico del suelo, pH, capacidad de almacenamiento de agua, profundidad del suelo, capacidad de intercambio catiónico del suelo y la fracción de arcilla, bases intercambiables totales, contenido de limo y yeso, porcentaje de sodio intercambiable, salinidad, clases texturales y granulometría). (Fischer, 2008).

TABLA 4.2. Clases de suelo de HWSD.

CODE	VALUE	SYMBOL	CODE	VALUE	SYMBOL
1	Acrisols	AC	19	Nitisols	NT
2	Alisols	AL	20	Podzoluvisols	PD
3	Andosols	AN	21	Phaeozems	PH
4	Arenosols	AR	22	Planosols	PL
5	Anthrosols	AT	23	Plinthosols	PT
6	Chernozems	CH	24	Podzols	PZ
7	Calcisols	CL	25	Regosols	RG

Material y Métodos

8	Cambisols	CM	26	Solonchaks	SC
9	Fluvisols	FL	27	Solonetz	SN
10	Ferralsols	FR	28	Vertisols	VR
11	Gleysols	GL	29	Rock Outcrop	RK
12	Greyzems	GR	30	Sand Dunes	DS
13	Gypsisols	GY	31	Water Bodies	WR
14	Histosols	HS	32	Urban, mining, etc.	UR
15	Kastanozems	KS	33	Salt Flats	ST
16	Leptosols	LP	34	No data	NI
17	Luisols	LV	35	Glaciers	GG
18	Lixisols	LX	36	Island	IS



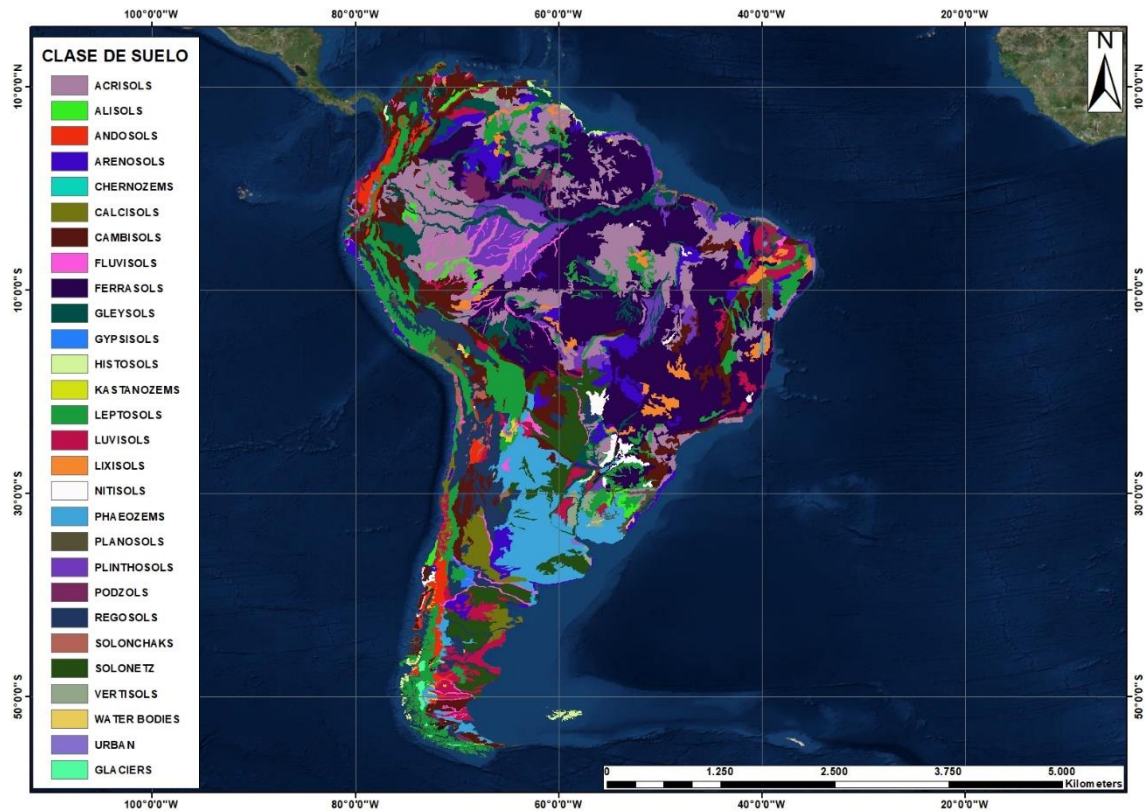


FIGURA 4.5. Clases de suelo de Extremadura y Sudamérica según la base de datos HWSD.

4.5. Modelo digital de elevaciones

El MDE empleado en el estudio es GTOPO30 (1996) es un modelo de elevación digital global (DEM) con un espaciado de cuadrícula horizontal de 30 segundos de arco (aproximadamente 1 kilómetro). GTOPO30 se obtuvo a partir de varias fuentes de información topográfica. Se encuentra a disposición en http://www.webgis.com/terr_world.html.

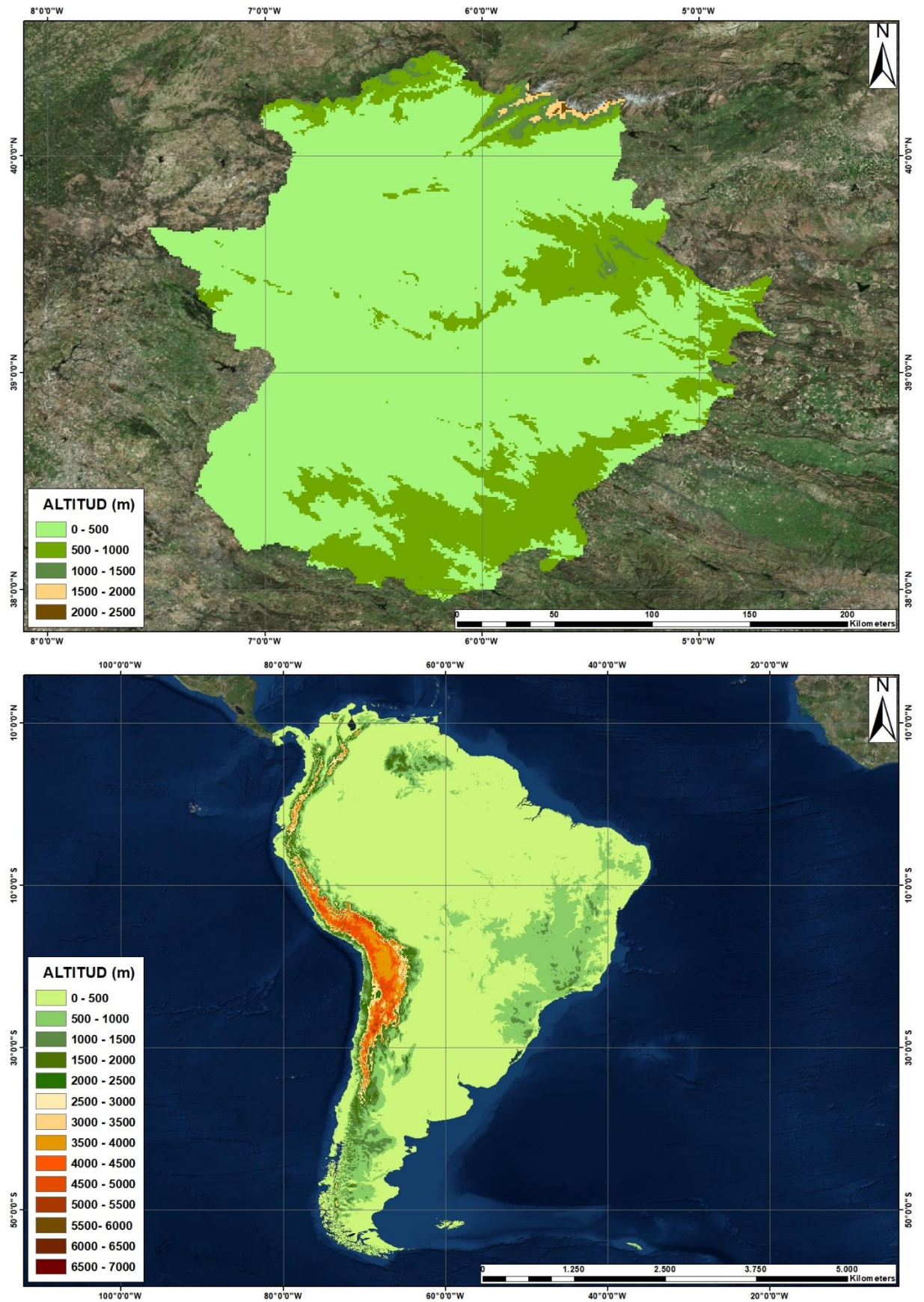


FIGURA 4.6. Altitud de Extremadura y Sudamérica. Fuente: Elaboración propia.

4.6. Preparación de datos de entrada.

Una vez se tienen descargados los datos necesarios para el estudio, se deben examinar con el fin de que la ejecución sea lo más eficiente posible.

En primer lugar, se depura la base de datos de presencias. El archivo contiene 224 campos, de los cuales muchos pueden encontrarse vacíos y otros sólo contienen información para algunos registros. Así, se filtran las presencias de interés, eliminando las que están incompletas o no contienen la información necesaria.

El archivo de presencias debe tener 3 campos fijos que se corresponden con la especie, longitud y latitud, y se debe guardar en formato .csv (delimitado por comas). Las primeras líneas son como sigue:

```
scientific,longitud,latitud
```

```
Chenopodium quinoa,-78.596016,-6.193016
```

```
Chenopodium quinoa,-78.6,-0.916667
```

```
Chenopodium quinoa,-78.1,0.15
```

```
Chenopodium quinoa,-78.666667,-1.416667
```

La coordenada X (longitud, en nuestro caso) debe ir antes que la coordenada Y (latitud).

En el caso de los archivos de las variables climáticas, se descargan de worldclim.org en formato .BIL, un formato genérico compatible con la mayoría de software de sistemas de información geográfica, el cual se incluye dentro del grupo de datos ráster, que consisten en una matriz de celdas o píxeles organizados en filas y columnas donde cada celda contiene un valor que representa información (Fick y Hijmans, 2017).

Los datos ráster que contienen la información ambiental tienen una escala mundial, por lo que es necesario adecuarlos a las áreas de interés, en este caso, Sudamérica, Península Ibérica, y Extremadura. Para ello, se descarga en formato shapefile la delimitación de cada zona y se utiliza como máscara para recortar el ráster con la información de cada variable climática, empleando la herramienta “Clip ráster by mask layer”.

Para poder utilizar los datos de suelo, además de recortar las zonas, se debe hacer una reclasificación empleando la tabla de la base de datos Access HWSD llamada HWSD_SMU que relaciona el valor del píxel (MU_GLOBAL) con el símbolo del suelo SU_SYMBOL y SU_CODE. Para ello, hay que construir una tabla con los valores de los píxeles y luego ver su equivalencia, empleando la herramienta de análisis espacial “Extraction/Samples”.

Lo mismo ocurre con el archivo del MDE, se deben recortar las zonas y reclasificar en intervalos de altitud idénticos en todas las zonas, en este caso, de 500 en 500 metros sobre el nivel del mar.

Por último, se deben convertir todos los ráster a formato ASCII (.asc), empleando la herramienta de conversión “Ráster to ASCII” y comprobar que todos tienen los mismos límites geográficos y el mismo tamaño de celda.

4.7. Ejecución del modelo en MaxEnt.

Los datos de presencia disponibles no cubren todo el rango de distribución natural de las especies por lo que es necesario un programa de modelación que permita aproximar el rango total de distribución para identificar las áreas probables de presencia de las especies. Maxent es un software de modelación de nicho ecológico que identifica sitios con ambientes similares a aquellos donde ya se ha encontrado la presencia de una especie, como áreas de posible incidencia (Scheldeman y Van Zonneveld, 2010).

Los datos requeridos para llevar a cabo el modelo son los valores de nicho de cada especie y ráster climáticos, que cubran la totalidad de la superficie potencial de presencia, luego para cada celda se calculan las similitudes de los valores ambientales en un píxel específico, el modelo calcula la idoneidad de presencia en cada celda del ráster.

La entropía es una medida de posibilidades en la selección de un evento, más entropía equivale a más posibilidades, más dispersas en el espacio y relacionadas con una distribución uniforme. Cuando se usa Maxent, un espacio “x” representa un conjunto de celdas con valores ambientales discreto que cubren el área de estudio, (x1, x2, ...xm). La función de distribución de la idoneidad en el área de estudio “P(x)” se implementa con un eficiente algoritmo (Phillips et al., 2004) basado en la aproximación de máxima entropía, idéntico a la distribución de Gibbs (Ec 4.1):

$$P(x) = \exp (c1*f1(x)+ c2*f2(x)+ ...) / Z \quad (\text{Ec 4.1})$$

Donde “ $P(x)$ ” es la función de idoneidad, “ $c_1, c_2\dots$ ” son constantes, “ f_1, f_2, \dots ” son funciones para cada variable ambiental y “ Z ” es una constante que asegura que la idoneidad llegue como máximo hasta 1 en todo el área de estudio (Moreno et al., 2011).

Una vez preparados todos los datos de entrada de MaxEnt sólo quedaría ejecutarlo para obtener el modelo de distribución de especies.

En primer lugar, como “Samples” se selecciona el archivo de muestras en formato .csv; como “Environmental layers” se marca el directorio con los ráster de la zona de origen de la especie, en este caso Sudamérica; y como “Projection layers” se selecciona la carpeta con los datos de Extremadura, ambos en formato .asc.

Para evaluar la contribución de las variables ambientales a la predicción de los modelos, se puede ejecutar también una prueba de jackknife seleccionando “Do jackknife to measure variable important” en la casilla de verificación. Entonces, se crean tres tipos de modelo. El primero se construye con todas las variables excluyendo una, para determinar cómo la variable excluida afecta al modelo; el siguiente se crea usando cada variable ambiental de manera independiente, para observar cómo es el aporte individual al modelo general; por último, se crea un modelo usando todas las variables. Y si seleccionamos “Make picture of prediction” se crea un archivo .png para cada grid de salida (Phillips y Dudík, 2008).

En cuanto al “Output format” se selecciona “Logistic”, debido a que proporciona un estimado entre 0 y 1 de probabilidad de presencia, con lo cual se percibe mejor la dependencia de los detalles del diseño de muestreo, como el tamaño de la zona de estudio. La salida logística estima la probabilidad de presencia asumiendo que el diseño de muestreo es tal que las localidades de presencia de las muestras tienen una probabilidad alrededor de 0.5.

En “Settings”, en el apartado “random test percentage” se pone 25. Esto le indica al programa que debe escoger de manera aleatoria y apartar el 25 % de los registros de muestras para usarlos en una prueba que permite al programa efectuar algunos análisis estadísticos simples. Y en el apartado “Max number of background points” se elige una muestra de 10.000 puntos de control, dispersos de forma aleatoria por todo el área de estudio. Los puntos de control, background points o pseudoausencias no intentan predecir la distribución en puntos de ausencia, sino que pretenden caracterizar el área de estudio, pese a que los datos de presencia establecen las condiciones bajo las que las especies son más idóneas (Phillips et al., 2005). Si el número de píxeles es muy grande, el tiempo de procesamiento aumenta con una mejora

significativa en el rendimiento del modelo. Por esa razón, cuando el número de píxeles con datos es mayor de 10.000, se utiliza una muestra aleatoria de 10.000 background para representar la variabilidad de las condiciones ambientales contenida en los datos.

4.8. Determinación de la superficie disponible para el cultivo de la quinoa

Con objeto de determinar la superficie disponible para el cultivo en Extremadura, se deben eliminar zonas que no se consideran productivas, tales como: coberturas de agua, cursos de agua, embalses, casco urbano e infraestructuras. Para ello, se ha descargado la información relativa a la ocupación del suelo de SIOSE (2011) (<http://www.siose.es/>). SIOSE es el Sistema de Información sobre Ocupación del Suelo de España, integrado dentro del Plan Nacional de Observación del Territorio (PNOT) cuyo objetivo es generar una base de datos de Ocupación del Suelo para toda España a escala de referencia 1:25.000, integrando la información disponible de las Comunidades Autónomas y la Administración General del Estado. Para utilizar estos datos en el estudio, se deben seleccionar las zonas mencionadas anteriormente y crear un archivo shapefile con ellas. Empleando la herramienta “Dissolve” se generan polígonos continuos a partir de las parcelas adyacentes y mediante “Project” se reproyecta la capa a coordenadas geográficas. A estos polígonos se les asigna el valor ID = 0 y se une, con la herramienta “Union” al contorno de Extremadura, dejando el resto del territorio con valor 1. Este shapefile se transforma a ráster con “Polygon to raster”.

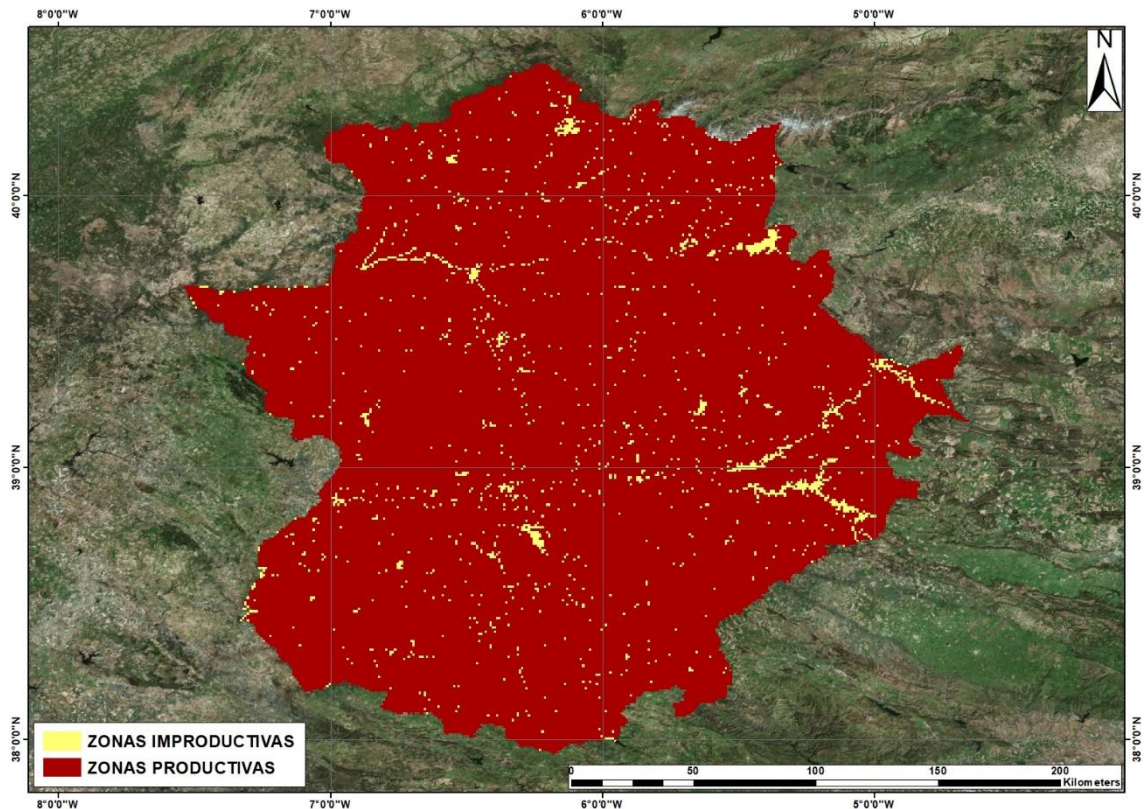


FIGURA 4.7. Zonas improductivas. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de SIOSE.

Por último, mediante álgebra de mapas, este ráster se multiplicará, empleando “Raster calculator”, por el resultante del programa MaxEnt. De este modo, toda zona considerada como improductiva, quedará en el resultado con el valor 0, independientemente del valor de idoneidad para la distribución de la especie calculado con MaxEnt.

El plugin “Ráster Pixel Count by Class Break” permite determinar estadísticas en función a un valor de quiebre que se le asigne. En este caso será la superficie con cada valor de idoneidad, en función del número de píxeles que la ocupen.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El primer resultado que muestra el software MaxEnt es el análisis de omisión/comisión. La gráfica (Figura 5.1) ofrece la tasa de omisión y el área pronosticada en función del umbral acumulado. La tasa de omisión se calcula tanto en los registros de presencia de entrenamiento como, si se usan datos de prueba, en dichos registros. La tasa de omisión debe ser cercana a la omisión prevista, debido a la definición del umbral acumulado.

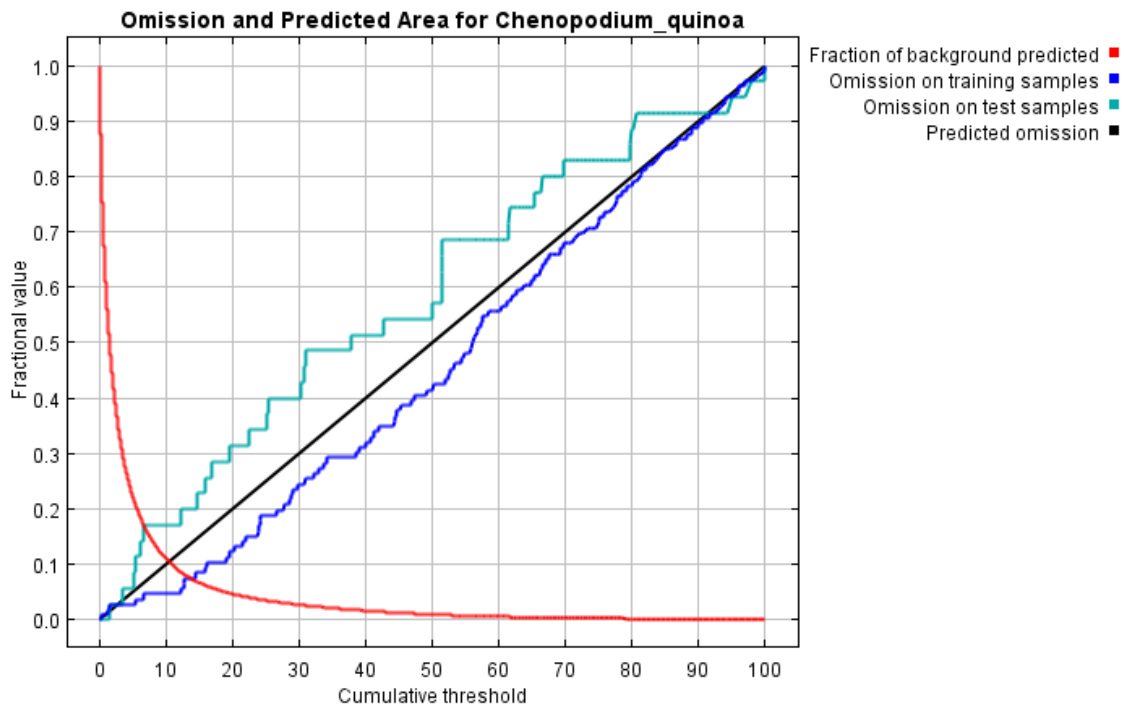


FIGURA 5.1. Análisis de omisión/comisión.

Se observa que la omisión sobre las muestras de prueba se ajusta muy bien a la tasa de omisión predicha, la tasa de omisión para los datos de prueba de la distribución de MaxEnt por sí misma. La tasa de omisión predicha es una línea recta, definida por el formato de salida.

En ciertas ocasiones, la línea de la tasa de omisión se sitúa por debajo de la línea de omisión. Una razón común para ello es que los datos de prueba y entrenamiento no sean independientes, por ejemplo, que deriven de los mismos datos de presencia autocorrelacionados espacialmente. Lo mismo ocurre con las variables ambientales. Si están correlacionadas, MaxEnt genera un segundo modelo de curvas donde el modelo se construye solamente con la variable correspondiente (Philips et al., 2006). Se dice que los datos están afectados por colinearidad, que aplicado a estudios de ecología mide la capacidad de que dos variables o más

sean capaces de explicar una tercera. La falta de colinearidad es muy difícil de obtener en datos biológicos y produce un efecto perjudicial para el modelo (Quinn y Keough, 2002).

Además, de las 19 variables climáticas de las que se disponen, no todas ellas son adecuadas para generar un modelo óptimo, pudiendo algunas resultar de más utilidad para una especie que para otras. Así, observando la tabla de variables climáticas, hay ciertas variables definidas en función de otras, por lo que se ha decidido ejecutar el modelo únicamente con aquellas variables que ofrecen un dato de temperatura o precipitación, eliminando BIO2, BIO3, BIO4, BIO7 y BIO15. Por último, no se va a introducir la variable de altitud, ya que se ha decidido que su influencia en el clima queda definida con el resto de variables.

La siguiente gráfica (Figura 5.2) muestra la curva ROC tanto como para los datos de entrenamiento como para los de prueba. También proporciona el área bajo la curva ROC (AUC).

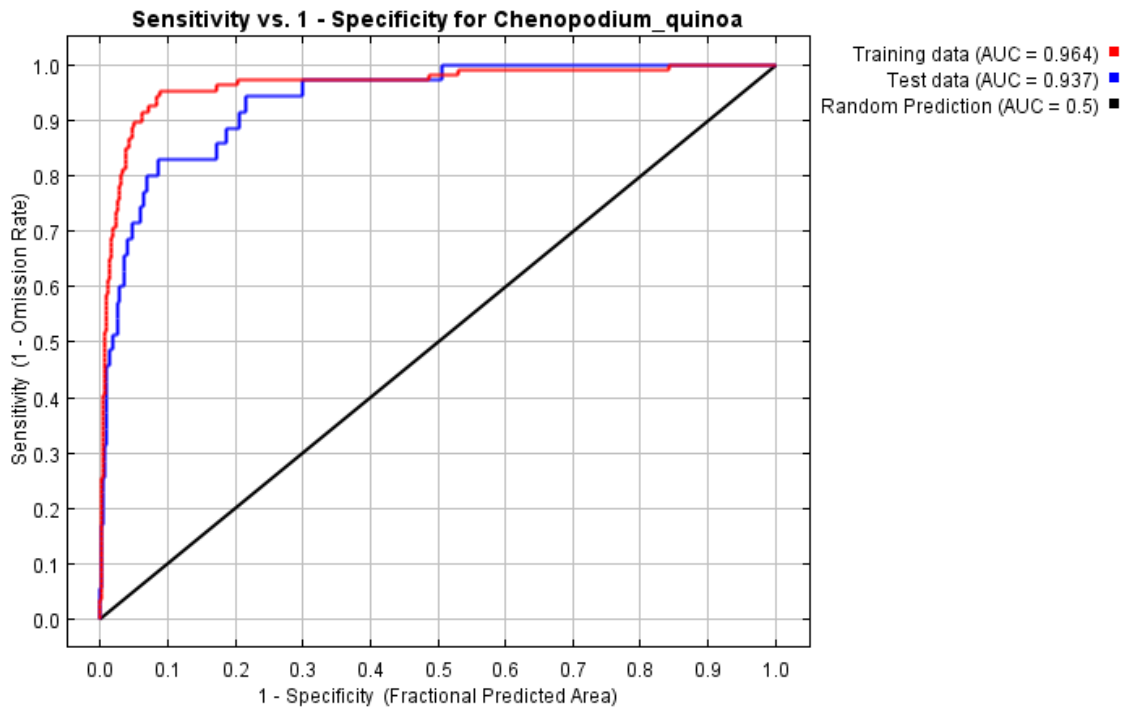


FIGURA 5.2. Curva ROC y AUC correspondiente.

Las líneas azul y roja serán idénticas si se usan los mismos datos para el entrenamiento y para la prueba. Como en este estudio se dividió el 25 % de los datos de muestras para la prueba, es normal que la línea azul se sitúe por debajo mostrando un AUC menor. La línea roja muestra el ajuste del modelo a los datos de entrenamiento y es la auténtica capacidad que tiene

el modelo de predecir. La línea negra muestra lo que se esperaría si el modelo no fuese mejor que el azar. En el caso de que la línea azul se ubicase por debajo de la línea negra indicaría que el modelo se desarrolla peor de lo que lo haría un modelo aleatorio. Mientras más cerca se encuentre la línea azul del tope superior izquierdo, mayor capacidad predictiva tendrá el modelo.

De acuerdo con Araújo y Guisan (2006), una guía general para la clasificación de los modelos en función del AUC es: $0.5 - 0.6 =$ insuficiente; $0.6 - 0.7 =$ pobre; $0.7 - 0.8 =$ promedio; $0.8 - 0.9 =$ bueno; $0.9 - 1 =$ excelente. La eficiencia de predicción del modelo objeto de estudio muestra un valor de AUC de 0.964, lo que lo encuadra dentro del intervalo con una excelente capacidad predictiva.

Un hándicap que se le atribuye a la modelación de distribución de especies con modelos de sólo presencia suelen estar asociados al muestreo de los datos (Philips et al., 2009). Algunos autores recomiendan que para generar un mejor modelo de distribución potencial se necesita contar con la mejor información disponible, sugiriendo un mínimo de 50 localidades de presencia con coordenadas geográficas bien definidas (Peterson et al., 2000). En este estudio, se lograron recopilar 1.256 registros de datos de presencia, bien distribuidos por el área de estudio, lo que ha permitido generar un modelo fiable.

MaxEnt ofrece como resultados una serie de imágenes fáciles de interpretar, que usan los colores para indicar si las condiciones son o no adecuadas para la especie estudiada. Los colores más cálidos muestran áreas con alta probabilidad de condiciones adecuadas para la especie, verde indica las condiciones típicas de aquellos lugares en los que se encuentra y sombras más tenues de azul indican baja probabilidad de condiciones adecuadas.

En primer lugar, muestra la imagen del nicho ecológico de la especie, es decir, las zonas por las que se distribuye en su lugar de origen.

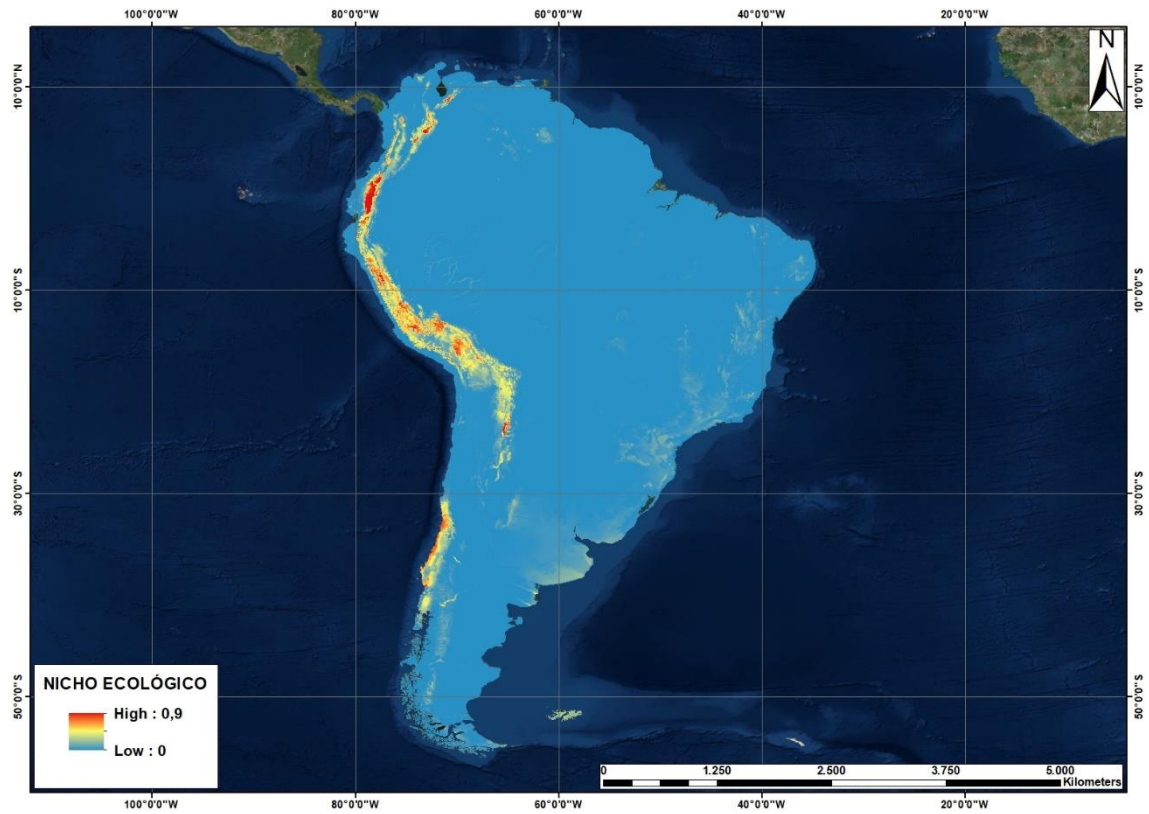


FIGURA 5.3. Nicho ecológico de la especie *Chenopodium quinoa* Willd.

La siguiente imagen muestra la proyección del modelo bajo las condiciones climáticas de la Península Ibérica.

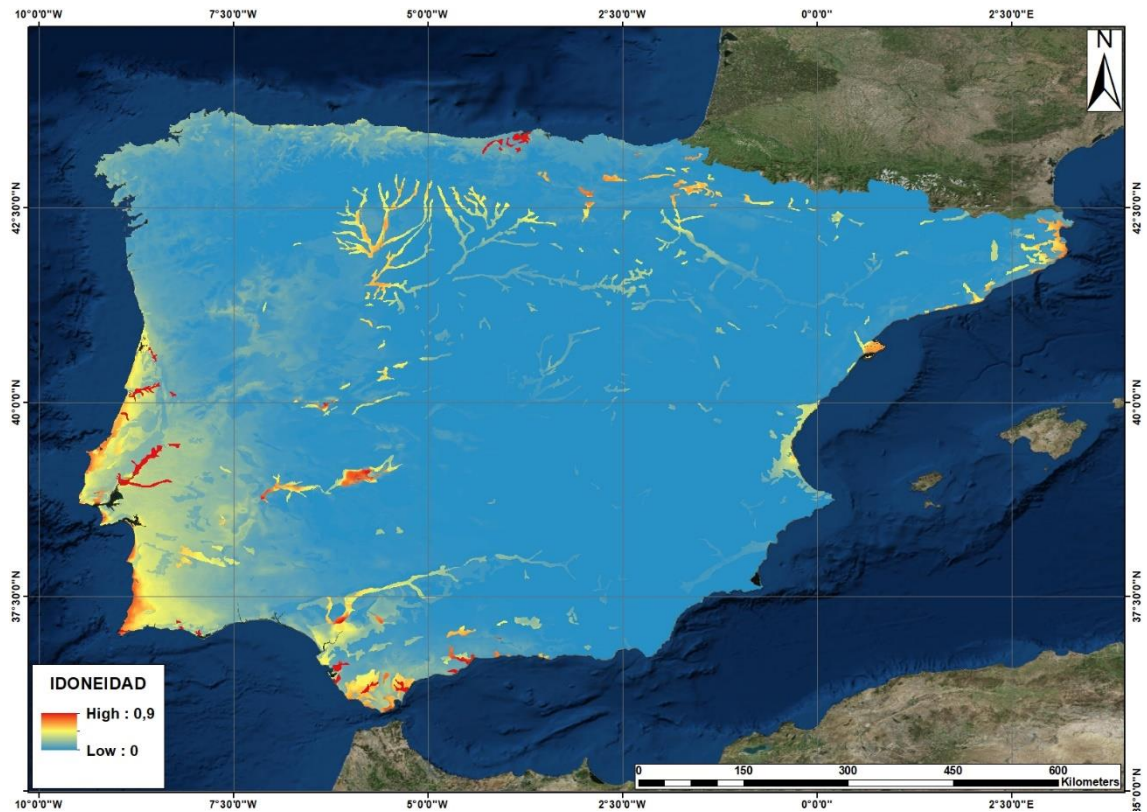


FIGURA 5.4. Proyección del modelo en la Península Ibérica.

Se observa como las zonas de mayor idoneidad se sitúan al oeste de la península, ocupando toda la costa de Portugal. La costa mediterránea también tiene un buen potencial de distribución, destacando las provincias andaluzas de Cádiz y Málaga. En la zona del interior peninsular el potencial de distribución se asocia a las vegas de los ríos, destacando por encima de ellas las Vegas del Guadiana en la Comunidad Autónoma de Extremadura.

En la siguiente imagen, las zonas en rojo indicarían que una o más variables se sitúan fuera del rango presentado en los datos de la ejecución del modelo, por ello, las predicciones en estas áreas deberían tratarse cuidadosamente. No obstante, no se observan dichas zonas problemáticas.

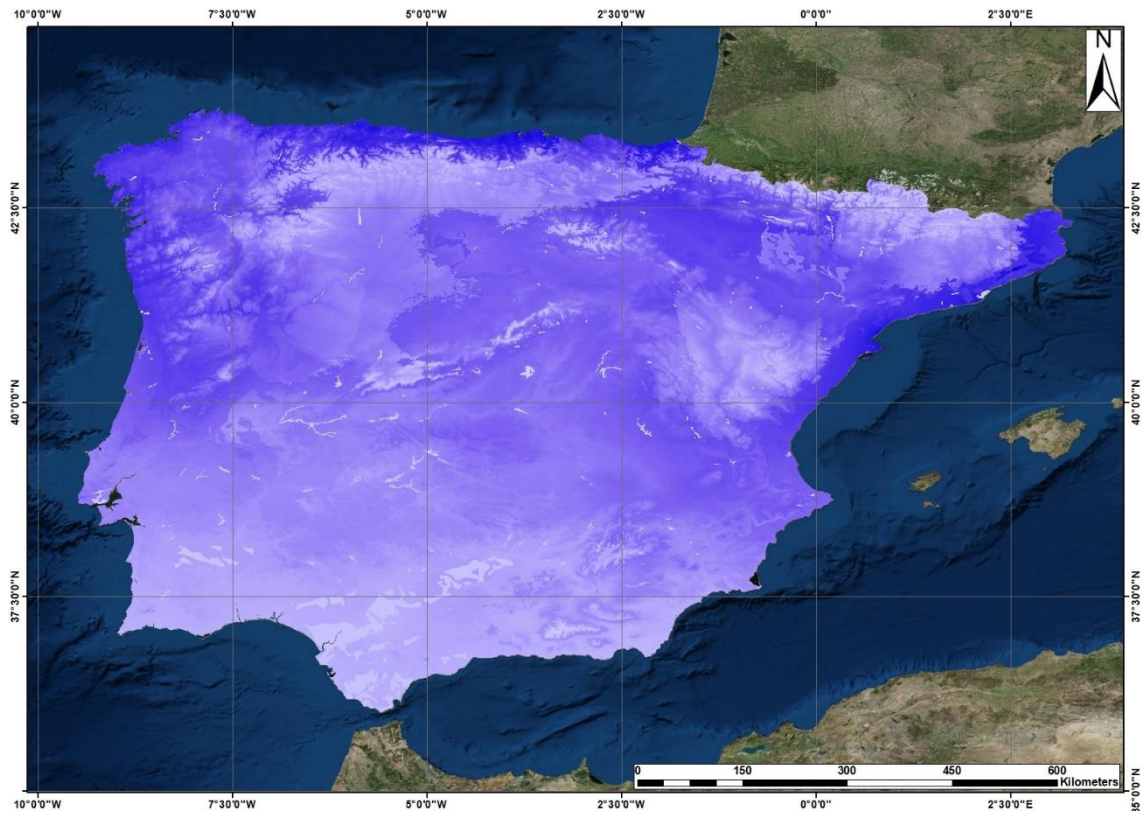


FIGURA 5.5. Variables climáticas fuera del rango empleado en la distribución.

Con objeto de detallar la zona de estudio principal se ha llevado a cabo el mismo proceso, pero proyectando ahora el modelo sólo con las condiciones climáticas y edafológicas del territorio extremeño.

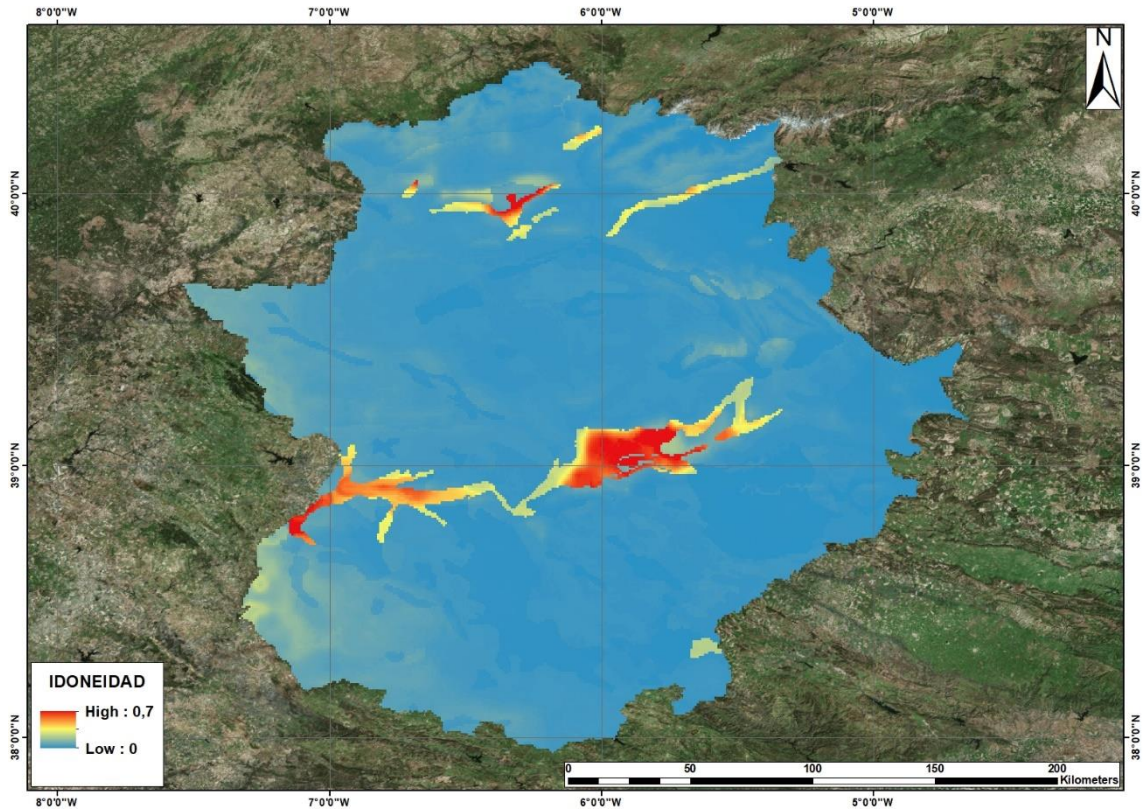


FIGURA 5.6. Proyección del modelo en Extremadura.

Las zonas de mayor potencial para la especie *Chenopodium quinoa* Willd. En Extremadura son, según muestra la imagen, las comarcas de Vegas Altas y Vegas Bajas del Guadiana y alguna zona de la provincia de Cáceres, sobre todo, destacar la comarca del Valle del Alagón.

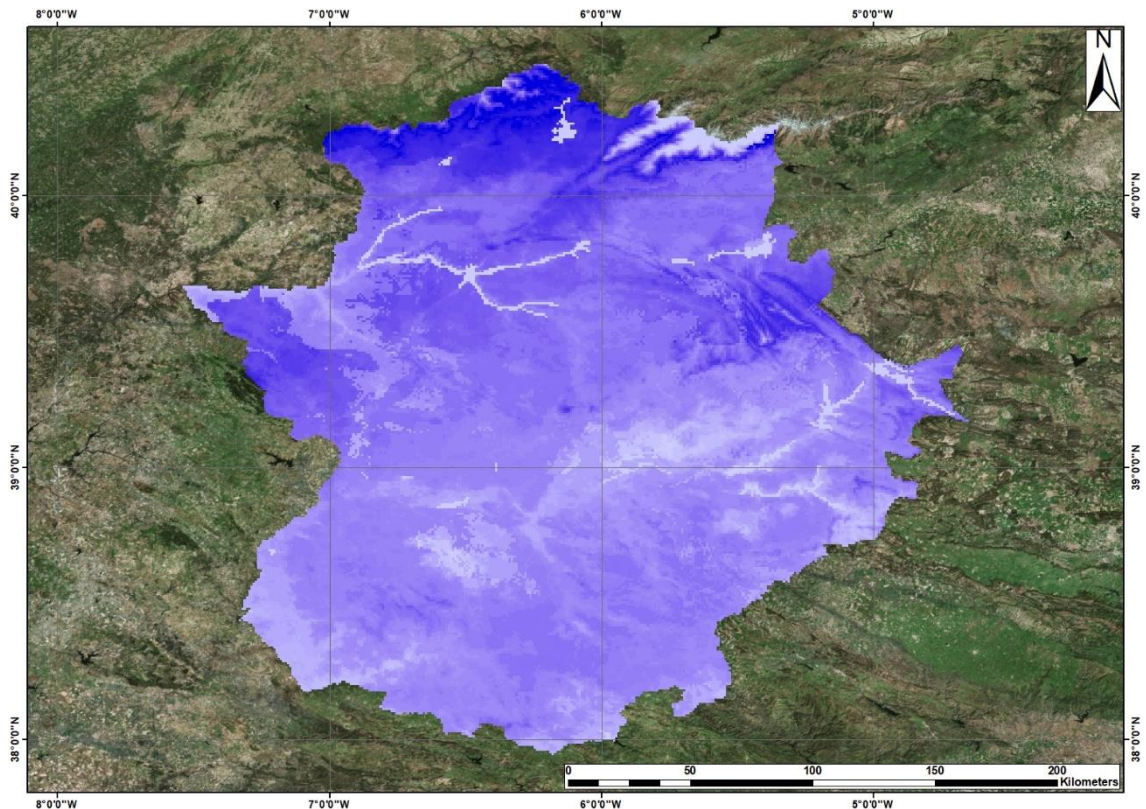


FIGURA 5.7. Variables climáticas fuera del rango empleado en la distribución.

En este caso, tampoco se observa que haya habido alguna variable fuera del rango de estudio.

La siguiente figura (Figura 5.8) muestra la superficie disponible para el cultivo de la especie *Chenopodium quinoa* Willd. que resulta, aproximadamente, de 135.300 ha. Al superponer en este resultado un mapa con las zonas regables de la Comunidad Autónoma de Extremadura se observa cómo se ajusta bastante al patrón ocupando, en buena parte de su superficie, las zonas de Orellana, Zona centro, Zújar, Lobón y Montijo en la provincia de Badajoz y Gabriel y Galán y Rosarito en la provincia de Cáceres (Figura 5.9).

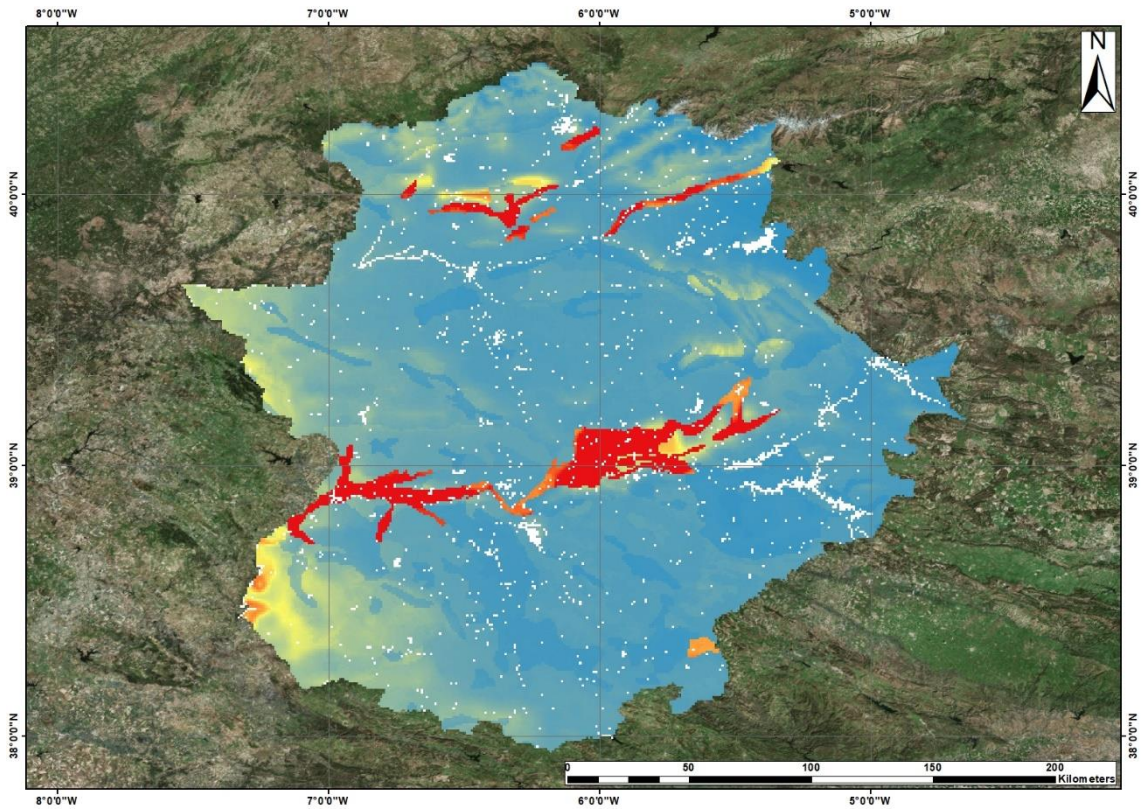


FIGURA 5.8. Superficie disponible para el cultivo de *Chenopodium quinoa* Willd.

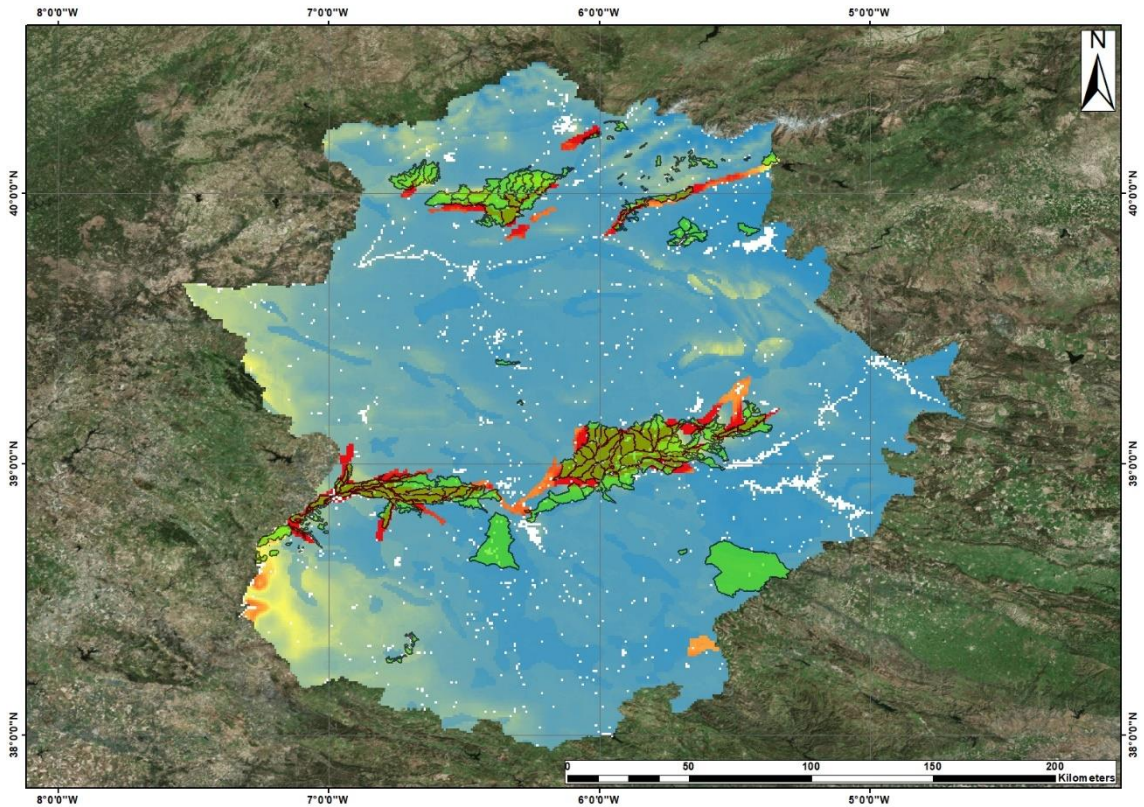


FIGURA 5.9. Zonas regables de la Comunidad Autónoma de Extremadura.

Una aplicación natural del modelado de distribución de especies es determinar cuál o cuáles de las variables independientes empleadas en la modelación son más importantes para la especie en cuestión. Se puede rastrear cuáles contribuyen en mayor medida porque cada paso del algoritmo de MaxEnt incrementa la ganancia del modelo mediante la modificación del coeficiente para una única característica, es decir, el programa asigna el incremento de ganancia a la variable de la cual depende dicha característica. Así, al final del proceso de ejecución, se obtiene la siguiente tabla (Tabla 5.1):

TABLA 5.1. Análisis de contribución de las variables.

VARIABLE	CONTRIBUCIÓN (%)
BIO8	24´6
BIO5	21´6
SUELO	14´6
BIO11	13´9
BIO13	9´4
BIO10	7´5
BIO1	2´4
BIO19	2´2
BIO14	1´5
BIO18	0´9
BIO12	0´8
BIO6	0´3
BIO9	0´2
BIO17	0´1

BIO16	0
--------------	---

Para determinar la primera estimación, en cada iteración del algoritmo de entrenamiento, el aumento en la ganancia regularizada se agrega a la contribución de la variable correspondiente, o se resta de ella si el cambio al valor absoluto de lambda es negativo. Para la segunda estimación, para cada variable ambiental a su vez, los valores de la misma en presencia de entrenamiento y datos de fondo se permutan aleatoriamente. El modelo se reevalúa en los datos permutados, y el descenso resultante en el AUC de entrenamiento se muestra en la tabla, normalizado en porcentajes.

La siguiente imagen (Figura 5.10) muestra los resultados de la prueba de jackknife de importancia variable. La variable ambiental con mayor ganancia cuando se usa de forma aislada es BIO8, que, por lo tanto, parece tener la información más útil en sí misma. La variable ambiental que disminuye más la ganancia cuando se omite es el suelo, que, por lo tanto, tiene la mayor cantidad de información que no está presente en las otras variables.

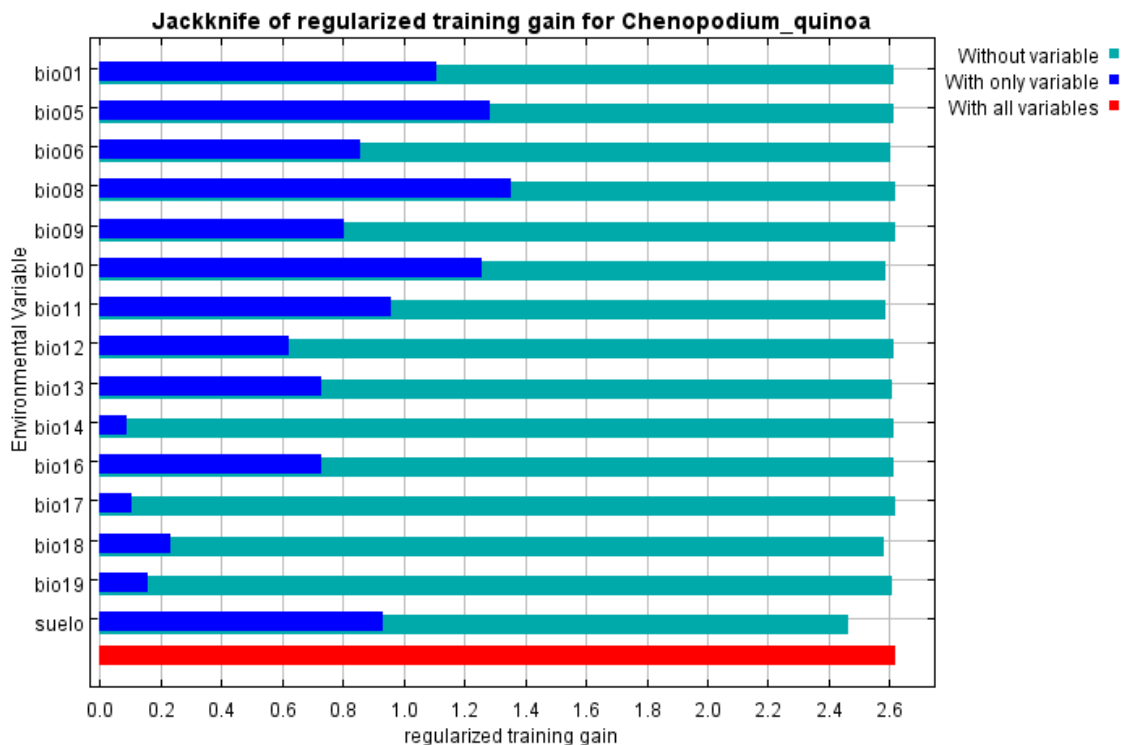


FIGURA 5.10. Test de jackknife.

Por último, MaxEnt proporciona la misma prueba de jackknife, usando el AUC en los datos de prueba.

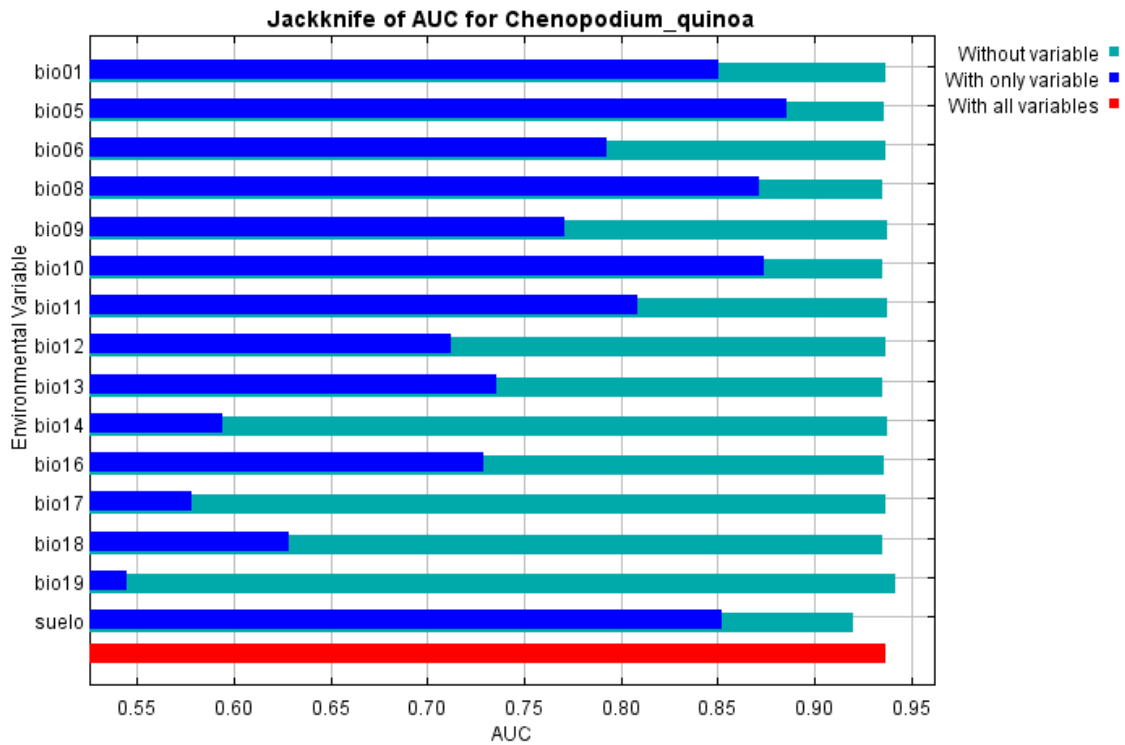


FIGURA 5.11. Test de jackknife correspondiente al AUC.

La gráfica muestra que BIO5 es la variable que mejor predice por sí sola la distribución de los datos que se usaron como prueba.

A pesar de no tratarse de un cultivo exigente en cuanto a suelo, según FAO y Universidad Nacional Agraria La Molina (2016), que puede desarrollarse en un amplio rango de tipos de suelo y con pH desde 4 a 9, en el resultado del presente estudio se observa como la zona de mayor potencial de idoneidad se ajusta perfectamente a un único tipo de suelo, fluvisol, típico de vegas (Figura 5.12).

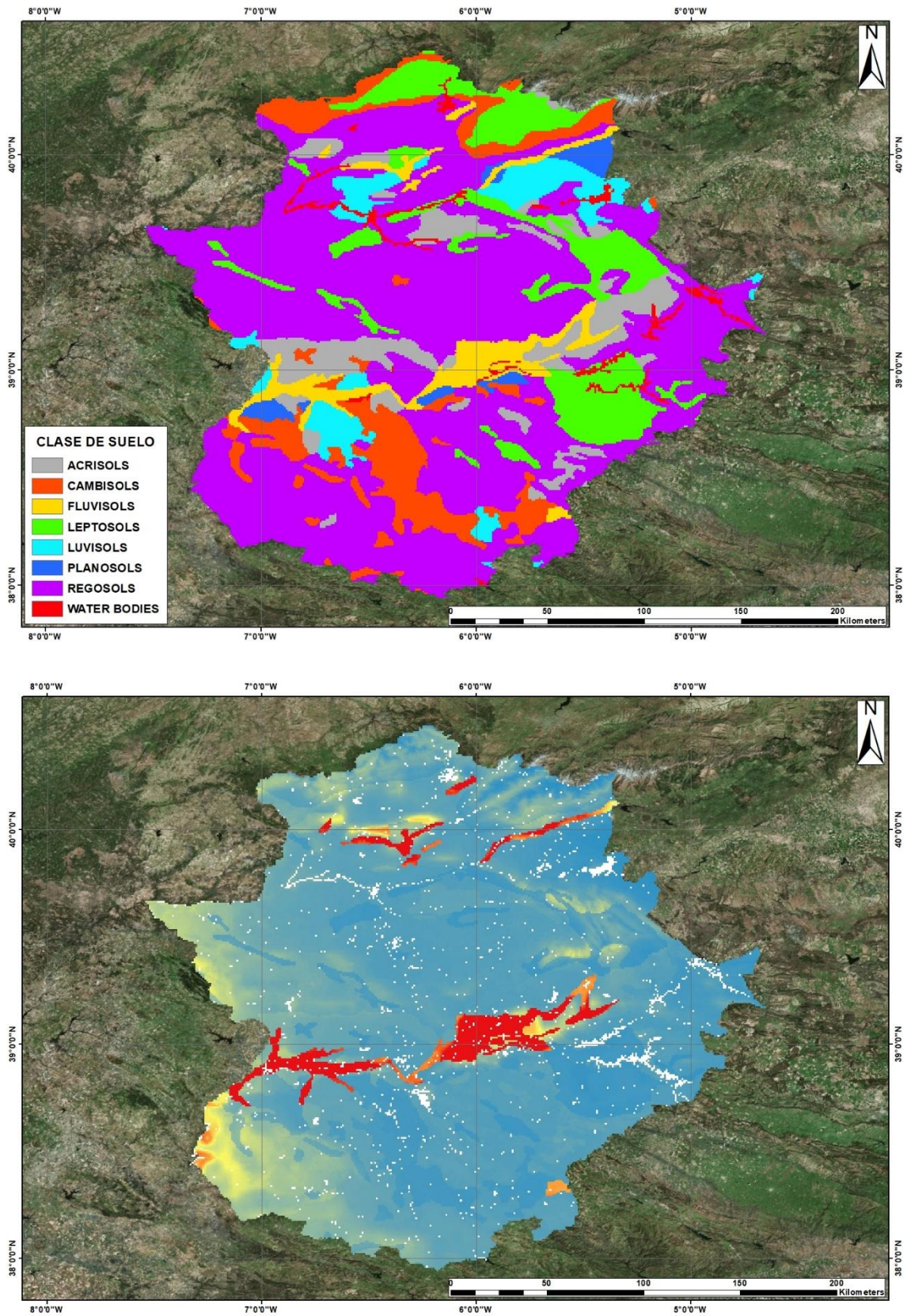


FIGURA 5.12. Comparación entre la clasificación de suelos y el resultado obtenido.

El ciclo fenológico de la quinoa es como muestra la tabla siguiente (Tabla 5.5):

TABLA 5.5. Ciclo fenológico de *Chenopodium quinoa* Willd. Fuente: FAO y Universidad Nacional Agraria La Molina (2016).

FASE	PROMEDIO (días)
Germinación	5
Desarrollo vegetativo	33
Ramificación	
Desarrollo del botón floral	45
Desarrollo de la inflorescencia	60
Floración	77
Antesis	82
Crecimiento y estado acuoso	100
Fruto en estado lechoso	114
Fruto en estado masoso	136

Así, la duración del ciclo puede oscilar entre los 120 y los 140 días, dependiendo de la variedad y de las condiciones ambientales. En España, concretamente en el suroeste, donde ya se está cultivando, sitúan la fecha de siembra en la primera quincena de enero para ciclos largos y un mes más tarde para ciclos cortos (Matías et al., 2015).

Según FAO y Universidad Nacional Agraria La Molina (2016), las temperaturas óptimas de crecimiento y desarrollo de la quinoa se sitúan entre los 15 y los 25 °C. No obstante, FAO e INIA (2013) sostienen que puede crecer desde los -8 o a los 38 °C pero cabe matizar que aunque presenta resistencia al frío depende del estado fenológico en el que se encuentre. Durante el desarrollo vegetativo sí presenta tolerancia tanto al frío como a temperaturas altas, en fases de fructificación y llenado presenta menor resistencia al frío y a partir de los 38 °C comienzan a aparecer daños en floración y cuajado (Matías et al., 2015).

En la zona objeto de estudio no suelen darse estas temperaturas durante el ciclo que se ha determinado para el cultivo. El estrés por altas temperaturas no se llegaría a dar porque para los meses de más calor, julio y agosto, ya se habría cosechado y, en cuanto al frío, sí se debería tener cuidado con las heladas en las primeras fases del cultivo, aunque es tolerante, podrían afectar negativamente a la densidad de plantas establecida inicialmente si se diesen de una forma muy continuada.

En cuanto a la precipitación necesaria, la quinoa se cultiva dentro de un rango de precipitación de 300 a 1.000 mm pero se considera que el rango de precipitación óptima es de 500 a 800 mm. Los periodos críticos en los que la falta de humedad afecta la productividad son germinación-emergencia, que determina el establecimiento del cultivo, y el estado de crecimiento y llenado del fruto que determina la productividad. Dependiendo del tipo de suelo y la humedad almacenada se considera adecuada una precipitación en el rango de 60 a 100 mm para un buen establecimiento del campo (FAO y Universidad Nacional Agraria La Molina, 2016).

En Extremadura, con las lluvias invernales, se cubrirían las necesidades de agua para el establecimiento del cultivo pero, aunque la quinoa es muy eficiente en el uso del agua, a menudo se observan reducciones importantes en el rendimiento por estrés hídrico (Geerts et al., 2008), por lo que necesitaría riegos de apoyo cada 10, 15 o 20 días dependiendo de las condiciones ambientales desde floración hasta llenado de grano, fases que determinan la productividad. En el sur de España, las necesidades hídricas son del orden de 240 mm para ciclos medios y siembras tempranas (Matías et al., 2015).

A pesar de no ser exigente en cuanto a requerimientos térmicos e hídricos, el cultivo de la quinoa sí es exigente en nutrientes, principalmente en nitrógeno, fósforo, potasio y calcio. Se recomienda un aporte de 150 UF de nitrógeno y 60-90 UF de fósforo y potasio, para alcanzar unas producciones medias de entre 3 y 5 t/ha (Matías et al., 2015).

Así, el ensayo realizado en la Europa mediterránea, ofrece resultados de rendimientos entre 2.280 y 3.960 kg/ha, con ciclos aún menores a 120 días. Esto, unido a un precio que puede rondar los 0'60 €/kg (Jacobsen, 2003), hace que la introducción del cultivo de la quinoa en Extremadura resulte una oportunidad muy atractiva como alternativa a los cultivos tradicionales de la zona.

6. CONCLUSIÓN

6. CONCLUSIÓN

Como conclusión, cabe destacar que los modelos de distribución de especies resultan una herramienta muy útil que sintetiza las relaciones entre especies y variables ambientales que serían difíciles de interpretar o incluso de apreciar por otros medios. La especie *Chenopodium quinoa* Willd., por su parte, es un cultivo de alto interés nutritivo y, debido a que las zonas productoras de origen no logran abastecer el incremento actual de demanda, resulta de gran interés la determinación de nuevas zonas que sean potencialmente idóneas para el cultivo.

Los resultados del estudio determinan ciertas zonas de Extremadura como altamente viables, en concreto, toda la vega del río Guadiana en la provincia de Badajoz y el área regable de Gabriel y Galán en la provincia de Cáceres, sumando en total, aproximadamente, unas 135.300 ha de zonas potencialmente adecuadas disponibles para el cultivo de quinoa.

Analizando en detalle cada uno de los hitos de este estudio, se pueden extraer una serie de conclusiones parciales, como:

Existen disponibles en Internet suficientes bases de datos a nivel mundial referentes a las especies consideradas para poder conocer las zonas de presencia en el territorio correspondiente a su centro de origen.

Igualmente, existen fuentes de datos mundiales disponibles en Internet con una resolución espacial suficientemente detallada (30 segundos) para definir las variables climáticas, variables de suelo y datos altimétricos.

El programa MaxEnt está considerado en diferentes estudios como uno de los más precisos para la generación de modelos de distribución potencial y, en este caso, ha generado un modelo, dada la extensión y precisión del mismo, altamente fiable.

7. BIBLIOGRAFÍA

7. BIBLIOGRAFÍA

- Araújo, M.B., Guisan, A. (2006). Five (or so) challenges for species distribution modeling. *Journal of Biogeography* 33: 1677-1688.
- Ceccarelli, S., Grando. S., Baum, M. (2007). Participatory plant breeding in water-limited environments. *Exp. Agric.* 43: 411-435.
- Comai, S., Bertazzo, A., Bailoni, L., Zancato, M., Costa, C.V.L., Allegri, G. (2007). The content of proteic and nonproteic (free and protein bound) tryptophan in quinoa and cereal flours, *Food Chem.* 100: 1350-1355.
- Dini, I., Tenore, G.C., Dini, A. (2005). Nutritional and antinutritional composition of Kancolla seeds: an interesting and underexploited Andine food plant. *Food Chem.* 92: 125-132.
- Doweidar, M.M., Kamel, A.S. (2011). Using of quinoa for production of some bakery products (gluten-free), *Egyptian J. Nutrition.* 26 (2): 21-52.
- Edwards, J.T.C., Cutler, D.R., Zimmermann, N.E., Geiser, L., Moisen, G.G. (2006). Effects of sample survey design on the accuracy of classification tree models in species distribution models. *Ecological Modelling.* 199: 132-141.
- Elith, J., Graham, C., Anderson, R., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, A., Hijmans, R., Huettmann, F., Leathwick, J., Lehmann, A. (2006). Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography*, 29: 129-151.
- FAO. (1981). *Mapa Mundial de Suelos de la FAO-UNESCO.*
- FAO., INIA. (2013). *Catálogo de variedades comerciales de quinua en el Perú.* Biblioteca Nacional del Perú. Lima. Perú.
- FAO., Universidad Nacional Agraria La Molina. (2016). *Guía de cultivo de la quinua.* Universidad Nacional Agraria La Molina. Lima. Perú.
- Felicísimo, A.M., Gómez, A., Muñoz, J. (2005). Potencial distribution of forest species in dehesas of Extremadura (Spain). En: Schnabel, S., Ferreira, A. (eds)

Bibliografía

- Sustainability of agrosilvopastoral systems-dehesa. *Advances in GeoEcology* 37: 231-246.
- Fick, S.E., Hijmans, R.J. (2017): Worldclim 2; Nuevas superficies climáticas de resolución espacial de 1 km para áreas terrestres globales. *Revista Internacional de Climatología*.
- Fischer, G., Nachtergaele, F., Prieler, S., Van Velthuizen, H.T., Verelst, L., Wiberg, D. (2008): *Global Agro-ecological Zones Assessment for Agriculture*.
- Foody, G.M. (2008). GIS: Biodiversity applications. *Progress in Physical Geography* 32: 223-235.
- Galwey, N.W. (1993). The potential of quinoa as a multipurpose crop for agricultural diversification: a review. *Ind. Crops Prod.* 1:101–106.
- García, M., Raes, D., Jacobsen, S. (2003). Evapotranspiration analysis and irrigation requirements of quinoa (*Chenopodium quinoa*) in the Bolivian highlands. *Agric. Water Manage.* 60: 119-134.
- GBIF.org (19 March 2018) GBIF Occurrence Download <https://doi.org/10.15468/dl.b0bkit>.
- Geerts, S., Raes, D., García, M., Vacher, J., Mamani, R., Mendoza, J., Huanca, R., Morales, B., Miranda, R., Cusicanqui, J., Taboada, C. (2008). Introducing deficit irrigation to stabilize yields of quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.). *Eur. J. Agron.*, 28: 427-436.
- GTOPO30 (1996) http://www.webgis.com/terr_world.html.
- Guisan, A., Thuiller, W. (2005) Predicting species distribution: Offering more than simple habitat models. *Ecology Letters* 8: 993-1009.
- Guisan, A., Zimmermann, N.E. (2000). Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*. 135: 147-186.
- Guralnick, P., Hil, A.W., Lane, M. (2007). Towards a collaborative, global infrastructure for biodiversity assessment. *Ecology Letters*. 10: 663-672.

Bibliografía

- Hariadi, Y., Marandon, K., Tian, Y., Jacobsen, S-E., Shabala, S. (2011). Ionic and osmotic relations in quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.) plants grown at various salinity levels. *J. Exp. Bot.* 62: 185–193.
- Herencia, L.I., Alía, M., González, J.A., Urbano, P. (1999). Cultivo de la quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.) en la región centro. *Vida Rural*. pp. 28-33.
- Hernández, P., Franke, I., Herzog, S., Pacheco, V., Paniagua, L., Quintana, H., Soto, A., Swenson, J., Tovar, C., Valqui, T. (2008). Predicting species distributions in poorly-studied landscapes. *Biodiversity and Conservation*. 17: 1353-1366.
- Hirzel, A.H., Lay, G.L. (2008). Habitat suitability modelling and niche theory. *Journal of Applied Ecology*. 45: 1372-1381.
- Hopkins, M.J.G. (2007). Modelling the known and unknown plant biodiversity of the Amazon Basin. *Journal of Biogeography* 34: 1400-1411.
- HWSD. The Harmonized World Soil Database (HWSD) (<http://www.fao.org/soils-portal/soil-survey/soil-maps-and-databases/harmonized-world-soil-database-v12/en/>).
- Jacobsen, S.E. (2003). The worldwide potential for quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.), *Food Rev. Int.* 19 (1–2): 167– 177.
- Jacobsen, S.E. (2011). The situation for quinoa and its production in Southern Bolivia: from economic success to environmental disaster. *J. Agron. Crop Sci.* 197: 390–399.
- Jacobsen, S.E., Monteros, C., Christiansen, J.L., Bravo, L.A., Corcuera, L.J., Mujica, A. (2005). Plant responses of quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.) to frost at various phenological stages. *Eur. J. Agron.* 22: 131–139.
- Johnson, J.B., Omland, K.S. (2004). Model selection in ecology and evolution. *Trends in Ecology & Evolution*. 19: 101-108.
- Matías, J., Cruz, V., García, A.M., González, D. (2015). Nuevos cultivos para la obtención de alimentos saludables. En “La agricultura y ganadería extremeñas en 2015”. pp. 209-224. Fundación CB. Badajoz. España.

Bibliografía

- Manel, S., Dias, J.M., Ormerod, S.J. (1999). Comparing discriminant analysis, neural networks and logistic regression for predicting species distributions: A case study with a Himalayan river bird. *Ecological Modelling*. 120: 337-347.
- Moreno, R., Zamora, A.R., Molina, J.R., Vasquez, A., Herrera, M.A. (2011). Predictive modeling of microhabitats for endemic birds in South Chilean temperate forests using Maximum entropy (Maxent). *Ecological Informatics*. 6: 364–370.
- Muñoz, J., Felicísimo, A.M. (2004). A comparison between some statistical methods commonly used in predictive modeling. *Journal of Vegetation Science*. 15: 285-292.
- Osborne, P.E., Leitão, P.J. (2009). Effects of species and habitat positional errors on the performance and interpretation of species distribution models. *Diversity and Distributions*. 15: 671-681.
- Pearsall, D.M. (1992). The origins of plant cultivation in South America. En: Cowan, C.W., Watson, P.J. (eds). *The Origins of Agriculture*, pp. 173–205. Smithsonian Institute Press, Washington, DC, USA
- Pearson, R.G. (2007). *Species distribution modeling for conservation educators and practitioners*. Synthesis. American Museum of Natural History.
- Peterson, A.T., Egbert, S.L., Sánchez-Cordero, V., Price, K.P. (2000). Geographic analysis of conservation priority: endemic birds and mammals in Veracruz, Mexico. *Biological Conservation*. 93: 85-94.
- Phillips, S.J., Anderson, R.P., Schapire, R.E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190: 231-259.
- Phillips, S.J., Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, 31: 161-175.
- Phillips, S.J., Dudík, M., Elith, J., Graham, C.H., Lehmann, A., Leathwick, J., Ferrier, S. (2009). Sample selection bias and presence-only distribution models: implications for background and pseudo-absence data. *Ecological Applications*, 19: 181-197.

Bibliografía

- Phillips, S.J., Dudík, M., Schapire, R. (2004). A Maximum Entropy Approach to Species Distribution Modeling. Proceedings of the Twenty-First International Conference on Machine Learning. pp. 655-662.
- Phillips S.J., Dudík, M., Schapire, R. (Internet). Maxent software for modeling species niches and distributions (Version 3.4.1). Available from url: <http://www.cs.princeton.edu/~schapire/maxent>. Accessed on 2018-3-19.
- Quinn, G.P., Keough, M.J. (2002). Experimental Design and Data Analysis for Biologists. ISBN-13 978-0-511-07812-5. Cambridge University Press. The Edinburgh Building, Cambridge, United Kingdom.
- Razzaghi, F., Ahmadi, S.H., Adolf, V.I., Jensen, C.R., Jacobsen, S.E., Andersen, M.N. (2011). Water relations and transpiration of quinoa (*Chenopodium quinoa* Willd.) under salinity and soil drying. *J. Agron. Crop Sci.* 197: 348–360.
- Scheldeman, X., Van Zonneveld, M. (2011). Manual de Capacitación en Análisis Espacial de Diversidad y Distribución de Plantas. Bioersivity International, Roma, Italia. 186 pp. ISBN 978-92-9043-908-0.
- SIOSE. (2011). <http://www.siose.es/>
- Tapia, M. (1997). Cultivos andinos subexplotados y su aporte a la alimentación. Santiago, Chile: FAO-RLAC.
- WorldClim.org (<http://worldclim.org/bioclim>)
- Zizka, G., Schmidt, M., Schulte, K., Novoa, P., Pinto, R., König, K. (2009). Chilean Bromeliaceae: diversity, distribution and evaluation of conservation status. *Biodiversity and Conservation*, 18: 2449-2471.