

TRABAJO FIN DE MÁSTER

EVALUACIÓN DE LA INFLUENCIA HUMANA SOBRE LA DISTRIBUCIÓN DE ESPECIES INVASORAS EN EUROPA MEDIANTE SIG

Autor: Luis Miguel Vila Villarroel

Directores: Belinda Gallardo Armas y Luis A. Longares Aladrén

Máster Universitario en

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

Septiembre de 2016



**Universidad
Zaragoza**

**Departamento de Geografía
y Ordenación del Territorio**



Resumen

En la actualidad existe una creciente preocupación causada por la dispersión de especies invasoras, debido a los daños que estas pueden ocasionar en el medio ambiente y las pérdidas económicas que generan. A partir de datos de presencia de especies y diferentes capas de variables relacionadas con sus preferencias climáticas y medios de dispersión, las TIG ofrecen una herramienta indispensable para generar modelos predictivos. Comparando modelos ecológicos de nicho (MEN) realizados con variables climáticas con aquellos que incorporen factores relacionados con el hombre, en este estudio se evalúa su influencia para entender y predecir invasiones biológicas. Como resultado, se confirma que la consideración de variables de influencia humana en la generación de MEN produce predicciones más realistas y detalladas que los modelos climáticos, los cuales subestiman el potencial de establecimiento y expansión de especies. Por lo tanto, las decisiones tomadas en base a modelos en los que se tenga en cuenta la influencia humana serán más eficaces que aquellas basadas en modelos en las que no se consideren.

Palabras Clave: *especies invasoras, especies no nativas, vectores de dispersión de especies, influencia humana, modelos de distribución de especies, modelos ecológicos de nicho.*

Abstract

We are currently attending to a scenario into which there is raising concern caused by invasive species dispersal, mainly due to environmental damage that they may cause and economic losses that imply. From species presences data and different layers related to its climatic preferences and dispersal means, GIT offer an indispensable tool for generating predictive models. Comparing ecological niche models (ENM) developed having into consideration climatic variables with those that include human-related factors, this study will evaluate how their influence may lead us to understand and predict future biological invasions. As a result, it is confirmed that having into account human-related variables to generate ENM produces much more realistic and detailed predictions than climate-based models. Climate-based models tend to underestimate species potential on establishment and spread. Thus, decisions based on models that include human influence will be more reliable than those based on models without having them on consideration.

Key Words: *invasive-species, non-native species, dispersal vectors, human influence, species distribution models, ecological niche models.*

Índice

1.	Introducción	Pp. 1-6
1.1.	La biogeografía del antropoceno	Pp. 1-3
1.2.	Los Modelos de Dispersión de Especies como herramienta para la prevención de invasiones biológicas	Pp. 3-5
1.3.	Objetivo principal	Pp. 5-6
1.3.1.	Objetivos particulares	Pág. 6
1.4.	Hipótesis de trabajo	Pág. 6
2.	Metodología.....	Pp. 6-12
2.1.	Datos de presencia de especies	Pp. 6-7
2.2.	Vías de introducción	Pp. 7-9
2.2.1.	Indicadores potenciales	Pp. 7-8
2.2.2.	Selección de indicadores.....	Pp. 8-9
2.3.	Modelización	Pp. 9-12
2.3.1.	Preparación de las capas	Pág. 9
2.3.2.	Calibración de los modelos.....	Pp. 9-10
2.3.3.	Procesado de los modelos.....	Pp. 10-12
2.3.4.	Mapas de calor.....	Pág. 12
2.3.5.	Otros análisis	Pág. 12
3.	Desarrollo analítico.....	Pp. 12-21
3.1.	Principales vías de dispersión por grupo taxonómico.....	Pág. 12
3.2.	Capas de interés asociadas a vectores de dispersión	Pág. 13
3.3.	Estadísticos de calidad de los modelos	Pp. 13-14
3.4.	Contribución de las variables a los modelos.....	Pp. 14-17
3.4.1.	Modelo climático.....	Pp. 14-15
3.4.2.	Contribución de las variables en los modelos clima+1	Pág. 15
3.4.3.	Modelo integrado.....	Pág. 16
3.4.4.	Interpretación de variables por grupo taxonómico	Pp. 16-17
3.5.	Ensamblajes.....	Pp. 17-21
3.5.1.	Ensamblaje del modelo bioclimático	Pág. 18
3.5.2.	Ensamblaje del modelo integrado	Pág. 19
3.5.3.	Diferencias entre el modelo climático e integrado	Pp. 19-21
4.	Discusión	Pp. 22-29
4.1.	Influencia del hombre en la distribución de especies invasoras ...	Pp. 22-24
4.1.1.	¿Ofrecen los MEN que incluyen actividades humanas una mayor calidad y capacidad predictiva que aquellos que consideran únicamente variables climáticas?	Pág. 22
4.1.2.	¿Determina el clima las zonas donde puede sobrevivir una especie a gran escala? ¿Es la actividad humana determinante a la hora de facilitar que la especie aparezca?	Pp. 22-23
4.1.3.	¿Subestiman los modelos climáticos el potencial de invasión en zonas con elevada influencia humana?.....	Pág. 23
4.1.4.	¿Son los modelos basados únicamente en preferencias climáticas susceptibles de sobreestimar el potencial invasor en regiones relativamente prístinas y alejadas de la influencia humana donde las probabilidades de que la especie sea introducida son más bien bajas, independientemente de su idoneidad climática?	Pp. 23-24
4.2.	Limitaciones en los modelos	Pp. 24-25

4.2.1. Capacidad de procesamiento.....	Pág. 24
4.2.2. Disponibilidad de capas de variables humanas	Pág. 24
4.2.3. Criticas a los MEN.....	Pp. 24-25
4.3. ¿Mejora el modelo integrado las predicciones del climático?	Pp. 25-26
4.4. Evaluación de riesgos asociados a invasiones biológicas mediante TIG.....	Pp. 26-28
5. Conclusiones	Pág. 28
6. Agradecimientos	Pág. 29
7. Bibliografía	Pp. 30-33
8. Anexos	Pp. 34-60

1. INTRODUCCIÓN

1.1. La biogeografía del Antropoceno

Durante las últimas décadas, los impactos ecológicos y humanos causados por el asentamiento de especies invasoras han generado una creciente preocupación e interés por conocer su dispersión y ahondar en sus factores determinantes. En condiciones naturales, factores climáticos y ecológicos determinan el potencial de establecimiento y expansión de una especie. Sin embargo, en el contexto actual, la influencia que ejercen el hombre y sus actividades han permitido la expansión de especies más allá de sus rangos naturales (Capinha et al., 2015). Las invasiones biológicas rompen de este modo las barreras biogeográficas clásicas, y su distribución espacial a gran escala es resultado del transporte de especies a través de actividades desarrolladas por el ser humano, dando lugar a una nueva era que se ha denominado “Antropoceno” (Helmus et al., 2014). Una vez introducidos, los organismos se asientan en aquellos lugares donde las condiciones bioclimáticas les son favorables, lo cual puede desencadenar invasiones biológicas. Así, las especies llegarán tan lejos como las actividades humanas las lleven, y su asentamiento y dispersión será resultado de las propias características de la especie. En la **Figura 1** se visualiza como la intervención de actividades humanas en la dispersión de especies puede dar lugar a la homogeneización de comunidades ecológicas.

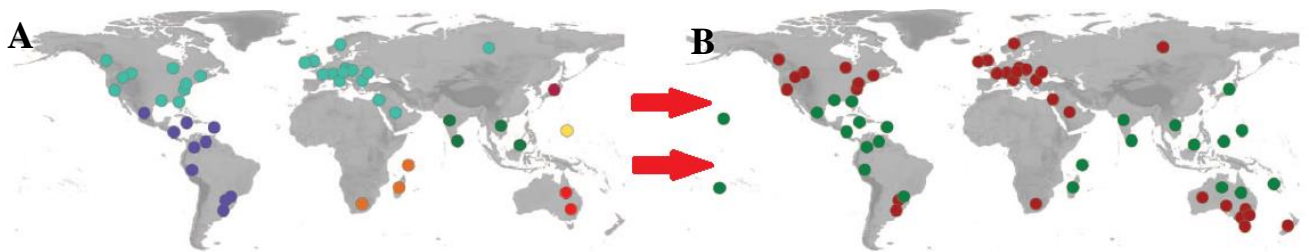


Figura 1. Distribución de distintas comunidades biológicas en especies de gasterópodos (representadas por diferentes colores) antes y después de ser dispersados a causa de actividades humanas. Las comunidades de gasterópodos solían reflejar las principales zonas biogeográficas (A), actualmente emergen dos grandes zonas: templada y tropical (B). Figura extraída de Capinha et al., (2015).

Las “especies no nativas” (según CBD COP6 Decisión VI/23, 2002) se definen como: una especie, subespecie o taxón introducido fuera de su distribución pasada natural (introducción de cualquier parte de la misma como semillas, huevos o propágulos) que puedan sobrevivir y consecuentemente reproducirse. En comparación, consideramos especie invasora como: “la especie no nativa que se expande con la ayuda directa o indirecta del hombre, generando un cambio significativo en la composición, estructura o procesos en ecosistemas, y habitualmente causando graves pérdidas económicas” (Copp et al., 2005). Muchas especies invasoras tienen un nicho ambiental muy amplio, por lo que aprovechando vectores de introducción humana, su capacidad de expansión es casi ilimitada (Hulme et al., 2009; Blackburn et al., 2011). Dada su relevancia e impacto, vectores relacionados con la actividad humana deben ser introducidos en modelos de expansión de especies invasoras, con la finalidad de identificar áreas de riesgo y actuar en consecuencia.

Todo proceso de invasión sigue tres fases principales (Blackburn et al., 2011):

- Transporte: aprovechando vectores de dispersión directa o indirectamente relacionados con actividades humanas.
- Introducción y establecimiento: las especies se introducen en un área donde las condiciones climáticas son favorables, y se establecen una vez alcanzado un determinado número de individuos y pueden reproducirse en libertad.
- Expansión e impacto: una vez la densidad de población es tal que la especie comienza a expandirse y se hace notable su impacto.

Por ello, variables que impliquen transporte y dispersión deben ser exploradas y consideradas a la hora de evaluar el potencial de expansión de una especie. Datos sobre población, de aprovechamiento o uso del suelo, flujos de transporte y movilidad, indicadores comerciales, así como hábitats influenciados por el hombre de manera directa, serán información básica para explicar la influencia humana (Gallardo et al. 2013).

Un aspecto importante a tener en cuenta a la hora de determinar la importancia de este fenómeno en la actualidad, es cómo actúan los gobiernos para combatirlo a diferentes escalas. Así, como reconocimiento del grave problema que supone la invasión de especies, la Unión Europea, en noviembre de 2014, publicó un nuevo Reglamento sobre especies exóticas invasoras (Reglamento 11/43 del Parlamento Europeo), en línea con lo dispuesto en el objetivo 5 de la Estrategia de biodiversidad de la UE para 2020. Este Reglamento establece un marco de trabajo coordinado a escala de la UE para las actuaciones dirigidas a prevenir, minimizar y mitigar los efectos perjudiciales de las Especies Exóticas Invasoras en la biodiversidad y los servicios ecosistémicos, así como para limitar sus daños a la economía y a la salud humana.

El inventario realizado por el proyecto europeo DAISIE (Delivering Alien Invasive Species Inventories in Europe) reveló en 2012 la existencia en la actualidad de más de 12.000 especies invasoras en el territorio Europeo (>1.600 sólo en España). De entre ellas, los expertos destacaron 100 de las especies invasoras con los peores impactos ecológicos y socioeconómicos en Europa. La Tabla 1 refleja las 58 especies continentales (terrestres y de agua dulce) contenidas en este listado. Recientemente., el 13 de Julio de 2016 se ha publicado en la UE la lista de especies exóticas invasoras preocupantes para la Unión de conformidad con este Reglamento. Según el mismo, los estados miembros estarían obligados a desarrollar planes estratégicos para evitar la introducción de estas especies o frenar la propagación de aquellas ya establecidas. 11 de las especies originalmente resaltadas por DAISIE se recogen en este nuevo listado (especies marcadas con * en la Tabla 1).

Tabla 1. Listado de algunas de las peores especies invasoras en Europa. Extraído de www.europe-aliens.org. Las especies marcadas con * han sido incluidas en el nuevo listado de especies preocupantes de la Unión.

Agua dulce	Invertebrados	Plantas	Vertebrados
<i>Anguillicola crassus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Acacia dealbata</i>	<i>Branta canadensis</i>
<i>Cercopagis pengoi</i>	<i>Aphis gossypii</i>	<i>Ailanthus altissima</i>	<i>Cervus nippon</i>
<i>Corbicula fluminea</i>	<i>Arion vulgaris</i>	<i>Ambrosia artemisiifolia</i>	* <i>Lithobates catesbeianus</i>
<i>Cordylophora caspia</i>	<i>Bemisia tabaci</i>	<i>Campylopus introflexus</i>	<i>Mustela vison</i>
<i>Crassula helmsii</i>	<i>Cameraria ohridella</i>	<i>Carpobrotus edulis</i>	* <i>Myocastor coypus</i>
<i>Dikerogammarus villosus</i>	<i>Ceratitis capitata</i>	<i>Cortaderia selloana</i>	<i>Nyctereutes procyonoides</i>
<i>Dreissena polymorpha</i>	<i>Diabrotica virgifera</i>	<i>Echinocystis lobata</i>	<i>Ondatra zibethicus</i>
<i>Elodea canadensis</i>	<i>Harmonia axyridis</i>	<i>Fallopia japonica</i>	* <i>Oxyura jamaicensis</i>
* <i>Eriocheir sinensis</i>	<i>Leptinotarsa decemlineata</i>	<i>Hedychium gardnerianum</i>	* <i>Procyon lotor</i>
<i>Neogobius melanostomus</i>	<i>Linepithema humile</i>	<i>Heracleum mantegazzianum</i>	<i>Psittacula krameri</i>
* <i>Procambarus clarkii</i>	<i>Liriomyza huidobrensis</i>	<i>Impatiens glandulifera</i>	<i>Rattus norvegicus</i>
* <i>Pseudorasbora parva</i>	<i>Spodoptera littoralis</i>	<i>Opuntia ficus-indica</i>	* <i>Sciurus carolinensis</i>
<i>Salvelinus fontinalis</i>		<i>Oxalis pes-caprae</i>	* <i>Tamias sibiricus</i>
		<i>Paspalum paspalodes</i>	* <i>Threskiornis aethiopicus</i>
		<i>Prunus serotina</i>	* <i>Trachemys scripta</i>
		<i>Rhododendron ponticum</i>	
		<i>Robinia pseudoacacia</i>	
		<i>Rosa rugosa</i>	

En el contexto nacional, en España se estableció que las administraciones públicas competentes prohibirán la introducción de especies, subespecies o razas geográficas alóctonas, cuando éstas sean susceptibles de competir con las especies silvestres autóctonas, alterar su pureza genética o los equilibrios ecológicos, de acuerdo al artículo 52.2 de la Ley 42/2007, de 13 de diciembre, del Patrimonio Natural y de la Biodiversidad. Uno de los principales factores que promueven estas medidas es el impacto económico y el gasto generado por las especies invasoras. En Pimentel et al., (2000), se hace una evaluación del coste que suponen las especies invasoras en Estados Unidos, causando más de 138 miles de millones de dólares anuales en pérdidas económicas. En Europa, Kettunen et al., (2008) hacen una evaluación del coste que implica en el territorio de la unión, así como para distintos sectores económicos el impacto de especies exóticas invasoras, estimado en un total de más de 12 billones de euros. En Irlanda, Kelly et al., (2013) ha estimado que el coste total ha sido de 261 millones de euros, y que la tendencia va en aumento a medida que las especies invasoras se siguen expandiendo y asentando. Por último, a falta de una cifra global, pondremos un ejemplo nacional realizado por Duran et al., (2012) donde se estima en 13,7 millones de euros el coste generado por la invasión del mejillón cebra en la cuenca del Ebro en el periodo comprendido entre los años 2005 y 2009. Científicos y gobiernos reconocen a las especies invasoras como una de las mayores amenazas para la biodiversidad local nativa. Los impactos que generan son inmensos y normalmente irreversibles. Es más, la globalización y el aumento en el volumen comercial y turístico, de la mano del libre mercado, ofrecen a las especies más oportunidades que nunca para expandirse (IUCN, 2000).

1.2. Los Modelos Ecológicos de Nicho como herramienta para la prevención de invasiones biológicas

Las TIG nos servirán como herramienta principal para abordar el estudio de especies invasoras y generar modelos ecológicos de nicho. No cabe duda de que se está asistiendo a un momento en el que la tecnología posibilita la evaluación del comportamiento de ecosistemas y nos permite aproximarnos a las reglas que entran en juego más en profundidad. En Pliscoff y Fuentes-Castillo, (2011) se hace un breve recorrido por la historia de la modelización computacional en este ámbito: “en Australia comienzan los trabajos de Austin (1987), aplicando modelos estadísticos para cuantificar la relación vegetación-ambiente (gradientes), mientras que Nix (1986) establece los fundamentos para el algoritmo BIoCLIM, un algoritmo simple que se basa en operadores booleanos, que hasta el día de hoy es utilizado para generar modelos de distribución espacial de especies” (Beaumont et al., 2005). Con el nacimiento y rápido aumento de capacidad de proceso de los Sistemas de Información Geográfica a partir de los años 90 y la mayor disponibilidad y manejo de grandes bases de datos, se dispone de nuevas herramientas para proyectar en el espacio ecológico y geográfico los modelos estadísticos de nicho. Es así como comienzan a surgir distintas aproximaciones estadísticas y programas computacionales que permiten determinar la distribución espacial de las especies y ecosistemas, basándose en datos de presencia/ausencia (Guisan y Zimmermann, 2000; Guisan y Thuiller, 2005; Elith y Leathwick, 2009)”.

Dentro de las múltiples técnicas disponibles, los Modelos Ecológicos de Nicho (MEN) ofrecen una herramienta óptima para el estudio de escenarios en la distribución de especies invasoras. Éstos, relacionan la presencia de una especie con las condiciones ambientales donde se encuentra presente (Guisan y Thuiller, 2005) y generan un modelo de probabilidad de establecimiento en función de las variables introducidas. Dichos modelos son utilizados posteriormente para localizar las áreas geográficas que cumplen las mismas condiciones ambientales y que por tanto tienen un mayor riesgo de invasión. Por tanto, permiten predecir tasas de expansión en el futuro así como la dirección que siguen aquellas especies que ya han sido establecidas, lo cual es esencial a la hora de desarrollar planes de control (Sakai et al., 2001). En la **Figura 2**, se muestra el modelo conceptual en que se basan los MEN.

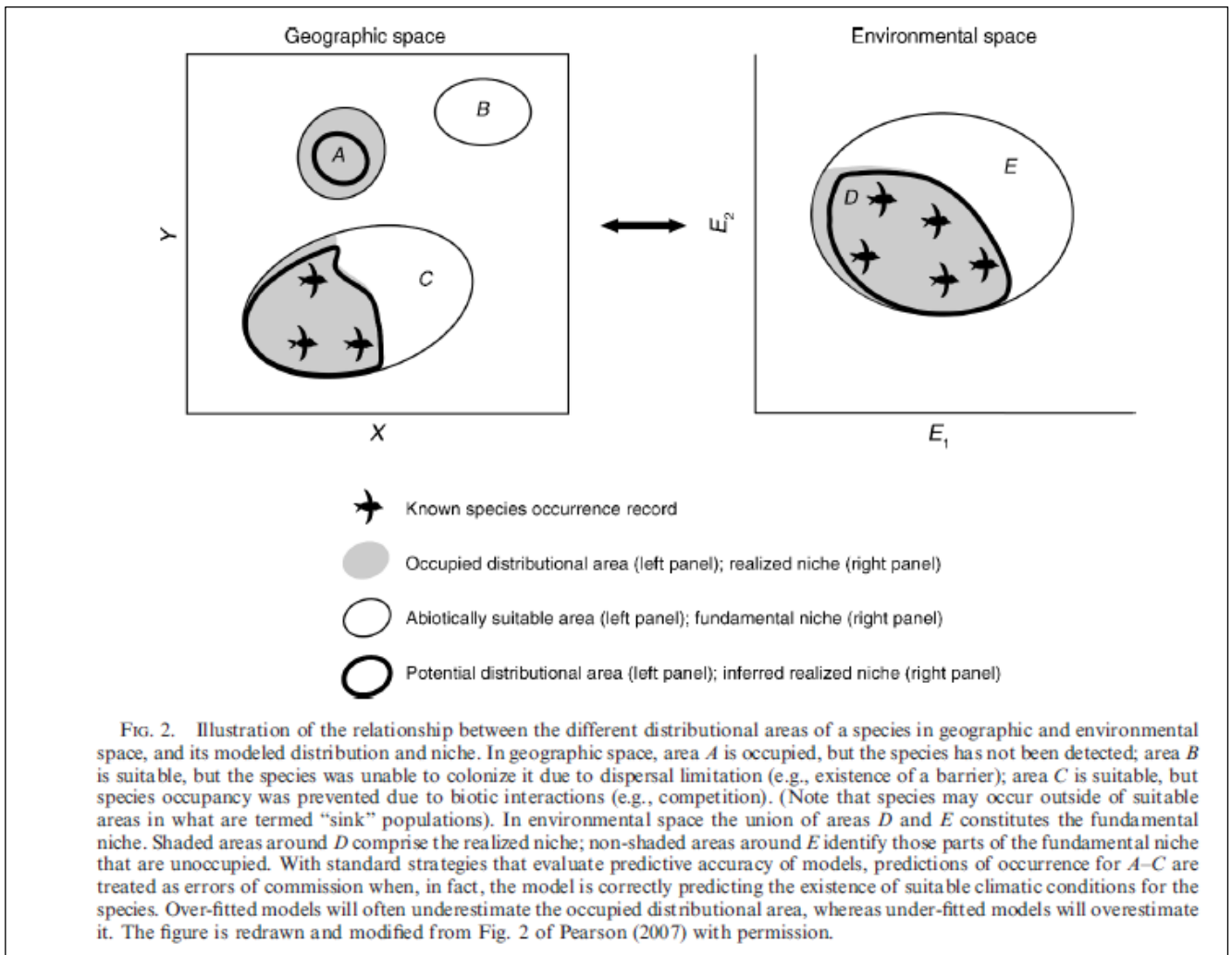


Figura 2. Modelo conceptual de los MEN. Extraída de Araújo et al., (2012).

Tradicionalmente, estos modelos solamente tomaban en consideración factores climáticos, los cuales determinan la distribución de especies a escala global y regional (Hijmans et al., 2006). Sin embargo, pocos modelos han introducido la influencia humana como factor relevante a la hora de realizar modelos ecológicos de nicho. En este aspecto, se reconoce que se han introducido de manera deliberada multitud de plantas exóticas por cuestiones ornamentales, para el control de procesos erosivos, o producción maderera. Otras introducciones accidentales podrían ser semillas o invertebrados en plantas y residuos (Kiritani, 2003); introducciones de animales se relaciona con que estén destinados a la cría o caza. Actividades como la agricultura, la explotación forestal o el pastoreo pueden incrementar la colonización de especies invasoras (Sakai, 2001). Sobre especies acuáticas también se reconoce la actividad humana (tanto de la mano del comercio y el tráfico marítimo como con la construcción de canales y ríos navegables) como vector de dispersión de las mismas (Panov et al., 2009). Por lo tanto, la influencia humana es clave para entender la distribución actual y potencial de una especie invasora, dado que los vectores de dispersión que genera sobrepasa la capacidad de cualquier organismo para

desplazarse de manera autónoma (Capinha et al., 2015). En relación a la influencia de las actividades humanas como vectores de dispersión, la **Figura 3** representa la tendencia del volumen de mercancías por diferentes vías en las últimas décadas, lo cual se puede relacionar con la introducción accidental de especies invasoras (Hulme, 2009):

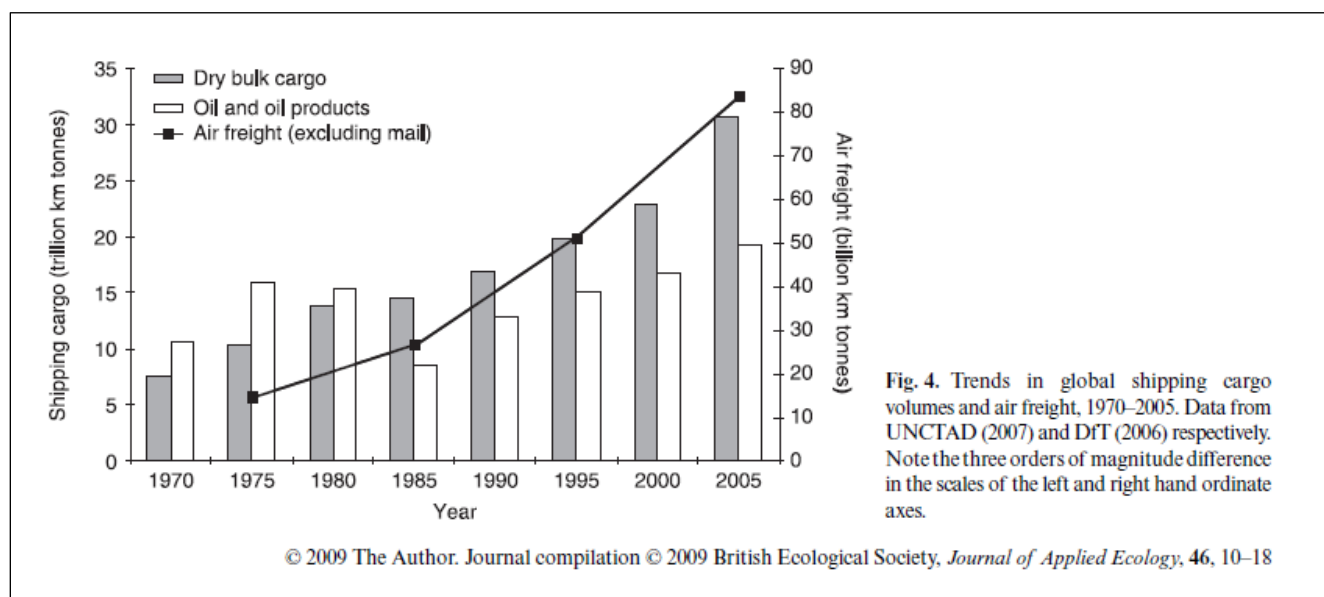


Figura 3. Evolución del volumen de mercancías entre 1970 y 2005. Fuente: Hulme (2009)

Así por ejemplo, Gallardo y Aldridge (2013), consideran que las variables climáticas podrían no tener el potencial suficiente para generar modelos de predicción en la actualidad, por lo que introduce variables humanas junto con climáticas a la hora de generar modelos de dispersión a nivel global. Como resultado, concluyen en que considerando variables humanas, el potencial de distribución de especies aumenta en un 23%. En Bellard et al., (2016) se ratifica la importancia de la variable humana, incluyendo además de factores bioclimáticos datos de densidad de población, distancia a aeropuertos y puertos. Más recientemente, Gengping et al., (2016) realiza análisis de distribución de la *Popilia Japónica* teniendo en cuenta variables humanas como la densidad de población, o un índice de influencia humana. El aumento de investigaciones que incluyen la dimensión humana en los últimos años, se debe en gran medida al desarrollo de las TIG, ya que existen diversas fuentes de información que permiten mejorar la generación estos modelos de variables humanas a escala global (Sanderson, 2002), antes no existentes. Según Essl et al., (2015) en este aspecto es recomendable establecer una serie de objetivos para dar una respuesta cualitativa a puntos clave en relación a la dispersión de especies invasoras, proponiendo a tal efecto un marco de trabajo (denominado 'TEASI Framework', Leung et al., (2012, 2013) para ofrecer buenas prácticas en base al transporte, establecimiento, abundancia, dispersión e impacto de las especies. Siguiendo este marco, se propone la siguiente secuencia de trabajo para la evaluación de riesgos asociados a especies invasoras: (a) analizar los vectores de invasión para cada especie; (b) generar los modelos con las diferentes variables que puedan tener relación con los mecanismos de dispersión de las especies consideradas; (c) extraer evaluaciones de los diferentes escenarios evaluados; (d) extraer conclusiones y realizar propuestas.

1.3. Objetivo principal

Existen evidencias de que las especies han salido de su rango nativo, y que este cambio no solamente es debido a condicionantes bioclimáticos, sino que presenta una estrecha relación con vectores de dispersión relacionados con la actividad humana. Por ello, el objetivo principal de este trabajo será evaluar el efecto del hombre en la distribución global de especies invasoras. Para ello, tomamos como ejemplo representativo el listado de las peores especies invasoras en Europa (**Tabla 1**), que incluye especies ya establecidas y con reconocido carácter invasor. Esto tiene por objetivo la generación de modelos que recojan la variabilidad taxonómica de las especies invasoras establecidas en la actualidad

en Europa. El abordar este estudio desde un punto de vista multiespecie, propicia la comparación de patrones entre hábitats y grupos taxonómicos que serían difícil de contrastar de otro modo.

1.3.1. Objetivos particulares

Identificar aquellas vías que promueven la invasión y los factores humanos que podemos utilizar como indicadores.

Identificar las grandes zonas con mayor riesgo de invasión.

Generar una metodología de análisis de riesgos extrapolable a otros trabajos de temática similar.

1.4. Hipótesis de trabajo

El trabajo a realizar gira en torno a 5 hipótesis fundamentales:

1. Si efectivamente el hombre juega un papel determinante en la distribución actual de especies invasoras, entonces los MEN que incluyen actividades humanas ofrecerán una mayor calidad y capacidad predictiva que aquellos que consideran únicamente variables climáticas. Esta hipótesis puede ser testada mediante los indicadores de precisión de MEN basados únicamente en clima vs. modelos que integran además de clima, variables relacionadas con la influencia del hombre sobre los ecosistemas (de aquí en adelante, modelo “integrado”).
2. El clima determina a gran escala las zonas donde puede sobrevivir una especie, sin embargo la actividad humana será la determinante a la hora de facilitar que la especie aparezca. La contribución relativa de variables climáticas vs humanas al modelo integrado nos permitirá testar esta hipótesis.
3. En esta línea, si las actividades humanas favorecen el establecimiento de especies invasoras, es de prever que en MEN climáticos el potencial de invasión de especies será menor que en el que se incluyan variables humanas. Si es así, observaremos un valor medio de riesgo de invasión inferior en los modelos climáticos con respecto a los modelos integrados.
4. En particular, es de esperar que los modelos climáticos subestimen el potencial de invasión en zonas con elevada influencia humana.
5. Por el contrario, los modelos basados únicamente en preferencias climáticas son susceptibles de sobreestimar el potencial invasor en regiones relativamente prístinas y alejadas de la influencia humana donde las probabilidades de que la especie sea introducida son más bien bajas, independientemente de su idoneidad climática. Observando la diferencia de valores entre los MEN climáticos e integrados, se podrán comprobar estas dos últimas hipótesis.

2. METODOLOGÍA

2.1. Datos de presencia de especies

El set de especies objeto de estudio se compone por:

- 13 especies de agua dulce
- 15 especies de vertebrados
- 12 especies de invertebrados
- 18 especies de plantas.

Por poner algún ejemplo, el set de especies utilizado, dentro de los invertebrados incluye el mosquito tigre (*Aedes alopictus* Skuse 1895), que se ha expandido a España desde el sureste Asiático a causa de actividades comerciales (en neumáticos, bambú o agua de lastre). La babosa (*Arion vulgaris* Moquin-Tandon 1855) está relacionada con la densidad de transporte y el comercio. En el caso de la mariquita (*Harmonia axyridis* Pallas, 1773), su introducción ha sido intencionada para controlar peste como la del pulgón (*Aphis gossypii* Glover, 1877), también incluida en nuestro set. El pulgón es una especie con un amplio rango invasivo, y su dispersión es de interés ya que pueden reducir la productividad de los cultivos que invade, transmitir enfermedades o generar pérdidas en cultivos.

En el grupo de las plantas, se puede destacar la “Uña de gato” (*Carpobrotus edulis* (L.) N.E. Br). Esta especie ha sido introducida de manera intencionada como especie ornamental desde África, y

dada su buena capacidad de supervivencia en zonas áridas y su difícil erradicación, su expansión en zonas costeras no deja de aumentar. La pampa argentina (*Cortaderia selloana* (Schult. & Schult.f.) Asch. & Graebn) tiende a colonizar zonas abandonadas cercanas a áreas urbanas. Su introducción también ha sido intencionada y con motivación ornamental, y su facilidad dispersora de semillas a través del viento hace que esté presente en muchas ciudades.

Con respecto a los vertebrados terrestres, la rata parda (*Rattus norvegicus* Berkenhout, 1769) se ha expandido utilizando vectores como el comercio marítimo, las carreteras y ríos.

De las especies acuáticas, el mejillón cebrá (*Dreissena polymorpha* Pallas, 1771) es un organismo ampliamente conocido. Es introducido a través del agua de lastre de grandes barcos y adherido al casco de los barcos. Dado su enorme potencial de expansión se considera una amenaza grave para los ecosistemas y organismos autóctonos, y una vez introducido es casi imposible de erradicar.

En el **anexo 1** se encuentra el listado completo de nuestro set de especies junto con sus correspondientes fotos.

Se ha de mencionar que para realizar los modelos, se parte de datos de presencia de especies cedidos por el CSIC, los cuales han sido recopilados a partir de la consulta de diversas fuentes, tales como:

- El Compendio de Especies Invasoras recopilado por CABI (CABI-ISC, www.cabi.org)
- La Infraestructura Mundial de Información sobre Biodiversidad (GBIF, www.gbif.es),
- La Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza (IUCN, www.iucn.org)
- El repositorio de biocolecciones integradas en formato digital de la *National Science Foundation* (www.idigbio.org)
- El servicio geológico de los Estados Unidos (www.usgs.gov)
- La red de información global de especies invasoras (www.gisn.org)
- Datos recopilados por *Encyclopedia of life* (www.eol.org)

2.2. Vías de introducción

El primer paso realizado ha sido definir cuáles son los vectores relacionados con la actividad humana que afectan a la dispersión de especies invasoras. Para ello se utiliza la clasificación Europea “*Building the European Alien Species Information Network (EASIN): a novel approach for the exploration of distributed alien species data*” (Katsanevakis 2012), basada a su vez en la definida previamente por Hulme et al., (2008) (**Tabla 2**).

Tabla 2. Principales vectores de introducción de especies invasoras. Fuente EASIN.

VÍA PRINCIPAL	LIBERACION	ESCAPE	PRODUCTOS_CONTAMINADOS	POLIZON	CORREDORES
VÍAS SECUNDARIAS	C=Caza B= biocontrol E=Erosion/repoblación M=mascotas/acuario O=otros	C=cultivo y cria o=Ornamental P=uso como cebo M=mascotas z=zoo, jardin A=Acuicultura	C=comercio de bienes P=paquetería A=acuicultura	a=aéreo m=marítimo c=transporte terrestre	C=canales interiores R=carretera y tren L=a traves de suez

2.2.1. Indicadores potenciales

El siguiente paso, ha sido vincular las especies que componen nuestro listado con estas vías de introducción. Hemos realizado una búsqueda bibliográfica partiendo de nuestro set representativo de especies invasoras (**anexo 2**) y sus fichas correspondientes en el proyecto DAISIE (<http://www.europe-aliens.org/>).

A partir de este set de vías de introducción, se ha realizado una búsqueda de capas geográficas (ráster y vectoriales) con las que puedan estar relacionadas (en el **anexo 3** se encuentra la lista de fuentes consultadas). Nuestro objetivo es obtener mapas de calidad con una cobertura (global) y resolución de al menos 5 arcominutos (unos 10x10 km en el ecuador), lo que limita en gran medida el número de capas susceptibles de ser utilizados en este trabajo. Se utilizarán fuentes de datos relativos a todo el

mundo para calcular potenciales de invasión a lo largo de Europa, tal como recomienda Gallien et al., (2012), ya que así los modelos generados son de mayor fiabilidad al considerarse nichos no presentes en nuestra área de estudio pero que sí se podrían llegar a dar. Se elige esta resolución ya que es la que mejores resultados genera en términos de coste computacional y capacidad predictora (Gallardo, 2015). En el **anexo 4** se recogen las fuentes finalmente utilizadas así como las capas de partida, cobertura y resolución. Ahora se debe definir con qué variables humanas se puede relacionar la dispersión de especies continentales para, a partir de ahí, decidir qué capas pueden resultar representativas para generar nuestros modelos. Se genera una tabla recogiendo aquellas capas cuyas variables sean representativas para nuestras especies (ver **anexo 5**) y otra con las capas que, a priori, resultan de interés y su justificación (**anexo 6**).

El análisis y gestión de datos se ha realizado mediante software de uso libre R v 3.2.3 (R Core Team 2015) y QGIS v 2.14.3 (QGIS Development Team 2016).

2.2.2. Selección de indicadores

El paso siguiente será generar una matriz de correlación con nuestras capas de influencia humana, para evitar la colinearidad entre las mismas utilizando el paquete “stats” de R. El proceso genera una matriz mediante el coeficiente de correlación de Pearson. De esta matriz, se utilizarán todas las capas que tengan una correlación inferior a 0.7 (ver **anexo 7**). Este límite, ciertamente arbitrario, es el habitualmente utilizado para la selección de predictores a utilizar en modelos ecológicos de nicho. Para las capas consideradas co-lineales (con $r > 0.7$), se utilizarán aquellas que tengan una mayor influencia sobre las especies. Así por ejemplo, se descartan las capas de presión de pesca en ríos y variación de superficie de pastos entre 1990 y 2015 para mantener las capas de acuicultura y de pastos en 2005 por considerar que presentan una mayor influencia humana. Con respecto a las variables climáticas, estas han sido obtenidas de <http://www.worldclim.org/>. Se trata de capas generadas con el promedio mensual entre 1950 y 2000 de las variables siguientes:

- Máxima temperatura del mes más cálido (bio5)
- Temperatura mínima del mes más frío (bio6)
- Precipitación del mes más húmedo (bio13)
- Precipitación del mes más seco (bio14)
- Coeficiente de variación de la precipitación estacional (bio15)

Se han escogido estas, ya que no presentan colinealidad entre sí ($r < 0.7$) y han sido validadas por estudios previos (Gallardo et al., 2015). La **tabla 3** incluye las capas finalmente consideradas relevantes para nuestro modelo así como su resolución.

Tabla 3. Capas consideradas inicialmente para generar los modelos.

Variables Humanas	Resolución	Variables Climáticas	Resolución
PIB	15 arc-min	Bio 5	5 arc-min
HII	30 arc-seg	Bio 6	5 arc-min
Distancia a costa	5 arc-min	Bio 13	5 arc-min
Distancia a puertos	5 arc-min	Bio 14	5 arc-min
Distancia a carreteras	5 arc-min	Bio 15	5 arc-min
Densidad de población	28 arc-seg		
Accesibilidad**	5 arc-min		
% cultivos en 2005	5 arc-min		
Presión Acuicultura	30 arc-min		

El Producto Interior Bruto (PIB) indica el valor del mismo en cada píxel del año 1990.

El Human Influence Index (HII) es un índice obtenido a partir de la siguiente serie de variables: densidad de población, infraestructuras, infraestructuras de accesibilidad y transporte humanas, usos del suelo y luces nocturnas.

En la capa de distancia a costa, el valor de cada píxel indica la distancia euclídea del mismo al tramo más cercano de costa.

En la capa de distancia a puertos y a carreteras, el valor de cada píxel corresponde a la distancia euclídea del mismo a un puerto o carretera.

La capa de densidad de población indica el valor que esta variable presenta en cada píxel en el año 1990.

La capa de accesibilidad indica el tiempo en días que se tardaría en llegar desde cualquier parte del mundo a cualquier otro punto del planeta.

El porcentaje de cultivos en 2005, indica el porcentaje de superficie presente en cada píxel de este tipo de cobertura.

La capa de presión de acuicultura ha sido generada a partir de la media anual de recolección acuícola en el periodo comprendido entre 1997 y 2006 a partir de los datos de la UN Food and Agriculture Organisation (FAO).

2.3. Modelización

2.3.1. Preparación de las capas

Una vez seleccionadas las variables predictoras, se requiere que las capas estén homogeneizadas en términos de resolución y cobertura. Para ello, se utiliza el algoritmo “*Unify Environmental Layers*” en el software QGIS.

2.3.2. Calibración

El siguiente paso será calibrar nuestros MEN, para lo que utilizamos el paquete “*Biomod2*” (Thuiller 2014) en el entorno de R. Utilizamos este paquete, ya que en la actualidad es el más utilizado junto con Maxent. Sin embargo, Biomod tiene la flexibilidad de permitir: combinar replicas con diferentes algoritmos, sets de pseudo-ausencias, hacer los ensembles, proporciona diferentes medidas de precisión etc. Por ello, se considera que es la herramienta más completa. La **Figura 4**, esquematiza el proceso de modelización que sigue este paquete.

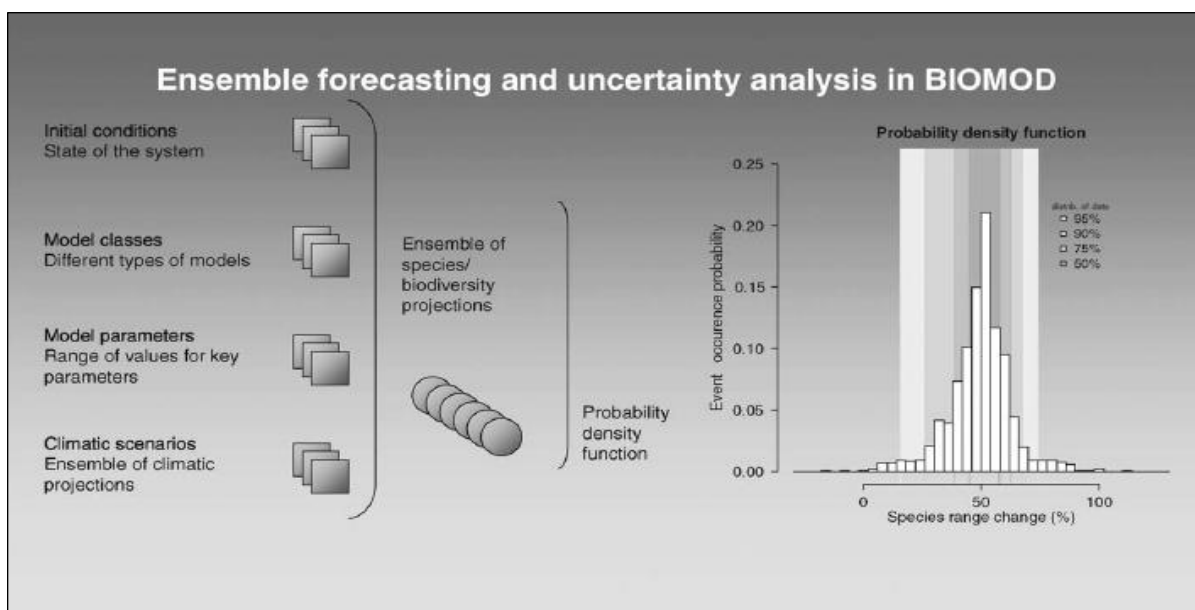


Figura 4. Enfoque probabilístico para predecir el potencial de distribución de especies. Fuente: Thuiller (2009).

Se comienza por generar un modelo solamente con las variables climáticas que más sentido ecológico tienen para las especies (“modelo climático” de aquí en adelante). Posteriormente se han modelizado las variables climáticas junto con cada una de las capas de influencia humana recogidas en la **Tabla 3**, con la finalidad de obtener estadísticos que permitan establecer datos de si la variable es explicativa y cómo afecta en el modelo por sí sola (“modelos clima+1”). Es decir, sin considerar otras variables, ya que el reparto de importancia de las variables podrá variar al incluirse dentro de un mayor set porque parte de la información de una variable puede ya estar recogida en otra. El último paso será modelizarlas en conjunto de todas las variables climáticas y humanas (“modelo integrado”), para determinar cómo varían los porcentajes de influencia de cada variable en el modelo. Este modelo se generará con las variables climáticas anteriormente mencionadas, la capa de accesibilidad, superficie urbana en 2005, superficie de cultivos en 2005, el índice de influencia humana, la densidad de población en 1990, la distancia a puertos y la distancia a carreteras. Hemos descartado introducir variables como la presión de la acuicultura y PIB debido a que su resolución era demasiado grosera y generaría resultados pobres a efectos visuales en nuestro mapa. Sin embargo, dada la importancia de la variable del PIB en 1990, esta si ha sido introducida en el proceso para obtener las estadísticas.

2.3.3. Procesado de los modelos

Ahora que se ha aclarado y justificado el proceso de obtención de datos de partida, se procederá a la descripción del procesado de nuestros modelos.

Datos de presencia:

Se parte de la tabla con las coordenadas de aquellos puntos donde existe presencia de las especies que componen nuestro set.

Algoritmos:

Los MEN requieren de datos de ausencia con los que contrastar las presencias. Sin embargo, este tipo de información no suele estar disponible, y aunque así fuera no serían fiables mientras las especies invasoras continúan su avance. Por este motivo, es práctica habitual generar un set de 10.000 pseudo-ausencias (o falsas ausencias) al azar que recoja toda la variabilidad ambiental del área de estudio. Utilizando una prevalencia de 0.5, el modelo aplica un peso a cada presencia/pseudo-ausencia para igualar su influencia en la construcción del modelo. Dado que la selección de pseudo-ausencias puede afectar los resultados del modelo, se generarán tres sets diferentes. Se usará el 50% de los datos de presencia para calibrar nuestro modelo y el 50% para modelar, tal como recomiendan Barbet-Massin y Jetz (2014). La división de puntos de calibración y testeo se realizará 5 veces diferentes.

Interpolación:

La elección de algoritmo de modelización también puede afectar a los resultados del mismo. En este trabajo se utilizan cuatro de los más utilizados: “*Generalized Linear Model*” (GLM), “*Generalized Boosted Regression models*” (GBM), “*Random Forest*” (RF) y “*Generalized Additive Model*” (GAM). Se han escogido estos métodos de modelado, ya que así se realiza un proceso de regresión aditivo (GAM), uno lineal (GLM) y dos de regresión por árboles (RF y GBM), tomando como base lo que la bibliografía recomienda, que es utilizar algoritmos basados en distintos procesos de modelado para contemplar diferentes escenarios posibles (Araújo et al., 2007).

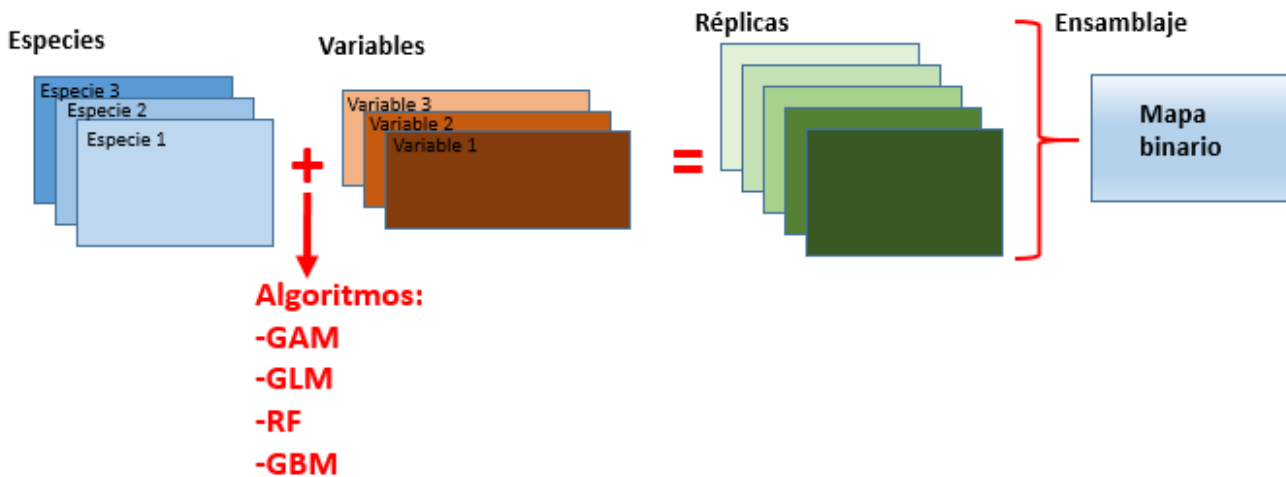


Figura 5. Esquema conceptual del proceso de obtención de los mapas binarios.

Número de réplicas:

Así, para cada especie y conjunto de variables se generarán 60 réplicas de modelos en total. Serán resultado de procesar 3 sets de pseudoausencias, 4 métodos de interpolación y 5 divisiones calibración/test diferentes.

Estadísticos de evaluación:

Por un lado, la evaluación de calidad de nuestros modelos se realizará con los estadísticos ROC (*Receiver Operating Characteristic*) y TSS (*True Skill Statistic*) así como su desviación típica, tal como recomiendan diversos autores (Thuiller et al., 2009, Allouche et al., 2006). El valor de estos estadísticos varía entre 0 y 1, donde valores > 0.8 en el caso de ROC y > 0.7 en el caso de TSS indican una buena calidad predictiva. Esto permitirá testar nuestra primera hipótesis.

Por otro, obtendremos la importancia relativa que presenta cada una de las variables introducidas para la generación de cada uno de los modelos, lo cual permite testar nuestra segunda hipótesis.

Ambos estadísticos se recogen en una tabla final, a la que se le aplicará la media, lo que permitirá interpretar como afecta cada una de nuestras variables al potencial de expansión de las especies así como determinar su comportamiento en toda nuestro set de variables y determinar cómo afectan las mismas a la calidad final del modelo. Se pondrán los valores medios resultantes del TSS y el ROC junto a su desviación típica en un gráfico para comparar como estos varían con cada una de las variables introducidas con respecto a las climáticas. Esto nos permitirá evaluar si las capas de variables humanas que hemos escogido son realmente representativas para nuestro set completo de especies. A nivel taxonómico, estos gráficos pueden servir para interpretar cuáles de nuestras variables son más influyentes para cada uno de nuestros grupos taxonómicos.

Parámetros para el ensamblaje:

Según Araújo et al., (2007), los ensamblajes de varios modelos son de utilidad para solventar el problema de la variación entre tipos de modelización y obtener una mayor calidad que a partir de un tipo de modelo únicamente.

En este estudio, el ensamblaje final se obtiene a partir de la media de las réplicas que tengan un TSS superior a 0.7, tal como recomienda en Franklin (2010), y cuyo peso en el modelo final estará ponderado según la calidad (TSS) de cada una de ellas.

Resultados:

Tras este proceso se generan dos tipos de mapas finales: continuos (en los que cada celda adquirirá un valor de 0 a 1000 en función de su idoneidad para el establecimiento de la especie) y binarios

(transformación del mapa anterior a presencia/ausencia predicha, teniendo en cuenta el límite estadístico, específico para cada especie, que optimiza las predicciones del modelo).

2.3.4. Mapas de calor:

Finalmente, combinamos los mapas binarios de todas las especies para generar mapas de riesgo de invasión que nos faciliten identificar las zonas de mayor riesgo de invasión en Europa. Los valores de estos mapas, variarán por tanto entre 0 cuando no exista potencial de presencia para ninguna especie y 58 cuando todas ellas presenten potencial de presencia.

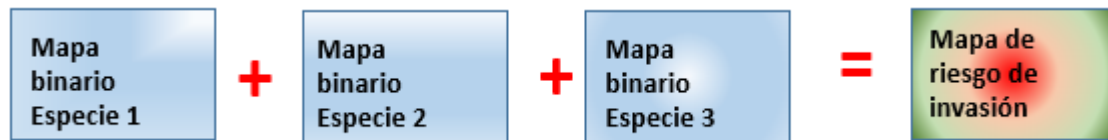


Figura 6. Esquema conceptual de la generación de los mapas de riesgo de invasión.

2.3.5. Otros análisis:

Se evaluará el grado de mejora de la calidad de los modelos mediante un análisis ANOVA utilizando el paquete “stats” en R. Esto valida si las diferencias en precisión o contribución de las variables entre los distintos modelos calibrados son realmente significativas.

Para testar la hipótesis 3, una vez generados los mapas de calor, se realizará una operación de resta entre el modelo integrado y el generado solamente a partir de variables climáticas. El objetivo será definir cuáles son aquellas zonas en las que se produce mayor diferencia para relacionar el potencial de invasión con vectores concretos, lo cual servirá también para testar la cuarta y quinta hipótesis.

Con el objetivo de respaldar nuestros datos y ofrecer una manera visual de generar resultados, se ha aplicado un geoprocés para la generación de 5000 puntos aleatorios en QGIS. A partir de ellos, se extraerá el valor del HII y el del mapa generado mediante la resta entre el modelo integrado y el climático.

3. DESARROLLO ANALÍTICO

3.1. Principales vías de dispersión por grupo taxonómico

A la vista de los datos, se pueden seccionar estos cuatro grandes grupos taxonómicos en función de sus principales vectores de dispersión:

- Las especies acuáticas tienden a ser dispersadas como polizones en barcos (bien pegándose al casco de barcos o transportados en tanques de agua de lastre), aunque para casos concretos existe evidencia de transporte por carretera (por ejemplo, como contaminantes de aperos de pesca o adheridos a pequeñas embarcaciones remoladas). Presentan también importancia vías como la liberación y el escape, más relacionadas con la introducción deliberada para la pesca, como organismos ornamentales, para su utilización como cebo o la acuicultura.
- Las especies del grupo de invertebrados, tienden a dispersarse como contaminantes en bienes de consumo, sobre todo material hortícola o forestal, o como polizones por tráfico aéreo, marítimo y rodado.
- Las especies que componen el grupo de plantas se dispersan mayoritariamente a través de corredores (bien por liberación de semillas que puedan quedar pegadas en vehículos, por transporte de restos de limpiezas o a través de canales interiores). Por otra parte, muchas de ellas se han introducido de manera deliberada para el control de procesos erosivos, con fines de producción maderera o como plantas ornamentales.
- Las especies del grupo de vertebrados han sido, por norma general, introducidos de manera deliberada para la caza, cultivo o cría, comercio de pieles o mascotas. Muchas de éstas han escapado posteriormente o sido liberadas.

3.2. Capas de interés asociadas a vectores de dispersión

Capas como la distancia a carreteras, Producto Interior Bruto (PIB), densidad de población, el índice de influencia humana, la huella humana, o la cercanía a puertos representan vectores que afectan a la mayoría de especies. Otras como el porcentaje de cultivos o la presión de pesca o acuicultura son relevantes para especies más concretas. Esta amplia variabilidad de capas puede facilitarnos la tarea de estimar a qué especies o grupos afectan ciertas actividades para potenciar su dispersión.

3.3. Estadísticos de calidad de los modelos

A la vista de los resultados, todos los modelos tienen un TSS superior a 0.7 y un ROC superior a 0.8, por lo que su calidad es muy buena, si bien pequeñas diferencias en precisión y predicciones espaciales nos permiten inferir la importancia relativa de los factores evaluados. En primer lugar, comparamos el modelo climático con los modelos clima+1, que incluyen una variable humana cada vez, y finalmente con el modelo integrado, que incluye todas las variables climáticas y humanas. El objetivo será establecer relaciones entre cada uno de los grupos taxonómicos y las variables que más influyen en su dispersión, así como valorar si las variables humanas incluidas mejoran considerablemente el modelo generado con variables solamente climáticas. Generamos un gráfico de puntos (**Figura 7**) en el que en el eje de las X situamos el TSS y en el de las Y el ROC, con su respectiva desviación típica correspondiente a las 58 especies. En el mismo, se puede apreciar como la calidad de los modelos aparentemente mejora al incluir diferentes variables humanas con respecto al generado con variables climáticas solamente. Sin embargo, los resultados del análisis ANOVA, indican que dicha mejora no es significativa para el TSS (F-Valor: 0.71, P-Valor= 0.71) ni para el ROC (F-Valor: 0.74, P-Valor: 0.68). Los gráficos de los resultados se encuentran en el **anexo 9**. Esto se puede observar a partir de la desviación típica, ya que existe un solape en cuanto a la variabilidad en los diferentes modelos (**Figura 7**).

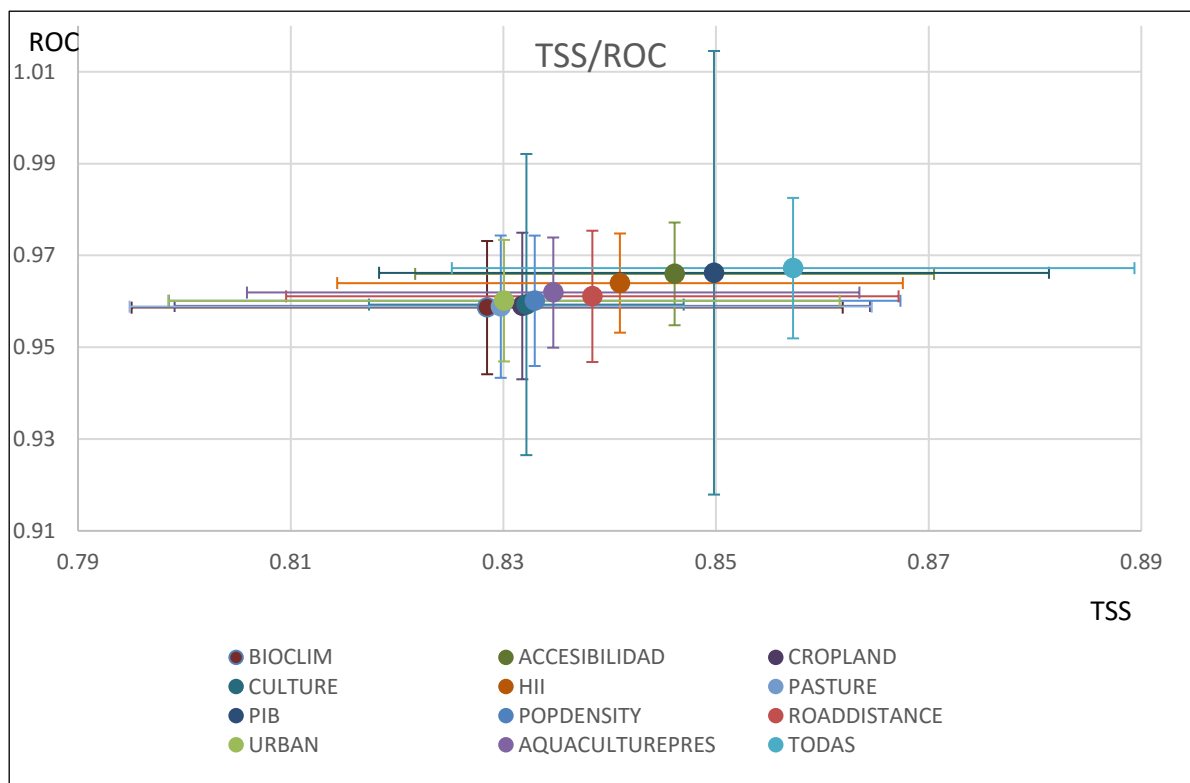


Figura 7. TSS y ROC obtenido en cada uno de nuestros modelos.

En la **Figura 8**, se incluyen los resultados de los estadísticos de precisión TSS y ROC de los diferentes modelos generados, agrupados por grupo taxonómico. Esto permitirá establecer relaciones entre grupos taxonómicos y validar si existen variables que se asocien con un mayor grado a vías de dispersión específicas para cada uno de ellos.

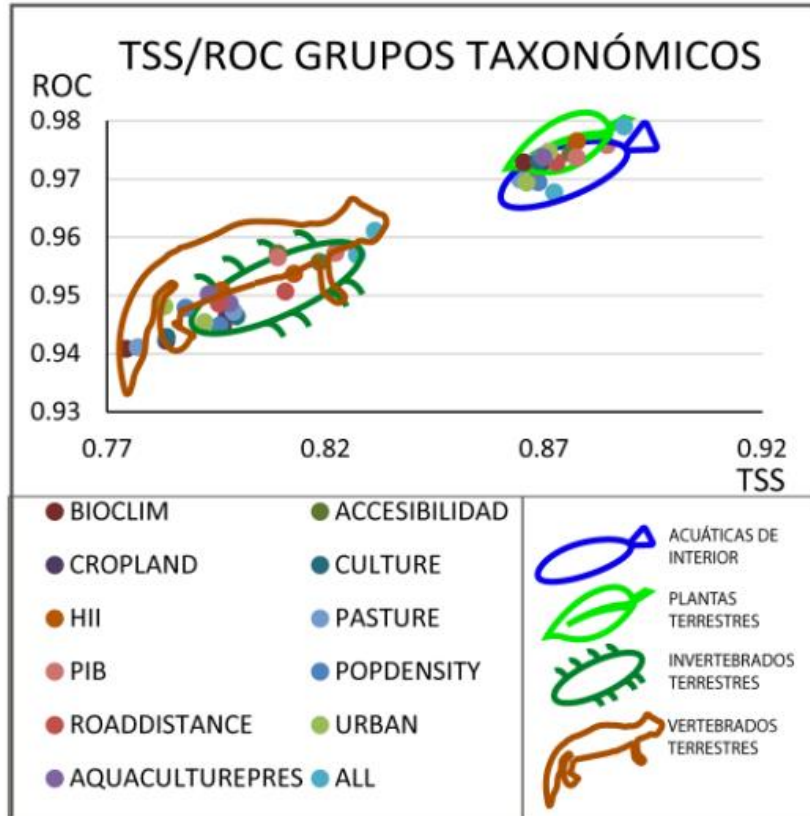


Figura 8. TSS y ROC desglosado por grupos taxonómicos.

Se agrupan los resultados de los modelos según grupos taxonómicos. Así, las especies acuáticas y plantas terrestres presentan mejor calidad (con un TSS en torno a 0.9 y un ROC entre 0.97 y 0.98) en comparación a los grupos de vertebrados e invertebrados terrestres (con un TSS en torno a 0.8 y un ROC entre 0.94 y 0.96). Con respecto a las variables incluidas en los modelos, la calidad tiende al aumento al añadir variables humanas, aunque como ya hemos verificado con el análisis ANOVA, esta mejora no es significativa. En todos nuestros grupos taxonómicos excepto en el de plantas terrestres, PIB y accesibilidad son las variables que más mejoran la calidad de los modelos con respecto a aquellos generados solamente con variables climáticas. En el caso de plantas terrestres, la capa que mayor calidad introduce en nuestro modelo es la de HII. Con respecto al modelo integrado, se podría decir que existe una tendencia de mejora de los modelos en todos los grupos taxonómicos excepto en el de las acuáticas. Por ello, a pesar de que los resultados nos puedan hacer pensar que la introducción de variables humanas mejora la calidad de los modelos con variables climáticas, los resultados del análisis ANOVA concluyen en que esta mejora no es significativa. Por lo tanto no se confirma nuestra primera hipótesis.

3.4. Contribución de las variables en los modelos

Ahora que ya se ha valorado la calidad de nuestros modelos, se procederá a valorar de manera cuantitativa el grado de explicación que introduce cada variable en la distribución actual de especies según nuestros modelos.

3.4.1. Modelo climático

En la **Figura 9**, se representa el peso de que tiene cada una de las variables climáticas utilizadas. En modelo climático, la variable dominante es la temperatura mínima del mes más frío (bio 6). La siguiente en cuanto a peso sería la temperatura máxima del mes más cálido (bio 5). Las tres variables climáticas restantes obtendrían un peso similar de en torno al 10% cada una.

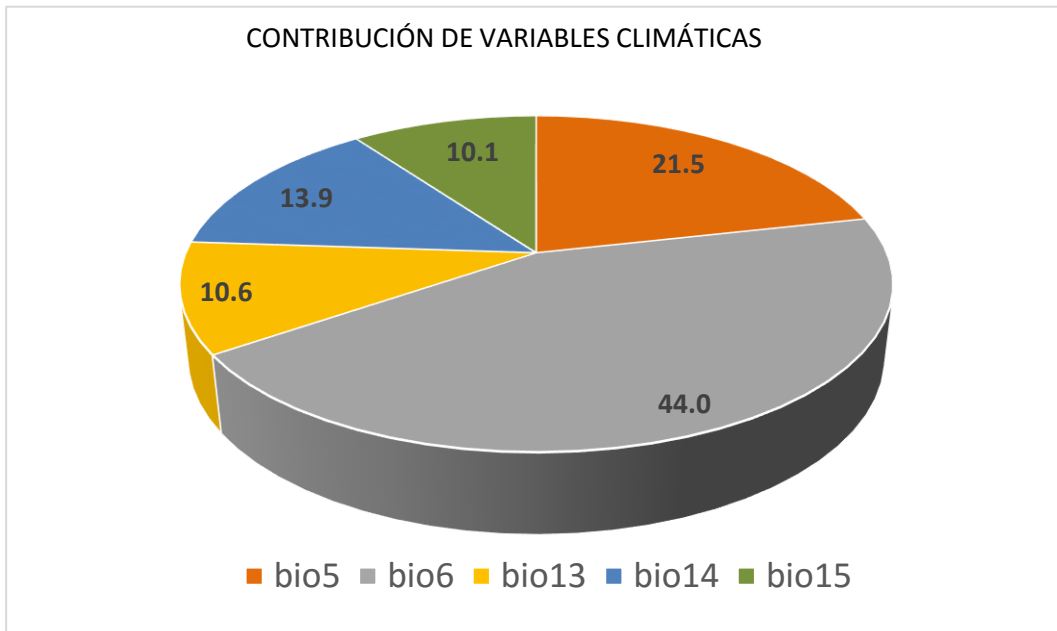


Figura 9. Peso de las variables climáticas en el modelo climático.

3.4.2. Contribución de las variables en los modelos clima+1

Ahora se analiza la variación de la importancia que adquieren las variables humanas de manera independiente en los modelos clima+1. Para ello, se incluyen una a una junto con las climáticas, para luego comparar diferencias con respecto a la contribución en el modelo integrado. En el **anexo 10** se recoge el listado de gráficas con la importancia de las mismas en porcentaje. En todos los casos, las variables climáticas tienen una importancia superior al 80%. Las variables humanas que más importancia presentan de manera independiente, son: la distancia a puertos, la accesibilidad, el PIB, la distancia a carreteras, el HII y la densidad de población. Con respecto a las variables climáticas, la que más peso tiene en los modelos es la bio6 (entre un 30 y un 45% en todos los modelos), seguida de la bio5 (entre un 16 y un 21%). La **Figura 10** muestra la variación en cuanto a la importancia (aportación de cada una de las variables consideradas en la generación del modelo), según se incluyan en los modelos con variables climáticas solamente o en el integrado.

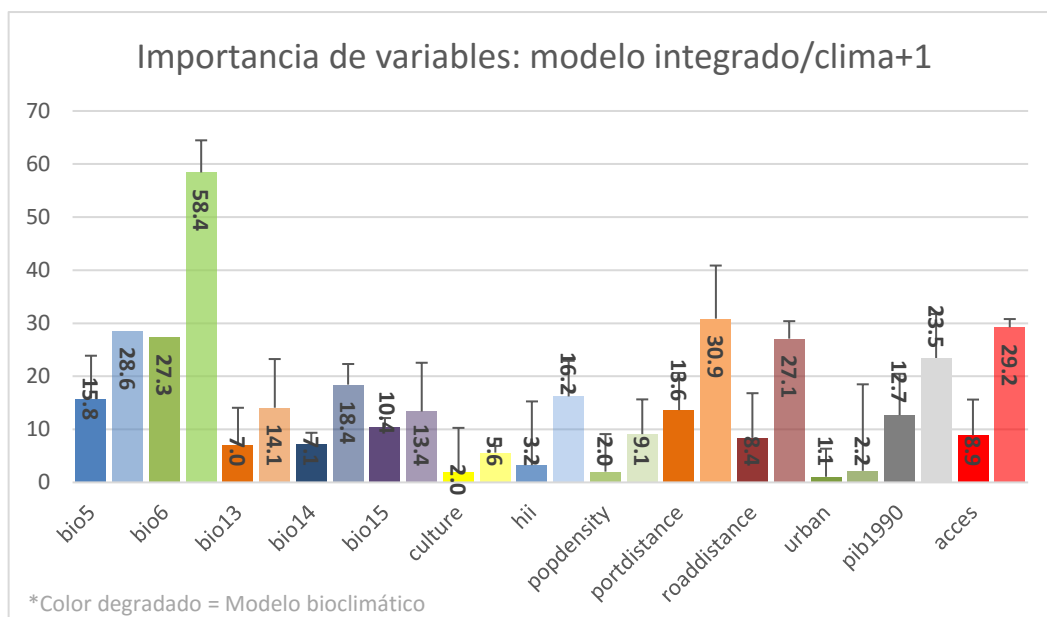


Figura 10. Importancia de las variables en los modelos clima+1 (colores degradados) con respecto al modelo integrado (colores intensos). (bio=variables climáticas, portdistance=distancia a puertos, pib1990=producto interior bruto en 1990, acces=accesibilidad, roaddistance=distancia a carreteras, hii=human influence index, popdensity=densidad de población, culture=porcentaje de superficie de cultivos en pixel, urban=porcentaje de superficie urbana en pixel)

3.4.3. Modelo integrado

El modelo integrado se ha generado con las capas climáticas, la de accesibilidad, la superficie de cultivos en 2005, el índice de influencia humana, la densidad de población, distancia a carreteras y a puertos, el PIB (solamente generado para la obtención de estadísticas, no para el ensamblaje) y porcentaje de uso de suelo urbano. No hemos incluido la capa de pastos por considerarla poco explicativa, ya que tendría más bien relación solamente con el grupo de plantas terrestres; ni la presión en acuicultura por no ofrecer los resultados esperados en el modelo generado. En la siguiente gráfica (**Figura 11**) podemos apreciar cómo el 57% del modelo se explicaría solamente con variables climáticas. Las siguientes variables con mayor importancia son: la distancia a puertos, el PIB y la accesibilidad. Las capas de HII, densidad de población, cultivos y superficie urbana, apenas tienen un 8% de influencia en conjunto. Por ello, se confirmaría nuestra segunda hipótesis. Ya que, aunque los factores climáticos sean los dominantes en los modelos, la componente humana tiene un elevado grado de importancia.

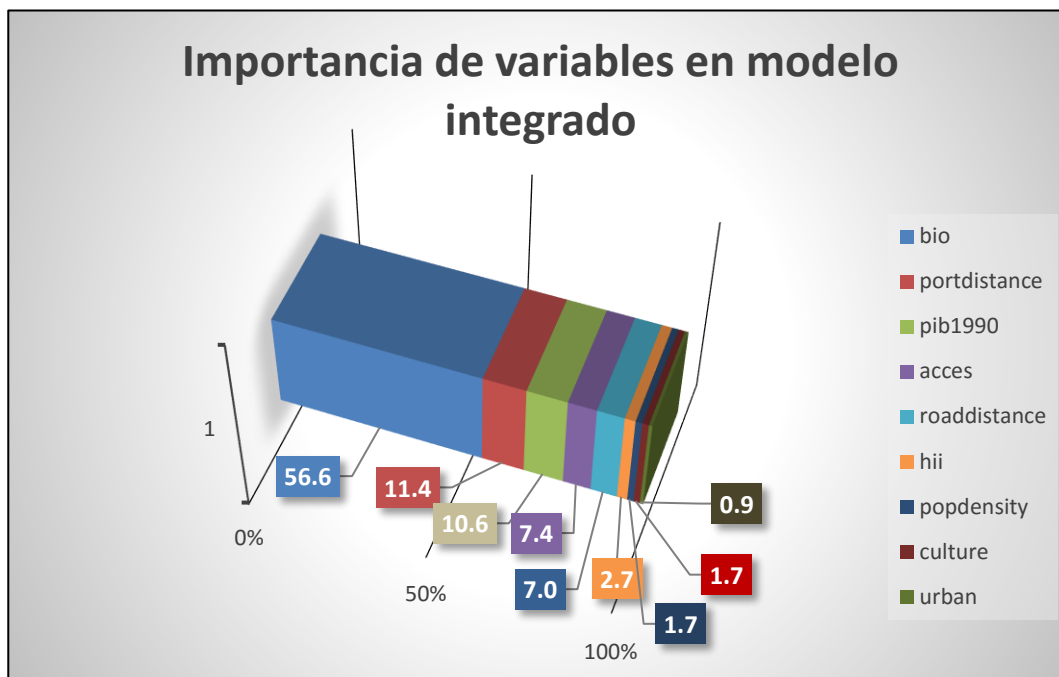


Figura 11. Importancia de las variables en el modelo generado con variables climáticas y humanas.

3.4.4. Importancia de las variables por grupo taxonómico

Con respecto a la importancia de las variables por grupos taxonómicos, en las gráficas incluidas en la **figura 12** apreciamos como varía su importancia. A priori, se podría decir que el peso de las variables es muy similar en todos los grupos taxonómicos. Sin embargo, podemos matizar el mayor peso que tiene la variable climática en las plantas terrestres (un 60%, cuando para el resto de grupos taxonómicos pesa entre un 52 y un 56%). Con respecto al resto de grupos taxonómicos, el peso de las variables es similar entre ellas. Presentando una gran importancia el PIB junto con la distancia a puertos y a carreteras y a la accesibilidad, tal y como muestra el patrón general (**Figura 12**).

IMPORTANCIA DE VARIABLES POR GRUPOS TAXONÓMICOS

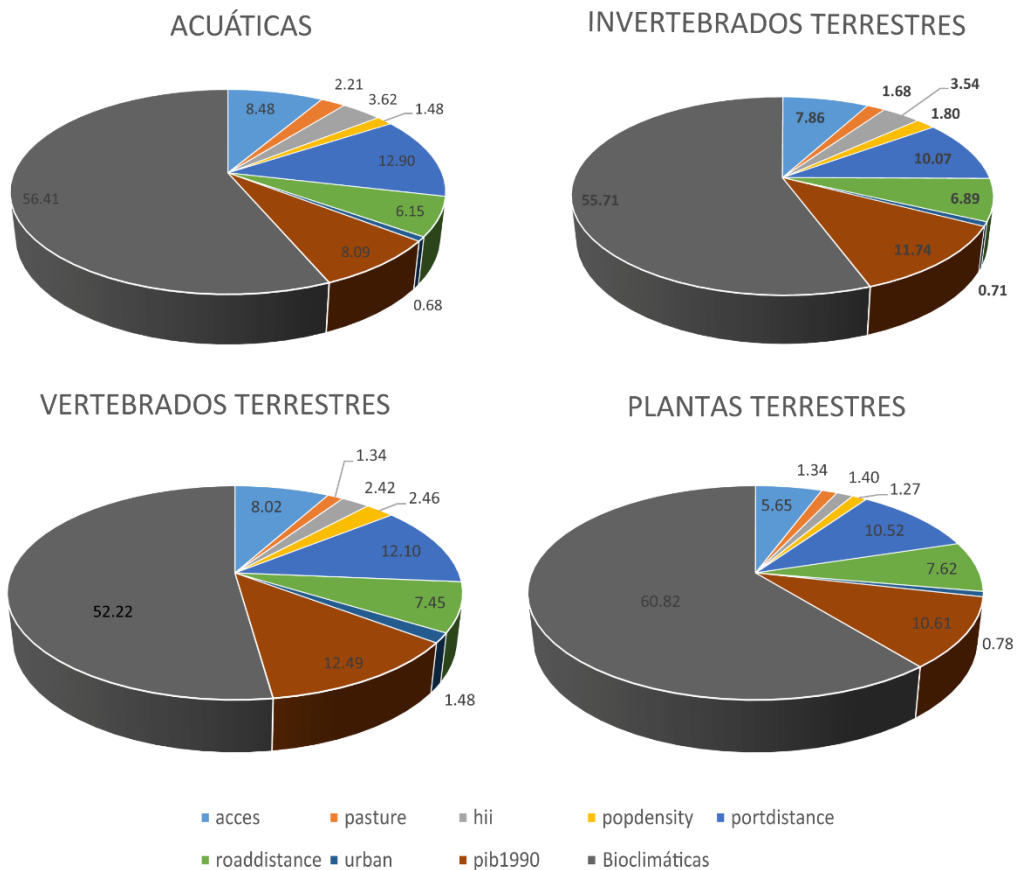


Figura 12. Importancia de las variables en el modelo integrado por grupos taxonómicos.

3.5. Ensamblajes

Con los ensamblajes realizados, se han generado mapas de calor. Estos sintetizan información en relación al riesgo asociado en cada píxel de ser invadido por cada una de las especies que se incluyen en nuestro set en función de las vías de dispersión y preferencias de hábitat de cada una.

Se han obtenido modelos de dispersión para todas las especies excepto para la especie *A. gossypii*, cuyos datos de presencia no han generado modelos de calidad superior a 0.7 en el TSS, y por lo tanto no cumple los requisitos de calidad para ser incluido en el ensamblaje. Esto ocurre debido a que para esta especie en concreto no existen demasiados datos de presencia. Por ello el máximo de riesgo de invasión potencial será de 57 especies.

3.5.1. Ensamblaje del modelo climático

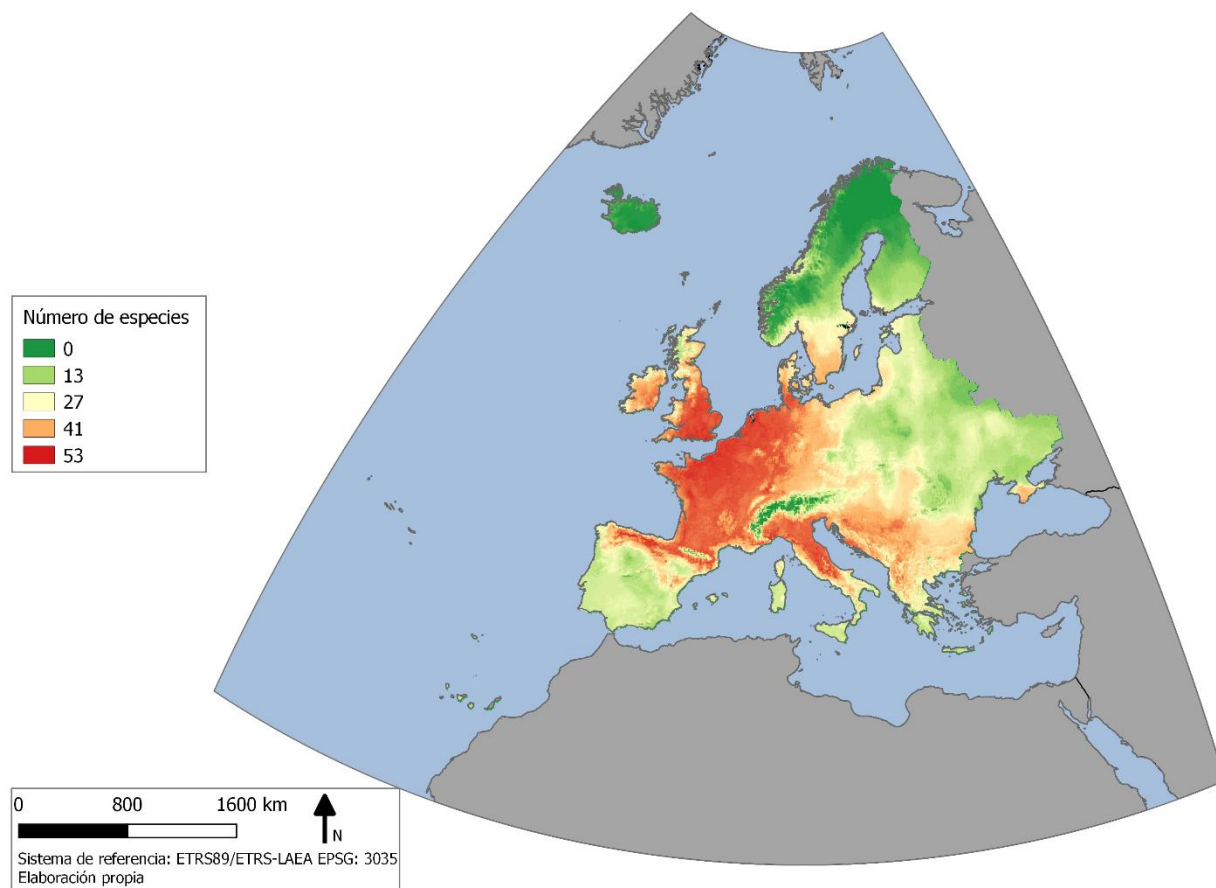


Figura 13. Mapa de riesgo de invasión generado con variables climáticas. Los valores indican el número de especies invasoras que encuentran condiciones climáticas idóneas para su establecimiento, y donde por tanto el riesgo de invasión es mayor.

En el mapa generado con variables climáticas solamente (**Figura 13**), Francia, Alemania, Italia, el Sur de Reino Unido y Este de Irlanda aparecen como las zonas con más riesgo de presencia para las especies invasoras analizadas. Este mapa ofrece resultados muy suavizados y zonificaciones muy dispersas por ser generado con variables climáticas. En cuanto a los metadatos de mismo, la media es de 23.7, con una desviación típica de 15.22 y un máximo de riesgo de invasión de 53 especies.

3.5.2. Ensamblaje del modelo integrado

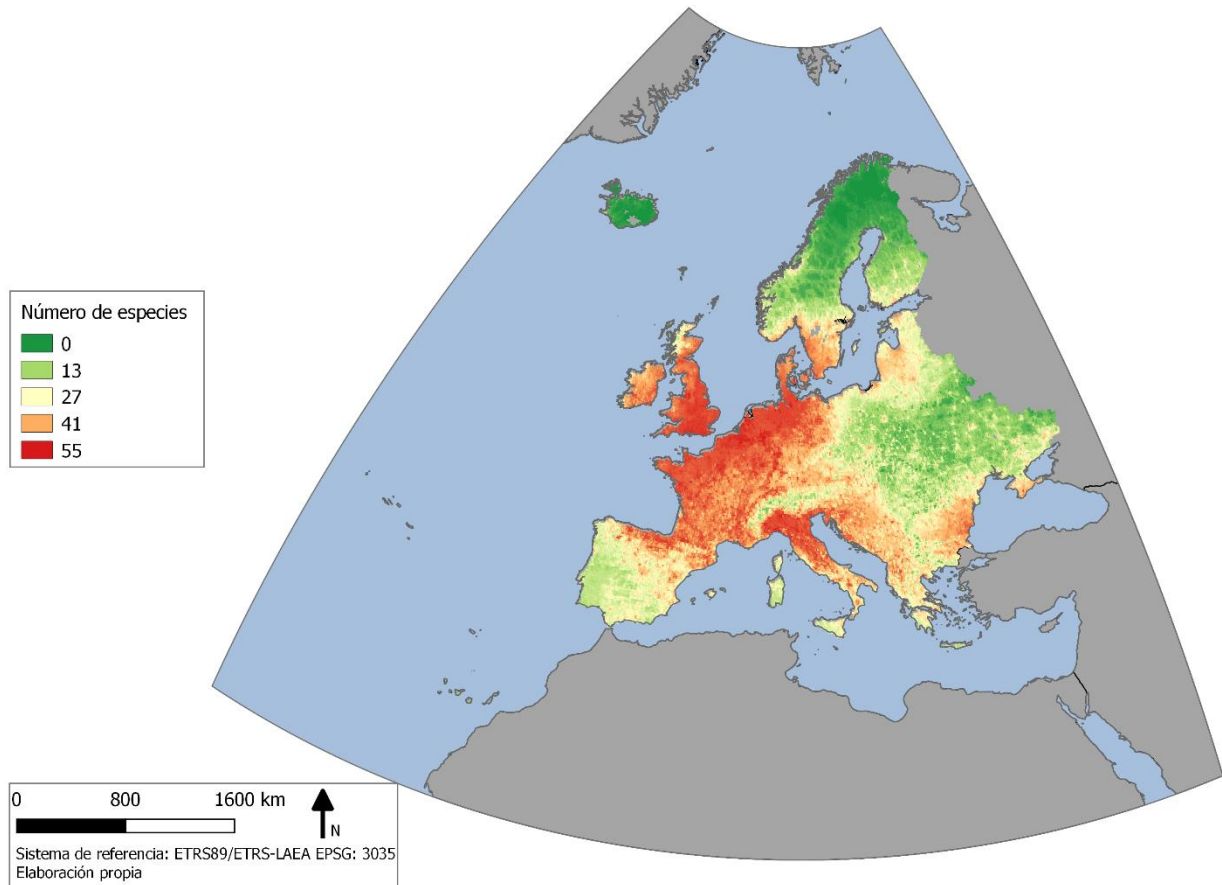


Figura 14. Mapa de riesgo de invasión elaborado con el modelo integrado.

Introduciendo variables humanas (**figura 14**), los resultados son consistentes con aquellos generados con variables climáticas solamente. Sin embargo se matiza el potencial de invasión. A priori, parece que el potencial de invasión aumenta en las zonas humanizadas (a lo largo de ciudades y vías de comunicación). Los metadatos de este mapa sugieren un aumento en el riesgo de invasión con respecto al generado con variables bioclimáticas solamente, ya que la media es de 25.6, con una desviación típica de 15.8 y un máximo de riqueza de 55 especies, confirmando de este modo la tercera hipótesis.

En el **Anexo 13** se recoge el mapa de riesgo de invasión generado con los modelos clima+1 más explicativos (aquellos que incorporan: distancia a carreteras, distancia a puertos, accesibilidad e índice de influencia humana). Los resultados son muy similares al modelo integrado. Sus estadísticas son muy similares de hecho, con una media de 25.8, desviación típica de 15.9 y máximo de 55 especies.

3.5.3. Diferencias entre el modelo climático e integrado

La resta de ambos modelos (integrado menos climático) genera un mapa (**Figura 15**) en el que podemos observar cómo el modelo climático tiende a ofrecer valores inferiores en cuanto a potencial de invasión en zonas con gran intensidad de uso humano, donde la probabilidad de invasión es mayor. En estas zonas, incluso aunque las condiciones ambientales no fuesen las más idóneas, la probabilidad de invasión es alta, lo cual confirma la cuarta hipótesis. Este fenómeno se corresponde con las zonas marrones (valores positivos) del mapa de la **Figura 15**. En cuanto la quinta hipótesis, es complicado determinar hasta qué punto la influencia humana afecta a lo que consideramos zonas prístinas. Por poner un ejemplo, a priori para los Alpes o los Pirineos, consideramos que el modelo climático generaría un mayor potencial de invasión respecto del integrado, sin embargo esto no se produce, anulando así la quinta hipótesis. Quizás en estas zonas en concreto aumente el potencial de invasión debido a factores humanos a pesar de tratarse de zonas de montaña alejadas de núcleos de población debido a la

existencia de vías de comunicación. Se puede afirmar que el tránsito posibilita la introducción de especies. Mientras tanto, en el Noreste de Europa se cumpliría el que el modelo climático sobreestima el potencial de riesgo de invasión del modelo integrado, lo cual sí confirmaría la quinta hipótesis. Hacia el Noreste de Europa, aunque la idoneidad climática sea alta, la probabilidad de invasión es baja al no existir actividades humanas susceptibles de introducir el organismo. Se trata de zonas poco pobladas respecto a Centroeuropa y con una red viaria menos densa. Corresponde a las zonas verdes (valores negativos) del mapa de la **Figura 15**.

Diferencia entre el modelo integrado y el bioclimático

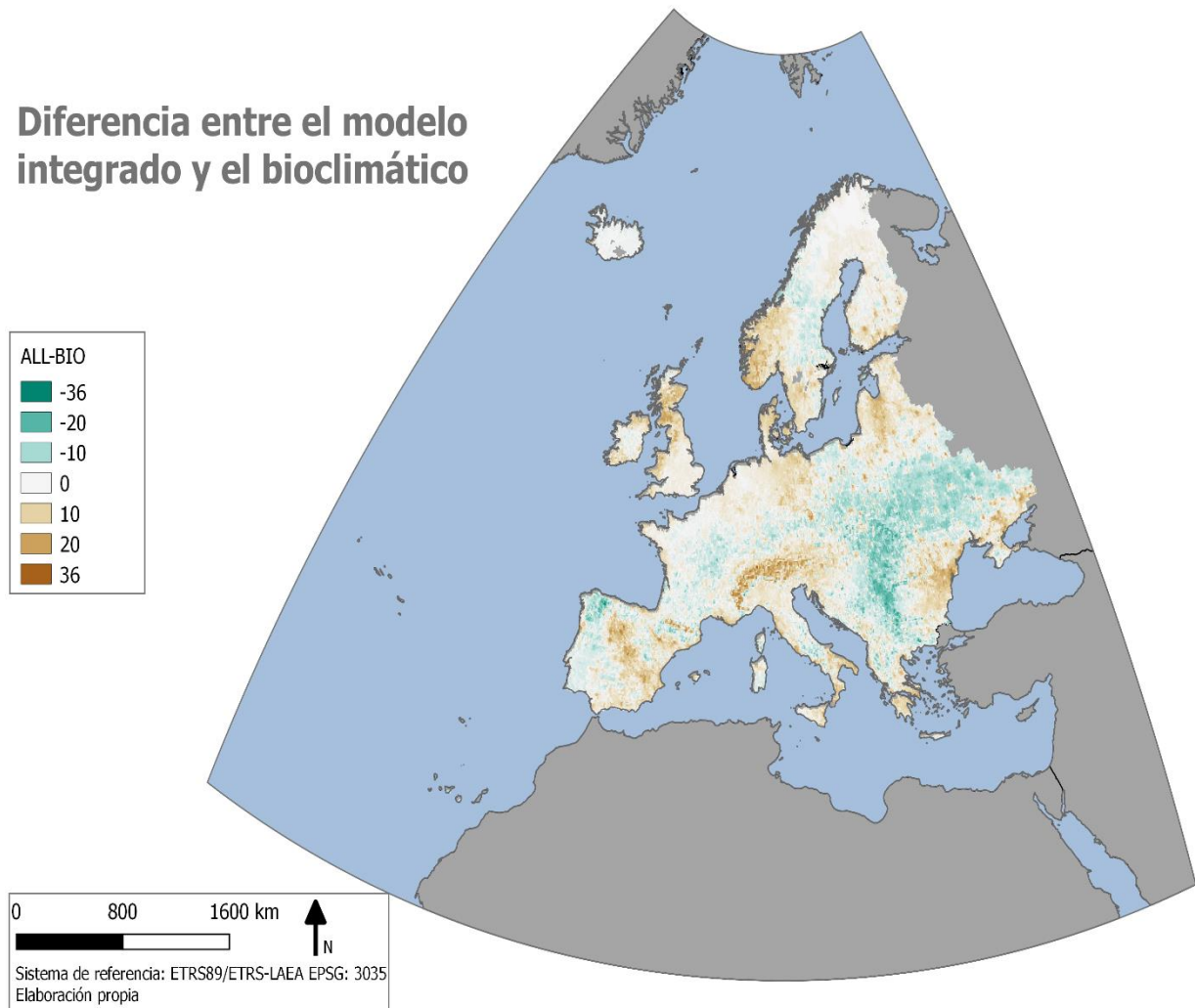


Figura 15. Mapa resultado de la resta entre el modelo integrado menos el modelo climático.

En el **Anexo 14** se pueden ver una serie de mapas que recogen el riesgo de invasión medio por país según el modelo climático y el modelo integrado. Así mismo, se ha realizado un tercer mapa a partir de la resta de los valores de los dos anteriores que refleja las diferencias en cuanto al riesgo de invasión entre el modelo climático y el integrado. El riesgo de invasión siempre viene dado por las características climáticas. Lo que se pretende al introducir variables humanas es tener en cuenta la oportunidad de invasión (pueden darse las condiciones climáticas óptimas, pero se necesita un vector que transporte individuos a estas zonas). En aquellos lugares con mucho tránsito de personas y mercancías, el potencial de invasión será alto aunque las condiciones climáticas no sean tan idóneas. Hacia el Este de Europa el potencial de invasión es menor y a su vez existe una mayor influencia de condicionantes bioclimáticos en este desplazamiento. En las grandes ciudades y zonas densamente pobladas los valores positivos significan que la influencia humana implica un mayor potencial de riesgo de invasión.

A partir de la muestra de puntos aleatorios generada, se trata de confirmar que efectivamente los valores negativos (verde) de la **Figura 15** corresponden a zonas prístinas (con valores de HII por deba-

jo de la media del mapa) mientras que los valores positivos (marrón) corresponden a zonas muy urbanizadas (con valores de HII por encima de la media del mapa). Para ello, hemos extraído a nuestra muestra de puntos los valores de la **Figura 15** (modelo de diferencia) y de la **Figura 16** (HII). Con la tabla de atributos resultado se ha generado la **Figura 17**, un 'boxplot' generado con R a partir de los resultados del muestreo aleatorio mediante un análisis ANOVA. Estos reflejan que la correlación entre HII y el valor de la resta entre modelos es significativa, lo cual nos sirve para corroborar que existe una relación directa entre el potencial de invasión y el grado de influencia humana.

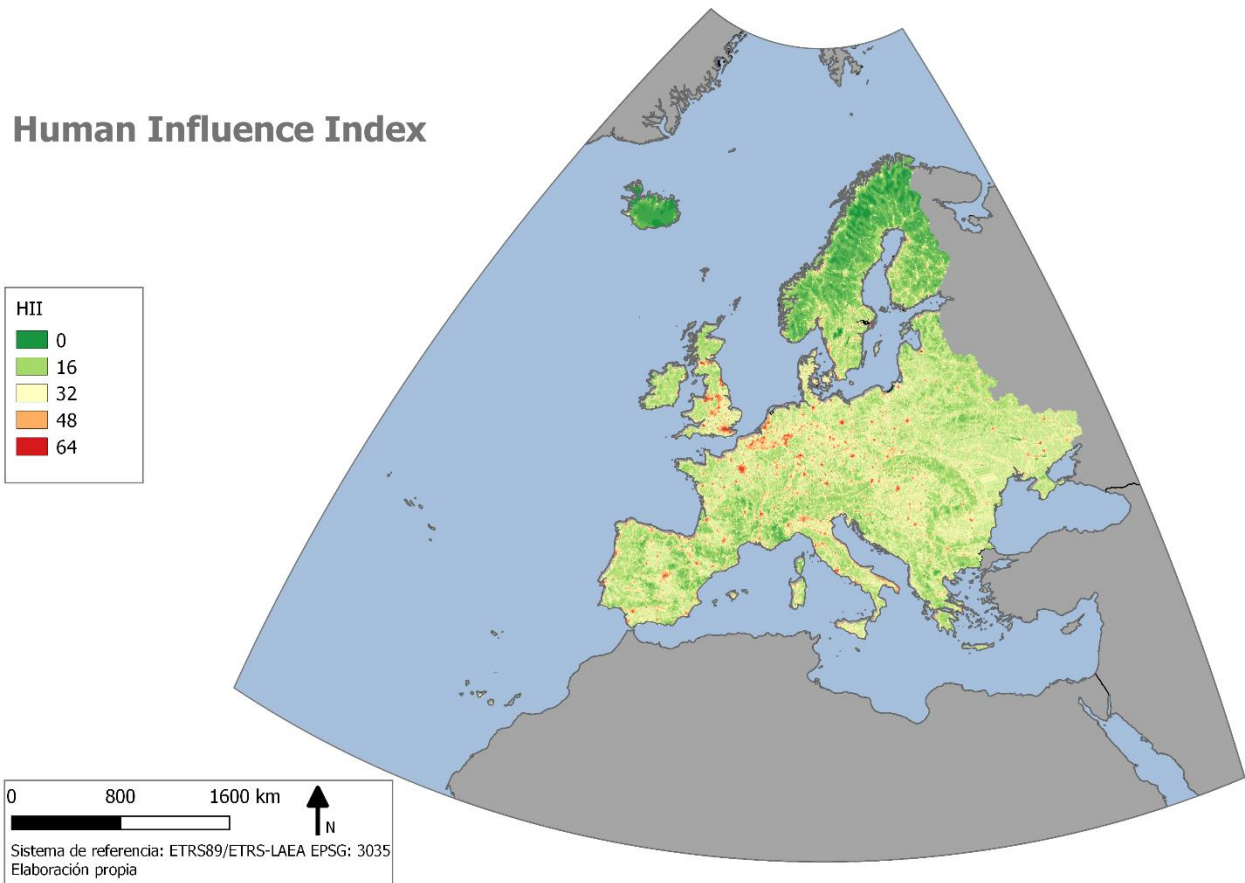


Figura 16. Mapa del HII.

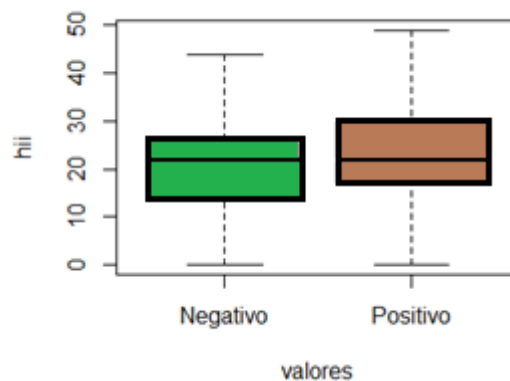


Figura 17. Boxplot de los valores de los mapas representados en la **Figura 15** y **Figura 16** para determinar si los valores positivos corresponden a zonas más humanizadas (con HII por encima de la media) y los negativos con zonas poco influenciadas por el hombre (con HII por debajo de la media). La diferencia entre ambos grupos es muy significativa (ANOVA: F-valor= 154.5, DF= 1, P-valor=2⁻¹⁶).

Efectivamente, los resultados muestran que en las zonas donde el modelo climático predice un potencial de invasión superior al integrado, el valor del HII estará por debajo de la media del modelo (21.6), mientras que en las zonas en las que el modelo integrado predice que el riesgo de invasión es superior al climático el valor del HII estará por encima de la media.

4. DISCUSIÓN

4.1. Influencia del hombre en la distribución de especies invasoras

4.1.1. ¿Ofrecen los MEN que incluyen actividades humanas una mayor calidad y capacidad predictiva que aquellos que consideran únicamente variables climáticas?

A la vista de los resultados, a pesar de que la mejora de los modelos introduciendo variables humanas no es significativa (tal y como reflejan los resultados del análisis ANOVA en cuanto a precisión de los modelos) y por lo tanto nuestra primera hipótesis (que los MEN con variables humanas mejoran la calidad con respecto a los climáticos) no se cumple. Sin embargo, los estadísticos de precisión de nuestros modelos son consistentes con los obtenidos por Gengping et al., (2016), donde se obtuvieron valores ligeramente inferiores para los modelos con variables climáticas que para los modelos en los que se incluía el HII. Se podría decir que aunque las variables humanas no mejoren significativamente la calidad de los modelos, estas resultan de utilidad a la hora de establecer relaciones entre potencial de invasión por parte de nuestro set de especies invasoras y las mismas. Así mismo, los estadísticos de precisión (**Figura 8**) ponen de manifiesto que existe un mayor grado de precisión en los grupos taxonómicos de plantas terrestres y especies acuáticas. Estos resultados pueden ser interpretados como que un hábitat bien definido y con límites claros determina una mayor facilidad para establecer relaciones entre variables y así mejorar los modelos, ya que plantas y organismos acuáticos tienen su hábitat más confinado que los vertebrados e invertebrados terrestres, con mayor capacidad autónoma de movimiento. Este hecho, por lo tanto, puede determinar que entren en juego más factores, como la capacidad de movimiento, que no han sido considerados a la hora de modelizar su nicho realizado.

4.1.2. ¿Determina el clima las zonas donde puede sobrevivir una especie a gran escala? ¿Es la actividad humana determinante a la hora de facilitar que la especie aparezca?

En el presente estudio, la influencia de las variables humanas utilizadas explica aproximadamente un 40% de nuestros modelos y por ello el factor humano no sería el factor de mayor peso a la hora de determinar la distribución de especies. De los modelos generados (**Figura 14** y **Figura 15**) podemos interpretar que la introducción de especies está fuertemente relacionada con la actividad humana y que a partir de su introducción, estas se dispersan en base a condicionantes bioclimáticos. Debe quedar claro por tanto, que es el ser humano el que las lleva a nuevas áreas y que aunque el peso de estas variables no sea dominante en el modelo su papel final es determinante. Los resultados evidencian una clara influencia de las redes de transporte con la presencia de especies invasoras. Esta podría ser causada por el estrés que generan a especies nativas, la alteración que imponen al hábitat y dado que promueven el movimiento de taxones a través de corredores. Este hecho confirmaría nuestra segunda hipótesis (El clima determina a gran escala las zonas donde puede sobrevivir una especie, sin embargo la actividad humana será la determinante a la hora de facilitar que la especie aparezca), cuya conclusión se puede basar en la **Figura 16**, donde aparece una mayor influencia humana en zonas donde solamente llegarán si el ser humano las introduce (y cuyo patrón sigue el formado por las carreteras y vías de comunicación) pero donde se asentarán si las condiciones climáticas les son favorables. Teniendo en cuenta la importancia de las variables humanas en los modelos clima+1 con respecto al modelo integrado, como es lógico, en el modelo en el que se incluyen todas las variables baja la importancia relativa de las mismas (**Figura 10**). En algunos casos, este hecho, puede significar que la información de las variables puede estar recogida en otras de las capas, es decir, que son redundantes, y que por lo tanto, pierdan valor en el modelo global. Por ejemplo, la capa de HII contiene información que ya estaría recogida en la capa de accesibilidad y distancia a carreteras y por ello pierde importancia (aunque esta capa incluya información relacionada con otras, como ya se ha mencionado anteriormente, estadísticamente no están correlacionadas y por eso se han incluido). Se concluye en que todas las variables utilizadas, de una manera u otra pueden tener relación con cada uno de los vectores de introducción. Sin embargo, interpretando las estadísticas junto con lo que sabemos de los vectores de los que se aprovecha cada especie para dispersarse, podemos profundizar en las relaciones existentes entre actividades humanas y vectores de dispersión. Por poner un ejemplo, la variable PIB se puede relacionar con todos los vectores de dispersión, ya que puede ir en relación a una mayor diversidad de actividades económicas (como la caza, la pesca o el comercio) que implica un impacto en todos los vectores

res. La accesibilidad implica que el input de especies sea mayor y a su vez puede relacionarse con todos los vectores de transporte (a través de bienes contaminados, como polización, por corredores o introducciones por intereses humanos). Los estadísticos de la **Figura 13** y la **Figura 14** reflejan un aumento en la media de dos especies en el modelo integrado, con comparación al climático. Estos resultados son consistentes por los obtenidos por Gallardo et al., (2015) donde se afirma que el potencial de invasión crece junto con la intensidad de uso del suelo por parte del ser humano. Esto es así, ya que con nuestro set de presencias de especies invasoras, variables como PIB, distancia a puertos, distancia a carreteras o accesibilidad adquieren gran importancia a la hora de explicar estos modelos.

4.1.3. ¿Subestiman los modelos climáticos el potencial de invasión en zonas con elevada influencia humana?

En relación a esto, la tercera hipótesis (en el modelo climático el potencial de invasión de especies será menor que en el modelo integrado) se cumpliría, ya que en los mapas de riesgo de invasión generados (**Figura 14** y **Figura 15**) la media global de riesgo de invasión aumenta en 9% en el modelo integrado respecto al climático.

4.1.4. ¿Son los modelos basados únicamente en preferencias climáticas susceptibles de sobreestimar el potencial invasor en regiones relativamente prístinas y alejadas de la influencia humana donde las probabilidades de que la especie sea introducida son más bien bajas, independientemente de su idoneidad climática?

Este apartado responde a la cuarta y quinta hipótesis. Teniendo en cuenta los resultados obtenidos, es evidente que los valores de HII por encima de 25 coinciden con las zonas más industrializadas de Europa y a escala global estas coinciden con hotspots de potencial de riesgo de invasión por parte de especies invasoras atendiendo a los resultados obtenidos por Gallardo et al., (2015); Leprieur et al., (2008) y Béllard et al., (2013). En nuestro caso, las zonas industrializadas (con $HII > 25$) muestran un valor medio de riesgo de valor medio en el modelo integrado. Sin embargo, en estas zonas el modelo climático ofrece valores de riesgo inferiores (valor medio), lo que confirma nuestra cuarta hipótesis. Esto corrobora las conclusiones de Van der Windt y Swart (2008), por las que entidades lineales presentes en los paisajes, tales como ríos, canales, carreteras o railes están frecuentemente vistas como corredores entre hábitats que guían el movimiento de organismos a través de hábitats menos hospitalarios facilitando intercambios poblacionales y por tanto la persistencia de la especie, lo cual refleja influencia humana con la construcción de infraestructuras de comunicación. Por otra parte, tal y como se ha extraído de Seebens et al., (2013), la importancia de puertos como puertas de acceso para especies invasoras es bien conocida, con intensidad de tráfico marítimo y distancia entre puertos de origen y de destino identificados como principales factores determinantes de riesgo de invasión, y afectará tanto a plantas terrestres y a animales como a especies acuáticas. Por ello, no cabe duda de la existencia de una relación causa-efecto entre el grado de actividad humana en una zona y el potencial de ser invadida por especies no nativas, ya que a mayor actividad, mayor será la presión de propágulos y por tanto el número de individuos que se asientan en un nuevo territorio también será mayor, tal y como ponen de manifiesto las **Figura 14** y **Figura 15**.

En la **Figura 17** se evidencia la relación existente entre la influencia humana en el nicho y el potencial de invasión, ya que: Aquellos puntos donde el valor del HII está por encima de la media del modelo, se corresponden a zonas donde el modelo integrado genera un valor de riesgo de invasión superior al obtenido mediante el climático. En los puntos cuya potencial de riesgo de invasión está asociado a factores bioclimáticos, la media del valor del HII es inferior a la del modelo. A su vez, la media del potencial de riesgo de invasión de los puntos con influencia humana es superior en dos especies con respecto a la de los puntos obtenidos con variables bioclimáticas, lo cual indica que efectivamente, las actividades humanas aumentan el riesgo de invasión.

Mediante la interpretación del modelo obtenido de la resta entre el modelo integrado y el climático (**Figura 16**), es complicado afirmar si se cumple o no la quinta hipótesis (los modelos basados únicamente en preferencias climáticas son susceptibles de sobreestimar el potencial invasor en regiones relativamente prístinas y alejadas de la influencia humana). En la **Figura 15**, por un lado, para los Alpes o los Pirineos (zonas que pueden ser consideradas prístinas), el modelo climático no ofrece valores

de riesgo superiores a los del modelo integrado, anulando así la quinta hipótesis. Por otra parte, en el Noreste de Europa el modelo climático sí sugiere un potencial de riesgo de invasión superior al del modelo integrado, lo cual sí confirmaría la quinta hipótesis. Hacia el Noreste de Europa, aunque la idoneidad climática sea alta, la probabilidad de invasión es baja al no existir actividades humanas susceptibles de introducir el organismo. Se trata de zonas poco pobladas respecto a Centroeuropa y con una red viaria menos densa. Para interpretar qué variables han podido incidir en este cambio, comprobamos diferencias en los valores de las capas más explicativas del modelo integrado. Siendo la distancia a puertos la variable humana de mayor importancia junto con el PIB, la accesibilidad y la distancia a carreteras, es lógico que exista un mayor riesgo de invasión en zonas como los Alpes o los Pirineos que en el Noreste de Europa.

Concluimos por tanto en que los modelos climáticos subestiman el potencial de invasión tanto en zonas prístinas como humanizadas, ya que estos no tienen en consideración el hecho de que debe haber actividad humana que introduzca las especies en dichas áreas, y que sin su influencia estas es muy improbable que lleguen. En relación al HII (**Figura 16**), queda de manifiesto con la **Figura 17** y la **Tabla 3** que existe una relación directa entre su valor y el potencial de riesgo de invasión. Se debe resaltar también, la diferencia obtenida en cuanto a matices en los MEN a la hora de introducir variables humanas. Tener esto en consideración resulta de gran importancia, ya que estos modelos servirán como base a la hora de tomar decisiones. El clima es importante pero no lo suficiente a la hora de anticipar futuras invasiones y por lo tanto información de componente humana debe ser implementada de manera rutinaria en marcos de trabajo relacionados ya que de otro modo, estaríamos subestimando el área bajo riesgo de invasión.

4.2. Limitaciones en los modelos

Como principales factores limitantes en el desarrollo de este trabajo, se han tenido que afrontar diversas dificultades relacionadas con la capacidad de las computadoras y la obtención de datos, sobre todo. A su vez, se es consciente de las críticas a las que se someten los MEN, por ello se considera necesario aclarar sus bases, resultados generados, limitaciones y aplicaciones:

4.2.1. Capacidad de procesamiento

Para procesar tal cantidad de datos a la resolución deseada, se ha tenido que utilizar el servidor del IPE, cuyas características son: 24 núcleos dobles, 56 GB de RAM y 4 terabytes de almacenamiento. Aun así, para cada modelo el proceso duraba unas 8 horas. Por lo tanto, no sería posible realizar este trabajo solamente disponiendo de un ordenador personal.

4.2.2. Disponibilidad de capas de variables humanas

Se han consultado multitud de fuentes (**Anexo 3**), sin encontrar siempre los datos más idóneos. Muchas de estas variables han sido descartadas por no resultar explicativas para nuestras especies y otras, por presentar resolución grosera. En muchos casos ha sido imposible obtener datos sobre variables que se podrían considerar de elevado interés (como el volumen de descargas en puertos). A causa de disponer solamente de capas con indicadores generalistas, se ha tenido que hacer el esfuerzo de especular para relacionar ciertas variables con posibles vectores de dispersión. En algunos casos, se generaron capas a partir de capas vectoriales (como la de distancia a carreteras y a puertos). En otras ocasiones, la resolución de las mismas no las hacía válidas para los objetivos de este trabajo o por considerarse poco explicativas, categóricas (aumentan el coste computacional en exceso) o por presentar colinealidad.

4.2.3. Críticas a los MEN

Se debe hacer hincapié en que se tratan de modelos correlativos que no implican necesariamente causalidad y cuyas variables son siempre susceptibles de mejora. Los modelos correlacionan la presencia/ausencia de una especie con las variables que nosotros hemos considerado importantes, pero que exista correlación no implica necesariamente que exista causalidad: se pueden haber dejado fuera indicadores importantes, o la importancia de los indicadores puede deberse a efectos secundarios que se desconocen. Aun así, las relaciones que se obtienen entre variables y distribución de especies propor-

cionan una explicación factible y creíble. El propio proceso de generación de modelos a partir de datos de presencia, puede implicar que exista cierto sesgo hacia ciertas zonas de muestreo. En este aspecto, decir que la base de datos de presencia se ha obtenido de fuentes fiables (anteriormente mencionadas) y que han sido depurados para tomar solamente los puntos de mayor fiabilidad tras un proceso de depurado y validación de datos. Con respecto a los modelos, las críticas se ciernen en que estos están basados en asunciones poco convincentes o porque pueden contradecirse con evidencias empíricas (Araújo y Peterson 2012). Sin embargo, estas pueden estar causadas por confundir lo que los modelos expresan y lo que los usuarios interpretan a partir de los mismos (por ejemplo, presencia). Para evitar malas interpretaciones, se debe aclarar que estos modelos ofrecen como resultado potencial la idoneidad de hábitat a lo largo de diferentes tipos de paisaje por parte de un set específico de especies, las cuales tienen un reconocido potencial de invasión. Por otra parte, estos modelos han sido generados a partir de múltiples réplicas de diferentes métodos de interpolación, de cuyas réplicas de mayor calidad se han extraído los mapas finales y las estadísticas. El depender de modelos de interpolación puede suponer una debilidad en este tipo de trabajo, sin embargo se ha tratado de evitar este compromiso en base a bibliografía, utilizando diferentes tipos de interpolación y generando resultados finales a partir de la integración de las de mejor calidad. Es necesario aclarar que debido a que los modelos de dispersión se basan en modelos globales, el concepto de nicho ecológico fundamental (es decir, hipervolumen n-dimensional donde una especie es capaz de persistir en ausencia de otra especie/s en concreto) y realizado (parte del nicho fundamental donde la especie se asienta) definidos por Hutchinson pierden importancia, y por ello no es necesario considerar otros factores como interacciones entre especies. Además, la competición entre especies no debe ser considerada en modelos de grid con resoluciones de entre 10 y 50 km, ya que se puede dar co-existencia de especies competidoras en una misma celda (Amarasekare 2003). Por último, decir que estos modelos podrían ser de utilidad para otros objetivos o aplicaciones como pueden ser la reintroducción de una especie extinguida, o el diseño de hábitats protegidos (Araújo y Peterson 2012; Araújo y Guisan 2006; Pearson y Dawson 2003).

4.3. ¿Mejora el modelo integrado las predicciones del climático?

La **Figura 15**, (mapa integrado) muestra el potencial de invasión de cada píxel en función del número de especies que podrían llegar a ocuparlo. Sin embargo, que un determinado número de especies puedan llegar a ocupar un área correspondiente a un píxel, no determina que esto ocurra. Dado que estos modelos no tienen en cuenta relaciones inter-específicas y por lo tanto sus resultados deben ser interpretados con cautela (Araújo y Peterson 2012). Aun así, está demostrado que este aspecto no sería un factor determinante a la hora de generar modelos globales, dada la resolución y escala de los resultados obtenidos.

Si se define qué variables humanas presentan un mayor grado de afección sobre las especies, se podrá prever como tenderán a moverse las mismas en función de cómo evolucionen estas variables a lo largo del tiempo, ofreciendo conclusiones más acertadas. Así, cambios en el PIB, la accesibilidad o el desarrollo de vías de comunicación podrían brindar a las especies nuevas oportunidades de dispersión, tal y como refleja la importancia explicativa de las variables en la **Figura 11**. Esto ocurre, presumiblemente dado que la actividad humana es responsable de la introducción de especies no nativas a través de actividades como la horticultura, comercio de mascotas, caza o pesca, las cuales son más comunes en áreas densamente pobladas, (Gallardo et al. 2015). Se puede concluir por tanto en que los hábitats fragmentados promueven el asentamiento de especies invasoras, tal como se afirma en (Sakai 2001), ya que en este tipo de hábitats, las especies nativas pierden población y esto las hace más vulnerables ante una invasión. Así mismo, la disponibilidad de datos en relación a nuevas variables, variables más específicas sobre actividades humanas, o tipos de hábitat podrían servirnos como pistas para continuar profundizando en las relaciones que podrían tener con la dispersión de especies invasoras.

Sin embargo, se han introducido nuevas variables no consideradas en previos estudios de este tipo (ej., Gallardo et al. 2015), y ciertamente han dado luz a las hipótesis planteadas. Las conclusiones obtenidas a partir de las mismas han hecho posible el profundizar en cuanto a qué variables relacionadas con la actividad humana pueden servir de proxis para la modelización del rango de dispersión de espe-

cies. Por lo tanto, no hay que restarle importancia a las variables humanas a pesar de que no sean el factor dominante ya que juegan un factor principal, como ya se ha mencionado, en relación a la introducción de propágulos y la fragmentación de hábitats, entre otras. Nuestros resultados en cuanto a qué papel juegan las actividades humanas sobre la distribución de especies invasoras son consistentes con los siguientes (Gallardo y Aldridge, 2013, Leprieur et al., 2008).

Aun así, se han tratado de ofrecer nuevas variables con influencia directa en la dispersión de especies, ya que se parte de la base de que pueden existir predictores (tales como acuicultura, horticultura o frecuencia en cuanto a tráfico marítimo) de utilidad a la hora de determinar relaciones causales con la dispersión de especies. En este aspecto, se han tratado capas de variables tales como la presión de pesca y acuicultura en ríos, porcentaje de uso urbano, variación de porcentaje de superficie cultivada, irrigada o pastos en las últimas tres décadas que ningún otro autor había utilizado con anterioridad. La elección de dichas variables podría ser criticada por aplicarse a todas las especies de un mismo modo. No obstante, el análisis de la importancia de las variables por grupos taxonómicos indica que no existen diferencias significativas entre los mismos, lo cual valida su elección para nuestro set de especies en concreto y podría ser extrapolable a cualquier otro set de especies terrestres. Con respecto a la posible utilización de otras variables de nuestro set, comparando los resultados obtenidos entre los mapas generados con todas las variables humanas y aquel generado solamente con las más explicativas (**Figura 15** y **Anexo 13**), no existen diferencias significativas en los resultados al no tener en consideración aquellas variables menos explicativas.

4.4. Evaluación de riesgos asociados a invasiones biológicas mediante TIG

La metodología seguida en este trabajo podría servir para generar MEN de riesgo de invasión, así como para otros propósitos relacionados con el diseño de hábitats, la reintroducción de especies o, tal como se discuten Guisan et al., (2013), para la conservación de especies en peligro. Por lo tanto, en este trabajo se demuestra como las TIG se pueden utilizar para la evaluación sistemática, comparable y espacialmente explícita de los riesgos asociados a especies invasoras, por lo que del mismo se puede proponer el siguiente marco metodológico (**Figura 18**):

a- Selección de predictores relevantes teniendo en cuenta las características (preferencias ambientales y vías de dispersión) de la especie.

b- Modelización de distintos escenarios espacio-temporales. Utilizando el ensamblaje de múltiples réplicas para tener en cuenta la gran incertidumbre asociada al modelo (distintos parámetros de modelización) y de escenarios de futuro.

c- Interpretación de los resultados. Evaluación de los factores asociados al riesgo de invasión.

d- Evaluación de riesgos según diferentes escenarios. Priorización de especies y de lugares de riesgo. Desarrollando una metodología marco y teniendo claras las variables que afectan a la dispersión de las especies analizadas, sería posible realizar un seguimiento de las mismas, llevar a cabo medidas de control y prevención y evaluar su eficacia (Bradley 2010). Sin embargo, el principal factor limitante en este aspecto sería la disponibilidad de datos de influencia humana (no son tan predecibles como los modelos climáticos) en el futuro, y que todo ello supondría un mayor grado de incertidumbre que podría invalidar la predicción de los modelos.

e- Propuesta de medidas de prevención y respuesta inmediata. Utilizando los modelos para priorizar las especies más peligrosas y las zonas donde el riesgo de invasión es mayor. Si una especie se asocia a determinado vector, podemos indagar en los mecanismos de dispersión por esta vía y promover medidas para prevenir su esparcimiento (Hulme 2009), en cuyo caso, los MEN nos permitiría conocer de antemano las zonas de mayor riesgo en función de sus características socioeconómicas y climáticas.

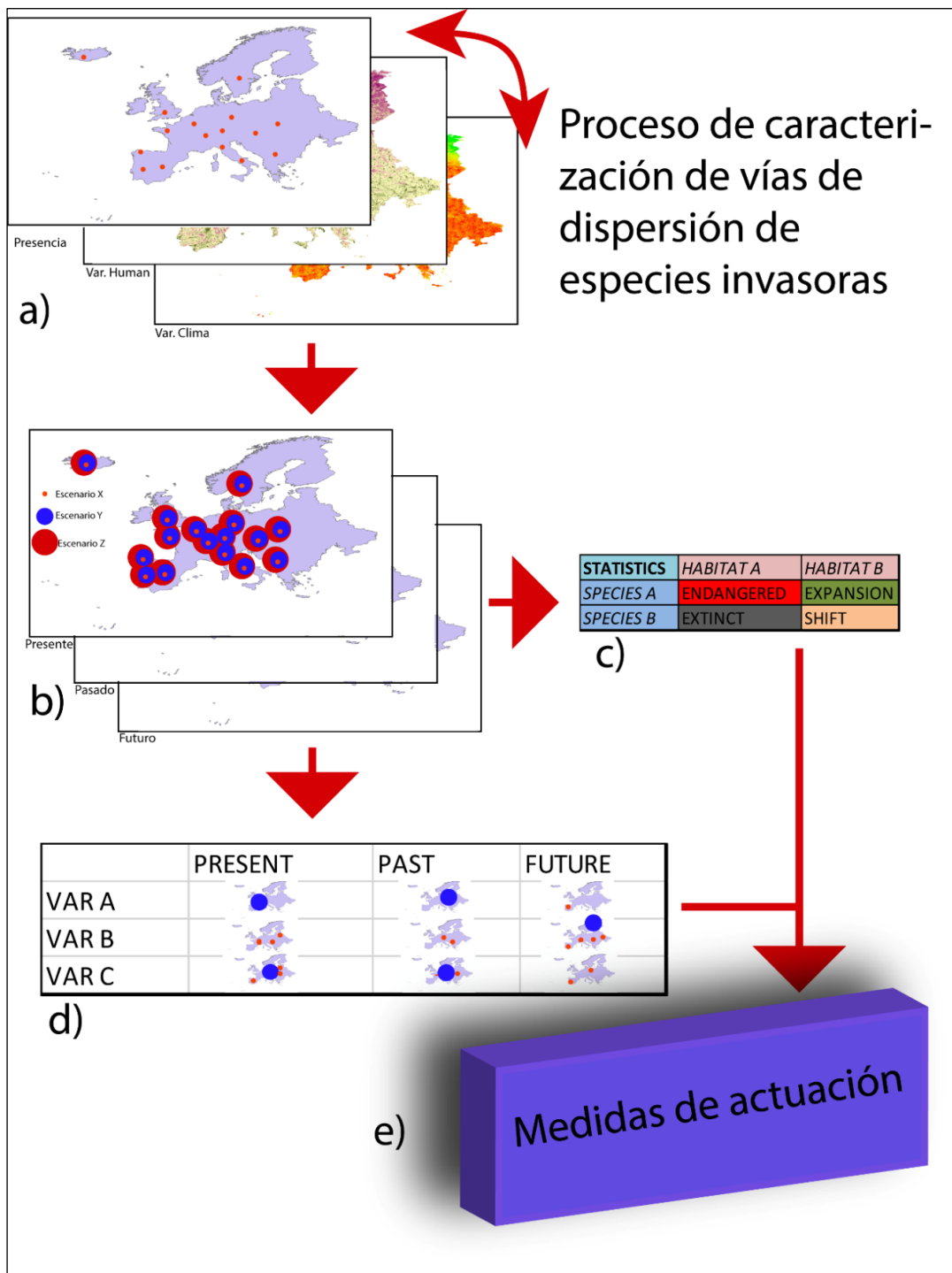


Figura 18. Marco del procedimiento a seguir para evaluar los riesgos asociados a invasiones biológicas.

En este aspecto, las TIG son una útil herramienta a la hora de generar modelos espaciales que permitan gestionar el territorio. En este aspecto, los MEN permitirían evidenciar zonas de potencial riesgo de invasión (difícilmente cuantificables de otra manera) para especies concretas y adoptar medidas previsoras. Es necesario seguir desarrollando conocimiento en este ámbito y hacer públicos los resultados obtenidos de ciertos estudios con la finalidad de promover el uso de las TIG, ampliar su ámbito de aplicación a nuevos campos y validar los resultados obtenidos. Como ya se ha comentado en la introducción, la creciente capacidad de procesamiento de las computadoras genera un contexto cada vez más propicio para el desarrollo de las TIG como una potente herramienta y que genera resultados apropiados para la prevención y gestión de riesgo en cuanto a las invasiones biológicas, entre otros. Existen campos en los que las TIG pueden considerarse una herramienta interesante, pero en los que sin embargo no se ha introducido. Por ello, se deben realizar esfuerzos en generar marcos de trabajo dedicados a estudios de índole específica que nos permitan comparar resultados entre los mismos y seguir una metodología común.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en este trabajo, se debe hacer hincapié en la importancia informativa que adquieren variables humanas en los MEN y por lo tanto deben ser consideradas en la evaluación de potencial invasor por parte de especies dado el detalle que estas imprimen a los resultados. A partir de aquí, se debe seguir investigando para tratar de indagar en aspectos como el control de los principales vectores de introducción para fomentar la prevención, ya que, según Wittenberg, R. y Cock, M.J.W. (2001) está demostrado que esta es una estrategia mucho más eficaz que el aplicar medidas de erradicación o el control. Tal como se menciona en Duncan et al., (2003), prevenir su establecimiento sería la medida más efectiva para minimizar sus impactos. Las TIG no deben quedar confinadas a sus objetos clásicos de estudio (como pueden ser la teledetección o la generación de mapas climáticos) y debe reconocerse su potencial de aplicación sobre cualquier fenómeno con carácter territorial o espacial. Trabajos como este ponen de manifiesto el potencial de análisis que las TIG tienen sobre cada vez más campos. El aumento de volumen de datos y capas espaciales disponibles solo puede suponer un potencial de análisis cada vez mayor.

5. CONCLUSIONES

A la vista de los resultados, y atendiendo a la primera hipótesis, concluimos en que la mejora de los modelos, atendiendo a la calidad, a través de la introducción de variables humanas no es significativa. Sin embargo, queda de manifiesto la importancia que estas variables introducen a la hora de matizar los modelos, dada la información que aportan.

En cuanto a la segunda hipótesis, partiendo de los resultados de nuestros modelos considerando las diferentes variables utilizadas, se concluye que los principales factores determinantes de la distribución de especies invasoras a escala global son climáticos. Sin embargo, respecto a la importancia de las variables humanas, el PIB junto con la distancia a puertos y a carreteras y la accesibilidad inciden de manera importante en la distribución de especies invasoras, ya que como se refleja en los resultados anteriores, estas variables explican en torno al 30% de la distribución de especies en nuestro modelo.

Atendiendo a la tercera hipótesis, el hecho de que el número medio de especies aumente al incluir variables humanas es notable y pone de manifiesto que la actividad humana determina un mayor potencial de invasión.

Así mismo, para la cuarta y quinta hipótesis, los resultados muestran que el hecho de no tener en cuenta la influencia humana, en general, implica una subestimación del potencial de riesgo de invasión en los modelos. Esto se debe matizar, ya que como ya se ha comentado anteriormente en el Noreste de Europa el modelo climático estima un mayor potencial de invasión que el integrado ya que son zonas en las que los principales vectores de entrada de especies tienen menos influencia.

Teniendo las conclusiones en consideración, concluimos que: en cuanto a modelos de riesgo de invasión debemos seguir un principio de precaución, tomando las variables más representativas a la hora de generar los mismos, valorar diferentes escenarios posibles y aplicar a partir de ellos medidas de prevención más efectivas y restrictivas. Los avances y mejoras en cuanto a esta clase de modelos se refiere pueden dar luz a cuestiones previamente difícilmente cuantificables y avanzar en la lucha contra la dispersión de especies invasoras.

6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo de fin de máster parte de una línea de investigación previa desarrollada en el Instituto Pirenaico de Ecología del CSIC. Esta, se encuentra enmarcada en los proyectos nacionales '*Tools for preventing exotic invasive species in a context of global change*' e "Invasiones biológicas y cambio climático en Europa: análisis de riesgos y oportunidades", en los cuales la Dra. Gallardo ha sido investigadora principal. Parte de este trabajo ha sido financiado por la Fundación Iberdrola y el Ministerio de Economía a través del Plan Nacional de I+D+I (CGL-2014-55145-R). Para la realización del trabajo, se han cedido datos relacionados con las especies invasoras de estudio y gracias a ello, es posible partir de una buena base de datos de presencia de especies, que de otra manera no sería viable obtener para realizar un trabajo de estas características, ya que tardan años en ser generadas.

Debo agradecer, por una parte a Manuel Pizarro, técnico SIG del IPE, su apoyo y buena predisposición a la hora de solventarme problemas técnicos y ayudarme con lo que hiciese falta durante mi estancia en el centro. Por otra parte, agradecer a mi directora en dicho centro Belinda Gallardo su excelente labor organizativa durante la dirección de mi trabajo, con los contenidos y calendario muy claros desde un principio.

7. BIBLIOGRAFÍA:

- Allouche, O., Tsoar, A., y Kadmon, R., (2006): Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*, 43, 1223–1232.
- Amarasekare, P., (2003): Competitive coexistence in spatially structured environments: a synthesis. *Ecology Letters*, 6, 1109–1122.
- Araújo, M., y Peterson, A., (2012): Uses and misuses of bioclimatic envelope modeling. *Ecology*, 93, 1527–1539.
- Araújo, M. y New, M., (2007): Ensemble forecasting of species distributions. *Trends in Ecology and Evolution*, 22, 42–47.
- Araújo, M., y Guisan, A., (2006): Five (or so) challenges for species distribution modelling. *Journal of Biogeography*, 33, 1677–1688.
- Austin, M. P., (1987): Models for the analysis of species' response to environmental gradients. *Vegetatio*, 69, 35–45.
- Barbet-Massin, M., y Jetz, W., (2014): A 40-year, continent-wide, multispecies assessment of relevant climate distributor predictors for species distribution modelling. *Diversity and distributions*, 20, 1285–1295.
- Beaumont, L., Hughes, L. y Poulsen, M., (2005): Predicting species distributions: use of climatic parameters in BIOCLIM and its impact on predictions of species' current and future distributions. *Ecological Modelling*, 10, 250–268.
- Béllard, C., Leroy, B., Thuiller, W., Rysman, J.-F., y Courchamp, F., (2016): Major drivers of invasion risks throughout the world. *Ecosphere*, 7.
- Béllard, C., Thuiller, W., Leroy, B., Genovesi, P., Bakkenes, M. y Courchamp, F., (2013): Will climate change promote future invasions? *Global Change Biology*, 19, 3140–3148.
- Blackburn, T. M., Pysek, P., Bacher, S., Carlton, J. T., Duncan, R. P., Jarosik, V., Wilson, J. R. U., y Richardson, D. M., (2011): A proposed unified framework for biological invasions. *Trends in Ecology & Evolution*, 26, 333–339.
- Bradley, B., (2010): Assessing ecosystem threats from global and regional change: hierarchical modeling of risk to sagebrush ecosystems from climate change, land use and invasive species in Nevada, USA. *Ecography*, 33, 198–208.
- Capinha, C., Essl, F., Seebens, H., et al., (2015): The dispersal of alien species redefines biogeography in the Anthropocene. *Science*, 348, 1248 – 1251.
- CBD COP6 Decision VI/23. (2002): The 6th Conference of the Parties of the Convention on Biological Diversity Decision VI/23. The Hague, 7–19 April 2002. www.cbd.int/decisions/?m¼COP-06&id¼47197&lg¼0. Accessed 21 June 2016.

- Copp, G.H., Bianco, P.G., Bogutskaya, N., et al., (2005): To be, or not to be, a non-native freshwater fish? *Journal of Applied Ichthyology*, 21, 242–262.
- Duncan, R.P., Blackburn, T.M. y Sol, D., (2003): The ecology of bird introductions. *Annual Reviews of Ecology, Evolution and Systematics*, 34, 71-98.
- Duran, C., Lanao, M., Perez, L., Chica, C., Anadon, A., y Touya, V., (2012): Estimation of costs of zebra mussel invasion in the Ebro basin (2005-2009 period). *Limnética*, 31, 213-230.
- Essl, F., Bachel, S., Blackburn, T. et al., (2015): Crossing Frontiers in Tackling Pathways of Biological Invasions. *BioScience* 8, 769-782.
- Elith, J. y Leathwick, J., (2009): Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematic*, 40, 677-697.
- Franklin, J., (2010): *Mapping Species Distributions. Spatial Inference and Prediction. Ecology, biodiversity and conservation*. ISBN: 9780521700023
- Gallardo, B. y Aldridge, D.C., (2013): The ‘dirty dozen’: socio-economic factors amplify the invasion potential of 12 high risk aquatic invasive species in Great Britain and Ireland. *Journal of Applied Ecology*, 50, 757–66.
- Gallardo, B., (2014): Europe’s top10 invasive species: relative importance of climatic, habitat and socio-economic factors. *Ethology Ecology & Evolution*, 26, 130–151.
- Gallardo B., Zieritz A., y Aldridge D.C., (2015): “The Importance of the Human Footprint in Shaping the Global Distribution of Terrestrial, Freshwater and Marine Invaders”. *PLoS ONE*, 10.
- Gallien, L., Douzet, R., Pratte, S., et al., (2012): Invasive species distribution models: how violating the equilibrium assumption can create new insights. *Global Ecology and Biogeography*, 21, 1126–1136.
- Gengping, Z., Li, H., y Zhao, L., (2016): Incorporating anthropogenic variables into ecological niche modeling to predict areas of invasion of *Popillia japonica*. *Diversity and distributions*, 25, 23-35.
- Guisan, A. y Thuiller, W., (2005): “Predicting species distribution: offering more than simple habitat models”. *Ecology Letters*, 8, 993–1009.
- Guisan, A., Tingley, R., Baumgartner, J. B., et al., (2013): Predicting species distributions for conservation decisions. *Ecology Letters*, 16, 1424–1435.
- Guisan, A. y Zimmerman, E., (2000): Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*, 135, 147–186.
- Hijmans R.J. y Graham C.H., (2006): “The ability of climate envelope models to predict the effect of climate change on species distributions”. *Global Change Biology*, 12, 2272–81.
- Hulme, P., Bacher, S., Kenis, M., et al., (2008). “Grasping at the routes of biological invasions: a framework for integrating pathways into policy”. *Journal of Applied Ecology*, 45, 403–414.

- Hulme, P., (2009): Trade, transport and trouble: managing invasive species pathways in an era of globalization. *Journal of applied Ecology*, 46, 10–18.
- IUCN (2000): “Guidelines for the Prevention of Biodiversity Loss Caused by Alien Invasive Species. International Union for the Conservation of Nature”, Gland, Switzerland.
- Katsanevakis, S., Bogucarskis, K., Gatto, F., et al., (2012): Building the European Alien Species Information Network (EASIN): a novel approach for the exploration of distributed alien species data. *BioInvasions Records*, 1, 235–245.
- Kelly, J., Tosh, D., Dale, k. y Jackson, A., (2013): The economic cost of invasive and non-native species in Ireland and Northern Ireland. . *A report prepared for the Northern Ireland Environment Agency and National Parks and Wildlife Service as part of Invasive Species Ireland*.
- Kettunen, M., Genovesi, P., Gollasch, S., Pagad, S., Starfinger, U., ten Brink, P., y Shine, C., (2008): Technical support to EU strategy on invasive species (IS) — assessment of the impacts of IS in Europe and the EU. *Institute for European Environmental Policy (IEEP), Brussels*.
- Kiritani, K., y Yamamura, Y., (2003): Exotic insects and their pathways for invasion. In: Ruiz GM, Carlton JT, editors. *Invasive species: vectors and management strategies. Washington: Island Press* 518.
- Leprieur, F., Beauchard, O., Blanchet, S., Oberdorff, T., y Brosse, S., (2008): Fish invasions in the world's river systems: when natural processes are blurred by human activities. *Plos Biology*, 6, 28.
- Leung, B, Roura-Pascual, N., Bacher, S., et al., (2013): Addressing a critique of the TEASI framework for invasive species risk assessment. *Ecology Letters*, 16, 1415–6.
- Leung, B., Roura-Pascual, N., Bacher, S., et al., (2012): TEASIng apart alien species risk assessments: A framework for best practices. *Ecology Letters*, 15, 1475–1493.
- Nix, H. A., (1986): Biogeographic analysis of Australian elapid snakes. En: Longmore, R. (ed.). *Atlas of elapid snakes of Australia. Canberra: Australian Government Publishing Service*, 4-5.
- Panov, E., Alexandrov, B., Arbaciauskas, K., et al., (2009): Assessing the Risks of Aquatic Species Invasions via European Inland Waterways: From Concepts to Environmental Indicators. *Integrated Environmental Assessment and Management*, 5, 110-126.
- Pearson, R., y Dawson, T., (2003): Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful? *Global Ecology & Biogeography*, 12, 361–371.
- Pimentel, D., Lach, L., Zuniga, R., y Morrison, D., (2000): Environmental and economic costs of non-indigenous species in the United States. *Bioscience*, 50, 53-65.
- Pliscoff, P., y Fuentes-Castillo, T., (2011). Modelación de la distribución de especies y ecosistemas en el tiempo y en el espacio: una revisión de las nuevas herramientas y enfoques disponibles. *Revista de geografía Norte Grande*, 48, 61-79.

- Sakai, A., Allendorf, F., y Holt, J., (2001): The Population Biology of Invasive. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 32, 305-332.
- Sanderson, EW., Jaiteh, M., Levy, M.A., Redford, K.H., Wannebo, A.V., y Woolmer, G., (2002): The human footprint and the last of the wild. *Bioscience*, 52, 891–904.
- Seebens, H., Gastner, MT., y Blasius, B., (2013): The risk of marine bioinvasion caused by global shipping. *Ecology Letters*, 16, 782–90.
- Thuiller, W., Lafourcade, B., Engler, R., y Araújo, M., (2009): BIOMOD - a platform for ensemble forecasting of species distributions. *Ecography*, 32, 369-437.
- Thuiller, W., Georges, D., y Engler, R. (2014): biomod2: Ensemble platform for species distribution modeling. R package version 3.1-64. Available at: <http://CRAN.R-project.org/package=biod2> (accessed February 2015).
- Van der Windt, H.J. y Swart, J.A.A., (2008): Ecological corridors, connecting science and politics: the case of the Green River in the Netherlands. *Journal of Applied Ecology*, 45, 124–132.
- Wildlife Conservation Society - WCS, and Center for International Earth Science Information Network - CIESIN - Columbia University (2005): Last of the Wild Project, Version 2, 2005 (LWP-Global Human Influence Index (HII) Dataset (Geographic). Palisades, NY: NASA *Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC)*. <http://dx.doi.org/10.7927/H4BP00QC>.
- Wittenberg, R., y Cock, M.J.W., (2001): *Especies exóticas invasoras: Una guía sobre las mejores prácticas de prevención y gestión*. CAB Internacional, Wallingford, Oxon, Reino Unido. ISBN: 0851995691