

SEMINARIO MODELIZACIÓN DE NICHO ECOLÓGICO

María Ángeles Pérez m.angeles582@gmail.com



Modelos y medidas de evaluación

Principales modelos

Modelos simples vs complejos

Medidas de adecuación dependientes de umbral

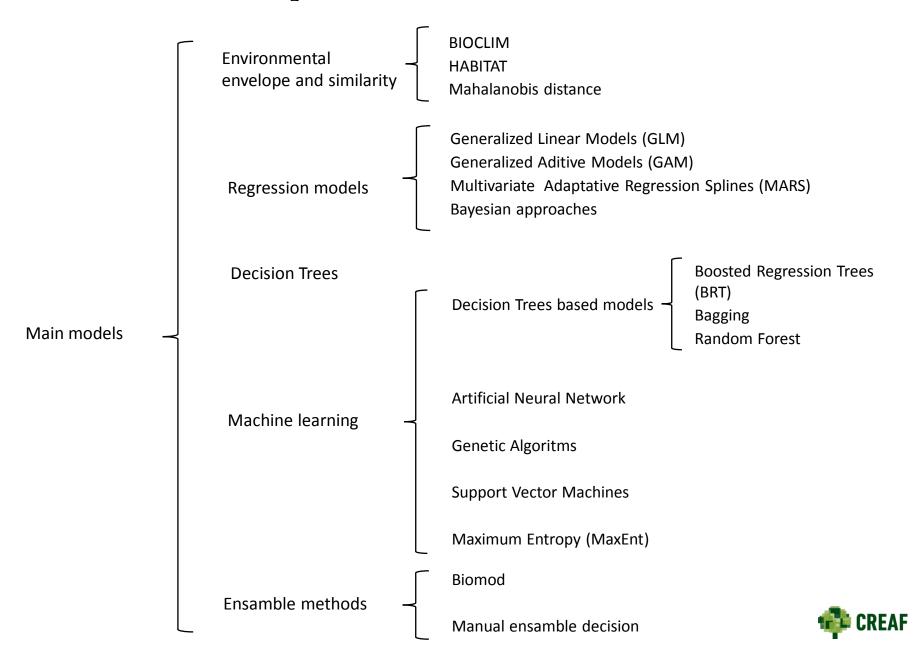
Medidas de adecuación independientes de umbral

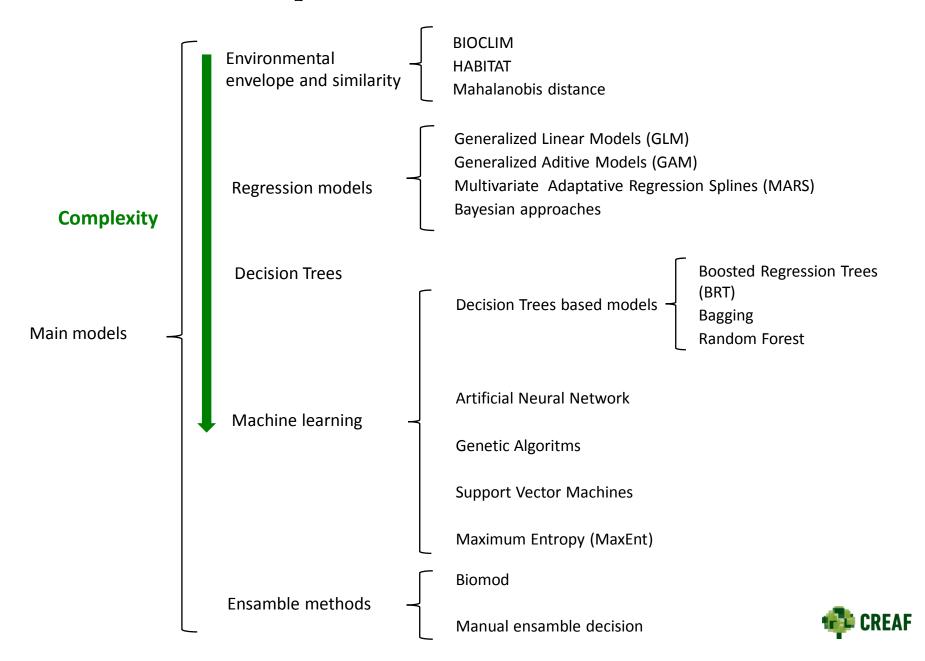
Otros criterios de evaluación

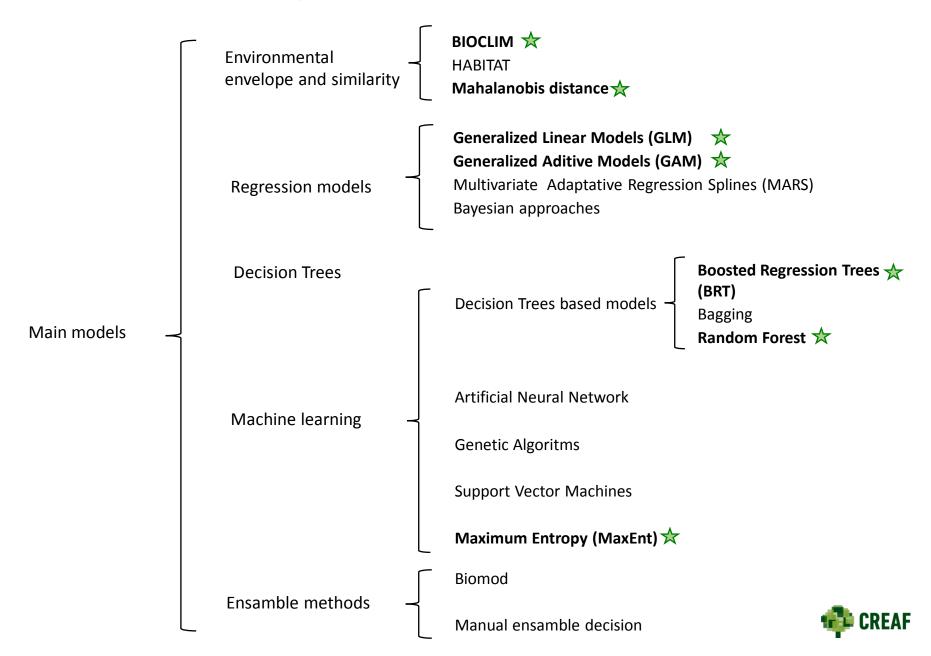
Thresholds. Selección de umbrales de probabilidad

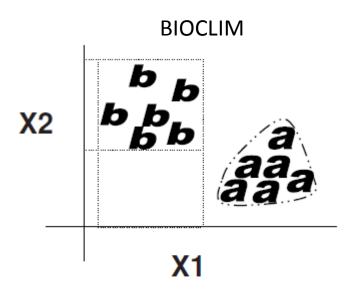
Proyecciones en el espacio y en el tiempo. Extrapolación

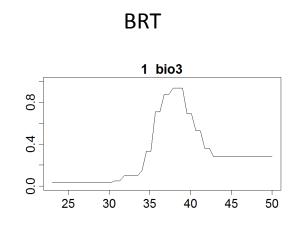


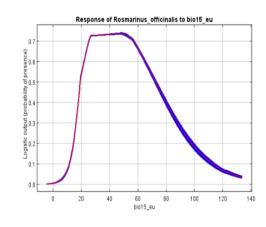


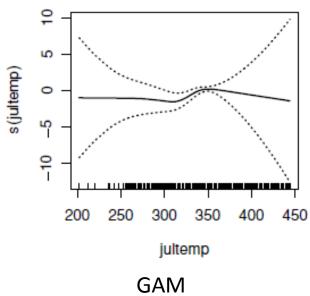












MaxEnt



¿Qué hace a un modelo más

complejo?

Sample size Número de variables small large Interacción entre variables generasmall Funciones de ajuste a los datos de tion ocurrencia large testing Predictor SDM application proximal range variables Simple distal niche or unknown Sin preocupación Complex particular extrapo-Precaución late Interacción con otros small interpo-& fine objetivos y/o late large small argumentos Spatial autocorrelation Merow et al. 2014 Ecography, 37: 1267–1281

Medidas de adecuación dependientes de umbral

Datos de evaluación categóricos + Predicciones categóricas



Matrices de confusión

		Observación	
		Presencia	Ausencia
Predicción	Presencia	TP	FP
	Ausencia	FN	TN

Sensitividad: TP/(TP+FN)

Especificidad: TN/(TN+FP)

Ratio falsos positivos: 1 - Especificidad

Ratio falsos negativos: 1- Sensitividad

TP: True Positive

FP: False Positive. Error de comisión

TN: True Negative

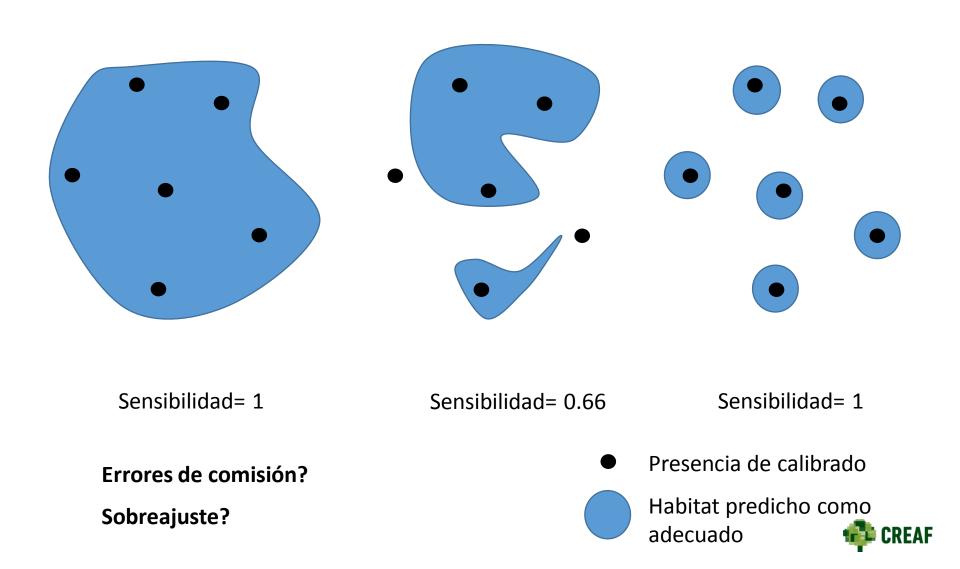
FN: False Negative. Error de omisión

Medidas dependientes de prevalencia

- Baja prevalencia → predominio errores de omisión
- Alta prevalencia → predominio errores de comisión

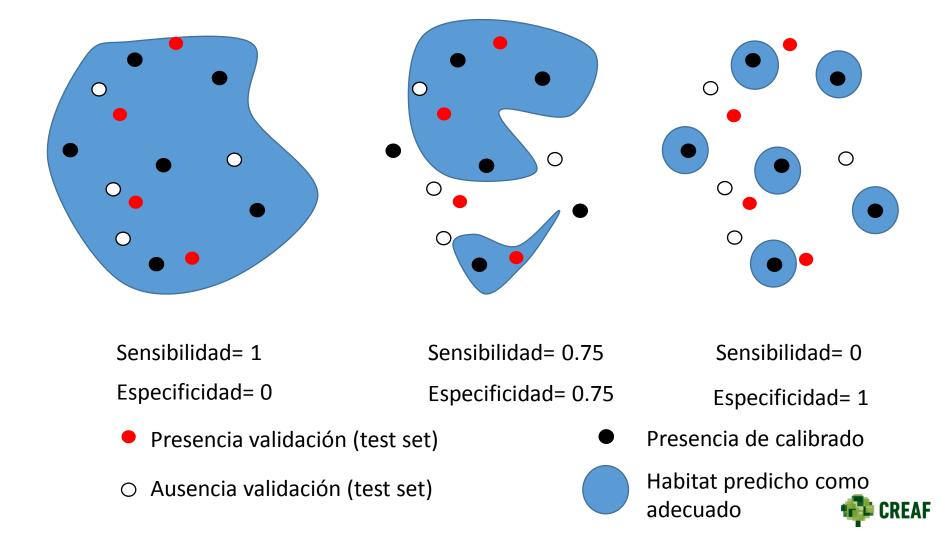


Medidas de adecuación dependientes de umbral



Medidas de adecuación dependientes de umbral

Test data



Medidas de adecuación dependientes de umbral

Algunas consideraciones

Measure	Calculation
Sensitivity	TP/(TP + FN)
False negative rate	1 – Sensitivity
Specificity	TN/(TN + FP)
False positive rate	1 – Specificity
Percent correct classification	(TP + TN)/n
Positive predictive power	TP/(TP + FP)
Odds ratio	$(TP \times TN)/(FP \times FN)$
Kappa	$\frac{[(TP+TN)-(((TP+FN)(TP+FP)+(FP+TN)(FN+TN))/n)]}{[n-(((TP+FN)(TP+FP)+(FP+TN)(FN+TN))/n)]}$
True skill statistic	1 – maximum (Sensitivity + Specificity)

No tiene en cuenta la proporción de presencias y ausencias en la muestra de validación

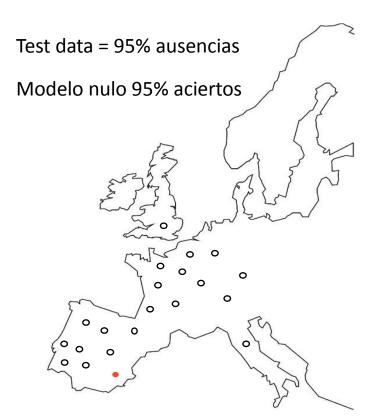


Medidas de adecuación dependientes de umbral

PCC → Percent of Correct Classifications



Área de distribución de la especie



Test data sobre modelo nulo



Medidas de adecuación dependientes de umbral

Algunas consideraciones

Measure	Calculation
Sensitivity	TP/(TP + FN)
False negative rate	1 – Sensitivity
Specificity	TN/(TN + FP)
False positive rate	1 – Specificity
Percent correct classification	(TP + TN)/n
Positive predictive power	TP/(TP + FP)
Odds ratio	$(TP \times TN)/(FP \times FN)$
Kappa	$\frac{[(\text{TP+TN})-(((\text{TP+FN})(\text{TP+FP})+(\text{FP+TN})(\text{FN+TN}))/n)]}{[n-(((\text{TP+FN})(\text{TP+FP})+(\text{FP+TN})(\text{FN+TN}))/n)]}$
True skill statistic	1 – maximum (Sensitivity + Specificity)

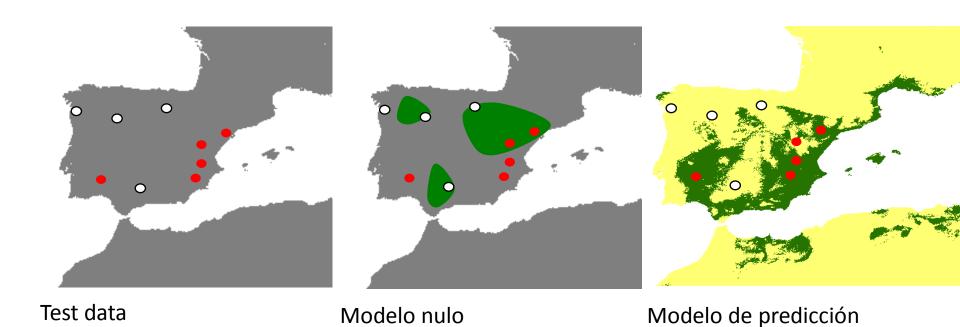
Busca un threshold que maximice la suma de sensibilidad y especificidad

Adecuación del modelo en relación a un modelo nulo de probabilidad de presencia



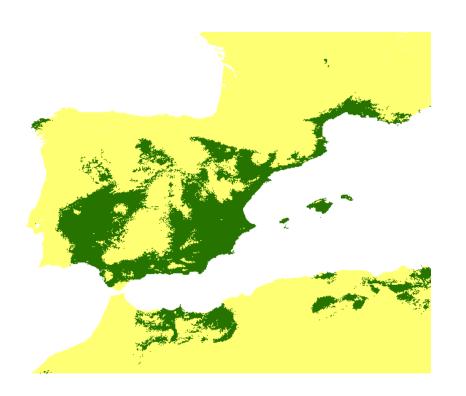
Medidas de adecuación dependientes de umbral

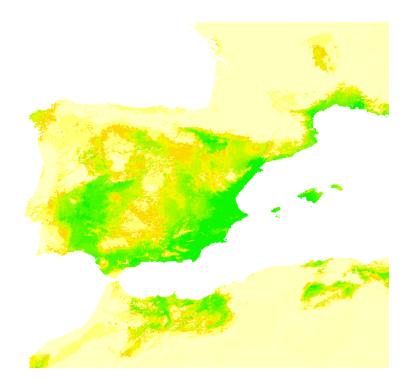
Algunas consideraciones (Kappa)





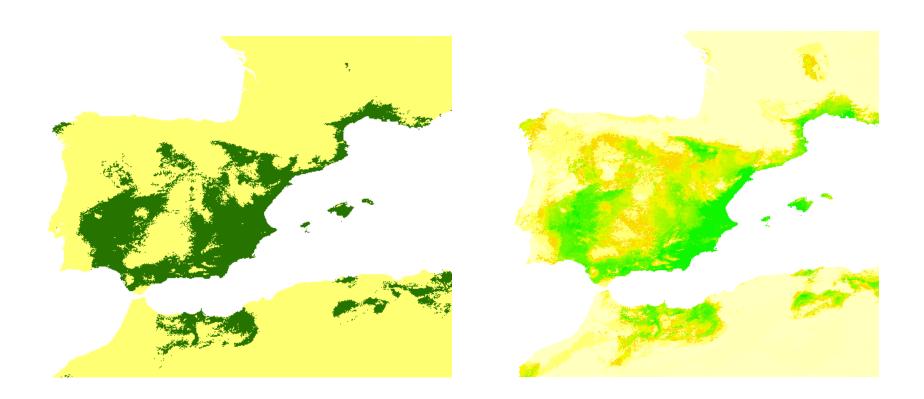
¿Qué pasa cuando no tenemos predicciones categóricas?







¿Qué pasa cuando no tenemos predicciones categóricas?



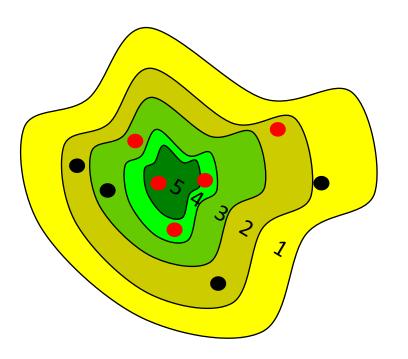
Medidas de adecuación dependientes de umbral



Medidas de adecuación independientes de umbral

Datos de evaluación categóricos + Predicciones categóricas

- Presencia test
- Ausencia test

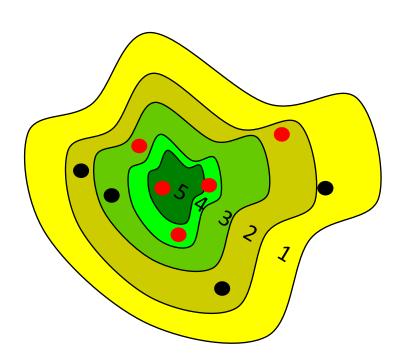


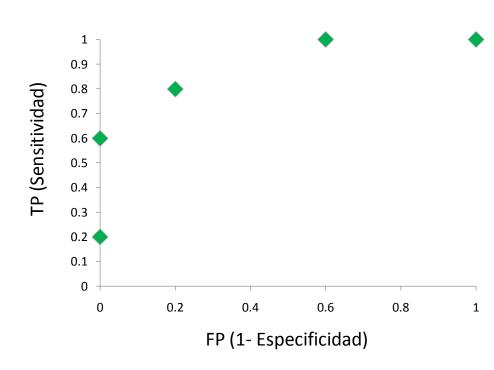
Umbral de corte	TP	FP	Sensibilidad (TP rate)	1- Especificidad (FP rate)
1	5	5	1	1
2	5	3	1	0.6
3	4	1	0.8	0.2
4	3	0	0.6	0
5	1	0	0.2	0



Medidas de adecuación independientes de umbral

Presencia test Ausencia test

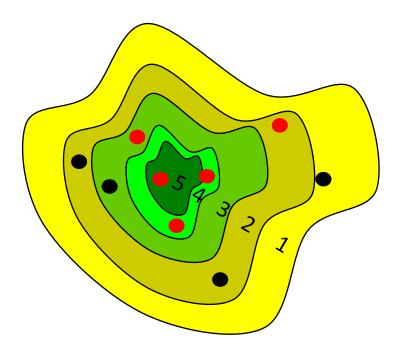






Medidas de adecuación independientes de umbral

Presencia test Ausencia test



Area Under Receiver **Operating Characteristic** Curve (AUC) 1 0.9 0.8 TP (Sensitividad) 0.7 0.6 0.5 0.4 0.3 0.2 0.1

0.4

FP (1- Especificidad)

0.6

0.2

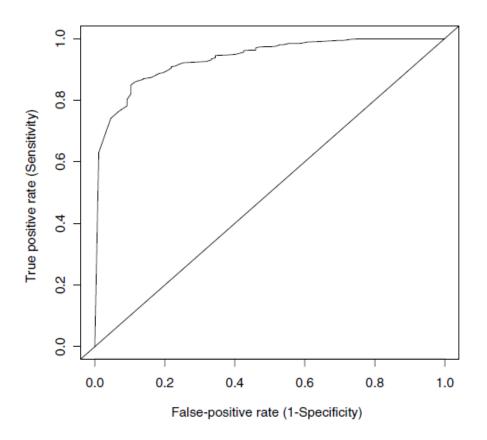
0



0.8

1

Medidas de adecuación independientes de umbral

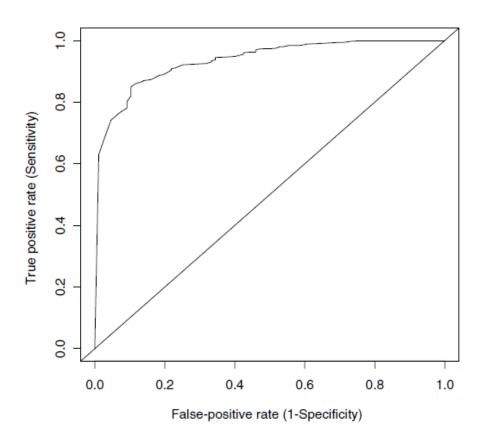


Area Under ROC Curve: A mayor pendiente, menor es el incremento de falsos positivos respecto a verdaderos positivos

La diagonal representa un modelo nulo en el que se añade un FP por cada TP. AUC=0.5



Medidas de adecuación independientes de umbral



Area Under ROC Curve: Probabilidad de que, entre una presencia y una ausencia seleccionadas al azar, el modelo prediga una idoneidad mayor para el dato de presencia.

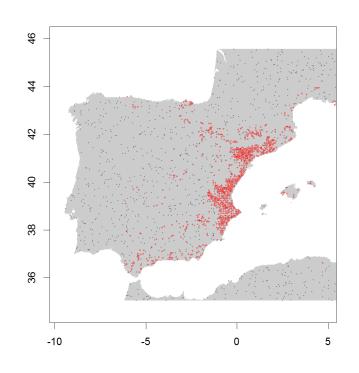
AUC = 0.75 → El 75% de las ocasiones el modelo predecirá una idoneidad mayor para las presencias respecto a las ausencias



• Medidas de adecuación con ausencias simuladas

Matriz de confusión

		Observación	
		Presencia	Ausencia
Predicción	Presencia	TP	FP
	Ausencia	FN	TN



TP: True Positive

FP: False Positive. Error de comisión

TN: True Negative

FN: False Negative. Error de omisión

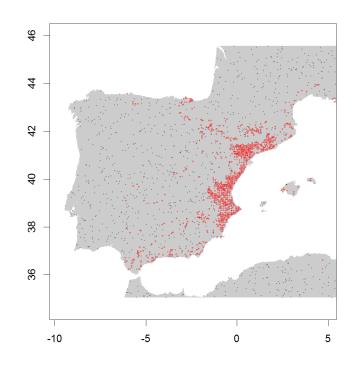




Medidas de adecuación con ausencias simuladas

Matriz de confusión

		Observación	
		Presencia	Background
Predicción	Presencia	TP	FP
	Ausencia	FN	TN



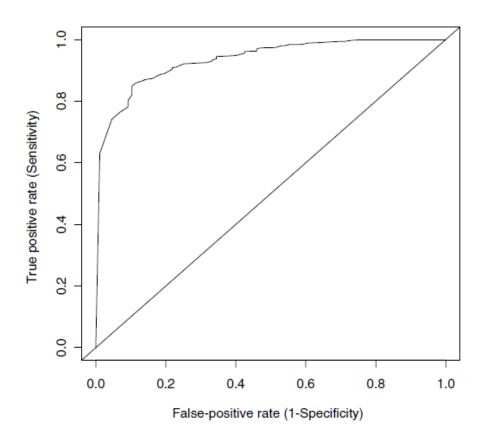
TP: True Positive **FP**: False Positive

TN: True Negative

FN: False Negative. Error de omisión



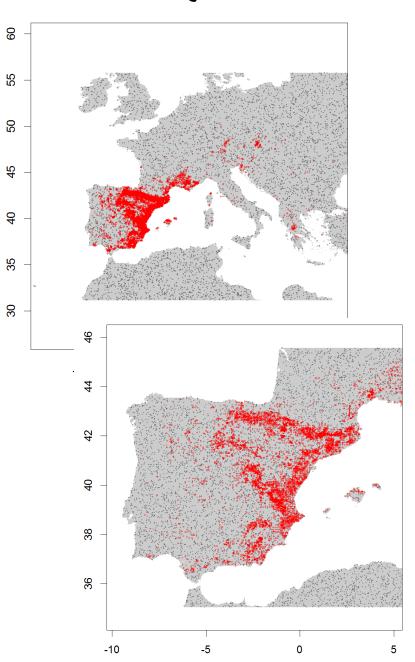
Medidas de adecuación con ausencias simuladas



Area Under ROC Curve: Probabilidad de que, entre una presencia y un punto de background seleccionados al azar, el modelo prediga una idoneidad mayor para el dato de presencia.

AUC = 0.75 → El 75% de las ocasiones el modelo predecirá una idoneidad mayor para las presencias respecto a otro punto aleatorio del mapa





Ventajas

- Permite calcular la adecuación con valores continuos de probabilidad de aparición
- No depende de la prevalencia

Consideraciones

- Pondera igual los errores de omisión y comisión
- Extensiones de estudio más grandes producen mayores valores de AUC
- Modelos de diferentes especies y extensiones de trabajo no son comparables



¿De dónde sacamos los datos de validación?

- Lo ideal es validar con un conjunto totalmente independiente de datos. Muy complicado en la práctica.
- Validar con datos no incluidos en el calibrado.
 - Data splitting. 2-fold. Ratio training:test (Huberty 1994)

 $50:50 \rightarrow 2$ variables predictoras

$$1/(1+\sqrt{p-1})$$

 $66:33 \rightarrow 6$ variables predictoras

75:25 \rightarrow >10 variables predictoras

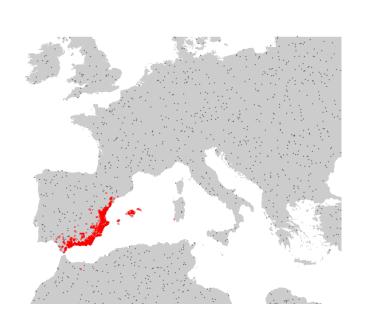
- k-fold crossvalidation: dividir los datos k
 veces, obteniendo k estimas de adecuación que son promediadas. K-1 (training data) y 1 (test data)
- Boostrap: partición iterativa de los datos, para calibrar con unos, y evaluar con otros.
 - Levae-one-out: similar a K-fold. Tras la validación los datos son utilizados para calibrar el modelo. Sólo para muestras pequeñas.

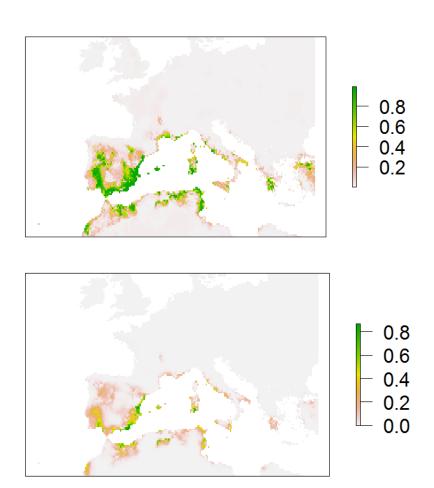


Modeling Criterion Description Reference step Conceptual Precision Ability to replicate system (Morrison et al., La evaluación formulation 1998) parameters predictiva es Specification Does the model address (Barry & Elith, 2006) the problem? sólo uno de los Does it describe the true aspectos a relationship? Is conceptual formulation (Austin, 1980, 2002; Ecological contemplar realism consistent with Austin et al., 2006; ecological theory? para evaluar la Barry & Elith, 2006)incertidumbre Statistical Realism (Morrison et al., Account for relevant formulation variables and 1998) de un modelo relationships? Verification Is the model logic correct? (Rykiel, 1996) Model Calibration Parameter estimation or (Rykiel, 1996; calibration model fitting and Chatfield, 1995) selection Model Validity, Capability to produce (Morrison et al., performance evaluation empirically correct 1998; Rykiel, predictions to a degree 1996; Barry & of accuracy that is Elith, 2006) acceptable given the intended application of the model Appeal, Accepted by users, (Morrison et al., 1998; credibility matches user intuition, Rykiel, 1996) sufficient degree of belief to justify use for intended application



Verosimilitud de los mapas de predicción



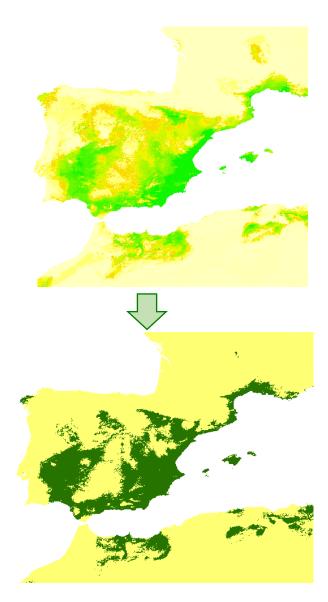




Supone pasar de un modelo continuo a uno binario

Se selecciona un umbral de referencia

- A todos los valores por encima del umbral se les asigna un valor de 1
- A todos los valores por debajo del umbral se les asigna un valor de 0





Amplio abanico de criterios

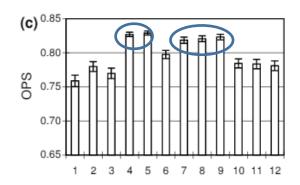
Criterio	Definición
Umbrales fijos	Método subjetivo. Tradicionalmente fijado en 0.5. Métodos de
(Manel et a.l 1999)	regresión logística y similares
Sensibilidad=especificidad	Umbral de probabilidad donde el ratio de falsos positivos es igual al
(Fielding & Bell 1997)	de falsos negativos
Max(Sensibilidad+Especificidad)	Umbral que produce el valor total más alto de sensibilidad y
(Manel et al. 2001)	especificidad. Equivalente a encontrar un punto de la curva ROC con tangente=1
Max(Kappa)	Umbral de probabilidad donde se maximiza el valor de Kappa
(Moisen et al. 2006)	
Max(Porcentaje Clasificaciones Correctas)	Umbral de probailidad donde se maximiza el valor de PCC
(Cramer, 2003)	
Prevalencia predicha=prevalencia observada	Umbral de probabilidad donde la prevalencia predicha sea igual a la
(Cramer, 2003)	observada
Prevalencia observada	Umbral de probabilidad igual al valor de prevalencia de los datos de
(Cramer, 2003)	calibrado.
Media(valores predichos)	Media o mediana de los valores de todos los valores de probabilidad
(Cramer, 2003)	predichos por el modelo
Min(1-sensibilidad)^2+(especificidad -1)^2	Umbral de probabilidad que minimiza la distancia entre la curva ROC
(Cantor et al. 1999)	y la esquina superior izquierda del ROC plot
Max(Sensibilidad)&Min(Especificidad)	Umbral de probabilidad que maximiza la sensibilidad para un mínimo
(Freeman & Moisen 2008)	de especificidad definido por el usuario.

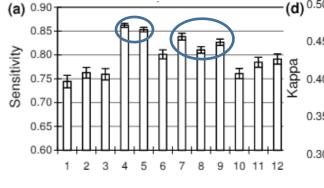
Adecuación predictiva en función de diferentes umbrales

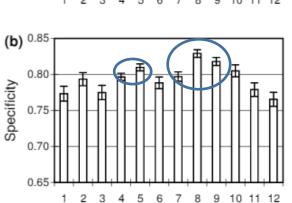
Según Freman & Moisen 2008 todos los criterios tienden a converger con AUC altos y valores de prevalencia próximos a 0.5

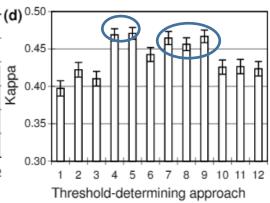
Según Liu et al. 2005 hace una selección de los mejores umbrales

- Pevalencia observada
- Promedio probabilidad predicha
- Sensibilidad + Especificidad
- Sensibilidad = Especificidad
- Punto de la curva ROC más próximo a la esquina izquierda











Consideraciones

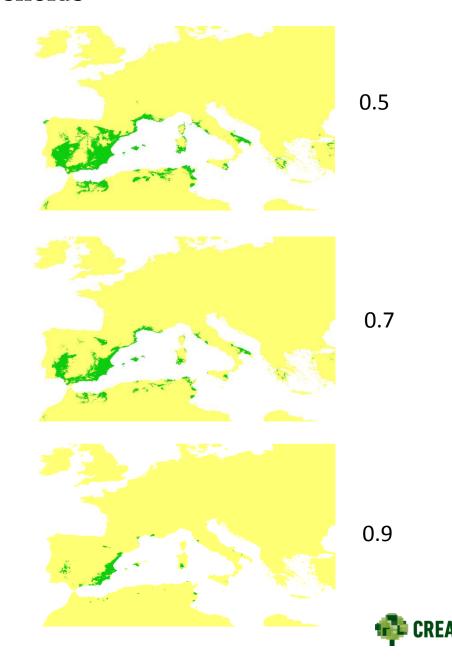
El criterio seleccionado dependerá de nuestros objetivos

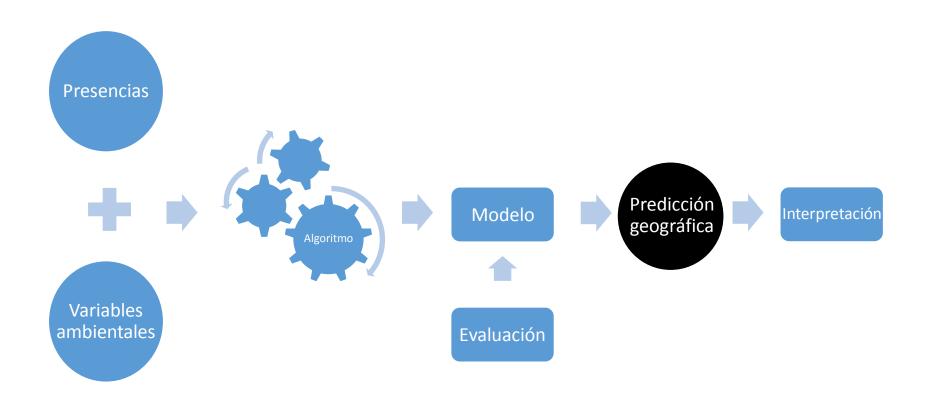
Connotaciones ecológicas del concepto "presencia"

Los modelos con pocas presencias son muy sensibles a la elección de umbral

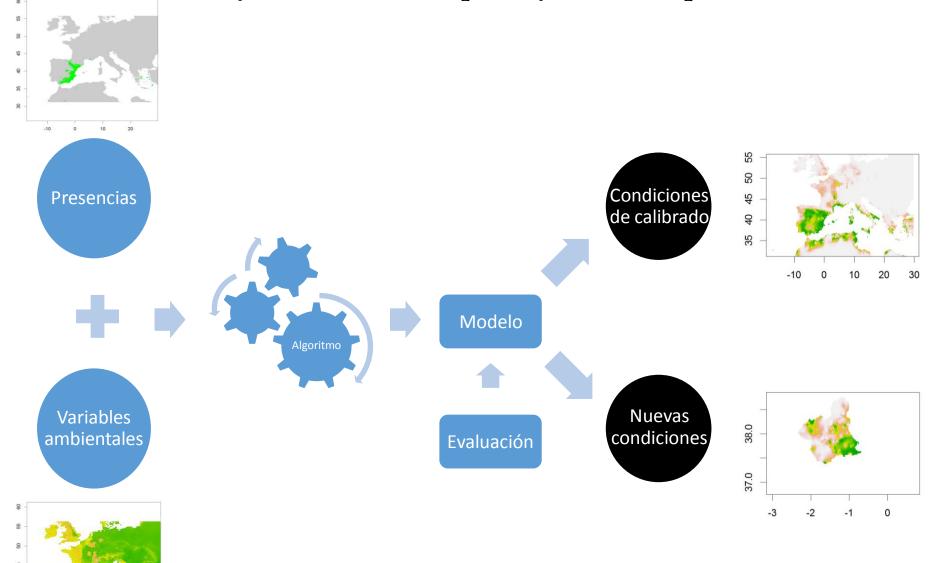
Pasar a binario siempre supone pérdida de información

Salvo los umbrales de selección basados en la curva ROC, el resto dependen de datos de presencia/ausencia

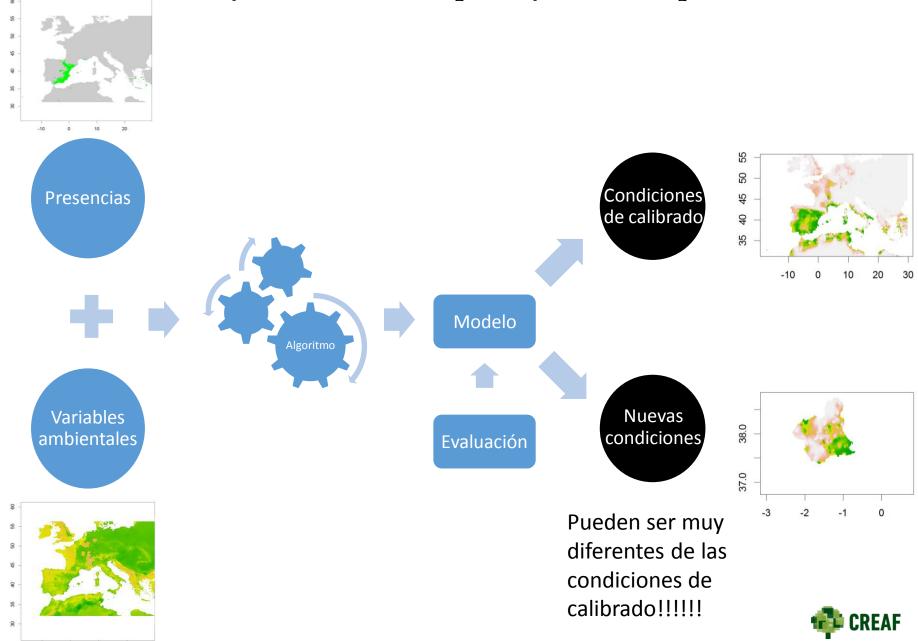








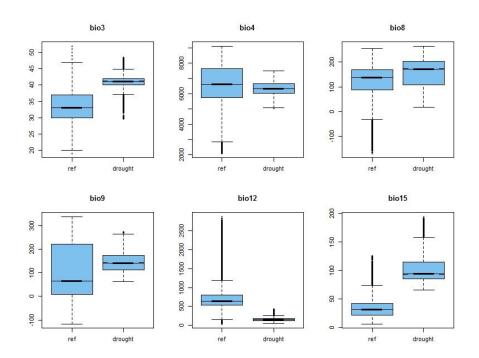




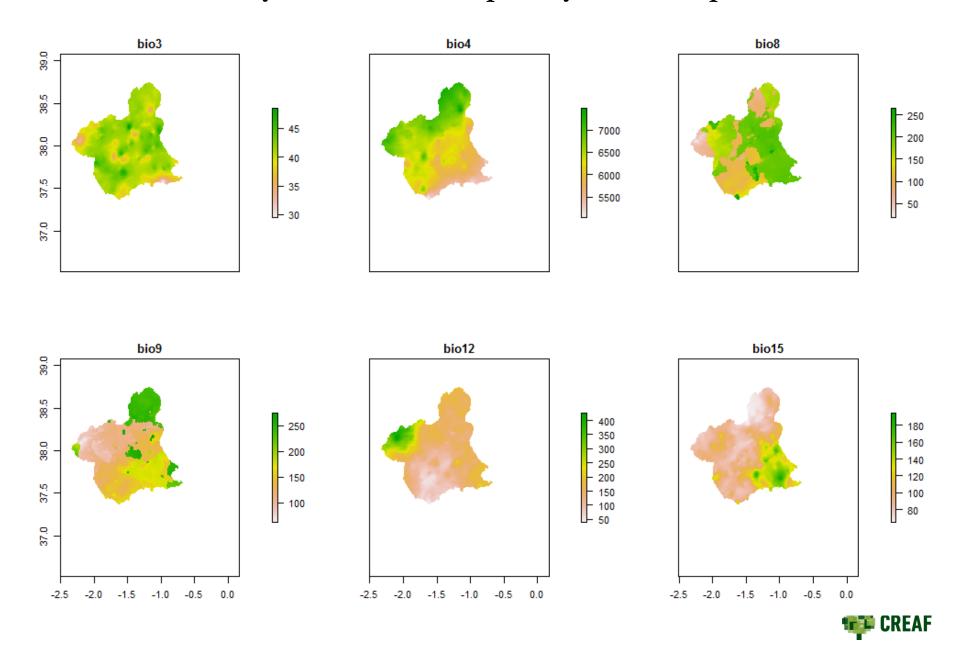
Extrapolación El modelo extrapola cuando proyecta sobre variables no incluidas en los datos de calibrado

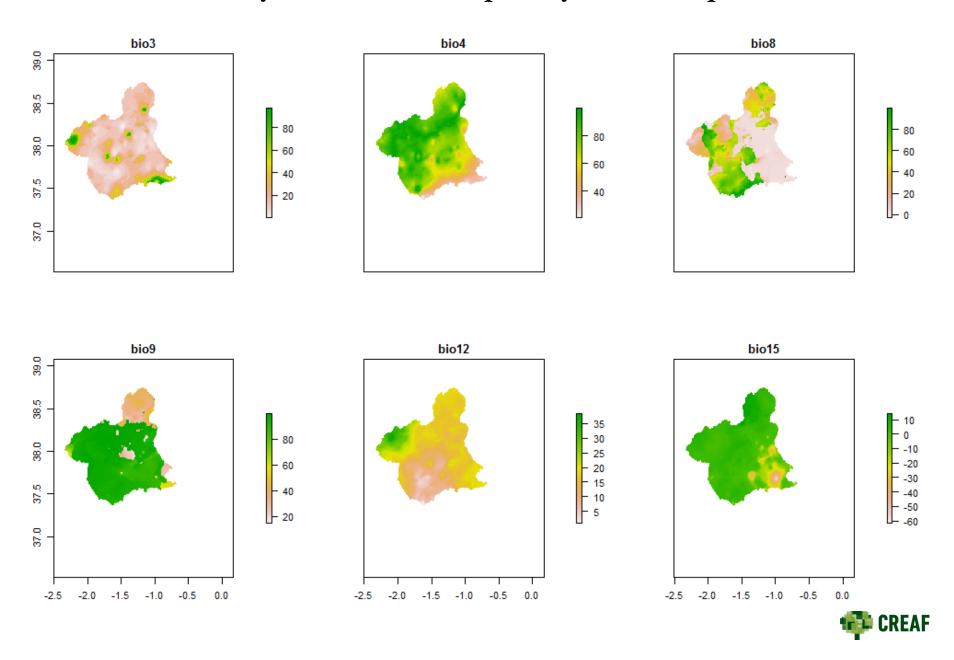
Multivariate Environmental Similarity Surfaces (MESS) Medida de similaridad entre cualquier punto dado del mapa y los puntos de calibrado, según las variables predictoras (Elith et al. 2010)

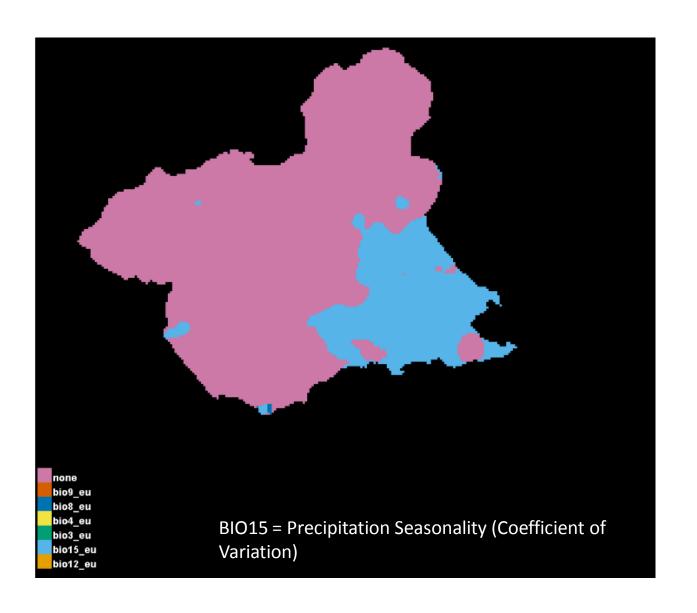
Mayor dissimilaridad → mayor extrapolación













AUC mide la adecuación para los datos de calibrado. NO PROYECCIONES

	Proyecciones en el espacio	Proyecciones en el tiempo
Usos	Especies invasoras	Cambio climático, paleodistribuciones
Variables	Variables área de invasión. Mismas variables, mismo nombre y resolución.	Variables futuro o pasado. Mismo nombre, mismas variables. Hay variables no disponibles: ndvi, human footprint
Calibración del modelo	Distribución de origen	Momento actual
Validación	Es posible si la especie empieza a darse en el rango de invasión	Es posible con datos de paleoregistros
Consideraciones		Incertidumbre asociada a las capas climáticas

