Estudio de los factores ambientales que condicionan la presencia-ausencia de *Arenaria delaguardiae* lópez & Nieto-Feliner en la provincia de Granada

Antonio Jesús Pérez Luque*

1. Introducción

Uno de los aspectos mas importantes en la conservación y gestión de la flora endémica ameazada es la conocimiento de las condiciones ambientales que condicionan la presencia/ausencia de una especie en un territorio concreto. En este sentido, en los últimos años han proliferado gran cantidad de trabajos referentes a la generación de modelos de distribución de especies (Elith & Leathwick, 2009). Estos modelos están siendo eficaces para establecer planes de conservación (Ferrier, 2002), buscar nuevas localizaciones de especies raras y amenazadas (Guisan et al., 2006), avanzar en la comprensión de los patrones espaciales de la biodiversidad (Graham et al., 2006), ó evaluar el impacto del cambio global sobre la distribución de los organismos (Lawler et al., 2006). Los modelos de distribución de especies indican la idoneidad del hábitat para el desarrollo de poblaciones de una especie concreta o de una comunidad (Ferrier & Guisan, 2006), calculada a partir de observaciones de campo y una serie de variables ambientales que actúan como predictores (Benito de Pando & Peñas, 2007). En esencia, uno de los fundamentos de estos modelos, persigue determinar la presencia/ausencia de una determinada especie en función una serie de variables ambientales.

En el presente estudio se pretende analizar algunos de los factores ambientales que condicionan la presencia/ausencia de una determinada especie. Concretamente vamos a trabajar con la especie Arenaria delaguardiae G. López & Nieto Feliner, que es una planta dolomitófila, endémica de las provincias de Granada y Málaga, catalogada como Vulnerable por la legislación andaluza, e incluida en la Lista Roja de la Flora Vascular Española. En 2005 debido a las obras de ampliación de la carretera GRSO2, que une Granada con Almuñécar, se afectó parcialmente a una de las localidades conocidas de esta especie (la localidad tipo) en dos formas: eliminación completa de la comunidad vegetal y destrucción sin eliminación por paso de maquinaria (Pérez-Luque, 2006; Pérez-Luque et al, 2009) (figura 1). Tras la afección sufrida por las obras se acometió un proyecto de restauración de la población donde se realizaron diversas actividades de conservación (Pérez-Luque, 2006). Una de estas actuaciones consistía en la localización de nuevas zonas de introducción de la planta. Para llevar a cabo dicha introducción, previamente se procedió a realizar un análisis de las condiciones ambientales que determinan la presencia/ausencia de la especie.



^{*}Trabajo con datos reales de la asignatura Modelos de Respuesta Discreta del Master Oficial en Estadística Aplicada de la Universidad de Granada.

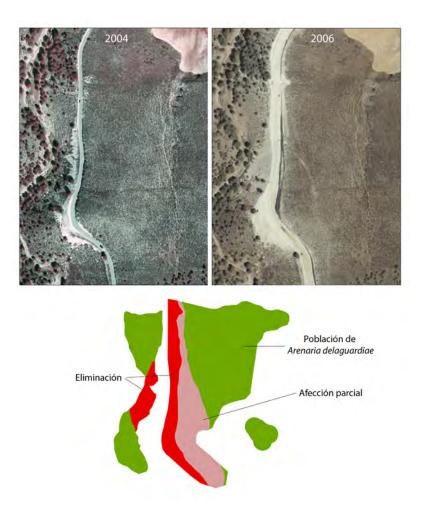


Figura 1. Vista de la zona afectada antes (izquierda) y después (derecha) de las obras de restauración.

Los objetivos del presente estudio son:

- Analizar la presencia/ausencia de la especie en su área de distribución
- Estudiar los factores ambientales que condicionan la presencia/ausencia de la especie
- Modelizar mediante una regresión logística los factores ambientales que condicionan la distribución de la especie

Para llevar a cabo estos objetivos vamos a analizar un conjunto de datos de presencia/ausencia de la especie¹ y vamos a determinar el mejor modelo logístico que nos permita obtener una ecuación que nos informe de los factores ambientales que condicionan la distribución de la especie.

2. Metodología

2.1. Especie y área de estudio

Arenaria delaguardiae G. López & Nieto Feliner es una cariofilácea endémica de las sierras dolomíticas de Granada y Málaga (presente en 10 cuadrículas UTM de 10 km de lado) (figura 2). Se caracteriza por su dimorfismo foliar y su indumento. Los pies adultos conservan la parte aérea durante todo el año, pero las hojas se secan tras la floración. Considerada dolomitófila estricta, forma parte

¹Los datos utilizados en este trabajo son inéditos. Algunas referencias a ellos pueden encontrarse en Pérez-Luque et al (2009) y en Pérez-Luque (2006).

de matorrales de baja cobertura con comunidades ricas en endemismos; en lugares pedregosos sobre litosuelos (figura 3). Los principales impactos o amenazas son: extracciones de áridos (canteras) y repoblaciones forestales. El sobrepastoreo, los aterrazamientos y el coleccionismo (por su rareza) son factores a tener en cuenta. Esta protegida por la legislación andaluza e incluida en diferentes Listas Rojas y Catálogos de protección.

Para el estudio de la distribución corológica del taxón se realizaron visitas de campo en los años 2006 y 2007, a los núcleos conocidos de la especie y se han tomado datos de presencia y ausencia de la especie. Concretamente se georreferenciaron las coordenadas en las que aparecía el taxón en el campo (el rango de error para cada punto es de 5-15 m) y también zonas de ausencia. Para ello se siguió un patrón circular de 10-15 metros, es decir, se apuntaban las coordenadas donde aparecía la especie y si el taxón seguía apareciendo alrededor de ese punto, no se volvía a tomar otro punto dentro de un radio aproximado de 10-15 m. De igual modo se procedió con las ausencias (Chapman & Wieczorek, 2006). Con todos estos datos se generó una base de datos de presencia/ausencia que se utilizarón para la determinación de las condiciones ambientales de la especie.

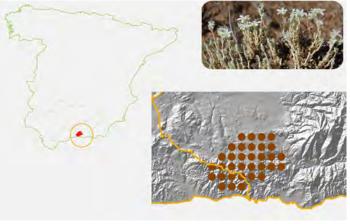


Figura 2. Distribución de la especie Arenaria delaguardiae. Arriba ejemplar en flor.

2.2. Descripción del conjunto de datos.

Con los datos de presencia-ausencia georreferenciados se ha llevado a cabo su inclusión en un Sistema de Información Geográfica y se ha llevado a cabo la extracción para cada punto de una serie de variables ambientales. La descripción de las variables ambientales se presenta en la tabla del apéndice 1. Los datos han sido derivados a partir de información de la Consejería de Medio Ambiente, y del Observatorio de Cambio Global de Sierra Nevada. Todas las variables fueron introducidas en un Sistema de Información Geográfica (GRASS, Neteler & Mitasova 2007), y mediante diversas operaciones se extrajo el valor para cada uno de los puntos de presencia y ausencia de la especie. Del conjunto de 24 variables se realizaron técnicas de reducción del número de variables (correlaciones, índice de Moran de autocorrelación espacial y PCA) y al final se utilizaron, de acuerdo a estos análisis previos y al significado biológico, las siguientes variables:

- Temperatura mínima de invierno
- Precipitación de verano
- Exposición topográfica
- Índice topográfico de Humedad
- Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)
- Cantidad de horas de radiación solar en invierno
- Orientación

- Frecuencia de carreteras
- Radiación solar media anual



Figura 3. Hábitat y hábito de la especie Arenaria delaguardiae

2.3. Análisis estadístico.

Se ha llevado a cabo un modelo logístico (Agresti, 2002) para evaluar la probabilidad de presencia de la especie (presencia = 1) en función de las diferentes variables ambientales predictoras descritas en el punto anterior. Concretamente se ha utilizado un modelo

Logit
$$(y = 1|x_1, \dots, x_k) = \ln\left(\frac{p(x_1, \dots, x_k)}{1 - p(x_1, \dots, x_k)}\right)$$

Logit $(y = 1|x_1, \dots, x_k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i$

donde x_i son las diferentes variables predictoras y β_i son los coeficientes asociados a dichas variables.

Para la obtención del modelo mas parsimonioso se llevó a cabo una selección de variables por pasos (stepwise) en ambas direcciones, en primer lugar una selección hacia delante (forward) de variables que incluía aquellas variables predictoras significativas (p-valor < 0.10), y a continuación se eliminaban aquellas variables no significativas (backward, p-valor > 0.15). Se utilizó la significación estadística de cada variable predictora en el modelo a través del estadístico razón de verosimilitud (Likelihood Ratio), ya que es considerado mas robusto que el estadístico de Wald (Hosmer & Lemeshow, 1989; Venables & Ripley, 2002). Este estadístico compara la devianza residual del modelo saturado (con todas las variables) frente al modelo reducido (modelo saturado menos la variable de interés).

Asimismo, se ha utilizado el Criterio de Información de Akaike (AIC) (Akaike, 1973) para la comparación entre modelos con diferentes variables predictoras candidatas, de tal forma que se ha elegido el que presente el menor valor de AIC. Posteriormente se ha evaluado la multicolinealidad de las variables seleccionadas, utilizando la correlación de Pearson. Cuando dos variables presentaban altos valores de correlación (|r| > 0.6) se estudiaba su posible eliminación del modelo.

Para evaluar la bondad global del ajuste del modelo se utilizó el test de Hosmer-Lemeshow (Hosmer & Lemeshow, 2000). Para testar la sensibilidad del modelo se utilizó el *cutpoint* que maximizara la tasa de clasificaciones correctas con los mayores valores de sensibilidad (tasa de verdaderos positivos) y especificidad (tasa de verdaderos negativos) muestral. Asimismo se utilizó el área bajo la curva (AUC) para ese cutpoint fijado.

Todos los análisis fueron llevados a cabo mediante el software estadístico R (R Development Core Team, 2011). Además se utilizaron las librerías popbio (Stubben & Milligan, 2007), MASS

(Venables & Ripley, 2002), epicalc (Chongsuvivtwong, 2008), rocr (Sing et al 2009) y xtable (Dahl, 2009).

3. Aplicación

En este estudio queremos modelar la presencia de especie (Y = 1) y la ausencia de la misma (Y = 0) en función de diferentes variables ambientales predictoras. El modelo inicial con todas las variables toma la forma

$$L(t, p, ex, ith, ndvi, rsh, or, car, rsa) = \ln \left(\frac{p(t, p, ex, ith, ndvi, rsh, or, car, rsa)}{1 - p(t, p, ex, ith, ndvi, rsh, or, car, rsa)} \right)$$

donde p(t, p, ex, ith, ndvi, rsh, or, car, rsa) se refiere a la probabilidad de presencia de la especie para los diferentes valores observados de las variables ambientales predictoras temperatura mínima de invierno (t), precipitación de verano (p), exposición topográfica (ex), índice topográfico de humedad (ith), índice de vegetación de diferencia normalizada (ndvi), cantidad de horas de radiación solar en invierno (rsh), orientación (o), frecuencia de carreteras (car) y radiación solar media anual (rsa). También podemos expresar el modelo inicial como

$$L(t,p,ex,ith,ndvi,rsh,or,car,rsa) = \beta_0 + \beta_t t + \beta_p p + \beta_{ex} ex + \beta_{ith} ith + \beta_{ndvi} ndvi + \beta_{rsh} rsh + \beta_{or} or + \beta_{car} car + \beta_{rsa} rsa$$

siendo β_t , β_p , β_{ex} , β_{ith} , β_{ndvi} , β_{rsh} , β_{or} , β_{car} , β_{rsa} , los coeficientes para las variables predictoras citadas anteriomente.

Se ha construido un modelo logit con una variable respuesta binaria (presencia) y nueve variables explicativas cuantitativas. Se ha utilizado la función de vínculo Logit con una estructura de errores binomial. Como se comentó en el apartado de metodología se ha llevado a cabo una selección stepwise para la inclusión de las variables. En la tabla 1, se muestran los datos referentes a la selección de variables por pasos. En un primer paso las variables candidatas a entrar en el modelo eran ndvi, orientación, radiación solar media anual (rsa), precipitación (pre) y temperatura mínima (tmin), que presentan unos p-valores inferiores al nivel de significación fijado para la entrada $(\alpha_1 = 0.10)$, de forma que en primer lugar ha entrado la que presenta un menor p-valor asociado, o un mayor valor del esstadístico LRT condicional). En este caso ha sido la radiación solar media anual (rsa). En el siguiente paso se ha procedido de igual modo para la inclusión de variables y ha entrado en el modelo el indice de vegetación de diferencia normalizada (ndvi). Ahora se ha evaluado la salida de la variable que había entrado en el paso anterior, en este caso, rsa, y como el p-valor asociado al estadístico condicional de razón de versoimilitudes es menor que el fijado ($\alpha_2 = .15$), por tanto el contraste es significativo y la variable no se elimina. Tras la realización de la selección de variables mediante la selección stepwise (ver tabla 1), el modelo final seleccionado se corresponde con

$$L(t_{t,p,ex,ndvi,rsa}) = \beta_0 + \beta_t t + \beta_p p + \beta_{ex} ex + \beta_{ndvi} ndvi + \beta_{rsa} rsa$$

y que tras sustituir la estimación de los parámetros (tabla 2) obtenida para cada una de las variables queda de la forma

$$L(t, p, ex, ndvi, rsa) = 23.05 - 0.2032t - 0.2337p - 0.0081ex - 0.1067ndvi - 0.0015rsa$$

Observamos en la tabla 2, como todos los parámetros del modelo son estadísticamente significativos, tal y como muestran sus estadísticos de contraste. Recordamos que estamos contrastando la hipótesis de que los coeficientes son iguales a cero. Para ello se utiliza el estadístico de Wald. La hipótesis nula se rechaza cuando $|z| \geqslant z_{\alpha/2} = 1.96$. Observamos que no podemos aceptar dicha hipótesis, por lo que concluimos que todos son diferentes a cero. Si observamos los intervalos de confianza al 99 % vemos que ninguno de ellos contiene al cero, excepto para el coeficiente de la variable exposición, que si incluye al valor cero. Estos resultados nos están indicando que la presencia de la especie no es independiente de estas variables, aunque habrá que tener cautela para el caso de la variable exposición.

	1				1			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor				
none	943.29	945.29						
carreteras	943.23	947.23	0.069	0.79234				
ndvi	897.25	901.25	46.046	1.155e-11	_			
exposición	940.89	944.89	2.402	0.12115				
ith	939.95	943.95	3.343	0.06749	-			
orientacion	899.04	903.04	44.251	2.888e-11	_			
rsa	893.87	897.87	49.428	2.058e-12	_			
rsh	942.63	946.63	0.664	0.41500	_			
prec	926.82	930.82	16.472	0.00005	Q.	alida de	, tármi	nos
Modelo	939.17	943.17	4.120	0.04237				
Modelo	presencio	$a \sim rsa$			Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa		1	I	I	943.29	945.29	49.428	2.058e-12
carreteras	893.37	899.37	0.500	0.47969				
n dv i	800.81	806.81	93.057	< 2.2e-16				
exposición	892.84	898.84	1.023	0.31187				
ith	886.91	892.91	6.961	0.00833				
orientacion	882.46	888.46	11.405	0.00073				
rsh	860.23	866.23	33.638	6.637e-09				
prec	885.18	891.18	8.685	0.00321				
tmin	890.29	896.29	3.578	0.05856	Sa	ılida de	e térmi	nos
Modelo	presencio	$a \sim rsa + r$	idvi		Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					897.25	901.25	96.440	< 2.2 e-16
ndvi					893.87	897.87	93.957	< 2.2 e-16
carreteras	800.28	808.28	0.526	0.46842				
exposición	800.77	808.77	0.042	0.83849	-			
ith	800.51	808.51	0.298	0.58528	-			
orientacion	795.36	803.36	5.452	0.01955	-			
rsh	796.15	804.15	4.661	0.03086	-			
prec	799.74	807.74	1.065	0.30208	-			
tmin	792.58	800.58	8.229	0.00412	Sa	alida de	e térmi	nos
Modelo	presencia	$a \sim rsa + r$	idvi + tmi	n	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa	1				889.16	895.16	96.579	< 2.2 e-16
ndvi					890.29	896.29	97.708	< 2.2 e-16
tmin_in					800.81	806.81	8.229	0.004123
carreteras	792.31	802.31	0.266	0.60628	000.01	000.01	0.223	0.004125
exposición	792.51	800.63	1.950	0.16264	_			
ith	790.49	800.49	2.094	0.14787	_			
orientacion	784.86	794.86	7.719	0.00546				
rsh	789.82	799.82	2.762	0.09653				
					Se	alida de	2.érmi	nos
Modelo	774.33	784.33	18.252	0.00002	-			
Modelo	presencia	$a \sim rsa + r$	idvi + tmi	n + prec	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					845.58	853.58	71.251	< 2.2 e-16
ndvi					852.70	860.70	78.368	< 2.2 e-16
tmin_in					799.74	807.74	25.416	4.621e-07
preci_v					792.58	800.58	18.252	1.935e-05
carreteras	773.88	785.88	0.452	0.50126				
e a posición	770.21	782.21	4.121	0.04234				
ith	774.29	786.29	0.034	0.85372				
orientacion	773.41	785.41	0.920	0.33738				
rsh	774.23	786.23	0.099	0.75361	Sa	ılida de	e térmi	nos
Modelo	presencio	$a \sim rsa + r$	idvi + tmi	n + prec + exposición	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					836.84	846.84	66.629	3.277e-16
ndvi					844.90	854.90	74.689	< 2.2 e-16
tmin_in					799.74	809.74	29.536	5.489e-08
preci_v					790.63	800.63	20.424	6.205e-06
pos_topo		1			774.33	784.33	4.121	0.04234
carreteras	770.20	784.20	0.008	0.93089	-			
ith	769.23	783.23	0.976	0.32317	-			
orientacion	769.67	783.67	0.532	0.46576	_			
			1	i e				

rsh

770.20

784.20

0.005

0.94510

Tabla 1. En esta tabla se muestran los resultados de la selección de variables del modelo por pasos. En la parte izquierda se muestran los datos de entrada de variables y en la parte izquierda los datos de salida de variables del modelo. El nivel de significación de entrada de términos en el modelo se ha fijado en $\alpha_1 = 0.1$; mientras que el de salida de términos en $\alpha_2 = 0.15$. Para cada una de las variables se muestra el valor del criterio de información de Akaike $(AIC = -2 \times log\text{-verosimilitud} + 2(p+1),$ con p como número de parámetros) y la devianza del modelo. Se muestran tambien los estadísticos de razón de verosimilitud (Likelihood Ratio) para cada variable así como el p-valor asociado. Si una variable presenta un p-valor menor que el nivel de significación fijado para la entrada (α_1) es candidata a entrar al modelo. Éstas se presentan en color azul. De todas las candidatas a entrar en el modelo se incluye en el mismo aquella que presente un máximo valor del estadístico LRT. La variable que entra en cada paso está en color rojo. Por otro lado, si una variable presenta un p-valor superior al fijado para la salida (α_2) entonces salen del modelo. Por último al final de cada etapa se incluye el modelo tras la entrada o eliminación de variables.

	Estimate	S.E.	Wald (z)	p-valor	IC 0.5 %	IC 99.5 %	OR	IC 0.5%	IC 99.5%
Intercept	23.0548	2.6387	8.737	2.39129e-18	16.4329	30.0588	1.029e+10	1.369e+07	1.133e+13
rsa	-0.0015	0.0002	-7.389	1.47593e-13	-0.0021	-0.0010	0.9985	0.9979	0.9990
ndvi	-0.1067	0.0135	-7.875	3.40560e-15	-0.1429	-0.0730	0.8988	0.8680	0.9307
tmin	-0.2032	0.0382	-5.324	1.01309e-07	-0.3034	-0.1062	0.8161	0.7397	0.9004
prec	-0.2337	0.0522	-4.480	7.45529e-06	-0.3697	-0.1003	0.7916	0.6921	0.9055
exposicion	-0.0081	0.0040	-2.012	0.0442	-0.0187	0.0022	0.9919	0.9816	1.0023

Tabla 2. Lista de los parámetros (β_i) del modelo final y de los odds-ratios (OR). Para los primeros se muestra su estimación, el error estándar, el estadístico de Wald (z) y el p-valor asociado. Para los odds-ratios se muestra su valor. También se incluyen los intervalos de confianza al 99 % para los parámetros y para los odds-ratios.

Realizamos una interpretación de la exponencial de cada uno de los parámetros estimados del modelo y construimos los intervalos de confianza al 99 %. Los resultados se muestran en la tabla 2. Observamos nuevamente como todas las variables excepto la exposición no contienen al 1 en los intervalos de confianza de la exponencial de los parámetros. La interpretación de los odds-ratio son las siguientes:

• Para la variable radiación solar media anual (rsa) consiste en la ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en una unidad la cantidad de energia en forma de radiación solar media anual, fijando el resto de variables. De este modo tenemos que

$$\hat{\theta}(\triangle rsa = 1/t, p, ex, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_{rsa})$$

$$= \exp(-0.0015)$$

$$= 0.9985$$

por lo que por cada aumento en una unidad de radiación solar media anual, la ventaja a favor de que esté presente la espece se multiplica casi por 1.

• Para la variable *indice de vegetación de diferencia normalizada (ndvi)* consiste en la ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en una unidad esta variable, fijando el resto de variables. De este modo tenemos que

$$\hat{\theta}(\triangle ndvi = 1/t, p, ex, rsa) = \exp(\hat{\beta}_{ndvi})$$

$$= \exp(-0.1067)$$

$$= 0.8988$$

por lo que por cada aumento en una unidad del índice de vegetación de diferencia normalizada, la ventaja a favor de que esté presente la espece se multiplica casi por 1.

• Para la variable temperatura mínima de invierno (tmin) consiste en la ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en un decígrado la temperatura mínima media de invierno, fijando el resto de variables. De este modo tenemos que

$$\hat{\theta}(\triangle t = 1/p, ex, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_t)
= \exp(-0.2337)
= 0.8161$$

por lo que por cada aumento en un decígrado de la temperatura mínima media de invierno, la ventaja a favor de que esté presente la espece se multiplica por 0.80 aproximadamente.

• Para la variable precipitación en los meses de verano (prec) consiste en la ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en un milímeto la precipitación del verano, fijando el resto de variables. De este modo tenemos que

$$\hat{\theta}(\triangle p = 1/t, ex, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_p)$$

$$= \exp(-0.2032)$$

$$= 0.7916$$

por lo que por cada aumento en un milímetro de esta variable, la ventaja a favor de que esté presente la espece se multiplica por 0.80 aproximadamente.

• Por último para la variable exposición topográfica (ex) consiste en la ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en un metro esta variable, fijando el resto de variables. De este modo tenemos que

$$\hat{\theta}(\triangle ex = 1/t, p, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_{ex})$$

$$= \exp(-0.0081)$$

$$- 0.9919$$

por lo que por cada aumento en un metro de la exposición topográfica (diferencia de elevación en un radio de 1000 metros), la ventaja a favor de que esté presente la espece se multiplica por 1 aproximadamente.

Se examinamos la correlación de las variables del modelo (tabla 3) observamos como las correlaciones entre ellas son bajas, excepto para la precipitación de verano y la temperatura mínima de invierno. El criterio que habíamos fijado para considerar que podía existir multicolinealidad era un valor de correlación |r| > 0.6. Como observamos únicamente estas dos variables superan dicho umbral. En este caso podríamos considerar la elimnación de alguna de estas variables, pero el sentido biológico de las mismas es un criterio mayor para mantenerlas, ya que las precipitaciones en verano condicionan de forma importante el que la especie esté presente ya que $Areanaria\ delaguardiae$ es una especie que vive en zonas muy xéricas (secas); por otro lado la temperatura mínima de invierno condiciona la supervivencia de está especie debido a las posibles heladas (Pérez-Luque et al 2009), por todo consideramos que estas dos variables aún presentando una posible multicolinealidad son condicionantes para la presencia/aunsencia de la especie.

La intrerpretación de los odds-ratio así como de los parámetros para cada una de las variables del modelo se complementa si utilizados diferentes visualizaciones gráficas. En la figura 4 se representan las probabilidades de presencia de la especie en función de las diferentes variables ambientales del modelo. Asimismo en la figura 5 presentamos la presencia/ausencia de la especie en función de éstas.

En cuanto a la evaluación del modelo, se ha realizado el test Hosmer-Lemeshow, el cual para el modelo ajustado presenta un valor estimado $X_{H-M}^2=15.1907$ con un p-valor asociado de $0.05554 > \alpha = 0.05$, por lo que podemos decir que nuestro modelo se ajusta bien a los datos. Hemos llevado a cabo un estudio de los residuos del modelo, para lo cual se han calculado los residuos ajustados de Pearson. Se han considerado significativos cuando el valor absoluto del residuo estandarizado presenta un valor igual o superior a $z_{\alpha/2}=1.96$ (nivel de significación $\alpha=0.05$). Del total de los residuos, un 4.67 % son significativos (figura 6), por lo que habrá que estudiar si se consideran influyentes, para considerar su posible eliminación. Tras estudiar la influencia de dichos residuos, concluimos que el modelo posiblemente mejoraría si se eliminaran aquellas observaciones con valores influyentes (ver tabla 4).

	ndvi	pos_topo	rsd_a	preci_v	tmin _in
ndvi	1.000				
pos_topo	0.095	1.000			
rsd_a	-0.244	0.043	1.000		
preci_v	0.179	0.174	0.131	1.000	
tmin_in	-0.106	-0.342	0.014	-0.682	1.000

Tabla 3. Correlación entre las variables del modelo

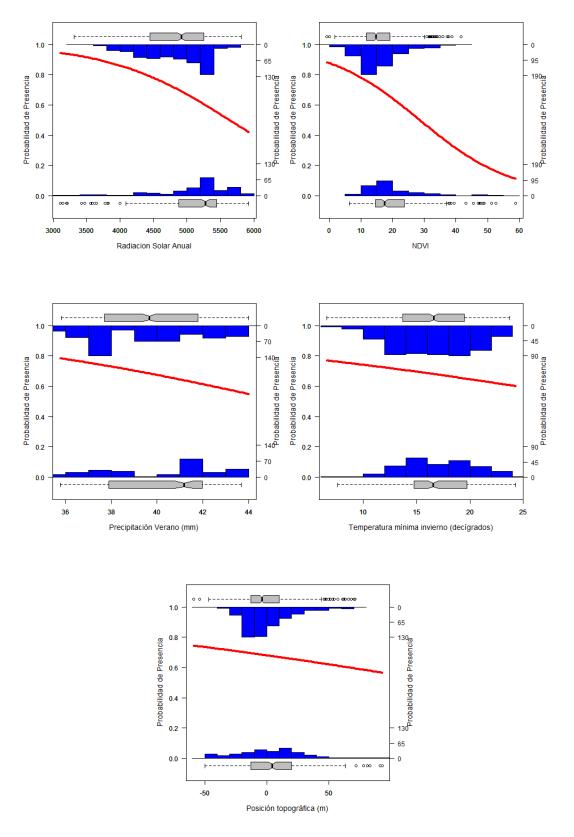


Figura 4. Gráficos marginales del modelo. Probabilidad de presencia de *Arenaria delaguardiae* en función de las diferentes variables ambientales del modelo. Se represetan mediante histogramas los valores observados de las variables explicativas para las probabilidades de presencia (Y=1) y de ausencia (Y=0) de la especie.

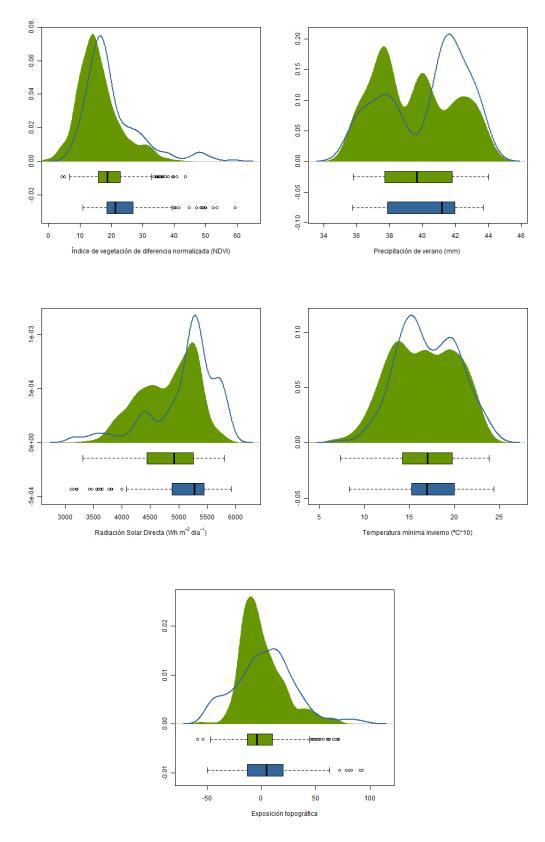


Figura 5. Gráficos de densidad (*Kernels*) para cada una de las variables predictoras. En verde los datos de presencia y en azul los datos de ausencia. Se incluyen igualmente los histrogramas de los valores de las variables ambientales para las presencias (verde) y las ausencias (azules).

Finalmente se ha analizado cual es el cut-point más adecuado para obtener la tabla de clasificaciones. Para ello se han calculado la tasa de clasificaciones correctas (CCR), la sensibilidad muestral o tasa de verdaderos positivos y la especificidad muestral o tasa de verdaderos negativos, a diferentes cut-points. Concretamente se han realizado a intervalos de 0.01. Los resultados (tabla 5), muestran que las mayores tasas de CCR se obtienen entre el intervalo de cut-points de 0.49 a 0.62. De hecho, el mayor valor de la tasa de clasificaciones correctas (81.49 %) lo obtenemos a un cut-point de 0.58. Con ese valor, se obtienen valores de sensibilidad muestral del 76.27 % y valores de especificidad muestral de 64.16 % (tabla 6) (figura 7).

	Predichos presencia $(Y=1)$	Predichos ausencia $(Y=0)$
Casos presencia $(Y=1)$	427	81
Casos ausencia $(Y=0)$	97	145

Tabla 6. Tabla de clasificaciones para el cut-point 0.58

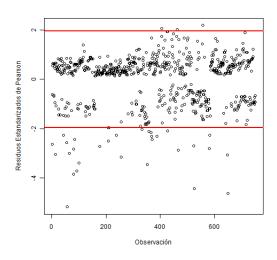


Figura 6. Estudio de los residuos estandarizados de Pearson. Las líneas rojas indican el valor $|Z| > z_{\alpha/2} = 1.96$. Aquellos residuos que presenta valores absolutos mayores a estos umbrales (1.96) se consideran significativos.

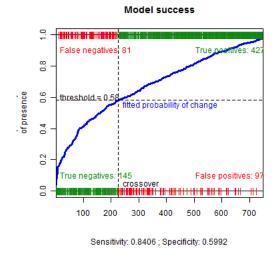


Figura 7. Representación gráfica de las probabilidades de presencia de la especie junto con la sensibilidad y la especificidad muestral (Gráfico realizado a partir de Rossiter & Loza, 2010).

Estudiamos la curva ROC y el área bajo la curva (AUC) (figura 8) y observamos como el área bajo la curva presenta un valor alto (0.7836) proporcionando una medida global de la bondad del ajuste del modelo, no dependiente del *cut-point* fijado. Aunque algunos autores (Lobo et al, 2008) han criticado el uso de esta medida para el estudio de la bondad del ajuste del modelo.

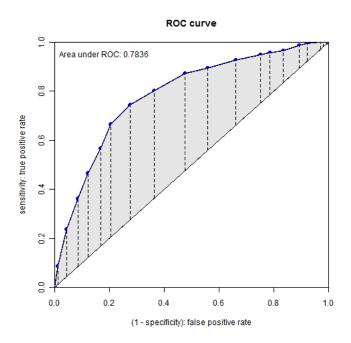


Figura 8. Curva ROC y AUC.

obs	dfb.1	dfb.rsd	dfb.ndvi	dfb.tmin	dfb.prec	dfb.expo	dffit		cov.r		cook.d	hat	
224	-0.09	0.09	0.09	0.03	0.05	0.00	-0.13		0.96	*	0.01	0.00	
301	-0.03	0.18	0.11	-0.09	-0.04	-0.05	-0.21		0.97	*	0.02	0.01	
353	-0.08	0.12	0.08	-0.01	0.03	-0.05	-0.15		0.97	*	0.01	0.00	
373	-0.08	0.13	0.07	-0.02	0.03	-0.07	-0.17		0.97	*	0.01	0.01	
896	-0.11	0.06	0.04	0.07	0.09	-0.03	-0.14		0.97	*	0.01	0.00	
1219	-0.08	0.08	0.08	0.04	0.04	-0.01	-0.12		0.97	*	0.01	0.00	
1338	0.06	0.09	0.09	-0.09	-0.10	0.11	0.22		1.03	*	0.01	0.03	*
1347	0.01	-0.02	-0.07	0.01	0.00	0.03	-0.08		1.03	*	0.00	0.02	
1363	-0.00	-0.04	-0.08	0.02	0.02	0.03	-0.09		1.03	*	0.00	0.02	
1389	-0.02	-0.02	-0.12	0.04	0.03	0.02	-0.15		1.03	*	0.00	0.03	*
1517	0.04	0.06	0.19	-0.09	-0.07	-0.06	0.22		1.02		0.01	0.02	*
1536	0.01	0.04	-0.11	-0.01	-0.02	0.03	-0.17		1.03	*	0.00	0.03	*
1552	-0.00	0.17	-0.03	-0.06	-0.06	-0.13	-0.25		1.01		0.01	0.03	*
1561	-0.02	-0.04	-0.13	0.06	0.04	0.03	-0.15		1.04	*	0.00	0.03	*
1616	0.13	0.24	0.02	-0.24	-0.22	-0.09	-0.35	*	1.06	*	0.02	0.06	*
1630	0.13	0.22	0.02	-0.24	-0.20	-0.17	-0.35	*	1.07	*	0.02	0.07	*
1664	0.05	0.14	-0.05	-0.13	-0.09	-0.21	-0.29	*	1.06	*	0.01	0.06	*
1665	0.01	0.01	-0.05	-0.02	-0.01	-0.03	-0.07		1.03	*	0.00	0.02	*
1689	0.08	0.10	-0.05	-0.13	-0.11	-0.09	-0.20		1.06	*	0.00	0.05	*
1696	-0.08	-0.15	0.01	0.16	0.13	0.06	0.24		1.05	*	0.01	0.05	*
1701	0.03	0.05	-0.08	-0.06	-0.04	-0.11	-0.17		1.05	*	0.00	0.05	*
1702	0.04	0.04	-0.05	-0.06	-0.04	-0.07	-0.13		1.05	*	0.00	0.04	*
1722	0.04	-0.03	-0.01	-0.03	-0.02	-0.07	-0.08		1.03	*	0.00	0.02	
1725	-0.08	-0.14	-0.01	0.14	0.13	0.12	0.22		1.04	*	0.01	0.04	*
1728	0.02	-0.04	-0.03	-0.01	-0.00	-0.08	-0.10		1.03	*	0.00	0.02	
1736	-0.08	-0.03	-0.05	0.07	0.10	-0.09	0.16		1.03	*	0.00	0.02	*
1768	-0.07	0.08	0.11	0.06	0.01	0.00	-0.14		0.96	*	0.01	0.00	
2162	-0.04	0.15	0.10	0.03	-0.04	-0.03	-0.18		0.97	*	0.02	0.01	

Tabla 4. Estudio de las medidas de influencia de DfBetas, DfFits, Distancias de Cook, hat values y ratio de covarianzas. Se muestran únicamente aquellos residuos que se consideran influyentes (indicados con *)

				Obs	s.	Obs	· .
				Pred	d.	Pred	ı.
				Corre	ect.	Incor	ec.
cutpoint	TVP	TVN	CCR	Y = 1	Y = 0	Y = 0	Y = 1
0.04	67.82	100	67.87	508	1	241	0
0.05	67.91	100	68	508	2	240	0
0.06	67.91	100	68	508	2	240	0
0.07	68.01	100	68.13	508	3	239	0
0.08	68.01	100	68.13	508	3	239	0
0.09	68.01	100	68.13	508	3	239	0
0.1	68.19	100	68.4	508	5	237	0
0.11	68.19	100	68.4	508	5	237	0
0.12	68.28	100	68.53	508	6	236	0
0.13	68.37	100	68.67	508	7	235	0
0.14	68.37	100	68.67	508	7	235	0
0.15	68.37	100	68.67	508	7	235	0
0.16	68.65	100	69.07	508	10	232	0
0.17	68.93	100	69.47	508	13	229	0
0.18	69.17	94.12	69.73	507	16	226	1
0.19	69.17	94.12	69.73	507	16	226	1
0.2	69.37	86.36	69.87	505	19	223	3
0.21	69.56	87.5	70.13	505	21	221	3

0.22	69.86	83.33	70.4	503	25	217	5
0.23	69.78	78.12	70.13	501	25	217	7
0.24	69.87	78.79	70.27	501	26	216	7
0.25	69.87	78.79	70.27	501	26	216	7
0.26	70.18	76.92	70.53	499	30	212	9
0.27	70.01	69.77	70	495	30	212	13
0.28	70.21	71.11	70.27	495	32	210	13
0.29	70.24	66.67	70	491	34	208	17
0.3	70.77	67.8	70.53	489	40	202	19
0.31	70.87	68.33	70.67	489	41	201	19
0.32	71.08	69.35	70.93	489	43	199	19
0.33	71.41	69.12	71.2	487	47	195	21
0.34	71.83	70.83	71.73	487	51	191	21
0.35	71.85	69.33	71.6	485	52	190	23
0.36	72.07	70.13	71.87	485	54	188	23
0.37	72.24	70	72	484	56	186	24
0.38	72.24	70	72	484	56	186	24
0.39	72.24	68.67	71.87	482	57	185	26
0.33	72.55				60		27
0.4	72.55	68.97	72.13 72.8	481	68	182	
		69.39		478		174	30
0.42	73.33	66.67	72.4	473	70 76	172	35
0.43	73.94	67.26	72.93	471	76	166	37
0.44	74.06	67.54	73.07	471	77	165	37
0.45	74.6	68.33	73.6	470	82	160	38
0.46	75.04	67.44	73.73	466	87	155	42
0.47	75.25	65	73.33	459	91	151	49
0.48	75.54	64.83	73.47	457	94	148	51
0.49	76.29	66.23	74.27	457	100	142	51
0.5	77.08	66.46	74.8	454	107	135	54
0.51	77.66	66.67	75.2	452	112	130	56
0.52	78.05	65.91	75.2	448	116	126	60
0.53	78.56	66.3	75.6	447	120	122	61
0.54	78.9	66.13	75.73	445	123	119	63
0.55	79.35	65.8	75.87	442	127	115	66
0.56	80.52	64.93	76.13	434	137	105	74
0.57	80.71	64.35	76	431	139	103	77
0.58	81.49	64.16	76.27	427	145	97	81
0.59	81.96	62.5	75.73	418	150	92	90
0.6	82.19	60.16	74.67	406	154	88	102
0.61	82.92	59.26	74.4	398	160	82	110
0.62	83.58	58.72	74.27	392	165	77	116
0.63	83.95	58.13	74	387	168	74	121
0.64	84.51	57.72	73.87	382	172	70	126
0.65	84.91	57.19	73.6	377	175	67	131
0.66	85.02	56.01	72.8	369	177	65	139
0.67	85.28	55.59	72.53	365	179	63	143
0.68	86.06	55.09	72.27	358	184	58	150
0.69	86.75	54	71.47	347	189	53	161
0.7	87.08	52.89	70.53	337	192	50	171
0.71	86.63	51.06	68.8	324	192	50	184
0.72	87.12	50.65	68.4	318	195	47	190
0.73	87.5	49.75	67.47	308	198	44	200
0.74	87.2	48.07	65.6	293	199	43	215
0.75	87.5	47.63	65.07	287	201	41	221
0.76	88.22	47.02	64.27	277	205	37	231
0.77	88.63	46.12	63.07	265	208	34	243
				11			

0.78	88.5	45.14	61.73	254	209	33	254
0.79	88.53	44.59	60.93	247	210	32	261
0.8	88.72	43.8	59.73	236	212	30	272
0.81	88.49	42.77	58.13	223	213	29	285
0.82	88.84	42.32	57.33	215	215	27	293
0.83	88.6	41.38	55.73	202	216	26	306
0.84	89.5	41.24	55.33	196	219	23	312
0.85	89.76	40.55	54	184	221	21	324
0.86	90.1	39.96	52.8	173	223	19	335
0.87	90.71	39.68	52.13	166	225	17	342
0.88	91.43	39.48	51.6	160	227	15	348
0.89	92.31	38.72	49.87	144	230	12	364
0.9	91.67	37.38	46.93	121	231	11	387
0.91	94.17	37.3	46.4	113	235	7	395
0.92	93.94	36.25	43.87	93	236	6	415
0.93	94.44	35.91	42.93	85	237	5	423
0.94	95.83	35.25	41.07	69	239	3	439
0.95	93.75	34.05	37.87	45	239	3	463
0.96	96.15	33.29	35.47	25	241	1	483
0.97	100	32.75	33.73	11	242	0	497
0.98	100	32.4	32.67	3	242	0	505

Tabla 5. Estudio de las tasas de clasificaciones correctas, tasa de verdaderos positivos (sensibilidad muestral) y la tasa de verdaderos negativos (especificidad muestal) a intervalos de *cut-points* de 0.01.

4. Conclusiones

Hemos realizado un modelo logistico para analizar las variables que condicionan la presencia de la especie Arenaria delaquardiae. Hemos observado como el modelo que hemos ajustado respode bien a los datos presentando un buen ajuste global. De entre todas las variables analizadas hemos visto como las más importanes y que condicionan la presencia de la especie son la radiación solar media anual, el índice de vegeteción de diferencia normalizada, la temperatura mínima de invierno, la precipitación de verano y la exposición topográfica. Para todas estas variables hemos visto que un aumento en ellas reduce las probabilidades de encontrar a la especie. Cuando se produce un aumento del índice de vegetación de diferencia normalizada existe mas probabilidad de que no aparezca la especie. Esto tiene sentido ya que este índice mide la actividad fotosintética de la vegetación, de forma que un aumento del mismo lleva implícito un mayor vigor de la vegetación, posiblemente asociado a la existencia de un matorral mas desarrollado, lo cual hace que exista mas comptencia para que aparezca la especie. Por otro lado, un aumento en la cantidad de energia (radiación solar anual media) implica que exista menos probabilidad de presencia de la especie. Esto puede estar relacionado con lo anterior en el sentido contrario, es decir, la no existencia de vegetación condiciona que no aparezca nuestra especie. Estos dos factores interpretados de forma conjunta confirman la especificidad de hábitat de la especie, esto es, necesita vivir en lugares donde no exista mucha competencia (en este caso expresada en menores valores de actividad fotosintética, de ndvi) pero al mismo tiempo necesita de algunas especies para su desarrollo. Esto se debe a que en los lugares que vive las condiciones del hábitat son extremas (rasas dolomíticas con alta xericidad) (Pérez-Luque, 2006).

Por otro lado, en cuanto a las variables de precipitación de verano y temperatura mínima de invierno, hemos observado que un aumento de ambas reduce la probabilidad de presencia de la especie. Estas dos variables tienen interés sobre todo teniendo en cuenta los posibles efectos del cambio climático. Las previsiones de cambio climático en Europa presuponen un aumento en las temperaturas y, no de forma tan clara, una reducción de las precipitaciones. La respuesta de nuestra especie, de acuerdo a nuestros datos, es algo contradictoria, ya que un aumento en las temperaturas provocará que la especie tenga menos probabilidad de aparecer; pero por otro lado una disminución de las precipitaciones a priori favorece la probabilidad de presencia de la especie. En este sentido,

algunos estudios realizados al respecto, predicen que esta especie va a tener una probabilidad de extinción alta según los escenarios de cambio climático (Benito, 2009), aunque en ellos no se han tenido en cuenta datos de ausencia de la especie, mientras que en nuestro trabajo si hemos evaluado los datos reales de ausencia de la especie.

Bibliografía

- Agresti, A. (2002). Categorical Data Analysis. Wiley-Interscience, New Jersey.
- Akaike, H. (1973). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle.
 Pp. 267-281. En: B. N. Petrov y F. Csaki (eds). Proceedings of the Second International Symposium on Information Theory. Akademiai Kiado, Budapest, Hungary.
- Benito, B.M. (2009) Ecoinformática Aplicada a la Conservacón: Simulación de Efectos del Cambio Global en la Distribución de la Flora de Andalucía. Tesis Doctoral, Departamento de Botánica, Universidad de Granada. http://ide.ugr.es/blasbenito/tesis/
- Benito B. M. & Peñas de Giles, J. (2007). Aplicación de modelos de distribución de especies a la conservación de la biodiversidad en el sureste de la Península Ibérica. *GeoFocus (Artículos)*, 7: 100-119.
- Benito, B.M. & Pérez-Pérez, R. (2011). Caracterización de la actividad fotosintética de la vegetación de Sierra Nevada a partir del índice NDVI (satélite SPOT). Observarotio de Cambio Global de Sierra Nevada. http://www.iecolab.es/node/63
- Benito, B. M., Pérez-Pérez, R., Reyes-Muñoz, P.S, Bonet, F.J. & Pérez-Luque, A.J. (2011).
 Generación de mapas climáticos pasados y futuro en el ámbito de Sierra Nevada. Observarotio de Cambio Global de Sierra Nevada. http://www.iecolab.es/node/51
- Chapman, A.D. & Wieczorek, J. (eds). (2006). Guide to Best Practices for Georeferencing.
 Copenhagen. Global Biodiversity Information Facility. 92 pp.
- Chongsuvivtwong, V. (2008). Analysis of Epidemiological Data Using R and Epicalc. http://cran.r-project.org/doc/contrib/Epicalc_Book.pdf
- Consejería de Medio Ambiente. (2004). *Modelo Digital de Elevaciones (20 metros) de Andalucía*. Servicio de Evaluación de Recursos Naturales de la Consejería de Medio Ambiente de la Junta de Andalucía. Sevilla.
- Consejería de Medio Ambiente. (2004). Usos y coberturas vegetales del suelo de Andalucía. Cartografía estadística 1991 1999. Junta de Andalucía. Sevilla.
- Crawley, M.J. (2007). The R Book. Wiley.
- Dahl, D.B. (2009). xtable: Export tables to LATEX or HTML. http://CRAN.R-project.org/package=xtable
- De la Cruz Rot, M. (2005). Improving the Presentation of Results of Logistic Regression with R. Bulletin of Ecological Society of America, 86: 41-48.http://esapubs.org/bulletin/backissues/086-1/bulletinjan2005.htm
- Elith J. & Leathwick J.R. (2009). Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics 40: 677–697
- Ferrier, S. (2002). Mapping spatia pattern in biodiversity for regional conservation planning: where to from here?. *Systematic Biology*, 51: 331-363.
- Ferrier, S. & Guisan, A. (2006). Spatial modelling of biodiversity at the community level. Journal of Applied Ecology, 43: 393-404.

- Guisan, A., Broennimann, O., Engler, R., Vust, M., Yoccoz, N.G., Lehmann, A., & Zimmermann, N.E. (2006). Using niche-based models to improve the sampling of rare species. *Conservation Biology*, 20, 2: 501-511.
- Guisan, A., Edwards, T.C. & Hastie, T. (2002). Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157: 89-100.
- Graham, C.H., Moritz, C., & Williams, S.E. (2006). Habitat history improves prediction of biodiversity in a rainforest fauna. *Proceedings of the Natural Academy of Science of USA*. 103: 632-636.
- Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. (2000). Applied logistic regression. John Wiley and Sons. New York.
- Johnson, J.B. & Omland, K. S. (2004). Model selection in ecology and evolution. *Trends in Ecology & Evolution*, 19 (2): 101-108
- Kleinman, K. & Horton, N.J. (2010). SAS and R: Data Management, Statistical Analysis, and Graphics. Boca Raton, FL, CRC Press.
- Lawler, J.J., White, D., Neilson, R.P. & Blaustein, A.R. (2006). Predicting climate-induced range shifts: model differences and model reliability. *Global Change Biology*, 12: 1568-1584.
- Neteler, M. & Mitasova, H. (2007). Open Source GIS: A GRASS GIS Approach. Springer. 406 pp.
- Lobo, J.M.; Jiménez-Valverde, A. & Real, R. (2008). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. Global Ecology and Biogeography, 17, 145–151
- Pérez-Luque, A.J.; Algarra, J.A. & Irurita, J.M. (2009). Restauración de una población de Arenaria delaguardiae (Caryophyllaceae) en el T. M. de Padul (Granada). In IV Congreso de Biología de Conservación de Plantas. Almería, 15-18 Septiembre. http://www.scribd.com/ doc/20117139/PerezLuqueetal2009RestauracionArenariadelaguardiaeIVConBiolConPlaAlmeria2009
- Pérez-Luque, A.J. (2006). Proyecto de Restauración de Arenaria delaguadiae en el km 12 de la C.P. GR SO-2 (Granada-Almuñecar). Delegación de Medio Ambiente. Consejería de Medio Ambiente, Junta de Andalucía. Documento Técnico. (inédito).
- R Development Core Team (2011). R: A Language and Environment for Statistical Computing. ISBN: 3-900051-07-0. http://www.R-project.org/
- Rossiter, D.G. & Loza, A. (2010). Technical Note: Analyzing land cover change with logistic regression in R. Technical Report ITC, Enschede, NL. Version 2.2, 30-Jan-2010. 71pp. (First version April 2004) http://www.itc.nl/~rossiter/teach/R/R_lcc.pdf
- Sing, T., Sander, O, Beerenwinkel, N, & Lengauer, T. (2009). ROCR: Visualizing the performance of scoring classifiers.http://CRAN.R-project.org/package=ROCR
- Stubben, C.J. & Milligan, B.K. (2007). Estimating and Analyzing Demographic Models Using the popolio Package in R. Journal of Statistical Software, 22 (11): 1-23. http://www.jstatsoft.org/v22/i11
- Thompson, L.A. (2007). S-PLUS (and R) Manual to Accompany Agresti's Categorical Data Analysis (2002) 2nd edition.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2002) Modern Applied Statistics with S. Fourth Edition. Springer, New York. http://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4

Variable	Descripción	Tipo-Escala (unidades)	Media ± SE (min-max)*	Fuente de datos
presencia	presencia - ausencia de la especie	binaria - 0/1	No = 508	Pérez-Luque (2006)
presente	Arenaria delaquardiae	omaria 0/1	Si = 242	refer Euque (2000)
Frecuencia de	Frecuencia de red viaria	Contínua	12.01 ± 13.34	Consejería de
carreteras	(carreteras) en un radio de 1000 m	(número de celdas	(0, 37)	Medio Ambiente
	,	ocupadas)		(2004); Benito
		1 /		(2009)
NDVI	Índice de vegetación de diferencia	Contínua	17.29 ± 7.86	Benito &
	normalizada para el año 2001		(-0.85, 58.93)	Pérez-Pérez, R.
	·			(2011)
Elevación	Elevación	Contínua	1239.83 ± 112.06	
		(metros)	(1053, 1440)	
Gradiente ES OE	Gradiente de orientación Este -	Contínua	54.14 ± 26.45	
	Oeste		(1, 100)	
Gradiente SU NO	Gradiente de orientación Sur -	Contínua	64.19 ± 24.29	
	Norte		(1, 100)	
$Exposici\'on$	Diferencia de elevación en un radio	Contínua	1.66 ± 22.82	
$topogr\'afica$	de 1000 metros	(metros)	(-59, 93)	
$Orientaci\'on$	Orientación	Contínua	119.33 ± 84.53	
		$({ m grados})$	(0, 360)	
Pendiente	Pendiente del terreno	Contínua	8.73 ± 5.99	Consejería de
		(grados)	(0, 31)	Medio Ambiente
Índice topográfico	Índice topográfico de humedad	Contínua	7.22 ± 1.27	(2004); Benito
de humedad			(4.77, 11.51)	(2009)
Radiación solar	Radiación solar media anual		4908.77 ± 543.12	
anual			(3104.25, 5924.25)	
Radiación solar	Radiación solar media de invierno		2053.2 ± 577.37	
invie rno			(75, 3774)	
Radiación solar	Radiación solar media de otoño	Contínua	4486.64 ± 1357.88	
otoño		$(\frac{Wh}{m^2}día)$	(1369, 6122)	
Radiación solar	Radiación solar media de		5259.72 ± 509.36	
primavera	primavera		(3028, 6600	_
Radiación solar	Radiación solar media de verano		7835.52 ± 152.26	
verano	TT 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1		(6891, 8032)	_
Horas de sol	Horas de sol medias en invierno		8.04± 0.97	
invierno Horas de sol otoño	Horas de sol medias en otoño	Contínua	$(2, 9.46) \\ 9.75 \pm 1.35$	-
Horus de soi otono	noras de soi medias en otono	(horas)	$ \begin{array}{c c} 9.75 \pm 1.55 \\ (6, 12) \end{array} $	
Horas de sol	Horas de sol medias en primavera	(110165)	$(0, 12)$ 11.35 ± 0.7	-
primavera	1101ab de Boi medias en primavera		(8, 12.03)	
Horas de sol verano	Horas de sol medias en verano		13.66 ± 0.63	+
			(11, 14.54)	
Precipitación anual	Precipitación media anual	Contínua	488.2 ± 42.51	
2 / corp mastern amaat	histórica	(mm)	(425.63, 569.22)	
Precipitación anual	Precipitación media de verano	Contínua	39.74 ± 2.42	+
de verano	histórica	(mm)	(35.75, 44.02)	
Temperatura	Temperatura mínima media de	Contínua	16.72 ± 3.53	Mapas de clima
mínima de invierno	invierno para el período 1971-2000	$({ m dec}({ m grados})$	(6.56, 24.3)	pasado.
Temperatura	Temperatura mínima media de	Contínua	151.54 ± 3.3	(Benito, 2009;
mínima de verano	verano para el período 1971-2000	(decígrados)	(144.98, 157.16)	Benito et al 2011)
Temperatura	Temperatura máxima media de	Contínua	102.17 ± 6.31	
máxima de invierno	invierno para el período 1971-2000	$(\operatorname{dec}(\operatorname{igrados})$	(81.82, 113.99)	
Temperatura	Temperatura máxima media de	Contínua	280.84 ± 6.97	
máxima de verano	verano histórica para el período	$(\operatorname{dec}(\operatorname{grados})$	(262.53, 292.27)	
	1971-2000			

Apéndice. Descripción del conjunto inicial de datos.