

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

Trabajo con datos Reales. Modelos de Respuesta Discreta
Master Oficial en Estadística Aplicada - Universidad de Granada
Curso 2010-2011

Junio 2011

- Para la conservación-gestión de la flora endémica amenazada es crucial conocer las condiciones ambientales que condicionan la presencia/ausencia de una especie en un territorio concreto.
- Los *modelos de distribución de especies* (MDE) indican la idoneidad del hábitat para el desarrollo de poblaciones de una especie
- Uno de los fundamentos de los MDE es determinar la probabilidad de presencia de una especie, calculada a partir de observaciones de campo, en función de variables ambientales predictoras (Ferrier & Guisan, 2006) (Benito & Peñas, 2007)
- Una debilidad de los MDE es que realizan el cálculo de la probabilidad no contando con datos reales de ausencias.

En este trabajo queremos analizar algunos factores ambientales que condicionan la presencia/ausencia de la especie *Areanaria delaguardiae*. Mas específicamente, pretendemos:

- 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

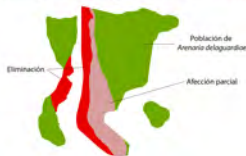
Arenaria delaguardiae

Especie endémica de las sierras dolomíticas de Granada y Málaga.

- Vive en matorrales de baja cobertura con comunidades dolomitófilas ricas en endemismos.
- Hábitat muy específico: tomillares dolomíticos sobre litosuelos.
- Impactos/Amenazas: canteras, repoblaciones forestales, sobrepastoreo, coleccionismo.
- Protegida por la legislación (Listas Rojas, Catalogos de Protección)



Alteración del hábitat



En 2005 se destrozó parte de una de las mayores poblaciones conocidas de la especie por la ampliación y remodelación de una carretera.

Actuaciones de Restauración

Una de las actuaciones de conservación que se inició fue la caracterización de las poblaciones de la especie. Para ello se cartografiaron en campo diferentes poblaciones así como zonas de ausencia interpoblacionales. De este modo se obtuvieron datos de presencia / ausencia de la especie (Pérez-Luque, 2006; Pérez-Luque et al, 2009)



Descripción del conjunto de datos

- Datos de presencia ($Y = 1$) y ausencia ($Y = 0$) de la especie ($n = 750$)
- Integración en un Sistema de Información Geográfica (GRASS) y obtención de 24 variables ambientales:
 - topográficas (orientación, elevación, índice topográfico de humedad, pendiente, exposición topográfica, ...)
 - climáticas (temperaturas, precipitaciones históricas, ...)
 - de impacto humano (frecuencia de carreteras)
 - energéticas (radiación solar, cantidad de horas de sol, ...)
 - actividad fotosintética de la vegetación (índice ndvi)
- Reducción de la dimensión mediante técnicas multivariantes (Análisis de componentes principales, árboles de clasificación) y para reducir la autocorrelación espacial (índice de Moran) y con sentido biológico

Modelo

Modelar la probabilidad de la presencia de la especie ($Y = 1$) en función de 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 (or), frecuencia de carreteras (car) y radiación solar media anual (rsa).

$$\text{Logit}(y = 1|x_1, \dots, x_k) = \ln \left(\frac{p(x_1, \dots, x_k)}{1 - p(x_1, \dots, x_k)} \right) \quad \text{o} \quad \text{Logit}(y = 1|x_1, \dots, x_k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i$$

en nuestro caso tenemos el modelo

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

O

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

- Selección *stepwise* del modelo mas parsimonioso:
 - entrada de variables predictoras significativas ($p\text{-valor} < \alpha_1 = 0,10$)
 - salida de variables del modelo ($p\text{-valor} > \alpha_2 = 0,15$)
- Evaluación de la significación estadística de cada variable en el modelo: estadístico razón de verosimilitud (*Likelihood Ratio*)
- Comparación de modelos (Criterio de Información de Akaike)
- Evaluación de la multicolinealidad de variables del modelo final ($|r| > 0,6$)
- Bondad global del ajuste: test de Hosmer-Lemeshow
- Análisis de residuos y medidas de influencia
- Evaluación de la sensibilidad del modelo:
 - cutpoint que maximice la tasa de clasificaciones correctas (CCR), sensibilidad (tasa de verdaderos positivos, TVP) y especificidad (tasa de verdaderos negativos, TVN) muestrales.
 - Área bajo la curva (AUC) para ese *cutpoint* fijado.

Todos los análisis realizados con R y utilizando las librerías popbio, MASS, epicalc, rocr y xtable

Resultados. Selección del modelo (1)

Paso 1. Modelo seleccionado del paso 1 *presencia* ~ *rsa*

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
<i>rsa</i>	<i>893.87</i>	<i>897.87</i>	<i>49.428</i>	<i>2.058e-12</i>
rsh	942.63	946.63	0.664	0.41500
prec	926.82	930.82	16.472	0.00005
tmin	939.17	943.17	4.120	0.04237

azul = candidatas a entrar en el modelo

rojo = variable que entra al modelo

Resultados. Selección del modelo (2)

Paso 2. Modelo seleccionado del paso 2 $\text{presencia} \sim \text{rsa} + \text{ndvi}$

ENTRADA AL MODELO					SALIDA DEL MODELO			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					943.29	945.29	49.428	2.058e-12
carreteras	893.37	899.37	0.500	0.47969				
ndvi	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				

azul = candidatas a entrar en el modelo

rojo = variable que entra al modelo

Resultados. Selección del modelo (3)

Paso 3. Modelo seleccionado del paso 3 $\text{presencia} \sim \text{rsa} + \text{ndvi} + \text{tmin}$

ENTRADA AL MODELO					SALIDA DEL MODELO			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					943.29	945.29	49.428	2.058e-12
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				

azul = candidatas a entrar en el modelo

rojo = variable que entra al modelo

Resultados. Selección del modelo (4)

Paso 4. Modelo seleccionado del paso 4

$\text{presencia} \sim \text{rsa} + \text{ndvi} + \text{tmin} + \text{prec}$

ENTRADA AL MODELO					SALIDA DEL MODELO			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor	Deviance	AIC	LRT	p-valor
rsa					889.16	895.16	96.579	< 2.2 e-16
ndvi					890.29	896.29	97.708	< 2.2 e-16
tmin					800.81	806.81	8.229	0.004123
carreteras	792.31	802.31	0.266	0.60628				
exposición	790.63	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				
prec	774.33	784.33	18.252	0.00002				

azul = candidatas a entrar en el modelo

rojo = variable que entra al modelo

Resultados. Selección del modelo (5)

Paso 5. Modelo seleccionado del paso 5

presencia ~ *rsa* + *ndvi* + *tmin* + *prec* + *exposicion*

ENTRADA AL MODELO					SALIDA DEL MODELO			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor	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					799.74	807.74	25.416	4.621e-07
prec					792.58	800.58	18.252	1.935e-05
carreteras	773.88	785.88	0.452	0.50126				
<i>exposición</i>	<i>770.21</i>	<i>782.21</i>	<i>4.121</i>	<i>0.04234</i>				
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				

azul = candidatas a entrar en el modelo

rojo = variable que entra al modelo

Resultados. Selección del modelo (6)

Paso 6. Se para el proceso, no entran ni salen variables.

ENTRADA AL MODELO					SALIDA DEL MODELO			
Variable	Deviance	AIC	LRT	p-valor	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					799.74	809.74	29.536	5.489e-08
prec					790.63	800.63	20.424	6.205e-06
exposición					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				
rsh	770.20	784.20	0.005	0.94510				

Modelo final $presencia \sim rsa + ndvi + tmin + prec + exposicion$

Modelo final: parámetros

Todos significativamente diferentes de cero. Cautela con el parámetro de la variable exposición que se incluye en su IC el valor 0.

	Estimate	S.E.	Wald (z)	p-valor	IC 0.5 %	IC 99.5 %
Intercept	23.0548	2.6387	8.737	2.39129e-18	16.4329	30.0588
rsa	-0.0015	0.0002	-7.389	1.47593e-13	-0.0021	-0.0010
ndvi	-0.1067	0.0135	-7.875	3.40560e-15	-0.1429	-0.0730
tmin	-0.2032	0.0382	-5.324	1.01309e-07	-0.3034	-0.1062
prec	-0.2337	0.0522	-4.480	7.45529e-06	-0.3697	-0.1003
exposicion	-0.0081	0.0040	-2.012	0.0442	-0.0187	0.0022

Lista de los parámetros (β_i) del modelo final. Se muestra su estimación, el error estándar, el estadístico de Wald (z) y el p-valor asociado. Se incluyen los intervalos de confianza al 99 %.

El modelo final seleccionado tiene la forma

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

	OR	IC 0.5 %	IC 99.5 %
Intercept	1.029e+10	1.369e+07	1.133e+13
rsa	0.9985	0.9979	0.9990
ndvi	0.8988	0.8680	0.9307
tmin	0.8161	0.7397	0.9004
prec	0.7916	0.6921	0.9055
exposicion	0.9919	0.9816	1.0023

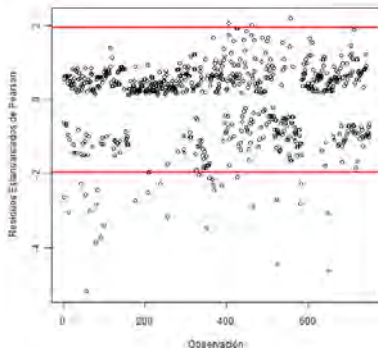
Ajuste del modelo. Análisis residuos

- Buen ajuste del modelo a nuestros datos:

test Hosmer-Lemeshow \rightarrow valor estimado $X^2_{H-M} = 15,1907$, p-valor = $0.05554 > \alpha = 0,05$

- Análisis de residuos

- 4.67 % de los residuos son significativos ($> z_{\alpha/2} = 1,96$, con $\alpha = 0,05$)



Medidas influencia

obs	d/fb.l	d/fb.rsd	d/fb.ndei	d/fb.tmin	d/fb.prec	d/fb.erpo	d/fb	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 DiBetas, DiFits, Distancias de Cook, hat values y ratio de covarianzas. Se muestran únicamente aquellos residuos que se consideran influyentes (indicados con *)

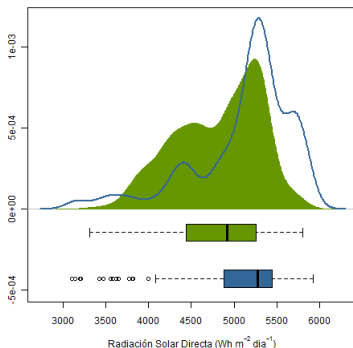
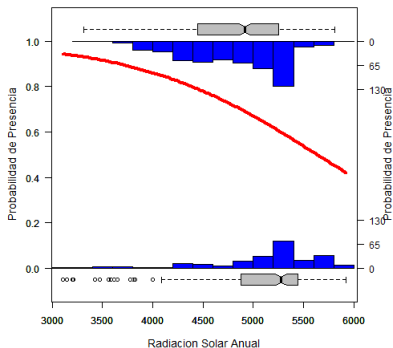
Existen algunas medidas que se consideran influyentes. Deberíamos plantearnos la posibilidad de su eliminación y realizar nuevamente el modelo.

Interpretación odds ratio: *radiación solar media anual (rsa)*

ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en una unidad la cantidad de energía en forma de radiación solar media anual, fijando el resto de variables

$$\hat{\theta}(\Delta rsa = 1/t, p, ex, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_{rsa}) = \exp(-0,0015) = 0,9985$$

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

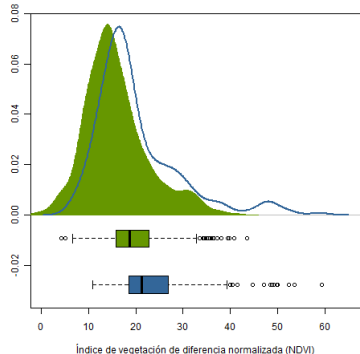
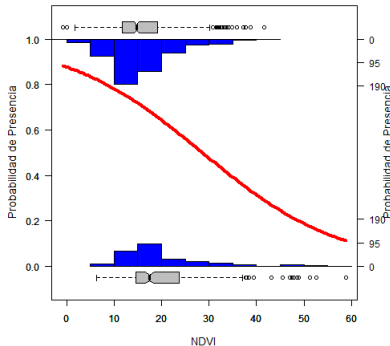


Interpretación odds ratio: *índice de vegetación diferencia normalizada* (ndvi)

ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en una unidad esta variable, fijando el resto de variables

$$\hat{\theta}(\Delta ndvi = 1/t, p, ex, rsa) = \exp(\hat{\beta}_{ndvi}) = \exp(-0,1067) = 0,8988$$

De este modo tenemos que por lo que por cada aumento en una unidad del índice de vegetación de diferencia normalizada (es decir de la actividad fotosintética) , la ventaja a favor de que esté presente la especie se multiplica casi por 1.

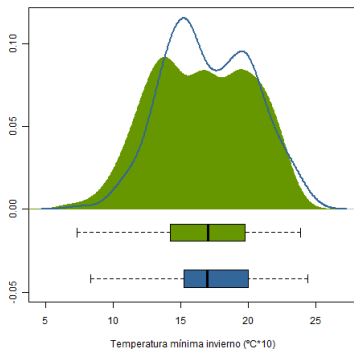
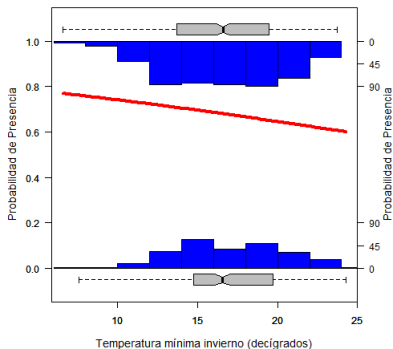


Interpretación odds ratio: *temperatura mín media invierno (tmin)*

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

$$\hat{\theta}(\Delta t = 1/p, ex, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_t) = \exp(-0,2337) = 0,8161$$

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 especie se multiplica por 0.80 aproximadamente.

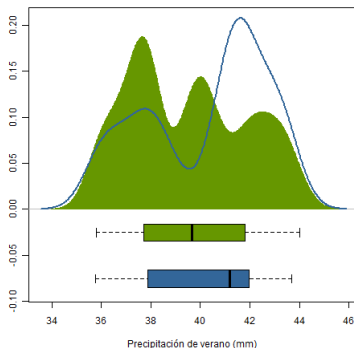
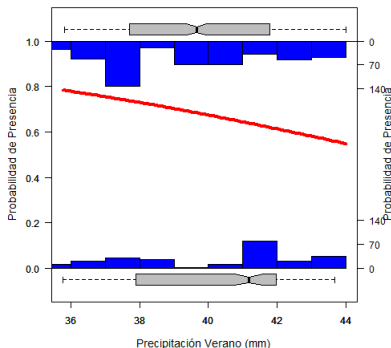


Interpretación odds ratio: *precipitacion meses de verano (prec)*

ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en un milímetro la precipitación del verano, fijando el resto de variables

$$\hat{\theta}(\Delta p = 1/t, ex, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_p) = \exp(-0,2032) = 0,7916$$

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

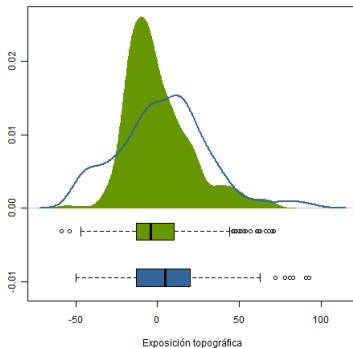
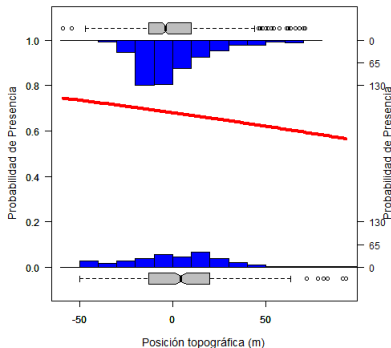


Interpretación odds ratio: *exposición topográfica (ex)*

ventaja a favor de la presencia de la especie al incrementar en un metro esta variable, fijando el resto de variables

$$\hat{\theta}(\Delta ex = 1/t, ex, rsa, ndvi) = \exp(\hat{\beta}_{ex}) = \exp(-0,0081) = 0,9919$$

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 especie se multiplica por 1 aproximadamente

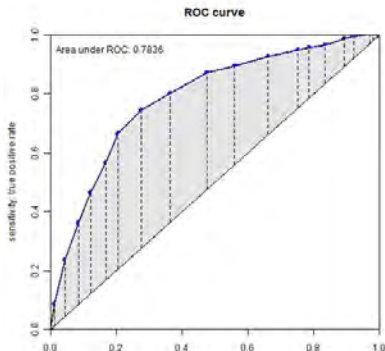
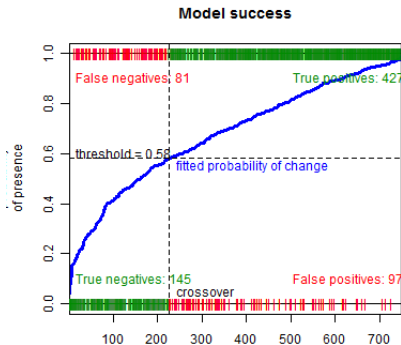


Cut-point y tasa de clasificaciones correctas

El *cut-point* final se ha establecido en 0.58, y maximiza:

- tasa de clasificaciones correctas (CCR) = 81.49 %
- sensibilidad muestral (TVP) = 76.27 %
- especificidad muestral (TVN) = 64.16 %

El intervalo de cut-points que maximan los valores de CCR es de 0.49 a 0.62.



Algunas conclusiones

- Hemos encontrado un modelo para ver que variables condicionan la presencia del endemismo *Arenaria delaguardiae*. Éstas son la radiación solar media anual, el índice de vegetación de diferencia normalizada, la temperatura mínima de invierno, la precipitación de verano y la exposición topográfica. Un aumento en cada una de ellas reduce las probabilidades de encontrar a la especie.
- El efecto del ndvi se relaciona con el hecho que al aumentar la cantidad de cobertura vegetal, la especie va desapareciendo. Tal y como se ha visto en estudios de campo (Pérez-Luque et al 2009) y en trabajos de simulación (Benito, 2009).
- La radiación solar se relaciona en sentido contrario: la no existencia de vegetación condiciona que no aparezca nuestra especie, ya que no es colonizadora. Por tanto, necesita vivir en lugares donde no exista mucha competencia pero necesita de algunas especies para su desarrollo. Esto se refleja en el hecho que se considera una especie de hábitat extremos (rasas dolomíticas con alta xericidad) (Pérez-Luque, 2006).
- Las variables climáticas temperatura mínima de invierno y precipitación de verano, tienen interés para la conservación de la especie, atendiendo a los efectos del cambio climático. La respuesta que se prevee (con nuestros datos) es contradictoria: un aumento en las temperaturas provocará un detrimento en la probabilidad de presencia; mientras que una disminución de las precipitaciones a priori favorece la probabilidad de presencia de la especie. Algunos trabajos predicen una probabilidad de extinción alta de la especie según los escenarios de cambio climático (Benito, 2009), aunque en ellos no se han tenido en cuenta datos reales de ausencia de la especie.
- Es necesario realizar nuevos modelos que incluyan mas variables que reflejen el impacto del ser humano, como podrían ser, distancia a canteras, a cultivos, etc.

Bibliografía (1)

- 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 Conservación: 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). *Observatorio 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*. *Observatorio de Cambio Global de Sierra Nevada*. <http://www.iecolab.es/node/51>
- Chapman, A.D. & Wiecezorek, 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.

Bibliografía (2)

- Consejería de Medio Ambiente. (2004). *Usos y coberturas vegetales del suelo de Andalucía. Cartografía estadística 1991 – 1999*. Junta de Andalucía. Sevilla.
- Dahl, D.B. (2009). xtable: Export tables to L^AT_EX 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.

Bibliografía (3)

- Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression*. John Wiley and Sons.
- Johnson, J.B. & Omland, K. S. (2004). Model selection in ecology and evolution. *Trends in Ecology & Evolution*, 19 (2): 101-108
- 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.
- 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 delaguardiae 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).
- 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_1cc.pdf
- Stubben, C.J. & Milligan, B.K. (2007). Estimating and Analyzing Demographic Models Using the popbio Package in R. *Journal of Statistical Software*, 22 (11): 1-23.
- <http://www.jstatsoft.org/v22/i11>
- 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>