

## Applicazione di un modello di nicchia ecologica nella classificazione di coperture forestali

Valerio Amici\*, Matteo Marcantonio, Francesco Geri

BIOCONNET - Biodiversity and Conservation Network, Dipartimento di Scienze ambientali "G. Sarfatti", Università di Siena, v. P.A. Mattioli 4, I-53100 Siena (Italy) - \*Corresponding Author: Valerio Amici (valerio.amici@unisi.it).

**Abstract:** *Application of a niche-based model for forest cover classification.* In recent years, a surge of interest in biodiversity conservation have led to the development of new approaches to facilitate ecologically-based conservation policies and management plans. In particular, image classification and predictive distribution modeling applied to forest habitats, constitute a crucial issue as forests constitute the most widespread vegetation type and play a key role for ecosystem functioning. Then, the general purpose of this study is to develop a framework that in the absence of large amounts of field data for large areas may allow to select the most appropriate classification. In some cases, a hard division of classes is required, especially as support to environmental policies; despite this it is necessary to take into account problems which derive from a crisp view of ecological entities being mapped, since habitats are expected to be structurally complex and continuously vary within a landscape. In this paper, a niche model (MaxEnt), generally used to estimate species/habitat distribution, has been applied to classify forest cover in a complex Mediterranean area and to estimate the probability distribution of four forest types, producing continuous maps of forest cover. The use of the obtained models as validation of model for crisp classifications, highlighted that crisp classification, which is being continuously used in landscape research and planning, is not free from drawbacks as it is showing a high degree of inner variability. The modeling approach followed by this study, taking into account the uncertainty proper of the natural ecosystems and the use of environmental variables in land cover classification, may represent an useful approach to making more efficient and effective field inventories and to developing effective forest conservation policies.

**Keywords:** Crisp classification, Ecological niche, Forest cover map, MaxEnt, Remote sensing

*Received: Jun 23, 2011; Accepted: Mar 19, 2012; Published online: May 07, 2012*

**Citation:** Amici V, Marcantonio M, Geri F, 2012. Applicazione di un modello di nicchia ecologica nella classificazione di coperture forestali. *Forest@* 9: 75-88 [online 2012-05-07] URL: <http://www.sisef.it/forest@/contents/?id=efor0689-009>

### Introduzione

Negli ultimi anni, un crescente interesse nei confronti della biodiversità e della sua conservazione ha portato allo sviluppo di nuovi metodi per la classificazione della superficie terrestre (Goodchild 1999, Rocchini & Ricotta 2007). La classificazione delle immagini satellitari e lo sviluppo di modelli predittivi della distribuzione delle specie o degli habitat sono approcci classici che consentono di sviluppare efficaci politiche di conservazione (Roloff & Haufler 1997, Felix-Locher & Campa 2010).

Lo sviluppo di modelli per la classificazione degli habitat forestali rappresenta un importante supporto

alla pianificazione, in quanto le foreste costituiscono la tipologia di habitat maggiormente diffusa sulla superficie terrestre e occupano un ruolo cruciale nella funzionalità degli ecosistemi (Perry 1994, Sohngen et al. 1999, Oren et al. 2001, Pregitzer & Euskirchen 2004). Inoltre, grazie ad una elevata variabilità spaziale e strutturale, gli ecosistemi forestali sono associati ad un alto grado di biodiversità e complessità in termini di specie, genotipi e processi ecologici (Kimmins 2004, Hassan et al. 2005).

L'efficienza nella gestione e la conservazione delle risorse forestali potrebbe essere migliorata se fossero disponibili mappe tematiche accurate, realizzate at-

traverso l'uso integrato di dati di campo e da telerilevamento (Wulder 1998, Butler et al. 2004, Romero-Calcerrada & Perry 2004, McRoberts & Tomppo 2007).

Tradizionalmente le cartografie tematiche presenti all'interno di strumenti di pianificazione del territorio sono generalmente realizzate tramite tecniche di classificazione discreta o *crisp* (Foody 1996, Rocchini 2010). Tali tecniche prevedono l'attribuzione di un poligono o di un *pixel* ad una singola classe all'interno del sistema di nomenclatura scelto, attraverso quindi una condizione di appartenenza di tipo booleano {0/1}. La diretta conseguenza di tale sistema di attribuzione è l'impossibilità intrinseca di identificare tipologie caratterizzate da un certo grado di eterogeneità, costringendo la struttura spazialmente continua ed organizzata gerarchicamente dei paesaggi terrestri in un numero finito di classi non sovrapponibili (Rocchini & Ricotta 2007).

Un metodo alternativo per ottimizzare i metodi tradizionali di rappresentazione dell'informazione geografica è quello di utilizzare classificatori di tipo *soft*, ovvero in grado di identificare il grado di variabilità interna all'entità da classificare (*pixel* o poligono) sulla base di una funzione di appartenenza di tipo continuo (Foody 1999, Woodcock & Gopal 2000). In questo modo, il processo di attribuzione ad una classe di appartenenza non sarà più rigido e limitato alla condizione di appartenenza di tipo booleano {0/1}, ma sarà graduale, cioè variabile da 0 (grado di appartenenza nullo) a 1 (grado di appartenenza certo).

La natura probabilistica di tale tipo di classificatori permette di includere i modelli di distribuzione di specie o habitat tra le tecniche utilizzabili per mappare la distribuzione di determinate classi di copertura del suolo (Guisan & Zimmermann 2000, Dobrowski et al. 2008). Tale applicazione si basa sulla quantificazione delle relazioni esistenti tra la distribuzione di un *pool* di specie caratteristico di ogni tipologia vegetazionale indagata e le variabili ambientali che ne possono influenzare la distribuzione (Larson et al. 2003, Loiselle et al. 2008). I dati necessari per realizzare tali modelli consistono in un *set* di coordinate geografiche, che identificano il luogo dove le specie sono state raccolte, e i valori delle variabili predittive, come temperatura media, piovosità media, altitudine, misurate o stimate su tutta la regione di interesse. Solitamente sono costruiti come semplici modelli empirici (Guisan & Thuiller 2005) e una volta messi a punto permettono di generare mappe che descrivono la distribuzione potenziale di

un determinato habitat, ovvero l'insieme delle condizioni ambientali che assicurano alle specie costituenti l'habitat di soddisfare i propri requisiti vitali minimi (Anderson et al. 2002, Anderson & Martínez-Meyer 2004, Araújo & Guisan 2006).

Da un punto di vista conoscitivo, l'incertezza introdotta dai classificatori di tipo *soft* e dai modelli probabilistici di distribuzione permette una più accurata osservazione dei *pattern* di distribuzione e della complessità propria dei sistemi naturali (Foody 1996, Rocchini & Ricotta 2007, Amici et al. 2010).

L'obiettivo generale di questo studio è di proporre un approccio alternativo alla classificazione delle superfici forestali, basato sull'uso integrato di dati di campo e analisi GIS nello sviluppo di modelli di distribuzione di alcune tipologie forestali. In particolare tramite questo lavoro è stata valutata la possibilità di utilizzo di un modello basato sul concetto di nicchia ecologico nell'ambito della classificazione del territorio, utilizzando un sistema di nomenclatura standardizzato come il *Corine Land Cover* per la scelta delle tipologie forestali da includere nell'analisi. Gli scopi specifici di questo studio sono: (i) testare un modello basato sulla massima entropia (MaxEnt) per classificare la copertura di quattro tipologie forestali in ambiente mediterraneo e per stimare la loro probabilità di distribuzione; (ii) valutare l'utilizzo di modelli di tipo MaxEnt allo scopo di stimare l'incertezza associata alla classificazione in classi discrete o *crisp* e al fine di valutare la quantità di variabilità persa utilizzando insiemi discreti per l'identificazione delle tipologie forestali.

## Materiali e metodi

### Area di studio

L'area di studio è rappresentata da un tipico paesaggio mediterraneo e copre circa 303 km<sup>2</sup> collocandosi nella porzione nord della provincia di Roma (tra 42° 05' e 42° 30' Latitudine Nord e 12° 43' e 12° 64' Longitudine Est, UTM WGS84 - Fig. 1). L'area è dominata dal monte Soratte (693 metri), un rilievo carbonatico che si erge dalle basse colline vulcaniche circostanti (altezza media 200 metri). La piana alluvionale del fiume Tevere (altezza media 36 metri) occupa la parte Est di quest'area, ed è costituita da una pianura alluvionale ampia, scavata durante l'ultimo periodo glaciale e successivamente riempita da sedimenti di alluvioni recenti (Ventriglia 1990). Da un punto di vista orografico l'area di studio può essere divisa in 3 zone distinte: (i) la valle del Tevere, caratterizzata dalla presenza di corsi d'acqua, aree umide

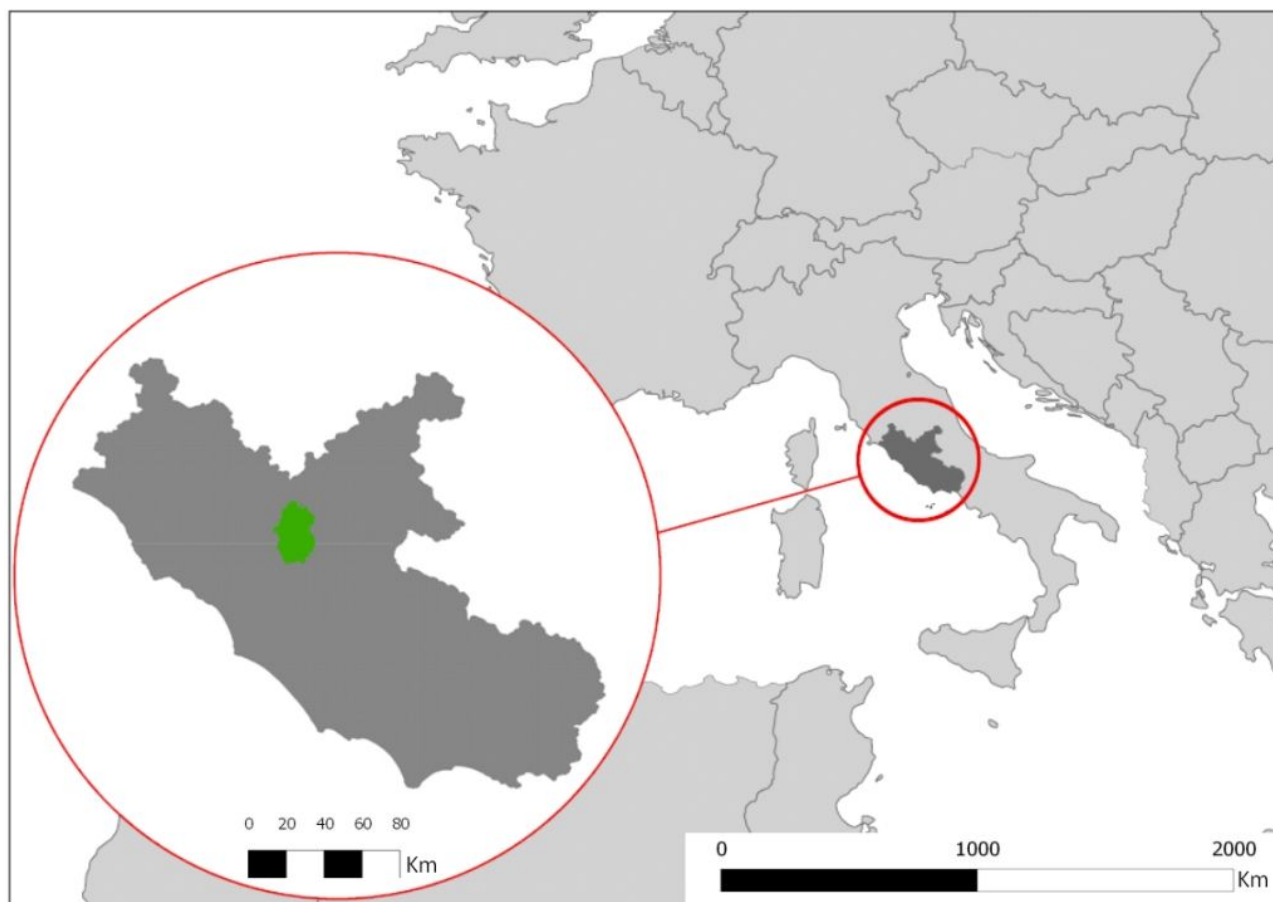


Fig. 1 - Area di studio.

con vegetazione igrofila e sub-igrofila del piano alluvionale; (ii) la zona collinare, caratterizzata da terreni coltivati di piccole dimensioni intervallati da strette zone boschive (specie caducifoglie con prevalenza di *Quercus pubescens* e *Q. cerris*) e siepi, pseudo-steppe di graminacee e piante annuali; (iii) l'area del Monte Soratte, dove sono presenti praterie calcaree, foreste caducifoglie e vegetazione a sclerofille (boschi misti a prevalenza di *Quercus ilex*, arbusteti e boschi con prevalenza di *Q. ilex*, *Pistacia lentiscus*, *Phyllirea latifolia* e *Rhamnus alaternus* - Provincia di Roma 2004).

#### Modello di distribuzione delle tipologie forestali

Il rilievo a terra è stato effettuato tramite il campionamento di 60 punti (15 punti per ogni tipologia forestale presente nell'area di studio) selezionati in modo casuale esclusivamente all'interno di aree forestali. Una volta localizzato con un GPS ad alta precisione, ogni punto è stato classificato in base alla specie arborea dominante in un intorno di 30 metri e raggruppato nelle seguenti tipologie forestali, individuate sulla base dello schema di classificazione *Corine Land Cover* al IV livello (APAT 2005): (i) "Boschi di

leccio" (*Quercus ilex*); (ii) "Boschi misti di querce caducifoglie" (*Q. pubescens*, *Q. cerris*); (iii) "Boschi misti di caducifoglie" (*Acer campestre*, *A. monspessulanum*, *Ostrya carpinifolia*, *Fraxinus ornus*); (iv) "Boschi ripariali" (*Populus* spp., *Salix* spp.).

Successivamente, 6 bande Landsat ETM+ (colonna 191, riga 031, data di acquisizione Luglio 2005; risoluzione spaziale 30 m, bande 1-5 e 7) e undici variabili geomorfologiche (altitudine, esposizione, pendenza, radiazione solare), pedologiche (suolo) e climatiche (temperatura minima annua, temperatura massima annua, temperatura minima media invernale, temperatura media massima estiva, piovosità media annuale, umidità), sono state considerate come potenziali predittori della distribuzione delle tipologie forestali individuate.

Al fine di ottenere le variabili geomorfologiche è stato utilizzato un modello digitale del terreno (DEM) dell'area di studio, mentre le variabili climatiche (2004-2011) sono state ricavate da interpolazione spaziale (*Inverse Distance Weighting*) dei valori rilevati da 10 stazioni climatiche (Bracciano - Prato Pianciano, Cantalupo - S. Francesco, Civitella S. Paolo -

Le Cese, Corchiano - Pantalone, Fara in Sabina - Caneto, Fara in Sabina - S. Andrea, Monterotondo - Grotta Marozza, Montopoli in Sabina - Villa Caprola, Montopoli in Sabina - Colle Arcone, Roma - via Lanciani) dell'Agenzia Regionale per lo sviluppo e l'innovazione in Agricoltura (ARSIAL). I *raster* relativi alle variabili geomorfologiche e climatiche sono stati ricampionati a 30 m per uniformare la risoluzione dei dati utilizzati. La carta pedologica è stata estratta dal database "GIS Natura. Il GIS delle conoscenze naturalistiche in Italia" fornito dal Ministero dell'Ambiente e Tutela del Territorio, con una unità minima mappabile, relativa all'area di studio, di 0.5 ha. Tutte le operazioni di elaborazione immagini dei *dataset* cartografici sono state effettuate tramite i *software* GIS Grass (GRASS Development Team 2010) e QGIS (Quantum GIS Development Team 2011).

Al fine di escludere le coppie di variabili correlate è stata effettuata un'analisi di correlazione, utilizzando il *software* R (R Development Core Team 2009).

Per lo sviluppo dei modelli di distribuzione degli habitat forestali è stato utilizzato il *software* MaxEnt (*Maximum Entropy Modeling* - Phillips et al. 2006, Phillips & Dudík 2008, Elith et al. 2011), che implementa un algoritmo di modellizzazione indicato in letteratura come il migliore approccio tra i diversi tipi di modelli di distribuzione esistenti (Hernandez et al. 2006, Ortega-Huerta & Peterson 2008). MaxEnt utilizza un metodo di apprendimento automatico per la stima della distribuzione di una specie o di un habitat basato sulla massima entropia. Tale metodo valuta l'idoneità di ogni *pixel* in funzione delle variabili ambientali disponibili (Ficetola et al. 2010). L'entropia è un concetto fondamentale nella teoria dell'informazione: è definita come la misura della quantità di informazioni persa quando il valore di una variabile casuale non è noto (Shannon 1948). L'entropia è generalmente considerata come l'espressione del disordine di un sistema fisico o come misura della mancanza di informazioni sulle caratteristiche di un sistema fisico: maggiore è l'informazione minore è l'entropia (Phillips et al. 2006). In MaxEnt, l'entropia misurata all'interno di una cella corrispondente ad un *record* di presenza dell'entità indagata dovrebbe essere bassa, mentre l'entropia misurata all'interno di una cella di presenza incerta dovrebbe essere alta (Phillips & Dudík 2008).

Una caratteristica importante dell'approccio utilizzato da MaxEnt è che risulta efficace anche utilizzando campioni di piccole dimensioni, quali quelli disponibili generalmente per studi a scala di paesaggio, provenienti da atlanti faunistici o erbari e archivi

storici (Pearson et al. 2007, Papes & Gaubert 2007, Loiselle et al. 2008). Attraverso l'utilizzo dei dati di presenza delle specie e delle variabili ambientali (continue o categoriche) per l'area di studio, viene generata una stima della probabilità di presenza di una specie che varia tra 0 e 1, dove 0 rappresenta la minima probabilità e 1 la massima probabilità di presenza.

Al fine di valutare l'efficacia della predizione del modello sono stati seguiti gli approcci tradizionali che consistono nell'utilizzo delle curve ROC (*Receiver Operating Characteristic curves*, Hanley & McNeil 1982, Zweig & Campbell 1993). Le curve ROC sono rappresentazioni grafiche che valutano la *performance* predittiva del modello sulla base di una variabile di risposta, in questo caso la presenza/assenza della specie analizzata. Il valore dell'area al di sotto della curva (AUC) indica l'accuratezza del modello (Phillips et al. 2006). Per predizioni completamente casuali, il valore di AUC è 0.5. Il vantaggio maggiore dell'analisi delle curve ROC è che il valore AUC rende disponibile una misura singola di accuratezza del modello, indipendentemente dai possibili valori soglia utilizzati.

Attraverso una procedura iterativa, sono state effettuate più repliche (100) per ciascuna delle quattro tipologie forestali individuate; attraverso questo metodo, il *training set* (*set* di record di presenza) utilizzato per ciascuno dei 100 modelli calcolati, viene selezionato attraverso un campionamento con sostituzione (*bootstrap*) di un 25% di record che vengono utilizzati come test per ogni replica (Phillips & Dudík 2008).

#### *Classificazione della copertura forestale di tipo crisp*

Sono state considerate tre tecniche di classificazione di tipo *crisp*: (i) classificazione manuale; (ii) classificazione *supervised* di tipo *pixel-based*; (iii) classificazione *supervised* di tipo *object-oriented*.

Al fine di ottenere un esempio di classificazione manuale è stata acquisita una mappa *Corine Land Cover* (terzo e quarto livello - APAT 2005) relativa all'area di studio.

Le altre due tecniche di classificazione sono state effettuate utilizzando l'immagine satellitare Landsat ETM+ (colonna 191, riga 031, data di acquisizione Luglio 2005; risoluzione spaziale 30 m, bande 1-5) come base e gli stessi 60 punti forestali utilizzati per la creazione del modello di distribuzione MaxEnt, come *training set*. Inoltre, 15 punti aggiuntivi sono stati utilizzati per la classificazione delle aree non-forestali, che comprendono tutte le superfici artificiali

e le aree agricole.

Nell'approccio *pixel-based*, l'obiettivo generale della procedura di classificazione è l'attribuzione ad una classe di appartenenza di tutti i *pixel* in un'immagine (Whiteside & Ahmad 2005). Normalmente, la classificazione viene effettuata utilizzando la firma spettrale (*signature*) di ciascun *pixel*, che viene così assegnato alle varie classi del sistema di nomenclatura attraverso un algoritmo di classificazione (Lillesand et al. 2004). In questo studio, la classificazione *pixel-based* è stata effettuata utilizzando un algoritmo di massima verosomiglianza (*maximum likelihood*) disponibile nel *software* GIS GRASS (Neteler & Mitasova 2008).

Il processo di classificazione *object-oriented* è stato effettuato utilizzando il *software* eCognition (Baatz et al. 2004). Questa tecnica di classificazione può essere suddivisa in due parti principali: (i) segmentazione multirisoluzione; e (ii) attribuzione dei tematismi. L'algoritmo di segmentazione viene definito multirisoluzione poiché aggrega in cicli successivi i *pixel* dell'immagine in *cluster* progressivamente più grandi, fino a quando le caratteristiche di scala e complessità non raggiungono i parametri impostati dall'operatore (Benz et al. 2004). I parametri utilizzati nella procedura di classificazione *object-oriented* sono, oltre le proprietà spettrali: le caratteristiche di forma e dimensione, il contesto e le informazioni tessitura.

In questo studio le tipologie forestali entro le quali sono ricaduti i 60 punti di *training*, sono state selezionate per essere utilizzate come aree campione per la classificazione. Sono poi state sviluppate delle regole di classe da assegnare agli oggetti utilizzando le *signature* spettrali, la forma, la collocazione spaziale e le relazioni contestuali tra gli oggetti. Le regole sviluppate sono state poi utilizzate nella classificazione

dell'immagine Landsat ETM+.

Al fine di testare la separabilità statistica delle classi *crisp* rispetto alla probabilità stimata di distribuzione delle tipologie forestali (FTPDP), sono stati selezionati mille punti *random* all'interno dell'area di studio.

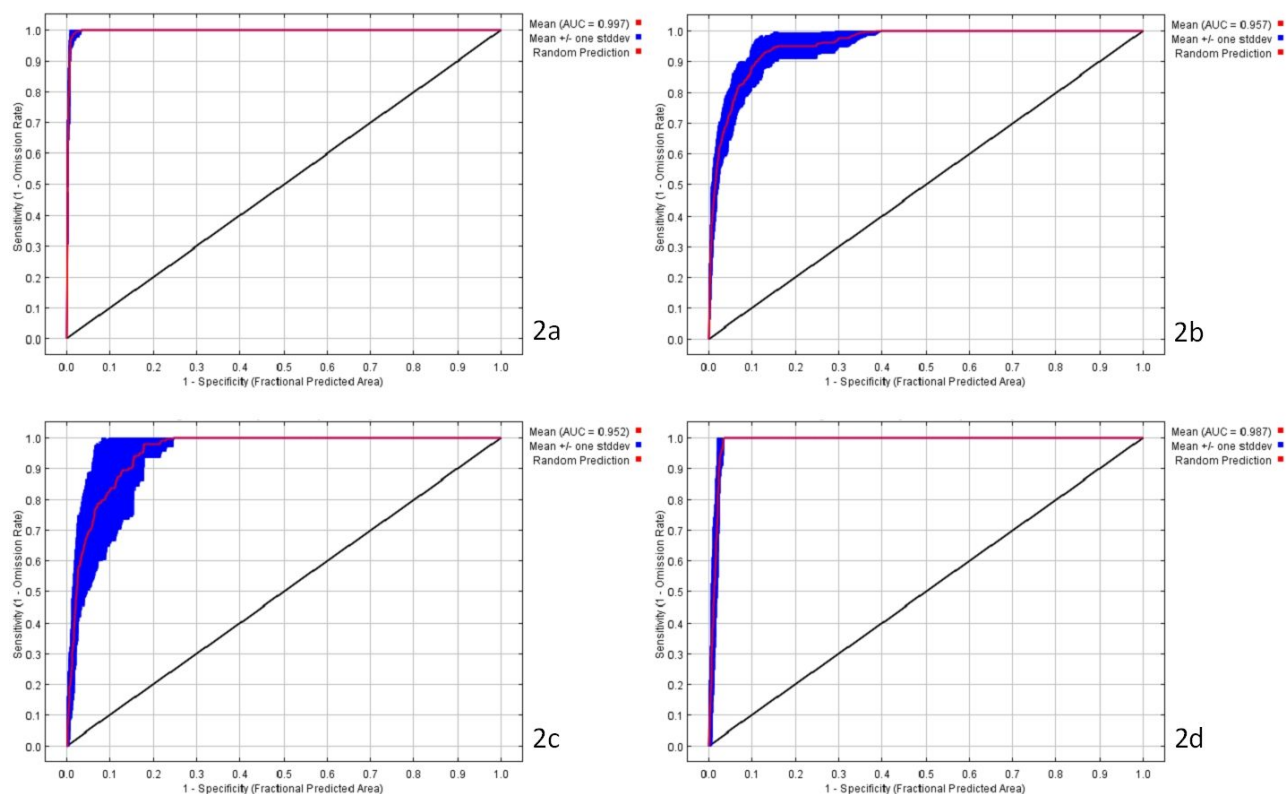
Successivamente, sono stati attribuiti i valori di FTPDP ad ognuna delle 4 tipologie forestali, per ciascun punto casuale. I punti casuali sono, quindi, stati etichettati utilizzando le classi *crisp* di ogni *dataset* di copertura del suolo: *CORINE Land Cover*, classificazione *pixel-based* e classificazione *object-oriented* (Tab. 1). Per verificare quantitativamente la separabilità delle classi *crisp*, considerando ogni *dataset* di copertura del suolo, è stato condotto un test non-parametrico Kruskal-Wallis (Zar 1999) utilizzando il *software* statistico R (R Development Core Team 2009). L'ipotesi  $H_0$  verificata è stata che la media dei valori di FTPDP fosse uguale per tutte le classe *crisp* analizzate. Infine, sono stati creati dei *box-plot* della FTPDP sulle classi di ogni *dataset* di copertura del suolo, al fine di indagare graficamente la separabilità delle classi *crisp* rispetto ai valori di FTPDP.

## Risultati

I risultati del test di correlazione hanno permesso di ridurre il numero di variabili da utilizzare come predittori ambientali a 9: banda 4 (infrarosso vicino, 0.75 - 9.90  $\mu\text{m}$ ), banda 7 (infrarosso medio, 2.09 - 2.35  $\mu\text{m}$ ), altitudine (ALT), pendenza (P), radiazione solare (RS), temperatura minima media invernale (TMI), temperatura media massima estiva (TME), piovosità media annuale (PMA), suolo (S). Il modello MaxEnt per la predizione della distribuzione potenziale delle 4 tipologie di boschi, mostra una media alta di AUC e valori bassi di deviazione standard per le esecuzioni ripetute: 0.997 e 0.001 per il modello relativo ai

**Tab. 1** - Contributi delle variabili relativi ai quattro modelli di nicchia ecologica realizzati per ciascuna tipologia forestale individuata nell'area di studio (%).

Variabile	Boschi di leccio	Boschi misti di querce caducifoglie	Boschi misti di caducifoglie	Boschi ripariali
ALT	58.9	3.5	2.6	20.9
banda 4	0	19.0	13.6	5.6
banda 7	6.7	54.1	56.7	40.4
P	12.4	8.6	16.3	3.1
PMA	0	0.2	0.3	5.8
RS	1.6	5.1	4.3	0.3
S	11.5	6.1	2.3	21.3
TME	3	2.3	3.5	2.0
TMI	5.9	1.1	0.4	0.6



**Fig. 2** - Curve ROC per ognuno dei quattro modelli elaborati: Boschi di leccio (2a), Boschi misti di querce caducifoglie (2b), Boschi misti di caducifoglie (2c) e Boschi ripariali (2d).

Boschi di leccio, 0.957 e 0.012 per quello relativo ai Boschi misti di querce caducifoglie, 0.952 e 0.024 per i Boschi misti di caducifoglie, 0.987 e 0.004 per i Boschi ripariali. Le curve ROC medie per le quattro tipologie di boschi sono mostrate in Fig. 2. Il modello MaxEnt creato consiste in quattro mappe di probabilità di distribuzione che mostrano la probabilità di occorrenza per ciascuna tipologia forestale (Fig. 3).

Il test per l'importanza delle variabili predittrici, interno a MaxEnt, mostra che l'infrarosso vicino e medio insieme alle variabili geomorfologiche rappresentano i più importanti predittori per la modellizzazione della FTPD (Tab. 1). Più in dettaglio: (i) ALT, P e S mostrano i contributi relativi più alti per il modello relativo ai Boschi di leccio; (ii) banda 4, banda 7 e P, sono i predittori più importanti per il modello relativo alla tipologia "Boschi misti di querce caducifoglie"; (iii) banda 4, P e banda 7 mostrano i contributi relativi più alti per il modello relativo alla tipologia "Boschi misti di caducifoglie"; mentre (iv) banda 4, S e ALT sono i predittori più importanti per il modello relativo ai Boschi ripariali.

Le classificazioni *pixel-based*, *object-oriented* e la mappa CLC sono mostrate in Fig. 4. Considerando i risultati del test di Kruskal-Wallis, le quattro tipolo-

gie forestali risultano statisticamente differenti ( $p < 0.001$ ) per ogni tecnica di classificazione adottata rispetto ai valori di probabilità di distribuzione delle classi forestali individuate.

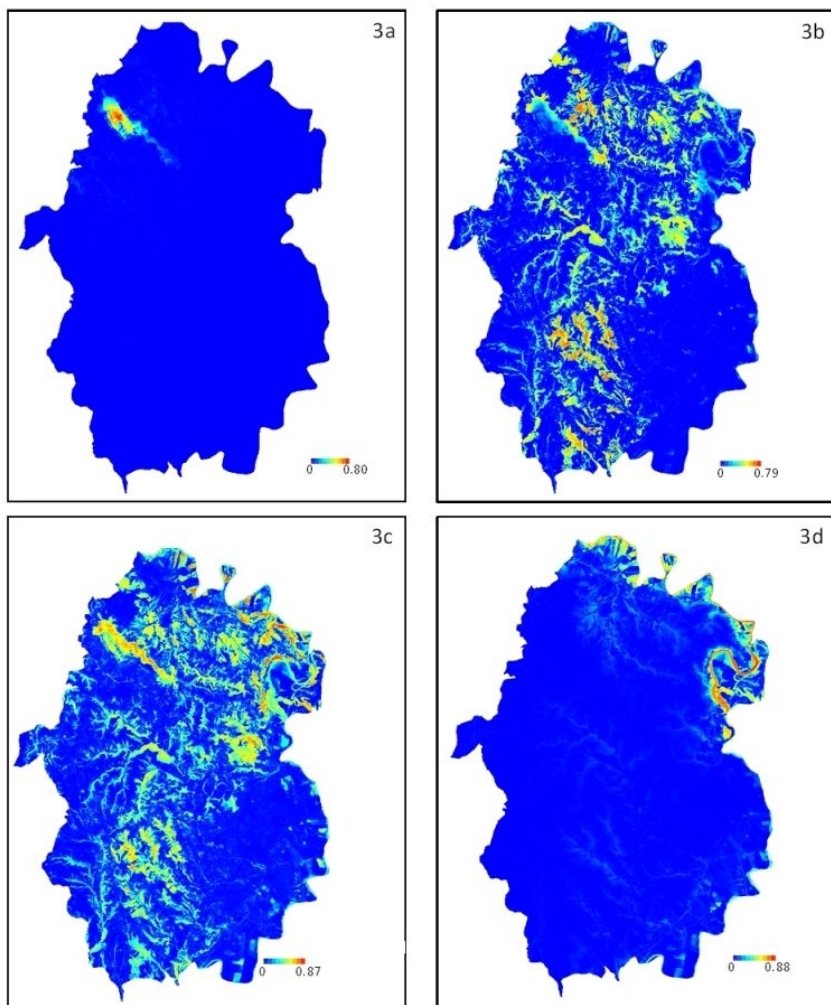
Alti valori di FTPD e un'alta distinguibilità tra le classi è stata evidenziata per i boschi di leccio per tutti e tre i tipi di classificazione considerate. Al contrario, la classe "boschi misti" generalmente mostra bassi valori di FTPD e alti valori di incertezza associati (Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7 e Fig. 8).

## Discussione

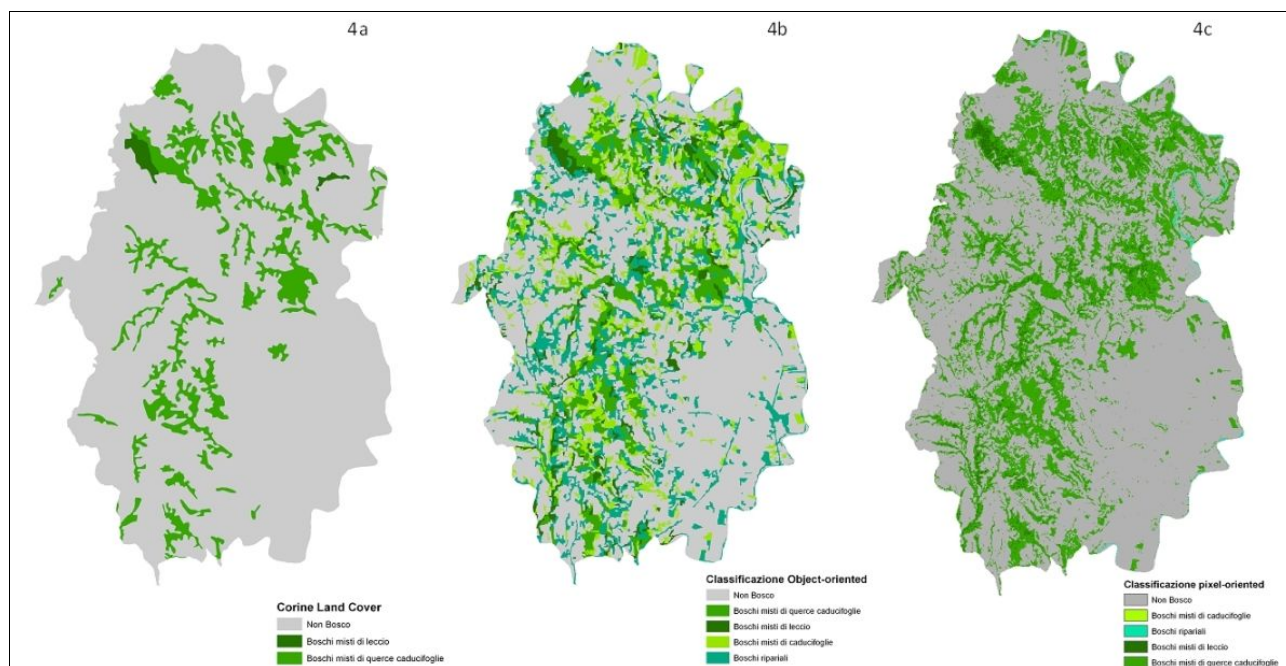
Dai risultati ottenuti si evidenzia l'efficacia dei modelli di distribuzione di tipo deduttivo nella realizzazione di mappe di uso o copertura del suolo di tipo continuo. Questo tipo di modelli, tenendo conto della variabilità di alcuni parametri ambientali a scala di paesaggio selezionati dall'operatore, permettono di ottenere risultati di grande rilevanza nella pianificazione di azioni di inventario forestale, permettendo ad esempio una migliore ottimizzazione dello sforzo di campionamento.

I modelli creati per le quattro tipologie boschive mostrano risultati soddisfacenti, come si evince dai valori di AUC ottenuti per le quattro tipologie fore-

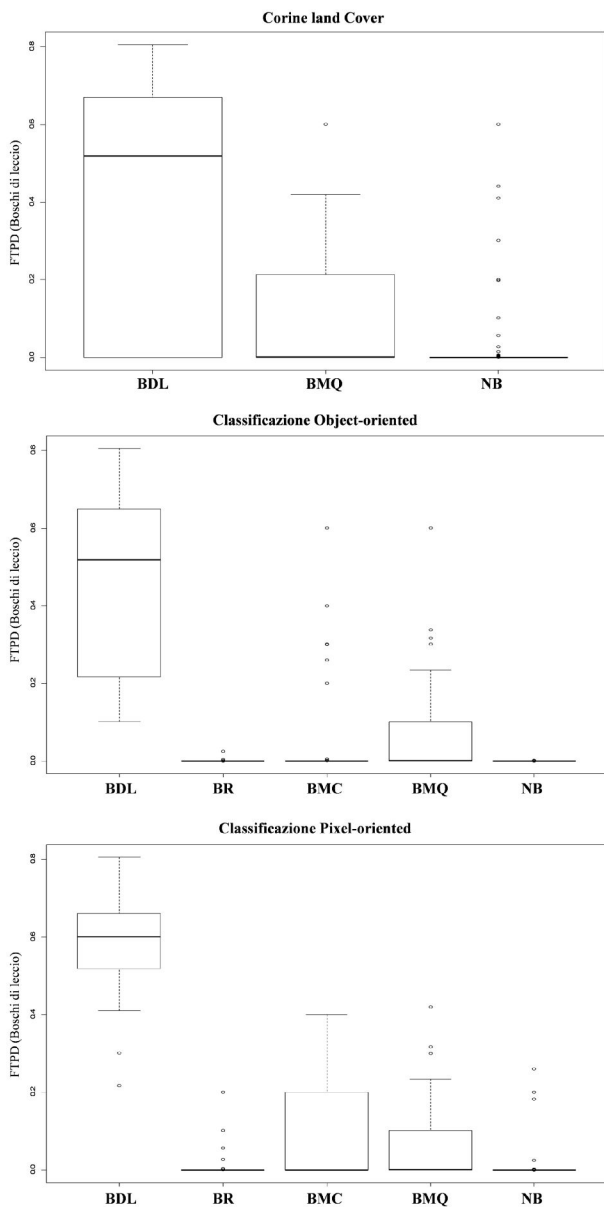




**Fig. 3** - Modelli di nicchia ecologica basati sulla massima entropia (MaxEnt) per le Quattro tipologie forestali individuate: Boschi di leccio (3a), Boschi misti di querce caducifoglie (3b), Boschi misti di caducifoglie (3c) e Boschi ripariali (3d). I valori stimati di probabilità di presenza prossimi ad 1, indicano condizioni ambientali idonee per la presenza della tipologia forestale.

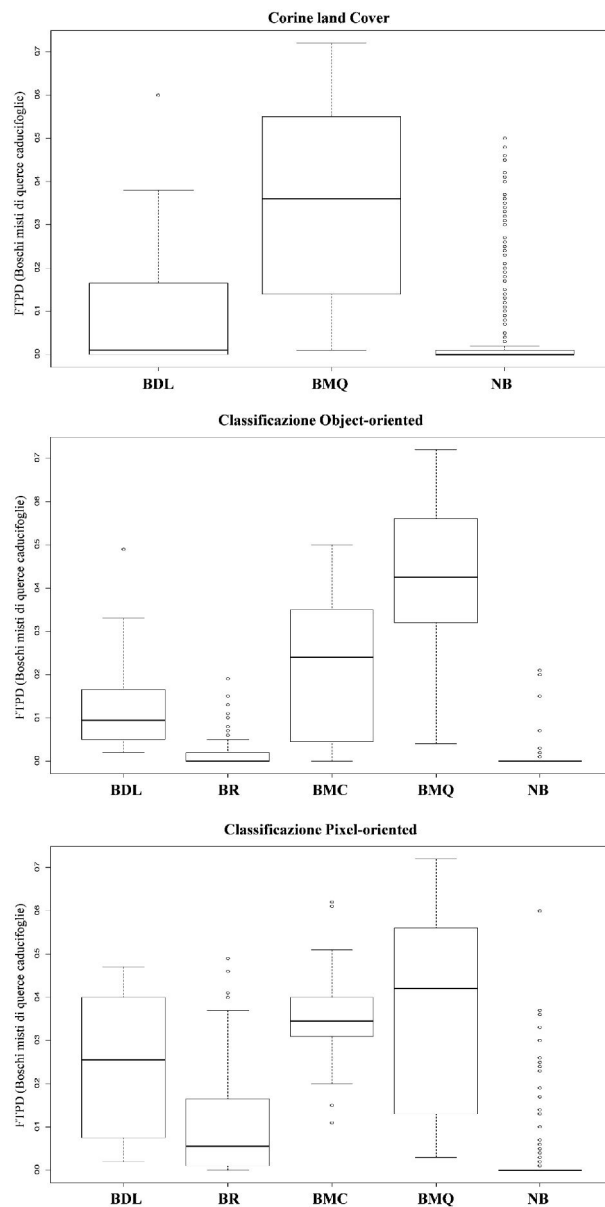


**Fig. 4** - Le classificazioni delle coperture forestali di tipo discreto o *crisp* prese in considerazione in questo studio: *Corine land Cover* (4a), *object-oriented* (4b) e *pixel-oriented* (4c).



**Fig. 5** - Box-plot del grado di appartenenza delle classi forestali individuate da ciascuna delle tre classificazioni rispetto al probabilità di distribuzione (FTPD) della tipologia “Boschi di leccio”. (BDL): Boschi di leccio; (BMQ): Boschi misti di querce caducifoglie; (BMC): Boschi misti di caducifoglie; (BR): Boschi ripariali; (NB): Non Bosco. Il box rappresenta il 50% centrale dei dati, la parte superiore ed inferiore rispettivamente il 75° e il 25° percentile. La linea all’interno del box indica il valore mediano mentre la lunghezza delle barre rappresentano una volta e mezzo la distanza inter-quartile.

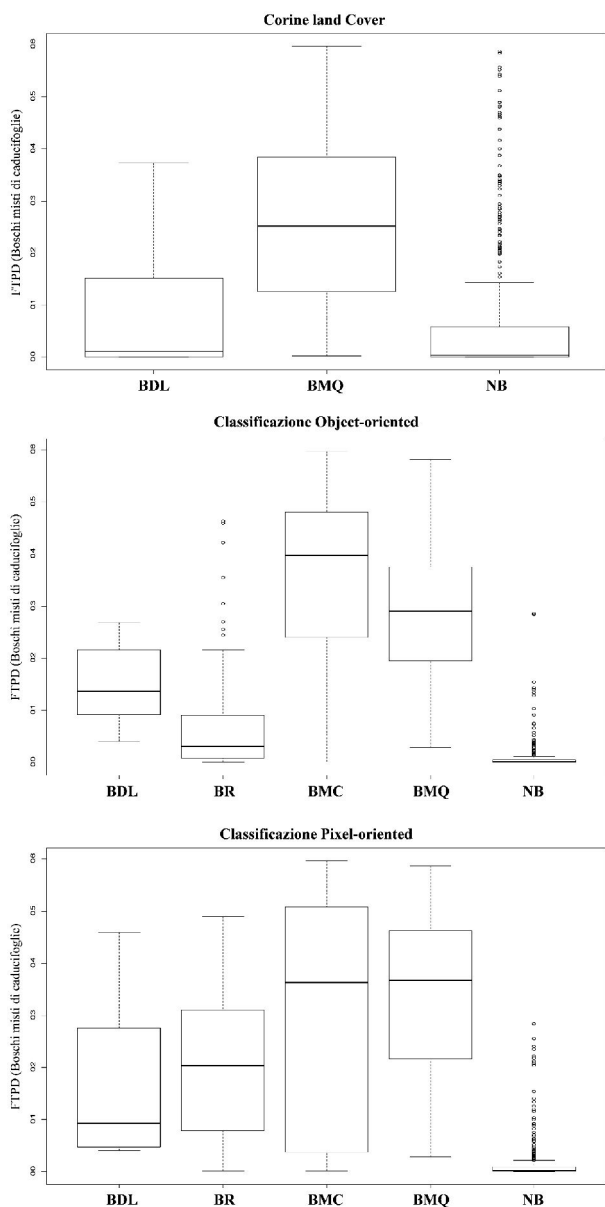
Tali valori possono essere considerati delle buone misure di accuratezza poiché dati di sola presenza non possono mai produrre un AUC pari ad 1



**Fig. 6** - Box-plot del grado di appartenenza delle classi forestali individuate da ciascuna delle tre classificazioni rispetto al probabilità di distribuzione (FTPD) della tipologia “Boschi misti di querce caducifoglie”.

(Lobo et al. 2007). Si parla di dati di sola presenza poiché le porzioni di territorio adatte, ma non testate, per la presenza degli habitat analizzati, sono state trattate come assenze. In questi casi, al fine di conoscere quanto i valori di AUC siano vicini al massimo teorico è necessario conoscere in dettaglio il livello di specializzazione della nicchia ecologica delle specie dominanti, e quindi caratterizzanti l’habitat forestale. Infatti, una nicchia ecologica ampia corrisponde generalmente a bassi valori di AUC (Phillips et al.

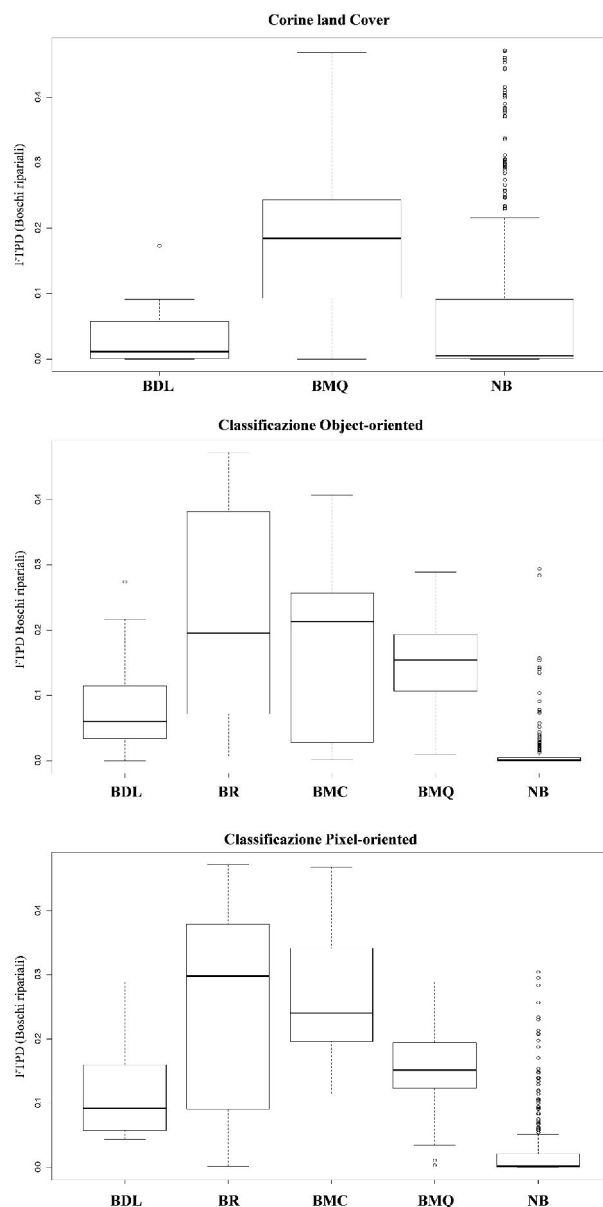




**Fig. 7** - Box-plot del grado di appartenenza delle classi forestali individuate da ciascuna delle tre classificazioni rispetto al probabilità di distribuzione (FTPD) della tipologia "Boschi misti di caducifoglie".

2006). Di conseguenza si spiega perché i valori di AUC per i boschi di leccio, che rappresentano la tipologia di bosco che occupa la nicchia ecologica meglio definita nell'aria studiata, sono mediamente più alti di quelli assunti dalle classi forestali miste, caratterizzate da un'alta eterogeneità specifica e con presenza di diverse specie con abbondanza relativa simile (Blasi et al. 2010).

Analizzando i contributi ai modelli di distribuzione delle variabili predittive, si nota come l'informa-



**Fig. 8** - Box-plot del grado di appartenenza delle classi forestali individuate da ciascuna delle tre classificazioni rispetto al probabilità di distribuzione (FTPD) della tipologia "Boschi ripariali".

zione spettrale risulta la variabile più importante nella caratterizzazione delle diverse tipologie forestali considerate. Si può, inoltre, notare che altre variabili risultano importanti per caratterizzare e, quindi, meglio diversificare la distribuzione degli habitat forestali; tra queste la variabile altitudinale è quella che fornisce uno dei più alti contributi alla costruzione del modello MaxEnt. I boschi di leccio e i boschi ripariali sono due tipologie forestali fortemente localizzate, da un punto di vista geografico, nell'area di studio (Amici & Lazzari 2009): i primi sono situati

solamente sull'unico rilievo presente nell'area studiata, mentre, i secondi si trovano localizzati prevalentemente nella valle del Tevere, l'area con la più bassa altitudine media. Le altre variabili geomorfologiche, come pendenza e radiazione solare, sono tra le variabili più importanti nella stima della probabilità di distribuzione delle classi forestali miste. Questa tipologia forestale spesso è rappresentata da *remnants* generalmente situate nei versanti ad alta pendenza nell'area collinare o al margine della pianura a colline (Geri et al. 2010). Le variabili climatiche, come ci si poteva attendere data l'estensione limitata dell'area di studio e la distanza relativamente alta che separa le centraline di rilevamento meteorologico, non forniscono un contributo determinante nella creazione dei modelli. Nonostante l'approccio proposto sia caratterizzato da un'impronta essenzialmente metodologica, è necessario prendere in considerazione il ruolo potenziale che le variabili climatiche possono avere nella realizzazione di modelli di distribuzione di tipologie di copertura del suolo naturali o seminaturali in aree più estese e morfologicamente complesse di quella presa in esame. Come sottolineato da alcuni studi (e.g., Torras et al. 2008), in aree trasformate per millenni dall'azione dell'uomo, come la maggior parte delle aree del mediterraneo, il potere predittivo di modelli basati sulle variabili climatiche ed ecologiche può risultare ridimensionato a causa della maggior rilevanza che possono assumere il disturbo di origine antropica e la struttura paesaggistica risultante dai cambiamenti storici di uso del suolo. Per questo, le variabili considerate nel modello proposto e i relativi contributi non possono essere analizzati tramite un approccio esclusivamente ecologico, in quanto spesso tali variabili rappresentano una maschera di processi di trasformazione del paesaggio da parte dell'uomo difficili da misurare tramite indici sintetici. Di conseguenza, le variabili inserite nei modelli devono essere considerate essenzialmente come strati informativi geografici utili ai fini di una classificazione di tipo continuo basata sul principio della massima entropia, piuttosto che come variabili ecologiche interpretabili nell'ambito di modelli di distribuzione potenziale delle singole specie o habitat.

Appare evidente come approcci di tipo *soft* o *fuzzy* e la possibilità di includere variabili ambientali come predittori nel processo di modellizzazione, in aggiunta all'informazione spettrale, permette di migliorare l'accuratezza delle classificazioni di uso o copertura del suolo (Strahler 1980, Richards et al. 1982, Franklin 2002). Come conseguenza gli approcci

di classificazione comuni di tipo *crisp*, sono limitati dall'impossibilità di incorporare nella procedura di classificazione informazioni contestuali o tipologiche relative alle variazioni continue e graduali delle caratteristiche ambientali (Debeir et al. 2002, Karathanassi et al. 2000).

L'utilizzo dei modelli ottenuti tramite MaxEnt e validati tramite l'accordo con i dati sul campo, per stimare l'incertezza associata alle classificazioni che seguono una logica di tipo booleano, può rappresentare un test a supporto di quanto affermato nel paragrafo precedente. I tre classificatori qui considerati hanno prodotto risultati che mostrano una differenza statisticamente significativa tra le classi di copertura del suolo nei valori di idoneità potenziale del processo di modellizzazione (FTPD). Tuttavia, i valori di FTPD variano fortemente al variare della tipologia boschiva studiata. Considerando il *CORINE Land Cover*, si nota come le classi "Boschi misti di caducifoglie" e "Boschi ripariali" non sono state classificate all'interno dell'area di studio. La sottostima della presenza di queste due classi è probabilmente dovuta non solo ad una questione metodologica, e quindi legata alla soggettività nell'assegnazione delle classi, ma anche alla minima unità mappabile, pari a 25 ha (APAT 2005). Infatti una unità minima mappabile così grossolana non rende possibile l'identificazione di tipologie forestali rappresentate per lo più da *patch* piccole e frammentate, come quelle che caratterizzano, nell'area di studio, le tipologie "Boschi misti caducifogli" e "Boschi ripariali". Come atteso, per il CLC e per le altre due classificazioni utilizzate è stata riscontrata una maggiore separabilità tra le aree non forestali e quelle forestali e tra i Boschi di leccio e le altre tipologie forestali considerate. Un altro risultato interessante consiste nel fatto che, comparando i due dataset *crisp supervised*, la classificazione *pixel-based* per i Boschi di leccio presenta più alti valori di FTPD rispetto alla classificazione *object-oriented*. Questo è dovuto, probabilmente, ai differenti metodi di classificazione. La classificazione *pixel-based* è ideata per classificare aree spazialmente omogenee e ben definite, come quelle occupate dai Boschi di leccio nell'area di studio (Shataee et al. 2010, Gholoobi et al. 2010). In particolare, questo metodo di classificazione permette di identificare piccoli frammenti di vegetazione a sclerofille o *gap* presenti all'interno dei Boschi di leccio, caratterizzati dalla presenza di caducifoglie adattate a condizioni ecologiche particolari (suolo, esposizione, ecc.). Per quanto riguarda le classi miste, la classificazione *object-oriented* mostra valori di FTPD relativamente alti rispetto alla classi-

ficazione *pixel-oriented* e il CLC, e una distinguibilità più alta delle classi Boschi di misti di querce caducifoglie e Boschi misti di caducifoglie rispetto alle altre classi. Questo è dovuto probabilmente non solo alla estrema variabilità dello strato arboreo di queste classi, ma anche alla struttura spaziale delle *patch*. Infatti, l'approccio *object-oriented* dovrebbe consentire di distinguere le classi miste poiché può raggruppare i *pixel* in oggetti attraverso informazioni spaziali e di tessitura (Benz et al. 2004). La tessitura delle foreste nell'area di studio è significativamente influenzata dai processi di frammentazione che relegano spesso le superfici forestali in piccole valli fluviali o in aree ad elevata pendenza.

I valori di FTPD della classe riferibile alla vegetazione ripariale (dominata da *Populus* spp. e *Salix* spp.) sono più alti per la classificazione *pixel-based* piuttosto che per quella *object-oriented*. Questo è probabilmente spiegabile dalla piccola estensione delle fasce boscate ripariali e dalla loro estrema variabilità tessiturale (AA. VV. 2004). Ciò potrebbe rendere l'informazione spettrale l'unico elemento efficace per la distinzione di questa classe dagli oggetti adiacenti.

In conclusione, prescindendo dal metodo di classificazione utilizzato, le classi boschive di tipo *crisp* mostrano sempre una grande variabilità interna (incertezza). Tale grado di incertezza può essere spiegato principalmente tramite la commistione intrinseca che caratterizza le classi di copertura forestali naturali o semi-naturali (Small 2004). I possibili problemi associati ad una risoluzione spaziale differente (Jelinski & Wu 1996), sono stati presi in considerazione in questo studio utilizzando il medesimo *dataset* (Landsat ETM+) come base per le classificazioni *crisp*. Il problema legato alla scala e all'unità minima mappata, comunque, deve essere affrontato, in particolare per quanto riguarda il *Corine Land Cover*. Come sottolineato durante questo studio, esiste una differenza tra la rappresentazione degli oggetti spaziali fornita dal *Corine Land Cover* e le entità reali presenti sulla superficie rappresentata, questo perché un'entità spaziale o un fenomeno ecologico possono non essere osservati se si sceglie una scala spaziale errata (Stohlgren et al. 1997). Questo è avvenuto nel caso dei Boschi misti di caducifoglie e dei Boschi ripariali. Infatti, come ci si poteva attendere, una mappa *crisp* con unità mappabile minima di 25 ha non è in grado di soddisfare la risoluzione tematica dei soggetti rappresentati (Nagendra & Rocchini 2008); classi *crisp* maggiormente dettagliate potrebbero essere rappresentate solo con risoluzione spaziale più alta e con la classificazione di oggetti spaziali più

piccoli (p. es., siepi), mentre è atteso un più alto grado di commistione spettrale e incertezza tematica interna quando gli oggetti (sia poligoni che *pixel*) diventano più grandi (Amici et al. 2010).

## Conclusioni

In questo lavoro, l'applicazione di un modello basato sul principio di massima entropia (MaxEnt), generalmente utilizzato per creare modelli di distribuzione di specie e/o habitat, è stata testata per la classificazione *soft* di alcune tipologie di copertura forestale del suolo ("Boschi di leccio", "Boschi misti di querce caducifoglie", "Boschi misti di caducifoglie", "Boschi ripariali").

In questo contesto è necessario sottolineare la sperimentabilità dell'approccio basato sull'utilizzo di un modello di nicchia ecologica all'interno di un processo di classificazione del territorio. In particolare la scelta delle tipologie forestali da modellizzare, essendo esse entità complesse e non semplici come le singole specie, può rappresentare una sorgente di errori nel processo di modellizzazione. Al fine di ridurre il più possibile la soggettività nella scelta delle tipologie vegetazionali da indagare, oltre ad uniformare la classificazione prodotta con le cartografie tematiche attualmente presenti, è stato scelto di basarsi su un sistema di nomenclatura standard come il *Corine Land Cover*. Questo ha permesso anche il confronto tramite validazione successiva del modello *soft-based* con la classificazione di tipo *crisp*. Infatti, l'utilizzo delle mappe risultanti come dati di validazione per le classificazioni di tipo *crisp*, ha permesso di evidenziare come le classificazioni *crisp*, utilizzate comunemente nella ricerca e nella pianificazione del territorio, presentano alcune problematiche, connesse ad un alto grado di variabilità interna alle classi create. Quindi, come sottolineato più volte da altri studi (Shanmugam et al. 2006, Rocchini & Ricotta 2007, Rocchini 2010), è necessario tenere in considerazione le problematiche che possono derivare da una visione *crisp* delle entità ecologiche mappate. Gli habitat, in quanto sistemi naturali, sono strutturalmente complessi e variano gradualmente e continuamente entro il paesaggio in conseguenza delle variazioni continue e graduali delle caratteristiche ambientali. Infine occorre sottolineare come l'approccio di classificazione proposto necessita di una elevata quantità di informazioni disponibili ad una scala adeguata a quella dell'analisi eseguita ed una attenta selezione delle stesse in base alla loro potenziale importanza nella determinazione dei *pattern* di distribuzione delle tipologie di copertura del suolo.

## Bibliografia

- AA. VV. (2004). SIC/ZPS IT 6030012 "Riserva Naturale Tevere Farfa". Sintesi del piano di Gestione, Regione Lazio, pp. 37.
- Amici V, Lazzari S (2009). Guida naturalistica del unione dei comuni Valle del Tevere-Soratte. Provincia di Roma, Legambiente, Unione dei Comuni Valle del Tevere-Soratte, pp. 64.
- Amici V, Geri F, Csontos P, Neteler M, Rocchini D (2010). Fuzzy and boolean forest membership: on the actual separability of land cover classes. *Applied Ecology and Environmental Research* 8: 39-50. [online] URL: [http://gis.fem-environment.eu/uploads/Amici\\_etal\\_2010\\_AEER.pdf](http://gis.fem-environment.eu/uploads/Amici_etal_2010_AEER.pdf)
- Anderson RP, Gomez-Laverde M, Peterson AT (2002). Geographical distributions of spiny pocket mice in South America: insights from predictive models. *Global Ecology and Biogeography* 11: 131-141. - doi: [10.1046/j.1466-822X.2002.00275.x](https://doi.org/10.1046/j.1466-822X.2002.00275.x)
- Anderson RP, Martinez-Meyer E (2004). Modeling species' geographic distributions for preliminary conservation assessments: an implementation with the spiny pocket mice (*Heteromys*) of Ecuador. *Biological Conservation* 116: 167-179. - doi: [10.1016/S0006-3207\(03\)00187-3](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(03)00187-3)
- APAT (2005). La realizzazione in Italia del progetto europeo Corine Land Cover 2000. *Rapporti APAT* 36: 1-86.
- Araújo MB, Guisan A (2006). Five (or so) challenges for species distribution modelling. *Journal of Biogeography* 33: 1667-1688.
- Baatz M, Bentz U, Dehghani S, Heynen M, Holtje A, Hofman P, Lingenfelder I, Mimler M, Sohlbach M, Weber M, Willhauck G (2004). eCognition User Guide 4. Definiens Imaging GmbH, Munchen, Germany, pp. 72.
- Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, Lingenfelder I, Heynen M (2004). Multiresolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58: 239-258. - doi: [10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002)
- Blasi C, Di Pietro C, Filibeck G, Filesi L, Ercole S, Rosati L (2010). Le serie di vegetazione della regione Lazio. In: "La Vegetazione d'Italia" (Blasi C ed). Palombi Editore, Roma (Italia), pp. 281-210.
- Butler BJ, Swenson JJ, Alig RJ (2004). Forest fragmentation in the Pacific Northwest: quantification and correlations. *Forest Ecology and Management* 189: 363-373. - doi: [10.1016/j.foreco.2003.09.013](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2003.09.013)
- Debeir O, Van den Steen I, Latinne P, Van Ham P, Wolff E (2002). Textural and contextual land-cover classification using single and multiple classifier systems. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 68: 597-605. [online] URL: <http://www.lisa.ulb.ac.be/publfiles/73/Debeir02pers.pdf>
- Dobrowski SZ, Safford HD, Cheng YB, Ustin SL (2008). Mapping mountain vegetation using species distribution modeling, image-based texture analysis, and object-based classification. *Applied Vegetation Science* 11: 499-508. - doi: [10.3170/2008-7-18560](https://doi.org/10.3170/2008-7-18560)
- Elith J, Phillips SJ, Hastie T, Dudík M, Chee YE, Yates CJ (2011). A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and Distribution* 17: 43-57. - doi: [10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x)
- Felix-Locher A, Campa H (2010). Importance of habitat type classifications for predicting ruffed grouse use of areas for drumming. *Forest Ecology and Management* 259: 1464-1471. - doi: [10.1016/j.foreco.2010.01.020](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2010.01.020)
- Ficetola GF, Maiorano L, Falcucci A, Dendoncker N, Boitani L, Padoa-Schioppa E, Miaud C, Thuiller W (2010). Knowing the past to predict the future: land-use change and the distribution of invasive Bullfrogs. *Global Change Biology* 16: 528-537. - doi: [10.1111/j.1365-2486.2009.01957.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.01957.x)
- Foody GM (1996). Fuzzy modelling of vegetation from remotely sensed imagery. *Ecological Modeling* 85: 3-12. - doi: [10.1016/0304-3800\(95\)00012-7](https://doi.org/10.1016/0304-3800(95)00012-7)
- Foody GM (1999). The continuum of classification fuzziness in thematic mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65: 443-451. [online] URL: [http://asprs.org/a/publications/pers/99journal/april/1999\\_apr\\_443-451.pdf](http://asprs.org/a/publications/pers/99journal/april/1999_apr_443-451.pdf)
- Franklin J (2002). Enhancing a regional vegetation map with predictive models of dominant plant species in chaparral. *Applied Vegetation Science* 5: 135-146. - doi: [10.1111/j.1654-109X.2002.tb00543.x](https://doi.org/10.1111/j.1654-109X.2002.tb00543.x)
- Geri F, Amici V, Rocchini D (2010). Human activity impact on the heterogeneity of a Mediterranean landscape. *Applied Geography* 30: 370-379. - doi: [10.1016/j.apgeog.2009.10.006](https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2009.10.006)
- Gholoobi M, Tayyebib A, Taleyi M, Tayyebi AH (2010). Comparing pixel based and object based approaches in land use classification in mountainous areas. In: *Proceeding of the ISPRS Commission VIII Mid-Term Symposium "Networking the World with Remote Sensing"*. Kyoto (Japan), 9-12 August 2010.
- Goodchild MF, Egenhofer MJ, Kemp KK, Mark DM, Shepard ES (1999). Introduction to the Varenius project. *International Journal of Geographical Information Science* 13: 731-745. - doi: [10.1080/136588199240996](https://doi.org/10.1080/136588199240996)
- GRASS Development Team (2010). Geographic resources analysis support system (GRASS) Software, Version 6.4.0. Open Source Geospatial Foundation. [online] URL: <http://grass.osgeo.org/>
- Guisan A, Zimmermann NE (2000). Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modeling* 135: 147-186. - doi: [10.1016/S0304-3800\(00\)00354-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00354-9)
- Guisan A, Thuiller W (2005). Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology*

- Letters 8: 993-1009. - doi: [10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x](https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x)
- Hanley JA, McNeil BJ (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology* 143: 29-36.
- Hassan R, Scholes R, Ash N (2005). *Ecosystems and human well-being: current state and trends*. Island Press, Washington, USA, pp. 917.
- Hernandez PA, Graham CH, Master LL, Albert DL (2006). The effect of sample size and species characteristics on performance of different species distribution modeling methods. *Ecography* 29: 773-785. - doi: [10.1111/j.0906-7590.2006.04700.x](https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2006.04700.x)
- Jelinski DE, Wu J (1996). The modifiable areal unit problem and implications for landscape ecology. *Landscape Ecology* 11:129-140. - doi: [10.1007/BF02447512](https://doi.org/10.1007/BF02447512)
- Karathanassi V, Iossifidis CH, Rokos D (2000). A texture-based classification method for classifying built areas according to their density. *International Journal of Remote Sensing* 21: 1807-1823. - doi: [10.1080/014311600209751](https://doi.org/10.1080/014311600209751)
- Kimmins JP (2004). *Forest ecology: a foundation for sustainable forest management and environmental ethics in forestry*. Prentice Hall, Upper Saddle River, USA, pp. 611.
- Larson MA, Dijak WD, Thompson FR, Millsbaugh JJ (2003). *Landscape-level habitat suitability models for twelve wildlife species in southern Missouri*. General Technical Report NC-233, USDA Forest Service, St. Paul, USA.
- Lillesand TM, Kiefer RW, Chipman JW (2004). *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley and Sons, New York, USA, pp. 763.
- Lobo JM, Jimenez-Valverde A, Real R (2007). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Global Ecology and Biogeography* 17: 145-151. - doi: [10.1111/j.1466-8238.2007.00358.x](https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2007.00358.x)
- Loiselle BA, Jørgensen PM, Consiglio T, Jiménez I, Blake JG, Lohmann LG, Montiel OM (2008). Predicting species distributions from herbarium collections: does climate bias in collection sampling influence model outcomes? *Journal of Biogeography* 35: 105-116.
- McRoberts RE, Tomppo EO (2007). Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment* 110: 412-419. - doi: [10.1016/j.rse.2006.09.034](https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.09.034)
- Nagendra H, Rocchini D (2008). Satellite imagery applied to biodiversity study in the tropics: the devil is in the detail. *Biodiversity and Conservation* 17: 3431-3442. - doi: [10.1007/s10531-008-9479-0](https://doi.org/10.1007/s10531-008-9479-0)
- Neteler M, Mitasova H (2008). *Open Source GIS: A GRASS GIS Approach (3<sup>rd</sup> Edition)*. The International Series in Engineering and Computer Science, Volume 773. Springer, New York, USA, pp. 406.
- Oren R, Ellsworth DS, Johnsen KH, Phillips N, Ewers BE, Maier C, Schaëfer KVR, McCarthy H, Hendrey G, McNulty SG, Katul GG (2001). Soil fertility limits carbon sequestration by forest ecosystems in a CO<sub>2</sub>-enriched atmosphere. *Nature* 411: 469-472. - doi: [10.1038/35078064](https://doi.org/10.1038/35078064)
- Ortega-Huerta MA, Peterson AT (2008). Modeling ecological niches and predicting geographic distributions: a test of six presence-only methods. *Revista Mexicana De Biodiversidad* 79: 205-216. [online] URL: <http://www.sciebo.org.mx/pdf/rmbiodiv/v79n1/v79n1a17.pdf>
- Papes M, Gaubert P (2007). Modelling ecological niches from low numbers of occurrences: assessment of the conservation status of poorly known viverrids (*Mammalia, Carnivora*) across two continents. *Diversity and Distribution* 13: 890-902. - doi: [10.1111/j.1472-4642.2007.00392.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2007.00392.x)
- Pearson RG, Raxworthy CJ, Nakamura M, Peterson AT (2007). Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: a test case using cryptic geckos in Madagascar. *Journal of Biogeography* 34: 102-117. - doi: [10.1111/j.1365-2699.2006.01594.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2006.01594.x)
- Perry DA (1994). *Forest Ecosystems*. John Hopkins University Press, Baltimore, USA, pp. 649.
- Phillips SJ, Anderson RP, Schapire RE (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modeling* 190: 231-259. - doi: [10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026)
- Phillips SJ, Dudík M (2008). Modeling of species distributions with MaxEnt: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography* 31: 161-175. - doi: [10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x](https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x)
- Pregitzer KS, Euskirchen ES (2004). Carbon cycling and storage in world forests: biome patterns related to forest age. *Global Change Biology* 10: 2052-2077. - doi: [10.1111/j.1365-2486.2004.00866.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2004.00866.x)
- Provincia di Roma (2004). *Piano di assetto della Riserva Naturale Monte Soratte. Quadro conoscitivo*. Assessorato alle Politiche dell'Agricoltura e dell'Ambiente, Roma.
- Quantum GIS Development Team (2011). *Quantum GIS Geographic Information System*. Open source Geospatial Foundation Project. [online] URL: <http://www.qgis.org/>
- R Development Core Team (2009). *R: a language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Richards JA, Landgrebe DA, Swain PH (1982). A means for utilizing ancillary information in multi spectral classification. *Remote Sensing of Environment* 12: 463-478. - doi: [10.1016/0034-4257\(82\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(82)90020-7)
- Rocchini D, Ricotta C (2007). Are landscapes as crisp as we may think? *Ecological Modeling* 204: 535-539. - doi: [10.1016/j.ecolmodel.2006.12.028](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.12.028)
- Rocchini D (2010). While boolean sets non-gently rip: a theoretical framework on fuzzy sets for mapping landscape patterns. *Ecological Complexity* 7: 125-129. - doi: [10.1016/j.ecocom.2009.08.002](https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2009.08.002)



- Roloff GJ, Haufler JB (1997). Establishing population viability planning objectives based on habitat potentials. *Wildlife Society Bulletin* 25: 895-904. [online] URL: <http://www.jstor.org/discover/10.2307/3783740?uid=3738296&uid=2&uid=4&sid=47698808660427>
- Romero-Calcerrada R, Perry GLW (2004). The role of land abandonment in landscape dynamics in the SPA Encinares del rio Alberche y Cofio, Central Spain, 1984-1999. *Landscape and Urban Planning* 66: 217-232. - doi: [10.1016/S0169-2046\(03\)00112-9](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(03)00112-9)
- Shanmugam P, Ahn YH, Sanjeevi S (2006). A comparison of the classification of wetland characteristics by linear spectral mixture modelling and traditional hard classifiers on multispectral remotely sensed imagery in southern India. *Ecological Modeling* 194: 379-394. - doi: [10.1016/j.ecolmodel.2005.10.033](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.10.033)
- Shannon CE (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal* 27: 379-423.
- Shataee S, Kellenberger T, Darvishsefat AA (2010). Forest types classification using ETM+ data in the north of Iran/comparison of object-oriented with pixel-based classification techniques. In: *Proceedings of the XX<sup>th</sup> ISPRS congress*. Istanbul (Turkey), 12-23 July 2004.
- Small C (2004). The Landsat ETM+ spectral mixing space. *Remote Sensing of Environment* 93: 1-17. - doi: [10.1016/j.rse.2004.06.007](https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.007)
- Sohngen B, Mendelsohn R, Sedjo R (1999). Forest management, conservation, and global timber markets. *American Journal of Agricultural Economics* 81: 1-13. - doi: [10.2307/1244446](https://doi.org/10.2307/1244446)
- Stohlgren TJ, Chong GW, Kalkhan MA, Schell LD (1997). Rapid assessment of plant diversity patterns: a methodology for landscapes. *Environment Monitoring and Assessment* 48: 25-43. - doi: [10.1023/A:1005796618823](https://doi.org/10.1023/A:1005796618823)
- Strahler AH (1980). The use of prior probabilities in maximum likelihood classification of remote sensing data. *Remote Sensing of Environment* 10: 135-163. - doi: [10.1016/0034-4257\(80\)90011-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(80)90011-5)
- Torras O, Gil-Tena A, Saura S (2008). How does forest landscape structure explain tree species richness in a Mediterranean context? *Biodiversity and Conservation* 17: 1227-1240. - doi: [10.1007/s10531-007-9277-0](https://doi.org/10.1007/s10531-007-9277-0)
- Ventriglia U (1990). *Idrogeologia della Provincia di Roma*, Vol. 3. Abete Grafica, Roma, Italia.
- Wisn MS, Hijmans RJ, Li J, Peterson AT, Graham CH, Guisan A (2008). Effects of sample size on the performance of species distribution models. *Diversity and Distributions* 14 (5): 763-773. - doi: [10.1111/j.1472-4642.2008.00482.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2008.00482.x)
- Whiteside T, Ahmad W (2005). A comparison of object-oriented and pixel-based classification methods for mapping land cover in northern Australia. In: *Proceedings of the "SSC2005 Spatial Intelligence, Innovation and Praxis: The National Biennial Conference of the Spatial Sciences Institute"*. Melbourne (Australia), 12-16 September 2005, pp. 1225-1231.
- Woodcock CE, Gopal S (2000). Fuzzy set theory and thematic maps: accuracy assessment and area estimation. *International Journal of Geographical Information Science* 14: 153-172. - doi: [10.1080/136588100240895](https://doi.org/10.1080/136588100240895)
- Wulder M (1998). Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography* 22: 449-476. - doi: [10.1177/030913339802200402](https://doi.org/10.1177/030913339802200402)
- Zar JH (1999). *Biostatistical analysis*. Prentice and Hall, New Jersey, USA, pp. 663.
- Zweig MH, Campbell G (1993). Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clinical Chemistry* 39: 561-77.