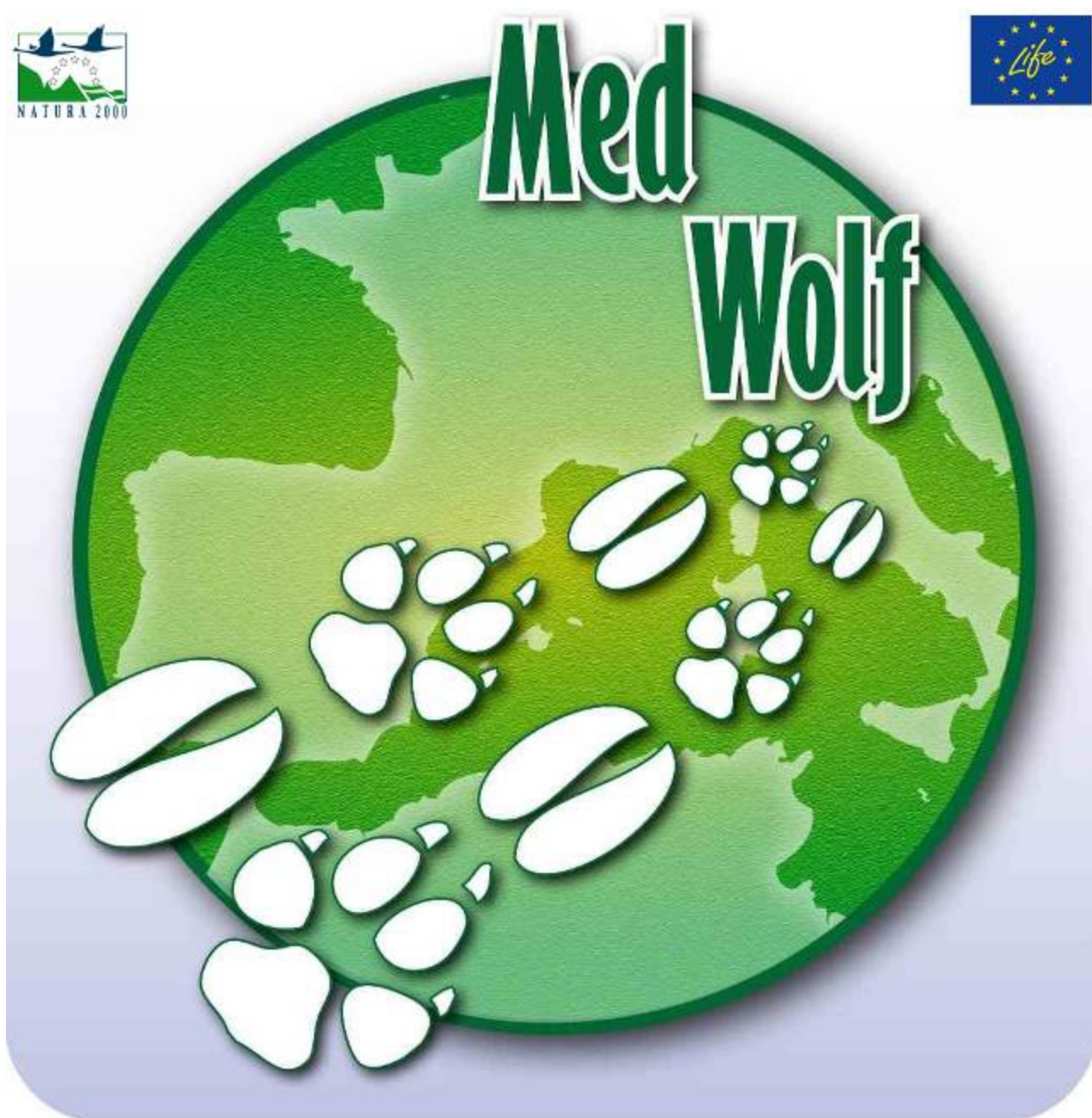


# **Best practice actions for wolf conservation in Mediterranean-type areas**

**LIFE11NAT/IT/069 MEDWOLF**



**AZIONE A6 – MODELLO DI RISCHIO DI CONFLITTO TRA LE  
ATTIVITA' ZOOTECNICHE E LA PRESENZA DEL LUPO IN  
PROVINCIA DI GROSSETO**

## Indice

Summary.....	3
1. INTRODUZIONE.....	4
2. AREA DI INDAGINE.....	4
3. METODI.....	4
3.1 Variabili ambientali.....	4
3.2 Modello di idoneità ambientale .....	5
3.3 Mappa dell'areale di distribuzione.....	6
3.4 Mappa del rischio del conflitto con le attività zootecniche.....	6
4. RISULTATI.....	7
4.1 Modello di idoneità ambientale.....	7
4.2 Aree del lupo su scala provinciale.....	9
4.3 Mappa del rischio.....	12
6. CONSIDERAZIONI GESTIONALI.....	14
Bibliografia citata.....	15

Relazione tecnica elaborata da Valeria Salvatori, Simone Ricci, Paolo Ciucci con il contributo di Matteo Falco (progetto LIFE MEDWOLF).

Supervisione scientifica: Paolo Ciucci, Università Sapienza di Roma, Dipartimento di Biologia e Biotecnologie “Charles Darwin”.

Coordinamento tecnico: Simone Ricci e Valeria Salvatori, Istituto di Ecologia Applicata.

Citazione suggerita:

Salvatori V. Ricci S., Falco M. e Ciucci P. 2018. Modello di rischio del conflitto tra le attività zootecniche e la presenza del lupo in provincia di Grosseto. Progetto LIFE MEDWOLF. Istituto di Ecologia Applicata, Roma.

Allegato: Falco M. 2018. Suitable areas and distribution range for wolf in Grosseto Province. Relazione tecnica per il progetto LIFE MEDWOLF. Istituto di Ecologia Applicata.

**Summary**

The distribution range and suitability area for wolf were estimated in Province of Grosseto using 1,836 presence data resulting from the activities undertaken with action D4 of the LIFE MEDWOLF project. The suitable area was determined in large measure by presence of vegetation cover and distance to primary paved road, while in minor measure by other environmental variables, such as distance to urban areas open spaces. The distribution range, calculated using interpolation methods, indicate that wolf occupy all suitable areas and some adjacent surfaces. This is not surprising, as the suitable areas should be considered as those that are able to sustain stable and permanent wolf packs, while wolf presence might be recorded even in areas with lower suitability index.

In order to assess the vulnerability of the provincial territory in terms of predation by wolf on livestock production, we have estimated a map of predation risk using the economic dimension represented by territorial GDP of zootechnic productions at municipality level. This new approach allows the prioritisation of interventions in areas that are the most representative in terms of contribution to the overall provincial productivity.

## 1. INTRODUZIONE

Nell'ambito del progetto LIFE MEDWOLF le attività di supporto alla gestione del lupo sul territorio provinciale prevedevano la definizione di un modello di rischio di impatto tra la presenza del lupo e le attività umane, in particolare la zootecnia. Il modello di rischio è stato sviluppato con i seguenti obiettivi:

- 1) Stima dell'area idonea alla presenza del lupo in provincia di Grosseto;
- 2) Stima dell'areale del lupo in Provincia di Grosseto;
- 3) Stima del rischio in funzione della densità delle aziende zootecniche;
- 4) Stima del rischio in funzione del PIL a livello comunale.

Il coordinamento tecnico dell'attività è stata assicurata dall'Istituto di Ecologia Applicata di Roma, con la supervisione scientifica dell'Università di Roma "La Sapienza". Il lavoro analisi dei dati è stato svolto dal Dott. Matteo Falco, dottorando presso l'Università di Roma.

La presente relazione costituisce una sintesi dell'attività svolta ed è stata predisposta in maniera tale da essere fruibile e comprensibile anche da parte di personale non tecnico. In questa ottica, i dettagli analitici per l'elaborazione dei modelli sono stati volutamente omessi ma sono consultabili nell'allegato alla presente relazione. Il loro inserimento nel testo avrebbe reso estremamente difficile la lettura e la consultazione del documento.

## 2. AREA DI INDAGINE

L'area su cui è stata condotta l'analisi è rappresentata dall'intero territorio della provincia di Grosseto, di estensione pari a 4479,40 km<sup>2</sup>. L'area è prevalentemente collinare, passando per la costa (Mar Mediterraneo) nella zona occidentale, fino ai piedi delle montagne dell'Appennino nella zona orientale, con una fascia altimetrica che varia da -46 a 1750 metri. Quasi interamente coperta da aree agricole (47,29%, 2118,43 km<sup>2</sup>) e aree forestali (39,31%, 1760,82 km<sup>2</sup>), il resto del territorio provinciale è rappresentato dal 5,95% (266,41 km<sup>2</sup>) di arbusti, per il 3,77% (168,78 km<sup>2</sup>) di aree urbane e 1,69% (75,74 km<sup>2</sup>) da aree aperte. La densità di popolazione umana dell'area di studio raggiunge 49,17 ab / km<sup>2</sup>, variando da aree disabitate a popolazione ad alta densità umana come la città di Grosseto (4280,61 ab / km<sup>2</sup>). Le densità stradali asfaltate hanno una media di 0,67 km/km<sup>2</sup> e 49,17 km/km<sup>2</sup>, rispettivamente per le strade primarie e secondarie.

## 3. METODI

### 3.1 Variabili ambientali

Le variabili selezionate per i modelli sono raggruppate in classi ambientali, topografiche e antropogeniche. La mappa dell'uso del suolo e i layer GIS topografici sono stati scaricati dal sito web della regione Toscana (<http://www502.regione.toscana.it/geoscopio/cartoteca.html>), con una risoluzione di 1:10.000 per l'uso del suolo e 20 metri per il topografico; mentre le strade presentano strati originati dall'Atlante Nazionale di DeAgostini (2001).

A causa di alcuni luoghi di presenza che non rientrano nell'area di studio (confini di Grosseto, Toscana), l'area del modello di calibrazione corrisponde alla provincia del territorio di Grosseto e ai comuni limitrofi delle province di Siena, Livorno e Viterbo.



L'ammontare totale delle classi di uso del suolo (n = 115) è stato raggruppato in 5 classi<sup>1</sup>:

- foresta, aperta,
- agricoltura,
- arbusto
- aree urbane

Le variabili stradali sono state divise in due categorie: strade asfaltate primarie e secondarie, mentre le variabili topografiche, come l'altitudine e la pendenza del terreno, sono state calcolate dal modello di elevazione digitale (DEM).

Tutte le variabili sono state integrate in ambiente GIS (ArcGIS 10.2, ESRI ©), con una risoluzione di 20x20m.

L'uso del territorio e le variabili topografiche continue sono stati manipolati attraverso il metodo della media focale con raggio variabile (da 100 a 500 per 100 metri e da 1000 a 5500 per 500 metri). In questo modo, ciascun pixel (cella 20x20 m) del raster rappresenta il valore medio calcolato dalle celle di prossimità entro il raggio specifico (cioè la media focale del raggio circolare).

Attraverso la creazione di set di variabili di granulometrie diverse, è stato costruito un set di modelli di idoneità, uno per ogni set di variabili ed è stato valutato il modello migliore con un approccio di selezione del modello.

Tutte le variabili (n = 9) sono state testate nella collinearità multivariata, escludendo le variabili che risultavano essere altamente correlate.

### **3.2 Modello di idoneità ambientale**

L'idoneità ambientale per il lupo è stata eseguita confrontando i dati di presenza con la pseudo-assenza, quest'ultima considerata come insieme di punti selezionati in maniera casuale all'interno dell'area di studio, utilizzando l'algoritmo di entropia massimo sviluppato nel software MaxEnt (Elith et al., 2011). Abbiamo costruito il modello medio su 100 repliche di più esecuzioni, utilizzando un massimo di 5000 iterazioni.

I dati di presenza utilizzati provengono dalle attività di indagine svolte nell'ambito dell'azione D4 del progetto LIFE MEDWOLF (Ricci et al., 2018), che copre un campione significativo del territorio provinciale.

Dal modello è stata prodotta una mappa in cui l'idoneità dell'habitat per la presenza della specie è rappresentata come un continuum e una mappa di idoneità binaria; in quest'ultima, il gradiente di probabilità è stato suddiviso in base a un valore di soglia critico di idoneità, assegnando alle aree idonee (probabilità di presenza uguale o superiore al valore critico) il valore 1, mentre le aree non idonee (probabilità di presenza inferiore al valore critico) sono codificate come 0. Inoltre, abbiamo eseguito l'analisi della conformazione e disposizione spaziale delle aree idonee tramite il software GUIDOS (Interfaccia Grafica per la Descrizione di Oggetti e la loro forma; <http://forest.jrc.ec.europa.eu/download/software/guidos/>), per considerare esclusivamente le aree che hanno una sufficiente estensione per ospitare la specie, eliminando di conseguenza quelle aree che pur risultando idonee alla presenza del lupo non sono da considerare significative da un punto di vista biologico per la loro ridotta superficie e frammentazione dal resto delle aree idonee.

---

<sup>1</sup> Le classi di copertura del suolo sono state estratte dal Corine Land Cover livello V e VI (<https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>)

### **3.3 Mappa dell'areale di distribuzione**

E' stata impostata una griglia di  $3 \times 3$  km sull'area contenente tutte le localizzazioni dei segni di presenza del lupo registrati nell'ambito dell'azione D4. La dimensione della cella è stata selezionata sulla dimensione della griglia utilizzata nel campionamento sul campo. Per mitigare gli effetti dell'eterogeneità nella distribuzione e nello sforzo del campionamento, abbiamo trasformato i dati grezzi di localizzazione eseguendo un'analisi zonale (Ciucci et al. 2017). Abbiamo assegnato un valore 1 a tutte le celle della griglia contenenti > 1 osservazione e 0 a tutte le celle non occupate (dove non sono stati registrati segni di presenza della specie) e, per ogni cella, abbiamo sommato il valore della cella e delle 8 celle adiacenti. Pertanto, ogni cella può avere un valore da compreso tra 0 e 9. Dopo aver assegnato la somma zonale di ogni cella al suo centroide, abbiamo usato il kriging ordinario per sviluppare una superficie predittiva, includendo nell'intervallo solo le aree con valori previsti > 1.0 (Bjornlie et al. 2014). Tutte le analisi sono state eseguite nell'estensione dell'analista geostatistico (Johnston et al., 2001) disponibile in ArcGIS 10.2 (ESRI ©).

### **3.4 Mappa del rischio del conflitto con le attività zootecniche**

Il rischio di predazione associato alla presenza del lupo è stato calcolato utilizzando due tecniche diverse, che mettono in relazione i risultati precedenti sulla distribuzione del lupo e i dati relativi all'attività produttiva zootecnica in provincia di Grosseto. La prima analisi prevede la mera sovrapposizione della presenza del lupo con la densità delle aziende zootecniche, senza prendere in considerazione la distribuzione eterogenea sul territorio dell'intensità delle attività produttive ed il loro contributo dal punto di vista del prodotto interno lordo (PIL). Tale indice include una dimensione economica che non è mai stata in presa in considerazione prima, e che permette di integrare la rappresentanza di aree che sono fondamentali per la produzione zootecnica a livello provinciale. Quest'ultimo è stato preso in considerazione nel secondo metodo, in cui si è adottato un approccio che consenta di rappresentare l'importanza del territorio in esame dal punto di vista produttivo. A tale scopo si è elaborata una mappa del rischio potenziale di conflitto tra il lupo e le attività economiche locali, utilizzando un indice che tiene conto, a livello comunale, della proporzione della rendita zootecnica rispetto al prodotto interno lordo derivante da tutte le attività lavorative (PIL). In particolare, abbiamo calcolato la forza lavoro zootecnica (FLZ), dividendo la forza lavoro nelle aziende con allevamenti di specie a rischio di predazione da parte del lupo (ovicaprini, bovini, equini, suini) con la forza lavoro zootecnica totale a livello comunale (VI Censimento agricolo e agricolo 2010, ISTAT; <http://www.censimentoagricoltura.istat.it/>); quindi, utilizzando i dati IRPEF2010-11 (Fonte: Ministero dell'Economia e delle Finanze italiano, <http://www.mef.gov.it/>), abbiamo calcolato, per ciascun ambito comunale, il PIL rapportato alla superficie comunale ( $\text{PIL}/\text{km}^2$ ).

Infine, abbiamo calcolato l'indice potenziale di conflitto, denominato PIL-zootecnico (PILZ), in base alla seguente formula:

$$\text{PILZ} = \text{FLZ} \times \text{PIL} / \text{Km}^2$$

dove,  $\text{FLZ} = \text{N. allevamenti di specie predate} / \text{n. allevamenti totali per ciascun comune}$

L'indice PILZ è stato trasformato in uno strato raster e sovrapposto alla mappa binaria del modello di idoneità dell'habitat del lupo. In questo modo è possibile individuare i Comuni della Provincia in cui si registrano valori più alti del rischio di conflitto potenziale tra le attività economiche derivanti dalla zootecnia e la presenza del lupo (vedi Fig. 6).

Le aree di rischio predette dal modello sono state poi validate con la localizzazione degli eventi di predazione denunciati alla AUSL Toscana Sud-Est nel periodo 2015-2017.

## 4. RISULTATI

### 4.1 Modello di idoneità ambientale

I dati di presenza utilizzati per il modello di idoneità ambientale sono stati 1.836, suddivisi tra avvistamenti (N = 25, 1%), lupi rinvenuti morti (N = 5, <1%), resti di prede (N = 5, <1%), eventi di predazione sul bestiame domestico (N = 6, <1%), escrementi (N = 978, 53%), video/foto risultanti dall'attività di foto-trappolaggio (N = 744, 41%), impronte (N = 36, 2%) e ululati (N = 37 2%).

Considerando la ridondanza dei dati (ovvero l'elevato grado di autocorrelazione), i segni di presenza della specie con le stesse coordinate geografiche (ad esempio foto e video della stessa foto-trappola), sono stati inclusi una sola volta, e la dimensione del campione è stata quindi ridotta del 48%, con 952 punti di presenza finali.

La risoluzione spaziale risultata più adeguata per il modello è stata 500 mt. Le variabili risultate significative per la costruzione del modello di idoneità dell'habitat (Fig. 1) sono state: la percentuale di aree forestali, urbane, aperte, arbustive, altitudine media e distanza dalle strade primarie e secondarie. Abbiamo escluso l'agricoltura e le variabili di pendenza media, entrambe correlate con le aree forestali.

I risultati ottenuti suggeriscono che la probabilità di presenza del lupo aumenta con l'aumento della copertura forestale e arbustiva e con l'aumento della distanza dalle strade asfaltate principali e secondarie. Il contributo di queste variabili al modello finale è stato il 32,4% per le aree forestali, il 6,4% per la distanza dalle strade asfaltate principali e il 2,3% per le aree arbustive. Inoltre, la probabilità di presenza di lupo aumenta con la diminuzione della percentuale di aree urbane e aperte, rispettivamente, con un contributo al modello del 28,5% e dello 0,5%. La mappa binaria dell'idoneità dell'habitat, con l'esclusione delle aree più piccole e isolate (vedi Metodi), è illustrata in Fig. 2.

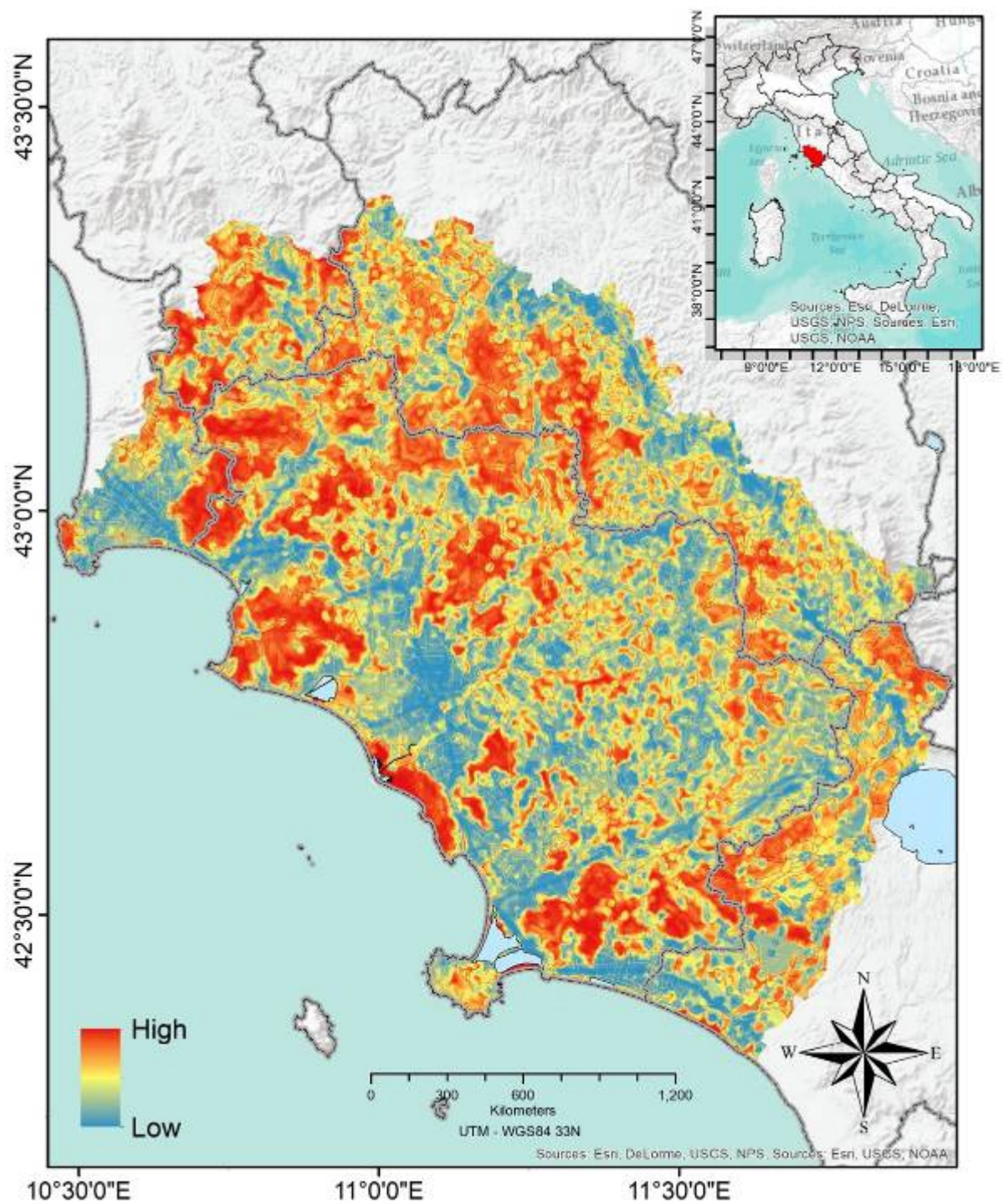


Figura 1. Modello di idoneità ambientale del lupo nella Provincia di Grosseto secondo valori continui di probabilità di presenza. Il modello è stato sviluppato con il programma MaxEnt (Elith et al., 2011) utilizzando 1.836 segni di presenza del lupo raccolti sull'intero territorio provinciale da aprile a settembre 2017.



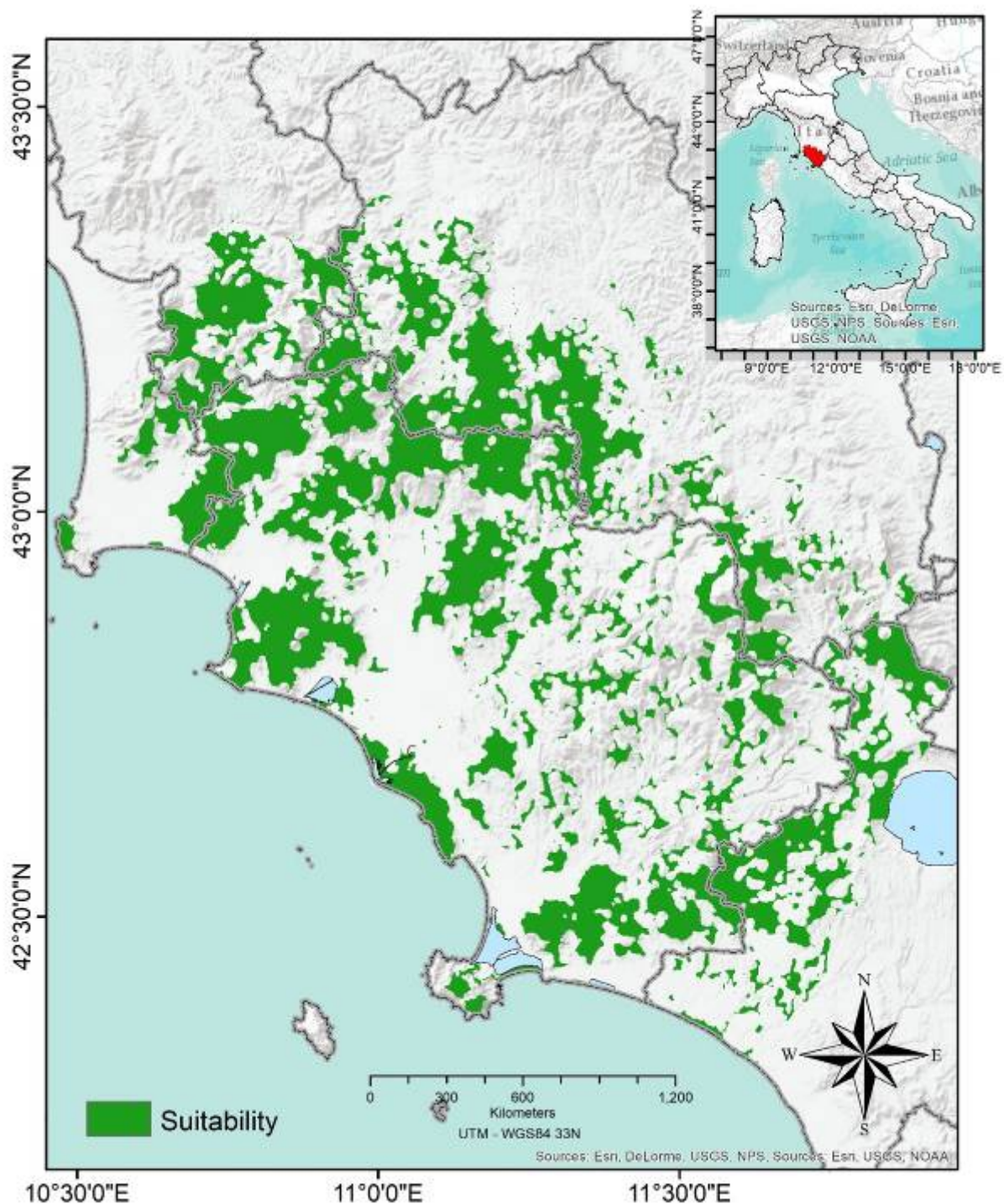


Figura 2. Modello di idoneità ambientale binario, escludendo le aree idonee frammentate, come stimato usando un buffer di 200mt (software GUIDOS).

#### **4.2 Areale del lupo su scala provinciale**

All'interno della provincia di Grosseto l'area minima di distribuzione del lupo si estende su una superficie pari a 2.838 Km<sup>2</sup> (63,36% della provincia di Grosseto; Fig. 3). Sempre su scala provinciale, l'area idonea alla presenza stabile della specie interessa una superficie di 2.216 km<sup>2</sup>

(49,47% dell'area di studio; Fig. 4). Non deve sorprendere il fatto che l'areale includa anche zone classificate dal modello come non idonee, considerata la conservatività con cui è stato stabilito il livello soglia critico di probabilità di presenza per definire le aree idonee. In tal senso, le aree idonee sono da considerare come quelle che su scala provinciale più di altre presentano caratteristiche ambientali e antropogeniche tali da sostenere la presenza di nuclei stabili di lupo. . mentre D'altra parte, non tutte le aree idonee sono incluse all'interno dell'area di distribuzione del lupo, con il 29,8% che si trova all'esterno dell'areale attuale di presenza della specie.

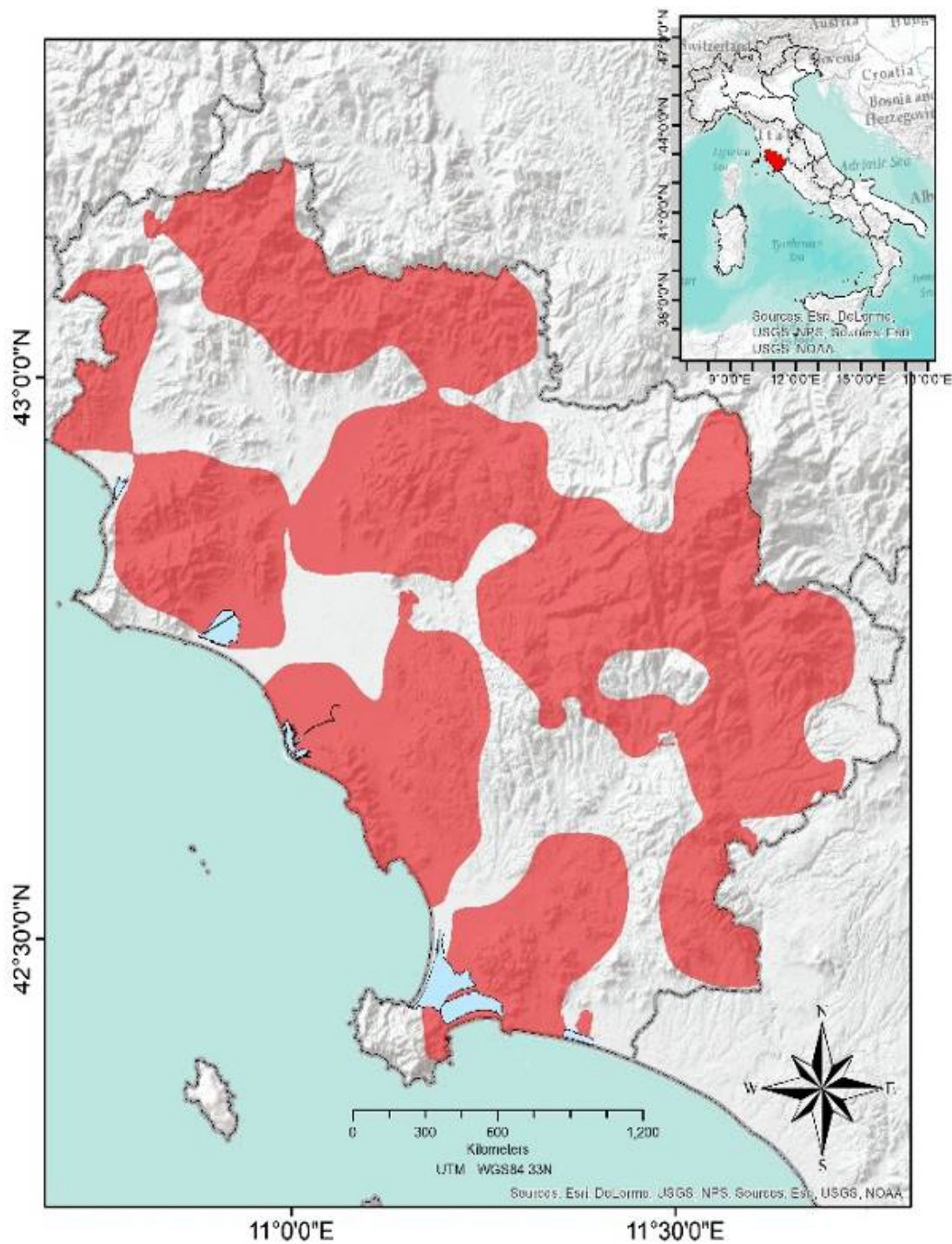




Figura 3. Areale di distribuzione del lupo stimato con la tecnica del kriging (Geospatial Analysis Extensions ArcGis 10.2). L'area di distribuzione è rappresentata in modo binario, in cui le aree di colore rosso rappresentano l'area di distribuzione del lupo.

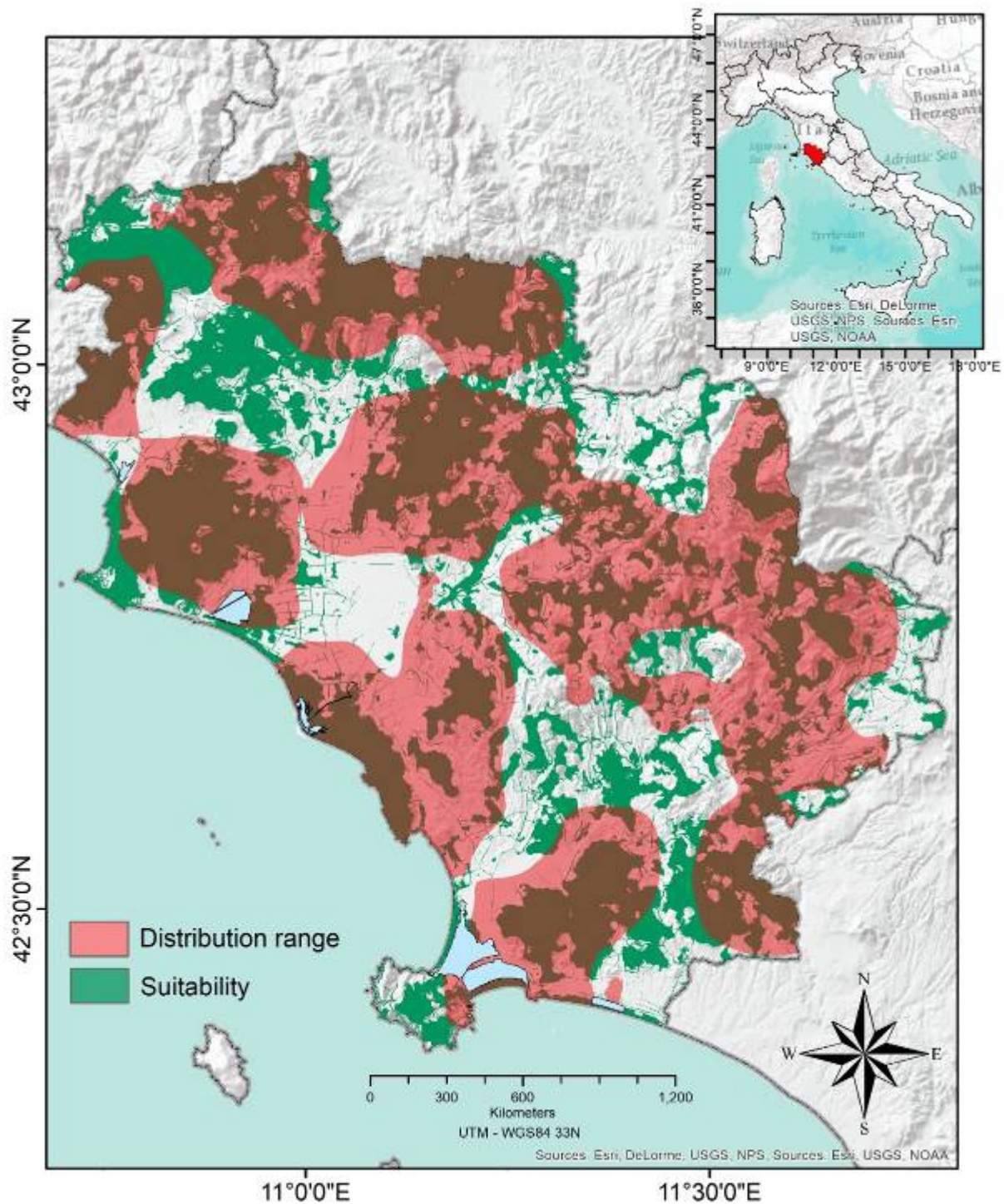


Figura 4. Sovrapposizione della mappa di idoneità ambientale con l'areale di distribuzione del lupo. Questa mappa rappresenta in rosso l'areale di distribuzione del lupo sovrapposta in trasparenza al modello di idoneità ambientale (in verde).



### 4.3 Mappa del rischio

I territori comunali in cui è più gravoso il rischio economico dell'impatto del lupo sulla zootecnia, ovvero quelli che corrispondono sia ad un elevato indotto economico derivante da attività zootecnica, sia ad una relativamente elevata idoneità ambientale per il lupo, sono illustrati dalla sovrapposizione del modello del rischio di conflitto con il modello di idoneità ambientale (Fig. 5). (Fig. 6).

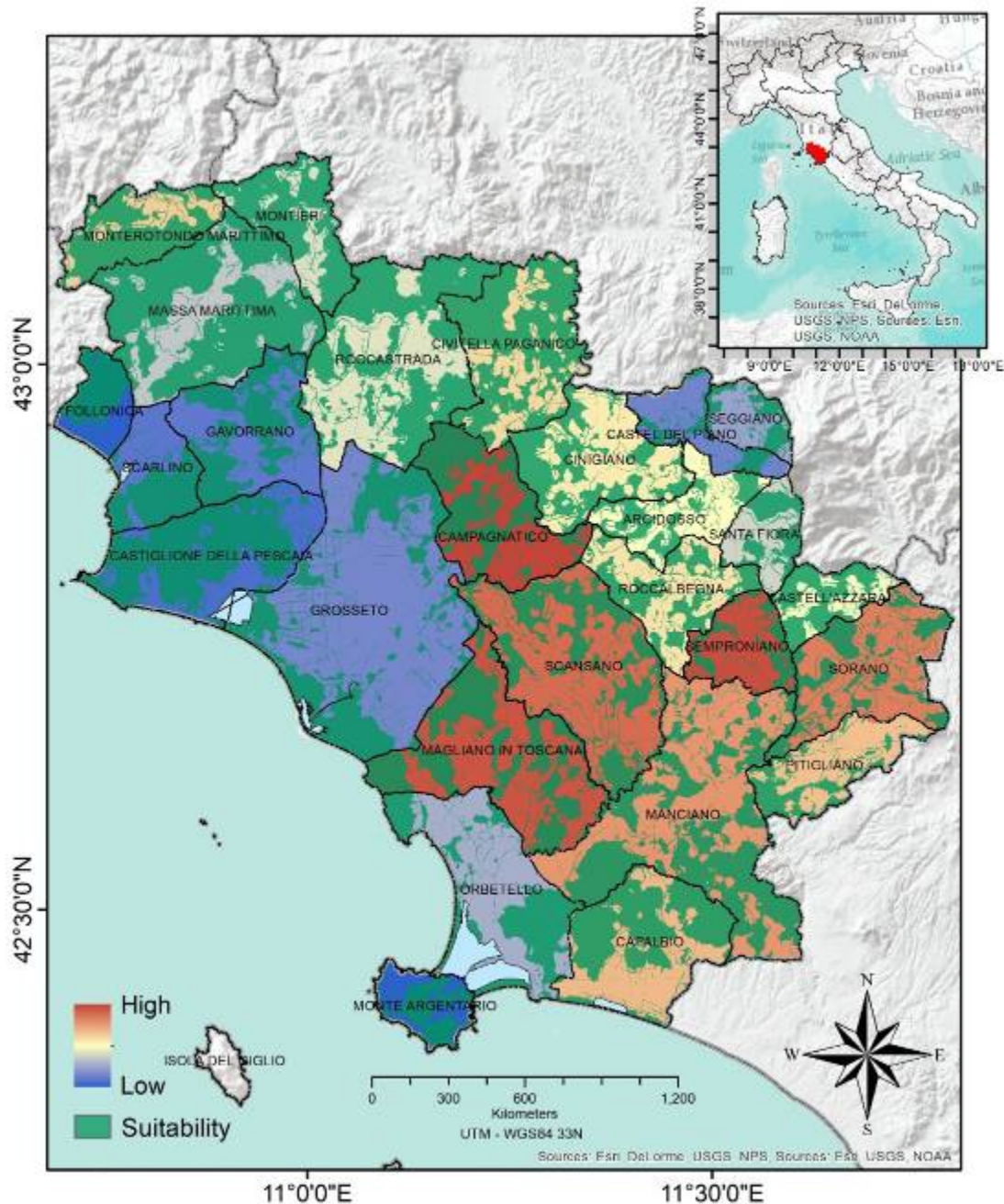


Figura 5. Mappa del rischio con l'indice tecnico-zootecnico. La figura rappresenta il modello di idoneità ambientale (in verde) e il rischio di predazione considerando l'indice PILZ a livello comunale. I comuni in rosso sono esposti a rischio più elevato.

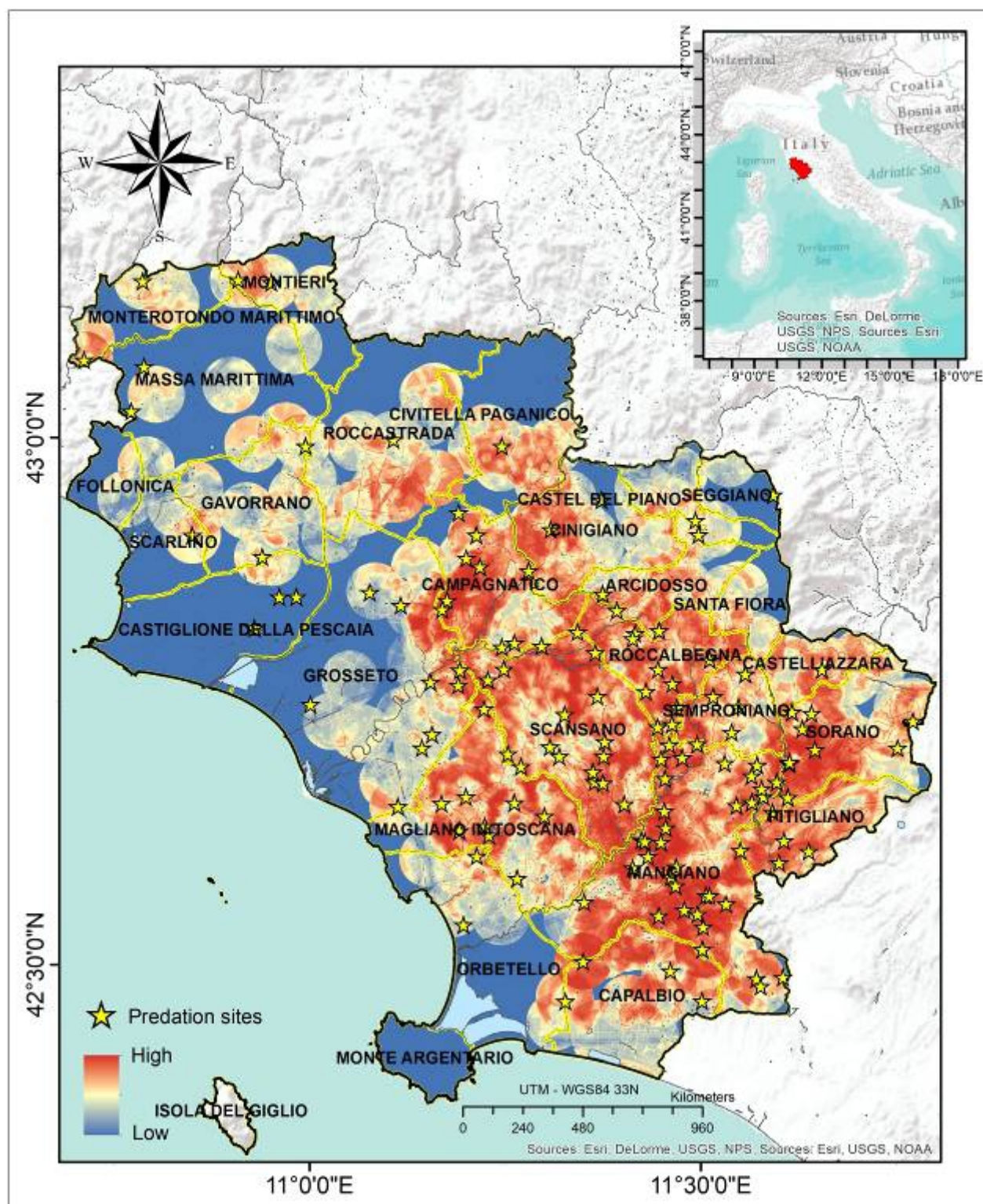


Figura 6. Mappa del rischio risultante dall'integrazione del modello di idoneità ambientale e la presenza di aziende zootecniche ovicaprine in provincia di Grosseto. In questa immagine il modello di rischio è stato calcolato sovrapponendo la presenza dei branchi di lupo con la densità di aziende sul territorio, e i dati sulle predazioni registrati nel periodo 2015-2017 sono rappresentati con le stelline.



## 6. CONSIDERAZIONI GESTIONALI

La presenza del lupo in un'area come quella della provincia di Grosseto, che è fortemente vocata alla produzione agricola e zootecnica, crea necessariamente delle interazioni con le attività umane che possono avere un impatto negativo sulla produzione economica. La presenza del predatore, che rappresenta sicuramente un valore importante dal punto di vista del patrimonio della biodiversità anche in considerazione del potenziale ruolo regolatore nei confronti delle abbondanti popolazioni di ungulati presenti nella Regione Toscana, deve comunque essere affrontata in un contesto in cui l'allevamento zootecnico ha una rilevanza sociale ed economica molto importante. A tale scopo è estremamente utile avere una indicazione su quali siano le aree dove con maggiore probabilità il lupo possa essere presente e quali quelle in cui la probabilità di conflitto con le attività zootecniche possa essere più elevata. Solo con queste informazioni, infatti, si può elaborare una strategia gestionale calibrata secondo le risorse e le priorità socio-economiche locali.

Nel dettaglio è evidente che la porzione meridionale del territorio provinciale con particolare riferimento ai comuni di Manciano, Sorano, Scansano, Magliano in Toscana sia quella con un indice del rischio di conflitto più elevato, sebbene, da un punto di vista strettamente "ambientale" l'area non presenti elevati valori di idoneità della specie. Nei comuni di Roccalbegna, Castell'Azzara, Campagnatico e Arcidosso l'indice di rischio di conflitto elevato sembra essere maggiormente associato alla presenza di variabili ambientali favorevoli per il lupo, piuttosto che alla elevata concentrazione di aziende zootecniche. La categorizzazione dei comuni secondo le indicazioni proposte fornisce il supporto per una pianificazione degli interventi in base all'urgenza ed al rischio da affrontare.

Considerando il peso che le aziende hanno nel contribuire al PIL provinciale, è evidente come i comuni di Magliano in Toscana, Campagnatico e Semproniano siano quelli che richiedano maggior attenzione, seguiti da Manciano, Capalbio, Sorano e Scansano. L'intera area sud della provincia è particolarmente importante dal punto di vista economico, pertanto la gestione deve tenere conto del valore di tali aree privilegiando interventi di prevenzione del danno e di eventuale modifica delle modalità di conduzione del bestiame, al fine di diminuirne la disponibilità per il predatore. Il confronto tra i due modelli di rischio evidenzia come nella zona sud della provincia siano concentrati gli eventi di predazione, ma non sempre essi sono concentrati nelle aree a maggior rischio di perdita economica (modello PILZ). Come evidenziato dal modello di sovrapposizione di presenza del lupo e delle aziende, l'area di Manciano è probabilmente quella che non apporta un elevato contributo economico, ma in cui insiste un numero elevato di aziende di piccole dimensioni, spesso a conduzione familiare. Benchè tale tipologia di azienda non sia importante dal punto di vista del PIL, esse forniscono un contributo dal punto di vista culturale, sociale e ambientale, poiché nella maggior parte dei casi conducono tecniche di allevamento sostenibile. In un'ottica di ottimizzazione delle risorse, pertanto si potrebbe considerare la priorità nell'assegnazione misure di prevenzione alle aziende che sono situate nelle aree a maggior rischio, nei territori dei comuni di Magliano in Toscana, Campagnatico e Semproniano. Sarebbe inoltre auspicabile una maggiore attenzione ed eventuale pronto intervento nelle aree soggette a maggior rischio, ad esempio attraverso programmi di supporto tecnico agli allevatori che garantisca il corretto uso delle misure di prevenzione, anche con eventuali sperimentazioni di nuovi modelli integrati che utilizzino più misure contemporaneamente. E' infine di grande importanza garantire un adeguato e pronto risarcimento delle perdite dovute alla predazione, che comunque dovrebbe essere mantenuta entro i limiti del rischio di impresa attraverso azioni di prevenzione e di gestione integrata della popolazione del predatore.

## Bibliografia citata

- Bjornlie DD, Thompson DJ, Haroldson MA, Schwartz CC, Gunther KA, Cain SL, Tyers DB, Frey KL, Aber BC. 2014. Methods to estimate distribution and range extent of grizzly bears in the greater yellowstone ecosystem. *Wildl. Soc. Bull.* 38:182–187. doi:10.1002/wsb.368.
- Ciucci, P., T. Altea, A. Antonucci, L. Chiaverini, A. Di Croce, M. Fabrizio, P. Forconi, R. Latini, L. Maiorano, A. Monaco, P. Morini, F. Ricci, L. Sammarone, F. Striglioni, E. Tosoni, and the Regione Lazio Bear Monitoring Network. 2017. Distribution of the brown bear (*Ursus arctos marsicanus*) in the Central Apennines, Italy, 2005–2014. *Hystrix* 28(1): 86-91. (doi:10.4404/hystrix-28.1-12049)
- Elith J, Phillips SJ, Hastie T, Dudik M, Chee YE, Yates CJ. 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Divers. Distrib.* 17:43–57. doi:10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x.
- Johnston K, Ver Hoef JM, Krivoruchko K, Lucas N. 2001. Using ArcGIS geostatistical analyst. *Analysis* 300:300. doi:10.1111/1467-9671.00074.
- Ricci S., V. Salvatori, P. Ciucci (2018). Assessment of wolf presence in Province of Grosseto. LIFE MEDWOLF technical report for action D4. Istituto di Ecologia Applicata, Rome.

## **ALLEGATO I Suitable areas and distribution range for wolf in Grosseto Province**



## **Suitable areas and distribution range for wolf in Grosseto Province.**

### **Best practice for wolf conservation in Mediterranean-type areas**

#### ***LIFE11NAT/IT/069 MEDWOLF***

Matteo Falco

Dep. of Biology and Biotechnology "Charles Darwin" – University of Rome, "Sapienza"

### **Introduction**

According to LIFE MEDWOLF project, interested on safeguard and conservation of the Italian Apennines wolf (*Canis lupus*, Linnaeus 1758), this part of the project aims to model wolf habitat suitability through a Species Distribution Model (SDM) approach and to map the potential human-wolf risk of conflict, at provincial administration level (Grosseto, Tuscany). The main products developed by these analyses were:

- ! continuous and binary map of wolf habitat suitability
- ! continuous and binary wolf distribution range
- ! potential human-wolf risk of conflict map

In the previous phase of this project, a preliminary wolf SDM was created with the scope of identify higher suitable areas. According to these results, a sampling grid (3x3km) are created over higher suitability areas, and operators have started field data collection of presence points (e.g. scats, camera trap, etc.), collecting a total of n=1836 presence data.

Thanks to this new presence data, we built current models maintaining the same algorithms used in the previous SDM, Maximum Entropy model (MaxEnt, Phillips et al. 2006), but with some critical differences: (1) increasing number of presence locations, (2) using higher resolution variable predictors, (3) developing grain sizes optimization, (4) accounting for a biased effort sampling of presence points (Phillips 2009), and (5) employing a Morphological Spatial Pattern Analysis (MSPA, Soille and Vogt 2009) on binary habitat suitability model. Then, we employed a zonal analysis (*sensu* Bjornlie et al. 2014) through ArcGIS 10.2 (ESRI ©) software, in Geographic Information System (GIS) environment, to create a species distribution range, within the study area. Finally, having few data about animal attack against livestock, we calculated a new zootechnic index and we created a map of human-wolf risk of conflicts, combining the new index with the binary habitat suitability map.

## Methods

### Presence data

We have collected  $n=1836$  presence data, divided in: sightings (25/1836, 1%), retrieval of dead wolf (5/1836, <1%), prey remains (5/1836, <1%), wolf's damages (6/1836, <1%), scats (978/1836, 53%), camera-trap (744/1836, 41%), footprints (36/1836, 2%), wolf howling (37/1836, 2%).

Accounting to redundancy of some presence points, we filtered presence data in the following way: for the zonal analysis (i.e. range distribution map), when multiple presences appear with the same geographic coordinates (e.g. photos and videos of the same camera-trap), we counted them as a single presence point; for modelling SDM (i.e. habitat suitability map), when multiple presences appear into the same pixel (or spatial cell, 20x20m), again, we counted them as a unique presence point. From data filtering, sample size is reduced by 48%, with a final presence points data of  $n=952$ .

### Study area and predictor variables

We considered a study area of 4479.40 km<sup>2</sup>, corresponding to the boundaries of the province of Grosseto (Tuscany, Italy). This area was prevalently hilly landscape, passing through the sea coast (Mediterranean Sea) in the western area, up to the foothills of Apennines mountains in the eastern area, with an altitude ranges moving from -46 to 1750 meters.

Almost entirely covered by agriculture areas (47.29%, 2118.43 km<sup>2</sup>) and forest area (39.31%, 1760.82 km<sup>2</sup>), the rest of the study area was represented by 5.95% (266.41 km<sup>2</sup>) of shrublands, by 3.77% (168.78 km<sup>2</sup>) of urban areas, and 1.69% (75.74 km<sup>2</sup>) by open areas. Human population density of the study area reaches 49.17 inh/km<sup>2</sup>, varying from uninhabited areas to high human density population such as Grosseto city (4280.61 inh/km<sup>2</sup>). Paved road densities have an average of 0.67 km/km<sup>2</sup> and 49.17 km/km<sup>2</sup>, respectively for primary and secondary paved roads (see Table 1 for the codification).

Variables selected for the models are grouped within environmental, topographic and anthropogenic classes. We downloaded land use and topographic GIS layers from web site of Tuscany region (<http://www502.regione.toscana.it/geoscopio/cartoteca.html>), with a resolution of 1:10.000 for the land use and 20 meters for topographic layers; while roads feature layers originated from roads layer of the National Atlas of DeAgostini (2001).

Cause of some presence locations falling outside the study area (Grosseto boundaries, Tuscany), the calibration model area corresponds to the province of Grosseto territory plus nearest surrounding municipality, both in Tuscany and Lazio regions.

The environmental land use classes are comparable with the V-VI level of the Corine Land Cover (CLC, <https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>). The total amount of the land use classes ( $n=115$ ) are downscaled to the III level of the CLC and combined into 5 classes: forest, open, agriculture, shrub and urban areas. Roads variables was divided into two categories: primary



and secondary paved roads (Table 1), while, topographic variables, such as altitude and terrain slope, was calculated from the digital elevation model (DEM).

All variables were manipulating in GIS environment (ArcGIS 10.2, ESRI ©), with a 20x20m cell size resolution.

Categorical land use and continuous topographic variables were manipulated through a neighborhood focal mean (Spatial Analyst Tool), with different radius (from 100 to 500 by 100 meters, and from 1000 to 5500 by 500m) for a total of 15 grain sizes. In this way, each pixel (20x20m cell) of the raster represents the average value calculated from neighborhood cells within the specific radius (i.e. circular radius focal mean). For instance, land use predictors have continuous values from a minimum of 0 to a maximum of 1, where 1 represents a pixel with a total coverage, and 0 represents a pixel with no-coverage. On the contrary, roads variables are calculated as Euclidean distance from the two types of paved road features.

Creating different grain size set of variables, we built SDMs one for each set of variables and we evaluated the best model by a model selection approach (see grain optimization criteria, in Methods).

All variables (n=9) are tested in the multivariate collinearity through the Variance Inflation Factor (VIF), and we selected variables with  $VIF < 2$  (Zuur et al. 2010).

<b>DeAgostini code</b>	<b>Description</b>	<b>Predictor type</b>
10	Two-line motorway	Primary paved roads
18	Junction (motorway)	Primary paved roads
20-21-22	Super highway	Primary paved roads
30-40	Highway	Primary paved roads
50	Regional highway	Secondary paved roads
60	Local highway	Secondary paved roads
70	Other secondary road	Secondary paved roads
90	Urban roads*	—
120-121-122	Junction (super highway)	Primary paved roads
130-140	Junction (highway)	Primary paved roads
150	Junction (regional highway)	Secondary paved roads
160	Junction (local highway)	Secondary paved roads
170	Junction (other secondary road)	Secondary paved roads

*Table 1 – Atlas DeAgostini (2011) roads codification and classification type for the road model predictors.*

*\*Urban roads are excluded by road layers because we already used urban coverage as land use variable.*

#### Species distribution model

Wolf habitat suitability was performed by SDM design, where presence data are compared with pseudo-absence (i.e. random background points) over the study area. We used the maximum entropy algorithm as developed in the software MaxEnt (Elith et al. 2011) to map the wolf probability distribution in the province of Grosseto. MaxEnt is based on a machine learning response that is able to estimate the most uniform distribution (maximum entropy) of presence points compared to background locations given the constraints derived from the environmental data (Phillips et al. 2006). We used presence vs pseudo-absence design where pseudo-absences are randomly sampled within the study area, accounting for the sampling effort biased (see below). We built the average model over 100 replicates of multiple runs, using a maximum of 5000 iterations.

As mentioned above, not being able to sample the whole study area, sampling effort of presence points is focused over the higher suitable areas of the preliminary SDM results. However, in this way, presence data show a biased sampling effort that we must consider in modeling procedure and, for this reason, we used the same biased sampling effort for the background points (Phillips 2009). In fact, the background samples used when developing a distribution model can have significant impacts on the model results (Elith et al. 2011; Kramer-Schadt et al. 2013). One method used to limit where the background points are selected from is to only let MaxEnt select from areas where we have sampled locations. This limits the background points to areas that we assume are surveyed for the species, which provides MaxEnt with a background file with the same bias as the presence locations. According to this, we created a bias file that correspond to the sampling effort grid.

We also compared two modelling approaches, one with background random sampling over the entire study area (from here called “naïve” model) and one with background random points constrained within the sampling effort grid used for the presence locations sampling (from here called “accounted-bias” model, *sensu* Phillips 2009). Our aims are to mitigate the effect of biased sampling effort used for the presence data (i.e. introducing the bias file in MaxEnt), accounting for it in the selection of backgrounds random points and, consequentially, tempt to mitigate model overfitting (Radosavljevic and Anderson 2014).

Models evaluation are performed by repeated subsampling, in which the presence points are repeatedly split into random training (70%,  $n=666$ ) and testing (30%,  $n=286$ ) subsets of presence data, with replicate sample sets chosen without replacement. Splitting data into two partitions, one for training and one for testing, MaxEnt provide a measure of model performance through the Area Under the Receiver Operating Curve (ROC) or AUC. The AUC values allow to easily compare performance of one model with another and are useful in evaluating multiple MaxEnt models. An AUC value of 0.5 indicates that the performance of the model is no better than random, while values closer to 1.0 indicate better model performance.

For both *naïve* and *accounted-bias* model selection, we built SDMs at each grain size, comparing the average SDM (i.e. averaging from 100 replicate runs) for each grain size, and we selected the

best grain size model, accounting for the higher AUC value and the best model evaluation output (i.e. commission/omission test).

From the *accounted-bias* model, we produced a continuous map of habitat suitability and a binary suitability map, where suitable area was coded as 1, while unsuitable areas are coded as 0. MaxEnt provides several threshold methods to binarize a continuous model. In this case, we choose the threshold called “maximum training sensitivity plus specificity training omission”, that maximize the sensitivity (also called true positive rate) and specificity (also called true negative rate).

In addition, we performed the MSPA analysis through GUIDOS (Graphical User Interface for the Description of image Objects and their Shape) software (<http://forest.jrc.ec.europa.eu/download/software/guidos/>), that is a customized sequence of mathematical morphological operators targeted at the description of the geometry and connectivity of the image components (Soille and Vogt 2009). In other words, basing on the geometry of binary patches of the suitable areas (SDM), this tool eliminates the spurious areas (e.g. background noise), identifying the core areas of the wolf.

#### Range distribution analysis

We set up a 3×3 km grid over the area containing all verified presence locations. Grid cell size was based on the size of the grid used in the sampling on the field. To mitigate the effects of the heterogeneity in distribution and effort of sampling, we transformed the raw wolf location data by performing a zonal analysis (Bjornlie et al. 2014). We assigned a value of 1 to all grid cells containing >1 observation and 0 to all unoccupied cells and, for each cell, we summed the value of the cell and of the 8 adjacent cells. Therefore, each cell had a value potentially ranging from 0 to 9. After assigning the zonal sum of each cell to its centroid, we used ordinary kriging to develop a predictive surface, including in the range only areas with predicted values >1.0 (Bjornlie et al. 2014). The parameters of the semivariogram were chosen using a jackknife procedure in which one point at time was left out of the analyses and compared to the predicted value. Model goodness was evaluated considering the root mean square error (RMSE). All analyses were performed in the Geostatistical Analyst extension (Johnston et al. 2001) available in ArcGIS 10.2 (ESRI ©).

#### Map of human-animal risk of conflicts

Unfortunately, we have no clear information about damages to livestock by wolf. However, to create a map of potential human-wolf risk of conflict, we used a new composed index calculated in the following way: first, we calculated the zootechnic-labor force (ZLF), dividing the zootechnic-labor force of “interested” farms (i.e. farming suitable prey for wolf, as horse, pig, cow, sheep and goat) with the total labor-force, at municipality level (VI Agricultural and Farming Census 2010, ISTAT; <http://www.censimentoagricoltura.istat.it/>).

Then, thanks to the IRPEF2010-11 data (available from Italian Ministry of Economy and Finance; <http://www.mef.gov.it/>), we have evaluated a Gross Domestic Product (GDP, equivalent to the Italian index called Prodotto Interno Lordo, PIL) index, divided for the municipality area (GDP/km<sup>2</sup>). Finally, we obtained the potential human-wolf conflict index, hereafter called GDP-zootechnic (GDPZ), that is calculated as:

GDPZ index was transformed into a raster layer and overlaid with the binary map of the wolf's habitat suitability model (SDM). For detecting municipality with higher potentially conflicts between human and wolves, we overlaid the binary suitability map with a high GDPZ index (see Fig. 10).

## Results

### Species distribution model

We used a set of 7 predictors to model the wolf habitat suitability (see Fig. 1, continuous map of *accounted-bias* model), including percentage of forest, urban, open, shrub areas, average altitude and distance from primary and secondary roads. We excluded agriculture and average slope variables, both correlated with forest areas (VIF>2).

After evaluating grain optimization, we found that predictors maximized both the performance of the *accounted-bias* model (AUC=0.78, Fig. 2) and its omission/commission evaluation test (Fig. 3) at a grain size of 500 meters.

MaxEnt provides estimates of relative contributions of the predictor variables, while the relative responses curves show how each variable affects the Maxent prediction (Fig. 4). The curves show how the logistic prediction changes as each environmental variable is varied, keeping all other environmental variables at their average sample value. These results show how wolf probability of presences increases with the increase of the percentage of forest and shrub areas, and with the increase of the linear distance from primary and secondary paved roads. Model contribution of these variables are: 32.4% for forest areas, 6.4% for distance from primary paved roads, and 2.3% for shrub areas. Additionally, wolf probability of presence increases with the decrease of the percentage of urban and open areas, respectively, with a model contribution of the 28.5% and 0.5%. Then, altitude and distance from secondary paved roads predictors don't show any linear visible pattern, with a contribution to the model, respectively, of the 20% and 10%.

Finally, binary habitat suitability map of the *accounted-bias* model is processed through MSPA, to eliminate smallest and spurious suitable patches or, in other words, cleaning binary map from the background noise (Fig. 6).



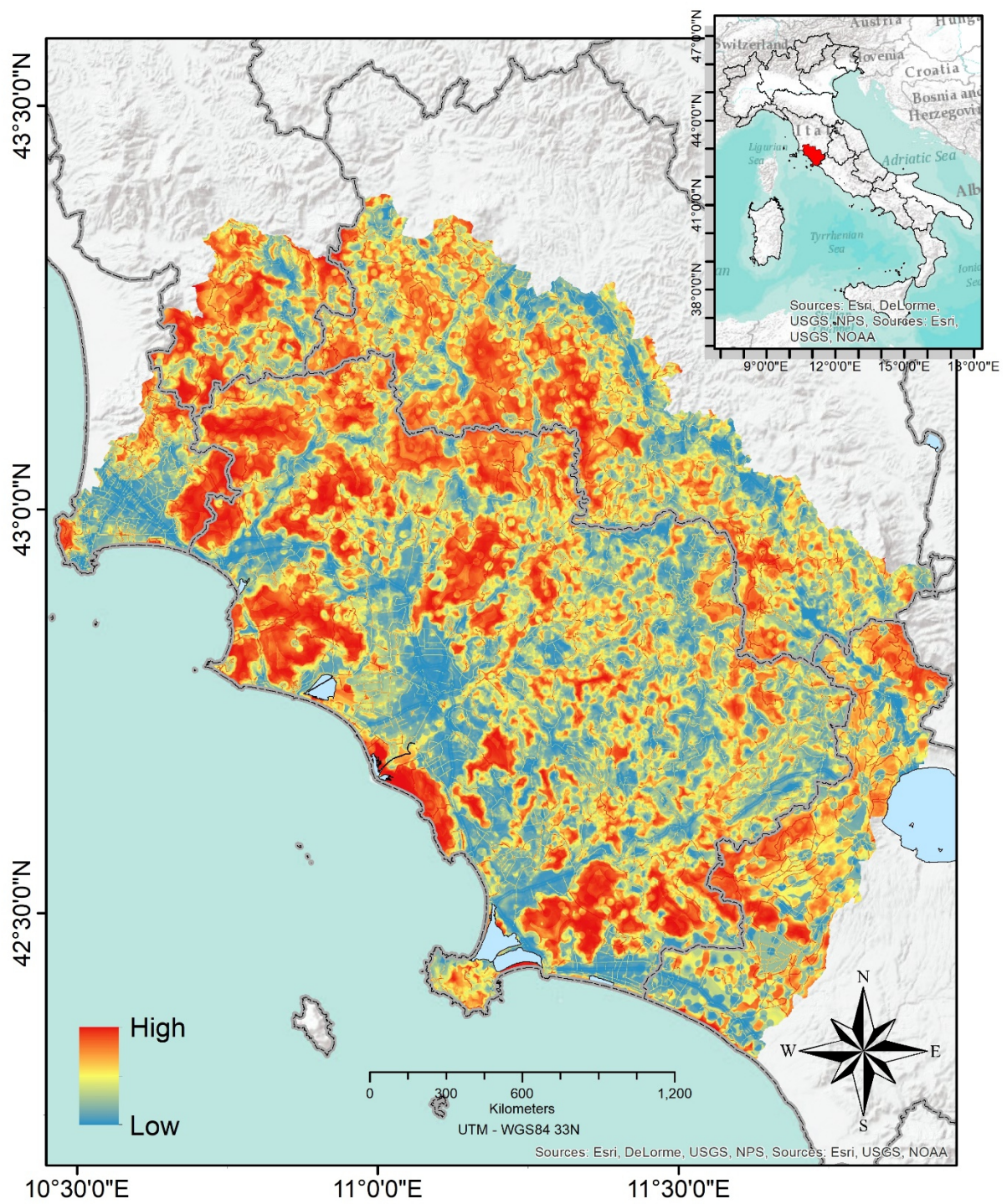


Fig. 1 – Wolf species distribution map in the province of Grosseto. Red values represent higher suitable areas and blue values represent lower suitable area.

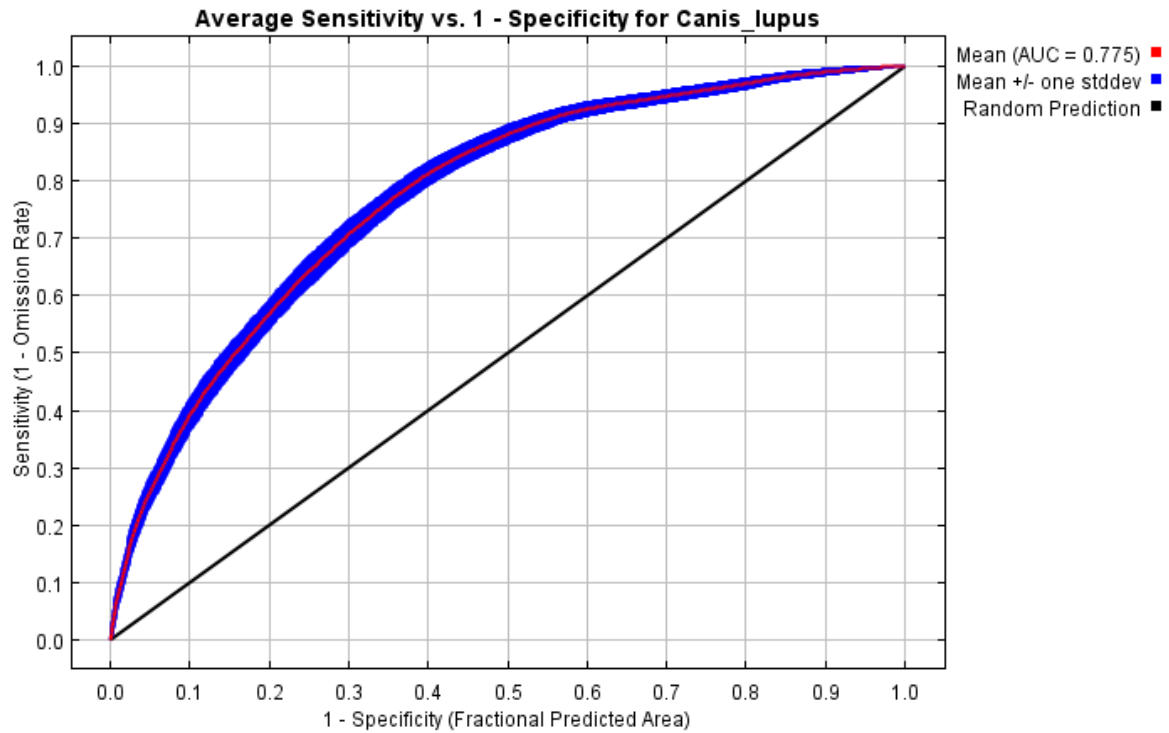


Fig. 2 – This graph displays the AUC of the accounted-bias model, with predictors calculated with a focal grain size of 500 m.

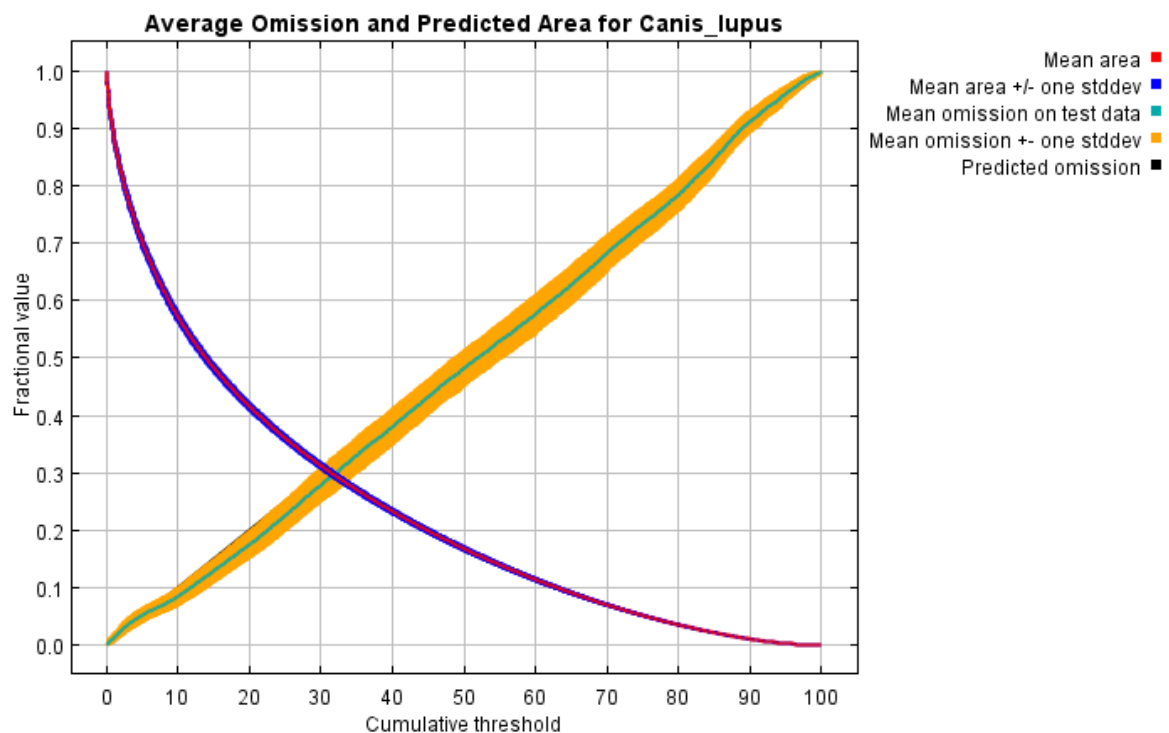


Fig. 3 – This graph displays the omission rate and predicted area at different threshold of the accounted bias model. This is equivalent to compare “sensitivity” (or proportion of presences incorrectly predicted) vs “1 – specificity” (or proportion of absences incorrectly predicted). The orange and blue shading surrounding the lines on the graph represent variability (100 model replicates).

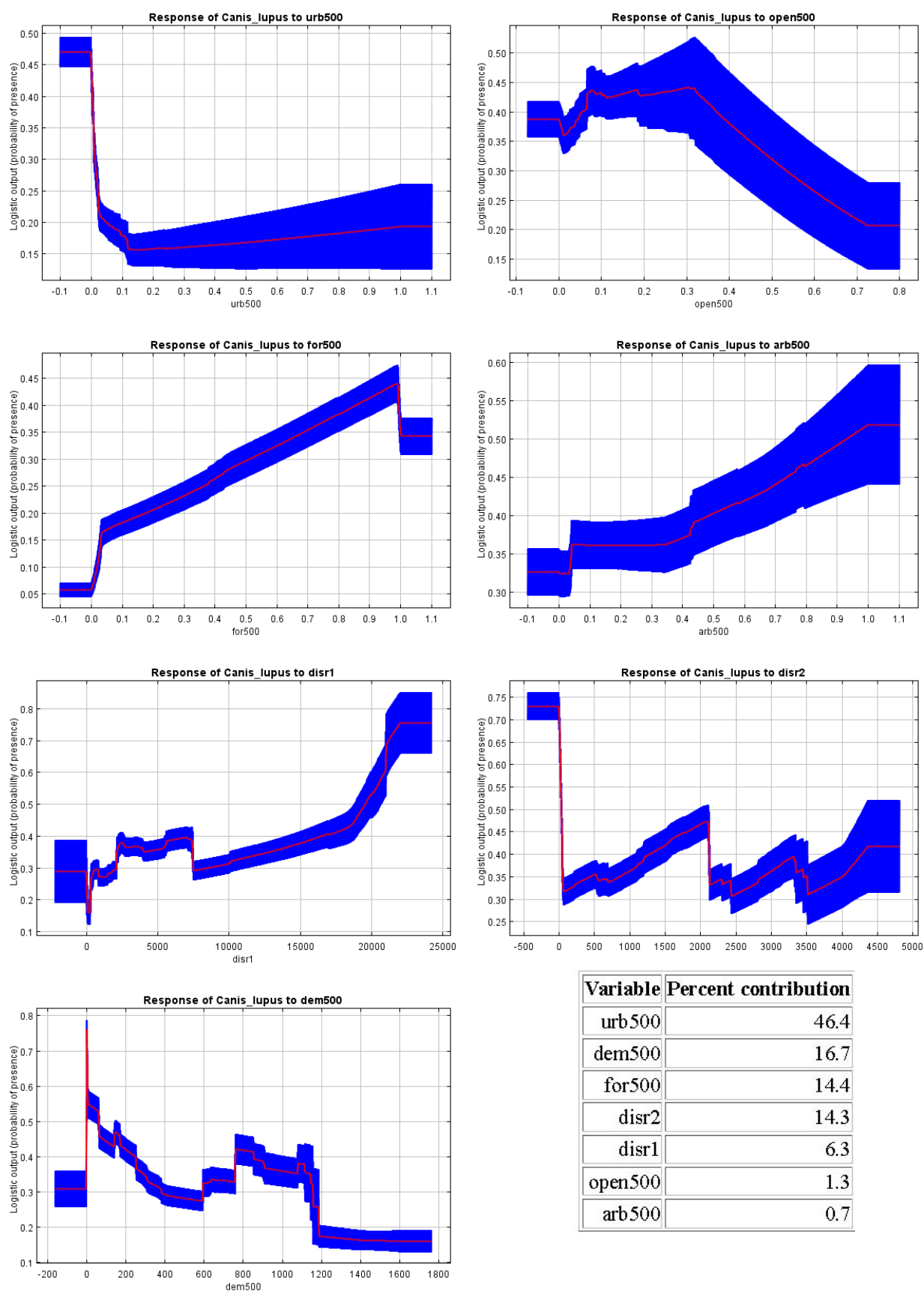


Fig. 4 – Response curves of accounted-bias SDM and percent contribution of variables (lower right display). Starting from the top and proceeding from left to right, curves show responses of urban, open, forest and shrub areas, distance from paved primary and secondary roads, and altitude predictor variables. The curves show the average response (red) +/- the standard deviation (blue) of the 100 replicate runs.



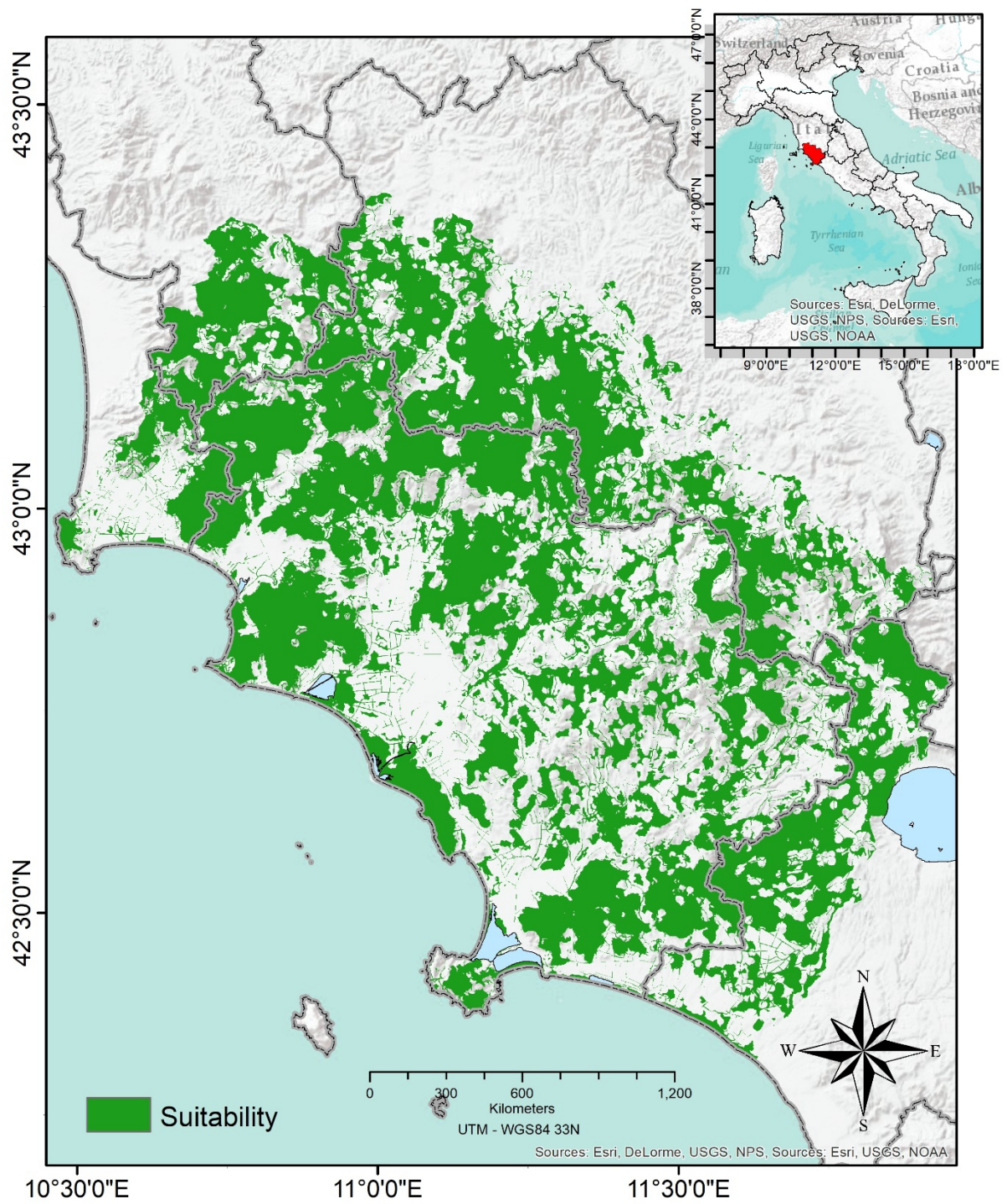
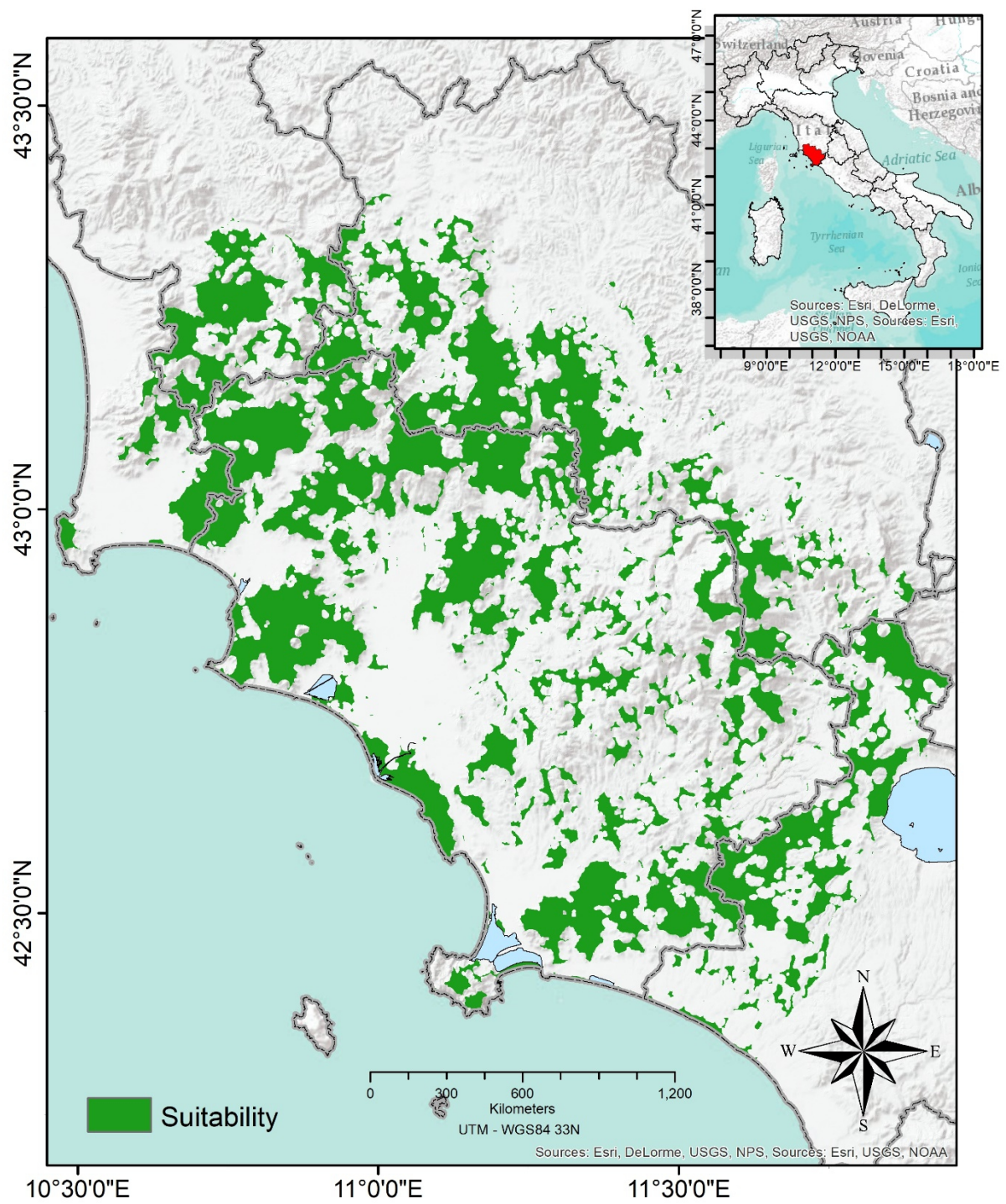


Fig. 5 – Binary map of wolf habitat suitability for the accounted-bias model. Maximum sensitivity and specificity threshold is selected for cutting model into suitable and unsuitable areas.



*Fig. 6 – Binary habitat suitability map of the accounted-bias model after MSPA, cleaned by background noise.*

### Range distribution map

In Fig. 7-8, we show two distinct output forms of wolf distribution range: the density probability of distribution (Fig. 7) and the binary distribution (Fig. 8). Fig. 9 shows binary habitat suitability map (green areas) overlaid with the wolf distribution range map (red areas). From the last two maps, we can quantify information about (i) percentage of suitable areas within or outside the wolf distribution range area, (ii) percentage of suitable and unsuitable areas within the study area, or (iii) the percentage of suitable and unsuitable areas within wolf distribution range area. For instance, within the province of Grosseto, the wolf distribution range covers an area equal to 2216.09 km<sup>2</sup> (49.47% of the study area), composed by the 55.06% of suitable areas and, consequently, by the 44.54% of unsuitable areas. Overall, suitable areas covered an area equal to 2838.36 km<sup>2</sup> (63.36% of the province of Grosseto). However, not all suitable areas are included inside the wolf distribution range: in fact, the 70.52% of suitable areas are within the distribution range (consequently, the rest 29.84% are outside it).



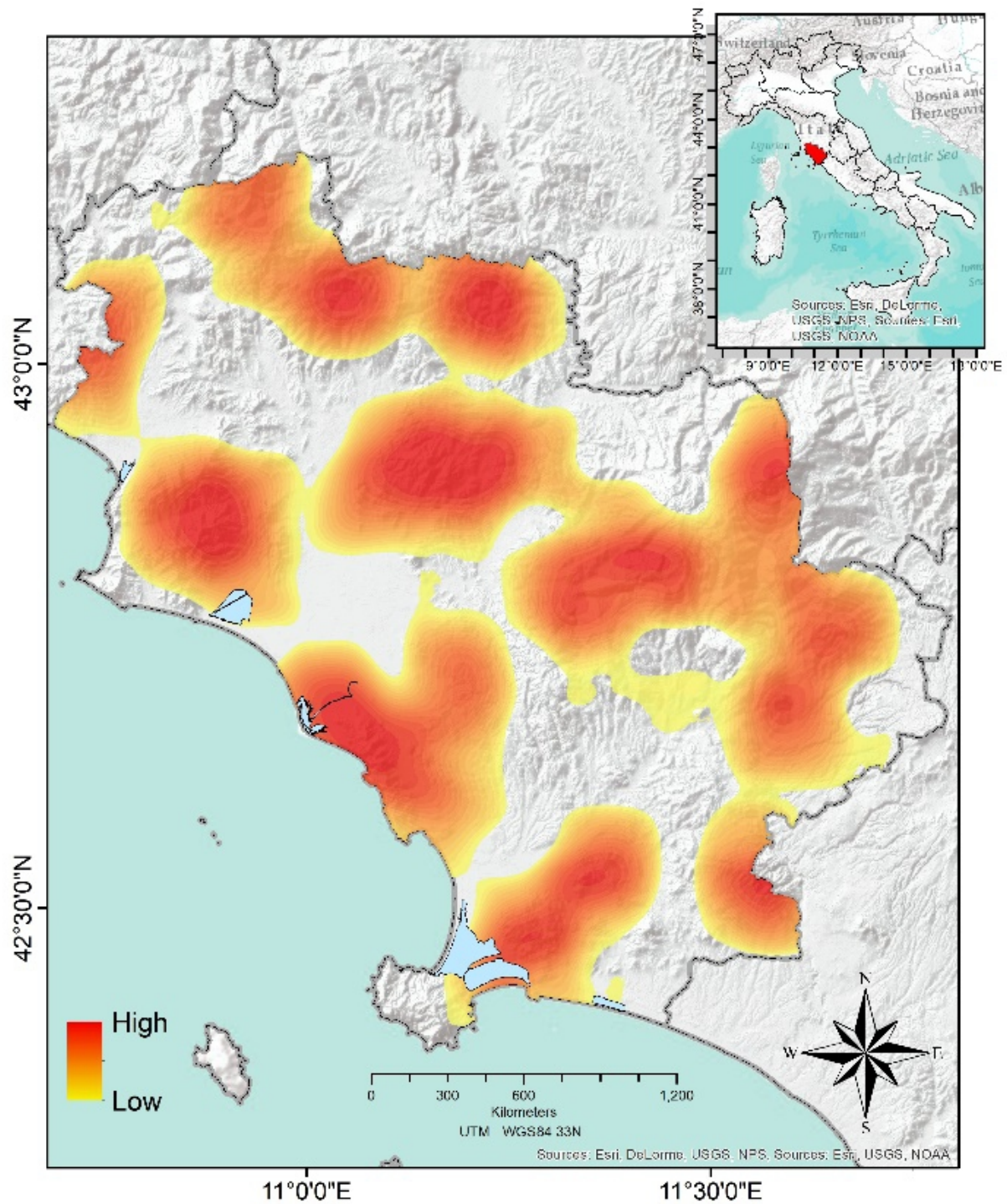


Fig. 7 – Distribution range of wolf calculated by ordinary-kriging (Geospatial Analysis extensions, ArcGIS 10.2). Here, distribution range is represented as continuous density map, where higher values (in red) show higher density of presence location points, and lower values (in yellow) show lower density of presence location points.

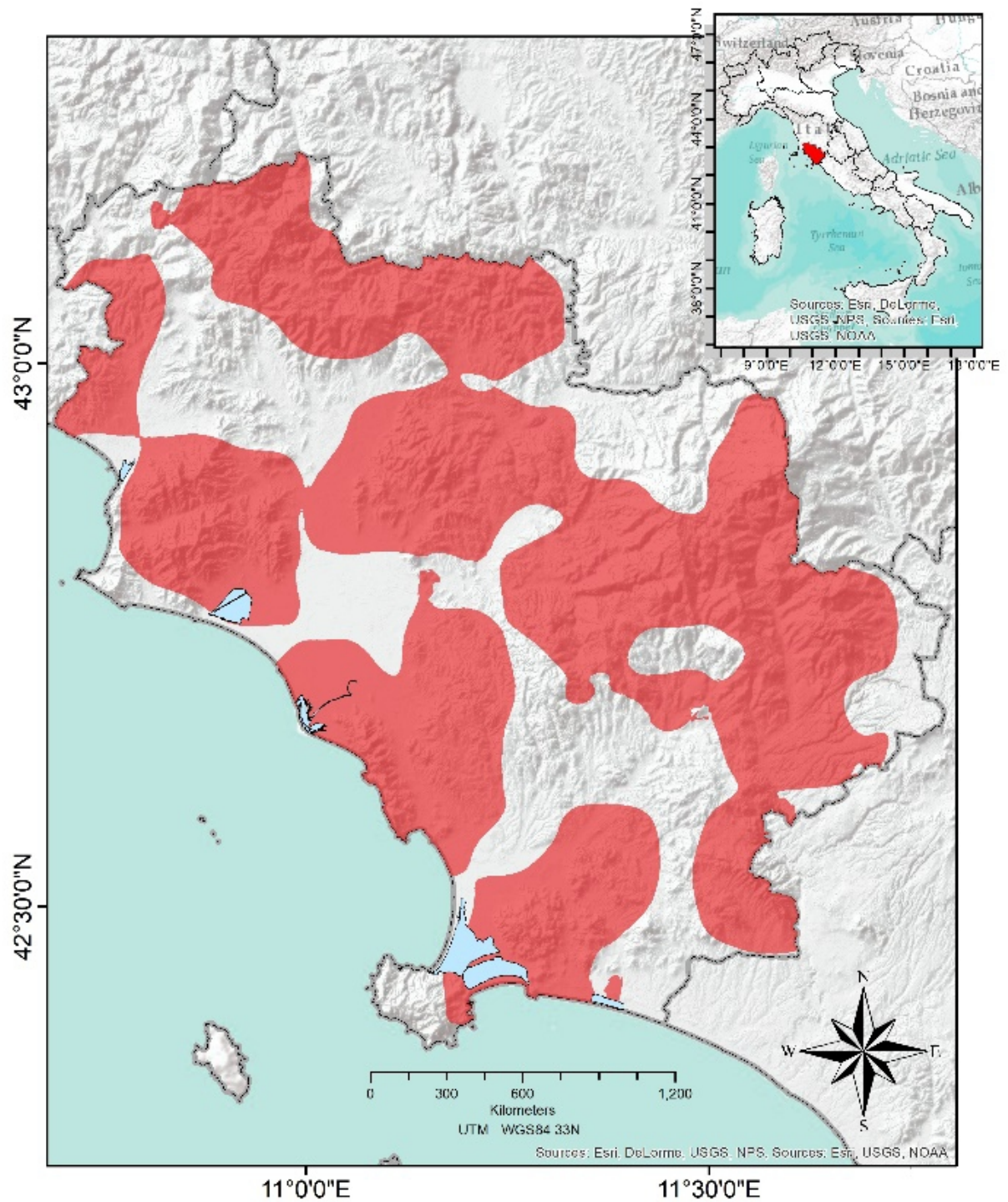


Fig. 8 – Distribution range of wolf calculated by ordinary-kriging (Geospatial Analysis extensions, ArcGIS 10.2). Here, distribution range is represented as binary map of distribution, where red area represents the extent of wolf distribution.



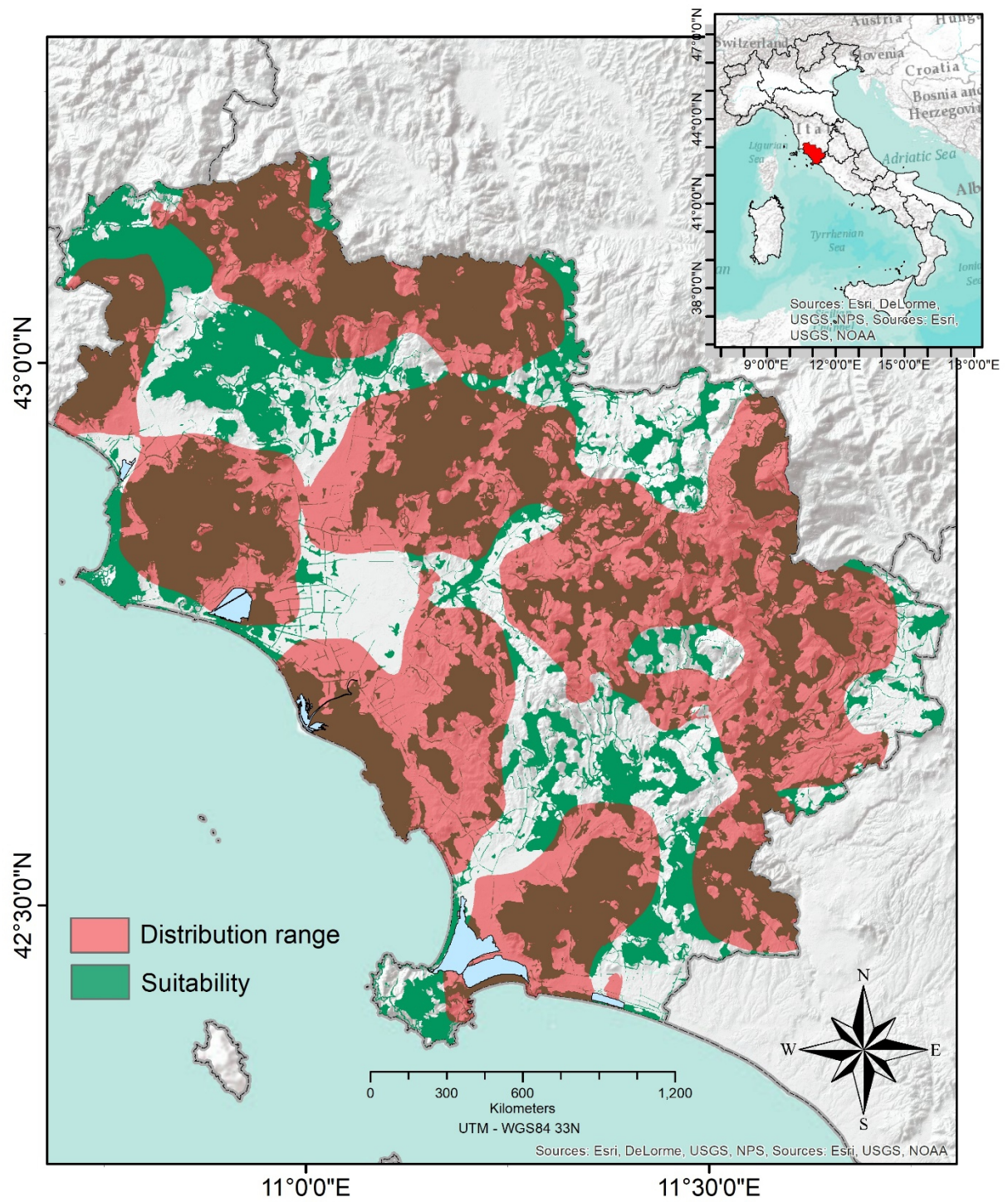


Fig. 9 – Habitat suitability binary map of accounted-bias model overlaid with the distribution range binary map of wolf. This map shows in green suitable areas and in transparency red the extent of wolf distribution.



### Human-wolf risk of conflicts map

Finally, in Fig. 10 we compared the zoo-technic index (GDPZ) with the binary habitat suitability map produced by *accounted-bias* model. The aim of this map is detecting territories with higher GDP and large or many wolf's suitable areas that could be increased risk of conflict between human-zootechnical and wolves' activities, in the same territory. The objective of this map is to produce a useful management tool for the wolf conservation and local interventions.

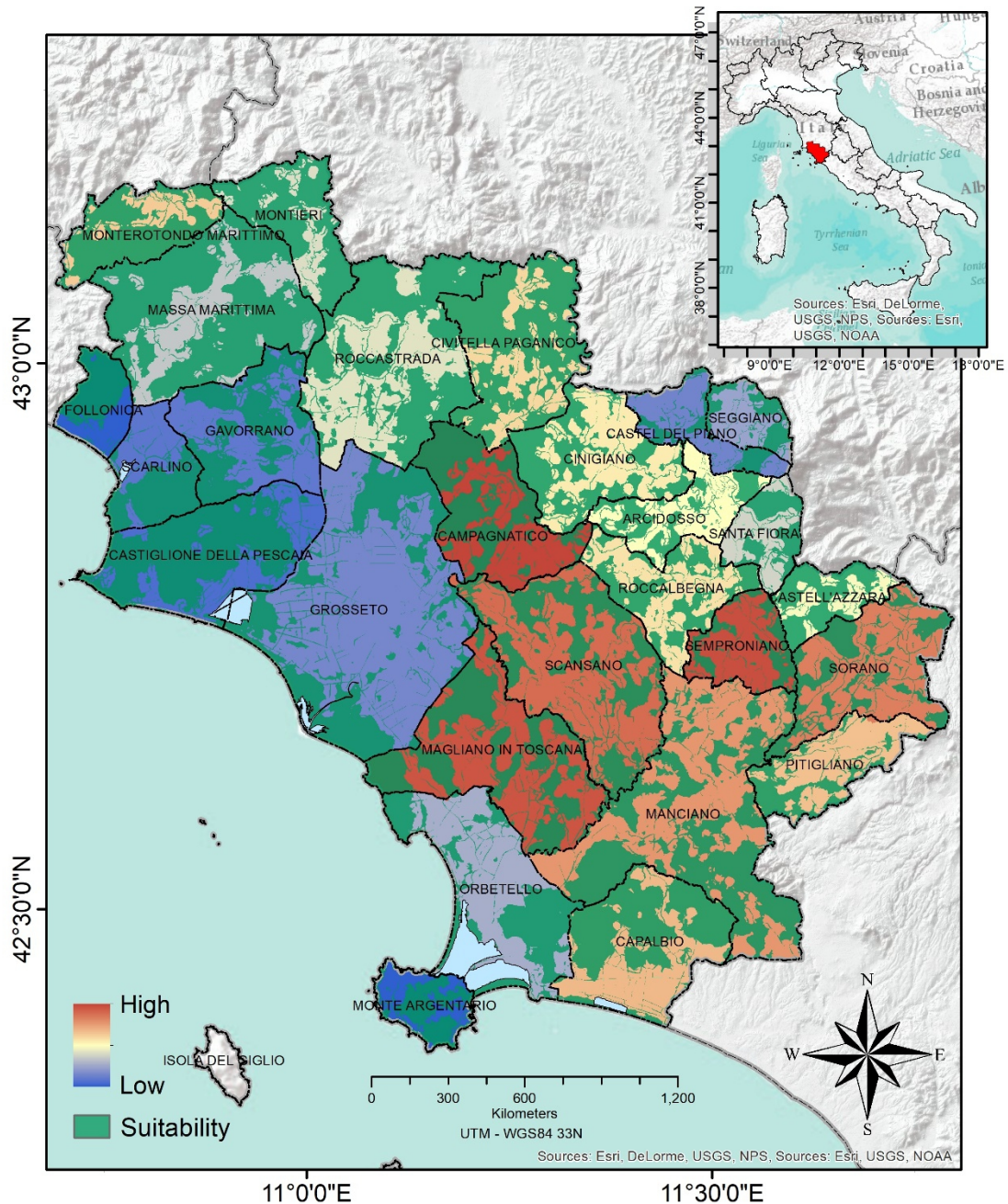


Fig. 10 – Human-wolf potentially conflict maps in the province of Grosseto, at municipality level. In the worst scenario, higher values of GDPZ (in red) and larger wolf suitable patches correspond to potentially higher human-animal risk of conflicts; on the contrary, in the best scenario, lower values of GDPZ (in blue) and smaller suitable patches correspond to potentially lower human-animal risk of conflicts.



## Discussion

Overall, we produced a series of tools for increasing the measures of wolf conservation related on recent species expansion in Mediterranean territories. SDMs are employed to build continuous map of animal probability of presence. However, this output can be manipulated to develop more useful binary map of animal habitat suitability, to detect the strongholds area where wolves may establish.

We know that a species distribution range contained both suitable and unsuitable habitat patches. In this direction, combining habitat suitability map with a zonal analysis, we highlighted that there is a large suitable area on the norther area of the study area that was not sampled and, consequently, we have not collected any presence locations. This limitation, involve some higher suitable area is not included in the distribution range of wolf, cause of lack of information in this area.

A future prospective of this project could be increase the sampling effort, including those areas that SDM have detected as high suitable for wolf. However, some progress has been made in these last years: for instance, sample size was increased ( $n=1836$ ), environmental predictors become more accurate and at higher resolution, modelling techniques and knowledge quickly improve, ready to be incorporate into wildlife safeguard and conservation of the wolf in this area.

We also tested different modelling approaches, comparing a *naïve* and *accounted-bias* models, and we highlighted that there are differences in logistic output map, in the binary maps, in AUC values and in percent contribution of predictors of the models: AUC value decreases from 0.85 (*naïve* model) to 0.78 (*accounted-bias* model), with high probability for naïve model overfitting; on the contrary, omission/commission evaluation test of *accounted-bias* model show a better output respect to the *naïve* model.

In addition, percent contribution of variables change respect to the modelling approaches: in the *naïve* model forest variable dominates model contribution (32%), following by urban areas (28%) and altitude (20%) variables; conversely, in the *accounted-bias* model urban variable dominates model contribution (46.4%), following by altitude (16.7%) and forest (14.4%) variables.

## References

- Bjornlie DD, Thompson DJ, Haroldson MA, Schwartz CC, Gunther KA, Cain SL, Tyers DB, Frey KL, Aber BC. 2014. Methods to estimate distribution and range extent of grizzly bears in the greater yellowstone ecosystem. *Wildl. Soc. Bull.* 38:182–187. doi:10.1002/wsb.368.
- Elith J, Phillips SJ, Hastie T, Dudík M, Chee YE, Yates CJ. 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Divers. Distrib.* 17:43–57. doi:10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x.
- Johnston K, Ver Hoef JM, Krivoruchko K, Lucas N. 2001. Using ArcGIS geostatistical analyst. *Analysis* 300:300. doi:10.1111/1467-9671.00074.
- Kramer-Schadt S, Niedballa J, Pilgrim JD, Schröder B, Lindenborn J, Reinfelder V, Stillfried M, Heckmann I, Scharf AK, Augeri DM, et al. 2013. The importance of correcting for sampling bias in MaxEnt species distribution models. *Divers. Distrib.* 19:1366–1379. doi:10.1111/ddi.12096.
- Phillips SJ. 2009. Sample selection bias and presence-only distribution models : implications for background and pseudo-absence data Reference Sample selection bias and presence-only distribution models : implications for background and pseudo-absence data. *Ecol. Appl.* 19:181–197. doi:10.1890/07-2153.1.
- Phillips SJ, Anderson RP, Schapire RE. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecol. Modell.* 190:231–259.
- Radosavljevic A, Anderson RP. 2014. Making better Maxent models of species distributions: Complexity, overfitting and evaluation. *J. Biogeogr.* 41:629–643. doi:10.1111/jbi.12227.
- Soille P, Vogt P. 2009. Morphological segmentation of binary patterns. *Pattern Recognit. Lett.* 30:456–459. doi:10.1016/j.patrec.2008.10.015.
- Zuur AF, Ieno EN, Elphick CS. 2010. A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. *Methods Ecol. Evol.* 1:3–14. doi:10.1111/j.2041-210X.2009.00001.x.