

Produzione di mappe climatiche e bioclimatiche mediante *Universal Kriging* con deriva esterna: teoria ed esempi per l'Italia

Attorre F *, Francesconi F, Valenti R, Collalti A, Bruno F

Dipartimento di Biologia Vegetale, "Sapienza" Università di Roma, P. le Aldo Moro 5, I-00185 Roma (Italy) -
*Corresponding Author: Fabio Attorre (fabio.attorre@uniroma1.it).

Abstract: *Production of climatic and bioclimatic maps by Universal Kriging with external drift: theory and examples for Italy.* In this paper GIS-based maps of climatic and bioclimatic data for Italy have been obtained by interpolating values observed at measurement stations. Long-term (1961-1990) average monthly data were obtained from weather stations measuring precipitation (1102 sites) and temperature (321 sites). We analysed twelve climatic variables (temperature and precipitation) and nine bioclimatic indexes. Terrain variables and geographical location have been used as predictors of climate variables: longitude, latitude, elevation, aspect, slope, continentality and estimated solar radiation. Universal kriging (*i.e.*, simple kriging with trend function defined on the basis of a set of covariates), which is optimal (*i.e.*, BLUP, best linear unbiased predictor) if spatial association is present, has been used as spatial interpolator. Based on the root mean square errors from cross-validation tests, we ranked the best search radius for each variable data set. A 15 km search radius has been demonstrated to be the best one to model precipitation variables and precipitation-based bioclimatic indexes, while temperature variables were modelled using a 30 km radius.

Keywords: Bioclimatic indexes, GIS, Italy, Spatial interpolation, Universal kriging.

Received: Aug 22, 2007; Accepted: Mar 07, 2008

Citation: Attorre F, Francesconi F, Valenti R, Collalti A, Bruno F, 2008. Produzione di mappe climatiche e bioclimatiche mediante *Universal Kriging* con deriva esterna: teoria ed esempi per l'Italia. *Forest@* 5: 8-19 [online: 2008-03-27] URL: <http://www.sisef.it/forest@/>.

Introduzione

Definire la nicchia bioclimatica rappresenta uno dei metodi più utilizzati per studiare e analizzare la distribuzione potenziale di una specie (Box 1981, Tuhkanen 1984, Woodward 1987, Huntley et al. 1989, Brzeziecki et al. 1993 Franklin 1998, Guisan et al. 1998, Samantha 2005) e gli effetti che eventuali cambiamenti climatici possono avere su tale specie e sulla sua distribuzione (Brzeziecki et al. 1995, Huntley et al. 1995, Carey 1996, Guisan et al. 1998, Kienast et al. 1998, Bakkenes et al. 2002, Berry et al. 2002, Pearson et al. 2002, Pearson & Dawson 2003).

In passato molti Autori hanno utilizzato ed elaborato indici bioclimatici per interpretare le correlazioni tra variabili climatiche e distribuzione delle specie. Sulla base di tali indici si è arrivati ad alcune classificazioni bioclimatiche con la suddivisione del pianeta per macro-aree (Köppen 1936, Bagnouls &

Gausson 1957, Rivas-Martinez 1996).

Generalmente il dato climatico di partenza di cui si dispone è un dato di tipo puntuale, proveniente dalla rete di stazioni termo-pluviometriche distribuite sul territorio. Per ottenere una carta che descriva l'andamento delle variabili su una superficie è necessario interpolare tale dato con tutti gli altri dati puntuali che si hanno a disposizione generando così superfici climatiche statistiche.

I metodi di interpolazione vengono utilizzati per stimare andamenti di temperatura e precipitazioni tenendo conto della distanza reciproca tra il punto geografico effettivamente misurato e quello da stimare (*distance weighting* - Tabios III & Salas 1985, Lennon & Turner 1995, Willmott & Matsuura 1995, Nalder & Wein 1998, Kurtzman & Kadmon 1999). Altri metodi geostatistici universalmente riconosciuti come buoni predittori sono l'interpolazione poli-

nomiale (Tabios III & Salas 1985, Lennon & Turner 1995), la regressione multipla e polinomiale (Goodale et al. 1998, Kurtzman & Kadmon 1999, Agnew & Palutikof 2000, Ninyerola et al. 2000, Blasi et al. 2007), il *kriging* e le sue possibili modulazioni (ordinario, universale), *co-kriging* (Tabios III & Salas 1985, Phillips et al. 1992, Hudson & Wackernagel 1994, Holdaway 1996, Nalder & Wein 1998, Diodato 2005), lo *splines* (Hulme et al. 1995, Lennon & Turner 1995, Kurtzman & Kadmon 1999) e le reti neurali (Antonić et al. 2001).

La scelta di utilizzare per questo lavoro l'*Universal Kriging* (UK) come metodo di interpolazione geostatistica è basata sulla considerazione che UK è riconosciuto essere uno dei migliori interpolatori per questo tipo di analisi e per questo tipo di dati, come emerso in uno studio comparativo con altri metodi comunemente utilizzati (Attorre et al. 2007). Recentemente alcuni Autori (Blasi et al. 2007) hanno prodotto mappe climatiche per il territorio italiano mediante applicazione di modelli regressivi localizzati utilizzando l'altitudine come unica variabile indipendente. Pur non esistendo alcuna prova che lo stimatore *kriging* sia migliore globalmente rispetto ad altre metodologie di stima, sappiamo che è stato dimostrato essere il *best linear unbiased predictor* (BLUP) e quindi ha caratteristiche di ottimalità accertate tra le procedure lineari. In letteratura infatti esistono esempi della maggiore efficienza del *kriging* rispetto alle regressioni locali (Lloyd & Atkinson 2004, Lloyd 2005, Haberlandt 2007). Tuttavia è anche vero che la scelta del variogramma può essere a volte cruciale e che metodi di interpolazione locale possono essere più flessibili rispetto al *kriging* dal momento che non necessitano di adattarsi ad un determinato variogramma.

Area di studio e dati climatici

L'area di studio ha interessato l'intero territorio nazionale, per una superficie di circa 300000 km² e un intervallo altitudinale compreso dal livello del mare fino alle vette più alte della catena alpina (M.te Bianco, 4810 metri circa). Anche la variabilità geomorfologica della penisola risulta molto varia con ambienti metamorfici, calcarei, vulcanici, alluvionali, ecc. e gran parte del territorio sviluppato lungo le coste dei mari tirreno, ionio ed adriatico.

Proprio questa complessità locale sembra influenzare il modello climatico generale tipico del mediterraneo, il quale presenta estati calde ed aride specialmente lungo le coste e periodi di freddo invernale prolungato ed intenso con precipitazioni abbondanti

nelle zone più interne delle catene montuose.

I dati climatici, rappresentati da medie mensili relative al trentennio 1961-1990, sono stati ottenuti dall'elaborazione statistica di dati meteorologici provenienti da una rete di rilevamento su scala nazionale composta da 1102 stazioni pluviometriche e 321 stazioni termometriche (Fig. 1).

Sono stati inoltre elaborati diversi indici bioclimatici.

Quoziente pluviometrico di Emberger

Emberger (1930), classifica il clima Mediterraneo sulla base di un quoziente pluviometrico (*Q*) attraverso la seguente formula:

$$Q = 2000 P / (T_{max} - T_{min})$$

dove *P* = precipitazione annua; *T*_{max} = media delle temperature massime dei mesi più caldi; *T*_{min} = media delle temperature minime dei mesi più freddi.

Indici di stress da freddo e da caldo di Mitrakos

Mitrakos (1980), ha elaborato due indici di stress per le piante. Il primo, *summer drought stress index* (SDS), definisce l'intensità e la durata dell'aridità estiva sulla base dei valori di precipitazione dei mesi di Giugno, Luglio e Agosto, il secondo, *winter cold stress* (WCS), quantifica lo stress da freddo sulla base dei valori di temperatura minima dei mesi di Dicembre, Gennaio e Febbraio.

$$SDS = 2(50 - P_s)$$

dove *P*_s = media delle precipitazioni medie di Giugno, Luglio e Agosto;

$$WCS = 8(10 - T_{min_w})$$

dove *T*_{min_w} = media delle temperature minime di Dicembre, Gennaio e Febbraio

Indici bioclimatici di Rivas-Martinez

Rivas-Martinez (1987, 1996), individua sulla base delle combinazioni di indici climatici la regione climatica di appartenenza.

Indice ombrotermico estivo compensato (COSi)

$$COSi = \frac{(P_{Maggio} + P_{Giugno} + P_{Luglio} + P_{Agosto})}{(T_{Maggio} + T_{Luglio} + T_{Giugno} + T_{Agosto})}$$

Indice di continentalità (Ci)

$$Ci = T_{max} - T_{min}$$

dove *T*_{max} e *T*_{min} rappresentano le temperature medie

del mese più caldo (Luglio) e del mese più freddo (Gennaio).

Indice di termicità (T_i)

$$T_i = 10(T + m + M)$$

dove T = temperatura media annua; m = media delle temperature minime del mese più freddo; M = media delle temperature massime del mese più freddo.

Indice di aridità estiva di De Martonne

De Martonne (1927), elabora un indice di aridità

estiva (A_i) basato sulla lunghezza del periodo arido estivo definito dalla seguente formula:

$$A_i = P/T + 10$$

dove P = precipitazione media annua; T = temperatura media annua.

Le variabili climatiche e bioclimatiche considerate per le analisi sono elencate nella Tab. 1. Come variabili indipendenti sono state utilizzate: altitudine (ALT), esposizione (ASP), pendenza (SLO), latitudine (LAT), longitudine (LON), continentalità (CON) e un indice mensile e annuale di radiazione solare sti-

Fig. 1 - Rete Nazionale delle stazioni di rilevamento termopluviometrico.



Tab. 1 - Variabili analizzate: legenda e statistiche descrittive.

Variabili	Descrizione	Min	I Qu	Mediana	Media	III Qu	Max
P5	Precipitazioni di Maggio	12	53	70	81	96	326
P6	Precipitazioni di Giugno	0	43	57	69	82	287
P7	Precipitazioni di Luglio	1	28	41	49	58	210
P8	Precipitazioni di Agosto	6	42	60	69	86	248
Ptot	Precipitazioni annuali	394	790	962	1064	1256	3092
Tm5	Temperatura media di Maggio	-4.9	15.1	16.8	15.9	17.7	19.9
Tm6	Temperatura media di Giugno	-1.6	19.0	20.6	19.8	21.6	24.3
Tm7	Temperatura media di Luglio	0.8	21.9	23.3	22.6	24.5	27.2
Tm8	Temperatura media di Agosto	0.6	21.6	23.2	22.5	24.5	27.6
Tm	Temperatura media annuale	-6.2	12.4	14.2	13.7	16.0	19.0
Tmax 7	Temp. media max. del mese più caldo	3.4	27.3	28.9	28.2	30.0	34.2
Tmin 1	Temp. media min. del mese più freddo	-14.4	-0.4	2.5	2.1	4.9	10.2
Q	Quoziente pluviometrico	43.8	83.0	98.6	117.6	137.6	554.5
SDS	Indice di stress da aridità estiva	-396	-48	-6	-24	24	92
WCS	Indice di stress da freddo invernale	-4.8	36.8	56.0	58.3	76.0	192.8
COSi	Indice ombrotermico estivo compensato	0.3	1.2	2.1	2.3	2.9	9.8
Ci	Indice di continentalità	11.6	15.5	16.9	17.0	18.3	23.0
Ti	Indice di termicità	-301	183	259	249	330	438
Ai	Indice di aridità	14.1	28.5	34.4	38.9	45.9	104.1

mata (ESR) ottenuto mediante l'applicazione di un modulo del software GIS GRASS. La procedura di interpolazione mediante *kriging* è stata ricavata da librerie del *software* statistico R (MAPTOOLS, GSTAT, GEO R, SGEOSTAT, RANDOMFIELDS ed altre). La restituzione cartografica in formato GRID con una risoluzione di 500 m è stata prodotta utilizzando il modulo SPATIAL ANALYST di ArcGIS 9.1 della ESRI.

Metodo di interpolazione

I metodi di interpolazione che possono essere utilizzati per la spazializzazione di dati climatici si dividono in due principali tipologie: tecniche deterministiche e tecniche stocastiche, le prime operano sulla base di formule matematiche che calcolano medie pesate dei valori vicini conosciuti (per esempio la distanza inversa pesata e le regressioni polinomiali globali e locali), le seconde effettuano predizioni attraverso medie pesate e con l'ausilio di modelli probabilistici (per esempio il *kriging*).

La scelta di quale tecnica usare è spesso un compromesso tra le prestazioni del modello valutate in base alla sua capacità di adattarsi ad un set di validazione e la complessità del modello stesso in termini di capacità di interpretazione e facilità di ottenere stime. Il *kriging* in linea generale rappresenta un metodo di regressione che permette di interpolare e quindi di predire un valore nello spazio riducendo al

minimo l'errore quadratico medio. Partendo dal valore conosciuto per alcuni punti nello spazio è possibile determinare il valore per tutti gli altri punti non noti mediante l'assunto che la grandezza in oggetto possa variare con continuità secondo la prima legge della geografia di Tobler.

La base del *kriging* è data dal semivariogramma che esprime le differenze spaziali e quantitative di tutte le possibili coppie di punti misurati come una funzione della distanza fra i punti stessi:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(s_i+h) - Z(s_i)]^2$$

dove $\gamma(h)$ è la semivarianza della variabile Z alla distanza h mentre $N(h)$ rappresenta il numero di coppie di punti nell'intervallo considerato.

I valori del semivariogramma vengono calcolati per ogni coppia di punti e successivamente un semivariogramma medio viene espresso graficamente rispetto alla distanza h producendo così un variogramma empirico. Quest'ultimo viene adattato utilizzando un modello parametrico che include stazionarietà e isotropia (quest'ultima se necessaria), e il miglior modello parametrico viene usato per la costruzione della matrice di auto-covarianza dei residui della regressione.

In questo modo i modelli di *kriging* ordinario e semplice possono essere così definiti:

$$Z(s_i) = m + e(s_i)$$

dove $z(s_i)$ è un processo stazionario intrinseco, mentre m è una tendenza costante non conosciuta (localmente) del *kriging* ordinario.

Una più ampia tipologia di modelli viene ottenuta quando l'osservazione $z(s_i)$ risulta stimata dalla somma della tendenza $m(s_i)$, spazialmente non costante, con un errore $e(s_i)$ intrinsecamente stazionario.

In particolare nell'UK (Ver Hoef 1993) questo tipo di tendenza può essere calcolato come una funzione lineare di p variabili predittive (covariate climatiche, geografiche e topografiche) e p costanti sconosciute β_j che determinano per l'osservazione a s_i :

$$Z(s_i) = \sum_{j=1}^p X_j(s_i) \beta_j + e(s_i)$$

dove $X_j(s_i)$, $j=1, \dots, p$ rappresenta i valori delle covariate misurate all' i -esimo punto nella griglia.

Questo modello è simile ad un modello di regressione lineare standard con l'aggiunta di un termine di errore, $e(s_i)$, che non si suppone più essere indipendente da $e(s_i)$, $i \neq j = 1, \dots, n$. Con i dati spaziali, i residui sono sicuramente correlati spazialmente, e data la matrice di (auto-) covarianza V di $e(s)$, la migliore predizione BLUP (*best linear unbiased predictor*) di $Z(s_0)$ ad un punto non misurato s_0 sarà data da:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{j=1}^p x_j(s_0) \hat{\beta}_j + v' V^{-1} \hat{e}(s)$$

$$\hat{e}(s) = Z(s) - \sum_{j=1}^p x_j(s) \hat{\beta}_j$$

dove $x_j(s_0)$ è il valore j -esimo della covariata in s_0 , $\hat{\beta}_j$ è la stima generalizzata dei minimi quadrati del coefficiente di tendenza, e v è uguale a $(Cov(Z(s_0), Z(s_1)), \dots, Cov(Z(s_0), Z(s_n)))'$.

Qui, $Cov(\cdot, \cdot)$ denota covarianza e v' è la trasposizione di v . A differenza delle procedure deterministiche, quelle basate sul *kriging* forniscono sia le deviazioni standard che i relativi intervalli di confidenza per le stime dei punti non misurati. Mentre il *kriging* è conosciuto come *best linear unbiased predictor* (BLUP), si riscontrano a volte problemi di non stazionarietà dei dati misurati che potrebbero limitarne la sua applicabilità.

Piuttosto che utilizzare UK con una tendenza definita attraverso un set di covariate, alcuni Autori (Agnew & Palutikof 2000, Ninyerola et al. 2000, Antonić et al. 2001) hanno proposto un approccio semplificato basato su *Regression Kriging* (RK), cioè un *kriging after de-trending*, dove la funzione di tendenza

e i residui stimati vengono modellati separatamente.

Questo metodo è basato su una regressione lineare governata dall'ipotesi che i residui siano campioni indipendenti dallo stesso errore di distribuzione, con 0 di media e varianza costante. Tuttavia i residui della regressione risultano di fatto correlati, e questa è la ragione per utilizzare RK anziché della semplice regressione.

In questo contesto i coefficienti di stima potrebbero essere influenzati non correttamente, il variogramma dei residui potrebbe essere modellato insufficientemente e, infine, la predizione potrebbe risultare sbagliata.

Se i punti campione sono raggruppati in alcune parti della mappa (cosa frequente nelle analisi geografiche), potremmo stimare non correttamente i coefficienti di regressione a causa del fatto che i punti campione non sono stati pesati. Ovviamente tale problema potrebbe non essere osservato nelle applicazioni empiriche, a meno che non venga utilizzato un test set, così da applicare una effettiva comparazione delle caratteristiche di predizione dei vari metodi (Cressie 1991).

Tab. 2 - Media delle 20 elaborazioni dell'RMSE assoluto e relativo (%) per ciascuna variabile.

Variabile	Range 15 km		Range 30 km	
	Assoluto	Relativo	Assoluto	Relativo
P5	13.34	3.6	14.04	4.1
P6	6.42	2.4	9.99	3.5
P7	8.08	3.5	8.94	4.6
P8	11.41	9.18	9.18	8.2
PTOT	119.24	6.3	120.14	7.7
TM5	0.74	2.8	0.72	2.1
TM6	0.80	1.7	0.68	1.5
TM7	0.79	1.1	0.80	2.3
TM8	0.85	2.9	0.81	2.3
TM	0.74	2.4	0.73	2.3
TMAX7	1.38	1.5	1.31	1.2
TMIN1	0.75	9.7	0.71	8.8
Q	55.10	10	58.89	11.4
SDS	11.66	5.5	18.77	8.3
WCS	5.85	5.9	5.16	4.8
COSi	0.46	3.8	0.44	2.9
Ci	0.63	0.8	0.61	0.5
Ti	14.92	3.4	14.87	2.8
Ai	28.22	9	33.07	10.3

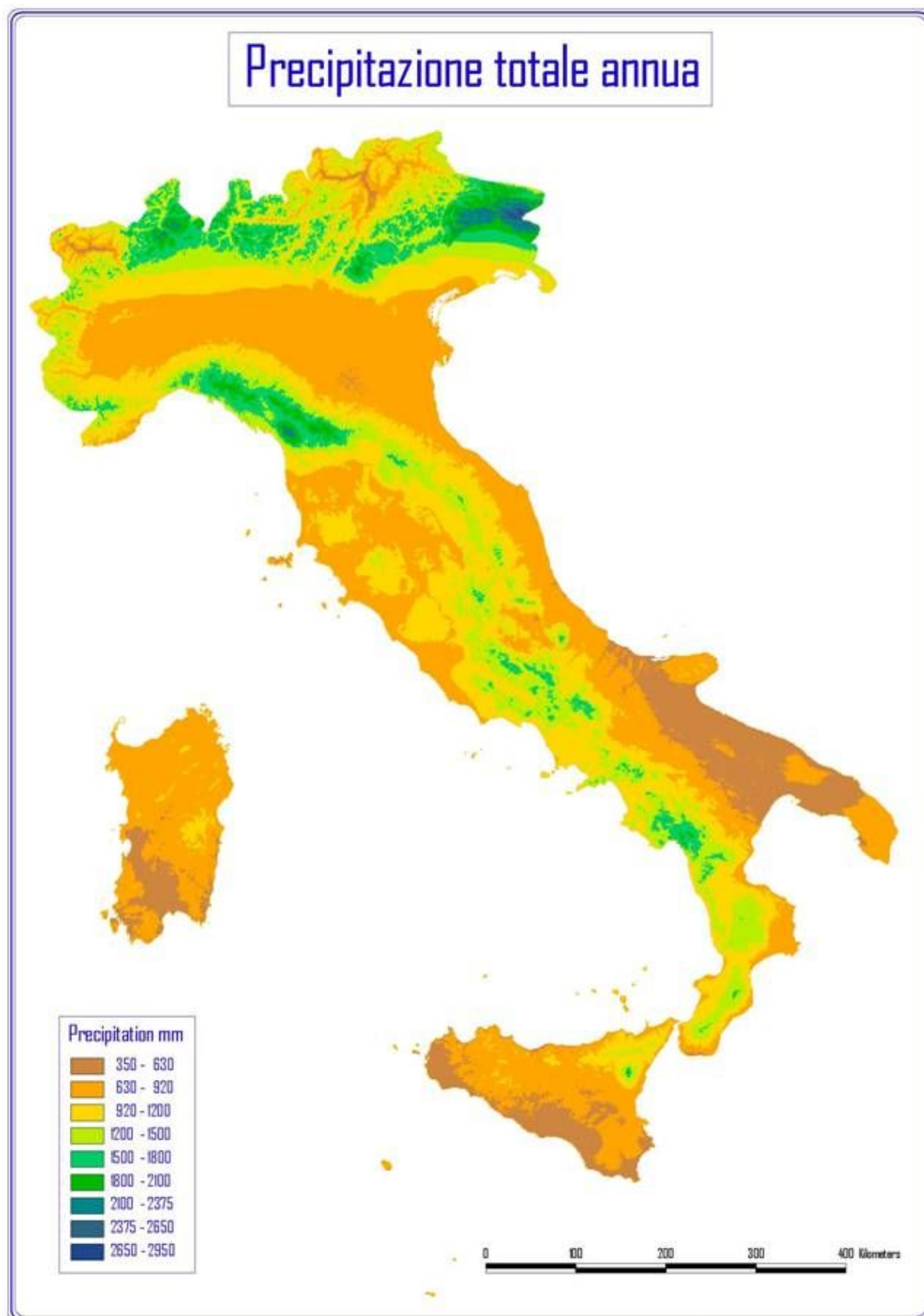


Fig. 2 - Carta della media delle precipitazioni annue.

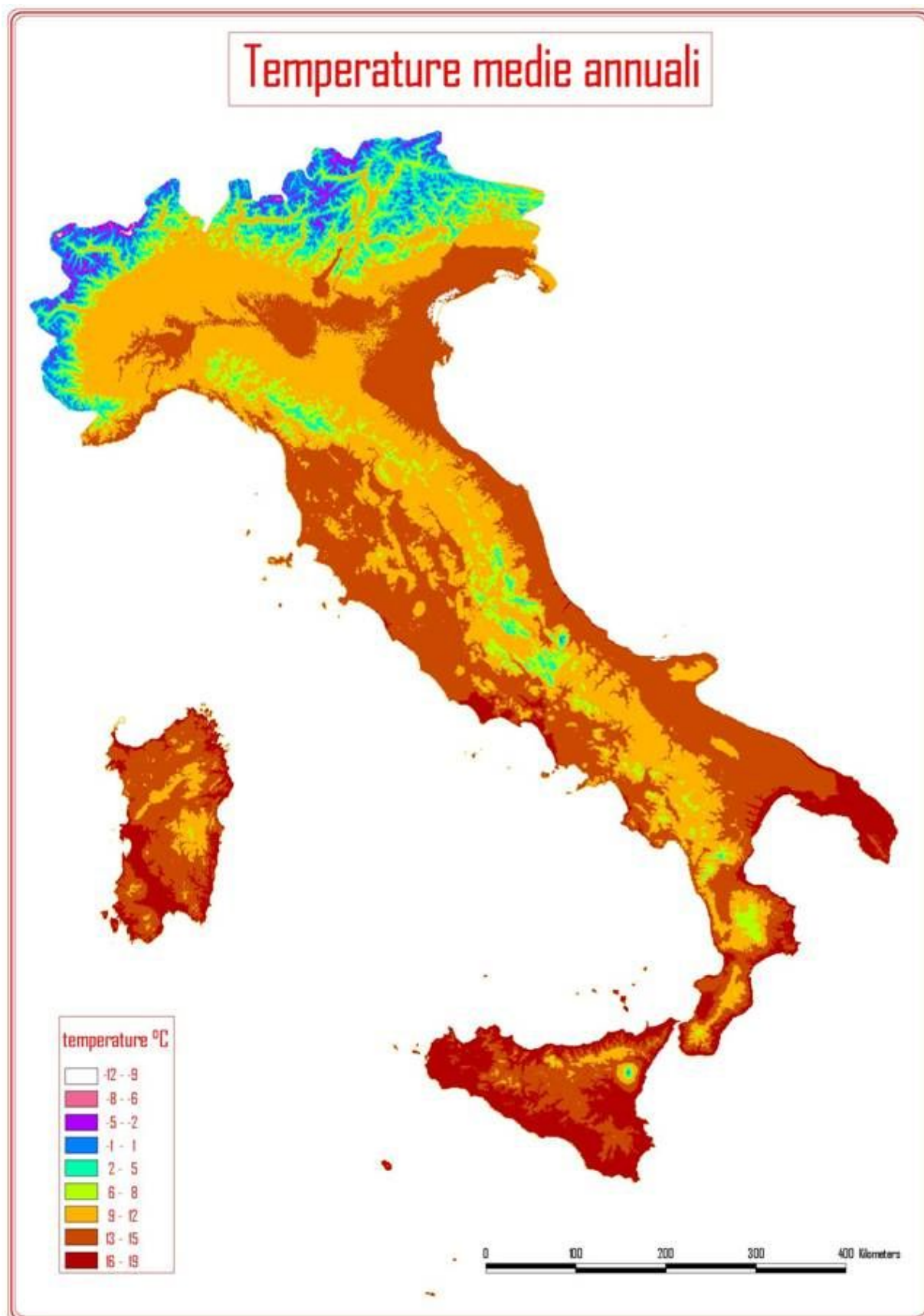


Fig. 3 - Carta della temperatura media annua.

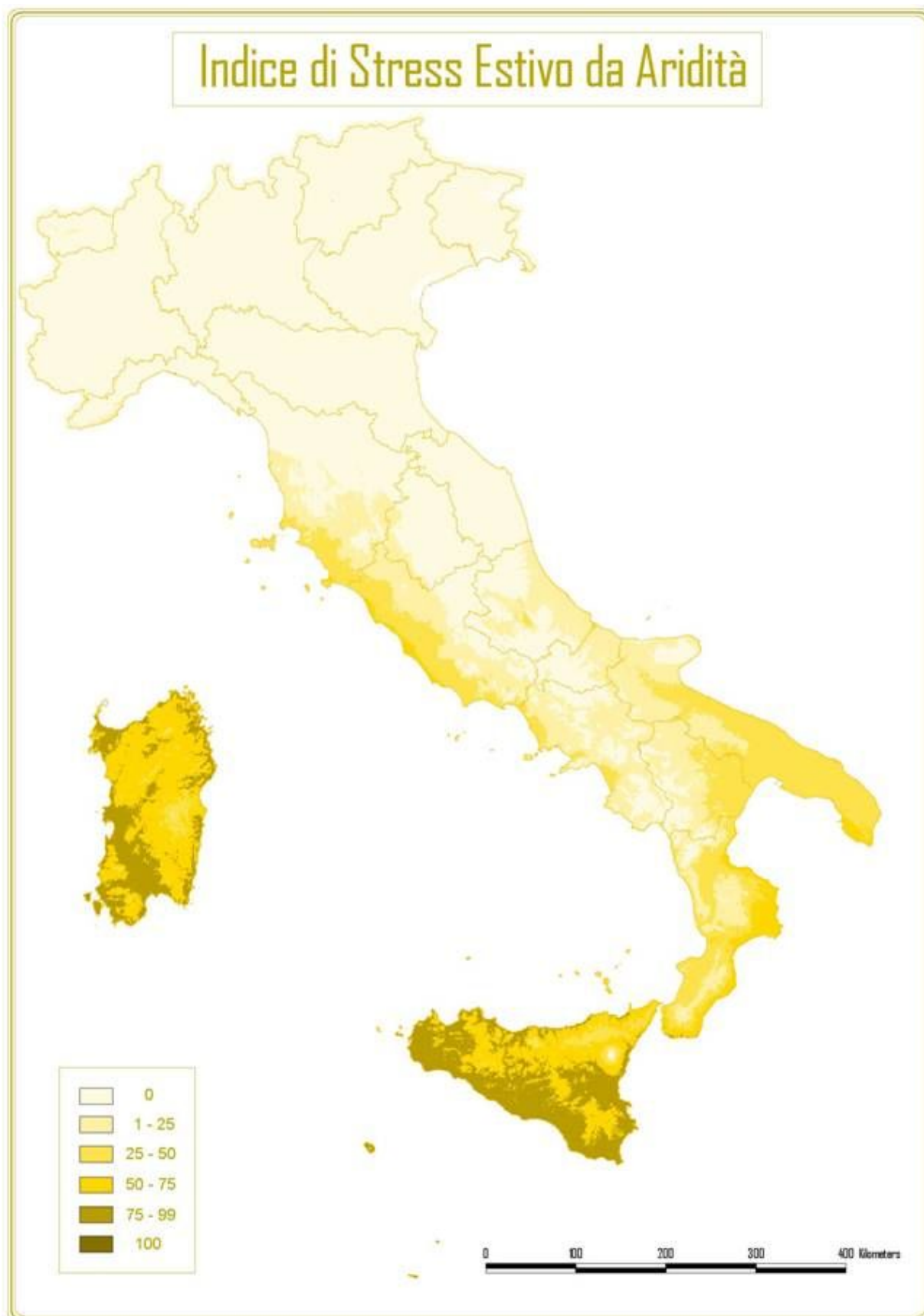


Fig. 4 - Carta dell'indice di stress di aridità estiva (SDS).

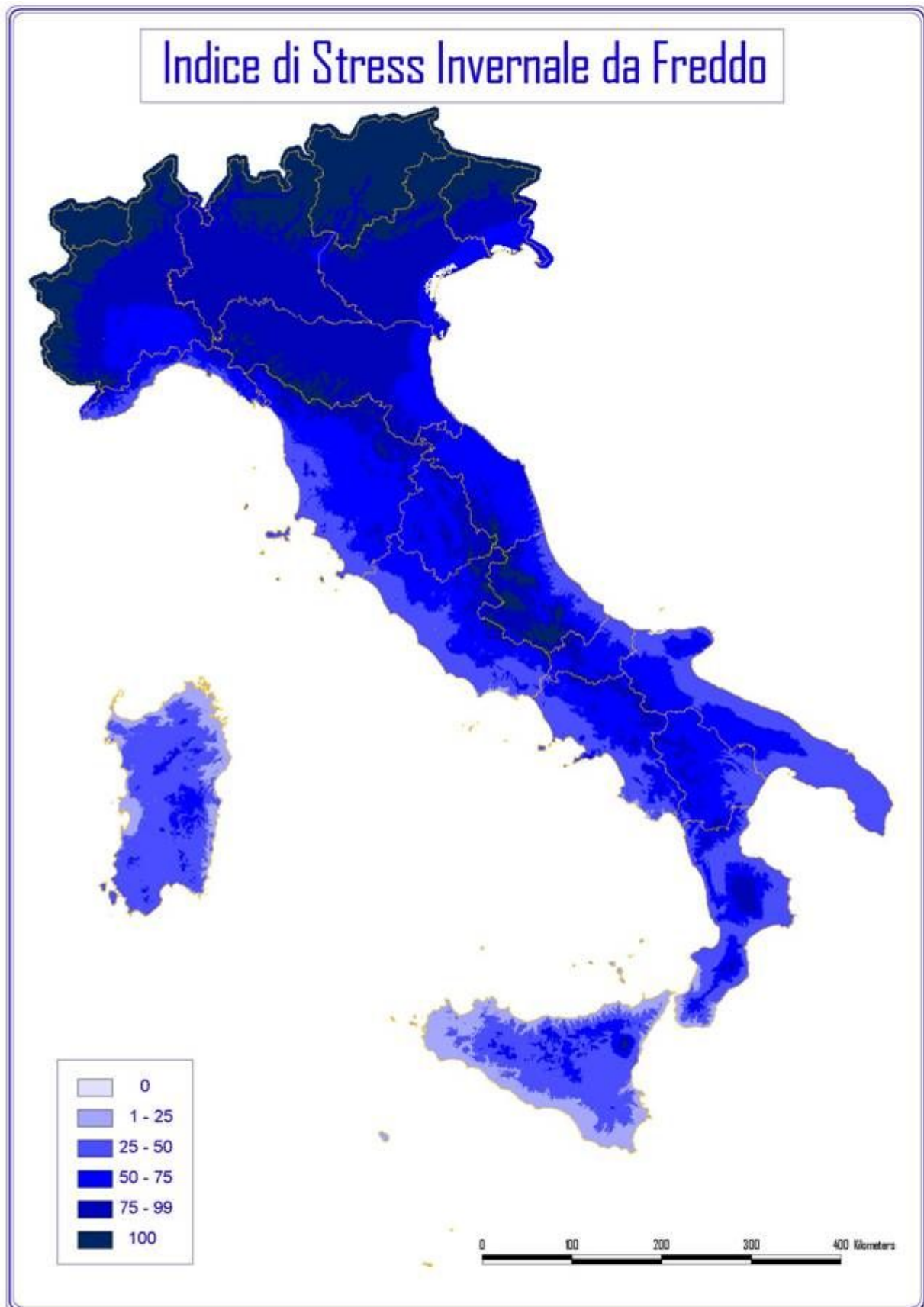


Fig. 5 - Carta dell'indice di stress invernale da freddo (WCS).

Risultati e discussione

L'insieme dei dati climatici è stato diviso in maniera del tutto casuale in due gruppi: il primo, composto dal 70% delle stazioni, è stato utilizzato come *test set*, il secondo, composto dal rimanente 30%, è stato utilizzato come *set* di validazione. Come raggi di calcolo sono stati scelti 15 e 30 km che già in un precedente lavoro (Attorre et al. 2007) si erano dimostrati essere i migliori per questo tipo di analisi.

Per la stima delle variabili climatiche e bioclimatiche sono state effettuate venti elaborazioni basate su altrettanti gruppi differenti. In Tab. 2 è riportato, per ogni variabile il valore medio dalla Radice dell'Errore Quadratico Medio (RMSE, *Root Mean Square Error*) e la relativa deviazione standard.

Dai valori di RMSE presenti in Tab. 2 è possibile evincere che le variabili delle precipitazioni (Maggio, Giugno e Luglio, e le precipitazioni annuali) così come gli indici, nel cui calcolo sono utilizzate le precipitazioni (*Q*, *SDS*), sono stimate in maniera migliore utilizzando un raggio di calcolo di 15 km. Al contrario per le variabili di temperatura e gli indici bioclimatici basati solo su di esse (*WCS*, *Ci*, *Ti*) il raggio a 30 km risulta il più idoneo. Solo per il valore delle temperature del mese di Agosto, il risultato migliore è relativo al raggio di 15 km. Tale risultato può essere spiegato tenendo in considerazione che le precipitazioni sono influenzate anche da fattori locali legati alla geomorfologia del territorio mostrando così una maggiore variabilità spaziale che può essere spiegata meglio da un raggio ridotto (15 km). Al contrario le temperature presentano un andamento legato principalmente alle variazioni altitudinali e latitudinali e quindi possono essere stimate in maniera efficace da un intervallo spaziale maggiore.

Conclusioni

Il *kriging* universale con deriva esterna e uso di covariate (longitudine, latitudine, altitudine, pendenza, esposizione, continentalità e radiazione solare stimata) si è dimostrato un interpolatore di dati climatici e bioclimatici efficiente e computazionalmente veloce dell'ordine di alcuni minuti per elaborare le stime e le predizioni relative alle 20 ripetizioni utilizzate. Applicando l'UK all'intero *set* di dati sono state prodotte 52 carte climatiche relative alle medie mensili e annuali delle precipitazioni e delle temperature minime, massime e medie, e 7 carte bioclimatiche. In particolare il raggio di 15 km è stato utilizzato per la produzione cartografica relativa alle 13 variabili legate alle precipitazioni e ai 4 indici bioclimatici contenenti variabili di precipitazione, e quello di 30 Km

per l'elaborazione delle 39 carte relative alle temperature e dei relativi indici bioclimatici.

A titolo di esempio sono riportate in Fig. 2, Fig. 3, Fig. 4 e Fig. 5 rispettivamente la carta delle precipitazioni annue, della temperatura media annua, dell'indice di stress da aridità estiva (*SDS*) e dell'indice di stress invernale da freddo (*WCS*) di Mitrakos. Le mappe in formato GRID con una risoluzione di 500 m sono utilizzabili in molteplici settori applicativi dalla pianificazione ambientale alla valutazione dei potenziali effetti dei cambiamenti climatici su specie ed ecosistemi.

Ringraziamenti

Il lavoro è stato svolto nell'ambito del progetto CONECO-FOR (CONtrollo ECOSistemi FORestali), il programma di monitoraggio intensivo degli ecosistemi forestali in Italia. Tale programma è inserito all'interno del *Pan-European Level II Monitoring of Forest Ecosystems*, sponsorizzato dall'Unione Europea dal Regolamento n. 2152/2003 "*Forest Focus*" e coopera con il UN/ECE ICP-Forest e il UN/ECE ICP-*Integrated Monitoring of Ecosystems*. CONECOFOR è diretto dal Corpo Forestale dello Stato, Divisione 6^a, CONECOFOR Board, fungendo anche da *National Focal Centre* (NFC) insieme alla Comunità Europea e alle Nazioni Unite nell'ambito del programma UN/ECE.

Bibliografia

- Agnew MD, Palutikof JP (2000). GIS-based construction of baseline climatologies for the Mediterranean using terrain variables. *Climate Research* 14: 115-127.
- Antonić O, Križan J, Marki A, Bukovec D (2001). Spatio-temporal interpolation of climatic variables over large region of complex terrain using neural networks. *Ecological Modelling* 138: 255-263.
- Attorre F, Alfò M, De Sanctis M, Francesconi F, Bruno F (2007). Comparison of interpolation methods for mapping climatic and bioclimatic variables at regional scale. *International Journal of Climatology* 27 (13): 1825-1843.
- Bagnouls F, Gaussen H (1957). Les climats biologiques et leur classification. *Annales de Géographie* 355: 193-220.
- Bakkenes M, Alkemade JRM, Ihle F, Leemans R, Latour JB (2002). Assessing effects of forecasted climate change on the diversity and distribution of European higher plants for 2050. *Global Change Biology* 8: 390-407.
- Berry PM, Dawson TP, Harrison PA, Pearson RG (2002). Modelling potential impacts of climate change on the bioclimatic envelope of species in Britain and Ireland. *Global Ecology and Biogeography* 11: 453-462.
- Blasi C, Chirici G, Corona P, Marchetti M, Maselli F, Puletti N (2007). Spazializzazione di dati climatici a livello na-

- zionale tramite modelli regressivi localizzati. *Forest@* 4 (2): 213-219.
- Box EO (1981). Macroclimate and plant forms: an introduction to predictive modelling in phytogeography. Junk, The Hague, NL.
- Brzeziecki B, Kienast F, Wildi O (1993). A simulated map of the potential natural forest vegetation of Switzerland. *Journal of Vegetation Science* 4: 499-508.
- Brzeziecki B, Kienast F, Wildi O (1995). Modelling potential impacts of climate change on the spatial distribution of zonal forest communities in Switzerland. *Journal of Vegetation Science* 6: 257-258.
- Carey PD (1996). Disperse: a cellular automaton for predicting the distribution of species in a changed climate. *Global Ecology and Biogeography Letters* 5: 217-226.
- Cressie N (1991). *Statistics for Spatial Data*. John Wiley & Sons Inc., New York, USA.
- De Martonne E (1927). Regions of interior-basin drainage. *Geographical Review* 17 (3): 397-414.
- Diodato N (2005). The influence of topographic variables on the spatial variability of precipitation over small regions of complex terrain. *International Journal of Climatology* 25: 351-363.
- Emberger L (1930). La végétation de la région méditerranéenne. Essai d'une classification des groupements végétaux. *Revue de Botanique* 503: 642-662; 504: 705-721.
- Franklin J (1998). Predicting the distribution of shrub species in southern California from climate and terrain-derived variables. *Journal of Vegetation Science* 9: 733-748.
- Goodale CL, Aber JD, Ollinger SV (1998). Mapping monthly precipitation temperature and solar radiation for Ireland with polynomial regression and a digital elevation model. *Climate Research* 10: 35-49.
- Guisan A, Theurillat JP, Kienast F (1998). Predicting the potential distribution of plant species in an alpine environment. *Journal of Vegetation Science* 9: 65-74.
- Haberlandt U (2007). Geostatistical interpolation of hourly precipitation from rain gauges and radar for a large-scale extreme rainfall event. *Journal of Hydrology* 332 (1): 144-157.
- Holdway MR (1996) Spatial modelling and interpolation of monthly temperature using kriging. *Climate Research* 6: 215-225.
- Hudson G, Wackernagel H (1994). Mapping temperature using kriging with external drift: theory and an example from Scotland. *International Journal of Climatology* 14: 77-91.
- Hulme M, Conway D, Jones PD, Jiang T, Barrow EM, Turney C (1995). A 1961-1990 climatology for Europe for climate change modelling and impact applications. *International Journal of Climatology* 15: 1333-1364
- Huntley B, Bartlein PJ, Prentice IC (1989). Climatic control of the distribution and abundance of beech (*Fagus sylvatica* L.) in Europe and North America. *Journal of Biogeography* 16: 551-560.
- Huntley B, Berry PM, Cramer W, McDonald AP (1995). Modelling present and potential future ranges of some European higher plants using climate response surfaces. *Journal of Biogeography* 22: 967-1001.
- Kienast F, Wildi O, Brzeziecki B (1998). Potential impacts of climate change on species richness in mountain forests - an ecological risk assessment. *Biological Conservation* 83: 291-305.
- Köppen W (1936). *Das geographische System der Klimate*. In: *Handbuch der Klimatologie* (Köppen W, Geiger R eds). IC, Berlin, Germany.
- Kurtzman D, Kadmon R (1999). Mapping of temperature variables in Israel: a comparison of different interpolation methods. *Climate Research* 13: 33-43.
- Lennon JL, Turner JRG (1995). Predicting the spatial distribution of climate: temperature in Great Britain. *Journal of Animal Ecology* 64: 370-392.
- Lloyd CD (2005). Assessing the effect of integrating elevation data into the estimation of monthly precipitation in Great Britain. *Journal of Hydrology* 308 (1): 128-150.
- Lloyd CD, Atkinson PM (2004). Increased accuracy of geostatistical prediction of nitrogen dioxide in the United Kingdom with secondary data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 5 (4): 293-305.
- Mitrakos K (1980). A theory for Mediterranean plant life. *Acta Oecologica* 1: 245-252.
- Nalder IA, Wein RW (1998). Spatial interpolation of climatic Normals: test of a new method in the Canadian boreal forest. *Agricultural and Forest Meteorology* 92: 211-225.
- Ninyerola M, Pons X, Roure JM (2000). A methodological approach of climatological modelling of air temperature and precipitation through GIS techniques. *International Journal of Climatology* 20: 1823-1841.
- Pearson RG, Dawson T (2003). Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful?. *Global Ecology and Biogeography* 12: 361-371.
- Pearson RG, Dawson TP, Berry PM, Harrison PA (2002). Species: a spatial evaluation of climate impact on the envelope of species. *Ecological Modelling* 154: 289-300.
- Phillips DL, Dolph J, Marks D (1992). A comparison of geostatistical procedures for spatial analysis of precipitation in mountainous terrain. *Agricultural and Forest Meteorology* 58: 119-141.
- Rivas-Martinez S (1987). Nociones sobre fitosociología, biogeografía y bioclimatología. In: *La Vegetación de España* (Peinado Lorca M, Rivas-Martinez S eds). Serv. De Publ. De la Univ.: De Alcalá de Henares, pp. 19-46.

- Rivas-Martinez S (1996). Clasificación Bioclimática de la tierra. *Folia Bot. Madritensis*, 16: 1-32.
- Samantha TA (2005). Using spatial models to establish climatic limiters of plant species' distributions. *Ecological Modelling* 182: 159-181.
- Tabios III GQ, Salas JD (1985). A comparative analysis of techniques for spatial interpolation of precipitation. *Water Resources Bulletin* 21 (3): 365-380.
- Tuhkanen SA (1984). Climatic parameters and indices in plant geography. *Acta Botanica Fennica* 67, Uppsala, Sweden, pp. 110.
- Ver Hoef J (1993). Universal kriging for ecological data. In: *Environmental modeling with GIS* (Goodchild MF, Parks BO, Steyaert LT eds). Oxford University Press, New York, pp. 447-453.
- Willmott CJ, Matsuura K (1995). Smart interpolation of annually averaged air temperature in the United States. *Journal Applied Meteorology* 34: 2577-2586.
- Woodward FI (1987). *Climate and plant distribution*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.