

PROGETTO FINALIZZATO

CLIMAGRI

CAMBIAMENTI CLIMATICI E AGRICOLTURA

SOTTOPROGETTO 2: AGRICOLTURA ITALIANA E CAMBIAMENTI CLIMATICI

Scheda di ricerca 2.7: Definizione di sistemi di “downscaling” di modelli globali di previsione stagionale per l’utilizzo a valle di modelli agrometeorologici a scala nazionale

Alla ricerca partecipano i seguenti Enti:

ARPA-SIM – Servizio IdroMeteorologico ARPA Emilia-Romagna (titolare della scheda)

UCEA, Ufficio Centrale di Ecologia Agraria

Responsabile della ricerca:

Carlo Cacciamani, ARPA-SIM

Collaboratori:

Antonella Morgillo, ARPA-SIM

Valentina Pavan , ARPA-SIM

Stefano Marchesi, ARPA-SIM

Bologna, 30 giugno 2004

Il responsabile della scheda 2.7
Dott. Carlo Cacciamani

RELAZIONE TECNICA – 2° ANNO D’ATTIVITÀ

INDICE	
1. Introduzione	2
2. Metodologia di lavoro	4
- Data set utilizzati	4
- Downscaling statistico	5
3. Risultati.	7
4. Conclusioni	10
BIBLIOGRAFIA	11
Allegato 1:	12
Tabelle di correlazione tra predittori e predittandi	12

1. Introduzione

Negli ultimi anni la conoscenza dell’evoluzione futura del tempo meteorologico è cresciuta moltissimo grazie alla maggiore affidabilità raggiunta dalle previsioni meteorologiche a breve e medio termine (da 1-2 giorni a 7-10 giorni), ed è maturata la consapevolezza che una corretta previsione meteorologica alle varie scale temporali abbia una notevole importanza anche da un punto di vista economico, per la gestione dei rischi e per una più precisa pianificazione delle attività, siano esse agricole che d’altro genere.

Per quanto concerne le previsioni meteorologiche a lungo termine, in campo agricolo, una corretta previsione a scale temporali stagionali permetterebbe una più oculata scelta delle culture agricole in accordo al tipo di stagione in arrivo e, in generale, una migliore pianificazione delle attività in campo, una migliore gestione dei fertilizzanti, una previsione delle rese (di grande importanza nelle politiche di marketing), la produzione di previsioni fenologiche a lungo termine e la previsione e diffusione dei pollini allergenici. Infine l’introduzione delle previsioni stagionali all’interno di modelli di bilancio idrico permetterebbe una migliore pianificazione dell’utilizzo delle risorse idriche.

Nonostante molti sforzi siano stati fatti per migliorare le previsioni a più lungo termine, cioè quelle alle scale temporali mensile e stagionale, così da permetterne il loro utilizzo, il livello d’affidabilità è ancora oggi modesto e molto dipendente dalla regione considerata. Nelle aree tropicali ed anche in qualche settore degli extra-tropici, come ad esempio il Nord America, le previsioni stagionali hanno in generale una buona affidabilità. Ciò è dovuto alla presenza di una forte correlazione del flusso atmosferico a scala stagionale con fenomeni caratterizzati da alta predicibilità, come El Niño-Southern Oscillation (ENSO). Lo stesso non può dirsi per l’Europa, che sembra essere maggiormente influenzata da altri fenomeni di larga scala come l’Oscillazione Nord Atlantica (NAO), che regola il flusso delle perturbazioni atlantiche sul continente europeo, ed è caratterizzata da un più ridotto livello di predicibilità.

Quando la NAO è in fase positiva le perturbazioni atlantiche vengono trascinate preferenzialmente verso le regioni settentrionali del continente europeo, determinando quindi condizioni più siccitose sul Bacino del Mediterraneo. Al contrario, quando la NAO presenta una fase contraria, il Bacino del Mediterraneo è più “vulnerabile” all’ingresso di perturbazioni atlantiche, determinando con ciò un maggior apporto pluviometrico su tale area.

Nei principali centri previsionali internazionali, le previsioni stagionali sono prodotte utilizzando modelli numerici a circolazione generale (GCM). Nonostante la bassa risoluzione cui tali modelli vengono girati per contenere gli alti prezzi associati alla produzione delle previsioni, questi modelli sono ormai in grado di riprodurre le principali caratteristiche del flusso atmosferico globale. Ugualmente, a tutt'oggi, è stata riconosciuta una grossa difficoltà da parte dei singoli modelli nel riprodurre esattamente la variabilità interannuale e intra-annuale. Ciò è legato sia all'esistenza di errori nella rappresentazione dell'atmosfera da parte dei modelli numerici, che alla limitata predicibilità del flusso atmosferico a causa della caoticità del sistema atmosfera-oceano.

Se da un lato la riduzione degli errori dei GCM è legata indissolubilmente al lento progredire della nostra conoscenza e comprensione dei fenomeni fisici e dinamici connessi al flusso atmosferico, dall'altro già da alcuni anni sono state proposte nuove tecniche statistiche in grado di ridurre l'impatto sulla previsione finale sia degli errori dei modelli che degli effetti dell'intrinseca caoticità del sistema. Tali metodi sono stati usati con successo per la produzione di previsioni a medio termine permettendo la valutazione della probabilità associata al verificarsi di una precisa previsione meteorologica.

L'idea si basa nella produzione di un "ensemble" di previsioni per lo stesso periodo e per la stessa area d'interesse che differiscano leggermente nelle condizioni iniziali (stato iniziale del sistema atmosfera-oceano) o nelle condizioni al contorno (stato del sistema lungo i confini dell'area considerata nel corso del periodo in cui si effettua la previsione). L'applicazione di questo metodo alle previsioni prodotte con un singolo modello (single-model ensemble) permette di valutare gli effetti legati alla caoticità del sistema atmosferico, vale a dire alla sua intrinseca capacità di evolvere in modi completamente diversi a seguito di piccole differenze nel suo stato iniziale.

Recentemente è stato proposto l'uso di questo stesso sistema al fine di ridurre l'impatto degli errori dei singoli modelli basandosi sul fatto che tali errori sono legati al tipo di modello usato e che modelli diversi sono molto spesso caratterizzati da errori diversi. Da ciò nasce l'idea di ridurre l'effetto degli errori di ogni singolo modello sulla previsione finale combinando insieme gruppi di previsioni ottenute con più modelli (multi-model ensemble). Tale tecnica ha dato risultati soddisfacenti nelle previsioni sia a medio che a lungo termine.

Un ulteriore problema che limita l'utilizzo delle previsioni stagionali a lungo termine consiste nella differente risoluzione esistente tra gli attuali GCM che operano a scadenza stagionale (qualche centinaio di Km.) e quella tipica della scala regionale e locale (10-50 Km.). Non è pensabile tentare di superare questo "gap" di scale con semplici reinterpolazioni dalle "griglie" degli GCM, perché questo processo evidentemente non aumenterebbe l'informazione meteorologica contenuta nei dati prodotti dai GCM e quindi non potrebbe gestire in alcun modo la riproduzione di quei fenomeni a scala più piccola (fenomeni "sottogriglia") legati, ad esempio, alle interazioni tra i flussi a grande scala e l'orografia.

Per cercare di risolvere il problema della differente risoluzione si utilizzano delle tecniche di "regionalizzazione" (chiamate tecniche di downscaling) che possono essere di vario tipo.

La tecnica di downscaling sviluppata e utilizzata da ARPA-SIM all'interno del progetto CLIMAGRI consiste nel mettere in relazione campi superficiali locali ad alta risoluzione con indici di circolazione a larga scala, caratterizzati da una maggiore predicibilità su scala temporale stagionale. All'interno di tale gruppo di indici di circolazione, sono selezionati i "predittori" da utilizzare in uno schema di regressione multipla al fine di ottenere le previsioni per un gruppo di "predittandi", legati alle principali caratteristiche della variabilità stagionale del Nord Italia.

La parte innovativa di questo metodo consiste nell'utilizzo della tecnica del multi-model ensemble al fine di produrre delle previsioni stagionali attendibili per i "predittori". In questo tipo di combinazione i modelli contribuiscono ognuno con un suo proprio peso alla previsione di ogni "predittore", peso determinato in modo tale da minimizzare l'errore nella rappresentazione della variabilità interannuale e intrastagionale di ognuno dei pattern considerati. I pesi dunque dipendono sia dal modello sia dallo specifico "predittore" considerato e saranno stimati utilizzando la tecnica BLUE - Best Linear Unbiased Estimate (Pavan e Doblaz-Reyes, 2000; Thompson, 1977).

Nel seguito saranno illustrati i risultati ottenuti tramite questo sistema di downscaling al fine di produrre delle previsioni stagionali ad alta risoluzione per il Nord Italia per il periodo 1979-1993. Saranno prodotte previsioni per la precipitazione e per la temperatura massima e minima a due metri utilizzando i dati di previsione stagionale di larga scala forniti dal progetto Europeo PROVOST.

2. Metodologia di lavoro

Data set utilizzati

Il data-set PROVOST è stato prodotto nel corso dell'omonimo progetto europeo, conclusosi nel 1997. Contiene le previsioni stagionali globali per il periodo 1979-1993, ottenute facendo uso di tre diversi GCM: il modello del Centro Europeo di Previsione a Medio Termine (ECMWF), il modello del Met Office inglese (UKMO) e il modello di Meteo-France (ARPEGE), quest'ultimo a due diverse risoluzioni T42 e T63 (ARPT42, ARPT63).

Le previsioni sono prodotte ad una risoluzione orizzontale di circa 250 Km. ($2.5^\circ \times 2.5^\circ$). Ogni simulazione (che corrisponde ad una stagione) consiste di una previsione per i quattro mesi successivi (hindcast). Le stagioni sono quindi così definite: inverno (dicembre-gennaio-febbraio-marzo), primavera (marzo-aprile-maggio-giugno), estate (giugno-luglio-agosto-settembre) e autunno (settembre-ottobre-novembre-dicembre). Per ogni stagione sono state prodotte nove simulazioni chiamate "ensemble members" che differiscono per le diverse condizioni iniziali (Palmer et al., 2000). Ad esempio l'hindcast invernale è stato prodotto inizializzando ogni modello con dati di in uno degli ultimi 9 giorni di Novembre e facendo quindi proseguire l'integrazione senza interruzioni fino alla fine di Marzo. Questa scelta ha reso gli hindcasts dei primi 15 giorni del primo mese d'ogni stagione particolarmente legati alle condizioni iniziali. E' possibile quindi che l'affidabilità delle previsioni per questo periodo sia significativamente più alta che per il resto della stagione e si è deciso di non utilizzare, nel lavoro qui descritto, i dati relativi al mese di Dicembre (per l'inverno), di Marzo (per la primavera), di Giugno (per l'estate) e di Settembre (per l'autunno), e di definire le stagioni in questo modo: inverno composto da Gennaio - Febbraio - Marzo; primavera composta da Aprile - Maggio - Giugno; estate composta da Luglio - Agosto - Settembre e infine l'autunno composto da Ottobre - Novembre - Dicembre.

Il data - set fornito da MiPAF - UCEA, è composto di analisi giornaliere di temperatura massima e minima a 2 metri su un reticolato di punti $0.37^\circ \times 0.27^\circ$ (circa 30 Km) per l'intero territorio nazionale per il periodo 1961 - 1999 (UCEA, 1990).

Il dataset MAP (Mesoscale Alpine Precipitation) è il risultato di un'analisi prodotta dall'ETH (Institute for Atmospheric and Climate Science, Zurigo, Svizzera) utilizzando i dati osservati provenienti dai vari servizi meteorologici locali delle regioni partecipanti al progetto. L'analisi si estende all'intera area Alpina e al Nord Italia e contiene le precipitazioni

giornaliere su una griglia regolare di $0.3^\circ \times 0.22^\circ$ (circa 30 Km) per il periodo 1966-1997. La descrizione del progetto si trova in Frei and Schär (1998).

Le ri-analisi NCEP-NCAR sono state utilizzate per calcolare i principali pattern di circolazione atmosferica quali l'altezza geopotenziale a 500 hPa (Z500) e la temperatura a 850 hPa (T850). Tale ri-analisi è definita su una griglia regolare $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ (circa 250 Km) per il periodo 1948- 2000 (Kalnay et al.,1996). Da questo data-set abbiamo estratto e utilizzato i valori mensili di Z500 e T850.

I dati osservativi sono stati sottoposti, in ogni nodo di griglia, ad un controllo che permette di verificare la presenza di almeno l'80% di dati validi. In caso contrario i dati relativi a tale gruppo sono considerati non utilizzabili.

Per il calcolo delle componenti principali (PCs) sia dei campi al suolo (temperatura e precipitazione) sia dei campi ad alta quota (T850 e Z500) è stata fatta un'Analisi Statistica standard in Componenti Principali (Principal Component Analysis) sulla matrice di covarianza della serie temporale delle anomalie mensili. La finestra spaziale su cui tale analisi è stata calcolata è diversa a seconda del campo considerato ed è riportata nella seguente Tabella 1.

Campo	Zona
Z500	90 °W – 60 °E 20 °N – 90 °N
T850	10 °W – 60 °E 30 °N – 70 °N
Temp e Prec	6.6 °E - 14.1 °E 43.72 °N – 47.02 °N

Tabella 1: La finestra spaziale su cui è stata calcolata l'analisi in componenti principali

Downscaling statistico

Il metodo di downscaling da noi utilizzato è composto di due stadi successivi. Una volta individuati un gruppo di possibili “predittori” e uno di possibili “predittandi”, il primo stadio consiste nel calcolo delle previsioni per ogni “predittore” facendo uso delle previsioni stagionali globali disponibili all'interno del data-set PROVOST. I “predittori” devono essere rappresentativi della variabilità di larga-scala per la regione Nord-Atlantica ed Europea e devono essere caratterizzati da valori significativi di correlazione con il tempo meteorologico proprio della nostra regione (Nord Italia), descritto a sua volta dai “predittandi”. Il secondo stadio consiste nell'ottenere delle previsioni stagionali per i “predittandi”, facendo uso di uno schema di regressione lineare multipla.

È noto in letteratura che esistono delle forti correlazioni tra le prime PC della Z500 e le PC della precipitazione sul Nord-Italia (Quadrelli et al., 2001), e tra la temperatura superficiale a 2 metri e le prime PC della T850. Per questo motivo si è deciso di procedere considerando come “predittori” le prime quattro componenti principali del campo di altezza di geopotenziale a 500hPa sulla regione Nord Atlantica e del campo di temperatura a 850hPa sull'Europa. I dati utilizzati per identificare i “predittori” sono le anomalie medie mensili, per i soli mesi della stagione considerata dal 1948 al 1999 estratte dal data-set di ri-analisi NCEP/NCAR. I “predittandi” sono le prime quattro componenti principali dei campi di precipitazione, temperatura minima e temperatura massima sul Nord Italia. Per quanto riguarda la precipitazione, sono state utilizzate le medie mensili estratte dal data-set MAP. Per quanto riguarda la temperatura invece, sono stati utilizzati i dati mensili sul Nord Italia, estratti dal data-set MiPAF-UCEA.

L'uso delle componenti principali, sia nel caso dei “predittori” che nel caso dei “predittandi”, è utile al fine di ridurre il numero di gradi di libertà del sistema ed eliminare il rumore dovuto a fluttuazioni stocastiche, e come tali poco predicibili, dei campi in questione. La scelta di utilizzare solo le prime 4 PCs di ogni campo è dovuta al fatto che la varianza totale spiegata dalle prime 4 PCs è soddisfacentemente alta. Infatti abbiamo che per la Z500 e la T850 essa è, rispettivamente, del 72.8 % e 81.03 %, e per la precipitazione, la temperatura massima e la temperatura minima rispettivamente del 81.47%, 95.8% e 94.72%.

Uno dei criteri fondamentali per la scelta dei “predittori” è che questi siano legati in maniera significativa al tempo “locale”. Questo significa che la correlazione tra i “predittandi” e i “predittori” (in entrambi i casi parliamo di campi osservati) deve essere statisticamente significativa. Inoltre i diversi set di “predittori” utilizzati dovranno essere tra loro indipendenti. L'indipendenza statistica dei “predittori” è uno dei primi requisiti richiesti dal nostro schema di downscaling nel tentativo di eliminare qualsiasi possibile sovrastima che possa influenzare il risultato. Nelle quadri a-d delle Tabelle 1, 2 e 3, presentate in Allegato 1 si riportano tali correlazioni predittore/predittando sia per il “predittore” Z500 che per il “predittore” T850 per tutte le stagioni e per il periodo comune ai dataset a disposizione. Sono inoltre riportate, nei quadri a-d della Tabella 4 dell'Allegato 1 le correlazioni tra i set di “predittori” utilizzati.

Per quanto riguarda la produzione delle previsioni stagionali per i “predittandi”, ci si è avvalsi della tecnica BLUE. Tale tecnica permette di estrarre la migliore previsione possibile a partire da un multi-model ensemble, come quello a nostra disposizione. Ciò si ottiene combinando i dati ottenuti dai diversi modelli utilizzando coefficienti diversi a seconda del modello e del “predittore” considerato. I coefficienti sono calcolati in modalità di "cross-validation", cioè di volta in volta escludendo i dati dell'anno per cui si vuole fare la previsione. Si può dimostrare che la previsione così ottenuta ha un'affidabilità confrontabile se non superiore a quella del miglior modello e superiore a quella del multi-model ottenuto dando a tutti i modelli lo stesso peso (Pavan e Doblas-Reyes, 2000).

In Tabella 2, sono mostrate le correlazioni tra i valori previsti e gli osservati delle prime 4 PC della Z500 (quadro 2a) e della T850 (quadro 2b) per ogni singolo modello e la correlazione ottenuta utilizzando la tecnica BLUE. Come si può notare lo “skill” delle singole PC di ognuno dei due campi migliora notevolmente con la tecnica BLUE.

(a) Z500	PC1	PC2	PC3	PC4
ARPT42	0.175	0.474	0.026	0.251
ARPT63	0.276	0.289	0.357	-0.083
ECMWF	0.215	0.600	0.355	-0.205
UKMO	0.574	0.101	0.183	0.338
BLUE	0.591	0.655	0.443	0.483

(b) T850	PC1	PC2	PC3	PC4
ARPT42	0.206	0.046	0.193	0.258
ARPT63	0.027	0.095	-0.100	0.085
ECMWF	0.087	0.060	-0.013	0.197
UKMO	0.302	-0.299	0.360	0.204
BLUE	0.467	0.281	0.434	0.386

Tabella 2: a) correlazione tra valori previsti e osservati delle prime 4 PC della Z500 e b) della T850 sia per ogni singolo modello che per BLUE per il periodo invernale 1980-1993. I numeri in azzurro corrispondono ad un coefficiente di significatività al 95%.

A questo punto, la definizione del metodo di downscaling viene completata scegliendo per ogni “predittando” un gruppo di “predittori” fra tutti quelli possibili e stabilendo una relazione lineare fra gli stessi. Il gruppo di “predittori” è scelto a posteriori come quel gruppo di “predittori” indipendenti per cui la previsione dei “predittandi” risulta essere più affidabile. Al fine di calcolare i coefficienti di regressione lineare multipla si utilizzano dati osservati sia per “predittori” che per i “predittandi” sempre in modalità di “cross-validation” e quindi la previsione si ottiene combinando fra loro i valori previsti per i “predittori”.

Il criterio per la scelta del gruppo di “predittori” per ognuno dei “predittandi” considerati è uno degli aspetti più delicati di tutta la procedura, in quanto occorre realizzare un compromesso tra la ricerca di una forte correlazione tra “predittando” e “predittori” a livello osservativo, ed una buona previsione dei “predittori” al fine di avere il miglior “skill” predittivo. Per questa ragione, la relazione statistica di regressione multipla che si può costruire tra il “predittando” ed i “predittori” *osservati* è verificata a posteriori, dopo averla applicata ai “predittori” *previsti* dagli hindcasts PROVOST allo scopo di ottenere il “predittando” *previsto*: tra tutte le possibili regressioni di “predittori” linearmente indipendenti viene, pertanto, selezionata quella che dà origine al più elevato valore di correlazione tra il “predittando” osservato e quello previsto.

3. Risultati.

Una volta disponibile la previsione per tutti i “predittandi”, è possibile ricostruire il campo di anomalia stagionale dell’osservabile al suolo utilizzando le EOF associate ad ogni componente principale dei patterns. In Figura 1 sono mostrate le mappe di “Anomaly Correlation Coefficient” (ACC) tra le anomalie previste con lo schema di downscaling da noi sviluppato e quelle osservate nel periodo JFM 1980-93, e AMJ, JAS, OND 1979-1993, per la precipitazione (Figura 1), la temperatura minima (Figura 2) e la temperatura massima (Figura 3).

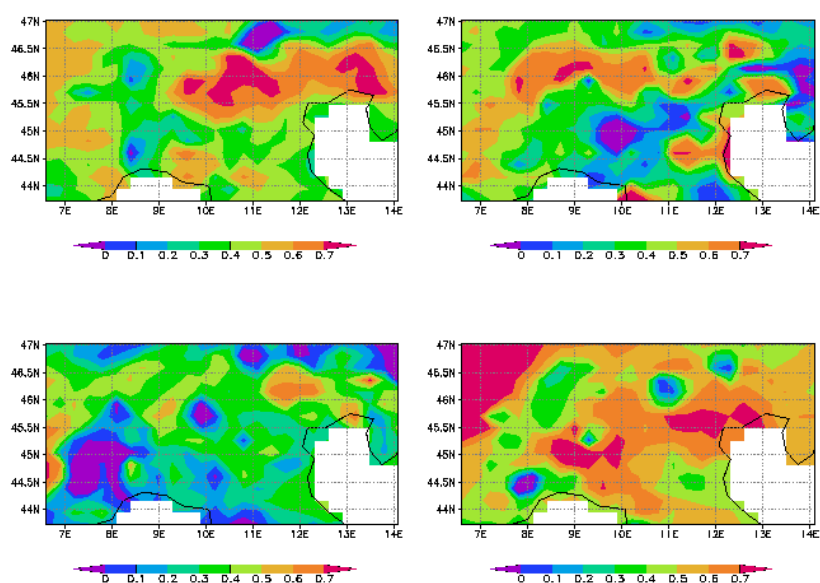


Figura 1: mappe di ACC della anomalia di precipitazione. Dall’alto a sinistra sono riportati rispettivamente l’inverno (JFM), la primavera (MAM), l’estate (JJA) e l’autunno (SON)

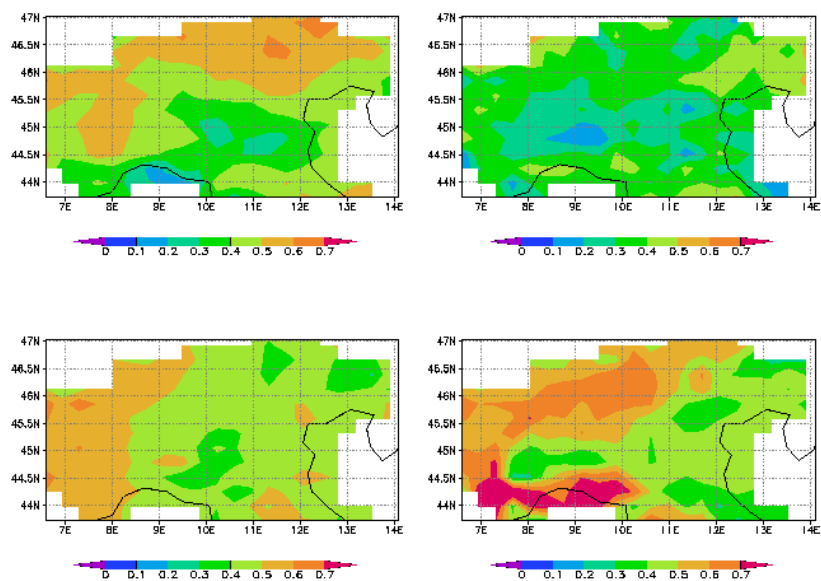


Figura 2: mappe di ACC della anomalia di temperatura minima. Dall'alto a sinistra sono riportati rispettivamente l'inverno (JFM), la primavera (AMJ), l'estate (JAS) e l'autunno (OND)

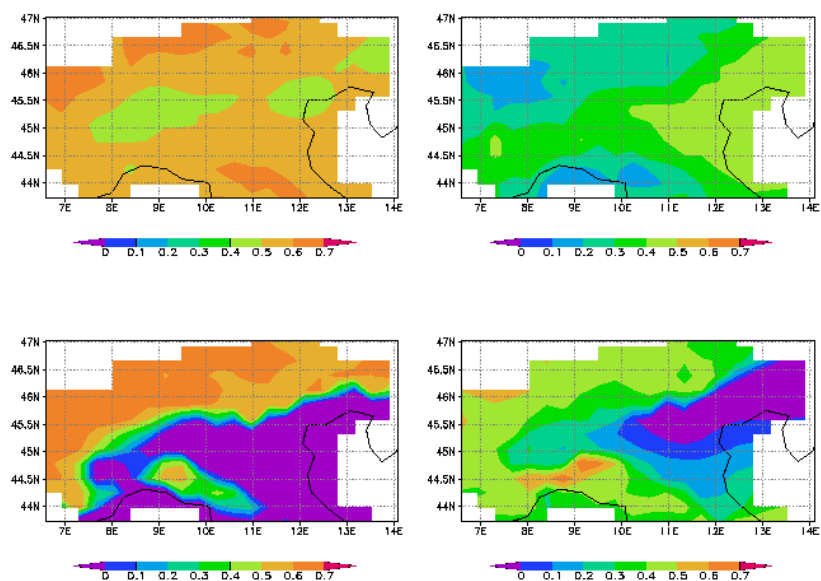


Figura 3: mappe di ACC della anomalia di temperatura massima. Dall'alto a sinistra sono riportati rispettivamente l'inverno (JFM), la primavera (AMJ), l'estate (JAS) e l'autunno (OND)

Dalle Figure si vede come nella stagione invernale sia la temperatura massima che quella minima presentano dei valori relativamente elevati di ACC, distribuiti in modo abbastanza uniforme su buona parte dell'Italia settentrionale. La precipitazione, pur presentando aree caratterizzate da valori decisamente alti di ACC, presenta anche zone in cui la correlazione è non statisticamente significativa (i valori di correlazione per una serie temporale di 15 anni come quella a nostra disposizione, per essere significativi devono essere superiori a 0.5). Per quanto riguarda le altre stagioni, in autunno la precipitazione e la temperatura minima, quest'ultima limitatamente alla parte occidentale del dominio, presentano valori statisticamente significativi di ACC e quindi soddisfacenti, mentre, in estate ed in primavera i risultati sia per la precipitazione che per la temperatura, sono assai meno soddisfacenti: in queste stagioni risulta probabilmente necessario indagare *potenziali* "predittori" diversi da

quelli finora presi in considerazione, e in particolare grandezze che siano più legate alle caratteristiche specifiche di queste stagioni, come ad esempio l'umidità specifica.

Per valutare l'effetto del risultato della procedura di downscaling rispetto al DMO viene riportato in Tabella 3 il valore invernale dell'ACC riferito a 3 punti-griglia PROVOST localizzati nell'Italia settentrionale (le cui coordinate geografiche sono riportate nella tabella stessa). La colonna indicata DMO riporta il valore di ACC tra l'anomalia osservata e quella ottenuta a partire dai dati del modello ECMWF/PROVOST; quella indicata con "SD", invece, riporta l'ACC tra l'anomalia "osservata" e quella "downscaled" con lo schema precedentemente delineato.

(a)

PREC-JFM	Punto 1 7.5° E, 45.0° N		Punto 2 10.0° E, 45.0° N		Punto 3 12.5° E, 45.0° N	
	SD	DMO	SD	DMO	SD	DMO
ACC	0.539	0.551	0.421	0.388	0.361	0.008
BIAS	0.020	0.020	-0.081	-0.080	-0.176	-0.176
RMSE	0.583	0.576	0.197	0.224	0.223	0.354

(b)

TMAX-JFM	Punto 1 7.5° E, 45.0° N		Punto 2 10.0° E, 45.0° N		Punto 3 12.5° E, 45.0° N	
	SD	DMO	SD	DMO	SD	DMO
ACC	0.571	0.027	0.545	0.024	0.525	-0.034
BIAS	-0.074	-0.143	-0.025	-0.101	-0.197	-0.271
RMSE	2.266	3.373	2.219	3.438	2.154	3.666

(c)

TMIN-JFM	Punto 1 7.5° E, 45.0° N		Punto 2 10.0° E, 45.0° N		Punto 3 12.5° E, 45.0° N	
	SD	DMO	SD	DMO	SD	DMO
ACC	0.512	-0.028	0.464	0.055	0.485	0.034
BIAS	-0.011	-0.072	0.102	0.033	-0.116	-0.183
RMSE	2.214	3.356	2.395	3.382	2.213	3.433

(d)

PREC-OND	Punto 1 7.5° E, 45.0° N		Punto 2 10.0° E, 45.0° N		Punto 3 12.5° E, 45.0° N	
	SD	DMO	SD	DMO	SD	DMO
ACC	0.794	-0.185	0.654	-0.237	0.706	-0.391
BIAS	0.164	0.162	0.050	0.048	0.109	0.106
RMSE	0.521	1.355	0.373	0.986	0.362	1.250

Tabella 3 - Valori di ACC, BIAS, RMSE riferiti a 3 punti sull'Italia settentrionale relativi al downscaling applicato (SD) ed agli hindcast PROVOST (DMO) di: (a) precipitazione invernale (JFM 1980-93); (b) temperatura massima invernale (JFM 1980-93); (c) temperatura minima invernale (JFM 1980-93); (d) precipitazione autunnale (OND 1980-93).

Come è facile notare, la procedura di downscaling ha una performance largamente migliore del DMO per la temperatura, minima e massima; per la precipitazione, il risultato è generalmente migliore a parte un caso in cui il valore di ACC risulta equivalente.

4. Conclusioni

Le previsioni stagionali prodotte presso i principali centri previsionali internazionali sono disponibili ad una risoluzione molto bassa, di scarso interesse ai fini della loro utilizzazione in campo agronomico. Esse, inoltre, sono tuttora affette da grossi errori, che ne riducono ulteriormente l'utilizzabilità.

Nella presente relazione, è stato descritto un nuovo metodo di downscaling statistico in grado sia di aumentare la risoluzione delle previsioni stagionali globali su un'area predefinita (nel nostro caso il Nord Italia), sia di ridurre l'ampiezza degli errori previsionali. E' stata inoltre descritta l'applicazione di tale metodo al data-set di previsioni stagionali PROVOST prodotto all'interno dell'omonimo progetto europeo.

Risultati preliminari (Pavan V., 2004, sottomesso alla rivista TELLUS), confermano la bontà di questa procedura applicata al data-set di previsioni stagionali prodotte all'interno di un nuovo progetto europeo, DEMETER, Development of a European Multimodel Ensemble system for seasonal to inTERannual Prediction, da poco conclusosi. All'interno di questo nuovo progetto sono stati utilizzati modelli di circolazione globale di tipo accoppiato oceano-atmosfera attualmente in uso in ben sette centri previsionali europei. Il progetto è descritto all'indirizzo web <http://www.ecmwf.int/research/demeter> (Hagedorn R., 2004).

L'ottimizzazione di un appropriato sistema di downscaling che migliorasse il Direct Model Output era l'obiettivo del secondo anno di progetto della linea di ricerca 2.7. I risultati ottenuti sono molto incoraggianti e permettono di delineare margini di miglioramento del metodo messo a punto. Il modello di downscaling proposto fornisce risultati molto soddisfacenti per quel che riguarda la previsione invernale e autunnale delle grandezze al suolo, ma la performance non eccezionale ottenuta per la stagione estiva e in minima parte per quella primaverile ci spingono ad ulteriori indagini riguardo alla definizione di "predittori" aggiuntivi da utilizzare per queste stagioni.

Il terzo anno di progetto sarà quindi dedicato a tale scopo e alla applicazione del metodo sviluppato ai nuovi dati di previsione stagionale prodotti dal già citato progetto DEMETER.

BIBLIOGRAFIA

- Frei C. and C. Schär, 1998:** A precipitation climatology of the Alps from high-resolution rain-gauge observations. *Int. J. Climatol.* **18**, 873-900
- Hagedorn R., F.J. Doblas-Reyes and T. Palmer, 2004:** The rationale behind the success of multimodel ensembles in seasonal forecasting. Part I: basic concept. *Submitted to Tellus A*
- Kalnay E. et al., 1996:** The NCEP/NCAR 40-year reanalysis Project: Bull. Am. Meteorol. Soc., **77** 437-472
- Palmer, T.N., C. Brankovic and D. Richardson, 2000:** A probability and decision model analysis of PROVOST seasonal multi-model ensemble integrations. *Q.J.R.Met.Soc.*, **126**, part B, 2013-2068
- Pavan, V. and F.J. Doblas-Reyes, 2000:** Multimodel seasonal hindcast over the Euro-Atlantic: skill scores and dynamic features. *Clim.Dyn.*, **16**, 611-625
- Pavan, V. S. Marchesi, A. Morgillo and C. Cacciamani: 2004;** in press. Downscaling of DEMETER winter seasonal hindcasts over Northern Italy. *Tellus A*, in press
- Quadrelli, R., M. Lazzeri, C. Cacciamani and S. Tibaldi, 2001:** Observed winter Alpine precipitation variability and links with large-scale circulation patterns. *Climate Research*, **17**, 275-2854
- Thompson P.D. , 1977:** How to improve accuracy by combining independent forecasts. *Mon Weather Rev* **105**: 228-229
- UCEA, 1990:** Analisi climatologica e progettazione della Rete Agrometeorologica Nazionale. Report tecnico per il Ministero delle Politiche Agricole e Forestali, Direzione Generale della produzione agricola

Allegato 1:

Tablelle di correlazione tra predittori e predittandi

Tablelle di correlazione tra le serie temporali di predittori (Z500 e T850) e predittandi (precipitazione, temperatura massima e minima) nel periodo comune 1966-1993 per le stagioni considerate. In neretto sono riportati i coefficienti statisticamente significativi al 95%.

	PC1 PREC	PC2 PREC	PC3 PREC	PC4 PREC
NAO	-0.480	0.254	0.309	-0.070
WA	-0.548	0.331	0.317	-0.150
EA	-0.288	-0.376	-0.423	0.021
EB	0.028	0.816	0.340	0.313
SCA	0.225	0.344	0.196	0.391
PC1 Z500	-0.605	0.230	0.113	-0.209
PC2 Z500	-0.128	-0.264	-0.412	-0.264
PC3 Z500	-0.203	-0.534	-0.283	-0.259
PC4 Z500	0.069	-0.155	-0.385	0.287
PC1 T850	-0.345	0.221	0.352	-0.252
PC2 T850	-0.246	0.764	0.144	0.219
PC3 T850	-0.045	0.157	-0.197	0.429
PC4 T850	0.644	0.303	0.099	0.353

Tabella 1-a – Correlazione tra le serie temporali delle PC di precipitazione MAP con gli indici di tele-connesione ed i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione invernale (JFM 1966-93).

	PC1 PREC	PC2 PREC	PC3 PREC	PC4 PREC
Z500 PC1	0.181	-0.005	0.035	0.170
Z500 PC2	0.235	0.067	0.020	-0.266
Z500 PC3	0.042	0.060	0.068	0.106
Z500 PC4	-0.050	0.023	0.032	0.026
T850 PC1	-0.263	0.062	0.132	0.145
T850 PC2	0.122	0.185	0.391	0.029
T850 PC3	-0.462	0.254	-0.213	-0.445
T850 PC4	-0.194	-0.321	0.392	-0.032

Tabella 1-b - Correlazione tra le serie temporali delle PC di precipitazione MAP con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione primaverile (AMJ 1966-93).

	PC1 PREC	PC2 PREC	PC3 PREC	PC4 PREC
Z500 PC1	-0.056	-0.272	-0.049	0.252
Z500 PC2	0.055	0.234	0.127	0.014
Z500 PC3	-0.292	-0.055	0.053	0.094
Z500 PC4	0.044	-0.460	-0.009	-0.134
T850 PC1	-0.210	0.040	-0.019	-0.175
T850 PC2	0.029	-0.169	-0.168	-0.089
T850 PC3	0.208	0.185	0.012	0.258
T850 PC4	0.050	-0.012	-0.148	0.162

Tabella 1-c – Correlazione tra le serie temporali delle PC di precipitazione MAP con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione estiva (JAS 1966-93).

	PC1 PREC	PC2 PREC	PC3 PREC	PC4 PREC
Z500 PC1	0.231	0.023	-0.053	0.145
Z500 PC2	-0.286	-0.069	0.073	-0.117
Z500 PC3	0.060	0.219	-0.141	0.157
Z500 PC4	-0.156	0.443	-0.232	-0.099
T850 PC1	-0.252	-0.219	0.207	-0.039
T850 PC2	0.075	0.378	-0.343	0.039
T850 PC3	-0.640	-0.125	-0.340	0.036
T850 PC4	0.255	-0.008	0.260	0.180

Tabella 1-d - Correlazione tra le serie temporali delle PC di precipitazione MAP con con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione autunnale (OND 1966-93).

	PC1 TMAX	PC2 TMAX	PC3 TMAX	PC4 TMAX
PC1 Z500	-0.538	0.345	-0.133	-0.371
PC2 Z500	0.113	0.149	-0.527	0.060
PC3 Z500	-0.514	-0.269	-0.439	-0.064
PC4 Z500	0.376	-0.128	-0.312	0.009
PC1 T850	-0.700	-0.084	0.120	-0.381
PC2 T850	-0.008	0.499	0.297	-0.212
PC3 T850	0.653	0.057	0.032	0.052
PC4 T850	0.301	-0.332	0.582	0.079

Tabella 2-a – Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura massima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione invernale (JFM 1961-99).

	PC1 TMAX	PC2 TMAX	PC3 TMAX	PC4 TMAX
PC1 Z500	-0.121	0.001	-0.047	0.217
PC2 Z500	-0.262	0.135	-0.031	-0.113
PC3 Z500	-0.122	-0.088	-0.176	-0.099
PC4 Z500	0.022	-0.114	0.139	-0.078
PC1 T850	0.114	-0.227	0.013	-0.055
PC2 T850	0.019	0.219	-0.265	-0.232
PC3 T850	-0.285	-0.499	0.153	-0.226
PC4 T850	0.814	-0.048	-0.077	0.252

Tabella 2-b - Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura massima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione primaverile (AMJ 1961-99).

	PC1 TMAX	PC2 TMAX	PC3 TMAX	PC4 TMAX
PC1 Z500	0.223	-0.296	-0.005	0.167
PC2 Z500	-0.012	0.031	-0.100	-0.027
PC3 Z500	-0.077	0.054	0.128	0.046
PC4 Z500	-0.339	-0.058	-0.044	0.304
PC1 T850	-0.058	0.125	-0.086	-0.171
PC2 T850	0.160	-0.147	-0.086	-0.039

PC3 T850	0.387	-0.497	-0.235	0.046
PC4 T850	0.226	-0.331	0.223	0.111

Tabella 2-c - Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura massima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione estiva (JAS 1961-99).

	PC1 TMAX	PC2 TMAX	PC3 TMAX	PC4 TMAX
PC1 Z500	0.309	0.532	-0.038	-0.069
PC2 Z500	0.087	-0.500	-0.002	-0.368
PC3 Z500	0.047	0.465	-0.078	0.037
PC4 Z500	-0.118	0.046	-0.462	0.068
PC1 T850	0.009	-0.589	0.162	-0.328
PC2 T850	0.310	0.277	-0.509	-0.052
PC3 T850	-0.193	-0.492	-0.133	-0.479
PC4 T850	0.324	0.601	-0.336	0.218

Tabella 2-d - Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura massima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione autunnale (OND 1961-99).

	PC1 TMIN	PC2 TMIN	PC3 TMIN	PC4 TMIN
PC1 Z500	0.427	-0.331	-0.484	-0.004
PC2 Z500	-0.381	-0.186	-0.036	0.173
PC3 Z500	0.323	-0.234	0.135	0.130
PC4 Z500	-0.417	0.018	0.215	0.053
PC1 T850	0.734	-0.103	-0.212	-0.034
PC2 T850	0.075	-0.091	-0.245	0.046
PC3 T850	-0.569	0.128	0.072	-0.109
PC4 T850	0.049	0.431	0.266	-0.412

Tabella 3-a - Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura minima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione invernale (JFM 1961-99).

	PC1 TMIN	PC2 TMIN	PC3 TMIN	PC4 TMIN
PC1 Z500	-0.103	0.308	-0.105	-0.032
PC2 Z500	-0.202	-0.031	0.023	-0.033
PC3 Z500	-0.092	-0.217	-0.114	0.076
PC4 Z500	0.061	-0.037	-0.132	-0.275
PC1 T850	0.062	0.004	-0.142	-0.322
PC2 T850	0.177	-0.145	-0.203	0.074
PC3 T850	-0.507	-0.068	0.421	0.048
PC4 T850	0.716	0.390	-0.072	0.000

Tabella 3-b - Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura minima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione primaverile (AMJ 196-99).

	PC1 TMIN	PC2 TMIN	PC3 TMIN	PC4 TMIN
PC1 Z500	0.164	-0.086	-0.219	-0.041
PC2 Z500	-0.144	-0.186	-0.054	-0.254
PC3 Z500	0.050	0.059	0.062	0.214
PC4 Z500	-0.277	0.041	0.071	0.034
PC1 T850	-0.076	0.065	0.004	-0.232
PC2 T850	0.185	0.407	0.027	0.069
PC3 T850	0.280	-0.112	-0.429	-0.221
PC4 T850	0.316	0.175	-0.270	0.098

Tabella 3-c- Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura minima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione estiva (JAS 1961-99).

	PC1 TMIN	PC2 TMIN	PC3 TMIN	PC4 TMIN
PC1 Z500	0.094	-0.030	0.584	0.204
PC2 Z500	0.326	0.184	-0.200	0.231
PC3 Z500	0.072	-0.366	0.238	0.246
PC4 Z500	0.202	-0.035	-0.009	0.366
PC1 T850	0.266	0.198	-0.303	0.245
PC2 T850	0.488	-0.139	0.206	0.227
PC3 T850	0.280	0.193	-0.290	0.376
PC4 T850	0.303	-0.048	0.530	0.005

Tabella 3-d- Correlazione tra le serie temporali delle PC di temperatura minima UCEA con i pattern a grande scala dal dataset NCEP nella stagione autunnale (OND 1961-99).

Table di correlazione tra i predittori utilizzati nel periodo NCEP 1949-1999.

	PC1 T850	PC2 T850	PC3 T850	PC4 T850
PC1 Z500	0.652	0.216	0.048	-0.391
PC2 Z500	-0.426	-0.232	-0.177	-0.398
PC3 Z500	0.235	-0.602	-0.356	-0.229
PC4 Z500	-0.198	-0.236	0.574	0.095

Tabella 4-a Correlazione tra le serie temporali delle PC-Z500 e le PC-T850 dal dataset NCEP nella stagione invernale (JFM).

	PC1 T850	PC2 T850	PC3 T850	PC4 T850
PC1 Z500	-0.135	-0.117	-0.037	-0.073
PC2 Z500	-0.288	0.422	0.123	-0.339
PC3 Z500	0.518	0.382	0.115	-0.275
PC4 Z500	0.501	0.177	-0.085	-0.226

Tabella 4-b Correlazione tra le serie temporali delle PC-Z500 e le PC-T850 dal dataset NCEP nella stagione primaverile (AMJ).

	PC1 T850	PC2 T850	PC3 T850	PC4 T850
PC1 Z500	0.138	0.142	0.207	0.176
PC2 Z500	0.028	-0.306	0.186	-0.302
PC3 Z500	0.376	-0.168	-0.256	0.475
PC4 Z500	0.080	0.262	-0.096	0.477

Tabella 4-c - Correlazione tra le serie temporali delle PC-Z500 e le PC-T850 dal dataset NCEP nella stagione estiva (JAS).

	PC1 T850	PC2 T850	PC3 T850	PC4 T850
PC1 Z500	-0.209	0.255	-0.357	0.287
PC2 Z500	0.684	0.462	0.297	-0.425
PC3 Z500	-0.181	0.121	-0.209	0.248
PC4 Z500	-0.259	0.436	0.363	0.044

Tabella 4-d - Correlazione tra le serie temporali delle PC-Z500 e le PC-T850 dal dataset NCEP nella stagione autunnale (OND).