

# TECNICHE DI POST-ELABORAZIONE DI PREVISIONE DI TEMPERATURA MINIMA A CONFRONTO PER UN'AREA ALPINA

## POST-PROCESSING TECHNIQUES COMPARED FOR MINIMUM TEMPERATURE PREDICTION IN AN ALPINE AREA.

Emanuele Eccel<sup>1\*</sup>, Luca Ghielmi<sup>1</sup>, Pablo Granitto<sup>2</sup>, Roberto Barbiero<sup>3</sup>,  
Federico Grazzini<sup>4</sup>, Davide Cesari<sup>5</sup>

<sup>1</sup> FEM - Fondazione Edmund Mach - Centro Sperimentale Via E. Mach, 1 - 38010 San Michele all'Adige (TN) - Italy

<sup>2</sup> CIFASIS - Conicet/UNR/UPC Marselle - Bv. 27 de Febrero 210 bis - 2000 Rosario - Argentina

<sup>3</sup> Provincia Autonoma di Trento - Dipartimento di Protezione Civile, Meteotrentino Via Vannetti, 41 - 38100 Trento (Italy)

<sup>4</sup> ARPA-SIM Emilia-Romagna. Viale Silvani 6 - 40122 Bologna (Italy)

\* Corresponding Author : Tel. +39 0461 615397 Fax: +39 0461 650956 E-mail: emanuele.eccel@iasma.it.

Received 13/06/2007 - Accepted 07/05/2008

### Riassunto

I modelli numerici per la previsione meteorologica (NWP) sono oggi gli strumenti più adatti per una previsione della temperatura; tuttavia, la previsione grezza dei modelli è fortemente viziata da errori sistematici, in gran parte dovuti alla rappresentazione imprecisa dell'orografia, i quali possono però essere parzialmente corretti con tecniche di Model Output Statistics (MOS). Nel presente studio si confrontano algoritmi MOS lineari e non per il *downscaling* di previsione di temperature minime nell'area di fondovalle della media Valdadige, finalizzata all'allertamento per episodi di gelo in Trentino. Sono stati impiegati due NWP, uno a circolazione globale (ECMWF T511 - L60) e un LAM (LAMI). Le tecniche di post-elaborazione usate sono le seguenti: correzione con l'errore medio, regressione multilineare, reti neurali, foresta stocastica (random forest, RF). Individuata una tecnica ottimale (RF), questa è stata applicata ai 9 punti di ECMWF e ai 21 punti di LAMI che circondano l'area-oggetto. I risultati indicano che esiste un vantaggio nell'uso di sistemi multivariati, ma che la differenza tra essi è piccola. L'errore medio assoluto del modello prescelto (RF con l'uso di tutti i 9 punti griglia) è di circa 1.2 °C, vicino alla variabilità naturale all'interno dell'area. Il modello è stato testato tracciando una curva ROC e confermandone la correttezza per un suo uso come strumento di allertamento per episodi di gelo.

**Parole chiave:** previsione temperatura, gelate, MOS, downscaling.

### Abstract

Numerical weather prediction models (NWP) are today the best suitable tools for temperature forecast. Nevertheless, raw model output is strongly affected by systematic errors, mostly due to the rough representation of orography; such errors can be partially corrected by Model Output Statistics techniques (MOS). In this study, aiming to operate frost alerting in Trentino, both linear and nonlinear MOS algorithms are compared in predicting minimum temperature in the middle Adige Valley area. Two NWP models have been used, one Global Circulation Model (ECMWF T511 - L60) and one Local Area Model (LAMI). The following post-processing techniques have been employed: mean bias correction, multilinear regression, neural networks, random forest (RF). The latter was selected as the best performing method, and applied to the nine points (for ECMWF) and to the 21 points (LAMI) surrounding the target area. Results show that multivariate models display the best skill, but with little difference among each other. The mean absolute error of the operational model (RF applied to all the nine ECMWF grid points) is about 1.2 °C, close to the natural variability within the area itself. The model suitability as a tool for frost alerting has been successfully tested by the use of a ROC curve.

**Key words:** temperature forecast, frosts, MOS, downscaling

### 1. Introduzione

La previsione quantitativamente corretta della temperatura minima è di rilevanza strategica per poter prevedere episodi di gelo con l'anticipo utile per predisporre l'eventuale difesa antibrina. I modelli numerici per la previsione meteorologica (NWP) sono oggi gli strumenti più adatti per una previsione della temperatura e in tal senso vengono impiegati dalla gran parte dei servizi meteorologici; tuttavia, la previsione grezza dei modelli è fortemente viziata da errori sistematici, prin-

cipalmente dovuti alla schematica rappresentazione dell'orografia e dei fenomeni di turbolenza atmosferica. Le griglie su cui i modelli applicano le equazioni che traducono matematicamente i meccanismi fisici presenti in atmosfera variano da alcune decine di km ai pochi km, a seconda che si tratti di modelli a circolazione generale (GCM) o di modelli ad area limitata (LAM). E' chiaro che in un territorio orograficamente complesso, come quello alpino, essendo la temperatura intrinse-

camente legata all'altitudine, gli errori nella previsione sono direttamente proporzionali agli errori con cui il modello di orografia implementato nel NWP rappresenta la realtà.

Ciò premesso, si capisce come la post-elaborazione dell'output previsionale di temperatura degli NWP, per una sua calibrazione sui reali siti di interesse (in una parola, il *downscaling*) sia diventato un argomento di frequente indagine (Weichert and Bürger, 1998; Schoof and Pryor, 2001; Huth, 2002; Huth, 2004; Miksovsky and Raidl, 2005). Nel caso specifico della Valdadige, il cui bacino è oggetto della presente indagine, la presenza di una fonda e stretta incisione valliva (anche 2000 m di dislivello tra il fondovalle coltivato e i rilievi su di esso prospicienti) rende particolarmente interessante la ricerca di metodiche adatte ad ottimizzare la previsione. Errori medi di 4 - 6 °C nella previsione della temperatura, riferiti agli output grezzi (da qui in poi Direct Model Output, DMO) sono comuni, e dovuti principalmente alle differenze considerevoli di quota tra realtà e modello (fino a diverse centinaia di m).

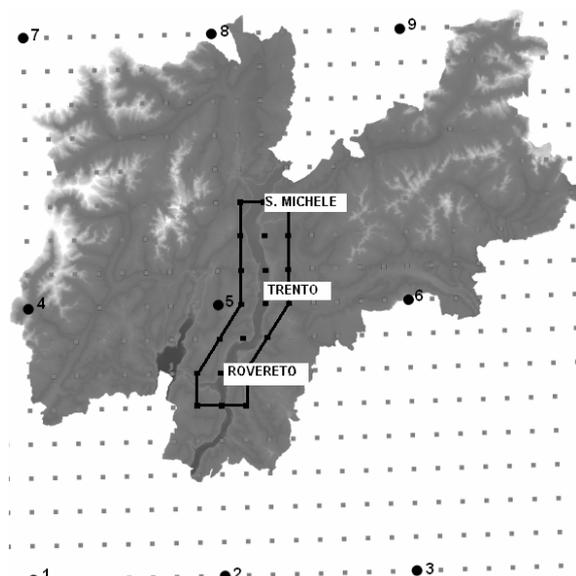
La semplice correzione che tenga conto della reale altitudine dei siti non ottimizza la previsione della temperatura. In particolare, per quanto riguarda le minime notturne, il profilo termico verticale è fortemente influenzato dalle condizioni meteorologiche, nella misura in cui esse definiscono la stabilità e, quindi, l'inversione termica. E' quindi utile indagare sistemi più complessi, che chiamino in gioco le altre variabili influenti sui processi che sono alla base del bilancio termico notturno. Tra i predittori di questo modello possiamo annoverare il tempo stesso, in quanto la successione temporale della previsione, confrontata con la corrispondente serie dei valori misurati, può già fornire una chiave per migliorare la previsione. Un approccio di questo tipo è quello del filtro di Kalman, che è già stato applicato, anche in Italia, per la correzione dei DMO di temperatura (Homleid, 1995; Galanis and Anadranistakis, 2002; Anadranistakis *et al.*, 2004; Cane *et al.*, 2004). L'approccio che è stato seguito in questo studio si basa in vece su una tecnica di MOS (Model Output Statistics) multivariato, nel quale diversi parametri, principalmente altre variabili di output, vengono usati come predittori per "correggere" il DMO.

Tra questi metodi, le tecniche di "machine learning" sono state spesso applicate, anche per la previsione di temperatura (Schizas *et al.*, 1991; Abdel-Aal and Elhadidy, 1994; Robinson and Mort, 1997; Arca *et al.*, 1998; Verdes *et al.*, 2000, Basili *et al.*, 2006). Nel presente studio le tecniche di MOS applicate sono state un semplice modello di regressione multilineare e due algoritmi di "machine learning" (reti neurali e "foresta stocastica") per il miglioramento della previsione della temperatura minima nella Valdadige. I risultati saranno confrontati tra loro, così come i risultati di due diversi NWP (un modello GCM e un LAM).

## 2. Metodi

### 2.1 Area di indagine

Come è stato anticipato, l'orografia del bacino del fiume Adige è caratterizzata da una valle centrale, relativamente poco larga e assai fonda, il cui fondovalle, inten-



**Fig. 1** - Orografia del Trentino, con l'area-oggetto evidenziata, le tre stazioni meteorologiche di riferimento e le griglie dei modelli NWP (punti piccoli, grigi: LAMI; punti larghi, neri: ECMWF). (Da Eccel *et al.*, 2007)

**Fig. 1** - Orographical picture of Trentino; in evidence the target area, the three reference meteorological stations and the grids of NWP models (small, grey dots: LAMI; large, black dots: ECMWF). (From Eccel *et al.*, 2007)

sivamente coltivato a frutteto e vigneto, è l'area oggetto della presente indagine. La topografia interna ai modelli NWP è fortemente semplificata, non solo per la differenza dei singoli valori assoluti con le quote reali, ma anche in relazione alla somiglianza morfologica con i sistemi vallivi esistenti. E' stata scelta per questo studio un'area corrispondente al medio corso della Valdadige (circa 40 km in lunghezza), tra le stazioni di S. Michele a nord (210 m) e Rovereto a sud (170 m) (Fig. 1). Le stazioni si possono considerare giacenti su un fondovalle pianeggiante, dal momento che la pendenza, sia longitudinale che trasversale alla valle, è trascurabile.

La Valdadige rappresenta, in Trentino, tra le aree più colpite da gelate, trovandosi in un fondovalle in cui le basse quote favoriscono la rapida ripresa vegetativa e nel contempo l'accumulo di aria fredda durante gli episodi di gelata radiativa.

### 2.2 Obiettivo della previsione

Come obiettivo previsionale è stata scelta la media delle temperature medie orarie per le tre stazioni interne all'area identificata (S. Michele, Trento sud, Rovereto) alle ore 7 (6 UTC). L'area è da ritenere climaticamente omogenea e l'ora di "controllo" coincide in pratica sia con la scadenza delle 06 UTC dei modelli NWP, sia con l'ora in cui mediamente si verifica la temperatura minima notturna in condizioni favorevoli al raffreddamento radiativo (de Franceschi e Zardi, 2008).

### 2.3 Modelli di previsione meteorologica (NWP)

Come modelli meteorologici NWP sono stati impiegati il modello del Centro Meteorologico Europeo di Reading (ECMWF) in uso fino al 2006 (T511, L60), con un passo

**Tab. 1** - Elenco variabili disponibili da ECMWF per il downscaling**Tab. 1** - List of ECMWF variables available for downscaling

Acronimo	Variabile
cpsfc	precipitazione convettiva [m]
hccsfc	copertura del cielo alta [0 - 1] *
lccsfc	copertura del cielo bassa [0 - 1] *
mccsfc	copertura del cielo media [0 - 1] *
mslsfc	pressione atmosferica al suolo [Pa]
night	lunghezza della notte [h]
no10usfc	vento zonale a 10 m [m s <sup>-1</sup> ]
no10vsfc	vento meridiano a 10 m [m s <sup>-1</sup> ]
no2dsfc	punto di rugiada a 2 m [°C]
no2tsfc	temperatura a 2 m [°C]
qprs500	umidità specifica a 500 hPa [kg kg <sup>-1</sup> ]
qprs700	umidità specifica a 700 hPa [kg kg <sup>-1</sup> ]
qprs850	umidità specifica a 850 hPa [kg kg <sup>-1</sup> ]
T.db	temp. a 2 m prevista per il giorno precedente [°C]
tccsfc	copertura del cielo totale [0 - 1]
tprs500	temperatura a 500 hPa [°C]
tprs700	temperatura a 700 hPa [°C]
tprs850	temperatura a 850 hPa [°C]
tpsfc	precipitazione totale [m]
uprs500	vento zonale a 500 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
uprs700	vento zonale a 700 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
uprs850	vento zonale a 850 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
vprs500	vento meridiano a 500 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
vprs700	vento meridiano a 700 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
vprs850	vento meridiano a 500 hPa [m s <sup>-1</sup> ]
wprs700	velocità verticale a 850 hPa [Pa s <sup>-1</sup> ] *
zprs500	altezza geopotenziale a 500 hPa [m]
zprs700	altezza geopotenziale a 700 hPa [m]
zprs850	altezza geopotenziale a 850 hPa [m]

\* solo ECMWW-12

di griglia di 0.5°, corrispondente ad una maglia, alle latitudini di 46°, di circa 55 km (N-S) x 39 km (E-O). Il LAM impiegato è il "LAMI" (Limited Area Model Italy), implementazione italiana del Lokal Modell del DWD (Serv. Meteor. Tedesco). Si tratta di un modello non idrostatico con un passo di griglia di 0.0625° (corrispondente a circa 7 km) e 35 livelli verticali (Schättler and Montani, 2005).

Il modello ECMWF viene diffuso in due corse operative, alle 12 UTC e alle 00 UTC. Entrambe sono state considerate in questa analisi. I periodi di disponibilità dei dati erano però diversi: 2001 - 2005 per la corsa delle 12 (da qui in avanti: ECMWF-12) e dal 2004 al 2005 per la corsa delle 00 (da qui in avanti: ECMWF-00). Solo per confronto tra le due corse è stata fatta un'analisi sulla ECMWF-12 per il solo periodo 2004-2005. Per LAMI è stato usato il periodo di disponibilità del dato, 2002 - 2005. Naturalmente le "scadenze" per le corse alle ore 12 e 00 sono state sfasate in modo tale che ogni previsione si riferisse alle ore 06 UTC della medesima giornata, cioè quella successiva al giorno di disponibilità dell'output dei modelli. Le variabili disponibili per

l'output secondo i diversi modelli sono riportate nella Tab. 1. Sono stati considerati i punti griglia circostanti l'area, 9 per ECMWF e 21 per LAMI.

## 2.4 Algoritmi di MOS impiegati

### Calibrazione con il bias medio

La più semplice correzione che si possa eseguire è la correzione con il bias medio (distorsione della stima), intesa come la differenza tra il DMO nel punto griglia meglio correlato e geograficamente più vicino all'area-oggetto (il nr. 5). La media è stata calcolata per l'intero periodo di disponibilità dei dati.

### Regressione multilineare (MLR)

Naturalmente la MLR come MOS per la previsione della temperatura è stata testata in precedenti esperienze (Sugahara, 2000; Schoof and Pryor, 2001; Casaioli *et al.*, 2003). Per far fronte al numero notevole di variabili presenti, i predittori sono stati selezionati con il "criterio di Akaike", applicato nel pacchetto R "mass" (Venables and Ripley, 2002). L'elenco delle variabili selezionate per ECMWF è riportato nella Tab. 1

### Reti neurali artificiali (ANN)

Anche in questo caso, gli esempi di applicazione in meteorologia sono diversi (Navone and Ceccatto, 1994; Hsieh *et al.*, 1998; Tangang *et al.*, 1998). Il tipo di rete neurale che è stato qui applicato è un "Multilayer Perceptron" (MLP) ed è costruito con una serie di strati di unità di calcolo (i "neuroni"), ognuno dei quali trasferisce allo strato successivo il dato elaborato da funzioni in generale non lineari. Il principale difetto delle ANN è l'essere soggette al cosiddetto "overfitting", vale a dire la tendenza a riproporre risultati in cui l'elaborazione viene in una certa misura sostituita da un meccanismo di "memoria" del dato di input. Per ovviare a tale inconveniente si fa normalmente uso di una parte di dati disponibili come test indipendente, diverso da quello impiegato per l'addestramento della rete. Nella nostra applicazione si è fatto uso del pacchetto STATISTICA Neural Networks, StatSoft Inc.

### Foresta stocastica - Random Forest (RF)

Un modello RF (Breiman *et al.*, 1984) è il risultato dell'elaborazione di diversi "alberi" di regressione, ognuno dei quali formato da vari nodi; ad ogni nodo (o diramazione) il flusso di calcolo si sposta in una direzione alternativa ad una seconda, a seconda del verificarsi o meno di una condizione logica su uno dei predittori; il risultato finale (al livello quindi di "foglia") è la previsione della variabile di output. Ogni albero preso a sé risulterebbe molto instabile, mentre il risultato della "foresta" nel suo insieme si presenta assai stabile, con varianza ridotta (Geman *et al.*, 1992). Un vantaggio dei modelli RF, in confronto alle tecniche ANN, è che esso limita il problema dell'*overfitting* (Breiman, 2001). Nelle nostre elaborazioni è stato impiegato il pacchetto R "RandomForest" (Liaw and Wiener, 2005). Maggiori dettagli sull'applicazione di Random Forest si possono trovare in Eccel *et al.*, 2007.

### 3. Risultati

I risultati dell'indagine sono espressi confrontando tra loro innanzitutto i metodi di *downscaling* testati. In seguito, avendo eletto una metodologia in base alle sue migliori caratteristiche, si confrontano tra loro i diversi modelli NWP impiegati, valutandone le prestazioni a valle dell'applicazione del MOS.

Le prestazioni di ogni diversa realizzazione sono valutate quantitativamente con i seguenti indicatori:

- a) La distribuzione degli errori, vale a dire la percentuale di casi che ricadono in classi di errore pari a  $\pm 0.5$  °C,  $\pm 1.0$  °C,  $\pm 1.5$  °C,  $\pm 2.0$  °C;
- b) l'errore medio assoluto (MAE);
- c) il coefficiente di determinazione  $r^2$  tra previsione e valore registrato nell'area-oggetto.

#### 3.1 Confronto tra algoritmi di downscaling

Il confronto tra i diversi modelli è stato eseguito, per semplicità, considerando un unico nodo di griglia (il nr. 5, vedere la sez. 2.4). I risultati non cambiano qualitativamente considerando separatamente gli altri nodi. Nella Fig. 2 e nella Tab. 2 si trovano rappresentati i risultati dei singoli modelli confrontati tra loro.

Risulta evidente il miglioramento ottenibile calibrando il DMO con la semplice correzione del bias, così come risulta evidente che i modelli più complessi possono aggiungere accuratezza a tale processo MOS base. Non si osservano miglioramenti significativi passando da un modello multivariato ad un altro, in particolare confrontando tra loro ANN e RF, i quali sembrano leggermente migliori dell'algoritmo MLR.

#### 3.2 Scelta dei predittori.

Non è corretto, da un punto di vista metodologico, escludere a priori il contributo al miglioramento prognostico che può venire dai diversi nodi di griglia che circondano l'area-oggetto. La loro inclusione dà luogo però ad un numero notevole di potenziali predittori, che è utile snellire per rendere meno onerosa e anche meno soggetta ad errori la previsione. Avendo scelto come metodo ottimale di calcolo RF, anticipando la discussione riguardo al confronto tra modelli, nella Fig. 3 si può apprezzare il miglioramento della previsione (espresso come correlazione tra valore osservato e previsto) al crescere del numero di predittori, ma si può osservare anche come il miglioramento si stabilizzi oltre un valore di predittori (10 - 20 per ECMWF), invece di aumentare ulteriormente. Si sono utilizzate le procedure a disposizione del pacchetto RandomForest per stimare l'importanza relativa dei predittori. Oltre alle variabili di output dei due NWP, in ognuno dei nodi di griglia, sono state considerate le seguenti:

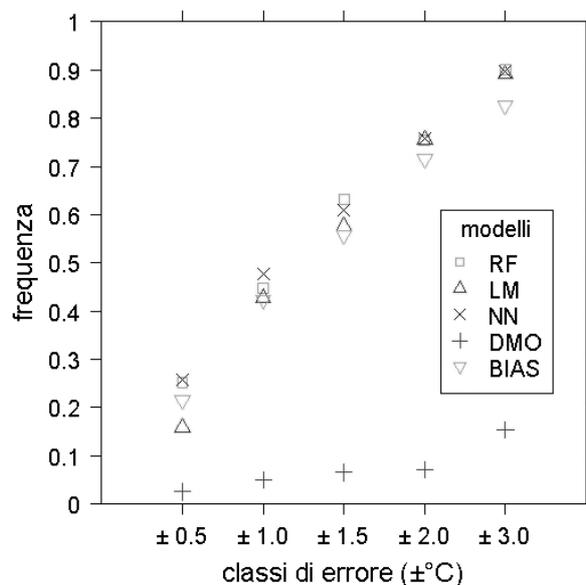
- la temperatura alle ore 6 del giorno precedente (media delle tre stazioni di riferimento per l'area);
- gli errori di previsione dei tre giorni precedenti, per ogni singolo nodo di griglia;
- la lunghezza della notte.

Complessivamente si tratta perciò di scegliere i predittori tra 272 variabili per ECMWF (9 punti) e ben 464 per LAMI (21 punti). Si sono evidenziate le variabili di maggior impatto (Fig. 4), che sono, oltre alla temperatu-

**Tab. 2** - Prestazioni degli algoritmi di post-elaborazione applicati ad ECMWF-12. MAE = errore assoluto medio;  $r^2$  = coefficiente di determinazione di Pearson; RF = Random Forest; ML = modello multilineare; RN = rete neurale; DMO = output grezzo di modello; BIAS = correzione con il bias medio.

*Tab. 2 – Performances of different post-processing models, applied to ECMWF-12. MAE = mean absolute error;  $r^2$  = Pearson's coefficient of determination; RF = Random Forest; ML = multilinear model; NN = Neural Network; DMO = Direct (raw) Model Output; BIAS = mean-bias-corrected output.*

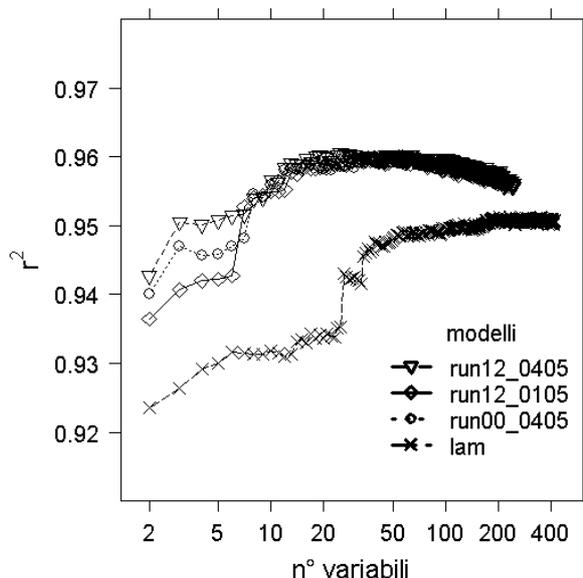
Distribuzione del MAE in classi [ $\pm$ °C]	RF	ML	RN	DMO	BIAS
0.5	21.3	20.7	20.9	1.9	17.1
1.0	43.9	42.7	42.1	4.9	33.9
1.5	61.2	58.8	62.6	7.5	47.6
2.0	74.8	70.8	72.3	9.6	61.8
MAE [°C]	1.87	2.10	1.88	6.94	2.47
$r^2$	0.943	0.929	0.945	0.901	0.901



**Fig. 2** - Distribuzione degli errori dei diversi modelli MOS impiegati in classi. Legenda: RF = Random Forest; LM = modello multi-lineare; NN = Rete Neurale; DMO = output grezzo (Direct Model Output); BIAS = correzione con la distorsione media (*bias*).

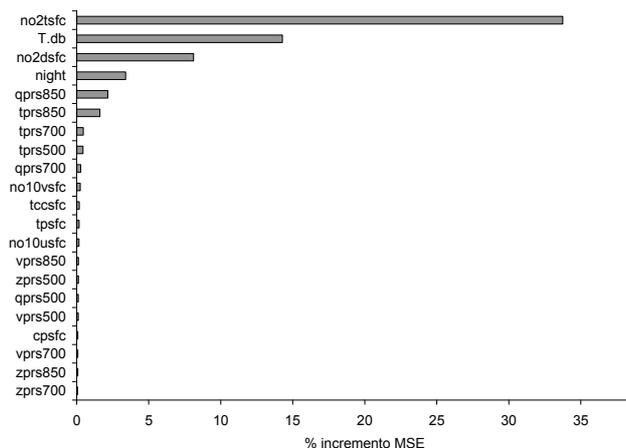
*Fig. 2 - Error distribution in classes for the different MOS models used. Key: RF = Random Forest; LM = multi-linear model; NN = Neural Network; DMO = Direct Model (raw) Output; BIAS = mean-bias-corrected output.*

ra prevista a 2 m: la temperatura prevista ad ore 06 del giorno precedente, la temperatura di rugiada, la lunghezza della notte, la temperatura e l'umidità a 850 hPa, più altre di minor significato. Nel modello che considera tutti i 9 punti ECMWF, i contributi del valore di temperatura previsto a 2m compaiono per più di un punto, identificando perciò un contributo indipendente da parte di nodi di griglia diversi da quello centrale (nr. 5).



**Fig. 3** - Coefficiente di determinazione per numero di predittori considerati. Legenda: run12\_0405: ECMWF-12, periodo 2004-2005), ecc...; lam = LAMI-00

**Fig. 3** - Coefficient of determination vs. number of predictors. Key: run12\_0405: ECMWF-12, years 2004-2005), etc...; lam = LAMI-00



**Fig. 4** - Analisi di sensitività per il modello RF a punto singolo (punto di griglia nr. 5). Il valore in ascissa rappresenta l'incremento percentuale nell'errore standard medio quando la variabile è tolta dall'insieme dei predittori. Per il significato degli acronimi vedere la Tab. 1

**Fig. 4** - Sensitivity analysis for the RF model for a single-point model (using data from grid-point nr 5 only). The value in abscissa is the percent increase in Mean Standard Error when the variable is removed from the pool of model inputs. For the meaning of the abbreviations, see Table 1

### 3.3 Confronto tra diversi NWP

Il confronto tra le diverse realizzazioni di ECMWF, cui è stato applicato l'algoritmo RF, non mostra significative differenze quando il numero di variabili è ottimale. Al contrario, il modello LAMI (in questo caso il numero ottimale di predittori è superiore, essendo molto più alto il numero di nodi di griglia considerati), nella presente applicazione, non ha fornito risultati soddisfacenti, se

paragonato ad ECMWF. I risultati si trovano esposti nella Tab. 3.

### 3.4 Applicazione alla previsione delle gelate primaverili

Dal momento che la tecnica di *downscaling* è stata concepita per fornire una previsione calibrata per gli episodi di gelo, è stata valutata la sua attitudine a prevedere correttamente tali fenomeni. A tale proposito sono stati calcolati gli indici di successo (HIR - Hit Rate) e di falso allarme (FAR - False Alarm Rate) al variare della soglia con cui si può dichiarare previsto un episodio di gelo. Naturalmente tale soglia è arbitraria e può essere scelta in funzione dell'approccio che ci si propone: più o meno cautelativo (più attenzione a HIR che a FAR) o addirittura "neutro" (pari importanza di HIR e FAR). E' noto e intuibile che, al crescere dell'HIR (da massimizzare) aumenta anche il FAR (da minimizzare). Riportando in unico grafico le coppie di valori HIR e FAR al variare della soglia si ottiene la cosiddetta curva ROC (Fig. 5), la quale, idealmente, si desidera avere forma schiacciata verso l'angolo sinistro superiore del grafico (HIR alto, FAR basso).

Si è voluto verificare quale dovrebbe essere la soglia di allarme per ottimizzare il rapporto tra HIR e FAR. Nell'ipotesi "neutra", cioè una previsione in cui il valore intrinseco di HIR è pari a quello di FAR (cioè un falso allarme vale quanto un mancato successo di previsione di gelata), la soglia si ottiene intersecando la curva ROC con una retta di equazione  $HIR = 100 - FAR$ . Si vede come tale intersezione dia come soglia da utilizzare proprio un valore prossimo a 0, precisamente  $0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ , e ciò è da considerare un buon risultato, in quanto indica l'indistorsione della stima. E' però auspicabile applicare un certo grado di cautela, per cui possiamo ritenere che sia più strategico prevedere una gelata, quando si verifica, piuttosto evitare che un falso allarme. In questo caso la soglia si ottiene intersecando la curva ROC con una retta di equazione  $HIR = 100 - c \cdot FAR$ , nella quale, quanto più basso è c, tanta più importanza si dà all'HIR in relazione al FAR. Per esempio, attribuendo a HIR un'importanza doppia di FAR ( $c = 1/2$ ), si otterrebbe una soglia ottimale di circa  $0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Tale valore è senz'altro una soglia più ragionevole per diramare un allarme di gelata.

### 4. Discussione

Un primo, generale risultato della ricerca è la conferma dell'utilità di realizzare una procedura di MOS per la previsione della temperatura minima. L'algoritmo RF con 9 punti applicato a ECMWF consente di prevedere le temperature con un MAE di  $1.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Risultati simili sono stati ottenuti da altri autori che hanno affrontato il problema della previsione della temperatura con metodi non lineari (Marzban, 2003, Casaioli et al., 2003, Boi, 2004). Va peraltro rilevato che l'applicazione dell'algoritmo MLR porta a risultati solo leggermente inferiori, e che anche altri autori, in precedenza, hanno riscontrato differenze piccole usando metodi lineari e non lineari per lo scopo (Trigo and Palutikof, 1999; Miksovsky and Raidl, 2005). La differenza sostanziale si

ottiene passando da metodi univariati (la semplice correzione dell'errore medio) ad algoritmi multivariati.

Vale la pena soffermarsi sul significato della presenza di alcune variabili influenti per il miglioramento della previsione rispetto al DMO. Tra queste si trovano le temperature atmosferiche a diversi livelli (500, 700 e 850 hPa), anche a quote ben superiori al livello del suolo, a cui viene riferita la temperatura prevista. Ciò può essere spiegato considerando che la stabilità atmosferica è il risultato del suo profilo termico, e dal momento che il bilancio termico dei bassi strati è determinato in modo sostanziale proprio dalla stabilità, si può capire quale sia l'importanza di tale proprietà nella dinamica del raffreddamento notturno.

La nuvolosità non risulta particolarmente rilevante, e ciò indicherebbe la buona parametrizzazione, nei NWP, del processo di riflessione della radiazione termica, che non richiederebbe pertanto correzioni sistematiche significative. Una considerazione particolare va fatta per la lunghezza della notte. Essa occupa una posizione sempre rilevante tra i predittori da impiegare. Essa funge soprattutto da discriminante tra il periodo in cui alle ore 7 il sole è già sorto e il periodo più invernale, in cui a tale ora non è ancora iniziato il processo di forte riscaldamento diurno e le temperature sono prossime alle minime notturne.

Per ciò che riguarda il confronto tra ECMWF e LAMI, appare vantaggioso l'uso del primo (modello GCM), nonostante la minor risoluzione. Ciò può forse essere dovuto anche al fatto che l'area su cui viene data la previsione, nel caso del LAMI è meglio monitorata (21 punti), ma assai più ridotta in estensione. Non si notano invece differenze degne di rilievo tra l'uso di ECMWF-12 e ECMWF-00, nonostante il più breve periodo disponibile per le indagini in quest'ultimo caso.

## 5. Conclusioni

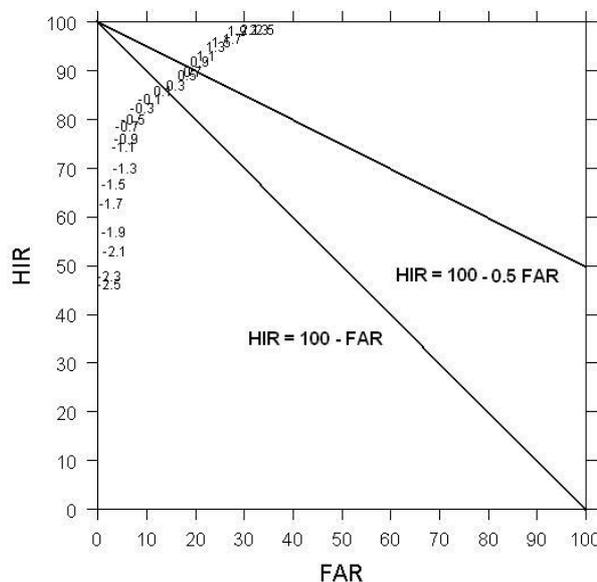
L'indagine ha mostrato i vantaggi e i limiti di un MOS per il *downscaling* delle temperature previste da due NWP (un GCM e un LAM) e ha consentito il confronto critico tra metodi diversi. Oltre alla (scontata) evidenza del miglioramento della previsione che si può ottenere impiegando metodi multivariati, sia lineari, sia non lineari, la ricerca ha avuto la ricaduta pratica di identificare un metodo ottimale da implementare su server per la previsione automatica. Ciò è quanto viene fatto dalla primavera 2006 sulla pagina web IASMA, con previsioni per l'area-oggetto eseguite sia con i dati di ECMWF-12, sia quelli di ECMWF-00, a distanza di poche ore.

L'errore residuo è ancora tangibile (MAE pari a circa 1.2 °C per il modello implementato), e può in larga parte essere attribuito all'errore intrinseco al NWP, piuttosto che ad una sua post-elaborazione. In particolare, l'approccio seguito non è in grado di correggere errori non sistematici, occasionali o dovuti a periodi transitori di "mis-calibrazione" della previsione. Almeno per

**Tab. 3** - Prestazione di RF applicato su diversi NWP. MAE = errore assoluto medio;  $r^2$  = coefficiente di determinazione di Pearson.

**Tab. 3** - The performance of RF on different NWP models. MAE = mean absolute error;  $r^2$  = Pearson's coefficient of determination.

Distribuzione del MAE in classi [± °C]	ECMWF-12 2001 - 2005	ECMWF-12 2004 - 2005	ECMWF-00 2004 - 2005	LAMI-00 2002 - 2005
0.5	29.4	27.6	31.3	24.0
1.0	52.1	50.4	53.5	46.9
1.5	68.9	69.9	71.9	64.8
2.0	81.3	81.2	81.8	76.8
MAE [°C]	1.20	1.22	1.17	1.36
$r^2$	0.960	0.960	0.960	0.951



**Fig. 5** - Curva "ROC" per l'obiettivo di previsione di gelata (evento:  $T = 0^\circ\text{C}$ ). Identificazione delle soglie di allerta nei casi importanza di  $\text{HIR} = \text{FAR}$  e  $\text{HIR} = 2 \text{ FAR}$

**Fig. 5** - "ROC" curve for the goal of frost prediction (event:  $T = 0^\circ\text{C}$ ). Identification of alert thresholds for values of importance of  $\text{HIR} = \text{FAR}$  and  $\text{HIR} = 2 \text{ FAR}$

quest'ultima categoria di errore, un'applicazione del tipo filtro di Kalman a valle del *downscaling* potrebbe migliorare ulteriormente la previsione. Il grosso miglioramento deve però essere atteso dall'affinamento ulteriore dei modelli NWP, con una migliore parametrizzazione dei fenomeni di raffreddamento, primo fra tutti l'evoluzione della nuvolosità in cielo durante la notte. Dal 2006 (ma per un periodo del tutto insufficiente a produrre una casistica utile per realizzare un MOS) il modello ECMWF viene distribuito nella sua versione con risoluzione doppia rispetto a quella usata in precedenza ( $0.25^\circ$  al posto di  $0.50^\circ$ ). Ciò fa immaginare che la previsione possa ulteriormente migliorare, e che tra pochi anni una nuova indagine potrebbe fornire un modello con errori inferiori a quelli indicati nel presente studio.

Infine, si può concludere che, per quanto attiene all'uso per allertamento di gelate, l'algoritmo trovato, che si

presta ad una implementazione del tutto automatica su server web, pare rispondere in modo soddisfacente agli scopi prefissi.

## Ringraziamenti

Questo lavoro è stato realizzato nell'ambito del progetto di ricerca "GEPRI", finanziato dal Fondo Unico per la Ricerca della Provincia Autonoma di Trento

## References

- Abdel-Aal, R.E. and Elhadidy, M.A. (1994). *A machine-learning approach to modelling and forecasting the minimum temperature at Dharan, Saudi Arabia. Energy*, 19(7): 739-749
- Arca, B., Benincasa, F., De Vincenzi, M., and Fasano, G. (1998). *A neural model to predict the daily minimum of air temperature. 7<sup>th</sup> International Congress For Computer Technology in Agriculture, Computer technology in agricultural management and risk prevention. Florence, Italy, 15 – 18 November 1998. Proceedings*, 485-493.
- Basili, P., Bonafoni, S. and Biondi, R. (2006). *Analisi e previsione di temperature minime e di gelate sul bacino del Trasimeno. Rivista Italiana di Agrometeorologia*, 2006(1): 46-50
- Boi, P. (2004). *A statistical method for forecasting extreme daily temperature using ECMWF 2-m temperatures and ground station measurements. Meteorol. Appl.*, 11:245-251.
- Breiman, L. (1996). *Bagging predictors. Machine Learning*, 26(2): 123-140.
- Breiman, L. (2001). *Random Forests. Machine Learning*, 45(1): 5-32.
- Cane, D., Milelli, M., and Gandini, D. (2004). *Improvement of the meteorological parameters forecasts for the XX Olympic winter games venue. Geophysical Research Abstracts*, Vol. 6, 03637.
- Casalioli, M., Mantovani, R., Proietti Scorzoni, F., Puca, S., Speranza, A. and Tirozzi, B. (2003). *Linear and nonlinear post-processing of numerically forecasted surface temperature. Nonlinear processes in geophysics*, 10: 373-383.
- De Franceschi, M. e Zardi, D., 2008. *I processi fisici dei fenomeni di gelata in ambiente montano. Risultati dalle campagne sperimentali del progetto GEPRI. It. J. Agrom., questo numero*
- Eccel, E., Ghielmi, L., Granitto, P., Barbiero, R., Grazzini, F., and Cesari, D. (2007). *Prediction of minimum temperatures in an alpine region by linear and non-linear post-processing of meteorological models. Nonlinear Processes in Geophysics*, 14(3), pp. 211-222
- Galanis, G. and Anadranistakis, M. (2002). *A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts. Meteorological Applications*, 9(4): 437-441.
- Geman, S., Bienenstock, E., and Doursat, R. (1992). *Neural Networks and the Bias/Variance Dilemma. Neural Computation*, 4: 1-58.
- Homleid, M. (1995). *Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter. Weather and Forecasting*, 10(4): 689-707.
- Hsieh, W.W., and Tang, B. (1998). *Applying Neural Network Models to Prediction and Data Analysis in Meteorology and Oceanography. Bulletin of the American Meteorological Society: Vol. 79, No. 9: 1855–1870.*
- Huth, R. (2002). *Statistical downscaling of daily temperature in Central Europe. Journal of Climate*, 15: 1731-1742.
- Huth, R. (2004). *Sensitivity of local daily temperature change estimates to the selections of downscaling models and predictors. Journal of Climate*, 17: 640-652.
- Liaw, A. and Wiener, M. (2005). *Breiman and Cutler's random forests for classification and regression. R-Package "randomForest": <http://stat-www.berkeley.edu/users/breiman/RandomForests>.*
- Marzban, C. (2003). *Neural networks for postprocessing model output: ARPS. Monthly Weather Review*, 131: 1103-1111
- Miksovsky, J. and Raidl, A. (2005). *Testing the performance of three nonlinear methods of time series analysis for prediction and downscaling of European daily temperatures. Nonlinear Processes in Geophysics*, 12: 979-991.
- Navone, H.D., and Ceccatto, H A (1994). *Predicting Indian monsoon rainfall: a neural network approach. climate dynamics, Volume 10, Numbers 6-7: 305 - 312.*
- Robinson, C. and Mort, C. (1997). *A neural network system for the protection of citrus crop from frost damage. Computers and Electronics in Agriculture*, 16: 177-187.
- Schättiler, U., Montani, A. (eds.) (2005). *Operational Implementations. COSMO Newsletter No.5, Chapter 4. DWD, Offenbach am Main, Germany, (available at <http://www.cosmo-model.org/>).*
- Schizas, C.N., Michaelides, S., Pattichis, C.S., and Livesay, R.R. (1991). *Artificial networks in forecasting minimum temperature. Institution of Electrical Engineers, Publ. No. 349: 112-114.*
- Schoof, J.T. and Pryor, S.C. (2001). *Downscaling temperature and precipitation: A comparison of regression-based methods and artificial neural networks. Int. J. Climatol.*, 21: 773-790.
- Sugahara, S. (2000). *Uma experiência com modelo estatístico (MOS) para a previsão da temperatura mínima diária do ar. Brazilian Journal of Geophysics*, 18(1): 3-12.
- Tangang, F.T., Tang, B., Monahan A.H., and Hsieh, W.W. (1998). *Forecasting ENSO Events: A Neural Network–Extended EOF Approach. Journal of Climate: Vol. 11, No. 1: 29–41.*
- Trigo, R.M. and Palutikof, J.P. (1999). *Simulation of daily temperatures for climate change scenarios over Portugal: a neural network model approach. Climate Research*, 13: 45-59.
- Venables, W. N. and Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S. Fourth Edition. Springer, New York. Pp. 495.*
- Verdes, P.F., Granitto, P.M., Navone, H.D., and Ceccatto, H.A. (2000). *Frost Prediction with Machine Learning Techniques. Proceedings of the VI Argentine Congress on Computer Science. Pp. 1423-1433.*
- Weichert and Bürger (1998). *Linear versus nonlinear techniques in downscaling. Climate Research*, 10: 83-93.