

LA PREVISIONE DELLE TEMPERATURE MINIME IN TEMPO REALE: DAI MODELLI TRADIZIONALI AI NUOVI APPROCCI

REAL-TIME TEMPERATURE MINIMUM PREDICTION: FROM TRADITIONAL MODELS TO NEW APPROACHES

Stefano Dalla Nora ¹, Emanuele Eccel ², Massimiliano de Franceschi ¹, Luca Ghielmi ², Dino Zardi ^{1*}

¹ Gruppo di Fisica dell'Atmosfera, Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale, Università degli studi di Trento. Via Mesiano, 77 - 38100 Mesiano (TN) - Italy

² Fondazione Edmund Mach - Centro Sperimentale Via E. Mach, 1 - 38010 San Michele all'Adige (TN) - Italy

*Corresponding author : Tel: +39 0461 882682 - Fax: +39 0461 881946 E-mail: Dino.Zardi@ing.unitn.it

Received 7/02/2008 - Accepted 16/09/2008

Riassunto

Si presentano i risultati di due tipologie di modelli per la simulazione del processo di raffreddamento notturno dell'aria in prossimità del suolo, finalizzati alla previsione di episodi di gelata in valli alpine. Un primo gruppo di modelli ricorre all'utilizzo di equazioni non lineari per il raffreddamento notturno. L'algoritmo di Reuter parte dalla soluzione dell'equazione della conduzione termica; i parametri di calibrazione del modello vengono determinati mediante una regressione lineare multipla su serie di dati relative a diverse variabili meteorologiche rilevanti per il fenomeno in esame. Altre formulazioni (Brunt, Swinbank, Chudnosky) utilizzano coefficienti empirici, che sono stati calibrati per singoli siti di interesse. Un secondo approccio utilizza un sistema a reti neurali che richiede in ingresso alcuni valori tipici di temperatura, la durata del dì e il vento previsto. I risultati dell'applicazione delle diverse metodologie a casi reali in Trentino vengono confrontati. Assieme ad alcuni esempi di serie temporali di dati misurati e previsti sono valutati e discussi indicatori di verifica delle previsioni cui tipicamente si fa ricorso in letteratura. Un'analisi condotta sui diversi siti prescelti consente di scegliere i modelli di previsione migliori e, in definitiva, un potenziale affinamento delle previsioni di gelata.

Parole chiave: gelata, previsione, raffreddamento, valle, regressione lineare multipla, reti neurali.

Abstract

The results of the application of two kinds of models for the simulation of the nocturnal cooling process of air close to the ground are presented, aiming at forecasting frost episodes in alpine valleys. A first group of models adopts non-linear equations to describe nocturnal cooling. Reuter's algorithm stems from the solution of the thermal conduction equation; its calibration parameters have been determined by means of multiple linear regression on time series of data from measurements of various meteorological variables relevant for the phenomenon under examination. Other formulations (Brunt, Swinbank, Chudnosky) make use of empirical coefficients, which were calibrated for any single site of interest. A second approach adopts a neural network system, which requires as an input some typical temperature values, day duration and wind forecast. Results of the application of the above methods to real cases in Trentino, northern Italy, are compared. Along with some examples of time series of both measured and forecast data, the standard forecast verification indicators usually adopted in the literature are evaluated and discussed. An analysis of model performances in the different sites allows a choice of the best performing models, and eventually an improvement in the skill of frost forecast.

Keywords: frost, forecast, cooling, valley, multiple linear regression, neural networks

1. Introduzione

I fenomeni di gelata vengono generalmente classificati in due categorie: si definiscono *gelate da irraggiamento* quelle in cui il raffreddamento è prevalentemente determinato dalla perdita di calore per irraggiamento dal suolo, *gelate da avvezione* quelle in cui la perdita di calore è determinata dall'avvezione di masse d'aria fredda. Queste ultime possono essere sia le grandi masse d'aria, trasportate da fenomeni a scala sinottica, oppure masse d'aria più locali trasportate da correnti alla mesoscala o a scala locale, come le correnti di densità sui pendii.

Le gelate per irraggiamento sono determinate dalla perdita di calore del terreno per irraggiamento e si rivelano più probabili a partire dal tramonto, quando la radiazione

emessa dal suolo non è più compensata dalla radiazione solare incidente. Gli strati d'aria adiacenti al terreno si raffreddano a loro volta per conduzione e convezione, determinando un progressivo abbassamento della temperatura dell'aria. La conducibilità dell'aria è molto bassa, e ciò fa sì che il deficit di temperatura degli strati prossimi al suolo si trasmetta lentamente a quelli più elevati, determinando così notevoli gradienti verticali di temperatura. Questi a loro volta producono una crescente stratificazione stabile, che inibisce i moti convettivi verticali e gli scambi termici connessi.

Cielo sereno e vento debole sono le condizioni che favoriscono il raffreddamento radiativo, anche se l'entità di

tale raffreddamento dipende dall'intensità della radiazione uscente (Reuter, 1951).

In letteratura sono descritti vari modelli per la previsione di eventi di gelata, alcuni anche nel contesto nazionale italiano (Cicogna *et al.*, 2000; Zinoni *et al.*, 2000).

Tuttavia nei casi di terreno complesso, che peraltro rappresentano un'ampia quota del territorio agricolo nazionale, si riscontra una notevole variabilità della temperatura negli strati di atmosfera prossimi al suolo da zona a zona e nelle varie ore. Difficilmente tale variabilità può essere risolta adeguatamente non solo dai modelli a scala sinottica, ma anche da quelli alla mesoscala.

Per questo motivo sono stati nel tempo sviluppati molti modelli che sfruttano metodi di previsione basati solo sulle variabili locali che sono più facilmente misurabili, come l'orografia e l'uso del suolo (Kondo and Okusa, 1990; Gustavsson *et al.*, 1998; Karlsson, 2000; Lindkvist *et al.*, 2000), o alcune grandezze meteorologiche di base, quali il vento e la radiazione netta (Bootsma, 1976; Laughlin and Kalma, 1987; Gustavsson, 1995). Di particolare interesse sono le interpolazioni spaziali mediante tecniche geostatistiche inserite nell'ambito di Sistemi Informativi Geografici (*Geographical Information Systems, GIS*) e che consentono di fornire una stima di valori di temperatura anche su aree eterogenee (Söderström and Magnusson, 1995; Lindkvist and Lindkvist, 1997).

I modelli descrittivi (o meccanicistici) sono in uso da diversi decenni. Essi descrivono l'abbassamento della temperatura a partire dal tramonto, la cui dinamica è determinata dalla perdita di calore per irraggiamento, descritta dalla legge di Stefan-Boltzmann, con opportune compensazioni che tengono conto degli effetti di mitigazione dovuti alla copertura nuvolosa. A questi si aggiungono altri meccanismi fisici, come gli effetti del vento o dell'umidità del suolo.

In letteratura si trovano vari esempi di applicazione dell'approccio fisico, ad esempio nei lavori di Brunt (1941); Swinbank (1963); Luerstein-Chudnosky (Ceccon and Borin, 1995; Benincasa *et al.*, 1991).

Il Trentino presenta un tipico clima alpino, caratterizzato da un inverno relativamente freddo, un'estate temperata, primavera e autunno piovosi. Tuttavia molte aree delle valli più basse, come la Val d'Adige e in parte la Val di Non, presentano un clima più mite, che consente la coltivazione intensiva della vite e del melo pur presentando un significativo rischio di gelate tardive. La previsione della gelata è rilevante in quanto le zone maggiormente soggette al fenomeno (Piana Rotaliana, Valdadige, Vallagarina, Bassa Val di Non) sono in gran parte attrezzate con sistemi di protezione antibrina, basati sull'irrigazione soprachioma (Pantezzi e Pellegrini, 2008), che sono attivati manualmente al raggiungimento delle temperature critiche. Le "veglie meteorologiche" sono organizzate qualora sussista il rischio di gelo. Risulta pertanto utile affinare quanto più possibile i metodi di previsione "in tempo reale", che, basandosi sulle condizioni rilevate strumentalmente al tramonto, possano fornire indicazioni affidabili, sito per sito, sul raffreddamento notturno.

In questo lavoro si presentano i risultati ottenuti nell'ambito del progetto GePri (*Gelate Primavera*) mediante l'implementazione di modelli numerici per la si-

mulazione del processo di raffreddamento al suolo finalizzate alla previsione di eventi di gelata.

2. Metodi

2.1 Il modello di Reuter

L'algoritmo adottato dal Gruppo di Fisica dell'Atmosfera di UNITN si basa sullo schema proposto da Reuter (1951), nell'ipotesi di raffreddamento notturno in aria calma e cielo sereno, in condizioni di bassa umidità relativa, in cui il processo è prevalentemente di tipo radiativo.

Lo schema si basa sull'assunzione che il processo di raffreddamento del terreno sia governato dall'equazione del calore. Per uno strato orizzontale di terreno, trascurando il flusso termico in direzione orizzontale, l'equazione si scrive:

$$\frac{\partial T_g}{\partial t} = \frac{k_g}{c_g \rho_g} \frac{\partial^2 T_g}{\partial z^2} \quad (1)$$

dove t è il tempo, z è la coordinata verticale (con $z = 0$ all'interfaccia suolo-atmosfera), $T_g(z, t)$ è la temperatura nel terreno all'istante t e alla profondità $-z$, mentre k_g , ρ_g e c_g sono rispettivamente la conducibilità termica ($\text{W m}^{-1} \text{K}^{-1}$), la densità (kg m^{-3}) e il calore specifico ($\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$) del terreno, che si assume uniforme.

L'istante iniziale t_0 del processo di raffreddamento corrisponde all'ora del tramonto, quando si assume che il terreno presenti una stratificazione:

$$T_g = T_0 + \gamma_g z \quad (2)$$

dove T_0 è la temperatura superficiale e γ_g è il gradiente termico nel terreno al tramonto. Rappresentando in modo analogo il flusso termico in atmosfera come un processo diffusivo, l'evoluzione della temperatura dell'aria $T_a(z, t)$ alla quota z ad ogni istante t è fornita dalla relazione

$$\frac{\partial T_a}{\partial t} = K_a \frac{\partial^2 T_a}{\partial z^2} \quad (3)$$

dove K_a è la diffusività termica dell'atmosfera ($\text{m}^2 \text{s}^{-1}$).

Anche per gli strati di atmosfera prossimi al suolo si può assumere una stratificazione lineare

$$T_a = T_0 - \gamma_a z \quad (4)$$

dove γ_a è il gradiente termico dell'aria al tramonto.

Imponendo la continuità dei profili di temperatura e dei flussi termici all'interfaccia suolo-atmosfera, Reuter (1951) fornisce la soluzione:

$$\Delta T = D\sqrt{\Delta t} \quad (5)$$

dove $\Delta T = T(0, t) - T_0$ è l'abbassamento della temperatura al suolo dal valore iniziale T_0 (all'ora del tramonto) mentre $\Delta t = t - t_0$ è il tempo trascorso dall'ora del tramonto t_0 . Il coefficiente di decadimento D è fornito dalla relazione

$$D = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \frac{R_L \uparrow + \gamma_g k_g + (\gamma_a - \gamma_d) c_p K \rho}{\sqrt{k_g \rho_g c_g + c_p \sqrt{K \rho^2}}} \quad (6)$$

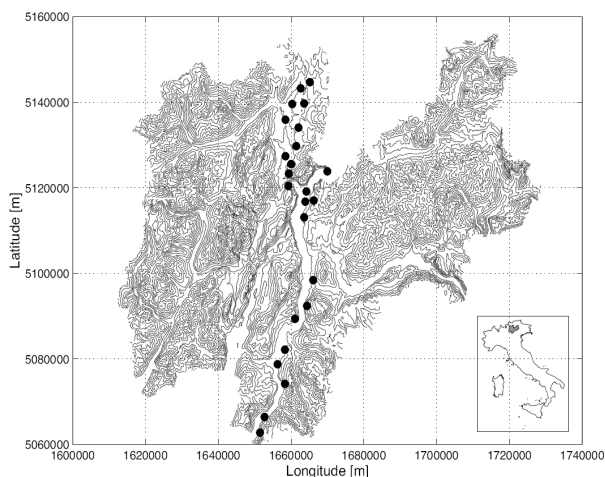


Fig. 1 - Mappa del Trentino e ubicazione delle 24 stazioni meteorologiche utilizzate per lo studio del modello di Reuter.

Fig. 1 - Map of Trentino and location of 24 weather stations used for the study of Reuter's model.

dove $\gamma_d = 9.8 \cdot 10^{-3} \text{ K m}^{-1}$ è il gradiente adiabatico per l'aria secca, $R_L \uparrow$ (W m^{-2}) è il flusso della radiazione termica ad onda lunga (positiva uscente) e ρ_a (kg m^{-3}) è la densità dell'aria.

Per un'applicazione a casi reali, la determinazione diretta del coefficiente di decadimento a partire dalla (6) è in pratica molto complessa, dal momento che molti dei parametri che entrano nella relazione sono difficili da valutare con precisione, e il loro valore può variare di molto da punto a punto in una stessa area. Nello sviluppo del modello previsionale si è perciò preferito stimare D con un approccio statistico a partire dalle misure di temperatura e di altre grandezze collegate.

Si sono pertanto selezionate opportune stazioni meteorologiche e per ciascuna di esse un periodo sufficientemente lungo in cui fossero disponibili i dati delle misure. In particolare si sono utilizzate 24 stazioni meteorologiche della rete agrometeorologica dell'Istituto Agrario di San Michele all'Adige, dislocate in Val d'Adige e in Val di Non (fig. 1), identificate come aree obiettivo per monitorare le principali grandezze meteorologiche come la velocità del vento, la temperatura e l'umidità relativa dell'aria e testare un algoritmo per la previsione delle temperature minime. Le stazioni coprono un intervallo di quote compreso fra i 124 m s.l.m. di Mama d'Avio e i 912 m di Romeno. Tuttavia la maggior parte di esse è collocata nel sottointervallo compreso fra 100 e 300 m s. l. m., ossia sono prevalentemente dislocate sui fondovalle.

Per ogni notte si è valutato un valore "effettivo" di D che minimizzasse lo scarto quadratico medio tra una curva, che riproduce il decadimento della temperatura descritto dalla relazione (5), e i punti sperimentali. In fig. 2 si presentano i risultati di tale confronto per le stazioni di Roveré della Luna e Fondo. I valori del coefficiente di determinazione, R^2 , sono incoraggianti, risultando sempre maggiori di 0.94 (Tab. 1), valore riscontrato nella stazione di Zambana. In tale modo il valore di D non è unico per una stazione, ma va determinato di giorno in giorno.

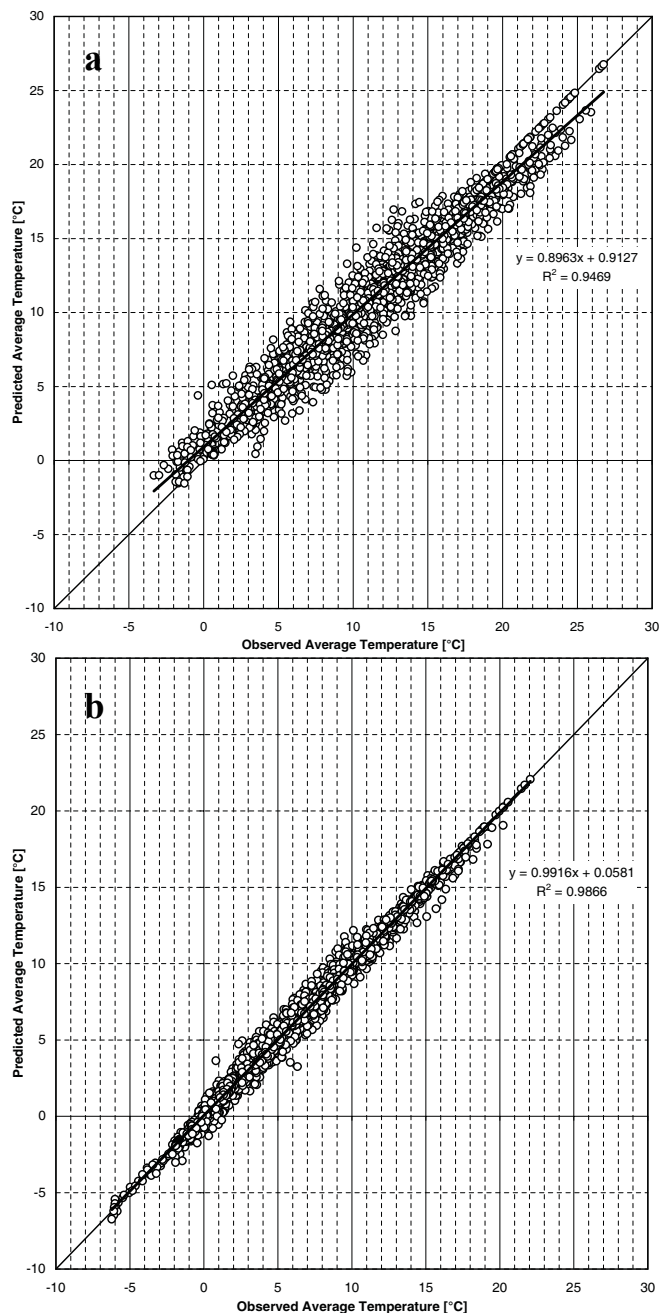


Fig. 2 - Correlazione fra le temperature osservate e previste nelle stazioni di Roveré della Luna (a) e Fondo (b).

Fig. 2 - Correlation between observed and forecast temperature at the stations of Roveré della Luna (a) and Fondo (b).

Per superare questo problema si sono stimati opportuni valori del coefficiente D anche in un secondo modo, ossia attraverso una regressione lineare multipla basata sui dati meteorologici, assumendo di poter in questo modo implicitamente tener conto dei dati relativi al terreno. Si è assunto cioè che il valore di D dipendesse dalle variabili meteorologiche X_1, X_2, \dots, X_n nella forma lineare

$$D = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (7)$$

Tab. 1 - Modello di Reuter. Valori del coefficiente di determinazione R^2 tra temperature osservate e previste.**Tab. 1** - Reuter model. Values of the determination coefficient R^2 between observed and forecast temperature values.

Stazione	Regressione lineare multipla			Minimi quadrati		
	R^2	pendenza m	intercetta b	R^2	pendenza m	intercetta b
Val d'Adige						
Aldeno	0.8629	0.8535	1.2829	0.9494	0.8987	0.8075
Avio	0.9248	0.9611	0.3843	0.9780	0.9739	0.2324
Mama di Avio	0.8683	0.9091	0.9071	0.9609	0.9579	0.3785
Mezzocorona Novali	0.9150	0.9307	0.5931	0.9763	0.9451	0.4265
Mezzolombardo	0.8644	0.8629	1.1557	0.9606	0.9194	0.5789
Mori	0.9340	0.9532	0.3871	0.9831	0.9637	0.2666
Roverè della Luna	0.8673	0.8387	1.6036	0.9523	0.9063	0.8082
Rovereto	0.8881	0.8980	0.9223	0.9694	0.9499	0.3854
S. Michele all'Adige	0.8689	0.8729	1.1952	0.9528	0.9260	0.6354
Savignano	0.9389	0.9612	0.2894	0.9874	0.9801	0.1236
Serravalle	0.8973	0.9381	0.5603	0.9702	0.9523	0.3923
Trento Sud	0.8925	0.8719	1.1939	0.9675	0.9243	0.5973
Zambana	0.8452	0.8254	1.5448	0.9418	0.8824	0.9273
Val di Non						
Arsio	0.9445	0.9708	0.1894	0.9889	0.9806	0.0925
Cles	0.9307	0.9502	0.3009	0.9862	0.9640	0.1718
Coredo	0.8640	0.9813	0.0203	0.9873	0.9832	0.0836
Cunevo	0.9126	0.9205	0.4898	0.9744	0.9417	0.3044
Denno	0.8926	0.9012	0.6656	0.9729	0.9352	0.3720
Dercolo	0.9243	0.9286	0.4635	0.9763	0.9360	0.3898
Fondo	0.9444	0.9880	0.1044	0.9890	0.9929	0.0430
Revò	0.9210	0.9468	0.3778	0.9870	0.9788	0.1037
Romeno	0.9350	0.9824	0.1716	0.9873	0.9977	0.0483
Segno	0.9279	0.9440	0.3799	0.9873	0.9636	0.1981
Spormaggiore	0.9380	0.9418	0.3809	0.9832	0.9544	0.2518

Tab. 2 - Modello di Reuter. Coefficienti di determinazione R^2 rispetto a diverse variabili.**Tab. 2** - Reuter model. Values of the determination coefficient R^2 with respect to various variables.

Stations	Tmin	Tmax	Tobs	Vmin	Vmax	RHmin	RHmax	RH16:00
Val d'Adige								
Aldeno	0.0084	0.2811	0.5971	0.0080	0.0136	0.1330	0.0075	0.4742
Avio	0.0052	0.2359	0.5892	-	-	0.4061	0.3172	0.5787
Mama di Avio	4.6 10 ⁻⁵	0.2357	0.5427	0.0291	0.0053	0.3185	0.0613	0.5065
Mezzocorona Novali	0.0024	0.2769	0.5785	-	-	0.3699	0.0821	0.4467
Mezzolombardo	0.0106	0.2686	0.5522	0.0088	0.0022	0.3891	0.0160	0.4461
Mori	0.0058	0.3104	0.6527	-	-	0.4551	0.1865	0.5945
Roverè della Luna	0.0369	0.1653	0.4879	0.0409	0.0072	0.3668	0.0174	0.4292
Rovereto	0.0006	0.2573	0.6161	-	-	0.0704	0.0152	0.3219
S. Michele all'Adige	0.0101	0.2295	0.5914	0.0085	0.0223	0.4073	0.0586	0.4857
Savignano	0.0060	0.1492	0.4821	0.0144	0.0166	0.4658	0.2826	0.6050
Serravalle	0.0024	0.3148	0.5952	-	-	0.3761	0.1552	0.5313
Trento Sud	0.0179	0.2255	0.6316	0.0183	0.0069	0.3701	0.0894	0.5022
Zambana	0.0165	0.2468	0.5243	0.0211	0.0003	0.3535	0.0045	0.4250
Val di Non								
Arsio	8.8 10 ⁻⁶	0.2085	0.5887	-	-	0.5286	0.2802	0.6027
Cles	0.0041	0.2371	0.6247	0.0485	0.0284	0.5095	0.2501	0.5948
Coredo	0.0001	0.2287	0.6078	-	-	0.5558	0.3102	0.6274
Cunevo	0.0095	0.2658	0.6218	-	-	0.4939	0.1729	0.5507
Denno	0.0365	0.2501	0.6429	0.0391	0.0283	0.4054	0.0450	0.4876
Dercolo	0.0004	0.2667	0.6147	-	-	0.4845	0.1994	0.5648
Fondo	0.0019	0.2246	0.6182	0.1232	0.2689	0.5160	0.3026	0.6301
Revò	0.0091	0.2224	0.6374	-	-	0.5226	0.2429	0.5889
Romeno	0.0015	0.2228	0.6272	-	-	0.5439	0.2601	0.6262
Segno	0.0059	0.2677	0.6709	-	-	0.5473	0.2138	0.6139
Spormaggiore	0.0005	0.2511	0.6119	-	-	0.5296	0.2629	0.5948

Tab. 3 - Modello di Reuter. Valori del coefficiente di determinazione R^2 per la regressione lineare con le variabili ΔT_{obs} e $RH_{16:00}$ e per la regressione multipla basata sull'espressione $D = a_0 + a_1 \Delta T_{obs} + a_2 RH_{16:00}$.

Tab. 3 - Reuter Model. Values of the determination coefficient R^2 for the linear regression with the variables ΔT_{obs} and $RH_{16:00}$ and for the multiple regression based on the expression $D = a_0 + a_1 \Delta T_{obs} + a_2 RH_{16:00}$.

Stations	R^2 (ΔT_{obs})	R^2 ($RH_{16:00}$)	R^2 (V_{min})	R^2 ($\Delta T_{obs} + RH_{16:00}$)	R^2 ($\Delta T_{obs} + RH_{16:00} + V_{min}$)
Val d'Adige					
Aldeno	0.5971	0.4742	0.0080	0.6403	0.6426
Avio	0.5892	0.5787	-	0.6468	-
Mama di Avio	0.5427	0.5065	0.0291	0.5979	0.6024
Mezzocorona Novali	0.5785	0.4467	-	0.6109	-
Mezzolombardo	0.5522	0.4461	0.0088	0.5938	0.5980
Mori	0.6527	0.5945	-	0.7036	-
Roverè della Luna	0.4879	0.4292	0.0409	0.5450	0.5469
Rovereto	0.6161	0.3219	-	0.6359	-
San Michele all'Adige	0.5914	0.4857	0.0085	0.6313	0.6355
Savignano	0.4821	0.6050	0.0144	0.6278	0.6282
Serravalle	0.5952	0.5313	-	0.6386	-
Trento Sud	0.6316	0.5022	0.0183	0.6673	0.6697
Zambana	0.5243	0.4250	0.0211	0.5628	0.5631
Val di Non					
Arsio	0.5887	0.6027	-	0.6649	-
Cles	0.6247	0.5948	0.0485	0.6782	0.6783
Coredo	0.6078	0.6274	-	0.6893	-
Cunevo	0.6218	0.5507	-	0.6506	-
Denno	0.6429	0.4876	0.0391	0.6772	0.6792
Dercolo	0.6147	0.5648	-	0.6569	-
Fondo	0.6182	0.6301	0.1232	0.7069	0.7069
Revò	0.6374	0.5889	-	0.6882	-
Romeno	0.6272	0.6262	-	0.6974	-
Segno	0.6709	0.6139	-	0.7081	-
Spormaggiore	0.6119	0.5948	-	0.6724	-

Tab. 4 - Modello di Reuter - Parametri della regressione lineare multipla con la relazione $D = a_0 + a_1 \Delta T_{obs} + a_2 RH_{16:00}$.

Tab. 4 - Reuter model - Parameters of the multiple linear regression with the expression $D = a_0 + a_1 \Delta T_{obs} + a_2 RH_{16:00}$.

Stations	Height [m a.m.s.l.]	a_0	σ_0	a_1	σ_1	a_2	σ_2	R^2	σ_D
Val d'Adige									
Aldeno	180	1.4494	0.2819	0.1445	0.0131	-1.8703	0.3330	0.6403	0.7165
Avio	137	1.6631	0.2980	0.1166	0.0169	-1.9827	0.3132	0.6468	0.5249
Mama di Avio	124	1.8472	0.3497	0.1321	0.0170	-2.3118	0.3817	0.5979	0.7148
Mezzocorona Novali	216	1.0995	0.2277	0.1322	0.0125	-1.2936	0.2748	0.6109	0.5620
Mezzolombardo	204	1.5593	0.2989	0.1284	0.0133	-1.8555	0.3610	0.5938	0.7283
Mori	190	1.4806	0.2511	0.1325	0.0133	-1.8268	0.2682	0.7036	0.5208
Roverè della Luna	208	1.6442	0.2611	0.1007	0.0122	-1.9621	0.3377	0.5450	0.6915
Rovereto	171	0.6407	0.2568	0.1952	0.0130	-0.8759	0.2317	0.6359	0.6817
San Michele all'Adige	205	1.4196	0.2978	0.1475	0.0144	-1.8258	0.3395	0.6313	0.6943
Savignano	677	1.9898	0.2058	0.0478	0.0118	-2.1046	0.2051	0.6278	0.4618
Serravalle	150	1.5576	0.3282	0.1417	0.0159	-2.0683	0.3639	0.6386	0.6838
Trento Sud	185	1.3301	0.2809	0.1565	0.0135	-1.7714	0.3294	0.6673	0.6703
Zambana	200	1.5056	0.3020	0.1248	0.0135	-1.7677	0.3621	0.5628	0.7874
Val di Non									
Arsio	797	1.7624	0.2294	0.0944	0.0133	-1.8923	0.2415	0.6649	0.4797
Cles	652	1.8295	0.2660	0.1139	0.0136	-1.9285	0.2877	0.6782	0.5502
Coredo	787	1.8333	0.2297	0.0926	0.0127	-1.9210	0.2300	0.6893	0.4664
Cunevo	558	1.3853	0.2877	0.1181	0.0134	-1.4940	0.3167	0.6506	0.5933
Denno	321	1.3206	0.2710	0.1621	0.0129	-1.6126	0.3024	0.6772	0.7351
Dercolo	410	1.5349	0.2583	0.1163	0.0137	-1.6645	0.2890	0.6569	0.5400
Fondo	907	1.6611	0.2122	0.1127	0.0134	-1.7476	0.1938	0.7069	0.4722
Revò	715	1.5877	0.2665	0.1270	0.0138	-1.9645	0.2989	0.6882	0.5666
Romeno	912	1.8418	0.2546	0.1074	0.0135	-2.0622	0.2605	0.6974	0.5159
Segno	525	1.5933	0.2865	0.1370	0.0147	-1.8935	0.3235	0.7081	0.5781
Spormaggiore	548	1.6954	0.2322	0.0949	0.0119	-1.7632	0.2497	0.6724	0.4966

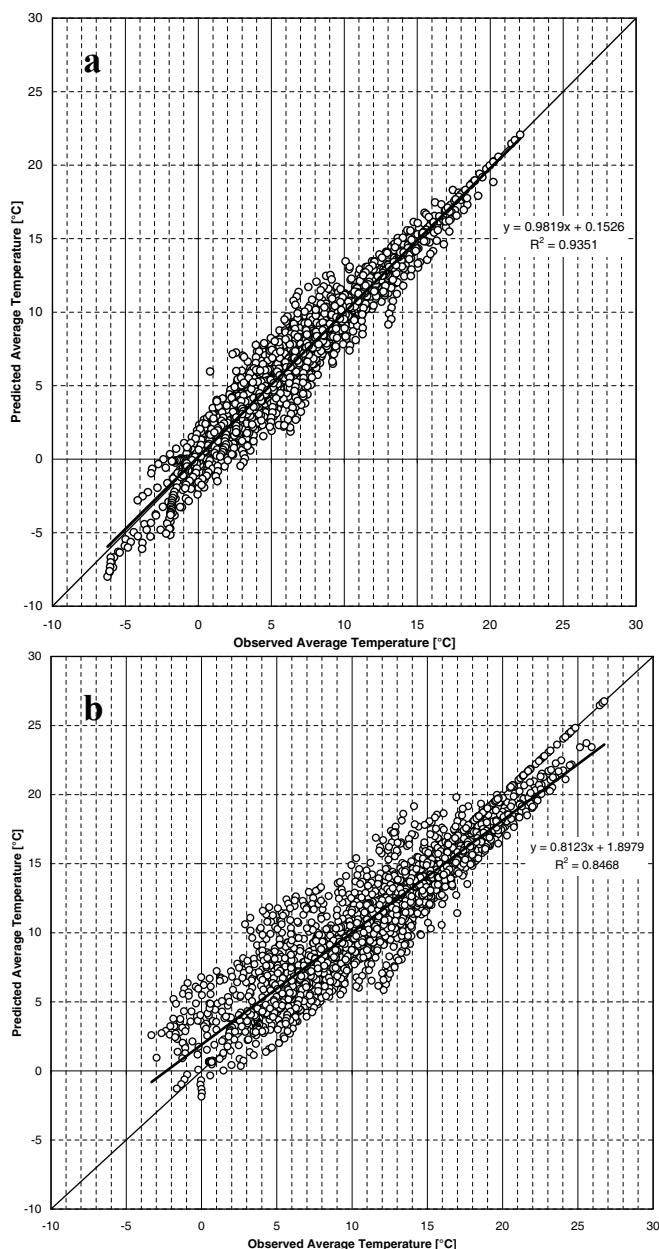


Fig. 3 - Risultati ottenuti mediante il metodo di regressione lineare multipla per la stazione di Fondo (a) e per la stazione di Roverè della Luna (b).

Fig. 3 - Results from the multiple linear regression method for the stations of Fondo (a) and Roverè della Luna (b).

I coefficienti di ciascuna delle n variabili sono detti coefficienti di regressione e il termine noto a_0 costante di regressione (Wilks, 1995). I loro valori sono stati determinati con un metodo ai minimi quadrati su una base di dati comprensiva dei valori massimi e minimi della temperatura (T_M , T_m), della velocità del vento (V_M , V_m) e dell'umidità relativa (RH_M , RH_m) registrati a partire dalla mezzanotte del giorno precedente (Tab. 2).

Per ogni ciclo di raffreddamento notturno si è valutato il valore di D che meglio adatta la curva della relazione (5) ai dati. A quel punto si è valutata la correlazione statistica fra i valori di D così ottenuti e i valori corrispondenti delle variabili meteorologiche sopra ricordate mediante

regressione lineare. Questa procedura ha consentito di individuare le variabili che più contribuiscono a condizionare il processo e a semplificare il successivo passaggio dell'analisi di regressione lineare multipla, che consiste in una analisi di adattamento ottimale della relazione (7) ai dati.

Esaminando anzitutto il legame statistico tra D e le temperature minime osservate, non si osserva una correlazione diretta. Migliore correlazione presentano i valori massimi, e ancora meglio tenendo conto della escursione diurna $\Delta T = T_M - T_m$. I risultati migliori per la correlazione con questa sola quantità si ottengono per la stazione di Segno in Val di Non a una quota di 525 m ($R^2 = 0.6709$), i peggiori alla stazione di Savignano in Vallagarina alla quota di 677 m ($R^2 = 0.4821$) (Tab. 3).

Una buona correlazione si riscontra con l'umidità relativa registrata alle ore 16, RH_{16} , ossia tipicamente poco dopo che nelle stazioni si è raggiunta la temperatura massima. In questo caso il risultato migliore si ha con la stazione di Fondo in Val di Non alla quota di 677 m ($R^2 = 0.6301$), il peggiore a Rovereto Vallagarina alla quota di 171 m ($R^2 = 0.3219$) (Tab. 3).

Rispetto alla correlazione con l'intensità del vento, il migliore risultato è ancora presso la stazione di Fondo ($R^2 = 0.1232$), il peggiore presso Aldeno in Val d'Adige a 180 m di quota ($R^2 = 0.0080$) (Tab. 3). In ogni caso si nota una correlazione molto bassa, come d'altra parte era da attendersi, visto che in questa formulazione il fenomeno è controllato dalla radiazione.

Sulla base dei risultati ottenuti, si è proceduto ad un'analisi mediante regressione lineare multipla tenendo conto solo delle variabili ΔT e RH_{16} (Tab. 4), ossia con un'espressione

$$D = a_0 + a_1 \Delta T_{obs} + a_2 RH_{16.00} \quad (8)$$

I valori ottenuti per i coefficienti a_i sono riportati in tab. 4. La migliore performance si ottiene ancora per la stazione di Fondo ($R^2 = 0.9351$) (fig. 3a), mentre la peggiore è ancora per Roverè della Luna in Val d'Adige a 208 m ($R^2 = 0.8468$) (fig. 3b).

2.2 I modelli dinamici

Le stazioni considerate per l'indagine sono elencate nella tab. 5 e rappresentate nella fig. 6.

Per la valutazione del raffreddamento notturno si è adottata la formula di Brunt (1941):

$$T(t_0 + \Delta t) = T_0 - 0.129 \cdot \frac{2}{\sqrt{\pi}} \cdot R_L \uparrow \cdot \frac{\sqrt{K_g \cdot \Delta t}}{k_g} \quad (9)$$

dove $K_g = k_g / (\rho_g c_g)$ ($m^2 s^{-1}$) è la diffusività termica nel suolo.

Per la stima della radiazione uscente $R_L \uparrow$ si sono utilizzati due diversi metodi: la formula di Brunt (1941)

$$R_L \uparrow = \sigma \cdot T^4 (a_0 - b_0 \cdot \sqrt{e}) \cdot (1 - a \cdot c) \quad (10)$$

Tab. 5 - Elenco siti considerati per lo sviluppo di modelli meccanicistici e reti neurali**Tab. 5** - List of sites where mechanistic models and neural networks were developed.

Stazione	Latitudine [°]	Longitudine [°]	Altitudine [m]	Periodo disponib.dati	Posizione geografica	Morfologia
Denno	46.267	11.050	330	1999-2004	Val di Non	Pendio
S. Michele	46.190	11.135	205	1983-2004	P. Rotaliana	Fondovalle
Trento sud	46.023	11.127	185	1983-2004	Valdadige	Fondovalle
Rovereto	45.879	11.021	171	1999-2004	Vallagarina	Fondovalle
Marco	45.847	11.008	162	2001-2004	Vallagarina	Fondovalle
Ala	45.790	11.020	160	1983-2000	Vallagarina	Fondovalle

dove $\sigma = 5.671 \cdot 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$ è la costante di Stefan-Boltzmann, $a_0 = 0.526$, $b_0 = 0.0065 \text{ Pa}^{-1/2}$ sono due costanti, c è la copertura del cielo (in decimi), e è la pressione parziale del vapore acqueo (Pa), e la formula di Swinbank (1963):

$$R_L \uparrow = AT^a \quad (11)$$

con $A=5.31 \cdot 10^{-13} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-6}$ e $a = 6$. Si è inoltre considerata anche la formulazione di Chudnosky, che esprime la previsione della temperatura minima senza esplicitare una funzione decrescente nel tempo:

$$T_m = T_0 - 696.67 \cdot R_L \uparrow \cdot (P \cdot \delta_1 + R \cdot \delta_2) \quad (12)$$

dove T_m è la temperatura minima prevista al mattino (°C), P ed R due coefficienti dipendenti dalla latitudine e dal mese, δ_1 , δ_2 due coefficienti dipendenti dall'umidità del suolo e dalla velocità del vento a 10 m.

Dal momento che le formule ora presentate, spesso indicate come "empiriche", sono effettivamente state calibrate per singole aree, si è reso necessario determinare i valori dei coefficienti che ne ottimizzano il rendimento. Ciò è stato eseguito con foglio di calcolo elettronico, impiegando la tecnica del Generalized Reduced Gradient GRG2. I coefficienti soggetti a calibrazione sono stati: a_0 e b_0 (eq. 10), nonché i coefficienti A e a dell'eq. 11.

Poiché tutti questi modelli hanno come punto di partenza del calcolo il valore misurato al tramonto, l'ora del tramonto, giorno per giorno, è stata calcolata con il modulo *r.obstruction* del GIS 'GRASS' (Neteler e Mitasova, 2004). A tal fine si è impiegato un modello digitale del terreno con risoluzione di 10 m.

2.3 Le reti neurali

La tecnica delle reti neurali ha trovato applicazione nei più disparati campi della scienza e non serve perciò dilungarsi sul loro funzionamento. L'architettura che è stata impiegata in questo studio è quella del 'Multilayer Perceptron' (Rumelhart and McClelland, 1986). I diversi strati sono collegati tra loro mediante funzioni non lineari. Il primo strato è quello dei dati di input, l'ultimo è quello dei risultati, in questo caso un valore scalare che rappresenta la temperatura prevista. Per dettagli sulla metodologia si veda Ghielmi and Eccel (2006).

Nel caso delle formule "empiriche" le variabili in ingresso sono specificate. Al contrario, per le reti neurali si possono impiegare molti predittori, alcuni dei quali po-

tranno poi risultare superflui e non entrare nel modello operativo. Le variabili predittive considerate sono le seguenti:

- 1 temperatura dell'aria a 2 m, umidità atmosferica a 2 m, velocità del vento a 10 m, temperatura del suolo a -0.1 m;
- 2 temperatura massima del giorno precedente;
- 3 temperatura minima del giorno precedente;
- 4 durata del dì.

I valori di velocità del vento sono stati impiegati sia al tramonto che alle ore 20 e ancora al mattino (ore 6); naturalmente in questi ultimi due casi essi sono da considerare come valori previsti, e in questo senso il modello di rete neurale derivato da tale impostazione è da considerarsi diverso, impiegando dati prognostici. Data la rilevanza del fattore vento nella rimozione dello strato di inversione termica in prossimità del suolo e nel determinare perciò la temperatura notturna, si è voluto comunque verificare se una previsione quantitativa del vento possa migliorare la previsione condotta con dati misurati al tramonto.

Tutto il set di dati selezionato e disponibile per il modello è stato diviso, come di consueto, in tre gruppi: addestramento, selezione e test, secondo un rapporto di 50:25:25.

Tutti i metodi descritti alle sezz. 2.2 e 2.3, sviluppati presso l'Unità Operativa di Agrometeorologia della F.E.M., possono genericamente essere applicati alla previsione delle temperature minime. Tuttavia, dato lo specifico interesse del progetto GePri per le gelate di interesse agricolo, se ne è focalizzata l'applicazione al periodo di ripresa vegetativa primaverile, che per le aree frutticole in Trentino si può collocare, a seconda delle annate, tra marzo e aprile. Solo le nottate con condizioni favorevoli alle gelate (aria fredda presente in sito, forte irraggiamento notturno) sono state impiegate per calibrare i modelli. Il periodo di calibrazione variava tra i 5 anni per Marco, Denno e Rovereto ai 20 anni per le restanti tre stazioni. La mancanza di osservazioni di nuvolosità notturna ha richiesto di stimare le condizioni favorevoli alle basse temperature notturne sulla base dei dati di insolazione diurna. I valori previsti dai modelli di stima sono stati confrontati con le temperature misurate alle ore 6 per ogni stazione considerata.

2.4 Verifica delle previsioni

Per verificare il successo delle previsioni sono disponibili in letteratura vari indicatori semplici da calcolare e sta-

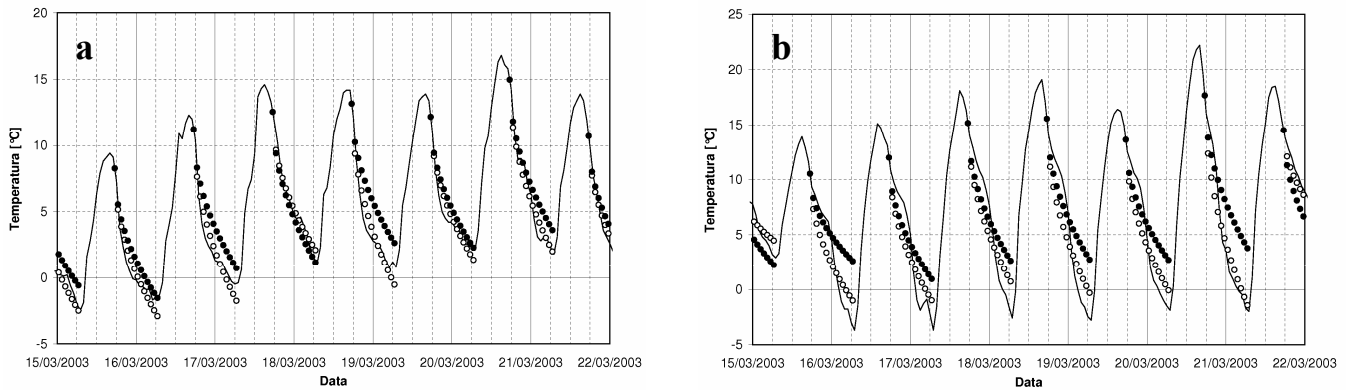


Fig. 4 - Esempio di cicli giornalieri di temperatura per il periodo 15-22 Marzo 2003. La linea continua rappresenta i valori osservati dalle stazioni di Fondo (a) e Roverè della Luna (b), i cerchi rappresentano i valori previsti dal modello calibrato rispettivamente con regressione lineare multipla (cerchi pieni) e con un metodo ai minimi quadrati (cerchi vuoti).

Fig. 4 - Example of diurnal temperature cycles for the period 15-22 March 2003. The solid line represents observed values at stations of Fondo (a) and Roverè della Luna (b), circles represent forecast values provided by the model calibrated by means of multiple linear regression (full circles) and a least square method (empty circles).

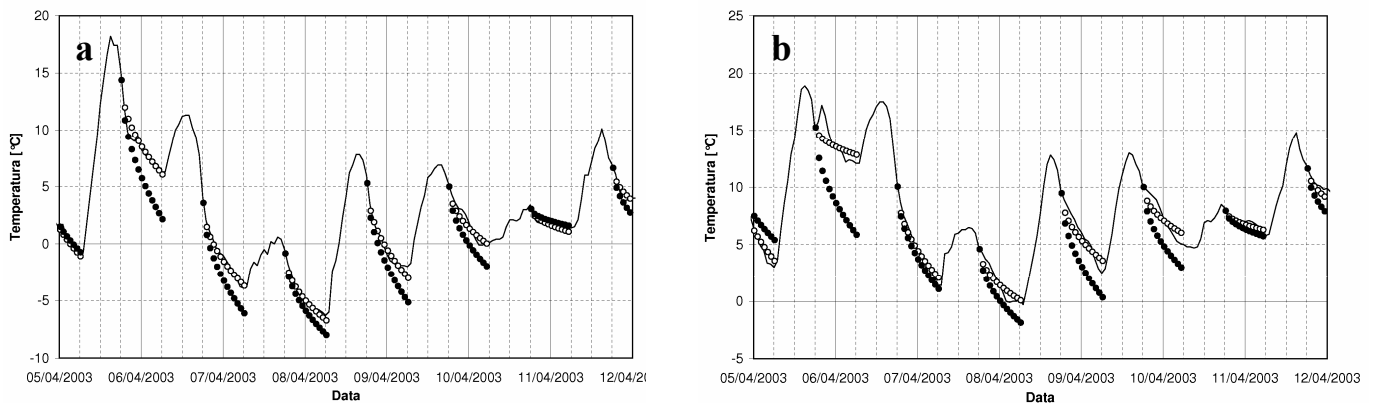


Fig. 5 - Come per fig. 4, ma per il periodo 5-12 aprile 2003.

Fig. 5 - Same as fig. 4, but for the period 5-12 April 2003

tisticamente robusti (Jolliffe and Stephenson, 2003): bias, proportion correct, hit rate, critical success index, false alarm rate e root mean square error (RMSE). Per il calcolo di questi indicatori si seleziona un valore di soglia della variabile da prevedere e per ogni previsione e osservazione si valuta il superamento verso il basso di tale soglia. La statistica delle quattro possibili combinazioni per ogni evento è riassunta dalla tab. 6.

L'attendibilità di una previsione può essere valutata calcolando il bias. Questa grandezza mostra se la previsione tende a fornire una deviazione sistematica verso la sovrastima ovvero sottostima della grandezza da prevedere. Nel caso presente il bias ci dirà se si stanno fornendo troppe allerte di gelate rispetto agli eventi o viceversa. Il bias (B) si calcola, sulla base della notazione in tab. 6, con la formula

$$B = \frac{a+b}{a+c} \quad (13)$$

Quando $B = 1$ la previsione è totalmente affidabile, quando $B > 1$ si ha una sovrastima, viceversa quando $B <$

1 si ha una sottostima. Va osservato tuttavia che anche un bias pari a 1 non garantisce che le previsioni siano accurate, ancorché corrette.

Il proportion correct (PC) è semplicemente la percentuale di previsioni corrette rispetto al totale

$$PC = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (14)$$

La percentuale di successo (*hit rate*, H) è data da

$$H = \frac{a}{a+c} \quad (15)$$

e rappresenta la proporzione di eventi correttamente previsti dal modello: se si fosse prevista una gelata ogni volta che questa si verifica, allora H varrebbe 1.

Critical Success Index (CSI), è un indice molto più rigoroso del HIR perché considera anche le incertezze dei modelli nelle previsioni di non evento, rapportando la corretta previsione al numero totale di casi di previsione errata (sia di evento che di non-evento). Risulta più adat-

Tab. 6 - Tavola di contingenza per l'analisi delle previsioni.
Tab. 6 - Contingency table for forecast analysis.

	Osservazione			
	< soglia	> soglia	Totale	
Previsione	< soglia	a	b	a + b
	> soglia	c	d	c + d
Totale	a + c	b + d	a + b + c + d	

a: temperatura prevista minore della soglia e temperature osservata minore della soglia: previsione corretta;

b: temperatura prevista minore della soglia ma temperatura osservata maggiore della soglia: errore;

c: temperatura prevista maggiore della soglia ma temperatura osservata minore della soglia: errore;

d: temperatura prevista maggiore della soglia e temperature osservata maggiore della soglia: previsione corretta;

Sono state definite cinque soglie di temperatura minima: -1, 0, +1, +2, +5 °C.

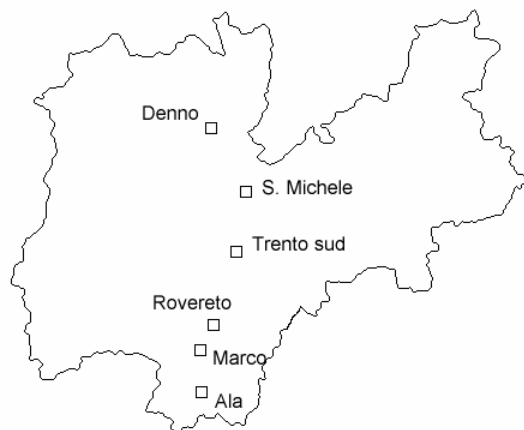


Fig. 6 - La provincia di Trento con i siti considerati per il calcolo con formule meccanicistiche e con reti neurali

Fig. 6 - The Province of Trento (northern Italy) and the sites of development of mechanistic models and neural networks algorithms.

to quando l'evento ricorre molto meno frequentemente rispetto al non-evento. (Wilks, 1995)

$$CSI = \frac{a}{(a + b + c)}. \quad (16)$$

Il rateo di falsi allarmi (F) corrisponde alla percentuale di eventi in cui è stata prevista una gelata che però non si è verificata rispetto a tutti i casi in cui la gelata non si è verificata ed è definito come

$$F = \frac{b}{b + d} \quad (17)$$

La previsione è tanto più attendibile quanto più prossimo a 0 risulta essere F .

L'errore quadratico medio ($RMSE$) (Tab. 9) è definito da

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (\text{previsione}_i - \text{osservazione}_i)^2} \quad (18)$$

e misura la dispersione complessiva dei dati su un diagramma previsione-osservazione rispetto ad una retta di regressione.

Inoltre, per i modelli di cui alle sezz. 2.2 e 2.3, le prestazioni dei diversi algoritmi sono state misurate con:

- l'errore, distribuito in classi (ci si riferirà a questo criterio con il termine di "accuratezza");
- la correlazione tra valore previsto e valore effettivamente misurato.

3. Risultati

3.1 Modello di Reuter

Tenuto conto degli obiettivi del progetto GEPRI, mirati agli eventi primaverili, si sono utilizzati i dati delle 24 stazioni meteorologiche nel periodo marzo - maggio degli anni 2003 - 2005, per complessivi 276 giorni, con acquisizione dei dati ad intervalli di un'ora. Durante questo periodo alcune stazioni hanno subito interventi di manutenzione, ma la perdita di dati è risultata trascurabile.

Si è limitata l'analisi dei dati di temperatura alla fase notturna, con inizio all'ora (locale) del tramonto. Quest'ultima è stata individuata per ogni stazione attraverso calcoli astronomici (Iqbal, 1983) unitamente a valutazioni dell'effetto di ombreggiamento dovuto all'orografia.

Ricordando che il modello di Reuter (1951) richiede il dato di temperatura dell'aria al tramonto come condizione iniziale, questa è stata valutata mediante interpolazione tra i due dati orari medi più vicini.

Si è ottenuta una serie di previsioni applicando ad ogni stazione l'equazione (5) con i coefficienti riportati in tab. 4, consentendo così una valutazione automatica del coefficiente di decadimento giorno per giorno sulla base delle specifiche condizioni meteorologiche.

Le prestazioni complessive del metodo utilizzato sono piuttosto soddisfacenti, soprattutto tenendo conto del fatto che nelle condizioni meteorologiche che sono potenzialmente più suscettibili di determinare un raffreddamento notturno pericoloso, l'errore nella temperatura minima prevista è dell'ordine di 1.5 °C per la maggior parte delle stazioni qui considerate. Quest'incertezza è ritenuta accettabile dagli operatori agricoli per l'emissione di allerte di gelata.

Un esempio dell'affidabilità del metodo proposto è presentato nelle figg. 4 e 5, dove si riportano i dati rispettivamente misurati e previsti per le stazioni di Roveré della Luna e Fondo per due diverse settimane, dal 15 al 22 marzo 2003 e dal 5 al 12 aprile 2003. La prima figura è stata scelta come esempio di condizioni di bel tempo sull'intero periodo, particolarmente adatte per testare l'algoritmo di Reuter (1951), mentre la seconda include, assieme ad alcuni giorni perturbati e piovosi, un evento di gelata tardiva che ha prodotto significativi danni alle colture.

Le due stazioni sono state scelte in quanto, come sopra ricordato, rappresentano due casi estremi per le prestazioni del modello.

Tab. 7 - Indicatori di previsione per le soglie -1 °C e 0 °C. Legenda: B: bias; PC: proportion correct; H: hit rate; F: false alarm rate**Tab. 7** - Forecast indicators for the thresholds -1 °C and 0 °C. Key: B: bias; PC: proportion correct; H: hit rate; F: false alarm rate

Forecast	-1 °C				0 °C			
	B	PC	H	F	B	PC	H	F
Val d'Adige								
Aldeno	0.9972	0.9867	0.9918	0.2394	0.9984	0.9775	0.9876	0.3301
Avio	0.9947	0.9896	0.9921	0.1538	0.9924	0.9828	0.9874	0.2239
Mama di Avio	0.9978	0.9863	0.9919	0.2568	0.9953	0.9784	0.9865	0.2828
Mezzocorona	0.9978	0.9930	0.9954	0.1333	0.9969	0.9878	0.9922	0.1852
Mezzolombardo	1.0039	0.9848	0.9941	0.3030	1.0089	0.9744	0.9911	0.3803
Mori	0.9951	0.9934	0.9942	0.0448	0.9960	0.9919	0.9939	0.0737
Roverè della Luna	1.0074	0.9855	0.9963	0.4444	1.0119	0.9807	0.9959	0.4513
Rovereto	1.0029	0.9849	0.9937	0.3494	1.0038	0.9809	0.9920	0.3109
San Michele	1.0044	0.9897	0.9969	0.2857	1.0063	0.9812	0.9934	0.3565
Savignano	0.9975	0.9802	0.9884	0.2042	1.0048	0.9751	0.9891	0.2207
Serravalle	0.9969	0.9848	0.9907	0.2532	0.9981	0.9830	0.9903	0.2193
Trento Sud	1.0000	0.9883	0.9940	0.2836	1.0026	0.9833	0.9927	0.3163
Zambana	1.0059	0.9799	0.9926	0.4257	1.0142	0.9697	0.9912	0.4771
Val di Non								
Arsio	1.0006	0.9772	0.9883	0.2097	1.0000	0.9664	0.9817	0.2036
Cles	1.0010	0.9757	0.9877	0.2373	1.0098	0.9677	0.9873	0.2634
Coredo	0.9955	0.9745	0.9842	0.1716	0.9990	0.9603	0.9776	0.2058
Cunevo	0.9959	0.9715	0.9829	0.2356	1.0026	0.9641	0.9819	0.2591
Denno	1.0055	0.9690	0.9861	0.2655	1.0089	0.9582	0.9815	0.2776
Dercolo	0.9981	0.9862	0.9919	0.1754	1.0013	0.9772	0.9887	0.2395
Fondo	0.9974	0.9789	0.9875	0.1566	0.9970	0.9708	0.9825	0.1486
Revò	0.9977	0.9741	0.9852	0.2267	1.0037	0.9619	0.9811	0.2537
Romeno	0.9997	0.9692	0.9831	0.1992	0.9946	0.9623	0.9762	0.1567
Segno	0.9975	0.9838	0.9903	0.1769	1.0064	0.9735	0.9891	0.2596
Spormaggiore	0.9941	0.9817	0.9876	0.1680	1.0041	0.9781	0.9905	0.2183

Tab. 8 - Indicatori di previsione per le soglie 1 °C e 2 °C (vedi legenda in Tab. 7).**Tab. 8** - Forecast indicators for the thresholds 1 °C and 2 °C (key at Tab. 7).

Forecast	1 °C				2 °C			
	B	PC	H	F	B	PC	H	F
Val d'Adige								
Aldeno	1.0108	0.9627	0.9857	0.4326	1.0175	0.9495	0.9812	0.4030
Avio	0.9939	0.9766	0.9849	0.2523	0.9983	0.9750	0.9860	0.2278
Mama di Avio	0.9943	0.9714	0.9822	0.2774	1.0010	0.9638	0.9812	0.3005
Mezzocorona	1.0022	0.9839	0.9927	0.2128	1.0104	0.9720	0.9903	0.2981
Mezzolombardo	1.0173	0.9630	0.9888	0.3801	1.0234	0.9510	0.9846	0.3725
Mori	0.9931	0.9827	0.9875	0.1304	0.9984	0.9758	0.9863	0.1792
Roverè della Luna	1.0184	0.9729	0.9949	0.4485	1.0261	0.9636	0.9935	0.4570
Rovereto	1.0065	0.9753	0.9903	0.2994	1.0093	0.9606	0.9834	0.3391
San Michele	1.0144	0.9645	0.9885	0.4576	1.0121	0.9566	0.9827	0.3750
Savignano	1.0007	0.9658	0.9814	0.1818	1.0042	0.9520	0.9744	0.1946
Serravalle	0.9943	0.9739	0.9835	0.2222	0.9922	0.9661	0.9779	0.2028
Trento Sud	1.0075	0.9701	0.9880	0.3750	1.0221	0.9568	0.9876	0.4055
Zambana	1.0259	0.9544	0.9884	0.4874	1.0301	0.9439	0.9841	0.4427
Val di Non								
Arsio	1.0044	0.9667	0.9834	0.1590	1.0046	0.9524	0.9740	0.1638
Cles	1.0098	0.9614	0.9832	0.2153	1.0165	0.9506	0.9793	0.2154
Coredo	1.0028	0.9527	0.9741	0.1847	0.9891	0.9394	0.9582	0.1545
Cunevo	1.0179	0.9500	0.9807	0.2887	1.0312	0.9419	0.9812	0.2717
Denno	1.0218	0.9480	0.9810	0.2725	1.0255	0.9408	0.9773	0.2463
Dercolo	1.0081	0.9727	0.9893	0.2320	1.0124	0.9656	0.9870	0.2171
Fondo	0.9966	0.9579	0.9742	0.1555	1.0037	0.9416	0.9662	0.1700
Revò	1.0121	0.9515	0.9785	0.2449	1.0131	0.9426	0.9724	0.2125
Romeno	1.0028	0.9515	0.9729	0.1700	1.0079	0.9380	0.9650	0.1667
Segno	1.0102	0.9660	0.9865	0.2424	1.0134	0.9576	0.9825	0.2228
Spormaggiore	1.0043	0.9704	0.9859	0.1979	1.0112	0.9674	0.9871	0.1793

Tab. 9 - Indicatori di previsione per la soglia 5 °C e RMSE (vedi legenda in tab. 7).**Tab. 9** - Forecast indicators for the threshold 5 °C and RMSE (key at Tab. 7).

Forecast	B	PC	5 °C	H	F	RMSE
Val d'Adige						
Aldeno	1.0350	0.9057		0.9593	0.3241	2.1540
Avio	1.0075	0.9545		0.9774	0.1896	1.4698
Mama di Avio	1.0261	0.9182		0.9636	0.2977	1.9265
Mezzocorona	1.0075	0.9443		0.9711	0.2116	1.6166
Mezzolombardo	1.0250	0.9109		0.9574	0.2864	2.0952
Mori	1.0117	0.9471		0.9744	0.1952	1.4036
Roverè della Luna	1.0281	0.9307		0.9737	0.3284	2.1248
Rovereto	1.0208	0.9183		0.9603	0.2671	1.8394
San Michele	1.0205	0.9175		0.9605	0.2918	2.0703
Savignano	1.0156	0.9253		0.9523	0.1300	1.2224
Serravalle	1.0113	0.9324		0.9650	0.2292	1.7877
Trento Sud	1.0369	0.9192		0.9691	0.3066	1.9219
Zambana	1.0349	0.9058		0.9592	0.3192	2.4071
Val di Non						
Arsio	1.0168	0.9248		0.9514	0.1266	1.2488
Cles	1.0120	0.9221		0.9503	0.1436	1.4479
Coredo	0.9995	0.9282		0.9448	0.1032	2.0546
Cunevo	1.0204	0.9185		0.9524	0.1624	1.6864
Denno	1.0105	0.9059		0.9393	0.1777	2.0284
Dercolo	1.0077	0.9377		0.9638	0.1534	1.5706
Fondo	1.0115	0.9163		0.9392	0.1225	1.2397
Revò	1.0196	0.9106		0.9431	0.1554	1.4814
Romeno	1.0110	0.9102		0.9308	0.1210	1.3373
Segno	1.0126	0.9293		0.9586	0.1543	1.4979
Spormaggiore	1.0048	0.9353		0.9590	0.1343	1.3962

I risultati degli indicatori di verifica sono riportati nelle tabb. 7-9 per cinque soglie prefissate (ovvero -1, 0, +1, +2, +5 °C) e per ognuno sono evidenziati i valori massimi e minimi. Ad esempio è interessante notare che il bias (*B*) è sempre molto prossimo ad 1 (andando da un minimo di 0.9891 ad un massimo di 1.0369), e che anche l'*hit rate* (*H*) assume valori marcatamente vicini all'unità (si va in questo caso da un minimo di 0.9308 ad un massimo di 0.9969). Anche il rateo di falsi allarmi (*F*) mostra la sostanziale affidabilità del metodo adottato, presentando valori massimi intorno a 0.48.

3.2 Confronto tra altri modelli meccanicistici e reti neurali

Nella tab. 10 sono riassunte le statistiche di prestazione dei diversi modelli; si veda al proposito anche la fig. 7. L'equazione di Brunt è quella modificata con i coefficienti opportunamente calibrati (non sono riportati i risultati dell'applicazione della formula grezza, molto meno performante rispetto a quella calibrata *ad hoc*). Si è visto che spesso il risultato di previsione più corretto si trovava a metà strada tra la previsione condotta con Brunt/Swinbank e con il metodo di Chudnoski; si è quindi ritenuto utile utilizzare anche la media delle due prognosi come ulteriore modello.

Come preliminare valutazione, si osserva che, nel confronto tra modelli meccanicistici:

- non esiste un metodo che dia risultati sempre migliori di altri in tutte le stazioni: ogni sito sembra avere

caratteristiche tali da rendere una formula preferibile rispetto alle altre;

- la valutazione delle prestazioni dei diversi modelli può cambiare a seconda dell'indice che viene scelto. Pur con queste importanti limitazioni, è possibile identificare le equazioni sitospecifiche che meglio di altre prevedono le minime. In due siti, particolarmente soggetti al raffreddamento notturno (Marco e Denno) il modello di Chudnoski sembra rispondere bene a tale caratteristica. Non altrettanto felice è l'applicazione di questa formula, che dà valori di temperatura minima particolarmente bassi, agli altri siti. In questi ultimi, i modelli "Brunt" (formula di Brunt con calcolo di $R_L \uparrow$ secondo Brunt) e "Swinbank/Chudnoski" (media dei risultati delle due formule) sembrano più adatti ad una previsione realistica.

E' tuttavia dalle reti neurali che si ricavano i migliori risultati. Nella tab. 11 sono rappresentati i predittori secondo una scala di importanza relativa all'interno della rete. In tutte le reti formate dall'addestramento, la variabile principale risulta la temperatura al tramonto, come è naturale attendersi; tale variabile esprime la temperatura della massa d'aria, che, in condizioni favorevoli all'irraggiamento notturno, tende a rimanere in sito. Subordinatamente, l'umidità atmosferica conferma la sua importanza, quale variabile che influenza l'irraggiamento verso l'atmosfera. La durata della notte è risultata rilevante, ma non per tutti i siti (si ricorda che l'intero set di

Tab. 10 - Modelli meccanicistici e reti neurali a confronto
Tab. 10 - Mechanistic models and neural networks compared

Stazione	Modello	Classe di accuratezza[± °C]					Correlazione r	Indici di contingenza x 100			
		0.5	1.0	1.5	2.0	3.0		CSI	PC	H	F
Denno	Brunt	8.4	20.2	30.9	43.5	60.3	0.61	41.6	80.2	45.1	15.9
	Swinbank	11.7	22.6	38.7	47.8	65.2	0.70	35.6	79.6	37.1	10.3
	Chudnosky	16.1	27.8	39.1	50.0	62.2	0.71	49.4	82.6	55.7	18.7
	media Sw./Ch.	14.8	29.6	40.9	50.0	67.4	0.74	45.8	83.0	47.1	5.7
	Reti neurali	18.3	42.0	57.6	72.1	88.9	0.85	63.6	87.8	69.1	11.1
S. Michele	Brunt	20.0	41.2	56.3	69.8	84.7	0.85	57.9	91.0	72.5	25.8
	Swinbank	16.7	29.8	45.1	60.5	79.1	0.73	40.9	88.9	51.7	33.8
	Chudnosky	15.3	25.9	36.9	49.7	68.0	0.72	42.4	84.5	77.0	51.4
	media Sw./Ch.	17.5	34.7	48.5	61.9	78.6	0.76	50.4	89.5	72.4	37.6
	Reti neurali	25.3	45.4	62.3	76.0	91.0	0.86	47.9	90.2	56.3	23.7
Trento sud	Brunt	16.4	32.4	49.6	62.1	79.9	0.77	48.1	86.7	64.2	34.2
	Swinbank	14.7	27.9	41.0	53.7	77.2	0.75	42.4	87.2	47.5	20.0
	Chudnosky	12.1	26.3	36.8	47.4	65.1	0.77	52.3	87.8	66.9	29.5
	media Sw./Ch.	13.2	29.2	43.4	56.3	78.2	0.80	51.1	88.9	58.5	19.8
	Reti neurali	25.4	43.2	61.3	76.6	90.0	0.84	53.2	89.4	61.5	20.2
Rovereto	Brunt	19.3	35.6	48.9	64.8	80.3	0.74	32.1	91.8	52.9	55.0
	Swinbank	20.3	38.7	57.5	69.8	85.4	0.75	25.0	91.5	35.3	53.8
	Chudnosky	15.1	27.4	41.0	53.3	68.4	0.70	36.1	89.2	76.5	59.3
	media Sw./Ch.	20.8	39.2	53.8	67.0	82.5	0.76	35.7	91.5	58.8	50.0
	Reti neurali	23.1	50.9	64.5	75.6	91.5	0.85	37.5	95.6	54.5	45.5
Marco	Brunt	13.1	21.3	33.6	41.8	67.2	0.79	38.9	82.0	40.0	6.7
	Swinbank	14.9	21.3	30.9	43.6	62.8	0.72	29.6	77.6	29.6	0.0
	Chudnosky	27.7	43.6	60.6	75.5	85.1	0.83	75.0	90.6	88.9	17.2
	media Sw./Ch.	16.0	33.0	48.9	64.9	80.9	0.80	51.7	83.5	55.6	11.8
	Reti neurali	34.2	52.5	70.0	79.2	90.8	0.90	77.5	92.5	88.6	13.9
Ala	Brunt	17.0	31.4	45.2	60.0	79.7	0.82	43.8	90.7	84.0	57.2
	Swinbank	18.7	37.1	54.3	68.0	85.5	0.82	54.2	94.6	72.2	31.6
	Chudnosky	20.3	34.8	48.6	61.0	77.2	0.76	38.2	88.9	77.8	57.1
	media Sw./Ch.	22.8	42.4	58.4	72.2	85.2	0.82	50.0	93.2	77.8	41.6
	Reti neurali	22.8	46.8	64.3	76.0	90.2	0.87	54.2	95.6	62.8	20.0

Tab. 11 - Posizione relativa di importanza delle variabili predittive per l'algoritmo di rete neurale per singoli siti e mediana per i sei siti considerati. Casella vuota: variabile non presente nell'architettura della rete. =: variabile non misurata presso la stazione.

Tab. 11 - Relative importance of predictors for the neural network algorithm for single sites and as median of the six sites. Empty box: variable not considered in the network architecture. =: variable not measured at the station.

	Denno	S. Michele	Trento sud	Rovereto	Marco	Ala	Mediana sei stazioni
T aria al tram.	1	1	1	1	1	1	1
Um. relativa al tram.	3	2	5	4	2	4	3.5
T suolo al tram.	4		3		=	6	6
Vel. vento al tram.	7	6	6	5	5	2	5.5
Tn giorno preced.	6	3	4		4	5	4.5
Tx giorno in corso	5	5	2	3	6	3	4
Lunghezza notte	2	4		2	3		3.5

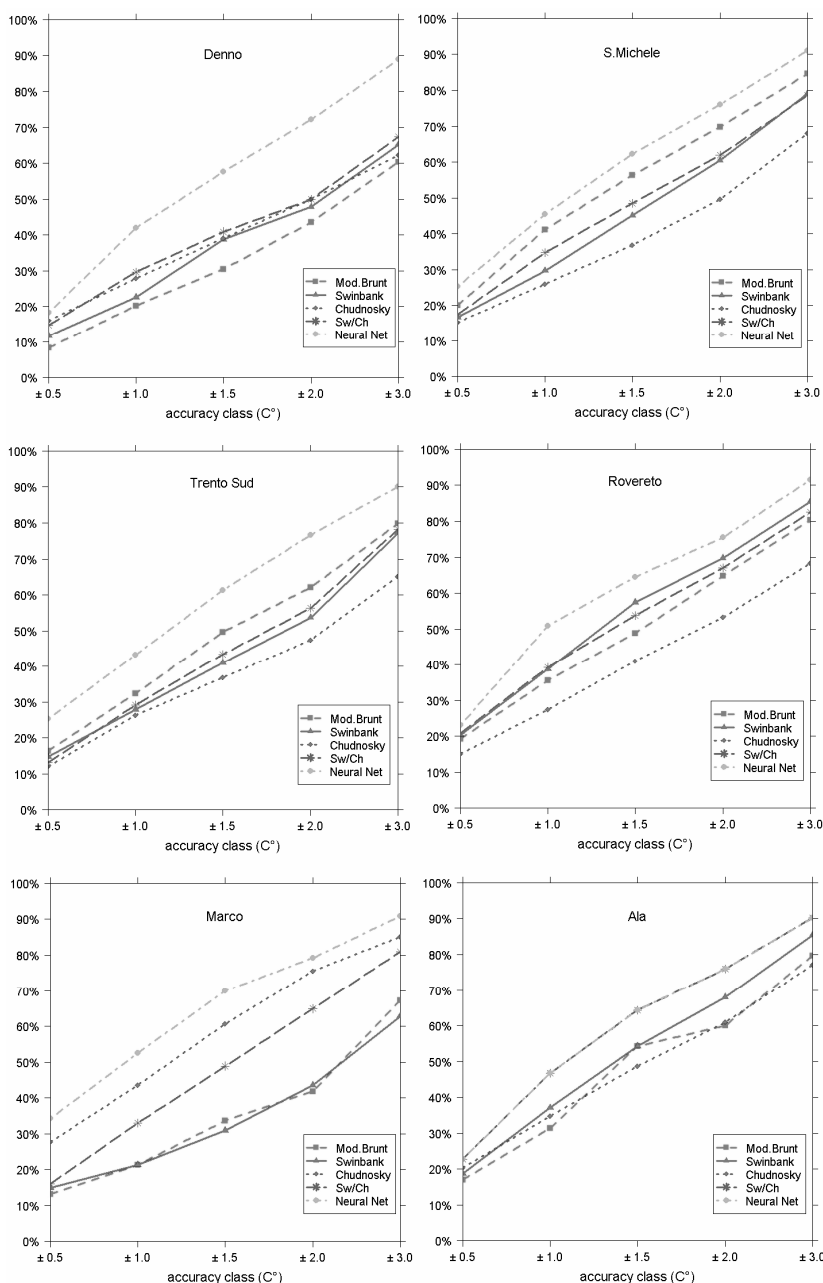


Fig. 7 - Modelli meccanicistici e reti neurali a confronto: distribuzione dell'errore in classi (da Ghielmi and Eccel, 2006).

Fig. 7 - Mechanistic models and neural networks compared: error distribution in classes (from Ghielmi and Eccel, 2006).

dati è relativo solo ai mesi di marzo e aprile). Gli altri predittori risultano meno importanti. Il vento ha fornito risultati disomogenei, forse a causa della sua variabilità intrinseca nel corso della notte, e a causa della particolarità del suo regime da sito a sito. Essa è sempre presente tra i predittori considerati dalle reti neurali, ma la sua posizione non è quasi mai nella parte alta della classifica di importanza (ad eccezione di un sito, Ala, dove le brezze sono particolarmente sviluppate). Ipotizzando che sia la presenza o l'assenza del vento, piuttosto che la sua velocità, ad influire sulla stabilità nello strato atmosferico vi-

cino al suolo, si è provato a suddividere la velocità del vento in classi. Tale suddivisione non ha portato a risultati migliorativi ed essi non sono pertanto riportati.

4. Discussione e conclusioni

I risultati ottenuti dal progetto GePri hanno mostrato che è possibile fornire previsioni accurate delle temperature minime anche utilizzando modelli semplici supportati da osservazioni meteorologiche. Alla luce dei risultati, le prestazioni del modello di Reuter (1951) qui utilizzato sono incoraggianti. Mediante una scelta appropriata del coefficiente di decadimento *D* il modello consente di riprodurre in modo soddisfacente il processo di raffreddamento notturno anche in situazioni che in senso stretto non rientrano completamente nelle condizioni meteorologiche alla base del metodo. Tali risultati sono stati ottenuti implementando un metodo per la stima del coefficiente di decadimento basata su informazioni facilmente ottenibili sulla scorta delle condizioni meteorologiche delle 24 ore precedenti ed in particolare dell'escursione termica e dell'umidità relativa in prossimità del tramonto. Il metodo consente di raggiungere un'accuratezza migliore di 1.5 °C nella stima delle temperature minime per la maggior parte delle stazioni qui considerate, e presenta il vantaggio di fornire allerte per possibili gelate già nel tardo pomeriggio, ovvero molto in anticipo rispetto alle ore notturne in cui tipicamente l'evento si verifica.

Per ciò che riguarda gli altri modelli meccanicistici, è da evidenziare l'importanza della differenziazione nella scelta dell'algorithmo tra sito e sito, in quanto le singolarità microclimatiche possono influenzare significativamente la dinamica di raffreddamento notturno, specialmente nelle condizioni favorevoli all'inversione termica.

In generale, le reti neurali consentono una maggior precisione della previsione, grazie alla possibilità di lavorare con più predittori e di stabilire relazioni non lineari tra essi. Circa il 60% delle previsioni condotte con reti neurali rientra nella classe di accuratezza ± 1.5 °C. Ciononostante, è anche vero che, sito per sito e indice per indice, si danno singoli casi in cui i modelli meccanicistici sono in grado di prevedere la temperatura minima in modo comparabile con le reti neurali. Quest'ultima metodologia, tranne nel caso delle stazioni di Denno e Marco, consente in generale di ottenere i più bassi valori di FAR e la miglior correlazione con i dati misurati.

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.

Bibliografia

- Benincasa, F., Maracchi, G., Rossi, P. (Eds.), 1991. *Agrometeorologia*. Patron, Padova (I).
- Bootsma, A., 1976. Estimating minimum temperature and climatological freeze risk in hill terrain, *Agric. Forest Meteorol.*, 16, 425-443.
- Brunt, D., 1941. *Physical and Dynamical Meteorology*. Cambridge University Press, New York, NY.
- Carli, D., D'Inca, D., Fruet, G., Sguerso, D., Zatelli, P., 2001. r.obstruction (disponibile al sito: <http://www.ing.unitn.it/~grass/software.html>)
- Ceccon, P., Borin, M. (Eds.), 1995. *Elementi di agrometeorologia e agrocimatologia*. Imprimerie, Padova.
- Cicogna, A., Bellan, A., Giaiotti, D., 2000. Previsioni di gelata in Friuli-Venezia Giulia, *Notiziario ERSA FVG*, 3-4, 41-44.
- de Franceschi, M., Rampanelli, G., Zardi, D., 2000. Measurements and characterization of local atmospheric structures in an Alpine valley. In: *Proceedings of the 26th International Conference on Alpine Meteorology*, Innsbruck (A), ISSN, pp. 1016-6254.
- Ghielmi, L. and Eccel, E., 2006. Descriptive models and artificial neural networks for spring frost prediction in an agricultural mountain area. *Computers and electronics in agriculture*, 54(2):101-114
- Gustavsson, T., 1995. A study of air and road-surface temperature variations during clear windy nights, *Int. J. Climatol.*, 15, 919-932.
- Gustavsson, T., Karlsson, M., Bogren, J. and Lindqvist, S., 1998. Development of temperature patterns during clear nights, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 559-571.
- Iqbal, M., 1983. *An introduction to solar radiation*, Academic Press.
- Jolliffe, I. T., Stephenson, D. B., 2003. *Forecast Verification. A practitioner's guide in atmospheric science*, John Wiley & Son.
- Karlsson, I. M., 2000. Nocturnal air temperature variations between forest and open areas, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 851-862.
- Kondo, J., Okusa, N., 1990. A simple numerical prediction model of nocturnal cooling in a basin with various topographic parameters, *J. Appl. Meteorol.*, 29, 604-619.
- Lasdon, L.S., Fox, R.L., Ratner, M.W., 1974. Nonlinear optimization using the generalized reduced gradient method. *RAIRO: Theor. Inform. Appl.* 3, 73-104.
- Laughlin, G. P., Kalma, J. D., 1987. Frost hazard assessment from local weather and terrain data, *Agric. Forest Meteorol.*, 40, 1-16.
- Lindkvist, L., Lindqvist, S., 1997. Spatial and temporal variability of nocturnal summer frost in elevated complex terrain, *Agric. Forest Meteorol.*, 87, 139-153.
- Lindkvist, L., Gustavsson, T., Bogren, J., 2000. A frost assessment method for mountainous areas, *Agric. Forest Meteorol.*, 102, 51-67.
- Neteler, M., Mitasova, H., 2004. *Open source GIS: A GRASS GIS Approach*. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA.
- Pantezzi, T. e Pellegrini, F., 2008. *La difesa dalle gelate primaverili su melo in Trentino*. *It. J. Agromet.* Vol. 13(3):10-13
- Reuter, H., 1951, Forecasting minimum temperatures, *Tellus*, 3 (3), 141-147.
- Rumelhart, D.E., McClelland, J., 1986. *Parallel Distributed Processing*, vol. 1. MIT Press, Cambridge, MA.
- Söderström, M., Magnusson, B., 1995. Assessment of local agroclimatological conditions - a methodology, *Agric. Forest Meteorol.*, 72, 243-260.
- Swinbank, W.C., 1963. Long-wave radiation from clear skies. *Quart. J. R. Meteorol. Soc.* 89, 339-348.
- Wilks, D.S., 1995. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press, San Diego, CA.
- Zinoni, F., Rossi, F., Pitacco, A., Brunetti, A., 2000. *Metodo di previsione e difesa dalle gelate tardive*, Calderini Edagricole, Bologna.