

钱莉, 兰晓波, 杨永龙. 最优子集神经网络在武威气温客观预报中的应用[J]. 气象, 2010, 36(5): 102-107.

最优子集神经网络在武威气温客观预报中的应用^{*1}

钱 莉^{1,2} 兰晓波² 杨永龙²

1 中国气象局兰州干旱气象研究所 甘肃省(中国气象局)干旱气候变化与减灾重点(开放)实验室, 兰州 730020

2 甘肃省武威市气象局, 武威 733000

提 要: 选取 2003 年 3 月 1 日至 2008 年 12 月 31 日 20 时的逐日 ECMWF(欧洲中期天气预报中心)数值预报产品实况格点资料, 使用差分法、天气诊断、因子组合等方法, 构造出能反映本地天气动力学特征的预报因子库, 采用 PRESS(预测平方和)准则初选因子, 逐步回归复选因子, 最优子集回归精选因子, 建立分月、分站点逐日最高、最低温度 BP 神经网络预报模型。模型业务试用结果表明: 该 BP 神经网络预报模型具有较强的非线性处理能力, 能较好地反映日极端温度的变化, 0~120 h 内的最高、最低温度平均预报准确率达较高水平, 且对明显的升降温过程反应灵敏, 升降温趋势和幅度预报较为准确, 为 0~120 h 的城镇精细化温度预报提供了重要的技术支持, 同时也为 ECMWF 数值预报产品在温度的释用提供了一种好的思路和方法。

关键词: ECMWF 格点资料, BP 神经网络, 气温, 分县预报

The Application of Optimal Subset Neural Network to Temperature Objective Forecast in Wuwei

QIAN Li^{1,2} LAN Xiaobo² YANG Yonglong²

1 Key Laboratory of Arid Climatic Change and Reducing Disaster of Gansu Province,

Lanzhou Institute of Arid Meteorology of China Meteorological Administration, Lanzhou 730020

2 Wuwei Meteorological Office of Gansu Province; Wuwei 733000

Abstract: Selecting daily ECMWF (European Center for Medium-Range Weather Forecasts) numerical forecast grid field data at 20:00 BT from March 1, 2003 to December 31, 2008, the forecast factor database that can reflect the local weather dynamic characteristics is constructed by using such methods as difference method, weather diagnosis and factor combination. And a BP neural network prediction model of the daily highest and minimum temperatures of various months and stations is established by first, roughly checking factors with PRESS (prediction square sum) criteria, second, checking again factors with stepwise regression, and finally, careful checking factors with optimal subset regression, thus the 1-5 day test forecast of maximum and minimum temperatures is done. The result of operational model trial shows that, the BP neural network prediction model has a strong nonlinear processing capability, and can better reflect the changes of daily extreme temperature, thus the average forecast accuracy of 1-5 day maximum and minimum temperatures reaches to higher levels. It is sensitive to warming and cooling processes. The trend and range forecasts of warming and cooling are more correct. It provides an important technical support to the precise town temperature forecast within 1-5 days. Meanwhile, it is a good idea and method of the application of the ECMWF numerical forecast products to temperature forecast.

Key words: ECMWF grid-point data, BP neural network, temperature, sub-county forecast

* 甘肃省气象局 2007 年重点科研项目“河西精细化和灾害性天气预报业务系统”(2007-05)资助
2009 年 6 月 26 日收稿; 2009 年 11 月 20 日收修定稿
第一作者: 钱莉, 主要从事天气气候研究工作. Email: wwqxjql@163.com

引 言

目前基于数值预报产品释用的温度、降水分级等常规要素预报方法多数采用的是 MOS、PP 法等预报方法,数学模型普遍采用较为广泛使用的逐步回归和逐步判别方法,该方法计算简便快速,但在实际应用和理论上都发现有不足之处^[1],当预报模型不合理或预报因子选取不适当时,预报效果比较差。本文用 ECMWF(欧洲中期天气预报中心)数值预报产品作为武威市 6 个站点的最高、最低温度预报因子,采用 PRESS(预测平方和)准则进行因子普查^[1],逐步回归进行因子复选,最优子集回归^[2-3]进行因子精选,确定最终建模的预报因子。由于大气环流对气温的影响是综合的,相互之间的关系是非线性的,基于误差反向传播学习算法(BP)的多层前馈型人工神经网络模型引入了多层隐层节点,解决了非线性样本问题,并具有高速度、强容错能力及稳健性等优良特征,已被广泛应用于信息处理、自动控制和管理工程等各个领域,在中、长期天气预报中的应用也有不少成功的例子^[4],但在数值预报产品释用的应用刚刚起步。本文尝试以 ECMWF 数值预报产品场的格点资料作为逐日最高、最低温度的预报因子,利用 BP 神经网络方法开展最高、最低温度预报的应用,比较线性回归模型与 BP 神经网络非线性模型的预报精度和优劣,为数值预报产品在温度预报上的释用提供有益的借鉴。

1 资料选取和资料处理

1.1 资料 and 关键区选取

选取 2003 年 3 月 1 日至 2008 年 12 月 31 日 20 时的逐日 ECMWF 数值预报产品实况格点资料,网格距为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 经纬度;层次为 850 hPa、700 hPa、500 hPa,基本要素为位势高度(h)、温度(t)、相对湿度(rh)以及风速的 u 、 v 分量等。关键区为天气系统进入本区域将会对本市产生影响的区域,范围为 $35^{\circ} \sim 45^{\circ}N$ 、 $90^{\circ} \sim 110^{\circ}E$ 。预报对象为 2003 年 3 月 1 日至 2008 年 12 月 31 日武威市 6 个站点的逐日最高、最低温度,取自武威市 6 个地面观测站点的自动站记录。

1.2 插值处理

由于从 MICAPS 下发的 ECMWF 数值预报产

品的格距为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 经纬度,而武威市各县区的间距为 60~90 km。因此必须对格点资料进行插值处理。插值方法采用线性插值,对 x 、 y 方向分别进行线性插值,插值后的格点资料为 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 经纬度。插值公式为^[5]:

$$f(x) = f(x_0) + [f(x_1) - f(x_0)]dx \quad (1)$$

$$f(y) = f(y_0) + [f(y_1) - f(y_0)]dy \quad (2)$$

式(1)、(2)中 $f(x)$ 、 $f(y)$ 为格点场要素, dx 、 dy 为格距,先进行东西向(x 方向)线性内插,再进行南北向(y 方向)线性内插。因为,格点场格距为 2.5° , $x_1 - x_0 = 2.5^{\circ}$ 、 $y_1 - y_0 = 2.5^{\circ}$,当 dx 、 dy 取 0.4 时,则 $x = x_0 + 1^{\circ}$ 、 $y = y_0 + 1^{\circ}$;当 dx 、 dy 取 0.8 时,则 $x = x_0 + 2^{\circ}$ 、 $y = y_0 + 2^{\circ}$,这样就将格距为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 经纬度插值到了 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 经纬度的格距上。将关键区域 $35^{\circ} \sim 45^{\circ}N$ 、 $90^{\circ} \sim 110^{\circ}E$ 之间的格点资料进行 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 经纬度插值处理,共计 11×21 个格点。

1.3 预报因子中物理量的差分计算

根据诊断分析、日常预报经验及文献中^[5-6]的研究成果,从影响温度的要素入手,利用插值后的位势高度(h)、温度(t)、相对湿度(rh)以及风速的 u 、 v 分量等基本格点资料,应用差分方法计算 vor (涡度)、 div (散度)、 t_d (露点)、 $t - t_d$ (温度露点差)、 e (水汽压)、 q (比湿)、 Δt (24 小时变温)、 Δh (24 小时变高)、 $qfdiv$ (水汽通量散度)、 $tadv$ (温度平流)、 $voradv$ (涡度平流)、 $\omega\zeta$ (垂直螺旋度)、 $qadv$ (湿度平流)以及 θ_w (假相当位温)等。其中差分中的 Δy 为经向差分、 Δx 为纬向差分。对于 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 经纬度的差分格距, $\Delta y \approx 111$ km,由于 Δx 是随纬度的变化而变化的,在赤道附近 $\Delta x \approx 111$ km,随着纬度的增高, Δx 的间距减小,具体计算公式为:

$$\Delta x = (\pi \cdot R \cdot \cos\varphi) / 180 \quad (3)$$

其中,式(3)中 R 为地球半径约为 6370 km, φ 为格点所在的纬度(角度)。

通过多种组合值构造出多个具有经验性的预选组合因子,组合因子可以是不同层次、不同物理量的组合,也可以是多个物理量的代数运算结果,如上升运动项: $div58 = div500 - div850$ (中低层水平辐散之差)、 $\omega\zeta$ (垂直螺旋度);中低层水汽项: $rh = rh850 + rh700$ (中低层平均相对湿度);水汽输送项: $mup = rh + div78 + dfdiv8$ (水汽通量散度垂直输送);综合指数项: θ_{w850} (低层假相当位温,反映对流性不稳定)等(见表 1)。用关键区内的基本格点资

料,差分得到的物理量格点资料以及通过多种组合值构造出多个具有经验性的因子,预报因子不但考虑了单个因子的贡献,还对格点进行组合,产生衍生

因子,即同一种物理量场因子,不但单个格点作为一个候选因子,多个格点的代数和也作为一个候选因子,构造出6485个预报因子供预报方程进行初选,

表 1 预选预报因子表

Table 1 Preselecting forecast factors

高度层	因子名称								
500 hPa	位势高度 h	涡度 vor	散度 div	风速东西 分量 u	风速南北 分量 v	变高 Δh	涡度平流 $voradv$		
700 hPa	相对湿度 rh	涡度 vor	散度 div	风速东西 分量 u	风速南北 分量 v	涡度平流 $voradv$	湿度平流 $qadv$		
850 hPa	相对湿度 rh	涡度 vor	散度 div	风速东西 分量 u	风速南北 分量 v	变温 Δt	露点 td	温露差 $t-t_d$	
	水汽压 e	比湿 q	水汽通量散度 $qfdiv$	温度平流 $tadv$	涡度平流 $voradv$	湿度平流 $qadv$	假相当位温 θ_{sc}		
复合因子	垂直螺旋度 $\omega\zeta$	低层平均相 对湿度 rh_{78}	水汽垂直 输送 $mu\mu$	中低层水平 散度差 div_{058}					

建立初选因子库。

1.4 预报模型时段处理

气温是敏感的气象要素,其变化取决于热量的收支状况及热量储存的增多或减少,受季节影响极大。因此在建立逐日最高、最低温度模型时,为了避免季节不同对温度的影响,分站点、分月分别建立预报模型。试验发现,预报模型在预报时段中,中间段预报效果较好,开始、结束段预报效果明显下降。为了确保每个预报模型在预报时段内均有较好的预报效果,在分月建立模型时,样本选取以月内逐日资料为基础,向上月和下月各延伸 10 天,确保预报模型在实际预报时段内均有好的预报效果。

2 预报因子选取

2.1 预报因子初选方案

最高、最低温度预报因子初选采用 PRESS 准则。因为,PRESS 准则既可以反映因子的拟合好坏,也可以衡量预测能力的好坏,用它可以选取预测能力较好的因子^[2]。初选因子的标准为:①预报因子与预报对象的 $r_p \geq 0.2$,②因子物理意义要清晰,③同一因子场上至多选取 5 个因子。初选后的因子数控制 80~100 个之间。

对因子普查后得到的 80~100 个初选预报因子,用逐步回归方法精选出 10~14 个最优预报因子,作为进行最优子集回归的候选因子。

2.2 预报因子精选方案

预报因子精选采用最优子集回归。最优子集回

归选取的预报因子是全局最优,选取最优方程采用 CSC 双评分准则,当 CSC 达最大时相应的回归模型为最优^[1-3]。最优子集回归穷尽所有因子搭配,若有 p 个因子,会得到 $2^p - 1$ 个可能回归,从所有方程中优选出 CSC 评分最大的预报方程,当 CSC 评分接近时,挑选预报因子较少的那一个作为最终预报方程。为了提高计算机运算速度,将逐步回归精选的因子确定为 10~14 个,代入最优子集回归进行优选,最终选定 4~5 个因子,确定最优子集回归预报模型,并将最优子集回归方程中的 4~5 个预报因子作为 BP 神经网络预报模型的待用预报因子。利用上述方法分别精选出区域内 6 个站点 1 年中 12 个月的逐日最高、最低温度最优子集回归预报方程和 BP 神经网络模型的待用预报因子。

以民勤 6—8 月逐日最高、最低温度为例,表 2 列出了民勤最高、最低预报模型精选出的预报因子,其中物理量后括号内数字(m, n)为某一物理量第 m 个因子到第 n 个因子的代数和。如 $t_{850}(4, 9)$ 为 850 hPa 温度第 4~9 个格点值的代数和, $e_{850}(1, 1)$ 为 850 hPa 水汽压第 1 个格点值。

2.3 预报因子的物理意义

温度是变化非常灵敏的气象要素,由表 2 中列出的精选后预报因子可以看出:精选出的预报因子均为 850 hPa 的物理量,多为温度(t)、相对湿度(rh)、水汽压(e)、比湿(q)、温度露点差($t-t_d$)等。 t 反映了近地面层的温度状况,为影响最高、最低气温变化的主导因子, rh 、 e 、 q 、 $t-t_d$ 反映了空气中水汽

表 2 民勤 6—8 月最高、最低温度预报模型精选因子表

Table 2 The chosen factors of extreme temperatures forecast model at Minqin station from June to August

月份	预报对象	Bp 神经网络模型精选因子名称				
6	最高气温	$t_{850}(3,6)$	$t_{850}(1,9)$	$t_{850}(6,6)$	$rh_{700}(6,6)$	
	最低气温	$t_{850}(5,7)$	$t_{850}(3,3)$	$t_{850}(1,9)$	$e_{850}(1,1)$	
7	最高气温	$t_{850}(1,3)$	$t_{850}(1,5)$	$t_{850}(4,4)$	$rh_{850}(5,7)$	
	最低气温	$e_{850}(1,1)$	$q_{850}(1,1)$	$q_{850}(1,2)$	$q_{850}(2,3)$	$e_{850}(2,4)$
8	最高气温	$t_{850}(9,9)$	$t_{850}(3,3)$	$t_{850}(3,6)$	$rh_{850}(6,9)$	
	最低气温	$q_{850}(1,3)$	$t_{850}(7,7)$	$e_{850}(1,3)$	$q_{850}(1,1)$	

含量的多少,也表征空中云量的多少,特别是夜间云量对大气的辐射降温影响极大,引入湿度因子能更客观地反映逐日最高、最低温度的变化情况。这些入选的预报因子物理意义明确,在经验预报中这些因子也是预报最高、最低温度的首选因子。

2.4 预报因子和对象的标准化处理

对选取的预报因子和预报对象采用 $T_1 = (T - T_{\min}) / (T_{\max} - T_{\min})$ 进行极差标准化,把它们变换到 $[0,1]$ 区间,从而达到消除因子之间因数值相差悬殊而造成的预报不稳定性,并存储其相应的最大值和最小值。

3 BP 神经网络预报模型

人工神经网络是近十几年得到迅速发展的一门非线性科学。它以抽象的人脑构造基本单元组成,模拟人脑的部分思维过程。由于气温变化具有很明显的非线性演变特征,神经网络方法具有很强的处理非线性问题能力,尝试用神经网络进行建模研究,以期提高气温预报的准确性。

3.1 基本原理

BP 人工神经网络属于前馈型网络(见图 1)。它是一类具有层次结构的网络模块,具有很强的近似数学的映射能力。BP 人工神经网络有两个阶段:第一阶段称为学习阶段,神经网络根据输入输出样本训练调整各层之间的权值和阈值,使之达到一定的要求;第二阶段是运用阶段,通过输入层的输入,依据学习训练所得权值和阈值的作用,得到输出值即预报值^[4-6]。

3.2 最高、最低温度预报模型

建立区域内 6 个站点分月逐日最高、最低温度 BP 神经网络预报模型时,以 2003 年 3 月至 2007 年

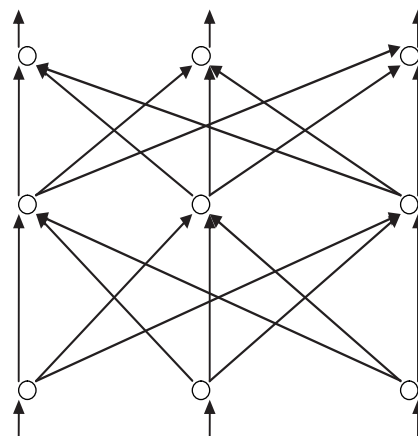


图 1 BP 神经网络模型

Fig. 1 BP artificial neural network model

12 月的分月资料数据作为训练样本用于建模,2008 年 1—12 月的资料作为独立样本用于模型的效果检验。首先将最优子集方法选取的最高、最低温度的 4~5 个因子作为网络学习矩阵的输入,将对应的最高、最低温度作为期望输出,以此建立神经网络预报模型的学习矩阵^[7-12]。然后,把学习矩阵加载到网络的输入端,进行网络学习训练。其中网络的各项参数为:(1) 惯性因子 a ,当全局误差值比上一次误差值下降时 $a \geq 1$,否则 $0 < a < 1$; (2) 学习因子 $b = 0.1$; (3) 隐层节点数为 3; (4) 收敛误差取 0.0125,总体误差稳定达到极小值时,结束训练。输出各联接权重系数及阈值,由确定的网络各联接权重系数及阈值参数和预报因子可以得到对历史样本的拟合数据;使用 2008 年逐日 20 时下发的 ECMWF 数值预报 24~144 h 的预报场格点资料进行试预报,通过输入层的输入,依据学习训练所得权值和阈值的作用,得到输出值即预报值数据。这些在 $[0,1]$ 区间的数值,利用存储区域内 6 个站点各月最高、最低温度的预报量最大、最小值,用极差标准化公式 $T = T_{\min} + (T_{\max} - T_{\min}) T_1$ 得到区域内 6 个站点各月逐日拟合最高、最低温度值以及 2008 年 1—12 月的逐

日最高、最低温度预报值。

通过分析区域内 6 个站点 12 个月的逐日最高、最低温度 BP 神经网络模型的拟合率,按照预报值与实况值误差值在 $\pm 2.0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间评定为温度预报正确,其拟合准确率均在 0.82 以上。

4 预报结果检验分析

使用武威市 6 个站点分月最优子集神经网络预报模型对 2008 年 1—12 月逐日最高、最低温度进行业务试用。以区域内民勤 2008 年 7 月逐日最高、最低温度 BP 神经网络模型试用结果与最优子集回归预报模型效果检验为例进行对比分析。

温度预报准确率 T_s 计算公式:

$$T_s = \frac{NA}{NA + NB}$$

其中, NA 为预报正确的次数,即预报值与实况值

的误差在 $\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间的天数; NB 为预报错误的次数,即预报值与实况值的绝对误差大于 $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的天数。

绝对误差计算公式:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |g_i - T_i|$$

其中 g 为预报值, T 为实况值, n 为总日数。

使用相同因子的民勤 7 月逐日最高温度最优子集回归预报方程如下:

$$Y = 26.6720 - 2.7699E - 02x_1 - 1.0872x_2 + 1.1013x_3 - 1.8582x_4$$

其中, x_1 为 850 hPa 相对湿度第 5~7 个因子的代数和; x_2 为 850 hPa 温度第 1~3 个因子的代数和; x_3 为 850 hPa 温度第 1~5 个因子的代数和; x_4 为 850 hPa 温度第 4 个因子的值。

民勤 7 月逐日最低温度最优子集回归预报方程略。

表 3 最优子集神经网络及最优子集回归模型预报效果检验结果

Table 3 Forecast test results of optimal subset neural network and regression prediction model

项目		预报时效					
		24 h	48 h	72 h	96 h	120 h	平均
BP 神经网络 预报准确率 T_s	最高温度	0.774	0.774	0.677	0.645	0.613	0.697
	最低温度	0.742	0.710	0.710	0.710	0.677	0.710
最优子集回归 预报准确率 T_s	最高温度	0.742	0.613	0.581	0.581	0.548	0.613
	最低温度	0.677	0.613	0.581	0.516	0.484	0.574
BP 神经网络 绝对误差 E	最高温度	1.95	1.97	2.11	2.09	2.28	2.07
	最低温度	1.77	1.85	1.96	1.98	2.14	1.94
最优子集回归 绝对误差 E	最高温度	1.74	1.85	1.92	1.66	1.99	1.83
	最低温度	2.02	2.19	2.23	2.41	2.67	2.30

由表 3 中可以看出, BP 神经网络模型最高、最低温度在 120 小时内的预报准确率 T_s 均保持了较高水平, 最高温度 120 h 内平均 T_s 为 0.697、最低温度 T_s 为 0.71, 且在 120 小时内 T_s 稳定, 最高温度 24~120 h 内 T_s 在 0.774~0.613、最低温度 T_s 在 0.742~0.677, 可在业务预报中直接应用。总体上看模型对于最高、最低温度均有较好的预报效果。其中, 最高温度优于最低温度, 夏季优于冬季、南部优于中西部。

BP 神经网络最高、最低温度各时效预报效果均好于最优子集回归预报, BP 神经网络最高温度 120 h 内平均 T_s 比最优子集回归高 8 个百分点、最低温度高 14 个百分点。最高温度 BP 神经网络模型短时效的预报效果优势明显; 最低温度 BP 神经网络模型长时效的预报效果优势明显。

分析 BP 神经网络绝对误差, 最低温度 120 h 内的平均误差为 $1.94\text{ }^{\circ}\text{C}$, 除 120 h 在 $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以上外, 其余时次均 $\leq 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。各时次的绝对误差均小于最优子集回归, 其平均误差比最优子集回归小 $0.4\text{ }^{\circ}\text{C}$, 说明模型在最低温度的预报上, 无论预报准确率还是绝对误差均优于最优子集回归。最高温度 120 h 内的平均误差为 $2.07\text{ }^{\circ}\text{C}$, 其中 24、48 小时误差小于等于 $2\text{ }^{\circ}\text{C}$, 其余时次在 $2.09\sim 2.28\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间, 各时次的绝对误差均大于最优子集回归, 其平均误差比最优子集回归大 $0.44\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。造成 BP 神经网络模型最高温度预报准确率 T_s 高、绝对误差大的原因是: 遇有冷空气影响本区域, 气温下降, 此时的日最高气温不是出现午后, 而是出现在前一天的 20 时左右, 由于 BP 神经网络对天气过程反应灵敏, 当天气过程来临时, 模型预报的是午后最高气温的值, 而非 20 时左右的

温度值,造成最高温度的实测值与预报值间的误差增大,个别较大的预报误差,影响到平均误差的加大;无天气系统影响本区域时,最高温度正常出现的时间为午后,系统能准确把握,武威市处于西北地区中部,晴好天气在一年中占多数,因此个别的预报误差,对预报准确率影响不大^[8-12]。

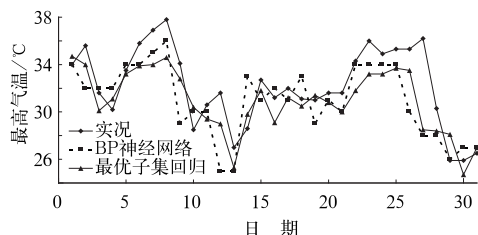


图2 民勤2008年7月逐日日最高气温预报模型与实况对比

Fig. 2 Comparison of predicted and observed daily maximum temperatures at Minqin Station in July 2008

BP神经网络模型对明显的升降温过程反映敏感,不仅能较为准确地预报出升降温的趋势,也能较好地报出升降温的幅度以及极值点,特别对出现的破历史极值的最高、最低温度能很好地把握。如2008年7月8日(见图2),BP神经网络模型和最优子集回归模型均预报出了气温升高的趋势,但BP神经网络模型的误差为 1.8°C ,最优子集回归模型的预报误差为 3.2°C 。

5 小结

(1) 采用诊断方法、因子组合和天气分型等手段建立预报因子库,更合理地描述了天气系统的发展机制。建立逐日最高、最低温度模型时,分站点、分月建立不同的预报模型,且每个月的预报因子和预报量选取向上月和下月各延伸10天,可确保预报时段内预报模型的稳定性。

(2) 用PRESS准则初选因子,最优子集回归精选因子,克服了其他方法筛选因子的不稳定性,因子拟合程度好、预测能力强,从而达到因子的全局最优。BP神经网络预报模型能较好地反映日极端温

度的变化,预报模型具有较好的拟合和预报精度。模型投入试用以来,120 h内的平均预报准确率达较高水平,为ECMWF数值预报产品在温度上释用提供了一种好的思路和方法。

(3) BP神经网络模型具有较强的非线性处理能力,其预报精度和预报误差均比最优子集回归有一定的优势。对明显的升降温过程反应灵敏,升降温趋势和幅度预报较为准确,特别是对超出历史极值的升降温极值能较为准确地把握。对最高温度的预报能力优于最低气温,夏季优于冬季。当有天气过程影响时,最高、最低温度的预报误差明显加大,需要针对特殊天气增加判断条件,对模型直接输出结果进行修正。

(4) 建立的BP神经网络温度客观预报系统,定时从MICAPS后台调取资料,无需人工干预,方便预报员使用。

参考文献

- [1] 俞善贤. 一个着眼于预测能力及稳定性的因子普查方法[J]. 气象, 1991, 17(9): 40-43.
- [2] 俞善贤, 汪锋. 试用最优子集与岭迹分析相结合的方法确定回归方程[J]. 大气科学, 1998, 22(12): 382-388.
- [3] 张万诚, 郑建萌, 解明思. 最优子集回归模型在低纬高原雨季开始期预报中的应用试验[J]. 气象, 2000, 26(11): 24-27.
- [4] 陈宁, 金龙, 袁成松. 最优子集的神经网络预报建模研究[J]. 气象, 1999, 25(1): 14-19.
- [5] 金龙, 吴建生, 林开平, 等. 基于遗传算法的神经网络短期气候预测模型[J]. 高原气象, 2005, 24(6): 981-987.
- [6] 中国气象局科教司. 省地气象台短期预报岗位培训教材[M]. 北京: 气象出版社, 1998: 75-111.
- [7] 陈百炼. 降水温度分县客观预报方法研究[J]. 气象, 2003, 29(8): 48-51.
- [8] 马学款, 普布次仁, 唐叔乙, 等. 神经网络在西藏中短期温度预报中的应用[J]. 高原气象, 2007, 26(3): 491-495.
- [9] 汤子东, 郑世芳, 奚秀芬. BP神经网络在春季降水量预报中的应用[J]. 气象, 1997, 23(8): 34-37.
- [10] 蔡敏, 黄艳, 朱宵峰, 等. 基于BP神经网络的地质灾害细网格预报模型[J]. 气象, 2009, 35(7): 95-100.
- [11] 张雪慧, 官莉, 王振会, 等. 利用神经网络方法反演大气温度廓线[J]. 气象, 2009, 35(11): 137-142.
- [12] 许美玲, 段旭, 丁圣. 客观预报方程中因子的选取及应用效果分析[J]. 气象, 2009, 35(9): 112-118.