

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.10.005

# 基于BP神经网络的地温推演模型\*

吴春晓<sup>1,2</sup> 行鸿彦<sup>1</sup> 张漪俊<sup>3</sup>

(1. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院 南京 210044;  
2. 涟水县气象局 淮安 223400; 3. 嘉善县气象局 嘉兴 314100)

**摘要:**针对地温观测中数据缺测和国家一般气象站无深层地温观测的问题,提出了采用BP神经网络建立的实时地温推演模型和深层地温推演模型(40~160 cm地温模型和320 cm地温模型)。前者可用于整点地温观测数据缺测的填补,后者用于无深层地温观测地区的地温估算。以样本站的小部分数据训练网络,用样本站全部数据测试,反复调试神经网络参数,筛选出误差性能好的地温模型,再用对比站数据测试地温模型的输出误差。实时地温模型样本站推演正确率为77.705%,对比站推演正确率为66.168%;40~160 cm地温模型72%以上的输出误差不大于0.5℃;320 cm地温模型83%以上的输出误差不大于1℃。实验结果表明,该方法建立的地温推演模型具有较高的精度和实用性。

**关键词:**推演模型;地温;BP神经网络

中图分类号: P413; TN06 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2060

## Ground temperature deduction model based on BP neural network

Wu Chunxiao<sup>1,2</sup> Xing Hongyan<sup>1</sup> Zhang Yijun<sup>3</sup>

(1. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Lianshui Meteorological Bureau, Huai'an 223400, China;  
3. Jiashan Meteorological Bureau, Jiaxing 314100, China)

**Abstract:** According to the missing data problem in the ground temperature observation, as well as national ordinary meteorological observing Station has no deep ground temperature observation service, real-time ground temperature deduction models and deep ground temperature deduction models (40~160 cm ground temperature deduction model & 320 cm ground temperature deduction model) by the Back Propagation (BP) neural network is proposed. The former can be used to fill in the missing data of ground temperature observation data, and the latter can be used to estimate the deep ground temperature data in the area without no deep ground temperature observation. The BP neural network is trained by using a small number of samples and tested with all the data of the sample station. The neural network parameters are adjusted repeatedly, and the models with good error performance are selected. And then the output error of the ground temperature model is tested by using the contrast station data. The accuracy rate of real-time ground temperature deduction model in the sample station is 77.705% as well as in the contrast station is 66.168%. More than 72% of the output error of the 40~160 cm ground temperature deduction model is less than 0.5℃, and more than 83% of the output error of the 320 cm ground temperature deduction model is less than 1℃. The experimental results show that the temperature deduction model established by this method has high precision and practicability.

**Keywords:** deduction model; ground temperature; BP neural network

收稿日期:2017-04 Received Date: 2017-04

\* 基金项目:国家自然科学基金(61671248)、江苏省高校自然科学研究重大项目(15KJA460008)、江苏省“六大人才高峰”计划和江苏省“信息与通信工程”优势学科资助

# 0 引言

地温是气象观测资料中的一个重要参数。国家基准气候站<sup>[1]</sup> (简称基准站)观测土壤0、5、10、15、20、40、80、160、320 cm 9个深度的地温数据。国家一般气象站<sup>[1]</sup> (一般站)观测的是土壤0~20 cm深度的浅层地温数据,没有深层地温观测。当发生仪器故障或检修时,基准站的地温数据也有缺测,这就不可避免的出现了地温数据的不完整。而地温数据在农林牧区域规划、资源勘查、评估、土木工程、埋地传感器的温度补偿等方面,都有不同程度的应用。因此,地温数据的完整性对气象观测业务和其他研究应用领域都有非常重要的意义。

目前对0~320 cm深度范围地温的研究,使用的方法主要是以下3种:热传导方程的非线性回归<sup>[2-4]</sup>,历年观测资料的回归方程<sup>[5-6]</sup>,RBF神经网络的地温预测模型<sup>[7]</sup>。热传导方程的模拟计算结果精度不高,计算公式

不能体现观测要素之外的影响,含不确定性因素;用历年观测资料建立的地温回归方程一般是周期函数,输出的是某一地层平均温度,函数线形固定,不能体现气候变化的影响;RBF神经网络一次只能输出1个值,对训练样本的质量要求很高。

本文采用BP神经网络,以江苏苏北地区某基准站2004年1月到2014年12月的气温和地温数据为样本,构建地温推演模型,训练好的模型使用与该基准站直线距离80 km的某国家基本气象站<sup>[1]</sup> (基本站,该站也有深层地温观测)的数据进行比对测试,检验地温模型的实用性和泛化能力<sup>[8-11]</sup>。

# 1 地温变化规律分析

图1演示了基准站2009~2012年气温和各层地温随时间变化情况,图2演示了基准站2011年7~8月62 d的

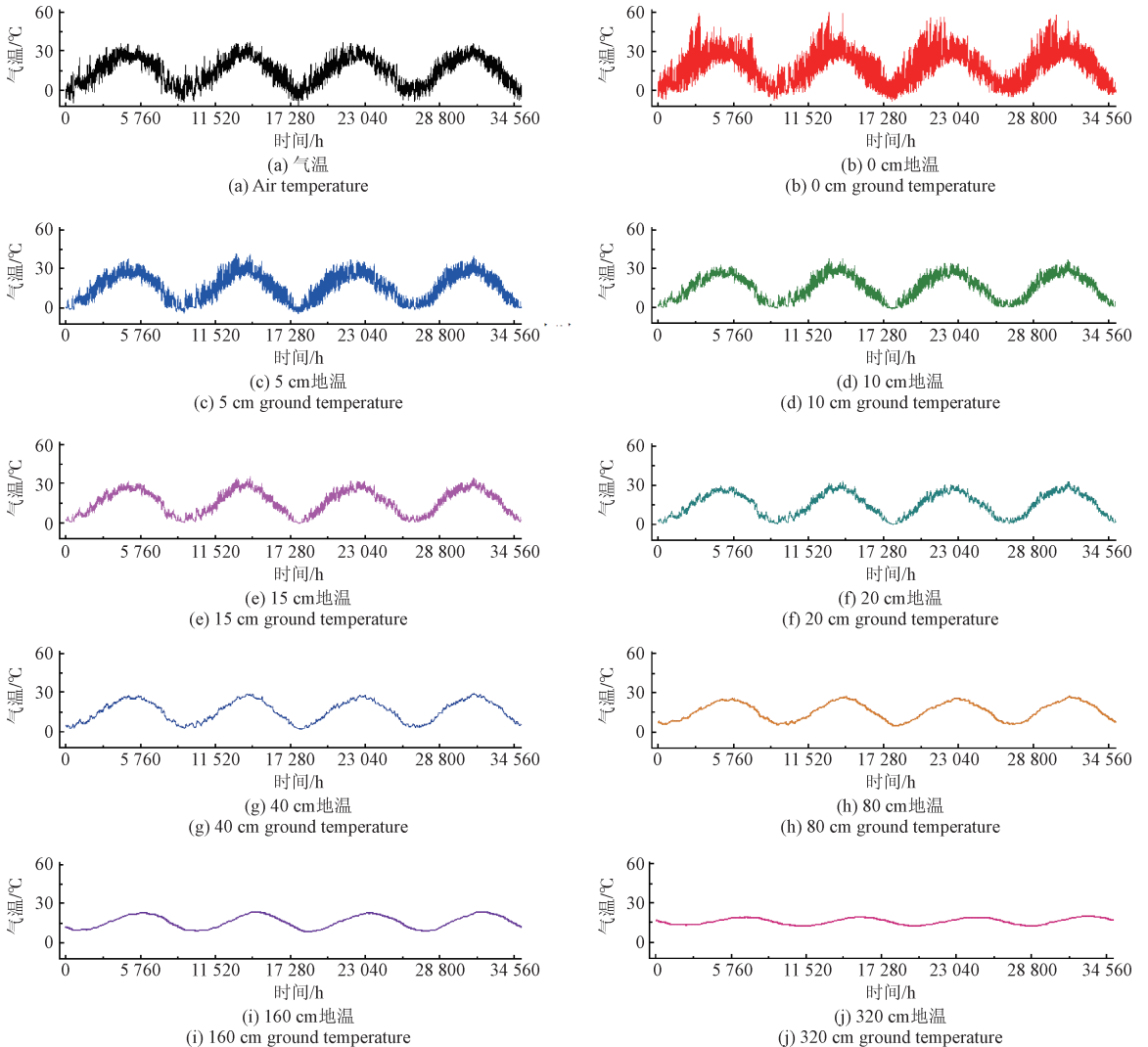


图1 基准站2009~2012年气温和各层地温变化情况

Fig. 1 Air temperature and ground temperature change situation of base station in 2009~2012

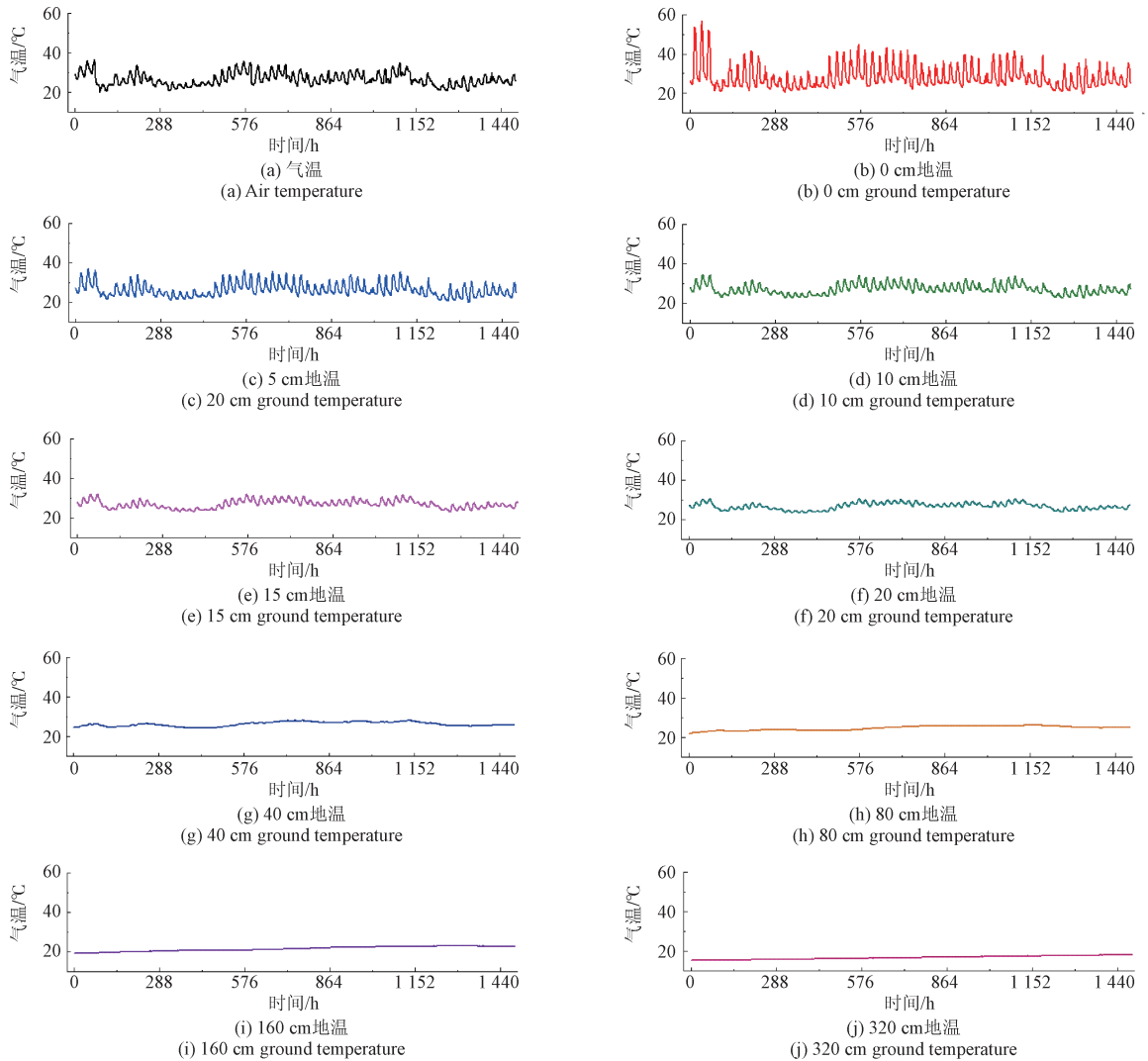


图 2 基准站 2011 年 7~8 月气温和各层地温变化情况

Fig. 2 Air temperature and ground temperature change situation of base station from July to August in 2011

气温和各层地温随时间变化情况。为了方便表述,本文中以  $T$  代表温度,字母  $T$  的下标代表土层深度,  $T_0$  表示 0 cm 土层地温,  $T_{-20}$  表示 20 cm 深土层的地温,以此类推。

通过计算相关系数(表略)可以看出:气温对浅层地温的影响较大;各地温层之间相关性最大的是其相邻的上下层地温;  $T_{-320}$  与  $T_{-160}$  相关,与  $T_{-80}$ 、 $T_{-40}$  中等相关,与气温、 $T_{-5}$ 、 $T_{-10}$ 、 $T_{-15}$ 、 $T_{-20}$  之间弱相关,与  $T_0$  不相关。

结合图 1、2 可以看出,1)  $T_0$  的日变化幅度最大。0 cm 土层是空气和土壤的交界,各种土层外的气象要素对地温的影响和改变正是从这里开始的,  $T_0$  的数据是综合影响的结果。距离地表越深的土层,其温度受  $T_0$  波动的影响越小。2) 下一层的地温相对上一层的地温,在时序上的变化趋势呈现出延迟响应系统的特征,随着土层深度的增加,延迟的时间逐渐变长。  $T_{-160}$  的变化趋势对比浅层地温,延迟时间约为 33 d。

## 2 神经网络模型设计

BP 神经网络是一种按误差反向传播的算法<sup>[12]</sup>,在信号前向传递中,输入信号从输入层经隐藏层逐层处理至输出层,如果输出层没有得到期望输出,则进行误差反向传播,调整网络权值阈值,再正向传播,直到网络输出的误差减小到预设值。

根据各层地温变化延时响应的特性,在构建输入层(输入向量的选择)的时候,输入向量包含了目标时间节点的前一段时间内的特定时间点的相关地温数据<sup>[13-15]</sup>,考虑到气温和浅层地温的相互影响时效性很强,相应时间节点的气温数据也作为输入向量的组成部分。本文将构成训练样本输入向量的各温度数据对应的时间点的最大时差称为时间宽度。

观测时间点	1	2	3	4	5
气温	$T_{a,1}$	$T_{a,2}$	$T_{a,3}$	$T_{a,4}$	$T_{a,5}$
0 cm地温	$T_{0,1}$	$T_{0,2}$	$T_{0,3}$	$T_{0,4}$	$T_{0,5}$
5 cm地温	$T_{-5,1}$	$T_{-5,2}$	$T_{-5,3}$	$T_{-5,4}$	$T_{-5,5}$
10 cm地温	$T_{-10,1}$	$T_{-10,2}$	$T_{-10,3}$	$T_{-10,4}$	$T_{-10,5}$
15 cm地温	$T_{-15,1}$	$T_{-15,2}$	$T_{-15,3}$	$T_{-15,4}$	$T_{-15,5}$
20 cm地温	$T_{-20,1}$	$T_{-20,2}$	$T_{-20,3}$	$T_{-20,4}$	$T_{-20,5}$
40 cm地温	$T_{-40,1}$	$T_{-40,2}$	$T_{-40,3}$	$T_{-40,4}$	$T_{-40,5}$
80 cm地温	$T_{-80,1}$	$T_{-80,2}$	$T_{-80,3}$	$T_{-80,4}$	$T_{-80,5}$
160 cm地温	$T_{-160,1}$	$T_{-160,2}$	$T_{-160,3}$	$T_{-160,4}$	$T_{-160,5}$

输入向量的元素
输出向量的元素

图3 实时地温推演模型的输入向量和输出向量

Fig.3 The input vector and output vector of real-time ground temperature deduction model

实时地温推演模型主要用于训练样本站的缺测地温补充:输入向量为前4 h的整点气温地温和目标时间点的气温、 $T_0$ 、 $T_{-5}$ ,输出(目标)向量为目标时间点的气温、 $T_{-10}$ 、 $T_{-15}$ 、 $T_{-20}$ 、 $T_{-40}$ 、 $T_{-80}$ 、 $T_{-160}$ 。训练样本元素构成如图3所示。

深层地温推演模型用基准站数据训练网络,用基本站数据检验网络,目的是获得适用于训练样本站之外的临近站点使用的误差较小的地温估算,采用以下2种方案。

1)用一个时间宽度的整点(每日8时)气温和 $T_0$ 、 $T_{-5}$ 、 $T_{-10}$ 、 $T_{-15}$ 、 $T_{-20}$ ,推演该时间宽度最后一天8时的 $T_{-40}$ 、 $T_{-80}$ 、 $T_{-160}$ 。

2)用一个时间宽度的每日 $T_{-20}$ 平均值推演该时间宽度最后一天14时的 $T_{-320}$ 。

### 3 地温推演模型

训练和测试神经网络模型的样本数据格式参照气象局观测数据的要求<sup>[1]</sup>,单位量都是0.1℃,样本的都是整数(样本数据中的282代表28.2℃),推演结果做了四舍五入处理保留整数,因此模型的输出可以直接与气象部门表簿中的数据进行对比检验。

#### 3.1 实时地温推演模型及测试

1)分时间点建立实时地温推演模型

考虑到各时间点的温度变化规律不一致,用BP神经网络分别构建1~24时每个时间整点的实时地温模型。训练样本为2010~2012年数据,测试样本为2004~2014年数据,训练样本数量占样本总数的27.7%。通过模型输出值取整处理前后的误差对比,发现均方误差大于取整前约12%,可以认为取整步骤对地温模型输出精度影响很小。保留每个时间整点测试结果较好的模型,各时间点最佳模型误差性能如表1所示,测试中误差绝对值超过1℃的统计情况如表2所示。

表1 各时间点最佳模型的测试结果

Table 1 Test results of the best model at each time point

时间点 (模型类别)	测试样本数量	均方误差	误差绝对值 最大值/℃	时间点 (模型类别)	测试样本数量	均方误差	误差绝对值 最大值/℃
1时	3 956	0.001 787	0.3	13时	3 951	0.003 949	0.9
2时	3 956	0.001 806	0.5	14时	3 951	0.003 903	1.4
3时	3 956	0.001 789	0.2	15时	3 951	0.003 637	0.8
4时	3 956	0.001 791	0.4	16时	3 951	0.004 844	2.7
5时	3 956	0.001 814	0.5	17时	3 951	0.003 699	2.8
6时	3 956	0.001 918	0.8	18时	3 951	0.003 071	1.1
7时	3 956	0.001 992	0.5	19时	3 951	0.003 274	1.3
8时	3 956	0.002 212	0.4	20时	3 951	0.002 513	1
9时	3 954	0.002 596	0.4	21时	3 949	0.002 396	1
10时	3 952	0.003 403	1.5	22时	3 949	0.002 268	0.9
11时	3 952	0.003 486	1.6	23时	3 951	0.002 067	0.5
12时	3 951	0.003 821	1.4	24时	3 952	0.001 914	0.3

2)实时地温推演模型的基本站测试对比

用所获取的基准站和基本站全部气温、地温观测数据对表1中的24个实时地温推演模型进行误差性能对比,结果显示推演精度较高,统计结果如表3所示。

#### 3.2 深层地温推演模型

因为 $T_{-160}$ 变化趋势比浅层地温延迟约33 d,所以深

层地温模型的时间宽度下限为33 d。

1)40~160 cm地温推演模型

输入向量整编方法为以33、36、42 d为时间宽度,对一个时间宽度内的所有8时气温和 $T_0$ 、 $T_{-5}$ 、 $T_{-10}$ 、 $T_{-15}$ 、 $T_{-20}$ 分别以3 d为间隔进行平均值采样,得到的数据组成输入向量。3 d为间隔的平均值采样是为了压缩单个向

表 2 误差绝对值超过 1℃ 的测试统计

Table 2 Test statistics of the error absolute values above 1℃

时间点(模型类别)	10 时	11 时	12 时	14 时	16 时	17 时	18 时	19 时
误差绝对值最大值/℃	1.5	1.6	1.4	1.4	2.7	2.8	1.1	1.3
测试样本数量	3 952	3 952	3 951	3 951	3 951	3 951	3 951	3 951
误差绝对值≥1.1℃ 的样本数量	1	2	2	1	2	1	1	1
误差绝对值≥1.1℃ 的元素数量	1	2	2	1	4	3	1	2
误差≥1.1℃ 的元素数量分布								
$T_{-10}$	0	2	2	1	1	1	1	0
$T_{-15}$	0	0	0	0	2	1	0	1
$T_{-20}$	1	0	0	0	1	1	0	1
$T_{-40}$	0	0	0	0	0	0	0	0
$T_{-80}$	0	0	0	0	0	0	0	0
$T_{-160}$	0	0	0	0	0	0	0	0

表 3 实时地温推演模型在基准站和基本站的测试对比

Table 3 Comparison of test of real-time ground temperature deduction models between standard station & basic station

	基准站	基本站
测试样本年份	2004 ~ 2014	2010 ~ 2013
模型推演的数据总数	569 196	210 360
误差绝对值不大于 0.5℃ 的推演数据数量	569 083	209 561
误差绝对值不大于 0.3℃ 的推演数据数量	568 828	207 615
无误差推演数据数量	442 296	139 192
误差绝对值不大于 0.5℃ 的推演数据占总数据的比例	99.98%	99.62%
误差绝对值不大于 0.3℃ 的推演数据占总数据的比例	99.94%	98.70%
无误差推演数据占总数据的比例	77.71%	66.17%

表 4 40~160 cm 地温推演模型的对比测试

Table 4 Comparison test of 40 ~ 160 cm ground temperature deduction models

时间宽度 (模型类别)	台站	均方 误差	$T_{-40}$ 均 方误差	$T_{-80}$ 均 方误差	$T_{-160}$ 均 方误差	误差绝对 值最大 值/℃	$T_{-40}$ 误差 绝对值最 大值/℃	$T_{-80}$ 误差 绝对值最 大值/℃	$T_{-160}$ 误差 绝对值最 大值/℃	误差绝对	误差绝对	无误差推 演数据占 总数据的 比例/%
										值不大于 1℃ 的推 演数据占 总数据的 比例/%	值不大于 0.5℃ 的推 演数据占 总数据的 比例/%	
33 d	基准站	0.259 8	0.267 9	0.231 1	0.280 2	1.7	1.6	1.5	1.7	95.47	72.48	8.20
	基本站	0.419 3	0.509	0.351 8	0.397 2	2.2	2.2	2	1.7	89.31	59.97	5.97
36 d	基准站	0.276 8	0.304 1	0.272	0.254 6	2	2	1.7	2	94.90	71.42	8.01
	基本站	0.472 2	0.650 5	0.359 7	0.406 5	2.9	2.9	1.9	2	87.38	59.12	5.56
42 d	基准站	0.203 2	0.228 2	0.193 2	0.188 2	1.6	1.6	1.4	1.5	98.50	77.75	9.26
	基本站	0.279 6	0.386 4	0.199 6	0.252 7	2.1	2.1	1.7	1.7	94.55	72.02	8.05

量中的元素数量,降低网络训练时的内存占用。输出向量为该时间宽度最后一天的  $T_{-40}$ 、 $T_{-80}$ 、 $T_{-160}$  地温。各训练几十次后选取误差性能最好的模型,其基准站和基本站 2010~2013 年数据的测试对比如表 4 所示。42 d 时间宽度的深层地温网络模型在基准站的测试结果最好,均方误差和误差绝对值都最小。

2) 320 cm 地温推演模型

以每日  $T_{-20}$  的平均值为模型输入,时间宽度设定

36、42、48、60、64、72、80 d 进行分别试验,因为单个输入向量的元素数量未超过 90,软件没有提示内存不足,所以输入向量不需要进行抽样压缩。模型输出为对应时间宽度最后一天的 14 时  $T_{-320}$ 。试验结果表明 64、72、80 d 时间宽度的模型的误差性能接近,优于 64 d 以下时间宽度的模型。该 3 个时间宽度的误差性能最好的模型 2010~2013 年数据对比测试结果如表 5 所示。

表5 320 cm 地温推演模型的对比测试

Table 5 Comparison test of 320 cm ground temperature deduction models

时间宽度 (模型类别)	台站	$T_{-320}$ 均方误差	$T_{-320}$ 误差 绝对值最大值/°C	误差绝对值 不大于1 °C的 推演数据比例/%	误差绝对值 不大于0.5 °C的 推演数据比例/%	无误差推演 数据比例/%
64 d	基准站	0.160 3	1.1	99.38	82.00	9.51
	基本站	0.631 4	1.6	85.69	26.10	0.64
72 d	基准站	0.177 4	1.2	99.52	78.44	10.27
	基本站	0.681 1	1.9	83.09	24.68	0.50
80 d	基准站	0.136 8	1.2	99.52	85.28	11.02
	基本站	0.583 9	1.8	89.65	29.02	0.65

## 4 结 论

本文提出了2类共3种基于BP神经网络的地温推演模型,用样本台站外的台站数据做了比对测试。从测试结果看,实时地温推演模型在两站推演地温的总体误差很小,推演正确率高,该方法能够以较高的精度解决气象观测中出现的地温数据缺测的问题。输出40~160 cm地温的42 d时间宽度地温推演模型72%以上的推演结果误差绝对值不大于0.5 °C;320 cm地温推演模型的误差略大,83%以上的推演结果误差绝对值不大于1 °C。对于无深层地温观测地区的深层地温估计,BP神经网络模型是一种可行的解决方案。

## 参考文献

- [1] 中国气象局. 地面气象观测规范[M]. 北京:气象出版社,2005.  
China meteorological administration. Specifications for Surface Meteorological Observation[M]. Beijing: China Meteorological Press,2005.
- [2] 何雨,须晖,李天来,等. 辽沈I型日光温室地温预测模型及数值模拟[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(16): 8687-8689.  
HE Y, XU H, LI T L, et al. Forecasting model and numerical simulation of soil temperature in greenhouse[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2010, 38(16): 8687-8689.
- [3] 何报寅,刘杰,徐贵来,等. 浅层地温剖面曲线拟合法估算热扩散系数[J]. 华中师范大学学报:自然科学版,2012,46(1):104-108.  
HE B Y, LIU J, XU G L, et al. Estimation of thermal diffusivity using subsurface temperature profile curve fitting algorithm [J]. Journal of Huazhong Normal University, 2012,46(1):104-108.
- [4] 吴志伟,宋汉周. 浅层地温场中热对流数值模拟[J]. 岩土力学,2010,31(4):1303-1308.

WU ZH W, SONG H ZH. Numerical simulation of thermal convection in shallow ground temperature field[J]. Rock & Soil Mechanics, 2010, 31(4): 1303-1308.

- [5] 陈建兵,刘志云,崔福庆,等. 青藏高原工程走廊带多年冻土辨识及年平均地温预估模型[J]. 中国公路学报,2015, 28(12):33-41.  
CHEN J B, LIU ZH Y, CUI F Q, et al. Permafrost identification and annual mean ground temperatures prediction model for Qinghai-tibet engineering corridor[J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28(12): 33-41.
- [6] 包永莲,高荣,尤莉. 通辽国家基本气象观测站近50年最大冻土深度变化特征及其与地温和气温的相关分析[J]. 畜牧与饲料科学, 2012, 33(9):11-13.  
BAO Y L, GAO R, YOU L. Change characteristics of the maximum depth of frozen earth at Tongliao national basic meteorological observation station in recent 50 years and their correlation analysis with ground temperature and air temperature [J]. Animal Husbandry & Feed Science, 2012, 33(9):11-13.
- [7] 韩力群,毕思文,宋世欣. 地表层温度的级联递推预测模型研究[J]. 中国科学:技术科学,2006, 36(Z1): 29-37.  
HAN L Q, BI S W, SONG SH X. Cascade recursive forecasting model research of land surface layer's temperature [J]. Scientia Sinica Technologica, 2006, 36(S1):29-37.
- [8] 周黄斌,周永华,朱丽娟. 基于MATLAB的改进BP神经网络的实现与比较[J]. 计算技术与自动化, 2008, 27(1):28-31.  
ZHOU H B, ZHOU Y H, ZHU L J. Implementation and comparison of improving BP neural network based on MATLAB [J]. Computing Technology & Automation, 2008, 27(1):28-31.
- [9] 冯旭刚,钱家俊,章家岩. 基于遗传神经网络敏感度

- 分析的飞灰含碳量测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7):1083-1089.
- FENG X G, QIAN J J, ZHANG J Y. Prediction method of unburned carbon content in fly ash based on genetic neural network with sensitivity analysis [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation, 2016, 30(7):1083-1089.
- [10] 朱江森, 宋文峰, 高原, 等. 基于改进型 BP 神经网络的氢原子钟钟差预测 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2):454-460.
- ZHU J M, SONG W F, GAO Y, et al. Hydrogen atomic clock difference prediction based on improved back propagation neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2):454-460.
- [11] 刘洪兰, 张俊国, 阙龙凯, 等. 基于 BP 神经网络的张掖国家湿地公园水域结冰厚度预报模型 [J]. 高原气象, 2014, 33(3):832-837.
- LIU H L, ZHANG J G, QUE L K, et al. Forecasting model for ice thickness in Zhangye national wetland park watershed based on BP neural network [J]. Plateau Meteorology, 2014, 33(3):832-837.
- [12] 行鸿彦, 邹水平, 徐伟, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿 [J]. 传感技术学报, 2015(6):864-869.
- XING H Y, ZOU SH P, XU W, et al. The temperature compensation for humidity sensor based on the PSO-BP neural network [J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators, 2015(6):864-869.
- [13] 唐忠, 谢涛. Matlab 神经网络工具 NNTool 的应用与仿真 [J]. 计算机与现代化, 2012(12):44-47.
- TANG ZH, XIE T. Application and simulation of matlab neural network tool NNTool [J]. Computer & Modernization, 2012(12):44-47.
- [14] 罗玉春, 都洪基, 崔芳芳. 基于 Matlab 的 BP 神经网络结构与函数逼近能力的关系分析 [J]. 现代电子技术, 2007, 30(24):88-90.
- LUO Y CH, DU H J, CUI F F. Analysis of relation between the structure of bp feed-forward neural network and precision of function proximate based on Matlab [J]. Modern Electronics Technique, 2007, 30(24):88-90.
- [15] 阮玲英. 应用 MATLAB 设计神经网络 [J]. 智能计算机与应用, 2005(4):30-31.
- RUAN L Y. Neural network design with MATLAB [J]. Computer Study, 2005(4):30-31.

## 作者简介



**吴春晓**, 2005 年于南京信息工程大学获得学士学位, 在江苏省涟水县气象局工作, 现为南京信息工程大学工程硕士在职研究生, 主要研究方向为气象仪器仪表。

E-mail: 450085547@qq.com

**Wu Chunxiao** received B. Sc. from Nanjing University of Information Science & Technology in 2005. Now he is an on-the-job M. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science & Technology, and working in Lianshui Meteorological Bureau. His main research interest is meteorological instrument.



**行鸿彦**, 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授, 博导, 主要研究方向为气象仪器设计与计量, 信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

**Xing Hongyan** received B. Sc. from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. from Jilin University in 1990, and Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2003, respectively. Now he is professor and Ph. D. tutor in Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interest includes meteorological instrument design and measurement, signal detection and processing, etc.



**张漪俊**, 分别在 2009 年, 2015 年于南京信息工程大学获得学士学位和硕士学位, 现工作于浙江省嘉善县气象局, 主要研究方向为气象防灾减灾和社会管理。

E-mail: 929563006@qq.com

**Zhang Yijun** received B. Sc. and M. Sc. both from Nanjing University of Information Science & Technology in 2009 and 2015, respectively. Now he is working in Jiashan Meteorological Bureau. His main research interest includes meteorological disaster prevention and social management.