

Application of Wavelet Analysis Based Neural Networks in the Data Fitting of Remote Sensing Temperature Measurement

Xiaodong Yi, Peng Sun

Faculty of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning
Email: 13942693482@126.com

Received: Apr. 11th, 2017; accepted: Apr. 27th, 2017; published: Apr. 30th, 2017

Abstract

The wavelet mother function is embedded in the neurons of artificial neural network to form the compact wavelet neural network. This kind of network is applied to the data fitting of remote sensing temperature measurement, which could improve the fitting accuracy of the pure BP neural network. Based on the infrared temperature measurement experiment at Hongyanhe nuclear plant using unmanned aerial vehicle, the data fitting is conducted for a group of obtained temperature data. The statistical analysis is performed for the experimental data, and the results show that wavelet neural network could ensure the fitting errors in a small range, which is better than the BP neural network. In this paper, the fitting error of remote sensing temperature measurement is controlled at 0.4°C which can meet the measurement requirements.

Keywords

Wavelet Neural Network, BP Neural Network, Remote Sensing Temperature Measurement, Data Fitting

小波神经网络在遥感测温数据拟合中的应用研究

伊晓东, 孙 鹏

大连理工大学建设工程学部, 辽宁 大连
Email: 13942693482@126.com

收稿日期: 2017年4月11日; 录用日期: 2017年4月27日; 发布日期: 2017年4月30日

摘要

将小波母函数嵌入人工神经网络的神经元形成紧致型小波神经网络, 将此种网络用于遥感测温的数据拟合中, 提升了纯粹的BP神经网络的拟合精度。结合红沿河核电站无人机红外测温试验, 对其采集的一组温度数据采用小波神经网络进行拟合。对实验数据进行了统计分析, 结果表明, 小波神经网络能保证拟合误差在很小的范围之内, 并且优于BP神经网络。本文中对于遥感测温数据的拟合误差控制在 0.4°C 以内, 可以满足测量要求。

关键词

小波神经网络, BP神经网络, 遥感测温, 数据拟合

Copyright © 2017 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

核电站设计建设前, 特别是核电站扩建前, 需要进行不同潮汐状况下核电站附近海域温度场测量, 对核电站设计的温排水数模和物理模拟进行验证, 了解核电站温排水(冷却水)所带来的大量热量对其附近海域温度场的影响程度和范围[1]。近年来, 无人机遥感技术在测量领域得到了飞速的发展, 同时为国内外核电站附近海域温度测量提供了有效的调查手段。无人机遥感测温与传统的船只测温或航天遥感测温相比具有如下优点: 1) 机动性、灵活性和安全性; 2) 低空作业, 获取高分辨率影像; 3) 成本相对较低, 操作简单; 4) 具有周期短、效率高等特点[2]。无人机遥感技术应用到海面测温将逐步从研究开发阶段发展到了实际应用阶段。

然而, 要使无人机遥感技术成为理想的测温手段, 还有多个关键技术需要解决, 其中就包括遥感数据的后处理技术。因为无人机在海面测温过程中会受到大气、风速等因素影响, 所以应针对其遥感影像的特点以及定标参数、拍摄时的姿态数据和有关几何模型对图像进行几何和辐射校正[3]。在试验阶段, 还需要对校正数据进行拟合, 提高测量数据的精度, 传统的拟合方法包括线性回归方程法、最小二乘法、神经网络法等。神经网络法是利用网络自适应映射能力实现非线性运算, 能够避免人为构建数学模型带来的误差, 具有较高的精度[4]。由于神经网络的不断发展, 各种算法被引入神经网络, 例如遗传算法、模拟退火算法、粒子群算法等优化网络设计的算法, 从而也生成了混合神经网络, 小波神经网络也应运而生, 小波BP神经网络是用小波基函数来取代BP神经网络中的传输函数或者把数据信号预先经过小波函数做滤波处理, 再应用神经网络模型进行实验[5]。笔者将小波神经网络引入到无人机遥感测温数据拟合当中, 得到的结果满足精度要求, 并与BP神经网络结果进行对比, 可以体现出小波神经网络方法的优越性。

2. 工程背景

本文以红沿河核电站测温试验为工程背景, 测温试验使用无人机搭载红外热成像仪设备对红沿河核

电站排水口附近小范围海面温度采集和处理, 并使用海面船只和测温仪器对海面进行同步测温作为参考, 主要目的是检验红外热成像仪的测温性能和效果, 发现可能存在的技术问题, 寻求相应的解决办法并验证无人机红外测温的可行性。在处理过程上, 温度原始数据首先通过辐射校正, 降低环境因素的影响, 再经过影像校正和位置定位处理后叠加到地理坐标系统中, 形成成果图件, 船只航线与无人机航线见图 1 所示, 将航测温度数据按照船测路线坐标提取约 550 组数据, 并进行比较分析, 本文研究目的是将其采集数据进行拟合以达到更高的精度要求。

部分测量工具及参数介绍如下:

a) 固定翼电动无人机 X80 (见图 2)

其性能参数见表 1。

云台参数见表 2。

b) Optris 红外热成像仪 PI640

PI640 的温度采集方式为视频录制, 包括红外镜头和数据记录盒, 见图 3 所示。

PI640 采用短焦广角镜头, 镜头焦距为 10.5 mm, 视场角 $60^{\circ} \times 45^{\circ}$, 具体性能参数为:

1) 数据记录盒见表 3。

2) 红外镜头见表 4。

c) 船载 Hydrolab 多参数水质仪

Hydrolab 多参数水质分析仪(常规五参数分析仪)是一款新型多参数、宽量程的水质分析仪器, 可用于地表水、地下水、水源水、饮用水、污水排放口、海洋等不同水体的水质在线及便携监测。监测参数包括溶解氧、pH、ORP (氧化还原电位)、电导率(盐度、总溶解固体、电阻)、温度、深度、浊度、叶绿素 a、蓝绿藻、若丹明 WT、铵/氨离子、硝酸根离子、氯离子、环境光、总溶解气体共十五种参数。本次测温主要参数为:

1) 最大下放深度不低于 200 m;

2) 操作温度: $-5^{\circ}\text{C} \sim 50^{\circ}\text{C}$;

3) 测温精度: 0.1°C , 分辨率: 0.01°C ;

4) 响应时间: 1 秒以内;

d) Trimble 手持便携式 GPS 记录仪

主要参数见表 5。

3. BP 神经网络的原理

人工神经网络(Artificial neural network, 简称 ANN)是由生理学上真实人脑神经网络的结构和功能以及若干基本特性的某种理论抽象、简化和模拟所构成的一种信息处理系统, 可以充分逼近任意复杂的非线性关系, 具有很强的自适应性和学习能力、非线性映射能力、鲁棒性和容错能力[6]。

BP (Back Propagation)神经网络是 1986 年由 Pmuelhart 和 McClland 提出的, 它是一种误差按反向传播的多层前馈网络, 是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 神经网络具有非常强的非线性映射能力, 能以任意精度逼近任意连续函数, 因此在人工智能的许多领域都得到了广泛的应用[3]。

在本次无人机遥感红外测温实例中, BP 网络为有监督学习, 以航拍数据作为训练输入样本, 以船测数据作为训练输出样本。隐含层节点数为 6, 网络最大训练次数为 1000 次, 学习率为 0.005, 输入层到隐含层的初始权值 $W1$ 以及隐含层到输出层的初始权值均为 -0.1 至 0.1 范围内的随机数, 采用三层隐含层的 BP 神经网络进行拟合。选择 tansig 函数作为激励函数:

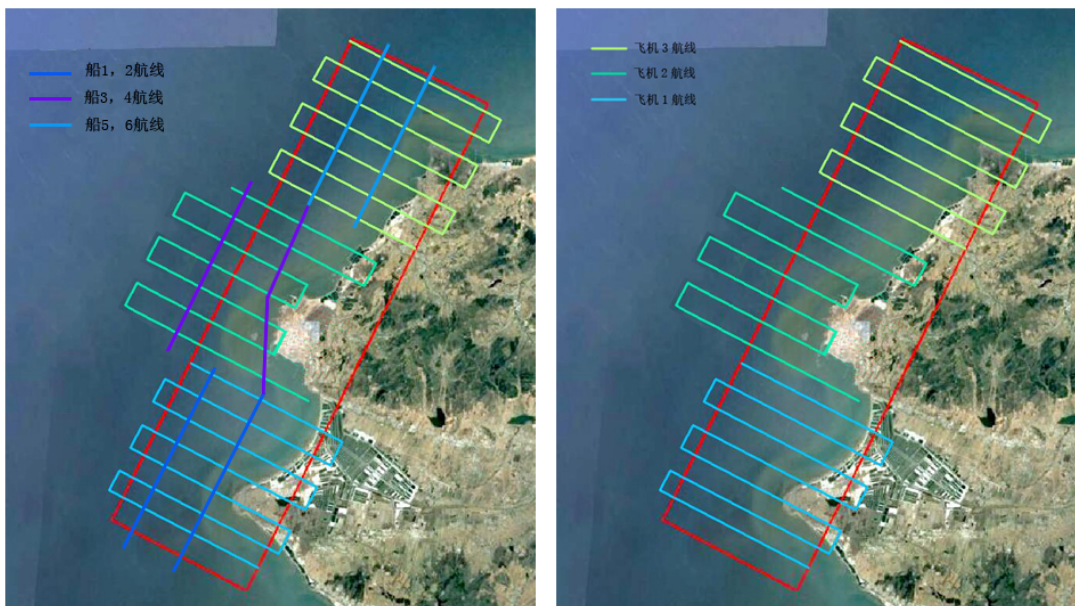


Figure 1. Measured route of surface vessel (left) and measured route by UAV at 200 meters altitude (right)
图 1. 海面船只实测航线(左)及无人机在 200 米高度航测线路(右)



Figure 2. Fixed-wing UAV X80
图 2. 固定翼无人机 X80



Figure 3. Infrared thermal imager
图 3. 红外热成像仪

Table 1. UAV performance parameter table**表 1.** 无人机性能参数表

项目	规格
空机重量	3.2 kg
最大速度	19 m/s
实用升限	3000 m
续航时间	60 min
起飞方式	手抛
降落方式	滑降
工作环境	0°C~40°C
定位	GPS、北斗
数传频道	433 Mhz

Table 2. Pan parameters table**表 2.** 云台性能参数表

项目	内容	备注
传感器	MPU-6050 整合性 6 轴运动处理传感器	
敏感度	131 LSBs/°/sec	
动作速度	0.10 sec/60°	6 V 电压
尺寸	90 × 90 × 40 mm	
载重	1 kg	
舵机精确度	0.18°	

Table 3. Data box performance table**表 3.** 数据记录盒性能参数表

项目	规格
尺寸	96 mm × 67 mm × 47 mm
重量	172 g
材质	铝
操作系统	Linux 系统
供电电压	10~48 VDC
功耗	12 w
冷却系统	集成温控风扇
内存空间	32 GB
RAM	2 GB LPDDR3 RAM
接口	2 × USB 3.0; 1 × USB 2.0; RJ45; GPS;

Table 4. Infrared thermal imaging lens performance table
表 4. 红外热成像镜头性能参数表

项目	规格
工作温度	0℃~50℃
相对湿度	10%~95%，非冷凝
材质	铝，阳极氧化表面/塑料
尺寸	46 mm × 56 mm × 84 mm
重量	207g
供电电压	5 VDC (通过 USB 2.0 接口供电)
电流消耗	最大 500 mA
数字接口	USB2.0
测温范围	-20℃~+100℃
分辨率	640 × 480
视场角	60° × 45°
系统精度	±2℃或±2%
灵敏度	0.075 K
帧速率	32 HZ
光谱范围	7.5~13 μm

Table 5. Portable GPS performance parameter table
表 5. 手持 GPS 性能参数表

项目	规格
尺寸	23.4 × 9.9 × 5.6 cm
工作温度	-20℃~+50℃
显示	4.2 寸屏幕，VGA (480*640)像素
无线	内置 3.5 G 通讯模块、蓝牙 1.2
卫星	支持 GPS L1C/A、L2C、L2E 信号，L1、L2 载波；GLONASS L1C/A、L1P、L2C/A、L2P
更新率	1 HZ
精度	实时和后处理：±50 cm ± 1 ppm

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1 \quad (1)$$

拟合结果见图 4 所示。

理论研究表明，只要有足够多的隐含层神经元，三层人工神经网络可以无限地逼近任何线性和非线性函数。但 BP 神经网络也有一些固有缺陷，如算法容易陷入局部极小点、预测精度低、收敛速度慢等，这些缺陷限制了它在工程中的进一步应用。

4. 小波神经网络

小波神经网络是近年来新兴的一种人工神经网络，充分继承并融合了小波变换和神经网络两者的优

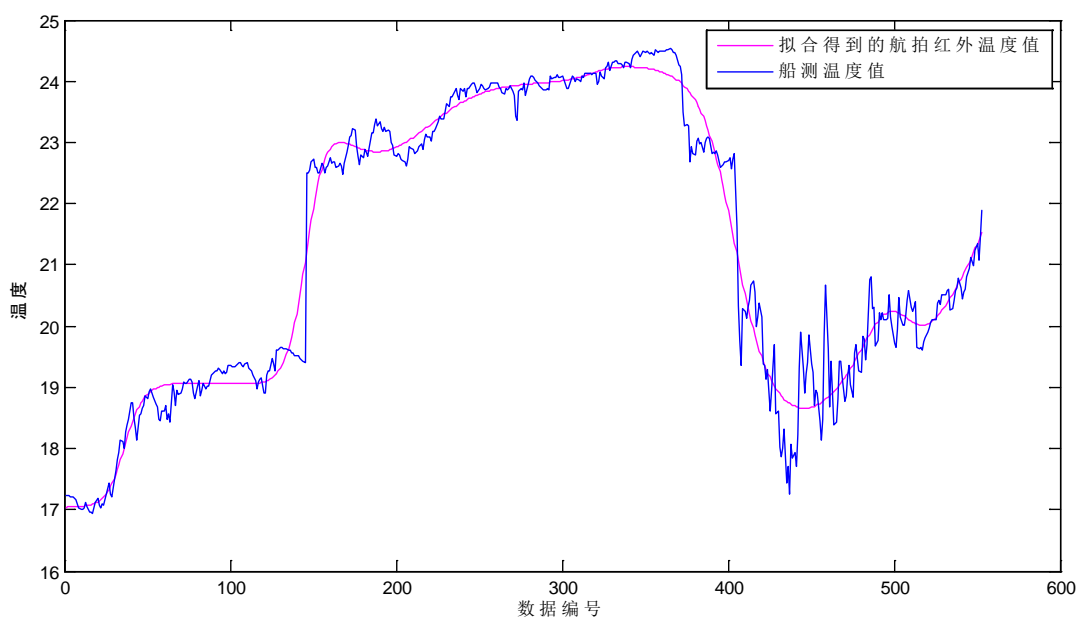


Figure 4. Fitted temperature curve of BP neural network

图 4. BP 神经网络温度拟合曲线

点。其思想是用已定位的小波函数代替 Sigmoid 函数作为激活函数, 通过仿射变换建立起小波变换与网络系数之间的连接并应用于函数逼近。与前向的神经网络相比, 小波神经网络依据小波分析理论确定其基元和整个结构, 可避免 BP 神经网络等结构设计上的盲目性, 此外小波神经网络不仅充分利用了小波变换的时频局部化特性而且具有更灵活有效的函数逼近能力和较强的容错能力, 可有效克服普通人工神经网络模型固有的一些缺陷。

4.1. 小波分析

平方可积函数空间 $L^2(\mathbf{R})$ 定义:

$$L^2(\mathbf{R}) = \left\{ X(t) : \int_{\mathbf{R}} |x(t)|^2 dt < \infty \right\} \quad (2)$$

在函数空间 $L^2(\mathbf{R})$ (或在更广泛的 Hilbert 空间) 中, 选择一个母小波函数(又称为基小波函数) $\theta(t)$, 使其满足约束条件:

$$C_{\theta} = \int_{\mathbf{R}} \frac{|\hat{\theta}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3)$$

式(3)中 $\hat{\theta}(\omega)$ 为 $\theta(\omega)$ 的 Fourier 变换。对 $\theta(\omega)$ 进行伸缩、平移变换得到的小波基函数系 $\{\theta_{a,b}(x)\}$ 。

$$\theta_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \theta_a \left(\frac{x-b}{a} \right) \quad (4)$$

其中 a, b 分别为伸缩、平移尺度因子。对于函数(信号) $f(x) \in L^2(\mathbf{R})$, 其连续小波变换可表示为:

$$W_f(a,b) = \int_{\mathbf{R}} f(x) \theta_{a,b} dx \quad (5)$$

不同的小波基是通过平移和伸缩构成的, 具有良好的局部化性质, 依据小波理论由小波基构成的级数拥有最佳的函数逼近能力。

4.2. 小波神经网络

小波神经网络是基于小波分析而构成的人工神经网络模型, 即使用小波基函数取代传统的激励函数 Sigmoid, 其函数描述是通过所选取的一簇小波基进行线性叠加实现的[7]。一般情况下, 任意函数 $f(x) \in L^2(R^n)$ 由下述的小波神经网络近似描述:

$$f_w(x) = \sum_{j=1}^n w_j \theta \left(\left(\sum_{i=1}^m x_i - b_i \right) / a_j \right) \quad (6)$$

式中 $f_w(x)$ 为拟合函数(小波神经网络的输出), $w_{i,j}$ 是可调权重系数, a_j 、 b_j 分别为可调伸缩和平移因子, 这使得网络学习非线性函数较为灵活, 可以满足较高的逼近精度要求; 便于对输入数据(或信号函数)进行时频局部分析, 从而对处理本文要研究的问题时将显示出较大的优越性。

小波神经网络拟合具体算法如下:

- 1) 初始化网络。
- 2) 输入训练样本, 计算网络输出。
- 3) 所有训练样本是否全部训练, 如果是, 就计算误差函数, 否则跳转到步骤 2)。
- 4) 是否满足要求, 不满足, 改变权值, 跳转到步骤 2)。
- 5) 存储权值。
- 6) 输出结果。

基于以上分析, 我们着重处理航拍温度值, 将小波母函数嵌入人工神经网络的神经元形成紧致型小波神经网络, 并基于此种模型对航测温度值进行拟合, 利用 MATLAB 对模型进行了实现, 并且得到拟合后的图像见图 5, 图 6。

从图 4 和图 5 的比较中, 我们可以明显的看出小波神经网络在拟合精度上相对于 BP 神经网络的优越性, 从图 6 中我们可以看出小波神经网络可以将误差控制在 0.4°C 范围内, 相对误差没有特别大的波动, 函数逼近效果更好。究其原因是前者充分发挥了小波分析的时频局部特性, 有效避免了陷入局部极小值等问题, 而且加快了寻优速度。表 6 中列出了部分测量点的两种拟合方法的结果, 对比可以看出小波神经网络方法的精度远高于 BP 神经网络。

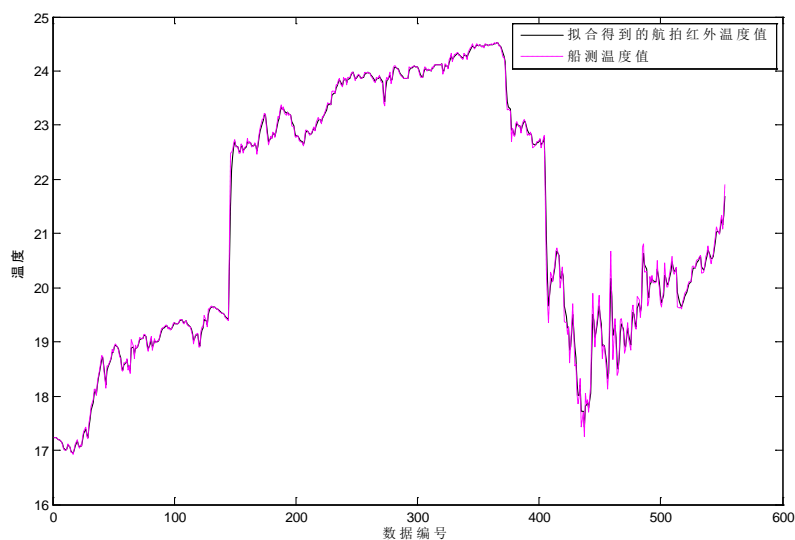


Figure 5. Fitted temperature curve of wavelet neural network

图 5. 小波神经网络温度拟合曲线

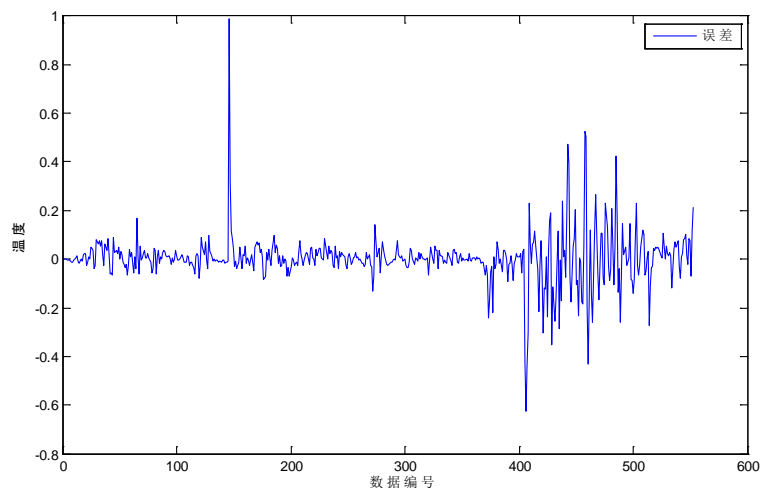


Figure 6. Fitted relative error curve of wavelet neural network
图 6. 小波神经网络拟合相对误差图

Table 6. The comparison of the two fitting methods at some of the measuring points
表 6. 部分测点两种拟合方法的对比表

部分测点	原始数据			小波神经网络拟合		BP 神经网络拟合	
	船测温度值	航拍温度值	航拍与船测差值	拟合值	差值	拟合值	差值
1	17.10	19.10	2.00	17.1134	0.0134	16.9614	-0.1386
2	17.02	19.12	2.10	17.0325	0.0125	16.9658	-0.0542
3	17.12	19.08	1.96	17.1055	-0.0145	16.9932	-0.1268
4	16.96	18.98	2.02	16.9774	0.0174	17.0155	0.0555
5	17.03	18.38	1.35	17.0102	-0.0198	17.0657	0.0357
6	17.21	19.03	1.82	17.2358	0.0258	17.5263	0.3163
7	17.82	18.86	1.04	17.7449	-0.0751	17.7266	-0.0934
8	18.13	18.94	0.81	18.0558	-0.0742	17.8675	-0.2625
9	18.47	19.08	0.61	18.4355	-0.0345	18.211	-0.2590
10	18.74	19.01	0.27	18.7211	-0.0189	18.3354	-0.4046
11	18.97	19.00	0.03	18.9498	-0.0202	18.8175	-0.1525
12	18.92	18.98	0.06	18.9097	-0.0103	19.0557	0.1357
13	19.09	19.01	-0.08	19.1004	0.0104	19.1141	0.0241
14	19.10	18.98	-0.12	19.0637	-0.0363	19.1237	0.0237
15	19.31	19.26	-0.05	19.2947	-0.0153	19.1344	-0.1756
16	19.36	19.19	-0.17	19.3508	-0.0092	19.1288	-0.2312
17	19.40	19.07	-0.33	19.3893	-0.0107	19.1214	-0.2786
18	19.61	18.71	-0.90	19.5125	-0.0975	19.2106	-0.3994
19	19.51	18.52	-0.99	19.5145	0.0045	20.3042	0.7942
20	22.58	21.58	-1.01	22.5638	-0.0162	22.8204	0.2404
21	22.63	21.69	-0.94	22.7005	0.0705	22.9245	0.2945
22	23.21	22.59	-0.62	23.2087	-0.0013	22.8784	-0.3316
23	23.39	23.11	-0.28	23.3842	-0.0058	23.4007	0.0107
24	23.98	22.74	-1.24	23.9707	-0.0093	23.9112	-0.0688
25	24.01	22.91	-1.10	24.0295	0.0195	23.9293	-0.0807
26	24.08	22.88	-1.20	24.0772	-0.0028	23.9717	-0.1083
27	24.34	23.24	-1.10	24.3321	-0.0079	24.2623	-0.0777
28	23.26	22.38	-0.89	23.2904	0.0304	23.7936	0.5336
29	23.10	22.88	-0.22	23.0753	-0.0247	23.1401	0.0401
30	20.12	21.69	1.57	20.1377	0.0177	20.4386	0.3186

5. 误差对比

为了更确切的对比两种神经网络拟合出来的值, 使拟合模型取得较高精度, 比较两种拟合效果, 为此我们引入平均相对误差 R 。通过对平均相对误差的观察, 我们可以较容易的观测到拟合的准确性。对于我们给出的要研究的船测数据 $p = (p_1, p_2, p_3, p_4, \dots, p_n)$ 和利用神经网络拟合出来的数据 $q = (q_1, q_2, q_3, q_4, \dots, q_n)$ 我们定义平均相对误差:

$$R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p(i) - q(i)]^2 \quad (6)$$

利用公式(6), 我们可以计算出由纯 BP 神经网络拟合出的遥感温度的平均相对误差为 0.1505°C , 而小波神经网络拟合出的温度的平均相对误差为 0.0107°C , 明显的优于传统的 BP 神经网络方法。我们观察结果时增加计算平均相对误差便可知道模型的准确性了。

6. 结语

本文利用小波神经网络方法对无人机在红沿河核电站进行遥感测温所得数据进行拟合, 使航拍数据与船测数据的误差减小, 大部分误差精度可以控制在 0.4°C 以内, 满足测量精度要求, 效果明显优于纯粹的 BP 神经网络拟合, 具有较高的应用价值。这种方法的特点是兼顾了小波分析的时频局域化性质与传统神经网络的自学习能力, 使得网络收敛速度加快、拟合精度高。因此, 小波神经网络算法为无人机遥感测温数据拟合提供了一种新思路新方法, 此种方法完全可以用于测温拟合的工作中, 以提高测量精度, 为后续对遥感红外测温的影响因素以及核电站海面温度场等研究提供了强有力的支持。

参考文献 (References)

- [1] 贺佳惠, 梁春利, 李名松. 核电站近岸温度场航空热红外遥感测量数据处理研究[J]. 国土资源遥感, 2010(3): 51-53.
- [2] 王洛飞. 无人机低空摄影测量在城市测绘保障中的应用前景[J]. 测绘与空间地理信息, 2014(2): 217-219, 222.
- [3] 金伟, 葛宏立, 杜华强, 等. 无人机遥感发展与应用概况[J]. 遥感信息, 2009(1): 88-92.
- [4] 曹先革. 基于人工神经网络的 GPS 高程异常拟合方法研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 中国地质大学(武汉), 2008.
- [5] 付建东, 吴良才. 小波神经网络的改进及在 GPS 高程拟合中的应用研究[J]. 工程勘察, 2015, 43(2): 90-93.
- [6] 伊廷华, 李宏男, 伊晓东, 等. 基于小波与神经网络的 GPS 周跳探测与修复[J]. 传感技术学报, 2007, 20(4): 897-902.
- [7] 王江荣. 基于小波分析的神经网络在混凝土测强曲线拟合中的应用[J]. 工程质量, 2011, 29(12): 63-65.