

基于 GRNN 神经网络的面料热阻预测模型研究

周俊文, 宋晓霞

(上海工程技术大学 服装学院, 上海 201620)

摘要: 热阻是衡量面料热舒适性的一项重要指标,为获得不同环境下面料的热阻值,多采用测试获得。文章通过 YG(B)606G 型纺织品热阻和湿阻测试仪,对不同面料在不同环境下的热阻进行测试。运用 Matlab 基于 GRNN(General Regression Neural Network) 广义回归神经网络,使用少量输入参数,对不同环境下的热阻值进行预测。与传统的测试相比,GRNN 神经网络实验量小,方便快捷、省时省力且预测结果准确性好;与 BP(Back Propagation) 神经网络相比,GRNN 神经网络人为设定量更少,更为客观,预测结果更加准确。经 Wilcoxon 符号秩检验配对样本检验发现,GRNN 神经网络预测值与实际值更加接近,可信度更强。

关键词: 热阻; 预测; 神经网络; GRNN; BP

中图分类号: TS941.15

文献标志码: A

文章编号: 1001-7003(2018)08-0041-06

引用页码: 081108

Study on thermal resistance prediction model of fabrics based on general regression neural network

ZHOU Junwen, SONG Xiaoxia

(Fashion College, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Thermal resistance is an important measurement index of the thermal comfort of fabrics. The heat resistance value of fabrics in different environments is mostly gained by testing. Thermal resistance values of different fabrics were tested under different environments through YG(B)606G textile thermal resistance and moisture resistance equipment. Thermal resistance values of fabrics under different environments were predicted with a few input parameters by Matlab and GRNN(General Regression Neural Network). Compared with traditional test, smaller experiment indexes are needed by using GRNN. At the same time, the method is simpler, more convenient and more accurate. Compared with BP(Back Propagation) neural network, fewer subjective indexes are needed in GRNN, so the prediction result of the model is more objective and more accurate. Wilcoxon signed rank test paired sample test result indicates that, the predictions of GRNN are more accurate and more reliable.

Key words: thermal resistance; prediction; neural network; GRNN; BP

热阻是衡量纺织品热舒适性的重要指标,热阻值越大,保暖性能越好;相反,热阻越小,保暖性越差。在制作成衣时,热阻值的大小可以为面料选择提供参考。秋冬服装适合使用热阻较大的面料,利于保暖;春夏的服装宜选热阻较小的面料,利于散热。于瑶等^[1]、李云凤^[2]、柯莹等^[3]、王林玉^[4]、蒋培

清等^[5]都将热阻作为衡量服装面料热舒适性的重要指标,而热阻一般都是通过测试获得。依据 GB/T 11048—2008《纺织品 生理舒适性 稳态条件下热阻和湿阻的测定》中对纺织品面料热阻测试基本标准,用于测试的面料试样必须完全覆盖测试板,试样个数不少于 3 块。测试面料热阻不仅需要大量面料作为实验试样,而且测试时间很长,费时费力。因此,预测面料热阻具有重要意义。

介于面料固有属性如面料的成份、透气性、回潮率、平方米质量、组织结构等对面料热阻的影响,多

收稿日期: 2017-06-17; 修回日期: 2018-06-04

作者简介: 周俊文(1993-),女,硕士研究生,研究方向为服装舒适性。通信作者: 宋晓霞,教授, songxiaoxia@126.com。

使用 SPSS 线性回归、BP 神经网络等进行热阻或湿阻的预测。但外部环境因素如湿度、温度、风速的变化也是引起热阻变化的重要因素。丁殷佳^[6]论述了风速对面料热阻的影响,建立了风速与热阻的线性模型,预测了风速变化下热阻的变化率,其模型是研究变化率的相对关系,但没有预测出热阻的值。此外,对于不同温度、湿度下面料热阻的大小的变化也未涉及。

本研究为预测不同温度、湿度、风速环境下面料的热阻值,建立了 GRNN 神经网络(General Regression Neural Network,即广义回归神经网络),当环境因素(即温度、湿度、风速)发生变化时,仅需依据面料厚度、已知的环境条件(即温度、湿度、风速已知)

及该环境条件下热阻的大小,即可预测出另一种环境下面料的热阻。同时,该网络可以通过训练使得预测值更加精确,通过增加训练量,使得预测范围更加广泛。

1 实验数据

为实现 GRNN 神经网络的建立,需选择测试面料并对其热阻进行测试,用于实验的四种面料(竹纤维+氨纶、莫代尔+氨纶、棉+氨纶、棉)除厚度不同,面料的纱长、组织结构、寸数、针数都保持相同,从而保证实验的准确性与客观性。四种面料的基本信息如表 1 所示。

表 1 面料基本信息

Tab. 1 Basic information of fabric

| 成份 | 成份比例/% | 细度/tex | 组织结构 | 面料厚度/mm | 寸数 | 针数 |
|----------------|------------|---------------------------------------|------|---------|----|----|
| 40S 竹纤维+20D 氨纶 | 95.30+4.70 | $3.85 \times 10^5 + 1.16 \times 10^6$ | 纬平针 | 0.542 | 34 | 28 |
| 40S 莫代尔+20D 氨纶 | 95.40+4.60 | $3.85 \times 10^5 + 1.16 \times 10^6$ | 纬平针 | 0.592 | 34 | 28 |
| 40S 纯棉+20D 氨纶 | 95.30+4.70 | $3.85 \times 10^5 + 1.16 \times 10^6$ | 纬平针 | 0.524 | 34 | 28 |
| 40S 纯棉 | 100.00 | 3.85×10^5 | 纬平针 | 0.754 | 34 | 28 |

实验使用 YG(B) 606G 型纺织品热阻和湿阻测试仪(温州大荣仪器有限公司),实验采用单一变量的方法,设置 12 组实验,分三大类:

- 1) 变量为湿度(共 4 组),保持温度为 25℃,风速为 1 m/s,湿度分别设为 65%、70%、75%、80%;
- 2) 变量为温度(共 4 组),保持湿度为 65%,风速

为 1 m/s,温度分别设为 15、20、25、30℃;

- 3) 变量为风速(共 4 组),保持湿度为 65%,保持温度为 25℃,风速分别定为 0.1、0.5、1.0、1.5 m/s。

每组实验每种面料采用 3 块试样进行测试,测试结果如表 2 所示。

为预测不同环境下的热阻,对表 2 中数据运用

表 2 实验结果

Tab. 2 Results of the experiment

| 成份 | 试样 | 湿度/% | | | | 温度/℃ | | | | 风速/(m·s ⁻¹) | | | |
|--------|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|-------------------------|---------|---------|---------|
| | | 65 | 70 | 75 | 80 | 15 | 20 | 25 | 30 | 0.1 | 0.5 | 1.0 | 1.5 |
| 100% 棉 | 1 | 0.027 0 | 0.023 3 | 0.022 1 | 0.026 5 | 0.026 1 | 0.027 5 | 0.027 0 | 0.032 1 | 0.032 1 | 0.031 4 | 0.027 0 | 0.026 0 |
| | 2 | 0.029 0 | 0.028 9 | 0.027 9 | 0.026 8 | 0.027 5 | 0.028 7 | 0.029 0 | 0.034 0 | 0.031 3 | 0.030 3 | 0.029 0 | 0.028 9 |
| | 3 | 0.028 6 | 0.031 0 | 0.029 5 | 0.031 5 | 0.028 5 | 0.024 7 | 0.028 6 | 0.038 9 | 0.035 6 | 0.029 9 | 0.028 6 | 0.027 9 |
| 棉+氨纶 | 1 | 0.026 4 | 0.028 6 | 0.030 1 | 0.023 3 | 0.029 8 | 0.028 9 | 0.026 4 | 0.032 1 | 0.027 0 | 0.031 3 | 0.026 4 | 0.028 6 |
| | 2 | 0.033 8 | 0.029 4 | 0.036 4 | 0.027 4 | 0.032 8 | 0.03 14 | 0.033 8 | 0.039 7 | 0.036 5 | 0.027 3 | 0.033 5 | 0.029 3 |
| | 3 | 0.030 0 | 0.030 4 | 0.030 3 | 0.028 6 | 0.029 8 | 0.031 3 | 0.030 0 | 0.035 5 | 0.031 6 | 0.031 4 | 0.030 0 | 0.029 7 |
| 竹纤维+氨纶 | 1 | 0.019 8 | 0.021 2 | 0.021 2 | 0.024 6 | 0.022 8 | 0.022 7 | 0.019 8 | 0.029 9 | 0.018 6 | 0.025 3 | 0.019 8 | 0.024 1 |
| | 2 | 0.020 5 | 0.023 1 | 0.022 8 | 0.025 1 | 0.024 0 | 0.023 2 | 0.020 5 | 0.029 6 | 0.021 2 | 0.026 6 | 0.020 5 | 0.024 3 |
| | 3 | 0.021 4 | 0.023 1 | 0.024 1 | 0.025 2 | 0.026 0 | 0.023 3 | 0.021 4 | 0.029 6 | 0.019 7 | 0.028 2 | 0.021 4 | 0.024 3 |
| 莫代尔+氨纶 | 1 | 0.021 6 | 0.023 6 | 0.026 8 | 0.023 4 | 0.024 0 | 0.026 0 | 0.021 6 | 0.032 4 | 0.029 8 | 0.020 5 | 0.021 6 | 0.024 6 |
| | 2 | 0.023 4 | 0.024 5 | 0.026 9 | 0.024 2 | 0.026 7 | 0.026 7 | 0.023 4 | 0.036 9 | 0.026 4 | 0.018 3 | 0.023 4 | 0.022 1 |
| | 3 | 0.025 6 | 0.025 8 | 0.029 5 | 0.024 8 | 0.023 5 | 0.022 3 | 0.025 6 | 0.033 7 | 0.027 3 | 0.017 3 | 0.025 6 | 0.022 9 |

SPSS 进行线性回归分析。运用每组前三项数据预测第四项数据值,其中 X 组变量为湿度 $X_1 \sim X_4$ 分别表示湿度由 65% 变至 80% 时,面料热阻值的大小; Y 组变量为温度 $Y_1 \sim Y_4$ 表示温度由 15 °C 变至 30 °C 时的面料热阻; Z 组变量为风速 $Z_1 \sim Z_4$ 表示风速由 0.1 m/s 变至 1.5 m/s 时,面料的热阻。得出公式 (1) — (3):

$$X_4 = 0.299X_1 + 0.593X_2 - 0.439X_3 + 0.015 \quad (1)$$

$$Y_4 = 0.370Y_1 - 0.340Y_2 + 0.596Y_3 + 0.018 \quad (2)$$

$$Z_4 = 0.033Z_1 + 0.290Z_2 + 0.311Z_3 + 0.010 \quad (3)$$

式 (1) 中 R^2 仅为 0.637, 式 (2) 中 R^2 仅为 0.636, 式 (3) 中 R^2 为 0.875, R^2 均不高, 可见运用线性回归对不同环境下热阻进行拟合, 其拟合度较差, 准确率较低。因此, 简单的线性回归并不适用于热阻预测。

依据表 2 测试数据, 计算每组数据的平均值, 并获得折线图 (图 1)。

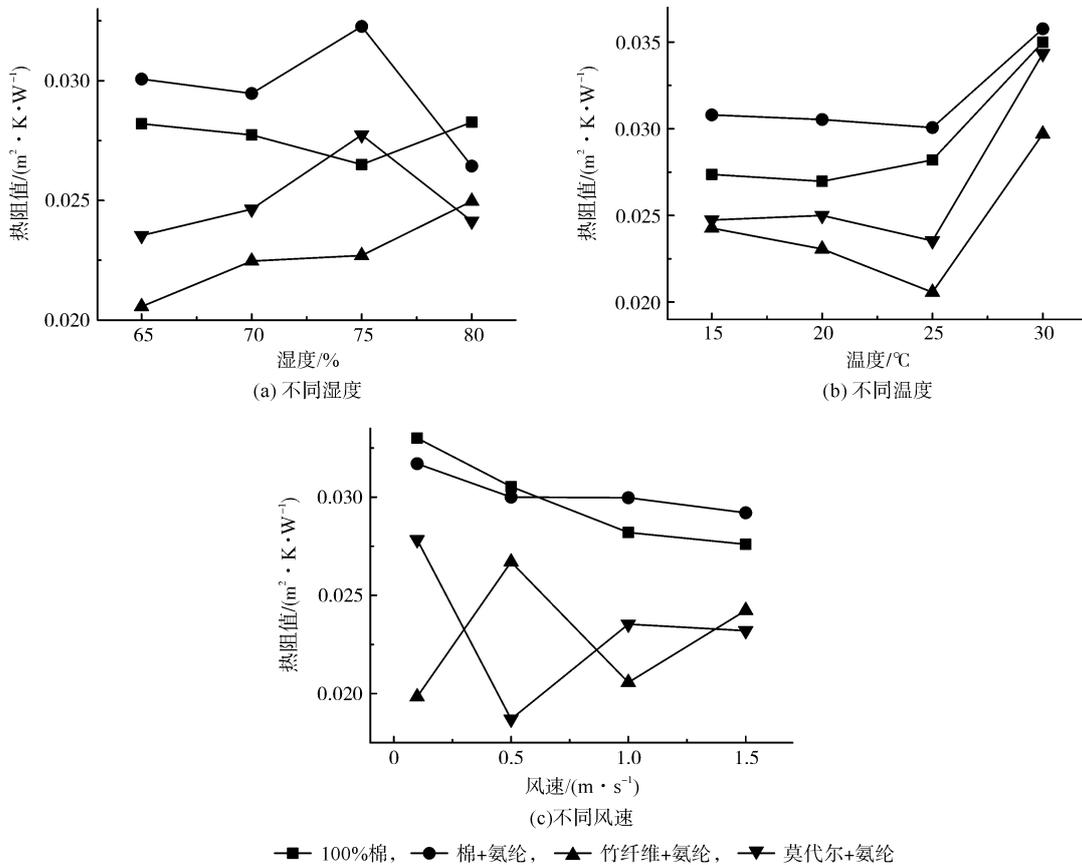


图 1 不同湿度、温度、风速下的热阻值变化

Fig. 1 The change of thermal resistance values in different humidity, temperature and wind speed

由图 1 可看出, 不同环境下面料热阻都呈现波动的趋势。进一步证明, 运用 SPSS 对不同环境下面料的热阻建立简单的线性模型, 拟合度低, 准确性较差。由于样本数目较少, 样本分布规律不明, 考虑使用神经网络建模, 对不同环境下面料热阻值变化曲线进行函数逼近, 本研究选用了所需样本少、逼近效果好的 GRNN 神经网络。

2 GRNN 神经网络

2.1 GRNN 神经网络基本结构

GRNN 神经网络是 RBF 神经网络 (即径向神经

网络) 的分支, 是建立在径向基函数网络和非参数回归基础上的, 常用于函数逼近。将输入向量由一定的函数运算, 映射到隐含层中; 在隐含层中确立中心点, 确定映射关系; 仅有线性映射传到输出空间。

2.1.1 神经元结构

GRNN 神经网络的神经元与径向神经网络的神经元结构相同, 输入向量经过高斯函数激活, 投入隐含层。其输出表达式为:

$$a = f(\|W - p\|b) = \text{radbas}(\|W - p\|b) \quad (4)$$

式中: radbas 为径向基函数, 一般为高斯函数。

$$a(n) = \text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (5)$$

$\|W - p\|$ 为欧几里得距离:

$$\begin{aligned} \|W - p\| &= \sqrt{\sum_{i=1}^R (w_{1i} - p_i)^2} \\ &= [(W - p^T)(W - p^T)^T]^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (6)$$

b 为阈值:

$$b = \frac{[-\log(0.5)]^{\frac{1}{2}}}{spread} \quad (7)$$

2.1.2 网络结构

GRNN神经网络结构包括输入层、模式层、求和层、输出层,其中模式层与输入样本数相同。模式层中传递函数为:

$$P_i = \exp\left[-\frac{(x - x_i)^T(x - x_i)}{2\sigma^2}\right] \quad i = 1, 2, \dots \quad (8)$$

在求和层中,神经元个数也与输入元素个数相同,但该层中需要对两种函数进行求和。

一类是连接权值为1的函数 S_D :

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (9)$$

另一类是 S_{N_j} ,其连接权值 y_{ij} 为第 i 个输出样本 y_i 中的第 j 个元素:

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

输出层函数^[7]为:

$$y_j = \frac{S_{N_j}}{S_D} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (11)$$

2.2 GRNN神经网络的优势

神经网络作为一种计算模型,具有传统建模方法所不具备的很多优点。神经网络有很好的非线性映射能力,对建模对象的先验知识要求不多,只需更换给出输入、输出数据,通过自主学习就可以达到输入值与输出值的完全符合^[7]。GRNN神经网络作为神经网络的一个重要分支,在具备上述优势以外,还具有以下优势:建模需要的样本数量少,在样本数据较少的情况下能更好地满足预测精度的要求;人为确定的参数少,最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响^[8]。

3 GRNN神经网络与BP神经网络比较

面料热阻在受面料本身性质影响之外,还受环境因素影响,这使得面料热阻值受到内外两方面因

素复杂的影响。作为热舒适性的一项重要指标,了解不同环境下不同面料热阻的大小,在选择面料制作成衣时,可为服装舒适性提供参考。因此,预测不同环境下不同面料的热阻值,不仅可以节约实验时间及实验面料的损耗,还具有一定的实用价值。

3.1 GRNN神经网络的建立与预测

本研究中GRNN神经网络通过Matlab实现,数据样本分训练数据与预测数据,共40组数据,每组数据包括温度、湿度、风速、厚度、热阻共5项。为保证客观性,将40组数据随机排列,其中前36组数据作为训练数据,后4组数据作为预测数据。

由于GRNN神经网络在不知道样本数据的分布规律的前提下,其函数逼近能力较强,因此可以在尽量减少输入参数的情况下,得到较为理想的预测值。本研究中,为达到实验量最小、操作最简单的效果,仅将环境温度、湿度、风速、面料厚度四项作为输入项(此时只需测量面料厚度),形成 40×4 的矩阵 p ;热阻值作为输出项,形成 40×1 的矩阵 t 。 p 与 t 共同组成样本数据矩阵(即网络样本数据 $mydata$)。

在确立用于预测的GRNN神经网络前,首先寻找最佳输入值、最佳输出值及最佳 $spread$ (平滑参数),使得误差量最小。由于数据量较少,采用交叉验证方法,寻找最优输入值及输出值,交叉实验的调用方式为:

$$indices = crossvalind('Kfold', length(p_train), n) \quad (12)$$

式中: $length(p_train)$ 表示训练样本中输入数据的维数 n 表示将样本分成 n 组进行交叉实验。

其中 $n - 1/n$ 用于训练, $1/n$ 用于检验。此时,先建立网络进行训练,其调用格式为:

$$net = newgrnn(p_cv_train, t_cv_train, spread) \quad (13)$$

式中: p_cv_train 为交叉实验后训练样本输入值, t_cv_train 为交叉实验后训练样本输出值, $spread$ 为以0.1为步长,属于 $[0.1, 2]$ 内的任意值。

随后,使用检验样本,对该网络进行检验并反馈误差,经反复训练,求得误差最小的输入值与输出值,即得出最佳输入值(表3)与最佳输出值(表4)。

表 3 最佳输入值
Tab.3 Desired input

| | | | | | | | | | |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 列 | 2 列 | 3 列 | 4 列 | 5 列 | 6 列 | 7 列 | 8 列 | 9 列 | 10 列 |
| 0.333 3 | 1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -0.333 3 | 1.000 0 |
| 0.333 3 | 0.333 3 | -1.000 0 | -0.333 3 | 1.000 0 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 |
| 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | -1.000 0 | -0.428 6 | 1.000 0 | 0.285 7 | 0.287 5 |
| -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | 1.000 0 | 1.000 0 |
| 11 列 | 12 列 | 13 列 | 14 列 | 15 列 | 16 列 | 17 列 | 18 列 | 19 列 | 20 列 |
| -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -0.333 3 | 1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 |
| 0.333 3 | 1.000 0 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | -1.000 0 | -0.333 3 | 1.000 0 |
| 0.285 7 | 0.285 7 | -0.428 6 | 1.000 0 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 |
| 1.000 0 | 1.000 0 | 1.000 0 | 1.000 0 | -0.408 7 | 0.408 7 | -0.408 7 | -0.408 7 | -0.408 7 | -0.408 7 |
| 21 列 | 22 列 | 23 列 | 24 列 | 25 列 | 26 列 | 27 列 | | | |
| -1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | 0.333 3 | 1.000 0 | -1.000 0 | -1.000 0 | | | |
| 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | 0.333 3 | -1.000 0 | -0.333 3 | | | |
| -1.000 0 | -0.428 6 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | 0.285 7 | | | |
| -0.408 7 | -0.408 7 | -0.843 5 | -0.843 5 | -0.843 5 | -0.843 5 | -0.843 5 | | | |

表 4 最佳输出值
Tab.4 Desired output

| 列数 | 数值 | 列数 | 数值 | 列数 | 数值 |
|----|----------|----|----------|----|----------|
| 1 | -0.085 9 | 10 | -0.093 8 | 19 | -0.261 7 |
| 2 | 0.121 1 | 11 | 0.386 7 | 20 | 0.832 0 |
| 3 | 0.015 6 | 12 | 1.000 0 | 21 | 0.070 3 |
| 4 | -0.031 2 | 13 | 0.324 2 | 22 | -1.000 0 |
| 5 | 0.910 2 | 14 | 0.230 5 | 23 | -0.781 2 |
| 6 | 0.675 8 | 15 | -0.433 6 | 24 | -0.531 3 |
| 7 | 0.386 7 | 16 | -0.304 7 | 25 | -0.265 6 |
| 8 | 0.043 0 | 17 | -0.363 3 | 26 | -0.347 7 |
| 9 | 0.261 7 | 18 | -0.293 0 | 27 | -0.488 3 |

由于 GRNN 神经网络 *spread* 即平滑参数是唯一一项人为确定的参数,因此 *spread* 值的确立尤为重要。*spread* 越大,网络对样本数据的逼近越加平滑,相对的预测误差也就越大。为得到适宜的 *spread* 值,本研究在 [0.1, 2] 区间内以 0.1 为间隔,反复训练确立平滑参数 *spread* 的最佳值,使得 GRNN 神经网络的输出预测值精度最佳。经反复训练发现, *spread* = 0.6 时,网络预测效果较好。

经上述程序,运行 Matlab 得出最佳输入值、最佳输出值及最佳平滑参数,从而建立新的 GRNN 神经网络。运行该神经网络,导入数据样本中后 4 组输入值的数据进行预测,得出预测值。经预测 GRNN 神经网络 4 项预测值(*grnn-prediction-result*) 为: 0.029 7、0.028 8、0.026 6、0.026 2; 预测误差为: $5.128 4 \times 10^{-6}$ 、 $8.929 7 \times 10^{-3}$ 、 $7.764 7 \times 10^{-5}$ 、 $1.969 9 \times 10^{-3}$ 。由此可见,预测准确度较好。

3.2 BP 神经网络的建立与预测

为体现 GRNN 神经网络的优势,基于 GRNN 神经网络的最佳输入值与最佳输出值,建立 BP (Back Propagation) 神经网络并对热阻进行预测。本研究设定 *show* = 50, *epochs* = 2000, *goal* = 10^{-3} , 运用 *trainlm* 算法训练 BP 网络(图 2)。

其调用格式为:

$$net_bp = newff(\text{minmax}(p), [n, 1], \{ 'tansig', 'purelin' \}, 'trainlm') \quad (14)$$

式中: *n* 为样本个数,以 *tansig* 为激活函数, *purelin* 为传递函数^[9]。

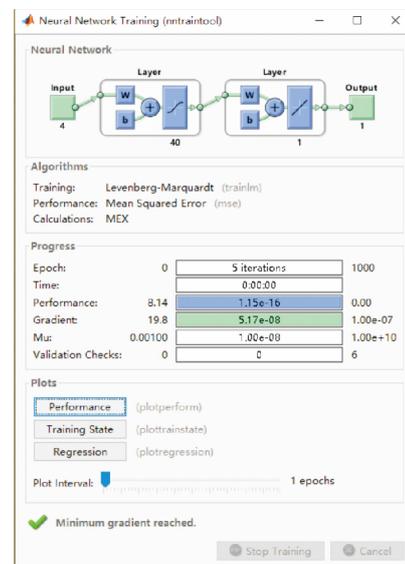


图 2 训练 BP 神经网络

Fig.2 Training BP Neural Network

运行程序,得出BP神经网络预测结果(*bp-prediction-result*)为:0.034 7、0.031 7、0.026 8、0.028 5;预测结果误差为: $4.963 4 \times 10^{-3}$ 、 $1.189 4 \times 10^{-2}$ 、 $8.631 0 \times 10^{-5}$ 、 $4.226 6 \times 10^{-3}$ 。

3.3 预测结果比较

分析预测结果的相对误差发现:GRNN神经网络的预测误差均小于BP神经网络误差。GRNN神经网络的预测误差,除第二项预测误差较大,其余预测值精确度都很高;而BP神经网络除第三项误差较小,其余的预测误差都较大。为减小误差,可通过增加与面料本身性质相关的输入参数、减少变量的变化梯度,或增加实验量等方法对网络进行优化。

由于样本数据小,且无法得知样本分布,因此,对预测结果进行非参数检验(表5)。本研究采用Wilcoxon符号秩检验配对样本检验,其中预测值1表示GRNN神经网络预测值,预测值2表示BP网络预测值。由表5可知,GRNN神经网络预测结果的渐近显著性 $P_1 = 0.285$, P_1 值大于0.05,因此认为预测结果与实际值无显著差异,可接受GRNN神经网络的预测结果。BP神经网络渐近显著性 $P_2 = 0.068$, P_2 值同样大于0.05,即BP神经网络的预测结果也是可以接受的。但 $P_1 > P_2$,可见预测值1(GRNN神经网络预测值)更加接近实际值。

表5 检验结果

Tab.5 Results of the test

| 结果对比 | 预测值1-实际值 | 预测值2-实际值 |
|-----------|---------------------|---------------------|
| Z | -1.069 ^a | -1.826 ^a |
| 渐近显著性(双侧) | 0.285 | 0.068 |

4 结论

本研究选择以湿度、温度、风速及面料厚度为参数,建立了GRNN神经网络模型和BP神经网络模型,对不同环境下面料的热阻进行预测估计。经对比发现,GRNN神经网络模型误差比BP神经网络模型误差更小。通过Wilcoxon符号秩检验配对样本检验,GRNN神经网络预测模型预测值与实际值无显著差异,可接受预测结果。

参考文献:

[1]于瑶,钱晓明. 针织服装热湿舒适性预测模型[J]. 纺织学报,2011,32(12): 108-118.

YU Yao, QIAN Xiaoming. Prediction model of thermal-wet comfort of knitted garments [J]. Journal of Textile Research, 2011, 32(12): 108-118.

[2]李云凤. 不同混纺比下仿棉聚酯针织物热湿舒适性研究[D]. 上海: 东华大学, 2014: 9-12.

LI Yunfeng. Study on Heat-Moisture Comfort of Cotton-Like Polyester Knitted Fabrics with Various Blend Ratios [D]. Shanghai: Donghua University, 2014: 9-12.

[3]柯莹,李俊. 服装通风对主观热湿舒适感的影响[J]. 纺织导报,2016(12): 72-74.

KE Yin, LI Jun. Effects of clothing ventilation on subjective thermal-wet comfort sensations [J]. China Textile Leader, 2016(12): 72-74.

[4]王林玉. 基于人工神经网络的针织内衣面料热湿舒适性评价及预测[D]. 青岛: 青岛大学, 2006: 3-18.

WANG Linyu. Evaluation and Prediction for Knit Inner Wear Comfort Proper Based on Artificial Neural Network [D]. Qingdao: Qingdao University, 2006: 3-18.

[5]蒋培清,唐世君,谯玉红. 夏季服用织物动态热湿舒适性的影响因素研究[J]. 中国纺织大学学报,1999,25(2): 9-13.

JIANG Peiqing, TANG Shijun, SHEN Yuhong. Study on the factors to influence dynamic heat-moisture comfort of summer clothing fabrics [J]. Journal of China Textile University, 1999, 25(2): 9-13.

[6]丁殷佳. 风速与汗湿对运动服面料热湿舒适性的影响及综合评价[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2015: 36-47.

DING Yinjia. The Influence and Comprehensive Evaluation of Air Velocity and Sweat on Thermal-Wet Comfort of Sportswear Fabrics [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2015: 36-47.

[7]王小川,史峰,郁磊. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社,2013(8): 67-73.

WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei. The 43 Cases Analysis of MATLAB Neural Network [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013(8): 67-73.

[8]闻新,李新,张兴旺,等. 应用MATLAB实现神经网络[M]. 北京: 国防工业出版社,2015(6): 205-223.

WEN Xin, LI Xin, ZHANG Xingwang et al. The Application of MATLAB Neural Network [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015(6): 205-223.

[9]楚艳艳,汪青,崔世忠,等. 基于组合神经网络模型对纺织品热阻与湿阻的估计研究[J]. 丝绸,2008(4): 40-42.

CHU Yanyan, WANG Qing, CUI Shizhong, et al. Estimation of thermal resistance and moisture resistance of fabric base on combination neural network model [J]. Journal of Silk, 2008 (4): 40-42.