

应用 BP 神经网络的光谱测温与仿真

季中敏, 刘晓东

(哈尔滨工业大学 低温超导研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要:采用 BP 神经网络处理多光谱测温数据, 利用 MATLAB 神经网络工具箱进行计算机仿真试验, 并分析了随机噪声对测量结果的影响。实验结果表明, 该方法可以取消大多数工程材料发射率与波长之间的假设模型, 克服最小二乘法解决上述问题的局限, 是一种获得目标真温及光谱发射率行之有效的办法。

关键词:神经网络; 多光谱; 辐射测温

中图分类号: TN216 **文献标识码:** A

Spectral temperature measurement and simulation based on BP ANN

Ji Zhong-min, Liu Xiao-dong

(Institute of Cryogenics and Superconductivity Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: The paper applied the BP nerve network processing many the spectral measurement data, and made use of the MATLAB nerve network tool box to carry on calculator's imitate true experiment, and analyzed the influence of random voice to measurement result. Experimental result proved that the method could cancel the assumption model of emissivity and wave-lengths, overcoming limit of minimum two multiplications which resolve the above-mentioned problem. It is a kind of valid method to acquire the true temperature and spectral emissivity.

Key words: ANN; spectral measurement; the radiation measurement temperature

1 引言

人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 简单而言, 它是一个数学模型, 既可用电子线路实现, 也可以用计算机程序来模拟, 是人工智能的一种实现方法。神经网络的类型多种多样, 它们是从不同角度对生物神经系统不同层次的抽象和模拟, 从功能特性和学习特性来分, 典型的神经网络模型主要有感知器、线性神经网络、BP 神经网络、径向基函数神经网络、自组织映射神经网络和反馈网络等。

BP 神经网络是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络, 已经成为目前最为广泛应用的神经网络学习算法, 据统计有近 90% 的神经网络应用是基于 BP 网络的。BP 网络的神经元采用的传递函数通常是 Sigmoid 型可微函数, 所以可以用来实现

输入与输出之间的任意非线性映射, 这使得它在函数逼近、模式识别、数据压缩等领域有着广泛的应用。

本文将采用 BP 神经网络处理多光谱测温数据。

2 BP 网络基本原理

BP 模型把一组样本的输入输出问题变为非线性的优化问题, 使用了优化中最普遍的梯度下降法, 用迭代运算求解权值对应于学习记忆的调整问题, 加入隐节点使优化问题的可调参数增加, 从而得到更精确的解。

作者简介: 季中敏 (1966 -), 男, 工程师, 主要从事低温超导方向的研究与红外温度测量。E-mail: 13945670008@163.com

收稿日期: 2009-07-03; **修订日期:** 2009-08-03

BP神经网络克服了感知器网络和线性神经网络的局限性,可以实现任意线性或非线性函数映射。然而,由于BP神经网络是基于梯度下降的误差反向传播算法进行学习的,所以网络的训练速度很慢,而且容易陷入局部最小点,尽管采用了一些改进的快速学习算法可以解决一些实际问题,但是在网络的设计过程中往往要经过反复的试凑和训练,无法严格保证每次训练时BP算法的收敛性和全局最优性。还有网络隐节点的个数选取也没有理论上的指导,只能根据经验和多次试验来选取^[1]。

网络是靠学习来记住问题应有的模式,在训练网络时,训练数据应该包括问题的所有模式,而且所有的数据应尽可能的相互独立而没有相互关系。

2.1 输入数据的设计

网络的训练时间与网络数据的多少有关,要减少时间,就必须尽可能采用少的训练数据组。

网络的训练数据必须满足两个条件。首先,训练数据组由一个个训练样本组成,一个训练样本是一组输入输出数据。将训练数据组尽可能分组,每种趋向于一种类型,而且训练数据组必须包含所有应有的模式。其次,在每个类型中必须考虑随机噪声的影响。

2.2 输入数据的准备

BP神经网络的输入数据应归一化到-1~1之间。实际上,只要在某一范围的连续值输入,对神经网络都是可行的。可以归一化所有数据,也可以归一化某通道的数据,但是必须保证输入网络的训练样本数据和检验数据必须以同样的比例来进行转换。

在MATLAB中主要使用premnmx函数对网络的输入数据进行归一化,归一化后的数据将分布在[-1,1]之间。归一化的公式为

$$P_n = 2 \times (P - \min p) / (\max p - \min p) - 1 \quad (1)$$

其中, P 为原始输入数据; $\max p$ 和 $\min p$ 分别为输入数据中的最大值和最小值; P_n 为归一化后的输入数据^[2]。

网络的训练时间与网络的输入样本集有关,输入样本集越大越复杂,所需要的时间越长。实际上,训练时间不是首要考虑的问题。随着训练时间的延长,训练误差应该越来越小。但是,训练时间和训练误差并不是越小越好,而是有一个最优值的问题,因为网络存在“过度训练”。

一个“过度训练”的网络可能会对训练样本集

达到较好的匹配结果,但对于一个新的输入样本却可能产生与目标样本差别较大的输出。MATLAB中提供了两种用于避免“过度训练”的方法——正则化方法和提前停止法。下面主要介绍提前停止法。

3 仿真试验

3.1 仿真试验1

3.1.1 模型的建立

如果多波长温度计有 n 个通道,这第 i 个通道的输出信号 V_i 可表示为:

$$V_i = A_{\lambda_i} \cdot \varepsilon(\lambda_i, T) \cdot \lambda_i^{-5} \cdot \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda_i T}\right)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中, A_{λ_i} 为只与波长有关而与温度无关的检定常数,它与该波长下探测器的光谱响应率、光学元件透过率、几何尺寸以及第一辐射常数有关; $\varepsilon(\lambda_i, T)$ 为温度 T 的目标光谱发射率; c_2 为第二辐射常数。

定点黑体参考温度 T' 下,第 i 个通道的输出信号 V'_i 为:

$$V'_i = A_{\lambda_i} \cdot \lambda_i^{-5} \cdot \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda_i T'}\right) \quad [\text{此时 } \varepsilon(\lambda_i, T) = 1.0]$$

$$(3)$$

由式(2)和式(3)可得:

$$V_i/V'_i = \varepsilon(\lambda_i, T) \cdot \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda_i T}\right) \cdot \exp\left(\frac{c_2}{\lambda_i T'}\right) \quad (4)$$

由公式(4)可知,同一通道下的两个电压比值 V_i/V'_i 与目标温度 T 存在某种非线性映射关系。BP神经网络可以实现输入和输出之间的任意非线性映射。理论已证明,当隐层神经元数足够多时,可以以任意精度逼近任何一个具有有限间断点的非线性函数。本文正是利用BP模型来解决辐射温度计在多波长下的电压测量值与目标真温的非线性映射问题^[3-6]。

3.1.2 计算机仿真结果分析

本节用BP模型解决某一类或几类材料的真温及光谱发射率的测量问题。利用以上的数学模型,根据各类材料发射率样本(根据理论导出)可以得出电压比值样本集以及对应的目标温度样本集作为训练样本集,送入网络进行训练。采用的八波长辐射温度计的有效波长为0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,1.0,1.1 μm ,参考温度为1200 K,九个温度点为1800,1820,1840,1860,1880,1900,1920,1940,1960 K,在每个温度点采用如图1所示五类发射率样本。

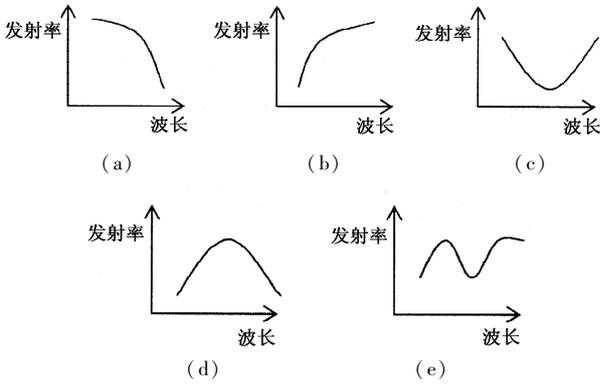


图1 发射率样本图

每类包含有十种发射样本,即有十种电压比值样本训练网络,其中 A1, B1, C1, D1, E1 作为验证样本集,不参加训练,也就是说实际参加训练的样本数为 405 个(45 × 9)。除了未参加训练的验证样本集外,再取出参加网络训练的 A5, B5, C5, D5, E5 也作为验证数据,这样验证数据有 90 个(10 × 9),BP 模型采用三层网络,即含有一个隐层,其网络的拓扑结构为 8 - 20 - 1,网络经过 15000 次迭代,训练基本完成收敛,误差控制在 10 K 以内。其结果如图 2、图 3 所示。

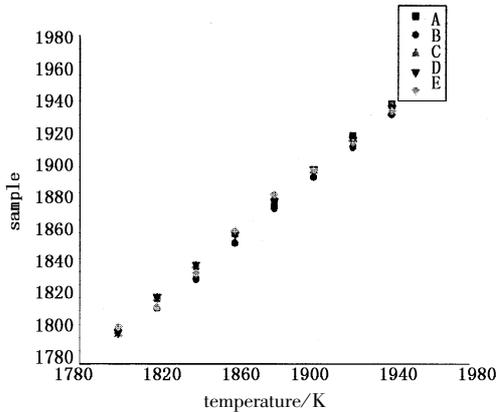


图2 已训练样本温度输出值

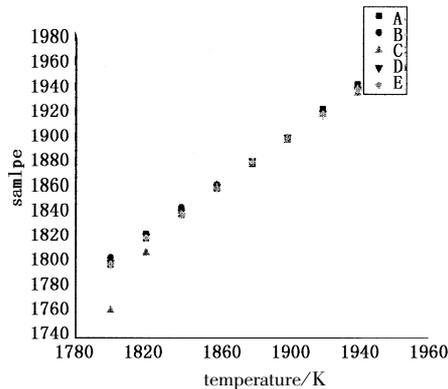


图3 未训练样本温度输出值

由图 2、图 3 可以看出,BP 神经网络确实可以解决输入输出的非线性映射问题。对训练过的发射

率样本(验证样本集),网络的输出误差控制在 10 K 以内。对未训练过的发射率样本如 C 类,网络的输出有较大的误差,如 1800 K 时的误差为 37.2 K,但对于那些虽然未参加训练,而跟训练过的发射率样本接近的样本,仍会得到较好的输出结果。这也说明,如果采用更多的发射率训练样本,将更好地解决目标真温及光谱发射率的测量问题。

3.2 仿真试验 2

仍采用仿真试验 1 中的八波长辐射温度计,将温度范围扩大到 1500 ~ 3000 K,训练样本温度间隔为 50 K。为了提高网络的性能,将发射率样本增加到每类 25 种。其中随机取出一组各类样本作为验证样本集,不参加训练,也就是说实际参加训练的样本数为 3720 个(120 × 31)。除了未参加训练的验证样本集外,再取出参加网络训练的一组各类样本也作为验证数据,这样验证数据有 310 个(10 × 31)。由于网络的输入数据量明显增大,网络必须有更强的数据处理能力,因此考虑增加网络的层数。这里 BP 模型采用四层网络,即含有两个隐层,其网络的拓扑结构为 8 - 5 - 5 - 1,网络经过 30000 次左右的迭代,训练基本完成收敛,误差控制在 50 K 以内。其结果如图 4、图 5 所示。

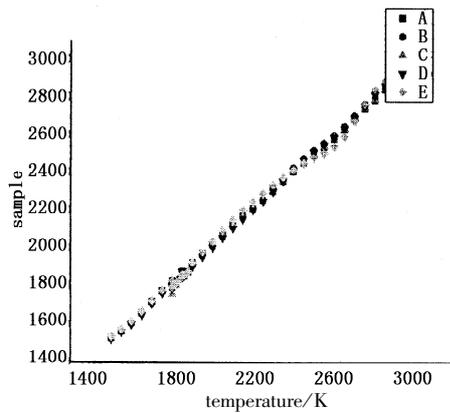


图4 已训练样本温度输出值

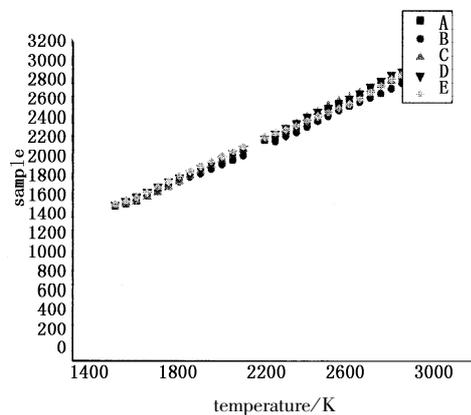


图5 未训练样本温度输出值

由图4、图5可以看出,在扩大温度范围、训练样本集增大的情况下,BP神经网络仍然可以用于解决多光谱辐射测温的数据处理问题。对训练过的发射率样本(验证样本集),网络的输出误差大部分控制在30 K以内,对于E类样本输出误差较大,在目标温度2600 K处出现了58.8 K的误差。这样的误差范围对于超高温测量来说是允许的。对未训练过的发射率样本,网络的输出误差大部分控制在50 K以内,但是它对B类样本输出误差较大,如在2350 K时出现了73.4 K的最大输出误差。很明显,训练过的样本的输出误差较小,这也说明,如果采用更多地发射率训练样本,将更好地

解决目标真温及光谱发射率的测量问题。

3.3 仿真试验3

在实际的测量过程中,无论是仪器本身,还是周围的环境,都不可避免地存在各种各样的随机噪声,会对辐射温度计的测量带来很大的影响。因此,在BP神经网络的设计过程中,必须考虑到网络对随机噪声的承受能力^[7]。

在无噪声电压样本的基础上迭加-1%~1%的随机噪声,然后再将带噪声样本送入仿真试验2中已设计好的网络进行仿真。误差随随机噪声变化曲线如图6~图15所示。

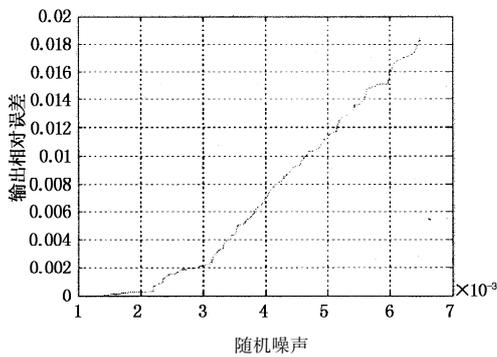


图6 A类未训练样本误差随噪声变化曲线

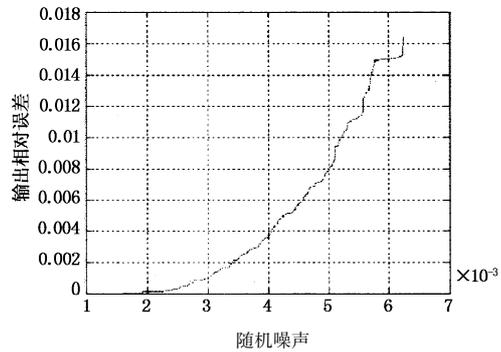


图7 A类已训练样本误差随噪声变化曲线

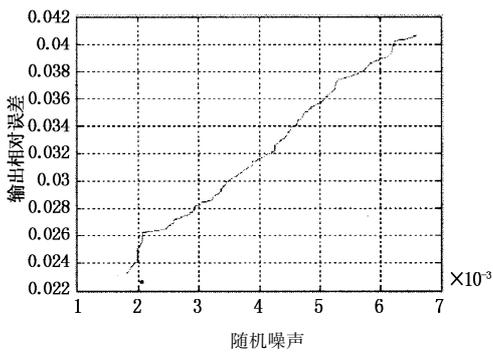


图8 B类未训练样本误差随噪声变化曲线

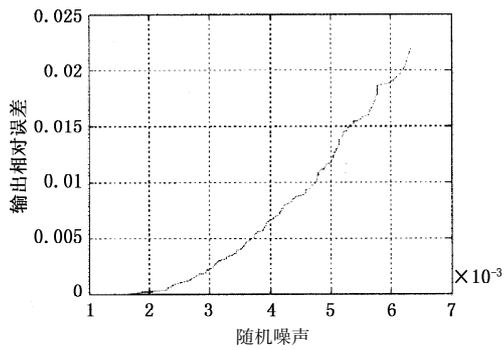


图9 B类已训练样本误差随噪声变化曲线

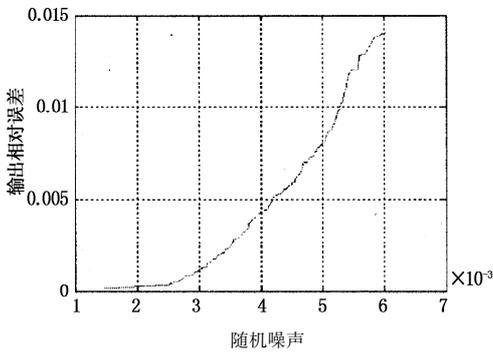


图10 C类未训练样本误差随噪声变化曲线

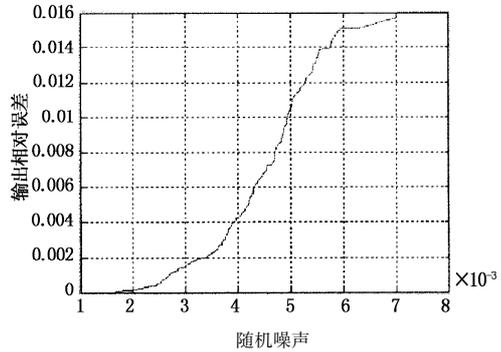


图11 C类已训练样本误差随噪声变化曲线

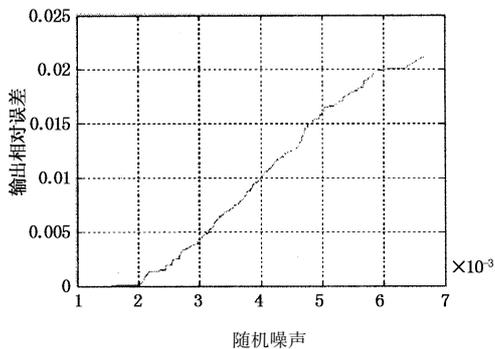


图 12 D 类未训练样本误差随噪声变化曲线

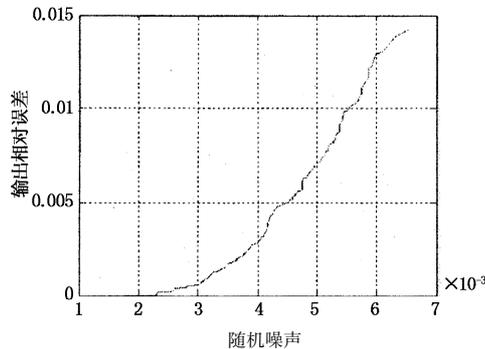


图 13 D 类已训练样本误差随噪声变化曲线

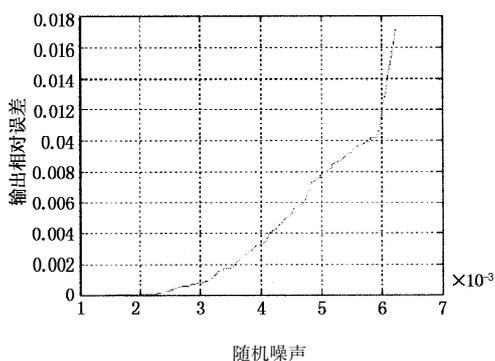


图 14 E 类未训练样本误差随噪声变化曲线

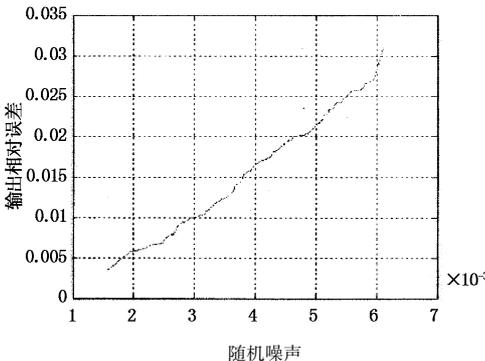


图 15 E 类已训练样本误差随噪声变化曲线

根据 BP 网络输出误差随随机噪声变化曲线可以看出,首先,随着随机噪声的增大,网络的输出误差也相应增大。其次, -1% ~ 1% 的随机噪声并没有给网络带来太大的影响,例如对于 A 类未训练的样本,0.65% 的随机噪声值只给网络带来了 41.4 K 的输出误差。对于未训练的 B 类样本(在没有噪声的情况下,已有 73.2 K 的输出误差)0.62% 的随机噪声带来了 92.0 K 的输出误差,而且这可以通过加大训练样本加以解决。最后,训练过与没有训练过的样本相比,网络输出误差普遍要小,再次证明了加大训练样本对网络性能提高的作用。

4 结 论

仿真试验结果表明,用 BP 神经网络来处理多光谱辐射测温的数据,可以取消发射率假设模型的影响,突破以往在最小二乘范畴解决上述问题的局限性,是一种获得目标真温及光谱发射率的新方法。同时,通过增加发射率样本,可以提高网络的性能,从而输出误差更小的结果。BP 神经网络可以处理大容量数据,从而可以在很宽的温度范围得到应用。

通过迭加噪声后进行仿真,说明 BP 神经网络

可以克服一定的随机噪声影响,而保持较高精度的网络输出。用 BP 模型解决目标真温及发射率的测量问题可以在实际测量中得到应用。

参考文献:

- [1] 胡守仁,余少波,戴葵. 神经网络导论[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1993:102-120.
- [2] 许东,吴铮. 基于 MATLAB6. x 系统分析与设计[M]. 西安:西安电子科大出版社,2000:20-82.
- [3] 孙晓刚. 多光谱测温法的理论与实验研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,1998:1-50.
- [4] 孙晓刚,戴景民,褚载祥. 利用神经网络进行多光谱辐射测温的研究[J]. 计量学报,2001,22(1):29-34.
- [5] 孙晓刚,戴景民,王雪峰. 基于多光谱法的目标真温及光谱发射率自动识别算法研究[J]. 西安交通大学学报,2001,35(12):1275-1278.
- [6] 孙晓刚,戴景民,从大成. 目标真温及光谱发射率的智能识别[J]. 上海交通大学学报,2001,35(9):1275-1278.
- [7] 赵英,赵恒永. 用“基因算法”调节人工神经网络模型[J]. 计算机工程及应用,1997,6:20-21.