

一种光纤测温信号的非线性补偿方法

赵柏山, 王蕙珺*, 田兴果

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110870)

摘要: 针对分布式光纤测温系统中光电子器件温度蠕变和光纤传输损耗导致信号衰减的问题, 提出了一种基于径向基(RBF)神经网络的分布式光纤测温系统信号的非线性补偿方法。首先, 通过温度-距离-输出信号三者之间的非线性关系, 建立 RBF 神经网络补偿模型; 其次, 对数据进行预处理, 选取大量有效的数据对模型进行重复训练, 提高模型的精确性; 最后, 利用反馈控制原理控制误差自动调整散布常数, 加速网络收敛。实验结果表明: 该方法能够有效补偿非线性信号损耗, 提高分布式光纤测温系统的准确性, 具有一定的实用性和有效性。

关键词: 分布式光纤测温; 信号非线性补偿; 径向基神经网络; 反馈控制

中图分类号: TN915.62 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-5561(2019)03-0012-04

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2019.03.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Nonlinear compensation method for optical fiber temperature measurement signal

ZHAO Baishan, WANG Huijun*, TIAN Xingguo

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Aiming at the signal attenuation caused by temperature creep and fiber transmission loss of optoelectronic devices in distributed optical fiber temperature measurement system, a nonlinear signal compensation method for distributed optical fiber temperature measurement system based on radial basis function (RBF) neural network is proposed. Firstly, a RBF neural network compensation model is established by the nonlinear relationship between temperature-distance-output signals. Then, the data is preprocessed, and a large amount of valid data is selected to repeatedly train the model to improve the accuracy of the model. Finally, using the feedback control principle, the control error automatically adjusts the scatter constant to accelerate network convergence. The experimental results show that the model can effectively compensate the nonlinear signal loss and improve the accuracy of the distributed optical fiber temperature measurement system, which has certain practicability and effectiveness

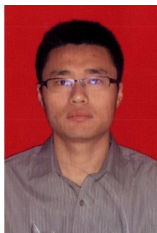
Key words: distributed fiber optic temperature measurement; signal nonlinear compensation; radial basis function neural network; feedback control

0 引言

在分布式光纤喇曼测温技术中, 由于光电器件(如雪崩光电二极管(APD))受温度的影响或随时间的逐步老化等因素, 使温度标定系数产生变化, 从而造成测量误差^[1]。此外, 光纤在传输中也会产生一定的损

收稿日期: 2018-11-06。

作者简介: 赵柏山(1980-), 男, 博士, 副教授, 辽宁开原人。主要从事通信信号与信息处理技术、射频通信系统技术及应用等方向的研究。在研教育部科学技术研究重点项目“异形功率谱分布混沌信号的谱形成机制及设计方法的研究”; 参与了自然科学基金“交叉耦合谐振滤波器及多工器理论与实现”等多项科研课题的研究。



* 通信作者: 王蕙珺 (Email: 897957605@qq.com)。

耗, 导致分布式光纤测温系统的温度测量会出现一定的误差, 难以达到工业环境长期在线的高精度测量要求。对于分布式光纤测温系统精度不高的问题, 传统的方法都是在硬件部分进行改进, 如文献[2]提出了基于光纤布喇格光栅(FBG)解调仪温度补偿的分布式光纤传感系统, 该系统利用 FBG 解调仪进行在线多点温度补偿, 精确系统的标定温度。文献[3]选择具有合适温度灵敏度系数的二极管去监测环境温度变化, 对施加在 APD 两端的偏置电压进行控制, 使输出电压得到适当的调节, 进而补偿因 APD 造成的温度漂移。

虽然硬件补偿方法可以提高系统性能, 但由于其不变性会影响整个系统的校准, 且随着温度和距离的

变化,分布式光纤测温系统的输出信号与相关参数呈现非线性关系,因此,利用正交多项式的非线性模型或一般的线性模型很难对此系统达到良好的拟合结果。而径向基(RBF)神经网络最主要的特点是非线性映射能力强,这种非线性关系很适合于非线性信号补偿。利用 RBF 神经网络模拟系统信号损耗非线性的特性,可以避免在分布式光纤测温系统的特征变量之间建立复杂的函数关系。

1 RBF 神经网络模型构建

RBF 神经网络可以良好地逼近任何一个非线性函数,同时可以解决一些分布式光纤测温系统内难以解决的规律性问题,且学习速度快。因此,本文利用 RBF 神经网络完成对非线性函数的模拟,进行分布式光纤测温系统信号非线性补偿模型的设计。

1.1 网络输入输出变量选择

输入变量的选择对于 RBF 神经网络的建立十分重要。如果参数选择不合理,信号非线性补偿模型的性能将会受到严重的影响,甚至可能导致建模的失败。所以,在建立信号非线性补偿模型之前,需选择与分布式光纤测温系统密切相关的因素作为输入变量。

系统的温度通过光纤中的自发喇曼散射效应来实现。当激光在光纤中传播时,会产生喇曼散射,喇曼散射形成斯托克斯光(Stokes)和反斯托克斯光(Anti-Stokes)便于温度测量,可计算出待测光纤温度 T :

$$T = \frac{h\Delta\nu}{k \ln[(\exp(h\Delta\nu/kT_0)-1)L_a(T_0)/L_a(T)+1]} \quad (1)$$

其中, $L_a(T)$ 是 Anti-Stokes 的光功率, h 是普朗克常量 ($h=6.62606896 \times 10^{-34} \text{J} \cdot \text{s}$), $\Delta\nu$ 是喇曼频移量 ($\Delta\nu=13.2 \text{THz}$), k 是玻尔兹曼常数 ($k=1.3806505 \times 10^{-23} \text{J/K}$)。

系统的空间定位使用光时域反射(OTDR)技术。光脉冲从光纤的一端传输到光纤的另一端将发生喇曼散射效应,光纤中的每个对应点都将产生散射光信号,此信号将沿光纤向后传播到入射端。当温度传感光纤接收光脉冲时,分布式光纤测温系统开始工作;同时,系统收集数据。通过系统收集数据的时间可计算光纤中散射点的位置 L :

$$L = \frac{1}{2} \times \frac{c}{n} \times t \quad (2)$$

其中, c 为光在真空中的传播速度, n 为光纤的折射率, t 为光纤和光脉冲中的散射光传播时间。

基于考虑上述的温度和距离这 2 个因素,本文将 RBF 神经网络通过距离、温度二者与输出信号的关系

建立输出信号补偿模型。

在 RBF 神经网络训练的过程中,设定隐层神经元的数量是个非常复杂的问题。普通的方法是使输入样本向量的数量等于隐层神经元的数量。因此,当输入样本向量的数量越多时,隐层神经元的数量也越多,则训练时间越长。该方法的基本原理是:首先,从 0 个神经元开始训练隐层,通过检查输出误差使 RBF 神经网络自动添加神经元的数量;然后,将网络产生的对应于最大误差的输入作为权重向量,生成一个新的隐层神经元;最后,再次检查误差,直到误差达到标准要求。

当光波通过光纤传输时,光功率随着传输距离的增大而减少。这种现象称为光纤衰减。传输点到距离点 L 的光功率可定义如下:

$$P(L) = P(0) \times 10^{\frac{\alpha L}{10}} \quad (3)$$

其中, $P(0)$ 是在距离为 0 点时注入光纤的光功率; α 是衰减系数(单位为 dB/km); L 是距离(单位为 mm)。我们将实际测量的原始信号代入具体环境,通过式(3)得出理论信号,此信号仍与距离、温度二者为非线性函数关系,此理论信号作为 RBF 神经网络模型的输出层。

分布式光纤测温系统中距离 L 影响光纤传输损耗,温度 T 影响光电子器件温度蠕变,二者导致信号衰减。本文将实际测量的原始信号作为输入层,与距离 L 、温度 T 具有非线性关系的理论信号作为输出层,完成 RBF 神经网络模型构建。

1.2 newrb 创建网络的过程

在用 newrb 这个 Matlab 语句创建 RBF 神经网络的过程中,训练网络之前没有添加 RBF 函数神经元,可采取下列步骤逐渐增加 RBF 神经元的数量:

①用所有的输入样本训练 RBF 神经网络。

②找出输入样本的最大误差。

③增加一个 RBF 神经元,其权重等于该输入样本向量的转置,阈值是:

$$b = [-\log_2(0.5)]^{1/2} / \text{spread} \quad (4)$$

其中, spread 是 RBF 函数的散布常数的值,默认值是 1。适合 RBF 神经网络的 spread 值对于网络结构十分重要, spread 的值越大,输出越平滑;但是,如果 spread 的值太大,则数值计算将很困难。

④线性网络层神经元的输入更新为 RBF 神经网络输出的点积。为了达到最小化误差,需再次设计线性网络层结构。

⑤如果神经元数量不符合要求的上限或均方误差范围不符合设计误差性能标准,需重新进行上述步骤,使神经元数量达到规定的上限或均方误差,以满足设计误差性能标准。

2 误差反馈控制改进 RBF 神经网络模型

在应用 RBF 神经网络对函数进行逼近拟合时,理论上 RBF 神经网络对于任何一组输入或输出都能实现该功能;但如果不谨慎选择散布常数,RBF 神经网络设计中的神经元数量可能由于太大或太小进而在函数逼近拟合的过程中引起过适或不适。因此,RBF 神经网络设计中最重要的是散布常数对 RBF 神经网络模型在隐层 RBF 宽度的大小方面的准确性。

此外,从式(4)可以得出,散布常数通过影响 RBF 神经网络的阈值对 RBF 神经网络结构造成极大的影响。当散布常数足够大时,输入向量对应的区间就能够被隐层 RBF 神经元全部响应,函数逼近拟合后的结果就会越光滑;但散布常数过大也会影响函数逼近拟合的计算难度,甚至使 RBF 神经网络不能收敛,故应采取适当措施确定散布常数的数值。

本文利用反馈控制原理,控制误差自动调整散布常数的改进 RBF 神经网络结构如图 1 所示。通过 RBF 神经网络测试输出与理论输出二者之间的误差控制散布常数自动调整 RBF 神经网络结构,从而提高 RBF 神经网络精度,加快 RBF 神经网络收敛,提升模型整体性能。

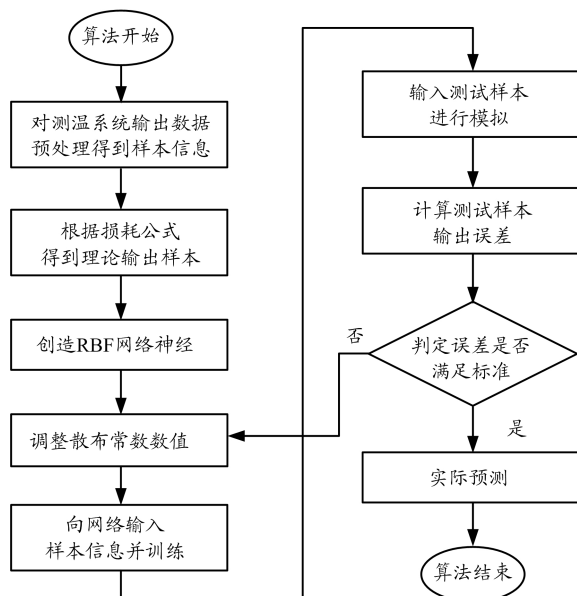


图 1 反馈控制改进 RBF 神经网络

3 实验结果与分析

为了获取模型样本数据,我们将分布式光纤测温系统主机放入可程式恒温恒湿试验箱,光纤放入 22℃ 恒温油槽,利用 10000m 长的光纤进行测温实验环境如图 2 所示。主机环境温度从 0℃ 时开始测量,每升高 5℃ 测量一次,每次测量 40 组数据,直到主机环境温度达到 45℃ 为止。为了得到足够的数据样本保证模型的精确性,用同样的方法以降 5℃ 的形式从 45℃~0℃ 依次测量记录数据。经过有效数据的筛选,每组数据选取 5000 个 Anti-Stokes 信号点,温度从 0℃、5℃、10℃、15℃、20℃、25℃、30℃、35℃、40℃ 和 45℃ 中分别选取 44×10 组数据。其中,5000×40×10 组数据作为训练样本输入到 RBF 神经网络,5000×4×10 组数据作为测试样本计算网络输出误差。常使用的石英玻璃系列单模光纤的衰减系数如下:当波长处于 1310nm 时为 0.35dB/km,当波长处于 1550nm 时为 0.20dB/km。本系统选用波长为 1550nm、衰减系数为 0.20dB/km 的单模光纤。



图 2 实验环境

为了验证本文提出算法的有效性,我们将所提方法应用于分布式光纤测温系统信号非线性补偿,在 Matlab 环境下利用采集数据进行数据结果分析。

RBF 神经网络均方误差 goal 设为 0.01。为了获得 RBF 神经网络的最佳模型,spread 分别选取 1、10、100、1000 和 10000 对网络进行训练与测试,输出结果、训练时间及相对误差如表 1 所示。可以看出,RBF 神经网络中散布常数值的选取直接影响网络的逼近精度和预测性,且从时间和误差范围可以量化地证明调整散布常数的重要性。因此,利用反馈控制原理控制误差自动调整散布常数可以达到 RBF 神经网络结构最优,从而提高 RBF 神经网络精度,加快 RBF 神经网络收敛,提升模型整体性能。

表 1 实验数据结果

Spread	神经元数量	均方误差	训练时间(s)	误差范围
1	399	0	1660.718	-0.875%~-10.382%
10	399	3.890×10^{-29}	1543.044	-0.875%~-10.382%
100	393	0.00943795468	1566.948	9.940%~-0.034%
1000	337	0.0093622190	1203.291	0.264%~-0.611%
10000	253	0.00985710276	719	0.074%~-0.098%

号的 Spartan-6 FPGA 一个时钟周期可做 36 次乘加计算,所需要的时间开销为 0.4051s。分布式光纤测温系统在数据采集阶段所需时间标准为 2s,本模型在使用 RBF 神经网络后,适时测量所增加的时间开销,良好地满足了系统标准,达到分布式光纤测温系统对很多应用场景实时性高的要求。

本实验证明:利用 RBF 神经网络消除非线性信号损耗并加以信号非线性补偿实际可行;采用 RBF 神经网络拟合方法消除系统内部器件温度蠕变对 Anti-Stokes 信号的影响以及在光纤传输过程中的衰减损耗,使分布式光纤测温系统可以更加准确地反映长距离分布式测量不同温度区域的真实温度。

4 结束语

本文提出了一种基于 RBF 神经网络的分布式光纤测温系统信号非线性补偿方法。该方法具有如下特点:

①相较于传统硬件补偿方法的一次性,基于 RBF 神经网络的分布式光纤测温系统信号非线性补偿方法具有实时性和准确性。

②基于反馈控制原理,控制误差自动调整散布常数能够提高模型精度,加快 RBF 神经网络收敛,提升模型整体性能。

③适用于其它非线性函数模型,算法具有推广研究价值。

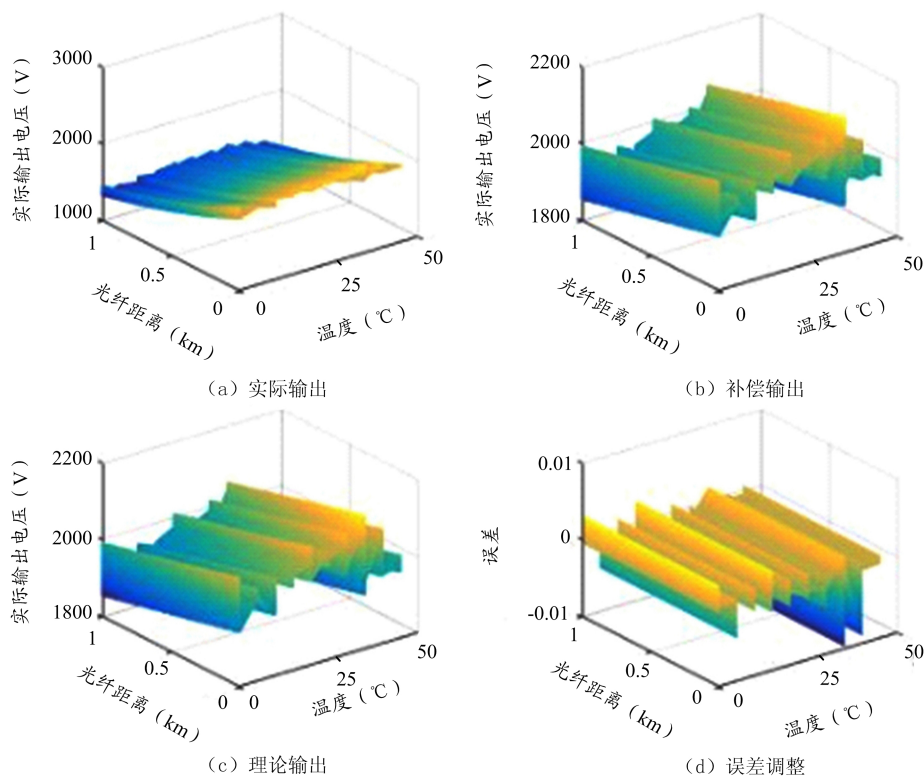


图 3 改进后结果图

为使分布式光纤测温系统误差控制在 1% 范围内,我们利用文中方法进行实验。经过多次重复训练测试得出,当 $spread=847$ 时,系统误差可以达到要求,改进后的实验结果如图 3 所示。

在 RBF 神经网络模型改进前,当 $spread$ 默认值为 1 时误差范围是 -0.875%~-10.382%,改进后通过网络模型多次训练后误差达到 0.322%~-0.966%,良好地满足了系统要求并有效地提升了模型整体性能。模型运行过程中需进行 8.75×10^9 次乘加计算,用 600M 型

参考文献:

- [1] 彭超,赵健康,苗付贵. 分布式光纤测温技术在线监测电缆温度[J]. 高电压技术, 2006(8):48-50.
- [2] 黄俊,段刘蕊,景霞. 带温度补偿的分布式光纤温度传感系统设计[J]. 光学技术, 2017,43(2):176-179.
- [3] 宁枫. 分布式光纤喇曼测温系统空间分辨率及稳定性研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.