

基于优化神经网络算法的光纤布拉格光栅 电流传感器的温度补偿

孙诗晴, 初凤红

上海电力学院电子与信息工程学院, 上海 200090

摘要 应变和温度的改变能够使光纤布拉格光栅(FBG)反射波的中心波长产生漂移,FBG 与超磁致伸缩材料的结合可以用于测量电流,但是温度和应变的交叉敏感严重影响测量电流的精度。神经网络具有强大的非线性映射能力,能够自适应地发现传感器的内部规律,从而对温度进行有效补偿。针对神经网络容易陷入局部极小值的问题,采用遗传算法优化神经网络的权值和阈值,以在全局范围内更快速、准确地找到权值和阈值的最优解。针对样本较少的问题,采取 K 折交叉验证的方法提高网络预测的可靠性。经实验验证,优化的神经网络对电流预测的均方误差为 0.0038,提高了 FBG 电流传感器的测量精度。

关键词 光纤光学; 电流传感器; 温度补偿; 神经网络; 遗传算法; K 折交叉验证

中图分类号 TN253 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1006001

Temperature Compensation of Fiber Bragg Grating Current Sensor Based on Optimized Neural Network Algorithm

Sun Shiqing, Chu Fenghong

School of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

Abstract The changes of temperature and strain will cause the center wavelength drift of fiber Bragg grating (FBG) reflection wave. The FBG can be combined with giant magnetostrictive material (GMM) to measure the current, but the cross sensitivity of temperature and strain seriously affects the accuracy of the current measurement. The neural network has strong nonlinear mapping ability, which can adaptively find out the internal law of the sensor to compensate the temperature effectively. For the problem of neural network is easy to fall into the local minimum, the genetic algorithm is applied to optimize weights and thresholds of neural network and find the optimal solution of weights and thresholds quickly and accurately. In order to improve the reliability of the network prediction, the K fold cross validation method is used to solve the problem of small sample size. The experimental results show that the mean square error of the optimized neural network for current prediction is 0.0038, which improves the measurement accuracy of FBG current sensor.

Key words fiber optics; current sensor; temperature compensation; neural network; genetic algorithm; K fold cross validation

OCIS codes 060.2370; 060.3735; 060.4510; 060.4256

1 引 言

应变、温度等外界因素的改变会使光纤布拉格光栅(FBG)反射波的中心波长发生漂移。超磁致伸缩材料(GMM)在磁场中被磁化时,其磁化状态的改变使材料长度线性伸长或缩短。基于 GMM 的这种磁致伸缩特性可实现电流量到应变量的转变。将 FBG 粘贴在 GMM 上,当电流大小发生变化时,磁场强弱相应改

收稿日期: 2017-04-10; **收到修改稿日期:** 2017-05-10

基金项目: 国家自然科学基金理论物理专项(11647023)、上海市科委地方院校能力建设项目(14110500900)

作者简介: 孙诗晴(1993—),女,硕士研究生,主要从事光纤电流传感器方面的研究。E-mail: shiqing.sunny@yahoo.com

导师简介: 初凤红(1979—),女,博士,教授,硕士生导师,主要从事光纤传感技术和光纤通信技术方面的研究。

E-mail: chufenghong@siom.ac.cn

变, GMM 感受到磁场的变化后, 会引起 FBG 的伸长或收缩, 使 FBG 反射波的中心波长发生漂移, 因此根据波长的漂移量可测量得到电流大小。FBG 电流传感器相比于传统的电磁式电流互感器, 具有绝缘性能好、灵敏度高、耐腐蚀、重量轻、体积小以及适于在高温、强电磁环境中使用等优点^[1], 更能满足如今电网大电流、大容量、数字化的发展需求。但是, 由于 FBG 对应变和温度交叉敏感, 温度会对电流的测量结果产生影响, 导致测量结果不准确, 所以解决 FBG 电流传感器的温度交叉敏感问题是目前的研究热点^[2-8]。近年来, 国内外研究学者提出了多种解决方案, 如双波长矩阵运算法^[4]、双参量矩阵运算法^[5]、用不同热膨胀系数材料设计特殊结构^[6]以及用负膨胀系数材料^[7]和参考光栅^[8]进行温度补偿等方法。以上方法需要设计特殊结构或者增加 FBG 的数量, 对工艺要求较高, 且装置易产生蠕变。本文将神经网络特有的非线性信息处理能力应用于 FBG 电流传感器, 分离温度对 FBG 波长的影响, 提高了 FBG 电流传感器的测量精度。

2 温度补偿基本原理

2.1 FBG 传感原理

宽带光源发出的光从 FBG 入射, 在 FBG 中传输的符合布拉格条件的光被反射, 不符合布拉格条件的光将继续传输。当应变和温度等外界环境因素发生变化时, 会使反射光谱的中心波长发生漂移, 因此根据中心波长漂移量的大小可测得应变和温度。FBG 反射光谱的中心波长 λ_B 满足^[9]

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}}\Lambda, \quad (1)$$

式中 n_{eff} 为纤芯的有效折射率, Λ 为光栅周期。应变和温度对 FBG 中心波长产生交叉影响, 应变产生的弹光效应和温度产生的热光效应使纤芯的有效折射率产生 Δn_{eff} 的变化量, 应变产生的形变和温度产生的热膨胀效应使光栅周期产生 $\Delta\Lambda$ 的变化量, 则 FBG 最终产生的中心波长变化量为

$$\Delta\lambda_B = 2(\Lambda\Delta n_{\text{eff}} + n_{\text{eff}}\Delta\Lambda)。 \quad (2)$$

由于温度和应变对 FBG 中心波长产生交叉影响, 将 FBG 用于测量应变时, 需要剔除温度对波长的影响, 并对温度进行补偿。

2.2 电流传感系统结构图

整个 FBG 电流传感系统由光源、耦合器、FBG 传感头、电源系统、光谱仪和计算机(PC)组成, 如图 1 所示。

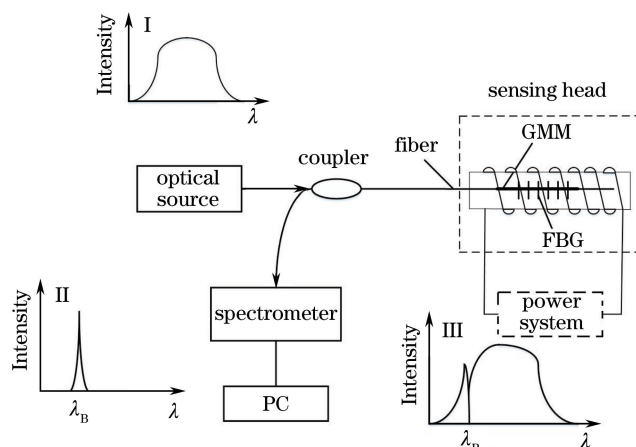


图 1 FBG 电流传感系统结构示意图(插图 I 为光源入射光谱, 插图 II 为 FBG 反射光谱, 插图 III 为 FBG 传输光谱)

Fig. 1 Structure diagram of FBG current sensing system (inset I is incident spectrum of optical source, inset II is reflection spectrum of FBG, and inset III is transmission spectrum of FBG)

电流传感器的工作原理为: 从宽带光源发出的光经耦合器进入传感头, 传感头中的 FBG 粘贴在 GMM 棒上, 将 GMM 棒套入螺线管中, 螺线管与电源系统相连。给螺线管通电以产生稳定的磁场, GMM 棒感受到磁场变化后, 产生相应的伸缩, 带动粘贴在 GMM 棒上的 FBG 产生相应的伸缩, 从而使得 FBG 的反射光谱中心波长产生偏移。反射光经耦合器进入光谱仪, 由光谱仪解调出中心波长并将其传入 PC 中, 再将解调出

的中心波长和温度计测得的环境温度输入到已经训练好的神经网络中,进行温度补偿,最后输出测量电流值。

2.3 后向传播(BP)神经网络

BP神经网络算法是众多人工神经网络中使用最为广泛的一种算法,对信息的处理具有自组织、自学习的特点且具有强大的非线性映射能力和范化能力,可以实现温度和应变的分离,从而达到温度补偿的效果^[10]。

BP神经网络是一种正向输入计算、误差反向传播的学习网络,由输入层、隐含层和输出层组成。对于一个特定的问题,很难预先知道网络规模合适的大小,网络规模过大容易出现过适配现象。一般来说,一个三层的网络即可根据精度要求逼近任意连续函数^[11]。图2所示为一个3层BP神经网络模型。

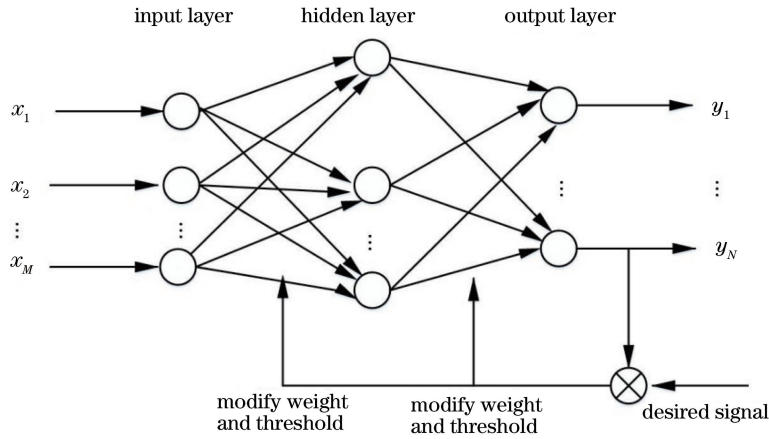


图2 3层BP神经网络模型

Fig. 2 Model of three-layer BP neural network

输入层有 M 个节点;隐含层为单层,有 L 个节点;输出层有 N 个节点。 $x_i (i=1,2,\dots,M)$ 为神经网络的输入, s_j, a_j 分别为隐含层第 j 个节点的输入和输出, w_{ij}, b_j 分别为输入层到隐含层的权值和隐含层的阈值, p_k, t_k 分别为输出层第 k 个节点的输入和输出, w_{jk}, b_k 分别为隐含层到输出层的权值和输出层的阈值, $f(x)$ 为激发函数。隐含层和输出层的输入、输出满足^[12]:

$$s_j = \sum_{i=1}^M w_{ij} x_i + b_j, a_j = f(s_j), p_k = \sum_{j=1}^L w_{jk} a_j + b_k, t_k = f(p_k). \quad (3)$$

从输入层输入信号,根据(3)式对输入信号进行处理,由输出层输出信号,这个过程为正向输入过程;将输出层输出值与期望输出值进行对比,根据误差大小反向修正权值和阈值,这个过程为误差反向传播过程。误差函数 E_p 与期望输出值 y_k 和 t_k 之间的关系及权值、阈值修正系数分别为^[12]

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_k - t_k)^2, \quad (4)$$

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}}, \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}}, \Delta b_k = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial b_k}, \Delta b_j = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial b_j}, \quad (5)$$

式中 η 为学习速率系数, $\Delta w_{jk}, \Delta w_{ij}$ 分别为隐含层到输出层和输入层到隐含层的权值修正系数, $\Delta b_k, \Delta b_j$ 分别为输出层和隐含层的阈值修正系数。这种正向输入计算、误差反向传播的过程不断地迭代进行,直到达到所要求的误差精度。将神经网络用于温度补偿,将波长和温度作为输入数据并将电流作为输出数据,不断比较BP神经网络输出的电流值与期望值,当达到误差精度要求时终止训练,再用测试数据对该网络进行验证。

2.4 遗传算法

BP神经网络算法虽然拥有强大的非线性映射能力,但是容易陷入局部极小值,无法在全局范围内找到最优权值、阈值分布。而遗传算法(GA)具有全局寻优的能力,将GA与BP神经网络算法相结合可以在全局范围内找到最优解,以得到更优的权值、阈值分布^[13]。GA的具体实现过程为^[14]:1)采用十进制编码方式对权值、阈值进行编码,生成初始种群;2)计算训练样本的误差,以误差的平方和倒数作为适应度函数,适应度越大,权值和阈值越优;3)选择适应度大的个体遗传给下一代,交叉、变异产生下一代种群;4)重复步

骤 2)、3),直到满足结束条件。

2.5 K 折交叉验证

样本为 72 组实验的实测数据,将样本按照典型划分进行分组。一组作为训练集,占总样本的 70%;另一组作为测试集,占总样本的 30%,这样可能导致测试误差有很大的随机性。在样本较少的情况下,这种典型划分是不合适的。 K 折交叉验证即把样本数据打乱,再均匀分成 K 份,轮流选择其中的 $K-1$ 份进行训练,余下的一份进行测试,记录仿真误差。经过 K 次循环,对 K 次预测误差进行求和再取平均,最终得到整个网络的预测误差^[15],这样可以有效避免发生过学习或者欠学习状态,得到的结果也比较有说服力。

K 折交叉验证可对测试数据进行交叉验证,不参与网络模型的建构。当 K 折交叉验证与 GA 结合优化时,测试数据不应参与 GA 内部适应度函数的计算,因此不能把交叉验证放在适应度函数内,应把全部的样本数据分成 K 等份,每次取一分子数据作为测试数据,其他 $K-1$ 份子数据作为训练数据,并且将训练数据套用到 GA 的适应度函数中,计算得到最优权值、阈值,将 K 次测试数据验证误差的平均值作为最终测试误差。

3 算法流程

将 K 折交叉验证、GA 和 BP 神经网络算法融合在一起,能够提高整个网络的可靠性和精确度,这种优化的神经网络算法的具体实现流程如图 3 所示。

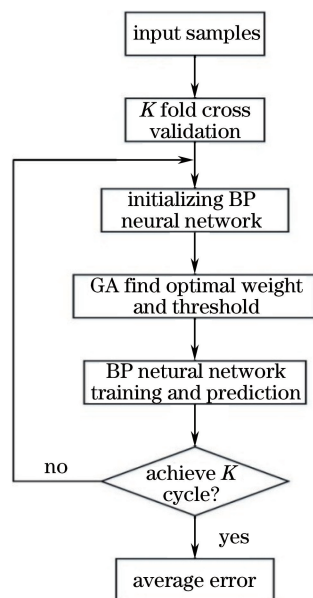


图 3 优化神经网络算法流程图

Fig. 3 Flow chart of optimized neural network algorithm

4 实验与分析

4.1 数据采集与网络训练

实验所用光源为可调谐激光器(型号 TUNICS T100R, Yenista 公司, 法国), 波长调谐范围为 1490~1650 nm。采用耦合比为 50:50 的光纤耦合器(型号 TW1550R5A2, Thorlabs 公司, 加拿大)。FBG 的中心波长为 1543 nm, 反射率为 95%, 带宽为 0.6 nm。利用光谱仪(型号 AFG3052C, Tektronix 公司, 美国)测量反射光谱的中心波长, 利用可编程线性直流电源(型号 DP1308A, RIGOL 公司, 中国)提供直流电流, 利用铂电阻温度计实时测量外界环境温度。实验测得的不同电流和温度条件下 FBG 反射波的中心波长如表 1 所示。

使用 K 折交叉验证的方法, 将以上数据随机分为 9 个包, 用 8 个包进行训练, 1 个包进行验证, 72 组样

本数据循环 9 次,形成输入网络。训练样本输入网络前需要将数据进行归一化处理。对数据进行归一化处理后可以使神经网络对后续数据的处理更方便,通过消除量级差异较大引起的数值问题,可使程序运行收敛速度加快。

表 1 不同电流和温度下的 FBG 中心波长
Table 1 FBG center wavelengths at different currents and temperatures nm

| Temperature / $^{\circ}\text{C}$ | Current /A | | | | | | | |
|----------------------------------|------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| | 0 | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.6 | 0.7 |
| -1.2 | 1542.626 | 1542.628 | 1542.650 | 1542.680 | 1542.780 | 1542.989 | 1543.288 | 1543.599 |
| 6.4 | 1542.765 | 1542.801 | 1542.822 | 1542.885 | 1542.969 | 1543.023 | 1543.338 | 1543.671 |
| 10.4 | 1542.818 | 1542.841 | 1542.870 | 1542.946 | 1543.016 | 1543.267 | 1543.458 | 1544.012 |
| 15.4 | 1542.995 | 1542.988 | 1543.040 | 1543.122 | 1543.205 | 1543.342 | 1543.650 | 1544.054 |
| 20.4 | 1543.181 | 1543.186 | 1543.235 | 1543.297 | 1543.363 | 1543.565 | 1543.575 | 1544.187 |
| 26.4 | 1543.288 | 1543.298 | 1543.328 | 1543.351 | 1543.543 | 1543.704 | 1544.018 | 1544.317 |
| 31.2 | 1543.479 | 1543.490 | 1543.539 | 1543.596 | 1543.744 | 1543.865 | 1543.916 | 1544.413 |
| 36.4 | 1543.606 | 1543.654 | 1543.714 | 1543.743 | 1543.764 | 1544.132 | 1544.207 | 1544.453 |
| 41.4 | 1543.749 | 1543.842 | 1543.892 | 1543.999 | 1544.123 | 1544.362 | 1544.389 | 1544.786 |

神经网络采用 3 层 BP 网络模型,将波长值和环境温度作为输入,将电流值作为输出,先用训练数据对网络进行训练,再将预测数据输入已经训练好的网络并进行预测,输出的电流即为补偿的准确电流值。根据输入层神经元个数 n_1 与隐含层神经元个数 n_2 的近似关系 $n_2 = 2n_1 + 1$ ^[16],设置隐含层神经元个数为 5。网络学习算法为 Levenberg-Marquardt 法,设置最大迭代次数为 50,学习率为 0.05,训练目标为 0.005,GA 进化代数数为 10,种群规模为 15,交叉概率和变异概率均为 0.1。利用优化后的 BP 神经网络计算部分样本的均方误差。

表 2 所示为 9 折交叉验证过程中 1 份子数据的预测样本数据。经优化的神经网络输出的预测电流值与实际电流值的均方误差达到了 0.0017,而经过 9 次循环验证后的均方误差为 0.0038。李靖等^[10]将两个不同 FBG 反射光中心波长作为神经网络的输入,将温度和应变作为输出,实现了对温度和应变的同时测量,所得应变误差不超过 5%。这里仅需一个 FBG 的反射光中心波长作为输入,另一输入为环境温度,减小了经济成本,并且经过优化的神经网络的均方误差不超过 0.5%,提高了测量精度。

表 2 GA-BP 网络部分样本数据
Table 2 Data of partial samples of GA-BP network

| Ambient temperature / $^{\circ}\text{C}$ | Central wavelength /nm | Actual current /A | Predictive current /A |
|--|------------------------|-------------------|-----------------------|
| 31.2 | 1543.539 | 0.2 | 0.1786 |
| -1.2 | 1542.780 | 0.4 | 0.3513 |
| 20.4 | 1543.565 | 0.5 | 0.5591 |
| -1.2 | 1542.628 | 0.1 | 0.1109 |
| 15.4 | 1544.054 | 0.7 | 0.7094 |
| 31.2 | 1543.479 | 0 | 0.0798 |
| 41.4 | 1544.389 | 0.6 | 0.5781 |
| 20.4 | 1543.297 | 0.3 | 0.3026 |

4.2 性能比较分析

交叉验证可以避免随机因素对实验结果产生影响,使网络更加可靠。为了验证 GA 对神经网络优化的可行性,将未经优化的神经网络加入 K 折交叉验证,再进行性能对比。图 4 为两个网络预测输出与期望输出的对比图。从图中可以看出,在两个网络中都加入交叉验证的情况下,GA-BP 网络的预测输出与期望输出比 BP 神经网络的拟合度好。

图 5 所示为 K 折交叉验证中 9 次验证的 GA-BP 的预测误差,交叉验证中网络的单次预测误差不超过 7×10^{-3} ,交叉验证后的均方误差为 0.0038,达到了理想的收敛效果。经多次实验验证,GA 与 K 折交叉验证优化的神经网络比未经优化的神经网络的稳定性更好、可靠性更强、测量精度更高。

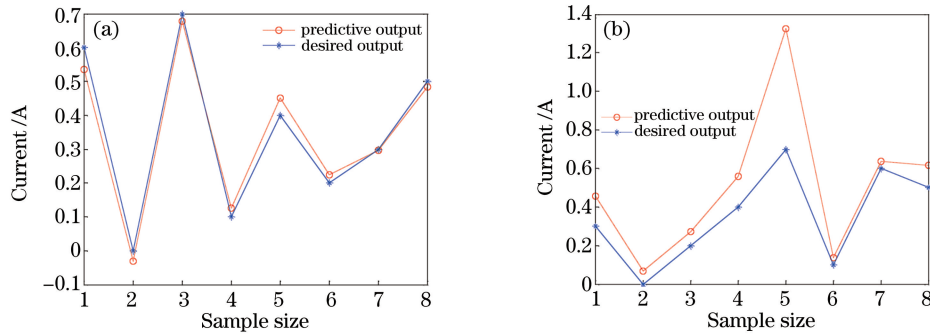


图 4 (a) GA-BP 网络输出;(b) BP 神经网络输出

Fig. 4 (a) Output of GA-BP network; (b) output of BP neural network

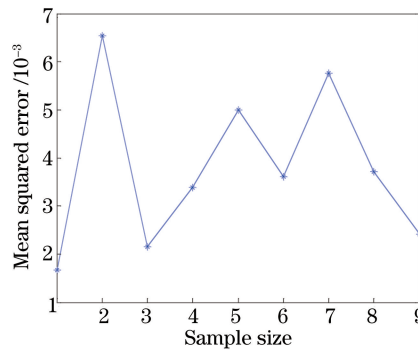


图 5 GA-BP 网络预测均方误差

Fig. 5 Predictive mean square error of GA-BP network

5 结 论

FBG 电流传感器的交叉敏感问题严重影响电流的测量精度,将人工神经网络用于 FBG 电流传感器对温度的补偿,将 K 折交叉验证与 GA 用于神经网络的优化。实验结果表明,优化过的神经网络与未经优化的神经网络相比曲线拟合度更高,均方误差为 0.0038,可达到更高的测量精度和更好的稳定性。所采用的电流为小电流,受温度的影响明显,在实际应用时,电流对 FBG 中心波长的影响会更大,测量结果会更加精确。

参 考 文 献

- [1] Fan Yan'en, Wu Shuai, He Shengnan, *et al.* Research on current sensing technology using fiber Bragg grating demodulated by fiber Michelson interferometer[J]. *Laser & Optoelectronics Process*, 2015, 52(8): 080602.
樊彦恩, 武帅, 贺胜男, 等. 基于光纤迈克尔孙干涉仪调解技术的光纤光栅电流传感技术研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(8): 080602.
- [2] Yu Youlong, Guan Boou, Dong Xiaoyi, *et al.* Passive temperature induced wavelength-shift compensating technique for fiber Bragg grating force sensing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, 20(3): 400-404.
余有龙, 关柏鸥, 董孝义, 等. 光纤光栅力传感器的无源温漂补偿技术[J]. *光学学报*, 2000, 20(3): 400-404.
- [3] Pei Li, Weng Sijun, Wu Liangying, *et al.* Progress in optical fiber laser sensing system[J]. *Chinese J Lasers*, 2016, 43(7): 0700001.
裴丽, 翁思俊, 吴良英, 等. 光纤激光传感系统的研究进展[J]. *中国激光*, 2016, 43(7): 0700001.
- [4] Xu M G, Archambault J L, Reekie L, *et al.* Discrimination between strain and temperature effects using dual-wavelength fibre grating sensors[J]. *Electronics Letters*, 1994, 30(13): 1085-1087.
- [5] Wang W, Jiang X, Yu Q. Temperature self-compensation fiber-optic pressure sensor based on fiber Bragg grating and Fabry-Perot interference multiplexing[J]. *Optics Communications*, 2012, 285(16): 3466-3470.
- [6] Cao Bin, Ou Pan, Jia Ming, *et al.* An innovative temperature-compensate package for fiber Bragg grating[J]. *Chinese J Lasers*, 2008, 35(12): 1959-1961.
曹彬, 欧攀, 贾明, 等. 一种新型光纤光栅温度补偿装置[J]. *中国激光*, 2008, 35(12): 1959-1961.

- [7] Du Yanliang, Liu Chenxi, Li Jianzhi. Investigation into new optical-fiber-grating strain sensors based on temperature compensation[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2008, 6(1): 19-22.
杜彦良, 刘晨曦, 李剑芝. 具有温度自补偿功能的新型光纤光栅应变传感器的研究[J]. 中国工程机械学报, 2008, 6(1): 19-22.
- [8] He Shaoling, Hao Fenghuan, Liu Pengfei, *et al.* High precision fiber Bragg grating pressure sensor with real-time temperature compensation[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(6): 0605003.
何少灵, 郝凤欢, 刘鹏飞, 等. 温度实时补偿的高精度光纤光栅压力传感器[J]. 中国激光, 2015, 42(6): 0605003.
- [9] Tong Zhengrong, Wang Jieyu, Yang Xiufeng, *et al.* Simultaneous measurement of temperature and strain based on core diameter mismatch and fiber Bragg grating[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(12): 1206001.
童峥嵘, 王洁玉, 杨秀峰, 等. 基于纤芯失配和光纤布拉格光栅实现温度和应变同时测量[J]. 光学学报, 2012, 32(12): 1206001.
- [10] Li Jing, Liu Wei, Liu Jia, *et al.* Simultaneous measurement of strain and temperature with fiber Bragg grating sensor based on artificial neural network[J]. Laser & Optoelectronics Process, 2010, 47(6): 062801.
李靖, 刘微, 刘佳, 等. 利用人工神经网络实现光纤布拉格光栅传感器对温度和应变同时测量[J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(6): 062801.
- [11] Xu Zhaomei, Zhou Jianzhong, Huang Shu, *et al.* Quality prediction of laser milling based on optimized back propagation networks by genetic algorithms[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(6): 0603004.
许兆美, 周建忠, 黄舒, 等. 基于遗传算法优化反向传播神经网络的激光铣削层质量预测[J]. 中国激光, 2013, 40(6): 0603004.
- [12] Hou Yuanbin, Du Jingyi, Wang Mei. Neural networks[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2007: 35-38.
侯媛彬, 杜京义, 汪梅. 神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007: 35-38.
- [13] Liu K, Guo W, Shen X, *et al.* Research on the forecast model of electricity power industry loan based on GA-BP neural network[J]. Energy Procedia, 2012, 14: 1918-1924.
- [14] Li H, Hu C, Li Y. Application of the purification of materials based on GA-BP[J]. Energy Procedia, 2012, 17(Part A): 762-769.
- [15] Li Yuanzhi, Niu Guoqing, Liu Huiling. Application of improved GA-BP neural network on identification of water inrush source in mine[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2016, 12(7): 77-81.
李垣志, 牛国庆, 刘慧玲. 改进的 GA-BP 神经网络在矿井突水水源判别中的应用[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(7): 77-81.
- [16] Wang Dongsheng, Yang Youwen, Tian Zongjun, *et al.* Process optimization of thick nanostructured ceramic coating by laser multi-layer cladding based on neural network and genetic algorithm[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(9): 0903001.
王东生, 杨友文, 田宗军, 等. 基于神经网络和遗传算法的激光多层熔覆厚纳米陶瓷涂层工艺优化[J]. 中国激光, 2013, 40(9): 0903001.