

基于优化粒子群-反向传播的温度补偿型 空芯光纤法珀应变传感器*

苏蕊¹⁾ 葛益娴^{1)2)†} 林永杰¹⁾

1) (南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

2) (南京信息工程大学, 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 南京 210044)

(2025年4月22日收到; 2025年6月3日收到修改稿)

环境温度变化常会引起光纤法珀应变传感器的测量误差. 为有效补偿温度对测量结果的影响, 本文提出了一种优化的粒子群-反向传播 (particle swarm optimization-back propagation, PSO-BP) 神经网络算法. 该算法直接将温度和光纤法珀应变传感器测得的光谱峰值漂移数据作为实验样本输入, 建立温度补偿神经网络系统模型, 采用自适应调整惯性权重和学习因子动态优化调整机制, 提高了算法的全局搜索能力和局部收敛精度, 从而实现对温度干扰的有效补偿. 实验结果表明, 在整个传感器的温度测量范围内, 基于优化 PSO-BP 算法的平均绝对百分比误差为 1.2%, 相比传统的 BP 算法和 PSO-BP 算法的平均绝对百分比误差分别改进了 57.14% 和 45.45%, 且不同温度下 R^2 普遍在 0.995 以上, 这表明模型能够在不同温度条件下准确预测应变值, 从而实现有效的温度补偿, 为低成本高精度传感系统的开发提供了新的技术途径.

关键词: 光纤传感器, 优化粒子群-反向传播神经网络, 温度补偿, 法珀干涉

PACS: 07.07.Df, 42.81.Pa, 42.25.Hz, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.74.20250524

CSTR: 32037.14.aps.74.20250524

1 引言

光纤应变传感器因其高灵敏度、抗电磁干扰能力强等优点, 在航空航天和精密测量等领域得到了广泛应用^[1-6]. 然而, 在基于法珀干涉原理的光纤传感系统中, 由空气介质构成的微型光学谐振腔会因环境温度波动产生热膨胀系数差异, 进而导致测量误差增加. 因此, 研究有效的温度补偿方法对于降低传感器的测量误差具有重要意义.

为解决光纤传感器交叉敏感的问题^[7-12], 众多学者开展了深入研究. 例如, Yang 等^[13] 设计了圆弧铰链式光纤布拉格光栅 (fiber Bragg grating, FBG) 倾角传感器, 通过传感器结构实现温度补偿, 稳定

性良好, 但传感器灵敏度低且制作工艺复杂. Li 等^[14] 提出一种基于双长周期光纤光栅的边孔光纤微流传感器, 该传感器通过建立折射率与温度的灵敏度传感矩阵模型, 实现了双参数同步检测, 但其准确度和稳定性受到环境噪声干扰以及矩阵计算复杂度的影响, 在实际应用中需要结合优化算法或改进传感模型来提高补偿能力. Sun 等^[15] 使用优化径向基函数神经网络算法 (radial basis function, RBF) 对光纤位移传感器进行温度补偿, 其测量的相对误差降低了 9.23%, 但在融合过程中, 存在算法计算复杂度高、直接剔除异常数据影响融合结果准确性等问题.

针对上述问题, 本文通过对传感器采集的数据进行预处理, 并在传统 PSO-BP 神经网络算法模

* 国家自然科学基金 (批准号: 61307061) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: geyixian820925@163.com

型的基础上, 采用了自适应调整惯性权重和学习因子的优化方法, 将组合预测模型应用于单模光纤-空芯光纤-单模光纤 (SMF-HCF-SMF) 结构的光纤法珀应变传感器监测数据预测中, 从而有效地提升温度补偿效果, 提高传感器的测量准确性和稳定性.

2 光纤法珀应变传感器的设计

2.1 传感器的原理分析

光纤法珀应变传感器的结构如图 1 所示. 在两段 SMF (长飞公司, $8.2 \mu\text{m}/125 \mu\text{m}$) 间熔接一段 HCF (长飞公司, $75 \mu\text{m}/125 \mu\text{m}$), 设置空芯光纤长度为 $100 \mu\text{m}$. 为防止熔接区塌陷, 优化设置放电参数: 清洁放电时间 150 ms , 放电功率标准, 主放电时间 2200 ms . 当入射光进入传感腔后, 分别在 M_1 (SMF-HCF), M_2 (HCF-SMF) 两个界面发生反射, 形成干涉效应^[16].

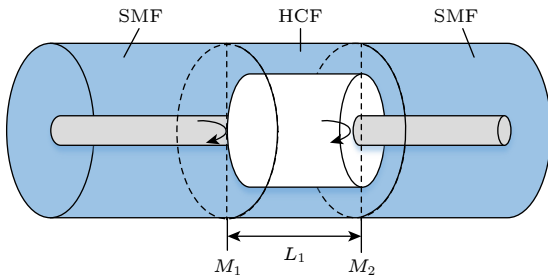


图 1 传感器结构示意图
Fig. 1. Structural diagram of sensor.

由于 M_1 , M_2 分界面反射率较低, 此时反射场 E_r 和归一化反射谱 $R(\lambda)$ 可分别表示为

$$E_r = \sqrt{R_1} E_i + (1 - \gamma)(1 - R_1) \sqrt{R_1} E_i e^{i(\varphi + \pi)}, \quad (1)$$

$$R(\lambda) = |E_r / E_i|^2 = R_1 + (1 - \gamma)^2 (1 - R_1)^2 R_2 - 2\sqrt{R_1 R_2} (1 - \gamma)(1 - R_1) \cos \varphi, \quad (2)$$

式中, γ 表示光波在空气腔内传播时的衍射损耗系数, E_i 为垂直入射条件下的入射光场强度, λ 为入射光波长, φ 为干涉相位差为 $\varphi = 4\pi nL/\lambda$, L 表示法珀腔的长度.

当外界物理量作用于传感器时, 法珀腔的长度 L 和腔内介质折射率 n 均会发生改变, 从而导致反射谱发生漂移. 反射谱的波长漂移量 $\Delta\lambda_m$ 可表示为

$$\Delta\lambda_m = \left(\frac{\Delta n}{n} + \frac{\Delta L}{L} \right) \lambda_m. \quad (3)$$

采用燕尾式位移平台搭建应变实验, 使传感器

获得均匀分布的轴向应变作用力. 其中, 光纤法珀传感器的应变可表示为

$$\varepsilon = \frac{L' - L}{L} = \frac{\Delta L}{L} = \frac{\Delta S}{S}, \quad (4)$$

式中, S 表示位移平台间距离, ΔS 为螺旋测微仪的轴向位移量, L' 为法珀腔有效长度.

根据 (3) 式和 (4) 式可知, 当向传感器施加应变时, 腔长 L 发生变化. 因此, 在应变区间内, 通过检测反射光谱中某一波谷的漂移量, 即可得到该传感器的应变灵敏度.

在光纤法珀应变传感器中, 外界温度变化时, 空芯光纤的长度和有效折射率会因为热膨胀效应和热光效应而发生变化, 进而使得相位差发生变化. 由 (3) 式可知, 长度和有效折射率会使反射谱的波长漂移量发生改变^[17]. 光纤自身长度及有效折射率随外界环境温度变化的变化量可以用下面的式子表示:

$$\Delta L = \alpha L \Delta T, \quad (5)$$

$$\Delta n = \beta n \Delta T, \quad (6)$$

其中, α 为光纤的热膨胀系数, β 为热光系数, ΔT 为外界环境温度, 代入 (3) 式可得

$$\Delta\lambda_m = \lambda_m (\alpha + \beta) \Delta T. \quad (7)$$

通过 Matlab 对传感器不同温度下的反射光谱进行了仿真, 如图 2 所示. 当环境温度升高时, 反射光谱波谷位置发生了波长漂移, 且漂移方向随着温度升高整体向长波方向移动, 呈现红移现象. 因此, 需要合适的温度补偿算法有效地消除由温度引起的波谷漂移值变化, 使得光纤法珀应变传感器能够在不同的温度条件下保持较高的准确性和稳定性.

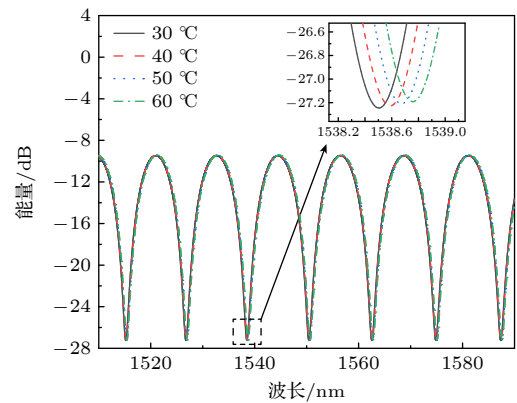


图 2 传感器温度仿真反射光谱漂移图
Fig. 2. Temperature-induced drift in simulated reflectance spectra of sensors.

2.2 传感器应变测试

将燕尾式位移平台固定在高度相同且位于同一水平面的光学平台上, 位移平台间距离为 30 cm. 将传感器通过夹具固定在燕尾式位移平台的两端, 以确保在施加应变时传感腔不发生相对位移. 螺旋测微仪一圈共 50 个小格, 旋转 1 格即移动 0.01 mm, 通过螺旋旋钮对法珀腔施加不同的轴向应变, 根据 (4) 式可得, 每转动 6 小格, 产生约 200 $\mu\epsilon$ 的应变. 在 0—1000 $\mu\epsilon$ 应变范围内, 以 200 $\mu\epsilon$ 为增量步长进行光谱采集, 每次应变调节后保持 2—3 min 的稳定时间, 以确保获得可靠的光谱数据.

随着应变从 0 $\mu\epsilon$ 增加到 1000 $\mu\epsilon$, 光谱红移, 结果如图 3 所示. 根据实验结果可得应变灵敏度为 1.29 pm/ $\mu\epsilon$, 拟合系数为 $R^2 = 0.996$, 证明反射光谱漂移量与应变间存在良好的线性响应.

2.3 温度漂移实验

为了研究光纤法珀应变传感器在温度变化时的敏感性, 搭建温度测试实验装置, 如图 4 所示.

将光纤固定于应变平台, 确保其夹持牢固且光纤能够承受应变拉伸, 两位移平台间的距离为 30 cm. 将其放入温度箱中, 确保光纤与温度箱内部环境之间的热接触良好. 为避免频繁开启恒温箱导致的温度波动, 在恒温箱壁上预留了一个小型密封通道, 通过该通道控制微位移平台旋钮. 通过螺旋旋钮对法珀腔施加不同的轴向应变, 根据 (4) 式可得, 每转动 3 小格, 产生约 100 $\mu\epsilon$ 的应变. 在实验中, 将温控箱从 30 $^{\circ}\text{C}$ 以 5 $^{\circ}\text{C}$ 为增量升至 65 $^{\circ}\text{C}$, 并在每个温度点保持一定时间以确保温度稳定. 随后, 通过应变台在 0—900 $\mu\epsilon$ 范围内以约 100 $\mu\epsilon$ 为步长施加轴向应变, 使用光谱仪同步采集光纤传感器的光谱响应数据. 完成实验后, 针对不同温度和应变组合下的光谱数据, 计算光谱的波长漂移, 并分析其与温度及应变的关系, 为进一步建立模型和参数提取提供实验依据.

根据实验测试数据, 得到不同温度下应变与波谷漂移值之间的关系曲线, 如图 5 所示. 外界环境温度改变时, 光纤的包层与纤芯的收缩程度不同,

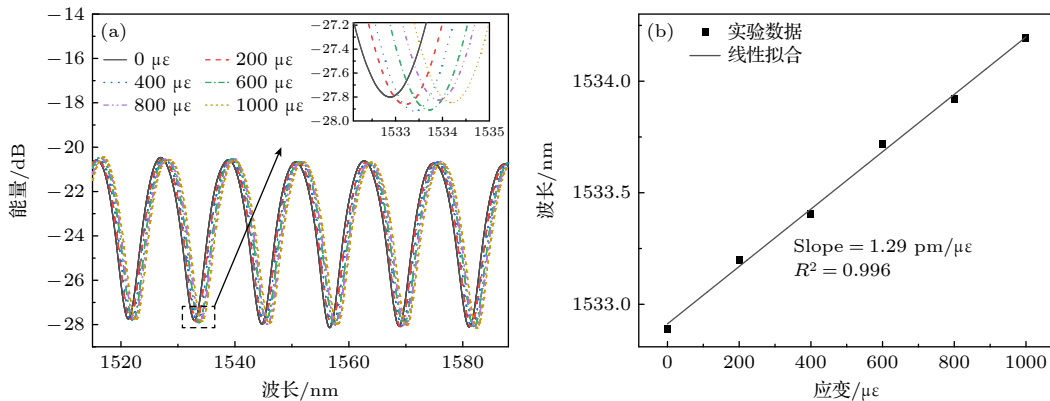


图 3 传感器应变测试 (a) 反射光谱漂移图; (b) 线性拟合图

Fig. 3. Sensor strain test: (a) Reflection spectrum drift map; (b) linear fitting map.

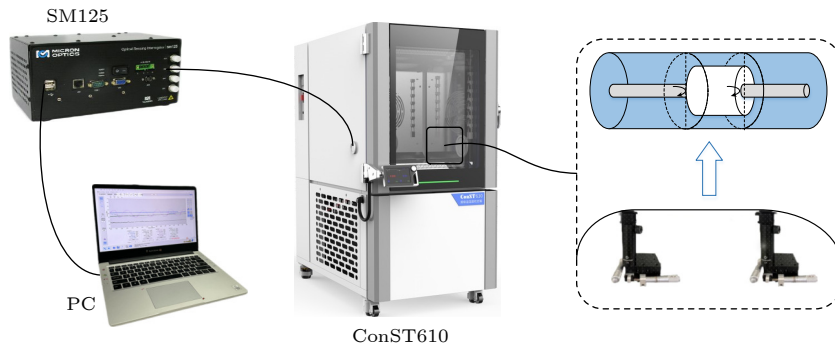


图 4 温度漂移实验装置图

Fig. 4. Temperature drift experiment device diagram.

从而导致光纤发生形变, 并增加光在光纤中的传输损耗. 由图 5 可见, 当环境温度发生变化时, 光纤应变传感器会出现温度漂移, 这种现象会显著地增加光纤应变传感器在不同温度条件下的测量误差, 因此, 需要对其进行温度补偿.

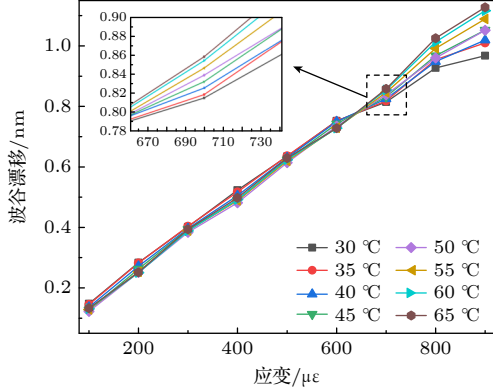


图 5 温度标定实验下不同温度光纤应变传感器的波谷漂移波长特性曲线
Fig. 5. Wavelength drift characteristics curve of fiber optic strain sensors at different temperatures under temperature calibration experiment.

3 优化 PSO-BP 的小样本数据温度补偿

3.1 数据预处理

光纤法珀应变传感器实际测量时, 由于湿度等外界因素以及传感器自身测量的影响, 采集数据可能会受到噪声干扰, 从而导致测量结果出现粗大误差, 影响测量结果的可靠性 [18]. 本文引入卡尔曼滤波算法对原始光谱数据进行处理. 卡尔曼滤波是一种递归最优估计算法, 能够在已知系统状态转移模型及噪声统计特性的前提下, 动态估计系统状态, 并显著抑制随机测量噪声. 滤波器的核心预测与更新公式如下.

1) 预测步骤:

$$\hat{X}_{k|k-1} = F\hat{X}_{k-1|k-1}, \quad (8)$$

$$P_{k|k-1} = FP_{k-1|k-1}F^T + Q. \quad (9)$$

2) 更新步骤:

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}H^T}{HP_{k|k-1}H^T + R}, \quad (10)$$

$$P_{k|k} = (I - K_kH)P_{k|k-1}, \quad (11)$$

其中 $\hat{X}_{k|k-1}$ 为第 k 次测量的最优估计值; $P_{k|k}$ 为

误差协方差矩阵; K_k 为卡尔曼增益; Q 和 R 分别表示过程噪声和观测噪声的协方差. 本文采用模型 $F = H = 1$, 并设定初始状态估计 $\hat{X}_0 = 0$ 、初始协方差 $P_0 = 1$, 过程噪声方差 $Q = 10^{-3}$, 测量噪声方差 $R = 0.1$.

为定量评估滤波效果, 引入信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 作为性能指标, 定义如下:

$$\text{SNR} = \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}}, \quad (12)$$

$$\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right), \quad (13)$$

其中, P_{signal} 表示信号功率 (滤波后数据的均方值), P_{noise} 表示噪声功率 (原始数据与滤波后数据之间的差异均方值).

不同应变条件下滤波前后的 SNR 柱状图比较如图 6 所示. 从图 6 中可观察到, 滤波后 SNR 显著提高, 表明卡尔曼滤波在抑制随机噪声、提升信号质量方面具有显著效果, 结果表明, 卡尔曼滤波算法能够有效地提升多温度应变数据采集过程中的信号质量, 为后续的应变预测建模与数据融合提供了更稳定的输入特征.

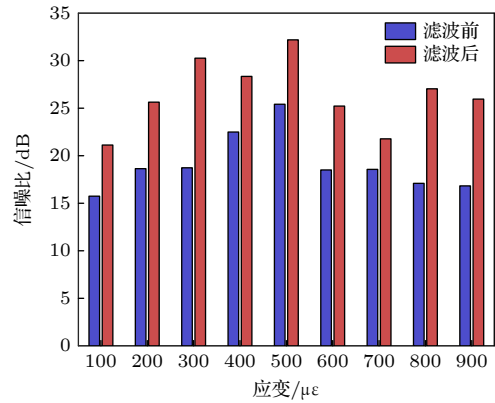


图 6 卡尔曼滤波前后信噪比对比
Fig. 6. Comparison of SNR before and after Kalman filtering.

3.2 优化 PSO-BP 神经网络算法设计

为进一步减小传感器的测量误差并实现温度补偿, 本文引入优化 PSO-BP 神经网络构建温度-应变补偿模型. 将滤波后的数据输入优化 PSO-BP 模型中, PSO 通过粒子群在搜索空间中的迭代更新来寻找最优权重参数. 粒子的状态由位置向量 P 和速度向量 V 表示. 每个粒子根据其历史最佳位置和群体历史最佳位置更新自己的位置和速度 [19].

更新规则如下式所示:

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot [P_{best} - P_i(t)] + c_2 \cdot r_2 \cdot [g_{best} - P_i(t)], \quad (14)$$

$$P_i(t+1) = P_i(t) + V_i(t+1), \quad (15)$$

式中, 粒子 i 在时间 t 的速度和位置分别为 $V_i(t)$ 和 $P_i(t)$, w 为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为取值 $[0, 1]$ 区间内的随机数.

为了提高 PSO 算法的探索能力和收敛速度, 采用了自适应调整惯性权重的优化策略. 具体来说, 在算法迭代过程中, 若连续几代的最优适应度变化较小, 表明粒子群可能陷入局部最优解, 此时增加惯性权重以增强粒子的探索能力. 同时, PSO 的学习因子决定了粒子如何平衡个体经验和群体经验的影响, 本研究采用了基于粒子性能的自适应学习因子调整策略进一步提高优化效果, 随着迭代次数的增加, 学习因子逐步减小, 以便粒子能够在全局搜索和局部搜索之间实现平衡. 通过设定粒子的速度, 以确定其搜索方向^[20,21], 并通过 BP 网络的误差函数计算适应度值, 每个粒子的位置向量对应表示 BP 网络的权值和阈值, 通过 PSO 寻优得到最优权值和阈值更新 BP 神经网络, 逐步收敛至全局最优解^[22,23], 以实现温度补偿. 图 7 为优化后神经网络整体运行流程图.

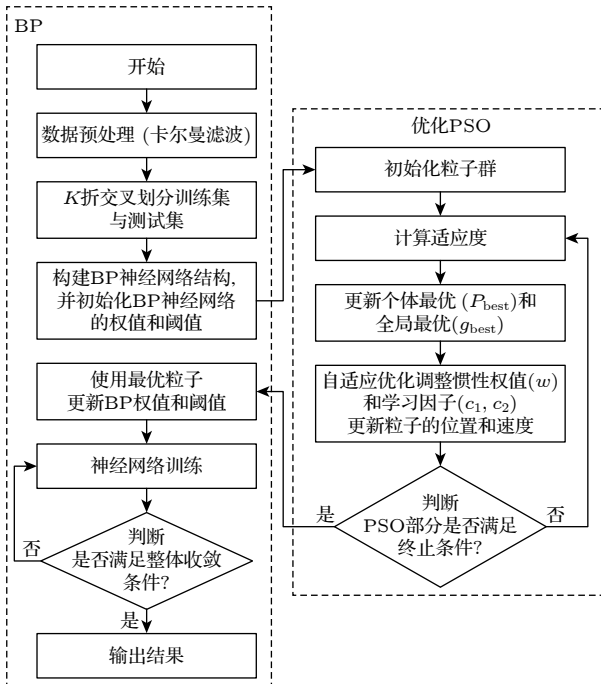


图 7 优化 PSO-BP 神经网络流程图

Fig. 7. Flowchart of the optimized PSO-BP neural network.

基于经卡尔曼滤波优化后应变校准点与温度校准点下的波谷漂移的样本数据, 对样本数据进行归一化处理, 建立优化 PSO-BP 神经网络模型, 使用 Matlab 融合样本数据. 图 8 为优化 PSO-BP 温度补偿系统结构图.

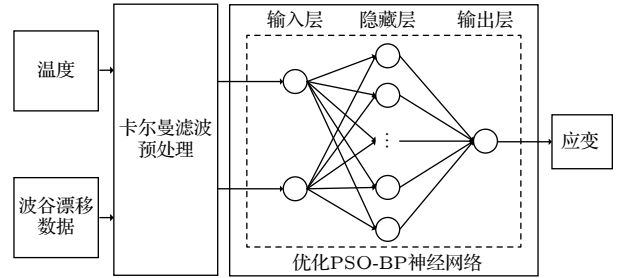


图 8 优化 PSO-BP 神经网络结构图

Fig. 8. Structural diagram of the optimized PSO-BP neural network.

PSO-BP 网络隐藏层节点数通常由经验公式 $r = \sqrt{z + v} + c$ 确定, 式中 r 为隐藏层节点数, v 为输入层节点数, c 为输出层节点数, z 为 1—10 间的常数. 通过对比不同隐藏层节点数对模型性能的影响, 发现当隐藏层节点数为 10 时, 模型性能达到最优. 从表 1 可知, 不同隐藏层节点数对应的平均绝对百分比误差 (MAPE) 存在差异, 计算公式如 (16) 式所示, 当节点数设定为 10 时, MAPE 数值降至最低, 表明此时模型具有最佳的预测和泛化能力.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right| \times 100\%, \quad (16)$$

式中, n 为样本量, x_i 为实测值, \hat{x}_i 为预测值.

表 1 不同隐藏层误差对比

Table 1. Comparison of errors for different hidden layers.

隐藏层节点个数	3	4	5	6	7	8	9	10	11
MAPE/%	1.96	2.16	1.93	1.47	2.08	1.60	1.96	1.21	1.92

本文采用 7 折交叉验证, 将数据集划分为训练集和测试集的不同组合进行多次模型训练和测试, 这能够提高模型的泛化能力并在一定程度上减少模型的过拟合, 以获得更准确的预测结果. 由图 8 和表 1 分析可得, 算法设置 2 个输入层节点, 10 个隐藏层节点, 1 个输出层节点. 算法参数设置如下: 最大迭代次数设置为 1200 次, 指定训练函数为

trainscg, 种群规模为 60, 采用非线性递减的惯性权重策略, 学习因子采用动态调整机制, 认知学习因子从 2.5 递减至 0.5, 社会学习因子从 0.5 递增至 2.5. 将上述 PSO 算法优化的权值和阈值作为 BP 神经网络的初始参数进行网络训练, 然后对训练结果进行测试, 预测结果如图 9(a) 所示, 预测值 (红线) 与实际值 (黑线) 高度吻合, 表明模型具有较高的预测能力. 为客观评估模型性能, 计算每个样本点的相对误差, 所得结果如图 9(b) 所示. 实验结果表明, 优化 PSO-BP 模型在各样本点的预测误差均小于传统 BP 模型, 验证了所提方法的可行性与优越性.

温度补偿的核心目标是消除或减少温度波动对测量结果的干扰. 若模型有效实现了温度补偿, 那么它应该能够在任何温度条件下, 根据给定的温度和光谱漂移值, 准确预测出应变值. 为验证所提出的优化 PSO-BP 神经网络模型在温度补偿方面的有效性, 本研究对模型在不同温度条件下的应变预测值与实际值进行了详细分析. 决定系数是衡量

回归模型拟合优度的统计量, 如 (17) 式所示, 式中 \bar{x} 为样本平均值. R^2 值越接近 1, 表明模型的预测能力越强. 如图 10(a) 所示, 在温度补偿前系统对温度变化敏感, 难以在不同温度环境下保持一致. 此外, 各温度点的散点分布与拟合曲线之间存在一定偏差, 反映出未补偿模型在实际应用中可能产生较大的测量误差. 如图 10(b) 所示, 实施温度补偿后, 应变预测性能得到了全面提升, 各温度的决定系数普遍提高, 分布范围缩小至 0.995—0.998 之间, 表明补偿模型的整体拟合精度显著提高, 不同温度下的预测曲线趋于一致, 实现了有效的温度补偿.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}. \quad (17)$$

3.3 不同结构模型对比分析

为了更全面、客观地比较 BP、PSO-BP、随机森林 (RF)、遗传算法优化 BP 神经网络 (GA-BP)、

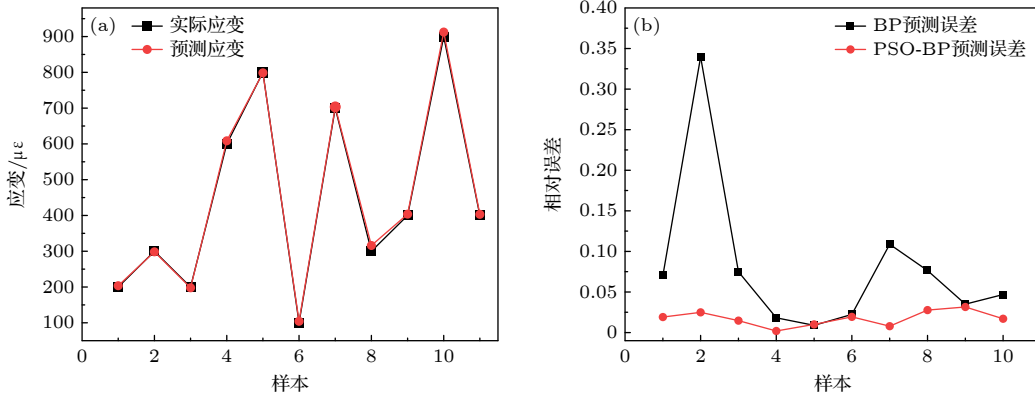


图 9 训练结果 (a) 预测输出; (b) 相对误差
Fig. 9. Training results: (a) Predicted output; (b) relative error.

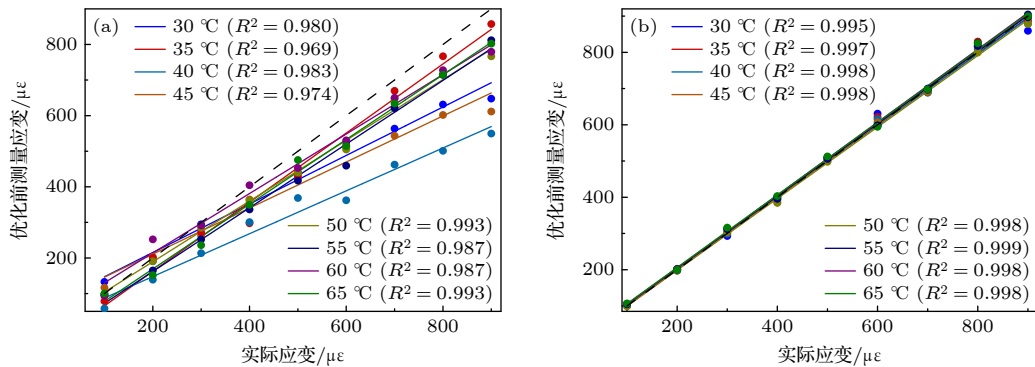


图 10 不同温度下应变预测值与实际值对比图 (a) 优化前; (b) 优化后

Fig. 10. Comparison of predicted and actual strain values at different temperatures: (a) Before optimization; (b) after optimization.

优化 PSO-BP 五种模型在光纤法珀应变传感器温度补偿中的综合性能, 本文通过 MAPE 和均方根误差 (RMSE) 两项评价指标评估. RMSE 计算式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}. \quad (18)$$

图 11 和表 2 展示了不同神经网络方法在预测任务中的性能对比, 从结果可以观察到, 优化 PSO-BP 神经网络在两项指标上均表现最优, MAPE 约为 1.2%, RMSE 约为 5.8, 显著优于其他方法. 优化 PSO-BP 与不同结构模型的性能进行对比结果表明: 相对于 BP, PSO-BP, RF 和 GA-BP 模型, 优化 PSO-BP 模型的 MAPE 分别改进了 57.14%, 45.45%, 73.91%, 53.85%, RMSE 分别改进了 68.11%, 52.42%, 72.94%, 63.13%, 验证了优化 PSO-BP 算法在应变预测上的优越性.

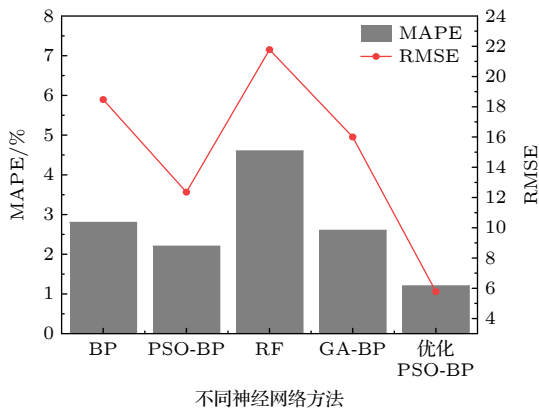


图 11 不同神经网络模型对比

Fig. 11. Comparison of different neural network models.

表 2 不同神经网络模型对比

Table 2. Comparison of different neural network models.

性能指标	BP	PSO-BP	RF	GA-BP	优化 PSO-BP
MAPE/%	2.8	2.2	4.6	2.6	1.2
RMSE	18.5	12.4	21.8	16.0	5.9

4 结 论

在充分研究单模-空芯-单模法珀光纤应变传感器的基础上, 针对其应变测试特性, 采集了不同温度和应变条件下的实验数据, 利用卡尔曼滤波对实验数据进行噪声抑制和预处理, 再将处理后的数据输入到优化 PSO-BP 神经网络中进行训练, 建立了温度补偿模型, 实现高精度的温度补偿. 相比传

统方法, 优化 PSO-BP 模型采用自适应调整惯性权重和学习因子动态优化调整机制, 提高了算法的全局搜索能力和局部收敛精度, 展现出优异的全局优化能力, 能够在不同温度和应变条件下有效补偿传感器的温度误差, 具有更高的稳定性和更强的适应性. 因此, 所提出的温度补偿方法不仅为光纤法珀应变传感器的精确测量提供了一种新的思路, 也为相关领域的传感器温度补偿研究提供了有价值的参考. 未来的研究可以进一步探索该方法在其他类型传感器中的应用潜力, 推动智能传感技术的进一步发展.

参考文献

- [1] Feng D Q, Luo X D, Fan W, Zhu B H, Qiao X G 2021 *Acta Opt. Sin.* **41** 2106004 (in Chinese) [冯德全, 罗小东, 樊伟, 朱宝辉, 乔学光 2021 *光学学报* **41** 2106004]
- [2] Tian C, Chen H B, Hu K, Zhang J Y, Wang W 2022 *J. Optoelectron. Laser* **33** 865 (in Chinese) [田晨, 陈海滨, 胡轶, 张军英, 王伟 2022 *光电子·激光* **33** 865]
- [3] Xiao Y, Cheng J 2024 *Sensors* **24** 7805
- [4] Bian Q, Podhrazsky A, Bauer C, Stadler A, Buchfellner F, Kuttler R, Jakobi M, Volk W, Koch A W, Roths J 2022 *Opt. Express* **30** 33449
- [5] Rui F, Ge Y X, Su R, Ni H B 2024 *Acta Opt. Sin.* **44** 1606004 (in Chinese) [芮菲, 葛益刚, 苏蕊, 倪海彬 2024 *光学学报* **44** 1606004]
- [6] Chen M, Chang J H, Xu Y, Jin A B, Hu Z Y 2023 *Acta Opt. Sin.* **43** 2306001 (in Chinese) [陈鸣, 常建华, 徐遥, 金澳博, 胡子怡 2023 *光学学报* **43** 2306001]
- [7] Sun J C, Wang T T, Dai Y, Chang J H, Ke W 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 064202 (in Chinese) [孙家程, 王婷婷, 戴洋, 常建华, 柯炜 2021 *物理学报* **70** 064202]
- [8] Wang Y L, Tu Y, Tu S D, Yu X H, Guo Y N, Ren L J, Chen S J 2023 *Instrum. Tech. Sens.* **43** 26 (in Chinese) [王雅莉, 徒芸, 涂善东, 于新海, 郭永宁, 任利杰, 陈时健 2023 *仪表技术与传感器* **43** 26]
- [9] Ding X, Chen N, Jin T, Zhang X D, Zhang R F 2023 *Opt. Laser Technol.* **162** 109302
- [10] Zhao Y, Cai L, Li X G, Li R Q 2017 *Acta Phys. Sin.* **66** 070601 (in Chinese) [赵勇, 蔡露, 李雪刚, 吕日清 2017 *物理学报* **66** 070601]
- [11] Wu Q, Zhang Z Y, Guo X C, Shi W H 2018 *Acta Phys. Sin.* **67** 184212 (in Chinese) [吴倩, 张诸宇, 郭晓晨, 施伟华 2018 *物理学报* **67** 184212]
- [12] Cao Y, Xu W Y, Lin B, Zhu Y, Meng F C, Zhao X T, Ding J M, Lou S Q, Wang X, He J W, Sheng X Z, Liang S 2022 *Appl. Opt.* **61** 8212
- [13] Yang J Y, Liang L, Tang H M, Xie G M, Xu G 2020 *J. Optoelectron. Laser* **31** 351 (in Chinese) [杨建宇, 梁磊, 唐浩冕, 谢官模, 徐刚 2020 *光电子·激光* **31** 351]
- [14] Li Y Z, Jin D Y, Huang W X, Hu J L, Jing D T 2022 *Piezoelectr. Acoustoopt.* **44** 873 (in Chinese) [李勇志, 金东洋, 黄文雪, 胡久龄, 景殿涛 2022 *压电与声光* **44** 873]
- [15] Sun C, Guo N Y, Ye L, Miao L X, Cao M, Ding J J, Yan M D 2022 *Piezoelectr. Acoustoopt.* **44** 85 (in Chinese) [孙超, 郭乃宇, 叶力, 苗隆鑫, 曹勉, 丁建军, 严明蝶 2022 *压电与声光* **44** 85]

- [16] Sun M M 2023 *M. S. Thesis* (Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology) (in Chinese) [孙萌萌 2023 硕士学位论文 (南京: 南京信息工程大学)]
- [17] Zhang J W 2023 *M. S. Thesis* (Harbin: Heilongjiang University) (in Chinese) [张金文 2023 硕士学位论文 (哈尔滨: 黑龙江大学)]
- [18] Yu W, Qu H, Zhang Y 2023 *Sensors* **23** 7823
- [19] Li Y J, Li Y H, Li F, Zhao B, Li Q Q 2015 *Math. Probl. Eng.* **2015** 854945
- [20] Wei L X, Zhang Y, Ji L I, Ye L, Zhu X C, Fu J 2022 *Energies* **15** 5880
- [21] Zhou Z W, Gong H Y, You J, Liu S B, He J L 2021 *Mater. Today Commun.* **28** 102507
- [22] Zhou Y 2024 *Geomatics & Spatial Information Technology* **47** 217 (in Chinese) [周勇 2024 测绘与空间地理信息 **47** 217]
- [23] Li X, Ke S C, Li Y, Jin W, Fu X H, Fu G W, Bi W H 2024 *Opt. Laser Technol.* **176** 110973

Temperature-compensated hollow-core fiber Fabry-Perot strain sensor based on optimized particle swarm optimization-back propagation algorithm*

SU Rui¹⁾ GE Yixian^{1)2)†} LIN Yongjie¹⁾

1) (*College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China*)

2) (*Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAET), Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China*)

(Received 22 April 2025; revised manuscript received 3 June 2025)

Abstract

Ambient temperature fluctuations often induce measurement errors in fiber-optic Fabry-Perot strain sensors. To effectively compensate for the influence of temperature on measurement accuracy, this study proposes an optimized particle swarm optimization-back propagation (PSO-BP) neural network algorithm. The combined predictive model is applied to the monitoring data of a Fabry-Perot strain sensor based on a single-mode fiber-hollow-core fiber-single-mode fiber (SMF-HCF-SMF) structure. By preprocessing the data collected from the sensor, the temperature values and spectral valley shift data obtained from the fiber-optic Fabry-Perot strain sensor are directly used as input features to establish a temperature-compensated neural network model. Based on the traditional PSO-BP neural network algorithm, an optimization strategy incorporating adaptive adjustment of inertia weights and learning factors is employed to enhance global search capability and local convergence accuracy, thereby enabling effective compensation for temperature-induced effects.

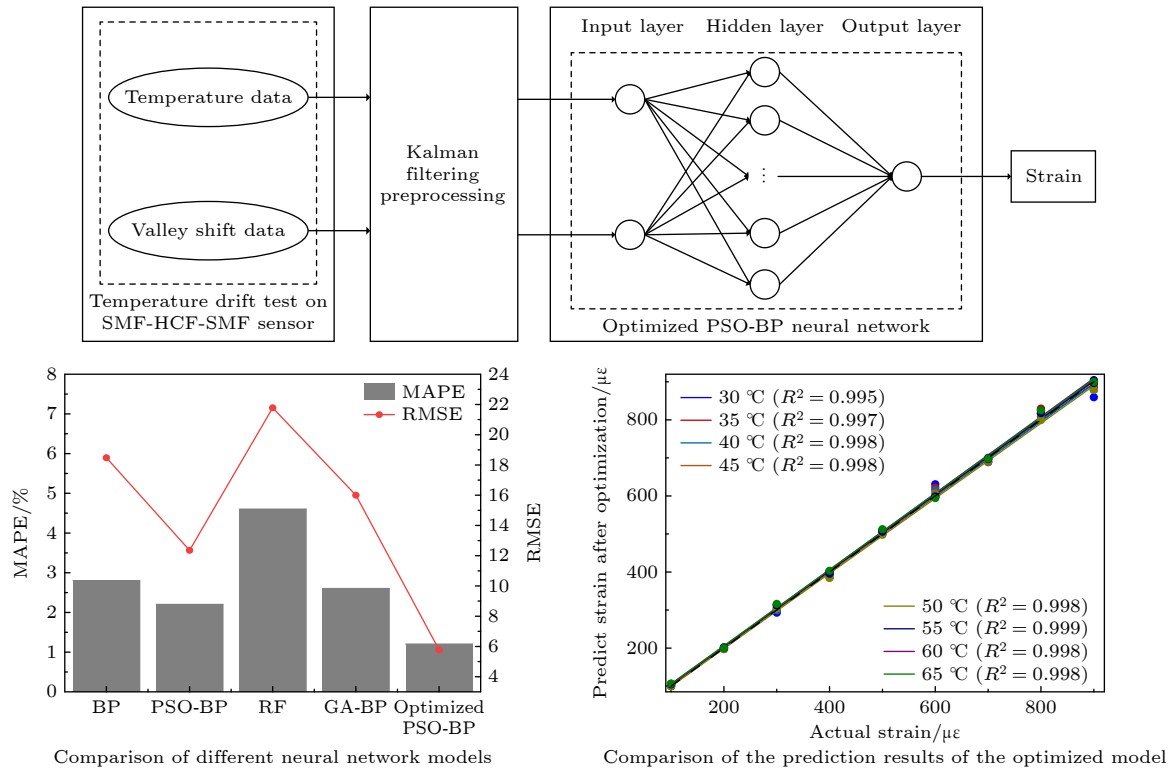
Experimental results demonstrate that in the entire temperature measurement range of the sensor, the optimized PSO-BP neural network achieves a mean absolute percentage error (MAPE) of about 1.2% and a root mean square error (RMSE) of about 5.9, significantly outperforming other methods. Comparative analysis with different model architectures reveals that compared with the BP, PSO-BP, RF, and GA-BP models, the optimized PSO-BP model improves MAPE by 57.14%, 45.45%, 73.91%, and 53.85%, respectively, while reducing RMSE by 68.11%, 52.42%, 72.94%, and 63.13%. Moreover, the coefficient of determination (R^2) consistently exceeds 0.995 under various temperature conditions, indicating that the model effectively compensates for temperature-induced errors in the sensor under different thermal and strain conditions, and has excellent stability and adaptability.

Therefore, the temperature compensation method proposed in this study not only offers a novel approach for improving the measurement accuracy of fiber-optic Fabry-Perot strain sensors, but also provides a valuable

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61307061).

† Corresponding author. E-mail: geyixian820925@163.com

reference for studying the temperature compensation in related sensor technologies. Future research may further explore the applicability of this method to other types of sensors, thereby promoting the sustaining development of intelligent sensing technologies.



Keywords: optical fiber sensor, optimized particle swarm optimization-back propagation neural network, temperature compensation, Fabry-Perot interference

PACS: 07.07.Df, 42.81.Pa, 42.25.Hz, 07.05.Mh

DOI: 10.7498/aps.74.20250524

CSTR: 32037.14.aps.74.20250524

基于优化粒子群-反向传播的温度补偿型空芯光纤法珀应变传感器

苏蕊 葛益娴 林永杰

Temperature-compensated hollow-core fiber Fabry-Perot strain sensor based on optimized particle swarm optimization-back propagation algorithm

SU Rui GE Yixian LIN Yongjie

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 160702 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250524

CSTR: 32037.14.aps.74.20250524

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250524>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

具有温度自补偿的保偏光纤布拉格光栅多参量传感器的设计与制备

Temperature-independent multi-parameter sensor based on polarization maintaining fiber Bragg grating

物理学报. 2023, 72(14): 144206 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20230478>

基于无芯光纤的多参数测量传感器

Multi-parameter measurement sensor based on no-core fiber

物理学报. 2021, 70(6): 064202 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201474>

温度弱敏感光纤高温压力传感器

Optical fiber high-temperature pressure sensor with weak temperature sensitivity

物理学报. 2024, 73(1): 014208 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20231155>

基于 α -MoO₃ 的可调谐法布里-珀罗谐振腔比色生物传感器

α -MoO₃ based tunable Fabry-Pérot cavity colorimetric biosensor

物理学报. 2021, 70(4): 048701 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201548>

一种基于多目标粒子群算法的太赫兹超材料吸收器快速优化方法

An optimization method for terahertz metamaterial absorber based on multi-objective particle swarm optimization

物理学报. 2025, 74(5): 057801 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20241684>

基于BP神经网络模型时钟同步误差补偿算法

Clock synchronization error compensation algorithm based on BP neural network model

物理学报. 2021, 70(11): 114203 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201641>