

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107993

基于粒子群解耦算法的FBG流量温度复合传感研究*

孙世政¹, 向洋¹, 党晓圆², 张辉¹, 何盛港¹

(1. 重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074; 2. 重庆移通学院智能工程学院 重庆 401520)

摘要:针对光纤布拉格光栅流量温度复合传感解耦困难的问题,提出了一种基于粒子群解耦算法的光纤布拉格光栅流量温度复合传感器。首先,结合光纤布拉格光栅传感理论和流量温度复合传感理论,研究了基于光纤布拉格光栅的流量温度复合传感机理。然后,设计了悬臂梁为空心圆柱的一体靶式结构的光纤布拉格光栅流量温度复合传感器,搭建了流量温度实验系统平台,进行了温度和流量复合传感实验。最后,提出了一种基于粒子群算法的FBG流量温度复合传感解耦方法,并运用所设计的粒子群算法对实验数据进行流量与温度解耦研究。研究表明,解耦后传感器在3~8 m³/h的范围内其流量最大误差为0.014 m³/h,温度最大误差为0.021℃,流量测量误差为0.28%,温度测量误差为1.5%,流量均方误差为1.16×10⁻⁴ m³/h,温度均方误差为1.53×10⁻⁴℃,与神经网络算法进行性能比较后,结果表明所采用的粒子群算法解耦效果良好,有效地提高了传感器的测量精度。

关键词: 粒子群算法; 光纤布拉格光栅; 流量; 温度; 复合测量

中图分类号: TH814 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035

Research on FBG flow and temperature composite sensor based on the PSO decoupling algorithm

Sun Shizheng¹, Xiang Yang¹, Dang Xiaoyuan², Zhang Hui¹, He Shenggang¹

(1. School of mechatronic and vehicle engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. School of intelligent Engineering, Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401520, China)

Abstract: The decoupling in the fiber Bragg grating flow and temperature composite sensing is a difficult problem. To address this issue, a fiber Bragg grating flow and temperature composite sensor based on particle swarm decoupling algorithm is proposed. Firstly, combining the fiber Bragg grating sensing theory and the flow and temperature composite sensing theory, the flow and temperature composite sensing mechanism based on the fiber Bragg grating is studied. Then, a fiber Bragg grating flow and temperature composite sensor that integrate target structure with the cantilever beam of hollow cylinder is designed, a flow and temperature experiment system platform is established. The temperature and flow composite sensing experiments are carried out. Finally, a FBG flow and temperature composite sensor decoupling method based on the particle swarm algorithm is proposed. The proposed particle swarm optimization algorithm is used to decouple the experimental data from the flow and temperature. Research results after decoupling show that the maximum flow error of the sensor in the range of 3~8 m³/h is 0.014 m³/h, the maximum temperature error is 0.021℃, the flow measurement error is 0.28%, the temperature measurement error is 1.5%, the flow mean-square error is 1.16×10⁻⁴ m³/h, and the temperature mean-square error is 1.53×10⁻⁴℃. Compared with the neural network algorithm, results show that the particle swarm optimization algorithm has a good decoupling effectiveness. The measurement accuracy of the sensor could be improved effectively.

Keywords: particle swarm algorithm; fiber Bragg grating; flow; temperature; composite measurement

收稿日期: 2021-05-25 Received Date: 2021-05-25

* 基金项目: 重庆市教委科学技术研究计划重点项目(KJZD-K202002401)、重庆市普通本科高校新型二级学院建设项目(渝教高[2018]22号)、上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室开放基金(202004)、成渝地区双城经济圈建设科技创新项目(KJCK2020032)资助

0 引言

光纤光栅流量计是采用光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating, FBG)为传感元件的新型流量计。与传统流量计相比,光纤光栅流量计响应速度快、本征无源,且对温度和应变都有良好的线性响应^[1-2],可实现多参量测量,这使得光纤光栅流量计成为近几年的研究热点^[3]。刘春桐等^[4]设计了一种光纤光栅复合传感器,实现了对流量、压力和温度的同时测量;Zhao等^[5]设计了一种集成式光纤传感器用于测量温度、压力和流量。以上方法均需要设计特殊结构或者增加FBG的数量,对工艺要求较高,装置易产生蠕变,且由于实际测量时采集到的波长数据是波动的,导致难以有效地实现流量与温度解耦,所以如何解决传感器流量与温度的解耦仍是一关键问题。

从九十年代开始,国内外学者陆续提出了各种光纤光栅解耦方法,如傅里叶变换法^[6]、Gelfand Levitan Marchenko 方程法^[7]、时频信号分析法^[8-9]、层析算法^[10]、演化算法等。目前用于光纤光栅解耦的演化算法有遗传算法^[11]、模拟退火算法^[12]、粒子群算法^[13]等。徐家琪等^[14]针对神经网络解耦算法存在的精度低、运行时间长等缺点,采用天牛须算法对极限学习机算法的参数进行了优化设计,并采用改进算法对多维力进行了解耦实验,通过实验验证其解耦精度更高、收敛时间更短,但该算法对于线性解耦的适应性较差。王玉晶等^[15]采用逆向传播算法(back propagation, BP)训练神经网络对传感器温度进行了补偿,实现了传感器表面压力与温度的解耦,实验证明神经网络在解耦方面表现出较好的解耦性能,但是其解耦精度和解耦效率仍然需要进一步提高。并且神经网络算法容易陷入局部最小值,导致解耦失效。

针对上述问题,因粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)全局寻优能力强,可有效地对系统参数进行优化等优点,本文采用粒子群算法对传感器输入输出系统建模,并对流量与温度进行数据解耦分析,解决流量温度交叉敏感问题。通过搭建实验平台,获取流量与温度复合传感数据,引入粒子群算法对数据进行解耦分析,得到精确的流量与温度信息,提高了传感器的测量精度。

1 光纤布拉格光栅流量温度传感原理

根据耦合模理论^[16],宽带光源发出的光经过栅区时,由于光栅的带阻滤波作用,只有波长满足布拉格条件的光波才会发生反射,FBG的Bragg条件为:

$$\lambda_B = 2n\Lambda \quad (1)$$

式中: λ_B 为FBG的中心波长, n 为纤芯的有效折射率; Λ 为光栅周期。

由于FBG对应变和温度都敏感,因此当FBG仅受轴向应变作用,外界温度不发生改变时,FBG波长的相对改变量为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (1 - P_e)\varepsilon \quad (2)$$

式中: $\Delta\lambda_B$ 为FBG的中心波长变化量; P_e 为光纤的弹光系数; ε 为轴向应变。

当FBG仅受温度作用,外界应变不发生改变时,FBG波长的相对改变量为:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = [\alpha + \xi + (1 - P_e)(\alpha_s - \alpha)]\Delta T \quad (3)$$

式中: ξ 为光纤的热光系数; α 为光纤的热膨胀系数; α_s 为基底材料热膨胀系数。

流量传感器结构如图1所示,靶盘、空心圆柱悬臂梁和法兰盖采用一体加工,减少了可动部件,增加了传感器的稳定性。FBG1贴于靶盘后测量温度,FBG2贴于悬臂梁上测量温度与应变。当流体流经管道,冲击靶盘使得与靶盘相连的悬臂梁产生形变,导致粘贴于悬臂梁上的FBG2受到应变与温度的作用而产生波长漂移,而FBG1仅受温度的作用产生波长漂移。

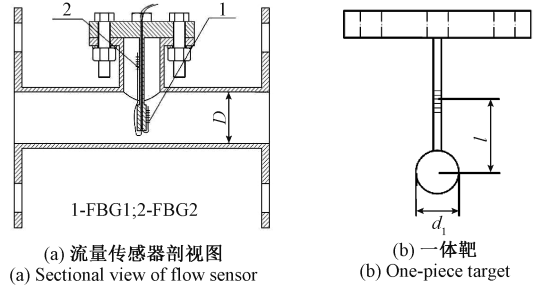


图1 流量传感器结构

Fig.1 Structural of the flow sensor

由流体力学可知流体冲击靶盘,靶盘所受的力为:

$$C_D = \frac{F}{\frac{1}{2}\rho v^2 A} \quad (4)$$

$$A = \frac{1}{4}\pi d_1^2 \quad (5)$$

式中: C_D 为阻力系数; F 为靶盘所受阻力; v 为流体速度; ρ 为流体密度; A 为靶盘面积; d_1 为靶盘直径。

悬臂梁轴向应变 ε 与自由端的关系为:

$$\varepsilon = \frac{32Fl}{E\pi d_2^3(1 - \chi^4)} \quad (6)$$

式中: E 为悬臂梁杨氏模量; l 为FBG粘贴点到悬臂梁自由端的长度, $\chi = d_3/d_2$; d_2 为悬臂梁外圆直径, d_3 为悬臂

梁内圆直径。

由于所选 FBG1 与 FBG2 的材料相同,参数相近,中心波长 $\lambda_{B1} = \lambda_{B2} = \lambda_B$, 故对温度的响应基本相同。FBG1 仅受温度作用,FBG2 受温度与应变同时作用可得:

$$\frac{\Delta\lambda_{B1}}{\lambda_B} = [\alpha + \xi + (1 - P_e)(\alpha_s - \alpha)] \Delta T \quad (7)$$

$$\frac{\Delta\lambda_{B2}}{\lambda_B} = (1 - P_e)\varepsilon + [\alpha + \xi + (1 - P_e)(\alpha_s - \alpha)] \Delta T \quad (8)$$

$$\frac{\Delta\lambda_{B2} - \Delta\lambda_{B1}}{\lambda_B} = (1 - P_e)\varepsilon \quad (9)$$

式中: $\Delta\lambda_{B1}$ 、 $\Delta\lambda_{B2}$ 分别为 FBG1 与 FBG2 的波长漂移量。由式(4) ~ (9)可得:

$$v = \sqrt{\frac{Ed_2^3(\Delta\lambda_{B2} - \Delta\lambda_{B1})(1 - \chi^4)}{4C_D d_1^2 \rho \lambda_B (1 - P_e)}} \quad (10)$$

故流体流量为:

$$Q = Sv = \frac{1}{8}\pi(D^2 - d_1^2) \times$$

$$\sqrt{\frac{Ed_2^3(\Delta\lambda_{B2} - \Delta\lambda_{B1})(1 - \chi^4)}{C_D d_1^2 \rho \lambda_B (1 - P_e)}} \quad (11)$$

式中: S 为管道环隙面积; D 为管道直径。

由式(11)可知,流量与 FBG2 受应变作用产生的波长漂移量呈二次关系。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,需要进行信号解耦和温度补偿。

2 基于 PSO 算法的解耦研究

光纤光栅流量传感器在测量时,其结果会受到环境温度的影响而产生较大误差,其原因是环境温度也会引起光纤光栅中心波长的漂移。当流量计受到流体和温度的双重作用时,传感器无论是受到流体和环境温度的同时作用还是单独作用,均会出现正常的线性变化,但是传感器无法直接分辨流量和温度分别引起的波长漂移量。对此,引入粒子群算法对传感器输入输出系统建模,对流量与温度进行解耦。

PSO 算法^[17]是一种基于群体智能理论的优化算法,在每次群体中的粒子进行迭代搜索时,通过跟踪群体中粒子本身所找到的最优解和群体找到的最优解来动态的调整粒子的位置和速度。PSO 算法的基本思想为:在一个空间维度的搜索空间中,群体中每个个体可以视为搜索粒子,粒子的搜索空间为整个维度空间,粒子的当前位置为对应优化问题中的一个候选解。粒子的速度和位置表达式如下:

$$v_{a,b}(t+1) = wv_{a,b}(t) + C_1 rand_1[p_{best_{a,b}} - x_{a,b}(t)] + C_2 rand_2[g_{best_{a,b}} - x_{a,b}(t)] \quad (12)$$

$$x_{a,b}(t+1) = x_{a,b}(t) + v_{a,b}(t+1) \quad (13)$$

式中: $a = 1, 2, \dots, N$ (N 为种群规模); $b = 1, 2, \dots, D$ (D 为空间维度); t 为当前迭代次数; w 为权重因子, $w \in [0, 1]$; C_1 为自我学习因子, C_2 为社会学习因子, $C_1 \in [0, 2]$, $C_2 \in [0, 2]$; $p_{best_{a,b}}$ 、 $g_{best_{a,b}}$ 分别为个体最优值、全局最优值; $rand_1$ 、 $rand_2$ 为 $0 \sim 1$ 间的随机数。

在每个粒子位置更新过程中,粒子每一维的最大速率限制设为 v_{max} , 粒子每一维的坐标也被限制在允许范围之内。同时,根据迭代计算结果,不断更新每个粒子的历史最优值以及种群全局最优值,最后输出的即为解耦后的流量与温度数据。

由式(12)可知在该算法中,自我学习因子 C_1 和社会学习因子 C_2 是两个重要参数,它们分别影响着算法的局部搜索进程和全局搜索进程,决定了粒子本身经验信息和其他粒子的经验信息对粒子运行轨迹的影响,反映了粒子群之间的信息交流。在整个解耦算法中如果 C_1 的值过大,将会造成粒子过多的在空间的局部范围内移动,导致解耦不准确,而过大的 C_2 的值,则又会使得粒子过早收敛到局部最小值,使得算法进入停滞状态,对准确解耦出温度与流量数据具有很大的影响^[18]。因此,需要合理的设置参数 C_1 和 C_2 。

利用 PSO 算法对流量和温度进行解耦的步骤如下:

- 1) 算法开始,导入波长数据;
- 2) 初始化 PSO 算法,设置粒子数目和最大迭代次数;
- 3) 根据初始化条件和适应度函数计算粒子的适应度值;
- 4) 获取群体中的个体最优值和全局最优值;
- 5) 设置算法的权重因子和学习因子;
- 6) 根据式(12)、(13)更新粒子的速度和位置,形成新的粒子群体;
- 7) 计算所有更新后的粒子的适应度值;
- 8) 依次判断每个粒子的适应度值是否比当前个体最优值和全体最优值更优;若更优,则更新个体最优值和全体最优值;否则进入下一步;
- 9) 判断是否达到最大迭代次数;若满足,则获得全局最优粒子位置,即解耦后的流量与温度数据;否则转入步骤(6)继续进行计算;
- 10) 算法结束。

3 实验研究

3.1 解耦数据获取

实验所用的两个 FBG 其中心波长在 25°C 时,FBG1 为 1552.1 nm ,FBG2 为 1552 nm 。由于 FBG 为玻璃材质,易于折断,因此需要对其进行保护性封装。悬臂梁与

靶盘表面均采用砂纸打磨光滑,避免因为FBG与悬臂梁表面粘贴不均,而产生啾啾现象;将两根FBG用酒精清洗后分别粘贴于靶盘和悬臂梁上,FBG一端用聚氨酯类粘合剂固定,另一端进行预拉紧后再进行固定,最后用改性环氧树脂胶进行封装。

搭建了如图2所示的传感器实验平台验证光纤布拉格光栅复合传感器的实验性能。采用Micron Optics公司生产的型号为Si-255光纤光栅解调仪,其采样频率为1 kHz,解调精度可达1 pm。整个实验系统通过控制模块调节离心泵的转速以此控制水的流量,光纤布拉格光栅复合传感器与管道相连,温度传感器和电磁流量计在其上游作为温度测量标准和流量测量标准。水经由离心泵泵出,依次经过电磁流量计、温度传感器和光纤光栅复合传感器,再返回水箱。

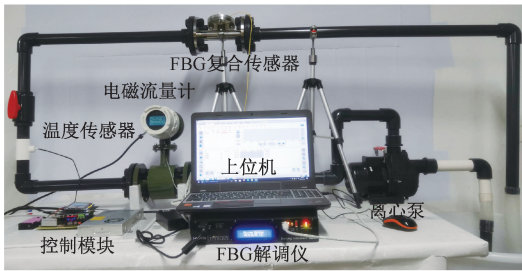


图2 传感器流量实验装置

Fig. 2 Flow experiment device of sensor

由于所用电磁流量计的最佳量程范围为 $3\sim 8\text{ m}^3/\text{h}$,精度为0.5级,所以流量实验范围为 $3\sim 8\text{ m}^3/\text{h}$ 。接通电源和传感光路,通过PWM控制模块调节电机转速,从而控制管道中流量逐步增大,以步长为 $0.3\text{ m}^3/\text{h}$ 在 $3\sim 8\text{ m}^3/\text{h}$ 的流量范围内进行实验,待电磁流量计示值稳定一段时间后,记录一次FBG1和FBG2的中心波长值。部分实验数据如表1所示。

由表1数据对实验结果作图,结果如图3所示。

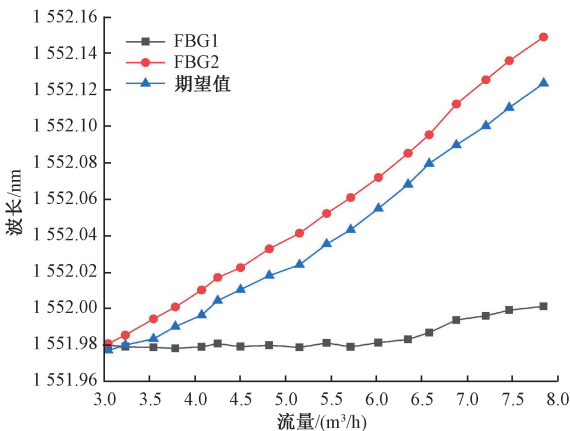


图3 实验结果

Fig. 3 Experimental results

表1 实验数据

Table 1 Experimental data

序号	实际流量 $/(m^3/h)$	实际温 度/ $^{\circ}C$	FBG1 波长 $/nm$	FBG2 波长 $/nm$	检测流量 $/(m^3/h)$	检测温 度/ $^{\circ}C$
1	3.043	18.33	1551.980	1551.981	3.049	18.42
2	3.233	18.42	1551.979	1551.986	3.245	18.37
3	3.543	18.45	1551.979	1551.994	3.550	18.35
4	3.783	18.49	1551.978	1552.001	3.807	18.32
5	4.073	18.48	1551.979	1552.010	4.101	18.37
6	4.251	18.54	1551.981	1552.017	4.276	18.47
7	4.501	18.47	1551.979	1552.023	4.532	18.37
8	4.818	18.53	1551.980	1552.033	4.852	18.42
9	5.152	18.49	1551.979	1552.041	5.197	18.35
10	5.451	18.44	1551.981	1552.052	5.501	18.48
11	5.716	18.51	1551.979	1552.061	5.778	18.37
12	6.021	18.55	1551.981	1552.072	6.087	18.49
13	6.348	18.64	1551.983	1552.085	6.424	18.59
14	6.581	18.93	1551.987	1552.095	6.668	18.80
15	6.881	19.20	1551.994	1552.112	6.969	19.17
16	7.205	19.34	1551.996	1552.125	7.305	19.30
17	7.463	19.55	1551.999	1552.136	7.588	19.47
18	7.843	19.71	1552.001	1552.149	7.963	19.59

由图3可知,在 $3\sim 5\text{ m}^3/\text{h}$ 流量范围内FBG1波长几乎没有变化,流量测量受温度影响较小;但在 $5.5\sim 8\text{ m}^3/\text{h}$ 流量范围内,FBG1波长变化较大,流量测量受温度影响较大,其主要原因是流体流经离心泵时,压力增大,导致流体温度升高。此外,FBG2的波长漂移是温度和流量同时作用引起的,由于流量与温度的耦合影响,造成实验结果与期望值存在较大差异,其耦合误差为17%。

由于测量流量范围为 $3\sim 8\text{ m}^3/\text{h}$,根据雷诺数计算公式可知流体为湍流状态,此时管道中流体的压力变化可以分为4部分,即管道前段的稳压部分,靶盘正面高压部分,靶盘背面负压部分和管道后端渐变部分,流体流经靶盘时,由于靶盘的阻流,致使靶盘正面的压力增大,靶盘后部由于背压的作用,靶盘后产生的负压会反向作用于靶盘,使靶盘产生震荡,且流速越大靶盘的震荡越剧烈,悬臂梁的受力也就越不稳定。同时,由于靶盘的阻碍,流体由管道与靶盘形成的环隙中流过,从而使流体的流速增大。靶盘后的流体流速最小,由边界层理论^[19]可知在流场中流体和障碍物距离越近,流体的速度梯度也越大,从而在此区域中形成边界层,由于边界层内的流体运动为黏性流动^[20],因此流体流速会相应减小,引起测量误差。

3.2 BP神经网络算法解耦实验

BP神经网络算法是当前人工神经网络中使用最为广泛的一种算法,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型都采用BP网络及其变化形式^[21-22]。BP网络主要用于函数逼近、模式识别、分类和数据压缩4个方面,其在FBG波长数据的解耦中可以实现温度和流量的分离,从而达到温度补偿的效果。根据光纤布拉格光栅流量温度复合传感器的内在结构包括其流量和温度敏感度以及解耦要求,采用BP神经网络结构如图4所示。

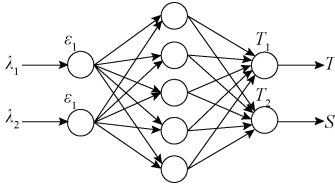


图4 神经网络算法解耦示意图

Fig. 4 Schematic diagram of neural network algorithm decoupling

图4中的网络示意图包括输入层、隐层和输出层3部分,其中输入层包含 λ_1 和 λ_2 , λ_1 为FBG1的中心波长, λ_2 为FBG2的中心波长;输出层包含 T 和 S , T 为输出的温度数据, S 为输出的流量数据。在设计的BP神经网络结构中,内部隐藏神经元为正切S型,输出层神经元的激活函数为外部线性函数;内部隐藏神经元函数输出公式为:

$$Y_i = K \frac{1 - e^{-\mu(\lambda_1 \omega_{1i} + \lambda_2 \omega_{2i} - \theta_i)}}{1 + e^{-\mu(\lambda_1 \omega_{1i} + \lambda_2 \omega_{2i} - \theta_i)}} \quad (14)$$

式中: μ 为学习率; θ 为神经元系数; i 为神经元个数; ω_i 为神经元加权系数,神经元输出层两个输出节点的计算公式可表示为:

$$\begin{aligned} T &= \alpha \left(\sum_i T_{1i} y_i - \theta_i \right) \\ S &= \alpha \left(\sum_i T_{2i} y_i - \theta_i \right) \end{aligned} \quad (15)$$

式中: α 为权重; y_i 为输出层第 i 个神经元的阈值。把实验所采集的不同流速和温度下的实验数据作为BP神经网络解耦算法的输入量数据,经过网络运算后可以得到一对输出值,即温度变化量和应变变量,将网络输出值与实际值相比较,计算均方误差,当均方误差小于0.01时,认定网络收敛,此时网络训练完毕。

如图5所示,BP神经网络算法解耦后流量最大不确定度为0.76%,最小不确定度为0.098%,经计算其流量均方误差为 $1.54 \times 10^{-4} \text{ m}^3/\text{h}$ 。

如图6所示,BP神经网络算法解耦后温度最大误差为0.043℃,最小误差为0.0013℃,温度均方误差为 $5.64 \times 10^{-4} \text{ }^\circ\text{C}$ 。

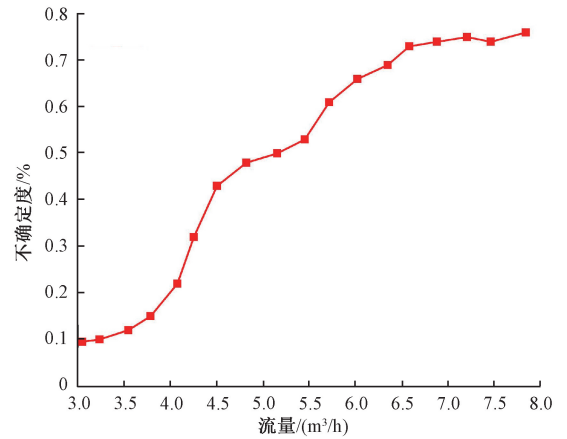


图5 BP神经网络算法解耦流量不确定度

Fig. 5 BP neural network algorithm decoupling flow uncertainty

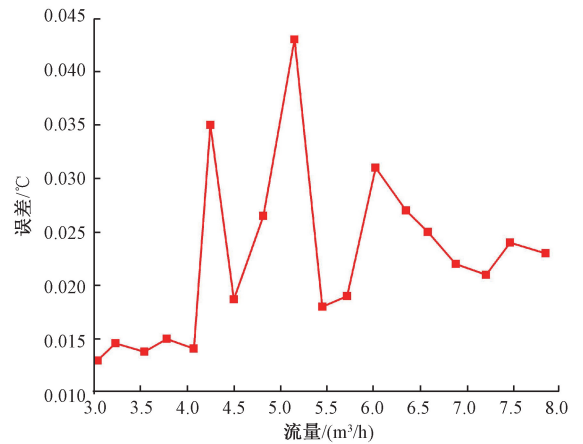


图6 BP神经网络算法解耦温度误差

Fig. 6 BP neural network algorithm decoupling temperature error

3.3 PSO算法解耦实验

PSO算法的参数设置对解耦结果的准确性有很大影响,倘若参数设置不合理,很容易使解耦结果陷入局部最优。因此需对参数进行性能评估,找到PSO的自我学习因子 C_1 和社会学习因子 C_2 之间的最佳组合值。为了找到参数 C_1 和 C_2 的最优组合,采用交叉验证的遍历网格搜索方法^[23-24]筛选最佳组合,最后在不同的 C_1 和 C_2 中选取交叉验证精度最好的组合。

如图7所示,精度随着参数 C_2 的增加而增加。由于 C_1 和 C_2 的值过大可能导致过度学习,因此在这些组合的最高精度结果中,选取参数 C_1 和 C_2 最小的作为最终参数组合。在此前提下,最佳参数如下: C_1 为1.46, C_2 为2。PSO算法参数设置如下: C_1 为1.46, C_2 为2, w_{\max} 为1.2, w_{\min} 为0.9。采用PSO算法对实验所采集的实验数据进行流量与温度解耦,把波长数据作为输入,温度和流量作为输出。把实验所采集的4组数据分为两个部

分,其中 3 组作为训练样本,一组作为测试样本,进行迭代计算,解耦后其流量误差如图 8,9 所示。

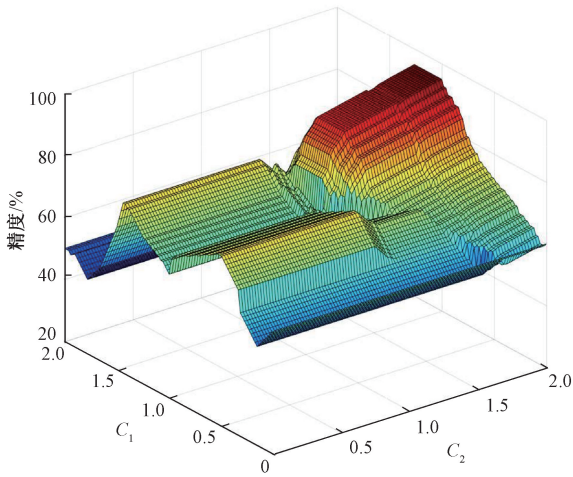


图 7 不同参数组合的准确度

Fig. 7 Accuracy of different parameter combinations

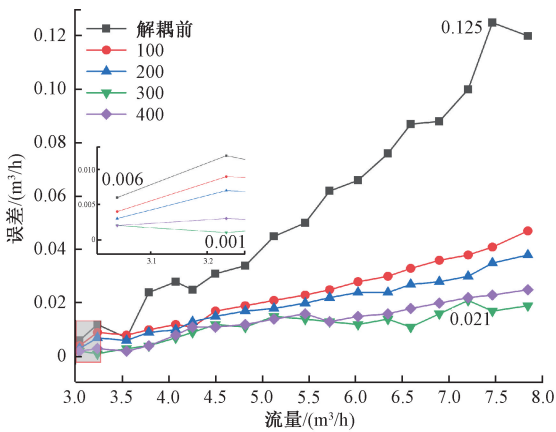


图 8 PSO 解耦流量误差

Fig. 8 PSO decoupling flow error

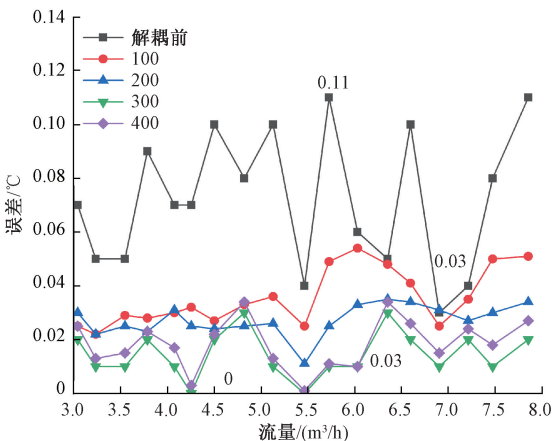


图 9 PSO 解耦温度误差

Fig. 9 PSO decoupling temperature error

由图 8 可知,未解耦时在 3~8 m³/h 的测量范围内,最小误差为 0.006 m³/h,最大误差为 0.125 m³/h,传感器测量误差为 2.5%,均方误差为 4.3×10⁻³ m³/h,且随着流量的增大,误差也在增大。采用 PSO 算法解耦后,流量误差明显降低,当迭代次数达到 300 次以上时,算法已经收敛,且随着迭代次数的增加,算法运行时间也在增加,误差却未有明显降低,在 6~8 m³/h 时误差还有所增大,故迭代次数为 300 次到 400 次之间时解耦效果最好,且相较于解耦前,其误差的增大趋势相对平缓。

由图 9 可知,未解耦时传感器测温的最小误差为 0.03℃,最大误差为 0.11℃,测量误差为 6%,均方误差为 5.8×10⁻³℃,经算法解耦后,误差显著减小,当迭代次数为 300 次和 400 次时,解耦效果良好,故最佳迭代次数应在 300 次到 400 次之间。

故在 300 次到 400 次之间进行迭代次数寻优,以 1 为间隔进行迭代,分别记录每次的最大流量误差与最大温度误差,其结果如图 10 所示。

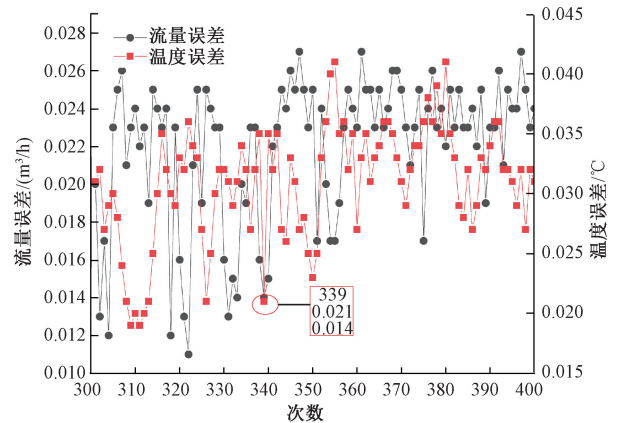


图 10 不同迭代次数下流量温度最大误差

Fig. 10 Maximum error of flow temperature under different iteration times

由图 10 可知,当迭代到 339 次时,其流量最大误差为 0.014 m³/h,温度最大误差为 0.021℃,流量测量误差为 0.28%,温度测量误差为 1.5%,流量均方误差为 1.16×10⁻⁴ m³/h,温度均方误差为 1.53×10⁻⁴℃,其综合解耦性能达到最佳。

3.4 解耦算法效果比较

为验证 PSO 解耦算法的可行性,将其与 BP 神经网络算法进行性能比较。

由图 11 可知,PSO 解耦后流量最大不确定度为 0.52%,最小不确定度为 0.064%,经计算后流量均方误差为 1.16×10⁻⁴ m³/h;神经网络算法解耦后流量最大不确定度为 0.76%,最小不确定度为 0.098%,经计算其流量均方误差为 1.54×10⁻⁴ m³/h。PSO 解耦性能明显优于神经网络算法。

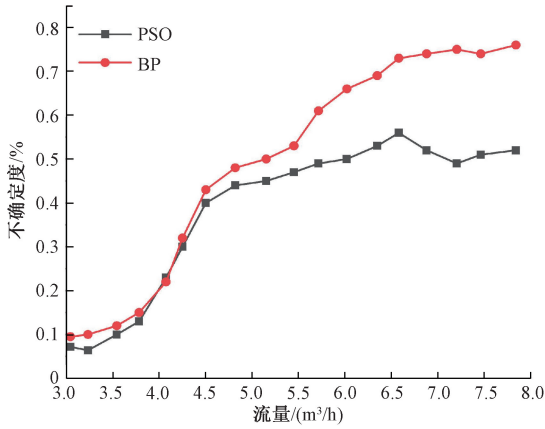


图 11 PSO 与 BP 解耦流量不确定性对比

Fig. 11 PSO and BP decoupling flow uncertainty comparison

如图 12 所示, PSO 解耦后温度最大误差为 0.021°C , 最小误差为 0.004°C , 温度均方误差为 $1.53 \times 10^{-4}^{\circ}\text{C}$; 神经网络算法解耦后温度最大误差为 0.043°C , 最小误差为 0.001°C , 温度均方误差为 $5.64 \times 10^{-4}^{\circ}\text{C}$ 。PSO 解耦性能明显优于神经网络算法, 其原因是神经网络算法陷入了局部最小值, 导致其解耦效果较差。

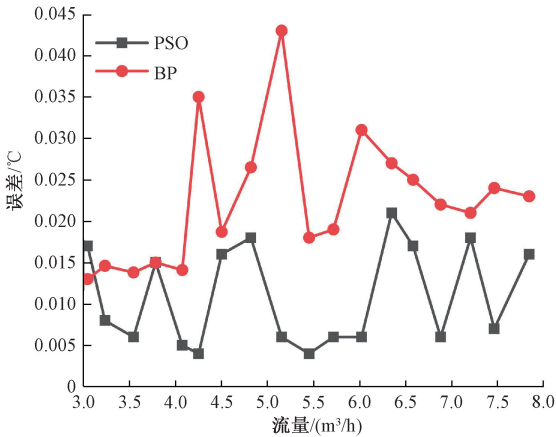


图 12 PSO 与 BP 解耦温度误差对比

Fig. 12 PSO and BP decoupling temperature error comparison

4 结 论

本文针对光纤布拉格光栅流量温度复合传感解耦困难的实际问题, 设计了一种基于粒子群算法的光纤布拉格光栅流量温度复合传感解耦方法。首先, 结合光纤布拉格光栅传感原理和流量测量原理, 设计了一种悬臂梁为空心圆柱的一体靶式结构; 然后, 制作了传感器实物, 并对传感器进行了温度和流量测量实验, 获取了实验数据; 最后, 采用所设计的 PSO 算法对实验数据进行流量

与温度解耦研究。实验结果表明, PSO 解耦算法的最佳迭代次数为 339 次, 解耦后传感器在 $3 \sim 8 \text{ m}^3/\text{h}$ 的范围内流量测量误差为 0.28% , 流量最大不确定度为 0.52% , 最小不确定度为 0.064% , 均方误差为 $1.16 \times 10^{-4} \text{ m}^3/\text{h}$; 解耦后温度测量误差为 1.5% , 均方误差为 $1.53 \times 10^{-4}^{\circ}\text{C}$, 采用神经网络算法解耦后其流量最大不确定度为 0.76% , 最小不确定度为 0.098% , 流量均方误差为 $1.54 \times 10^{-4} \text{ m}^3/\text{h}$, 温度均方误差为 $5.64 \times 10^{-4}^{\circ}\text{C}$, 结果表明所采用的 PSO 算法解耦效果良好, 有效的提高了传感器的测量精度和稳定性。

该光纤布拉格光栅复合传感器可实现对流量和温度的复合测量, 有望于应用在需要大规模组网检测的流量测量系统中, 具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 曲道明, 孙广开, 李红, 等. 变形机翼柔性蒙皮形状光纤传感及重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1):144-151.
QU D M, SUN G K, LI H, et al. Optical fiber sensing and reconstruction method for morphing wing flexible skin shape[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1):144-151.
- [2] 刘凤超, 冯进良, 王洋, 等. 基于桥梁结构的 FBG 传感器温度与应变交叉敏感问题的研究[J]. 光学仪器, 2017, 39(1):26-30.
LIU F CH, FENG J L, WANG Y, et al. Sensitivity to temperature and strain of bridge structure of FBG sensor[J]. Optical Instruments, 2017, 39(1):26-30.
- [3] XUE R F, REN B Y, HUANG J Q, et al. Design and evaluation of FBG-based tension sensor in laparoscope surgical robots[J]. Sensors, 2018, 18(7):2067.
- [4] 刘春桐, 张正义, 李洪才, 等. 基于 FBG 的液压系统中流量/压力/温度同时测量技术[J]. 光子学报, 2016, 45(11):10-16.
LIU CH T, ZHANG ZH Y, LI H C, et al. Flow/pressure/temperature simultaneous measurement technology in hydraulic system based on FBG[J]. Acta Photonica Sinica, 2016, 45(11):10-16.
- [5] ZHAO Q, ZHENG H K, LYU R Q, et al. Novel integrated optical fiber sensor for temperature, pressure and flow measurement[J]. Sensors and Actuators, 2018, 280:68-75.
- [6] 童杏林, 何为, 张翠, 等. 光纤光栅与光纤法珀传感器在航空航天领域的研究与应用进展[J]. 激光杂志,

- 2018, 39(7):1-7.
- TONG X L, HE W, ZHANG C, et al. Research and application progress of fiber Bragg grating and Fabry-Perot sensors in the field of aeronautics and astronautics[J]. *Laser Journal*, 2018, 39(7):1-7.
- [7] 陈勇,杨雪,刘焕淋,等. 指数修正高斯拟合寻峰算法处理 FBG 传感信号[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(5):1526-1531.
- CHEN Y, YANG X, LIU H L, et al. Processing FBGs sensing signals with exponent modified gaussian curve fitting peak detection method [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(5):1526-1531.
- [8] 张昆,赵尚弘,王翔,等. 基于扫频激光器的超宽带线性调频信号产生传输研究[J]. *中国激光*, 2020, 47(6):252-263.
- ZHANG K, ZHAO SH H, WANG X, et al. Generation and transmission of ultra-wideband linear frequency modulation signal using frequency-sweeping lasers [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(6):252-263.
- [9] 邹柏贤,许少武,苗军,等. 光纤安防系统中振动信号的特征提取和识别[J]. *计算机研究与发展*, 2019, 56(9):1859-1871.
- ZOU B X, XU SH W, MIAO J, et al. Feature extraction and recognition of vibration signals in optical fiber security system[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2019, 56(9):1859-1871.
- [10] 姚斌,张建勋,代煜,等. 用于微创外科手术机器人的多维力传感器解耦方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(1):147-153.
- YAO B, ZHANG J X, DAI Y, et al. Research on decoupling method of multi-dimensional force sensor used in minimally invasive surgical robot[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1):147-153.
- [11] LIU H L, WANG C J, CHEN Y. An improved genetical gorithm for increasing the addressing accuracy of encoding fiber Bragg granting sensor network [J]. *Optical Fiber Technology*, 2018, 40:28-35.
- [12] 李志斌,刘畅,黄启韬. 改进优化算法 FBG 传感网复用能力的研究 [J]. *激光与红外*, 2018, 48(2):249-254.
- LI ZH B, LIU CH, HUANG Q T, Study on the multiplexing capacity of FBG sensor network with improved optimization algorithm[J]. *Laser and Infrared*, 2018, 48(2):249-254.
- [13] QI Y F, LI C L, JIANG P, et al. Research on demodulation of FBGs sensor network based on PSO-SA algorithm[J]. *Optik*, 2018, 164:647-653.
- [14] 徐家琪,伍万能,孙炜,等. 优化极限学习机算法及其在力信息解耦中的应用[J]. *传感技术学报*, 2019, 32(10):1487-1492.
- XU J Q, WU W N, SUN W, et al. Optimized extreme learning machines and their application in decoupling of multi-component force information [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2019, 32(10):1487-1492.
- [15] 王玉晶,莫建麟. 神经网络的光纤布拉格光栅传感器表面压力识别[J]. *激光杂志*, 2019, 40(5):163-167.
- WANG Y J, MO J L. Surface pressure identification of fiber Bragg grating sensor in neural network [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(5):163-167.
- [16] SOSAMMA A K, CHANDAN K M. Fiber Bragg grating tactile sensor for imaging [J]. *Optik*, 2019, 198:163062.
- [17] SHENG W J, PENG G D, YANG N, et al. Suppression of sweeping fluctuation of Fabry-Perot filter in fiber Bragg grating interrogation using PSO-based self-adaptive sampling [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142:106724.
- [18] 张梅,张伟,章鹏,等. 光纤光栅谱形复用解调中粒子群算法的参数优化[J]. *中国激光*, 2019, 46(7):276-283.
- ZHANG M, ZHANG W, ZHANG P, et al. Parameter optimization in particle swarm algorithm for spectral shape multiplexing demodulation of fiber Bragg grating [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(7):276-283.
- [19] LI H, JI S, TAN X, et al. Effect of reynolds number on drag reduction in turbulent boundary layer flow over liquid-gas interface [J]. *Physics of Fluids*, 2020, 32(12):122111.
- [20] PERIG A V, GOLODENKO N N. CFD-enhanced description of local viscous flow through expansion equal channel angular extrusion geometric domain [J]. *Advances in Materials and Processing Technologies*, 2019, 5(4):617-644.
- [21] LI T, ZHENG H, PAN A, et al. BP method with rectified linear unit-based nonlinear decoupling for 3-axis FBG force sensor [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021,

21(3):2972-2979.

- [22] DJURHUUS M, SCHMAUSS B, CLAUSEN A T, et al. Simultaneous temperature estimation of multiple gratings using a multi-layer neural network[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2020, 32(19):1257-1260.
- [23] HUANG J L, KEUNG J W, SARRO F, et al. Cross-validation based K nearest neighbor imputation for software quality datasets: An empirical study[J]. Journal of Systems and Software, 2017, 132:226-252.
- [24] DUARTE EDSON, WAINER J. Empirical comparison of cross-validation and internal metrics for tuning SVM hyperparameters[J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 88:6-11.

作者简介



孙世政(通信作者),2015年于合肥工业大学获得博士学位,现为重庆交通大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为精密仪器与机械、智能传感技术。

E-mail: ssz091011@163.com

Sun Shizheng (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2015. He is currently an associate professor and a master advisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include precision instruments and machinery and smart sensor technology.