

激光与光电子学进展

基于优化最小二乘支持向量机的温度稳定 光纤布拉格光栅传感解调

盛文娟^{1*}, 胡正彬¹, 杨宁¹, 彭刚定²

¹上海电力大学自动化工程学院, 上海 200090;

²新南威尔士大学电气工程与电信学院, 新南威尔士州 悉尼 2052

摘要 光纤法布里-珀罗可调滤波器(FFP-TF)是组成光纤布拉格光栅传感器解调系统的核心器件之一,其稳定性对解调精度至关重要,而温度漂移是影响其稳定性的关键因素之一。最小二乘支持向量机(LSSVM)的非线性映射能力可以对漂移进行有效补偿,针对传统LSSVM模型参数选取易陷入局部最优的问题,基于改进的天牛须搜索粒子群优化算法在全局范围内寻找LSSVM模型的最优惩罚因子和核参数。实验结果表明,用优化的LSSVM对FFP-TF进行温度漂移补偿,可将最大温度漂移误差从1025.21 pm减小到±3.03 pm,提高了变温环境下FFP-TF解调的温度稳定性。

关键词 光栅; 光纤法布里-珀罗可调滤波器; 粒子群优化算法; 最小二乘支持向量机; 波动补偿; 非线性补偿

中图分类号 TP212.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0305002

Demodulation of Temperature Stabilized Fiber Bragg Grating Sensor Based on Optimized Least Square Support Vector Machine

Sheng Wenjuan^{1*}, Hu Zhengbin¹, Yang Ning¹, Peng Gangding²

¹School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

²School of Electrical Engineering and Telecommunications, The University of New South Wales, Sydney, New South Wales 2052, Australia

Abstract Fiber Fabry-Perot tunable filter (FFP-TF) is one of the core components of the fiber Bragg grating sensor demodulation system. Its stability is very important to the demodulation accuracy, and the temperature drift is the influence one of the key factors of its stability. The nonlinear mapping ability of the least squares support vector machine (LSSVM) can effectively compensate for drift. In this paper, aiming at the problem that the traditional LSSVM model parameter selection is easy to fall into the local optimum, based on the improved beetle search particle swarm optimization algorithm to find the optimal penalty factor and kernel parameters of the LSSVM model in the global scope. The experimental results show that using the optimized LSSVM to compensate the temperature drift of FFP-TF can reduce the temperature drift error from the maximum amplitude of 1025.21 pm to ±3.03 pm, and improve the temperature stability of FFP-TF demodulation in a variable temperature environment.

Key words gratings; fiber Fabry-Perot tunable filter; particle swarm optimization algorithm; least squares support vector machine; wave compensation; nonlinear compensation

收稿日期: 2021-05-07; 修回日期: 2021-06-09; 录用日期: 2021-06-11

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61905139)、国家自然科学基金(61935002)

通信作者: *wenjuansheng@shiep.edu.cn

1 引言

光纤法布里-珀罗可调滤波器 (FFP-TF) 的解调精度较高,常被用于光纤布拉格光栅 (FBG) 传感系统的信号解调^[1-3],主要通过压电陶瓷 (PZT) 的逆压电效应扫描波长。PZT 固有的迟滞、蠕变特性会使 FFP-TF 的扫描波动增大、重复性降低,尤其在环境温度变化的情况下,FFP-TF 的非线性程度较大^[4]。研究人员提出了多种方法对 FFP-TF 的真实中心波长进行标定,如 FBG 参考光栅法^[5-6]、F-P 标准具法^[7]、乙炔 (C₂H₂) 气体吸收谱线参考法^[8]、复合波长参考法^[9]。其中,FBG 参考光栅法中要求参考 FBG 具有稳定的中心波长;F-P 标准具法在稳态环境中能引入间隔均匀的多个波长参考点对 FFP-TF 的真实中心波长进行标定,但在不同稳态温度下 F-P 标准具内的 PZT 会导致中心波长存在差异;乙炔气体参考法只能提供对温度不敏感的波长参考点,覆盖范围较窄,峰值提取难度较大;复合波长参考法用 F-P 标准具对滤波器进行标定,用温度稳定的气体参考波长对 F-P 标准具的中心波长进行校正,但没有对变温过程中 FFP-TF 波长扫描非线性曲线的随机波动进行研究。

目前,对 FFP-TF 温度漂移补偿的研究主要通过引入额外的硬件实现,不仅大幅提高了系统的成本,也使得 FBG 解调系统的原理更加复杂。因此,研究一种具有普适性、价格低廉且移植性强的温度漂移补偿方法对 FFP-TF 的研究和应用具有重要意义。人工智能近年来发展迅速^[10],已经广泛应用于光电测量系统的畸变校正^[11]和光纤陀螺仪的温度漂移补偿^[12]中。为了提高 FBG 传感中 FFP-TF 波长解调的温度稳定性,本文用一种优化的最小二乘支持向量机 (LSSVM) 对变温环境下 FFP-TF 的透射波长-驱动电压关系进行建模,采用改进的天牛须粒子群优化 (BAS-PSO) 算法优化 LSSVM 模型中的惩罚因子和核参数,并在粒子速度更新中加入自适应惯性权重和动态学习因子,解决了 FFP-TF 在变温环境下透射波长的温度漂移问题。

2 波长补偿的基本原理

2.1 最小二乘支持向量机

支持向量机 (SVM) 是以统计学习理论为基础的一种机器学习方法,不同于标准 SVM, LSSVM

将误差 ξ_i 的二范数定义为损失函数,并将不等式约束改为等式约束,加快了最优解的求取速度,具有强大的非线性映射能力和泛化能力,可以捕捉温度对滤波器解调波长的影响,达到波长补偿的效果^[13]。

给定训练集 $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) | i=1, \dots, N\}$, 其中, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$ 为输入的 d 维训练样本, $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}$ 为输出的训练样本,则优化问题可描述为

$$\min \mathbf{J} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N \xi_i^2, \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{y}_i = \boldsymbol{\omega}^T \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) + \mathbf{b} + \xi_i, \quad (2)$$

式中, \mathbf{J} 为目标优化函数, $\boldsymbol{\omega}$ 为权系数向量, $\boldsymbol{\phi}(\cdot)$ 为输入空间到高维空间的映射, C 为惩罚因子, \mathbf{b} 为阈值。引入 Lagrange 函数

$$L(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) + \mathbf{b} + \xi_i - \mathbf{y}_i], \quad (3)$$

式中, α_i 为 Lagrange 乘子。根据优化条件,引入核函数

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)^T \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_j), \quad (4)$$

则(3)式中的优化问题可转换为线性方程组的求解问题,即

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{L}_{1 \times N} \\ \mathbf{L}_{N \times 1} & \mathbf{R} + \frac{1}{C} \mathbf{E} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中, $\mathbf{L}_{1 \times N}$ 为 $1 \times N$ 的单位行向量, $\mathbf{L}_{N \times 1}$ 为 $N \times 1$ 的单位列向量, $\mathbf{R} = \{K(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_j) | i, j=1, \dots, N\}$, \mathbf{E} 为 $N \times N$ 的单位矩阵, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_N]^T$, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$, 则回归函数可表示为

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b}. \quad (6)$$

2.2 改进的 BAS-PSO 参数寻优算法

天牛须搜索 (BAS) 算法是一种基于生物学的元启发式算法,主要基于天牛的特殊食物检测和搜索行为。天牛长有左右两只触角,通过判断食物气味的强弱觅食,若左触角感知的气味高于右触角,天牛向左移动;反之,天牛向右移动^[14]。BAS 算法的搜索速度较快,但仅有单只天牛容易陷入局部极值。BAS-PSO 算法将粒子群优化 (PSO) 算法与 BAS 算法结合,标准 BAS 算法侧重于局部探索,标准 PSO 算法侧重于全局搜索。首先,用标准 PSO 算法更新粒子群中每个粒子的位置和速度,确保每

个粒子在小组中学习种群最优的搜索经验和个体最优的搜索经验。然后,将小组中的粒子视为个体甲虫,用标准BAS算法确保甲虫个体独立学习自己周围的信息并进行局部搜索。在连续循环中,使整个种群朝问题最优解的方向移动^[15]。通过PSO算法的全局搜索能力和BAS算法的局部搜索能力,大大提高了算法的搜索能力,有效避免了算法陷入局部最优。但BAS-PSO算法根据标准PSO算法的速度更新方式学习种群以及个体的最优经验,存在收敛速度慢、精度低的问题。在迭代过程的不同时期,对于全局最优以及个体最优的经验学习是动态变化的。因此,将自适应惯性权重和动态学习因子引入BAS-PSO算法中,在初始优化阶段注重全局

探索能力,在迭代后期更注重局部搜索,从而提高BAS-PSO算法的搜索效率和寻找最优解的概率。改进BAS-PSO算法的步骤如下。

1) 初始化粒子群的规模、速度和位置,设置学习因子 c_1 、 c_2 ,权重系数 w ,天牛两须之间的距离 d ,步长 δ 以及迭代次数 T 。其中,权重系数 w 为自适应惯性权重,可表示为

$$w = (w_{\max} - w_{\min}) \left(\frac{T_{\max} - t}{T_{\max} - 1} \right)^\alpha + w_{\min}, \quad (7)$$

式中, w_{\max} 为惯性权重的最大值, w_{\min} 为惯性权重的最小值, t 为当前迭代次数, T_{\max} 为迭代总数,常数 $\alpha \geq 0$ 。动态学习因子 c_1 、 c_2 分别调节向个体最优粒子和全局最优粒子方向飞行的最大步长,可表示为

$$c_1 = c_{1,\max} - \left\{ \left[1 - \frac{\exp(1)}{\exp(1) - \exp\left(\frac{1}{T_{\max}}\right)} \right] + \left[\frac{1}{\exp(1) - \exp\left(\frac{1}{T_{\max}}\right)} \right] \exp\left(\frac{t}{T_{\max}}\right) \right\}^{\beta_1} (c_{1,\max} - c_{1,\min}), \quad (8)$$

$$c_2 = c_{2,\max} - \left\{ \left[1 - \frac{\exp(1)}{\exp(1) - \exp\left(\frac{1}{T_{\max}}\right)} \right] + \left[\frac{1}{\exp(1) - \exp\left(\frac{1}{T_{\max}}\right)} \right] \exp\left(\frac{t}{T_{\max}}\right) \right\}^{\beta_2} (c_{2,\max} - c_{2,\min}), \quad (9)$$

式中, $c_{1,\max}$ 、 $c_{1,\min}$ 、 $c_{2,\max}$ 、 $c_{2,\min}$ 为初始常数,常数 β_1 、 $\beta_2 \geq 0$,参数 c_1 和 c_2 在 $[0, 4]$ 范围内非线性变化。

2) 计算当前每个粒子的适应度值,用当前粒子位置作为个体极值 P_{best} ,通过对比适应度值得到当前的群体极值 g_{best} 。

3) 通过粒子群的更新规则学习群体和个体的最优经验,粒子速度和位置的更新规则可表示为

$$V^{t+1} = wV^t + c_1r_1(p_{\text{best}}^t - X^t) + c_2r_2(g_{\text{best}}^t - X^t), \quad (10)$$

$$X^{t+1} = X^t + V^{t+1}, \quad (11)$$

式中, V^{t+1} 为粒子第 $t+1$ 代的飞行速度, V^t 为粒子第 t 代的飞行速度, X^{t+1} 为粒子第 $t+1$ 代的位置, X^t 为粒子第 t 代的位置, p_{best}^t 为第 t 代的个体极值, g_{best}^t 为第 t 代的全局极值, r_1 、 r_2 为均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数。

4) 将更新位置后的粒子当作个体天牛,计算天牛左右两须的适应度值 $f(X_r)$ 和 $f(X_l)$,通过对比左右两须的适应度值更新天牛群的位置,更新规则可表示为

$$X^{t+1} = X^t + \delta * s * \text{sign}[f(X_r) - f(X_l)], \quad (12)$$

式中, s 为天牛的朝向, $f()$ 为待优化的函数, $\text{sign}()$ 为符号函数。

5) 重新计算更新后的粒子适应度值,并对比更新个体最优和全局最优,通过(7)式~(9)式更新惯性权重和学习因子。

6) 当迭代次数达到设定值时,输出最优解。改进BAS-PSO算法在LSSVM模型中的具体实现流程如图1所示。

3 实验结果与分析

3.1 数据采集

基于FFP-TF的FBG波长解调系统由光源、耦合器、FBG、FFP-TF、光电探测器、数据采集卡和计算机组成,如图2所示。用放大自发辐射(ASE)光源输出宽带光,用光电探测器测量FBG反射光谱以计算其特征波长。锯齿波电压由数据采集(DAQ)卡循环输出到FFP-TF,在每个扫描周期测量出FBG的反射波峰,通过分析每个扫描周期的时间位

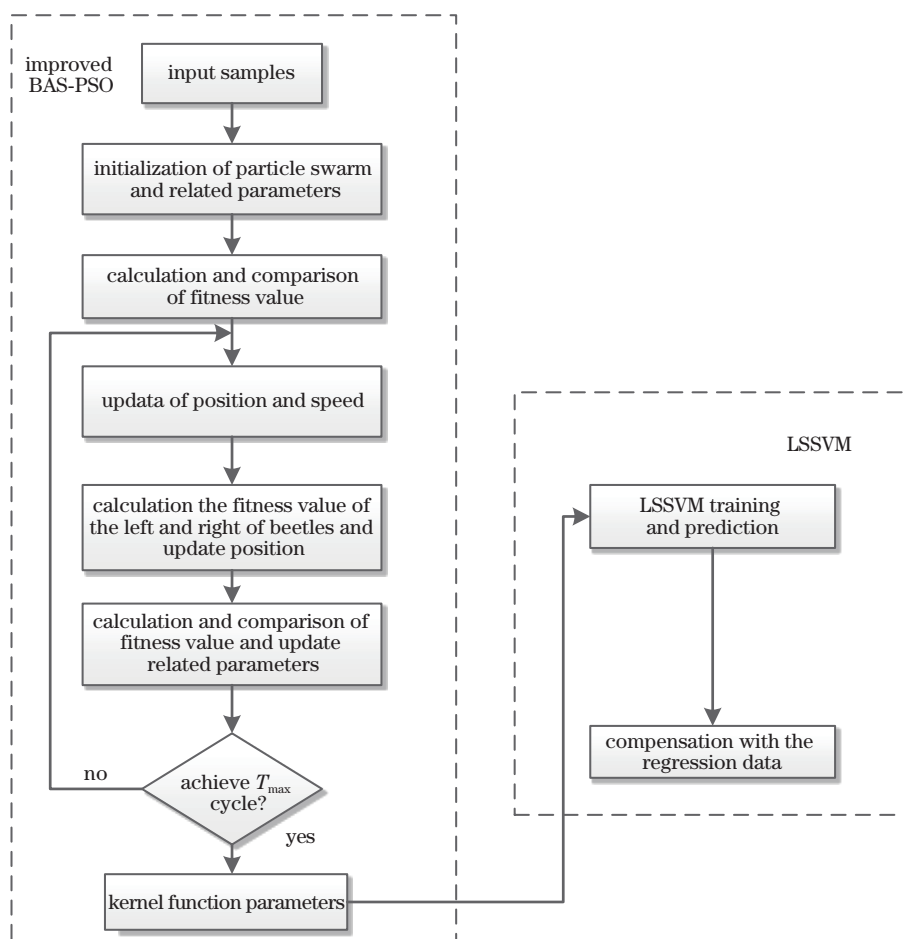


图 1 改进BAS-PSO的流程图

Fig. 1 Flow chart of the improved BAS-PSO

置变化可解调出FBG感知的应变。

将3个不同的FBG(G0、G1、G2)放置在温度为18℃的水箱中,使FBG处在相同的环境中。用LabVIEW程序同步信号,G0、G1、G2的初始中心波

长由安捷伦公司的HP8164B可调激光器测量,分别为1528.839,1541.062,1557.346 nm。实验过程中,用质心检测算法(CDA)寻找FBG的波峰位置。其中,以G0为温度参考光栅,通过谱位置计算出G1

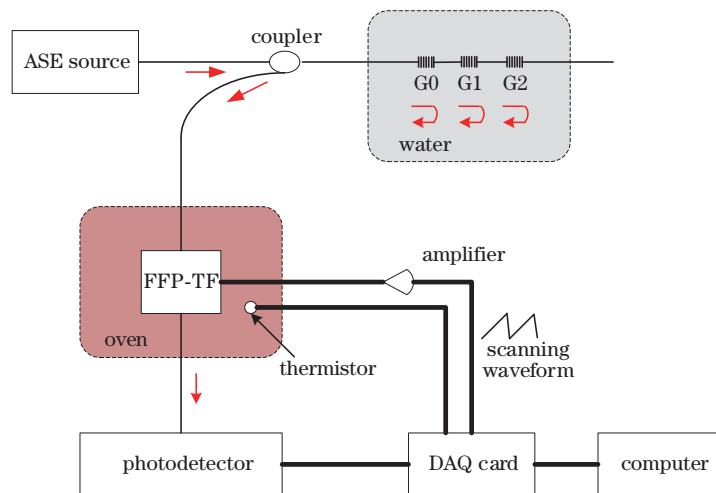


图 2 FBG 传感测量系统的原理

Fig. 2 Principle of the FBG sensor measurement system

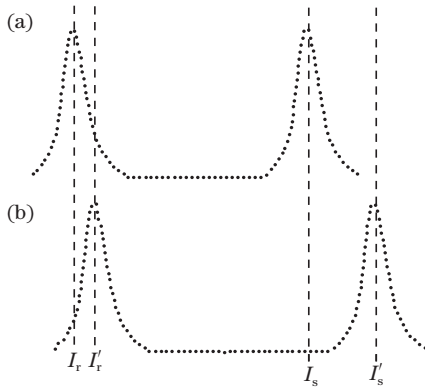


图 3 参考光栅和传感光栅的位置。(a)无应变情况；(b)有应变情况

Fig. 3 Position of the reference grating and sensor grating. (a) No strain condition; (b) strain condition

和 G2 的应变,参考光栅和应变光栅谱的位置关系如图 3 所示。应变可表示为

$$\Delta\epsilon = \frac{(\lambda_{Bs} - \lambda_{Br})[(I'_s - I_s) - (I'_r - I_r)]}{(I_s - I_r) \cdot \lambda_{Bs} \cdot (1 - \rho)}, \quad (13)$$

式中, λ_{Bs} 为应变传感光栅的特征波长, λ_{Br} 为温度参考光栅的特征波长, I'_s 为有应变条件下应变传感光

栅的谱位置, I_s 为无应变条件下应变传感光栅的谱位置, $I'_s - I_s$ 为应变传感光栅的谱位置变化量, I'_r 为有应变条件下参考光栅的谱位置, I_r 为无应变条件下参考光栅的谱位置, $I'_r - I_r$ 为温度参考光栅的谱位置变化量, $I_s - I_r$ 为无应变条件下应变光栅和参考光栅的谱位置差, ρ 为有效弹光系数。

将 FFP-TF 放置在温度可调的电烘炉中,校准热敏电阻贴在 FFP-TF 表面,用于读取温度。将 FFP-TF 的温度从 25.9918 °C 自然降低到 21.5423 °C,降温过程共耗时 4.16 h。测量得到 FFP-TF 表面温度、FBG 的谱位置和应变变化量如图 4 所示。

为了提高建模精度和补偿效果,采用 LSSVM 建立 G1、G2 对应的模型,然后分别进行温度漂移补偿。模型的输入特征为温度、温度变化率,输出为应变值。LSSVM 的惩罚因子和核参数由改进的 BAS-PSO 算法寻优得到。为了便于和其他算法进行对比,将误差和标准差都换算成波长,微应变和应变的对应关系可表示为

$$\Delta\epsilon = \Delta\mu_\epsilon / 10^6, \quad (14)$$

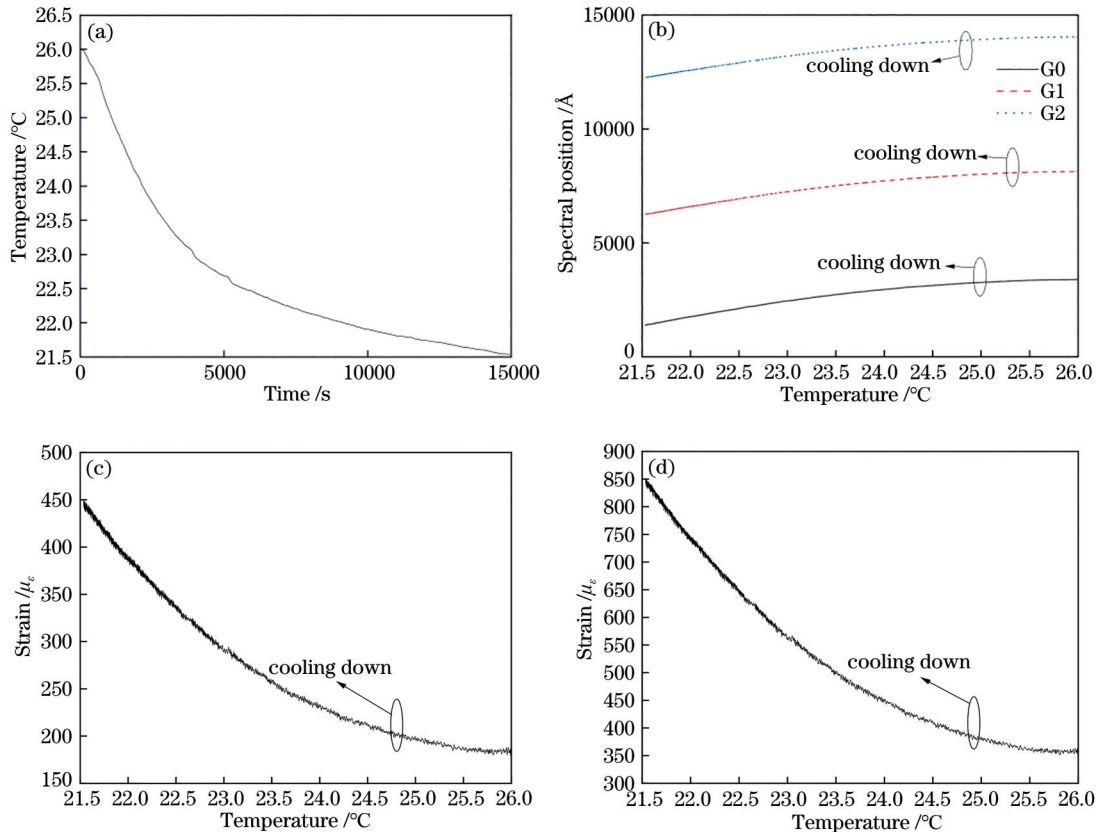


图 4 降温过程中温度和应变的变化曲线。(a)温度变化；(b)谱位置；(c) G1；(d) G2

Fig. 4 Change curves of temperature and strain during the cooling process. (a) Temperature change; (b) spectral position; (c) G1; (d) G2

式中, $\Delta\mu_\epsilon$ 为微应变。应变和波长的换算公式可表示为

$$\Delta\lambda_{Bs} = \Delta\epsilon \cdot (1 - \rho) \cdot \lambda_{Bs}, \quad (15)$$

式中, $\Delta\lambda_{Bs}$ 为应变传感光栅的波长漂移量, $\rho=0.22$ 。

3.2 数据预处理

图 4 中的应变采样频率为 1 Hz, 可以发现, 此时的应变方差较大, 不利于精确建模。为了提高建模精度, 对应变和温度数据进行高斯滤波, 然后进

行等间隔 100 s 的重采样, 经过平滑处理后的数据如图 5 所示。由于 G0 为温度参考光栅, 应变光栅 G1 和 G2 测量的应变理论上为 $0\mu_\epsilon$, 但受温度变化的影响, G1 测量的应变从 $184.22\mu_\epsilon$ 增加到 $444.63\mu_\epsilon$, 对应的波长漂移量从 221.43 pm 变化到 540.10 pm; G2 测量的应变从 $359.85\mu_\epsilon$ 增加到 $843.99\mu_\epsilon$, 对应的波长漂移量从 432.54 pm 变化到 1025.21 pm。

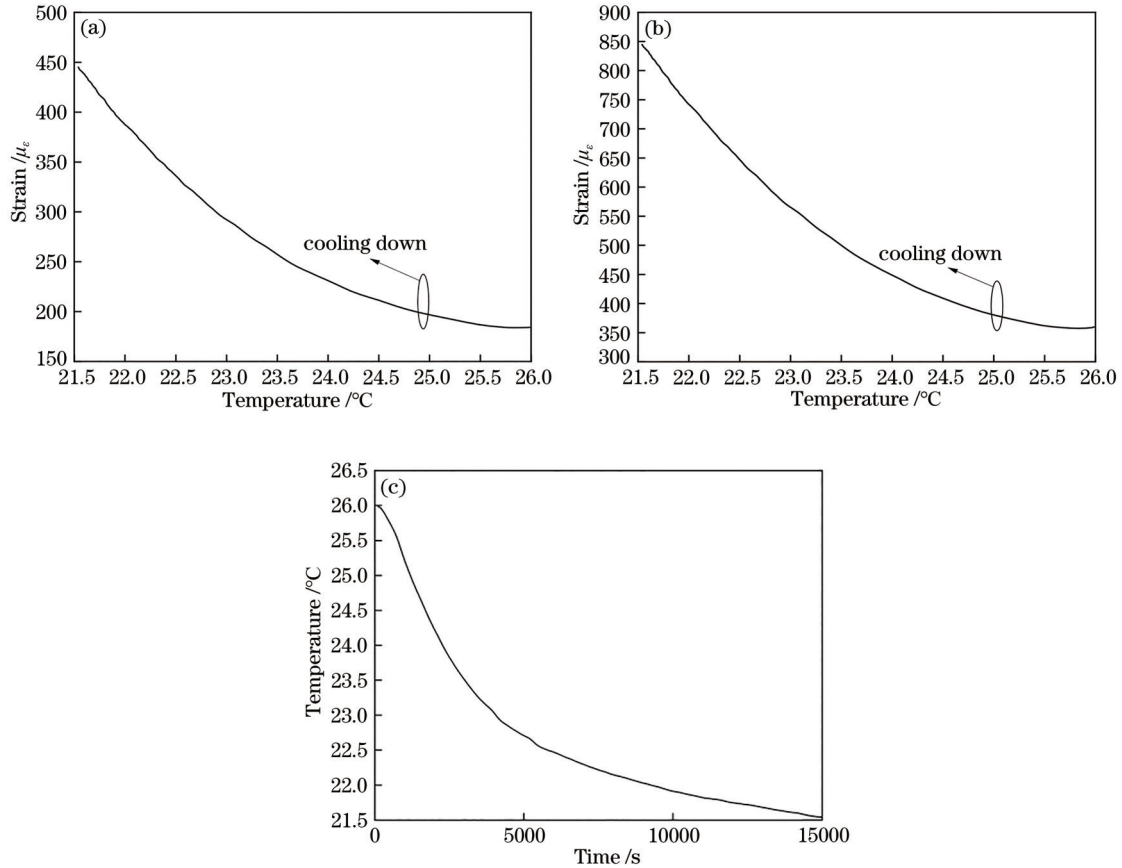


图 5 平滑处理后应变和温度的变化曲线。(a) G1; (b) G2; (c) 温度

Fig. 5 Change curves of strain and temperature after smoothing. (a) G1; (b) G2; (c) temperature

3.3 实验结果

为了验证改进 BAS-PSO 算法的性能, 分别对比了基于网格搜索、PSO、BAS、BAS-PSO 和改进 BAS-PSO 算法对 LSSVM 的温度漂移补偿性能, 并用均方误差 (MSE) 作为适应度函数。实验设置的种群规模为 60, 迭代次数为 100 次, 将温度从 25.9918 $^\circ\text{C}$ 降低到 21.9103 $^\circ\text{C}$ 过程中采集的 100 个数据作为训练集, 将温度从 21.9103 $^\circ\text{C}$ 降低到 21.5423 $^\circ\text{C}$ 过程中采集的 49 个数据点作为测试集。

对 G1 进行建模时改进 BAS-PSO 算法的参数: $T_{\max} = 100$, $w_{\max} = 2.2$, $w_{\min} = 0.2$, $\alpha = 1$, $c_{1,\max} = 1.5$, $c_{1,\min} = 0.3$, $c_{2,\max} = 1.8$, $c_{2,\min} = 0.3$, $\beta_1 =$

0.5 , $\beta_2 = 0.5$ 。不同优化算法对 G1 的建模补偿结果如表 1 所示, 可以发现, 用改进 BAS-PSO 算法补偿温度漂移后的最大剩余误差和标准差均优于其他四种寻优算法, 最大剩余误差仅为 ± 2.20 pm, 对应的应变量为 $\pm 1.83\mu_\epsilon$ 。表现最差的是 BAS 算法, 补偿后的最大剩余误差为 ± 6.17 pm, 对应的应变量为 $\pm 5.13\mu_\epsilon$; 标准差达到了 2.83 pm, 对应的应变量为 $2.35\mu_\epsilon$ 。

不同优化算法的适应度如图 6 所示, 可以发现, 改进 BAS-PSO 算法在迭代 37 次后收敛, 相比 BAS-PSO 算法和 PSO 算法, 收敛速度更快; 且改进 BAS-

表 1 不同优化算法对 G1 的建模补偿结果

Table 1 Modeling compensation results of different optimization algorithms for G1

unit: pm

Algorithm	Grid search	PSO	BAS	BAS-PSO	Improved BAS-PSO
Maximum residual error	±6.07	±2.99	±6.17	±2.87	±2.20
Standard deviation	2.07	1.41	2.83	1.41	1.07

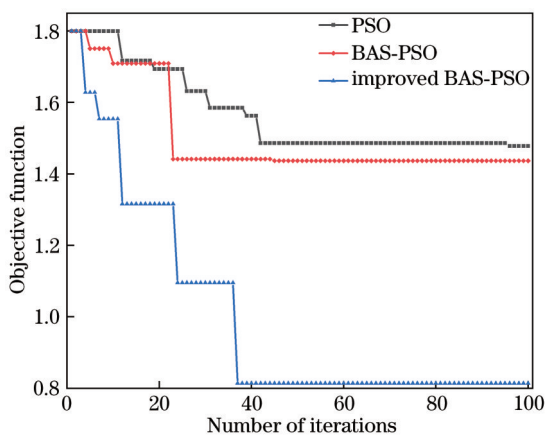


图 6 适应度函数值随迭代次数的变化曲线(G1)

Fig. 6 Change curve of fitness function value with the number of iterations (G1)

PSO 算法的适应度值更小,为 0.8141。

对 G2 建模时改进 BAS-PSO 算法的参数： $T_{max} = 100$, $w_{max} = 1.8$, $w_{min} = 0.2$, $\alpha = 1$, $c_{1,max} = 2.5$, $c_{1,min} = 0.5$, $c_{2,max} = 2.5$, $c_{2,min} = 0.2$, $\beta_1 = 0.5$, $\beta_2 = 0.5$ 。不同优化算法对 G2 的建模补偿结果如表 2 所示,可以发现,改进 BAS-PSO 算法补偿后的最大剩余误差仅为 ±3.03 pm,对应的应变量为 ±2.49 $\mu\epsilon$,明显低于其他四种算法。表现最差的是 BAS 算法,补偿后的最大剩余误差达到 ±12.77 pm,对应的应变量为 ±10.52 $\mu\epsilon$;标准差达到了 4.66 pm,对应的应变量为 3.84 $\mu\epsilon$ 。

表 2 不同优化算法对 G2 的建模补偿结果

Table 2 Modeling compensation results of different optimization algorithms for G2

unit: pm

Algorithm	Grid search	PSO	BAS	BAS-PSO	Improved BAS-PSO
Maximum residual error	±8.65	±3.90	±12.77	±3.30	±3.03
Standard deviation	2.82	1.67	4.66	1.51	1.32

不同优化算法对 G2 建模的适应度如图 7 所示,可以发现,在迭代 34 次之后,改进 BAS-PSO 算法的适应度值比 BAS-PSO 算法和 PSO 算法小,为 1.5382;迭代 67 次以后收敛,达到了 1.3928。综上所述,改进 BAS-PSO 算法的建模性能略优于 BAS-PSO 算法,明显优于 PSO 算法。经过优化 LSSVM

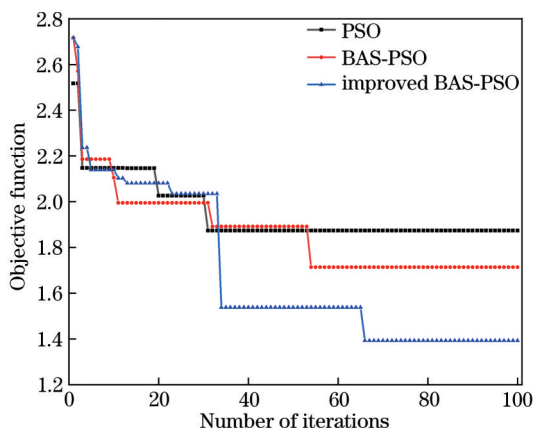


图 7 适应度函数值随迭代次数的变化曲线(G2)

Fig. 7 Change curve of fitness function value with the number of iterations (G2)

补偿后的温度漂移误差不超过 3.03 pm,标准差为 1.32 pm。

传统用于 FFP-TF 温度补偿的算法包括文献[16]中基于光纤迈克耳孙辅助干涉仪的算法、文献[7]中的 F-P 标准具以及文献[17]中的多项式拟合算法。不同算法的温度补偿误差如表 3 所示,可以发现,用优化 LSSVM 补偿后的温度最大剩余误差最小,比传统 F-P 标准具小 18.87 pm,比多项式拟合算法小 15.19 pm,比辅助干涉仪算法小 0.47 pm。

表 3 不同算法的温度补偿误差

Table 3 Temperature compensation error of different algorithms

unit: pm

Algorithm	Maximum residual error
Ref. [16]	±3.50
Ref. [7]	±22.00
Ref. [17]	±18.22
Optimized LSSVM	±3.03

4 结 论

针对 FFP-TF 在变温环境下的温度漂移问题, 将一种优化 LSSVM 用于补偿透射波长的温度漂移, 用改进的 BAS-PSO 算法在全局范围内寻找 LSSVM 的最优惩罚因子和核参数。实验结果表明, 本算法补偿后应变波长的最大变化范围为 $\pm 3.03 \text{ pm}$, 标准差为 1.32 pm 。相比传统基于光纤迈克耳孙辅助干涉仪、F-P 标准具和多项式拟合的补偿算法, 本算法能对 FFP-TF 的温度漂移进行较好地补偿, 补偿精度高, 且不需要增加额外的硬件辅助。该补偿算法利用机器学习算法对 FFP-TF 的温度漂移特性进行学习, 对参数寻优方法进行改进, 易于实现, 普适性高, 为 FFP-TF 的温度漂移补偿提供了一种新思路。

参 考 文 献

- [1] Yang G, Xu G L, Tu G J, et al. High precision fiber Bragg grating wavelength demodulation system based on spectrum segmentation[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(4): 0405001.
杨刚, 许国良, 涂郭结, 等. 基于频谱分区的高精度光纤光栅波长解调系统[J]. 中国激光, 2015, 42(4): 0405001.
- [2] Si J Z, Zhu R, Zhao S W, et al. Fast laser wavelength locking system based on piezoelectric ceramics and fiber Bragg grating[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(12): 1201002.
司纪宗, 朱韧, 赵思伟, 等. 基于压电陶瓷与光纤光栅的快速激光波长锁定系统[J]. 中国激光, 2020, 47(12): 1201002.
- [3] Zhang X X, Wang C Y, Yuan P, et al. Array waveguide gratings for FBG demodulation design and performance analysis[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(9): 0923002.
张咸休, 王存义, 袁配, 等. 用于 FBG 解调的阵列波导光栅设计与性能分析[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(9): 0923002.
- [4] Lu Y G, Wang Y, Peng J Q, et al. Study on F-P filter-based wavelength demodulation method with hysteresis and creep compensation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(1): 12-21.
路元刚, 王缘, 彭榭钦, 等. 迟滞和蠕变补偿的 F-P 滤波器波长解调方法研究[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(1): 12-21.
- [5] Liu K, Jing W C, Peng G D, et al. Investigation of PZT driven tunable optical filter nonlinearity using FBG optical fiber sensing system[J]. Optics Communications, 2008, 281(12): 3286-3290.
- [6] Wang P, Zhao H, Liu J, et al. Dynamic real-time calibration method for fiber Bragg grating wavelength demodulation system based on tunable Fabry-Perot filter[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(8): 0806006.
王鹏, 赵洪, 刘杰, 等. 基于可调谐 F-P 滤波器的 FBG 波长解调系统的动态实时校准方法[J]. 光学学报, 2015, 35(8): 0806006.
- [7] Liang X, Liu T G, Liu K, et al. Method of real-time calibration for tunable optical filter nonlinearity[J]. Chinese Journal of Lasers, 2010, 37(6): 1445-1449.
梁霄, 刘铁根, 刘琨, 等. 一种可调谐光滤波器非线性实时标定方法研究[J]. 中国激光, 2010, 37(6): 1445-1449.
- [8] Qiao X G, Wang Y, Fu H W, et al. High-accuracy real time calibration of tunable Fabry-Pérot filter on large range[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(5): 852-855.
乔学光, 王瑜, 傅海威, 等. 可调谐法布里-珀罗滤波器的高精度大范围实时定标[J]. 光学学报, 2008, 28(5): 852-855.
- [9] Jiang J F, He P, Liu T G, et al. Research of temperature-stable fiber Bragg grating sensing demodulation based on composite wavelength references[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(10): 1006005.
江俊峰, 何盼, 刘铁根, 等. 基于复合波长参考的温度稳定光纤光栅传感解调研究[J]. 光学学报, 2015, 35(10): 1006005.
- [10] Luan H T, Chen X, Zhang Q M, et al. Artificial intelligence nanophotonics: optical neural networks and nanophotonics[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(8): 0823005.
栾海涛, 陈希, 张启明, 等. 人工智能纳米光子学: 光学神经网络与纳米光子学[J]. 光学学报, 2021, 41(8): 0823005.
- [11] Wang Y X, Tian Z M, Ren G F, et al. Research on distortion correction method of large field of view photoelectric measurement system based on artificial intelligence technology[J]. Laser Journal, 2020, 41(8): 59-62.
王月新, 田竹梅, 任国风, 等. 基于人工智能技术的大视场光电测量系统畸变校正方法研究[J]. 激光杂志, 2020, 41(8): 59-62.
- [12] Wu J W, Miao L J, Li F S, et al. Compensation method of FOG temperature drift with improved support vector machine[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(5): 0522003.

- 吴军伟, 缪玲娟, 李福胜, 等. 改进支持向量机的光纤陀螺温度漂移补偿方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(5): 0522003.
- [13] Zhao C, Dai K C. Modeling air-conditioning load forecasting based on adaptive weighted least squares support vector machine[J]. Journal of Chongqing University, 2016, 39(1): 55-64.
- 赵超, 戴坤成. 自适应加权最小二乘支持向量机的空调负荷预测[J]. 重庆大学学报, 2016, 39(1): 55-64.
- [14] Hao J F, Huang J H, Zhang A L, et al. Optimal coordinated control of hybrid AC/VSC-HVDC system integrated with DFIG via cooperative beetle antennae search algorithm[J]. PLoS One, 2020, 15(12): e0244757.
- [15] Li Q H, Wei A X, Zhang Z H. Application of economic load distribution of power system based on BAS-PSO[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 490: 072056.
- [16] Jiang J F, Yan J L, Wang S, et al. Suppression sweeping fluctuation of filter in fiber Bragg Grating demodulation under temperature changing environment [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(12): 1206001.
- 江俊峰, 闫金玲, 王双, 等. 环境变温下光纤布拉格光栅解调中滤波器扫描波动抑制研究[J]. 光学学报, 2016, 36(12): 1206001.
- [17] Sheng W J, Zhang H, Yang N, et al. Investigation on thermo-induced nonlinearity of fiber Fabry-Perot filter by using optical fiber sensing system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(4): 042301.
- 盛文娟, 张慧, 杨宁, 等. 基于光纤光栅传感系统的光纤法布里-珀罗滤波器热致非线性研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 042301.