光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022080504

基于 PSO-SWELM 的应变传感器在线温度补偿方法

尚秋峰[1,2,3]，刘　峰[1*]

（华北电力大学 1. 电子与通信工程系；2. 河北省电力物联网技术重点实验室；
3. 保定市光纤传感与光通信技术重点实验室，河北 保定 071003）

摘　要： 针对光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating，FBG)应变传感器受环境温度影响而造成的波长漂移问题，提出粒子群优化(Particle Swarm Optimization，PSO)结合滑动窗口极限学习机(Sliding Window Extreme Learning Machine，SWELM)的在线预测算法对其进行温度补偿。利用 PSO 算法优化 SWELM 网络滑动窗口和隐含层神经元数目，提升了模型的预测精度，模型预测均方根误差最小能达到 0.06 pm。PSO-SWELM 实现了对应变传感器数据的在线更新及波长漂移预测，对实时测量数据和预测数据进行差分运算完成温度补偿。与 SWELM 的对比分析结果表明，PSO-SWELM 算法的预测精度平均提升了 11.04%，并具有良好的温度补偿效果。

关键词： 极限学习机；光纤布拉格光栅；应变传感器；粒子群优化；温度补偿

中图分类号： TP183　**文章编号：** 1001－5868(2022)06－1168－05

On-line Temperature Compensation Method for Strain Transducers Based on PSO-SWELM

SHANG Qiufeng[1,2,3]，LIU Feng[1]

（1. Dept. of Electronic and Communication Engineering；2. Hebei Key Lab. of Power Internet of Things Technol.；3. Baoding Key Lab. of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technol.，North China Electric Power University，Baoding 071003，CHN）

Abstract： Aiming at the wavelength drift problem caused by the influence of ambient temperature on fiber Bragg grating (FBG) strain sensor，the online prediction algorithm that combined particle swarm optimization (PSO) with sliding window extreme learning machine (SWELM) is proposed for temperature compensation. The PSO algorithm was used to optimize the sliding window and the number of neurons in the hidden layer of the SWELM network，which improved the prediction accuracy of the model，and the minimum root mean square error of the model prediction could reach 0.06 pm. PSO-SWELM realized online update and wavelength drift prediction of strain sensor data，and differential calculation of real-time measurement data and prediction data completed temperature compensation. PSO-SWELM was compared with SWELM，and the results show that the accuracy of the proposed algorithm is improved by an average of 11.04%，and has good temperature compensation effect.

Key words： ELM；FBG；strain sensors；particle swarm optimization；temperature compensation

0　引言

光纤布拉格光栅(FBG)传感器由于其传感信号强、精度高、响应快、不受光源波动和链路损耗变化的影响、抗干扰能力强、灵活封装等特点[1]，已被广泛应用于机械结构载荷形变监测。由于光纤光栅对温度和应变交叉敏感，应变传感器存在温度干扰问题，因此，对应变传感器进行温度补偿很有必要[2]。

应变传感器的温度补偿方法有硬件方法和软件

收稿日期：2022－08－05.
基金项目：国家自然科学基金项目(61775057)；河北省自然科学基金项目(E2019502179).
* **通信作者：**刘　峰　**E-mail：** liufeng202204@126.com

方法。硬件方法通常在应变测量位置铺设参考 FBG，参考 FBG 只记录温度变化[3]，利用实验室标定温度和应变之间的近似拟合公式进行补偿[4-6]。如果应变传感器现场环境变化梯度与实验标定不一致，这种依赖实验室标定的补偿方法难以获得好的效果。软件方法相对成本更低，补偿更加灵活，神经网络由于具有强大的非线性映射能力，能够自适应地跟踪传感数据的内部规律成为典型的 FBG 传感器温度补偿方法。文献[7]利用神经网络方法实现了 FBG 应变传感器振动和温度的精确分离，提升了传感器的测试精度。文献[8]将神经网络特有的非线性信息处理能力应用于 FBG 传感器，分离出温度对 FBG 波长的影响。文献[9]利用神经网络方法，在不引入任何硬件的情况下，有效解决了 FBG 传感器在变温环境下温度漂移的问题。

上述神经网络方法进行温度补偿时，需要保存大量的历史数据对网络进行训练，时间成本随着数据量的增加而增大，同时忽略了训练数据的时效性需求，预测精度也会降低。针对此问题，本文提出粒子群优化算法结合滑动窗口极限学习机对 FBG 应变传感器进行在线温度补偿，提高了神经网络预测精度，有效地解决了 FBG 应变传感器中的温度漂移问题。

1　算法原理

1.1　SWELM 算法

滑动窗口极限学习机(SWELM)是由 Zhao 等提出的在线学习算法，该算法保留了 ELM 实现简单、学习速度极快和人为干预较少[10]等优势，并采用滑动窗口的方式动态更新训练集，兼顾了训练数据的时效性需求。SWELM 网络由输入层、隐含层、输出层组成，层与层之间采用全连接的连接方式，假设输入层、隐含层、输出层的节点数分别为 N，H 和 Block，其网络拓扑如图 1 所示。

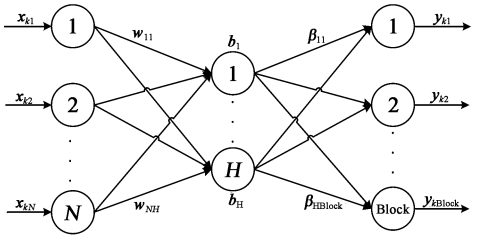


图 1　SWELM 网络拓扑

给定任意 N 个不同样本 $\{(x_k,t_k)\}_{k=1}^{N}$，其中 $x_k\in R^d$ 是第 k 个输入向量，$t_k\in R^m$ 是其关联的期望值，SWELM 的输出可以用式(1)表示：

$$y_k=\sum_{i=1}^{H}\beta_i G(w_i,b_i,x_k),k=1,2,\cdots,N \quad (1)$$

式中，w_i 和 b_i 是隐含层参数，$\beta_i=[\beta_{i1},\beta_{i2},\cdots,\beta_{i\mathrm{Block}}]^{\mathrm{T}}$ 是第 i 个隐含层节点和输出层之间的连接权值，$G(w_i,b_i,x_k)$是第 i 个隐含层节点在输入为 x_k 下的输出，y_k 是 SWELM 网络关于 x_k 的实际输出。对于具有 S 型激活函数的加性隐含层节点，$G(w_i,b_i,x_k)$可以用式(2)表示：

$$G(w_i,b_i,x_k)=g(w_i^{\mathrm{T}}\cdot x_k+b_i) \quad (2)$$

式中，$w_i=[w_{i1},w_{i2},\cdots,w_{iN}]^{\mathrm{T}}$ 是第 i 个隐含层节点和输入层节点间的连接权值，b_i 是第 i 个隐含层节点的偏置，$g(\cdot)$是一个无限可微的非线性连续分段函数。SWELM 网络在使用时，首先设置滑动窗口即训练集数据大小 N，然后对 Block 大小的数据块进行预测，之后滑动窗口沿时间轴顺移 Block 位，将新到来的 Block 大小的数据加入窗口，同时将影响预测精度的相同大小的旧数据丢弃，逐步消除可能成为误导信息来源的旧数据，使 SWELM 神经网络收敛更快，均方根误差更小。目前有关 SWELM 网络参数的研究大都集中在对其输入权值和隐含层偏差进行优化[12-14]。网络的初始参数包括滑动窗口大小 N，以及隐含层神经元数目 H，只能根据结果误差通过人为方式进行调整，过程复杂费时且不能保证参数最优。

1.2　PSO-SWELM 算法

粒子群算法是群体智能算法的一种。该算法有更多机会求解全局最优解，同时还能进行多目标优化，具有搜索速度快、效率高的优点，已被广泛应用于多维优化问题[15-17]：假设在一个 D 维目标搜索空间中，存在 n 个粒子组成的群体，该群体中每个粒子都有一个初始速度 v_k、初始位置 x_k 及适应度函数值 g_k。在迭代过程中，粒子通过个体极值 Pbest(Personal Best)和全局极值 Gbest(Global Best)这两个指标来更新自己。

粒子 i 的速度和位置更新方程如下：

$$v_{id}^{k+1}=wv_{id}^{k}+c_1 rand_1^k(Pbest_{id}^{l})+c_2 rand_2^k\cdot(Gbest_{id}^{k}-x_{id}^{k}) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1}=x_{id}^{k}+v_{id}^{k+1} \quad (4)$$

式中，x_i 为位置信息，$x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})^{\mathrm{T}}$，$v_i$ 为速度信息，$v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{id})^{\mathrm{T}}$；$v_{id}^{k}$ 和 x_{id}^{k} 分别

为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维速度和位置；$Pbest_{id}^{k}$ 和 $Gbest_{id}^{k}$ 是粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的个体极值点位置和全局极值点位置；w 是用来调节粒子飞行速度的惯性权重因子，c_1 和 c_2 分别是调节个体最优粒子和全局最优粒子方向飞行的最大步长和加速系数；$rand_{1,2}$ 是[0,1]间的随机数。

本文利用 PSO 算法对 SWELM 的滑动窗口 N 和隐含层神经元 H 进行优化，以达到提升 SWELM 预测精度的目的。PSO-SWELM 算法的步骤如下。

步骤 1：粒子群初始化，将 N 和 H 组成的粒子分别作为 PSO 的速度与位置。选择合适的学习因子 c_1 和 c_2，惯性权重 w，粒子维数 D，最大的迭代次数 K 和种群规模 n；

步骤 2：定义适应度函数，从 PSO 的粒子中得到 SWELM 的 N 和 H，将其代入式(1)，得到对应的预测值，计算预测值与实际值之间的均方根误差作为 PSO 的适应度函数；

步骤 3：初始化粒子速度 N 和位置 H，计算粒子的适应度函数值，求出个体的最优值得到 Pbest 及全局最优值 Gbest；

步骤 4：通过设定的迭代次数判断 PSO 算法的终止条件，若达到目标迭代次数，则得到最优的 N 和 H。否则更新 N 和 H，返回步骤 2 和 3 继续寻优，直到迭代终止，其算法流程如图 2 所示。

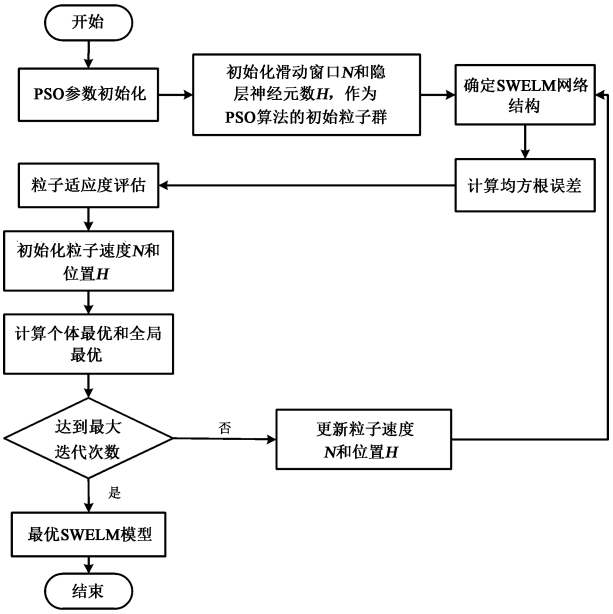


图 2 PSO-SWELM 算法流程图

2 数据分析

为验证本文提出的动态预测模型的可行性和有效性，采用 4 个应变传感器连续 6 天的振动传感数据，将其命名为 P1，P2，P3，P4。在一般工况下，温度信号周期性不明显，而振动信号具有明显的周期性。因此，可将温度信号视作多项式趋势项并从复合信号中分离[18-19]。数据经过预处理后，振动数据因温度造成的 FBG 中心波长偏移量被提取，数据抽样频率为 1/60 Hz，预处理结果如图 3 所示。

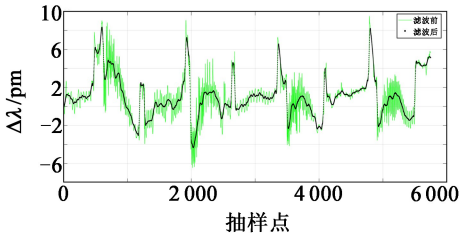


图 3 温度造成的 FBG 中心波长偏移量

2.1 参数优化

利用 MATLAB 对算法进行验证，其中 SWELM 激活函数选择 sigmoid 函数。预测模型相关参数包括滑动窗口大小 N，预测数据块大小 Block，隐含层节点数 H 均会对预测精度产生影响。下面以均方根误差为评判指标，如式(5)所示，讨论不同参数对预测模型性能的影响。

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-x)^2}{n}} \tag{5}$$

式中，RMSE 表示均方根误差，n 表示测试数据集大小，x_i 表示第 i 个测试数据的预测值，x 对应第 i 个数据的实际值。

SWELM 网络在使用时，隐含层节点数 H 往往是根据研究者的经验和实验结果进行选取，为了探究 N 和 Block 对模型预测性能的影响，令 $H=5$ 并保持不变，分别对不同 N 和 Block 下的预测模型重复进行 10 次实验，得到平均均方根误差，如图 4 所示。结果表明：模型预测误差随着 Block 的增加而增大，这与 SWELM 短时预测的特性相符合；同时训练集 N 的选取既要保证模型训练的充分性又要兼顾训练数据的时效性。

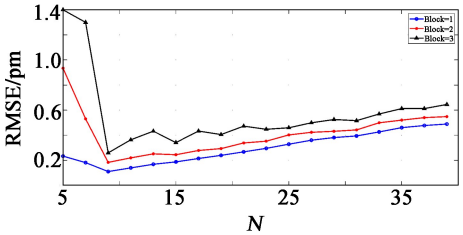


图 4 不同 Block 和 N 对应的 RMSE

图 4 是在隐含层神经元 H 固定的情况下得出的，如果将 H 当作变量，随着 Block 的改变，难以确定其与 N 和 H 之间的内在联系及调整规律。为了模型能自动选取最优参数以保证预测精度，将 PSO 算法带入 SWELM 网络中，根据短时预测需求设置 Block 的值，将 N 和 H 作为 PSO 的粒子，以 RMSE 为适应度函数找到 PSO 全局最优解，即为神经网络的最优参数 N 和 H。

采用不同网络参数对数据进行在线预测，结果如表 1 所示，PSO 优化的神经网络在 Block＝1 时的最优参数为 N＝7，H＝13，此时 RMSE＝0.10 pm；在 Block＝5 时的最优参数为 N＝18，H＝17，此时 RMSE＝1.30 pm。

表 1　不同 Block 下最优参数对应的均方根误差

Block	全局最优解		RMSE/pm
	N	H	
1	7	13	0.10
2	14	11	0.27
3	9	16	0.44
4	13	11	0.64
5	18	17	1.30

以 P_4 数据为例，设置滑动窗口的大小 N＝7，H＝13，依次对 Block＝1 的数据块进行预测，数据预测结果如图 5 所示。预测数据的变化趋势与实际情况一致，验证了预测算法的可行性。

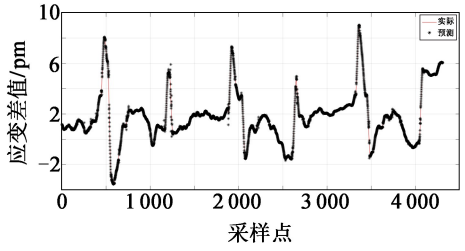


图 5　N＝10，Block＝1，H＝5 时预测结果

2.2　与 SWELM 算法对比分析

以 P1，P2，P3 数据为例，将 PSO-SWELM 与 SWELM 算法进行比较分析。PSO-SWELM 算法应用于不同数据时分别进行一次参数优化，SWELM 算法则沿用第一次优化后的参数，不再对其进行调整，预测结果如表 2 所示。PSO-SWELM 算法对不同传感器数据的预测精度要高于 SWELM 算法，预测精度平均提高了 11.04%，证明参数优化能够提升预测模型的性能。

在 Block＝1 时对各个传感器不同时间段的数据进行预测，结果如表 3 所示。在网络结构确定的情况下，随着时间的推移该模型皆能保证较高的预测精度，且数据的预测 RMSE 也很接近，证明预测模型具备良好的稳定性。

表 2　PSO-SWELM 与 SWELM 在不同 Block 下的 RMSE

Block	RMSE/pm					
	PSO-KWELM			KWELM		
	P1	P2	P3	P1	P2	P3
1	0.08	0.07	0.06	0.08	0.08	0.08
2	0.16	0.16	0.09	0.17	0.22	0.09
3	0.22	0.33	0.15	0.22	0.26	0.19
4	0.36	0.39	0.21	0.32	0.39	0.19
5	0.42	0.67	0.28	0.45	0.88	0.30

表 3　不同时段预测 RMSE

时间段	RMSE/pm			
	P1	P2	P3	P4
10.28～10.31	0.089	0.105	0.059	0.124
11.20～11.25	0.081	0.112	0.095	0.125

3　温度补偿

采用本文算法在线预测应变传感器因温度引起的 FBG 中心波长偏移数据，然后用原始应变传感数据减去预测数据即为在线温度补偿后的结果。补偿步骤包括：1）恢复预测数据采样率使其与原始数据采样率保持一致；2）用原始数据减去预测数据。

环境温度变化会导致振动数据产生较大的波动。以 P3 数据为例，如图 6 所示，经过温度补偿后，P3 应变数据变化趋势得到了明显的改善，验证了本文所提温度补偿方法的可行性和有效性。

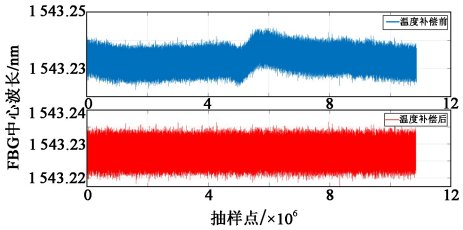


图 6　P3 温度补偿结果

4　结论

本文利用 PSO 对 SWELM 网络滑动窗口 N 和隐含层神经元数目 H 进行优化，避免了 SWELM 网络在使用时繁琐的参数调整过程，并保证了参数选取的最优性，有效提升了对温度造成的 FBG 中心波长偏移量的预测精度。实验结果显示，Block＝1 时 PSO-SWELM 算法的平均预测均方根误差最小能达到 0.06 pm，且随着时间的推移算法依旧能保持良好的性能。与 SWELM 算法相比，PSO-SWELM 具有更高的预测精度。PSO-SWELM 在

线温度补偿方法使应变传感器的测量准确性和可靠性得到有效的提升,改善了应变传感器的输出性能。由于随着 Block 的增大,PSO-SWELM 在参数优化时可能陷入局部最优解,后续的研究将深入探讨局部最优问题。

参考文献:

[1] 苑立波,童维军,江 山,等. 我国光纤传感技术发展路线图[J]. 光学学报,2022,42(1):9-42.
Yuan Libo, Tong Weijun, Jiang Shan, et al. Road map of fiber optic sensor technology in China[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(1): 9-42.

[2] 陈振威,陈焕权,史雯慧,等. 具有温度补偿的高精度 FBG 微位移传感器的设计、制作及性能研究[J]. 光子学报,2021,50(9):124-132.
Chen Zhenwei, Chen Huanquan, Shi Wenhui, et al. Design, fabrication and performance research of a high precision FBG micro-displacement sensor with temperature compensation[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9): 124-132.

[3] Sahota J K, Gupta N, Dhawan D. Fiber Bragg grating sensors for monitoring of physical parameters: A comprehensive review[J]. Optical Engineering, 2020, 59(6): 1-35.

[4] Kim S H, Park S Y, Jeon S J. Long-term characteristics of prestressing force in post-tensioned structures measured using smart strands[J]. Appl. Sciences, 2020, 10(12): 4084.

[5] Zhi Z, Ou J. Techniques of temperature compensation for FBG strain sensors used in long-term structural monitoring [J]. Proc. SPIE, 2005, 5851: 167-172.

[6] Hafizi Z M, Aizuddin A M, Vorathin E. Development of temperature-insensitive fibre Bragg grating pressure transducer [C]// ICMER, 2020: 788.

[7] Kouhrangiha F, Kahrizi M, Khorasani K. Structural health monitoring using apodized Pi-phase shifted FBG: Decoupling strain and temperature effects [C]// 2019 IEEE Sensors, 2019, 18: 1-4.

[8] 孙诗晴,初凤红. 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[J]. 光学学报,2017,37(10):69-75.
Sun Shiqing, Chu Fenghong. Temperature compensation of fiber Bragg grating current sensor based on optimized neural network algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 69-75.

[9] 盛文娟,董壮志,杨 宁,等. 基于集成移动窗口的可调谐滤波器温度补偿研究[J]. 光学学报,2021,41(23):61-67.
Sheng Wenjuan, Dong Zhuangzhi, Yang Ning, et al. Temperature compensation of tunable filter based on integrated moving window[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(23): 61-67.

[10] Zhao J W, Wang Z H, Park D S. Online seauential extreme learning machine with Forgetting mechanism [J]. Neurocomputing, 2012, 87: 79-89.

[11] 夏悠然,管 军,易文俊. 基于改进粒子群优化极限学习机的弹丸参数辨识[J]. 系统工程与电子技术,2022:1-12.
Xia Youran, Guan Jun, Yi Wenjun. New method for projectile parameter identification: Extreme learning machine optimized by improved particle swarm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022: 1-12.

[12] Lian Z, Duan L, Qiao Y, et al. The Improved ELM algorithms optimized by bionic WOA for EEG classification of brain computer interface[J]. IEEE Access, 2021, 9: 67405-67416.

[13] Cheng J, Chen J, Guo Y N, et al. Adaptive CCR-ELM with variable-length brain storm optimization algorithm for class-imbalance learning[J]. Natural Computing, 2021, 20(1): 11-22.

[14] 叶 华,谭冠政,李 广,等. 基于稀疏表示与粒子群优化算法的非平稳信号去噪研究[J]. 红外与激光工程,2018,47(7):328-335.
Ye Hua, Tan Guanzheng, Li Guang, et al. De-noising nonstationary signal based on sparse representation and particle swarm optimization[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(7): 328-335.

[15] 刘永明,叶国文,赵转哲,等. 基于 EEMD-PSO-ELM 的 RV 减速器故障诊断模型[J]. 计算机集成制造系统,2022,7(7):1-21.
Liu Yongming, Ye Guowen, Zhao Zhuanzhe, et al. Fault diagnosis model of RV reducer based on EEMD-PSO-ELM[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 7(7): 1-21.

[16] 张贵阳,霍 炬,杨 明,等. 基于双更新策略加权差分进化粒子群的双目相机标定[J]. 红外与激光工程,2021,50(4):176-186.
Zhang Guiyang, Huo Ju, Yang Ming, et al. Binocular camera calibration based on dual update strategy weighted differential evolution particle swarm optimization[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(4): 176-186.

[17] 李 晗,张波涛,王俊杰,等. 光纤光栅传感器振动与温度信号解耦[J]. 上海交通大学学报,2022,56(2):214-222.
Li Han, Zhang Botao, Wang Junjie, et al. Decoupling of vibration and temperature signals of fiber Bragg grating sensor [J]. J. of Shanghai Jiaotong University, 2022, 56(2): 214-222.

[18] 孙世政,刘照伟,张 辉,等. 基于 HHO-KELM 的 FBG 流量温度复合传感解耦[J]. 光学精密工程,2022,30(11):1290-1300.
Sun Shizheng, Liu Zhaowei, Zhang Hui, et al. Decoupling of FBG flow and temperature composite sensing based on HHO-KELM[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(11): 1290-1300.

作者简介:

尚秋峰(1968—),女,河北省保定市人,博士,教授,主要研究方向为光电子与光传感。