

基于集成移动窗口的可调谐滤波器温度补偿研究

盛文娟^{1*}, 董壮志¹, 杨宁¹, 彭纲定²¹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(FBG)传感器解调系统的核心器件之一,其稳定性对解调精度的提高至关重要,而温度漂移是影响其稳定性的关键因素之一。针对实际应用中遇到的 FFP-TF 在变温环境下产生的透射波长漂移问题,提出了一种基于集成移动窗口的温度漂移补偿方法。利用最小二乘支持向量机对透射波长和温度之间的非线性关系进行了建模,并在训练样本中建立了移动窗口。此外,为了挖掘更多的训练样本过程信息,提出了采用神经网络对各个移动窗口的补偿结果进行加权集成的方法。实验结果表明,当未引入集成移动窗口时,解调值的最大测量误差为 ± 13.5 pm。在引入集成移动窗口后,解调值的最大测量误差为 ± 0.82 pm,即所提方法有效提高了光纤光栅传感中可调滤波器解调的温度稳定性。

关键词 光纤光学; 光纤光栅解调; 集成移动窗口; 温漂补偿; 法布里-珀罗滤波器; 最小二乘支持向量机

中图分类号 O433.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.2306005

Temperature Compensation of Tunable Filter Based on Integrated Moving Window

Sheng Wenjuan^{1*}, Dong Zhuangzhi¹, Yang Ning¹, Peng Gangding²¹ School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;² School 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 demodulation system of a fiber Bragg grating (FBG) sensor. Its stability is essential to demodulation accuracy improvement, and temperature drift is one of the key factors affecting its stability. Given the problem of the transmission wavelength drift of FFP-TF in a variable temperature environment, a temperature drift compensation method based on the integrated moving window is proposed in this paper. The nonlinear relationship between transmission wavelength and temperature is modeled by the least squares support vector machine, and a moving window is built in the training samples. Moreover, a weighted integration method of the compensation result of each moving window through the neural network is proposed to mine more process information of the training samples. The experimental results show that the maximum measurement error of demodulation is ± 13.5 pm when the integrated moving window is not introduced, and that is ± 0.82 pm after introducing the integrated moving window, which means the proposed method effectively improves the temperature stability of the tunable filter demodulation in fiber grating sensing.

Key words fiber optics; fiber grating demodulation; integrated moving window; temperature drift compensation; Fabry-Perot filter; least squares support vector machine

OCIS codes 060.2370; 060.3735; 050.2230

收稿日期: 2021-04-21; 修回日期: 2021-06-07; 录用日期: 2021-06-15

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

通信作者: *wenjuansheng@shiep.edu.cn

1 引言

光纤法布里-珀罗(F-P)可调滤波器(FFP-TF)作为一种高灵敏度波长解调器件,常常被应用于光纤布拉格光栅(FBG)传感器的信号解调^[1-2]。FFP-TF的工作原理是驱动压电陶瓷改变F-P腔的腔长,造成谐振波长的改变,从而选出与F-P腔谐振的窄带光信号^[3]。然而,PZT具有迟滞、蠕变等特性,故FFP-TF的透射波长与压电陶瓷驱动信号的控制电压不能保持很好的线性关系,并且在变温环境下,解调精度会变得很差^[4]。研究人员提出了多种方法对可调谐滤波器的真实中心波长进行标定,主要有FBG参考光栅法^[5]、F-P标准具法^[6]、乙炔气体吸收谱线参考法^[7]、复合波长参考法^[8]等。其中,FBG参考光栅法中要求参考FBG的中心波长稳定,否则易受环境温度的影响。F-P标准具法在稳态环境中能通过引入间隔均匀的多个波长参考点的方式,对可调谐滤波器的真实中心波长进行标定,但在不同稳态温度下F-P标准具内的压电陶瓷仍会导致中心波长的差异。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。复合波长参考法则使用F-P标准具对滤波器进行标定,并使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随机波动增大的现象进行研究。

当前对可调滤波器温度漂移补偿的主要方法是在FBG解调系统中引入额外的硬件,但这样不仅大幅提高了系统的成本,还使得解调系统变得更加复杂。目前,在可调滤波器的研究和应用中都缺乏一种具有普适性、成本低廉、移植性强的扫描波动抑制方法。因此,本文提出一种新颖的基于集成移动窗口的可调滤波器温漂补偿方法。首先,利用最小二乘支持向量机(LSSVM)对变温环境下可调滤波器的透射波长-驱动电压关系建模。然后,利用神经网络对移动窗口模型得到的补偿值进行加权集成,克服了移动窗口模型中缺乏温漂全局特征的缺点。最终,在不引入任何硬件的情况下,有效解决了可调滤波器在变温环境下的透射波长温度漂移的问题。

2 理论基础

2.1 在线最小二乘支持向量机

LSSVM是对标准的支持向量机(SVM)算法的改进,LSSVM用等式约束和线性求解代替SVM中

的不等式约束和非线性求解^[9]。对于给定的训练样本集 $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}, i=1, \dots, N$,其中 \mathbf{x}_i 为系统输入, y_i 为系统输出。利用高维空间的线性函数拟合样本集,函数表达式为

$$y(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b, \quad (1)$$

式中: \mathbf{w}^T 为超平面法向量; b 为偏置量; $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ 为输入空间到特征空间的映射; \mathbf{x} 为系统输入。根据结构风险最小化原理,LSSVM回归问题可以表示为约束优化问题

$$\min J = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 > 0,$$

$$\text{s. t. } y_i = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i, i=1, 2, \dots, N, \quad (2)$$

式中: J 为目标优化函数; C 为正则化参数; e_i 为第 i 个预测误差变量。使用拉格朗日乘子法可将(2)式转换为

$$L = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i], \quad (3)$$

式中: a_i 为拉格朗日乘子。

根据KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件对(3)式求偏导,可得方程组的表达式为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^N a_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \Rightarrow a_i = C e_i, i=1, 2, \dots, N \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

消去中间参数,可得

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$; $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_N]^T$; $\mathbf{1} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$; \mathbf{I} 为单位矩阵; $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为核函数。通过(5)式可以得到LSSVM回归的模型

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

从(6)式中可以发现,核函数的选择对回归准确度有一定的影响。常用的核函数有径向基(RBF)核函数、多项式核函数和线性核函数。线性核函数一般适用于线性回归问题,对于非线性回归问题效果较差,并且线性核函数是RBF核函数的一种特例。

此外,与多项式核函数相比,RBF 核函数计算速度较快,这是因为 RBF 函数中仅有一个需要确定的参数,而多项式核函数有三个需要确定的参数,参数较多,模型较为复杂。因此,本文选用 RBF 核函数,其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2^2}{\delta^2}\right) \quad (7)$$

2.2 基于神经网络的集成移动窗口算法

传统的 LSSVM 算法是批处理算法,预测精度取决于初始训练样本所训练的模型^[10],当测试样本的特征变化较大时,预测精度和稳定性均会大幅度下降。为了利用训练数据挖掘更多信息,提出了一种基于神经网络的集成移动窗口算法(IMW-LSSVM)。图 1 为移动窗口原理图。其中, l 为移动窗口的长度,即 l 个样本构成一个移动窗口。 d 为移动窗口每次的移动步长,即每次移动 d 个样本点,窗口每移动 1 次增加 d 个最新的样本,舍弃 d 个最旧的样本。 m 为训练样本个数,即选取 m 个样本作为训练数据。 n 为测试数据个数,即选取 n 个样本作为测试数据。窗口移动次数设为 k 。

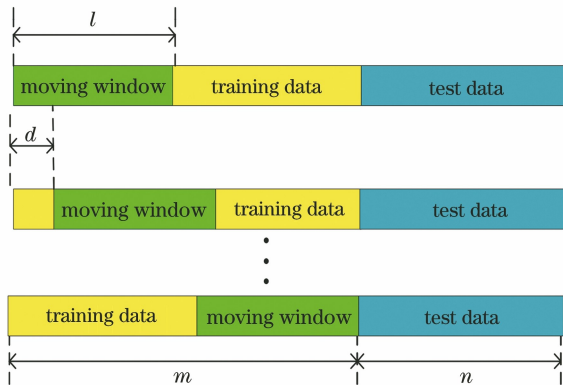


图 1 移动窗口原理图

Fig. 1 Schematic diagram of moving window

当窗口移动时,新的模型由移动后的窗口数据训练得到。但是,窗口每次移动时会抛弃旧样本以及旧模型,这就意味着新模型失去了旧样本的相关信息^[11]。如果环境变量发生重大变化,新模型就不能准确预测数据的变化。为了充分利用被抛弃的模型,建立了一个数据窗口来存储所有的模型预测结果。当存储模型数量达到上限时,将存储的局部模型与原始的全局模型进行组合预测,具体流程如图 2 所示。其中, N_{total} 为移动窗口过程中生成的局部模型的总数量。

首先,选取合适的训练样本和测试样本建立原始模型,称其为全局模型。然后,在训练样本中建立

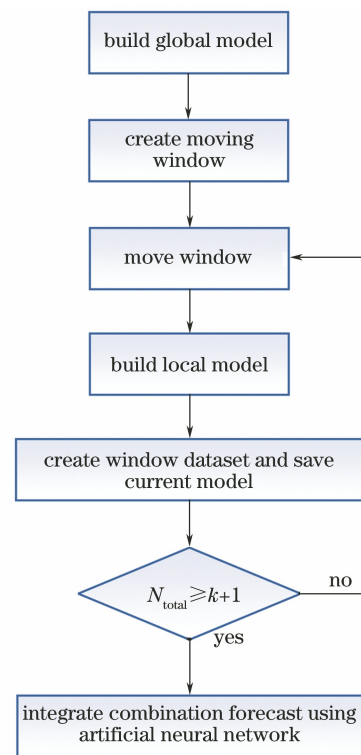


图 2 集成移动窗口流程图

Fig. 2 Flow chart of integrated moving window

移动窗口,当窗口开始移动时,形成的每个 LSSVM 模型称为局部模型。最后,采用局部模型对测试数据进行预测,并保存预测结果。为了获得更多的全局特征,对局部模型总数量 N_{total} 进行了限制。若当前建模过程中局部模型数量 N_{total} 达到了 $k+1$ 个,则将全局模型与保存的 $k+1$ 个局部模型的预测结果进行集成组合预测,否则将继续移动窗口,直至 N_{total} 等于 $k+1$ 。模型的具体表达式为

$$y_1 = \omega_g M_g + \omega_1 M_1 + \dots + \omega_k M_k + \omega_{k+1} M_{k+1}, \quad (8)$$

式中: ω_g 为全局模型权重; M_g 为全局模型; $\omega_1, \dots, \omega_k, \omega_{k+1}$ 为局部模型权重; M_1, \dots, M_k, M_{k+1} 为局部模型。

组合预测的权重确定非常复杂,常用的权重确定方法为固定权重法,使用该方法存在一定的局限性,即如果选取的权重组合不适合模型,不仅不会提高模型的预测精度,还会降低预测精度^[12]。使用算法优化权重可以找到较为合适的权重关系,但是优化算法往往是耗时且不稳定的^[13]。本文选择神经网络进行模型集成组合,神经网络具有优秀的自学习能力,能够通过自主学习的方式优化权重组合,不用具体考虑模型之间的关系,可以有效提高模型准确度和容错性。

神经网络一般由输入层、隐藏层和输出层组成, 本文的预测问题为连续问题, 隐藏层使用 tanh 非线性激活函数, 输出层使用线性激活函数, 隐藏层数量为 3, 每个隐藏层的神经元数量分别为 15、10 和 10, 神经网络结构如图 3 所示。在训练过程中, 为了更快地训练出较好的结果, 使用反向传播和 LM (Levenberg-Marquardt) 对网络参数权重和偏差值进行优化, 损失函数使用均方误差(MSE)。

3 实验与结果分析

3.1 数据获取

图 4 为基于可调滤波器的 FBG 解调系统。滤波器由锯齿波电压驱动, 可调滤波器输出 4 个 FBG (FBG0, FBG1, FBG2, FBG3) 的中心波长。将 4 个 FBG 应变传感器(G0, G1, G2, G3) 置于恒温浴槽中

并保持温度为 18 °C。FFP 滤波器被放置在一个恒温炉中, 可调滤波器表面贴有校准热敏电阻以监测滤波器温度。FBG 的初始中心波长由高分辨率可调谐激光器测得, 如表 1 所示。

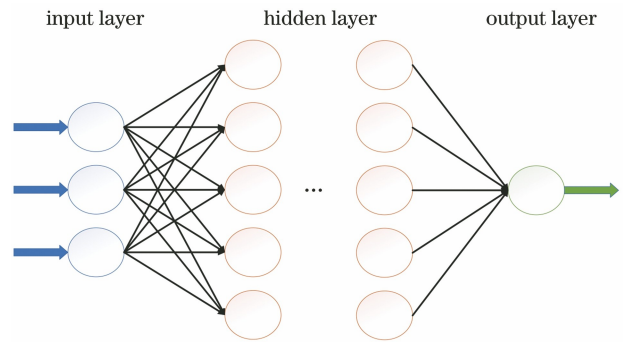


图 3 神经网络结构图

Fig. 3 Structural diagram of neural network

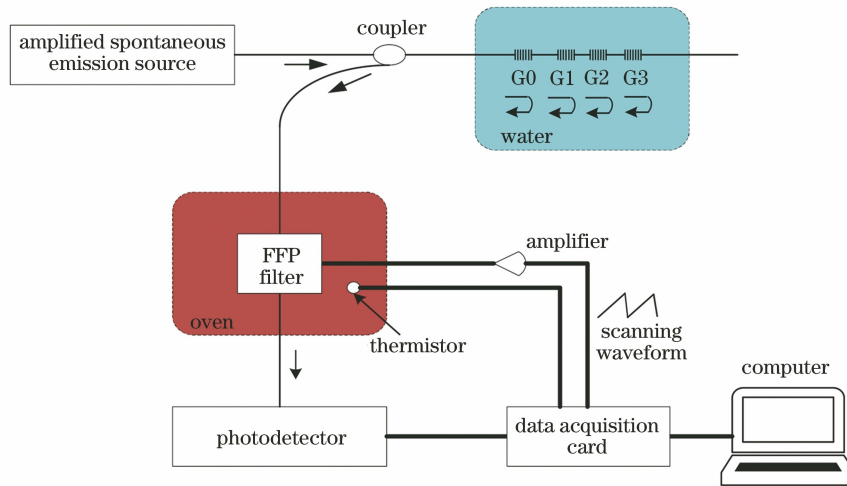


图 4 基于可调滤波器的 FBG 解调系统的示意图

Fig. 4 Schematic diagram of FBG demodulation system based on tunable filter

表 1 FBG 的特征波长

Table 1 Characteristic wavelength of FBG

FBG No.	0	1	2	3
Wavelength /nm	1528.83	1541.76	1557.41	1562.18

为了观察可调滤波器的温漂特性, 首先升高恒温炉的温度至 38 °C, 待温度稳定后关闭电炉, 并静态冷却至室温。记录冷却过程中每间隔 1 °C 时的中心波长和驱动电压, 结果如图 5 所示, 图中箭头表示温度从 38 °C 逐步降至 23 °C。可以看出, 随着温度的改变, 中心波长与电压的关系曲线一直在漂移。同时, 漂移的规律也是变化的, 高温时漂移相对较小, 低温时漂移相对较大。

3.2 实验与结果分析

为了验证基于集成移动窗口的方法的有效性,

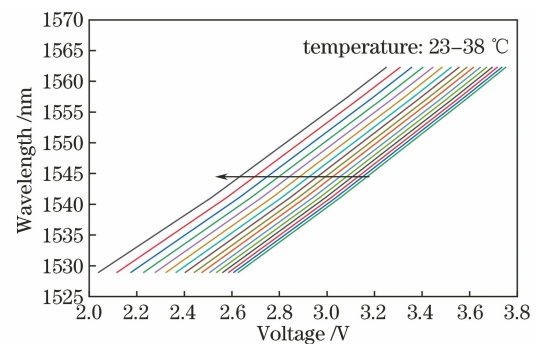


图 5 不同温度下检测电压与布拉格波长间的关系

Fig. 5 Relationship between detection voltage and Bragg wavelength at different temperatures

选取高温段 (30~38 °C) 的数据作为训练数据, 低温段 (23~29 °C) 的数据作为测试数据。采用 4 个 FBG 共同建模, 输入特征为温度、驱动电压和 FBG

的特征波长,输出为滤波器输出的 FBG 的中心波长。将移动窗口长度 l 设置为 28,即 7 个温度共 28 个数据作为窗口,窗口移动步长 d 设置为 4,即每次补偿 4 个 FBG 的输出波长,窗口移动次数 k 设置为 2,即使用 3 个局部模型进行集成组合预测, m 和 n 分别设置为 36 和 28。本文中 LSSVM 的超参数通过网格搜索方法寻优确定。利用最大测量误差 (MME, E_{MME}) 和标准差 (SD, E_{SD}) 对模型精度进行评价,二者的表达式为

$$E_{MME} = \pm [\max(\hat{y}_i) - \min(\hat{y}_i)]/2, \quad (9)$$

$$E_{SD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (10)$$

式中: \hat{y}_i 为第 i 个预测值; \bar{y}_i 为前 i 个预测值的平均值。

首先使用 IMW-LSSVM 模型进行实验,并记录实验结果。为了验证所提模型的优越性,将其与传统的 LSSVM 进行了对比,两种方法得到的波长补偿结果如图 6 所示,统计数据见表 2。

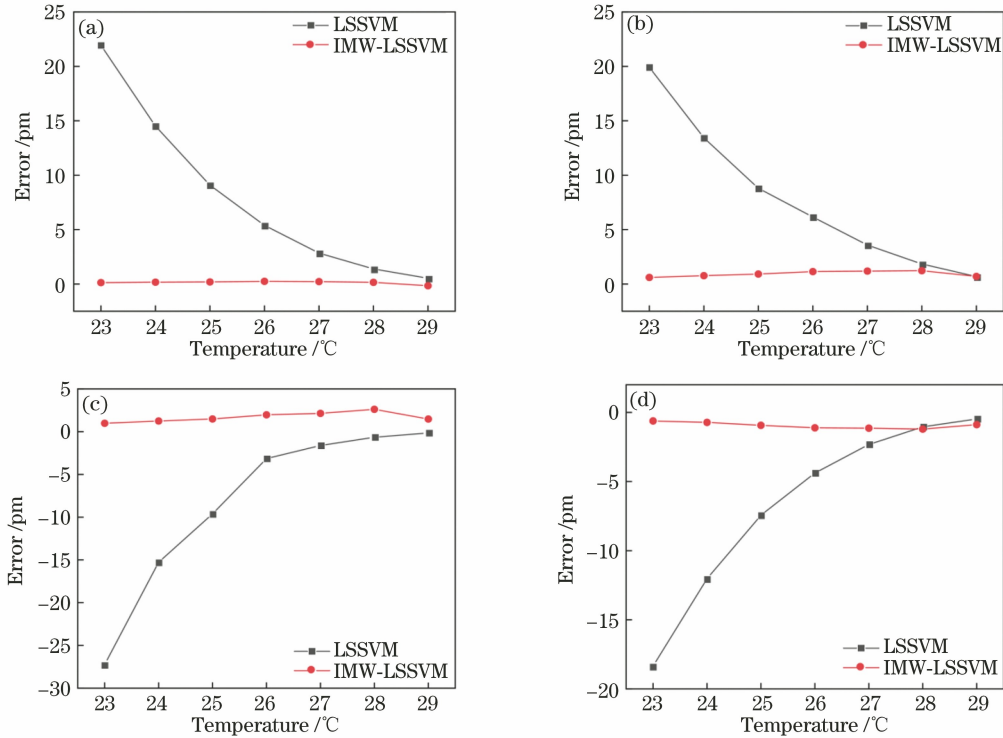


图 6 不同 FBG 下的波长补偿结果。(a) FBG0;(b) FBG1;(c) FBG2;(d) FBG3

Fig. 6 Wavelength compensation results under different FBGs. (a) FBG0; (b) FBG1; (c) FBG2; (d) FBG3

由图 6 可知,在环境温度从 29 °C 降至 23 °C 的过程中,采用传统的 LSSVM 模型进行补偿时,预测值与期望值的误差在降温过程中逐步增大,温度越低,发散趋势越明显。解调值的 MME 达到了 ± 13.50 pm,说

明使用 LSSVM 模型进行补偿时不具有稳定性,且该方法的泛化性较差。在更为复杂的变温环境、更宽的温度变化范围情况下,LSSVM 的解调误差范围会变得更大。

表 2 不同 FBG 下温漂补偿误差对比

Table 2 Comparison of compensation errors of temperature drift under different FBGs

unit: pm

Parameter	FBG0		FBG1		FBG2		FBG3	
	LSSVM	IMW-LSSVM	LSSVM	IMW-LSSVM	LSSVM	IMW-LSSVM	LSSVM	IMW-LSSVM
E_{MME}	± 10.70	± 0.21	± 9.61	± 0.31	± 13.50	± 0.82	± 8.90	± 0.29
E_{SD}	7.28	0.14	6.39	0.25	9.29	0.57	6.09	0.22

与 LSSVM 相比,IMW-LSSVM 模型的补偿结果更为精确。从表 2 中可以看出,IMW-LSSVM 模型的解调值的 MME 较 LSSVM 降低了 93.9%,标准差(SD)降低了 92.8%。数据表明,加入基于神经

网络的集成移动窗口算法后,解调精度有了明显的提高,同时预测稳定性较 LSSVM 有了提升。出现上述现象的原因:1)集成移动窗口保存了所有的局部模型,在预测时会使用旧模型进行多次预测,降低

了模型的出错概率,提高了补偿稳定性。同时,局部模型获得了更多的过程信息,进而波长补偿更加精确;2)神经网络与其他固定权重集成组合方式相比,具有优秀的自主学习能力以及一定的容错性,故可以获得更优的组合方式。因此,利用所提方法可以获得较优的补偿精度和稳定性。

表 3 为不同窗口长度下的性能比较,此时 $k=2$ 。可以发现,当改变 l 时,模型补偿的精度也会改变, l 越大,补偿精度越高。由于固定了窗口移动次数 k ,当 l 改变时,训练数据与测试数据的个数也会改变。虽然 l 越大,IMW-LSSVM 模型的补偿性能越好,但是随着 l 的增大,所能补偿的温度范围在减小。此外,LSSVM 模型的补偿精度也随着 l 的增大在提升。因此,在选择参数时,要在准确性和补偿温度范围之间进行平衡。从表 3 中还可以发现,LSSVM 适合于小温度范围内的温漂补偿,IMW-LSSVM 适合大温度范围内的温漂补偿。

表 3 不同窗口长度下的性能比较

Table 3 Performance comparison under different window lengths

l	m	n	E_{MME}/pm		E_{SD}/pm	
			LSSVM	IMW-LSSVM	LSSVM	IMW-LSSVM
28	36	28	± 13.5	± 0.82	9.29	0.57
32	40	24	± 8.21	± 0.44	5.60	0.32
36	44	20	± 5.09	± 0.26	4.09	0.19
40	48	16	± 2.29	± 0.15	1.74	0.12

由于本文中数据集比较小且多个窗口的集成计算量较大,故选择了 $k=2$ 即模型更新两次的情况进行论述。此外, $k=2$ 实验结果较好,故未讨论更多局部模型集成的情况。在实际应用中,如果任务更复杂,数据量更多,可能会需要集成更多的局部模型。

在与当前相似的研究工作中,Fan 等^[14]将自标记的氰化氢吸收线作为绝对波长参考,波长解调值的 MME 被抑制到 $\pm 2.6 \text{ pm}$ 。江俊峰等^[15]提出了基于光纤迈克耳孙辅助干涉仪的稳定解调方法,波长解调值的 MME 是 $\pm 3.5 \text{ pm}$ 。江俊峰等^[16]还提出了综合使用 F-P 标准具和乙炔气室对复合波长参考进行校正的方法,解调值的 MME 达到了 $\pm 1.2 \text{ pm}$ 。相比当前的研究,所提的基于集成移动窗口的可调滤波器温漂补偿方法不需要借助额外的硬件,降低了解调系统的成本。同时,提高了对可调

滤波器透射波长的温度漂移补偿精度,补偿后的解调值的 MME 为 $\pm 0.82 \text{ pm}$ 。

4 结 论

基于机器学习的温漂补偿方法是对现有传统方法的一种补充,具有成本低、易于实现、普适性高的特点。针对可调滤波器透射波长对温度和电压敏感的特点,对基本的机器学习方法进行了改进。实验结果表明,机器学习方法用于可调滤波器的温漂补偿是有效的,且所提的基于集成移动窗口的补偿方法在变温环境下解调值的 MME 为 $\pm 0.82 \text{ pm}$,标准差为 0.57 pm 。该方法更进一步提高了光纤光栅传感中可调滤波器解调的温度稳定性,为当前的可调滤波器温漂补偿提供了一种新的思路。

参 考 文 献

- [1] He Y X, Yang Q, Sun S P, et al. Effects of fiber Bragg grating design on dual-grating demodulation performance [J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 2018, 51(49): 495102.
- [2] Kou W Y, Wang W, Chen H B, et al. Non-scanning correlation demodulation for fiber-optic Fabry-Perot microcavity strain sensor [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(17): 170630. 寇琬莹, 王伟, 陈海滨, 等. 非扫描相关解调光纤法布里-珀罗微腔应变传感器[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(17): 170630.
- [3] 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.
- [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, 彭捷钦, 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, Liu T G, Jiang J F, et al. Nonlinearity investigation of tunable optical filter based on FBG sensing system [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2010, 21(7): 970-973. 刘琨, 刘铁根, 江俊峰, 等. 基于 FBG 传感系统的可调光滤波器非线性研究[J]. 光电子·激光, 2010, 21

- (7): 970-973.
- [6] Zhu W S, Wang J, Jiang J F, et al. A high-precision wavelength demodulation method based on optical fiber Fabry-Perot tunable filter [J]. IEEE Access, 2018, 6: 45983-45989.
- [7] 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.
- [8] Jiang J F, Zang C J, Wang S, et al. Investigation of composite multi-wavelength reference stabilization method for FBG demodulator in unsteady temperature environment [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2018, 29(6): 575-581.
江俊峰, 臧传军, 王双, 等. 变温环境 FBG 解调仪复合多波长参考稳定方法研究 [J]. 光电子·激光, 2018, 29(6): 575-581.
- [9] Gu Y P, Zhao W J, Wu Z S. Least squares support vector machine algorithm [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2010, 50(7): 1063-1066, 1071.
顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 最小二乘支持向量机的算法研究 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(7): 1063-1066, 1071.
- [10] Ding X D, Jin X Z, Zhang Y. An improved online NO_x prediction model based on LSSVM [J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(1): 61-67.
丁续达, 金秀章, 张扬. 基于最小二乘支持向量机的改进型在线 NO_x 预测模型 [J]. 热力发电, 2019, 48(1): 61-67.
- [11] Yao L, Ge Z Q. Online updating soft sensor modeling and industrial application based on selectively integrated moving window approach [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(8): 1985-1993.
- [12] Sun Y M, Du N, Sun Q Y, et al. Research and application of biological potency soft sensor modeling method in the industrial fed-batch chlortetracycline fermentation process [J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 6019-6030.
- [13] Li B, Ding J Q, Yin Z Q, et al. Optimized neural network combined model based on the induced ordered weighted averaging operator for vegetable price forecasting [J]. Expert Systems With Applications, 2021, 168: 114232.
- [14] Fan X J, Jiang J F, Zhang X Z, et al. Self-marked HCN gas based FBG demodulation in thermal cycling process for aerospace environment [J]. Optics Express, 2018, 26(18): 22944-22953.
- [15] Jiang J F, Yan J L, Wang S, et al. Suppression of 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.
- [16] 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.