

基于最小二乘支持向量机和多参考光栅的可调谐滤波器解调误差动态补偿

盛文娟^{1*}, 娄海涛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, 澳大利亚

摘要 可调谐法布里-珀罗(F-P)滤波器的磁滞和温度漂移是限制其解调精度的重要因素。现有研究很少考虑同时对磁滞和温度漂移进行动态补偿。针对光纤布拉格光栅(FBG)解调误差,提出了一种基于最小二乘支持向量机(LSSVM)的动态补偿方法。考虑到参考光栅与传感光栅的反射光谱经过可调滤波器后具有相似的漂移特性,将多个参考光栅的波长漂移作为LSSVM模型的输入特征,以预测传感光栅的反射光经过可调滤波器后的波长漂移误差。在单调降温 and 先降温后升温的数据集上分别对所提方法进行了验证,实验结果表明:当未引入参考光栅作为模型特征时,两个数据集的补偿后最大绝对误差分别达到33.65 pm和69.25 pm;在引入参考光栅作为模型特征后,补偿后的最大绝对误差分别降至3.63 pm和7.84 pm,即所提方法在不同温变模式下均有效提高了F-P滤波器的解调精度。

关键词 光纤光学; 光纤光栅解调; 法布里-珀罗滤波器; 解调误差; 多参考光栅; 动态补偿

中图分类号 O433.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS221651

1 引言

压电陶瓷(PZT)驱动的可调谐法布里-珀罗(F-P)滤波器因其解调速度快、光谱范围宽、分辨率高和容量大等优点而被广泛用于光纤布拉格光栅(FBG)解调^[1-2]。在电场激励下,PZT的逆压电效应会调整F-P滤波器的腔长,使特定波长的光以最大透射率通过F-P滤波器^[3-4]。然而,PZT的磁滞会导致输入电压和输出位移之间呈现非线性关系^[5-6],同时温度的变化会改变PZT的压电常数和介电常数,引起其机械结构的热膨胀或冷缩变形^[7-9],最终降低F-P滤波器的解调精度。

为了补偿F-P滤波器的漂移误差,研究人员提出了FBG参考光栅法^[10-11]、F-P标准具法^[12-13]、气体吸收线法^[14-15]和复合波长参考法^[16-17]。2015年,王鹏等^[11]设计了一个具有高热稳定性的铜制参考光栅模块,包含4个参考光栅,每次扫描F-P滤波器之前该模块可校准参考光栅的温度和波长之间的相关性。2017年,Li等^[12]设计了一个带温度控制模块的F-P标准具,对FBG的波长进行了动态校准。2018年,Fan等^[15]采用自标记的氰化氢吸收光谱作为绝对波长参考,使用氰化氢吸收线的不同波长间隔确定参考波长。2018年,江俊峰等^[17]提出了一种在变温环境下基于氰化氢气室和F-P标准具的复合多波长参考的FBG解调方法。

氰化氢的吸收谱线用作绝对波长参考,F-P标准具用于确定两条气室吸收线之间的中间波长。硬件方案能有效降低F-P滤波器的漂移误差,但这通常会引入额外的校准模块,从而增加了技术与结构上的复杂性和经济成本^[18]。

近年来,利用软件方法对磁滞和温度改变引起的F-P滤波器输出漂移误差进行建模并补偿成为了一种成本低、可行性高的选择。Cheng等^[19]和Shen等^[20]分别于2014年和2016年采用温度和温度变化率等温度相关参数作为模型的输入特征。2021年,本研究团队针对可调滤波器的解调误差问题,提出了基于集成移动窗口的最小二乘支持向量机(LSSVM)方法以解决降温环境下的波长漂移问题^[21],还提出了具有不对称噪声间隔的自适应LSSVM方法来同时补偿磁滞和温度漂移^[22]。2022年,本研究团队对误差补偿中的LSSVM参数寻优过程进行了优化^[23]。然而,上述研究采用的是离线的补偿模型,并不能对F-P滤波器的输出漂移误差进行实时在线补偿。随着时间的推移,这些模型的补偿能力会逐渐降低。

因此,本文提出了一种基于LSSVM和多参考光栅的可调谐滤波器解调误差动态补偿方法。该方法充分考虑了可调滤波器输出光谱中各个FBG的波长漂移误差之间的强相关性,将参考光栅的漂移误差作为

收稿日期: 2022-08-29; 修回日期: 2022-11-01; 录用日期: 2022-11-23; 网络首发日期: 2023-01-04

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

传感光栅波长漂移误差模型的输入特征。同时,利用移动窗口不断更新模型,动态预测最新的漂移误差并对其进行补偿。此外,还对不同温度变化模式下,移动窗口长度和参考光栅数量及其位置分布对在线模型精度的影响进行了讨论。全文一共分为 4 个部分:第二部分给出了 LSSVM 的原理和引入多参考光栅进行动态补偿的过程;第三部分对两种不同变温模式下的温度漂移数据进行了建模,比较了不同参数下的实验结果;第四部分对全文的内容进行了总结。

2 理论基础

2.1 最小二乘支持向量回归

为了补偿 F-P 滤波器的磁滞和温度漂移,建立了基于 LSSVM 算法的漂移回归模型。LSSVM 是 Suykens 等^[24]首次提出的支持向量机(SVM)的改进算法。令 X 和 Y 分别为回归模型的输入空间和输出空间。假设数据集为 $\{(x_i, y_i)\}_{N \geq i \geq 1}$, 其中 N 为测试样本的数量, $x_i \in \mathbf{R}$ 是第 i 个输入数据, $y_i \in \mathbf{R}$ 是第 i 个输出数据。LSSVM 模型可以表示为

$$y(x) = \omega^T \phi(x) + b, \quad (1)$$

式中: ω^T 是权重向量; b 是偏置量。非线性函数 $\phi(x)$ 将低维空间内的数据映射到高维空间。根据结构风险最小化原理,可以将优化问题表示为 LSSVM 模型,即

$$\begin{aligned} \min_{\omega, \epsilon, b} J(\omega, \epsilon) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N \epsilon_i^2 \\ \text{s.t. } y_i &= \omega^T \phi(x_i) + b + \epsilon_i, \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $C(C > 0)$ 是正则化参数; ϵ_i 是第 i 个近似误差。引入拉格朗日乘子可以将式(2)转换为无约束的优化问题,即

$$L(\omega, b, \epsilon, \alpha) = J(\omega, \epsilon) + \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i - \omega^T \phi(x_i) - b - \epsilon_i], \quad (3)$$

式中: α_i 是拉格朗日乘子。最优解满足

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \epsilon_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i = C \epsilon_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow \omega^T \phi(x_i) + b + \epsilon_i - y_i = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

消去 ω 和 ϵ , 最优解可由线性方程给出,即

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_{N \times 1}^T \\ \mathbf{1}_{N \times 1} & \Omega + \frac{1}{C} I_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: $\Omega_{ij} = [\phi(x_i)]^T \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j)$; $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_N]^T$; $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$; I_N 是单位

矩阵。 $K(x_i, x_j)$ 是核函数, 本文使用径向基函数(RBF)作为核函数, 即

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (6)$$

式中: σ 是内核宽度参数。

由式(5)得到 b 和 α , LSSVM 的拟合函数为

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) + b. \quad (7)$$

2.2 基于多参考光栅的在线漂移补偿方法

基于 FBG 传感系统的问题之一是应变和温度对 FBG 的影响之间的交叉敏感性^[25]。因此,在应变测量中通常采用零应变 FBG 作为参考光栅来消除温度对 FBG 的影响。参考光栅的漂移受到 F-P 滤波器的磁滞和温度漂移的影响,参考光栅的漂移量在传感光栅工作过程中一直可以被直接观测到。因此,将参考光栅的漂移作为输入特征用来构建在线漂移补偿模型。特征向量 X 的定义为

$$X = [T \ \dot{T} \ S]^T, \quad (8)$$

式中: T 表示温度; \dot{T} 表示温度变化率; S 表示参考光栅在反射光谱中的光谱位置。选取以上三个变量作为在线漂移补偿模型的输入特征,构建一个适合 LSSVM 算法的多输入/单输出的复杂模型。

本文采用自补偿的方式,利用 FBG 自身先前时间段的漂移来预测当前时刻的漂移。在线建模和补偿的流程图如图 1 所示。使用移动窗口方法克服漂移模型随时间推移而产生的性能退化问题,提高动态追踪漂移误差的能力。先在初始窗口上使用传感光栅的历史漂移数据集独立构建初始漂移误差模型。当下一时刻的查询样本出现时,通过该模型可获得对应时刻的传感光栅的绝对波长漂移输出。当满足窗口移动的步长条件时,为了保持窗口大小不变,窗口内会获取最新的样本,同时删除最旧的样本。窗口内最新的样本包括上一个 LSSVM 模型对传感光栅的预测值和对应的查询样本。动态 LSSVM 模型是基于窗口更新后的数据集构建的。

为了评估在线漂移补偿模型的性能,以最大绝对误差(MAXE)、均方根误差(RMSE)和 CPU 时间作为衡量标准,对不同方案下的模型补偿性能进行对比分析。MAXE 和 RMSE 的表达式分别为

$$E_{\text{MAX}} = \max(|y_i - \hat{y}_i|), \quad (9)$$

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

式中: \hat{y}_i 为第 i 个预测值; y_i 为第 i 个真实值。

3 分析与讨论

3.1 实验装置

实验是在基于可调谐 F-P 滤波器的 FBG 解调系

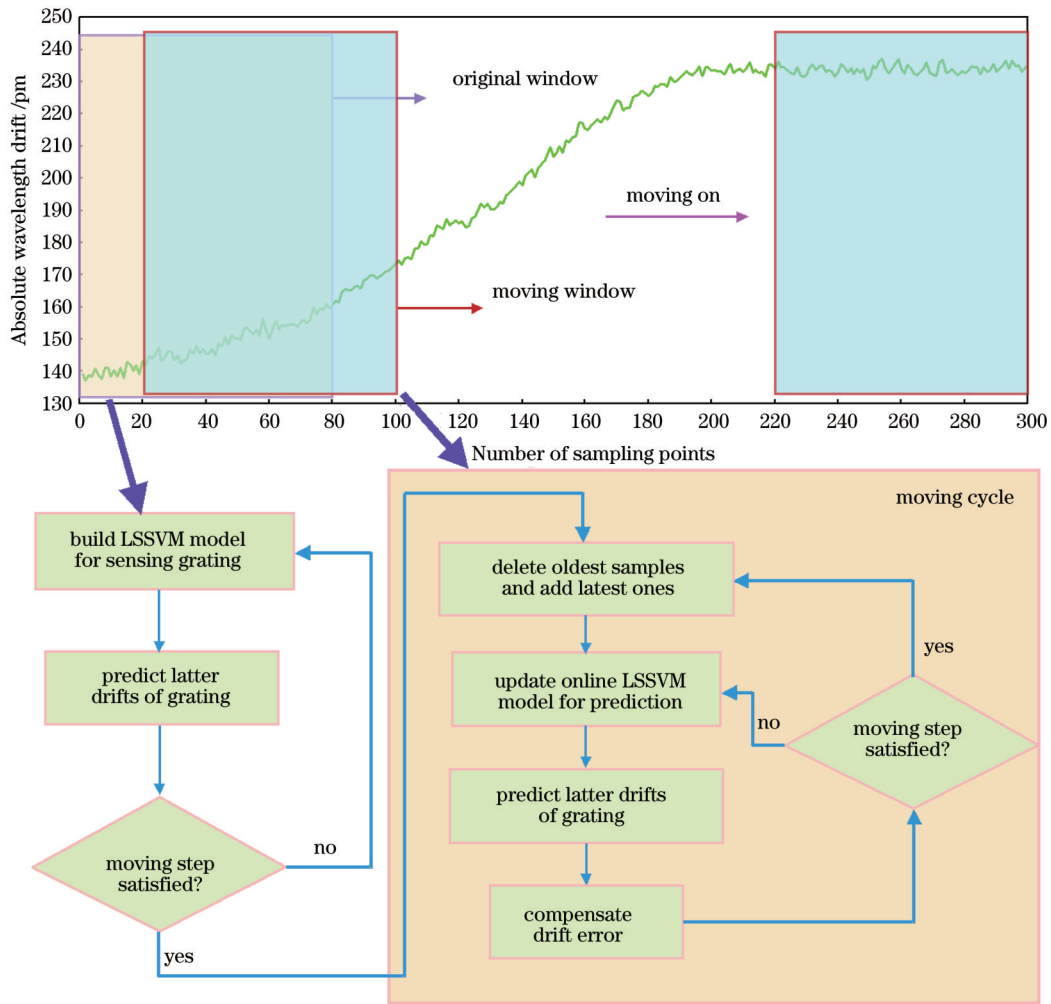


图 1 动态建模与补偿示意图

Fig. 1 Schematic diagram of dynamic modeling and compensation

统上进行的。图 2 展示了系统的主要设备。放大自发辐射 (ASE) 光源通过 3 dB 耦合器输出照亮 4 个 FBG 的宽带光。光电探测器接收反射光信号, 并将光信号的强度转换为电压幅度。数据采集卡接收电压信号并输出控制电压, 该电压驱动 F-P 滤波器中的 PZT 连续

工作。将所有 FBG 浸入提供均匀稳定环境 (温度为 18 °C) 的水箱中, 并将可调谐 F-P 滤波器放置在恒温炉中。可调谐 F-P 滤波器的表面贴有校准热敏电阻, 用于读取数值温度。

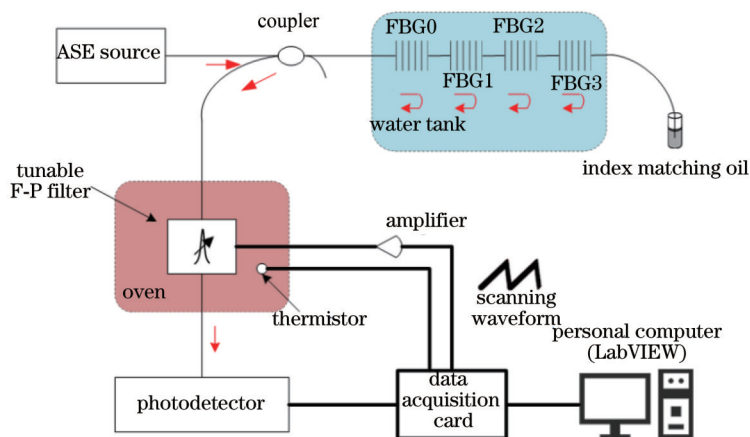


图 2 FBG 解调系统示意图

Fig. 2 Schematic diagram of FBG demodulation system

使用 1 Hz 锯齿电压(2.0~4.5 V)控制可调谐 F-P 滤波器,表 1 中所示 FBG 的特征波长在调谐范围内。在调谐期间的不同时间位置可以检测到每个 FBG 的反射峰。将 FBG0 作为参考光栅,FBG1、FBG2 和 FBG3 作为传感光栅。通过分析每个调谐周期中的时间位置变化来解调 FBG 感知的物理扰动。本实验使用安捷伦科技有限公司的高分辨率光波分析仪(HP8164B)确定 4 个 FBG 的特征波长,并使用质心检测算法(CDA)^[26]计算 FBG 反射峰的质心。该算法原理如图 3 所示。在反射峰中,A 和 B 是定义的触发电平值,C 是二者的中心时间索引值,长度 d 由 A 与 B 之间距离和窗口因子相乘得到,D 和 E 之间的所有数据点都被用于计算反射峰的质心。

表 1 FBG 的特征波长

Table 1 Characteristic wavelengths of FBG

FBG No.	0	1	2	3
Wavelength /nm	1528. 8393	1541. 0621	1557. 3460	1562. 1832

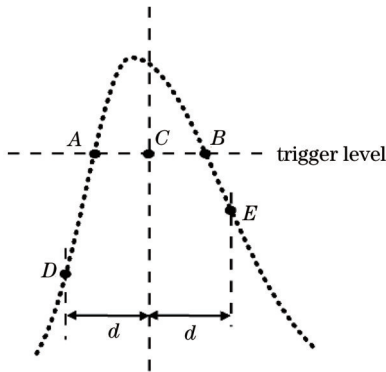


图 3 质心检测算法的原理

Fig. 3 Principle of centroid detection algorithm

质心的时间索引值 I_{Bragg} 的具体计算公式为

$$I_{\text{Bragg}} = \frac{\sum_{i=C-d}^{i=C+d} i \cdot R(i)}{\sum_{i=C-d}^{i=C+d} R(i)}, \quad (11)$$

式中: $R(i)$ 是第 i 个数据点的值。

3.2 实验与结果分析

本文通过图 2 所示装置获取温度和光谱位置来演示所提的在线漂移软补偿方法。为验证参考光栅的光谱位置作为输入特征的有效性,将 FBG0、FBG1 和 FBG3 同时视为参考光栅,将三者的光谱位置作为输入特征 S 的变量值之一,选取位于 FBG 分布中间的 FBG2 作为传感光栅,并将 FBG2 的漂移误差作为模型的预测输出。数据集在单调降温环境中收集,如图 4 所示。前 100 个样本作为原始训练数据,其余 200 个样本用于测试。移动窗口的步长设置为 2,即利用 100 个样本构建 LSSVM 模型,并预测其后的 2 个样本。

随着窗口的移动,模型会根据最新的数据集而重新构建,LSSVM 的超参数也会随之更新。

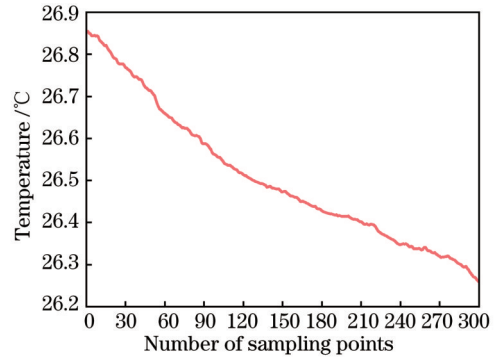


图 4 降温模式下参考光栅的温度趋势

Fig. 4 Temperature trend of reference grating in cooling mode

在所提方法中,FBG2 的漂移是通过 FBG2 的历史漂移预测得到的。首先,为了证明参考光栅的数量 (n) 对模型性能的影响,采用具有不同参考光栅组合的形式构建动态补偿模型:当 $n=0$ 时,参考光栅的光谱位置不作为所提模型的特征输入;当 $n=1$ 时,输入特征 S 对应 FBG0 的光谱位置;当 $n=2$ 时, S 对应 FBG0 和 FBG1 的光谱位置;当 $n=3$ 时, S 对应 FBG0、FBG1 和 FBG3 的光谱位置。

图 5 所示实验结果表明:当 $n=0$ 时,单一的移动窗口方法的 MAXE 高达 33.65 pm;当 $n=1$ 和 $n=2$ 时,移动窗口与参考光栅结合的方法的 MAXE 分别为 22.47 pm 和 12.71 pm,而当 $n=3$ 时,该方法的 MAXE 低至 3.63 pm。相较于单一的移动窗口方法,移动窗口与参考光栅结合的方法能够更准确地捕捉到温度变化过程中滤波器的输出波长误差。在引入不同数量的参考光栅后,降温初期阶段二者的模型性能表现近似。然而,到降温后期阶段, n 越小,预测曲线和真实曲线之间的偏差越大。这表明随着参考光栅数量的增加,移动窗口与参考光栅结合的方法对漂移的补偿能力也在提升。

此外,进行了与上述实验温变环境不同的第二个实验,利用图 2 所示装置记录了降温-升温环境下的数据集。如图 6 所示,与降温数据集相比,此数据集的温度变化趋势更为复杂多变,该数据集包含从冷却到加热的过渡过程。使用该数据集进行相同的动态补偿实验,结果如图 7 所示:当 $n=3$ 时,移动窗口与参考光栅结合的方法的 MAXE 为 7.84 pm,预测曲线仍然可以较为准确地跟踪对应真实值的变化过程,使预测误差在允许范围内稳定波动;当 $n=2$ 、 $n=1$ 和 $n=0$ 时,动态模型的 MAXE 依次为 18.68、38.38、69.25 pm。随着参考光栅数量的增加,动态模型能获得更多关于可调滤波器在解调过程中的磁滞和温度漂移信息,最终使得模型的补偿效果更优。

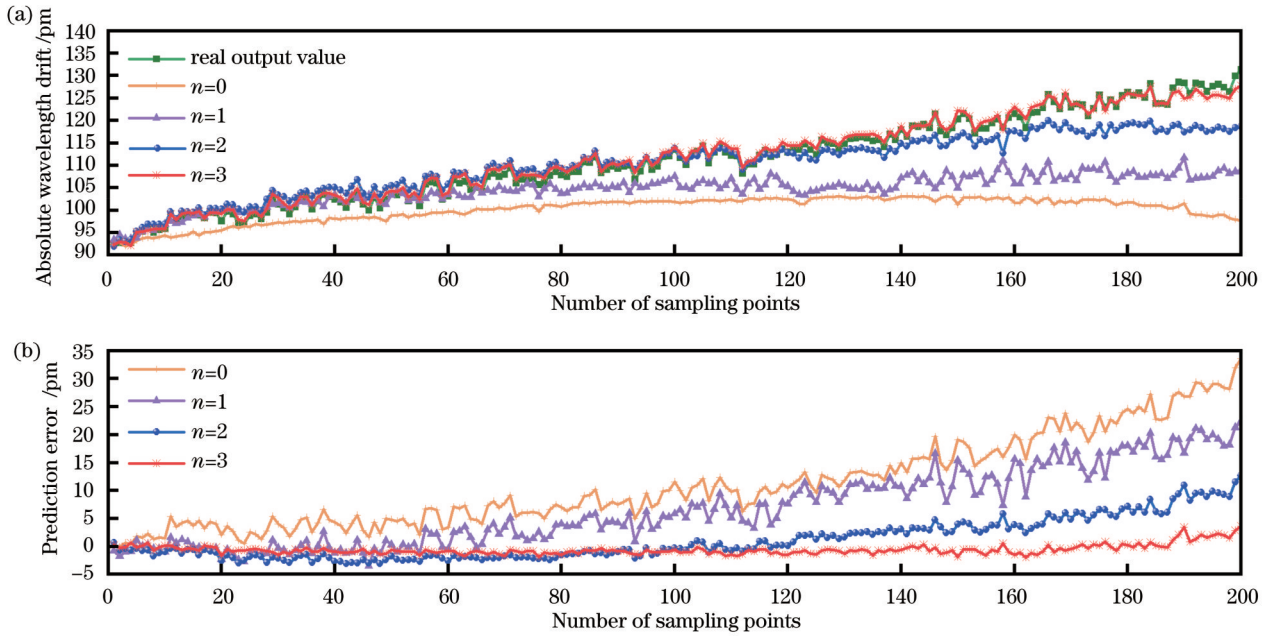


图 5 降温模式下动态模型的补偿结果。(a)绝对波长漂移;(b)预测误差

Fig. 5 Compensation result of dynamic model in cooling mode. (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

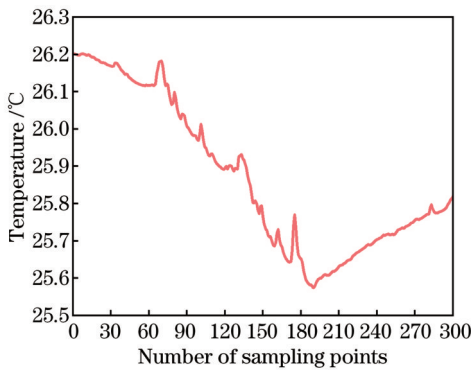


图 6 降温-升温模式下参考光栅的温度趋势

Fig. 6 Temperature trend of reference grating in cooling-heating mode

为了验证参考光栅和传感光栅的特征波长间隔对动态模型补偿能力的影响,在两种温变模式下,选取位于 FBG 分布顶端的 FBG3 作为传感光栅,FBG0、

FBG1 和 FBG2 作为参考光栅进行了实验,并依次改变参考光栅增加的顺序和数量。由表 1 可知,FBG0、FBG1、FBG2 与 FBG3 的特征波长间隔依次减小。当 $n=1$ 时,选取 FBG0、FBG1 和 FBG2 分别作为传感光栅。当 $n=2$ 时,选取 FBG0 与 FBG1、FBG0 与 FBG2 和 FBG1 与 FBG2 分别作为传感光栅。图 8~11 为两种温变模式下的模型补偿结果。为了定量评估模型的建模和补偿能力,计算了 MAXE、RMSE 和 CPU 时间,模型评价指标如表 2 所示。

由表 2 可知,当输入特征只包含一个或两个参考光栅时,动态模型的补偿能力与参考光栅和传感光栅的特征波长间隔有关。当 $n=1$ 时, S 分别对应 FBG0、FBG1 和 FBG2 的光谱位置。当 $n=2$ 时, S 分别对应 FBG0 与 FBG1、FBG0 与 FBG2 和 FBG1 与 FBG2 的光谱位置。在降温模式下:当 $n=1$ 时,动态模型补偿

表 2 FBG3 位置对模型性能的影响

Table 2 Influence of location of FBG3 on model performance

n	S	Cooling			Cooling-heating		
		MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms	MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms
0	0	39.12	14.94	181	77.02	58.17	179
	FBG0	33.50	15.50		41.70	25.33	
1	FBG1	30.84	12.66	179	37.68	20.16	178
	FBG2	26.06	11.43		33.37	18.07	
2	FBG0 and FBG1	8.02	4.99		29.07	12.96	
	FBG0 and FBG2	5.01	2.66	181	27.42	12.04	180
	FBG1 and FBG2	3.79	2.01		22.88	11.83	
3	FBG0, FBG1, and FBG2	2.53	1.30	182	8.78	5.24	182

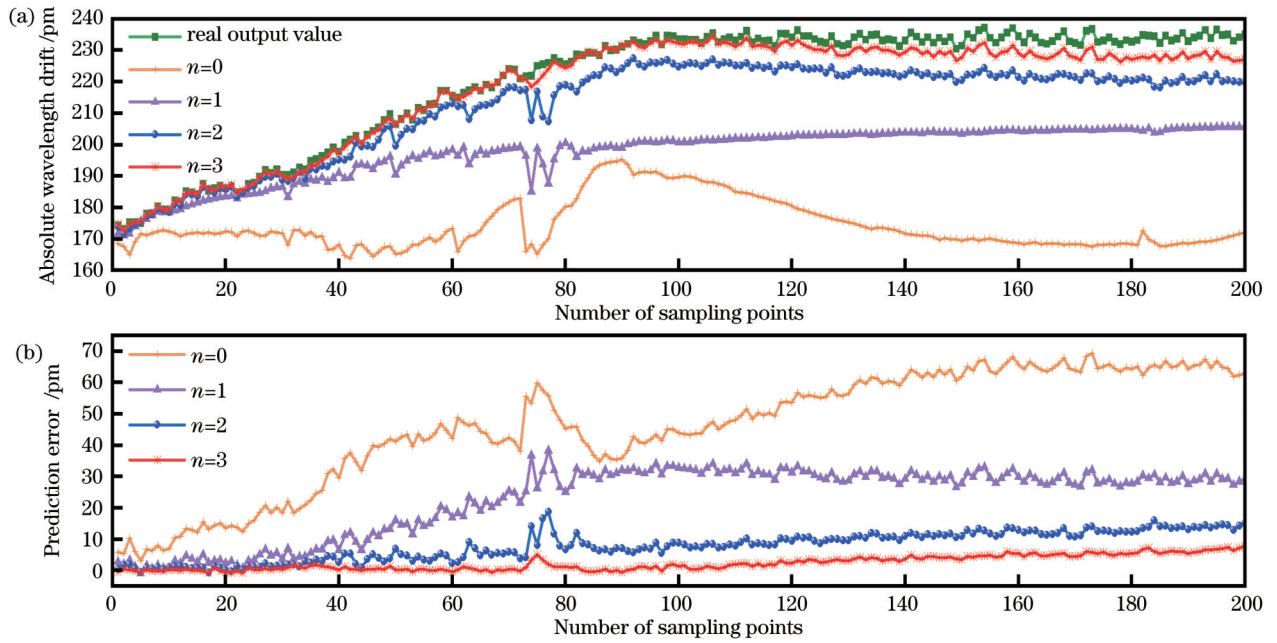


图 7 降温-升温模式下动态模型的补偿结果。(a)绝对波长漂移;(b)预测误差

Fig. 7 Compensation result of dynamic model in cooling-heating mode. (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

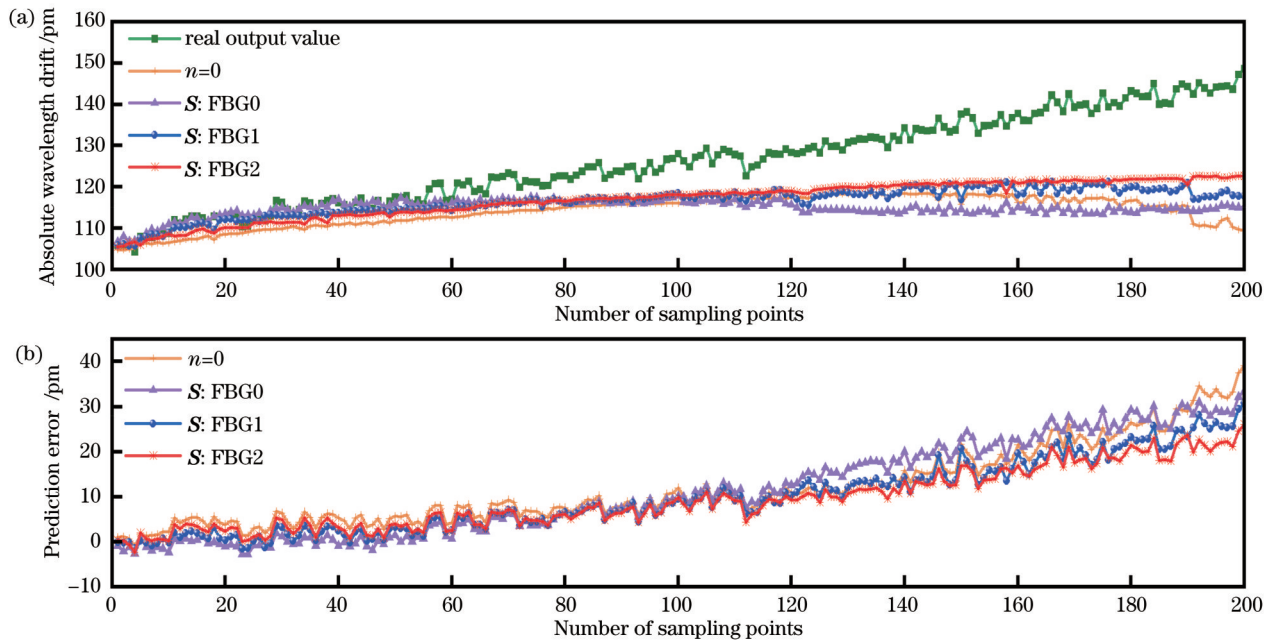


图 8 降温模式下动态模型的补偿结果($n=0, n=1$)。(a)绝对波长漂移;(b)预测误差

Fig. 8 Compensation result of dynamic model in cooling mode ($n=0, n=1$). (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

后的 MAXE 分别为 33.50、30.84、26.06 pm; 当 $n=2$ 时, 动态模型补偿后的 MAXE 分别为 8.02、5.01、3.79 pm; 当 $n=0$ 和 $n=3$ 时, 动态模型补偿后的 MAXE 分别为 39.12 pm 和 2.53 pm。在降温-升温模式下: 当 $n=1$ 时, 动态模型补偿后的 MAXE 分别为 41.70、37.68、33.37 pm; 当 $n=2$ 时, 动态模型补偿后的 MAXE 分别为 29.07、27.42、22.88 pm; 当 $n=0$ 和 $n=3$ 时, 动态模型补偿后的 MAXE 分别为 77.02 pm 和 8.78 pm。采用类似的方案对 FBG2 进行动态建模,

具体评价指标如表 3 所示, 其补偿结果的变化规律与 FBG3 相似。因此, 在参考光栅数量相同的情况下, 参考光栅与传感光栅的特征波长越接近, 将其光谱位置作为输入特征的模型的补偿能力越强。同时, 随着参考光栅数量的增加, 动态模型的补偿精度也在提高。

基于移动窗口的在线模型, 窗口长度 L_w 是影响模型性能的重要参数之一。以 FBG2 为例, 在表 4 中使用一系列窗口长度和参考光栅数量的值进行建模。由实验结果可知, 当 L_w 和 n 改变时, 在线 LSSVM 模

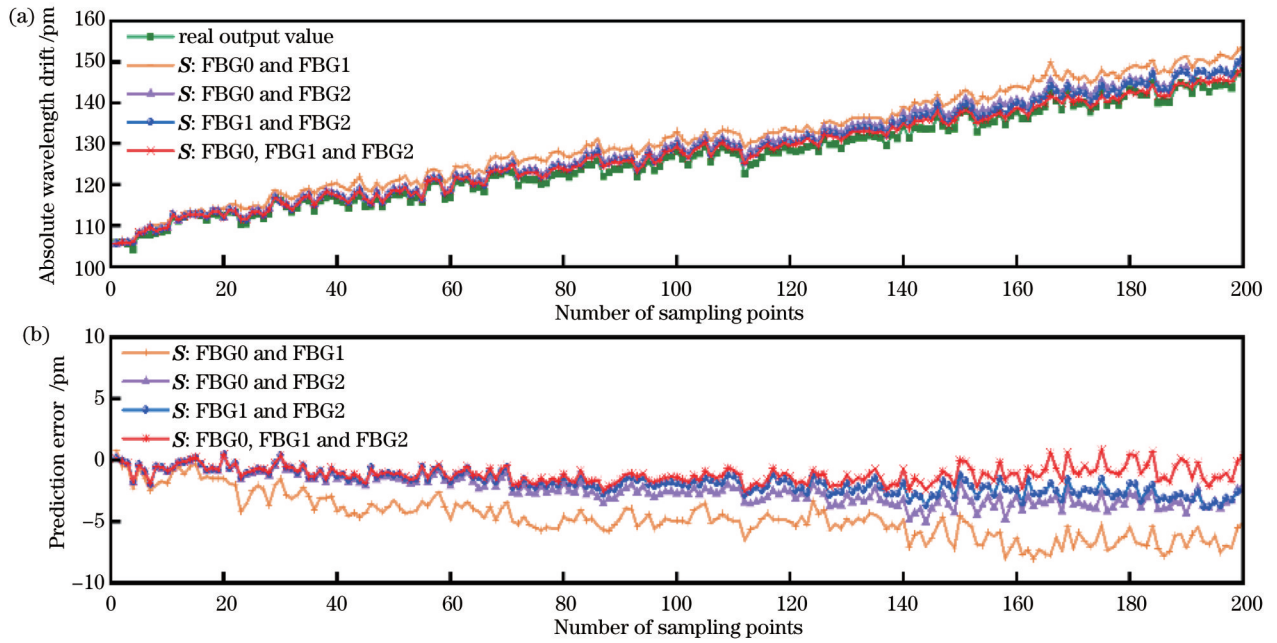


图 9 降温模式下动态模型的补偿结果($n=2, n=3$)。(a)绝对波长漂移; (b)预测误差

Fig. 9 Compensation result of dynamic model in cooling mode ($n=2, n=3$). (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

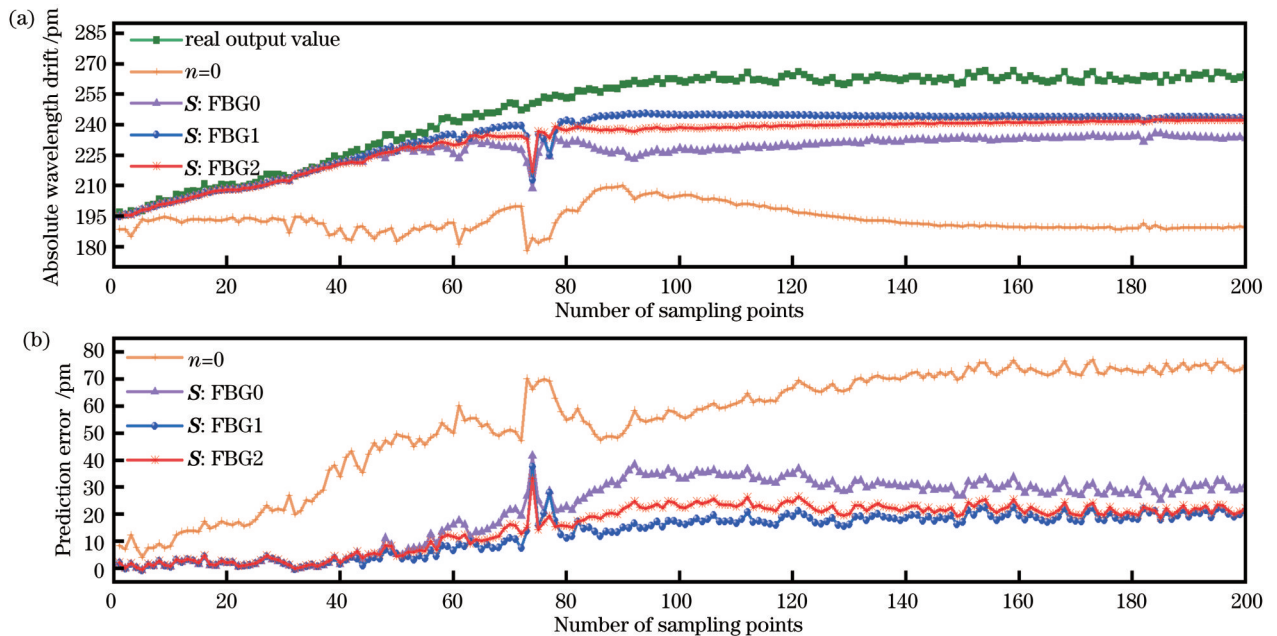


图 10 降温-升温模式下动态模型的补偿结果($n=0, n=1$)。(a)绝对波长漂移; (b)预测误差

Fig. 10 Compensation result of dynamic model in cooling-heating mode ($n=0, n=1$). (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

型的补偿能力也会改变, L_w 和 n 越大, 模型的补偿能力越好。从表 4 还可以看出, 在数据集长度相同的情况下, 在线漂移补偿模型消耗的平均 CPU 时间基本一致。

4 结 论

为了避免初始模型的退化, 采用移动窗口方法作为构建在线漂移补偿模型的基础。实验引入了多个参考光栅的光谱位置作为模型的输入特征, 建立了滤

波器表面温度与漂移误差之间的非线性模型, 讨论了参考光栅数量、参考光栅与传感光栅之间的位置关系, 以及移动窗口的大小对模型精度的影响。实验结果表明, 随着参考光栅数量和窗口长度的增加, 模型的补偿能力也在增强。在参考光栅数量相同的情况下, 参考光栅与传感光栅的特征波长越接近, 模型的补偿能力越强。在两个不同温变模式的数据集上对所建模型进行了验证, 发现解调精度均有大幅提高。所提的基于机器学习的在线动态补偿方法是对当前

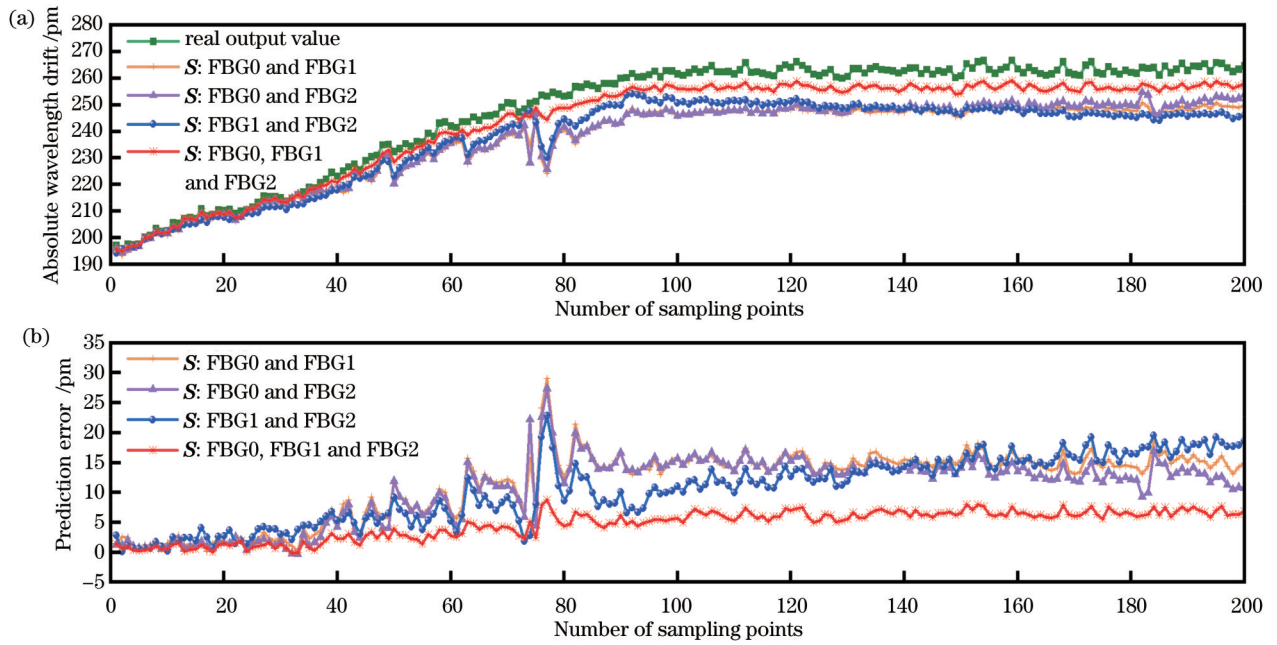


图 11 降温-升温模式下动态模型的补偿结果($n=2, n=3$)。(a)绝对波长漂移; (b)预测误差

Fig. 11 Compensation result of dynamic model in cooling-heating mode ($n=2, n=3$). (a) Absolute wavelength drift; (b) prediction error

表 3 FBG2 的位置对模型性能的影响

Table 3 Influence of location of FBG2 on model performance

n	S	Cooling			Cooling-heating		
		MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms	MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms
0	0	33.65	13.75	180	69.25	49.51	181
1	FBG0	22.47	9.60	178	38.38	25.36	179
	FBG1	20.04	9.50				
	FBG3	15.07	5.90				
2	FBG0 and FBG1	12.71	3.77	179	18.68	9.14	180
	FBG0 and FBG3	11.56	3.14				
	FBG1 and FBG3	7.71	2.72				
3	FBG0, FBG1 and FBG3	3.63	1.06	181	7.84	3.33	179

表 4 不同窗口长度和参考光栅数量下的模型性能

Table 4 Model performance under different window lengths and number of reference gratings

n	L_w	Cooling			Cooling-heating		
		MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms	MAXE /pm	RMSE /pm	CPU time /ms
0	50	62.10	32.75	181	106.27	73.22	181
	80	48.85	23.27				
	100	33.65	13.75				
1	50	50.58	29.05	178	92.75	60.57	180
	80	45.16	22.76				
	100	22.47	9.60				
2	50	42.66	21.69	183	84.09	55.89	181
	80	35.60	19.62				
	100	12.71	3.77				
3	50	37.35	14.19	182	76.78	50.29	182
	80	27.64	13.45				
	100	3.63	1.06				

硬件补偿方法的一种补充,为实时动态补偿 F-P 滤波器输出漂移误差提供了一种新的思路。所提的基于 LSSVM 和多参考光栅的在线动态补偿方法当前仍然存在局限性,能实现高精度补偿的时间范围较窄,目前仅实现了 5 h 左右的在线动态补偿。随着时间的推移,动态建模过程中滚动更新策略造成的累积误差会越来越大,这会导致可调滤波器的漂移误差变化趋势越来越难以准确预测。后续研究将着重于减小累积误差,进而扩大在线动态补偿模型用于漂移误差补偿的应用范围。

参 考 文 献

- [1] Li Z Y, Xu Z Q, Tang Z H, et al. Research of high-speed FBG demodulation system for distributed dynamic monitoring of mechanical equipment[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2013, 2013: 107073.
- [2] Zhao X L, Zhang Y X, Zhang W G, et al. Ultra-high sensitivity and temperature-compensated Fabry-Perot strain sensor based on tapered FBG[J]. *Optics & Laser Technology*, 2020, 124: 105997.
- [3] Sheng W J, Peng G D, Liu Y, et al. An optimized strain demodulation method for PZT driven fiber Fabry-Perot tunable filter[J]. *Optics Communications*, 2015, 349: 31-35.
- [4] Park H J, Song M. Linear FBG temperature sensor interrogation with Fabry-Perot ITU multi-wavelength reference [J]. *Sensors*, 2008, 8(10): 6769-6776.
- [5] Liu Y F, Du D S, Qi N M, et al. A distributed parameter Maxwell-slip model for the hysteresis in piezoelectric actuators [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(9): 7150-7158.
- [6] Li Z, Shan J J. Modeling and inverse compensation for coupled hysteresis in piezo-actuated Fabry-Perot spectrometer[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(4): 1903-1913.
- [7] Jain A, Prashanth K J, Sharma A K, et al. Dielectric and piezoelectric properties of PVDF/PZT composites: a review[J]. *Polymer Engineering & Science*, 2015, 55(7): 1589-1616.
- [8] Miclea C, Tanasoiu C, Amarande L, et al. Effect of temperature on the main piezoelectric parameters of a soft PZT ceramic[J]. *Romanian Journal of Information Science and Technology*, 2007, 10(3): 243-250.
- [9] Khaliq J, Deutz D B, Frescas J A C, et al. Effect of the piezoelectric ceramic filler dielectric constant on the piezoelectric properties of PZT-epoxy composites[J]. *Ceramics International*, 2017, 43(2): 2774-2779.
- [10] 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.
- [11] 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.
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.
- [12] Li C, Wang Y J, Li F. Highly stable FBG wavelength demodulation system based on F-P etalon with temperature control module[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(1): 122002.
- [13] 郭海若, 刘琨, 江俊峰, 等. 基于可调谐激光器的光纤高低温力热复合多参量传感系统[J]. *中国激光*, 2021, 48(19): 1906003.
Guo H R, Liu K, Jiang J F, et al. Optical fiber high and low temperature mechanical and thermal multi-parameter sensing system based on tunable laser[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(19): 1906003.
- [14] 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.
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.
- [15] 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.
- [16] Rivera E, Thomson D J. Accurate strain measurements with fiber Bragg sensors and wavelength references[J]. *Smart Materials and Structures*, 2006, 15(2): 325-330.
- [17] 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.
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.
- [18] Zhang X Z, Li Y Q, Hu H F, et al. Recovered HCN absorption spectrum-based FBG demodulation method covering the whole C-band for temperature changing environment[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 15039-15046.
- [19] Cheng J C, Fang J C, Wu W R, et al. Temperature drift modeling and compensation of RLG based on PSO tuning SVM [J]. *Measurement*, 2014, 55: 246-254.
- [20] Chong S, Song R, Li J, et al. Temperature drift modeling of MEMS gyroscope based on genetic-Elman neural network[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 72/73: 897-905.
- [21] 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): 2306005.
Sheng W J, Dong Z Z, Yang N, et al. Temperature compensation of tunable filter based on integrated moving window[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(23): 2306005.
- [22] Sheng W J, Dang H Q, Peng G D. Hysteresis and temperature drift compensation for FBG demodulation by utilizing adaptive weight least square support vector regression[J]. *Optics Express*, 2021, 29(24): 40547-40558.
- [23] 盛文娟, 胡正彬, 杨宁, 等. 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[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(3): 0305002.
Sheng W J, Hu Z B, Yang N, et al. Demodulation of temperature stabilized fiber Bragg grating sensor based on optimized least square support vector machine[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(3): 0305002.
- [24] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [25] Sarkar S, Inupakutika D, Banerjee M, et al. Machine learning methods for discriminating strain and temperature effects on FBG-based sensors[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2021, 33(16): 876-879.
- [26] Askins C G, Putnam M A, Friebele E J. Instrumentation for interrogating many-element fiber Bragg grating arrays[J]. *Proceedings of SPIE*, 1995, 2444: 257-266.

Dynamic Compensation of Tunable Filter Demodulation Error Based on Least Squares Support Vector Machine and Multi-Reference Gratings

Sheng Wenjuan^{1*}, Lou Haitao¹, Peng Gangding²

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

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

Abstract

Objective Tunable Fabry-Perot (F-P) filters powered by piezoelectric ceramics are prone to hysteresis and temperature drift in fiber Bragg grating (FBG) sensing systems. The demodulated wavelength of tunable F-P filters may produce significant drift during long-term monitoring, which exerts a significant impact on the measurement accuracy of FBG sensing systems. Incorporating a hardware calibration module into the FBG sensing system, including the reference grating method, gas absorption line method, F-P etalon method, and composite wavelength reference method, is the current way of error compensation for the tunable filter. These techniques can successfully reduce the drift error of tunable filters, but typically increase the technical complexity, structural complexity, cost, and even unidentified problems. As a result, it is now practical and affordable to employ a software compensation technique to predict and correct the output drift error of the tunable filter induced by hysteresis and temperature fluctuations. Unfortunately, the output drift error trend of tunable filters over time cannot be accurately tracked by conventional offline models, which limits the model's capacity to make up for it. Therefore, based on least squares support vector machine (LSSVM) and numerous reference gratings, this study proposes a dynamic compensation approach for tunable filter demodulation errors.

Methods Four FBGs (FBG0, FBG1, FBG2, and FBG3) are employed for the reference and sensing gratings in this study. Firstly, the experimental environment's direct temperature-related values are chosen to serve as the dynamic compensation model's input characteristics. The high association between the wavelength drift errors of each FBG in the tunable filter's output spectrum is also thoroughly taken into account in this study. The drift of the reference grating is adopted in this study as one of the input features of the dynamic compensation model to compensate for the absence of precise temperature information inside the F-P cavity. This study employs moving window technology to continuously update the input and output feature quantities of the model and rebuilds the error compensation model to realize real-time prediction and compensation of the most recent drift error of the filter, thus preventing the model performance from degrading. It also highlights how the dynamic model's performance is affected by the moving window's length, the number of reference gratings, and the characteristic wavelength's separation between the reference grating and the sensing grating. The aforementioned approach has been validated in several temperature variation modes.

Results and Discussions Firstly, FBG3 positioned in the top of the FBG arrangement distribution receives error compensation (Table 2). In the cooling mode, the maximum absolute error after dynamic compensation reduces from 39.12 pm to 2.53 pm as the number of reference gratings increases. As the number of reference gratings rises in the cooling-heating mode, the maximum absolute error after dynamic compensation falls from 77.02 pm to 8.78 pm. Secondly, FBG2 at the center of the FBG arrangement distribution receives error compensation (Table 3). In the cooling mode, the maximum absolute error after dynamic compensation reduces from 33.65 pm to 3.63 pm as the number of reference gratings in the dynamic model input features rises. The maximum absolute error after dynamic compensation falls from 69.25 pm to 7.84 pm in the cooling-heating mode as the number of reference gratings grows. The aforementioned findings demonstrate that as the number of reference gratings grows, the dynamic model's compensation accuracy gradually increases. Additionally, the experimental findings regarding the characteristic wavelength's distance between the reference grating and the sensing grating indicate that, for the same number of reference gratings, the closer characteristic wavelengths of the reference grating and the sensing grating leads to better compensation capacity of models whose spectral position is adopted as the input feature.

Conclusions Firstly, this paper adopts the moving window technique as the foundation for building the online drift soft compensation model to prevent performance degradation of the initial model. Then, the experiment builds a nonlinear model between the surface temperature of the filter and the output drift error using the spectral locations of several reference gratings as the input features. The effectiveness of the model is also discussed concerning the moving window's length, the variety of reference gratings, and the characteristic wavelength's distance between the reference and sensing

gratings. The experimental results on two datasets with various patterns of temperature variation show that the model's compensation capacity grows as the window length and the number of reference gratings do. Additionally, when the number of reference gratings is the same, the characteristic wavelengths of the reference grating and the sensing grating are closer to one another, and the dynamic model's compensation capacity is greater. In addition to the current hardware compensation method, the online dynamic soft compensation method presented in this study offers a fresh idea for real-time dynamic compensation of F-P filters' output drift errors.

Key words fiber optics; fiber grating demodulation; Fabry-Perot filter; demodulation error; multi-reference gratings; dynamic compensation