

基于粒子群支持向量机的钢板损伤位置识别

张燕君^{1,2}, 王会敏^{1,2}, 付兴虎^{1,2*}, 张亦男^{1,2}

¹燕山大学信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004;

²河北省特种光纤与光纤传感重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

摘要 基于光纤布拉格光栅(FBG)构建的传感器网络,将粒子群(PSO)算法与最小二乘支持向量机(LSSVM)相结合,应用于 304 钢板损伤识别研究中。以 FBG 中心波长变化量的信息特征为输入量,钢板结构损伤位置为输出量,构建基于 LSSVM 的损伤识别预测模型,并与相同条件下构建的反向传播(BP)神经网络预测模型进行对比验证。采用 PSO 算法优化 LSSVM 损伤识别模型的核函数参数 σ 和正则化参数 γ ,实现钢板结构的损伤位置识别。在 300 mm×300 mm×1 mm 钢板实验区域,对 34 组样本进行了损伤位置识别测试。结果表明,33 组损伤位置得到了准确识别,准确率达 97.06%。这表明 PSO 优化后的 LSSVM 的损伤识别预测模型具有自诊断功能。

关键词 光通信; 光纤传感器; 损伤识别; 粒子群; 最小二乘支持向量机

中图分类号 TN253

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.1006006

Identification of Steel Plate Damage Position Based on Particle Swarm Support Vector Machine

Zhang Yanjun^{1,2}, Wang Huimin^{1,2}, Fu Xinghu^{1,2}, Zhang Yinan^{1,2}

¹School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

²Key Laboratory for Special Fiber and Fiber Sensor of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract Based on the fiber network built by fiber Bragg grating (FBG), the PSO algorithm combined with the least squares support vector machine (LSSVM) was applied to the damage identification problem of 304 steel plate. Information feature of FBG center wavelength variation was used as input quantity and the damage location of steel plate structure was used as output quantity. LSSVM-based damage identification prediction model was constructed. The model was compared with the back-propagation (BP) neural network prediction model constructed under the same conditions. Damage location of steel plate structure was identified by kernel parameter σ and regularization parameter γ of LSSVM damage identification model, which was optimized by PSO algorithm. In the experimental area of 300 mm×300 mm×1 mm steel plate, 34 groups of samples were tested for damage location identification. The results show that the injury position of 33 groups is accurately identified in the 34 samples, and the accuracy rate is 97.06%. The PSO-based LSSVM damage prediction model has a self-diagnostic function.

Key words communications; fiber sensors; damage identification; particle swarm; least squares support vector machines

OCIS codes 060.2370; 060.4250; 060.3735; 130.1540

收稿日期: 2017-05-22; 收到修改稿日期: 2017-06-23

基金项目: 国家自然科学基金(11673040,61675176)、河北省自然科学基金(F2014203125)、燕山大学“新锐工程”人才支持计划项目

作者简介: 张燕君(1973—),女,博士,教授,主要从事光纤传感、光电检测与信号处理等方面的研究。

E-mail: yjzhang@ysu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: fuxinghu@ysu.edu.cn

1 引 言

光纤传感网络系统是非常重要的监测系统之一,光纤传感系统具有的损伤识别功能主要用于传感对象的结构损伤、位置损伤和程度损伤等的识别^[1-3]。因此,损伤识别功能的精确性是光纤传感网络系统综合评价的关键指标之一。

目前,国内外研究人员对光纤传感器网络监测结构的损伤识别进行了大量的研究,但对结构损伤位置识别的精确判断相对较少。路士增等^[4]将小波分解与重构算法、频谱分析和支持向量多分类机相结合,对碳纤维复合材料板损伤的模式识别进行了研究;欧阳清华等^[5]以航空铝板为研究对象,结合有效 Lamb 波信号段自提取算法,提出一种结构损伤指标的多损伤识别成像方法。该方法虽然可以完成对损伤位置的判断识别,但在信号特征提取过程中,需先消除噪声的干扰,不能满足工程实践中实时性监测的要求。熊仲明等^[6]采用反向传播(BP)神经网络研究大跨梁结构的损伤定位识别;付春雨等^[7]提出支持向量机(SVM)的损伤位置识别方法。但是 BP 神经网络模型结构相当复杂,对数据的泛化能力受多个参数影响,导致识别精度较低;而 SVM 方法不仅需要求解二次规划问题,还存在学习结果泛化能力不足及随机性的问题。因此,需要寻找一种精确、快速的监测结构损伤位置识别方法。

本文将粒子群(PSO)算法与最小二乘支持向量机(LSSVM)相结合,应用于监测结构损伤位置的识别。构建了基于 304 钢板损伤位置识别的实验系统,以光纤布拉格光栅(FBG)中心波长变化量的信息特征为输入量,钢板结构损伤位置为输出量,分别利用 BP 神经网络和 LSSVM 构建损伤识别预测模型,利用 PSO 算法优化 LSSVM 损伤识别模型的核函数参数 σ 和正则化参数 γ ,实现识别钢板结构的损伤位置的目的。

2 PSO-LSSVM 的基本原理

2.1 最小二乘支持向量机

LSSVM 算法是 SVM 的改进算法,广泛应用于非线性系统的建模与辨识^[8-10]。它将最小二乘的线性系统作为损失函数,简化了计算的复杂性,提高了小样本数据的泛化能力^[11]。

设训练样本集 D 为

$$D = \{(\mathbf{P}_1, Q_1), (\mathbf{P}_2, Q_2), \dots, (\mathbf{P}_i, Q_i)\}, i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

式中 \mathbf{P}_i 是第 i 个样本的输入量,即光纤传感网络中各个 FBG 中心波长的变化量; Q_i 为第 i 个样本的输出量,即损伤点的横、纵坐标值。

回归优化求解得

$$\begin{cases} \min J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2, & \gamma > 0 \\ \text{s.t. } Q_i = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{P}_i) + b_i + \xi_i, & i = 1, 2, \dots, l \end{cases}, \quad (2)$$

式中 J 为待优化函数, $\boldsymbol{\omega}$ 为(2)式的权重系数, b_i 为偏置量, γ 为调节(2)式左右两项的正则化参数, ξ_i 为松弛因子,s.t.表示约束化条件, $\boldsymbol{\phi}$ 为输入样本空间到未知特征空间的非线性映射, l 为训练样本个数。

引入 Lagrange 函数

$$L(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}) = J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\xi}) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{P}_i) + b_i + \xi_i - Q_i], \quad (3)$$

式中 α_i 为 Lagrange 乘子,且需满足 Karush Kuhn Tucker(KKT)条件,即

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}} = 0, \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\xi}} = 0, \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\alpha}} = 0, \quad (4)$$

由(4)式可得

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega} - \sum_{i=1}^l \alpha_i \boldsymbol{\phi}(\mathbf{P}_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \alpha_i - \gamma \xi_i = 0 \\ \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{P}_i) + b_i + \xi_i - Q_i = 0 \end{cases}. \quad (5)$$

特征空间内积利用径向基(RBF)核函数来计算,该函数表示为

$$K(\mathbf{P}, \mathbf{P}_i) = \exp[-|\mathbf{P} - \mathbf{P}_i|^2 / (2\sigma^2)], \sigma > 0, \quad (6)$$

式中 σ 和 \mathbf{P} 分别为调节(2)式左右两项的核函数参数和 \mathbf{P}_i 的期望值。

LSSVM 预测模型核函数参数 σ 和正则化参数 γ 的选取对模型稳定性及预测能力起关键作用。为构建预测效果较好的损伤模型,采用 PSO 算法对参数 σ, γ 进行优化。

2.2 粒子群优化最小二乘支持向量机

PSO 是一种具有全局搜索能力的进化算法^[12-13],用 PSO 算法优化 LSSVM,主要利用 PSO 个体之间的间接通信来优化 LSSVM 的 γ 和 σ 参数。为了得到系统所需的最优解,种群中粒子 i 的速率和位置为

$$v_{id}(t+1) = qv_{id} + c_1 r_1 [p_{best,id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [g_{best,id}(t) - x_{id}(t)], \quad (7)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad (8)$$

式中 q 为(7)式的权重系数, c_1, c_2 为加速度常数, r_1, r_2 为 0 到 1 之间的随机数; $p_{best,id}$ 是种群中第 i 个粒子在 d 维中的最优值, $g_{best,id}$ 是整个种群的群体在 d 维中的最优值; v_{id}, x_{id} 分别是种群中粒子 i 在 d 维中的速率及位置。

首先设定 LSSVM 模型中的参数 σ, γ , 并初始化粒子群体的最大迭代次数、学习因子和种群规模。为了获得 LSSVM 模型中的最佳参数 σ 和 γ , 需计算 PSO 迭代过程中的每个粒子的适应度值, 最终找出最佳的适应度值。

3 实验与分析

3.1 损伤位置识别系统

304 钢板结构的损伤位置识别系统如图 1 所示。

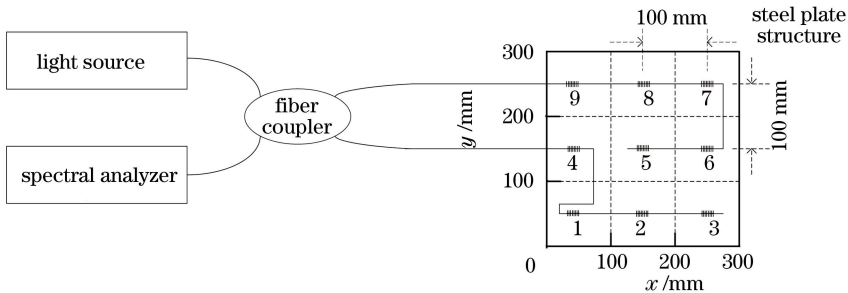


图 1 钢板损伤位置识别系统

Fig. 1 Steel plate damage location identification system diagram

系统光源输出功率为 50 mW, 光谱范围为 1520~1610 nm; 光纤耦合器的分光比为 50:50, 插入损耗小于 0.5 dB; 光谱分析仪为日本横河 AQ6375 光谱分析仪, 覆盖波段为 1200~2400 nm; 304 钢板结构尺寸的长和宽各取 300 mm, 厚度为 1 mm, 密度为 7.93 g/cm³, 纵向弹性模量为 193 kN/mm。钢板的四角用长为 40 mm 的螺丝钉固定在实验台上, 正面作为施加力的加载位置, 背面均匀布置 9 个 FBG 传感器(图 1 中序号 1~9 代表 9 个 FBG 传感器), 其封装位置及中心波长如表 1 所示。封装 FBG 时, 不考虑传感器安装角度对光栅敏感度的影响, 为了保证 FBG 受封装角度的影响一致, 光栅的轴线均与 x 轴平行(钢板结构相邻的两边建立平面直角坐标系, 其水平边作为 x 轴, 相邻的垂直边作为 y 轴)。

根据力学特性的影响因素, 结构受局部重物加载后会引引起应力的变化。在钢板结构上放置 600 g(重力近似 6 N) 的特殊砝码, 模拟结构的损伤位置。在 ANSYS 软件仿真平台建立钢板模型, 对该模型施加 6 N 的作用力, 钢板结构的应变分布如图 2 所示。

由图 2 可知, 钢板结构受力作用后, 不同位置形变不同。钢板的某一位置施加作用力发生形变时, 封装在不同位置的 FBG 的中心波长也发生不同程度的漂移。把 FBG 的中心波长变化量作为信息特征, 可实现对损伤点位置的识别。

表 1 FBG 传感器中心波长
Table 1 FBG sensor center wavelength

FBG No.	x-axis location /mm	y-axis location /mm	Center wavelength λ /nm	Grating length /mm	Reflectivity /%
1	50	50	1529.76	10	≥ 96
2	150	50	1532.94	10	≥ 96
3	250	50	1534.38	10	≥ 96
4	50	150	1535.38	10	≥ 96
5	150	150	1537.56	10	≥ 96
6	250	150	1540.64	10	≥ 96
7	250	250	1542.50	10	≥ 96
8	150	250	1545.24	10	≥ 96
9	50	250	1549.02	10	≥ 96

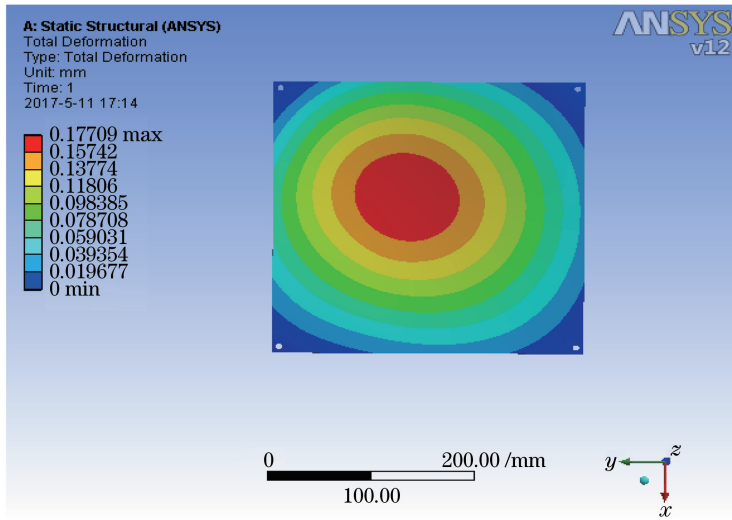


图 2 加载 6 N 力结构应变分布

Fig. 2 Strain distribution of structure under 6 N force

3.2 损伤信息提取

对钢板结构进行模拟损伤时,依照坐标轴方向,每间隔 20 mm 模拟一个损伤点,光谱分析仪对传感器网络中各个 FBG 的中心波长信息进行实时采集,共获得 192 组数据样本,部分样本数据如表 2 所示。

表 2 网络训练的样本数据

Table 2 Sample data for network training

FBG center wavelength change $\Delta\lambda$ /pm									Location /mm	
No. 1	No. 2	No. 3	No. 4	No. 5	No. 6	No. 7	No. 8	No. 9	x axis	y axis
-12	23	70	10	0	-1	3	6	17	40	20
-14	35	72	12	5	-1	-1	12	23	60	40
1	22	38	0	-2	-13	-1	28	21	60	100
8	30	30	1	-4	-17	-2	27	23	80	120
15	22	24	-10	-11	-28	-7	24	20	100	140
18	15	22	-4	-6	-24	-10	34	22	120	180
24	10	17	25	23	11	23	131	33	140	240
26	20	23	-8	6	-10	-6	60	21	160	200
31	18	19	2	5	4	5	74	20	180	220
21	12	17	19	33	36	46	88	14	200	260
20	11	17	11	21	23	42	60	11	220	260
8	10	19	16	28	19	90	46	13	240	280
33	31	13	-2	7	12	16	17	25	260	200

从 192 组数据样本中随机抽取 34 组数据作为测试样本, 剩余 158 组数据作为训练样本。对于 34 组测试样本, 预测点与理论点之间的距离误差为

$$e_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}, i = 1, 2, \dots, 34, \quad (9)$$

式中 x_i, y_i 表示第 i 组损伤点预测横、纵坐标值, \hat{x}_i, \hat{y}_i 表示第 i 组损伤点理论横、纵坐标值。

3.3 BP 与 LSSVM 实验对比与分析

以光纤传感网络系统中 FBG 中心波长的不同变化量作为预测损伤模型的输入量, 损伤点位置的横、纵坐标值作为预测损伤模型的输出量, 对 158 组实验样本数据进行模型训练, 得出 BP 训练模型, 采用此模型对 34 组测试数据进行预测, 预测点的坐标值与理论坐标值对比如图 3 所示; 由(9)式得出 BP 预测的距离误差值如图 4 所示; 同理, LSSVM 预测位置与理论位置对比如图 5 所示; LSSVM 预测距离误差值如图 6 所示。

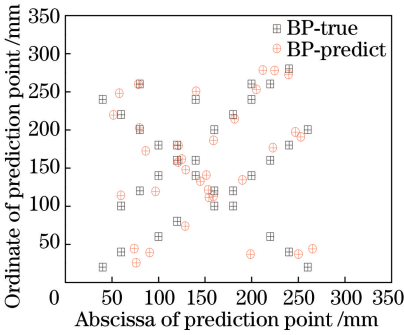


图 3 BP 预测位置与理论位置对比

Fig. 3 BP predicted position versus theoretical location

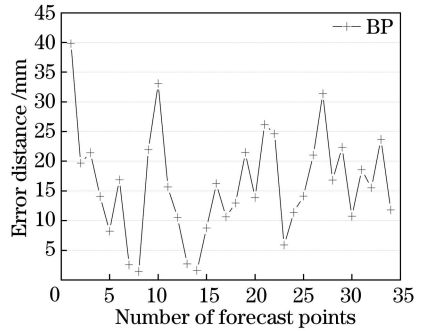


图 4 BP 预测的距离误差

Fig. 4 BP predicted distance error

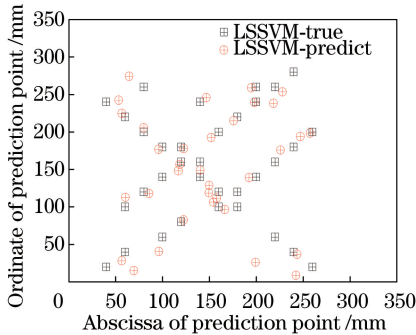


图 5 LSSVM 预测位置与理论位置对比

Fig. 5 LSSVM predicted position versus theoretical location

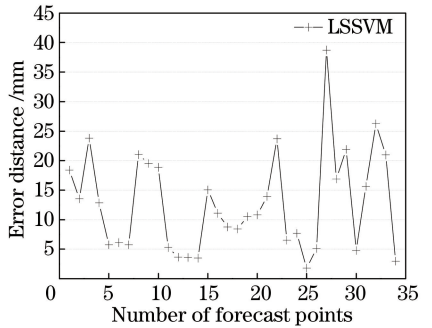


图 6 LSSVM 预测的距离误差

Fig. 6 LSSVM predicted distance error

由图 3 和图 5 可知, LSSVM 模型比 BP 模型预测的位置更接近理论坐标, 表明 LSSVM 比 BP 的预测精度高; 对比图 4 和图 6 可知, BP 模型和 LSSVM 模型预测样本距离误差的方差分别为 9.23 和 8.71; BP 和 LSSVM 预测距离误差小于等于 25 mm 的数量分别为 30 个和 32 个, 而 BP 和 LSSVM 预测最大距离误差分别为 39.82 mm 和 38.73 mm。预测距离误差在 25 mm 以内, 以样本的数量与测试集中总样的比值作为样本预测率, 结果如表 3 所示。

表 3 BP 和 LSSVM 预测结果

Table 3 Predictive results of BP and LSSVM

Algorithm	Maximum distance error /mm	Variance of the distance error	Sample forecast rate /%
BP	39.82	9.23	88.24
LSSVM	38.73	8.71	94.12

由表 3 可知, LSSVM 损伤模型预测的最大距离误差减小了 1.09 mm, 距离误差的方差降低了 0.52, 样本预测率提高了 5.88%, 表明 LSSVM 算法相对 BP 神经网络稳定性较好, 预测能力较强。但由于 LSSVM 预测模型自身存在不足, 易陷入局部最小状态。

3.4 PSO 优化 LSSVM 模型分析

为获得较好的稳定性及较强的预测能力,采用 PSO 算法优化 LSSVM 损伤模型的两个参数 σ 和 γ ,进而对 LSSVM 损伤模型参数值进行恰当的选取。通过 PSO 迭代优化得到的模型参数 σ 和 γ 作为最优参数组合,建立 PSO-LSSVM 预测模型。PSO-LSSVM 预测位置与理论位置对比结果如图 7 所示;PSO 优化后的预测距离误差如图 8 所示。

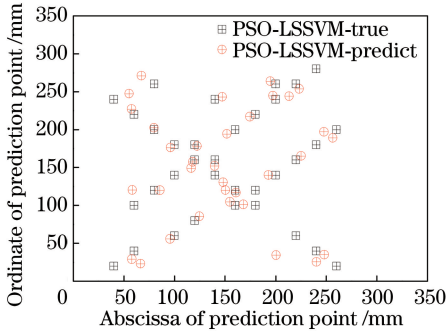


图 7 PSO-LSSVM 预测位置与理论位置对比
Fig. 7 PSO-LSSVM predicted position versus theoretical location

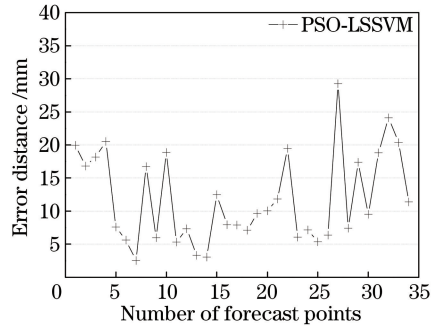


图 8 PSO-LSSVM 预测的距离误差
Fig. 8 PSO-LSSVM predicted distance error

由图 7 和图 8 可知,PSO 优化后预测位置与理论位置的距离以及样本整体距离误差较优化前得到明显的改善,样本距离误差的方差为 7.44,距离误差浮动变小。PSO-LSSVM 预测距离误差小于等于 25 mm 的数量为 33 个,预测最大距离误差为 29.29 mm,较优化前距离减小了 9.44 mm。PSO 优化前后的结果如表 4 所示。

表 4 LSSVM 与 PSO-LSSVM 预测结果对比

Table 4 Comparison of LSSVM and PSO-LSSVM predictive results

Algorithm	Maximum distance error /mm	Variance of the distance error	Sample forecast rate /%
LSSVM	38.73	8.71	94.12
PSO-LSSVM	29.29	7.44	97.06

由表 4 可知,PSO-LSSVM 算法与 LSSVM 算法相比,最大距离误差减小,为 29.29 mm,距离误差的方差为 7.44,样本预测率为 97.06%。说明采用 PSO 优化 LSSVM 损伤模型参数 σ 、 γ 可行,PSO-LSSVM 算法具有较好的稳定性和较强的预测能力,适用于光纤光栅传感网络中的损伤位置识别。

4 结 论

针对识别光纤传感网络监测 304 钢板结构损伤位置,提出了基于 PSO-LSSVM 算法的损伤识别方法。在与 BP 神经网络对比的基础上,以 FBG 中心波长变化量的信息特征为输入量,钢板结构损伤位置为输出量,构建了 LSSVM 损伤识别预测模型。采用 PSO 算法优化 LSSVM 的损伤识别模型的参数 σ 和 γ ,实现对钢板结构损伤位置的识别。结果表明,基于 PSO-LSSVM 算法的损伤位置识别系统对 34 组测试样本实现了 33 组损伤位置的准确识别,样本预测率达 97.06%。利用光纤光栅传感网络,结合 PSO-LSSVM 算法,为识别 304 钢板结构损伤位置提供了一种有效、准确的新方法。

参 考 文 献

[1] Frieden J, Cugnoni J, Botsiset J, *et al.* Low energy impact damage monitoring of composites using dynamic strain signals from FBG sensors-part I: Impact detection and localization[J]. Composite Structures, 2012, 94(2): 438-445.
 [2] Ye Xiaowei, Jiang Yang, Ni Yiqing, *et al.* Experimental study on damage detection of railway turnouts based on characteristics of FBG reflective spectra[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(6): 71-76.

叶肖伟,姜洋,倪一清,等.基于 FBG 反射谱特征的铁路道岔损伤识别试验研究[J].振动与冲击,2014,33(6):71-76.

- [3] Kim S W, Kim E H, Jeong M S, *et al.* Damage evaluation and strain monitoring for composite cylinders using tin-coated FBG sensors under low-velocity impacts[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2015, 74: 13-22.
- [4] Lu Shizeng, Lin Lanbo, Jiang Mingshun, *et al.* Identification system of composite material damage based on FBG sensor[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(11): 2894-2901.
路士增, 林兰波, 姜明顺, 等. 基于光纤光栅传感器的复合材料损伤识别系统[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(11): 2894-2901.
- [5] Ouyang Qinghua, Zhou Li, Liu Xiaotong. Identification of structural multiple damage locations using an effective signal automatic extraction algorithm[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2017, 49(4): 35-41.
欧阳清华, 周丽, 刘晓同. 采用有效信号段自提取算法识别结构多损伤位置[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49(4): 35-41.
- [6] Xiong Zhongming, Wang Chao, Lin Tao. Defect determination of large-span steel structure based on neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(9): 191-196.
熊仲明, 王超, 林涛. 基于神经网络的大跨钢结构缺陷损伤的定位研究[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(9): 191-196.
- [7] Fu Chunyu, Shan Deshan, Li Qiao. The static damage identification method based on the support vector machine[J]. *China Railway Science*, 2010, 31(5): 47-53.
付春雨, 单德山, 李乔. 基于支持向量机的静力损伤识别方法[J]. *中国铁道科学*, 2010, 31(5): 47-53.
- [8] Langone R, Alzate C, De Ketelaere B, *et al.* LS-SVM based spectral clustering and regression for predicting maintenance of industrial machines[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 37: 268-278.
- [9] Tang Zhoujin, Ren Feng, Peng Tao, *et al.* A least square support vector machine prediction algorithm for chaotic time series based on the iterative error correction[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(5): 050505.
唐舟进, 任峰, 彭涛, 等. 基于迭代误差补偿的混沌时间序列最小二乘支持向量机预测算法[J]. *物理学报*, 2014, 63(5): 050505.
- [10] Baghban A, Kardani M N, Habibzadeh S. Prediction viscosity of ionic liquids using a hybrid LSSVM and group contribution method[J]. *Journal of Molecular Liquids*, 2017, 236: 160508.
- [11] Tian Zhongda, Gao Xianwen, Shi Tong. Combination kernel function least squares support vector machine for chaotic time series prediction[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(16): 160508.
田中大, 高宪文, 石彤. 用于混沌时间序列预测的组合核函数最小二乘支持向量机[J]. *物理学报*, 2014, 63(16): 160508.
- [12] Gorjaei R G, Songolzadeh R, Torkaman M, *et al.* A novel PSO-LSSVM model for predicting liquid rate of two phase flow through wellhead chokes[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2015, 24: 228-237.
- [13] Xie Wei, Liu Bin, Qian Yanling, *et al.* PSO-LSSVM-based identifying method for the fracture-vug fillings [J]. *Petroleum Geology and Oilfield Development in Daqing*, 2017, 36(2): 135-142.
谢玮, 刘斌, 钱艳苓, 等. 基于粒子群优化最小二乘支持向量机的裂缝及缝洞充填物识别[J]. *大庆石油地质与开发*, 2017, 36(2): 135-142.