

# 改进粒子群优化的LSSVM结构损伤评定\*

徐红波<sup>1</sup>, 陈国华<sup>1</sup>, 王新华<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州, 510640) (2. 广州市特种机电设备检测研究院 广州, 510180)

**摘要** 为改善结构动力损伤的识别效果,提出了刚度变化指标构架下改进粒子群算法优化的最小二乘支持向量机的结构损伤评估方法。首先,通过由试验技术修正的有限元模型来计算刚度变化指标(stiffness variation index,简称SVI),并进行损伤定位;然后,在SVI基础上,利用改进粒子群算法优化最小二乘支持向量机的超参数,建立结构损伤评估优化模型,计算损伤大小。将该方法用于起重机主梁的损伤评定,研究结果表明,该方法具有较高的精度和效率,能准确地判断结构的实际性态,是一种有效的评估手段。

**关键词** 刚度变化指标;改进粒子群算法;最小二乘支持向量机;损伤;评定

**中图分类号** TH215; TP301.6

## 引言

起重机广泛应用于机械制造、冶金等工业领域。主梁作为起重机的核心承载部件,其破坏具有突发性,易造成灾难性的损失和后果;因此,如何通过主梁的动力响应准确评定起重机的实际性态以保证其可靠工作,成为起重机健康监测领域一个颇具挑战的研究方向。结构损伤的存在必然影响其动态特性。通过分析损伤对结构动力参数的改变就可以判别损伤。常用的动力参数包括频率、振型、模态应变和模态曲率等,其中以Pandey等<sup>[1]</sup>提出的曲率模态识别效果最好,但是受环境噪声等因素的影响使得曲率模态应用受到限制。在曲率模态基础上,Macek. J<sup>[2]</sup>提出了直接刚度法(direct stiffness calculation,简称DSC),采用罚函数减少环境噪声对曲率模态的影响;然而,由于罚函数参数选取的任意性,DSC法很难在实际中获得应用。阳洋<sup>[3]</sup>对DSC法进行了改进,提出了一种刚度变化指标SVI。改进后的方法简单,且有较好的抗噪能力。支持向量机(support vector machines,简称SVM)是基于结构风险最小原理的学习算法<sup>[4-6]</sup>,它根据有限样本信息在模型复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,具有很好的学习能力。最小二乘支持向量机(least squares support vector machines,简称LSSVM)则是将优化目标的

损失函数以误差的二范数表示,且用等式约束代替SVM中的不等式约束,提高了收敛速度<sup>[7]</sup>。无论是LSSVM还是SVM,其性能都依赖于学习机参数,如何确定这些方法的最优参数一直是研究的热点和难点。

为了有效评估起重机主梁结构的健康状态,笔者在试验技术修正的有限元模型基础上,提出了SVI构架下改进粒子群优化的LSSVM的动力损伤评估方法。其基本思想是:利用对环境噪声有高分辨率的SVI指标进行损伤定位,通过提出改进粒子群算法搜索LSSVM的最优参数,再根据LSSVM最优工程模型进行回归计算确定损伤程度。

## 1 参数优化

### 1.1 SVI

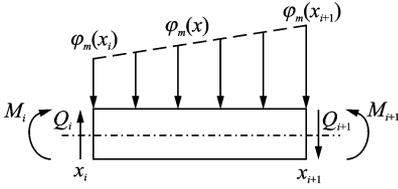
对于细分为 $n$ 个单元的梁结构,在模态小幅振动的情况下,其某单元截面的抗弯刚度可以表示为

$$EI = \frac{M}{d^2\varphi/d^2x} = \frac{M}{\eta''} \quad (1)$$

其中: $M$ 为截面弯矩; $\varphi$ 为位移模态函数; $\eta''$ 为曲率模态; $EI$ 为截面抗弯刚度。

梁结构小幅振动时,振型在梁单元内线性变化。将第 $m$ 阶模态的惯性力施加在梁单元 $i$ 上,可得第 $m$ 阶模态单元结点上的弯矩,如图1所示。

\* 国家科技计划支撑资助项目(编号:2009BAK58B02)  
收稿日期:2011-09-28;修改稿收到日期:2011-12-15

图1 梁单元*i*所受载荷

$$M_{i+1} = M_i - \int_{x_i}^{x_{i+1}} 4\pi^2 f_m^2 \rho A \varphi_m(x) (x_{i+1} - x) dx + V_i (x_{i+1} - x_i) \quad (2)$$

$$V_{i+1} = V_i - \int_{x_i}^{x_{i+1}} 4\pi^2 f_m^2 \rho A \varphi_m(x) dx \quad (3)$$

其中: $\rho$ 、 $A$ 分别为梁质量密度和结构横截面面积; $M_{i+1}$ 、 $M_i$ 为*i*单元两端弯矩; $V_{i+1}$ 、 $V_i$ 为其两端剪力。

曲率的获取至关重要,针对DSC法存在的问题,改进刚度法(improved direct stiffness calculation,简称IDSC)通过中心差分近似计算模态曲率

$$\eta_m = \frac{\varphi_m(i-1) + \varphi_m(i+1) - 2\varphi_m(i)}{(\Delta l)^2} \quad (4)$$

其中: $\varphi_m(i-1)$ 、 $\varphi_m(i)$ 和 $\varphi_m(i+1)$ 分别为结构在( $i-1$ )、( $i$ )和( $i+1$ )处的第*m*阶模态振型分量; $\Delta l$ 为相邻两节点的距离。

通过式(1)计算结构损伤前、后的刚度,从而得到SVI指标

$$SVI = |(EI^d - EI^u)/EI^u| \quad (5)$$

其中: $EI^d$ 和 $EI^u$ 分别为损伤前、后的截面抗弯刚度。

## 1.2 LSSVM的回归原理

给定集合 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n \in R^n \times R$ ,其中: $x_i$ 为输入项; $y_i$ 为输出项。对于LSSVM,其优化问题为

$$\begin{cases} \min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i [\omega^T \phi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, l) \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\phi(\cdot)$ 为非线性映射函数; $\omega$ 为权向量; $\xi_i$ 为误差变量; $b$ 为偏差量; $\gamma$ 为正则化参数。

相应的lagrange函数为

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i [\omega^T \phi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\} \quad (7)$$

其中: $\alpha_i$ 为拉格朗日乘子。

根据最优点的KTT条件有: $\partial L/\partial \omega = 0$ ; $\partial L/\partial b = 0$ ; $\partial L/\partial \xi_i = 0$ ; $\partial L/\partial \alpha_i = 0$ 。由此得到线性方程为

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Q}^T \\ \mathbf{Q} & \mathbf{P}\mathbf{P}^T + \gamma^{-1}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{P} = [\phi(x_1)^T y_1, \dots, \phi(x_l)^T y_l]$ ; $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]^T$ ;  
 $\mathbf{Q} = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$ ; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$ 。

由此得到LSSVM的回归预测函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (9)$$

其中: $K(x_i, x) = \phi(x_i) \phi(x)$ 为核函数。

文中选取RBF核函数: $K(x_i, x) = \exp \frac{-(x_i - x)^2}{2\sigma^2}$ , $\sigma$ 为核宽度,它是满足Mercer条件的任何对称于特征空间的点积。

## 1.3 改进粒子群优化算法

粒子群(particle swarm optimization,简称PSO)是基于群体智能的优化算法,它具有简单、快速、调节参数少和易于实现等优点,因此在实际中得到了广泛应用<sup>[8-9]</sup>。标准的PSO算法中,粒子根据自身的个体极值(pbest)和全局极值(gbest)修正自己的速度和位置

$$v^{k+1} = \omega v^k + c_1 r_1 (pbest^k - x^k) + c_2 r_2 (gbest^k - x^k) \quad (10)$$

$$x^{k+1} = x^k + v^{k+1} \quad (11)$$

其中: $k$ 为迭代次数; $v^k$ 为粒子第*k*次迭代的飞行速度; $x^k$ 为粒子第*k*次迭代的当前位置; $r_1, r_2$ 为(0,1)之间均匀分布的随机数; $c_1, c_2$ 为学习因子,一般均取 $c_1 = c_2 = 2$ ; $\omega$ 为惯性权重。

在PSO算法中,惯性权值是最重要的参数,较大的权值可提高算法的全局搜索能力,但运算量很大;而较小的权值会增强算法的局部搜索能力,但容易陷入局部最优。为此笔者对PSO的惯性权值 $\omega$ 作了非线性递减改进,通过改进来调整PSO算法全局与局部搜索能力之间的平衡。 $\omega$ 的计算公式为

$$\omega = (1 - k/k_{\max})^2 (\omega_{\max} - \omega_{\min}) + \omega_{\min} \quad (12)$$

其中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为最大惯性权重和最小惯性权重; $k$ 为当前迭代次数; $k_{\max}$ 为最大允许迭代次数。

## 1.4 SVI构架下改进PSO算法的LSSVM模型优化

对于LSSVM函数回归估计,正则化参数 $\gamma$ 、核函数参数 $\sigma$ 的选取对模型的建立有重要影响,为得到具有较好预测效果的工程模型,必须对这些参数进行调整。笔者将SVI数据输入LSSVM网络,使用改进PSO计算正则化参数 $\gamma$ 和核函数参数 $\sigma$ ,并依据根方差(RMSE)进行模型性能评估。同时将RMSE作为改进PSO算法的目标函数

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^l e_j^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^l (y(x_j) - y_j)^2}$$

(13)

其中： $y(x_j)$ 为真实值； $y_j$ 为预测值； $N$ 为样本数目。

当LSSVM 样本根方差小于设定精度，对应的 $(\gamma, \sigma)$ 即为优化参数。

## 2 动力损伤评估的具体步骤

改进粒子群优化的LSSVM 的动力损伤评定的具体步骤如下：

- 1) 数据计算:建立实测数据修正的无损结构有限元模型,获得结构损伤前后的模态位移、模态弯矩,最终获得SVI 数据并构造训练集和测试集;
- 2) 位置识别:结构发生损伤引起节点刚度突变,以SVI 指标为特征识别参量进行损伤定位;
- 3) 程度确定:在SVI 样本基础上利用改进PSO 算法优化LSSVM 参数 $(\gamma, \sigma)$ ,得到最优分类模型,利用优化网络对检测样本进行损伤程度评估。

算法流程如图2 所示,具体步骤如下:

- 1) 初始化PSO 参数:群体规模为40,最大迭代次数为1 000, $\omega_{max} = 0.9, \omega_{min} = 0.4$ 等;
- 2) 用根方差(RMSE)评价各粒子的适应度;
- 3) 根据改进PSO 模型计算惯性权值,并利用式(10)、式(11)更新粒子的速度和位置;
- 4) 寻优终止条件:判断迭代次数是否等于最大迭代次数1 000,或者适应度值小于 $1 \times 10^{-5}$ ,若满足,结束寻优;否则转至步骤2,继续新一轮搜索;
- 5) 用样本数据对LSSVM 进行训练,求解得到回归函数模型,利用训练好的网络对检测样本进行损伤程度评估;

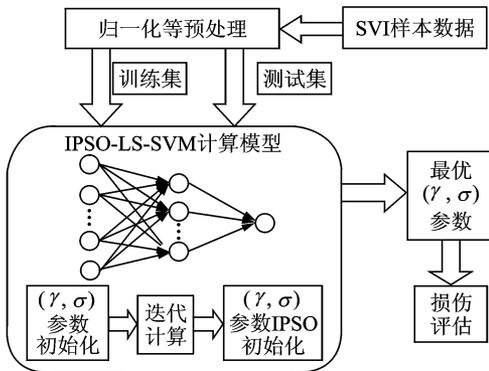


图2 改进 PSO 优化的 LSSVM 的损伤程度评估

6) 测量误差影响:加入环境噪声,按照步骤2、步骤3 进行损伤识别。

## 3 实例研究

### 3.1 模型修正

#### 3.1.1 主梁有限元模型

为了验证方法的有效性,以桥式起重机主梁等效模型(见图3)为例进行了仿真计算。主梁材料特性及模型尺寸如表1 所示。

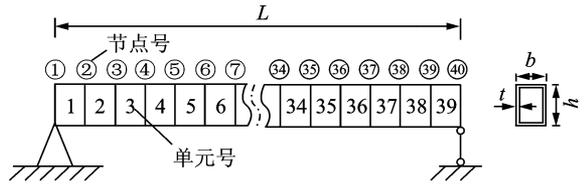


图3 起重机主梁等效结构

表1 材料特性及模型参数

材料特性			模型参数			
$E/\text{GPa}$	$\nu$	$\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	$L/\text{m}$	$b/\text{m}$	$h/\text{m}$	$t/\text{m}$
200	0.3	7 781	19.5	0.5	0.85	0.1

SVI 指标可以针对任意单个模态进行计算,由于第一模态较易测试,能很好地修正主梁的有限元动力模型,故笔者采用了1 阶模态的数据分析结果。

#### 3.1.2 模态测试

对完好主梁进行了模态测试,如图4 所示。按照有限元模型将一完好主梁39 等分布置38 个测点(1 和40 测点振型趋近于0,不测),使主梁处于自由状态。采用多点输入单点输出的方法对主梁进行测试,用力锤从第2 测点开始逐个敲击到第39 测点,对每个测点敲击5 次取均值。通过测试获取主梁的频响函数曲线,运用模态参数辨识方法获取固有频率和振型。

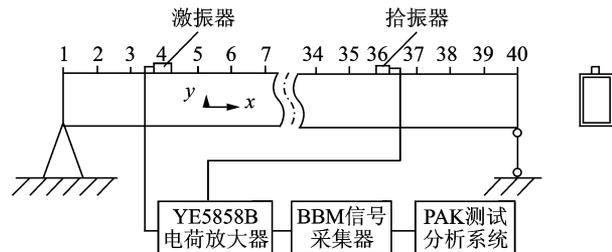


图4 模态测试流程

### 3.1.3 实测结果与有限元结果的对比

采用有限元方法得到完好主梁模型在第1阶固有频率时的位移模态振型,同时,通过试验模态分析获取其第1阶位移模态振型,如图5所示。可以看出,有限元模拟和试验得到的模态振型曲线有所偏差。模态测试值稍小,主要是主梁上附加有小车等装置。通过残余力修正法,利用实测模态振型修正主梁模型,进行SVI数据计算。

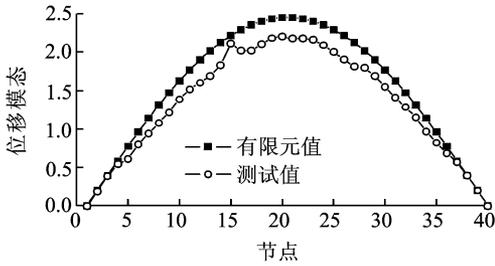


图5 完整主梁的第1阶位移模态

## 3.2 结果分析

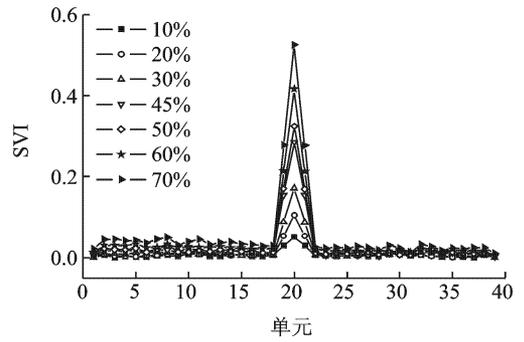
### 3.2.1 主梁损伤位置识别及噪声影响

选取起重机主梁第20,36单元的SVI数据进行损伤定位及加噪分析,具体的损伤分别为10%,20%,30%,45%,50%,60%和70%。从图6(a)、图7(a)的损伤结果可以得出,主梁的20号和36号单元SVI指标发生了较大变化,即主梁在这些局部发生了损伤,且损伤程度越大,SVI指标越大。可见,SVI指标可以很好地完成起重机主梁的损伤定位。

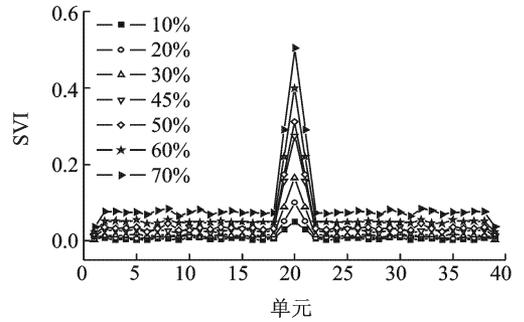
当研究数据噪声对损伤定位的影响时,直接在修正后的位移模态参数上加入以0为均值,标准差为1的正态分布的随机变量,且各位置上的随机噪声是互相独立的随机变量。将5%噪声加入位移模态,得到损伤定位结果如图6(b)、图7(b)所示。从图中可以看出,加入噪声对以SVI指标进行损伤定位的影响不大。基于SVI指标的显著特征,可以直接获得起重机主梁的损伤位置。

### 3.2.2 损伤程度计算

从损伤定位过程中可以看出,SVI指标随着损伤程度的增大而增大,具有一定的回归能力。起重机主梁损伤位置确定后,其损伤程度的检测是一个难点。选取主梁第20单元SVI指标构成训练集,按10%,20%,30%,45%,50%,60%和70%的损伤分为7类,构造LSSVM损伤程度识别网络,同时以25%,38%,47%和56%的损伤构建测试集。编译MATLAB程序得到最优分类模型,利用训练好的

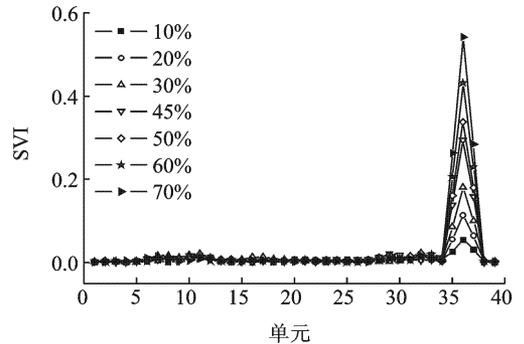


(a) 未加噪的SVI指标

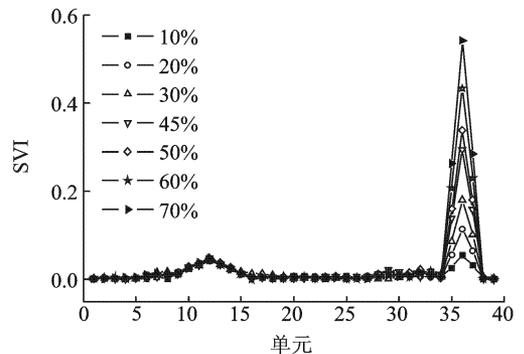


(b) 加噪5%的SVI指标

图6 起重机主梁第20单元指标分析



(a) 未加噪的SVI指标



(b) 加噪5%的SVI指标

图7 起重机主梁第36单元指标分析

网络对测试集进行加噪和未加噪的损伤程度评定。此外,还对测试集进行了基于网格搜索交叉验证寻优的SVM训练。训练输出值和误差结果见表2。

表2 SVM与IPSO-LSSVM的预测结果及误差

损伤工况	目标值/%	SVM				IPSO-LSSVM			
		未加噪预测值/%	未加噪相对误差/%	加噪后预测值/%	加噪后相对误差/%	未加噪预测值/%	未加噪相对误差/%	加噪后预测值/%	加噪后相对误差/%
1	25	23.21	7.16	22.16	11.36	24.28	2.88	23.42	6.32
2	38	37.52	1.26	37.14	2.26	37.50	1.32	36.95	2.23
3	47	49.70	5.74	49.07	4.40	48.52	3.23	48.67	3.55
4	56	55.45	0.89	60.11	7.34	55.67	0.70	59.23	5.77

通过表2计算结果可看出,改进 PSO 优化的 LSSVM 方法较标准 SVM 的预测结果更接近于目标值,具有更好的鲁棒性。加入5%随机噪声后,其识别结果仍有较大优势,即改进粒子群优化的 LSSVM 方法的识别结果精度更高。

## 4 结束语

通过模态测试修正的有限元模型,计算 SVI 数据,并基于 SVI 数据提出改进粒子群优化的 LSSVM 的动力损伤评估方法,在主梁结构诊断和评估中取得了较好的仿真结果。通过采用 IPSO 算法对 LSSVM 正则化参数和核参数进行优化,克服了试算的低效率和盲目性,具有快速全局收敛的优点,更好地实现了最小化误差和模型复杂性之间的折衷。

### 参 考 文 献

- [1] Pandey A K, Biswas M, Samman M M. Damage detection from changes in curvature mode shapes[J]. Journal of Sound and Vibration, 1991, 145(2): 321-331.
- [2] Maeck J, Roeck G D. Dynamic bending and torsion stiffness derivation from modal curvatures and torsion rates[J]. Journal of Sound and Vibration, 1999, 225(1): 153-169.
- [3] 阳洋,周锡元,金国芳,等.连续梁结构损伤识别的改进直接刚度方法[J].工程力学,2010,27(7):82-90.  
Yang Yang, Zhou Xiyuan, Jin Guofang, et al. Modified direct stiffness method for the damage detection of continuous beam-type structures[J]. Engineering Mechanics, 2010, 27(7): 82-90. (in Chinese)
- [4] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley-Interscience, 1998: 423-430.
- [5] 沈志熙,黄席樾,马笑潇.基于EMD和支持向量机的柴油机故障诊断[J].振动、测试与诊断,2010,30(1): 19-22.

Shen Zhixi, Huang Xiyue, Ma Xiaoxiao. Fault diagnosis of diesel engine based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 19-22. (in Chinese)

- [6] 李宏坤,马孝江.基于KPCA-SVM的柴油机状态识别方法的研究[J].振动、测试与诊断,2009,29(1): 42-45.  
Li Hongkun, Ma Xiaojiang. Pattern recognition of diesel engine by using kernel principle component analysis and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1): 42-45. (in Chinese)
- [7] Suykens J A K, Vandewalle J. L-east squares support vector machines classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 19(3): 293-299.
- [8] 李玉军,汤晓君,刘君华.粒子群优化算法在改善传感器稳定性中的应用[J].仪器仪表学报,2010,31(8): 1756-1761.  
Li Yujun, Tang Xiaojun, Liu Junhua. Application of particle swarm optimization algorithm in improving the stability of sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1756-1761. (in Chinese)
- [9] 魏秀业,潘宏侠,王福杰.基于粒子群优化的核主元分析特征的提取技术[J].振动、测试与诊断,2009,29(2): 162-166.  
Wei Xiuye, Pan Hongxia, Wang Fujie. Feature extraction based on kernel principal component analysis optimized by particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2): 162-166. (in Chinese)



第一作者简介:徐红波,男,1980年12月生,博士研究生。主要研究方向为起重机健康监测及故障诊断。曾发表《The application of EMD and ARMA Bi-cepstrum fault diagnosis method in gearbox of overhead traveling crane》(《Advanced Materials Research》2011, Vol. 308-310)等论文。

E-mail: xuhongbo1980@gmail.com