

基于粒子群优化支持向量机的 斜拉桥主梁损伤识别研究

赵世英, 李延强

(石家庄铁道大学 工程力学系 河北 石家庄 050043)

摘要: 为了能够更加准确地判断结构损伤位置和程度,本文提出了基于粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)方法对斜拉桥主梁进行损伤识别的新方法。该方法以最敏感索张力指标作为损伤识别指标,利用粒子群(PSO)算法寻找支持向量机(SVM)最优参数,建立 SVM 预测模型,以不同位置、不同损伤程度下最敏感索的张力指标作为 SVM 的训练和测试输入,由 SVM 的输出确定损伤位置。通过对实验室的模型斜拉桥的主梁损伤进行了仿真验证,结果表明:采用 PSO 算法很好地解决了采用 SVM 方法进行损伤识别时的参数选择随机性难题,实现了对 SVM 模型参数的自动优化,基于 PSO-SVM 的损伤识别方法对斜拉桥主梁不同程度的损伤均有很高的识别率。

关键词: 斜拉桥; 损伤识别; 支持向量机; 粒子群算法; 张力指标

中图分类号: TU312; U448 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0373(2015)01-0017-05

大型土木工程结构在其长达数十年、甚至上百年的服役期内,必然会产生不同程度的损伤,损伤的积累最终会导致结构的局部破坏以至突然失效。因此,对结构进行损伤识别已经成为目前研究的热点问题。从信息技术角度看,结构损伤识别通常可以看作是模式识别问题^[1]。支持向量机算法(SVM)^[2]是一种基于统计学习理论的机器学习算法,通过最优分类面实现结构风险最小化,由于支持向量机算法是一个二次优化问题,所以能保证所得到的解就是全局最优解。鉴于其出色的学习能力,支持向量机已广泛应用于信息处理和模式识别等领域。为了能够准确地识别结构的损伤,目前已有研究人员利用支持向量机结合结构振动特性对结构进行损伤识别研究,并已成功应用于桁架^[3]、悬臂梁^[4]、简支梁^[5]、拱桥^[6]等结构中。

由于支持向量机将求解问题最终转换为一个二次优化问题,而这个二次优化问题的解就是支持向量机的最优参数。但对于训练样本规模较大的问题,求解二次优化问题非常困难,因此研究人员引入许多智能算法来求解该二次优化问题^[7-10]。在众多智能方法中,粒子群算法(PSO)^[11]源于对鸟群捕食这种生物种群行为特性的研究,通过个体间的协作和竞争来确定复杂问题的最优解,其概念简单、容易实现,基于 PSO 的 SVM 参数选择方法^[12-13]已在 SVM 参数优化问题中取得了很好的效果。

斜拉桥由于其造型美观、跨越能力大,在我国分布广泛。但由于结构本身的复杂性,使得斜拉桥结构的损伤识别问题更加困难。近年来,一些学者利用斜拉桥主梁损伤会引起恒载内力重分布从而引起斜拉索张力的变化这一原理,提出利用索张力变化来进行斜拉桥的损伤识别的新方法。孙宗光等^[14]首次探讨了斜拉索张力指标和神经网络技术结合对桥面损伤的定位方法,该方法仅需少量斜拉索(12根)的张力指标,便实现了良好的识别效果。但该方法是根据事先假定的损伤位置来选择斜拉索,由于实际情况中损伤是未知的,无法据此选择斜拉索,因此使得该方法在实际应用中存在一定的盲目性和不确定性。

收稿日期: 2014-05-05 责任编辑: 车轩玉 DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxzb.2015.01.04

作者简介: 赵世英(1985-),男,硕士研究生,主要从事大跨桥梁结构损伤识别的研究。E-mail: zhshiying@163.com

基金项目: 河北省自然科学基金(E2012210061); 河北省教育厅重点项目(Zh2012068); 河北省科学技术研究与发展计划项目(11215611D)

赵世英,李延强.基于粒子群优化支持向量机的斜拉桥主梁损伤识别研究[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2015,28(1):17-21.

有鉴于此,现提出了利用粒子群优化支持向量机方法(PSO-SVM)结合最敏感斜拉索张力指标对斜拉桥主梁进行损伤识别研究的新方法。该方法在已修正的有限元模型的基础上,首先利用敏感性分析确定对斜拉桥主梁损伤最敏感的斜拉索;然后根据主梁不同位置、不同程度的损伤工况仿真,采集各种损伤工况下最敏感索的张力数据,计算其张力指标,并以此最敏感索张力指标作为损伤识别指标,采用 PSO-SVM 方法对主梁损伤进行识别。通过数值模拟验证了该方法的有效性。

1 支持向量机分类算法

支持向量机的主要思想为:给定训练样本,支持向量机建立一个最优超平面作为决策平面,使得正例和反例之间的分离边缘被最大化。

非线性支持向量机首先通过非线性映射 $\phi(x)$ 将输入变量变换到高维特征空间,然后在高维特征空间中构建最优分类超平面。给定样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 $x_i \in R^d$ 为训练样本, $y_i \in \{1, -1\}$ 为对应的模式类,分类超平面为 $\langle w \cdot \phi(x) \rangle + b = 0$, SVM 通过求解一个有约束条件的二次规划问题来获得最优分类超平面,该二次规划问题的数学描述为

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{subject to} \quad & y_i(\omega \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (1)$$

通过拉格朗日乘子求解得到其对偶形式为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^m \alpha_j \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数,目前采用最广泛的核函数有线性核函数、多项式核函数和 RBF 函数,由于 RBF 核函数可以逼近任意非线性函数,所以,本文采用 RBF 核函数作为核函数。其表示为

$$K(u, v) = \exp(-\|u - v\|^2 / \sigma^2) \quad (3)$$

由上可知,在支持向量机回归算法中,惩罚系数、核函数的类型和核函数的参数对于 SVM 的学习能力和泛化能力有很大影响,因此有必要对这些参数进行优化选择。

2 PSO-SVM 理论

2.1 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, 简称为 PSO)最早是由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出,它是一种群体智能的优化算法。像进化算法一样,PSO 算法利用不断迭代更新的粒子群在解空间上搜索最优解。在 PSO 中,每个优化问题的潜在解都可以想象成解空间上的一个点,称之为“粒子”(Particle),每一个粒子都有一个被适应度函数决定的适应度值(Fitness Value),每个粒子还有一个速度决定他们移动的方向和距离。然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中搜索。第 i 个粒子在 D 维空间中的第 t 次计算时的位置可以表示为 $X_i^t = \{x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t\}^T$, 同样其速度表示为 $V_i^t = \{v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t\}^T$, 粒子 i 经过 t 次迭代计算后得到的个体极值表示为 $P_i^t = \{p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{iD}^t\}^T$, 从个体极值中得到的群体极值表示为 $P_g^t = \{p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gD}^t\}^T$ 。为了搜索最优解,粒子通过追踪个体极值和群体极值按下面公式来改变自身的速度

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (P_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (P_{gd}^t - x_{id}^t) \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (4)$$

式中, ω 为粒子保持原来速度的系数,称为惯性权重; c_1 是从粒子跟踪自己历史最优值的权重系数,它表示粒子自身的认识,所以叫认知学习因子; c_2 是粒子跟踪群体最优值的权重系数,它表示粒子对整个群体知识的认识,所以叫做社会学习因子; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数。然后每个粒子按公式(5)更新自己的位置,移动到下一个潜在解的位置

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id} \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (5)$$

2.2 基于 PSO 算法 SVM 参数选择

以径向基核函数为例,利用 PSO 算法对惩罚系数 c 和核参数 g 进行优化,此时粒子由惩罚系数 c 和核参数组成。PSO 算法优化 SVM 主要步骤为:(1) 数据准备和构建 SVM 模型;(2) PSO 参数设置以及粒子初始化。设置 PSO 算法的种群数量、最大迭代次数、惯性权重、认知学习因子、社会学习因子和适应度函数,随机产生粒子的初始位置和速度;(3) 适应度的评价,选择 SVM 的分类误差来评价每个粒子的适应度,更新粒子的个体极值;(4) 寻找群体极值并判断是否满足终止条件,如满足则进入下一步,否则按公式和更新粒子的速度和位置,形成新的种群,重复第三步;(5) 结束搜索,输出参数 c 和 g 的最优值,在最优参数的基础上建立 SVM 分类模型。

3 基于 PSO-SVM 的斜拉桥主梁损伤识别方法

3.1 以最敏感索张力指标作为损伤识别指标

斜拉桥发生损伤时,伴随其刚度的改变,引起斜拉索张力发生改变。斜拉索张力的变化用张力指标来反映

$$IndexT(i) = (T_i^d - T_i^u) / T_i^u \quad (6)$$

式中, T_i^u 和 T_i^d 分别为损伤前后第 i 根斜拉索张力。

由于斜拉桥一般均包含有众多的斜拉索,因此选择哪些斜拉索的张力指标进行斜拉桥的损伤识别是一难题。为此,以斜拉桥有限元基准模型为基础,通过敏感性分析,将斜拉索张力对主梁损伤最敏感的拉索定义为最敏感索^[15],并利用式(6)计算出最敏感斜拉索的张力指标作为损伤识别指标。

3.2 基于 PSO-SVM 的损伤位置识别步骤

采用台湾大学林智仁等老师编制的开源程序 LIBSVM 来实现 SVM 的分类程序,采用 LIBSVM 自带的 c-svc 算法作为支持向量机损伤定位的算法,选择推广能力较好的径向基核函数作为核函数,最优参数(惩罚系数和核参数)的选择通过 PSO 算法实现,在使用最优参数建立的 SVM 测试模型基础上实现对斜拉桥主梁损伤的定位,主要过程如图 1 所示。

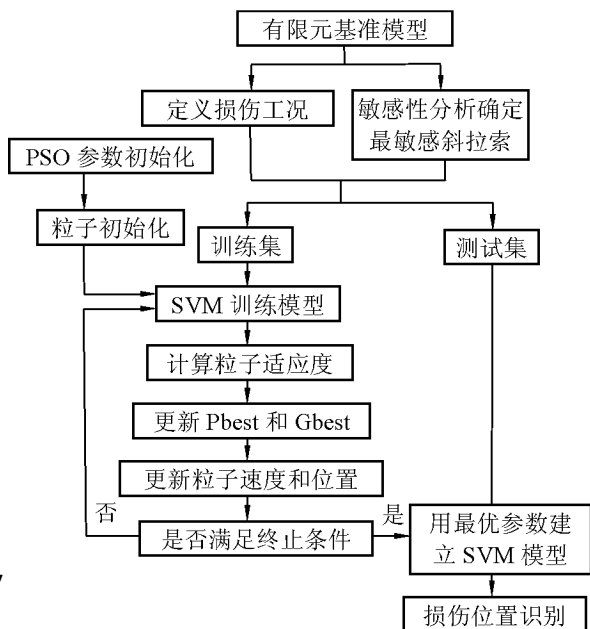


图 1 基于 PSO-SVM 的损伤位置识别基本步骤

4 数值模拟

为了验证本文提出的 PSO-SVM 方法的优越性和识别精度,以实验室模型斜拉桥为研究对象,对其主梁的损伤识别进行了数值模拟。试验模型桥跨布置为 $2.6 + 2.6$ m,主梁选用铝合金材料,箱型截面,分节段栓接而成;主塔选用 I 型钢,斜拉索共 9 组,每组 4 根,共计 36 根,选用高强钢丝。

4.1 有限元模型的建立

为能够准确模拟斜拉桥主梁的损伤,基于 ANSYS

有限元分析软件建立了板壳有限元分析模型。主梁和桥塔采用 SHELL63 单元模拟,斜拉索采用 LINK10 单元模拟。斜拉桥有限元初始模型共 6 733 个节点,6 955 个单元,有限元模型如图 2 所示。为使有限元模型能充分反映模型斜拉桥结构的实际状态,结合模型斜拉桥试验数据,对初始板壳有限元模型进行了修正^[16],对斜拉桥主梁损伤识别的数值模拟建立在修正后的有限元模型基础之上。

4.2 最敏感索的确定

通过灵敏度分析,可得到对斜拉桥主梁损伤最敏感的斜拉索。从灵敏度的定义出发,用有限元方法直接计算斜拉索张力对主梁刚度变化的灵敏度,结果如图 3 所示。由图 3 可知,13 ~ 16 号单元(4#索)对

主梁的损伤最为敏感 因此选择 4[#] 索为最敏感索 其张力指标为最敏感索张力指标。

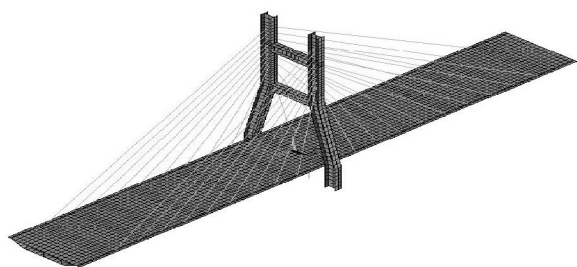


图 2 全三维斜拉桥模型图

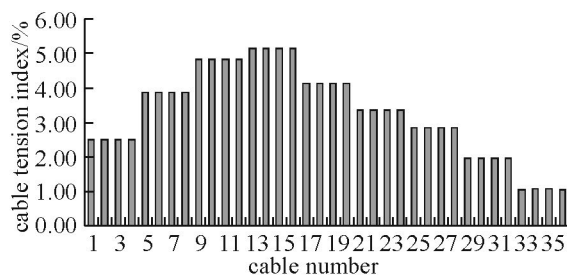


图 3 斜拉索张力指标敏感性分析

4.3 损伤模拟和样本集准备

为了能够较真实地反映桥面的实际损伤,在主梁顶板距主塔 -2.53 m 、 -2.34 m 、 -2.1 m 、 -1.86 m 、 -1.62 m 、 -1.38 m 、 -1.14 m 、 -0.9 m 、 -0.66 m 、 -0.42 m 、 -0.15 m 、 0.15 m 、 0.42 m 、 0.66 m 、 0.9 m 、 1.14 m 、 1.38 m 、 1.62 m 、 1.86 m 、 2.1 m 、 2.34 m 、 2.53 m 等 22 个位置模拟不同位置的损伤,每个位置上分别模拟损伤程度为 10%、20%、30%、40%、50%、60%、70%、75%、80%、90% 等 10 种不同程度的损伤模式。

针对上述 22 个不同位置 10 中不同程度共计 220 种损伤工况,通过数值仿真模拟,提取并计算出最敏感索(4[#] 索)的张力指标构成样本集。

4.4 识别结果分析

选择上述 22 个损伤位置在 10%、30%、50%、70%、90% 损伤程度共 110 个损伤工况下 4[#] 索的张力指标为训练集。为检验识别效果,选择上述 22 个损伤位置在 20%、40%、60%、75%、80% 损伤程度共 110 个损伤工况下 4[#] 索张力指标为测试集。采用 PSO 优化 SVM 进行损伤位置识别,以交叉检验下的平均分类准确率作为适应度值,通过 200 次迭代,适应度值变化曲线如图 4 所示,当迭代到 143 次以后,最佳适应度值稳定在 78.2%。此时,对应的 $c = 3\ 016.909\ 8$ 、 $g = 0.659\ 22$ 为最优值。以得到的最优 c 、 g 参数建立支持向量机预测模型,顶板 22 个损伤位置在 20%、40%、60%、75%、80% 损伤程度下的识别结果如图 5 所示。

由图 5 可以看出:110 种损伤工况下,PSO-SVM 只有 5 个损伤工况未能正确识别,错误率仅为 4.5%,识别效果良好,且当损伤程度为 40% 和 60% 时正确识别率达到 100%;在损伤程度较低(20% 损伤)时,损伤位置 10、13 和 20,即距主塔 -0.42 m 、 0.42 m 、 2.1 m 这 3 处位置 PSO-SVM 识别结果出现异常,说明采用该方法对斜拉桥主梁轻微损伤的识别还需要进一步研究。

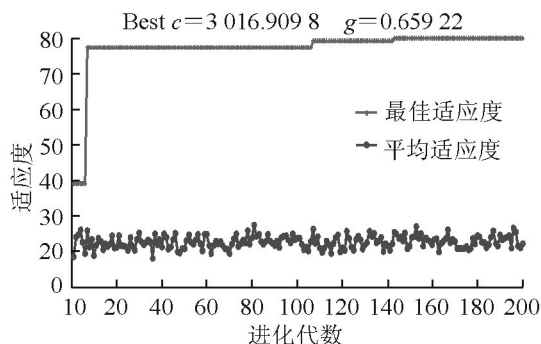


图 4 PSO 优化 SVM 适应度曲线图

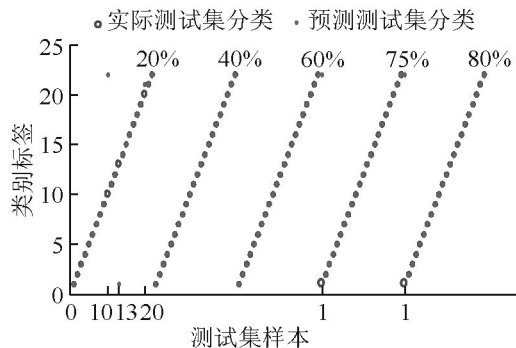


图 5 PSO-SVM 损伤位置识别结果

5 结论

本文提出了使用 PSO-SVM 方法结合最敏感索张力指标对斜拉桥主梁损伤进行识别的新方法,该方法使用不同位置、不同损伤程度下最敏感索的张力指标作为 SVM 的训练和测试输入,通过对实验室模型

斜拉桥的数值模拟发现: 在 PSO 算法搜索确定的最优参数的基础上建立的 SVM 预测模型能够有效识别主梁的损伤位置, 这表明基于 PSO 的 SVM 参数选择方法, 很好地解决了 SVM 参数选择的随机性难题, 提高了 SVM 建模的效率, 提升 SVM 的分类和回归性能, 节约了网络学习时间, 提高了识别精度。

参 考 文 献

- [1] 樊可清, 倪一清, 高赞明. 基于频域系统识别和支持向量机的桥梁状态监测方法[J]. 工程力学, 2004, 21(5): 25-30.
- [2] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [3] Worden K, Lane A J. Damage identification using support vector machines[J]. Smart Materials and Structures, 2001, 10(3): 540-547.
- [4] 刘龙, 孟光. 基于曲率模态和支持向量机的结构损伤位置两步识别方法[J]. 工程力学, 2006, 23(1): 35-39.
- [5] 刘龙, 黄海, 孟光. 基于支持向量机的结构损伤分步识别研究[J]. 应用力学学报, 2007, 24(2): 313-316.
- [6] 刘春城, 刘佼. 基于支持向量机的大跨度拱桥损伤识别方法研究[J]. 振动与冲击, 2010, 29(7): 174-178.
- [7] Chen Pengwei, Wang Jungying, LEE Hahnming. Model selection of SVMs using GA approach[C]//Proc of 2004 IEEE Int Joint Conf On Neural Networks. Piscataway NJ: IEEE Press, 2004: 2035-2040.
- [8] Cheng Lunghuang, Chieh Jen Wang. A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines[J]. Expert Systems with Applications, 2006, 35(7): 231-240.
- [9] 邵信光, 杨慧中, 陈刚. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及其应用[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 740-743.
- [10] Cheng Lunghuang, Jian Fan Dun. A distributed PSO-SVM hybrid system with feature selection and parameter optimization[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(7): 1381-1391.
- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE Int Joint Conf On Neural Networks. Perth, Australia. Piscataway NJ: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [12] Samanta B, Nataraj C. Application of particle swarm optimization and proximal support vector machines for fault detection[J]. Swarm Intell, 2009, 3(7): 303-325.
- [13] Liu Zhiwen, Cao Hongrui, Chen Xuefeng, et al. Multi-fault classification based on wavelet SVM with PSO algorithm to analyze vibration signals from rolling element bearings[J]. Neurocomputing, 2013, 99(7): 399-410.
- [14] 孙宗光, 倪一清, 高赞明, 等. 基于斜拉索振动测量与神经网络技术的斜拉桥损伤位置识别方法[J]. 工程力学, 2003, 20(3): 26-30.
- [15] 李延强. 基于最敏感索力指标的斜拉桥主梁损伤识别研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
- [16] 李延强, 杜彦良, 符强. 基于实测索力的模型斜拉桥有限元模型修正研究[J]. 铁道学报, 2013, 35(6): 91-95.

Research on Damage Identification for the Girders of Cable-stayed Bridges Based on Particle Swarm Optimization-support Vector Machine(PSO-SVM)

Zhao Shiying, Li Yanqiang

(Mechanics Engineering Department, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: A new method of damage detection based on particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) is proposed in this paper in order to identify the girder damage of the cable-stayed bridge more accurately. The best kernel parameters for support vector machine (SVM) are obtained by particle swarm optimization (PSO) and the testing model of SVM is established. Taking the most sensitivity cable tension indexes as inputs of SVM for both training and testing, damage locations of the main girder for cable-stayed bridge are indicated by the outputs of SVM. A numerical example for a test model of a single-tower cable-stayed bridge is provided to verify the feasibility of the method. It is shown that the automatic optimization of the parameters for SVM can be realized by PSO algorithm and different kinds of damage of the girder for cable-stayed bridge can be detected and the identification efficiency is high.

Key words: cable-stayed bridge; damage detection; support vector machine; particle swarm optimization; cable tension index