

基于 PSO-SVM 的城市桥梁群体 震害预测模型研究

王二涛 高惠瑛 孙海 王俊杰

(中国海洋大学工程学院土木工程系, 山东青岛 266100)

摘要 本文根据城市桥梁群体的实际震害资料数据, 采用粒子群算法 (PSO) 来优化支持向量机 (SVM) 参数, 选择影响桥梁震害等级的 8 个因素作为特征输入向量, 充分用 2 种算法的优点建立 PSO-SVM 的桥梁震害预测模型。通过比较 PSO-SVM 和 SVM 模型对桥梁震害的预测能力, 发现 PSO-SVM 模型具有较高预测精度和较高的推广价值。本文的研究成果对桥梁震害等级的预测具有一定的参考价值和指导意义。

关键词: 粒子群-支持向量机 支持向量机 桥梁 震害预测

引言

桥梁是为保证道路连续性而专门建造的人工构筑物, 也是城市生命线工程中极其重要的一部分。随着我国国民经济的不断发展, 桥梁已成为城市正常运行的不可或缺的建筑物。我国是多地震国家, 地震的突发性和强破坏性, 往往给我国城市桥梁带来巨大的损害。桥梁是城市生命线工程和城市交通系统的重要组成部分, 在交通系统防震减灾工作中处于核心地位 (王东升等, 2001), 如果桥梁在地震中受到严重的破坏, 将会严重阻碍地震应急和灾区的救援, 从而严重影响人们的生产生活和灾后的恢复重建工作。有效的桥梁震害预测可以提高城市综合抗震救灾能力, 为城市抗震防灾规划提供科学依据, 因此具有重要的现实意义。

国内外对桥梁震害预测的方法主要有 4 类 (王东升等, 2001; 2003; 姜淑珍等, 2004): 经验统计法 (包括久保庆三郎方法、日本土木工程学会方法、朱美珍方法、Buckle 方法、回归统计法等), 规范校核法, Pushover (推覆分析) 法和大跨度桥梁定性与定量相结合的震害预测方法。庄丽等 (2007) 基于 VB 语言和经验统计公式对青岛市桥梁做出了震害预测, 并将该方法运用到青岛市地震应急指挥系统; 柳春光等 (2008) 将遗传算法和 BP 神经网络相结合, 克服了 BP 神经网络容易陷入局部最优、运算速度慢等弱点, 建立了遗传优化 BP 神经网络的桥梁震害预测方法; 谭潇等 (2013) 用支持向量机 (SVM) 原理建立了桥梁震害评估的 SVM 模型, 同时也证明了 SVM 模型对桥梁震害的预测优于基于人工神经网的预测模型。本文充分利

[收稿日期] 2016-04-25

[作者简介] 王二涛, 男, 生于 1990 年。在读硕士研究生。研究方向为基础设施工程管理与信息管理系统。

E-mail: 13210860597@163.com

用粒子群算法和支持向量机的优点, 借助 Matlab 软件和 Libsvm 工具箱, 结合桥梁的震害影响因素, 建立基于 PSO-SVM 的城市桥梁震害模型, 使桥梁的震害预测方法更加完善和多元。

1 PSO 的基本知识

1.1 粒子群算法的基本原理

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种结构简单、易于实现、通用的智能算法。通常粒子群 (田雨波, 2104) 的数学描述为: 假设在一个 n 维的搜索空间中由 m 个粒子组成的种群, 其中第 i 个粒子位置 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m})^T$, 其粒子速度 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})^T$ 。它的一个极值为 $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,n})^T$, 种群的全局极值为 $P_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,n})^T$ 。粒子群算法在找到以上的 2 个极值后, 根据公式 (1) 和 (2) 不断更新自己的速度和位置:

$$v_{i,d}^{k+1} = v_{i,d}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{g,d}^k - x_{i,d}^k) \quad (1)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (2)$$

其中, c_1 和 c_2 常被称为学习因子或加速常数; r_1 、 r_2 为介于 0 和 1 之间的随机数; $v_{i,d}^k$ 和 $x_{i,d}^k$ 是粒子在第 k 次迭代中第 d 维的速度和位置; $p_{i,d}^k$ 是粒子在第 k 次迭代中第 d 维的个体极值的位置; 与个体极值相对应的 $p_{g,d}^k$ 是群体在第 k 次迭代中第 d 维的全局极值的位置。

1.2 粒子群的优化及其 SVM 的参数设置

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 在解决小样本和非线性高维模式识别中具有明显优势。一个非线性的 SVM 模型主要通过把原始空间的低维非线性数据映射到高维空间, 将其转化为线性可分问题 (王建国等, 2015), 这样在高维的空间中就对应其低维的非线性回归问题, 其本质就是在训练样本中来寻找一个最优超平面, 是一个二次规划问题, 可以通过对偶问题来求解。

其具体的步骤是通过一定的映射关系 $\varphi(\cdot)$, 在一定的条件下构成核函数 $K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j))$ 以避免高维空间的复杂计算。设样本集 (王雪刚, 2014; 王书舟, 2009): $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, l, x_i \in R^n, y_i \in R\}$, R 为欧式空间, n 为样本输入维数, 对于引入松弛因子 ξ_i 、 ζ_i 的二次优化问题:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \zeta_i) \right] \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - [\omega^T \varphi(x_i) + b] \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i \\ \xi_i, \zeta_i \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

通过引入 Lagrange 乘子 α, β, η , 定义 Lagrange 函数的二次规划方程为:

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \alpha, \beta) = & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \zeta_i) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\xi_i + \varepsilon - y_i + (\omega \cdot \varphi(x_i)) + b) \\ & - \sum_{i=1}^l \beta_i (\zeta_i + \varepsilon - y_i - (\omega \cdot \varphi(x_i)) - b) - \sum_{i=1}^l \eta_i (\xi_i + \zeta_i) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\alpha, \beta, \eta \geq 0$; x_i, y_i 为模型的输入和输出; ω 为权重向量, b 为偏值; $i=1, 2, \dots, l, l$ 为样本个数; C 为惩罚参数, 用于控制模型的复杂度和逼近误差; ε 主要用于控制误差和模型的泛化能力。其函数的值条件为:

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = (\beta_i - \alpha_i) \cdot \varphi(x_i) \quad (6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l (\beta_i - \alpha_i) = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \gamma - \alpha_i - \eta_i = 0 \quad (i=1, 2, \dots, l) \quad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \zeta_i} = 0 \rightarrow \gamma - \beta_i - \eta_i = 0 \quad (i=1, 2, \dots, l) \quad (9)$$

解得:

$$b = y_i - \sum_{j=1}^l (\alpha_j - \beta_j) \cdot K(x_i, x_j) - \varepsilon \quad (10)$$

或:

$$b = y_i - \sum_{j=1}^l (\alpha_j - \beta_j) \cdot K(x_i, x_j) - \varepsilon \quad (11)$$

根据这些条件可以得到引入 Lagrange 函数的二次规划的对偶问题:

$$\min_{\alpha_i, \beta_i} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \beta_i)(\alpha_j - \beta_j) \cdot K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l y_i \cdot (\alpha_i - \beta_i) + \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \beta_i) \quad (12)$$

令:

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \beta_i) = 0 \quad (\alpha_i \geq 0, C \geq \beta_i, i=1, 2, \dots, l) \quad (13)$$

在求得对偶问题的最优解, 在最优解中对应的非零向量为 α, β ; $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l)$, $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_l)$; 进一步就得到该高维特征空间的最优超平面 (即非线性回归方程):

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \beta_i) \cdot K(x_i, x_j) + b \quad (14)$$

核函数为 RBF (径向基函数), 采用其高斯形式 (白春华等, 2013):

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (15)$$

在 RBF 为核函数的 SVM 模型中, SVM 的性能在一定的方面容易受到惩罚参数 C 和核函数参数 δ^2 的影响, 在下文中核函数参数 δ^2 用 Γ 表示, 因此, 结合粒子群算法的优点进行全局寻优来不断的优化惩罚参数 C 和核函数参数, 使得预测结果更加准确。

2 模型的建立

2.1 模型数据的输入

通过查阅资料, 收集了唐山地震、丽江地震、汶川地震、海城地震、通海地震、台湾集集地震中的城市桥梁震害情况 (吴昊, 2009; 郭恩栋等, 2014; 刘恢先, 1986), 根据经验统

计法已有的研究成果,且城市桥梁建设广泛采用桩基础,所以模型中不考虑基础类型因素。模型选择影响桥梁震害等级的8个主要因素主要包括地震烈度、场地土类型、地基失效程度、上部结构、墩台高度、支座型式、桥梁跨数和桥梁的建成年代,用以上8个因素作为特征输入向量,并结合城市桥梁的相关特征。由于PSO-SVM模型只能对已量化的数字信息进行处理,但本文所选择的影响桥梁震害的8个因素都是非量化的,所以采用吴昊(2009)对桥梁震害的影响因素进行量化的方法得到相应的值。城市桥梁主要震害因素和其量化值如表1。

表1 震害影响因素指标及量化值
Table 1 Quantitative value of disaster factors

影 响 因 素	量化值	
地震烈度	7度	1.0
	8度	1.1
	9度	1.2
	10度	1.5
场地土类型	I类	0.8
	II、III类	1
	IV类	1.2
场地失效程度	无	1.0
	轻	1.5
	重	1.8
上部结构	简支梁	1.0
	连续梁	1.4
墩台高度	≤5m	1.0
	5—10m	1.1
	≥10m	1.2
支座型式	有防落梁措施	1.0
	消能支座	1.2
	一般支座	1.4
桥梁长度	跨数≤3	1
	跨数>3	1.2
桥梁的建成年代	1987年以前	1.1
	1987—2006年	1.0
	2006年以后	0.9

2.2 模型数据的输出

根据国内现有桥梁地震破坏等级的分类标准,通常把桥梁震害分为基本完好、轻微破坏、中等破坏、严重破坏和毁坏5个等级(王再荣等,2010),各个震害等级下破坏现象的描述如表2。由于模型只能对已量化的数字信息进行处理,因此把桥梁震害等级的5种情况——基

本完好、轻微破坏、中等破坏、严重破坏和毁坏分别对应模型的输出结果为 1、2、3、4、5（如表 3）。输出结果的每一个标识对应着一种桥梁的破坏情况。

表 2 桥梁破坏等级划分

Table 2 Classification criterion of bridge damage

破坏等级	震害描述
基本完好	承重结构完好，桥面无明显变化，只有个别构件轻微损坏，其他构件无损，可正常通行
轻微破坏	桥台、桥面、桥墩、桥拱、桥塔、主梁等的混凝土部件表面出现细裂缝，非承重构件有破坏，桥面伸缩有变化，梁有轻微的移动，腹拱有细微裂缝，拱身有微裂，拱肋与拱波关系处松脱，墩台轻微变位，台背填土下沉等，可照常使用。
中等破坏	桥墩混凝土出现明显裂缝，梁端混凝土出现明显裂缝，支座与梁连接的螺栓部分剪断，梁移动，桥塔结构轻微变形，墩台轻微移动，出现明显裂缝梁，端混凝土脱落，腹拱错位，拱肋、拱波龟裂，墩台微移动或开裂，经适当修复可使用。
严重破坏	桥墩混凝土出现贯通裂缝、剥落，梁、拱出现贯通裂缝或破碎，桥塔结构变形，主要承重构件破坏、断裂，如梁、拱开裂或破碎，墩台滑移、断裂或严重倾斜，承载能力明显降低，必须大修。
毁坏	发生落梁、塌拱、墩台折断等破坏、倒塔，已不能使用，需重建。

表 3 桥梁震害等级标识

Table 3 Classification criterion of bridge damage by earthquake

桥梁破坏等级	基本完好	轻微破坏	中等破坏	严重破坏	倒毁
标识	1	2	3	4	5

2.3 粒子群优化算法

上文已经确定了影响支持向量机预测的基本因素是惩罚参数 C 和核函数的宽度，这两个参数的微妙变化都会影响预测结果的精度，本文主要比较用粒子群优化的前后模型预测准确度的变化，通过对结果的比较来研究更为准确的城市桥梁震害预测的模型。通过粒子群算法来寻找最佳的核函数参数和惩罚参数 C ，使模型的预测结果不断得到优化，相关的步骤的流程图如下：

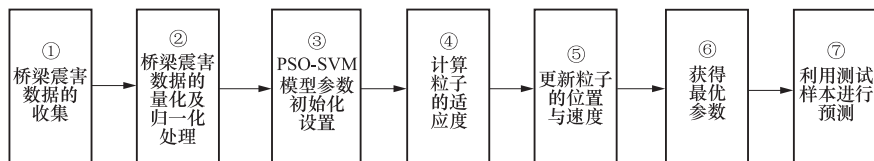


图 1 PSO-SVM 桥梁震害预测模型的构建

Fig. 1 Flowchart of PSO-SVM construction for seismic damage prediction model of urban bridge

2.4 桥梁数据的归一化处理

在利用 PSO-SVM 模型进行桥梁震害预测时，需要对已量化的训练数据和测试数据进行归一化处理，这样就使得不同类型的数据之间有一定的可比性，同时也在一定程度上消除了数据之间的量纲差异，使不同类型的桥梁震害影响因子的量化值处于同一个数量级，有利于对数据进行综合评价。

$$x_{ik} = \frac{X_{ik} - X_k^{\min}}{X_k^{\max} - X_k^{\min}} \quad (16)$$

公式 (16) 对数据进行线性转换, 将桥梁震害数据的量化值转换到 $[0, 1]$, \bar{x}_{ik} 表示第 i 个样本、第 k 个因素归一化指标值, X_{ik} 表示第 i 个样本、第 k 个因素的量化值, X_k^{\max} 和 X_k^{\min} 分别为 k 个因素列中的最大值和最小值。

2.5 PSO-SVM 的迭代的收敛过程

利用 Libsvm 工具箱及 Matlab 软件设置 PSO-SVM 的初始参数。设粒子的种群 $s=40$, 最大迭代次数 $k_{\max}=300$, 学习因子 c_1, c_2 取值分别为 1.2 和 1.5。图 2 可以看出粒子群的适应度在前期的变化的幅度比较大, 这样可以保证粒子群算法具有较好的全局寻优能力, 避免寻优结果达到局部最优。后期粒子寻优的最佳适应度的变化幅度较小, 则表明粒子快速收敛已达到最优。同样粒子群优化的适应度是判定训练样本位置优化好坏的有力标准, 优化后的惩罚参数 C 和 Γ 分别取值为 53.88 和 0.01, 从图 2 中可以看出, 经过参数优化的支持向量机预测模型具有较好的收敛效果。

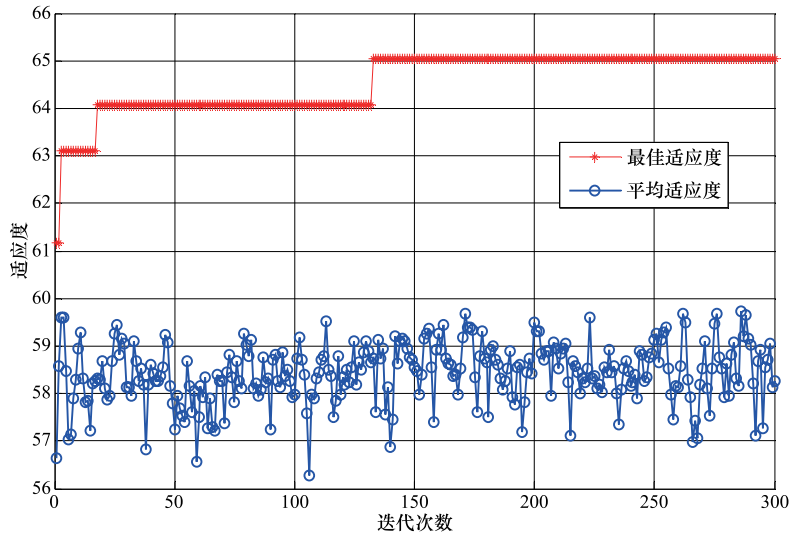


图 2 参数 c 和 Γ 的优化和适应度 MSE

Fig. 2 The fitness MSE of c and g parameter optimization

3 实验仿真结果与分析

PSO-SVM 预测模型选择 123 个具有代表性的桥梁样本, 其中 103 个作为训练样本, 20 个作为测试样本用于仿真检验。借助 Matlab 及相关软件对 20 个测试样本进行预测, 将模型的预测结果与实际桥梁震害结果进行比较, 更能直接地观测实验结果的准确度。相应的实验预测结果在图 3 和图 4 中进行了详细的描述。从表 4 中得知, PSO-SVM 模型预测结果只有序号为 4、15、18 的 3 座桥梁的震害与实际震害结果不一致, 而 SVM 模型的预测结果有序号为 4、6、9、15、18、20 的 6 座桥梁与实际震害结果有差异。

从实验的结果来看, PSO-SVM 和 SVM 的预测结果都和桥梁震害的实际结果进行了比较, PSO-SVM 的计算结果的精度高于 SVM。为使结果更易于清晰可见, 特制作表 4 来对比 2 种模型的预测结果。

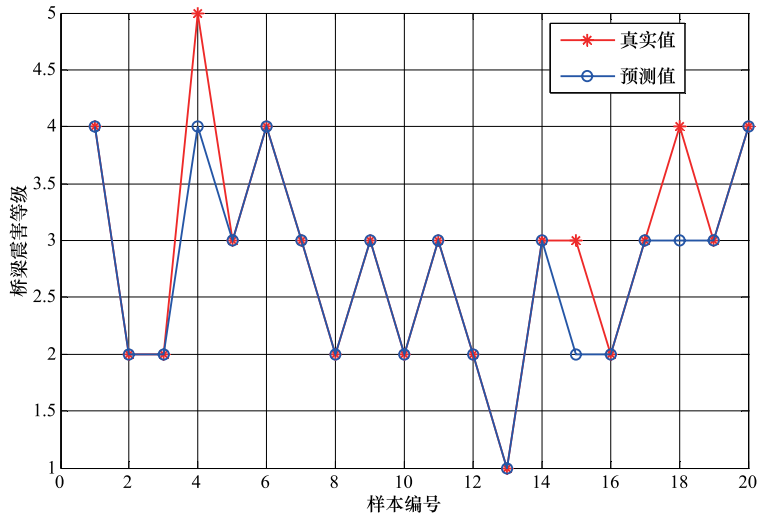


图 3 PSO-SVM 预测结果与实际结果对比

Fig. 3 Observed vs. predicted result of PSO-SVM model

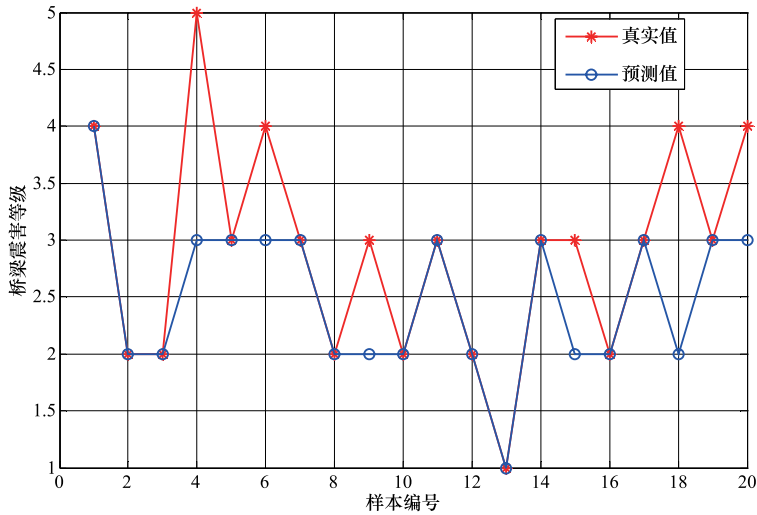


图 4 SVM 的预测结果与实际结果的对比

Fig 4 Observed vs. predicted result of SVM model

表 4 模型预测结果差异项比较

Table 4 Comparison of predicted results from various models

预测模型	预测结果差异项序列号	差异项的预测震害指数	差异项的实际震害指数	模型预测精度
SVM	4	3	5	70%
	6	3	4	
	9	2	3	
	15	2	3	
	18	2	4	
	20	3	4	

续表

预测模型	预测结果差异项序列号	差异项的预测震害指数	差异项的实际震害指数	模型预测精度
PSO-SVM	4	4	5	85%
	15	2	3	
	18	3	4	

从表 4 可以看出, PSO-SVM 模型对桥梁的预测结果明显优于没有被 PSO 算法优化过的预测模型, 同时模型没有出现过拟合现象, 从而可以得知 PSO-SVM 预测模型用于城市桥梁震害预测和评估是切实可行的。

4 结论

本文通过对比基于 SVM 和 PSO-SVM 的桥梁群体震害预测模型对测试桥梁样本的预测结果, 结论显示, PSO-SVM 模型不仅提高了城市群体桥梁震害预测的准确率, 也给出了一种更为科学有效的桥梁震害评估模型, 该模型充分利用粒子群算法和支持向量机算法的优点不断优化惩罚参数 C 和核函数参数 δ^2 , 使桥梁震害预测更准确。

但是, 本文所提出的 PSO-SVM 桥梁群体震害评估模型还存在一定的不足之处: ① PSO-SVM 的桥梁震害模型的预测结果是相对准确的, 但是其计算时间较长, 不如 SVM 模型省时; ② 模型训练样本和测试样本都基于小样本系统, 没有经过较多样本的检验与测试。

参考文献

- 白春华, 周宣赤, 林大超等, 2013. 消除 EMD 端点效应的 PSO-SVM 方法研究. 系统工程与实践, **33** (5): 1298—1306.
- 郭恩栋, 苗崇刚, 2014. 生命线工程震害图集. 北京: 地震出版社.
- 姜淑珍, 林均岐, 2004. 城市桥梁震害预测方法的探讨. 世界地震工程, **20** (4): 64—65.
- 柳春光, 张利华, 2008. 遗传优化神经网络方法在桥梁震害预测中的应用. 地震工程与工程振动, **28** (1): 139—145.
- 刘恢先, 1986. 唐山大地震震害 (三). 北京: 地震出版社.
- 谭潇, 杜鹏, 孙作玉, 2013. 基于支持向量机的桥梁群体震害预测方法. 华南地震, **33** (3): 41—46.
- 田雨波, 2014. 粒子群优化算法及电磁应用. 北京: 科学出版社.
- 王东升, 冯启民, 2001. 桥梁震害预测方法. 自然灾害学报, **10** (3): 113—118.
- 王东升, 朱敏, 钟江荣, 2003. 基于经验统计方法的桥梁震害预测辅助决策系统. 世界地震工程, **19** (3): 117—122.
- 王建国, 张文兴, 2015. 支持向量机建模及其智能优化. 北京: 清华大学出版社.
- 王书舟, 2009. 支持向量机方法及其应用研究. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学.
- 王雪刚, 2014. 基于支持向量机的四自由度船舶操纵运动建模研究. 上海: 上海交通大学.
- 王再荣, 郭恩栋, 赵钊等, 2010. 桥梁地震破坏等级划分标准浅析. 世界地震工程, **26** (1): 91—93.
- 吴昊, 2009. 城市轨道交通桥梁震害预测方法研究. 北京: 北京交通大学.
- 庄丽, 冯启民, 贾婧, 2007. 改进的城市桥梁震害预测因子法研究及其应用. 震灾防御技术, **2** (3): 322—328.

Study on Seismic Damage Prediction Model of Urban Bridges Group Based on PSO-SVM

Wang Ertao, Gao Huiying, Sun Hai and Wang Junjie

(Department of Civil Engineering, School of Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract According to the observed urban bridge damage data, the particle swarm optimization (PSO) was used to optimize the input parameters of support vector machine (SVM) model. Eight factors that effect bridge seismic damage level are chosen as the input vector. By making full use of the advantages of PSO and SVM, we establish the PSO-SVM model. By comparing the urban bridge damage prediction ability of the SVM model and PSO-SVM model, we conclude that the PSO-SVM model has relatively high accuracy and strong generalization capability, which is of important reference and guide value.

Key words: PSO-SVM; SVM; Bridge; Seismic damage prediction