

文章编号:1000-582X(2012)06-038-05

支持向量机在航空兵部队油料消耗量预测中的应用

樊 荣^{1,2}, 朱才朝¹, 陆思锡², 罗家元¹

(1. 重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 后勤工程学院 军事油料应用与管理工程系, 重庆 401311)

摘 要:分析了支持向量机的基本原理及算法,确定了航空兵部队油料消耗量预测模型的样本输入量,构造了航空兵部队作战油料消耗量预测函数,采用 LibSVM-Matlab 工具箱对模型进行编程求解,选用 3 个指标对预测结果进行评价。并以某空军航空兵部队油料消耗量为例,运用基于 SVM 的航空兵部队油料消耗量预测模型,对 2009 年演习的油料消耗量进行了预测,预测结果与实际值进行比较,预测精度高,为科学预测战场油料消耗量提供了科学定量的分析方法。

关键词:支持向量机; 航空兵部队; 油料消耗量; 预测消耗; 预测模型

中图分类号:E917

文献标志码:A

Application of support vector machine in oil consumption prediction model for aviation troops

FAN Rong^{1,2}, ZHU Cai-chao¹, LU Si-xi², LUO Jia-yuan¹

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 2. Department of POL Application & Management Engineering, Logistics Engineering University, Chongqing 401311, P. R. China)

Abstract: This paper analyzes the basic principle of support vector machine, determines the sample inputs for oil consumption prediction model of aviation troops. The prediction function for aviation troops oil consumption is constructed, LibSVM-Matlab toolbox is used to solve the model, and three indexes are selected to evaluate the prediction results. The oil consumption of one aviation troop is taken as an example. This aviation troops oil consumption prediction model is used to forecast the oil consumption in 2009 based on SVM, and the prediction results are compared with the actual value. It shows the high prediction accuracy, which provides scientific quantitative analytical method for prediction battlefield oil consumption.

Key words: support vector machine; aviation troops; oil consumption; prediction consumption ; prediction model

未来信息化战争,航空兵部队油料消耗量大,保障任务重、时间短,其保障效能的高低将直接影响部队作战能力和作战效果。由于油料消耗量预测是组织油料运输,实施油料补给,筹划油料保障力量的重要依据,将对航空兵部队遂行作战任务产生重要影

响^[1]。因此,对其油料消耗量预测进行科学、系统的建模,正确分析和预测战时油料消耗量就显得尤为重要。

神经网络、支持向量机、随机时间序列法等都是典型的机器学习算法,这些算法在处理预测问题上

收稿日期:2011-12-24

基金项目:国家 863 计划资助项目(2009AA04z411)

作者简介:樊荣(1975-),男,重庆大学博士,主要从事油料勤务和装备工程等方面的研究。

朱才朝(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(Tel)13708368164;(E-mail)ZCC92@sohu.com。

都具有一定的优势。但在分析多因素影响的航空兵作战油料消耗量时,支持向量机(support vector machine, SVM)算法具有明显的优势,模型能够更加符合战时油料保障的实际情况。支持向量机是一种有效的非线性问题处理工具,它建立在统计学习理论的基础上,在有限训练样本情况下,可以很好地控制学习机器的推广能力^[2-3],由 Vapnik 教授和他在 AT&T 贝尔实验室的合作者在解决模式识别问题时提出,后来经过发展,被推广到函数回归领域中,从而生成了支持向量机的回归算法^[4-5]。为了更好地给战时油料保障提供决策支持,用支持向量机理论建立航空兵部队油料消耗量预测模型,确定预测模型的样本输入量,编程求解模型,评价预测结果,并以某空军航空兵部队往年油料消耗量为例,准确预测 2009 年演习油料消耗量,为战场油料消耗量预测提供了科学定量的分析方法。

1 支持向量机回归原理及算法

1.1 支持向量机的回归原理

对于训练样本集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\} \in (x \times y)^m$, 其中 $x_i \in R^d$ 为输入指标向量, $y_i \in R$ 为相应的目标输出, m 为训练样本个数。支持向量机的回归问题就是寻找从输入空间 R^d 到输出空间 R 上的映射 $f: R^d \rightarrow R$, 使得 $y = f(x)$, 对于输入样本 x_i , 可以根据 f 给出对应的 y_i ^[6-7]。

1.2 支持向量机的线性回归算法

SVM 的线性回归是建立在分类原理基础上的^[8-9]。当线性回归函数 $f(x) = w \cdot x + b$ 拟合数据 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, m, x_i \in R^d, y_i \in R$ 时, 假设所有训练数据的拟合误差精度为 ϵ ^[8-9], 即

$$\begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \epsilon, \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \epsilon, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

若考虑拟合误差的情况, 则可引入松弛因子 $\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0$, 式(1)变为

$$\begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \epsilon + \xi_i, \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, m.$$

为了构造支持向量机的回归模型, 引入 ϵ -不敏感损失函数

$$L_\epsilon(f(x), y) = \begin{cases} 0, & |f(x) - y| \leq \epsilon; \\ |f(x) - y| - \epsilon, & |f(x) - y| > \epsilon. \end{cases}$$

支持向量机解决回归问题就是对 ϵ -不敏感损失函数用结构风险最小化原则进行风险最小化的问题。由于最优近似超平面是通过最大化样本点到超平面距离的上界求得, 因此, 只要保证 $\|w\|^2$ 最小化, 即可求得最优近似超平面。则回归问题转化为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*). \quad (2) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \epsilon + \xi_i, \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0. \end{cases} \end{aligned}$$

其中 $C > 0$ 为平衡因子。上述问题是一个有线性约束的二次规划问题。根据强对偶定理, 引入 Lagrange 乘子 α_i 和 α_i^* , 建立 Lagrange 方程如下

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi_i, \xi_i^*) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^m \alpha_i (\epsilon + \xi_i - y_i + \\ & \langle w, \varphi(x_i) \rangle + b) - \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\epsilon + \xi_i^* + y_i - \\ & \langle w, \varphi(x_i) \rangle - b) - \sum_{i=1}^m (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*). \quad (3) \end{aligned}$$

为使式(2)最小, 对式(3)的参数 w, b, ξ_i, ξ_i^* 求偏导置零, 得到对偶最优化问题

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i, x_j \rangle + \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i (\epsilon - y_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\epsilon + y_i), \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \quad (4) \end{aligned}$$

根据 KKT 条件, 在最优解处, 有

$$\begin{cases} \alpha_i (\epsilon + \xi_i - y_i + w \cdot x + b) = 0, \\ \alpha_i^* (\epsilon + \xi_i^* + y_i - w \cdot x - b) = 0, \\ (C - \alpha_i) \xi_i = 0, \\ (C - \alpha_i^*) \xi_i^* = 0. \end{cases}$$

与 $\alpha_i \neq 0$ 和 $\alpha_i^* \neq 0$ 相对应样本 x_i , 即在不灵敏区边界上或外面样本, 称为支持向量。进一步得到

$$w = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i.$$

从而得到线性回归方程为 $f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \langle x_i, x \rangle + b$ 。

1.3 支持向量机的非线性回归算法

假设非线性模型为 $\hat{f}(x, w) = \omega \varphi(x) + b$, 则式(4)变为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle + \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i (\epsilon - y_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\epsilon + y_i), \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

从而得到 $\omega = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(\mathbf{x}_i)$

由于函数 φ 未知,而特征空间的维数很高,因此 ω 无法显式地表达,在此引入核函数 $\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$,在新的空间中来解决非线性回归问题^[10-11]。设核函数满足 $\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j) \rangle$,则式(5)变为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i (\varepsilon - y_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\varepsilon + y_i), \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \end{aligned}$$

由上式得到非线性回归方程为

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b.$$

同线性回归类似,可得到 b 的计算式为

$$\left. \begin{aligned} b &= y_i - \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \varepsilon, \alpha_i \in (0, C); \\ b &= y_i - \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) - \varepsilon, \alpha_i^* \in (0, C). \end{aligned} \right\} (6)$$

2 模型建立

2.1 预测模型的建立

预测模型要考虑影响航空兵部队作战油料消耗量的因素,将历年部队演习油料消耗量各种影响因素的实际数据经过处理后,作为输入样本训练集。通过对训练集的不断训练,选择合适的核函数及模型参数,构造出预测模型^[12]。然后通过对历史数据的输入来预测作战油料消耗量。

2.1.1 确定样本及其输入输出量

通常情况下,影响空军航空兵作战油料消耗量的主要因素有飞机出动强度、飞机出动率、作战持续时间等,因此,将作战激烈程度、作战持续时间和参战飞机数量 3 个影响因素所对应的数据作为航空兵部队油料消耗量预测模型的一个样本输入量 \mathbf{x} ,待预测的油料消耗量作为样本训练的输出 \mathbf{y} 。

在样本输入量中,设作战激烈程度对应 3 个属性,分别为一般、中等和激烈。在不改变问题本质情况下,对作战激烈程度各属性的含义作如下假设:

1) 参战飞机数量小于 40 架(次)时,作战激烈程度为一般,为便于建模,其属性值设为 1。

2) 参战飞机数量在 40~60 架(次)时,作战激烈程度为中等,其属性值设为 2。

3) 参战飞机数量大于 60 架(次)时,作战激烈程

度为激烈,其属性值设为 3。

2.1.2 原始数据的处理

为避免各变量相差过大影响训练效果,需将数据归一化处理,构成训练样本集。归一化公式为

$$\mathbf{x}'_i = \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i\min}}{\mathbf{x}_{i\max} - \mathbf{x}_{i\min}}, i = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

式中, \mathbf{x}'_i 为归一化的数据值, \mathbf{x}_i 为实际值, m 为影响空军航空兵作战油料消耗量因素的个数。

2.1.3 确定核函数及模型参数

模型中选取应用最广,效果也较好的径向基核函数 $\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{\sigma^2}\right)$ 。同时,将已知数据分成若干组,以其中几组为预测对象,其余的数据组作为训练集,经过反复训练,根据预测结果的好坏来确定最佳的模型参数 (C, ε, σ) 。在本模型中,参数的确定通过采用交叉验证法来实现^[13]。

2.1.4 构造并求解最优化问题模型

通过确定核函数和模型参数,构造优化模型:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \\ & \sum_{i=1}^m \alpha_i (\varepsilon - y_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\varepsilon + y_i), \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \end{aligned}$$

解上述模型得到最优解 $\boldsymbol{\alpha}^* = (\alpha_1, \alpha_1^*, \dots, \alpha_i, \alpha_i^*)$,此时,相当于从训练集中选出了支持向量。

2.1.5 构造预测函数进行预测

根据得到的 $\boldsymbol{\alpha}^*$ 值,构造预测函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{K}(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b.$$

输入过去几年部队演习油料消耗量,利用函数 $f(x)$ 就可预测出未来一段时间演习的油料消耗量。

2.2 模型求解

综合考虑各种编程软件在处理 SVM 问题上的效果,模型的求解采用 LibSVM-Matlab 工具箱进行编程实现。在 SVM 预测模型中,由于 LibSVM 提供了多项式、径向基和 S 形函数等常用的核函数,同时,还可有效解决交叉验证、选择参数等问题^[14-15]。因此,通过编程调用软件包中的相关核函数以及参数选择等功能可降低模型的求解难度,并进行参数寻优,解出预测函数中各参数值,实现对作战油料消耗量预测模型的求解。

2.3 结果评价

评价油料消耗量预测的方法和指标有多种,在模型中,选用以下 3 个指标对预测结果进行评价。

1) 相对误差

$$RERR = \left| \frac{(y_i - y_i^*)}{y_i} \right| \quad (8)$$

2) 均方差

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - y_i^*)^2 \quad (9)$$

3) 预测准确度

$$A_L = \left[1 - \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right)^2} \right] \times 100\% \quad (10)$$

上述各式中, y_i 为样本实际值, y_i^* 为模型的预测值, m 为预测值个数。

3 实例分析

以某空军训练基地参加演习的航空兵部队油料消耗量为例,该演习每年进行一次,将 1997—2008 年演习油料消耗量作为原始数据,运用基于 SVM 的航空兵作战油料消耗量预测模型对 2009 年演习油料消耗量进行预测。每年演习有关数据如表 1 所示。根据 2009 年演习想定,作战激烈程度为中等;作战持续时间为 15 d;参战飞机数为 52 架。

表 1 1997—2008 年空军航空兵部队演习的相关数据

属性年份	演习激烈程度	演习持续时间	参演飞机数	油料消耗量/t
1997	1	12	34	1 971
1998	2	12	46	10 287
1999	1	12	32	1 892
2000	2	15	48	10 830
2001	2	15	46	10 466
2002	3	20	62	31 195
2003	3	20	66	32 341
2004	3	20	65	32 081
2005	3	20	68	33 951
2006	3	20	66	32 983
2007	2	15	50	11 332
2008	1	15	36	3 236

3.1 选取训练集和输入量

首先,根据所建立的预测模型,将 1997—2008 年演习期间每年所对应的演习激烈程度、演习持续时间、参演飞机数 3 个属性的数据作为一个训练样本,以 1997 年数据为例,(1,12,34)即构成一个训练样本。因此,样本训练集共由 12 个样本组成。然后,

将 2009 年的演习激烈程度、演习持续天数和参演飞机数这 3 个属性的数据作为输入量,并通过样本集数据的训练来对输入量进行分析。

3.2 预测油料消耗量并评价预测精确度

在确定出训练集后,通过 Matlab 编程,实现样本集的数据归一化、参数寻优、最优化模型求解以及预测函数确定等问题,然后对每年演习消耗量进行预测。通过运行程序,得到寻优过程如图 1 所示。

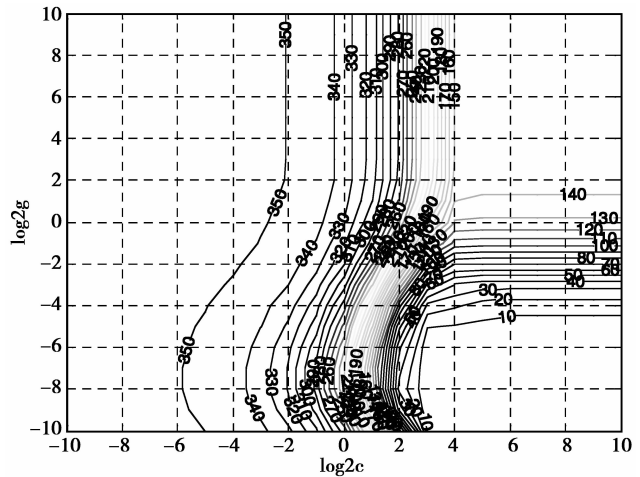
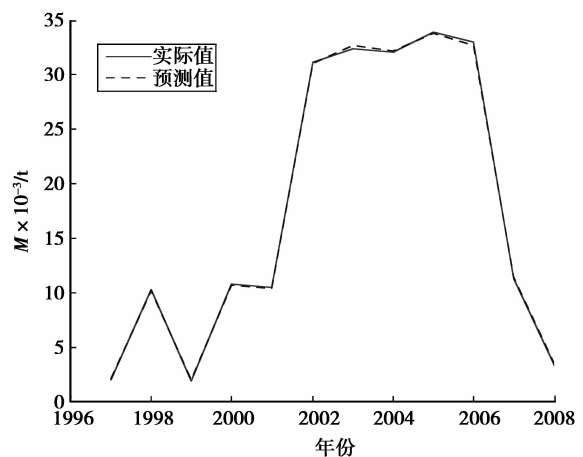


图 1 参数寻优过程

通过运行程序,得到 1997—2008 年演习期间的油料消耗量预测值及预测精度指标值如表 2 所示,预测值和实际值的曲线如图 2 所示。



注: M 为油料消费量

图 2 1997—2008 年油料消耗量实际值与预测值曲线

表 2 1997—2008 年油料消耗量预测值及其相对误差

年份	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
预测值	2 071	10 187	1 992.1	10 729.6	10 405.1	31 094.9	32 651.8	3 2181.3	33 850.7	32 651.8	11 432	3 336.3
RERR	0.050 7	0.009 7	0.052 9	0.009 2	0.005 8	0.003 2	0.012 7	0.003 1	0.002 9	0.01	0.008 8	0.030 9

运用式(9)~(10)对上述预测值计算,得到另外 2 个预测精度评价指标值 $MSE = 0.031$, $A_L = 97.6\%$ 。从均方差、预测准确度这 2 个指标值以及实际值与预测值的曲线图来看,所建立的预测模型具有很高的精确度,因此,可以运用上述模型对 2009 年演习的油料消耗量进行预测。

3.3 预测 2009 年油料消耗量

在对 2009 年油料消耗量进行预测时,将 1997—2008 年期间每一年的属性值作为一个训练样本,将 2009 年 3 个属性值作为输入量,通过对样本集的训练,得到预测结果。

通过运行程序,得到 2009 年演习的油料消耗量预测值为 12 889 t。由于 2009 年的演习激烈程度、演习持续时间 2 个属性值与 2007 年相同,只是在参演飞机数量上比 2007 年有所增加,因此,对比 2007 年的油料消耗量可以看出,2009 年的油料消耗量预测值能够较好地反映出客观的实际情况。从实际消耗看,该基地 2009 年演习实际消耗油料 12 980 t,预测值和实际数据进行对比,精度较高,证实该模型能够准确预测航空兵部队油料消耗量。

4 结 论

运用支持向量机建立了预测精确度高、战场适用性强的油料消耗量预测模型,实现了考虑多影响因素情况下的空军航空兵作战油料消耗量的科学定量预测。为实现快速、准确的航空兵作战油料保障决策提供了可靠的依据和技术手段。

参考文献:

- [1] 樊荣,冯刊民,罗俊. 军队油料投送方案模型化研究[J]. 物流技术,2006(2):93-95.
FAN RONG, FENG KAN-MIN, LUO JUN. Research on the scheme simulation on military oil delivery [J]. Logistics Technology, 2006(2):93-95.
- [2] 张恒喜,郭基联,朱家元,等. 小样本多元数据分析方法及应用[M]. 西安:西北工业大学出版社,2002:33-50.
- [3] 肖汉光,蔡从中,袁前飞,等. 支持向量机在地震预测中的应用[J]. 重庆大学学报:自然科学版,2007,30(1):114-119.
XIAO HAN-GUANG, CAI CONG-ZHONG, YUAN QIAN-FEI, et al. Earthquake prediction by using support vector machines [J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2007, 30(1):114-119.
- [4] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. An introduction to support vector machines and other Kernel-based learning methods [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000:5-6.
- [5] 肖蔚. 基于支持向量机的短期电力负荷预测方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2008:20.
- [6] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. 支持向量机导论[M]. 李国正,王猛,曾华军,译. 北京,电子工业出版社,2004:16-20.
- [7] PEREZ-CRUZ F, NAVIA-VAZQUEZ A, FIGUEIRAS-VIDAL A R, et al. Empirical risk minimization for support vector classifiers [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(2):296-303.
- [8] LI J M, ZHANG B, LIU F Z. Nonlinear speech model based on support vector machine and wavelet transform [C] // Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Nov. 3-5, 2003, Sacramento, California, USA. [S. l.]: IEEE Press, 2003:259-261.
- [9] LIN C F, WANG S D. Fuzzy support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2):464-471.
- [10] MOULIN L S, DA SILVA A P A, EL-SHAEKAWI M A, et al. Support vector machines for transient stability analysis of large-scale power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(2):818-825.
- [11] ANGULO C, RUIZ F J, GONZALEZ L, et al. Multi-classification by using Tri-class SVM [J]. Neural Processing Letters, 2006, 23(1):89-101.
- [12] 樊荣,唐宁,周则贺,等. 基于 LS-SVM 的某型装备保障性能评估研究[J]. 工业工程,2006,9(4):80-82,88.
FAN RONG, TANG NING, ZHOU ZE-HE, et al. Supportability assessment of certain equipment based on least squares support vector machines [J]. Industrial Engineering Journal, 2006, 9(4):80-82, 88.
- [13] OSUNA E, FREUND R, GIROSIT F. Training support vector machines: an application to face detection [C] // Proceedings of the 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Jun 17-19, 1997, San Juan, Puerto Rico. New York: IEEE Press, 1997:130-132.
- [14] 宋晓峰,韩平,邹丽,等. 基于支持向量机的足月胎儿体重预测新方法[J]. 中国生物医学工程学报,2004,23(6):517-521.
SONG XIAO-FENG, HAN PING, ZOU LI, et al. A new method for estimation of fetal weight using support vector machine [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2004, 23(6):517-521.
- [15] JIANG Z Q, FU H G, LI L J. Support vector machine for mechanical faults classification [J]. Journal of Zhejiang University Science, 2005, 6(5):433-439.

(编辑 张小强)