

参数寻优 LSSVM 算法在机载火控雷达工作模式判定中的应用

王玉冰, 程嗣怡, 周一鹏, 吕鹏程

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 针对机载火控雷达工作模式判定问题,应用一种基于网格搜索和交叉验证的参数寻优最小二乘支持向量机(LSSVM)算法,实现对 4 种典型空空工作模式的自学习判定。首先,从非合作雷达信号中提取特征参数并构建雷达信号特征库作为训练样本;然后通过网格搜索进行参数寻优模型训练,实现样本范围不确定条件下的模型调整;最后应用 K -fold 交叉验证方法进行训练性能评价,减小样本随机性导致的模型误差,提高泛化能力。仿真结果表明,该方法对速度搜索模式、边搜索边测距模式、边扫描边跟踪模式和单目标跟踪模式的判定准确率达 97%。

关键词 机载火控雷达;工作模式判定;LSSVM;网格搜索;K-fold 交叉验证

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.03.009

中图分类号 TN97 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)03-0049-05

A Parameter-Optimized LSSVM Method for Operation Modes Recognition of Airborne Fire Control Radar

WANG Yubing, CHENG Siyi, ZHOU Yipeng, GUO Pengcheng

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In the light of realizing the self-learning operation mode recognition of air borne fire control radar, an optimized LSSVM algorithm based on grid search and K -fold verification is proposed. First, This paper extracts feature parameters from non-cooperative radar signal and establishes library base of radar signal as training sample in LSSVM model. Next, the paper applies grid search method in parameter optimization to realize model adjustment under the circumstance of uncertain sample range. In the sequel, The paper utilizes K -fold cross validation for realizeing performance evaluation and reducing model error caused by sample randomness improv generalization ability. Simulation results show that recognition accuracy of VS/RWS/TWS/STT modes reaches 97%, thus having a good recognition performance and practical value of proposed method.

Key words: airborne fire control radar; working modes recognition; LSSVM; grid search; K -fold cross validation

收稿日期: 2016-07-20

基金项目: 航空科学基金(20145596025;20152096019)

作者简介: 王玉冰(1994—),女,江苏徐州人,硕士生,主要从事电子对抗理论与技术研究. E-mail:wyb_fd@163.com

引用格式: 王玉冰,程嗣怡,周一鹏,等. 参数寻优 LSSVM 算法在机载火控雷达工作模式判定中的应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(3): 49-53. WANG Yubing, CHENG Siyi, ZHOU Yipeng, et al. A Parameter-Optimized LSSVM Method for Operation Modes Recognition of Airborne Fire Control Radar[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(3): 49-53.

机载火控雷达配备范围广,能够引导武器进行硬杀伤,对载机生存造成很大威胁。但是,由于其工作模式繁多,使用过程中变化规律不确定、功能边界模糊化、信号样式交叠严重,为雷达工作模式判定带来很大挑战。文献[1~3]分析了雷达工作模式特点和识别机理,采用逆推法提出了判定框架及思路,研究了关键指标选取原则,但具体实现过程仍有待研究;文献[4]和[5]从功能角度界定工作模式,通过全脉冲和包络分析实现对搜索和跟踪模式的判定,利于工程实现,但选取指标较少,对信号样式交叠的工作模式仍有待细化。此外,电子对抗向着自学习智能化趋势发展,美国提出了“认知电子战”战略,智能算法和机器学习的运用成为研究热点^[6]。LSSVM算法采用最小二乘线性系统作为损失函数,在降低运算复杂性的同时保持较高的识别准确率,有效解决了参数间存在模糊关系的非线性分类问题,并被应用于故障诊断、电流检测等领域^[7-8]。

在此基础上,本文从非合作电子侦察角度出发,引入参数寻优 LSSVM 算法机载火控雷达工作模式判定,并通过仿真验证判定结果的准确率。

1 机载火控雷达典型工作模式特征提取及表述

不同作战任务对雷达性能需求不同,为实现目标特性检测的最优波形,其对应工作模式的序列及信号样式特点也不同。速度搜索模式(VS)、边搜索边测距模式(RWS)、边扫描边跟踪模式(TWS)、单目标跟踪模式(STT)是4种典型机载火控雷达空空工作模式,每种模式功能和信号特点的详细介绍参见文献[9]。

用于雷达工作模式判定的特征应选取影响或反映雷达性能的重要参数。根据雷达原理,脉冲宽度(P_w)及其内部调制方式影响雷达的距离分辨力;脉冲重复间隔(P_{RI})决定其最大不模糊距离、第一盲速和杂波的重叠特性,直接影响雷达的探测性能;占空比(D_R)体现脉冲压缩情况;脉内调制方式(I_{PM})反映雷达体制和抗干扰性能。因此,本文选取脉宽、脉冲重复间隔、占空比、脉内调制作为区分雷达工作模式的主要指标^[10-11]。

在传统雷达脉冲描述字(PDW)的基础上,将本文所选取能够体现雷达信号参数特征和雷达波形性能的4个指标构建特征矩阵,形成扩展脉冲描述字 \mathbf{E}_{PDW} ,其数学表达为:

$$\mathbf{E}_{PDW} = \{P_{RI}, P_w, D_R, I_{PM}\} \quad (1)$$

将训练样本库中所有信号对应各指标的参数汇

总形成脉冲群描述字 \mathbf{P}_{PDW} 作为LSSVM的输入用于模型构建,其矩阵形式为:

$$\mathbf{P}_{PDW} = [\mathbf{E}_{PDW_1}, \mathbf{E}_{PDW_2}, \dots, \mathbf{E}_{PDW_n}]^T = \begin{bmatrix} P_{RI_1} & P_{w_1} & D_{R_1} & I_{PM_1} \\ P_{RI_2} & P_{w_2} & D_{R_2} & I_{PM_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{RI_n} & P_{w_n} & D_{R_n} & I_{PM_n} \end{bmatrix} \quad (2)$$

2 基于参数寻优 LSSVM 的雷达工作模式判定

2.1 LSSVM 算法

LSSVM 算法^[12]运算复杂度降低,处理数据量较大问题时速度较快。实战中非合作信号数量繁多,而雷达工作模式判定对实时性有较高要求,因此本文运用LSSVM算法进行模式判定。典型二分类支持向量机原理如下。记样本集为:

$$(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l, x \in R^d, y \in \{-1, +1\} \quad (3)$$

式中: l 为训练样本个数; d 为输入样本向量维数; y 为分类类别。支持向量机构造能够将样本按类区分的最优超平面,同时保证了经验风险最小及置信范围最小。寻求该超平面可等价于求解一个约束条件下的二次规划问题:

$$\begin{cases} \min 1/(2\mathbf{w}^T \mathbf{w}) \\ \text{s. t. } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (4)$$

该优化问题的解由拉格朗日函数鞍点给出:

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] \quad (5)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子,满足条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \alpha_i [y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i [y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] = 0 \end{cases} \quad (6)$$

代入 $L(\mathbf{w}, b, \alpha)$,得到对偶规划约束:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s. t } \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (7)$$

不等式约束下的二次规划存在唯一解。其中不为零的 α_i^* 对应样本为支持向量,决定最优超平面。最优分类决策函数为:

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum \alpha_i^* y_i x_i^T x + b \right] \quad (8)$$

线性不可分时,引入非负松弛变量 ξ_i ,此时约束条件放松为:

$$y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

同时对目标函数加入惩罚项:

$$\Phi(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (10)$$

式中: C 为惩罚因子。相比线性可分情况,二次优化问题加入上限限制:

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (11)$$

对于非线性分类问题,支持向量机通过选取特定非线性映射 $\phi(x)$ 将样本映射到高维空间使其转化为线性或近似线性可分问题,并在高维特征空间中构建最优分类超平面。由于原样本集映射到高维空间中形成新样本集 $\{(\phi(x), y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$,求解超平面时涉及内积运算,故引入“核函数”以减小高维空间中的运算复杂度,在无需明确映射函数具体形式的情况下完成样本到高维特征空间的映射: $K(x_i, y_j) = \phi(x_i) \phi(x_j)$ 。分类判别函数改写为:

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b \right] \quad (12)$$

支持向量机算法最终将分类问题转化为二次型寻优,避免了神经网络方法中的局部极值问题;将非线性问题转换到高维空间线性问题,在减小运算复杂度的同时具备较好的泛化能力。

2.2 基于网格搜索和交叉验证的 LSSVM 参数寻优

LSSVM 的模型性能受到惩罚因子 C 和核函数宽度 g 组成的可变参数组 (C, g) 的影响。目前通常根据经验赋予定值,多次试验选择效果较好的参数。这种做法受主观因素影响大,不具备动态调整能力,尤其当样本分布随机性大时,容易增大模型误差。

本文运用网格搜索和交叉验证进行判定模型自学习参数寻优,在划定网格范围内使 (C, g) 遍历所有取值,并用 K -fold 交叉验证法求每组参数对应的分类准确率,将最高数值作为 (C, g) 取值,最终获得网格中全局最优解。具体步骤如下:

Step1: 网格搜索参数组取值。对于初始搜索区间 $[a, b]$,取网格点为参数对 $[C, g]$,其中 $C = \exp(a), g = \exp(b)$,保证了参数的非负性及网格分布稀疏程度的合理性^[7]。

Step2: K -fold 数据集划分。将训练集等分成 K 个子集,每次以任意一个子集作为测试数据,其余 $K-1$ 份作为训练数据。计算每组参数训练出的模型均方误差,均方误差越小,说明模型性能越好,参数取值越合理。

Step3: 确定最优参数。遍历网格搜索得到的所有参数组,运用 K -fold 交叉验证计算训练模型的均方误差并对比,取使均方误差最小的参数组取值为最优参数并更新模型。

2.3 基于参数寻优 LSSVM 的机载火控雷达工作模式判定流程

如图 1 所示,整体判定流程如下:

Step1: 非合作信号的特征提取与建模表述。从侦察到的非合作雷达信号中提取特征,选取对雷达性能和工作模式判定影响重大的指标为脉宽、脉冲重复周期、占空比和脉内调制方式,并按照雷达信号特征库的结构表述。

Step2: 模型训练学习。将按照雷达信号特征库结构化表述的信号参数作为先验知识库,构建雷达工作模式判定的训练样本集。通过网格搜索和 K -fold 交叉验证法进行自学习参数寻优,求取使模型性能最优的参数对,动态调整工作模式判定模型。

Step3: 工作模式判定。对测试样本集中的信号参数提取分层特征,按照雷达信号特征库结构化表述,运用 **Step2** 中训练好的雷达工作模式判定模型,输出判定结果。

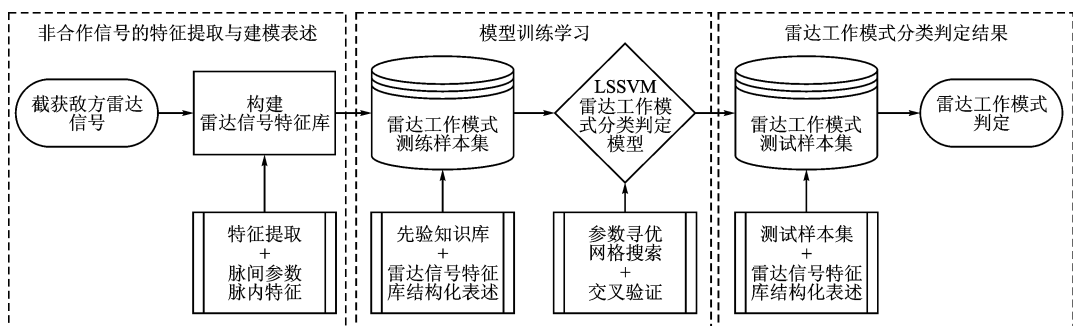


图 1 基于参数寻优 LSSVM 的机载火控雷达工作模式判定流程示意图

3 仿真验证

从我方情报侦察数据中加载 VS/RWS/TWS/STT 工作模式下各 500 个信号样本,共 2 000 个信号样本,其中随机选取一半样本作为先验知识库即训练数据集,另一半作为测试数据集。基于此构建雷达工作模式判定模型。选取信号指标为 PW/PRI/DR/IPM,归一化处理后单指标下对应样本信号参数分布情况见图 2。图 2 中黑色表示 VS 模式,蓝色表示 RWS 模式,红色表示 TWS 模式,浅蓝色表示 STT 模式。由图可见,参数分布具有一定随机性,且不同工作模式在同一指标下的参数均存在严重的交叠情况,仅依靠单指标分选或线性分类方法已经无法有效得出判定结果。

本文运用最小二乘法支持向量机进行模型学习

训练,而模型性能受 2 个重要参数的影响,即采用网格搜索和交叉验证法进行优化的参数对 (C, g) 。将网格搜索初始范围设定为 $C \in [2^{-8}, 2^8]$, $g \in [2^6, 2^{12}]$,搜索步长为 $2^{0.5}$ 。取 $K=10$ 进行十折交叉验证,能够保证训练集数据远多于测试集数据,减小样本随机性对模型准确率产生的影响。图 3 分别是在初始网格范围内按设定步长进行参数寻优过程中模型准确率的等高线示意图和三维示意图。

可见,参数对 (C, g) 取值不同时,采用相同训练数据构建出的模型准确率差异很大。在指定范围内,使用相同训练集和测试集,模型判定准确率最低值为 70%,最高可达到 97%。说明网格搜索法能在指定范围内按照指定步长遍历所有参数对 (C, g) 对应模型并选取全局最优值,相比主观设定数值,效率更快、准确率更高;同时, K -fold 交叉验证能够提高模型的泛化能力,更贴近实际应用需求。

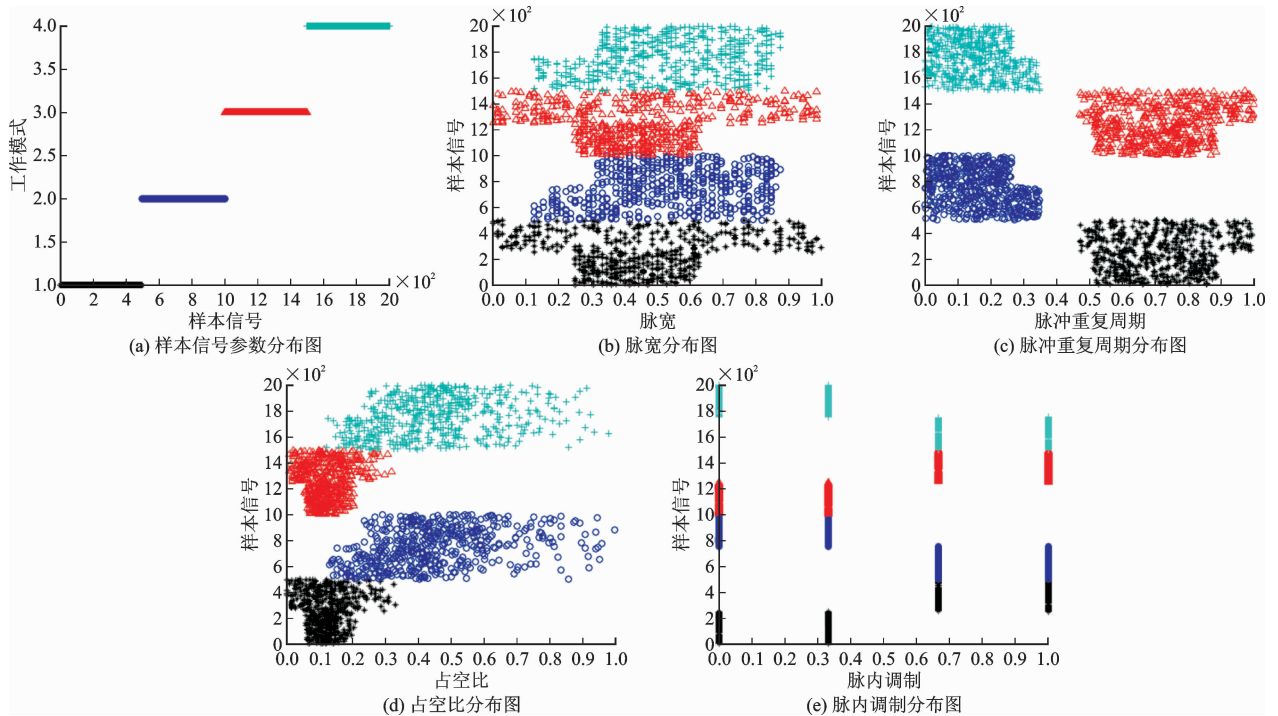


图 2 样本分布图

Fig. 2 Distribution of sample signals

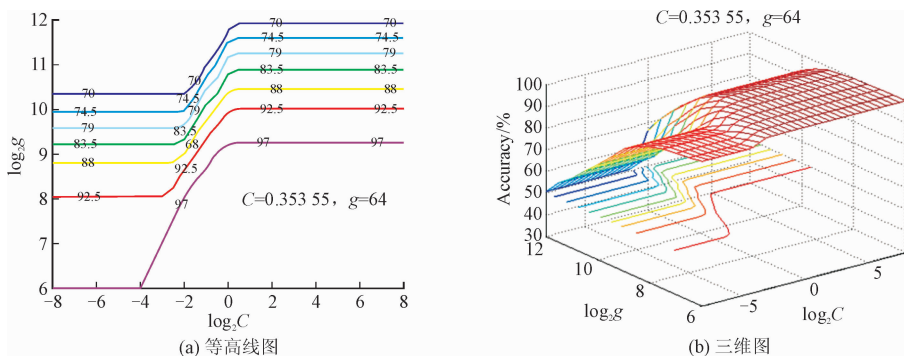


图 3 LSSVM 参数寻优对准确率的影响

Fig. 3 Effect of LSSVM parameter optimization on recognition accuracy

4 结语

本文从非合作电子侦察角度出发,首先通过提取敌方雷达信号多维特征参数构建雷达信号特征库,结构化表述脉间及脉内信息;然后通过网格搜索和 K -fold 交叉验证实现 LSSVM 算法参数寻优,使样本特征建模和模型修正具备自学习能力,减小雷达信号多维特征参数间交叠及模糊关系对工作模式判定准确率的影响。仿真结果表明,本文提出的方法能够实现工作模式判定模型的自学习参数优化,有效解决参数严重交叠时信号样式与工作模式间的模糊关系非线性多分类问题,提高模型准确率和泛化能力,具有理论指导意义和实际应用价值。

参考文献(References):

- [1] 葛瑜华. 机载火控雷达系统工作模式仿真实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2010.
GE Y H. Simulation of Airborne Fire Control Radar System Operation Mode [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2010. (in Chinese)
- [2] 贺贺, 羊彦, 薛培培, 等. 新一代机载火控 LPI 雷达回波模拟器设计与实现 [J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(2): 148-150.
HE H, YANG Y, XUE P P, et al. Echo Simulator Design for New Generation Airborne Fire-Control LPI Radar [J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(2): 148-150. (in Chinese)
- [3] 贾朝文, 周水楼. 机载雷达工作模式识别 [J]. 电子信息对抗技术, 2011, 26(1): 14-16.
JIA C W, ZHOU S L. Work Mode Identification of Airborne Radar [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2011, 26(1): 14-16. (in Chinese)
- [4] 陈卓. 新体制雷达工作模式及状态建模与分析 [D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
CHEN Z. Modeling and Analysis of New System Radar Operation Mode and State [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015. (in Chinese)
- [5] 刘俊江. 机载火控雷达工作模式识别 [J]. 电子测量技术, 2016, 39(2): 131-133.
LIU J J. Airborne Fire Control Radar Work Modes Recognition [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(2): 131-133. (in Chinese)
- [6] 范忠亮, 朱耿尚, 胡元奎, 等. 认知电子战概述 [J].

电子信息对抗技术, 2015(1): 33-38.

FAN Z L, ZHU G S, HU Y K, et al. An Overview of Cognitive Electronic Warfare [J]. Electronic Warfare Technology, 2015(1): 33-38. (in Chinese)

- [7] 纪昌明, 周婷, 向腾飞, 等. 基于网格搜索和交叉验证的支持向量机在梯级水电系统隐随机调度中的应用 [J]. 电力自动化设备, 2014, 34(3): 125-131.
JI C M, ZHOU T, XINAG T F, et al. A Survey of Improved Algorithm and Application on Support Vector Machine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(3): 125-131. (in Chinese)
- [8] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机触电流检测电流检测方法 [J]. 农业工程学报, 2014(23): 238-245.
HAN X H, DU S H, SU J, et al. Determination Method of Electric Shock Current Based on Parameter-Optimized Least Squares Support Vector Machine [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014(23): 238-245. (in Chinese)
- [9] 严利华, 姬宪法, 梅金国. 机载雷达原理与系统 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2010.
YAN L H, JI X F, MEI J G. Airborne Radar Theory and System [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2010. (in Chinese)
- [10] 王星, 王志鹏, 芮鹏程, 等. 应用 D-S 证据理论的雷达工作模式特征层融合识别 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(4): 35-40.
WANG X, WANG Z P, GUO P C, et al. A Feature-Level Fusion Recognition Algorithm of Radar Operation Mode Based on D-S Evidence Theory [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2016, 17(4): 35-40. (in Chinese)
- [11] 王文哲, 吴华, 索中英, 等. 粗糙 K-means 和 AdaBoost 结合的雷达辐射源快速识别算法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(1): 51-55.
WANG W Z, WU H, SUO Z Y, et al. A Fast Radar Emitter Recognition Algorithm Based on Rough K-means Combined with AdaBoost [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2016, 17(1): 51-55. (in Chinese)
- [12] 张松兰. 支持向量机的算法及应用综述 [J]. 江苏理工学院学报, 2016, 22(2): 14-17, 21.
ZHANG S L. A Survey of Improved Algorithm and Application on Support Vector Machine [J]. Journal of Jiangsu University of Technology, 2016, 22(2): 14-17, 21. (in Chinese)

(编辑: 徐敏)