

布谷鸟搜索算法优化特征和分类器参数的人体行为识别

马 伟

(银川能源学院 信息传媒学院, 宁夏 银川 750105)

摘 要: 特征和分类器参数都影响着行为识别的准确性和效率, 为了获得更加理想的人体行为识别结果, 提出一种布谷鸟搜索算法优化特征和分类器参数的行为识别模型(CS-RVM). 首先提取人体行为特征, 并对进行归一化处理, 然后采用相关向量机建立人体行为识别的分类器, 并确定核函参数的取值范围, 最后采用布谷鸟搜索算法对人体行为特征和人体行为识别分类器参数进行优化, 仿真实验证明, CS-RVM 可以快速找到人体行为特征和人体行为识别分类器参数, 提高了人体行为识别的正确率, 而且识别效率也要优于对比模型.

关键词: 布谷鸟搜索算法; 特征选择; 相关向量机; 行为识别

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)05-0102-04

Human Behavior Recognition Based on Cuckoo Search Algorithm Optimizing Features and Classifier Parameters

MA Wei

(Department of Information and Communication, Yinchuan Energy Institute, Yinchuan 750105, China)

Abstract: Behavior features and classifier parameters directly influence the accuracy and efficiency of behavior recognition, in order to obtain ideal results for human action recognition, a recognition model is proposed by using cuckoo search algorithm optimizing behavior features and classifier parameters. Firstly, human behavior features are extracted and features are normalized, and secondly relevance vector machine is taken as the human behavior recognition classifier which the range of parameters are determined, finally, cuckoo search algorithm is used to optimize features and classifier parameters of human behavior to establish recognition model of human behavior. Simulation experimental results show that the proposed model can quickly and effectively find human behavior features and classifier parameters, can improve the recognition correct rate of human behavior, and the recognition efficiency is better than the contrast models.

Key words: Cuckoo search algorithm; feature selection; relevance vector machine; behavior recognition

1 引言

近年来, 人体行为识别在智能监控、人机自然交互等领域得到了广泛的应用, 成为当前计算机视觉领域研究中一个重要研究方向^[1-3].

人体行为识别主要围绕特征提取和行为分类器两个方面进行研究^[4]. 当前人体行为特征分类两类: 侧影特征和轮廓特征, 其中侧影特征数量大, 分类器计算时间长, 无法实现人体行为的在线和实时识别^[5-7]. 相对于侧影特征, 轮廓特征可以更加准确描

述人体行为类别, 当前主要采用傅里叶变换提取人体轮廓, 但原始特征数量大, 影响后续人体行为识别的效率, 为此一些学者采用主成分分析、粒子群算法对人体行为特征进行优化, 选择部分重要特征, 以降低人体行为识别的输入向量维数, 改善识别效率^[8]. 人体行为识别的分类器常采用神经网络和支持向量机进行构建^[9,10], 然而神经网络要求人体行为识别的训练样本数量多, 若训练样本数量太少, 神经网络就不能建立性能优良的人体行为识别分类器, 易出现“过拟合现象”, 错误识别样本数量大^[11]; 支持向

量机虽然在训练样本数量少的情况下获得好的人体行为识别结果,但训练时间长,运行效率低.相关向量机(RVM)集成了支持向量机和神经网络的优点,不仅克服了神经网络训练样本数量少的“过拟后现象”,而且具有支持向量机良好的分类能力,为人体行为识别提供了一种新的研究工具,但核函数参数仍然是一个有待解决的难题^[12].

2 CS-RVM 的具体设计

2.1 提取人体行为特征

采用傅里叶变换提取人体行为特征,首先将头顶边缘点作为起点,然后将轮廓线分割成 M 段弧,得到人跑的行为轮廓,如图 1 所示.

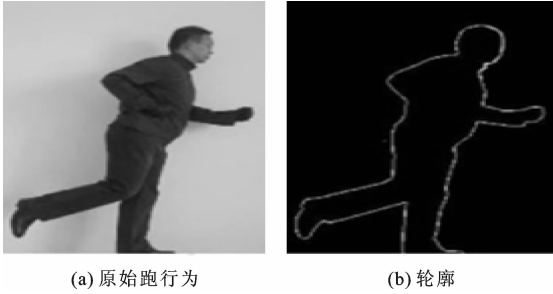


图 1 人体行为轮廓的提取

设人体行为轮廓特征向量为 $\mathbf{R} = (r_1, r_2, \dots, r_N)$. 对 $\mathbf{R}$ 进行离散傅里叶变换,可以得到:

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i \exp(-j2\pi ni/N) \quad (1)$$

对傅里叶系数进行归一化处理,可以产生人体行为特征的傅立叶描述子为

$$f = \left[\frac{\|a_2\|}{\|a_1\|}, \frac{\|a_3\|}{\|a_1\|}, \frac{\|a_4\|}{\|a_1\|}, \dots, \frac{\|a_N\|}{\|a_1\|} \right] \quad (2)$$

采用傅里叶描述子的 64 个低频分量描述人体行为,那么可以得到

$$F = \left[\frac{\|a_2\|}{\|a_1\|}, \frac{\|a_3\|}{\|a_1\|}, \frac{\|a_4\|}{\|a_1\|}, \dots, \frac{\|a_{64}\|}{\|a_1\|} \right] \\ = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_{64}] \quad (3)$$

由于共得到 64 个特征,特征数量大,且特征间可能存在一定的重复,使得特征互相影响和干扰,对人体行为识别产生不利影响.

2.2 相关向量机

设采集的数据为 $\{\mathbf{x}_i, t_i\}_{i=1}^N$, N 表示样本数量, $\mathbf{x}_i \in R$ 表示人体行为的特征, $t_i \in R$ 表示人体行为类别,那么人体行为识别输出(t_i)的数学模型为

$$t_i = y(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}) + \epsilon_i \quad (4)$$

通过引入核函数 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$, 相关向量机对 $k(\mathbf{x},$

$\mathbf{x}_i)$ 进行加权组合,可以得^[14]:

$$y(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N \omega_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \omega_0 \quad (5)$$

式中, ω_i 为权参数.

输出向量机 t_i 表示为独立分布,那么其最大似然估计为

$$p(\mathbf{t} | \mathbf{w}, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\{-\|\mathbf{t} - \mathbf{w}\Phi\|^2\} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{t} = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$; $\mathbf{w} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_N]^T$; $\Phi_i = [1, K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_1), \dots, K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_n)]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$.

直接对式(3)进行求解找到参数 $(\mathbf{w}, \sigma^2)$ 十分困难,为此引入稀疏贝叶斯法对 $\mathbf{w}$ 进行高斯分布检验,得到:

$$p(\mathbf{w} | \alpha) = \prod_{i=0}^N N(\omega_i | 0, \alpha_i^{-1}) \quad (7)$$

式中, α_i 为超参数.

根据上述方程,采用利用稀疏贝叶斯法估计 $\mathbf{w}$ 的后验分布,可以得到:

$$p(\mathbf{w} | \mathbf{t}, \alpha, \sigma^2) = \frac{p(\mathbf{t} | \mathbf{w}, \alpha, \sigma^2) \cdot p(\mathbf{w} | \alpha)}{p(\mathbf{t} | \alpha, \sigma^2)} \\ = (2\pi)^{-\frac{1+N}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \\ \exp\left\{-\frac{(\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})}{2}\right\} \\ = N(\mathbf{w} | \boldsymbol{\mu}, \Sigma) \quad (8)$$

式中, $\Sigma = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + \mathbf{A})^{-1}$; $\boldsymbol{\mu} = \sigma^{-2} \Sigma \Phi^T \mathbf{t}$; $\mathbf{A} = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$.

仅通过估计 (α, σ^2) 就能够相关向量机的 $\mathbf{w}$, 这样 (α, σ^2) 的最大似然分布的计算公式为

$$p(\mathbf{t} | \alpha, \sigma^2) = \int p(\mathbf{t} | \mathbf{w}, \sigma^2) p(\mathbf{w} | \alpha) d\mathbf{w} = N(0, C) \quad (9)$$

式中, $C = \sigma^{-2} \mathbf{I} + \Phi \mathbf{A}^{-1} \Phi^T$.

采用 MacKay 进行迭代,得到 (α, σ^2) 的解为

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \quad (10)$$

$$(\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|\mathbf{t} - \Phi \boldsymbol{\mu}\|^2}{N - \sum_i \gamma_i} \quad (11)$$

式中, μ_i 表示后验均值; $\gamma_i \equiv 1 - \Sigma_{ii}$.

通过对 α_i^{new} 和 $(\sigma^2)^{\text{new}}$ 不断更新,同时更新 Σ 和 $\boldsymbol{\mu}$ 进行更操作,如果满足结束条件,那就结束.

对于新的输入样本 $\mathbf{x}^*$, 其输出概率分布为

$$p(t_* | \mathbf{t}, \alpha_{\text{mp}}, \sigma_{\text{mp}}^2) = \int p(\mathbf{t} | \mathbf{w}, \sigma_{\text{mp}}^2) p(\mathbf{w} | \mathbf{t}, \alpha_{\text{mp}}, \sigma_{\text{mp}}^2) d\mathbf{w} = N(t_*, y_*, \sigma_*^2) \quad (12)$$

$$y_* = \boldsymbol{\mu}^T \Phi(\mathbf{x}_*) = \boldsymbol{\mu}_{\text{MP}}^T \Phi(\mathbf{x}_*) \quad (13)$$

$$\sigma_*^2 = \sigma_{MP}^2 + \Phi(x_*)^T \Sigma \Phi(x_*) \quad (14)$$

核函数 $k(x, x_i)$ 对相向量机的性能影响很大, 本文选择高斯核函数构建相向量机, 其定义如下:

$$K_{RBF}(u, v) = e^{-\frac{\|u-v\|^2}{2\sigma^2}} \quad (15)$$

式中, σ 表示核宽度.

要获得性能优异的人体行为识别分类器, 必须对参数 σ 进行优化, 为此采用布谷鸟搜索算法确定其值, 以提高人体行为识别的正确率.

2.3 布谷鸟搜索算法

受布谷鸟的繁殖行为和 Lévy 飞行特性的启发, Yang 等提出了一种智能优化算法——布谷鸟搜索算法, 首先定义 3 种假设, 具体如下:

(1) 一只布谷鸟只产一个蛋, 并随机部署于鸟巢中;

(2) 部分较优的鸟巢会被保留至下一代, 只对一些差的鸟巢进行更新;

(3) 宿主识别布谷鸟蛋的概率为 $Pa \in [0, 1]$. 布谷鸟寻巢的路径和位置更新操作为

$$X_i^{k+1} = X_i^k + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (16)$$

式中, X_i^k 和 X_i^{k+1} 表示第 k 和 $k+1$ 代的布谷鸟巢位置向量; $\oplus$ 为点对点运算; Lévy(λ) 表示布谷鸟飞行随机搜索路径; α 表示调节因子.

随机搜索路径与时间 t 的关系服从式 (16) 的 Lévy 分布

$$\text{Lévy} \sim u = t^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3) \quad (17)$$

式中, λ 表示幂次系数.

在 CS 算法工作过程中, 大部分鸟巢采用随机更新方式, 这样使得鸟巢附近区域的重要信息未被充分利用, 为此采用选择性淘汰策略, 具体为

$$X_{i,\text{newnest}}^k = X_{i,\text{pnest}}^k + c \times (X'_{i,\text{pnest}} - X'_{i,\text{pnest}}) \quad (18)$$

式中, $X_{i,\text{pnest}}^k$ 、 $X'_{i,\text{pnest}}^k$ 和 $X'_{i,\text{pnest}}^k$ 分别表示不同时刻的鸟巢位置.

基本 CS 算法全局搜索能力强, 但局部搜索能力弱, 为此采用策略精细搜索策略, 具体为

$$X_{i,\text{jcnest}}^k = X_{i,\text{pnest}}'' + \frac{\|X_{i,\text{best}}^k - X_{i,\text{worst}}^k\|}{\sqrt{d}} \times [\text{rand}(1, d) - 0.5] \quad (19)$$

2.4 人体行为识别的步骤

(1) 采用离散傅里叶变换提取人体行特征, 并对其进行归一化处理, 具体为

$$x_{ij}' = \frac{x_{ij} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (20)$$

(2) 确定相关向量机高斯核函数参数 σ 的取值范围.

(3) 初始化鸟巢位置向量, 其包括人体行为特征子集和 σ .

(4) 计算鸟巢位置向量的适应度值, 具体为

$$f = \omega \times \text{precision} + (1 - \omega) \left(\sum_{i=1}^{N_f} f_i \right)^{-1} \quad (21)$$

式中, f_i 为特征状态; ω 为权值.

(5) 对部分质量较差的鸟巢位置向量进行更新, 并产生新的鸟巢位置.

(6) 如达到算法结束条件, 则根据全局最优的鸟巢位置向量得到人体行为特征子集和 σ .

(7) 根据特征子集和 σ 构建人体行为识别模型.

布谷鸟搜索算法优化特征和分类器参数的人体行为识别模型的工作流程如图 2 所示.

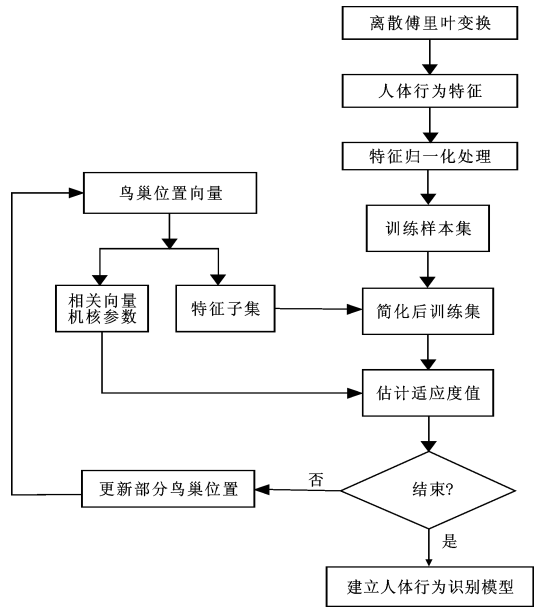


图 2 人体行为的识别过程

3 人体行为识别的实验结果与分析

3.1 实验平台

为了分析 CS-RVM 的人体行为识别模型有效性和优越性, 采用 4 核 3.0G Hz CPU, 8 GB 内存, Win7 的电脑, 用 Matlab 2014 仿真软件进行人体行为识别实验. 选择 10 个人, 它们进行各种行为演示, 得到 300 个样本作为训练集, 200 个样本作为测试样集, 一个人的 6 种不同行为如图 3 所示.

在相同实验条件下, 选择如下几种模型进行人体行为识别的对照实验:

(1) 采用布谷鸟搜索算法优化特征, 相关向量机的核函数参数 σ 固定为 1.75, 模型命名为 RVM1.

(2) 特征参数为原始 64 个, 布谷鸟搜索算法优

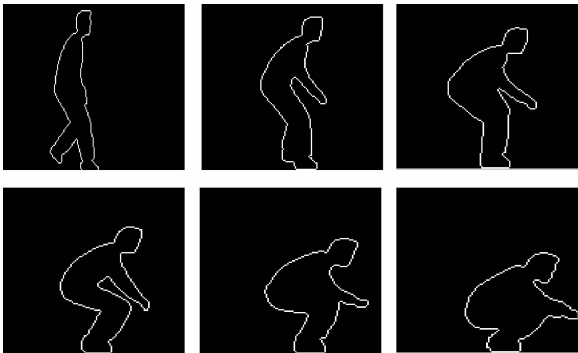


图 3 人体行为的类型

化相关向量机的核函数参数 σ ,模型命名为 RVM2.

(3) 采用布谷鸟搜索算法分别优化优化特征和参数 σ , 不考虑两者之间的联系, 模型命名为 RVM3.

3.2 结果与分析

所有人体行为识别模型均进行 10 次仿真实验,统计它们的平均值,得到的结果如图 4 所示.

(1) 相对于 RVM1 和 RVM2 的识别模型, RVM3 的人体行为识别正确率均有所提升,不同程度降低了人体行为识别的错误率,这表明 RVM1 和 RVM2 只考虑特征对人体行为识别的影响或者只考虑相关向量机的核函数参数 σ 对人体行为识别的影响,存在明显的不足,难以获得理想的人体行为识别结果.

(2)相对于 RVM3,CS-RVM 获得了更好的人体生行为识别结果,这说明 RVM3 虽然考虑特征和相关向量机的核函数参数 σ 对人体行为识别的影响,但是它们两者之间是分开进行,没有考虑特征与 σ 之间影响,不能保证两均达到最优,而 CS-RVM 考虑两者之间的相互影响,进一步提高了人体行为的识别正确率.

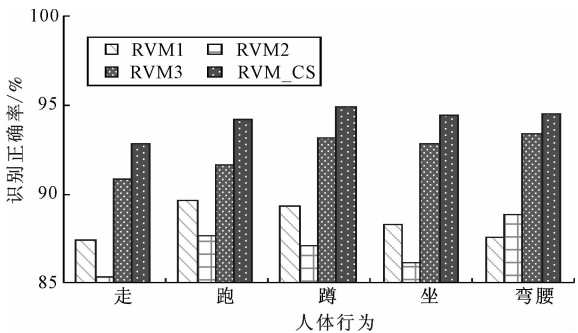


图 4 人体行为的识别率比较

在实际应用中,有时人体行行为的实时性要求相当高,如智能视频监控,为此统计各种人体行为模

型的平均识别时间,结果见表 1. CS-RVM 人体行为的识别时间略低于其他人体行为识别模型的识别时间,这主要由于 CS-RVM 采用布谷鸟搜索算法对人体行为特征和相关向量机的核函数参数 σ 同时进行优化,考虑了两者之间的相互影响,得到特征向量数更少,降低了计算复杂度,加快了人体行为的识别速度,具有更广的适用范围.

表 1 人体行为平均识别时间比较

行为类型	RVM1	RVM2	RVM3	CS-RVM
走	0.464	0.404	0.496	0.399
跑	0.410	0.403	0.485	0.390
蹲	0.427	0.415	0.439	0.372
坐	0.405	0.403	0.403	0.372
弯腰	0.421	0.413	0.429	0.383

4 结束语

针对当前人体行为识别过程中特征与参数优化的难题,提出一种布谷鸟搜索算法优化特征和分类器参数的人体行为识别模型,并通过仿真实验分析了其性能,结果表明,相对于当前其他人体行为识别模型,CS-RVM 能够同时获得最优特征子集和相关向量机的核函数参数 σ ,可以有效去了一些无用的特征,大大减少了相关向量机输入向量的数量,计算复杂度小,提高了人体行行为识别正确率和效率,有良好的实际应用价值.

参考文献:

[1] 谷军霞,丁晓青,王生进. 行为分析算法综述[J]. 中国图像图形学报,2009,14(3): 377-387.

[2] 阮涛涛,姚明海,瞿心昱,等. 基于视觉的人体运动分析综述[J]. 计算机系统应用,2010, 20(2): 245-253.

[3] Acques Junior J C S, Musse S Rjung C R. Crowd analysis using computer vision techniques [J]. Signal Processing Magazine, 2010, 27(5):66-77.

[4] Wang B, Ye M, Li X,et al. Abnormal crowd behavior detection using size-adapted spatio-temporal features [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2011, 9(5):905-912.

[5] 杨强,郑文琛,胡昊. 基于传感器数据的行为识别[J]. 中国计算机学会通讯, 2010, 6(11): 24-32.

[6] 石欣,熊庆宇,雷璐宁. 一种基于压力传感器的人体运动识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(6): 1429-1434.

5 结束语

本文提出一种云计算中心性能分析模型,该模型考虑了云计算中心虚拟机资源共享这一特征.同时,考虑到云计算中心资源动态配置的灵活性,本文的性能分析模型并未将云中心的服务率看做一个常数,而是架起了云资源调度和性能分析模型之间的桥梁,可通过云调度策略来动态求解云中心服务率.在接下来的工作中,我们会更深入的研究云资源调度和云服务性能之间的联系.

参考文献:

[1] Michael Armbrust, Armando Fox, Rean Griffith, et al. A view of cloud computing [J]. Communications of the ACM, 2010,53(4): 50-58.

[2] Amazon Elastic Computing Cloud (EC2). [EB/OL]. [2015-07-02]. <http://aws.amazon.com/ec2/>.

[3] Hamzeh Khazaei, Jelena Mišić, Vojislav B Mišić. Performance analysis of cloud computing centers[C]// Quality, Reliability, Security and Robustness in Heterogeneous Networks. Innsbruck, Austria: IEEE, 2012;251-264.

[4] Hamzeh Khazaei, Jelena Misic, Vojislav B Misic. Performance Analysis of Cloud Computing Centers Using M/G/m/m+r Queuing Systems [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(5): 936-943.

[5] Suresh Varma P, Satyanarayana A, M V Rama Sundari. Performance analysis of cloud computing using Queuing models[C]// Proceedings of 2012 International Conference

on Cloud Computing, Technologies, Applications & Management. Dubai:IEEE, 2012;12-15.

[6] Bo Yang, Feng Tan, Yuan-Shun Dai, et al. Performance Evaluation of Cloud Service Considering Fault Recovery [J]. The Journal of Supercomputing, 2013, 65(1): 426-444. .

[7] Dario Bruneo. A stochastic model to investigate data center performance and QoS in IaaS cloud computing systems[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2014, 25(3): 560-569. .

[8] Hamzeh Khazaei, J Mišić, V B Mišić. Performance of cloud centers with high degree of virtualization under batch task arrivals[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2014, 24(12): 2429-2438.

[9] Fang Dong, Junzhou Luo, Jiahui Jin, et al. Performance evaluation and analysis of SEU Cloud Computing Platform; using general benchmarks and real world AMS application[C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Seoal:IEEE, 2012;1455—1460.

[10] Hamzeh Khazaei, J Mišić, V B Mišić. Performance of Cloud Centers with High Degree of Virtualization under Batch Task Arrivals [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2014, 24(12): 2429-2438

作者简介:

刘晓东 男,(1981-),博士,讲师.研究方向为云计算、虚拟化. E-mail:liuxiaodongxht@qq.com.

王 淼 男,(1981-),博士,副教授.研究方向为空间查询、空间推理.

(上接第 105 页)

[7] 靳海燕,熊庆宇,石欣,等. 基于角点动能模型的电梯轿厢内异常行为检测[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(2):775-778.

[8] Chen L, Honey J, Nugent C D,et al. Sensor-based activity recognition [J]. IEEE transactions on systems man and cybernetics part c: applications and reviews, 2012, 42(6): 790-808.

[9] Juan Y, Simon D, Susan M. Situation identification techniques in pervasive computing: a review [J]. Pervasive and mobile computing, 2012, 8(1): 36-66.

[10] 黄静,孔令富,李海涛,等. 基于傅里叶-隐马尔科夫模型的人体行为识别[J]. 计算机仿真, 2011, 28(7): 245-248.

[11] 姜鸣,王哲龙,刘晓博,等. 基于 BSN 和 CHMMs 的

人体日常动作识别方法研究[J]. 大理理工大学学报, 2013, 53(1): 121-126.

[12] 马登武,范庚,张继军. 相关向量机及其在故障诊断与预测中的应用[J]. 海军航空工程学院学报, 2013(2): 154-160.

[13] 王凡,贺兴时,王燕,等. 基于 CS 算法的 Markov 模型及收敛性分析[J]. 计算机工程, 2012, 38(11):180-182,185.

[14] 赵春晖,张焱. 相关向量机分类方法的研究进展与分析[J]. 智能系统学报, 2012, 7(4): 294-301.

作者简介:

马 伟 男,(1982-),硕士,讲师.研究方向为:嵌入式系统、计算机网络技术. E-mail:haron_82713@163.com