

# 基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据检测

刘 剑,刘丽华,赵 悦

(沈阳建筑大学信息与控制工程学院,辽宁 沈阳 110168)

**摘 要** 目的 针对当前交通流数据识别问题,提出基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据识别算法,以提高交通流数据识别准确率. 方法 运用 KPCA 对数据进行预处理,采用 SVM 训练分类模型,利用所训练的模型进行识别;以多轿厢电梯交通状态为对象,分别从交通流数据识别分析和仿真实验两方面对所提方法的可行性与精确性进行验证. 结果 通过与 SVM 算法、BP 神经网络算法进行对比,表明所提方法具有很强的通用性,能有效地预测出交通流,交通流数据识别的准确率达到 97.2%. 结论 笔者提出的基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据识别算法可以提高交通流数据识别的准确率,通用性较高,可以实现对目标的实时检测.

**关键词** 模式识别;核主成分分析;SVM;混合核;多轿厢电梯

中图分类号 TP391

文献标志码 A

## A Mixed Kernel Traffic Flow Data Detection Based on KPCA and SVM

LIU Jian, LIU Lihua, ZHAO Yue

(School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

**Abstract:** In order to identify the current traffic flow data, a mixed kernel traffic data identification algorithm based on KPCA and SVM is proposed to improve the accuracy of traffic flow data identification. Firstly, KPCA is used to preprocess the data; Secondly, SVM is used to train the classification model; Finally, the trained model is used for identification. In order to prove the feasibility and accuracy of the algorithm, the proposed method was validated from the traffic flow data identification analysis and simulation experiments with the multi-car elevator traffic status as the object. Compared with SVM algorithm and BP algorithm, it shows that the proposed method is very versatile and can predict traffic flow effectively. The accuracy of traffic flow data recognition is 97.2%. The algorithm proposed by the author based on KPCA and SVM mixed kernel traffic data identification algorithm can improve the accuracy of traffic stream data identification, has a high degree of versatility, and achieve real-time detection of the target.

**Key words:** pattern recognition; kernel principal component analysis; support vector machines;

收稿日期:2017-10-16

基金项目:国家自然科学基金项目(610272253);辽宁省自然科学基金项目(201602616);辽宁省教育厅科学研究项目(L2015443);住房和城乡建设部科技攻关项目(2015-K2-015)

作者简介:刘剑(1963—),女,教授,博士,主要从事视觉图像、智能控制方面研究.

multi-car elevator;mixed kernel

交通流检测是模式识别领域中热门问题.近年来,随着模式识别技术的飞速发展,交通流检测也受到专家学者的极大关注.通过这些数据可以方便有效地进行交通工具的管理与控制,对交通流密度过大的地方采取相应的措施,对人类的安全和便利具有重要意义.

目前常用的交通流检测算法包括  $K$  均值聚类算法、支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 算法、最小二乘支持向量机 (LSSVM) 的回归算法、BP 神经网络算法.杨广全等<sup>[1-2]</sup>运用粒子群  $K$  均值聚类算法对一周的原始客流数据进行聚类分析,进而实现交通流检测,计算速度快,能满足群控系统实时性的要求,这种方法易出现迭代次数较多,收敛速度较慢;WANG Lujun 等<sup>[3]</sup>利用 LSSVM 的回归算法进行电梯交通模式的模糊识别,其结果表明该方法能准确地辨别出电梯所处的交通模式,但这种方法识别的准确性和算法的通用性还有待提高;DING Bao 等<sup>[4-5]</sup>采用 SVM 进行电梯交通流预测,并采用 BP 神经网络和遗传算法进行模式识别与优化,避免了群控电梯模式滞后的缺陷;赵菁等<sup>[6]</sup>采用多特征融合的方式,该算法改善了现有常见交通流检测技术特征单一的劣势,能够准确地检测高速公路场景下的交通流.但是系统的结构较为复杂,实时性较差;张鹏等<sup>[7]</sup>提出了基于稀疏特征的交通流检测算法,通过线性 SVM 训练、背景建模方法去除误判样本,从而计算获得交通流参数;张观东等<sup>[8]</sup>提出一种基于 KPCA 与 LSSVM 相结合的预测方法,其应用于交通流及视频流预测中,提高时间序列预测精度,降低了预测过程中的计算复杂度.

核主成分分析 (Kernel Principal Components Analysis, KPCA)<sup>[9-12]</sup>作为一种非监督学习方法,可在高维特征空间内有效提取数据的非线性特征, SVM<sup>[13-17]</sup>是一种有监督

的学习模型,可以有效地解决非线性问题.基于此,笔者提出一种基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据识别算法,以克服传统方法存在的问题,并将其应用到多轿厢电梯交通流数据识别中,实现交通流数据识别.

1 KPCA 与 SVM 算法描述

1.1 KPCA 算法

KPCA 算法是通过非线性映射  $\Phi: R^N \rightarrow F$  将输入空间映射到高维空间  $F$  中实现特征降维,则协方差矩阵在高维空间  $F$  中为

$$C = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \varphi(x_j)(x_j)^T. \tag{1}$$

对矩阵  $C$  进行分解得到对应的特征方程如下:

$$\lambda v = Cv. \tag{2}$$

其中,  $\lambda$  为特征值 ( $\lambda \geq 0$ );  $v$  为对应的特征向量.同时式(2)等价于式(3):

$$\lambda [\varphi(x_k), v] = [\varphi(x_k), Cv]. \tag{3}$$

且  $v$  可表示为

$$v = \sum_{i=1}^M \alpha \varphi(x_i). \tag{4}$$

结合式(1)、(3)、(4)可得:

$$\begin{aligned} \lambda \sum_{i=1}^M \alpha [\varphi(x_k), \varphi(x_i)] = \\ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha [\varphi(x_k), \sum_{j=1}^M \varphi(x_j)] [\varphi(x_j), \varphi(x_i)]. \end{aligned} \tag{5}$$

通过引用核函数  $k(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)]$ , 则可通过映射计算投影如下:

$$p(i) = \sum_{j=1}^M \alpha_j(j) \cdot K(x_i, x_j). \tag{6}$$

1.2 SVM 算法

SVM 本身是一个二值分类器,但实际生活中常遇到多类分类问题,这就涉及构造合适的 SVM 多类分类器.目前,构造 SVM 多类分类器的方法主要有两类:直接法和间接法.直接法通过直接修改目标函数,求得该最

优化问题的“一次性”,实现多类分类.间接法通过构造多个二值分类器,实现多类分类.常见的方法有一对一分类法(One – Versus – One,OVO SVMs)、一对余分类法(One – Versus – Rest,OVR SVMs)和决策树分类法(Decision Tree,DTB SVMs)三种.SVM算法的实现步骤如下.

Step1:输入样本集,这个样本集不仅仅包括正样本,还需要有一定数量的负样本;

Step2:寻找一个超平面,使正样本和负样本具有最大间隔;

Step3:构造拉格朗日函数为

$$L(w,b,\alpha) = \frac{1}{2}w^T w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (w \times x_i - b).$$

分别对  $w$  和  $b$  求导得到:

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i, \tag{8}$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0. \tag{9}$$

Step4:将式(8)、式(9)代入拉格朗日函数得到原问题的对偶问题:

$$\max. W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j X_i^T X_j. \tag{10}$$

约束条件为

$$\alpha_i \geq 0, \sum_i \alpha_i y_i = 0. \tag{11}$$

Step5:设映射函数为  $\varphi(x)$ ,则映射后的空间分类函数变成

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i [\varphi(x_i), \varphi(x)] + b. \tag{12}$$

Step6:为避免维数爆炸性增长,引入核函数  $k(x_1, x_2)$ ,则  $f(x)$  可表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_1, x_2) + b. \tag{13}$$

Step7:由对偶问题求得空间分类函数  $f(x)$ .

## 2 KPCA 与 SVM 的混合核算法描述

鉴于 KPCA 核函数具有泛化性能弱、学

习能力强的特点,而 SVM 核函数具有泛化性能强、学习能力弱的特点,结合两类核函数各自优点构造了基于 KPCA 与 SVM 的混合核函数.

通过上述分析,可得出混合核算法数据识别步骤如下.

Step1:输入数据  $S = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ ,维数为  $k$ ;

Step2:数据处理及计算核矩阵;

Step3:中心化核矩阵;

Step4:计算特征向量和特征值;

Step5:将特征向量单位化;

Step6:重建测试数据,输出变换后的数据;

Step7:获取训练数据,配置训练所需的参数;

Step8:训练和保存模型;

Step9:加载模型并实现数据分类.

笔者所提的基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据识别算法主要由交通流获取、交通流数据预处理、DTB SVMs 分类器设计和分类器分类预测 4 部分组成.先用 KPCA 对获取的数据进行有效的非线性特征提取,并输出新的数据;然后 DTB SVMs 解决分类识别问题,建立训练模型;最后运用训练出的模型进行数据识别与分析.

## 3 实验结果及分析

为了验证所提算法的准确性和通用性,笔者采用 Matlab 软件进行仿真.实验以多轿厢电梯交通状态为对象进行仿真,实验参数设置如下:井道数为 3,轿厢数为 6,楼层数 30,楼层间距离 3.5 m,轿厢最大荷载人数 13,最大加速度 0.4 m/s<sup>2</sup>,最大速度 2 m/s,开门时间 2 s,关门时间 2.5 s.

笔者将所提算法与 SVM 算法、BP 神经网络算法<sup>[18]</sup>进行对比,分析 3 种方法的辨识率.训练数据采用典型办公楼 5 个工作日的交通流,第一组测试数据由该办公楼 2 周工

作日的交通流组成,所采用的交通流测试数据基本上包含了电梯各个模式,可以把测试结果视为已全面检测分类器分类的准确性.第二组测试数据由某学校2周工作日的交通流组成.

3.1 数据预处理分析

在不同用途的建筑物内,电梯交通流数据的特点是有一定差异的.对于典型的办公大楼来说,其主要电梯交通流模式<sup>[19]</sup>有上行高峰交通模式、下行高峰交通模式、空闲交通模式随机层间交通模式、两路层间交通模式和四路层间交通模式.

由于多轿厢电梯在国内应用较少,其交通流数据难以采集,为了分析及识别多轿厢电梯的交通模式,以沈阳市某典型办公楼的4台传统电梯的交通流为依据,通过采集该电梯群的电梯交通流数据,对数据进行处理,实现识别算法的研究.

经过处理后基站电梯交通流数据曲线图如图1所示,该交通流数据是沈阳市某典型办公楼的4台传统电梯1周内5个工作日从7:00—19:00的12小时之间的办公楼的交通流统计数据,横坐标表示星期,纵坐标表示乘客流量.其中,进电梯为正值,出电梯为负值.处理后的一个典型工作日的电梯总交通流曲线图如图2所示,其中横坐标表示时间,纵坐标表示乘客流量,从总乘客流量表示进电梯和出电梯人数之和.7:00—19:00以5 min为采样周期进行采样,每天共得到144个交通流数据.

通过分析处理后的交通流数据,笔者发现最大客流层和次大客流层人数差距十分显著,所以可以忽略四路层间交通模式,因此电梯的交通模式主要有上行、下行、随机层间、二路层间和空闲5类交通模式.通过预处理后分类器的特征输入量是一个5维的数组,包括单位时间内进入基站的乘客量 $x_1$ 、单位时间内离开基站的乘客量 $x_2$ 、单位时间内的

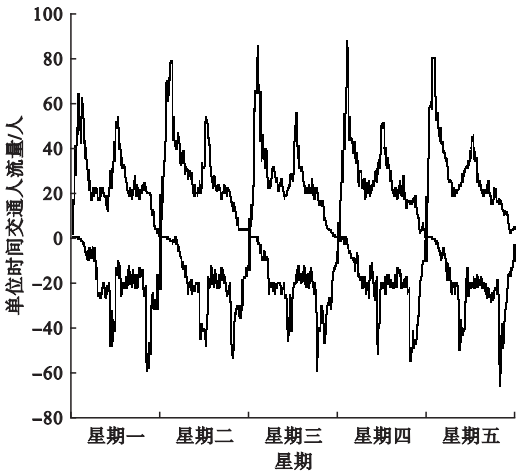


图1 基站电梯交通流曲线图

Fig. 1 Traffic flow data of base station elevator

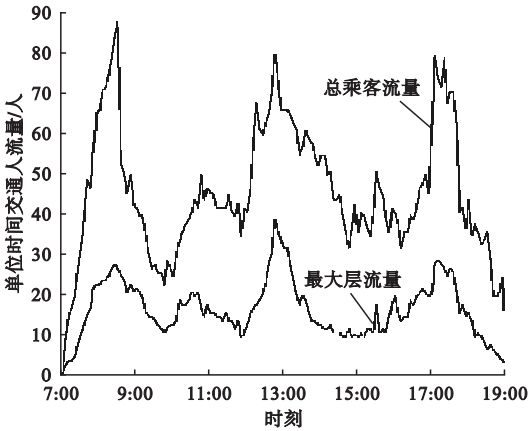


图2 一个典型工作日的电梯总交通流曲线图

Fig. 2 The elevator traffic flow data on a typical working day

总客流量 $x_3$ 、当前层间交通流人数 $x_4$ 和最大客流层的乘客量 $x_5$ ,所以需要建立一个能够识别5维输入量并正确划分上行、下行、随机层间、二路层间和空闲5类模式的预测模型.根据DTB SVMs原理可知,DTB SVMs是在各节点根据事先规定的特征划分为两个子类,划分到子类中只包含一个类别即可实现对识别样本的分类.故 $k$ 个类别的样本就需要设计 $k-1$ 个二值分类器.所以,该类SVM需4个二值分类器共同建立训练模型,实现电梯交通流的数据识别.图3为DTB SVMs层次结构图.

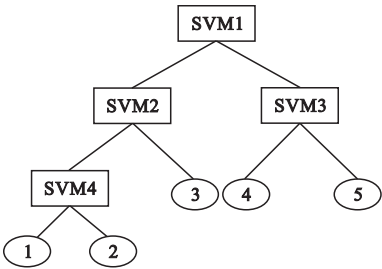


图3 DTBSVMs 层次结构图

Fig. 3 DTBSVMs hierarchical chart

3.2 算法准确性分析

考虑到电梯各模式没有具体的划分标准,故作出如下规定:当单位时间内进入基站的乘客量大于该时段内电梯总客流人数的50%时,此时段的交通模式为上行,分类器的理论输出值为1;当单位时间内离开基站的乘客量大于该时段内电梯总客流人数的50%时,此时段的交通模式为下行,分类器的理论输出值为2;当进入基站和离开基站的人数相近或层间客流比例较大时,设为随机层间模式,分类器的理论输出值为3;当单位时间内最大客流层的乘客量大于该时段内电梯总客流人数的40%时,设为两路层间模式,分类器的理论输出值为4;当电梯总客流人数少于当天最大客流的25%时,该交通模式为空闲,分类器的理论输出值为5.

将每天整点时刻的测试样本输入分类器,并输出5类交通模式和对应的理论输出值,如表1所示.通过整点时刻测试样本的交通类别描述以后,运用笔者所提算法对实际数据进行测试和验证,同时将SVM算法、BP神经网络算法和笔者所提算法的模式识别结果与实际交通模式相比较,3种算法准确率实验的仿真结果分别如图4~图6所示.

通过图4~图6的模式识别结果可以看出,该办公楼在7:45—9:45为上行交通模式,该时间段形成的原因是上班高峰;11:10—11:30为两路层间交通模式,该时间段形成的原因是午餐和午休;15:45—16:05和16:30—16:45也为两路层间交通模式,形

表1 整点时测试样本的交通类别描述

Table 1 The traffic class description of the test sample on the hour

时刻	测试样本					理论输出 模式 y	交通 模式
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$		
7:00	1	0	1	0	0	5	空闲
8:00	64	1	70	5	22	1	上行
9:00	38	8	48	2	18	1	上行
10:00	19	5	40	13	12	3	随机
11:00	14	19	51	18	15	3	随机
12:00	20	38	69	11	40	4	两路
13:00	32	18	67	17	31	4	两路
14:00	23	21	63	19	17	3	随机
15:00	18	16	45	11	9	3	随机
16:00	18	22	48	8	18	4	两路
17:00	20	41	68	7	19	2	下行
18:00	11	32	48	5	11	2	下行
19:00	2	10	12	0	2	5	空闲

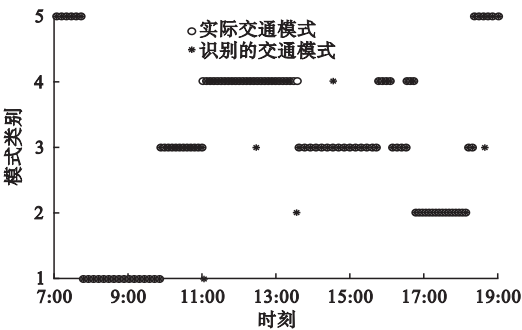


图4 SVM 算法数据识别准确率验证

Fig. 4 The accuracy test of SVM algorithm data recognition

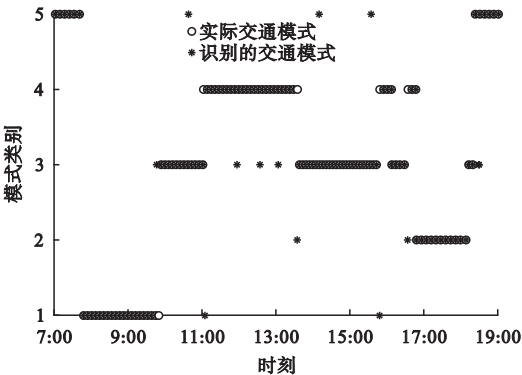


图5 BP 神经网络算法数据识别准确率验证

Fig. 5 The accuracy verification of BP neural network algorithm for data recognition



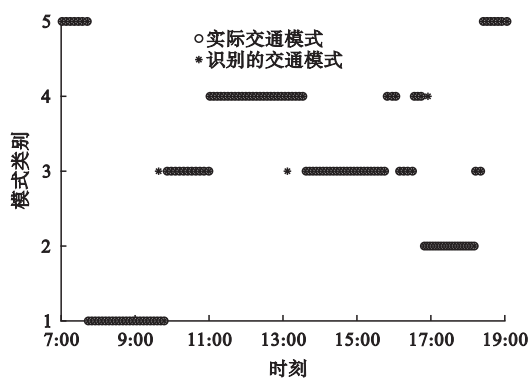
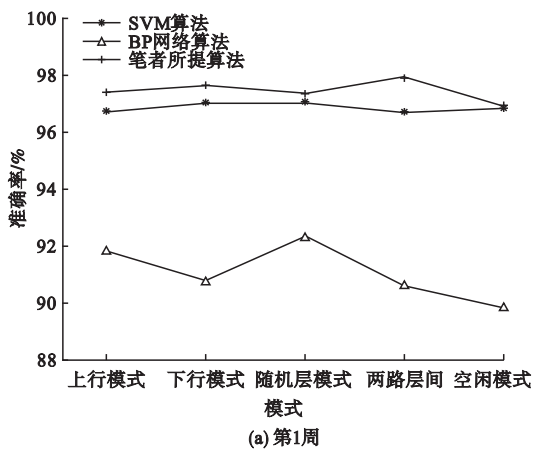


图6 笔者所提算法数据识别准确率验证

Fig. 6 The accuracy test of the proposed algorithm data recognition

成的原因可能是召开会;16:45—18:05 为下行交通模式,该时间段为下班时间;7:00—7:40和 18:20—19:00 为空闲交通模式;其他时段则主要为随机层间交通模式.由图也可以看出,SVM 算法在某一时间段的模式识别中具有较高的准确率,但存在超前识别和滞后识别的现象,造成下一阶段出现误识别,BP 算法存在某一阶段大量误识别的现象,而笔者所提算法法较另外两种算法高的识别准确率.

为进一步说明所提算法的优越性和辨识的准确率,笔者进行了3种算法各模式下的准确率对比实验.图7为测试2周的5个工作日电梯交通模式识别准确率对比图.



(a) 第1周

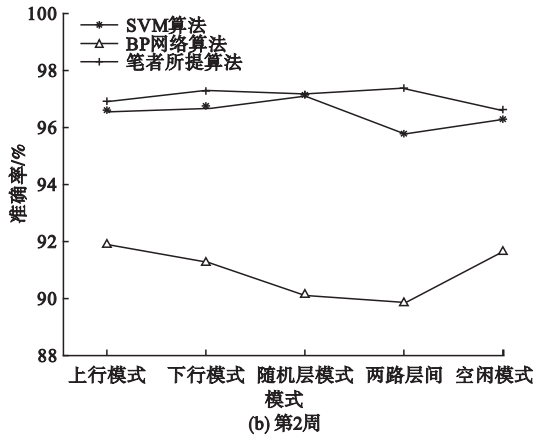


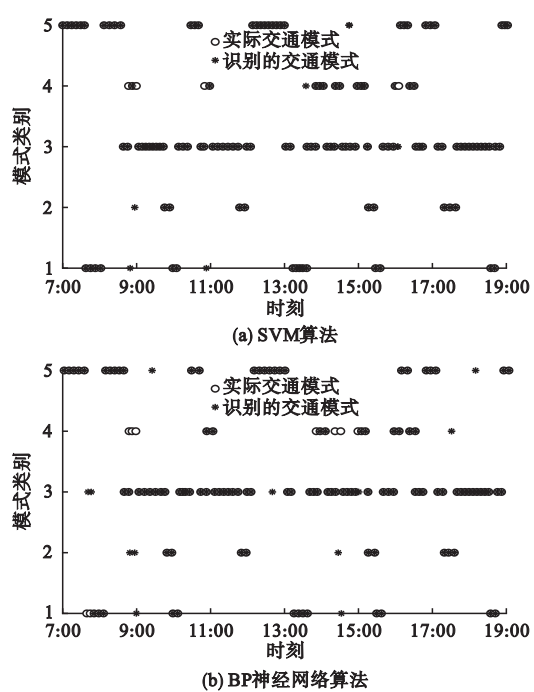
图7 测试准确率对比图

Fig. 7 Accuracy rates comparison

从实验结果可知,BP 算法的检测的准确率较低,SVM 算法检测的准确率较高,而笔者所提方法在各种模式识别中均高于 BP 算法和 SVM 算法.

3.3 算法通用性分析

不同的建筑物电梯交通流数据各不相同,为说明所提算法具有通用性,采用沈阳市某高校两周工作日的交通流数据进行分析验证,SVM 算法、BP 算法和笔者所提算法通用性验证的仿真结果如图8所示.



(a) SVM算法

(b) BP神经网络算法

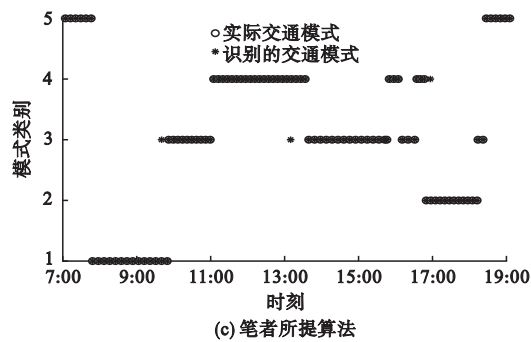


图 8 不同算法的数据识别通用性验证

Fig. 8 The generality verification of the data recognition on different algorithm

通过图 8 模式识别结果可得:笔者所提算法在沈阳市某高校两周工作日的交通流数

据检测结果上具有较高的准确率,表明所提算法具有较高的通用性.

基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据模式识别方法是根据采集的具体数据进行预处理、建立分类模型并进行训练和分类辨识.表 2 列出 3 种方法模式识别结果的平均准确率.

由表 2 可以得出:基于 BP 的数据识别在五中模式中准确率较低,基于 SVM 的数据识别率相对 BP 较高,而笔者提出的算法识别的准确率平均值高达 97.2%,明显高于 SVM 算法和 BP 算法.可以证明笔者所提算法可以更高效、准确地识别出交通流.

表 2 3 种算法识别准确率对比

Table 2 Accaracy rates comparison with three algorithms

算法	准确率/%					
	上行模式	下行模式	随机层间	两路层间	空闲模式	平均值
SVM 算法	96.6	96.8	97.0	96.2	96.5	96.62
BP 神经网络算法	91.8	91.0	91.2	90.2	90.7	90.98
笔者所提算法	97.1	97.4	97.2	97.6	96.7	97.20

4 结 论

(1)基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据检测方法能识别出多轿厢电梯的各种交通模式.

(2)通过 3 种算法识别的准确率的对比可得,在解决交通流数据检测问题时,基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据检测方法比 SVM 模型、BP 模型识别的准确率更高,能有效地解决交通流数据检测问题.

(3)将笔者所提算法应用到沈阳市某高校建筑物交通流量数据检测上,实验结果表明所提算法能有效地识别出各种交通模式,具有较高的通用性.

参考文献

[ 1 ] 杨广全,朱昌明,王向红,等. 基于粒子群 K 均值聚类算法的电梯交通模式识别[J]. 控制与决策,2007,22(10):1139-1142.  
( YANG Guangquan, ZHU Changming,

WANG Xianghong, et al. Elevator traffic pattern recognition based on particle swarm optimization K-means clustering algorithm [ J ]. Control and decision, 2007, 22 ( 10 ) : 1139 - 1142. )  
[ 2 ] 杨桢山,邵诚. 基于双层规划模型的电梯交通系统群组优化[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2007,23(1):170-176.  
( YANG Zhenshan, SHAO Cheng. Optimum dispatching of elevator banks for elevator traffic system based on bi-level programming model[J]. Journal of Shenyang jianzhu university ( natural science ), 2007, 23 ( 1 ) : 170 - 176. )  
[ 3 ] 王鹿军,吕征宇. 基于 LSSVM 的电梯交通模式的模糊识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2012,46(7):1333-1338.  
( WANG Lujun, Lü Zhengyu. Elevator traffic pattern fuzzy recognition based on least squares support vector machine[ J ]. Journal of Zhejiang university( engineering science ), 2012, 46 ( 7 ) : 1333 - 1338. )  
[ 4 ] 丁宝,李庆超,张永明,等. 适于双子电梯群控系统的交通模式预测方法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2013,45(8):79-83.  
( DING Bao, LI Qingchao, ZHANG Yongming, et al. Traffic mode prediction method for twin elevator group control system[ J ]. Journal

- of Harbin institute of technology, 2013, 45(8): 79-83.)
- [5] 秦臻, 赵建勇, 严义. 基于多值分类 SVM 的电梯交通模式识别[J]. 计算机工程, 2011, 37(9): 201-203.  
(QIN Zhen, ZHAO Jianyong, YAN Yi. Pattern recognition of elevator traffic mode based on multi-value classification support vector machine[J]. Computer engineering, 2011, 37(9): 201-203.)
- [6] 赵菁, 陈峰, 刘宇. 基于多特征融合级联分类器的高速公路交通流检测方法研究[J]. 新型工业化, 2014, 4(2): 25-32.  
(ZHAO Jing, CHEN Feng, LIU Yu. Vehicle detection in highway scenes based on multi-feature cascade classifier[J]. The journal of new industrialization, 2014, 4(2): 25-32.)
- [7] 张鹏, 黄毅, 阮雅端, 等. 基于稀疏特征的交通流视频检测算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2015, 51(2): 264-270.  
(ZHANG Peng, HUANG Yi, RUAN Yaduan, et al. Traffic flow detection algorithm based on sparse feature[J]. Journal of Nanjing university (natural sciences), 2015, 51(2): 264-270.)
- [8] 张观东, 李军. KPCA-LSSVM 方法在视频时间序列预测中应用[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2018, 39(2): 281-285.  
(ZHANG Guangdong, LI Jun. Application of KPCA-LSSVM in video trace and time series prediction[J]. Journal of huaqiao university (natural science), 2018, 39(2): 281-285.)
- [9] LIU Z, GUO W, HU J, et al. A hybrid intelligent multi-fault detection method for rotating machinery based on RSGWPT, KPCA and twin SVM[J]. ISA transactions, 2017, 66: 249-261.
- [10] 石怀涛, 宋文丽, 张珂, 等. 基于粒子群优化的核主元分析的故障检测方法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2016(4): 710-717.  
(SHI Huaitao, SONG Wenli, ZHANG Ke, et al. Fault detection of kernel principal component analysis based on particle swarm optimization[J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2016(4): 710-717.)
- [11] 邓道举, 李秀梅. 基于 KPCA 和投影字典对学习的人脸识别算法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(5): 145-150.  
(DENG Daoju, LI Xiumei. Face recognition algorithm based on KPCA and projective dictionary pair learning[J]. Computer systems & applications, 2018, 27(5): 145-150.)
- [12] 周卫庆, 司凤琪, 徐治皋, 等. 基于 KPCA 残差方向梯度的故障检测方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2518-2524.  
(ZHOU Weiqing, SI Fengqi, XU Zhigao, et al. Fault detection method based on KPCA residual direction gradient and its application[J]. Chinese journal of scientific instrument, 2017, 38(10): 2518-2524.)
- [13] 张春艳, 倪世宏, 张鹏, 等. 基于多层聚类的多分类 SVM 快速学习方法[J]. 计算机工程与设计, 2017(2): 522-527.  
(ZHANG Chunyan, NI Shihong, ZHANG Peng, et al. Multi-classification SVM multi-clustering fast learning method[J]. Computer engineering and design, 2017(2): 522-527.)
- [14] 金翠云, 崔瑶, 王颖. 基于核 PCA 与 SVM 相结合的电子鼻模式识别算法研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2012, 39(2): 106-109.  
(JIN Cuiyun, CUI Yao, WANG Ying. A pattern recognition method for electric nose based on kernel-principal component analysis (PCA) and support vector machine (SVM) [J]. Journal of Beijing university of chemical technology (natural science edition), 2012, 39(2): 106-109.)
- [15] SHAO Q, FENG C J. Pattern recognition of chatter gestation based on hybrid PCA-SVM [J]. Applied mechanics & materials, 2012, 120: 190-194.
- [16] YIN Z, HOU J. Recent advances on SVM based fault diagnosis and process monitoring in complicated industrial processes [J]. Neurocomputing, 2016, 174: 643-650.
- [17] CHANG Y W, HSIEH C J, CHANG K W, et al. Training and testing low-degree polynomial data mappings via linear SVM [J]. Journal of machine learning research, 2014, 11(11): 1471-1490.
- [18] DE LA TORRE GUTIERREZ H, PHAM D T. Estimation and generation of training patterns for control chart pattern recognition [J]. Computers & industrial engineering, 2016, 95: 72-82.
- [19] LI H Y, LI J J, LI J Y. Pattern recognition of group control object based on fuzzy neural network [J]. Applied mechanics & materials, 2010, 29(32): 2726-2732.