

# 支持向量机在智能交通系统中的研究应用综述\*

林 浩<sup>1,2</sup>, 李雷孝<sup>1,2+</sup>, 王 慧<sup>1,2</sup>

1. 内蒙古工业大学 数据科学与应用学院, 呼和浩特 010080  
2. 内蒙古自治区基于大数据的软件服务工程技术研究中心, 呼和浩特 010080

+ 通信作者 E-mail: llxhappy@126.com

**摘要:** 支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的有监督机器学习算法, 具有优秀的泛化和低数据要求的回归与分类建模能力, 被广泛应用于智能交通系统的数据分析与挖掘建模中。首先对SVM算法的基本原理和开源工具进行了概述, 其次重点综述了SVM算法在客流量、交通拥堵、交通事故和交通碳排放的回归预测应用, 同时对交通状态判别、交通标志识别和交通事件检测进行了分类预测应用综述, 并对比了其他在智能交通系统中被广泛应用的算法。然后分析总结了SVM算法优化方式和衍生算法的研究现状。最后对SVM算法在未来智能交通系统中的优化与应用趋势进行了展望。

**关键词:** 智能交通系统(ITS); 支持向量机(SVM); 回归预测; 分类预测

**文献标志码:**A   **中图分类号:**TP301.6

林浩, 李雷孝, 王慧. 支持向量机在智能交通系统中的研究应用综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(6): 901-917.  
LIN H, LI L X, WANG H. Survey on research and application of support vector machines in intelligent transportation system[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(6): 901-917.

## Survey on Research and Application of Support Vector Machines in Intelligent Transportation System\*

LIN Hao<sup>1,2</sup>, LI Leixiao<sup>1,2+</sup>, WANG Hui<sup>1,2</sup>

1. College of Data Science and Application, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010080, China  
2. Inner Mongolia Autonomous Region Engineering & Technology Research Center of Big Data Based Software Service, Hohhot 010080, China

**Abstract:** Support vector machine (SVM) is a supervised machine learning algorithm based on statistical learning theory. Due to low requirements for data and excellent generalization ability in regression and classification modeling, SVM is used widely in data analysis and mining modeling of intelligent transportation system. This paper first introduces the basic principles and open source tools of SVM. Next, this paper summarizes the applications of SVM in regression prediction of passenger flow, traffic congestion, traffic accident and traffic carbon emission. After that, this paper summarizes the applications of SVM in classified prediction of traffic status estimation, traffic

\* The Key Technological Development Program of Inner Mongolia Autonomous Region under Grant No. 2019ZD015 (内蒙古自治区科技重大专项); the Key Scientific and Technological Research Program of Inner Mongolia Autonomous Region under Grant No. 2019GG273 (内蒙古自治区关键技术攻关计划项目).

Received 2020-01-10, Accepted 2020-03-27.

CNKI网络出版: 2020-04-01, <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/11.5602.TP.20200331.1857.004.html>

sign recognition and traffic incident detection. This paper compares SVM with other widely used algorithms in intelligent transportation system. The research status of the optimization algorithms and derivative algorithms based on SVM are analyzed. Finally, this paper prospects the optimization and application trend of SVM in the future intelligent transportation system.

**Key words:** intelligent transportation system (ITS); support vector machine (SVM); regression prediction; classification prediction

## 1 引言

智慧交通的前身是20世纪60年代后期提出的智能交通系统(intelligent transportation system, ITS), ITS作为一个充满学科交叉的综合性研究领域,将信息技术、计算机技术、数据通信技术、传感器技术、电子控制技术、自动控制技术、运筹学、人工智能等学科成果运用于交通运输管理、服务控制、车辆制造等难点问题中<sup>[1]</sup>。ITS涵盖了公路、铁路、民航、水运等交通方式,通过整合多元化信息,对数据进行挖掘后分析潜在价值数据,可为政府和道路使用者提供科学的管理依据。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习算法,于1964年诞生,又在2004年达到鼎盛。SVM自1995年来得到了快速发展并衍生出一系列扩展算法<sup>[2]</sup>。由于交通数据普遍具有非线性、非平稳性、潮汐性等特点,而SVM通过寻求结构风险最小化来最小化实际风险,具有优秀的泛化能力,能够较好地解决非线性数据、小样本和维数灾难等问题。这使它被广泛应用于智能交通系统领域。但SVM也有其自身局限性,例如:传统SVM无法解决多分类问题;对大规模数据训练的效果不佳;大数据背景下训练时间过长;核函数参数的确定困难;在理论上SVM只能提供次优解等问题<sup>[3]</sup>。针对SVM的缺点,各个研究领域的学者提出了多种不同的优化方案。

## 2 支持向量机

### 2.1 支持向量机基础理论

支持向量机根据用途可分为支持向量回归机(support vector regression, SVR)和支持向量分类机(support vector classification, SVC)。

其核心思想是寻找一个满足分类(回归)要求的最优超平面,使得该超平面既保证精度又能使得到超平面最近样本的距离最大(小),如图1、图2所示。

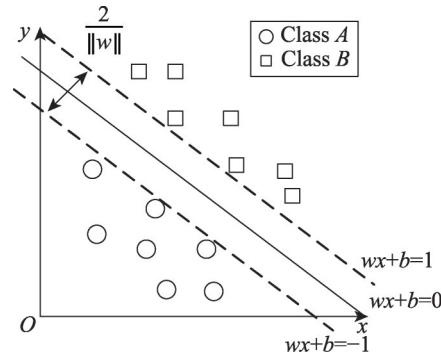


Fig.1 Support vector classification

图1 支持向量分类机

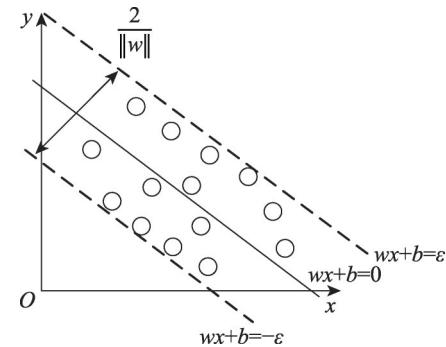


Fig.2 Support vector regression

图2 支持向量回归机

以二分类问题为例,设训练样本集为 $\{(x_i, y_i)|i=1, 2, \dots, n\}, x_i \in \mathbf{R}^n$ ,其中 $x_i$ 为输入样本, $y_i$ 为输出样本。则超平面可记作:

$$(w \cdot x_i) + b = 0 \quad (1)$$

可计算出分类间隔为 $2/\|w\|$ ,后引入Lagrange函数解决该最优化问题,则该超平面可转化成:

$$L(w, a, b) = \frac{1}{2}\|w\|^2 - a \cdot (y((w \cdot x) + b) - 1) \quad (2)$$

令Lagrange函数对 $w$ 、 $b$ 的偏导数为0,则可将问题转化为对偶问题,则最终最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \left( \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) \right) + b^* \right\}, x \in \mathbf{R}^n \quad (3)$$

对于非线性问题,SVM可以通过引入核技巧(kernel trick)解决。其核心思想是将输入向量映射到一个高维的特征向量空间,并在该特征空间中构造最优分类面。非线性的SVM超平面问题可写成:

$$\min f(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4)$$

式(4)中引入了惩罚因子C和松弛变量 $\xi_i$ ,C的作用是调整误差,决定了模型因为离群点而带来的损失,同 $\xi_i$ 一样都是可优化的超参数。从数学模型中可看出SVM只涉及样本间的内积运算,故在高维空间不需进行复杂的运算。

## 2.2 支持向量机开源工具

### 2.2.1 SVM工具箱

Matlab是国际上最流行的科学与工程计算软件,承担了大部分新算法的开发任务。Matlab拥有自带的SVM工具箱,并提供了训练模型和预测的相关函数。但Matlab自带的SVM工具箱仅支持二分类问题。无法改变核函数和其他参数,导致在功能性和易用性方面和其他开源工具差距较大。针对这些问题,学者们开发了LSSVM、OSU\_SVM、SVM\_SteveGunn等工具箱,并提供了可视化函数。但Matlab本身无法应用于大数据量情况,故研究数据量大的问题时应选用其他工具。

### 2.2.2 Scikit-Learn

Scikit-Learn是一个基于Python语言开发的机器学习算法库,它建立在NumPy、SciPy、matplotlib等扩展程序库上,可简单高效地实现数据挖掘和数据分析等功能<sup>[4]</sup>。Scikit-Learn使用起来简单,并更易于和其他数据处理技术结合,是研究学习以至于实际应用SVM的重要工具。Scikit-Learn通过高封装实现易用性,这导致有些参数都在算法API(application programming interface)内部调用,算法整体优化难度大。

### 2.2.3 LIBSVM

LIBSVM是台湾大学林智仁教授等人开发设计的一个简单高效的SVM软件包<sup>[5]</sup>。LIBSVM中提供了很多的默认参数,并自带了交互检验、数据归一化等功能。目前,LIBSVM拥有C、Java、Matlab、Python、R等26种语言版本。实际上,Scikit-Learn中的SVM函数底层是基于LIBSVM和LIBLINEAR实现的<sup>[6]</sup>。LIBSVM对数据输入输出格式较为严格,这使它很难集成到其他应用。但其功能的专业性和完整性使它成为了学术研究的首选工具。3种开源工具的比较如表1所示。

## 3 支持向量回归在ITS中的研究及应用

### 3.1 客流量预测

近年我国交通行业发展迅速,客流量激增、饱和的情况经常发生。准确及时地预测客流量直接影响着客运计划的制定。客流量预测领域是SVR应用和研究最多的领域,文献[7]基于SVR提出了一种短时交通流量预测模型,并分析了交通信息的非线性、复杂性和不确定性,为后续研究提供了重要的指导意义。文献[8]将SVR引入航空客流量预测中,证明了SVR同样适用于民航客流量预测。

只有精确预测客流量才能保证客运计划的合理性。为了提高SVR模型的准确率,文献[9]采用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化SVR预测了铁路客流量,实验证明经遗传算法优化参数后的SVR比传统SVR准确率高。因天气、温度、节假日等多个因素与客流量相关,文献[10]基于文献[9]的方法,采用主成分分析(principal component analysis, PCA)对多个断面的交通流数据进行降维。结果表明,该方法比未数据降维的方法效果更好。文献[11]先使用粗集理论的强定性分析约简输入数据,再利用SVM预测交通流量,有效地消除了样本中冗余数据和噪声数

Table 1 Comparison of SVM tools

表1 支持向量机开源工具比较

工具	语言	工具优点	工具缺点
SVM工具箱	Matlab	使用简单,衍生版本多,可视化效果良好	自带版本功能少,无法应用于数据量大的情况
Scikit-Learn	Python	与其他数据处理技术结合简单,易于工程实际应用	算法优化困难,一些默认参数设置不合理,算法效果不如LIBSVM
LIBSVM	Matlab、Python等26种	功能最完备,多语言实现,需要调节的参数较少	相较于其他工具使用较为复杂,数据格式要求严格,难以集成到其他应用

据。文献[12]使用基于黄金分割的混沌粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法优化SVR,并设计了基于RBF核(radial basis function)与多项式核函数的混合核函数弥补常用核函数的局限性。文献[13]基于深度信念网络(deep belief nets, DBN)和SVM提出了一种交通短时客流深层预测模型,并使用多个群智能算法优化SVM的参数。结果表明该深层模型各方面优于GA-SVM、PSO-SVM、BPNN(back propagation neural network)、LSTM(long short-term memory)等浅层模型。

随着SVM算法研究的深入,客流量预测的准确率也越来越高,但也仍然存在许多问题。在目前的研究中,客流量数据大多以10 min、15 min和30 min为时间间隔,时间间隔越短随机性越强,预测的难度也就越大。客流量数据的横向周期性已成为共识,但纵向随机性的研究较少。假设需要预测的车流量为 $x_{ij}$ ,其中*i*表示天数,*j*表示时段。 $(x_{i-n,j}, x_{i-n-1,j}, \dots, x_{i-1,j})$ 表示第*i*天的前*n*天第*j*时段的车流量,体现数据受到的横向周期性影响; $(x_{i,j-m}, x_{i,j-m-1}, \dots, x_{i,j-1})$ 表示第*i*天内第*j*时段的前*m*个时段的车流量,体现数据受到的纵向随机性影响。即某时段客流量应受到同一天内该时段前若干时段客流量的影响与若干天前该时段客流量的影响。如不考虑天气、温度等原因,模型的输入应为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{i-n,j-m} & \cdots & x_{i-1,j} & \cdots & x_{i,j-m-1} & x_{i,j-m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ x_{i-n,j-1} & \cdots & x_{i,j-m-1} & \cdots & x_{i,j-2} & x_{i,j-1} \\ x_{i-n,j} & \cdots & x_{i,j-m} & \cdots & x_{i,j-1} & x_{i,j} \end{bmatrix} \quad (5)$$

同时,效率低下的客流量预测方法对现实恐无指导意义。要将算法应用于客流量预测这种实时性较强的领域,不仅要保证准确率,更要注意算法效率。在大数据时代,客流量预测还有很大的研究价值和空间。

### 3.2 交通拥堵评价参数预测

为了量化交通拥堵程度,国内外学者从道路服务水平(V/C比)、拥堵时间比和经济比等不同角度出发,设计了许多具有整体完备性、客观性、可操作性、可比性的因素指标。常用的指标有交通流平均速度、交通流密度和路段饱和度等<sup>[14]</sup>。

交通流平均速度是指单位时间内该条道路中所有车辆行驶距离的平均值。交通流密度是指在单位

时间内该条道路单位长度内的车辆数,计算方法如下:

$$D = \frac{f}{v} \quad (6)$$

其中, *f* 为车流量; *v* 为平均速度。

路段饱和度是指该路段实际交通流量与最大通行能力的比值,其反映的是道路的实际负荷能力。路段饱和度的计算方法如下:

$$S = \frac{V}{C} \quad (7)$$

其中, *V* 为该道路当前车流量; *C* 为道路最大通行能力。

交通拥堵评价参数预测是SVR的另一个应用热点。文献[15]利用SVR预测交通流平均速度,并结合K-均值聚类、PCA、自组织特征映射等无监督学习算法分析其时空特征。文献[16]使用均值滤波和PSO算法优化SVR预测车道饱和度,并使用悉尼的真实道路数据对预测模型进行了验证。结果表明,所建立的模型能够有效预测未来车道饱和度以及有可能发生道路拥堵。文献[17]在文献[16]的基础上增加了平均车速和交通流密度的预测,通过3个拥堵评价参数构建了多指标的模糊综合评价模型来描述交通拥堵情况。

通过预测多个交通拥堵评价参数综合评价交通拥堵是预测未来时刻交通拥堵较为先进的方法。其中,参数预测的准确率决定了拥堵预测的精度和实际指导意义<sup>[18]</sup>。此外,基于V/C比的交通拥堵评价参数因其可操作性成为了目前的主流评价参数。但这并不意味着基于拥堵时间比和经济比的参数效果不佳。如何收集这些可操作性差的数据,并利用各类优化算法进一步提高回归预测的准确率是该领域的下一个研究问题。

### 3.3 交通事故预测

交通事故预测对于研究交通事故的发生规律,分析交通事故的发展趋势以及道路交通安全控制均具有重要意义,是政府和交通部门制定策略的重要数据支持。交通事故预测的研究对象一般为交通事故数、万车死亡率和10万人口死亡率。文献[19]证明了交通事故数据之间存在着非线性关系,事故发生受政治、经济等若干敏感因素影响,传统的回归预测模型无法准确地预测交通事故。故支持非线性计算的SVR更适用于交通事故预测。文献[20]基于ARIMA模型(autoregressive integrated moving average model)

和SVR构建了交通事故混合预测模型。研究结果表明,该混合模型的准确性高于单个ARIMA模型的准确性。文献[21]采用基于相关性分析的特征选择算法对数据进行降维,实验证明该方法有效提高了SVR的计算速度和精度。

除公路、铁路事故预测以外,SVR在预测海上交通事故<sup>[22]</sup>和飞行事故预测<sup>[23]</sup>中也有一些研究成果。相较于其他热门研究领域,交通事故预测的研究较少。据统计,交通事故预测中涉及到特征变量已经超过35个,综合考虑所有因素并对多余特征值进行合理降维应是今后的主要研究方向。

### 3.4 交通碳排放预测

交通行业是国家经济和社会发展的基础产业。据统计,交通行业的能源消费占全社会能源消费总量的25%~30%。交通碳排放预测可为制定合理有效的减排政策提供科学的决策依据。碳排放强度是指单位GDP所产生的碳排放总量,其计算方法为:

$$I = \frac{C_t}{GDP_t} \quad (8)$$

其中,  $C_t$  为历年交通运输行业碳排放总量,  $GDP_t$  为历年经济生产总值。文献[24]研究并使用完全指数分解法确定了不同交通领域和不同运输结构中的诸多碳排放影响因素。研究结果显示,GDP对碳排放的影响最大,汽车技术水平的影响最小。文献[25]选取了人口、城市化率、人均GDP、服务业增加值比重、人均GDP能耗和煤炭消费比6个影响因素作为特征值,建立了基于SVR的碳排放预测模型。通过中国1980年到2009年的数据进行验证后得出该模型具有良好学习和泛化能力的结论。文献[26]采用类似方法,使用河南省1991年到2016年的数据进行验证得到了近似结果。文献[27]基于上述方法,加入了机动车保有量、旅客周转量和货物周转量共7项指标作为城市交通运输碳排放影响因素,说明了实验区域未来交通碳排放增长趋势逐渐变缓,但总量将持续呈上升趋势。文献[28]构建了一个基于PCA和SVR的碳排放量组合预测模型,预测结果表明使用PCA降维后的模型误差显著小于其他模型误差。

交通碳排放预测是典型的时间序列预测问题,LSTM和RNN(recurrent neural network)等拥有记忆能力的深度学习模型更适用于该问题<sup>[29]</sup>。未来应研究SVM与深度学习结合的深层预测模型在交通碳排放预测中的应用。

此外,SVR在公交到站时间预测<sup>[30]</sup>、交通牵引能耗测算<sup>[31]</sup>、交通流时间序列补齐<sup>[32]</sup>、航班延误预测<sup>[33]</sup>等应用领域也有相应的研究成果。

## 4 支持向量分类在ITS中的研究及应用

### 4.1 交通状态判别

交通状态识别是ITS重要的组成部分,一般是通过各种分类、聚类算法实现对各类交通状态的识别,并依据识别结果实现交通系统的智能控制和管理<sup>[34]</sup>。多数研究将交通状态划分为4到6个状态等级,表2是根据车速将交通状态分类的依据。

Table 2 Traffic status classification

表2 交通状态划分等级

等级	描述	快速路	主干路	次干路	支路
A	畅通	>60	>45	>35	>25
B	基本畅通	[40,60]	[35,45]	[25,35]	[12,25]
C	拥挤	[30,40]	[25,35]	[18,25]	[12,18]
D	非常拥挤	[20,30]	[15,25]	[12,18]	[8,12]
E	堵塞	<20	<15	<12	<8

SVC在这方面研究成果丰富,文献[35]通过研究和实际仿真,构建了单车道流量、平均车速、道路占有率的三维参数体系,并使用SVC进行分类预测。文献[36]基于SVC实现了实时交通状态预测模型,并且考虑到了平均车速、道路密度、道路交通量、交通事故和降雨量等多个因素,对实际工作有一定的指导意义。文献[37]提出一种通过噪声识别交通流状态的新方法。将发动机噪声、轮胎噪声、空气涡流噪声、排气噪声等信号分量作为SVC的输入,将交通流状态分为自由流、饱和流及拥堵3种状态。该方法对饱和流的识别准确率不理想,却为今后的研究提供了很好的思路。

交通状态判别需要大量的交通流数据,目前该领域的样本量普遍不足。一方面必须提高数据量和可靠性;另一方面,像欧洲的车辆行驶工况无法完全适用于中国各地一样,应根据各地区交通流的特性、路段状态和交通对象统计情况设计有地区特点的交通状态判别方法<sup>[38]</sup>。并且将分类算法与3.2节中回归算法结合实现对未来时刻交通状态判别的研究不多,该领域还有很多问题尚待学者们解决。

### 4.2 交通标志识别

交通标志识别(traffic sign recognition, TSR)是指

通过采集的道路图像,检测、分类识别出交通标志,可为自动驾驶提供技术保障,对提高行驶安全性和保证交通运行效率都有重要意义。自2011年起,全球各地公开了很多数据集,例如:德国交通标志识别集(GTSRB)、克罗地亚交通标志数据集(RMASTIF)、意大利交通标志数据集(DITS)等。其中,GTSRB包括多种光照、遮挡、低分辨率、倾斜、运动模糊情况下的交通标志图像样本,识别难度最大<sup>[39]</sup>。

TSR的基本流程包括图像分割、检测标志轮廓和识别标志三步。文献[40]采用SVC作为分类器识别交通限速标志,由于实际道路图像会因为驾驶时间、天气、照明条件等因素而出现不同程度的变化,故引入改进的Census变换算法(modified census transform, MCT)解决这些不利因素造成的误差。由于这些不利因素,人工特征、颜色模型和机器学习的结合是目前的研究热点。常用的颜色模型包括RGB模型、HSI模型、HSV模型及高斯颜色模型等<sup>[41]</sup>。文献[42]提出了一种基于高斯颜色模型和SVC的快速交通标志检测算法,解决了采用单一颜色模型或单一分类器检测误差较大的问题。文献[43]为了解决样本类别间的不平衡导致检测性能弱化的问题,采用颜色增强技术分割提取出自然背景中交通标志所在的感兴趣区域,随后对标识样本提取特征,最后使用遗传算法对SVC进行参数寻优。文献[44]在文献[43]的基础上,选取鲁棒性较强的HSV模型对标识图像进行阈值分割处理,随后采用自适应卡尔曼滤波算法进行交通标志的跟踪识别。实验结果表明文献[44]提出的方法具有97.88%的分类准确率且具有较好的实时性。

经过数十年的研究,SVC在交通标志识别领域的研究趋近成熟。很多研究成果证明了基于SVC的方法识别率较高,但对于TSR这种多分类复杂问题训练时间较长<sup>[45]</sup>,导致其无法应用于实际。其次,TSR在理论上全局特征描述是可行的,但实际交通环境成像存在各种不利条件<sup>[46]</sup>。如何更好地融合人工特征与SVC,并结合5.3.5小节中涉及的深层模型,使得TSR在各种不利条件下的可扩展性和实用性得到提高,这个问题依然有待研究。

### 4.3 交通事件检测

交通事件检测是通过分析交通特征参数来预测发生交通事件的可能性或判定交通事件的严重程度,对减少交通延误、保障道路安全、减少人员伤亡

和财产损失均具有十分重要的意义。SVC作为最常用的分类器,在该领域的研究成果颇多<sup>[47]</sup>。

文献[48]提出了一种基于SVM的交通事件自动检测算法(SVM-AID),并采用美国加州高速公路I-880数据库中实际数据进行测试。结果表明SVM-AID算法的正确分类率在98%以上,且平均检测时间不超过5 s,优于人工神经网络等其他交通事件自动检测算法。文献[49]以一般事故和严重事故作为二分类标签,利用SVC识别交通事故严重程度,并通过GA进行模型核参数寻优。文献[50]建立了基于SVC的水上交通事故的严重程度三分类模型,实验表明分类准确率在70%以上。文献[51]将SVC和协同神经模糊推理系统(collaboration adaptive neuro-fuzzy inference system, CANFIS)结合,以预测交通碰撞事故的严重程度。该方法将空间分析和人工智能相结合,预测效果优于传统SVC。文献[52]利用SVC模型研究翻车事故中驾驶员的受伤程度,从碰撞信息、环境信息、车辆特征、驾驶员人口统计和行为特征等方面考虑特征值,并与分类回归树(classification and regression tree, CART)进行比较。结果表明SVC的分类效果优于CART。文献[53]使用基于相关性的特征选择算法对交通碰撞事故数据进行处理。结果表明,该方法可显著提高SVC模型的预测性能。

如何处理高维、复杂的交通事故数据是交通事件检测的一个难点。除去上述方法,因子分析<sup>[54]</sup>、主成分分析<sup>[55]</sup>、合成少数类过采样技术(synthetic minority over-sampling technique, SMOTE)<sup>[56]</sup>等简化数据集技术也被应用于交通事件检测中。如何简化预测模型,减少检测时间是模型能否真正应用于交通事件检测这类实时预测领域的关键。

此外,SVC在交通视频车辆检测<sup>[57]</sup>、道路结冰预测<sup>[58]</sup>、障碍物识别<sup>[59]</sup>、交通事故自动判案<sup>[60-61]</sup>等应用领域也有很多研究成果。

### 4.4 支持向量机与其他算法的对比

本文选取了5个在ITS中被广泛应用的算法与SVM进行对比。它们各自的优缺点和研究现状如表3所示。

## 5 支持向量机的优化

### 5.1 基于核函数及核函数参数的优化

核函数的选择决定了特征空间的结构,多数

Table 3 Comparison between SVM and common algorithms in ITS  
表3 支持向量机与其他ITS常用算法的比较

算法名称	算法优势	算法劣势	应用及研究现状
支持向量机(SVM)	适应非线性问题,可以很好处理高维数据	无法解决多分类问题,处理大数据效果不佳,核函数参数确定困难	绝大多数ITS问题
差分整合移动平均自回归模型(ARIMA)	模型非常简易,计算量小	时间序列必须稳定,对缺失、稀疏数据敏感,预测非线性数据性能不佳	客流量预测等回归问题
卡尔曼滤波(Kalman filtering)	高度适应非线性问题,具有较高的精确性	模型比较复杂,计算量大,对噪声数据敏感	客流量预测、交通标志识别
误差反向传播神经网络(BPNN)	不需深入了解数据内部规律,收敛速度快	权值参数需随机初始化,容易陷入局部最优	客流量预测、交通状态判别
长短时记忆网络(LSTM)	可有效利用数据中的时间特征,鲁棒性较强	需要大量训练数据,对缺失、稀疏数据敏感,结构复杂,收敛速度较慢	客流量预测等回归问题
卷积神经网络(CNN)	可自动提取图片特征,分类、识别准确率高	所需训练数据量大,算法效率低	交通标志识别、交通事件检测

SVM的研究和应用均使用如下所示的常见核函数,其中式(9)为径向基核,式(10)为拉普拉斯核。

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|}{\sigma}\right) \quad (10)$$

常用的几种核函数结构简单、普及度高。但在某些数据、问题上常用核函数性能不是很好。例如常用的径向基核函数,在预测车流量低谷期时和预测车流量高峰期时性能相差甚远。为了提高模型性能,学者们设计了很多新核函数。文献[62]利用小波函数构造了一个新核函数用于SVM的车速预测模型。文献[63]进一步提出了多尺度小波核函数,并证明了在车流量预测领域小波内核的性能优于径向基核函数,其核函数如式(11)所示。

$$f(x, x_i) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) \left\{ \sum_{l=1}^L \prod_{i=1}^N \left[ \frac{2}{\pi^{1/4} \sqrt{3} a_l} \left( 1 - \frac{(x_i - x'_i)^2}{\alpha_l^2} \right) \times \exp\left(-\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{2\alpha_l^2}\right) \right] \right\} + b \quad (11)$$

文献[64]综合了径向基核函数和多项式核函数各自的优势,提出了基于组合核相关向量机的短时交通流预测模型。实验结果表明,组合核能进一步提高预测精度,其所用的核函数如式(12)所示。

$$f(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \lambda + (1 - \lambda)(xx_i + 1)^d \quad (12)$$

文献[65]将高斯核和多项式核混合,作为SVM

的核函数预测交通流量。结果表明,如式(13)所示的核函数性能在高峰时段优于常用核函数。

$$k(x, x_i) = \beta(\exp - \gamma \|x - x_i\|^2) + (1 - \beta)[\gamma(x \times x_i) + 1]^d \quad (13)$$

SVM的核技巧理论完备,但在实际应用上仍然存在核函数参数难以选择的问题,其核函数参数的优化一直是SVM的一个研究热点。核函数的参数决定了SVM模型的复杂度和性能。式(4)中的C和式(14)中核函数半径g是最重要的两个超参数,其中g与参数 $\sigma$ 的关系如式(14)所示。

$$g = \frac{1}{2\sigma^2} \quad (14)$$

其中,g隐含地决定了数据映射到新特征空间后的分布。g越大,支持向量越少,而支持向量的个数影响着SVM模型的训练与预测速度。在核函数参数寻优上,早期有实验法、网格搜索法、梯度下降法等<sup>[66-67]</sup>。为了解决传统方法耗时长、误差大的问题,以智能算法为首的元启发式算法被广泛应用于SVM的参数寻优中。文献[68]基于改进后的PSO算法优化最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)构建了短期客流量预测模型。针对客流量预测,提出了惯性权重自适应调整方法优化PSO。结果表明,该优化方式相比PSO算法、正弦粒子群算法和高斯粒子群算法对LS-SVM的参数寻优效果更好。文献[69]将文献[68]的参数寻优算法替换为果蝇优化算法,实现了更精确的车流量预测。文献[70]提出了基于GPS数据出行模式识别模型,并采用遗传算法对参数进行优化。实验表明,该模型可精确识别

步行、自行车、公交、汽车等交通方式。文献[71]采用禁忌搜索算法(tabu search, TS)对SVM参数进行优化。实验证明,TS算法能有效优化SVM,并且模型在高速公路事件检测中的性能优于人工神经网络。

除去上面提到的几种智能算法,一些新智能算法也被应用于SVM参数寻优中,例如烟花算法<sup>[72]</sup>、磷虾群算法<sup>[73]</sup>、生物地理学优化算法<sup>[74]</sup>、引力搜索算法<sup>[75]</sup>等,但这些算法在ITS中的研究应用过少。在部分回归预测和小数据量分类问题中,参数寻优的耗时可能会占到算法整体耗时的70%~90%。目前来看,参数寻优算法显著提高了SVM的精度,同时也付出了相当大的时间代价。根据不同的应用场景设计不同的核函数和参数寻优算法,并利用并行化技术缩短参数寻优的时间是一个值得研究的方向。

## 5.2 基于并行计算的优化

为了解决SVM在大数据集下的效果不佳的问题,学者们提出了使用并行化技术加快SVM训练速度的方法。文献[76]提出了基于二次规划的SVM并行训练,采用分解思想将二次规划问题划分成若干个子二次规划问题,并行处理子问题以加快迭代中的计算速度。目前流行的SVM并行化技术是利用分布式集群将训练样本集分割到各计算节点并行训练。文献[77]提出了被后来广泛使用的层叠向量机(Cascade SVM),Cascade SVM分割样本集进行并行训练,每个计算节点训练产生分类器,经过两两组合筛选,最后得到一组全局最优的支持向量,其思路如图3所示。

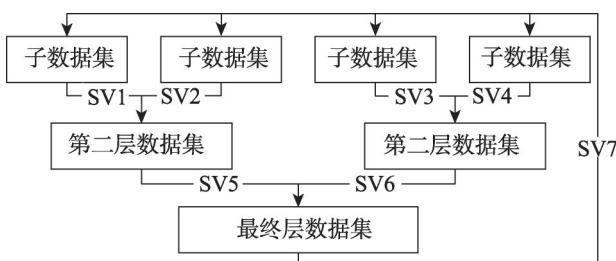


Fig.3 Cascade SVM

图3 层叠向量机

SVM常见的并行化实现方式有以下3种:

(1)基于GPU的并行化。CUDA(compute unified device architecture)和OpenCL(open computing language)是两种最为流行的GPU编程语言。OpenCL灵活性更高,支持各种类型的协处理器;CUDA的API

更易于调用,但只支持NVIDIA设备。文献[78]提出了基于CUDA的高斯核SVM算法并行化方案,并将其应用于行人检测应用中,最终得出随着数据量的增加并行效率会越来越高的结论。文献[79]将基于CUDA并行的SVM算法用于车牌识别。相对于原始算法,在GPU上运行的SVM训练速度能提高1~30倍,预测速度能提高50~72倍。基于GPU的并行计算并行度很高,计算速度很快,但有单节点受限,耦合度紧密和可扩展性低的缺点。故GPU更适合处理单指令多数据(single instruction multiple data, SIMD)的运算。

(2)基于MapReduce的并行化。MapReduce是由Google公司研究提出的一种并行计算框架<sup>[80]</sup>。文献[81]将SVM算法与MapReduce相结合实现对铁路客流量的预测,实验证明并行版算法效率显著优于单机版算法。文献[82]提出了基于MapReduce的多SVM组合分类器并行训练方法。对每个数据集并行训练,最后进行分类器的组合。实验证明,MapReduce框架有效解决了SVM在面对大数据集时的效率问题。基于MapReduce并行可通过增加节点数量的方式体现扩展性,并且具有良好的容错率,但集群的任务调度和启动开销大,不适合迭代计算。

(3)基于Spark的并行化。Spark是专为大规模数据处理而设计的快速通用的计算引擎,平台中拥有MLlib机器学习库,包含了分类算法、聚类算法、推荐算法等函数<sup>[83]</sup>。文献[84]根据Cascade SVM的思想,提出了一种基于Spark平台的并行化方案(SP-SVM)。实验结果表明,SP-SVM在损失很小精度的前提下减少了训练时间。文献[85]利用SVM结合Spark平台对Twitter推文进行文本分类,实现了一种检测交通实时事件的新方法。基于Spark的并行同样拥有较好的扩展性和容错率,但其优势也带来了问题。Spark在内存中计算远快于硬盘中,内存消耗大导致其需要更好的硬件设备支撑。MLlib的API丰富且调用简单,但不支持修改内部逻辑,大部分算法都只能简单调用而不能优化。表4列出了3种SVM常见并行化方式的对比。

大数据时代已经到来,使用SVM进行回归和分类的数据集越来越大,但以少量准确率换取运行效率的并行化SVM在ITS中的研究和应用可谓寥若晨星。在很多要求实时性的交通应用领域,并行化SVM还有很大的研究空间和应用潜力。

Table 4 Comparison about common parallel implementation of SVM  
表4 SVM常见并行化实现方式的对比

并行方式	优势	劣势
基于 GPU	并行度高, 处理速度较快	容错率低, 通用数据结构难实现
基于 MapReduce	扩展性好, 容错率高, 单节点失效不影响整体运行	任务调度和启动开销大, 不适合迭代计算
基于 Spark	拥有 MLlib 库, 扩展性好, 容错率高, 单节点失效不影响运行, 内存中计算快, 适合迭代计算	内存消耗大, 硬件要求高, MLlib 不支持修改 内部逻辑, 需自己实现复杂算法

### 5.3 支持向量机衍生算法

#### 5.3.1 最小二乘支持向量机

LS-SVM 是 1999 年提出的一种 SVM 衍生算法。LS-SVM 以损失解的稀疏性为代价, 把求解二次规划问题转化为求解线性方程组, 以此提高计算速度和收敛精度。文献[86]使用 LS-SVM 预测北京市地铁客运量, 并使用 RBF 神经网络和 LS-SVM 的预测结果进行加权结合, 证明了 LS-SVM 是铁路客运量预测的有效工具。文献[87]利用集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 原始数据的灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO) 优化 LS-SVM, 通过对西安地铁某站点一个月进出站人数进行训练, 证明了该算法能更加精确地预测进出站人数。文献[88]提出了一种基于模糊信息粒化和 PSO 优化 LS-SVM 的客流量波动范围预测模型, 通过跟踪客流量变化趋势, 为预测短期客流量提供了一种行之有效的方法。

LS-SVM 在交通领域被广泛用于交通流量和客流量预测中, 但其他应用场景少有 LS-SVM 的身影。如何将 LS-SVM 学习过程简单、训练速度快的特点在其他应用场景中体现, 并进一步提高精度依然是一个巨大的挑战。

#### 5.3.2 多分类支持向量机

多分类支持向量机 (multi-class support vector machine, MSVM) 是由传统 SVM 推广而来的算法。由于 SVM 是针对二分类问题设计的算法, 故 MSVM 的核心思路就是将复杂的多分类问题转化为多个简单的二分类问题<sup>[89]</sup>。文献[90]提出 MSVM 有一对多、一对多、导向无环图、二叉树四种结构, 并通过实验证明, 对于交通实时预测应用应优先选择二叉树 MSVM。文献[91]采用一对多结构的 MSVM 进行交通状态分类, 其结构如图 4 所示。

理论上, 针对  $K$  分类问题需要  $K(K-1)/2$  个二分类 SVM。文献[92]提出了一种结合无向图优化的

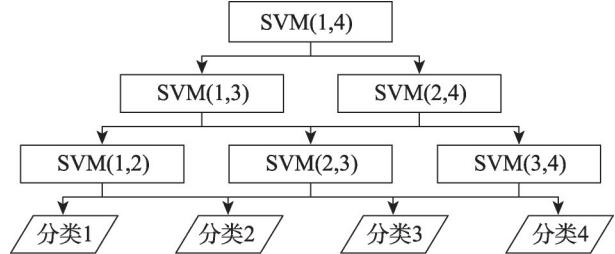


Fig.4 Multi-class SVM with one-to-one structure  
图4 一对多 SVM 多分类器

MSVM 分类器, 通过检测行人和车辆进行验证, 该方法错误率低但算法效率较差。

现实中大多数分类问题都属于多分类问题, 因此多分类支持向量机比传统支持向量机应用价值更大。多分类相比二分类计算量必然更大, 并且要考虑测试样本同时属于不同的类或者不属于任何一个类的情况。如何利用 5.2 节涉及的并行化等技术解决多分类算法效率不高的问题应是今后研究的重点。

#### 5.3.3 模糊支持向量机

模糊支持向量机 (fuzzy support vector machine, FSVM) 的提出主要是为了减小噪声数据对预测模型的影响, 其主要思想是将模糊数学与 SVM 结合, 赋予支持向量较高的隶属度并赋予非支持向量和噪声较小的隶属度<sup>[93]</sup>。模糊支持向量机的最优超平面为式(15)所示的目标函数最优解。

$$\min f(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad (15)$$

其中,  $\mu_i$  是隶属度, 表示不同样本的重要性程度。对不同的样本赋予不同的  $\mu_i$ , 可达到对不同样本采用不同程度的惩罚作用。

文献[94]将 FSVM 应用于交通标志识别。结果表明, FSVM 具有良好的分类效果, 对交通标志分类准确率接近 100%, 对限速标志分类准确率接近 99%。文献[95-96]基于 FSVM 建立了旁车并线意图检测模型, 实时检测旁车道车辆是否要进行并线行为。经

实验发现FSVM可使驾驶员辅助控制更加准确合理。文献[97]利用FSVM实现车牌识别,并使用基于Memetic算法优化的PSO算法对FSVM进行参数寻优。实验对220幅马来西亚的车牌图像进行识别,得出PSO可提高FSVM预测准确率的结论。因为模糊数学理论降低了SVM对噪声数据的敏感性,按照此思路可将模糊数学理论结合其他SVM衍生算法,例如模糊最小二乘支持向量机<sup>[98]</sup>、模糊多分类支持向量机<sup>[99]</sup>、模糊孪生支持向量机<sup>[100]</sup>。将降低噪声影响技术与更先进的SVM算法结合应是未来的研究热点。

#### 5.3.4 相关向量机

相关向量机(relevance vector machine, RVM)是于2000年提出的基于贝叶斯框架的稀疏概率模型。RVM具有SVM的一切优点,并克服了SVM支持向量个数多,模型预测时间长,核函数必须满足Mercer定理等缺点。文献[101]提出了一种基于RVM的交通流预测模型,实验证明RVM比LS-SVM的精度提高了60%,并具有其他算法所不具备的预测速度。为了预防飞机碰撞事故,文献[102]利用RVM构建了飞行安全评价模型。文献[103]提出了一种采用混沌模拟退火算法优化RVM的交通流量预测方法。并对6种核函数的性能进行了实验。预测结果表明,该预测方法具有更高的预测精度,文中使用的核函数为:

$$k(x, y) = e^{-g(x-y, x-y)^2}, g > 0 \quad (16)$$

文献[104]对影响公交车头时距的因素进行了分析,选择历史车头时距、行程时间和乘客信息作为RVM算法的输入预测车头时距。结果表明,该算法优于SVM、卡尔曼滤波、KNN(K-nearest neighbor)等算法。

在故障检测<sup>[105]</sup>、情感识别中<sup>[106]</sup>,RVM已有很多研究成果,但在交通领域,目前只有交通流预测、客流量预测、安全检测等少数领域存在相关研究。RVM拥有极快的预测速度并且准确率与SVM相近,

故更适合于实时预测领域。因此RVM在ITS中还有很大的研究潜力和应用空间。

#### 5.3.5 SVM与深度学习结合的深层模型

深度学习有SVM无法比拟的非线性函数逼近能力,能够很好地提取交通数据的特征,其本质是一个特征表征力强但不善于独立处理分类、回归的特征学习器<sup>[107]</sup>。SVM作为机器学习模型,数据表征能力并不理想。因此,融合深度学习和SVM的深层模型成为了近年来的研究热点,如图5所示。

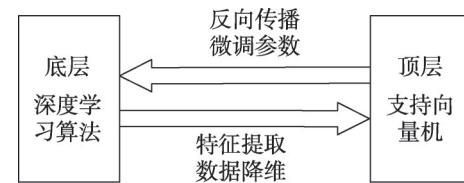


Fig.5 Deep model combining SVM with deep learning

图5 SVM与深度学习结合的深层模型

目前,作为深层模型的底层被引入ITS的深度学习算法主要有深度置信网络(DBN)和卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)两种。根据两者数据输入的要求以及相关文献可以得出,DBN适用于处理单维时间序列数据,CNN更适合处理图像和多维时间序列预测问题<sup>[108-109]</sup>。文献[110]将CNN与SVM结合为深层预测模型进行车流量预测,实验结果显示该深层模型预测性能显著优于浅层模型。其中CNN-SVM深层预测模型的结构如图6所示。

文献[111]采用DBN作为深层模型的底层,建立了用于判别高速公路变道危险程度的DBN-SVM模型。实验结果表明,该深层模型效果显著优于朴素贝叶斯模型和BPNN。文献[112]将深度学习中门循环单元(gated recurrent unit, GRU)与SVR相结合,提出基于GRU-SVR的短时交通流量预测模型。与GRU和SVR等浅层模型相比,GRU-SVR的效果优势

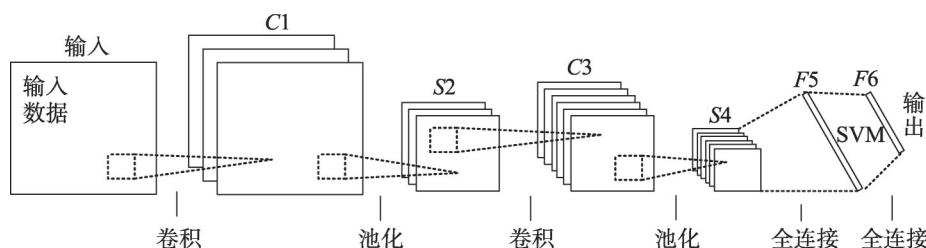


Fig.6 CNN-SVM deep prediction model

图6 CNN-SVM深层预测模型

Table 5 Comparison about derivation algorithms of SVM  
表5 支持向量机衍生算法的比较

算法名称	算法特点及优势	算法劣势	在 ITS 中应用及研究现状
LS-SVM	模型简单,求解速度快,准确度高于传统 SVM	丧失了解的稀疏性,准确率有很大提高空间,模型泛化能力差	多用于流量预测,其他研究应用较少
MSVM	不限于二分类问题,可适用于小样本和多类别问题	计算量大,训练效率低,分类结果不精确,需要考虑分类结果的互斥性	广泛用于交通状态和 TSR、车辆行人检测中
FSVM	对噪声数据不敏感,可与其他衍生算法结合,如 LS-FSVM、FTSVM 等	隶属度函数确定难,训练效率低,准确率有很大提升空间	多用于 TSR 等噪声数据较多的领域
RVM	具有模型稀疏及概率输出的特点,核函数的计算量小,测试时间极短	准确率和传统 SVM 相当,超参数需要寻优	多用于流量预测等实时预测领域
WSVM	对每类样本赋以不同权值,小类别样本的分类精度高	权值确定需要专家评分,运算效率低	多用于交通事件检测
TSVM	算法效率和精度高于传统 SVM	大数据集下效果不佳,对噪声比较敏感,计算效率和鲁棒性难以达到平衡	在 ITS 中研究应用较少
DBN-SVM	相比 SVM 预测精度显著提高	不适合多维时间序列数据,模型深度和 Batch-size 等超参数确定困难	多用于单维交通流数据时间序列预测
CNN-SVM	预测精度显著高于 SVM,利用 CNN 特征提取后 SVM 训练时间变短	模型复杂,处理单维时间序列数据效果不佳	多用于多维交通流数据时间序列预测和图像处理
GRU-SVR	预测精度显著高于浅层模型,相比 DBN-SVM 模型更简单,计算量更小,具有较好的泛化及抗噪能力	实现难度大,尚未验证与大数据结合的性能	多用于车流量预测中

明显。通常 DBN 和 CNN 的输出层为 SoftMax 分类器,采用 SVM 取代传统模型的 SoftMax 能够有效提高模型精度。但目前研究对深层模型中 SVM 的参数寻优问题解决得不好。深度学习可谓日新月异,每年都会涌现出很多新颖算法。在未来,应针对不同的问题和数据研究不同的深度学习提取特征方法,并结合 5.1 节内容解决深层模型中的 SVM 参数寻优问题。

#### 5.4 支持向量机衍生算法总结

除去以上提到的衍生算法外,还有一些在交通领域应用不多但同样具有独特效果的衍生算法,例如:加权支持向量机(weighted support vector machine, WSVM)<sup>[113]</sup>、孪生支持向量机(twin support vector machine, TSVM)<sup>[114]</sup>、排序支持向量机(Rank support vector machine, Rank-SVM)<sup>[115]</sup>等。表 5 列出了几种支持向量机衍生算法的对比。

### 6 结束语

SVM 是一个非常经典的机器学习算法,针对其应用现状、优化方法、衍生算法本文均做了详细阐述,发现 SVM 在算法应用以及算法优化方面仍有很多研究工作可做。

算法应用:(1)要将 SVM 应用于客流量预测领域,需保证准确率的同时进一步提高算法的效率,并研究短间隔的客流量预测与客流量的纵向相关性。(2)利用交通数据的高维性和各类优化算法进一步提高交通拥堵评价参数预测的准确率,并加强基于拥堵时间比和经济比的拥堵预测研究。(3)研究更合理的交通事故发生因素选取和数据降维方法。(4)将新颖的 SVM 优化算法、衍生算法和深层模型应用于城市交通碳排放预测领域。(5)研究如何提高交通数据的数量和可靠性,设计有地区特征的交通状态判别方法,并增加分类算法与回归算法结合的研究。(6)进一步研究如何解决 SVM 在 TSR 中算法效率低问题,如何利用深度学习提高算法在各种不利条件下的检测准确率。(7)在交通事件检测领域,需研究减少 SVM 检测时间的方法。

算法优化:(1)根据不同的应用场景设计不同的核函数和参数寻优算法,并减少参数寻优的耗时。(2)将并行化的 SVM 及其衍生算法推广至智能交通系统中实时性要求较强、算法效率要求高的应用场景。(3)研究各种优化方法和 SVM 衍生算法的结合。(4)将深度学习的表征能力结合 SVM 的分类与回归能力,并研究深层模型中 SVM 的参数寻优问题。

**References:**

- [1] Masaki I. A brief history of ITS[M]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1999.
- [2] Cortes C, Vapnik V N. Support vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [3] Huang G B, Zhou H M, Ding X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part B Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [4] Ashish S, Ritesh J. Scikit-learn: machine learning in python [J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 12(10): 2825-2830.
- [5] Chang C C. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 389-396.
- [6] Fan R, Chang K, Hsieh C, et al. LIBLINEAR: a library for large linear classification[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(9): 1871-1874.
- [7] Xie Y C, Zhao K G, Sun Y, et al. Gaussian processes for short-term traffic volume forecasting[J]. Transportation Research Record, 2010, 2165(1): 69-78.
- [8] Yan K W. Study on the forecast of air passenger flow based on SVM regression algorithm[C]//Proceedings of the 1st International Workshop on Database Technology and Applications, Wuhan, Apr 25-26, 2009. Piscataway: IEEE, 2009: 325-328.
- [9] Chen X G. Railway passenger volume forecasting based on support vector machine and genetic algorithm[C]//Proceedings of the 2009 International Conference on Future Computer and Communication, Wuhan, Jun 6- 7, 2009. Piscataway: IEEE, 2009: 282-284.
- [10] Jin X X, Zhang Y, Yao D Y. Simultaneously prediction of network traffic flow based on PCA-SVR[J]. Advances in Neural Networks, 2007, 44(1): 1022-1031.
- [11] Li J W, Chen S F, Huang K. Short-term traffic volumes forecasting of road network based on rough set theory and support vector machine[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(10): 3683-3685.
- [12] Mi G S, Zhao L Q, Luo M. Subway station passenger flow forecast based on mixed kernel support vector machine optimized by golden section chaotic particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(14): 231-235.
- [13] Long X Q, Li J, Chen Y R. Metro short-term traffic flow prediction with deep learning[J]. Control and Decision, 2019, 34(8): 1589-1600.
- [14] Levinson H S, Lomax T J. Developing a travel time congestion index[J]. Transportation Research Record, 1996, 1564(1): 1-10.
- [15] Asif M T, Dauwels J, Oran A, et al. Spatiotemporal patterns in large-scale traffic speed prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 794-804.
- [16] Wen J F, Li X, Zhang L W. Traffic lane saturation prediction with the support vector regression based on particle swarm optimization[J]. Process Automation Instrumentation, 2019, 40(8): 38-42.
- [17] Yan Y C, Bai L, Wu Q S, et al. Traffic congestion prediction and assessment based on multi-index fuzzy comprehensive evaluation[J]. Application Research of Computers, 2019, 36 (12): 3697-3700.
- [18] Wang Y Y, Huang Y. Index system of traffic congestion evaluation in Beijing based on big data[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016, 16(4): 231-240.
- [19] Jacques J C, Frits D, Ruth B, et al. On statistical inference in time series analysis of the evolution of road safety[J]. Accident Analysis and Prevention, 2013, 60(11): 424-434.
- [20] Sun Y X, Shao C F, Ji X, et al. Urban traffic accident time series prediction model based on combination of ARIMA and information granulation SVR[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2014, 54(3): 348-353.
- [21] Hu Q Z, Gao N B, Ye M. A support vector machines-based statistical model for forecasting road traffic accident data [J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(6): 39-44.
- [22] Peng X L. Research on ship traffic accident prediction using state vector machine[J]. Ship Science and Technology, 2018, 40(2): 55-57.
- [23] Duan M J S, Gan X S, Gao J G. Hybrid prediction method of flight accident based on ARIMA and SVM[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 339(6): 756-761.
- [24] Wang T Y, Li H Q, Zhang J, et al. Influencing factors of carbon emission in China's road freight transport[J]. Procedia Social and Behavioral Sciences, 2012, 43(4): 54-64.
- [25] Song J K. China's carbon emissions prediction model based on support vector regression[J]. Journal of China University of Petroleum (Natural Science Edition), 2012, 36(1): 182-187.
- [26] Gou G H. SVR-based prediction of carbon emissions from energy consumption in Henan Province[C]//Proceedings of the 2018 IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Harbin, Dec 8-10, 2017. [S.1.]: IOP, 2018: 1-5.
- [27] Chen L, Wang J H, He T, et al. Forecast study of regional transportation carbon emissions based on SVR[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(2): 13-19.

- [28] Liu B C, Fu C C, Li J. Forecast of CO<sub>2</sub> emission in China based on PCA-SVR[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2018, 32(4): 56-61.
- [29] Liu Y, Dong S T, Lu M M, et al. LSTM based reserve prediction for bank outlets[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2019, 24(1): 77-85.
- [30] Peng Z X, Jiang Y L, Yang X L, et al. Bus arrival time prediction based on PCA-GA-SVM[J]. *Neural Network World*, 2018, 28(1): 87-104.
- [31] Kang H, Jian J W, Xin Y, et al. Discrete train speed profile optimization for urban rail transit: a data-driven model and integrated algorithms based on machine learning[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2019(4): 1-17.
- [32] Wu F, Wang X Y, Fu Y. Method for filling time series data of traffic flow based on LS-SVM[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(29): 232-235.
- [33] Chen H Y, Wang J D, Yan X F. A fuzzy support vector machine with weighted margin for flight delay early warning[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Jinan, Oct 18-20, 2008. Piscataway: IEEE, 2008: 311-315.
- [34] Xia J X, Huang W, Guo J H. A clustering approach to online freeway traffic state identification using ITS data[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2012, 16(3): 426-432.
- [35] Yu R, Wang G X, Zheng J Y, et al. Urban road traffic condition pattern recognition based on support vector machine[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2013, 13(1): 130-136.
- [36] Tseng F H, Hsueh J H, Tseng C W, et al. Congestion prediction with big data for real-time highway traffic[J]. *IEEE Access*, 2018, 10(6): 57311-57323.
- [37] Luo X L. Traffic flow state identification based on traffic noise signals[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2012, 40(12): 1821-1824.
- [38] Ho S H, Wong Y D, Chang V W C. Developing Singapore driving cycle for passenger cars to estimate fuel consumption and vehicular emissions[J]. *Atmospheric Environment*, 2014, 97(11): 353-362.
- [39] Lu X, Wang Y N, Zhou X Y, et al. Traffic sign recognition via multi-modal tree-structure embedded multi-task learning [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 18(4): 960-972.
- [40] Lim K, Lee T, Shin C, et al. Real- time illumination invariant speed-limit sign recognition based on a modified census transform and support vector machines[C]//Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication, Siem Reap, Jan 9- 11, 2014. New York: ACM, 2014: 1-5.
- [41] Ruan Q Q. *Digital image processing*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
- [42] Chang F L, Huang C, Liu C Y, et al. Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(1): 43-49.
- [43] Liu C Y, Chang F L, Chen Z X. Traffic sign detection based on regions of interest and HOG-MBLBP features[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, 38(5): 1092-1098.
- [44] Roxana V, Alberto S, Deni T, et al. Vehicle detection with occlusion handling tracking and OC-SVM classification: a high performance vision-based system[J]. *Sensors*, 2018, 18 (2): 374-397.
- [45] Liu H P, Liu Y L, Sun F C. Traffic sign recognition using group sparse coding[J]. *Information Sciences*, 2014, 266 (10): 75-89.
- [46] Xue B, Li W, Song H Y, et al. Review on feature extraction of traffic sign recognition[J]. *Journal of Graphics*, 2019, 40 (6): 1024-1031.
- [47] Yuan F, Cheu R L. Incident detection using support vector machines[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2003, 11(3): 309-328.
- [48] Chen W R, Guan P, Zou Y X. Automatic incident detection technology based on SVM[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2011, 46(1): 63-67.
- [49] Sun Y X, Shao C F, Yue H, et al. Urban traffic accident severity analysis based on sensitivity analysis of support vector machine[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2014, 44(5): 1315-1320.
- [50] Wang F X, Yang Y D, Tian S B, et al. An analysis of impact factors of accident severity for water transport based on supporting vector machine[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2018, 36(2): 18-23.
- [51] Effati M, Thill J F, Shabani S. Geospatial and machine learning techniques for wicked social science problems: analysis of crash severity on a regional highway corridor[J]. *Journal of Geographical Systems*, 2015, 17(2): 107-135.
- [52] Chen C, Zhang G H, Qian Z, et al. Investigating driver injury severity patterns in rollover crashes using support vector machine models[J]. *Accident Analysis and Prevention*, 2016, 90(5): 128-139.
- [53] Dong N, Huang H L, Zheng L. Support vector machine in crash prediction at the level of traffic analysis zones: assessing the spatial proximity effects[J]. *Accident Analysis and Pre-*

- vention, 2015, 82(5): 192-198.
- [54] Jiang H, Jiang G Y. Freeway traffic incident detection method based on FA-SVM[J]. Journal of Beihua University (Natural Science), 2019, 20(1): 103-108.
- [55] Zou Y X, Shi G Y, Shi H, et al. Traffic incident classification at intersections based on image sequences by HMM/SVM classifiers[J]. Multimedia Tools and Applications, 2011, 52(1): 133-145.
- [56] Zheng W C, Chen S Y, Wang X Q. Imbalanced datasets based SMOTE-SVM-AID algorithm[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2012, 34(11): 58-62.
- [57] Lei B, Li Q Q, Zhang Z J, et al. Probability voting and SVM-based vehicle detection in complex background airborne traffic video[C]/Proceedings of the Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology II, Beijing, Nov 30, 2012. San Francisco: SPIE, 2012, 8558: 1-17.
- [58] Qiu X, Tao J Q, Tao L F, et al. Discriminative criterion of asphalt pavement icing condition and analysis on SVM prediction[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2018, 35(7): 1-8.
- [59] Cheng M M, Zhang Y G, Su Y N, et al. Curb detection for road and sidewalk detection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10330-10342.
- [60] Kim M, Xu Y, Goebel R. Legal question answering using ranking SVM and syntactic/semantic similarity[C]/Proceedings of the JSAT International Symposium on Artificial Intelligence, Kanagawa, Oct 27-28, 2014. Berlin, Heidelberg: Springer, 2015: 244-258.
- [61] Yi H J, Zan H Y, Chen J Y, et al. Study on automatic judgment of traffic accidents[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2019, 33(3): 136-144.
- [62] Wang J, Shi Q X. Short-term traffic speed forecasting hybrid model based on chaos-wavelet analysis-support vector machine theory[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 27(1): 219-232.
- [63] Wang F, Tan G Z, Fang Y. Multiscale wavelet support vector regression for traffic flow prediction[C]/Proceedings of the 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology Application, Nanchang, Nov 21-22, 2009. Piscataway: IEEE, 2009: 319-322.
- [64] Bing Q C, Gong B W, Yang Z S, et al. A short-term traffic flow local prediction method of combined kernel function relevance vector machine[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2017, 49(3): 144-149.
- [65] Ling X Y, Feng X X, Chen Z H, et al. Short-term traffic flow prediction with optimized multi-kernel support vector machine[C]/Proceedings of the 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation, San Sebastian, Jun 5-8, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 394-400.
- [66] Keerthi S. Efficient tuning of SVM hyperparameters using radius-margin bound and iterative algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1225-1229.
- [67] Chapelle O, Vapnik V N, Bousquet O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131-159.
- [68] Lu W X, Li C. Forecasting of short-time tourist flow based on improved PSO algorithm optimized LSSVM model[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(18): 247-255.
- [69] Cong Y L, Wang J W, Li X L. Traffic flow forecasting by a least squares support vector machine with a fruit fly optimization algorithm[J]. Procedia Engineering, 2016, 137(1): 59-68.
- [70] Fang Z, Yu B, Xiao W, et al. Identifying travel mode with GPS data using support vector machines and genetic algorithm[J]. Information, 2015, 6(2): 212-227.
- [71] Yao B Z, Hu P, Zhang M H, et al. A support vector machine with the TABU search algorithm for freeway incident detection[J]. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2014, 24(2): 397-404.
- [72] He W R, Mi G Y, Tan Y. Parameter optimization of local-concentration model for spam detection by using fireworks algorithm[C]/Proceedings of the Advances in Swarm Intelligence, Harbin, Jun 12-15, 2013. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013: 439-450.
- [73] Li W, Peng F J, Tai L H, et al. A novel optimization technique to improve gas recognition by electronic noses based on the enhanced krill herd algorithm[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1275-1290.
- [74] Cai G B, Zhang P F, Song J. A fault-tolerant control of inverse system based on LS-SVM and BBO[C]/Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Beijing, Aug 2-5, 2015. Piscataway: IEEE, 2015: 555-560.
- [75] Li C S, An X L, Li R H. A chaos embedded GSA-SVM hybrid system for classification[J]. Neural Computing and Applications, 2015, 26(3): 713-721.
- [76] Zanghirati G, Zanni L. A parallel solver for large quadratic programs in training support vector machines[J]. Parallel Computing, 2003, 29(4): 535-551.
- [77] Graf H P, Cosatto E, Bottou L, et al. Parallel support vector machines: the cascade SVM[J]. Advances in Neural Info-

- rmation Processing Systems, 2004, 17(1): 521-528.
- [78] Weimer D, Kohler S, Hellert C, et al. GPU architecture for stationary multisensor pedestrian detection at smart intersections[C]//Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium, Baden, Jun 5-9, 2014. Piscataway: IEEE, 2014: 89-94.
- [79] Wang S C, Wang P G. Fast license plate characters recognition based on CUDA[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(10): 8-10.
- [80] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: simplified data processing on large clusters[J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1): 107-113.
- [81] Xiao Y, Cheng Y, Fang Y J. Research on cloud computing and its application in big data processing of railway passenger flow[J]. Chemical Engineering Transactions, 2015, 46(10): 325-330.
- [82] Alham N K, Li M Z, Liu Y, et al. A mapreduce-based distributed SVM ensemble for scalable image classification and annotation[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2013, 66(10): 1920-1934.
- [83] Meng X, Bradley J, Yavuz B, et al. MLlib: machine learning in apache Spark[J]. Journal of Machine Learning Research, 2015, 17(1): 1235-1241.
- [84] Liu Z S, Pan Z S. Research on parallel SVM algorithm based on Spark[J]. Computer Science, 2016, 43(5): 238-242.
- [85] Pandhare K R, Shah M A. Real time road traffic event detection using Twitter and Spark[C]//Proceedings of the 2017 International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies, Coimbatore, Mar 10-11, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 445-449.
- [86] Wang P, Wu C X, Gao X J. Research on subway passenger flow combination prediction model based on RBF neural networks and LSSVM[C]//Proceedings of the 28th Chinese Control and Decision Conference, Yinchuan, May 28-30, 2016. Piscataway: IEEE, 2016: 6064-6068.
- [87] Wang S, Yang X F. Short-term passenger flow forecasting of public transport based on EEMD-GWO-LSSVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(20): 216-221.
- [88] Tang M A, Zhang K, Liu X. Combination forecast for urban rail transit passenger flow based on fuzzy information granulation and CPSO-LS-SVM[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2018, 9(1): 32-41.
- [89] Wang Z, Xue X Y. Multi-class support vector machine[M]// Support Vector Machines Applications. Cham: Springer, 2014: 23-48.
- [90] Du C J, Sun D W. Multi-classification of pizza using computer vision and support vector machine[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 86(2): 234-242.
- [91] Li Q Q, Gao D Q, Yang B S. Urban road traffic status classification based on fuzzy support vector machines[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(S2): 131-134.
- [92] Wang J, Zhang W H, Li Y X. An optimal multi-class SVM combined with graph model and its application on intelligent transportation[J]. Application of Electronic Technique, 2017, 43(2): 132-136.
- [93] Batuwita R, Palade V. FSVM-CIL: fuzzy support vector machines for class imbalance learning[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 2010, 18(1): 558-571.
- [94] Fleyeh H, Shi M, Wu H F. Support vector machines for traffic signs recognition[C]//Proceedings of the 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Hong Kong, China, Jun 1-8, 2008. Piscataway: IEEE, 2008: 3820-3827.
- [95] Ma G C, Liu Z D, Pei X F, et al. Identification of cut-in maneuver of side lane vehicles based on fuzzy support vector machines[J]. Automotive Engineering, 2014, 36(3): 316-320.
- [96] Zou Y, Wei S Y, Ma G C, et al. A research on the side-lane vehicle cut-in control in adaptive cruise control system[J]. Automotive Engineering, 2016, 38(3): 323-329.
- [97] Samma H, Lim C P, Saleh J M, et al. A memetic-based fuzzy support vector machine model and its application to license plate recognition[J]. Memetic Computing, 2016, 8(3): 235-251.
- [98] Daisuke T, Shigeo A. Fuzzy least squares support vector machines for multiclass problems[J]. Neural Networks, 2003, 16(2): 785-792.
- [99] Zhao W G, Wang L Y. Water quality evaluation based on multiclass fuzzy support vector machine[J]. Advanced Materials Research, 2010, 113(10): 708-711.
- [100] Rezvani S, Wang X Z, Pourpanah F. Intuitionistic fuzzy twin support vector machines[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 27(11): 2140-2151.
- [101] Zhang N, Guan J F, Xu C G. Traffic prediction model for cognitive networks[C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Advanced Intelligence and Awareness Internet, Shenzhen, Oct 28-30, 2011: 76-80.
- [102] Cui H L, Gan X S, Wu Y R, et al. Anti-collision risk assessment method based on relevance vector machine[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 387(8): 341-344.
- [103] Shen Z G, Wang W L, Shen Q, et al. Hybrid CSA optimization with seasonal RVR in traffic flow forecasting[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2017,

11(10): 4867-4887.

- [104] Yu H Y, Wu Z H, Chen D W, et al. Probabilistic prediction of bus headway using relevance vector machine regression [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(7): 1772-1781.
- [105] Liu Z, Guo W, Tang Z, et al. Multi-sensor data fusion using a relevance vector machine based on an ant colony for gearbox fault detection[J]. *Sensors*, 2015, 15(9): 21857-21875.
- [106] Nicolaou M A, Gunes H, Pantic M. Output-associative RVM regression for dimensional and continuous emotion prediction[J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(3): 186-196.
- [107] Bengio Y, Lamblin P, Popovici D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks[C]//Proceedings of the 19th International Conference on Neural Information Processing Systems, British Columbia, Dec 4-7, 2006. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 153-160.
- [108] Niu X X, Suen C Y. A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1318-1325.
- [109] Zhu L Z, Chen L M, Zhao D H, et al. Emotion recognition from Chinese speech for smart affective services using a combination of SVM and DBN[J]. *Sensors*, 2017, 17(7): 1694-1700.
- [110] Luo W H, Dong B T, Wang Z S. Short-term traffic flow prediction based on CNN-SVR hybrid deep learning model [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(5): 68-74.
- [111] Zhao W, Xu L J, Ran B, et al. Dangerous lane-change detecting model on highway based on deep learning DBN algorithm[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2017, 47(4): 832-838.
- [112] Pan W J, Chen D W. Research on short-term traffic flow prediction based on GRU-SVR[J]. *Computer Technology and Development*, 2019, 29(10): 11-14.
- [113] Christoph R, Kathrin B, Mauricio H, et al. Robust fitting of fluorescence spectra for pre-symptomatic wheat leaf rust detection with support vector machines[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 79(2): 180-188.
- [114] Gao S B, Ding J, Zhang Y J. License plate location algorithm based on twin SVM[J]. *Advanced Materials Research*, 2011, 271(7): 118-124.
- [115] Bai Y C, Tang M. Robust tracking via weakly supervised ranking SVM[C]//Proceedings of the 25th IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Rhode Island, Jun 16-21, 2012. Piscataway: IEEE, 2012: 1854-1861.

## 附中文参考文献:

- [11] 李建武, 陈森发, 黄鹤. 基于粗集理论和支持向量机的道路网短时交通流量预测[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27 (10): 3683-3685.
- [12] 米根锁, 赵丽琴, 罗森. GCPSO 优化混合核 SVM 的地铁车站客流预测[J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(14): 231-235.
- [13] 龙小强, 李捷, 陈彦如. 基于深度学习的城市轨道交通短时客流量预测[J]. *控制与决策*, 2019, 34(8): 1589-1600.
- [16] 温峻峰, 李鑫, 张浪文. 基于粒子群优化的支持向量回归车道饱和度预测[J]. *自动化仪表*, 2019, 40(8): 38-42.
- [17] 晏雨婵, 白璘, 武奇生, 等. 基于多指标模糊综合评价的交通拥堵预测与评估[J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(12): 3697-3700.
- [18] 王妍颖, 黄宇. 基于大数据下的北京交通拥堵评价指标分析[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2016, 16(4): 231-240.
- [20] 孙轶轩, 邵春福, 计寻, 等. 基于 ARIMA 与信息粒化 SVR 组合模型的交通事故时序预测[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2014, 54(3): 348-353.
- [21] 胡启洲, 高宁波, 叶茂. 基于支持向量机的道路交通事故数据统计模型研究[J]. *中国安全科学学报*, 2013, 23(6): 39-44.
- [22] 彭小玲. 支持向量机技术在海上船舶交通事故预测中的应用[J]. *舰船科学技术*, 2018, 40(2): 55-57.
- [25] 宋杰鲲. 基于支持向量机的中国碳排放预测模型[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2012, 36(1): 182-187.
- [27] 陈亮, 王金泓, 何涛, 等. 基于 SVR 的区域交通碳排放预测研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2018, 18(2): 13-19.
- [28] 刘炳春, 符川川, 李健. 基于 PCA-SVR 模型的中国 CO<sub>2</sub> 排放量预测研究[J]. *干旱区资源与环境*, 2018, 32(4): 56-61.
- [32] 吴芳, 王晓原, 付宇. 基于 LS-SVM 的交通流时序数据补齐方法[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(29): 232-235.
- [35] 于荣, 王国祥, 郑继媛, 等. 基于支持向量机的城市道路交通状态模式识别研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2013, 13(1): 130-136.
- [37] 罗向龙. 基于交通噪声分析的交通流状态识别方法[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2012, 40(12): 1821-1824.
- [41] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [42] 常发亮, 黄翠, 刘成云, 等. 基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(1): 43-49.
- [43] 刘成云, 常发亮, 陈振学. 基于感兴趣区域和 HOG-MBLBP 特征的交通标志检测[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(5): 1092-1098.
- [46] 薛搏, 李威, 宋海玉, 等. 交通标志识别特征提取研究综述 [J]. *图学学报*, 2019, 40(6): 1024-1031.
- [48] 陈维荣, 关佩, 邹月娟. 基于 SVM 的交通事件检测技术 [J]. *西南交通大学学报*, 2011, 46(1): 63-67.

- [49] 孙轶轩, 邵春福, 岳昊, 等. 基于 SVM 灵敏度的城市交通事故严重程度影响因素分析[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(5): 1315-1320.
- [50] 汪飞翔, 杨亚东, 田书冰, 等. 基于 SVM 的水上交通事故严重程度的影响因素研究[J]. 交通信息与安全, 2018, 36(2): 18-23.
- [54] 姜卉, 姜桂艳. 基于 FA-SVM 的高速公路交通事件检测方法[J]. 北华大学学报(自然科学版), 2019, 20(1): 103-108.
- [56] 郑文昌, 陈淑燕, 王宣强. 面向不平衡数据集的 SMOTE-SVM 交通事件检测算法[J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(11): 58-62.
- [58] 邱欣, 陶珏强, 陶立方, 等. 沥青路面结冰条件判别标准及 SVM 预测分析[J]. 公路交通科技, 2018, 35(7): 1-8.
- [61] 尹何举, 翁红英, 陈俊怡, 等. 交通事故的自动判案研究[J]. 中文信息学报, 2019, 33(3): 136-144.
- [64] 邵其春, 龚勃文, 杨兆升, 等. 一种组合核相关向量机的短时交通流局域预测方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49(3): 144-149.
- [68] 陆文星, 李楚. 改进 PSO 算法优化 LSSVM 模型的短期客流量预测[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(18): 247-255.
- [79] 王世春, 王平根. 基于 CUDA 的快速车牌字符识别[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(10): 8-10.
- [84] 刘泽燊, 潘志松. 基于 Spark 的并行 SVM 算法研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(5): 238-242.
- [87] 王盛, 杨信丰. 基于 EEMD-GWO-LSSVM 的公共交通短途客流预测[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(20): 216-221.
- [91] 李清泉, 高德荃, 杨必胜. 基于模糊支持向量机的城市道路交通状态分类[J]. 吉林大学学报(工学版), 2009, 39(S2): 131-134.
- [92] 王剑, 张伟华, 李跃新. 结合图模型的优化多类 SVM 及智能交通应用[J]. 电子技术应用, 2017, 43(2): 132-136.
- [95] 马国成, 刘昭度, 裴晓飞, 等. 基于模糊支持向量机的旁车道车辆并线意图识别方法[J]. 汽车工程, 2014, 36(3): 316-320.
- [96] 邹渊, 魏守洋, 马国成, 等. 自适应巡航控制系统中旁车道车辆并线控制的研究[J]. 汽车工程, 2016, 38(3): 323-329.
- [110] 罗文慧, 董宝田, 王泽胜. 基于 CNN-SVR 混合深度学习模型的短时交通流预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(5): 68-74.
- [111] 赵玮, 徐良杰, 冉斌, 等. 基于深度学习 DBN 算法的高速公路危险变道判别模型[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2017, 47(4): 832-838.
- [112] 潘伟靖, 陈德旺. 基于 GRU-SVR 的短时交通流量预测研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(10): 11-14.



LIN Hao was born in 1995. He is an M.S. candidate at Inner Mongolia University of Technology. His research interests include cloud computing, big data processing and data mining.  
林浩(1995—),男,天津人,内蒙古工业大学数据科学与应用学院硕士研究生,主要研究领域为云计算,大数据处理,数据挖掘。



LI Leixiao was born in 1978. He received the M.S. degree from Inner Mongolia University of Technology in 2007. Now he is a professor at College of Data Science and Application, Inner Mongolia University of Technology. His research interests include cloud computing, big data processing and data mining.  
李雷孝(1978—),男,山东成武人,2007年于内蒙古工业大学获得硕士学位,现为内蒙古工业大学数据科学与应用学院教授,主要研究领域为云计算,大数据处理,数据挖掘。



WANG Hui was born in 1980. She received the M.S. degree from Harbin Engineering University in 2006. Now she is a lecturer at College of Data Science and Application, Inner Mongolia University of Technology. Her research interests include cloud computing, big data processing and data mining.  
王慧(1980—),女,内蒙古乌兰察布人,2006年于哈尔滨工程大学获得硕士学位,现为内蒙古工业大学数据科学与应用学院讲师,主要研究领域为云计算,大数据处理,数据挖掘。