

干道交通状态识别及演变机理研究^{*}唐聚¹, 彭博^{1,2*}, 蔡晓禹^{1,2}, 谢济铭¹, 张媛媛¹

(1.重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074;

2.山地城市交通系统与安全重庆市重点实验室, 重庆 400074)

摘要:为减少城市交通拥挤、避免交通瘫痪、保障出行安全,在综合分析交通信息采集技术、交通状态识别、交通状态演变研究现状的基础上,对干道交通状态识别及演变机理进行分析,建立适用于精细化交通管控的城市道路交通状态识别及预测框架,主要包括基于深度学习结合视频跟踪算法提取交通参数、基于路段单元运用堆叠式稀疏自编码结合 K-均值聚类对车道和路段交通状态进行精准判别、基于 LSTM 循环神经网络与 3D-CNN 卷积神经网络对交通状态进行预测;最后提出干道交通状态识别与预测面临的挑战和研究方向。

关键词:公路交通;干线道路;交通状态识别;交通状态预测;深度学习;视频检测;精细化管控

中图分类号:U491.2

文献标志码:A

文章编号:1671-2668(2020)02-0036-06

随着城市机动车保有量的快速增长,交通拥堵现象日益突出,带来交通设施使用效率降低、出行时间增加、空气和噪声污染加剧等问题,对社会造成严重损失。快速路、主干道、城市通道等干线道路是城市道路系统的主动脉,如何避免或减少城市干道交通拥挤、保持安全高效运行是亟待解决的重要问题。及时识别城市干道交通状态并采取适当措施,是减少城市交通拥挤、避免交通瘫痪的重要前提。国内外学者在城市干道交通状态识别与演变方面做了大量研究,研究内容主要包括影响因素分析、评价指标提取、识别方法建模、推演模型构建等。但从交通数据采集到状态识别与预测这一过程,无论是数据的可靠性还是模型识别及预测精度与速度都有待进一步研究。该文从交通信息采集、交通状态识别、交通状态演变三方面对干道交通状态识别与演变研究现状进行综述,提出以深度学习为核心,基于高空视频广域视角的城市道路交通状态识别及预测框架,为城市交通预测与精细化管控提供新的方式与视角。

1 交通信息采集技术研究

获取可靠的交通信息是交通状态判别和演变机理研究的前提与基础。目前交通信息采集技术主要分为固定检测方式、移动检测方式和其他检测方式

3 种。

1.1 固定检测方式

对于固定检测方式,目前主要从地面和高空两个角度对交通信息采集进行研究。从地面角度出发,文献[1]利用线圈和地磁检测器提取交通流量、时间占有率和车头时距等信息;文献[2]利用监控视频数据,通过设置虚拟线圈提取车速和流量等交通信息;文献[3]基于卡口视频数据,运用卷积神经网络(CNN)识别各车道车辆数;文献[4]将监控视频中的每条车道进行分组编码,利用视频检测技术获得车道单元的流量、平均行程速度和平均空间占用率等交通参数;文献[5]利用蓝牙检测技术提取路段平均行程时间、平均行程车速和路段流量比等交通特征参数;文献[6]基于 RFID 获取平均车速和平均行程时间。

从高空角度出发,文献[7]采用车辆形态与 HSV 色彩空间分析相结合的方法,从高分辨率遥感影像中提取车辆信息;文献[8]基于无人机视频,利用帧间差分法提取行驶车辆的速度、加速度、车头间距等运行参数。

1.2 移动检测方式

移动检测方式主要包含浮动车技术、车联网技术、手机信令等。在浮动车技术方面,文献[9]基于

^{*} 基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(61703064);重庆市科委基础前沿研究专项(cstc2017jcyjAX0473);城市交通管理集成与优化技术公安部重点实验室开放课题项目(2017KFKT01);重庆市技术创新与应用示范项目(cstc2018jscx-msybX0295);山地城市交通系统与安全重点实验室开放基金(2018TSSMC05);重庆市高校优秀人才支持计划项目

出租车 GPS 数据提取路段平均速度和交叉口平均延误;文献[10]基于浮动车数据获取路段行程速度、车辆行程延误时间及路段最大排队长度;文献[11]通过浮动车数据获取车辆轨迹和行程时间;文献[12]利用滴滴 GPS 移动传感器数据提取交叉口最大排队长度。

在车联网技术方面,文献[13]将车联网技术与人工智能相结合提取密度作为交通状态评价指标。

在手机信令方面,文献[14]基于手机信令提取车辆位置和车速等信息。

1.3 其他检测方式

除固定检测和移动检测方式外,国内外学者还采用其他检测方式进行交通信息采集。如文献[15]对浮动车和固定检测器的检测数据进行融合,提取精度更高的路段平均车速;文献[16]利用微波检测数据、线圈数据和浮动车数据进行数据融合,获得区间实时车速;文献[17]基于固定式和移动式动态交通数据提取平均车速、饱和度和平均延误等信息。

1.4 评述

目前的交通信息采集方式能直接获得的交通数据主要有流量、速度、时间占有率、空间占有率、延误、排队长度、车头时距和车头间距等。车辆密度作为交通流理论三大基本参数(流量、密度、速度)之一,是交通流状态判断的关键参数,但它在实际应用中较难直接检测。

2 交通状态识别研究

干道作为城市道路系统的生命线,在城市交通中发挥着重大作用。随着城市交通拥挤愈发严重,国内外学者从“点”和“线”两个层面对干道交通状态识别展开了大量研究。

2.1 “点”层面

在“点”层面,主要从路段和交叉口两方面进行交通状态识别。针对路段,文献[18]基于 GPS 浮动车数据建立了模糊综合评价判别模型;文献[19]通过对交通流时间序列进行聚类,提出了改进的模糊 C 均值聚类方法;文献[20]利用交通视频,提出了基于直方图均衡和离散帧差分的路段交通拥挤检测方法;文献[21]通过对图像纹理的分析,以多尺度块局部二值图像为特征,提出了基于支持向量分类的路段交通状态识别模型。

针对交叉口,文献[22]选取交叉口饱和度、延误和行程车速等交通流运行指标,对干线关键交叉口

进行交通状态判别;文献[23]通过分析视频检测数据,提出了基于车辆延误时间的交叉口交通状态判别方法;文献[24]在两相位控制交叉口的基础上,通过投影和反投影提出综合投影法,建立了适合多相位控制交叉口的交通状态判别方法;文献[25]基于地点平均车速、流量和时间占有率等特征,提出了基于动态时间弯曲(DTW)相似度和 K-均值聚类的交叉口拥堵检测方法。

2.2 “线”层面

在“线”层面,国内外相关研究可分为快速路和主干道两方面。针对快速路,文献[26]根据微波采集数据,提出了基于改进 FCM 的交通状态判别模型,解决了 FCM 算法对初始聚类中心过于敏感的问题,提升了模型判别效果;文献[27]提出了以速度-占有率比、速度差为指标判定交通拥堵的方法;文献[28]以流量、速度为状态评价参数,在不同加权指数 m 和样本量 n 下进行聚类分析,得出 m 为 2.25 时 FCM 判别模型效果最佳;文献[29]采用谱聚类算法将交通状态分为 4 类,基于分类数据提出了 RS-KNN 交通状态判别模型;文献[30]以流量-密度为反映空间,提出了基于支持向量机的城市快速路交通拥堵状态识别方法。

针对主干道,文献[31]基于出租车 GPS 数据,提出了将改进层次分析法和模糊判别法相结合的交通状态判别方法;文献[32]基于浮动车数据,提出了根据交通流量分配多指标权重的改进模糊综合评价方法;文献[33]基于交通调查数据将交通流状态分为 4 类,提出了以速度、密度、饱和度为参数的运行状态分析指标体系;文献[34]将粒子群优化算法引入隐马尔可夫模型训练中,结合 Baum-Welch 算法与 Viterbi 算法,提出了基于改进隐马尔可夫模型的交通拥堵态势识别机制。

2.3 评述

总体而言,现有研究基于干道交通流特征,综合运用人工神经网络、深度学习、图像识别、模糊理论、统计学等理论与方法,提出了许多交通拥挤识别机制并取得了丰硕应用效果。但在复杂多变的交通环境下,想要更快、更准确地识别干道交通状态,还需进一步研究。通过深度学习中的无监督学习,可将特征复杂的交通状态进行有效的多目标分类,从而避免因人工分类带来模型判别效果不佳的现象。

3 交通状态演变研究

针对道路拥挤问题,不仅需对干道交通状态进

行精准识别,还需对干道拥挤传播和消散规律进行研究。目前,主要采用机器学习方法、仿真模拟方法及其他推演方法进行研究。

3.1 机器学习方法

当前,部分研究通过机器学习方法对速度、流量、旅行时间等交通参数的预测实现交通状态间接预测,也有研究直接对交通状态进行演变预测。

对于速度预测,文献[35]在速度时空相关性分析的基础上,提出了基于时空特性和径向基神经网络的速度预测多点模型;文献[36]提出深度置信网络 DBN 模型,实现短时交通速度预测;文献[37]将现代深度学习模型与经典计算机视觉方法相结合,提出了车速预测方法;文献[38]利用公交数据,构建了基于长短期记忆神经网络两种不同训练方式的组合预测模型,对短时交通流速度进行预测。

针对流量预测,文献[39]考虑时空相关性,提出了基于深度学习的堆叠自编码网络,实现交通流量预测;文献[40]基于异构数据,提出了将深度信念网络 DBN 和 D-S 证据理论相结合的大数据框架,实现交通流量短时预测;文献[41]针对交通流时间序列,在深度学习理论框架下,构建了基于 LSTM-RNN 的城市快速路短时交通流量预测模型;文献[42]提出了由递归神经网络 RNN 和卷积神经网络 CNN 组成的深度学习混合框架,处理复杂非线性城市交通流量预测问题;文献[43]利用交通流的周期性和时空特征,提出了基于改进 DNN 的交通流量预测模型 DNN-BTF;文献[44]应用三维 CNN 对交通数据从低层到高层的时空相关特征进行联合学习,设计了端到端的神经网络模型 MST3D,实现车流量预测。

在旅行时间预测方面,文献[45]选择深度学习中 4 种长短期记忆神经网络对道路旅行时间进行预测,结果表明考虑空间相关性的 LSTM 模型具有更好的拟合和训练能力。

针对拥挤状态预测,文献[46]采用深度学习的自编码网络生成新特征集,应用 Softmax 回归对有标签的新特征集进行学习并生成预测分类器,实现对交通拥挤状况的多态预测;文献[47]利用可能性理论确定交通状态概率分布,提出了基于支持向量机(SVM)的交通状态预测方法;文献[48]基于 Web 的地图服务收集交通流量,提出了基于深度学习的 LSTM 交通拥挤预测模型;文献[49]针对短时交通流的非线性特征,提出了将支持向量回归机 SVR 和

支持向量分类机 SVC 相结合进行短时交通状态预测的方法;文献[50]将时间序列数据折叠成二维矩阵,通过对输入矩阵的一系列卷积,提出了基于 PC-NN 深卷积神经网络的短时交通拥挤预测模型。

3.2 仿真模拟方法

目前主要针对偶发性拥堵和常发性拥堵进行仿真模拟研究。对于偶发性拥堵,文献[51]基于改进元胞传输模型,从路段和路网两个层面构建了交通拥堵评价指标体系;文献[52]通过设置“挤车变道”规则对现有元胞自动机模型进行改进,模拟了堵塞交通流的时空传播过程;文献[53]基于车辆换道规则,建立适用于城市道路偶发性拥堵交通行为分析的元胞自动机改进模型,分析了偶发性拥堵发生时不同车流密度的车辆排队和平均车速情况。

对于常发性拥堵,文献[54]基于流量,从路段、交叉口、驾驶员、交通网络 4 个角度展开研究,建立了城市交通拥堵传播模型,综合表达拥堵传播机理和拥堵控制策略;文献[55]以平均速度为拥堵评价指标,运用元胞传输模型对不同情况下道路拥塞程度进行了仿真;文献[56]基于元胞传输路段模型和元胞传输节点模型,构建了以最小路径阻抗进行路径搜索的动态路径选择模型,模拟了交通拥堵的扩散与消散机理。

3.3 其他推演方法

除利用机器学习和仿真模拟两种方法外,学者们还利用其他理论与方法进行交通状态推演研究。文献[57]利用多元线性回归分析方法建立交通拥挤预测模型,对交通拥挤状况进行了日预测;文献[58]引入从拥塞构造因果树的算法,基于拥塞的时空信息估计其传播概率,揭示了现有交通网络设计中潜在的瓶颈或缺陷;文献[59]考虑交通流数据的时空不平稳性和多重共线性,提出改进 PLS-STAR 模型,推导了基于实测数据的拥堵时空传播特性分析方法;文献[60]基于矩形法绘制规则建立交通拥堵演变的传播模型,分析了道路拥堵演变特征,包括常发或偶发性拥堵、消散的起止时间、传播速度及发生原因等。

3.4 评述

针对交通状态演变,目前通过机器学习算法预测了速度、流量、拥挤状态、旅行时间等,通过仿真模拟描述了偶发性拥堵和常发性拥堵的扩散与消散规律,通过其他数学模型分析了交通拥堵演变趋势,积累了丰富的理论和应用成果。但要实现干道交通的

精准管控,还需结合新的交通视角与理论方法。深度学习在这方面的表现优异,其对于特征复杂、非线性问题突出的情况尤为适用。

4 干道交通状态识别及预测框架

干线道路是城市道路系统的主动脉,一旦干线拥堵,将带来交通设施使用效率降低、出行时间增加、空气和噪声污染加剧等问题,对社会造成严重损失。而目前针对精细化管控的城市道路交通状态识别及预测尚未形成成熟的框架体系。为此,在国内外相关研究的基础上,以深度学习技术为核心,建立图 1 所示城市干道交通状态识别及预测框架。

为从广域视角深入研究交通状态演变规律,利用无人机或高点监控视频对城市干道交通流信息进行采集,通过改进 Faster-RCNN 卷积神经网络提取车辆密度和流量,结合多尺度 KCF 优化算法进行

高空视频车辆跟踪,提取微观轨迹数据,如车速、加速度、变道次数等。然后基于交通流参数分析交通流随时间和空间的变化特征,利用堆叠式稀疏自编码模型将特征复杂的交通状态进行多目标分类,结合 K-均值聚类构建更准确的干道交通状态判别模型。针对精细化交通管控,基于车道单元将道路网格化,进行车道及车道组、路段单元及路段交通状态的空间状态融合。

考虑到交通参数的时变性,利用深度学习中长短期记忆网络 LSTM 模型对交通参数进行预测,间接地实现交通状态预测。同时,为更直观地分析交通状态演变趋势,运用考虑时间因素的三维卷积神经网络 3D-CNN 模型,实现对交通状态的直接预测。通过两种方式的对比,深入探析交通拥堵的时空演变机理、拥堵传播及消散规律,输出可靠的交通状态信息。

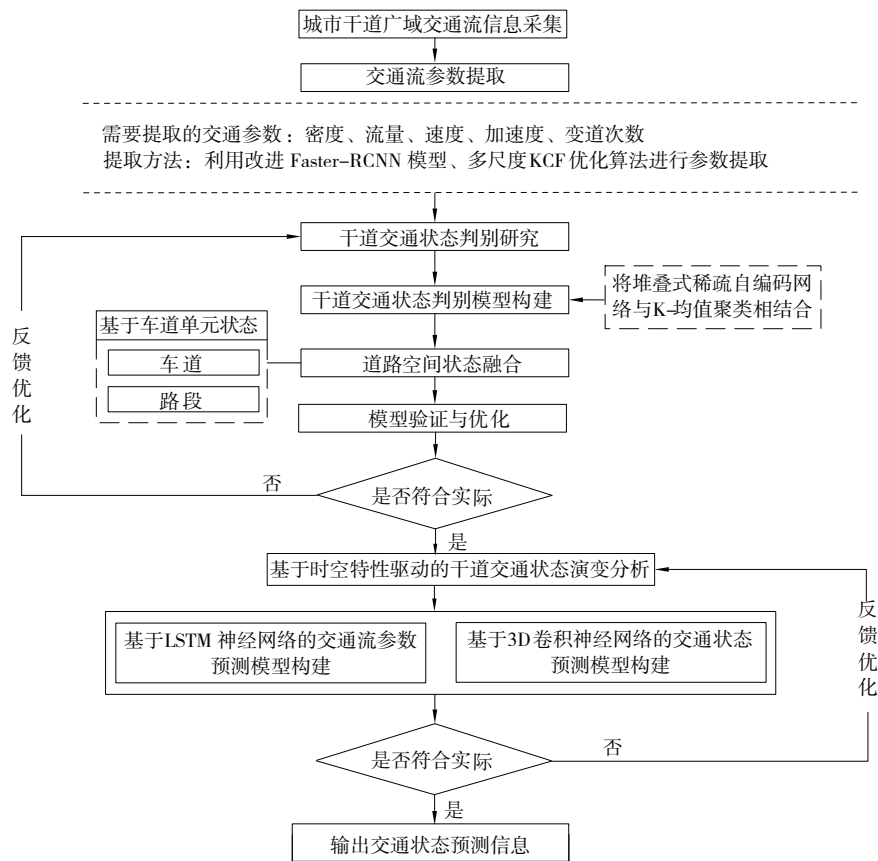


图 1 城市干道交通状态识别及预测框架流程

5 结语

该文围绕干道交通状态识别与演变,对当前交

通信息采集、交通状态识别和交通状态演变等研究进行综述,初步建立以深度学习为核心的基于高空视频广域视角的城市干道交通识别及演变分析框

架,从鸟瞰的视角观测交通拥挤状态、探析交通拥挤演变机理,为城市交通预测与精细化管控提供新的方式与视角。但由于高空视频环境下车辆目标特征不明显,车辆轮廓尺寸与整个道路场景尺寸比值小,想要通过视频车辆检测算法及时、准确地提取车辆密度还有一定难度。同时,深度学习虽然在目标识别方面取得了丰富成果,但要想从高空广域视角及时、高效地获取车辆数,其算法还需进一步优化。

城市干道交通状态识别及演变机理研究是一个系统工程,从交通数据实时采集到交通状态准确识别,再到交通状态演变分析与预测,最后输出可靠的交通状态信息,其中涉及大数据清洗和融合、视频车辆检测、深度学习理论和交通流理论等,如何有机地将各方面研究整合到一起,实现更准确、更高效的城市干道交通状态识别及预测还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 钱喆,徐建闽.基于线圈检测的过饱和和交通状态判别[J].华南理工大学学报:自然科学版,2013,41(8).
- [2] 占建云,张毅,王长君,等.基于HALCON的视频交通参数检测方法[J].公路交通科技,2008,25(9).
- [3] Zheng J, Wang Y, Zeng W. CNN based vehicle counting with virtual coil in traffic surveillance video[A]. 2015 IEEE International Conference on Multimedia Big Data [C]. 2015.
- [4] Ren J, Li B, Liu Y, et al. Detecting and positioning of traffic incidents via video-based analysis of traffic states in a road segment[J]. Iet Intelligent Transport Systems, 2016, 10(6).
- [5] 吴志周,谭桂杉.基于手机蓝牙的交通特征参数提取方法研究[A]. 第十一届中国智能交通年会大会论文集[C]. 2016.
- [6] 王静.基于RFID数据的城市道路交通状态判别方法[D].南京:东南大学,2015.
- [7] 郭杜杜.基于高分辨率卫星影像的城市道路阴影区域车辆信息提取研究[D].北京:北京交通大学,2011.
- [8] 周雨阳,龚艺,姚琳,等.无人机广域视频的机动车交通参数计算及分析[J].交通运输系统工程与信息,2015,15(6).
- [9] 许国森.基于出租车GPS数据的道路交通运行状态判别[D].西安:长安大学,2015.
- [10] 万蔚,王振华,李梦琦.基于浮动车数据的区域路网交通状态评价[J].科学技术与工程,2017,17(7).
- [11] Nigro M, Cipriani E, Giudice A D. Exploiting floating car data for time-dependent origin-destination matrices estimation[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2017, 22(2).
- [12] Juyuan Yin, Jian Sun, Keshuang Tang. A Kalman filter-based queue length estimation method with low-penetration mobile sensor data at signalized intersections [J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2018, 2672.
- [13] Khan S M, Dey K C, Chowdhury M. Real-time traffic state estimation with connected vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(7).
- [14] 胡斌杰,詹益旺.基于手机信令的道路交通流量状态识别及预测[J].移动通信,2015,39(10).
- [15] 田智韬.基于浮动车与固定检测器的交通流数据融合技术研究[D].北京:北京交通大学,2011.
- [16] 邱奉翠.基于城市快速路和主干道多源交通检测信息的数据融合技术研究[D].北京:北京交通大学,2012.
- [17] 林颖.基于动态交通信息检测的干道交通拥堵预警方法研究[D].重庆:重庆交通大学,2014.
- [18] 田世艳,刘伟铭.基于模糊综合评价的路段实时交通状态判别方法研究[J].科学技术与工程,2010,10(29).
- [19] Zhu G, Chen J, Zhang P. Fuzzy c-means clustering identification method of urban road traffic state[A]. 2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)[C]. 2015.
- [20] Cheng J, Liu B, Tang X. A traffic-congestion detection method for bad weather based on traffic video[A]. International Symposium on Computational Intelligence and Intelligent Systems[C]. 2015.
- [21] Chen S, Chang A, Li X, et al. Development of a road traffic state identification method based on image texture features[A]. Advanced Information Management, Communicates, Electronic & Automation Control Conference [C]. 2017.
- [22] 王建强,代磊磊,李娅,等.基于交通流运行特征的城市干线关键交叉口判别方法[J].交通信息与安全,2013,31(3).
- [23] 唐少虎,刘小明,陈兆盟.基于视频数据的交叉口状态判别及排队长度估计[J].道路与安全,2015,15(1).
- [24] 张立立,王力,潘科,等.基于综合投影的交叉口交通状态判别方法[J].交通运输系统工程与信息,2016,16(2).
- [25] 梁坤,孙莉,罗建锋,等.基于DTW距离聚类的交叉口拥堵检测[J].大连交通大学学报,2016,37(4).
- [26] 岳立.基于FCM的城市快速路交通状态动态识别研究[D].成都:西南交通大学,2013.
- [27] 王尧,邵长桥,刘洋.城市快速路交通拥堵判定方法研究[J].交通信息与安全,2014,32(2).
- [28] 吴启顺,蔡晓禹,蔡明.基于FCM快速路交通状态判

- 别加权指数研究[J].科学技术与工程,2017,17(6).
- [29] 商强,林赐云,杨兆升,等.基于谱聚类与RS-KNN的城市快速路交通状态判别[J].华南理工大学学报:自然科学版,2017,45(6).
- [30] 李宇轩,韦凌翔,陈红,等.基于支持向量机的城市快速路交通拥堵识别方法[J].交通工程,2018(1).
- [31] 朱海涛.基于出租车GPS数据的城市主干道路交通状态判别[D].哈尔滨:东北林业大学,2016.
- [32] Kong X, Xu Z, Shen G, et al. Urban traffic congestion estimation and prediction based on floating car trajectory data[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 61.
- [33] 裴文杰.城市快速路交通运行状态分析[J].洛阳理工学院学报:自然科学版,2017,27(3).
- [34] 王忻.基于改进的隐马尔可夫模型交通拥堵识别研究[J].兰州交通大学学报,2018,37(5).
- [35] 邢珊珊,谷远利,沈立杰,等.基于速度的城市快速路交通拥堵预测研究[J].交通信息与安全,2016,34(2).
- [36] Jia Y, Wu J, Du Y. Traffic speed prediction using deep learning method[A]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C], 2016.
- [37] Hua S, Kapoor M, Anastasiu D C. Vehicle tracking and speed estimation from traffic videos[A]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)[C], 2018.
- [38] 张海鹏.基于GPS数据的短时交通状态预测识别研究[D].呼和浩特:内蒙古工业大学,2018.
- [39] Lv Y, Duan Y, Kang W, et al. Traffic flow prediction with big data: A deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2).
- [40] Soua R, Koesdwiady A, Karray F. Big-data-generated traffic flow prediction using deep learning and Dempster-Shafer theory[A]. International Joint Conference on Neural Networks[C], 2016.
- [41] 王祥雪,许伦辉.基于深度学习的短时交通流预测研究[J].交通运输系统工程与信息,2018,18(1).
- [42] Du S, Li T, Gong X, et al. Traffic flow forecasting based on hybrid deep learning framework[A]. International Conference on Intelligent Systems & Knowledge Engineering[C], 2018.
- [43] Wu Y, Tan H, Qin L, et al. A hybrid deep learning based traffic flow prediction method and its understanding[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 90.
- [44] Chen C, Li K, Teo S G, et al. Exploiting spatio-temporal correlations with multiple 3D convolutional neural networks for citywide vehicle flow prediction[A]. International Conference on Data Mining[C], 2018.
- [45] 张威威,李瑞敏,谢中教.基于深度学习的城市道路旅行时间预测[J].系统仿真学报,2017,29(10).
- [46] 谭娟,王胜春.基于深度学习的交通拥堵预测模型研究[J].计算机应用研究,2015,32(10).
- [47] Sun Z, Li Z, Zhao Y. Traffic congestion forecasting based on possibility theory[J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2016, 14(2).
- [48] Chen Y Y, Lv Y, Li Z, et al. Long short-term memory model for traffic congestion prediction with online open data[A]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems[C], 2016.
- [49] 肖思思,杨宏业.基于SVM的短期交通状态预测识别研究[J].内蒙古工业大学学报:自然科学版,2017,36(2).
- [50] Meng C, Xiaohui Y, Yang L. PCNN: Deep convolutional networks for short-term traffic congestion prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(11).
- [51] 龙建成.城市道路交通拥堵传播规律及消散控制策略研究[D].北京:北京交通大学,2009.
- [52] 王永明.基于元胞自动机的道路交通堵塞仿真研究[J].系统仿真学报,2010,22(9).
- [53] 吴义虎,李意芬,喻伟,等.基于元胞自动机的城市道路偶发性拥堵交通行为模拟[J].交通科学与工程,2014,30(2).
- [54] 袁绍欣.城市交通拥堵传播机理及其控制策略研究[D].西安:长安大学,2012.
- [55] Tao R, Xi Y, Li D. Simulation analysis on urban traffic congestion propagation based on complex network[A]. 2016 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI)[C], 2016.
- [56] 常桃宁.城市道路交通拥堵扩散机理研究[D].成都:西南交通大学,2018.
- [57] Lee J, Hong B, Lee K, et al. A prediction model of traffic congestion using weather data[A]. 2015 IEEE International Conference on Data Science and Data Intensive Systems (DSDIS)[C], 2015.
- [58] Nguyen H, Liu W, Chen F. Discovering congestion propagation patterns in spatio-temporal traffic data[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2016, 3(2).
- [59] 韦伟.基于实测数据的道路交通状态特征及拥堵传播规律分析方法[D].北京:北京交通大学,2017.
- [60] 吴琰飘,蔡晓禹,陈明亮,等.基于矩形法的交通拥堵传播模型研究[J].城市交通,2018,16(5).