

基于GPS轨迹数据的不同交通状态下 交通方式识别流程优化方法

杨飞¹, 姜海航¹, 刘好德², 姚振兴³, 霍娅敏^{*1}, 周子一⁴

(1. 西南交通大学 交通运输与物流学院, 成都 611756; 2. 交通运输部科学研究院 城市交通与轨道交通研究中心, 北京 100029; 3. 长安大学 公路学院, 西安 710054; 4. 东南大学 交通学院, 南京 211189)

摘要: 基于GPS轨迹数据的交通调查技术能够有效弥补传统居民出行调查方式的不足, 该技术在高峰拥堵时段的交通方式识别效果有待进一步研究. 针对公交车和小汽车识别精度较低的问题, 本文提出基于支持向量机(SVM)的流程优化方法, 加入基于短时傅里叶变换(STFT)的频域属性, 利用遗传算法(GA)对SVM的惩罚系数和核参数进行联合优化, 评估不同交通状态下交通方式和方式转换点的识别效果. 结果表明: 频域属性的加入能够有效提升交通方式识别精度, 在道路畅通状态和一般拥堵状态下, 交通方式和方式转换点的识别效果均较为理想; 在严重拥堵状态下, 机动化方式易与非机动化方式相混淆, 方式转换点最大识别误差在13 min以内, 相比于基于主观回忆的人工问卷调查方式仍具有参考性.

关键词: 智能交通; 交通方式识别; 支持向量机; GPS轨迹数据; 遗传算法; 频域属性

Procedure Optimization Method Based on GPS Trajectory Data for Transportation Mode Recognition under Different Traffic Conditions

YANG Fei¹, JIANG Hai-hang¹, LIU Hao-de², YAO Zhen-xing³,
HUO Ya-min¹, ZHOU Zi-yi⁴

(1. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

2. Urban Transportation Center, China Academy of Transportation Science, Beijing 100029, China;

3. School of Highway, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

4. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: This study focuses on the transportation mode recognition for the Global Positioning System (GPS)-based travel survey technology. The study proposed a procedure optimization method that is based on the Support Vector Machine (SVM) to improve the recognition accuracy of buses and cars. The proposed model included the new frequency domain features generated from Short-time Fourier Transform (STFT). The Genetic Algorithm (GA) was used to optimize the penalty parameter and the nuclear parameter of SVM. The recognition results of the transportation modes and mode transfer time under different traffic conditions were evaluated, and the result showed the newly added frequency domain features effectively improved the recognition accuracy of the transportation modes. In the free-flow and slightly congested traffic conditions, the transportation mode recognition and mode transfer time both obtained satisfied results. In severe congestions, the motorized modes are

收稿日期: 2020-02-26

修回日期: 2020-04-16

录用日期: 2020-05-28

基金项目: 国家重点研发计划/National Key Research and Development Program of China(2018YFB1601300); 中央高校基本科研业务费专项资金/Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China(300102219301); 国家自然科学基金/National Natural Science Foundation of China(51678505).

作者简介: 杨飞(1980-), 男, 重庆人, 教授, 博士.

*通信作者: huoyamin@163.com

relatively easy to be mixed with the non-motorized modes. The maximum error of mode transfer time is within 13 minutes, which might still be informative compared with traditional manual questionnaire surveys.

Keywords: intelligent transportation; transportation mode recognition; support vector machine; GPS trajectory data; genetic algorithm; frequency domain feature

0 引言

传统居民出行调查方法已经越来越难以满足当前交通规划和政策制定的需要.近年来基于手机信令数据的交通信息采集技术受到广泛关注,但由于其较低的时空解析度,难以满足对个体交通方式等微观出行参数的提取.研究证明基于GPS轨迹数据的交通调查技术在精细化出行链信息提取上有较大优势^[1].

上世纪九十年代,已有学者开展利用手持GPS仪器进行交通调查的实地研究,提出一些基于规则的方法,证明在交通方式提取中的有效性^[2].然而由于GPS仪器较为昂贵,将其大规模应用到居民出行调查中比较困难.智能手机的普及为研究注入新的活力.许多机器学习算法被应用到交通方式提取中,如贝叶斯网络^[3-6],随机森林^[4,6],人工神经网络^[6-7],支持向量机^[5-6,8],决策树^[4-6,8]等.在算法对比研究中,SVM相比于其他算法有更好的整体应用效果^[5-6,8-9].

已有研究很少关注高峰拥堵状态下的交通方式识别效果.道路交通状态是影响交通方式识别效果的主要因素^[9].不同交通状态下车辆速度特征呈现较大差异.例如小汽车拥堵时容易间断性停车,与公交车在站点停靠的特征更加相似;在道路严重拥堵时,机动车运行比较缓慢,其速度特征与非机动车甚至步行类似.因此GPS轨迹数据在不同交通状态下的应用效果有待验证.

另外,由于公交车和小汽车相似的运行速度特征,当前研究使用的机器学习算法的识别精度仍有待进一步提升.交通方式识别的难点主要因为受到复杂交通环境(如交通拥堵或交叉口)的影响,小汽车运行速度的降低使其时域属性与公交车更加相似.一些研究指出,时域中的信息缺失有可能在频域中得到一定的弥补^[8].通过研究GPS数据的频域属性有望使识别精度得到进一步提升.

综上所述,本文使用GPS轨迹数据识别常见的4种交通方式,提出基于SVM的输入属性和参数的优化方法,在传统时域属性基础上加入基于

STFT的频域属性,并利用GA对SVM的重要参数联合优化,探究不同交通状态下交通方式的识别效果.

1 交通方式识别方法

交通方式识别方法分为3步:首先,使用STFT构建新的输入属性;然后,利用GA对SVM模型参数进行优化;最后,构建优化的SVM分类器用于交通方式识别.流程如图1所示.

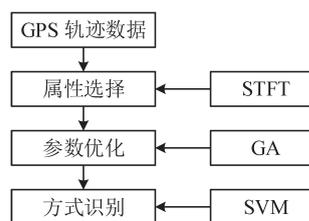


图1 方法论流程

Fig. 1 Procedure of methodology in this paper

1.1 基于STFT的输入属性选取方法

SVM的输入属性选取直接影响算法的应用效果.本文选取GPS数据的速度和加速度的衍生属性作为SVM的输入属性.其中,加速度值来源于计算相邻时刻速度差.借鉴信号分析方法将输入属性分为两类:频域属性和时域属性.

频域属性通过STFT分解速度和加速度值获取,可以较好地描述信号的时频局域特性^[10],计算公式为

$$\text{STFT}_x(n, \omega) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)w(m-n)\exp(-j\omega m) \quad (1)$$

式中: $x(m)$ 为单位时间窗口 T 内速度或加速度值; m 为信号的时间轴; n 为截取的时间窗口在时间轴上的位置; $w(\cdot)$ 为窗函数,取长度为 T 的Hamming窗; ω 为数字频率,取1 Hz; j 为虚数单位.

STFT将速度和加速度数据的离散时间信号以窗口为单位转换为一系列不同频率的正弦波.每一个正弦波表示一个频率分量,其在频谱上的峰值即为当前窗口下的频域属性.以速度值转换

后得到的各窗口下峰值最高频域属性为例,不同交通方式的速度和频域值波动特征如图2所示.可以看出,由于受到交叉口或交通拥堵等因素的影响,不同交通方式的速度会出现较大程度的波动,尤其是公交车和小汽车,但其对应的频域属性波动则较为平缓,且不同方式的频域值处于不同的区间.这表明:频域属性在一定程度上弥补由于速度波动对交通方式感知所带来的偏差,从频域视角保留交通方式的运行特征.

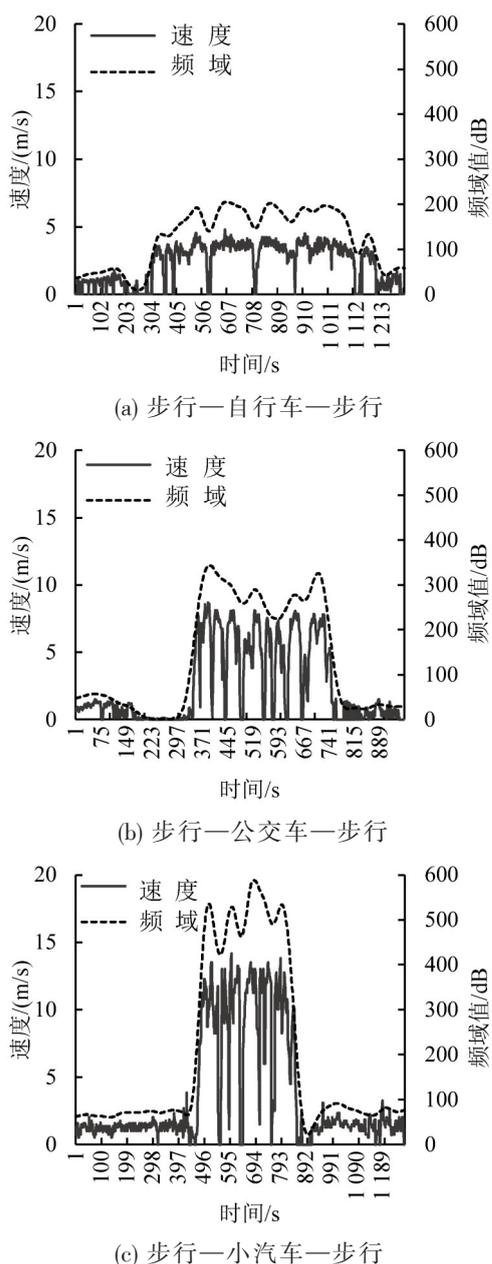


图2 不同交通方式的最高频域属性波动特征

Fig. 2 Fluctuation characteristic of highest frequency domain feature of different transportation modes

将速度和加速度数据转换到频域后,观察测

试发现绝大多数信息包含在各自的前6个结果分量里,即信号在频域中振幅最高的6个.分别使用速度和加速度的前6个分量振幅作为新的独立输入属性,生成12个频域属性.

时域属性描述物理信号在时间轴上的变化特性.参考已有研究^[5-6],考虑到不同交通方式速度和加速度的峰值、平均值以及波动性的差异性,选取单位时间窗口 T 内的速度和加速度均值 $\text{mean}(v^{(t)})$ 和 $\text{mean}(a^{(t)})$,最大值 $\text{max}(v^{(t)})$ 和 $\text{max}(a^{(t)})$,方差值 $\text{var}(v^{(t)})$ 和 $\text{var}(a^{(t)})$ 作为SVM的6个时域输入属性.其中, $v^{(t)}$ 和 $a^{(t)}$ 分别表示为时间窗口长度 T 下的速度值和加速度值.

时域属性与频域属性合并,组成18个输入属性.

1.2 基于SVM的交通方式识别

SVM建立在统计学理论和结构风险最小原理基础上,将属性向量映射到更高维的空间里,在这个空间里建立一个最大间隔超平面,通过寻找方向合适的分隔超平面,使不同类别中的样本位置和这个超平面的距离最大化,能够有效解决非线性、高维度的分类问题^[9].其主要函数和约束条件为

$$\min_{w, b, \xi} \left(\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{n=1}^N \xi_n \right) \quad (2)$$

$$y_n [w^T f(x_n) + b_{\text{SVM}}] \geq 1 - \xi_n, n = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$\xi_n \geq 0, n = 1, \dots, N \quad (4)$$

式中: x_n 为包含不同输入属性(如 $\text{mean}(v^{(t)})$)的第 n 个观测值; y_n 为第 n 个观测值的交通方式; w 为不同类别决策边界参数; w^T 为 w 的转置; C 为惩罚系数; ξ_n 为边界误差松弛因子; b_{SVM} 为决策边界函数截距; N 为样本总数量; $\phi(x_n)$ 为核函数,其作用是将低维非线性数据映射到高维空间,使得数据线性可分.选取普适性更强的径向基核函数,表达式为

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) = \exp \left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (5)$$

式中: σ 为核参数,与惩罚系数 C 均为影响SVM分类效果的重要参数.

1.3 基于GA的参数优化方法

SVM中惩罚因子 C 和核参数 σ 对于出行方

式识别有直接影响,选用启发式搜索的GA对训练参数 C 和 σ 进行联合优化,以达到更加理想的出行方式分类效果.GA是借鉴自然遗传选择的随机搜索最优化算法,根据自主确定的适应度函数并通过遗传中的选择、交叉和变异对参数个体进行筛选,达到更优的参数组合^[1],流程图如图3所示,优化方法步骤如下:

Step 1 随机选取70%的手机GPS数据作为训练集,另外30%作为测试集.为降低不同输入属性之间由于单位量级不同造成的对出行方式识别精度的影响,对所有初始输入属性进行min-max标准化处理,将各输入属性无量纲化在[0,1]区间.

$$x_{ai} = \frac{x_i - x_{i-\min}}{x_{i-\max} - x_{i-\min}} \quad (6)$$

式中: x_i 和 x_{ai} 分别为归一化前、后的输入属性特征值; $x_{i-\min}$ 和 $x_{i-\max}$ 分别为第 i 个属性特征归一化前的特征最小值和最大值.

Step 2 随机生成 C 和 σ 30次,并将它们编码成为二进制.每一组两个参数构成的二进制组合视为一个个体的DNA,即生成30个个体种群.

Step 3 SVM模型被用来检测每个个体的存活可能性,即适应度.将5折交叉验证精度作为适应度函数.即,如果由 C 和 σ 组成的个体能够在SVM模型中获得更高的识别精度,它的存活几率也将更高.

Step 4 通过经典的GA遗传选择过程:“选择-交叉-变异”,对个体进行筛选.确定种群大小、迭代次数、交叉概率和变异率等GA参数.通过多次遗传选择,能够获得更高精度的个体将存留.其中达到最高识别精度的个体作为最优参数组合 $S_{opt} = (C, \sigma)$.

2 数据采集实验

2.1 数据采集

利用自主开发的智能手机APP进行数据采集,包括:GPS数据、三轴加速度、陀螺仪等多种类型数据,采集频率为每秒一次.实地数据采集在中国成都市多种不同类型的道路上进行.2015—2018年期间,超过100位志愿者参与数据采集实验,出行方式包括:步行、自行车、公交车和小汽车4种.

由于在地下缺失GPS信号,因此未安排地铁出行数据采集.同时,将道路交通状态分为3种,包括:畅通状态、一般拥堵状态和高峰严重拥堵状态.根据美国交通研究委员会编写的《道路通行能力手册》,3种状态分别对应A-B级、C-D级和E-F级服务水平.出行试验过程中,要求志愿者同步记录出行日志,包括:出行停留点、出行方式、出行方式换乘时刻等信息,作为算法评估的真实数据.最终,共有超过2 960 h、106 560 00条数据记录被采集到,数据格式样例如表1所示.

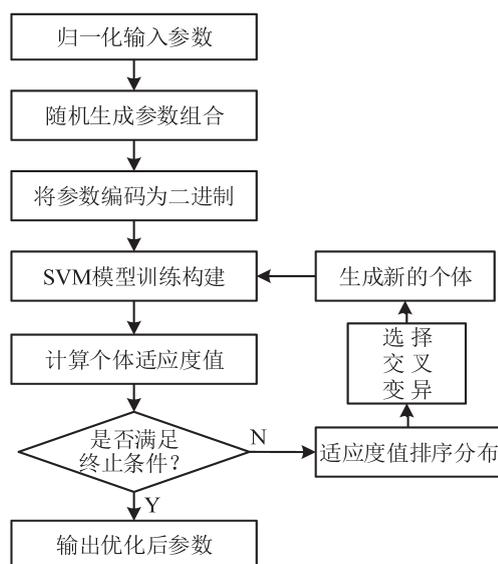


图3 基于GA的SVM参数优化

Fig. 3 SVM parameter optimization based on GA

表1 手机APP采集数据样例

Table 1 An example of collected data from smartphone APP

用户名	日期	时间	经度/(°)	
1010	2017/5/14	17:23:03	104.069 9	
1010	2017/5/14	17:23:04	104.069 9	
用户名	纬度/(°)	海拔/m	速度/(m/s)	X-Acc/(m/s ²)
1010	30.712 78	387.8	3.45	1.65
1010	30.713 12	394.8	3.23	1.45
用户名	Y-Acc/(m/s ²)	Z-Acc/(m/s ²)	X-Rad/(°)	Y-Rad/(°)
1010	5.34	8.65	-0.006 4	0.001 57
1010	5.45	8.24	-0.008 2	0.001 32
用户名	Z-Rad/(°)	行进方向/(°)	LAC	CID
1010	0.002 45	62.95	33 297	93 137
1010	0.002 54	65.48	33 297	93 137

注:Acc为加速度值;Rad为陀螺仪值;LAC为基站位置区编号;CID为基站小区编号

2.2 数据特征分析

在GPS轨迹数据中,不同交通方式速度特征

的差异是方式识别的关键.例如,步行和自行车的速度通常为5 km/h和18 km/h,公交车和小汽车正常行驶时超过25 km/h.道路交通状态很大程度上影响机动车的运行特征,从而会对交通方式识别产生干扰.图4为不同交通状态下“步行—公

车—步行”出行模式的速度特征.可以看出,随着拥堵程度的加剧,公交车整体运行速度下降,启停频率增加,更容易发生较长时间低速运行甚至停车现象,与非机动化方式更加相似.

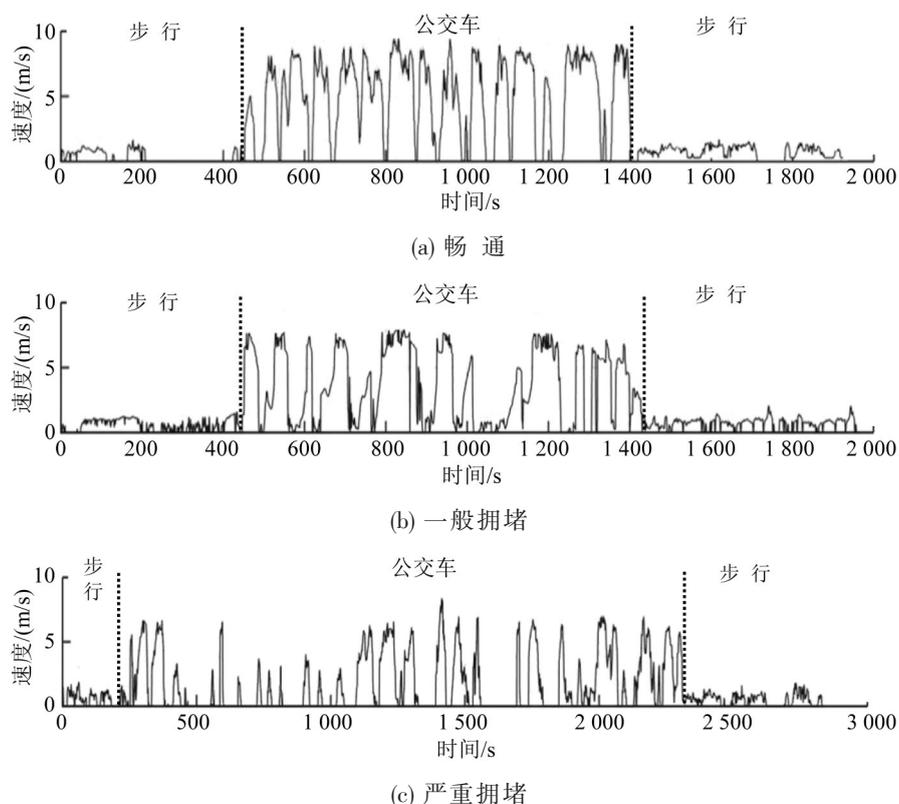


图4 不同交通状态下“步行—公交车—步行”出行方式速度特征

Fig. 4 Speed characteristic of “walk-bus-walk” mode under different traffic conditions

3 模型验证与结果分析

3.1 参数寻优和模型验证

根据已有研究和重复试验,时间窗口长度 T 取值为 $60\text{ s}^{[6-7]}$.使用matlab进行GA-SVM模型的建立和训练,设置GA寻优算法中:最大遗传代数为55,种群数量为30,交叉概率为0.9,变异概率为0.05,以SVM五折交叉验证整体识别精度作为适应度值.GA参数寻优过程如图5所示.可以看出,GA适应度随着进化代数的增加逐渐提高,由于变异概率等随机因素影响,虽然平均适应度一直波动,但在第24代以后最佳适应度收敛至稳定值,平均适应度整体趋于稳定,最终得到最佳惩罚参数 $C_{\text{opt}}=354.6$,最佳核参数 $\sigma_{\text{opt}}=0.367$.

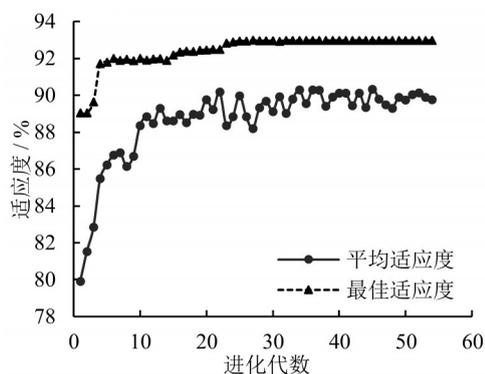


图5 GA-SVM适应度变化曲线

Fig. 5 Fitness changing curves of GA-SVM

为验证加入频域属性的有效性,对仅使用传统时域属性和加入频域属性组成的18个合并属性的识别结果进行对比,结果如图6所示.可以看出,相比于只使用时域属性,加入频域属性后的4种出

行方式的识别精度均有一定程度提升,尤其对公交车和小汽车这两种机动化方式,提高约7%的识别正确率.

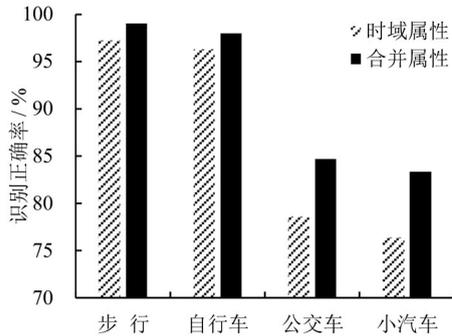


图6 时域属性和合并属性识别正确率

Fig. 6 Recognition accuracy of using time domain and pooled features

3.2 交通方式识别结果分析

表2为不同交通状态下各交通方式的识别结果.由于步行和自行车几乎不受交通拥堵影响,因此,不做交通状态区分,识别正确率分别达到99.2%和97.7%.机动车的识别正确率对交通状态有着较强的敏感性:在道路畅通状态下,公交车和小汽车几乎自由流运行,识别精度均在91%以上;在道路一般拥堵状态时,由于小汽车的整体运行速度降低,公交车和小汽车之间更加容易互相混淆,使得二者识别正确率下降,但仍然在83%以上;当道路严重拥堵状态时,由于机动车运行速度较慢甚至较长时间停车,更加易与非机动化方式相混淆,分别有31.3%和33.9%的公交车和小汽车被识别为非机动化方式,识别效果不理想.

表2 不同交通状态下交通方式识别正确率统计结果

Table 2 Statistical result of trip mode detection accuracy under different traffic conditions

交通状态	交通方式	识别结果/%				正确率/%
		步行	自行车	公交车	小汽车	
畅通	步行	99.2	0.8	0	0	99.2
	自行车	0.6	97.7	0.9	0.8	97.7
	公交车	0	1.4	92.5	6.1	92.5
	小汽车	0	0.4	8.3	91.3	91.3
一般拥堵	公交车	0.8	2.4	85.4	11.4	85.4
	小汽车	0.4	3.3	12.7	83.6	83.6
严重拥堵	公交车	18.7	12.6	58.2	10.5	58.2
	小汽车	17.6	16.3	11.4	54.7	54.7

3.3 交通方式转换点识别结果分析

交通方式转换点,即通常说的上、下车时刻,是交通调查的重要内容.一次完整的出行通常以“步行—M—步行”模式进行,统计步行和机动化方式M间的转换点识别误差,如表3和图7所示.在道路畅通状态下,公交车和小汽车方式转换点识别效果理想,所有识别误差均在30s以内,平均识别误差分别为7.3s和5.6s;在道路一般拥堵状态时,转换点识别误差有较为明显上升,公交车和小

汽车分别有17.1%和20.9%的误差值超过30s,平均误差在35s以内;当交通状态达到严重拥堵状态时,转换点识别误差大幅度增加,公交车和小汽车的平均误差分别由30.1s和34.9s增加至168.6s和228.3s,这是由于道路严重拥堵时,车辆间跟驰距离通常很小,上、下车前后,车辆路边等待停靠和低速行驶时间较长,容易被识别为步行.最大识别误差在13min以内,相比于基于主观回忆的人工问卷交通调查,结果能为交通调查提供参考.

表3 不同交通状态下交通方式转换点识别误差区间分布

Table 3 Interval distribution of mode transfer time recognition error under different traffic conditions

转换方式	交通状态	绝对误差分布/%				平均误差/s
		(0, 10] s	(10, 20] s	(20, 30] s	>30 s	
步行—公交车—步行	畅通	90.2	7.9	1.9	0	7.3
	一般拥堵	50.5	20.5	11.9	17.1	30.1
	严重拥堵	11.1	6.8	10.1	72	168.6
步行—小汽车—步行	畅通	91.2	6.7	2.1	0	5.6
	一般拥堵	51.2	15.8	12.1	20.9	34.9
	严重拥堵	12.7	4.2	12.7	70.4	228.3

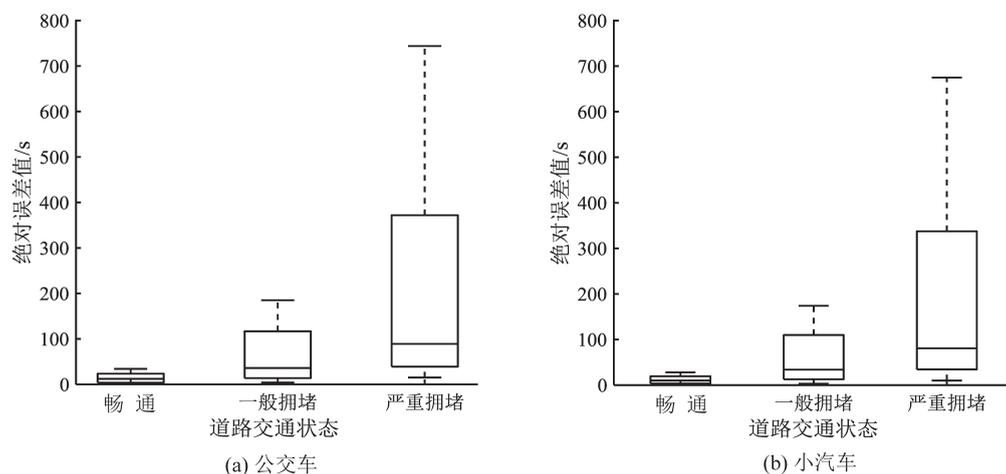


图7 不同交通状态下交通方式转换点识别误差箱线图

Fig. 7 Boxplots of mode transfer time detection errors under different traffic conditions

4 结论

本文提出GA-SVM的交通方式识别优化方法,加入STFT生成的频域属性,在已有研究的基础上进一步优化影响SVM分类效果的输入属性和参数.对不同交通状态下交通方式和交通方式转换点的识别效果做深入分析.结果表明,频域属性的加入对交通方式识别精度有明显提高;在道路严重拥堵时,尽管交通方式识别效果不理想,但交通方式转换点识别结果相比于基于主观回忆的人工调查的较高误差仍然有一定参考价值.

基于GPS轨迹数据的交通调查技术在道路严重拥堵时的识别效果需要进一步提高,未来将融合手机信令数据等多源数据对出行OD等交通参数进行识别,为手机数据在交通调查中的实际应用提供技术支撑.

参考文献:

- [1] YUE Y, LAN T, YEH A G O, et al. Zooming into individuals to understand the collective: A review of trajectory-based travel behaviour studies[J]. *Travel Behaviour and Society*, 2014, 1(2): 69-78.
- [2] GONG H, CHEN C, BIALOSTOZKY E, et al. A GPS/GIS method for travel mode detection in New York city [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2012, 36(2): 131-139.
- [3] XIAO G, JUAN Z, ZHANG C. Travel mode detection based on GPS track data and bayesian networks[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2015, 54: 14-22.
- [4] STENNETH L, WOLFSON O, YU P S, et al. Proceedings of the ACM international symposium on advances in geographic information systems: Transportation mode detection using mobile phones and GIS information[C]. New York, USA: Association for Computing Machinery, 2011.
- [5] ZHENG Y, LIU L, WANG L, et al. Proceeding of the 17th international conference on world wide web: Learning transportation mode from raw GPS data for geographic applications on the web[C]. New York, USA: Association for Computing Machinery, 2008.
- [6] YANG F, YAO Z, CHENG Y, et al. Multimode trip information detection using personal trajectory data[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations*, 2016, 20(5): 449-460.
- [7] YANG F, YAO Z, JIN P J. GPS and acceleration data in multimode trip data recognition based on wavelet transform modulus maximum algorithm[J]. *Transportation Research Record*, 2015, 2526: 90-98.
- [8] REDDY S, MUN M, BURKE J, et al. Using mobile phones to determine transportation modes[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2010, 6(2): 1-27.
- [9] JAHANGIRI A, RAKHA H A. Applying machine learning techniques to transportation mode recognition using mobile phone sensor data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(5): 2406-2417.

行为更易导致交通流震荡.

这些结果深化了城市交通流动态演化规律,为交通信息服务和交通管理政策提供了理论支撑.本文网络流演化模型依据路径建立.枚举路径是一项繁重的任务.未来可建立路段依据模型,以避免此问题.

参考文献:

- [1] 阎昊,刘诗序,杨少辉,等. ATIS环境下的网络交通流逐日动态演化研究[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2018, 46(5): 718-723. [YAN H, LIU S X, YANG S H, et al. Day-to-day dynamic evolution of network traffic flow under ATIS[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2018, 46(5): 718-723.]
- [2] BEN-ELIA E, AVINERI E. Response to travel information: A behavioural review[J]. Transport Reviews, 2015, 35(3): 352-377.
- [3] CHENG L, LOU X, ZHOU J, et al. A mixed stochastic user equilibrium model considering influence of advanced traveller information systems in degradable transport network[J]. Journal of Central South University, 2018, 25(5): 1182-1194.
- [4] BIFULCO G N, CANTARELLA G E, SIMONELLI F, et al. Advanced traveller information systems under recurrent traffic conditions: Network equilibrium and stability[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 92: 73-87.
- [5] BEN-ELIA E, DI PACE R, BIFULCO G N, et al. The impact of travel information's accuracy on route choice [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 26: 146-159.
- [6] CHEN P S, SRINIVASAN K K, MAHMASSANI H S. Effect of information quality on compliance behavior of commuters under real-time traffic information[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 1999, 1: 53-59.
- [7] LIU W, LI X, ZHANG F, et al. Interactive travel choices and traffic forecast in a doubly dynamical system with user inertia and information provision[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2017, 85: 711-731.
- [8] 楼小明. 路网交通流演化模型及其贝叶斯推断[D]. 南京: 东南大学, 2017. [LOU X M. Transport network flow evolution models with Bayesian inference[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.]
- [9] HUANG H J, LIU T L, YANG H. Modeling the evolutions of day-to-day route choice and year-to-year ATIS adoption with stochastic user equilibrium[J]. Journal of Advanced Transportation, 2008, 42(2): 111-127.
- [10] 魏芳芳. 基于出行者学习行为的网络交通流演化研究 [D]. 天津: 天津大学, 2016. [WEI F F. The day-to-day traffic dynamics based on travelers' learning behaviors [D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.]
- [10] ASHQAR H I, ALMANNA M H, ELHENAWY M, et al. Smartphone transportation mode recognition using a hierarchical machine learning classifier and pooled features from time and frequency domains[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(1): 244-252.
- [11] 袁玉萍, 胡亮, 周志坚. 基于遗传算法对支持向量机模型中参数优化[J]. 计算机工程与设计, 2008(19): 136-138. [YUAN Y P, HU L, ZHOU Z J. Optimizing parameters of support vector machine's model based on genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2008(19): 136-138.]

上接第 89 页