

基于射频数据的道路交通流路径识别优化模型

任其亮^{*1}, 徐韬^{1,2}, 程龙春²

(1. 重庆交通大学, 重庆 400074; 2. 重庆市市政设计研究院有限公司, 重庆 400020)

摘要: 针对非RFID(Radio Frequency Identification)覆盖道路交通流路径识别误差较大等问题, 本文提出基于FCD(Floating Car Data)校核下RFID道路断面交通流路径识别优化组合模型。首先, 利用平移不变小波变换将RFID初始数据切分为可追溯交通流、非追溯交通流及随机项; 然后, 根据统计路段中浮动车数量将路段分为Full、Defect、Null这3类, 并建立FCD-RFID追溯路径模型识别可追溯交通流路径构成, 同时, 提出考虑出行时间、道路等级和驾驶偏好因素的综合成本阻抗效用函数, 通过路径感知随机用户平衡分配模型估算非追溯交通流与随机项路径; 最后, 通过路径叠加识别断面交通流最终路径构成。结果表明: 相较于单一RFID交通流路径识别, 组合模型具有更高精度, MAE(Mean Absolute Error)为72辆, 较单一RFID算法下降62.5%, MRE(Mean Relative Error)为9.5%, 下降72.2%; 在非RFID覆盖校核道路中, 组合模型MRE为13.3%, 较单一RFID算法下降82.0%, 有效验证了本文模型的可行性及适用性。

关键词: 交通工程; 路径识别; FCD-RFID; 道路交通流; 综合成本阻抗

An Optimization Model of Road Traffic Flow Path Identification Based on RFID Data

REN Qi-liang^{*1}, XU Tao^{1,2}, CHENG Long-chun²

(1. Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. Chongqing Municipal Design and Research Institute limited Company, Chongqing 400020, China)

Abstract: To reduce the error of traffic flow path identification on non-RFID (Radio Frequency Identification) covered roads, an optimization model of traffic flow path identification on RFID roads is proposed based on Floating Car Data (FCD) verification. Firstly, the initial RFID data is categorized into traceable traffic flow, non-traceable traffic flow, and random items by TIDWT. According to the number of floating cars in the statistical section, the road is classified into three categories: Full, Defect, and Null. A FCD-RFID tracing path model is established to identify the composition of traceable traffic flow paths. At the same time, a comprehensive cost function is proposed that considers travel time, road grade, and driving preference. The non-traceable traffic flow and random items path are estimated by RPL-O-SUE. Finally, the final path composition of road section traffic flow is identified by path superposition. The results show that, compared with the single RFID traffic flow path recognition, the combined model has higher accuracy. The Mean Absolute Error (MAE) is 72 vehicles, which is 62.5% lower than the single RFID algorithm, and the Mean Relative Error (MRE) reaches 9.5%, which is 72.2% lower than the single RFID algorithm. In the non-RFID covered roads, the MRE of the combined model is 13.3%, which is 82.0% lower than that of the single RFID algorithm, showing feasibility and applicability of the model.

Keywords: traffic engineering; path identification; FCD-RFID; road traffic flow; comprehensive cost impedance

0 引言

相较于单一车辆路径识别, 道路断面交通流路

径识别更能反映道路流量走向、车流构成等出行特征, 因而广泛应用于道路前期论证、交通组织优化

收稿日期: 2022-02-14

修回日期: 2022-05-02

录用日期: 2022-05-17

基金项目: 国家自然科学基金/National Social Science Fund of China(21BJY038)。

作者简介: 任其亮(1978-), 男, 山东莱芜人, 教授, 博士。

*通信作者: cqqrql@126.com

外地车比例为 6.3%~7.5%之间,本文取 $\alpha=7\%$,计算出 $q_{(i,j)}''$ 为

$$q_{(i,j)}'' = \left[\frac{q_{(i,j)}''}{\bar{q}_{\text{SUE}}} (q - \bar{q}) + \bar{q}_{(i,j)} \right] \cdot (1 + \alpha) \quad (3)$$

2 模型建模

2.1 TIDWT 切分 RFID

按周期时长 1 min 统计建立追溯目标断面 RFID 交通流时间序列,利用 TIDWT 将 RFID 交通流数据切分为平稳项和随机项,TIDWT 未筛选出具体车辆 ID 信息,故需先将随机项数值匹配至 RFID 车辆 ID 进而筛选出噪声车辆 ID,步骤如下。

Step 1 利用 TIDWT 切分出平稳项和随机项并向下取整。

Step 2 计算统计周期内每辆车与前一辆车通过 RFID 监测点时间间隔与平均时间间隔差值绝对值,按降序排列,根据 Step 1 计算的该统计周期内噪声车辆总数,由大到小筛选出该周期内同数量的噪声车辆 ID。

Step 3 重复 Step 2 筛选出每个统计周期内噪声车辆 ID 并剔除,即得到平稳项数据。

2.2 FCD-RFID 追溯路径模型

利用 FCD(本文为出租车 GPS 数据)计算路段实时动态行程车速,进而标定路段 s 估计行程时间 t'_s (点 j 到点 $j+1$ 中路段 s 估算行程时间),通过累计求和得到该路径估计行程时间 $T_{(j,j+1)}^{(i,m)}$,将所有路径行程时间和 RFID 监测起讫点实际行程时间绝对误差最小路径作为估计路径,以间隔时间绝对误差最小为目标建立目标函数为

$$\min f(m) = \left| t_{(i,j+1)} - t_{(i,j)} - T_{(j,j+1)}^{(i,m)} \right| \quad (4)$$

式中: $T_{(j,j+1)}^{(i,m)}$ 为车辆 i 在点 j 到点 $j+1$ 间第 m 条路径估算行程时间。

根据浮动车在统计时间路段中数量 q_s 将路段分解为 Full 型 ($q_s \geq 3$)、Defect 型 ($1 \leq q_s \leq 2$)、Null 型 ($q_s = 0$) 这 3 类。

(1) Full

该类型路段估计行程时间 t'_s 数值等于通过 FCD 计算出的行程时间,即

$$t'_s = t_{(\text{FCD},s)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{l_s}{l_{i(o,d)}} (t_{(i,d)} - t_{(i,o)}) \quad (5)$$

式中: t'_s 为路段 s 估计行程时间; $t_{(\text{FCD},s)}$ 为基于 FCD 计算行程时间; l_s 为路段 s 里程; $l_{i(o,d)}$ 为第 i 辆浮动车

行驶里程(出租车每 15 s 返回一次数据信息); $t_{(i,d)}$ 为第 i 辆浮动车在该路段终点时间; $t_{(i,o)}$ 为起点时间; n 为统计时间内浮动车数量。

当该路段里程小于浮动车在 15 s 内行驶里程时,则将起点和终点顺延至前路段和后路段,并参照式(5)计算路段实际行程时间。

(2) Defect 型

t'_s 为 $t_{(\text{FCD},s)}$ 及通过历史 FCD 计算的行程车速 $t'_{(\text{FCD},s)}$ 加权求和值,令 $t'_s = \alpha t_{(\text{FCD},s)} + \beta t'_{(\text{FCD},s)}$, α 、 β 为待定权重系数。

(3) Null 型

t'_s 为 $t'_{(\text{FCD},s)}$ 及该统计时段内道路等级自由流车速下行时间加权求和值,令 $t'_s = \alpha_1 t'_{(\text{FCD},s)} + \beta_1 l_s / v'_i$, v'_i 为该时段内该类型等级道路自由流车速(道路等级分为快速路、主干路、次干路、支路这 4 类), α_1 、 β_1 为待定权重系数。

2.3 基于综合成本阻抗的 RPL-O-SUE 模型

通过基于综合成本阻抗的 RPL-O-SUE 交通分配模型求解断面交通流中的非追溯交通流及随机项,传统效用函数多以出行时间成本进行标定,但未考虑道路品质和驾驶惯性。本文综合考虑出行时间、道路等级和驾驶偏好因素,将出行者决策类型分为成本决策、认知决策和惯性决策这 3 类,通过相继平均法求解^[9],并采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为收敛准则进行收敛性判断,则路径 k 效用函数 $F_{(rs,k)}$ 为

$$F_{(rs,k)} = -(\lambda_1 c_{(rs,k)} + \lambda_2 g_{(rs,k)} + \lambda_3 o_{(rs,k)}) \quad (6)$$

式中: $F_{(rs,k)}$ 为路径 k 的效用函数; $c_{(rs,k)}$ 为路径 k 出行时间成本特征值; $g_{(rs,k)}$ 为路径 k 认知决策特征值; $o_{(rs,k)}$ 为路径 k 惯性决策特征值; λ_1 、 λ_2 、 λ_3 均为待定参数,且 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。

$c_{(rs,k)}$ 为出行时间成本函数,本文不再赘述, $g_{(rs,k)}$ 由路径道路等级确定,判断模型为

$$g_{(rs,k)} = \begin{cases} 30, & k \text{ 为高速路或快速路} \\ 60, & k \text{ 为主干路} \\ 75, & k \text{ 为次干路} \\ 100, & k \text{ 为支路} \end{cases} \quad (7)$$

对于该路径包含多个路段且涉及多类道路等级时,根据路段里程占该路径总里程比例进行求和运算, $g_{(rs,k)} = \frac{1}{l_k} (l_{k_1} \cdot g_{(rs,k_1)} + l_{k_2} \cdot g_{(rs,k_2)} + \dots + l_{k_n} \cdot g_{(rs,k_n)})$, l_k 为路径 k 总里程, n 为路径 k 所含路段总数量。

$o_{(rs,k)}$ 由历史出行次数确定,判断模型为

$$o_{(rs,k)} = 1 / \exp(t_{(rs,k)} / T_{rs}) \quad (8)$$

式中: $t_{(rs,k)}$ 为统计时段内起点 r 和终点 s 中选择路径 k 的出行次数; T_{rs} 为统计时段内起点 r 和终点 s 中出行总次数。

效用函数 $F_{(rs,k)}$ 反映了出行时间、道路等级和驾驶偏好对路径选择的影响程度,因此可通过计算上述因素重要性标定 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 。本文设计了Likert五分量表问卷调查表,组织223位驾驶员志愿者参与问卷调查,其中男性128位,占57.4%,女性95位,占42.6%。结果显示,出行时间、道路等级和驾驶偏好得分均值分别为4.5、2.0、1.3,重要性分别为0.56、0.26、0.16,由于驾驶偏好得分均值至少为1.0,相应其重要性至少为0.09,故可知驾驶偏好对驾驶员路径影响较小。为减少算法复杂度,本文在不考虑驾驶偏好影响下,出行时间、道路等级重要性分别为0.69、0.31,故本文 $\lambda_1=0.69$ 、 $\lambda_2=0.31$ 、 $\lambda_3=0$,同时在不考虑算法复杂度下,也可取 $\lambda_1=0.58$ 、 $\lambda_2=0.26$ 、 $\lambda_3=0.16$ 。

3 案例分析

3.1 数据基础

依托重庆市中心城区道路运行监测系统,目前已接入RFID监测点1154处,其中内环以内846处(73%),内环以外308处(27%),同时选取5条道路为校核路段,其中快速路2条,主干路3条。

3.2 断面交通流路径追溯过程

以大学城隧道为例进行交通流路径识别说明。选取数据质量较好的2021年6月3日8:00-9:00数据为样本数据,RFID显示高峰交通流为4172辆·h⁻¹,按1min周期统计出高峰小时交通流时间序列,利用TIDWT切分时间序列并统计出平稳项,剔除噪声车辆共76辆,有效样本车辆4096辆,如图2所示。

利用Transcad二次集成开发进行基于综合成本阻抗的RPL-O-SUE交通分配,耗时198s,经180次迭代后,目标函数为10050031.252, RMSE由初始1572.127减少为0.004, MRE由初始71.451%下降至0.498%, MRE小于0.500,达到算法收敛判定条件,收敛过程如图3和图4所示。

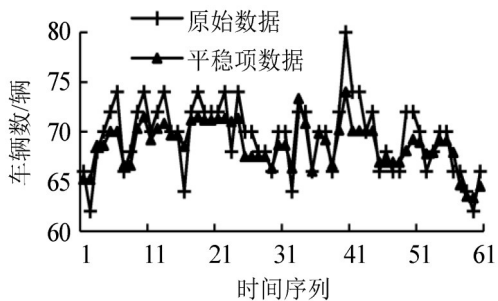


图2 TIDWT切分RFID平稳项数据
Fig. 2 RFID stationary item data after TIDWT

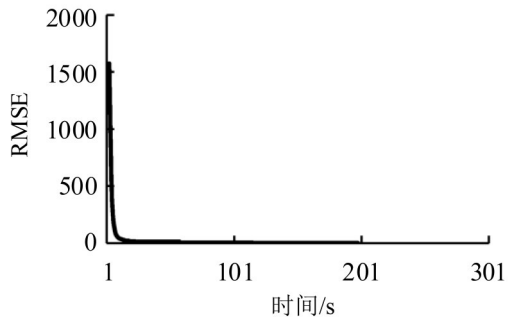


图3 改进SUE模型收敛速度示意图
Fig. 3 Schematic diagram of convergence speed of improved SUE model

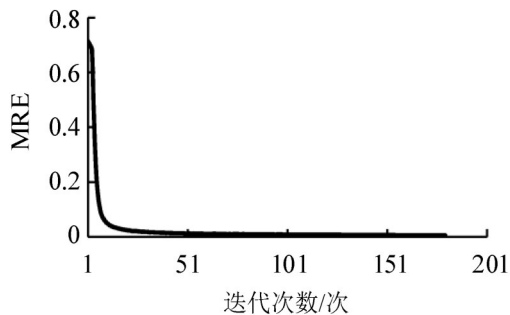


图4 改进SUE模型迭代统计示意图
Fig. 4 Iterative statistical diagram of improved SUE model

最终根据统计结果,单一RFID追溯交通流主要集中在大学城隧道两侧快速路、主干路等RFID点位覆盖道路,次干路、支路等RFID未覆盖道路基本无追溯交通流,如图5所示。经过组合模型统计的路径追溯交通流呈均衡分布,次干路、支路等非RFID覆盖路段均有追溯交通流,更加符合实际道路运行情况,如图6所示。

3.3 误差精度比较

选择同日时段,通过人工车牌对比法,利用视频监控记录车牌号码信息并统计识别车辆路径,筛选出西永大道等两侧衔接道路共12处人工监测点,其中RFID覆盖点位7处,未覆盖点位5处。

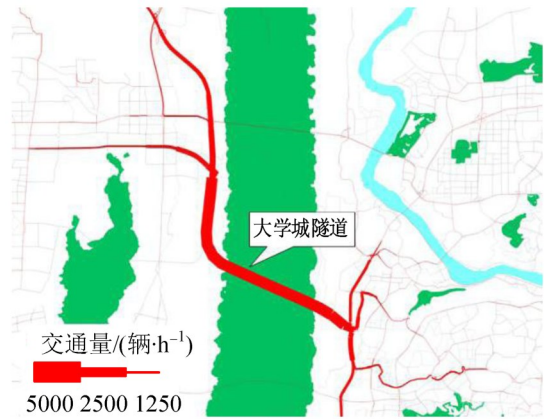


图5 大学城隧道单一RFID交通流路径追溯分析图
Fig. 5 Tracing analysis of traffic flow path on University City Tunnel by single RFID



图6 大学城隧道组合模型交通流路径追溯分析图
Fig. 6 Tracing analysis of traffic flow path on University City Tunnel by combination model

统计结果如表1所示,大学城隧道人工统计交

通量为4438辆·h⁻¹,RFID统计交通量为4172辆·h⁻¹,较人工统计低6.0%;组合模型考虑了外地车比例,断面交通量为4464辆·h⁻¹,与人工统计基本一致。交通流路径识别方面:单一RFID、组合模型在RFID覆盖路段MRE分别为8.0%、6.1%;非RFID覆盖点位中,单一RFID、组合模型MRE分别为73.6%、13.3%。组合模型在非RFID覆盖道路具有明显优势,单一RFID路径追溯交通量普遍低于人工统计,次支路选择倾向偏低。

本文通过单一RFID、组合模型(TIDWT前)误差分析验证FCD校核有效性,通过组合模型(TIDWT前)、组合模型误差分析验证TIDWT数据处理效用,因此可对三者进行误差对比分析。5条校核道路人工监测点总数量及RFID覆盖数量均一致,误差分析结果显示,组合模型MAE处于58~107辆之间,较单一RFID下降58.5%~65.4%,较未经TIDWT下降2.1%,MRE处于9.2%~10.1%之间,较单一RFID下降68.6%~76.8%,较未经TIDWT下降2.0%,如表2所示。单一RFID通过模型估算的行程时间求解有效路径,实际条件下行程时间受道路条件、驾驶行为影响,致使估算行程时间与实际行程时间存在一定误差,最终导致路径识别结果与现实偏差,通过FCD计算出的实际行程时间对模型估算行程时间进行校核修正,使之更加符合实际进而提升路径识别精度;TIDWT通过对原始数据进行去噪处理,减少了天气、设备误差等随机事件影响,进而提高组合模型识别精度。

表1 大学城隧道断面交通流路径追溯分析
Table 1 Details of tracing analysis of traffic flow path on University City Tunnel section

校核断面名称	人工统计 交通量	组合模型			单一RFID			RFID 是否覆盖
		交通量	MAE	MRE/%	交通量	MAE	MRE/%	
大学城隧道	4438	4464	26	0.6	4172	266	6.0	是
一纵线	843	794	49	5.9	401	442	52.4	否
西永大道	1623	1562	61	3.7	1537	86	5.3	是
渝遂高速	2815	2902	87	3.1	2635	180	6.4	是
学城大道	543	589	46	8.5	153	390	71.8	否
西园路	64	71	7	11.6	15	49	76.6	否
内环快速路(北)	995	879	116	11.7	958	37	3.7	是
内环快速路(南)	2310	2493	183	7.9	2197	113	4.9	是
梨高路	1133	1092	41	3.6	1017	116	10.2	是
杨梨支路	109	129	20	18.8	21	88	80.7	否
盘溪路	175	208	33	18.7	34	141	80.6	否
党校路	88	103	15	16.7	18	70	79.5	否

表2 模型误差明细

Table 2 List of all model errors

校核道路	单一RFID		组合模型(TIDWT前)		组合模型	
	MAE	MRE/%	MAE	MRE/%	MAE	MRE/%
大学城隧道	165	39.9	58	9.3	57	9.2
高家花园大桥	253	34.8	107	10.0	105	9.8
渝碚路	168	35.1	64	8.9	62	8.8
天马路	172	30.5	67	9.7	66	9.5
经纬大道	199	32.2	74	10.3	72	10.1

从模型计算时间看,单一RFID进行RPL-O-SUE交通分配耗时198 s,FCD-RFID组合模型共耗时276 s,较单一RFID耗时增加78 s,增长39.4%;与MAE、MRE下降约60%相比,组合模型虽然耗时有一定增长,但耗时增长幅度处于可接受范围内。

在RFID是否覆盖方面,组合模型在RFID覆盖监测点位中MRE为5.2%,此时快速路、主干路、次干路、支路识别精度基本一致,道路等级对识别精度影响较小,非覆盖监测点位为MRE13.3%,组合模型对于非覆盖监测点位仍具有较高估算精度;在不同道路等级方面,快速路、主干路、次干路、支路MRE分别为5.7%、6.6%、8.8%、14.6%,快速路估算精度最高,估算精度随道路等级提高而提高,如图7所示。

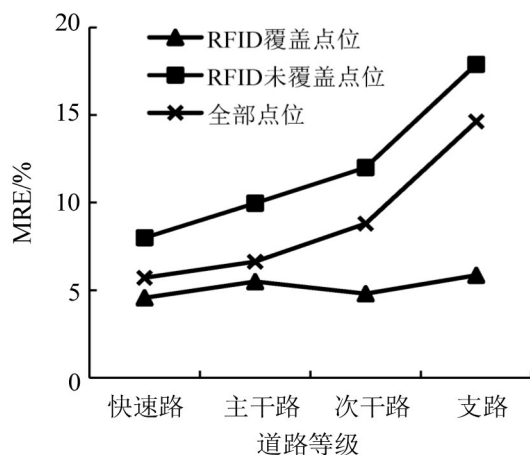


图7 组合模型不同道路等级校核路段MRE统计情况
Fig. 7 MRE statistics of checking road of different road grades with combined model

4 结论

本文基于RFID、FCD等交通大数据,利用TIDWT将RFID初始数据切分为可追溯交通流、非追溯交通流及随机项这3类,依托城市道路GIS路

网结合组合模型构建道路断面交通流路径识别体系。结果表明:

(1) 组合模型对道路交通流路径识别具有较高精度,MRE仅为9.5%,较单一RFID路径识别误差明显下降,非RFID覆盖道路MRE为13.3%,具备良好的适应性;

(2) 经TIDWT切分随机项后,组合模型估算精度有进一步提升,实用性更强;

(3) FCD数据通过校核修正估计行程时间,能有效提升交通流路径识别精度。

参考文献

- [1] 吴俊美. 基于RFID电子车牌数据的城市道路交通流特征参数预测研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2019. [WU J M. Research on characteristic parameter prediction of urban road traffic flow based on RFID electronic license plate data[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019.]
- [2] 杨冰健. 基于交通卡口数据的机动车轨迹提取与关键路段挖掘分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2020. [YANG B J. Extraction of vehicle trajectory and mining of key sections in road network based on traffic bayonet data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.]
- [3] 刘迎, 过秀成, 周润瑄, 等. 基于多源数据融合的干线公交车行程时间预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(4): 124-129. [LIU Y, GUO X C, ZHOU R X, et al. Travel time prediction of main transit line based on multi-source data fusion[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19(4): 124-129.]
- [4] 李军, 郭育炜, 叶威. 基于路段间转移概率的最优路径预测方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(1): 36-40. [LI J, GUO Y W, YE W. Predicting optimal route based on link-to-link transition probability[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(1): 36-40.]
- [5] 潘义勇, 陈璐, 孙璐. 随机交通网络约束最可靠路径问题[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(2): 116-121. [PAN Y Y, CHEN L, SUN L. Constrained reliable

- shortest path problem in stochastic traffic network[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018, 18(2): 116–121.]
- [6] 吴金锁. 基于RFID数据的车辆运行轨迹分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2019. [WU J S. Analysis of vehicle trajectory based on RFID data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.]
- [7] 肖清榆. 基于联网收费数据的高速公路收费路径识别方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020. [XIAO Q Y. Extraction of vehicle trajectory and mining of key sections based on traffic bayonet data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.]
- [8] 李琰, 隋修武. 基于平移不变小波变换的颈肩肌电信号去噪方法研究[J]. 生物医学工程研究, 2018, 37(1): 52–55. [LI Y, SUI X W. Research on denoising method of surface electromyography of neck-shoulder muscle signal based on translation invariant wavelet transform [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2018, 37(1): 52–55.]
- [9] 李雪飞. 基于扩展Logit的交通分配模型与算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014. [LI X F. Study on traffic assignment models and algorithms based on extended logit models[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.]

上接第 88 页

- [13] 马尚, 张蕊, 齐泽阳, 等. 对向行人避让与接触行为社会力模型改进研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(3): 63–67. [MA S, ZHANG R, QI Z Y, et al. Research on improvement of social force model of opposite pedestrian avoidance and contact behavior[J]. Computer Simulation, 2021, 38 (3): 63–67.]
- [14] 杨蕊. 城轨通道行人超越与对向避让模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014. [YANG R. The research of pedestrian overtaking and avoiding model in urban rail channel[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.]