

基于数据驱动的城市居民出行 OD 预测

杨明,周斯维,谷健

(长沙理工大学 交通运输工程学院,湖南 长沙 410114)

摘要:【目的】利用“大数据”对城市居民出行量(OD)的预测方法进行改进,以期改善传统城市居民出行调查方法费时、费力且准确度不高的问题,同时也为城市公共交通规划与管理提供可靠的数据支持。【方法】结合手机信令数据、公交 IC 卡、公交 GPS 以及地铁闸机数据的特点和优势,利用聚类分析等方法获取城市居民公共交通出行的 OD 矩阵,并利用小波神经网络结合优化后的鲸鱼算法(improved whale optimization algorithm-wavelet neural network, IWOA-WNN)对未来时段的出行 OD 矩阵进行预测。以长沙市为例,选取 60 d 晚高峰期间的原始数据,利用 IWOA-WNN 进行预测,并结合时间序列方法进行分析。【结果】与优化前的小波神经网络相比,IWOA-WNN 的预测结果更加贴近实际情况,精度达到了 93.36%。【结论】本研究提出的数据处理及预测方法具有更高的准确度。

关键词: OD 预测;大数据;小波神经网络;鲸鱼算法

中图分类号: V221.3

文献标志码: A

Traffic OD prediction of urban residents based on data driven

YANG Ming,ZHOU Si-wei,GU Jian

(School of Traffic and Transportation Engineering,Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: [Purposes] The paper explores the use of "big data" to innovate the prediction method of urban residents' travel volume (OD), improve the time-consuming, laborious and inaccurate problems of traditional urban residents' travel survey methods, and also provide reliable data support for urban public transportation planning and management. [Methods] Combining the characteristics and advantages of mobile phone signaling data, bus IC card, bus GPS and subway gate data, the OD matrix of urban residents' public transportation travel was obtained by cluster analysis and other methods, and the wavelet neural network combined with optimized whale algorithm (IWOA-WNN) was used to predict the travel OD matrix of future time period. Taking Changsha City as an example, the original data during the 60 d evening peak period were selected, the IWOA-WNN was used for prediction, and the time series method was combined for analysis. [Findings] Compared with the wavelet neural network before optimization, the prediction results of IWOA-WNN are closer to the actual situation, and the accuracy reaches 93.36%. [Conclusions] The methods of data processing and prediction proposed in this study have higher accuracy.

Key words: OD prediction; big data; wavelet neural network; whale algorithm

收稿日期:2021-08-27

基金项目:湖南省教育厅科学研究项目(20B009)

通信作者:杨明(1963—),男,教授,主要从事交通运输规划与管理、交通运输经济等方面的研究。E-mail:173827751@qq.com

投稿网址: <http://cslgxbzk.csust.edu.cn/cslgdxxbzk/home>

近年来,我国大力提倡城市绿色出行,交通运输部也先后提出发展绿色交通、建设低碳交通等理念。陈晓君等^[1]基于贝叶斯网络,以武汉市为例对城市居民的绿色出行做了系统描述。为缓解交通压力,提高城市道路资源的利用率,王佳等^[2]对公交线路信息点(point of information,POI)承载强度进行聚类分析,并结合实际公交运营情况,对常规公交线路的优化提供了新思路。

用传统方法进行人工出行方式调查获取居民出行数据,费时、费力还不够准确,也不能完全反映出城市居民的真实出行状况。学者们逐渐调整视野,改变数据获取方式,试图从手机信令、公交IC卡等与居民出行紧密相关的“大数据”中获取出行起止点的交通出行量OD。JAHANGIR等^[3]和SHAFIQUE等^[4]利用手机中的GPS和加速度等数据、BLOCK等^[5]利用手机中的传感数据和GPS数据,运用机器学习算法识别城市居民的出行方式,但因用户隐私及硬件设施等问题难以实施。卢生巧等^[6]利用卷积神经网络提取短时交通流数据的空间特征,并将结果输入到门控循环单元神经网络中,挖掘短时交通流数据的时间特征。韩艳等^[7]利用手机信令数据识别游客,识别精度达到了97.56%。周剑明等^[8]将手机信令数据与轨道交通线路相结合构建样本库,并根据当日交通流量数据特征,预测轨道交通的短时交通流量,但该模型受天气等外部条件影响较大,难以普及。陈小鸿等^[9]结合手机信令数据的优势与特点,利用手机信令数据对居民出行调查数据进行扩样。苏跃江等^[10]利用传统交通调查方法获取居民出行基本特征,并结合手机信令、公交IC卡、AFC系统、GPS等大数据的融合和挖掘,通过出行时间分布、OD分布和出行方式结构对居民的出行特征进行综合矫正分析。

手机信令数据虽具有样本多、覆盖面全和时间周期长等优点,学者们也尤为偏爱使用手机信令数据来分析城市居民的出行特征,但其精确程度取决于通信基站的密度,因而会造成较大的误差。基于此,本研究根据手机信令、公交IC卡、公交GPS和地铁闸机数据的特点和优势,分析城市居民出行OD研究的局限性,利用公交IC卡、公交GPS及地铁闸机数据对由手机信令数据获取的OD矩阵进行修正和补充。通过实例分析发现,

相比传统的人工出行方式调查方法,本研究提出的方法可得到更精确、更完善的城市居民出行OD。

1 数据获取

1.1 手机信令数据获取

相比传统的人工出行方式调查方法,通过从通信公司获取的经过脱敏的手机信令数据可以得到任意时刻用户的出行信息、居民的职住分布^[11]、全天出行OD^[12]和路径信息^[13];根据研究的需求,也可提取手机信令数据中的用户名、所在的经纬度、用户进入基站的时间以及停留时间。提取的信息样例见表1。

表1 手机信令数据格式
Table 1 Cellular signaling data format

用户ID	经度/(°)	纬度/(°)	进入基站的时间	停留时间/s
1	112.436 224	27.645 312	2021/3/2 8:42	28
2	113.854 934	27.865 335	2021/3/2 10:05	1 543
3	112.654 245	28.164 375	2021/3/2 13:37	87
:	:	:	:	:

1.2 公交IC卡及GPS数据获取

通过公交运营公司的公交IC卡刷卡记录可以获得乘客的上车时间及票务类型等数据,由此可以判定乘客的乘车时间及线路。结合公交GPS数据的特征,进而可以判断公交车的到站时间。根据两者的耦合性,以乘客的乘车距离及站点的吸引力作为下车的主要影响因素,从而建立下车站点预测模型^[14]。

公交IC卡刷卡记录包含卡号、线路、车牌号、刷卡时间等信息。根据研究需要,提取的信息样例见表2。

表2 公交IC卡数据格式
Table 2 Bus IC card data format

IC卡号	线路	车牌号	刷卡时间
0001	702	湘 A52434	2021/3/21 8:45:42
0002	702	湘 A52185	2021/3/21 9:42:37
0003	702	湘 A75826	2021/3/21 10:12:33
:	:	:	:

公交 GPS 数据主要包括 GPS 编号、信号接收时间、经纬度等信息。根据研究需要,提取的信息样例见表 3。

表 3 公交 GPS 数据格式
Table 3 Bus GPS data format

GPS 编号	信号接收时间	经度/(°)	纬度/(°)
0000001	2021/3/21 8:32:42	111.985 474	27.844 234
0000002	2021/3/21 9:23:35	112.351 234	27.854 531
0000003	2021/3/21 9:42:58	112.423 431	27.945 634
⋮	⋮	⋮	⋮

1.3 地铁闸机数据获取

由于地铁运营公司没有直接的站点 OD 数据,但可根据各站点闸机的基础数据建立相应算法,计算并推断出各站点之间的 OD 数据。地铁闸机基础数据包括:各站点闸机进出口乘客数、边门进出站人数、站点日收入等。从中筛选出需要的信息,见表 4。

表 4 地铁闸机基础数据
Table 4 Basic data of subway gates

车站	进站人数	边门进站人数	出站人数	边门出站人数	站点收入/元
尚双塘	45 896	243	45 682	124	104 512
中信广场	39 813	123	24 634	156	84 565
大托	34 687	154	53 482	153	78 564
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

在地铁换乘站可获取不同线路转入和转出的乘客数及所持票务类型。其中,普通成人单程票、普通成人储值票和城市通票为原价票,票价可从城市地铁票务价格表中获取;学生普通储值票、普

通储值卡、普通交通一卡通和电子票为打折票;老人储值票为免费票。普通乘次票比较特殊,且占据的比例不超过 0.001%,本研究不予考虑。筛选处理后的信息见表 5。

表 5 换乘站点数据
Table 5 Transfer station data

车站	换入线路	换出线路	普通票数	打折票数	免费票数	总计
溁湾镇	2 号线	4 号线	6 789	3 695	101	10 585
溁湾镇	4 号线	2 号线	5 803	3 446	95	9 344
长沙火车南站	2 号线	4 号线	7 942	1 595	85	9 622
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

2 数据处理

2.1 数据预处理

2.1.1 手机信令数据

从通信公司获取手机信令数据,对其进行预处理,去掉其中的噪音数据,消除“乒乓效应”^[15]和“漂移效应”^[16]带来的误差。将筛选处理后的信令数据按照时间进行排序,并将其命名为 Signal_{*n*}。将 Signal_{*n*} 发生的时间以 *t_n* 表示,并将由手机信令数据获取的 OD 矩阵记为 **A_{*m*×*m*}**。

2.1.2 公交 IC 卡和 GPS 数据

为提高预测结果的精度,需对采集的数据进行清洗、融合、变换和归约等预处理,矫正异常数据^[17]。提取出需要的公交 IC 卡和 GPS 基础数据,经融合后的数据格式见表 6。

表 6 公交 IC 卡和 GPS 数据融合后的格式
Table 6 Bus IC card and GPS data format after fusion

IC 卡号	车牌号	GPS 编号	刷卡时间	信号接收时间	经度/(°)	纬度/(°)
0001	湘 A52434	0000001	2021/3/21 8:45:42	2021/3/21 8:32:42	111.985 474	27.844 234
0002	湘 A52185	0000002	2021/3/21 9:12:37	2021/3/21 9:23:35	112.351 234	27.854 531
0003	湘 A75826	0000003	2021/3/21 9:42:33	2021/3/21 9:42:58	112.423 431	27.945 634
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

2.1.3 地铁闸机数据

为更加直观地在 OD 表中进行表述,将城市

地铁闸机按照线路的顺序对站点进行排序,1 号线的起始站点记为 1,后面的站点依次记为 2、3、⋯、

n 。将所有站点以数字进行标记,重复的站点(换乘站)以较小的数值为准,不重复标记。由公交 IC 卡、GPS 和地铁闸机数据获取的出行 OD 矩阵记为 $\mathbf{B}_{m \times m}$ 。

2.2 出行 OD 矩阵

2.2.1 携带手机出行 OD 矩阵

利用手机信令数据判断出行 OD 矩阵,首先需要有效路段进行识别,即识别该路段起点和终点两个驻留点,这两个驻留点之间的信令数据即可作为该次出行的轨迹。驻留点的判断主要根据聚类的思想,即:在根据实际情况设定的最大驻留范围和最短驻留时间内,对符合条件的信令数据代表的坐标点进行聚类。按照时间先后顺序,认定同一个用户连续两个驻留点之间的轨迹为一次有效出行,该轨迹上的信令数据作为该次有效出行的数据。利用具有噪声的基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise,DBSCAN)集合导航数据,识别该次出行的出行方式^[18],进而获得携带手机出行的居民出行 OD 矩阵 \mathbf{A} ,并从中提取公交出行与地铁出行的 OD 矩阵 \mathbf{A}_2 。

2.2.2 公交出行 OD 矩阵

杨万波等^[19]通过 IC 卡刷卡的实际位置与交通小区建立归属关系,利用 MATLAB 程序获取基于交通小区的公交 OD,并提出基于站点吸引强度的公交 OD 修正方法,提高了 OD 的精度。即:根据闭合出行链的规律性完成公交出行 OD 的初次匹配。然后根据最后一次刷卡形成的终点数据完成基于交通小区的公交出行矩阵的推算。再利用公交 IC 卡刷卡人数比例对公交出行的 OD 进行扩样。因乘客所乘公交车经过的站点数基本服从泊松分布^[20],根据站点对乘客的吸引强度,推算出乘客从 i 站点上车、在 j 站点下车的概率。最后可计算出从 i 站点到 j 站点的总乘客数,完成对紊乱数据的修正,最终获得公交出行的 OD 矩阵。

2.2.3 地铁出行 OD 矩阵

根据地铁闸机数据,利用 MATLAB 编程计算各站点之间的乘客数 p_{ij} 。

每个站点的进站人数为:

$$O_i = \sum_{k=0}^n p_{ik}, k \neq i \tag{1}$$

每个站点的出站人数为:

$$D_j = \sum_{k=0}^n p_{kj}, k \neq j \tag{2}$$

进站人数等于出站人数,且为使用原价票人数、打折票人数及免费票人数之和,即:

$$\sum_{i=1}^n O_i = \sum_{j=1}^n D_j = \sum_{i,j=1}^n (p'_{ij} + p''_{ij} + p'''_{ij}) \tag{3}$$

每个站点的收入为:

$$Q_i = \sum_{k=0}^n p'_{ik} \times q_{ij} + \sum_{k=0}^n p''_{ik} \times q_{ij} \times 0.7 \tag{4}$$

经过换乘站点 O_{IJ} 的乘客数为:

$$p_{IJ} = \sum_{\substack{I_{\min} \leq i \leq I_{\max} \\ J_{\min} \leq j \leq J_{\max}}} p_{ij}, I \neq J \tag{5}$$

式(1)~(5)中: p_{ij} 为从 i 站点到 j 站点的人数; p'_{ij} 、 p''_{ij} 、 p'''_{ij} 为从 i 站点到 j 站点使用原价票、打折票、免费票出行的人数; q_{ij} 为从 i 站点到 j 站点的票价; O_{IJ} 为线路 I 到线路 J 换乘站的编号; P_{IJ} 为从线路 I 换乘到线路 J 的人数; $I_{\min}(I_{\max})$ 、 $J_{\min}(J_{\max})$ 分别为线路 I 、 J 序号的最小值(最大值)。

根据以上数据,可计算得到 p_{ij} 、 p'_{ij} 、 p''_{ij} 及 p'''_{ij} ,进而可得到地铁出行的 OD 表,将其应用到交通小区即可得到基于地铁出行的 OD 矩阵。

将地铁出行的 OD 矩阵与公交出行 OD 矩阵进行融合,得到基于地铁和公交出行的交通小区出行 OD 矩阵 \mathbf{B} 。

2.3 OD 矩阵修正

通过比对由手机信令获取的 OD 矩阵 \mathbf{A} 和由公交 IC 卡、GPS 和地铁数据获取的 OD 矩阵 \mathbf{B} ,得到两者共同的 OD 点对,其代表既乘坐公交或地铁,又携带手机出行乘客的出行 OD。由此,可以获取携带手机但未乘坐公交或地铁出行的 OD 矩阵 \mathbf{A}_1 ,未携带手机但乘坐公交或地铁出行的 OD 矩阵 \mathbf{B}_2 及各类乘客的数量 u 和比例 v 。图 1 为各矩阵的关系示意图。

根据矩阵的特性,对 OD 矩阵进行修正的方法为:

① 理论上由 $\mathbf{A}-\mathbf{A}_1$ 与 $\mathbf{B}-\mathbf{B}_2$ 得到的矩阵是一样的,该矩阵即为既携带手机又乘坐公交或地铁出行(矩阵 \mathbf{A} 与矩阵 \mathbf{B} 的重合部分)的 OD 矩阵,但由于数据及预测误差,导致这两个矩阵并不

完全相同。因此,以出行 OD 矩阵 B_1 代替出行 OD 矩阵 A_2 ,前者可从公交车刷卡记录及地铁闸机获取,总数为精确值,更为准确。因此,用矩阵 B_1 代替城市中携带手机且乘坐公交或地铁出行的 OD 矩阵。

② 以 v 近似代替城市居民出行者的手机携带率。根据手机携带率对城市出行 OD 矩阵进行扩样。因此, $(A_1 + B_1)/(1 - v)$ 即为更完善的城市交通出行 OD 矩阵 C 。

③ 对用比例 v 扩样的 OD 矩阵与手机信令扩样的全样 OD 矩阵进行相互修正和补充,获取更加精准的出行 OD 矩阵 D 。

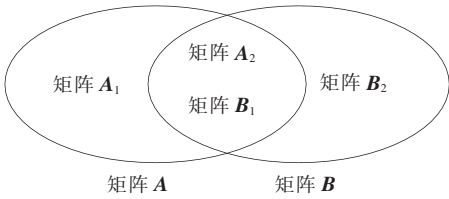


图 1 各矩阵的关系示意图

Fig. 1 Relation schematic diagram of each matrix

3 数据预测

3.1 小波神经网络

小波神经网络是一种基于 BP 神经网络拓扑结构的神经网络,以小波基函数作为隐层节点的传递函数,其误差向后传播而信号向前传播,具有结构简单、参数少、搜索能力强、易于实现等特点。在网络训练开始时,由基本的小波神经网络算法随机生成网络的初始值和阈值。由于该方法的计算结果具有较大的偶然性和随机性,算法也有一定的延迟,如果初始化的参数不合理,整个网络学习过程将无法收敛。

选择合适的小波函数是利用小波神经网络预测出行 OD 的基础。大量研究表明,Morlet 小波没有尺度函数,衰减快,支持度不高。因此,本研究选取 Morlet 小波作为小波基函数。

3.2 用鲸鱼算法优化后的小波神经网络

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 具有原理简单、参数少、优化能力强

等优点。在函数优化方面,其在求解精度和收敛速度上都优于粒子群优化算法^[21]。鲸鱼优化算法分为开发和探索两个阶段。在算法迭代过程中,如果不能平衡算法的开发和探索能力,算法将收敛缓慢,并出现过早收敛的现象。WOA 的收敛系数并不能展现一个精确的优化过程,且在后来局部发展的原始 WOA 中没有相应的权重来调整更新后的公式。随着探索过程的深入,鲸鱼可能会停留在理论位置附近或陷入局部最优。

DU 等^[22]通过自适应加权调整和差分进化策略来平衡 WOA 的探索和开发能力。在迭代初期保持较大的自适应权值可以提高 WOA 的全局搜索效率。随着迭代次数的增加,权重系数逐渐减小。此时,自适应权值较小,局部搜索效率有所提高,避免了 WOA 陷入局部最优。采用自适应加权,平衡了算法的探索和开发能力,WOA 公式也通过自适应权值解决了算法过早收敛和收敛精度低的问题。在最优解 X^* 中引入差分进化策略,提高了算法避开局部最优的能力。从现有种群中选择最优个体进行变异操作,利用改进的帐篷映射对局部最优解进行变异操作。因此,改进的鲸鱼优化算法 (improved whale optimization algorithm, IWOA) 具有比 WOA 更好的优化性能,平衡了 WOA 的探索和开发能力,避免了算法过早收敛,提高了算法的精度。

4 案例分析

本研究以长沙市为研究对象,采集了 15 个交通小区之间 60 d 晚高峰期间 (18:00—19:00) 的手机信令、公交 GPS、IC 卡以及地铁闸机数据。每 15 min 记录一次,共记录了 240 个时间点。前 45 d 的 180 组数据用于模型训练。在模型训练完成后,用其预测后 15 d 的数据,并将预测结果与实际数据进行比较,获得出行 OD 矩阵 $A_{15 \times 15}$ 和 $B_{15 \times 15}$ 。用出行 OD 矩阵 $B_{15 \times 15}$ 对出行 OD 矩阵 $A_{15 \times 15}$ 进行补充和修正,得到矩阵 $C_{15 \times 15}$,再与用手机信令扩样的全样 OD 矩阵相互修正和补充,得到矩阵 $D_{15 \times 15}$,即:

$D_{15 \times 15} =$

[0	61	62	34	59	44	42	88	19	60	64	41	50	30	38]	
	36	0	75	57	35	48	41	37	30	32	33	88	43	19	34	
	71	83	0	84	15	23	22	89	50	38	45	60	81	36	37	
	85	88	53	0	105	65	42	47	60	38	27	28	88	32	67	
	66	40	78	68	0	40	45	36	43	47	54	35	29	62	40	
	42	38	75	45	81	0	34	63	53	50	79	88	37	74	88	
	62	90	81	91	57	64	0	34	101	52	30	53	38	24	16	
	79	54	22	82	31	30	34	0	64	67	83	81	51	73	42	
	32	71	67	72	83	26	84	60	0	32	108	43	35	106	93	
	60	60	52	102	52	84	42	63	57	0	64	45	40	35	46	
	84	57	79	26	36	68	66	46	68	69	0	66	57	13	62	
	42	71	84	64	40	67	18	36	74	51	74	0	92	57	65	
	38	93	91	27	55	74	43	71	53	48	18	93	0	88	37	
	48	40	54	81	84	78	68	48	71	70	80	47	17	0	46	
	[44	48	62	24	21	73	34	102	33	86	84	32	47	34	0]
																$_{15 \times 15}$

用前 45 d 的 180 组数据分别对改进后的小波神经网络(IWOA-WNN)模型和小波神经网络(WOA-WNN)模型进行训练,并将它们的预测结果与实际的后 15 d 的 60 组 OD 数据同时绘于图 2 进行对比分析。

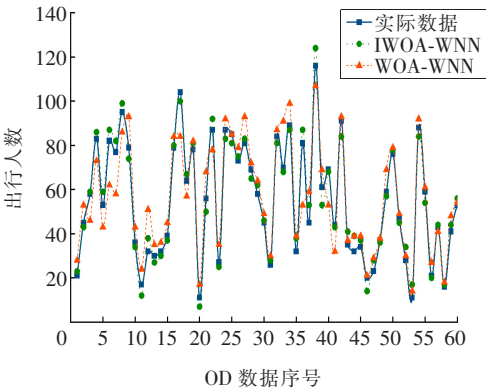


图 2 预测结果对比

Fig. 2 Comparison of prediction results

由图 2 可知,IWOA-WNN 比 WOA-WNN 的预测结果更接近实际值。WOA-WNN 预测结果的精度为 86.13%,而 IWOA-WNN 预测结果的精度为 93.36%,说明 IWOA-WNN 具有更高的精度,同时输出更快,能快速预测 OD 结果。另一方面,与目前存在的出行 OD 数据相比,用本研究提出的方法获取的 OD 数据,精度更高,更能反映城市的实际交通出行状况。

5 结论

本文基于目前利用手机信令、公交 IC 卡、公交 GPS 和地铁闸机等“交通大数据”挖掘居民出行特征的研究成果,创新性地提出将上述 4 类数据进行相互补充和完善,得到更加准确、更能反映实际出行状况的出行 OD 矩阵。利用通过鲸鱼算法优化的小波神经网络对 OD 进行预测,并与实际城市出行情况进行对比,得出以下两点结论:

- 1) 利用多源数据进行预测,精度更高。单源数据作为预测参考,本身便具有误差,由其扩样得到的整体城市出行 OD 更不能反映城市居民的真实出行状况。本研究将手机信令、公交 IC 卡、公交 GPS 和地铁闸机等大数据进行相互补充和修正,获取的初始 OD 矩阵能更真实地反映城市居民的出行状况。初始 OD 矩阵误差越小,预测结果的精度也越高。
- 2) 改进后的小波神经网络预测结果的精度更高且收敛更快。案例分析部分利用通过鲸鱼算法优化的小波神经网络对初始 OD 矩阵进行预测分析,结果显示,与优化前的小波神经网络相比,该算法的预测结果更加贴近实际情况,精度达到了 93.36%,比其他城市居民出行 OD 的预测方法更加精准。

大量的数据,只要利用妥当,便能够反映出城市内部完整的出行状况^[23]。本研究仅选取长沙市 60 d 晚高峰期间 1 h 的交通量进行研究。因为早晚高峰期间的交通更具代表性,居民出行也更“规律”和“稳定”,而平峰期间的交通出行则需要考虑社会、经济、政治和土地等各方面的影响,涉及的数据过于庞大,目前的硬件设施还难以满足需求,未来可以就此进行更深入的研究。

〔参考文献〕

- [1] 陈晓君,杨家其. 基于贝叶斯网络的城市居民绿色出行安全研究[J]. 公路与汽运, 2020(4): 21-26.
CHEN Xiao-jun, YANG Jia-qi. Based on Bayesian network of urban green travel security research[J]. Highways & Automotive Applications, 2020(4): 21-26.
- [2] 王佳,赵春笋,刘帅,等. 基于信息点承载强度的常规公交线路聚类分析[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2020, 17(4): 78-84.
WANG Jia, ZHAO Chun-zheng, LIU Shuai, et al. Clustering analysis of conventional bus routes based on POI bearing strength[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2020, 17(4): 78-84.
- [3] JAHANGIR I A, RAKHA H A. Machine learning techniques to transportation mode recognition using mobile phone sensor data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2 406-2 417.
- [4] SHAFIQUE M A, HATO E. Use of acceleration data for transportation mode prediction[J]. Transportation, 2015, 42: 163-188.
- [5] BLOCK A, ERDIN R, MEYER S, et al. Battery efficient transportation mode detection on mobile devices [C]//Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Mobile Data Management, Pittsburgh: IEEE, 2015: 185-190.
- [6] 卢生巧,黄中祥. 基于深度学习的短时交通流预测模型[J]. 交通科学与工程, 2020, 36(3): 74-80.
LU Sheng-qiao, HUANG Zhong-xiang. Prediction model of short-term traffic flow based on CNN-GRU deep learning[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2020, 36(3): 74-80.
- [7] 韩艳,龚浩. 基于手机信令数据的游客识别方法[J/OL]. 公路工程. [2021-09-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1481.u.20210730.1346.002.html>.
HAN Yan, GONG Hao. Tourists identification based on mobile data[J/OL]. Highway Engineering. [2021-09-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1481.u.20210730.1346.002.html>.
- [8] 周剑明,黄杉. 基于手机信令大数据的轨道交通短时流量预测[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(3): 166-168.
ZHOU Jian-ming, HUANG Shan. Short term traffic flow prediction of rail transit on mobile signaling big data[J]. Microcomputer Applications, 2021, 37(3): 166-168.
- [9] 陈小鸿,陈先龙,李彩霞,等. 基于手机信令数据的居民出行调查扩样模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(1): 86-96.
CHEN Xiao-hong, CHEN Xian-long, LI Cai-xia, et al. Sample expansion model of household travel survey using cellphone data[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2021, 49(1): 86-96.
- [10] 苏跃江,温惠英,韦清波,等. 多源数据融合驱动的居民出行特征分析方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(5): 56-63.
SU Yue-jiang, WEN Hui-ying, WEI Qing-bo, et al. Resident travel characteristics analysis method based on multi-source data fusion[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(5): 56-63.
- [11] SONG X, OUYANG Y X, DU B W, et al. Recovering individual's commute routes based on mobile phone data[J]. Mobile Information Systems, 2017, 2017: 7653706.
- [12] BACHIR D, KHODABANDELOU G, GAUTHIER V, et al. Inferring dynamic origin destination flows by transport mode using mobile phone data [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 101: 254-275.
- [13] LIN F, LYU M, WANG T, et al. Map matching based on Cell-ID localization for mobile phone users [J]. Cluster Computing, 2019, 22: 6 231-6 239.
- [14] 孙凯,郑长江. 基于公交 IC 卡刷卡数据的站点客流推算[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2021, 38(2): 104-110, 124.
SUN Kai, ZHENG Chang-jiang. A method of bus

station passenger flow calculation based on bus IC card data[J]. Journal of Guizhou University(Natural Science),2021,38(2):104-110,124.

[15] 吴亦政. 基于手机定位信息和出行调查的动态 OD 获取方法[D]. 北京:北京交通大学,2014.

WU Yi-zheng. Dynamic OD estimation based on cell phone location and travel survey[D]. Beijing:Beijing Jiaotong University,2014.

[16] 李佳. 基于手机定位数据的动态 OD 矩阵获取方法研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2013.

LI Jia. Research on dynamic OD matrix acquisition method based on mobile phone location data[D]. Kunming:Kunming University of Science and Technology,2013.

[17] 李文锋,林艳玲,程远,等. 基于公交 IC 卡与 GPS 数据的公交客流可视化分析[J]. 交通科技与经济,2018,20(5):55-59,80.

LI Wen-feng,LIN Yan-ling,CHENG Yuan,et al. A visualization analysis of bus passenger flow based on IC card and GPS data[J]. Technology & Economy in Areas of Communications,2018,20(5):55-59,80.

[18] 杜亚朋,雒江涛,程克非,等. 基于手机信令和导航数据的出行方式识别方法[J]. 计算机应用研究,2018,35(8):2 311-2 314.

DU Ya-peng,LUO Jiang-tao,CHENG Ke-fei,et al. Recognition of urban travel method based on cell phone signaling and navigation map data[J]. Application Research of Computers,2018,35(8):2 311-2 314.

[19] 杨万波,王昊,叶晓飞,等. 基于 GPS 和 IC 卡数据的公交出行 OD 推算方法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2015,34(3):117-121.

YANG Wan-bo,WANG Hao,YE Xiao-fei,et al. OD matrix inference for urban public transportation trip based on GPS and IC card data [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science),2015,34(3):117-121.

[20] 窦慧丽,刘好德,杨晓光. 基于站点上下客人数的公交客流 OD 反推方法研究[J]. 交通与计算机,2007(2):79-82.

DOU Hui-li,LIU Hao-de,YANG Xiao-guang. OD matrix estimation method of public transportation flow based on passenger boarding and alighting[J]. Computer and Communications,2007(2):79-82.

[21] BOZORGI S M,YAZDANI S. IWOA:an improved whale optimization algorithm for optimization problems[J]. Journal of Computational Design and Engineering,2019,6(3):243-259.

[22] DU W D,ZHANG Q Y,CHEN Y P,et al. An urban short-term traffic flow prediction model based on wavelet neural network with improved whale optimization algorithm[J]. Sustainable Cities and Society,2021,69:102858.

[23] 王顺,杨欢,况爱武,等. 基于累积前景理论的通勤出行联合决策模型[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版),2021,18(1):58-65.

WANG Shun,YANG Huan,KUANG Ai-wu,et al. Joint decision model of commuting travel based on cumulative prospect theory[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology,2021,18(1):58-65.

(编辑 石月珍)

(上接第 11 页)

[16] 李友云,付登博,张军,等. AC-13C 沥青混合料劈裂疲劳损伤试验二维数值模拟[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版),2019,16(3):1-8.

LI You-yun,FU Deng-bo,ZHANG Jun,et al. Two-dimensional numerical simulation of splitting fatigue damage test of AC-13C asphalt mixture[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology(Natural Science),2019,16(3):1-8.

[17] 李友云,郑健龙,崔俊芝,等. 一类混凝土力学参数的迭代多尺度有限元预测方法[J]. 计算力学学报,2010,27(1):115-119.

LI You-yun,ZHENG Jian-long,CUI Jun-zhi,et al. Iterative multi-scale finite element predicting method for the elasticity mechanics parameters of the concrete with multi-graded rocks[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics,2010,27(1):115-119.

(编辑 石月珍)