

# 基于车联网的中心导航云性能分析模型

冷嵩<sup>1</sup>, 李志强<sup>2</sup>, 高金梁<sup>1</sup>, 刘衍珩<sup>1,2</sup>

(1. 珠海科技学院 计算机学院, 广东 珠海 519041; 2. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012)

**摘要:** 为在给定道路节点数和车辆数的条件下, 使用最小的交通导航云规模, 提高道路的通行效率, 提出一种基于目标地图和云中心相关参数的性能分析模型. 首先, 分析影响导航性能的目标地图和云平台的各相关参数; 其次, 考虑道路节点数和车辆数以及不同规模和频率的虚拟机, 并进行3组实验; 最后, 使用真实数据集对模型的有效性进行验证. 实验结果表明, 该性能分析模型能准确计算出满足约束条件的导航云最小规模.

**关键词:** 车联网; 导航云; 性能分析; 动态路径; 排队论

**中图分类号:** TP309 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2025)04-1150-07

## Performance Analysis Model of Central Navigation Cloud Based on Internet of Vehicles

LENG Song<sup>1</sup>, LI Zhiqiang<sup>2</sup>, GAO Jinliang<sup>1</sup>, LIU Yanheng<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science, Zhuhai College of Science and Technology,

Zhuhai 519041, Guangdong Province, China;

2. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** In order to improve efficiency of road traffic, by using the minimum traffic navigation cloud scale given number of road nodes and vehicles, we proposed a performance analysis model based on target map and cloud center related parameters. Firstly, we analyzed the target map and the relevant parameters of the cloud platform that affected navigation performance. Secondly, we considered the number of road nodes and vehicles, as well as virtual machines of different scales and frequencies, and conducted three sets of experiments. Finally, we verified the effectiveness of the model by using real datasets. The experimental results show that the proposed performance analysis model can accurately calculate the minimum scale of navigation cloud that satisfies the constraint conditions.

**Keywords:** Internet of vehicle; navigation cloud; performance analysis; dynamic route; queuing theory

近年来, 随着我国汽车保有量的快速攀升, 使各城市道路交通日趋拥堵. 中心导航云 (central navigation cloud, CNC) 是为减轻交通压力, 提升交通流畅度, 云端部署的导航服务系统, 其利用实时全面的交通数据为目标区域内的车辆规划最佳导航路径. 但面对错综复杂的路网和数量庞大的车辆, 为确保能为众多车辆同时提供即时有效的导航服务, 需依赖于高性能计算 (high performance computing, HPC) 技术. 目前, 云计算平台有庞大的存储能力、计算资源和网络设施<sup>[1-2]</sup>, 实现了随时

收稿日期: 2024-11-14.

第一作者简介: 冷嵩 (1986—), 男, 汉族, 硕士, 讲师, 从事车联网车路云协同技术的研究, E-mail: lengsong2022@zest.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金 (批准号: 62172186) 和广东省教育厅重点科研平台项目 (批准号: 2024GCZX001).

随地访问、即付即用, 是一种基于网络的计算范式. 本文提出一种专门为改善城市道路交通效率的社区云, 构建一个性能较强、规模适中的云导航中心.

为构建复杂条件下的动态路径优化模型, 文献[3]利用模糊集理论进行了模拟仿真, 以真实交通数据作为输入, 得到了实际交通时间和交通负载节点. 文献[4]提出了一种动态路径引导(dynamic routing guidance, DRG)框架, 在考虑实时道路拥塞信息的情况下能找到从车辆实时位置到目的地的最优路径. 文献[5]使用地理信息系统(geographic information system, GIS)提供动态变化的交通流信息和历史数据, 通过减少查找优化路线和备用路线的重新计算次数, 以获得更少的内存消耗和资源浪费, 从而减少了响应时间. 文献[6]设计了一种利用谷歌应用引擎(google app engine, GAE), 称为 C2Geo(cloud computing for geoprocessing)的新技术<sup>[7]</sup>, 实时处理地理空间问题. 文献[8]提出了基于车辆对基础设施(V2I)和基础设施对车辆(I2V)通信的多智能体 AIM(MA-AIM)系统, 该系统能利用云辅助物联网(cloud of things, CoT)和区块链设施安全管理通过交叉路口的车辆.

已有的研究表明, 中心导航云能借助实时道路交通信息实现同时为多目标提供最优路径规划, 同时, 云计算在处理地理信息等计算密集型任务上展现了巨大的潜力. 然而, 云平台基础设施通常未考虑数据特点和应用场景, 基础架构通常是通用计算设计的, 因此, 还需深入研究如何构建一个适合地理空间专用的云计算平台. 基于此, 本文建立一个基于排队论的车联网中心导航云的性能分析模型, 通过分析路网节点数、车辆数以及虚拟机规模(虚拟机数量和 CPU 频率)对模型性能的影响, 进而通过该模型确定符合约束条件的导航云最小规模, 对导航云未来的发展具有重要意义.

# 1 中心导航云模型

## 1.1 地图模型和导航过程模型

本文讨论的云具有与车载导航设备进行即时通信的能力, 不但可以实时采集交通信息, 而且在向车载设备提供最优导航路径规划服务的同时, 还能将实时信息发送到车载导航设备, 如交通事故、车流密度、天气状况等. 如果将道路路口视为节点, 道路视为边, 则可将目标地图视为一个无向有限图. 如图 1 所示, 其中  $R_i$  表示第  $i$  个路口, 可用  $Map(n, m, \lambda)$  表示目标地图,  $n$  为目标地图的路口数量,  $m$  为目标地图道路上的车辆数量,  $\lambda$  为导航请求的并发速率. 假设图 1 中车辆  $Car_1$  当前导航路径为  $\{R_1-R_2-R_3\}$ , 即由  $R_1$  经  $R_2$  最终到达  $R_3$ . 当车辆  $Car_2$  和车辆  $Car_3$  发生事故, 阻塞了从  $R_2$  到  $R_3$  的道路. 此时, 中心导航云就会基于当前路况为  $Car_1$  重新规划最优导航路径, 并将新生成的导航路径  $\{R_2-R_{i+1}-R_i-R_3\}$  发送给  $Car_1$ .

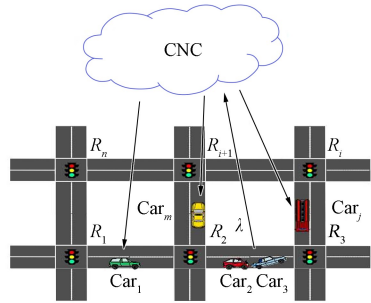


图 1 云中心动态导航示意图

Fig. 1 Schematic diagram of cloud center dynamic navigation

## 1.2 云中心模型和性能建模

本文用  $Cloud(C, F, O)$  表示中心导航云, 其中:  $C$  为虚拟机的数量;  $F = (f_0, f_1, \dots, f_i, \dots, f_{C-1})$  ( $0 \leq i \leq C$ ) 是一个向量,  $f_i$  表示序号为  $i$  的虚拟机的频率最高值;  $O$  为动态导航算法的复杂度.

为达成导航请求的最小平均响应时间, 本文假设以最短路径法作为云中心的导航算法. 在图  $G(V, E)$  中,  $V$  为节点集合,  $E$  为边集合, 则最短路径可用多种算法计算, 各算法复杂度不同. 其中, Floyd-War shall 算法适用于带负权的有向图, 可计算图中任何两个节点之间的最短路径, 其复杂度为  $O(|V|^3)$ ; Dijkstra 算法则适用于非负权图, 可计算某个节点与其他全部节点之间的最短路径, 其复杂度为  $O(|V|^2 + |E|)$ . 在保持普遍性的前提下, 假设本文模型的算法复杂度为二次方级别, 即为  $O(n^2)$ , 其中  $n$  为节点数.

假设中心导航云虚拟机使用的 CPU 是制约云中心性能的唯一因素, 且在单位时间内平均可响应的请求数量为  $\mu^{[9]}$ ,  $\mu$  与 CPU 的最高频率  $f_i$  呈正比例关系,  $\mu = K f_i (K < 1)$ . 如果也考虑时间复杂度,

则  $\mu$  随着时间复杂度的增加而减小, 即  $\mu$  与时间复杂度  $O$  呈反比例关系,  $\mu = Kf_i/O$  ( $K < 1$ ).

采用排队论, 即使用队列  $\{M, M, C, \infty, m\}$ , 对虚拟机数量为  $C$ 、能响应车辆数为  $m$  的导航云中心进行建模. 假设车辆导航请求的到达遵循 Poisson 过程, 服务时间符合负指数分布, 排队空间不受限制, 将先进先出作为排队规则, 同时各虚拟机之间彼此互不影响. 如果系统状态以接收到的请求数量标识, 则将存在  $(m+1)$  个状态, 即  $0, 1, \dots, m$ . 如图 2 所示, Markov 链中的状态标识了中心导航云当前接收到的请求数量, 显然它符合不可约 Markov 链, 其服务速率的平均值为  $k\mu$ , 当  $k < C$  时, 服务强度可表示为  $\rho = \frac{\lambda}{k\mu}$ , 而当  $k \geq C$  时, 服务强度仅与  $C\mu$  有关, 则有  $\rho = \frac{\lambda}{C\mu}$ .

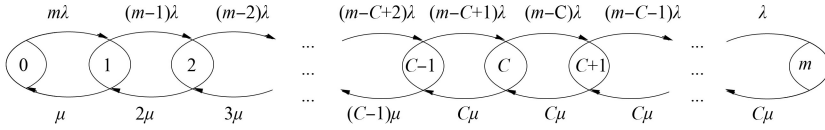


图 2 中心导航云的 Markov 链

Fig. 2 Markov chain of central navigation cloud

系统处于平衡状态的条件是  $\rho < 1$ , 即

$$C > \lambda/\mu. \tag{1}$$

平衡方程为

$$\begin{cases} m\lambda P_0 = \mu P_1, \\ (m-k)\lambda P_k + k\mu P_k = (m-k+1)\lambda P_{k-1} + (k+1)\mu P_{k+1}, \\ (m-k)\lambda P_k + C\mu P_k = (m-k+1)\lambda P_{k-1} + C\mu P_{k+1}, \\ \lambda P_{m-1} = C\mu P_m. \end{cases} \tag{2}$$

当  $k$  取不同值时, 可得  $P_k$  的表达式为

$$P_k = \begin{cases} \binom{m}{k} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k P_0, & 0 \leq k \leq C, \\ \binom{m}{k} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k \frac{k!}{C! C^{k-C}} P_0, & C < k \leq m. \end{cases} \tag{3}$$

根据概率的性质  $\sum_{k=0}^{\infty} P_k = 1$ , 可得  $P_0$  的表达式为

$$P_0 = \left[ \sum_{k=0}^{C-1} \binom{m}{k} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k + \sum_{k=C}^m \binom{m}{k} \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k \frac{k!}{C! C^{k-C}} \right]^{-1}. \tag{4}$$

当  $k < C$  时, 等待队列的长度为 0, 此时系统的平均响应时间  $W_s$  与导航算法所需的时间相同. 因此, 当  $k \geq C$  时, 导航系统处在统计平衡状态. 此时, 等待队列的长度可表示为

$$L_q = \sum_{k=C+1}^m (k-C)P_k. \tag{5}$$

平均队列长度为

$$L_s = L_q + \lambda_e/\mu, \tag{6}$$

其中  $\lambda_e$  表示导航请求的实际到达速率, 它描述了中心导航云的吞吐量. 根据排队论可得:

$$m = \lambda_e(1/\lambda + W_s). \tag{7}$$

根据 Little 法则<sup>[10]</sup>可得

$$W_s = \frac{L_s}{\lambda(m-L_s)} = \frac{\mu L_q + \lambda m}{\mu \lambda (m-L_q)} = \frac{L_q}{\lambda(m-L_q)} + \frac{m}{\mu(m-L_q)}. \tag{8}$$

## 2 仿真实验

### 2.1 道路节点数对平均响应时间的影响

为分析模型中各参数对平均响应时间  $W_s$  的影响, 本文进行 3 组实验, 其中两组为对比实验, 另一组为综合实验, 模型参数的取值列于表 1. 第一组对比实验得到了  $f$  为不同值 (记为  $\text{Exp. } W_s - n - f$ ) 时平均响应时间  $W_s$  与节点数  $n$  的关系; 第二组对比实验得到了  $C$  为不同值 (记为  $\text{Exp. } W_s - n - C$ ) 时平均响应时间  $W_s$  与节点数  $n$  的关系, 实验结果如图 3 所示.

表 1 模型参数的取值

Table 1 Values of model parameters

参数	含义	取值范围
$m$	车辆数/辆	[500, 250, 1 000]
$n$	节点数/个	[500, 250, 2500]
$C$	虚拟机数/个	[100, 20, 200]
$f_i$	虚拟机 CPU 的平均最大频率/GHz	[2, 0.2, 3]
$\lambda$	导航请求的平均到达率	[20 000, 4 000, 40 000]
$K$	服务率的比例参数	1/3
$O$	算法的时间复杂度	$n^2$

注: 取值范围中的数值依次为取值的初始值、增长步长和最大值.

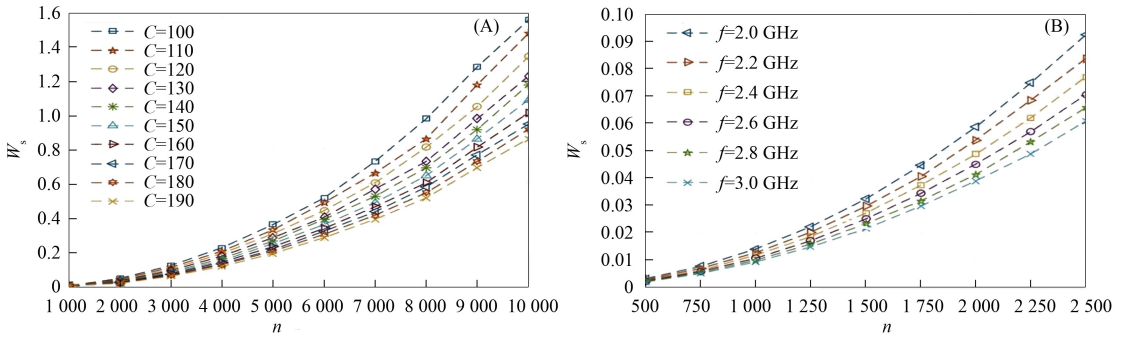


图 3  $W_s$  和  $n$  在不同  $C$  值(A)和  $f$  值(B)下的变化关系

Fig. 3 Changing relationship between  $W_s$  and  $n$  under different  $C$  values (A) and  $f$  values (B)

实验结果表明, 对于不同的虚拟机数量和频率,  $n$  与  $W_s$  呈正相关关系,  $n$  增加的同时  $W_s$  也会逐渐上升, 且  $W_s$  上升得越来越快, 即在确定的范围内, 随着路网结构复杂性的增加, 平均响应时间会增加更快. 由图 3(A)可见, 当  $n$  为某一定值时,  $W_s$  会随着  $C$  值的增大而快速降低; 由图 3(B)可见,  $W_s$  会随着  $f$  值的提高而快速减少. 其原因是在单位时间内, 如果导航请求的数量保持不变, 则增加虚拟机的数量或提高 CPU 的最大频率, 将会缩短请求的等待时间; 并且根据  $\mu = \frac{Kf}{O} = \frac{Kf}{n^2}$ , 系统的服务速率会随着 CPU 频率的提高而提高, 减少请求的等待时间.

### 2.2 车辆数对平均响应时间的影响

图 4 为当  $C$  取不同值 (记为  $\text{Exp. } W_s - m - C$ ) 和  $f$  取不同值 (记为  $\text{Exp. } W_s - m - f$ ) 时的平均响应时间  $W_s$  与车辆数  $m$  的关系. 由图 4 可见, 在虚拟机数量和 CPU 频率不同的情况下, 随着车辆数  $m$  的增加, 响应时间  $W_s$  也增加, 呈现正向的关联性, 且几乎可以视为线性相关, 即平均响应时间随所服务车辆数量的增加近乎线性增长. 根据图 3 和图 4 的数据可见, 当  $m$  和  $n$  的值都较小时,  $W_s$  受  $m$  的影响更显著. 因此, 部署时应重视服务区域内的车辆数量.

### 2.3 虚拟机规模和最大频率对平均响应时间的影响

分析图 3 和图 4 可见,  $C$  和  $f$  对  $W_s$  的影响相似, 无论是增加虚拟机数量, 还是提高 CPU 最高频率都能有效减少响应时间. 所以, 在进行综合实验时, 仅考虑了  $m, n, C$  对  $W_s$  的影响, 未考虑  $f$  对  $W_s$  的影响. 图 5 为车辆数  $m$ 、道路节点数  $n$  及虚拟机个数  $C$  对  $W_s$  的影响, 其中第四维用颜色的深浅表

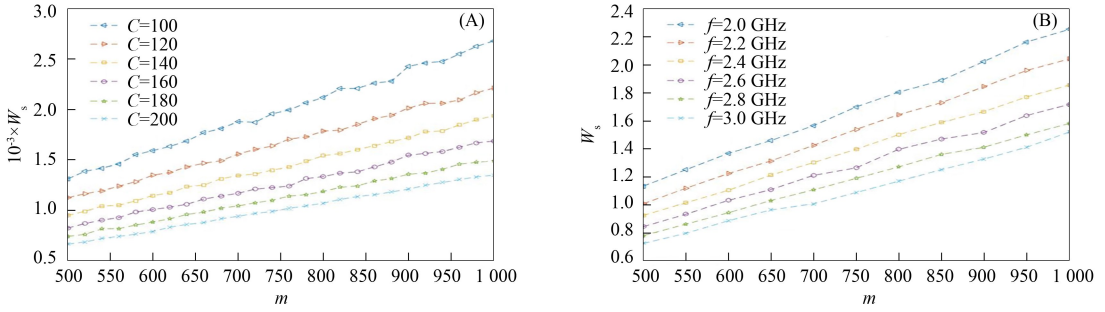


图 4  $W_s$  和  $m$  在不同  $C$  值(A)和  $f$  值(B)下的变化关系

Fig. 4 Changing relationship between  $W_s$  and  $m$  under different  $C$  values (A) and  $f$  values (B)

征, 颜色越深表示数值越高. 由图 5 可见, 这些点形成了带有颜色的立方体, 由 A 点出发到 B 点, 颜色逐渐变深, 即沿着  $\overrightarrow{AB}$  方向  $W_s$  的数值递增, 表明  $m$  和  $n$  的上升、 $C$  的下降均会导致  $W_s$  变大. 研究表明, 中心导航云的平均响应时间会随路网复杂度的上升、车辆数量的增长、虚拟机数量的减少而相应地延长. 即如果给定了平均响应时间的最大值, 则利用该模型可准确计算出中心导航云的最小规模.

实验结果表明, 路网复杂度的提升、车辆数量的增多、虚拟机性能的下降, 都会使请求的平均等待时间变长. 该模型根据平均响应时间与路网中的车辆数量、路网中的节点数量和虚拟机数量的关系, 在给定性能约束条件的情况下, 能准确计算出服务于特定区域的导航云的最小规模.

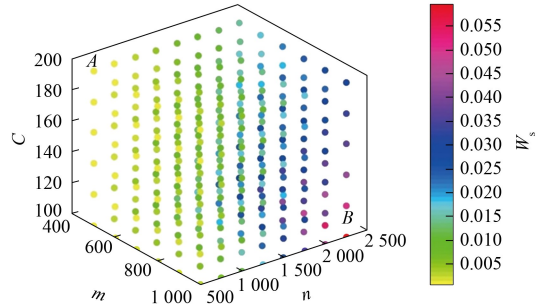


图 5 车辆数  $m$ 、道路节点数  $n$  及虚拟机个数  $C$  对  $W_s$  的影响

Fig. 5 Effect of number of vehicles  $m$ , number of road nodes  $n$  and number of virtual machines  $C$  on  $W_s$ .

在给定性能约束条件的情况下, 能准确计算出服

### 3 真实数据校验

由于仿真与真实交通环境存在一定的差异, 因此为验证模型, 本文收集了一些城市的真实交通数据, 以进一步验证模型的有效性和实用性. 首先, 从 Mapzen<sup>[11]</sup> 上下载了实验地图, 并通过 SUMO (simulation of urban mobility)<sup>[12]</sup> 获取路网节点数; 其次, 为获取真实交通流中的车辆数, 采取间接计算的方法, 即用车流密度和道路长度的乘积近似得出车辆数.

#### 3.1 车辆数计算

根据交通流理论<sup>[13-14]</sup>下式成立:

$$\begin{cases} q = Du, \\ u = u_m \ln\left(\frac{D_j}{D}\right), \\ D = \frac{1\ 000}{\bar{h}_d}, \\ q = \frac{3\ 600}{\bar{h}_t}, \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $q$  表示交通流的流量;  $D$  表示交通流中车辆的瞬时密度;  $u$  表示速度;  $u_m$  表示最优速度, 即交通流取最大值时的速度;  $D_j$  表示交通极度拥堵时的车辆密度;  $\bar{h}_d$  表示平均车头间距;  $\bar{h}_t$  表示平均车头时距. 用  $D_m$  表示最优车辆密度, 即交通流取最大速率时的车辆密度, 考虑  $\frac{\partial q}{\partial d} = 0$ , 可得

$$D_m = \frac{D_j}{e}, \quad (10)$$

其中  $e$  为自然对数的底.

假设交通流达到峰值时  $\bar{h}_t = 5.0$ , 交通极为阻塞时  $\bar{h}_d = 6.0$ , 则可得

$$u_m = \frac{3.6e\bar{h}_d}{\bar{h}_t} \tag{11}$$

将式(11)代入式(9)中第 2 个等式可得

$$D = \frac{1\ 000}{\bar{h}_t \exp\left\{\frac{u\bar{h}_t}{3.6e\bar{h}_d}\right\}} \tag{12}$$

根据车流密度  $D$  的定义, 车辆数等于  $D$  与道路长度  $L$  的乘积. 此外, 车辆的平均速度可利用高德地图公布的实时交通数据得到, 道路长度可通过访问高德地图的在线服务取得.

### 3.2 实验结果分析

性能模型中的比例系数  $K$  和平均请求到达速率  $\lambda$  均为常数, 其中  $K$  与道路节点数  $n$  相关,  $\lambda$  与车辆数  $m$  相关. 本文实验中, 可令  $K$  和  $\lambda$  分别为

$$K = 12.98 \exp\{5.259 \times 10^{-6} n\}, \tag{13}$$

$$\lambda = 1\ 776 \exp\left\{-\left(\frac{m-1\ 244}{597}\right)^2\right\}. \tag{14}$$

本文实验中, 基于各城市交通真实数据, 假设对导航请求响应延迟的容忍度为  $0.5\text{ s}$ , 即将约束条件  $W_s$  设定为  $0.5\text{ s}$ , 当  $m$  和  $n$  取不同值时, 导航云的虚拟机数  $C$  列于表 2, 其中  $W_s^*$  为最小规模中心导航云所对应的  $W_s$  近似值.

表 2 各城市交通真实数据实验结果

Table 2 Experimental results of real traffic data in each city

城市	$n$ /个	$m$ /辆	$W_s^*/s$	$C$ /个
北京	198 803	1 684	0.507 138	264
杭州	5 669	839	0.500 401	139
成都	48 580	658	0.507 441	103
武汉	57 639	1 345	0.505 656	213
上海	771 403	1 334	0.501 253	220
天津	120 442	765	0.500 250	126

由表 2 可见, 在指定最大平均响应时间  $W_s$  的情况下, 本文提出的性能模型可计算出准确的中心导航云最小规模值. 上述各城市交通真实数据的实验结果证明了本文模型的有效性和实用性.

综上所述, 本文以导航请求的平均响应时间作为约束条件, 进行了中心导航云模型的构建及其性能评估, 并讨论了构建中心导航云所需的最小规模. 实验结果表明, 本文提出的性能分析模型, 能根据给定的约束条件(即最大导航请求响应时间), 在满足目标区域内所有车辆导航服务的情况下, 准确计算出中心导航云所需的最小规模, 对智能交通系统的未来规划和发展有指导意义.

### 参 考 文 献

[ 1 ] TRAN T K, VAN DUNG N, PHAM X Q, et al. Wi-Fi Indoor Positioning and Navigation: A Cloudlet-Based Cloud Computing Approach [J]. Human-Centric Computing and Information Sciences, 2020, 10(1): 1-26.

[ 2 ] JIN W L, FANG L M, WANG L J. Research on the Application of Mobile Navigation System Based on Cloud Computing [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1648(3): 032086-1-032086-6.

[ 3 ] WAHLE J, ANNEN O, SCHUSTER C, et al. A Dynamic Route Guidance System Based on Real Traffic Data [J]. European Journal of Operational Research, 2001, 131(2): 302-308.

[ 4 ] NGUYEN H H, JEONG H Y. Dynamic Route Guidance via Road Network Matching and Public Transportation Data [J]. Journal of the Korean Institute of Electrical Engineers, 2021, 25(4): 756-761.

[ 5 ] BHAVANI M M, VALARMATHI A. Optimal Traffic Route Finder System [C]//Lecture Notes in Mechanical

- Engineering. Berlin: Springer, 2020: 39-47.
- [ 6 ] KARIMI H A, ROONGPIBOONSOPIT D, WANG H P. Exploring Real-Time Geoprocessing in Cloud Computing: Navigation Services Case Study [J]. Transactions in GIS, 2011, 15(5): 613-633.
- [ 7 ] KARIMI H A, ROONGPIBOONSOPIT D. Are Clouds Ready for Geoprocessing? [M]//Cloud Computing and Services Science. Berlin: Springer, 2012: 295-312.
- [ 8 ] BUZACHIS A, CELESTI A, GALLETTA A, et al. A Multi-agent Autonomous Intersection Management (MA-AIM) System for Smart Cities Leveraging Edge-of-Things and Blockchain [J]. Information Sciences, 2020, 522: 148-163.
- [ 9 ] PETRUCCI V, CARRERA E V, LOQUES O, et al. Optimized Management of Power and Performance for Virtualized Heterogeneous Server Clusters [C]//Proceedings of the 2011 11th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing. Washington, D.C.: IEEE Computer Society, 2011: 23-32.
- [10] LITTLE J D C, GRAVES S C. Little's Law [M]//Building Intuition. Berlin: Springer, 2008: 81-100.
- [11] MAPZEN. Metro Extracts [EB/OL]. (2021-08-05)[2024-10-10]. <https://mapzen.com/data/metro-extracts/>.
- [12] INSTITUTE OF TRANSPORTATION SYSTEMS. Simulation of Urban Mobility: DLR-Institute of Transportation Systems [EB/OL]. (2021-08-05)[2024-09-01]. [http://www.dlr.de/ts/en/desktopdefault.aspx/tabid-9883/16931\\_read-41000](http://www.dlr.de/ts/en/desktopdefault.aspx/tabid-9883/16931_read-41000).
- [13] 张亚平, 杨龙海, 刘丽华, 等. 交通流理论 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2016: 8-21. (ZHANG Y P, YANG L H, LIU L H, et al. Traffic Flow Theory [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2016: 8-21.)
- [14] MAERIVOET S, DE MOOR B. Traffic Flow Theory [EB/OL]. (2005-07-15)[2024-09-15]. <http://arxiv.org/abs/physics/0507126>.

(责任编辑: 韩 啸)