

文章编号: 1674-599X(2020)03-0101-07

双目标函数约束下的停车场分配优化模型

王韩麒

(宁波宁工交通工程设计咨询有限公司, 浙江 宁波 315211)

摘 要: 针对找不到停车位而造成停车难的问题。通过出行者选择停车场时的影响因素, 建立了双目标函数约束的停车场分配模型, 并基于灰熵理论求解停车场选择集合。根据算例验证停车诱导系统的最优停车场分配方案。研究表明: 模型分配方案要明显优于出行者自身选择的方案, 减少了停车行为对区域交通的影响, 降低了出行者及系统整体的停车成本。当停车场容量存在限制时, 模型分配方案的各项属性均要高于无容量限制下的停车场分配方案, 且部分车辆的停车场选择并非最优。该模型能够在兼顾出行者利益的情况下, 获得系统最优下的停车场分配方案, 为停车场管理模式提供了新的思路。

关键词: 停车场分配; 灰熵理论; 双目标函数

中图分类号: U491

文献标志码: A

DOI:10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2020.03.016

Optimization model of parking lot allocation under the constraint of dual objective function

WANG Han-qi

(Ningbo Ningong Traffic Engineering Design and Consulting Co., Ltd., Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to study the optimal parking lot allocation model under the intelligent parking guidance system, parking lot allocation model was established under the constraints of dual-objective function by considering the factors that influence the travelers when choosing a parking lot. The parking lot selection sets were obtained based on grey entropy theory. The optimal allocation scheme was verified according to the result of an example. Results indicate that the allocation scheme obtained by the model not only reduces the impacts of parking behavior on regional traffic but also lowers the parking cost of traveler and system. It is obviously superior to the traveler's choice. When the capacity of parking lot is limited, all attributes of the parking lot allocation from the model are higher than that without parking lot capacity restriction. The parking lot selection of some vehicles is also not optimal. This indicates that the model can obtain the optimal parking lot allocation considering the interests of the travelers and provide a new way for parking lot management.

Key words: parking lot allocation; grey entropy theory; dual-objective function

汽车保有量急剧增加, 停车位供需矛盾日益凸显。特别是市中心区域因停车供给缺口较大, 出行者因找不到停车位而不断巡游, 加剧了区域道路的通行压力。若停车诱导系统智能化水平较低, 出行者无法提前知晓停车场的使用状况, 到达后车位已满, 需要转移至其它停车场, 耗费大量时间^[1]。互

联网技术的快速发展, 出行者在出行前或出行中, 可利用互联网及手机等智能终端, 推荐最优停车场及停车位分配方案, 有效改善停车难的问题^[2]。国内外许多学者对停车分配进行了大量的研究。段满珍^[3]等人为了弥补群体停车诱导的不足, 考虑个性化的停车诱导概念及服务流程, 构建了基于个性

收稿日期: 2019-12-19

作者简介: 王韩麒(1992-), 男, 宁波宁工交通工程设计咨询有限公司助理工程师, 硕士。

化诱导需求的停车场分配模型。陈群^[4]等人以总行程时间为目标函数,考虑出行者起讫点出行及停车场周转率,对区域内停车位分配进行优化。Shao^[5]等人提供了一个解决时间窗停车位共享的预约与分配模型。张硕^[6]以上班族群体为研究对象,对商务区地下停车场的车位分配及定价模型进行了优化。林小围^[7]等人在停车场管理中,引入合作机制,运用合作博弈理论,为出行者提供了最优车位和成本的分配方案。但是这些研究多数从出行者自身最优出发,没有考虑到智能停车诱导系统的停车分配,且只有少量利用单目标函数对停车分配方案进行约束。因此,作者拟在双目标函数的约束下,基于灰熵理论,同时兼顾考虑出行者的利益,构建停车场分配模型,求解停车场最优分配方案,以期提高区域的停车率和通行率。

1 问题的提出

假设某商业中心,附近有 i 个停车场,在某一时刻,处于不同位置的 n 辆车,同时向智能停车诱导系统申请该商业中心附近的停车场。若目的地附近没有智能停车诱导系统,则无法对车辆进行精确引导。车辆需要根据行程时间和停车成本,对停车场及停车位展开竞争。当多辆车同时竞争时,最早到达目标停车场的车辆能够优先选择停车位,最后到达目标停车场的车辆只能选择剩余的停车位或转移至其他停车场,加剧了对区域交通的影响,如图1所示。

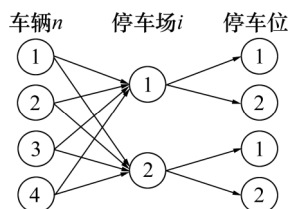


图1 无诱导系统下的停车场分配示意

Fig. 1 Schematic diagram of parking lot allocation without intelligent parking guidance system

若目的地附近安装了智能停车诱导系统,则系统可以根据车辆的需求,针对性地制定停车场分配方案,对车辆进行快速精确的引导,提高车辆的通行率及停车场的停车率,降低停车行为对区域通行的影响,如图2所示。

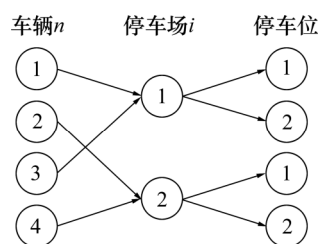


图2 有诱导系统下的停车场分配示意

Fig. 2 Schematic diagram of parking lot allocation under intelligent parking guidance system

2 基于灰熵理论的停车场分配模型

构建停车场分配模型时,需明确出行者对于停车场选择的影响因素。通过对停车场的影响因素进行分析,停车场的分配,实际上是一个多属性决策问题。而基于灰熵的多属性决策模型,在属性权重已知或未知的情况下,均具有较好的应用效果。因此,采用灰熵理论^[8]构建停车场分配模型。

2.1 停车场选择影响因素

在选择停车场时,影响出行者选择停车场的因素主要有4个:

1) 行程时间 t_{oi}

行程时间指的是出行者提交停车需求后,由当前位置 o 行驶至停车场 i 的时间。行程时间可由行驶时间函数(Bureau of Public Road, 简称为BPR)计算得到,同时考虑拥堵等因素,对行程时间的影响。

2) 步行距离 l_{id}

步行距离指的是出行者从停车场 i ,步行至目的地 d 的距离。通常情况下,出行者倾向于选择步行至目的地距离较短的停车场。

3) 停车场收费情况 F_i

停车场收费情况指的是根据停车收费政策,不同停车场 i 所执行的收费标准,主要与停车场所处位置、停车场类型等有关。

4) 剩余停车位数量 Q_i

剩余停车位数量指的是停车场 i 剩余可利用的停车位的数量。当剩余停车位数量越多,越容易吸引出行者。

2.2 停车场影响因素权重的确定

停车场影响因素权重的确定,采取熵权法,其计算步骤^[9]为:

1) 第 i 个停车场第 j 项决策指标的特征比重:

$$p_{ij} = x_{ij} / \sum_{i=1}^m x_{ij}, \quad x_{ij} \geq 0 \text{ 且 } \sum_{i=1}^m x_{ij} > 0,$$

$$j=1,2,3,\dots,n. \quad (1)$$

式中： x_{ij} 为第*i*个停车场第*j*项决策指标，*m*为停车场的数量。

2) 第*j*项决策指标的信息熵值 $S(p_j)$:

$$S(p_j) = -\sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}) > 0, \quad j=1,2,3,\dots,n. \quad (2)$$

3) 输出熵值 S_j :

$$S_j = S(p_j) / \ln m, \quad j=1,2,3,\dots,n. \quad (3)$$

4) 指标*j*的差异系数 G_j :

$$G_j = 1 - S_j, \quad j=1,2,3,\dots,n. \quad (4)$$

5) 确定归一化处理后，决策指标的权重系数 w_j :

$$w_j = G_j / \sum_{j=1}^n G_j, \quad j=1,2,3,\dots,n. \quad (5)$$

2.3 停车分配模型构建

假设多属性决策由*m*个可选的停车场，组成决策方案集*E*， $E = \{e_i | i=1,2,\dots,m\}$ ；评价矩阵 $A' = \{a'_{ij} | i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n\}$ ，其中， a'_{ij} 指的是第*i*个停车场第*j*项的决策指标值； $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 为计算求得各属性值的权重。模型构建的步骤为：

1) 对停车场的评价矩阵*A'*进行规范化，若 a'_{ij} 为效益型指标，则 $a'_{ij}^{inc} = a'_{ij} - \min_i a'_{ij} \cdot \max_i a'_{ij} - \min_i a'_{ij}$ ， $i \in M$ ；若 a'_{ij} 为成本型指标，则 $a'_{ij}^{cos} = \max_i a'_{ij} - a'_{ij} \cdot \max_i a'_{ij} - \min_i a'_{ij}$ ， $i \in M$ 。

经规范化处理后，得到标准化的评价矩阵*A*:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

2) 根据指标权重 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ ，对评价矩阵*A*进行加权，得到规范加权矩阵*B*:

$$B = \begin{bmatrix} w_1 a_{11} & w_2 a_{12} & \dots & w_n a_{1n} \\ w_1 a_{21} & w_2 a_{22} & \dots & w_n a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_1 a_{m1} & w_2 a_{m2} & \dots & w_n a_{mn} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

3) 确定理想决策方案集

$e^* = \{z_j^* | z_j^* = \max_i z_{ij} \text{ 或 } \min_i z_{ij} \text{ 或 实际理想值} \}$ ，其中， $\max_i z_{ij}$ 和 $\min_i z_{ij}$ 为方案中最大值和最小值。

在停车场选择中，理想决策方案 e^* 主要为出行者根据自身情况选择的最优停车场。

4) 求解灰色关联度

以理想决策方案 e^* 为参考序列，各具体决策方案为比较序列，计算灰色关联系数矩阵*L*，其计算式为：

$$L_i(k) = \left(\min_i \min_k |z_k^* - v_k^i| + \rho \max_i \max_k |z_k^* - z_k^i| \right) \cdot \left(|z_k^* - z_k^i| + \rho \max_i \max_k |z_k^* - z_k^i| \right)^{-1} \quad (8)$$

式中： ρ 为分辨系数，在[0,1]中取值，通常取0.5； z_k^* 为参考序列的第*k*个值； z_k^i 为第*i*个比较序列的第*k*个值。

灰色关联度的表达式为：

$$r_{oi} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K L_i(k), \quad k=1,2,3,\dots,K. \quad (9)$$

5) 对评价矩阵*A*进行归一化，得到矩阵*C*:

$$C_i = \left\{ c_{ij} \mid c_{ij} = a_{ij} / \sum_{j=1}^n a_{ij} \right\}. \quad (10)$$

$$C = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \dots & c_{mn} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

6) 计算得到各方案的熵 $H(C_i)$ 及均衡度 B_i :

$$H(C_i) = -\sum_{j=1}^n c_{ij} \ln c_{ij}. \quad (12)$$

$$H_{\max} = \max(H(C_i)). \quad (13)$$

$$B_i = H(C_i) / H_{\max}. \quad (14)$$

式中： H_{\max} 为 $H(C_i)$ 的最大值。

7) 计算均衡接近度，其计算式为：

$$W_i = B_i \times r_{oi}. \quad (15)$$

式中： B_i 为灰色关联度； r_{oi} 为均衡度。

按照 W_i 的大小对方案进行排序，给出停车场的选择集合。

3 双目标函数构建

在确定停车场分配方案后，需要对方案进行评价及优化。由于采用单目标函数，难以全面地衡量分配方案的优劣，存在局限性。因此，从停车诱导系统的多角度考虑，构建一个双目标函数调整和优

化停车场分配方案。

3.1 系统最优目标函数

假设系统最优目标函数是进入目标区域后,所有发出停车需求的车辆,以完成整个停车行为的总耗时最小为目标。该目标函数主要目的是引导车辆快速到达目标停车场,降低因寻找泊位而造成的巡游、绕行等行为,缓解周边区域的通行压力。其函数式为:

$$Z_1 = \min \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M x_i^n (t_{oi}^n + \lambda t_{id}^n) \quad (16)$$

式中, x_i^n 为车辆的分配结果,当 $x_i^n = 1$ 时,车辆 n 分配在停车场 i ; 当 $x_i^n = 0$ 时,车辆 n 未分配在停车场 i ; t_{oi}^n 为车辆 n 从当前位置 o 到达停车场 i 的行程时间; t_{id}^n 为车辆 n 从停车场 i 到达目的地 d 的行程时间; λ 为步行时间相对行程时间的重要系数。

3.2 用户最优目标函数

假设用户最优目标函数是所有车辆完成停车行为,以总停车成本最小为目标。该目标函数的主要目的是考虑出行者的停车需求,合理分配停车场,以期减少所有车辆停车成本及系统停车成本,提高停车资源的利用。其函数式为:

$$Z_2 = \min \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M x_i^n [\alpha(t_{oi}^n + t_{id}^n) + F_i] \quad (17)$$

式中: α 为出行者的时间价值系数; F_i 为停车场 i 的停车费用。

根据系统最优目标函数及用户最优目标函数,从所有车辆总耗时最短的方案中,选择总停车成本最小的方案,即:在降低寻泊车辆对道路交通流的影响下,选择系统停车成本最低的停车场分配方案。

双目标函数为:

$$\begin{cases} Z_1 = \min \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M x_i^n (t_{oi}^n + \lambda t_{id}^n); \\ Z_2 = \min \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M x_i^n [\alpha(t_{oi}^n + t_{id}^n) + F_i]. \end{cases} \quad (18)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^M x_i^n = 1, \forall n; \sum_{i=1}^M x_i^n \leq Q_i, \forall i; x_i^n \in \{0, 1\}, \forall n, i.$$

3.3 双目标函数的求解

双目标函数约束的停车场分配时,由于双目标函数之间可能存在矛盾,往往无法同时达到各自的最优解。目前,对于多目标函数优化的求解方法主

要有 2 种: ①化多为少,将多目标函数通过简单加权的方法,简化为单目标函数进行求解。②多目标平行求解,即:并行搜索空间中的多个解。主要有粒子群算法、遗传算法等。本研究采用粒子群算法,进行模型求解。

粒子群优化算法^[10](Particle Swarm Optimization, 简称为 PSO)是 Kennedy 等人提出一种基于群体智能的全局随机搜索算法。通过迭代搜索,求解最优值。假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 N 个粒子组成一个群落,其中,第 z 个粒子表示为一个 D 维的向量:

$$X_z = (x_{z1}, x_{z2}, \dots, x_{zD}), z = 1, 2, \dots, Z \quad (19)$$

第 i 个粒子的“飞行”速度记 V_{zi} 为:

$$V_z = (v_{z1}, v_{z2}, \dots, v_{zD}), z = 1, 2, \dots, Z \quad (20)$$

第 i 个粒子目前搜索的最优位置为个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} , 分别为:

$$p_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), i = 1, 2, \dots, Z \quad (21)$$

$$g_{best} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}) \quad (22)$$

在找到这 2 个最优值时,粒子根据式(23), (24)更新自己的速度 v_{zd} 和位置 x_{zd} :

$$v_{zd} = wv_{zd} + \sigma_1 r_1 (p_{zd} - x_{zd}) + \sigma_2 r_2 (p_{gd} - x_{zd}) \quad (23)$$

$$x_{zd} = x_{zd} + v_{zd} \quad (24)$$

式中: σ_1, σ_2 分别为学习因子; w 为惯性因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数。

粒子群算法步骤为:

- 1) 初始化粒子群,包括群体规模 N 每个粒子的位置 x_z 和速度 v_z ;
- 2) 计算每个粒子的适应度值 $F_{zi}[z]$;
- 3) 比较适应度值 $F_{zi}[z]$ 和个体极值 $p_{best}(z)$, 如果 $F_{zi}[z] > p_{best}[z]$, 则用 $F_{zi}[z]$ 替换 $p_{best}[z]$;
- 4) 比较适应度值 $F_{zi}[z]$ 和全局极值 g_{best} , 如果 $F_{zi}[z] > g_{best}$, 则用 $F_{zi}[z]$ 替换 g_{best} ;
- 5) 更新粒子的位置 x_z 和速度 v_z ;
- 6) 如果满足结束条件,退出。否则,返回到步骤 2)。

3.4 停车分配模型求解流程

双目标函数约束下,停车场分配模型求解流程如图 3 所示。

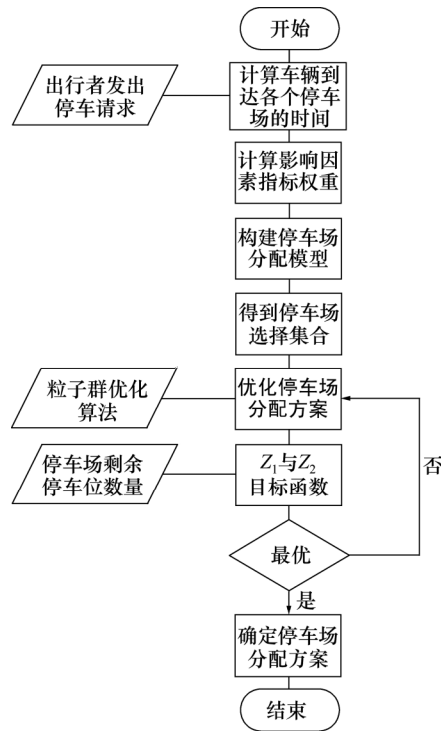


图3 模型求解流程

Fig. 3 Model solution flow chart

4 算例分析

假设某商业中心，其地下停车场为 P_1 ，周边可供选择的停车场为 P_2 及 P_3 ，如图4所示。各个停车场的基本情况及收费情况等见表1。定义模型中 $\alpha=15$ ， $\lambda=1.5$ 。

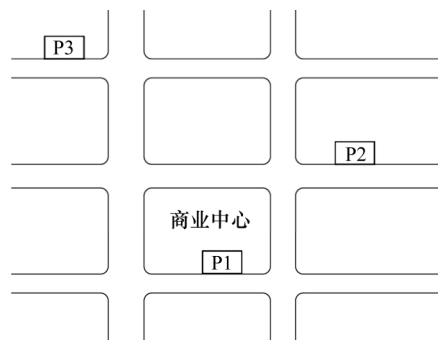


图4 路网结构

Fig. 4 Road network structure

表1 停车场基本情况

Table 1 Basic situation of parking lot

停车场	停车场容量/个	步行时间/min	剩余停车位/个	收费标准/(元·次 ⁻¹)
P_1	44	2	8	8
P_2	44	4	16	5
P_3	50	7	36	3

若有6辆车辆同时向智能停车诱导系统发出停车申请，根据车辆的当前位置，可以得到6辆车辆 L_i 到达各个停车场的行程时间：

$$L = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \\ L_5 \\ L_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 21 & 28 & 24 \\ 18 & 17 & 11 \\ 20 & 15 & 24 \\ 24 & 22 & 33 \\ 33 & 21 & 30 \\ 23 & 29 & 21 \end{bmatrix}$$

根据车辆的总行程时间及停车场各项影响因素的属性值，确定停车场选择的属性矩阵为 X ：

$$X = \begin{bmatrix} 139 & 2 & 8 & 8 \\ 132 & 4 & 16 & 5 \\ 143 & 7 & 36 & 3 \end{bmatrix}$$

根据公式(1)计算停车场的特征比重矩阵 Y 。

$$Y = \begin{bmatrix} 0.33 & 0.15 & 0.13 & 0.50 \\ 0.32 & 0.31 & 0.27 & 0.31 \\ 0.35 & 0.54 & 0.60 & 0.19 \end{bmatrix}$$

按照公式(2)~(5)依次求解信息熵值 $S(p_j)$ 、输出熵值 S_j 、差异系数 G_j ，即：

$$\begin{bmatrix} S(p_j) \\ S_j \\ G_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.10 & 0.98 & 0.93 & 1.02 \\ 0.79 & 0.71 & 0.67 & 0.74 \\ 0.21 & 0.29 & 0.33 & 0.26 \end{bmatrix}$$

然后确定停车场选择影响因素的指标权重系数为：

$$w = [0.19, 0.27, 0.30, 0.24]^T$$

将影响因素的指标权重代入到构建的停车场分配模型中，根据公式(6)~(14)求解，得到各车辆停车场选择集合。

考虑到3个停车场的剩余停车位数量均满足需求。因此，选取2个停车场作为车辆的选择集合，即：第1个为推荐方案，第2个为备选方案。得到停车场初始分配方案 P_{re} 。

$$P_{re} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

在双目标函数的约束下，借助 Matlab 软件，利用粒子群优化算法，对停车场推荐分配方案进行调整和优化，得到系统最优状态下的停车场分配方案

P_{best} 为:

$$P_{best} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

在没有智能停车诱导系统的情况下, 根据先到先得原则, 所有车辆会优先选择 P_1 , 在 P_1 饱和情况下, 转移至其他停车场, 此时, 用户自身选择的停车场分配方案 P_{user} 为:

$$P_{user} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

系统最优方案与用户自身选择方案各指标见表 2。由表 2 可知, 最优方案的各项属性明显优于用户自身选择方案。最优方案中, 虽然步行时间较长, 但是车辆能够更快地到达目标停车场, 对区域道路的通行影响更小。最优方案充分考虑出行者的利益, 无论是出行者的停车成本, 还是系统总停车成本, 均低于用户自身选择的分配方案。

表 2 停车场分配方案的指标对比表

Table 2 Indicator comparison table for different parking lot allocation schemes

指标	Z_1/min	$Z_2/\text{元}$	总行程 时间/min	步行时 间/min	行驶成 本/元	停车成 本/元
P_{user}	157.0	64.75	127	12	34.75	30
P_{best}	146.5	57.00	115	21	34.00	23
无容量限制下	146.5	57.00	136	21	34.00	23
容量限制下	165.5	54.50	150	31	37.50	17

注: Z_1 为系统最优目标函数; Z_2 为用户最优目标函数。

考虑停车场容量限制下, 停车场分配结果。假设 6 辆车同时发出停车需求时, P_1 剩余停车位 1 个, P_2 剩余停车位 2 个, P_3 剩余停车位 3 个。

根据停车场分配模型, 计算得到停车场容量限制下的最优方案为:

$$P_{best}^{con} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

对比有无停车场容量限制下的停车场分配方案, 由表 2 可知, 容量限制下最优方案的各项属性均要高于无容量限制下的最优方案, 这是当停车场剩余停车位数量大于车辆停车需求时, 系统可为各车辆选取最优的停车场方案。当停车场剩余停车位

数量小于车辆停车需求时, 由于停车场容量限制, 系统为各车辆选取停车场时, 选择集合有限, 因此, 部分车辆的停车场选择并非最优。

5 结语

通过出行者选择停车场的影响因素, 建立了双目标函数约束的停车场分配模型。基于灰熵理论, 求解停车场选择集合, 并根据算例, 验证了停车诱导系统的最优停车场分配方案。得出的结论为:

1) 在停车场容量充足的情况下, 出行者会根据自身偏好, 选择最为便捷的停车场, 较少考虑行程时间、费用等因素的影响。

2) 智能停车诱导系统从用户自身和系统两方面出发, 并充分考虑出行者利益。通过诱导出行者到达目标停车场, 从而降低对区域道路通行的影响。当停车场容量受限制时, 由于出行者无法自行判断偏好的停车场是否饱和。因此, 带来的绕行及巡游, 增加了区域的交通拥堵。而智能停车诱导系统在有限选择集合中, 为车辆选择合适的停车场。虽然部分车辆的选择并非最优, 但从整体来看, 无论是出行者的停车成本, 还是系统总停车成本, 均低于用户自身选择的分配方案。

3) 因所有的出行者均假设为同质, 没有考虑出行者的选择偏好对于停车场选择的影响。同时, 行程时间的计算简单, 没有考虑道路拥堵程度和拥堵时段对行程时间的动态影响。未来有待进一步研究, 如: 利用聚类分析方法, 确定出行者的选择偏好和道路行程时间动态变化对停车场分配的影响。

参考文献(References):

- [1] Donald C.Shou P.Cruising for parking[J].Transport Policy,2006,13:479-486.
- [2] 王桐.鞍山市交通局安卓平台打车系统的设计与实现[D].大连:大连理工大学,2014.(WANG Tong. Design and implementation of android based call taxi system for Anshan traffic management bureau[D]. Dalian: Dalian University of Technology,2014.(in Chinese))
- [3] 段满珍,曹会云,董博,等.面向个体需求的停车场分配模型[J].交通运输系统工程与信息,2016,16(6):153-159.(DUAN Man-zhen,CAO Hui-yun, DONG Bo, et al. Parking lots distribution model for the individual

- demand[J]. Journal of Transportation System Engineering and Information Technology, 2016, 16(6): 153–159. (in Chinese))
- [4] 陈群,史峰,姚加林,等.区域内停车场停车量分配优化[J].西南交通大学学报,2009,44(2):280–283,288.(CHEN Qun, SHI Feng, YAO Jia-lin, et al. Bi-level programming model for parking assignment among parking lots in a local area[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009,44(2):280–283,288.(in Chinese)).
- [5] Shao C,Yang H,Zhang Y,et al.A simple reservation and allocation model of shared parking lots[J].Transportation Research Part C,2016,71:303–312.
- [6] 张硕.中央商务区写字楼地下停车场车位分配及定价策略探究[D]. 北京: 清华大学, 2015. (ZHANG Shuo. Allocation and pricing for underground parking lot of office building in CBD[D]. Beijing: Tsinghua University, 2015.(in Chinese))
- [7] 林小围,周晶,卢珂,等.基于合作博弈的停车位分配模型[J].系统管理学报,2019,28(1):62–66,85.(LIN Xiao-wei, ZHOU Jin,LU Ke,et al.Parking slot assignment model based on cooperative game theory[J].Journal of System & Management,2019,28(1):62–66,85(in Chinese)).
- [8] 宁瑞昌.基于预约模式的停车选择模型研究[D].西安:长安大学,2017.(NING Rui-chang.Research on parking selection model based on reservation mode[D]. Xi'an: Chang'an University,2017.(in Chinese))
- [9] 陈雷,王廷章.基于熵权系数与TOPSIS集成评价决策方法的研究[J].控制与决策,2003,18(4):456–459.(CHEN Lei, WANG Ting-zhang. Research on TOPSIS in tegrated evaluation and decision method based on entropy coefficient[J]. Control and Design, 2003, 18(4): 456–459.(in Chinese))
- [10] Loan C T.The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J].Ioan Cristian Trelea. Information Processing Letters, 2003, 85(6):317–325.