



文章编号:1001-9081(2020)01-0050-06

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2019060988

## 基于博弈论的内河港口作业车辆协同选路方法

范家佳<sup>1,2</sup>, 刘洪星<sup>1,2</sup>, 李勇华<sup>1,2\*</sup>, 杨丽金<sup>1,2</sup>

(1. 武汉理工大学 计算机科学与技术学院, 武汉 430063; 2. 交通物联网技术湖北省重点实验室(武汉理工大学), 武汉 430070)

(\*通信作者电子邮箱 liyonghua@whut.edu.cn)

**摘要:**针对以汽车运输为主且吞吐量较大的内河港口的交通拥堵问题,提出一种基于博弈论的内河港口作业车辆协同选路方法。首先,基于港口路网特征与车辆作业特点,将同时请求路径规划的作业车辆间的交互建模为不完全信息博弈,采用满足均衡(SE)的概念来分析该博弈。假设每个车辆对选路效用都有一个预期,当所有车辆都得到满足时博弈即达到均衡。然后,提出了一种车辆协同选路算法,算法中每个车辆首先按照贪心策略初始选路,之后将所有车辆按规则分组,组内车辆根据历史选路结果进行适应性学习并完成博弈。实验结果表明,当港区同时作业车辆数为286时,协同选路算法的车辆平均行驶时间分别比Dijkstra算法和自适应学习算法(SALA)少50.8%和16.3%,系统收益分别比Dijkstra算法和SALA提高51.7%和24.5%。所提算法能够有效减少车辆平均行驶时间,提高系统收益,更适用于内河港口车辆选路问题。

**关键词:**交通拥堵;车辆选路问题;路径规划;内河港口;博弈论

**中图分类号:** TP311.5    **文献标志码:**A

## Collaborative routing method for operation vehicle in inland port based on game theory

FAN Jiajia<sup>1,2</sup>, LIU Hongxing<sup>1,2</sup>, LI Yonghua<sup>1,2\*</sup>, YANG Lijin<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei 430063, China;

2. Hubei Key Laboratory of Transportation Internet of Things (Wuhan University of Technology), Wuhan Hubei 430070, China)

**Abstract:** Focusing on the traffic congestion problem in inland ports with vehicle transportation and large throughput, a collaborative routing method for operation vehicles in inland port based on game theory was proposed. Firstly, the interaction between the operation vehicles that simultaneously request route planning was modeled as a game with incomplete information and the idea of Satisfaction Equilibrium (SE) was applied to analyze the proposed game. It was assumed that every vehicle has an expected utility for routing result, when all vehicles were satisfied, the game achieved an equilibrium. Then, a collaborative routing algorithm was proposed. In this algorithm, firstly every vehicle selected the route according to greedy strategy, then all vehicles were divided into groups by the rule and vehicles in the group performed adaptive learning based on historical routing results to complete the game. The experimental results show that the collaborative routing algorithm reduces the average driving time of vehicles up to 50.8% and 16.3% respectively and improves the system profit up to 51.7% and 24.5% respectively compared with Dijkstra algorithm and Self-Adaptive Learning Algorithm (SALA) when the number of simultaneously working vehicles in port is 286. The proposed algorithm can effectively reduce the average driving time of vehicles, improve system profit, and is more suitable for the routing problem of vehicles in inland port.

**Key words:** traffic congestion; vehicle routing problem; route planning; inland port; game theory

## 0 引言

港口是水陆运输的枢纽,吞吐能力与港内车辆集疏效率息息相关<sup>[1]</sup>。海港规模大,交通设施完善路况良好,港内货物转运方式主要为船到火车,道路拥堵概率低。与海港不同,内河港口相对规模较小,港内交通设施建设落后,货物转运的主要交通工具为货车,在港作业车辆多且进出频繁,但对作业车辆的引导却不够智能化<sup>[2]</sup>。主要面临以下几个方面的挑战:1)机械设备利用率不高。作业车辆需要港内机械辅助完成作业,因此不能只简单考虑车辆的行驶时间。2)港区路网复杂和港方监管困难。司机对港内道路、作业流程不熟悉,加

之作业过程中信息传递不及时,极易导致拥堵,交通高峰期车辆在港内通行往往需2倍于畅通状态下的时间<sup>[3]</sup>。3)作业车辆间选路相互影响。若多辆车同时分配到相同路径,则会导致新的拥堵。故减少车辆在港行驶时间,缓解港区道路拥堵、提高港方资源利用率成为港口智能化研究的重点。目前国内外对内河港口车辆拥堵的研究较少,对城市交通拥堵的研究较多。

随着全球定位系统(Global Positioning System, GPS)和车辆识别等技术的引进,车辆导航系统的选路算法发展到了实时选路阶段<sup>[4]</sup>。刘恒宇等<sup>[5]</sup>提出了考虑拥堵和工作量的选路问题,构建了混合整数规划模型,验证了算法的有效性,但

收稿日期:2019-06-12;修回日期:2019-07-31;录用日期:2019-09-05。    基金项目:内河航运技术湖北省重点实验室基金资助项目(NHYY2017003);交通物联网技术湖北省重点实验室基金资助项目(2017III028-002)。

**作者简介:**范家佳(1994—),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:智能交通、调度优化; 刘洪星(1963—),男,湖北洪湖人,教授,博士,主要研究方向:智能交通、调度优化; 李勇华(1977—),男,湖北武汉人,副教授,博士,主要研究方向:智能交通、调度优化; 杨丽金(1994—),女,河北张家口人,硕士研究生,主要研究方向:智能交通、调度优化。



方法适用范围有限。De Souza 等<sup>[6]</sup>基于实时信息在每个路口为车辆动态选路,实现道路交通的负载平衡,但该方案的效果未在真实路网中进行测试。Lin 等<sup>[7]</sup>将路网中车辆分成不同集群,使用进化博弈分析车辆选路,减少了交通拥堵,但未考虑交通管制的影响。

随着智能导航设备的增多,越来越多的车辆根据实时路况选路,但大量车辆同时请求导航时,极有可能因选择相同路径导致新的拥堵,因此合理的选路算法应考虑到车辆间的冲突。严丽平等<sup>[8]</sup>建立了城市动态多路口选路模型,车辆通过自适应学习进行博弈得到最佳路径,但未考虑车辆不服从系统推荐路径的情况。吴黎兵等<sup>[9]</sup>将车辆选路对路况的影响量化,避免了个体车辆选路造成的道路拥堵,但未考虑路网中的突发事件。Amar 等<sup>[10]</sup>将多车辆选路问题建模成讨价还价游戏,提出的团队路径规划算法可得到有效解,但仍需进一步研究以确定游戏的最佳参与者个数。

当前港口向着信息化、智能化的方向发展,但我国大部分内河港口只实现了信息化,未能实现智能化<sup>[11]</sup>。在用智能化手段管理港口车辆时,本文研究影响车辆作业效率的各个环节,结合生产作业指令,为作业车辆优化在港内行驶路径。现有选路算法几乎没有考虑车辆路彼此间的冲突,为解决这一问题,本文建立港口作业车辆协同选路模型,将车辆间的交互建模为不完全信息博弈,采用“满足均衡 (Satisfaction Equilibrium, SE)”<sup>[12]</sup>的概念分析博弈。从港口总体收益出发,兼顾车辆间合作的同时最大化系统收益。

## 1 港口作业车辆协同选路模型

港口作业车辆协同选路模型用来描述港口路网中大量作业车辆同时请求导航的情况,采用基于不完全信息的博弈描述车辆间的交互,能更准确地表示多车辆选路时的冲突。

### 1.1 模型要素

模型中包括对港口路网的表示、路径选择博弈的参与者、相应参与者的策略空间及效用函数。

#### 1.1.1 港口交通路网

港口路网表示为有向图  $G = (V, E)$ ,  $V = \{V_i | i = 1, 2, \dots, v\}$  为节点集合,  $v$  为节点数,  $V_i$  中包括节点的基本信息如名称、属性(如地磅、堆场)。 $E = \{E_i | i = 1, 2, \dots, e\}$  为路段集合,  $e$  为路段总数,  $E_i$  中包含路段的基本信息如名称、长度、宽度。

#### 1.1.2 参与者

$N = \{N_i | i = 1, 2, \dots, n\}$  为同时请求导航的  $n$  个作业车辆集合,是博弈参与者。 $\forall N_i \in N$  都有可承受的成本上限,  $t\_M_i, d\_M_i, o\_M_i, v\_M_i$  分别为车辆  $i$  从起点到终点的时间、距离、耗油量和等待作业机械时间的阈值。

#### 1.1.3 策略空间

$R_i = \{R_{ij} | j = 1, 2, \dots, M_i\}$  为车辆  $i$  的起止点对间的可选路径集合,共  $M_i$  条路径,是车辆  $i$  的行动空间。在博弈时刻  $t$  车辆根据混合策略独立选路,从  $R_i$  中选择行动时遵循特定的概率分布,  $\pi_i^t = (\pi_i^t(1), \pi_i^t(2), \dots, \pi_i^t(h), \dots, \pi_i^t(M_i))$ ,  $\pi_i^t(h)$  表示车辆  $i$  在  $t$  时刻选择路径  $h$  的概率。

#### 1.1.4 效用函数

作业车辆选路最关心成本,将车辆  $i$  的效用记作  $U_i(h)$ ,为路径成本的负值,如式(1)所示:

$$U_i(h) = -C_i^h \quad (1)$$

其中:  $C_i^h$  为车辆  $i$  选择路径  $h$  的耗费成本值。路径成本越大,效用越小,路径越不易被选中。

### 1.2 效用计算

根据文献[13]的随机效用理论,  $r_i^t \in R_i$  为时刻  $t$  车辆  $i$  所选路径;  $r_{-i}^t \in R_{-i}$  为除  $i$  外的车辆的选路组合;所有车辆的选路结果为  $U_i^t(r_i^t) = U_i^t(r_i^t, r_{-i}^t)$ 。为体现其他车辆对车辆  $i$  效用的影响,用  $U_i^t(r_i^t) = U_i^t(r_i^t, r_{-i}^t)$  表示该车辆的效用。

车辆在路径上行驶付出的成本代价有时间  $t_i$ 、距离  $d_i$ 、油耗  $o_i$  及等待作业机械时间  $v_i$ ,将它们进行权重组合计算路径的成本值,如式(2)所示:

$$C_i = \frac{t_i}{t\_M_i} \times c_1 + \frac{d_i}{d\_M_i} \times c_2 + \frac{o_i}{o\_M_i} \times c_3 + \frac{v_i}{v\_M_i} \times c_4 \quad (2)$$

其中:  $c_1 \sim c_4$  表示相应参数对应的权值,它们和为 1。成本值越大,对应的路径越不易被选中。

$t_i, d_i, o_i$  的计算方法与文献[8]中 2.2 节的方法相同,下面给出  $v_i$  的具体计算方法。

$M = \{M_i | i = 1, 2, \dots, d\}$  为港口作业机械集合。车辆到达堆场后由调度员指定的机械为其作业。引入指示变量  $X_{i,j}$ ,当  $X_{i,j} = 1$  时表示指定机械  $j$  为车辆  $i$  作业,为 0 时则相反。

每个作业机械都拥有一个车辆排队队列,  $K$  为在车辆  $i$  前等待机械  $j$  的车辆集合;  $\eta_j$  为机械  $j$  的作业速度;  $w_i$  为车辆  $i$  的待作业货物量;  $t_i$  为车辆  $i$  到达目的地的预期行驶时间,则机械  $j$  为车辆  $i$  作业所需时间  $\sigma_{i,j} = \eta_j \times w_i$ , 车辆  $i$  等待机械  $j$  的时间如式(3)所示:

$$v_{i,j} = \begin{cases} \sum_{k \in K} \eta_j \times w_k - t_i, & \sum_{k \in K} \eta_j \times w_k > t_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

机械  $j$  等待车辆  $i$  的时间为如式(4)所示:

$$e_{i,j} = \begin{cases} t_i - \sum_{k \in K} \eta_j \times w_k, & \sum_{k \in K} \eta_j \times w_k < t_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

### 1.3 车辆选路的满足均衡

因不完全信息博弈的纳什均衡难以分析,本文采用满足均衡的概念来分析博弈均衡。下面先给出满足式表述,然后再给出本文追求的满足均衡。

#### 1.3.1 满足式表述

不考虑车辆间相互影响的情况下,将车辆策略集中路径的最大效用作为其理想效用,车辆  $i$  的理想效用如式(5)所示:

$$U_i^* = \max \{U_i(1), U_i(2), \dots, U_i(h), \dots, U_i(M_i)\} \quad (5)$$

通常最优的理性效用很难得到<sup>[14]</sup>,假设每个车辆对推荐路径的效用有一个低于最优值的预期,该值为车辆理想效用的  $\tau_i$  倍,如式(6)所示,  $\tau_i$  的值可通过多次实验探索得到。

$$\Gamma_i = \tau_i \times U_i^* \quad (6)$$

时刻  $t$  所有车辆的行动组合为  $(r_i^t, r_{-i}^t)$ ,若此时车辆  $i$  获得的效用  $U_i^t(r_i^t, r_{-i}^t) \geq \Gamma_i$  即满足。定义映射  $f_i: R_{-i} \rightarrow 2^{R_i}$  ( $R_{-i} = R_1 \times R_2 \times \dots \times R_{i-1} \times R_{i+1} \times \dots \times R_n$ ) 如式(7)<sup>[12]</sup> 所示:

$$f_i(r_{-i}) = \{r_i \in R_i : u_i(r_i, r_{-i}) \geq \Gamma_i\} \quad (7)$$

基于上述讨论,本文用式(8)中所示的三元组描述所建立的博弈模型,称为博弈的满足式表述。

$$G = (N, \{R_i\}_{i \in N}, \{f_i\}_{i \in N}) \quad (8)$$

#### 1.3.2 满足均衡

与满足式表述对应的均衡称为满足均衡(SE),SE 的定义<sup>[12]</sup>如下。

**定义 1** 给定博弈的满足式表达如式(8)所示,行动  $r^* = (r_i^*, r_{-i}^*)$ ,若  $\forall i \in N \rightarrow r_i^* \in f_i(r_{-i}^*)$ , 则称  $r^*$  为博弈的满足均衡。



### 1.4 模型求解目标

1) 车辆选路目标。

车辆选路的目标是成本不超过阈值且选路效用超过期望值。 $\forall N_i \in N$  的求解目标如式(9)所示:

$$\begin{aligned} U_i^t(\mathbf{r}_i^{t*}, \mathbf{r}_{-i}) &\geq \Gamma_i, \forall \mathbf{r}_i^{t*} \in R_i \\ \text{s.t. } t_i &\leq t_M \\ d_i &\leq d_M \\ o_i &\leq o_M \\ v_i &\leq v_M \end{aligned} \quad (9)$$

2) 港口交通规划系统路径诱导目标。

港口交通规划系统期望所有车辆效用和最大,如式(10)所示;且装卸机械能耗最小,如式(11)所示,包括机械作业状态及空闲状态下的能耗。机械能耗为其运行时间乘以单位时间柴油能耗。

$$f_1: \max U = \max \sum_{i \in N} U_i(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_{-i}) \quad (10)$$

$$f_2: \min E = \min \sum_{i \in N} \sum_{j \in M} ((o_{i,j} + e_{i,j}) \times X_{i,j} \times E_j) \quad (11)$$

其中: $E_j$  为机械设备  $j$  单位时间柴油能耗。

**定义 2** 设  $w_1, w_2$  为相应参数对应的权值系数,二者和为 1,所有车辆的效用和与机械能耗的带权和称为系统收益,记作  $Q = w_1 \times U - w_2 \times E$ 。

**定义 3** 所有车辆的理想效用之和称为理想系统收益,记作  $Q^* = \sum_{i \in N} U_i^*$ 。

显然,任意博弈阶段的系统收益均小于理想系统收益, $Q_t$  为  $t$  时刻获得的系统收益,则  $Q_t < Q^*$ 。

港口交通规划系统的决策目标为最大化系统收益,如式(12)所示。

$$\max: Q \quad (12)$$

若存在一个行动组合  $\bar{r}$  分别是式(9)和(12)的最优解,则称  $\bar{r}$  为系统的均衡解。本文的求解目标是:在考虑车间间合作的同时最大化系统收益。

该模型考虑了作业车辆的特性,即车辆与机械之间存在等待关系,同时考虑了车辆之间的相互影响。模型的求解在于找到满足式(9)和(12)的行动组合,同时模型中存在多个系数,可以通过多次实验探索总结得出满足实际情况的值。

## 2 港口作业车辆协同选路模型求解

本文构建的模型主要针对内河港口作业车辆,具有领域适用性,在求解过程中需结合领域特性,模型服务于港口交通规划系统。港口交通规划系统与车辆的交互过程如图 1 所示,主要过程如下:

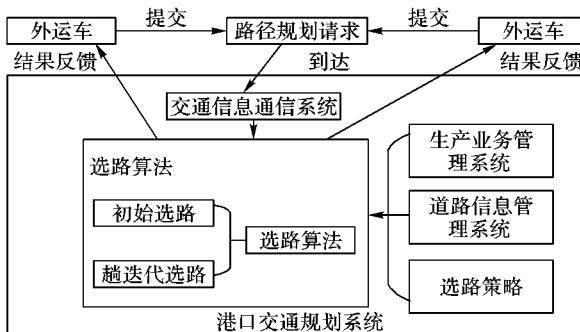


图 1 交通规划系统与车辆的交互

Fig. 1 Interaction between traffic planning system and vehicles

1) 当港口路网中多个车辆试图由起点驶向终点时,驾驶

员向导航系统输入目的地。结合 GPS 定位系统,车载导航设备将驾驶员输入的信息转换为起止点对,提交给港口交通规划系统。

2) 港口交通规划系统收到多个车辆提交的请求后,根据道路信息管理系统的道路信息,结合生产业务管理系统中的车辆作业信息,使用合适的选路策略,运用选路算法为车辆规划路径并反馈。

### 2.1 车辆分组原则

**定义 4** 每个博弈阶段进行的操作称为趟迭代。

趟迭代时若所有车辆同时改变选路策略,会导致系统收益发生剧烈震荡无法收敛,故在趟迭代阶段将车辆分成多个组,在组内进行适应性学习,使系统收益向着收敛的方向改变。

**定义 5** 车辆集合称为组。每次趟迭代时分成  $m$  个组, $C = \{C_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  为组集合。对于  $\forall C_k \in C$ , 组内车辆集合记作  $N_k = \{N_{ki} | i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

第  $t$  次趟迭代的组大小,如式(13)所示:

$$s_k^t = \begin{cases} \frac{Q^*}{Q^{t-1}} \times \frac{1}{\bar{t} - t} \times \gamma, & t < \bar{t} \\ \zeta, & t = \bar{t} \\ \frac{Q^*}{Q^{t-1}} \times \frac{1}{t - \bar{t}} \times \gamma, & t > \bar{t} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $Q_{t-1}$  为第  $t-1$  次迭代中系统收益; $\bar{t}$  为迭代次数经验值; $\zeta$  为第  $\bar{t}$  次迭代时组大小; $\gamma$  为修正系数; $\bar{t}$ 、 $\zeta$  和  $\gamma$  的值通过多次实验探索获取最优值。

从式(13)可知,若当前所得系统收益与理想系统收益差距大( $Q^*/Q^{t-1}$  较大),说明距离收敛的理想结果还相差较多,组大小应增大;反之则应该避免大幅度调整组大小。另外为了避免组大小的剧烈震荡,式(13)中引入了影响因子  $1/(\bar{t} - t)$ ,该因子表示当迭代次数小于经验值  $\bar{t}$  时组大小随迭代次数的增加逐步增大,当迭代次数大于经验值  $\bar{t}$  时组大小随迭代次数的增加逐步减小,当迭代次数达到经验值  $\bar{t}$  时的组大小通过多次实验取最优值。修正系数  $\gamma$  的值与车辆作业的货物类型相关,可通过多次实验进行统计分析得出具体值。

车辆  $i$  在  $t$  时刻所得效用距离预期效用的距离记作  $d_i^{t-1} = U_i^{t-1} - \Gamma_i$ 。当  $d_i^{t-1} < 0$  时说明效用未达到预期;当  $d_i^{t-1} \geq 0$  时说明已达到预期。将所有车辆的  $d_i^{t-1}$  从小到大排列,然后以  $s_k^t$  为组大小分成  $m$  个组。

### 2.2 车辆选路策略

**定义 6** 每个组内进行的操作称为适应性学习。

$Q_t$  为第  $t$  趟迭代中所得系统收益,  $h_i$  为对应的选路结果; $Q_{t,k}$  为第  $t$  趟迭代中第  $k$  个组适应性学习完成后所得系统收益,  $h_{t,k}$  为对应的选路结果; $Q_{t,k,t'}$  为第  $t$  趟迭代中第  $k$  个组在第  $t'$  次适应性学习中所得系统收益,  $h_{t,k,t'}$  为对应的选路结果。

集群  $k$  在  $Const$  次适应性学习中所得最大系统收益记作  $Q_{t,k} = \max\{Q_{t,k,0}, Q_{t,k,1}, \dots, Q_{t,k,t'}, \dots, Q_{t,k,Const}\}$ 。

车辆在迭代交互的过程中按如下规则行动。

1) 初始选路。

初始阶段( $t = 0$ ),车辆  $i$  根据贪心策略选择路径  $r_i^0$ 。当所有车辆初始选路完成后,港口交通规划系统根据行动组合计算效用  $U_i^0(r_i^0, r_{-i}^0)$  返回给车辆  $i$ 、计算系统收益  $Q_0$ 。将路径  $r_i^0$  作为车辆  $i$  的试探性最佳路径,所有车辆选路结果为  $h_0$ 。在此之后,车辆以迭代的方式与港口交通规划系统交互。

2) 趟迭代选路过程。

第  $t$  ( $t = 1, 2, \dots$ ) 趟迭代开始时,根据 2.1 节中提到的方



法将所有车辆分成  $m$  个组。 $\forall C_k \in C$  分别进行  $Const$  次适应性学习。适应性学习详见下文 3), 输入是所有车辆上次迭代的选路结果及对应系统收益, 输出为所有车辆新的选路结果及对应系统收益。

对于第 1 个组;将第  $t - 1$  趟迭代的选路结果作为适应性学习的输入,其学习后所得系统收益为  $Q_{t,1}$ 、对应选路结果为  $h_{t,1}$ ;

对于第  $j+1$  ( $2 \leq j+1 \leq m$ ) 个组;将第  $j$  个组适应性学习后的结果作为输入,其学习后所得系统收益为  $Q_{t,j+1}$ , 对应选路为  $h_{t,j+1}$ 。

所有组学习完成后,将最后一个组  $m$  得到的结果作为第  $t$  趟迭代的结果,即  $Q^t = Q_{t,m}$ ,  $h^t = h_{t,m}$ 。

3) 第  $t$  趟迭代中组  $k$  ( $1 \leq k \leq m$ ) 的适应性学习。

适应性学习初始阶段  $t' = 0$ ,  $\forall i \in N_k$  使用输入的选路结果作为试探性最佳路径;

第  $t'$  次适应性学习开始时 ( $t' = 1, 2, \dots, Const$ ), 车辆  $i$  首先判断当前选路效用  $U_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'-1}, \mathbf{r}_{-i}^{t'-1}) \geq \Gamma_i$  是否已达到预期。定义指示变量如式(14) 所示:

$$v_i(t' - 1) = \begin{cases} 1, & U_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'}) \geq \Gamma_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

车辆  $i$  根据  $v_i(t' - 1)$  的取值更新概率分布  $\pi_i^{t'} = (\pi_i^{t'}(1), \pi_i^{t'}(2), \dots, \pi_i^{t'}(h), \dots, \pi_i^{t'}(M_i))$ , 然后选择路径。

若当前效用未达到预期,即  $v_i(t' - 1) = 0$ , 可能需要车辆  $i$  改变策略,也可能需其他车辆改变策略。由于其他车辆的行为策略不确定,一个理性的参与者希望此刻的行为在将来看来是最不后悔的选择,因此行动选择概率可表示为式(15) 的形式:

$$\pi_i^{t'}(\mathbf{r}_i^{t'}) = \begin{cases} \sigma_i^{t'-1}, & \mathbf{r}_i^{t'} = \mathbf{r}_i^{t'-1} \\ \beta_i^{t'} \times u_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'-1}), & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中: $\sigma_i^{t'-1}$  表示车辆  $i$  对当前选择的不后悔程度; $\tau_i^{t'-1} = 1 - \left| \frac{H_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'})}{\sum_{l \in R_i} H_i^{t'-1}(l, \mathbf{r}_{-i}^{t'})} \right|$ ;车辆  $i$  的后悔值定义为  $H_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'}) = \max U_i^{t'-1}(l, \mathbf{r}_{-i}^{t'}) - U_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'})$ , 当时间  $t$  变得非常大的时候,后悔值  $H_i^{t'-1}$  接近于 0, $\sigma_i^{t'-1}$  接近于 1, 车辆不改变策略, 达到均衡状态;归一化因子  $\beta_i^{t'}$  定义为  $\beta_i^{t'} = \frac{1 - \sigma_i^{t'-1}}{\sum_{l \neq \mathbf{r}_i^{t'-1}} U_i^{t'-1}(l, \mathbf{r}_{-i}^{t'})}$ 。

若当前效用已达预期,即  $v_i(t' - 1) = 1$ , 则车辆有很大的可能性不改变策略,此时概率  $\pi_i^{t'}(\mathbf{r}_i^{t'})$  按式(16) 的方式计算:

$$\pi_i^{t'}(\mathbf{r}_i^{t'}) = \begin{cases} \mu, & \mathbf{r}_i^{t'} = \mathbf{r}_i^{t'-1} \\ \beta_i^{t'} \times U_i^{t'-1}(\mathbf{r}_i^{t'}, \mathbf{r}_{-i}^{t'-1}), & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中: $\mu$  表示车辆维持原有行动的概率,通常有  $0.5 \leq \mu \leq 1$ , 其值可通过多次实验探索得到。归一化因子  $\beta_i^{t'}$  定义为  $\beta_i^{t'} = \frac{1 - \mu}{\sum_{l \neq \mathbf{r}_i^{t'-1}} U_i^{t'-1}(l, \mathbf{r}_{-i}^{t'})}$ 。

所有车辆选路完成后,港口交通规划系统将效用  $U_i^t$  返回给车辆  $i$ ,并计算出系统收益  $Q^t$ ,之后进入下一轮适应性学习。选择  $Const$  次学习中最大的系统收益  $\max \{Q_{t,k}^0, Q_{t,k}^1, \dots, Q_{t,k}^{t'}, \dots, Q_{t,k}^{Const}\}$ , 及对应选路结果作为组  $k$  适应性学习的结果。

4) 输出最佳路径选择。

若在约定次数内系统收益达到最大,即  $n_s$  ( $n_s > 0$ ) 次迭代后,  $|Q^t / Q^{t-1} - 1| < \varepsilon$ ,  $\varepsilon > 0$ ;或算法迭代达到最大可接受次数  $maxTray$ , 算法终止并输出对应的最佳路径  $h_t$  及系统收

益  $Q_t$ 。

### 2.3 车辆协同选路算法描述

根据上面构建的模型和模型求解的思路,本文提出一种车辆协同选路(Collaborative Route Selection, CoRS)算法来求解上述模型。

#### 2.3.1 CoRS 算法

CoRS 算法初始阶段车辆根据贪心策略完成初始选路,之后进行多次趟迭代直至达到算法终止条件。其具体执行步骤如下:

步骤 1 输入请求路径规划的车辆集合及各车的候选路径集合。

步骤 2 初始阶段:每个车辆根据贪心策略选路,作为试探性最佳路径选择。

步骤 3 趟迭代阶段:将车辆分组,组内进行适应性学习。

步骤 4 判断当前选路结果是否满足算法终止条件,若满足则进行步骤 5;若不满足则进行步骤 3。

步骤 5 输出车辆的试探性最佳路径作为最佳选路。

#### 2.3.2 时间复杂度分析

设车辆数为  $n$ 、每个车辆的候选路径个数为  $m$ 。CoRS 算法分两部分实现:1) 初始选路阶段,每个车辆遍历候选路径集找出效用最大的路径,时间复杂度为  $O(mn)$ ;2) 趟迭代阶段,对每个组内所有车辆进行适应性学习,车辆适应性学习时间复杂度为  $O(m^2)$ , 则趟迭代时间复杂度为  $O(nm^2)$ 。综上所述,本算法的时间复杂度为  $O(nm + nm^2)$ 。

#### 2.3.3 收敛性分析

采用数学归纳法证明 CoRS 算法可使系统收益随着迭代次数的增加逐渐增大,最终达到收敛。

初始选路阶段:系统收益为  $Q_0 < Q^*$ , 对应选路为  $h_0$ 。

趟迭代阶段:

1) 第 1 趟迭代。

将所有车辆分成  $m$  个组,  $C = \{C_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  为组集合,  $\forall C_k \in C$  进行适应性学习。

a) 对于第 1 个组:

适应性学习初始阶段,使用  $h_0$  作为初始路径选择,  $h_{1,1,0} = h_0$ , 对应系统收益为  $Q_{1,1,0} = Q_0$ ;

第  $t'(t' = 1, 2, \dots, Const)$  次适应性学习中,组内车辆通过适应性学习选定路径,计算系统收益  $Q_{1,1,t'}$ , 对应选路为  $h_{1,1,t'}$ 。

$Const$  次适应性学习后,从中选出最大系统收益  $Q_{1,1} = \max \{Q_{1,1,0}, Q_{1,1,1}, \dots, Q_{1,1,t'}, \dots, Q_{1,1,Const}\}$ , 对应选路为  $h_{1,1}$ 。有  $Q_0 = Q_{1,1,0} \leq Q_{1,1} < Q^*$ 。

b) 对于第  $j+1$  ( $2 \leq j+1 \leq m$ ) 个组:

设第  $j$  个组适应性学习完成后,所得系统收益为  $Q_{1,j}$ , 对应选路为  $h_{1,j}$ 。

适应性学习初始阶段,将  $h_{1,j}$  作为初始路径选择,  $h_{1,j+1,0} = h_{1,j}$ , 对应系统收益为  $Q_{1,j+1,0} = Q_{1,j}$ ;

第  $t'(t' = 1, 2, \dots, Const)$  次适应性学习中,组内车辆通过适应性学习选定路径,计算系统收益  $Q_{1,j+1,t'}$ , 对应选路为  $h_{1,j+1,t'}$ 。

$Const$  次适应性学习后,从中选出最大系统收益  $Q_{1,j+1} = \max \{Q_{1,j+1,0}, Q_{1,j+1,1}, \dots, Q_{1,j+1,t'}, \dots, Q_{1,j+1,Const}\}$ , 对应选路为  $h_{1,j+1}$ 。有  $Q_{1,j} \leq Q_{1,j+1,0} \leq Q_{1,j+1} < Q^*$ 。

系统收益的关系为  $Q_0 \leq Q_{1,1} \leq \dots \leq Q_{1,j} \leq Q_{1,j+1} \leq \dots \leq Q_{1,m} < Q^*$ 。第 1 趟迭代后各车选路结果为  $h_1 = h_{1,m}$ , 对应系统收益为  $Q_1$ ,且  $Q_0 \leq Q_{1,m} = Q_1 < Q^*$ 。



2) 第  $i+1$  趟迭代。

设第  $i$  趟迭代后所得系统收益为  $Q_i$ , 选路为  $h_i$ 。

将所有车辆分成  $m$  个组,  $C = \{C_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  为组集合,  $\forall C_k \in C$  进行适应性学习。

a) 对于第 1 个组:

适应性学习初始阶段, 使用  $h_i$  作为初始路径选择,  $h_{i+1,1,0} = h_i$ , 对应的系统收益为  $Q_{i+1,1,0} = Q_i$ ;

第  $t'(t' = 1, 2, \dots, \text{Const})$  次适应性学习中, 组内车辆通过适应性学习选定路径, 计算系统收益  $Q_{i+1,1,t'}$ , 对应选路为  $h_{i+1,1,t'}$ 。

$Const$  次适应性学习后, 从中选出最大的系统收益

$Q_{i+1,1} = \max\{Q_{i+1,1,0}, Q_{i+1,1,1}, \dots, Q_{i+1,1,t'}, \dots, Q_{i+1,1,\text{Const}}\}$ , 对应选路为  $h_{i+1,1,0}$ 。有  $Q_i = Q_{i+1,1,0} \leq Q_{i+1,1} < Q^*$ 。

b) 对于第  $j+1$  ( $2 \leq j+1 \leq m$ ) 个组:

设第  $j$  个组适应性学习完成后, 所得系统收益为  $Q_{i+1,j}$ , 对应选路为  $h_{i+1,j}$ 。

适应性学习初始阶段, 将  $h_{i+1,j}$  作为初始路径选择,  $h_{i+1,j+1,0} = h_{i+1,j}$ ,  $Q_{i+1,j+1,0} = Q_{i+1,j}$  为对应系统收益;

第  $t'(t' = 1, 2, \dots, \text{Const})$  次适应性学习中, 组内车辆通过适应性学习选定路径, 计算系统收益  $Q_{i+1,j+1,t'}$ , 对应选路为  $h_{i+1,j+1,t'}$ 。

$Const$  次适应性学习后, 从中选出最大系统收益

$Q_{i+1,j+1} = \max\{Q_{i+1,j+1,0}, Q_{i+1,j+1,1}, \dots, Q_{i+1,j+1,t'}, \dots, Q_{i+1,j+1,\text{Const}}\}$ , 对应选路为  $h_{i+1,j+1,0}$ 。有  $Q_{i+1,j} = Q_{i+1,j+1,0} \leq Q_{i+1,j+1} \leq Q^*$ 。

由上可得, 第  $i+1$  趟迭代中, 各个组适应性学习后得到的系统收益的关系为  $Q_i \leq Q_{i+1,1} \leq \dots \leq Q_{i+1,j} \leq Q_{i+1,j+1} \leq \dots \leq Q_{i+1,m} \leq Q^*$ 。第  $i+1$  趟迭代后各车选路结果为  $h_{i+1} = h_{i+1,m}$ , 对应系统收益为  $Q_{i+1}$ , 且  $Q_i \leq Q_{i+1,m} = Q^{i+1} < Q^*$ 。

由上述推导过程归纳可得  $Q_0 \leq Q_1 \leq \dots \leq Q_{i-1} \leq Q_i \leq \dots < Q^*$ , 即随着迭代次数的增加系统收益逐渐增加, 最后逐步收敛到最优值。

### 3 实验结果与分析

实验先对 CoRS 算法的适用性进行纵向分析, 然后选取城市路网通用选路算法与其进行横向比较, 主要比较系统收益及车辆平均行驶时间。

#### 3.1 实验数据

本文采用重庆某港口散货堆场的交通路网, 路网实际情况如图 2 所示, 涉及到的作业堆场为 A ~ N 共 14 个。路网中共包含 223 个节点, 200 条路段。港区内限速 30 km/h, 道路通行能力为 26 pcu/min (pcu/min 表示每分钟可通行车辆数的最大值)。

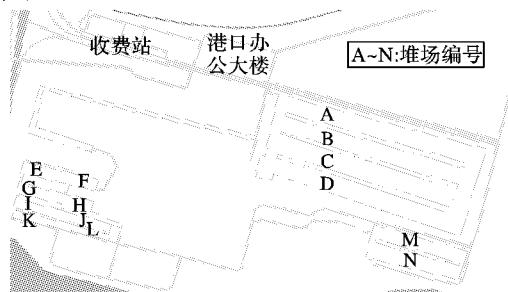


图 2 真实路网  
Fig. 2 Real road network

#### 3.2 模拟结果及分析

存放在散货堆场的货物类型主要有煤炭、矿石, 装载机装卸不同种类散货的作业效率相差不大, 故设定在港作业车辆

作业类型为装货, 货物类型为铬矿, 载货量为 32 t, 随机指派机械为车辆作业。本文编写了程序来模拟车辆协同选路过程。

##### 1) 组大小随迭代次数变化情况。

设置请求路径规划的总车辆数目  $n$  为 200 (内河港口通常会进行港内的交通管制, 进港车辆数会有所限制), 运行算法进行 20 次趟迭代。组大小随迭代次数变化情况如图 3 所示。由图 3 可知, 迭代次数在 1 到 9 之间, 随迭代次数的增加, 组大小逐渐增加; 迭代到第 10 次时, 组大小为 20, 该值为多次实验后选取的经验值; 迭代次数在 11 到 20 之间时, 随着迭代次数的增加, 组大小逐渐减小。

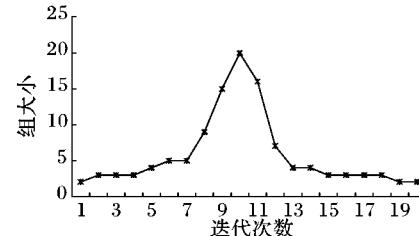


图 3 组大小随迭代次数变化情况

Fig. 3 Group size varying with the number of iterations

##### 2) 系统收益随迭代次数的变化情况。

分别设置  $n$  为 20、80、140、200, 算法进行 10 次趟迭代, 所得系统收益随迭代次数变化情况如图 4 所示 (系统收益实际为负值, 本文在原始值的基础上增加 70000, 将结果处理为正值以便反映数据规律)。由图 4 可知, 当路网中车辆较少时 ( $n = 20$ ) 道路通行能力强, 随迭代次数的增加系统收益变化不大, 算法迭代较少次数 (约 3 次) 即可达到系统最大收益; 当路网中车辆较多时 ( $n = 80, 140, 200$ ), 若车辆都按贪心策略选路会导致拥堵发生, 系统收益不高, CoRS 算法通过调整车辆策略提高系统收益, 使得随着迭代次数的增加系统收益逐步增大, 需迭代较多次 (约 7 次) 才可达到系统最大收益。

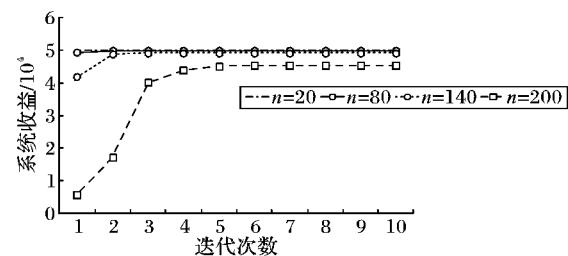


图 4 系统收益随迭代次数变化情况

Fig. 4 System profit varying with the number of iterations

##### 3) 与城市路网通用选路算法比较。

为突出 CoRS 算法特性, 将其与 SALA (Self-Adaptive Learning Algorithm)<sup>[8]</sup> 和 Dijkstra 算法<sup>[15]</sup> 进行比较。分别设置  $n$  为 20、80、140、200, 将车辆的目的地随机分散在各个堆场上。此外, 选取 2018 年 10 月 24 日重庆某港口生产业务管理系统中的 286 辆车辆的作业数据进行实验, 即  $n$  为 286。其中每个实验数据是 20 次重复实验结果的平均值。不同算法下系统收益、车辆平均行驶时间对比分别如图 5 所示。

由图 5(a) 可知, Dijkstra 算法、SALA 算法和本文算法中系统收益随车辆数的增加而降低。随着车辆数的增加, 车辆在路段上行驶代价增大, 同时排队等待机械作业的车辆越多, 使得车辆等待机械的时间越长, 最终使得车辆选路效用降低, 系统收益降低。当车辆数为 286 时, 本文算法的系统收益分别比 Dijkstra 算法、SALA 算法提高了 51.7% 和 24.5%。

由图 5(b) 可知, Dijkstra 算法、SALA 算法和本文算法中



车辆的平均行驶时间随着车辆数的增加而上升。随着车辆数的增加,道路负载增大,道路通行能力降低,使得车辆的平均行驶时间增加。当车辆数为286时,本文算法的车辆平均行驶时间分别比Dijkstra算法、SALA算法降低了50.8%和16.3%。

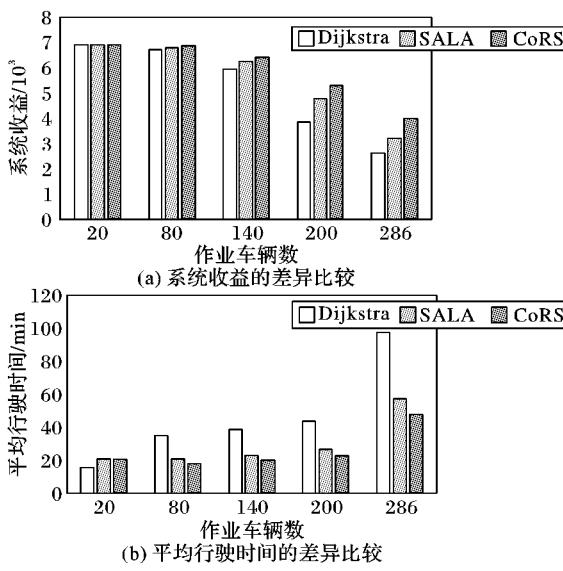


Fig. 5 Performance comparison of three algorithms

当车辆较少时,道路畅通,车辆彼此间影响小,各算法差异不大;当车辆较多时,尤其是达到200辆及以上时,使用Dijkstra算法选路会导致车辆集中选择当前畅道路造成拥堵,算法性能低;SALA算法考虑了车辆间的相互影响,系统收益和平均行驶时间相比Dijkstra算法都有所提高,但该算法受选路时机的限制对性能改善效果不如CoRS算法明显。CoRS算法考虑了车辆选路对道路状态的影响,每次都基于全局最优策略进行选路,能够加快车辆分流过程,算法性能高。

#### 4 结语

针对内河港口中大量车辆同时选路时彼此间路线冲突从而导致拥堵的问题,本文结合港口生产作业的特点,综合考虑作业车辆的行驶时间和港方的作业效率,构建了港口作业车辆协同选路模型,并采用本文提出的CoRS算法进行模型求解。实验结果表明,相比于城市路网通用选路算法,CoRS算法可提高系统收益,并降低车辆平均行驶时间,能更好地适应港口特性;但本文研究仍存在不足,目前还未考虑行驶车辆不遵循港口交通规划系统路径推荐的情况,且不能保证所有的车辆都能达到满足,可能造成个别车辆的路径推荐效果不理想。今后将深入研究车辆的博弈策略调整方法,进一步提升车辆选路满意度。

#### 参考文献 (References)

- [1] CHAN H K, XU S. Intelligent port data management systems to improve capability[C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Service Systems and Service Management. Piscataway: IEEE, 2017: 1–3.
- [2] 张胜利. 我国港口信息化发展趋势与对策构想[J]. 中国水运, 2015, 23(5): 30–31. (ZHANG S L. Development trends and countermeasures of port informatization [J]. China Water Transport, 2015, 23(5): 30–31.)
- [3] CUNHA F, MAIA G, RAMOS H S, et al. Vehicular networks to intelligent transportation systems[M]// ARYA K V, BHADORIA R S, CHAUDHARI N S. Emerging Wireless Communication and Network Technologies. Berlin: Springer, 2018: 297–315.
- [4] PSARAFITIS H N, WEN M, KONTOVAS C A. Dynamic vehicle routing problems: three decades and counting[J]. Networks, 2016, 67(1): 3–31.
- [5] 刘恒宇, 汝宜红. 考虑交通拥堵及工作量平衡性的一致性车辆路径问题[J]. 西南交通大学学报, 2016, 51(5): 931–937. (LIU H Y, RU Y H. Consistent vehicle routing problem considering traffic congestion and workload balance [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2016, 51(5): 931–937.)
- [6] DE SOUZA A M, YOKOYAMA R S, MAIA G, et al. Real-time path planning to prevent traffic jam through an intelligent transportation system[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Symposium on Computers and Communication. Piscataway: IEEE, 2016: 726–731.
- [7] LIN K, LI C, FORTINO G, et al. Vehicle route selection based on game evolution in social Internet of vehicles[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(4): 2423–2430.
- [8] 严丽平, 胡斌斌, 王欢, 等. 城市路网多路口路径动态实时选择方法[J]. 软件学报, 2016, 27(9): 2199–2217. (YAN L P, HU W B, WANG H, et al. Dynamic real-time algorithm for multi-intersection route selection in urban traffic networks [J]. Journal of Software, 2016, 27(9): 2199–2217.)
- [9] 吴黎兵, 阮静, 聂雷, 等. 一种车联网环境下的城市车辆协同选路方法[J]. 计算机学报, 2017, 40(7): 1600–1613. (WU L B, FAN J, NIE L, et al. A collaborative routing method with Internet of vehicles for city cars [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(7): 1600–1613.)
- [10] AMIRI H M, BASIR O A. A bargaining-based solution to the team mobility planning game[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(3): 854–867.
- [11] 陈磊, 赵宪花. 散货码头智能化发展制约因素研究[J]. 中国水运, 2016, 16(1): 62–63. (CHEN L, ZHAO X H. Research on the constraints of intelligent development of bulk terminals [J]. China Water Transport, 2016, 16(1): 62–63.)
- [12] GOONEWARDENA M, PERLAZA S M, YADAV A, et al. Generalized satisfaction equilibrium for service-level provisioning in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(6): 2427–2437.
- [13] MA W. Random expected utility theory with a continuum of prizes[J]. Annals of Operations Research, 2018, 271(2): 787–809.
- [14] 徐蕾, 杨成, 姜春晓, 等. 协同过滤推荐系统中的用户博弈[J]. 计算机学报, 2016, 39(6): 1176–1189. (XU L, YANG C, QIANG C X, et al. Game analysis of user participation in collaborative filtering systems [J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(6): 1176–1189.)
- [15] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematic, 1959, 1(1): 269–271.

This work is partially supported by the Fund of Hubei Key Laboratory of Inland Shipping Technology (NHY2017003), the Fund of Hubei Key Laboratory of Transportation Internet of Things (2017III028-002).

**FAN Jiajia**, born in 1994, M. S. candidate. His research interests include smart transportation, scheduling optimization.

**LIU Hongxing**, born in 1963, Ph. D., professor. His research interests include smart transportation, scheduling optimization.

**LI Yonghua**, born in 1977, Ph. D., associate professor. His research interests include smart transportation, scheduling optimization.

**YAN Lijin**, born in 1994, M. S. candidate. Her research interests include smart transportation, scheduling optimization.