

机器人室内自主载人自适应性 匈牙利派单算法

高庆吉, 栗鹏, 余亮亮, 邢志伟

(中国民航大学 中国民航大学机器人研究所, 天津 300300)

摘要: 以航站楼等大型公共室内环境中机器人运送旅客为背景, 研究多自主载人机器人的派单优化问题; 借鉴了网约车的派单思想, 针对航站楼隔离区环境内的搭乘需求, 研究了自适应性匈牙利派单算法; 基于航站楼二分图派单匹配模型, 计算载人机器人的派单调度矩阵; 该派单调度矩阵考虑了旅客密度时空分布、旅客等待时间和机器人能耗为参考, 将路径一时间-能量作为目标变量, 以计算各接载任务起讫(OD)矩阵元素值, 同时为挖掘全域派单的可能性, 结合供需预测关系将快速到达目标点的载人机器人加入可派单队列; 通过构建航站楼实际离港业务的三维仿真模型, 进行了全天时派单模拟实验; 结果表明, 所研究的派单算法对多目标约束派单求解有较好的优越性和适应性, 以达到全域最优派单分配的目的, 为高效完成接载任务提供决策支持。

关键词: 网约车; 二分图派单匹配; 接载任务 OD 矩阵; 供需预测关系; 连环派单; 自适应性匈牙利算法

Robot Indoor Autonomous Manned Adaptive Hungarian Dispatch Algorithm

GAO Qingji, SU Peng, SHE Liangliang, XING Zhiwei

(Institute of Robotics, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Based on the background of robots transporting passengers in large public indoor environments such as terminals, the dispatch optimization problem of multi-autonomous manned robots is studied. Based on the idea of dispatching the network car, the adaptive Hungarian dispatching algorithm is studied for the ride demand in the terminal isolation area. Based on the terminal bipartite graph dispatch matching model, the dispatch scheduling matrix of manned robot is calculated. The dispatching matrix takes into account the spatial and temporal distribution of passenger density, passenger waiting time and robot energy consumption as reference, and takes path-time-energy as the target variable to calculate the starting and ending (OD) matrix element value of each loading task. At the same time, in order to explore the possibility of global dispatching, the manned robot that quickly reaches the target point is added to the dispatching queue in combination with the supply and demand prediction relationship. By constructing a three-dimensional simulation model of the actual departure business of the terminal, an all-day dispatch simulation experiment was carried out. The results show that the proposed dispatch algorithm has better superiority and adaptability to multi-objective constrained dispatch, so as to achieve the purpose of global optimal dispatch allocation and provide decision support for efficient completion of the receiving task.

Keywords: network car; bipartite graph assignment matching; loading task OD matrix; supply and demand forecasting relationship; serial dispatch; adaptive Hungarian algorithm

0 引言

航站楼等大型公共室内环境中, 经常采用载客小车运送客人到达目的地, 是目前已经存在的便捷旅客乘离的服务模式。但是, 所用车辆一般都是人工驾驶, 旅客的可选择性和自主性受其制约, 故航空出行的体验没有得到很好提升^[1]。受共享出行理念的启发^[2], 提出“室内网约车”的

概念。采用自主载人机器人作为“室内网约车”, 搭载旅客和行李, 将旅客自主运送到登机口等目的地, 不仅可以压缩旅客在楼内的行走时间, 而且将大大提升出行体验, 具有重要的价值和意义。同时, 考虑投入载人机器人为旅客解决航站楼“最后一公里”的出行问题, 需考虑旅客的动态接载需求, 建立自适应性的调度策略, 以提高旅客满意

收稿日期: 2023-01-15; 修回日期: 2023-02-17。

基金项目: 国家自然科学基金(51533203)。

作者简介: 高庆吉(1966-), 男, 博士, 教授。

邢志伟(1970-), 男, 博士, 教授。

引用格式: 高庆吉, 栗鹏, 余亮亮, 等. 机器人室内自主载人自适应性匈牙利派单算法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10): 200-207.

度是非常有必要的^[3]。

但是基于航站楼载人机器人应用场景的派单特殊性, 实现载人机器人的派单模式还需进一步探索。Lee^[4]等通过分析基于最近坐标法的司乘直线距离最短的派单方式, 提出了基于实时交通状况的派单新方案, 并建立了以司机到达载客点的时间最短为派单规则; Hanna^[5]等学者的同类问题研究中, 对无人驾驶共享汽车中的订单分配问题进行了研究, 在乘客和车辆数量不断发生变化的动态场景中, 把乘客和车辆的匹配问题转化为二分图匹配问题, 研究了基于候车时间最短的匈牙利算法, 并根据全域最优策略, 对算法进行改进, 提出了集中式贪心算法和匈牙利算法的组合优化算法; YE^[6]等将网约车大规模订单调度定义为 NP 问题, 使用组合优化等算法予以解决; 张进^[7]等对比分析传统匈牙利算法与智能优化算法的耗时性与稳定性, 展现了匈牙利算法的优势, 并提出统一效率矩阵, 所改进的匈牙利算法可适用于各类型的目标分配; Maciejewski^[8]等根据连环派单的思想, 遵循先到先服务的原则, 对空车与非空车进行综合考虑, 把订单分配给接驾时间最短的车辆, 从而缩减了司机的接驾距离和乘客的候车时间。

上述研究主要为不断优化网约车派单调度^[9-10]和多机器人调度^[11-13]等内容, 而共享出行的理念对本文涉及问题有借鉴价值。对于大型公共室内环境自主载人, 需考虑空间范围、人流密度、航班时刻分布及机器人载运能力等条件的约束, 以及最短候载时间和机器人群体最低能耗的目标要求, 从而建立相应的载人机器人派单算法。

1 航站楼派单业务场景建立

对于航站楼载人机器人派单空间, 将以安检口到各登机口区域作为载人机器人的可行域, 为旅客提供便捷乘机服务。其中“室内网约车”模式相比于城市网约车异同点如下:

1) 采用调度时间窗口, 并延时集中批量处理订单匹配, 实现了略微更“全局”的优化。

2) 二分图匹配问题, 一边为需求侧, 一边为供给侧, 派单算法快速解决双方的匹配关系。

其中两者区别主要体现在以下方面:

1) 应用场景不同。航站楼载人机器人应用于动态高密度人流的室内环境^[14], 受其固定可行区域中障碍物环境的约束, 且单个载人机器人只可载运单个旅客。而网约车应用于动态高密度车流的城市路网, 受其交通管制约束, 并将城市地图划分为无数个六角形的网格图, 每个网格图代表一个派单单元区域, 且单个司机车辆只可搭乘单个或多个乘客。

2) 处理 RP (route planning) 路线规划不同。航站楼载人机器人的路径规划算法是每个空闲载人机器人访问目标旅客, 实时规划出一条适合机器人在航站楼环境中行走的路径。而网约车平台计算路线规划是基于城市路径拓扑图, 其接驾的路线规划代价是基于城市路网导航距离, 而

并非基于坐标的欧式距离。

3) 派单软件平台组成不同。“室内网约车”则是分为载人机器人端、旅客端和派单服务端。网约车平台主体分为司机端、乘客移动端和派单云平台。

故研究载人机器人的可行域时, 主体考虑安检通道至各登机口区域, 由航站楼各指廊等部分组成。如图 1 所示, 如果以安检口为起点, 各登机口为终点, 其主体载人机器人在隔离区(安检口—登机口区域)内服务, 并在隔离区设置其类似城市路网及调头地标等服务信息, 主体以安检口和登机口之间的旅客运送和返回为主要形成, 时而有中间间接载旅客的服务。

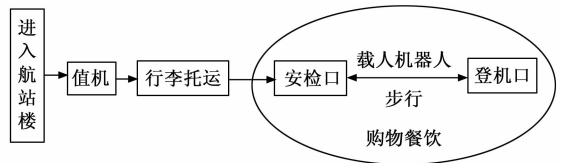


图 1 派单主体区域示意图

其旅客搭乘起点主体以安检出口为主, 即载运等候区。其他起点可遍布于隔离区各处, 而载运抵达的目标主体以遍布隔离区各处的登机口为主, 当然也可以按照需求旅客指定确认的目的地点位, 如购物餐饮等。由此在隔离区空间中存在用车需求的情况时, 可考虑实行平台派单模式, 为全域需求旅客提供其载运服务。此时接载起点不仅仅为安检通道的起点, 也可以是隔离区域中的任意一点作为起点, 抵达隔离区的目的地, 构建起终点 (OD, origination-destination, 起点—终点) 间的交通出行量^[15-16]。

2 接载派单规划原理

2.1 二分图派单思想

探索航站楼载人机器人平台派单算法, 是对载人机器人和旅客接载任务的高效匹配。如图 2 所示, 对于航站楼载人机器人系统将充分共享服务端平台^[17], 满足需求旅客高效位移的需求, 各载人机器人在派单平台上为特定的 IP 点 (internet protocol), 系统将进行实时采集机器人状态信息, 以获取可调度载人机器人在室内环境中的坐标信息, 并将呈现为在空间中的供给点, 当载人机器人接到云端指令时, 将前往某个位置接载旅客, 或路上遇到旅客招手后将停车接载。而需求旅客作为移动端, 发起使用需求时, 将呈现为在空间中的需求点, 当旅客看到机器人后做手势搭乘, 同时载人机器人移动到旅客身边提醒旅客搭乘。

由此建立了航站楼空间派单平台, 如图 3 所示, 其载人机器人概念如图 4 所示。菱形点为需求旅客, 构造出载人机器人与需求旅客两个集合, 其中集合分别为 $C_i = \{c_1, c_2, \dots, c_i\}$ 、 $P_j = \{p_1, p_2, \dots, p_j\}$, 形成了具有互不相交的两个子集, 构建两个集合后, 将定义一个边对两个集合中的点与点实时匹配连接, 并赋予一个权重代价值 f , 构建一个二分图数学模型, 故载人机器人和需求旅客匹配为二分图匹配

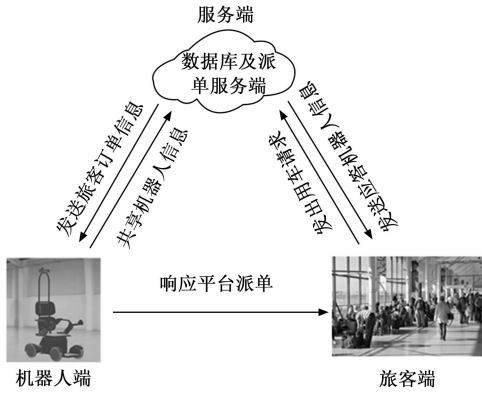


图 2 平台派单系统架构示意图

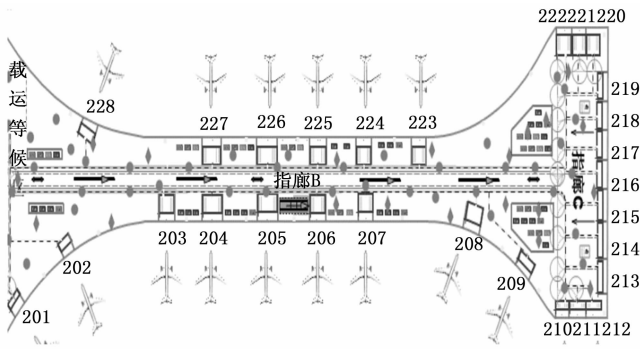


图 3 空间派单二分图示意图



图 4 载人机器人样机图

问题 (bipartite graph mathing)^[18-21]。

2.2 接载 OD 矩阵

针对以上二分图关系，将基于室内栅格化地图，计算各载人机器人访问全域需求旅客的路径代价。且航站楼载人机器人的路径规划需满足高效计算，故利用 JAVA 软件将 A* 路径规划算法构建为 RP (route planning) 服务器。将全域栅格地图利用 0~1 表示 (0 为自由区域，1 为障碍区域)，构造为栅格地图的 0~1 矩阵，保存至 RP (route planning) 服务器。由此利用 A* 路径规划算法从起点逐步计算至终点，并形成多线程访问路径规划，得出全域多载人机器人到目标需求旅客的预估接载路径代价。因为空间中的载人机器人将基于 A* 算法同时进行大量的路径访问需

求，所以假设在 2 s 时刻，空闲载人机器人的数量为 M (渗透率计算)，需求旅客人数为 N (旅客抵达航站楼服从泊松规律)，则在 2 s 时刻时路径访问次数为 $Y=M * N$ ，呈线性增长关系。

假设需求旅客 p_1, p_2, \dots, p_j ，其中位置信息为 (x_j, y_j) ，载人机器人 c_1, c_2, \dots, c_i 其中 $c_i (i = 1, 2, \dots, i, i \in M)$ ，位置信息为 (x_i, y_i) 。利用路径规划算法计算载人机器人到每位需求旅客 $p_j (j = 1, 2, \dots, j, j \in N)$ 的路径代价为 r_{ij} 。故以载人机器人自身为源点，以需求旅客为终点，构建接载 OD 矩阵 M 所示：

$$M = \begin{matrix} & p_1 & p_2 & \dots & p_j \\ \begin{matrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_i \end{matrix} & \begin{bmatrix} r_{11} & r_{21} & \dots & r_{1j} \\ r_{12} & r_{22} & \dots & r_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{i1} & r_{i2} & \dots & r_{ij} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

因此，构建载人机器人计算当前访问需求旅客状态时，若只考虑接载任务距离，其预估个体需求旅客大致平均等待时间为：

$$t_{ij} = \frac{r_{ij}}{v_{ij}} \quad (1)$$

其中： v_{ij} 表示载人机器人移动的平均速度。若引入城市网约车道路交通状态分析，将利用机器人平均行驶速度来描述航站楼通行的拥挤程度。故载人机器人在执行接载任务期间的行驶时间不仅取决于任务节点之间的距离，还取决于周围人流密度的影响。故引入环境路况因子 $\delta(\text{route})_{ij}$ 表述旅客密度 ρ 对载人机器人行驶速度的影响，并根据格林希尔兹模型^[22-23]，得到旅客密度与航站楼载人机器人速率的影响及预计到达时间，并建立相关公式如下：

$$\rho = \frac{N_t}{S_0} \quad (2)$$

$$\rho = \rho_s (1 - \frac{v_{ij}^s}{v_f}) \quad (3)$$

$$t_{ij} = \frac{r_{ij}}{\delta(\text{route})_{ij} v_{ij}^s} \quad (4)$$

$$t_{\text{预}} = \frac{l'}{\delta(\text{route})_{ij} v_{ij}^s} \quad (5)$$

其中： N_t 为各时段隔离区旅客可达区域面积的人数； S_0 为隔离区旅客可达区域面积； ρ 为旅客密集度； ρ_s 为隔离区旅客可达区域旅客饱和密度，即全年高峰小时流量进入隔离区域时，得到其旅客密集度； v_f 为载人机器人正常最大行驶速度； v_{ij}^s 为各时段第 i 个载人机器人行驶至第 j 个需求旅客的行驶速度； $t_{\text{预}}$ 为载人机器人预计到达时间； l' 为载人机器人当前载运途中剩余的行驶里程。

2.3 接载派单数学模型

针对调度时段范围内，研究其需求旅客与载人机器人存在动态供需不平衡等情况时，以全域最优派单算法解决派单匹配问题。假设在 $\Delta t = 2$ s 时，航站楼空闲载人机器人数量为 m ，需求旅客数量为 n ，并且每次接载任务为一

对一达成合乘的接载服务。令其 $P_n = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 代表全域的需求旅客, 集合 $C_m = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 代表全域编号的载人机器人。若载人机器人 c_i 与需求旅客 p_j 关联, 则载人机器人访问到需求旅客得出的路径代价为 r_{ij} , 建立其访问路径矩阵 \mathbf{M} 的基础上, 将考虑个体载人机器人所处的环境因素, 其中包括接载路径、旅客等待时间和机器人能耗, 即路径—时间—能量的调度模型, 并将 3 个指标分别考虑融入权重 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$, 得到适应度函数值 f_{ij} 作为匹配的权重值, 由此整理构建为二分图接载任务 \mathbf{OD} 矩阵 \mathbf{OD}_{ij} , 可以表达为:

$$\mathbf{OD}_{ij} = \begin{matrix} & p_1 & p_2 & \cdots & p_j \\ \begin{matrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_i \end{matrix} & \begin{bmatrix} f_{11} & f_{21} & \cdots & f_{1j} \\ f_{12} & f_{22} & \cdots & f_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{i1} & f_{i2} & \cdots & f_{ij} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

同时, 在建立航站楼全域载人机器人访问接载任务适应度值最小为原则, 以获取全域载人机器人接载派单矩阵。因此在获取需求旅客与载人机器人的派单关联策略时, 即求解关联策略的状态变量矩阵 \mathbf{C} , 其为 $i \times j$ 的矩阵, 各元素为 $\{0, 1\}$, 即 $c_{ij} = \{0, 1\}$ 。故对载人机器人—需求旅客的派单关联过程进行建模, 其目标函数以 f_{ij} 为自变量, f_{ij} 与 c_{ij} 有关。故利用组合优化算法以约束原则求出其派单关联矩阵, 进而对全域载人机器人进行派单。此时得出对应的状态变量矩阵 $\mathbf{C} = [c_{ij}]_{i \times j}$ 为派单关联矩阵, 令其派单关联矩阵为 \mathbf{M} , 此时 $\mathbf{M} = \mathbf{C}$ 。

目标适应度函数:

$$\min f(\Delta t = 2s) = \epsilon_i c_{ij} (\omega_1 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n r_{ij} + \omega_2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{r_{ij}}{v_{ij}^s} + \omega_3 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n U_0 I_0 \frac{r_{ij}}{v_{ij}^s}) \quad (6)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{C} = [c_{ij}]_{i \times j} \quad (7)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n c_{ij} \leq 1 \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^n c_{ij} \leq 1 \quad (9)$$

其中: m 为空闲载人机器人的总数目。 n 为需求旅客人数。 ϵ_i 为忙碌载人机器人是否接收新任务。当载人机器人电量过低 $\leq 10\%$ 或有个任务在执行, 则 $\epsilon_i = 0$; 当载人机器人电量正常且没有任务执行, 则 $\epsilon_i = 1$ 。 c_{ij} 为当前空闲载人机器人的状态。当 $c_{ij} = 0$ 时, 表示第 i 个空闲载人机器人不派给第 j 个需求旅客; 当 $c_{ij} = 1$ 时, 第 i 个空闲载人机器人派给第 j 个需求旅客, c_{ij} 只能取 0 或 1。 r_{ij} 为第 i 个空闲载人机器人去接载第 j 个需求旅客的路径代价。 f 为全域载人机器人访问目标旅客的适应度值和。 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为动态权重值, 分别对应其接载路径、旅客等待接载时间、载人机器人接载能耗。 v_{ij}^s 为载人机器人运行速度, 受环境因子影响。 U_0 为载人机器人输出额定电压。 I_0 为载人机器人输出额定电流。

\mathbf{M} 为输出的派单矩阵。

2.4 接载派单原理分析

将载人机器人考虑动态供需不平衡的派单问题时, 主体考虑平衡目标分配和不平衡目标分配^[24], 假设空闲载人机器人数量为 m , 需求旅客数量为 n 。当两者人数不相等时, 将添加附近快到达目标点的载人机器人和虚拟需求旅客, 以增加二分图接载任务 \mathbf{OD} 矩阵中派单的可行解, 以解决不平衡目标分配等情况:

1) 假设添加虚拟需求旅客, 将实行加边补零法, 零则表示添加访问虚拟需求旅客适应度函数值 $f_{ij} = 0$, 使其派单矩阵形成方阵, 再采用派单规划算法进行计算。

2) 添加连环派单的情况时, 当航站楼隔离区中空闲载人机器人少于需求旅客时, 便会命中连环派单逻辑, 同时将全域快到达目标点的载人机器人加入派单范畴。假设添加全域快到达目标点的载人机器人 $c'_n (n \in N)$ (N 为实际航站楼载人机器人投放运行数量), 实行将载人机器人 c'_n 结束订单的终点作为起点, 以订单结束终点作为源点, 计算到需求旅客的接载任务适应度值, 参与派单矩阵计算。

2.5 自适应接载派单算法

为此设计各种载运供需场景的派单求解算法的流程, 具体自适应性匈牙利算法流程步骤如图 5 所示。

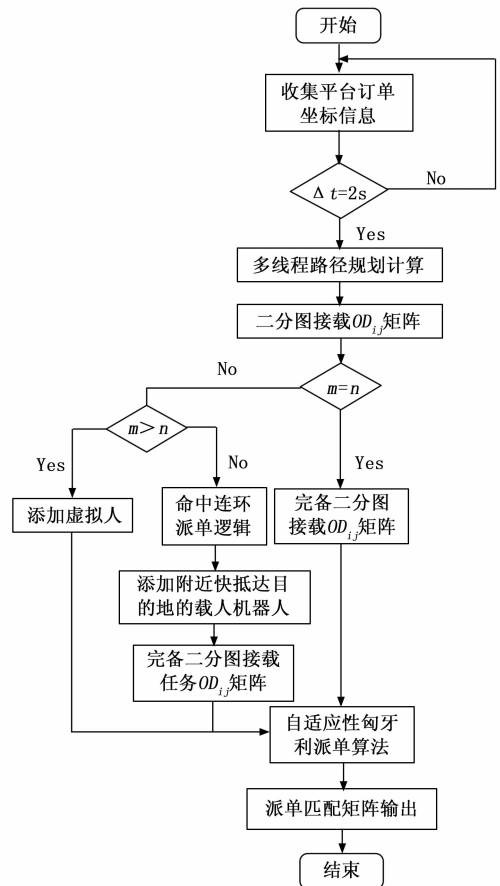


图 5 自适应性匈牙利算法流程图

3 仿真实验与结果分析

3.1 小规模环境派单实验

在 MATLAB 软件中进行小规模派单仿真实验：在处理派单匹配时刻，给定其 6 个载人机器人和 6 个需求旅客的信息如表 1 所示。

其中, $N_i = 2\ 343$ 人, $S_0 = 25\ 000\ \text{m}^2$, $v_f = 4\ \text{m/s}$, $\rho_s = 0.204\ 28$, $i = 6, j = 6$, $\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0.3, U_0 = 24\ \text{V}, I_0 = 8\ \text{A}$ 。根据航站楼实际路况, 其列出路况因子信息, 并求得各载人机器人访问目标需求旅客路径代价值。得到结果如表 2 所示。

表 1 当前状态信息表

	x_r/m	y_r/m	$\epsilon_i/\%$		x_p/m	y_p/m
c_1	168	75	60	p_1	307	168
c_2	241	123	60	p_2	561	136
c_3	487	169	60	p_3	386	321
c_4	373	456	60	p_4	318	541
c_5	457	637	60	p_5	444	571
c_6	264	643	60	p_6	309	211

表 2 访问目标需求旅客路径代价 r_{ij} 信息表

	δ	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6
c_1	0.54	156	412	261	481	517	150
c_2	0.54	76	336	212	436	469	105
c_3	0.54	198	98	176	398	426	194
c_4	0.54	302	326	146	103	138	254
c_5	0.54	524	513	326	148	79	472
c_6	0.54	496	539	356	135	216	446

由此计算得出二分图接载任务矩阵, 即载人机器人访问各需求旅客的目标适应度函数值, 如下矩阵 OD_{ij} 所示:

$$OD_{ij} = \begin{bmatrix} 4236 & 11187 & 7086 & 13060 & 14037 & 4073 \\ 2064 & 9123 & 5756 & 11838 & 12734 & 2851 \\ 5376 & 2661 & 4779 & 10806 & 11567 & 5267 \\ 8200 & 14228 & 13468 & 8852 & 13929 & 14635 \\ 3964 & 8852 & 9666 & 2797 & 4018 & 3666 \\ 3747 & 2145 & 5865 & 6897 & 12816 & 12110 \end{bmatrix}$$

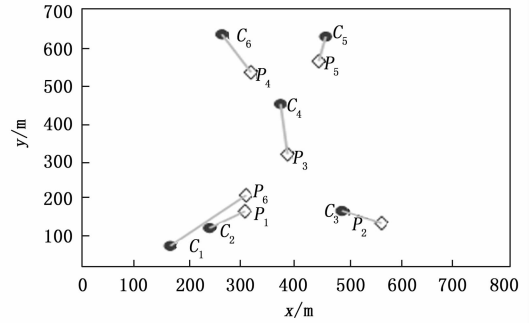
根据二分图接载任务 OD_{ij} 矩阵可知, 载人机器人分配不同需求旅客会获得不同目标的适应度函数值 f_{ij} , 并通过自适应匈牙利派单算法以分配接载目标。

由此针对各类动态供需场景的派单问题时, 将以载人机器人与需求旅客数量关系研究派单求解实验。如下将主体分为供需平衡和供需不平衡条件的派单实验。

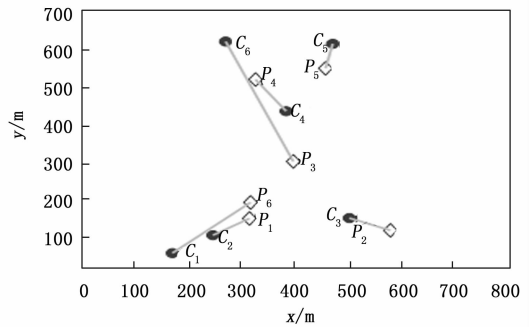
1) 载人机器人供需平衡条件的实验:

如图 6 所示, 图中对比出自适应性匈牙利派单算法能满足其就近派单, 并以此约束全域需求旅客接载时间最短, 反之模拟退火算法得出派单结果较差。其中对于自适

应性匈牙利算法得出其全域接载适应值和比模拟退火算法小 20%。同时, 在具体接载任务分配上面, 模拟退火算法将 C_6 分配给了 P_3, C_4 分配给了 P_4 , 这样会导致 P_3 旅客等待时间较长。而自适应性匈牙利算法得出的派单规划, 将 C_6 分配给了 P_4, C_4 分配给了 P_3 , 使其 P_3 和 P_4 旅客等待时间都能接受, 也充分满足了将就近的载人机器人派给需求旅客。



(a) 自适应性匈牙利算法派单结果图



(b) 模拟退火算法派单结果图

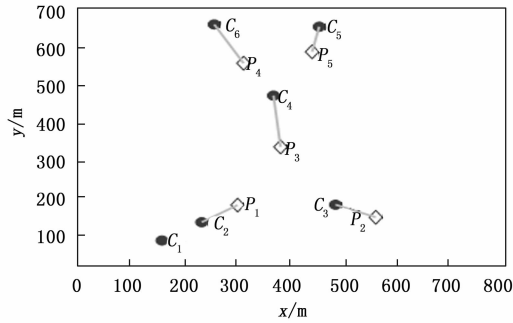
图 6 两种算法的分配结果示意图

2) 载人机器人供需不平衡条件的实验:

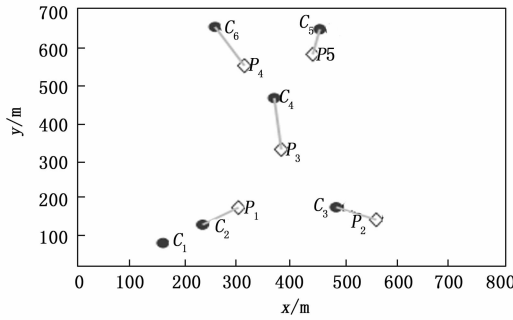
(1) 机器人多时, 即 $m > n$ 。如图 7 所示, 在全域载人机器人数量多于需求旅客时。两者都是添加虚拟需求旅客, 将二分图接载任务 OD_{ij} 矩阵计算, 最终得出了派单结果均满足就近原则和结果的一致性。

(2) 旅客多时, 即 $m < n$ 。如图 8 所示, 在全域载人机器人数量小于需求旅客时。经典匈牙利派单算法只考虑将空闲载人机器人进行派单, 势必会导致 P_4 没有载人机器人接载。由此, 对于自适应性匈牙利算法将全域快到达目标点的载人机器人 C_6 (如☆所示) 加入派单范畴, 以此得到满足全域需求旅客的派单请求。

综上对小规模动态供需不平衡派单匹配的计算, 既基于旅客密度-时长-能耗模型设计了载人机器人的二分图接载任务 OD_{ij} 矩阵, 同时涵盖了三类供需不平衡场景时, 对该派单矩阵处理的策略。故将统一建立基于微小调度视窗内 ($\Delta t = 2\ \text{s}$) 批量派单处理, 以得到全域的最优指派规划, 并充分满足全域需求旅客的就近派单, 提高需求旅客的满意度。

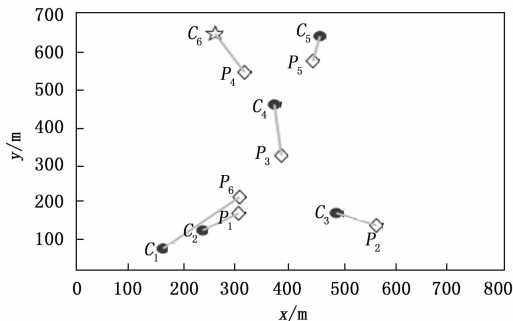


(a) 自适应性匈牙利算法派单结果图

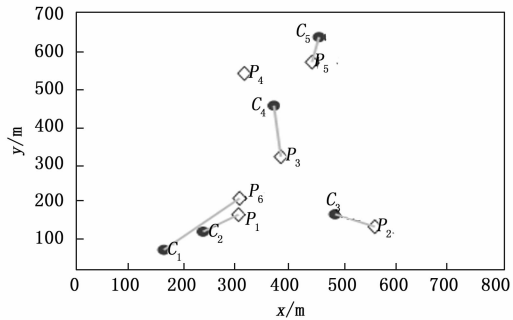


(b) 经典匈牙利算法派单结果图

图 7 两种算法的分配结果示意图



(a) 自适应性匈牙利算法派单结果图



(b) 经典匈牙利算法派单结果图

图 8 两种算法的分配结果示意图

3.2 大规模派单实验

以上利用软件构建了航站楼载人机器人的自适应性匈牙利派单算法, 并对小规模动态供需不平衡派单匹配进行计算分析。故针对大规模模拟航站楼派单场景的仿真实验时, 将利用 Anylogic 软件进行场景搭建及实验, 其中整理

了相关模拟航站楼的实验参数数据, 包括实验统计日期为 2018-01-31。其详细采集数据如表 3 所示。

表 3 航站楼的实验参数数据表

模拟航站楼参数	数据
自助行李托运/台	72
自助值机/台	120
自助安检/台	18
载人机器人/台	50
登机口数/个	50
单日订票数/人次	56 183
航班数/架	345
载客率/%	81.4
需求旅客数量人次/min	0~26
日流量总人次	56 098

同时建立了航站楼便捷乘机规划, 在模型中的逻辑乘机服务模块参数如表 4 所示。

表 4 航站楼的便捷乘机规划服务模块参数表

航站楼实验参数	模块类型	数据
航站楼入口/个	TargetLine	5
自助值机服务时间/s	Services	uniform(40, 60)
柜台办理服务/s	Services	uniform(60, 120)
闸机服务/s	Services	uniform(2.0, 3.0)
自助行李托运服务/s	Services	uniform(60, 90)
自助安检服务/min	Services	uniform(2, 3)
传统安检服务/min	Services	8
载运服务区	Services	--
契约达成/min	pedWait	1
载运等候区	Node	--
载运路权	Path	--
登机口(远机位)/个	TargetLine	32+8

并且在航站楼的便捷乘机规划中, 包括了安检口至登机口的隔离区作为派单可行区域, 也是考虑载运的便捷通行区域。由此对于派单区域的需求旅客, 主体考虑其隔离区人流的用车需求, 不仅来源于隔离区旅客的用车需求, 同时服务快速离港乘机通道的旅客。因此, 统计了该航站楼模型在隔离区各时段旅客人数, 如图 9 所示。

由图 9 看出, 其密集人流主要集中在早高峰和下午 16 点左右。利用其航站楼便捷乘机规划 Anylogic 的模型, 当离港人流分布流速为 n_i 时, 即设置每小时抵达人数的速率。由此统计其对应全域载人机器人整体平均耗时 t , 并作出 t 关于 ρ 的变化曲线, 如图 10 所示。

由此结合图 9 和图 10 可得载人机器人速率变化规律:

$$\rho = \begin{cases} 0 < \rho < 0.0576 & \text{畅通} & 3 < v < 4 \text{ m/s} \\ 0.0576 < \rho < 0.096 & \text{轻度拥挤} & 2 < v < 3 \text{ m/s} \\ 0.096 < \rho < 0.1152 & \text{拥挤} & 1 < v < 2 \text{ m/s} \\ \rho > 0.1152 & \text{严重拥挤} & 3 < v < 4 \text{ m/s} \end{cases}$$

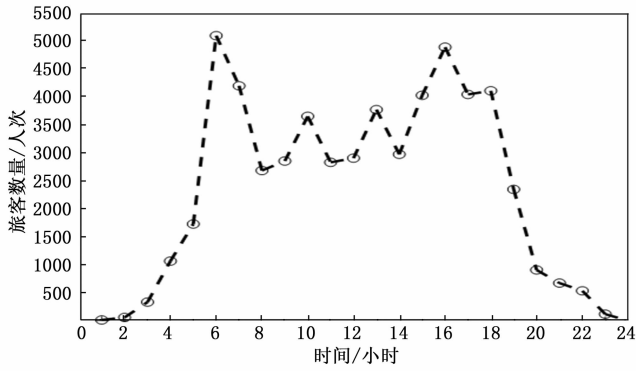


图 9 航站楼各时段隔离区旅客数量分布图

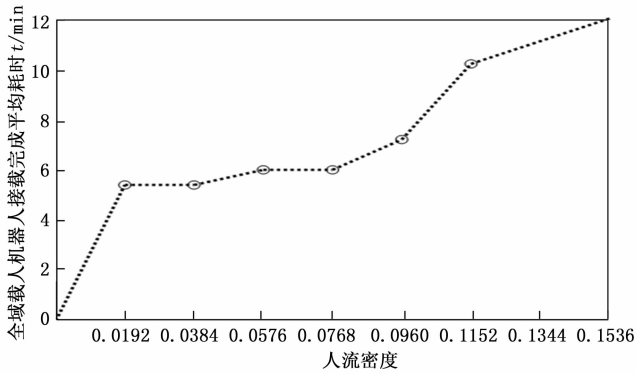


图 10 平均接载耗时随密集人流变化图

由此在 Anylogic 模型中设计出主体需求旅客的离港流程并搭建航站楼整体三维模型，并特别将航站楼模型运行当日高峰小时流量场景，得到全流程航站楼整体模型的人流密度，如图 11 所示。

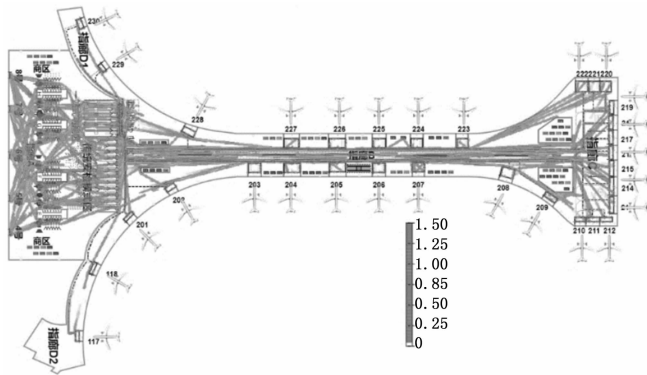


图 11 航站楼人流密度分布图

同时对于航站楼模型将考虑全域载人机器人服务需求旅客的渗透率，其中整体服务人流来自于传统乘机模式与便捷乘机模式，即研究载运区占比主体服务人流的渗透率大小。在不同渗透率大小时，对比需求旅客使用载人机器人与传统步行的耗时对比，进而得出投入航站楼载人机器人的必要性。由此在隔离区（安检口—登机口）区域，得出全域载运需求旅客的耗时与传统步行模式时间对比变化

规律，如图 12 所示。

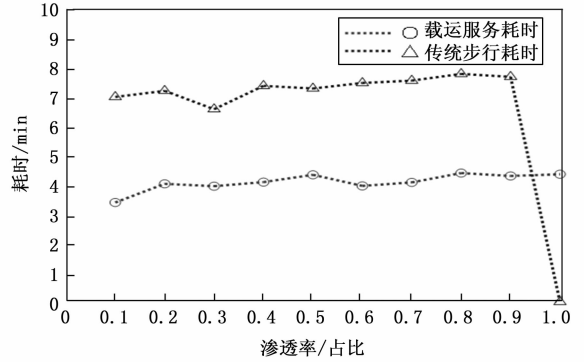


图 12 全域平均接载耗时对比图

横坐标即投放载人机器人服务人流占比，即渗透率，由此得出其载人机器人与传统步行的耗时分析，得出其载运耗时明显低于传统步行的模式，其平均节约 4 min 左右。

由此，将派单算法实时计算航站楼全域载人机器人接载路由 ($\Delta t=2\text{ s}$) 及全域旅客预估等待时间，处理延时集中派单请求，并统计其一天 24 h 的实验结果，如图 13 所示。

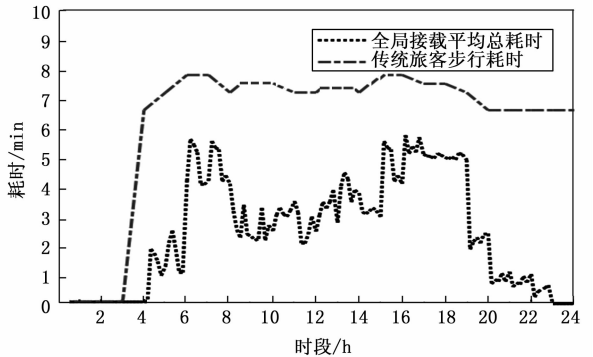


图 13 航站楼 24 h 派单接载耗时统计图

最终，运行主体航站楼模型 24 h 派单统计实验，得出整体便捷乘机规划与传统乘机流程耗时对比图，旅客使用载人机器人比传统步行耗时具有明显优势，平均节约 4 min 左右，并且在高峰时段也能满足需求旅客用车请求。

综上所述，整体得出将航站楼载人机器人投放至安检口—登机口区域服务时，突显其便捷快速等优点，同时引用共享出行模式建立载人机器人的派单算法，以提高离港需求旅客出行的满意度。

4 结束语

针对类似航站楼大型公共室内环境，研究载人机器人与需求旅客数量动态供需不平衡而引起的派单优化问题，借鉴了网约车派单优化策略，将航站楼载人机器人供需关系和连环派单情况加入考虑范畴，提出了自适应性匈牙利派单算法。实验验证了在小规模派单实验时，得出全域机器人整体接载适应值，相比较模拟退火算法减少 20%；并且相比经典匈牙利派单算法，引入了连环派单能够增加全

域派单求解的可能性。同时在大规模航站楼场景派单统计实验中, 结合航站楼旅客时空分布规律, 得出了在不同渗透率时, 机器人接载耗时比传统旅客步行耗时平均节约 50%, 而且整体形成的便捷乘机模式比传统乘机模式节约了 43%。故对于类似航站楼室内动态的人机交互环境中, 所研究的自适应性匈牙利派单算法具有应用参考价值。

参考文献:

[1] 张天炫, 包丹文, 朱 婷, 等. 基于社会力模型的机场旅客排队模型 [J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42 (8): 1776-1783.

[2] 陈喜群. 网约共享出行研究综述 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21 (5): 77-90.

[3] 孙启鹏, 曾开邦. 北京市共享单车出行的时空规律与需求预测研究 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22 (1): 332-338.

[4] LEE D H, WANG H, CHEU R L, et al. Taxi dispatch system based on current demands and real-time traffic conditions [J]. Transportation Research Record, 2004 (1882): 193-200.

[5] HANNAJP, ALBERT M, CHEN D, et al. Minimum cost matching for autonomous carsharing [J]. IFAC-Papers on Line, 2016, 49 (15): 254-259.

[6] KE J, FENG S, ZHU Z, et al. Joint predictions of multi-modal ride-hailing demands: a deep multi-task multi-graph learning-based approach [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 127: 103063.

[7] 张 进, 郭 浩, 陈 统. 基于可适应匈牙利算法的武器-目标分配问题 [J]. 兵工学报, 2021, 42 (6): 1339-1344.

[8] MACIEJEWSKI M, SALANOVA J M, BISCHOFF J, et al. Large-scale microscopic simulation of taxi services. Berlin and Barcelona case studies [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2016, 7 (3): 385-393.

[9] 李庆营. 基于滴滴盖亚数据的派单策略研究 [D]. 重庆: 重庆交通大学, 2021.

[10] QIN Z, TANG X, JIAO Y, et al. Ride-hailing order dispatching at DiDi via reinforcement learning [J]. INFORMS Journal on Applied Analytics, 2020, 50 (5): 272-286.

[11] 韦小梅. AGV 调度系统高效任务分配算法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2021.

[12] 刘雅丽, 高立娥, 李 乐, 等. 通信距离约束下异构水下爬游机器人任务分配 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (9): 204-209.

[13] ALITAPPEH R J, JEDDISARAVI K. Multi-robot exploration in task allocation problem [J]. Applied Intelligence, 2022, 52 (2): 2189-2211.

[14] 马美莲. 基于大数据视角的机场短时客流量时空分布研究 [D]. 深圳: 深圳大学, 2018.

[15] 裴玉龙, 高 维. 考虑人口效益的城市路网 OD 矩阵推算模型 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20 (1): 145-151.

[16] 熊聪聪. 数据驱动的城市区域间 OD 分析及其交通流量预测研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2021.

[17] LI M, ZHENG N, WU X, et al. An Efficient solving method to vehicle and passenger matching problem for sharing autonomous vehicle system [J]. Journal of Advanced Transportation, 2020: 1-12.

[18] 沈 奥, 周树道, 王 敏, 等. 旋翼无人机协同任务指派问题研究与算法改进 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (9): 182-186.

[19] 常雪凝, 石建迈, 陈 超, 等. 基于匈牙利-模拟退火算法的多阶段武器目标分配方法 [J/OL]. 系统工程与电子技术: 1-10 [2023-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.tn.20220711.1715.054.html>.

[20] 宋 薇, 高 原. 一种基于近场子集划分的多机器人任务分配算法 [J]. 机器人, 2021, 43 (5): 629-640.

[21] 刘雅丽, 高立娥, 李 乐, 等. 通信距离约束下异构水下爬游机器人任务分配 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (9): 204-209.

[22] 李铁军, 常 旭. 基于交通状态的绿灯间隔时间的优化算法 [J]. 长安大学学报 (自然科学版), 2016, 36 (3): 81-85.

[23] 刘 雪. 基于网络脆性分析的交通控制方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2020.

[24] 罗 娇, 石超峰. 基于不确定性的网约车在线派单算法 [J]. 交通与运输, 2020, 36 (6): 68-72.

(上接第 193 页)

[18] 廖 望, 刘 东, 巫宇锋, 等. 考虑源荷不确定性及用户响应行为的电力系统低碳经济调度 [J]. 中国电机工程学报, 2022: 1-14.

[19] SHUBIN Z, QIANWEN Z, LELE P, et al. A simple method of residential electricity load forecasting by improved bayesian neural networks [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020: 1-16.

[20] 王雷雷, 高红均, 刘 畅, 等. 考虑分时碳计量的智能楼宇群电-碳耦合互动共享 [J]. 电网技术, 2022, 46 (6): 2054-2064.

[21] 金国锋, 邢敬舒, 张 林, 等. 考虑用户舒适度的蓄热式电

采暖参与风电消纳的多目标优化 [J]. 电力建设, 2022, 43 (3): 12-21.

[22] Al H A, ALYAMMAHJ H, HAES A H, et al. Coordinated intelligent frequency control incorporating battery energy storage system, minimum variable contribution of demand response, and variable load damping coefficient in isolated power systems [J]. Energy Reports, 2021, 7: 8030-8041.

[23] 董 清, 董梁悦, 卜劲勇, 等. 考虑光伏渗透率和时段划分的光储优化运行 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2022: 1-9.

[24] 苑吉河, 冯德伦, 张 曦, 等. 实时电价下源网荷各侧收益的优化研究 [J]. 电力工程技术, 2019, 38 (4): 92-98.