

基于改进粒子群算法的 AGV 多目标点调度策略研究

王子意, 刘晓平

(北京邮电大学自动化院, 北京 100876)

摘要: 电子商务的迅猛发展将快递包裹数量推上新高, 电商零售的快递包裹多呈现体积小、数量多、重量轻且存放分散等特点。为了充分利用 AGV 额定负载, 进一步提高多 AGV 系统的作业效率降低系统运行成本, 提出基于多负载场景 AGV 调度策略。首先以最小化任务执行代价为规划目标, 以路径长度、时间窗长度、负载平衡等为约束条件, 建立了多目标点 AGV 调度问题的数学模型。利用改进粒子群算法求解策略下 AGV 的任务执行代价和空载率, 并通过仿真实现与相同条件下单负载 AGV 的任务执行和空载率对比, 验证了本文算法的有效性。

关键词: 自动控制技术; 多目标点; 调度策略; 改进粒子群算法

中图分类号: TP273+.5

Research on AGV Multi-target Point Scheduling Strategy Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

WANG Ziyi, LIU xiaoping

(Beijing University of Posts and Telecommunications Automation institute, Beijing 100876)

Abstract: The rapid development of e-commerce has pushed the number of express parcels to a new high. E-commerce retail express parcels are characterized by small size, large quantity, light weight and scattered storage. In order to make full use of the rated load of the AGV, further improve the operating efficiency of the multi-AGV system and reduce the operating cost of the system, an AGV scheduling strategy based on the multi-load scenario is proposed. Firstly, the mathematical model of multi-load AGV scheduling problem is established by minimizing the task execution cost as the planning goal and taking the path length, time window length and load balance as constraints. The task execution cost and no-load rate of AGV under this strategy are solved by xx algorithm, and the task execution and no-load rate comparison of single-load AGV under the same conditions are simulated by simulation. The effectiveness of the proposed algorithm is verified.

Keywords: automatic control technology; multi-target point; scheduling strategy; improved particle swarm optimization

0 引言

AGV 机器人在物流仓储业应用成新趋势, 无论是工业企业还是物流企业, 都需要提高自动化程度来提高效率、降低成本、保证产品质量^[1]。物流贯穿了整个生产工业过程, 同时物流的高效依赖于成本效益的 AGV 物流搬运解决方案, 这也激发了众多学者对 AGV 任务调度控制的研究热情^[2-4]。

早期国内外学者大多针对单负载 AGV 系统展开研究, 重点在单负载多 AGV 系统的任务分配、协调控制上, 目的在于设计一套稳定执行性高的控制系统^[5-6]。但在分拣运输任务大、作业成本高的背景下, 仅仅优化路径规划算法和单负载任务分配策略已不足以满足企业

作者简介: 王子意 (1993-), 女, 主要研究方向: 智能控制系统

通信联系人: 刘晓平 (1965-), 男, 教授、博导, 主要研究方向: 物流自动化技术与装备、大数据技术与应用. E-mail: liuxp@bupt.edu.cn

对运输效率提升的需求, 近些年, 少数学者开始了对多负载 AGV 的研究。多负载 AGV 的多目标点调度面临四个问题: (1) 运输任务分配问题; (2) 多车无冲突调度问题; (3) 负载选择问题; (4) 任务的动态调整问题^[7]。Ter Mors 等人提出了一种基于上下文感知的多访问目的点多机器人路径规划的算法^[8]。Dewild 等人提出了一种最小化多载 AGV 的提前与延迟时间的综合启发算法, 并探讨了 AGV 负载容量的问题以及当每个装载货物可以独立处理时, AGV 机器人不同目标点之间的调度问题^[9-11]。但在他们的模型中, 机器人只能遵守固定的目的点的访问顺序进行最优路径的搜索, 机器人不能决定装载货物的任务执行顺序, 因此无法应用于出发点快件选择的问题中。

目前, 针对提高 AGV 作业效率, 主要从优化运输任务和 AGV 之间的分配、优化 AGV 的作业路径、控制交通及减轻交通拥堵三个方面入手。针对后两者的研究较多, 且达到很好的优化效果。本文从优化任务派发入手, 建立 AGV 多负载情况下基于时间、负载总额、路径成本的以及任务分配唯一性的数学模型用改进粒子群算法求解, 最后通过仿真实验证明模型的合理性和算法的有效性。

1 问题描述

针对电商仓库的包裹分拣运输问题, 多数学者仅考虑 AGV 单负载条件下的路径规划, 通过优化路径规划、任务分配、交通控制等方案提升 AGV 的运作效率。然而, 快销或电商的物流包裹不管是重量或者体积远小于 AGV 的额定载重, 且快递包裹的数量随着电商行业的飞速发展呈爆炸式上升趋势, 为了尽快完成分拣运输任务, 需要相应扩大可调度 AGV 的数量, 极大地增加了系统统筹调度的难度, 同时也不利于进一步降低运输成本, 提升分拣效率。本文从充分利用 AGV 的额定负载入手, 建立单 AGV 多负载工作模式, 力求在 AGV 数量尽可能小的情况下获得最大的吞吐量, 提升运输效率的同时, 降低 AGV 购入成本, 减小交通压力。

单负载任务模式下, 多 AGV 系统的调度本质是 $M:N$ 的分配, 其优化目标是 minimized 运输时间或者最小化路径成本, 进而实现整个 AGV 系统发的协同调度控制。多负载任务模式调度策略较为复杂, 需要在兼顾任务执行总时间和任务执行总路程等限制条件下, 对任务进行分类组合, 规划好组任务的执行先后顺序再指派给对应的 AGV, 配合交通控制完成整个作业流程。

多 AGV 系统多负载调度问题描述为: 在物流分拣中心, 一共有 M 辆 AGV 可执行任务, 每辆 AGV 的额定载重 L , 一段时间随机生成的分拣运输任务数量 N , 每个任务 i 对应的快递包裹重量 L_i , 快递包裹体积因素暂不考虑, 每个任务指派给唯一的 AGV, 同一 AGV 在额定载重范围内可以承接多个运输任务。在工作的过程中, 存在任务的动态变化, 表现为已有任务完成, 和新任务增加。一个任务流程为: AGV 从停靠区出发, 到仓库取需要分拣的快递包裹到分拣台由人工接受分拣。

2 AGV 多负载调度模型

假设一个时间周期内生成了 n 个分拣任务，仓库中有 k 辆AGV可执行作业任务。AGV用 k 表示， $k = \{1, 2, \dots, K\}$ ，单AGV最大负载能力为 W_k ，由于使用同一型号的AGV，所以AGV的最大负载能力用常量 w 表示；每个任务用货物所在的位置点 p 以及目标分拣台点 s 表示，即一个任务 i 可以表示为 $n_i = (p_i, s_i)$ ， w_i 表示该任务的运输量， $n = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示所有任务的集合，且每个任务有对应的任务生成时间和任务截止时间，用时间窗 $[a_i, b_i]$ 表示两个时间点，对任务 i ，AGV到达的时间应晚于起始时间 a_i ，AGV完成该任务的时间应早于截止时间 b_i ，因此当执行多个任务时应综合考虑完成每个任务后的时间节点是否满足要求；定义有向图 $G = (V_i, V_j)$ 表示平面内两点间为可通行路径； $c_{i,j,k}$ 和 $t_{i,j,k}$ 表示AGV机器人 k 从路径点 i 到路径点 k 的路程成本和时间成本。

定义决策变量：

$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 1 & , \text{ AGV机器人}k\text{从任务点}i\text{到任务点}j \\ 0 & , \text{ 其他} \end{cases}$$

$$y_{i,k} = \begin{cases} 1 & , \text{ 任务}i\text{由AGV机器人}k\text{执行} \\ 0 & , \text{ 其他} \end{cases}$$

AGV多负载调度的数学模型如下：

目标函数：

$$\min Z = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{i,j,k} c_{i,j,k} + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{i,j,k} t_{i,j,k} \quad (1)$$

约束函数：

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N x_{i,j,k} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^k y_{i,k} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{p_i,j,k} - \sum_{j \in N} x_{j,s_i,k} = 0; \forall k \in K, i \in N \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^N w_i y_{i,k} \leq W, \forall k \quad (5)$$

$$x_{i,j,k} (T_{i,k} + t_{i,j,k} - T_{j,k}); \forall k \in K, (i, j) \in G \quad (6)$$

$$T_{p_i,k} + t_{p_i,s_i} \leq T_{s_i,k}; \forall k \in K, i \in p \quad (7)$$

$$x_{i,j,k} \in \{0,1\}; y_{i,j,k} \in \{0,1\}; \forall k \in K, (i, j) \in G \quad (8)$$

约束（1）是目标函数，目的在多负载任务模式下，AGV的路程成本和时间成本的最小值；约束（2）表示每个任务只可以被一辆AGV执行；约束（3）表示每个任务都被执行；约束（4）表示每个任务点和该任务的目标分拣点必须是一辆AGV经过；约束（5）表示单辆AGV所放置所有货品的质量和不超过该AGV最大载荷；约束（6）~（7）表示对任务执行时间的约束；约束（8）表示变量的取值范围。

3 混合粒子群算法

3.1 粒子群算法

粒子群算法通过模拟鸟群集体飞行觅食行为, 依靠群体协作信息共享, 找寻到最优解决方案的算法。所有的寻优问题都被想象成一个“粒子”, 每个粒子 i 都在一个 D 维空间进行搜索。每个粒子有记忆功能, 能记住它搜寻过程中的最优位置 $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 以及群体的最优位置 $gbest = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ 。每个粒子还有一个速度以决定飞行的距离和方向, 速度和位置的更新公式如下:

$$v_{i+1} = wv_{i-1} + c_1r_1(pbest_i - x_i) + c_2r_2(gbest - x_i) \quad (9)$$

$$x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^{k-1} \quad (10)$$

其中, v_{id}^k 代表第 k 次迭代粒子 i 飞行速度矢量的第 d 维分量; x_{id}^k 代表第 k 次迭代粒子 i 位置矢量的第 d 维分量; c_1, c_2 代表加速度常数; r_1, r_2 代表两个随机函数, 取值范围[0,1]; w 代表惯性权重。

对于离散优化问题, 解空间是离散点集, 因此使用 PSO 的关键问题是重新定义位置和速度的公式。在参考文献[7]中, 新增了 \oplus 和 \bullet 。重新定义速度更新公式:

$$v_{i+1} = wv_{i-1} \oplus r_1 \bullet (pbest_i - x_i) \oplus r_2 \bullet (gbest - x_i) \quad (11)$$

其中, $pbest_i - x_i$ 和 $gbest_d - x_i$ 是基本的交换序列; $r_1 \bullet (pbest_i - x_i)$ 表示 $pbest_i - x_i$ 中的所有交换运算符都以 r_1 的概率保留, 而 $r_2 \bullet (gbest - x_i)$ 表示 $gbest_d - x_i$ 中的所有交换运算符都以 r_2 的概率保留。

速度公式拆分为下列三个公式:

$$x_i^1 = x_i \oplus w \bullet v_i$$

$$x_i^2 = x_i^1 \oplus c_1 r_1 \bullet (pbest - x_i) \quad (12)$$

$$x_i^3 = x_i^2 \oplus c_2 r_2 \bullet (gbest - x_i)$$

其中, x_i^3 是改变后的最后位置

3.2 混合粒子群算法

通过对粒子群算法实现过程的模拟, 发现认知模态和社会模态对粒子的影响相同。但是公式 (11) 表明认知模态的效果先于社会模态, 特别的, 由于交换序列的添加的特定计算属性, 将发生一些异常情况。这意味着粒子和群的最佳解的效果是相同的, 因此粒子应该以这样的方向改变它的位置。但通过补充, 我们知道:

$$(pbest_i - x_i) \oplus (gbest_d - x_i) = [(12)] + [(12)] = [] \quad (13)$$

结果表明, 计算的顺序将导致两种效应的消除, 在很大程度上阻碍了算法收敛速度。

如上所述, 提出了 GA 中的交叉方法来生成后代。认知模态和社会模态作为父代, 产生了具有优良基因的新后代, 后代被认为是对粒子的综合效应。我们用 \otimes 表示交叉运算, 然后得到组合效应 z_i 的公式:

$$z_i = c_1 r_1 \bullet (pbest_i - x_i) \otimes c_2 r_2 \bullet (pbest - x_i) \quad (14)$$

定义 1: n 维空间中的任何基本交换序列 S 具有以下形式:

$$s = [(a_1, b_1), \dots, (a_n, b_n)] \quad (15)$$

135 其中, $a_1 < a_2 < \dots < a_n$, $a_n \in N, m < n$ 。

定义 2: n 维空间中的任何基本交换序列都可以扩展为以下标准形式:

$$s' = [(1, b'_1), (2, b'_2), \dots, (n, b'_n)] \quad (16)$$

其中
$$\begin{cases} b'_i = b_i & i = a_i \\ b'_i = i & i \neq a_i \end{cases}。$$

$$r_1 \cdot s'_1 \otimes r_2 \cdot s'_2 = \begin{cases} b_{1j} & b_{ij} = b_{2j} \\ b_{ij} & b_{1j} \neq b_{2j} \end{cases} \quad (17)$$

140 可以看出当认知模态和社会模态的效果在某个组成部分相同时,效果会被交叉操作继承,从而可以加快算法的收敛速度。

公式 (11) 中 wv_i 意味着速度的每个分量以 w 的概率保留,并且我们将其视为 GA 中的变异操作。它保持了群体的多样性,并避免陷入局部最优, DPSO 新的位置公式如下:

$$\begin{aligned} x_i^1 &= x_i \oplus w \cdot v_i \\ z_i &= c_1 r_1 \cdot (pbest_i - x_i) \otimes c_2 r_2 \cdot (pbest - x_i) \quad (18) \\ x_i^2 &= x_i^1 \oplus w \cdot z_i \end{aligned}$$

145 将 GA 集成到 DPSO 中,并得到混合离散粒子群优化算法。MDPSO 算法流程如下:

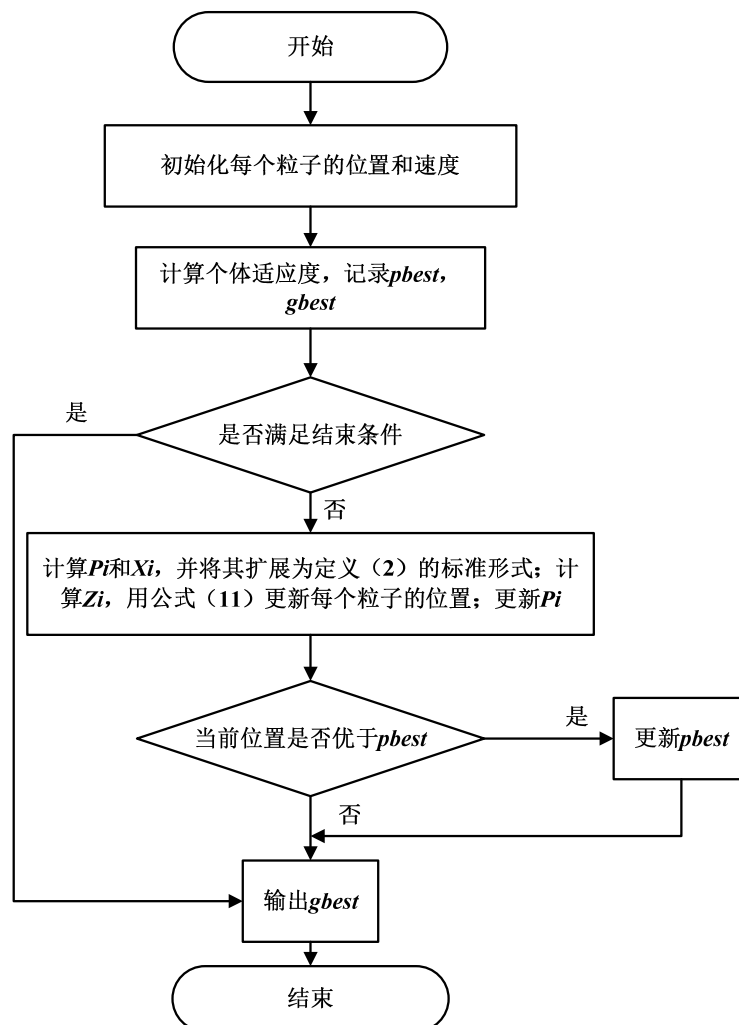


图 1 改进后混合粒子群算法流程

Fig.1 Improved mixed particle swarm algorithm flow

4 仿真实验与案例分析

4.1 混合粒子群算法

为证明本文设计的混合粒子群算法求解 AGV 多负载数学模型比一般的粒子群算法的有更好的寻优效果，同时可以避免过早陷入局部最优的问题，设计了 Matlab 对比实验。假设每台 AGV 的最大载荷 100 公斤，通过代码随机生成了 50 组运输任务信息，数据集包括任务的起始点、目标点、任务生成时间、任务完成的截止时间、快递包裹的重量。

仿真参数如下：
最大迭代次数 $T_{\max}=100$ ，惯性权重采用线性调整，最大惯性权重 $w_{\max}=0.8$ ，最小惯性权重 $w_{\min}=0.4$ ，粒子数 $n=100$ ，学习因子 $c_1=2$ ， $c_2=2$ ，AGV 停靠 O 点。MATLAB 仿真得到迭代收敛图如图 2 所示，计算结果如表 1 所示：

表 1 优化任务组合

Tab. 1 Optimization task combination	
AGV 序号	任务执行顺序
1	I-13-21-6-I
2	I-1-9-22-4-7-I
3	I-36-17-23-50-11-I
4	I-31-45-18-5-34-I
5	I-14-2-8-19-33-16-I
6	I-3-25-35-42-I
7	I-10-15-29-38-47-12-I
8	I-12-44-24-28-32-I
9	I-26-41-37-I
10	I-43-41-24-39-I

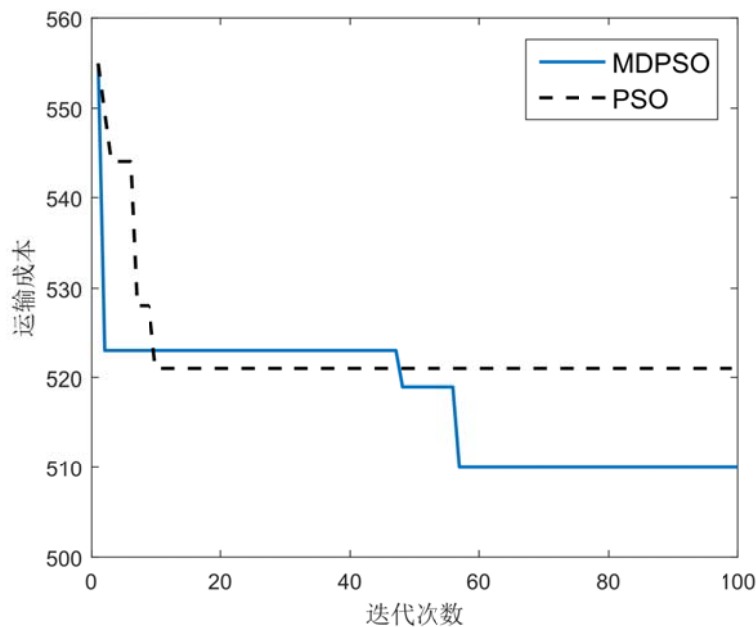


图 2 迭代收敛曲线图
Fig.2Iterative convergence graph

4.2 混合粒子群算法

为了对比 AGV 多负载任务模式相对单负载任务模式在相同任务条件下的运输效率，在上述实验的基础上补加单负载调度实验。定义两个策略评价指标：（1）运输成本：完成任务需要的总时间作为运输成本；（2）空载率：空载率=空载时间/运输总时间，空载率侧面能反映 AGV 载荷的占用情况，空载率越低说明 AGV 的利用率越高，浪费的资源越少。实验结果见表 2、表 3，可以看出整个运输过程中，多负载模式相较于单负载模式有着更高的运输效率。

表 2 运输成本
Tab. 2 Transportation cost

任务模式	花费总时间/分		
	N=10	N=20	N=30
单载	34	10	6
多载	23	8	5

表 3 空载率
Tab.3 No-load rate

任务模式	空载率		
	N=30	N=20	N=10
单载	0.353	0.387	0.278

多载

0.258

0.345

0.293

5 结论

本文对AGV多负载工作模式下的多任务点调度策略进行研究,考虑时间、最大载荷约束,建立了AGV多负载数学模型,并在常规粒子群算法的基础上结合遗传算法,对速度公式进行更新校正,大大提升了算法的收敛速度。实验结果表明,该方法能有效的求解AGV系统多目标任务点问题,相比单目标点模式的空载率更低,一定程度上解决多AGV调度系统的作业效率低问题,节省了AGV数量资源。

本文的研究尚未考虑动态任务调度要求,在实际仓库分拣中,可能会随机生成任务,如何针对新生成的任务及时调整 AGV 的作业规划是下一阶段的研究内容,以求不断提升 AGV 动态系统的调度能力。

[参考文献] (References)

- [1] 柯晶琳, 姜维军, 王庆. 中外快递企业分拣效果差距分析及启示--以 UPS 公司为例[J]. 对外经贸实务, 2017(9):88-91.
- [2] Digani V, Sabattini L, Secchi C, et al. Ensemble Coordination Approach in Multi-AGV Systems Applied to Industrial Warehouses[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2015, 12(3):922-934.
- [3] Draganjac I, Miklić D, Kovačić Z, et al. Decentralized Control of Multi-AGV Systems in Autonomous Warehousing Applications[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2016, 13(4):1433-1447.
- [4] 汤旻安, 谷宝慧. 改进 PSO 在 AGV 系统路径优化调度中的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(3):261-265.
- [5] 袁杰, 李伟. 运输机器人行为建模的 Petri 网方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(5):1360-1363.
- [6] 霍凯歌, 张亚琦, 胡志华. 自动化集装箱码头多载 AGV 调度问题研究 [J]. 大连理工大学学报, 2016, 56(3):244-250.
- [7] Mors A T, Belle J V, Witteveen C. Context-aware multi-stage routing[C]//International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Budapest, Hungary: AAMAS, 2009:49-56.
- [8] Liu C, Tan J, Zhao H, et al. Path planning and intelligent scheduling of multi-AGV systems in workshop[C]//Control Conference. Da lian, China: IEEE, 2017:2735-2739.
- [9] Dewilde B, Mors A W T, Witteveen C. Push and Rotate: a Complete Multi-agent Pathfinding Algorithm[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2014, 51(1):443-492.
- [10] Watkins A. GA-based path planning for mobile robots: an empirical evaluation of seven techniques[J]. Journal of computers, 2013, 8(8):1912-1923.
- [11] Panda M R, Priyadarshini R, Pradhan S. An Optimal Path Planning for Multiple Mobile Robots Using AIS and GA: A Hybrid Approach[C]//International Conference on Mining Intelligence and Knowledge Exploration. Hyderabad, India: Springer, 2015:334-346.