

文章编号: 1004-4353(2017)03-0255-04

# 基于改进 MMAS 算法的堆垛机 货物拣选路径优化

程永强, 汪岚

(黎明职业大学 机电工程与自动化学院, 福建 泉州 362000)

**摘要:** 提出了一种基于改进最大最小蚁群算法(MMAS)的货物拣选路径优化算法. 首先建立堆垛机货物拣选路径最短化的数学模型, 然后利用改进的 MMAS 对其求解获得临时优化路径, 最后融合 2-opt 策略进行局部调整获得最优拣选路径. 实验结果表明, 本算法可有效克服蚁群算法易陷入局部最优的不足, 且较之遗传、粒子群等算法缩短了货物的拣选路径, 提高了仓库作业的效率.

**关键词:** 货物拣选路径; 改进最大最小蚁群算法; 2-opt 策略; 遗传算法; 粒子群算法

**中图分类号:** TH165 **文献标识码:** A

## The optimization of order picking route of stacker based on improved MMAS algorithm

CHENG Yongqiang, WANG Lan

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Liming Vocational University, Quanzhou 362000, China)

**Abstract:** A new order picking route optimization algorithm base on improved MMAS algorithm is proposed. First a mathematics model for the shortest route is established; then the improved MMAS algorithm is put forward to obtain the temporary picking route and the best route is obtained by using 2-opt strategy to optimize the local path. The experiment result show that the improved MMAS algorithm avoid local optimal, its route shorter than GA and PSO, and the efficiency of picking is improved.

**Keywords:** order picking route; improved MMAS algorithm; 2-opt strategy; genetic algorithm; particle swarm algorithm

立体仓库因其存储量大、占地面积小等特点, 成为现代物流系统的一个重要环节. 随着现代化立体仓库规模的不断增大, 堆垛机拣选作业时间占整个仓库作业的比重也越来越大, 因此合理规划拣选路径对提高堆垛机拣选作业效率、降低物流成本具有重要意义. 目前, 拣选路径优化通常采用智能优化算法<sup>[1]</sup>, 如遗传算法(GA)<sup>[2]</sup>、蚁群算法(ACO)<sup>[3]</sup>和粒子群算法(PSO)<sup>[4]</sup>等. 在这些算法中, 蚁群算法因具有易于与其他智能算法相融合的优点<sup>[5-7]</sup>而被广泛应用, 但基本的蚁群算法存在如初期收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点, 易出现算法停滞的不良现象. 基于此, 本文提出一种融合最大最小蚁群算法(MMAS)和 2-opt 的改进新算法, 用于求解货物拣选的最优路径, 并进行了实验验证.

1 拣选路径优化数学模型

1.1 问题描述

堆垛机按照实际拣选原则, 从上一个已拣选的货位移动到下一个待拣选的货位继续作业, 待

所有货物拣选完毕后运送货物到出入口处,循环往复.因此,本文拣选路径优化原则为:已知堆垛机的最大载荷、最大容积和待拣选货物的重量、体积和位置,在满足所有约束条件下,堆垛机沿着一条长度最短的路径完成订单中所有货物的拣选.

1.2 数学模型

本文以单巷道的立体仓库为例,遵循从左往右、从下往上的原则对货架上的各货位进行排序,并假设共有  $n$  个货位,每个货位的高度为  $h$ ,宽度为  $l$ ,如图 1 所示.

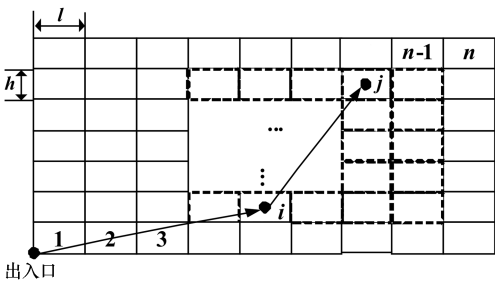


图 1 立体货架的货位分布图

堆垛机的初始位置在巷道出入口,最大载荷为  $M_{\max}$ ,最大容积为  $V_{\max}$ ,可同时沿水平方向和垂直方向做匀速运动.待拣选的货物重量为  $m_i$ ,体积为  $v_i$ , $d_{ij}$  为从上一个货位  $i$  移动到下一个货位  $j$  的实际距离.以货物拣选路径最短为优化目标,其数学模型如下:

$$s = \min \sum_{i \neq j} d_{ij} y_{ij}, \tag{1}$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_{ij} = 1, \\ \sum_{j=1}^n y_{ij} = 1, \\ y_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{从货位 } i \text{ 拣选后移动到货位 } j \text{ 继续拣选 } (i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n); \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \\ \sum_{i=1}^n m_i y_{ij} \leq M_{\max}, \\ \sum_{i=1}^n v_i y_{ij} \leq V_{\max}. \end{cases} \tag{2}$$

上述模型中,式(1)为目标函数,式(2)为约束条件.式(2)中,约束 1 和约束 2 表示在每个订单中每个货位有且只能被拣选一次;约束 3 为决策变量,判断货位是否在拣选路径上;约束 4 表示

被拣选货物的重量之和应小于等于堆垛机的最大载荷;约束 5 表示被拣选货物的体积之和应小于等于堆垛机的最大容积.

2 改进的 MMAS 算法

蚁群算法在每次迭代后,仅对获得最优解的精英蚂蚁进行信息素更新,易造成多轮迭代后某条路径的信息素明显高于其他路径.该路径在此后的迭代中,大概率会被不断选择而导致路径搜索陷入局部最优.为有效地避免此现象,MMAS 算法<sup>[8-9]</sup> 引入了信息素限制原则,并进一步融入 2-opt 局部搜索策略<sup>[10-11]</sup> 对其进行优化,由此形成了改进的 MMAS 算法.

2.1 改进 MMAS 算法的构建方法

1) 状态转移.假设  $m$  只蚂蚁随机放置于立体货架的  $n$  个货位,已知货位  $i$  和货位  $j$  的路径距离为  $d_{ij}$ ,路径上的初始信息素为  $\tau_{ij}(t)$ . $t$  时刻时,蚂蚁  $k$  将根据路径上的信息素强弱从货位  $i$  移动到下一个货位  $j$ ,其转移规则为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}(t)^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} \tau_{is}(t)^\alpha \eta_{is}(t)^\beta}, & j \in \text{allowed}; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \tag{3}$$

式中: $\eta_{ij}$  为货位  $i$  和货位  $j$  之间的能见度, $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ ;  $\text{allowed}_k$  为蚂蚁  $k$  下一步允许选择的货位; $\alpha$  为信息素启发式因子; $\beta$  为期望启发式因子.

2) 信息素更新.在每次迭代中,对获得最优路径的那只蚂蚁进行信息素更新,信息素  $\tau_{ij}(t)$  的更新规则为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}, \tag{4}$$

式中: $\tau_{ij}(t)$  为本次迭代获得的最优路径  $(i,j)$  的信息素; $\rho$  为信息素挥发系数, $0 < \rho < 1$ ;  $\Delta\tau_{ij}^{\text{best}}$  为精英蚂蚁  $k$  在路径  $(i,j)$  的信息素增量, $\Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = 1/L^{\text{best}}$ ;  $L^{\text{best}}$  为最短路径长度.为避免因某条路径信息素远大于或远小于其他路径而使算法局部收敛,出现停滞现象,将各路径信息素浓度限制在  $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$  区间. $\tau_{\min}$  和  $\tau_{\max}$  的计算公式为

$$\tau_{\max}(t) = \frac{100}{\rho \cdot L^{\text{best}}}, \tau_{\min}(t) = \frac{\tau_{\max}(t)}{20}. \tag{5}$$

信息素的限制原则为: $\tau_{ij}(t) > \tau_{\max}$ ,  $\tau_{ij}(t) = \tau_{\max}$ ;  $\tau_{\min} < \tau_{ij}(t) < \tau_{\max}$ ,  $\tau_{ij}(t) = \tau_{ij}(t)$ ;  $\tau_{ij}(t) < \tau_{\min}$ ,  $\tau_{ij}(t) = \tau_{\min}$ .

3) 局部优化. 为了增加解的多样性, 加快算法的收敛速度, 在本次迭代最优解基础上, 利用 2-opt 局部搜索策略(如图 2 所示) 对其进行进一步优化, 将原路径中的边 $(i, i+1)$  和 $(j-1, j)$  用边 $(i, j-1)$  和 $(i+1, j)$  替换, 由此获得更短的路径长度.

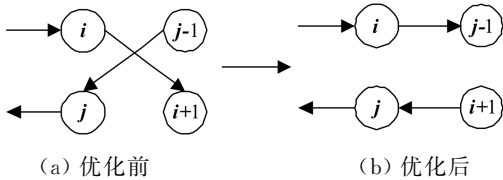


图 2 2-opt 局部优化效果图

### 2.2 改进 MMAS 算法的步骤

基于上述的算法构建方法, 改进的 MMAS 算法步骤如下:

Step1 迭代次数  $NC=0$ , 参数初始化, 设定蚂蚁数量  $m$ 、信息启发式因子  $\alpha$ 、期望启发式因子  $\beta$ 、挥发系数  $\rho$ 、迭代次数上限  $NC_{\max}$ 、初代最大最小信息素  $\tau_{0\max}$  和  $\tau_{0\min}$  等参数;

Step2 将  $m$  只蚂蚁放到  $n$  个货位上, 每只蚂蚁都从巷道出入口出发, 每只蚂蚁初始承载货物重量为 0, 货物体积为 0;

Step3 蚂蚁  $k$  按照式(3) 的移动规则移动至下一个待拣选的货位  $j$ , 计算每只蚂蚁的货物重量和货物体积, 若超重或超载, 则跳转 Step 2, 否则跳转 Step 4;

Step4 当所有蚂蚁游历遍所有货位, 蚂蚁回到出入口, 跳转 Step 5, 否则跳转 Step 4;

Step5 计算每只蚂蚁游历的路径长度, 记录本次迭代的临时最优路径  $R^*$ ;

Step6 利用 2-opt 局部策略优化 Step 5 的临时最优路径  $R^*$ , 获得全局最优路径  $R^{\text{best}}$  以及最短路径长度  $L^{\text{best}}$ ;

Step7 由式(4) 计算最优路径  $R^{\text{best}}$  的信息素  $\tau_{ij}(t)$ , 由式(5) 计算信息素上下限  $\tau_{\min}$  和  $\tau_{\max}$ , 然后根据信息素限制原则更新最优路径  $R^{\text{best}}$  的信息素;

Step8 若  $NC \leq NC_{\max}$ , 令  $NC \leftarrow NC + 1$ , 清空记录表, 跳转 Step 2, 否则输出最优解, 算法结束.

### 3 实验与分析

以某物流仓储为例, 立体货架有 10 列、10 层共 100 个货位, 每个货位  $h=l=1$  m. 改进 MMAS 算法的各参数为:  $m=30$ ,  $n=100$ ,  $\alpha=1$ ,  $\beta=5$ ,  $\rho=0.1$ ,  $\tau_{0\max}=1$ ,  $\tau_{0\min}=0.05$ ,  $NC_{\max}=100$ . 为了检验算法的优化效果, 假设待 30 个拣选货物分布在 26 个货位上, 分别采用 GA 算法、PSO 算法、ACO 算法和改进的 MMAS 算法进行 Matlab 仿真, 各算法的拣选路径如图 3 所示. 不同算法优化结果对比如表 1 所示.

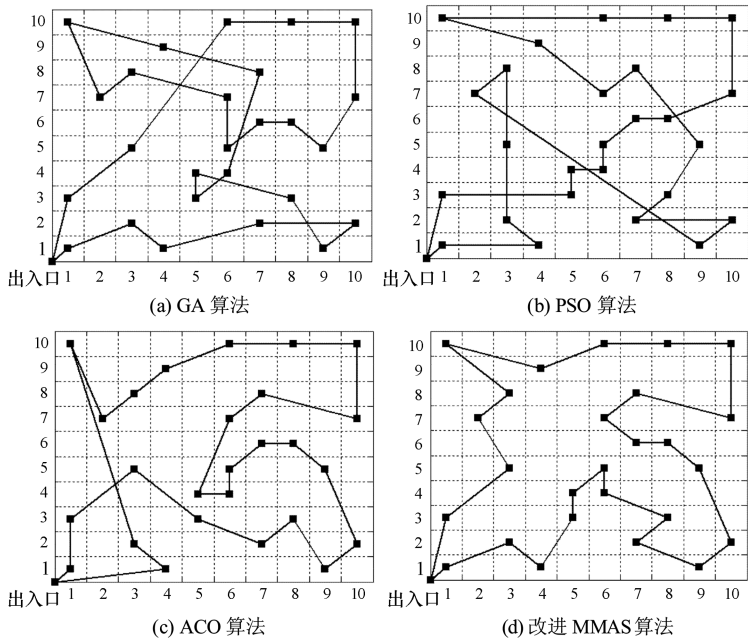


图 3 不同算法的货物拣选优化路径

表 1 不同算法的优化结果

评价指标	GA 算法	PSO 算法	ACO 算法	改进的 MMAS 算法
最短距离/m	64.206 3	67.03	60.816 7	53.130 4
迭代次数	96	60	87	80
算法耗时/s	2.56	1.89	2.37	2.50

由图 3 和表 1 可知,改进的 MMAS 算法可对已优化的路径进行局部调整,从而获得更优路径,其拣选路径为(按货位号):仓库出入口→21→43→62→73→91→84→96→98→100→60→77→66→57→58→49→20→9→17→28→36→46→35→25→4→13→1→仓库出入口.改进的 MMAS 算法虽然在搜索代数和算法耗时方面不是最优,但其最短路径为 53.130 4 m,较之基本型的 GA、PSO 和 ACO 3 种算法的拣选路径有了明显缩短,因此具有明显的作业优势.

4 结论

本文在分析立体仓库堆垛机拣选作业特点的基础上,构建了货物拣选路径优化数学模型,利用 MMAS 算法和 2-opt 局部优化策略改进了 MMAS 算法对该问题的求解.实例证明,本文提出的改进 MMAS 算法的优化效果明显优于 GA、PSO 和 ACO 3 种算法,对提高物流仓储作业效率和降低物流成本具有重要意义.今后,需进一步研究本文算法的空间复杂度,以期从存储空间方面衡量算法的优劣.

参考文献:

[1] Kallehauge B. Formulations and exact algorithms for the vehicle routing problem with time windows [J]. Computers and Operations Research, 2008,35 (7):2307-2330.

[2] 刘剑,王鑫,张冬梅,等.基于遗传算法的立体仓库堆垛机路径优化[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2010,26(5):1006-1011,1016.

[3] 庞龙,陆金桂.基于蚁群遗传算法的自动化立体仓库拣选路径优化[J].计算机工程与科学,2012,34(3):148-151.

[4] 孙少龙,吴小涛,张珂珂,等.PSO 算法在物流配送陈列路径优化模型中的应用[J].电子世界,2012(15):77-79.

[5] 徐久强,邢佩龙,孔秋实,等.基于改进蚁群算法的双向物流路径优化[J].东北大学学报(自然科学版),2012,33(9):1240-1243,1252.

[6] 沈鹏.物流配送路径优化问题求解的量子蚁群算法[J].计算机工程与应用,2013,49(21):56-59.

[7] Lara O D, Labrador M A. A MULTI-Objective ant colony-based optimization algorithm for the bin packing problem with load balancing [C]//2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2010:1-8.

[8] 方彦军,谢宜净.基于 MMAS 算法的计量检定中心仓储堆垛机拣选路径优化[J].武汉大学学报(工学版),2013,46(5):645-648,658.

[9] 杨延庆,李鹏飞,何博.求解 TSP 问题的改进最大最小蚁群算法[J].西安工程大学学报,2010,24(6):818-821.

[10] 扈华,付学良,王冬青.基于 2-opt 的 MMAS 算法解决 TSP 问题研究[J].内蒙古农业大学学报(自然科学版),2014,35(6):142-146.

[11] Hans-Joachim Bckenbauer, Tobias Mmke, Monika Steinova. Improved approximation for TSP with simple precedence constraints[J]. Journal of Discrete Algorithms, 2013,21:32-40.