



响应动态约束条件的多目标货位优化算法研究

项前, 周亚云, 陆枳屹, 余玉凤

引用本文:

项前, 周亚云, 陆枳屹, 等. 响应动态约束条件的多目标货位优化算法研究[J]. 智能系统学报, 2020, 15(5): 925–933.

XIANG Qian, ZHOU Yayun, LU Zhiyi, et al. Multi-objective location optimization algorithm in response to dynamic constraints[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(5): 925–933.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201906041>

您可能感兴趣的其他文章

面向环境探测的多智能体自组织目标搜索算法

Self-organizing target search algorithm of multi-agent system for environment detection

智能系统学报. 2020, 15(2): 289–295 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201908023>

利用MISA多目标优化的置信规则库分类算法

Belief rule base classification algorithm using MISA multi-objective optimization

智能系统学报. 2019, 14(5): 982–990 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809022>

基于目标空间分解和连续变异的多目标粒子群算法

Decomposition and continuous mutation-based multi-objective particle swarm optimization

智能系统学报. 2019, 14(3): 464–470 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711015>

膜系统下的一种多目标优化算法

Multi-objective optimization algorithm based on membrane system

智能系统学报. 2017, 12(5): 678–683 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706013>

一种用于大型舰船总体要素优化设计的约束多目标分解进化算法

A constrained multi-objective decomposition evolutionary algorithm for the overall element optimization design of large ship

智能系统学报. 2016, 11(5): 635–640 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201605006>

神经网络的污水处理过程多目标优化控制方法

Multi-objective optimization control for wastewater treatment processing based on neural network

智能系统学报. 2016, 11(5): 594–599 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201512022>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201906041

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20200323.1704.010.html>

响应动态约束条件的多目标货位优化算法研究

项前, 周亚云, 陆积屹, 余玉凤

(东华大学 机械工程学院, 上海 201620)

摘 要: 针对自动化立库货位决策与优化问题, 考虑到优化目标多样、托盘使用状态及可分配货位动态变化等因素, 提出了一种响应动态约束条件的多目标货位优化算法。以巷道作业均衡、货架重心稳定及作业路径最短建立多目标优化模型, 基于变异系数自适应差分进化算法, 使用货位随机数编码, 根据实时货位可行域进行个体解码, 以响应动态货位约束条件。提出了基于层次分析的 Pareto 解评价方法, 从而获得多批作业货位持续优化的目标权重, 为仓储货位决策提供合理方案。多批作业算法实验结果表明: 所提算法效果显著优于多目标简单加权算法, 能够有效应用于动态货位决策与优化。

关键词: 自动化立体仓库; 货位优化; 动态约束; 持续优化; 差分进化; 变异系数自适应; 层次分析法; 多目标; Pareto 解

中图分类号: TP18; F274 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2020)05-0925-09

中文引用格式: 项前, 周亚云, 陆积屹, 等. 响应动态约束条件的多目标货位优化算法研究 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(5): 925-933.

英文引用格式: XIANG Qian, ZHOU Yayun, LU Zhiyi, et al. Multi-objective location optimization algorithm in response to dynamic constraints[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(5): 925-933.

Multi-objective location optimization algorithm in response to dynamic constraints

XIANG Qian, ZHOU Yayun, LU Zhiyi, YU Yufeng

(College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: Considering the storage location decision and optimization problems in automated storage and retrieval system, we propose a multi-objective logistics optimization algorithm, which considers various optimization objectives, such as the usage status of the pallet and dynamic changes in the allocable storage location. A multi-objective optimization model is established based on the equilibrium of roadway operations, the stability of the gravity center of shelves, and the shortest operation path. Based on the adaptive variation coefficients' differential evolution algorithm, a random number encoding of the storage location is used to perform individual decoding according to the real-time feasible domain in response to the dynamic constraint condition. A Pareto optimal solution evaluation method based on the analytic hierarchy process is proposed to obtain the target weight related to the continuous optimization of a multi-batch operation, and a reasonable plan for the storage location decision is provided. The experimental results of the multi-batch operation show that the proposed algorithm is significantly better than the simple weighting algorithm, which can be effectively applied to dynamic location decision and optimization.

Keywords: automated storage and retrieval system; location optimization; dynamic constraints; continuous optimization; differential evolution; adaptive variation coefficient; analytic hierarchy process; multi-objective; Pareto solution

收稿日期: 2019-06-21. 网络出版日期: 2020-03-24.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB1304000); 上海市科学技术委员会科研计划项目(17DZ2283800); 松江区产业转型升级发展专项资金重点领域示范应用项目(2018-01).

通信作者: 周亚云. E-mail: zhouyayun@mail.dhu.edu.cn.

货位优化是对仓储货品储存位置的优化分配, 以合理利用存储空间, 实现最佳货位布局与降低仓库运营成本。现代仓储管理系统的需求复杂, 考虑动态资源约束及多样目标的货位决策优

化问题^[1-2],更具实际应用价值。

现有研究中, Dijkstra 等^[3]以作业路径最短为单目标, Ning 等^[4]以仓储作业时间、货架重心及产品关联性为多目标, 分别开展货位决策优化研究。研究表明, 多目标优化模型更符合仓储管理系统的实际需求。Yan^[5]等采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)获得权重, 并通过简单加权将多目标转化为单目标。但上述研究只解决了单批次作业下货位决策优化, 对多批次作业优化目标值变化规律、货位持续优化能力是否稳定没有作进一步探讨。在构建约束时, Augustyn 等^[6]考虑了仓库规模等环境因素对货位决策优化的影响, 但没有考虑库存及可分配货位等因素的动态性。在模型算法实现方面, 近年来采用遗传算法^[7]、机器学习^[8]的货位优化研究不断涌现, 差分进化算法(differential evolution, DE)因其卓越的优化性能而备受关注^[9], 在仓储优化中也有一定的应用^[10]。基于差分进化与 Pareto^[11]最优的货位决策优化研究还相对较少。

综上, 以提高货架稳定性、均衡巷道作业及提高仓储效率为目标, 考虑动态库存与可分配货位等约束条件, 基于变异参数自适应差分进化, 提出响应动态约束条件的多目标货位优化算法。进一步基于层次分析法对 Pareto 解集进行评价, 研究多目标权重对多批作业货位持续优化的影响规律。

1 问题描述

1.1 立库货位分配问题

如图1所示自动化立体仓库(automated storage and retrieval system, AS/RS)有 N 个巷道, 每个巷道被一台堆垛机占用, 在执行出、入库作业时, 各巷道的堆垛机可同时工作。假定沿货架垂直方向为 y 方向, 沿货架水平方向为 x 方向, 沿货架排列方向为 z 方向。



图1 自动化立体仓库布局
Fig. 1 Layout of AS/RS

多巷道立体库作业货位优化分配, 需考虑货架稳定性、巷道作业均衡及作业路径最短等因素, 并满足动态变化库存、货位占用状态及托盘使用情况等复杂约束条件, 以实现高稳定性、高效率、高准确率的精益仓储目标。

由于托盘使用状态复杂, 货位优化的同时还需进行托盘决策。如图2所示为货位分配流程, 若是未与货位绑定的库外托盘入库, 则需为该作业分配空货位; 若是与货位绑定的库内托盘入库, 则应优先考虑包含该作业所需物料、且承载能力足够的库内托盘, 使同种物料尽量聚集, 若无满足条件的托盘, 则任选一个库外托盘; 在执行出库作业时, 应为作业分配包含该作业下所有物料、且数量足够的库内托盘, 否则应提示库存不足, 无法分配货位。多批作业过程中, 作业的货位可行域会动态变化。

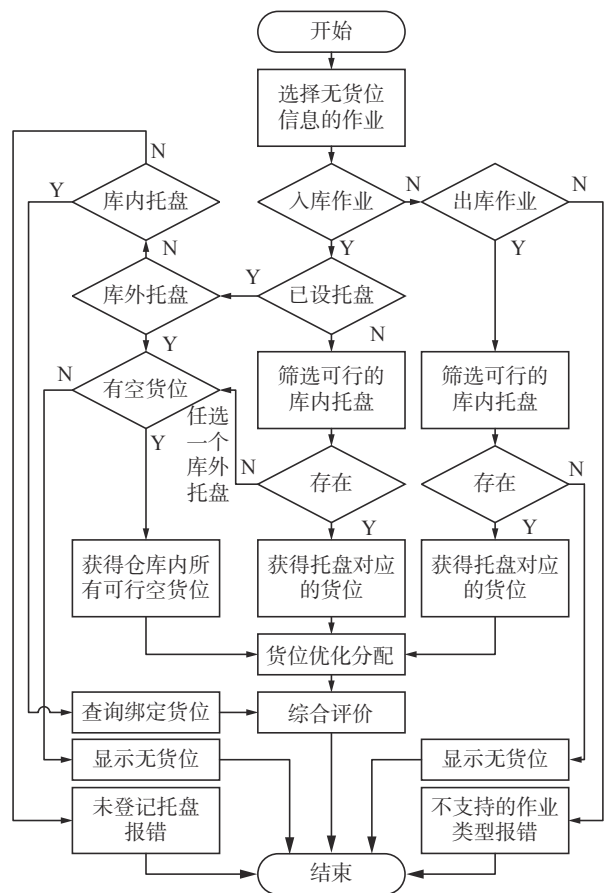


图2 自动化立体库货位分配流程
Fig. 2 Flow of location assignment in AS/RS

目前大多数仓储管理系统中, 出入库作业不会在同批次内混杂, 且入库作业对应的货位可行域比出库作业大、货位可行域筛选规则复杂, 由于出库作业流程相对简单, 简化起见, 将重点研究入库作业多目标货位优化与评价, 以及多批作业货位持续优化规律等问题。

1.2 假设条件

- 1) 同种物料可存放在多个托盘上,一个托盘可存放多种物料,一个货位只能放置一个托盘;
- 2) 同一批作业为单纯的出库或者入库;
- 3) 一个作业对应一个货位,一个货位可被不同批次的作业重复使用;
- 4) 只考虑物料重量,不考虑货架、托盘重量,且各巷道的出入库口在同一侧。

2 多目标货位优化模型

$T=(T_1, T_2, \dots, T_n)$ 表示单批作业, n 表示该批作业总数; $T_q = \{t_{qm} | m=1, 2, \dots, M\}$ 为第 q 个作业, t_{qm} 表示作业 q 中物料 m 的总质量, M 表示该物料种类数。 $A = \{(r_q, c_q, k_q) | q=1, 2, \dots, n\}$ 为货位集合, 通过作业 q 对应货位的排、列、层 (r_q, c_q, k_q) , 可从仓储管理系统中获得该货位上的库存信息。考虑自动化立体仓库货架重心稳定、巷道作业均衡及就近存放等原则, 建立以下多目标优化模型。

2.1 货架重心稳定

货架质量偏心、重心较高等会影响货架的力学性能及稳定性, 考虑托盘存放“均匀分布”、“上轻下重”等原则, 一方面使货架 x 方向重心接近其几何中心, 避免出现货物“一边倒”、货架倾覆等现象, 另一方面使 y 方向重心低。

$$\begin{aligned}
 f_1(A) &= |G_x - 0.5CL| \\
 f_2(A) &= G_y \\
 G_x &= \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^K [G_{rck}(c-0.5)L]}{\sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^K G_{rck}} \\
 G_y &= \frac{\sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^K [G_{rck}(r-0.5)H]}{\sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^K G_{rck}} \\
 G_{rck} &= \sum_{m=1}^M (q_{mrck}w_{mrck} + x_{qm}t_{qm}), \quad q=1, 2, \dots, n \\
 x_{qm} &= \begin{cases} 1, & \text{入库作业 } q \text{ 分配到货位 } (r, c, k) \text{ 上} \\ 0, & \text{作业 } q \text{ 未分配到货位 } (r, c, k) \text{ 上} \\ -1, & \text{出库作业 } q \text{ 分配到货位 } (r, c, k) \text{ 上} \end{cases}
 \end{aligned}$$

式中: K, C, R 分别为货架的排、列、层总数; L, W, H 分别为货架的长、宽、高; G_x 为货架 x 方向的重心; f_1 表示 x 方向重心偏离其几何中心的程度; f_2, G_y 为货架在 y 方向的重心; G_{rck} 表示在第 k 排 r 层 c 列货位上的物料总质量 ($1 \leq c \leq C, 1 \leq r \leq R, 1 \leq k \leq K$, 且 $c, r, k \in \mathbf{Z}$); q_{mrck} 为该托盘上物

料 m 的数量, $m=1, 2, \dots, M$; w_{mrck} 为该托盘上物料 m 的单位质量; M 为该托盘存放物料的种类数; x_{qm} 为决策变量。

2.2 巷道作业均衡

为了避免托盘在一个巷道内堆积、堆垛机超负荷工作, 影响作业效率及堆垛机寿命, 以货架中占用货位的标准差 f_3 来反映作业的均衡程度, 其值越小作业越均衡:

$$f_3(A) = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (P_k - \bar{P})^2}$$

式中: P_k 表示分配货位后第 k 排货架被占货位数量, $P_k \in \mathbf{N}^*$; \bar{P} 表示优化分配后平均每货架占用货位数量。

2.3 仓储作业路径最短

若不考虑堆垛机存取货物的时间, 则堆垛机在巷道作业路径越短, 仓储运行效率越高。假设出入库口 S_0 的坐标为 $(0, 0, 0)$, 巷道的宽度忽略不计, f_4 表示堆垛机的工作总路径:

$$f_4(A) = \frac{1}{n} \sum_{q=1}^n \sqrt{r_q^2 + c_q^2 + k_q^2}$$

式中: n 为作业总数; (r_q, c_q, k_q) 为作业 q 对应的目标货位坐标。

2.4 货位优化数学模型

由于目标函数的数值范围大小存在差异, 为了后期更好地评价 Pareto 解, 如式(1)所示, 将多目标函数 f_i 归一化处理为 f_i^* :

$$\begin{aligned}
 f_1^* &= \frac{f_1 - \min f_1}{\max f_1 - \min f_1} \\
 f_2^* &= \frac{f_2 - \min f_2}{\max f_2 - \min f_2} \\
 f_3^* &= \frac{f_3}{\bar{P}} \\
 f_4^* &= \frac{f_4 - \min f_4}{\max f_4 - \min f_4} \\
 \max f_1 &= (0.5C - 0.5)L, \min f_1 = 0.5L \\
 \max f_2 &= (R - 0.5)H, \min f_2 = 0.5H \\
 \max f_4 &= \sqrt{K^2 + R^2 + C^2}, \min f_4 = 0 \\
 \mathbf{F} &= [f_1^*, f_2^*, f_3^*, f_4^*]^T \\
 \text{s.t. } &\begin{cases} (r_q, c_q, k_q) \in \mathbf{D}_q, & q=1, 2, \dots, n \\ G_{rck} \leq G_{\max} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{1}$$

式中: $\max f_i$ 与 $\min f_i$ 分别为 f_i 的上下限; 多排货架中占用货位的离散程度 f_3^* , 用来反映各巷道作业均衡; \mathbf{F} 为优化目标矢量; (r_q, c_q, k_q) 表示作业 q 所分配的货位; \mathbf{D}_q 表示作业 q 的动态货位可行域; 每个托盘存放的物料总重量应小于托盘的最大承载重量 G_{\max} 。

3 响应动态约束的多目标优化算法

3.1 基于自适应差分进化的货位优化算法

自适应差分进化算法^[12]是通过自适应调整进化参数与进化操作算子,以提高算法的收敛性能。本文采用的多目标差分进化算法^[13](multi-objective adaptive differential evolution algorithm, MOA-DEA),通过变异参数自适应调整,个体解码时根据货位实时可行域响应动态约束条件,以及多目标 Pareto 解集综合评价,获得最优作业货位。算法原理如下:

1) 初始化及编码

个体采用 0~1 的浮点编码,长度等于作业个数 D ,个体基因索引号为作业编号。初始化 Pareto 解集 X_p 为空集,随机生成 NP 个维度为 D 的初始个体,对应于每个基因的 (r_q, c_q, k_q) 是货位排、列、层。

2) 响应动态约束条件的个体解码

通过作业 q 对应的基因值 x_{i_q} 、货位实时可行域 $D_q \{(r_1, c_1, k_1), (r_2, c_2, k_2), \dots, (r_j, c_j, k_j)\}$,可获得对应的目标货位 (r_q, c_q, k_q) 。通过货位集合 A_i 计算目标函数值,具体解码过程如算法 1 所示。

算法 1 响应动态约束条件的个体解码算法

输入 个体编码 $X_i = \{x_{i_q} | q = 1, 2, \dots, n\}$, n 个作业。

输出 货位集合 $A_i = \{(r_q, c_q, k_q) | q = 1, 2, \dots, n\}$ 。

1) 已分配的货位集合 C 初始化为 ϕ

2) for 作业 $q=1$ to n do

3) 设作业 q 的可行域 $D_q = \phi$

4) if 作业 q 为库外托盘入库

5) 库内所有的未占用的空货位为 D_q

6) else if 作业 q 为库内托盘入库

7) 库内所有包含作业 q 所需物料,且承载能力足够的货位为 D_q

8) else if 作业 q 为出库

9) 库内所有包含作业 q 所需物料,且数量足够的货位为 D_q

10) $D_q \leftarrow D_q - C$ //从 D_q 中去除前 $q-1$ 个作业已分配的货位

11) if $D_q \neq \phi$

12) $\text{index}_q = \lceil \text{card}(D_q) x_{i_q} \rceil - 1$ //获得货位索引号

13) $(r_q, c_q, k_q) \leftarrow D[\text{index}_q]$ //获得目标货位

14) 将 (r_q, c_q, k_q) 添加到 C 中

15) else $(r_q, c_q, k_q) = (-1, -1, -1)$ //未分配货位

16) end for

17) return A_i

3) 变异操作

式(2)为个体变异公式,变异缩放因子 F 按式(3)~(5)自适应产生,由 F_{i_1} 和 F_{i_2} 两部分组成。其中 F_{i_1} 按时间呈非线性自适应衰减,使算法在进化前期有较好的全局搜索能力,进化后期有较好的局部勘探能力; F_{i_2} 按每个个体自身与种群最优个体目标函数值差异来自适应调整^[14]; r_1, r_2, r_3 为从 $\{1, 2, \dots, NP\}$ 集合中随机选择的两两互不相同且不等于 i 的整数; F_l 为 F_i 的下限; F_u 为 F_i 的上限; T 为最大迭代次数; $t \in [0, T-1]$ 为当前迭代次数; f_i 为个体目标函数值; f_{\min} 为种群内最小目标函数值; f_{\max} 为种群内最大目标函数值。

$$V_i^t = X_{r_1}^t + F(X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) \quad (2)$$

$$F_{i_1} = F_u \exp\left(\frac{\ln(F_l/F_u)t}{T-1}\right) \quad (3)$$

$$F_{i_2} = \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (4)$$

$$F = \frac{F_{i_1} + F_{i_2}}{2} \quad (5)$$

4) 交叉操作

为增加种群的多样性,采用二项式交叉操作获得实验向量 $U_i^t = [u_{1,i}^t, u_{2,i}^t, \dots, u_{D,i}^t]$,如式(6)所示, $R_{i,\text{rand}} \in (1, 2, \dots, D)$,可保证 $u_{j,i}^t$ 至少有一个参数来自 V_i^t ;交叉算子 $\text{CR} \in [0, 1]$ 。

$$u_{j,i}^t = \begin{cases} v_{j,i}^t, & \text{rand}(0, 1) \leq \text{CR} \text{ 或 } j = R_{i,\text{rand}} \\ x_{j,i}^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

5) 选择操作

基于多目标算法中的占优关系,选择算子如式(7)所示, $\text{LC}(U_i^{t+1}, X_i^t)$ 表示 U_i^{t+1} 与 X_i^t 中拥挤熵较小的个体^[15]。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t, & X_i^t \text{ 占优或强占优 } U_i^{t+1} \\ U_i^{t+1}, & U_i^{t+1} \text{ 占优或强占优 } X_i^t \\ \text{LC}(U_i^{t+1}, X_i^t), & U_i^{t+1} \text{ 与 } X_i^t \text{ 互不占优} \end{cases} \quad (7)$$

6) 获取 Pareto 解集

$x^* \in \Omega$ 是 Pareto 最优解,是指 $\nexists x \in \Omega$ 使得 $f(x) < f(x^*)$, Ω 为变量 x 的可行域, Pareto 最优解集 X_p 是指所有 Pareto 最优解的集合。将第 t 代的 Pareto 解集与第 $t+1$ 代的种群合并,用于求解第 $t+1$ 代的 Pareto 解集,以获得足够多样性且分布在整个 Pareto 前沿的最优解集。

3.2 基于层次分析法的 Pareto 最优解评价与选择

从仓储实际应用出发,需从 Pareto 解集中遴选出合理的单个解。因此,通过常用的层次分析法^[16]计算权重,利用该权重将多目标加权求解,获得综合目标函数值最小的个体,观察多目标权重与货位持续优化能力间的关系。根据重要性标

度构建判断矩阵 $B=(b_{ij})_{n \times n}$, 按列归一化得到矩阵 $C=(c_{ij})_{n \times n}$, C 矩阵的行元素之和除以元素总和可求得各目标的权重。

$$c_{ij} = \frac{b_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}}$$

$$\omega_i = \frac{\sum_{k=1}^n c_{ik}}{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n c_{ij}}$$

通过层次分析法确定 x 方向重心的权重 ω_1 、 y 方向重心的权重 ω_2 、多排货架中占用货位的离散程度权重 ω_3 及作业距离的权重 ω_4 。MOADEA 求解获得 Pareto 解集后, 根据式(8)计算 Pareto 解集中所有个体的综合目标函数值 F , 选择 F 最小的个体为最优个体; 若以式(8)为单目标进行优化求解, 则称之为简单加权差分进化算法(simple weighted adaptive differential evolution algorithms, SWADEA), 后续实验中将对 2 种方法优化结果进行对比。

$$F = \min(\omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \omega_3 f_3 + \omega_4 f_4) \quad (8)$$

3.3 算法的流程

所提算法基本流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

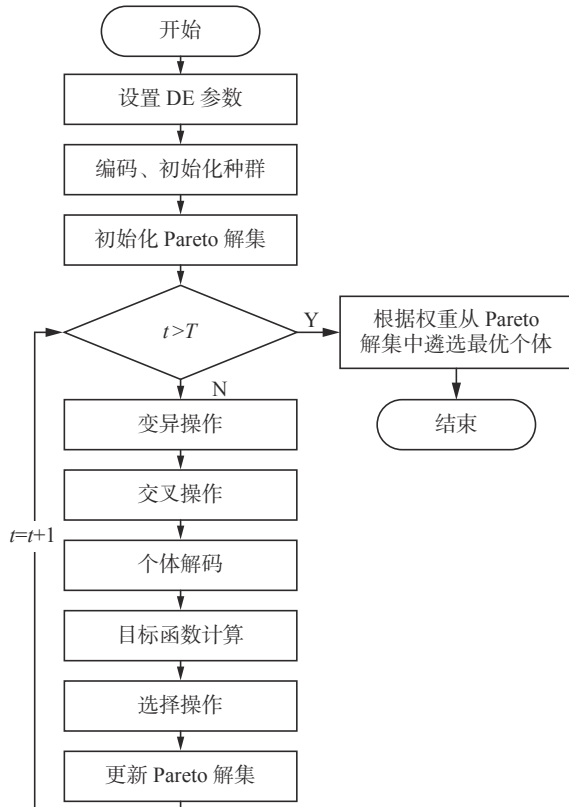


图 3 多目标自适应差分进化算法流程

Fig. 3 Flowchart of MOADEA

1) 设置种群规模 NP, 最大迭代次数 T , 终止条件, 交叉算子 CR; 初始化种群, 个体向量维度 D 等于作业数量 n , 对个体进行随机数编码, 初始化 Pareto 解集为空集。

2) 判断是否达到最大迭代次数 T , 若是, 则从 Pareto 解中遴选出综合目标函数值最小的个体; 若不是, 则进行下一步。

3) 进行变异交叉操作, 并计算目标函数值。

4) 判断 U_i^{t+1} 与 X_i^t 的占优关系, 并选择个体 X_i^{t+1} 。

5) 比较目标向量 X_i^t 与 Pareto 解集 X_p 中所有向量, 更新 Pareto 解集。

6) 迭代次数 $t=t+1$, 种群中合并第 t 代获取的 Pareto 解, 转到 2)。

4 实验与分析

以图 1 所示的仓储环境为例进行实验, 仓库共有 6 排货架、3 条巷道, 每排货架 4 层 4 列, 共 96 个货位。相邻 2 货位之间间隔为 1 个距离单位, 相邻 2 巷道之间间隔为 2 个距离单位。实验计算机配置为 Intel(R)Core(TM)/i7CPU/1.8GHZ/8GB 内存, 操作系统为 Windows10, 使用 C#、MATLAB 作为编程及分析工具。

4.1 多批次作业货位持续优化实验与分析

库内托盘入库、出库作业对货位占有率影响不大, 且出入库混合比例等影响因素难以控制, 为了观察多批次作业下, 随着货位占有率的增加, 多目标权重对货位持续优化的影响规律。随机生成 96 个库外托盘入库作业, 每 8 个作业为一批共 12 批, 每个作业随机包含 1~15 种物料, 每种物料存储数量随机。每个方案采用简单加权单目标 SWADEA 及多目标自适应 MOADEA, 分别单独实验 10 次, 通过多批作业的综合目标函数值分析货位持续优化能力。

选取算法最大迭代次数 $T=500$, 种群规模 $NP=50$, 变异参数 F 为自适应变化, 范围是 0.1~0.5 交叉概率 CR 为 0.5。如表 1 所示, 基于层次分析法仅选择同样重要、略重要 2 个重要性标度, 设置了所有可能的权重方案。

实验结果如图 4 所示, 每个子图的横坐标为作业批次, 纵坐标为 10 次测试下, 综合目标函数值 F 的平均值。方案 2、4、8、9、10、14 的综合目标函数值 F 随作业批次增加不断增加, 其波动范围大、不稳定, 货位持续优化能力差; 方案 1、3、7, 综合目标函数值 F 随作业批次增加而趋于平

稳,其波动范围小,货位持续优化能力强;且 MOADEA 的综合目标函数值 F 明显优于 SWADEA,而不同权重会影响货位的持续优化能力。方案7中12批作业 F 的均值 $\mu=0.188$,标准

差 $\sigma=0.036$ 均较小,解的质量好且稳定,即货位持续优化能力好,适用于 AS/RS 中对货位持续优化要求较高的作业场景,以减少盘点周期、降低仓储成本、提高作业效率。

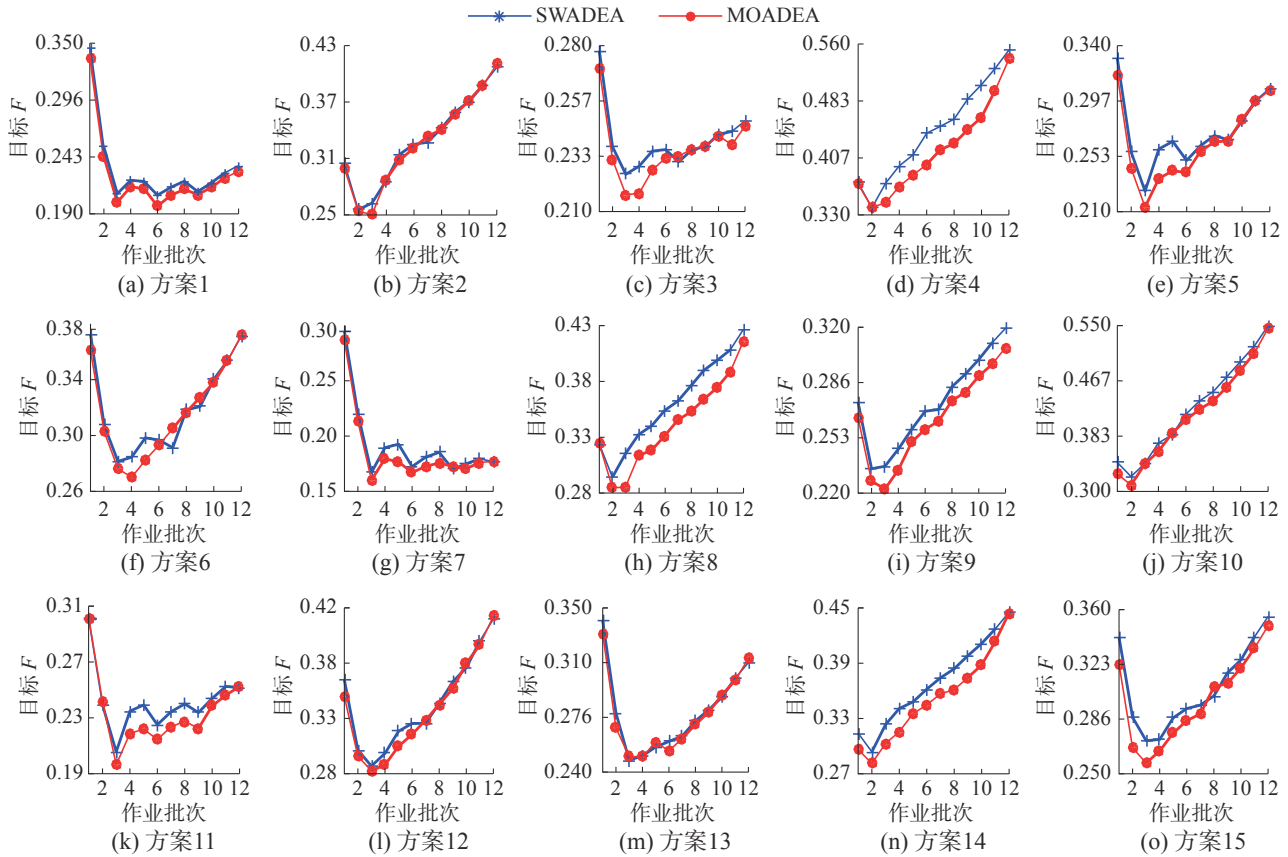


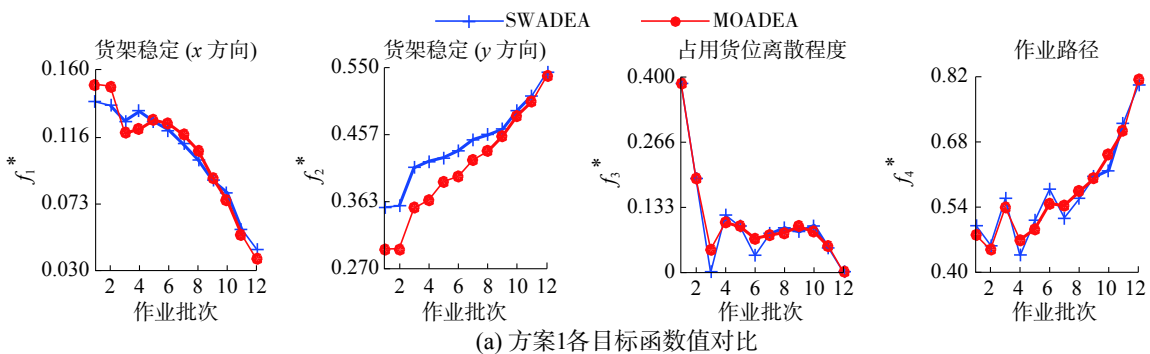
图4 不同权重下 SWADEA 及 MOADEA 优化结果对比

Fig. 4 Comparison of SWADEA and MOADEA optimization results under different weight

当选择 y 方向重心的权重 ω_2 、作业路径的权重 ω_4 较大的方案时,综合优化目标函数值 F 不断增加,优化结果越来越差,货位的持续优化能力差。相反,选择 x 方向重心与货架中心偏离程度的权重 ω_1 、多排货架中占用货位的离散程度的权重 ω_3 较大时,货位的持续优化能力较强,更符合仓储持续、动态作业的需求。

为了进一步分析影响货位持续优化能力的因素,并更好地观察 SWADEA 与 MOADEA 优化结

果的差异,选择持续优化能力较好的4组权重方案(方案1、3、7、11),分析 SWADEA 与 MOADEA 各子目标函数值。如图5所示,随着作业批次的增加, x 方向重心偏离货架中心程度 f_1^* 越小, y 方向重心 f_2^* 越高,占用货位离散程度 f_3^* 在达到较优后趋于平稳,作业路径 f_4^* 越长。对比2种方法,MOADEA 求解结果显著优于 SWADEA,且 MOADEA 综合目标函数值 F 的均值更加平稳。可见,相比 SWADEA,MOADEA 更易获得最优解。



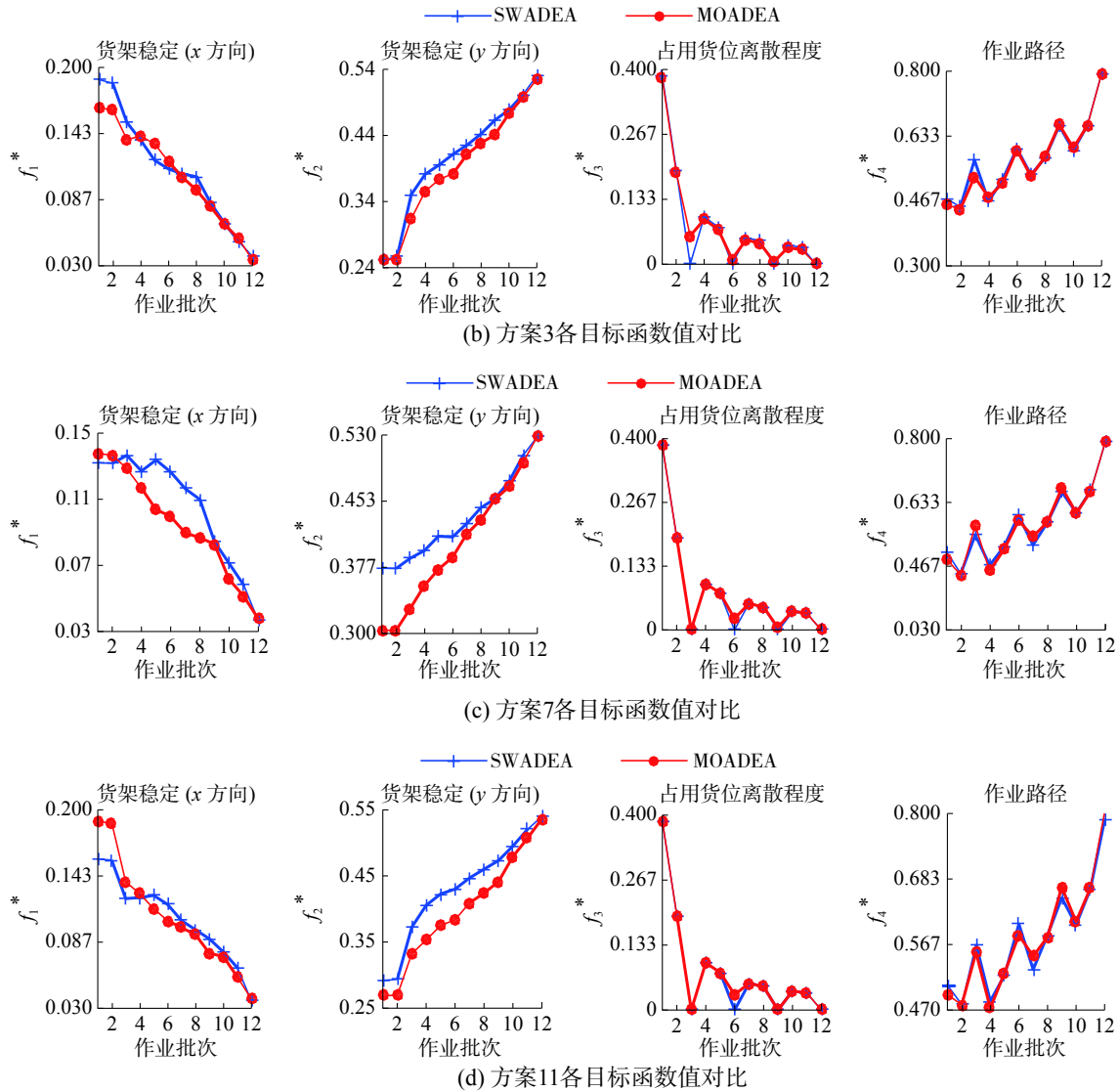


图5 方案1、3、7及11下SWADEA与MOADEA优化结果对比

Fig. 5 Comparison of optimization results between SWADEA and MOADEA by schemes 1, 3, 7 and 11

为了观察变异系数自适应DE算法的改进效果,与基于标准DE的多目标算法MODEA相比,MODEA的固定参数 $F=0.5$, $CR=0.5$,采用方案7的权重,在同样初始库存、单批作业下,对2种算法分别进行10次独立试验。如图6所示,采用式(2)~(5)中的变异参数自适应方法,综合目标函数值 F 显著优于标准DE算法。

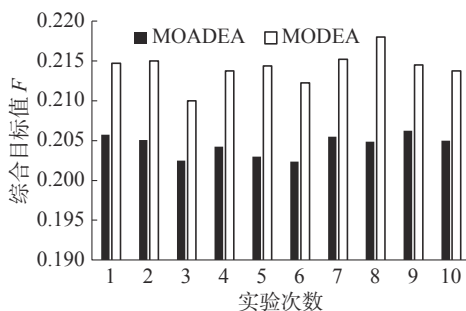


图6 MOADEA与MODEA算法效果对比

Fig. 6 Comparison of effects between MOADEA and MODEA

表1 基于层次分析法的不同权重方案

Table 1 Different weight schemes based on AHP

方案	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4
1	0.167	0.167	0.500	0.167
2	0.167	0.500	0.167	0.167
3	0.500	0.167	0.167	0.167
4	0.167	0.167	0.167	0.500
5	0.125	0.375	0.375	0.125
6	0.125	0.125	0.375	0.375
7	0.375	0.125	0.375	0.125
8	0.375	0.125	0.125	0.375
9	0.375	0.375	0.125	0.125
10	0.125	0.375	0.125	0.375
11	0.300	0.300	0.300	0.100
12	0.100	0.300	0.300	0.300
13	0.300	0.100	0.300	0.300
14	0.300	0.300	0.100	0.300
15	0.250	0.250	0.250	0.250

4.2 算法结果

为验证所提模型及算法在实际仓储作业中的有效性,在仓库单元设置初始库存的情况下,随机生成库内托盘入库、库外托盘入库共 20 个作业,而出库作业优化求解过程与库内托盘入库基本类似,在此不再赘述。如图 7 所示,气泡表示经 MOADEA 求解后获得的 Pareto 解集,横坐标为 f_4^* ,纵坐标为 f_1^* ,气泡越小表示 f_3^* 值越小,气泡颜色越浅表示 f_2^* 值越小,虚线圈出的气泡表示采用方案 7 权重选择出的最优个体。

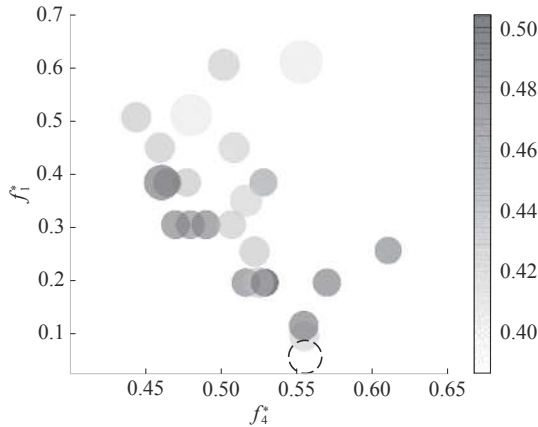


图 7 多目标差分进化 Pareto 解集及最优个体结果

Fig. 7 Results of pareto solutions and optimal individual by MOADEA

从图 8 及表 2 可看出,MOADEA 优化后的库位布局达到了理想的结果,分配的作业货位均匀分布在各巷道,货位更接近于货架底层,离出入库口更近,更靠近货架中心。相比于 SWADEA,经 MOADEA 优化后,货架垂直方向重心降低了 11%,水平方向重心改善了 6%,作业路径缩短了 7%,综合目标函数值优化了 4.7%。实验中单批作业平均优化时间约为 3~4 s。MOADEA 在企业中已得到初步应用,能够有效解决动态货位优化问题。

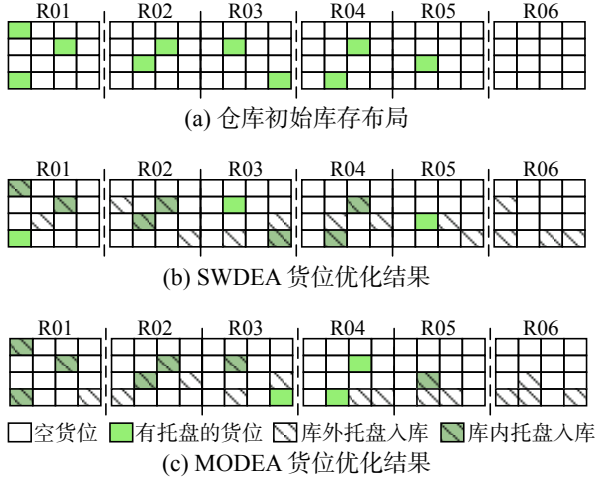


图 8 不同方案下货位优化结果对比

Fig. 8 Comparison of the results of the optimization of the storage location by different schemes

表 2 MOADEA 与 SWADEA 入库作业优化结果对比

Table 2 Comparison of the results by MOADEA and SWADEA

目标项	SWADEA	MOADEA	优化比率/%
重心稳定(x方向) f_1^*	0.102	0.096	6
重心稳定(y方向) f_2^*	0.480	0.426	11
占用货位离散系数 f_3^*	0.106	0.106	0
作业路径 f_4^*	0.593	0.552	7
综合目标 F	0.212	0.202	4.7

注: 优化比率=(SWADEA 的指标-MOADEA 的指标)/SWADEA 的指标×100%

5 结束语

考虑仓储作业中资源约束的动态性,采用多目标差分进化算法求解动态货位决策优化问题,进而基于层次分析法从 Pareto 解中遴选最符合需求的个体,并分析目标权重与货位持续优化能力间的关系。实验结果表明:

- 1) 所提优化算法能够响应货位可行域等动态约束条件,符合实际仓储作业需求;
- 2) 相比于简单加权差分进化算法,所提算法的解更优,分配货位后货架重心稳定,作业均衡且路径短;
- 3) 优化目标的权重将影响货位持续优化能力,当货架 x 方向稳定性与货位占有离散程度权重取较大时,货位优化持续稳定。

综上所述,所提算法可有效解决动态货位决策优化问题,但未考虑出入库混批等复杂情形,出入库混批作业货位决策优化有待进一步研究,算法性能也有待进一步提高。

参考文献:

- [1] JIAO Yuling, XING Xiaocui, ZHANG Peng, et al. Multi-objective storage location allocation optimization and simulation analysis of automated warehouse based on multi-population genetic algorithm[J]. *Concurrent engineering*, 2018, 26(4): 367–377.
- [2] REYES J J R, SOLANO-CHARRIS E L, MONTOYA-TORRES J R. The storage location assignment problem: a literature review[J]. *International journal of industrial engineering computations*, 2019, 10(2): 199–224.
- [3] DIJKSTRA A S, ROODBERGEN K J. Exact route-length formulas and a storage location assignment heuristic for picker-to-parts warehouses[J]. *Transportation research part E: logistics and transportation review*, 2017, 102: 38–59.
- [4] NING Ding, LI Wang, WEI Teng, et al. Research on op-

- timization of warehouse allocation problem based on improved genetic algorithm[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications. Beijing, China, 2018: 252-263.
- [5] YAN Bo, YAN Chang, LONG Feng, et al. Multi-objective optimization of electronic product goods location assignment in stereoscopic warehouse based on adaptive genetic algorithm[J]. *Journal of intelligent manufacturing*, 2018, 29(6): 1273-1285.
- [6] AUGUSTYN L, TONE L. Effectiveness of product storage policy according to classification criteria and warehouse size[J]. *FME transactions*, 2019, 47(1): 142-150.
- [7] CHENG Chibin, WENG Yuchi. Warehouse storage assignment by genetic algorithm with multi-objectives[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Human Systems Integration. San Diego, USA, 2019: 300-305.
- [8] LEI Bin, JIANG Zhaoyuan, MU Haibo. Integrated optimization of mixed cargo packing and cargo location assignment in automated storage and retrieval systems[J]. *Discrete dynamics in nature and society*, 2019, 2019: 9072847.
- [9] DAS S, MULLICK S S, SUGANTHAN P N. Recent advances in differential evolution-an updated survey[J]. *Swarm and evolutionary computation*, 2016, 27: 1-30.
- [10] YU Yadong, MA Haiping, YU Mei, et al. Multipopulation management in evolutionary algorithms and application to complex warehouse scheduling problems[J]. *Complexity*, 2018, 2018: 4730957.
- [11] WISITTIPANICH W, HENGMEETCHAI P. A multi-objective differential evolution for just-in-time door assignment and truck scheduling in multi-door cross docking problems[J]. *Industrial engineering and management systems*, 2015, 14(3): 299-311.
- [12] 肖鹏, 邹德旋, 张强. 一种高效动态自适应差分进化算法[J]. *计算机科学*, 2019, 46(S1): 124-132.
- XIAO Peng, ZOU Dexuan, ZHANG Qiang. Efficient dynamic self-adaptive differential evolution algorithm[J]. *Computer science*, 2019, 46(S1): 124-132.
- [13] YANG Yongkuan, LIU Jianchang, TAN Shubin, et al. A multi-objective differential evolutionary algorithm for constrained multi-objective optimization problems with low feasible ratio[J]. *Applied soft computing*, 2019, 80: 42-56.
- [14] 项前, 周亚云, 吕志军. 资源约束项目的改进差分进化参数控制及双向调度算法[J]. *自动化学报*, 2020, 46(2): 283-293.
- XIANG Qian, ZHOU Yayun, LV Zhijun. Improved differential evolution parameter control and bidirectional scheduling algorithm for the resource-constrained project[J]. *Acta automatica sinica*, 2020, 46(2): 283-293.
- [15] 吴亮红, 王耀南. 动态差分进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 113.
- WU Lianghong, WANG Yaonan. Dynamic differential evolution algorithm and application[M]. Beijing: Science Press, 2014: 113.
- [16] WANG Kun, ZHAO Wei, CUI Junjie, et al. A K-anonymous clustering algorithm based on the analytic hierarchy process[J]. *Journal of visual communication and image representation*, 2019, 59: 76-83.

作者简介:



项前, 副教授, 博士, 主要研究方向为数字化制造、智慧物流、计算智能及应用。主持和参加国家、省部级及企业科研项目 20 余项, 获上海市科学技术进步奖二等奖 1 项。发表学术论文 40 余篇。



周亚云, 硕士研究生, 主要研究方向为智能仓储。



陆积屹, 硕士研究生, 主要研究方向为智能仓储。