

基于二进制粒群的拣选作业优化

项前¹, 杜永华¹, 吕志军¹, 张欣²

(1.东华大学, 上海 201620; 2.上海精星物流设备有限公司, 上海 201611)

摘要: **目的** 提高电子标签拣选系统中拣选作业的效率与货位占有率。**方法** 以某电子拣选库为研究对象, 提出以订单完成度、货位占有率以及货位聚集度为目标的拣选优化模型。设计基于二进制粒子群算法(BPSO)和遗传算法(GA)的模型求解仿生算法。**结果** 试验及优化结果表明, 基于BPSO的电子拣选库订单的完成度、货位占有率以及货位聚集度较遗传算法更高。**结论** 基于二进制粒子群算法求解的优化模型较符合实际的电子拣选库人工拣选作业, 同时仓储作业货位的利用率及拣选效率得到了提高。

关键词: 拣选优化; 完成度; 货位占有率; 货位聚集度; 二进制粒子群算法

中图分类号: TB486 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)03-0055-05

Optimization of Picking Operation Based on Binary Particle Swarm

XIANG Qian¹, DU Yong-hua¹, LYU Zhi-jun¹, ZHANG Xin²

(1.Donghua University, Shanghai 201620, China;

2.Shanghai Jingxing Logistics Equipment Co., Ltd., Shanghai 201611, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the picking efficiency and cargo space occupancy under the pick-to-light system (PTL). With certain PTL as the object of study, a picking optimization model aiming at the order completion, cargo space occupancy and concentration ratio was proposed. A bionic algorithm of model solution based on binary particle swarm optimization (BPSO) and genetic algorithm (GA) was designed. According to the test and optimization results, the order completion, cargo space occupancy and concentration ratio of the PTL based on BPSO were higher than those of the GA. In conclusion, the optimization model that gets the solution based on BPSO is more suitable for the actual PTL-based manual picking operation, and the utilization and picking efficiency of cargo space regarding warehousing operations have been improved.

KEY WORDS: picking optimization; completeness; cargo space occupancy; cargo space concentration ratio; BPSO

拣选作业是指把订单上所需的货物从货位上拣选出来, 在以摘果式作为主要作业方式的电子标签拣选系统中, 拣货作业时间占整个仓储作业时间的30%~40%, 同时拣货作业搬运成本也占仓储搬运成本的90%^[1]。为了提高拣选的效率及准确率, 对拣选作业优化问题的研究引起了国内外众多学者的注意。研究主要从以下几方面展开: 以拣选时间为优化目标对拣选作业进行优化, 文献[2—5]分别采用蚁群算法、遗传算法、多种群果蝇优化算法, 以巷道堆垛机拣选作业时间最短为目标对立体库拣选作业进行优化; 以

拣选路径为优化目标对拣选作业进行优化, 文献[6—10]分别通过蚁群算法、遗传算法、人工鱼群算法、粒子群算法、偏离度对拣选路径进行优化, 来提高拣选效率; 通过引入智能专家系统或智能体调度等来实现拣选优化, 文献[11]通过引入专家系统来实现立体库的拣选优化; 文献[12]通过引入混合智能体调度结构来解决拣选作业中的问题。在进行出入库作业的时候, 由于缺乏对货位利用及货位分配的考虑, 容易造成一些货位闲置或每次都被选中, 从而导致资源的闲置及拣选质量的下降, 这显然不满足实际情况。另外,

收稿日期: 2016-08-08

基金项目: 上海市自然科学基金(15ZR1400600); 2015 松江区产学研创新项目; 上海市科教委标准建设项目(15DZ0500400)

作者简介: 项前(1973—), 男, 博士, 东华大学副教授, 主要研究方向为智能制造。

以上算法的运用主要集中在以遗传算法(GA)、蚁群算法为主的群体智能算法,对二进制粒子群算法(BPSO)的涉及较少。据此,在以人工拣选为主的电子标签拣货系统中,提出了以货位占有、订单完成度以及货位集中为目标的优化模型,与标准遗传算法比较,设计了一种基于二进制粒子群的模型求解仿生算法。

1 问题描述与数学模型

拣选优化问题可以描述为:在一个 K 排 R 层 C 列的电子拣选库中(见图1)进行出库或者入库操作,每张订单所需的货物需要通过操作人员根据电子标签去每个巷道进行拣选,在每个巷道作业时,将该巷道中所有目标货位上的货物取出或放置好以后就返回横向通道,再进入下一个拣货巷道,拣选完成后返回出入库台。货位占有率等于最后所拣选货位与可供拣选货位的比值;货位聚集度为每个巷道中货位的空间分布集中度,通过重心欧式距离来衡量;单个品项完成度为每个品项最后所选货位上该品项数量与订单中品项所需数量的比值。

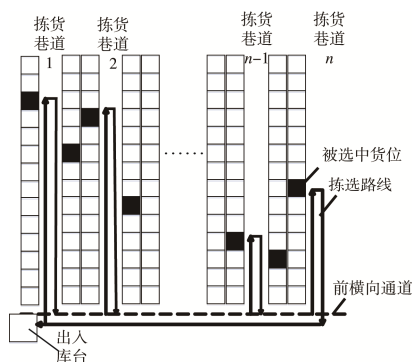


图1 电子拣选库
Fig.1 PTL

任意一个货位 b 均可用一个六元组 $(k_b, r_b, c_b, M_{b,i}, Q_{b,i}, S_b)$ 表示,其中: k_b, r_b, c_b 为货位 b 的坐标(排、层、列); $M_{b,i}$ 为货位 b 上所存货物的品项号为 i ; $Q_{b,i}$ 为货位 b 上货物 i 的存储数量; S_b 为货位状态(有4种状态,即任务完成、任务失败、任务正在执行、任务悬挂,默认的状态是任务完成)。

订单 T 可用向量表示为:

$$T = \{T_1, T_2, T_3 \dots T_n\}$$

订单中的1个品项表示1个任务 $T_x = (M_{x,i}, Q_{x,i})$ 。其中 $M_{x,i}$ 为 T_x 所需货物品项号为 i ; $Q_{x,i}$ 为 T_x 所需货物 i 的数量。为了让问题的复杂度降低,同时结合实际情况,做出如下模型假设:每次任务向量 T 都是单纯的出库或者入库;每个储位只存储一种货物^[13],并且在作业之前对每个货位的状态(任务执行完成、任务失败、任务正在执行、任务悬挂,默认每个货位状态都是任务执行完成)、储位上品项信息(品项、数

量、规格等)已知;操作人员取或放每个品项所用时间相等,且一次只对一个目标储位进行操作;仓库中货物的种类、数量能够充分满足订单需求。以货位占有、货位聚集及订单完成度为目标建立优化模型,具体如下:

$$F_{\min} = m_1 \left(O + \sum_{t=1}^T G_t \right) + m_2 S_C, \quad 1 \leq t \leq T \quad \text{且} \quad t \in Z \quad (1)$$

式中: $F_{\min}$ 为目标函数; m 为系数, $0 \leq m_1 \leq 1$, $0 \leq m_2 \leq 1$, 且 $m_1 + m_2 = 1$, 由层次分析法、判断矩阵^[14]得出 $m_1 = 0.14$, $m_2 = 0.72$; t 为巷道号, $t = 1, 2, 3 \dots T$ (总的巷道数); G_t 为每个巷道货位聚集度函数; O 为订单货位占有率得分函数; S_C 为订单完成度得分函数。

$$G_t = \frac{\sum_{b \in N_t} D_{bt}}{\|N_t\| \Delta t_{\max}}, \quad b \in N_t \in N \in \{1, 2, 3 \dots KRC\} \quad (2)$$

式中: D_{bt} 为巷道 t 中选中的每个货位与重心的距离; b 为订单在巷道 t 所选货位中的某一个; N_t 为巷道 t 中订单所选货位的集合; $\|N_t\|$ 为巷道 t 中所拣选货位的个数; $\Delta t_{\max}$ 为巷道 t 中所选的全部货位与重心距离的最大值; K, R, C 分别为仓库中货架总的排数、每排货架总的层数、每排货架总的列数。

$$D_{bt} = \|P_{mt} - P_{bt}\| = \sqrt{(k_{mt} - k_{bt})^2 + (c_{mt} - c_{bt})^2 + (r_{mt} - r_{bt})^2} \quad (3)$$

式中: P_{mt} 为巷道 t 中所选货位的重心, 其坐标为 (k_{mt}, c_{mt}, r_{mt}) ; P_{bt} 为巷道 t 最后所选的其中一个货位, 其坐标为 (k_{bt}, c_{bt}, r_{bt}) , 即(排, 列, 层)。

$$P_{mt} = \frac{\sum_{b \in N_t} D_{bt}}{\|N_t\|}, \quad b \in N_t \in N \in \{1, 2, 3 \dots KRC\} \quad (4)$$

$$\Delta t_{\max} = F_{\max} \{D_{bt}\}, \quad b \in N_t \in N \in \{1, 2, 3 \dots KRC\} \quad (5)$$

$$O = \sum_{i=1}^I OP_i, \quad 1 \leq i \leq I \quad \text{且} \quad i \in Z \quad (6)$$

式中: OP_i 为品项 i 的货位占有得分函数; i 为订单中所需的某货物的品项号; Z 为整数; I 为订单所需整个货物品项号的集合。

$$OP_i = \begin{cases} 5, & \beta_i = 0 \\ 1 - e^{-4\beta_i}, & 0 < \beta_i \leq 0.625 \\ 3(\beta_i - 0.319), & 0.625 < \beta_i \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中: β_i 为品项 i 的货位占有率。

$$\beta_i = \frac{a}{A}, \quad 1 \leq a \leq A \leq \|N\| \quad \text{且} \quad a \in Z, A \in Z \quad (8)$$

式中: a 为品项 i 最后拣选货位个数; A 为可行域中可供品项 i 拣选的货位个数; N 为整个可行域中货位的集合。

$$S_C = \sum_{i=1}^I CP_i, \quad 1 \leq i \leq I \quad \text{且} \quad i \in Z \quad (9)$$

$$CP_i = \begin{cases} 10, & 0 \leq \theta_i < 0.9 \\ 100(1-\theta_i), & 0.9 \leq \theta_i < 1 \\ 3(\theta_i-1), & 1 \leq \beta_i < 1.375 \\ 8(\theta_i-1)^2, & 1.375 \leq \theta_i < 1.6 \\ 2.88, & 1.6 \leq \theta_i \end{cases} \quad (10)$$

式中： θ_i 为品项 i 的完成度； CP_i 为品项 i 完成度得分函数。

$$\theta_i = \frac{\sum_{j=1}^n q_{ij}}{Q_i}, \quad 1 \leq i \leq I \text{ 且 } i \in Z, \quad 1 \leq j \leq J \text{ 且 } J \in N, j \in Z \quad (11)$$

式中： q_{ij} 为货位 j 上提供货物 i 的数量； J 为货物 i 最后所选货位的集合； Q_i 为品项 i 的需求量。

2 基于二进制粒子群算法的模型求解

因为仓储中动态作业优化属于离散型优化问题，所以适用于 Kennedy 和 Eberhart 提出的二进制粒子群算法(BPSO)^[15]。

2.1 货位编码

给每个货位采取实数编码，从 1 开始，则货位编号函数 Num 可以表示为：

$$Num = \begin{cases} cr, & k=1 \\ kCR+cr, & k>1 \end{cases} \quad (12)$$

式中： C 和 R 为每排货架总的列数、层数； k ， c ， r 分别为当前货位的排数，列数，层数。

2.2 粒子解码

二进制 PSO 中粒子位只有 0 和 1 两种，因此先根据任务向量中品项编号、每个货位的状态来确定可行域，让可行域的长度和粒子维度相等。粒子上相应的粒子索引号与可行域相应的货位编号索引是一一对应的，当该粒子位上是 1 时就表示相对应的货位被选中，反之就表示该货位没被选中。基于二进制粒子群的模型求解基本流程见图 2。其中， N 为可行货位的集合； N_j 为可行货位中被选中的货位； t 为迭代次数； $P(t)$ 为第 t 次迭代时的粒子群。

3 试验与分析

为了验证优化模型的有效性，研究设计了基于 BPSO 和 GA 的模型求解仿生算法，以 VS 为编程环境，进行了多品项出库作业，最后对两种算法的优化结果做了对比和分析。试验对象为 2 排 10 层 20 列货架及一条拣货巷道组成的单库型区域。因为出库或入库的时候其可行域的确定、优化模型基本都一致，所以试验中的任务向量设定为出库任务向量 T ， $T=\{(1,$

70), (2, 20), (3, 44), (4, 30), (5, 23), (6, 60), (7, 25), (8, 43), (9, 30), (10, 21)\}。

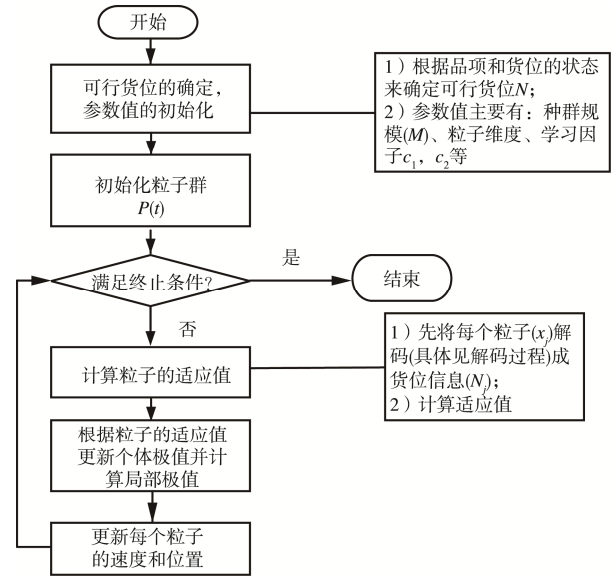


图 2 BPSO 算法的基本流程

Fig.2 Flow of BPSO

3.1 参数的确定

通过在不同种群规模下目标函数值的对比试验，来选取种群规模，当种群数量大于 150 的时候目标函数值波动较小，当种群数量小于 150 的时候有较大的波动，因此种群规模选择 150。不同种群规模下目标函数值的对比（每种规模试验 10 次）见图 3，其中所用到的任务向量为出库任务向量 T ，并且每次的学习因子相同。

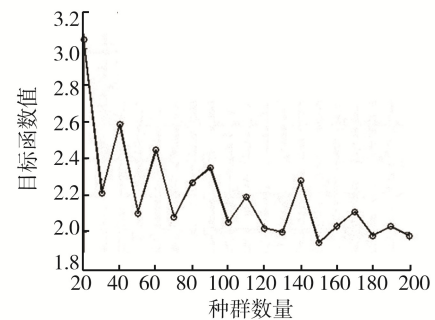


图 3 不同种群规模下目标函数值的对比

Fig. 3 Comparison of objective function values under the different populations

试验中用到的遗传算法是标准的遗传算法，具体的算法参数设置见表 1。

3.2 不同优化方法的试验结果对比

试验中任务向量为出库任务向量 T ，经过 BPSO 和 GA 优化后，目标函数值的迭代情况见图 4，优化结果的对比见表 2。BPSO 的目标函数值、迭代数、聚集度、最大行程分别为 1.91, 153, 0.605, 19.24；

GA 的目标函数值、迭代数、聚集度、最大行程分别为 2.07, 137, 0.308, 21.02。

表 1 试验案例算法参数设置
Tab.1 Test algorithm parameter setting

算法参数	父体选择策略	交叉概率	交叉方式	变异概率	变异方式	种群数量	学习因子	最大迭代次数	停滞代数
BPSO	无	无	无	无	无	150	$c_1=c_2=2$	1000	80
GA	随机通用采样	0.85	单点交叉	0.1	非均匀变异	150	无	1000	80

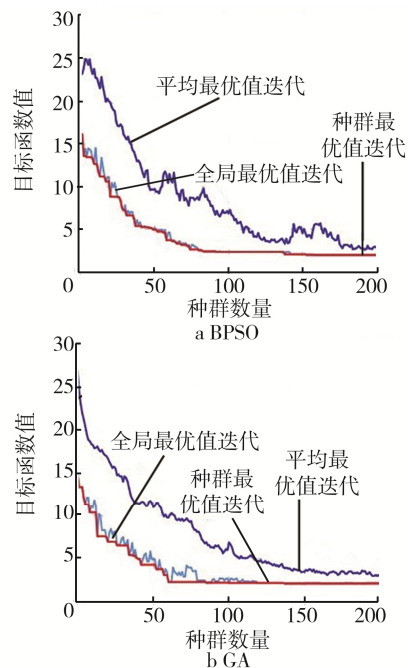


图 4 基于 BPSO 和 GA 的目标函数值迭代情况

Fig.4 BPSO-based and GA-based objective function value iteration

货位占有率是指最后所拣选货位与可供拣选货位的比值, 货位占有率的高低可以反映货位的利用情

况; 品项完成度是指每个品项最后选择的货位上该品项的数量与订单中品项所需数量的比值, 每个品项的完成度为 1 是最佳, 即整张订单完成度越接近于订单品总项数说明货位分配得越科学; 货位聚集度是指每个巷道中货位的空间分布集中度, 通过重心欧式距离来衡量, 货位聚集度越大, 说明目标货位更加集中, 拣货效率更高。因为在电子拣选库中拣选作业是由人工来完成的, 并且在每个巷道作业时把该巷道中所有目标货位上货物取出或放置好后就返回前横向通道, 再进入下一个拣选巷道, 拣选完成后返回出入库台。在每个巷道所花费的时间取决于该巷道中最远的目标货位, 因此可以通过每个巷道中最大的行程值来表示该巷道的作业效率。由图 3 和表 2 可看出设计的基于二进制粒子群和标准遗传算法的仿生算法对模型的求解都能取得较好的结果, 但是 BPSO 较 GA 具有如下几点优势: 在代数相差不大的情况下取得较好的目标函数值; 最后的目标函数值更加收敛; 因为 c_1 小于 c_2 及 O_1 小于 O_2 , 所以货位利用率更高, 货位分配更加合理; 聚集度 G_1 大于 G_2 , 效率提高了 8.5%。通过以上研究及分析, 可知基于二进制粒子群算法求解的优化模型较符合实际的电子拣选库人工拣选作业, 提高了仓储作业货位的利用率及拣选效率。

表 2 BPSO 与 GA 的优化结果对比
Tab.2 Comparison of BPSO-based and GA-based optimization results

出库任务向量 T			BPSO				GA			
品项	数量		各品项完成度	各品项完成度得分函数值	各品项货位占有率	各品项货位占有率得分函数值	各品项完成度	各品项完成度得分函数值	各品项货位占有率	各品项货位占有率得分函数值
T_1	1	70	1.0	0.0	0.2	0.551	1.0	0.0	0.2	0.551
T_2	2	20	1.1	0.3	0.25	0.632	1.1	0.3	0.25	0.632
T_3	3	44	1.023	0.068	0.5	0.865	1.045	0.136	0.5	0.865
T_4	4	30	1.033	0.1	0.286	0.681	1.033	0.1	0.286	0.681
T_5	5	23	1.174	0.522	0.25	0.632	1.174	0.522	0.25	0.632
T_6	6	60	1.017	0.05	0.2	0.551	1.0	0.0	0.3	0.699
T_7	7	25	1.0	0.0	0.125	0.393	1.08	0.24	0.25	0.632
T_8	8	43	1.047	0.14	0.25	0.865	1.047	0.14	0.5	0.632
T_9	9	30	1.033	0.1	0.167	0.487	1.033	0.1	0.167	0.487
T_{10}	10	21	1.0	0.0	0.4	0.798	1.0	0.0	0.4	0.798
合计			10.427	1.28	2.628	6.455	10.512	1.538	3.103	6.609

4 结语

在电子标签拣选系统中, 为了让货位分配得更加科学以及提高货位的利用率, 提出了基于二进制粒子群的以提高货位占有率、货位聚集度以及订单完成度为目标的优化模型, 通过试验验证了算法及模型的有效性。由于文中只局限于单一库型的出库或入库研究, 后续研究将针对不同库型及策略进行深入展开。该基于二进制粒子群的拣选优化模型已经在企业仓储管理系统中得到了应用, 并且收到了较好的成效。

参考文献:

- [1] 马向国. 仓储拣选技术的发展现状与趋势[J]. 物流技术与应用, 2016(6): 111—114.
MA Xiang-guo. Development Status and Trends Warehouse Picking Technology[J]. Logistics & Material Handling, 2016(6): 111—114.
- [2] 计三有, 陈厚松. 基于蚁群算法的立体仓库拣选作业优化[J]. 武汉理工大学学报, 2010(23): 69—71.
JI San-you, CHEN Hou-song. Optimization for Order Picking of the Automated Warehouse Based on Ant Colony Algorithm[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2010(23): 69—71.
- [3] 冯倩. 九州通医药物流中心货位分配及拣选作业优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
FENG Qian. Research on Slotting Optimization and Order-picking Optimization in Jointown Pharmaceutical Logistics Center[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.
- [4] 黄杨波, 刘万军, 丁鹏, 等. 基于免疫单亲遗传算法的拣选作业优化[J]. 计算机工程, 2011(11): 206—208.
HUANG Yang-bo, LIU Wan-jun, DING Peng, et al. Optimization of Picking Operation Based on Immune Partheno Genetic Algorithm[J]. Computer Engineering, 2011(11): 206—208.
- [5] 刘志雄, 王雅芬, 张煜. 多种群果蝇优化算法求解自动化仓库拣选作业调度问题[J]. 武汉理工大学学报, 2014(3): 71—77.
LIU Zhi-xiong, WANG Ya-fen, ZHANG Yu. Multiple Population Fruit Fly Optimization Algorithm for Automatic Warehouse Order Picking Operation Scheduling Problem[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2014(3): 71—77.
- [6] FENG A, DI Z, DING W. Research on Picking Route Optimization for One Stacker in Multiple Aisles Automated Storage and Retrieval System[C]// Berlin: Proceedings of China Modern Logistics Engineering, 2015.
- [7] SHAO L X, GUO J, CAO X L. Study on Route Optimization in Manual Order Picking Based on Genetic Algorithm[J]. Logistics Technology, 2012(21): 12—16.
- [8] 杜亚江, 王嫻. 物流中心高层货架拣选作业的路径优化[J]. 计算机系统应用, 2013(9): 160—163.
DU Ya-jiang, WANG Xian. Order Picking Optimization of High Rack in Logistics Center[J]. Computer Systems & Applications, 2013(9): 160—163.
- [9] YANG W, LI X L, WANG H G, et al. Optimization for Order-Picking Path of Carousel in AS/RS Based on Improving Particle Swarm Optimization Approach[J]. Advanced Materials Research, 2011(7): 752—756.
- [10] 白寅. 基于偏离度的仓库拣货路径优化方法及应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
BAI Yin. Optimizing Methods of Picking Routing Based on Deviation Ratio and Application[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [11] LIRMR R, WYSK R. An Expert System Based Controller for AS/RS[J]. International Journal of Production Research, 1990, 32(2): 176—191.
- [12] KIM B I, HERAGU S S, GRAVES R J, et al. A Hybrid Scheduling and Control System Architecture for Warehouse Management[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(6): 991—1001.
- [13] 张小川. 现代仓储物流技术与装备[M]. 北京: 化学工业出版社, 2013.
ZHANG Xiao-chuan. Modern Warehousing Logistics Technology and Equipment[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2013.
- [14] 邓雪, 李家铭, 曾浩健, 等. 层次分析法权重计算方法分析及其应用研究[J]. 数学的实践与认识, 2012(7): 93—100.
DENG Xue, LI Jia-ming, ZENG Hao-jian, et al. AHP Weights Calculation Method and Application[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2012(7): 93—100.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]// New Jersey: Proceeding of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, 1997.