

货到人作业模式下的鱼骨型布局货位优化

宁方华¹,何超群¹,李英德²

(1.浙江理工大学机械与自动控制学院,杭州310018;2.浙江工业大学机械工程学院,杭州310014)

摘要:为提高拣选效率,针对货到人模式的拣选特点,在鱼骨型布局中提出了基于品项相关性和货架相关性的货位优化方法。首先根据品项的相关性和订购频次划分品项簇,建立以最小化拣选路程为目标的货位分配模型,然后设计基于货架相关性的禁忌搜索算法(TS_SC)求解模型。该算法根据订单体积指数方法(COI)生成初始解,应用交换方式将相关性强的货架就近存储,缩短拣选路程。实验结果表明:相较于禁忌搜索算法,该算法收敛速度快,寻优能力强;相较于COI方法,该算法可有效减少货架搬运次数26.3%~39.6%,缩短拣选路程34.2%~48.6%。因此充分利用品项相关性和货架相关性进行货位优化,有利于提高货到人模式下的拣选效率。

关键词:鱼骨型布局;货到人;货位优化;相关性

中图分类号:TP399

文献标志码:A

文章编号:1673-3851(2017)04-0293-06

随着物流自动化的推进,货到人拣选模式逐渐受到物流配送中心的重视。在物流配送中心的各项作业中,订单拣选时间占配送中心总作业时间的40%以上,拣选成本占总运营成本的65%以上,订单拣选消耗了配送中心的主要劳动力,是作业过程中最重要的流程^[1]。因此高效的拣选作业可以提高配送中心的拣选效率,而货位优化是提高拣选效率的有效方法^[2]。在基于移动式货架的货到人拣选模式中,货架处于运动状态,拣选人员固定在拣选台旁,AGV小车根据系统指令到达指定货架下,举起货架,将货架搬至指定拣选台前。由于拣选过程中AGV小车代替人工进行作业,极大地提高了物流拣选效率^[3]。

货位优化研究中应用基于周转率和相关性的分配原则较多。其中基于周转率的货位分配研究起步较早,如Peterse等^[4]提出了以品项所需仓储空间和被订购频次的比值为货位分配原则,Bernhard等^[5]提出了ABC分类存储原则,该分配原则在需求不相关的情况下优化显著。考虑相关性的货位优化方法是将相关性强的品项指派到相近的货位中,如Mamzini^[6]提出了在人至物拣货模式中获取相关性

关系的3个启发式规则,李英德等^[7]针对穿越策略下分区分批拣货时品项间相关性关系,提出了货位指派优化方法。

考虑品项相关性、订购频次的分配原则也适用于货到人作业模式,如李珍萍等^[8]根据订单中两种图书出现的次数,定义了两种图书之间的相关性,并以最大化同一货架上图书之间的平均关联度为目标建立了数学模型;周方圆等^[9]根据货品的订购频次对物品进行聚类分组,并以总拣选成本最小化为目标确定了每个货架摆放的物品。应用品项相关性和订购频次对货位进行优化,降低了拣选成本、提高了拣选效率。但在货到人作业模式中,货架可移动且AGV小车可以在货架下行走,因此货位优化时不仅要相关性强的订购频次高的品项存储于一个货架中,减少货架搬运次数,还应将相关性强的货架就近摆放,减少AGV小车的行走路程。

本文研究货到人作业模式下的货位优化问题。首先根据订单信息,按品项的订购频次和相关性划分品项簇,将相关性强的订购频次高的品项簇存储于一个货架,并以最小化拣选路程为目标建立数学模型;然后设计TS_SC算法求解货位优化模型,将

被指派到一个货架;f)拣选时 AGV 选择最近的货架进行搬运。

引入以下参数与变量: I 为品项总数,品项编号为 $i = 1, 2, 3, \dots, I$; J 为品项簇总数,品项簇编号为 $j = 1, 2, 3, \dots, J$; M 为拣选通道总数,拣选通道编号为 $m = 1, 2, 3, \dots, M$; N 为货架编号总数,货架编号为 $n = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots, \pm N$; Q 为拣选台总数,拣选台编号为 $q = 1, 2, 3, \dots, Q$; S 为 U 型线的路程; f 为拣选区域的长度; p 为拣选区域,编号 $p = 1, 2, 3$; b 为货架的长度; ω 为对角通道在水平和垂直方向的宽度; d_v 为垂直通道在对角通道方向的距离, d_h 为水平通道在对角通道方向的距离; α 为对角通道倾斜的角度; $F_{j,j+1}$ 表示 AGV 小车拣选完品项簇 j 后去往下一个品项簇的路程; H_n : 如果货架 n 为 AGV 小车第一个或最后一个搬运对象,其值为 3, 否则为 2; G_{nq} , 如果货架 n 访问了拣选台 q , 其值为 1, 否则为 0。

决策变量 x_{jpmn} : 如果品项簇 j 被指派到第 p 个拣选区域第 m 个拣选通道的第 n 个货架, 其值为 1, 否则为 0。

由图 1 中 AGV 小车拣选 A、B、C 三个货架的路线可知, AGV 小车的行走路程分为三部分: 往返于货架与拣选台的路程(虚线所示)、往返于拣选台间的路程(实线所示)、去往下一个货架的路程(点线所示)。

那么, 搬运 p 区域 m 拣选通道 n 货架中 j 品项簇的路程 D_{jpmn} 为:

$$D_{jpmn} = \begin{cases} H_n(m * d_h + \omega + |n| * b) + \sum_{q=1}^Q G_{nq} * S + 2f + F_{j,j+1}, (p = 1, 3) \\ H_n(m * d_v + \omega + |n| * b) + \sum_{q=1}^Q G_{nq} * S + 2f + F_{j,j+1}, (p = 2) \end{cases} \quad (1)$$

目标函数:

$$D = \min(\sum_{j=1}^J x_{jpmn} D_{jpmn}) \quad (2)$$

约束条件:

$$\sum_{j=1}^J x_{jpmn} \leq 1, \forall p, m, n \quad (3)$$

$$\sum_{p=1}^3 \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M x_{jpmn} = 1, \forall j \quad (4)$$

$$\sum_{n=1}^N G_{nq} \geq 1, \forall q \quad (5)$$

$$x_{jpmn}, G_{nq} \in (0, 1) \quad (6)$$

$$H_n \in (3, 2) \quad (7)$$

模型中, 式(2) 表示以最小化拣选路程 D 为目标; 式(3) 表示每个货架只能存放一个品项簇; 式(4) 表示一个品项簇只能存放在一个货架上; 式(5) 表示一个订单至少需要搬运一个货架; 式(6) 和式(7) 表示相关变量的取值范围。

二、货位优化方法

将品项簇指派到合适的位置上, 相当于装箱问题, 可应用禁忌搜索算法进行求解。算法采用禁忌策略回避搜索过程陷入局部最优的状况, 应用特赦准则释放一些优良的禁忌对象, 提高了搜索效率和解质量^[14-15]。因此本文在禁忌搜索算法(tabu search, TS) 的基础上, 提出了基于货架相关性的禁忌搜索算法(tabu search considering shelf correlation, TS_SC)。该算法根据货架相关性设计邻域结构, 应用交换货架位置的策略将相关性强的货架指派到相近且距离拣选台近的位置来提高拣选效率。

该算法的具体步骤如下:

第 1 步: 设定最大迭代次数 T 、候选解集数量 β 、禁忌长度值 η 等参数, 应用 COI(cube-per-order index) 方法产生初始解 C^0 , 令当前解 $C = C^0$, 置空禁忌表。

初始解: 统计每类品项簇的订购频次, 根据订购频次进行储位指派, 其中订购频次高的品项簇存放在距离拣选台近的货架上, 同一通道内订购频次高的品项簇存储于距离通道入口近的货架上。

禁忌表: 存放禁忌对象的容器, 放入禁忌表中的禁忌对象只有被解禁后才能被再次搜索。

第 2 步: 判断是否达到最大迭代次数要求 $t = T$, 如果达到, 则算法结束, 输出结果; 否则, 转至下一步。

第 3 步: 根据当前解 C 的邻域结构生成邻域解, 并从中确定 β 个候选解 C' 。

邻域结构: 在当前解的基础上, 应用移动策略产生一定数目的新解。TS 算法的邻域结构为品项簇随机排序生成的表格, 随机生成两个品项簇编号, 交换编号对应的品项簇, 多次进行该步骤产生邻域解。TS_SC 算法采用基于货架相关性的邻域结构, 即根据订单信息, 统计任意两个品项簇的相关性强度, 删除重复数据, 将剩余的数据排列, 在算法搜索过程中以随机方式选择其中一对品项簇, 进行位置交换。

第 4 步: 判断候选解是否满足特赦准则。将满足 $D_C - D_{C'} < 0$ 的最佳状态 C' 替换 C 成为新的当前解,

并将 C' 对应的禁忌对象替换最早进入禁忌表的禁忌对象,同时用 C' 替换“best so far”的状态,得到当前最优解 $C^* = C'$,令 $C = C^*$,然后转至第 6 步;否则,转第 5 步。

禁忌对象:加入禁忌表的禁忌对象需设置禁忌长度值,搜索中每迭代一次,各禁忌对象的禁忌长度值自动减 1,当禁忌长度值为 0 时,则删除该禁忌对象。

第 5 步:判断候选解 C' 对应各对象的禁忌情况,选择候选解集中非禁忌对象对应的最佳状态成为新的当前最优解 $C^* = C'$,令 $C = C^*$,并用与之对应的禁忌对象替换最早进入禁忌表的禁忌对象。

第 6 步: $t = t + 1$,转第 2 步。

三、算法测试与分析

为分析考虑相关性对拣选效率的影响以及算法的效果,设计如下实验:随机生成一组订单,对比 TS 算法,分析验证 TS_SC 算法的优越性;随机生成多组不同数量的订单和货架储位组合数据,对比 COI 方法分析相关性对拣选效率的影响。

在 VS 2010 环境下实现 COI 方法、TS 算法、TS_SC 算法求解货位优化问题的测试程序。在 WIN8 64Bit 操作系统、8GB 内存和 Intel(R) Core(TM) i5-4200(2.29GHz) 环境下进行实验,基本参数设置如表 1 所示。

表 1 基本参数

参数	取值	参数	取值
I	1500	Q	5
M	10	N	25
S/m	5	L/m	20
p	1,2,3	$\alpha/(\circ)$	45
b/m	1	dv/m	4
d_h/m	4	w/m	2
sup	2/9	T	500
β	5		

(一)算法性能测试

随机生成 250 张订单,每张订单随机包含 1~15 个订单行,货架存储货位数为 8。利用表 1 数据对 TS 算法和 TS_SC 算法进行收敛性、运行速度测试结果如图 2 所示。可以看出:

a)收敛性:两种算法都能收敛于某点。TS_SC 算法约迭代至 320 代达到平衡,相对于 TS 算法迭代 450 代达到平衡,收敛速度得到了改善,可见基于相关性的货位搜索策略提高了算法的收敛速度,缩短了检索时间。

b)寻优能力:TS_SC 算法的寻优能力要好于

TS 算法。TS_SC 算法得到的总拣选距离是 2.75 km,相对于 TS 算法解 2.94 km 缩短了 6.9%。TS_SC 算法采用基于相关性的品项簇交换策略进行移动搜索,提高了搜索效率;同时使较差个体得到改善,增强了算法的寻优能力。

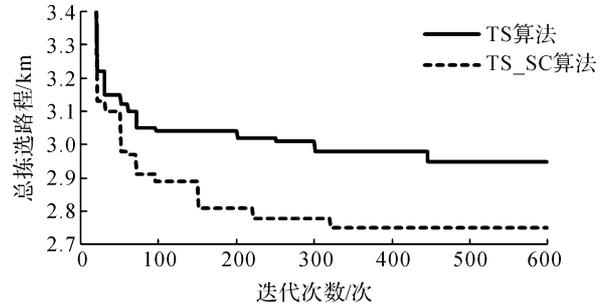


图 2 两种算法基本性能测试结果

(二)拣选效率

为检验 TS_SC 算法的优越性,设计不同订单数量 $f=600,800,1000$,货架存储位数 $nog=8,12,16$ 的实验组合,对比根据订货频次对品项进行聚类划分,按照品项簇订购频次的高低决定存放距离拣选台远近货架的 COI 方法,实验运行不同订单数量和存储位数排列组合后的拣选过程,取货架搬运次数、最优解的平均值。其中 L_{COI},L_{TS_SC} 分别表示 COI、TS_SC 算法的货架搬运次数, D_{COI},D_{TS_SC} 表示 COI、TS_SC 方法求解出货位优化后的总拣选路程。

1. 货架搬运次数

a)订单数量与货架搬运次数实验结果曲线见图 3,由图 3 可知,当货架存储货位的数量一定时,货架搬运次数(L_{COI},L_{TS_SC})随着订单数量的增长而趋于平缓;说明订单数量越多,品项相关性越明显,货架搬运次数相对减少。

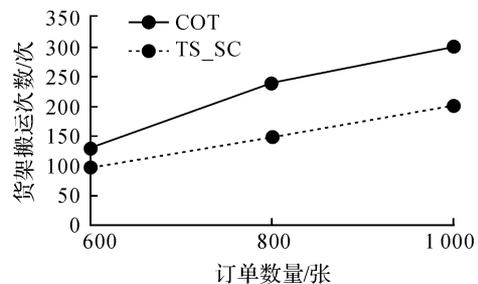


图 3 订单数量与搬运次数

b)货架存储位数与搬运次数实验结果曲线见图 4,由图 4 可知,当订单数量一定时,货架搬运次数(L_{COI},L_{TS_SC})随着货架存储位数量的增大而减少;说明货架储位越多,货架相关性越强,货架搬运次数越少。

c)COI、TS_SC 方法求解的货架搬运次数结果

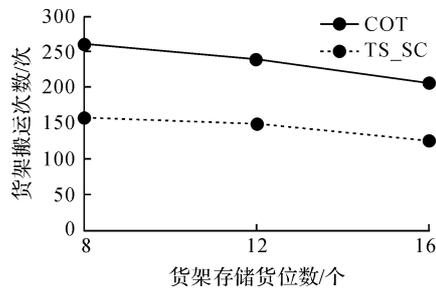


图 4 货架存储位数与搬运次数

见图 5, 由图 5 可知, 在不同存储位数、订单数量的组合情况下, 相较于 COI 方法, TS_SC 方法减少了 26.3%~39.6% 的货架搬运次数。

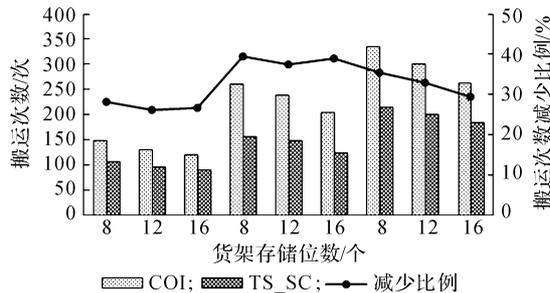
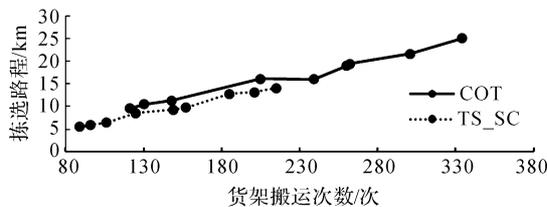


图 5 两种算法求解的货架搬运次数

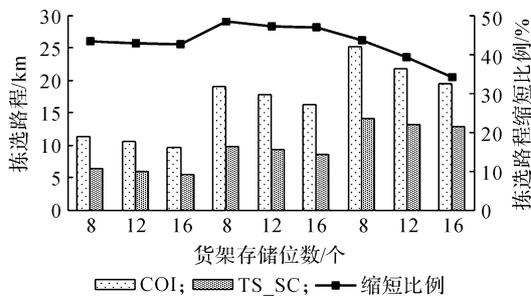
注: 三组数据的订单数量依次是 600、800、1000 张。

2. 拣选路程

由图 6(a) 拣选次数与拣选距离可知, 在相同订单数和货架储位数时, TS_SC 方法的拣选路程 (D_{TS_SC}) 普遍低于 COI 方法求解的拣选路程 (D_{COI})。由图 6 (b) 优化结果看出, 相较于 COI 方法, TS_SC 算法缩短了 34.2%~48.6% 的拣选路程。由此说明, TS_SC 方法对提高拣选效率有显著效果。



(a) 搬运次数与拣选路程



(b) 两种算法求解的拣选路程

图 6 两种算法求解的拣选路程

注: 三组数据的订单数量依次是 600、800、1000 张。

四、结 论

本文研究了货到人作业模式下鱼骨型布局中的货位优化问题, 根据品项的订购频次和相关性进行聚类, 建立了以最小化拣选路程为目标的数学模型, 提出了 TS_SC 算法, 并随机生成一批订单, 对算法性能和效果进行实验。结果表明: a) 相较于 TS 算法, TS_SC 算法具有较快的收敛速度, 较优的寻优能力; b) 随着订单的增长, 品项相关性越明显; c) 随着货架存储数量的增多, 货架相关性增强, 货架的搬运次数减少, 订单完成率提高; d) 相较于 COI 方法, TS_SC 方法减少了货架搬运次数, 缩短了搬运路程, 提高了拣选效率。

后续研究将考虑以最少的货架和最优的货位分配来提高拣选效率, 进一步降低成本。

参考文献:

- [1] 吴颖颖, 孟祥旭, 王艳艳, 等. “货到人”拣选系统订单排序优化[J]. 机械工程学报, 2016, 52(4): 206-212.
- [2] KOSTER R D, DUC T L, ROODBERGEN K J. Design and control of warehouse order picking: A literature review [J]. European Journal of Operation Reserch, 2007, 182(2): 481-501.
- [3] 邹爽心. 仓储机器人的应用现状与发展战略探讨[J]. 物流工程与管理, 2013, 35(6): 171-172.
- [4] PETERSE C G, AASE G R, HEISER D R. Improving order picking performance through the implementation of class-based storage [J]. International Journal of Physical and Logistical Management, 2004, 34(7): 534-544.
- [5] BERMHARD F, ANDREAS K. Distribution Logistics: Advanced Solutions to Practical Problems [M]. Berlin: Springer, 2005: 185-200.
- [6] MAMZINI R. Correlated storage assignment in an order picking system [J]. International Journal of Industrial Engineering, 2006, 13(4): 1675-1692.
- [7] 李英德, 鲁建厦, 潘国强. 穿越策略下考虑相关性的货位优化方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2012, 46(8): 1424-1430.
- [8] 李珍萍, 李文玉. 网上书店智能仓库系统储位优化研究 [J]. 物流技术, 2014, 23: 340-342.
- [9] 周方圆, 李珍萍. 基于“货到人”拣选模式的储位分配模型与算法[J]. 物流技术, 2015, 34(9): 242-246.
- [10] POHL L M, MELLER R D, GUE K R. An analysis of dual-command operations in common warehouse designs[J]. Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review, 2009, 45(3): 367-379.

- [11] ROODBERGEN K J, KOSTER R D. Routing order pickers in a warehouse with a middle aisle [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 133 (1):32-43.
- [12] GUE R K, MELLER D R. Aisle configurations for unit-load warehouses [J]. *IIE Transactions*, 2009, 41 (3):171-182.
- [13] 刘华婷,郭仁祥,姜浩. 关联规则挖掘 Apriori 算法的研究与改进[J]. *计算机应用与软件*, 2009, 26(1):146-149.
- [14] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2001:62-82.
- [15] 董宗然,周慧. 禁忌搜索算法评述[J]. *软件工程师*, 2010(s1):96-98.

Study on Slotting Optimization of Fishbone Layout Based on Rack-to-Picker Mode

NING Fanghua¹, HE Chaoqun¹, LI Yingde²

(1. Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: In order to improve the picking efficiency of the rack-to-picker picking mode, this paper puts forward slotting optimization method based on SKUs correlation and shelf correlation in the fishbone layout. Firstly, the SKU clusters were divided according to the SKUs correlation and the order frequency, and slotting allocation mode with the goal of minimizing picking route was established. Then, tabu search algorithm based on shelf correlation (TS-SC) was designed to solve the mathematical model. The algorithm generates the initial solution according to the COI solution and applies the way of exchange to store the shelves with strong correlation to shorten the picking route. The results show that compared with tabu search algorithm, this algorithm has faster rate of convergence and stronger optimization ability. Compared with COI method, this algorithm can effectively reduce the number of rack movements from 26.3% to 39.6% and shorten picking route from 34.2% to 48.6%. So, making the best of SKUs correlation and shelf correlation for slotting optimization contributes to improving picking efficiency under rack-to-picker mode.

Key words: fishbone layout; rack-to-picker; slotting optimization; correlation

(责任编辑:康 锋)