

文章编号: 0258-2724(2008)03-0415-07

基于遗传算法的 自动化仓库的动态货位分配

马永杰^{1,2}, 蒋兆远¹, 杨志民²

(1. 兰州交通大学机电技术研究所, 甘肃 兰州 730070 2. 西北师范大学物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 在已经存储一定数量货物的自动化仓库中, 以基于随机存储策略的库区和货位分配以及堆垛机行驶时间为优化控制目标. 优化模型中的约束包括堆垛机容量和行驶速度以及在多任务作业周期中先存后取、由近及远存储、由远及近出库等. 用遗传算法求出动态货位分配和拣选路径优化的 Pareto 最优解. 实验结果验证了提出的方法的有效性.

关键词: 遗传算法; 自动化立体仓库; 多目标优化; 约束; 动态货位分配

中图分类号: TP13 O224 **文献标识码:** A

Dynamic Location Assignment of AS/RS Based on Genetic Algorithm

MA Yongjie^{1,2}, JIANG Zhaoyuan¹, YANG Zhimin²

(1. Mechatronics Tech. and Research Institute Lanzhou Jiaotong University Lanzhou 730070 China 2. College of Physics and Electronic Eng., Northwest Normal University Lanzhou 730070 China)

Abstract: Optimal control objectives based on a stochastic storage strategy for an automated storage/retrieval system (AS/RS), in which some spaces are occupied were defined as the assignment optimizations for the whole warehouse and locations in it and that for travel time of storage/retrieval machines (SRMs). Constraints in the optimization model include the capacity and the travel speed and the rules such as storage first and retrieval last, storage from near to far and retrieval from far to near for the SRMs in a multi-command cycle. The optimal Pareto solution of the dynamic location assignment and picking up path optimization was obtained using a genetic algorithm. An experiment was presented to show the feasibility of the proposed method.

Key words: genetic algorithm; automated storage/retrieve system; multiobjective optimization; constraint; dynamic location assignment

自动化立体仓库系统 (automated storage/retrieve system, AS/RSs) 由操作设备 (包括仓库货架、分拣设备、输送设备、堆垛机等) 和控制系统组成, 其运行效率直接影响物流系统的效率, 非常重要^[1].

衡量自动化立体仓库效率的重要指标是年吞吐量. 年吞吐量主要取决于堆垛机 (storage/retrieval machines, SRM) 的出入库能力, 主要指标是堆垛机单一或复合作业方式下的作业周期. 堆垛机的作业周期由出库台和入库台的管理时间、处理时间和堆垛机的行驶时间 3 部分组成^[2], 其中堆垛机的行驶时间对作

收稿日期: 2007-11-21

基金项目: 甘肃省科技基金资助项目 (2GS066-A52-001-04).

作者简介: 马永杰 (1967-), 男, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为物流技术、智能控制, 电话: 13309312525

E-mail: myjy@nwnu.edu.cn

通讯作者: 蒋兆远 (1954-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为交通运输控制, 电话: 13008792380 E-mail: 08_jz@mail.lzjtu.cn

业周期的影响至关重要,约占堆垛机作业周期的 50%左右^[3],它是行驶距离的单调增函数.所以,在一次作业周期中,行驶距离是 AS/RS 性能的重要指标.减少行驶距离缩短行驶时间是 AS/RS 优化的重点.

文献 [4-5] 讨论了当立体仓库为全空状态时的静态货位分配策略.但一般情况下,立体仓库已经存储一定数量的货物,并且货位在不断地变化.本文中讨论在这种情况下货位分配和路径的优化问题,并引入了目前大部分有关立体仓库优化的研究文献中未考虑的约束条件.

1 自动化立体仓库的优化问题

1.1 操作策略

在自动化立体仓库的设计和运行中,必须考虑存储位置的分配和实现策略^[6~9],即将货物合理地分配到不同的存储位置(货位).存储位置的分配和实现策略有^[8]:

(1) 分类存储策略一般是基于立方体索引号 k (cube per order index COI) 的分配规则管理货位,

$$k = \frac{C_k}{f_k}, \quad k = 1, 2, \dots, K \tag{1}$$

其中: C_k 为 k 类货品存储总量所需的库存容量;

f_k 为 k 类货品的出库频率;

k 为货品种类编号.

利用该规则使出库频率高的货品与距离出入库口近的货位相对应.在分类存储策略中,每类货物分配一个库区.在每个库区内,货物是随机存放的.其优点是便于周转率高的货物的存取,缺点是储位必须按各种货品最大在库量设计,因此存储空间平均使用率较低.

(2) 随机存储策略是允许货物存储在库区任意位置的存储策略.随机存储策略通常按照货物入库的先后顺序存放在靠近入库口的位置.其优点是库区空间的使用效率高,缺点是货物的出入库管理、盘库和倒库操作比较困难.

(3) 存储时间存储策略是基于存储时间的随机存储策略.

(4) 定位存储策略是基于吞吐量和存储要求,将货物存储在预定位置的存储策略.其优点是可以按照货品的周转率和出入库频率安排货位,获得较短的搬运时间,缺点是存储空间平均使用率较低.

(5) 相关存储策略是基于货物的相关性(比如同一产品的不同装配部件),将相关货物存储在相邻位置,从而减少拣选 (order picking OP) 时间的存储策略.

(6) 共享存储策略是不同货品可以分时共享相同货位的存储策略.该策略尽管在管理上比较复杂,但是在存储空间和搬运时间上都更经济.

在按照上述策略规划时,货位的分配还应该遵循货架上轻下重、先入先出、分巷道存放、就近出入库等原则.在立体仓库设计阶段,是将若干种储区分配策略与货位分配原则相结合,制定满足要求的且能获得最大吞吐率的存储位置分配.采取良好的储区和货位分配策略,可以大大提高出入库频率,方便盘库和移库操作.在立体仓库运行阶段,采取合理的储区分配、任务分配和货位分配的调度策略,并根据调度策略,当储区随货品的品种变化时,动态选择出入库操作中的货位,可以减少堆垛机的行驶距离,缩短行驶时间,提高效率.

1.2 优化内容

假设立体仓库有 I 列 J 层,其货位的高度和宽度分别为 H 和 L ,并将离巷道口最近的列记为第 1 列,最底层记为第 1 层,处于第 i 列 j 层的货位记为 (i, j) ($i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J$),如图 1 所示.如果采用随机存储策略,则自动化立体仓库的优化内容包括:

(1) 库区分配优化.库区分配优化的目的是使 Q 较小的货品尽可能存放在距离巷道口最近的货位,即使 Q 取最小值的 k 类货品对应的货位,

$$\min Q = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J k_{ij} \tag{2}$$

(multiobjective optimization problem, MOP). 加入约束条件 (6) ~ (12) 后, 则问题变为约束多目标优化问题 (constrained multiobjective optimization problem, CMOP).

2 多目标优化 (MOP)

2.1 优化模型

多目标优化问题^[11]是指在求解问题时存在多个目标函数, 并且各目标函数之间往往相互冲突. 求最优解就必须综合考虑多个目标函数. 由于目标之间的冲突性, 通常不存在对所有目标都是最优的解, 只存在一组均衡解, 即所谓的 Pareto 最优解.

多目标优化问题一般可以描述为

$$\begin{aligned}
 \min \quad & F(x) = [f_1(x) \quad f_2(x) \quad \dots \quad f_n(x)], \\
 \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0 \quad i=1, 2, \dots, r \\
 & x = (x_1, x_2, \dots, x_k) \in X \\
 & n \geq 2
 \end{aligned} \tag{13}$$

其中: x 为 k 维设计变量; F 为 n 维目标向量; X 为决策空间; $g_i(x) \leq 0$ 为目标函数解的可行域.

对于向量 $u = [u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_k]$, $v = [v_1 \quad v_2 \quad \dots \quad v_k]$, 如果有下列条件成立

$$\begin{aligned}
 u &\leq v \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}; \\
 u &< v \quad \exists i \in \{1, 2, \dots, k\}.
 \end{aligned} \tag{14}$$

则称向量 u 优于向量 v (表示为 $u < v$).

若 $x^* \in X$ 如果当且仅当不存在 $x \in X$ 使得 $v = F(x)$ 优于 $u = F(x^*)$, 则称 x^* 为决策空间 X 上的一个 Pareto 最优解, 也称为非支配解 (non-dominated solution).

对于给定的 MOP, Pareto 最优解集 P 定义为

$$P = \{x \in X \mid \text{不存在 } x' \in X \text{ 使得 } F(x') < F(x)\}, \tag{15}$$

相应的目标函数集合 $F(P) = \{u = F(x) \mid x \in P\}$ 叫做 Pareto 前沿.

2.2 约束多目标优化问题的 Pareto 遗传算法

对于约束多目标优化问题, 由于约束条件把问题空间分解成可行解空间和不可行解空间, 多个目标之间无法比较, 存在冲突现象, 从而使约束多目标优化问题的求解困难, 成为遗传算法研究的热点问题.

求解 MOP 的传统方法的基本思想, 是把多目标问题转化为单目标问题, 然后运用单目标优化技术求解. 在多目标转化为单目标的过程中, 由于加进了算法设计者的主观因素, 这些方法每次运行找到的解, 不一定就是最优解. Shaffer 将遗传算法引入多目标优化问题中, 形成了多目标遗传算法 (multiobjective optimization genetic algorithm, MOGA). 用遗传算法求解 MOP 时, 必须解决如何根据多个目标确定个体的适应值的问题. 目前主要有向量评价方法、权重和方法、基于 Pareto 方法、妥协方法和目标规划等方法. 对于约束条件的处理, 主要采用拒绝方法、修补方法、约束锦标赛方法和罚函数法等, 罚函数法是遗传算法用于约束优化问题的最常用方法.

基于约束多目标优化问题的 Pareto 遗传算法包括交叉、变异、选择 3 个算子.

(1) 初始种群. 采用二进制编码, 用长度为 20 的二进制位串表示一个个体 (或染色体), 作为 MOP 的一个解.

(2) 个体排序. 由于所讨论的问题是最小化问题 (式 (4) 可以转化为最小化问题), 因此设定适应度越小, 结果越好. 由于目标之间的不可比较性, 将种群按目标分组, 分别计算目标值. 采用罚函数法, 对不满足约束条件的个体施加惩罚. 对于决策空间上的所有点 $x \in X$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$, 采用如下形式的罚函数法

$$\begin{aligned}
 f'_i(x) &= \begin{cases} f_i(x) + \lambda R(x) & (\text{违反约束的不可行解}); \\ f_i(x) & (\text{可行解}); \end{cases} \quad i=1, 2, 3 \\
 R(x) &= \sum_{j=1}^r \{\max(0, g_j(x))\}^2,
 \end{aligned} \tag{16}$$

其中: $f(x)$ 为 x 点的第 i 个目标函数值; λ 为罚系数; $g_j(x)$ 为 x 点的第 j 个约束函数值; $\max(0, g_j(x))$ 表示取 0和 $g_j(x)$ 中的较大者; m 为约束条件的个数. 于是点 x 的目标函数就由

$$(f(x), f(x), f(x)) = (Q, S, T)$$

变为

$$(f'_1(x), f'_2(x), f'_3(x)) = (Q', S', T'),$$

从而使满足约束条件的个体获得相对较小的目标函数值.

将施加惩罚后的目标函数 $f'_i(x)$ 按照升序排序, 并将目标函数 $f'_i(x)$ 作为个体的适应度值.

(3) 选择: 按照代沟 G_{GAP} 选择适应度值较小的部分个体进入子代种群.

(4) 交叉: 按照交叉概率 R 完成个体对之间的单点交叉, 生成新的种群.

(5) 变异: 对交叉后的种群中的每个个体按照变异概率 R_m 进行变异, 产生下一代种群.

(6) 小生境技术和 Pareto解集过滤器: 小生境能够阻止种群的早熟收敛, 使个体均匀分布在 Pareto前沿, 从而维持种群的多样性. Pareto解集过滤器能过滤出每一代的非劣解, 最终形成均匀分布的 Pareto解集.

2.3 求解拣选过程中货位的动态分配的遗传算法步骤

(1) 获取立体仓库中的当前库存信息 (空货位位置、已存货位位置及货品等).

(2) 确定任务类型 (存储、出库、货品、任务数等).

(3) 确定种群数目 POP 、最大遗传代数 G_{max} 、编码长度、代沟 G_{GAP} 、交叉概率 R 、变异概率 R_m 等参数.

(4) 采用二进制参数编码并随机生成初始种群. 通过搜索空间限定法限制搜索空间, 使搜索空间中的个体与解空间中的可行解一一对应.

(5) 种群分组, 分别按照 (1)~(5)式计算目标函数.

(6) 对于违反约束的个体进行惩罚.

(7) 按照个体目标值 $f'_i(x)$ ($i=1, 2, 3$)按小到大的顺序对个体排序, 并分配适应度值.

(8) 根据适应度值和代沟 G_{GAP} 从种群中选择部分优良个体, 并合并分组的种群.

(9) 完成种群的重组, 按照交叉概率 R 进行交叉、按照变异概率 R_m 进行变异, 形成新的种群.

(10) 为避免最优解的遗失或交叉变异后产生支配解, 采用 Pareto解集过滤器对所有解进行过滤操作, 所有支配解都会被丢弃, 从而保证子代均为非支配解.

(11) 更新库存信息.

(12) 算法终止条件. 当遗传代数达到最大遗传代数 G_{max} 或 Pareto解集过滤器中的个体连续若干代都没有得到更新时, 结束算法, 并输出最优解集, 计算目标函数值.

3 计算实例

某机场食品立体仓库的货位总数为 $6排 \times 47列 \times 10层 = 2820$ 个, 货物外型尺寸 (含托盘) 为 $1000\text{ mm} \times 1200\text{ mm} \times 1100\text{ mm}$, 货架总体尺寸为 $61.1\text{ m} \times 13.0\text{ m} \times 19.3\text{ m}$, 存储主要物品类别为食品原料、辅料、机供品 3类. 年入库量为 5475, 平均日补充量为食品原和辅料 ≥ 15 , 500 kg 货位; 机供品 ≥ 5 , 100 kg 货位. 堆垛机容量 $C=1.5$, 运行速度 $0.08 \sim 2\text{ m/s}$, 初始存储状态如图 2所示.

按照上述约束多目标优化问题的 Pareto遗传算法进行求解, 种群数目 $N_{pop} = 200$, 最大遗传代数 $G_{max} = 50$, 编码长度为 20

$$G_{GAP} = 0.9 \quad R = 0.7 \quad R_m = 0.2$$

得到单任务 (single command cycle SCC)、双任务 (dual command cycle DCC)、四任务命令 (quad ruple command cycle QCC)周期的动态拣选路径, 计算结果如表 1所示, 其中 A代表食品原料, B代表辅料, C代表机供品.

单任务命令周期 (+A)时有约束和无约束时目标函数 Q 、 S 和 T 的跟踪曲线的比较如图 3所示, 按照文献 [4]不考虑约束条件时获得的目标函数值总体优于本文方法. 单任务命令周期采用约束遗传算法对 3个目标函数优化的结果如图 4所示, 在迭代结束时获得的 Pareto解集中的 14个个体都具有较小 (较优) 的

目标函数值. 四任务命令周期采用约束遗传算法优化的动态拣选路径如图 5 所示, 该拣选路径满足上述约束条件, 并随货位的变化而调整, 因此具有实际的工程意义.

表 1 采用约束遗传算法与无约束遗传算法求解的 Pareto 最优解集的比较
Tab. 1 Pareto solutions using CMOGA compare with MOGA

Table with 6 columns: Task, Objective Function, Pareto Optimal Solution Set (i, j) = Goods, Satisfy Constraint Conditions, Objective Function, Pareto Optimal Solution Set (i, j) = Goods, Violate Constraint Conditions. Rows include Single Task SCC, Double Task DCC, and Four Task QCC.

注: 1. +表示存储, -表示出库;
2. 四任务命令周期中, +B是以(3, 1)作为(i1, j1), -C时是以(2, 3)作为(i2, j2).

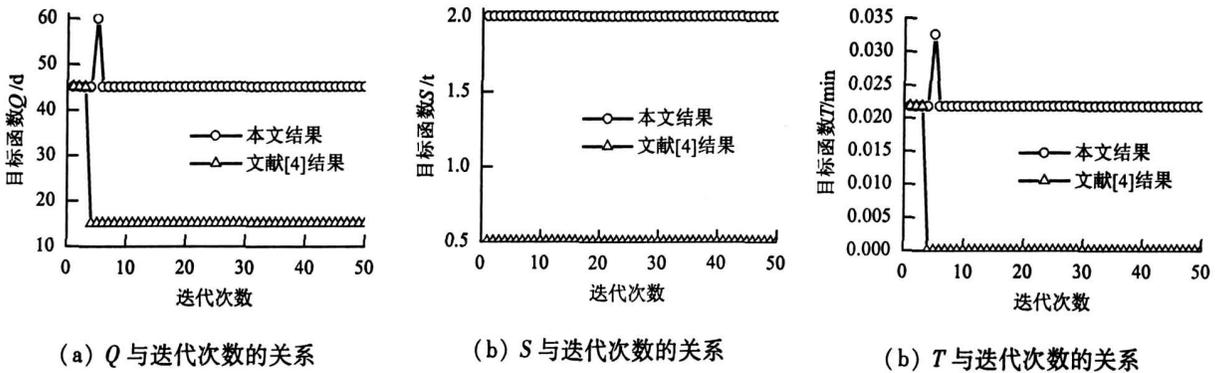


图 3 表 1 中单任务 (+A) 有约束和无约束时目标函数 Q, S, T 的跟踪曲线
Fig. 3 Track curve of objective Q, S, T in Tab. 1 (+A)

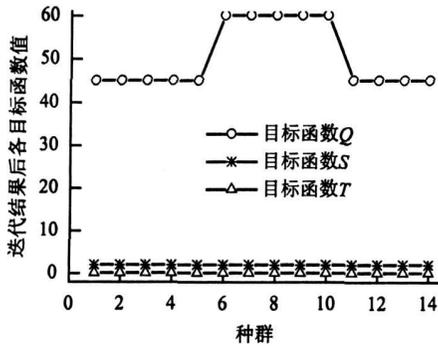


图 4 单任务优化的目标函数
Fig. 4 Objectives of SCC

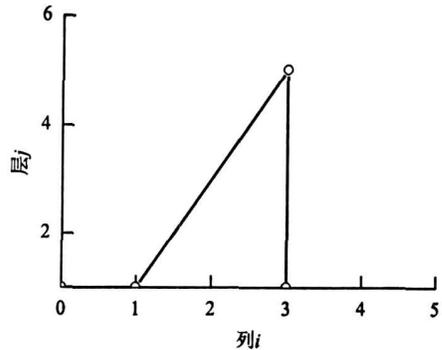


图 5 四任务周期的优化结果
Fig. 5 Objectives of QCC

由表 1 和图 3 可以看出, 采用无约束和有约束的遗传算法, 均可以得到满足目标函数 (2) ~ (5) 的 Pareto 最优解集. 采用无约束的遗传算法得到的目标函数, 优于本文中所采用的约束遗传算法得到的目标函数. 但是, 采用无约束的遗传算法得到的 Pareto 最优解集, 或多或少地违反了约束条件. 比如, 单任务命令周期 (+A) 时, 采用无约束的遗传算法获得的货位 (1, 1) 和 (2, 1) 已经分别存储货物 C 和 B 此时尽管其目标函数最小, 但是由于货位被占, 无法进行货物 A 的存储, 此解实际上是无意义的. 而采用约束遗传

算法获得的货位 (3 1) 和 (4 1) 虽然目标函数较大, 但是由于货位为空, 可以进行货物 A 的存储. 所以, 在已经存储了一定数量货物的立体仓库中, 进行货位动态分配和路径优化时, 必须采用带约束条件的遗传算法, 才能获得合理的 Pareto 最优解.

4 结 论

本文中采用约束多目标优化问题的 Pareto 遗传算法 (MOGA), 进行自动化立体仓库的动态货位分配, 较好地解决了目标之间相互冲突的问题, 同时加入的约束条件, 使问题的讨论和计算结果满足工程实际要求. 将本文的计算结果, 应用到某机场食品立体库的动态货位的优化控制中, 取得了良好的控制效果. 尽管本文采用的是随机存储策略. 在工程实际中, 可能会采取其它存储策略, 如定位存储策略与随机存储策略相结合的存储策略, 这时, 只需在该方法中加入一个约束条件 (对于货品 m , 只要满足约束条件 $I_{m1} \leq I_{m2}$, $I_{m1} \leq I_{m2}$ 即可), 问题的求解方法不变. 所以本文采取的优化控制算法具有广泛的适应性, 可以满足不同应用的工程实际需要.

参考文献:

- [1] 祁庆民, 侯凌燕, 王欣旭, 等. 中国制造企业物流现状和发展方向研究 [J]. 起重运输机械, 2003(11): 6-10
QI Qingmin, HOU Lingyan, WANG Xinxu, et al. Research on development and current situation of Chinese manufacturing enterprise logistic system [J]. Crane Transport Machine, 2003(11): 6-10
- [2] CARON F, MARCHET G, PEREGO A. Optimal layout in low level picker to part systems [J]. Int J Prod Res, 2000 38(1): 101-117.
- [3] BRYNZER H, JOHANSSON M J. Storage location assignment using the product structure to reduce order picking times [J]. Int J Prod Econ, 1996 40(46-47): 595-603
- [4] 柳赛男, 柯映林, 李江雄, 等. 基于调度策略的自动化仓库系统优化问题研究 [J]. 计算机集成制造系统, 2006 12(9): 1 438-1 443
LIU Sainan, KE Yinglin, LI Jiangxiong, et al. Optimization for automated warehouse based on scheduling policy [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2006 12(9): 1 438-1 443
- [5] 李梅娟, 陈雪波. Pareto 遗传算法在货位配置中的应用研究 [J]. 控制工程, 2006 13(2): 138-144
LI Meijuan, CHEN Xuebo. Research and application of Pareto genetic algorithm for freight sites assignment optimization [J]. Control Engineering of China, 2006 13(2): 138-144
- [6] MANZINI R, GAMBERIM, REGATTIERIA. Design and control of a flexible order picking system (FOPS) [J]. Journal of Manufacturing Technology Management, 2005 16(1): 18-35
- [7] CARON F, MARCHET G, PEREGO A. Routing policies and COI based storage policies in picker to part systems [J]. Int J Prod Res, 1998 36(3): 713-732
- [8] MANZINI R, GAMBERIM, REGATTIERIA. Design and control of an AS/RS [J]. Int J Adv Manuf Technol, 2005 28(7-8): 766-774
- [9] 党伟超, 曾建潮, 白尚旺. 自动化立体仓库货位分配概念数据模型的研究 [J]. 太原重型机械学院学报, 2003 24(4): 308-311.
DANG Weichao, ZENG Jianchao, BAI Shangwang. Study of goods placement distribution conceptual data model in the automated storage & retrieval system [J]. Journal of Taiyuan Heavy Machinery Institute, 2003 24(4): 308-311.
- [10] POIRCI, LERHER T, KRAMBERGER J, et al. Simulation model of multi shuttle automated storage and retrieval systems [J]. J Mater Process Tech, 2004 (157-158): 236-244
- [11] 黄冀卓, 王湛, 马人乐. 一种新的求解约束多目标优化问题的遗传算法 [J]. 计算机工程与应用, 2006(23): 47-51.
HUANG Jizhuo, WANG Zhan, MA Renle. A new genetic algorithm for constrained multiobjective optimization problems [J]. Computer Engineering and Application, 2006(23): 47-51.

(中文编辑: 秦萍玲 英文编辑: 刘 斌)