

基于遗传算法的线束加工仓库货位优化研究

苏永杰¹, 胡俊²

(1.上海交通大学, 上海 200240; 2.东华大学, 上海 201620)

摘要: **目的** 文中以减少汽车线束加工立体仓库堆垛机运行时间和距离, 提高订单处理效率为目的, 建立货位优化的数学模型。**方法** 根据某汽车线束加工立体仓库的真实情况, 在分析历史订单数据的基础上, 通过基于定位储存策略的改进遗传算法对货位分配问题进行仿真和求解。**结果** 仿真结果表明, 定位存储策略优于就近存储策略、随机存储策略和分类存储策略, 其减少堆垛机运行时间的比例分别达到了 18.8%, 16.9%和 35.7%。**结论** 采用定位存储模型能有效改善汽车线束加工立体仓库系统处理生产订单的效率。

关键词: 立体仓库; 货位优化; 定位存储; 遗传算法

中图分类号: F253.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)19-0110-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.19.020

Optimization for Automobile Harness Processing Storage Location Assignment Based on Genetic Algorithm

SU Yong-jie¹, HU Jun²

(1.Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China; 2.Donghua University, Shanghai 201620, China)

ABSTRACT: The work aims to create a mathematical model for optimization of storage location assignment problem (SLAP) so as to reduce operation time and distance of the stocker in automobile harness warehouse and improve order handling efficiency. According to the actual conditions in an automobile harness warehouse, the work analyzed the historical data and simulated the SLAP by the improved genetic algorithm that was developed based on the dedicated storage model. The simulation results indicated that the dedicated storage allocation system outperformed the closest open location, the random storage and the class-based storage method. It reduced the operation time of stacker by 18.8%, 16.9% and 35.7% respectively. In conclusion, the dedicated storage model can effectively improve the efficiency of order handling in automobile harness warehouse.

KEY WORDS: automobile harness warehouse; SLAP; dedicated storage; genetic algorithm

自动化立体仓库 (AS/RS) 解决大面积货物存储的问题, 能有效提高货物周转率, 是现代物流系统重要的组成部分。生产型立体仓库是服务于工业企业生产的立体仓库, 能协调生产工序间的供需不平衡, 确保生产过程稳定可靠。Tompkins^[1]研究发现处理订单的时间占立体仓库操作总时间的 55%, 而货位分配策略是影响订单处理效率的关键因素。合理的货位分配策略能有效利用仓储空间, 减少堆垛机存取货物的距离和时间, 提高立体仓库的综合效率。

常用的货位存储策略包括: 随机存储策略、定位存储策略、分类存储策略和共享存储策略。Li 和 Moghaddam^[2]通过数据挖掘找到货物间的相关性, 在此基础上采用 ABC 分类存储策略动态分配货位, 提高订单处理的效率。Quintanilla 等^[3]以最大化仓库空间利用率为目标, 提出基于随机存储策略的货位分配和货位调整方法。Elsayed 等^[4]提出基于迭代搜索的定位存储模型, 以租用存储空间的方式最优化立体仓库的储存容量。Fumi 和 Scarabotti^[5]将货位分配问题

收稿日期: 2018-05-14

作者简介: 苏永杰 (1993—), 男, 上海交通大学硕士生, 主攻智能立体仓库优化调度。

通信作者: 胡俊 (1976—), 男, 博士, 东华大学教授, 主要研究方向为数控技术与装备研究。

类比于着色问题,采用定位存储策略最小化存储所需空间。Cai 等^[6]提出基于均衡立体仓库工作量的算法,减少运行高峰期的工作量,提高立体仓库运行的稳定性。陈璐^[7]提出基于禁忌搜索和匈牙利算法的储位分配及存取路径优化策略,减少堆垛机作业的总时间。

汽车线束加工立体仓库是一类特殊的生产型立体仓库,服务于汽车线束生产流程中的开线环节。开线是汽车线束生产的第 1 个工艺流程,其准确性直接影响到后续压接、预装和总装工艺,关系到整个生产的进度。汽车线束加工立体仓库的特殊性体现在如下几个方面。汽车线束加工立体仓库作为生产线的组成部分,具有传统立体仓库储存货物的功能,但存储目的是协助生产,为开线机及时提供线束,以提高生产效率;仓储系统中线束的种类、线束的来源和去向、线束的加工时间等信息明确;货架底层部分货位为生产货位,其内存放的线桶可引出线束与该货位配对的开线机对接,根据生产计划进行开线加工。

现有文献对汽车线束加工立体仓库这类生产型立体仓库研究很少。文中针对这类特殊立体仓库,通过分析历史生产订单数据,采用基于改进遗传算法的定位存储策略对立体仓库货位分配问题进行优化求解。

1 问题描述

立体仓库的布局和参数配置影响堆垛机处理生产订单的时间,是货位分配策略中举足轻重的部分^[8]。文中研究的汽车线束加工立体仓库的布局见图 1,采用货格式立体仓库,货架由同一规格的货格组成,货架旁一侧安置一定数量的开线机。仓储系统服务于生产,依据实时生产计划,将特定种类的线桶从货架上取出后送到指定开线机对应的底层货位进行生产加工,加工完成后将线桶送回原储位,减少了常见的生产型立体仓库物料出库以及生产完成后物料再次入库的运送时间。汽车线束加工立体仓库可视为

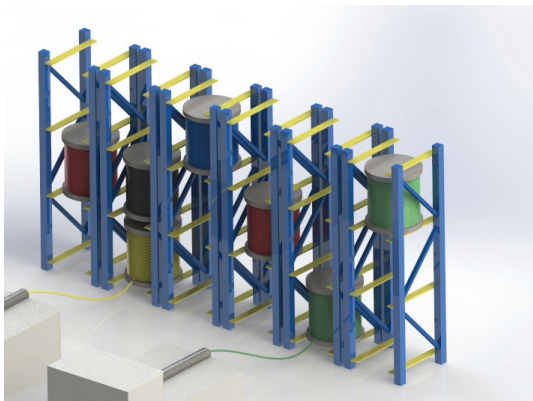


图 1 汽车线束加工立体仓库布局示意
Fig.1 Layout setting of the automobile harness warehouse

一类多端口出入库的立体仓库,在分析历史订单数据基础上,如何制定合理的货位分配策略、减少堆垛机完成订单需要的时间、提高生产效率、降低仓储成本是文中研究的关键点。

文中研究的汽车线束立体仓库相关参数配置及历史订单数据选取自某汽车线束制造公司立体仓库的实际情况。立体仓库基本配置见表 1。

表 1 立体仓库基本参数
Tab.1 Warehouse configuration

基本参数	取值	基本参数	取值
堆垛机水平最大速度 $V_{x\max}$	150 m/min	货架列数 Z	84
堆垛机垂直最大速度 $V_{y\max}$	42 m/min	货格层方向长度 L_H	0.7 m
堆垛机水平最大加速度 $a_{x\max}$	0.65 m/s ²	货格列方向长度 L_W	0.68 m
堆垛机垂直最大加速度 $a_{y\max}$	0.85 m/s ²	开线机数	28
货架排数	1	线束种类数	669
货架层数 Y	11		

选取该公司近 2 年订单数据,经数据录入、清洗和加工后,得到每种类型线束在各台开线机上平均每月使用次数。使用率最高的前 50 种线束的使用情况见图 2,横坐标为线束种类的编号(总使用次数越高的线束,编号越靠前),纵坐标表示开线机的编号,则图中的每个方块代表横坐标对应的线束在纵坐标对应的开线机处平均每月的使用次数,方块颜色越深表明使用率越高。由图 2 可知,每种线束在各开线机处的使用率很不均匀,每台开线机处各类线束的使用情况也有较大差异。

2 货位分配模型

2.1 模型假设

通过对汽车线束加工立体仓库货位优化问题的描述,为方便模型构建,简化研究,文中提出假设如下所述。

- 1) 货架单层深度,即堆垛机能直接接触每个货位。
- 2) 货格尺寸与线桶大小匹配,且每个货格只能存放 1 个线桶。
- 3) 堆垛机水平和垂直运动服从匀加/减速运动,且线桶从货格到堆垛机货叉以及从货叉到货格的时间忽略不计。
- 4) 堆垛机能同时水平和垂直运动,且最多只能携带 1 个线桶。
- 5) 根据开线机的尺寸和开线工艺的要求,货架最底层的所有货位依顺序 3 个一组对应 1 台开线机,

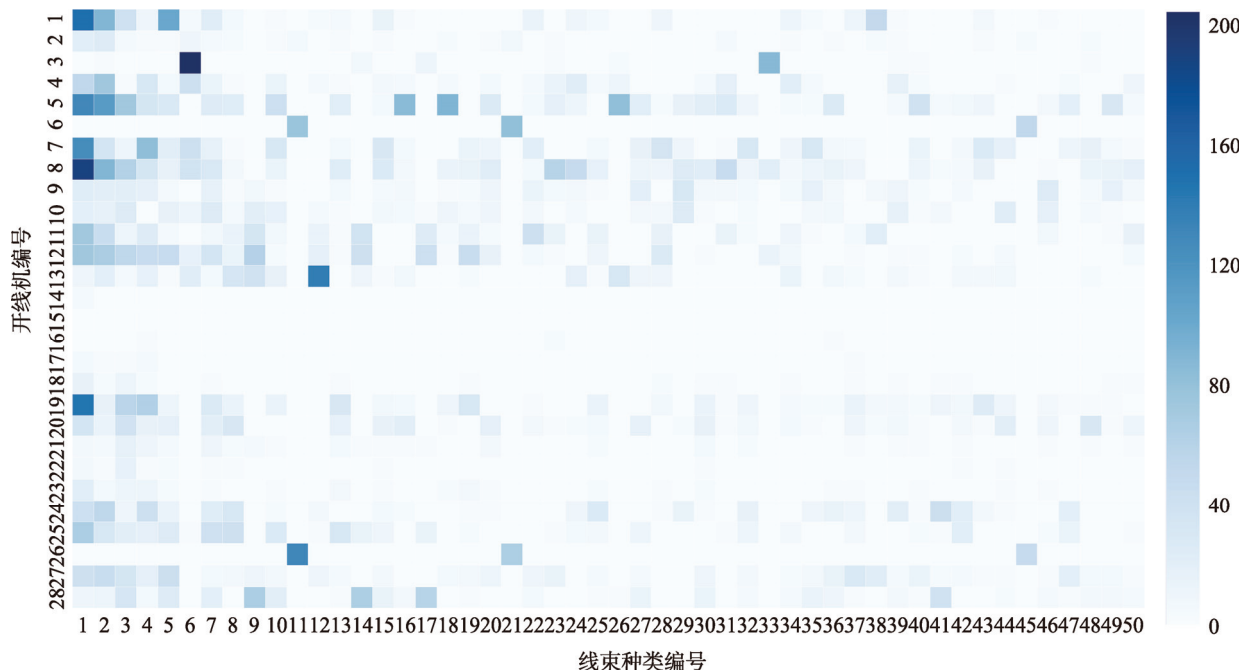


图2 线束在不同开线机处平均每月使用次数(使用率前50的线束)

Fig.2 Monthly order picking frequencies of harness in different machines (for harness with top 50 frequency)

且只有中间的货位具有对接开线机进行开线生产的功能。

6) 出入库操作所需时间占堆垛机总操作时间比例较小,为简化模型起见,不考虑出入库所需的时间。

7) 任意时刻,任何2台开线机加工线束种类不相同。

2.2 定位存储模型变量定义

文中研究的汽车线束加工立体仓库模型具体参数如下所述。

1) 单排货架,共有 X 层 Y 列,处于第 i 层第 j 列的货位表示成 L_{ij} ($i=1,2,\dots,X; j=1,2,\dots,Y$)。设定立体仓库左侧最底层 $L_{1,0}$ 位置为出入库平台,紧靠地面的一层为第1层,紧靠出入库平台的一列为第1列。

2) 堆垛机从货位 $L_{i1,j1}$ 移动到货位 $L_{i2,j2}$ 所需的时间为 $t_{i1,j1 \rightarrow i2,j2}$ 。

3) 线束种类集合 W ,索引编号 $W=1,2,\dots,|W|$ 。同时设定 $L_{ij}=w$ 表示货位 L_{ij} 分配了线束 w , $L_{ij}=0$ 表示货位 L_{ij} 尚未分配线束。

4) 开线机集合 M ,索引标号 $m=1,2,\dots,|M|$ 。第 m 号开线机对应存放线桶的货位为 $L_{1,3 \times (m-1)}$ 。

5) 通过对历史订单的分析,得到每种线束在每台开线机上平均每月使用率矩阵 U , $U=\{u_{wm} | w=1,2,\dots,|W|; m=1,2,\dots,|M|; u_{wm} \geq 0\}$, u_{wm} 为 w 类型线束在 m 号开线机上平均每月使用次数。

定位存储策略需按照线束种类给每种线束分配一定数量的固定存储货位,不同线束间储位不能互换。立体仓库共需分配货位数为 $N_{\text{total}}=(X-1)Y$,设

每种线束 w 需分配货位的数量为 N_w ($\sum_w N_w = N_{\text{total}}; N_w \geq 1 \forall w \in W$)。

为避免开线机在生产请求线桶时出现仓库内没有该类型线桶的情况,设定每种类型的线桶在仓库中至少分配1次,则剩余需分配的货位数: $N_{\text{rem}}=(X-1)Y-|W|$ 。

从平均每月使用率矩阵 U 中得到包含前 N_{rem} 个最大使用率的数组,从数组中得到每个使用率对应的线束种类 w ,累加后可知每种线束 w 分配的数量 $\tilde{N}_w$ 。则每种线束需分配的货位数量 $N_w = \tilde{N}_w + 1$ 。

汽车线束加工立体仓库管理系统根据实时的订单信息在货架上搜寻 m 号开线机需要的 w 类型线束所在的货位,令查询得到的货位候选集合为 L_{mw} ($|L_{mw}|=N_w$), $L_{mw}=\{L_{i,j} | L_{i,j}=w, \forall i \in 2,3,\dots,X, \forall j \in 1,2,\dots,Y\}$ 。依据模型假设,计算得候选集 L_{mw} 中所有货位到 m 号开线机所在货位 $L_{1,3 \times (m-1)}$ 所需的最短时间 t_{mw} 。

$$t_{mw} = \min_{L_{i,j} \in L_{mw}} (t_{i,j \rightarrow 1,3 \times (m-1)}) \quad (1)$$

2.3 基于遗传算法的定位存储模型

货位分配问题是NP难问题(Nondeterministic Polynomial-Time Hard Problem),许多文献采用不同的启发式算法进行求解。Pan等^[9]采用基于遗传算法的启发式方法,为每种货物确定合适的存储空间,提高系统的效率。Yu和Koster^[10]对多层深立体仓库货位存储问题进行分析,提出的启发式算法优于最近邻

方法和先入先出方法。

遗传算法采用染色体编码方法,被广泛应用于各类优化问题。遗传算法无需扎实的数学功底,仅需设计适应度函数便可评估不同可行解,依靠调节相关超参数,便可高效求解大规模的问题^[11]。Vignali 等^[12]主张采用遗传算法求解订单处理和货位优化问题。

二进制编码方式在染色体编码长度较大时会使遗传算法的搜索空间急剧扩大,同时二进制编码不能直接反映出所求问题的本身结构特征,不便于设计针对性的遗传操作算子^[13]。因此文中采用实数编码方式对染色体进行编码,将线束种类、每种线束不同实例以及货位坐标糅合成一条染色体,具体形式如下所述。

1) 染色体每一基因所在位置代表二维货位坐标 $L_{i,j}$ 依次序展开后的一维坐标 p 。

$$p = (i - 2)Y + j \tag{2}$$

2) 每一个线桶采用实数 w ($w \in W$) + 小数 n ($n = .01, .02 \dots .N_w$) 的形式,实数部分代表线桶种类 w ,小数部分代表该类型线桶的实例编号。

3) 结合基因位置和线桶实例表达形式, p 位置基因表示为 $G_p = w + n$ 。

为方便理解,举例如下:假设立体仓库 4 层 3 列,共有 3 种不同类型的线束,每种线束分配货位数量分别为 $N_1=1, N_2=5, N_3=3$, 见图 3。染色体基因编号从货位 $L_{2,1}$ 开始。 $G_1=2.01$ 为染色体的第 1 个基因,表示货位 $L_{2,1}$ 中存储类型为 2 的线束的第 1 个实例, $G_6=3.03$ 为染色体的第 6 个基因,表示货位 $L_{3,3}$ 中存储类型为 3 的线束的第 3 个实例。图 3 货位分配方式形成染色体 $G=G_1G_2G_3G_4G_5G_6G_7G_8G_9$, 即为遗传算法的一个可行解。

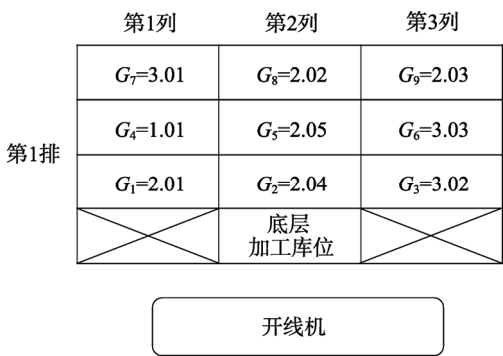


图 3 货位与线束基因编码示意
Fig.3 Storage assignment and harness gene coding

2.3.1 适应度函数

定位存储模型的目标函数: 最小化堆垛机完成平均每月订单的总行驶时间。

$$\min F = \sum_{m=1}^{|M|} \sum_{w=1}^{|W|} 2t_{mw}u_{wm} \tag{3}$$

当群体中不同个体间适应度差异小,选择操作择优能力弱,种群进化缓慢,遗传算法易陷入局部最优解。徐宗本等^[14]从理论上分析了遗传算法过早收敛现象后指出,通过动态改变适应度函数的方法来克服遗传算法的过早收敛是有理论基础的。故文中采用动态线性标定方法,动态调整种群适应度。

$$f_i = f_{\max} - f_i + \lambda \xi^{k-1} (i = 1, 2, \dots, |f|) \tag{4}$$

式中: f_i 为种群第 i 个个体的适应度; $|f|$ 为种群个体数量; $f_{\max}$ 为当代种群最大适应度。 $\lambda \xi^k$ 为动态压力调节值, λ 为初始值, ξ 为衰减因子, $\xi \in [0.9, 0.999]$, k 为种群迭代轮数。在种群迭代初期,选择压力小,随着迭代进行,选择压力增大,提高选择算法择优能力。

2.3.2 选择算子

采用 $k=2$ 的锦标赛选择算子。锦标赛算子通过比较适应度的相对数值,能避免轮盘赌算子中“超级个体”对选择结果的影响,避免过早收敛。为保留种群最优个体,采用精英选择算子,保留种群中适应度最佳的个体,不进行交叉变异直接复制到下一代的种群中。

2.3.3 交叉算子

交叉算子是遗传算法中最重要的算子,是生成新个体的主要途径。Starkweather^[15]研究交叉算子在旅行商问题和仓储调度分配问题中的特性,发现基于位置的交叉算子在仓储问题上优于顺序交叉算子。故文中采用基于位置的交叉算子 (Position Based Crossover) ^[16]。基于位置的交叉算子的交叉过程见图 4。从父代中随机选择位置可不连续的交叉点,生成的子代复制第 1 个父代交叉点的基因到相同的位置,剩余的基因由另一个父代剔除第 1 个父代交叉点基因后按顺序填充。图 4 中交叉后另一个子代染色体为: 2.03, 5.01, 1.04, 8.02, 3.02, 1.02, 2.01, 7.02, 4.05。

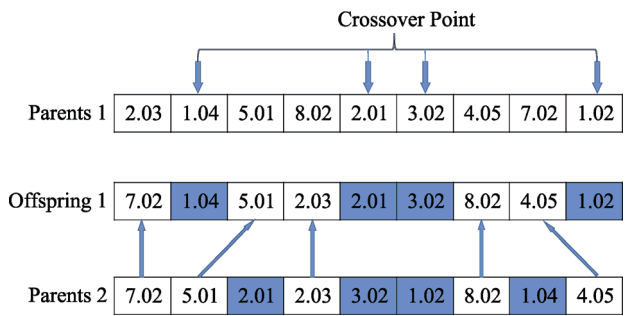


图 4 基于位置的交叉算子示例
Fig.4 An example of a position-based crossover operator

在此基础上,对交叉率引入自适应机制,提高遗传算法收敛速度和精度。

$$p_c = \begin{cases} p_{cmin} + (p_{cmax} - p_{cmin}) \frac{f_{max} - f_c}{f_{max} - f_{avg}} & f_c \geq f_{avg} \\ p_{cmax} & f_c < f_{avg} \end{cases} \quad (5)$$

式中: p_{cmax} 和 p_{cmin} 为交叉率的上界与下界; f_{max} , f_{avg} 和 f_{min} 分别为种群适应度最大值、平均值以及最小值, f_c 为两交叉个体中较大的适应度值。

2.3.4 变异算子

文中设计的染色体编码方案, 着重于每个基因所处的位置 (对应于线桶在立体仓库中的位置), 基因的顺序及基因与基因间的近邻关系对染色体适应度的影响较小。故文中采用多次交换变异算子 (EM), 并引入大变异操作。当种群个体在解空间中集中在一起, 遗传算法易陷入“早熟”问题。通过计算种群集中程度, 以 β 倍设定变异率的概率进行变异操作, 提高遗传算法广域搜索和开发能力。

$$\alpha f_{max} < f_{avg} \quad (6)$$

式中: α 为密集因子, 是决定大变异操作是否实施的关键参数; f_{max} 和 f_{avg} 分别为种群适应度最大值以及平均值。

基于定位储存策略的改进遗传算法的流程见图 5。

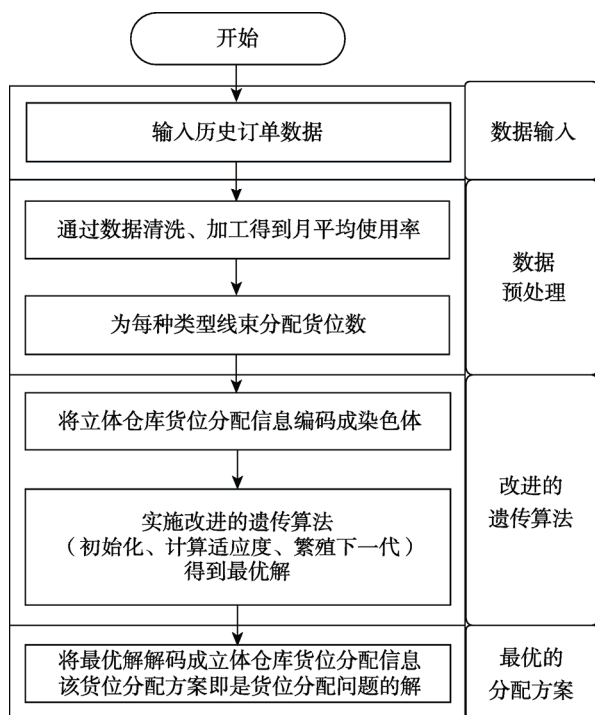


图 5 定位存储策略流程

Fig.5 Flowchart of the dedicated storage model

3 实验设计与仿真模型

3.1 遗传算法超参数

文中的遗传算法有如下相关超参数需要调整: 动

态适应度调节中的初始值 λ , 该值需根据具体问题进行调整; 交叉概率 P_c , 一般取 0.4~0.9; 变异概率 P_m , 一般取 0.001~0.1; 上述参数对遗传算法的性能影响较大。初始种群个体数 M , 一般取 20~100, 文中设定初始种群数为 40; 种群最大迭代次数 T , 一般取 100~1000, 文中设定种群最大迭代数为 1000; 大变异算子相关参数的选择参考了文献[17], 设定密集因子 $\alpha=0.8$, 大变异因子 $\beta=5$; ξ 取 0.99。

调参方法采用机器学习常用的网格搜索方法, 初始值 λ 选取 0, 1000, 4000, 交叉概率设定为 0.4~0.9, 0.5~0.8, 0.6~0.7 这 3 组, 变异概率选取 0.001, 0.01, 0.1 这 3 组。

当变异率选取为 0.001 和 0.01 时, 遗传算法易陷入局部最优解, 种群缺少多样性, 解的质量较差。变异率为 0.1 时, 不同交叉率和初始值组合下的最优适应度见表 2。

表 2 不同交叉率和初始值组合下的最优适应度
Tab.2 Optimal fitness under different crossover rates and initial pressure

交叉率下界	交叉率上界	初始值	最佳适应度
0.4	0.9	0	270 485
0.4	0.9	1000	263 258
0.4	0.9	4000	266 826
0.5	0.8	0	270 485
0.5	0.8	1000	265 536
0.5	0.8	4000	268 536
0.6	0.7	0	270 328
0.6	0.7	1000	267 168
0.6	0.7	4000	268 426

从表 2 可知, 最佳适应度为 263 258, 此时交叉率上下界分别为 0.9 和 0.4, 初始值为 1000。此外当引入适应度动态调节机制后, 最佳适应度有所改善, 提高了遗传算法解的质量。

3.2 仿真结果分析及模型验证

文中涉及的算法由 Python 编写在一台个人计算机上实现。仿真模拟后对比文中所设计的基于遗传算法的定位储存策略 (GADS) 与就近储存策略 (COL)、随机储存策略 (RS) 和 ABC 分类储存策略 (ABC) 间的优劣。其中 COL 储存策略将使用率高的货物存放到靠近出入库平台的货位中; 随机储存策略则将货物随机存放到任意空货位中; ABC 分类储存策略将立体仓库分成 ABC 3 个区域, 货物根据使用率被分为 ABC 3 类, 其中 A 类货物随机存放于立体仓库 A 区空货位中, 以此类推。表 3 中 C4 栏显示基于不同

表 3 不同储存策略下堆垛机完成月订单时间的结果对比
Tab.3 Result comparison of different storage allocation approaches in a month

C1 仓库 货位	C2 储位 个数	C3 线束 种类	C4 处理订单时间/s			
			GADS	COL	RS	ABC
11×84	840	669	260 273	312 797	307 724	357 228
				20.2	18.2	37.3

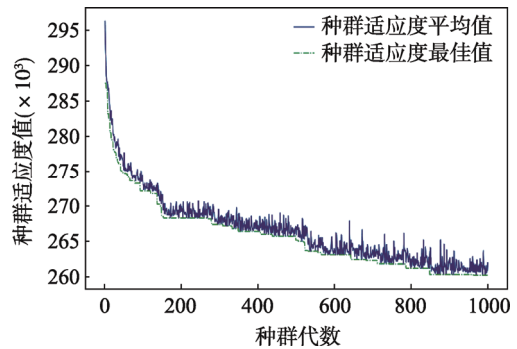


图 6 遗传算法适应度最佳值及均值追踪曲线
Fig.6 Average and minimum fitness depending on iterations for the genetic algorithm

存储策略，堆垛机完成月订单的时间。文中所设计的定位存储策略优于 COL 存储策略、随机存储策略和 ABC 分类存储策略，其减少堆垛机运行时间的比例分别达到了 18.8%, 16.9%和 35.7%。显示基于改进遗传算法的定位储存策略的最佳适应度和平均适应度随种群迭代的变化曲线，种群迭代至末期逐渐收敛。

不同储存策略下，仓库货位为 11×84 的立体仓库中线束的月使用率情况见图 7。横坐标为立体仓库的 84 列，纵坐标显为立体仓库第 2 到 11 层，方块的颜色越深代表该货位存放的线束使用率越高。图 7a 显了基于改进遗传算法的定位存储模型的线束使用率，遗传算法捕捉到线束和开线机间的关系，将使用率高的线束靠近对应开线机存放，将使用率低的线束靠近货架顶层存放，减少堆垛机完成订单的时间。图 7b 和 7c 显示使用 COL 存储策略和 ABC 分类存储策略的线束使用率，使用率高的线束靠近出入库点存放，线束在各台开线机分配不均匀，堆垛机处理订单时间长，立体仓库工作效率低。随机分配策略下立体仓库线束使用率见图 7c，线束均匀分配，但没有充分利用低层货位距离开线机近的优势，忽略了线束和开线机间的相关性。

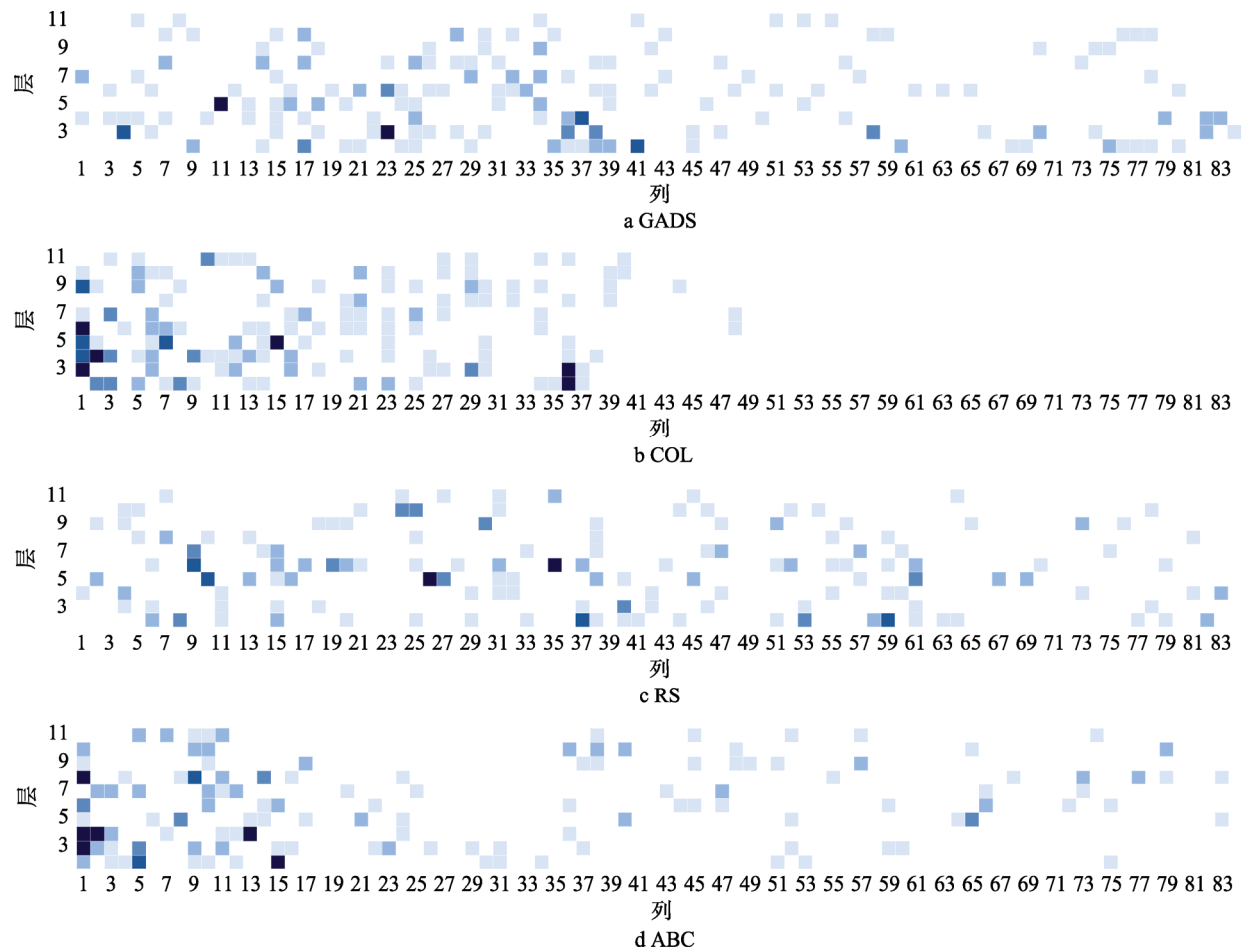


图 7 不同储存策略立体仓库线束使用率
Fig.7 Order picking frequencies of warehouse for different storage algorithms

4 结语

汽车线束加工立体仓库作为一种特殊的生产型立体仓库,对货架最底层货位的存储功能进行改进,实现了对接开线机的功能。文中以某汽车线束加工立体仓库为研究对象,对历史订单数据进行清洗和加工后,采用基于改进遗传算法的定位存储策略对立体仓库货位进行优化配置。通过实例分析,表明定位存储策略优于就近存储策略、随机存储策略和分类存储策略,有效改进该特殊立体仓库的工作效率。文中所研究的汽车线束加工立体仓库不局限于汽车线束生产领域,还可扩展到具有类似生产需求的行业。将生产的原料或半成品预存储在立体仓库货位中,生产时将原料或半成品按生产要求运送至仓库底层货位,对接生产设备后进行生产加工。同时,通过采用文中所设计的存储模型和求解算法,能有效提高这类生产型立体仓库的生产效率。

参考文献:

- [1] TOMPKINS J A. Facilities Planning: A Vision for the 21st Century[J]. Iie Solutions, 1997, 29(8): 18—19.
- [2] LI J, MOGHADDAM M, NOF S Y. Dynamic Storage Assignment with Product Affinity and Abc Classification—a Case Study[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 84(9/10/11/12): 1—16.
- [3] QUINTANILLA S, ÃNGELES P Ã, BALLESTÃ N F, et al. Heuristic Algorithms for a Storage Location Assignment Problem in a Chaotic Warehouse[J]. Engineering Optimization, 2014, 47(10): 1405—1422.
- [4] ELSAYED E A. Optimization of Warehouse Storage Capacity under a Dedicated Storage Policy[J]. International Journal of Production Research, 2005, 43(9): 1785—1805.
- [5] FUMI A, SCARABOTTI L, SCHIRALDI M M. Minimizing Warehouse Space with a Dedicated Storage Policy[J]. International Journal of Engineering Business Management, 2013, 5: 21.
- [6] CAI J W, KUANG X, SONG S, et al. Automated Warehouse Storage Assignment Policy Based on Storage Frequency and Workload Balance[C]// 2016 International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences (Liss' 2016), 2016.
- [7] 陈璐, 陆志强. 自动化立体仓库中的储位分配及存取路径优化[J]. 管理工程学报, 2012, 26(1): 42—47.
- CHEN Lu, LU Zhi-qiang. Optimization for Storage Location Assignments and Interleaving Problems in an Automated Storage/Retrieval System[J]. Journal of Industrial Engineering & Engineering Management, 2012, 26(1): 42—47.
- [8] BATTINI D, CALZAVARA M, PERSONA A, et al. Order Picking System Design: The Storage Assignment and Travel Distance Estimation (Sa&Tde) Joint Method[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(4): 1077—1093.
- [9] PAN J C H, SHIH P H, WU M H, et al. A Storage Assignment Heuristic Method Based on Genetic Algorithm for a Pick-and-Pass Warehousing System[J]. Computers & Industrial Engineering, 2015, 81: 1—13.
- [10] YU Y, KOSTER R B M D. Sequencing Heuristics for Storing and Retrieving Unit Loads in 3d Compact Automated Warehousing Systems[J]. Iie Transactions, 2012, 44(2): 69—87.
- [11] GOLDBERG D E. Genetic Algorithm in Search, Optimisation and Machine Learning[M]. Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, 1998.
- [12] VIGNALI G. Optimisation of Storage Allocation in Order Picking Operations through a Genetic Algorithm[J]. International Journal of Logistics Research & Applications, 2012, 15(2): 127—146.
- [13] 陈夺. 自动化立体仓库货位优化和堆垛机路径优化的研究[D]. 沈阳: 沈阳大学, 2012.
CHEN Duo. Automated Warehouse Goods Allocation and Stacker Path optimization Research[D]. Shenyang: Shenyang University, 2012.
- [14] 徐宗本, 高勇. 遗传算法过早收敛现象的特征分析及其预防[J]. 中国科学: 技术科学, 1996(4): 364—375.
XUN Zong-ben, GAO Yong. Feature Analysis and Prevention of Premature Convergence in Genetic Algorithm[J]. Sci Sin Tech, 1996(4): 364—375.
- [15] STARKWEATHER T. A Comparison of Genetic Sequencing Operators[C]// Proc. International Conference on Genetic Algorithms, 1991: 69—76.
- [16] SYSWERDA G. Schedule Optimization Using Genetic Algorithms[M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [17] 吕佳. 大变异遗传算法在非线性系统参数估计中的应用[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2004, 21(4): 13—16.
LYU Jia. Application in Parameter Estimation of Non-linear System Based Upon Improved Genetic Algorithms of Cataclysmic Mutation[J]. Journal of Chongqing Teachers College, 2004, 21(4): 13—16.