

文章编号:1671-6833(2020)06-0033-07

求解仓储作业优化问题的多物种协同进化算法

杨文强, 张素君, 郭 昊

(河南科技学院 机电学院, 河南 新乡 453003)

摘 要: 针对一类带过道仓储作业优化问题, 为提高仓储作业效率, 受生物进化论的启发, 提出一种基于遗传、粒子群以及人工鱼群共同参与的多物种协同进化算法 (multispecies co-evolution algorithm, MSCA), 即通过基于学习机制的多物种竞争共生捕食策略, 使每个物种适应环境的能力都能得到增强; 同时引入变异机制, 使全部物种的种群多样性得到协同改善, 从而在提高单个物种进化能力的同时, 也提高了算法的全局寻优能力及求解效率, 最后通过工业现场实例验证了算法的有效性。

关键词: 仓储作业优化; 遗传算法; 粒子群算法; 人工鱼群算法; 多物种协同进化

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2019.03.030

0 引言

大型电商平台进一步拓展了自动化立体仓储的应用领域, 对自动化立体仓储技术来讲既是机遇又是挑战。仓储作业是仓储业务中最耗时的, 大约占到仓储业务总耗时的 55%^[1], 因此优化仓储作业效率就显得至关重要。截至目前, 国内外学者在这方面已经开展了一些研究工作。Henn 等^[2]和 Tsai 等^[3]基于禁忌搜索算法对传统仓储订单批量拣选优化问题进行了研究; Bottani 等^[4]考虑到货位分配策略也是影响仓储拣选效率的一个关键因素, 采用遗传算法对货位分配优化问题进行求解, 使拣选路径缩短 20% 左右; De Santis 等^[5]以最小化订单拣选距离为优化目标, 提出了基于蚁群算法及弗洛伊德算法的混合型元启发式算法; Theys 等^[6]和 Ascheuer 等^[7]将仓储订单拣选优化问题等效为经典的 TSP (travelling salesman problem) 问题进行求解; Lu 等^[8]考虑到订单到达时间有一定的随机性, 认为仓储系统应具有一定的柔性, 基于干涉路由选择算法对动态订单拣选优化问题进行了分析研究; 由于活动货架具有空间利用率高的特点, Boysen 等^[9]对活动货架模式下的订单拣选优化问题建立了数学模型, 并对开放巷道数量参数的灵敏度进行了实验分析; 蔡安江等^[10]针对具有多出/入库台的立体仓库堆垛机

调度问题, 建立了一种基于混合命令序列的堆垛机调度模型, 并用遗传算法对该模型进行求解; 赵金萍等^[11]基于 Flexsim 对立体仓库出入库进行了仿真与优化; 蒋美仙等^[12]考虑到仓库的不同布局将会对仓库总拣货距离产生不同的影响, 结合贯通式货架系统的思想, 提出了一种改进的 Fishbone 仓库布局方法; 吴迪等^[13]分析了边远群岛物流体系的内在运作机理和特点, 以物流节点选址、港口布局、仓储规划和航线配置为研究对象, 构建出以物流成本最低为目标的优化模型; 杨朋等^[14]分析了多载具自动化存取系统的作业特点, 建立了多载具自动化存取系统作业调度模型, 并设计了求解该模型的遗传模拟退火混合算法; 刘臣奇等^[15]从候选节点集合策略、参数自适应调整以及选择算子等方面对蚁群算法进行了改进, 并将其应用于求解自动化立体仓库固定货架拣选作业优化问题。

上述文献主要针对传统单区块类型仓储作业优化问题开展了相关的研究工作, 对多区块类型仓储作业优化问题涉及较少。单区块类型仓储是指仓储系统仅仅包含前过道和后过道。如果仓储系统除了包含前、后两个过道外还有其他过道, 则其为多区块类型仓储, 具体如图 1 所示。特别是大型仓储系统, 过道的引入给仓储作业增加了很大的柔性, 因此该类仓储正逐步得到广泛应用。

收稿日期: 2019-12-12; 修订日期: 2020-06-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61773156); 河南省科技攻关计划资助项目 (202102110281, 202102110282)

作者简介: 杨文强 (1984—), 男, 河南驻马店人, 河南科技学院讲师, 博士, 主要从事生产制造系统建模、优化与调度研究, E-mail: yangwqsj@163.com。

对于使用大型仓储系统的电商平台,比如淘宝、京东,在“双 11”等类型的促销狂欢节中,在打价格战的同时,都希望将客户订单在最短时间内进行交付,以进一步提高服务质量和市场竞争力。因此,如何在带过道仓储中提高订单拣选作业效率是非常有价值的研究课题。

1 问题描述及模型构建

1.1 问题描述

以某大型网上超市仓储系统为例,其布局如图 1 所示。与传统单区块仓储系统相比,增加了过道布局。

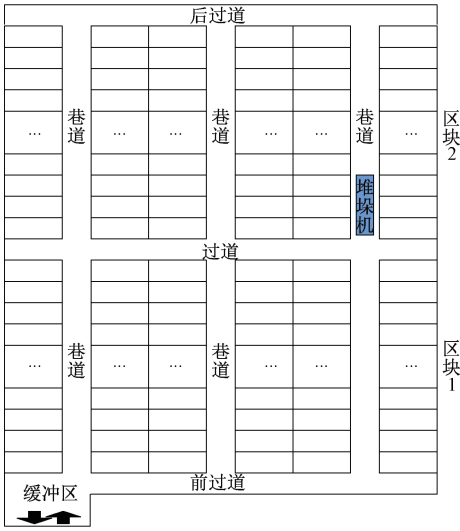


图 1 仓储布局图

Figure 1 Warehouse layout

从图 1 中可以直观地看到,堆垛机根据自身当前所处位置,通过选择合适的过道可以方便地实现从当前巷道进入到下一个巷道。该仓储系统具体作业流程为:堆垛机在缓冲区接到客户订单拣选指令后,自动进入相应的巷道开始拣选作业,直到完成既定的拣选任务后返回到缓冲区。

为研究方便,忽略堆垛机的启动和制动时间,设堆垛机的水平运动平均速度和垂直运动平均速度分别为 v_x 和 v_y ,且水平和垂直方向运动相互独立。堆垛机最大载货量为 C ,仓储每个仓位的长、宽、高分别记为 L 、 W 、 H ,巷道宽度为 W_1 ,过道宽度为 W_2 ,区块数为 L_1 ,每区块每巷道货架列数为 L_2 ,层数为 L_3 ,巷道数为 L_4 。假设 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为订单的 n 个待拣选货位,其货位 $p_i (i \in \{1, 2, \dots, n\})$ 坐标可表示为 (x_i, y_i, z_i, b_i) ,其中 x_i, y_i, z_i, b_i 分别为货位所在巷道号、货位所在货架的列号层号以及货位所在区块号,本文将缓冲区记为 $p_0(0,0,0,1)$ 。同时,每个待拣选货位货物的订单

需求量记为 w_i 。

定义 1 如果堆垛机在执行拣选任务的过程中连续经过货位 p_i 和 p_j ,则 $e_{ij} = 1$,否则 $e_{ij} = 0$ 。

在定义 1 中,堆垛机由货位 p_i 到 p_j 所用的时间可表示为:

$$t_{ij} = \begin{cases} \max\{A_1, B\}, b_i = b_j, x_i = x_j; \\ \max\{\min\{A_2, A_3\}, B\}, b_i = b_j, x_i \neq x_j; \\ \max\{A_4, B\}, b_i \neq b_j. \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$$A_1 = (W \cdot |y_i - y_j|) / v_x;$$

$$A_2 = (W \cdot (y_i + y_j) + W_1 \cdot |x_i - x_j| + W_2) / v_x;$$

$$A_3 = (W \cdot ((L_1 - y_i) + (L_1 - y_j)) + W_1 \cdot |x_i - x_j| + W_2) / v_x;$$

$$A_4 = (W \cdot (y_i + y_j) + W_1 \cdot |x_i - x_j| + W_2 \cdot |b_i - b_j|) / v_x;$$

$$B = (H \cdot |z_i - z_j|) / v_y.$$

定义 2 由于堆垛机载重量的限制,某一订单可能需要堆垛机进行 R 次拣选作业。如果待拣选货位 p_i 在第 $r (r \in R)$ 次拣选作业中完成,则 $g_{ir} = 1$,否则 $g_{ir} = 0$ 。

1.2 模型构建

求解该类型仓储作业优化问题的目标就是使完成所有订单的拣选任务所花费的时间最短,假设某订单拣选任务的集合为 O ,其数学模型和约束定义如下:

$$\min f(t) = \sum_{i \in O} \sum_{j \in O \setminus \{i\}} t_{ij} \sum_{r \in R} (e_{ij} \cdot (g_{ir} \cdot g_{jr})). \quad (2)$$

s.t.:

$$\sum_{r \in R} g_{ir} = 1, \forall i \in O; \quad (3)$$

$$\sum_{i \in O} (g_{ir} \cdot w_i) \leq C, \forall r \in R; \quad (4)$$

$$\sum_{i \in O} e_{ij} = 1, \forall j \in O; \quad (5)$$

$$\sum_{j \in O} e_{ij} = 1, \forall i \in O; \quad (6)$$

$$\sum_{j \in O} e_{0j} = R; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in O} e_{i0} = R; \quad (8)$$

$$e_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in O; \quad (9)$$

$$g_{ir} \in \{0, 1\}, \forall i \in O, \forall r \in R. \quad (10)$$

式中: e_{ij}, g_{ir}, g_{jr} 为决策变量; t_{ij} 为参数变量。其中,式(2)为目标函数;式(3)~(10)为约束函数。式(3)表示待拣选货位在拣选路径中只允许出现一次;式(4)限定堆垛机进行拣选作业所装载货物不能超过自身最大载重;式(5)和式(6)表示每个待拣选货位在拣选过程中不能形成自回路;式

(7)和式(8)限定堆垛机拣选路径起始位和结束位均为出入库缓冲区处;式(9)和式(10)为决策变量的二进制值域约束。

2 多物种协同进化算法设计

由于所求优化问题的特性千差万别,因而不存在适合于求解所有类型优化问题的万能算法。本文将多物种协同进化思想引入到算法设计中,使用遗传算法^[16]、粒子群算法^[17]以及人工鱼群算法^[18]竞争捕食机制进行协同进化,在提高单物种进化能力的同时,提高全部物种的整体寻优能力。

2.1 基于学习机制的多物种竞争捕食

关于多物种进化算法,已有学者进行了相关研究,比如黎明等^[19]通过改变基因型到表现型的映射关系,使不同物种携带不同的遗传信息,然而,物种间并没有通过学习机制取其所长,在一定程度上会影响算法的求解效果。本文受达尔文生物进化论“物竞天择,适者生存”的启发。将多物种协同进化思想引入到算法设计中,其基本原理是借鉴达尔文的生物进化论,将多个不同的物种,即遗传算法、粒子群算法和人工鱼群算法构建成一个完整的生态系统,通过物种间竞争捕食来完成信息共享,从而快速找到待求问题的最优解。其本质是每个物种具有不同的适应环境的能力,比如遗传算法擅长全局寻优,但其局部搜索能力差,容易出现早熟现象。粒子群算法收敛速度快,但其求解精度低。人工鱼群算法具有较强的全局搜索能力,但其搜索盲目性大,收敛速度慢。笔者将三者进行结合,充分利用各自的优点,实现优势互补,从而增强团队协作寻优的能力。具体协作机制为:在非竞争捕食阶段,每个物种按自己内部的进化机理进行觅食;在竞争捕食过程中,各个物种通过学习机制,学习其他物种的本领,使不同的物种能够优势互补,从而使整个生态系统中所有物种个体的质量都得到大幅提升,达到了在提高单个物种进化能力的同时,提高全部物种的整体寻优能力的目的。因而对多物种竞争共生启发式优化算法来讲,其求解效率及质量都得到了较大幅度的提升。

为使多个物种协同进化,引入竞争捕食机制,具体工作原理为:在生物进化的过程中,由于自身或自然条件等因素,会出现对生存环境适应能力较差的个体,这些个体被其他物种捕食的风险大。为实现物种间竞争捕食,首先基于平均适应度找

出捕食者与被捕食者,以平均适应度最大的物种为捕食者,其余物种均为被捕食者。被捕食的种群为更好地适应生存环境,需要总结被捕食的经验教训,即通过所谓的学习来不断提高自身的生存能力。为此,个体被捕食概率 p_i 定义如下:

$$p_i = 1 - (\text{fitness}(x_i) / \sum_{j \in \{1, 2, \dots, M\}} \text{fitness}(x_j)) \quad (11)$$

式中: $\text{fitness}(\cdot)$ 为适应度函数。

为体现多物种进化的协同性,引入基于学习机制的繁殖策略,即:如果某物种有个体被捕食,则会导致该物种种群数量减少,为维持生态平衡,在 x_i^{old} 个体被捕食后,将基于学习机制繁殖新个体。具体繁殖策略定义如下:

$$x_i^{\text{new}} = x_i^{\text{old}} + \text{rand} \cdot$$

$$(\{x_j | \max\{\text{fitness}(x_k)\}, x_k \in \Omega\} - x_i^{\text{old}}) \quad (12)$$

式中: Ω 为全部物种的种群空间。

2.2 多物种种群多样性协同改善机制

种群多样性是物种适应环境能力的一种表征,对优化算法而言,则是解空间分布的一种度量。如果种群分布集中,则不利于解空间的开拓,容易导致算法陷入局部最优,从而降低求解效率及求解质量,而变异策略在一定程度上可以提高种群的多样性。基于上述考虑,有必要对基于变异机制的种群多样性进行调整改善。

为兼顾解空间全局的开拓以及局部的开发,笔者对全部物种的种群多样性进行协同改善。具体策略为:对全部物种中的所有个体按照适应度高低进行降序排列,然后计算所有非最优个体与最优个体间的距离,并按距离长短降序排列。为克服过度变异带来的随机性,只对适应度及距离排名后 10% 的个体进行变异。

2.3 多物种协同进化算法(MSCA)流程

Step 1 初始化参数。总体最大进化代数 G_{\max} 、每个物种的最大进化代数 $G_{p_{\max}}$ 、进化代数计数器 t 、种群规模 M 、交叉概率 p_c 、变异概率 p_m 、惯性权重 w 、学习因子 c_1 和 c_2 、步长 $step$ 、人工鱼的视野范围 $Visual$ 、尝试次数 n 、拥挤度因子 δ , 初始化每个物种的种群个体。

Step 2 全局搜索, $t = t + 1$ 。

Step 3 局部搜索,遗传算法、粒子群算法以及人工鱼群算法进行单物种并行进化。

Step 4 产生随机数 r 。对于被捕食者,如果 $r > p_i$,则进行基于学习机制的多物种竞争捕食。

Step 5 多物种种群多样性协同改善。

出最优解。

Step 6 如果 $t < G_{\max}$, 则返回 Step 2; 否则, 输

算法具体流程图如图 2 所示。

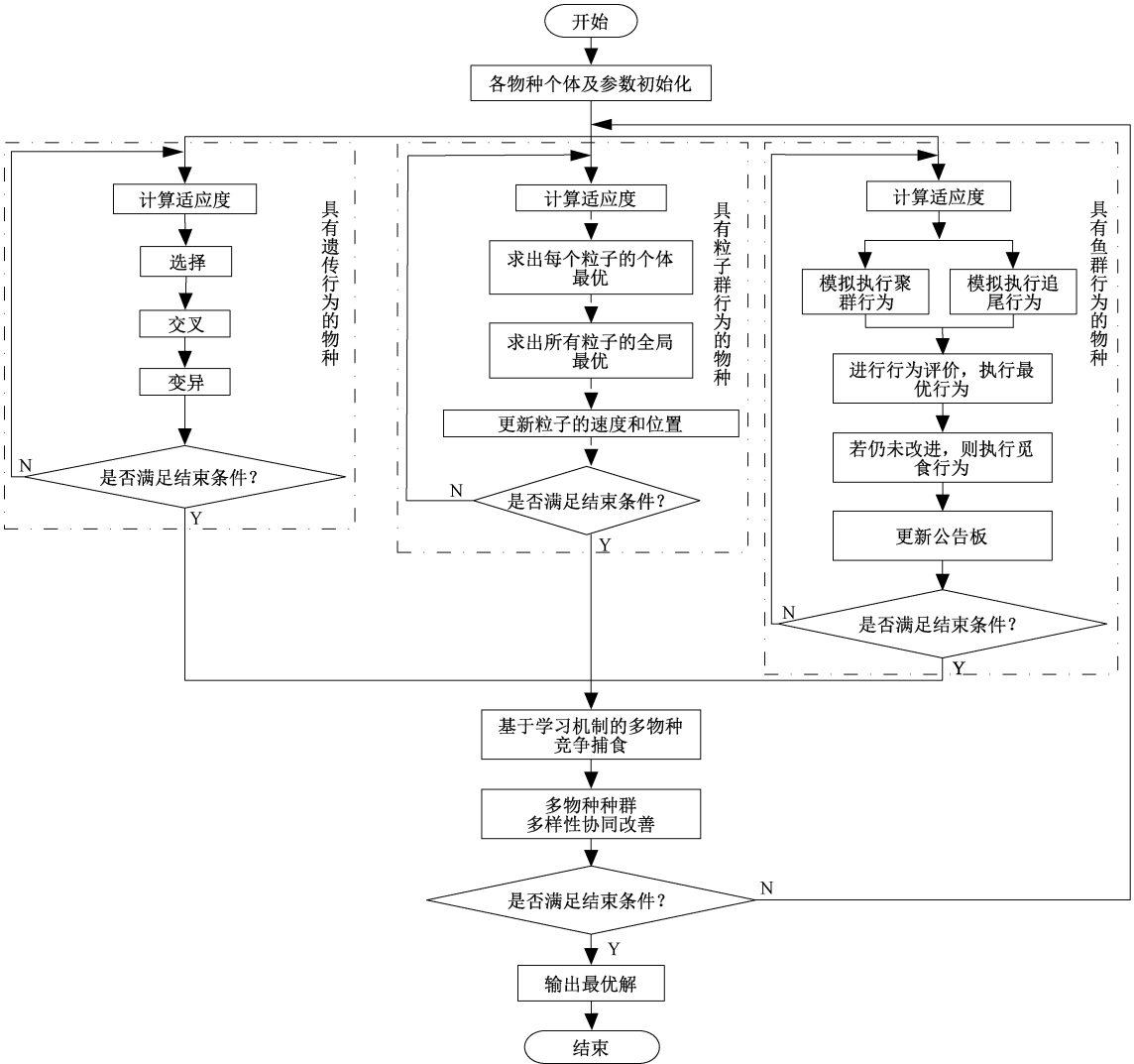


图 2 MSCA 流程图

Figure 2 Flow chart of MSCA

3 收敛性分析

定义 3 设 $\{X_k, k = 0, 1, \dots\}$ 是一离散序列, X_k 的有限状态空间为 $S = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N\}$, 若对于任意的 $k \geq 0$ 及 $\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{k-1} \in S$, 都有下式成立:

$$P(X_{k+1} = \gamma_j \mid X_0 = \gamma_0, X_1 = \gamma_1, \dots, X_k = \gamma_i) =$$
$$P(X_{k+1} = \gamma_j \mid X_k = \gamma_i). \quad (13)$$

则称 $\{X_k, k = 0, 1, \dots\}$ 为有限 Markov 链。

定义 4 条件概率 $P(X_{k+1} = \gamma_j \mid X_k = \gamma_i)$ 称为 Markov 链 $\{X_k, k = 0, 1, \dots\}$ 在时刻 k 处于状态 γ_i 的条件下, 在时刻 $k + 1$ 转移到状态 γ_j 的转移概率, 记为 $p_{ij}(k)$ 。如果 $p_{ij}(k)$ 与时间 k 无关, 则称 $\{X_k, k = 0, 1, \dots\}$ 为齐次有限 Markov 链。

定理 1 MSCA 的种群状态序列是齐次有限

Markov 链。

证明: 假设种群中个体的位置称为个体的状态, 由于求解问题规模有限, 因而个体所有状态构成的空间 $S = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N\}$ 是个有限集。同时, 个体从当前状态 ψ_i 转移到下一个状态 ψ_j 无论经过遗传算法、粒子群算法、人工鱼群算法还是三者之间的竞争捕食, 其转移概率 $p_{ij}(k)$ 只与 ψ_i 有关, 与时间 k 无关。因此 MSCA 的种群状态序列是齐次有限 Markov 链。

定义 5 假设 $Q_k = \max\{F(x_i) \mid i \in (1, 2, \dots, U)\}$ 表示在第 k 代可行解中适应度最好的所有个体, 如果满足下式:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} = 1, \quad (14)$$

则 MSCA 是全局收敛的, 式中 Q^* 为待求问题的全局最优解集。

定理 2 笔者提出的 MSCA 具有全局收敛性。

证明:

$$P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} = 1 - P\{Q_k \cap Q^* = \emptyset\}。 \quad (15)$$

由于本文 MSCA 采用最优解保留策略,式(15)由贝叶斯条件概率公式又可表示为:

$$\begin{aligned} P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} &= 1 - P\{Q_1 \cap Q^* = \emptyset, \\ &Q_2 \cap Q^* = \emptyset, \dots, Q_k \cap Q^* = \emptyset\} = \\ &1 - P\{Q_1 \cap Q^* = \emptyset\} \times P\{Q_2 \cap Q^* = \\ &\emptyset \mid Q_1 \cap Q^* = \emptyset\} \times \dots \times P\{Q_k \cap Q^* = \\ &\emptyset \mid Q_{k-1} \cap Q^* = \emptyset\}。 \end{aligned} \quad (16)$$

令

$$\begin{aligned} \zeta &= \max\{P\{Q_1 \cap Q^* = \emptyset\}, \\ &P\{Q_k \cap Q^* = \emptyset \mid Q_{k-1} \cap Q^* = \emptyset\}\}, \\ &k = 2, 3, \dots。 \end{aligned} \quad (17)$$

则由式(16)、(17)可得

$$P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} \geq 1 - \zeta^k。 \quad (18)$$

又因为 $\zeta \in (0, 1)$, 所以

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} &\geq \\ 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} \zeta^k &= 1 - 0 = 1。 \end{aligned} \quad (19)$$

又因为

$$0 \leq \lim_{k \rightarrow \infty} P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} \leq 1。 \quad (20)$$

由式(19)、(20)可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{Q_k \cap Q^* \neq \emptyset\} = 1。 \quad (21)$$

因此,本文提出的 MSCA 具有全局收敛性。

4 算例验证与分析

为了验证 MSCA 算法的性能,结合某企业给出的 60 个客户订单进行测试,并与标准遗传算法(GA)、标准粒子群算法(PSO)、标准人工鱼群算法(AFS)进行比较。实验在 Windows 10 系统平台, MATLAB7.0 开发环境下进行。进化代数均为 600,其中,对于 MSCA,各子算法的进化代数均为 50,子种群规模均为 60;对于 GA,种群规模为 180,交叉概率及变异概率分别为 0.80、0.06;对于 PSO,种群规模为 180,惯性权重 w 为 1.3,学习因子 c_1 和 c_2 均为 2;对于 AFS,种群规模为 180,步长为 0.5,视野范围为 15,尝试次数为 30,拥挤度因子 δ 为 0.618。自动化立体仓库系统参数: $L = 30$ cm, $W = 50$ cm, $H = 40$ cm, $W_1 = 80$ cm, $W_2 = 80$ cm, $L_1 = 8$, $L_2 = 100$, $L_3 = 15$, $L_4 = 7$, $v_x = 1$ m/s, $v_y = 0.5$ m/s, $C = 500$ kg。针对本文上述测试算例,图 3 为各算法求出的最优解随进化代数的变化趋势。为具有普适性,对不同规模的订单进行

了测试,并对参与比较的算法各运行 30 次,同时,为兼顾公平性,各算法使用相同的目标函数评价次数,图 4 给出了订单规模为 60 时,30 次运行结果的箱形图,表 1 给出了不同规模订单运行 30 次的最优解、平均值及标准差。同时,在算法性能上,为验证 MSCA 与 GA、PSO 及 AFS 是否存在显著性差异,又对算法的运算结果进行了基于均值的双样本 t -test,本文首先假设参与对比的两个算法之间在性能上不存在显著性差异,并且显著性水平设为 0.05。表 1 中的 t -test₁、 t -test₂ 和 t -test₃ 分别表示 MSCA 与 GA、PSO 和 AFS 的对比测试。

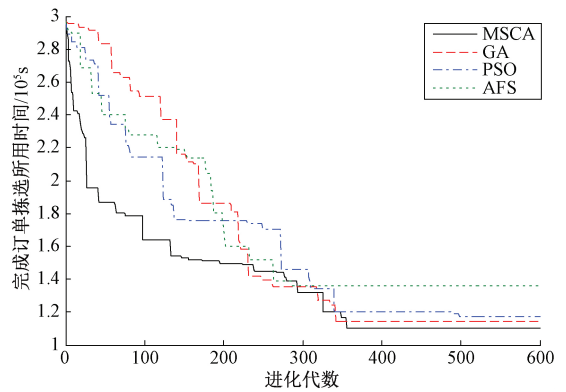


图 3 最优解随进化代数的变化趋势

Figure 3 Optimum change with generation

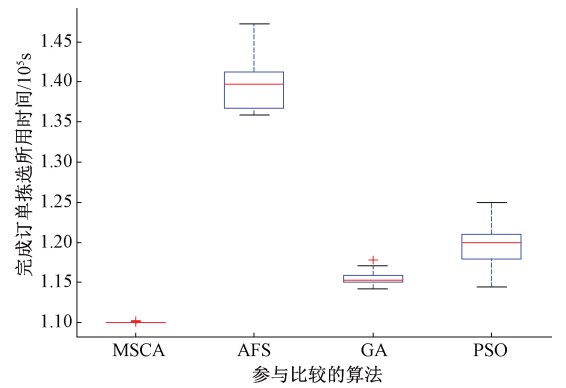


图 4 30 次最优解的箱形图

Figure 4 Boxplots of 30 optimums

从图 3 可以直观地看出,本文提出的 MSCA 算法在收敛速度以及求解精度上明显优于其他 3 种算法。同时,图 4 表明对同一问题的多次求解, MSCA 得出的最优解分布较为集中,表明该算法具有良好的稳定性。为进一步评估 MSCA 算法的性能,表 1 依据不同规模订单的求解情况,从仓库有无过道两个角度,将 MSCA 与 GA、PSO 及 AFS 进行了对比。从表 1 的统计结果来看,首先在最优解和均值方面,对于规模订单拣选问题的求解,

表 1 不同规模订单各算法求解情况对比
Table 1 Comparison among MSCA, GA, PSO and AFS

算法	取值	订单规模					
		30		50		60	
		无过道	有过道	无过道	有过道	无过道	有过道
MSCA	最优解	7.987 7e4	7.815 0e4	9.305 0e4	9.210 7e4	1.130 4e5	1.100 2e5
	平均值	7.987 7e4	7.815 0e4	9.305 4e4	9.211 4e4	1.130 5e5	1.100 4e5
	标准差	0	0	8.612 6	5.013 0	1.316 0e1	1.768 8e1
GA	最优解	7.987 7e4	7.815 0e4	9.671 0e4	9.467 0e4	1.169 1e5	1.142 3e5
	平均值	7.991 6e4	7.819 9e4	9.734 8e4	9.509 3e4	1.178 5e5	1.155 1e5
	标准差	1.437 4e1	1.622 8e1	1.311 7e2	8.530 7e1	8.955 2e2	9.956 3e2
t -test ₁	$ t $	1.488 5e1	1.633 3e1	1.789 2e2	1.909 4e2	2.926 8e1	3.005 5e1
	$t_{0.05}$	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7
PSO	最优解	7.987 7e4	7.815 0e4	9.682 2e4	9.294 9e4	1.231 4e5	1.172 0e5
	平均值	7.988 5e4	7.817 2e4	9.770 2e4	9.337 9e4	1.239 8e5	1.194 3e5
	标准差	1.370 1e1	3.908 1e1	1.681 3e2	1.173 7e2	1.573 6e3	1.993 3e3
t -test ₂	$ t $	3.200 0	3.081 2	1.499 4e2	5.898 0e1	3.804 3e1	3.801 6e2
	$t_{0.05}$	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7
AFS	最优解	7.987 7e4	7.815 0e4	1.026 6e5	9.701 0e4	1.360 4e5	1.359 0e5
	平均值	7.991 4e4	7.821 7e4	1.037 0e5	9.732 1e4	1.414 8e5	1.397 2e5
	标准差	1.569 0e1	3.164 4e1	2.153 8e2	1.271 1e2	2.851 9e3	3.097 8e3
t -test ₃	$ t $	1.291 4e1	1.159 8e1	2.702 0e2	2.241 5e2	5.456 8e1	5.247 5e1
	$t_{0.05}$	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7	2.001 7

4 种算法均显示出自身的优势,表明其具有较高的求解质量;其次,在标准差方面,MSCA 标准差是最小的,特别是随着订单规模的增加,优势更为明显,从而表明 MSCA 具有较好的鲁棒性。关于 MSCA 的性能, t -test 也对其进行了验证,在表 1 中,对任意规模订单的求解, $|t|$ 均大于 $t_{0.05}$,从而表明假设不成立,即 MSCA 与 GA、PSO 和 AFS 在性能上存在显著差异。MSCA 之所以呈现这些特点,主要是由于笔者提出的基于学习机制的多物种竞争捕食及多物种种群多样性协同改善策略。首先,物种间的学习机制能够使物种快速获取整个生态系统当前时刻的最优解,从而能够引导自己向有利于找到全局最优解的方向搜索,从而提高了寻优效率;其次,多物种种群多样性协同改善策略通过物种间信息的共享,从全局角度改善了种群的多样性,这将在很大程度上降低算法进入局部最优的概率。因此这两方面有效增强了 MSCA 的全局开拓能力及局部探索能力。更为重要的是,表 1 揭示了带过道仓储在订单拣选效率上要好于无过道仓储。

5 结论

为求解带过道的仓储作业优化问题,提出了一种多物种协同进化算法,通过引入学习机制,让

物种间进行竞争捕食,从而实现优势互补;同时,提出多物种种群多样性协同改善机制,以快速提高每个物种的种群多样性。通过实例仿真可以看出,竞争捕食机制提高了求解效率,种群多样性协同改善机制扩大了解空间的寻优范围。最后验证了求解不同规模,特别是大规模订单拣选问题,MSCA 相对 GA、PSO 及 AFS 算法的优越性,更为重要的是揭示了相对传统仓储,带过道仓储的订单拣选效率有明显的提升。因此,本文所研究问题的思路及成果为传统仓储的布局改造提供了参考。

参考文献:

[1] ROODBERGEN K J, De KOSTER R. Routing order pickers in a warehouse with a middle aisle[J]. European journal of operational research, 2001, 133(1):32-34.
[2] HENN S, WÄSCHER G. Tabu search heuristics for the order batching problem in manual order picking systems[J]. European journal of operational research, 2012, 222(3):484-494.
[3] TSAI C Y, LIOU J J H, HUANG T M. Using a multiple-GA method to solve the batch picking problem: considering travel distance and order due time[J]. International journal of production research, 2008, 46(22):6533-6555.

[4] BOTTANI E, CECCONI M, VIGNALI G, et al. Optimisation of storage allocation in order picking operations through a genetic algorithm [J]. International journal of logistics research and applications, 2012, 15(2):127-146.

[5] De SANTIS R, MONTANARI R, VIGNALI G, et al. An adapted ant colony optimization algorithm for the minimization of the travel distance of pickers in manual warehouses [J]. European journal of operational research, 2018, 267(1):120-137.

[6] THEYS C, BRÄYSY O, DULLAERT W, et al. Using a TSP heuristic for routing order pickers in warehouses [J]. European journal of operational research, 2010, 200(3):755-763.

[7] ASCHEUER N, GRÖTSCHEL M, ABDEL-HAMID A A. Order picking in an automatic warehouse: solving online asymmetric TSPs[J]. Mathematical methods of operations research, 1999, 49(3):501-515.

[8] LU W R, MCFARLANE D, GIANNIKAS V, et al. An algorithm for dynamic order-picking in warehouse operations [J]. European journal of operational research, 2016, 248(1):107-122.

[9] BOYSEN N, BRISKORN D, EMDE S. Sequencing of picking orders in mobile rack warehouses [J]. European journal of operational research, 2017, 259(1):293-307.

[10] 蔡安江,应嘉奇,王坚,等. 分散式立体仓库堆垛机调度模型[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(3):793-799.

[11] 赵金萍,熊君星,邹文强,等. 基于 Flexsim 的自动化立体仓库出入库仿真与优化[J]. 高技术通讯, 2017, 27(1):81-87.

[12] 蒋美仙,冯定忠,赵晏林,等. 基于改进 Fishbone 的物流仓库布局优化[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(11):2920-2929.

[13] 吴迪,王诺,宋南奇,等. 边远群岛物流体系的选址-库存-路径优化[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(12):3175-3187.

[14] 杨朋,缪立新,秦磊. 多载具自动化存取系统作业调度优化[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(7):1626-1632.

[15] 刘臣奇,李梅娟,陈雪波. 基于蚁群算法的拣选作业优化问题[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(3):179-185.

[16] 樊一娜,梁伟,黄渝清,等. 基于 IGA 的配电系统运行损耗与可靠性优化[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(5):58-63.

[17] 龙志伟,肖松毅,王晖,等. 基于粒子群算法的水资源需求预测[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(4):32-35, 47.

[18] 谢榕,潘维,柴崎亮介. 基于人工鱼群算法的出租车智能调度[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(11):2938-2947.

[19] 黎明,卢明,陈昊,等. 基于线性映射的多物种捕食元胞遗传算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(10):959-967.

Operation Optimization of Warehousing by Multispecies Co-evolution Algorithm

YANG Wenqiang, ZHANG Sujun, GUO Hao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China)

Abstract: To improve the efficiency of warehousing operation, inspired by biological evolutionism, a new method of multispecies co-evolution algorithm (MSCA) based on genetic algorithm, particle swarm optimization algorithm, and artificial fish swarm algorithm was proposed to solve warehousing operation optimization problem with cross aisles in this paper. It improved the ability of each species to adapt to one's environment based on multispecies competition-predatory strategies by learning mechanism; and could improve the population diversity of all the species cooperatively using mutation mechanism. It enhanced evolutionary capacity of single species, and further improved the global search ability and solving efficiency of MSCA. Finally, industrial example showed the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: warehouse operation optimization; genetic algorithm; particle swarm optimization algorithm; artificial fish swarm algorithm; multispecies co-evolution