 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i6.6027

Research on the sorting problem of cargo location operations based on improved bottle sea sheath group algorithm

Zijian Tan

School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu, 210094, China

Abstract

This article proposes an improved bottle sea sheath group algorithm to solve the problem of cargo location allocation. Firstly, a single objective optimization mathematical model is constructed with the goal of minimizing the total transportation distance. Based on the tunica swarm algorithm, an improved tunica swarm algorithm is proposed. This algorithm uses the best point set method to initialize the population, making the initial population more evenly distributed in the solution space, and optimizes the population fitness value through differential evolution algorithm to improve local development ability. Finally, the Cauchy reverse learning strategy is applied to expand the search range and increase convergence accuracy. Experiments have shown that compared with the tunica swarm algorithm and other optimization algorithms, the improved tunica swarm algorithm has stronger global search capabilities and significantly reduces the total transportation distance of the cargo sorting scheme.

Keywords

cargo location operation sorting; bottle sea sheath group algorithm; Collection of highlights; Differential Evolution Algorithm; Cauchy Reverse Learning

基于改进樽海鞘群算法的货位作业排序问题研究

谈子健

南京理工大学自动化学院，中国 · 江苏 南京 210094

摘　要

本文提出了一种改进樽海鞘群算法解决货位分配问题。首先以最小化运输总路程为目标构建单目标优化数学模型，基于樽海鞘群算法，提出改进樽海鞘群算法。该算法采用佳点集法初始化种群，使初始种群在解空间中分布更均匀，并且通过差分进化算法优化种群适应度值，提升局部开发能力，最后运用柯西反向学习策略扩大搜索范围，增加收敛精度。实验表明，与樽海鞘群算法及其他优化算法相比，改进樽海鞘群算法的全局搜索能力更强，显著降低了货位作业排序方案的运输总路程。

关键词

货位作业排序；樽海鞘群算法；佳点集；差分进化算法；柯西反向学习

1 引言

货位作业排序问题是指通过规划货物的上架搬运顺序，最大限度减少仓库作业人员无效的行走距离，缩短运输总路程。合理的货位作业排序能够提高仓库作业人员的上架效率，降低人力成本，提高经济效益。该问题可视为旅行商问题，属于经典的非确定性多项式完全问题 [1]。对于旅行商问题，常见的求解方法包括精确算法和启发式算法。精确算法包括分支界定法、回溯法以及动态规划等，此类方法求解精度高，但仅适用于数据量较小、模型简单的情况。相比之下，启发式算法能够在较短时间内获得接近全局最优解的近似解，是解决旅行商问题的重要方法。

樽海鞘群算法是一种新兴的启发式算法 [2]，该算法模拟了樽海鞘群体在海洋中以链式结构觅食的行为，具有计算效率高、适应性强等特点，因此选择樽海鞘群算法作为求解货位作业排序问题的基础算法。然而，樽海鞘群算法也存在一定的局限性，该算法存在收敛精度下降、局部开发能力弱等问题，本文针对这些问题进行改进，提高算法在解决货位作业排序问题时的性能。

2 樽海鞘群算法及改进

2.1 樽海鞘群算法

樽海鞘群算法（Salp Swarm Algorithm, SSA）是一种启发式全局优化算法，由 Seyedali Mirjalili 等人于 2017 年提出。其灵感来源于樽海鞘群体的觅食行为，通过模拟樽海鞘的聚集和分散过程来寻找问题的最优解。

SSA 属于群体智能优化算法，通过个体（樽海鞘）之间的协作与竞争实现全局搜索。算法将种群分为领导者和跟随者，领导者负责探索解空间，引导群体向最优解移动。跟随者根据领导者的位置更新自身位置，逐步逼近最优解。同

【作者简介】谈子健（2000–），男，中国安徽池州人，硕士，从事仓储优化研究。

时 SSA 算法通过调整参数（如搜索步长）平衡全局探索与局部开发能力。SSA 算法步骤主要包括初始化种群、计算适应度、更新位置以及迭代优化。

2.2 樽海鞘群算法 + 佳点集 + 差分进化算法 + 柯西反向学习

佳点集由华罗庚[3]提出，其基本定义为：G_s设是S维欧式空间中的单位立方体，若$r \in G_s$，形为$P_n(k)=\{(\{r_1^{(n)} * k\},\{r_2^{(n)} * k\},\cdots,\{r_s^{(n)} * k\}),1 \le k \le n\}$，其偏差$\varphi(n)$满足$\varphi(n)=C(r,\varepsilon)n^{-1+\varepsilon}$，其中：$C(r,\varepsilon)$是一个只与$r$和$\varepsilon$（$\varepsilon$为任意的正数）相关的常数，那么称$P_n(k)$为佳点集，$r$为佳点。若取$r=\{2\cos(2\pi k/p),1 \le k \le s\}$（$p$为满足$(p-3)/2 \ge s$的最小素数），则$r$为佳点。通过佳点集初始化种群，可以产生分布更均匀的种群。

差分进化算法（Differential Evolution, DE）是一种基于群体智能的优化算法，由Storn和Price于1995年首次提出[4]。该算法因其控制参数少、鲁棒性强、搜索能力好、收敛快等优点，经常将其与其他智能算法相结合来进行优化，通过将差分进化算法的变异、交叉、选择操作融入樽海鞘群算法，可以提高算法的局部开发能力。

柯西反向学习[5]是一种能够扩大种群搜索范围的方法，通过柯西反向学习的方法产生柯西反向种群，然后将反向种群与当前种群进行合并，最后在合并种群中，通过适应度值评估筛选出适应度值更优的一半个体作为新的种群，有效提高算法的收敛精度。

3 实验过程介绍

3.1 货位作业排序模型建立

以某平面仓库建立模型，仓库平面布局图如图 1 所示，布局设施包括出入库周转区、门禁系统、货物地摊区以及货架存储区。在图 1 中，货架巷道间距为 1.5m。单排货架共有 24 个货位，横向有 6 个货位，纵向有 4 个货位。货架长 6 米、宽 0.6 米、高 2 米。根据仓库平面布局图与货架参数可知，整体货架布局为 10 排、6 列、4 层，共计 240 个货位。在货位三维坐标系中，以（a，b，c）表示货位的坐标，其中 a 代表排数，b 代表列数，c 代表层数。

根据该平面仓库建立货位作业排序模型，如公式（1）所示。

$$\begin{cases} \min f(\vec{x})=\sum_{i=0}^{n+1}\sum_{j=0}^{n+1}h_{ij}y_{ij} \\ \sum_{i=1}^{n}y_{ij}=1,\forall j=1,2,\cdots,n \\ \sum_{j=1}^{n}y_{ij}=1,\forall i=1,2,\cdots,n \\ i \ne j \end{cases} \quad (1)$$

其中，$\vec{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$表示解向量，$x_n$表示第$n$个进行上架作业的货位序号，$\vec{x}$确定的搬运顺序为起点-$x_1$-$x_2$-⋯-$x_n$-终点。$y_{ij} \in \{0,1\}$，当解向量$\vec{x}=(\cdots,i,j,\cdots)$时，$y_{ij}=1$，表示仓库作业人员从货位 i 前往货位 j 进行作业，否则$y_{ij}=0$。h_{ij}表示货位 i 和货位 j 之间的距离，h_{ij}与两个货位是否在同一排货架以及两者之间运输路线的选择相关，因此需要对h_{ij}进行分类讨论，如公式（2）所示。

$$h_{ij}=\begin{cases} d|b_i-b_j|+f|c_i-c_j|, a_i=a_j \\ \min\left(|b_i+b_j|,|2B+2-b_i-b_j|\right)d+(l+e)|a_i-a_j|+f|c_i-c_j|, a_i \ne a_j \end{cases} \quad (2)$$

其中，d 表示单个货位的长度，f 表示单个货位的高度，a 表示货物所在货位对应的排，b 表示货物所在货位对应的列，c 表示货物所在货位对应的层，B 为单排货架总列数，l 为货架巷道间距，e 为单个货位宽度。

需要进行货位作业排序的货位信息，如表 1 所示。

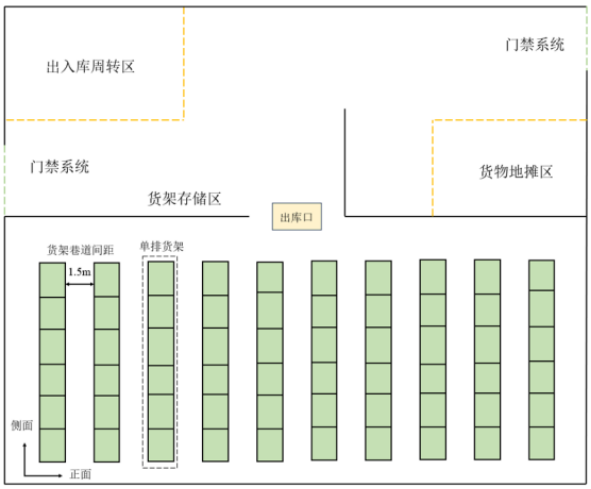


图 1 仓库平面布局图

表 1 货位信息表

货物名称	序号	货位号	排	列	层
防割手套	1	9	1	3	1
防割手套	2	13	1	4	2
警用多功能腰带	3	34	2	3	2
警用多功能腰带	4	42	2	5	2
强光手电筒	5	57	3	3	1
警用制式刀具	6	86	4	4	2
警用制式刀具	7	89	4	5	1
防弹衣	8	101	5	2	1
防弹衣	9	105	5	3	1
防弹衣	10	110	5	4	2
防弹衣	11	117	5	6	1
警棍	12	129	6	3	1
防爆服	13	178	8	3	2
防爆服	14	182	8	4	2
防爆服	15	185	8	5	1
防爆服	16	189	8	6	1

3.2 实验环境及结果

3.2.1 实验环境

为了测试改进樽海鞘群算法（ISSA）的性能，将 ISSA 算法与 SSA 算法、粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）、遗传算法（Genetic Algorithm，GA）以及黏菌算法（Slime Mould Algorithm，SMA）在货位作业排序模型上进行实验，本实验在 MATLAB2021b 上进行，程序运行环境为：操作系统 Windows11，64bit，CPU 主频 3.20GHz，内存 16GB。相关算法的参数设置如表 2 所示。

表 2 算法参数设置

算法	主要参数
ISSA	$N=50, T=500, CR=0.95, J_r=0.95$
SSA	$N=50, T=500$
PSO	$N=50, T=500, c_1=2, c_2=2$
GA	$N=50, T=500, p_c=0.8, p_m=0.05$
SMA	$N=50, T=500, z=0.03$

3.2.2 实验结果分析

根据上文数据和参数设置进行实验仿真对比，令不同算法独立运行 20 次，采用运输总路程来分析各算法性能的优劣，分别计算该指标的最小值（Min）、平均值（Mean）和标准差（Std）。为了突出结果，最优的运输总路程用黑色粗体字标出，表 3 展示了不同算法的性能对比。

从表 3 中可以看出，与对比算法相比，ISSA 算法的最小运输总路程为 80.4m，分别下降 10.7%、13.08%、16.07% 以及 3.60%，这说明 ISSA 算法得到了最优的货位作业排序方案。ISSA 算法的平均运输总路程为 81.42m，分别下降 11.99%、13.26%、17.61 以及 4.34%，这说明 ISSA 算法得到的 20 次货位作业排序方案总体更好。ISSA 算法的标准差为 0.8497，分别下降 24.41%、14.87%、40.66% 以及 16.79%，这说明 ISSA 算法每次运行得到的货位作业排序方案偏差不大，算法的稳定性表现更好。

表 3 不同算法的性能对比

指标	算法	Min	Mean	Std
运输总路程	ISSA	80.4	81.42	0.8497
	SSA	90.1	92.51	1.1242
	PSO	92.5	93.87	0.9981
	GA	95.8	98.82	1.4321
	SMA	83.4	85.12	1.0211

为直观展示不同算法的收敛情况，图 3 展示了不同算法在测试案例上的收敛曲线。

从图 3 可以看出，在迭代初期，与对比算法相比，ISSA 算法的收敛速度更快，这是因为 ISSA 算法通过佳点集法初始化种群，初始种群具有很好的均匀性，因此能够快速向有希望的区域移动。在迭代中后期，ISSA 算法通过差分进化算法提高了局部开发能力，并利用柯西反向学习扩大了搜索范围，增强了算法的全局搜索能力，获得了更好的货位作业排序方案。

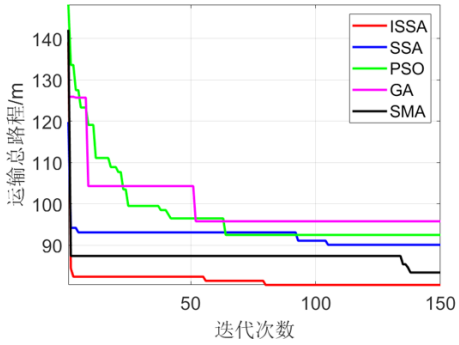


图 3 不同算法在测试案例上的收敛曲线

通过对 ISSA 算法的最优解向量进行降序排序并提取其索引值，得到最终的解向量为$\vec{x}=$(2,1,3,4,5,6,7,11,10,9,8,12,13,14,15,16)。

4 结语

综上所述，本文对货位作业排序问题进行分析，构建了相应的数学模型。使用 SSA 算法作为求解货位作业排序问题的基础算法，但考虑到 SSA 算法存在易早熟收敛而陷入局部最优、收敛精度下降等问题，对其进行了改进，提出一种 ISSA 算法。ISSA 算法使用佳点集法初始化种群，产生均匀性更好的初始种群，避免算法早熟收敛，同时对种群进行变异、交叉和选择操作优化种群适应度值，增强算法的局部开发能力，最后采用柯西反向学习更新种群，扩大种群的搜索范围，提升算法的收敛精度。最终在货位作业排序测试案例上的实验表明，ISSA 算法获得全局最优解的能力更强，能够得到更好的货位作业排序方案。

参考文献

[1] 刘奇鑫. 求解旅行商问题的改进烟花算法[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.

[2] Mirjalili S, Gandomi A H, Mirjalili S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114: 163-191.

[3] 华罗庚, 王元. 数论在近代分析中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1978..

[4] Storn R, Price K. Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.

[5] 冯文涛, 邓兵. 一种基于交叉选择的柯西反向鲸鱼优化算法[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(8): 131-137.