

基于混沌模糊粒子群算法的多 AGV 多任务分配研究

吴亮¹ 杨盛毅^{2*} 杨雯¹ 尚建华¹

WU Liang YANG Shengyi YANG Wen SHANG Jianhua

摘要

针对智能工厂中多 AGV (automated guided vehicle) 的批量任务分配问题, 文章以 AGV 总行程、负载均衡指数、总能耗为目标, 以 AGV 和任务的匹配关系为决策变量构建线性优化数学模型。为克服传统粒子群算法存在的易陷入局部最优、参数敏感与调参困难等不足, 提出了一种混沌模糊粒子群算法。首先, 设计区间二型模糊推理器, 根据算法迭代进度、全局最优变化率及算法种群多样性, 实时调整算法参数惯性权重、个体学习因子和群体学习因子, 提高算法的自适应能力; 再通过指数离散记忆阻器 (EDM) 混沌映射生成随机序列为粒子提供变异方向, 对更新后的粒子以概率因子选择当前个体或全局历史最优个体进行变异, 再交叉、选择提升算法全局搜索效率; 最后, 设计优化算法比较实验和多 AGV 多任务分配问题的仿真实验。实验结果表明: 混沌模糊粒子群算法有效解决了多 AGV 多任务的分配问题, 同时所提出的改进策略有效提高了算法的全局搜索能力与自适应能力。

关键词

智能工厂; 任务分配; 粒子群算法; 混沌映射; 模糊推理器

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.002

0 引言

自动导引运输车 (automated guided vehicle, AGV) 作为智能工厂的“物流动脉”, 常用于原材料与半成品运输、柔性产线对接、成品仓储与发货、跨工序衔接等^[1]。在工厂中, AGV 面临的不是一个任务的问题, 而是多个 AGV 按照一定的规则依次接收多个任务^[2]。所以, 任务分配是实现多台 AGV 在智能工厂中应用的前提。任务分配作为分配 AGV 资源完成任务的关键技术, 本质上是一个复杂的组合优化问题^[3]。

任务分配常用的研究方法主要分为数学规划法、基于市场机制的方法和智能优化算法。数学规划法计算结果准确, 能够得到理论最优解, 理论较为完善, 但计算量较大, 可扩展性较差。文献 [4] 考虑 AGV 任务约束, 构建一个所有任务最大完工时间最小化为目标的混合整数规划模型求解问题。文献 [5] 使用混合整数线性规划来计算随时间变化的任务分配和机器人进度目标。借鉴人类社会市场经济活动来实现资源优化的方法, 是解决任务分配问题的另一种途径。文献 [6] 以无人机执行任务总时间最小为优化目标建立多无人机侦察任务分配模型, 设计了混合动态规划的改进拍卖算法求解模型, 缩短了完成任务的总时间。文献 [7] 提出了一种新的基

于共识的自适应优化拍卖算法, 应用于复杂环境下水下探测任务的多 AUV 任务分配问题。基于市场机制的拍卖算法, 实现简单、高效灵活、可扩展, 但针对多约束的场景需要设计更复杂的机制, 增加了算法设计和调试的难度。智能优化算法, 虽然得到的是近似解, 较优解, 但其可扩展性强, 可应用于复杂多约束场景。文献 [8] 建立一个所有任务最大完工时间最小化为目标的混合整数规划模型, 提出基于文化算法框架的改进遗传算法对模型进行求解。文献 [9] 以最小化完工时间为目标, 提出一种由分布估计算法和蚁群优化组成的基于多视图建模的混合算法。单目标优化考虑因素单一, 难以贴合实际需求。文献 [10] 以获得具有最小空闲时间和最大系统吞吐量为目标, 提出一种基于任务绑定策略和改进粒子群优化的混合任务分配方法。文献 [11] 提出改进粒子群算法求解以 AGV 行驶路径最短和总时间最短的多目标优化问题。

由前述分析可知, 针对智能工厂中多 AGV 多任务分配问题, 现存研究主要集中在智能优化算法, 但优化目标为时间成本, 路径成本, 能耗成本上, 未考虑 AGV 负载的均衡性。本文综合考虑 AGV 总行程、负载均衡指数和总能耗建立线性优化数学模型。针对传统粒子群算法存在的不足, 提出了混沌模糊粒子群算法 (chaos fuzzy particle swarm optimization, CFPSO), 首先, 设计区间二型模糊推理器自适应调整惯性权重和学习因子; 再利用指数离散记忆阻器混沌映射来为粒子提供变异方向增加全局搜索能力; 最后, 进行仿真实验, 对

1. 贵州民族大学数据科学与信息工程学院 贵州贵阳 550000

2. 贵州民族大学物理与机电工程学院 贵州贵阳 550000

[基金项目] 贵州省数据科学与计算智能科技创新人才团队项目 (黔科合平台人才 -CXTD [2025] 038)

模型和算法进行验证与分析。

1 问题描述与模型构建

1.1 问题描述

在智能工厂中，任务分配问题描述为：在时刻 t ，系统生成一批任务集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ ，每个任务包含起点终点；同时，系统有一批可用的 AGV 集合 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ，对于每台 AGV a_i 都包含 AGV 的初始点 a_i^c 。任务分配的目的在于基于某种分配方法，将 m 个任务合理地分配给 n 台 AGV，使其所有的任务被顺利地地完成，且满足相关约束条件。每个 AGV a_i 分配到的任务为有序列表 $Q_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ik_i}\}$ ，其中 k_i 为 AGV a_i 处理的任务数，且满足 $\sum_{i=1}^n k_i = m$ 。

1.2 模型构建

在多 AGV 批量任务分配问题中，总行程是指系统中所有 AGV 执行分配任务所行驶的路径长度之和（包含空载移动距离和负载移动距离）。总行程 f_1 计算公式为：

$$f_1 = L^c + L^{\text{load}} + L^{\text{unload}} \quad (1)$$

式中： L^c 为所有 AGV 初始位置到各自首个任务起点的距离与尾个任务终点到所有 AGV 初始位置的距离之和； L^{load} 为所有任务之间的距离； L^{unload} 为所有上一任务终点到下一任务起点的距离，本文距离计算方式为曼哈顿距离。

AGV 主要依赖电池供电，故用电量描述能耗成本， e_{load} 、 e_{unload} 分别表示 AGV 负载、空载时行驶单位路程的耗电量。总能耗 f_2 计算公式为：

$$f_2 = (L^c + L^{\text{unload}}) \cdot e_{\text{unload}} + L^{\text{load}} \cdot e_{\text{load}} \quad (2)$$

所有 AGV 构成一个整体的运输系统，在任务分配的过程中，不考虑负载均衡性，会导致 AGV 的工作负荷分布极其不均匀。负载均衡指数 f_3 旨在最大程度地均衡每台 AGV 的工作负荷。 f_3 计算公式为：

$$f_3 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{E})^2}{n}} \quad (3)$$

式中： e_i 为 AGV a_i 完成所有任务的能耗； $\bar{E}$ 为 AGV 的平均能耗。

最后，本文的线性优化数学模型为：

$$\min f = w_1 f_1' + w_2 f_2' + w_3 f_3' \quad (4)$$

式中： w_1 、 w_2 、 w_3 为权重系数； f_1' 、 f_2' 、 f_3' 为归一化后的函数。

2 改进粒子群算法

2.1 区间二型模糊推理器设计

模糊逻辑 (Fuzzy Logic) 是一种处理不确定性、非线性、模糊性问题的数学工具，其核心优势在于模仿人类决策思维，将复杂的“经验规则”转化为可计算的数学模型。本文以迭

代进度 A 、全局最优变化率 B ，及种群多样性 C 作为输入；以惯性权重 w 、学习因子 c_1 、 c_2 作为输出设计模糊推理器。改进粒子群算法如图 1 所示。

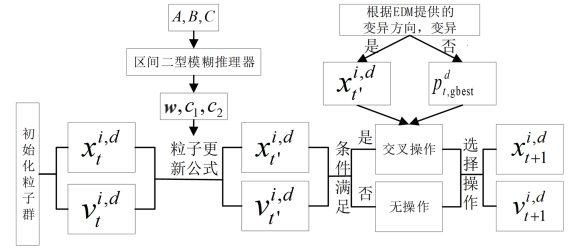


图 1 改进粒子群算法整体框图

2.1.1 输入、输出隶属度函数设计

输入、输出隶属度函数设计，如图 2 所示。

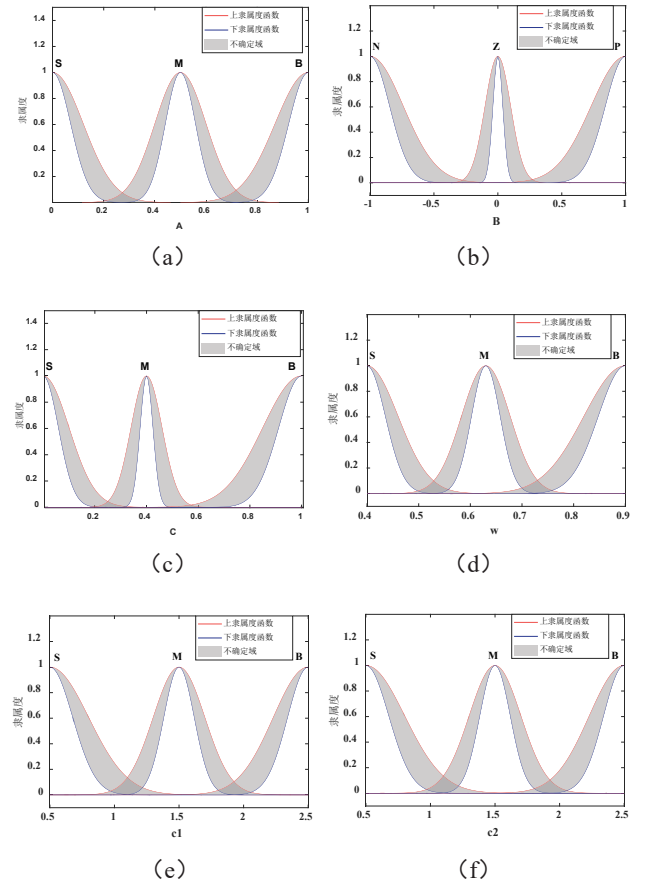


图 2 输入、输出变量隶属度函数图

变量 A 的计算方式为：

$$A = t/T \quad (5)$$

式中： t 为当前迭代次数； T 为预设的最大迭代次数。

变量 B 的计算公式为：

$$B = \frac{f(p_{t,\text{gbest}}) - f(p_{t-1,\text{gbest}})}{f(p_{t-1,\text{gbest}})} \quad (6)$$

式中： $f(p_{t,\text{gbest}})$ 和 $f(p_{t-1,\text{gbest}})$ 是第 t 次和 $t-1$ 迭代的全局最优适

应度值。

变量 C 的计算公式为:

$$C = \frac{2}{NP(NP-1) \cdot \text{Dim}} \sum_{i=1}^{NP} \sum_{j=i+1}^{NP} H(\mathbf{x}_i^i, \mathbf{x}_j^j) \quad (7)$$

式中: NP 为粒子种群大小; Dim 为解的维度; $H(\mathbf{x}_i^i, \mathbf{x}_j^j)$ 为汉明距离函数。

2.1.2 模糊规则建立

本文设计的区间二型模糊规则如表 1 所示。

表 1 模糊规则表

规则	A	B	C	w	c_1	c_2
1	S	—	S	B	B	S
2	S	—	B	M	M	M
3	M	Z	S	B	B	S
4	M	P	M	M	M	M
5	B	Z	S	S	S	B
6	B	P	M	M	S	B
7	—	N	—	B	B	S
8	—	—	B	M	M	M

2.2 混沌变异

为了增加种群的随机性, 利用指数离散忆阻器混沌映射来为更新后的粒子提供变异方向。其变异算子为:

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + a \cdot d_i \quad (8)$$

式中: $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{x}_{i+1}$ 分别是第 i 次迭代时需要变异的粒子位置向量和变异后的粒子位置向量; a 是搜索步长, 也称比例因子, 是区间 $[0,1]$ 上的随机数; d_i 是进化方向。

指数离散忆阻器 (EDM) ^[12] 混沌映射公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{i+1} = k \cdot (e^{-\cos \pi Y_i} - 1) \cdot \mathbf{X}_i \\ \mathbf{Y}_{i+1} = \mathbf{Y}_i + \mathbf{X}_i \end{cases} \quad (9)$$

式中: $k = 2.66$; i 为自然数。

为有效利用式的超混沌特性, 需要将随机所选出的两个粒子个体的位置向量如 $\mathbf{x}_i$ 、 $\mathbf{y}_i$, 必须映射到 $[-0.5, 0.5]$ 和 $[-0.25, 0.25]$ 范围内变为混沌个体, 用公式表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i' = \frac{\mathbf{x}_i - \text{lb}}{\text{ub} - \text{lb}} - 0.5 \\ \mathbf{y}_i' = \frac{\mathbf{y}_i - \text{lb}}{\text{ub} - \text{lb}} \times 0.5 - 0.25 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x}_i'$ 和 $\mathbf{y}_i'$ 分别是映射后的混沌初始位置; ub 和 lb 分别是当前种群变量的上下界。

得到混沌个体 $\mathbf{x}_i'$ 和 $\mathbf{y}_i'$ 后应用式 (9) 可以分别生成 N 个混沌候选个体 $\mathbf{x}_{\text{chaos}}^N$ 和 $\mathbf{y}_{\text{chaos}}^N$, 在利用式 (10) 进行反向求解得到 N 个粒子向量 $\mathbf{x}_i^N$ 和 $\mathbf{y}_i^N$, 便得到 N 个进化方向 d_i^N 。

以粒子位置向量 $\mathbf{x}_i$ 为例, 选择变异公式为:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{i+1}^N = \begin{cases} \mathbf{x}_i + a \cdot d_{x,i}^N, & \text{if } (\text{rand}(0,1] \leq (1-\text{cr})) \\ p_{i,\text{gbest}} + a \cdot d_{x,i}^N, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

变异之后, 采用二项式交叉算子进行交叉生成试验向量, 并采用贪婪准则选择生成的试验向量。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置

为验证本文研究内容的有效性, 分别设计优化算法比较实验和多 AGV 多任务分配问题的仿真实验。设置参数 $e_{\text{load}}=2$, $e_{\text{unload}}=0.5$, 优化数学模型的权重系数 $w_1=600$, $w_2=300$, $w_3=100$; 设置 CFPSO 算法的参数为: 种群规模 $NP=100$, 混沌个数 $N=15$, 最大迭代次数 $T=1\ 000$, $\text{cr}_{\text{max}}=0.9$, $\text{cr}_{\text{min}}=0.1$ 。

3.2 优化算法比较及分析

用本文算法 CFPSO 与 PSO、GA (遗传算法)、EDMC-PSO (指数离散忆阻器混沌粒子群算法) 和 IT-2FPSO (区间二型模糊粒子群算法) 进行比较。采用均值、标准差、收敛速度 (达到最优解时的迭代次数)、算法平均运行时间为算法的评价指标。算法终止条件为达到最大迭代次数或连续 100 次迭代中全局最优解的适应度值变化小于 10^{-6} 。为消除算法偶然性, 目标函数为式 (4), 在 50 个任务, 10 台 AGV 下, 每个算法独立运行 50 次, 如表 2 所示。

表 2 算法指标对比

算法	平均值	标准差	收敛速度	运行时间
PSO	821.89	11.96	230.78	1.91
GA	792.29	10.44	201.08	1.77
EDMC-PSO	731.24	15.17	537.76	29.23
IT-2FPSO	729.94	11.87	265.98	2.37

从表 2 可知, EDMC-PSO 比 PSO 平均值降低了 11.03%, 但收敛速度提高了 133.02%, 算法的运行时间增加了约 14 倍, 说明加入 EDM 可以有效地增加 PSO 的全局搜索能力提高解的质量; IT-2FPSO 比 PSO 平均值降低了 11.19%, 但收敛速度提高了 15.25%, 运行时间增加了 24.08%, 说明加入了区间二型模糊自适应调整参数相对于算法的固定参数, 可以提升解的质量; 本文方法 CFPSO, 相较于其他四种方法, 解的质量更好、更稳定, 但收敛速度略高于 PSO 和 GA, 且算法的运行时间增加了约 4 倍和 4.5 倍。

3.3 任务分配方法比较及分析

为了体现本文方法, 在任务分配问题中可以有效解决分配问题, 与常用任务分配方法: 轮询分配法、拍卖算法和遗

传算法进行总行程、总能耗及均衡指数的对比，如表 3 所示。

表 3 任务分配方法对比

方法	总行程	总能耗	均衡指数
10 个 AGV，50 个任务			
轮询分配法	3 602	4 250.5	80.777 3
拍卖算法	2 730	3 814.5	182.173 6
遗传算法	3 180	4 039.5	62.256 9
本文方法	2 772	3 835.5	38.014 8
10 个 AGV，100 个任务			
轮询分配法	6 972	8 603	118.204 7
拍卖算法	4 932	7 581	349.239 1
遗传算法	6 358	8 294	107.241 5
本文方法	5 482	7 856	13.893 9

从表 3 可知，拍卖算法较其他的方法拥有更低的总行程和总能耗，但是其各 AGV 的负载分布极其不均衡；不利于 AGV 的使用寿命；在 50 个任务中本文方法比轮询分配法，遗传算法总行程降低了 23.04%、12.83%，总能耗降低了 9.76%、5.05%，均衡指数降低了 52.94%、38.94%；在 100 个任务中本文方法比轮询分配法，遗传算法总行程降低了 21.37%、13.78%，总能耗降低了 8.68%、5.28%，均衡指数降低了 88.25%、87.04%。本文方法在均衡性上具有显著优势，在总行程和总能耗上优势略低于拍卖算法，高于轮询分配法和遗传算法；说明所提方法可以有效地解决多 AGV 的任务分配问题。

4 总结

本文关注于在智能工厂中多 AGV 多任务分配的优化问题。以总行程、总能耗和均衡指数为目标建立线性优化数学模型，解决了现有研究中未考虑 AGV 负载的均衡性问题。为克服传统粒子群算法的不足：（1）设计区间二型模糊推理器自适应调整参数惯性权重和学习因子；（2）利用指数离散忆阻器混沌映射来为粒子提供变异方向增加全局搜索能力；（3）最后基于上述研究内容，设计了优化算法比较实验和多 AGV 多任务分配问题的仿真实验。实验结果表明，基于混沌模糊粒子群算法有效解决了多 AGV 多任务的分配问题，同时，所提出的改进策略有效提高了算法的全局搜索能力与自适应能力。

参考文献：

[1]CHAKRAA H, GUÉRIN F, LECLERCQ E, et al. Optimization techniques for multi-robot task allocation problems: review on the state-of-the-art[J]. Robotics and autonomous systems, 2023, 168: 104492.

[2]LINGARAJ H, MADHUBALA T, RAJALAKSHMI R.

A study on genetic algorithm and its applications[J]. International journal of computer sciences and engineering (IJCSE), 2016, 4(10): 139-143.

[3]QIN X Y, LIAO Z X, LIU C, et al. Online task allocation and scheduling in multi-manipulator system considering collision constraints and unknown tasks[J]. Robotics and computer-integrated manufacturing, 2024, 90: 102808.

[4]杨雅洁, 裴道方, 余芳. 考虑 AGV 避碰的自动化码头多资源协同调度 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(6): 246-253.

[5]LIU W L, MAJCHERCZYK N, PECORA F. Scalable multi-robot task allocation and coordination under signal temporal logic specifications[EB/OL].(2025-03-04)[2025-12-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.02719>.

[6]许可, 高宏宇, 雷鸣, 等. 基于改进拍卖算法灾后救援多无人机任务分配 [J]. 沈阳理工大学学报, 2024, 43(2): 29-37.

[7]WANG Y, LI H P, YAO Y. An adaptive distributed auction algorithm and its application to multi-AUV task assignment[J]. Science China technological sciences, 2023, 66(5): 1235-1244.

[8]曾亮, 詹逸鹏, 王粟. 基于文化混合算法的多 AGV 调度研究 [J]. 现代电子技术, 2021, 44(9): 105-109.

[9]XIN B, LU S, WANG Q, et al. Simultaneous scheduling of processing machines and automated guided vehicles via a multi-view modeling-based hybrid algorithm[J]. IEEE transactions on automation science and engineering, 2023, 21(3): 4753-4767.

[10]HU Y, WU X, ZHAI J J, et al. Hybrid task allocation of an AGV system for task groups of an assembly line[J]. Applied sciences, 2022, 12(21): 10956.

[11]翟舒玥. 智能工厂搬运 AGV 的路径规划与任务调度研究 [D]. 太原：中北大学, 2024.

[12]DONG Y C, ZHANG S H, ZHANG H L, et al. Chaotic evolution optimization: a novel metaheuristic algorithm inspired by chaotic dynamics[J]. Chaos, solitons & fractals, 2025, 192: 116049.

【作者简介】

吴亮(1998—)，男，贵州铜仁人，硕士研究生，研究方向：统计建模与模式识别。

杨盛毅(1986—)，通信作者(email:yangyshy@163.com)，男，贵州黔南人，博士，教授，研究方向：无人飞行器总体设计、自主控制与决策、环境感知与目标识别。

(收稿日期：2025-09-04 修回日期：2026-01-05)