

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407935

基于麻雀搜索算法的复杂测量任务调度方法*

许富景 刘 强 张焱婷 李 彤 兰泂洋

(山西大学自动化与软件学院 太原 030031)

摘要:大型复杂机电设备在航空航天、遥感测绘和智能制造行业的应用越来越广。针对复杂机电设备在仓储和运输过程中的状态信息实时测量问题,特别是测量过程中的复杂测量任务调度难题,提出了一种基于改进麻雀搜索算法(improving the sparrow search algorithm,ISSA)的复杂测量任务实时调度方法。该方法首先通过tent混沌映射并结合反向学习初始化麻雀种群,提升算法初始解质量;随后引入灰狼优化算法信息交换机制改进发现者搜索策略,提升算法全局搜索能力;最后将正余弦机制与跟随者位置更新相结合,并在迭代完成后对发现者个体进行变邻域搜索,提高调度算法收敛速度,防止算法陷入局部最优。为验证调度方法的综合调度性能,对其进行了大量对比实验分析。实验结果表明,该方法将系统调度算法的计算时间缩减了14.3%,最大完成时间也较传统方法优化了46.6%,充分验证了其在复杂测量任务调度中的有效性和稳定性。

关键词:复杂测量任务调度;麻雀搜索算法;反向学习;信息交换;变邻域搜索

中图分类号:TP23;TN06

文献标识码:A

国家标准学科分类代码:510.4010

Scheduling method for complex measurement task based on sparrow search algorithm

Xu Fujing Liu Qiang Zhang Yanting Li Tong Lan Mingyang

(School of Automation and Software Engineering, Shanxi University, Taiyuan 030031, China)

Abstract: The large and complex electromechanical equipment is more and more widely used in aerospace, remote sensing and intelligent manufacturing industries. A real-time scheduling method for complex measurement task based on improved sparrow search algorithm is proposed to address the real-time measurement problem of status information of large and complex electromechanical equipment during storage and transportation, especially the complex scheduling issue for measurement processes. Firstly, the initial population of sparrows is initialized using a combination of tent chaos mapping and reverse learning to enhance the quality of initial solutions. Subsequently, the information exchange mechanism of the grey wolf optimization algorithm is introduced to improve the explorer search strategy and enhance algorithm global search capability. Finally, the sine-cosine mechanism is combined with the follower position update process and the variable neighborhood search is carried out to improve the convergence speed of the scheduling algorithm and prevent the algorithm from falling into the local optimal. In order to verify the comprehensive performance of the scheduling method, a large number of comparative experiments are conducted. The experimental results indicate that the proposed method reduces the system computation time by 14.3% and optimizes the maximum completion time by 46.6% compared with the traditional method, which validates its effectiveness and stability in the scheduling of complex measurement tasks.

Keywords: scheduling for complex measurement task; sparrow search algorithm; reverse learning; information switching; variable neighborhood search

0 引言

由于储运环境的复杂性,在大型复杂机电设备的仓储和运输过程中往往需要对机电设备的温度、湿度、振动、压力等众多参量进行测量。为了提高储运数据管理的实时性,通常采用多个便携式数据处理终端协同管理测量任务。然而,复杂测量任务调度问题是典型的 NP-hard 问题,需要高效的调度方法来提高任务处理效率。群体智能优化算法因其高稳定性,成为解决此类复杂优化问题的有效方法。典型的群体优化算法包括遗传算法(genetic algorithm, GA)^[1-3]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[4-5]、禁忌搜索(tabu search, TS)^[6]等。近年来,生物地理学优化算法(biogeography-based optimization, BBO)^[7-8]、灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)^[9]、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[10]、JAYA 算法^[11]和麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[12]等众多新型群体智能优化算法也得到广泛应用。例如, Xie 等^[13]提出了一种混合遗传禁忌搜索算法,通过设计新的交叉算子和突变算子,提高了解质量并防止了局部最优问题。Fontes 等^[14]提出了一种结合粒子群优化和模拟退火的混合算法,用于解决集成生产和运输调度的作业车间调度问题,通过推导快速下界程序评估启发式解性能,实验表明该算法能有效处理较大规模调度问题。魏利胜等^[15]提出了改进的 HDBBO 算法,采用精英保留机制保留高质量个体,结合自适应权重和小概率扰动增强了算法全局搜索能力。Lian 等^[16]提出了一种元启发式收敛灰狼优化算法,通过概率映射机制生成任务队列,并引入了新位置更新策略,实验结果表明该算法能够有效解决多服务器环境下的移动群智感知关键任务调度问题。褚鼎立等^[17]提出了基于模拟退火和自适应权重的鲸鱼优化算法,通过自适应权重策略来调整算法收敛速度,采用模拟退火增强算法的全局搜索能力。Fan 等^[18]在 JAYA 算法中引入了基于禁忌搜索的局部搜索算法,并设计了两个 JAYA 算子改进禁忌方案,提高了算法的寻优能力和稳定性,但随着任务复杂度的提升会大幅增加系统等待时间。

麻雀搜索算法是 2022 年提出的新型群体智能优化算法,该算法将麻雀觅食和躲避天敌行为引入到个体位置更新中,由种群中高适应度个体引导其他个体不断探索解空间,寻找最优解^[19]。相比于其他算法,在复杂优化问题上,麻雀搜索算法表现出更快的收敛速度和更强的寻优能力。目前 SSA 已应用于电网优化^[20]、故障诊断^[21]、无人机^[22]等领域。崔颖等^[23]针对 SSA 易陷入局部最优的问题,采用调节因子和变异因子改进个体搜索范围和方向,使其跳出局部最优,验证了其在无线网络节

点能量调度中的有效性。李峥峰等^[24]采用随机与组合启发规则初始化麻雀种群,提高个体质量,通过柯西变异和变邻域搜索策略增加了种群多样性。然而,经典 SSA 算法过度依赖初始种群的分布,若初始种群分布较差,容易导致算法对解空间搜索不充分。此外,在算法初期,种群个体会快速向当前最优解收敛,从而陷入局部最优解,因此在复杂测量任务调度方面应用较少。针对上述问题,本文提出了一种基于改进麻雀搜索算法的复杂测量任务调度方法。该方法通过 tent 混沌映射并结合反向学习初始化麻雀种群,增加初始种群多样性和均匀性,提高初始解质量;采用灰狼优化算法的信息交换机制,模拟灰狼合作捕猎行为改进发现者更新策略,扩大全局搜索范围;跟随者位置更新中引入正余弦算法的震荡特性,使局部搜索更具随机性和多样性;针对局部最优问题,设计了 3 种邻域搜索结构,扩大搜索范围。最后,通过大量实验验证了其解决大型机电设备仓储和运输测量过程中复杂任务调度问题的有效性。

1 复杂测量任务调度问题

1.1 问题描述

基于对大型复杂机电设备仓储、运输测量和处理过程的分析,复杂测量任务调度问题描述如下:假设存在 L 个前端数据测量设备和 N 个数据处理终端设备,每个前端数据测量设备有 M 个复杂任务。数据处理终端设备可以读取前端数据测量设备的任务,并将其划分为多个需按特定顺序执行的子任务。每个子任务都可以在不同的数据处理终端设备上执行,且执行所需时间不同,示意图如图 1 所示。优化目标是将所有子任务合理分配到各个终端,并对每个终端接收到的子任务进行排序执行,以最小化全部任务完成的时间。

因此,对复杂测量任务调度问题作以下约束:

- 1) 所有任务和数据处理终端设备 0 时刻可用;
- 2) 任务执行过程不可中断;
- 3) 每个数据处理终端设备一次只能执行一个子任务;
- 4) 不同任务之间相互独立;
- 5) 不同数据处理终端设备相互独立;
- 6) 同一任务的子任务之间有先后约束。

1.2 数学建模

根据上述问题及任务的分析,以所有任务的最大完成时间(makespan)最小化为目标建立数学模型如下:

$$\min C_{\max} = \min(\max(C_{ij})) \quad (1)$$

$$C_{ij} = T_{ij} + \sum_{k=1}^m Y_{ijk} L_{ijk} \quad (2)$$

$$C_{ij} \geq S_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, n, j = 1, 2, 3, \dots, n_i \quad (3)$$

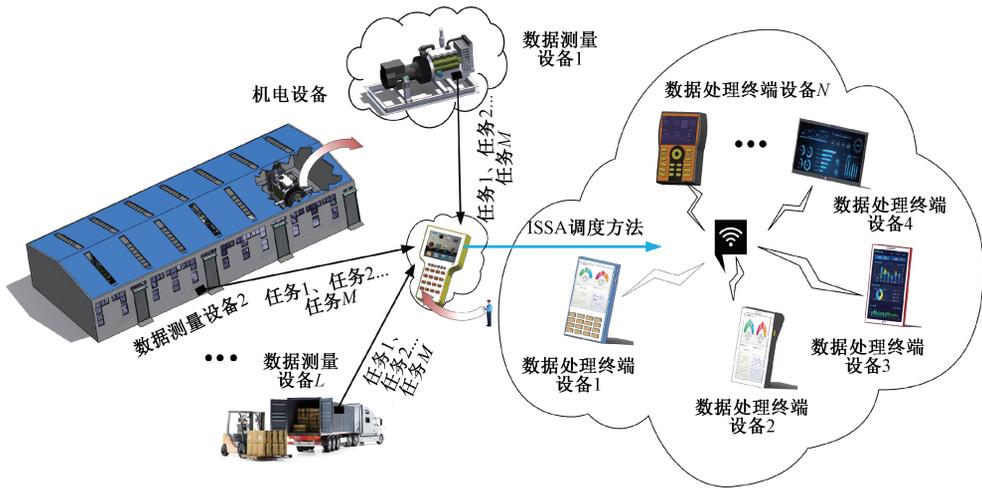


图 1 复杂测量任务调度示意图

Fig. 1 Scheduling diagram of complex measurement task

$$T_{i'j'} + c(1 - P_{ijk}) \geq C_{ij} \quad (4)$$

$$T_{ij} + cP_{ijk} \geq C_{ij} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^m Y_{ijk} = 1, i = 1, 2, 3, \dots, n, j = 1, 2, 3, \dots, n_i \quad (6)$$

$$C_{ij} \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n, j = 1, 2, 3, \dots, n_i \quad (7)$$

假设 O_{ij} 表示数据处理终端设备接收到的第 i 个任务所划分的第 j 个子任务; C_{max} 表示完成最后一个子任务的数据处理终端设备所花费的时间; C_{ij} 和 S_{ij} 分别表示任务 O_{ij} 开始执行时间和执行完成时间; Y_{ijk} 为变量, 当子任务 O_{ij} 在第 k 个数据处理终端设备上执行时为 1, 否则为 0; L_{ijk} 表示子任务 O_{ij} 在数据处理终端设备 M_k 上执行所需的时间; P_{ijk} 为变量, 当流程 O_{ij} 顺序先于流程 $O_{i(j+1)}$ 时为 1, 否则为 0; $k = 1, 2, 3, \dots, m$; c 为无穷大常数。

式(1)为实验的优化目标; 式(2)表示任务运行过程不可中断; 式(3)表示同一任务的子任务之间有先后约束; 式(4)和(5)表示一个终端同一时刻只能执行一个任务; 式(6)表示一个任务只执行一次; 式(7)表示所有任务 0 时刻都可以开始执行。

2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法中适应度较高的麻雀个体被称为发现者, 可以进行大范围搜索, 寻找食物丰富的区域, 其余个体为跟随者, 根据发现者提供的信息获取食物。此外, 种群中任何个体都可以作为预警者, 当预警值大于安全阈值时, 发现者会带领跟随者转移到其他安全的区域搜索食物。

发现者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot e^{\left(\frac{i}{\alpha \cdot iter_{max}}\right)}, & RS < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & RS \geq ST \end{cases} \quad (8)$$

式中: t 表示当前迭代次数; $iter_{max}$ 表示迭代次数; α 为 0~1 的随机数; X_{ij} 表示第 i 个麻雀个体在第 j 维中的位置信息; RS 和 ST 表示预警值和安全值, $RS \in [0, 1]$ 和 $ST \in [0.5, 1]$; Q 是服从正态分布的随机数; L 表示一个元素全部为 1 的 $1 \times d$ 的矩阵。当 $RS < ST$ 时, 进行大范围搜索。当 $RS \geq ST$ 时, 种群需要转移到其他安全区。

跟随者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot e^{\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right)}, & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (9)$$

式中: X_p 和 X_{worst} 分别表示麻雀种群发现者个体中适应度最高个体的位置和种群所有麻雀个体中适应度最低个体的位置; A 表示一个元素为 1 或 -1 的 $1 \times d$ 矩阵, 且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时, 表示当前麻雀个体需要改变位置, 提升适应度。

预警者更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left| \frac{X_{i,j}^t - X_{worst}^t}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right|, & f_i \leq f_g \end{cases} \quad (10)$$

式中: β 为步长控制参数, 服从 $(0, 1)$ 正态分布; $K \in [-1, 1]$ 为一个随机数; X_{best} 表示当前麻雀个体中全局最优位置; f_i 表示当前麻雀个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别是当前最优和最差的适应度值; ε 为无穷小的常数; 当 $f_i > f_g$ 表示当前麻雀个体处于危险系数较高的位置, 需要转移到安全区。当 $f_i = f_g$ 时, 表明处于麻雀种群中间的个体察觉到了捕食者信息, 需要靠近其他的麻雀个体降低被捕食风险。

3 改进麻雀搜索算法

3.1 改进麻雀搜索算法整体流程

提出一种基于麻雀搜索算法的复杂测量任务调度方法。该方法通过 tent 混沌映射增加初始解分布的均匀性,并结合反向学习对初始解进行重映射,进一步增加种群随机性和多样性,从而避免初始解聚集,减少因初始解分布不均而导致的搜索不充分问题,然后根据适应度值筛选高质量个体作为初始种群;采用灰狼优化算法信息交换机制,模拟狼群合作捕猎行为改进发现者搜索方式,通过共享种群最优解和次优解位置信息,更快探索潜在全局最优区域,减少个体在局部最优区域的探索时间,提高算法全局搜索能力;将正弦余弦机制与跟随者位置更新相结合,通过正弦和余弦函数的振荡特性增加搜索过程的多样性和麻雀个体灵活性,便于更快找到最优解,加快收敛速度;针对局部最优问题,设计了3种邻域搜索结构,扩大搜索范围。算法流程和结构分别如图2和3所示。

3.2 混沌反向策略

SSA 算法初始种群质量会大幅影响算法性能。经典 SSA 算法仅通过随机初始化方法生成初始种群,容易导致种群分布不均,限制了种群的多样性,使算法过早收敛。为了提升 SSA 算法的初始种群质量,采用 tent 混沌映射初始化麻雀种群,保证解空间的搜索范围,同时增加种群多样性。此外,反向学习策略能够根据特定的任务调度需求调整生成的种群,有助于提高种群的适应性和优化效果。tent 混沌映射与反向学习相结合初始化种群的具体步骤如下:

- 1) 利用 tent 混沌映射生成更加随机和均匀的初始分配方案 T_1 ;
- 2) 将 T_1 进行反向操作构成反向种群 T_2 ;
- 3) 将 T_1 、 T_2 合并为一个种群,并根据适应度值排序,选择适应度较高的前 50% 麻雀个体作为初始种群 T 。

tent 混沌映射和反向学习表达式为:

$$X_{i+1} = \begin{cases} \frac{Z_i}{a}, & Z_i \in [0, a) \\ \frac{(1 - Z_i)}{1 - a}, & Z_i \in [a, 1) \end{cases} \quad (11)$$

$$X1_{i,j} = rand(0,1)(lb \times ub) - X_{i,j} \quad (12)$$

式中: a 为收缩因子,且 $a \in (0, 1)$; lb 和 ub 为麻雀个体取值上下界; Z_i 为服从 $[0, 1]$ 之间的均匀分布随机数, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

3.3 改进发现者位置更新方法

在 SSA 算法的初始搜索阶段,发现者会迅速聚集于

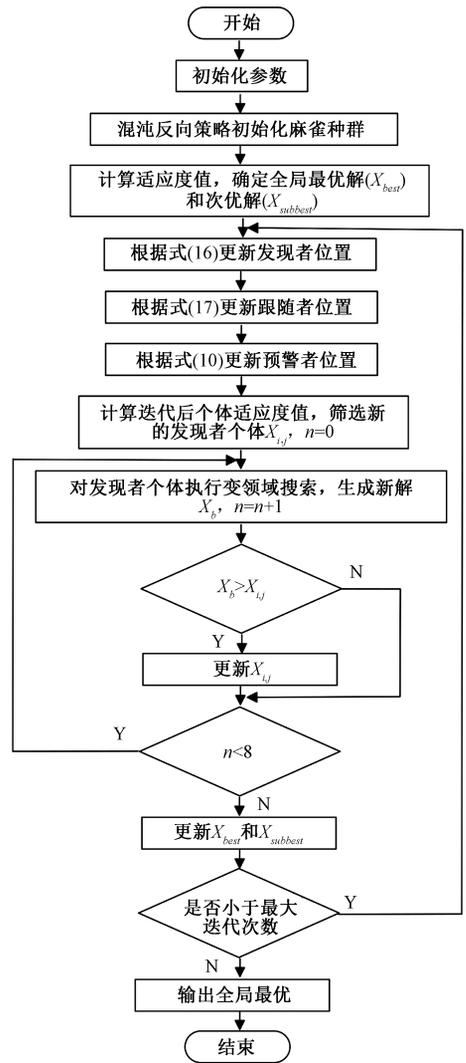


图2 改进麻雀搜索算法流程

Fig. 2 Flow chart of improved sparrow search algorithm

当前最优位置,使算法过早收敛到局部最优解,导致全局搜索不充分。为解决这一问题,将 GWO 算法中的信息交换强化机制引入到发现者位置更新中,并对收敛因子 b 进行改进,在种群历史中选出最优个体和次优个体位置得到潜在最优解,有助于提升种群间的信息通信能力。当 $RS < ST$ 时,改进后的发现者位置更新公式如式(13)~(15)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + A | C \cdot X_{best} - X_{i,j}^t | + B | C \cdot X_{subbest} - X_{i,j}^t | \quad (13)$$

$$A = 2b\xi - b \quad (14)$$

$$b = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot \sin\left(\frac{t\pi}{iter_{max}} + \frac{\pi}{2}\right) \quad (15)$$

式中: X_{best} 表示最优个体位置; $X_{subbest}$ 表示次优个体位置; ω_{min} 表示最小权值; ω_{max} 表示最大权值; B 、 C 、 ξ 为 $[0, 1]$ 中的随机数。 b 值在迭代开始时缓慢减小,使 A 缓慢衰

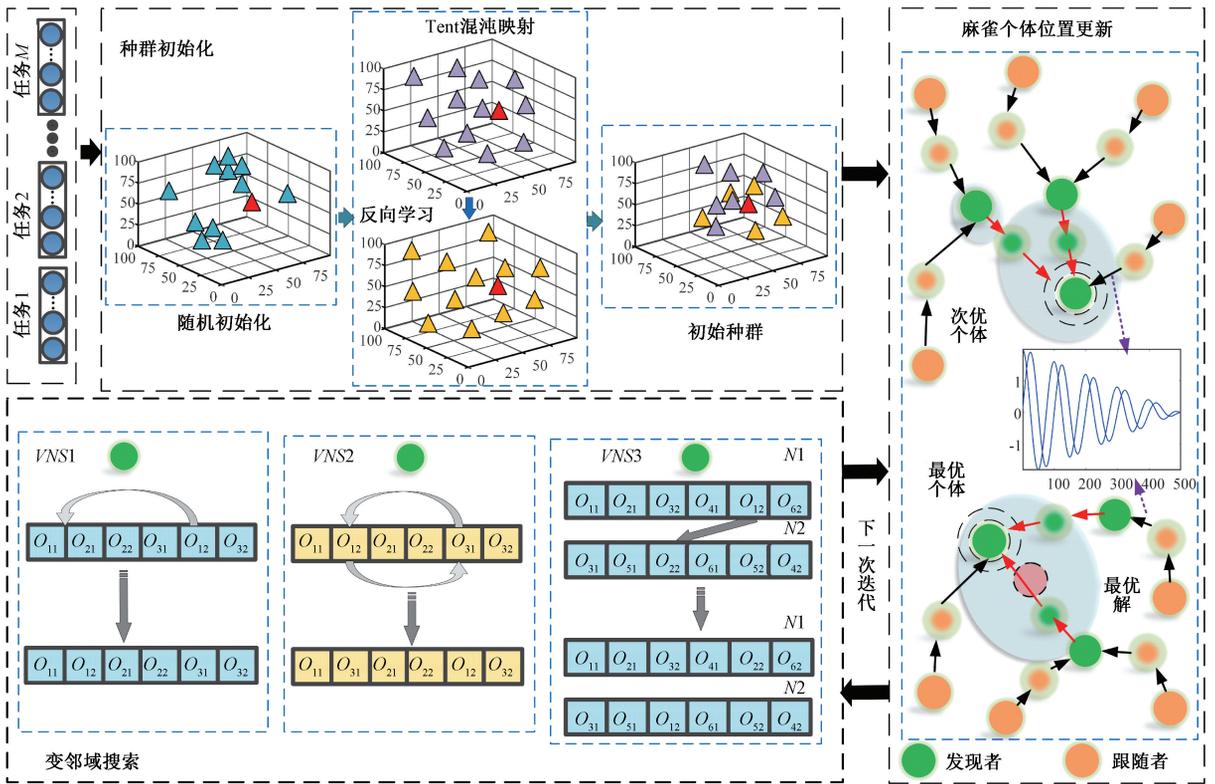


图 3 改进麻雀搜索算法结构

Fig. 3 Structure diagram of improved sparrow search algorithm

减,有利于全局搜索。当 b 的值在迭代结束时下降到一个较小的值,则 A 的值在较长的时间内保持较小,这样有利于局部搜索。

3.4 基于正余弦算法(SCA)改进跟随者位置更新方法

在经典 SSA 算法中,随着迭代过程中高适应度值发现者的产生,跟随者会优先向该目标所在区域飞行,这会导致搜索精度下降,收敛过程缓慢。在跟随者位置更新过程中引入正余弦算法,通过正弦和余弦函数引入一种连续、平滑、周期性的扰动机制,实现更快的动态搜索,从而提高算法收敛速度。改进后的跟随者位置更新公式分别如式(16)和(17)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + r_1 \sin r_2 | r_3 X_{best}^t - X_{i,j}^t |, & r_4 < 0.5 \\ X_{i,j}^t + r_1 \cos r_2 | r_3 X_{best}^t - X_{i,j}^t |, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

$$r_1 = q - q \frac{t}{iter_{max}} \quad (17)$$

式中: q 为衰减系数; r_1 代表个体所能搜索解空间的边界; r_2 为 $[0, 2\pi]$ 决定更新解的移动位置; r_3 和 r_4 是 $[0, 1]$ 中的随机数。

3.5 变邻域搜索

在 SSA 算法的迭代过程中,跟随者个体根据发现者个体位置来更新自身的位置信息并最终达到觅食的目的。

因此,发现者个体的质量对算法性能具有重要影响,将变邻域搜索引入 SSA 中,并在每次迭代后均作用于发现者个体,从而改变其位置信息,使其在当前解的邻域内进行探索,防止陷入局部最优解。对于发现者个体采用以下邻域结构。

邻域结构 VNS1:随机选择一个子任务插入到随机位置,并调整其他子任务顺序。

邻域结构 VNS2:随机选择两个不同子任务并交换两者位置,重复执行上述操作 n 次,然后调整其他子任务顺序。

邻域结构 VNS3:随机选择一个子任务,并重新分配到其他可用数据处理终端设备,然后调整其他子任务顺序。

4 实验结果与分析

为了评估 ISSA 算法在求解复杂测量任务调度问题中的性能,在 MATLAB 2019a 环境中进行编码,并在配置了英特尔酷睿 i5-8250 中央处理单元的计算机上进行实验。首先,针对子任务数为 4 的 8×8 、 10×10 、 15×10 (15 个任务、10 个终端)情况,确定算法参数。之后,使用来自 brabdimart 等 (BRdata) 的 6 个实例和 Kacem

等 (KAdata) 的 4 个实例,验证改进策略的有效性和解决复杂测量任务调度问题的优越性^[25-26]。

4.1 算法参数选择

在所提的 ISSA 算法中,参数选择对于算法性能至关重要,主要包括警戒阈值、Tent 混沌映射中的收缩因子、GWO 中引入的权重值和正余弦算法中的衰减系数。为增加参数选择的合理性,每组实验单独运行 10 次,并计算 10 次运行的平均最大完成时间。如表 1 所示,最佳参数组合为 $ST=0.8$ 、 $a=0.499$ 、 $\omega_{\max}=2$ 、 $\omega_{\min}=0.4$ 、 $q=2$ 。

4.2 改进策略有效性验证

为了验证混沌反向策略 (SSA-CRL)、信息交换机制 (SSA-GWO)、正余弦搜索 (SSA-SCA) 和变邻域结构 (SSA-VNS) 的有效性,进行以下仿真测试,结果如表 2 所示。其中,Instance 表示不同实例名称; $M \times N$ 表示 M 个任务和 N 个数据处理终端设备。为增加实验结果的可靠性,每个实例单独运行 10 次;Best 表示最佳完成时间;Avg 表示平均最大完成时间;Time 表示平均计算时间(算法运行时间)。所有算法使用相同参数设置:种群规模

50,最大迭代次数 500, $n=8$ 。

表 1 不同参数设置实验结果

Table 1 Experimental results of different parameter settings

参数类型	参数值	最大完成时间平均值/s		
		8×8	10×10	15×10
ST	0.7	17.6	14.8	22.8
	0.8	16.6	14.2	22
	0.9	17.6	17	23.4
	0.4	9.4	15.2	15
a	0.499	8.8	14.8	15
	0.6	9.8	14.8	15.6
	1.2	18.2	16.8	23.2
	1.6	17.8	15	22.8
ω_{\max}	2	17	14.2	22.2
	0	18.2	16.8	23.2
	0.4	17.2	14.8	20.8
ω_{\min}	0.8	17.8	15	22.8
	1	17.4	14.9	22.6
	2	16.5	14	20.4
q	3	17	15.2	21.5

表 2 改进策略有效性验证仿真结果

Table 2 Simulation results of effectiveness verification of improvement strategies

Instance	$M \times N$	SSA			SSA-CRL			SSA-GWO		
		Best/s	Avg/s	Time/s	Best/s	Avg/s	Time/s	Best/s	Avg/s	Time/s
MK02	10×6	32	35.2	7.0	30	31	7.1	34	35.4	6.6
MK03	15×8	220	230.4	11.4	204	209.8	11.8	208	219.8	10.8
MK06	10×15	100	106	10.6	92	96	10.6	93	96.8	11.1
MK07	20×5	165	171.6	9.9	152	158	10.2	158	168	9.6
MK08	20×10	555	566.8	13.8	531	545.2	13.8	530	547.5	13.4
MK09	20×10	399	418.2	17	396	401.4	17.4	381	403	16.5
Kacem1	4×5	11	11.2	4.9	11	11.4	5.1	11	11.2	5.1
Kacem2	8×6	20	22	5.5	19	20.4	5.4	19	21.2	5.5
Kacem4	10×10	10	11.2	5.8	7	8.6	5.6	10	11.8	5.6
Kacem5	15×10	20	22.2	6.7	13	13.8	6.9	22	23.2	6.6
		SSA-SCA			SSA-VNS			ISSA		
		Best/s	Avg/s	Time/s	Best/s	Avg/s	Time/s	Best/s	Avg/s	Time/s
		32	33.2	6.6	33	33.4	8.6	28	28.4	6.5
		213	222	10.4	204	214.2	12.3	204	204	10.2
		86	97	9.9	83	89.6	11.5	72	75.8	9.5
		163	167	9.1	155	160.2	11.2	145	148.2	9.1
		558	564	13.1	523	525.7	14.9	523	523	12.4
		381	412	15.9	362	370.6	18.4	333	339.4	15.8
		11	11.2	5.1	11	11	5.3	11	11	3.5
		19	20.6	5.5	16	17.2	5.9	14	14.2	4.3
		9	11	6.1	8	9	6.7	7	7.6	4.6
		20	21	6.5	17	18	7.3	12	12.6	5.6

由表 2 可知在 Best 和 Avg 值方面,SSA-CRL 有 9 个实例优于 SSA,这是由于 CRL 策略增加了初始种群的多样性,覆盖了更广泛的搜索空间,提高了算法寻优性能。SSA-GWO 有 6 个实例优于 SSA,其中 MK06~MK09 较大

规模实例上均优于 SSA,其他实例获得了近似解。因此,信息交换机制在小规模问题中并不占优,但在求解大规模问题上表现出显著优势。SSA-SCA 分别有 6 和 9 个实例优于 SSA,表明正弦搜索不断变化的搜索路径增加了

解的多样性,从而提高了算法搜索精度。SSA-VNS 中分别有 8 和 10 个实例优于 SSA,表明 VNS 对发现者个体不同层次的局部搜索,使其能够有效探索不同解空间,避免局部最优。ISSA 算法 10 个实例均优于 SSA,表现出更好的稳定性和寻优能力,验证了多种策略结合的有效性。在 *Time* 值方面,SSA-CRL 与 SSA 相同;SSA-GWO、SSA-SCA 的计算时间均小于 SSA,能够能有效提高算法收敛速度,减少计算时间;SSA-VNS 计算时间最长;尽管增加邻域搜索结构使得 ISSA 的计算时间略长于 SSA-GWO、SSA-SCA,但优于其他算法。

图 4 为部分实例仿真。图 4(a)、(b)和(d)中,SSA-CRL(红色方形线)具有更低的初始值和更快的收敛速度,但最大完成时间相对较差,表明 CRL 策略能够有效提升初始解质量,但高质量的初始解会使种群个体过早

收敛,从而陷入局部最优解。由图 4(a)、(b)可以看出,SSA-GWO(黄色星型线)在迭代初期表现出更快的收敛速度,发现者能够接收到来自最优和次优个体的位置信息有效增加了算法搜索效率,能够更快地收敛到更优解。由图 4(b)和(c)可知,SSA-SCA(紫色+形线)在迭代过程中始终保持了良好的寻优能力,这是由于非线性和多样化的探索方式使跟随者频繁地更新个体位置,避免了过早收敛到局部最优。此外,SSA-VNS(绿色菱形线)在收敛精度上表现出更好的性能,表明发现者在当前解空间附近更细致的探索,有效提升了发现者个体质量和其对跟随者个体的指引作用。ISSA(蓝色三角形线)算法表现最优,其各方面性能均优于其他算法,充分证明了多种策略结合的有效性。

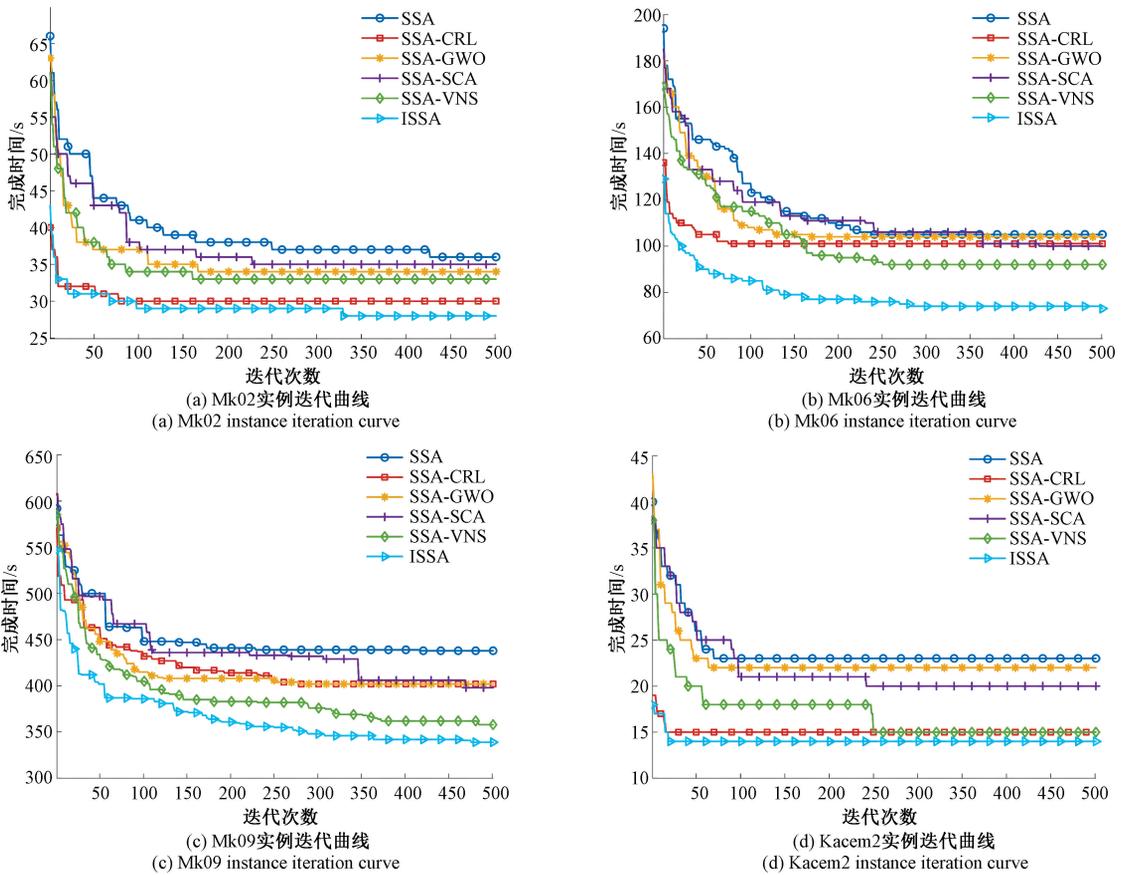


图 4 改进策略有效性验证迭代曲线

Fig. 4 Iterative curve of the effectiveness of the improved strategy

4.3 改进算法综合性能比较

为了验证提出的 ISSA 算法求解复杂测量任务调度问题的优越性,使用相同实例进行测试,并与 GA、JAYA、GWO、PSO+TS 和 HGWO 算法进行对比测试^[27-28]。为增加实验结果可靠性,每个实例单独运行 10 次,仿真结果如表 3 所示。其中 *Instance* 为不同实例名称; $M \times N$ 表示

M 个任务和 N 个数据处理终端设备;*Best* 代表了最佳完成时间;*Avg* 表示平均最大完成时间;*Mean* 为各算法求解实例的相对百分比偏差 *RPD* 的平均值;*RPD* 为当前算法获得最优解与所有算法所得最优解的相对百分比偏差,其计算公式为:

$$RPD = \left(\frac{Best - Min}{Min} \right) \times 100\% \quad (18)$$

式中: Min 表示所有算法所得最优解。

由表 3 可知,在 $Best$ 方面,ISSA 取得了除 Mk09 外所有实例的最优解,表现出更优越的性能。在 Avg 方面,

ISSA 算法有 8 个实例优于 PSO+TS,6 个实例优于 HGWO,且 10 个实例均优于 GA、JAYA、GWO。在 RPD 值方面,ISSA 显示出最小偏差,仅为 0.3%,求解效果最佳,其次是 HGWO、PSO+TS 分别为 9% 和 2.4%,GWO、JAYA 和 GA 算法效果最差。

表 3 不同算法对比实验结果

Table 3 Comparative experimental results of different algorithms

Instance	$M \times N$	GA			JAYA			GWO		
		Best/s	Avg/s	RPD/%	Best/s	Avg/s	RPD/%	Best/s	Avg/s	RPD/%
MK02	10×6	38	39.2	35.7	34	35.6	21.4	31	33.8	10.7
MK03	15×8	235	239	17.2	230	237.2	12.7	212	222.6	3.9
MK06	10×15	108	116	50	101	106	40.3	97	98.2	34.7
MK07	20×5	180	184	24.1	169	173.6	16.5	163	171.8	16.5
MK08	20×10	552	561.1	5.5	579	588.4	10.7	532	549.3	1.7
MK09	20×10	405	425.4	21.3	444	455	32.9	392	406	17.4
Kacem1	4×5	11	11.2	0	11	11	0	11	11.2	0
Kacem2	8×8	19	22.6	35.7	15	18.2	7.1	16	18.4	14.3
Kacem4	10×10	13	14.6	85.7	9	10.8	28.6	10	11.4	42.8
Kacem5	15×10	22	26.6	53.8	18	20.4	46.1	18	20.8	38.4
Mean		--	--	32.9	--	--	21.6	--	--	18

PSO+TS			HGWO			ISSA		
Best/s	Avg/s	RPD/%	Best/s	Avg/s	RPD/%	Best/s	Avg/s	RPD/%
32	34.2	14.2	29	30.3	3.5	28	28.6	0
207	207.5	1.5	204	204.1	0	204	204	0
85	87.2	18.1	79	79.9	9.7	72	75	0
154	167.3	6.2	149	156.4	2.8	145	149	0
523	523	0	523	523	0	523	523	0
437	450.2	34.5	325	342.3	0	333	342	2.5
11	11	0	11	11	0	11	11	0
15	15.6	7.1	14	14.3	0	14	14.4	0
7	8.4	0	7	7.5	0	7	8	0
13	14.5	8.3	13	14.1	8.3	12	13	0
--		9	--	--	2.4	--	--	0.3

图 5 为 MK07 实例使用不同算法求解 20 次的结果箱线图。其中,ISSA 算法的均值为 149.12,相比于 GA、JAYA、GWO、PSO+TS、HGWO 分别优化 23.5%、19.5%、17.1%、8.6%、4.4%,获得了更多高质量调度解。此外,尽管 ISSA 算法与 PSO+TS 和 HGWO 算法箱体大小相近,但 PSO+TS 和 HGWO 上下限分别为 154~167 和 149~161,而 ISSA 上下限距离为 145~152,结果分布明显更集中,证明其稳定性更好。图 6 为不同实例仿真对比,其中 ISSA 算法曲线(蓝色三角形线)始终位于其他算法的左下方,在迭代次数相同时,ISSA 表现出更高的搜索精度;在寻优结果相同时,ISSA 需要更少的迭代次数。因此,ISSA 算法在收敛速度、收敛精度和稳定性等方面均优于其他算法,在求解复杂测量任务调度问题时表现出更好的性能。

为了进一步验证 ISSA 算法求解复杂测量任务调度问题的优化效果,进行以下测试实验。每个前端数据测

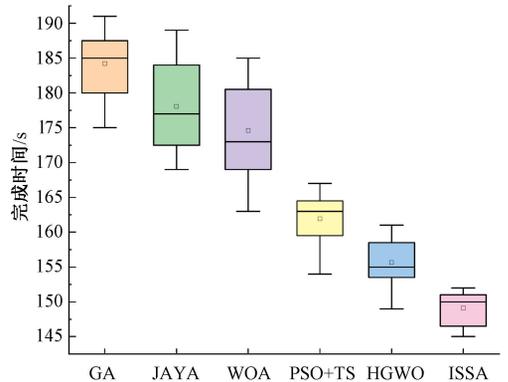


图 5 Mk07 实例不同算法比较箱线图

Fig. 5 Box plot comparing different algorithms of Mk07 instance

量设备包含 5 个任务,每个任务可划分为 5 个子任务,分别将前端数据测量设备 L 和数据处理终端设备 N 设为 1~100 进行调度测试,取 10 次测试的平均最大完成时间

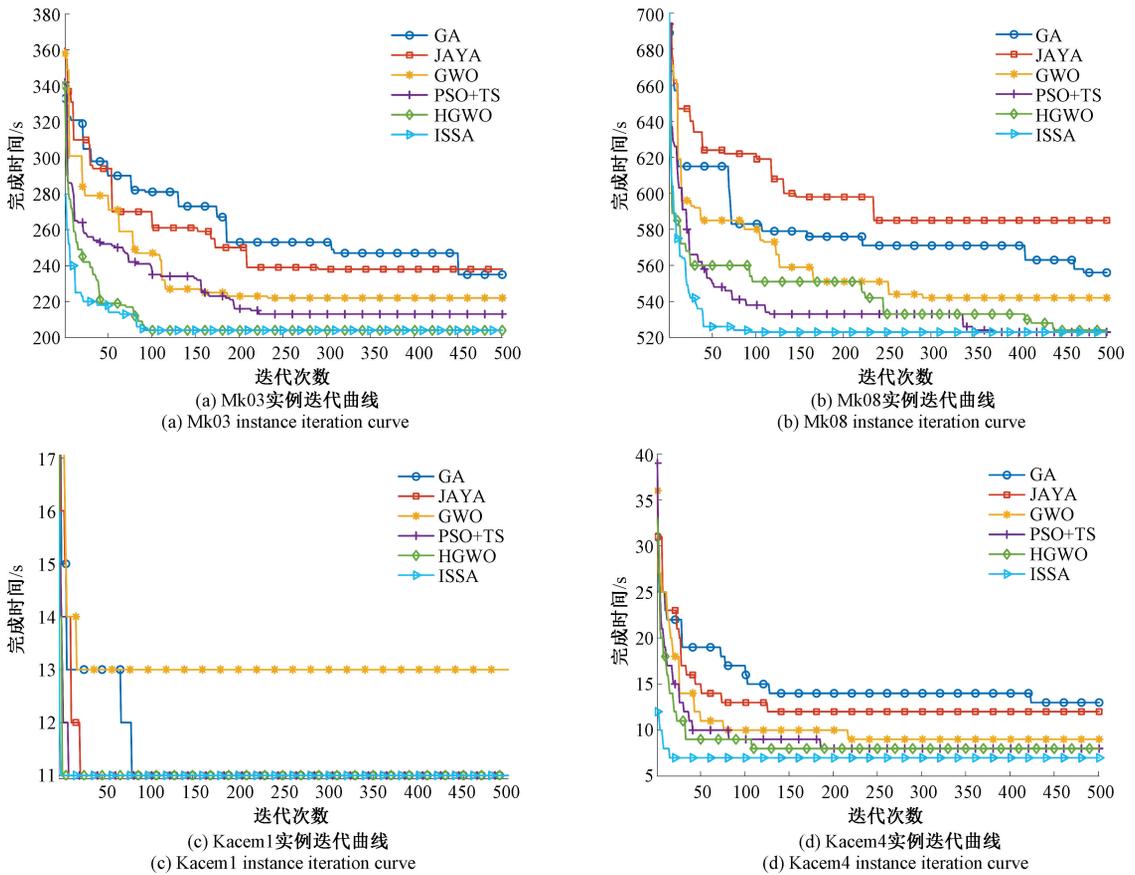


图 6 算法对比验证迭代曲线

Fig. 6 Iteration curve of the comparison and validation of the algorithm

和平均计算时间得到最终结果曲线,其中图 7(a)为 $L=100$ 时最大完成时间和计算时间随 N 数量变化的结果曲线,图 7(b)为 $N=50$ 时最大完成时间和计算时间随 L 数量变化的结果曲线。图 7(a)表明,当 N 较小时,随着 N 的增加,最大完成时间优化效果显著;当 N 较大时,优化效果不明显,但 ISSA 始终优于 SSA。同时 SSA 在 $N=70$ 时达到最优,之后最大完成时间有上升趋势,而 ISSA 随着 N 的增加最大完成时间持续减少,表明 ISSA 能够有效调度更为复杂的测量任务,且不会增加计算时间。图 7(b)表明,随着 L 的增加,最大完成时间和计算时间均有上升,但 ISSA 的优化效果相比于 SSA 更加显著,且计算时间更短,表明 ISSA 能够更有效处理大规模调度问题。因此,ISSA 在求解复杂测量任务调度问题时表现出更好的优化性能和适用性,与原始算法相比平均完成时间优化 46.6%,平均计算时间缩减 14.3%。

在实际调度过程中往往存在测量设备测量延迟、手持终端系统随机迟滞和人工操作误差等多种随机干扰因素,导致任务实际处理时间略大于预期时间。为了测试 ISSA 算法求解复杂测量任务调度问题的实际效果,将上述干扰叠加视为白噪声,并针对某运输振动信号测试系

统(系统包括 2 个前端数据测量设备和 3 个数据处理终端设备)进行实际实验。每个前端测量设备有 20 个任务,每个任务可由数据处理终端设备划分为 5 个子任务,算法测试结果如表 4 所示,图 8 为实际测量结果迭代曲线。表 4 数据表明 ISSA 在最优解方面相比于 GA、JAYA、GWO、PSO+TS、HGWO 分别优化 42.3%、39.9%、44.8%、8.2%、7.7%,表现出更好的优化能力。图 8 表明,ISSA 算法(蓝色三角形线)具有更快的收敛速度,且收敛到最优需要更少的迭代次数。因此,ISSA 算法在求解实际复杂测量任务调度问题表现出了显著的优越性。

表 4 实际测量不同算法对比实验结果

Table 4 Comparison of experimental results of different algorithms in actual measurement (ms)

算法	Best	Avg
GA	6 439.56	6 803.93
JAYA	6 327.32	6 721.73
GWO	6 555.31	6 759.48
PSO+TS	4 898.64	5 127.23
HGWO	4 875.24	5 036.73
ISSA	4 526.53	4 690.12

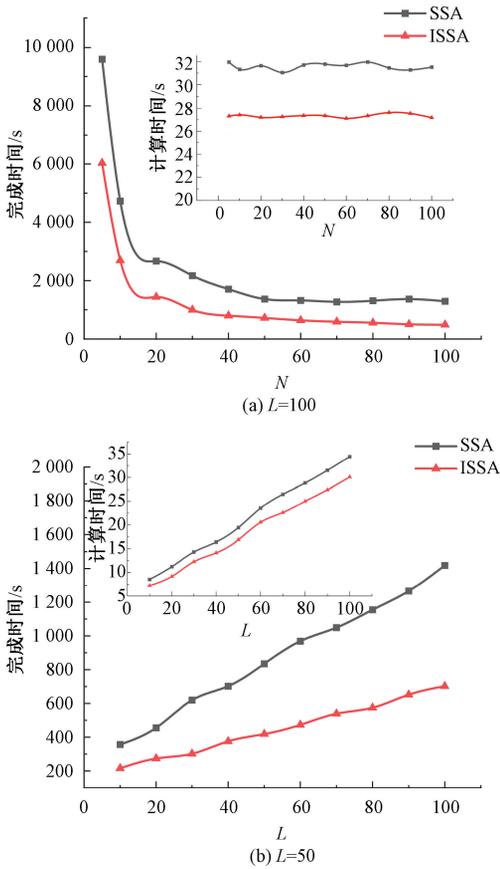


图7 优化对比

Fig. 7 Optimization comparison chart

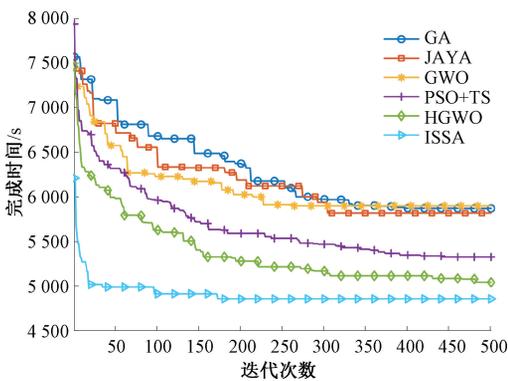


图8 实际测量迭代曲线

Fig. 8 Actual measurement iteration curve

5 结论

针对大型机电设备在仓储和运输过程中的复杂测量任务调度问题,以最小化最大完成时间为目标,提出了一种基于改进麻雀搜索算法的复杂测量任务调度方法。首先,使用混沌反向策略对麻雀种群初始化,提高了初始解的随机性和均匀性,增加了种群多样性,从而提升了初始

解的精度;其次,采用灰狼优化算法的信息交换机制,模拟狼群合作捕猎行为改进发现者位置更新策略,通过种群最优解和次优解信息,指引其他发现者个体更快探索潜在全局最优区域,减少了在局部最优区域的探索时间,提高了全局搜索能力;最后通过正余弦算法的振荡特性,增加了跟随者个体多样性和灵活性,提升了搜索精度和收敛速度;最后,设计了3种邻域搜索结构,探索发现者个体邻域范围,有效防止了算法陷入局部最优解。大量仿真和实际实验结果表明,所提出的ISSA算法在收敛速度、搜索精度和局部最优方面,较好的解决了原始算法的不足,将系统计算时间有效缩减了14.3%左右,最大完成时间优化了46.6%左右,验证了其在复杂测量任务调度中的有效性。未来工作将聚焦于改进算法在更复杂多目标优化场景中的应用潜力,如增加数据处理终端设备负载、能耗等优化目标以拓展算法的优化范畴,并尝试融合深度学习技术,强化算法对复杂场景的适应能力,为复杂测量任务的实时调度提供更优解决方案。

参考文献

[1] IBARRONDO R, GATTI G, SANZ M. Quantum genetic algorithm with individuals in multiple registers[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2023, 28(3): 788-797.

[2] LIU Q, WANG C, LI X, et al. An improved genetic algorithm with modified critical path-based searching for integrated process planning and scheduling problem considering automated guided vehicle transportation task[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 70: 127-136.

[3] OPLE J J M, HUANG T M, CHIU M C, et al. Adjustable model compression using multiple genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, 25: 1125-1132.

[4] XU Y, ZHANG M, YANG M, et al. Hybrid quantum particle swarm optimization and variable neighborhood search for flexible job-shop scheduling problem [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 73: 334-348.

[5] GAD A. Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(5): 2531-2561.

[6] ZHANG J, LIU H, ZU P, et al. Using tabu search to avoid concave obstacles for source location [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(11): 11720-11732.

[7] ZHANG X, WANG D, FU Z, et al. Novel biogeography-based optimization algorithm with hybrid migration and global-best gaussian mutation [J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 86: 74-91.

- [8] ZHANG W, SHI J, ZHANG S, et al. Scenario-based robust remanufacturing scheduling problem using improved biogeography-based optimization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(6): 3414-3427.
- [9] CHEN K, LAGHROUCHE S, DJERDIR A. Remaining useful life prediction for fuel cell based on support vector regression and grey wolf optimizer algorithm[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2021, 37(2): 778-787.
- [10] 谢良波, 韩仲, 张钰坤. 融合邻域搜索的自适应鲸鱼优化算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(12): 124-134.
- XIE L B, HAN SH, ZHANG Y K. Adaptive whale optimization algorithm combining neighborhood search [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(12): 124-134.
- [11] HANG Y, JIN Z. Comprehensive learning Jaya algorithm for engineering design optimization problems[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, 33(5): 1-25.
- [12] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2020.
- XUE J K. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique: Sparrow search algorithm[D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [13] XIE J, LI X, GAO L, et al. A hybrid genetic tabu search algorithm for distributed flexible job shop scheduling problems [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2023, 71: 82-94.
- [14] FONTES D B M M, HOMAYOUNI S M, GONÇALVES J F. A hybrid particle swarm optimization and simulated annealing algorithm for the job shop scheduling problem with transport resources [J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 306(3): 1140-1157.
- [15] 魏利胜, 王宁. 基于新型生物地理学优化算法的作业车间调度研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(3): 109-118.
- WEI SH L, WANG N. Research on job shop scheduling based on new biogeography-based optimization algorithms[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(3): 109-118.
- [16] LIAN Z, SHU J, ZHANG Y, et al. Convergent grey wolf optimizer metaheuristics for scheduling crowdsourcing applications in mobile edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 11(2): 1866-1879.
- [17] 褚鼎立, 陈红, 王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(5): 992-999.
- CHU D L, CHEN H, WANG X G. Whale optimization algorithm based on adaptive weight and simulated annealing[J]. *Acta Sinica*, 2019, 47(5): 992-999.
- [18] FAN J, SHEN W, GAO L, et al. A hybrid Jaya algorithm for solving flexible job shop scheduling problem considering multiple critical paths [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 60: 298-311.
- [19] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [20] 赖钧杰, 文小玲, 张淇, 等. 基于改进麻雀搜索算法的直流微电网容量优化配置[J]. *太阳能学报*, 2023, 44(8): 157-163.
- LAI J J, WEN X L, ZHANG Q, et al. Capacity optimization configuration of DC microgrid based on improved sparrow search algorithm[J]. *Journal of Solar Energy*, 2023, 44(8): 157-163.
- [21] QUAN R, LIANG W, WANG J, et al. An enhanced fault diagnosis method for fuel cell system using a kernel extreme learning machine optimized with improved sparrow search algorithm [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 50: 1184-1196.
- [22] CHEN J, LI X, XU J, et al. Deployment for NOMA-UAV base stations based on hybrid sparrow search algorithm [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 6138-6149.
- [23] 崔颖, 李巧珏, 高山, 等. 基于能量均衡的非均匀分簇调度算法研究 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2024, 45(9): 1834-1839.
- CUI Y, LI Q Y, GAO SH, et al. Nonuniform clustering scheduling algorithm based on energy balance [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2024, 45(9): 1834-1839.
- [24] 李峥峰, 丁其聪, 张东方, 等. 改进离散麻雀搜索算法求解柔性作业车间调度问题[J]. *现代制造工程*, 2023(9): 18-27.
- LI ZH F, DING Q C, ZHANG D F, et al. Improved discrete sparrow search algorithm for flexible job-shop scheduling problem [J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2023(9): 18-27.
- [25] WANG W, ZHAO J. An enhanced memetic algorithm for energy-efficient and low-carbon flexible job shop scheduling problem considering machine restart [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025, 80: 457-478.
- [26] FAN C, WANG W, TIAN J. Flexible job shop scheduling with stochastic machine breakdowns by an improved tuna swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 74: 180-197.

- [27] NOUIRI M, BEKRAR A, JEMAI A, et al. An effective and distributed particle swarm optimization algorithm for flexible job-shop scheduling problem [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2018, 29: 603-615.
- [28] 姜天华. 混合灰狼优化算法求解柔性作业车间调度问题[J]. *控制与决策*, 2018, 33(3): 503-508.
- JIANG T H. Flexible job shop scheduling problem with hybrid grey wolf optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2018, 33 (3): 503-508.

作者简介



许富景(通信作者), 2016年于中北大学获得博士学位, 现为山西大学副教授, 主要研究方向为动态测控与智能仪器、智能物联网技术。

E-mail: xufujing@126.com

Xu Fujing (Corresponding author) received his Ph. D. degree from University of China in 2016. Now he is an associate professor in Shanxi University. His main research interests include dynamic measurement and control and intelligent instrument, intelligent Internet of Things technology.



刘强, 2022年于山西大学获得学士学位, 现为山西大学研究生, 主要研究方向为大型机电设备储运信息获取方法。

E-mail: liuqiang202222@163.com

Liu Qiang received his B. Sc. degree from Shanxi University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Shanxi University. His main research interest includes storage and transportation information acquisition

methods for large electromechanical equipment.



张焱婷, 2022年于山西大学获得学士学位, 现为山西大学研究生, 主要研究方向为大型机电设备储运信息获取方法。

E-mail: zhangyanting0208@163.com

Zhang Yanting received her B. Sc. degree from Shanxi University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in Shanxi University. Her main research interest includes the scheduling algorithm of complex measurement tasks.



李彤, 2023年于山西大学获得学士学位, 现为山西大学研究生, 主要研究方向为复杂环境下关键信息提取方法。

E-mail: lt2002087550@163.com

Li Tong received her B. Sc. degree from Shanxi University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate in Shanxi University. Her main research interest includes key information extraction methods in complex environments.



兰洛洋, 2023年于山西大学获得学士学位, 现为山西大学研究生, 主要研究方向为多维场压缩感知方法。

E-mail: lanmingyang2023@163.com

Lan Mingyang received her B. Sc. degree from Shanxi University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate in Shanxi University. Her main research interest includes multi-dimensional field compressed sensing methods.