基于改进 A* 算法与 ISSA 的矿山复杂地形环境两层运输路径规划研究*

王晓菲[1]，于新红[2]

（1.周口职业技术学院 信息工程学院， 河南 周口市 466000；
2.中国科学院海西研究院泉州装备制造研究中心， 福建 泉州市 362000）

摘要：当前矿车路径规划算法在面对矿山复杂地形时，普遍存在搜索效率低、规划路径长等问题，研发高效精准的路径规划方法成为亟待解决的关键问题。创新性地提出了两层运输路径规划方案，上层采用改进 A* 算法初步规划节点间的路径，下层采用改进麻雀搜索算法(ISSA)进行整体路径优化，确保整体路径的能耗与代价最小化，以期实现高效精准的矿山运输路径规划。结果表明：改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案不仅实现了路径能耗最小化，还实现了路径代价最小化，有效提升了路径规划效率与安全性；在路径规划中，研究所提方案不会受到障碍物干扰，不存在绕远路的情况，能够以最短的路径到达目的地，具有良好的避障与最短路径规划能力，且在具有复杂地形的矿山三维地形图中，能够快速求解出能耗更低、路径代价更低的目标函数值；改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案求解的最短运输距离仅为 3 125.36 m，货损、运输及碳排放成本分别为 1 028.63 元、3 968.57 元、335.18 元，运输时间仅为 1 836.39 s，均低于基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案。

关键词：矿山运输路径规划；改进 A* 算法；改进麻雀搜索算法；复杂地形

中图分类号：TD57 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)03-0231-13

Research on Two-Layer Transportation Path Planning for Complex Terrain Environments in Mines Based on Improved A* Algorithm and ISSA

WANG Xiaofei[1], *YU Xinhong*[2]

(1.School of Information Engineering, Zhoukou Polytechnic, Zhoukou, Henan 466000, China;
2.Quanzhou Institute of Equipment Manufacturing, Haixi Institutes, Chinese Academy of Sciences, Quanzhou, Fujian 362000, China)

Abstract: Current path planning algorithms for mine cars generally suffer from low search efficiency and excessively long planned paths when navigating complex mining terrain. Developing highly efficient and precise path planning methods has thus become a critical issue requiring urgent resolution. An innovative two-layer transportation path planning scheme was proposed. The upper layer employed the improved A* algorithm to initially plan the paths between nodes, while the lower layer utilized the improved sparrow search algorithm (ISSA) for overall path optimization. This ensured the minimization of energy consumption and cost for the overall path, aiming to achieve efficient and precise mining transportation path planning. The results show that the two-layer transportation path planning scheme based on the improved A* algorithm and ISSA not only realizes the minimization of path energy consumption, but also minimizes the path cost, effectively enhancing the efficiency and safety of path planning. In the path planning process, the proposed scheme by the research institute will not be affected by obstacles, there will be no situation of taking a detour, and it can reach the destination along the shortest path. It has excellent obstacle avoidance and shortest path planning capabilities. Moreover, in the three-dimensional topographic map of the mine with complex terrain, it can quickly solve the target function value with lower energy consumption and lower path cost. The shortest transportation distance obtained by the two-layer transportation path planning scheme based on the improved A* algorithm and ISSA is only 3 125.36 m. The cargo damage cost, transportation cost, and carbon emission cost are 1 028.63 yuan, 3 968.57 yuan, and 335.18 yuan, respectively, and the transportation time is only 1 836.39 s. All these indicators are lower than those of the mine transportation path planning scheme based on the genetic-ant colony reinforcement learning algorithm.

Key words: Mine transportation path planning, Improved A* algorithm, Improved sparrow search algorithm, Complex terrain

* **收稿日期**：2025-03-10
作者简介：王晓菲(1988—)，男，河南周口人，硕士，讲师，研究方向为计算机应用。E-mail：zkzywxf@zkvtc.edu.cn
通信作者：于新红(1989—)，男，河南周口人，硕士，高级工程师，研究方向为模型预测控制算法及其应用。E-mail：xinhong.yu@fjirsm.ac.cn

0 引言

随着矿山开采规模的扩大,矿山的运输需求日益增加。矿山地貌中存在许多凸起和洼地等微地形特征,同时包含陡峭的坡度、狭窄的通道等险恶的运输环境,为矿车的运输距离、效率与安全性带来了极大挑战[1-3]。因此有必要对矿山运输路径进行精确规划,以应对矿山复杂的地形特征与运输条件。

近年来,人工智能与机器学习算法逐步应用于路径规划中,成为解决复杂地形环境下运输问题的关键工具。段碧英等[4]针对煤矿机器人的救援路径规划,提出了改进的 A* 算法,同时通过引入机器人尺寸叠加障碍物概念、优化启发函数以及动态调整路径转折角圆弧化。结果显示,相较于传统 A* 算法,改进方案在崎岖环境中搜索节点减少了 26.51%、计算时长减少了 80.42%、路径长度缩短 31.85%。但该方法的训练过程较为复杂且需要大量的计算资源。张传伟等[5]针对矿车在复杂井下巷道中的路径规划效率低的问题,提出了一种融合 A* 算法和简化可视图的全局路径规划算法。结果显示,该算法相比于未简化可视图与 A* 算法,规划时间缩减了 10.79%,且适应性更强。但简化可视图会导致某些复杂地形特征无法被准确捕捉。LI Bai 等[6]针对重型采矿卡车的轨迹规划,提出了一种基于粗框架到细框架的解决方法,首先采用混合 A* 算法找到近似最优的粗轨迹,在细化阶段,将粗轨迹精细化为小尺度非线性规划问题加以求解。结果显示,该方法有效提高了轨迹规划的效率和精度。但该方法在处理复杂地形时耗时较长。总的来说,当前大多路径规划方法存在计算资源消耗大、在复杂环境中的适应性不足等问题。

针对这类问题,研究提出了一种两层运输路径规划方案,首先在上层采用改进的 A* 算法初步规划节点间的路径,接着在下层采用改进麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm,ISSA)进行路径优化,确保整体路径的能耗与代价最小化,以期实现高效精准的矿山运输路径规划。针对上层的初步路径规划,研究以能耗最小化为目标引入了 A* 算法,并引入了动态加权系数对其加以优化,以加速搜索过程。为了进一步实现路径代价最小化,研究构建了路径代价最小化目标函数,引入了 SSA 对其进行求解。同时针对原始 SSA 收敛效率低、求解精度不高等问题,先后提出了 Logistic-Tent 混沌、透镜成像反向学习机制以及 Levy 飞行策略对 SSA 进行了优化。最终得到有效的矿山复杂地形环境运输路径规划方案。

1 矿山复杂地形环境中两层运输路径规划方案设计

1.1 两层运输路径规划方案设计

矿山复杂地形环境中的矿车通常为大体积、大能耗的大型运输卡车[7]。研究主要将矿山环境中的规划路径分为三个部分,第一部分为出发点到装货点,第二部分为装货点到卸货点,第三部分为卸货点返回到出发点[8],具体路径组成如图 1 所示。图 1 中显示了矿车从出发到返程的具体路径,每条路径会经过若干节点。

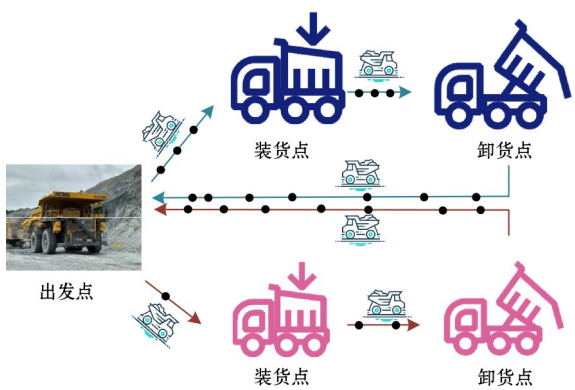


图 1 车辆运输路径

Fig.1 Vehicle transportation path

由于车辆本身较重,运输过程中需要较大的动力。同时,当车辆在不平坦的矿山道路上运行时,油耗和电力消耗会大大增加。因此在路径规划中,需要尽可能缩减车辆的行驶距离,以提升运输效率并节约运输成本[9-11]。此外,由于矿山地形复杂,对车辆的安全性造成了极大威胁。因此在考虑路径成本与距离的同时,还需要确保运输安全性[12]。基于此,研究设计了一种面向矿山复杂地形环境运输的两层路径规划方案,上层采用 A* 算法进行节点间的初步路径规划,提供一个基础的线性路径框架;下层采用 SSA 对这些基础路径进行优化。通过两层算法的协同工作,最终得出最佳矿山运输路径。两层矿山运输路径规划方案框架如图 2 所示。图 2 中,上下两层具有不同的约束条件与决策变量,上层解会影响下层的目标函数的最优值求解。具体而言,上层问题的决策变量是解决局部路径规划问题,下层问题的决策变量则是全局性的,其具有更高的

决策层次。

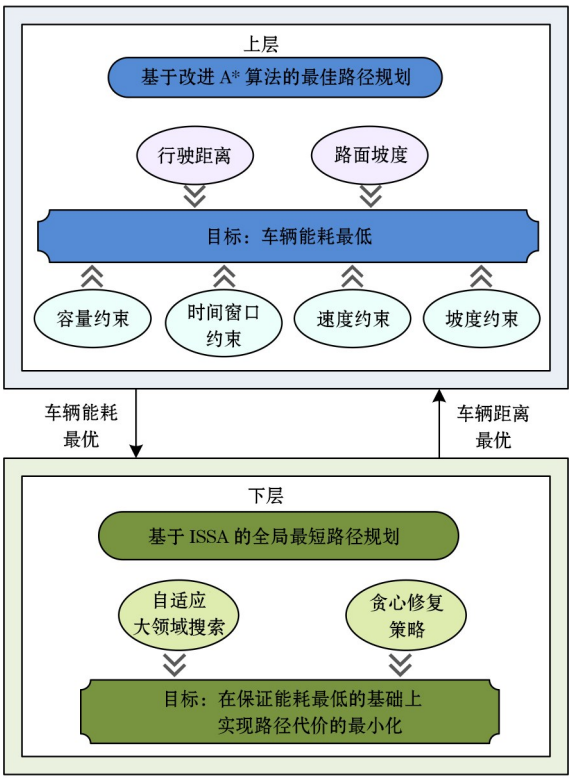


图 2　两层运输路径规划方案框架

Fig.2　Framework of two-layer transportation path planning scheme

1.2　基于改进 A* 算法的上层路径规划

上层主要以矿山车辆能耗最小化为目标，具体影响因素包括路径坡度与行驶距离。能耗最小化目标函数如式(1) 所示。

$$\min E=\sum_{i=1}^{n}(\alpha\cdot d_i+\beta\cdot\sin\theta_i) \tag{1}$$

式中：E 表示矿山运输总能耗；n 表示矿山运输路径中的总路段数；d_i 表示第 i 个路段的行驶距离；θ_i 表示第 i 个路段的坡度角度；α 与 β 表示权重系数。

约束条件包括容量约束、时间窗口约束、速度约束与坡度约束，具体表达式如式(2) 所示。

$$\begin{cases}\sum_{b=1}^{B}q_{ab}\leqslant Q_k\\ T_{ab}^{z}\leqslant t_{ab}\leqslant T_{ab}^{w}\\ v_{ab}\leqslant v_{\max}(\theta_{ab})\end{cases} \tag{2}$$

式中：a 表示起始节点；b 表示目标节点；q_{ab} 表示节点 a 到节点 b 的货物量；Q_k 表示车辆 k 的最大容量；t_{ab} 表示从节点 a 到节点 b 的到达时间；T_{ab}^{z}、T_{ab}^{w} 分别表示最早与最晚到达时间；v_{ab} 表示车辆在节点 a 到节点 b 路段上的行驶速度；$v_{\max}(\theta_{ab})$ 表示在坡度 θ_i 下的最大安全速度。

在这一层的求解中主要采用了 A* 算法，其基本思路是从起始节点出发，依靠规则逐步探索到达目标节点的路径。在遍历过程中，每个节点会根据自身到目标节点的成本估算和已知路径成本评估并选择下一步路径，其中，在两点间的直线距离计算中，采用不受方向限制的欧几里得距离计算方法。在 A* 算法中，除了计算基本的路径成本，还引入了权重策略。该策略优先选择离目标节点距离最近且成本最小的节点，即最大化优先级，从而加速路径的收敛，避免过多无用节点的遍历[13-14]。此外，在最短路径的基础上，A* 算法会根据坡度的变化计算能耗，优化整体的矿山运输路径规划。A* 算法融合了广度优先搜索(Breadth-First Search，BFS)，研究主要采用其广度特性实现初始路径规划。BFS 搜索示意图如图 3 所示。

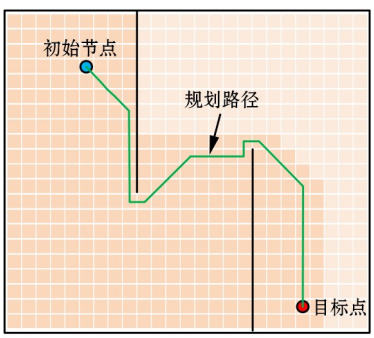


图 3　BFS 搜索示意

Fig.3　Schematic of BFS search

由图 3 可知，BFS 在搜索过程中，优先探索距离起点较近的节点，然后再探索距离更远的节点，确保了访问到的每个节点都是通过最短路径到达的。“frontier”是 BFS 中的一个关键概念，指当前已知的、待探索的节点集合[15]。初期 frontier 队列中只包含起点，从队列中取出一个节点进行访问，该节点的所有相邻、尚未访问的节点均会加入队列。每次队列中的节点都会被访问，直到找到目标节点。因此可将 frontier 理解为一个逐渐向外扩展的探索边界，BFS 通过不断扩展该边界，最终到达目标点，返回最佳路径。但传统的 A* 算法在遍历节点时，容易遇到重复访问的情况，导致搜索效率降低。针对这一问题，研究引入了动态加权系数 w 用于动态调整启发式函数的权重，加速搜索过程。在传统 A* 算法中，评价函数表达式如式(3)所示[16]。

$$F(e)=G(e)+H(e) \tag{3}$$

式中：$G(e)$表示从起始节点到当前节点 e 的实际代价；$H(e)$则是从当前节点 $H(e)$到目标节点的启发

式估算代价,用于指导搜索过程的方向。

研究在启发式函数 $H(e)$前加入了动态加权系数 w,以调整其对评价函数的影响。在传统的 A* 算法中,$G(e)$和 $H(e)$的权重比为 1∶1,通过引入 w 能够动态调整这一比例。具体而言,在搜索初期,设定 $w>1$,大幅减少了探索节点数。当机器人接近目标节点且与目标的距离缩小至设定阈值时,设定 $w<1$,以拓展更多的节点,确保最终找到最短路径[17]。改进后的评价函数表达式如式(4)所示。

$$F(e)=G(e)+w(e)\cdot H(e) \tag{4}$$

基于改进 A* 算法的最佳路径生成流程如图 4 所示。

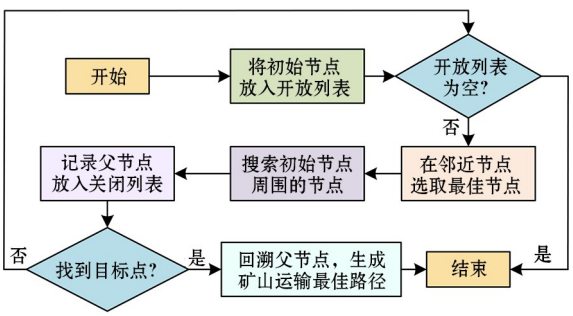


图 4 基于改进 A* 算法的最佳路径生成流程

Fig.4 Process for optimal path generation based on improved A* algorithm

1.3 基于 ISSA 的下层路径规划

通过上层路径规划得到了能耗较低的初步矿山运输路径规划方案,在此基础上需要实现路径代价最小化的目标。其中矿山运输路径代价包括路径成本与路径节点坡度超出限制的惩罚代价。下层路径规划中,主要在保证能耗最低的基础上实现路径代价的最小化,具体的目标函数如式(5)所示。

$$\min C=\sum_{k=1}^{m}\sum_{a=0}^{A}\sum_{b=0}^{B}c_{a,b}\cdot x_{ab}^{k} \tag{5}$$

式中:C 表示总成本;$c_{a,b}$ 表示节点 a 到节点 b 的路径代价;x_{ab}^{k} 是一个决策变量,表示车辆 k 是否从节点 a 行驶到节点 b;m 表示矿山车辆总数。

该层主要引入了 SSA 对源节点进行初始化,包括任意两个节点间的最小路径代价。接着随机选择部分节点并改变它们的位置,以增加搜索空间。随后使用贪心修复策略重新排列被破坏的节点,以获取更优的目标函数解。通过随机破坏和贪心修复的重复迭代,实现矿车路径的全局规划。在随机破坏节点的选取方面,采用的方法为自适应大领域搜索方法,其通过动态调整搜索范围来探索更广阔的解空间,具体示意图如图 5 所示。图 5 中,X 表示当前目标函数解,Y_1、Y_2、Y_3、Y_4 均为 X 的最近领域。

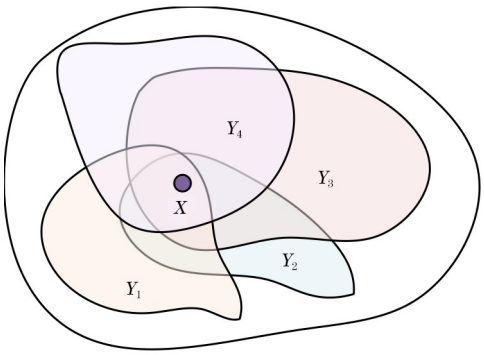


图 5 自适应大领域搜索方法的示意

Fig.5 Schematic of adaptive domain search method

通过引入两层矿山运输路径规划方案得到了能耗最小以及路径代价最小的最优路径规划方案。但该方案下层的节点处理中采用的传统 SSA 具有收敛效率低、求解精度不高等问题[18-19]。为此,本研究对原 SSA 的种群初始化、种群位置更新步骤进行了改进,得到了 ISSA。首先,在种群初始化阶段,研究采用了 Logistic 与 Tent 混沌相结合的混沌系统,以实现初始种群的多样化。其中,Logistic 混沌映射表达式如式(6)所示[20]。

$$x_{l+1}=\mu x_l(1-x_l) \tag{6}$$

式中:μ 表示控制参数,其取值范围为[3.57, 4.00];x_l 表示当前序列的系统状态量;x_{l+1} 表示经过 Logistic 映射后的值。

在 Logistic 混沌中,某些控制参数不能引起混沌行为。同时,当控制参数低于 3.57 时,系统的状态恢复稳定,无法呈现混沌状态。Tent 混沌的表达式如式(7)所示[21]。

$$x_{l+1}=\begin{cases}\dfrac{\gamma x_l}{2}, & x_l<0.5\\[2ex] \dfrac{\gamma(1-x_l)}{2}, & x_l\geqslant 0.5\end{cases} \tag{7}$$

式中,γ 表示一个调控值,其取值范围为[2, 4]。

Tent 混沌表现出高度的非线性和高自相关性,且生成的数值与信号频谱在区间内分布均匀,但仍然受到调控参数的限制。研究采用的 Logistic-Tent 混沌结合了两者优势,能够在保持复杂性和混沌行为的同时,提供较高的计算效率和较好的随机性,具体表达式如式(8)所示。

$$x_{l+1}=\begin{cases}\left(\lambda x_l(1-x_l)+\dfrac{(4-\lambda)x_l}{2}\right)\bmod 1, & x_l<0.5\\[2ex] \left(\lambda x_l(1-x_l)+\dfrac{(4-\lambda)(1-x_l)}{2}\right)\bmod 1, & x_l\geqslant 0.5\end{cases} \tag{8}$$

式中：λ 为新的控制参数，其取值范围为(0，4)；mod 表示取模运算，即取除法后的余数。

通过 Logistic-Tent 混沌进行麻雀种群初始化，能够增强种群多样性，并实现个体在目标空间的均匀性[22-23]。同时，研究采用了透镜成像反向学习机制扩大算法的搜索区域，其表达式如式(9)所示。

$$x_d^* = \frac{u_d + v_d}{2} + \frac{u_d + v_d}{2\delta} - \frac{x_d}{\delta} \tag{9}$$

式中：x_d 表示当前麻雀个体状态；x_d^* 表示反向处理后的新状态；u_d 表示麻雀种群在第 d 维度的上界；v_d 表示麻雀种群在第 d 维度的下界；δ 代表透镜变换的放大系数。

在种群个体的位置更新中，传统 SSA 采用的发现者与跟随者的比例是固定的，不利于全局搜索[24-25]。为此，研究优化了两者之间的比例系数。在迭代初期，发现者占比较高，随后跟随者的比例逐渐提高。这种自适应的比例系数变化能够实现精细化的局部搜索，进而提升整体的收敛精度，改进后的表达式如式(10)所示。

$$\begin{cases} p_{\text{num}} = N \cdot r \\ s_{\text{num}} = N \cdot (1-r) \\ r = \kappa \cdot \tan\left(-\dfrac{\pi t}{4 \cdot iter_{\max}} + \dfrac{\pi}{4}\right) \end{cases} \tag{10}$$

式中：s_{num} 表示跟随者的数量；p_{num} 表示发现者的数量；N 表示种群总数；t 表示当前迭代次数；$iter_{\max}$ 表示最大迭代次数；κ 表示调整发现者与跟随者占比的比例系数，取值在 0 到 1 之间。

此外，为了解决传统 SSA 容易陷入局部最优解的问题，研究在发现者的位置更新中采用了 Levy 飞行策略。Levy 飞行结合了两种不同的搜索行为，包括小步长跳跃和长步长探索，分别对应了局部搜索与全局搜索[26-27]，该策略对矿山运输路径的模拟表达如式(11)所示。

$$L = g \cdot |h|^{-\frac{1}{\omega}} \tag{11}$$

式中：ω 表示取值范围为(1，2)的参数，此处研究取值为 1.5；g 与 h 表示服从正态分布的参数，正态分布条件如式(12)所示。

$$\begin{cases} g \sim N(0, \sigma_g^2) \\ h \sim N(0, \sigma_h^2) \end{cases} \tag{12}$$

式中，σ_g^2、σ_h^2 表示各个参数的标准差。

通过引入 Levy 飞行策略，有效扩大了种群的搜索范围，提升了寻优能力。改进后的 ISSA 流程如图 6 所示。图 6 中，红色框(颜色标识见电子档)表示对基本 SSA 的优化步骤，包括 Logistic-Tent 混沌、透镜成像反向学习机制以及 Levy 飞行策略。前两个优化策略用于提升种群多样性，后者用于优化发现者的位置更新，以避免算法陷入局部最优解，有效提升了算法对矿山运输路径的寻优能力。

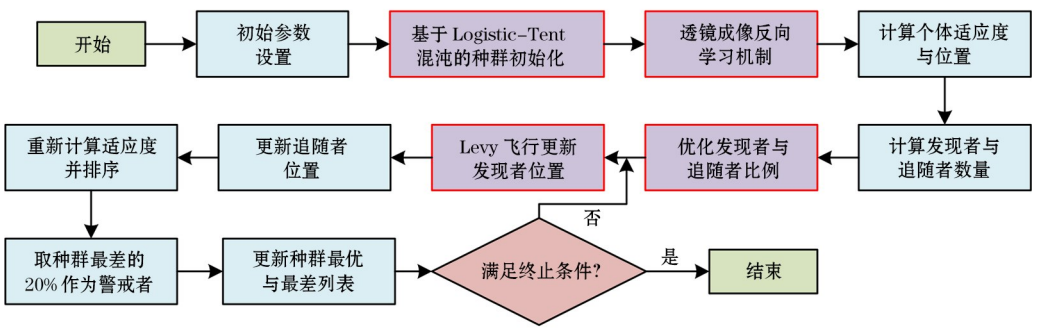


图 6　ISSA 流程

Fig.6　ISSA flowchart

2　试验验证与分析

2.1　改进 A* 算法与 ISSA 仿真分析

为了验证研究提出的改进 A* 算法与 ISSA 的有效性，本研究进行了仿真分析。试验环境设置为 Intel(R) Core(TM) i5-9500 CPU @ 3.00 GHz，内存为 16 GB 的 Windows 10 系统。本研究首先对改进 A* 算法中的动态加权系数进行了敏感性分析，探究其对 A* 算法的性能影响，采用 50×50 的栅格地图进行仿真验证。其中，w 的取值范围为 0.1～2.0，步长为 0.1，其他参数保持固定。对每个 w 值，运行算法 10 次，记录每次的迭代次数和搜索节点数，结果见表 1。由表 1 可知，改进 A* 算法的平均迭代次数与平均搜索节点数随着 w 的增大呈现先减后增的趋势。其中，当 w 值为 1.1 时，平均迭代次数仅为 96 次，平均搜索节点数仅为 891。因此，最终设定 w 为 1.1。

表 1 不同动态加权系数下的平均迭代次数与平均搜索节点数

Table 1 The average number of iterations and search nodes under different dynamic weighting coefficients

动态加权系数 w	平均迭代次数/次	平均搜索节点数/个	动态加权系数 w	平均迭代次数/次	平均搜索节点数/个
0.1	150	1 246	1.1	96	869
0.2	145	1 187	1.2	102	904
0.3	140	1 164	1.3	109	928
0.4	133	1 144	1.4	115	1 082
0.5	131	1 121	1.5	124	1 104
0.6	126	1 101	1.6	139	1 269
0.7	119	1 028	1.7	147	1 347
0.8	114	1 001	1.8	151	1 396
0.9	110	985	1.9	169	1 458
1.0	105	921	2.0	184	1 591

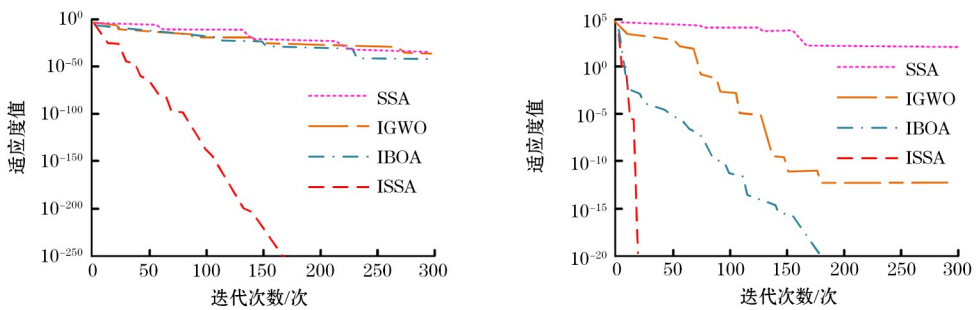
为验证 ISSA 的优越性,采用传统的 SSA、改进灰狼优化算法(Improved Grey Wolf Optimizer,IGWO)及改进蝙蝠算法(Improved Bat Optimization Algorithm,IBOA)与之进行性能对比。研究选取了两个基础测试函数对其求解能力进行考察,其中 F_1 为单峰高维函数,用于测试收敛效率,F_2 为多峰高维函数,用于测试算法对多个局部最优解的求解能力。两个测试函数的表达式及相关参数见表 2。

表 2 两个测试函数的表达式及相关参数

Table 2 Expressions and related parameters of the two test function

测试函数类别	表达式	搜索区间	维度	最小值
单峰高维	$F_1(x)=\sum_{k=1}^{D}x_k^2$	$[-100,100]$	50	0
多峰高维	$F_2(x)=\sum_{k=1}^{D}[x_k^2-10\cos(2\pi x)+10]$	$[-5.12,5.12]$	50	0

各个算法在两个测试函数上的收敛曲线如图 7 所示。由图 7(a)可知,在单峰高维函数中,ISSA 的收敛速度与精度均显著高于其他 3 种算法。当迭代至 160 次后,ISSA 的适应度值已达到 10^{-250}。而 SSA、IGWO 及 IBOA 迭代至 300 次时,适应度值均大于 10^{-50}。同时可以看出,相比于其他 3 种算法,ISSA 的收敛速度更快,其在很少的迭代次数便能达到更优的适应度值。由图 7(b)可知,在多峰高维函数中,ISSA 的收敛速度更快,且未陷入局部最优解。该算法在迭代初期,其适应度值即无限接近于 0。而 SSA 存在局部最优的情况。这说明研究提出的 ISSA 在不同函数中均具有较高的求解效率与精度。



(a)单峰高维函数 (b)多峰高维函数

图 7 不同测试函数上的收敛曲线

Fig.7 Convergence curves on different test functions

为了验证 ISSA 在路径规划中的规划效果,采用栅格法对复杂试验环境进行模拟。研究模拟了两种复杂环境,对 Logistic-Tent 混沌中的控制参数 λ 进行了敏感性分析,探究其对 ISSA 的性能影响。其中,λ 的取值分别设置为 0.5,1.5,3.5。不同 λ 的取值对 ISSA 的目标函数值的影响结果见表 3。由表 3 可知,λ 的取值会对 ISSA 的性能产生重要影响作用,其中,当 λ 的取值为 1.5 时,ISSA 的目标函数值最优。因此研究后续试验将 λ 设为 0.5。

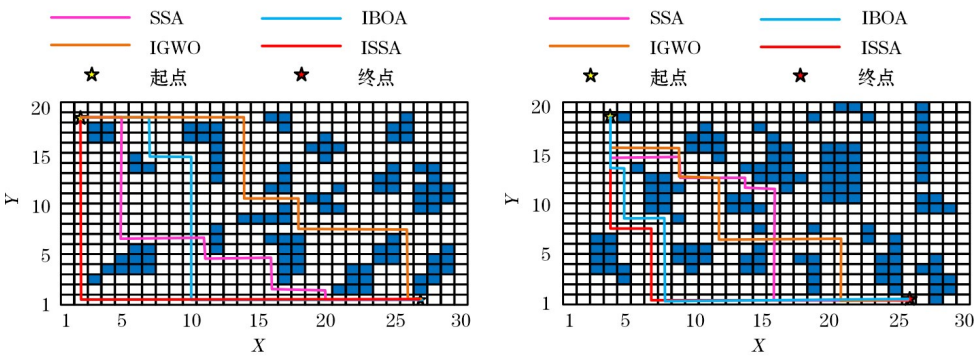
不同算法在不同场景中的路径规划效果如图 8 所示,其中,白色单元表示车辆能够通行的区域,蓝色单元表示障碍物所在区域(颜色标识见电子版)。由图 8(a)可知,在场景 1 的路径规划中,ISSA 的规划路径最短,未受到障碍物干扰,拐弯次数仅为 1 次。而其他 3 种算法均受到障碍物影响,存在绕路现象,其中 SSA 的路径最远,拐弯次数高达 8 次。IGWO 的拐弯次数达到了 6 次,IBOA 的拐弯次数为 4 次,略优于 IGWO。由图 8(b)可知,

在场景 2 中，ISSA 的规划路径仍低于其他 3 种算法，拐弯次数仅为 3 次。而 IGWO 的路径相对较远，且拐弯次数达到了 7 次。此外，IBOA 的路径规划复杂度也略高于 ISSA。这说明 ISSA 具有更优的路径规划能力，能够在复杂环境中有效避开障碍物，找到最短且平滑的路径。

表 3　不同 λ 的取值对 ISSA 的目标函数值的影响

Table 3　The influence of different values of λ on the objective function value of ISSA

场景	λ	最优值	最差值	平均值	标准差
场景 1	0.5	7.856 93E+02	9.582 63E+02	8.432 423E+02	5.697 41E+01
	1.5	5.548 53E+02	7.028 96E+02	5.265 23E+02	5.223 46E+01
	3.5	6.382 62E+02	7.869 31E+02	6.793 38E+02	5.963 17E+01
场景 2	0.5	11.428 263E+02	1.369 38E+03	12.938 22E+02	5.469 25E+02
	1.5	9.158 25E+02	1.036 95E+03	9.596 87E+02	5.266 95E+02
	3.5	10.583 91E+02	1.247 56E+03	10.938 52E+02	5.843 46E+02

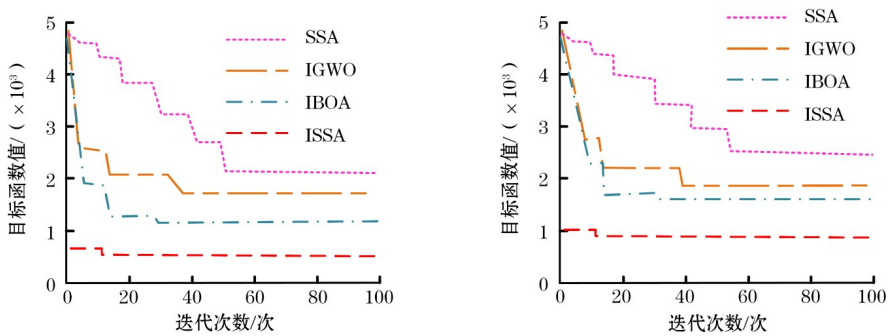


（a）场景 1　　（b）场景 2

图 8　不同场景的路径规划

Fig.8　Path planning for different scenarios

研究进一步对比了不同算法在不同场景路径规划中的迭代曲线，对比结果如图 9 所示。其中，曲线的目标函数值代表路径成本与碰撞代价的总和，即路径代价。



（a）场景 1　　（b）场景 2

图 9　不同场景路径规划中的迭代曲线

Fig.9　Iterative curves in path planning for different scenarios

由图 9(a)可知，在场景 1 的路径规划中，研究提出的 ISSA 仅迭代至 13 次左右，其目标函数值即趋于稳定。该算法找到的路径在综合考虑路径长度、能耗、碰撞风险和时间成本等因素后，路径代价仅为 5.094 55E+02。通常情况下，路径代价数值越小，表示路径规划的综合性能越好。而传统的 SSA 趋于收敛的迭代次数高达 48 次，且最终的目标函数值高达 2.365 81E+03。IGWO 迭代至 39 次左右收

敛于 1.856 43E+03。IBOA 则迭代至 30 次收敛于 1.253 65E+03。这 3 种对比算法的目标函数值均大于 ISSA,表现出更高的路径代价。由图 9(b)可知,在场景 2 的路径规划中,研究提出的 ISSA 仅迭代至 15 次左右,其目标函数值收敛于9.853 64E+02。而 IGWO 与 IBOA 的收敛迭代次数分别高达 39 次、30 次,目标函数值分别高达1.952 84E+03、1.713 69E+03,均高于 ISSA。在实际应用中,计算资源和时间成本是关键因素。ISSA 在两个场景中均表现出快速的收敛能力,迭代次数远少于其他对比算法。这说明 ISSA 能够更快地提供最优路径规划方案,减少计算资源的占用,提高系统的实时性和响应速度。

结合图 9 可得到各个算法在不同场景中的目标函数值。其中,各个算法在不同场景迭代过程中的目标函数最优值、最差值、平均值与标准差见表 4。从表 4 可以看出,研究提出的 ISSA 在不同场景中取得的目标函数值均低于其他算法。在场景 1 中,ISSA 的最优值仅为 5.461 48E+02,而 SSA、IGWO、IBOA 分别高达 2.134 68E+03、1.952 36E+03、1.259 47E+03,明显高于 ISSA。同时,ISSA 的平均值与标准差分别为 5.819 45E+02、5.932 5E+01,明显优于其他算法。在场景 2 中,ISSA 的目标函数平均值仅为 9.633 61E+02,而 SSA、IGWO、IBOA 分别高达 3.689 27E+03、2.596 47E+03、2.361 75E+03,均高于 ISSA。这说明 ISSA 在不同复杂场景中均具有更优的目标函数值,表现出较强的优化能力。

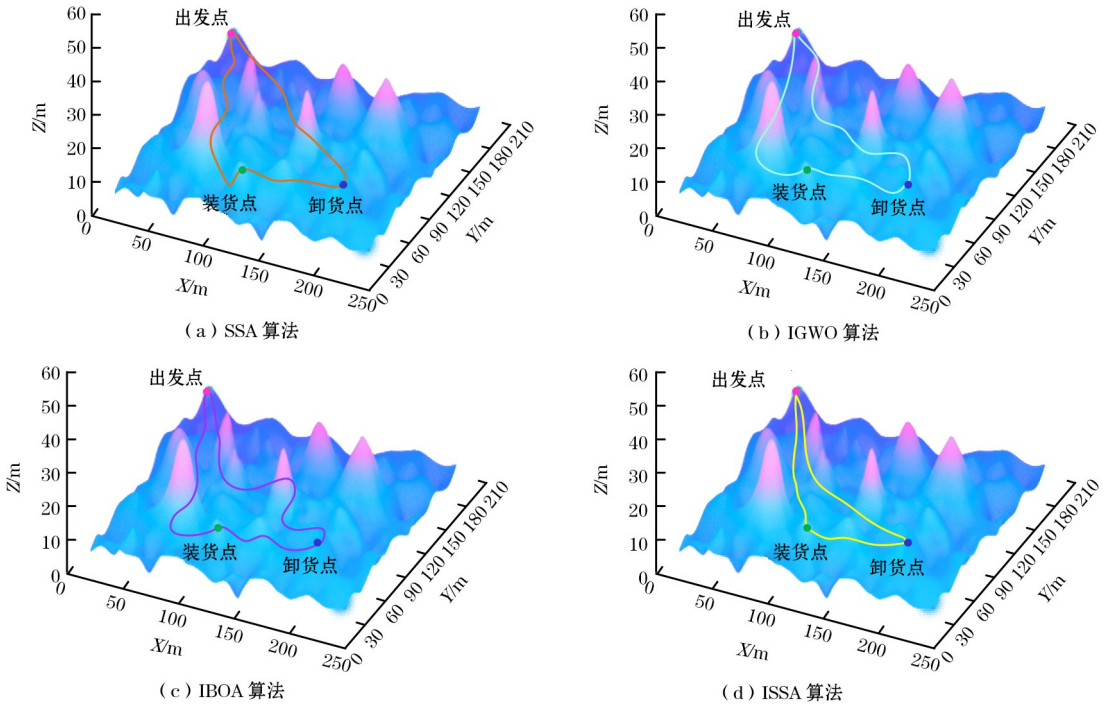
表 4 各个算法在不同场景中的目标函数值

Table 4 The objective function values of various algorithms in different scenarios

场景	算法	最优值	最差值	平均值	标准差
场景 1	SSA	2.134 68E+03	3.695 28E+03	2.826 41E+03	1.152 74E+03
	IGWO	1.952 36E+03	3.654 21E+03	2.715 42E+03	8.965 23E+02
	IBOA	1.259 47E+03	2.695 44E+03	1.869 54E+03	8.693 15E+02
	ISSA	5.461 48E+02	6.965 42E+02	5.819 45E+02	5.932 5E+01
场景 2	SSA	2.469 32E+03	5.824 69E+03	3.689 27E+03	2.362 81E+03
	IGWO	1.852 47E+03	3.254 71E+03	2.596 47E+03	8.014 76E+02
	IBOA	1.632 74E+03	2.964 72E+03	2.361 75E+03	7.648 21E+02
	ISSA	9.028 63E+02	1.028 52E+03	9.633 61E+02	5.368 12E+02

2.2 两层运输路径规划方案试验分析

矿山实际地形十分复杂,存在许多山丘与沟壑,仅验证平面层面的路径规划效果还不够。为此研究采用 MATLAB2018b 软件进一步模拟了矿山三维地形图,采用的设备为 HP ZHAN 66 Pro G1,处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-9500 CPU @ 3.00 GHz。在模拟的矿山三维地形图中,除了保留原有的山丘与沟壑,还新增河流、断崖、滑坡易发区、矿区开采面等地形。其中,河流宽度设置为 5～15 m 不等,深度随机在 2～5 m 之间;断崖高度为 10～20 m,坡度接近垂直;滑坡易发区分布在坡角大于 45° 的山坡区域;矿区开采面设置为不规则的凹陷区域,周围存在松散土石。考虑矿山作业的实际情况,在部分区域随机生成了移动的采矿设备。每隔一定时间在滑坡易发区触发小型滑坡事件,改变局部地形。在路径规划中,首先根据矿山地图的三维模型和设定的高度、坡度限制,定义 22 个运输节点;接着使用改进 A* 算法进行初步的路径规划,通过节点之间的线性规划计算路径的最短距离;随后采用 ISSA 进一步优化全局路径,找到更加平稳且能量消耗较低的路径。在对比试验中,研究使用了上文中提到的 3 种经典的路径规划算法,对比各算法在复杂矿山地形下的表现。试验中共设置了 22 个运输节点,种群规模设为 100,最大迭代次数为 100 次。试验数据设定主要参考了露天矿山的实际环境特征,随着矿山开采范围的扩大,露天矿山中出现了多个大型的陡坡和坑洼,矿车无法直接穿越这些地形。基于矿山地形的不可达性,研究对高度不同的山坡和洼坑进行了设定,并且对坡度进行了限制,规定可行的坡度范围不得超过 8%。不同算法的路径规划方案如图 10 所示,图中颜色(颜色标识见电子版)越接近深蓝色,代表等高线越低,越接近红色,代表等高线越高。从图 10 中可以看出,ISSA 的路径规划方案距离更短,不存在绕远路现象。而其余 3 种算法均存在绕远路现象,行驶路径明显更长。这说明 ISSA 规划的路径能够取得更低的能耗。



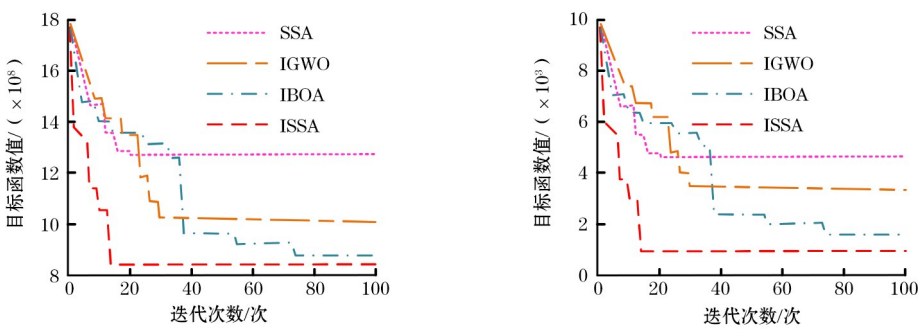
(a) SSA 算法　(b) IGWO 算法

(c) IBOA 算法　(d) ISSA 算法

图 10　不同算法在矿山三维地形图中的路径规划方案

Fig.10　Path planning schemes of different algorithms in 3D topographic maps of mines

研究进一步探究了不同算法在矿山三维地形图路径规划中的迭代曲线，对比结果如图 11 所示。图 11(a)为路径能耗迭代曲线，图 11(b)为路径代价迭代图。由图 11(a)可知，ISSA 仅迭代至 17 次，便达到路径能耗最优值 8.263 61E+08，而 SSA 迭代至 22 次收敛于 1.285 69E+09，目标函数值明显高于 ISSA；IGWO 与 IBOA 的最低目标函数值分别为 1.056 82E+09、8.854 12E+08，均高于 ISSA。由图 11(b)可知，ISSA 的路径代价最低值仅为 9.563 82E+02，而 SSA、IGWO、IBOA 分别高达 4.635 25E+03、3.851 24E+03、1.764 25E+03，明显高于 ISSA。这说明 ISSA 在矿山地图的路径规划中具有更高的求解效率与更优的路径规划能力。



(a) 路径能耗迭代曲线　(b) 路径代价迭代曲线

图 11　不同算法在矿山三维地形图中的迭代曲线

Fig.11　Iterative curves of different algorithms in 3D topographic maps of mines

研究探究了融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案的应用效果，采用基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案(对比方案)与之进行对比。对比指标包括最短运输距离、固定成本、货损成本、运输成本、碳排放成本以及运输时间，不同矿山运输路径规划方案的各项指标对比结果见表 5。由表 5 可知，与基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案相比，研究所提出的融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案在运输成本、能耗与效率上表现出更显著的优势。

具体而言,相较于对比方案,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案减少了 514.42 m 的运输距离,说明研究所提方案在矿山运输路径的规划上更加优化,避免了不必要的路径延伸,减少了运输距离。在固定成本方面,两者完全相同,均为 1 600元。在货损成本方面,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案的货损成本相比于对比方案降低了约 19.95%,说明该方案能够规划更平稳的运输路径、减少运输过程中的碰撞问题,进而减少了货物损坏的风险。在运输成本方面,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案相比于对比方案节省了 283.01 元,表明前者能够通过优化路径和降低运输时间,减少能源消耗和运输成本。在碳排放成本方面,研究所提方案的碳排放成本比对比方案低了 93.36 元,说明该方案更符合现代矿山运输对环保的要求。最后在运输时间上,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案比对比方案节省了 667.98 s,具有更高的运输效率。总体来说,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案取得了更低的能源消耗,并具有更低的路径代价。

表 5 矿山不同运输路径规划方案对比结果

Table 5 Comparison results of different transportation path planning schemes in mines

方案	最短运输距离/m	固定成本/元	货损成本/元	运输成本/元	碳排放成本/元	运输时间/s
融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	3 125.36	1 600	1 028.63	3 968.57	335.18	1 836.39
基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	3 639.78	1 600	1 285.01	4 251.58	428.54	2 504.37

进一步对比了研究所提方案在不同复杂度地形下的路径规划效果。其中,简单地形包含较少障碍物和较小的坡度变化,模拟平坦地形的情况;中等复杂度地形具有一定的坡度限制,并包含少量的小沟壑和洼坑;高复杂度地形包含多个陡坡、大沟壑、洼坑及其他障碍物,模拟实际的复杂矿山环境。设立节点数均为 20 个,不同复杂度地形下的路径规划结果见表 6。在不同复杂度的地形下,研究采用的融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层路径规划方案的路径规划效果均优于基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案。在复杂地形条件下,研究所提方案的运输距离仅为 1 206.64 m,而基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案高达 1 379.82 m。同时,研究所提方案的运输成本仅为 526.94 元,而对比方案高达 624.39 元。此外,研究所提方案的运输时间仍低于对比方案。这说明融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案能够适应不同复杂度地形下的路径规划。

表 6 不同复杂度地形下的路径规划效果

Table 6 The effect of path planning under different complexity terrains

地形条件	方案	运输距离/m	固定成本/元	货损成本/元	运输成本/元	碳排放成本/元	运输时间/s
简单地形	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	523.55	1 634.54	51.47	300.37	10.34	110.34
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	826.74	1 634.54	60.39	362.93	13.64	131.37
中等复杂地形	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	823.64	1 634.54	79.46	406.14	23.47	146.47
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	902.76	1 634.54	95.36	439.65	35.64	167.91
复杂地形	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	1 206.64	1 634.54	114.69	526.94	30.63	200.94
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	1 379.82	1 634.54	163.64	624.39	54.31	243.15

最后探究了不同初始条件下研究所提方案的收敛性和稳定性。采用复杂地形作为试验环境,设置了三组不同的节点初始分布,第一组节点均匀分布在矿山地图的不同区域,第二组节点集中分布在矿区开采面附近,第三组节点呈线性排列在矿山的主要运输干道上。不同节点初始分布方式下,各个方案的收敛时间及运输距离见表 7。由表 7 可知,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案的收敛时间普遍短于基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案。第一组节点初始分布时,研究所提方案的收敛时间为 195.68 s,而对比方案为 236.48 s。随着节点初始分布方式的变化,研究所提方案的收敛时间增速较慢,从第一组的 195.68 s 增加到第三组的 268.93 s。相比之下,基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案的收敛时间从第一组的 236.48 s 增加至第三组的 368.74 s,

增速较快。由此推测对比方案在复杂环境中需要更多的迭代步骤来优化路径,收敛时间相对较长。同时可以看出,融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案的路径距离在三个不同节点初始分布下均较短,分别为 1 188.57 m、1 254.34 m 和 1 285.64 m,均优于基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案。综合来看,研究所提方案在收敛时间和路径距离优化上更为高效,在处理较为复杂的路径规划问题时能够保持较高的稳定性。

表 7 不同节点初始分布方式下的收敛时间与路径距离

Table 7 Convergence time and distance under different initial distribution modes of nodes

节点初始分布	方案	收敛时间/s	路径距离/m
第一组	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	195.68	1 188.57
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	236.48	1 289.96
第二组	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	234.69	1 254.34
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	290.68	1 395.64
第三组	融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案	268.93	1 285.64
	基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案	368.74	1 464.32

3 结论

(1) 本研究创新性地提出了一种结合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案,以实现矿山复杂地形环境中的路径规划。针对传统 A* 算法存在的求解效率低等问题,引入了动态加权系数对其加以优化,以加速搜索过程。改进后的 A* 算法能够快速求取出能耗更低的路径方案。同时研究创新性地采用 Logistic-Tent 混沌、透镜成像反向学习机制以及 Levy 飞行策略对 SSA 加以优化,以获取路径代价更低的规划方案。该方法不仅实现了路径能耗最小化,还实现了路径代价最小化,有效提升了路径规划效率与安全性。

(2) ISSA 在求解单峰高维与多峰高维测试函数时,均具有较高的求解效率与精度,不会陷入局部最优解。其中,在单峰高维函数中,ISSA 迭代至 160 次后,其适应度值则达到 10^{-250}。而 SSA、IGWO 和 IBOA 迭代至 300 次时,其适应度值均大于 10^{-50}。在多峰高维函数中,ISSA 算法在迭代初期的适应度值即无限接近于 0。在路径规划中,研究所提方法不会受到障碍物干扰,不存在绕远路的情况,能够以最短的路径到达目的地,具有良好的避障与最短路径规划能力。此外,该方法在具有复杂地形的矿山三维地形图中,能够快速求解出能耗更低、路径代价更低的目标函数值。融合改进 A* 算法与 ISSA 的两层运输路径规划方案求解的最短运输距离仅为 3 125.36 m,货损、运输及碳排放成本仅分别为 1 028.63 元、3 968.57 元、335.18 元,运输时间仅为 1 836.39 s,均低于基于遗传蚁群强化学习算法的矿山运输路径规划方案,表明该方案能够取得更低的能源消耗与路径代价。

(3) 随着自动化技术的快速发展,该两层运输路径规划方案的应用场景可逐步扩展到更加复杂和多变的实际环境。未来可考虑将该方案应用到城市复杂交通中的自动驾驶汽车路径规划或机器人自主导航等领域。因此,ISSA 的鲁棒性、适应性及计算效率将成为持续优化的重点。

参考文献(References):

[1] 魏晓娟,李纪云,巩闯.基于分层强化学习的矿区无人驾驶车辆路径规划算法[J].金属矿山,2024(11):192-198.
WEI Xiaojuan, LI Jiyun, GONG Chuang. Path planning algorithm of unmanned vehicle in mining area based on hierarchical reinforcement learning[J]. Metal Mine, 2024(11):192-198.

[2] 陈旭东,杨光永,徐天奇,等.改进麻雀搜索算法的轮式机器人路径规划[J].组合机床与自动化加工技术,2024(9):50-56.
CHEN Xudong, YANG Guangyong, XU Tianqi, et al. Path planning of wheeled robot with improved sparrow search algorithm [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2024 (9):50-56.

[3] HU G, DU B, WEI G. HG-SMA:hierarchical guided slime mould algorithm for smooth path planning[J]. Artificial Intelligence Review,2023,56(9):9267-9327.

[4] 段碧英,柴肇云,辛子朋,等.基于改进 A* 算法的矿用机器人救援路径规划及仿真分析[J].太原理工大学学报,2024,55(2):231-241.
DUAN Biying, CHAI Zhaoyun, XIN Zipeng, et al. Rescue path planning and simulation analysis of mining robot based on improved A* algorithm[J].Journal of Taiyuan University of Technology,2024,55(2):231-241.

[5] 张传伟,芦思颜,秦沛霖,等.融合简化可视图和 A* 算法的矿用车辆全局路径规划算法[J].工矿自动化,2024,50(10):12-20.
ZHANG Chuanwei, LU Siyan, QIN Peilin, et al. Global path planning algorithm for mining vehicles integrating simplified visibility graph and A* algorithm[J].Industry and Mine Automation,2024,50(10):12-20.

[6] LI Bai, OUYANG Yakun, LI Xiaohui, et al. Mixed-integer and conditional trajectory planning for an autonomous mining truck in loading/dumping scenarios: a global optimization approach[J].IEEE Transactions on Intelligent Vehicles,2022,8(2):1512-1522.

[7] 丁志杰,王亚飞,章翼辰,等.基于复合动态采样的自动驾驶矿车节能路径规划方法[J].汽车工程,2024,46(4):588-595+642.
DING Zhijie, WANG Yafei, ZHANG Yichen, et al. Energy-saving planning method for autonomous driving mining trucks based on composite dynamic sampling[J]. Automotive Engineering,2024,46(4):588-595+642.

[8] 陈骋,苏成杰. 面向煤矿巡检机器人的高能效路径规划方法[J]. 煤矿安全,2024,55(6):211-216.
CHEN Cheng, SU Chengjie. Energy efficient path planning method for coal mine patrol robot[J].Safety in Coal Mines, 2024,55(6):211-216.

[9] 虞馥泽,潘大志.融合遗传算法与蚁群算法的机器人路径规划[J].计算机技术与发展,2021,31(6):198-203
YU Fuze, PAN Dazhi. Path planning of robot by integrating genetic algorithm and ant colony algorithm[J]. Computer Technology and Development,2021,31(6):198-203.

[10] 林燕霞,苏丹.基于 SLAM 技术的矿区巷道巡检机器人路径规划优化[J].金属矿山,2024(4):209-214.
LIN Yanxia, SU Dan. Path planning optimization of mine roadway inspection robot based on SLAM technique[J]. Metal Mine,2024(4):209-214.

[11] TAD Lael, DA Pramudito. Use of data mining for the analysis of consumer purchase patterns with the fpgrowth algorithm on motor spare part sales transactions data[J]. IAIC Transactions on Sustainable Digital Innovation (ITSDI),2023,4(2):128-136.

[12] 李洁静,吴倩,耿轶钊,等.复杂环境下矿用巡检机器人的路径规划方法[J].煤炭技术,2023,42(10):236-239.
LI Jiejing, WU Qian, GENG Yizhao, et al. Path planning method for mining patrol robot in complex environment[J]. Coal Technology,2023,42(10):236-239.

[13] 王龙宝,栾茵琪,徐亮,等. 基于动态簇粒子群优化的无人机集群路径规划方法[J]. 计算机应用,2023,43(12):3816-3823.
WANG Longbao, LUAN Yinqi, XU Liang, et al. Route planning method of UAV swarm based on dynamic cluster particle swarm optimization [J]. Journal of Computer Applications,2023,43(12):3816-3823.

[14] NELIS Gonzalo, MORALES Nelson. A mathematical model for the scheduling and definition of mining cuts in short-term mine planning[J]. Optimization and Engineering, 2022, 23(1):233-257.

[15] 刘辉,肖克,王京擘.基于改进蚁群算法的无人矿车路径规划研究[J].制造业自动化,2021,43(4):108-112.
LIU Hui, XIAO Ke, WANG Jingbao. Research on path planning of driverless mining cars based on improved ant colony algorithm[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(4):108-112.

[16] 龚鹏,李文博,胡为,等.融合改进安全 A* 算法和 DWA 算法的无人车路径规划研究[J].火力与指挥控制,2024,49(4):44-50.
GONG Peng, LI Wenbo, HU Wei, et al. Research on unmanned vehicle path planning with fusion of improved safety A* algorithm and DWA algorithm[J]. Fire Control & Command Control,2024,49(4):44-50.

[17] 周晏渔,豆龙,林卫星,等.基于 IAHP-GRA 和多维联系云的岩体质量评价和应用[J].矿业研究与开发,2024,44(8):173-181.
ZHOU Yanyu, DOU long, LIN Weixing, et al. Rock mass quality evaluation and application based on IAHP-GRA and multi-dimensional connection cloud[J]. Mining Research and Development,2024,44(8):173-181.

[18] 顾同成,李冰,何心,等.面向智慧矿山的无人矿用卡车运动信息识别算法[J].制造业自动化,2023,45(10):162-165.
GU Tongcheng, LI Bing, HE Xin, et al. Motion information recognition algorithm for unmanned mining trucks for smart mines[J]. Manufacturing Automation, 2023,45(10):162-165.

[19] MIER Gonzalo, VALENTE João, BRUIN De Sytze. Fields 2 cover: an open-source coverage path planning library for unmanned agricultural vehicles[J]. IEEE Robotics and Automation Letters,2023,8(4):2166-2172.

[20] 欧阳城添,唐风,朱东林.融合禁忌搜索的 SSA 算法及其路径规划的应用[J].电子测量技术,2022,45(22):32-40.
OUYANG Chengtian, TANG Feng, ZHU Donglin. SSA algorithm with tabu search and its application in path planning[J].Electronic Measurement Technology, 2022, 45(22):32-40.

[21] 白文杰,贾新春,吕腾.改进麻雀搜索算法在三维路径规划中的应用[J].控制工程,2022,29(10):1800-1809.
BAI Wenjie, JIA Xinchun, LYU Teng. Application of improved sparrow search algorithms in three-dimensional path planning[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(10):1800-1809.

[22] 黄佳德,刘勇,邓穆坤,等.露天矿场无人驾驶自卸车路径规划方法研究[J].煤炭科学技术,2024,52(8):182-191.
HUANG Jiade, LIU Yong, DENG Mukun, et al. Research on path planning methods for autonomous dump trucks in open-pit mines[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(8):182-191.

[23] 韩燕南,高文,贺耀宜.基于精确定位技术的煤矿井下小型车避让预警方法[J].煤矿安全,2024,55(12):243-249.
HAN Yannan, GAO Wen, HE Yaoyi. Avoidance warning method for small vehicles in coal mine based on precise positioning technology[J]. Safety in Coal Mines, 2024, 55(12):243-249.

[24] ZHANG Guangjian, ZHANG Enhao. An improved sparrow search based intelligent navigational algorithm for local path planning of mobile robot[J].Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing,2023,14(10):14111-14123.

[25] HASSANI I A, ABED I A, AL-HUSSAIBI W A. Path planning and trajectory tracking control for two-wheel mobile robot[J]. Journal of Robotics and Control (JRC),2024,5(1):1-15.

[26] AJAYI B O, IBE A, ORIJI B A, et al. Driving sustainable energy dispatch for remote communities using levy flight salp swarm algorithm[J].International Journal of Research and Scientific Innovation,2024,11(8):1256-1271.

[27] RATHER S A, BALA P S. Lévy flight and chaos theory based gravitational search algorithm for multilayer perceptron training [J].Evolving Systems,2023,14(3):365-392.