

## 基于VSPSO和A-G网络的掘进机动态路径规划

杨健健<sup>1</sup>, 唐至威<sup>1†</sup>, 王子瑞<sup>1</sup>, 韩松<sup>1</sup>, 郭一楠<sup>2</sup>, 吴森<sup>1</sup>

(1. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083;

2. 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏徐州 221116)

**摘要:** 为解决部分断面悬臂式掘进机行进路径规划问题, 实现掘进机的无人化掘进, 提出基于变异自适应粒子群算法(VSPSO)和行为规则栅格网络(A-G)的掘进机动态路径规划方法. 通过分析掘进机行进特征和煤矿井下巷道特征, 建立基于行为规则的栅格网络模型和代价模型, 给定代价函数的类型及耗费系数的取值范围, 以巷道模拟数据为基础, 通过所提出的VSPSO算法和6种改进型PSO算法进行掘进机行进路径规划并对结果进行比较. 比较结果表明, 在测试函数下, VSPSO算法收敛速度更快、收敛精度更高, 在行为规则栅格网络模型下, VSPSO算法的收敛速度与精度最高, 且能够规划出符合掘进机行为特征的最优行进路径.

**关键词:** 掘进机; 行为约束; 环境建模; 行为规则栅格网络; 粒子群算法; 路径规划

中图分类号: TD421; TP242

文献标志码: A

## Dynamic path planning of roadheader based on VSPSO and A-G net

YANG Jian-jian<sup>1</sup>, TANG Zhi-wei<sup>1†</sup>, WANG Zi-rui<sup>1</sup>, HAN Song<sup>1</sup>, GUO Yi-nan<sup>2</sup>, WU Miao<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** This paper proposes a dynamic path planning method in order to solve the problem of traveling path planning of partial section cantilever roadheader and realize unmanned tunneling of roadheader. This method is based on variation self-adaptive particle swarm optimization algorithm (VSPSO) and action-grid (A-G). Based on the analysis of roadheader traveling characteristics and coal mine roadway characteristics, a grid network model and a cost model based on behavior rules are established. By setting the type of cost function and the range of consumption coefficient in the model, and based on the roadway simulation data, we complete a comparative analysis of the proposed VSPSO algorithm and six improved PSO algorithm in the roadheader path planning model. The experimental results show that under the test function, the VSPSO algorithm converges faster and converges more accurately. The VSPSO algorithm has the highest convergence speed and accuracy under the behavior rule grid network model, and can plan the optimal traveling path according to the behavior characteristics of roadheader.

**Keywords:** roadheader; behavioral constraints; environmental modeling; action-grid net; PSO; path planning

## 0 引言

无人化掘进(Unmanned tunneling)是无人化采掘技术的重要分支,是指采用先进的传感测试、信息处理、人工智能等综合技术完成巷道掘进机无人化智能控制. 巷道掘进机路径规划不同于传统的移动机器人路径规划<sup>[1-6]</sup>,其特有的行为规则主要表现为履带行走的前向掘进、后退收煤、左右位姿调整等多自由度空间运动. 因此,无人化掘进技术针对掘进环境随机变化、掘进偏差动态调整等难题首先要解决掘

进机行走路径规划问题,而目前掘进机路径规划问题尚属于行业空白.

目前,群智能算法<sup>[7-10]</sup>被普遍应用于各类优化问题中,其中PSO算法因其需要调整参数较少以及收敛性好受到专家学者的广泛关注. 但是,由于算法本身存在容易陷入局部极小值以及收敛速度较慢的问题<sup>[11]</sup>,针对不同问题的改进型PSO算法也被广泛提出. 文献[12]提出了一种自适应PSO方法,将该方法应用于双星最优轨道的优化;文献[13]提出了一种

收稿日期: 2017-10-06; 修回日期: 2018-01-16.

基金项目: 国家973计划项目(2014CB046306); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(800015FC).

责任编辑: 王凌.

作者简介: 杨健健(1988—),男,讲师,博士,从事优化算法及应用等研究;唐至威(1992—),男,硕士生,从事优化算法的研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: fchtangzhiwei@163.com.

权重和学习因子的自适应调整的PSO算法,并将其用于PID参数优化;文献[14]通过修改速度更新公式提出了一种CLPSO(Comprehensive learning particle swarm optimization)算法;文献[15]应用一种两阶段变换的方法重塑了目标函数,提出了一种Stretching PSO(Stretching particle swarm optimization)算法;文献[16]通过添加选择算子,提出了一种Selection PSO(Selection particle swarm optimization)算法;文献[17]提出了一种高斯PSO算法,并将该算法应用于神经网络的优化;文献[18-19]对Lévy-PSO进行了分析,并将Lévy-PSO算法应用于焊接机器人的路径规划;文献[20]使用聚类PSO算法解决了舰载机舰面路径规划问题;文献[21]使用PSO和三次样条差值法对机器人进行了路径规划;文献[22-23]使用PSO算法和人工势场法的组合算法对移动机器人进行了路径规划. 上述不同的PSO算法各具优势.

本文以悬臂式掘进机为例,在两种APSO(Adaptive particle swarm optimization)<sup>[12-13]</sup>的基础上,提出针对狭长封闭空间环境下行走机械的基于变异自适应粒子群算法(VSPSO)的路径规划算法. 本文首先建立狭长封闭空间环境下行走机械行进的环境模型与代价函数,使用VSPSO算法在该模型下以掘进机为例进行路径规划,并通过仿真结果验证本文算法的有效性和可行性.

### 1 巷道掘进机行进模型描述

定义掘进机运动空间 $S$ 上三维向量的有限序列,即

$$S = \{(x_i, y_i, z_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}. \quad (1)$$

其中: $(x_i, y_i, z_i) \in S$ ,  $z_i = (x_i, y_i)$ 为 $(x_i, y_i)$ 对应的高程, $N$ 为规划空间中的数据点数. 在巷道底板环境信息建模中,考虑岩质、炭质、砂泥质等3类属性,建立四维混合属性数据集 $O = \{(x_i, y_i, z_i, t_g) \mid i = 1, 2, \dots, N, g = 1, 2, 3\}$ ,地质属性代价模型如下:

$$f_{\text{travel-condition}}^i = f(x_i, y_i, z_i, t_g). \quad (2)$$

其中: $t_g \in T$ ,  $T$ 为巷道底板地质属性集,且有

$$T = \{t_1, t_2, t_3\} = \{\text{hard, coal, sandmud}\}. \quad (3)$$

定义7元组 $\Sigma = (P, K; F, T, W, X, M)$ 为一个基于行为规则的栅格网络系统,简称A-G(Action-grid)网或倒栅格网络,其中:

1)  $\text{Net} = (P, K; F)$ 是一个常规栅格网;

2)  $K : P \rightarrow \{Z_i\} = f(x_i, y_i)$ 称为行为规则A-G网的数字高程函数;

3)  $W : F \rightarrow \{w_i = f(x_i, y_i, z_i, t_g)\}$ 称为A-G网弧的权(耗费)函数;

4)  $X : F \rightarrow \{X_i, i = 1, 2, 3, 4\}$ 称为A-G网弧的行为约束函数;

5)  $M : P \rightarrow Z$ (非负整数集)为标识(也称状态)函数.

由于掘进机为大型机械,无法进行小角度精确转向,规定掘进机的行进方向为相对于行进中线方向的 $45^\circ$ 和 $0^\circ$ 方向.

根据以上性质建立如图1所示的A-G网络.

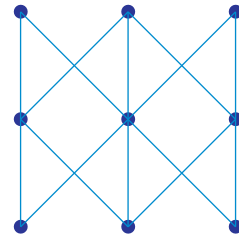


图1 A-G图结构

如图1所示,数学建模A-G网络节点的地表通行属性信息包括数字高程函数 $K$ 和栅格地质属性 $T$ .

## 2 基于VSPSO的路径规划算法

### 2.1 代价模型

掘进机行走路径规划主要是充分权衡行动约束、地形代价、地质代价等影响动态地调整位姿.

掘进机在巷道中的位置坐标为 $(x, y, z)$ ,其中 $x$ 表示巷道水平坐标, $y$ 表示巷道掘进方向纵坐标, $z$ 表示巷道竖坐标. 根据该坐标可得如下耗费模型:

1) 姿态耗费

i) 路径横向坡度耗费 $\theta_r$ 为

$$\theta_r = \arctan \frac{z_{i+1} - z_i}{x_{i+1} - y_i} \times a_{\theta_r}. \quad (4)$$

ii) 路径纵向坡度 $\theta_p$ 为

$$\theta_p = \arctan \frac{z_{i+1} - z_i}{y_{i+1} - y_i} \times a_{\theta_p}. \quad (5)$$

iii) 转向角 $\theta_t$ 为

$$\theta_t = \arctan \left| \frac{\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} - \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}}{1 + \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \times \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}} \right| \times a_{\theta_t}. \quad (6)$$

iv) 路径长度 $L$ 为

$$L = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \times a_L. \quad (7)$$

在式(4)~(7)中: $i$ 表示待选路径点序号;路径横向坡度耗费 $\theta_r$ 、路径纵向坡度耗费 $\theta_p$ 和转向角耗费 $\theta_t$ 的耗费系数分别为 $a_{\theta_r}$ 、 $a_{\theta_p}$ 和 $a_{\theta_t}$ ,三者取值范围均为 $[0.1, 0.3]$ ;路径长度耗费 $L$ 的耗费系数为 $a_L$ ,其取值一般为1,其值大小视路径规划实际要求上下调整.

路径横向坡度、路径纵向坡度、转向角以及路径长度构成了掘进机姿态耗费,掘进机姿态耗费公式为

$$wp = \theta_r + \theta_p + \theta_t + L. \quad (8)$$

## 2) 地质耗费.

巷道底板地质的不同会在不同程度影响掘进机的行进,其耗费为

$$f(n) = \begin{cases} a_h, & f_{i,i+1} = \text{hard}; \\ a_c, & f_{i,i+1} = \text{coal}; \\ a_{s-m}, & f_{i,i+1} = \text{sand - mud}. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $a_h$  为线段弧在岩质地形时的耗费系数,  $a_c$  为碳质地形时的耗费系数,  $a_{s-m}$  为砂泥质地形时的耗费系数. 3种耗费系数的取值范围均为  $[0.5, 1.5]$ , 关系为  $a_h < a_c < a_{s-m}$ , 其值大小视路径规划实际要求而定.

3) 掘进机行进需要在降低耗费的同时尽量沿中线移动,因此提出向心度耗费的概念,即

$$g = |d_i| \times a_g. \quad (10)$$

其中:  $i$  为待选路径点的序号,  $i = 2, 3, \dots, N$ ;  $d$  为每个路径点距中心线的距离;  $a_g$  为导引系数,其取值范围为  $[0, 1]$ , 其大小反映了路径点偏离中心的程度对整体路径的影响,该系数越大则路径越往中线靠拢.

## 2.2 综合代价模型

本文首先通过现场勘测得到底板每个位置的地形地质分布三维图,并将地形地质分布图栅格坐标化,得到三维栅格地图坐标  $(x, y, z)$ , 然后把底板的地形地质  $\text{Inf}$  以函数形式赋予每段弧耗费.

得到上述可直接测得的数据后,使用 **VSPSO** 算法随机生成一条符合 **A-G** 栅格网络的行为规则路径,然后计算该路径所在弧的路径横向坡度  $\theta_r$ 、路径纵向坡度  $\theta_p$ 、转向角  $\theta_t$  和路径长度  $L$ , 并根据每个路径点所在位置,得到每个点对应的导引因子  $g$ .

综合代价即为路径的综合评价标准. 由于每个线段弧上包含的信息为  $(wp, \text{Inf})$ , 每个点对应的向心度耗费为  $g$ , 每条路径的总耗费计算公式为

$$W_r(s, d) = \sum_{i=1}^{N-1} (\text{Inf}_i + wp_i) + \sum_{i=1}^N (g_i). \quad (11)$$

其中:  $\text{Inf}$  为式(9)所示的地形地质函数;  $wp$  为式(8)所示的姿态耗费公式;  $g$  为式(10)所示的向心度耗费;  $N$  为路径点个数;  $i$  为路径点编号  $i = 2, 3, \dots, N$ . 决策变量为式(1)所示的掘进巷道三维坐标,坐标的位置决定耗费的大小,耗费的大小决定综合代价的大小.

由于路径综合代价越小路径越优,路径规划即为寻找综合代价为  $\min(W_r(s, d))$  的路径.

## 2.3 VSPSO算法

粒子群算法是一种群智能优化算法,其优势表现在算法简单、计算复杂度较小、需调整的参数较小、

易于实现. 目前粒子群算法已被广泛应用于路径规划问题的研究中,文献[12-16]提出的改进型 **PSO** 算法依然存在全局收敛性差的问题,为追求更高的收敛速度与收敛精度以便更好地应用于掘进机的路径规划工作,本文提出一种 **VSPSO** 算法.

标准粒子群优化算法<sup>[24]</sup>公式为

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{gd}(t)). \quad (12)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id} + v_{id}(t) + v_{id}(t+1). \quad (13)$$

$$v_{id} = \begin{cases} v_{\max}, & v_{id} > v_{\max}; \\ -v_{\max}, & v_{id} < -v_{\max}; \\ v_{id}, & |v_{id}| > v_{\max}. \end{cases} \quad (14)$$

$$w(t) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T_{\max}} t. \quad (15)$$

其中:  $v_{id}$  为当前粒子  $i$  的速度;  $x_{id}$  为当前粒子  $i$  的位置;  $c_1, c_2$  为学习因子;  $r_1, r_2$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $p_{id}$  为粒子  $i$  发现的个体最优位置;  $p_{gd}$  为粒子  $i$  发现的全局最优位置;  $v_{\max}$  为最大速度;  $w_{\max}$  为最大惯性权重;  $w_{\min}$  为最小惯性权重;  $t$  为迭代次数;  $T_{\max}$  为最大迭代次数.

该方法虽然原理简单、受控参数少且收敛速度快,但也有易于收敛到局部最优和搜索精度不高的缺点. 因此本文提出 **VSPSO** 算法.

首先, **VSPSO** 算法修改了 **PSO** 算法的惯性权重公式,即

$$w = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \times (f_{\max} - \text{fitness}(i))}{f_{\max} - f_{\min}}. \quad (16)$$

其中:  $w_{\max}, w_{\min}$  分别为惯性权重的最大值和最小值,  $\text{fitness}(i)$  为每代第  $i$  个粒子的适应值,  $f_{\max}$  为每代粒子的最大适应值,  $f_{\min}$  为每代粒子中最小适应值.

该方法可以根据当前粒子适应值的好坏自动调整惯性权重  $w$  的参数. 当适应度值较大时,  $w$  值变大,可以提高粒子搜索速度,提高粒子的全局搜索能力; 当适应度值较小时,  $w$  值变小,可以降低粒子的搜索速度,提高粒子的局部搜索能力.

公式修改后的惯性权重  $w$  具有更大的调整范围,提高了算法的搜索能力.

本文使用遗传算法中变异的方式,让粒子以一定几率将位置随机重置,使其跳出原位置重新搜索,可降低粒子群陷入局部极小值的几率. 变异方式为

$$x_{id} = \begin{cases} x_{\max} \times \text{rand}(1, D), & \text{rand}(\cdot) \geq p; \\ x_{id}, & \text{rand}(\cdot) < p. \end{cases} \quad (17)$$

其中:  $p$  表示变异阈值,  $x_{\max}$  表示位置所允许的最大

值,  $\text{rands}(1, D)$  表示  $D$  个  $0 \sim 1$  之间的随机数。

### 3 仿真分析

为验证 VSPSO 算法的性能, 本文对包括本文方法在内的 7 种 PSO 算法进行对比验证。本文进行的仿真实验均在 Matlab R2016a 下运行完成, 操作系统为 Win10 64 位操作系统, CPU 为 i5-4590。

#### 3.1 算法性能测试

本文使用 7 种测试函数对标准 PSO 算法、修改惯性权重公式后的自适应 PSO 算法(本文中用 APSO1 表示)<sup>[12]</sup>、权重和学习因子的自适应调整的 PSO 算法(本文中用 APSO2 表示)<sup>[13]</sup>、CLPSO 算法<sup>[14]</sup>、Stretching PSO 算法<sup>[15]</sup> 和 Selection PSO 算法<sup>[16]</sup> 和本文提出的同时修改惯性权重公式与加入变异算子的变异自适应 PSO 算法(VSPSO)进行测试, 7 种 PSO 算法基本参数相同, 粒子群规模  $N = 40$ , 速度最大值  $V_{\max} = 1$ , 最大惯性权重  $w_{\max} = 0.9$ ,  $w - \min = 0.4$ ,  $c_1 = c_2 = 2.05$ , 其中 VSPSO 的变异阈值  $p = 0.98$ 。7 种算法的结束条件为达到最大迭代步数(100 步), 4 种测试函数均为 4 维函数。

当达到最大迭代次数时, 算法运行 10 次得到每种算法在各个测试函数下达到最小适应度函数值时的适应度值下降曲线, 如图 2~图 5 所示。

由于算法的初值均为随机赋值, 曲线的起始点不同。由图 2~图 4 可知, VSPSO 的适应度值下降速度最快, 在图 5 所示的 Ackley 函数下, PSO 算法、APSO1 算法和 APSO2 算法的适应度值甚至出现在 100 步内滞留在 20 以上的情况, 而 CLPSO 算法、Selection PSO 算法、Stretching PSO 算法和 VSPSO 算法的适应度值出现了明显下降, 这是由于 PSO 算法、APSO1 算法和 APSO2 算法在收敛时全局搜索能力不足, 陷入局部极小值, 导致无法向最小值收敛, 而 CLPSO 算法、Selection PSO 算法、Stretching PSO 算法和本文提出的 VSPSO 算法在 4 种测试函数中能避免陷入局部极小值。综上可知, 在 4 种测试函数下, VSPSO 算法全局搜索能力更强, 在下降速度上明显优于参与对比的其他算法。

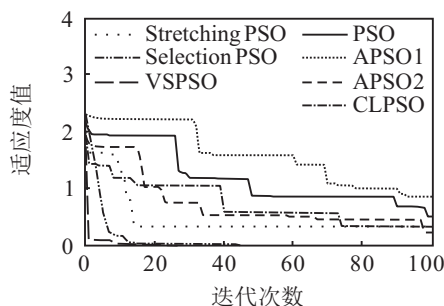


图 2 Griewank 函数下适应度值下降曲线

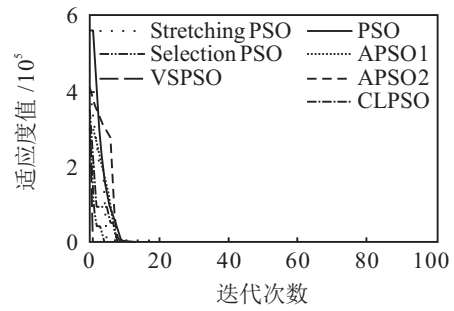


图 3 Rosenbrock 函数下适应度值下降曲线

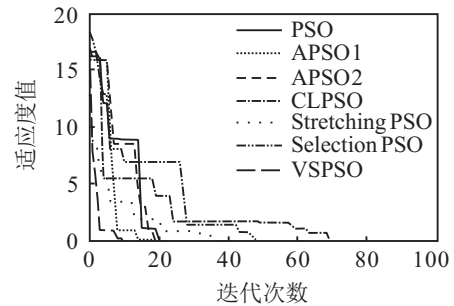


图 4 Rastrigin 函数下适应度值下降曲线

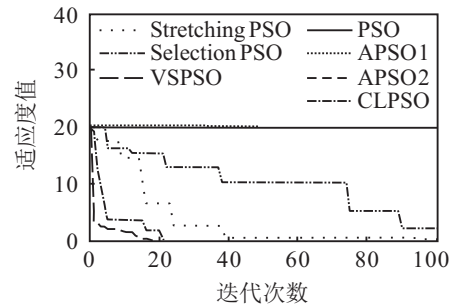


图 5 Ackley 函数下适应度值下降曲线

当达到最大迭代次数时, 算法运行 10 次得到每种算法在各个测试函数下的最小适应度函数值、方差和均值, 如表 1~表 3 所示。

表 1 最小适应度函数值

测试函数	Griewank	Rosenbrock	Rastrigin	Ackley
PSO	0.327	0.031	3.545e-15	19.777
APSO1	0.778	6.697e-4	6.276e-7	16.717
APSO2	0.346	0.013	1.288e-7	19.704
CLPSO	0.241	0.415	3.751e-6	8.561e-4
Stretching PSO	0.311	0.006	1.207e-9	0.373
Selection PSO	1.849e-4	0.413	1.183e-4	2.2864
VSPSO	2.220e-15	7.459e-18	0	7.808e-7

表 2 方差

测试函数	Griewank	Rosenbrock	Rastrigin	Ackley
PSO	0.552	157.8	2.605e-21	1.319
APSO1	0.146	58.3	2.453e-9	0.037
APSO2	0.221	85.073	5.269e-8	0.062
CLPSO	0.034	14.673	8.323e-8	3.591e-4
Stretching PSO	0.079	1.187e-5	1.147e-13	8.401e-4
Selection PSO	1.095e-7	0.086	4.100e-06	7.343
VSPSO	1.261e-22	5.825e-27	0	2.876e-9

表3 均值

测试函数	Griewank	Rosenbrock	Rastrigin	Ackley
PSO	1.232	14.695	1.676e-11	20.159
APSO1	1.007	6.438	4.489e-5	19.627
APSO2	1.083	10.182	1.455e-4	20.171
CLPSO	0.315	5.770	4.322e-4	0.018
Stretching PSO	1.251	0.343	4.248e-07	0.505
Selection PSO	8.451e-4	1.000	0.006	6.786
VSPSO	6.621e-12	4.980e-14	0	2.862e-5

由表1可知,算法运行10次并统计后,本文提出的VSPSO算法的最小适应度函数值相较于其他算法要低 $10^3$ 以上,收敛精度最高;由表2和表3可知,VSPSO算法在Griewank、Rosenbrock和Rastrigin函数下的均值与方差比其他算法低 $10^8$ 以上,在Ackley函数下的均值与方差比其他算法低 $10^5$ 以上,说明VSPSO的稳定性和收敛性最高。

综上所述,本文提出的VSPSO算法相较于其他两种算法拥有更快的收敛速度和更高的收敛精度。

### 3.2 掘进巷道A-G图建立

本文以2.2节所述栅格地图为模型,使用如图6所示的石家庄煤机厂建造的煤矿模拟巷道作为实验

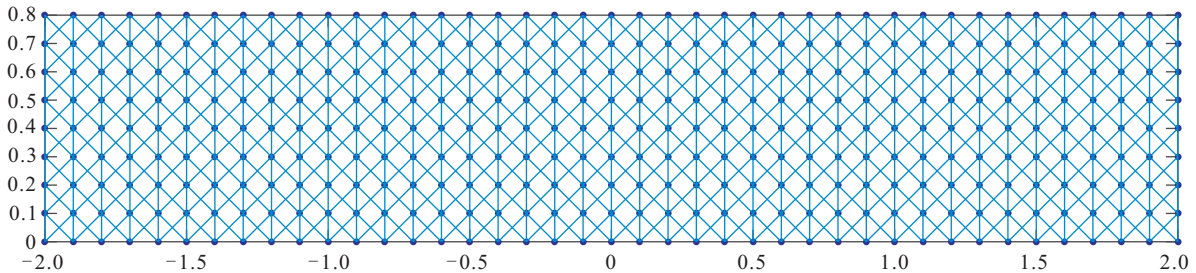


图7 行为规则栅格地图

在该地图中,每个可通行点连线均代表一个总弧耗费,该值为两点之间的弧耗费之和,其大小影响通行路径的决策,弧耗费高则代表掘进机在该段路径中行进的费用大,弧耗费低则代表掘进机在该段路径中行进的费用小。

由掘进机巷道掘进实际环境可知,掘进机在掘进完成后巷道靠近中线部分收煤状况较好,而巷道两侧收煤状况相对较差,因此巷道底板路况在水平方向满足正态分布,即越靠近中线路况越好,越远离中线路况越差。因此可根据点距中线距离建立正态弧值分布地图(如图7所示),首先计算区间 $[-2.2]$ 的标准正态分布,然后以0.1为间隔取共计41个正态分布值,每个弧的弧耗费为

$$SP(i) = \text{rand}(1) \times \frac{0.5 - N(i)}{0.5}. \quad (19)$$

其中: $\text{rand}(1)$ 为 $0 \sim 1$ 的随机数; $N(i)$ 表示该弧对应的正态分布值, $i$ 为点的编号, $i = 1, 2, \dots, 41$ 。

环境。

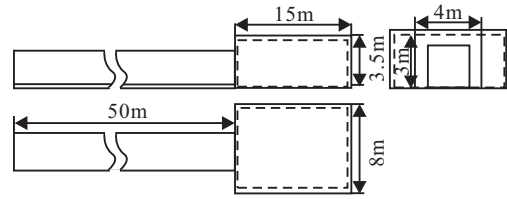


图6 模拟巷道三视图

该巷道的横向宽度为4 m,掘进机单次纵向掘进距离为0.8 m,考虑掘进机的行动方式,建立分辨率为0.1 m的煤巷栅格网络,设定横纵坐标轴方向每0.1 m为一个可通行点,故横轴方向为41个可通行点,纵轴方向为9个可通行点。建立可通行点矩阵如下:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

其中: $a_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, 9, j = 1, 2, \dots, 41$ 。

在该栅格地图中规定掘进机只可相对中线方向以 $45^\circ$ 或 $0^\circ$ 前进或后退,不可横移,故得到如图7所示的行为规则栅格地图,其中圆点代表可通行点,可通行点之间的连线为弧。

每个起点对应3个终点,同时也对应3个弧,如图8所示。

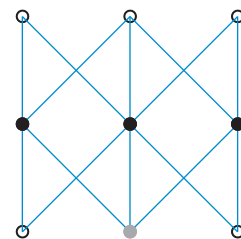


图8 点弧对应示意图

灰色圆为弧的起点,黑色圆为弧的终点,因此取每段弧的弧值为终点 $i$ 对应的 $SP(i)$ 。

由栅格地图可知,掘进机向前行进时只可能在前方与掘进机所在点相连接的3个点中选择一点作为下一个目标点,因此只需得到从起点位置算起,每个可通行点与前方3个可通行点连线的弧值即可,该弧值通过高度表示,因此可以得到带弧值的三维栅格地

图,如图9所示,弧值越大则该弧的高度越高。

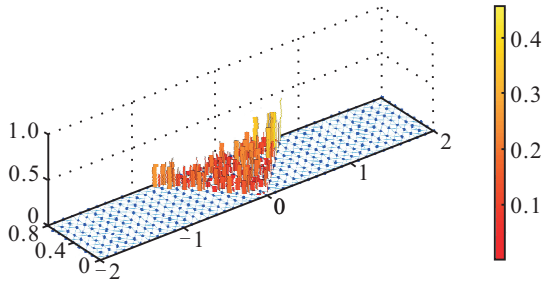


图9 A-G图

图9中以线段弧为底、弧值大小为高的长方形(即为弧值),颜色越浅表示弧值越大。

### 3.3 路径规划结果

本文假设掘进机的起点为(0.2, 0),起始方向为延中线方向,得到如图10所示的A-G栅格地图。

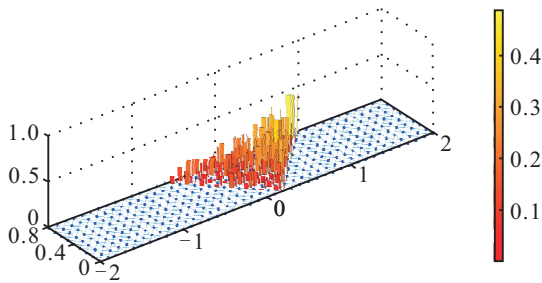


图10 起点为(0.2, 0)时的A-G图

本文使用PSO、APSO1、APSO2、Stretching PSO、CLPSO、Selection PSO和VSPSO算法进行掘进机路径规划。7种算法中每个粒子代表一条掘进机行进路线;由于掘进机只能向前行进,且需要向前行进8步才能到达终点,包括起点在内会经过9个可通行点,因此每个粒子有9个维度,每个维度代表掘进机需经过的可通行点;经过调试,本次路径规划使用40个粒子最佳,因此确定粒子数为40,最大迭代次数 $M = 100$ ,最大惯性权重 $w_{max} = 0.9$ ,最小惯性权重 $w_{min} = 0.4$ ,学习因子 $c_1 = c_2 = 2.05$ ,最大速度 $v_{max} = 1$ ,VSPSO算法的变异阈值设置为0.6。基于以上参数分别使用PSO、APSO1、APSO2、CLPSO、Stretching PSO、Selection PSO和VSPSO算法对掘进机行进路径进行规划,得到如图11所示的7种路径,该路径为算法运行10次后,每种算法适应度值最小时的路径。

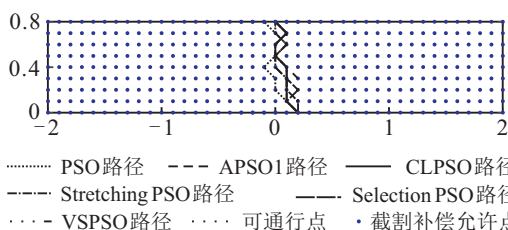


图11 路径规划结果

统计算法运行10次后的最小综合代价函数值、均值和方差如表4所示。

表4 路径规划结果对比

算法类型	最小综合代价函数值	均值	方差
PSO	1.420	1.642	0.078
APSO1	1.381	1.615	0.018
APSO2	1.397	1.627	0.016
CLPSO	1.366	1.612	0.01
Stretching PSO	1.374	1.593	0.014
Selection PSO	1.356	1.531	0.011
VSPSO	1.348	1.402	0.009

由表4可知,在本文提出的路径规划问题中,VSPSO规划所得最小路径综合代价函数值、均值和方差最小,最小综合代价函数值最小说明VSPSO规划的路径耗费最小,VSPSO均值与方差最小表明算法可以稳定收敛于最小值。

综上所述,基于动态随机栅格网络的掘进机路径规划方法可以有效完成掘进机的路径规划,且本文提出的VSPSO算法性能优异,能够更好地完成掘进机的路径规划。

## 4 结论

本文基于井下巷道实际特征与掘进机行走特征建立动态随机网络,提出了掘进机行走代价模型,并使用7种PSO算法对掘进机的行走路径进行路径规划,得到煤矿井下巷道中适合掘进机的最优行进路线。根据实验结果可得如下结论:

- 1) 本文提出的掘进机动态随机网络模型和代价模型能够反映掘进机行走特征,且能够反映掘进机行进时遇到的地形、地质以及自身行为约束下的通行耗费。
- 2) 相较于PSO、APSO1、APSO2、Stretching PSO、CLPSO和Selection PSO算法,本文使用的VSPSO算法在路径规划中收敛速度更快、精度更高,验证了该方法在本文路径规划中的有效性与实用性。
- 3) 本文提出的基于VSPSO和A-G网络的路径规划算法可以完成狭长封闭空间内掘进机的路径规划,且该方法同样可用于狭长封闭空间环境下行走机械短距离行进时的环境建模与路径规划,适用性较高,为今后行走机械在狭长封闭空间条件下短距离行进时的环境建模与路径规划提供了重要理论指导。

### 参考文献(References)

[1] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.  
(Zhu D Q, Yan M Z. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)

[2] 蔡晓慧. 基于智能算法的移动机器人路径规划研

- 究[D]. 杭州: 浙江大学信息科学与工程学院, 2007: 15-35.  
(Cai X H. The path planning of mobile robots based on intelligent algorithms[D]. Hangzhou: College of Information Science & Engineering, Zhejiang University, 2007: 15-35.)
- [3] Mac T T, Copot C, Tran D T. A hierarchical global path planning approach for mobile robots based on multi-objective particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 59(5): 68-76.
- [4] 周文卷. 复杂环境下自主移动机器人路径规划方法的研究[D]. 长春: 吉林大学通信工程学院, 2014: 27-37.  
(Zhou W J. Research on path planning for autonomous mobile robot in complex environment[D]. Changchun: College of Communication Engineering, Jilin University, 2014: 27-37.)
- [5] Ghosh S, Panigrahi P K, Parhi D R. Analysis of FPA and BA meta-heuristic controllers for optimal path planning of mobile robot in cluttered environment[J]. *IET Science Measurement & Technology*, 2017, 11(7): 817-828.
- [6] Lin Y, Wang C, Huang L. Applying the stereo-vision detection technique to the development of underwater inspection task with PSO-based dynamic routing algorithm for autonomous underwater vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2017, 139(4): 127-139.
- [7] 黄辰, 费继友, 刘洋, 等. 基于动态反馈A\*蚁群算法的平滑路径规划方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(4): 34-40.  
(Huang C, Fei J Y, Liu Y, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A\* ant colony algorithm[J]. *Trans of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(4): 34-40.)
- [8] Dib O, Moalic L, Manier M A. An advanced GA-VNS combination for multicriteria route planning in public transit networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 72(1): 67-82.
- [9] 潘杰, 王雪松, 程玉虎. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J]. *中国矿业大学学报*, 2012, 41(1): 108-113.  
(Pan J, Wang X S, Cheng Y H. Improved ant colony algorithm for mobile robot path planning[J]. *J of China University of Mining & Technology*, 2012, 41(1): 108-113.)
- [10] Mario C, Giovanni P, Vincenzo M. A fuzzy logic approach by using particle swarm optimization for effective energy management in IWSNs[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2017, 64(12): 9496-9506.
- [11] Qin Q, Cheng S, Zhang Q. Particle swarm optimization with interswarm interactive learning strategy[J]. *IEEE Trans on Cybernetics*, 2016, 46(10): 2238-2251.
- [12] Attia A F. Adaptive particle swarm optimization for optimal orbital elements of binary stars[J]. *Experimental Astronomy*, 2016, 42(3): 343-359.
- [13] 夏立荣, 李润学, 刘启玉, 等. 基于动态层次分析的自适应多目标粒子群优化算法及其应用[J]. *控制与决策*, 2015, 30(2): 215-221.  
(Xia L R, Li R X, Liu Q Y, et al. An adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on dynamic AHP and its application[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(2): 215-221.)
- [14] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 281-295.
- [15] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through Particle Swarm Optimization[J]. *Natural Computing*, 2002, 1(2/3): 235-306.
- [16] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[C]. *Evolutionary Computation Proc. Anchorage AK: IEEE*, 1998: 84-89.
- [17] Melo H, Watada J. Gaussian-PSO with fuzzy reasoning based on structural learning for training a Neural Network[J]. *Neurocomputing*, 2016, 172(1): 405-412.
- [18] 王学武, 严益鑫, 丁冬雁, 等. 基于Lévy-PSO算法的焊接机器人避障路径规划[J]. *上海交通大学学报*, 2016, 50(10): 1517-1520.  
(Wang X W, Yan Y X, Ding D Y, et al. Collision free path planning for welding robot based on Lévy-PSO[J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 2016, 50(10): 1517-1520.)
- [19] 李荣雨, 王颖. 基于莱维飞行的改进粒子群算法[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(8): 1685-1691.  
(Li R Y, Wang Y. Improved particle swarm optimization based on lévy flights[J]. *J of System Simulation*, 2017, 29(8): 1685-1691.)
- [20] 韩维, 司维超, 丁大春, 等. 基于聚类PSO算法的舰载机舰面多路径动态规划[J]. *北京航空航天大学学报*, 2013, 39(5): 610-614.  
(Han W, Si W C, Ding D C, et al. Multi-routes dynamic planning on deck of carrier plane based on clustering PSO[J]. *J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2013, 39(5): 610-614.)
- [21] 强宁, 高洁, 康凤举. 基于PSO和三次样条插值的多机器人全局路径规划[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(7): 1397-1404.  
(Qiang N, Gao J, Kang F J. Multi-robots global path planning based on PSO algorithm and cubic spline[J]. *J of System Simulation*, 2017, 29(7): 1397-1404.)
- [22] 许源. 结合粒子群算法和改进人工势场法的移动机器人混合路径规划[D]. 杭州: 浙江大学控制科学与工程学院, 2013.  
(Xu Y. Hybrid path planning based on particle swarm optimization and improved path artificial potential field for mobile robot[D]. Hangzhou: Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, 2013.)
- [23] Ranjini K S S, Murugan S. Mobile robot navigation using PSO-optimized fuzzy artificial potential field with fuzzy control[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 83(6): 63-78.
- [24] 董方. 粒子群算法研究及其在动态优化中的应用[D]. 杭州: 浙江大学控制科学与工程学院, 2014: 26-48.  
(Dong F. Research on particle swarm optimizer and its applications in dynamic optimization[D]. Hangzhou: Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, 2014: 26-48.)