

基于粗糙集约简与狮群优化算法的 机器人路径规划研究

万仁霞, 高艳龙

(宁夏智能信息与大数据处理重点实验室 宁夏 银川 750021)

摘要: 为了解决机器人路径规划冗余数据多、寻优质量差和收敛速度慢等问题,提出一种粗糙集约简技术与狮群优化算法相结合的寻找机器人最优路径算法。首先,采用栅格法对机器人工作环境建模;其次,用粗糙集知识约简和核对初始决策表进行简化,获得最小化决策表,用于训练初始狮子种群;最后,用改进的狮群算法寻找最优路径。实验结果表明,所提算法路径寻优质量高、收敛速度快,且具有较高的寻优稳定性。

关键词: 粗糙集; 栅格法; 狮群优化算法; 机器人; 路径规划

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2022)02-0032-07

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2021218

Robot Path Planning Based on Rough Set Reduction and Lion Swarm Optimization

WAN Renxia, GAO Yanlong

(Ningxia Key Laboratory of Intelligent Information and Big Data Processing, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In order to solve the problems of redundant data, poor path searching quality and slow convergence speed in robot path planning, an optimal path algorithm based on rough set reduction technology and lion swarm optimization was proposed. Firstly, the grid method was adopted to model the working environment of the robot. Secondly, rough set reduction and core were used to simplify the initial decision table into a minimization decision table which was used to train the initial lion population. Finally, the improved lion swarm algorithm was used to find the optimal path. Experimental results showed that the proposed algorithm had the advantages of high path searching quality, fast convergence speed and considerable optimization stability.

Key words: rough set; grid method; lion swarm optimization; robot; path planning

0 引言

机器人是一种能够半自动或全自动工作的智能机器,已经广泛应用于现代农业、仓库物流、医疗、航天、军事等领域^[1-3]。路径规划是指移动机器人在有障碍的环境中选取一条从起点到终点的行走路线,要求路径最短且能安全、无碰地通过障碍物^[4]。

目前,国内外学者在机器人路径规划上进行了大量的研究,主要分为静态的路径规划和动态的路径规划^[5]。传统的机器人路径规划算法有A*算法^[6]、人工势场法、栅格法^[7]和自由空间法^[8]。

智能算法由于其杰出的寻优能力而应用在机器人路径规划研究中。例如,文献[9]对蚁群算法在机器人路径规划中的应用进行了分析和对比;文献[10]使用斥力场下粒子群算法对移动机器人

收稿日期:2021-05-27

基金项目:国家自然科学基金项目(61662001);中央高校基本科研业务费专项资金项目(FWNX04);宁夏自然科学基金项目(2021AAC03203)。

第一作者:万仁霞(1975—),男,副教授,主要从事数据挖掘、知识学习和智能计算研究,E-mail:wanrx1022@126.com。

通信作者:高艳龙(1993—),男,硕士研究生,主要从事数据挖掘、三支决策和智能计算研究,E-mail:gy11348419053@126.com。

在复杂环境下进行路径规划;文献[11]综述了遗传算法在机器人路径规划中的应用;文献[12]利用具有速度变异的粒子群算法优化微型足球机器人运动的路径;文献[13]将随机编码的交叉算子引入粒子群算法中,解决机器人最佳路径规划问题。针对机器人路径规划时种群规模大、冗余数据多、易陷入局部最优以及收敛速度慢等问题,本文提出一种基于狮群优化算法和粗糙集约简技术的机器人路径规划算法。其中,狮群优化算法具有收敛速度快、精度高以及较好的全局寻优性等优点;粗糙集约简技术可以提高机器人的全局路径规划能力和时间效率,从而有效地对机器人的行走路线进行规划。相比其他同类算法,本文算法具有更好的寻优质量和更快的收敛速度。

1 相关知识

1.1 狮群优化算法

狮群被分为狮王、雌狮和幼狮。狮王负责守护领地安全和给幼狮分配食物;雌狮负责捕猎和养育幼狮,在捕猎时与其他狮子相互协作;幼狮主要围绕在狮王和雌狮周围活动,幼狮活动分为三种情况:饥饿时向狮王靠近进食;吃饱后向雌狮靠近学习捕猎;有能力生存后被狮王赶出领地去锻炼。

1) 狮群初始化

利用狮群优化算法(lion swarm optimization, LSO)^[14]求解问题时,每个食物位置代表优化问题对应的一个可行解。位置的好坏由狮子个体的适应度值来判断,适应度值最好的代表狮王,适应度值最差的代表幼狮。随机生成含有 N 个解的初始狮子种群,空间维度为 D ,成年狮子占狮子总数的比例因子为 β ,成年狮子的数量为 $nLeader$,

$$2 \leq nLeader \leq \frac{N}{2}, \quad (1)$$

$$nLeader = \lceil N\beta \rceil, \quad (2)$$

其中: β 为(0,1)的随机数。设狮子在寻优过程中的位置向量为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $1 \leq i \leq N$, 寻优过程中不同类型狮子所处位置会按照自身方式来移动。

2) 狮王守护领地

狮王在最佳食物处小范围移动以确保自己的特权,位置更新公式为

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{g}^k (1 + \gamma \|\mathbf{p}_i^k - \mathbf{g}^k\|), \quad (3)$$

其中: \mathbf{g}^k 表示第 k 代群体的最优位置; \mathbf{p}_i^k 为第 i 个狮子在第 k 代的历史最优位置; γ 值为正态分布 $N(0,$

1) 产生的随机数。

3) 雌狮捕猎

狮王确定后,需要选择捕猎狮,雌狮在捕猎过程中需要跟另外一只雌狮协作,位置更新公式为

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \frac{\mathbf{p}_i^k + \mathbf{p}_c^k}{2} (1 + \alpha_f \gamma), \quad (4)$$

其中: \mathbf{p}_c^k 为雌狮捕猎时从第 k 代雌狮中随机挑选的合作者的历史最优位置; γ 值为正态分布 $N(0,1)$ 产生的随机数; α_f 为雌狮移动范围扰动因子。

狮子在活动范围内移动的最大步长为

$$step = rand(0,1) (\overline{high} - \overline{low}), \quad (5)$$

其中: \overline{low} 和 \overline{high} 分别表示狮子在活动范围空间各维度的最小值均值和最大值均值。

雌狮移动范围扰动因子可以表示为

$$\alpha_f = step * \exp(-\frac{30t}{T})^{10}, \quad (6)$$

其中: T 为群体最大迭代次数; t 为当前迭代次数。

雌狮前期在较大范围内搜索食物,然后慢慢收缩搜索空间,后期保持搜索范围是趋于零的微小值。

4) 幼狮跟随

幼狮的数量为 $N - nLeader$, 跟随狮王和雌狮活动,幼狮向狮王靠近或跟随雌狮学习捕猎过程中均在指定范围内移动。幼狮移动范围扰动因子可以表示为

$$\alpha_c = step (\frac{T-t}{T}). \quad (7)$$

幼狮先大范围搜索食物,发现食物后再仔细查找。第 i 只幼狮在捕猎范围内被狮王驱赶的位置可以表示为

$$\overline{\mathbf{g}}^k = \overline{low} + \overline{high} - \mathbf{g}^k. \quad (8)$$

幼狮位置更新公式为

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \begin{cases} \frac{\mathbf{g}^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & q < \frac{1}{3}, \\ \frac{\mathbf{p}_m^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{1}{3} \leq q < \frac{2}{3}, \\ \frac{\overline{\mathbf{g}}^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{2}{3} \leq q \leq 1, \end{cases} \quad (9)$$

其中: \mathbf{p}_m^k 为幼狮跟随雌狮的第 k 代历史最优位置; q 为概率因子,是根据均匀分布 $U(0,1)$ 产生的均匀随机数。

1.2 粗糙集约简

1) 粗糙集理论

粗糙集借鉴了逻辑学中对不精确信息和模糊信息的各种定义,对知识库提出不精确范畴。粗糙集

理论是概率论、模糊集、区间集之后一种新的软计算方法,在科学与工程领域得到了广泛应用^[15],是当前人工智能理论及其应用领域中的研究重点之一。

定义 1^[16] 粗糙集由两个集合组成,给定的信息库 $K=(U,R)$, 令 $X \subseteq U$, R 为 U 的一个等价关系, 定义 X 关于信息 R 的上、下近似集分别为

$$\begin{aligned} \overline{RX} &= U \{ Y \in U/R \mid Y \cap X \neq \emptyset \} = \\ & \{ x \in U \mid [x]_R \cap X \neq \emptyset \}; \\ \underline{RX} &= U \{ Y \in U/R \mid Y \subseteq X \} = \\ & \{ x \in U \mid [x]_R \subseteq X \}. \end{aligned}$$

2) 知识表达系统

设 $U \neq \emptyset$, 研究对象的有限集合称为论域, U 中的任何概念称为知识。知识表达系统由研究的对象组成,对象的信息通过其基本属性和属性值来描述。

定义 2^[17] 设知识表达系统是一个四元组表示 $S=(U,A,V,F)$, 其中: $U=\{x_1, x_2, \dots, x_{|U|}\}$ 是非空有限的数据集合; $A=\{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$ 是非空有限集合, $A=C \cup D$, C 是条件属性, D 是决策属性; $V=\cup V_a, V_a$ 表示 $a \in A$ 的值域; $F:U \times A \rightarrow V$ 是信息函数, $\forall x \in U, a \in A, F(x, a) \in V$ 。

3) 约简和核

知识(属性)约简和核是粗糙集理论的核心内容之一。知识库中并非所有的属性都是必要的,有些属性是冗余的。知识约简是在保持知识库分类能力不变的条件下,删除不重要或不相关的属性。完成知识约简涉及两个基本概念:约简和核。

定义 3^[17] R 为一族等价关系, $r \in R$, 若 $ind(R) = ind(R - \{r\})$, 称属性 r 在 R 中是不必要的,即冗余属性;否则,称属性 r 在 R 中是必要的,即重要属性。若每一个 $r \in R$ 为 R 的重要属性,则称 R 是独立的,否则称 R 是依赖的。

定义 4^[17] 设 $Q \subseteq P$, 若 Q 是独立的, $ind(Q) = ind(P)$, 称 Q 是 P 的一个约简。其中, P 的所有必要的关系组成的集合称为 P 的核,记为 $core(P)$, $core(P) = \cap red(P)$, $red(P)$ 表示 P 的所有约简。

2 基于粗糙集约简与狮群优化算法的机器人路径规划

2.1 运动路径的环境建模

环境建模是把机器人运动空间用数学建模描述出来,它是路径规划必不可少的部分。目前环境建模的方法有栅格法、多边形法、单元树法等。本文采用栅格法^[18]将机器人和障碍物位置用栅格单元来描

述,易于计算机存储和操作,算法简单直观且容易编程。栅格法是把机器人所处的运动空间转化为具有二值信息的网格单元,用相同尺寸的网格对二维运动空间进行划分。划分的栅格内含有障碍物的为障碍栅格,不含有障碍物的为自由栅格。

图 1 为用栅格法建立的机器人路径规划,黑色部分为障碍栅格,白色部分为自由栅格,左上角和右下角的栅格分别为起点和终点,用黑格白环表示。

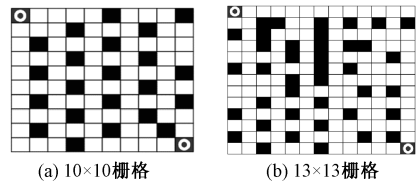


图 1 栅格法建立的机器人路径规划

Figure 1 Robot path planning by grid method

2.2 路径决策规则

1) 建立初始决策表

机器人路径规划主要是躲避障碍物和找出最优路径,采用粗糙集约简推导出最小化决策表。在机器人工作环境的栅格模型中,假设机器人在栅格中所处的位置为 P_i , 下一步移动的方向有 8 个,机器人路径栅格方向如图 2 所示。

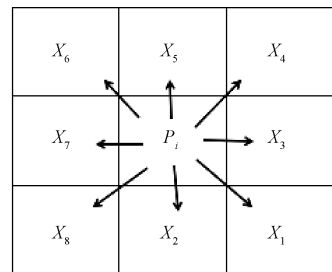


图 2 机器人路径栅格方向

Figure 2 The direction of robot path grid

设 U 为对象的论域,共有 4 374 条规则,将这 8 个方向作为条件属性,量化可得 $C = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8\}$ 。条件属性值用 1、2 和 3 表示,其中 1 为障碍栅格,2 为 P_{i-1} 的自由栅格,3 为自由栅格。 Y 为决策属性,属性值表示下一步将要搜索栅格点的行为(共 8 类),初始决策表如表 1 所示。

2) 简化决策规则

表 1 是一张二维数据表,每一行描述的是一个对象(决策规则),每一列描述的是该对象的一种属性。根据定义 3 和定义 4 对初始决策表中的属性进行约简,在保证不影响决策属性值的情况下,删除冗余条件属性列。经计算可得,属性 X_4, X_6 和 X_8 是冗余属性并将其删除。对决策规则进行约简,得到如

表1 初始决策表

Table 1 Initial decision table

U	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	Y
1	2	2	2	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	1	1	1	1	2	1
3	2	2	2	1	1	1	1	3	1
4	2	2	2	2	1	1	1	1	1
5	2	2	2	2	1	1	1	2	1
6	2	2	2	2	1	1	1	3	1
7	2	2	2	3	1	1	1	1	1
8	2	2	2	3	1	1	1	2	1
9	2	2	2	3	1	1	1	3	1
10	2	2	2	1	1	2	1	1	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4 374	1	3	3	3	3	3	3	3	8

表3 最小化决策表

Table 3 Minimized decision table

U	X ₁	X ₂	X ₃	X ₅	X ₇	Y
1	2	2	2	1	-	1
2	2	2	2	2	-	1
3	2	2	2	3	-	1
4	2	2	2	-	1	1
5	2	2	2	-	2	1
6	2	2	2	-	3	1
7	1	2	2	1	-	2
8	1	2	2	2	-	2
9	1	2	2	3	-	2
10	1	2	2	-	1	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
80	-	1	3	3	3	8

表2所示的简化决策表。

表2 简化决策表

Table 2 Simplified decision table

U	X ₁	X ₂	X ₃	X ₅	X ₇	Y
1	2	2	2	1	1	1
2	2	2	2	1	2	1
3	2	2	2	1	3	1
4	2	2	2	2	1	1
5	2	2	2	2	2	1
6	2	2	2	2	3	1
7	2	2	2	3	1	1
8	2	2	2	3	2	1
9	2	2	2	3	3	1
10	1	2	2	1	1	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
162	1	3	3	3	3	8

3) 最小化决策表

删除冗余属性后,剩下 162 条决策规则,再从这些规则中删除与相同决策类相关的冗余决策规则,得到如表3所示的最小化决策表,表中“-”表示任意属性值。从 162 条决策规则中去掉冗余信息和重复信息后,得到了 80 条最小决策规则。

经过以上约简处理,从最初的 8 个条件属性中获得 5 个最简条件属性,从 4 374 条决策规则中抽取 80 条最小决策规则,有效减小了机器人路径规划的规模,为提高机器人搜索速率提供了可能性。

2.3 机器人路径规划算法

在针对全局环境建立的二维栅格化环境模型中引入粗糙集软计算方法,简化狮群优化算法的初始种群,由粗糙集训练获得一系列可行路径。在序号编码基础上根据栅格之间的关系和障碍物分布情

况,利用约简得到的最简条件属性和最小决策规则,训练产生一系列可行路径作为狮群算法的初始种群。具体步骤如下。

步骤1 根据栅格法建立机器人路径的工作环境,环境建模如 2.1 节所述;

步骤2 种群初始化,产生一些序号编码的初始种群;

步骤3 通过路径决策规则进行知识约简,再对知识约简后的初始种群进行训练,产生一系列可行路径,并计算狮子个体适应度值;

步骤4 根据适应度值和式(2)确定狮子种群的构成,最优的适应度值位置为狮王位置;

步骤5 根据式(3)更新狮王的位置,在式(4)和式(9)中加入惯性权重 ω ,更新雌狮和幼狮的位置;

步骤6 根据狮子的位置计算适应度值,对狮子的位置采用回溯法进行选择,并更新狮子个体的历史最优位置和狮子群体的历史最优位置;

步骤7 判断是否满足终止条件(全局最优路径或最大迭代次数),若满足,输出机器人的最短路径,否则转至步骤4。

在步骤5中,为了平衡狮群中雌狮的局部寻优能力和幼狮的全局寻优能力,引入了惯性权重 ω ,其计算公式为

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T^2} * t^2, \quad (10)$$

其中: ω_{\max} 为最大惯性权重,取 0.99; ω_{\min} 为最小惯性权重,取 0.35。

加入惯性权重 ω 后,式(4)转化为

$$x_i^{k+1} = \omega \frac{P_i^k + P_c^k}{2} (1 + \alpha_f \gamma). \quad (11)$$

式(9)转化为

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} \omega \frac{g^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & q < \frac{3}{10}, \\ \omega \frac{p_m^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{3}{10} \leq q < \frac{2}{3}, \\ \omega \frac{\bar{g}^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{2}{3} \leq q \leq 1. \end{cases} \quad (12)$$

在狮群迭代初期,狮子需要较大范围的全局搜索, ω 变化缓慢,有利于在迭代初期寻找最优解范围。在找到最优解范围后,进入算法后期,这时狮群需要以较慢速度局部搜索, ω 变化加快,有利于在较短时间内收敛到最优值。

3 结果与分析

采用 Matlab 语言编程,实验环境为: Intel Core i7 2.8 GHz CPU; 8 GB 内存; 1 000 GB 硬盘; Windows 10 操作系统。首先建立如图 1 所示的 10×10 和 13×13 栅格初始环境模型;其次采用粗糙集路径决策规则对初始种群进行训练,输出最小化决策表;最后根据改进的狮群算法寻找机器人最优路径。与本文算法(ILSO)进行对比的算法有遗传算法

(GA)^[11]、粒子群优化算法(PSO)^[10]、狮群优化算法(LSO)^[14]。根据文献[14]和[19]给出的参数设置原则,初始种群规模设为 20,迭代次数为 50。

采用适应度函数来评价机器人寻找最优路径的优劣,由于采用的是基于栅格法的环境建模,所以适应度函数可以表示为

$$f = d, \quad (13)$$

其中: d 表示机器人通过栅格的总数。实验是在 10×10 栅格二维图和 13×13 栅格二维图中进行的。

3.1 10×10 栅格中路径规划

GA、PSO、LSO、ILSO 在 10×10 栅格中各自的路径规划如图 3 所示,输出的最优路径长度分别为 17、17、13 和 12,ILSO 的路径长度最短。在 10×10 栅格中,4 种算法的适应度值变化趋势见图 4。可以看出,当迭代次数为 50 时,LSO 在收敛速度和适应度值上优于 PSO 和 GA,而 ILSO 在迭代次数不到 10 时就收敛到最优值,比其他 3 种算法收敛速度快,适应度值也明显优于其他算法。表 4 列出了 4 种算法迭代 50 次的最小适应度值、平均适应度值和运行时间。可以看出,在这 3 个指标上 ILSO 是最优的,其次是 LSO,PSO 的最小适应度值等于 GA,但 GA 的平均适应度值和运行时间低于 PSO。

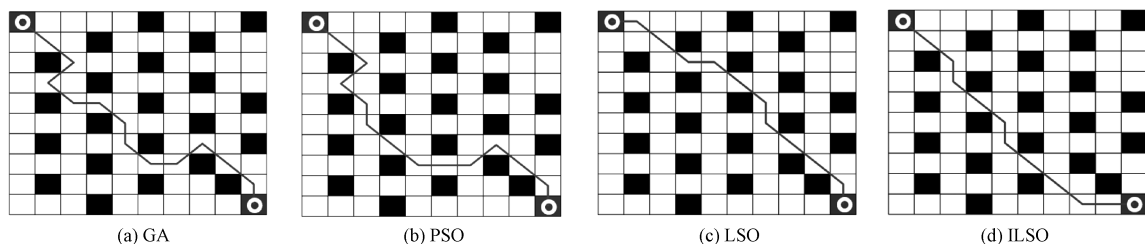


图 3 10×10 栅格中 4 种算法的路径规划

Figure 3 Path planning of four algorithms in 10×10 grid

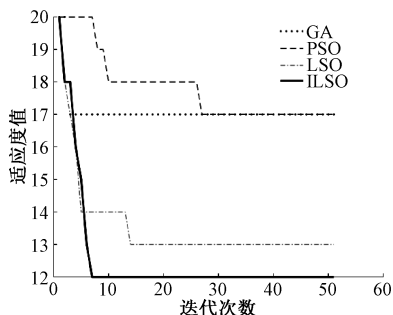


图 4 10×10 栅格中 4 种算法的适应度值变化趋势

Figure 4 Trend of fitness values of four algorithms in 10×10 grid

3.2 13×13 栅格中路径规划

GA、PSO、LSO、ILSO 在 13×13 栅格中各自的路径规划如图 5 所示,输出的最优路径长度分别为

表 4 10×10 栅格中 4 种算法的适应度值和运行时间

Table 4 Fitness values and running time of four algorithms in 10×10 grid

算法	最小适应度值	平均适应度值	运行时间/s
GA	17	17.12	0.727
PSO	17	17.84	1.587
LSO	13	13.58	0.686
ILSO	12	12.56	0.504

31、23、17 和 16,ILSO 的路径长度最短。在 13×13 栅格中,4 种算法的适应度值变化趋势见图 6。可以看出,ILSO 在迭代次数不到 10 时就收敛到最优值,算法收敛速度最快,适应度值明显优于 LSO、PSO 和 GA。表 5 列出了 4 种算法迭代 50 次的最小适应度

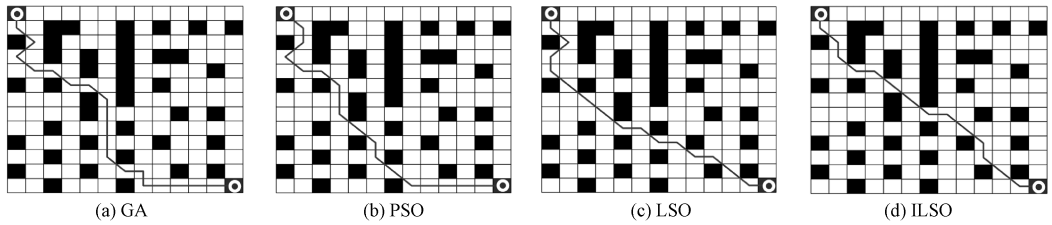


图 5 13×13 栅格中 4 种算法的路径规划

Figure 5 Path planning of four algorithms in 13×13 grid

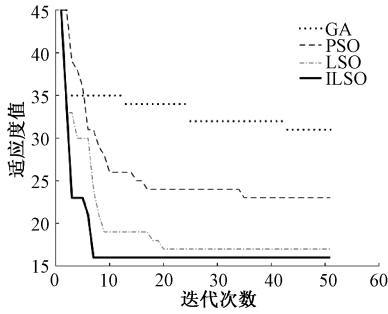


图 6 13×13 栅格中 4 种算法的适应度值变化趋势

Figure 6 Trend of fitness values of four algorithms in 13×13 grid

表 5 13×13 栅格中 4 种算法的适应度值和运行时间

Table 5 Fitness values and running time of four algorithms in 13×13 grid

算法	最小适应度值	平均适应度值	运行时间/s
GA	31	33.44	1.747
PSO	23	26.04	2.044
LSO	17	19.60	1.487
ILSO	16	17.46	0.954

值、平均适应度值和运行时间。可以看出,在这 3 个指标上 ILSO 仍然是最优的。

13 × 13 栅格与 10 × 10 栅格相比,随着栅格数量和障碍数量的增加,4 种算法各自的最小适应度值与平均适应度值均有所增加。在 13 × 13 栅格中,ILSO 的最小适应度值与平均适应度值的差值在 1.5 以内,而其他算法的最小适应度值与平均适应度值的差值在 2.4 以上,进一步表明 ILSO 具有相对更好的稳定性。综上,相较于 GA、PSO、LSO,本文算法在机器人路径规划问题中具有收敛速度快、寻优能力强和稳定性好的优势。

4 小结

本文将粗糙集约简技术与改进狮群算法相结合,克服了传统智能算法在路径规划时存在的种群规模大和冗余数据多等问题。实验结果表明,所提算法使得机器人在路径规划速度和最优值问题上均

有较大的提高,相比其他同类算法具有更好的寻优质量和更快的收敛速度,对机器人在复杂环境下进行路径规划具有一定的理论与实践意义。

参考文献:

[1] 徐秀娜,赖汝. 移动机器人路径规划技术的现状与发展[J]. 计算机仿真, 2006, 23(10): 1-4, 52.
XU X N, LAI R. Present situation and future development of mobile robot path planning technology[J]. Computer simulation, 2006, 23(10): 1-4, 52.

[2] 张大伟,苏帅. 自主移动机器人视觉 SLAM 技术研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2021, 53(1): 1-8.
ZHANG D W, SU S. Research on visual SLAM technology of autonomous mobile robot[J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2021, 53(1): 1-8.

[3] 翟亚芳,顾钊源,张大伟. 基于粒子滤波的微型移动机器人红外定位研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2019, 51(4): 63-67.
ZHAI Y F, GU Z Y, ZHANG D W. Infrared localization based on particle filter for miniature mobile robot[J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2019, 51(4): 63-67.

[4] BAI T, FAN Z, LIU M Q, et al. Multiple waypoints path planning for a home mobile robot[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Control and Information Processing. Piscataway: IEEE Press, 2018: 53-58.

[5] WANG Z, CAI J J. The path-planning in radioactive environment of nuclear facilities using an improved particle swarm optimization algorithm [J]. Nuclear engineering and design, 2018, 326: 79-86.

[6] GURUJI A K, AGARWAL H, PARSEDIYA D K. Time-efficient A* algorithm for robot path planning[J]. Procedia technology, 2016, 23: 144-149.

[7] 欧阳鑫玉,杨曙光. 基于势场栅格法的移动机器人避障路径规划[J]. 控制工程, 2014, 21(1): 134-137.
OUYANG X Y, YANG S G. Obstacle avoidance path planning of mobile robots based on potential grid method [J]. Control engineering of China, 2014, 21(1): 134-

- 137.
- [8] 周睿慙, 李辉. 改进动态规划算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(21): 20-24.
ZHOU R M, LI H. Path planning of mobile robot based on improved dynamic programming algorithm[J]. Computer engineering and applications, 2020, 56(21): 20-24.
- [9] 张松灿, 普杰信, 司彦娜, 等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 10-19.
ZHANG S C, PU J X, SI Y N, et al. Survey on application of ant colony algorithm in path planning of mobile robot[J]. Computer engineering and applications, 2020, 56(8): 10-19.
- [10] 韩明, 刘教民, 吴朔媚, 等. 粒子群优化的移动机器人路径规划算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(8): 2258-2263.
HAN M, LIU J M, WU S M, et al. Path planning algorithm of mobile robot based on particle swarm optimization[J]. Journal of computer applications, 2017, 37(8): 2258-2263.
- [11] LI Y H, HUANG Z H, XIE Y. Research status of mobile robot path planning based on genetic algorithm[J]. Journal of physics: conference series, 2020, 1544: 012021.
- [12] 王娟, 吴宪祥, 郭宝龙. 基于改进粒子群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(15): 240-244.
WANG J, WU X X, GUO B L. Robot path planning using improved particle swarm optimization[J]. Computer engineering and applications, 2012, 48(15): 240-244.
- [13] SU K, WANG Y J, HU X N. Robot path planning based on random coding particle swarm optimization[J]. International journal of advanced computer science and applications, 2015, 6(4): 58-64.
- [14] 刘生建, 杨艳, 周永权. 一种群体智能算法: 狮群算法[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(5): 431-441.
LIU S J, YANG Y, ZHOU Y Q. A swarm intelligence algorithm: lion swarm optimization[J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2018, 31(5): 431-441.
- [15] 胡谦, 秦克云. 多粒度近似空间的模糊粗糙集模型[J]. 郑州大学学报(理学版), 2020, 52(4): 60-66.
HU Q, QIN K Y. A fuzzy rough set model in multi-granulation spaces[J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2020, 52(4): 60-66.
- [16] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International journal of computer and information sciences, 1982, 11(5): 341-356.
- [17] 张文修, 吴伟志. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
ZHANG W X, WU W Z. Rough set theory and method[M]. Beijing: Science Press, 2001.
- [18] GARRIDO S, MORENO L, LIMA P U. Robot formation motion planning using fast marching[J]. Robotics and autonomous systems, 2011, 59(9): 675-683.
- [19] 王维博, 林川, 郑永康. 粒子群算法中参数的实验与分析[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2008, 27(1): 76-80, 105.
WANG W B, LIN C, ZHENG Y K. Experiment and analysis of parameters in particle swarm optimization[J]. Journal of Xihua university (natural science edition), 2008, 27(1): 76-80, 105.