

DOI: 10.13382/j.jemi.2016.11.015

改进萤火虫算法在路径规划中的应用*

徐晓光 胡楠 徐禹翔 王雷

(安徽工程大学 电气工程学院 检测技术与自动化装置重点实验室 芜湖 241000)

摘要:为了保证移动机器人路径规划的解的多样性,提出了小生境萤火虫算法(NFA)。首先,根据环境特点,建立合理的路径规划模型,将萤火虫算法(FA)的目标函数设置为移动步数,并重新设计了亮度公式、初始化方式和萤火虫移动方式;其次,在FA的基础上,引入小生境技术,并在小生境种群间加入共享信息。仿真实验表明,NFA一次运行可得到多个最优路径。相比FA,NFA的移动步数和目标函数均值分别减少了7.14%、6.76%,萤火虫亮度均值增加了8.33%;相比GA,NFA的移动步数和目标函数均值分别减少了7.14%、9.79%。结果表明NFA在算法性能上更优。

关键词:移动机器人;路径规划;萤火虫算法;小生境技术;信息共享

中图分类号: TP391.72;TN209 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Application of improved firefly algorithm in path planning

Xu Xiaoguang Hu Nan Xu Yuxiang Wang Lei

(Key Laboratory on Detection Technology and Automation of Electrical Engineering College,
Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: In order to ensure the diversity of solution of mobile robot path planning, a niche firefly algorithm (NFA) is proposed. Firstly, according to the characteristics of environment, a rational path planning model is established, the objective function of firefly algorithm (FA) is set to mobile step count, and brightness formula, initialization method and firefly mobile method are redesigned. Secondly, on the basis of FA, niche technology is introduced, and sharing information between niche populations is added. The results show that NFA run once can obtain multiple optimal paths. At the same time, comparing with FA, mobile step count and the objective function average of NFA are respectively reduced by 7.14% and 6.76%, the brightness average of firefly are increased by 8.33%, comparing with GA, mobile step count and the objective function average of NFA are separately reduced by 7.14% and 9.79%. It shows that NFA is better in performance.

Keywords: mobile robot; path planning; firefly algorithm; niche technology; information sharing

1 引言

移动机器人的路径规划包括地图定位、机器人避障、路径优化等方面^[1-3]。复杂环境容易导致计算量增大,并且找不到全局最优路径。目前,解决路径规划问题的算法有很多,比较经典的有粒子

群算法、人工势场法、A*算法等^[4-9]。

萤火虫算法(firefly algorithm, FA)是由剑桥学者Yang^[10]提出的,是一种效仿自然界中萤火虫的发光特性的仿生智能算法。传统的FA算法有两个明显的缺点:1)算法运行过程中收敛速度慢;2)算法易陷入局部极值点^[11-12]。目前,FA算法在

收稿日期:2016-07 Received Date: 2016-07

* 基金项目:安徽省高等学校省级自然科学基金项目(KJ2014A024)资助

路径规划问题上的应用还处于初步阶段,且值得进一步探索^[13-16]。文献[14]在 FA 中设计了自适应随机参数和自适应吸光系数,提高了 FA 的收敛速度,同时将 FA 的编码方式、目标函数和路径规划方法重新进行定义,并证明了算法在路径规划问题上的可行性,但这种算法将路径长度作为目标函数,每走一步都要计算步长及坐标,计算量较大,对于大范围的路径寻优可能效果不佳。文献[15]提出一种新的改进型萤火虫算法(modified firefly algorithm, MFA),用于三维自主式水下交通(autonomous underwater vehicles, AUVs)路径规划问题,并引入自主航行策略,避免无效路径,但对 FA 算法的改进部分仍采用引入自适应的随机参数和吸光系数的方式,算法易陷入局部最优。因此,FA 算法在路径规划问题上的应用还有很多需要完善的地方。

本文结合路径规划的特点,对 FA 的目标函数、萤火虫移动方式等进行重新定义,并在 FA 的基础上,提出了小生境萤火虫算法(niche firefly algorithm, NFA)。通过仿真实验分析 NFA 与 FA 的最优路径结果、目标函数均值、萤火虫亮度均值,证明 NFA 的算法性能。

2 标准 FA 算法的数学描述

标准 FA 算法的主要原理就是把萤火虫随机分布到空间各点,亮度高的萤火虫会吸引亮度低的萤火虫向其移动,在移动过程中完成位置的迭代,从而找出最优位置,完成寻优过程。其中,亮度高低与目标函数有关。亮度越高代表其位置越好,最亮萤火虫即代表函数的最优解。亮度高的萤火虫对周围萤火虫的吸引度也越高,若亮度一样,则萤火虫做随机运动。

2.1 标准 FA 算法的数学描述

于是标准 FA 算法的数学模型可用以下几个公式表示^[16]。

萤火虫间相对亮度公式为:

$$I_{ij}(r_{ij}) = I_i e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (1)$$

式中: I_{ij} 表示第*i*只萤火虫与第*j*只萤火虫之间的相对亮度; I_i 为绝对亮度,即第*i*只萤火虫在 $r=0$ 处的光强度; γ 为光吸收系数,一般设为常数; r_{ij} 为第*i*只萤火虫到第*j*只萤火虫的距离。

吸引力公式为:

$$\beta_{ij}(r_{ij}) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (2)$$

式中: β_0 为最大吸引力,即在光源处($r=0$ 处)萤火虫的吸引力,一般设为常数。

萤火虫移动方式为:

$$\vec{x}_j(g+1) = \vec{x}_j(g) + \beta_{ij}(r_{ij})(\vec{x}_i(g) - \vec{x}_j(g)) + \alpha \vec{\epsilon}_j \quad (3)$$

式中: g 为迭代次数, \vec{x}_i 、 \vec{x}_j 为萤火虫的空间位置, α 为常数,一般可取 $\alpha \in [0,1]$, $\vec{\epsilon}_j$ 是由高斯分布、均匀分布或者其他分布得到的随机数向量。

2.2 标准 FA 算法的伪代码

Begin

初始化:设定参数 $\gamma, \beta_0, \alpha, G$ (最大迭代次数), n

初始化萤火虫位置 $\vec{x}(i)$, ($i=1, 2, \dots, n$)

初始化萤火虫亮度 $I(i)$, ($i=1, 2, \dots, n$)

迭代过程:While $g \leq G$

For $i=1:n-1$

For $j=i+1:n$

If $I(j) < I(i)$

第*j*只萤火虫向第*i*只萤火虫移动
更新位置 $\vec{x}(j)$, 亮度 $I(j)$

End If

End For j

End For i

$g = g + 1$;

End While

End Begin

3 NFA 算法在路径规划上的应用

由于本文采用栅格法建立环境模型,所以路径规划的解是一组离散型的变量,可以将其看为从起点到终点的一系列点集。根据 FA 算法的原理,每个萤火虫可代表一个解,这个解为起点到终点经过的所有栅格,可以定义为: $p = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\}$,其中, p_1 、 p_n 分别为路径的起点与终点, p_i 代表第*i*步所走位置的栅格序号。在此基础上,对萤火虫算法的目标函数、萤火虫亮度、吸引力、萤火虫移动方式等进行重新定义。

3.1 萤火虫个体间距公式设计

由式(1)、(2)可知萤火虫之间的相对亮度、吸

引力都与 r_{ij} 有关。然而在路径规划问题中，每只萤火虫代表一段从起点到终点的点集，所以，在这里重新定义萤火虫个体间的距离。假设第 i 只萤火虫所走栅格数为 $t(i)$ ，第 j 只萤火虫所走栅格数为 $t(j)$ ，那么 r_{ij} 可表示为：

$$r_{ij} = t(i) - t(j) \quad (4)$$

式中： r_{ij} 为第 i 只萤火虫到第 j 只萤火虫之间的距离， $t(i)$ 、 $t(j)$ 分别为第 i 只萤火虫和第 j 只萤火虫从起点到终点走过的栅格数。

3.2 萤火虫绝对亮度与相对亮度公式

萤火虫的绝对亮度表征萤火虫所在位置处潜在解的目标函数值，亮度高的萤火虫会吸引亮度低的萤火虫向其移动。在路径规划问题中，由于机器人每走一步为一个栅格，故选取从起点到终点走过的栅格数代替传统的实际路径距离，将走过的栅格数作为目标函数，目标函数值越小，代表从起点到终点路径越短，绝对亮度值越大。这样设置简化了算法运行时的计算复杂程度。故第 i 只萤火虫的目标函数可以表示为：

$$f(i) = t(i) \quad (5)$$

式中： $t(i)$ 表示第 i 只萤火虫从起点到终点走过的栅格数。

这里的绝对亮度与目标函数成反比关系，所以绝对亮度公式设置为：

$$I(i) = \frac{k}{f^2(i)} = \frac{k}{t^2(i)} \quad (6)$$

式中： k 为亮度提取比例，一般设为常数。

萤火虫间相对亮度公式重新定义为：

$$I_{ij}(r_{ij}) = k \frac{|r_{ij}|}{t^2(i)} \quad (7)$$

3.3 FA 算法初始化

FA 算法的初始化分为 3 步：1) FA 算法参数的初始化，包括 γ 、 G (最大迭代次数)、 n (萤火虫数量)、 R (萤火虫感光半径) 等，如果 $r_{ij} < R$ ，说明在感光范围内；2) FA 算法解的初始化，已知每只萤火虫代表一个解，即初始化 n 只萤火虫的解，具体步骤如图 1 所示；3) 萤火虫亮度和萤火虫间相对亮度的初始化，分别按照式(6)、(7)得出。

3.4 萤火虫移动方式

FA 算法中亮度高的萤火虫会吸引亮度低的萤

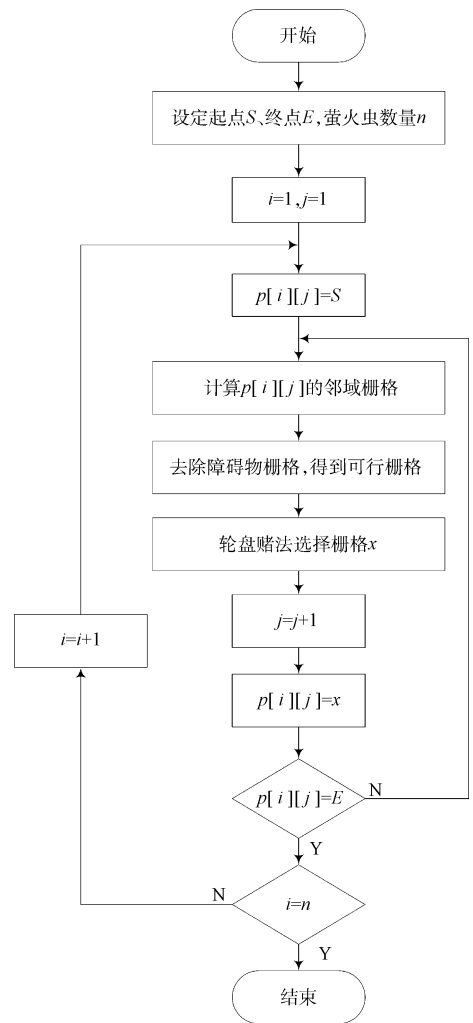


图 1 解的初始化过程

Fig. 1 Flow chart of initialization solution

火虫向其移动，即逐步趋近亮度高的萤火虫的值，由于路径规划解的特点，使得萤火虫移动不能采用式(3)的形式。于是提出一种新的萤火虫移动方式。

假设 $p(i) = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}, \dots, p_{in}\}$ 为第 i 只萤火虫的解，在感光半径 R 内，进行萤火虫绝对亮度的比较，将绝对亮度比自己大的组成一个集合，在集合内选择相对亮度最大的萤火虫向其移动。若在感光半径 R 内，不存在绝对亮度比自己大的萤火虫，则萤火虫不移动。

假设第 j 只萤火虫为集合内相对亮度最大的萤火虫，其解为 $p(j) = \{p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jm}, \dots, p_{jn}\}$ ，且 $p_{i1} = p_{j1}, p_{i2} = p_{j2}, p_{i3} = p_{j3} \dots$ 而从 p_{im} 开始与第 j 只萤火虫的解不同，于是相同的部分不变，从 p_{im} 开始

重新寻找到目标点的路径，若新解比原解优化，则选用新解代替原解，若新解没有原解优化，则原解不变。

3.5 NFA 算法

标准 FA 算法在路径优化中只能得到一个最优解，然而在实际情况中可能有多个最优解存在，针对这一问题，在 FA 算法中引入小生境技术。小生境技术指特定环境下的一种生存环境^[17]。而在 FA 算法中，小生境技术实现过程如下：

1) 形成小生境种群。初始化后，将萤火虫个体按照绝对亮度高低顺序排列，并将其等分为 N 个子群体，形成各自小生境环境。所有个体在其本身所在的小生境种群内迭代优化，直到满足迭代条件时停止，算法结束后，可得到 N 个最优解。

2) 小生境种群间可以信息共享。为了加快算法的收敛速度，小生境种群间可以共享信息，共享的信息为种群中当前最优解，即最高亮度的萤火虫信息，将 N 个小生境种群中当前最优解进行排序，表示为 $p(1), p(2), \dots, p(i), \dots, p(N - 1), p(N)$ ，排在前面的代表萤火虫亮度最高，于是亮度小的会被亮度高的萤火虫吸引，按照改进的萤火虫移动方式那样，从解不同的地方开始，重新寻找到目标点的路径。

3.6 算法步骤

1) 设置目标函数 $f(i)$ ，初始化算法参数 γ, G (最大迭代次数)、 n (萤火虫数量) 等；

2) 初始化 $p(i), i = 1, 2, \dots, n$;

3) 初始化萤火虫绝对亮度 $I(i), i = 1, 2, \dots, n$;

4) 将初始化的萤火虫个体按绝对亮度高低顺序排列，均分为 N 个小生境种群，并记录种群中当前最优解；

5) 小生境种群中，每只萤火虫在感光范围内搜索绝对亮度比自己大的萤火虫，并组成集合，在其中选择相对亮度最大的萤火虫向其移动；

6) 更新萤火虫亮度，记录小生境种群内当前最优解；

7) 进行种群间的信息共享，更新萤火虫的位置，更新萤火虫亮度，记录小生境种群内当前最优解；

8) 迭代次数加 1；

9) 判断是否达到最大迭代次数，若达到则结束程序，若没有达到则跳转到步骤 5)。

4 仿真结果及分析

4.1 仿真环境与参数

本实验在 MATLAB 仿真环境下进行，采用 20×20 的栅格图，并设计了相对复杂的障碍物，其序号为 0 ~ 399，按从上到下，从左到右编号。其中，黑色栅格代表障碍物，白色栅格代表可行栅格。算法中具体的参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

仿真参数	取值	仿真参数	取值
光吸收系数 γ	1	萤火虫数量 n	500
亮度提取比例 k	1	小生境种群数 N	10
萤火虫感光半径 R	10	起点 S	0
最大迭代次数 G	50	终点 E	399

4.2 仿真结果及分析

将提出的 NFA 与 FA、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 在相同环境下分别进行 50 次实验，并分析实验数据。由于 NFA 每一次运行都可以获得多条最优路径，于是给出其中一次的实验结果，表 4 为 NFA 某一次实验得到的最优路径，图 2 和 3 为其中较为典型情况，分别对应表 4 中的 1 ~ 2 的路径结果。取 FA、GA 的 50 次实验中出现频率较高的 2 次实验结果与 NFA 进行比较，表 2、3 分别给出了 FA、GA 的这 2 次最优路径，图 4、5 为 FA 的路径结果，对应表 2 中最优路径。图 6、7 为 GA 的路径结果，对应表 3 中最优路径。

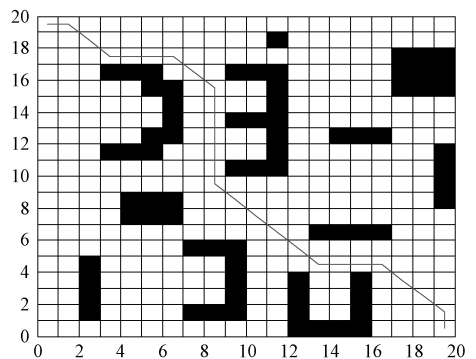


图 2 NFA 的路径结果 1

Fig. 2 Path result 1 of NFA

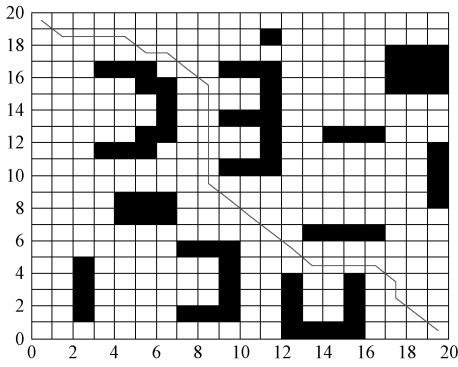


图 3 NFA 的路径结果 2
Fig. 3 Path result 2 of NFA

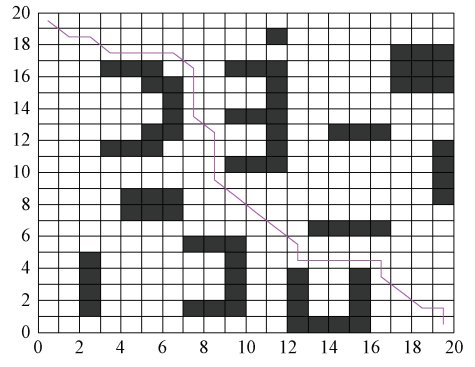


图 6 GA 的路径结果 1
Fig. 6 Path result 1 of GA

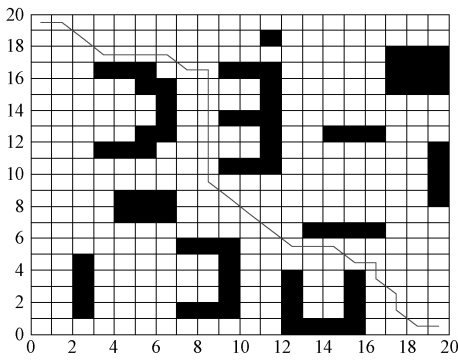


图 4 FA 的路径结果 1
Fig. 4 Path result 1 of FA

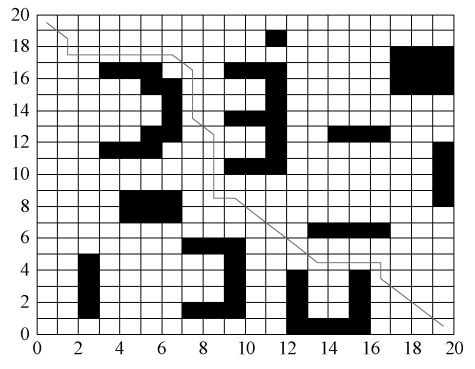


图 7 GA 的路径结果 2
Fig. 7 Path result 2 of GA

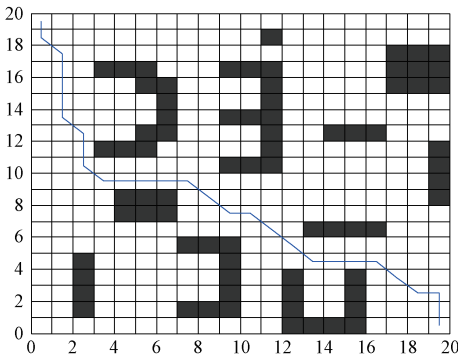


图 5 FA 的路径结果 2
Fig. 5 Path result 2 of FA

由图 2 ~ 7、表 2 ~ 4 可知，相比 FA、GA，NFA 从起点到终点所用步数最少，路线更短，表明 NFA 更易找到全局最优解。同时，由于在 FA 中引入了小生境技术，使得 NFA 可同时得到多个最优结果，增加了萤火虫种群解的多样性，解决了路径规划问题中存在多个最优解的问题。

图 8 记录了 3 种算法目标函数均值，从图中可以看出 NFA 目标函数均值的收敛速度最快，FA 次之，GA 最慢。这是因为 GA 寻优主要依靠选择、交叉、变异等操作，随机性太大。而 FA 寻优是萤火虫逐渐向最亮的萤火虫（即最优解）靠近的过

表 2 FA 最优路径
Table 2 Optimal path of FA

编号	路线	步数
1	0→1→22→43→44→45→46→67→68→88→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292→293→294→315→316→336→357→377→398→399	28
2	0→20→41→61→81→101→121→142→162→182→203→204→205→206→207→228→249→250→271→292→313→314→315→316→337→358→359→379→399	28

表 3 GA 最优路径
Table 3 Optimal path of GA

编号	路线	步数
1	0→21→22→43→44→45→46→67→87→107→127→148→168→188→208→229→250→271→292 →312→313→314→315→316→336→357→378→379→399	28
2	0→21→41→42→43→44→45→46→67→87→107→127→148→168→188→208→228→229→250 →271→292→313→314→315→316→336→357→378→399	28

表 4 NFA 最优路径
Table 4 Optimal path of NFA

编号	路线	步数
1	0→1→22→43→44→45→46→67→88→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →313→314→315→316→337→358→379→399	26
2	0→21→22→23→24→45→46→67→88→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →313→314→315→316→337→357→378→399	26
3	0→21→42→43→44→45→46→67→88→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →293→314→315→316→337→358→379→399	26
4	0→21→42→43→44→45→46→67→87→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →293→294→315→316→337→358→379→399	26
5	0→21→22→43→44→45→46→67→88→108→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →293→294→315→316→337→358→379→399	26
6	0→21→22→43→44→45→46→67→87→107→128→148→168→188→208→229→250→271→292 →313→314→315→316→337→357→378→399	26

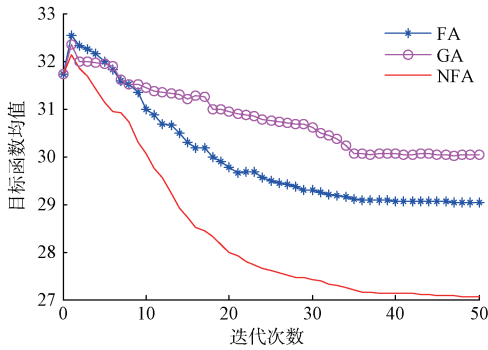


图 8 3 种算法目标函数均值对比

Fig. 8 Comparison of objective function average of 3 kinds of algorithm

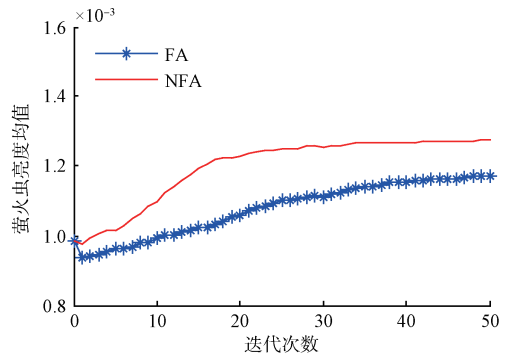


图 9 两种算法萤火虫亮度均值对比

Fig. 9 Comparison of firefly brightness average of 2 kinds of algorithm

程, 寻优的目的性更强。而 NFA 又在 FA 的基础上添加了小生境种群间的信息共享机制, 增加了种群间的迭代优化过程, 加快了算法的收敛速度。

图 9 为 NFA 与 FA 两种算法的萤火虫亮度均值对比图, 从图中可以看出 NFA 的萤火虫亮度均值比 FA 大。而萤火虫的亮度代表解的优化程度,

也说明了 NFA 的解更好。

表 5 给出了 3 种算法具体的数值比较结果, 由表 5 可知, 在相同的栅格环境和参数设置下, 改进的萤火虫算法移动步数最少、目标函数均值最小, 萤火虫亮度均值最大。所以 NFA 的目标函数值最优, 收敛速度最快, 且得到的目标解整体优于 FA、GA。

表 5 三种算法仿真结果对比

Table 5 Comparison of simulation results of 3 kinds of algorithm

比较项目	FA	GA	NFA
目标函数值(步数)	28	28	26
目标函数均值	29.042 9	30.020 5	27.078 5
萤火虫亮度均值	0.001 1	-	0.001 3

6 结 论

综上所述, NFA 算法能有效应用于移动机器人路径规划问题上。首先, 对 FA 算法的目标函数, 绝对亮度与相对亮度, 萤火虫移动方式等做了新的改进, 使得 FA 算法能更好的运用于路径规划问题中。其次, NFA 算法优点: 1) 由于引入小生境技术, 使得各萤火虫在小生境种群内不断优化, 最终可得多条最优路径; 2) 小生境种群间可以信息共享, 加快了萤火虫的进化速度, 避免陷入局部极值点。本文的研究工作还有很多有待改进的地方, 例如, 如何提高算法运行速度, 如何将 FA 算法运用到动态障碍物环境下等。

参考文献

- [1] 张宇, 曹建峰, 谢剑锋, 等. 基于地基无线电测量的月面目标精确定位技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(10):907-915.
ZHANG Y, CAO J F, XIE J F, et al. Lunar object positioning research based on ground-based radiometric tracking technique [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2013, 27(10):907-915.
- [2] 兰羽, 万可顺. 基于 SPCE061A 单片机的小车避障系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(2):58-60.
LAN Y, WAN K SH. Design of obstacle avoidance system of the car based on SPCE061A MCU [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(2):58-60.
- [3] 史久根, 刘春霞, 席海强. CA 模型下的改进 D* 路径规划算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1):30-37.
SHI J G, LIU CH X, XI H Q. Improved D* path planning algorithm based on CA model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(1):30-37.
- [4] 朱霞, 陈仁文, 徐栋霞, 等. 基于改进粒子群的焊点检测路径规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11):2484-2493.
ZHU X, CHEN R W, XU D X, et al. Welding spot detection path planning method based on a novel particle swarm algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11):2484-2493.
- [5] 何雨枫, 曾庆化, 王云舒, 等. 室内微型飞行器实时路径规划算法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(2):23-27.
HE Y F, ZENG Q H, WANG Y SH, et al. Research on real-time path planning of indoor MAV [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(2):23-27.
- [6] 霍本岩, 赵新刚, 韩建达, 等. 基于多目标粒子群优化算法的斜尖柔性针刺路径规划[J]. 机器人, 2015, 37(4):385-394.
HUO B Y, ZHAO X G, HAN J D, et al. Puncture path planning for bevel-tip flexible needle based on multi-objective particle swarm optimization algorithm [J]. Robot, 2015, 37(4):385-394.
- [7] 徐雪松, 杨胜杰, 陈荣元. 复杂环境移动群机器人最优路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2):274-282.
XU X S, YANG SH J, CHENG R Y. Dynamic differential evolution algorithm for swarm robots search path planning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2):274-282.
- [8] 高申勇, 许方镇, 郭鸿杰. 基于弹簧模型的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4):796-803.
GAO SH Y, XU F ZH, GUO H J. Research on mobile robots' path planning based on a spring model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4):796-803.
- [9] 卢月品, 赵阳, 孟跃强, 等. 基于改进遗传算法的狭窄空间路径规划[J]. 计算机应用研究, 2015(2):413-418.
LU Y P, ZHAO Y, MENG Y Q, et al. Path planning in narrow space by improved genetic algorithm [J]. Application research of computers, 2015(2):413-418.
- [10] YANG X S. Multiobjective firefly algorithm for continuous optimization [J]. Engineering with Computers, 2013, 29(2):1-10.
- [11] 冯艳红, 刘建芹, 贺毅朝. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3):796-799.

- FENG Y H, LIU J Q, HE Y CH. Chaos-based dynamic population firefly algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3):796-799.
- [12] 符强, 童楠, 钟才明, 等. 基于改进型进化机制的萤火虫优化算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(3):228-231.
- FU Q, TONG N, ZHONG C M, et al. Firefly algorithm based on improved evolutionism [J]. Computer Science, 2014, 41(3):228-231.
- [13] 刘鹏, 刘弘, 郑向伟, 等. 基于改进萤火虫算法的动态自动聚集路径规划方法 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11):4146-4149.
- LIU P, LIU H, ZHENG X W, et al. Approach for dynamic group automatic aggregation path planning based on improved FA [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(11):4146-4149.
- [14] LIU C, GAO Z, ZHAO W. A new path planning method based on firefly algorithm [C]. International Joint Conference on Computational Sciences & Optimization, 2012:775-778.
- [15] LIU C, ZHAO Y, GAO F, et al. Three-dimensional path planning method for autonomous underwater vehicle based on modified firefly algorithm [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015(11):1-10.
- [16] YANG X S. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation [J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2010, 2(2):78-84(7).
- [17] 王冲, 雷秀娟. 新的小生境萤火虫划分聚类算法 [J]. 计算机工程, 2014, 40(5):173-177.
- WANG CH, LEI X J. New partition clustering algorithm of niching firefly [J]. Computer Engineering, 2014, 40(5):173-177.

作者简介

徐晓光, 1972 年出生, 毕业于安徽工程大学, 现任安徽工程大学副教授, 硕士生导师。主要研究方向为移动机器人路径规划和机器视觉等。

E-mail: 16089922@qq.com

Xu Xiaoguang was born in 1972, graduated from Anhui Polytechnic University. Now he is associate professor and M. Sc. supervisor in Anhui Polytechnic University. His present research interests include mobile robot path planning and machine vision and so on.

胡楠, 1991 出生, 安徽工程大学在读研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: 1152498275@qq.com

Hu Nan was born in 1991, M. Sc. candidate in Anhui Polytechnic University. Her present research interest is mobile robot path planning.