

基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划

张 玮¹, 马 焱^{1,2†}, 赵捍东², 张 磊¹, 李 营³, 李旭东^{1,2}

(1. 海军研究院, 北京 100161; 2. 中北大学 机电工程学院, 山西 太原 030051;
3. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081)

摘 要: 针对二维静态环境下智能移动体避障路径规划问题, 提出改进烟花-蚁群混合算法求解最优路径. 首先, 鉴于基本烟花算法的不足, 提出增加“先锋火花”和采用“镜面映射”规则处理越界先锋火花的改进方法; 然后, 将改进烟花算法得到的最短路径作为参照路径, 使其换算成蚁群算法的初始信息素分布, 以解决蚁群算法收敛速度慢和初始信息素不足的缺点; 最后, 进行 3 种不同环境下的仿真实验, 结果表明所提出的算法能够快速寻得高精度的最优路径, 在应对复杂环境时也表现出良好的求解性能. 所提出的算法为复杂环境下智能移动体避障路径规划提供了一种新思路.

关键词: 烟花算法; 蚁群算法; 路径规划; 先锋火花; 镜面映射规则

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm

ZHANG Wei¹, MA Yan^{1,2†}, ZHAO Han-dong², ZHANG Lei¹, LI Ying³, LI Xu-dong^{1,2}

(1. Naval Academy of China, Beijing 100161, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, The North University of China, Taiyuan 030051, China; 3. College of Aerospace, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Aiming at the problem of obstacle avoidance path planning for intelligent mobile in two-dimensional static environment, this paper proposes an improved fire-ant colony hybrid algorithm to obtain the optimal path. First of all, in view of the shortcomings of the basic fireworks algorithm, an improved method of increasing the “pioneer sparks” and using the “mirror mapping” rule to deal with pioneer sparks beyond the boundary is proposed. Then, the optimal path of the improved fireworks algorithm is used as the reference path, which is converted into the initial pheromone distribution of the ant colony algorithm. It makes up for the shortcomings of the initial pheromone deficiency and the slow convergence rate of the ant colony algorithm. Finally, simulation experiments are carried out in three different environments. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can quickly find the optimal path of high precision, and also has a strong performance in dealing with complex environment. The proposed algorithm provides a new idea to solve the problem of obstacle avoidance path planning for intelligent mobile in complex environment.

Keywords: fireworks algorithm; ant colony algorithm; path planning; pioneer sparks; mirror mapping rules

0 引 言

机器人/无人机等智能移动体的路径规划是经典的工程问题, 随着人工智能概念不断被人们关注, 实现移动体的智能化具有重大意义. 该问题需要采用一定的算法使智能移动体能够在完成指定任务作业的前提下, 寻得一条从初始点到目标点的最优路径. 文献[1]总结了目前解决该问题的常用技术, 包括人工势场路径规划技术、模版匹配路径规划技术、地

图构建路径规划技术和人工智能路径规划技术. 本文研究的是人工智能路径规划技术, 拟解决基于二维静态环境的全局路径规划问题.

人工智能路径规划技术是将机器学习理论应用于智能移动体的路径规划中^[2-9]. 作为人工智能的重要部分, 神经网络在智能移动体路径规划中的突出表现引起了学者们的重视, 如文献[4]将 Hopfield 神经网络应用到路径规划中; 文献[10]使用自组织 SOM

收稿日期: 2017-07-03; 修回日期: 2017-11-11.

责任编辑: 易建强.

作者简介: 张玮 (1983—), 男, 高级工程师, 博士, 从事舰船抗冲击技术的研究; 马焱 (1991—), 男, 硕士生, 从事智能控制技术的研究.

†通讯作者. E-mail: AI_worshipper@163.com.

神经网络解决多任务多机器人的路径规划和任务分配问题;文献[11-12]提出了一种新的生物启发动态神经网络模型,能够很好地解决该问题.但是对于神经网络而言,学习样本的质量直接影响神经网络的质量,而现实中难以获取高质量的训练样本,且神经网络存在学习滞后的问题,严重制约了神经网络路径规划的实时性.生物启发动态神经网络模型有很好的实时性,但其输入激励与抑制设定存在不确定性.文献[13-16]表明,模糊逻辑和信息融合技术在不确定性信息处理领域表现出优势,可将其应用到未知环境下的智能移动体路径规划中,但信息融合技术主要用于传感器信号处理方面,而非开发解决路径规划问题的优秀算法.

仿自然群优化算法普遍具有优良的分布式运算、易吸收其他算法的优点而形成新的算法和便于改进的特点.现有的单一群集优化算法都有各自的弊端,如粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)易使算法陷入局部最优解而导致早熟;蚁群算法(Ant colony optimization, ACO)容易迷失蚂蚁,导致算法收敛慢甚至不收敛.因此很多学者开始寻找多种群集优化算法的混合,以求取长补短.文献[17]融合免疫算法与蚁群算法完成路径规划;文献[18]结合蚁群算法与人工势场法,依据蚂蚁受到的合势场力构建局部启发信息素;文献[19-20]提出了一种蚁群-粒子群算法(Ant colony optimization and particle swarm optimization, ACO-PSO),先用粒子群算法得到蚁群算法的初始信息素分布,再用蚁群算法搜索出一条全局最优路径,但由于粒子群算法反馈信息利用不充分,致使蚂蚁个体在搜索过程中产生了局部交叉路径,同时又因蚁群算法易于早熟,使得蚂蚁在搜索最优路径过程中大量“迷失”,产生了非完整路径.

综上所述,本文提出一种改进烟花-蚁群混合算法的避障路径规划方法.首先定义烟花算法中的适应度函数,在基本烟花算法的基础上提出“先烽火花”和“镜面映射”规则的概念,利用改进的烟花算法快速找到一条初始参照路径;然后将该路径换算为蚁群算法的初始信息素分布,用蚁群算法搜索出一条全局最优路径;最后,将本文方法与基本蚁群算法寻径法和文献[19]中的方法作仿真实验对比,以验证所提出的改进烟花-蚁群混合算法在避障路径规划中的优势.通过实验可知,所提出的方法可以更快速地寻得更优的全局最优解.

1 搜索环境建模

1.1 二维栅格环境模型建立

本文研究的问题是基于二维静态有障碍物的环境下进行的.用栅格法建立工作环境模型,栅格的划分尺度取决于障碍物尺寸和智能移动体的大小^[1].为确保智能移动体的可靠运动,在智能移动体实体尺寸基础上,适当膨胀障碍物尺寸,以将智能移动体简化为质点来处理.障碍物膨胀尺寸为智能移动体半径与安全预留尺寸之和,障碍物膨化处理如图1所示.

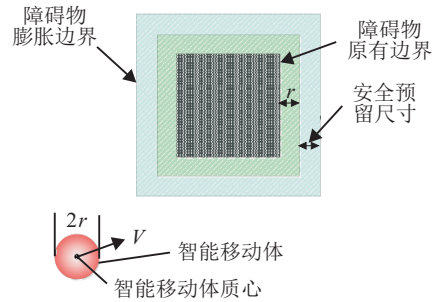


图1 障碍物膨化处理图

若障碍物外形不规则,则将其补成由正方形栅格构成的障碍区域.障碍区域占一个或多个栅格,不满一格者以整格计.无障碍物栅格记作可行栅格,有障碍物栅格记作障碍栅格.栅格法将搜索环境分割成用0或1表示的可行栅格和障碍栅格,以栅格的中心表示栅格位置.智能移动体路径规划问题的实质是在可行栅格集合中寻得一个满足避障条件的有序栅格子集^[1],其目标函数可表示为

$$S = \sum_{i=2}^{N_r} \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}. \quad (1)$$

其中: (x_i, y_i) 为路径点坐标信息, N_r 为路径点个数.在粒子寻径过程中,不能跨越障碍物,否则该路径称为无效路径.如图2所示,在粒子从栅格 m 移动到栅

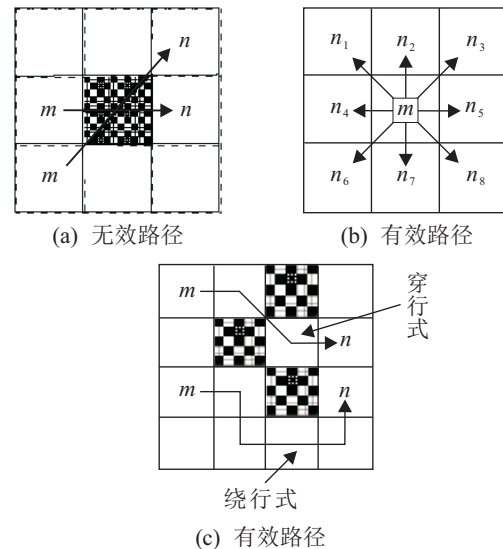


图2 路径有效性示意图

格 n 的过程中,图2(a)所示的粒子跨越了障碍物,其路径为无效路径;图2(b)所示粒子附近无障碍物时,向上、下、左、右、上左、上右、下左、下右8个栅格移动都是有效的;图2(c)所示的粒子以穿行式、绕行式在障碍物附近移动时,其路径也是有效的。

1.2 栅格序列号编码

利用直角坐标法进行栅格序列号编码,每个栅格由坐标和序列号组成,两者相互对应^[19]。栅格按从下至上、从左至右依次编号为 $1, 2, \dots, n, \dots$ 。以 20×20 环境为例,编码后如图3所示,其中黑色栅格域为障碍域,栅格中的数字为对应序列号,则坐标与序列号编码 m 之间的对应关系可以表示为

$$\begin{cases} x_m = \begin{cases} c[\text{mod}(m, P) - 0.5], & x_m \neq -0.5; \\ P - 0.5, & x_m = -0.5; \end{cases} \\ y_m = c[\text{ceil}(m/P) - 0.5]. \end{cases} \quad (2)$$

其中: mod 表示求余运算, $\text{ceil}(x)$ 表示取不小于 x 的整数运算, P 表示每行栅格数, c 表示栅格尺寸。

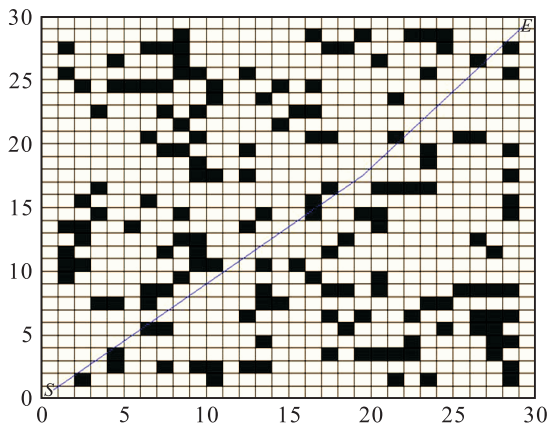


图3 栅格序列号编码示意图

2 改进烟花算法的智能移动体路径规划

烟花算法(FWA)是由Tan等^[21]于2010年提出的一种新颖优化算法,其兼有局部和全局搜索能力,且种群具有多样性。每个烟花即为解空间中的一个可行解,其邻域搜索的过程为烟花爆炸产生一定数量火花的过程。适应度值差的烟花爆炸半径大,因此具有全局搜索能力;而适应度值好的烟花爆炸半径小,则具备局部搜索能力,因此整个种群很好地兼顾了全局搜索能力和局部搜索能力^[22]。此外,高斯变异火花的引入增加了种群的多样性,提高了算法搜索效率^[23]。

2.1 基本烟花算法

烟花爆炸的过程可以看作粒子在自己邻域内搜索解的过程。首先产生 N 个随机烟花作为初始化群体;然后对每个烟花都进行爆炸和高斯变异操作产

生新的火花,并结合映射规则使新的火花都在可行域内;最后按选择策略从所有个体中择优出余下的 $N - 1$ 个个体,组成下一代初始烟花^[21]。这样不断迭代直到满足精度要求或达到最大迭代次数为止^[24]。

2.1.1 解的编码及适应度函数的定义

利用烟花算法实现智能移动体的路径规划有两个重要的准备工作:解的编码及适应度函数的定义。在烟花算法系统中,每个火花个体代表一条从起点到终点的路径,如 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD_i})$, 其中 D_i 表示火花 i 的维数大小。火花各维均对应一个栅格序号,火花的第一维表示起点栅格序号,最后一维表示终点栅格序号,将序号升序连接便可得到一条路径。例如,从起点栅格序号1到终点栅格序号900的一条路径为 $1 \rightarrow 32 \rightarrow 65 \rightarrow 126 \rightarrow 248 \rightarrow 222 \rightarrow 286 \rightarrow 350 \rightarrow 412 \rightarrow 534 \rightarrow 626 \rightarrow 717 \rightarrow 839 \rightarrow 900$ 。粒子编码可以表示为

$$x_i = (1, 32, 65, 126, 248, 222, 286, 350, 412, 534, 626, 717, 839, 900).$$

选择合适的适应度函数可确保得到最优路径。适应度函数与火花历史途径栅格集和将访栅格有关,为清楚定义适应度函数,首先定义以下概念:历史途径距离为起始栅格 S 历经火花历史途径栅格集 $H(S, \dots, P)$ 到达当前栅格 P 所走的距离;未来预测距离为火花当前栅格 P 到将访栅格 N 的距离与将访栅格 N 到终点栅格 E 的距离之和。适应度函数等于历史途径距离与未来预测距离之和。以路径最短为目标,定义适应度函数为

$$f(i) = dH(i) + dF(i). \quad (3)$$

其中: $f(i)$ 为群体中烟花 i 的适应度函数值, dH 为历史途径距离, dF 为未来预测距离。 dH 和 dF 表示为

$$\begin{cases} dH = \sum_{j=2}^M \sqrt{(x_{H_j} - x_{H_{j-1}})^2 + (y_{H_j} - y_{H_{j-1}})^2}, \\ dF = \sqrt{(x_N - x_P)^2 + (y_N - y_P)^2} + \sqrt{(x_E - x_N)^2 + (y_E - y_N)^2}. \end{cases} \quad (4)$$

M 为火花历史途径栅格集中的栅格数; (x_{H_j}, y_{H_j}) 为火花历史途径栅格集中第 j 个栅格所对应的坐标; (x_P, y_P) 、 (x_N, y_N) 、 (x_E, y_E) 分别为火花当前栅格、将访栅格、终点栅格所对应的坐标。适应度函数定义的物理意义见图4。图4中: N_1, N_2, \dots, N_n 表示可选将访栅格,浅色虚线表示中间途径了其他栅格节点,浅色路径距离为历史途径距离,深色路径距离为可选未来预测距离。

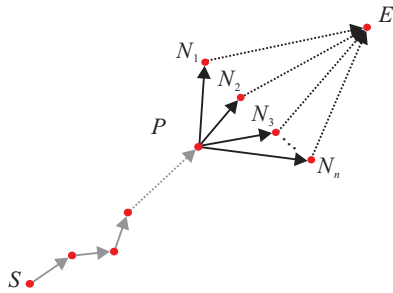


图4 适应度函数定义的物理意义示意图

由适应度函数的定义可知,其既兼顾了历史信息和未来信息,又使火花之间进行了充分的交流,可防止烟花算法过于早熟和跳过最优解的情况。

2.1.2 基本烟花算法实现过程

烟花算法由爆炸算子、变异算子、映射规则和选择策略4部分组成^[21]。设 $X(l) = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_Q]$ 为第 l 次迭代的初始烟花集合,其中 Q 为烟花个数。

1) 爆炸算子。

ii) 爆炸强度。在烟花算法中,产生火花个数的公式为

$$S_i = m \frac{Y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (Y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon}. \quad (5)$$

其中: S_i 是第 i 个烟花产生的火花个数; m 是常数,用来限制产生的火花总数; Y_{\max} 是当前种群中适应度值最差个体的适应度值; $f(x_i)$ 是烟花 x_i 的适应度值; ε 是一个极小常数,以避免出现分母为零的情况。为避免烟花爆炸产生的火花数目过多或过少,给出每个烟花产生火花数量的限制公式如下:

$$\hat{s}_i = \begin{cases} \text{round}(am), & S < am; \\ \text{round}(bm), & S > bm, a < b < 1; \\ \text{round}(S_i), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

其中: \hat{s}_i 为第 i 个烟花产生的火花数目; $\text{round}(\cdot)$ 为四舍五入取整运算; a 和 b 为给定的常数。

iii) 爆炸幅度。烟花爆炸幅度范围计算公式为

$$A_i = \hat{A} \frac{f(x_i) - Y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - Y_{\min}) + \varepsilon}. \quad (7)$$

其中: A_i 为第 i 个烟花爆炸幅度范围,不能越过这个范围; \hat{A} 为最大爆炸幅度;参数 Y_{\min} 为当前种群中的最佳适应度值。

iii) 位移操作。对烟花的每一维进行位移操作如下:

$$\Delta x_i^k = x_i^k + \text{rand}(0, A_i), \quad (8)$$

其中 $\text{rand}(0, A_i)$ 表示在幅度 A_i 内生成的均匀随机数。

2) 变异算子。烟花算法引入了高斯变异过程以提高种群多样性,从 $X(l)$ 中随机选择 p 个烟花, $Z(l) = [z_1, z_2, \dots, z_h, \dots, z_p]$ 为第 i 个火花在第 k 维上的位置,依照下式进行高斯变异操作,产生高斯变异火花粒子集合:

$$z_i^k = x_i^k \times g, \quad (9)$$

其中 g 服从均值、方差均为1的高斯分布。

3) 映射规则。这里采用模运算的映射规则,其公式为

$$x_i^k = x_{\min}^k + |x_i^k| \% (x_{\max}^k - x_{\min}^k). \quad (10)$$

其中: x_i^k 为越过边界的第 i 个火花在第 k 维上的位置; x_{\max}^k 和 x_{\min}^k 分别为第 k 维上的边界上、下界; $\%$ 代表模运算。

4) 选择策略。在烟花算法中,用欧氏距离来度量任意两个火花间的距离,即

$$R(x_i) = \sum_{j=1}^K d(x_i, x_j) = \sum_{j=1}^K \|x_i - x_j\|. \quad (11)$$

其中: $d(x_i, x_j)$ 表示火花 x_i 与 x_j 之间的欧氏距离; $R(x_i)$ 表示火花 x_i 与其他火花的距离之和; $j \in K$ 表示第 j 个位置属于集合 K ; 集合 K 表示爆炸算子和高斯变异产生的火花位置集合。个体选择采用轮盘赌的方式,每个火花被选择的概率用 $p(x_i)$ 表示为

$$p(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j \in K} R(x_j)}. \quad (12)$$

由式(12)可以看出,离其他火花距离越远的火花具有越多的机会成为下一代烟花。这种选择方式使得烟花算法具有种群多样性。

2.1.3 基本烟花算法分析

对于基本烟花算法而言,这种烟花产生机制没有利用火花群中其他优秀火花的位置信息和整个群体信息,火花之间信息交互较少,不能充分保证烟花的多样性^[24]。另外,烟花算法对于终点栅格位于搜索区域中心或区域中心附近位置的环境有着极好的性能优势,但当烟花算法应用到终点栅格不位于搜索区域中心或区域中心附近位置时,标准烟花算法的求解结果会变得很差,搜索过程中出现大量“迷失”火花,产生很多非完整路径。这是因为在烟花算法中,对于越过搜索区域边界的火花,映射规则会将其映射到搜索区域中心附近的位置。如果试验环境的终点栅格在搜索区域中心位置,且搜索区域对称,则这种映射规则会使超出搜索边界的火花被强制性映射到区域中心位置附近,加速了算法的收敛性,致使算法早熟。如果试验环境的终点栅格在搜索区域边界附近位置,则

该映射规则会使搜索区域边界附近只有极少数火花出现,甚至没有火花,在搜索区域边界附近形成一片搜索盲区,致使产生大量非完整路径。

2.2 改进烟花算法

为解决以上分析中基本烟花算法存在的种群信息交流不足和映射规则不尽合理的缺陷,提出增加“先锋火花”的概念。“先锋火花”生成过程中充分利用已有火花的信息,并采用“镜面映射”规则.先锋火花增强了群体间信息交互,增加了火花粒子的多样性,提高了算法的搜索精度和收敛速度。

2.2.1 先锋火花生成规则

先锋火花生成规则与基本烟花生成火花的区别在于烟花爆炸算子和映射规则不同.先锋火花生成原则如下:距离终点栅格越远,先锋火花数目越少,火花爆炸范围越大;距离终点栅格越近,先锋火花数目越多,火花爆炸范围越小.第1次迭代计算中烟花*i*寻找终点栅格时,从起始栅格出发,每走一步所到栅格对应的火花称为“先锋烟花”,先锋火花由“先锋烟花”爆炸生成。

1) 先锋火花爆炸算子。

i) 爆炸强度.由先锋烟花产生的先锋火花个数公式为

$$S_p = \text{coef } p \cdot \frac{D_{\max}^2 - D_{\min}^2}{D_p^2 + (D_{\max}^2 - D_{\min}^2)}. \quad (13)$$

其中: S_p 为产生的先锋火花个数; $\text{coef } p$ 为先锋火花系数,用来限制生成的先锋火花个数; D_{\max} 、 D_{\min} 分别为当前种群中火花所在栅格到终点栅格距离的最大值和最小值; D_p 为先锋烟花所在栅格到终点栅格的距离。

ii) 爆炸幅度.先锋烟花爆炸幅度范围公式为

$$A_p = (\max p - \min p) \cdot \frac{D_p + (D_{\max} - D_{\min})^2}{D_{\max}^2 - D_{\min}^2}. \quad (14)$$

其中: A_p 为先锋烟花爆炸幅度范围; $\max p$ 、 $\min p$ 分别为先锋烟花爆炸幅度最大值和最小值.由位移操作可得到先锋火花集合 $P(l) = [p_1, p_2, \dots, p_k, \dots, p_{S_p}]$.由先锋火花爆炸强度和爆炸幅度定义可知,其充分利用了与先锋烟花同时空的所有群体火花信息,并可自适应地改变先锋火花的个数和空间位置,增强了烟花算法的适应性,丰富了群体多样性。

2) 先锋火花镜面映射规则.为了避免先锋火花出现与基本烟花算法相同的过映射问题,这里提出使用“镜面映射”规则对超出搜索区域边界的先锋火花作映射操作,将其映射到搜索区域边界内附近处,弥补了基本烟花算法在搜索区域边界附近存在搜索盲

区的缺陷.镜面映射规则计算公式为

$$p_k^s = \begin{cases} p_{\max}^s - |p_k^s - p_{\max}^s|, & p_k^s > p_{\max}^s; \\ p_{\min}^s + |p_k^s - p_{\min}^s|, & p_k^s < p_{\min}^s. \end{cases} \quad (15)$$

其中: p_k^s 为超出边界的第*k*个先锋火花在第*s*维上的位置; p_{\max}^s 、 p_{\min}^s 分别为第*s*维上的边界上、下限。

2.2.2 改进烟花算法流程

将先锋火花加入到基本烟花算法中构成APFWA(Add pioneers firework algorithm)算法.该算法的流程如图5所示。

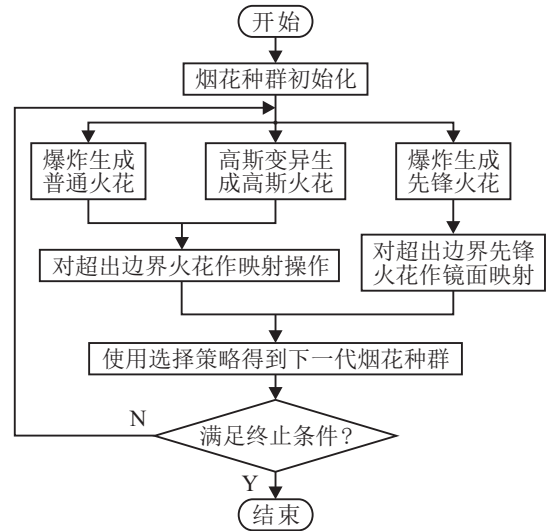


图5 APFWA算法流程

通过仿真实验的结果分析,发现改进烟花算法有很快的速度收敛,但得到的最优路径并不是有效路径,因为该路径存在跨越障碍物的现象,如图6所示.这是因为爆炸火花的搜索方式是不连续跳跃式的搜索,故而所寻路径不可避免地越过了障碍物,形成无效路径。

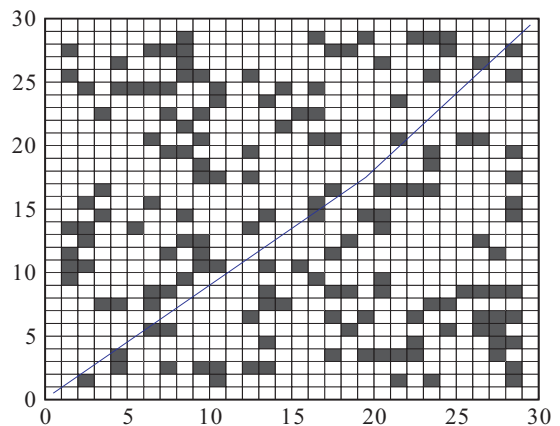


图6 改进烟花算法寻得的无效路径

鉴于改进的烟花算法能够以很少的迭代次数和初始烟花数快速寻得一条从起点栅格到终点栅格的最优路径,可以将此路径作为参考路径,再与其他群

智能优化算法结合,快速找到最短的全局有效路径.

3 改进烟花-蚁群混合算法的避障路径规划

受文献[19]的启发,可以结合改进烟花算法和蚁群算法优点,克服各自缺陷,找到一条有效的全局最优路径.改进烟花算法虽能够以很快的速度收敛到全局最优值,但是求得的路径不能有效地避免跨越障碍问题,得到的路径是没有任何实际意义的.蚁群算法不仅能够得到有效的全局最优路径,而且对于复杂问题也能够得到比较好的效果.但由于其初始信息素匮乏,在搜索过程中,初始阶段的“盲目搜索”使蚂蚁产生大量局部交叉路径,并且由于禁忌表的存在,较多蚂蚁会在搜索最优路径过程中“迷失”,产生非完整路径,致使求解速度不佳^[19],而蚁群算法的这些缺陷可以由改进烟花算法来弥补.改进烟花-蚁群混合算法首先利用APFWA产生一条初始参考路径,然后将其换算为蚁群算法(ACO)的初始信息素分布,因此将该改进烟花-蚁群混合算法简记为APFWA-ACA算法.该混合算法减小了蚁群搜索的盲目性,缩减了ACO的搜索空间,且在时间效率和精度上均优于改进烟花算法和蚁群算法.

3.1 改进烟花算法与蚁群算法的衔接

本文提出的改进烟花-蚁群混合算法是利用改进烟花算法产生蚁群算法的初始信息素分布.首先根据环境信息得到信息素的初始值 τ_{mn}^S ,然后将改进烟花算法得到的最优参考路径转换为信息素的加强值 $\Delta\tau_{mn}$,最后对初始信息素进行再分布.新的初始信息素分布为 τ_{mn} ,表示路径 (m, n) 上的初始信息素量.根据下式计算 τ_{mn} :

$$\tau_{mn} = \tau_{mn}^S + \Delta\tau_{mn}. \quad (16)$$

将蚁群算法和与全局信息素相关的改进烟花算法结合起来,当前路径的全局信息素将沿参考路径方向附近扩散,信息素具有较好的平滑性,使蚁群在具有较高适应值的子空间里搜索.因此蚁群的“盲目”搜索变为“有倾向”性的搜索,减少了蚁群搜索过程中蚂蚁的“迷失”数量,加快了蚁群算法寻优过程,提高了优化路径质量,同时利用蚁群的全局性避开了改进烟花算法的局部最优无效路径,使两者得到完美结合.

3.2 混合算法的路径点选择

蚂蚁 k 依据各路径上的信息素来确定其移动方向,用禁忌表 tabu_k 记录蚂蚁 k 当前所走过的栅格,其将随着运动作动态调整.蚂蚁搜索过程中,状态转移概率将根据路径的启发信息和各路径上的信息量来

计算. $p_{mn}^k(l)$ 表示在第 l 次计算中,蚂蚁 k 由栅格 m 转移到栅格 n 的状态转移概率,其公式为

$$p_{mn}^k(l) = \begin{cases} \frac{[\tau_{mn}(l)]^\alpha \cdot [\eta_{mn}(l)]^\beta}{\sum_{m \in \text{allowed}_k} [\tau_{mn}(l)]^\alpha \cdot [\eta_{mn}(l)]^\beta}, & n \in \text{allowed}_k; \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (17)$$

其中: $\text{allowed}_k = \{C - \text{tabu}_k\}$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的栅格, C 表示所有栅格集合; α 表示信息启发因子; β 表示期望启发因子; $\eta_{mn}(l)$ 表示启发函数, $\eta_{mn}(l) = 1/d_{mn}$, d_{mn} 表示相邻两栅格 m, n 的中心点距离.

3.3 混合算法的信息素更新

该混合算法的信息素更新是依据改进烟花算法寻得的最优参考路径长度和每只蚂蚁周游路径长度得到的.蚂蚁周游最优路径信息的更新也在一定程度上增加了了解的多样性,减小了陷入局部优化的可能性^[19].其更新公式为

$$\tau_{mn}(l+1) = \rho \cdot \tau_{mn}(l) + \Delta\tau_{mn}, \quad (18)$$

$$\Delta\tau_{mn} = (1 - \rho) \cdot \left(\frac{a_k}{L_c} + \frac{b_k}{L_w} \right) \cdot \frac{Q_0}{a_k + b_k}. \quad (19)$$

其中: $\rho(0 \leq \rho < 1)$ 为信息素残留因子,则 $1 - \rho$ 表示信息素的挥发系数; L_c 为蚂蚁周游最优路径长度; L_w 为改进烟花算法寻得的最优参考路径长度; a_k, b_k 为整型变量,分别代表周游蚂蚁寻得的路径和改进烟花算法寻得的路径更新信息素的权重,其和为一个常数 $K(a_k$ 值随着搜索次数的增加而逐步减小, b_k 值随着搜索次数的增加而逐步增大,令 $a_k = l, l$ 为计算的迭代次数); Q_0 为信息素强度.初始时刻的 $\Delta\tau_{mn}(0)$ 是将信息素强度 Q_0 均分到改进烟花算法寻得的全局最优参考路径 L_w 上,其计算公式为

$$\Delta\tau_{mn}(0) = (1 - \rho) \cdot \frac{Q_0}{L_w}. \quad (20)$$

3.4 改进烟花-蚁群混合算法的流程

Step 1: 设置蚂蚁数量 N_a 和最大循环次数 M_a ,利用流程图5中的改进烟花算法得到全局最优参考路径 $G_f = (x_1, x_2, \dots, x_D)$,由式(20)将改进烟花算法得到的最优参考路径转换为信息素的初始加强值 $\Delta\tau_{mn}$,由式(16)初始化各栅格点上信息素分布,将所有蚂蚁置于起点 S .

Step 2: 启动蚁群,每一只蚂蚁根据状态转移规则式(17)选择下一个途经栅格,若该栅格移动至相邻栅格路径上的信息素值都为0,则返回到上一个搜索的

栅格,并将其设为障碍栅格.

Step 3: 重复Step 2,直到所有蚂蚁均到达终点 E .

Step 4: 计算并记录下各蚂蚁的路径长度 L 和当前的最优路径.

Step 5: 根据蚂蚁周游最优路径和改进烟花算法寻得的全局最优参考路径,依据式(18)和(19)更新信息素.

Step 6: 若蚁群全部收敛到一条路径或达到最大循环次数 Ma ,则循环结束,否则转入Step 2.

Step 7: 输出当前的全局最优路径.

4 仿真实验

4.1 实验参数设置

为了验证改进烟花-蚁群混合算法在智能移动体避障路径规划中的优越性,对所提出的算法进行大量的仿真实验,并将其与基本蚁群算法路径规划效果作对比.因为改进烟花算法能够以极快的收敛速度寻得全局最优参考路径,所以改进烟花算法中的参数可以设置成较小值;有了参考路径后,蚁群算法能够有效减少“盲目”蚂蚁的数量,加快收敛速度,因而也可适当减小混合算法中蚁群参数设置.本文提出的改进烟花-蚁群混合算法参数设置如下.烟花参数:初始烟花数目 $Q = 4$;高斯火花数 $p = 10$;爆炸火花数 $SN = 5$;迭代次数为10;边界上下限 $x_{max}^k = 30, x_{min}^k = 0$; $m = 10, a = 0.2, b = 0.8$;最大爆炸幅度 $\hat{A} = 15$;先锋火花数系数 $coef p = 20$;先锋烟花爆炸

幅度最大(小)值 $\max p = 15, \min p = 1$. 蚁群参数:蚂蚁数目 $Na = 30$,最大迭代次数 $Ma = 50$,信息启发式因子 $\alpha = 0.5$,期望启发式因子 $\beta = 40$,信息素残留因子 $\rho = 0.3$,信息素强度 $Q_0 = 200, K = Ma$. 基本蚁群算法的参数设置:蚂蚁数目 $Na = 30$,最大迭代次数 $Ma = 50$,信息启发因子 $\alpha = 1$,期望启发因子 $\beta = 7$,信息素残留因子 $\rho = 0.3$,信息素强度 $Q_0 = 200$.

4.2 实验结果及分析

为了比较改进烟花-蚁群混合算法和基本蚁群算法在智能移动体避障路径规划中的优劣,主要比较两种算法寻得避障最优路径的平均路径长收敛速度、最优路径长度和计算时间.这里分别模拟了 15×15 (环境1)、 30×30 (环境2)、 50×50 (环境3)3种栅格环境,各种环境下的仿真实验结果如图7~图9所示.

由两种算法在3种环境下的平均路径长收敛曲线可知:改进烟花-蚁群算法能在5~15次迭代左右快速寻得全局有效最优路径;而基本蚁群算法在简单环境1中迭代50次才勉强寻得次优路径,当环境更复杂(环境2、环境3)时,能够很明显地看出其收敛速度极慢.由两种算法在3种环境下的最优路径对比可知:当环境简单(环境1)时,两种算法都能够寻得全局的有效最优路径;当环境复杂时,基本蚁群算法会出现“折返迂回”路径,环境越复杂,其劣势表现得越明显,而改进烟花-蚁群算法仍能够快速、高精度地在参考路径附近寻得全局有效最优路径.

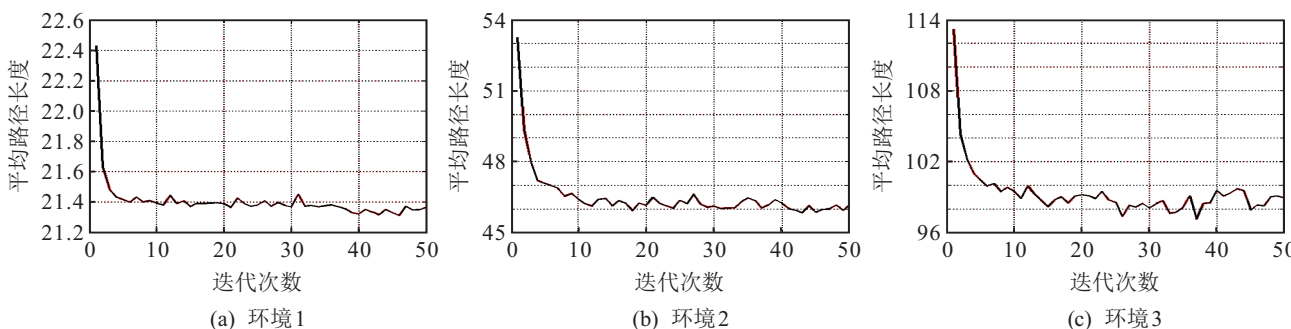


图7 本文算法平均路径长收敛曲线

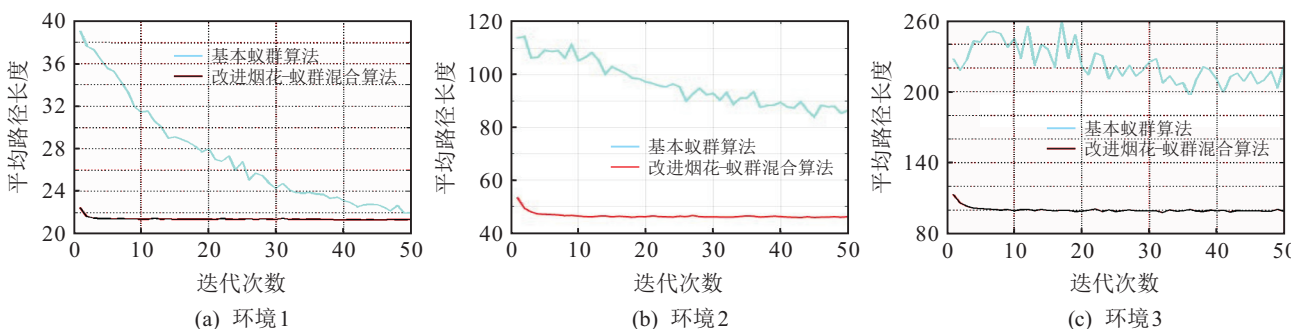
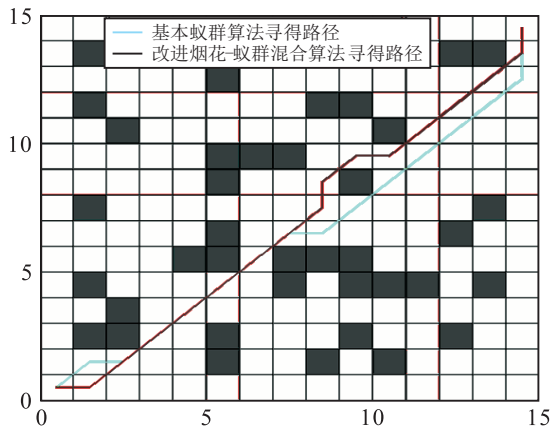
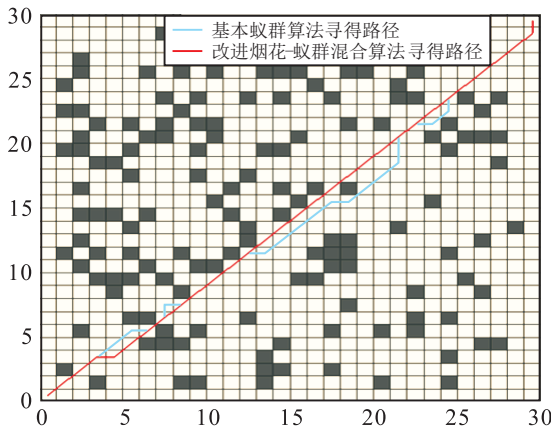


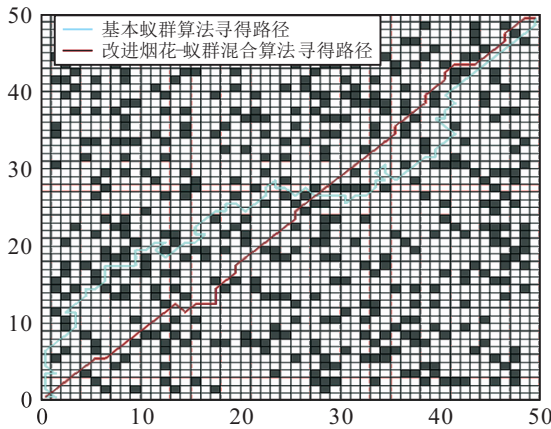
图8 两种算法平均路径长收敛曲线对比



(a) 环境1



(b) 环境2



(c) 环境3

图9 两种算法最优路径对比

为验证改进烟花-蚁群混合算法在智能移动体避障路径规划中的性能优势,使用文献[19]中提到的方法,与该文对应的3种不同仿真环境为背景进行仿真验证,分别得到寻径用时和最优路径长,见表1.

由表1可知,改进烟花算法能够在非常短的时间里寻得参考路径,为本文所提出算法的快速性打下了基础.在同样的环境和参数下,本文算法的计算时间约为基本蚁群算法的一半,寻径用时也明显少于文献[19]对应的ACO-PSO算法.就寻得最优路径精度而言,本文提出的算法基本找到了客观上的最优路径,而基本蚁群算法随着环境复杂度的增加,最优路径精

表1 算法结果比较

		寻径用时/s		
		ACA	ACA-PSO	APFWA-ACA
环境1	0.25	6.49	4.45	3.12
环境2	0.61	130.50	108.32	64.79
环境3	1.63	801.67	612.43	364.32

		最优路径长/单位1		
		ACA	ACA-PSO	APFWA-ACA
环境1	20.01	20.97	20.97	20.97
环境2	41.11	43.94	42.18	41.59
环境3	69.39	114.61	86.49	77.15

度大幅度降低,该文提出的改进烟花-蚁群混合算法寻得的最优路径长也短于ACO-PSO算法的最优路径.无论哪种算法,随着环境复杂度的增加,计算时间均呈指数倍增长.实际上,本文提出的算法在很少的迭代次数下就寻得了全局有效最优路径,因而该算法实际寻得最优路径的时间比表1中还要短很多.因此本文提出的算法适用于复杂环境,能够以更快的收敛速度、更高的求解精度解决智能移动体避障路径规划问题,有较大的实用价值.

5 结论

针对二维静态环境下智能移动体避障路径规划问题,本文提出了改进烟花-蚁群混合算法.鉴于基本烟花算法存在种群信息交流不足和映射规则不尽合理的缺陷,提出了增加“先锋火花”和采用“镜面映射”策略的方法来处理超出有效搜索区域边界的先锋火花,使得改进烟花算法能够在极短的时间内寻得参考路径.将该参考路径转换为蚁群算法的初始信息素分布,很好地解决了蚁群算法初始信息素匮乏和收敛速度慢的缺点.本文提出的算法在3种不同的仿真环境下表现出了很大的优势,能够快速寻得高精度的全局有效最优路径,在应对复杂环境时,也表现出了很强的求解性能.实验结果表明,本文提出的算法为复杂环境下的智能移动体避障路径规划提供了一种新思路.

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 C. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)

[2] Zhu W R, Duan H B. Chaotic predator-prey biogeography-based optimization approach for UCAV path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 32(1): 153-161.

[3] Rajankumar B M, Tang C P, Venkat K N. Formation

- optimization for a fleet of wheeled mobile robots: A geometric approach[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009, 57(1): 102-120.
- [4] Ghatee M, Mohades A. Motion planning in order to optimize the length and clearance applying a aopfield neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36: 4688-4695.
- [5] Yao P, Wang H L, Su Z K. Real-time path planning of unmanned aerial vehicle for target tracking and obstacle avoidance in complex dynamic environment[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 47: 269-279.
- [6] Oscar M, Ulises O R, Roberto S. Path planning for mobile robots using bacterial potential field for avoiding static and dynamic obstacles[J]. *Expert Systems with Application*, 2015, 42(12): 5177-5191.
- [7] Hossain M A, Ferdous I. Autonomous robot path planning in dynamic environment using a new optimization technique inspired by bacterial foraging technique[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 64: 137-141.
- [8] Lee J, Kim D W. An effective initialization method for genetic algorithm-based robot path planning using a directed acyclic graph[J]. *Information Sciences*, 2016, 332: 1-18.
- [9] Li M, Lu Y M, Jie L L. Hybrid multipopulation cellular genetic algorithm and its performance[J]. *Trans of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2014, 31(4): 405-412.
- [10] Zhu A, Yang S X. A neural network approach to task assignment of multi-robots[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 2006, 17(5): 1278-1287.
- [11] Yang S X, Meng M. Neural network approaches to dynamic collision-free robot trajectory generation[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2001, 31(3): 302-318.
- [12] Yang S X, Meng M H. Real-time collision-free motion planning of mobile robots using neural dynamics based approaches[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 2003, 14(6): 1541-1552.
- [13] Fu Y, Lang S Y L. Fuzzy logic based mobile robot area filling with vision system for indoor environment[C]. *IEEE Int Symposium on Computational Intelligence in Robotics & Automation*. Monterey: IEEE, 2002: 326-331.
- [14] Perez D A, Melendez W M, Guzman J, et al. Fuzzy logic based speed planning for autonomous navigation under velocity field control[C]. *IEEE Int Conf on Mechatronics*. Malaga: IEEE, 2009: 14-17.
- [15] Zun A D, Kato N, Nomura Y, et al. Path planning based on geographical features information for an autonomous mobile robot[J]. *Artificial Life and Robotics*, 2006, 10(2): 149-156.
- [16] Shen D, Chen G S, Cruz J J, et al. A game theoretic data fusion aided path planning approach for cooperative UAV ISR[C]. *IEEE Int Conf on Aerospace*. Montana: IEEE, 2008: 1-9.
- [17] 刘朝华, 张英杰, 章兢, 等. 蚁群算法与免疫算法的融合及其在TSP中的应用[J]. *控制与决策*, 2010, 25(5): 695-700.
(Liu Z H, Zhang Y J, Zhang J, et al. Using combination of ant algorithm an immune algorithm to solve TSP[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(5): 695-700.)
- [18] 罗德林, 吴顺祥. 基于势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(6): 1277-1280.
(Luo D L, Wu S X. Ant colony optimization with potential field heuristic for robot path planning[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(6): 1277-1280.)
- [19] 邓高峰, 张雪萍, 刘彦萍. 一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(8): 879-883.
(Deng G F, Zhang X P, Liu Y P. Ant colony optimization and particle swarm optimization for robot-path planning in obstacle environment[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(8): 879-883.)
- [20] Shuang B, Chen J P, Li Z B. Study on hybrid PS-ACO algorithm[J]. *Applied Intelligence*, 2011, 34(1): 64-73.
- [21] Tan Y, Zhu Y C. Fireworks algorithm for optimization[C]. *Advances in Swarm Intelligence*. Berlin: Springer, 2010: 355-364.
- [22] 包晓晓, 叶春明, 计磊, 等. 改进混沌烟花算法的多目标调度优化研究[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(9): 2601-2605.
(Bao X X, Ye C M, Ji L, et al. Improved chaotic firework algorithm for multi objective scheduling optimization[J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(9): 2601-2605.)
- [23] Tan Y. Fireworks algorithm: A swarm intelligence optimization method[M]. Berlin: Springer, 2015: 10.
- [24] 朱启兵, 王震宇, 黄敏. 带有引力搜索算子的烟花算法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(10): 1853-1859.
(Zhu Q B, Wang Z Y, Huang M. Fireworks algorithm with gravitational search operator[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(10): 1853-1859.)

(责任编辑: 齐 霖)