

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108659

融合改进灰狼优化算法和人工势场法的路径规划<sup>\*</sup>

音凌一 向凤红

(昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650000)

**摘要:** 传统灰狼优化算法(GWO)规划的路径全局较优,但存在求解效率低和易陷入局部最优的缺陷,而人工势场法(APF)规划的路径虽然平滑,但有规划路径存在震荡和目标不可达的问题。针对两种算法的不同缺陷,提出一种兼顾全局和局部特性的算法-灰狼势场算法(GWPFA)。首先,提出一种建立特征栅格地图的新方法;其次,通过设置灰狼个体的相对距离 $d$ 和调节因子 $\lambda$ ,将参数 $a$ 改进成非线性衰减;再次,提出节点优先级的概念,根据此概念重新对路径规划问题进行建模;最后,将改进GWO算法全局路径规划的节点作为APF算法的临时目标点,并改进临时目标点为临时边界,再进行局部路径规划。仿真结果表明,在全局静态环境下,GWPAF算法的运行时间、最优路径长度及转弯角度相比于GWO算法分别优化了224.5 s、16.3 m及38.9°;在局部动态环境下,GWPFA算法在保证路径最优性的同时可以成功避障。仿真结果验证了GWPFA算法的有效性、可行性及优越性。

**关键词:** 特征栅格;相对距离;调节因子;节点优先级;临时边界

**中图分类号:** TP242   **文献标识码:** A   **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Path planning combined with improved grey wolf optimization algorithm and artificial potential field method

Yin Lingyi Xiang Fenghong

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650000, China)

**Abstract:** The path planned by the traditional grey wolf optimization(GWO) algorithm is globally optimal, but it had the defects of low solution efficiency and easy to fall into the local optimum. Although the path planned by the artificial potential field(APF) algorithm is smooth, there are turbulences and fluctuations in the planned path. The defect of unreachable target. Aiming at the different shortcomings of the two algorithms, the two algorithms are improved respectively, and the two algorithms are merged, and an algorithm that takes into account the global and local characteristics is proposed-grey wolf potential field algorithm (GWPFA). First, a new method for establishing feature grid maps is proposed to speed up the determination of feature grids and the establishment of feature grid maps. Secondly, by setting the relative distance  $d$  of the grey wolf individual and the adjustment factor  $\lambda$ , the parameter  $a$  is improved to non-linear attenuation. Again, the concept of node priority is proposed, and the path planning problem is modeled based on this concept. Finally, the node that improves the global path planning of the GWO algorithm is used as the temporary target point of the APF algorithm, and the temporary target point is improved as temporary Boundaries, and then local path planning. The simulation results show that in the global static environment, the running time, optimal path length, and turning angle of the GWPAF algorithm are optimized by 224.5 s, 16.3 m and 38.9° respectively compared with the GWO algorithm. In a local dynamic environment, the GWPFA algorithm is guaranteed the path is optimal while avoiding obstacles successfully. The simulation results verify the effectiveness, feasibility and superiority of the GWPFA algorithm.

**Keywords:** feature grid; relative distance; adjustment factor; node priority; temporary boundary

## 0 引言

随着科学技术的发展,移动机器人在越来越多的场合

得到了应用。移动机器人路径规划是机器人学的一个重要研究领域,其目的是在避开障碍物的同时找到从起始位置到目标的安全无碰撞路径<sup>[1]</sup>。根据应用环境不同,路径规

收稿日期:2021-12-22

\* 基金项目:云南省重点研发计划项目(202002AC080001)资助

划问题可分为静态全局路径规划和动态局部路径规划<sup>[2]</sup>。用于解决已知静态环境中的全局路径规划算法主要有 A\* 算法<sup>[3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>、遗传算法<sup>[5]</sup>和灰狼优化算法<sup>[6]</sup>等；用于解决基于传感器信息的动态局部路径规划算法主要有动态窗口法<sup>[7]</sup>和人工势场法<sup>[8]</sup>等。

灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)是一种模拟灰狼捕猎行为而得到的新型群智能优化算法,较其他群智能算法相比具有调整参数少易于实现和有较强的全局搜索能力等优点。但与其他群智能算法相似,仍存在着收敛速度慢和易陷入局部最优的缺点。Li 等<sup>[9]</sup>利用 Tent 混沌映射的随机性、遍历性和正则性,对初始种群进行优化,将初始种群在解空间的分布变得更加均匀,降低了算法陷入局部最优的概率,提高了收敛精度。但利用混沌策略加强初始种群的质量,缺少针对性,对有些问题的效果优化并不明显;龙文等<sup>[10]</sup>将参数  $a$  的更新公式与正切函数结合,将参数  $a$  改进成从 2 到 0 的非线性衰减,使算法着重于全局搜索,加快了算法的收敛速度,但无法调节  $a$  的收敛趋势,忽略了局部搜索的重要性;Zhang 等<sup>[11]</sup>根据灰狼之间的最大距离和平均距离,设置距离变化率,引入动态权重,改进了位置更新公式,并把改进后的算法成功地应用在三维路径规划问题上,但并没处理算法应用在路径规划上效率低的问题,且路径规划的建模并不适用 GWO 算法。

利用人工势场法(artificial potential field, APF)进行局部路径规划虽然能使移动机器人有很好的避障能力,但容易陷入震荡和局部最优解,不能以最短路径达到目标甚至无法达到目标。Hou 等<sup>[12]</sup>把机器人与目标点之间的距离引入到初始斥力场函数中,改变初始斥力的方向,避免局部最优,但在复杂环境中依然存在目标不可达的问题;孙鹏耀等<sup>[13]</sup>分析了人工势场法存在的路径不识别、局部最优和震荡问题产生的原因,并提出了提前规避和可变影响范围方法,有效地解决了传统人工势场法的问题,但有改进后算法规划出的路径长度过长的缺点。

由于移动机器人路径规划应用的场景越来越复杂,通常要将全局路径规划和局部路径规划相结合,单一的算法已不能满足。Chen 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于栅格地图的势场蚁群算法,将势场法的合力作为激励因子,使蚁群定向移动,并在迭代后期取消合力影响,加强蚁群的局部搜索能力;Yang 等<sup>[15]</sup>针对人工势场法中存在的“局部极小”和“不可达目标”问题,提出一种改进人工势场法,同时为两栖机器人能适应环境中运动状态的变化,将改进算法与动态窗口法融合,给两栖机器人提供了一种新的路径规划方法,但未证明改进后的算法进行动态障碍物避障的性能;张旭等<sup>[16]</sup>把 A\* 算法与人工势场法相结合,用 A\* 算法进行全局路径规划的节点作为人工势场法的临时目标点,再进行路径规划,有效地解决了传统人工势场法的路径震荡和静态障碍物影响下的局部最优问题,但忽略了动态障碍物影响下的目标不可达问题。

针对上述问题,本文对传统 GWO 算法和人工势场法进行改进,提出了一种针对二维复杂环境且含有未知动态障碍物的路径规划的融合算法-灰狼势场算法(grey wolf potential field algorithm, GWPFA)。为使 GWO 算法更加适用于路径规划问题,提出一种新的特征栅格地图判定依据,通过特征栅格地图的建立,有效地提高了 GWO 算法初始种群的质量及算法的求解路径规划问题的效率;利用灰狼个体与最优狼的距离比将参数  $a$  改进成动态变化,同时设置调节因子  $\lambda$ ,调节参数  $a$  的收敛趋势;提出节点优先级的概念,对每个特征栅格节点赋予优先级,在此基础上进行建模,规避了传统建模中 GWO 算法求解时产生小数的问题;将改进 GWO 算法全局路径规划的节点作为人工势场法的临时目标点,同时将临时目标点改进成临时边界,解决因动态障碍影响导致的临时目标点不可达问题。

## 1 灰狼优化算法的全局路径规划

灰狼优化算法是对灰狼种群按等级制度进行捕猎行为的数学模拟。其中整个种群分为  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼、 $\delta$  狼和  $\omega$  狼 4 个等级。

### 1) 包围猎物

$$D = |C \times X_p(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \times D \quad (2)$$

式中: $t$  是当前的迭代次数; $A$  和  $C$  是协同向量系数; $X_p(t)$  是猎物的位置向量; $X$  是灰狼的位置向量。

协同向量系数  $A$  和  $C$  的计算公式如下:

$$A = 2a \times r_1 - a \quad (3)$$

$$C = 2 \times r_2 \quad (4)$$

式中: $a$  是在迭代过程中从 2 线性减少到 0; $r_1$  和  $r_2$  是  $[0, 1]$  中的随机数。

### 2) 狩猎

$$D_\alpha = |C_1 \times X_\alpha - X(t)| \quad X_1 = X_\alpha - \Lambda_1 \times D_\alpha \quad (5)$$

$$D_\beta = |C_2 \times X_\beta - X(t)| \quad X_2 = X_\beta - \Lambda_2 \times D_\beta \quad (6)$$

$$D_\delta = |C_3 \times X_\delta - X(t)| \quad X_3 = X_\delta - \Lambda_3 \times D_\delta \quad (7)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (8)$$

式中: $X_\alpha$ 、 $X_\beta$  和  $X_\delta$  分别是最优解、次优解和第三优解的位置; $D_\alpha$ 、 $D_\beta$  和  $D_\delta$  分别是灰狼个体到  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼的距离。

### 3) 搜寻和攻击猎物

灰狼群体主要根据  $\alpha$  狼、 $\beta$  狼和  $\delta$  狼的信息来进行捕猎,在数学描述中主要根据协同向量系数  $A$  来控制灰狼是搜寻猎物还是攻击猎物。

## 1.1 对栅格地图的优化处理

### 1) 特征栅格地图

文献[17]提出了特征栅格的概念,并在应用在蚁群算法中,证明了特征栅格地图能提高群智能算法求解路径规划问题的效率,但判断特征栅格的方法过于复杂和繁琐,为

简化特征栅格的判定,本文提出了一种判断特征栅格的新方法。判断的具体方法如下:

(1)判断栅格是否是障碍栅格,如图1所示,设机器人a所在的位置为*(i, j)*,即*(i, j)*不能是障碍栅格。

(2)判断栅格是否在障碍物的顶角。*(i+1, j+1)*、*(i+1, j-1)*、*(i-1, j+1)*和*(i-1, j-1)*中,至少有1个栅格存在着障碍物且不与障碍栅格相连。假设*(i+1, j+1)*是障碍栅格,若*(i, j+1)*或*(i+1, j)*是障碍栅格,则*(i, j)*不在*(i+1, j+1)*的顶角。

(3)判断栅格的连通性是否完好。*(i+1, j)*、*(i-1, j)*、*(i, j+1)*和*(i, j-1)*中,至少有两个栅格中没有障碍物。也就是图1中灰色区域位置。

(4)满足条件(1)、(2)和(3)的栅格即为特征栅格。

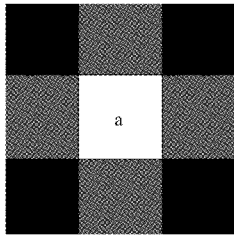


图1 特征栅格的判定

2) 邻接矩阵的建立

通过上述方法判断特征栅格,建立特征栅格地图。但特征栅格在地图上不是连续的,且并不能保证所有特征栅格之间的连线都是可行的,所以要对特征栅格进行可视性判断,建立邻接矩阵。

(1)如图2所示,A和B之间的连线不经过障碍物,即A和B之间是可视的。

(2)如图2所示,A和C之间的连线经过障碍物,即A和C之间是不可视的。

(3)如图2所示,A和D之间的连线与障碍物的顶点相切。因障碍物是经过膨胀处理且机器人是看作成质点,视A和D之间为可视的。

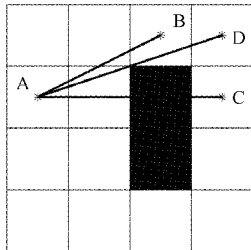


图2 可视性判断

通过上述的3点,判断特征栅格之间的可视性,建立邻接矩阵。

1.2 距离控制参数的改进

由式(3)可以看出,平衡算法探索和开发能力的参数是A,当|A|>1时,灰狼种群倾向于扩大搜索范围以找到更合

适的猎物,与算法的全局搜索能力相对应。当|A|<1时,灰狼种群趋向于缩小搜索范围,从各个方向包围猎物并发动攻击,与算法的局部搜索能力相对应,而A的值是受参数a的影响,参数a在迭代过程中是从2线性减少到0的,但灰狼优化算法求解问题是一个非线性优化过程,线性减小a并不能完全表示这个过程,因此,重新设计参数a是有必要的。

本文提出一种根据距离比动态变化的参数a。在迭代过程中,计算所有灰狼个体与最优α狼之间的距离*d<sub>i</sub>*和平均距离*d<sub>a</sub>*。用距离*d<sub>i</sub>*与*d<sub>a</sub>*的比值*d<sub>i-site</sub>*来表示个体当前相对位置的远近。*d<sub>i-site</sub>*的值越大个体的相对位置越远,将较大的a值赋予相对位置较远的灰狼个体,提高全局搜索的能力,将较小的a值赋予相对位置较近的灰狼个体,提高局部搜索的能力。根据每次迭代每个个体*d<sub>i-site</sub>*的不同,采取不同的a值,以平衡算法局部搜索和全局搜索的能力。

$$d_i = \sqrt{\sum_{d=1}^D (\mathbf{X}_i^d - \mathbf{X}_\alpha^d)^2} \tag{9}$$

$$d_a = \frac{\sum_i d_i}{N} \tag{10}$$

$$d_{i-site} = \frac{d_i}{d_a} \tag{11}$$

$$a = 2 - 2 \times \left(\frac{t}{t_{max}}\right)^{\lambda \times d_{i-site}} \tag{12}$$

式中:*d<sub>i</sub>*是第*i*只灰狼与α狼的距离; $\mathbf{X}_i$ 是第*i*只灰狼的位置, $\mathbf{X}_\alpha$ 是α狼的位置;*d<sub>a</sub>*是当前迭代的平均距离,*d<sub>i-site</sub>*是第*i*只狼的相对距离;*t<sub>max</sub>*是最大迭代次数;λ是大于0的常数。

图3是灰狼算法求解Ackely函数时,参数a的数值变化。其中*t<sub>max</sub>*=1000,*N*=1000,*D*=30,λ=2,可以明显看出,经过对迭代中每个灰狼相对距离的分析和处理,使在同一次迭代中灰狼个体的a值都是不同,灰狼个体的相对位置越远,获得参数a的值也就越大。

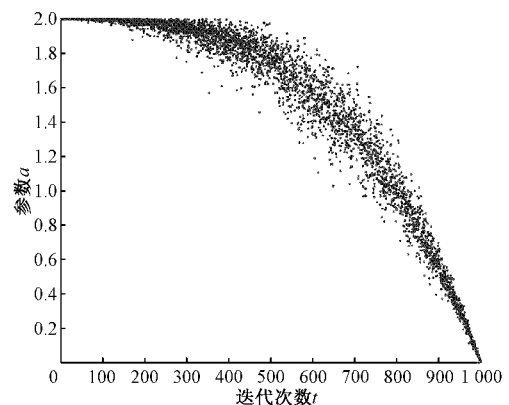


图3 求解Ackely函数参数a的变化

1.3 概率变异

为了提高 GWO 算法逃离局部最优的能力,引入遗传算法中的变异操作。算法第 1 次迭代后,产生了  $N$  个灰狼个体。为了增加下一次迭代中优秀的灰狼个体和防止优秀灰狼陷入局部最优,将对相对位置  $d_{i-size}$  小于 1 的灰狼进行变异,再与原个体比较适应度,保留较优个体。

$$\mathbf{X}_{new}(t) = \mathbf{X}_i(t) + rand() \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}_{new}(t)$ 是经过变异后产生的新的个体, $\mathbf{X}_i(t)$ 是第  $i$  个体, $rand()$ 是每一维都是  $(-1,1)$ 之间的随机数组成的随机向量。

1.4 改进灰狼优化算法应用在路径规划上

1) 改进的路径规划建模

在用 GWO 算法求解路径规划问题时,灰狼个体储存的是栅格地图中非障碍栅格节点,其中第 1 个和最后一个非 0 元素分别是路径的起点和终点,把每个点按照在灰狼个体中的排列顺序进行连接,就能得到一条从起点到终点的路径。现灰狼算法应用在路径规划问题上,个体中储存的节点信息分为两种:(1)栅格地图按从左到右,从下到上进行排序,对每一个栅格进行标号,个体储存的是栅格的序号;(2)建立直角坐标系,每一个栅格对应一个坐标点,个体储存的是坐标点。由式(8)可知,在第 1 次迭代过后,个体储存的信息大部分就都不是整数。这与上述中灰狼个体储存的栅格节点信息具有冲突。上述两种路径规划建模方法的局限性较多,且无法适用于很多对灰狼算法的改进。

本文基于特征栅格地图,提出一种新的路径规划建模方法,以解决这种冲突。由上文 1.1 节可以知道,经过特征栅格的提取和可视性判断后建立的邻接矩阵,包含了特征栅格点以及可行路径的信息,设特征栅格点集合为  $U\{P_1, P_2, P_3, \dots, P_{n-1}, P_n\}$ ,可行路径的集合为  $M\{L_1, L_2, L_3, \dots, L_{k-1}, L_k\}$ 。对除了起点  $P_1$  和终点  $P_n$  的特征栅格设置优先级  $p$  ( $p$  是  $[0, b]$  之间的自然数,  $b$  是正数),优先级  $p$  越小的节点优先度越高,可行路径的优先级是两个端点的优先级相加。在改进的路径规划建模中,灰狼个体储存的是特征栅格的优先级,且在同一次迭代中不同灰狼个体中相同特征栅格的优先级不同,灰狼个体  $\mathbf{X}_i$  和  $\mathbf{X}_j$  储存的分别是  $\{p_i, p_{i+1}, \dots, p_{i+n-2}\}$  和  $\{p_j, p_{j+1}, \dots, p_{j+n-2}\}$ 。最终路径是由集合  $M$  中优先度最高的可行路径组成。图 4 是不同建模方法,在  $10 \times 10$  的栅格地图上求解路径规划最优个体所含的信息,其中正数  $b$  为 2;图 5 是 GWO 算法在不同建模方法中路径规划的结果。

2) 适应度函数

GWO 算法求解路径规划问题的过程中,需要根据适应度函数对灰狼个体进行评价,选出  $\alpha, \beta, \delta, \omega$  四个等级,在根据相应策略进行更新。本文考虑路径长度和路径转弯角度 2 个因素,设计适应度函数。其中,路径长度与机器人寻路时间成正比;路径的转弯角度与路径节点数成正比。设在一次路径规划中,路径节点为  $V\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 。

$$f_1 = \sum_{i=1}^m distance(P_i, P_{i-1}) \quad (14)$$

$$f_2 = \sum_{i=2}^{m-1} degree\{p_{i-1}, p_i, p_{i+1}\} \quad (15)$$

$$fitness = n_1 f_1 + n_2 f_2 \quad (16)$$

式中: $P_i$  是路径节点,  $m$  是路径的总节点数;  $n_1$  和  $n_2$  是  $f_1$  和  $f_2$  的权重系数且  $n_1 + n_2 = 1$ 。

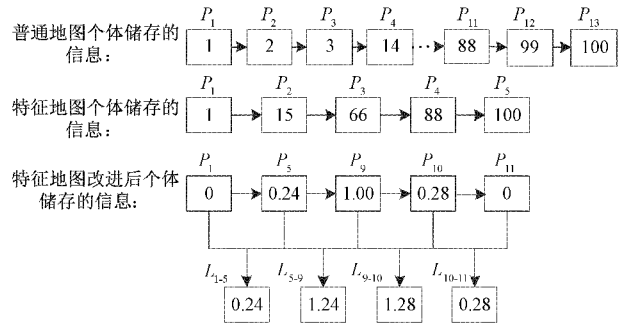
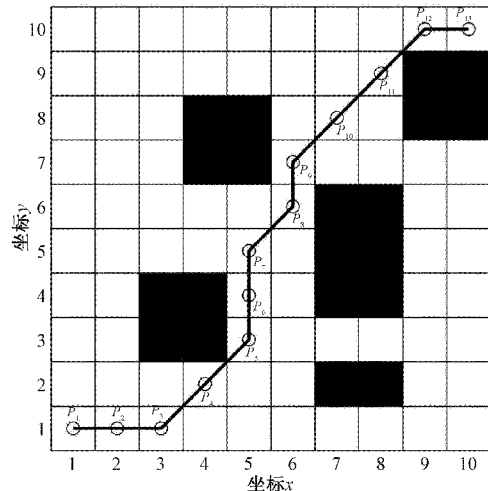
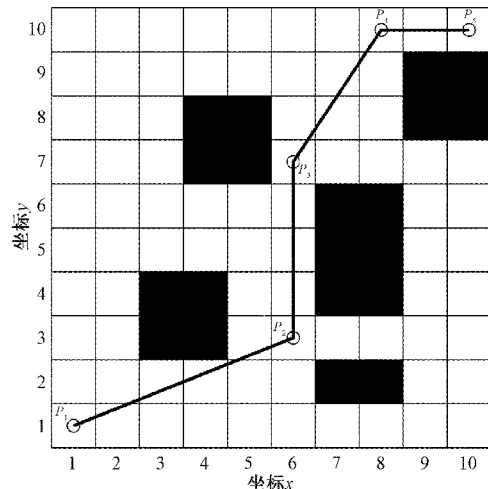


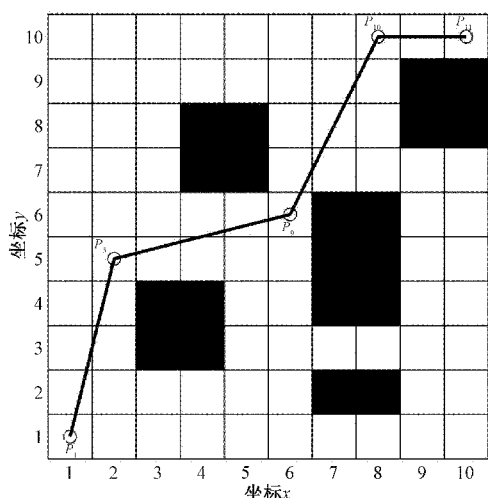
图 4 灰狼个体储存的信息



(a) 普通地图传统建模规划结果



(b) 特征栅格地图传统建模规划结果



(c) 特征栅格地图改进建模规划结果

图5 路径规划结果

## 2 灰狼势场法的路径规划

人工势场法是由 Khatib 提出,该方法将机器人在当前环境的运动视为在人工力场中移动。目标点吸引机器人并形成重力场,障碍物产生斥力并形成排斥场。机器人在引力和斥力共同作用下向负梯度的方向运动。目标对机器人的吸引力大小与距离成正相关,距离目标越远,对机器人的吸引力越大。障碍物对机器人的斥力与距离成反相关,距离障碍物越近,斥力越大。

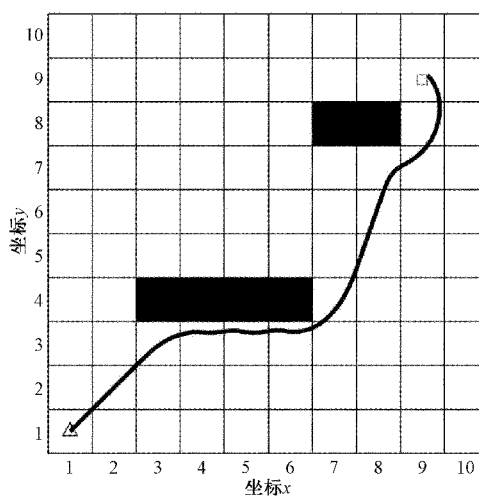
### 2.1 与改进 GWO 算法的结合

用改进 GWO 算法规划出来一条无碰撞路径,将路径的节点作为人工势场法的临时目标点。因为相邻的临时目标点之间一定是可行的,所以在缩小静态障碍物影响范围的同时,可以保证寻路成功进行。栅格地图中障碍物是由单个栅格组合而成,障碍栅格影响范围为  $\rho_0$ ,障碍物影响范围是障碍栅格影响范围的叠加。当改变障碍栅格影响范围时,障碍物影响范围也会随之变化。为保证每个障碍物之间的影响范围不重叠且相距一定距离,将障碍栅格的影响范围改为  $d/2 - L_s - \mu$ 。 $d$  是障碍物之间的最短距离, $L_s$  是机器人移动步长, $\mu$  是+常数。

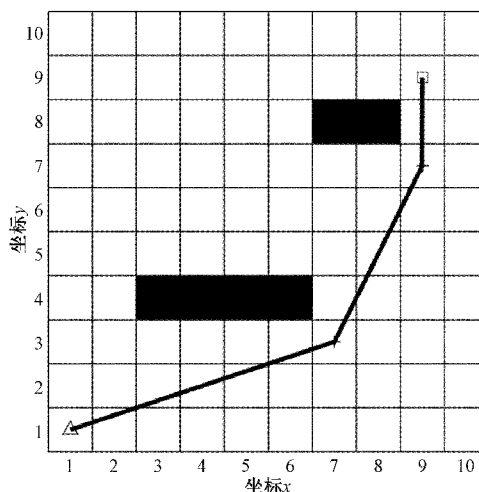
由图 6(a)传统 APF 算法规划的路径和图 6(b)引入临时节点和减小静态障碍物影响范围的 APF 算法规划的路径比较可知,优化后的路径长度从 27.3 减小到 12.8,优化了 14.5;同时解决了传统 APF 的路径震荡和目标不可达的问题。

### 2.2 临时边界

当地图存在动态障碍物的情况下,且临时目标点与动态障碍物距离较近,在某一时刻或者全部时刻,临时目标点处于动态障碍物的影响范围之内,动态障碍物的斥力会导致机器人无法到达临时目标点。本文提出一种将临时目标点改变成临时边界的方法,以解决此类问题,具体步骤如下。



(a) 传统APF规划结果



(b) 与改进GWO算法结合规划结果

图6 APF和改进APF对比图

1) 获取改进 GWO 算法规划路径的全部节点  $V\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ ,其中  $P_1$  表示路径规划的起点, $P_m$  表示路径规划的终点。

2) 找出集合  $V$  中横坐标或纵坐标相等的相邻节点  $P_i(x_1, y_1)$  和  $P_{i+1}(x_2, y_2)$ ,将节点  $P_i$  的坐标变为  $(x_1 - 0.5, y_1 - 0.5)$ ,重复此操作,直到集合中无横坐标或纵坐标相等的相邻节点。

3) 假设机器人现位置是  $(x_i, y_i)$ ,目标为  $P_i(x_1, y_1)$ 。如图 7 所示,建立以  $P_i$  点为原点,机器人处于第 1 象限的坐标系,机器人位置为  $(x'_i, y'_i)$ 。若  $x'_i < 0$  或  $y'_i < 0$ ,则判断机器人达到临时目标点  $P_i$ ,更新目标点。

4) 机器人现位置  $(x_i, y_i)$  处于  $P_{m-1}$  节点与  $P_m$  节点之间, $P_m(x_m, y_m)$ 。若  $x_i = x_m$  且  $y_i = y_m$ ,则机器人达到终点,寻路结束。

通过上述步骤将机器人达到临时目标点,改进成达到临时边界,在不影响目标的吸引力作用的同时,解决了目标在动态障碍物影响范围内导致的目标不可达问题。

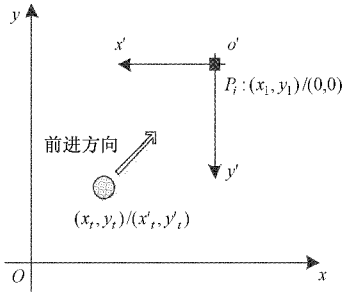
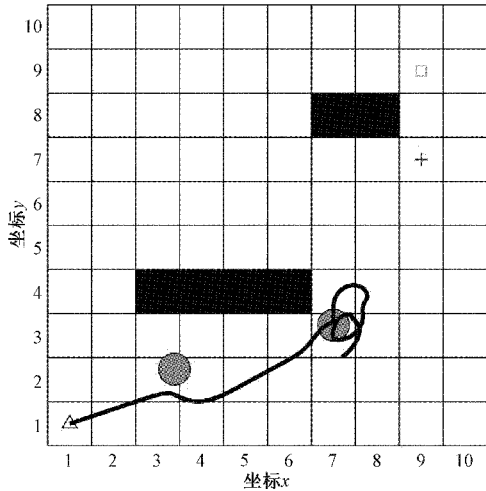
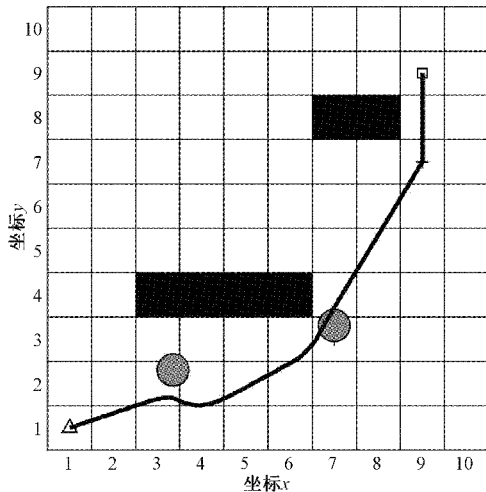


图 7 临时边界定义图

图 8(a)是经 2.1 节改进后的 APF 算法路径结果,算法可以成功避开第 1 个动态障碍物,但当在对第 2 个动态障碍物进行避障时,因障碍物在临时目标点附近移动,目标点一直在斥力场的范围之内,导致机器人无法到达。图 8(b)是经 2.2 节优化的 APF 算法规划结果,成功地避开了第 2 个动态障碍物,并到达终点。



(a) 临时目标点



(b) 临时边界

图 8 改进临时目标点对比图

### 2.3 GWPFA 算法流程图

综上所述,本文提出的 GWPFA 算法的基本流程如图 9 所示。

## 3 仿真实验

### 3.1 全局静态环境仿真实验

为验证融合算法的性能,在 MATLAB 上进行仿真,将 GWPFA 与 GWO 算法、APF 算法、文献[13]CSVR-APF 算法、文献[14]A-APF1 算法及文献[16]A-APF2 算法进行对比。采用文献[14]中的复杂环境进行移动机器人路径规划仿真。建立  $100 \times 100$  大小的栅格地图,设起点为 (1, 1),终点为 (100, 00),单个栅格的边长为 1 m,引力系数  $\zeta=1$ ,斥力系数  $\eta=1$ ,步长  $L_s=0.3$  m。文献[15]中等距线与障碍物边缘距离为 1.5 m。传统 APF 算法静态障碍物影响范围为 5 m,改进算法静态障碍物影响范围为 2 m。

传统 APF 进行路径规划结果如图 10(a)所示,由图 10(a)可以看出传统 APF 算法规划的路径在区域 1 处出现震荡,在区域二处出现目标不可达,最终在区域 2 出现陷入局部最优,寻优失败。图 10(b)是 GWO 算法路径规划的结果,路径中共有 17 个节点,转弯次数为 17,与障碍物相切的点有 9 个。图 10(c)是 CSVR-APF 算法的路径规划结果,路径中共有 12 个节点,转弯次数为 8。图 10(d)是 A-APF1 算法路径规划结果,路径中共有 17 个节点,转弯次数为 17,与障碍物相切点有 5 个。图 10(e)是 A-APF2 算法路径规划结果,路径中共有 9 个节点,转弯次数为 9。图 10(f)是 GWPFA 算法规划结果,路径中共有节点 6 个,转弯次数为 7 次。对比 5 种算法的路径规划结果,GWPFA 算法的路径规划结果中节点数和转弯次数最少,且无与障碍物相切的路径线段,规划的路径最优且安全性较好。

表 1 是 6 种算法 20 次仿真实验的平均运行时间,平均路径长度及平均总转弯角度。从中可以看出 GWPFA 算法的平均运行时间要略差于 A-APF1 算法,但优于其他的 3 种算法 224.5、34.7、34.3 s;GWPFA 算法平均路径长度和平均总转弯角度是 6 种算法中最优,在平均路径长度上 GWPFA 算法优化了 16.3、13.2、15.1、4.8 m;在平均总转弯角度上 GWPFA 算法优化了  $386^\circ$ 、 $260^\circ$ 、 $386^\circ$ 、 $134^\circ$ 。结合图 10 可看出,本文算法在路径长度,总转弯角度和节点数都明显优于其他 4 种算法,仅在运行时间上略差于 A-APF1 算法。GWPFA 算法运行速度和总转弯角度的提升主要是由于特征栅格地图的建立,特征栅格地图简化了算法求解路径规划问题的维度,减少了算法所要搜索的栅格;路径长度的缩减是特征栅格地图和对算法参数进行改进共同作用的结果。

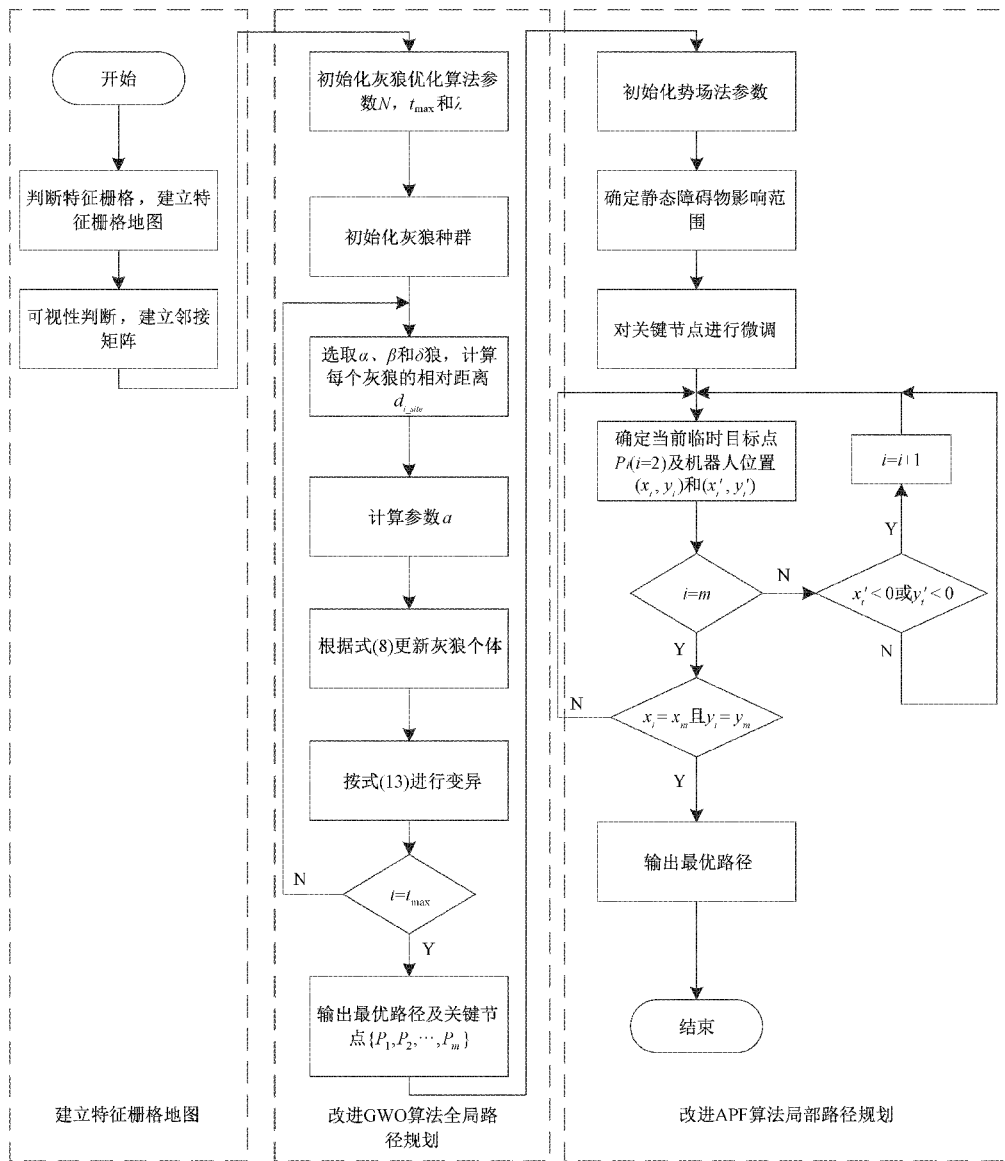
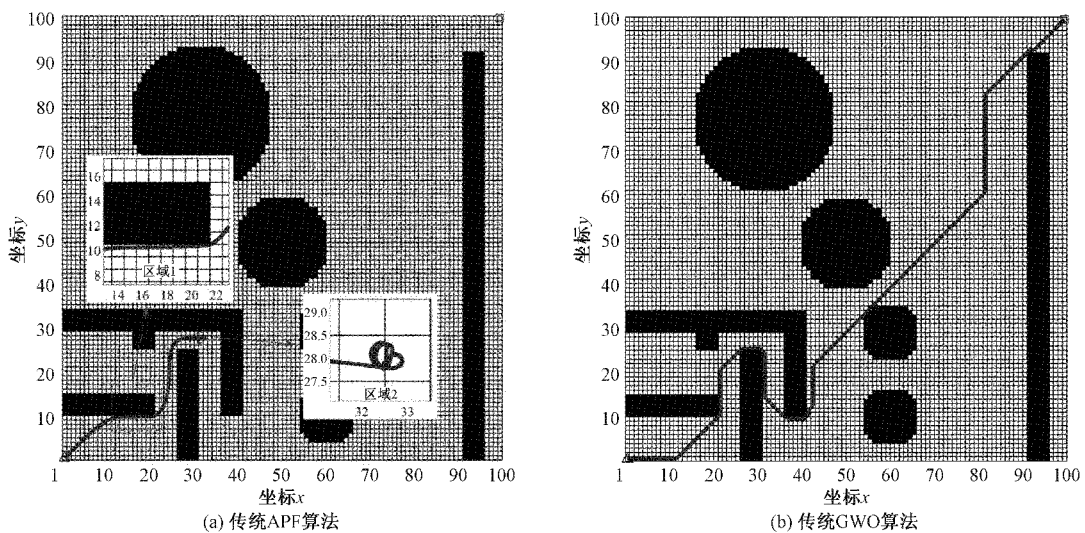


图9 GWPFA算法具体步骤



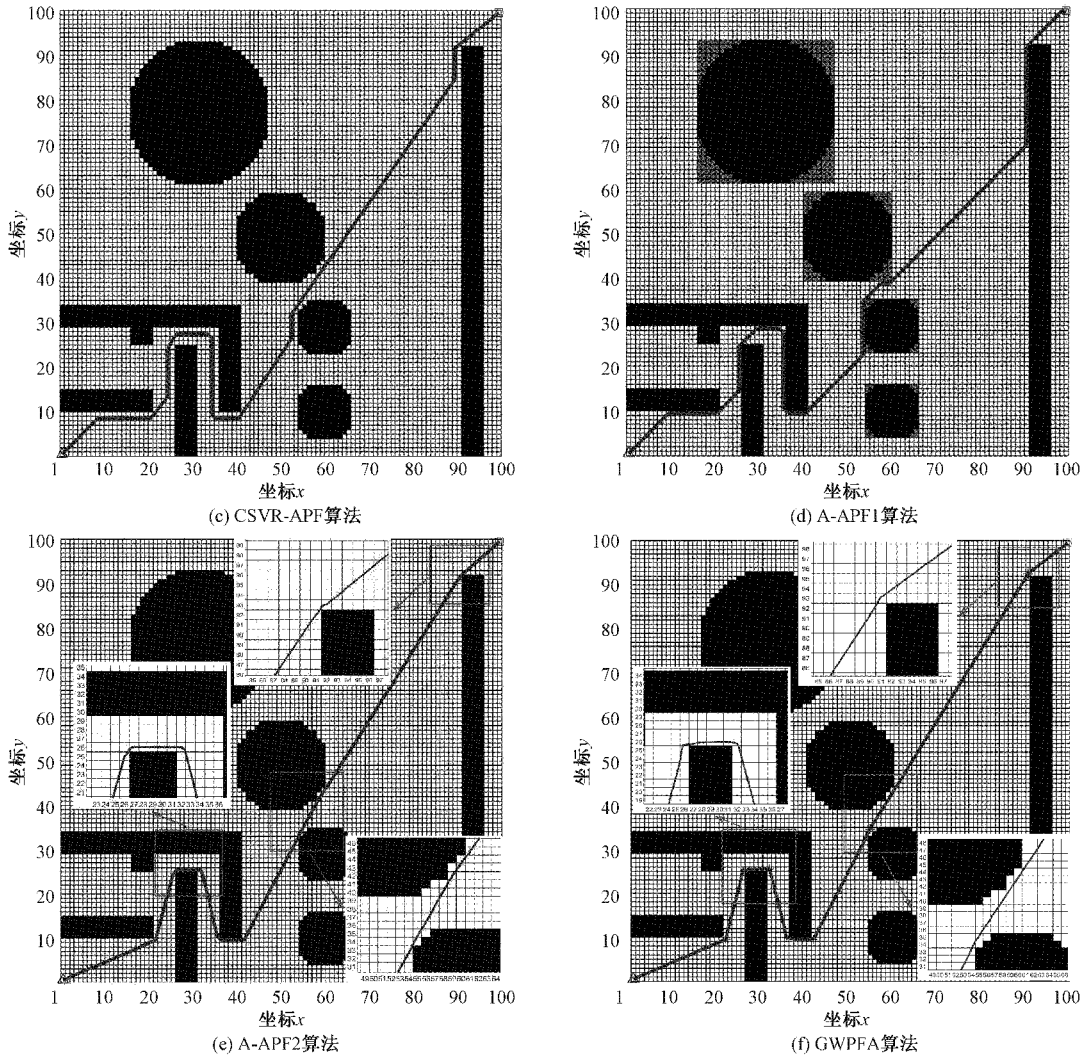


图 10 全局静态障碍物路径规划

表 1 20 次仿真平均结果

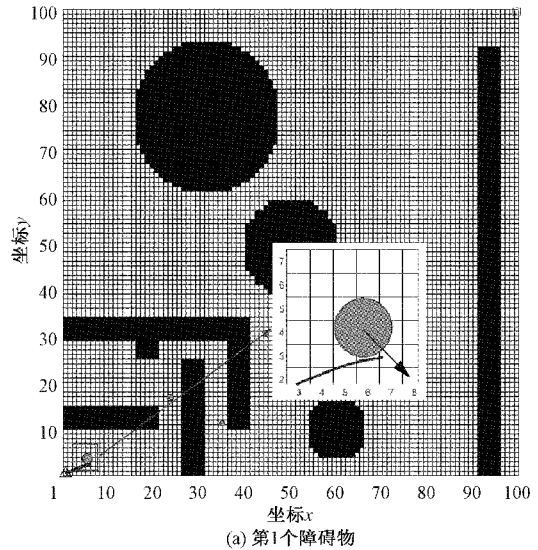
算法	运行时间/s	路径长度/m	总转弯角度/(°)
APF	未成功	未成功	未成功
GWO	299.6	192.7	765
CSVR-APF	109.8	188.6	636
A-APF1	55.2	191.5	765
A-APF2	99.4	181.2	510
GWPFA	75.1	176.4	376

### 3.2 全局静态和局部动态环境的仿真实验

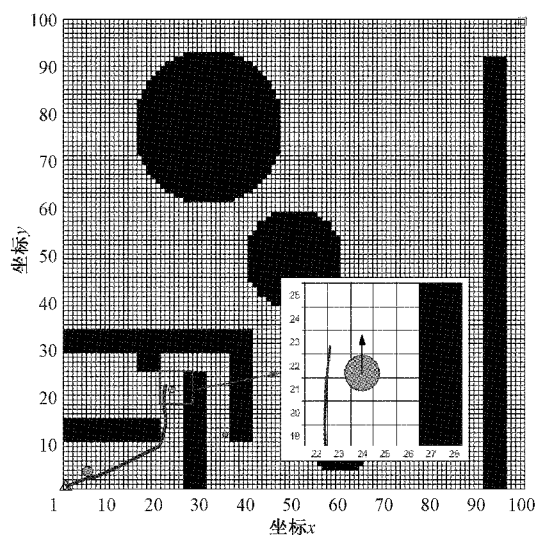
为证明本文算法在具有动态障碍物的栅格地图上路径规划的性能,将在 3.1 节中的栅格地图中添加多个动态障碍物,进行仿真实验,并与 A-APF2 算法进行对比。

图 11 和 12 分别是 A-APF2 算法和 GWPFA 算法的运行结果,对比两种算法的结果,其中黑色箭头是当前时刻动态障碍物的移动方向,可以看出两种算法都成功避开了区域 1 和区域 2 的动态障碍物。但在区域 3, A-APF2 算

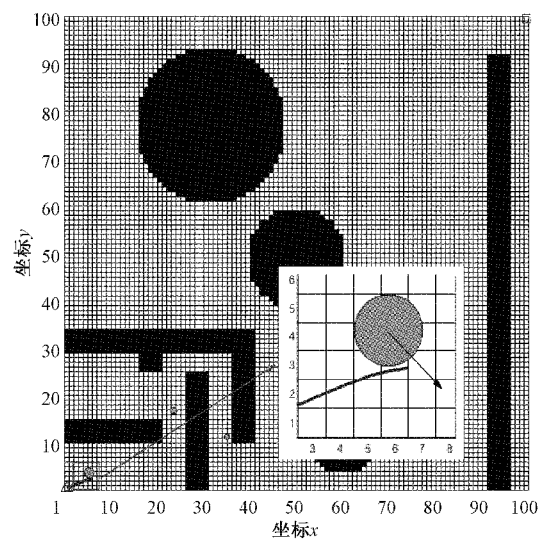
法虽成功的避开了障碍物,但因动态障碍物和静态障碍物沿 XY 轴方向的斥力分量要等于临时目标点 XY 轴方向的



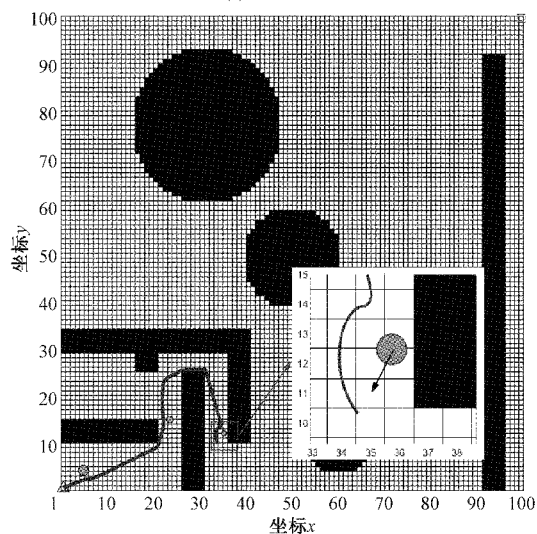




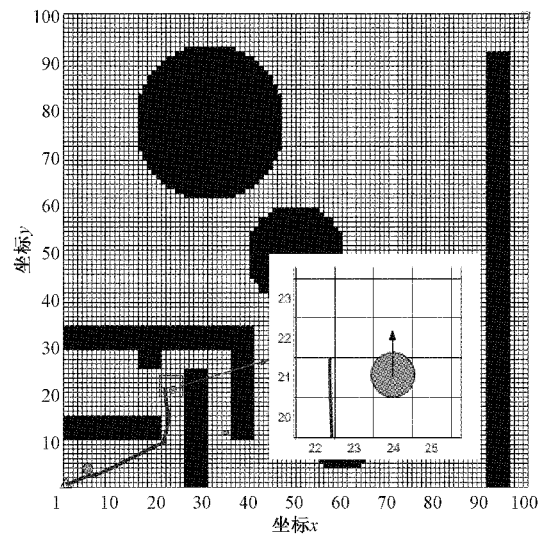
(b) 第2个障碍物



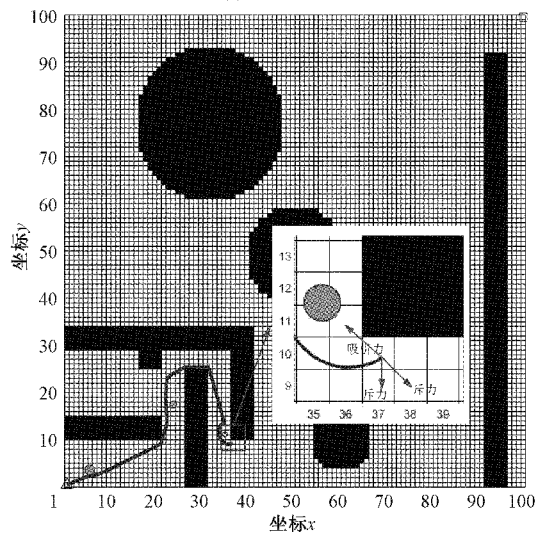
(a) 第1个障碍物



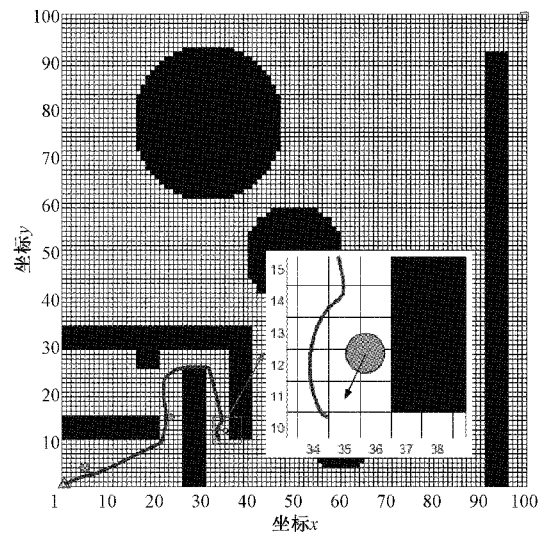
(c) 第3个障碍物



(b) 第2个障碍物



(d) 陷入局部最优



(c) 第3个障碍物

图 11 A-APF2 算法动态避障

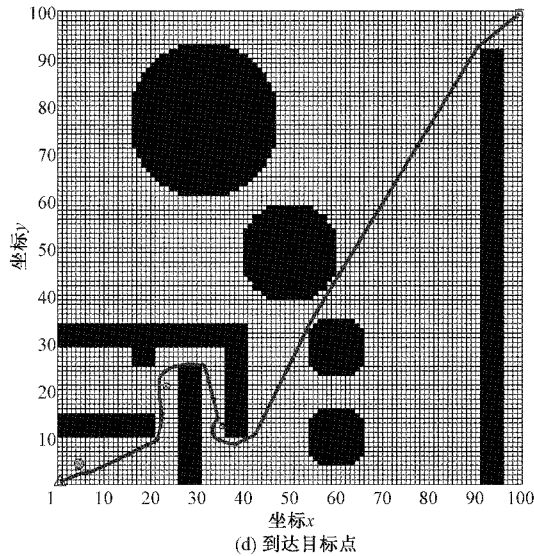


图 12 GWPFA 算法动态避障

引力,无法到达位于动态障碍物下方的临时目标点(36, 11)。通过改进到达临时目标点的条件,GWPFA 算法成功的避开了区域 3 的动态障碍物,且未陷入局部最优。说明 3.2 节的改进,成功解决了因动态障碍物导致的目标不可达问题。

#### 4 结 论

本文针对 GWO 算法求解路径规划问题效率低且易陷入局部最优,APF 算法求解路径规划问题易出现路径震荡和目标不可达等问题,先对两种算法进行改进,将其融合,提出了灰狼势场法,结合两种算法的不同优势,进行路径规划。在全局静态环境的仿真实验中,GWPFA 算法仅在运行时间上略差于 A-APF 算法,但 GWPFA 算法在路径长度和总转弯角度上要优于其他 5 种算法,GWPFA 算法的综合性能要远优于其他 5 种算法。全局静态和局部动态环境的仿真实验证明 GWPFA 算法可以实时对动态障碍物进行避障,且不会因动态障碍物影响导致目标不可达。但本文未考虑多因素环境条件下的路径规划及多动态障碍物共同作用时的动态避障,还需进一步完善此方面的研究,使移动机器人路径规划更加的符合实际情况。

#### 参考文献

[1] AZZABI A, REGAIEG M, ADOUANE L, et al. Hybrid and multi-controller architecture for autonomous system: Application to the navigation of a mobile robot [C]. International Conference on Informatics in Control, Austria:IEEE, 2018:491-497.

[2] AZZABI A, NOURI K. Path planning for autonomous mobile robot using the potential field method[C]. International Conference on Advanced Systems and

Electric Technologies, Tunisia:IEEE, 2017:389-394.

[3] 张新艳, 邹亚圣. 基于改进  $\Lambda^*$  算法的自动导引车无碰撞路径规划[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(1): 240-246.

[4] 李志锐, 黄宜庆, 徐玉琼. 改进变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8):15-21.

[5] 罗志远, 丰硕, 刘小峰, 等. 一种基于分步遗传算法的多无人清洁车区域覆盖路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8):43-50.

[6] QU CH ZH, GAI W D, ZHONG M Y, et al. A novel reinforcement learning based grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicles (UAVs) path planning[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89 (C): 106099, DOI:10.1016/j.asoc.2020.106099.

[7] 程传奇, 郝向阳, 李建胜, 等. 融合改进  $\Lambda^*$  算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11):137-143.

[8] MIN H S, LIN Y H, WANG S J, et al. Path planning of mobile robot by mixing experience with modified artificial potential field method[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7(12):1-17.

[9] LI Y, LIN X, LIU J. An improved grey wolf optimization algorithm to solve engineering problems[J]. Sustainability, 2021, 13(6):3208, DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113917.

[10] 龙文, 伍铁斌. 协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10):1749-1757.

[11] ZHANG W, ZHANG S, WU F Y, et al. Path planning of UAV based on improved adaptive grey wolf optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9:89400-89411.

[12] HOU P Q, PAN H, GUO CH. Simulation research for mobile robot path planning based on improved artificial potential field method recommended by the AsiaSim [J]. International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing, 2017, 8(2): 1750046, DOI: 10.1142/s1793962317500465.

[13] 孙鹏耀, 黄炎焱, 潘尧. 基于改进势场法的移动机器人路径规划[J]. 兵工学报, 2020, 41(10):2106-2121.

[14] CHEN J Q, TAN C ZH, MO R X, et al. Research on path planning of three-neighbor search  $\Lambda^*$  algorithm combined with artificial potential field [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2021, 18(3): 17298814211026449, DOI: 10.1177/17298814211026449.

[15] YANG W, WU P, ZHOU X, et al. Improved artificial potential field and dynamic window method

- foramphibious robot fish path planning[J]. Applied Sciences, 2021,11(5):2114, DOI: 10.3390/app11052114.
- [16] 张旭,程传奇,郝向阳,等.一种兼顾全局与局部特性的机器人动态路径规划算法[J].测绘科学技术学报,2018,35(3):315-320.
- [17] 赵江,孟晨阳,王晓博,等.特征点提取下的AGV栅格法建模与分析[J/OL].计算机工程与应用,2021:1-17[2021-12-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/>

11.2127.TP.20210203.1357.025.html.

### 作者简介

音凌一,硕士研究生,主要研究方向为智能算法、机器人路径规划。

E-mail:2667675770@qq.com

向凤红(通信作者),博士,教授,主要研究方向为智能控制理论与应用、计算机网络控制系统、先进控制技术及应用。

E-mail:1026279708@qq.com