

基于 GSM-QGA 的自适应椭圆作用域 APF 路径规划^①



李 晖^{1,2}, 刘述娟¹, 秦慧萍¹, 鞠明媚¹, 杜左强¹

¹(哈尔滨商业大学 计算机与信息工程学院, 哈尔滨 150028)

²(黑龙江省电子商务与信息处理重点实验室, 哈尔滨 150028)

通信作者: 刘述娟, E-mail: liushujuan0911@163.com

摘 要: 针对传统人工势场法 (artificial potential field, APF) 未充分考虑车辆避碰风险分布差异性和陷入局部极值导致路径规划失败的问题, 提出一种基于梯度统计变异量子遗传算法 (gradient statistical mutation quantum genetic algorithm, GSM-QGA) 的自适应椭圆作用域人工势场法. 在传统斥力场圆形作用域的基础上, 通过分析车辆和障碍物的相对运动状态, 定义斥力势场动态椭圆作用域计算方法; 同时对势场函数影响因素进行分析, 引入速度因素分别完成斥力势场函数和引力势场函数的设计; 将梯度统计变异量子遗传算法作为改进人工势场局部最优修正策略, 当车辆陷入局部极值往复运动时, 基于车辆当前位置构建伪全局地图, 规划可行路径跳出局部极值范围. 仿真实验结果表明, 改进算法规划的路径不仅可以有效避免车辆陷入局部极值, 减少车辆不必要的避障操作, 而且在路径平滑性和路径长度等方面相比于传统 APF 算法和固定椭圆域 APF 算法均具有优势, 所规划路径长度分别缩短 6.37% 和 9.14%.

关键词: 路径规划; 人工势场法; 梯度统计变异量子遗传算法; 自适应椭圆作用域

引用格式: 李晖, 刘述娟, 秦慧萍, 鞠明媚, 杜左强. 基于 GSM-QGA 的自适应椭圆作用域 APF 路径规划. 计算机系统应用, 2025, 34(3): 248–258. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9788.html>

Adaptive Elliptic Scope APF Path Planning Based on GSM-QGA

LI Hui^{1,2}, LIU Shu-Juan¹, QIN Hui-Ping¹, JU Ming-Mei¹, DU Zuo-Qiang¹

¹(School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)

²(Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Electronic Commerce and Information Processing, Harbin 150028, China)

Abstract: To address the problems that the traditional artificial potential field (APF) does not fully consider the variability of vehicle collision avoidance risk distribution and that falling into local extremum leads to path planning failure, this study proposes an adaptive elliptic scope APF based on gradient statistical mutation quantum genetic algorithm (GSM-QGA). Based on the traditional circular scope of the repulsive field, the study designs a calculation method for the dynamic elliptic scope of the repulsive potential field by analyzing the relative motion state of vehicles and obstacles. At the same time, through the analysis of the influencing factors of the potential field function, the velocity factor is introduced to complete the design of the repulsive potential field and gravitational potential field function. The GSM-QGA is used as the local optimum correction strategy for the improved artificial potential field. When the vehicle falls into the local extremum and moves back and forth, a pseudo-global map is constructed according to the current position of the vehicle, and a feasible path is planned to jump out of the local extremum range. The simulation results show that the

① 基金项目: 黑龙江省自然科学基金 (LH2022F035); 黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划 (UNPYSCT-2020212); 哈尔滨商业大学“青年科研创新人才”培育计划 (2023-KYYWF-0983)

收稿时间: 2024-08-08; 修改时间: 2024-09-19; 采用时间: 2024-09-30; csa 在线出版时间: 2025-01-16

CNKI 网络首发时间: 2025-01-17

path planned by the improved algorithm not only can effectively prevent vehicles from getting stuck in local extremum and reduce unnecessary obstacle avoidance operations of vehicles but also has advantages over traditional APF algorithm and APF algorithm based on fixed elliptic scope in terms of path smoothness and path length. The length of the planned path is shortened by 6.37% and 9.14%, respectively.

Key words: path planning; artificial potential field (APF); gradient statistical mutation quantum genetic algorithm (GSM-QGA); adaptive elliptic scope

作为许多领域的核心问题,路径规划通过算法确定车辆从起始点到目标点的可行路径;在评价路径优劣时,考虑了诸如路径长度、平滑度等指标^[1-3]。自20世纪70年代以来,路径规划算法的研究经历了长期的发展历程,涌现出大量的研究成果,如:A*算法^[4],遗传算法(genetic algorithm, GA)^[5],蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[6],动态窗口法(dynamic window algorithm, DWA)^[7]等。从环境描述的角度可以将路径规划算法分为两大类:全局路径规划算法和局部路径规划算法^[8],前者关注于从起始点到目标点的整体路径选择,后者侧重于车辆在行驶过程中对未知障碍物的即时响应^[9-12]。

Khatib^[13]于1986年提出了人工势场法(artificial potential field, APF),通过在空间中建立虚拟势场,利用障碍物产生斥力势场,利用目标点形成引力势场;两种势场共同作用下,获取一条由起始点到目标点的可行路径。APF算法虽然结构简单,实时性好,在路径规划问题中得到广泛应用^[14],但也存在易陷入局部极值,规划路径存在抖动现象等不足。针对上述问题,许多研究人员设计改进方案,Xiao等人^[15]引入随机扰动势能调控机理,解决局部极小点难以移动的问题,但调控机理随机性过大,规划路径稳定性有待提高;Li等人^[16]提出了一种结合APF和动态增强烟花算法的自动驾驶汽车路径规划方法,有效提高了路径的平滑性和安全性,但仍然存在陷入局部极小值无法跳出的桎梏;Zhang等人^[17]将椭圆斥力范围作为边界势场,虽然提高了算法的避障能力,但未给出椭圆斥力势场范围大小的明确定义,只能利用多次实验进行参数调节。

综上所述,传统APF势场函数仅依赖于车辆、目标点和障碍物之间的距离关系,未充分考虑到车辆运行速度及其与障碍物之间的相对运动信息对路径规划的影响;同时,斥力势场作用域被限制在固定参数的圆形区域中,易造成车辆存在多余避障操作。当车辆所受

合力为零时,会陷入局部极小值无法自适应逃脱。

针对传统APF算法存在陷入局部极值无法跳出的问题,本文提出了一种基于梯度统计变异量子遗传算法(gradient statistical mutation quantum genetic algorithm, GSM-QGA)^[18]的自适应椭圆作用域人工势场法(adaptive elliptic scope APF based on GSM-QGA, GSM-QGA-AESAPF)。在传统圆形作用域基础上,设计斥力势场动态椭圆作用域计算方法,分别定义斥力势场函数和引力势场函数;同时针对传统启发式群体智能算法易陷入早熟收敛等问题,通过引入量子计算,利用量子遗传算法的强稳定性作用^[19-21],在种群多样性和收敛速度上得到进一步提升,有效地跳出局部极小值,找到全局最优化解。通过引入GSM-QGA作为改进人工势场的局部最优修正策略,有效避免车辆陷入局部极值;通过仿真实验验证改进算法在车辆路径规划中的有效性。

1 人工势场法

1.1 基本原理

人工势场法的核心思想是在空间中建立一种虚拟势场,其中障碍物产生斥力势场,方向始终指向周围的空间,推动车辆向自由空间移动,其势场函数如式(1):

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \frac{1}{2} \cdot \beta \cdot \left(\frac{1}{\rho(X, X_{\text{obs}})} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & 0 \leq \rho(X, X_{\text{obs}}) < \rho_0 \\ 0, & \rho(X, X_{\text{obs}}) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, β 为斥力势场调节系数, ρ_0 为斥力势场圆形作用域半径, $\rho(X, X_{\text{obs}})$ 表示车辆与障碍物之间的欧氏距离。

$$\rho(X, X_{\text{obs}}) = \sqrt{(x - x_{\text{obs}})^2 + (y - y_{\text{obs}})^2} \quad (2)$$

其中, $X = (x, y)$ 为车辆当前位置, $X_{\text{obs}} = (x_{\text{obs}}, y_{\text{obs}})$ 为障

碍物位置.

车辆所受虚拟力利用势场函数的负梯度定义, 所受斥力为:

$$F_{rep} = -\nabla U_{rep} = \begin{cases} \beta \cdot \left(\frac{1}{\rho(X, X_{obs})} - \frac{1}{\rho_0} \right) \cdot \frac{1}{\rho^2(X, X_{obs})} \cdot \nabla \rho(X, X_{obs}), & 0 \leq \rho(X, X_{obs}) < \rho_0 \\ 0, & \rho(X, X_{obs}) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (3)$$

与此同时, 目标点形成的引力势场使车辆受到吸引, 引力势场方向由四周指向目标点, 促使车辆朝着目标点移动, 势场函数如式 (4):

$$U_{att} = \frac{1}{2} \cdot \alpha \cdot \rho^2(X, X_{tar}) \quad (4)$$

其中, α 表示引力势场调节系数, $\rho(X, X_{tar})$ 表示车辆与目标点之间的欧氏距离, 如式 (5):

$$\rho(X, X_{tar}) = \sqrt{(x - x_{tar})^2 + (y - y_{tar})^2} \quad (5)$$

其中, $X_{tar} = (x_{tar}, y_{tar})$ 表示目标点的位置.

此时, 车辆所受的引力为:

$$F_{att} = -\nabla U_{att} = -\alpha \cdot \rho(X, X_{tar}) \quad (6)$$

在引力势场和斥力势场共同作用下, 得到一条由起始点到目标点的可行路径.

基于 APF 算法的路径规划流程如图 1 所示.

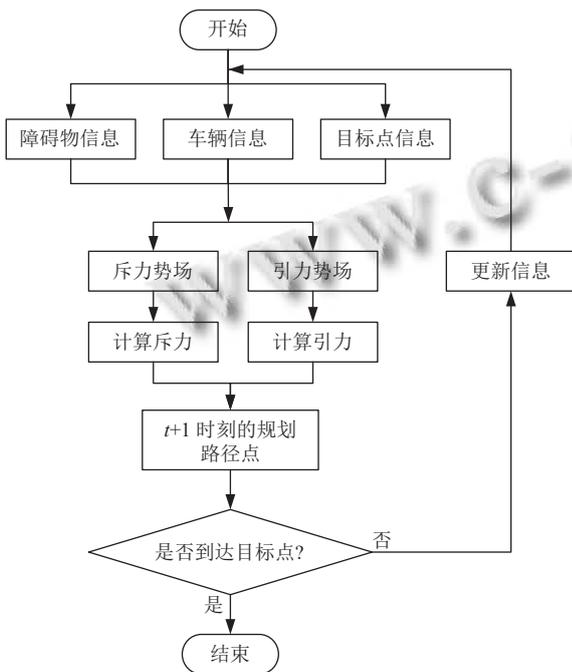


图 1 基于 APF 的路径规划

1.2 人工势场法的局限性

人工势场法虽然同时考虑了目标点和障碍物对车辆轨迹的影响, 但当车辆处于未知环境中, 由于障碍物分布的不确定性, 以固定参数构建的斥力势场圆形作用域未考虑车辆行驶区域差异性造成的避碰风险分布差异, 将导致车辆偏离目标方向.

同样的, 在目标点轨迹规划过程中, 车辆可能在某个非目标位置受到大小相等但方向相反的引力和斥力作用, 使车辆在该点处受力达到平衡状态, 即合力为 0; 造成车辆停滞不前, 陷入局部极值状态, 如图 2.

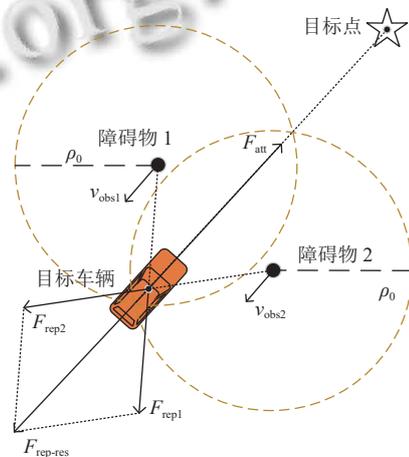


图 2 合力为 0 时车辆受力分析

2 基于 GSM-QGA 的改进人工势场法

2.1 基于自适应椭圆作用域的斥力势场

针对基于固定椭圆作用域 APF 算法 (artificial potential field based on fixed elliptic influence domain, FEID-APF)^[17] 作用域确定方式的局限性和未充分考虑车辆避碰风险分布差异性问题, 优化斥力势场作用域形状, 通过引入一种椭圆形作用域, 减少作用域对路径规划的干扰, 使势场存在更符合实际场景.

考虑斥力势场作用域范围对路径规划能力和效率的影响, 斥力势场作用范围过大, 车辆提前受到障碍物影响, 产生多余避碰操作; 斥力势场作用范围过小, 车辆发生碰撞的风险将会随之增加, 降低行驶安全性. 基于此, 在已知障碍物和车辆相对运动信息的基础上, 构建以障碍物位置为中心, 车辆最大制动距离为长轴, 车辆与障碍物相对速度在二者连线方向的速度分量为短轴的椭圆形作用域. 障碍物自适应椭圆作用域如式 (7):

$$S := \frac{[(x-x_{\text{obs}})\cos\theta - (y-y_{\text{obs}})\sin\theta]^2}{(v_{\text{veh}}^2/\mu a_{\text{max}} + L)^2} + \frac{[(x-x_{\text{obs}})\sin\theta + (y-y_{\text{obs}})\cos\theta]^2}{(|v_{\text{veh-obs}}\cos\theta| + 0.5L)^2} \leq 1 \quad (7)$$

其中, S 表示障碍物作用域, v_{veh} 为车辆速度, μ 为地面摩擦系数, a_{max} 表示车辆最大减速度, $v_{\text{veh-obs}}$ 表示车辆与障碍物的相对速度, θ 表示车辆与障碍物位置连线方向和相对速度方向的夹角, L 为车辆轴距。

当 v_{veh} 一定时, 障碍物作用域的情况分析如图 3 所示. 区域大小和长轴方向随着相对速度的变化而变化, 这种自适应变化域与固定域相比, 更加贴合真实场景. 当车辆进入障碍物椭圆区域后, 受到障碍物虚拟斥力的影响, 避免车辆与障碍物发生碰撞。

传统 APF 算法中, 斥力势场函数大小仅与距离因素相关, 但实际情况却不尽然, 车辆与障碍物间距, 速

度大小和方向均对碰撞风险产生影响. 为此, 需要在斥力势场函数中引入速度因素。

定义 1. 设 S 为某障碍物作用域, $v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta$ 为车辆与障碍物连线方向的相对速度分量, β 为斥力势场调节系数, $\rho(X, X_{\text{obs}})$ 为车辆与障碍物间距, 则障碍物斥力势场函数 U_{rep} 为:

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \beta \cdot \exp(|v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta| + \frac{1}{\rho^2(X, X_{\text{obs}})}), & X \in S \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

根据上述斥力势场函数定义可知, 在障碍物作用域内, 车辆与障碍物的距离越小, 速度越大, 速度方向越接近二者连线方向, 碰撞风险越大; 同时, 当车辆与障碍物平行移动时, 提出的椭圆形作用域可以避免障碍物之间不必要的互扰, 有效防止规划路径冗长和抖动。

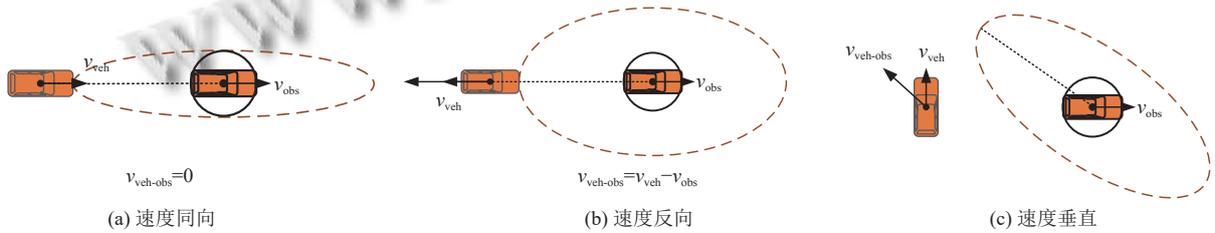


图 3 障碍物作用域情况分析

根据虚拟力与势场函数负梯度之间关系, 在障碍物作用域 S 内, 可以得到车辆所受斥力, 如式 (9):

$$\begin{aligned} F_{\text{rep}} &= -\nabla U_{\text{rep}} = -\left(U'_{\text{rep},x} \vec{i} + U'_{\text{rep},y} \vec{j}\right) \\ &= -\left[\beta \cdot \exp\left(|v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta| + \frac{1}{\rho^2(X, X_{\text{obs}})}\right) \cdot (-2) \cdot \frac{1}{\rho^3(X, X_{\text{obs}})} \cdot \frac{(x-x_{\text{obs}}) \vec{i}}{\sqrt{(x-x_{\text{obs}})^2 + (y-y_{\text{obs}})^2}} \right. \\ &\quad \left. + \beta \cdot \exp\left(|v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta| + \frac{1}{\rho^2(X, X_{\text{obs}})}\right) \cdot (-2) \cdot \frac{1}{\rho^3(X, X_{\text{obs}})} \cdot \frac{(y-y_{\text{obs}}) \vec{j}}{\sqrt{(x-x_{\text{obs}})^2 + (y-y_{\text{obs}})^2}} \right] \\ &= -\left[\beta \cdot \exp\left(|v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta| + \frac{1}{\rho^2(X, X_{\text{obs}})}\right) \cdot (-2) \cdot \frac{1}{\rho^3(X, X_{\text{obs}})} \cdot \frac{(x-x_{\text{obs}}) \vec{i} + (y-y_{\text{obs}}) \vec{j}}{\sqrt{(x-x_{\text{obs}})^2 + (y-y_{\text{obs}})^2}} \right] \\ &= 2\beta \cdot \exp\left(|v_{\text{veh-obs}} \cdot \cos\theta| + \frac{1}{\rho^2(X, X_{\text{obs}})}\right) \cdot \frac{1}{\rho^3(X, X_{\text{obs}})} \cdot \nabla \rho(X, X_{\text{obs}}) \end{aligned} \quad (9)$$

2.2 基于速度调制的引力势场

路径规划过程中, 车辆下一时刻位置取决于受到虚拟合力的方向, 分析车辆当前位置和目标点关系可知, 车辆速度方向越偏离目标点方向, 距离越远, 此时所受到的吸引力越大, 基于上述事实, 定义引力势场函数。

定义 2. 设 $v_{\text{veh}} \sin\theta_{\text{tar}}$ 为车辆与目标点连线垂直方向的速度分量, α 为引力势场调节系数, $\rho(X, X_{\text{tar}})$ 为车辆与目标点之间距离, 则引力势场函数 U_{att} 为:

$$U_{\text{att}} = \frac{1}{2} \alpha \cdot (|v_{\text{veh}} \sin\theta_{\text{tar}}| + \rho(X, X_{\text{tar}})) \cdot \rho(X, X_{\text{tar}}) \quad (10)$$

基于负梯度关系, 车辆所受的引力为:

$$\begin{aligned}
 F_{att} &= -\nabla U_{att} = -(U'_{att,x} \vec{i} + U'_{att,y} \vec{j}) = -\left[\frac{1}{2} \cdot \alpha \cdot (|v_{veh} \sin \theta_{tar}| + 2 \cdot \rho(X, X_{tar})) \cdot \frac{(x - x_{tar}) \vec{i}}{\sqrt{(x - x_{tar})^2 + (y - y_{tar})^2}} \right. \\
 &\quad \left. + \frac{1}{2} \cdot \alpha \cdot (|v_{veh} \sin \theta_{tar}| + 2 \cdot \rho(X, X_{tar})) \cdot \frac{(y - y_{tar}) \vec{j}}{\sqrt{(x - x_{tar})^2 + (y - y_{tar})^2}} \right] \\
 &= -\frac{1}{2} \cdot \alpha \cdot (|v_{veh} \sin \theta_{tar}| + 2 \cdot \rho(X, X_{tar})) \cdot \frac{(x - x_{tar}) \vec{i} + (y - y_{tar}) \vec{j}}{\sqrt{(x - x_{tar})^2 + (y - y_{tar})^2}} \\
 &= -\frac{1}{2} \cdot \alpha \cdot (|v_{veh} \sin \theta_{tar}| + 2 \cdot \rho(X, X_{tar}))
 \end{aligned} \tag{11}$$

2.3 基于 GSM-QGA 的人工势场局部修正

基于 APF 算法的路径规划过程中, 当车辆周围障碍物较多, 车辆所受合力 $F_{res}=0$ 时, 规划问题将陷入局部极值. 量子遗传算法作为新兴智能优化算法, 融合了遗传算法和量子计算的优点, 表现出更高的种群多样性和更快的收敛速度; 同时路径规划实验表明, 改进 GSM-QGA 算法稳定性好, 不易陷入局部最优^[18]. 因此, 考虑将基于梯度统计变异量子遗传算法和本文提出的改进人工势场法结合, 当改进 APF 算法陷入局部最优时, 利用 GSM-QGA 产生扰动, 跳出局部最优继续规划全局路径.

以车辆当前位置和目标点为对向参考点构建矩形伪全局地图, 包含车辆当前位置, 目标点位置及车辆周围障碍物信息, 对伪全局地图进行间隔采样使其栅格化, 如图 4 所示.

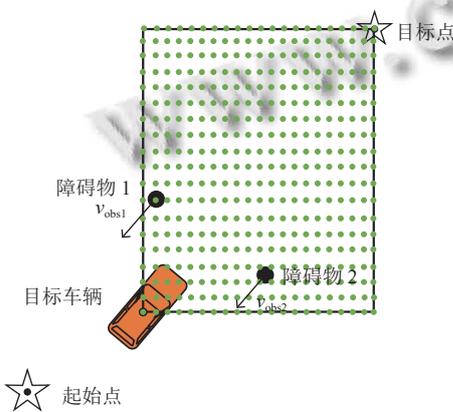


图 4 伪全局地图栅格化

在明确栅格化地图信息后, 对同一平行线上的路径点进行量子位编码, 同时将量子编码的路径点排列,

构成一条染色体 $q_i(0)$.

$$q_i(0) = [X_{i1}^1(0)X_{i1}^2(0) \cdots X_{i1}^k(0) \cdots X_{in}^1(0)X_{in}^2(0) \cdots X_{in}^k(0)] \tag{12}$$

其中, $q_i(0)$ 表示初始化种群中第 i 条可行路径; n 为可行路径中路径点个数, k 为路径点编码中包含的量子位个数. $X_{ir}^j(0) = [\alpha_{ir}^j(0), \beta_{ir}^j(0)]^T$ 表示第 i 个可行路径中第 j 个路径点的第 r 个量子位, 其中, $a = 1, 2, \dots, m$; $r = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, k$. 种群初始化时, 为了确保种群分布的均衡性, 染色体中每个量子位的概率幅为 $\alpha_{ir}^j(0) = \beta_{ir}^j(0) = \frac{1}{\sqrt{2}}$.

染色体编码后, 可以根据路径点评价函数确定路径点量子态更新, 如式 (13). 同时, 依据路径评价函数完成最优路径选择, 见式 (14):

$$\begin{aligned}
 \min \text{point_fit} &= \sqrt{(x_{ir} - x)^2 + (y_{ir} - y)^2} \\
 &\quad + \sqrt{(x_{ir} - x_{tar})^2 + (y_{ir} - y_{tar})^2}
 \end{aligned} \tag{13}$$

$$\min \text{way_fit} = \sum_{r=1}^{M-1} \sqrt{(x_{ir} - x_{ir+1})^2 + (y_r - y_{ir+1})^2} \tag{14}$$

其中, $X_{ir} = (x_{ir}, y_{ir})$ 表示第 i 条染色体中第 r 个路径点坐标, M 为一条路径中所有路径点的个数.

为了动态调整路径方向, 利用自适应量子旋转门更新染色体中路径点的每个量子位编码. 设 $(\alpha_0, \beta_0)^T$ 为当前最优染色体中某量子位的概率幅, $(\alpha_1, \beta_1)^T$ 是当前染色体中相应量子位的概率幅, 记为 A , 如式 (15):

$$A = \begin{bmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 \\ \beta_0 & \beta_1 \end{bmatrix} \tag{15}$$

旋转角 θ 的方向选取原则为:当 $A \neq 0$ 时,方向为 $-\text{sgn}(A)$;当 $A = 0$ 时,方向随机选择,通过式(16)确定旋转角步长:

$$\theta_{ir}^j = -\text{sgn}(A) \cdot \theta_0 \cdot \exp\left(a \cdot \frac{|\hat{f}it_{\text{best}} - \hat{f}it_i|}{\hat{f}it_{\text{best}}} + (a-1) \cdot \frac{|\nabla f(X_{ir}) - \nabla f_{r,\text{min}}|}{\nabla f_{r,\text{max}} - \nabla f_{r,\text{min}}}\right) \quad (16)$$

其中, θ_{ir}^j 表示第 i 个可行路径第 r 个路径点中第 j 个量子位的旋转角度, θ_0 为初始旋转角步长,权值 $a \in (0, 1)$ 用以体现适应度函数值和基因位梯度对染色体进化程度的影响, $\hat{f}it_i$ 为第 i 个可行路径的适应度值, $\hat{f}it_{\text{best}}$ 为当前最优可行路径的适应度值, $\nabla f(X_{ir})$ 为第 i 个可行路径中第 r 个路径点的梯度, $\nabla f_{r,\text{min}}$ 和 $\nabla f_{r,\text{max}}$ 分别为当前种群中第 r 个路径点的最小梯度值和最大梯度值:

$$\nabla f_{r,\text{max}} = \max\{|f[X_{ir}(iter-1)] - f[X_{ir}(iter)]|\} \quad (17)$$

$$\nabla f_{r,\text{min}} = \min\{|f[X_{ir}(iter-1)] - f[X_{ir}(iter)]|\} \quad (18)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$.

为了增强算法的全局搜索能力,通过梯度统计变异算子对量子遗传算法进行局部扰动.

$$\begin{cases} \alpha_{ir}^j(iter) = \sqrt{1 - F(\nabla Z_{ir})} \\ \beta_{ir}^j(iter) = \sqrt{1 - \alpha_{ir}^j(iter)^2} \end{cases} \quad (19)$$

其中, $\alpha_{ir}^j(iter)$ 表示第 $iter$ 代中第 i 个可行路径第 r 个路径点的第 j 个量子位 $|0\rangle$ 态的概率幅, $\beta_{ir}^j(iter)$ 表示第 $iter$ 代中第 i 个可行路径中第 r 个路径点的第 j 个量子位 $|1\rangle$ 态的概率幅, $F(\nabla Z_{ir})$ 为根据染色体基因位的变化趋势设计的概率分布函数.

$$F(\nabla Z_{ir}) = \sum_l^5 b_{l1} \cdot \int_{-\infty}^{Z_{ir}} \exp(-((\nabla Z_{ir} - b_{l2})/b_{l3})^2) \quad (20)$$

其中, b_{l1} , b_{l2} 和 b_{l3} ($l = 1, 2, \dots, 5$)为高斯混合分布参数, ∇Z_{ir} 为过往染色体基因位适应度值的梯度.

$$\nabla Z_{ir} = \nabla f(X_{ir}) + o(\nabla f(X_{ir})) \quad (21)$$

其中, $o(\nabla f(X_{ir}))$ 表示代际梯度 $\nabla f(X_{ir})$ 的高阶无穷小量.

在局部路径规划中,运用GSM-QGA规划出最佳路径,同时将路径点作为车辆的下一时刻初始规划位置,直到车辆克服局部极值的限制;一旦脱离局部极值,将重新回归APF算法继续进行全局路径规划.GSM-QGA-AESAPF算法路径规划总体流程如图5所示.

3 实验测试与分析

3.1 静态障碍物场景

设置3个静态障碍物,其坐标点分别为 $X_{\text{obs}1}=(5, 15)$, $X_{\text{obs}2}=(15, 5)$, $X_{\text{obs}3}=(35, 35)$,障碍物位置选择目的在于模拟算法可能遇到的合力为0的特定情形;车辆初始位置 $X=(1, 1)$,目标点位置 $X_{\text{tar}}=(49, 49)$,车辆速度8 m/s,初始速度方向为起始点指向目标点;同时设置GSM-QGA的最大遗传代数 $iter=40$,种群规模为20,初始旋转角度为 0.1π .

通过与APF算法和基于固定椭圆作用域的APF算法(FEID-APF)比较,验证本文提出的GSM-QGA-AESAPF算法在路径规划中的性能.图6-图8分别展示了静态障碍物场景下不同算法动态路径规划效果,其中横纵坐标的数值以单位距离为单位.

如图6所示,自 $t=t_4$ 时刻起,依据APF算法所示圆形作用域,规划路径到达 $(x, y)=(4, 4)$ 的坐标位置后,车辆无法继续行进,不能得到一条完整覆盖起始点至目标点的“完备”路径.仿真结果表明,传统APF算法对于车辆所受的虚拟引力和斥力处于平衡的状态时,无法继续有效的规划路径,车辆在局部极值点附近往返震荡,导致规划路径陷入局部极值,无法自主脱离.

如图7所示自 $t=t_4$ 时刻起,FEID-APF算法所规划的路径与APF算法出现相同情况,尽管椭圆形作用域减少了障碍物不必要的影响范围,但当合力处于0的临界状态时,FEID-APF算法也没有逃逸出局部极值状态的能力.

如图8所示,GSM-QGA-AESAPF算法规划路径可以看出,在 $t=t_4$ 时刻,改进算法自适应收敛椭圆作用域范围规避了陷入局部极值的可能,在 $t=t_5$ 时刻,此时车辆位于 $(x, y)=(30, 30)$,合力处于平衡状态,改进算法仍能维持路径规划的连续性,在 $t=t_6$ 时刻,最终到达目标点.

实验结果表明,障碍物的椭圆作用域根据车辆与障碍物的相对速度实时变化,有效降低了陷入局部极值的概率.同时,当车辆处于局部极值范围时,通过采样路径点构建伪全局地图,调用GSM-QGA局部最优修正策略规划当前最优路径,能够跳出局部极值状态.

3.2 动态障碍物场景

模拟真实场景中的动态障碍物,通过设置不同速

度反映动态障碍物的多样性. 设置 4 个不同运动方向的障碍物, 其坐标分别为 $X_{obs-m1}=(1, 30)$ 、 $X_{obs-m2}=(10, 1)$ 、 $X_{obs-m3}=(45, 55)$ 、 $X_{obs-m4}=(50, 1)$; 速度大小分别为 1 m/s、5 m/s、6 m/s、8 m/s; 速度方向如图 9 所示. 车辆的起

始位置为 $X=(1, 1)$, 目标点为 $X_{tar}=(49, 49)$; 车辆初始速度为 8 m/s, 速度方向由起始点指向目标点. 图 10-图 12 分别展示了动态障碍物场景下不同算法动态路径规划效果, 其中横纵坐标数值以单位距离作为单位.

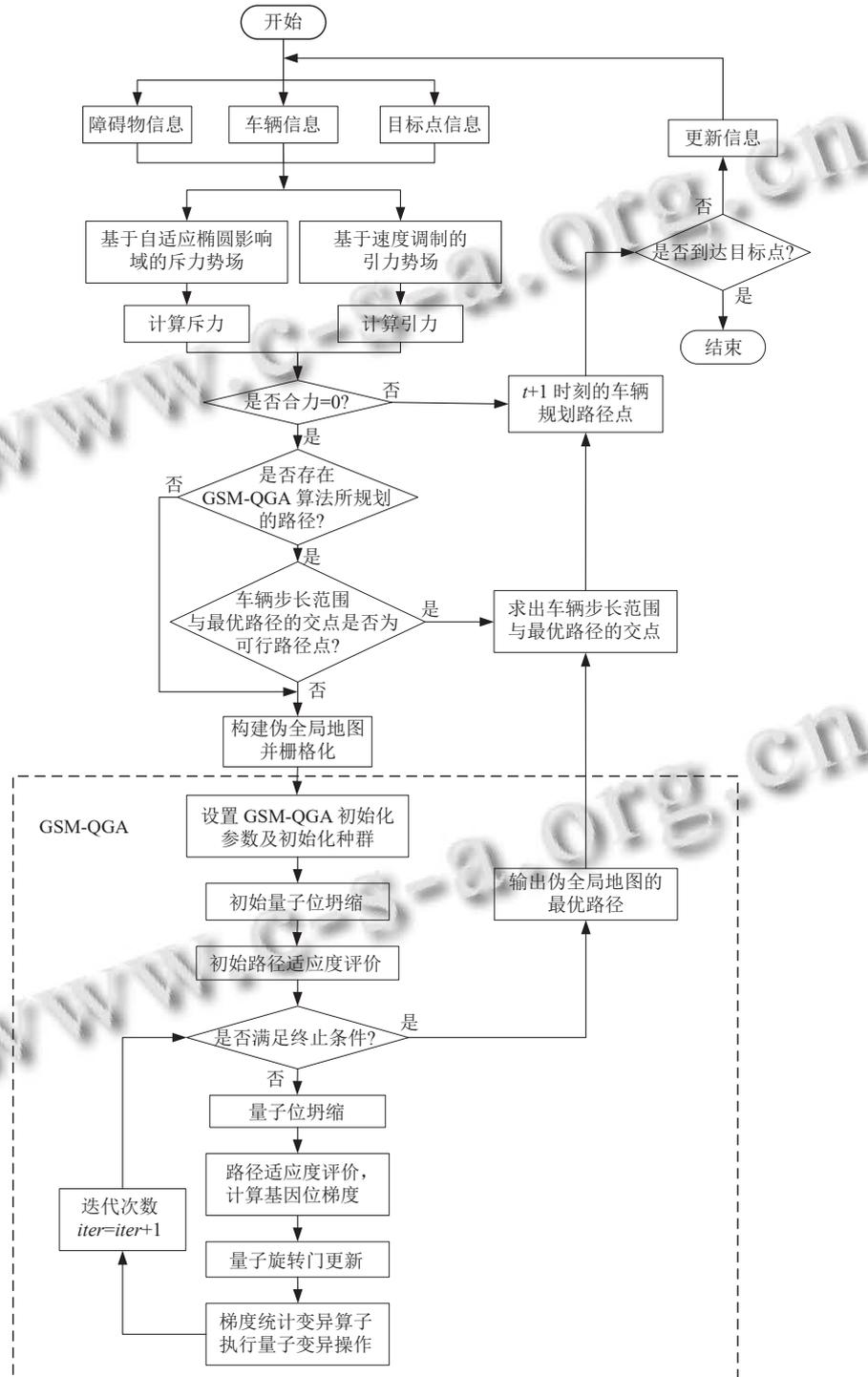


图 5 基于 GSM-QGA-AESAPF 路径规划

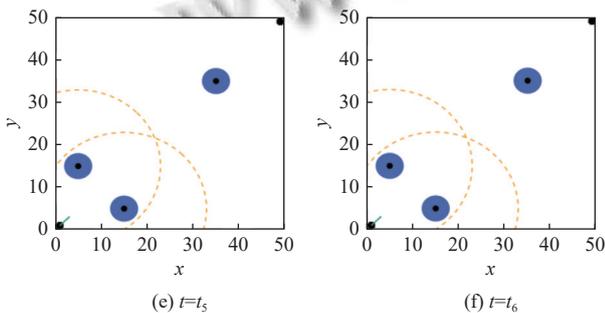
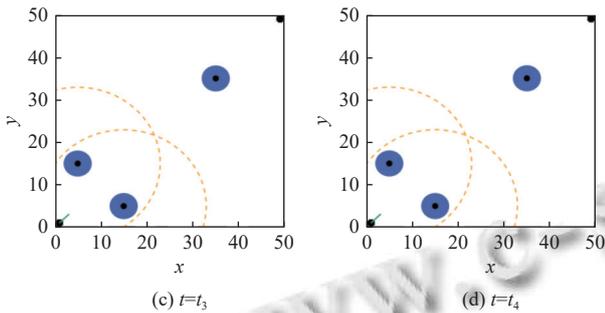
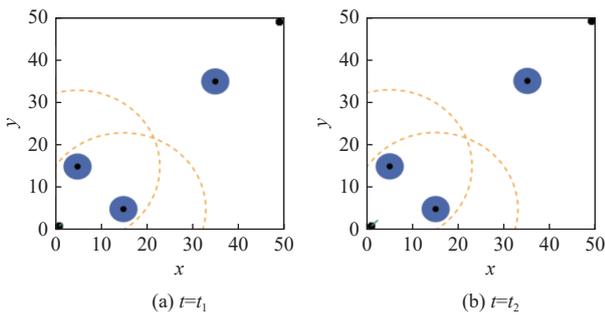


图6 静态障碍物场景下 APF 算法不同时刻规划路径

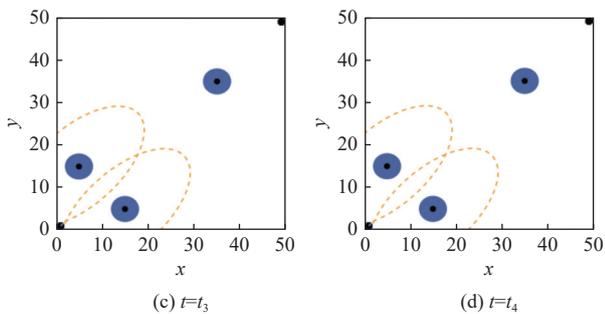
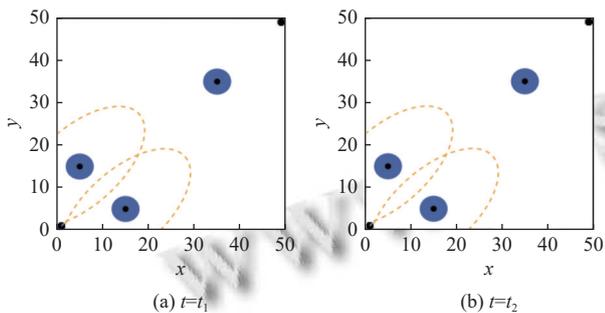


图7 静态障碍物场景下 FEID-APF 算法不同时刻规划路径

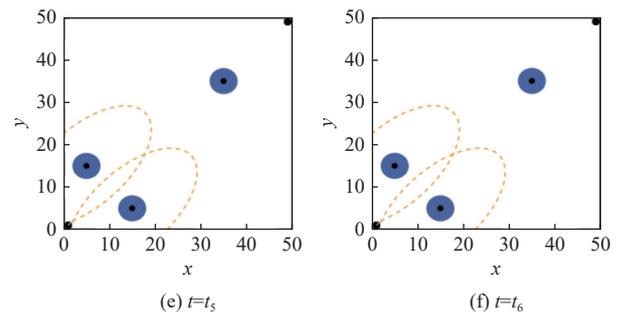


图7 静态障碍物场景下 FEID-APF 算法不同时刻规划路径 (续)

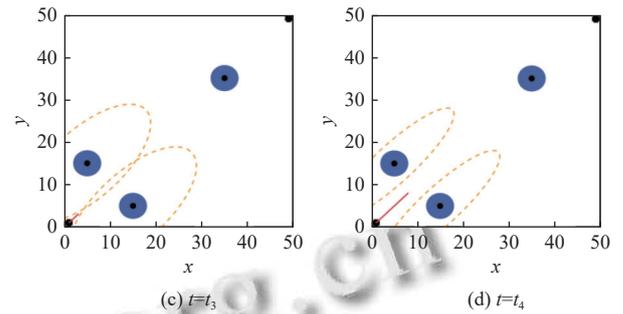
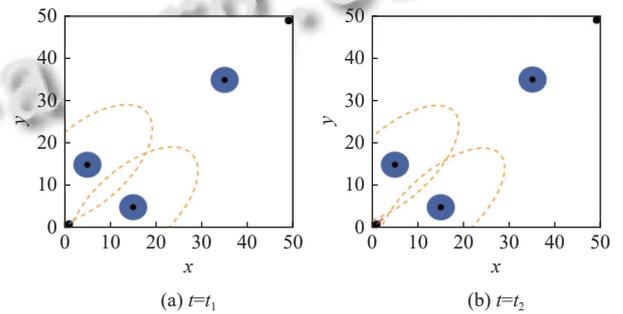


图8 静态障碍物场景下 GSM-QGA-AESAPF 算法不同时刻规划路径

依据图 10 可知, APF 算法可以得到一条到达目标点的规划路径;但在 $t=t_2$ 时刻, APF 算法所规划的路径在 $(x, y)=(8, 12)$ 位置处出现明显折线, 在 $t=t_4$ 时刻, 由于 APF 算法的障碍物斥力势场的作用域为圆形, 导致路径规划过程中受到不必要障碍物的影响, 在 $t=t_5$ 时刻, 路径在 $(x, y)=(25, 30)$ 位置处出现抖动现象。

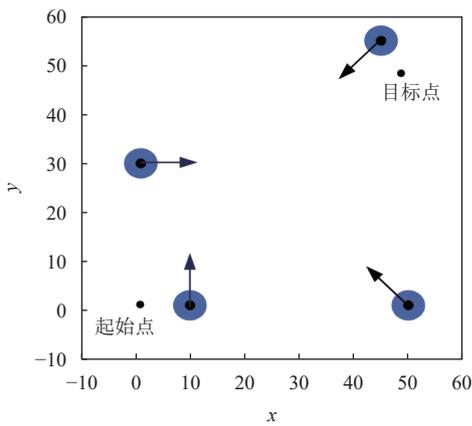


图9 动态障碍物分布描述

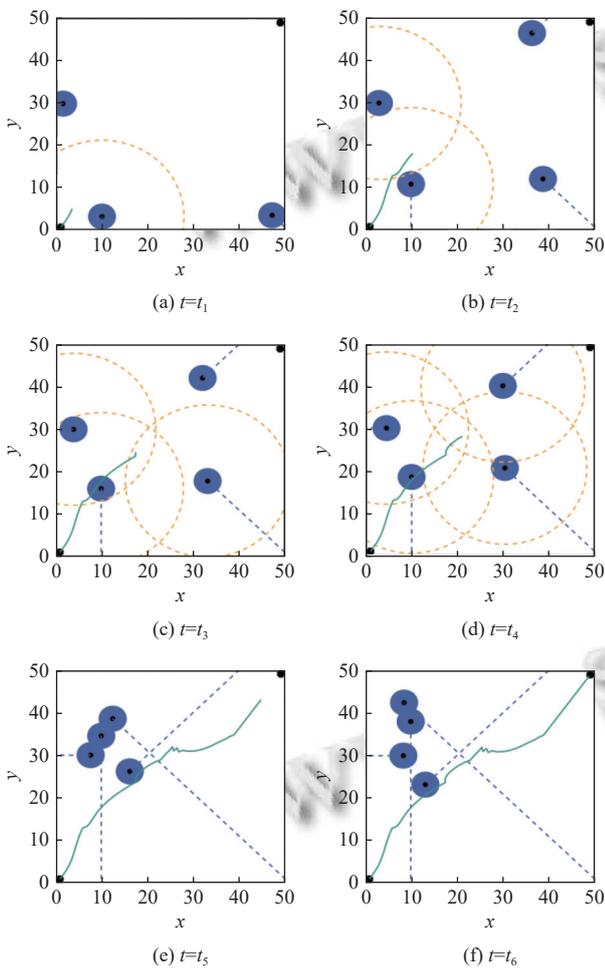


图10 动态障碍物场景下 APF 算法不同时刻规划路径

如图 11 可知, FEID-APF 算法能够获得可行路径, 在 $t=t_2$ 时刻, 相对于 APF 算法, FEID-APF 算法规划路径更为平滑, 且算法有效减少了障碍物对未来路径的干扰, 但在 $t=t_5$ 时刻, FEID-APF 算法规划路径在 $(x, y)=(25, 30)$ 位置处同样出现明显折线, 增加了路径

长度。

图 12 为 GSM-QGA-AESAPF 算法在不同时刻规划的路径, 由于改进算法的障碍物作用域实时动态自适应调整, 在确保能够躲避障碍物的基础上, 有效减少了非关键性障碍物对路径规划的影响; 得到的规划路径较为平滑, 同时路径距离更短。

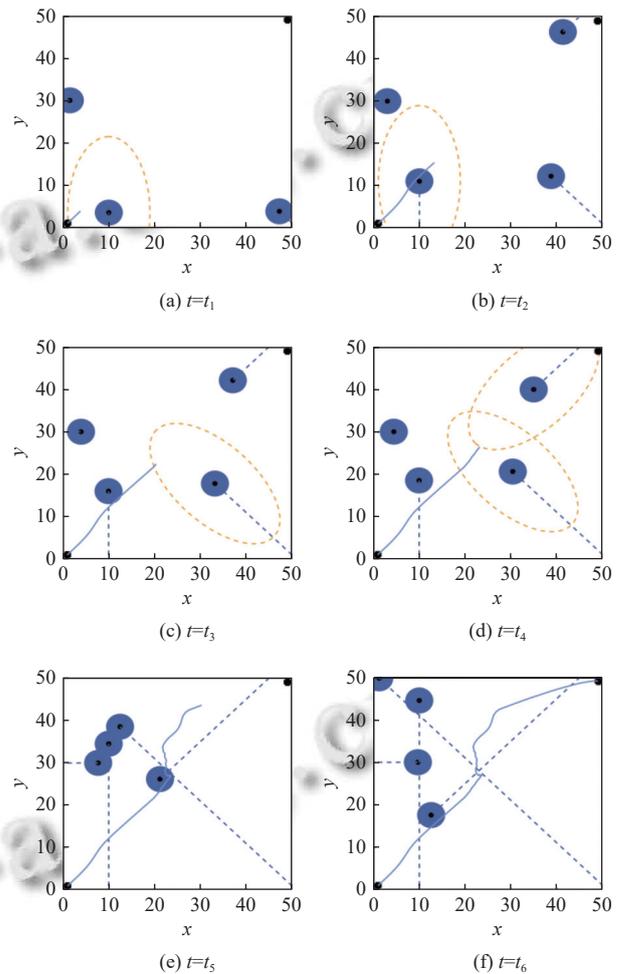


图11 动态障碍物场景下 FEID-APF 算法不同时刻规划路径

综上所述, 在动态障碍物场景下, 基于 APF、FEID-APF 及 GSM-QGA-AESAPF 算法, 车辆均可以到达目标点, 但通过用时比较可知, GSM-QGA-AESAPF 算法在 $t=t_5$ 时刻已到达目标点, 而其余两种算法在相同时刻均未实现目标。在 $t=t_5$ 时刻, APF 算法的合力进入局部极值范围内, 所规划的路径出现抖动现象; 相同时刻 GSM-QGA-AESAPF 算法同样陷入局部极值, 但由于 GSM-QGA 的局部最优修正机制, 使其成功逃逸, 保证规划路径的平滑性。从仿真结果的整体来看, 与固定椭

圆域的人工势场法相比, 拥有随相对速度方向变化的自适应椭圆作用域的改进人工势场法所规划的路径距离更短, 路径更加平滑.

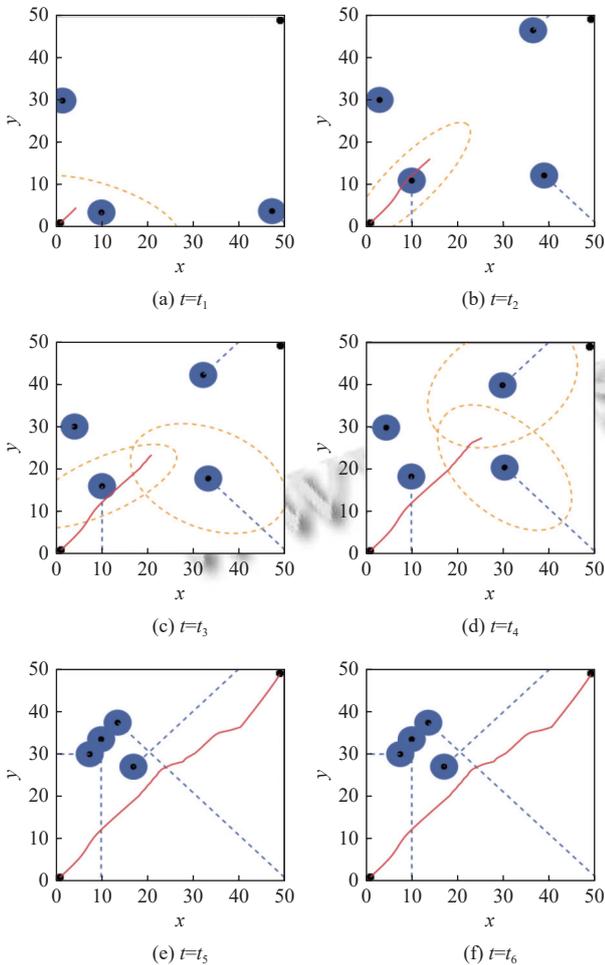


图 12 动态障碍物场景下 GSM-QGA-AESAPF 算法不同时刻规划路径

表 1 为动态障碍物场景下, 3 种算法运行结果的统计分析. 相比于 APF 算法和 FEID-APF 算法, GSM-QGA-AESAPF 算法规划路径距离分别缩短 6.37% 和 9.14%.

表 1 动态障碍物场景下不同算法结果比较

算法	到达目标点	路径长度(单位距离)
APF	是	74.0000
FEID-APT	是	76.7575
GSM-QGA-AESAPF	是	69.2870

表 2 为动态障碍物场景下, 不同数目运动障碍物环境下 3 种算法运行结果的统计分析. 从表 2 中观察可知, 对于其他两种算法, 本文提出的 GSM-QGA-

AESAPF 算法规划距离在不同数目运动障碍物路径规划中均为最短值, 体现了算法在动态障碍物场景下的有效性.

表 2 动态障碍物场景下不同数目运动障碍物路径长度比较(单位距离)

障碍物数量	APF	FEID-APF	GSM-QGA-AESAPF
2	69.1498	72.2268	66.5632
4	74.0000	76.7575	69.2870
6	82.6614	82.2916	74.1864
8	102.6841	99.1558	82.3563
10	125.4829	118.8647	106.7498

4 结论与展望

针对 APF 算法规划路径距离长, 完备性缺失等问题, 在传统斥力场圆形作用域的基础上, 提出一种动态椭圆斥力场作用域, 利用速度修正斥力势场和引力势场函数, 引入 GSM-QGA 修正人工势场法局部最优状态. 仿真结果表明, 在静态障碍物场景下, 当车辆所受合力为 0 时, GSM-QGA-AESAPF 算法在局部最优修正策略的优化下, 能够顺利跳出局部极值, 规划可行路径; 在动态障碍物的场景中, GSM-QGA-AESAPF 算法能够根据障碍物和自车的运动变化, 实时自适应调整障碍物作用域范围, 确保路径规划的平滑性和最优化.

虽然提出的 GSM-QGA-AESAPF 算法能够实现路径规划过程中局部最优逃逸, 但引入的人工势场函数只考虑了速度因素和自车制动距离, 而实际场景则复杂多变; 因此在未来研究中, 可以进一步考虑将其他影响因素融入算法中, 例如车辆的转向约束、障碍物的潜在行为等.

参考文献

- Hu G, Du B, Wei G. HG-SMA: Hierarchical guided slime mould algorithm for smooth path planning. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(9): 9267–9327. [doi: 10.1007/s10462-023-10398-3]
- Zha M, Wang ZW, Feng J, et al. Unmanned vehicle route planning based on improved artificial potential field method. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1453(1): 012059. [doi: 10.1088/1742-6596/1453/1/012059]
- 王锋, 李凯璇, 朱子文, 等. 基于改进 A* 蚁群融合算法的路径规划研究. *火力与指挥控制*, 2024, 49(1): 111–117, 123.
- Erke S, Bin D, Yiming N, et al. An improved A-Star based path planning algorithm for autonomous land vehicles.

- International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(5). [doi: 10.1177/1729881420962263]
- 5 徐兴, 俞旭阳, 赵芸, 等. 基于改进遗传算法的移动机器人全局路径规划. 计算机集成制造系统, 2022, 28(6): 1659–1672.
 - 6 牛秦玉, 董鑫炜, 傅垚. 基于蚁群算法启发式策略改进的AGV路径规划. 计算机集成制造系统. <https://link.cnki.net/urlid/11.5946.tp.20231226.1350.004>. (2023-12-27) [2024-03-18]. [doi: 10.13196/j.cims.2023.0486]
 - 7 Han S, Wang L, Wang YT, *et al.* A dynamically hybrid path planning for unmanned surface vehicles based on non-uniform Theta* and improved dynamic windows approach. Ocean Engineering, 2022, 257: 111655. [doi: 10.1016/j.oceaneng.2022.111655]
 - 8 王旭, 朱其新, 朱永红. 面向二维移动机器人的路径规划算法综述. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 51–66.
 - 9 Jia YJ, Qu LD, Li XQ. Automatic path planning of unmanned combat aerial vehicle based on double-layer coding method with enhanced grey wolf optimizer. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 12257–12314. [doi: 10.1007/s10462-023-10481-9]
 - 10 Wu L, Huang XD, Cui JG, *et al.* Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot. Expert Systems with Applications, 2023, 215: 119410. [doi: 10.1016/j.eswa.2022.119410]
 - 11 Sun YH, Fang M, Su YX. AGV path planning based on improved Dijkstra algorithm. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1746(1): 012052. [doi: 10.1088/1742-6596/1746/1/012052]
 - 12 Fransen K, Van Eekelen J. Efficient path planning for automated guided vehicles using A* (Astar) algorithm incorporating turning costs in search heuristic. International Journal of Production Research, 2023, 61(3): 707–725. [doi: 10.1080/00207543.2021.2015806]
 - 13 Khatib O. The potential field approach and operational space formulation in robot control. Adaptive and Learning Systems: Theory and Applications. Boston: Springer, 1986. 367–377.
 - 14 Ma QL, Li MQ, Huang GH, *et al.* Overtaking path planning for CAV based on improved artificial potential field. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(2): 1611–1622. [doi: 10.1109/TVT.2023.3314860]
 - 15 Xiao M, Zuan L, Song RY, *et al.* Local path planning for unmanned surface vehicle with improved artificial potential field method. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1634(1): 012125. [doi: 10.1088/1742-6596/1634/1/012125]
 - 16 Li HC, Liu WJ, Yang C, *et al.* An optimization-based path planning approach for autonomous vehicles using the DynEFA-artificial potential field. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 7(2): 263–272. [doi: 10.1109/TIV.2021.3123341]
 - 17 Zhang WY, Zeng Y, Wang SF, *et al.* Research on the local path planning of an orchard mowing robot based on an elliptic repulsion scope boundary constraint potential field method. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1184352. [doi: 10.3389/fpls.2023.1184352]
 - 18 Li H, Qin HP, Han ZA, *et al.* Vehicle path planning based on gradient statistical mutation quantum genetic algorithm. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(6): 598–607.
 - 19 曲志坚, 陈宇航, 李盘靖, 等. 基于多算子协同进化的自适应并行量子遗传算法. 电子学报, 2019, 47(2): 266–273.
 - 20 马莹, 王怀晓, 刘贺, 等. 一种新的自适应量子遗传算法研究. 计算机工程与应用, 2018, 54(20): 99–103.
 - 21 Abdulhussien AA, Nasrudin MF, Darwish SM, *et al.* Feature selection method based on quantum inspired genetic algorithm for Arabic signature verification. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2023, 35(3): 141–156. [doi: 10.1016/j.jksuci.2023.02.005]

(校对责编: 王欣欣)