

控制与决策

Control and Decision

基于 σ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划

包汉, 祝海涛, 刘迪

引用本文:

包汉, 祝海涛, 刘迪. 基于 σ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 2861–2870.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划](#)

Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834–1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

[移动机器人运动规划中的深度强化学习方法](#)

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

[基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

[一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

基于 $\pm 3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的 移动机器人路径规划

包 汉¹, 祝海涛^{1,2†}, 刘 迪¹

(1. 哈尔滨工程大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对移动机器人路径规划问题, 提出一种基于正态概率区间分族的家族遗传蚁群融合算法. 首先提出初始种群优化及删除算子解决传统遗传蚁群融合算法中遗传阶段随机生成的初始种群质量低的问题; 然后引入适应度值正态概率区间种群分族机制及家族混合交叉算子, 解决传统遗传蚁群融合算法中易出现未成熟收敛的问题; 最后引入混合变异策略以提高随机变异后生成的路径质量. 将全局路径规划算法与局部路径规划算法-动态窗口算法相结合形成完整移动机器人运动规划. 基于 Matlab 仿真平台与机器人操作系统平台进行实验分析, 结果验证了所提出正态化概率分族遗传蚁群融合算法求解移动机器人路径规划问题的有效性.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 正态概率区间; 融合算法; 动态窗口算法; 机器人操作系统平台

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0745

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 包汉, 祝海涛, 刘迪. 基于 $\pm 3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 2861-2870.

Path planning of mobile robot based on $\pm 3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

BAO Han¹, ZHU Hai-tao^{1,2†}, LIU Di¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;
2. College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: With a focus on the issue of path planning for mobile robots, a genetic ant-colony fusion algorithm is proposed based on $\pm 3\sigma$ normal probability interval. Given the low quality of the initial population randomly generated by the traditional genetic ant-colony fusion algorithm, an initial population optimization and deletion operator is proposed. Because of the premature convergence of the traditional genetic ant-colony fusion algorithm, a population division mechanism with the fitness value of $\pm 3\sigma$ normal probability interval, as well as a family hybrid crossover operator, is proposed. To improve the quality of the generated path after a random mutation, a hybrid mutation strategy is proposed. A global path-planning algorithm and a local path-planning algorithm (the dynamic window method) are combined to form a complete mobile robot motion plan. The experimental analysis using the Matlab simulation platform and the robot operating system (ROS) verifies the effectiveness of the proposed algorithm in paper to solve the path-planning problem of mobile robots.

Keywords: mobile robot; path planning; normal probability interval; fusion algorithm; dynamic window approach; robot operating system

0 引 言

在移动机器人路径规划问题中, 传统遗传算法具备优良的全局路径搜索能力, 但缺乏系统中的反馈信息导致大量冗余迭代, 进而导致局部搜索能力弱、求解效率低^[1-3]. 蚁群算法充分利用了信息素的正反馈

机制, 局部搜索能力较强, 但搜索初期信息素浓度较低, 积累时间较长, 导致求解速度慢, 易收敛于局部最优解导致算法早熟^[4-5]. 两种算法的融合虽然能够取长补短, 但融合算法在遗传算法执行阶段容易出现种群多样性急剧减少、难以再产生更有生命力的新个

收稿日期: 2020-06-12; 修回日期: 2020-10-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51709063).

责任编辑: 誉斌.

†通讯作者. E-mail: zhuhaitao@hrbeu.edu.cn.

体的问题,进而影响融合算法得到全局最优解^[6-8].文献[9]针对移动机器人路径规划算法,提出将遗传算法与蚁群算法相融合,但没有解决遗传算法迭代过程中不能保持种群多样性的问题,只是单纯地将两种算法用到路径规划算法的不同阶段.文献[10]提出一种应用于水下机器人AUV的遗传蚁群路径规划算法,设计子区域划分的方法,减少种群搜索过程,虽然在保持搜索精度的同时降低了路径搜索算法的迭代次数,但初始三维子空间的构建增大了计算范围.文献[11]在遗传蚁群基本融合的基础上,提出将动态遗传算法与蚁群算法相融合并引入动态避障策略,解决了融合算法在机器人运动过程中局部避障的问题,但难以提前设定遗传算法执行阶段中切换交叉方式的指定迭代次数.文献[12]提出混合策略的家族遗传算法,有效解决了传统遗传算法在分类问题中的缺点,但其分族的机制在移动机器人路径规划中存在随机性.

本文在传统遗传蚁群融合算法的基础上,提出一种改进遗传蚁群融合算法——基于 $\pm 3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群融合算法,引入初始种群概率优化及删除算子以提高初始种群质量.将 $\pm 3\sigma$ 正态概率区间分族机制及家族混合交叉算子、混合变异算子应用于融合遗传蚁群算法中,得到移动机器人全局最优路径.全局最优路径与局部路径规划算法DWA结合后形成移动机器人完整的路径规划策略.

1 改进融合算法的全局路径规划

1.1 机器人工作空间描述

在移动机器人路径规划研究中,栅格法是一种有效的工作空间建模方法,其核心思想是将移动机器人的工作环境分割成大小相同的方块^[13-14].根据机器人真实工作环境将方块分为自由运动空间和障碍物空间,分别用白色正方形和黑色正方形表示,边长均为1.如图1所示,忽略机器人的形状,将机器人理想

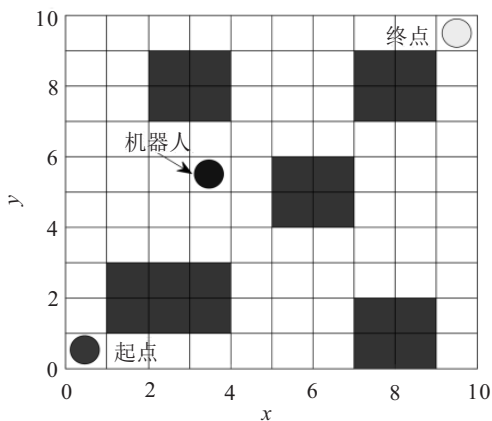


图1 栅格地图

化看作是一个面积小于单个正方形栅格的圆形,并将其真实的移动特点近似映射到栅格工作空间中,得到机器人在当前栅格可以向其他8个邻域移动的方向.

1.2 遗传蚁群融合算法基本原理

遗传算法与蚁群算法相融合,其基本思想是吸取两种算法在求解最优解问题中的优势,克服其各自的劣势,优势互补^[15].使得该算法在求最优解效率上优于遗传算法,在时间效率上优于蚁群算法,是求解效率和时间效率都比较好的一种新的启发式算法.本文将在传统融合算法遗传阶段,提出初始种群概率优化及删除算子与正态化概率种群分族机制,结合混合变异策略生成蚁群初始信息素分布.

1.3 初始种群概率优化及删除算子

第1.1节建立了移动机器人二维移动空间模型,现将二维空间中的节点进行编号.设栅格网络大小为 $M \times M$,即网络行列数均为 M .图2为行列数均为10的栅格地图运动节点标号方式.

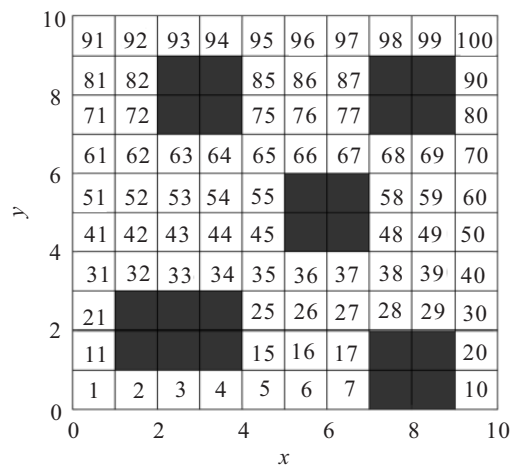


图2 运动节点编号

设方格 X 在栅格地图的第 i 列第 j 行,则通用方格地图的编号为

$$N_x = i + 10(j - 1),$$

$$i \in \{1, 2, \dots, M\}, j \in \{1, 2, \dots, M\}. \quad (1)$$

在基本融合算法初始种群过程中,随机性过强会导致初始种群质量较差,因此在初始种群生成之前引入路径节点概率评估机制.如图3所示,该初始种群概率优化及删除算子具体操作如下:

- 1) 以节点为原点建立四象限坐标系;
- 2) 判断目标点方向后对其进行五邻域搜索;
- 3) 根据搜索到的自由栅格数目和障碍物栅格数目进行节点概率评估,自由栅格概率大的运动节点选择率高,障碍物栅格概率大的运动节点选择率低,如图3中编号为1、2、3、4的机器人所在节点的

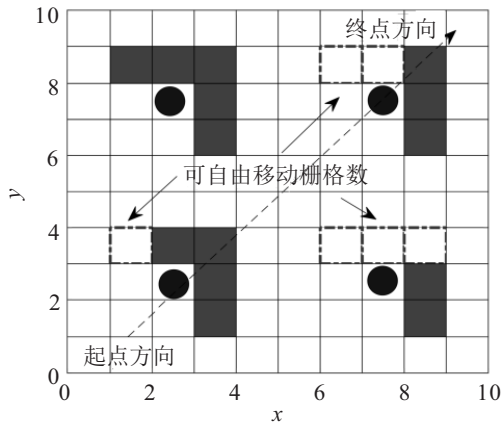


图3 五邻域搜索概率判断

障碍物概率分别为100%、800%、60%、40%;

4) 如果该运动节点障碍物栅格概率为100%, 则引入删除算子删除该运动节点.

以上过程将降低初始种群在单纯随机生成过程中种群质量过低的问题, 能够提高初始种群基因质量且有效降低算法陷入局部极小值点.

1.4 染色体编码与适应度函数设定

1) 染色体编码. 本文采用实数编码方式, 将每条路径经历的节点集合表示成为一条染色体, 种群中每个个体只对应一条染色体. 例如图2编码栅格中 {1, 11, 21, 31, 42, 53, 64, 75, 86, 97, 98, 99, 100} 为一条有效路径染色体, 染色体上的基因代表了路径中的路径节点编码数.

2) 适应度函数设定. 经过优化的初始种群生成后, 需要对每条染色体路径进行评估. 本文将路径规划长度、路径连贯性以及路径平滑度列入染色体适应度评估中. 适应度函数设计如下:

$$\text{fitvalue} = \frac{a}{\text{pathvalue}} + \frac{b}{\text{pathsmooth}}. \quad (2)$$

其中: pathvalue 为路径长度值函数, a 为其权值, pathsmooth 为路径平滑度值函数, b 为其权值.

1.5 种群正态概率区间分族及混合交叉算子

基于文献[12]种群家族化分组交叉算法的思想将种群分成 K 个家族, 在每个家族内部以及族间进行交叉操作. 本文提出一种新的种群适应度值正态概率区间分族混合交叉机制, 也可理解为将种群适应度值从高到低排序, 并按照±3σ 概率分布区间进行分族, 对传统家族遗传算法进行针对性完善.

1) 正态分布和3σ 准则.

一维正态分布概率函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3)$$

其概率密度函数为

$$\int_a^b \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx. \quad (4)$$

其中: σ 为标准差, μ 为均值, x = μ 即为函数的对称轴. 3σ 原则为数值分布在 (μ - σ, μ + σ) 区间中的概率为0.6826, 数值分布在 (μ - 2σ, μ + 2σ) 区间中的概率为0.9544, 数值分布在 (μ - 3σ, μ + 3σ) 区间中的概率为0.9974. 可以认为, f(x) 的取值几乎全部集中在 (μ - 3σ, μ + 3σ) 区间内, 超出该范围的可能性仅占不到0.3%.

2) 种群±3σ 区间分族.

初始种群生成后, 首先采用基于适应度值从小到大的顺序对其进行排序, 利用数学计算分析的方式对其进行正态性检验. 图4为种群适应度值正态性检验, 初始种群数量为200. 选取 Matlab 平台中 Normplot 工具对适应度值进行正态性检测, 判断数据是否符合正态化分布. 结果表明, 数据满足正态化分布, 适应度值可以按照正态概率区间分族.

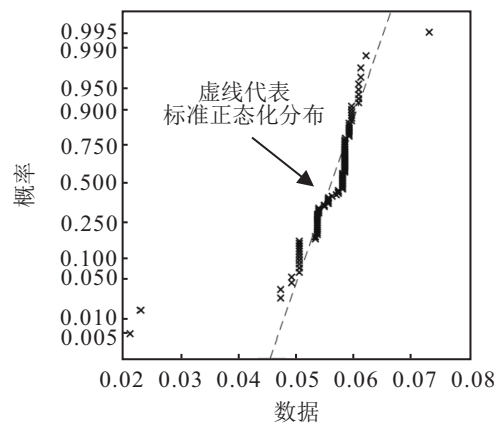


图4 Normplot 数据正态化检验

根据每个区间所占概率, 结合种群数目得到各个区间的具体种群数目, 进而将初始种群分成6个家族. 随着算法的迭代及种群数目的变化, 每一代均按照±3σ 区间分族, 有

$$N_i = P_i \times N, \quad i \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}. \quad (5)$$

其中: N_i 为具体区间种群数目, P_i 为该区间的概率, N 为每一代总的种群数目. 表1为初始种群数目为200的±3σ 区间划分.

表1 初始种群区间划分

区间编号	1	2	3	4	5	6
概率区间	(-3σ, -2σ)	(-2σ, -σ)	(-σ, μ)	(μ, σ)	(σ, 2σ)	(2σ, 3σ)
概率/%	2.5	13.5	34	34	13.5	2.5
种群个数	5	27	68	68	27	5

3) 家族混合交叉算子.

基于±3σ 区间分族, 具体交叉操作分为族内交叉和族间交叉, 两种交叉过程均采用单点交叉方式.

族内交叉:保留家族内的最优个体不作交叉操作;在同一族中随机选择个体进行族内交叉,采取精英保留策略,对父代、子代个体按照适应度函数值排序,择优保留。

族间交叉:设置最大最小迭代次数,当迭代次数小于最大迭代次数,并且种群更新后的最优适应度值不发生变化或者变化率较小时,进行族间交叉操作,随机选择两个不同家族中的最优个体进行交叉操作,在交叉后依然采取精英保留策略。族间交叉的思想控制了交叉个体的海明距离,避免了近亲繁殖,有助于保持种群多样性,避免算法陷入局部极小值。

1.6 混合变异算子

混合变异集成Gaussian变异、Cauchy变异、Levy变异和单点变异这4种变异算子的优势,使其协同工

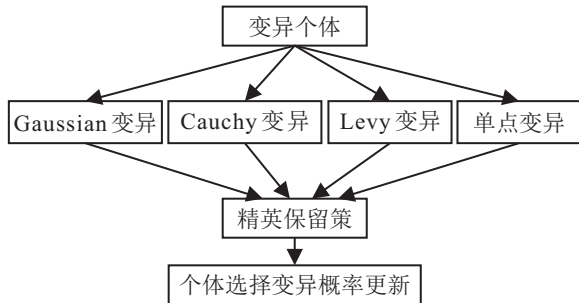


图5 混合变异策略流程

作,初始状态下4种变异算子的选择概率相同,均为0.25。变异操作后执行精英保留策略,若个体变异后的子代优于父代,则升高该个体在相应变异策略概率;若个体变异后子适应度值低于父代,则降低该个体在相应变异策略的概率;最后在每次种群变异操作后更新4种变异方式的概率。混合变异策略流程如图5所示。

1.7 迭代过程中正态化分布判断机制

由于算法中种群交叉与变异操作迭代次数较多,应对算法迭代过程中种群适应度值进行正态性检测,判断数据是否依然满足正态化分布及其分布质量是否较好。利用中位数、众数、均值三者绝对值差值作为目标函数监控正态化结果,根据多次仿真观测结果得出差值阈值为0.05。

当数据正态化质量较低、差值阈值大于0.05时,结束正态概率区间分组,如果已收敛到最优解,则输出并执行最优路径,否则转入随机交叉与变异算法,但实行精英保留策略。图6给出了初始种群数量为200,最大迭代次数为100的改进融合算法第5代、10代、20代、30代、40代和50代正态化监控结果,除去特殊值,基本符合正态概率分布。根据式(2),设置适应度函数的参数权重 a 、 b 分别为2和8。

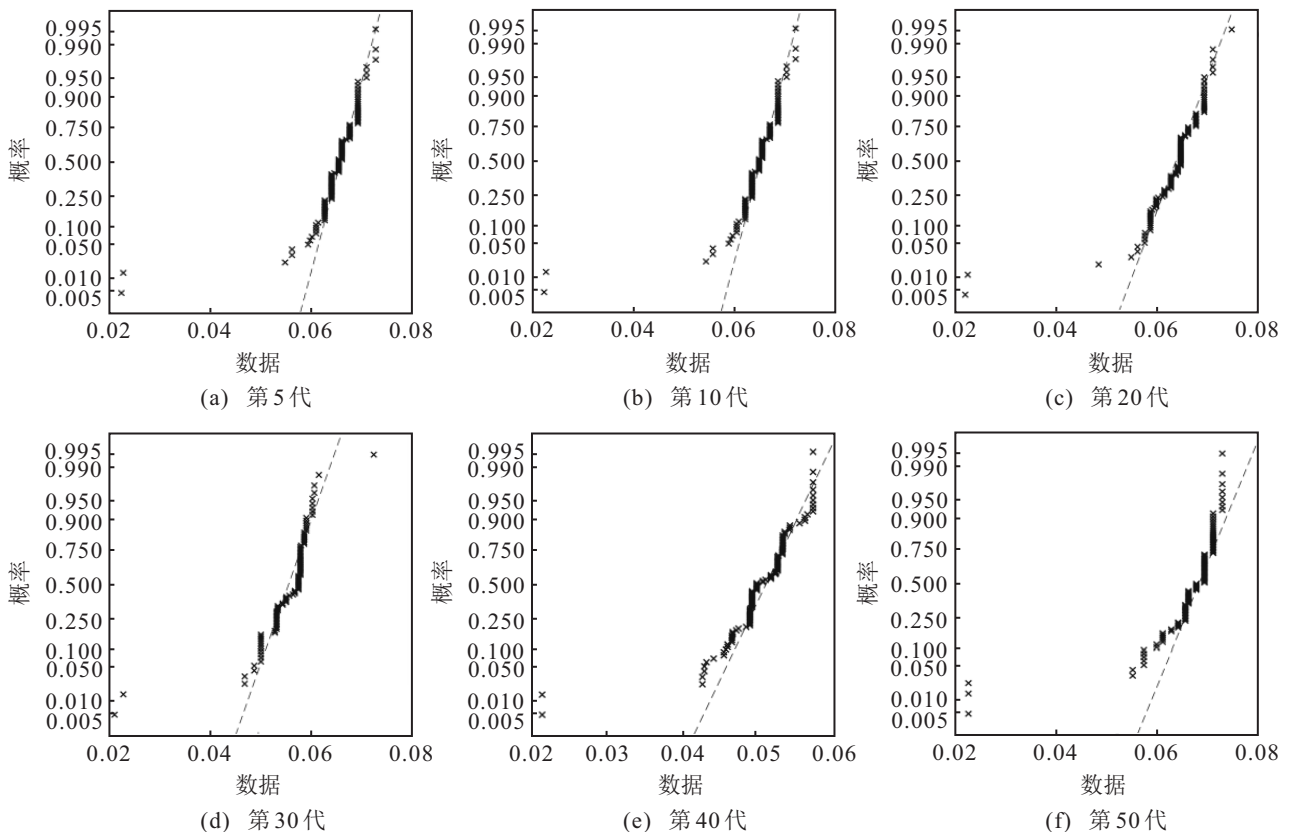


图6 种群适应度值正态判断

1.8 蚁群算法收敛过程

本文提出的改进遗传蚁群融合算法中,蚁群算法部分采用最大-最小蚂蚁算法,可以在防止算法过早停滞及有效性方面有所提升,过程如下。

1)信息素初始设置为

$$\tau_s = \tau_c + \tau_G. \quad (6)$$

其中: τ_s 为初始信息素设置, τ_c 为最大-最小蚂蚁算法中的 τ_{\min} , τ_G 为遗传算法求解结果转化的信息素值。

2)信息素更新模型.采用蚁周模型进行信息素更新,即只有最短路径的蚂蚁才进行信息素修改增加,所有路径的轨迹更新方程为

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum \Delta\tau_{ij}^k(t). \quad (7)$$

其中: $\tau_{ij}(t)$ 为路径 (i, j) 在时刻 t 的信息素轨迹强度; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 M 在路径 (i, j) 上留下的单位长度轨迹信息素数量; ρ 为轨迹持久性, $0 \leq \rho < 1$,将 $(1 - \rho)$ 理解为轨迹衰减度。

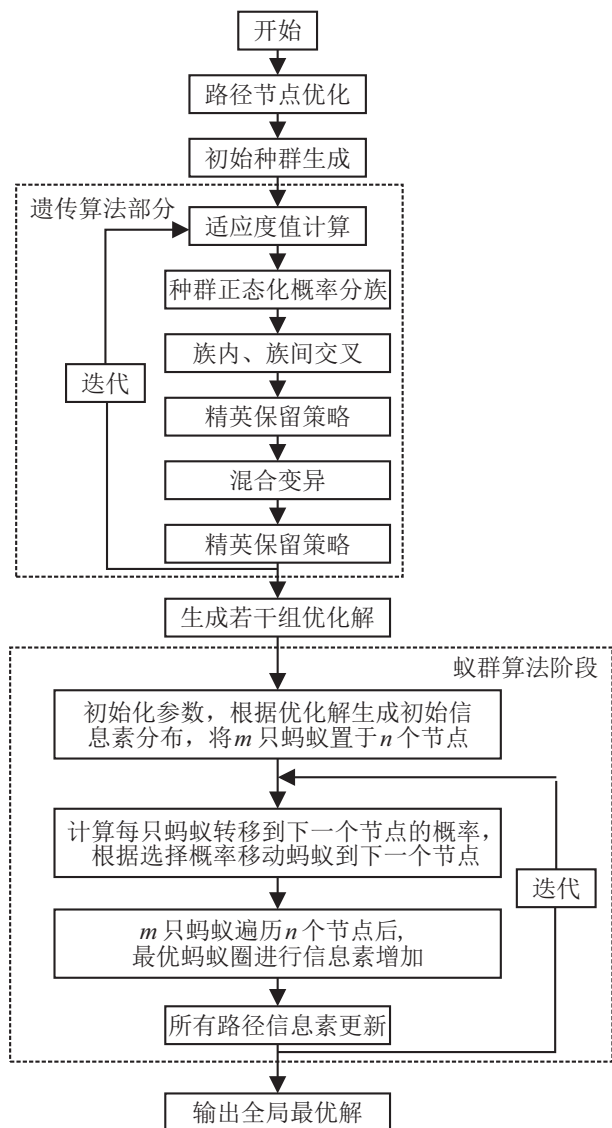


图 7 改进融合算法流程

3)信息素更新模型.基于文献[11]的评估策略,进行遗传蚁群最佳融合点评估。

改进融合算法流程如图7所示。

2 局部路径规划算法

移动机器人完整的运动规划由路径规划与轨迹规划共同组成,在地图已知及全局路径规划完成后,需要与局部路径规划算法相结合生成机器人的完整轨迹^[16-18].机器人局部路径规划方法较多,ROS系统中通常采取动态窗口法(DWA).DWA算法在速度空间 (v, ω) 中采样多组速度,并模拟机器人在这些速度下一定采样时间内的轨迹.得到多组轨迹后对轨迹进行评价,选取最优轨迹对应的速度驱动机器人运动。

2.1 移动机器人运动模型

本文采用两轮差分移动机器人,其轨迹是一段一段的圆弧或直线(旋转速度为0时,一对 (v_t, ω_t) 代表一个圆弧轨迹).该移动机器人不能纵向移动,只能前进和旋转.计算机器人轨迹时,先考虑两个相邻时刻,由于机器人相邻时刻(传感器融合周期内)运动距离较短,可以将两相邻点之间的运动轨迹看作直线,即沿机器人坐标系 x 轴移动了 $v_t \cdot \Delta t$.可将该段距离分别投影在世界坐标系 x 轴和 y 轴上得到 $t - 1$ 时刻相对于 t 时刻机器人在全局坐标系中坐标移动的位移 $\Delta x, \Delta y$,有

$$\begin{cases} \Delta x = v_t \cdot \Delta t \cos \theta_t, \\ \Delta y = v_t \cdot \Delta t \sin \theta_t. \end{cases} \quad (8)$$

图8为移动机器人运动方向分析,其中 θ_t 为 t 时刻移动机器人前进方向与 x 轴夹角.利用下式将这段时间位移增量累计求和得到移动机器人一段时间内的轨迹运动模型:

$$\begin{cases} x_t = x_{t-1} + v_{t-1} \cdot \Delta t \cos(\theta_t), \\ y_t = y_{t-1} + v_{t-1} \cdot \Delta t \sin(\theta_t), \\ \theta_t = \theta_{t-1} + \omega_{t-1} \cdot \Delta t. \end{cases} \quad (9)$$

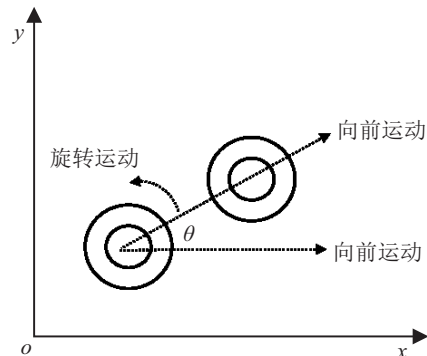


图 8 机器人运动方向分析

2.2 速度采样

机器人的轨迹运动模型产生后,根据速度可以推算出轨迹,因此只需采样很多速度,分别推算轨迹后评价产生轨迹的好坏即可.在速度 (v_t, ω_t) 的二维空间中,存在无穷多组速度,但是根据机器人本身的限制和环境限制可以将采样速度控制在一定范围内.

2.3 评价函数

在采样的速度组中,由于若干组轨迹是可行的,采用评价函数的方式对每条轨迹进行评价,设置评价函数如下:

$$G(v, w) = \delta\alpha \cdot \text{heading}(v, w) + \delta\beta \cdot \text{dist}(v, w) + \delta\gamma \cdot \text{velocity}(v, w). \quad (10)$$

其中: $\text{heading}(v, \omega)$ 为方位角评价函数, $\text{dist}(v, \omega)$ 为空隙评价函数, $\text{velocity}(v, \omega)$ 为速度评价函数, $\delta, \alpha, \beta, \gamma$ 为设置数据归一化的参数.

3 仿真分析

3.1 全局路径规划仿真分析

为验证改进遗传算法的有效性,利用 Matlab R2018a 仿真平台对基于基本遗传蚁群融合算法和本文提出的改进遗传蚁群融合算法的移动机器人路径规划进行仿真实验,在2组不同的栅格地图中对两种融合算法进行仿真验证及对比,栅格地图的正方形方格边长为1m.

在尺寸为 20×20 的栅格地图中,设置初始种群数量为200,最大迭代次数为100,最小迭代次数为50.设置蚁群算法阶段信息素蒸发系数 Rho 为0.5,信息素增加强度系数 Q 为1000,表征信息素重要程度参数为1,表征启发式因子重要程度参数为5,轨迹持久性 ρ 为0.8.两种融合算法路径轨迹对比如图9所示.

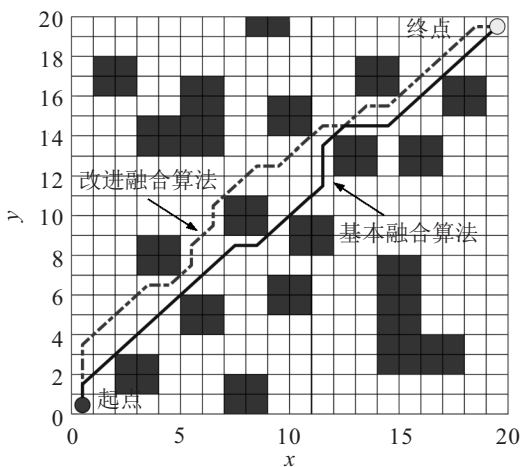


图9 融合算法仿真路径对比(20 × 20)

由图9可知,改进融合算法在该地图中规划的全局路径相对于基本融合算法在路径的转折点次数及

路径节点的选择上使得全局路径平滑度较高.由图10可知,改进融合算法在最小路径长度上优于基本融合算法,融合算法的最小路径长度在种群20代之后产生震荡,这是由于正态化概率分族与混合交叉产生了种群多样性变化,随后快速收敛达到最小路径值.20 × 20地图路径规划仿真结果如表2所示.

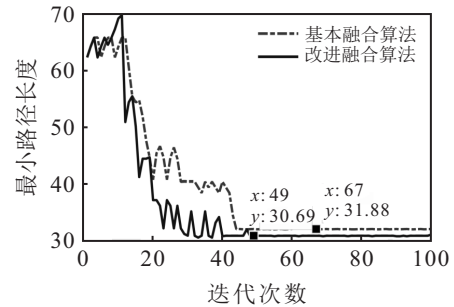


图10 融合算法最优解进化对比(20 × 20)

表2 20 × 20地图仿真结果

算法	实验次数	路径规划平均时间	最优路径长度
基本融合算法	10	9.91	31.88
改进融合算法	10	11.40	30.69

基于上述仿真结果,为进一步验证所提出改进遗传蚁群融合算法全局路径规划的实效性,设置如图11所示的尺寸为 30×30 、障碍物种类和形状更加复杂的栅格地图,仿真参数设置不变.两种融合算法的全局路径对比见图11.

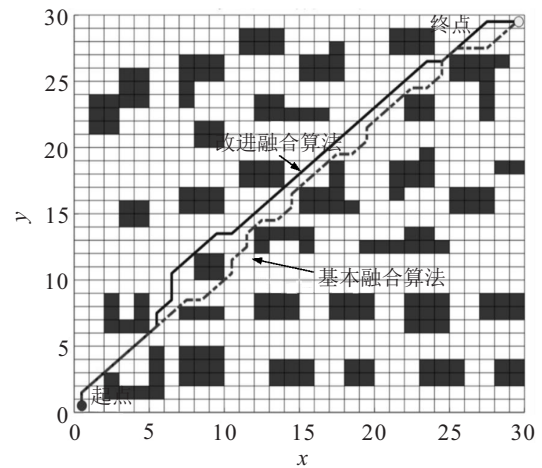


图11 融合算法仿真路径对比(30 × 30)

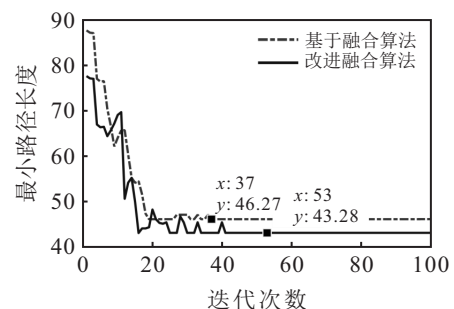


图12 融合算法最优解进化对比(30 × 30)

由图11可知,改进融合算法在该地图中规划的全局路径相对于基本融合算法质量更高. 由于初始种群优化及种群多样化的原因,算法以有利于生成局部极小值节点的概率下降,体现在路径的平滑度较高. 由图12可知,虽然基本融合算法收敛速度较快,

但改进融合算法在最小路径长度上优于基本融合算法,改进融合算法种群30代之后产生震荡,这是由于正态化概率分族混合交叉产生的种群多样性变化,随后快速收敛达到最小路径值. 30×30 地图路径规划仿真结果如表3所示.

表3 30×30 地图仿真结果

算法	实验次数	路径规划平均时间	最优路径长度
基本融合算法	10	16.67	46.27
改进融合算法	10	17.46	43.28

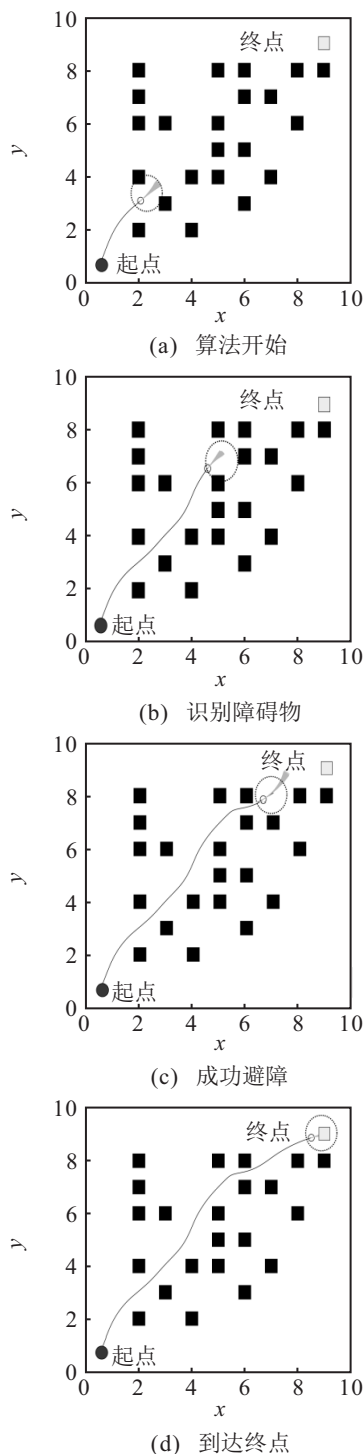


图13 局部路径规划算法仿真

3.2 局部路径规划仿真分析

基于 Matlab R2018a 仿真平台,对DWA局部路径规划算法进行初始化参数设置,设置机器人起点与终点坐标分别为(0,0)、(9,9),机器人最高速度为1m/s,最高角速度为20 rad/s,加速度 0.2 m/s^2 ,角加速度为 50 rad/s^2 . 算法评价函数的参数设置如下:方位角参数为0.05,空隙参数为0.2,速度参数为0.1,避障距离为0.3 m. 仿真过程如图13所示.

仿真结果表明,在全局地图障碍物未知的情况下,可以通过DWA局部路径规划方法实现有效的避障,在改进融合算法移动机器人全局路径规划的基础上,结合DWA局部路径规划方法,使得移动机器人的运动轨迹跟踪全局路径规划所得到的路径,并且可以在未知障碍物的地图中实现有效避障.

4 实验分析

通过实验进一步验证改进遗传蚁群融合算法及DWA局部路径规划算法的实用性. 基于 Ubuntu 主机与树莓派3B/ROS系统,实验流程如图14所示.

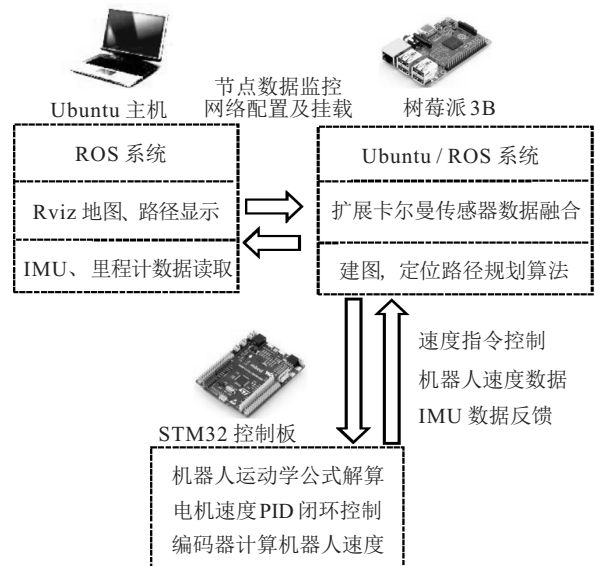


图14 实验流程

Ubuntu 主机挂载树莓派进行上位机 Rviz 显示界面监控机器人位置、速度以及实际全局路径与局部路径,树莓派 3B 运行建图、定位及路径规划算法,下位机采用 STM32F103RCT6 单片机,针对来自上位机的指令根据机器人的运动学模型,生成相应的电机驱动信号,驱动机器人移动,并向上位机发送 IMU 数

据. 在Hibot差分轮式移动机器人平台上进行实验,如图15所示. 选取合适的实验场景摆放障碍物,搭建实验环境,如图16所示. 利用激光SLAM (simultaneous localization and mapping) 建图的方式进行全局地图构建.

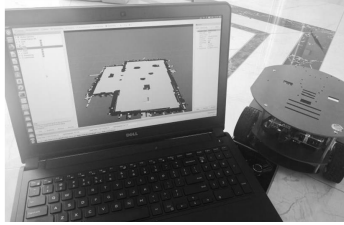
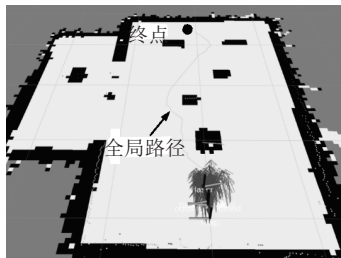


图15 Hibot差分轮式移动机器人实验平台

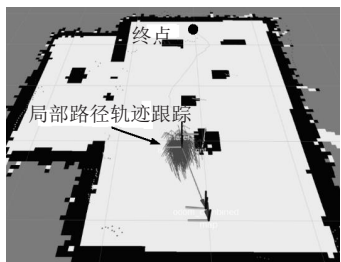


图16 实验场景

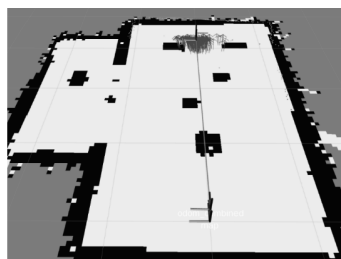
在ROS系统可视化工具Rviz的界面下显示激光SLAM所建的全局地图,将移动机器人置于建图的起点. 在全局地图上设置终点位置,实验过程及结果分析如图17~图19所示.



(a) 起点位置

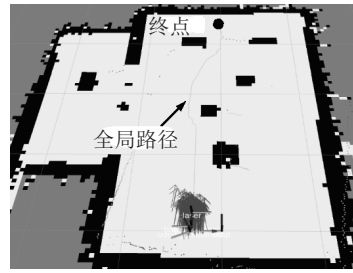


(b) 移动过程

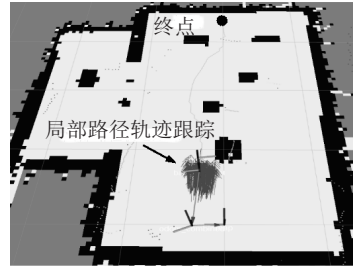


(c) 到达终点

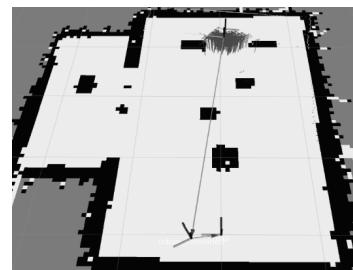
图17 基本融合算法路径规划实验



(a) 起点位置



(b) 移动过程



(c) 到达终点

图18 改进融合算法路径规划实验

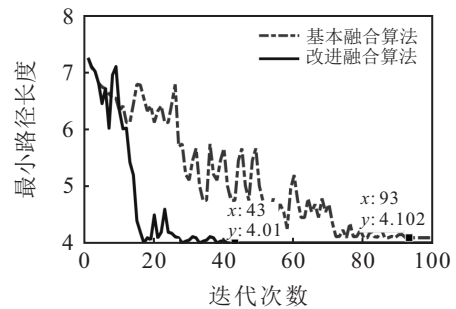


图19 融合算法最优解进化对比

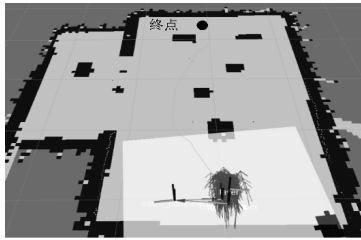
图17和图18中机器人附近较多的箭头代表利用粒子滤波对移动机器人进行蒙特卡洛定位,每个箭头均代表位置传感器. 初始时众多箭头是分散的,随着机器人位置变化,大量箭头聚集,代表定位算法收敛,机器人确切的位置能够被推算出来. 由图17和图18可见,改进的遗传蚁群融合算法在路径平滑度、实际轨迹长度与运行时间上相比基本融合算法均有较明显的改善. 由图19可见,改进的遗传蚁群融合算法在收敛速度上相比基本遗传蚁群算法也有较明显的改善. 上述实验数据结果如表4所示.

改进遗传蚁群融合算法的移动机器人在未知环境中动态避障实验如图20所示. 在已知的地图中加

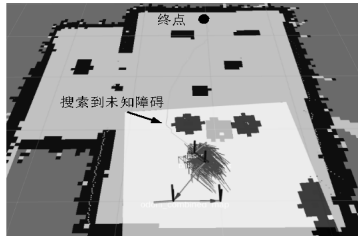
表4 算法实验结果对比

算法	实验次数	到达终点平均时间	最优路径长度
基本融合算法	10	18.77	4.10
改进融合算法	10	17.46	4.01

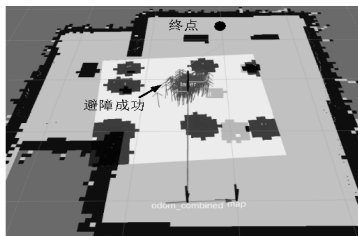
入机器人未知的静态、动态障碍物,进行动态路径规划实验.移动机器人在已知地图起点处搜索已知地图障碍物后进行全局路径规划,此过程中激光雷达检测到未知障碍物后,移动机器人调整规划全局路径与局部路径,成功避障并到达终点.



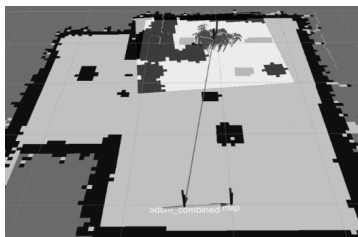
(a) 起点位置



(b) 未知障碍搜索



(c) 动态避障



(d) 到达终点

图20 设置未知障碍物的改进融合算法实验

5 结论

本文使用初始种群概率优化及删除算子,对初始路径节点进行概率分析,删除了目标点方向5邻域内均为障碍物的节点.结果表明,该概率优化及删除算子有效克服了传统遗传蚁群算法随机生成种群导致初始种群质量较差的缺点,并有效删除少量可能会导

致算法陷入局部极小值的路径节点,间接避免了算法早熟.所提出的种群正态概率区间 $\pm 3\sigma$ 分族混合交叉算子,合理地将种群适应度值按照正态概率区间分成不同族,并进行族内与族间交叉操作,避免了传统家族遗传算法思想中分族的随机性.结果表明,该分族交叉方式虽然使得迭代过程中产生震荡导致收敛速度减缓,但可以有效提高种群多样性.将全局路径规划算法与DWA局部路径规划算法相结合形成完整移动机器人运动规划.基于Matlab仿真平台与机器人操作系统平台进行仿真与实验分析,结果表明,使用本文改进融合算法进行路径规划,移动机器人的实际行驶时间减少,实际行驶轨迹长度降低.在机器人已知地图中加入未知障碍物,实验结果表明,移动机器人可以有效地搜索并避开未知障碍物,显著提高了移动机器人行驶的安全性,验证了该改进融合算法求解移动机器人路径规划问题的有效性.

参考文献(References)

- [1] 张毅, 权浩, 文家富. 基于独狼蚁群混合算法的移动机器人路径规划[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2020, 48(1): 127-132.
(Zhang Y, Quan H, Wen J F. Mobile robot path planning based on the wolf ant colony hybrid algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science & Technology: Natural Science Edition, 2020, 48(1): 127-132.)
- [2] 姚楠. 基于遗传算法和蚁群算法融合的在线测评系统[J]. 电子技术与软件工程, 2019(14): 146-147.
(Yao N. Online evaluation system based on the fusion of genetic algorithm and ant colony algorithm[J]. Application of Computer Technology, 2019(14): 146-147.)
- [3] 张强, 陈兵奎, 刘小雍, 等. 基于改进势场蚁群算法的移动机器人最优路径规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 23-32.
(Zhang Q, Chen B K, Liu X Y, et al. Optimal path planning of mobile robot based on improved potential field ant colony algorithm[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 23-32.)
- [4] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
(Jiang M, Wang F, Ge Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 113-121.)
- [5] 刘二辉, 姚锡凡, 刘敏, 等. 基于改进灰狼优化算法的自动导引小车路径规划及其实现原型平台[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(11): 2779-2791.

- (Liu E H, Yao X F, Liu M, et al. AGV path planning based on improved grey wolf optimization algorithm and its implementation prototype platform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(11): 2779-2791.)
- [6] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在TSP优化中的应用[J]. 控制与决策, 2018, 33(2): 219-225. (He Q, Wu Y L, Xu T W. Application of improved genetic simulated annealing algorithm in TSP optimization[J]. Control and Decision, 2018, 33(2): 219-225.)
- [7] Paden B, Cap M, Yong S Z, et al. A survey of motion planning and control techniques for self-driving urban vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2016, 1(1): 33-55.
- [8] Wu M H, Chen E K, Shi Q Q, et al. Path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm[C]. Chinese Automation Congress. Ji'nan: IEEE, 2017: 6696-6700.
- [9] 魏彤, 龙琛. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(4): 703-711. (Wei T, Long C. Path planning for mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703-711.)
- [10] 潘昕, 吴旭升, 侯新国, 等. 基于遗传蚂蚁混合算法的AUV全局路径规划[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2017, 45(5): 45-49. (Pan X, Wu X S, Hou X G, et al. Global path planning based on genet-ant hybrid algorithm for AUV[J]. Journal Huazhong University of Science & Technology: Natural Science Edition, 2017, 45(5): 45-49.)
- [11] 李郁峰, 李魁武, 潘玉田, 等. 基于遗传蚁群动态融合的地面自主作战机器人路径规划[J]. 火炮发射与控制学报, 2019, 40(4): 42-46. (Li Y F, Li K W, Pan Y T, et al. A dynamic fusion algorithm of path planning based on genetic and ant colony for ground autonomous combat robo[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2019, 40(4): 42-46.)
- [12] 董红斌, 丁蕊, 印桂生, 等. 一种混合策略的家族遗传分类算法[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(9): 60-63. (Dong H B, Ding R, Yin G S, et al. A strategy-mixed race genetic algorithm for classification[J]. Computer Engineering & Science, 2009, 31(9): 60-63.)
- [13] Gong Z H, Shan Y X, Deng Y Q, et al. Balance mechanism design for the fusion of pure pursuit and PI tracking control[C]. Chinese Automation Congress (CAC). Xi'an: IEEE, 2018: 3149-3152.
- [14] Alia C, Gilles T, Reing T, et al. Local trajectory planning and tracking of autonomous vehicles, using clothoid tentacles method[C]. Intelligent Vehicles Symposium. Senvl: IEEE, 2015: 674-679.
- [15] Xu W D, Wei J Q, Dolan J M, et al. A real-time motion planner with trajectory optimization for autonomous vehicles[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul: IEEE, 2012: 2061-2067.
- [16] 赵晓, 王铮, 黄程侃, 等. 基于改进A*算法的机器人路径规划[J]. 机器人, 2018, 40(6): 903-910. (Zhao X, Wang Z, Huang C K, et al. Path planning of mobile robot based on improved A* algorithm[J]. Robot, 2018, 40(6): 903-910.)
- [17] 周慧子, 胡学敏, 陈龙, 等. 面向自动驾驶的动态路径规划避障算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(3): 883-888. (Zhou H Z, Hu X M, Chen L, et al. Dynamic path planning obstacle avoidance algorithm for autonomous driving[J]. J of Computer Application, 2017, 37(3): 883-888.)
- [18] Mac T T, Copot C, Tran D T, et al. Heuristic approaches in robot path planning: A survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 86: 13-28.

作者简介

包汉(1993—),男,博士生,从事水下仿生机器人运动规划与控制的研究, E-mail: baohan@hrbeu.edu.cn;

祝海涛(1968—),男,教授,博士生导师,从事水下机器人技术、虚拟仿真技术、计算机集成制造技术等研究, E-mail: zhuhaitao@hrbeu.edu.cn;

刘迪(1985—),男,博士生,从事水下机器人高分子材料、耐压结构的研究, E-mail: ldisgod@hrbeu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)