

移动机器人全局路径规划算法综述



王梓强¹ 胡晓光² 李晓筱¹ 杜卓群¹

1 中国人民公安大学信息网络安全学院 北京 100038

2 中国人民公安大学侦查学院 北京 100038

(gadxiwang2019@foxmail.com)

摘要 全局路径规划是移动机器人室外工作的关键技术,全局路径规划相关算法主要应用于地理场景预知的室外环境中,机器人面对复杂多变的室外环境,通过对算法的优化改进来提高机器人路径规划的实时避障性、路径平滑性、规划有效性就成为了全局路径规划算法的核心研究内容。首先根据算法的智能程度,将移动机器人的全局路径规划算法分为传统全局路径规划算法和仿生智能全局路径规划算法,并深入阐述了实际应用更为广泛的多目标路径规划算法,然后介绍了当前每种算法的几种典型的优化改进方法,并对其优化改进后的算法的优缺点进行了分析总结,最后对全局路径规划算法的未来发展趋势进行了展望,指出全局路径规划算法将向优化已有常规算法路径规划的性能、多种算法优势融合、复杂环境中动态避障、适应多样化环境的地图表示方法这4方面发展。

关键词: 移动机器人;全局路径规划;传统算法;仿生智能算法;多目标路径规划

中图法分类号 TP242

Overview of Global Path Planning Algorithms for Mobile Robots

WANG Zi-qiang¹, HU Xiao-guang², LI Xiao-xiao¹ and DU Zhuo-qun¹

1 School of Information and Network Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

2 School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

Abstract Global path planning is the key technology of mobile robot outdoor work, and global path planning algorithm is mainly used in geographical scenarios to predict the outdoor environment. In the face of the complex outdoor environment, the robot optimizes the algorithm to improve real-time obstacle avoidance of robot path planning, path smoothness, planning effectiveness, which has become the core content in the research of global path planning algorithm. Depending on the degree of intelligent algorithm, the global path planning algorithm for mobile robot is divided into traditional global path planning algorithm and the bionic intelligent global path planning algorithm. Then, this paper further expounds the current practical multi-objective path planning algorithm, introduces several typical optimizations of each algorithm, and summarizes and analyzes the advantages and disadvantages of the improved algorithm. Finally, this paper discusses the future development trend of global path algorithm, and points out four aspects of future research and development, which are optimizing the performance of the conventional algorithm for path planning, various existing algorithms advantage integration, complex environment dynamic obstacle avoidance and improving map representation methods adapting to diverse environment.

Keywords Mobile robot, Global path planning, Traditional algorithm, Bionic intelligent algorithm, Multi-objective path planning

1 引言

关于机器人的研究目前已经取得很大程度的进展,作为“人工智能”研究领域的前沿,广为人知的无人车^[1]、无人机^[2]和水下机器人^[3]已得到了广泛应用。在较稳定的特定的室外环境中,移动机器人可替代人工进行繁重的巡逻和监控任务,从而提高工作效率并解放人力资源,其研究的核心内容就是

如何提高机器人路径规划的平滑性和鲁棒性,在室外环境中保证规划出正确稳定的行进路线^[4-5]。在动态环境中机器人的寻找路径为“地图感知—全局规划—局部建模—局部规划—到达终点”^[6]。由于室外环境中场景范围广阔、要素较多且光照环境相对复杂,因此机器人无法对整体环境进行预构图,而是主要依赖于已知的数字地图,并根据路网模型以及环境信息规划路线,即机器人根据预知的全局路网模型及环境

到稿日期:2020-07-19 返修日期:2021-01-26 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:中国人民公安大学专项项目(2020JWCX08);上海市现场物证重点实验室开放课题基金(2020XCWZK05);国家重点研究计划项目

This work was supported by the Special Project of People's Public Security University of China(2020JWCX08), Opening Project of Shanghai Key Laboratory of Crime Scene Evidence(2020XCWZK05) and National Key Research and Development Program of China.

通信作者:胡晓光(michael.hu.07@foxmail.com)

信息,在全区域地图上使用全局路径规划算法获得全局最优或者较优的路径,在向目标点行进的过程中依靠自身的传感器实时探测周围的环境信息,同时建立相对稳定的局部区域二维地图模型,使用局部路径规划算法规划出一条局部路径使移动机器人进行局部区域的避障,从而使移动机器人能够在真实的场景环境下向目标点安全平稳地行进^[7]。

地图表示方法指在地图环境构建过程中所选用的表达制图环境特征的基本方法^[8]。机器人在规划地图路径的同时,不仅要实时明确自身位置,还需要对现有地图进行增量式更新,导致不同的地图表示方法可能会对机器人的性能表现以及所规划的路径质量产生很大的影响。在构建二维平面可视图时常用的地图表示方法有栅格表示、几何表示和拓扑表示^[9]。栅格图将全局环境划分为大小一致的正方形栅格,每个栅格都会根据机器人的感知结果标明是否有障碍物存在,其易于维护,自定位和路径规划简单明了,但是当为了提高精确率而增加栅格图数量时,会使得运算量呈指数增加;几何特征图则根据全局环境的特征,将其抽象简化为用线段表示的几何图形来表示环境,由于只采用抽象的几何特征描述必要的地图环境,因此减少了相当大的计算量,但是在较广阔的环境中难以保证地图的精度;拓扑地图抽象度高,用节点来表示全局环境中不同的地点以及相对位置,地点之间的连通路程则用连接节点的线段表示,所需的存储空间较小,因此计算效率高且利于较大范围的地图表示,缺点是无法精确地给出拓扑节点位置,自身位置容易产生累计误差。一般来说,传统算法大多采用单一的栅格图或者几何特征图来进行地图表示,而仿生智能算法通常会根据改进策略使用不同的地图来表示,根据实验环境的需要以及各地图表示方法的优缺点,合理选取地图表示方法也很重要。

全局路径规划目前主要应用于相对稳定的环境,对机器人自身的传感器设备依赖性较低,鲁适性较高。如图 1 所示,本文阐述了从传统到仿生智能的各种用于全局路径规划的典型算法的基本原理,以及其在机器人全局规划系统中的应用现状,并重点对这些算法进行了对比与评价,选取国内外近期发表的关于全局路径规划算法研究的高水平文献进行归纳总结,并展望了未来可能的发展方向。

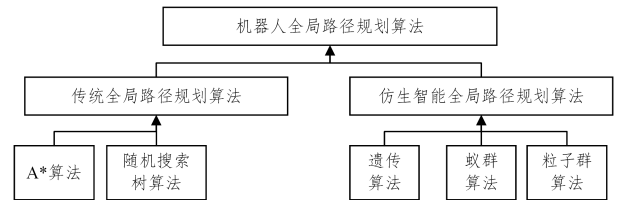


图 1 全局路径规划算法
Fig. 1 Global path planning algorithm

2 传统全局路径规划算法

2.1 A* 算法

A* 算法目前主要用于在静态地图环境中求解最短路径,因为其属于遍历的确定性搜索方式,搜索过程直观简洁,所以是解决地图环境预知的情况下全局路径搜索问题的典型算法。A* 算法是由最佳优先搜索(Best First Search,BFS)算法

和常规方法 Dijkstra 算法组合形成的,不仅提高了路径搜索的效率,还能准确地找到一条最短路径^[10]。其成本函数定义为 $f(x)=g(x)+h(x)$,其中 $f(x)$ 是从起点到目标点的成本估计, $g(x)$ 是起点到达中间点的实际成本, $h(x)$ 是中间点到目标点的估计距离。其基本原理是从起点开始不断向目标点的方向遍历起点周围邻近的点,同时记录每一个已知搜索点,然后遍历已经遍历过的点邻近的点,反复循环,直到搜索到目标点后停止,再从目标点回到起点,并根据成本函数规划得到代价最小的最优路径。机器人向四方移动的情况下则采用 Manhattan 距离作为成本函数^[11],起点为 (x_s, y_s) ,中间点为 (x_n, y_n) ,目标点为 (x_t, y_t) ,如图 2 所示。

$|g(x)|=|x_s-x_n|+|y_s-y_n|$

(1)

$|h(x)|=|x_t-x_n|+|y_t-y_n|$

(2)

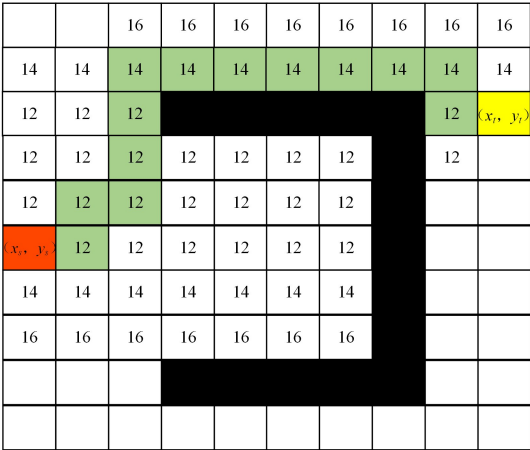


图 2 A* 算法路径规划示意图
Fig. 2 A* algorithm path planning diagram

A* 算法能够使移动机器人准确地找到最优路径,但其需要对经过的节点周围进行遍历搜索和选择最小路径成本,因此计算量大、实时性差、运算时间长,而且随着所经过的节点的增多,算法搜索效率降低。同样基于遍历搜索算法自身的性质,A* 算法采用栅格图作为地图表示方法,使得其路径平滑性较差,转折点过多^[12],下文所引用的文献均是采用栅格图做地图表示。

Wang 等^[13]通过改变 A* 算法中成本函数的权重比例来平衡 $g(x)$ 和 $h(x)$ 对算法寻找路径的影响,并改进路径生成策略来减少路径拐点和冗余点,改进后的算法通过对 BFS 算法和 Dijkstra 算法的权重进行动态调整,使得机器人能在较短的时间内找到最优路径,并且得到的路径也相对平滑。

Zhou 等^[14]使用图形用户界面(Graphical User Interface, GUI)来对比研究几种全局路径规划算法的路径长度、稳定性和收敛速度,使用改进的自适应轨迹跟踪控制对 A* 算法运动轨迹进行跟踪,将其与 3 种随机性搜索算法进行对比,发现确定性搜索的 A* 算法在复杂环境中的综合表现最好,这说明动态的全局路径规划算法策略应偏向于确定性算法。

Gurugi 等^[15]为了有效缩短 A* 算法的计算时间,提出了一种时间效率 A* 算法的改进算法,该改进的 A* 算法在碰撞阶段前确定启发式函数的值,而不是初始化阶段,且处理效率较高,该改进算法减少了 A* 算法对每一个相邻区域的值进

行检查的环节,通过牺牲较小的路径长度来较大幅度地提高路径规划的实时性,但其路径转折点较多,难以符合类车机器人在实际行驶过程中的运动学约束条件。

Zheng 等^[16]将改进后的 A* 算法应用到自动导航车(Automatic Navigation Vehicle, AGV)的路径规划中,为了提高自动导航车搜寻最优路径的有效性和减少搜索最优路径的时间,基于 A* 算法使用跳点搜索的特点来提高节点搜索有效性和搜索速度,并添加角度评估函数到 A* 算法的成本函数中,这使得搜寻的路径与原 A* 算法所得路径相比拐点数量最少,充分考虑了移动机器人的运动规律。这种改进方法比文献[15]中的方法更具有实用性,自动导航车不仅能快速地找到最优路径,并且其路径搜索速度比传统 A* 算法更快。

由于 A* 算法难以满足室外动态环境的问题,Cheng 等^[17]提出结合了改进 A* 算法和动态窗口法(Dynamic Window Method, DWM)优点的能够满足机器人动态避障要求的全局路径规划方法,构建了一种融合了 Manhattan 和 Euclidean 距离的多项式启发函数,然后针对最优路径根据测量指标设计了新的评价函数,并采用动态窗口法在机器人行进过程中实现了实时的局部区域避障。该算法可以使移动机器人规划出一条平滑性较好的全局最优路径,并且顺利避开局部区域的移动障碍物,但是因为函数计算复杂,计算量随空间维数的增加呈指数增加,所以在室外高维度环境中存在实时差,无法用于无人机、水下无人船的全局路径规划。

Chen 等^[18]在无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)路径规划导航中基于切割平面法创造性地提出了交叉积改进 A* 算法(Cross Product Optimization A* Algorithm, CP-A*),将三维空间简化为平面空间进行处理,并对 A* 算法中的 $h(x)$ 函数进行重新定义,以当前节点、可选节点、目标节点为端点建立锐角 θ ,在原有 $h(x)$ 函数中加入交叉积 $\cos\theta$ 构成新的函数 $h_1(x)$,交叉积 $\cos\theta$ 的值越大,可选节点的成本函数就越大,以此来限制 A* 算法的选择方向,减少非必要的路径节点扩展。该改进方法能够有效提高无人机路径搜索效率,但在存在大量连续障碍物的飞行环境中,简单地以交叉积来限制算法的节点选择易使路径的有效性降低。

针对以往的基于多方向的 A* 算法的扩展效率不足,Wu 等^[19]提出了双向自适应 A* 算法,在栅格图中,采用方向搜索策略来提高扩展的效率,以保证路径的平滑性,同时使用自适应步长和自适应权值策略,提高了算法的搜索速度和精度,最后通过重新布线的方法减少冗余节点,进一步降低了优化路径的代价。该算法基于双向搜索策略,提高了在复杂环境下的搜索能力,仿真结果表明双向自适应 A* 算法在运行时间和路径质量方面具有明显优势。

同样,针对传统 A* 算法存在的路径不够平滑、无法动态避障的缺点,Zhang 等^[20]提出了能够感知到局部环境特征的全局路径规划算法,首先使用 A* 算法在预知的静态地图中生成当前全局最优的规划路径,并剔除冗余节点,然后在删减后的全局路径上生成局部序列点来改善全局路径,同时使用五方向障碍物探测的人工势场法使机器人局部避障,再通过扇形区域探测法加以完善。该算法生成的全局路径平滑,且能够规避动态障碍物,在各方面都具有一定程度的改进,比文

献[17]中的算法的适用范围更广,综合性能更优,可应用于简单的动态环境中,但受限于人工势场法的探测方向,其在复杂动态环境中的效果还需进一步改进。

2.2 快速扩展随机树算法

快速扩展随机树(Rapid-exploration Random Tree, RRT)算法是使用随机采样方式以寻找最优路径的算法,其思想是用初始出发点表示随机树的根节点,以此为基础对树枝进行细化,在约束条件下向随机方向延展并生成新的树节点,将当前点与最近点进行连接,最终形成一条连通路程。由图 3 可知,路径规划的起点 x_i 为树的根节点,扩展得到的随机采样点为 x_r ,然后遍历所有已存在的节点并计算得到离 x_r 最近的现有节点 x_n ,以给定的步长 p 从节点 x_n 向 x_r 扩展,如果在扩展路径上没有障碍物,那么将新生成的树节点 x_r 加入到扩展随机树中,若发生碰撞则舍弃节点 x_r ,重新在当前树节点上随机选取新的扩展方向,反复循环直到找到目标点 x_g 。该算法通过随机选取扩展节点的方式来尽可能地覆盖全局空间环境,如图 3 所示。

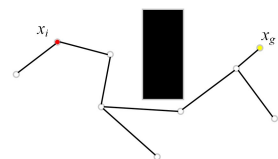


图 3 RRT 算法路径规划示意图

Fig. 3 RRT algorithm path planning diagram

快速随机搜索树算法非常适用于多维空间的全局路径规划。为了得到更为理想的实验结果,通常采用几何特征地图表示方法,下文介绍的相关研究主要也是使用几何特征地图。该方法因为不需要对地图空间进行预处理^[21],且算法搜索路径速度较快,所以被广泛运用于多维空间内的全局路径规划。由于其使用全局均匀随机采样,在搜索时盲目性大且耗时长,在复杂场景中易陷入死区和存在局部最小值问题^[22]。

因为基于采样的方法容易出现局部极小值,导致次优路径,有时不能达到全局覆盖,所以 Schmid 等^[23]提出了一种新的基于 RRT* 的动态信息路径规划算法。该算法不断扩展一个单独的候选路径树,并重新连接节点来维护树和细化中间路径,采用单一的目标函数使得算法能够实现全局覆盖,而且使全局环境中的路径有效性最大化。他们还研究了这些场景中常用的信息增益和成本公式对最优路径结果的影响,提出了一种新的基于 TSDF(Truncated Signed Distance Field)的三维重建增益和成本效用公式。在真实仿真环境中使用微型飞行器进行三维重建的实验表明,该算法在室内环境中能够实时稳定地进行路径规划。

Hu 等^[24]提出边缘点树启发式搜索算法(Edge Point Tree Heuristic Search Algorithm, EP-Tree)。首先对几何特征地图表示的环境进行离散化处理,然后基于离散化处理的空间密度筛选出地图中所有已知障碍物的可靠边缘点作为规划路径的采样信息点,从而将整个搜索空间压缩到边缘点搜索空间,随后根据树扩展架构在所有能够连接的无障碍路径中跳出最能引导搜索方向的潜力点,将其作为扩展搜索的下一个新生节点,由此得出最短路径,有效避免了随机树盲目生

长,在带障碍物的三维复杂环境中能够找到最优路径,但由于其路径节点的选择范围被限定在障碍物边缘点范围内,在障碍物较少的地理环境中难以得到全局最优路径,并且无法应用于相对空旷的室外环境。

双向随机搜索树算法能较大幅度地提升搜索最优路径的效率,但是同样难以得到最优路径。如果为了找到比当前路径更优的解决方案而搜索整个空间范围明显是低效的,因此,Mashayekhi 等^[25]在双向随机搜索树的基础上引入了 RRT* - Connect 的渐近最优版本,它不仅在两棵树生长时重新连接它们,而且还在给定的椭圆形子集空间中搜索比当前方案更好的解决方案,在找到第一个解后使用当前根节点和目标根节点构成一个椭圆形子集空间,用于限制进一步搜索最优解,使路径渐进最优解。该算法在效率和有效性之间建立了很好的平衡,既提高了搜索效率,又能够使路径尽可能趋近最优。

Zivojevic 等^[26]研究了带微分约束的类车机器人路径规划不平稳的问题,提出了基于杜宾曲线(Durbin Curve, DC)的改进快速探索随机数算法。该算法用于类车机器人,基于几何特征图进行实验,它代表了一种仅以匀速前进只能左右转弯的简单汽车。基于此算法的类车机器人能够满足无人车的运动学约束,避免了拐点曲率不连贯的问题。与此相对应的则是该算法得到的最优路径取决于机器人的转弯半径参数的取值,取值过大会导致路径混乱、陷入局部最优等问题,取值过小则会出现收敛速度慢、无法避开大型障碍物等问题。

水下机器人全局路径规划不仅要实现规划路径最短,还需要考虑在水下运行的能耗问题。Ding 等^[27]将引入考虑洋流因素的路径能耗代价函数进行优化后的 RRT 算法应用于水下机器人全局路径规划,通过几何特征图进行算法模拟,实验则采用拓扑图表示。在复杂的水下环境中,相比传统 RRT 算法,该算法的路径最短且能耗最低,但该算法在规划路径时缺乏目标导向性,因此耗时长,且无法动态避障,是针对水下机器人能耗问题的单方面改进。

Liu 等^[28]提出了一种偏向目标型的改进 RRT 算法,采用目标偏向策略和气味扩散法(Odor Diffusion Method, ODM)来降低传统 RRT 算法选取扩展节点的盲目性。该算法基于浓度场的成本地图引导随机树的生长趋向于目标点,在路径平滑处理上采用基于三次 B 样条曲线的方法,其本质上已经不再是随机性搜索算法,而是具有强目标导向的确定性搜索算法,其结合了文献[24]和文献[26]中算法的优点,极大地提升了搜索效率和路径质量,是一种相对成熟的改进 RRT 算法,但只能应用于静态环境中。针对算法进行的实验采用几何特征图进行。

McCourt 等^[29]考虑了在拥挤环境下快速识别可行路径的问题,在目标跟踪应用中,当机器人在给定的环境中移动并获得新信息时,立即改变原有计划的路径以移动到新的位置通常是较好的。在以往的 RRT 算法的基础上,提出了一种基于根节点距离调整扩展步长的算法,这种自适应步长 RRT 算法能够实时生成最优路径,并在短规划周期内进行精确规划,在长规划周期内进行粗规划。全局的粗路径可以快速生成,可以在决定局部区域路径时为机器人的动态规划提供更多的候选路径。基于几何特征图的实验表明,机器人不仅能够获

得全局路径最优,而且能够局部动态避障。

由于快速随机探索树对初始解比较敏感,而最优解的收敛速度较慢,因此它们要消耗大量的内存和时间来寻找最优路径,对此,Wang 等^[30]提出了一种基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的最优路径规划算法,该算法利用由卷积神经网络模型生成的非均匀采样分布,通过大量成功的路径规划实例对模型进行训练,使用 A* 算法生成由地图信息和最优路径组成的训练数据集。对于给定的任务,所提出的卷积神经网络模型可以预测地图上最优路径的概率分布,用于指导采样过程,实验选择计划路径的时间成本和内存使用量作为衡量标准,基于几何特征图进行。结果证明, NRRT* 算法比原有算法的路径有效性和效率更高,表明融合了机器学习的改进算法在路径规划方面具有明显优势。

3 仿生智能全局路径规划算法

3.1 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是仿生智能算法的典型代表,如图 4 所示,是模拟生物的遗传选择和交叉变异的进化理论。在初始化阶段随机产生若干确定长度编码的初始群体,并给出适应度函数计算每个路径个体的适应度后对其进行综合评价,选择性留存适应度高的路径个体,使得适应度低的路径个体被淘汰。为了在迭代的过程中增加全局探索能力,防止陷入局部最优,针对生物进化时发生的交叉和变异生物现象,美国 John Holland 提出了相应的交叉算子和变异算子,并融合优胜劣汰的自然法则提出了选择算子^[31]。

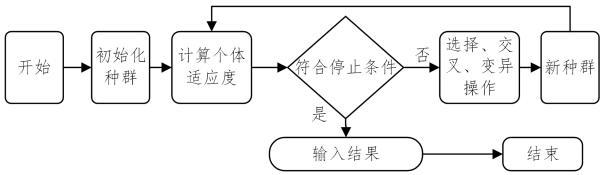


图 4 遗传算法流程示意图

Fig. 4 Flow chart of genetic algorithm

遗传算法是一种全局路径搜索算法,且是现在机器人路径规划研究的主流,极具研究前景^[32]。该算法可以很好地同其他智能算法进行融合改进,并能充分发挥迭代进化的优势。初始化种群的产生方式和交叉、变异算子的引入增加了搜索过程的灵活性,具有较好的全局最优路径求解能力,但同时也使得计算速度较慢,全局路径搜索的效率相对较低,路径拐点过多,算法在迭代进化时还会产生一些没有意义的种群,从而使得后续计算效率降低,并不适合于在线路径规划。

Song 等^[33]针对遗传算法在复杂地图中转弯较多的问题,在遗传算法中添加了一种新的插入算子,在栅格地图下产生初始路径,通过在冗余拐点中间插入算子对相邻路径栅格进行优化,在根据栅格图建立的仿真环境中能够规划出最优或较优路径。该算法是对遗传算法的简单优化,算法收敛速度快且有效性高,但实质上只减少了机器人的拐点角度,并没有提高路径平滑性,因此其仅仅是针对路径长度的优化。

Li 等^[34]提出了一种基于基因重排的遗传算法,用于优化路径规划。首先利用遗传算法在几何特征地图中搜索最优或次优路径,根据路径上旋转角度的大小,基因点重新分布在染

色体上,对转角较大的局部路径进行优化,在保证不发生碰撞的前提下,使路径的旋转角度优化为接近平角的光滑路径,这是对文献[33]中算法的进一步改进,这种方法不仅能够大大缩短路径长度,还能使机器人转弯更加灵活。

Wei等^[35]针对传统遗传算法的全局路径长度非最优以及拐点处路径不连贯的问题,提出了拐点帧间关联平滑路径的规划策略。实验采用栅格地图表示,在剔除多余路径节点方面,先预瞄确定局部目标点,在没有障碍物的情况下引入与文献[33]中算法相似的算子来删除多余的路径,并将路径连贯性约束条件添加到适应度函数中,用于减小规划路径中由于路径中拐角过大而产生的转向前后关键帧的显著差异。该算法的效果与文献[34]中算法的效果类似,但是其还考虑了机器人在实际行进过程中因前后帧路径突变导致的易与障碍物发生碰撞的问题,在简单真实环境中能够实现预期效果。

针对遗传算法收敛过早的问题和易陷入局部最优的缺陷,Ge等^[36]通过在标准遗传算法中加入预测机制对染色体编码方法和适应度函数进行改进,将栅格图的特征信息引入种群初始化的过程中,以加快算法的进化速度,并采用动态参数设置策略,尽可能降低算法陷入局部最小值的概率。该算法从数理模型上证明了在不同交叉概率的情况下,同时利用动态参数法,遗传算法能够收敛到最优解。

Yi等^[37]提出了一种称为自适应遗传算法(Adaptive Genetic Algorithm,AGA)的路径规划方法,采取Dijkstra算法并使用随机生成的策略来产生一个不特定的初始种群,并用自适应算子替代现有遗传算法中的常规选择算子,同时通过使用搜索过程中的个体适应度值和标准偏差自适应选择算子,从而在整个算法运行过程中合理地控制选择压力。此调节方法可实现选择算子的自动调整,防止算法过早收敛,能够有效地保持每代个体的多样性,从而避免因过度“优胜劣汰”而使得算法陷入局部极值,其与文献[36]中的改进策略都是通过对遗传算法迭代进化过程中的相关算子进行动态调整,来使算法更可能探索到全局地图存在的更优路径。实验基于栅格图进行。

无人机全局路径规划除了需要实现全局路径最优的目标外,更应该关注飞行耗时长短以及飞行路径平滑等现实问题。Ke等^[38]尝试用遗传算法处理无人机在静态环境中的全局路径规划问题,建立了时间约束并将其引入到以往的遗传算法中,再通过拓扑地图进行实验,带有时间约束的适应度函数能够综合考虑无人机飞行路径长度与飞行时长,但该算法的收敛速度慢,不一定能找到全局最优解。

Vicmudo等^[39]提出了一种应用于水下群体机器人的路径规划方法,采用三维栅格图做地图表示,机器人先确定预定目标的位置,通过遗传算法生成每个机器人到达目标的无碰撞最短路径,随机生成机器人可能路径的 xyz 坐标,并将其编码到染色体中,利用三维平面上的欧氏距离公式将其位移的总和定义为适应度。实验结果表明,该算法能够为集群机器人规划出安全的无碰撞最优路径,并且种群数量越多,获得最优路径的可能性就越大,但是其未考虑到多个机器人同时进行路径规划时因只考虑到自身规划又缺乏数据交互而产生的可能发生碰撞的问题。

3.2 蚁群算法

蚁群算法(Ant Colony Algorithm,ACA)是模仿蚁群行为特征的一种仿生智能算法。如式(3)所示,该算法的原理是基于正反馈机制的路径搜索系统,最开始巢穴起点中的第一批蚂蚁等概率地随机选择路径绕过障碍物,位于最短路径 ij 上的单个蚂蚁 k 必然会优先返回,在最短路径 ij 上的蚂蚁 k 会在经过的区域释放一只蚂蚁浓度的信息素 $\Delta\tau_{ij}^k$,这就使得在一段固定的间隔时间 t 内,通过最短路径 ij 的蚂蚁总数目 N 会比其他路径上的更多,导致最短路径上的每个蚂蚁释放的信息素之和也增多, t 时间内的信息素总增量用 $\Delta\tau_{ij}$ 表示,这些信息在发生变动的同时显然也会对后面寻找食物的蚂蚁的判断产生一定的影响,根据式(3)蚂蚁选择该最短路径的概率增大,蚂蚁的数目也逐渐增多,形成良好的正反馈,由此最优路径 ij 上的信息素浓度会更加迅速地积累,最终蚁群也就聚集在最优路径上^[40-42]。蚁群每次迭代后选择最短路径 ij 的概率 p_{ij} 和信息素浓度的更新参数 ρ 是决定算法的全局寻优能力的两个关键因素^[43]。

概率选择公式为:

$$p_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}(t)^\beta}{\sum_{s \in A} \tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}(t)^\beta} \quad (3)$$

信息素浓度更新公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^N \Delta\tau_{ij}^k \quad (5)$$

该算法具有分布式并行计算能力,可在全局区域内的多点同时进行最优路径的搜索^[44]。蚁群算法一般采用栅格图做地图表示。由于蚁群算法初期缺乏一定信息素浓度引导,蚁群算法非常容易陷入局部最优,而不是全局最优。在算法收敛性上,蚁群算法初期收敛速度较快,但在最后容易出现停滞现象,因此解的稳定性较差^[45-46],即使参数相同,在复杂环境中也无法保证每一次结果都是全局最优。

Song等^[47]提出了融合模糊逻辑(Fuzzy Logic,FL)和蚁群算法的动态规划策略。该策略首先将传统的蚁群算法改进为基于优化排序的新型蚂蚁系统,这种新型蚂蚁系统在静态环境下运行良好,但不适应动态环境,因此针对动态因子难以精确数字化的问题,将改进的蚁群算法与模糊算法集成到模糊逻辑蚁群优化算法中,以求解无人车的最优路径,并提出了虚拟路径长度的新概念。基于栅格图的实验表明,该算法能够为无人车找到低成本、高效率的最优路径。

Cao等^[48]提出了蚁群算法的一种简单改进方法,预先在栅格地图中根据目标位置划定优先选择区域,在初始化过程中建立新的信息素浓度设置模型,对各栅格点的初始信息素浓度设置不同的增量,用于引导蚁群初期的路径规划。该算法通过缩小蚁群初期搜索的范围来提高在静态环境中算法的收敛速度,但这种改进方法是以牺牲算法的全局寻优能力为代价换来的,极易陷入局部陷阱。

Zhan等^[49]在一开始就给出了蚁群算法一个明确的指引方向,并优化算法的启发因子来缩短算法的收敛时间,在更新信息素的策略上平衡全局和局部搜索的能力来保证算法的综合性能,通过正负反馈之间的综合作用使解不会因收敛过快

而陷入局部极值,同时又保持了快速发现最优解的能力,具有较强的自适应能力,其与文献[48]中的方法虽然都降低了蚁群算法初期的盲目性,但该算法又防止了因为初期目标性过强而陷入局部最优,弥补了文献[48]中算法的缺陷。针对算法进行的实验基于栅格图进行。

针对蚁群算法动态避障问题,Zhao^[50]提出了一种简单的改进思路,在栅格图中先利用 Dijkstra 算法在预知的静态地图环境中找到最短路径,在按照既定路径前进的过程中,如果遇到要碰撞的障碍物,则通过蚁群算法在既定的最短路径上找到合适的节点来规划局部路线以避免障碍物,在此过程中机器人通过传感器来感知障碍物的大致运动范围,并向信息素强度较高的网格方向移动。该算法虽然实际意义不大,但体现了改进算法动态避障的基本思路。

Yen 等^[51]采用蚁群算法,结合模糊控制提出了模糊蚁群优化(Fuzzy Ant Colony Optimization,FACO)方法,最大限度地减小了蚁群算法的迭代学习误差。该算法通过寻找最短路径,利用超声波传感器检测移动机器人前方的障碍物,调整移动机器人的转弯角度以避免障碍物,在环境较复杂的几何特征表示地图中,与自适应蚁群优化相比,模糊蚁群算法的路径距离更短。无论是简单地形还是复杂地形,模糊蚁群算法都能找到最短路径并避开障碍物,是一种相对成熟的优化算法,其综合性能好并且能应用于动态环境的全局路径规划,但是对机器人硬件有一定的要求。

Wang 等^[52]提出了基于蚁群算法的后退策略来改进智能停车系统的规划路径,意在解决智能停车系统中不连续路径较多的问题。采用估值函数优化启发式信息的计算过程,对信息素更新策略采用奖励与惩罚机制,这样使得改进的蚁群算法可以在不牺牲搜索效率的前提下,为 AGV 规划全局最优路径,然后通过反复仿真来确定蚁群算法参数的最优组合,最后将一个典型停车场抽象为拓扑图。实验结果验证了在基于 AGV 的智能停车系统路径规划中该改进策略能够得到较好的平稳路径。

Tan 等^[53]研究了旋转翼飞行机器人在自由飞行中的三维路径规划问题,提出了融合人工势场法(Artificial Potential Field Method,APFM)与蚁群算法各自优点的动态路径规划算法,根据飞行模型中的特点对两种算法进行了集成和优化。该方法首先建立了三维拓扑地图,通过蚁群算法找到全局最优路径,再通过人工势场对局部路径进行平滑优化,处理优化后的路径可以很好地评估地图障碍物对路径的影响,从而保证机器人更好地跟随规划路径飞行。

Shi 等^[54]意图解决在水下机器人的全局路径规划中蚁群算法所规划的路径点与障碍物之间没有预留足够安全距离以及所得全局路径拐点较多的问题,其提出的算法采用栅格图进行实验,新加入转向惩罚因子和障碍物惩罚因子,并放入蚁群算法的概率选择公式中,以此对路径点的选择加以限制。在这两个因子的影响下,所得规划路径与障碍物之间能够留有充分的安全距离以保证平稳行进,且转向次数更少,水下机器人航行的安全性和航行效率都得到了很大程度的提高。

3.3 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization,PSO)的提出

源于对鸟群觅食行为的研究。如式(6)所示,该算法的原理是用仿真粒子来模拟鸟类个体,在某一个维度中每只鸟 k 仅有两种属性,即速度 V 与位置 X ,鸟群在全局区域内随机搜寻食物,它们唯一知道的是离食物距离最近的历史最优位置和群体中所有个体的历史最优位置,通过已知的群体经验调整下一步速度,从而找到食物目标,其中个体 k 的最优位置为 $pbest_i^k$,群体中历史最优位置为 $gbest_i^k$,粒子群算法就是从这种鸟类种群特性中得到启发,并用于解决全局最优路径规划问题^[55-56]。

位置更新公式如下:

$$v_i^k = \omega v_i^k + c_1 random(0,1)(pbest_i^k - x_i^k) + c_2 random(0,1)(gbest_i^k - x_i^k) \tag{6}$$

速度更新公式如下:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \tag{7}$$

粒子群算法同样是概率型的全局路径规划算法,因为在迭代的过程中充满更多的可能性,算法在搜索路径过程中能覆盖全局地图的机会更大,所以更能够得到全局最优解^[57]。该算法中的各个粒子能够通过信息的相互联通来更好地适应复杂环境,即使在高维环境中依然能表现出与环境良好的交互能力。

Yu 等^[58]在协同路径规划模型中使用三维拓扑图做地图表示,改进的粒子群算法以集中式或分布式方式生成路径,首先控制变量的初始值服从正态分布,以遍历允许的地图范围,然后将 ω, c_1 和 c_2 设置为线性减少,最后在位置更新公式中引入了一个隐含的时间因子。该改进算法可以使粒子群算法的全局和局部搜索能力与当前迭代次数相适应,而不增加计算代价,由于控制变量很少,因此初始解的数量少,迭代次数少,可以得到足够好的解,这也缩短了路径规划所耗费的时间。

Zhi 等^[59]对栅格图中的障碍物做膨胀化处理,在对粒子群算法做初始设置的过程中,采用一种修正算法使得粒子最开始的生成位置不会占用障碍物空间,在复杂度较高的场景中,修正粒子得到路径和迭代收敛的速度具有明显优势。该算法的改进策略与文献[24,48]中的改进策略相同,通过降低算法初始化过程中探索路径的盲目性来加快算法的收敛速度,是只针对算法寻优速度的简单改进。

Zeng 等^[60]提出了一种融合非齐次马尔可夫链(Non Homogeneous Markov Chain,NHMC)和差分进化(Differential Evolution,DE)的局部切换的进化粒子群算法(Switching Local Evolutionary PSO,SLEPSO),将智能机器人的三维路径面分解为二维平面和表示高度的 z 轴,利用栅格图方法对环境建模问题进行研究,该算法中粒子的速度更新方程基于非齐次马尔可夫链能够从一种模式跳跃到另一种模式,消除了局部搜索和全局搜索之间的矛盾,加快了算法的收敛速度。此外,差分进化的变异和交叉操作可以增强粒子群算法寻找全局最优粒子的能力,防止其陷入局部最优,并且在栅格图生成的路径中预留了与障碍物充分的安全距离,这种处理策略对以往粒子群算法的路径有效性和收敛速度都有一定程度的改进,缺点是路径平滑性不够,算法计算复杂。

针对粒子群算法在路径规划过程中的路径平滑规划问题,Chen 等^[61]提出了基于种群进化状态的自适应粒子群算

法(ES-PSO)。该算法选择几何特征地图进行模拟实验,采用与文献[59]中算法类似的初始化策略来加快算法的收敛速度,并在粒子群连续迭代的过程中,根据粒子自身的历史最佳位置以及全局地图中粒子群的最佳位置进行改进,判定种群的进化状态,然后依据种群的进化状态设计自适应控制器,用于调节惯性权重与学习因子,保证了规划路径的准确度会更高,最后该算法使用 Bezier 曲线方法对规划路径进行平滑性处理,在阻碍物较多的地图环境中,机器人的全局路径规划得到显著改善。

Han 等^[62]提出了兼具粒子群算法和蚁群算法优点的全局路径规划融合改进算法,在蚁群算法中设置标识栅格并将安全度引入到转移概率中,用于提高机器人的避障能力,另外还加入活跃因子,即每次迭代进化时变化程度最明显的粒子信息,由此增加了粒子速度的多样性。该算法还利用粒子群算法的最优解来调整初始路径上的信息素分布浓度。该算法确实很好地结合了蚁群算法全局搜索能力强和粒子群算法收敛速度快的优点,使路径规划的综合性能得到极大改善。

Patley 等^[63]将粒子群算法应用于无人机群到达预定目标的路径规划,通过寻找每架无人机的最佳轨迹来实现全局路径最优,由此提出了基于正交设计的改进粒子群算法(Orthogonal Design of PSO,ODPSO),通过最小化预定目标函数来确定无人机在各时间步长的最优位置。为了在三维环境下实现该算法,使用拓扑地图进行可视化处理,采用倾斜平面策略来获取三维路径点,在障碍物或地形威胁的约束条件下,制定了新的路径点序列策略,又重新定义了目标函数,保证了无人机群中每架无人机进行单独规划路径的同时又能无碰撞地到达预定目标点。

4 多目标路径规划算法

多目标路径规划问题是全局路径规划问题复杂化的结果。多目标路径规划指在有多个约束条件下找到一条能够通过所有目标点的路径。由于在多个约束条件下并不一定存在严格意义上的最优解,因此其目标是得到帕累托最优解。在解决现实问题时,路线规划问题实际上会受到很多内在或外在要素的影响,需要考虑到多个要素同时作用的结果。Zhao 等^[64]将多目标路径规划算法引入建立应急资源配置模型,用于解决寻找应急路径与资源分配问题。Zhang 等^[65]构建了以时间、风险、疏散容量为约束条件的火宅中人员疏散路径模型。Wang 等^[66]构建了自适应邻域离散多目标优化算法,用于解决弧焊机器人在工作过程中焊接路径长与能耗高的问题。可见,相比单目标优化问题,当前多目标路径规划算法的实际应用更加广泛。

Gul^[67]提出了一种优化的多目标路径规划算法,该算法由 3 个步骤组成:第一步利用灰狼与粒子群算法的混合优化路径,使路径距离最短,路径平滑;第二步将粒子群灰狼融合算法(Particle Swarm Optimization-Grey Wolf Optimization, PSO-GWO)生成的所有最优可行点与局部搜索技术相结合,将任何不可行点转化为可行点解;第三步,移动机器人使用避障算法来避开检测到的障碍物。该方法通过引入变异算子,在基于栅格图的实验中较好地解决了移动机器人的路径安全

性、路径长度和平滑度问题。

Ajeil 等^[68]提出的路径规划算法通过将移动机器人的实际尺寸加入到障碍物的实际尺寸中,并将问题描述为自由空间中的一个运动点,从而模拟现实世界。该算法由 3 个模块组成:第一个模块通过混合粒子群优化-修正频率的蝙蝠算法(Particle Swarm Optimization-Modified Frequency Bat, PSO-MFB)形成优化路径,该算法以最小距离为目标,遵循路径平滑准则;第二个模块将一种新的局部搜索算法和混合 PSO-MFB 算法相结合来检测该混合算法产生的任何不可行点,并将其转化为可行解;第三个模块具有障碍物检测和回避(Obstacle Detection and Avoidance,ODA)功能,当移动机器人检测到其感测区域内的障碍物时,就会触发 ODA,从而避免与障碍物发生碰撞。栅格图中的仿真结果表明,该方法即使在复杂的动态环境下也能产生最优可行路径,从而克服了传统方法如网格方法的缺点。

Yu 等^[69]为减少 AGV 在运输过程中的能量损失,采用离散布谷鸟算法求解多目标点的路径规划问题。首先,将布谷鸟算法应用于基于抓地力图的 AGV 单目标点路径规划,得到 AGV 到每个目标的最优路径和每个目标到指定位置的最优路径。其次,对布谷鸟算法进行离散化,在离散化过程中,将反序、插入、代换、双桥等多种算子组合到不同的邻域结构中,通过随机游走的机制寻找最优解。最后,利用离散布谷鸟算法生成 AGV 运输多个目标的全局最优路径。该算法避免了局部最优,且收敛速度快,比较成功地解决了 AGV 的多目标点路径规划问题。

Zhao 等^[70]提出了一种智能巡逻车导航系统的路径规划算法。该算法首先构建了一个集成多个智能设备的巡逻车平台,以实现全球定位、地图绘制和路径规划,然后提出了一种新的基于多目标的变异猫群优化(Multi-objective Cauchy Mutation Cat Swarm Optimization Algorithm,MOCMCSO)和基于人工势场法(APFM)的协同优化方法,以解决全局路径最短、总转角变化最小的多目标优化问题。将最优路径写入导航模块,驱动巡逻车移动和导航。与多目标猫群优化(Multi-objective Cat Swarm Optimization,MOC SO)算法和多目标粒子群优化(Multi-objective Particle Swarm Optimization,MOPSO)算法相比,该混合算法能在最短路径和良好的路径平滑度之间取得平衡,优化时间短,与文献[68]中的改进思路异曲同工,更适合动态环境下的全局路径规划。

对于城市环境下无人机的路径规划问题,Ren^[71]首先用八叉树表示城市环境,以此构建高效的、层次化的三维空间数据结构,同时开发了安全指数图来捕捉地理地图中的障碍物。在此基础上,提出了群体距离 NSGA-II(Considered both Distance and Safety-Non Dominated Sorting Genetic Algorithm II,CDNSGA-II)方法来处理多目标路径规划问题,在考虑距离和安全的前提下,寻找无人机的最优无碰撞路径,在高纬度的环境中基于八叉树的方法能够有效地找到最优路径。

滑翔机通常要执行多个目标任务(跟踪事件、到达目标点、避开障碍物、采样指定区域、节省能源),这使得滑翔机路径规划成为一个多目标优化问题。Lucas 等^[72]分析了非支配排序遗传算法 II(Non Dominated Sorting Genetic Algorithm

II, NSGA-II)在三维和时变海流相结合的复杂环境中的应用,利用与 NSGA-II 耦合的滑翔机运动模拟器,结合不同的控制参数进行了多次实验,以找到最佳的参数配置。该方法描述的系统能够优化多目标轨迹,提供非支配解,在仿真洋流地图中能够得到合适的路径集。

Kozioł^[73]创造性地将模拟电路或模拟数字混合系统用于多目标路径规划,提出了一种可重构的模拟超大规模集成电路 (Reconfigurable Analog Very Large Scale Integration, RAVLSI) 的多目标路径规划方法,该方法使机器人的环境映射到节点组成的模拟电阻的网格上,将电流输入到表示机器人位置的节点处的网格中,电流在表示目标的节点处离开网格,最后通过测量电阻栅极形成的稳态电压来形成路径。这种方法在计算时间、内存需求和功耗方面具有更好的性能指标,能够赋予小型移动机器人显著的优势。

目前多目标路径规划算法发展出了种类繁多的新形式,从数学角度来看,每种算法都各有特性,这也是为了适用于复杂多变的环境、解决各种各样的问题。但从本质上分析可以发现,当前多目标路径规划算法的研究热点始终围绕着基于群体的方法(如文献[67-70]中的方法)和基于帕累托最优思想的方法(如文献[71-73]中的方法)进行优化和改进。这是由于群体搜索策略和群体中个体之间的信息交互使得算法具有分布式计算能力,在解决多目标路径问题上具有很大优势。另一方面,在进行多目标优化时,多个目标往往是相互冲突的,很容易顾此失彼,而通过帕累托最优集能获得相对全面的综合结果。

5 机器人全局路径规划算法的发展趋势

5.1 优化已有常规算法路径规划的性能

已有的常规算法虽然应用广泛,但是只能在最理想化的环境中进行,在实际应用中往往会遇到各种问题。根据机器人在具体应用场景中的不同要求和问题,在保证全局路径规划有效性的同时,从算法的收敛速度或者是路径规划的实时性,又或者是最优路径的平滑性以及稳定性等某一方面做出相应的改进,针对性的算法优化可以迅速提高算法性能,这种根据特定环境对算法进行单方面的简单改进能够得到更加符合实际的优化算法。此外,算法的优化已经不限于单个机器人点到点的研究,Gabbassova^[74]将粒子群算法应用于多个机器人对多目标同时进行路径规划,在机器人规划各自最优路径的同时又要考虑到其他机器人的位置,这对算法的实时性、准确性以及数据的交互都是不小的挑战。

5.2 多种算法优势的融合

基于每种算法的自身原理,不同算法在不同的环境中会有差异性的表现,传统算法有效性强但实用性低,仿生智能算法收敛速度快,但在较复杂的环境中会出现陷入局部最优的问题,没有一种算法能够单独应用于所有实际环境中,算法之间的优势借鉴也就成了解决某些问题的有效办法。除此之外,现在一些融合了人工智能的强化学习算法^[75-76]、神经网络算法^[77]以及基于机器学习的新型算法^[78],也渐渐应用于各类智能体路径规划中。对文献[30]中加入了卷积神经网络模型的 NRRT* 算法进行实验,实验结果表明,这些更加优秀

的智能算法将为面向各个行业的机器人路径规划提供更多选择。

5.3 复杂环境中动态避障的全局路径规划

全局路径规划算法由于是在预知的地图环境中搜寻最优路径,因此多数只能应用于预知地图的静态环境中,无法避开环境中的动态障碍物。而在机器人实际应用中,除了特定的静态场景,大多数室外环境都是动态变化的,特别是水下的无人艇和空中的无人机。三维空间中的环境更加复杂,不仅算法计算量大,而且空中还有气流扰动,水中有洋流影响,使得机器人容易偏离原有的规划路径,因此机器人在复杂环境中进行全局路径规划的同时如何抗干扰地进行局部动态避障是未来要考虑的核心问题之一,机器人要真正地得到广泛应用就必须提高路径规划技术的环境普适性。

5.4 适应多样化环境的地图表示方法

随着全局路径规划技术的不断深入,移动机器人的应用环境逐渐从静态的封闭环境变化到半静态的室外场景,再变化到高度动态的公共场所,单纯以栅格图、拓扑图、几何特征图做路径规划的地图表示已无法满足机器人对地图的维护和环境特征的更新,因为在动态的场景中移动机器人要对同一环境内的特征进行反复观测采样,不断地更新地图表示,以避免地图误差的不断积累,并且会让机器人内存资源高度消耗,势必会影响全局路径规划的质量,这就使得为了适应多样化的地图环境,机器人必须考虑新的地图表示方法,基于学习、采样或者“记忆”的新型地图表示方法^[79]为动态环境中的全局路径规划算法的发展提供了有力支撑。

结束语 移动机器人的全局路径规划技术是未来机器人应用于室外场景至关重要的软技术,室外环境复杂多变、场地开阔,这不仅对机器人本身的传感器硬件有极高的要求,对相关算法也提出了新的挑战,在高度动态的多种多样的生活场景中,机器人要能够精确避障,还要实时规划出相对平滑的最优路径。机器人的工作环境将从静态走入动态,满足更多室外环境实际应用的需要,随着人工智能技术的快速发展,机器人路径规划也会更加智能。

参 考 文 献

[1] KIM S, JIN H, SEO M, et al. Optimal Path Planning of Automated Guided Vehicle using Dijkstra Algorithm under Dynamic Conditions[C]//2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA). doi:10.1109/ritapp.2019.8932804.

[2] LI J, YANG F. Uav field spraying track planning based on IGWO-A* Algorithm[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2020, 51(2): 231-237.

[3] PU H H, HUANG H B. Research on global path planning method of unmanned surface vehicle[J]. Marine Science, 2018, 42(1): 93-105.

[4] SUN Y S, WANG L F, WU J, et al. Overview of path planning methods for intelligent underwater robots[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(4): 1-7.

[5] MAAREF M, KASSAS Z M. Optimal GPS Integrity-Constrained Path Planning for Ground Vehicles[C]//2020 IEEE/ION

- Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). 2020.
- [6] SONG X R, REN Y Y, GAO S, et al. Overview of path planning for mobile robots[J]. Computer Measurement and Control, 2019, 27(4): 1-5, 17.
- [7] HUO F C, CHI J, HUANG Z J, et al. Overview of Path Planning Algorithms for Mobile Robots[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2018, 36(6): 639-647.
- [8] LIU L M, WU T, FANG Y Q, et al. A smart map representation for autonomous vehicle navigation[C]// 2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD). 2015.
- [9] GRITSENKO P. Plane object-based high-level map representation for SLAM. Lecture Notes in Computer Science[C]// Computer Vision and Graphics-International Conference (ICCVG 2018). 2018.
- [10] LU T Z, ZHAO C X, XIA P P. Global Path Planning based on Synchronous Viewable Construction and A* Algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 41(3): 313-321.
- [11] CHEN J, QIN X, LI X, et al. Multi-robot Collaborative Obstacle Avoidance Based on Artificial Potential Field Method[J]. Computer Science, 2020, 47(11): 220-225.
- [12] GUNAWAN S A, PRATAMAG N P, CAHYADI A I, et al. Smoothed A-star Algorithm for Nonholonomic Mobile Robot Path Planning[C]// 2019 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIAC). 2019.
- [13] WANG Z Y, ZENG G H, HUANG B, et al. Global optimal path planning for robots with improved A* algorithm[J]. Computer application, 2019, 39(9): 2517-2522.
- [14] ZHOU T, ZHAO J, HU Q X, et al. Global path planning and tracking of mobile robots in complex environments[J]. Computer Engineering, 2018, 44(12): 208-214.
- [15] GURUJI A K, AGARWAL H, PARSEDIYA D K. Time-Efficient A Algorithm for Robot Path Planning[J]. Procedia Technology, 2016, 23: 144-149.
- [16] ZHENG T, XU Y, ZHENG D. AGV Path Planning based on Improved A-star Algorithm[C]// 2019 IEEE 3rd Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). 2019.
- [17] CHENG C Q, HAO X Y, LI J S, et al. Global dynamic path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(11): 137-143.
- [18] CHEN J, LI M, YUAN Z, et al. An Improved A* Algorithm for UAV Path Planning Problems[C]// 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). 2020.
- [19] WU X, XU L, ZHEN R, et al. Bi-Directional Adaptive A* Algorithm Toward Optimal Path Planning for Large-Scale UAV Under Multi-Constraints[J]. IEEE Access, 2020(99): 1.
- [20] ZHANG X, CHENG C Q, HAO X Y, et al. A dynamic path planning algorithm for robots with both global and local characteristics[J]. Journal of Surveying and Mapping Science and Technology, 2018, 35(3): 315-320.
- [21] ZAMMIT C, VAN K E J. Comparison between A* and RRT Algorithms for UAV Path Planning[C]// 2018 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. 2018.
- [22] KIM D H, CHOI Y S, KIM S H, et al. Adaptive rapidly-exploring random tree for efficient path planning of high-degree-of-freedom articulated robots[C]// Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science. 2015.
- [23] SCHMID L, PANTIC M, KHANNA R, et al. An Efficient Sampling-Based Method for Online Informative Path Planning in Unknown Environments[C]// IEEE Robotics and Automation Letters. 2020, 5(2): 1.
- [24] HU X, LIANG T, WANG M, et al. Path planning for a new tree heuristic search algorithm[J]. Computer Engineering and application, 2020, 56(11): 164-171.
- [25] MASHAYEKHI R, IDRIS M, ANISI M H, et al. Informed RRT* -Connect: An Asymptotically Optimal Single-Query Path Planning Method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 1.
- [26] ZIVOJEVIC D, VELAGIC J. Path Planning for Mobile Robot using Dubins-curve based RRT Algorithm with Differential Constraints[C]// 2019 International Symposium ELMAR. 2019.
- [27] DING S, CHEN M, WANG M, et al. Global Path Planning method for Underwater Robots based on RRT* Algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2019, 41(9): 66-73.
- [28] LIU Z, ZHANG J. Path Planning of Indoor Mobile Robot based on Improved RRT Algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(9): 190-197.
- [29] MCCOURT M, TON C T, MEHTA S S. Adaptive Step-length RRT Algorithm for Improved Coverage[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. 2016.
- [30] WANG J, CHI W, LI C, et al. Neural RRT* : Learning-Based Optimal Path Planning[C]// IEEE Transactions on Automation Science and Engineering. 2020.
- [31] SUN B, JIANG P, ZHOU G, et al. AGV path planning based on improved genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(2): 550-556.
- [32] LI S, SONG Q, LI Z, et al. Research review of genetic algorithm in robot path planning[J]. Science, Technology and Engineering, 2020, 20(2): 423-431.
- [33] SONG Y, WANG Z M. Path planning of mobile robot based on improved Genetic Algorithm[J]. Modern Electronic technology, 2019, 42(24): 172-175.
- [34] LI M, WANG C, CHEN Z, et al. Path planning of mobile robot based on genetic algorithm and gene rearrangement[C]// 2017 Chinese Automation Congress (CAC). 2017.
- [35] WEI T, LONG C. Path planning of mobile robot based on improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703-711.
- [36] GE Y, DU M, NIU C, et al. Path planning of mobile robot based on genetic algorithm with predictive operator and dynamic parameters[C]// 2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD). 2017.

- [37] YI X, GUO W S, ZHAO L. A robot path planning method using adaptive selection operator combined with genetic algorithm[J]. Computer Application Research, 2020, 37(6): 1745-1749.
- [38] KE C Y, AN S. Research on UAV Global Path Planning Algorithm[J]. Information Technology, 2019(5): 33-35, 40.
- [39] VICMUDO M P, DADIO S E P, VICERRA R R P. Path planning of underwater swarm robots using genetic algorithm[C]// 2014 International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM). 2014.
- [40] HU Z, SUN L, ZHANG Y, et al. A Robot Path Planning Algorithm Based on Improved QPSO[J]. Computer Engineering, 2019, 45(4): 281-287.
- [41] YANG P, ZHAO Z, ZHENG H X. Research on global path planning method of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Machinery Manufacturing and Automation, 2017, 46(6): 155-157, 192.
- [42] CHEN Y, LI T, YU S, et al. Robot global path planning based on potential field ant colony algorithm[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2019, 59(3): 316-322.
- [43] LI G, LI H, ZHANG S, et al. Optimal path planning and parameter research based on ant colony algorithm[J]. Chinese Science and Technology Paper, 2018, 13(16): 1909-1914.
- [44] LEE M G, YU K M. Dynamic Path Planning Based on an Improved Ant Colony Optimization with Genetic Algorithm[C]// 2018 IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP). 2018.
- [45] HU Q, WANG T, ZHANG R. Research on improved ant colony algorithm in AGV Global Path Planning[J]. Information Technology and Informatization, 2019(3): 116-118.
- [46] QIAN W, ZHOU L. An Improved Ant Colony Algorithm of Three Dimensional Path Planning[C]// 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). 2017.
- [47] SONG Q, ZHAO Q, WANG S, et al. Dynamic Path Planning for Unmanned Vehicles Based on Fuzzy Logic and Improved Ant Colony Optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 62107-62115.
- [48] CAO X, WANG Z, FENG J, et al. Research on robot global path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(3): 564-570.
- [49] ZHAN W, QU J, LU X, et al. Global path planning for mobile robots based on improved ant colony algorithm[J]. Modern Electronic Technology, 2018, 41(24): 170-173.
- [50] ZHAO H. Optimal Path Planning for Robot Based on Ant Colony Algorithm[C]// 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). 2020.
- [51] YEN C T, CHENG M F. A study of fuzzy control with ant colony algorithm used in mobile robot for shortest path planning and obstacle avoidance[J]. Microsystem Technologies, 2018, 24(1): 125-135.
- [52] WANG X, SHI H, ZHANG C. Path Planning for Intelligent Parking System Based on Improved Ant Colony Optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 65267-65273.
- [53] TAN J, WANG C, WANG Y, et al. Three-dimensional path planning based on ant colony algorithm with potential field For rotary-wing flying robot[C]// 2015 IEEE International Conference on Information and Automation. 2015.
- [54] SHI X, XIE F. Global path Planning of manned submersible based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Marine Technology, 2019, 38(2): 14-20.
- [55] JIA H Q, WEI Z H, HE X, et al. Path planning based on improved particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 371-377.
- [56] LIU Y, CHEN T, ZHANG F. Path Planning for Mobile Robots based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Zhengzhou University (Science Edition), 2020, 52(1): 114-119.
- [57] HAN M, LIU J, WU S, et al. Path planning algorithm for mobile robots with particle swarm optimization[J]. Computer Application, 2017, 37(8): 2258-2263.
- [58] YU W, LOW K H, CHEN L. Cooperative Path Planning for Heterogeneous Unmanned Vehicles in a Search-and-Track Mission Aiming at an Underwater Target[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6782-6787.
- [59] ZHI J, HUANG J, GUO J, et al. Path planning based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Automation and Instrumentation, 2020, 35(4): 34-38.
- [60] ZENG N, ZHANG H, CHEN Y, et al. Path planning for intelligent robot based on switching local evolutionary PSO algorithm[J]. Assembly Automation, 2016, 36(2): 120-126.
- [61] CHEN J, WEI G, TIAN X. Improved particle swarm optimization for Mobile Robot smooth path Planning[J]. Miniature Microcomputer System, 2019, 40(12): 2550-2555.
- [62] HAN Y, XU Y, ZHOU J. Robot path planning for particle swarm optimization[J]. Modular Machine Tool and Automatic Processing Technology, 2020(2): 47-50.
- [63] PATLEY A, BHATT A, MAITY A, et al. Modified Particle Swarm Optimization based Path Planning for Multi-Uav Formation[C]// AIAA Scitech 2019 Forum. 2019.
- [64] ZHAO X, JI K, LIN H, et al. Emergency resource allocation model based on multi-objective path planning[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(4): 76-82.
- [65] ZHANG L, LIU J, TAN S. Multi objective planning of evacuation path in complex building fire[J]. Journal of Northeast University (Natural Science Edition), 2020, 41(6): 761-766.
- [66] WANG X, XIA Z, GU X. Multi objective path planning of welding robot based on dmoea / d-et algorithm[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(4): 99-106.
- [67] GUL F. Meta-heuristic approach for solving multi-objective path planning for autonomous guided robot using PSO-GWO optimization algorithm with evolutionary programming[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12(7): 3.
- [68] AJEIL F H, IBRAHEEM I K, SAHIB M A, et al. Multi-objective path planning of an autonomous mobile robot using hybrid PSO-MFB optimization algorithm[J/OL]. Applied Soft Compu-

ting,2018. <https://arxiv.org/abs/1805.00224v3>.

[69] YU J,WANG Y,RUAN X,et al. AGV multi-objective path planning method based on improved cuckoo algorithm[C]// 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE,2019.

[70] ZHAO D,YU H,FANG X,et al. A Path Planning Method Based on Multi-Objective Cauchy Mutation Cat Swarm Optimization Algorithm for Navigation System of Intelligent Patrol Car [J]. IEEE Access,2020(99):1.

[71] REN Q. Multi-objective path planning for UAV in the urban environment based on CDNSGA-II[C]// Proceedings -13th IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering. 2019.

[72] CARLOS M L,HERNANDEZ -SOSA D,GREINER D,et al. An Approach to Multi-Objective Path Planning Optimization for Underwater Gliders [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(24).

[73] KOZIOL S. Multi-Objective Path Planning for Autonomous Robots Using Reconfigurable Analog VLSI[J]. IEEE Access,2020 (99):1.

[74] GABBASSOVA Z. Robot path planning for multiple robots considering safest and shortest path [C]// Proceedings of the 1st International Conference of Information Systems and Design-v 2570. 2019.

[75] TANG K,FU H,JIANG T H,et al. Reinforcement Learning for Robots Path Planning with Rule-based Shallow-trial[C]// 2019 IEEE 16th International Conference on Networking,Sensing and Control (ICNSC). 2019

[76] WEI M,WANG S,ZHENG J,et al. UGV Navigation Optimiza-

tion aided by Reinforcement Learning-based Path Tracking [J]. IEEE Access,2018,PP(99):1.

[77] NI J,ZHANG Z,SU B,et al. A bio-inspired neural network based PSO method for robot path planning[C]// 2017 13th International Conference on Natural Computation,Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD). 2017.

[78] LIU X,ZHANG D,YAN H,et al. A New Algorithm of the Best Path Selection based on Machine Learning [J]. IEEE Access, 2019,7:126913-126928.

[79] CAO F K,ZHUANG Y,YAN F,et al. Research progress and Prospect of long-term autonomous environment adaptation of mobile robots [J/OL]. Acta Automatica Sinica,2020. <https://d.wanfangdata.com.cn/periodical/ChlQZXJpb2RpY2FsQ0hJTmV3UzIwMjEwNjA4Eg56ZGh4YjIwMjAwMjAwMRoIYm1jM2Z2MXQ%3D>.

WANG Zi-qiang, born in 1996, master. His main research interests include autonomous navigation of mobile robot.

HU Xiao-guang, born in 1980, Ph.D, lecturer. His main research interests include application of intelligent technology in artificial intelligence and computer vision.