

不规则障碍物的避障路径规划

贾春雪 罗琦 龚杨杨

(南京信息工程大学信息与控制学院 南京 210044)

(江苏省气象能源利用与控制工程技术研究中心 南京 210044)

(江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要 传统的多智能体避障算法在考虑障碍物形状时存在路径冗余、能耗高等现象,不具备普适性。为此,首先采用自动识别凸形化的方式对不规则障碍物进行形状规则化的转变;其次,受子目标思想的启发,将智能体行走的路径转化成规则化后障碍物的多个登陆点路径的叠加,从而保证每段路径的最优化,再选取全局最优路径;最后,利用MATLAB进行仿真,对比与分析了另外两种算法执行的结果,验证了算法的可行性和有效性。

关键词 不规则,路径规划,自动识别凸形化,登陆点

中图分类号 TP242.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.054

Obstacle Avoidance Path Planning for Irregular Obstacles

JIA Chun-xue LUO Qi GONG Yang-yang

(College of Information and Control, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

(Jiangsu Engineering Research Center on Meteorological Energy Using and Control, Nanjing 210044, China)

(Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract The phenomenon of path redundancy and high energy consumption exist in the traditional multi-agent obstacle avoidance algorithms when the shape of the obstacle is considered, and the algorithms are not universal. Therefore, firstly, the method of automatic recognition convexity was defined to transform the obstacle from irregular to rule. Secondly, inspired by the idea of sub-target, the path of the agent was transformed into the superposition of multiple landing points of the obstacle after being ruled, so as to ensure the optimization of each path, and then selected the global optimal path. Finally, MATLAB was used to simulate, compare and analyze the results of the other two algorithms, and the feasibility and effectiveness of the algorithm was verified.

Keywords Irregular, Path planning, Automatic recognition convexity, Landing point

1 引言

随着社会的不断进步以及科技的飞速发展,科学研究与工程应用相互渗透结合,科学技术逐渐成为国家实力与地位的象征。目前对人工智能^[1]的研究已经硕果累累,国内外广大学者为之付出的努力在工程应用中逐渐体现,但是科学无国界,科技无极限,继续进行相关的理论创新和实际应用的研究仍然具有深远的意义。生物学、计算机科学、控制科学以及社会学等诸多学科领域的交叉和相互渗透,形成了人工智能这一学术海洋。通信、传感器等技术的飞速发展不断突出并显示了研究多智能体的实际意义,其研究工作也逐渐融入诸多方面,例如水下机器人、移动传感器网络等,且均取得了令人瞩目的成果。然而,如何利用已有的先进技术来制定普遍适用的规则,成为了移动智能体研究的一大难题。

移动智能体能够借助自身搭载的各种传感器获取周围的

环境信息和自己的运动状态信息,然后通过运算核心和各种控制规划程序实现自主决策和运行,能够在具有障碍物的环境中按照特定的要求完成给定的任务^[2]。

根据移动智能体应用环境和移动方式的不同,研究内容也有很大差别。其共同的基本技术包括传感器技术、导航技术、定位技术、避障技术和路径规划技术^[3]等。

路径规划作为智能体自主导航研究中的核心问题,它按照某一性能指标(如行走路径最短、行走时间最短、能耗低或工作代价最小等)在其工作空间中搜索一条从起点状态到目标状态的无碰最优或近似最优路径。比较成熟的技术与成果大都集中在室内环境和结构化的环境,这些环境的共同特征是障碍物比较规则,易于为障碍物建立准确的解析模型。在障碍物形状规则的环境下,典型的路径规划方法有人工势场法(APF)、拓扑法、可视图法、栅格法^[4-6]等。这些方法各有特点:人工势场法是一种优秀的方法,但存在容易陷入局部最优

到稿日期:2016-07-19 返修日期:2016-10-30 本文受国家自然科学基金委员会和浙江省人民政府联合基金重点资助项目(U1509217)资助。

贾春雪(1990—),女,硕士生,主要研究方向为多智能体避障路径规划,E-mail:1109204668@qq.com;罗琦(1958—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为动力系统的稳定性、时滞控制系统的镇定性、偏泛函微分方程的振动性态以及随机动力系统的形态分析等;龚杨杨(1991—),男,硕士生,主要研究方向为动力系统的稳定性。

的问题^[7-9];拓扑法将环境表示为由点和弧线组成的具有拓扑意义的图^[10],适合用智能算法进行大规模的路径规划,但是需要事先离线构造拓扑图,算法较复杂,耗时较长;可视图法也属于拓扑法的范畴,该方法根据障碍物的几何特征构造环境拓扑图^[11],比较依赖障碍物的形状,计算复杂度也比较高;栅格法能方便地表示各种形状的复杂环境^[12],但是在搜索路径的过程中存在组合爆炸问题。基于人工智能(AI)的路径规划方法主要包含遗传算法、模糊控制算法和人工神经网络方法等^[13-15]。

综合现有的障碍物避障研究成果可以发现,大多学者均假设障碍物为规则的(圆形或矩形),这一假设使得环境的设置成为了理想而容易实现的,考虑到现实生活中复杂且庞大的环境系统,在障碍物形状不规则的环境下,上述方法都不太适用。目前比较有效的解决这类问题的方法是蚁群算法^[16-18]、遗传算法^[19-21]和粒子群算法^[22]等,它们都是模仿自然界生物群体特性的群智能算法,具有很好的并行处理能力,比较适合进行大规模的优化计算。但这些算法存在一个共同的特征:实时性不强。除以上智能算法以外,还有另外一类以几何方法为核心的算法,少数学者对不规则的障碍物的避障算法进行了尝试,例如,类三维地图法和最小外接矩形法等^[23-24]。

针对在障碍物形状不规则的环境下现有方法都或多或少存在不足的情况,本文主要研究单个不规则障碍物的避障路径规划问题。首先,结合已有知识及现有的研究成果对相关的基本概念进行简单的介绍,对于多边形之间的转换,采取对不规则障碍物进行规则化的处理——自动识别凸形化,以便于避障及路径规划;然后,进行障碍物登陆点的选取与路径比较,得出最优全局避障路径;最后,通过 MATLAB 进行本文算法及对比实验的仿真,其结果验证了规划的可行性和有效性。

2 基本概念

在真实社会环境中,不是所有的物体都能够用简单的语言来描述或用数学表达式来模拟,例如,汽车的形状、人的形状以及一些其他真实物体的形状等。对于这些不能够用简易的方式进行表达的形状,本文视其为不规则形状。依据本文研究的主要课题和方向,为达到普适性及探索性,考虑了目前研究不多的不规则形状障碍物及其躲避问题。

本文考虑 1 个动态智能体在二维的欧氏空间中运动,实现躲避不规则障碍物,同时追踪静态目标的路径规划问题。忽略智能体的尺寸大小,即将其视为质点,则动态智能体 i 在二维平面下的动力学方程为:

$$\begin{cases} \dot{q}_i = p_i \\ \dot{p}_i = u_i \end{cases}, i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, q_i 代表智能体 i 的位置向量, p_i 代表智能体 i 的速度向量, u_i 代表智能体 i 的控制输入, $q_i, p_i, u_i \in R^2$ 。针对动态智能体,有如下假设:

智能体通过传感器检测到全局信息,即障碍物的顶点、边缘及目标点信息。

针对避障与追踪,需满足以下原则:在保证成功追踪目标的前提下,实现对不规则障碍物的避障。

为方便描述,首先给出以下概念。

定义 1(简单多边形) 由在同一平面且不在同一条直线上的 3 条或 3 条以上的线段首尾顺次连接且不相交所组成的封闭图形叫做简单多边形(见图 1)。具有共同端点的边称为相邻的边,比如 $\overline{p_{i-1}p_i}, \overline{p_i p_{i+1}}$ 是两条相邻的边, p_{i-1}, p_i 和 p_{i+1} 为多边形的顶点。

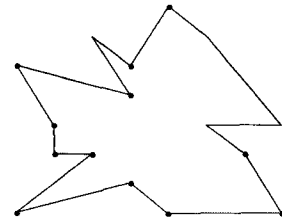


图 1 不规则形状绘制示例

定义 2(多边形的凹凸点) 若多边形的顶点序列 $p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), \dots, p_n(x_n, y_n)$ 按逆(顺)时针方向排列,并且点 p_i 在矢量 $\overline{p_{i-1}p_{i+1}}$ 的左(右)侧,则称点 p_i 为多边形的凹点,反之则称其为凸点(图 2)。

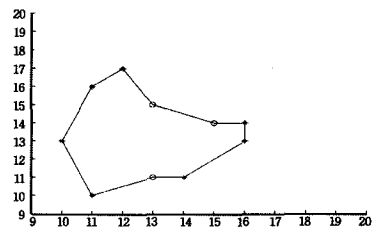


图 2 凹凸点示例("*"为凸点,"o"为凹点)

3 化不规则为规则——自动识别凸形化

定义 3(凸多边形) 一个多边形的所有边中,如果有一条边向两方无限延长成为一直线,其他各边都在此直线的同旁,那么这个多边形就叫做凸多边形。

例如,对于任意一条边 $\overline{p_k p_{k+1}}$,将其向两方无限延长成为过点 p_k 和 p_{k+1} 的直线,若其他各边均在这一直线的同一侧,则此多边形即为凸多边形(见图 3)。

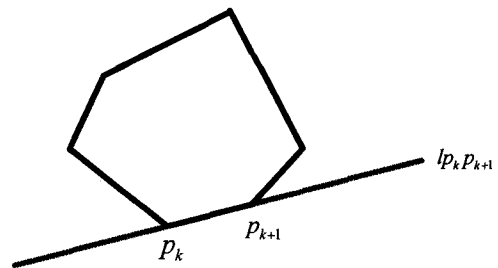


图 3 凸多边形示例(任意边)

已有的文献中对凸形障碍物的研究较多,而且大多将凹形看作是多个凸形的组合,但并未提及具体的划分或者组合方式。本文针对不规则的障碍物直接采用自动识别的方式进行凸形化,以达到将不规则的图形最大凸形化的效果,利于避障及路径规划。

自动识别凸形化规则:

Step1 随机产生一个不规则障碍物。

Step2 判断不规则障碍物的凹凸点,并记录凹点个数及凸点坐标。

Step3 判断凹点个数,若不为0,则转 Step4;若为0,则依据记录的凸点坐标绘制出此时的凸多边形,即转化结束。

Step4 将所有凸点进行连接,转至 Step2。

图4为自动识别凸形化的效果图。

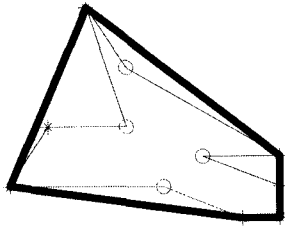


图4 不规则多边形(里面的细线)自动识别凸形化(外面的粗线)的效果图

4 避障路径规划

4.1 凸障碍物各顶点之间的距离矩阵 D_{oo}

凸障碍物各顶点之间的距离矩阵 D_{oo} 如下:

$$D_{oo} = (d_{ij})_{N \times N} \tag{2}$$

其中, d_{ij} 表示两顶点 i 和 j 之间的欧氏距离, N 为顶点个数,具体表示为:

$$D_{oo} = \begin{bmatrix} d_{11} & \dots & d_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N1} & \dots & d_{NN} \end{bmatrix} \tag{3}$$

4.2 智能体到凸障碍物各顶点之间的角度阵 θ_{ro}

智能体到凸障碍物各顶点之间的角度阵 θ_{ro} 如下:

$$\theta_{ro} = (\text{atan} \frac{\Delta y}{\Delta x})_{1 \times N} \tag{4}$$

其中, Δy 表示智能体 r 和凸障碍物顶点 i 间的相对纵坐标距离; Δx 表示智能体 r 和凸障碍物顶点 i 间的相对横坐标距离; θ_{ro} 即为两点相对 x 轴的角度,范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$,具体表示为:

$$\theta_{ro} = [\theta_{r1} \ \theta_{r2} \ \dots \ \theta_{r,N-1} \ \theta_{rN}] \tag{5}$$

4.3 登陆点的选取与路径的完成

4.3.1 算法步骤

Step1 判断线段 S_{rk} 与凸形化后障碍物的交点个数,若为0,则路径选择为 S_{rk} ; 否则进行下一步。

Step2 取 $\min\{\theta_{ro}\}$ 和 $\max\{\theta_{ro}\}$ 对应的凸点 k_1 和 k_2 分别作为第一子登陆点的备选点。

Step3 对于选取的两个备选登陆点,判断线段 S_{k_1k} (S_{k_2k}) 与 $S_{k_1(k_1-1)}$ ($S_{k_2(k_2+1)}$) 是否有交点且是否为当前凸节点,若不为当前凸节点的坐标,则选取凸点 $k_1 - i$ ($k_2 + i$) 作为下一个登陆点,并记录该登陆点的坐标,再以凸点 $k_1 - i$ ($k_2 + i$) 执行 Step3,直至两线段有交点且其为当前凸点坐标,则得到最后一段路径 $S_{(k_1-m)k}$ ($S_{(k_2+n)k}$),其中相对于 $k_1 - i$ 中的 $i = 1, 2, \dots, m, k_2 + i$ 中的 $i = 1, 2, \dots, n$ 。

Step4 执行完 Step3 后会得到两条路径 S_1 和 S_2 ,计算路径的总长,选取 $\min\{S_1, S_2\}$ 作为最终的避障与目标追踪的路径 S 。

4.3.2 算法的流程描述及复杂性分析

图5示出了算法的流程,其核心部分分为3部分,分别用虚线框标记并用数字加以标示。

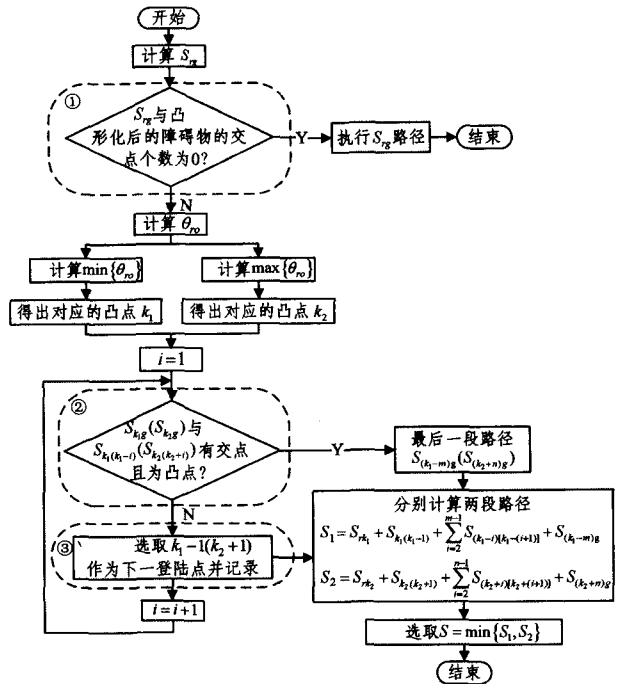


图5 算法的流程图

算法复杂性分析如下:

在①处要求第一时间得出线段 S_{rk} 与凸形化后的障碍物的交点个数,难点在于必须准确得到凸形化后的障碍物的各凸点的坐标,即考验 3.1 节中的自动识别凸形化的准确性;同时,原不规则障碍物越复杂,此处需处理的数据复杂度越高。

在②处需作出两点判断:首先需要用代数的知识判断 S_{k_1k} (S_{k_2k}) 与 $S_{k_1(k_1-1)}$ ($S_{k_2(k_2+1)}$) 是否有交点,然后判断得到的交点是否为凸形化后的障碍物的凸点坐标。

在③处两条路径所经历的子登陆点个数不一定相同,故其为在编程过程中算法复杂性的核心解决点,且在计算机编程过程中需要分别独立进行相关运算并记录结果。

综上所述,原不规则障碍物的复杂度决定了本文算法中的图形处理、代数计算及计算机编程的复杂性。

本文算法能够完成不规则障碍物的避障路径规划,而其他学者所研究的算法亦各不相同,优势也不相同,本文无法一一作出比较。为了说明本文算法的有效性以及在部分情况下的优越性,下一节将进行部分实例的仿真及分析。

5 实验分析

5.1 本文算法的仿真结果及分析

本节通过 MATLAB 的仿真实验来验证所提方法的有效性。根据不规则障碍物与直线 l_{rk} 是否相交及经过的登陆点个数对 4 种情况进行仿真。

由于不规则障碍物的顶点坐标是按照自定义范围随机产生的,因此为达到效果,需要对多个结果进行筛选,具体参数见实验结果分析部分。

绘图参数设置:智能体初始位置均定位在 $[1, 1]$ 处,以点标示;原不规则障碍物采用细连线描述,并以“*”点标示凸点,“o”点标示凹点;自动识别凸形化后的凸形障碍物则采用粗连线表示(即最外围的一圈粗线),目标点以“☆”标示。粗的虚线则代表智能体最终的运动轨迹。

5.1.1 障碍物不在直线 l_{rg} 上

参数设置:原不规则障碍物的顶点总数 $N=8$,且各顶点位置坐标在 $[10,17;10,17]$ 范围内随机产生;智能体初始位置为 $[1,1]$;目标位置定位在 $[25,15]$ 。

该情况下的避障仿真效果图如图 6 所示。

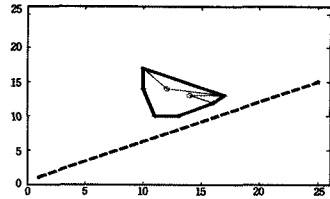


图 6 避障仿真效果图(1)

5.1.2 障碍物在直线 l_{rg} 上,但只经过一处登陆点到达目标点

参数设置:原不规则障碍物的顶点总数 $N=10$,且各顶点位置坐标在 $[10,17;10,17]$ 范围内随机产生;智能体初始位置为 $[1,1]$;目标位置定位在 $[19,22]$ 。

该情况下的避障仿真效果图如图 7 所示。

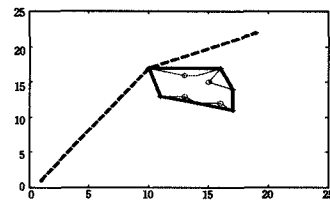


图 7 避障仿真效果图(2)

5.1.3 经过多处登陆点到达目标点

参数设置:原不规则障碍物的顶点总数 $N=10$,且各顶点位置坐标在 $[10,17;10,17]$ 范围内随机产生;智能体初始位置为 $[1,1]$;目标位置定位在 $[19,19]$ 。

该情况下的避障仿真效果图如图 8 所示。

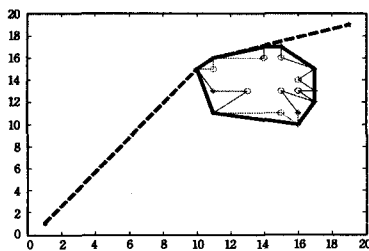


图 8 避障仿真效果图(3)

5.1.4 规则形状(凸形)——矩形

参数设置:此部分选取规则的矩形作为障碍物,进行原本为凸形障碍物的实验,4个顶点的坐标分别为 $[8,12],[8,18],[16,18]$ 及 $[16,12]$;智能体初始位置为 $[1,1]$;目标位置定位在 $[19,22]$ 。

该情况下的避障仿真效果图如图 9 所示。

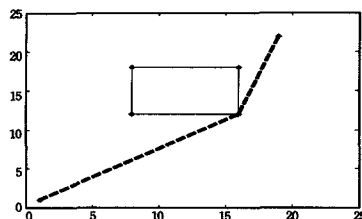


图 9 避障仿真效果图(4)

在仿真实验中,选取了 3 种不同情况的不规则障碍物避障路径规划结果图。图 6 示出了不规则障碍物不在智能体与目标的连接线 l_{rg} 上的情况,此时,直接选取线段 S_{rg} 作为避障路径进行运动;图 7 完成了从起始点至终点只经过一处登陆点的过渡,最终实现了全局路径的规划;图 8 实现了最复杂及最不理想情况的仿真,最终的避障路径合理且有效,验证了复杂环境下规划的可行性及有效性;最后,采用矩形这一原本为凸形的障碍物进行实验,实验结果如图 9 所示,原障碍物被绘出,但凸形化后的障碍物并未被绘制,其原因在于自动识别凸形化的算法自动识别其为凸形,不再进行凸形化处理,直接进行全局避障路径的规划与实现,此时便突出了自动识别的作用,降低了了算法的复杂性及冗余性,同时验证了自动识别凸形化的有效性与优越性。

5.2 算法对比较的仿真结果及分析

为说明本文算法在部分情况下具有一定的优越性,本小节对不规则多边形的最小外接圆法、最小外接矩形法及本文算法进行了避障路径规划实验的比较。

5.2.1 自动识别凸形化后的多边形的一条边在最小外接圆内部且接近直径位置

参数设置:起点: $q_{rs}=[5,1]$;目标点: $q_g=[25,25]$;原不规则多边形: $p=[15\ 10;10\ 6;13\ 10;16\ 15;17\ 15;20\ 16;17\ 10;16\ 5]$;最小外接圆:圆心坐标 $CO=[15,11]$,半径 $CR=7.0711$;最小外接矩形:4个顶点坐标 $lable=[20\ 16;14.3796\ 18.0438;10\ 6;15.6204\ 3.9562]$ 。

该参数设置下的比较结果如图 3 和表 3 所示。

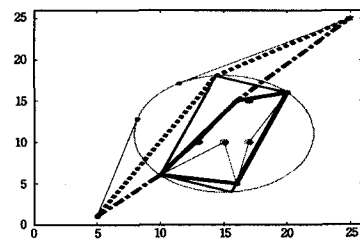


图 10 3种算法的效果比较图

表 1 3种算法的路径值比较

方法名称	路径线条	路径总长	结果比较	优化比例/%
最小外接圆法	(外围)细实线 “—”	33.4614	Max	
最小外接矩形	粗点线 “.....”	32.1500		3.9191
自动识别凸形化	粗虚实线 “-.-”	31.3413	Min	6.3360

结果分析:图 10 中示出了 3 种算法避障路径结果,自动识别凸形化(粗虚实线)的避障路径规划效果显著,最小外接圆(外围细实线)与最小外接矩形(粗点线)的路径明显冗余,能耗大。同时,在表 1 中,相较于最小外接圆法,最小外接矩形法的路径优化比例提高了 3.9191%,而自动识别凸形化的方法则将优化比例提高至 6.3360%,由此可见自动识别凸形化的方法明显优于最小外接矩形法。

将参数更改为:起点: $q_{rs}=[5,2]$;目标点: $q_g=[23,26]$ 。更改参数后的比较结果如图 11、表 2 所示。

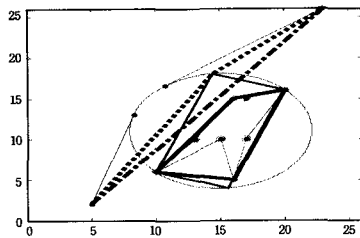


图 11 参数更改后 3 种算法的效果比较图

表 2 参数更改后 3 种算法的路径值比较

方法名称	路径线条	路径总长	结果比较	优化比例/%
最小外接圆法	(外围)细实线 “—”	31.3908	Max	
最小外接矩形	粗点线 “.....”	30.3153		3.4262
自动识别 凸形化	粗虚实线“— · —”	30	Min	4.4306

结果分析:图 11 中,粗虚实线表面上并未进行避障,实际上在避障算法的第一步完成后就执行了路径规划,这一路径与表 2 中的数据同时从实验与理论上证明了其余两种算法的路径是冗余的。

综合 5.1 节与 5.2 节的实验结果图与数值分析,验证了所提算法不仅在解决不规则障碍物环境下的避障路径规划问题时是有效的,而且在规则的障碍物情况下仍然可以实现避障路径的规划,具有普适性;除此之外,5.2 节的两个对比实例的仿真结果证明了自动识别凸形化的避障路径明显优于最小外接圆及最小外接矩形的避障效果,从而验证了本文算法的可行性与有效性。

很多学者对不规则障碍物的避障路径规划算法进行了研究,且各种算法均存在一定优越性,而 5.2 节的两个实例也说明了本文算法在部分情况下具有一定的优越性。

结束语 伴随着人工智能时代的到来,对智能体系统的研究成为热点,其中对障碍物环境的构造及建模也逐渐被推上研究日程。面对复杂而庞大的环境系统,对无人机及机器人等领域的研究越来越具有挑战性,而其研究价值亦日益凸显。

本文基于此研究背景,研究了不规则障碍物的避障路径规划问题,提出了不规则障碍物自动识别凸形化,其能起到规则化障碍物的作用,解决了广大学者面临的理想化障碍物环境不具普适性的难题;并且,为了实现规则化后的障碍物的避障,受子目标思想的启发,利用障碍物登陆点分段实现路径最优,最后进行全局最优路径的选取,效果明显且有效。在二维空间下的仿真实验及对比实验亦表明,所提算法很好地解决了不规则障碍物的避障路径规划问题。

本文只针对单个不规则障碍物进行了避障路径的规划研究,而现实生活中不规则的障碍物随处可见,因此多个不规则障碍物的避障路径规划将成为下一个研究点;同时,为达到更加真实的模拟效果,动态的不规则障碍亦是后期研究的方向和核心点。

参考文献

[1] BARANOV M I. An anthology of outstanding achievements in

science and technology. Part 21: Artificial intelligence and robotics[J]. Electrical Engineering & Electromechanics, 2014(4): 3-14.

- [2] KIM Y, BANB H. Decentralized control of multiple unmanned aircraft for target tracking and obstacle avoidance[C]// International Conference on Unmanned Aircraft Systems. IEEE, 2016: 327-331.
- [3] GAO Y, WEI Z Q, GONG F X, et al. Dynamic Path Planning for Underwater Vehicles Based on Modified Artificial Potential Field Method[C]// 2013 Fourth International Conference on Digital Manufacturing & Automation. 2013: 518-521.
- [4] XU T F, LUO Q, WANG H. Dynamic path planning for mobile robot based on vector field[J]. Computer Science, 2015, 42(5): 237-243. (in Chinese)
徐腾飞, 罗琦, 王海. 基于向量场的移动机器人动态路径规划[J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 237-243.
- [5] WANG M. Research on Robot Obstacle Avoidance Planning Based on Evolutionary Computation and Visualization[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2014. (in Chinese)
王猛. 基于进化计算及可视图的机器人避障规划研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2014.
- [6] OUYANG X Y, YANG S G. Obstacle Avoidance Path Planning of Mobile Robots Based on Potential Grid Method[J]. Control Engineering of China, 2014(1): 134-137.
- [7] ZHANG B F, WANG Y C, ZHANG X L. Mobile Robot Path Planning Based on Artificial Potential Field Method[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 577: 350-353.
- [8] SHAN B M, ZHOU P P. Simulation study on mobile robot path planning based on improved potential field[J]. Information Technology, 2014(1): 178-181.
- [9] WU Z S, FU W P. A Review of Path Planning Method for Mobile Robot[J]. Advanced Materials Research, 2014, 1030: 1588-1591.
- [10] KIM B K, TANAKA H, SUMI Y. Topological Graph Based Boundary Coverage Path Planning for a Mobile Robot[C]// 2013 Int. Symp. Artificial Life and Robotics (AROB 2013). Daejeon, Korea, 2013: 496-497.
- [11] LIU Y. Generation and optimization of obstacle avoidance path based on visual graph method[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)
刘娅. 基于可视图法的避障路径生成及优化[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2012.
- [12] YANG J, HE L L, LI R L, et al. Path Planning for Robot Based on Improved Potential Grid[J]. Coal Mine Machinery, 2012, 33(8): 74-76.
- [13] WANG Y, CHEN W. Path planning and obstacle avoidance of unmanned aerial vehicle based on improved genetic algorithms[C]// Chinese Control Conference. 2014: 8612-8616.
- [14] LI J, LI W. Study on the path planning of mobile robot based on fuzzy control[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015(1): 272-274.
- [15] GAUTAM S A, VERMA N. Path planning for unmanned aerial vehicle based on genetic algorithm & artificial neural network in 3D[C]// International Conference on Data Mining and Intelli-

- gent Computing. IEEE, 2014: 1-5.
- [16] WEN R, LI D W, LUAN X F, et al. Robot path planning based on ant colony algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2012, 40(5): 20-22. (in Chinese)
温瑞, 李大伟, 栾孝丰, 等. 基于蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机与数字工程, 2012, 40(5): 20-22.
- [17] QIU L L. Robot path planning based on improved ant colony algorithm [D]. Shanghai: Donghua University, 2015. (in Chinese)
邱莉莉. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[D]. 上海: 东华大学, 2015.
- [18] LIU K, YOU X M, LIU S. Improved ant colony algorithm for path planning of mobile robot in complex environment[J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(13): 60-63. (in Chinese)
刘锴, 游晓明, 刘升. 复杂环境移动机器人路径规划的改进蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(13): 60-63.
- [19] PENG L. Path planning of mobile robot based on genetic algorithm[D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2013. (in Chinese)
彭丽. 基于遗传算法的移动机器人路径规划[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2013.
- [20] LI T X, CHEN G D. Path planning of indoor mobile robot based on improved genetic algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2015(20): 31-35. (in Chinese)
李天旭, 陈广大. 基于改进遗传算法的室内移动机器人路径规划[J]. 制造业自动化, 2015(20): 31-35.
- [21] ZHANG Y, DAI E C, LUO Y. Path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Computer Measurement and Control, 2016, 24(1): 313-316. (in Chinese)
张毅, 代恩灿, 罗元. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(1): 313-316.
- [22] ZHU Y Y. Path planning of mobile robot based on hybrid particle swarm optimization [D]. Shanghai: Shanghai University of Engineering Science, 2015. (in Chinese)
朱莹莹. 基于混合粒子群算法的移动机器人路径规划研究[D]. 上海: 上海工程技术大学, 2015.
- [23] WANG Y, CAO W. A global path planning method for mobile robot based on a three-dimensional-like map[J]. Robotica, 2013, 32(4): 611-624.
- [24] HOU Z W, JIA Y L, WANG Z H, et al. Research on jewelry positioning technology based on the minimum bounding rectangle [J]. Computer Engineering, 2016, 42(2): 254-260. (in Chinese)
侯占伟, 贾玉兰, 王志衡, 等. 基于最小外接矩形的珠宝定位技术研究[J]. 计算机工程, 2016, 42(2): 254-260.

(上接第289页)

- [2] CHOI S. Robust Learning From Demonstration Using Leveraged Gaussian Processes and Sparse Constrained Optimization[C]// IEEE Conference on Robotics and Automation. 2016: 470-475.
- [3] YANG P, HUANG K, LIU C L. Geometry preserving multi-task metric learning[J]. Machine Learning, 2013, 92(1): 133-175.
- [4] JIN R, WANG S, ZHOU Y. Regularized Distance Metric Learning: Theory and Algorithm[C]// Conference on Neural Information Processing Systems 2009. Vancouver, British Columbia, Canada, 2009: 862-870.
- [5] XING E P, NG A Y, JORDAN M I, et al. Distance Metric Learning, With Application To Clustering With Side-Information[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 15: 505-512.
- [6] WANG W. Global and Locality Incorporation in Distance Metric Learning[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)
王微. 融合全局和局部信息的度量学习方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
- [7] WEINBERGER K Q, SAUL L K. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification[J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 10: 207-244
- [8] HUA Y, JIE Y. A direct LDA algorithm for high-dimensional data-with application to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10): 2067-2070.
- [9] WANG P Y, CAI D F. Distance-based Kernel Evaluation Measure [J]. Computer Science, 2014, 41(2): 72-75. (in Chinese)
王裴岩, 蔡东风. 一种基于核距离的核函数度量方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 72-75.
- [10] HE J R, DING L X, HU Q H, et al. Properties of High-dimensional Data Space and Metric Choice [J]. Computer Science, 2014, 41(3): 212-217. (in Chinese)
何进荣, 丁立新, 胡庆辉, 等. 高维数据空间的性质及度量选择[J]. 计算机科学, 2014, 41(3): 212-217
- [11] KEDEM D, TYREE S, WEINBERGER K, et al. Non-linear Metric Learning[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 4: 2582-2590.
- [12] HE Y, CHEN W, CHEN Y, et al. Kernel Density Metric Learning[C]// 2013 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). 2013: 271-280.
- [13] JAIN P, KULIS B, DAVIS J V, et al. Metric and Kernel Learning Using a Linear Transformation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 13(1): 519-547.
- [14] LIANG L, LI J, HUO Y X, et al. A nonlinear normalization for non-uniformly distributed data [J]. Computer Science, 2016, 43(4): 264-269. (in Chinese)
梁路, 黎剑, 霍颖翔, 等. 一种非均匀分布数据的非线性标准化方法[J]. 计算机科学, 2016, 43(4): 264-269.
- [15] WAN H Y, ZUO J L, WAN J Y, et al. The KNN Text Classification Based on Sample Importance Principals [J]. Journal of Jiangxi Normal University (Natural Science Edition), 2015(3): 297-303. (in Chinese)
万韩永, 左家莉, 万剑怡, 等. 基于样本重要性原理的KNN文本分类算法[J]. 江西师范大学学报(自然科学版), 2015(3): 297-303.
- [16] Laurens van der Maten [OL]. <http://lvdmaaten.github.io/dr-toolbox>.
- [17] SHEN Y Y, YAN Y, WANG H Z. Recent Advances on Supervised Distance Metric Learning Algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(12): 2673-2686. (in Chinese)
沈媛媛, 严严, 王蕊子. 有监督的距离度量学习算法研究进展[J]. 自动化学报, 2014, 40(12): 2673-2686.