

基于人工势场法的多机器人协同避障

陈骏岭 秦小麟 李星罗 周杨淏 鲍斌国

南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016

(chenjunling@nuaa.edu.cn)



摘要 近年来,随着社会对机器人关注度的增加,移动机器人技术逐渐成为研究热点。机器人避障是移动机器人学中重要的研究课题,也是移动机器人面临的基本问题之一。针对多机器人的应用场景,在充分分析现有机器人避障算法的基础上,优化人工势场法,提出多机器人避障算法 MPF(Multi-Robot Artificial Potential Field Method)和编队避障算法 AOA(Advanced Obstacle Avoidance Method)。MPF 算法优化了人工势场法存在局部最小值点的问题,提高了机器人到达目标点的概率;AOA 算法结合现有的编队避障算法来提高机器人编队避障的效率。最后,分别为 MPF 算法和 AOA 算法设计不同的实验环境,实验结果表明,在障碍物复杂情况不同的环境中 MPF 算法可以有效且高效地引导机器人到达目标点;在不同的环境复杂度和机器人数量下,AOA 算法能够提供高效稳定的编队避障。

关键词: 人工势场法;虚拟目标点;移动机器人;轨迹跟随;移动障碍物

中图分类号 TP311

Multi-robot Collaborative Obstacle Avoidance Based on Artificial Potential Field Method

CHEN Jun-ling, QIN Xiao-lin, LI Xing-luo, ZHOU Yang-hao and BAO Bin-guo

College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract In recent years, with the increasing attention paid to robots, mobile robot technology has gradually become a research hotspot. Robot obstacle avoidance is an important research topic in mobile robotics, and it is one of the basic problems faced by mobile robots. Aiming at the application scenario of multi-robot, the artificial potential field method is optimized based on the full analysis of the existing robot obstacle avoidance algorithms, and the multi-robot obstacle avoidance algorithm MPF and formation obstacle avoidance algorithm AOA are proposed. MPF algorithm optimizes the problem of local minimum point in artificial potential field method, and increases the probability of robot reaching the target point. AOA algorithm combines with the existing formation obstacle avoidance algorithm to improve the efficiency of formation obstacle avoidance. Finally, different experimental environments are designed for MPF and AOA algorithms respectively. Experiment results show that, in different complex obstacle environments, MPF algorithm can guide the robot to the target point effectively and efficiently, while AOA algorithm can provide efficient and stable formation obstacle avoidance under different environmental complexity and number of robots.

Keywords Artificial potential field method, Virtual target point, Mobile robot, Trajectory following, Moving obstacles

1 引言

自第一次工业革命以来,生产逐渐精细化,为了提高生产效率,机器人技术被提出。随着科技的发展,机器人已经融入人们的日常生活,例如天气预报的气象采集机器人、俯瞰拍照的无人机等。移动机器人领域是近年来引起众多学者关注的研究领域,自 20 世纪 60 年代斯坦福大学研制出 Shakey 自主移动机器人开始,移动机器人技术吸引了许多学者的关注并取得了不小的成果^[1-2]。但单个机器人的性能已经很难满足任务要求,多机器人以其高效率、高鲁棒性、高灵活性的特点逐渐取代单机器人在无人机编队、气象传感器编队以及交通

车流编队等方面的应用。

机器人避障是移动机器人面临的基本问题,如何使机器人在充满障碍物的环境中自主行进而不发生碰撞是机器人避障技术的最基本要求。为了防止机器人与障碍物发生碰撞,基于行为法、模糊控制法、人工势场法等算法被提出,其中人工势场法由于简单快捷的优势逐渐成为研究的热点。鉴于人工势场法本身的缺陷,许多基于人工势场法的改进算法被提出。同样,随着多机器人编队的提出,多机器人避障成为了其首要关注的问题。领航者-跟随者体系是目前被广泛研究的多机器人体系,近年来国内外学者也提出了许多基于该体系的编队避障算法,但人工势场法本身的遇大障碍物时抖动的

到稿日期:2019-09-03 返修日期:2020-01-13 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:国家自然科学基金(61373015,61728204)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61373015,61728204).

通信作者:秦小麟(qinxcs@nuaa.edu.cn)

情况限制了多机器人编队避障的效率。

针对以上情况,本文首先提出了一种多机器人避障算法,利用多机器人避障环境来解决人工势场法避障中出现的极小值点问题;其次,基于已有的多机器人编队避障算法,提出了一种改进算法来达到稳定高效避障的目的。本文的主要贡献如下:

(1)利用虚拟目标点法解决人工势场法中存在的局部最优解的问题,增加机器人到达目标点的概率。

(2)提出了一种新的多机器人编队避障算法,提高多机器人编队避障效率。

2 相关工作

2.1 单机器人避障

基于行为的机器人学是最早出现的避障结构^[3],它将机器人的行动划分为多个行为,然后依靠环境因素进行行为的选择,协助机器人避障。基于行为的理论早在20世纪40年代就已被提出,但直到Brook的包容结构被提出,才标志着基于行为的方法创立。随后,许多学者对其进行了改进,动态行为选择法^[4]、运动图法^[5]、过程描述语言等方法相继被提出,使得基于行为法的扩展性、可靠性和效率都得到了提升,但其依然存在机器人行为不易描述和行为之间冲突竞争不易调节等缺陷。

模糊逻辑控制法来源于模糊集合论,它设计了一套模糊规则,依据模糊规则控制机器人避障。Chen等设计了72条模糊控制规则^[6],对机器人避障情景做出划分,机器人针对每一条规则进行行动。同样地,模糊逻辑控制在复杂环境中很难预见所有的运动情况,当系统为MIMO(multiple-input and multiple-output)模糊系统时,无法穷尽所有的模糊规则。针对上述问题,学者们利用改进的遗传算法来处理过多的模糊规则,遗传算法的更新机制有利于保留真正有作用的规则,最后完成对复杂模糊规则的缩减;也有学者提出了GDFNN算法^[7]和模糊神经系统,用于优化模糊控制法。

遗传算法是一种根据自然进化提出的优秀优化算法,其同样也可以用于机器人避障^[8]。它能够并行地对不同区域进行搜索,因此能够得到环境中的最优解,并且通过多次迭代的方法优化所得到的解以得到全局最优解^[9]。遗传算法需要的条件少,并且适应环境广泛、鲁棒性高^[10]。其正是因为有着优秀的优化能力,常与其他算法相结合来解决避障问题,如Qiao等将遗传算法^[11]与模糊逻辑法相结合,提出了最优模糊遗传算法,优化了模糊控制法中的控制参数。不仅有学者利用遗传算法来解决静态障碍物环境的路径寻优问题,也有学者将其用于动态障碍物的路径寻优问题,并取得了不错的结果^[12]。但遗传算法的使用需要获得全局信息,机器人在避障中往往只能了解自己周围的障碍物情况,远离自身的障碍物经常不在考虑的范围内。

人工势场法也是具有代表性的一种避障算法^[13],它于1960年由Khatib提出,该方法主要是将机器人所处的环境抽象成一个虚拟力场,将障碍物对机器人的“排斥力” F_r 和目标点对机器人的“吸引力” F_d 所合成的合力作为机器人的驱动力,指出机器人的前进方向。

$$F_a = -\mu_a(P_r - P_d) \quad (1)$$

$$F_r = \sum \left(\mu_r \delta_i \left(\frac{\rho_r - \|P_r - P_{oi}\|_2}{\rho_r} \right) \left(\frac{P_r - P_{oi}}{\|P_r - P_{oi}\|_2} \right) \right) \quad (2)$$

$$F_a + F_r = 0 \quad (3)$$

式(1)中, P_d 为机器人目标点的坐标; P_r 为机器人现在所处位置的坐标; μ_a 为引力系数,用于控制引力大小。式(2)中, i 为障碍物标号, P_{oi} 为第*i*个障碍物的距离机器人最近的坐标, ρ_r 为机器人的感知半径, δ_i 为斥力系数。当两者的大小相等,方向相反时,可得到式(3)。

人工势场法因算式简单、计算快,多被用于机器人的实时避障。但人工势场法本身也存在局部极小值点的问题,同时人工势场法将场景中的障碍物进行抽象处理,无法应用于复杂环境和非规则型障碍物的避障。如式(3)所示,当人工势场法的引力与斥力的合力为0时,机器人到达极小值点,此时机器人没有前进方向,无法到达目标点。针对人工势场法的上述缺点,许多改进方法被提出^[14];Laplace势场法^[15]就是一种改进人工势场法自身势场函数的方法,它使得势场中极小值点出现的概率大幅度降低,进而保证极小值点就是目标点;除此之外,障碍物连接法依据情景,将多个障碍物连接成为一个更大的障碍物,排除障碍物之间的间隙,增大机器人受到的来自障碍物的斥力,将陷入局部极小值点的机器人推出极小值点,从而使其到达目标点。

2.2 多机器人避障

多机器人避障的方法主要由单机器人避障方法发展而来,许多单机器人避障算法都在多机器人环境中得到了改进。但多机器人任务环境并不是简单的单机器人任务环境的叠加,多机器人任务往往要求多个机器人之间相互配合完成,这对多机器人避障中多机器人之间的配合提出了较高的要求。编队避障能够使多机器人群体保持在一定范围内活动,不易超出机器人之间的通讯距离,能够对突发状况做出及时的应对和调整。因此,多机器人编队避障逐渐成为研究的热点。

领航者-跟随者算法是多机器人避障中最为常用的方法^[16],其主要思想是将多机器人群体划分为两种拥有不同职能的机器人。其中,每个机器人群体中存在单个领航者机器人,其负责通过算法来决定群体避障的路线、分配跟随者的避障任务等;跟随者主要服从领航者的分配,保证多机器人群体的队形。领航者-跟随者算法能够有效地保证多机器人编队行进的效果,但其对机器人避障的具体细节没有太多关注。

领航者-跟随者算法多与单机器人避障算法结合使用^[17],二者结合能够使多机器人编队避障取得良好的结果。与基于行为法相结合的领航者-跟随者算法也是最早被应用的多机器人编队避障算法之一,它对多机器人避障中两种不同的机器人针对不同情形所做的行为做出了划分,当机器人所处环境与预先划分好的环境相同时,调用预设的行为,从而使其到达目标点。但行为法的行为划分条件列举困难,不可能包括所有的避障情况,从而降低了多机器人的避障概率。结合人工势场法的领航者-跟随者算法也是多机器人编队避障常用的方法,由于人工势场法的优点,其能够自动提供机器人的前进方向和距离,从而无需对避障情形进行划分。但该方法也受到人工势场法自身缺陷的制约,当机器人出现在局部最小值点时也会出现无法到达目标点的情况。同时,当机

机器人采用人工势场法避障时,在碰到大型障碍物时会出现抖动的情况,在大量时间内行进较少的距离,降低了机器人的避障效率。

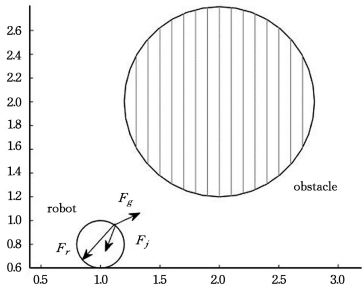


图 1 机器人遇大障碍物受力图

Fig. 1 Force analysis of robot encountering big obstacle

机器人遇大障碍物时的抖动现象是影响避障效率的主要原因之一。当机器人位置接近大障碍物时,依据式(1)、式(2),随着机器人与障碍物之间的距离减小,障碍物提供的斥力会急剧增加,而目标点提供的引力会有所减小,导致机器人受合力控制小幅度远离目标点;当机器人远离障碍物后,机器人所受的斥力又将急剧减小并且引力有所增加,导致机器人会受合力影响在靠近目标点的同时靠近障碍物。如此往复,直至机器人翻越障碍物,脱离大障碍物的影响范围。

为了保持多机器人群体在避障过程中的队形,有学者提出让所有跟随者机器人直接跟随领航者机器人的行进路线进行避障,离开障碍物区域后再依据编队算法组成队形^[18]。该方法在障碍物数量多、环境复杂时有着良好的表现,能够使机器人群体快速通过障碍物区域,减小其他机器人避障的时间开销。同样,有学者提出了增加队形力的方式来保持机器人的队形^[19],如同人工势场法的目标点引力一般,机器人之间的虚拟队形力牵引着机器人保持相对位置不变,使得机器人群体能够在队形变动不大的情况下行进。

在多机器人编队避障的情况下,对于每一个机器人,队伍中的其他机器人都可以视为移动障碍物,而已有的人工势场法大多针对固定障碍物。由于人工势场法将障碍物中心作为斥力源,每次使用人工势场法判断机器人的前进方向时,机器人都会避开障碍物以防止发生碰撞。而移动障碍物在机器人判断前进方向时和完成前进动作后的位置不同,可能在机器人完成前进动作后与障碍物发生碰撞^[20]。为了解决这一问题,有学者将机器人与障碍物之间的相对速度引入人工势场法^[21]来解决移动障碍物问题,或者通过建立流动的向量场来规避动态障碍物的问题。

3 多机器人协同避障算法

针对人工势场法的极小值问题,目前有很多单机器人避障环境的解决方法,本文提出利用多机器人环境中其他机器人的避障信息来帮助单机器人摆脱局部最小值点;进而,由于多机器人在避障时遇到大障碍物出现抖动的可能性增大,导致所消耗的时间较长,因此本文提出了一种高效率的多机器人编队避障算法,以保证机器人在各种情况下拥有稳定且较高的避障效率。

3.1 多机器人避障算法 MPF

多机器人在编队避障时,由于机器人之间存在位置关系,

因此多机器人的目标点之间也存在位置关系,当单个机器人陷入局部最小值点时,其他机器人可能并没有陷入局部最小值点,将顺利到达自身目标点的移动机器人轨迹作为参考有利于其他机器人摆脱局部最小值点。因此,当多机器人中存在陷入局部最小值点的机器人时,将该机器人停滞,同时记录其他机器人的位置坐标。当其他机器人到达目标点时,查找距离停滞机器人最近的机器人的路径,选取最近点为停滞机器人的虚拟目标点。等到停滞机器人到达虚拟目标点后,将停滞机器人的目标点换回其最初目标点。多机器人避障算法如算法 1 所示。

算法 1 多机器人避障算法

输入:障碍物的位置坐标及大小 Obst;机器人初始位置坐标 Start-Point;各机器人的目标点位置坐标 DestPoint

输出:每个机器人的移动轨迹 Trajection

- 1. Trajection←{}; //初始化移动轨迹集
- 2. For each robot do
- 3. If point==DestPoint then
- 4. Break; //若机器人已到达目标点,则停止避障
- 5. If point==nearPoint then
- 6. updateDestPoint(); 若机器人到达中间目标点,则更新目标点位置
- 7. Theta=Angle(p,Obst); //计算障碍物与机器人之间的夹角
- 8. CalGravity(p,desPoint,Theta); //计算机器人受到的引力,其中 p 为机器人目前的坐标
- 9. CalReputation(p,Obst,Theta); //计算机器人受到的斥力
- 10. If Fg==Fr then//当前机器人陷入极小值点
- 11. Chose Virtual Destination from Trajection; //选取中间目标点
- 12. Calculatejoint; //计算机器人受到的合力
- 13. Calculate next position;
- 14. Point←nextPoint; //更新机器人的位置坐标

对于算法 1 中的第 3 行和第 4 行,机器人以到达目标点为目的,进行避障移动;第 5-9 行利用人工势场法对单个机器人避障进行控制,以保证机器人躲避障碍物和其他机器人;第 11 行调用中间目标点选择算法 Intermediate,利用虚拟目标点的方法帮助机器人跳出极小值点。

由于机器人所处环境的复杂性,选取中间目标点需要根据机器人周围的障碍物和其他机器人的位置进行。当机器人群体中有机器人到达目标点时,要保证出发点区域与目标点区域之间存在通路,增加机器人到达目标点的可能性,从而保证中间目标点的可行性。

定理 1 若存在机器人 m 陷入局部最小值点,则引入新目标点可使 m 离开局部最小值点。

证明:假设机器人 m 处于局部最小值点,则机器人 m 所受的引力 F_g 与其所受斥力 F_r 相等以至于其所受合力 F_j 为 0;当引入虚拟目标点后,机器人 m 所受引力 F_g' 等于原引力 F_g 与虚拟目标点提供的 F_v 之和;又有引力不受距离限制,则新提供的引力 F_v 不为 0,因此机器人 m 受到的新合力 F_j' 不为 0,即机器人 m 能够跳出局部最小值点。

3.2 编队避障算法 AOA

多机器人编队避障行进中,相对于移动机器人,队伍内的其他机器人相当于移动障碍物,但其他机器人的避障路径也由避障算法决定,于是我们在避障算法中引入碰撞预测机制,当机器人预测完下一步移动位置时,检测其是否与队伍中的

其他机器人发生碰撞,如果发生碰撞,则将该机器人停滞。同时,由于保持队形的需求存在,会降低机器人通过障碍物区域的效率。当障碍物数量多、情况复杂时,多机器人合并共同使用同一条路线能够节约大量避障时间;当障碍物数量少、情况简单时,整队直接通过会节省出队伍合并的时间。因此,在跟随者机器人行进过程中记录机器人每一步与坐标轴的夹角,当机器人处于行进角度正负交替的抖动状态时,将其并入领航者轨迹中,以节省自身通过障碍物区域的时间。多机器人编队避障算法如算法 2 所示。

算法 2 多机器人编队避障算法

```
输入:障碍物的位置坐标及大小 Obst; 机器人初始位置坐标 Start-Point;各机器人目标点位置坐标 DestPoint
输出:每个机器人的移动轨迹 Trajection 和平均步长 ρ
1. Trajection←{}; //初始化移动轨迹集
2. For each robot do
3.   If point==destPoint then
4.     Calculate ρ
5.     Break; //若机器人已到达目标点,则计算平均步长并停止避障
6. If Leader then
7.   Obstacle avoidance with APF; //若机器人为领航者,则规划自身行进路线
8.   Calculatenextposition;
9. If Follower then
10.  If surroundsimple then
11.    Calculate Formation //如果机器人所处环境简单,则计算所需队形力
12.  Obstacle avoidance with IAPF; //依据基于队形力的方法避障
13.    Else//当前机器人所处环境复杂
14.    Obstacle avoidance follow Leader; //按照领航者轨迹进行避障
15.    Calculate next position;
16.    If crash then
17.      Keep Point; //如果预测到碰撞,则停滞
18.    Point←nextPoint; //更新机器人的位置坐标
19. Print ρ//输出平均步长
```

算法 2 中的第 2—5 行,机器人以到达目标点为目的进行避障移动;第 6—8 行将机器人身份分为领航者和跟随者两种,依据不同身份进行不同的避障策略;第 7,8 行中领航者主要依据人工势场法进行自身的避障;第 9—14 行,跟随者依据自身所处环境的变化,自主选择避障策略;第 16,17 行,检测机器人与其他机器人是否可能发生碰撞,如可能碰撞,则将该机器人停滞。其中,第 10 行和第 13 行的判断依据为机器人两次行进之间的角度是否超过阈值(180°),若满足该条件,则跟随者将依据已有的领航者移动轨迹进行避障前进;若不满足该条件,则跟随者没有碰到抖动现象,继续执行带有队形力的编队避障。

4 实验及分析

为验证改进人工势场法的可行性,我们设计了多组实验对 MPF 和 AOA 算法进行测试。由于现有的工作中没有专门的机器人避障数据集,我们随机生成多组机器人避障情景作为实验的场景。对于 MPF 算法,我们随机生成多个障碍物数量相同但位置不同的场景,重复实验得出算法的通过概率,同时与未修改的人工势场法的结果进行对比,以验证本文

算法通过概率的提升效果。对于 AOA 算法,我们从 3 方面验证了多机器人编队避障算法的有效性:首先,在没有障碍物的简单环境中,计算该算法、轨迹跟随避障算法以及队形力避障法的通过效率;其次,将实验的障碍物区域分为左右两个半区,只在一个半区放置障碍物,模仿障碍物较少的一般情况,分别计算 3 种算法的通过效率;最后,在整个障碍物区域放置障碍物,计算 3 种方法的通过效率。实验结果都显示 AOA 算法优于其他两种算法。同样地,为了排除机器人数量对实验结果的影响,我们在多机器人和较少机器人的情况下做了相同的实验,得到了类似的结果。

实验环境为:Windows10 操作系统,Intel Core i7 处理器,主频 3.30GHz,内存 4GB。本文实验均使用 Matlab2014b 编程实现。

4.1 实验环境设置

实验采用仿真实验的方式进行,整个实验环境为 14 * 10 单位长度的二维平面区域,其分为出发点区域(2 * 10)、障碍物区域(10 * 10)和目标点区域(2 * 10) 3 部分。特别在 AOA 算法效率测试实验中,我们将障碍物区域分为两个半区,只在单个半区存在障碍物的情况下模拟障碍物较少的一般情况。其中,按队形随机生成机器人出发点坐标;目标点区域中的位置点由出发点中的位置点一一对应生成;障碍物区域中的障碍物位置随机产生,同时随机生成各个障碍物的大小,通过计算障碍物的坐标和半径排除障碍物间没有空隙的情景。

实验中机器人按步前进,方向为合力的方向,每次前进长度为步长大小。我们使用机器人前进的步数作为实验的时间数据,将机器人前进的总步长作为实验的空间数据,实验的效率计算公式如下:

$$T_m = \max(T_i)$$
 (4)

其中,*i* 为下标,标记第 *i* 个机器人;*T* 为单个机器人完成避障时花费的步数,*T_m* 为所有机器人中最后完成避障的机器人步数。由于机器人在避障中的每一步都是前进固定步长,因此最后完成避障的机器人前进的步数即为避障所耗的时间。

4.2 MPF 算法避障效果实验

为了分析与验证 MPF 算法的效果,我们随机生成了 100 种不同情况的避障环境,其中包含 5 个机器人和 15 个大小不同的障碍物,分别采用 MPF 算法和传统人工势场法进行避障实验,得到的避障结果如表 1 所列。

表 1 避障效果

Table 1 Results of obstacle avoidance			
Method	Robots	Obstacles	Avoidance successfully
MPF	5	15	84
APF	5	15	46

在同一个避障环境中,传统人工势场法在多机器人避障的情况下往往会出现单个或者多个机器人陷入局部最小值点的情况,使其无法到达目标点,致使整个机器人群体的避障失败,而采用了 MPF 算法的机器人群体可以通过其他机器人的成功路径作为虚拟目标点,将其成功导出局部最小值点,致使其成功避障,进而机器人群体完成避障实验。

图 2、图 3 为两种避障算法的单次实验。图 2 所示为采用原人工势场法进行避障效果测试的一种情况,其中机器人 2 所走的路线陷入了局部最小值,在障碍物前达到了合力为

零的情况,导致其停滞不前,最终导致避障实验失败;图 3 所示为在相同的障碍物环境中,MPF 算法的避障结果。其中,在机器人 2 在陷入局部最小值点时,MPF 算法为机器人 2 设置了新的虚拟目标点,使其跳出局部最小值点。表 2 列出了实验环境的各项数据,其中包括 15 个障碍物的坐标,以及半径大小和 5 个机器人的初始点坐标和目标点坐标,其单位都为单位距离。

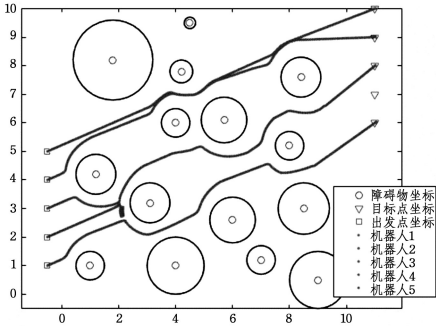


图2 原人工势场法的避障效果

Fig. 2 Obstacle avoidance result of APF (Artificial Potential Field) method

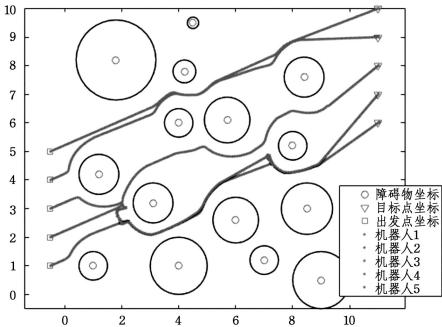


图3 MPF 算法的避障效果

Fig. 3 Obstacle avoidance result of MPF method

表2 实验参数

Table 2 Experimental parameters

Order	Obstacles			Target		Start	
	x	y	R	x	y	x	y
1	1	1	0.5	11	6	-0.5	1
2	4	1	1	11	7	-0.5	2
3	3.1	3.2	0.7	11	8	-0.5	3
4	4	6	0.5	11	9	-0.5	4
5	6	2.6	0.8	11	10	-0.5	5
...	...	...	...	...	...	...	...
14	5.7	6.1	0.8	—	—	—	—
15	8.4	7.6	0.7	—	—	—	—

4.3 AOA 算法避障效率实验

本实验旨在验证 AOA 算法对避障效率的影响。本实验考虑 2.2 节中所提的两种编队避障算法(依据队形力编队避障算法和轨迹跟随编队避障算法)以及 AOA 算法在 3 种不同环境中所得到的编队避障效率。通过计算 3 种算法避障所消耗的单位步长,得到其通过不同场景的效率,以验证 AOA 算法的稳定性和高效性。在所有的场景中,将机器人的单步步长设置为 0.05 个单位长度。

本文生成了 3 个避障场景:1)实验场地的障碍物区域中没有障碍物的情况,用来测试 AOA 算法在无障情况下的效率;2)障碍物区域存在 15 个随机生成的障碍物,用来测试

AOA 算法在复杂情况下的避障效率;3)设置障碍物区域的左半区域不存在障碍物、右半区域存在 8 个障碍物的情况,用来测试一般情况下 AOA 算法的避障效率。3 种算法在各个场景的避障效率如图 4 所示。

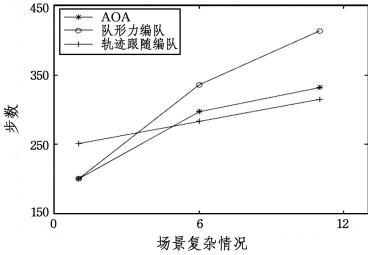


图4 AOA 算法避障效率图

Fig. 4 Efficiency of AOA method

从图 4 中可以看出,随着场景中障碍物数量的增加,3 种算法所消耗的避障步数都会增加;当场景中完全没有障碍物时, AOA 算法和基于队形力的编队避障算法所消耗的步长都是最小的(实验场景为 10 * 10 的区域,步长为 0.05,因此最短通过步长为 200),而随着场景中障碍物数量的增加,基于队形力的编队算法步长急剧增加,轨迹跟随编队避障算法增加的步数不多,同时 AOA 算法消耗的步数向轨迹跟随法靠近。由此可以得出, AOA 算法在避障效率上优于基于队形力的避障方法,并且在无障碍时明显优于轨迹跟随法,在环境复杂时明显优于基于队形力的避障算法。

4.4 机器人数量对编队避障的影响

本实验旨在验证机器人数量对 AOA 算法的影响程度,因此,在 4.3 节的基础上,分别将机器人数量控制在 3,6,10,15,以验证 3 种算法在每个场景中的避障步数。其结果如图 5 所示。

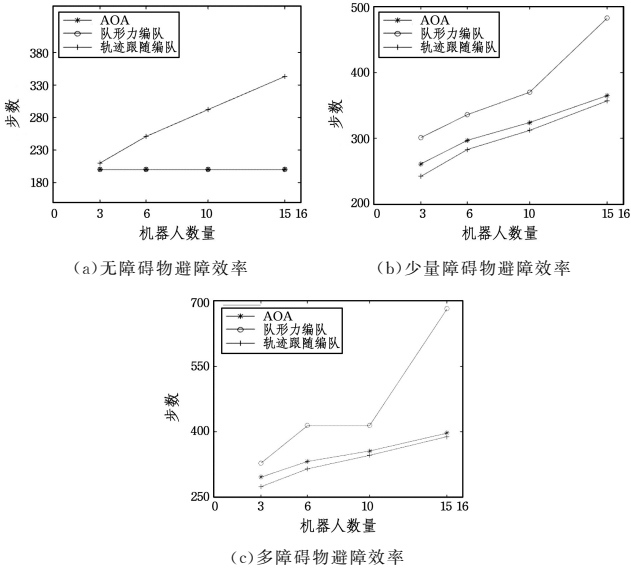


图5 机器人数量对算法性能的影响

Fig. 5 Performance with number of robots

如图 5(a)所示,当机器人队伍行进路线中不存在障碍物时, AOA 算法和基于队形力的算法的编队效率都是最高的,而轨迹跟随法避障所消耗的总步数则随着机器人数量的增加而增加,这是由于跟随者机器人每次都要依据领航者机器人的路线行进,跟随者在避障过程中会增加从跟随者出发点赶

到领航者出发点的步数和从领航者行进路线变更到跟随者目标点的步数。由图 5(b)、图 5(c)所示,当环境中存在障碍物时,AOA 算法和轨迹跟随法所消耗的步数都要小于基于队形力的方法,并且这两种方法所消耗的步数非常稳定,而基于队形力的编队避障方法随着队伍中机器人数量的增加,消耗的步数会远超出其他两种方法。

总之,随着机器人数量的增加,所有避障算法消耗的时间都有所增加。由于增加了避障机器人的数量,人工势场法出现抖动的概率增大,以至于队形力编队避障算法的效率可能会随着机器人数量的增加急剧增大,而轨迹跟随编队避障算法和 AOA 算法由于主要取决于领航者的避障路线规划,在障碍物场景不变的情况下避障消耗增加不大,并且随着机器人数量的增加,AOA 算法的效率会逐渐趋近于轨迹跟随算法。

结束语 本文针对多机器人的避障环境,提出了两种多机器人避障的算法。MPF 算法将避障的其他机器人的位置信息引入避障算法中,将成功到达目标点的机器人路径信息作为参考,协助其他机器人到达目标点。该算法解决了传统人工势场法目标不可达的问题,并且减少了机器人陷入局部最小值点的情况。AOA 算法从效率的角度考虑多机器人编队避障,对比其他两种编队避障算法,其优化了避障效率并且保证了避障稳定性。本文所提算法在面对可移动障碍物环境时效率较低,队内避障机制仍有改进空间。因此,下一步可以重点研究面对移动障碍物的避障算法,以进一步提高多机器人编队避障的效率。

参 考 文 献

- [1] SUJIT P B, SARIPALLI S, SOUSA J B. Unmanned Aerial Vehicle Path Following: A Survey and Analysis of Algorithms for Fixed-Wing Unmanned Aerial Vehicles[J]. IEEE Control Systems, 2014, 34(1): 42-59.
- [2] LIU Z, YUAN C, YUX, et al. Fault-Tolerant Formation Control of Unmanned Aerial Vehicles in the Presence of Actuator Faults and Obstacles[J]. Unmanned Systems, 2016, 4(3): 197-211.
- [3] BROOKS R S. A robust layered control system for a mobile robot[J]. IEEE J. robot. Autom, 1986, 2(1): 14-23.
- [4] MAES P. A Bottom-up Mechanism for Behavior Selection in an Artificial Creature[C]// Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. MIT Press, 1991.
- [5] ARKIN R. Motor schema based navigation for a mobile robot: An approach to programming by behavior[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation, 1987.
- [6] CHEN Y S, JUANG J G. Intelligent obstacle avoidance control strategy for wheeled mobile robot[C]// ICCAS-SICE, 2009: 3199-3204.
- [7] MENG J E, CHANG D. Obstacle avoidance of a mobile robot using hybrid learning approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2005, 52(3): 898-905.
- [8] RAM A, BOONE G, ARKIN R C, et al. Using Genetic Algorithms to Learn Reactive Control Parameters for Autonomous Robotic Navigation[J]. Adaptive Behavior, 1994, 2(3): 277-305.
- [9] PIAO S H, HONG B R. Robot path planning using genetic algorithms[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2001, 8(3): 215-217.
- [10] TU J, YANG S X. Genetic algorithm based path planning for a mobile robot[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2003.
- [11] QIAO L, LU Y, XIE C. Optimal Genetic Fuzzy Obstacle Avoidance Controller of Autonomous Mobile Robot Based on Ultrasonic Sensors[C]// IEEE International Conference on Robotics & Biomimetics, 2007.
- [12] XU X, XIE J, XIE K. Path Planning and Obstacle-Avoidance for Soccer Robot Based on Artificial Potential Field and Genetic Algorithm[C]// World Congress on Intelligent Control & Automation, 2006.
- [13] KHATIB O. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[J]. International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [14] YUN X, TAN KC. A wall-following method for escaping local minima in potential field based motion planning[C]// International Conference on Advanced Robotics, 1997.
- [15] Keisuke SATO. Deadlock-free motion planning using the Laplace potential field[J]. Advanced Robotics, 1992, 7(5): 13.
- [16] ZHANG Y, LI X. Leader-follower formation control and obstacle avoidance of multi-robot based on artificial potential field [C]// Control & Decision Conference, 2015.
- [17] CHEN J, SUN D, YANG J, et al. Leader-Follower Formation Control of Multiple Non-holonomic Mobile Robots Incorporating a Receding-horizon Scheme[J]. International Journal of Robotics Research, 2010, 29(6): 727-747.
- [18] MOHAMED E F, ELMETWALLY K, HANAFY A R. An improved Tangent Bug method integrated with artificial potential field for multi-robot path planning[C]// International Symposium on Innovations in Intelligent Systems & Applications, 2011.
- [19] QUS Z. Research on swarm robot formation and cooperative obstacle avoidance method[D]. Nanjing: Nanjing University, 2015.
- [20] QING L, ZHOU Z, SHANGJUN W, et al. Path planning in environment with moving obstacles for mobile robot[C]// Proceedings of the 31st Chinese Control Conference, IEEE, 2012: 5019-5024.
- [21] GE S S, CUI Y J. Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method[J]. Autonomous Robots, 2002, 13(3): 207-222.



CHEN Jun-ling, born in 1994, postgraduate. His main research interests include multi-robot collaborative obstacle avoidance and so on.



QIN Xiao-lin, born in 1953, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include spatial and spatio-temporal databases, data management and security in distributed environment, etc.