文章编号:1000-8152(2012)05-0609-08

密集障碍物环境下基于凸包和微粒群优化的机器人路径规划

巩敦卫, 耿 娜, 张 勇

(中国矿业大学信息与电气工程学院,江苏徐州 221008)

摘要:密集障碍物环境下,考虑机器人移动过程中的控制偏差进行路径规划,尚缺乏有效的方法.本文的方法是: 首先根据障碍物之间的最小距离和机器人尺寸的大小关系,确定凸包形成的条件;然后,通过选择满足条件的顶点, 形成密集障碍物的凸包;最后,基于凸包的关键点和稀疏障碍物的位置,采用微粒群优化规划机器人路径.仿真和 实验结果验证了所提方法的可行性.

关键词:机器人;路径规划;密集障碍物;凸包;微粒群优化 中图分类号:TP301 文献标识码:A

Robot path planning in environments with dense obstacles based on convex hull and particle swarm optimization

GONG Dun-wei, GENG Na, ZHANG Yong

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou Jiangsu 221008, China)

Abstract: Effective methods are lacking for planning robot path while considering control deviation in an environment with dense obstacles. In our approach, we first determine the prerequisites for forming a convex hull according to the relation between the robot size and the minimal distance between obstacles, and then, we form the convex hull of these dense obstacles by choosing vertices that satisfy certain conditions; finally, the particle swarm optimization is applied to planning the robot path based on the positions of the key vertices in the convex hull and the positions sparse obstacles. Simulation and experiment results validate the feasibility of our method.

Key words: robot; path planning; dense obstacles; convex hull; particle swarm optimization

1 引言(Introduction)

机器人在资源开发、科学探索、抢险救援等领域 得到了广泛应用.在诸多机器人技术中,路径规划近 年来引起了广泛关注,并取得了丰硕的研究成果.所 谓机器人路径规划,就是在已知机器人的起始点和 目标点的前提下,规划出一条满足一定性能指标的 路径^[1],该问题本质上是一个含约束的优化问题.

为了解决该问题,目前已有很多方法^[2],如人工 势场法、可视图法、遗传算法和蚁群算法^[3]等.近 年来提出的微粒群优化(particleswarm optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的随机全局优化技 术^[4],由于算法收敛速度快,需要设置和调整的参数 少,实现简单^[5],受到学术界的广泛重视.目前,该算 法在机器人路径规划中已有很多应用成果.已有的 研究成果很少考虑机器人的控制偏差,实验仿真规 划出来的路径往往能满足各项约束,仿真结果可以 很好的运行,但是,如果将这些成果应用到实际环境 中,特别是在含有密集障碍物的环境中移动,由于没 有考虑控制偏差,机器人往往很难安全有效的完成 任务.

所谓密集障碍物,是指障碍物之间的最小距离与 机器人的尺寸相当.如果按照一定方法,产生一条穿 越这类障碍物的路径,实验仿真中机器人可以安全 无碰撞的到达目标点.当实际机器人按照该路径移 动时,即使膨胀了障碍物的尺寸,但是由于机器人本 身的机械及电气部件精度的限制,其实际的移动轨 迹通常偏离规划的路径,有可能导致机器人与障碍 物碰撞,这说明规划的路径在实际机器人运行中是 不可行的;另一方面,即使可以得到机器人的最短路 径,但是,由于要回避过多的障碍物,机器人(通过减 速和转角)用于调整运行方向和速度的时间花费也 是相当可观的.因此,需要研究密集障碍物环境下有 针对性的路径规划方法.本文采用凸包概念,根据障 碍物之间的距离,形成密集障碍物的凸包.

密集障碍物环境是普遍存在的,但是,目前尚缺 乏该环境下的机器人路径规划方法.本文研究密集 障碍物环境下的机器人路径规划问题,通过比较障 碍物之间的最小距离和机器人尺寸的大小关系,确

收稿日期: 2011-01-14; 收修改稿日期: 2011-09-16.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61005089);江苏省自然科学基金资助项目(BK2008125).

定凸包形成的条件;通过选择满足条件的顶点,形成 密集障碍物的凸包;基于凸包的关键点和稀疏障碍 物的位置,采用微粒群优化规划机器人路径.

本文的主要贡献是:

 研究了密集障碍物环境下的机器人路径规划 问题,提出的解决方法更加实用;

2) 针对环境中障碍物分布的情况,采用有针对性的路径规划方法,在障碍物密集的地方采用凸包, 在稀疏的地方采用微粒群优化,使得规划的路径满 足设定的性能指标.

2 相关研究工作(Related works)

近年来,已有很多关于智能优化方法应用于机器人路径规划的研究成果,如Hu等提出一种基于知识的遗传算法,将环境信息融入到特定算子中去,同时结合一定的局部搜索策略,有效的解决了移动机器人的路径规划问题^[6];毛琳波等针对移动机器人路径规划的需要,改进传统的蚁群算法,并建立死角表,有效地避免了移动机器人的路径死角^[7];此外,邓高峰等利用蚁群算法之间的并行性实现分布式搜索,给出了一种有效的障碍物环境下机器人路径规划方法^[8].

在微粒群优化方面,也有很多应用于机器人路径 规划的研究成果,如Nasrollahy等在目标点不断移动, 且环境已知的情况下,根据代价最小这一约束条件, 采用微粒群算法得到一条安全没有碰撞的路径^[9]; Lei等将改进的微粒群优化应用到机器人路径规划 中,通过动态调整惯性权重,提高算法的搜索能 力^[10]; Chen等针对多种方法不能产生平滑路径的缺 陷,提出随机微粒群优化算法,优化出安全平滑的路 径^[11].

上述方法仅适用于理想环境下的机器人路径规 划,即机器人准确地沿着规划好的路径移动.然而, 实际的机器人在移动过程中,由于机械电气等方面 的原因,机器人的移动路径存在一定的偏差,机器人 并不能按照原来路径行驶,在密集障碍物环境下,这 将导致机器人与障碍物碰撞.

到目前为止,关于密集障碍物环境下机器人路径 规划的研究成果还很少.为解决该问题,引入凸包的 概念^[12]:给定一有限集 $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_n\}$,S的凸 包就是其点列构成的集合: $C = \{c_1, c_2, \cdots, c_k\}$,其 中, $(c_i \in S, i = 1, 2, \cdots, k)$ 围成的最小凸多面体使 得S的所有点都包含在该凸多面体内,C中的点即 为凸点,围成凸包的边(或面)称为凸边(或凸面).

凸包在实际问题中得到了广泛应用,如熊会元等 提出基于凸包的棋盘格角点分层识别与自动定位方 法,实现了棋盘格角点物像坐标的自动匹配^[13];刘 斌等利用凸包和SVD技术,降低了模糊系统的复杂 性^[14]. 3 密集障碍物环境下基于凸包和微粒群优 化的机器人路径规划(Robot path planning based on convex hull and PSO)

3.1 问题描述(Problem description)

考虑图1所示的机器人路径规划问题,其中: S是 机器人的起始点,T是机器人的目标点,黑色填充的 多边形是环境中的障碍物O_j, j = 1,2,…,n_o,n_o为 障碍物个数.假定S,T以及障碍物的位置精确已知, 现在要求规划一条从S出发到达T的路径,使得机器 人沿着该路径移动的距离最短,且不与障碍物碰撞.

为了解决该问题,建立机器人移动环境坐标系. 取*S*为坐标系的原点,*S*与*T*的连线为*X*轴,其垂线 为*Y*轴,如图1所示.





3.2 凸包形成条件(Condition of convex hull formation)

为了得到凸包形成的条件,首先考虑环境中障碍物的分布状况.假设可以通过一定的检测设备,事先获得环境中所有障碍物的信息,并认为当障碍物之间的距离与机器人的尺寸相当时,这些障碍物是密集的.

现考察环境中障碍物的分布状况. 从障碍物集 合 $\{O_1, O_2, \dots, O_{n_o}\}$ 中任取一个障碍物, 不失一般 性, 选择 O_1 , 计算 O_j , $j = 2, \dots, n_o$ 与 O_1 之间的距 离, 记为 $D(O_j, O_1)$. 寻找

 ${O_1} = {O_j | D(O_j, O_1) \le \alpha \cdot D_0, j = 2, \dots, n_o},$ 其中, D_0 为机器人的尺寸, α 是一个常量, 与机器人 的控制偏差以及机器人的尺寸有关, 根据前人的

的控制偏差以及机器人的尺寸有关, 根据前人的 实验经验, 不同机器人的控制偏差不同, 这与机器 人的电气和机械性能有关, 所以取 $\alpha \in (1, \mu]$, 其中 μ 是一个待定参数, 其于机器人自身的性能有关. 则 $\{O_1\}$ 为第1个密集障碍物; 然后, 从集合 $\{O_1, O_2, \dots, O_{n_o}\}$ \ $\{O_1\}$ 中任取一个障碍物, 采用相同的方 法, 得到第2个密集障碍物, …, 直到原来的障碍物 集合中没有障碍物为止. 这样一来, 一个障碍物要么 属于某一个密集障碍物, 要么为稀疏障碍物. 一个环 境中如果存在密集障碍物, 本文就需要形成这些密 集障碍物的凸包.

3.3 凸包形成(Convex hull formation)

现在考虑密集障碍物凸包形成的过程.为便于 说明,假设环境中所有的障碍物都是矩形,并记 O_j 的 长度为 a_j ,宽度为 b_j ,左上角顶点坐标为(x_j^{o}, y_j^{o}), 那么,其他3个顶点的坐标分别为: ($x_j^{o} + a_j, y_j^{o}$), ($x_j^{o} + a_j, y_j^{o} - b_j$)和($x_j^{o}, y_j^{o} - b_j$).

为了形成密集障碍物的凸包,首先,寻找密集障碍物的最高点和最低点,并将密集障碍物区域分成 4部分;然后,针对每一部分采用一定的方式得到其 凸包,将这4部分的凸包合起来,得到密集障碍物的 凸包.

根据第3.1小节的坐标系定义,容易得到密集障碍物的最高点和最低点纵坐标分别为

$$y_{u}^{o} = \max_{i=1,2,\cdots,n_{o}} y_{j}^{o}, \ y_{l}^{o} = \min_{i=1,2,\cdots,n_{o}} y_{j}^{o}$$

在密集障碍物中,寻找纵坐标为 y_u^o 的障碍物 O_u ,并 记其左上角顶点的横坐标为 x_u^o ,这样一来,该点 的坐标可以表示为 (x_u^o, y_u^o) ;类似的,寻找纵坐标 为 y_l^o 的障碍物 O_l ,并记其左下角顶点的横坐标为 x_l^o ,可以得到该点的坐标为 (x_l^o, y_l^o) .容易看出,点 (x_u^o, y_u^o) 和 (x_l^o, y_l^o) 分别在X轴的上部和下部.通过 点 (x_u^o, y_u^o) 和 (x_l^o, y_l^o) 分别作X轴的垂线,与X轴一 起,可以将密集障碍物划分为4个不相交的区域 Z_1 , Z_2 , Z_3 和 Z_4 ,如图2所示.



考虑区域Z₁中障碍物的凸包形成过程. 当找到 (x^o_u, y^o_u)后,考虑Z₁中除去O_u以后的其他障碍物,按 照上面的方法,可以得到剩余密集障碍物中最高障 碍物O'_u及其左上角顶点的坐标,依此类推,直到该 区域中没有障碍物为止. 按照障碍物由高到低,由右 到左的顺序,依次连接其左上角顶点,可以形成该区 域密集障碍物的凸包.

为了寻找最短路径,从区域 Z_1 中离S最近的障碍物开始,顺序寻找3个障碍物,现考虑它们的左上角顶点的连线.如图3所示,假设3个障碍物分别为 $O_{j-1}, O_j 和 O_{j+1},$ 其左上角顶点分别为 $(x_{j-1}^o, y_{j-1}^o),$ $(x_i^o, y_i^o) 和(x_{j+1}^o, y_{j+1}^o),$ 分别记之为A, B 和 C, 那么

$$\overline{AB} = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}), \overline{BC} = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i),$$

$$\cos \theta = \frac{\overline{AB} \cdot \overline{BC}}{|\overline{AB}| \cdot |\overline{BC}|} = \frac{\mathscr{A} + (y_j - y_{j-1}) \cdot (y_{j+1} - y_j)}{\sqrt{\mathscr{B}} \sqrt{(y_j - y_{j-1})^2 + (y_{j+1} - y_j)^2}}, \quad (1)$$

其中:

$$\mathscr{A} = (x_j - x_{j-1}) \cdot (x_{j+1} - x_j),$$

$$\mathscr{B} = (x_j - x_{j-1})^2 + (x_{j+1} - x_j)^2.$$

如果cos $\theta > 0$,则用 \overline{AC} 作为 O_{j-1} , O_j 和 O_{j+1} 的 凸包;否则,用 \overline{ABC} 作为 O_{j-1} , O_j 和 O_{j+1} 的凸包. 然后选择该区域中下面3个障碍物,并采用相同的方 法,得到它们的凸包,依此类推,可以得到区域 Z_1 中 密集障碍物的凸包.



图 3 不同区域中密集障碍物凸包的形成过程 Fig. 3 Convex hull formations of different areas

区域 Z_2 中密集障碍物凸包的形成,可以采用与 上面类似的方法得到,只是这时考虑障碍物右上角 顶点的位置关系;在形成区域中密集障碍物的凸包 时,考虑的是障碍物左下角顶点的位置关系;在形成 区域 Z_3 中密集障碍物的凸包时,考虑的是障碍物右 下角顶点的位置关系.将这些区域的凸包连起来,即 可得到所有密集障碍物的凸包,记为C.为便于说明, 记处于凸包上的障碍物的顶点为 $C_1, C_2, \cdots, C_{n_c},$ C_i 的坐标为 (x_{C_i}, y_{C_i}) ,其中, n_c 为这些顶点的个数, 且 $n_c \leq n_o$.

3.4 路径规划(Robot path planning)

由于存在密集障碍物,已有的基于微粒群优化 的机器人路径规划方法不再适用,需要有针对性的 解决方案,针对传统微粒群算法的容易局部收敛的 缺陷,本文采用文献[4]的处理方法.为便于说明,本 小节考虑环境中仅含有一个由密集障碍物形成的凸 包,其他障碍物均稀疏的情况.

本文提出基于凸包和微粒群优化的机器人路径 规划方法,思想是:通过寻找密集障碍物凸包的关键 点,将机器人路径划分成3部分,即从起始点到凸包 的关键点之间的路径段、凸包上关键点之间的路径 段,以及从凸包的关键点到目标点之间的路径段,其 中,凸包上关键点之间的路径段由凸包的关键点依 次连接相关顶点的连线构成;其他两个路径段通过 微粒群优化算法得到. 可以看出,寻找凸包的关键点对于路径的优化具 有重要的作用,现在给出这些关键点的寻找方法.这 里讲的关键点一共两个,一个是到达关键点,即从起 始点出发到达凸包的第一个顶点;另一个是出发关 键点,即到达目标点的凸包的最后一个顶点.

现在寻找到达关键点,记为*C*a.由于凸包处于*X* 轴的上下两部分,为便于说明,仅考虑处于*X*轴上面的凸包,下面的情况可以按照类似的方法处理.在顶 点集{*C*₁,*C*₂,…,*C*_{nc}}中寻找*C*_a,使得

$$y_{C_{a}} = \max_{i=1,2,\cdots,n_{c}} y_{C_{i}},$$

s.t. $\overline{SC_{a}} \cap C = \phi.$ (2)

类似的,为了得到出发关键点,记为 C_d ,在顶点 集 $\{C_1, C_2, \dots, C_{n_c}\}$ 中寻找 C_d ,使得

$$y_{C_{d}} = \max_{i=1,2,\cdots,n_{c}} y_{C_{i}},$$

s.t. $\overline{C_{d}T} \cap C = \phi.$ (3)

这样就分别得到到达关键点C_a和出发关键点C_d.

下面考虑从S到Ca的路径规划问题,采用微粒群 优化方法解决.从Cd到T的路径规划问题的解决方 法与之雷同,不赘述.现在路径规划问题变为:在已 知起始点S和目标点Ca的前提下,在含有障碍物的 环境中,规划一条从S出发到达Ca的路径,使得机器 人沿着该路径移动的距离最短,且不与障碍物碰撞. 容易知道,这时机器人移动的环境为由顶点(0,0), (x_{Ca} , 0)和(x_{Ca} , y_{Ca}),以及(0, y_{Ca})构成的矩形,其中 的稀疏障碍物集合为O'.

为了解决该问题, 建立新的机器人移动环境坐标系. 取S为坐标系原点, S与 C_a 的连线为X'轴, 其 垂线为Y'轴, 如图4所示. 此外, 作 n_1 条平行于Y'轴的 直线簇 $l_1, l_2, \cdots, l_{n_1}, 将\overline{SC_a}$ 平分成 $n_1 + 1$ 份, 通过连 接这些平行线上的点(称为转折点) $P_1, P_2, \cdots, P_{n_1}$, 形成机器人移动的路径 $\overline{SP_1P_2\cdots P_{n_1}C_a}$. 这样一来, C_a 与转折点在坐标系X'SY'中的坐标可表示为

$$C_{\mathbf{a}}(\sqrt{x_{C_{\mathbf{a}}}^2+y_{C_{\mathbf{a}}}^2},0), \ P_i(\frac{i\cdot\sqrt{x_{C_{\mathbf{a}}}^2+y_{C_{\mathbf{a}}}^2}}{n_{\mathrm{l}}+1},y_i').$$

若记S为P0, Ca为Pn+1,则路径长度可以表示为

$$\sum_{i=0}^{n_{1}} L_{\overline{P_{i}P_{i+1}}} =$$

$$\sum_{i=0}^{n_{1}} \sqrt{\left(\frac{\sqrt{x_{C_{a}}^{2} + y_{C_{a}}^{2}}}{n_{1} + 1}\right)^{2} + (y_{i}' - y_{i+1}')^{2}}, \quad (4)$$

式中: $L_{P_iP_{i+1}}$ 表示连线 $\overline{P_iP_{i+1}}$ 的长度. 考虑到可行路 径应不与稀疏障碍物相交,因此,转折点应满足如下 约束:

 $\overline{P_i P_{i+1}} \cap O_j = \phi, i = 1, 2, \cdots, n_l; O_j \in O'.$ 由于转折点的横坐标已知,若以这些转折点的纵坐 标为决策变量,那么,上述路径规划问题可以转化为 如下约束优化问题:

$$\min f(y'_1, y'_2, \cdots, y'_{n_1}) = \sum_{i=0}^{n_1} L_{\overline{P_i P_{i+1}}} = \sum_{i=0}^{n_1} \sqrt{\left(\frac{\sqrt{x_{C_a}^2 + y_{C_a}^2}}{n_1 + 1}\right)^2 + (y'_i - y'_{i+1})^2},$$
s.t. $\overline{P_i P_{i+1}} \cap O_j = \phi, \ i = 1, 2, \cdots, n_1, \ O_j \in O'.$
(5)

通过求解该约束优化问题,得到y'₁,y'₂,…,y'_n的值, 从而得到各转折点的坐标,并由此得到优化后的机 器人路径.



图 4 从S到 C_a 的路径规划 Fig. 4 Path planning from S to C_a

采用微粒群优化方法求解式(5),步骤如下:

Step 1 设定算法所需控制参数的取值;

Step 2 初始化微粒群;

Step 3 解码, 形成路径, 并基于式(5)计算每个 微粒的适应值;

Step 4 判断算法是否满足终止准则, 若是, 转 **Step 6**;

Step 5 更新微粒及其个体极值点和全局极值 点,转**Step 3**;

Step 6 终止算法, 输出优化解, 形成优化后的路径.

基于上述方法,可以得到一条含有静态障碍物环 境下的全局最优路径.机器人沿此路径行走过程中, 如果碰到动态障碍物,可采用文献[15]的策略进行 避障.全局路径规划和局部避障方法有机结合,可以 使机器人移动较短的路径安全地到达目标点.

4 算法复杂性分析(Performance analysis)

本文算法的计算复杂度主要包括凸包算法和微 粒群优化两部分.

首先,考虑凸包算法,该算法包括凸包形成条件的判断和形成凸包两部分.在判断凸包形成条件时, 计算花费主要集中在计算障碍物间的距离上.考虑 最差的情况,即只有两个障碍物满足密集障碍物条 件,此时,障碍物间距离的计算次数为O(nolog no), 在形成凸包时,考虑最差的情况,即所有障碍物形成 一个凸包,此时,障碍物间距离的计算次数为O(no). 由于本文将凸包分成4个区域,因此,最差情况下 式(1)的运算次数为O(m),其中m为密集障碍物顶点 数.由此可知,整个凸包算法的计算复杂度为

$$O(n_o \log n_o) + O(m).$$

对于微粒群优化,其计算复杂性主要集中在微 粒全局极值点选择和适应值计算上,设定粒子数 为n,迭代的次数规定为n_{max},微粒群算法没有交 叉和变异操作,只需要计算微粒的全局极值点并更 新粒子的极值,需要做O(nlgn)次操作,而需要迭 代n_{max}次,那么,整个的程序需要执行n_{max}次,则整 个算法的时间复杂度大概为O(n_{max}nlgn).

综上分析,相对于微粒群算法,凸包的加入并没 有增加整个算法的时间复杂度.

5 仿真结果(Simulation results)

为了验证所提方法的可行性,选择(不含凸包 算法的)微粒群优化算法和基于栅格法的遗传算 法^[16]作为比较对象.

5.1 参数设置及工作环境(Parameter setting and working environment)

PSO的参数设置为: 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 惯性 权重w = 0.6, 种群规模为20. 遗传算法的参数设置 为: 交叉概率和变异概率分别为

$$p_{\rm c} = 0.6, \ p_{\rm m} = 0.01,$$

种群规模为50,进化代数为200,栅格的规格为50 × 50.此外,判断密集障碍物的形成条件时,取

$$\mu = 1.3, \ \alpha = 1.2.$$

所有程序都采用Visual C++ 6.0编程,运行环境为P₄ 2.66 GHz, 512 M内存.

考虑如下机器人工作环境:在500×500的正方 形工作空间中含有21个障碍物,它们的左上角顶点 坐标分别为

- $O_1(100,65), O_2(108,-55), O_3(169,48),$
- $O_4(65, -20), O_5(59, 40), O_6(140, -17),$
- $O_7(70, -47), O_8(180, -30), O_9(140, 53),$
- $O_{10}(143, -50), O_{11}(270, 3), O_{12}(68, 11),$

 $O_{13}(100,3), O_{14}(40,10), O_{15}(380,18),$

 $O_{16}(320, -47), O_{17}(100, 30), O_{18}(130, 20),$

$$O_{19}(160, 10), O_{20}(310, 50), O_{21}(105, -25),$$

其中:除了障碍物 O_{10} 的长度和宽度分别为25和45 以外,其他障碍物的长度和宽度均为25.机器人起始 点S的坐标为(0,0),目标点T的坐标为(490,0),机器 人是直径为40的圆柱体,即 $D_0 = 40$.上述障碍物的 分布如图5所示.

5.2 路径规划结果(Results of path planning)

对于机器人的上述工作环境,由第3.2节可判断 出障碍物1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,12,13,14,17,18, 19,21属于密集障碍物.采用第3.3节方法形成该 密集障碍物的凸包后,由式(2)和式(3)可以分别求 得微粒群优化的到达关键点和出发关键点,分别 是O₅的左上角顶点C_a(59,40)和O₁的右上角顶点 C_d(125,65).从S到C_a的路径长度为71.28,两个关 键点之间的凸包长度为73.02.由于凸包的右侧有稀 疏障碍物,于是以C_d(125,65)为子起始点,T为目标 点,用微粒群优化算法规划该子路径,30次运行的平 均路径长度为377.66,这样一来,一条完整路径的平 均长度是521.96.图5给出了本文方法规划的路径.



图 5 本文方法规划的路径 Fig. 5 Result of path planning of our approach

直接利用微粒群优化和遗传算法规划从S到T之间的路径,其中微粒群算法也采用上文中的方法膨胀障碍物,两种方法分别独立运行30次,所得结果如表1所列.

表 1 不同方法规划的路径 Table 1 Path planning of different methods

	本文方法	PSO	GA
路径长度	521.96	514.23	516.32
所需时间	2.45	10.14	13.26
无偏差碰撞次数	0	0	0
20%偏差碰撞次数	0	25	28

图6和图7分别给出了这两种方法规划的路径.



图 6 微粒群优化算法规划的路径 Fig. 6 Result of path planning of particle swarm optimization



图 7 遗传算法规划的路径 Fig. 7 Result of path planning of genetic algorithm

由表1和图6-7可以看出:

1) 3种方法规划的路径最长为521.96, 为本文方 法结果. 虽然微粒群优化算法和遗传算法规划出的 路径长度较短, 但是,

$$\min D(O_5, O_{14}) = 4 < D_0,$$

$$\min D(O_5, O_{12}) = 5 < D_0,$$

因此,机器人沿该路径移动时将无法穿越O₅与 O₁₄,O₁₂之间空隙,进而无法到达目标点;采用本 文方法规划的路径却可以避免机器人穿越狭窄的障 碍物,从而机器人可以安全地沿着规划的路径移动;

2) 同理,采用遗传算法,机器人也无法穿越O₅ 与O₁₄,O₁₂虽然遗传算法规划的路径长度稍微短于 本文方法,但是,由表中可以看出,遗传算法的平均 运行时间13.26,明显多于本文方法.这是因为,遗传 算法采用栅格法进行建模,在障碍物密集时,栅格数 增加,进而算法的运行时间也变长.因此,对于机器 人路径规划问题,相对于遗传算法,微粒群优化算法 更实用;

3) 在没有考虑偏差的时候, 3种方法都没有发生 碰撞, 但是在考虑20%偏差的情况下, PSO与GA发生 碰撞的次数达到了20次以上, 而本文方法发生碰撞 的次数是0. 这是因为PSO和GA两种方法在规划路 径时, 认为机器人是沿着直线行驶, 并不存在控制偏 差, 但是在模拟实际情况的仿真时, 考虑了实际情况 下机器人发生偏差的情况, 所有会有碰撞发生, 尤其 是在密集障碍物环境下. 而本文方法考虑机器人移 动过程中的偏差, 机器人沿着本文方法规划的路径 不会与障碍物碰撞, 因而, 本文方法更适合解决密集 障碍物环境下的路径规划问题.

6 实验结果(Experiment results)

在前面理论研究的基础上,采用RoboCup机器人 系统来验证本文算法的可行性.

实验中采用离线规划的方法,首先采集障碍物信息,主要是采用全局摄像头来采集;接着采用本文方法规划路径,最后机器人按照微粒群优化算法规划好的结果行驶.构造密集障碍物环境,如图8,已知起始点和目标点,实验中设置起始点距离目标点4m,其中,起始点和目标点坐标分别为(0,0),(400,0)(单

位为cm,下同).设置在起始点到目标点上分布9个障碍物,根据摄像头采集到的环境信息,各个障碍物中心坐标分别近似为

(100, 25), (160, 50), (195, 60),

(200, 20), (210, -55), (230, -20),

(240, 25), (270, 15), (300, -25),

可以看成一个密集障碍物.考虑到机器人行驶中存 在一定的误差,则实验中分别对障碍物做膨胀处理, 考虑到机器人的半径为20 cm,即0.2 m,本章将障碍 物的半径膨胀为0.25 m.

首先给出粒子群和凸包算法相结合的方法,给出 机器人在行驶过程中的各个状态图,如图8所示.从 实验结果来看,机器人在本文方法的指导下可以很 好的完成从起始点到目标点的任务.



(a) 状态1



(b) 状态2



(c) 状态3



(d) 状态4



(e) 状态5图 8 采用本文算法的机器人行驶状态Fig. 8 Robot moving status using our method

而采用GA和PSO算法,机器人会与障碍物发生 碰撞,实验结果如图9所示.



(a) 状态1



(b) 状态2图 9 采用GA和PSO算法的机器人行驶状态Fig. 9 Robot moving status using GA and PSO

从图8和图9的实验结果可以看出,本文方法可以 安全有效的完成任务.

7 结论(Conclusions)

考虑密集障碍物环境下存在控制偏差的机器人 路径规划问题,本文提出一种密集障碍物环境基于 凸包和微粒群优化的机器人路径规划方法,该方法 首先根据障碍物之间的最小距离和机器人尺寸的大 小关系,确定是否需要形成凸包;然后对于形成凸包 的障碍物,选择凸包的关键点与机器人的起始点和 目标点,在不同的路径段采用微粒群优化方法规划 机器人路径,与凸包的关键点之间的路径一起,形成 机器人的完整路径.仿真和实验结果表明,本文方法 规划的路径是可行的,可以看出本文方法更适合处 理密集障碍物环境下的机器人路径规划问题.

应该看到,本文仅考虑了静态环境下的机器人路 径规划问题,所以,下一步要解决的问题是在含有多 个动态障碍物环境中,如何形成密集障碍物凸包;此 外,如何精确控制机器人的控制偏差,以及将本文方 法应用到更复杂的密集障碍物环境下的机器人路径 规划中,也是本文需要进一步研究的问题.

参考文献(References):

- HACHOUR O. Path planning of autonomous mobile robot[J]. International Journal of Systems Applications, Engineering and Development, 2008, 4(2): 178 – 190.
- [2] MA Q Z, LEI X J. Dynamic path planning of mobile robots based on ABC algorithm[C] //Artificial Intelligence and Computational Intelligence Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 267 – 274.
- [3] CUI S G, XU X L, ZHAO L, et al. Research on mobile robot's motion control and path planning[C] //Proceedings of the 6th International Symposium on Neural Networks: Advances in Neural Networks. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 197 – 206.
- [4] 巩敦卫,张勇,张建化,等. 新型微粒群优化算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 111 114.
 (GONG Dunwei, ZHANG Yong, ZHANG Jianhua, et al. Novel particle swarm optimization algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 111 114.)
- [5] 彭宇, 彭喜元, 刘兆庆. 微粒群算法参数效能的统计分析[J]. 电子 学报, 2004, 32(2): 209 213.
 (PENG Yu, PENG Xiyuan, LIU Zhaoging. Statistic analysis on parameter efficiency of particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(2): 209 213.)
- [6] HU Y R, YANY S X. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[C] //Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, LA: IEEE, 2004, 5: 4350 – 4355.
- [7] 毛琳波, 刘士荣, 俞金寿. 移动机器人路径规划的一种改进蚁群算法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2006, 32(8): 997 1001.
 (MAO Libo, LIU Shirong, YU Jinshou. An improved ant colony algorithm for mobile robot path planning[J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2006, 32(8): 997 1001.)
- [8] 邓高峰,张雪萍,刘彦萍.一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群 粒子群算法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(8): 879-883.

(DENG Gaofeng, ZHANG Xueping, LIU Yanping. Ant colony optimization and particle swarm optimization for robot-path planning in obstacle environment[J]. *Control Theory & Application*, 2009, 26(8): 879 – 883.)

- [9] NASROLLAH A Z, JAVADI H H S. Using particle swarm optimization for robot path planning in dynamic environments with moving obstacles and target[C] //Proceeding of the 2009 the 3rd UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation. New York: IEEE, 2009: 60 – 65.
- [10] LEI K Y, QIU Y H, HE Y. A novel path planning for mobile robots using modified particle swarm optimizer[C] //Proceedings of the 1st International Symposium on Systems and Control in Aerospace and Astronautics. Piscataway: IEEE, 2006: 981–984.
- [11] CHEN X, LI Y M. Smooth path planning of a mobile robot using stochastic particle swarm optimization[C] //Proceeding of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway: IEEE, 2006: 1722 – 1726.
- [12] 刘润涛. 简单多边形凸包的算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2002, 7(2): 98 – 100.
 (LIU Runtao. Algorithm on the convex hull of a simple polygon[J]. *Journal Harbin University Science and Technology*, 2002, 7(2): 98 –
- [13] 熊会元, 宗志坚, 余志, 等. 基于凸包的棋盘格角点自动识别与定位方法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2009, 48(1): 1 5.
 (XIONG Huiyuan, ZONG Zhijian, YU Zhi, et al. Automatic extracting and locating checkerboard corners method based on convex hull[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2009, 48(1): 1 5.)

- [14] 刘斌,曹卉宇,何建敏.利用凸包和SVD技术降低模糊系统复杂 性[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 887 – 891.
 (LIU Bin, CAO Huiyu, HE Jianmin. Complexity reduction of fuzzy system using SVD and convex hull[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(5): 887 – 891.)
- [15] 袁曾任,高明. 在动态环境中移动机器人导航和避碰的一种新方法[J]. 机器人, 2000, 22(2): 81 88. (YUAN Zengren, GAO Ming. A new method of real-time navigation and obstacle avoidance for mobile robot in dynamic environment[J]. *Robot*, 2000, 22(2): 81 – 88.)
- [16] 张捍东,董保华,岑豫皖,等. 栅格编码新方法在机器人路径规划中的应用[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2007, 35(1): 50-53.

(ZHANG Handong, DONG Baohua, CEN Yuwan, et al. Application of path encoding novel mechanism based on grids in path planning for mobile robot[J]. *Journal Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2007, 35(1): 50 – 53.)

作者简介:

巩敦卫 (1970—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向包括 机器人路径规划、智能优化算法理论及应用, E-mail: dwgong@ vip.163.com;

耿 娜 (1985—), 女, 硕士研究生, 研究方向为机器人路径规 划理论及应用, E-mail: gengna@126.com;

张 勇 (1979—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为智能优化算法理 论及应用, E-mail: yongzh401@126.com,

100)