

hAPF-ACO: 广义障碍环境下的移动机器人路径规划算法^①

代亚兰^{②*} 熊禾根^{③*} 陶 永^{***} 李公法^{*}

(* 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室 武汉 430081)

(** 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室 武汉 430081)

(*** 北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

摘 要 研究了移动机器人的路径规划问题。针对二值栅格建模法不能完整和真实反映复杂环境地理特征的问题,并考虑到移动机器人任务执行过程中存在破障工况,提出了广义障碍的定义,进而对广义障碍进行了分类,并给出了各种广义障碍的模糊隶属度函数,建立了广义障碍环境栅格地图模型。基于人工势场(APF)算法和蚁群优化(ACO)算法各自的特点,提出了一种求解广义障碍环境下移动机器人路径规划的混合 APF 算法和 ACO 算法的 hAPF-ACO 算法。通过对案例的路径规划仿真实验,验证了广义障碍环境下路径规划问题的研究意义;与基本蚁群算法求解结果的对比表明,所提出的 hAPF-ACO 算法在收敛性、解质量及鲁棒性等各方面具有明显的优越性。

关键词 广义障碍, 移动机器人, 路径规划, 人工势场法(APF), 蚁群优化(ACO)

0 引 言

机器人广泛用于工业生产、应用服务、协作和安全领域。机器人种类较多,按环境相关程度分,可分为固定臂机器人和移动机器人。移动机器人是一种由传感器、遥控操作器和自动控制的移动载体组成的具有移动功能的机器人系统,能够替代人从事危险、恶劣环境和人所不及的(如宇宙空间、水下等)环境下作业。由于工作环境的复杂性,路径规划问题一直是移动机器人研究的重要内容和热点问题。移动机器人路径规划目的是在有障碍物环境中进行建模,并依据一定的评价标准(行走路径最短、消耗能量最少等)寻找一条从起始点到目标点的最优无碰路径^[1]。环境是路径规划关键要素之一,环境的描述与建模方法对路径规划及结果有直接和重要影响。通常情况下,在现有研究中一般将环境划分为可通过和不可通过两类区域^[1-5]。对应于常用的栅

格建模法,可通过区域即自由栅格,不可通过区域即障碍栅格。在二维和三维环境建模的特征矩阵中,栅格的特征值为二值性,即障碍栅格赋予特征值 1,自由栅格赋予特征值 0^[1,2]。基于该类模型进行路径规划时,对自由栅格,机器人通过每个栅格的代价完全相同;对障碍栅格,也一视同仁,不区分任务紧急和特殊性等,一律要求全部避开。

然而,在移动机器人执行任务的现实世界环境中,并非只包括“自由”和“障碍”两类属性单一的区域,许多区域模糊地介于二者之间。同样是通过区域,但可能是平顺路面,也可能是草坪、坑洼、壕沟、坡道、台阶等路面;同样是障碍,有些障碍是超越机器人能力或考虑安全及成本因素不可逾越或不应逾越的,而有些障碍则是在机器人能力范围内可以突破,且按任务执行要求也应该突破的。

由于机器人通过不同特征路面的代价不同,一些文献对考虑路面特征的机器人路径规划进行了研

① 科技部支撑计划(2015BAF01B03)和国家自然科学基金(51575407)资助项目。
② 女,1994 年生,硕士生;研究方向:机械设计及理论,机器人路径规划;E-mail: daiyalanan@163.com
③ 通讯作者,E-mail: xionghegen@126.com
(收稿日期:2017-07-26)

究。文献[6]提出一种利用抽象建模和高程建模方法的偏微分高程图模型,将三维空间环境数据对应的 2.5 维地形高度信息存入每一个相对应二维栅格。文献[7]提出了一种新的栅格三维模型,通过对已知三维环境进行栅格化,综合栅格内的平均高程、地形的变化与目标距离等因素建立栅格运行费用,依据栅格费用进行路径评价。文献[3]提出一种分层投影的方法,用来构建高程图环境中典型物体的拓补模型,并借鉴词典模型思想实现典型物体辨识。文献[4]采用前视视频摄像机记录视频序列,然后利用运动算法的结构,从学习序列来构建三维地图。在城市交通路段导航问题中,车辆所遇的不同路段拥堵情况与不同路面特征有本质上的相似性。文献[8]提出建立基于成本分析的时间依赖网络模型,定义道路属性集合内参数及路口属性集合参数,并以路段平均行驶速度为标准确定路段不同程度拥堵状态的 5 个等级,并根据等级高低决定是否转入低层路网重新规划。文献[5]提出将路径导航系统的拥挤预测问题转化为对交通量(个别道路上的测量数量)预测,建立基于时间变化的交通零流量道路模型。

关于移动机器人的破障问题,相关的文献主要集中于相应机器人的硬件设计方面。文献[9]针对特定狭小空间和危险地区无法正常开展救援的问题,设计了一种针对地震救灾环境,将特定的碎片型障碍物抬高,以清理出运动空间的救援机器人。文献[10]设计了一种应用于大型救援行动中将特定重型障碍物进行切除破障的切割机器人。对考虑破障情况下的路径规划进行研究较少。

本文拟将路面特征、路面障碍及拥堵程度进行统一,提出广义障碍 (generalized obstacle) 的概念,并对广义障碍环境下的移动机器人路径规划问题进行研究,基于已有相关文献的分析及问题实际背景提出了一种混合型的移动机器人路径规划方法,该研究具有较重要的理论和实际意义。

1 广义障碍环境建模

1.1 相关定义

不同的路面特征、不同的障碍以及不同的路段

拥堵程度等对移动机器人行动代价的影响本质上是类似的,将其统一称为广义障碍,并将与广义障碍相对的区域称为平顺区域。二者定义如下。

平顺区域:移动机器人活动环境中无任何阻碍的平顺地形,机器人在平顺区域中具有最小单元的通过代价。

广义障碍:除平顺区域外,具有坑洼、凸起、壕沟、坡道、台阶等影响机器人自由通行的复杂路面,路面上阻碍机器人通行的障碍物,以及路段拥堵等,均定义为广义障碍。机器人在通过广义障碍时具有更大的单元通过代价。

1.2 基于模糊隶属度的广义障碍描述

设为 U 论域,表示环境的全体区域, $\tilde{O}$ 为广义障碍模糊集合,为障碍对于集合的隶属度。对于不同类型的广义障碍,可根据障碍的具体类型和特征,以指派方法确定相应的隶属度函数。

1.2.1 路面高差类障碍

路面上的坑洼、凸起、壕沟等均属于具有高度差的障碍。该类障碍的特征可用障碍最大高度 h 和障碍长度 s 描述,如图 1 所示。

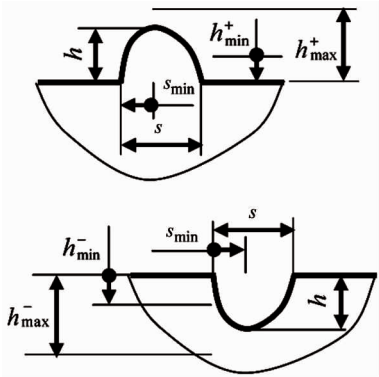


图 1 路面高差类障碍特征图

令机器人可单步可跨越的步长为 s_{min} , 超过步长时可可通过的最大负高差为 h_{max}^- ($h_{max}^- < 0$), 可视为无障碍通过的最小负高差和最大正高差分别为 h_{min}^- ($h_{min}^- < 0$) 和 h_{min}^+ ($h_{min}^+ > 0$), 可通过的最大正高差为 h_{max}^+ ($h_{max}^+ > 0$), 则路面高差类障碍可采用如下二维隶属函数:

$$m_{\bar{o}}(g) = \begin{cases} 0, & \begin{cases} h < 0 \wedge (s \leq s_{\min} \vee h \geq h_{\min}^-) \\ h > 0 \wedge h \leq h_{\min}^+ \end{cases} \\ \frac{h - h_{\min}^-}{h_{\max}^- - h_{\min}^-} \cdot \left(\frac{s_{\min}}{s}\right)^{1/4}, & h < 0 \wedge s > s_{\min} \wedge h_{\max}^- \leq h < h_{\min}^- \\ \frac{h - h_{\min}^+}{h_{\max}^+ - h_{\min}^+} \cdot \left(\frac{s_{\min}}{s}\right)^{1/4}, & h > 0 \wedge h_{\min}^+ < h \leq h_{\max}^+ \\ 1, & \begin{cases} h < 0 \wedge s > s_{\min} \wedge h < h_{\max}^- \\ h > 0 \wedge h > h_{\max}^+ \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

设取 $h_{\min}^+ = |h_{\min}^-| = 3$, $h_{\max}^+ = |h_{\max}^-| = 50$, $s_{\min} = 5$, 隶属函数曲面如图 2 所示。

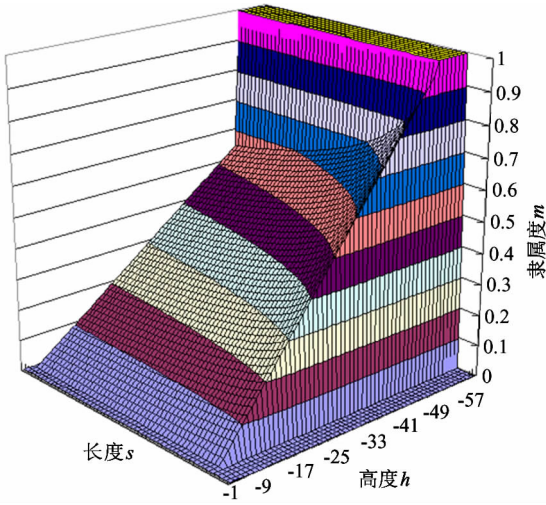


图 2 路面高差类障碍隶属曲线图

1.2.2 坡道障碍

坡道类障碍可分为上升型坡道和下降型坡道, 该类障碍的特征可用坡角 α 描述, 如图 3 所示。

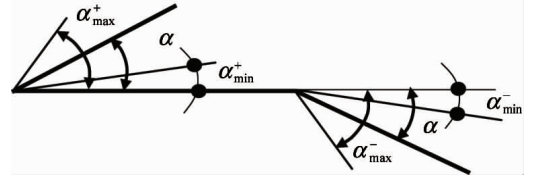


图 3 坡道障碍特征图

令机器人可视为无障碍通过的最小上升型坡角和最小下降型坡角分别为 $a_{\min}^+$ 和 $a_{\min}^-$, 机器人可通过的最大上升型坡角最大下降型坡角分别为 $a_{\max}^+$ 和 $a_{\max}^-$ 。采用升半柯西型分布作为隶属函数:

$$m_{\bar{o}}(g) = \begin{cases} 0, & a \leq a_{\min}^{+/-} \\ \frac{1}{\left[1 + a \left(\frac{\tan a - \tan a_{\min}^{+/-}}{\tan a_{\max}^{+/-} - \tan a_{\min}^{+/-}}\right)^{-b}\right]}, & a_{\min}^{+/-} < a \leq a_{\max}^{+/-} \\ 1, & a > a_{\max}^{+/-} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $a > 0, b > 0$ 。具体取值可根据坡角极值合理确定。若设坡角极值取值为: $a_{\min}^{+/-} = 5^\circ, a_{\max}^{+/-} = 45^\circ$, 取 $a = 0.01, b = 2$ 时, 隶属函数曲线如图 4 所示。

1.2.3 路上障碍

路上障碍是指路面之上影响通行的各种障碍物, 如建筑物、行人、车辆及其他杂物等。此类障碍

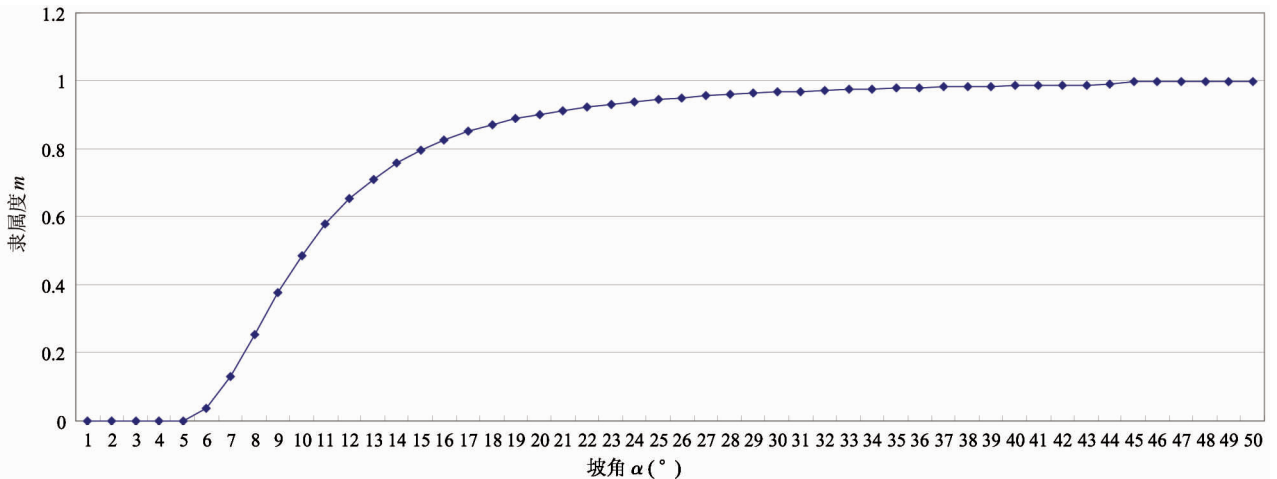


图 4 坡道障碍隶属曲线图

可进一步分为几个子类:(1)不可突破类:指路面上与生命安全相关的障碍物(如行人、车辆等)及超越机器人破障能力的障碍物(如大型建筑体等),机器人遇到此类障碍时,必须绕行。(2)可破坏类:指路面上机器人能力范围可破坏的障碍,机器人遇到此类障碍时,以破坏或推倒障碍的方式强行通过。(3)其他路面杂物:如路面石块等,此类障碍可视为凸起型高差类障碍。令 B 为不可突破类障碍集合, D 为可破坏类障碍集合。隶属函数取为:

$$m_{\tilde{O}}(g) = \begin{cases} 0, & x \in D \wedge h \leq h_{\min}^+ \\ (0,1), & x \in D \wedge h > h_{\min}^+ \\ 1, & x \in B \end{cases} \quad (3)$$

1.2.4 速度影响类障碍

速度影响类障碍指影响机器人通行速度的障碍。如拥堵路段、泥泞路面、杂草路面等。若不计通过时间和速度,对此类障碍机器人可完全不避让。令机器人在平顺区域的通行速度为 v , 通过此类障碍的评估速度为 v_e , 则隶属函数可取为:

$$m_{\tilde{O}}(g) = \frac{v - v_e}{v}, \quad v_e < v \quad (4)$$

1.3 广义障碍环境栅格模型

栅格法是机器人路径规划研究中最常见和有效的一种环境建模方法^[9]。令 G 表示机器人活动环境所有栅格的集合, F 表示所有平顺区域的栅格集合, $\tilde{O}$ 为所有广义障碍区域的栅格集合, 则有 $G = F + \tilde{O}$ 。不失一般性, 设机器人活动环境为一矩形区域, 将其按机器人步长划分成若干个矩形栅格, 栅格位置以其所在行号及列号表示, 如第 i 行第 j 列栅格表示为 g_{ij} 。常规的栅格建模法中, 由于只分为自由区域和障碍区域, 栅格特征具有二值性, 因此可用 0-1 矩阵表示地图的栅格特征。对于广义障碍环境, 栅格的特征值取值如下:

$$c(g_{ij}) = \begin{cases} 0 & g_{ij} \in F \\ m_{\tilde{O}}(g_{ij}) & g_{ij} \in \tilde{O} \end{cases} \quad (5)$$

区别于二值特征环境的黑白栅格表示, 广义障碍环境栅格用不同灰度表示。与栅格特征值 $c(g_{ij})$ 对应, 其灰度值 $n(g_{ij})$ 可取值为

$$n(g_{ij}) = 255[1 - c(g_{ij})] \quad (6)$$

当 $c(g_{ij}) = 0$ 时, g_{ij} 为平顺区域栅格, 栅格灰度

值为 255, 即表示为白色栅格; 当 $c(g_{ij}) = 1$ 时, g_{ij} 为不可突破障碍栅格, 栅格灰度值为 0, 即表示为黑色栅格; 当 $0 < c(g_{ij}) < 1$ 时, g_{ij} 为可突破障碍栅格, 栅格灰度值 $0 < n(g_{ij}) < 255$, 栅格填充为黑白之间的不同灰度。图 5 所示为一个包含 100 (10×10) 格栅格的广义障碍环境模型示例。

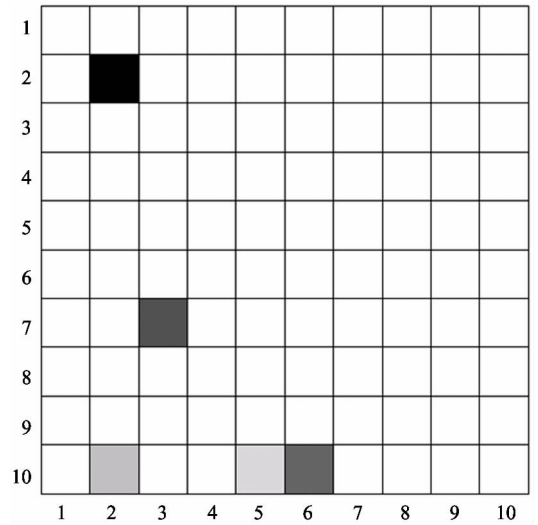


图 5 10 × 10 广义障碍栅格模型

2 广义障碍环境下路径规划目标函数

为反映机器人通过不同广义障碍的代价, 引入栅格加权路径长度的度量指标, 每一栅格赋予一定权重, 衡量机器人的通过代价。栅格 g_{ij} 的权值 w_{ij} 定义如下:

$$w_{ij} = \frac{1}{1 - c(g_{ij})} \quad (7)$$

结合式(1)~(5)可知, g_{ij} 对广义障碍的隶属度越大, 其路径权值 w_{ij} 也越大, 且 $w_{ij} \geq 1$ 。对应于二值特性的环境模型, 若 g_{ij} 为自由栅格, $c(g_{ij}) = 0$, 则权重为 1; 若 g_{ij} 为不可突破障碍栅格, $c(g_{ij}) = 1$, 此时权重为 ∞ 。设 g_{ij} 和 $g_{i'j'}$ 为某两个相邻栅格, 栅格的中心坐标分别记为 (x_{ij}, y_{ij}) 和 $(x_{i'j'}, y_{i'j'})$, 则机器人由 g_{ij} 至 $g_{i'j'}$ 的加权路径长度为 $d_{i,j}^{i'j'}$ 可按下式计算:

$$d_{i,j}^{i'j'} = \frac{w_{ij} + w_{i'j'}}{2} \cdot \sqrt{(x_{ij} - x_{i'j'})^2 + (y_{ij} - y_{i'j'})^2} \quad (8)$$

设机器人出发栅格为 g_{a0} , 目标栅格为 g_{i*j*} , 机器人由出发栅格至目标栅格所途径的所有栅格集合为 $T(g_{a0}, g_{i*j*})$ 。令加权路径长度为 $L(g_{a0}, g_{i*j*})$, 则路径规划的目标函数可定义为:

$$\text{Min}: L(g_{a0}, g_{i*j*}) = \sum_{g_{ij} \in T(g_{a0}, g_{i*j*}) \wedge g_{i'j'} \in T(g_{a0}, g_{i*j*})} d_{ij}^{i'j'} \quad (9)$$

3 算法设计

蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法作为一种启发式算法在机器人路径规划研究中得到了广泛的应用,但是由于在大的解空间容易产生质量不高的初始解,蚁群算法仍然存在搜索路径时间过长,容易陷入局部最优等问题^[11,12]。因此,一些学者将蚁群算法与其他算法进行混合和改进,取长补短,以提高问题的求解性能。如蚁群算法与粒子群算法相融合^[13]、蚁群与遗传混合算法^[14]等。然而,在复杂环境或者搜索空间较大的情况下,上述混合仿生学算法通常会造成求解成本的急剧增加。人工势场(artificial potential field, APF)算法是传统算法中较成熟且高效的规划算法,虽存在目标不可达问题,但简单实用,具有良好的实时性和稳定性^[15]。本文针对上述算法不足和大规模复杂环境对算法计算时间和精准度高的要求,将人工势场算法和蚁群优化算法进行融合,充分发挥两个算法在路径搜索上的优势,提出了一种混合人工势场算法和蚁群优化算法的 hAPF-ACO 算法求解广义障碍环境下机器人路径规划问题。

hAPF-ACO 算法首先采用 APF 算法规划出一条从起始点出发的初始路径,并记录初始路径中经过的栅格;在后续的蚁群优化算法操作中,依据初始路径经过的栅格对基本蚁群算法中的信息素矩阵进行改进,并考虑势场力和广义障碍权重信息改进启发信息函数;将利用初始路径栅格改进蚁群优化算法中下一步允许到达的栅格,计算转移概率,最后轮盘赌法选择下一路径栅格,避免迭代后期信息素过度集中于势场分布的梯度方向上,改善早熟现象,加强对更优质路径的搜索能力。算法的原理框架如图 6 所示。

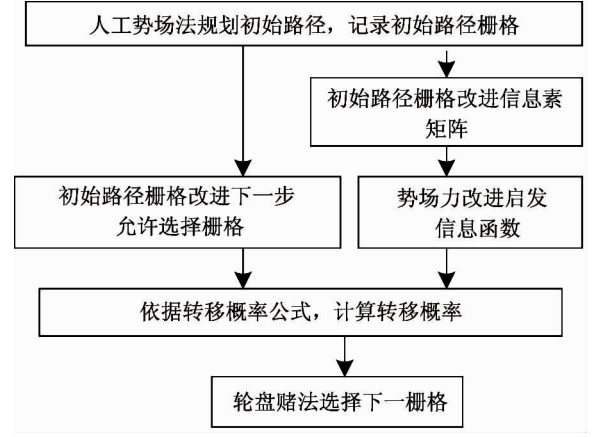


图 6 hAPF-ACO 算法原理框架图

3.1 初始路径的生成

在人工势场中加入障碍代价权值的影响,建立更符合广义障碍环境的斥力场。算法为方便处理,将栅格进行编号,如图 7 所示,在后文中,均采用栅格序号表示栅格。

机器人在当前栅格位置 P 所受引力势场为

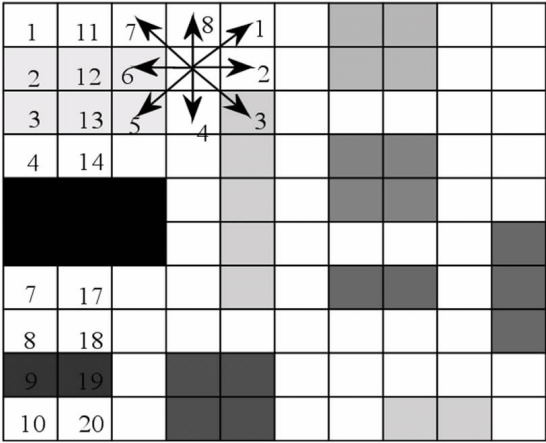
$$U_{att}(P) = \frac{1}{2} K_{att} d^2(P, G) \quad (10)$$

机器人在当前位置 P 所受任一障碍物 O_i 斥力为

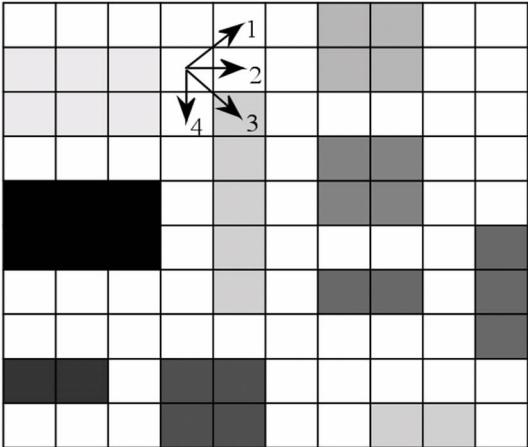
$$U_{rep(i)}(P) = \begin{cases} \frac{1}{2} \omega_{O_i} K_{rep} \left(\frac{1}{d(P, O_i)} - \frac{1}{d_0} \right)^2 d''(P, G), & d(P, O_i) < d_0 \\ 0, & d(P, O_i) \geq d_0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, K_{att} 为引力势场的增益系数, $d(P, G)$ 为当前位置 P 到目标位置 G 的距离。 K_{rep} 为斥力场的增益系数, $d(P, O_i)$ 为机器人当前位置 P 至障碍物 O_i 的距离, ω_{O_i} 为障碍物 O_i 所在栅格权值, d_0 为障碍物的影响范围。 n 为环境中障碍栅格的个数。势场启发信息中的势场合力为

$$F(P) = \begin{cases} K_{att} d(P, G) + \sum_{i=1}^n (F_{rep1(i)}(P) + F_{rep2(i)}(P)), & d(P, O_i) < d_0 \\ K_{att} d(P, G), & d(P, O_i) \geq d_0 \end{cases} \quad (12)$$



(a) 8 个可转移方向



(b) 4 个较优秀的可转移方向

图 7 转移方向示意图

3.2 下一步允许选择栅格改进

人工势场 (APF) 法考虑栅格权值 w_{ij} 规划出的初始路径经过的栅格集合为 $Goal$, 如图 7 所示, 在栅格地图中将栅格排序, 蚂蚁在任一路径点 P 有 8 个可移动方向, 本文将右下角方向栅格作为目标栅格, 蚂蚁 k 下一步允许选择的栅格 $allowed_k$ 应优先考虑 4 个较优秀的前进方向, 则: $allowed_k > P$. 并且利用 $Goal$ 中 P 的下一路径栅格 $Goal_p$ 得到更优秀 $allowed_k; allowed_k > = Goal_p$. 为维持优秀解的多样性 $allowed_k$ 应满足下式:

$$allowed_k = (allowed_k > P) \cup (allowed_k > = Goal_p) \quad (13)$$

3.3 信息素矩阵改进

在基本蚁群算法中, 初始信息素矩阵在所有位置是相同的. 本文在基本信息素的基础上, 利用人工势场法规划的初始路径经过的栅格坐标来修正初始信息素矩阵, 增加势场法经过的栅格上的信息素. 修正初始信息素设定规则如下:

$$\tau_{i,j}(t) = \begin{cases} \lambda \times \tau_{i,j}(t), & j \in Goal \\ \tau_{i,j}(t), & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

其中, λ 表示信息素增加系数, $t_{i,j}(t)$ 表示路线 $\langle i, j \rangle$ 上的信息素浓度, 经过多次仿真实验, λ 取值 1.2。

3.4 启发信息函数改进

由于基本蚁群算法的启发信息中仅考虑由当前

位置与目标位置的距离, 难以快速搜索到最优路径. 考虑加入由人工势场法影响的势场力启发信息因子, 并针对本文提出的广义障碍模型, 引入障碍影响因子——栅格权重. 基本蚁群优化算法中转移概率公式如下式所示:

$$P_{i,j}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^\alpha(t) \cdot \eta_{i,j}^\beta(t)}{\sum_{j \in allowed_k} \tau_{i,j}^\alpha(t) \eta_{i,j}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

$P_{i,j}^k$ 表示蚂蚁 k 的转移概率, $allowed_k$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的栅格, i 表示蚂蚁当前所处栅格, j 表示下一步要到达的栅格, α 表示信息素浓度的重要程度, β 表示启发信息的重要程度。

引入势场力后, 式中启发信息函数如下式所示:

$$\eta_{i,j}(t) = \frac{a^{F(i) \times \cos \theta}}{d(i, G)} \quad (16)$$

其中, a 为常数且大于零, $F(i)$ 为机器人在栅格 i 受到的势场合力, $d(P, G)$ 为当前栅格 i 到目标栅格 G 的距离, 为机器人在 t 时刻受到的势场力合力方向与下一时刻所要到达的位置的方向的夹角。

4 仿真实验与结果分析

为进一步研究和分析本文所提路径规划问题及

求解算法的性能,采用 Matlab 语言及相应开发环境设计了相应的仿真系统;基于该仿真系统,进行了路径规划仿真,并对仿真结果进行了分析。

4.1 案例设计及算法参数确定

4.1.1 案例设计

不失一般性,采用 $n \times n$ 形栅格环境。本文中选择三种不同规模的栅格环境, n 值分别为 20、40 和 60 栅格,即分别对应于 400 栅格、1600 栅格和 3600 栅格的环境规模。此外,在同一环境规模下,障碍物的密集程度不同也可能是影响算法性能的一个因素。以障碍率表示障碍物密集程度,令 ξ 表示障碍率,则

$$x = \frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=n, j=n} \lceil c(g_{ij}) \rceil}{n \times n} \times 100\% \quad (17)$$

$$\text{式中, } \lceil x \rceil = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \end{cases}$$

每一种环境规模下,均取三种不同的障碍率,分别为 $x = 20\%$ 、 $x = 40\%$ 和 $x = 60\%$,由此得到 9 个仿真案例。广义障碍环境栅格模型的生成步骤如下:

步骤 1:设定环境规模 n 和障碍率 x 。

步骤 2:令 $i = 1$ 。

步骤 3:令 $j = 1$ 。

步骤 4:产生 $[0,1]$ 区间随机数 r_1 。若 $r_1 < \xi$,产生 $(0,1]$ 区间随机数 r_2 ,令 $c(g_{ij}) = r_2$;若 $r_1 > \xi$,令 $c(g_{ij}) = 0$ 。

步骤 5:按式(6)设定栅格 g_{ij} 的灰度值 $n(g_{ij})$ 。

步骤 6:令 $i = i + 1$ 。若 $i < n$,转步骤 4;否则转步骤 7。

步骤 7:令 $j = j + 1$ 。若 $j < n$,转步骤 4;否则转步骤 8。

步骤 8:栅格模型生成,结束。

4.1.2 算法参数确定

算法参数的不同取值通常对算法求解性能有重要影响。在 APF 算法中,主要参数有引力场系数 K_a 、斥力场系数 m_r 、障碍物斥力影响范围 p_0 ,以可

快速稳定找到一条可行路径为标准,本文通过若干次仿真实验,结果表明当 $K_a = 25$ 、 $m_r = 5$ 和 $p_0 = 1$ 。5 时,可以稳定地到一条可行初始路径。在改进的蚁群算法部分,主要参数有蚂蚁数量 m 、启发因子 a 和 b 、信息素强度 Q 和挥发系数 r 。蚂蚁数量 m 分别选取 20、50 和 100,信息素启发因子 a 取 1~4 之间的值,期望启发因子 b 取 2~7 之间的值^[16],信息素强度 Q 取为 1, r 取为 0.7,进行单因素随机仿真实验,进行若干次仿真探索,结果表明:取 $m = 20$ 、 $a = 1$ 和 $b = 7$ 时,本算法可在 100 次迭代以内达到很好的收敛。为此,本文中后续的案例仿真实验所采用的算法参数配置为 $\{K_a, m_r, p_0, m, a, b, Q, r\} = \{15, 5, 1.5, 20, 1, 7, 1, 0.7\}$ 。算法的终止准则为最大迭代次数 100 代。

4.2 路径规划仿真实验及结果分析

4.2.1 基本蚁群算法和混合势场蚁群算法求解广义障碍路径规划问题

针对本文的每一个广义障碍路径规划案例,分别采用基本蚁群优化算法(ACO)和混合人工势场算法和蚁群优化算法的 hAPF-ACO 算法进行路径规划仿真;考虑到算法的随机性,每个案例在每种算法下均运行 30 次仿真。将 30 仿真所得收敛代数及加权路径长度取算术平均值,结果如表 1 所示。

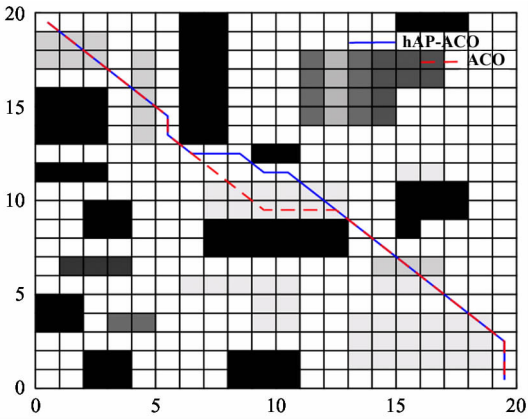
分析表 1 的结果可知:

(1) 在算法收敛性方面,当问题规模较小(20×20)时,ACO 算法和 hAPF-ACO 算法均可在 100 代以内达到收敛,但 hAPF-ACO 算法收敛速度更快。图 8 所示为 20×20 规模障碍率下某次仿真运行的结果。当问题规模较大(40×40 和 60×60)时,ACO 算法无法在 100 代以内达到收敛,进一步观察,我们将终止准则设为最大迭代次数 200,ACO 算法仍不能达到收敛;相对应地, hAPF-ACO 算法则即使在较大规模问题下仍然在 100 代以内较快速地达到收敛。图 9 所示为 40×40 规模障碍率, $x = 40\%$ 下某次仿真运行的结果。

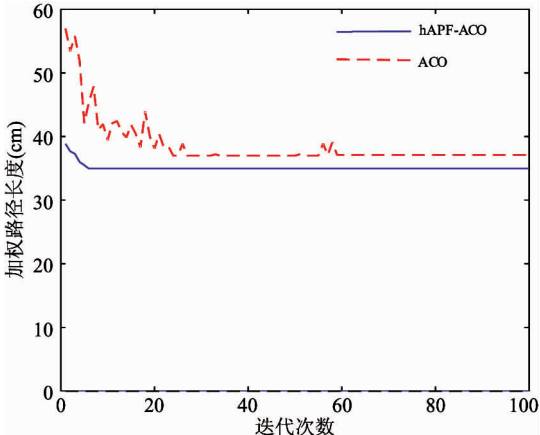
表 1 广义障碍环境下 ACO 算法与 hAPF-ACO 算法路径规划仿真结果

问题规模	障碍率	仿真结果			
		ACO 算法		hAPF-ACO 算法	
		平均收敛代数*	平均加权路径长度**	平均收敛代数	平均加权路径长度
20 × 20	20%	67	33.11	57	28.79
	40%	49	37.89	43	33.62
	60%	84	42.61	45	36.06
40 × 40	20%	/	90.43	85	85.11
	40%	/	82.74	38	78.57
	60%	/	101.25	45	90.86
60 × 60	20%	/	116.92	47	112.11
	40%	/	139.34	34	131.8
	60%	/	146.2	49	139.1

* “/”表示截至 100 代时未达到收敛。
** 对于未收敛的情况,表中数值为截止 100 代时 30 运行所得最短路径长度的平均值。

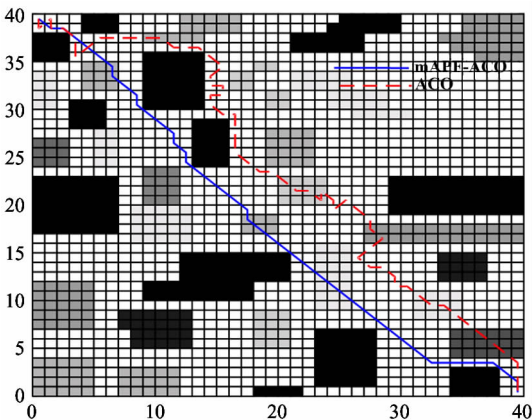


(a) 最优加权路径

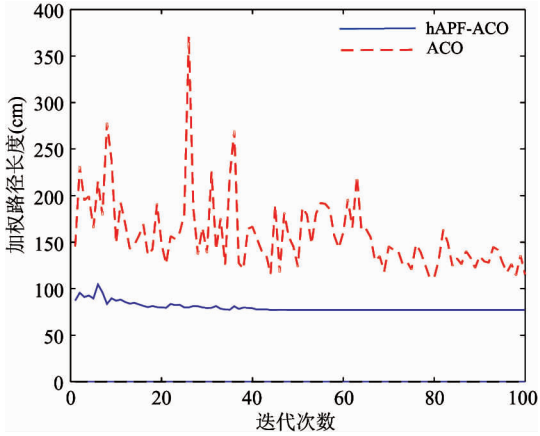


(b) 收敛曲线

图 8 20 × 20, $\alpha = 40\%$ 时 ACO 算法和 hAPF-ACO 算法仿真结果



(a) 最优加权路径



(b) 收敛曲线

图 9 40 × 40, $\xi = 40\%$ 时 ACO 算法和 hAPF-ACO 算法仿真结果

(2)在解的质量方面,在两种算法均收敛的规模(20×20)下,hAPF-ACO 算法可以找到更小的加权路径长度;对于 ACO 算法未能收敛的两种规模下,将其截止 100 代时 30 运行所得最短路径长度均值与 hAPF-ACO 算法收敛时的平均加权路径长度相比,可以看出 hAPF-ACO 算法解明显更优。由图 9 可以看出,在问题规模较大且障碍率较高时,形成较多的陷阱,增加了搜索的难度,ACO 算法搜索到的路径曲折多变,路径长;而 hAPF-ACO 算法搜索到的路径则更为平滑,路径更短。

(3)在路径规划的稳定性方面,hAPF-ACO 算法求解不同规模和障碍率的 9 个案例均能达到较快速的收敛,进一步的方差分析结果表明,各种案例下收敛代数差异无统计学意义。由此可见,hAPF-ACO 算法具有良好的鲁棒性。

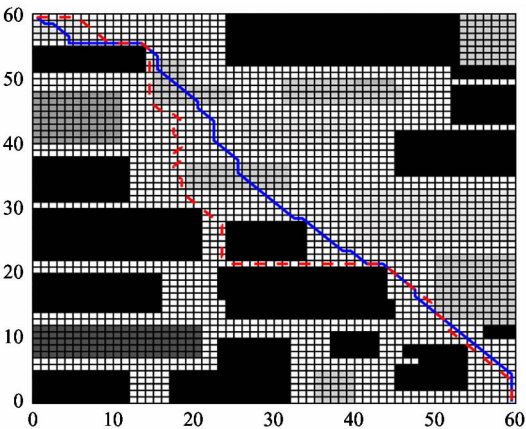
4.2.2 混合势场蚁群算法求解传统障碍路径规划

问题及广义障碍路径规划问题

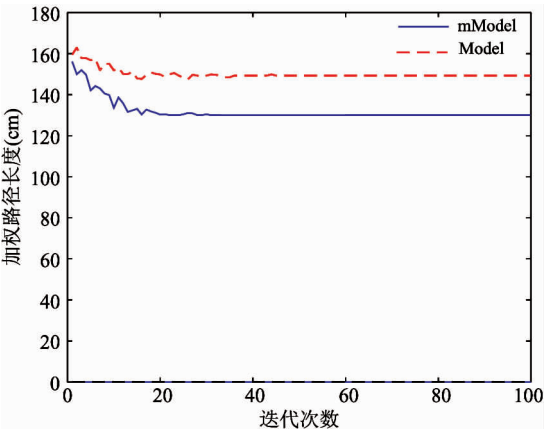
为对比分析广义障碍环境和传统障碍环境下路径规划的差异,采用 hAPF-ACO 算法对两类问题进行仿真实验。令案例中的所有广义障碍的栅格特征值为 1,广义障碍即转化为传统的不可突破障碍,广义障碍路径规划问题即退化为传统障碍路径规划问题。每一案例进行 30 次仿真运行,所得收敛代数及(加权)路径长度取算术平均值,结果如表 2 所示。由表 2 数据可知,在三种规模和三种障碍率的 9 个案例中,考虑障碍可破性的广义障碍环境下路径规划可获得更短的路径长度。图 10 所示为 60×60,ξ=40% 时某次仿真运行的结果,可以看出,考虑障碍可破性所规划的路径更短更平滑。由此可见,在移动机器人任务执行中需要考虑破障的情况下,以广义障碍模型进行路径规划比以传统障碍模型进行路径规划更合理,也能得到更优的规划路径。

表 2 传统障碍环境与广义障碍环境下路径规划仿真结果

问题规模	障碍率	仿真结果			
		传统障碍环境 (Model)		广义障碍环境 (mModel)	
		平均收敛代数	平均加权路径长度	平均收敛代数	平均加权路径长度
20×20	20%	17	36.24	15	29.18
	40%	40	37.2	22	33.43
	60%	29	45.59	25	32.85
40×40	20%	48	92.18	42	85.69
	40%	60	91.21	38	79.27
	60%	56	103.45	45	90.86
60×60	20%	55	120.61	47	113.12
	40%	48	147.9	34	131.32
	60%	52	158.2	30	138.15



(a) 最优加权路径



(b) 收敛曲线

图 10 60×60, ξ=40% 时传统障碍模型和广义障碍模型仿真结果

5 结 论

为较全面真实地反映移动机器人行动中的复杂环境,本文将各种特征路面、路面障碍及路况拥堵进行统一,提出了广义障碍的概念。基于模糊数学理论,以指派方法给出了各种广义障碍的隶属度函数;将广义障碍隶属度引入栅格环境建模法中,建立了考虑广义障碍的路径规划栅格建模。基于人工势场法和蚁群算法的特点,并结合问题本身的特征,提出了一种混合人工势场算法和蚁群算法的算法,以优化广义障碍环境下的加权路径长度。为验证广义障碍路径规划模型的意义及算法的有效性,对不同环境规模 and 不同障碍物占有率下的 9 个案例进行了路径规划的仿真实验。实验结果表明,考虑广义障碍可破性可使路径规划获得更短更平滑的运动路径,广义障碍模型具有较好的实际意义;在求解本文路径规划模型时,所提出的混合算法与基本蚁群优化算法相比表现出全面的优越性能,收敛性能更好,解质量更优,鲁棒性更强。

本文所研究的是广义障碍环境下移动机器人的离线全局路径规划问题。在移动机器人实际的行动过程中,通常难于预先获得环境的全局信息。因此,在本文研究的基础上,后续将进一步研究广义障碍环境下的在线局部路径规划问题,以使得问题的研究具有更好的理论意义和更高的实际应用价值。

参考文献

[1] Tan G Z, Huan H E, Aaron SLOMAN. Ant colony system algorithm for real-time globally optimal path planning of mobile robots[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33 (3):279-285

[2] Bhaduri A. A mobile robot path planning using Genetic Artificial Immune Network algorithm [C]. In: Proceedings of the Nature & Biologically Inspired Computing, Coimbatore, India, 2009. 1536-1539

[3] 闫飞. 面向复杂室外环境的移动机器人三维地图构建与路径规划[D]. 大连:大连理工大学控制科学与工程学院, 2011. 1-91

[4] Royer E, Lhuillier M, Dhome M, et al. Monocular vision

for mobile robot localization and autonomous navigation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74 (3):237-260

[5] Liang Z, Wakahara Y. Real-time urban traffic amount prediction models for dynamic route guidance systems [J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2014, 2014(1):85

[6] Xiao Q K, Wang Y, Luo Y C. 3D path planning of ant colony algorithm using partial differential elevation modeling [J]. *Systems Engineering & Electronics*, 2015, 37 (7):1551-1561

[7] 梁家海. 机器人在已知三维自然环境中的路径规划算法[J]. *计算机工程与设计*, 2012, 33(6):2451-2454

[8] Bell J E, McMullen P R. Ant colony optimization techniques for the vehicle routing problem[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2004, 18(1):41-48

[9] Tanaka J, Suzumori K, Takata M, et al. A mobile jack robot for rescue operation [C]. In: Proceedings of the Safety, Security and Rescue Robotics, Kobe, Japan, 2005. 99-104

[10] Mori M, Tanaka J, Suzumori K, et al. Field test for verifying the capability of two high-powered hydraulic small robots for rescue operations [C]. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006. 3492-3497

[11] Wang Z, Zhu X, Han Q. Mobile robot path planning based on parameter optimization ant colony algorithm[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 15(1):2738-2741

[12] Zeng M R, Xi L, Xiao A M. The free step length ant colony algorithm in mobile robot path planning [J]. *Advanced Robotics*, 2016, 30(23), 1509-1514

[13] Mandloi M, Bhatia V. A low-complexity hybrid algorithm based on particle swarm and ant colony optimization for large-MIMO detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 50(C):66-74

[14] Zhao F T, Yao Z, Luan J, et al. A Novel Fused Optimization Algorithm of Genetic Algorithm and Ant Colony Optimization [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016(4):1-10

[15] Min G P, Jeon J H, Min C L. Obstacle avoidance for mobile robots using artificial potential field approach with simulated annealing [C]. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Pu-

san, Korea, 2001. 1530-1535 vol.3

- [16] Dai Y, Liu L, Wang S. Parameter optimization of ant colony algorithm based on particle swarm optimization[C].

In: Proceedings of the International Conference Information Computing And Automation, Chengdu, China, 2008. 1266-1269

A hAPF-ACO algorithm for path planning of mobile robots in generalized obstacle environments

Dai Yalan^{***}, Xiong Hegen^{**}, Tao Yong^{***}, Li Gongfa^{**}

(^{*} The Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control of Education Ministry, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(^{**} The Key Laboratory of Metallurgical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(^{***} School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract

Path planning of mobile robots is studied. In view of the two value grid modeling method can not completely reflect the geographical features of the real complex environments, and in consideration of the possible obstacle-breaking conditions when mobile robots perform some tasks, a new concept of ‘generalized obstacle’ is defined, further, the generalized obstacles are classified, and the corresponding fuzzy membership functions for all kinds of generalized obstacles are given, then the generalized obstacle environments are modeled by using the modified grid method. Based on the characteristics of artificial potential field (APF) method and ant colony optimization (ACO) method, a novel hybrid algorithm combining artificial potential field with ant colony optimization, called the (hAPF-ACO) algorithm, is put forward to solve the mobile robots’ path planning problem in generalized obstacle environments. The simulation experiment with nine path planning cases is conducted. The experimental results reveal the significance of the presented problem of path planning, and also show that hAPF-ACO algorithm outperforms the ACO method in convergence property, solution quality and robustness significantly.

Key words: generalized obstacle, mobile robot, path planning, artificial potential field (APF), ant colony optimization (ACO)