

不确定环境信息下非完整机器人运动规划方法综述

孙建, 王鹏, 张启彬, 陈宗海

(中国科学技术大学, 安徽合肥, 中国, 230027)

摘要: 运动规划是非完整机器人导航的核心技术之一, 本文总结了在不确定环境信息下非完整移动机器人的运动规划方法, 列出了六类应用于机器人导航的运动规划方法, 这些方法在移动机器人领域已得到广泛应用。本文重点介绍了六类运动规划算法的原理, 并且列出了算法中所存在的缺点, 且列出了对这些缺点所提出的针对性改进算法。

关键词: 不确定环境; 非完整移动机器人; 运动规划; 导航

中图分类号: TP24

An Overview of Motion Planning for Non-Holonomic Mobile Robot in Uncertain Environment

Sun Jian, Wang Peng, Zhang Qi-bin, Chen Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Anhui, Hefei, 230027)

Abstract: Motion planning is the core aspect in the non-holonomic mobile robot navigation, this paper overview the motion planning methods that had been widely used in mobile robot. We mainly introduce the principle of this six methods, put forward the shortcomings of this methods, and point out the corresponding improvement methods.

Key words: Uncertain Environment; Non-Holonomic Mobile Robot; Motion Planning; Navigation

1 引言

近年来随着科技进步, 人类利用移动机器人在复杂环境下进行探测和开发的研究取得一定的进展。运动规划作为机器人领域一项比较热门的研究方向已得到研究者的关注, 移动机器人的运动规划问题涉及认知科学、模式识别、非线性控制等领域, 所得到的成果也将带动军事、交通、工业等机器人系统应用领域的发展。

不确定信息下机器人的运动规划问题已经成为人工智能领域、机器人社区以及动力系统及控制社区非常感兴趣的话题之一。在人工智能领域及机器人社区, 这一问题通常被称为不确定信息下的决策理论规划; 然而, 决策树理论会辅助机器人在不确定状态下从众多的规划路径中选择一条性能最优的轨迹^[1,2]; 在动力系统及控制社区, 该问题被认为是不确定信息下的控制理论规划, 而该理论重点关注的是输入的动态响应, 在机械动力学

和动态性限制下充分利用机器人的运动能力^[3]。

运动规划是对轨迹的一种规划, 不受制于时间约束, 只需要在一定误差范围内跟踪期望路径^[4,5]。运动规划中的运动控制就是寻找一个有界的控制输入序列, 以使得机器人从一个初始位姿到设定的期望位姿。具体就是按照环境的建模方式和搜索策略的异同, 可将规划方法大致上分成三类^[6]: (1) 基于自由空间几何构造的规划; (2) 前向图搜索算法; (3) 以解决高维姿态空间和复杂环境中运动规划为目的的基于随机采样的运动规划。本文主要关注在不确定环境信息下, 能应用于非完整机器人的运动规划方法; 并且考虑车辆的运动学以及动力学约束, 要求算法同时具有自主避障能力。

目前, 已经有很多方法成功实现机器人的运动规划, 然而还缺乏对这些方法作一个综合性的介绍; 根据机器人探测器观测的环境信息、机器人适用场地以及机器动力学的约束等条件, 选择一种合适的运动规划方法对机器人自主避障比较关键, 对局部路径跟踪全局路径的能力也会有很大的帮助。关于运动规划算法方面的综述, 先前也有一些成果: 国际方面, Goerzen 等^[7]和 Dadkhah 等^[8]调研了

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61375079)资助。

作者简介: 孙建(1989-), 男, 安徽, 硕士, 从事人工智能与智能系统研究; 陈宗海(1963-), 男, 安徽, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真控制、机器人与智能系统、汽车新能源技术等研究。

UAV(Unmanned Aerial Vehicles)的运动规划的方法,并比较了这些方法的一些优缺点以及针对不同环境下的约束;Latombe^[9]在书中也对运动规划作了解释,并介绍了与运动规划算法所需的地图环境以及其与全局规划的结合;国内方面,刘华军等^[6]在总结机器人发展史上具有典型意义的规划算法的基础上,提出了路径规划算法的评价标准和形式化描述方式,并且介绍了算法的原理或技术;于浩^[10]、郭丙华^[11]以及康亮^[12]都在非完整机器人方面作了运动规划和运动控制的研究。

本文列出了六类应用于机器人路径规划的运动规划方法,这些方法在移动机器人导航方面得到了广泛应用,主要包括:(1)速度空间分解法:DWA(Dynamic Window Approach)和TR(Trajectory Rollout);(2)快速扩展随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT);(3)反演方法(Backstepping);(4)人工势场法:VFF(Visual Force Field)和VFH(Vector Field Histogram);(5)接近图法(Nearness Diagram, ND);(6)智能控制方法,用得比较多的是基于模糊控制和神经网络的方法。本文首先介绍了非完整系统的定义,然后分别对六类运动规划算法的原理进行了详细介绍,并且给出了算法中所存在的缺点,且列举了对这些缺点所提出的针对性改进算法。

2 非完整系统

对于移动机器人及无人汽车等,其轮子与地面相接触要受到一定的约束条件的限制,从而使其运动受到一定的限制。通常这种约束条件可以归结为两类,即完整约束和非完整约束。具有非完整约束的系统称为非完整系统,同样具有完整约束的系统为完整系统;对于完整约束和非完整约束,其可作如下的定义:

(1)完整约束。只限制受控对象的空间位置,或者同时限制空间位置和运动速度,但经过积分可转化为空间位置的约束,也称之为几何约束。

(2)非完整约束。其同时限制空间位置和运动速度但不可见其转化为空间位置,也称其为不可积约束。对非完整系统来说,由于其约束的不可积性,使其控制与规划变得相当困难。

移动机器人是一个典型的具有非完整约束的非完整控制系统,移动机器人在运动过程中,其所受到的约束如轮子与地面之间的滚动,可以表示为广义坐标中的位移、速度、加速度之间的关系。由于约束为非完整约束,使得系统呈现一些复杂特性,从而使得系统的控制变得相当困难,但非完整性又可使得机器人本身的结构具有更高的灵活性和可靠性。因此非完整移动机器人在国防和工业上具有很高的应用价值,近年来已引起国际学术界和研究机构的重视。

3 运动规划方法综述

本节介绍六类选定的运动规划算法的原理,部分算法会列出实现细节或者算法控制流程图,选定的运动规划算法在移动机器人导航方面已得到广泛应用,并给出了算法中目前所存在的缺点,且列举了对这些缺点所提出的针对性改进算法。

3.1 速度空间分解法

速度空间分解法是机器人在给定线速度和角速度范围内,对该速度空间的离散化;通过对采样后线速度 v 和角速度 w 的不同组合,预测在未来微小时间内机器人的轨迹;然后对所有轨迹的评判择优选择一条目标轨迹,以此实现机器人的导航和自主避障。该方法需要考虑机器人运动学和动力学的限制^[13],速度空间分解法主要包括DWA和TR两种方法。

3.1.1 Dynamic Window Approach

1997年,Fox等^[14]提出了基于速度空间的DWA算法,可以实现机器人的自主避障和导航。该方法从可执行速度组合中选取一组最优的作为速度指令传递给执行单元,由于选取的速度在满足机器人运动学和动力学的范围内,所以该方法可以实现较高速度下的导航和避障功能。另外,可以通过调节DWA速度空间中的搜索范围,以满足不同机械构造的轮式机器人;表1列出了不同构造的机器人使用DWA算法的搜索空间和输出指令。

表1 不同类型机器人使用DWA列表
Table1 The use of DWA for different kinds of robots

机器人类型	输出指令	速度搜索空间
同步驱动机器人 ^[14-16]	v, w	矩形
完整机器人 ^[16]	v_x, v_y	圆形
差分驱动机器人 ^[17]	v_{left}, v_{right}	矩形
车式机器人 ^[18,19]	v, w	多边形

DWA算法在考虑机器人动力学限制条件下,得到速度空间下的最优化选择;因此,线速度和角速度的定义范围如公式(1)所示:

$$v \in [v_{min}, v_{max}], w \in [w_{min}, w_{max}] \quad (1)$$

为了得到评价机器人的预测轨迹评价标准,引入以下概念:

(1)容许速度(Admissible Velocity);运动过程中,障碍物到机器人的距离会限制运动速度,即当机器人距离障碍物较小时,为了安全考虑,倾向于选择速度较小的组合;如果机器人在到达障碍物之前,在当前速度、加速度以及时间间隔内能停下来,则当前速度就称为容许速度;因此,在加速度和时间间隔一定情况下,机器人的容许速度也受限于到障碍物的距离。

(2)圆弧轨迹(Circular Trajectory);由文献[14]可知:

机器人在速度组合 (v_i, w_i) 下的运行轨迹为一段圆弧, 且圆弧半径为 v_i/w_i , 因此, 在可控加速度下, 可以预测在时间间隔 $[t_i, t_{i+1}]$ 后机器人的运行轨迹和运行速度。

(3) 动态窗口(Dynamic Window); 机器人的动态窗口是在加速度限制下, 在时间间隔内, 以当前容许速度 (v_a, w_a) 可以到达的空间组合, 在搜索空间下动态窗口 V_d 的定义表示为

$$V_d = \{(v, w) | v \in [v_a - a_v \times t, v_a + a_v \times t] \wedge w \in [w_a - a_w \times t, w_a + a_w \times t]\} \quad (2)$$

其中, a_v 和 a_w 分别为线加速度和角加速度; t 为时间间隔。

在二维速度空间下, 离散化可以得到速度组合 (v_i, w_i) 下的运行轨迹, 用公式(3)作为轨迹的评价函数:

$$G(v, w) = \alpha \times \text{heading}(v, w) + \beta \times \text{dist}(v, w) + \gamma \times \text{vel}(v, w) \quad (3)$$

(1) $\text{heading}(v, w)$ 为朝向目标点的角度与世界坐标系 x 方向夹角; 用来衡量当前位置向目标点运行的期望程度。

(2) $\text{dist}(v, w)$ 为当前位置到障碍物的距离; 该值越大, 机器人越倾向于选择。

(3) $\text{vel}(v, w)$ 的取值与到目标点的距离成正比;

(4) α, β, γ 为相应量权重值。

3.1.2 Trajectory Rollout

TR 和 DWA 的主要区别在于速度空间的离散化方式^[20]。在加速度限制下, TR 方法是考虑整个前向模拟时间内的容许速度; 而 DWA 考虑的仅仅是一段前面模拟时间内的容许速度。TR 算法的基本思路如下:

(1) 在速度控制范围内将速度离散化, 离散化的速度组合为 (v_i, w_i) ;

(2) 对于每对采样速度, 假设机器人以当前位置为起点, 以离散速度为控制命令, 预测机器人在一定的时间间隔后的全局位姿和速度。

(3) 剔出非法轨迹, 公式(3)评估采样速度预测的轨迹。

(4) 将得分最高的一条轨迹所对应的采样速度传递给机器人执行单元。

(5) 重复上述步骤, 直到机器人到达目标点。

根据 DWA 和 TR 所采样的时间差异, 可知 DWA 算法的复杂度会比较低^[21]。所以, 相对于 TR 算法, DWA 是比较高效的运动规划方法。

3.2 快速扩展随机树

快速扩展随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)是一种通过建立空间填充树, 旨在有效地搜索凸空间、高维空间的方法。RRT 是由 LaValle^[21]和 Kuffner^[22]提出的, 作为一种基于随机采样的单查询路径规划算法, 其可以直接用来解决考虑非完整微分约束的运动规划问

题而不会产生维度灾难问题。

RRT 方法通过向随机目标点扩展树枝上最邻近节点的方式迅速探索整个空间, 其扩展过程示意图如图 1 所示, 在初始化的过程中, 仅将初始状态点加入到随机树中, 而在接下来的迭代过程中不断扩展随机树; 在扩展新节点的过程中, 首先在位形空间中随机地选取一个随机目标点 q_{rand} , 从随机树中以度量函数为依据选择距离 q_{rand} 最近的节点 q_{near} 并连接成直线, 从 q_{near} 指向 q_{rand} 的向量中以定步长为依据划定一个新的状态点 q_{new} , 判断从 q_{near} 到 q_{new} 是否满足障碍物约束, 如果满足则将新节点 q_{new} 加入到随机树中; 在允许时间内的迭代过程中, 如果扩展中的新节点距离目标的距离在一定阈值内, 则返回随机树及其路径, 规划成功。

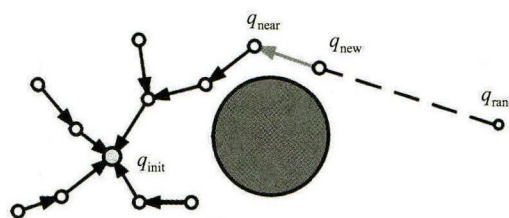


图 1 RRT 算法示意图

Figure 1 Diagram of RRT algorithm

表 2 给出了 RRT 算法的伪代码描述, 对于给定初始节点 q_{init} , 迭代次数为 N , 单步增量距离为 Δn , 可以得到随机树 Q 。

表 2 RRT 算法伪代码

Table 2 Pseudocode of RRT algorithm

RRT 算法伪代码
输入: 初始节点 q_{init} ; 迭代次数 N ; 单步增量距离 Δn
输出: 快速扩展随机树 Q
1. $Q.\text{init}(q_{\text{init}})$;
2. for $k=1$ to N
3. $q_{\text{rand}} \leftarrow \text{RAND}()$;
4. $q_{\text{near}} \leftarrow \text{NEAREST}(q_{\text{rand}})$;
5. $q_{\text{new}} \leftarrow \text{NEW}(q_{\text{near}}, \Delta n)$;
6. $Q.\text{add}(q_{\text{new}})$;
7. $Q.\text{add}(q_{\text{near}}, q_{\text{new}})$;
8. nd for
9. return Q

由于 RRT 算法的广泛应用, 许多研究人员针对其缺点也进行了改进; 比如原 RRT 算法虽然向未知区域扩展的趋势较大, 同时也带来了路径代价过大的问题, 目标偏好 RRT^[23](Goal-Biasing-RRT) 算法和双向 RRT^[24](Bi-RRT) 算法提出用以解决这类问题; Multi-RRT^[25]算法结合 RRT 算法与多查询 PRM 算法的优点, 产生多个子树而进行连接。Local-tree-RRT^[26]算法针对 RRT 算法在狭窄通道中难以迅速通过的问题提出局部树的方法, 可以帮助机器人迅速连接狭窄通道两侧, 解

决狭窄通道路径规划领域的棘手问题。

3.3 反演方法

Backstepping 设计方法是一种设计不确定性系统控制器的系统化方法, 它可以将复杂的非线性系统分解成不超过系统阶数的子系统, 然后与普通性强的 Lyapunov 理论结合为每个子系统设计辅助控制器, 前一个子系统的辅助控制器作为控制目标集成到下一个子系统的控制器中去, 并在最后一步完成总体控制器的设计。

近年来, 依据非完整系统运动学模型和动力学模型来对机器人的全局跟踪进行有效的反馈控制一直是研究的热点, 基于 Backstepping 设计方法可以有效降低跟踪系统的设计复杂度; Chwa 等^[27]在轮式移动机器人动力学模型下, 基于 Backstepping 和 Lyapunov 方法设计了全局渐近稳定的轨迹跟踪控制器; Zohar 等^[28]结合 Backstepping 和时变状态反馈分别设计局部指数稳定和全局指数稳定的跟踪控制器; 文献[29]利用积分 Backstepping 思想结合 Lyapunov 方法设计了轨迹跟踪控制器, 并且对满足特定条件轨迹的跟踪可以达到全局稳定。

3.4 人工势场法

1986 年, Khatib^[30]提出了人工势场的概念, 许多比较经典的机器人实时避障算法都是基于人工势场来完成的; 与此同时, Moravec 和 Elfes^[31]也提出了确定度栅格 (Certainty Grids) 的概念, 它是一种合适的传感器数据累积和融合的地图表示方法。通过人工势场与确定度栅格的结合, Borenstein 和 Koren 提出了虚拟力场法 (Virtual Force Field, VFF)^[32]; 分析了人工势场的内在缺陷, 他们又提出了向量直方图法 (Vector Field Histogram, VFH)^[33]。VFH 算法通过寻找局部极坐标直方图的缺口来避障, 该算法不太可能陷入局部极小, 并允许机器人以更快的速度移动而不会变得不稳定。

3.4.1 Virtual Force Field

VFF 是一种基于人工势场的移动机器人实时避障算法, 其可以控制机器人在障碍物间进行快速、连续和平滑的移动, 并且不需要在障碍物前停止移动。该方法根据栅格的确信度对机器人进行导航控制, 以机器人重心为中心, 对一个固定范围 (活动窗口) 内的栅格确信度值进行计算, 障碍物对机器人产生斥力, 力的大小与栅格的确信度值成正比, 与栅格到机器人的距离成反比。目标点对机器人产生引力, 引力与目标点到机器人的距离成正比。通过计算活动窗口内所有栅格对机器人的斥力和目标点对机器人引力的合力, 对机器人完成导航控制。

(1) 栅格确定度

VFF 算法使用栅格 C 来表示被障碍物占据的可能性, 每个栅格 (i, j) 都有对应的确定度 $C(i, j)$, 代表该栅格被障碍物占据的置信度。 $C(i, j)$ 值越大代表着对应栅格被障碍物占据的可能性越高。

(2) 合力的形成

活动窗口中每个被障碍物占据的栅格对机器人会有斥力, 使得机器人远离障碍物; 该斥力的大小一方面与栅格的确定度成正比, 另一方面也与该栅格到机器人的距离成反相关。栅格 (i, j) 对机器人的斥力 $F(i, j)$ 可以用公式(4)来表示:

$$F(i, j) = \frac{F_a C(i, j)}{d^2(i, j)} \left[\frac{x_i - x_o}{d(i, j)} \vec{x} + \frac{y_i - y_o}{d(i, j)} \vec{y} \right] \quad (4)$$

其中, F_a 为斥力常量; $d(i, j)$ 为机器人到栅格的距离; x_i, y_i 为栅格坐标; x_o, y_o 为当前机器人坐标。

综合考虑全部被障碍物占据的栅格所产生斥力 F_r 为

$$F_r = \sum_{i,j} F(i, j) \quad (5)$$

同时, 目标点也会对机器人产生引力, 该力使得机器人朝向目标点运动; 目标点对机器人的引力 F_i 可以用公式(6)表示:

$$F_i = F_a \left[\frac{x_t - x_o}{d(t)} \vec{x} + \frac{y_t - y_o}{d(t)} \vec{y} \right] \quad (6)$$

其中, F_a 为引力常量; x_t, y_t 为目标点坐标; $d(t)$ 为机器人到目标点的距离。

障碍物栅格对机器人产生的斥力向量和目标点对机器人产生的引力向量会产生一个合力向量 R , 该合力的矢量值和方向就会作为机器人运动动力和运动方向。

3.4.2 Vector Field Histogram

向量直方图法应用二维笛卡尔直方图栅格作为世界模型, 根据机器人检测到的环境信息实时地更新该直方图模型。为了得到期望的机器人控制命令, VFH 方法使用两步数据缩减技术^[33]: ① 最高层保存机器人工作环境的细节描述; 在该层, 使用距离传感器的观测实时更新二维笛卡尔直方图栅格。② 中间层为机器人周围一维直方图 H (Polar Histogram), H 由 n 个宽度为 α 的扇区组成, 每个扇区 k 含有代表该扇区对应方向的障碍物的密度值 h_k 。

将二维笛卡尔直方图栅格映射到一维直方图 H , 方法如下: 虚拟的窗口随着机器人移动覆盖直方图栅格的一个矩形区域 $w_x w_y$, 每个活动栅格的内容都被认为是障碍物向量, 栅格到机器人的中心 VCP 为栅格的方向 β , 具体如图 2 所示。

VFH 算法通过寻找局部极坐标直方图的缺口来避障, 该算法不太可能陷入局部极小, 由于这些优点使得 VFH 成为一种流行的避障算法, 也导致了一些缺点的暴

露, 基于 VFH 改进的算法如 VFH+^[34]和 VFH*^[35]被提出来解决这些问题。VFH+首先考虑了机器人的尺寸问题, 这在机器人高速移动最小转向半径不可忽略时非常关键, 其次通过阈值迟滞来减少移动轨迹的振荡。VFH*算法通过结合 VFH+和 A*算法, 预测机器人的轨迹和评估运动几步后的结果, 但该算法仍然是一种局部实时的避障算法。

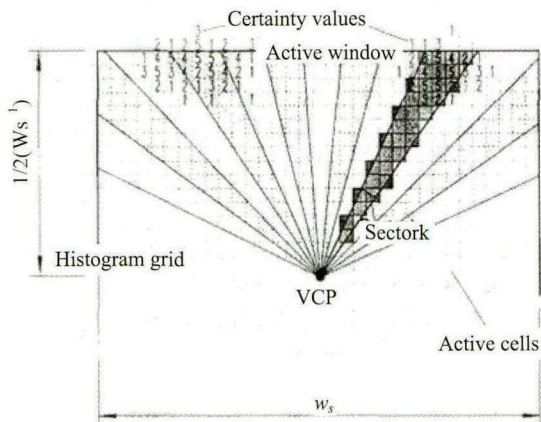


图2 活动栅格到直方图的映射^[33]

Figure 2 Mapping of active cells onto the polar histogram

3.5 接近图法

2004年, Minguez 等^[36]提出了基于几何结构的 ND 导航算法, 该算法是根据机器人探测器观测的环境实时信息, 基于一系列决策准则来获取机器人下一步的控制命令。

接近图法的基本思想是实时地把周围环境信息分为 5 类, 通过对当前环境信息进行判断和归类, 不同类型的环境信息对应不同的决策, 可以更高级的层次对环境信息进行

行提取和诠释。ND 算法评判准则以及环境信息分类如下:

准则 1: 安全准则; ND 算法有两种安全状态: 低安全状态[Low Safety, 见图 3(a)、(b)]和高安全状态[High Safety, 见图 3(c)、(d)、(e)]。对于低安全状态, 引入准则 2。

准则 2: 危险障碍物分布准则。

(1) Low Safety1(LS1): 当安全区域内的障碍物仅位于自由行走区域缺口的一侧; 此时机器人处于 LS1 状态, 见图 3(a)。

(2) Low Safety2(LS2): 当安全区域内的障碍物位于自由行走区域缺口的两侧; 此时机器人处于 LS2 状态, 见图 3(b)。

准则 3: 目标点位于自由行走区域准则。

(3) High Safety Goal in Region (HSGR): 若导航目标点位于自由行走区域内, 此时机器人处于 HSGR 状态, 见图 3(c); 否则, 引入准则 4。

准则 4: 自由行走区域宽度准则。

(4) High Safety Wide Region (HSWR): 如果自由行走区域的角度大于给定角度阈值, 机器人处于 HSWR 状态, 见图 3(d)。

(5) High Safety Narrow Region (HSNR): 如果自由行走区域的角度小于给定角度阈值, 机器人处于 HSNR 状态, 见图 3(e)。

根据机器人实时观测到的环境信息, 与上面叙述的 5 类状态相对应, 每种状态对应决策树中的一种状态。决策树如图 4 所示, 决策树的输入为机器人传感器观测信息以及导航目标点, 决策树的输出为向机器人执行单元传递的控制指令。

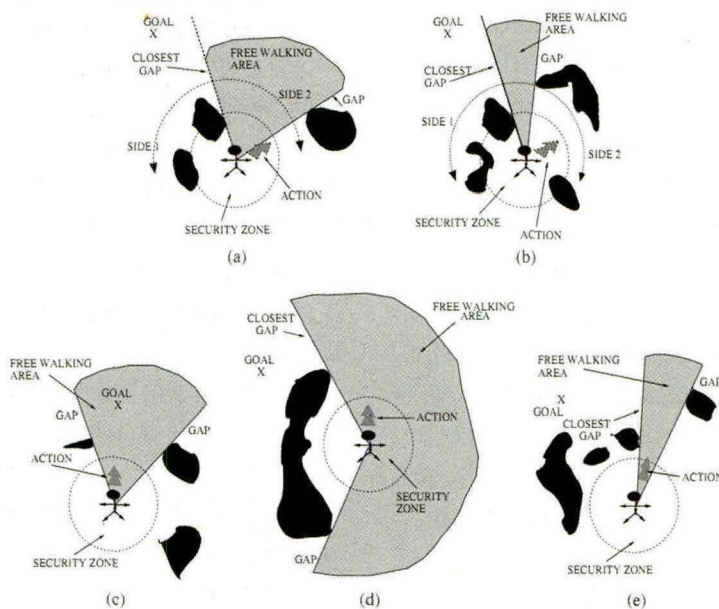


图3 ND 算法状态图

Figure 3 The situation of ND algorithm

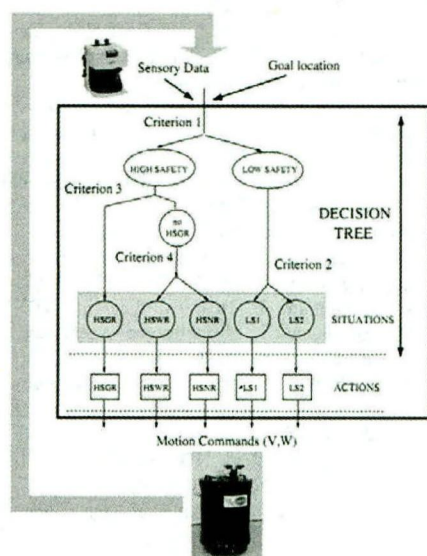


图4 基于准则的决策树结构

Figure 4 Decision tree structure based on criterion

由于ND算法在生成速度指令时的不平滑缺点,提出的ND+算法^[37,38]对决策方向进行了修正,使得机器人产生的决策速度变得平滑。

3.6 智能控制法

当被控对象在模型上存在不确定性及未知环境交互作用较强情况下时,智能控制方法得到了成功的应用。其中用得比较多的是采用模糊控制和神经网络的方法。

模糊控制是以模糊集合论、模糊预言变量及模糊逻辑推理为基础的一种控制,模糊控制属于智能控制的范畴,而且它已成为目前实现智能控制的一种重要而有效的形式,得到了广泛的应用。文献[39]将模糊理论成功地用于自主移动机器人的控制;文献[40]通过遗传算法对模糊规则进行优化,有效确定出模糊逻辑控制器的结构和参数,达到了比较理想的跟踪特性。模糊逻辑控制对于复杂的不确定系统有很好的控制效果。但是,在对移动机器人的轨迹跟踪进行研究时,随着跟踪路径的急剧变化,模糊控制算法的控制效果变差,系统自适应能力明显下降。分析其原因主要是控制策略是根据人工操作经验离线归纳总结的,是若干个常规路况跟踪知识的浓缩,控制策略知识无法覆盖所有路况下的操作。另外,人为选定的隶属函数的宽度和形状也对控制效果有很大的影响。

随着神经网络的发展,研究者开始尝试将神经网络结合其他技术,开发出新的轨迹跟踪控制方法^[41-43]。基于神经网络的运动规划控制器主要特点有:能够充分逼近任意复杂的非几线性系统;能够学习和适应严重不确定性系统的特性;由于大量神经元之间广泛连接,即使有少量单元或连接损坏也不影响系统的整体功能,表现

出很强的容错性。由于神经网络需要在线或离线学习,占用大量系统资源,所以严重降低了跟踪控制的实时性。

4 总结

本文列出了六类应用于机器人路径规划的运动控制方法,这些方法在移动机器人导航方面得到广泛应用;主要包括:(1)速度空间分解法;(2)快速扩展随机树;(3)反演方法;(4)人工势场法;(5)接近图法;(6)智能控制方法。本文首先介绍了非完整系统的定义,然后分别对六种运动规划算法的原理进行了详细介绍,并且提出了算法中所存在的缺点,且列举了针对缺点所提出的针对性改进算法。

参考文献

- [1] Boutilier C, Dean T, Hanks S. Decision-theoretic planning: Structural assumptions and computational leverage [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11(1): 94.
- [2] Blythe J. Decision-theoretic planning [J]. AI magazine, 1999, 20(2): 37.
- [3] Bryson A E. Dynamic optimization [M]. Menlo Park, CA: Addison Wesley Longman, 1999.
- [4] Laumond J P, Sekhavat S, Lamiraux F. Guidelines in non-holonomic motion planning for mobile robots[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 1998.
- [5] Niku S B. 机器人学导论: 分析、系统及应用[M].北京: 电子工业出版社, 2004.
- [6] 刘华军, 杨静宇, 陆建峰, 等. 移动机器人运动规划研究综述[J]. 中国工程科学, 2006, 8(1): 85-94.
- [7] Goerzen C, Kong Z, Mettler B. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2010, 57(1-4): 65-100.
- [8] Dadkhah N, Mettler B. Survey of motion planning literature in the presence of uncertainty: considerations for UAV guidance [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2012, 65(1-4): 233-246.
- [9] Latombe J C. Robot Motion Planning, Chapter [J]. 1996.
- [10] 于浩. 非完整轮式移动机器人运动规划与控制研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
- [11] 郭丙华. 非完整移动机器人运动规划研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2003.
- [12] 康亮. 自主移动机器人运动规划的若干算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2009.
- [13] Seder M, Petrovic I. Dynamic window based approach to mobile robot motion control in the presence of moving obstacles[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007: 1986-1991.
- [14] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [15] Brock O, Khatib O. High-speed navigation using the global dynamic window approach[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1999, 1: 341-346.
- [16] Brock O. Generating robot motion: the integration of planning and execution [M]. Stanford University, 2000.
- [17] Ogren P, Leonard N E. A convergent dynamic window approach to obstacle avoidance [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(2): 188-195.
- [18] Rebai K, Azouaoui O, Benmami M, et al. Car-like robot navigation at high speed[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBIO, 2007: 2053-2057.
- [19] Arras K O, Persson J, Tomatis N, et al. Real-time obstacle avoidance for polygonal robots with a reduced dynamic

- window[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002, 3: 3050-3055.
- [20] http://wiki.ros.org/base_local_planner?distro=indigo#TrajectoryPlannerROS.
- [21] Chou C C, Lian F L. Velocity space approach with region analysis and look-ahead verification for robot navigation[C]//IEEE Conference on Decision and Control, 2009: 5971-5976.
- [22] LaValle S M. Rapidly-Exploring Random Trees A New Tool for Path Planning [J]. 1998.
- [23] LaValle S M, Kuffner J J. Randomized kinodynamic planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378-400.
- [24] 徐娜, 陈雄, 孔庆生, 等. 非完整约束下的机器人运动规划算法[J]. 机器人, 2012, 33(6): 666-672.
- [25] Carpin S, Pagello E. On parallel RRTs for multi-robot systems[C]//Proc. 8th Conf. Italian Association for Artificial Intelligence, 2002: 834-841.
- [26] Strandberg M. Augmenting RRT-planners with local trees[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004, 4: 3258-3262.
- [27] Chwa D. Tracking control of differential-drive wheeled mobile robots using a backstepping-like feedback linearization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2010, 40(6): 1285-1295.
- [28] Zohar I, Ailon A, Rabinovici R. Mobile robot characterized by dynamic and kinematic equations and actuator dynamics: Trajectory tracking and related application [J]. Robotics and autonomous systems, 2011, 59(6): 343-353.
- [29] 徐俊艳, 张培仁. 非完整轮式移动机器人轨迹跟踪控制研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2004, 34(3): 376-380.
- [30] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. The international journal of robotics research, 1986, 5(1): 90-98.
- [31] Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from wide angle sonar[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1985, 2: 116-121.
- [32] Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 19(5): 1179-1187.
- [33] Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(3): 278-288.
- [34] Ulrich I, Borenstein J. VFH+: Reliable obstacle avoidance for fast mobile robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998, 2: 1572-1577.
- [35] Ulrich I, Borenstein J. VFH*: Local obstacle avoidance with look-ahead verification[C]//ICRA. 2000: 2505-2511.
- [36] Minguez J, Montano L. Nearness diagram (ND) navigation: collision avoidance in troublesome scenarios [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(1): 45-59.
- [37] Durham J W, Bullo F. Smooth nearness-diagram navigation[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 690-695.
- [38] 范将科, 孟正大. 基于改进 ND+算法的机器人避障方法设计[J]. 工业控制计算机, 2014, (8): 48-50.
- [39] 谢明江, 代颖, 施颂椒. 机器人鲁棒控制研究进展[J]. 机器人, 2000, 22(1): 73.
- [40] 吴忻生, 任华瑛. 非完整移动机器人轨迹跟踪的最优模糊控制[J]. 华南理工大学学报, 2004, 32(3): 44-49.
- [41] Xu H. Motion Planning of Nonholonomic Mobile Robots Using a Neural Dynamics Approach [M]. Master of Science Thesis. University of Guelph, 2002.
- [42] Glasius R, Komoda A, Gielen S C A M. Neural network dynamics for path planning and obstacle avoidance [J]. Neural Networks, 2005, 8(1): 125-133.
- [43] Fierro R, Lewis F L. Control of a Nonholonomic mobile robot using neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 9(4): 589-600.