

表征空间中的机器人分层运动规划

项祯祯, 苏剑波[†]

(上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

摘要: 由于对机器人的任务要求日趋复杂和多变, 如何使机器人具备灵活的配置和运动规划能力, 以适应复杂任务的需求, 成为了目前运动规划领域所研究的核心问题. 传统的基于任务空间和配置空间的建模方法虽然在机器人运动规划领域得到了非常广泛的应用, 但在用于解决复杂规划任务时无法对不可行任务进行进一步地处理. 本文在表征空间模型的基础上, 提出了一种分层的运动规划算法, 一方面借助于表征空间维度的扩展, 使对运动规划任务的描述更为灵活; 另一方面通过任务层与运动层的循环交互, 使生成的路径满足更高层次和更丰富的任务要求. 在仿人机器人和多机器人系统上的应用结果表明了本文所提算法的有效性.

关键词: 运动规划; 表征空间; 仿人机器人; 多机器人协调

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Robotic hierarchical motion planning in its representation space

XIANG Zhen-zhen, SU Jian-bo[†]

(Automation Department, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Facing enormous and complicated robotic applications, the key issue in the field of robot motion planning is to endow the robot with the ability of adapting to various tasks. Although traditional task space and configuration space based motion planning methods have been successfully applied to many practical applications, few of them is able to handle the situation when the planning algorithms fail to find a feasible path, especially with strict and complicated requirements. In this paper, a representation space based hierarchical motion planning method is proposed. Taking the advantage of the increasing the dimension of the representation space, the motion planning task can be modeled with much more flexibility. On the other hand, through the interaction between the task level and motion level, the iteratively generated trajectory will satisfy higher and richer task requirements. Performance of motion planning tasks on humanoid robots and multi-robot systems proved the effectiveness of the proposed method.

Key words: motion planning; representation space; humanoid robot; multi-robot coordination

1 引言(Introduction)

随着过去几十年来机器人技术的快速发展, 机器人可以在人类社会承担越来越多的任务. 由于对机器人的任务要求日趋复杂和多变, 如何使机器人具备灵活的配置和运动规划能力, 以适应复杂任务的需求, 是目前国内外机器人研究领域的科研人员所关注的焦点^[1].

在当前运动规划相关领域的研究中, 需要解决的核心问题是: 在给定的任务目标和任务约束下, 怎样使机器人自主地规划出一条可行的路径, 以完成给定的任务, 同时也满足相应的代价要求^[2]. 一般的运动规划任务通常会在配置空间(Configuration Space, C-space)^[3-5]或任务空间(Task Space, T-space)^[6-8]内对任务进行建模. 这两种对运动规划任务的建模方法有着其各自的优势和不足^[9,13]: 对于任务空间而言,

其优势在于能够在任务目标与任务空间中的状态之间建立直接的对应关系, 从而直观地表达出任务的规划过程, 但缺点是在控制时会涉及到大量逆运动学的计算, 因此对机器人的运算实时性要求很高; 对于配置空间而言, 其优点在于能够直接得到机器人的控制量, 因而能够保证控制的实时性, 但不足在于无法在配置空间中对任务进行直观地表示, 同时针对不同类型的机器人需要构建不同的配置空间.

虽然基于任务空间和配置空间的建模方法均在机器人运动规划领域得到了非常广泛的应用, 但在用于解决复杂规划任务时则会显示出其固有的局限性. 在进行运动规划任务的求解中, 往往会受到多种不同的约束, 比如任务目标中包含的任务约束, 运动环境中包含的障碍约束, 以及机器人本身硬件配置带来的物理约束等. 随着任务复杂度的增加, 在多种约束的作

收稿日期: xxxx-xx-xx; 收修改稿日期: xxxx-xx-xx.

[†]通信作者. E-mail: jbsu@sjtu.edu.cn; Tel.: +86 21-34204022.

国家自然科学基金资助项目(61221003, 61533012)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61221003, 61533012).

用下很可能无法在任务空间或配置空间求解得到一条可行的路径. 因此, 为了能够完成给定的运动规划任务, 需要扩展传统的基于任务空间和配置空间的建模方法, 以使不可行的任务转化为可行的任务. Hsieh^[10]等建立了“约束松弛”的概念, Olfati-Saber^[11]在这一概念的基础上, 首要考虑任务规划过程中权重高的约束, 得到初始的可行路径, 而后再逐渐根据其余的约束对得到的路径进行调整. Hauser^[12]则通过移除最少数目的约束来使运动规划任务可完成. 虽然上述理论和方法均能在各自的场景下解决不可行任务的转化问题, 但难以推广到一般的运动规划任务中. Su和Xie^[13]首次针对一般的机器人运动规划任务提出了基于表征空间(Representation Space, R-space)的建模方法, 其核心思想在于扩展了传统的任务空间和配置空间的维度, 将可能影响任务可完成性的变量或约束加入到其中, 以此得到一个能够完备描述运动规划任务的空间. 文献[14]以二自由度机械臂的运动规划任务为研究对象, 对表征空间中任务的可完成性以及不可完成任务的转化问题进行了研究. 文献[15]利用表征空间模型对多机器人的编队运动规划问题进行了案例应用研究. 本文在文献[15]的基础上, 更进一步深入挖掘了应用表征空间模型的过程中所蕴含的分层交互设计思想. 这一思想的本质是将运动规划的任务需求与规划算法这对对立统一的两部分融合于一个框架之中. 当规划算法在当前的表征空间中无法满足运动规划任务的需求时, 也即意味着两者是对立的, 此时必须对任务需求以及表征空间模型进行调整, 最终方能得到符合任务需求的规划结果, 实现规划任务需求与结果的统一.

本文所提出的基于表征空间的分层运动规划框架结构如图1所示.



图1 基于表征空间的分层运动规划框架

Fig. 1 The framework of hierarchical motion planning in R-space

该方法与常规的运动规划算法相比, 结构上的主要区别在于任务层和运动层之间并非传统的单向过程, 而是构成了一个循环. 如果在当前任务目标和相应约束下无法在表征空间中求解得到可行的路径, 则将与任务相关的状态变量和约束加入到表征空间中, 对其进行维度扩展, 直至求得可行路径. 由表征空间维度的扩展所带来的优势一方面体现在使运动规划任务的求解更为灵活, 使不可行任务转化为可行任务, 另一方面还可以使规划得到的路径满足更高层次和更丰富的任务要求. 在仿人机器人和多机器人系统的

运动规划任务中的求解结果可以表明本文所提方法所具备的灵活性和适应性.

2 表征空间中的分层运动规划(Hierarchical motion planning in R-space)

对于一般的机器人运动规划任务, 利用基于表征空间的分层运动规划方法进行求解的过程主要可以划分为两个层面: 任务层和运动层. 在任务层中, 通过对任务描述的分析, 可以从中得到任务的目标和完成任务的过程中所受到的约束; 在运动层中, 通过选取与任务相关的变量构造相应的表征空间, 进而利用规划算法求解得到可行的路径. 由于表征空间的构建与规划算法的选择对运动规划任务的求解有着直接的影响, 因此下面将主要对这两者进行阐述.

2.1 表征空间的构建(Construction of R-space)

通常运动规划所涉及的状态变量数目庞大, 且相互之间具有很强的冗余性, 如果基于所有的状态变量来构造表征空间, 将会使得到的表征空间具有很高的维数, 不利于后续对规划任务的求解. 因此, 在确定表征空间所包含的变量时, 需要根据特定的运动规划任务, 有针对性地选择出一组能够表征该任务的变量, 由此建立起对规划任务的描述.

假设对于一个给定的运动规划任务, 可由 n 个表征变量对其进行完备地描述, 则可构建一个 n 维的表征空间 $\mathbf{Z} = (z_1, z_2, \dots, z_n) \subseteq \mathbb{R}^n$, 其中每个维度的变量均有其各自的范围限制:

$$z_{i_{min}} \leq z_i \leq z_{i_{max}}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (1)$$

由此可将表征空间 \mathbf{Z} 划分为可达子空间 \mathbf{A} 和不可达子空间 $\bar{\mathbf{A}}$. 若给定的运动规划任务可解, 则等价于:

$$\begin{cases} (z^0 \in \mathbf{A}) \cap (z^g \in \mathbf{A}) \\ \exists P \in \mathbf{A}, P = \{z^0, \dots, z^g\} \end{cases}, \quad (2)$$

也即意味着: 任务的起始状态 z^0 和目标状态 z^g 均在表征空间的可达子空间 \mathbf{A} 中, 且能够从 \mathbf{A} 中找到一条连接起始状态和目标状态的路径 P .

2.2 规划算法的选择(Choice of planning algorithm)

针对运动规划任务建立起表征空间模型后, 相应的规划任务便可以利用运动规划算法尝试进行求解, 以判断在当前的表征空间中能否得到可行解. 因此, 基于表征空间的分层运动规划算法需要规划算法具有完备性, 也即: 对于一个特定的规划任务, 若该任务可解, 则该算法能够保证得到一个可行解, 反之则返回任务求解失败.

常见的运动规划算法的性能对比详见表1^[15]. 在求解特定运动规划任务时, 一般需要根据构建的表征空间的维度和精度以及不同规划算法的性能, 综合考虑选择合适的规划算法, 以满足不同规划任务的要求.

虽然绝对完备的运动规划算法是最为理想的选择, 但是这一类算法在求解高维运动规划任务时会导致庞大的计算量, 因此在实际任务中较少应用. 基于网格划分的A* 和D*算法在求解低维运动规划任务中得到了非常广泛的应用^[16], 具有分辨率完备性, 但其求解性能和完备性均直接受空间维度和网格化精度的影响, 因而在求解复杂的高维运动规划任务时难以达到令人满意的效果. 基于采样的运动规划算法, 如概率路标图(Probabilistic RoadMap, PRM)^[6]和快速扩展随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)^[3], 具有概率完备性, 同时凭借其在求解高维运动规划任务时所表现出的优异性能, 近些年来得到了越来越多的关注和发展, 例如考虑路径最优性的RRT*^[17-18]和PRM*^[19]算法.

表 1 常见运动规划算法的性能对比

Table 1 Performance comparisons of common motion planning methods

算法	完备性	最优性	高维空间适用性
朴素势场法	否	是	否
可视图法	是	是	否
Grid-A*	分辨率	网格	否
Grid-D*	分辨率	网格	否
RRT	概率	否	是
PRM	概率	图	是
RRT*	概率	渐进	是
PRM*	概率	渐进	是

3 面向视觉引导任务的仿人机器人运动规划(Motion planning of humanoid robots for visually-guided tasks)

本节将基于表征空间的分层运动规划算法应用于仿人机器人的运动规划. 在家居环境中, 随着仿人机器人的应用越来越广泛, 需要他们完成的任务也日趋复杂. 视觉传感作为仿人机器人最重要的传感能力之一, 所获取的视觉信息常常被用于对机器人的动作进行引导, 使机器人能快速有效地完成相应的任务. 例如, 仿人机器人需要对环境中的人进行识别, 以选择确定交互的对象; 需要对目标物进行定位, 以执行相关的操作; 需要对周围的障碍物进行识别, 以完成避障和导航.

在完成与以上类似的视觉引导任务的过程中, 对仿人机器人的首要要求是保证目标物在其运动过程中不会超出视觉传感的范围, 否则会使最终的任务无法完成. 对于这一要求, 基于任务空间的运动规划方法便能满足, 只需将视觉传感的范围作为任务约束并在任务空间中予以考虑即可. 除此之外, 由于仿人机器人工作在家居环境中, 我们也期望其动作能够与人的运动习惯相协调, 在运动过程中表现得更自然. 例

如, 在搜索特定人的运动过程中, 我们期望仿人机器人的身体朝向应大致与其运动方向一致, 而头部摄像头可以做大角度的旋转, 以尽可能扩大其搜索范围; 在已确认并开始接近目标人的运动过程中, 我们期望仿人机器人能够将身体和视野同时保持正对目标人的方向, 以便对方能够察觉到机器人接近的意图. 为了达到这一任务要求, 需要在原有任务空间的基础上增加对机器人头部状态的描述, 构造出新的表征空间来对规划任务进行完备地描述, 进而求解得到更为自然的运动路径.

3.1 表征空间中的任务建模(Task modeling in R-space)

运动规划任务的场景设定如图2所示. 其中, 左上角的小图为仿人机器人头部的摄像头拍摄得到的环境图像, “0”号位置的仿人机器人为视觉引导任务的执行者. 任务的需求为: 位于“0”号位置的仿人机器人NAO 需要前往“1”号位置取一瓶饮料, 而后在前往“2”号和“3”号位置的过程中对特定的目标人进行搜索, 确定目标人位于“4”号位置, 最终将饮料递给目标人, 从而完成整个任务. 在这一任务中, 假定任务层的阶段性目标已经确定, 而重点关注如何在运动层对机器人进行规划, 使其既满足视觉约束, 又满足自然运动的要求.

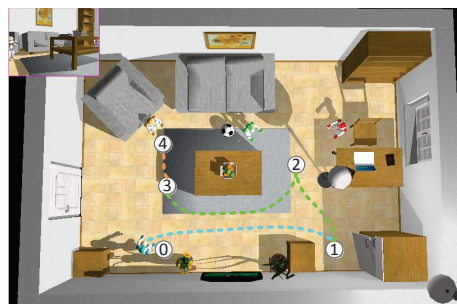


图 2 视觉引导任务场景示意图

Fig. 2 The scenario of visually-guided task

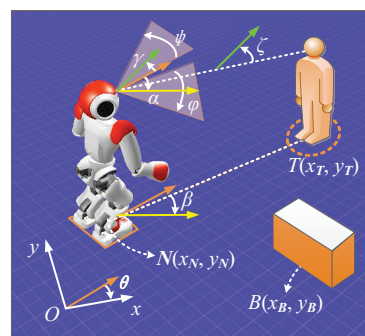


图 3 仿人机器人模型

Fig. 3 The model of humanoid robot

图3为仿人机器人的任务模型及相关的坐标定义, 分别给出了机器人在世界坐标系中的位姿定义, 机器

人头部摄像头的姿态角,以及机器人与目标人之间的相对关系,用于判定目标人是否处于机器人视野中。

对于“0 → 1”的运动,由于不涉及与人的交互,只需使目标区域保持在机器人的视野范围内即可,此时表征空间退化为传统的任务空间,也即以机器人在二维平面内的位置 (x_N, y_N) 和姿态角 $\theta \in [0, 2\pi)$ 作为表征变量构造得到三维的表征空间:

$$\mathbf{Z}_H = (x_N, y_N, \theta) \subseteq \mathbb{R}^3. \quad (3)$$

对于“1 → 4”的运动,由于涉及到对目标人的搜索与接近,根据本节开始所做的分析,需要加入机器人头部摄像头所对应的角度表征变量,包括偏向角 α 和俯仰角 γ ,从而得到五维的表征空间:

$$\mathbf{Z}'_H = (x_N, y_N, \theta, \alpha, \gamma) \subseteq \mathbb{R}^5. \quad (4)$$

其中, $\alpha \in [-\alpha_m, \alpha_m]$, $\gamma \in [-\gamma_m, \gamma_m]$.

3.2 不同任务阶段对优化目标的调整(Adjustment of optimal targets in different task phase)

在建立表征空间模型的基础上,可选取最优运动规划算法(如A*或RRT*等)对运动规划进行求解。由于在整个运动规划任务的不同阶段有着不同的任务要求,因此不同表征变量在权重和约束的选择上也有相应的差异,需要在任务层与运动层之间进行交互。

对于“0 → 1”的运动,假设在表征空间的两个状态之间变化的代价定义为两者的加权欧氏距离:

$$\begin{aligned} c(z^i, z^{i+1}) = & w_p \sqrt{((x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2)} \\ & + w_\theta \sqrt{(\theta_{i+1} - \theta_i)^2} \\ & + w_\alpha \sqrt{(\alpha_{i+1} - \alpha_i)^2} \\ & + w_\gamma \sqrt{(\gamma_{i+1} - \gamma_i)^2}, \end{aligned} \quad (5)$$

可使除位置权重 w_p 外的其它所有权重均为零,同时限定其姿态角的变化范围,使目标始终保持在视野内,由此可得到符合要求的最短路径。

对于“1 → 3”的运动,可减小头部变化角度的权重,同时对下一路径点相对于已有路径方向的偏离角度进行约束,以保证机器人的身体朝向与路径方向尽可能一致,并能进行大范围的搜索。以图4所示的RRT*算法为例,可将偏离角 δ 限定为 $|\delta| \leq \delta_m$ 。

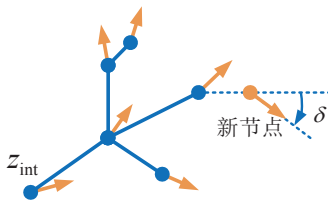


图4 仿人机器人身体朝向与路径夹角示意图

Fig. 4 The deviation angle between the body of a humanoid robot and the path

对于“3 → 4”的运动,可增大机器人头部偏向角的权重,同时将偏向角的变化限定在小范围内,以保证机器人的身体朝向与视野中心相一致。

3.3 运动轨迹的生成(Trajectory generation)

任务场景的仿真环境在Matlab 2013b中配置完成,仿人机器人的相关参数如表2所示,其中, L 、 W 和 H 分别为机器人的长、宽和高, ϕ 和 ψ 分别为机器人摄像头的水平视角和垂直视角。

表2 仿人机器人的配置参数

Table 2 Configuration parameters of humanoid robots

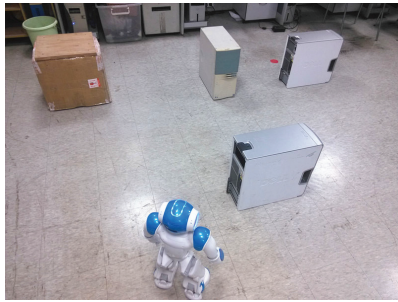
参数	L	W	H	α_m	ϕ	γ_m	ψ
数值	0.3m	0.2m	0.5m	90°	60°	30°	40°

为了能更显著地体现出本文方法在应对不同阶段性目标时所规划出的运动路径之间的差异,我们首先针对一个简单场景中的视觉引导任务,对本文方法所规划出的运动轨迹进行定量分析。简单场景的设置如图5所示。场地为 $3m \times 2m$,机器人的初始位置位于左下角(0.7, 0.3)处,目标区域为一半径 $r = 0.05$ 的圆形区域,圆心位于(2.3, 1.7)处。橙色矩形框表示机器人在二维平面上的投影轮廓,蓝色箭头表示机器人的身体朝向,浅蓝色的三角形区域代表机器人的水平视野范围,当目标与机器人中心的连线穿越该三角形区域时,即认为目标处于机器人视野内。视觉引导任务定义为:仿人机器人在从起点到目标区域的运动过程中,需要始终将目标区域保持在其视野中。需要说明的是,这里我们只控制机器人头部摄像头的水平偏向角。

与3.1小节类似,我们可以构建如下的四维表征空间:

$$\mathbf{Z}''_H = (x_N, y_N, \theta, \alpha) \subseteq \mathbb{R}^4. \quad (6)$$

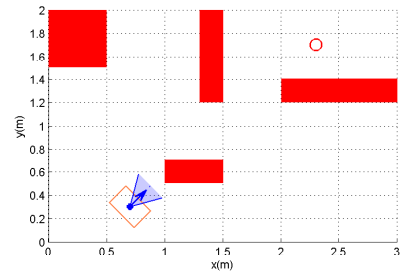
对应于本节开始的描述,我们对该任务设定了三种不同的目标需求:“路径最短”、“机器人身体朝向与路径一致”、“机器人身体朝向与视野中心一致”。在这三种不同的目标下,根据3.2小节的描述,针对不同的表征变量设定相应的权重和约束范围:第一种目标下,设定机器人的位置变化权重 $w_p = 1$,其余权重均为零;第二种目标下,设定机器人相对路径方向的最大偏离角 $\delta_m = 60^\circ$;第三种目标下,设定机器人的水平视角 $\phi = 30^\circ$ 。利用RRT*算法对上述问题分别进行迭代求解,迭代次数设定为200,000次,可得到图6所示的运动轨迹。其中,绿色线段构成的树状结构为RRT*算法在规划过程中得到的机器人所有可行运动路径在二维平面上的投影。图7和图8分别给出了在不同目标需求下,机器人身体朝向与路径以及与视野中心之间的夹角变化曲线,表3和表4则分别给出了对应的均值与标准差等定量统计数据。



(a) 实际场景
(a) Practical scenario



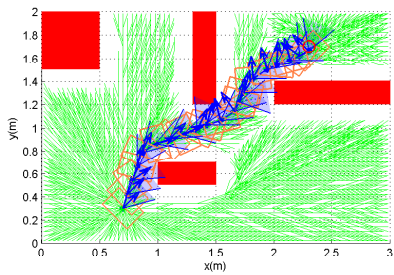
(b) 机器人视野
(b) Robot vision



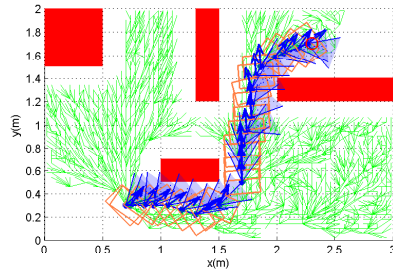
(c) 仿真场景
(c) Simulated scenario

图 5 简单视觉引导任务场景

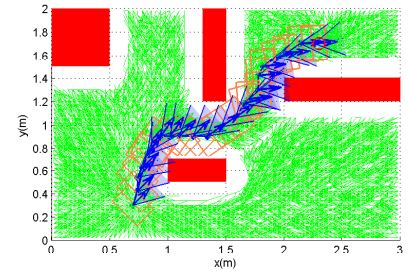
Fig. 5 A simple scenario of the visually-guided task



(a) 路径最短
(路径长度: 2.252m)
(a) Shortest path
(path length: 2.252m)



(b) 机器人身体朝向与路径一致
(路径长度: 2.590m)
(b) Robot orientation sticks to the path
(path length: 2.590m)



(c) 机器人身体朝向与视野中心一致
(路径长度: 2.373m)
(c) Robot orientation sticks to vision
(path length: 2.373m)

图 6 简单场景中三种任务目标对应的运动轨迹

Fig. 6 Different paths for three tasks in simple scenario

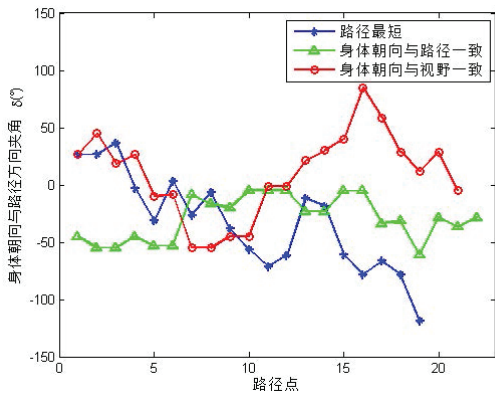


图 7 不同任务目标下机器人身体朝向与路径方向夹角的变化曲线

Fig. 7 The curve of the angle between the robot orientation and its path in different tasks

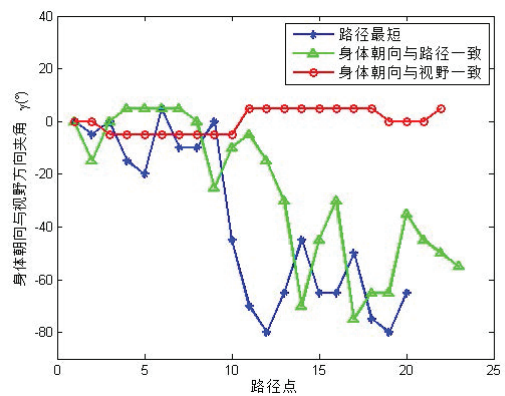


图 8 不同任务目标下机器人身体朝向与视野方向夹角的变化曲线

Fig. 8 The curve of the angle between the robot orientation and its vision in different tasks

表3 不同任务目标下机器人身体朝向与路径方向夹角的均值与标准差

Table 3 The average and standard deviation of the angle between the robot orientation and its path in different tasks

	路径最短	机器人身体朝向与路径一致	机器人身体朝向与视野中心一致
均值	-33.4°	-29.2°	9.2°
标准差	42.0°	19.3°	37.2°

表4 不同任务目标下机器人身体朝向与视野方向夹角的均值与标准差

Table 4 The average and standard deviation of the angle between the robot orientation and its vision in different tasks

	路径最短	机器人身体朝向与路径一致	机器人身体朝向与视野中心一致
均值	-38.0°	-26.7°	0.2°
标准差	31.4°	27.3°	4.5°

当目标需求设定为“路径最短”时,通过对比图6中的三幅子图可以看出,图6(a)中机器人的运动都是紧贴着环境中的障碍物完成的,因此最终得到的运动路径长度也是最短的,仅为2.252m。

当目标需求设定为“机器人身体朝向与路径一致”时,可以看到图6(b)中的机器人为了达到这一目标,不得不选择一条更远的路径,使得最终的路径长度达到了2.590m。此外,图7直观地表现出了在这一目标需求下,机器人身体朝向与路径间的夹角波动幅度最小,同时从表3给出的定量分析结果中我们也可以看到,机器人身体朝向与路径方向夹角的标准差为 19.3° ,是三种不同运动轨迹中最小的,也即机器人在运动过程中,身体朝向能够与其运动的路径方向保持高度的一致。

当目标需求设定为“机器人身体朝向与视野中心一致”时,从图8中可以明显看出,机器人身体朝向与视野方向之间的夹角曲线的波动远小于另外两种目标需求对应的曲线波动。从表4给出的定量分析结果中同样可以看到,机器人的身体朝向与视野中心的夹角标准差最小,表明机器人的身体朝向与视野中心保持高度的一致,满足了既定的目标需求。

通过以上分析,我们可以看到,本文提出的方法能够根据不同的任务需求,建立相应的运动约束,最终规划得到不同类型的运动轨迹,达到视觉引导任务的目标。

下面我们再回到图2所提出的复杂视觉引导任务的求解。与简单场景的求解过程类似,在式(4)构造的表征空间中由RRT*算法生成与任务需求相对应的运

动轨迹,如图9所示。

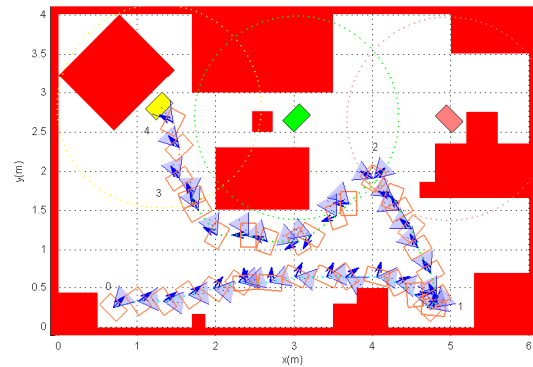


图9 求解视觉引导任务得到的最优运动轨迹

Fig. 9 The optimal trajectory for the visually-guided task

从图9中可以看到:

1) 在“0 → 1”的过程中,仿人机器人的运动是以路径最短为目标的,因而其身体的朝向和视野的朝向以及路径的走向三者没有关联,机器人的身体为了尽可能躲避与环境障碍物的碰撞而做出了大范围的角度调整,以尽量贴近障碍物通过,从而达到更短的运动路径。

2) 在“1 → 2”的过程中,仿人机器人身体的朝向与路径的走向相一致,而头部的转动幅度较大,由此可以看出机器人按照原定的任务需求处于搜索目标的状态,直至到达“2”号位置,进入两个潜在目标的可视距离范围内(绿色和红色的虚线圆),同时经确认两者均非任务目标,从而继续进行搜索。

3) 在“2 → 3”的过程中,仿人机器人依旧处于搜索状态,直至到达“3”号位置,进入最后一个潜在目标的可视距离范围内(黄色虚线圆),同时可确认其为任务目标。

4) 在“3 → 4”的过程中,仿人机器人能够使其身体的朝向与视野方向保持一致,这将有助于目标人及时注意到它的意图,进而顺利完成后续的交互。

以上结果说明,仿人机器人利用本文提出的算法能够在家居环境中视觉引导任务的不同阶段得到满足任务要求的运动路径。

4 多机器人系统的运动协调(Multi-robot coordination)

本节针对多机器人的运动协调任务利用基于表征空间的分层运动规划方法进行分析和求解。多机器人系统广泛应用于灾害救援、巡逻搜索、仓储物流等领域,其运动规划的核心问题在于使整个系统保持特定的队形协调运动。由于对每个机器人进行独立的运动规划通常会导致十分庞大的计算量,因此采取分层的运动规划方法能够有效地提升规划的效率。在任务层,可将整个多机器人系统看作一个整体,得到针对该整体的任务描述;在运动层,对整个多机器人系统进行

运动规划任务的求解, 得到整体的运动轨迹, 再根据对多机器人编队的队形要求计算得到每个机器人的运动轨迹. 如果在当前的任务设定和队形要求下无法得到可行的轨迹, 则需要对初始的表征空间进行维度扩张, 增添相关的变量, 直至得到的规划任务可解为止.

4.1 表征空间中的任务建模(Task modeling in R-space)

假定当前的多机器人运动规划任务为七个机器人在仓库中进行工件的搬运工作, 所搬运的工件为二连杆机械臂, 其关节可自由活动. 设定该多机器人系统的队形如图10所示, 其中两边夹角的一半为 β , 相邻两机器人之间的距离为 L .

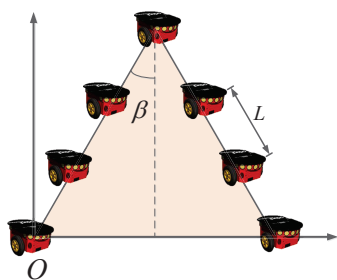


图 10 多机器人系统编队队形

Fig. 10 Formation of the multi-robot system

设定该机器人系统的队形参考坐标系的原点为 O , 并选取 O 点在二维平面中的位置 (x, y) 和姿态 $\theta \in [0, 2\pi)$ 作为整个系统状态的描述, 则可构建得到三维的表征空间:

$$\mathbf{Z}_M = (x, y, \theta) \subseteq \mathbb{R}^3. \quad (7)$$

若当前的编队队形无法满足运动规划任务的要求, 得不到可行解, 则需考虑把与编队队形相关的变量作为对规划任务的描述, 添加到上述表征空间中. 例如可将队形中两边夹角的一半 β 作为新的表征变量, 从而得到如下的四维表征空间:

$$\mathbf{Z}'_M = (x, y, \theta, \beta) \subseteq \mathbb{R}^4. \quad (8)$$

其中, $\beta \in [\beta_0, \beta_m]$.

4.2 运动轨迹的生成(Trajectory generation)

任务场景的仿真环境同样在Matlab 2013b中配置完成. 每个搬运机器人近似为半径为 R 的圆, 多机器人系统编队的配置参数如表5所示. 场地为 $60m \times 40m$, 场景布置如图11所示. 多机器人系统编队坐标系的原点位于编队的左下角, 其初始位置位于 $(4, 23)$ 处, 目标区域为一半径 $r = 1$ 的圆形区域, 圆心位于 $(45, 5)$ 处. 运动轨迹的规划过程为: 首先利用RRT*算法对整个队形的运动轨迹进行求解, 然后通过二维齐次坐标变换矩阵得到每个机器人的运动轨迹.

表 5 多机器人系统编队的配置参数

Table 5 Configuration parameters of multi-robot system formation

参数	R	β	L
数值	0.5m	30°	1m

首先考虑多机器人系统在运动中保持固定编队队形的情形, 固定编队夹角的一半 β 为30°. 利用RRT*算法进行150,000次迭代, 仍未能找到可行路径, 如图12所示, 其中蓝色点为机器人编队的端点, 在运动规划求解过程中用于控制编队的夹角, 橙色点表示编队内部的机器人. 由此可认为保持当前的固定队形无法完成运动规划任务. 这一结果与图11中的环境障碍分布是相符的: 由于场景左部的方形障碍物与中部缺口的距离太近, 导致机器人编队无法在通过缺口时及时调整其队形朝向, 而且中部缺口的宽度太窄, 如果要求机器人保持队形不变, 则无法无碰撞地完成运输作业.

因此可以考虑将编队两边夹角的一半 β 作为新的表征变量, 其变化范围为 $[15^\circ, 90^\circ]$, 使机器人编队的两臂可以自由变换夹角. 同样利用RRT*算法进行150,000次迭代, 可以得到图13中所示的运动轨迹. 从图中可以看到, 机器人编队在运动过程中充分利用了编队队形可调整的优势, 在通过场景中部狭窄通道时, 机器人编队的队形做出相应的调整, 几乎拉伸成直线队形, 保证了整个编队得以顺利通过. 图14给出的多机器人系统编队在运动过程中编队夹角的变化曲线同样反映出了编队的调整过程: 在多机器人系统编队经过第19个路径点后, 编队的夹角开始逐渐变大, 使编队向钝角三角形发展, 直至第22个路径点达到编队横向跨度的峰值, 而后逐渐收窄并在这一过程中逐步通过场景中部的狭窄通道, 最终使整个编队顺利到达目标区域.

5 结论(Conclusions)

本文基于表征空间提出了一种分层运动规划方法. 该方法继承了利用表征空间对运动规划任务进行建模的优点, 能够在任务空间和配置空间的基础上加入更多与任务相关的变量, 使之扩充为更高维度的表征空间, 从而可以赋予运动规划任务以更好的灵活性, 使原本不满足规划任务要求甚至不可完成的运动规划任务转变为可完成的任务. 此外, 本文所提算法采取的分层结构实现了任务层与运动层的交互, 进而借助于表征空间模型, 使该规划算法得以更为灵活地解决运动规划的任务转化问题, 同时对任务要求也有更好的适应性. 在面向视觉引导的仿人机器人运动规划任务和多机器人协调任务中的应用证明了本文所提算法的有效性和实用性.

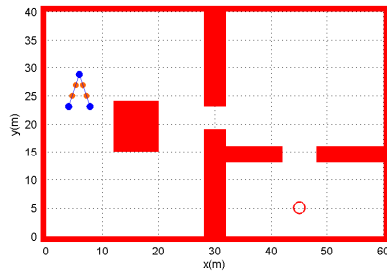


图 11 多机器人系统编队搬运任务场景

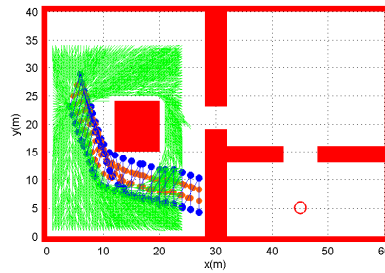


图 12 队形固定时多机器人系统的轨迹

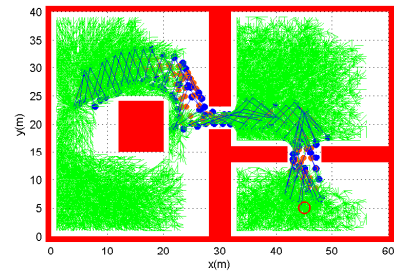


图 13 队形可变时多机器人系统的轨迹

Fig. 11 Task scenario for the multi-robot system

Fig. 12 The trajectory of the multi-robot system with fixed formation

Fig. 13 The trajectory of the multi-robot system with flexible formation

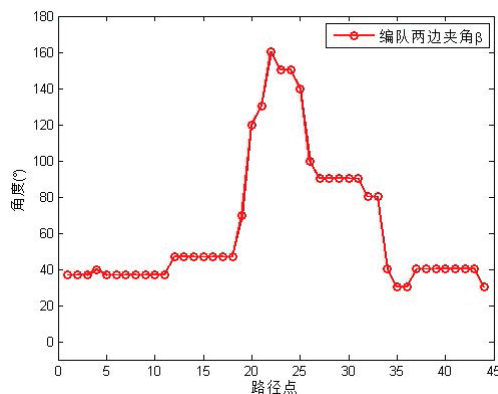


图 14 多机器人系统编队夹角的变化曲线

Fig. 14 The formation angle curve of the multi-robot system

参考文献(References):

- [1] LAVALLE S M. *Planning algorithms* [M]. New York: Cambridge University Press, 2006.
- [2] LATOMBE J C. *Robot motion planning* [M]. Berlin Heidelberg: Springer Science & Business Media, 2012.
- [3] SUCAN I, CHITTA S. Motion planning with constraints using configuration space approximations [C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Algarve, Portugal: IEEE, 2012: 1904-1910.
- [4] PHAM Q C, CARON S, NAKAMURA Y. Kinodynamic planning in the configuration space via velocity interval propagation [C]// *Proceedings of Robotics: Science and System*. Berlin, Germany, 2013: 361-368.
- [5] BIALKOWSKI J, OTTE M, FRAZZOLI E. Free-configuration biased sampling for motion planning [C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Tokyo, Japan: IEEE, 2013: 1272-1279.
- [6] BEHNISCH M, HASCHKE R, GIENGER M. Task space motion planning using reactive control [C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Taipei, Taiwan: IEEE, 2010: 5934-5940.
- [7] BERENSON D, SRINIVASA S S, KUFFNER J. Task space regions: a framework for pose-constrained manipulation planning [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(12): 1435-1460.
- [8] IVAN V, ZARUBIN D, TOUSSAINT M, et al. Topology-based representations for motion planning and generalization in dynamic environments with interactions [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(9-10): 1151-1163.

- [9] 谢文龙, 苏剑波. 基于状态空间的机械臂轨迹规划 [J]. *控制与决策*, 2009, 24(1): 49-54.
(XIE Wenlong, SU Jianbo. Trajectory planning for robot manipulators based on state space [J]. *Journal of Control and Decision*, 2009, 24(1): 49-54.)
- [10] HSIEH M A, KUMAR V, CHAIMOWICZ L. Decentralized controllers for shape generation with robotic swarms [J]. *Robotica*, 2008, 26(05): 691-701.
- [11] OLFATI-SABER R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, 51(3): 401-420.
- [12] HAUSER K. The minimum constraint removal problem with three robotics applications [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 33(1): 5-17.
- [13] SU J, XIE W. Motion planning and coordination for robot systems based on representation space [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2011, 41(1): 248-259.
- [14] WU B, SU J. Evaluation of task realizability for robot systems in representation space [C]// *Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation*. Beijing, China: IEEE, 2012: 3816-3821.
- [15] SU J, ZHANG Y. Motion planning for multi-robot coordination on representation space [C]// *Proceedings of the IFAC World Congress on International Federation of Automatic Control*. Cape Town, South Africa: IFAC, 2014: 3024-3029.
- [16] 仲朝亮, 刘士荣, 张波涛. 基于区域空间知识模型的在线快速路径规划 [J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(3): 357-365.
(ZHONG Chaoliang, LIU Shirong, ZHANG Botao. Online fast path-planning based on regionalized spatial knowledge model [J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2015, 32(3): 357-365.)
- [17] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [18] WEBB D J, VAN DEN BERG J. Kinodynamic rrt*: Asymptotically optimal motion planning for robots with linear dynamics [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Karlsruhe, Germany: IEEE, 2013: 5054-5061.
- [19] MARBLE J D, BEKRIS K E. Asymptotically near-optimal is good enough for motion planning [C]// *Proceedings of the International Symposium on Robotics Research*. Flagstaff, AZ, USA: Springer, 2011: 1-16.

作者简介:

项祯桢 (1990-), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为机器人运动规划、机器学习, E-mail: zzxiang.sjtu@gmail.com;

苏剑波 (1969-), 男, 教授, 目前研究方向为机器人控制、多传感器信息融合、机器学习与人机交互, E-mail: jbsu@sjtu.edu.cn.