# 先进机器人运动规划方法

王书源 哈尔滨工业大学

2018年12月21日

## 目录

问题背景 01 02 基本概念与知识 基于优化的规划 03 基于示例的规划 04 结合示例与优化的规划 05 创新思路 06

# 问题背景



(a) Task 1



(c) Task 3



(b) Task 2



(d) Task 4

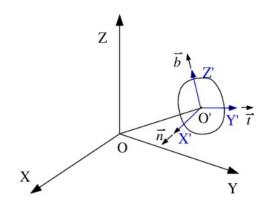
## 目录

基本概念与知识 

#### □ 位姿的表示

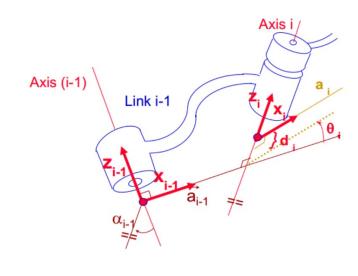
• 笛卡尔空间

$$F = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



#### • 关节空间

$$q = [\theta_0, \theta_1, ..., \theta_n]$$



D-H建模法

#### ■ Inverse Kinematic(IK)

- 已知末端执行器姿态,求各关节角
- 方法
  - 解析方法:利用转移矩阵建立非线性方程组

$$T = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- 基于微分雅可比的方法
- 基于优化的方法

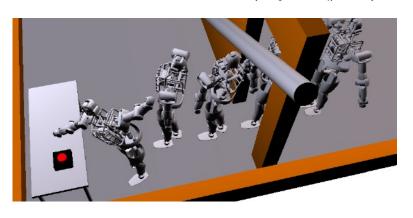
$$rgmin_{q \in \mathbb{R}^n} (q_{nom} - q)^T W(q_{nom} - q) \ ext{subject to} \quad f_i(q) \leq b_i, i = 1, \cdots, m$$

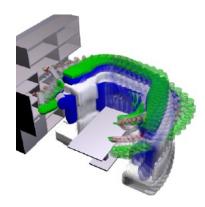
- 对于串联机械臂,IK解不唯一
- 对于**并联**机械臂,IK解唯一

## □ 运动规划(motion planning)

路径规划(path planning)

$$\underset{q_{1}, \dots, q_{k}}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^{k} (q_{nom, j} - q_{j})^{T} W(q_{nom, j} - q_{j}) + \dot{q}_{j}^{T} W_{v} \dot{q}_{j} + \ddot{q}_{j}^{T} W_{v} \ddot{q}_{j}$$
subject to 
$$f_{i}(q_{1}, \dots, q_{k}) \leq b_{i}, i = 1, \dots, m$$





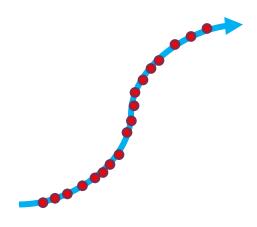
轨迹生成\规划(trajectory generation\planning)

■ 目的:生成一条可以输送到关节驱动器的连续的控制量

■ 方法:插补方法。即数学上的插值方法

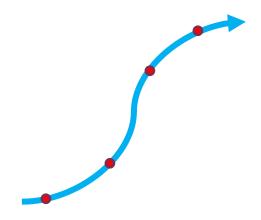
#### □ 插补方法

笛卡尔空间



已知关键点,在笛卡尔空间中直接插值生成连续位姿轨迹。所谓连续,其实是当采用率精确到到最小执行周期,近似于连续。

• 关节空间

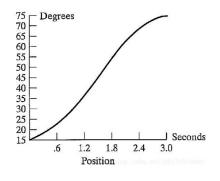


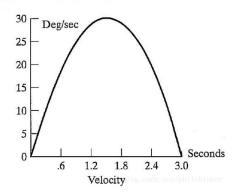
得到关节空间的关键点后(可在笛卡尔空间算好然后解算到关节空间),在关节空间进行角度的插值。

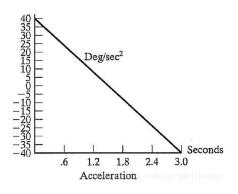
## □ 插补方法

- 关节空间的插补
  - 三次插值
  - 样条插值
  - 二次过渡插值
- 三次插值示例

$$\begin{split} &q(0) = q_0, q(t_f) = q_f, \dot{q}\left(0\right) = 0, \dot{q}\left(t_f\right) = 0 \\ &q(t) = a_0 + a_1t + a_2t^2 + a_3t^3 \\ &\dot{q}\left(t\right) = a_1 + 2a_2t + 3a_3t^2 \\ &\ddot{q}\left(t\right) = 2a_2 + 6a_3t \end{split}$$







## 目录

基于优化的规划 

## □ 传统运动规划方法



- 问题
  - 难以处理避障
  - 难以处理轨迹几何约束

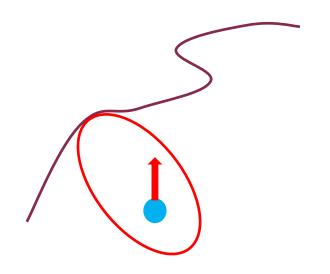
#### □ 基于优化的方法

- 目的:运用数学优化手段,在考虑各种约束的情况下,直接算出 连续的、联合关节运动
- 数学模型:

minimize 
$$f(x)$$
  
subject to  
 $g_i(x) \le 0, \quad i = 1, ..., n_{ineq}$   
 $h_i(x) = 0, \quad i = 1, ..., n_{eq}$ 

- 变量:高维数组 [θ<sub>t1</sub>,θ<sub>t2</sub>,...,θ<sub>T</sub>]
- 目标函数:运动路径最短是主要的目标  $f(\theta_{1:T}) = \sum_{t=1}^{I-1} \| \theta_{t+1} \theta_t \|^2$
- 核心问题
  - 如何表示碰撞
  - 如何求解优化问题

#### 原理示意

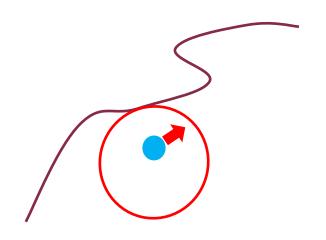


#### □ 如何求解优化问题

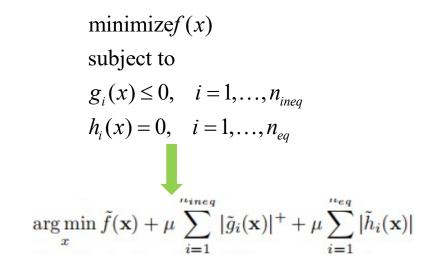
 $\begin{aligned} & \text{minimize} f(x) \\ & \text{subject to} \\ & g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, n_{ineq} \\ & h_i(x) = 0, \quad i = 1, \dots, n_{eq} \end{aligned}$   $\text{arg min } \tilde{f}(\mathbf{x}) + \mu \sum_{i=1}^{n_{ineq}} |\tilde{g}_i(\mathbf{x})|^+ + \mu \sum_{i=1}^{n_{eq}} |\tilde{h}_i(\mathbf{x})|$ 

- 序列式优化(SQP)
  - 每一迭代步都在当前x附近对问题 做一次凸近似求解

#### 原理示意



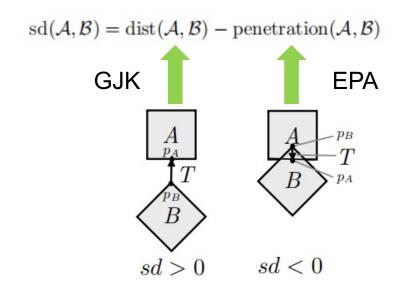
#### □ 如何求解优化问题



- 序列式优化(SQP)
  - 每一次计算限制x改进很小的一步

#### □ 如何用数学表示碰撞

- 需考虑机械臂各个连杆-各个物体,各个连杆-各个连杆间的距离
- 引入有符号距离
- 使用GJK与EPA算法计算两物体间距离与覆盖距离



#### □ 如何用数学表示碰撞

将所有可能的连杆-物体,连杆-连杆对的距离加合,并转化为惩罚 函数

$$\sum_{i=1}^{N_{\text{links}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{obs}}} |d_{\text{safe}} - \operatorname{sd}(\mathcal{A}_i, \mathcal{O}_j)|^+$$

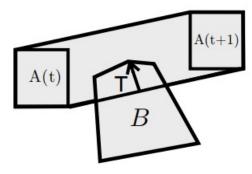
$$+ \sum_{i=1}^{N_{\text{links}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{links}}} |d_{\text{safe}} - \operatorname{sd}(\mathcal{A}_i, \mathcal{B}_j)|^+$$

使用多维泰勒展开将罚函数展开为物体相对于连杆的位姿的函数, 并利用雅可比矩阵计算罚函数的梯度

$$\nabla_{\boldsymbol{\theta}} \operatorname{sd}_{AB}(\boldsymbol{\theta}) \Big|_{\boldsymbol{\theta}_0} \approx \hat{\mathbf{n}}^T J_{\mathbf{p}_A}(\boldsymbol{\theta}_0)$$
$$\operatorname{sd}_{AB}(\boldsymbol{\theta}) \approx \operatorname{sd}_{AB}(\boldsymbol{\theta}_0) + \hat{\mathbf{n}}^T J_{\mathbf{p}_A}(\boldsymbol{\theta}_0)(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}_0)$$

#### □ 如何用数学表示碰撞

即便采样点时刻的连杆可以保证不与物体发生碰撞,采样点之间 的轨迹依然可能发生碰撞



将2个采样点之间连杆扫过的体积看作一个刚体,运用前述建模方法即可

$$\bigcup_{t \in [0,1]} \mathcal{A}(t) = \operatorname{convhull}(\mathcal{A}(t), \mathcal{A}(t+1))$$

## 目录

基于示例的规划 

## □ 解决动力学约束

Apprenticeship learning

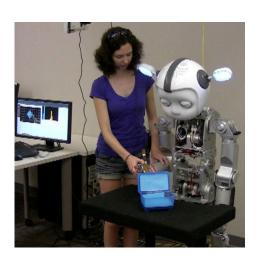


Inverse reinforcement learning(IRL)

## □ 解决关节空间约束

Kinematics demonstration

Human-body demonstration



## Apprenticeship learning

- 目的:通过多条专家轨迹,学习得到一条满足动力学约束,可行的,最理想(无噪音)的轨迹,为控制做铺垫。
- 效果图

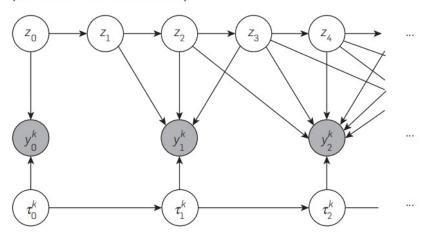




#### Apprenticeship learning

• 使用Hiden Markov Model(HMM)建模示例轨迹

Figure 1: Graphical model representing our trajectory assumptions. (Shaded nodes are observed.)



• 粗略建模飞机动力学方程,将人类操作看作一种噪声

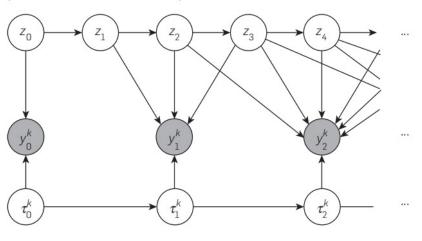
$$y_{j}^{k} = \begin{bmatrix} s_{j}^{k} \\ u_{j}^{k} \end{bmatrix} \quad z_{t} = \begin{bmatrix} s_{t}^{*} \\ u_{t}^{*} \end{bmatrix} \qquad \beta_{t+1}^{*} \sim \mathcal{N}(\beta_{t}^{*}, \Sigma^{(\beta)}) \quad w_{t}^{(z)} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma^{(z)})$$

$$y_{j}^{k} = z_{\tau_{j}^{k}} + w_{j}^{(y)}, \quad w_{j}^{(y)} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma^{(y)}).$$

#### Apprenticeship learning

● 使用Hiden Markov Model(HMM)建模示例轨迹

Figure 1: Graphical model representing our trajectory assumptions. (Shaded nodes are observed.)



粗略建模飞机动力学方程,将人类操作看作一种噪声

$$z_{t+1} = f_t(z_t) + w_t^{(z)} \equiv f(z_t) + \beta_t^* + w_t^{(z)}$$

$$s^*$$

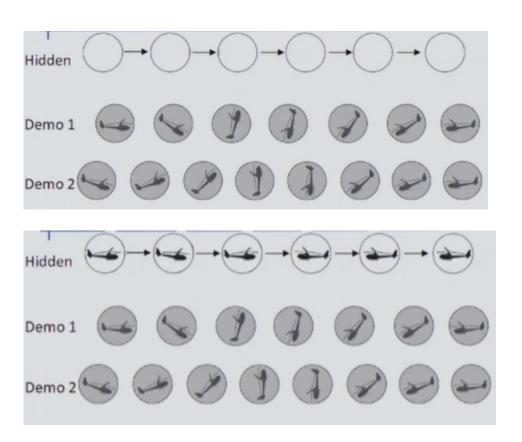
$$y_j^k = \begin{bmatrix} s_j^k \\ u_j^k \end{bmatrix} \quad z_t = \begin{bmatrix} s_t^* \\ u_t^* \end{bmatrix}$$

$$y_j^k = \begin{bmatrix} s_j^k \\ u_j^k \end{bmatrix} \quad z_t = \begin{bmatrix} s_t^* \\ u_t^* \end{bmatrix} \qquad \underbrace{\beta_{t+1}^* \sim \mathcal{N}(\beta_t^*, \Sigma^{(\beta)})}_{y_j^k = z_{\tau_j^k} + w_j^{(y)}} \underbrace{w_t^{(z)} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma^{(z)})}_{y_j^k = z_{\tau_j^k} + w_j^{(y)}}, \quad \underbrace{w_j^{(y)} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma^{(y)})}_{z_j^k = z_{\tau_j^k} + w_j^{(y)}}$$

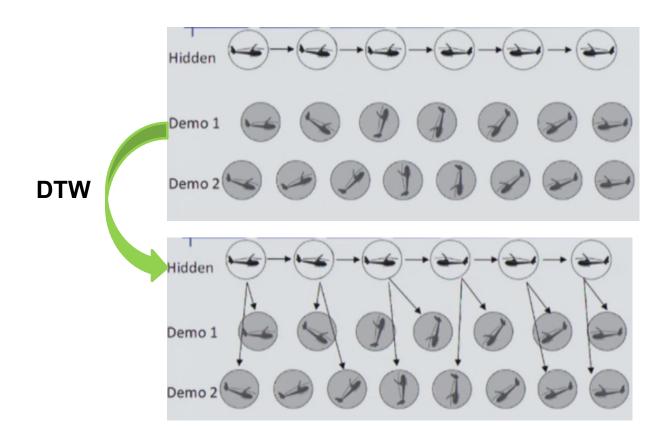
$$y_j^k = z_{\tau_j^k} + w_j^{(y)}, \quad w_j^{(y)} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma^{(y)})$$

待求量

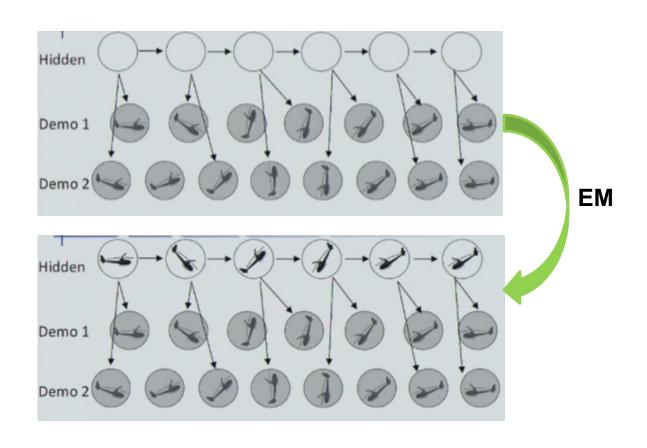
#### Apprenticeship learning



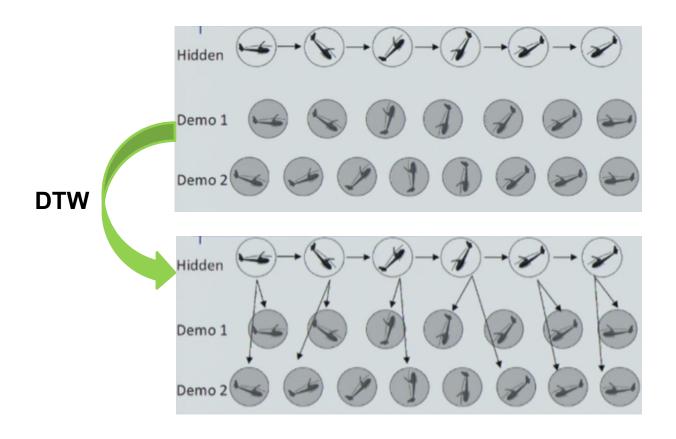
## Apprenticeship learning



## Apprenticeship learning

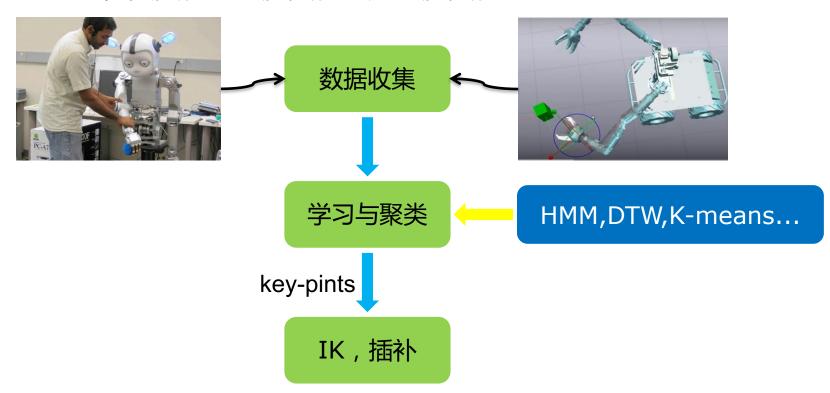


## Apprenticeship learning



#### ☐ Kinematics demonstration

- key-points\keyframe:可以描述执行器轨迹或任务特征的一系列点(笛卡尔空间)
  - 位姿变化、速度变化、加速度变化



## 目录

结合示例与优化的规划 

## 结合示例与优化

#### □ 基于优化的方法

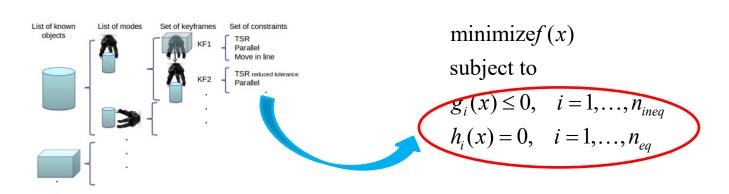
• 需要人对特定问题做大量精细的设置、编程

#### □ 基于示例的方法

• 无法考虑一些硬约束

#### C-LEARN

结合示例与优化方法,对特定任务仅需一次示例即可规划好轨迹 并满足可能的硬约束



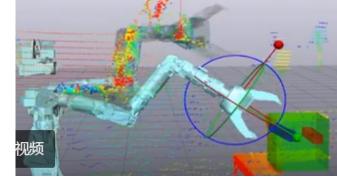
knowlege base

online sovler

## 结合示例与规划

#### □ C-LEARN与人机交互

• 示例时使用GUI界面



• 示例时仅需操作执行器 , 其余关节的联动可由系统自动生成(Drake system)

• 执行前征求人类意见



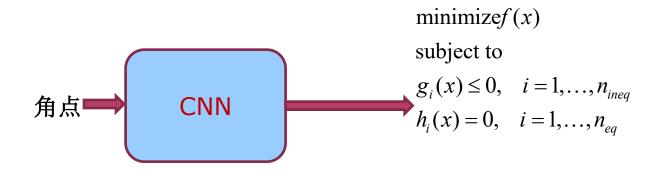
## 目录

创新思路

## 创新思路

#### □ 用CNN替代优化器约束项

- 启发来自于人类认知与决策
  - 移动手臂时,不需计算,仅通过视觉与空间想象



# 如有问题,请指正