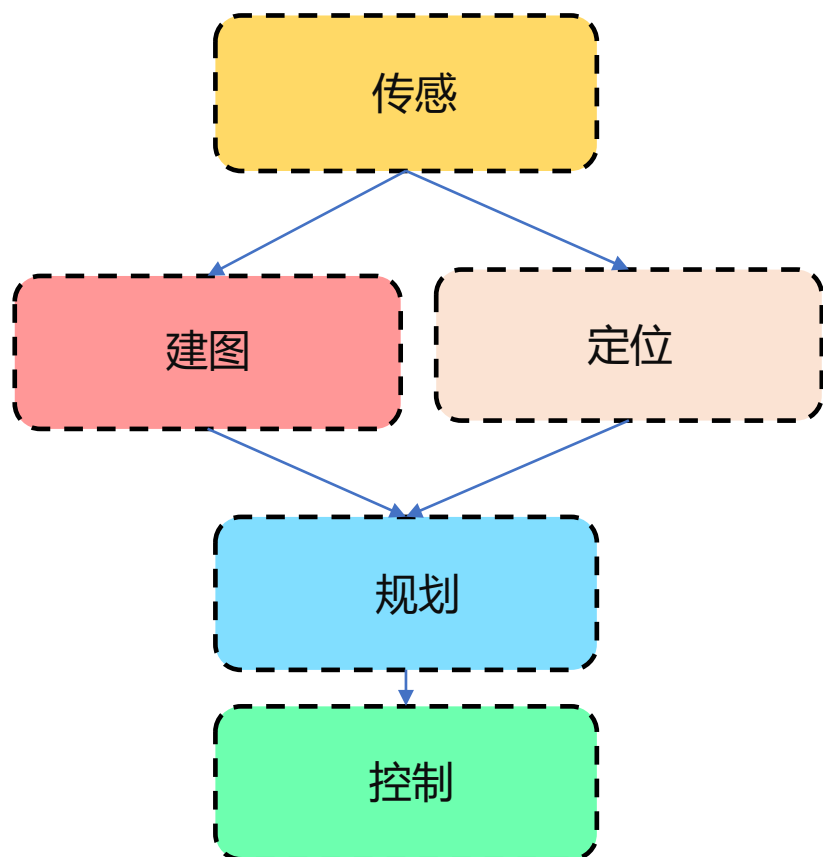


## 无人机运动规划算法

# 运动规划基本概念

- 感知-规划-控制：闭环系统



- 基本要求

- 安全性：躲避障碍物
- 光滑性：节省能量、提升运动连续性
- 动力学可行性：可执行、可控制

- 经典链路

- 前端：路径搜索
  - 搜索初始可行路径
  - 低维度问题
  - 离散空间
- 后端：轨迹生成
  - 搜索机器人可执行轨迹
  - 高维度问题
  - 连续空间

# 通用导航系统架构

## ● 估计

- 低延迟
- 高精度 & 一致性

## ● 感知

- 三维 & 稠密感知
- 地图维护 & 作用于规划



## ● 规划

- 应对复杂 & 未知环境
- 安全 & 动力学可行性
- 有限的传感器 & 计算能力

## ● 控制

- 高机动运动
- 光滑轨迹跟踪

- 定位模块：根据传感器实时输入，实现对机器人自身姿态的轨迹，反馈控制模块。定位模块要求精度、一致性、实时性及恶劣环境下的鲁棒性。
- 建图模块：根据传感器信息，实时构建环境三维几何模型，建立地图用于规划中的碰撞检测。建图模块要求地图稠密度、细粒度及建图实时性。
- 规划模块：以机器人实时位姿估计为轨迹起始状态，导航目标为终止状态，生成符合动力学模型，且保证安全性的运动轨迹。规划模块要求生成轨迹的安全性、光滑性、动力学可行性。

# 路径规划的作用

**Indoor autonomous flights**



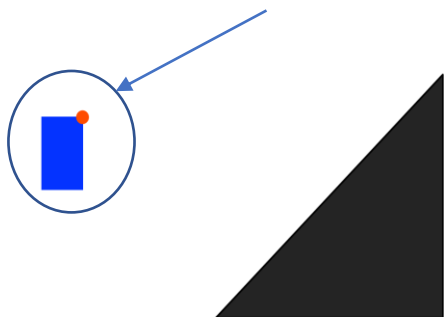
# 构形空间

- 机器人构形: 机器人所有的位置点
- 机器人自由度(DOF): 用来表示机器人构形的最小实数坐标数
- 机器人构形空间: 包含所有可能的机器人构形的 $n$ 维空间, 记作C-space
- 每个机器人姿态都是C-Space中的一个点

# 构形空间障碍物

- 在工作空间中规划
  - 机器人具有不同的形状和大小
  - 碰撞检测需要知道机器人的几何信息——费时，难度大

检查机器人形状是否碰撞



(1) 矩形移动机器人

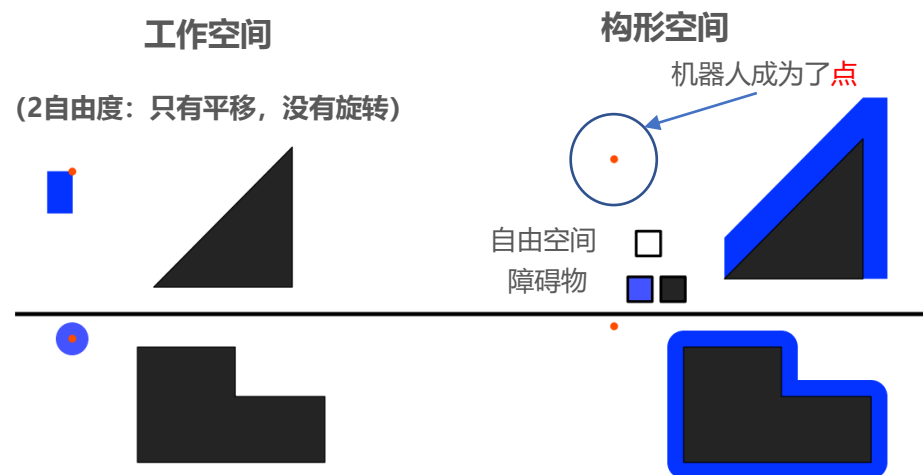


(2) 圆形移动机器人

# 构形空间障碍物

- 在构形空间中规划

- 机器人表示为C-space中的一个点，如位置 ( $R^3$ 中的点)，姿态 ( $SO(3)$ 中的点)
- 障碍物需要在构形空间中表示 (先于运动规划完成)，称为构形空间障碍，或C-obstacle
- $C\text{-space} = (C\text{-obstacle}) \cup (C\text{-free})$
- 路径规划就是在C-free中寻找起点  $q_{\text{start}}$  至终点  $q_{\text{goal}}$  的路径



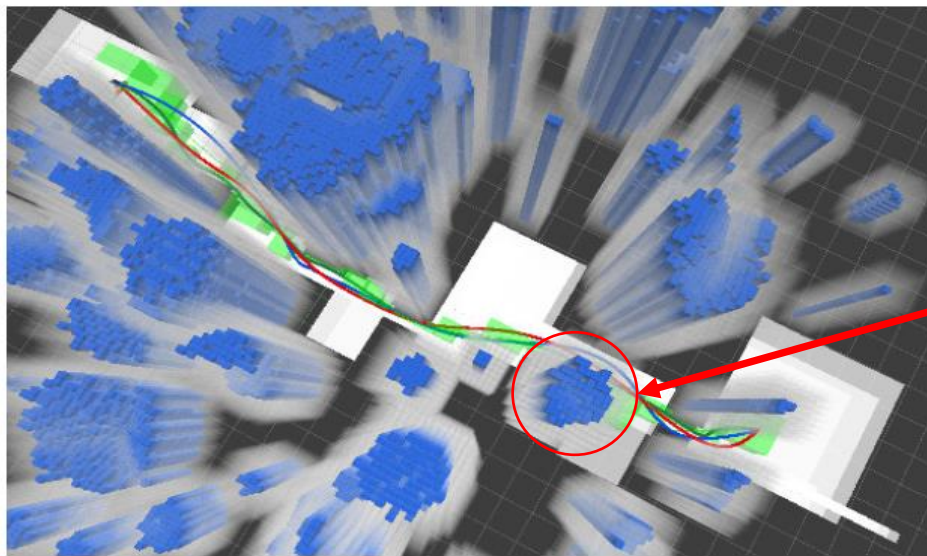
# 工作空间和构形空间障碍物

- 工作空间

- 机器人有形状和大小（不利于运动规划）

- 构形空间： C-space

- 机器人是一个点（便于运动规划）
  - 运动规划前，障碍物先在C-space中表示
- 在C-space中表示障碍物非常复杂。在实际中使用近似（但是更保守）的表示方法

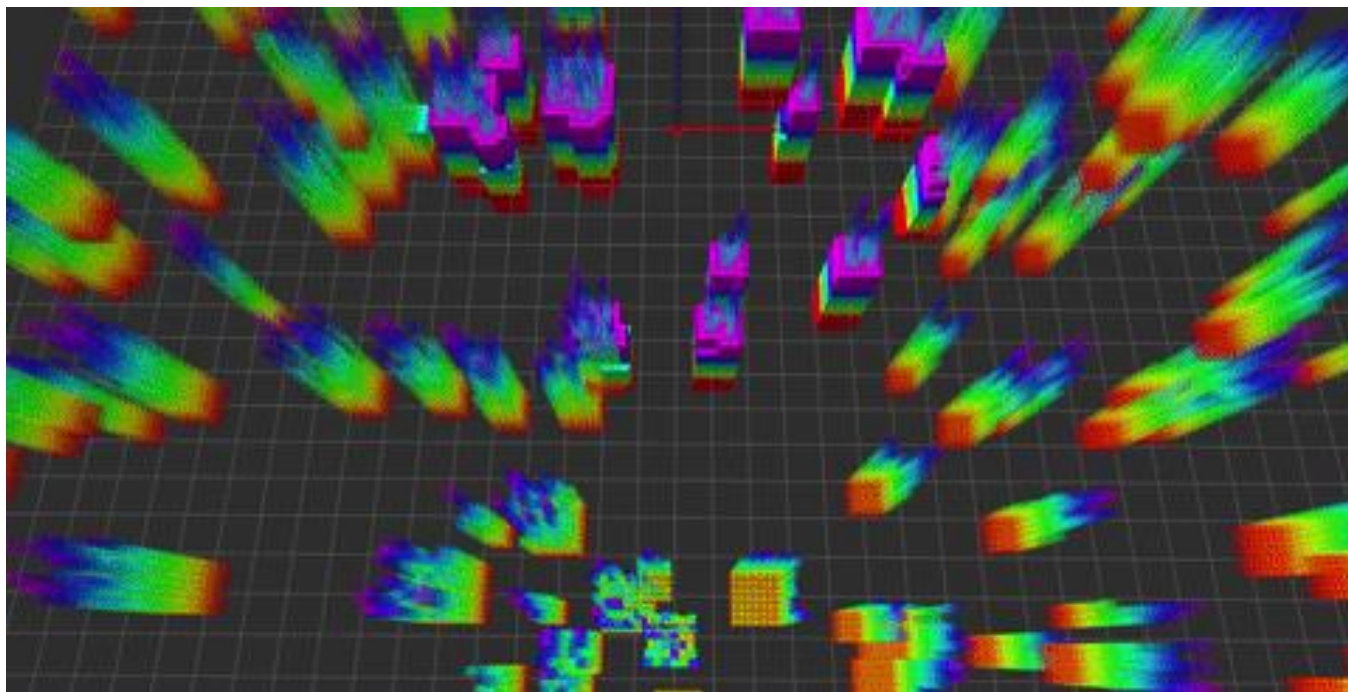
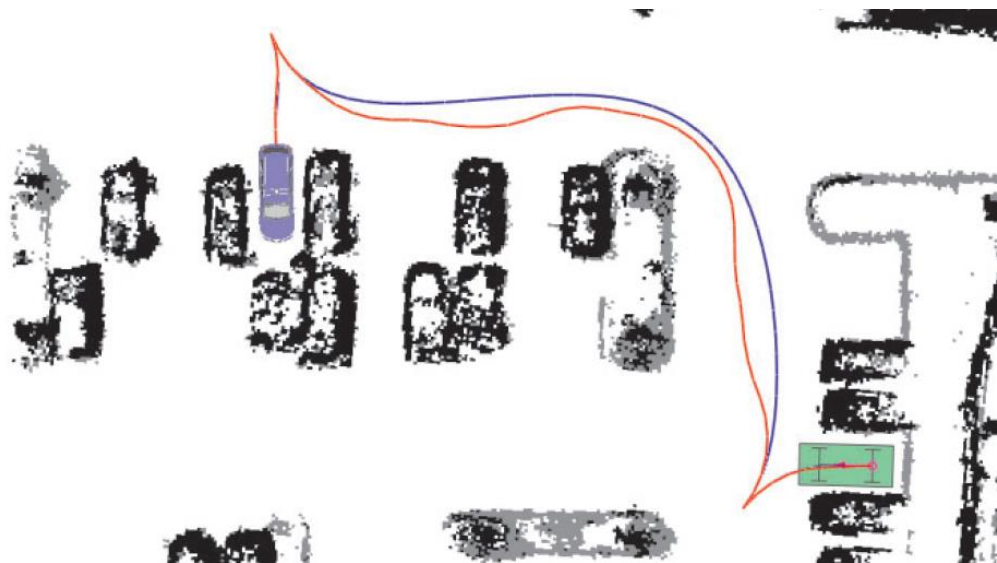
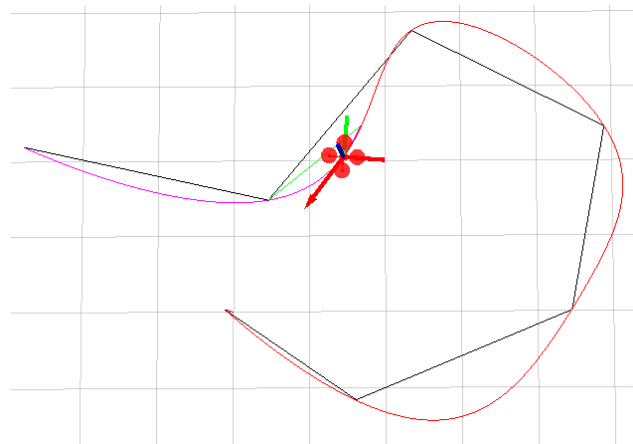


如果我们保守地把机器人建模成一个半径为 $\delta_r$ 的球体，构建C-space可以把所有障碍物向各个方向膨胀 $\delta_r$ 。



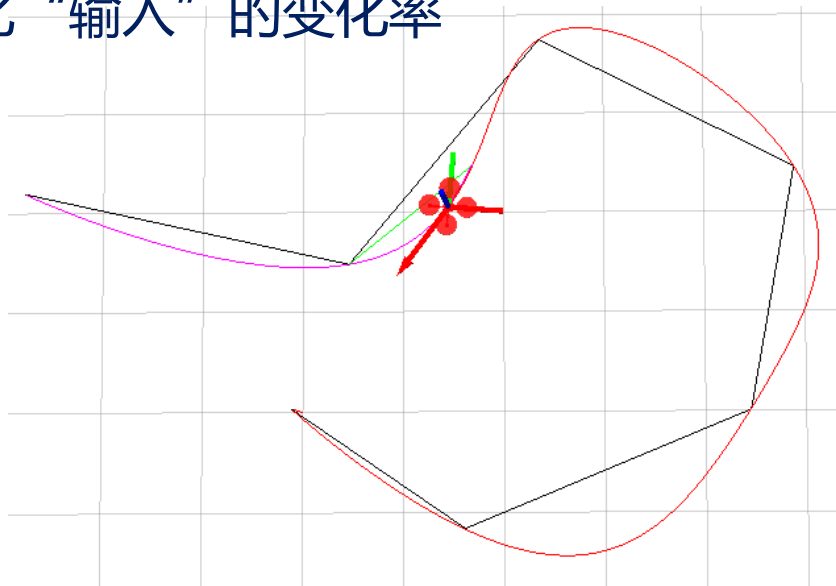
# 轨迹优化的必要性

- 机器人的速度和动力学高阶量无法突变；
- 节约机器人运动过程的能量消耗；
- 保证轨迹执行时间的合理性；
- 确保机器人移动过程中的安全；



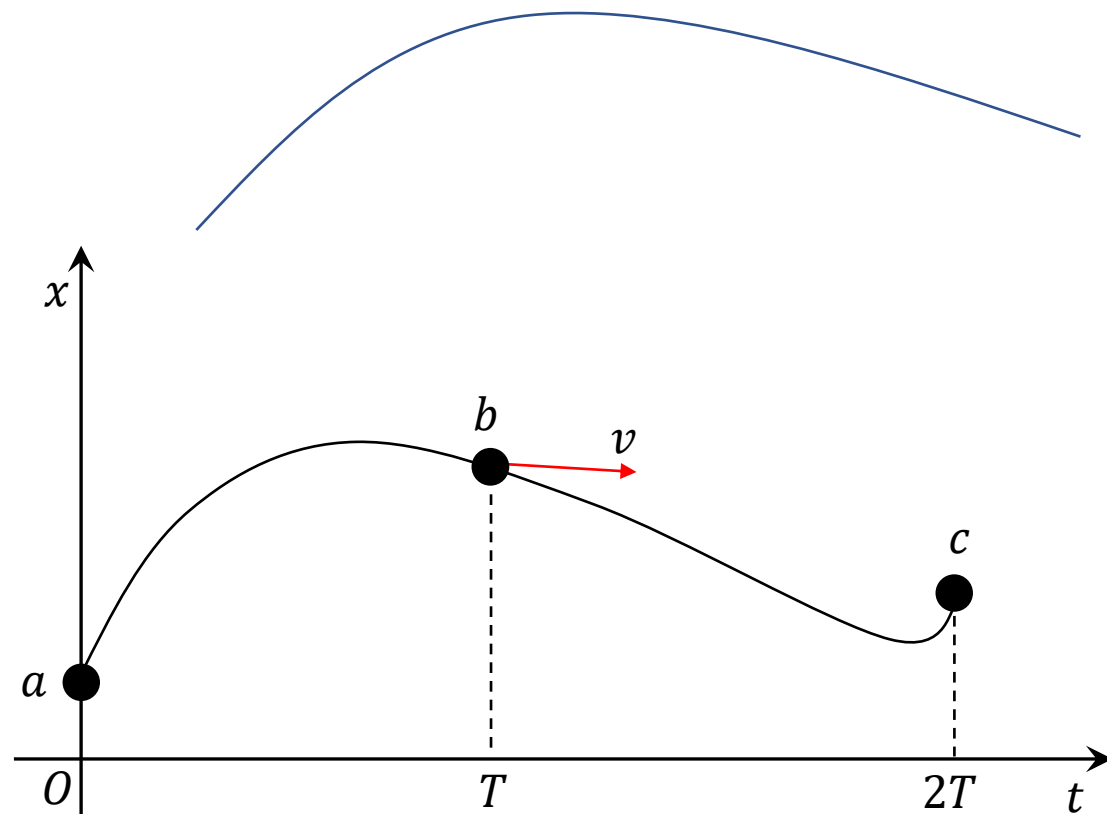
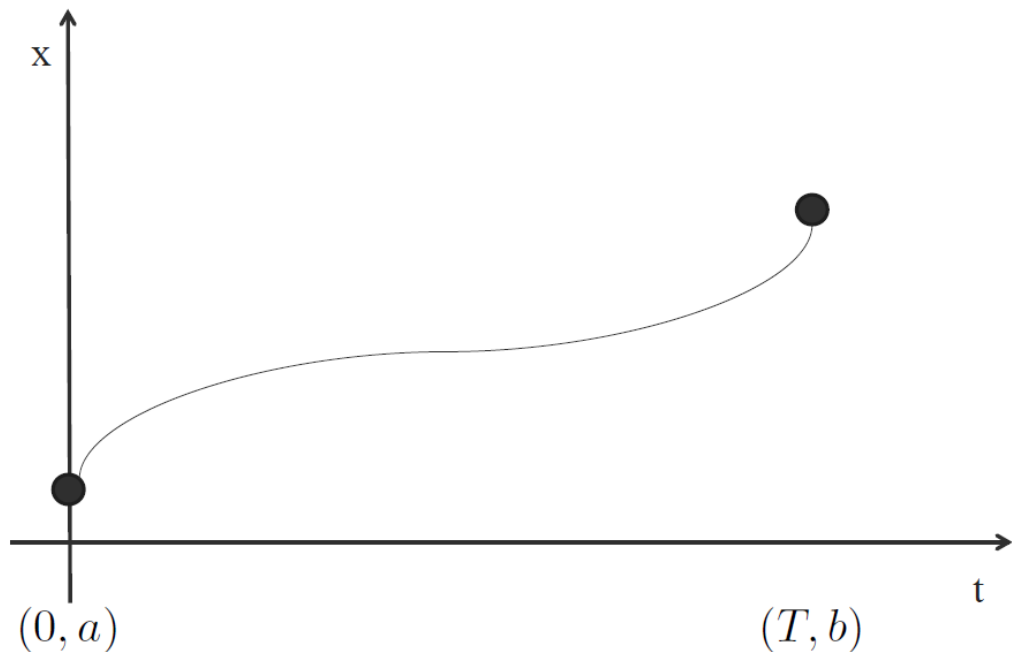
# 光滑轨迹生成

- 边界条件：起始位置（朝向）
- 中间条件：航点位置（朝向）
  - 航点由路径规划得到（A\*,RRT\*等）
  - 之前3节课的内容
- 光滑性的标准
  - 通常通过最小化“输入”的变化率



# 光滑一维轨迹

- 设计一条轨迹 $x(t)$  使得:
  - $x(0) = a$
  - $x(T) = b$
- 轨迹光滑性通过轨迹参数化形式保证



# 光滑一维轨迹

- 5<sup>th</sup> 多项式轨迹:

- $x(t) = p_5 t^5 + p_4 t^4 + p_3 t^3 + p_2 t^2 + p_1 t + p_0$



轨迹参数化

- 边界条件

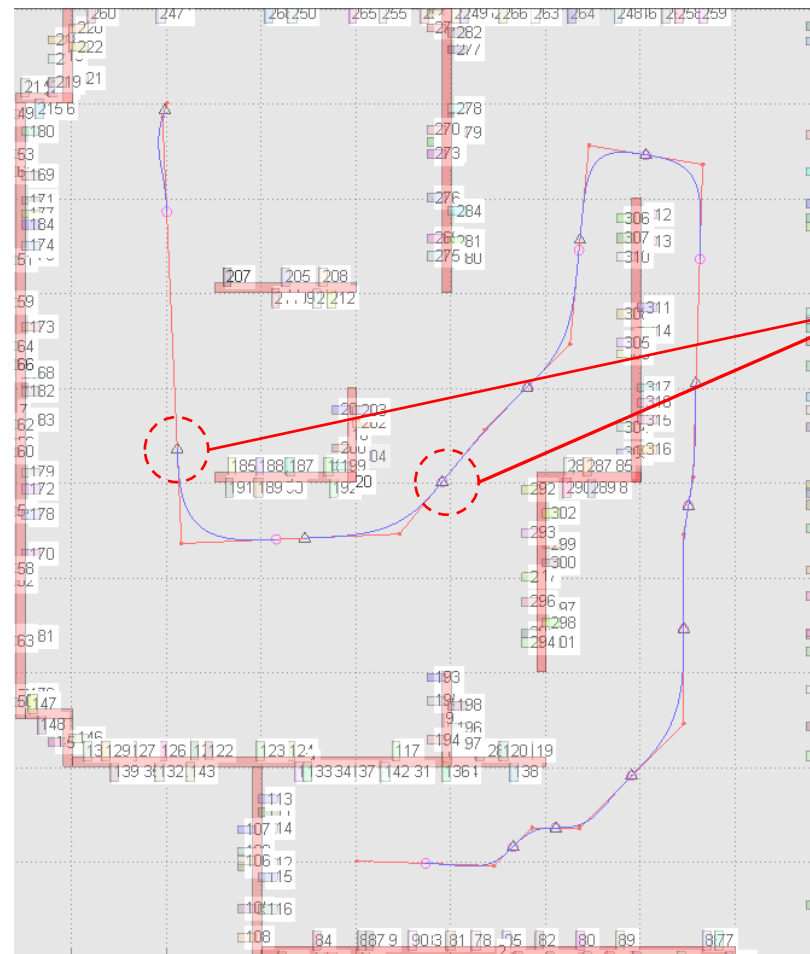
	位置	速度	加速度
t = 0	a	0	0
t = T	b	0	0

- 求解:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ T^5 & T^4 & T^3 & T^2 & T & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 5T^4 & 4T^3 & 3T^2 & 2T & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 20T^3 & 12T^2 & 6T & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_5 \\ p_4 \\ p_3 \\ p_2 \\ p_1 \\ p_0 \end{bmatrix}$$

# 光滑多段一维轨迹

- 光滑直线段的转角处
- 倾向于以 $v$ 作匀速运动
- 倾向于零加速度
- 短的直线段需要特殊处理



中间条件

# 光滑多段一维轨迹

- 在每个维度上仍使用相同的参数化形式:

- $x(t) = p_5 t^5 + p_4 t^4 + p_3 t^3 + p_2 t^2 + p_1 t + p_0$

- 边界条件

	位置	速度	加速度
$t = 0$	$a$	$v_0$	0
$t = T$	$b$	$v_T$	0

- 求解:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ v_0 \\ v_T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ T^5 & T^4 & T^3 & T^2 & T & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 5T^4 & 4T^3 & 3T^2 & 2T & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 20T^3 & 12T^2 & 6T & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_5 \\ p_4 \\ p_3 \\ p_2 \\ p_1 \\ p_0 \end{bmatrix}$$

# 微分平坦

# 微分平坦

- 四旋翼的状态和输入可以写作四个平坦 (flat) 的输出变量和它们导数的代数方程
  - 使得轨迹能够自动生成
- 任何平坦的输出变量空间中的光滑轨迹 (其导数在合理范围内) 都能够被欠驱动的四旋翼系统跟随
- 一种可行的选择
  - $\sigma = [x, y, z, \psi]^T$
- 平坦输出空间中的轨迹
  - $\sigma(t) = [T_0, T_M] \rightarrow \mathbb{R}^3 \times SO(2)$

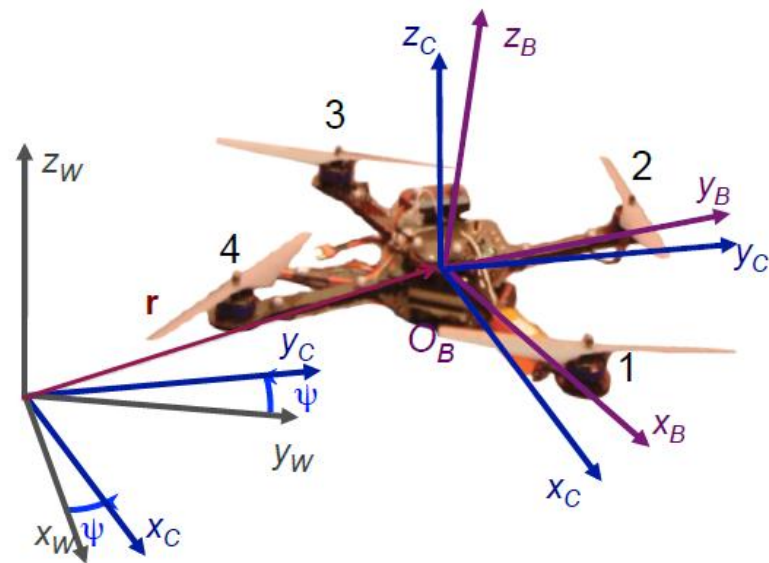


# 四旋翼动力特性

- 四旋翼状态

- 位置，朝向，线速度，角速度

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$



- 非线性动态方程

牛顿方程: 
$$m\ddot{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -mg \end{bmatrix} + \mathbf{R} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \end{bmatrix} \mathbf{u}_1$$

欧拉方程: 
$$\mathbf{I} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\omega}_x \\ \dot{\omega}_y \\ \dot{\omega}_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \times \mathbf{I} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l(F_2 - F_4) \\ l(F_3 - F_1) \\ M_1 - M_2 + M_3 - M_4 \end{bmatrix} \begin{matrix} \mathbf{u}_2 \\ \mathbf{u}_3 \\ \mathbf{u}_4 \end{matrix}$$

# 微分平坦

- 四旋翼状态

- 位置，朝向，线速度，角速度

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

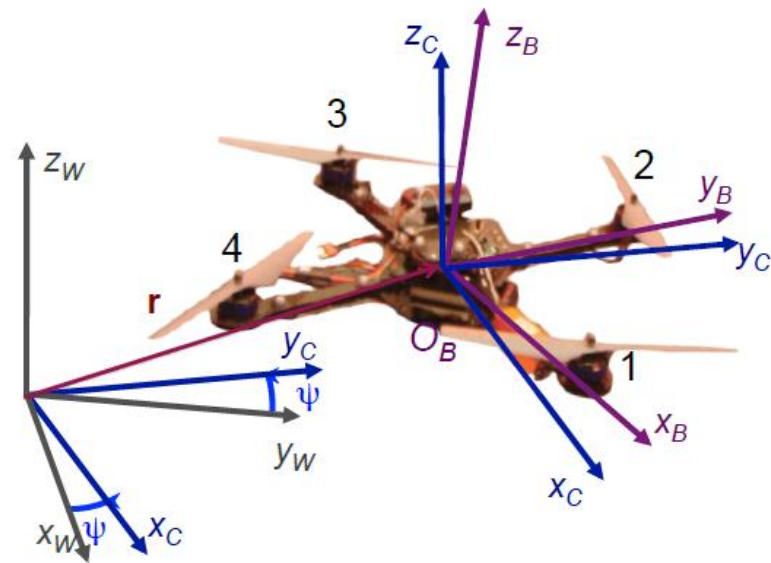
体坐标系中的体角加速度

- 运动方程

$$m\ddot{\mathbf{p}} = -mg\mathbf{z}_W + u_1\mathbf{z}_B.$$

$$\boldsymbol{\omega}_B = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}, \quad \dot{\boldsymbol{\omega}}_B = \mathbf{I}^{-1} \left[ -\boldsymbol{\omega}_B \times \mathbf{I} \cdot \boldsymbol{\omega}_B + \begin{bmatrix} u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} \right]$$

- 位置，速度和加速度是平坦输出的微分



# 微分平坦

## • 朝向

- 四旋翼状态:

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

- 从运动方程可得:

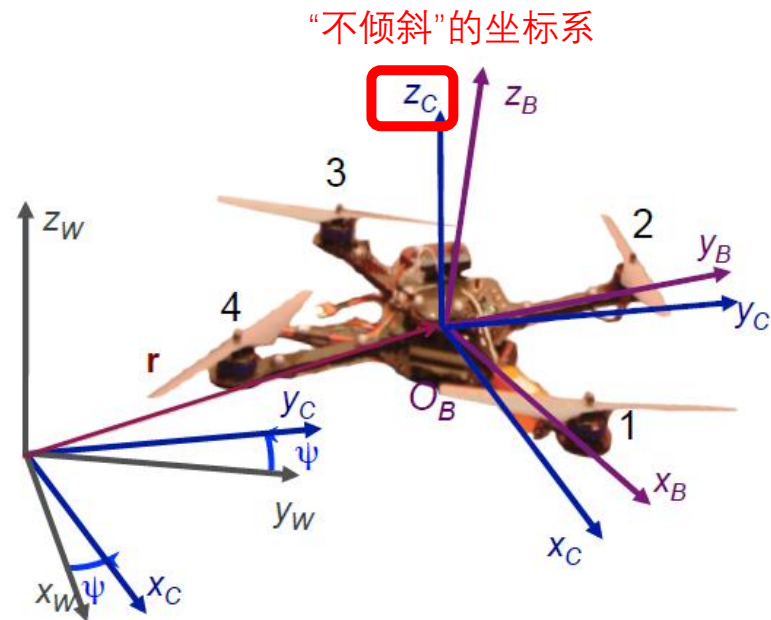
$$\mathbf{z}_B = \frac{\mathbf{t}}{\|\mathbf{t}\|}, \mathbf{t} = [\ddot{\sigma}_1, \ddot{\sigma}_2, \ddot{\sigma}_3 + g]^T$$

- 定义偏航角矢量 ( Z-X-Y 欧拉角 ) :

$$\mathbf{x}_C = [\cos \sigma_4, \sin \sigma_4, 0]^T$$

- 姿态 (body坐标系朝向) 可以由平坦输出表示

$$\mathbf{y}_B = \frac{\mathbf{z}_B \times \mathbf{x}_C}{\|\mathbf{z}_B \times \mathbf{x}_C\|}, \quad \mathbf{x}_B = \mathbf{y}_B \times \mathbf{z}_B \quad \mathbf{R}_B = [\mathbf{x}_B \quad \mathbf{y}_B \quad \mathbf{z}_B]$$



$$\sigma = [x, y, z, \psi]^T$$

# 微分平坦

- 角速度

- 四旋翼状态:

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

- 取运动方程的微分

$$m\ddot{\mathbf{p}} = -mg\mathbf{z}_W + u_1\mathbf{z}_B. \quad \longrightarrow \quad m\dot{\mathbf{a}} = \dot{u}_1\mathbf{z}_B + \omega_{BW} \times u_1\mathbf{z}_B$$

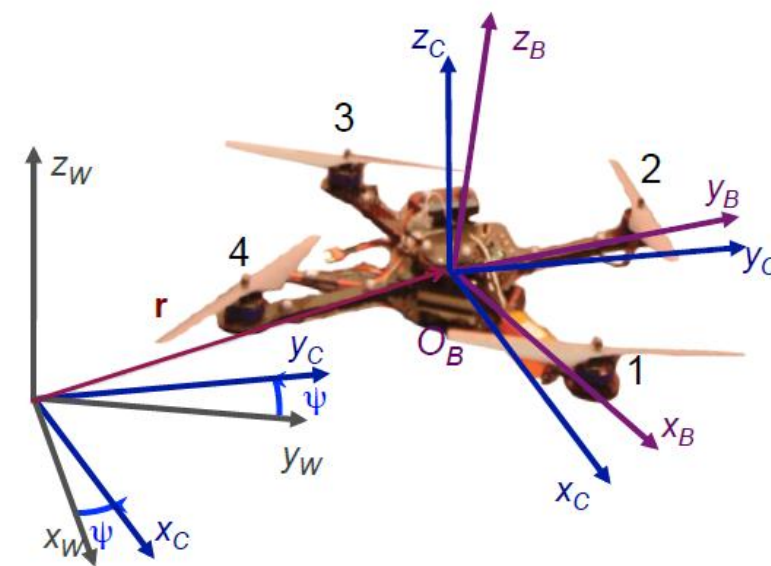
世界系中的体角速度

- 四旋翼仅有垂直的升力:

$$\dot{u}_1 = \mathbf{z}_B \cdot m\dot{\mathbf{a}}$$

- 可得到:

$$\mathbf{h}_\omega = \omega_{BW} \times \mathbf{z}_B = \frac{m}{u_1} (\dot{\mathbf{a}} - (\mathbf{z}_B \cdot \dot{\mathbf{a}})\mathbf{z}_B).$$



# 微分平坦

- 角速度

- 四旋翼状态:

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

- 已得到:

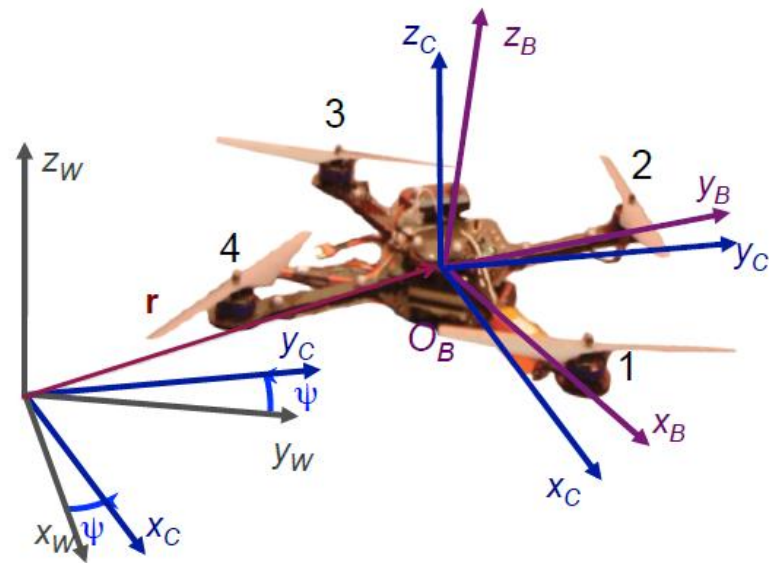
$$\mathbf{h}_\omega = \boldsymbol{\omega}_{BW} \times \mathbf{z}_B = \frac{m}{u_1} (\dot{\mathbf{a}} - (\mathbf{z}_B \cdot \dot{\mathbf{a}})\mathbf{z}_B).$$

- 又已知:

$$\boldsymbol{\omega}_{BW} = \omega_x \mathbf{x}_B + \omega_y \mathbf{y}_B + \omega_z \mathbf{z}_B, \text{ 代入上式:}$$

- $x_B$ 和  $y_B$ 方向的角速度可以得到:

$$\omega_x = -\mathbf{h}_\omega \cdot \mathbf{y}_B, \quad \omega_y = \mathbf{h}_\omega \cdot \mathbf{x}_B$$



# 微分平坦

- 角速度

- 四旋翼状态:

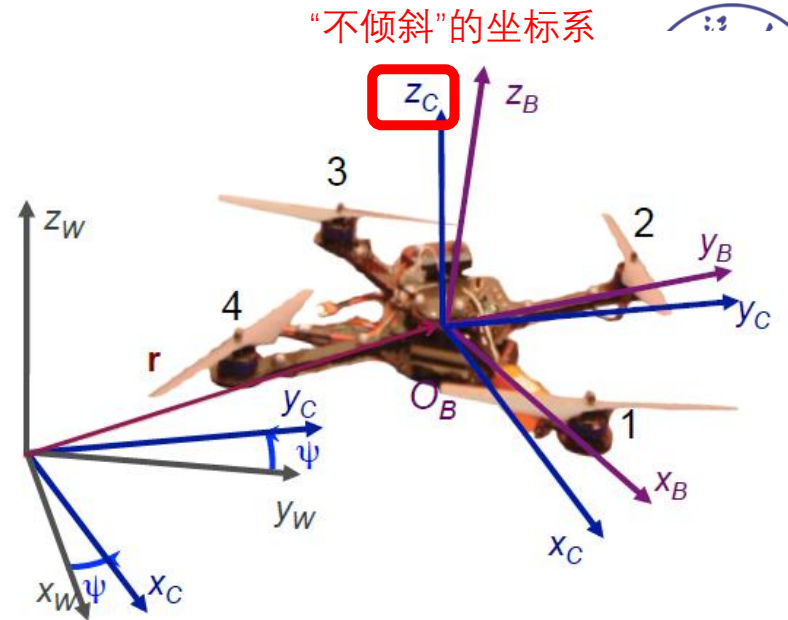
$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

- 已得到:

$$\mathbf{h}_\omega = \boldsymbol{\omega}_{BW} \times \mathbf{z}_B = \frac{m}{u_1} (\dot{\mathbf{a}} - (\mathbf{z}_B \cdot \dot{\mathbf{a}}) \mathbf{z}_B).$$

- 因为  $\boldsymbol{\omega}_{BW} = \boldsymbol{\omega}_{BC} + \boldsymbol{\omega}_{CW}$ , 且  $\boldsymbol{\omega}_{BC}$  没有  $\mathbf{z}_B$  的成分

$$\omega_z = \boldsymbol{\omega}_{BW} \cdot \mathbf{z}_B = \boldsymbol{\omega}_{CW} \cdot \mathbf{z}_B = \dot{\psi} \mathbf{z}_W \cdot \mathbf{z}_B.$$



# 微分平坦

- 总结

- 四旋翼状态:

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

- 平坦输出:

- $\sigma = [x, y, z, \psi]^T$

- 位置, 速度, 加速度:

- 平坦输出的微分

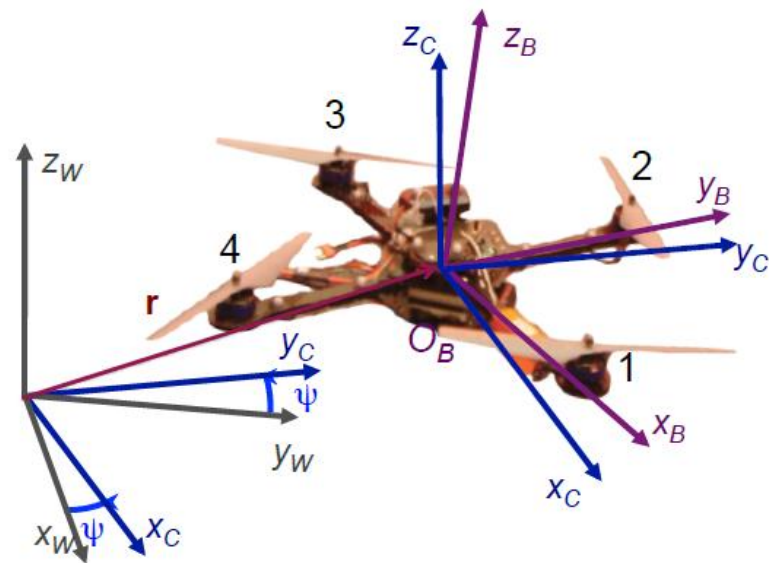
- 姿态:

$$\mathbf{x}_C = [\cos\sigma_4, \sin\sigma_4, 0]^T$$

$$\mathbf{R}_B = [\mathbf{x}_B \ \mathbf{y}_B \ \mathbf{z}_B]$$

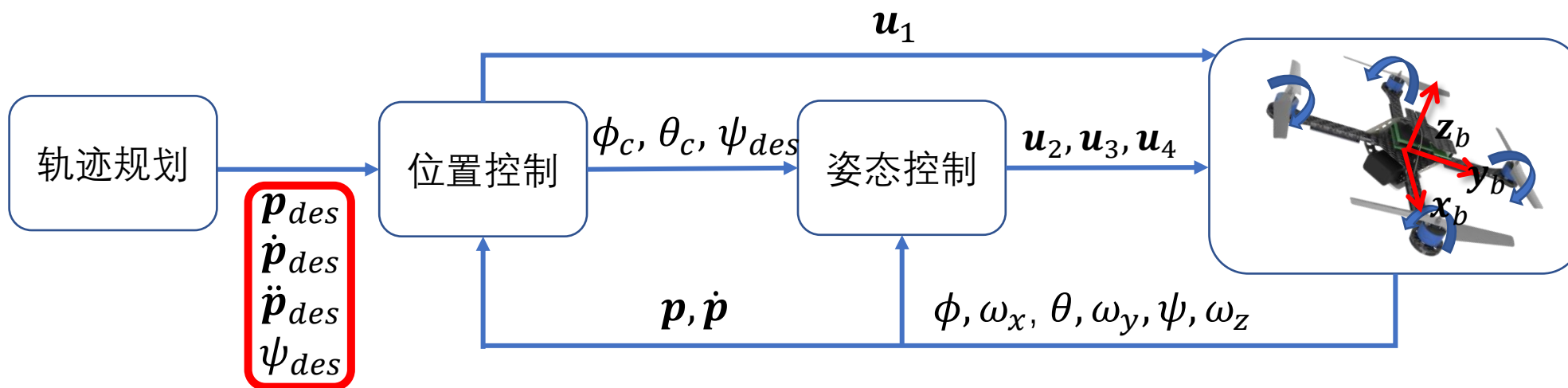
- 角速度:

$$\omega_x = -\mathbf{h}_\omega \cdot \mathbf{y}_B, \quad \omega_y = \mathbf{h}_\omega \cdot \mathbf{x}_B, \quad \omega_z = \dot{\psi} \mathbf{z}_W \cdot \mathbf{z}_B$$



→ 你只需要记住无人机的规划可以在 $x, y, z, \psi$ 中进行。

# 规划-控制闭环



非线性动态方程

牛顿方程: 
$$m\ddot{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -mg \end{bmatrix} + \mathbf{R} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \end{bmatrix}$$

欧拉方程: 
$$\mathbf{I} \cdot \begin{bmatrix} \dot{\omega}_x \\ \dot{\omega}_y \\ \dot{\omega}_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \times \mathbf{I} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l(F_2 - F_4) \\ l(F_3 - F_1) \\ M_1 - M_2 + M_3 - M_4 \end{bmatrix}$$

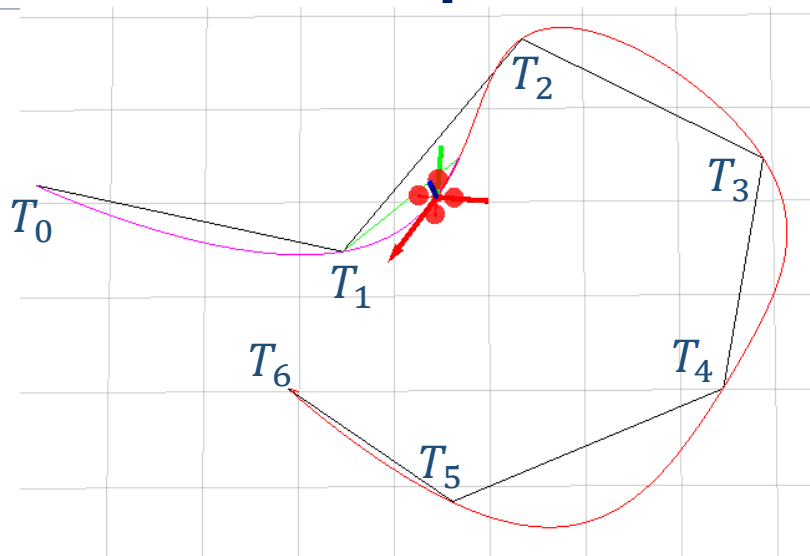


# 多项式轨迹

- 平坦输出：
  - $\sigma = [x, y, z, \psi]^T$
- 平坦输出空间中的轨迹：
  - $\sigma(t) = [T_0, T_M] \rightarrow \mathbb{R}^3 \times SO(2)$
- 多项式方程可用来指定平坦输出空间中的轨迹
  - 利用多项式的阶数判定平滑的标准
  - 简单且闭式地计算微分
  - 在三维中解耦轨迹生成

# 最小化Snap轨迹生成

# 最小化Snap的轨迹生成



问题定义：

- 轨迹的初始（或初末）状态给定；
- 轨迹在预定时刻需经过预设航点；
- 轨迹的4阶导数处处存在
- 最小化轨迹4阶导数平方幅值积分。

重要性质：

- 最优轨迹的参数化形式为分段多项式；
- 每段多项式的次数不超过  $2 \times 4 - 1 = 7$ ，即每段均可以被7次多项式表征。

$$f(t) = \begin{cases} f_1(t) \doteq \sum_{i=0}^N p_{1,i} t^i & T_0 \leq t \leq T_1 \\ f_2(t) \doteq \sum_{i=0}^N p_{2,i} t^i & T_1 \leq t \leq T_2 \\ \vdots & \vdots \\ f_M(t) \doteq \sum_{i=0}^N p_{M,i} t^i & T_{M-1} \leq t \leq T_M \end{cases}$$

# 最小化Snap的轨迹生成

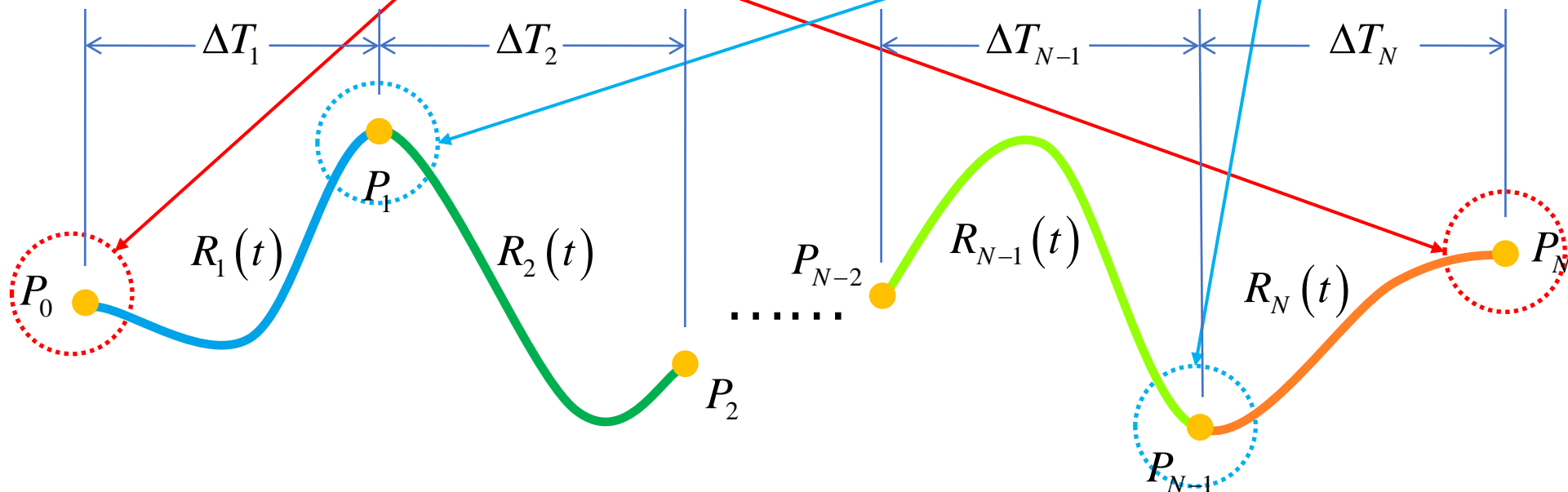
约束:

- 导数给定值约束:

$$\begin{cases} f_j^{(k)}(T_{j-1}) = x_{0,j}^{(k)} \\ f_j^{(k)}(T_j) = x_{T,j}^{(k)} \end{cases}$$

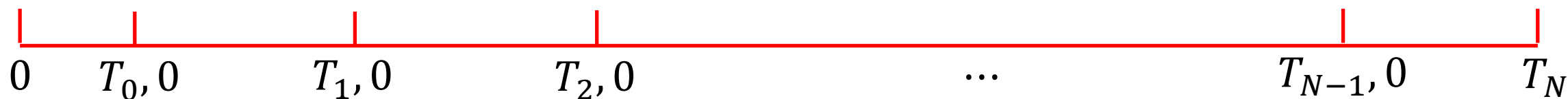
- 高阶连续性约束:

$$f_j^{(k)}(T_j) = f_{j+1}^{(k)}(T_j)$$

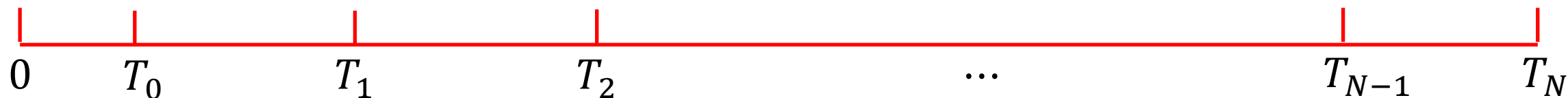


# 最小化Snap的轨迹生成

## 两种时间参数方案



方案1: 相对每一段初始的时间 优点: 数值稳定性高



方案2: 相对第一段初始的时间 优点: 数学表达清楚

# 最小化Snap的轨迹生成

目标函数的解析表达

半正定二次型

$$f(t) = \sum_i p_i t^i$$

$$J_j(T) = \mathbf{p}_j^T \mathbf{Q}_j \mathbf{p}_j$$

$$\Rightarrow f^{(4)}(t) = \sum_{i \geq 4} i(i-1)(i-2)(i-3)t^{i-4}p_i$$

$$\Rightarrow \left(f^{(4)}(t)\right)^2 = \sum_{i \geq 4, l \geq 4} i(i-1)(i-2)(i-3)l(l-1)(l-2)(l-3)t^{i+l-8}p_i p_l$$

$$\Rightarrow J(T) = \int_{T_{j-1}}^{T_j} \left(f^{(4)}(t)\right)^2 dt = \sum_{i \geq 4, l \geq 4} \frac{i(i-1)(i-2)(i-3)l(l-1)(l-2)(l-3)}{i+l-7} (T_j^{i+l-7} - T_{j-1}^{i+l-7}) p_i p_l$$

$$\Rightarrow J(T) = \int_{T_{j-1}}^{T_j} \left(f^{(4)}(t)\right)^2 dt = \begin{bmatrix} \vdots \\ p_i \\ \vdots \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \vdots & & \\ \dots & \frac{i(i-1)(i-2)(i-3)l(l-1)(l-2)(l-3)}{i+l-7} T^{i+l-7} & \dots \\ \vdots & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ p_l \\ \vdots \end{bmatrix}$$

# 最小化Snap的轨迹生成

指定导数值约束：0阶导给定即航点坐标

- $f_j^{(k)}(T_j) = x_j^{(k)}$

$$\Rightarrow \sum_{i \geq k} \frac{i!}{(i-k)!} T_j^{i-k} p_{j,i} = x_{T,j}^{(k)}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \cdots & \frac{i!}{(i-k)!} T_j^{i-k} & \cdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ p_{j,i} \\ \vdots \end{bmatrix} = x_{T,j}^{(k)}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \cdots & \frac{i!}{(i-k)!} T_{j-1}^{i-k} & \cdots \\ \cdots & \frac{i!}{(i-k)!} T_j^{i-k} & \cdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ p_{j,i} \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{0,j}^{(k)} \\ x_{T,j}^{(k)} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \mathbf{A}_j \mathbf{p}_j = \mathbf{d}_j$$

$$x(t) = p_5 t^5 + p_4 t^4 + p_3 t^3 + p_2 t^2 + p_1 t + p_0$$

$$x(0) = \cdots, x(T) = \cdots$$

$$\dot{x}(0) = \cdots, \dot{x}(T) = \cdots$$

$$\ddot{x}(0) = \cdots, \ddot{x}(T) = \cdots$$

$$\vdots$$

$$p_0 = \cdots,$$

$$p_5 T^5 + p_4 T^4 + p_3 T^3 + p_2 T^2 + p_1 T + p_0 = \cdots$$

$$[T^5, T^4, T^3, T^2, T, 1] \begin{bmatrix} p_5 \\ p_4 \\ p_3 \\ p_2 \\ p_1 \\ p_0 \end{bmatrix} = \cdots$$

# 最小化Snap的轨迹生成

高阶连续性约束：保证两段之间的4阶导连续

$$f_j^{(k)}(T_j) = f_{j+1}^{(k)}(T_j)$$

$$\Rightarrow \sum_{i \geq k} \frac{i!}{(i-k)!} T_j^{i-k} p_{j,i} - \sum_{l \geq k} \frac{l!}{(l-k)!} T_j^{l-k} p_{j+1,l} = 0$$

$$\Rightarrow \left[ \dots \quad \frac{i!}{(i-k)!} T_j^{i-k} \quad \dots \quad - \frac{l!}{(l-k)!} T_j^{l-k} \quad \dots \right] \begin{bmatrix} \vdots \\ p_{j,i} \\ \vdots \\ p_{j+1,l} \\ \vdots \end{bmatrix} = 0$$

$$\Rightarrow [\mathbf{A}_j \quad -\mathbf{A}_{j+1}] \begin{bmatrix} \mathbf{p}_j \\ \mathbf{p}_{j+1} \end{bmatrix} = 0$$



# 最小化Snap的轨迹生成

线性等式约束的二次规划

$$\begin{aligned} \min \quad & \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{A}_{eq} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix} = \mathbf{d}_{eq} \end{aligned}$$

最小化Snap的轨迹生成是一个典型的凸优化问题。



# 轨迹优化的实验验证

## **Aggressive Quadrotor Part II**

**Daniel Mellinger and Vijay Kumar**  
**GRASP Lab, University of Pennsylvania**

# 解析解法

# 决策变量映射

- 直接优化多项式轨迹在数值上不稳定
- 更倾向于替代变量，使得优化每段端点的微分
- 我们有  $\mathbf{M}_j \mathbf{p}_j = \mathbf{d}_j$ ， $\mathbf{M}_j$  是一个映射矩阵，将多项式系数映射至微分

$$J = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix} \quad J = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{M}_M \end{bmatrix}^{-T} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{M}_M \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix}$$

# 决策变量映射

$$J = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix} \quad + \quad \mathbf{M}_j \mathbf{p}_j = \mathbf{d}_j$$



$$J = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{M}_M \end{bmatrix}^{-T} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{M}_M \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix}$$

$$x(t) = p_5 t^5 + p_4 t^4 + p_3 t^3 + p_2 t^2 + p_1 t + p_0$$

$$x'(t) = 5p_5 t^4 + 4p_4 t^3 + 3p_3 t^2 + 2p_2 t + p_1$$

$$x''(t) = 20p_5 t^3 + 12p_4 t^2 + 6p_3 t + 2p_2$$

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ T^5 & T^4 & T^3 & T^2 & T & 1 \\ 5T^4 & 4T^3 & 3T^2 & 2T & 1 & 0 \\ 20T^3 & 12T^2 & 6T & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

# 分离固定变量和自由变量

- 使用选择矩阵 $\mathbf{C}$ 来分离自由变量( $\mathbf{d}_P$ ) 和受约束变量( $\mathbf{d}_F$ )
  - 自由变量: 微分不受指定, 只受连续性约束

$$\mathbf{C}^T \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix} \quad \longrightarrow \quad J = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix}^T \underbrace{\mathbf{C}\mathbf{M}^{-T}\mathbf{Q}\mathbf{M}^{-1}\mathbf{C}^T}_{\mathbf{R}} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{FF} & \mathbf{R}_{FP} \\ \mathbf{R}_{PF} & \mathbf{R}_{PP} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix}$$

- 转变为一个不受约束的二次规划问题, 可直接闭式求解

$$J = \mathbf{d}_F^T \mathbf{R}_{FF} \mathbf{d}_F + \mathbf{d}_F^T \mathbf{R}_{FP} \mathbf{d}_P + \mathbf{d}_P^T \mathbf{R}_{PF} \mathbf{d}_F + \mathbf{d}_P^T \mathbf{R}_{PP} \mathbf{d}_P$$

$$\mathbf{d}_P^* = -\mathbf{R}_{PP}^{-1} \mathbf{R}_{FP}^T \mathbf{d}_F$$

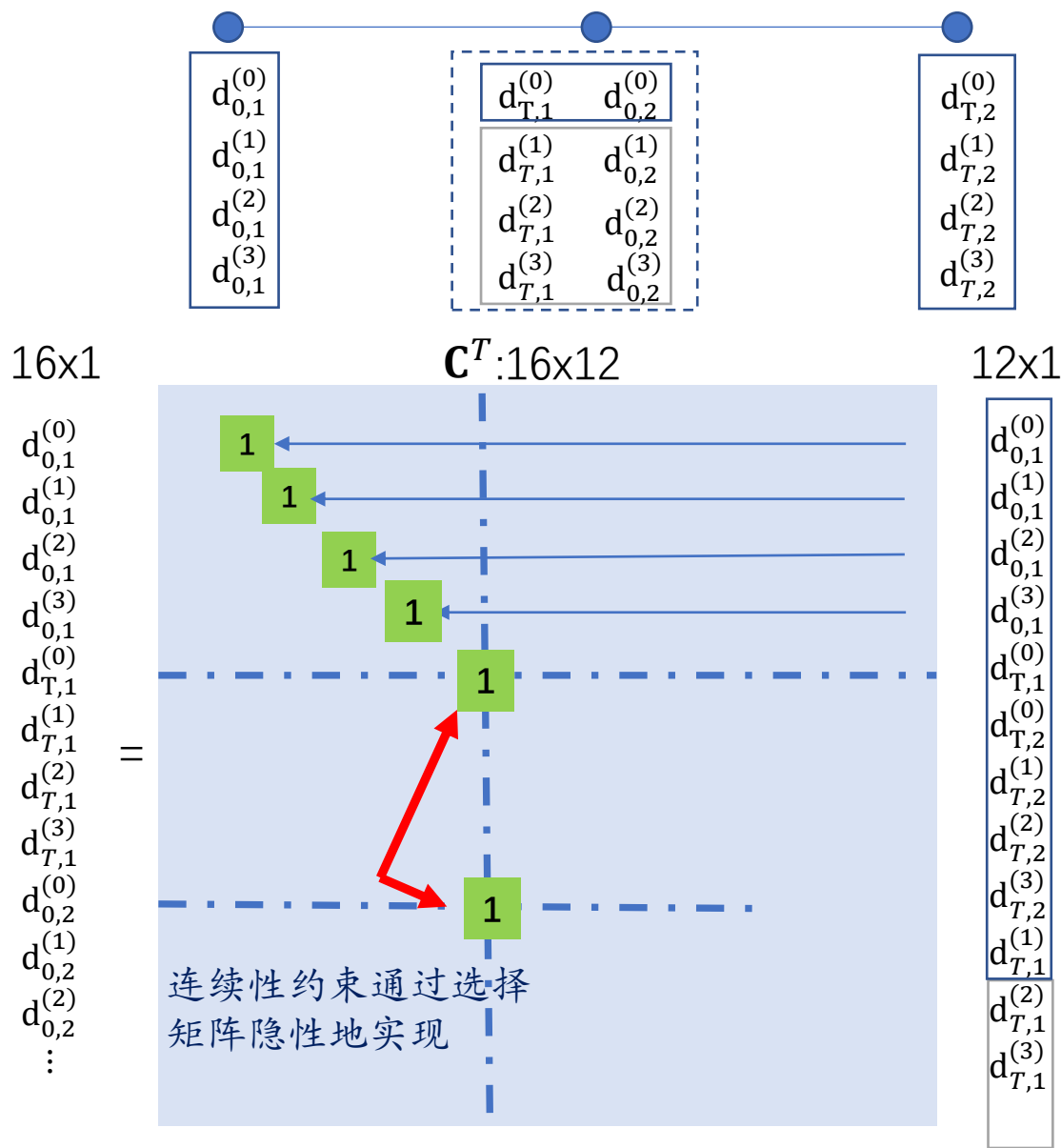
# 构建选择矩阵

$d_{0,i}^{(k)}$ 
  
 导数阶数  $k$ 
  
 段数  $i$ 
  
 时间

固定的微分项：固定的起点，目标状态以及中间位置

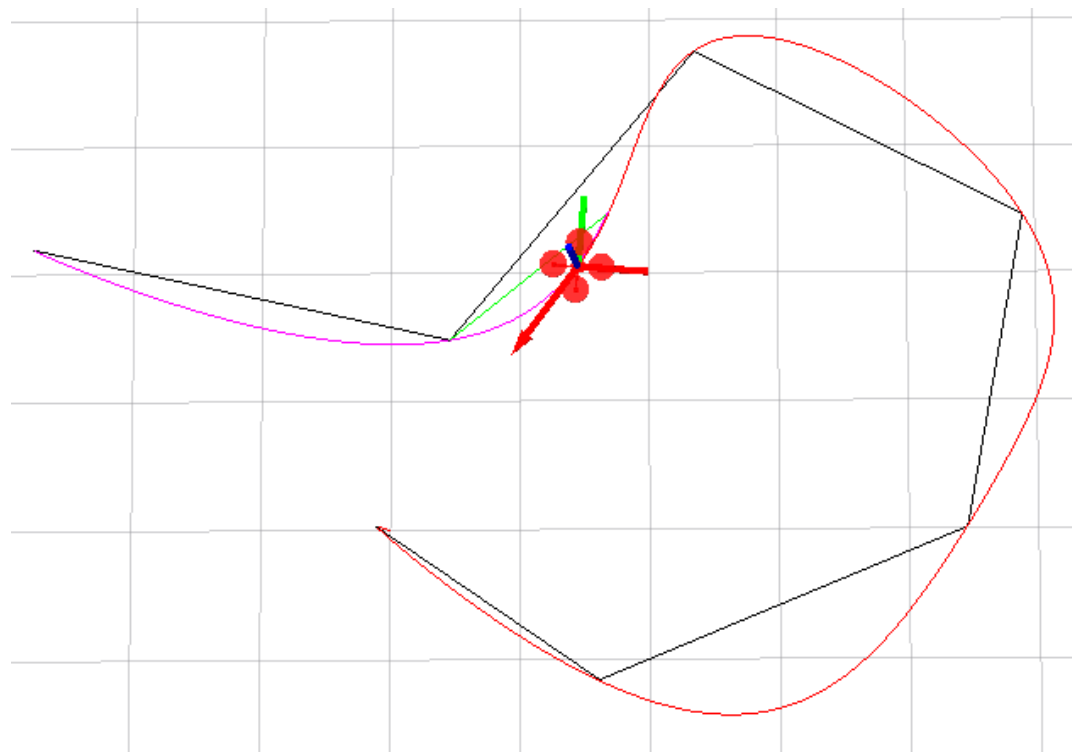
自由的微分项：在中间连接处的所有微分项

$$\begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_M \end{bmatrix} = \mathbf{C}^T \begin{bmatrix} \mathbf{d}_F \\ \mathbf{d}_P \end{bmatrix}$$



# 和凸优化结果相同

- 最终轨迹

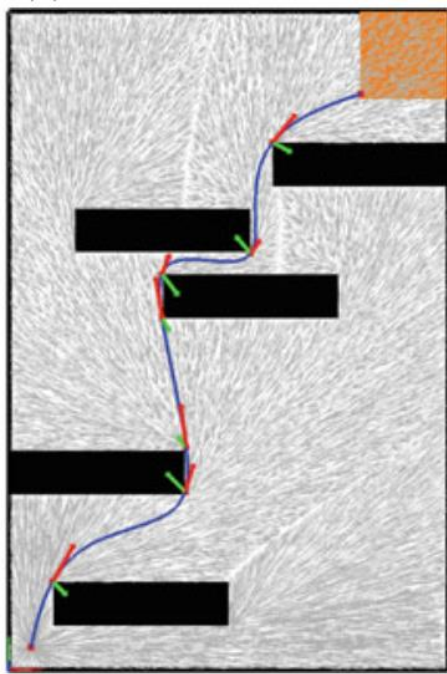


问：怎样获得航点？

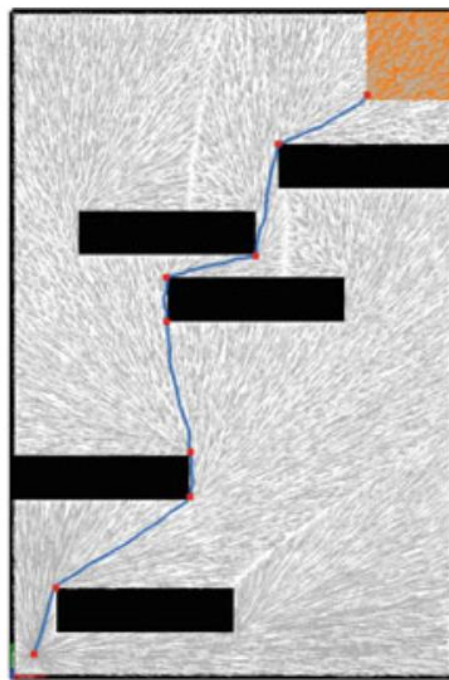


# 层次性规划

- 路径规划+ 轨迹生成
  - 低复杂度：路径规划的问题维度低



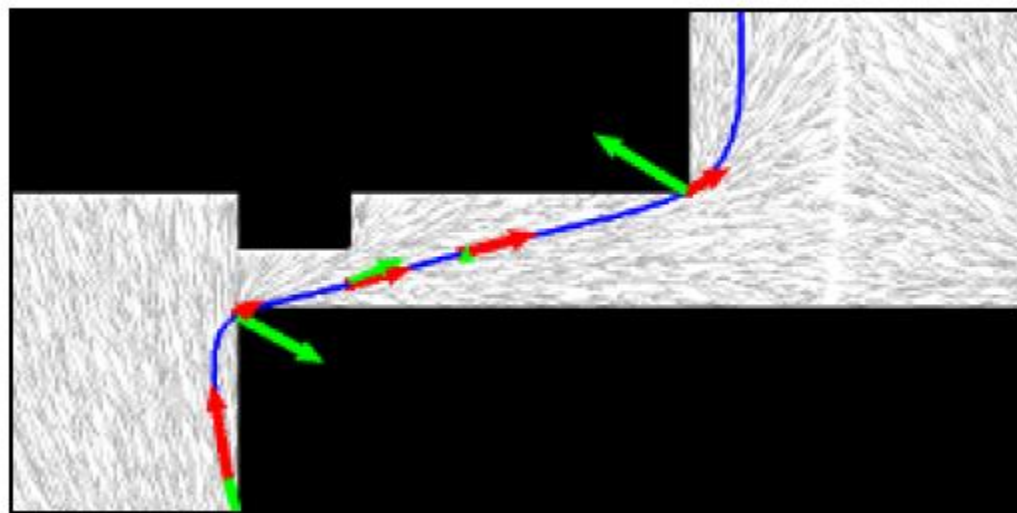
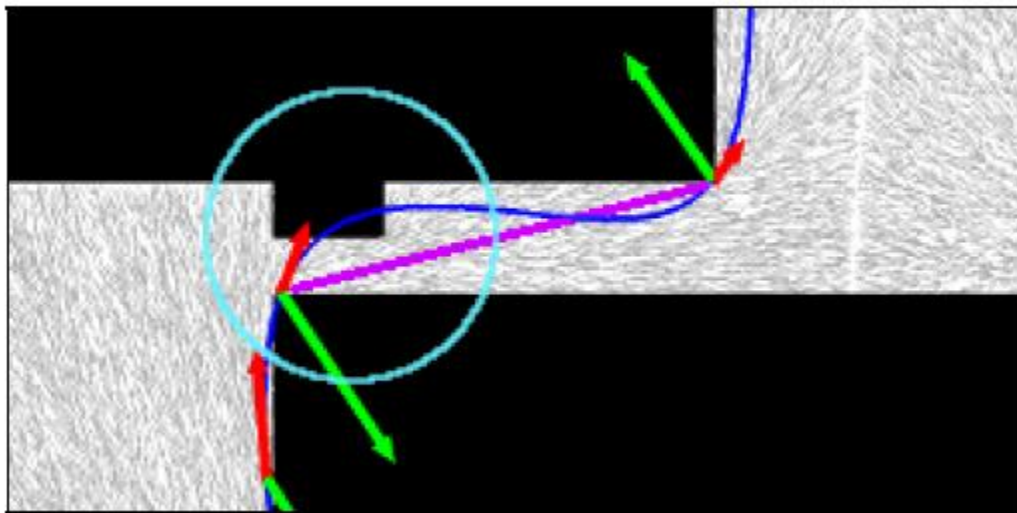
给定航点的轨迹生成具有闭式解



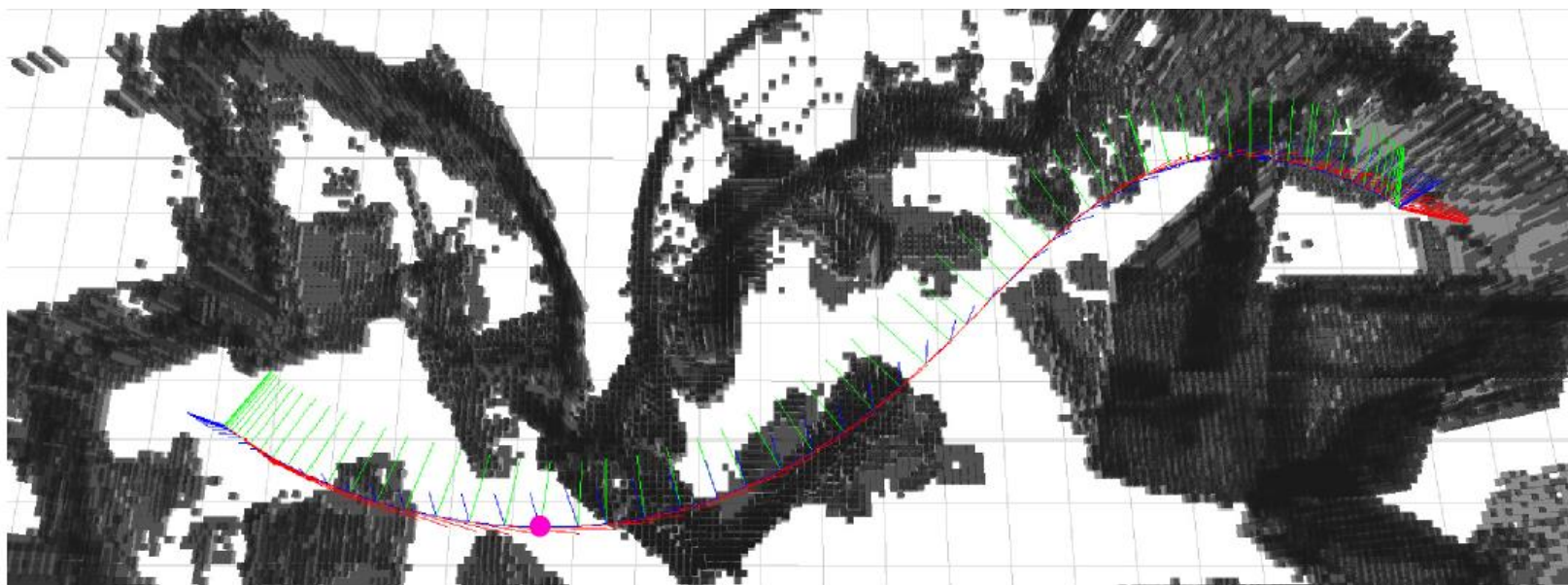
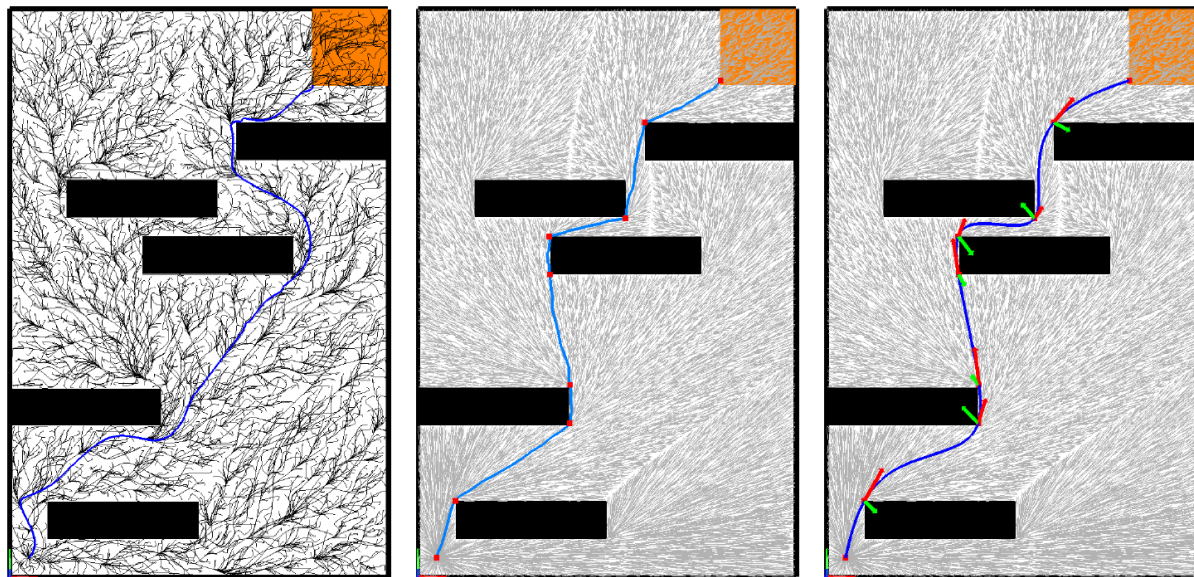
如何获取无碰撞的航点：路径规划

# 基于闭式解的层次化规划

- 初始路径无碰撞
- 在初始路径的航点上利用闭式解生成轨迹
- 轨迹的碰撞部分则迭代地加入无碰撞的中间航点

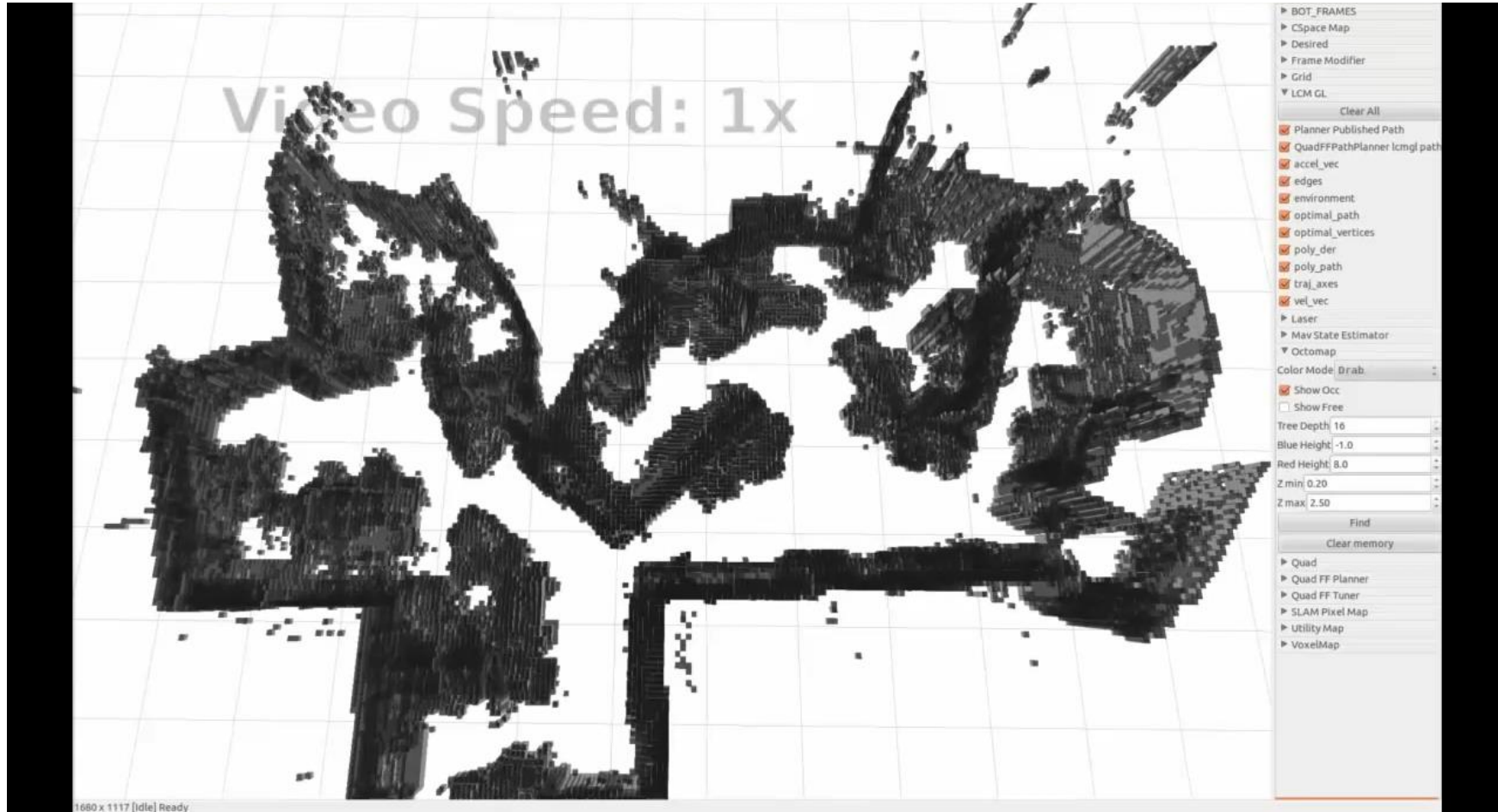


# RRT\*+ 最小化Snap轨迹生成





# 实验验证



拓展

# 归一化

- 时间归一化
  - 很小的时间间隔可能破坏整段轨迹
  - 将很小的时间区间改成合理的数字(1.0).
  - 或者向所有曲线增加比例因子.

$$f(t) = \begin{cases} \sum_{i=0}^N p_{1,i} \left( \frac{t - T_0}{T_1 - T_0} \right)^i & T_0 \leq t \leq T_1 \\ \vdots & \vdots \\ \sum_{i=0}^N p_{2,i} \left( \frac{t - T_1}{T_2 - T_1} \right)^i & T_1 \leq t \leq T_2 \\ \vdots & \vdots \\ \sum_{i=0}^N p_{M,i} \left( \frac{t - T_{M-1}}{T_M - T_{M-1}} \right)^i & T_{M-1} \leq t \leq T_M \end{cases}$$

使用相对时间!

- 问题尺度（空间） 归一化
  - 如果问题在大尺度场景下提出.
  - 例如航点的  $x = 100.0 \text{ m}$
  - 考虑解决一个小尺度问题（沙盒），然后将结果变换回来

在实践中这两步操作大大提高了数值稳定性

# 其他工程注意事项

## 1. 独立还是一起求解3个坐标轴?

$$\min \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{Q}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}$$
$$\text{s. t. } \mathbf{A}_{eq} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix} = \mathbf{d}_{eq}$$

- 通常，求解3个小尺度的问题比1个大尺度的问题更好（稳定，快捷）
- 耦合的轨迹生成可能会在3个坐标轴中产生不同的权重

## 2. 闭式求解一直更优?

- 当矩阵操作耗费资源，数值求解更鲁棒
- 通用求解器(如Mosek)具有良好的稳定性

## 3. 多项式可以做任何事?

- 几乎是，但不是所有
- 可以证明多项式方程可以求得最小化单项平方控制输入的最优解。

- 但是如果是  
多项式将不再是最优解（超出课程范围）



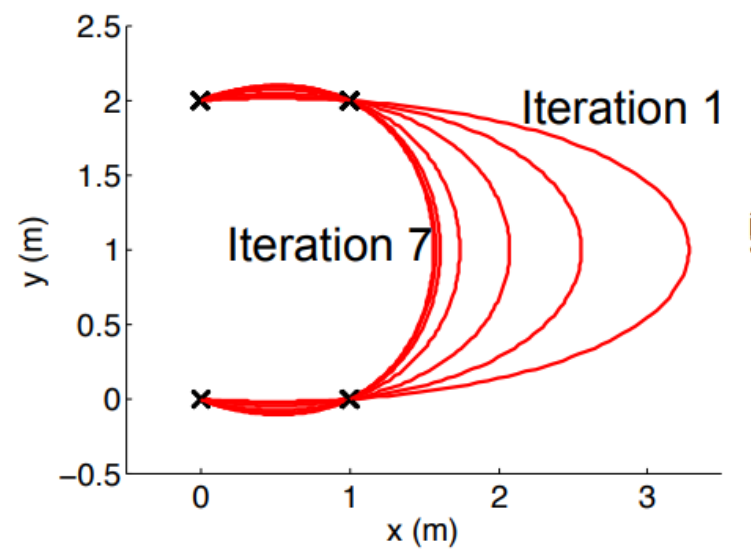
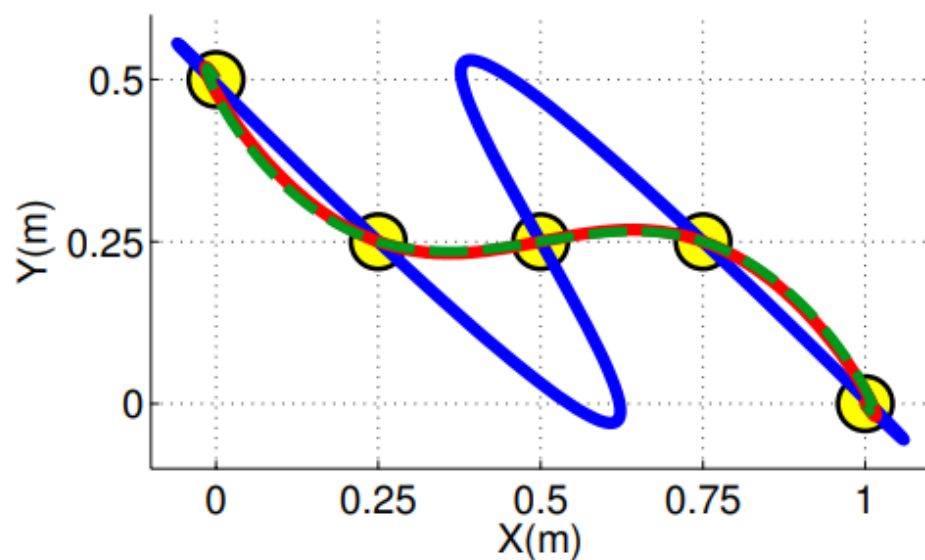
$$J = \int_0^T \rho_1 \cdot jerk^2(t) + \rho_1 \cdot snap^2(t) dt.$$

### Efficiency comparison

Benchmark Problem: 3-Segment Joint Optimization	
Method	Solution Time (ms)
MATLAB quadprog.m	9.5
MATLAB Constrained	1.7
MATLAB Unconstrained (Dense)	2.7
C++/Eigen Constrained	0.18
C++/Eigen Unconstrained (Dense)	0.34

# 时间分配

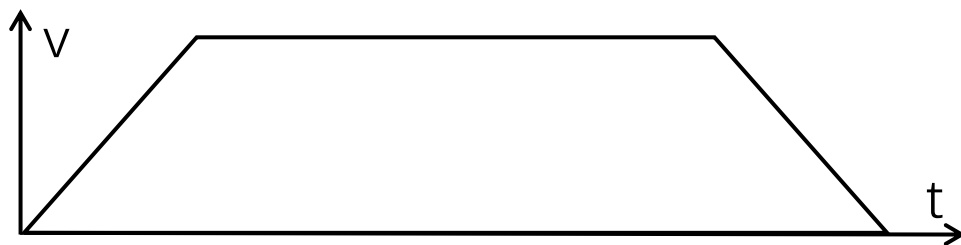
- 分段轨迹需要分段时间分配
- 时间分配显著影响最终轨迹
- 如何获得合理的时间分配？





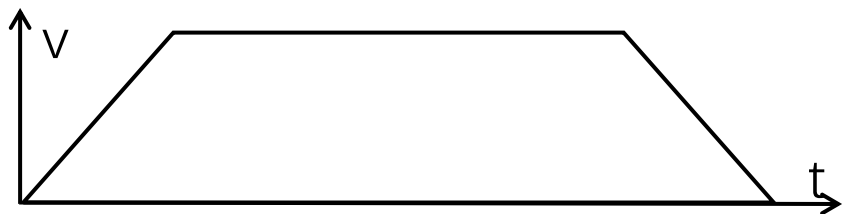
# 朴素的解决方法

- 使用“梯形速度”时间轮廓来获得每段的时间区间
  - 假设每段轨迹，加速到最大速度→减速到0
  - 加速 + 最大速度 + 减速
- 使用期待的平均速度来获得每段轨迹的时间

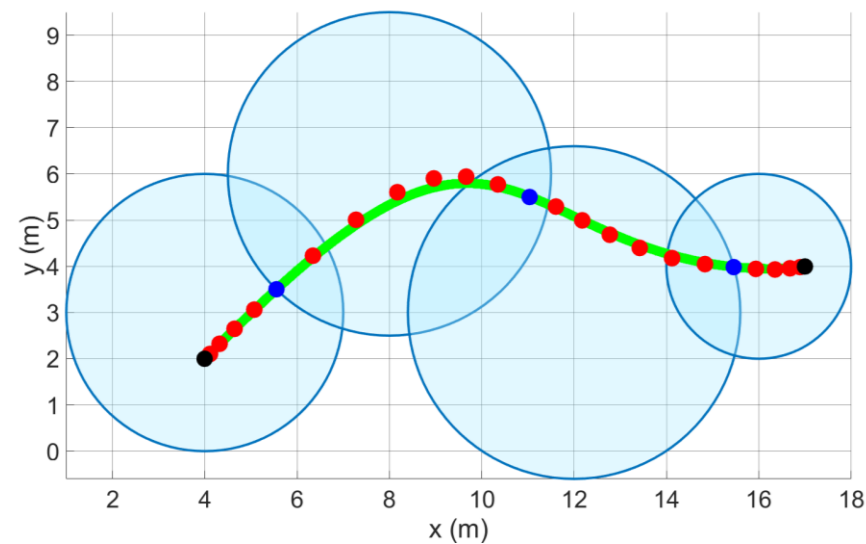
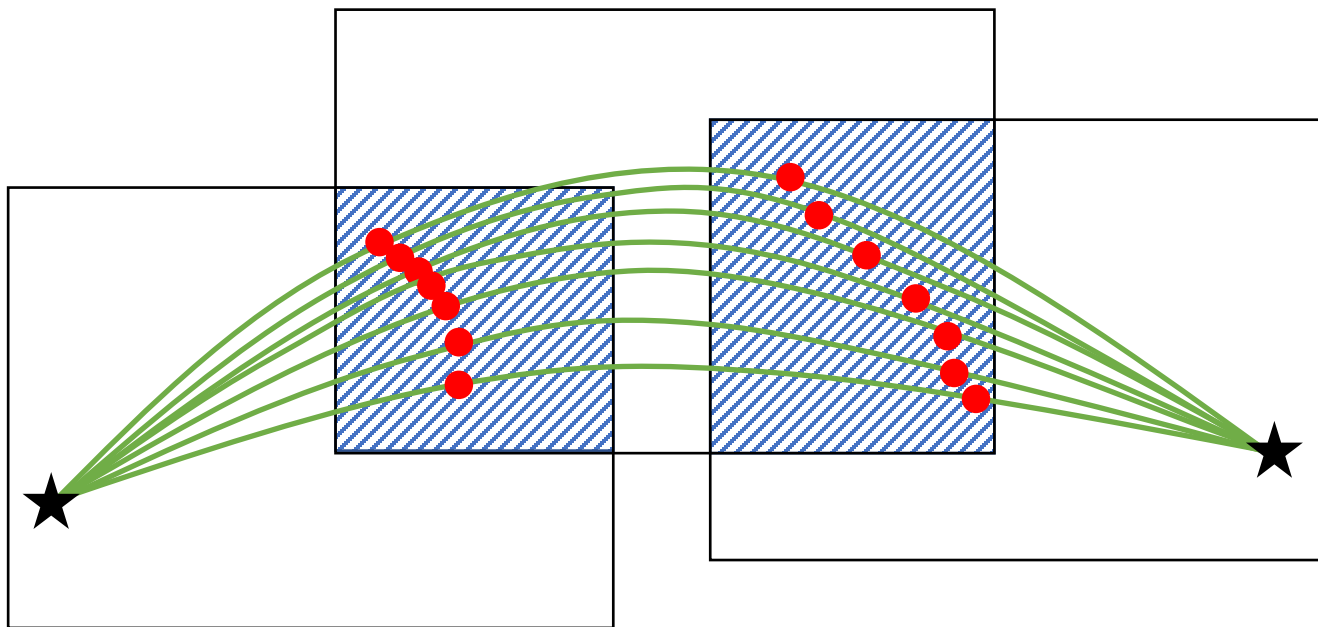


- 远未达到最优
- 只能获得保守的时间轮廓
- 对不同的环境情况没有响应

# 朴素的解决方法

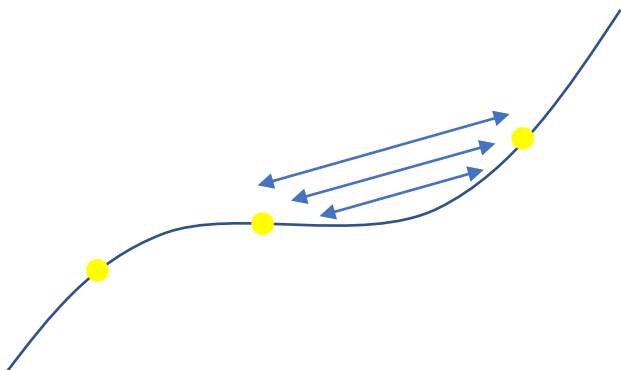


- 作用于一段轨迹非常粗糙
- 在基于飞行走廊的轨迹生成取得不错的效果
- 飞行走廊的重叠区域提供了大片自动调节的空间



# 直观的解决方法

- 时间区间后处理
  - 假设相对激进的时间分配
  - 生成轨迹
  - 检查每段轨迹的可行性



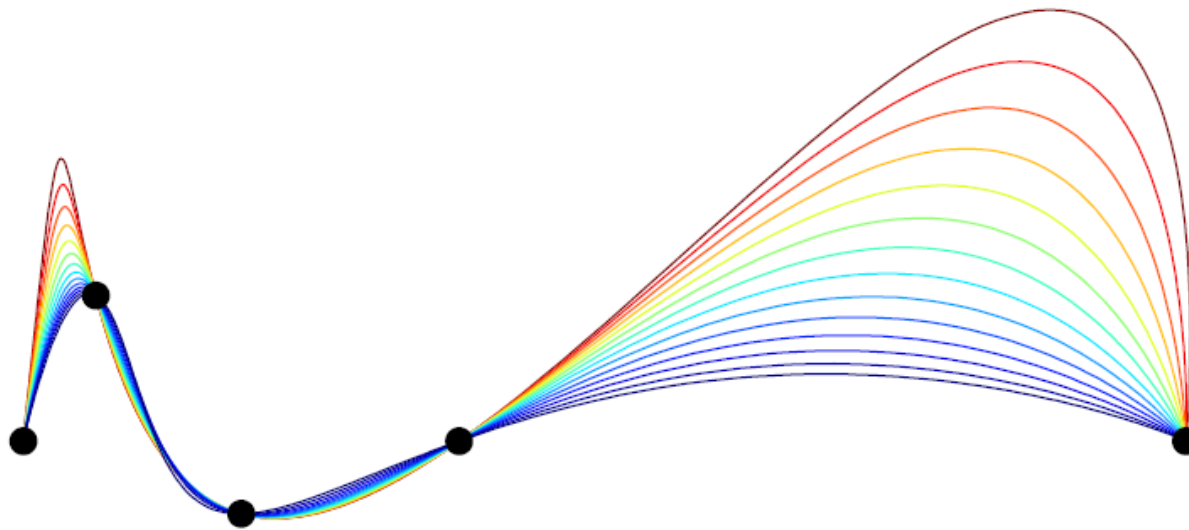
- 增大  $T$  直到所有可行性条件满足.
- 可能无解

# 迭代数值求解

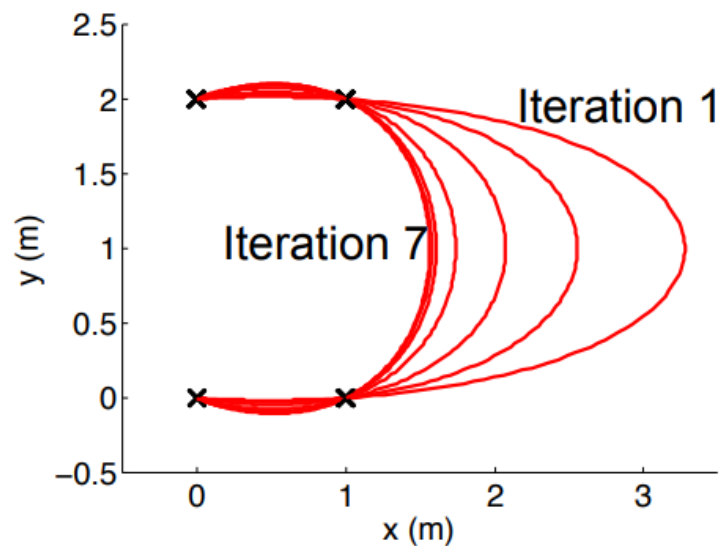
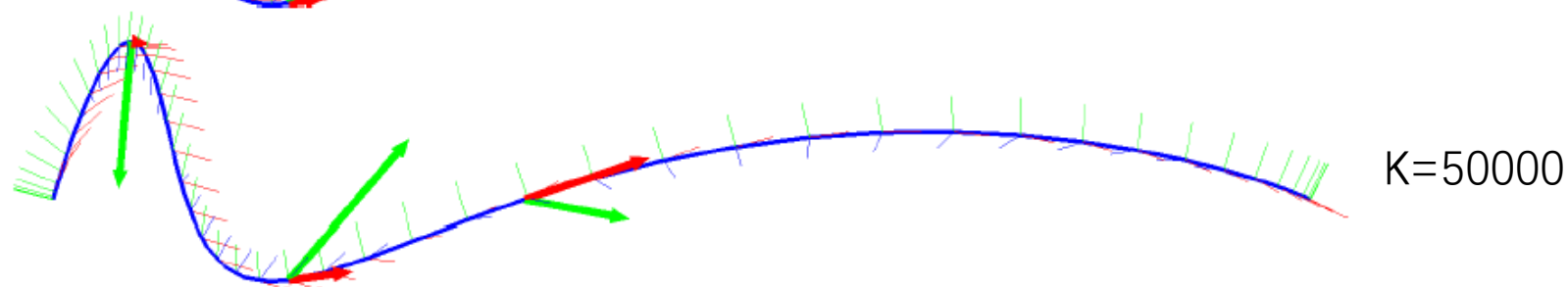
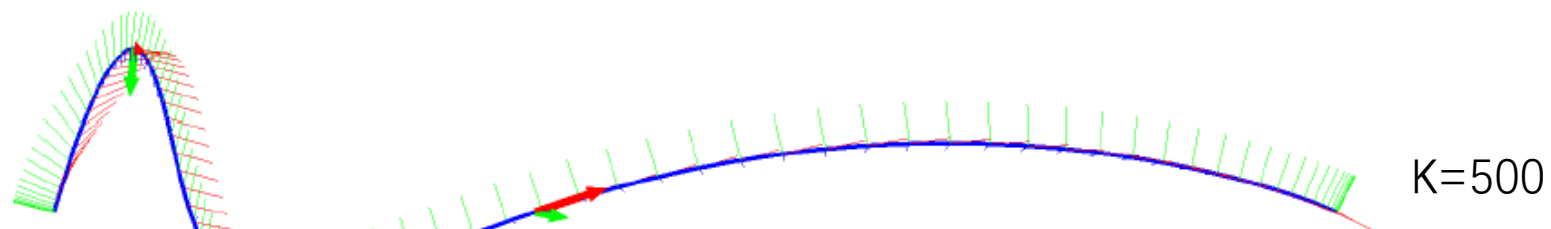
$$J_T = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q_1(T_1) & & \\ & \ddots & \\ & & Q_M(T_M) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_M \end{bmatrix}^T + k_T \sum_{i=1}^M T_i$$

在总代价函数中惩罚时间区间

- 最小化目标函数  $J$
- 数值方法获得  $T$  的梯度



# 迭代数值求解



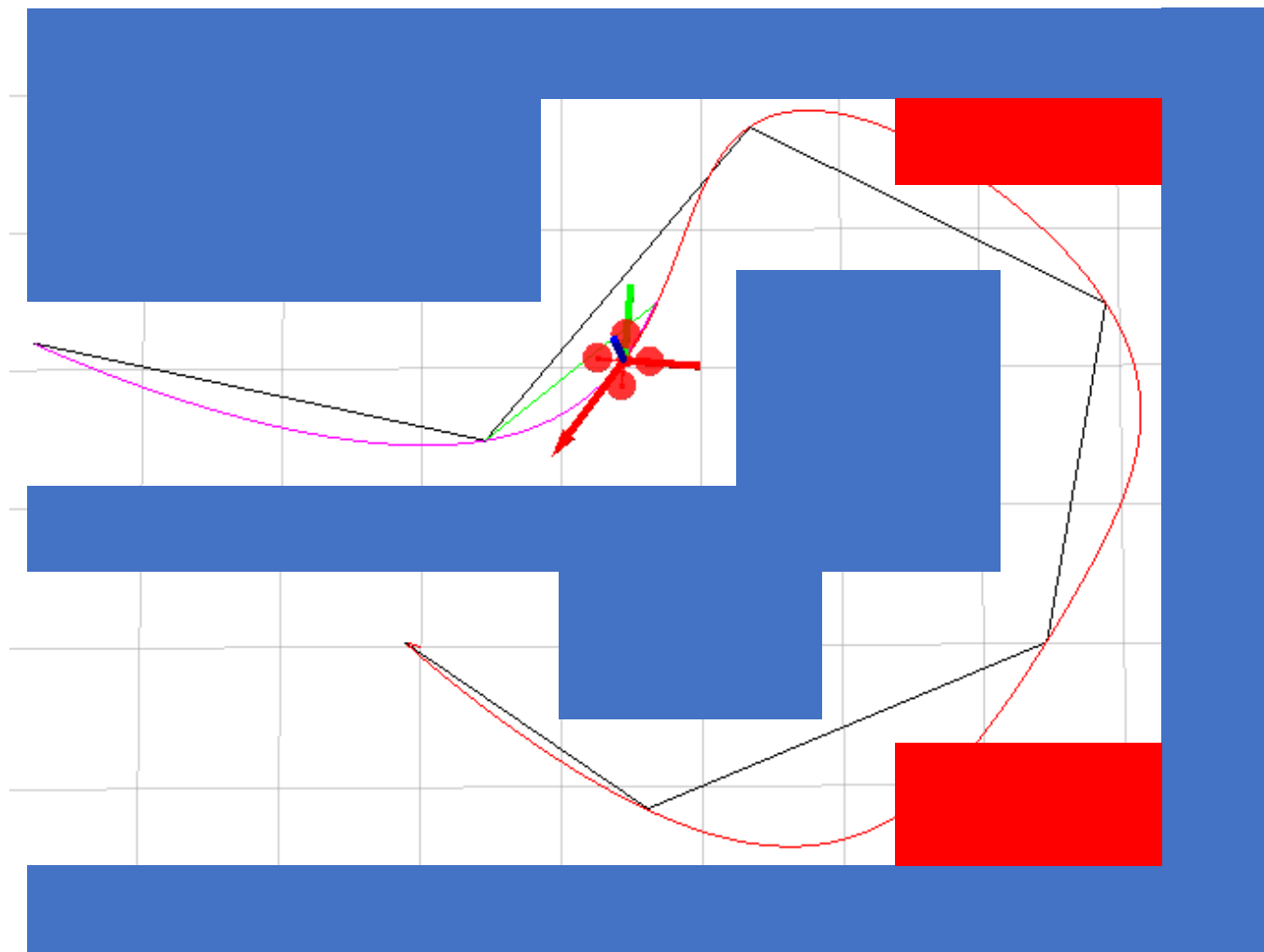
- 可调分段时间比率
- 可调总时间

动态约束？

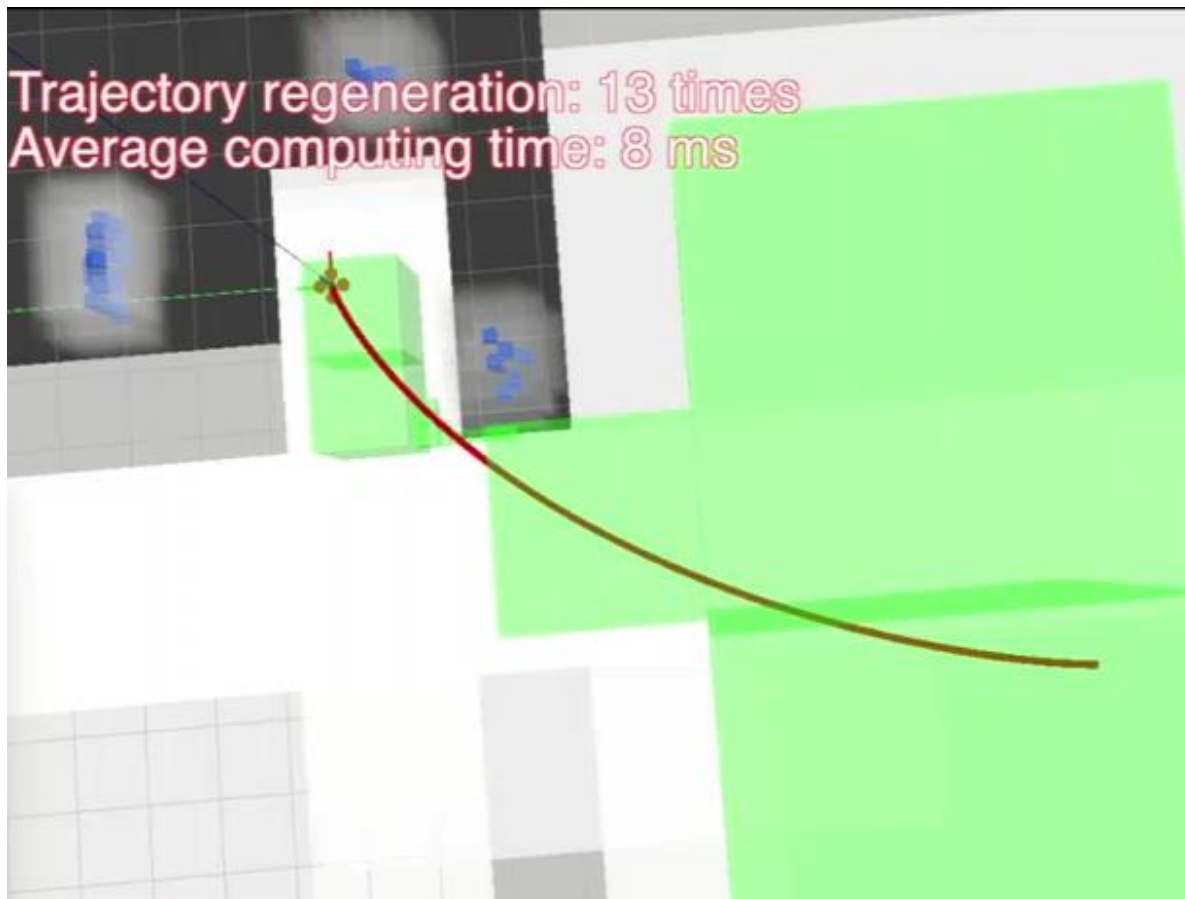
- 无约束，找到最佳时间分配，固定比率
- 保留最佳比率调整总轨迹时间
- 直到约束得到满足

- 可调分段时间比率
- 固定总时间

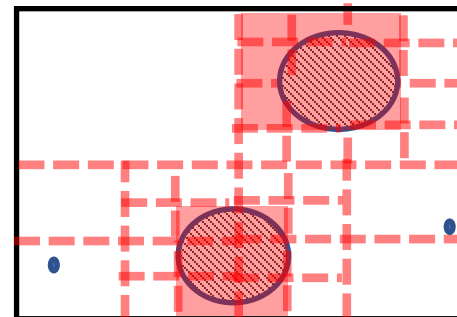
# 更好的解决办法?



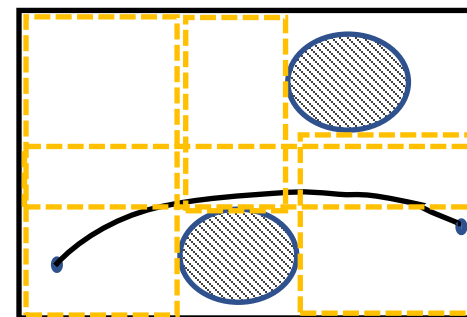
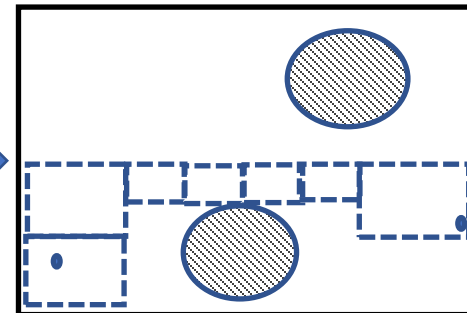
# 确保避障下生成光滑轨迹



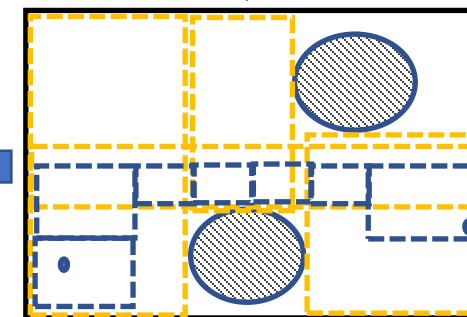
Step 1. 检测障碍物



Step 2. 搜索飞行走廊



Step 4. 生成完全在走廊内的动态可行的轨迹



Step 3. 膨胀飞行走廊

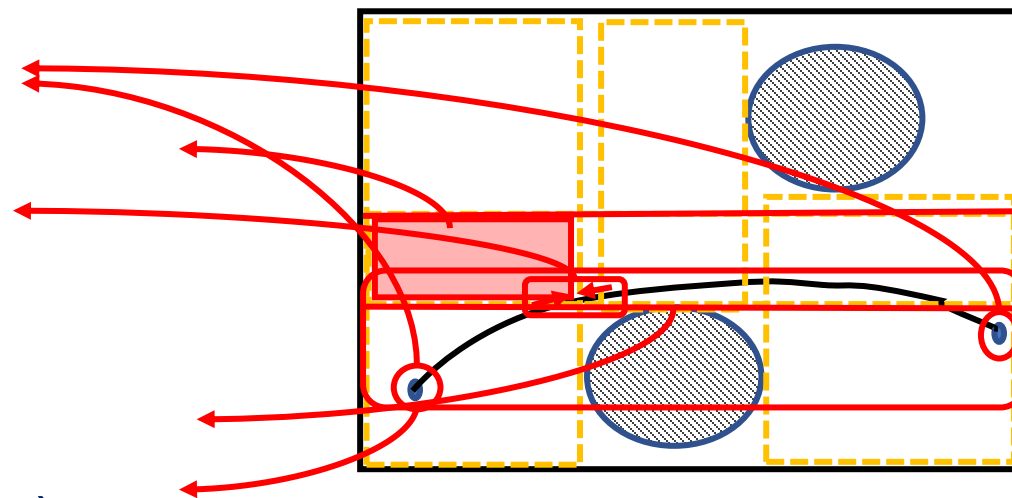
# 确保避障下生成光滑轨迹：构造约束

- 直接线性约束：

- 起始位置状态约束 ( $\mathbf{A}\mathbf{p} = \mathbf{b}$ )
- 中间点约束 ( $\mathbf{A}\mathbf{p} = \mathbf{b}, \mathbf{A}\mathbf{p} \leq \mathbf{b}$ )
- 连续性约束 ( $\mathbf{A}\mathbf{p}_i = \mathbf{A}\mathbf{p}_{i+1}$ )

- 中间线性约束：

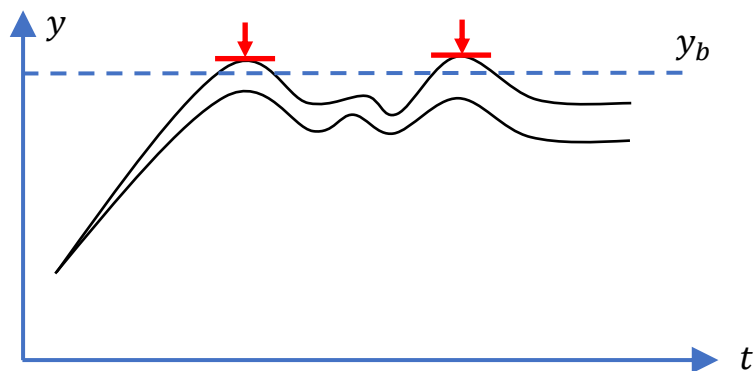
- 边界条件 ( $\mathbf{A}(t)\mathbf{p} \leq \mathbf{b}, \forall t \in [t_l, t_r]$ )
- 动态约束 ( $\mathbf{A}(t)\mathbf{p} \leq \mathbf{b}, \forall t \in [t_l, t_r]$ )
  - 速度约束
  - 加速度约束





# 约束在全局条件下满足

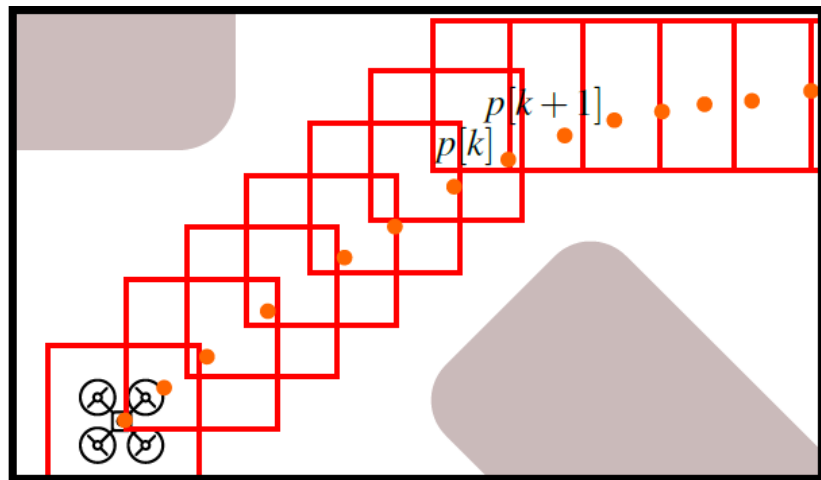
- 迭代检查机制，并增加额外约束



Online generation of collision-free trajectories for quadrotor flight in unknown cluttered environments, J. Chen, **ICRA** 2016

- 迭代求解耗费时间
- 如果没有严格满足所有约束的解。必须迭代10次检查解的存在？

- 在离散时间点上增加数值约束



- 产生过于保守的轨迹
- 太多约束，计算耗费太大

A hybrid method for online trajectory planning of mobile robots in cluttered environments, L Campos-Macías, **RAL** 2017

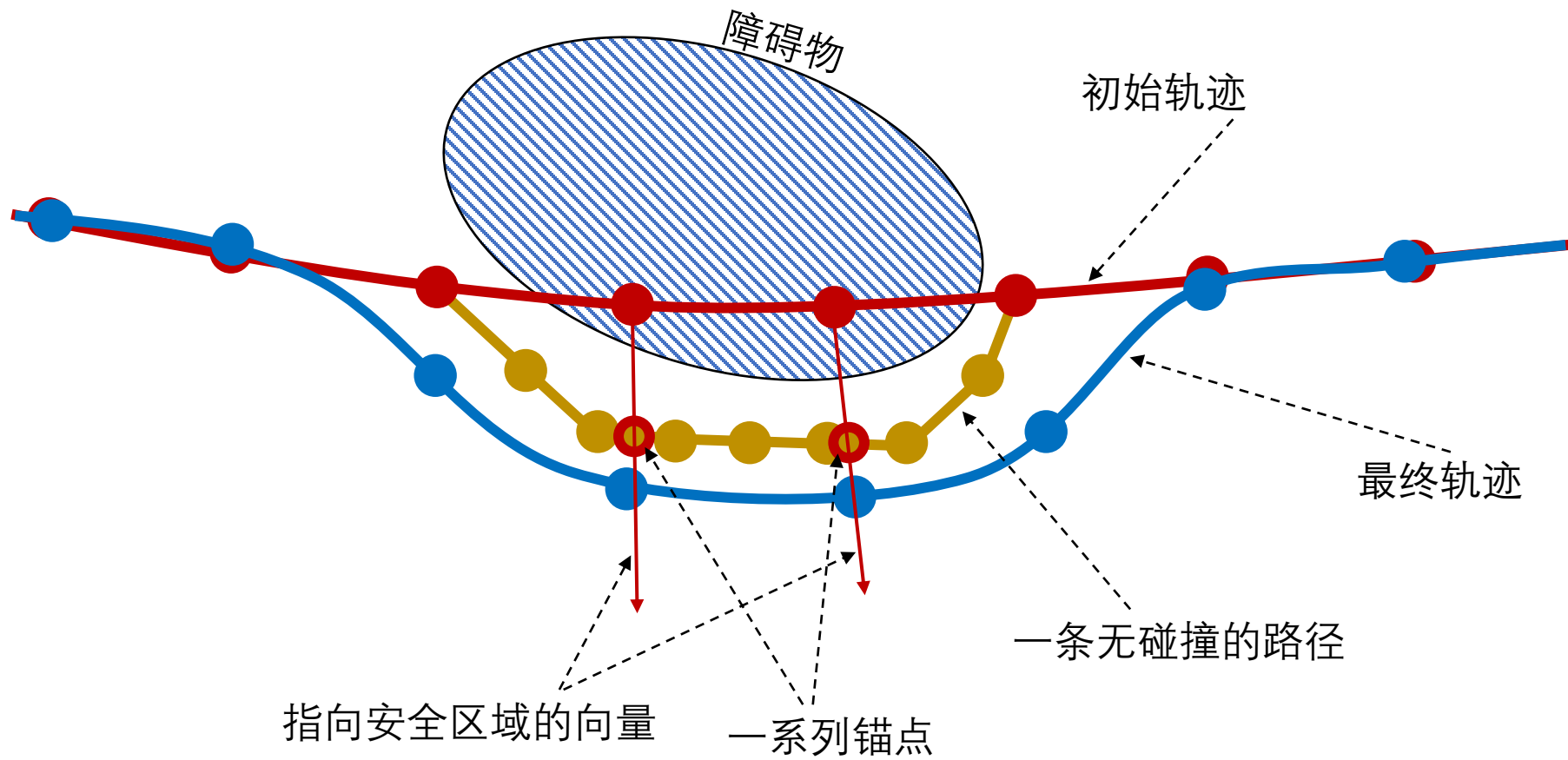
# 解决方案1：迭代约束

## II. Autonomous Flight in Cluttered Indoor Environments

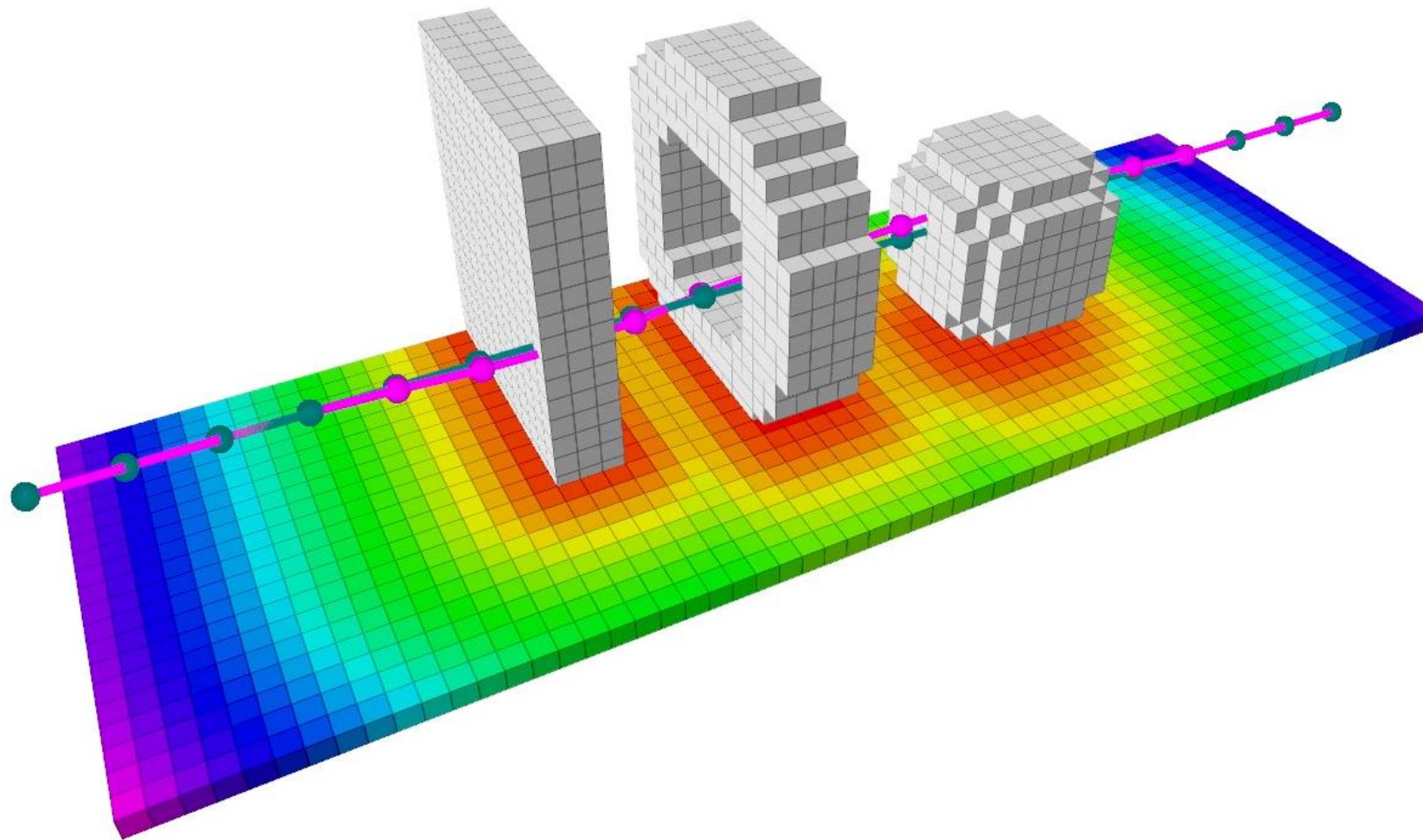
## 解决方案2：保守约束



## 解决方案3：软约束



# 解决方案3：软约束





## 解决方案3: 软约束

# EGO-Planner: An ESDF-free Gradient-based Local Planner for Quadrotors

Xin Zhou, Zhepei Wang, Chao Xu and Fei Gao



ZJU FAST Lab



谢谢观看