



# 时空联合规划

丁文超







- 时空联合规划的概念
- 基于搜索的规划方法
- 基于迭代计算的规划方法
- 基于时空走廊的规划方法
- 应用案例展示



## ⇒ 时空联合规划的概念



### □思考

怎样解决窄道会车问题?

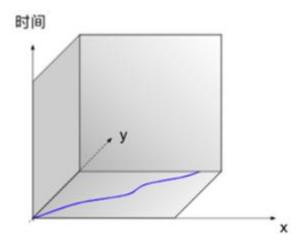




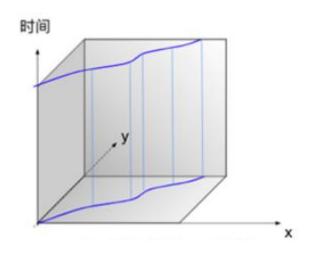
## ⇒ 时空联合规划的概念



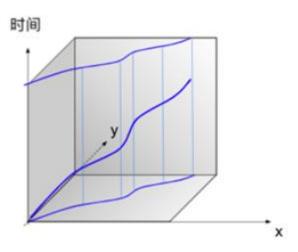
### □ 时空分离算法



第一步: 先在x-y平面求解最佳 行车路线



第二步: 根据路径计算行车速 度的曲面



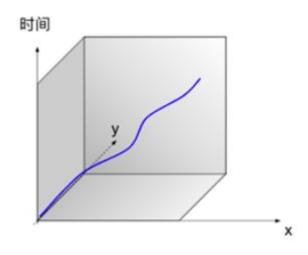
第三步: 计算曲面上的最佳速 度, 获得轨迹



## ⇒ 时空联合规划的概念



### □ 时空联合算法



时空联合: 在三维空间内直接 计算最佳轨迹

时空分离算法	时空联合规划
分两步依次计算两个二维空间的解, 每一步损失一个维度的解空间	直接在三维空间内计算最优解, 求解空间大一个维度
求解速度相对更快,算力要求低	充分考虑动态障碍物信息, 路径规划更合理
复杂动态场景下容易陷入轨迹次优问题	符合人类驾驶习惯, 适合直接学习人类司机行为





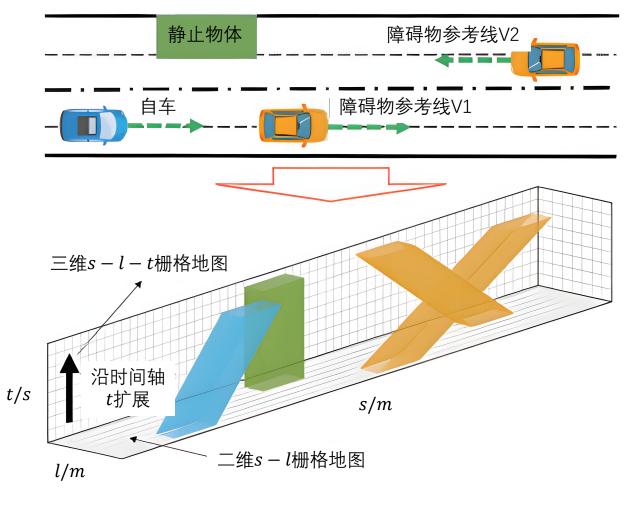
- 时空联合规划的概念
- 基于搜索的规划方法
- 基于迭代计算的规划方法
- 基于时空走廊的规划方法
- 应用案例展示



### 参 基于搜索的路径规划



□ 基于Hybrid A\*的时空联合规划



时空栅格地图



### ⇒ 基于搜索的路径规划

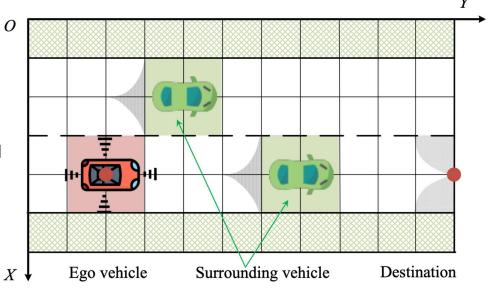


#### □ 构建三维时空联合规划地图

二维x-y栅格地图只具有几何属性,无法直接搜索带有时间属性的可行驶轨迹。

- 建立20占据栅格地图;
- 为了提高搜索效率,消除一部分无用栅格块。

(灰色圆形区域部分: 在最大转向角下也会发生碰撞 或 不可能到达目的) 半径大小: 最小转弯半径; 方向: 车速方向相切)



2D spatial grid Map for a two-lane road

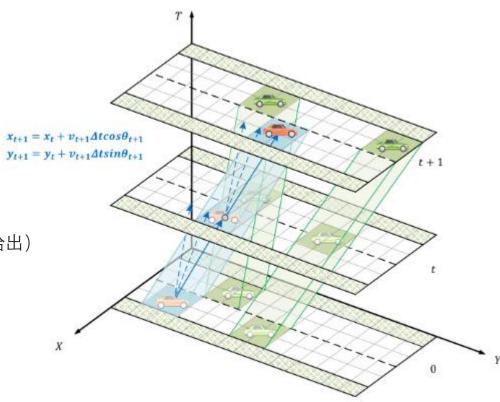
图片来源: Enable faster and smoother spatio-temporal trajectory planning for autonomous vehicles in constrained dynamic environment



### ⇒ 基于搜索的路径规划



- □ 构建三维时空联合规划地图
- 二维栅格地图沿时间轴扩展生成三维时空地图
- 多个地图层相互平行
- 相邻图层中的两个状态根据时间步长由有向边相连
- 蓝色有向边连接的点序列:以  $\Delta t$ 为时间步长离散化的时空轨迹
- 浅绿色部分: 动态障碍物在 $\Delta t$ 为时间步长离散化的位置(由轨迹预测模块给出)





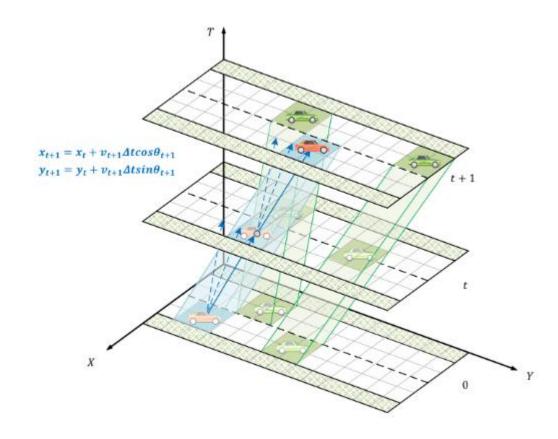
### ➡ 基于搜索的路径规划

#### □ 构建三维时空联合规划地图

三维时空地图包含的信息

- 车辆位置状态信息
- 车辆运动学信息:
  - 蓝色有向线段在X-O-T平面的投影斜率为横向速度
  - 蓝色有向线段在Y-O-T平面的投影斜率为纵向速度
  - 蓝色有向线段在X-O-Y平面的投影倾斜角为偏航角
- 根据相邻状态可以计算动作空间
- 根据动作空间扩展时空地图(图中由蓝色实线、虚线所示)





3D spatio-temporal Map constructed by DAG



### ⇒ 基于搜索的时空联合规划



### □ 基于Hybrid A\*的时空节点扩展

离散化前轮转角集合Δ:

$$\Delta = \left\{ \delta_i \mid -\delta_{max} + (i-1) \cdot \frac{\delta_{max} - (-\delta_{max})}{N-1} \right\}$$

 $\delta_i$ 为离散后的前轮转角

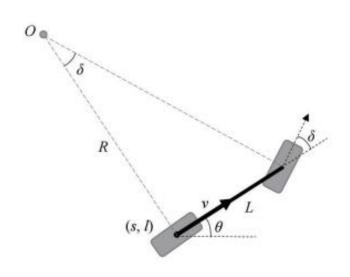
离散加速度集合A:

$$A = \{-a_{max}, ..., 0, ..., a_{max}\}$$

状态更新方程:

$$\begin{cases} s_i = s_p + v_p \cdot dt \cdot \cos \theta_i \\ l_i = l_p + v_p \cdot dt \cdot \sin \theta_i \\ \theta_i = \theta_p + v_i \cdot dt \cdot \tan \delta_i / L \\ v_i = v_p + a_i \cdot dt \\ t_i = t_p + dt \end{cases}$$

dt为相邻节点时间步长



车辆运动学模型



## 参 基于搜索的时空联合规划



□ Hybrid A\*:时空节点启发式函数设计

$$H_i = w_{H1} \cdot \sqrt{(s_{\text{goal}} - s_i)^2 + (l_{\text{goal}} - l_i)^2} + w_{H2} \cdot (t_{\text{goal}} - t_i)$$

欧氏距离启发项时间距离启发项

 $s_{
m goal}$  、  $l_{
m goal}$  分别是目标节点的纵向、横向位置;

 $t_{\text{qoal}}$  为目标节点对应的相对时间,避免陷入时间停滞,加快搜索过程;

 $W_{H1}$ 、 $W_{H2}$ 分别为对应项的权重。



### 参 基于搜索的时空联合规划

#### □ Hybrid A\*:时空节点成本函数设计

$$G_i = G_p + w_{g1} \cdot E_i + w_{g2} \cdot C_i + w_{g3} \cdot S_i$$

$$C_i = |l_i - l_{centerline}|$$

$$E_i = |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{\text{expected}}|$$

$$S_i = R(s, l) \cdot \exp(\cos \theta_r)$$

$$R(s, l) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \times \left( \frac{(s - u_s)^2}{\sigma_{sg}^2} + \frac{(l - u_l)^2}{\sigma_{lg}^2} \right) \right]$$

$$r = (s - u_s, l - u_l)$$

 $G_p$ 为父节点成本

 $E_i$ 为子节点目标代价

 $C_i$ 为子节点舒适性代价

 $S_i$ 为子节点安全性代价

 $W_{g1}$ 、 $W_{g2}$ 、 $W_{g3}$ 为权重系数

(s,l)、 $(u_l,u_s)$ 分别表示节点和障碍物的位置;

 $\sigma_{sg}$ 、  $\sigma_{lg}$ 分别表示障碍物在s向、l向的权重系数;

r为节点相对于障碍物的位置向量;

 $\theta_r$ 为向量r与障碍物速度v之间的夹角。

通过上述成本函数的设计可以提高轨迹的拟人性



### 参 基于搜索的时空联合规划

#### □ Hybrid A\*生成参考轨迹

- 以当前自车所在位置 $(s_1, l_1, \theta_1, v_1, t_1)$ 为起点进行时空节点扩展;
- 扩展过程中考虑节点无碰撞和道路边界约束问题进行检查;
- 通过节点代价评估寻找最优扩展节点,直至达到目标节点;
- 通过各个最优节点得到初始粗轨迹。



#### **Algorithm 1**: Hybrid A\* Algorithm for Spatio-Temporal Trajectory Search

Input: A spatio-temporal DAG map

Output: The optimal spatio-temporal trajectory from initial position to destination

- 1 Initialize the trajectory set with the initial point;
- 2 Initialize the *open* set with the initial point;
- 3 Construct the  $closed_i$  set at different time step according to the dynamic obstacles;
- 4 while the open set is not empty do

```
Estimate the Cost of each node in the open set with
(2):
```

- Take the node *current* with the lowest *Cost* as the vehicle states  $s_t$ :
- Add the states  $s_t$  to the trajectory set;
- if The selected node current is the destination then

The trajectory is found successfully; 9

```
else
10
          Remove the current node from the open set;
11
          Generate the neighbouring nodes in the next
12
           map layer with (1);
          for each neighbouring node do
13
             if it is in the closed_{t+1} then
14
```

```
ignore it
15
              else
                  if it is not in the open set then
                      Add it to the open set
18
                  end
19
20
              end
          end
21
      end
22
```

23 t=t+1; 24 end

25 return





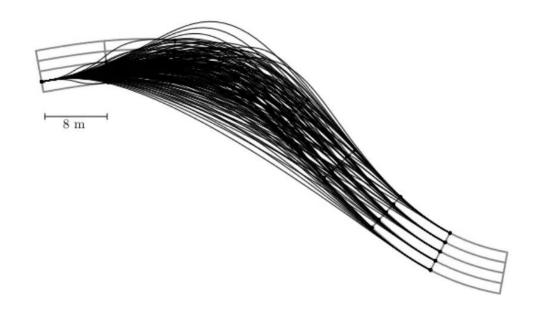
- 时空联合规划的概念
- 基于搜索的规划方法
- 基于迭代计算的规划方法
- 基于时空走廊的规划方法
- 应用案例展示



### 参 基于迭代计算的时空规划方法



- □ 暴力搜索方法潜在问题
- 时空联合搜索的轨迹空间过于庞大;
- 减少时间和空间上的搜索复杂度,使规划聚焦于最优解可能出现的区域?



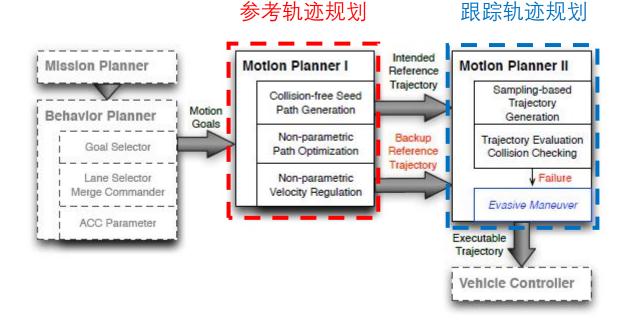


### ⇒ 基于迭代计算的时空规划方法



#### □ 迭代计算方式求解流程

- Step 1 参考轨迹规划 考虑道路集合形状、障碍物、生成易于调整的类人参考时空轨迹
- Step 2 跟踪轨迹规划 选择进一步满足运动学和动力学约束的参数化轨迹





### ⇒ 基于迭代计算的时空规划方法

#### □ 种子路径生成

利用动态规划(DP)求解以下问题 生成无碰的最短路径

$$\min_{\{e_{n_k \to n_{k+1}}\}} \sum_{k=0}^{K-1} C(e_{n_k \to n_{k+1}})$$

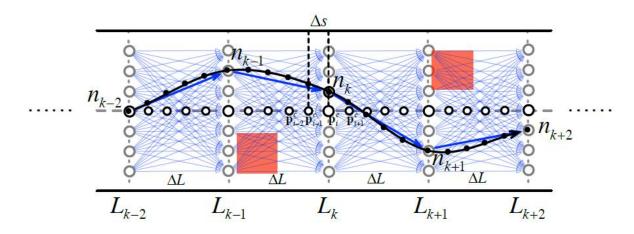
$$C(e) = w_d \cdot d(e) + (1 - w_d) \cdot o(e) + \delta_{obstacle}(e)$$



#### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

#### 跟踪轨迹的规划





### 参 基于迭代计算的时空规划方法



#### □ 非参数化路径优化

路径表示为一系列路径点

$$P = {\mathbf{p}_i \mid i = 0... N - 1}$$

每个路径点的位置

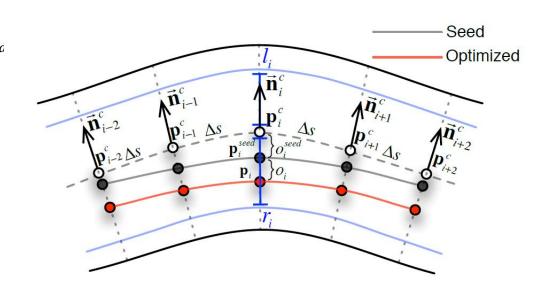
$$\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i^c + (o_i + o_i^{seea})$$

 $\mathbf{p}_{i}^{c}$ 中心线的采样点位置, $o_{i}$ 待优化的偏移量  $o_i^{seed}$ 种子路径得到的偏移量,  $\vec{\mathbf{n}}_i^c$ 径向单位向量

#### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

跟踪轨迹的规划





### ⇒ 基于迭代计算的时空规划方法

#### □ 非参数化路径优化

每个路径点的位置

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_i^c + \left(o_i + o_i^{seed}\right) \cdot \overrightarrow{\mathbf{n}}_i^c$$

路径的曲率近似表示为

$$\boldsymbol{u}_i = \frac{\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}_i}{\|\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}_i\|}$$

优化路径

### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

跟踪轨迹的规划

$$\min_{\{o_i\}} \left( \sum_{i=0}^{N-1} \omega_{\kappa} \cdot \|\boldsymbol{\kappa}_i\| + (1 - \omega_{\kappa}) \cdot |o_i| \right)$$



### ⇒ 基于迭代计算的时空规划方法

#### □ 速度调整

对每个路径点赋值相应的速度 $v_i^{reg}$ 并做出以下约束:

 $v_i^{reg} \leq V_{lon}^{Limit}$ 道路速度规定

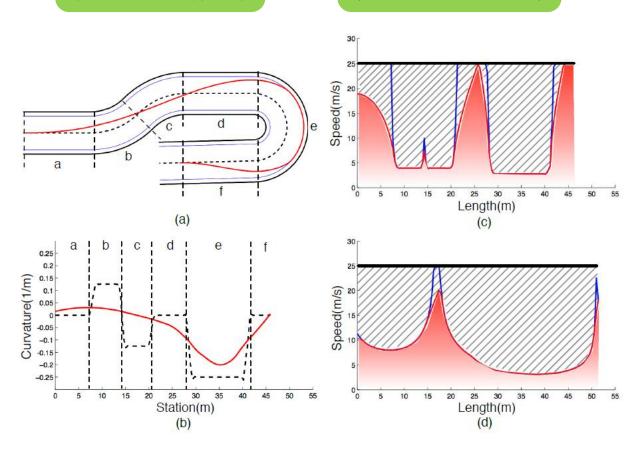
 $|\kappa_i| \cdot (v_i^{reg})^2 \le A_{lat}^{Limit}$ 最大向心加速度

 $-D_{lon}^{Limit} \leq \dot{v}_i^{reg} \leq A_{lon}^{Limit}$ 最大纵向加速度/减速度

### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

#### 跟踪轨迹的规划





### 基于迭代计算的时空规划方法



#### □ 参数化路径生成

• 以多项式曲率的螺旋线作为路径参数

### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

跟踪轨迹的规划

$$x(s) = \int_0^s \cos(\theta(s)) \cdot ds$$

$$y(s) = \int_0^s \cos(\theta(s)) \cdot ds$$

$$\theta(s) = \int_0^s \kappa(s) \cdot ds$$

$$\kappa(s) = p_0 + p_1 \cdot s + p_2 \cdot s^2 + p_3 \cdot s^3$$

- 且满足边界条件 $X_0 = [x_0, y_0, \theta_0, \kappa_0]^T$ ,  $X_f = [x_f, y_f, \theta_f, \kappa_f]^T$
- 利用打靶法[1]求解上述边界问题



### ⇒ 基于迭代计算的时空规划方法

#### □ 聚焦式轨迹参数化速度生成

指定速度为时间的三次多项式

$$v(t) = q_0 + q_1 t + q_2 t^2 + q_3 t^3$$

速度满足以下等式,已知初末状态 $v_0, a_0, v_f, a_f, s_f$ 

$$v(0) = v_0 = q_0$$

$$a(0) = a_0 = q_1$$

$$v(t_f) = v_f = q_0 + q_1 t_f + q_2 t_f^2 + q_3 t_f^3$$

$$a(t_f) = a_f = q_1 + 2q_2t_f + 3q_3t_f^2$$

$$s(t_f) = s_f = q_0 t_f + \frac{1}{2} q_1 t_f^2 + \frac{1}{3} q_2 t_f^3 + \frac{1}{4} q_3 t_f^4$$



#### 参考轨迹的规划

(考虑道路形状、障碍物)

#### 跟踪轨迹的规划



### 参 基于迭代计算的时空规划方法

### □ 轨迹采样与评估

根据到达时间、轨迹末位置和速度在参考轨迹采样

参考轨迹的规划 (考虑道路形状、障碍物)

跟踪轨迹的规划 (考虑运动学、动力学约束)

轨迹评估: 相对参考轨迹的累积横向偏移距离和时间偏移

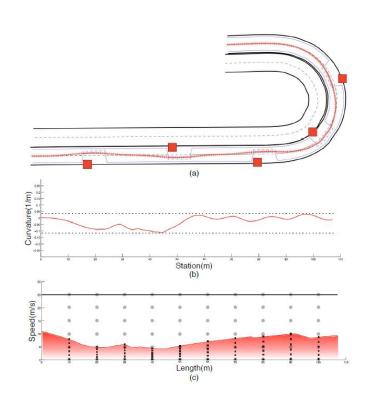
$$cost = \omega_{spatial} \cdot C_{spatial} + \omega_{temporal} \cdot C_{temporal}$$

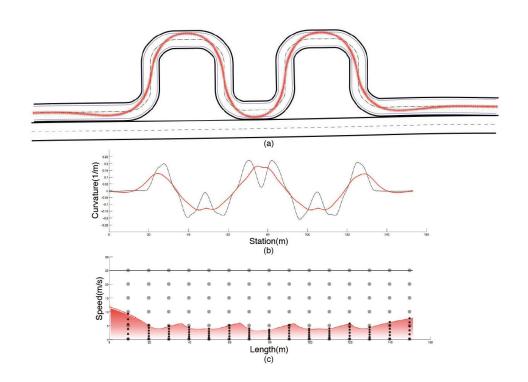


### 参 基于迭代计算的时空规划方法

### □ 如何加速迭代计算方法规划效率?

- 利用优化粗略生成初始的非参数化轨迹
- 在参考的轨迹附近聚焦搜索以减少计算









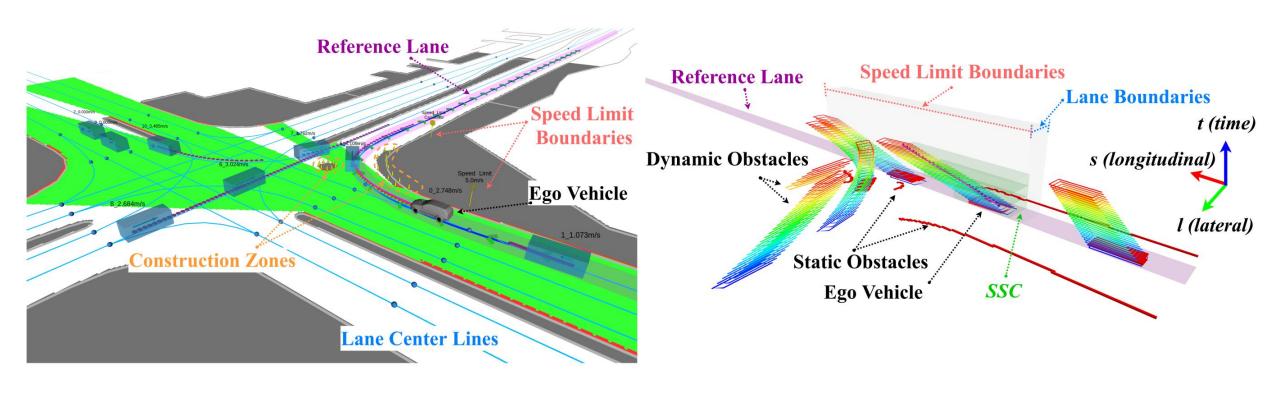
- 时空联合规划的概念
- 基于搜索的规划方法
- 基于迭代计算的规划方法
- 基于时空走廊的规划方法
- 应用案例展示





#### □ 语义时空走廊的概念

- 规划面临的问题:自动驾驶的语义要素具有不同形式的数学表征;保证规划轨迹的安全性和可行性。
- **语义时空走廊**(Semantic Spatio-Temporal Semantic Corridor)一系列被**语义要素约束**的相互连接的**无碰撞**立方体。







#### □ 轨迹生成框架

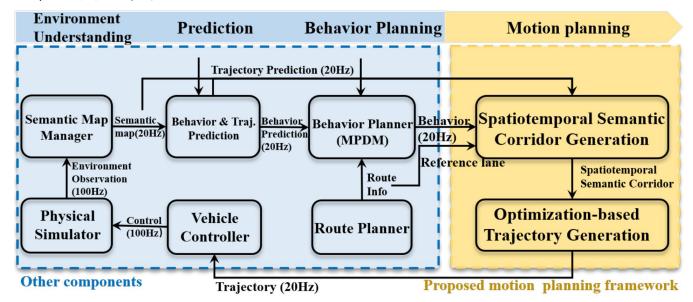
- 环境理解:处理规划所需要的语义要素(占据栅格地图、动态物体、车道线、交通规则);
- 预测:提供移动物体的未来轨迹;
- 行为规划MPDM[2]:

假设所有车辆执行有限的闭环策略(车道保持,左变道,右变道);

使用简化模型模拟所有车辆的未来状态;

根据代价函数评估未来的局面,选择最优的行为;

运动规划:时空语义走廊生成/轨迹优化。







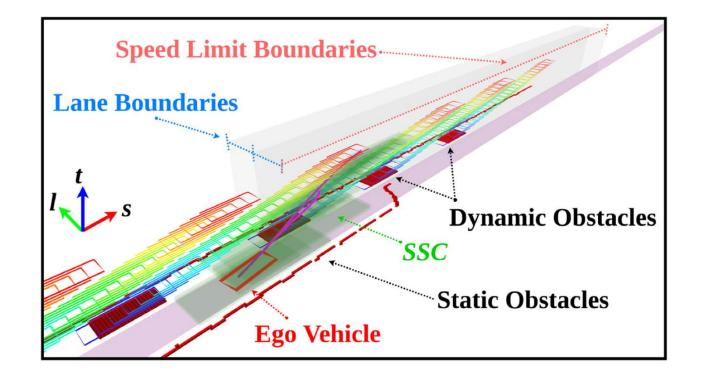
#### □ 语义时空走廊的障碍物要素

坐标系: s-l-t 3D构型空间(Recall: 用于搜索的s-l-t栅格地图)

静止障碍物: 横跨整个时间轴的障碍物

动态障碍物: 根据预测轨迹在时间轴上存在的一系列障碍物

红灯: 占据特定纵向空间和时间的障碍物







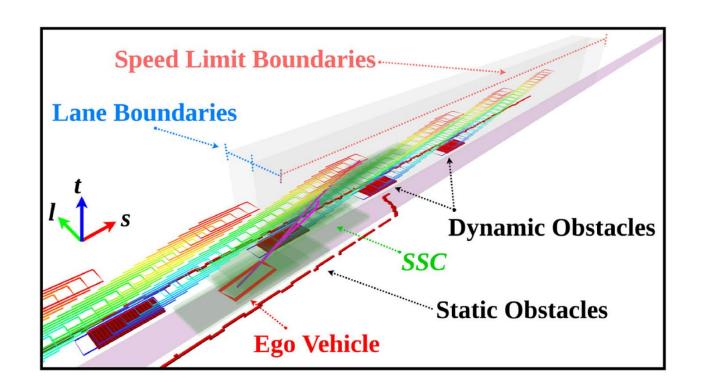
#### □ 语义时空走廊的约束要素

速度约束: 道路限速, 停止标志

时间约束: 变道时长

软约束与硬约束

语义边界的概念:特定语义约束开始和停止生效的位置,例如速度约束的纵向范围 $[s_{begin}, s_{end}]$ ,变道时长约束的横向范围 $[d_{begin}, d_{end}]$ 







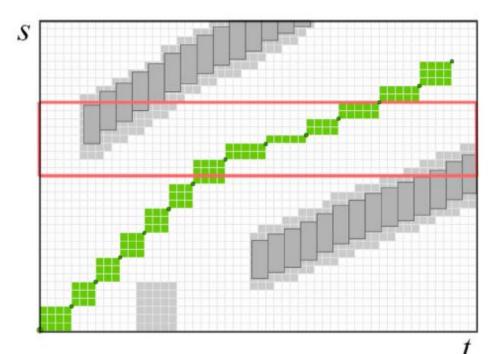
- □ 语义时空走廊构建: 输入数据
- 其他车辆的未来状态(MPDM前向模拟)
- 自车初始状态
- 语义边界
- s-l-t构型空间

- 1: Inputs: forward simulated states  $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ , initial state  $x_{\text{des}}$ , semantic boundaries  $\mathcal{B}$ , slt configuration space  $\mathcal{E}$ ;
- 2: Initializes: seeds  $S^{\text{seed}} = \emptyset$ ;
- 3:  $S^{\text{seed}} \leftarrow \text{SeedGeneration}(\{x_0, x_1, \dots, x_t\}, x_{\text{des}});$
- 4:  $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{CubeInflation}(S^{\text{seed}}, \mathcal{B}, \mathcal{E})$ ;
- 5:  $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{ConstraintAssociation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{B})$ ;
- 6:  $C^{\text{final}} \leftarrow \text{CubeRelaxation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{E})$ ;



#### □ 语义时空走廊构建: 生成种子

- 将前向模拟状态投影至s-l-t坐标系
- 初始立方体由连续两个种子作为顶点构成
- 初始立方体需保证无碰撞
- 保证时空拓扑的一致



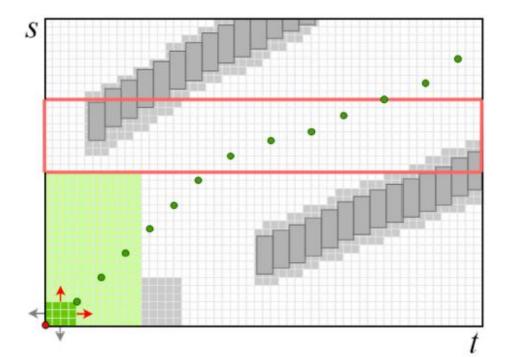


- 移动障碍物
  - 膨胀障碍物
  - 前向轨迹种子
  - 初始立方体
  - 速度约束边界

- Inputs: forward simulated states  $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ , initial state  $x_{\text{des}}$ , semantic boundaries  $\mathcal{B}$ , slt configuration space  $\mathcal{E}$ ;
- 2: Initializes: seeds  $S^{\text{seed}} = \emptyset$ ;
- $S^{\text{seed}} \leftarrow \text{SeedGeneration}(\{x_0, x_1, \dots, x_t\}, x_{\text{des}});$
- $\mathcal{C}^{\text{min}} \leftarrow \text{CubeInflation}(\mathcal{S}^{\text{seed}}, \mathcal{B}, \mathcal{E})$ ;
- $C^{\text{infl}} \leftarrow \texttt{ConstraintAssociation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{B});$
- 6:  $C^{\text{final}} \leftarrow \text{CubeRelaxation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{E})$ ;



- □ 语义时空走廊构建: 膨胀立方体
- 将第一个立方体膨胀至语义边界和障碍物





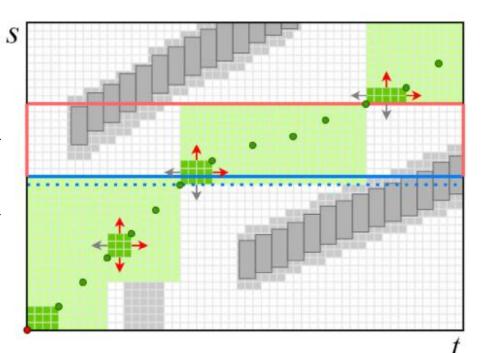
- 可膨胀方向
- 不可膨胀方向
  - 前向轨迹种子
  - 膨胀后立方体
- 速度约束边界

- Inputs: forward simulated states  $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ , initial state  $x_{\text{des}}$ , semantic boundaries  $\mathcal{B}$ , sltconfiguration space  $\mathcal{E}$ ;
- 2: Initializes: seeds  $S^{\text{seed}} = \emptyset$ ;
- $S^{\text{seed}} \leftarrow \text{SeedGeneration}(\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_n\})$
- $C^{\text{infl}} \leftarrow \texttt{CubeInflation}(S^{\text{seed}}, \mathcal{B}, \mathcal{E});$
- $\mathcal{C}^{\text{infl}} \leftarrow \texttt{ConstraintAssociation}(\mathcal{C}^{\text{infl}}, \mathcal{B})$ ;
- $C^{\text{final}} \leftarrow \text{CubeRelaxation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{E})$ ;



#### □ 语义时空走廊构建: 关联约束

- 第二个立方体: 以第一个立方体的最后一个种子 和立方体外的第一个种子构成初始立方体
- 第三个立方体:初始立方体和语义边界相交,只 允许单向膨胀(s轴正方向)





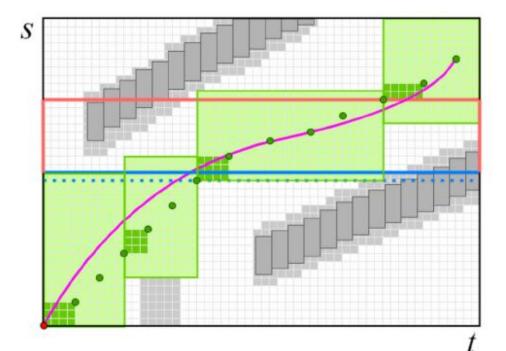
- 可膨胀方向
- ▶ 不可膨胀方向
  - 初始立方体
- 膨胀后立方体
- 相交的语义边 界

- Inputs: forward simulated states  $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ , initial state  $x_{\text{des}}$ , semantic boundaries  $\mathcal{B}$ , slt configuration space  $\mathcal{E}$ ;
- 2: Initializes: seeds  $S^{\text{seed}} = \emptyset$ ;
- $S^{\text{seed}} \leftarrow \text{SeedGeneration}(\{x_0, x_1, \dots, x_t\}, x_{\text{des}});$
- $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{CubeInflation}(S^{\text{seed}}, \mathcal{B}, \mathcal{E})$ :
- $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{ConstraintAssociation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{B});$
- 6:  $\mathcal{C}^{\text{final}} \leftarrow \text{CubeRelaxation}(\mathcal{C}^{\text{infl}}, \mathcal{E})$ ;



#### □ 语义时空走廊构建: 放宽边界

- 考虑软约束, 留出额外的空间
- 保留硬约束和避障





- ▶ 可膨胀方向
- ▶ 不可膨胀方向
  - 初始立方体
- 时空语义走廊
- 优化后轨迹

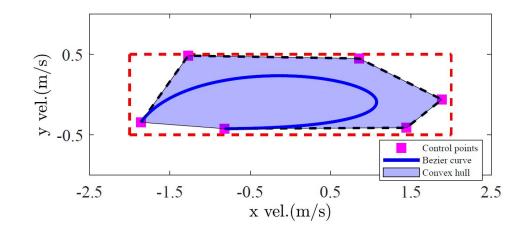
- Inputs: forward simulated states  $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ , initial state  $x_{\text{des}}$ , semantic boundaries  $\mathcal{B}$ , slt configuration space  $\mathcal{E}$ ;
- 2: Initializes: seeds  $S^{\text{seed}} = \emptyset$ ;
- 3:  $S^{\text{seed}} \leftarrow \text{SeedGeneration}(\{x_0, x_1, \dots, x_t\}, x_{\text{des}});$
- 4:  $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{CubeInflation}(S^{\text{seed}}, \mathcal{B}, \mathcal{E})$ ;
- 5:  $C^{\text{infl}} \leftarrow \text{ConstraintAssociation}(C^{\text{infl}}, \mathcal{B})$ ;
- $\mathcal{C}^{\text{final}} \leftarrow \texttt{CubeRelaxation}(\mathcal{C}^{\text{infl}}, \mathcal{E})$ ;

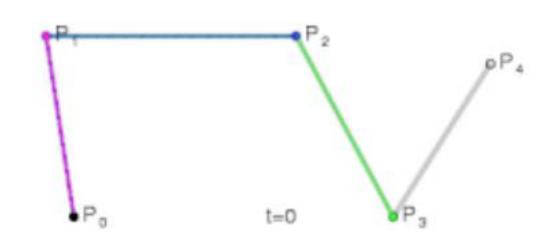




### □ 保证安全性和可行性的轨迹生成

- 贝塞尔曲线  $f(t) = p_0 b_m^0(t) + p_1 b_m^1(t) + \dots + p_m b_m^m(t) = \sum_{i=0}^m p_i \cdot b_m^i(t), t \in [0, 1]$
- Bernstein多项式 $b_m^i(t) = {m \choose i} t^i \cdot (1-t)^{m-i}$
- 控制点 $p = [p_0, p_1, ..., p_m]$
- 凸包性质: f(t)能保证被完全限制在控制点p组成的凸包内
- Hodograph性质: 贝塞尔曲线的导数 $\frac{df(t)}{dt}$ 是由控制点 $p_i^{(1)} = m \cdot (p_{i+1} p_i)$ 组成的另一条贝塞尔曲线









#### □ 轨迹表示

- 每个时空走廊中的立方体对应着一段贝塞尔曲线
- 每个维度 $\sigma \in \{s,l\}$ 各用一条n段的贝塞尔轨迹表示
- $p_i^I$ 对应着第*I*段轨迹的第*i*个控制点, $t_0$ ,  $t_1$ , ...,  $t_n$ 是每段轨迹的初始和末尾时刻
- 使用尺度因子 $\alpha_i$ 保证轨迹定义在[0, 1]的区间上

$$f^{\sigma}(t) = \begin{cases} \alpha_{1} \cdot \sum_{i=0}^{m} p_{i}^{1} \cdot b_{m}^{i} \left(\frac{t-t_{0}}{\alpha_{1}}\right), t \in [t_{0}, t_{1}] \\ \alpha_{2} \cdot \sum_{i=0}^{m} p_{i}^{2} \cdot b_{m}^{i} \left(\frac{t-t_{1}}{\alpha_{2}}\right), t \in [t_{1}, t_{2}] \\ \vdots \\ \alpha_{n} \cdot \sum_{i=0}^{m} p_{i}^{n} \cdot b_{m}^{i} \left(\frac{t-t_{n-1}}{\alpha_{n}}\right), t \in [t_{n-1}, t_{n}] \end{cases}$$





#### □ 轨迹优化问题(二次规划QP)

• 最小化jerk

$$J_{i} = \omega_{s} \int_{t_{j}-1}^{t_{j}} \left( \frac{d^{3} f^{s}(t)}{dt^{3}} \right)^{2} dt + \omega_{l} \int_{t_{j}-1}^{t_{j}} \left( \frac{d^{3} f^{l}(t)}{dt^{3}} \right)^{2} dt$$

• 利用凸包性质得到的安全和动力学约束, $\beta_{i,-}^{\sigma,(k)}$ 和 $\beta_{i,+}^{\sigma,(k)}$ 表示第j段轨迹k阶导数的上下界

$$\beta_{j,-}^{\sigma,(k)} \le \frac{d^k f_j^{\sigma}(t)}{dt^k} \le \beta_{j,+}^{\sigma,(k)}, \ \sigma \in \{s,l\}, k = 0,1,2$$

首末状态约束

$$\frac{d^k f_0^{\sigma}(t_0)}{dt^k} = \sigma_{t_0}^{(k)}, \ \frac{d^k f_n^{\sigma}(t_n)}{dt^k} = \sigma_{t_n}^{(k)}$$

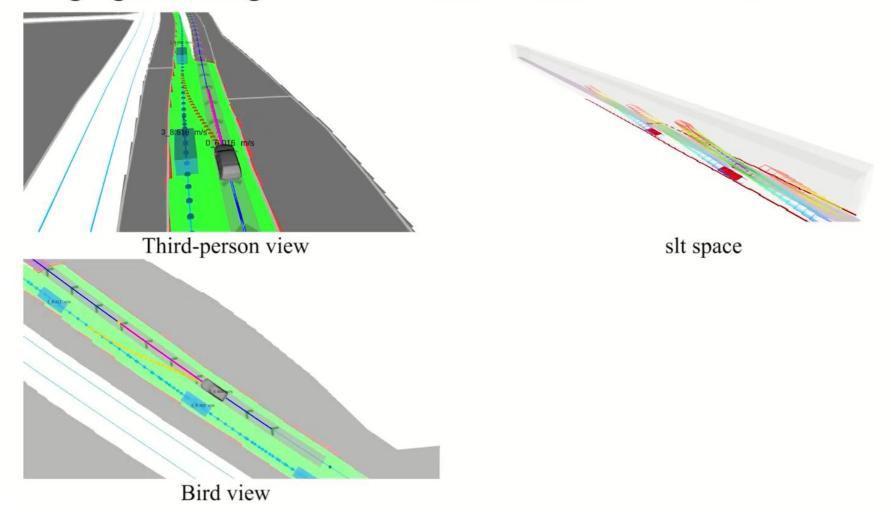
连续性约束

$$\frac{d^k f_j^{\sigma}(t_j)}{dt^k} = \frac{d^k f_{j+1}^{\sigma}(t_j)}{dt^k}$$





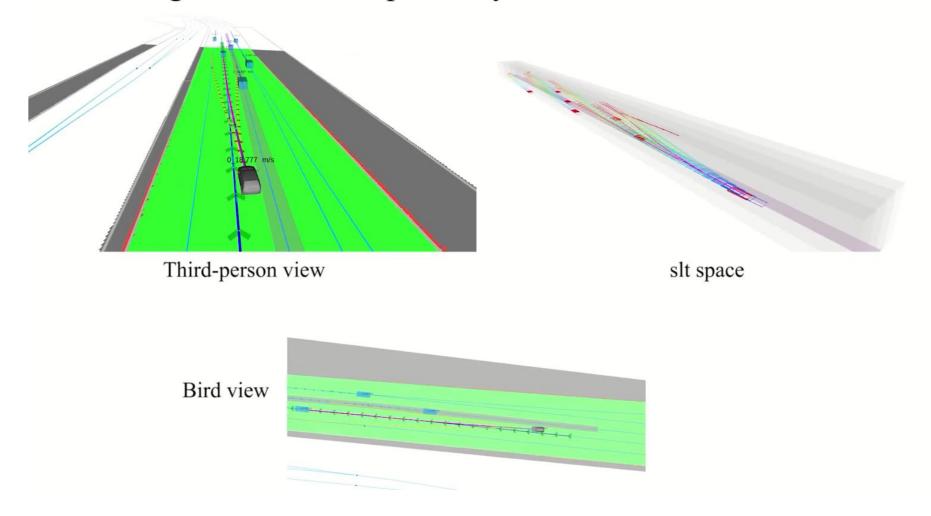
Merging into congested traffic due to road construction







### Overtaking on an urban expressway with dense traffic

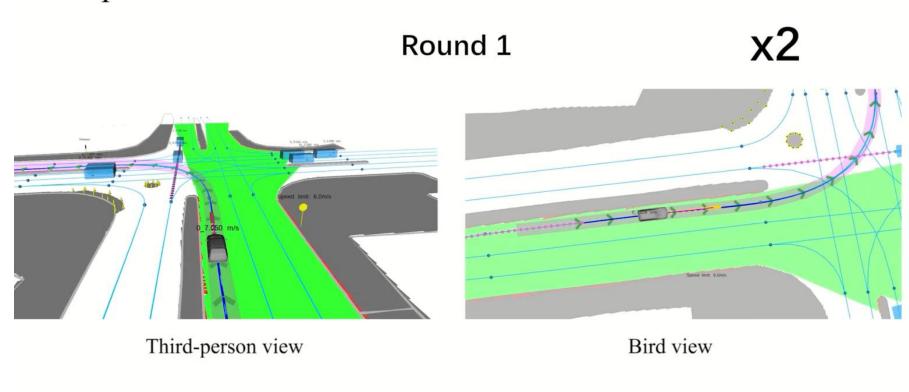


在交通密集的城市快速路超车





An unprotected left turn at an intersection



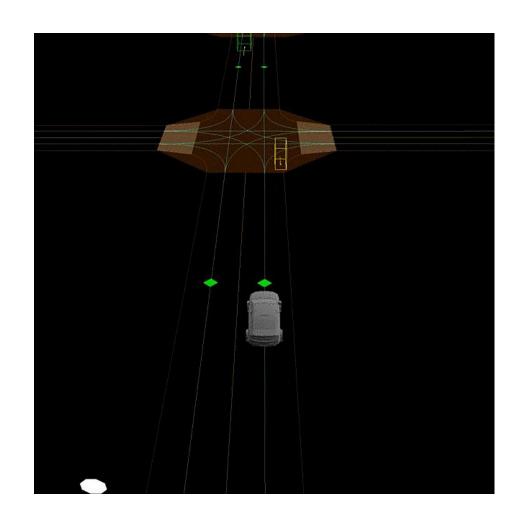


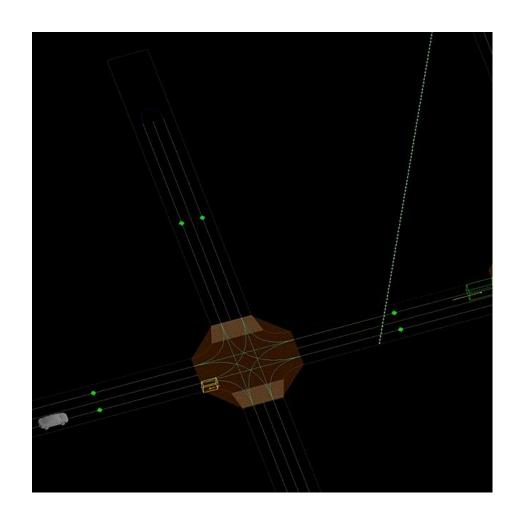


- 时空联合规划的概念
- 基于搜索的规划方法
- 基于迭代计算的规划方法
- 基于时空走廊的规划方法
- 应用案例展示



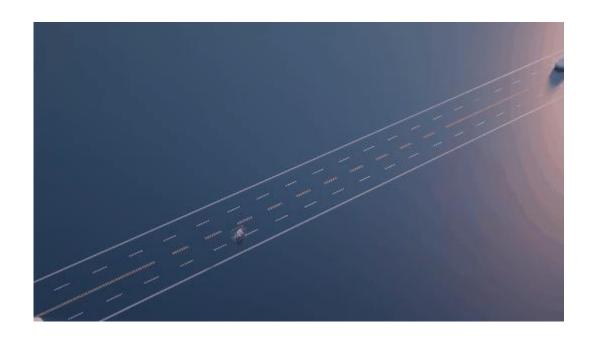


















感谢聆听

**Thanks for Listening** 

