

长安汽车杯

GUDC | 用数据创想未来

全球华人大学生数据应用创新赛

基于简化能量场的汽车安全分析可视化及模型预测控制方法

兰迪队

目录页

01 题目分析

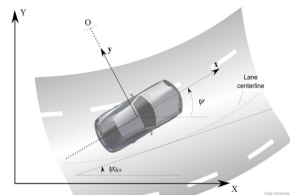
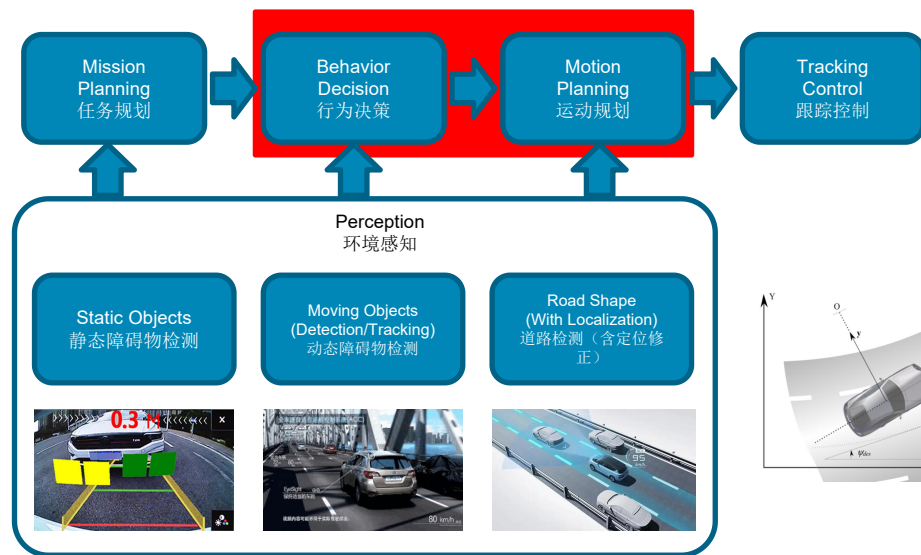
02 背景分析

03 方法描述

04 实验分析

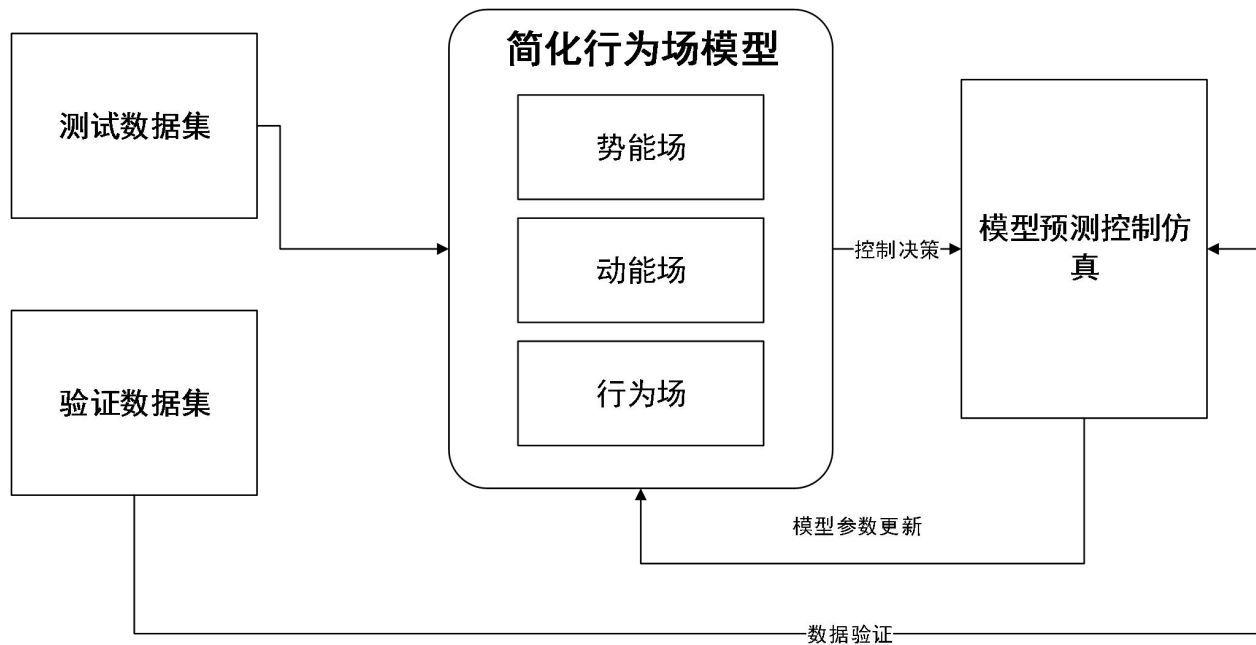
01 题目分析

题目分析



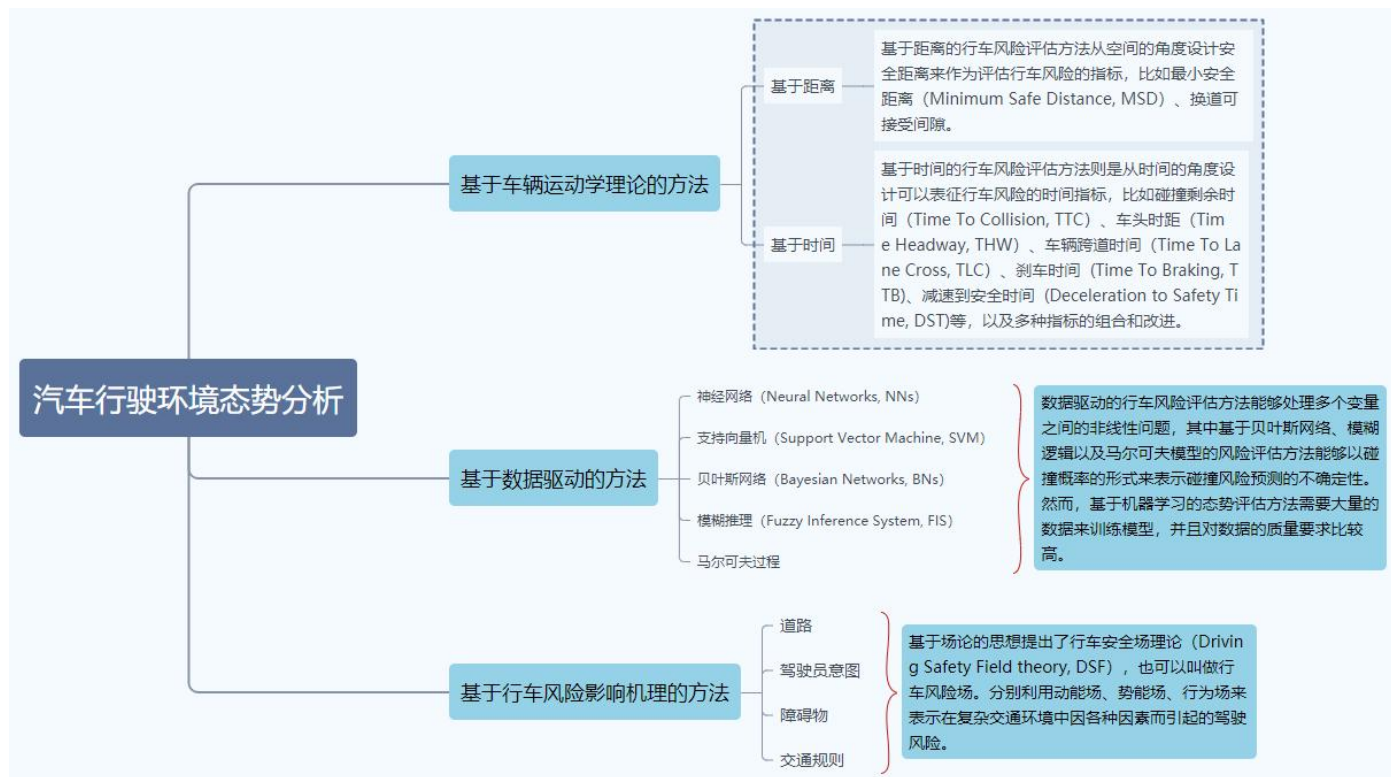
作为智能汽车系统的“大脑”，决策模块依赖于环境感知系统获取的信息的质量，并需要对感知出的信息进行准确地综合认知，从而做出合理的决策。然而，环境感知系统具有不确定性，可能受外界环境和自身硬件故障等不确定性因素影响，导致感知的信息不完备或者错误。同时，在利用感知的信息进行综合认知时，也可能由于忽略了交通参与者行为的不确定性导致认知的不准确，从而做出不合时宜的决策。而在动态交通环境中，车辆与其周围的交通参与者之间的行为具有交互性，车辆的决策会相互影响，一个不合时宜的决策可能造成不可弥补的损失。因此，研究不确定性和交互性的动态交通环境下智能汽车的行车态势评估、决策与控制等问题对提高车辆的安全性和智能性具有重要意义。

报告内容结构



02 背景分析

汽车行驶环境态势分析



03 方法描述

简化的行车安全场模型

- 通过观察数据，由于数据字段比较稀疏，数据量比较少，无法使用既有中提出的既有的行车安全场模型。
- 通过分析数据，现有的数据包括如下分类：
 - **势能场相关数据**：主要有目标检测字段、部分静态地图字段和可行驶区域点集字段构成。
 - **动能场相关数据**：要有目标检测字段、车道线、静态地图字段等。
 - **行为场相关数据**：主要有自车运动、静态地图等字段。

$$\bullet \quad E_{S_j} = E_{R_j} + E_{V_j} + E_{D_j}$$

$$\bullet \quad = \sum_m E_{R_{mj}} + \sum_n E_{R_{nj}} + \sum_p E_{D_{pj}}$$

$$\bullet \quad = \sum_m \sum_{object} E_{R_{mj-o}} + \sum_n \sum_{land_lane} E_{R_{nj-ll}} + \sum_p \sum_{Driver} E_{D_{pj-d}}$$

$$\bullet \quad = \sum_m \sum_{object} \sum_{weight} w_{R_{mj-o}} O_o + \sum_n \sum_{land_lane} \sum_{weight} w_{R_{nj-ll}} lane_{ll} + \sum_p \sum_{Driver} \sum_{weight} w_{D_{pj-d}} D_d$$

(4)

- 式中， $E_{R_{mj-o}}$ 为目标识别字段围绕目相关的场合场强，包括运动物体、交通环境物体等； $E_{R_{nj-ll}}$ 为车辆道路线相关的势能场在 j 处的场强矢量； $E_{D_{pj-d}}$ 为与驾驶员相关的在 j 处的场强矢量。
- $w_{R_{mj-o}}$ 、 $w_{R_{nj-ll}}$ 、 $w_{D_{pj-d}}$ 分别为面对不同的风险目标根据不同的情况进行打分并加权。

车道场景复杂度分析

- 本报告中将场景复杂度分为静态场景复杂度和动态场景复杂度。其中静态场景复杂度引入信息熵理论，计算离散信息源的信息量总和，考虑静态场景要素的类型和权重；动态场景复杂度引入加速引力模型，考虑场景参与者和测试车辆之间的距离、速度等的相互影响因素。

- 静态场景复杂度引入信息熵理论确定静态场景要素的信息熵，考虑静态场景要素的类型和权重。静态复杂度系数（信息熵）计算公式为 $\theta = -\sum_{i=1}^h p_i \log p_i$ (5)

- 式中： θ 为静态场景复杂度系数； h 为静态场景复杂度中各个场景组成要素所对应分组标签的类型数； p_i 为根据静态场景复杂度构建的图形结构中相同类型节点数与节点总数的比值。

- 不同静态环境要素权重根据专家打分确定： $C_s = \theta_1 \times (\sum_{i=0}^N \beta_i \sum Y_i)$ (6)

- C_s 为静态场景复杂度； β_i 为静态场景组成要素中第 n 个分组所对应的权重； Y_i 为静态场景组成要素中第 n 个分组内各个场景组成要素所对应的预设分值之和。

- 动态场景复杂度与场景中的动态因素有关。将动态因素对测试车辆的影响作用视为环境复杂度的场效应机制，测试车辆与场景参与者之间的相对速度与距离作为衡量场强度的指标，对环境复杂度的场分布进行数学描述，将动态因素进行抽象概括。

- 根据测试车辆属性与交通参与者属性初步形成具有场效应的复杂度引力模型结构体系，其模型的基本形式为 $C_D = c \times K_1$ (7)

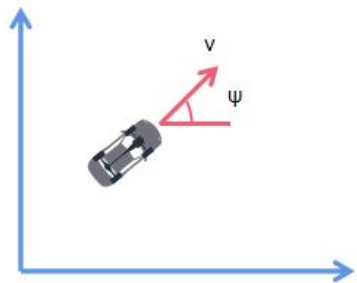
- C_D 为动态场景复杂度； K_1 为测试车辆的属性值； c 为常数。

- 测试车辆的属性值的计算公式为 $K_1 = a \frac{v_1}{d_1} \cos \theta$ (8)

- 式中： a 为常系数，为调整模型规范的一个常数； v_1 为测试车辆的行车速度； d_1 为测试车辆与交通参与者的距离； θ 为测试车辆与其他交通参与者之间的夹角。

- 根据静态场景复杂度和动态场景复杂度计算得到道路测试场景的复杂度，即 $C = C_s \cdot C_D$ (9)

模型预测控制的车体动力学模型



所以我们汽车的状态向量就是 $X = [x, y, \psi, v]$ (9)

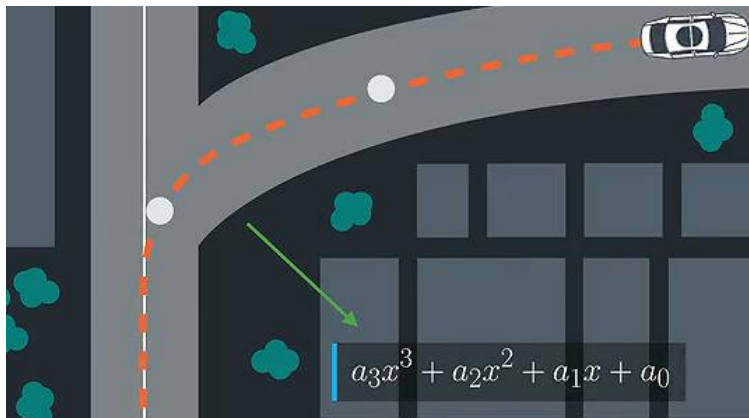
$$x_{t+1} = x_t + v * \cos(\varphi_t) * dt \quad (10)$$

$$y_{t+1} = y_t + v * \sin(\varphi_t) * dt \quad (11)$$

然后，对于偏向角 φ :

$$\varphi = \varphi + \frac{v}{L_f} * \delta * dt \quad (12)$$

我们用到了转角加速度 δ ，然后 L_f 表示汽车的半轴长，与转弯半径相关，这个值越大，转弯半径越大。然后呢，当去读越快的时候，转弯速度也是最快的，所以速度也包含在内。



模型预测控制

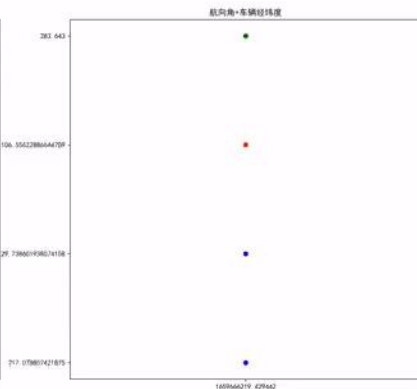
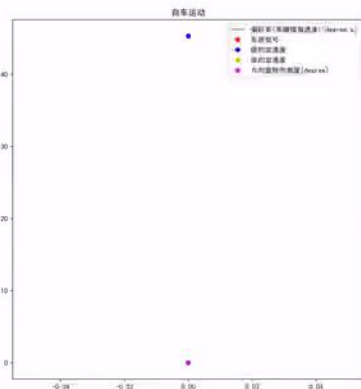
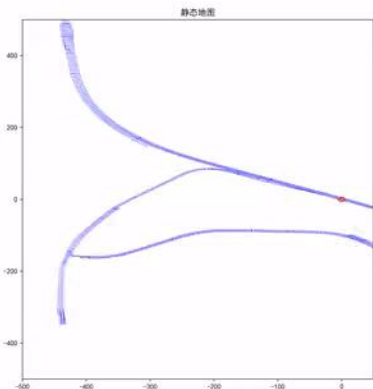
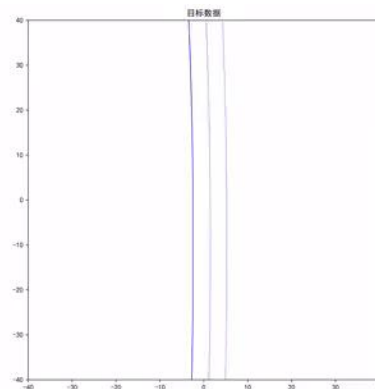
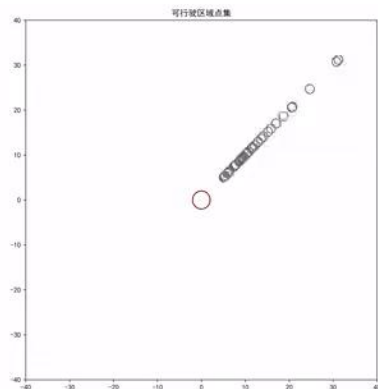
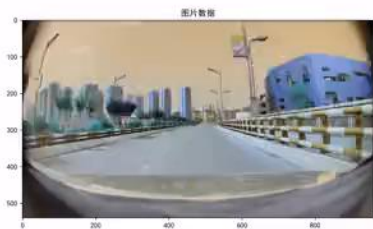
- 模型预测控制是通过行车风险的模型预测系统在某一未来时间段内的表现来进行优化控制。具体控制方法可以分为以下几个步骤：
 - **Step1:** 估计/测量当前 k 时刻的系统状态。
 - **Step2:** 基于输入 $u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+N}$ （控制区间，自己选定）来对代价函数进行最优化控制，计算得到最优输入和系统输出 $y_k, y_{k+1}, \dots, y_{k+N}$ （预测区间）。
 - **Step3:** 只选取最优化结果中的第一个 u_k 作为系统输入实施。
 - **Step4:** 在下一时刻返回Step2重复上述步骤实现滚动优化过程。
- 在模拟仿真中，我们定义损失函数 \mathcal{L} 作为汽车下一步行动的决策方向（汽车速度 v 及方向 a ）。
 - $$\mathcal{L}_{v,a} = \min_J E_{S_J} = \min_J (\sum_m E_{R_{mj}} + \sum_n E_{R_{nj}} + \sum_p E_{D_{pj}}) \quad (5)$$
- 通过选择最小的损失 $\mathcal{L}_{v,a}$ 来决策下一步动作。

04 实验分析

实验过程简述



实验数据准备



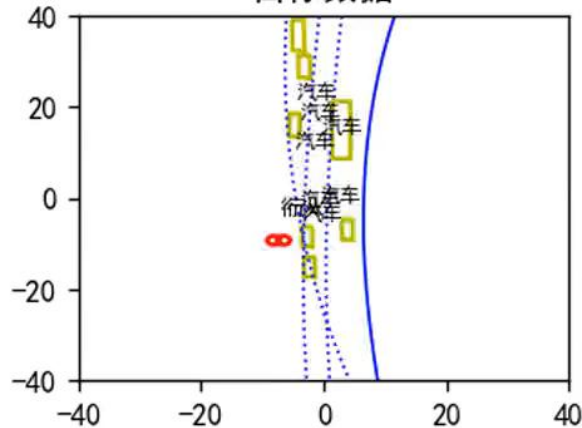
图像数据	可行驶区域	目标数据
静态化图	自行车运动数据	航向角和车辆经纬度数据

实验数据准备

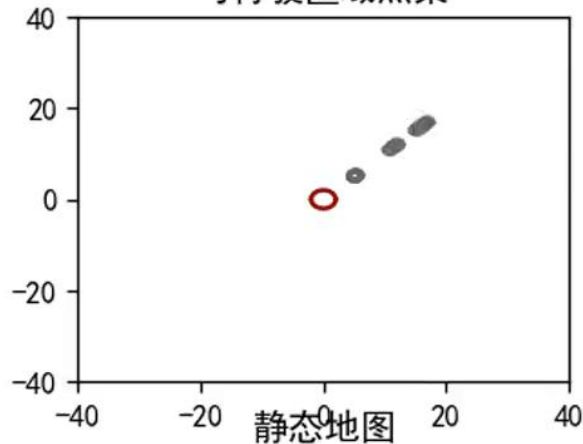
图片数据



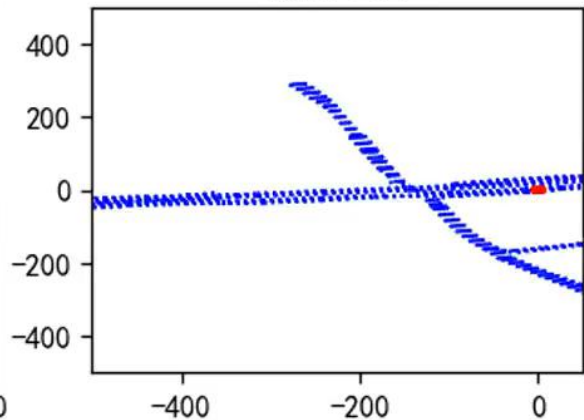
目标数据



可行驶区域点集



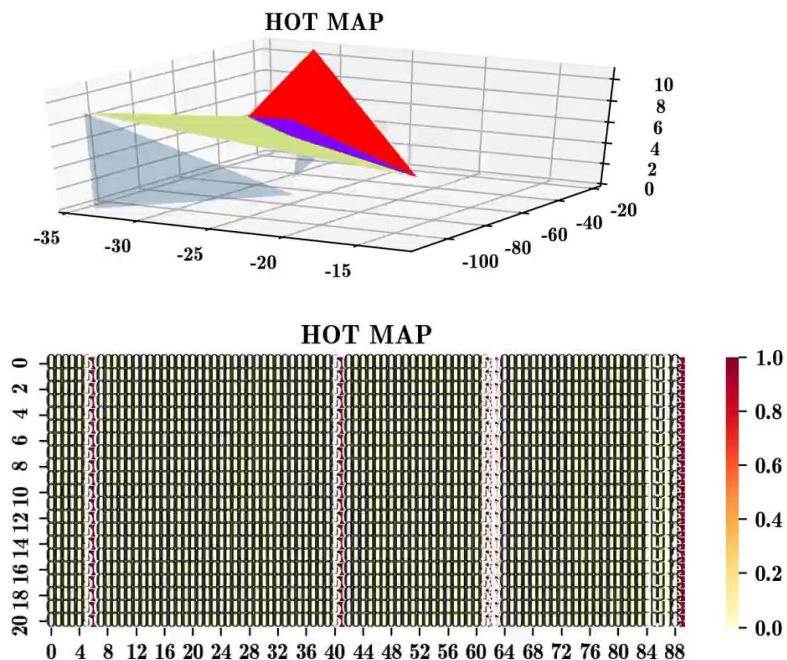
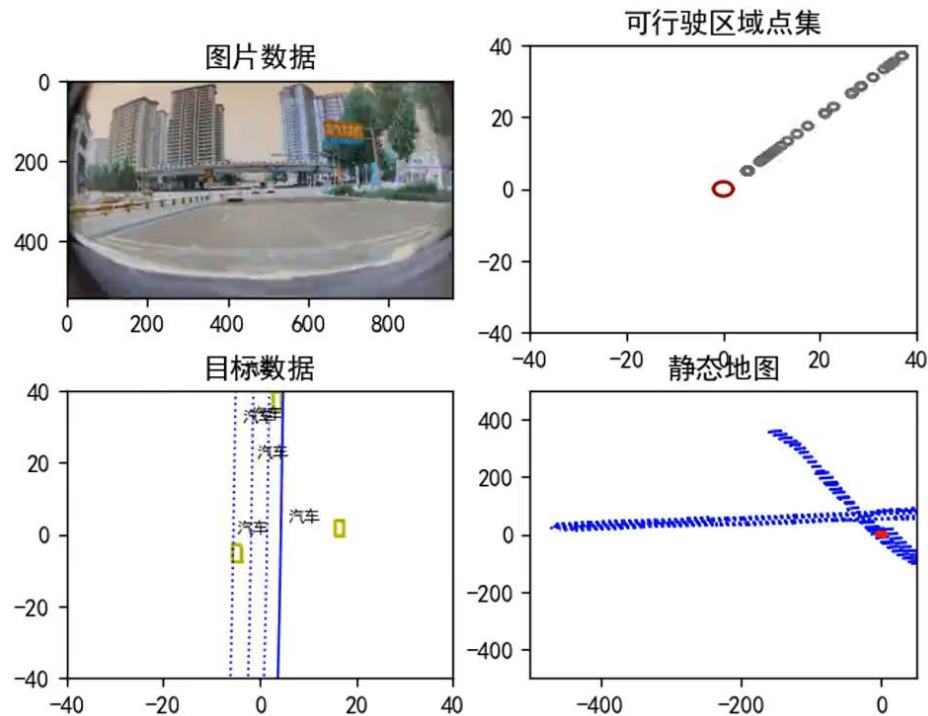
静态地图



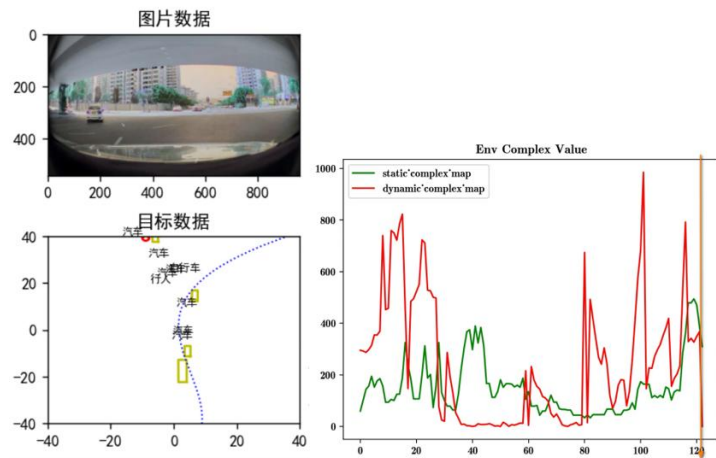
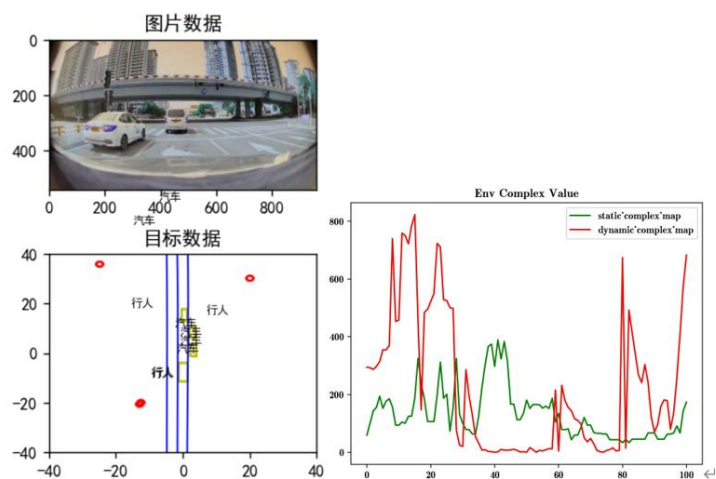
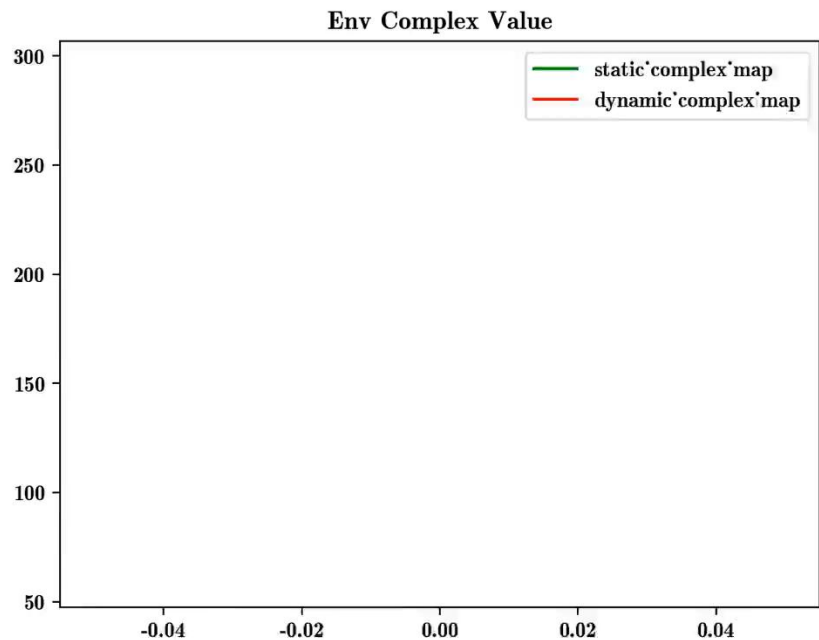
对数据集观察结论

- 数据集的数据字段简单不适合较复杂因素的模型;
- 数据集的数量较少, 不适合使用复杂神经网络的模型;

实验数据之风险图热力图



实验数据之场景复杂度时序图



实验数据之模型预测控制

长安汽车杯

GUDC | 用数据创想未来
全球华人大学生数据应用创新赛

感谢观看

团队名