# 预训练模型-模型设计及训练集

## 模型设计及数据pipeline

## **Encoder**

## 方案A: 多通道图像 + EfficientNet Encoder

以自车为中心的栅格图,去除所有障碍物类型

只保留主干,去掉分类,可能去掉最后一层MConv,去掉全局池化,使用1x1卷积得到 embedding

#### **Parameters**

大致3M-5M

#### Channels

- 1. 基于线段构建的他车BOX, 以灰度/01形式表示, 灰度为置信度
- 2. 基于线段构建的车位BOX,以灰度/01形式表示,灰度为置信度
- 3. 道路信息的栅格基座表示,以灰度/01形式表示,灰度为置信度
- 4. 背景障碍物BOX,以灰度/01形式表征,灰度为置信度
- 5. 自车BOX, 放置在图形正中,以01形式表示
- 6. Goal, 以01形式表示

#### **Encoder**

- 1. [1,2,3,4,5] -> ResetNet A + MaxPool-> C1 -> K, V
- 2. [6] -> ResetNet B + MaxPool -> C2 -> Q

## 优缺点

#### 优点

- 通过以自车为中心构造栅格图,可以完整捕捉全局空间布局。
- 多个通道分别表达不同的语义信息有助于网络从整体场景中提取结构化特征。
- 利用ResNet18提取局部与全局特征,再经过MaxPool下采样,能获得紧凑的表示,再分 开处理Goal信息(作为Q)和其他信息(作为KV),使得目标指向性更明确。

#### 缺点

- 可能会丢失部分细节,尤其是对于一些边缘信息
- 目标或障碍物较小,灰度表示的精度可能会受到影响
- 需要根据高低速砍感受野

## 方案B: 基于预处理后的obj数据 + MHA

基于env N\*8 + Target(x step), 预处理得到obj 中心点及其他物理量

比如 S = (x,y, abs\_dis, hit\_dis, dtype)

采用PointNet形式,每个OBJ独立映射,再进行全局特征提取

#### 特征

## ego\_history\_feature

每frame处理成相对于初始位置的相对位置[x,y, heading, v, acc]

#### agent\_feature

把每frame的每agent特征处理成[x,y, heading, v, acc, abs\_dis, hit\_dis, type?(type需要额外处理进行embedding或者升维)]

整体储存为class(只是为了面向对象)

## vector\_graph\_feature\* 先放着

把每frame的每agent特征处理成[x,y]

#### **Encoder**

- 1. [N,S] -> MLP A -> [N, 384]
- 2. [N, 384] -> MHA/SHA -> K, V [200, 768]
- 3. T -> single embedding layer -> Q [x, 768]

## 优缺点

#### 优点

- 预处理阶段直接将环境中每个对象的关键物理量作为输入,信息更明确、语义明确
- encoder在充分训练后,可以精确判断碰撞风险和目标相对位置
- 计算更适合并行化

## 缺点

- 对预处理的准确性要求较高
- 缺乏全局的空间语义,全局理解完全依赖decoder

## 方案C: A+B+稀疏MLP特征映射

结合A和B, A encode 全局特征,B 作为直接物理量(更适合模型"测量"),通过 laynorm+MLP进行高维表征融合

## **Encoder**

- 1. 方案A(缩减版)-> C1, V1
- 2. 方案B(缩减版) > C2, V2
- 3. [C1, C2] -> MLP [in -> 384 -> out(768)] -> K, V
- 4. [V1, V2] -> MLP [in -> 384 -> out(768)] -> Q

## 优缺点

## 优点

- 同时包含全局语义和局部语义
- 鲁棒性高

## 缺点

- 需要合理的特征对齐设计
- 需要稍多的参数量和训练量
- 耗时高(训练和推理)