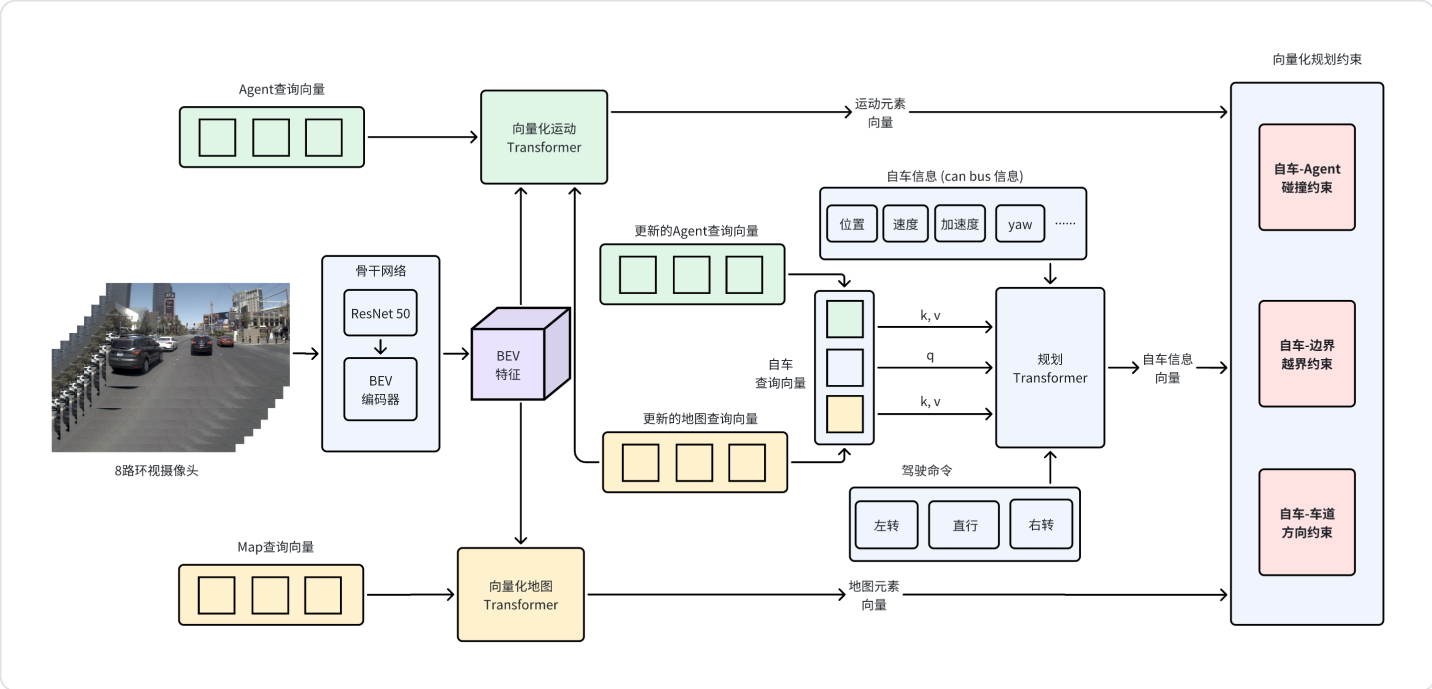


# 光轮端到端模型交付报告

## 1. 模型信息

### 1.1 模型架构



#### 1. 骨干网络特征提取阶段：

- 输入：多帧、多视角的图像输入。（8个cameras）
- 处理：
  - ResNet50将多视角图像来编码图像特征。
  - BEV编码器将图像特征转换为鸟瞰图(BEV)特征。
- 输出：BEV特征

#### 2. 向量化场景学习阶段（Vectorized Scene Learning）：

- **向量化地图（Vectorized Map）**：使用一组Map queries从BEV特征图中提取地图信息，并预测地图向量和每个地图向量对应的类别分数。考虑了**三种地图元素**：车道分隔线(divider)、道路边界(boundary)和人行横道(ped\_crossing)。
  - 输入：地图查询（Map Queries）和BEV特征
  - 处理：向量化地图Transformer（Vectorized Map Transformer）
  - 输出：
    - 更新后的地图查询（Updated Map Queries）

- 运动向量（Motion Vector）：表示其他车辆的预测轨迹
  - 向量化Agent运动（Vectorized Agent Motion）：使用一组Agent queries通过Deformable Attention从共享的BEV特征图中学习agent级别的特征。agent的属性（位置、类别、方向等）通过基于MLP的解码头从agent queries中解码得到。
    - 输入：Agent查询（Agent Queries）和BEV特征
    - 处理：向量化运动Transformer（Vectorized Motion Transformer）
    - 输出：
      - 更新后的Agent查询（Updated Agent Queries）
      - 地图向量（Map Vector）：表示道路结构等静态环境信息
3. 规划推理阶段（Planning）：
- **Planning via Interaction**：使用一个随机初始化的Ego Query通过与agent queries和map queries的交互来隐式学习场景特征。
  - **Planning Head**：采用一个简单的基于MLP的planning head，结合ego queries、ego state特征和高级驾驶命令(high-level command)来输出规划轨迹。
4. 向量化规划约束（Vectorized Planning Constraints）：引入三个向量化规划约束，用于优化规划结果。
- **Ego-Agent碰撞约束（Ego-Agent Collision Constraint）**
    - 输入：Ego向量和运动向量
    - 目的：确保规划的轨迹与其他车辆保持安全距离
  - **Ego-边界越界约束（Ego-Boundary Overstepping Constraint）**
    - 输入：Ego向量和地图向量
    - 目的：确保规划的轨迹不会越过道路边界
  - **Ego-车道方向约束（Ego-Lane Directional Constraint）**
    - 输入：Ego向量和地图向量
    - 目的：确保规划的轨迹方向与车道方向一致

## 1.2 模型参数量

- 58406845

## 1.3 训练情况

超参数	参数	值
-----	----	---

	initial_lr	5e-4
	lr_policy	CosineAnnealing
	weight_decay	0.01
	warmup	linear
	warmup_iters	500
	warmup_ratio	1.0 / 3
	min_lr_ratio	1e-3
	batch_size	3*8GPU
训练平台	GPU	8卡H800(80GB)
	OS	Ubuntu 22.04.3 LTS
	CPU	Intel(R) Xeon(R) Gold 6448Y
	Memory	2TB
迭代次数	Epoch	20
	Step	20000 steps/epoch
数据量	train	480,000 frames

## 2. 开环评测指标

模块	指标	全称	含义
Motion	ADE	Average Displacement Error	在预测轨迹和真实轨迹之间，平均点对点L2距离。
	FDE	Final Displacement Error	预测的最终点和真实轨迹的最终点之间的L2距离
	MR	Miss Rate	如果预测和真实轨迹之间最大的点对点L2距离超过2米，则定义这个预测为miss

Planning	plan_L2_1s		未来1s时，预测轨迹与真实轨迹的L2距离
	plan_L2_2s		未来2s时，预测轨迹与真实轨迹的L2距离
	plan_L2_3s		未来3s时，预测轨迹与真实轨迹的L2距离
	plan_obj_col_1s		未来1s时发生碰撞的概率
	plan_obj_col_2s		未来2s时发生碰撞的概率
	plan_obj_col_3s		未来3s时发生碰撞的概率
Detection	AP	Average Precision	目标检测的平均精度
	ATE	Average Translation Error	预测轨迹与真实轨迹的平均位置误差
	ASE	Average Scaling Error	预测轨迹与真实轨迹的平均缩放误差
	AOE	Average Orient Error	预测轨迹与真实轨迹的平均旋转误差
	AVE	Average Velocity Error	预测轨迹与真实轨迹的平均速度误差
Map Prediction	mAP@0.5	Mean Average Precision	阈值为0.5m时，地图预测的平均精度均值
	mAP@1	Mean Average Precision	阈值为1m时，地图预测的平均精度均值
	mAP@1.5	Mean Average Precision	阈值为1.5m时，地图预测的平均精度均值
	mAP	Mean Average Precision	上述3种阈值下的mAP的均值

## 3. 模型评测结果

### 3.1 Motion

指标	分数
ADE_car	0.42
ADE_pedestrian	0.50
FDE_car	0.48
FDE_pedestrian	0.49
MR_car	0.02
MR_pedestrian	0.01
EPA_car	0.81
EPA_pedestrian	0.40

### 3.2 Planning

指标	分数
plan_L2_1s	0.26
plan_L2_2s	0.45
plan_L2_3s	0.69
plan_obj_col_1s	0.0
plan_obj_col_2s	0.0
plan_obj_col_3s	0.0

### 3.3 Detection

类别	AP	ATE	ASE	AOE	AVE
vehicle	0.710	0.255	0.091	1.581	6.554
generic_object	0.546	0.515	0.077	1.020	1.414
traffic_cone	0.074	1.416	0.214	NaN	NaN
pedestrian	0.161	0.682	0.146	1.690	1.777
bicycle	0.015	0.284	0.451	1.348	1.348

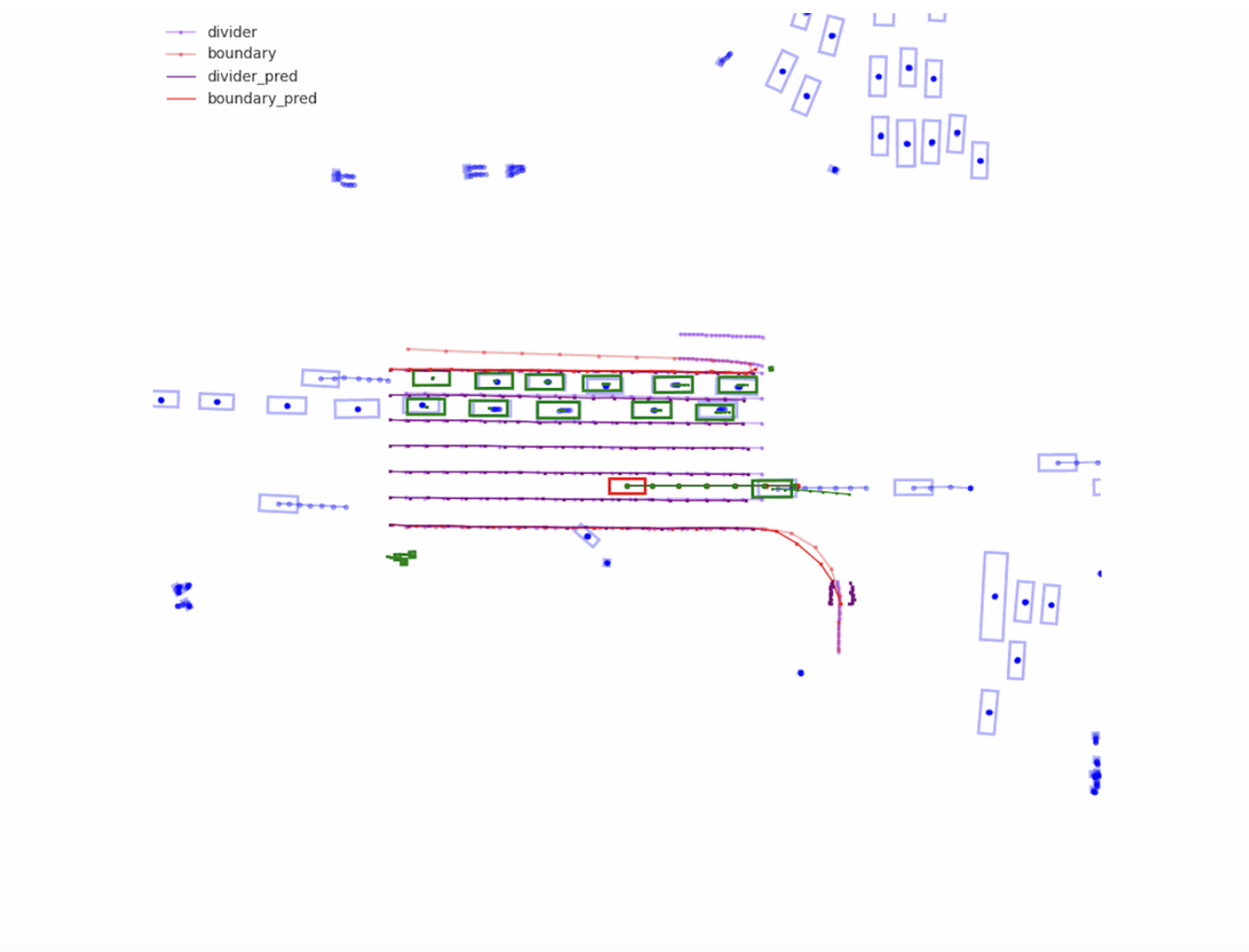
### 3.4 Map

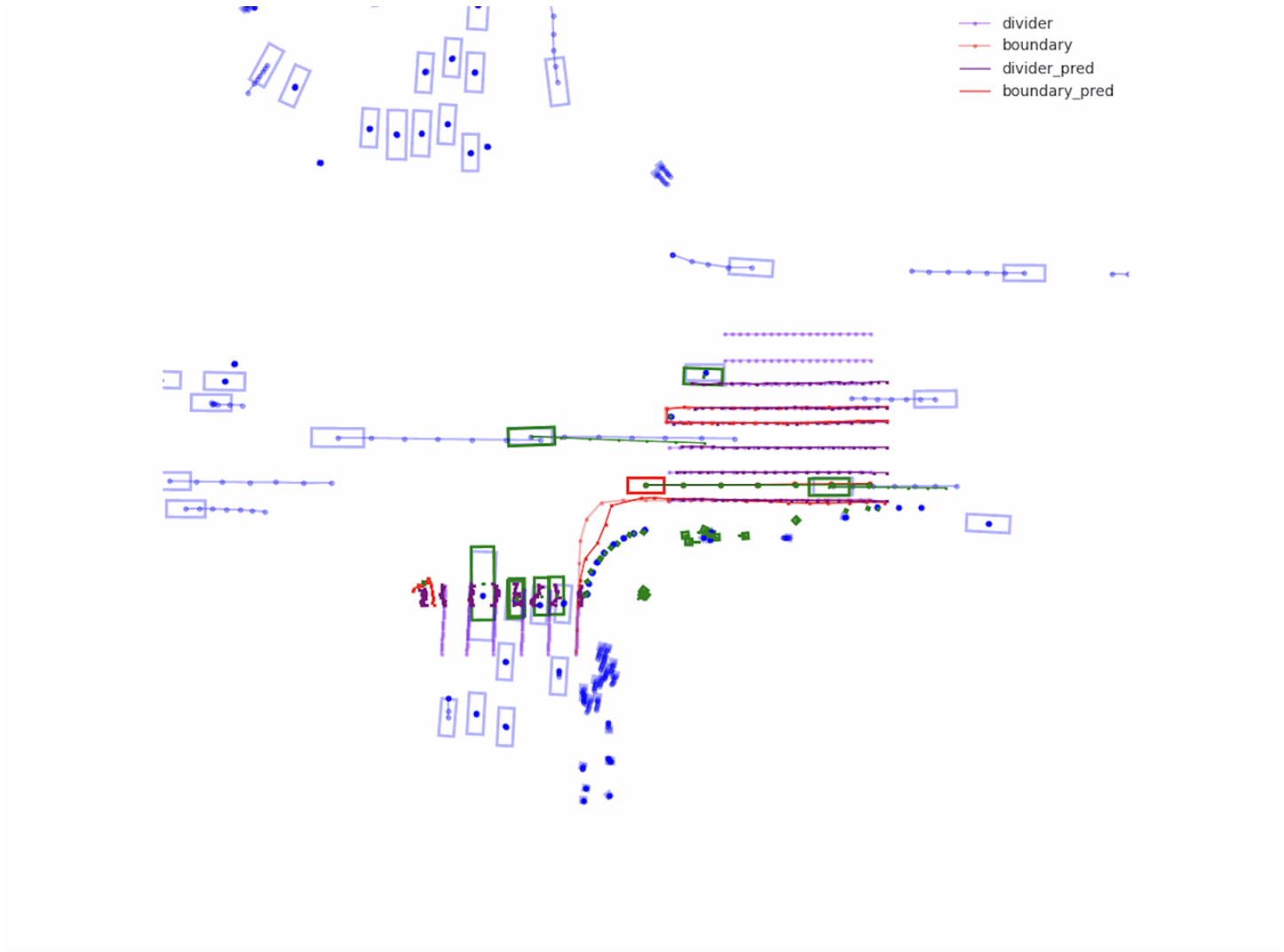
类别	AP@0.5	AP@1	AP@1.5
divider	0.826	0.922	0.958
ped_crossing	0.521	0.794	0.912
boundary	0.784	0.922	0.947

### 3.5 可视化结果

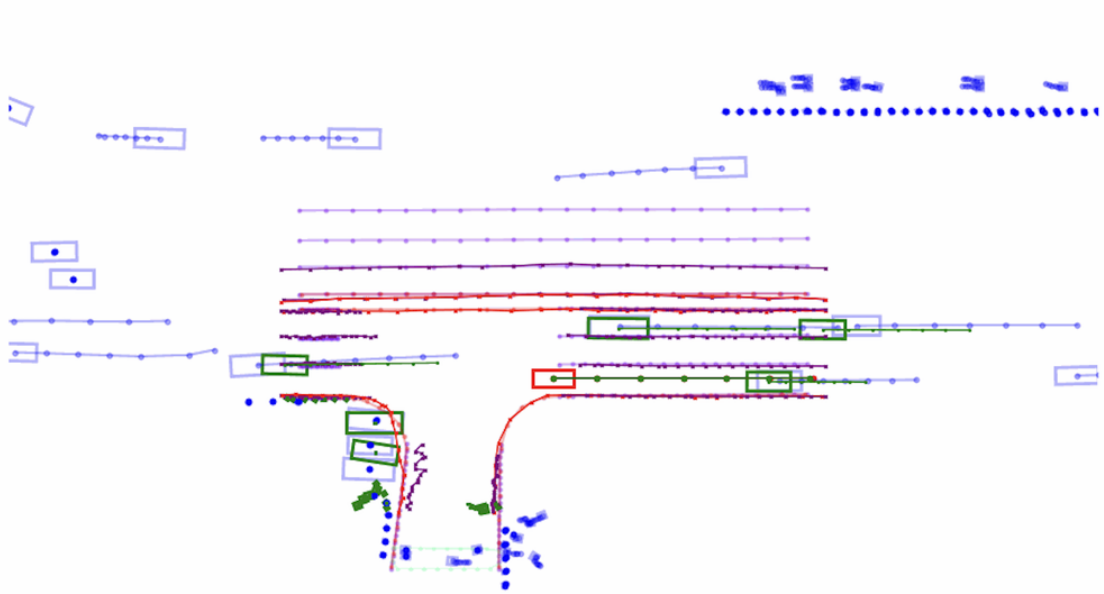
淡紫色框为bbox的gt，绿色框为预测，红色框为自车，自车轨迹的gt为红色，自车轨迹的预测为绿色。

地图的gt与预测如图例所示。



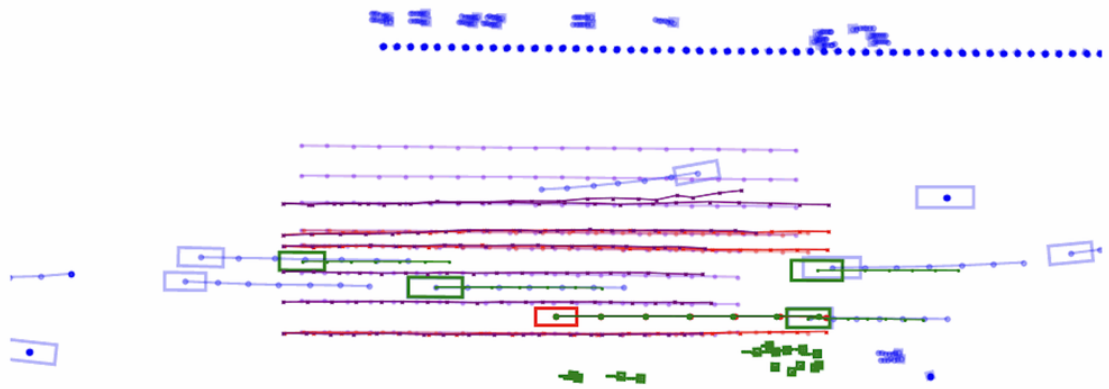


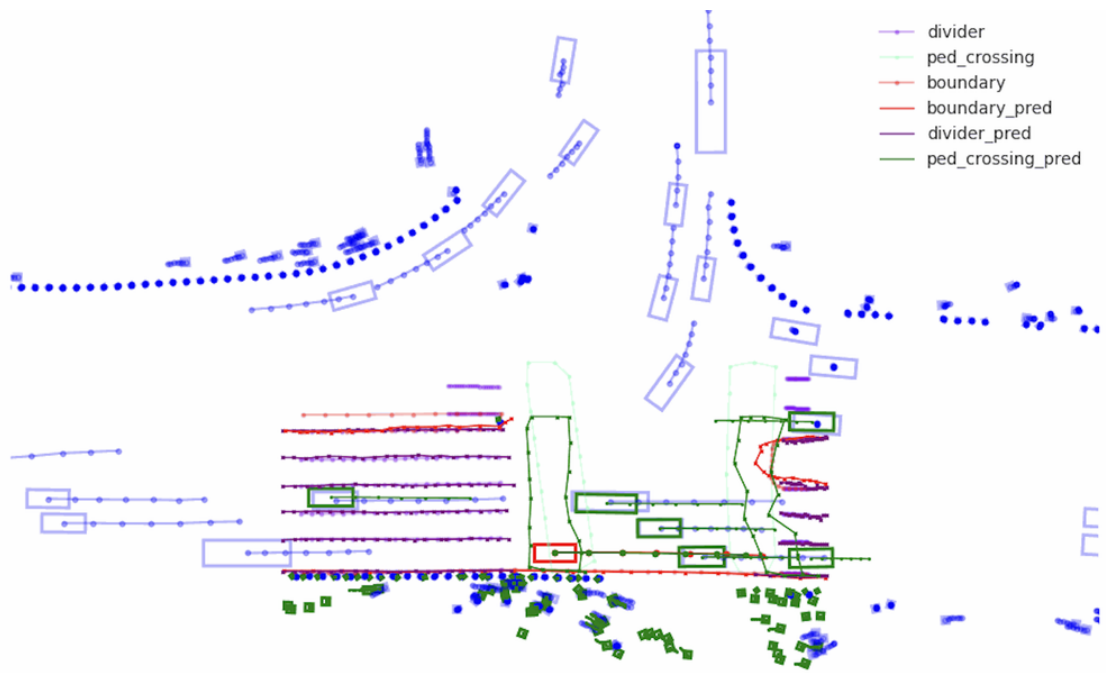
- divider
- ped\_crossing
- boundary
- boundary\_pred
- divider\_pred



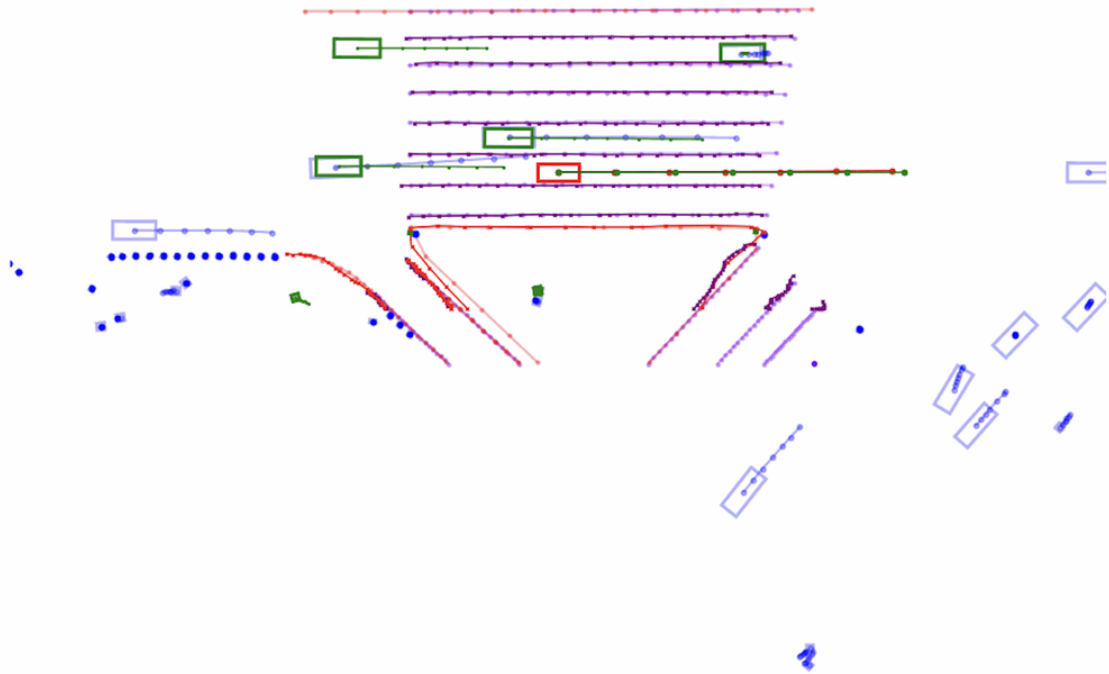


divider  
boundary  
boundary\_pred  
divider\_pred

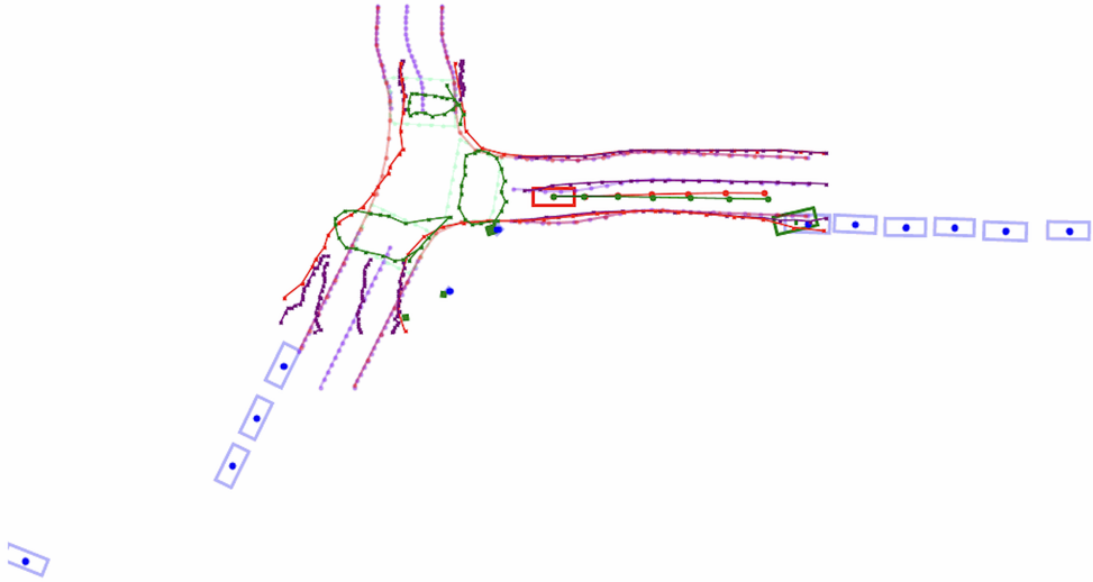




dividers  
boundaries  
dividers\_pred  
boundaries\_pred



- divider
- ped\_crossing
- boundary
- boundary\_pred
- divider\_pred
- ped\_crossing\_pred





- divider
- ped\_crossing
- boundary
- boundary\_pred
- divider\_pred
- ped\_crossing\_pred

