

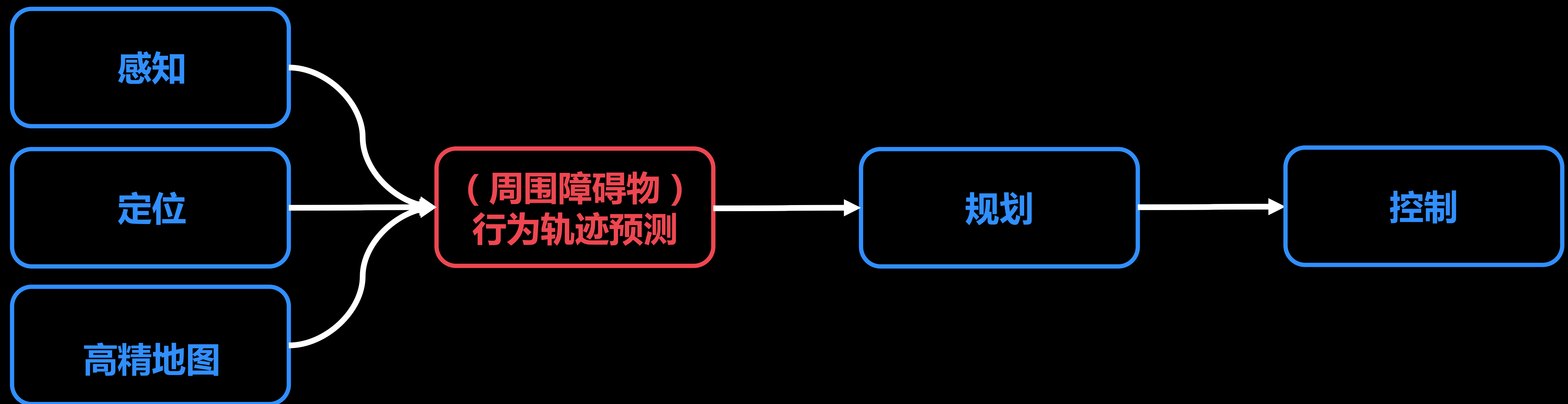
# apollo 行为轨迹预测技术分享

潘嘉诚

Apollo软件工程师

# 行为轨迹预测综述

- 定义：对无人车周围的障碍物未来  $n$  秒的行为轨迹进行预测。
- 目标：接收原始的感知/定位/地图信息，预测周围障碍物未来的行为轨迹，用以指导无人车下一步的运动规划。



# 指导思想

- 考虑不同类型障碍物的不同运动特征
- 全面的运用合适的模型处理不同类型的输入特征

周围障碍物 { 机动车  
行人

障碍物自身信息  
(长宽高, 运动状态, 历史轨迹)

障碍物周围静态环境  
(道路信息, 路权)

障碍物周围动态环境  
(其他障碍物, 包括主车)

- 考虑实时算力的局限

行为预测优先级 { 忽略处理  
正常处理  
谨慎处理

- **机动车行为轨迹预测**
- **行人行为轨迹预测**
- **障碍物行为轨迹预测的优先级**
- **行为轨迹预测的挑战**

# 机动车行为轨迹预测

# 机动车行为轨迹预测综述

- 特征：
  1. 轨迹受车辆动力学限制；
  2. 强依赖于地理信息，如车道线、路口形状、等；

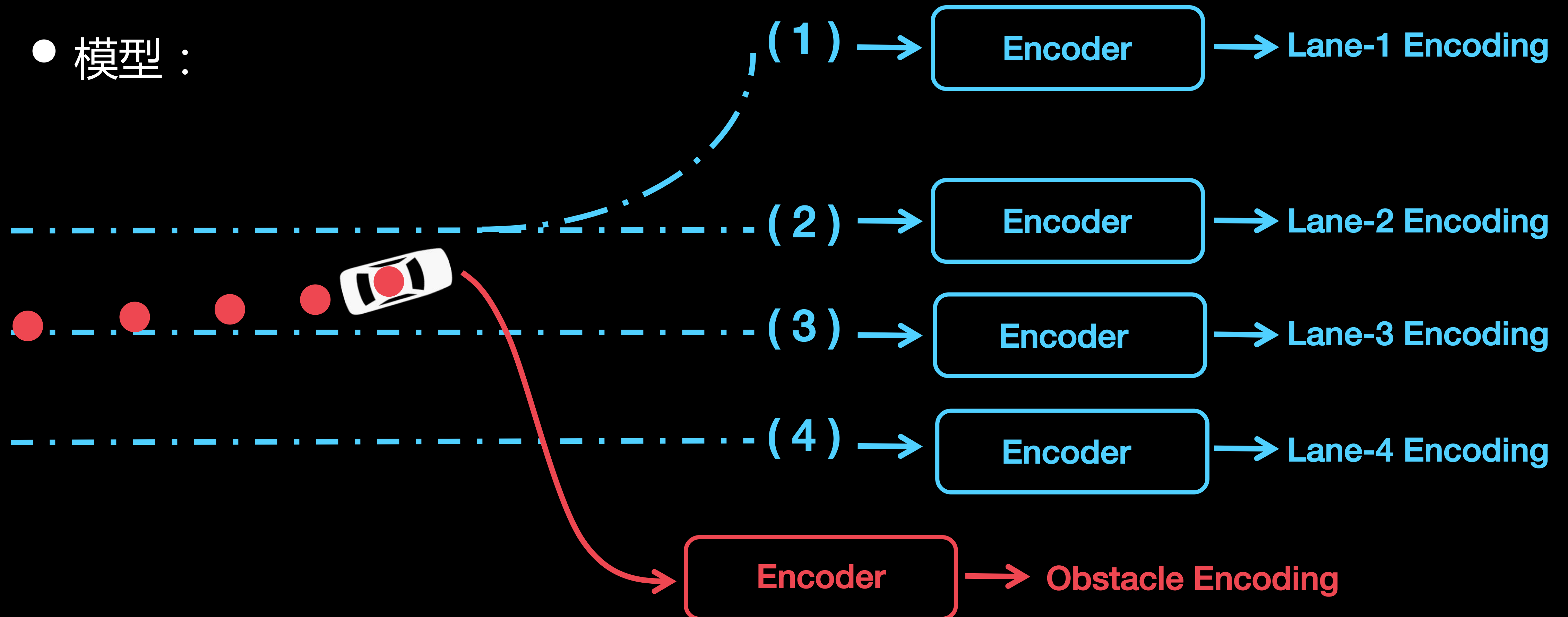


3. 常规道路和交通路口的行为特征区别较大。
- 先预测车辆的意图，再按运动学原理预测轨迹。
  - 对于在常规道路和交通路口的车辆，采取不同的预测模型。

# 机动车意图预测 —— 常规道路

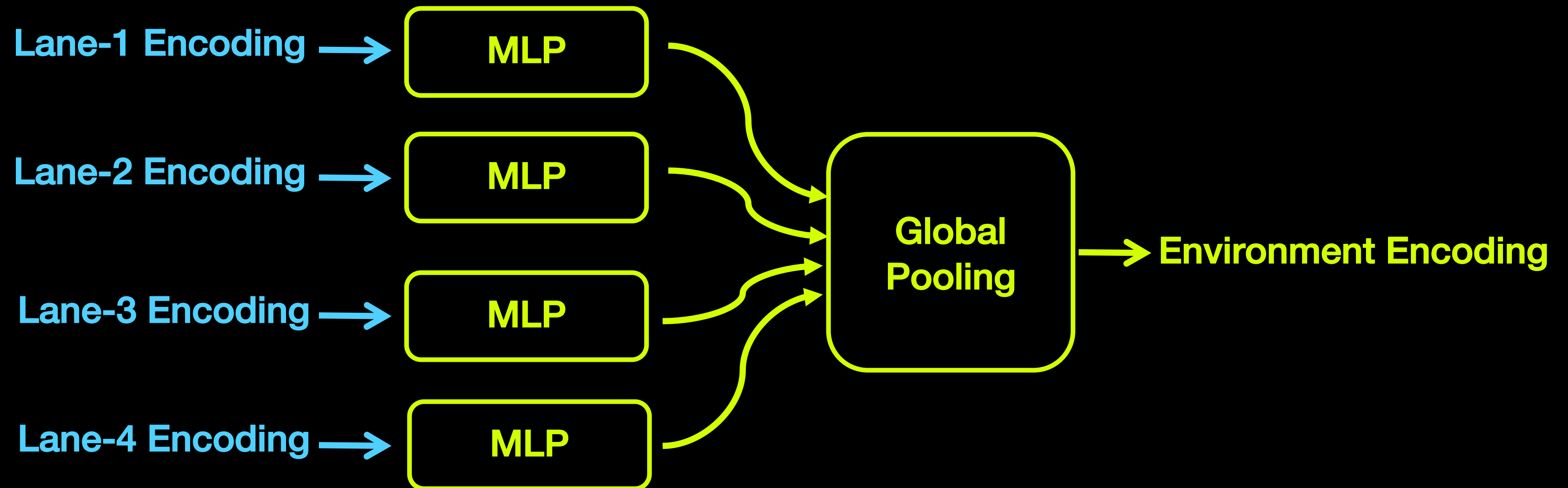
- 输入：障碍车自身运动状态历史，车道中心线信息。

- 模型：



# 机动车意图预测 —— 常规道路

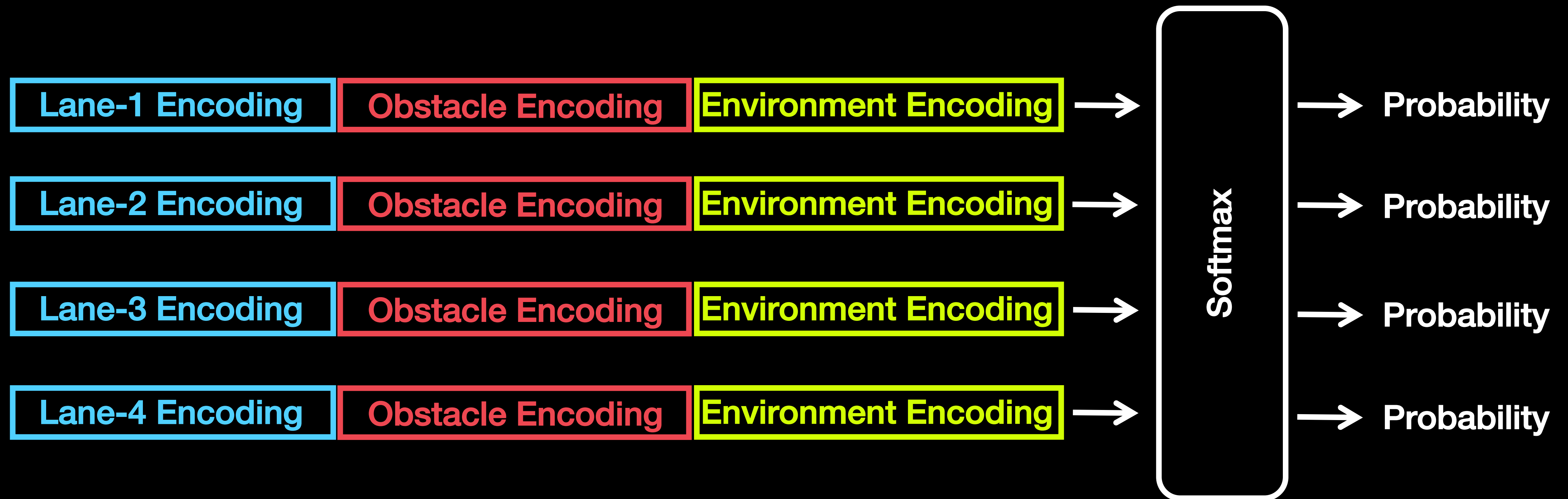
- 输入：障碍车自身运动状态历史，车道中心线信息。
- 模型：





# 机动车意图预测 —— 常规道路

- 输入：障碍车自身运动状态历史，车道中心线信息。
- 模型：

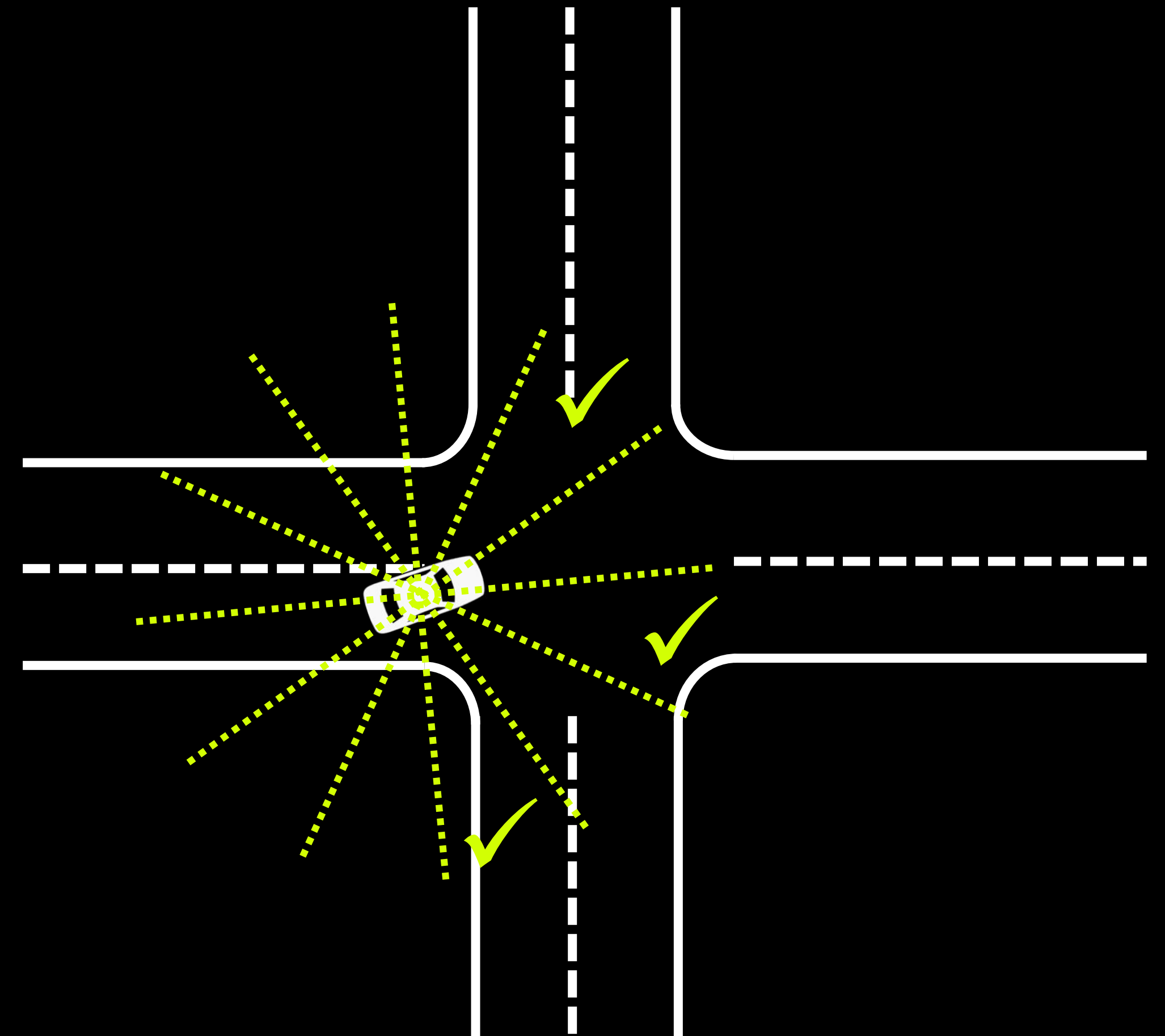


# 机动车意图预测 —— 常规道路

- 输入：障碍车自身运动状态历史，车道中心线信息。
- 模型：车道选择预测神经网络。
- 输出：选择车道的概率。
- 损失函数：交叉熵 (cross-entropy loss)。

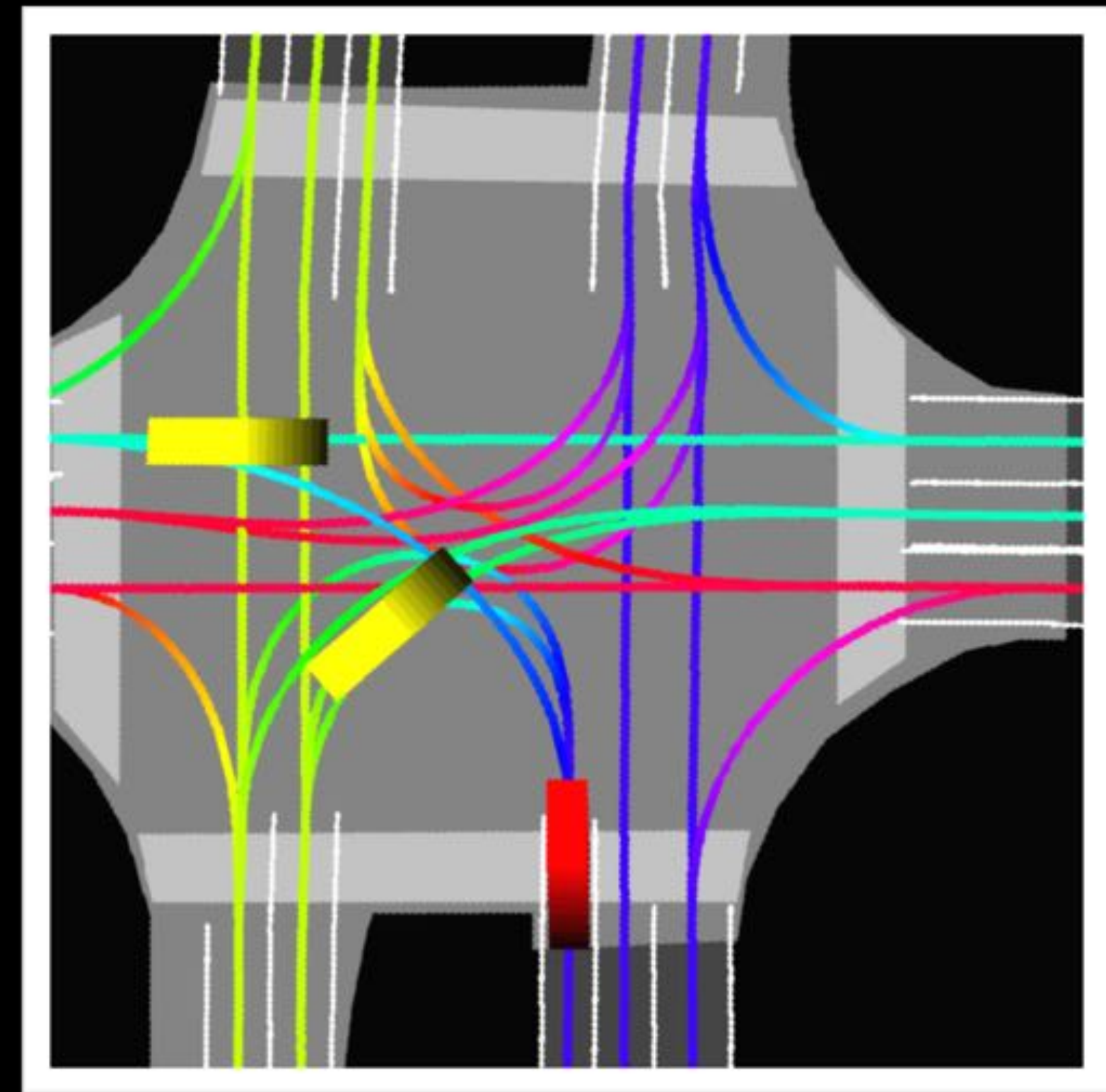
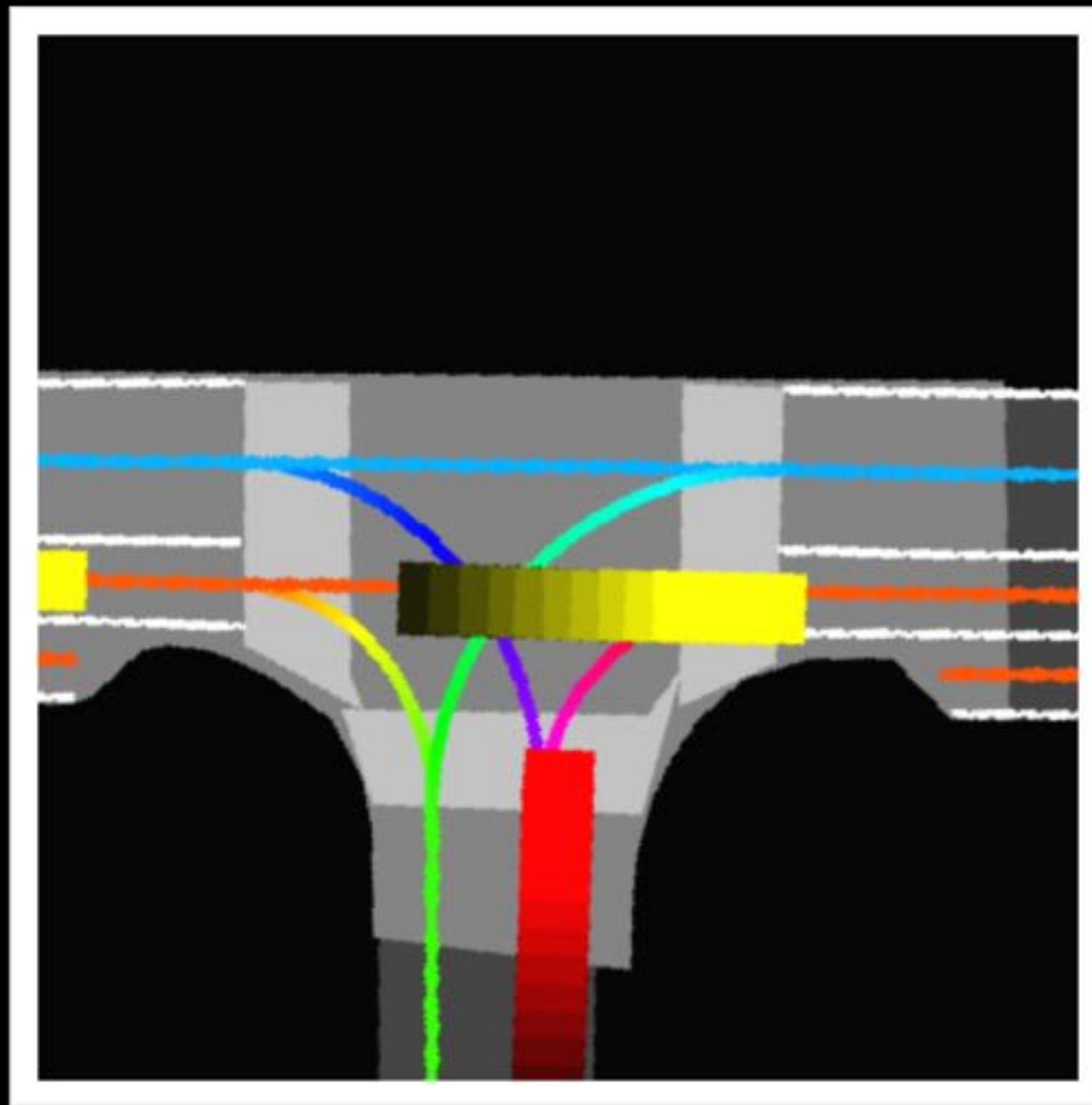
# 机动车意图预测 —— 交通路口

- 输入：障碍车自身运动状态历史，路口车道信息，周围其他障碍物信息
- 模型：
  1. 以障碍车朝向为参考方向，划分12个扇形区域；
  2. 记录每个扇形区域内是否有离开该路口的车道；
  3. 将问题转化为多元（十二元）分类问题。



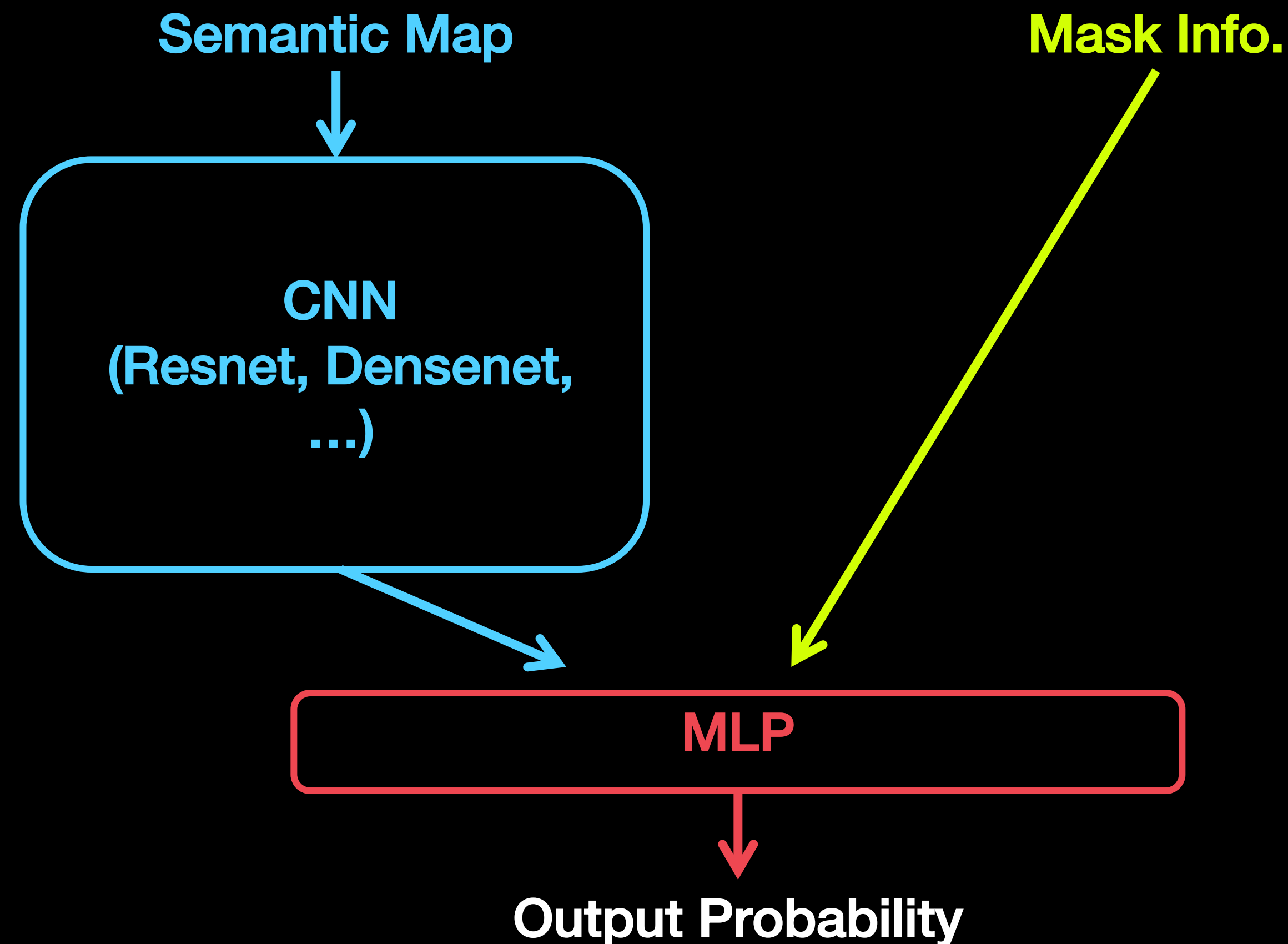
# 机动车意图预测 —— 交通路口

- 输入：障碍车自身运动状态历史，路口车道信息，周围其他障碍物信息
- 模型：



# 机动车意图预测 —— 交通路口

- 输入：障碍车自身运动状态历史，路口车道信息，周围其他障碍物信息
- 模型：

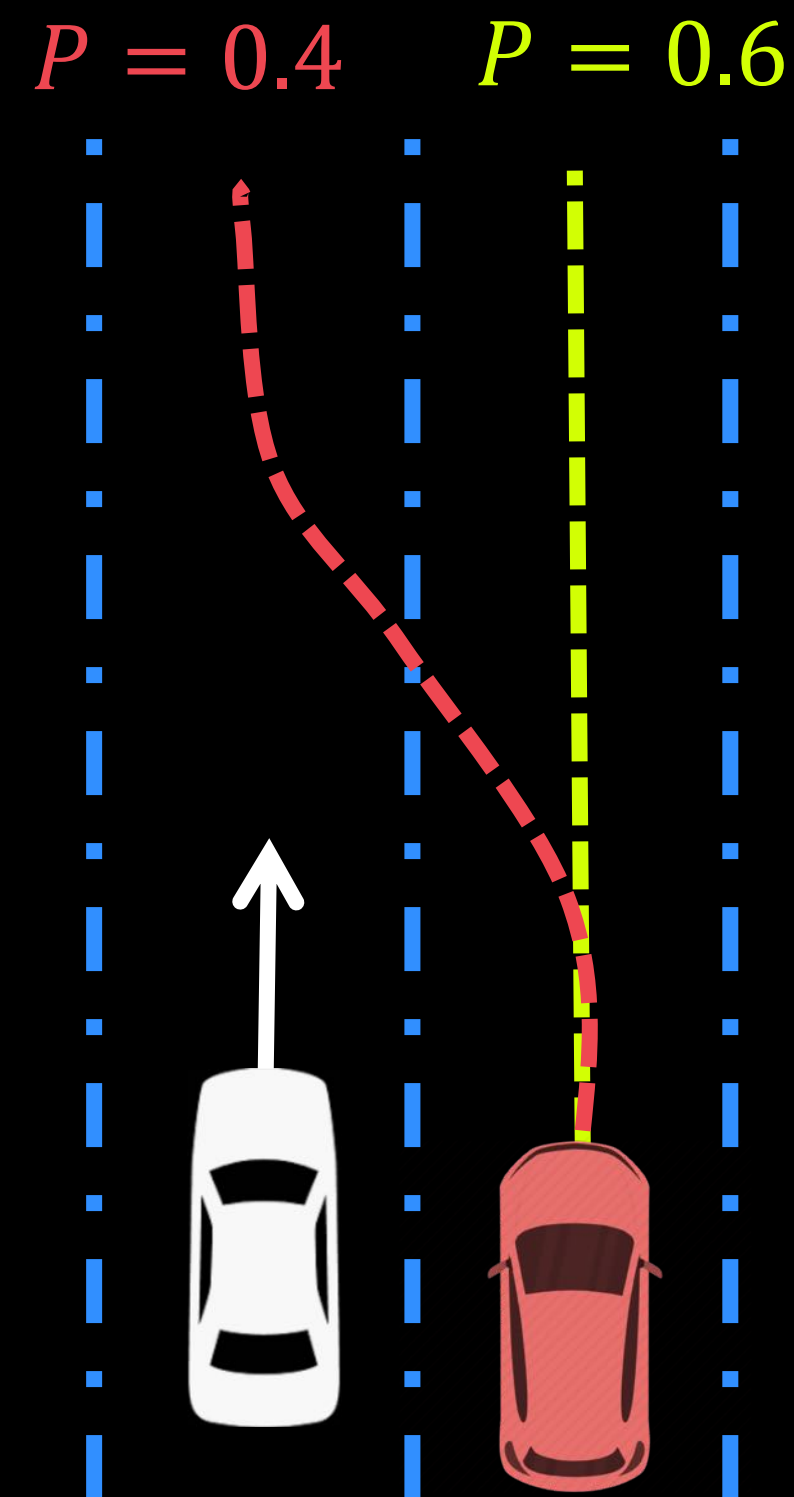


# 机动车意图预测 —— 交通路口

- 输入：障碍车自身运动状态历史，路口车道信息，周围其他障碍物信息
- 模型：基于语义地图的交通路口车道选择预测神经网络。
- 输出：选择车道的概率。
- 损失函数：交叉熵 (cross-entropy loss)。



# 考虑与主车交互的轨迹预测



根据代价函数，估计likelihood。  
Posterior = Prior x Likelihood

意图预测

轨迹采样

代价函数

轨迹选择

似然估计

后验概率和轨迹

$$\bullet C_{acc} = \sum_i a_i^2$$

$$\bullet C_{centripetal\_acc} = \frac{1}{Z} \sum_i (v_i^2 \kappa_i)^2$$

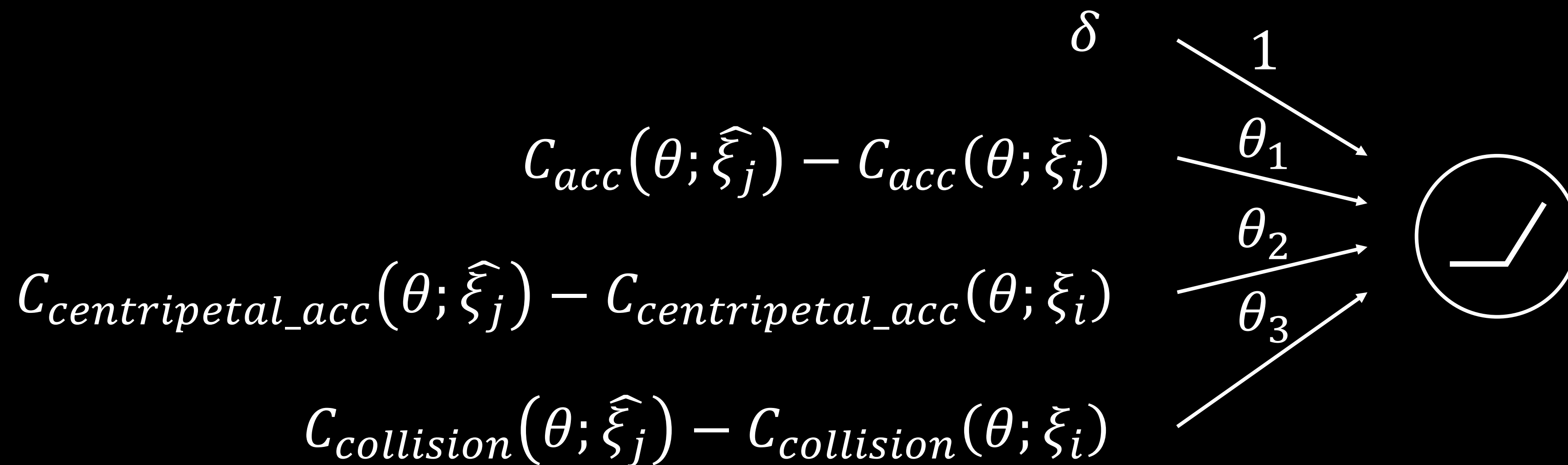
$$\bullet C_{collision} = \frac{1}{Z} \sum_i (distance_i)^2$$

$$\bullet C = \theta_1 C_{acc} + \theta_2 C_{centripetal\_acc} + \theta_3 C_{collision}$$

# 参数训练方法

$$\min \sum_j^{\#data} \sum_i^{\#sample} |C(\theta; \hat{\xi}_j) - C(\theta; \xi_i) + \delta|_+$$

$$C(\theta; \xi) = \theta_1 C_{acc} + \theta_2 C_{centripetal\_acc} + \theta_3 C_{collision}$$

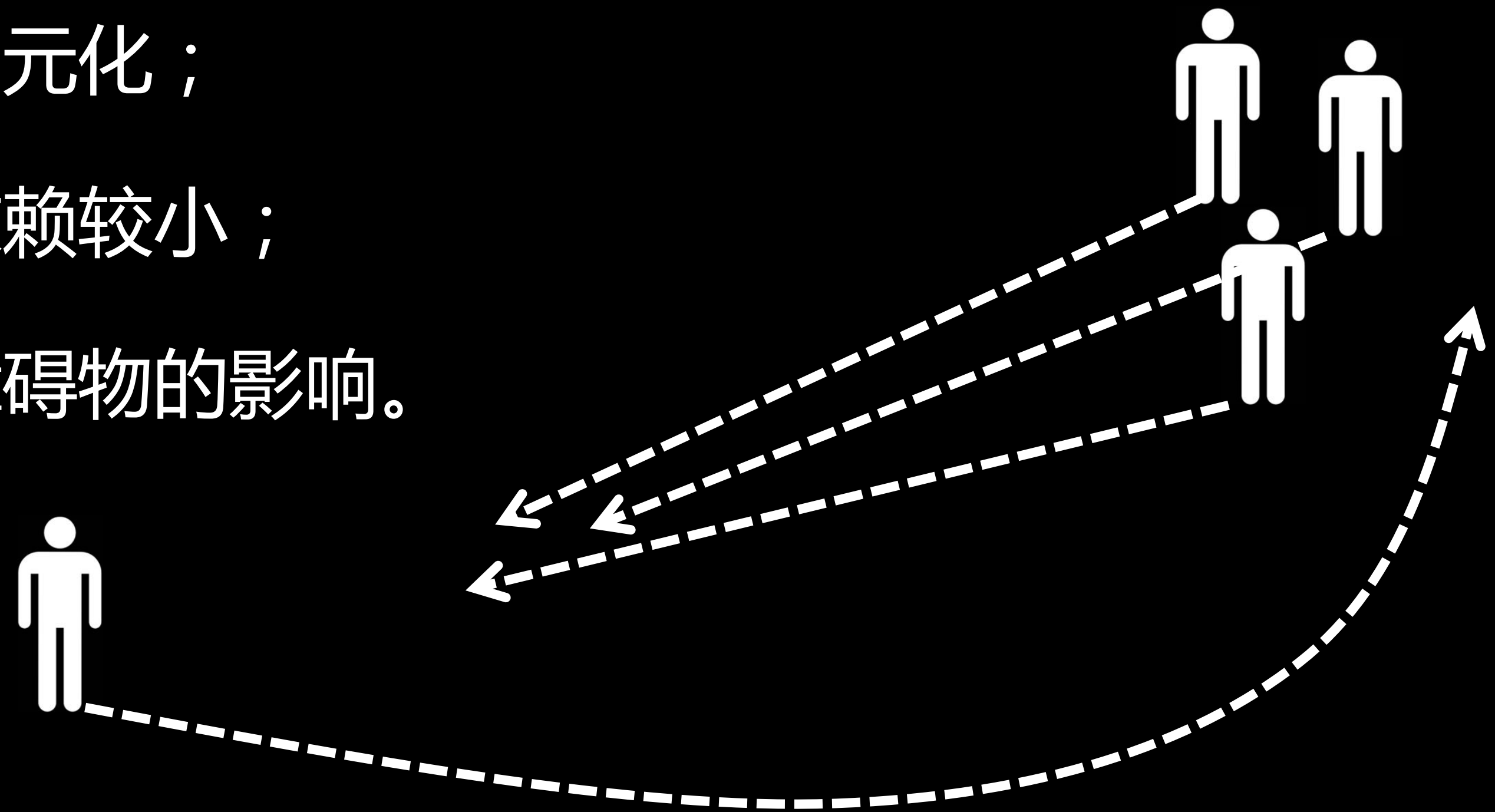




# 行人行为轨迹预测

# 行人行为轨迹预测综述

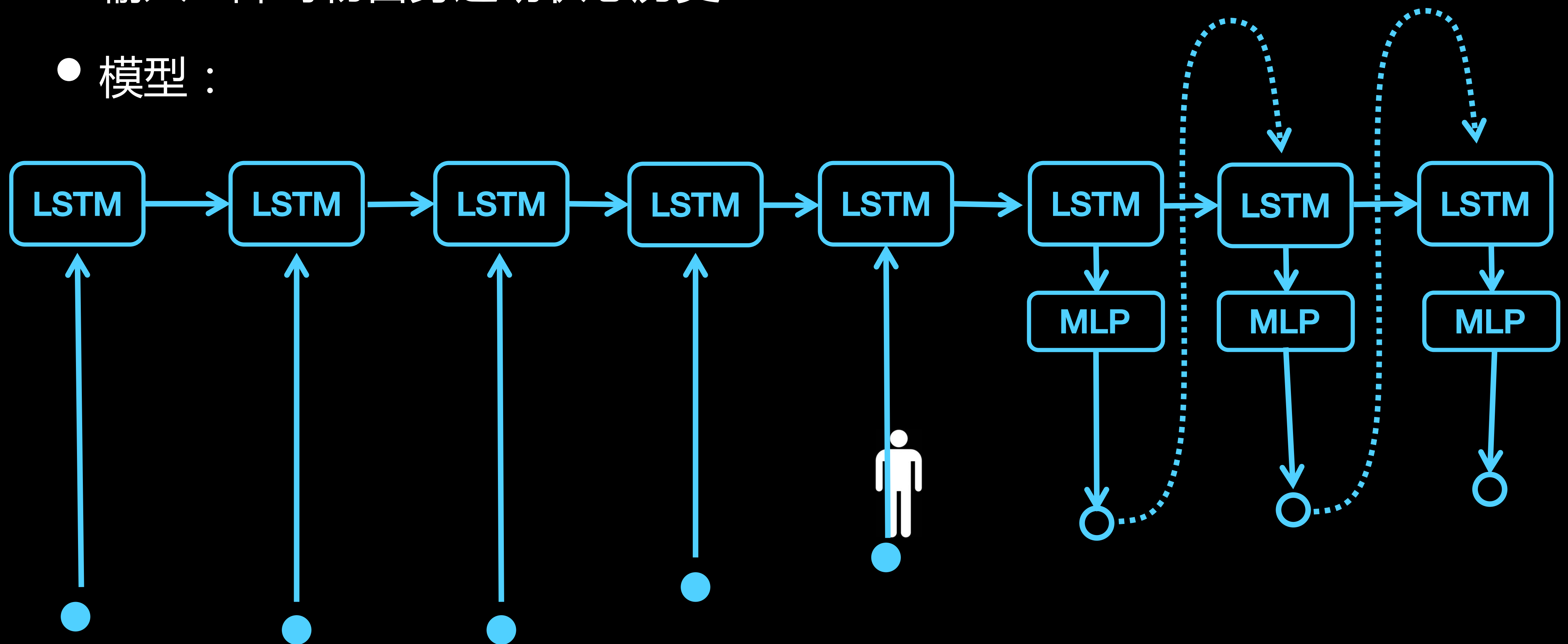
- 特征：
  1. 轨迹更加发散、多元化；
  2. 对于地理信息的依赖较小；
  3. 轨迹易受到周围障碍物的影响。



- 着重考虑各个障碍物间的交互。
- 对每个轨迹点进行概率化的预测。

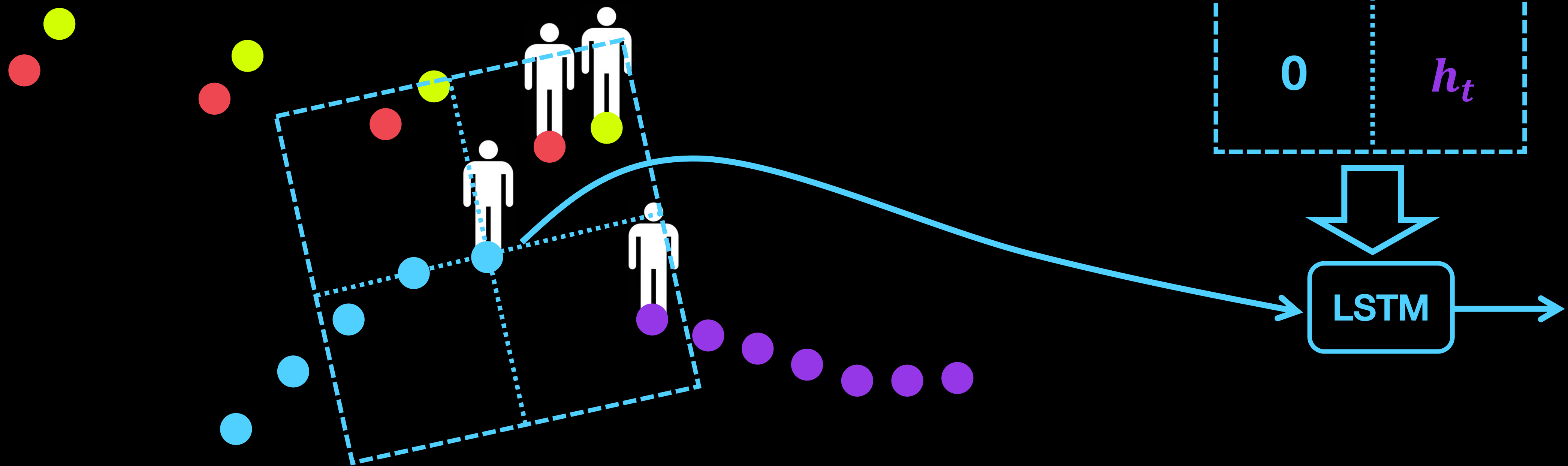
# 行人轨迹预测

- 输入：障碍物自身运动状态历史
- 模型：



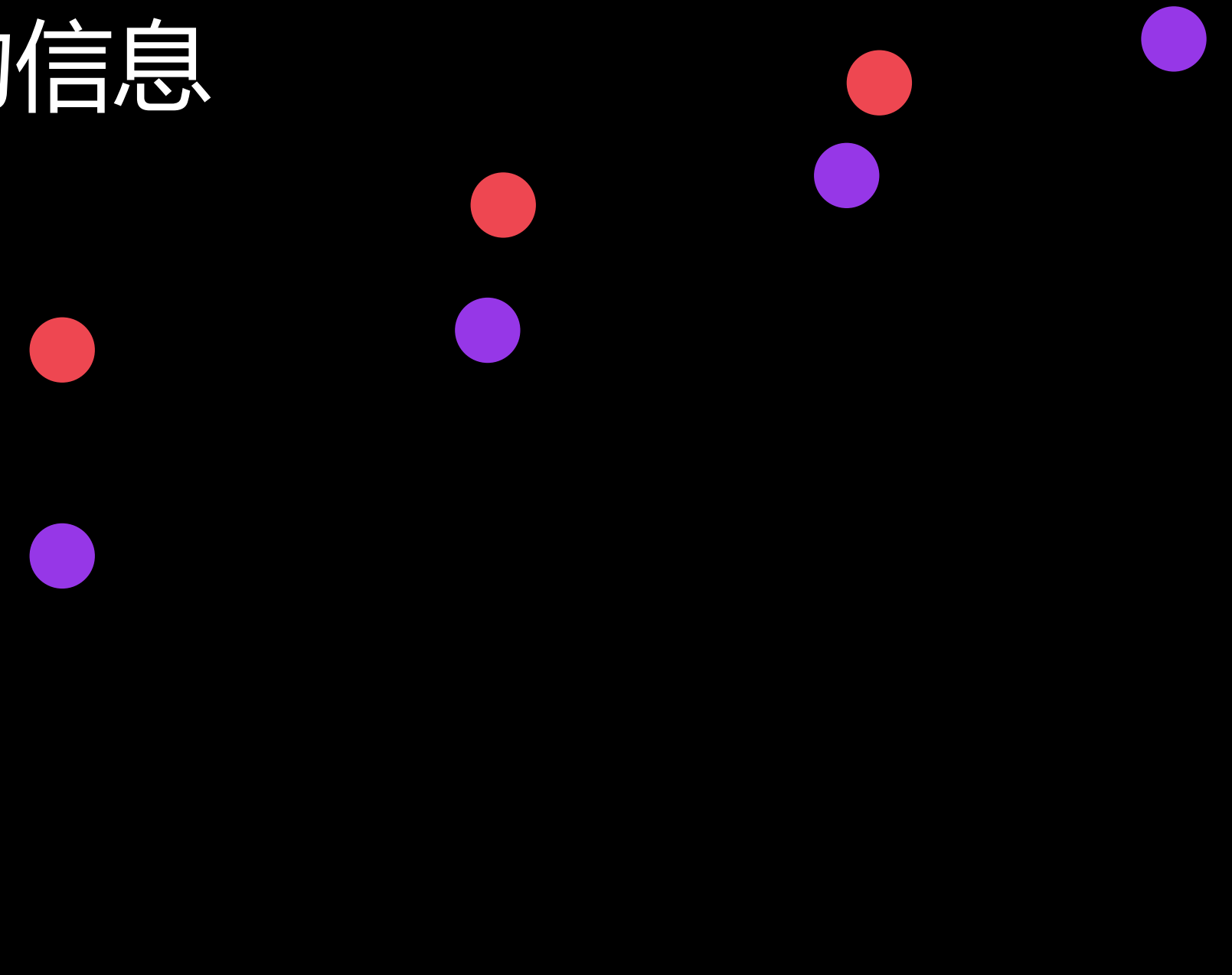
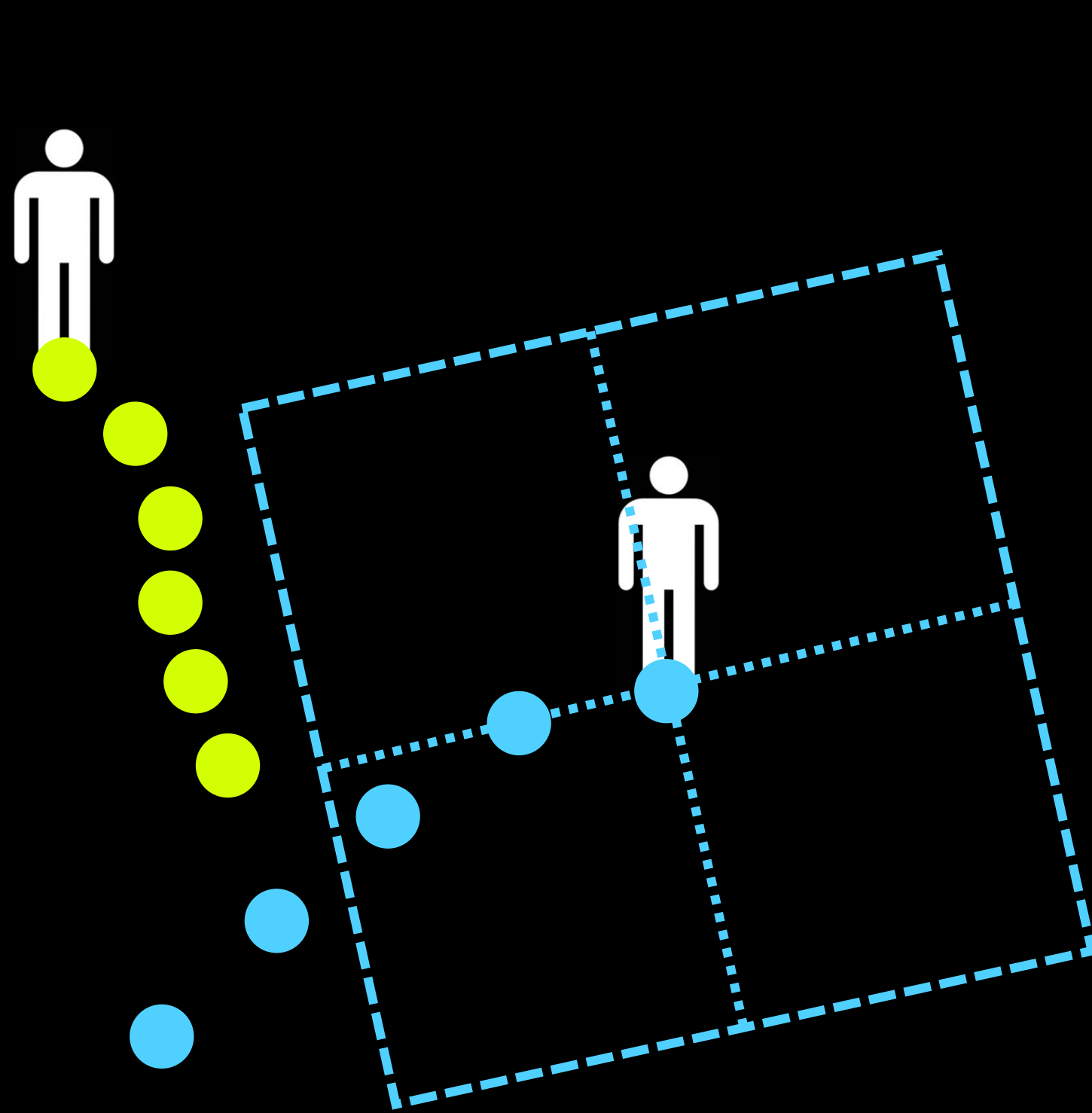
# 行人轨迹预测

- 输入：障碍物自身运动状态历史，周围其他障碍物信息
- 模型：



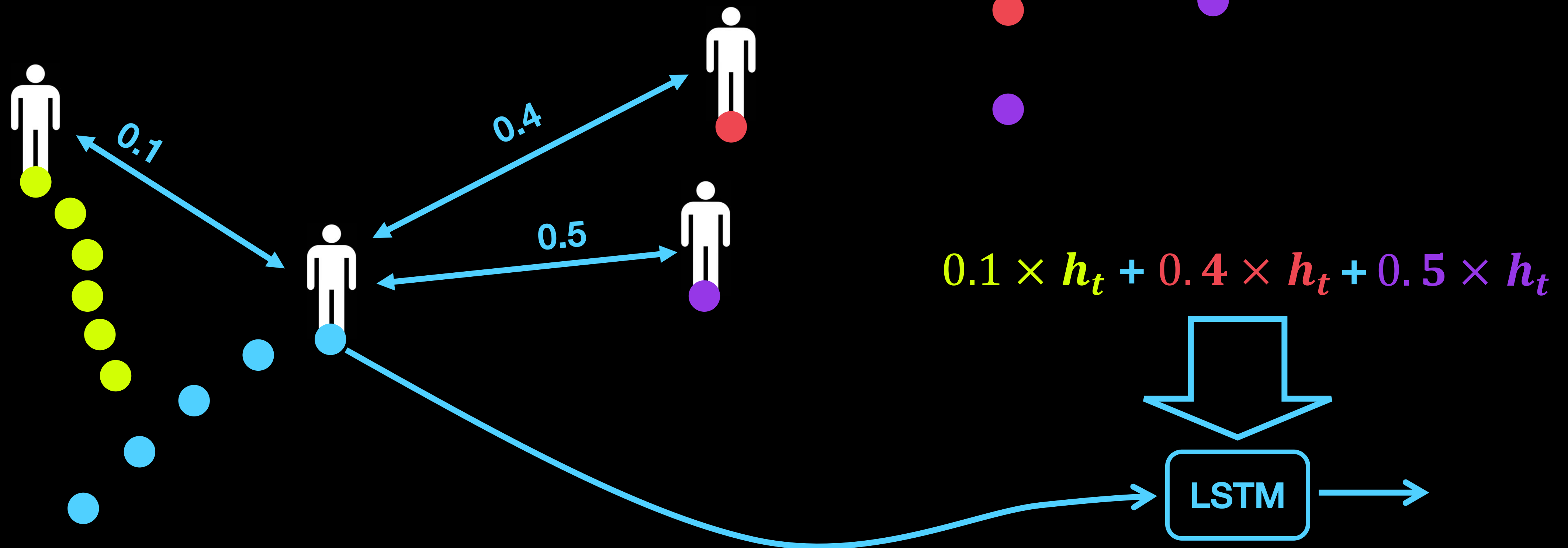
# 行人轨迹预测

- 输入：障碍物自身运动状态历史，周围其他障碍物信息
- 模型：



# 行人轨迹预测

- 输入：障碍物自身运动状态历史，周围其他障碍物信息
- 模型：



# 行人轨迹预测

- 输入：障碍物自身运动状态历史，周围其他障碍物信息。
- 模型：基于注意力机制的LSTM轨迹点预测神经网络。
- 输出：障碍物未来  $n$  秒的轨迹点。
- 损失函数：均方误差 (mean-squared error MSE loss) —— 预测  $x$  和  $y$  。

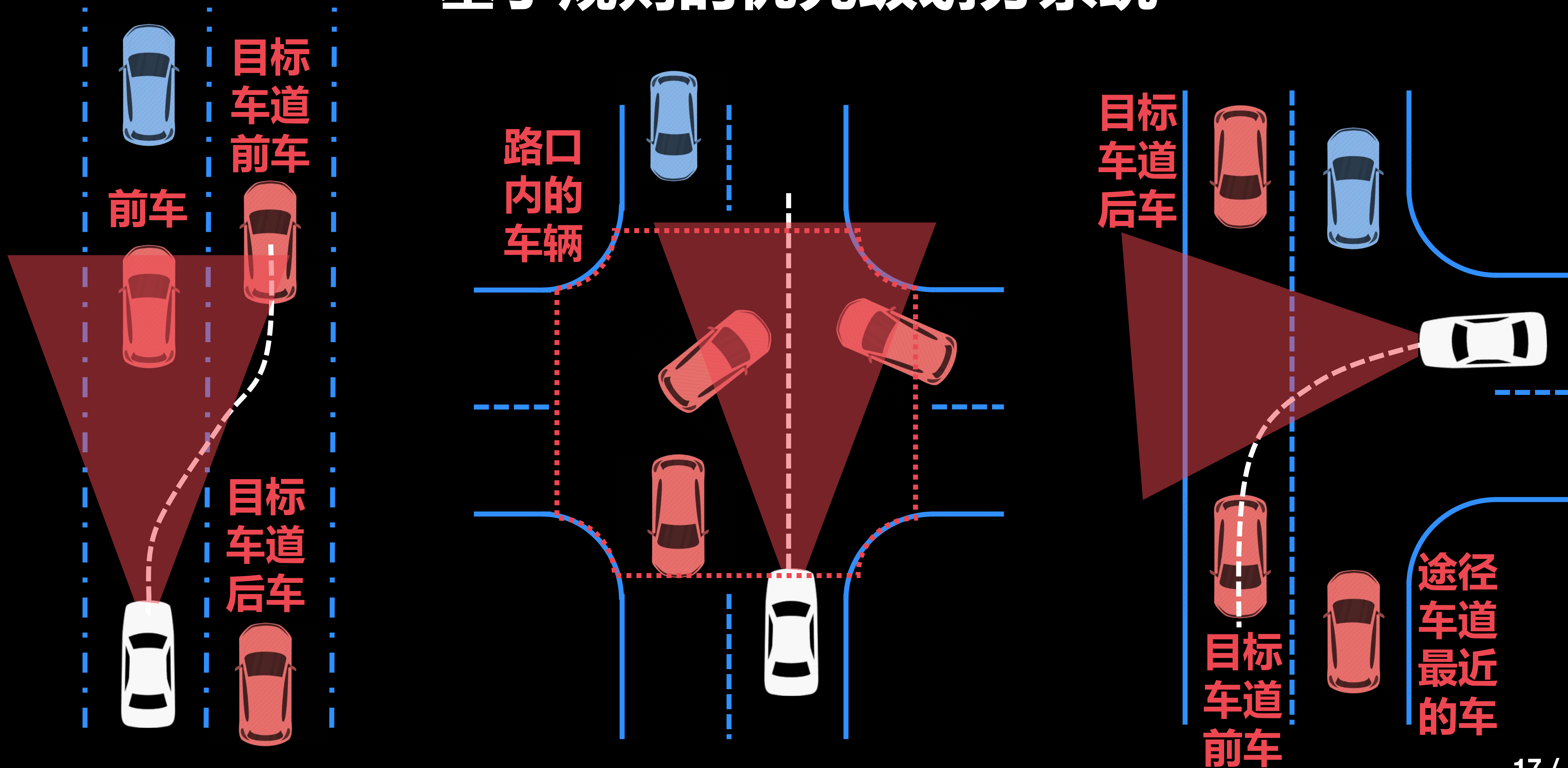
二维正态分布最大似然估计 (bi-variate Gaussian maximum likelihood estimation loss) —— 预测  $\mu$  和  $\Sigma$  。

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho\sigma_x\sigma_y \\ \rho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{pmatrix}.$$

# 障碍物行为轨迹预测的优先级



# 基于规则的优先级划分系统



# 行为轨迹预测的挑战

# 行为轨迹预测的挑战

- 感知信息的信噪比过低。
- 障碍物的意图不明确。
- 障碍物被遮挡。
- 突发事件/违背交规的障碍物。
- 复杂模型的线上预测耗时。

# 谢谢

