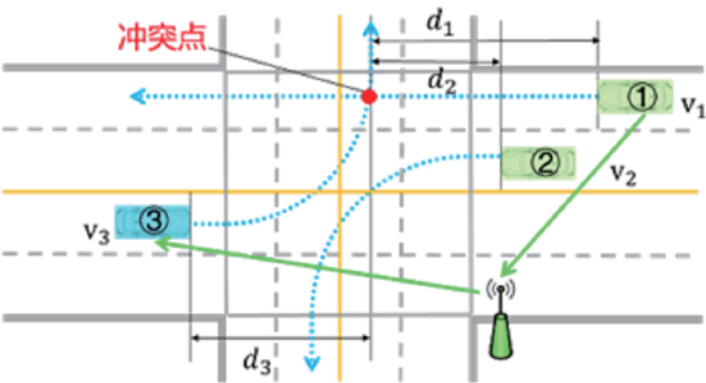


在左转场景中，超参数  $\{0\}=\{v_1, v_2, v_3, d_1, d_2, d_3\}$ ，其中  $v_1$  为对向直行车 1 的速度， $v_2$  为遮挡车 2 的速度， $v_3$  为左转车 3 的速度，本白皮书文定义左转车 3 与对向直行车 1 之间发生碰撞的点为冲突点， $d_1$  表示直行车 1 与冲突点的距离， $d_2$  为遮挡车 2 与冲突点所在平行直线的距离， $d_3$  为左转车 3 与冲突点所在平行直线的距离。根据真实车辆数据状态分布，可推算出  $v_1, v_2$  的分布近似满足对数正态分布， $v_3$  的分布近似满足泊松分布， $1/d_1, 1/d_2$  近似满足泊松分布 [9]， $d_3$  假设为均匀分布，左转场景的分布概率为

$$P(v_1, v_2, v_3, d_1, d_2, d_3) = P(v_1) \cdot P(v_2) \cdot P(v_3) \cdot P(d_1) \cdot P(d_2) \cdot P(d_3)$$



附图 6 左转

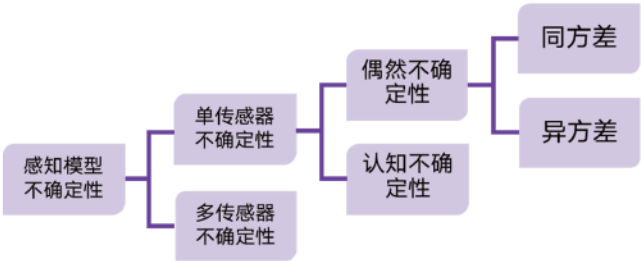
附录3.2 感知模型

感知的不确定性是单车智能和车路协同产生驾驶安全差异的核心因素，包括硬件检测的不确定性、软件模型的不确定性与多传感器融合的不确定性。对这类不确定性，可使用贝叶斯神经网络对感知模型进行误差表征与估计。针对传感器的硬件检测不确定性，依照广泛用于风险评估和可靠性分析的偶然不确定性分析方法，可以对传感器的检测过程进行建模并通过使用最大似然估计方法来估计其不确定性分布；针对传感器的软件模型不确定性，引入在主动学习领域中具有较高影响力的认知不确定性分析方法，利用皮尔逊相关系数分析得到感知算法不确定性与被测物体距离、被测物体被遮挡比例成线性正相关；针对多传感器融合的不确定性，由于贝叶斯网络的不确定性输出服从正态分布，仅考虑采用不同感知模型的不同传感器的感知结果级融合，其不确定性等同于多个正态分布不确定性的叠加。

分析感知模型不确定度，具体包括：

(1) 评估同方差偶然不确定度；(2) 评估异方差任意不确定度 (3) 评估认知不确定度。

在风险分析和可靠性分析方法中，通常将不确定性通常分为两种：一种为偶然不确定性 (aleatoric uncertainty)，另外一种为认知不确定性 (epistemic uncertainty)。这种划分的依据为不确定性的来源。偶然不确定性的来源通常为感知模型中的自然随机噪声，包括受传感器分辨率等传感器内在品质相关参数影响的随机噪声，以及受传感器成像特性影响的随机噪声等。认知不确定性的来源是感知模型缺少知识，或数据而带来的不确定性，通常由规则训练样本数据分布与实际被检测样本数据分布差异过大导致。通常在不改变模型的前提下，偶然不确定是无法减少的，而认知不确定会随着训练数据量的增加而减少。



附图 7 感知不确定性模型分类