# 1轨迹预测概述

## 1.1研究意义

自动驾驶中，轨迹预测一般位于感知模块的后端，规控的前端，为承上启下的模块。输入为感知模块提供的目标track的state信息、道路结构信息，综合考量高精地图信息、目标之间的交互信息，环境的语义信息及目标的意图信息，对感知到的各类目标做出意图预测(cut in/out、直行)以及未来一段时间的轨迹预测(0-5s不等)。

轨迹预测可分为短期预测与长期预测。

## 1.2面临的挑战：

（1）**输出一条可能的轨迹或者输出所有可能的轨迹都是不合理的。**你输出一条预测轨迹就可能漏掉真正的轨迹，你输出所有可能的轨迹就会出现误报的情况，这是不可接受的。应该考虑把预测轨迹限制在合适的子集中。

（2）**对轨迹预测做的越多就需要做更多的假设**。极端一点的假设就是假定道路上的所有的目标都遵守交通规则。这如果用于交通模拟功能是合理的，但是对轨迹预测并不合适，他需要对潜在的危险情况保持敏感。

（3）**感知周围邻居状态.**

社会交互：基于运动学概念以及社会距离的保持。

场景交互：基于物理规则和生理约束。

# 2 基本流程

## 2.1 数据处理

用于轨迹预测的原始数据一般的形式为固定相机拍摄的视频。通常的研究工作使用数据附带的追踪文件（.txt/.csv），内容必须包含的字段为（帧号-ID-x坐标-y坐标）。

**帧号字段**根据视频FPS决定每两帧之间的时间间隔（s）,一般的做法为每10帧取1帧即为（0，10，20，30，……）.

**ID字段**表示每个交通个体（车/行人/其他）的标识编号，基于Social-LSTM框架改进的研究工作在数据处理中为了方便进行可视化将ID字段包含在内，其余工作中一般在根据ID筛选轨迹之后就弃用改字段，也就是处理之后的轨迹数据中不包含ID。

**XY坐标字段**为每个帧号和ID对应的轨迹点的横纵坐标，不同的数据单位不同（m米/像素pix）.不同的数据追踪方法有不同的形式，个别的数据集追踪为框体，XY坐标不止一个，包括框角坐标，框体中心坐标等。

总之进行实验时针对不同数据集可参考具有相同实验的现有工作。

带ID的可参考Social-LSTM

不带ID的参考 Sophie、SocialGAN

以图建模的参考Social-STGCNN

## 2.2 模型搭建

（1）框架选择

根据不同建模方式选择不同的框架，如：

序列模型-LSTM

生成模型 CVAE GAN

LSTM编码图模型 STGAT Social-Bigat

时空图模型 Social-STGCNN SGCN

（2）预测轨迹

预测轨迹的形式可以分为以下两种：

**预测确定轨迹**，预测确定轨迹是指模型生成一条确定的轨迹，缺点是忽略多模态的影响，优点是评价模型时比较公平。

**预测多模态轨迹**，预测多模态轨迹是指生成多条（一般为20）具有多样性的轨迹以适应交通个体的意图不确定性。

以上两种预测形式在实现时又可分为以下几种

**逐帧预测**，即每次预测一帧坐标，然后以预测帧的坐标当作输入预测下一帧的坐标。

**分布预测**，不预测具体的轨迹点，而是预测每个时刻的轨迹分布，通常是关于x、y的二维高斯分布，使用分布预测时注意固定随机种子。

**序列预测**，即直接输入整条观测轨迹，预测整条预测轨迹，具有seq2seq的特性

## 2.3 模型评估

（1）评价指标

一般的评价指标为ADE/FDE（平均误差、最终点误差）

指标的单位与数据集xy的单位一致，可通过数据的数量级判断，100-1000数量级的一般单位为像素，0-10数量级的一般为米。

（2）测试评估

模型训练时根据对应数据集的常用训练-测试方法，例如 ETH/UCY 为留一法，用4个子集训练，在剩余的子集上测试作为对应子集的评估结果，以著名研究工作常用策略为准。

预测确定轨迹的评估直接表现为测试结果，预测多模态轨迹的评估可以表现为多条轨迹中最小的ADE、最大ADE、平均ADE，视情况选择。