我阅读了交通流量预测相关的一些综述等资料,初步整理了如下内容:

- 1. 数据集
- 2. 研究现状

整体来说,通过初步资料阅读,我初步了解了交通流量预测领域的研究现状,认识了主流的几种技术方向(CNN, RNN, GNN 等),并认识了常用相关数据集。

数据集

参考 TKDE2020综述 的分类标准, 主要数据集可以分为两类:

- 固定式采集数据集(point data): 安装在固定地方的探测器所采集的数据
- 移动式交通数据(trajectory data): GPS 等收集的车辆轨迹信息

此外,可能还需要一些辅助数据信息:

- 交通网络数据:探测器的分布图(欧氏空间网格或无向加权图等)
- 气候数据、日期(节假日)数据、事件(如车祸)数据等

列出部分常用的数据集:

<u>PeMS</u> (Caltrans Performance Measurement System)

研究最广泛的数据集,由加利福尼亚州主要公路的上万探测器收集,每半分钟采集一次,包含容量、速度、交通流量等多种数据

有多个子集广泛用于论文中,包括 PeMS-BAY、PeMSD3、PeMSD4、PeMSD7、PeMSD8 等,可以参考 这篇综述

• METR-LA (Metro Traffic Los Angeles)

洛杉矶公路网, 207 个探测器, 5 分钟间隔收集数据

• Seattle Loop

西雅图 4条路数据, 323个探测器, 5分钟间隔收集数据, 2015年1月数据

• SZ-Taxi

深圳罗湖区 156 条路的数据, 15 分钟粒度, 2015 年 1 月数据

• Beijing Traffic

北京市 3126 个路段在 2022 年 5-7 月的 5 分钟粒度的数据

• Q-Traffic

北京 2017 年 4-5 月一万多个路段每 15 分钟采样一次的百度地图数据

其他数据集:参见 paperwithcode 网站: Traffic Prediction Task、这篇综述、TKDE2020综述、这篇综述。

研究现状

交通流量问题的定义,参见 TKDE2020综述 的描述(其他综述类似):

- 以历史的交通流量数据为输入,学习未来交通流量的预测问题。
- 流量主要受时间、空间因素影响,还受到天气节假日等因素影响。

最初使用经典统计模型如 ARIMA 和传统机器学习方法如 kNN,但是现在的主流已经是深度学习。由于主要影响因素是时空,因此:

- 针对时间因素, 主要使用 RNN, 如 LSTM 处理
- 针对空间因素:
 - 。 建模为欧氏平面网格图,使用 CNN 处理
 - 。 建模为非欧空间,使用 GNN 处理

通常将二者结合为混合神经网络, 来解决该问题

对 CNN, RNN 技术和详细论文列表可以参考 TKDE2020综述, GNN 参考这篇综述

CNN 有包括但不限于下面的思路:

- 交通流读入可以建模为图像,每个像素点对应一个交通密集的地区,因此可以用图像识别技术,即把区域网格化,像素值是如车辆数目,不同时间即像素值不一样
- 考虑到数据集空间可能连城一条线,可以使用一维 CNN 或二维 CNN(一维时间、一维空间)
- 经纬作二维, 然后引入时间为第三维度做三维 CNN
-

CNN 的部分实现论文如下: <u>经典二维空间</u>、<u>CNN+GRU</u>、<u>三维 CNN 结合经纬+时间信息</u>、<u>局部</u> <u>CNN+LSTM</u>、<u>一维CNN+2层LSTM</u>

RNN 有包括但不限于下面的思路:

- 将 RNN 的输出与 CNN 的输出使用 FNN 融合在一起
- 使用流水线, 先处理时间再处理空间或反过来
- 修改模型内部结构,如融入图卷积等,使其结合空间特征
-

RNN 的部分实现论文如下: <u>LSTM、LSTM+GRU、二维LSTM变体、考虑缺失数据的 LSTM-M、Meta-RNN、注意力+LSTM、SAE+LSTM</u>

除了 CNN, RNN 外, 还有包括但不限于这些新的方向:

- 使用 GNN 相关技术代替或结合 CNN,占据主要数据集的 SOTA 和前列
- 使用注意力机制代替 RNN 来获取时间信息
- 使用 Transformer 等 encoder-decoder NLP 技术

列举部分 paperwithcode 上的 SOTA 论文如下:

- METR-LA 数据集:
 - STGM 注意力捕获时空依赖+GNN(空间处理)+改进CNN(时间处理) 2023 (SOTA)
 - o <u>Traffic Transformer</u> (Transformer) 2020
 - o <u>SLCNN</u> (CNN+图) 2020
 - o <u>STAEformer</u> (Transformer) 2023 (也是 PeMSD7 的 SOTA)
 - D2STGNN、STEP、MegaCRN (GNN) 2022
 DCGCN (GNN) 2023; DCRNN (有向图扩散+CRNN) 2018
- PeMSD8 数据集:
 - o <u>STWave</u> (图+注意力) 2023 (SOTA)
 - STD-MAE (两个 autoencoder 分别处理时空) 2023
 PeMS-BAY、PeMS07、PeMSD04、PeMS04 四个数据集的 SOTA

- PDFormrer (Transformer) 2023
- o <u>DDGCRN</u> GNN 2023
- 其他数据集:
 - SOTA PeMS08 HTVGNN (注意力(时间)+改进GNN(空间)) 2024
 - SOTA NE-BJ RGDAN (图扩散+注意力) 2024
 - o