

traffic prediction (gnn)

任务、难点

城市和城市之间的距离、每个城市在一段时间的车流量，预测下一个阶段的车流量

读入数据、数据预处理

数据描述

- PeMS04.csv — 城市和城市的绝对节点位置，城市和城市的距离
- PeMS04.np — 该城市在一段时间内的车流量

读入数据

- 读入图的邻接矩阵的表示
- 读入车辆流，并处理时序数据

构建loaddata的类，继承dataSet

- 初始化参数
- 获取图数据
- 获取车流量数据
- 预处理时序数据
  - 归一化
  - 数据切片（难点） — 生成data\_x data\_y
  - 准备恢复数据的函数
- 结果
  - 训练集的长度 — 12954
  - graph
  - flow\_x — torch.Size([307, 6, 1])
  - flow\_y — torch.Size([307, 1, 1])

建模

gcn

$$L^{(j+1)} = \rho(\tilde{A}L^{(j)}W_j)$$

- 1) 图G=(V,E),V是节点集合，节点数量为 n = |V|,E是边集。
- 2) A是图的邻接矩阵(n\*n),如果定点有边相连,那么（无权图）；所连边上的权重（有权图）。
- 3) 需要引入自连接，可以看作每一个顶点都与自身相连，这样在图卷积操作更新自身节点的特征时，可以用到之前自身的特征。此时， A = A+I。
- 4) 计算图的度矩阵D， 即度矩阵的对角线元素值为邻接矩阵对应行的和。
- 5) 计算归一化/正则化的邻接矩阵： .可以消除邻居比较多的节点影响会比较大的问题。
- 6) X中的每一行是每个节点的初始特征向量， m为特征向量维度。
- 7) 代表激活函数，为第j个图卷积层的权重矩阵。

chebnet

- 1.切比雪夫多项式的递归定义
  - $T_0(x) = 1$
  - $T_1(x) = x$
  - $T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x)$
- 2.切比雪夫卷积核
  - $g_{\theta'}(\Lambda) \approx \sum_{k=0}^K \theta'_k T_k(\tilde{\Lambda})$
  - $\tilde{\Lambda} = \frac{2}{\lambda_{\max}} \Lambda - I_N$
- 3.切比雪夫图卷积
  - $g_{\theta'} \star x \approx \sum_{k=0}^K \theta'_k T_k(\tilde{L})x$
  - $\tilde{L} = \frac{2}{\lambda_{\max}} L - I_N$

本质就是图卷积

训练、预测

模型结果可视化