

基于图深度学习的城市路网交通流量预测

吴天龙, 陈峰, 万赞, 李林先, 曹娅琪等

该解决方案所取得的标志性技术进步
联系方式: 吴天龙 18810653323

- ◆提出GAT-LSTM, 该模型适用于图结构数据的序列建模(例如, 交通流预测);
- ◆首次在真实城市路网做大规模对比实验, 该模型在城市路网流量预测任务上取得最好的效果。

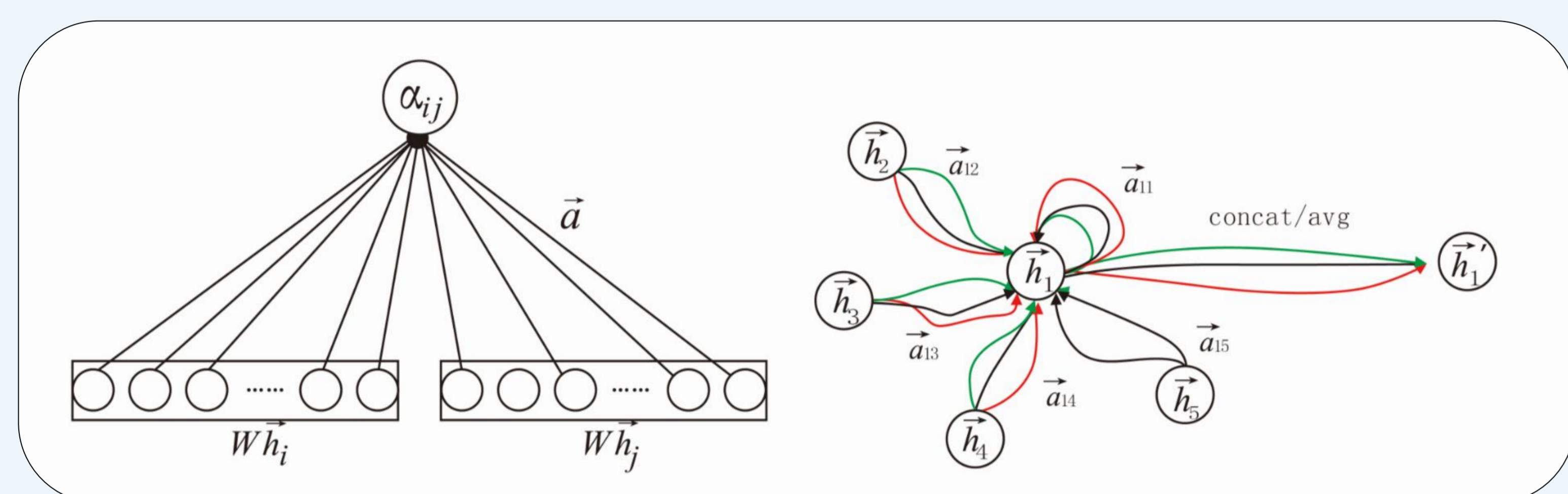
该解决方案的创新点

- ◆使用基于注意力机制的Graph Attention Network来获取图中空间依赖;
- ◆通过将Graph Attention Network引入LSTM中, 提出GAT-LSTM, 可以同时获取图中的时空依赖;
- ◆使用Encoder-Forecaster框架, 构建端到端的城市路网交通流量预测模型。

模型

Graph Attention Network

基于注意力机制, 可以动态的获取节点之间的关联度, 并对节点特征进行变换。

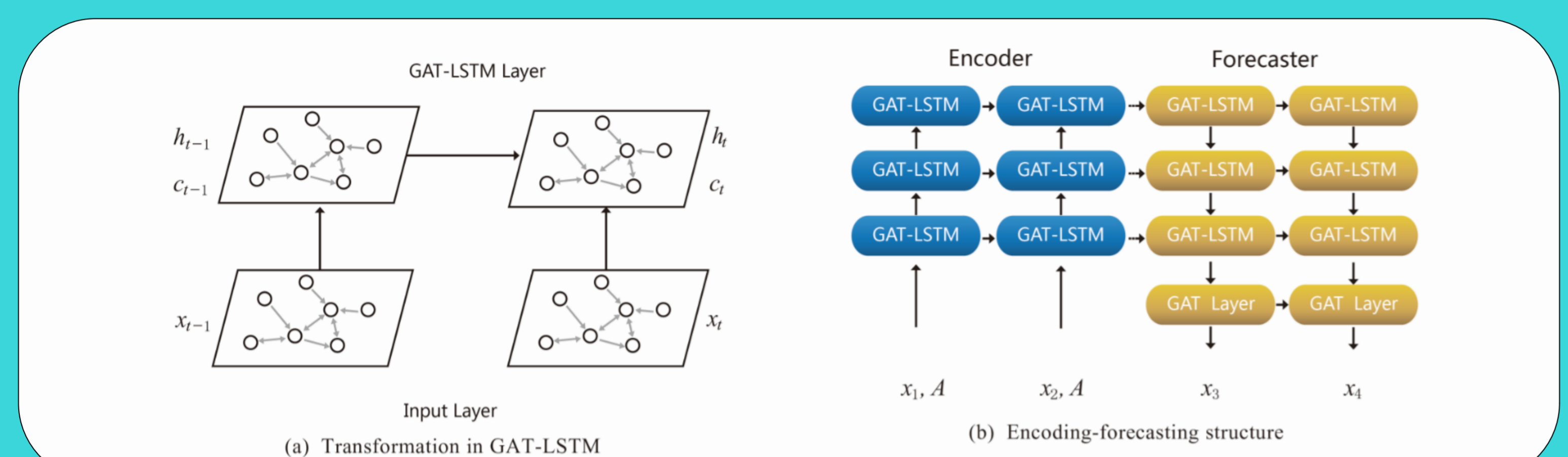


$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(\vec{a}^T [W\vec{h}_i \| W\vec{h}_j])}{\sum_{k \in N_i} \exp(\vec{a}^T [W\vec{h}_i \| W\vec{h}_k])}$$

$$\vec{h}_i' = \sigma \left(\sum_{j \in N_i} (\alpha_{ij} [W\vec{h}_j]) \right)$$

Graph Attention LSTM

将Graph Attention Network引入LSTM, 该网络可以动态地获取图中空间依赖和时间依赖; 使用GAT-LSTM构建的Encoder-Forecaster模型是一个端到端的预测城市路网交通流量的模型



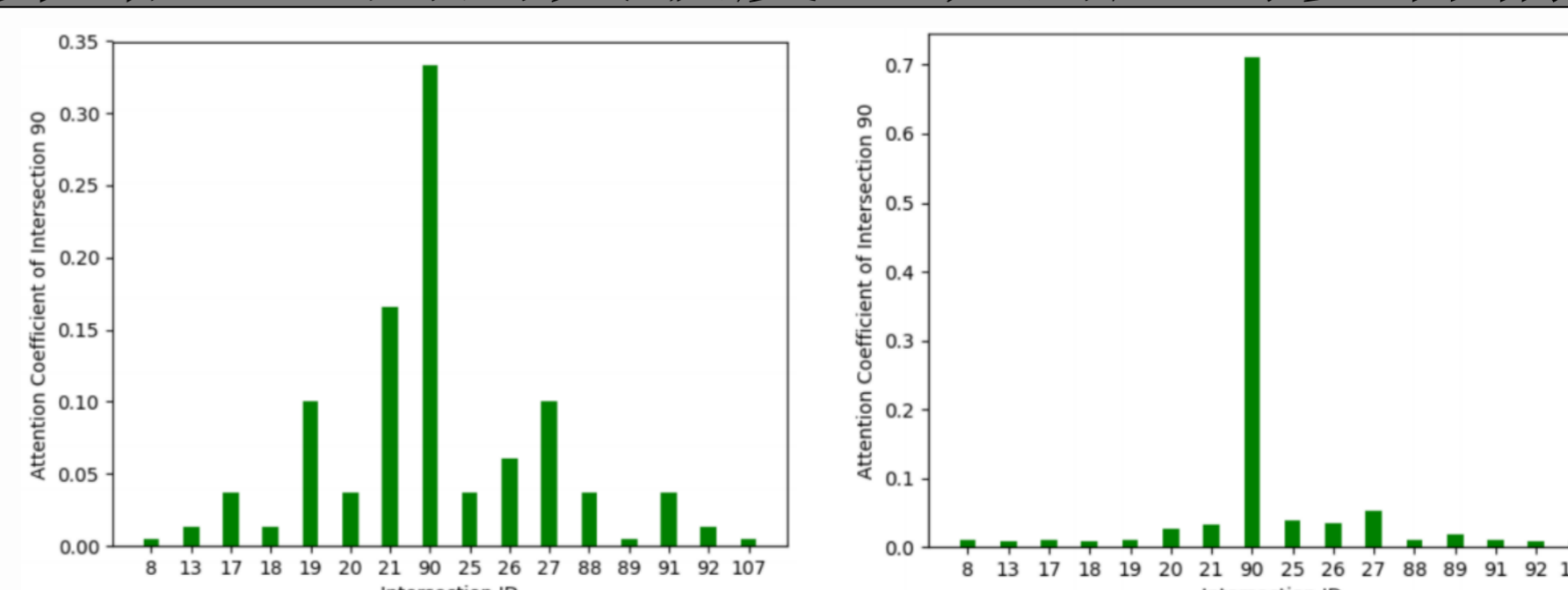
$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(\mathcal{G}(W_{xi}, \mathcal{X}_t, a, A) + \mathcal{G}(W_{hi}, \mathcal{H}_{t-1}, a, A) + B_i) \\ f_t &= \sigma(\mathcal{G}(W_{xf}, \mathcal{X}_t, a, A) + \mathcal{G}(W_{hf}, \mathcal{H}_{t-1}, a, A) + B_f) \\ o_t &= \sigma(\mathcal{G}(W_{xo}, \mathcal{X}_t, a, A) + \mathcal{G}(W_{ho}, \mathcal{H}_{t-1}, a, A) + B_o) \\ C_t &= f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(\mathcal{G}(W_{xc}, \mathcal{X}_t, a, A) \\ &\quad + \mathcal{G}(W_{hc}, \mathcal{H}_{t-1}, a, A) + B_c) \\ \mathcal{H}_t &= o_t \circ \tanh(C_t) \end{aligned}$$

成果

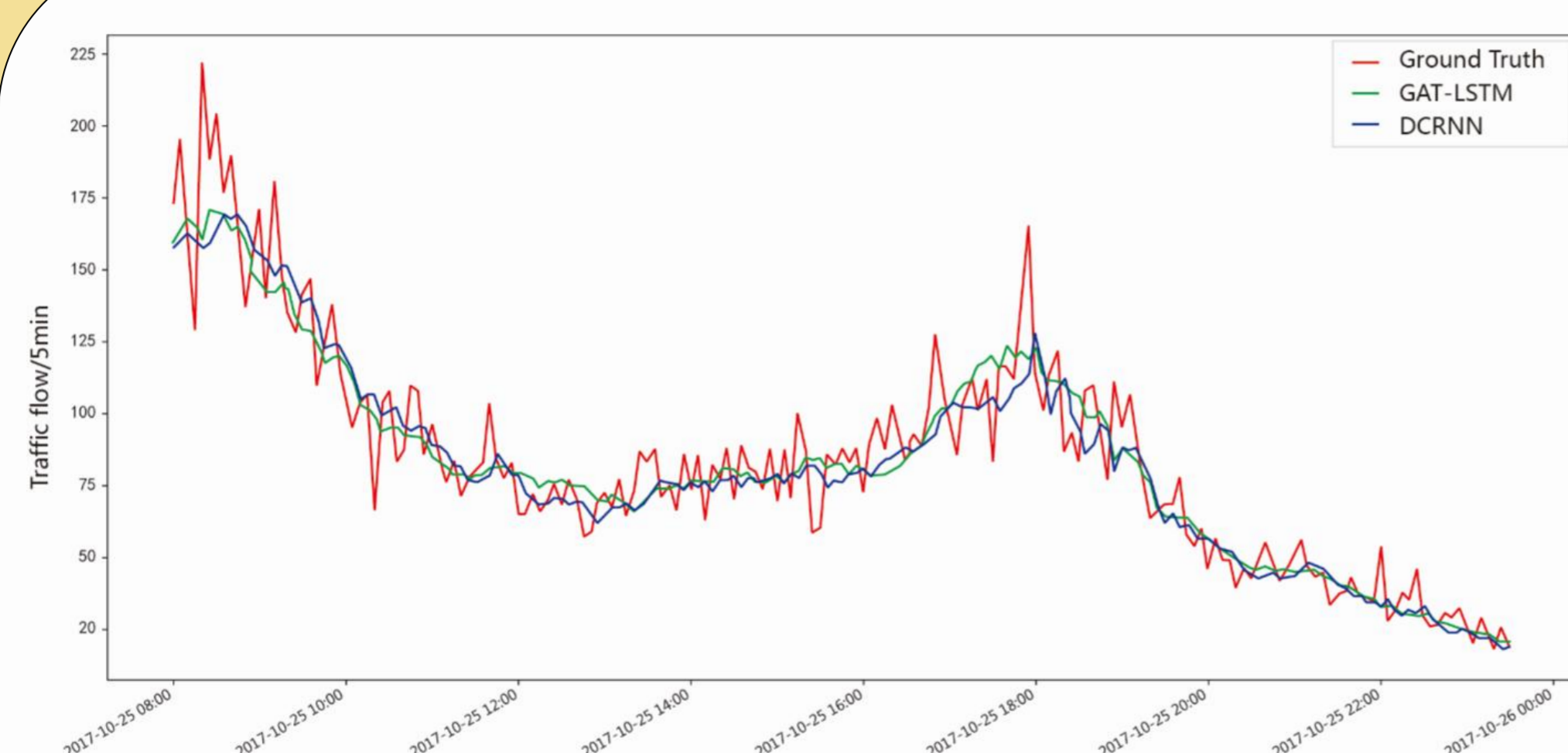
在贵阳市路网流量数据集中测试结果

	FNN	LSTM	DCRNN	DCRNN-UNWEIGHTED	GAT-LSTM
5 MIN	33.17	24.34	18.12	15.65	13.15
10 MIN	32.67	24.91	18.67	16.24	13.80
15 MIN	33.27	25.54	18.98	16.88	14.28
20 MIN	33.10	26.45	19.20	17.47	14.76
25 MIN	33.04	26.90	19.97	18.07	15.21
30 MIN	33.02	27.14	20.13	18.58	15.60

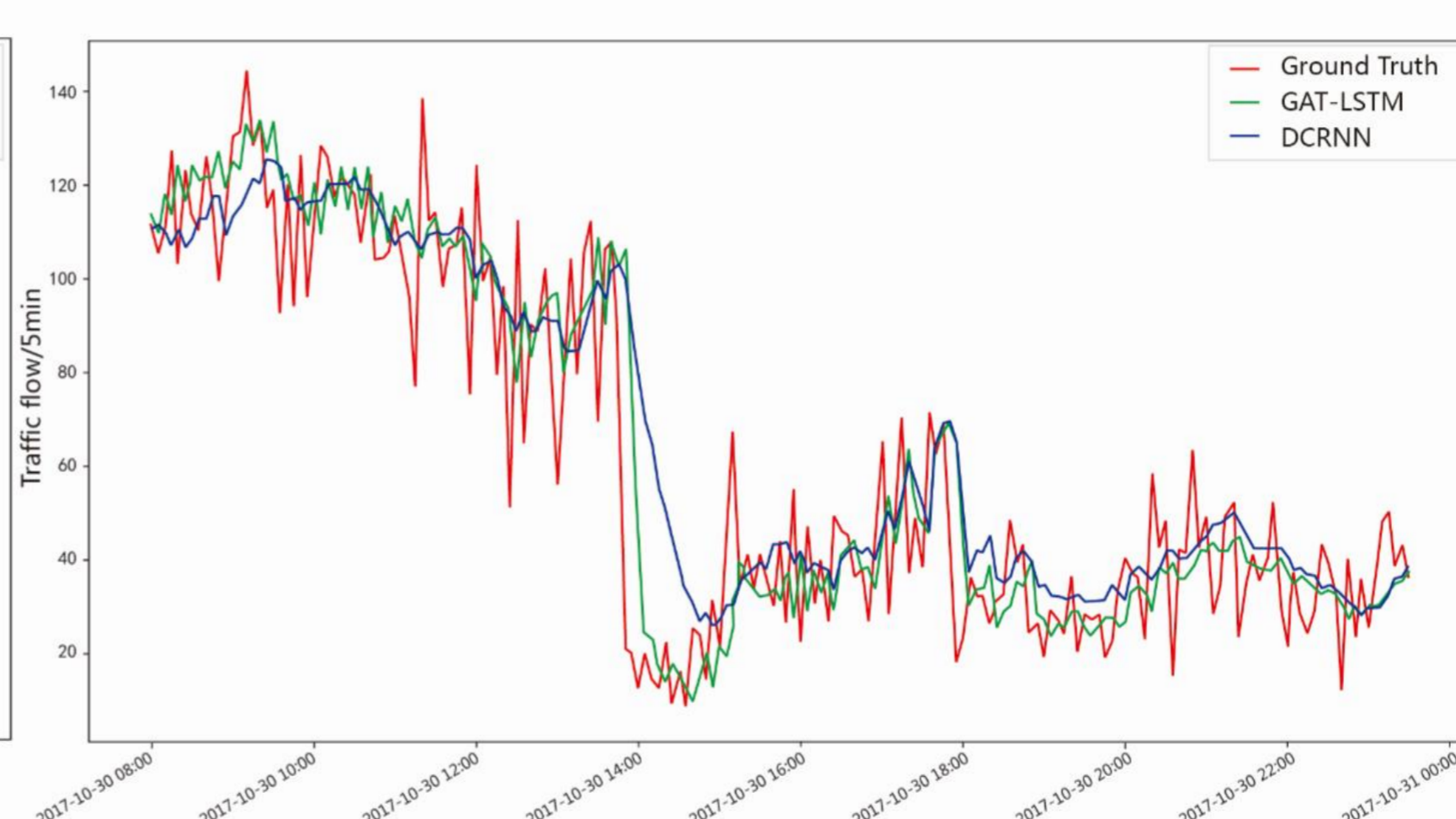
注意力机制可以使得GAT-LSTM可以动态的计算路口之间的关联度, 从而应对多种情况



路口之间注意力系数的变化



正常情况下的预测



发生交通事故情况下的预测



早高峰时间的预测