

文献 1

题目：Crowdsourced geospatial data is reshaping urban sciences

作者：Xiao Huang, Siqin Wang, Tianjun Lu, Yisi Liu, Leticia Serrano-Estrada

出处：International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 2024

方法：

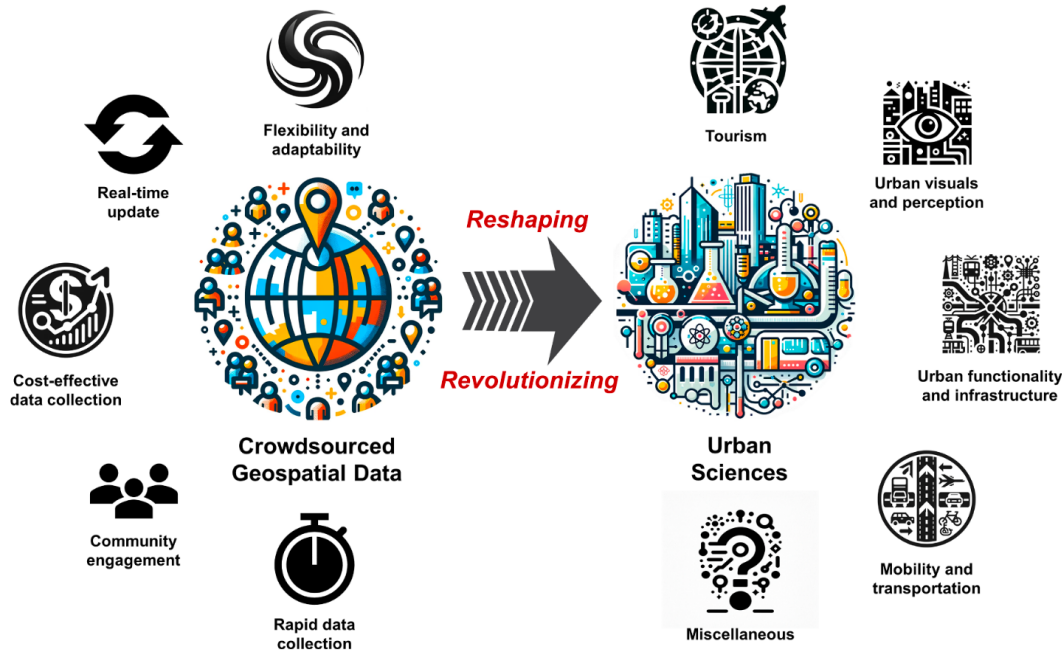


Fig. 1. A summary of advantages of crowdsourced geospatial data and their applications in numerous urban science domains.

众源数据包括但不限于社交媒体平台、街景图像、手机 GPS 信号、智能手机应用程序、交易记录、在线地图服务以及公众众包的传感器数据。这种创新的众源数据收集方法在全球个人贡献的推动下，为访问原本尚未开发的数据提供了可能性。这篇综述关注于众源地理空间数据如何改变城市科学领域。将研究分为五个主要领域：1) 旅游业，2) 城市视觉和感知，3) 城市基础设施和功能，4) 流动性和交通，以及 5) 其他，并进一步讨论该领域未来研究面临的挑战和机遇。

opportunities:

1. 与传统的数据收集方法相比，众包数据具有**实时性**的优势
2. 众源数据的多功能性。可以对城市的理解：从环境条件和交通模式到公众情绪和社会动态。
3. 众源数据的数据的质量和可靠性是需要解决的挑战性
4. 众源数据会带来复杂的隐私和道德问题

5.

展望：

1. 先进分析工具和算法的开发，特别是利用机器学习和人工智能，对生成庞大且多样化的数据集至关重要。
2. 加强公众对数据收集、分析的参与。从而产生更有意义和影响力的研究成果。
3. 城市科学跨学科合作依然也是重要的发展方向。融合地理学、计算机科学、社会学、环境科学和其他相关学科的专业知识。

1. 综述里的一些工作在详细看

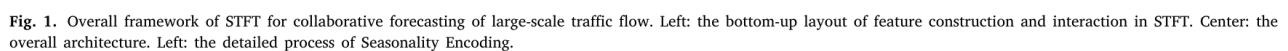
文献2

作者: Zhenghong Wang, Yi Wang, Furong Jia, Fan Zhang, Nikita Klimenko, Leye Wang,

出处: Information Fusion 2024

针对覆盖更大地理区域和更长时间跨度的交通流预测。提出了Spatiotemporal Fusion Transformer for large-scale traffic forecasting (STFT)。

- (i) 季节性编码，基于流量固有的多周期性，以便于从复杂模式中提取更可预测的时变组件。
- (ii) Tubelet Embedding，将输入划分为 Tubelet，作为 Transformer 的输入标记。Tubelet 设计不仅实现了计算和内存使用量的二次减少，而且还增强了时空局部性特征建模。
- (iii) token排列器，利用扩散图将时空动态建模为令牌排列过程。然后由提出的 Hadamard Mapper 投影图表示，以规避图神经网络在大规模计算中的异常敏感性。五



实验在五个不同尺度的真实世界数据集上进行了实验，其中包括一个地级市级数据集、一个县级数据集、一个市级数据集和两个国家级数据集。

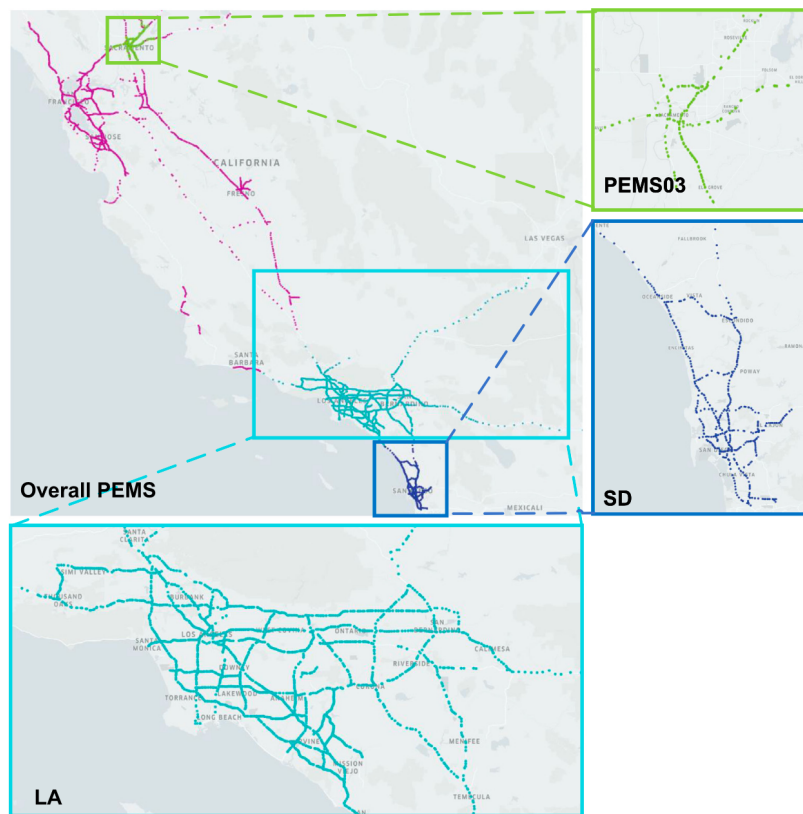


Table 3

Forecasting performance at each dataset scale level. The rest of the baseline performance results are cited from prior works [8,12]. The best results are bolded in red, the second-best are in purple, and the third are in blue.

Scale level	Subdivision									County									Municipal									State								
Dataset	PeMS03 (358)			PeMS07 (883)			SD (786)			LA (3834)			CA-19 (8600)			CA-18 (11,160) ^a			LA (3834)			CA-19 (8600)			CA-18 (11,160) ^a			LA (3834)			CA-19 (8600)			CA-18 (11,160) ^a		
Metric	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
LSTM	21.33	35.11	23.33%	29.98	45.94	13.20%	26.44	41.73	17.20%	28.05	44.38	17.23%	26.89	43.11	20.16%	19.67	33.12	17.54%	28.05	44.38	17.23%	26.89	43.11	20.16%	19.67	33.12	17.54%	28.05	44.38	17.23%	26.89	43.11	20.16%	19.67	33.12	17.54%
STGCN (18')	17.52	30.23	17.08%	24.58	37.51	10.65%	19.67	34.14	13.86%	22.64	38.81	14.17%	21.33	36.39	16.53%	20.45	33.36	20.90%	22.64	38.81	14.17%	21.33	36.39	16.53%	20.45	33.36	20.90%	22.64	38.81	14.17%	21.33	36.39	16.53%	20.45	33.36	20.90%
DCRNN (18')	17.86	29.74	18.30%	23.87	37.27	10.50%	21.03	33.37	14.13%	23.17	36.19	14.40%	21.87	34.41	17.06%	19.64	32.38	18.29%	23.17	36.19	14.40%	21.87	34.41	17.06%	19.64	32.38	18.29%	23.17	36.19	14.40%	21.87	34.41	17.06%	19.64	32.38	18.29%
GWNET (19')	19.12	32.77	18.89%	26.39	41.50	11.97%	17.74	29.62	11.88%	21.20	33.58	13.18%	21.72	34.20	17.40%	18.44	30.72	16.71%	21.20	33.58	13.18%	21.72	34.20	17.40%	18.44	30.72	16.71%	21.20	33.58	13.18%	21.72	34.20	17.40%	18.44	30.72	16.71%
ASTGCN (20')	18.05	30.13	17.02%	25.22	38.83	11.41%	23.70	37.63	15.65%	28.99	44.33	19.62%	\	\	\	\	\	\	28.99	44.33	19.62%	\	\	\	\	\	\	28.99	44.33	19.62%	\	\	\	\	\	\
AGCRN (20')	15.98	28.25	15.23%	22.37	36.55	9.12%	18.09	32.01	13.28%	20.25	34.84	12.87%	\	\	\	\	\	\	20.25	34.84	12.87%	\	\	\	\	\	\	20.25	34.84	12.87%	\	\	\	\	\	\
STTN (21')	16.11	27.87	16.19%	21.34	34.59	9.93%	18.69	31.11	12.82%	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\
STGCN (21')	16.50	27.84	16.69%	22.98	36.19	10.14%	19.55	33.57	13.22%	21.49	36.14	13.72%	20.77	36.60	16.80%	18.21	29.92	17.51%	21.49	36.14	13.72%	20.77	36.60	16.80%	18.21	29.92	17.51%	21.49	36.14	13.72%	20.77	36.60	16.80%	18.21	29.92	17.51%
DSTAGNN (22')	15.57	27.21	16.68%	21.42	34.51	9.01%	21.82	34.68	14.40%	24.13	38.15	15.07%	\	\	\	\	\	\	24.13	38.15	15.07%	\	\	\	\	\	\	24.13	38.15	15.07%	\	\	\	\	\	\
D ² STGNN (22')	14.63	26.31	15.32%	19.49	32.59	8.09%	17.85	29.51	11.54%	22.35	35.11	14.37%	\	\	\	\	\	\	22.35	35.11	14.37%	\	\	\	\	\	\	22.35	35.11	14.37%	\	\	\	\	\	\
DGCRN (23')	14.60	26.20	14.87%	20.04	32.86	8.63%	17.65	29.70	11.89%	21.02	33.66	13.23%	\	\	\	\	\	\	21.02	33.66	13.23%	\	\	\	\	\	\	21.02	33.66	13.23%	\	\	\	\	\	\
PDFormer ^a (23')	14.79	25.40	15.34%	19.83	32.87	8.53%	19.97	33.51	13.97%	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\
STFT-S	14.38	24.36	14.28%	19.53	33.58	8.19%	18.20	28.60	11.72%	19.85	31.86	11.36%	18.94	31.31	13.36%	17.02	28.49	15.64%	19.85	31.86	11.36%	18.94	31.31	13.36%	17.02	28.49	15.64%	19.85	31.86	11.36%	18.94	31.31	13.36%	17.02	28.49	15.64%
STFT-L	14.32	23.71	14.37%	19.45	32.43	8.07%	17.64	28.05	11.53%	18.98	31.06	10.89%	16.47	27.71	11.90%	16.75	28.42	15.82%	18.98	31.06	10.89%	16.47	27.71	11.90%	16.75	28.42	15.82%	18.98	31.06	10.89%	16.47	27.71	11.90%	16.75	28.42	15.82%

^a Denotes results executed by us.

启发:

1. 时序的思路可以借鉴，把傅立叶融入模型，效果肯定会有提升
2. 现在考虑直接在之前自己的Conformer加GNN，应该也可以做（类似于这个工作）

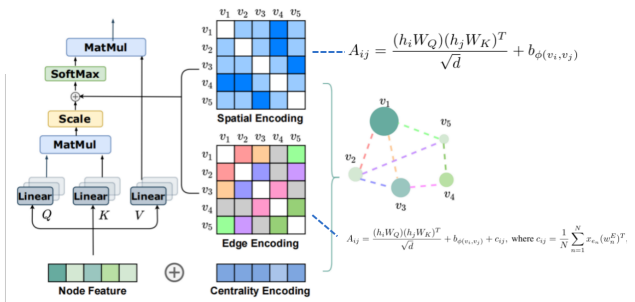
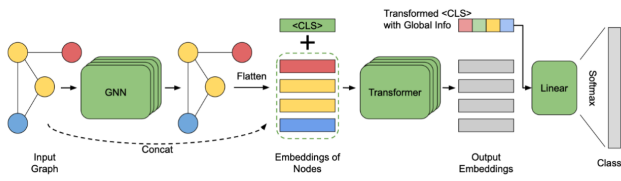
本周工作

1: 阅读文献;

2:代码跑通: Graph Transformer (GraphTrans)代码跑完还没收敛，觉得是原本的这个代码有点问题，主要自己也是第一次跑 graph 的算法，现在换了一个 github 上的代码在跑

● Heuristic method — Graphormer (SPB)

● Building Transformer blocks on top of GNN blocks — GraphTrans



Ying, C., et al. "Do transformers really perform bad for graph representation? NIPS 2021." arXiv preprint arXiv:2106.05234.

下周计划

- Graph 的工作跑出来一个初步结果
- 阅读论文