

基于人工智能的时空交通数据分析

新工科青年学者交流会

伍元凯

四川大学计算机学院

2023年6月4日



① 研究背景

② 工作介绍

③ 未来方向



① 研究背景

国家政策支持

我国发展现状和比较优势

人工智能研究领域业已形成的成熟技术

② 工作介绍

③ 未来方向





铁路客流采集

- 我国已形成从智能视频检测、出行轨迹到交通流分析等一系列的多源交通大数据
 - 全球大数据体量达到175ZB，我国数据存储占全球22%，80%掌握在政府手中，其中交通数据达到40%
 - 全球交通传感器大多集中在我国，如车载摄像头占全球40%
 - 受多种因素，数据利用率较低（估算在13%以下）



网约车/出租车数据



公交车轨迹

① 研究背景

国家政策支持

我国发展现状和比较优势

人工智能研究领域业已形成的成熟技术

② 工作介绍

③ 未来方向



国家高度重视



中华人民共和国中央人民政府

www.QCN.CN



中华人民共和国中央人民政府

member [DMV CO](#)



一、大额贷款。默认。大额贷款。默认。大额贷款。默认。大额贷款。默认。

索引号：000014349/2021-00139

发文机关：

标 题：国务院关于印发“十四五”数字经济发展规划的通知

发文字号：国发〔2021〕29号

主题分类：国民经济管理、国有资产

盛會日期：2021年12月12日

发布日期：2022年01月12日

中共中央 国务院印发《交通强国建设纲要》

- 大力发展智慧交通。推动大数据、互联网、人工智能、区块链、超级计算等新技术与交通行业深度融合。
 - 推动智能计算中心有序发展，打造智能算力、通用算法和开发平台一体化的新型智能基础设施，面向政务服务、智慧城市、智能制造、自动驾驶、语言智能等重点新兴领域，



① 研究背景

国家政策支持

我国发展现状和比较优势

人工智能研究领域业已形成的成熟技术

② 工作介绍

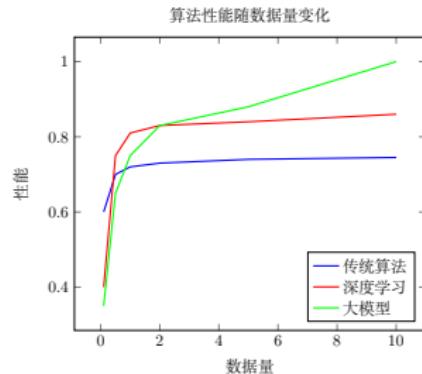
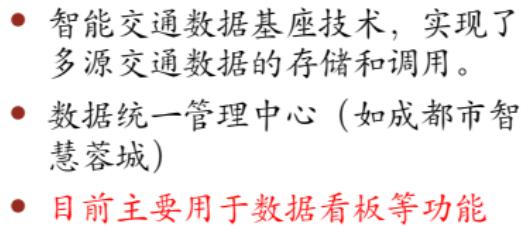
③ 未来方向





- 我国算力全球占比已高达52%，而美国仅占比19%
 - 运用大规模人工智能技术是在现阶段数字基座基础上实现数据赋能交通的最为有效途径

数据来源于项目调研：深度学习算法在智能交通领域中的挑战与发展对策研究，中国科协 2022 科技智库 青年人才计划



① 研究背景

国家政策支持

我国发展现状和比较优势

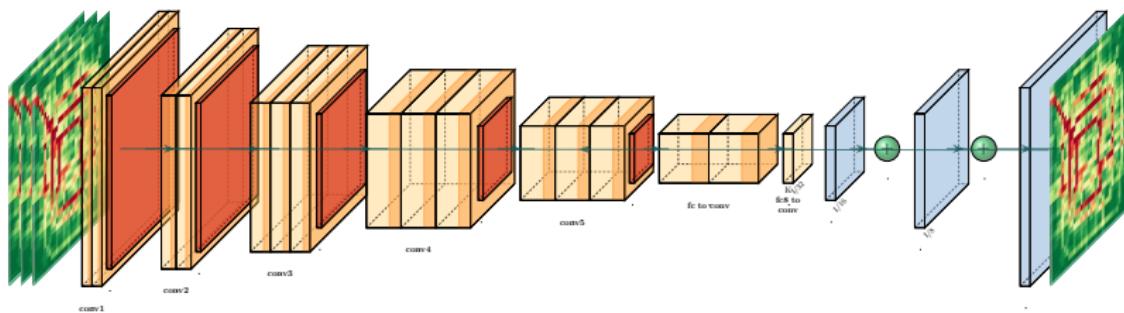
人工智能研究领域业已形成的成熟技术

② 工作介绍

③ 未来方向



网格化时空交通数据-CNN

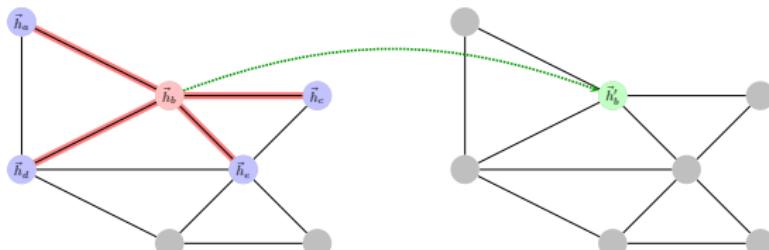
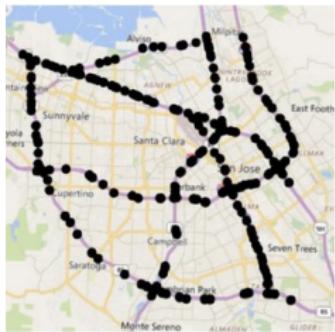


将时空交通数据网格化到城市栅格上后使用深度卷积网络处理

- [1] Zhang, Junbo, Yu Zheng, and Dekang Qi. "Deep spatio-temporal residual networks for citywide crowd flows prediction." AAAI 2017 (1654 Citation).



传感器网络-GNN



传感器网络自然构成了图信号，采用图神经网络进行处理

- [1] Yu, Bing, Haoteng Yin, and Zhanxing Zhu. "Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting." IJCAI 2018 ([2322 Citation](#)).
 - [2] Li, Yaguang, Rose Yu, Cyrus Shahabi, and Yan Liu. "Diffusion convolutional recurrent neural network: Data-driven traffic forecasting." ICLR 2018 ([2136 Citation](#)).



① 研究背景

② 工作介绍

早期探索

探索应用上的突破

③ 未来方向

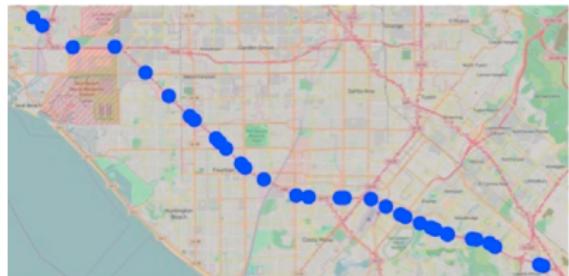


② 工作介绍

早期探索

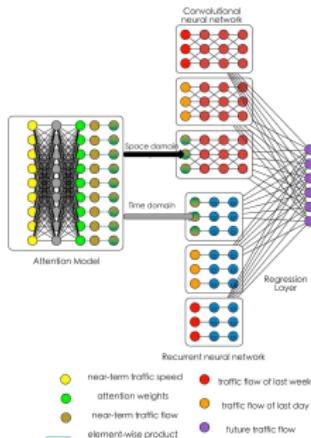
探索应用上的突破





高速走廊数据集

"the CNN on graph-structured data proposed by Henaff et al. (2015) might be an alternative"



在卷积神经网络框架下的探索

- [1] **Wu, Yuankai**, Huachun Tan, Lingqiao Qin, Bin Ran, and Zhuxi Jiang. "A hybrid deep learning based traffic flow prediction method and its understanding." TRC2018. ([558 Citation](#)).

[2] **Wu, Yuankai**, and Huachun Tan. "Short-term traffic flow forecasting with spatial-temporal correlation in a hybrid deep learning framework." arXiv 2016. ([316 Citation](#)).



初步证实了深度学习方法相较于传统方法的优势

方法	预测区间		
	5分钟	20分钟	35分钟
深度神经网络	19.13	22.51	24.29
线性回归 LASSO	22.31	26.33	28.54
传统神经网络	21.07	23.69	24.51

同行积极引用

虽然方法较为简单，但伍和谭提出的方法是利用时空规律的第一次尝试。

STGCN IJCAI 2018 "Wu and Tan [2016] ... Although it adopted a straightforward strategy, CLTFP still made the first attempt to align spatial and temporal regularities"



① 研究背景

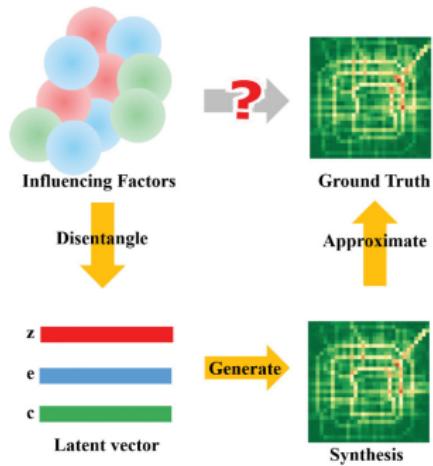
② 工作介绍

早期探索

探索应用上的突破

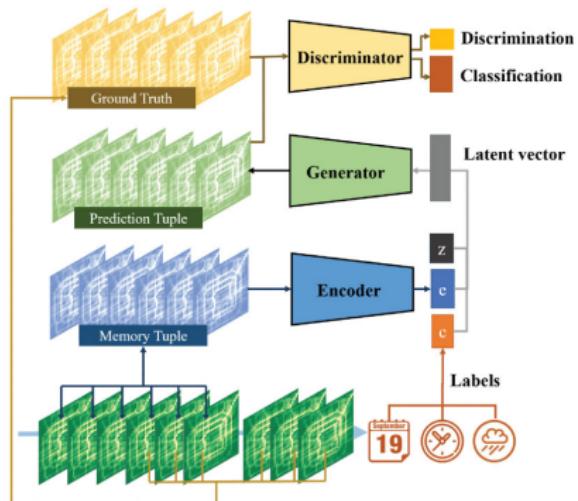
③ 未来方向





如何将影响城市交通的耦合因素解耦?

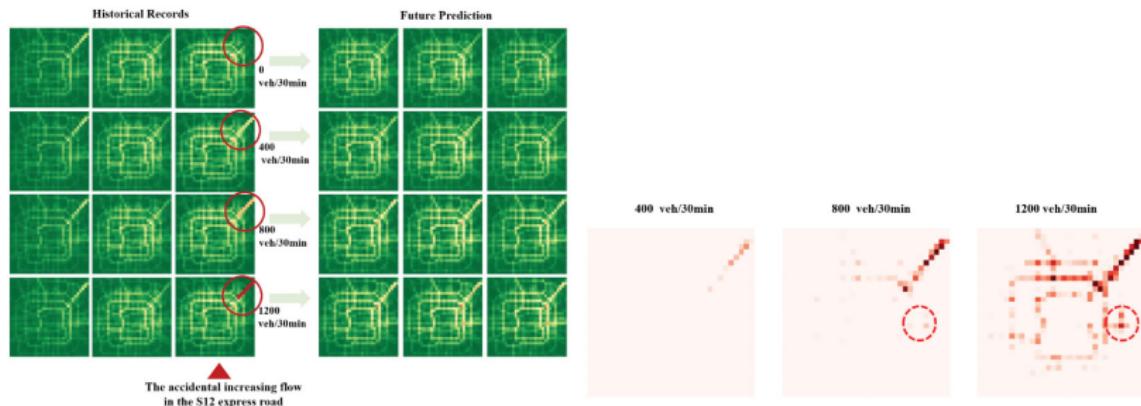
Zhang, Hailong, **Yuankai Wu***, Huachun Tan, Hanxuan Dong, Fan Ding, and Bin Ran. "Understanding and modeling urban mobility dynamics via disentangled representation learning." IEEE TITS 2020.



解绑表征生成对抗网络



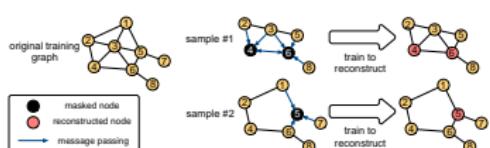
如果 S12 机场快速路增加交通流量，未来会怎样？（生成模型）



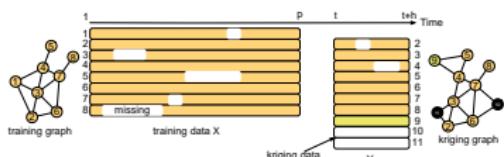
(a) 在 S12 增加不同的交通流量，未
来流量预测量的变化

(b) 在 S12 增加不同的交通流量，新
增流量的分布





(a) 图神经网络训练结构



(b) 空间插值问题，需要在测试阶段根据空间关系估计训练阶段模型没见过的传感器的状况（通用能力）

Wu, Yuankai, Dingyi Zhuang, Aurelie Labbe, and Lijun Sun. "Inductive graph neural networks for spatiotemporal kriging." AAAI. 2021..

伍元凯

基于人工智能的时空交通数据分析

Algorithm 0: 子图生成和随机掩码

Input : X . Parameters: h, S, l_{\max} .

Output: $\{X_{1:S}\}, \{M_{1:S}\}, \{W_{1:S}\}$

for $iteration = 1$ to l_{\max} do

for $sample = 1$ to S do

Generate random integers n_o (number of nodes selected as observed) and n_m (number of nodes selected as missing) with $n_o + n_m \leq n$; Randomly sample $n_o + n_m$ indices without replacement from $[1, n]$ to obtain

$$I_{\text{sample}} = \{i^1, \dots, i^{n_o}, \dots, i^{n_o+n_m}\};$$

Randomly choose a time point j within range $[1, p - h]$. Let $J_{\text{sample}} = [j, j + h)$;

Obtain submatrix signal

$X_{\text{sample}} = X[I_{\text{sample}}, J_{\text{sample}}]$ with size of $(n_o + n_m) \times h$;

Construct adjacency matrix

$W_{\text{sample}} \in \mathbb{R}^{(n_o+n_m) \times (n_o+n_m)}$ for nodes in I_{sample} ;

Generate a mask matrix M_{sample} of size $(n_o + n_m) \times h$,

$$M_{\text{sample}}[i, :] = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in [1, n_o], \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

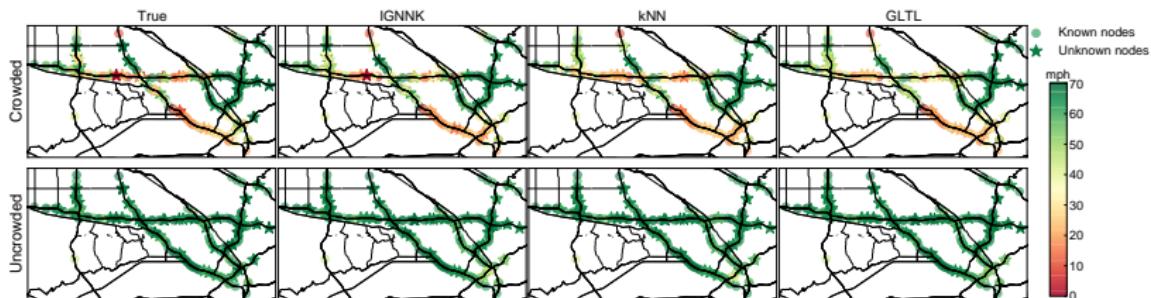
end

Use sets $\{X_{1:S}\}, \{M_{1:S}\}, \{W_{1:S}\}$ to train GNNs;

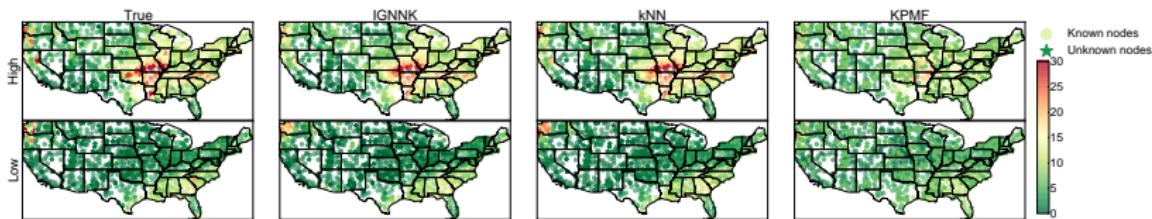
end

和传统方法在实时空间插值上的对比

Model	Gaussian				Binary			
	RMSE	MAE	MAPE	R^2	RMSE	MAE	MAPE	R^2
IGNNK	6.093	3.663	8.16%	0.574	9.245	5.394	13.26%	0.161
kNN	7.431	4.245	9.13%	0.458	-	-	-	-
KPMF	7.332	4.293	9.21%	0.472	10.065	5.985	16.03%	0.005
GLTL	8.846	4.486	10.25%	0.232	8.504	4.962	12.24%	0.290
IGNNK Transfer	METR-LA				SeData			
	6.713	4.173	9.19%	0.525	11.484	6.456	15.10%	-0.388



在交通状态空间插值问题上的效果



在美国气温空间插值问题上的效果

模型代码: <https://github.com/Kaimaoge/IGNNK>

跨学科领域著名学者积极引用

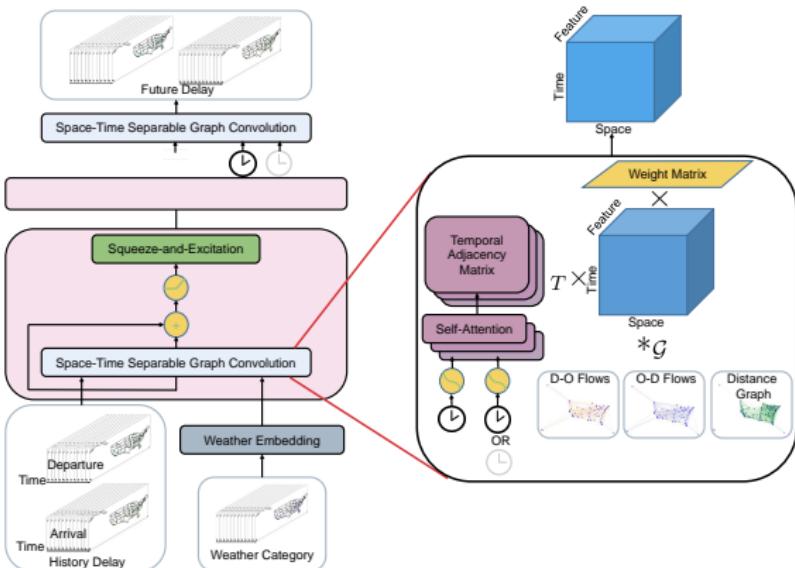
受到 [3] 揭示了 GNN 可以用于归纳任务的启发，我们解决了如上的挑战。

IEEE 会士团队 "inspired by the successful application of [3]. [4] that GNNs are promising tools for inductive tasks, we addressed the challenge mentioned above"

我们可以应用 [16] 的插值方法来检测恶意频谱传感器。

IEEE 会士团队 "Then we can adopt GNN-based interpolation techniques such as [16] to detect malicious spectrum sensors"





航班延误传播时空神经网络

Wu, Yuankai, Hongyu Yang, Yi Lin, and Hong Liu. "Spatiotemporal Propagation Learning for Network-Wide Flight Delay Prediction." IEEE TKDE (2nd review).

模型代码: <https://github.com/Kaimaoge/STPN>



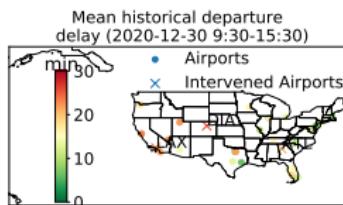
预测误差对比

Method	1.5 hour			3 hour			6 hour			
	MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²	
到港	HA	9.089	11.847	0.040	9.089	11.847	0.040	9.089	11.847	0.040
	VAR	7.795	10.468	0.251	8.123	10.824	0.199	8.479	11.237	0.136
	LSTM	7.979	10.751	0.209	8.354	11.153	0.149	8.681	11.500	0.073
	STGCN	7.784	10.509	0.248	7.928	10.630	0.233	8.157	10.878	0.199
	Gwave	7.771	10.458	0.252	7.860	10.563	0.237	8.085	10.819	0.200
	STSGCN	7.355	9.973	0.319	7.699	10.366	0.265	8.118	10.843	0.196
	STPN	7.202	9.806	0.342	7.502	10.159	0.294	7.780	10.552	0.239
离港	HA	6.519	8.632	0.069	6.519	8.632	0.069	6.519	8.632	0.069
	VAR	5.560	7.655	0.268	5.816	7.924	0.216	6.165	8.303	0.139
	LSTM	5.509	7.846	0.230	5.798	8.195	0.161	6.115	8.616	0.096
	STGCN	5.391	7.605	0.277	5.540	7.692	0.261	5.856	7.998	0.200
	Gwave	5.437	7.624	0.273	5.507	7.701	0.259	5.705	7.862	0.228
	STSGCN	5.344	7.513	0.294	5.508	7.703	0.259	5.808	7.977	0.205
	STPN	5.217	7.430	0.310	5.320	7.528	0.292	5.512	7.713	0.257

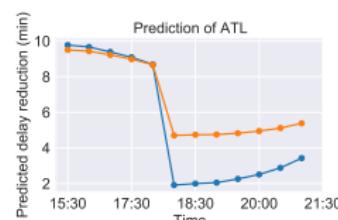


反事实推理能力

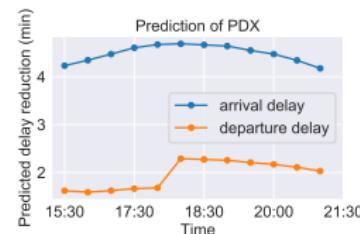
如果没有航班延误会怎样?



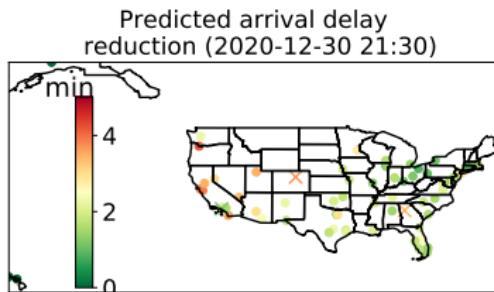
减少 ATL,LAX 和 DIA 的离港延误



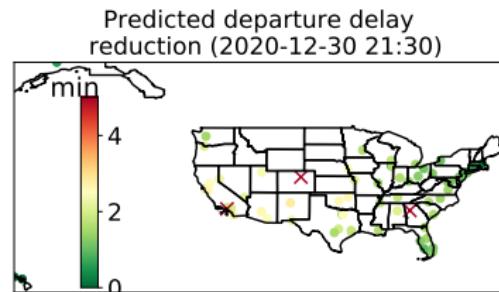
ATL 延误减少量



PDX 延误减少量



到港延误减少量



离港延误减少量

① 研究背景

② 工作介绍

③ 未来方向

多模态预测研究

预测模型向生成模型的转变



③ 未来方向

多模态预测研究

预测模型向生成模型的转变



数据资源已经具备

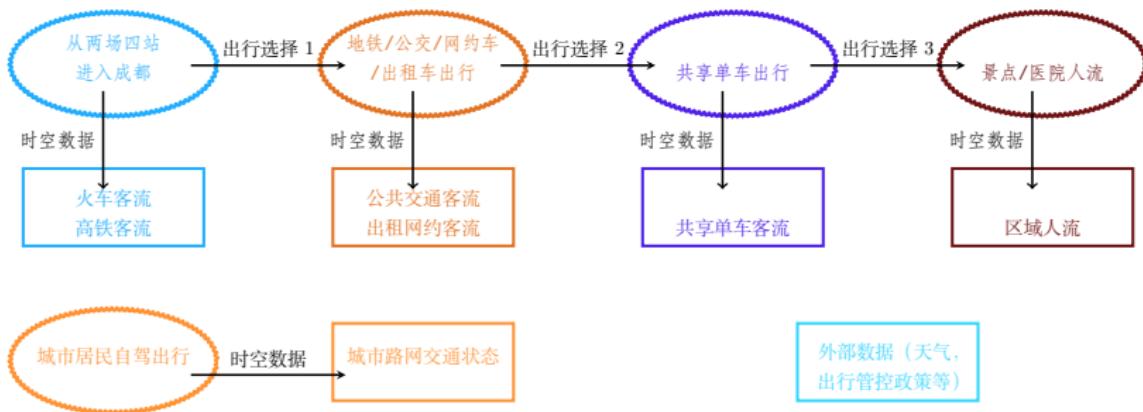
成都交通行业已有数据全接入，涵盖全市航空、公路运输、铁路运输、城市道路、高速公路、普通公路、桥梁隧道立交、轨道交通、地面公交、出租汽车、网约车、共享单车、公路客货运、手机信令等 14 大类交通全量数据



成都 TOCC 已经涵盖的数据



多模式时空交通数据的关联性



从出行链角度看多模式时空交通数据的关联性



现有研究集中于在以下的单模式交通数据集上展开模型性能“刷点”比拼

典型交通开放数据集

数据集	描述	数据形式
PeMS 系列 (03、04、07、08、bay、metr-la) Traffic (同样是美国 PeMS 采集，无空间信息) TaxiBJ	美国加州高速交通状态（速度、流量、占有率） 美国加州高速交通流量 微软亚研院公开的北京出租车数据	图信号 时间序列 网格化图片



表 1: PeMS-Bay Results, 研究范式 (开放数据集刷点)

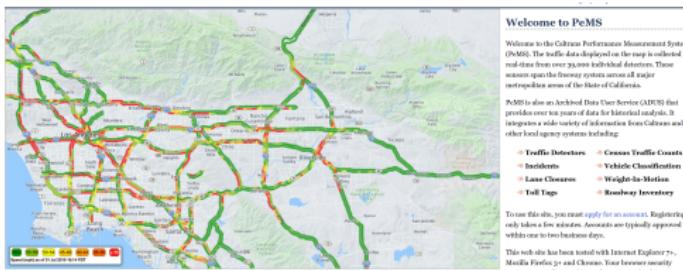
Model	MAE	RMSE	MAPE (%)	MAE	RMSE	MAPE (%)	MAE	RMSE	MAPE (%)
HA	1.89	4.30	4.16%	2.50	5.82	5.62%	3.31	7.54	7.65%
VAR	1.74	3.16	3.60%	2.32	4.25	5.00%	2.93	5.44	6.50%
SVR	1.85	3.59	3.80%	2.48	5.18	5.50%	3.28	7.08	8.00%
FC-LSTM	2.05	4.19	4.80%	2.20	4.55	5.20%	2.37	4.96	5.70%
DCRNN	1.38	2.95	2.90%	1.74	3.97	3.90%	2.07	4.74	4.90%
STGCN	1.36	2.96	2.90%	1.81	4.27	4.17%	2.49	5.69	5.79%
GWave	1.30	2.74	2.73%	1.63	3.70	3.67%	1.95	4.52	4.63%
ASTGCN	1.52	3.13	3.22%	2.01	4.27	4.48%	2.61	5.42	6.00%
STSGCN	1.44	3.01	3.04%	1.83	4.18	4.17%	2.26	5.21	5.40%
MTGNN	1.32	2.79	2.77%	1.65	3.74	3.69%	1.94	4.49	4.53%
GMAN	1.34	2.91	2.86%	1.63	3.76	3.68%	1.86	4.32	4.37%
DGCNN	1.28	2.69	2.66%	1.59	3.63	3.55%	1.89	4.42	4.43%

表格摘录自最新 SOTA:

Shao, Zezhi, Zhao Zhang, Wei Wei, Fei Wang, Yongjun Xu, Xin Cao, and Christian S. Jensen. "Decoupled dynamic spatial-temporal graph neural network for traffic forecasting." VLDB 2022.



为什么目前研究的开放数据集都是 PeMS?



美国 PeMS 系统实现了 39000 个交通传感器，5 分钟层级的交通状态，
20 年历史数据存储，且开放给科研工作者研究

- 美国几乎每个州都有类似的系统，只是开放性不如 PeMS
- 我国 TOCC 大多对采集的数据 3 个月或者半年定时删除，由于对数据的隐私保护，安全性研究尚且不足，还不能大规模对科研工作者开放。



① 研究背景

② 工作介绍

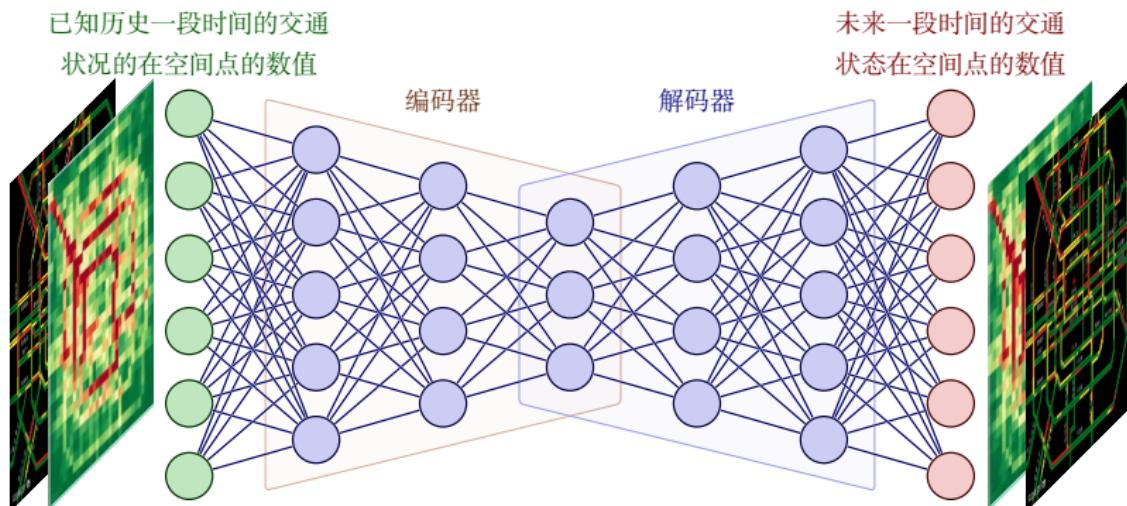
③ 未来方向

多模态预测研究

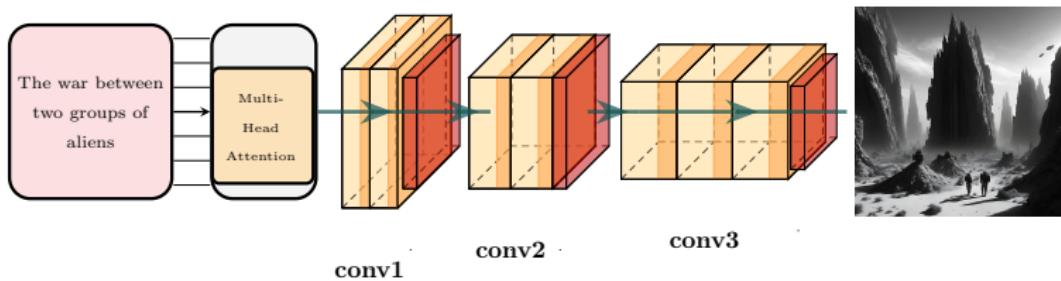
预测模型向生成模型的转变



时空预测的实质：一种根据特殊的历史视频或者图信号输入生成未来视频或者图信号的生成模型



生成模型现状



- 大语言模型，ChatGPT
- 图象生成工具，Diffusion model

图片产生于 <https://www.fotor.com/images/create>



时空预测的训练信号

$$\{x_{t-k}, \dots, x_t\} \xrightarrow{f(\cdot; \theta)} \{x_{t+1}, \dots, x_{t+h}\}$$

θ 神经网络参数，如果假设服从 $\{x_{t+1}, \dots, x_{t+h}\}$ 服从高斯分布，则采用 MSE loss 训练，如果假设 $\{x_{t+1}, \dots, x_{t+h}\}$ 服从拉普拉斯分布，则采用 MAE loss

等价于大语言模型预训练方法 (first step of ChatGPT)

Given an unsupervised corpus of tokens $U = \{u_1, \dots, u_n\}$, we use a standard language modeling objective to maximize the following likelihood:

$$L_1(U) = \prod_{i=1}^n \log P(u_i | u_{i-k}, \dots, u_{i-1}; \Theta)$$

where k is the size of the context window, and the conditional probability P is modeled using a neural network with parameters Θ . These parameters are trained using stochastic gradient descent.

Radford, Alec, Karthik Narasimhan, Tim Salimans, and Ilya Sutskever. "Improving language understanding by generative pre-training." OpenAI 2018.



如何有效利用算力，我国数据优势（智能交通数据基座） 基础上提升城市交通智能化水平？

大运会、五一等特殊环境下成都市各模式交通的
时空分布是怎样的？如果采用交通管控，会对交通需求产生怎样的影响？

跨学科问题：

- 如何采集更有价值的交通数据，如何实现大规模数据集的有效存储？(物联网技术，数据存储，数据库设计)
- 如何设计出适用于多模态交通数据的人工智能模型？(人工智能理论，交通工程背景知识如交通流的传播特性和交通规则的强限制)
- 如何与 AI 有效的互动，有效利用人工智能技术实现高效的智慧城市管理？(交通管理，管理科学)



谢谢各位专家！
批评 & 指正

