

空間的不均一性を考慮したMixture-of-Experts埋め込みによる交通予測手法

劉 航晨, 姜 仁河, 関本 義秀

背景

インテリジェント交通システム (ITS) の急速な発展に伴い、正確な交通予測は重要な課題として浮上しています。過去 T タイムフレームにおける交通時系列 $X_{t-T+1:t}$ が与えられたとき、交通予測の目的は、将来の T' フレームにおける交通データを推論することです。この予測は、パラメータ θ を持つモデル $F(\cdot)$ を訓練することで定式化されます：

$$[X_{t-T+1}, \dots, X_t] \xrightarrow{F(\cdot), \theta} [X_{t+1}, \dots, X_{t+T'}]$$

近年のネットワークアーキテクチャの進展にもかかわらず、その性能向上は次第に頭打ちとなりつつあります。これにより、複雑なモデル設計から、データそのものの表現技術の有効性に注目が移りつつあります。このような背景のもと、本研究では、広く用いられながらもその効果が見過ごされがちな表現手法である**入力埋め込み (input embedding)** に注目します。これは、シンプルでありながら非常に強力な手法です。

モデル

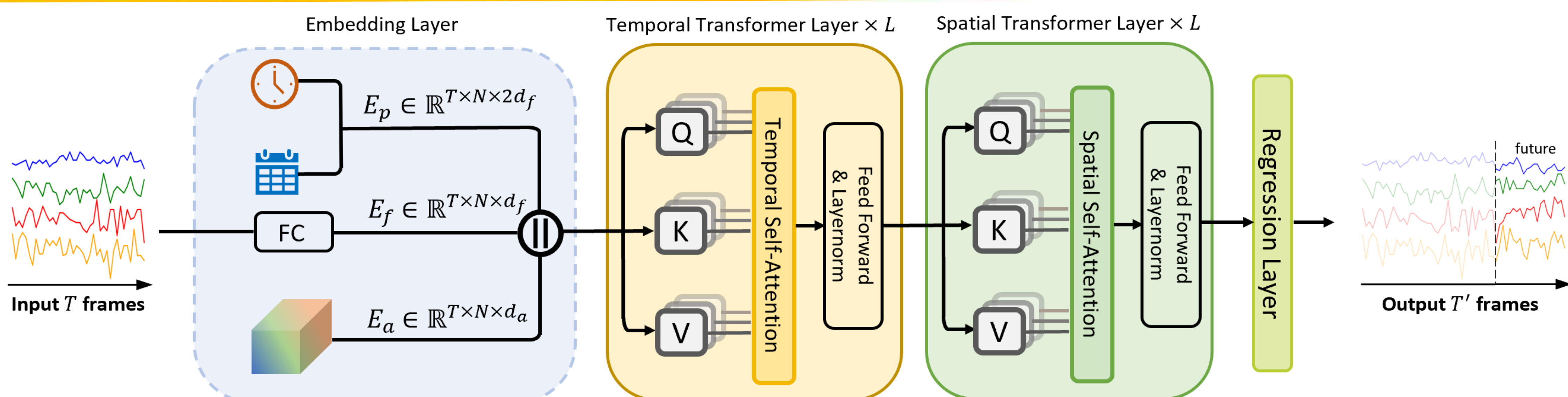


図1. SHMoEのモデル構造

性能評価

Dataset	PEMS04			PEMS07			PEMS08		
	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
GWNet	18.53	29.92	12.89%	20.47	33.47	8.61%	14.40	23.39	9.21%
DCRNN	19.63	31.26	13.59%	21.16	34.14	9.02%	15.22	24.17	10.21%
AGCRN	19.38	31.25	13.40%	20.57	34.40	8.74%	15.32	24.41	10.03%
STGCN	19.57	31.38	13.44%	21.74	35.27	9.24%	16.08	25.39	10.60%
GTS	20.96	32.95	14.66%	22.15	35.10	9.38%	16.49	26.08	10.54%
MTGNN	19.17	31.70	13.37%	20.89	34.06	9.00%	15.18	24.24	10.20%
STNorm	18.96	30.98	12.69%	20.50	34.66	8.75%	15.41	24.77	9.76%
GMAN	19.14	31.60	13.19%	20.97	34.10	9.05%	15.31	24.92	10.13%
PDFormer	18.36	30.03	12.00%	19.97	32.95	8.55%	13.58	23.41	9.05%
STID	18.38	29.95	12.04%	19.61	32.79	8.30%	14.21	23.28	9.27%
STAEformer	18.22	30.18	11.98%	19.14	32.60	8.01%	13.46	23.25	8.88%
Ours	18.17	30.01	11.99%	19.05	32.42	8.03%	13.38	22.97	8.84%

表1. SHMoEの性能

データセット

我々の手法は、5つの交通予測ベンチマーク (METR-LA、PEMS-BAY、PEMS04、PEMS07、PEMS08) で検証されています。最初の2つのデータセットは、先行研究によって提案されたものです。これら5つのデータセットでは、時間間隔は5分であり、1時間あたり12フレームのデータが存在します。詳細は表2に示されています。

Dataset	#Sensors (N)	#Timesteps	Time Range
METR-LA	207	34,272	03/2012 - 06/2012
PEMS-BAY	325	52,116	01/2017 - 05/2017
PEMS04	307	16,992	01/2018 - 02/2018
PEMS07	883	28,224	05/2017 - 08/2017
PEMS08	170	17,856	07/2016 - 08/2016

表2. データセットの概要

事例研究

SHMoEは、グラフモデリングを一切用いずに、5つのすべてのデータセットにおいて、ほとんどの評価指標で優れた性能を達成しました。この有望な結果は、SHMoEが異なる空間ノードにおいて類似した入力系列を持つ場合でも、それぞれ異なるパターンを効果的に捉える能力を持つことを示しています。我々は、入力の類似性と出力特徴の類似性を切り離す設計を採用したことで、本手法は空間的不均質性に柔軟に対応できるようになりました。

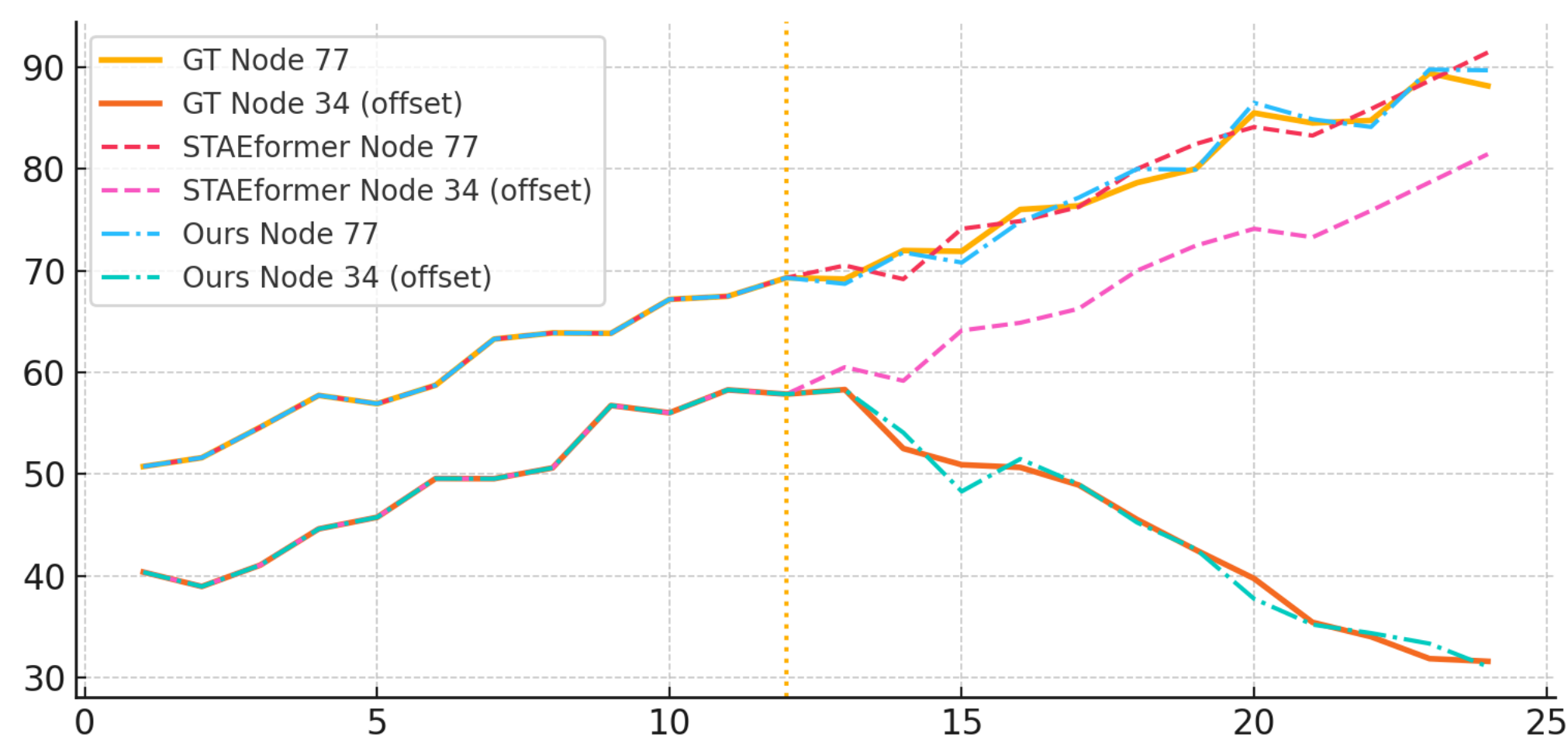


図2. METR-LAにおけるSTAEformerと本手法の予測結果

結論

本研究では、交通時系列予測における基本的な表現学習手法、すなわち入力埋め込み (input embedding) に着目します。我々は、標準的なTransformer上で動作可能な新しい空間的不均質性Mixture-of-Experts (SHMoE) を提案し、5つの交通予測ベンチマークにおいてSOTA (最先端) 性能を達成しました。さらに、本手法は本質的な時空間依存関係を効果的に捉えることができることが検証されました。複雑なモデルを設計するのではなく、本研究は交通予測の課題に取り組む上で有望な方向性を示しています。