Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?

https://arxiv.org/abs/2205.13504

0. Introduction

- **시계열 예측의 중요성**
  - 시계열 예측은 교통량 추정, 에너지 관리, 금융 투자 등 다양한 분야에서 핵심적인 역할
- **Transformer 기반 모델의 도입**
  - Transformer는 NLP, 음성 인식, 컴퓨터 비전 등에서 뛰어난 성능을 보이며, 시계열 분석에도 적용
- **문제 제기**
  - Transformer의 self-attention 메커니즘은 순열 불변(permutation-invariant) 특성으로 인해 시간 순서 정보 손실이 발생 가능성
  - 시계열 데이터는 시간 순서가 중요한데, 이러한 특성은 시계열 예측에 부적합

1. Overview

- **연구 목적**
  - Transformer 기반 시계열 예측 모델의 효과성을 재검토하고, 단순한 선형 모델과의 성능 비교를 통해 그 유효성을 평가
- **주요 주장**
  - 복잡한 Transformer 모델보다 단순한 선형 모델이 시계열 예측에서 더 나은 성능을 보일 가능성

2. Challenges

- **시간 순서 정보 손실**

- Transformer의 self-attention은 입력 순서에 민감하지 않아 시계열 데이터의 시간적 관계를 제대로 학습하지 못할 수 있음

- **복잡한 모델 구조**
  - Transformer 기반 모델은 구조가 복잡하고 연산량이 많아 실용적인 적용에 어려움이 있음

3. Proposed Method: LTSF-Linear

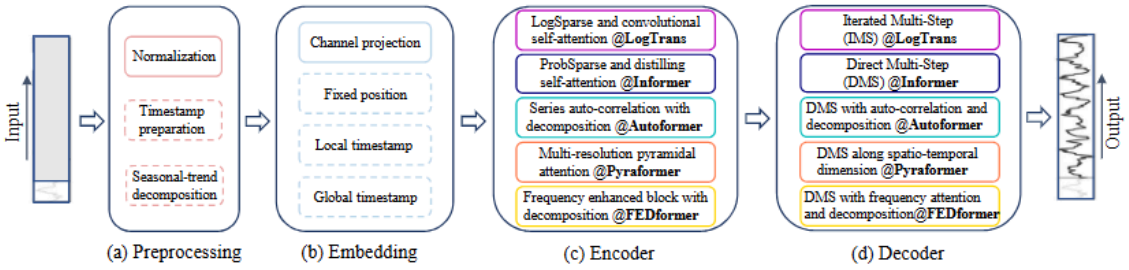


Figure 1. The pipeline of existing Transformer-based TSF solutions. In (a) and (b), the solid boxes are essential operations, and the dotted boxes are applied optionally. (c) and (d) are distinct for different methods [16, 18, 28, 30, 31].

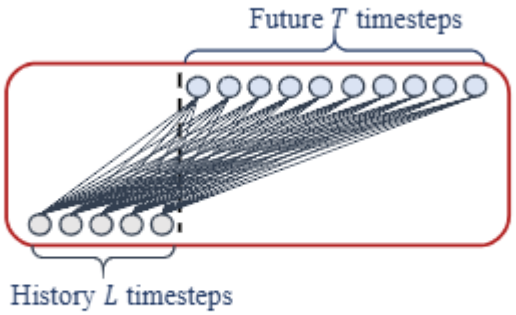


Figure 2. Illustration of the basic linear model.

- **모델 개요**
  - LTSF-Linear는 단일 선형 계층으로 구성된 간단한 모델로, 시계열 데이터를 추세(trend)와 잔차(residual)로 분해하여 예측
- **변형 모델 예시**
  - **DLinear**:

    시계열 데이터를 두 가지 성분으로 분해하여 처리하는 모델

        - **Trend component**: 이동 평균 커널(moving average kernel)을 사용하여 추세를 추출
        - **Remainder (seasonal) component**: 나머지 계절적 요소

          이후 각 구성 요소에 대해 각각 1개의 선형 계층(linear layer)을 적용한 뒤, 두 출력을 결합하여 최종 예측을 수행

          이 방식은 특히 데이터에 뚜렷한 추세(trend)가 존재할 때, 기존 LTSF-Linear 모델보다 더 나은 성능 관찰 가능
    - **NLinear**:

      시계열 데이터를 별도로 분해하지 않고 전체 시퀀스에 대해 직접 선형 계층을 적용하는 방식
        - 입력 시퀀스의 마지막 시점에 해당하는 값을 전체 데이터에서 빼는 방식으로 normalization 효과를 제공
        - 이후 1개의 선형 계층을 통과시켜 예측 값을 얻고, 마지막에 빠졌던 값을 다시 더하여 최종 예측값을 산출

4. Experiments

- **데이터셋**
    - 9개의 실제 시계열 데이터셋을 사용하여 실험을 수행 (ETT, ETTh1, ETTh2, ETTm1, ETTm2, Traffic, Electricity, Weather, ILI, ExchangeRate)
- **비교 모델**
    - 다양한 Transformer 기반 모델과 비교 (FEDformer, Autoformer, Informer, Pyraformer, LogTrans 등)
- **평가 지표**
    - MSE(Mean Squared Error), MAE(Mean Absolute Error)

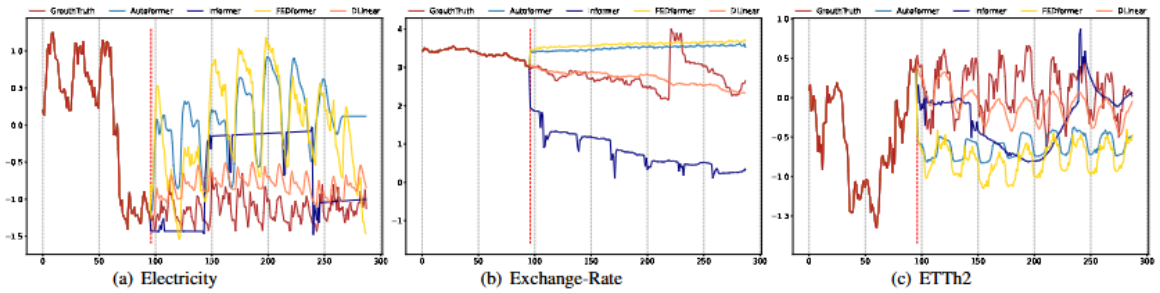
5. Results

Methods		IMP.	Linear*		NLinear*		DLinear*		FEDformer		Autoformer		Informer		Pyraformer*		LogTrans		*Repeat**	
Metric		MSE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE
Electricity	96	27.40%	**0.140**	**0.237**	0.141	**0.237**	**0.140**	**0.237**	0.193	0.308	0.201	0.317	0.274	0.368	0.386	0.449	0.258	0.357	1.588	0.946
	192	23.88%	**0.153**	0.250	0.154	**0.248**	**0.153**	0.249	0.201	0.315	0.222	0.334	0.296	0.386	0.386	0.443	0.266	0.368	1.595	0.950
	336	21.02%	**0.169**	0.268	0.171	**0.265**	**0.169**	0.267	0.214	0.329	0.231	0.338	0.300	0.394	0.378	0.443	0.280	0.380	1.617	0.961
	720	17.47%	**0.203**	0.301	0.210	**0.297**	**0.203**	0.301	0.246	0.355	0.254	0.361	0.373	0.439	0.376	0.445	0.283	0.376	1.647	0.975
Exchange	96	45.27%	0.082	0.207	0.089	0.208	**0.081**	0.203	0.148	0.278	0.197	0.323	0.847	0.752	0.376	1.105	0.968	0.812	**0.081**	**0.196**
	192	42.06%	0.167	0.304	0.180	0.300	**0.157**	0.293	0.271	0.380	0.300	0.369	1.204	0.895	1.748	1.151	1.040	0.851	0.167	**0.289**
	336	33.69%	0.328	0.432	0.331	0.415	**0.305**	0.414	0.460	0.500	0.509	0.524	1.672	1.036	1.874	1.172	1.659	1.081	**0.305**	**0.396**
	720	46.19%	0.964	0.750	1.033	0.780	**0.643**	**0.601**	1.195	0.841	1.447	0.941	2.478	1.310	1.943	1.206	1.941	1.127	0.823	0.681
Traffic	96	30.15%	**0.410**	0.282	**0.410**	**0.279**	**0.410**	0.282	0.587	0.366	0.613	0.388	0.719	0.391	2.085	0.468	0.684	0.384	2.723	1.079
	192	29.96%	**0.423**	0.287	**0.423**	**0.284**	**0.423**	0.287	0.604	0.373	0.616	0.382	0.696	0.379	0.867	0.467	0.685	0.390	2.756	1.087
	336	29.95%	0.436	0.295	**0.435**	**0.290**	0.436	0.296	0.621	0.383	0.622	0.337	0.777	0.420	0.869	0.469	0.734	0.408	2.791	1.095
	720	25.87%	0.466	0.315	**0.464**	**0.307**	0.466	0.315	0.626	0.382	0.660	0.408	0.864	0.472	0.881	0.473	0.717	0.396	2.811	1.097
Weather	96	18.89%	**0.176**	0.236	0.182	**0.232**	**0.176**	0.237	0.217	0.296	0.266	0.336	0.300	0.384	0.896	0.556	0.458	0.490	0.259	0.254
	192	21.01%	**0.218**	0.276	0.225	**0.269**	0.220	0.282	0.276	0.336	0.307	0.367	0.598	0.544	0.622	0.624	0.658	0.589	0.309	0.292
	336	22.71%	**0.262**	0.312	0.271	**0.301**	0.265	0.319	0.339	0.380	0.359	0.395	0.578	0.523	0.739	0.753	0.797	0.652	0.377	0.338
	720	19.85%	0.326	0.365	0.338	**0.348**	**0.323**	0.362	0.403	0.428	0.419	0.428	1.059	0.741	1.004	0.934	0.869	0.675	0.465	0.394
ILI	24	47.86%	1.947	0.985	**1.683**	**0.858**	2.215	1.081	3.228	1.260	3.483	1.287	5.764	1.677	1.420	2.012	4.480	1.444	6.587	1.701
	36	36.43%	2.182	1.036	**1.703**	**0.859**	1.963	0.963	2.679	1.080	3.103	1.148	4.755	1.467	7.394	2.031	4.799	1.467	7.130	1.884
	48	34.43%	2.256	1.060	**1.719**	**0.884**	2.130	1.024	2.622	1.078	2.669	1.085	4.763	1.469	7.551	2.057	4.800	1.468	6.575	1.798
	60	34.33%	2.390	1.104	**1.819**	**0.917**	2.368	1.096	2.857	1.157	2.770	1.125	5.264	1.564	7.662	2.100	5.278	1.560	5.893	1.677
ETTh1	96	0.80%	0.375	0.397	**0.374**	**0.394**	0.375	0.399	0.376	0.419	0.449	0.459	0.865	0.713	0.664	0.612	0.878	0.740	1.295	0.713
	192	3.57%	0.418	0.429	0.408	**0.415**	**0.405**	0.416	0.420	0.448	0.500	0.482	1.008	0.792	0.790	0.681	1.037	0.824	1.325	0.733
	336	6.54%	0.479	0.476	**0.429**	**0.427**	0.439	0.443	0.459	0.465	0.521	0.496	1.107	0.809	0.891	0.738	1.238	0.932	1.323	0.744
	720	13.04%	0.624	0.592	**0.440**	**0.453**	0.472	0.490	0.506	0.507	0.514	0.512	1.181	0.865	0.963	0.782	1.135	0.852	1.339	0.756
ETTh2	96	19.94%	0.288	0.352	**0.277**	**0.338**	0.289	0.353	0.346	0.388	0.358	0.397	3.755	1.525	0.645	0.597	2.116	1.197	0.432	0.422
	192	19.81%	0.377	0.413	**0.344**	**0.381**	0.383	0.418	0.429	0.439	0.456	0.452	5.602	1.931	0.788	0.683	4.315	1.635	0.534	0.473
	336	25.93%	0.452	0.461	**0.357**	**0.400**	0.448	0.465	0.496	0.487	0.482	0.486	4.721	1.835	0.907	0.747	1.124	1.604	0.591	0.508
	720	14.25%	0.698	0.595	**0.394**	**0.436**	0.605	0.551	0.463	0.474	0.515	0.511	3.647	1.625	0.963	0.783	3.188	1.540	0.588	0.517
ETTm1	96	21.10%	0.308	0.352	0.306	0.348	**0.299**	**0.343**	0.379	0.419	0.505	0.475	0.672	0.571	0.543	0.510	0.600	0.546	1.214	0.665
	192	21.36%	0.340	0.369	0.349	0.375	**0.335**	**0.365**	0.426	0.441	0.553	0.496	0.795	0.669	0.557	0.537	0.837	0.700	1.261	0.690
	336	17.07%	0.376	0.393	0.375	0.388	**0.369**	**0.386**	0.445	0.459	0.621	0.537	1.212	0.871	0.754	0.655	1.124	0.832	1.283	0.707
	720	21.73%	0.440	0.435	0.433	0.422	**0.425**	**0.421**	0.543	0.490	0.671	0.561	1.166	0.823	0.908	0.724	1.153	0.820	1.319	0.729
ETTm2	96	17.73%	0.168	0.262	**0.167**	**0.255**	**0.167**	0.260	0.203	0.287	0.255	0.339	0.365	0.453	0.435	0.507	0.768	0.642	0.266	0.328
	192	17.84%	0.232	0.308	**0.221**	**0.293**	0.224	0.303	0.269	0.328	0.281	0.340	0.533	0.563	0.730	0.673	0.989	0.757	0.340	0.371
	336	15.69%	0.320	0.373	**0.274**	**0.327**	0.281	0.342	0.325	0.366	0.339	0.372	1.363	0.887	1.201	0.845	1.334	0.872	0.412	0.410
	720	12.58%	0.413	0.435	**0.368**	**0.384**	0.397	0.421	0.421	0.415	0.433	0.432	3.379	1.338	3.625	1.451	3.048	1.328	0.521	0.465

- Methods* are implemented by us; Other results are from FEDformer [31].

Table 2. Multivariate long-term forecasting errors in terms of MSE and MAE, the lower the better. Among them, ILI dataset is with forecasting horizon $T \in \{24, 36, 48, 60\}$. For the others, $T \in \{96, 192, 336, 720\}$. *Repeat* repeats the last value in the look-back window. The **best results** are highlighted in **bold** and the best results of Transformers are highlighted with a underline. Accordingly, IMP. is the best result of linear models compared to the results of Transformer-based solutions.

- Linear 가 FEDformer 보다 20%에서 50% 정도의 성능 향상을 보임



(a) Electricity (b) Exchange-Rate (c) ETTh2

Figure 3. Illustration of the long-term forecasting output (Y-axis) of five models with an input length L=96 and output length T=192 (X-axis) on Electricity, Exchange-Rate, and ETTh2, respectively.

- Transformers 는 scale, bias 를 capture 하지 못 함
- ExchangeRate는 Aperiodic data에 대해 예측 수행을 잘 못하며 갑자기 변화하는 noise 에 overfitting 해서 degration 발생

Methods		Informer	*Att.-Linear*	*Embed + Linear*	Linear
Exchange	96	0.847	1.003	0.173	0.084
	192	1.204	0.979	0.443	0.155
	336	1.672	1.498	1.288	0.301
	720	2.478	2.102	2.026	0.763
ETTh1	96	0.865	0.613	0.454	0.400
	192	1.008	0.759	0.686	0.438
	336	1.107	0.921	0.821	0.479
	720	1.181	0.902	1.051	0.515

Table 4. The MSE comparisons of gradually transforming Informer to a Linear from the left to right columns. *Att.-Linear* is a structure that replaces each attention layer with a linear layer. *Embed + Linear* is to drop other designs and only keeps embedding layers and a linear layer. The look-back window size is 96.

Methods	FEDformer		Autoformer	
Dataset	*Ori.*	*Short*	*Ori.*	*Short*
96	0.587	**0.568**	0.613	**0.594**
192	0.604	**0.584**	**0.616**	0.621
336	0.621	**0.601**	0.622	**0.621**
720	0.626	**0.608**	0.660	**0.650**

Table 7. The MSE comparison of two training data sizes.

- dataset의 영향력 없음
- ori 보다 short (1년치) 가 더 좋은 성능

- Informer - linear 기능 제외 > 성능 향상
- 모델의 단순성과 성능 비례

Methods		Linear			FEDformer			Autoformer			Informer		
Predict Length		*Ori.*	*Shuf.*	*Half-Ex.*	*Ori.*	*Shuf.*	*Half-Ex.*	*Ori.*	*Shuf.*	*Half-Ex.*	*Ori.*	*Shuf.*	*Half-Ex.*
Exchange	96	0.080	0.133	0.169	0.161	0.160	0.162	0.152	0.158	0.160	0.952	1.004	0.959
	192	0.162	0.208	0.243	0.274	0.275	0.275	0.278	0.271	0.277	1.012	1.023	1.014
	336	0.286	0.320	0.345	0.439	0.439	0.439	0.435	0.430	0.435	1.177	1.181	1.177
	720	0.806	0.819	0.836	1.122	1.122	1.122	1.113	1.113	1.113	1.198	1.210	1.196
	Average Drop	N/A	27.26%	46.81%	N/A	-0.09%	0.20%	N/A	0.09%	1.12%	N/A	-0.12%	-0.18%
ETTh1	96	0.395	0.824	0.431	0.376	0.753	0.405	0.455	0.838	0.458	0.974	0.971	0.971
	192	0.447	0.824	0.471	0.419	0.730	0.436	0.486	0.774	0.491	1.233	1.232	1.231
	336	0.490	0.825	0.505	0.447	0.736	0.453	0.496	0.752	0.497	1.693	1.693	1.691
	720	0.520	0.846	0.528	0.468	0.720	0.470	0.525	0.696	0.524	2.720	2.716	2.715
	Average Drop	N/A	81.06%	4.78%	N/A	73.28%	3.44%	N/A	56.91%	0.46%	N/A	1.98%	0.18%

Table 5. The MSE comparisons of models when shuffling the raw input sequence. *Shuf.* randomly shuffles the input sequence. *Half-EX.* randomly exchanges the first half of the input sequences with the second half. Average Drop is the average performance drop under all forecasting lengths after shuffling. All results are the average test MSE of five runs.

- 시계열에서는 sequence order 자체의 중요성
- positional and temporal embedding 도 temporal information 손실
- 전체적으로 순서 변화시 LTSF-Linear 의 성능 저하 급격히 증가

Methods	Embedding	Traffic			
		96	192	336	720
FEDformer	All	0.597	0.606	0.627	0.649
	wo/Pos.	**0.587**	**0.604**	**0.621**	**0.626**
	wo/Temp.	0.613	0.623	0.650	0.677
	wo/Pos.-Temp.	0.613	0.622	0.648	0.663
Autoformer	All	0.629	0.647	0.676	**0.638**
	wo/Pos.	**0.613**	**0.616**	**0.622**	0.660
	wo/Temp.	0.681	0.665	0.908	0.769
	wo/Pos.-Temp.	0.672	0.811	1.133	1.300
Informer	All	**0.719**	**0.696**	**0.777**	**0.864**
	wo/Pos.	1.035	1.186	1.307	1.472
	wo/Temp.	0.754	0.780	0.903	1.259
	wo/Pos.-Temp.	1.038	1.351	1.491	1.512

Table 6. The MSE comparisons of different embedding strategies on Transformer-based methods with look-back window size 96 and forecasting lengths $\{96, 192, 336, 720\}$.

Method	MACs	Parameter	Time	Memory
DLinear	**0.04G**	**139.7K**	**0.4ms**	**687MiB**
Transformer×	4.03G	13.61M	26.8ms	6091MiB
Informer	3.93G	14.39M	49.3ms	3869MiB
Autoformer	4.41G	14.91M	164.1ms	7607MiB
Pyraformer	0.80G	241.4M*	3.4ms	7017MiB
FEDformer	4.41G	20.68M	40.5ms	4143MiB

- × is modified into the same one-step decoder, which is implemented in the source code from Autoformer.
- * 236.7M parameters of Pyraformer come from its linear decoder.

Table 8. Comparison of practical efficiency of LTSF-Transformers under L=96 and T=720 on the Electricity. MACs are the number of multiply-accumulate operations. We use Dlinear for comparison since it has the double cost in *LTSF-Linear*. The inference time averages 5 runs.

6. Insight

- 기존 연구들의 성능 비교는 실험 조건이 일관되지 않아 Transformer 모델의 효과가 과대평가되었을 수 있음
- Transformer 모델은 높은 연산 자원과 복잡성에 비해 성능 향상이 미미할 수 있으며, 실무에서는 단순 모델이 더 효율적일 수 있음

- NLP나 비전 분야에서의 성공을 그대로 시계열 예측에 적용하는 것은 위험하며, 시계열 데이터에 특화된 구조 설계가 필요함
- 정확도뿐 아니라 예측 결과에 대한 해석 가능성도 중요하며, 단순 모델이 이 측면에서 유리함
- Transformer는 학습 안정성과 재현성 측면에서 민감하여 실험 반복성과 실무 적용에 한계가 있음
- 향후 연구에서는 도메인 특화된 시계열 Transformer 구조 개발과 실제 산업 적용 사례 중심의 평가가 병행되어야 함
- Autoformer와 PatchTST 논문 추가 읽을 예정