

N-HiTS : Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting

<https://arxiv.org/pdf/2201.12886>

0. Introduction

- 본 논문은 장기 시계열 예측(long-horizon forecasting)의 정확도와 계산 효율 문제를 동시에 개선하는 것을 목표로 함.
- 기존 Transformer 및 신경망 기반 방법은 예측 길이가 길어질수록 계산 비용 증가와 예측 불안정 문제가 발생함.
- 이를 해결하기 위해 **N-HiTS(Neural Hierarchical Interpolation for Time Series)** 모델을 제안함.
- 핵심 기여는 다중 해상도 정보 처리와 계층적 보간을 활용하여 장기 예측 성능과 속도를 동시에 개선한 점임.

1. Overview

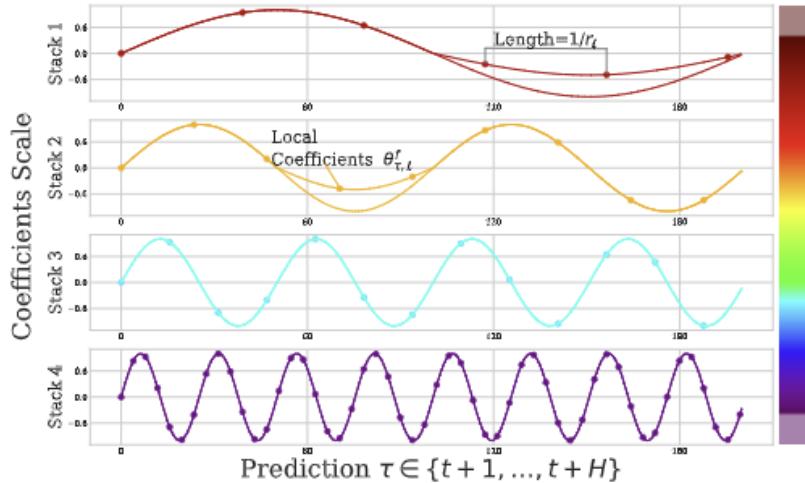
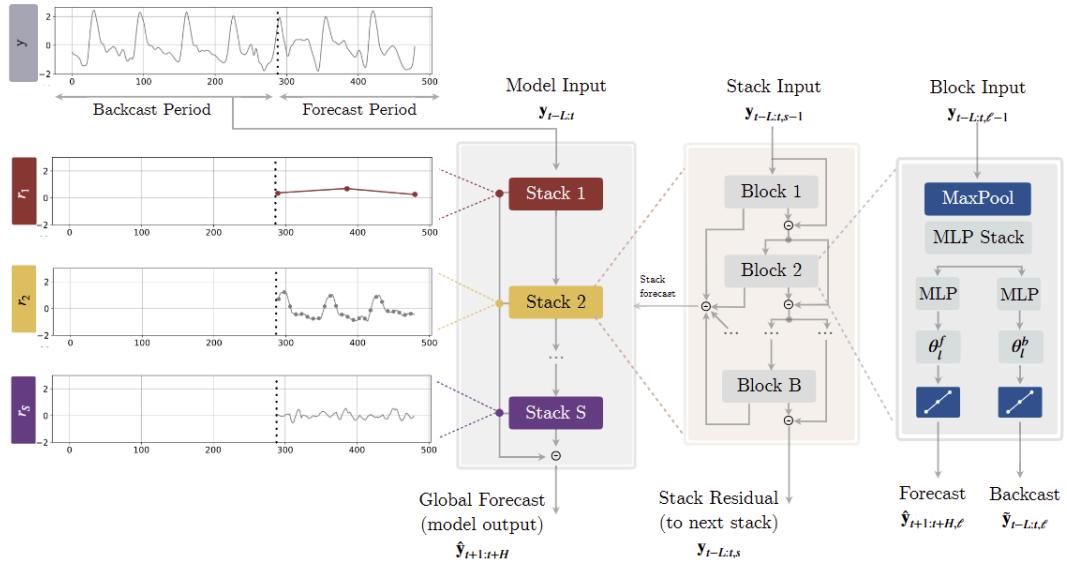
- 입력 시계열을 서로 다른 시간 해상도로 나누어 처리하는 구조를 사용함.
- 각 계층이 서로 다른 주파수 패턴을 학습하고 이를 합쳐 최종 예측을 생성함.
- 장기 추세와 단기 변동을 동시에 포착 가능함.
- 계산 비용 증가 없이 예측 안정성을 높이는 구조임.

2. Challenges

- 장기 예측 시 미래 구간이 길어질수록 예측 변동성이 커짐.
- 고해상도 시계열 입력은 계산량과 메모리 요구량을 증가시킴.

- 기존 Transformer 기반 접근은 연산 복잡도가 높음.
- 단순 MLP 기반 모델은 주파수 구조를 충분히 반영하지 못함.

3. Method



Multi-Rate Sampling

- 입력 시계열을 여러 간격으로 서브샘플링하여 서로 다른 시간 해상도 정보를 생성함.
- 장기 및 단기 패턴을 동시에 처리 가능함.

Hierarchical Interpolation

- 각 계층에서 생성된 예측을 보간(interpolation) 방식으로 결합함.
- 예측 결과를 안정적으로 재구성함.

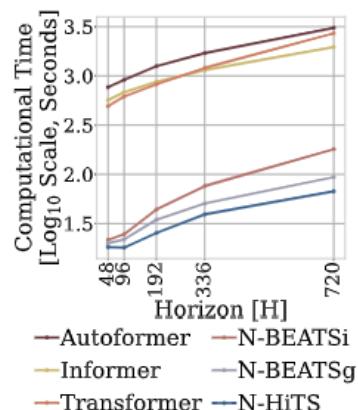
모델 구조

- 여러 스택(block)이 순차적으로 예측 잔차(residual)를 보정함.
- 각 블록이 특정 주파수 영역을 담당하여 전체 예측 정확도를 향상시킴.

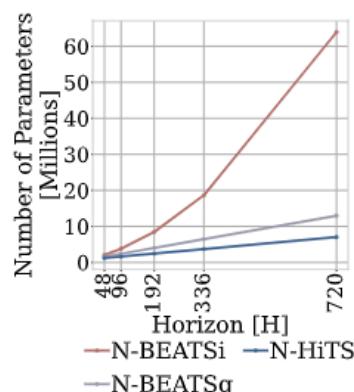
4. Experiments

- 전력 소비, 교통량, 기상 데이터 등 다양한 장기 예측 데이터셋 사용.
- 평가 지표는 MAE 중심으로 비교 수행.
- 기존 Transformer 및 neural forecasting 모델들과 비교 실험 진행.
- 다양한 예측 길이에 대해 성능을 평가함.

5. Results

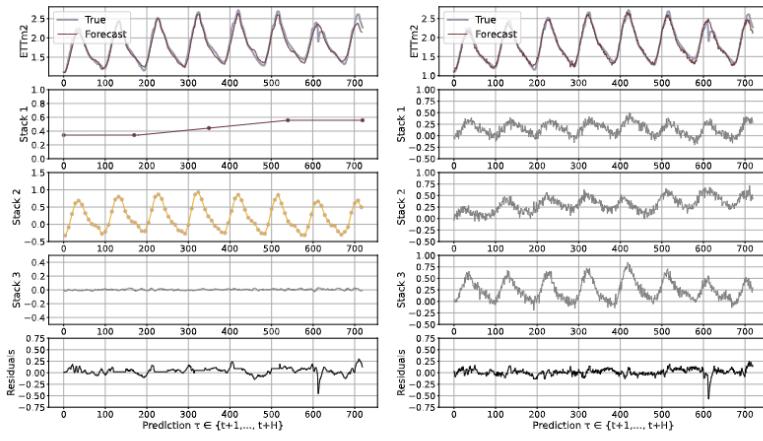


(a) *Time Efficiency*



(b) *Memory Efficiency*

H	N-HiTS (Ours)		N-BEATS		FEDformer		Autoformer		Informer		LogTrans		Reformer		DilRNN		ARIMA		
	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	
ETTm2	96	0.176	0.255	0.184	0.263	0.203	0.287	0.255	0.339	0.365	0.453	0.768	0.642	0.658	0.619	0.343	0.401	0.225	0.301
	192	0.245	0.305	0.273	0.337	0.269	0.328	0.281	0.340	0.533	0.563	0.989	0.757	1.078	0.827	0.424	0.468	0.298	0.345
	336	0.295	0.346	0.309	0.355	0.325	0.366	0.339	0.372	1.363	0.887	1.334	0.872	1.549	0.972	0.632	1.083	0.370	0.386
	720	0.401	0.413	0.411	0.425	0.421	0.415	0.422	0.419	3.379	1.388	3.048	1.328	2.631	1.242	0.634	0.594	0.478	0.445
ECL	96	0.147	0.249	0.145	0.247	0.183	0.297	0.201	0.317	0.274	0.368	0.258	0.357	0.312	0.402	0.233	0.927	1.220	0.814
	192	0.167	0.269	0.180	0.283	0.195	0.308	0.222	0.334	0.296	0.386	0.266	0.368	0.348	0.433	0.265	0.921	1.264	0.842
	336	0.186	0.290	0.200	0.308	0.212	0.313	0.231	0.338	0.300	0.394	0.280	0.380	0.350	0.433	0.235	0.896	1.311	0.866
	720	0.243	0.340	0.266	0.362	0.231	0.343	0.254	0.361	0.373	0.439	0.283	0.376	0.340	0.420	0.322	0.890	1.364	0.891
Exchange	96	0.092	0.202	0.098	0.206	0.139	0.276	0.197	0.323	0.847	0.752	0.968	0.812	1.065	0.829	0.383	0.45	0.296	0.214
	192	0.208	0.322	0.225	0.329	0.256	0.369	0.300	0.369	1.204	0.895	1.040	0.851	1.188	0.906	1.123	0.834	1.056	0.326
	336	0.301	0.403	0.493	0.482	0.426	0.464	0.509	0.524	1.672	1.036	1.659	1.081	1.357	0.976	1.612	1.051	2.298	0.467
	720	0.798	0.596	1.108	0.804	1.090	0.800	1.447	0.941	2.478	1.310	1.941	1.127	1.510	1.016	1.827	1.131	20.666	0.864
TrafficCL	96	0.402	0.282	0.398	0.282	0.562	0.349	0.613	0.388	0.719	0.391	0.684	0.384	0.732	0.423	0.580	0.308	1.997	0.924
	192	0.420	0.297	0.409	0.293	0.562	0.346	0.616	0.382	0.696	0.379	0.685	0.390	0.733	0.420	0.739	0.383	2.044	0.944
	336	0.448	0.313	0.449	0.318	0.570	0.323	0.622	0.337	0.777	0.420	0.733	0.408	0.742	0.420	0.804	0.419	2.096	0.960
	720	0.539	0.353	0.589	0.391	0.596	0.368	0.660	0.408	0.864	0.472	0.717	0.396	0.755	0.423	0.695	0.372	2.138	0.971
Weather	96	0.158	0.195	0.167	0.203	0.217	0.296	0.266	0.336	0.300	0.384	0.458	0.490	0.689	0.596	0.193	0.245	0.217	0.258
	192	0.211	0.247	0.229	0.261	0.276	0.336	0.307	0.367	0.598	0.544	0.658	0.589	0.752	0.638	0.255	0.306	0.263	0.299
	336	0.274	0.300	0.287	0.304	0.339	0.380	0.359	0.395	0.578	0.523	0.797	0.652	0.604	0.596	0.329	0.360	0.330	0.347
	720	0.351	0.353	0.368	0.359	0.403	0.428	0.419	0.428	1.059	0.741	1.069	0.675	1.130	0.792	0.521	0.495	0.425	0.405
ILI	24	1.862	0.869	1.879	0.886	2.203	0.963	3.483	1.287	5.764	1.677	4.480	1.444	4.400	1.382	4.538	1.449	5.554	1.434
	36	2.071	0.934	2.210	1.018	2.272	0.976	3.103	1.148	4.755	1.467	4.799	1.467	4.783	1.448	3.709	1.273	6.940	1.676
	48	2.134	0.932	2.440	1.088	2.209	0.981	2.669	1.085	4.763	1.469	4.800	1.468	4.832	1.465	3.436	1.238	7.192	1.736
	60	2.137	0.968	2.547	1.057	2.545	1.061	2.770	1.125	5.264	1.564	5.278	1.560	4.882	1.483	3.703	1.272	6.648	1.656



	N-HiTS	N-HiTS ₂	N-HiTS ₃	N-HiTS ₄	N-BEATSi	
A. MSE	96	0.195	0.196	0.192	0.196	0.209
	192	0.250	0.261	0.251	0.263	0.266
	336	0.315	0.315	0.342	0.346	0.408
	720	0.484	0.498	0.518	0.548	0.794
A. MAE	96	0.239	0.241	0.237	0.240	0.254
	192	0.290	0.299	0.291	0.300	0.307
	336	0.338	0.342	0.346	0.352	0.405
	720	0.439	0.450	0.454	0.468	0.597

- 여러 데이터셋에서 기존 모델 대비 평균적으로 더 낮은 예측 오차를 보임.
- 장기 예측 구간에서 성능 향상이 특히 크게 나타남.
- 학습 및 추론 속도 측면에서도 높은 효율성을 보임.

- 모델 구조 단순성 대비 높은 성능 확보 확인됨.

6. Insight

- 복잡한 attention 구조 없이도 장기 시계열 예측에서 높은 성능 달성이 가능함을 보여 줌.
- 주파수 분해 및 다중 해상도 접근이 장기 예측 안정성에 효과적임을 확인함.
- 구조가 비교적 단순하여 실무 적용성이 높음.
- 향후 Transformer 또는 self-supervised 방식과 결합 시 추가 성능 개선 가능성이 있음.