

# N-BEATS : NEURAL BASIS EXPANSION ANALYSIS FOR INTERPRETABLE TIME SERIES FORECASTING

<https://arxiv.org/pdf/1905.10437.pdf>

---

## 0. Introduction

- 단일 변수 시계열 예측에서 기존 통계·딥러닝 모델의 한계 극복.
- 딥러닝 모델은 블랙박스이며, 도메인 특화 구조 없이는 일반화 어려움.
- 통계 모델은 도메인별 튜닝 필요, 딥러닝은 구조가 복잡하고 해석 어려움.

## 1. Overview

- 스택과 블록 구조, 각 블록은 backcast와 forecast 생성.
- residual 연결로 입력 잔차 점진적 제거.
- interpretable 구성에서는 basis 함수(polynomial, Fourier)를 활용해 구성요소 분리.
- M3, M4, TOURISM 등 다양한 단일 변수 시계열.

## 2. Challenges

- 시계열 특성 다양, 단일 모델로 잡기 어려움.
- 통계 모델은 자동 학습 어려움, 딥러닝은 범용성 낮음, 해석 어려움.
- 결측치, 다양한 빈도, 과적합 위험 존재.

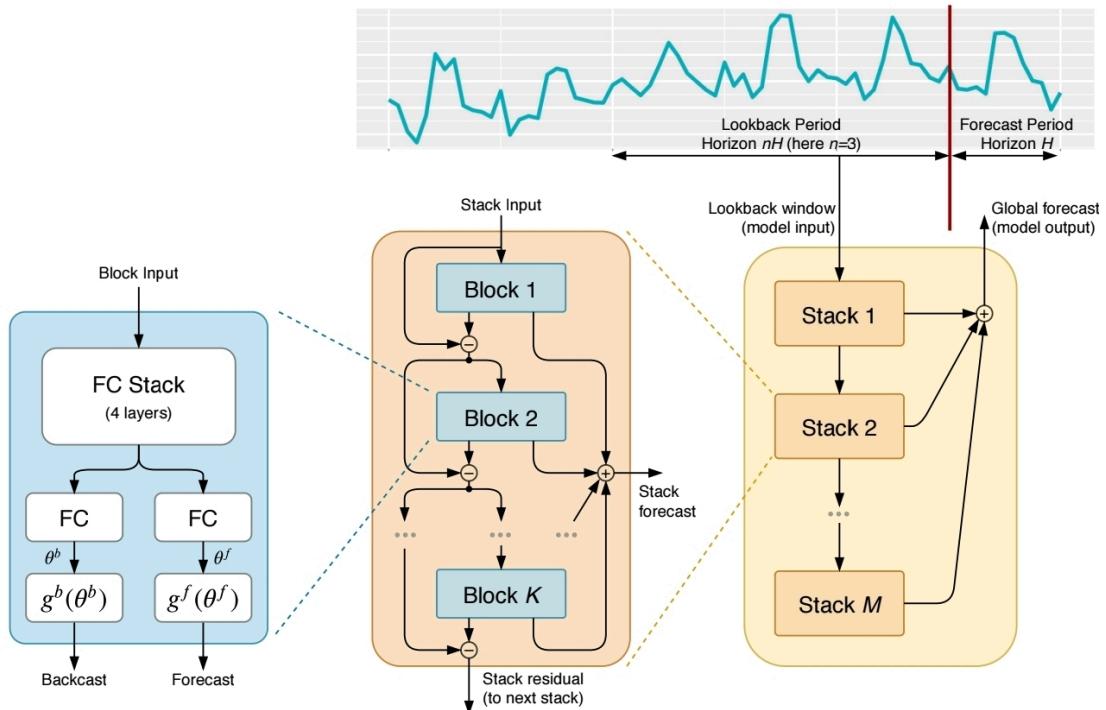
### 3. Method

$$\text{sMAPE} = \frac{200}{H} \sum_{i=1}^H \frac{|y_{T+i} - \hat{y}_{T+i}|}{|y_{T+i}| + |\hat{y}_{T+i}|},$$

$$\text{MASE} = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H \frac{|y_{T+i} - \hat{y}_{T+i}|}{\frac{1}{T+H-m} \sum_{j=m+1}^{T+H} |y_j - y_{j-m}|},$$

$$\text{MAPE} = \frac{100}{H} \sum_{i=1}^H \frac{|y_{T+i} - \hat{y}_{T+i}|}{|y_{T+i}|},$$

$$\text{OWA} = \frac{1}{2} \left[ \frac{\text{sMAPE}}{\text{sMAPE}_{\text{Naïve2}}} + \frac{\text{MASE}}{\text{MASE}_{\text{Naïve2}}} \right].$$



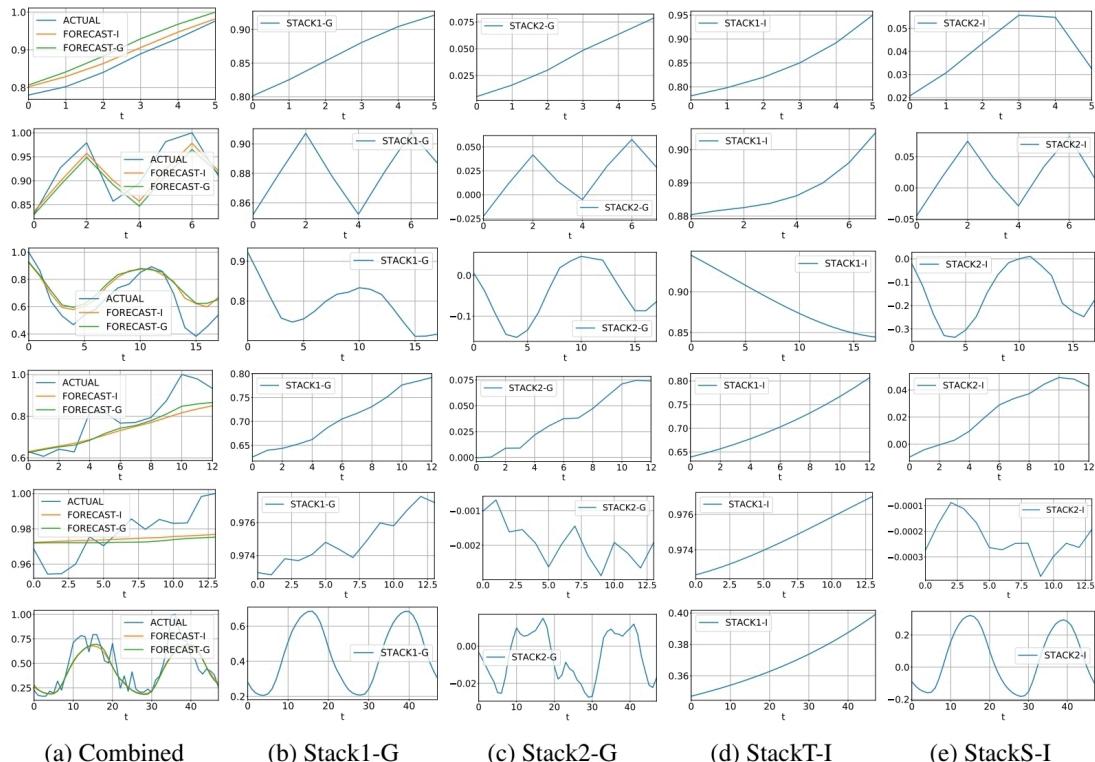
- 스택 → 블록, 블록은 backcast + forecast 출력, residual 연결로 다음 블록 입력 조정.
- fully connected layer → basis coefficients 산출 → backcast/forecast 계산.
- 시계열 특화 feature 없이 단일 변수 시계열 적용 가능.
- interpretable 구성: 각 스택이 trend/seasonality 등 서로 다른 basis 함수 학습.

### 4. Experiments

M4 Average (100,000)		M3 Average (3,003)		TOURISM Average (1,311)		
	SMAPE	OWA	SMAPE		MAPE	
Pure ML	12.894	0.915	Comb S-H-D	13.52	ETS	20.88
Statistical	11.986	0.861	ForecastPro	13.19	Theta	20.88
ProLogistica	11.845	0.841	Theta	13.01	ForePro	19.84
ML/TS combination	11.720	0.838	DOTM	12.90	Stratometrics	19.52
DL/TS hybrid	11.374	0.821	EXP	12.71	LeeCBaker	19.35
N-BEATS-G	11.168	0.797		12.47		<b>18.47</b>
N-BEATS-I	11.174	0.798		12.43		18.97
N-BEATS-I+G	<b>11.135</b>	<b>0.795</b>		<b>12.37</b>		18.52

- 데이터셋 : M3, M4, TOURISM 단일 변수 시계열.
- 실험 : generic vs interpretable 구성 비교, 통계적 모델 및 대회 우승 모델과 성능 비교.
- 평가 지표 : OWA 등 오류율 기준.
- Ablation study : residual 연결, 스택·블록 수 영향 분석.

## 5. Results



- 성능 : 통계적 모델 대비 약 11% 향상, M4 우승자 대비 약 3% 향상.

- interpretable 구성도 성능 유지하며 trend/seasonality 분리 가능.
- Ablation : residual 제거 시 성능 하락, basis 함수 조합 다양 시 성능 개선.
- 한계 : 단일 변수 시계열 중심, 다변량/외생변수 포함 시 확장 필요.

## 6. Insight

- 단순 fully-connected 구조 + residual 연결만으로도 경쟁력 있는 시계열 예측 가능.
- 구조 단순, 범용성 높음, 해석 가능.
- 단일 변수 중심, basis 선택 필요, 깊은 네트워크로 리소스 요구.
- interpretable 구성으로 trend/sea