

# An Analysis of Linear Time Series Forecasting Models

<https://arxiv.org/html/2403.14587v2>

## 0. Introduction

- 본 논문은 시계열 예측에서 사용되는 여러 선형 모델들이 본질적으로 동일한 모델 클래스임을 분석함
- 최근 복잡한 딥러닝 모델이 많이 사용되지만, 단순한 선형 모델의 효율성과 성능을 다시 검증하려는 목적을 가짐
- DLinear, FITS, NLinear 등의 모델이 사실상 동일한 선형 회귀 구조임을 수학적으로 증명함
- 닫힌 형태의 선형 회귀가 많은 경우 더 좋은 성능을 보인다는 점을 실험으로 제시함

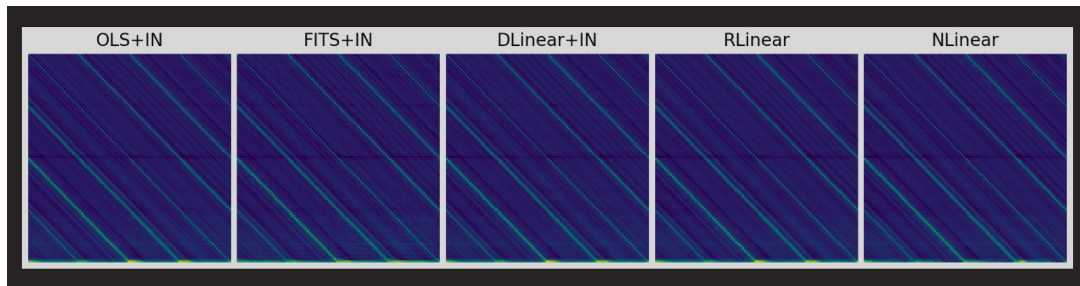
## 1. Overview

- DLinear, FITS, NLinear 등 최근 사용되는 선형 시계열 모델을 분석 대상으로 설정함
- 이들 모델이 표현하는 함수 공간이 일반적인 affine linear regression과 동일함을 보임
- 동일한 데이터로 학습할 경우 가중치와 예측 결과가 거의 같다는 점을 실험으로 확인함
- 복잡한 학습 없이도 단순 선형 회귀가 충분히 강한 성능을 가질 수 있음을 보여줌

## 2. Challenges

- 기존 연구에서는 선형 모델 변형 간의 차이를 이론적으로 비교한 분석이 부족했음
- normalization 기법이 실제 성능에 어떤 영향을 주는지에 대한 명확한 검증이 없었음
- 복잡한 모델 구조가 반드시 필요한지에 대한 근본적인 의문이 남아 있었음

### 3. Method

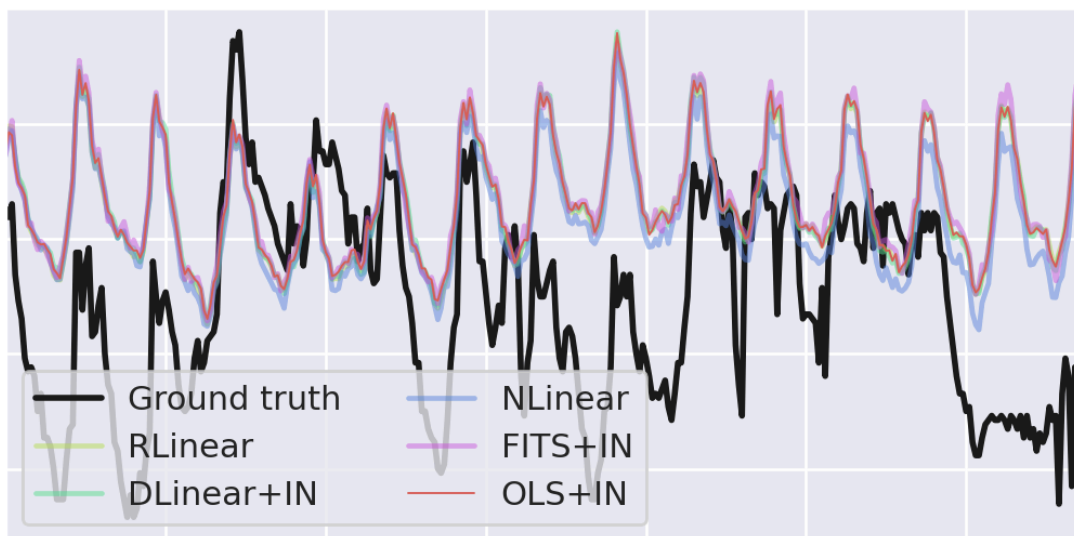
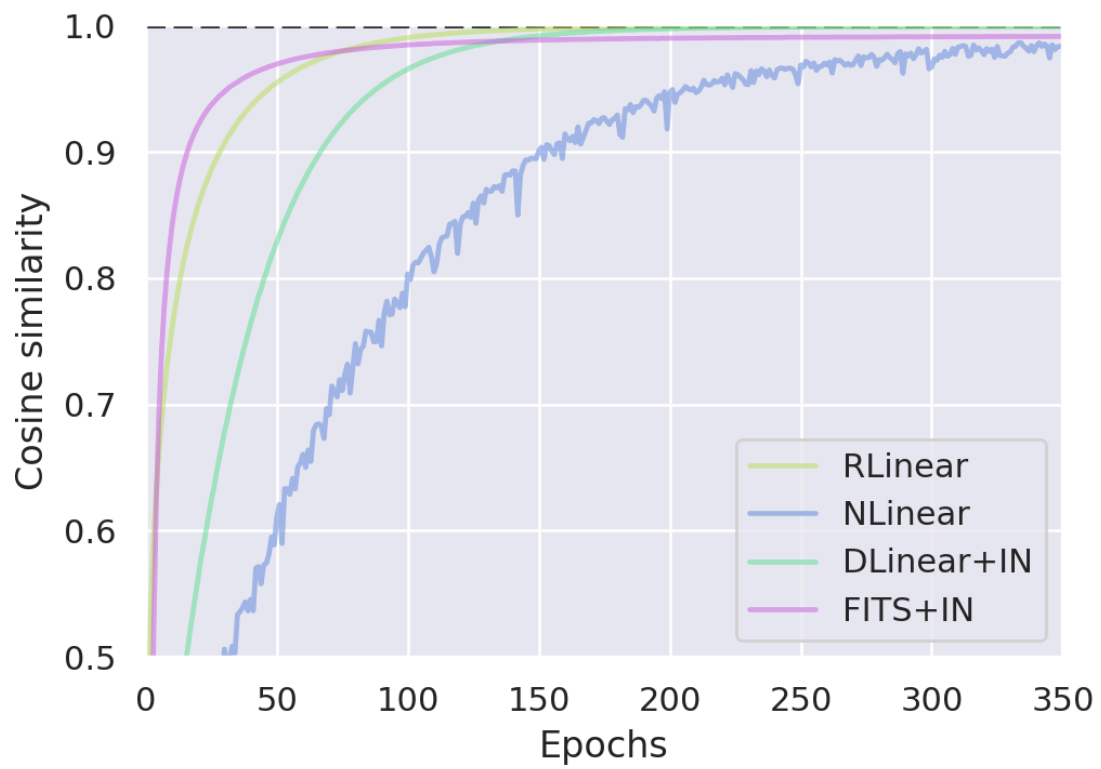


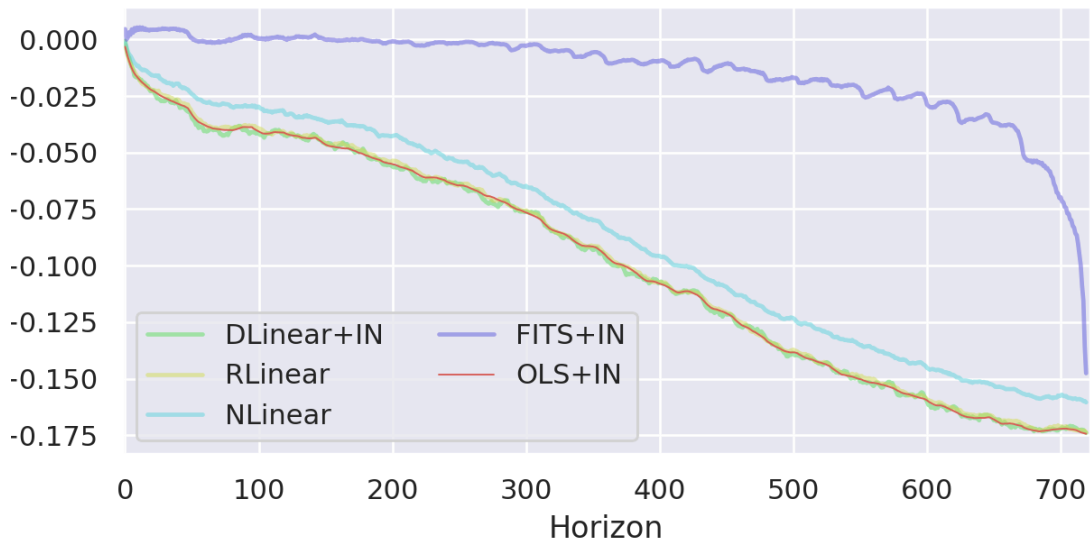
- 각 모델을 수학적으로 동일한 선형 함수 형태로 정리함
- DLinear의 분해 구조 역시 하나의 선형 변환으로 표현 가능함을 보임
- FITS의 Fourier 기반 구조 또한 전체적으로 선형 연산의 조합임을 증명함
- normalization 기법이 모델 클래스를 바꾸지 않는다는 점을 함께 분석함
- 가중치 행렬과 bias 항의 구조를 직접 비교함

### 4. Experiments

- 여러 실세계 시계열 데이터셋을 사용해 실험을 수행함
- DLinear, FITS, NLinear과 표준 선형 회귀를 비교함
- 평가 지표는 평균제곱오차(MSE)를 사용함
- gradient descent 기반 학습과 closed-form 선형 회귀 결과를 비교함

### 5. Results





- 모든 선형 모델이 거의 동일한 가중치 구조로 수렴함
- 대부분의 경우 closed-form 선형 회귀가 더 좋은 성능을 보임
- normalization 기법은 성능 향상에 큰 영향을 주지 않음
- 약 70% 이상의 실험에서 단순 선형 회귀가 더 우수했음

## 6. Insight

- 복잡한 구조가 항상 더 좋은 예측 성능을 보장하지는 않음
- 자원이 제한된 환경에서는 단순 선형 모델이 매우 실용적임
- 시계열 예측에서 복잡한 모델을 사용하기 전, 강력한 선형 기준선이 필요함
- 향후 연구에서는 비정상성, 외생 변수 환경에서의 한계 분석이 중요함