

TimesNet: Temporal 2D-Variation for Period-aware Time Series Forecasting

<https://arxiv.org/abs/2301.08060>

0. Introduction

- 시계열 예측에서 주기성(periodicity)을 효과적으로 포착하는 것이 중요함
- 기존 방법들은 주기 정보를 충분히 반영하지 못하거나 복잡도가 높음
- TimesNet은 1D 시계열을 2D 형태로 변환해 시간적 변동을 더 잘 모델링함
- 이 방법은 시계열 내 숨겨진 주기성을 효과적으로 학습할 수 있게 함
- 다양한 시계열 데이터셋에서 우수한 예측 성능을 보임
- 모델 구조가 단순하면서도 계산 효율성이 뛰어남

1. Overview

- TimesNet은 1D 시계열 데이터를 2D 시계열 변동으로 변환함
- 변환된 2D 데이터에 CNN 기반 네트워크를 적용해 시계열 패턴을 학습함
- 주기성(periodicity)과 변동성을 동시에 포착할 수 있도록 설계됨
- 단일 네트워크 구조로 다양한 주기성을 다룰 수 있음
- 계산 효율성이 높아 대규모 시계열 데이터에도 적합함
- 시계열 예측, 이상 탐지 등 여러 다운스트림 태스크에 적용 가능함

2. Challenges

- 시계열 내 복잡한 주기성과 변동성 모델링이 어려움
- 기존 1D 시계열 모델들은 주기 정보를 충분히 반영하지 못함
- 주기성 변동이 비정형적이거나 여러 주기가 혼재하는 경우 처리 곤란

- 고차원 데이터에 대해 효율적인 계산 방법 필요함
- 모델이 과적합하거나 일반화 성능이 떨어질 위험 있음
- 실시간 예측을 위한 계산 비용 절감도 고려해야 함

3. Method

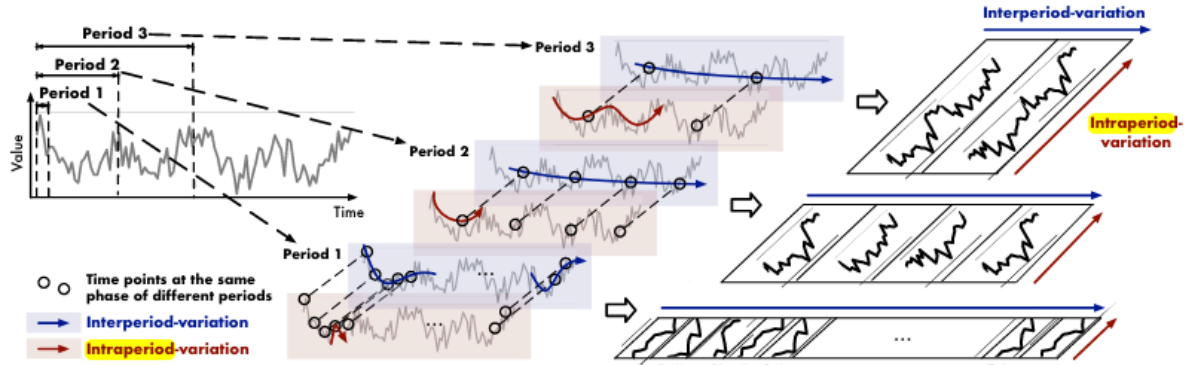
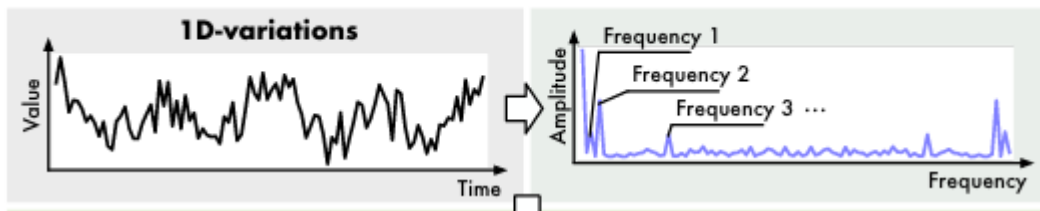


Figure 1: Multi-periodicity and temporal 2D-variation of time series. Each period involves the **intraperiod-variation** and **interperiod-variation**. We transform the original 1D time series into a set of 2D tensors based on multiple periods, which can unify the **intraperiod-** and interperiod-variations.

$$\mathbf{A} = \text{Avg} \left(\text{Amp} \left(\text{FFT}(\mathbf{X}_{1D}) \right) \right), \{f_1, \dots, f_k\} = \arg \text{Topk}_{f_* \in \{1, \dots, \lfloor \frac{T}{2} \rfloor\}} (\mathbf{A}), p_i = \left\lceil \frac{T}{f_i} \right\rceil, i \in \{1, \dots, k\}. \quad (1)$$



$$\mathbf{X}_{2D}^i = \text{Reshape}_{p_i, f_i} (\text{Padding}(\mathbf{X}_{1D})), i \in \{1, \dots, k\},$$

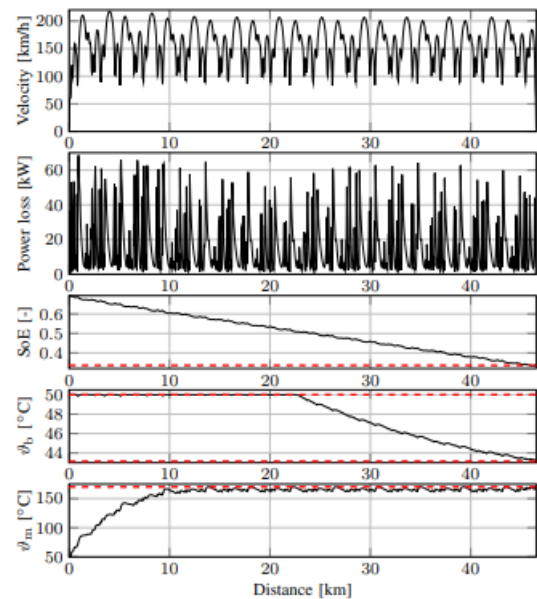
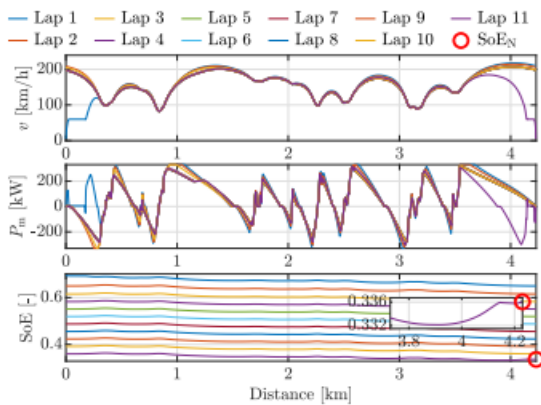
- 1D 시계열 데이터를 주기 단위로 분할해 2D 시계열 행렬로 변환함
- 2D 시계열에 CNN 계열 신경망을 적용해 시간적 변동과 주기성 학습함
- Temporal 2D-Variation 모듈로 주기 변동성을 포착함
- 여러 주기성 패턴을 동시에 처리할 수 있도록 설계함

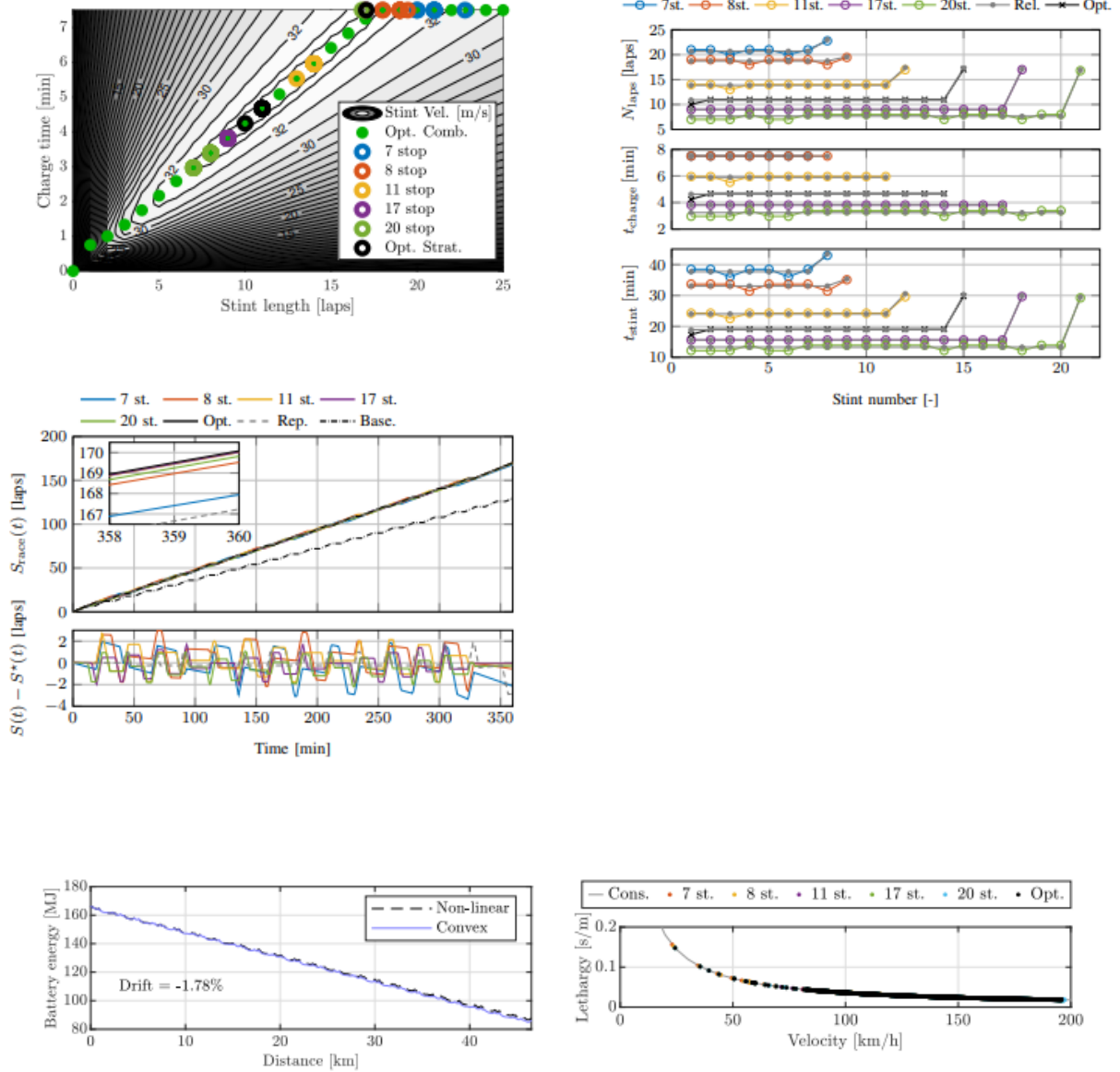
- 모델은 단일 네트워크로 다양한 시계열 특징을 학습 가능함
- 계산 효율성과 예측 정확도를 모두 고려해 구조 최적화함
- 학습 시 과적합 방지와 일반화 향상을 위한 정규화 기법 적용함

4. Experiments

- 다양한 공개 시계열 데이터셋으로 성능 평가함
- 사용한 데이터셋 예시는 ETTh1, ETTh2, ETTm1, ETTm2, Electricity, Traffic, Weather 등임
- 태스크는 시계열 예측, 이상 탐지, 분류 등을 포함함
- 기존 SOTA 모델과 비교해 성능 우수함을 확인함
- 다양한 주기성 데이터에서 모델의 주기 포착 능력 검증함
- ablation study로 Temporal 2D-Variation 모듈의 효과 분석함
- 계산 효율성과 예측 정확도 간 균형도 실험으로 확인함
- 대규모 시계열 데이터 처리 능력도 평가함

5. Results





- TimesNet이 여러 시계열 예측 태스크에서 기존 SOTA 모델들보다 뛰어난 성능 보임
- ETTh1, ETTh2, ETTm1, ETTm2, Electricity 등 데이터셋에서 낮은 예측 오차 기록함
- Temporal 2D-Variation 모듈이 모델 성능 향상에 중요한 역할 함
- ablation study에서 모듈 제거 시 성능 저하 확인됨
- 계산 효율성도 기존 방법 대비 개선됨
- 대규모 데이터셋 처리에도 안정적인 성능 유지함

6. Insight

- 1D 시계열을 2D 변형해 주기성과 변동성을 동시에 효과적으로 모델링 가능함

- Temporal 2D-Variation 모듈이 다양한 주기 패턴을 잘 포착함
- 단일 네트워크 구조로 복잡한 시계열 특징을 학습할 수 있음
- 계산 효율성이 뛰어나 대규모 시계열 예측에 적합함
- 하지만 모델이 복잡해질수록 과적합 위험 존재함
- 일부 비정형 주거나 급격한 변동에는 여전히 한계 있을 수 있음
- 향후 경량화 및 적응형 주기 탐지 방법 연구가 필요함