

# TS2Vec : Towards Universal Representation of Time Series

<https://arxiv.org/pdf/2106.10466>

## 0. Introduction

- 시계열 데이터는 금융, 수요 예측, 기후 모델링 등 다양한 산업에서 핵심 역할을 함.
- 기존 시계열 표현 학습은 보통 인스턴스 수준 표현만 학습하므로, 예측·이상 탐지 같이 세부 시점 정보가 필요한 과제에 한계가 있음.
- 본 논문은 TS2Vec라는 계층적 대비 학습을 통해 시계열의 다양한 의미 수준 표현을 학습할 수 있는 프레임워크를 제안.
- 주요 기여
  - 모든 의미 수준(타임스탬프부터 전체 시리즈)에서의 표현 학습 가능
  - 증가된 견고성 및 다양한 downstream task(분류·예측·이상 탐지)에서 우수한 성능

## 1. Overview

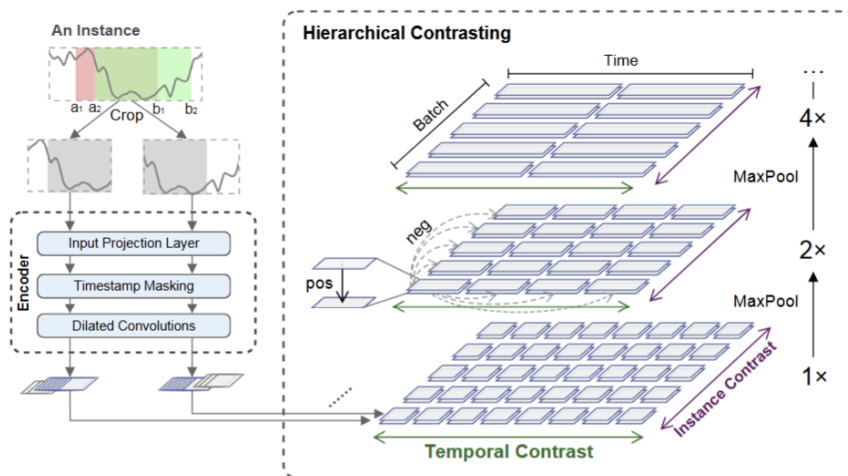
- 서로 다른 확대된 문맥(context) 뷰를 생성하고, 계층적 대비 학습을 통해 임의의 시점 또는 구간에 대한 의미 있는 표현을 얻음
- 서로 다른 샘플 간 비교뿐 아니라 같은 타임스탬프의 두 문맥 표현 간 일관성 학습
- 임의의 하위 시퀀스 표현은 해당 타임스탬프 표현들의 단순 집계(max pooling)로 계산
- 분류, 예측, 이상 탐지 같은 다양한 태스크에서 단일 통일된 표현으로 적용 가능

## 2. Challenges

- 세부 정보 손실 : 기존 방법은 전체 인스턴스 대표값만 학습하여 세부 상황 파악이 어려움

- 기존 대비 학습 방식 제한 : 단일 수준 대비만 적용하여 분류 성능 중심으로 제한됨
- 시계열 특성 문제 : 이미지나 텍스트 대비에서 사용된 augment 전략이 항상 적합하지 않음

### 3. Method



- Input Processing & Architecture:  
시계열 입력을 타임스탬프별 임베딩으로 변환하고, dilated convolution 기반 인코더를 통해 문맥적 시계열 표현 추출
- Context View Generation:  
타임스탬프 마스킹과 랜덤 크롭을 통해 서로 다른 문맥 뷰 생성
- Temporal Contrastive Loss:  
서로 다른 뷰에서 동일 타임스탬프의 표현을 양성(positive) 샘플로 사용
- Instance Contrastive Loss:  
같은 타임스탬프에서 다른 인스턴스 표현을 음성(negative) 샘플로 사용
- Hierarchical Contrasting:  
여러 의미 수준(타임스탬프 → 집계된 시퀀스 → 전체 인스턴스)에서 반복 대비 학습 수행

### 4. Experiments

- 데이터셋
  - UCR 시계열 아카이브 — 125개 univariate
  - UEA 시계열 아카이브 — 29개 multivariate
- Downstream Tasks
  - 분류 : SVM 분류기 위에 TS2Vec 표현 사용
  - 예측 : 표현 기반 선형 회귀
  - 이상 탐지 : 표현에 기반한 비지도 이상 탐지
- 비교 대상 : T-Loss, TS-TCC, TNC 등 기존 시계열 대비 학습 방법
- 평가 지표 : 정확도, MSE, F1 등 task별 적합한 지표 사용

## 5. Results

| Dataset           | H   | TS2Vec       | Informer     | LogTrans | N-BEATS | TCN   | LSTnet |
|-------------------|-----|--------------|--------------|----------|---------|-------|--------|
| ETTh <sub>1</sub> | 24  | <b>0.039</b> | 0.098        | 0.103    | 0.094   | 0.075 | 0.108  |
|                   | 48  | <b>0.062</b> | 0.158        | 0.167    | 0.210   | 0.227 | 0.175  |
|                   | 168 | <b>0.134</b> | 0.183        | 0.207    | 0.232   | 0.316 | 0.396  |
|                   | 336 | <b>0.154</b> | 0.222        | 0.230    | 0.232   | 0.306 | 0.468  |
|                   | 720 | <b>0.163</b> | 0.269        | 0.273    | 0.322   | 0.390 | 0.659  |
| ETTh <sub>2</sub> | 24  | <b>0.090</b> | 0.093        | 0.102    | 0.198   | 0.103 | 3.554  |
|                   | 48  | <b>0.124</b> | 0.155        | 0.169    | 0.234   | 0.142 | 3.190  |
|                   | 168 | <b>0.208</b> | 0.232        | 0.246    | 0.331   | 0.227 | 2.800  |
|                   | 336 | <b>0.213</b> | 0.263        | 0.267    | 0.431   | 0.296 | 2.753  |
|                   | 720 | <b>0.214</b> | 0.277        | 0.303    | 0.437   | 0.325 | 2.878  |
| ETTM <sub>1</sub> | 24  | <b>0.015</b> | 0.030        | 0.065    | 0.054   | 0.041 | 0.090  |
|                   | 48  | <b>0.027</b> | 0.069        | 0.078    | 0.190   | 0.101 | 0.179  |
|                   | 96  | <b>0.044</b> | 0.194        | 0.199    | 0.183   | 0.142 | 0.272  |
|                   | 288 | <b>0.103</b> | 0.401        | 0.411    | 0.186   | 0.318 | 0.462  |
|                   | 672 | <b>0.156</b> | 0.512        | 0.598    | 0.197   | 0.397 | 0.639  |
| Electric.         | 24  | 0.260        | <b>0.251</b> | 0.528    | 0.427   | 0.263 | 0.281  |
|                   | 48  | <b>0.319</b> | 0.346        | 0.409    | 0.551   | 0.373 | 0.381  |
|                   | 168 | <b>0.427</b> | 0.544        | 0.959    | 0.893   | 0.609 | 0.599  |
|                   | 336 | <b>0.565</b> | 0.713        | 1.079    | 1.035   | 0.855 | 0.823  |
|                   | 720 | <b>0.861</b> | 1.182        | 1.001    | 1.548   | 1.263 | 1.278  |
| Avg.              |     | <b>0.209</b> | 0.310        | 0.370    | 0.399   | 0.338 | 1.099  |

Table 2: Univariate time series forecasting results on MSE.

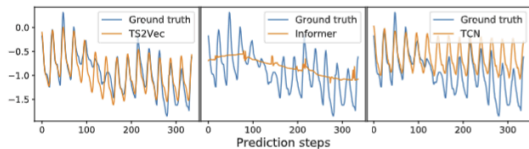


Figure 5: A prediction slice (H=336) of TS2Vec, Informer and TCN on the test set of ETTh<sub>2</sub>.

| Phase     | H   | TS2Vec        | Informer |
|-----------|-----|---------------|----------|
| Training  | 24  | 60.42 + 2.47  | 402.31   |
|           | 48  | 60.42 + 3.63  | 163.41   |
|           | 96  | 60.42 + 5.10  | 392.40   |
|           | 288 | 60.42 + 10.76 | 706.94   |
|           | 672 | 60.42 + 21.38 | 938.36   |
| Inference | 24  | 3.01 + 0.01   | 15.91    |
|           | 48  | 3.01 + 0.02   | 4.85     |
|           | 96  | 3.01 + 0.03   | 14.57    |
|           | 288 | 3.01 + 0.10   | 21.82    |
|           | 672 | 3.01 + 0.21   | 28.49    |

Table 3: The running time (in seconds) comparison on multivariate forecasting task on ETTm<sub>1</sub> dataset.

|                     | Yahoo          |       |       | KPI            |       |       |
|---------------------|----------------|-------|-------|----------------|-------|-------|
|                     | F <sub>1</sub> | Prec. | Rec.  | F <sub>1</sub> | Prec. | Rec.  |
| SPOT                | 0.338          | 0.269 | 0.454 | 0.217          | 0.786 | 0.126 |
| DSPOT               | 0.316          | 0.241 | 0.458 | 0.521          | 0.623 | 0.447 |
| DONUT               | 0.026          | 0.013 | 0.825 | 0.347          | 0.371 | 0.326 |
| SR                  | 0.563          | 0.451 | 0.747 | 0.622          | 0.647 | 0.598 |
| TS2Vec              | <b>0.745</b>   | 0.729 | 0.762 | <b>0.677</b>   | 0.929 | 0.533 |
| <i>Cold-start:</i>  |                |       |       |                |       |       |
| FFT                 | 0.291          | 0.202 | 0.517 | 0.538          | 0.478 | 0.615 |
| Twitter-AD          | 0.245          | 0.166 | 0.462 | 0.330          | 0.411 | 0.276 |
| Luminol             | 0.388          | 0.254 | 0.818 | 0.417          | 0.306 | 0.650 |
| SR                  | 0.529          | 0.404 | 0.765 | 0.666          | 0.637 | 0.697 |
| TS2Vec <sup>†</sup> | <b>0.726</b>   | 0.692 | 0.763 | <b>0.676</b>   | 0.907 | 0.540 |

Table 4: Univariate time series anomaly detection results.

|                                | Avg. Accuracy  |
|--------------------------------|----------------|
| <b>TS2Vec</b>                  | <b>0.829</b>   |
| w/o Temporal Contrast          | 0.819 (-1.0%)  |
| w/o Instance Contrast          | 0.824 (-0.5%)  |
| w/o Hierarchical Contrast      | 0.812 (-1.7%)  |
| w/o Random Cropping            | 0.808 (-2.1%)  |
| w/o Timestamp Masking          | 0.820 (-0.9%)  |
| w/o Input Projection Layer     | 0.817 (-1.2%)  |
| <i>Positive Pair Selection</i> |                |
| Contextual Consistency         |                |
| → Temporal Consistency         | 0.807 (-2.2%)  |
| → Subseries Consistency        | 0.780 (-4.9%)  |
| <i>Augmentations</i>           |                |
| + Jitter                       | 0.814 (-1.5%)  |
| + Scaling                      | 0.814 (-1.5%)  |
| + Permutation                  | 0.796 (-3.3%)  |
| <i>Backbone Architectures</i>  |                |
| Dilated CNN                    |                |
| → LSTM                         | 0.779 (-5.0%)  |
| → Transformer                  | 0.647 (-18.2%) |

Table 5: Ablation results on 128 UCR datasets.

- 시계열 분류 : TS2Vec는 UCR·UEA 모두에서 기존 최선 방법 대비 평균 2–3% 정확도 향상
- 예측 및 이상 탐지 : TS2Vec 기반 표현은 선형 회귀 및 간단 이상 탐지 모델에서도 성능 우수
- GPU 환경에서 학습 효율성도 좋으며, 전체 대비 학습 구조가 빠른 수렴을 가져옴

## 6. Insight

- 보편적 시계열 표현 : TS2Vec는 단일 모델로 세부부터 전체까지 의미 있는 표현 획득 가능
- Contrastive 구조의 장점 : 계층적 대비가 기존보다 더 다양한 의미 정보 포착
- Downstream 활용성 : 단순 선형 모형에서도 강력한 성능 제공—표현의 일반성 증명