

CPformer: Concept- and Physics-enhanced Transformer for Time Series Forecasting

https://arxiv.org/abs/2508.01407?utm_source=chatgpt.com

0. Introduction

- 시계열 예측 모델 대부분이 정확도는 높여도, 설명 가능성과 물리적 타당성은 놓치기 쉬움
- CPformer는 이 세 가지를 동시에 잡으려는 시도로 제안된 모델임
- Transformer의 장점을 살리면서, 단순 효율화 대신 개념적 해석과 물리 제약을 통합하는 접근을 택함
- 다섯 가지 추상 개념(level, growth, periodicity, volatility, exogenous pressure)을 통해 데이터 구조를 압축적으로 표현함
- 추가로, 미분 가능한 물리 제약을 결합하여 예측 결과가 실제 현상과 어긋나지 않도록 설계함
- 이렇게 하면 긴 시퀀스 맥락을 반영하면서도 설명성과 물리적 타당성이 보장되는 모델이 됨

1. Overview

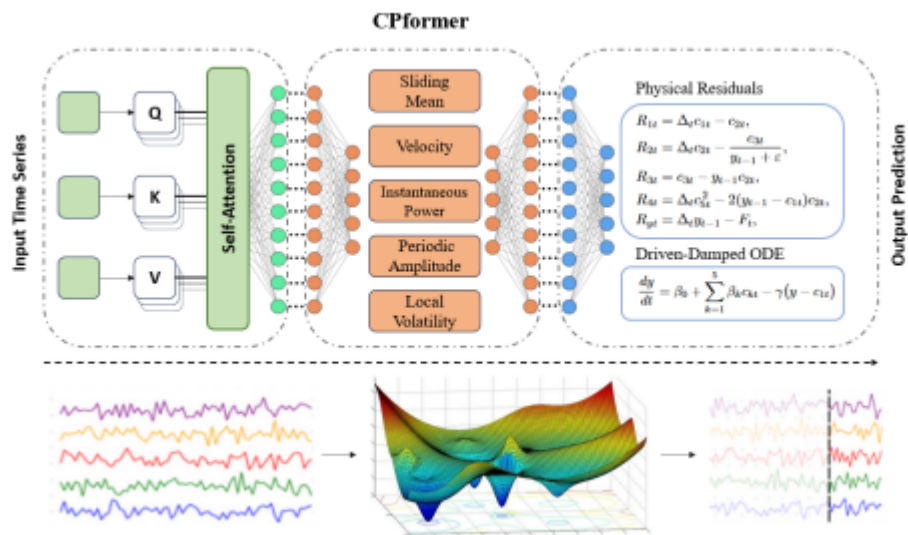
- CPformer는 Transformer 기반 시계열 예측 모델임
- 기존 방식이 주로 패턴을 직접 학습하는 반면, CPformer는 개념적 표현과 물리 제약을 추가함
- 다섯 가지 핵심 개념(level, growth, periodicity, volatility, exogenous pressure)으로 데이터 특성을 요약함
- 추상 개념을 통해 시계열의 구조적 의미를 해석 가능하게 함
- 물리 제약 모듈을 통해 예측 결과가 실제 시스템과 모순되지 않도록 제어함

- 모델 구조는 입력 → 개념 추출 → 물리 제약 적용 → Transformer 예측 순서로 진행됨
- 이렇게 구성해 정확도·해석력·물리적 일관성을 동시에 추구함

2. Challenges

- 시계열 데이터는 다양한 주파수 성분이 섞여 있어 단순 패턴 학습만으로는 한계 있음
- 실제 데이터는 노이즈와 외부 요인(exogenous factor) 영향이 커서 불확실성이 높음
- 많은 모델이 단기 예측은 잘하지만 장기 예측에서는 성능 급락함
- 예측 결과가 실제 물리 법칙과 맞지 않는 경우가 발생해 활용성 떨어짐
- 데이터셋별 특성 차이가 커서 일반화 성능 확보가 어려움
- 기존 Transformer는 긴 시퀀스 처리에 계산량이 크고, 해석력이 부족함

3. Method



- 입력 시계열을 다섯 가지 추상 개념(level, growth, periodicity, volatility, exogenous pressure)으로 분해함
- 개념 추출 모듈이 시계열의 구조적 의미를 학습해 해석 가능한 표현 제공함
- 추출된 개념은 Transformer 인코더에 투입되어 장기 의존성 학습에 활용됨

- 물리 기반 제약(미분 가능한 residual term)을 추가해 예측 결과가 실제 시스템의 제약 조건을 따르도록 함
- 최종 출력은 개념 표현 + 물리 제약 반영된 결과를 통합하여 산출됨
- 학습 과정에서 self-supervised 방식도 적용해 일반화 성능 강화함

4. Experiments

- 전력 수요, 기상 관측, 교통 흐름 등 다양한 도메인의 시계열 데이터 사용함
- 데이터셋마다 주파수, 변동성, 외부 요인 특성이 달라 일반화 성능 확인 가능함
- Benchmarks: ETT (Electricity Transformer Temperature), Electricity, Weather, Traffic 등 포함됨
- 단변량·다변량 모두 실험 진행해 모델 범용성 검증함
- 학습/평가 지표로 MSE, MAE 활용함
- 비교 대상은 Transformer 계열, CNN 계열, RNN 계열 최신 모델들임

5. Results

	FF Bottleneck		Reformer		LogTrans		Informer		Autoformer		FEDformer		AR		CPformer	
	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE
Electricity	0.207	0.32	0.312	0.402	0.258	0.357	0.274	0.368	0.201	0.317	0.183	0.297	0.497	0.522	0.157	0.214
Traffic	0.393	0.377	0.732	0.423	0.684	0.384	0.719	0.391	0.613	0.388	0.562	0.349	0.42	0.494	0.313	0.296
Weather	0.271	0.341	0.689	0.596	0.458	0.49	0.3	0.384	0.266	0.336	0.217	0.296	0.006	0.062	0.007	0.072
Illness	3.661	1.322	4.4	1.382	4.48	1.444	5.764	1.677	3.483	1.287	2.203	0.963	1.027	0.82	0.869	0.740
Exchange rate	0.155	0.29	1.065	0.829	0.968	0.812	0.847	0.752	0.197	0.323	0.183	0.297	0.082	0.23	0.051	0.168
ETT	0.174	0.28	0.658	0.619	0.768	0.642	0.365	0.453	0.255	0.339	0.203	0.287	0.034	0.117	0.111	0.236

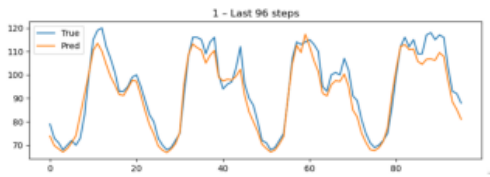


Figure 2: CPformer's Prediction on Electricity Dataset

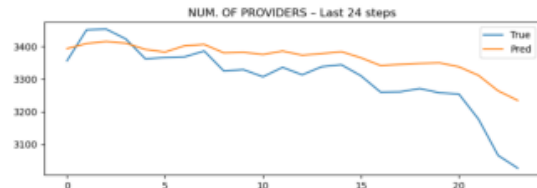


Figure 4: CPformer's Prediction on Illness Dataset

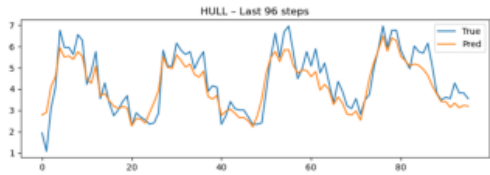


Figure 3: CPformer's Prediction on ETT Dataset

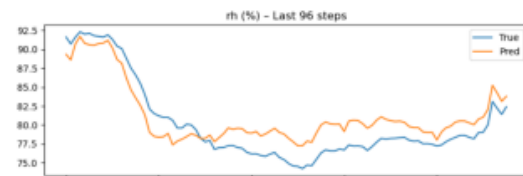


Figure 5: CPformer's Prediction on Weather Dataset

- CPformer, 대부분의 데이터셋에서 기존 Transformer 계열 대비 낮은 MSE/MAE 기록함
- 장기 예측 성능에서 특히 우수, Horizon 길어질수록 격차 커짐
- 물리 제약 추가 덕분에 실제 관측 값과 동떨어진 예측 감소함
- 개념 기반 분해를 통해 예측 결과 해석 가능성 높아짐
- 단변량/다변량 모두 안정적 성능 유지함
- 기존 모델 대비 계산 효율도 크게 손해 보지 않음

6. Insight

- 단순히 정확도만 높이는 것보다 해석 가능성과 물리 일관성 확보가 중요함
- 추상 개념 기반 표현이 시계열 이해와 설명에 도움 줌
- 물리 제약 결합하면 실제 현상과 괴리 줄이고 신뢰성 강화 가능함
- 장기 예측에서 Transformer 한계를 보완할 수 있는 접근임
- 다양한 도메인 적용 가능성 확인됨 → 에너지, 교통, 기상 등 확장성 있음
- 개념+물리 융합 방식이 차세대 시계열 예측 모델 방향 제시함