

2025 12 31
발표 자료

광운대학교 로봇학과
FAIR Lab

김한서

이번 주 진행사항

- Peri-midFormer
 - 논문 리뷰
 - 실험 세팅 및 결과

Peri-midFormer

Peri-midFormer: Periodic Pyramid Transformer for Time Series Analysis

Qiang Wu Gechang Yao Zhixi Feng[†] Shuyuan Yang

Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of
Ministry of Education, School of Artificial Intelligence, Xidian University, China
{wu_qiang, yao_gechang}@stu.xidian.edu.cn, {zxfeng, syyang}@xidian.edu.cn

- arXiv 등록일: 2024-11-07
- 인용 수: 19회(Google Scholar, 2025-12-29)
- Published at NeurIPS 2024

Peri-midFormer

Background

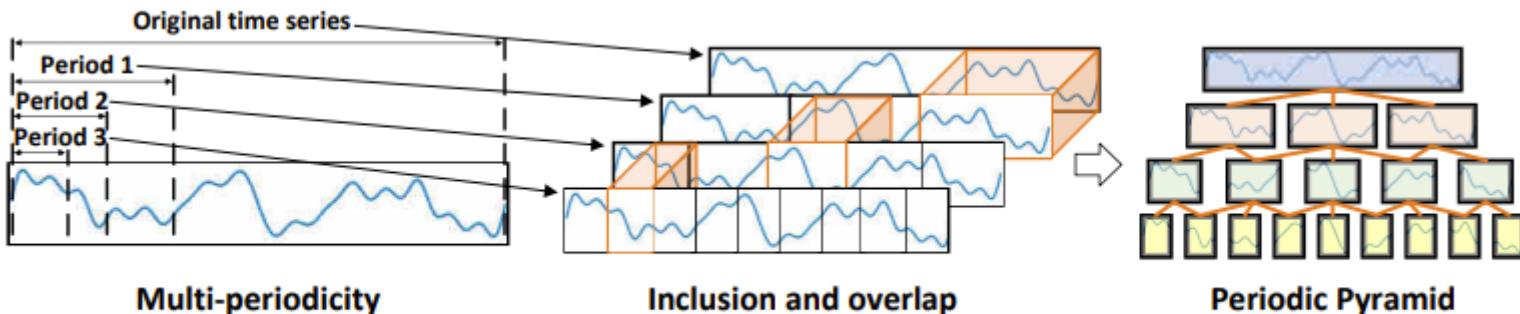
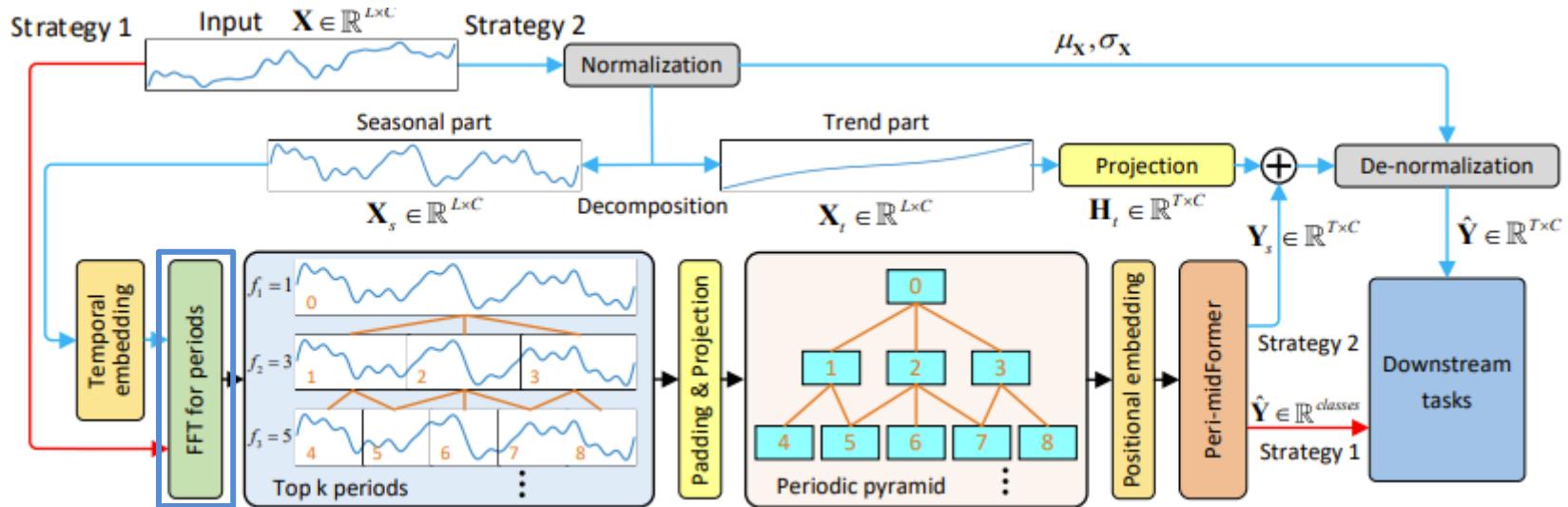


Figure 1: Multi-periodicity, inclusion of periodic components, and Periodic Pyramid.

- 기존 1D 시계열 모델링 방식은 데이터 내에 존재하는 복잡한 주기적 변화와 이들 간의 계층적 포함 관계를 포착하는 데 한계가 있음
- Periodic Pyramid 방식을 통해 시계열 데이터를 여러 주기 성분으로 분해해 상단에는 원본 시계열 데이터를, 하단으로 갈수록 짧은 주기를 가진 성분들을 배치하는 계층적 구조를 만듦

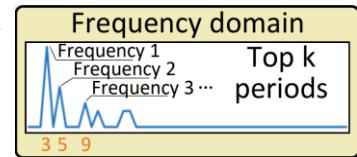
Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)



- FFT for periods

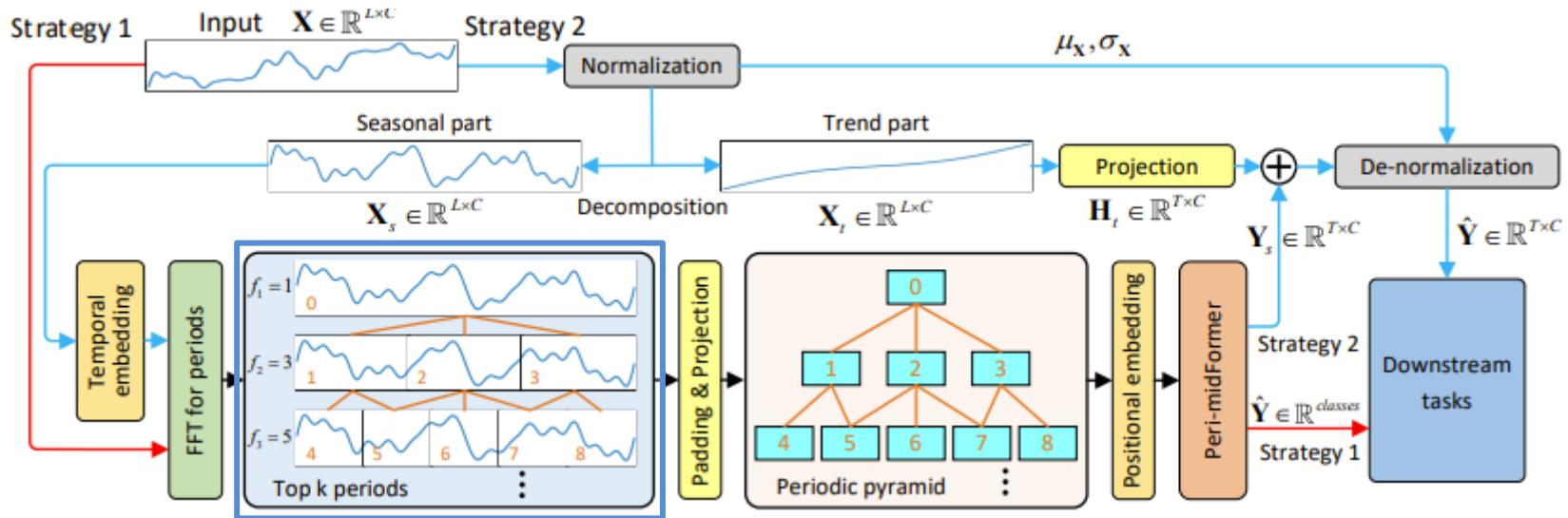
- 임베딩 벡터에 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform)을 적용해 시간 도메인에서 주파수 도메인으로 변환
- 각 주파수별로 진폭을 계산한 뒤, 진폭이 가장 큰 상위 k 개의 주파수를 선택 → $A = \text{Avg}(\text{Amp}(FFT(X_s))), \{f_1, \dots, f_k\} = \arg \text{Topk}(A)$
- 선택된 주파수 값을 시간 단위의 길이인 주기로 변환 $p_i = [L/f_i]$



X_s : 원본 데이터 계절성 성분
 L : 시퀀스 길이
 f_i : 주파수

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)

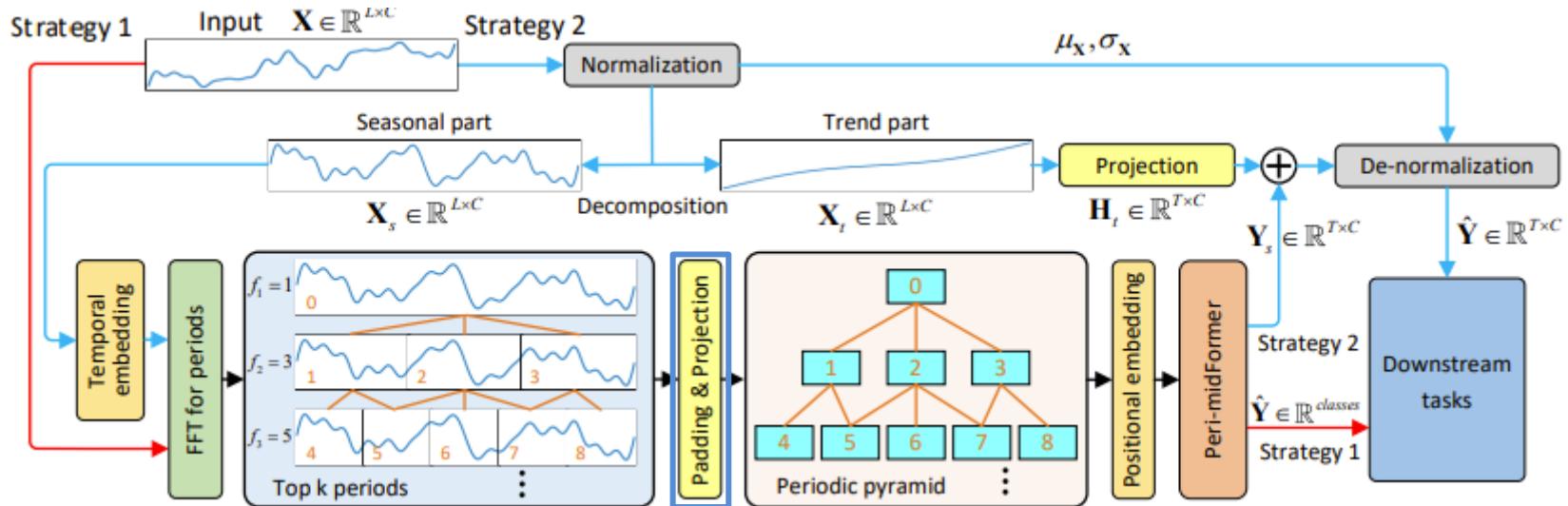


- FFT for periods

- 피라미드 최상층 $f_1 = 1$ 을 통해 원본 시계열 데이터를 하나의 토큰으로 취급
아래로 내려갈수록 주파수 값 f_i 에 따라 시계열을 등분함
- 이를 통해 1차원 시계열 데이터를 2D 표현으로 확장하여 복잡한 주기 관계를 명시적으로 나타냄

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)



Padding & Projection

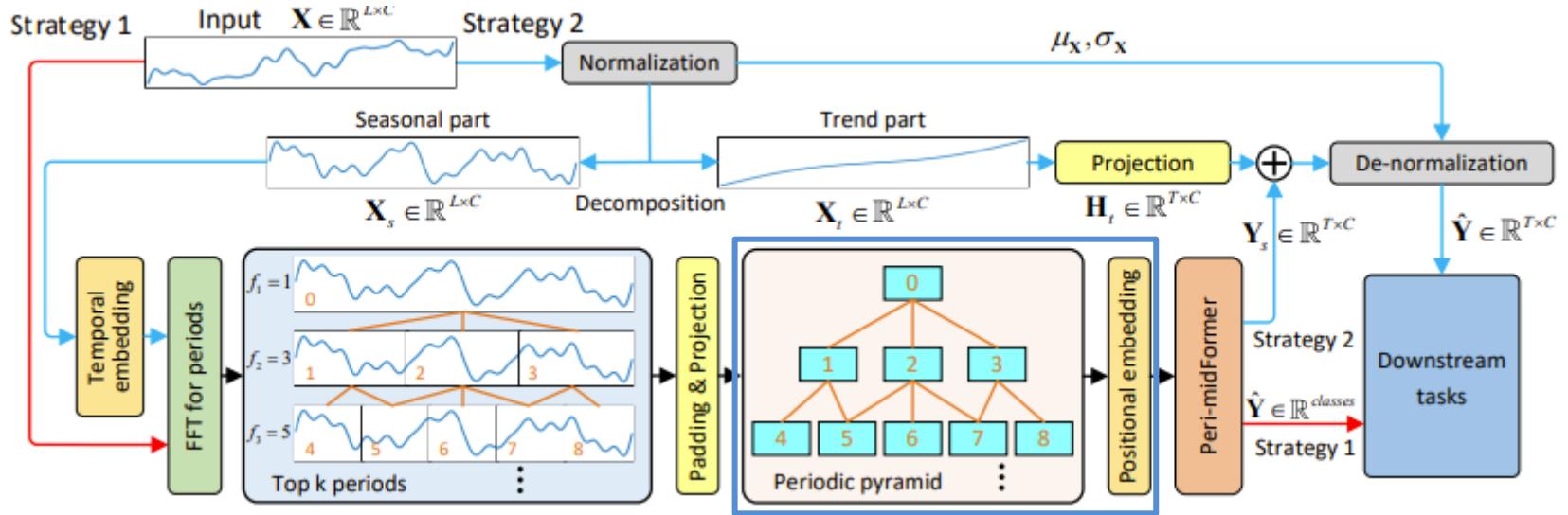
- FFT를 통해 분해된 각 주기 성분은 주파수에 따라 서로 다른 길이 p_i 를 가짐
- 각 성분을 원본 데이터 길이와 일치하도록 뒷부분을 0으로 채움
- 패딩된 성분들을 Linear Layer에 통과시켜 동일한 차원으로 매핑

$$P' = \text{Projection}(\text{Padding}(C_\ell^n))$$

C : 분해된 주기적 성분
 n : 특정 레벨 내에서의 순서
 ℓ : 피라미드 레벨 index

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)

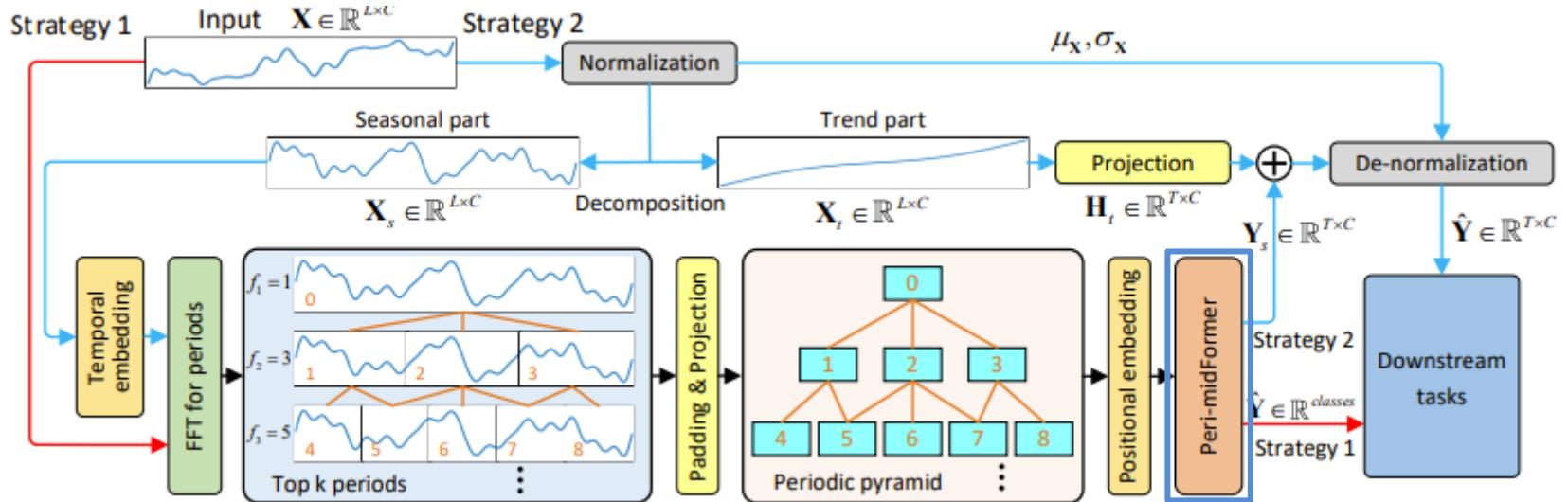


- Periodic pyramid
 - 앞의 과정들을 통해 각 조각들이 모델 내에서 독립적인 토큰으로 인식되어 피라미드 구조를 형성
 - $P = \text{Stack}(C_\ell), \ell \in \{1, \dots, k\}$
- Positional embedding
 - 각 토큰마다 개별적으로 Positional embedding을 적용해 위치 정보 추가

C : 분해된 주기적 성분
 ℓ : 피라미드 레벨 index

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)



- Peri-midFormer

- 입력으로 모든 조각(토큰)이 동시에 입력된 후에 조각들 사이에서 Attention 연산 수행

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)

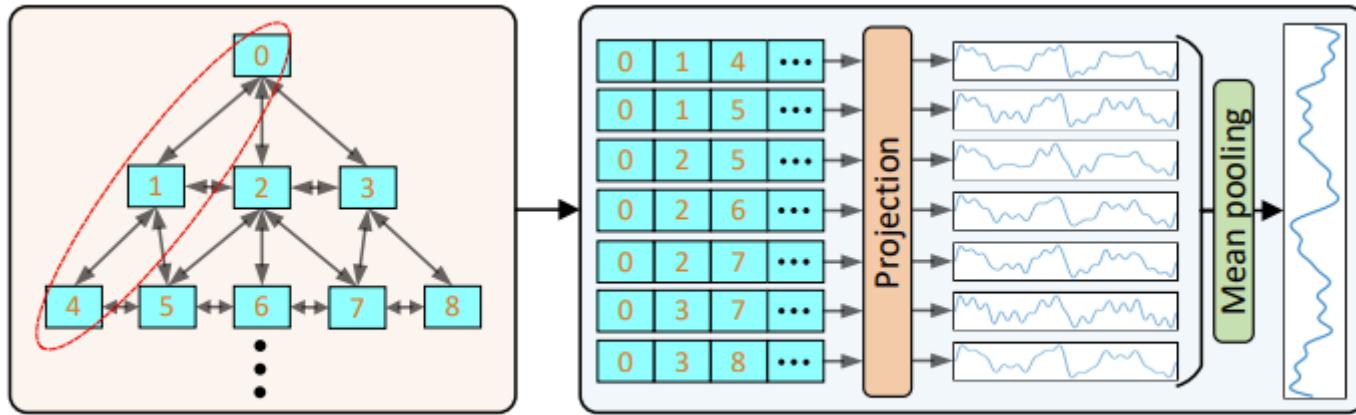


Figure 4: Periodic Feature Flows Aggregation.

- Peri-midFormer

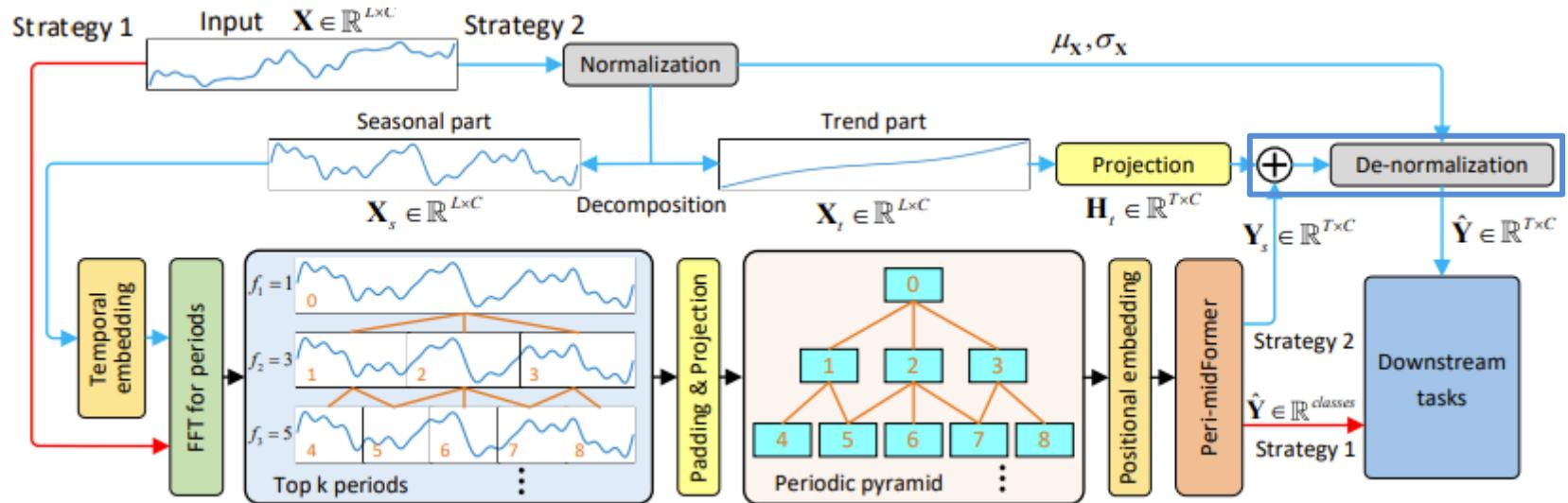
- 층간(Inter-level) 및 층내(Intra-level) Attention을 통해 복잡한 주기 관계 학습 $\mathbb{I}_l^{(n)} = \mathbb{P}_l^{(n)} \cup \mathbb{A}_l^{(n)} \cup \mathbb{C}_l^{(n)}$
이를 통해 자신의 주기 정보에 시계열 전체 맥락 정보 추가
- Attention을 거친 피라미드의 상단부터 하단까지 이어지는 Feature Flow들을 추출하고, Mean pooling 하여

$$\text{최종 시계열 결과를 재구성 } Y_s = \text{MeanPooling} \left(\text{Projection} \left(\{\widehat{C}_1^{\widehat{n}_1}, \widehat{C}_2^{\widehat{n}_2}, \dots, \widehat{C}_k^{\widehat{n}_k}\} \right) \right)$$

I : 어텐션을 주고받는 대상(집합)
 P : 부모
 A : 동일 층
 C : 자식

Peri-midFormer

모델 구조 (Strategy 2)

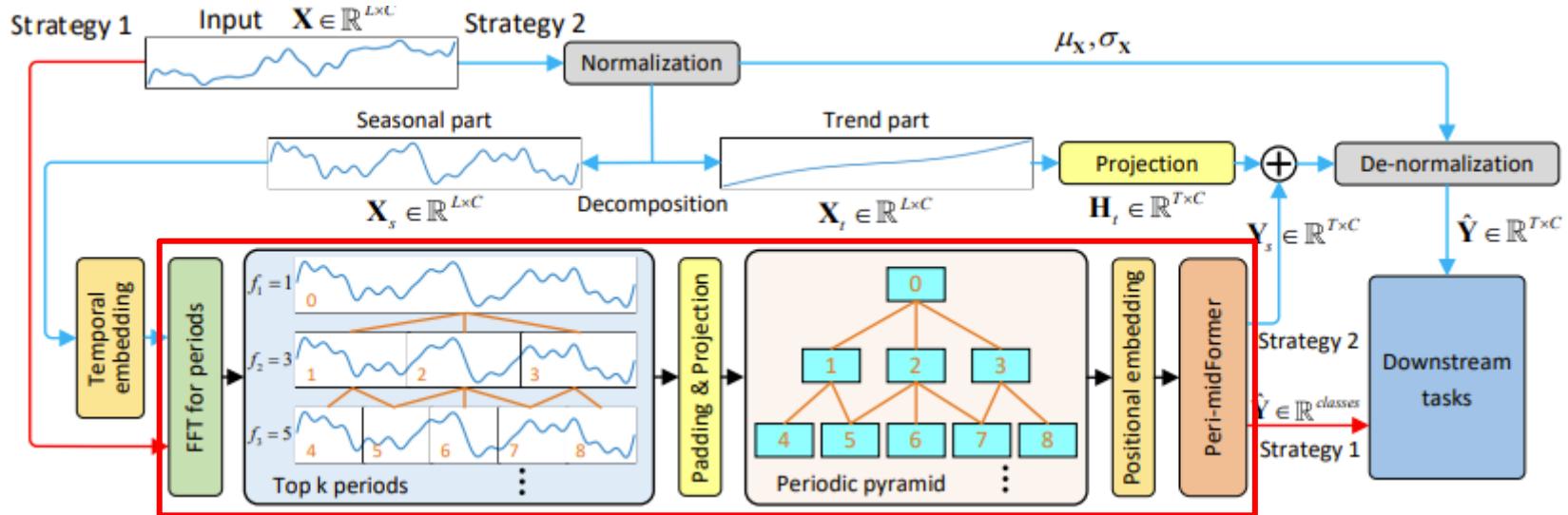


- De-normalization

- 분해되었던 Seasonal part와 Trend part를 다시 더한 뒤, 역정규화 수행
정규화 과정에서 계산된 입력 데이터의 통계량(μ_x, σ_x)을 활용해 데이터의 원래 스케일과 분포를 복원

Peri-midFormer

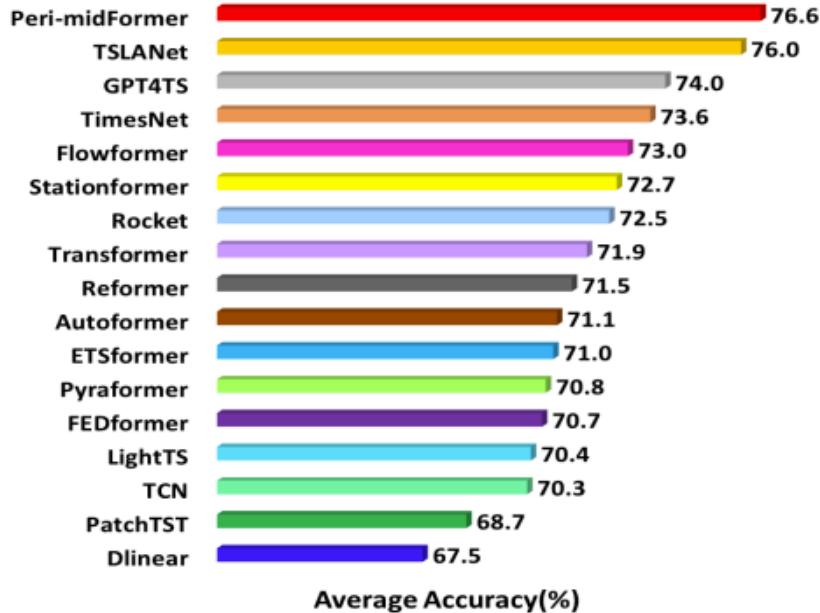
모델 구조 (Strategy 1)



- Strategy 1
 - Decomposition 과정 없이 원본 시계열 데이터를 입력으로 Strategy 2의 과정을 수행
 - Periodic pyramid를 통해 토대 간 복잡한 주기 관계 학습, 학습된 특징 벡터를 Flatten을 통해 일렬 벡터로 펼친 뒤 Linear Layer에 통과시켜 분류하고자 하는 클래스의 개수에 맞는 크기로 변환
- Downstream tasks
 - 모델이 학습한 시계열 특징을 활용하여 작업의 종류와 결과값을 출력

Peri-midFormer

모델별 분류 성능 비교



- UEA 데이터셋 평가 결과, 기존 모델들의 분류 성능보다 Peri-midFormer의 분류 성능이 가장 뛰어난 것을 확인하였음

Peri-midFormer

주요 모델 성능 비교

Look-back		96													
Methods	Peri-midFormer	iTrans+ [26]	FITS [21]	Dlinear [14]	PatchTST [19]	TimesNet [13]	Pyra* [10]	FED* [17]	Auto* [12]	Station [11]	ETS* [29]	LightTS [15]	In* [16]	Re* [28]	
Metrics	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	MSE MAE	
Weather	96	0.155 0.200	0.174 0.214	0.197 0.237	0.176 0.237	0.149 0.198	0.172 0.220	0.622 0.556	0.217 0.296	0.266 0.336	0.173 0.223	0.197 0.281	0.182 0.242	0.300 0.384	0.689 0.596
	192	0.203 0.244	0.221 0.254	0.241 0.272	0.220 0.282	0.194 0.241	0.219 0.261	0.739 0.624	0.276 0.336	0.307 0.367	0.245 0.285	0.237 0.312	0.227 0.287	0.598 0.544	0.752 0.638
	336	0.262 0.289	0.278 0.296	0.293 0.308	0.265 0.319	0.245 0.282	0.280 0.306	1.004 0.753	0.339 0.380	0.359 0.395	0.321 0.338	0.298 0.353	0.282 0.334	0.578 0.523	0.639 0.596
	720	0.345 0.344	0.358 0.349	0.365 0.354	0.333 0.362	0.314 0.334	0.365 0.359	1.420 0.934	0.403 0.428	0.419 0.428	0.414 0.410	0.352 0.288	0.352 0.386	1.059 0.741	1.130 0.792
Avg	96	0.241 0.269	0.258 0.278	0.274 0.293	0.248 0.300	0.225 0.264	0.259 0.287	0.946 0.717	0.309 0.360	0.338 0.382	0.288 0.314	0.271 0.334	0.261 0.312	0.634 0.548	0.803 0.656
	192	0.373 0.396	0.386 0.405	0.385 0.393	0.375 0.399	0.370 0.399	0.384 0.402	0.664 0.612	0.376 0.419	0.449 0.459	0.513 0.491	0.494 0.479	0.424 0.432	0.865 0.713	0.837 0.728
	336	0.425 0.429	0.441 0.436	0.435 0.422	0.405 0.416	0.413 0.421	0.436 0.429	0.790 0.681	0.420 0.448	0.500 0.482	0.534 0.504	0.538 0.504	0.475 0.462	1.008 0.792	0.923 0.766
	720	0.464 0.445	0.487 0.458	0.475 0.444	0.439 0.443	0.422 0.436	0.491 0.469	0.891 0.738	0.459 0.465	0.521 0.496	0.588 0.535	0.574 0.521	0.518 0.488	1.107 0.809	1.097 0.835
ETTh1	96	0.479 0.467	0.503 0.491	0.463 0.459	0.472 0.490	0.447 0.466	0.521 0.500	0.963 0.782	0.506 0.507	0.514 0.512	0.643 0.616	0.562 0.535	0.547 0.533	1.181 0.865	1.257 0.889
	192	0.435 0.434	0.454 0.448	0.440 0.429	0.422 0.437	0.413 0.430	0.458 0.450	0.827 0.703	0.440 0.460	0.496 0.487	0.570 0.537	0.542 0.510	0.491 0.479	1.040 0.795	1.029 0.805
	336	0.287 0.337	0.297 0.349	0.289 0.353	0.274 0.336	0.340 0.374	0.645 0.597	0.358 0.397	0.346 0.388	0.476 0.458	0.340 0.391	0.397 0.437	0.755 0.525	2.626 1.317	
	720	0.368 0.387	0.380 0.400	0.377 0.391	0.383 0.418	0.338 0.379	0.402 0.414	0.788 0.683	0.429 0.439	0.456 0.452	0.512 0.493	0.430 0.439	0.520 0.504	5.602 1.931	11.120 2.979
ETTh2	96	0.414 0.424	0.428 0.432	0.416 0.425	0.448 0.465	0.329 0.380	0.452 0.452	0.907 0.747	0.496 0.487	0.482 0.486	0.552 0.551	0.485 0.479	0.626 0.559	4.721 1.833	3.233 2.769
	192	0.397 0.425	0.427 0.445	0.417 0.436	0.605 0.551	0.379 0.422	0.462 0.468	0.963 0.783	0.463 0.474	0.515 0.511	0.562 0.560	0.500 0.497	0.863 0.672	3.647 1.625	3.874 1.697
	336	0.367 0.393	0.383 0.407	0.376 0.398	0.431 0.446	0.330 0.379	0.415 0.427	0.826 0.703	0.437 0.449	0.450 0.459	0.526 0.516	0.439 0.452	0.602 0.543	4.431 1.700	1.729 6.736
	720	0.330 0.368	0.334 0.368	0.353 0.375	0.299 0.343	0.290 0.342	0.338 0.375	0.543 0.510	0.379 0.419	0.503 0.475	0.386 0.398	0.375 0.398	0.370 0.400	0.677 0.571	0.533 0.528
ETTm1	96	0.371 0.388	0.377 0.391	0.392 0.393	0.335 0.365	0.332 0.369	0.374 0.387	0.556 0.537	0.426 0.441	0.553 0.496	0.459 0.444	0.408 0.410	0.400 0.407	0.795 0.669	0.658 0.592
	192	0.402 0.409	0.426 0.420	0.425 0.414	0.369 0.386	0.366 0.392	0.410 0.411	0.754 0.655	0.445 0.459	0.621 0.537	0.495 0.464	0.435 0.428	0.438 0.438	1.212 0.871	0.898 0.721
	336	0.466 0.445	0.491 0.459	0.486 0.448	0.425 0.421	0.416 0.420	0.478 0.450	0.908 0.724	0.543 0.490	0.671 0.561	0.585 0.516	0.499 0.462	0.527 0.502	1.166 0.823	1.102 0.841
	720	0.392 0.402	0.407 0.410	0.414 0.408	0.357 0.378	0.351 0.380	0.400 0.406	0.691 0.607	0.448 0.452	0.588 0.517	0.481 0.456	0.429 0.425	0.435 0.437	0.961 0.734	0.799 0.671
ETTm2	96	0.171 0.254	0.180 0.264	0.183 0.266	0.167 0.255	0.187 0.267	0.435 0.507	0.203 0.287	0.255 0.339	0.192 0.274	0.189 0.280	0.209 0.308	0.365 0.453	0.658 0.619	
	192	0.240 0.299	0.250 0.309	0.247 0.305	0.224 0.303	0.226 0.292	0.249 0.309	0.730 0.673	0.269 0.328	0.281 0.340	0.280 0.339	0.102 0.253	0.319 0.311	0.382 0.533	0.563 0.572
	336	0.306 0.341	0.311 0.348	0.307 0.342	0.281 0.342	0.274 0.329	0.321 0.351	1.201 0.845	0.325 0.366	0.339 0.372	0.334 0.361	0.314 0.357	0.442 0.466	1.363 0.887	1.549 0.972
	720	0.404 0.397	0.412 0.407	0.397 0.397	0.397 0.421	0.362 0.385	0.408 0.403	3.625 1.451	0.421 0.415	0.432 0.417	0.417 0.413	0.675 0.587	3.379 1.338	2.631 1.242	
Electricity	96	0.280 0.323	0.288 0.332	0.286 0.328	0.267 0.333	0.255 0.315	0.291 0.333	1.498 0.869	0.305 0.349	0.327 0.371	0.306 0.347	0.293 0.342	0.409 0.436	1.410 0.810	1.479 0.915
	192	0.142 0.236	0.148 0.240	0.197 0.274	0.140 0.237	0.129 0.222	0.168 0.272	0.386 0.449	0.193 0.308	0.201 0.317	0.169 0.273	0.187 0.304	0.207 0.307	0.274 0.368	0.312 0.402
	336	0.159 0.251	0.162 0.253	0.197 0.276	0.153 0.249	0.157 0.240	0.184 0.289	0.378 0.444	0.201 0.315	0.222 0.334	0.182 0.286	0.196 0.255	0.226 0.386	0.348 0.430	
	720	0.176 0.270	0.178 0.269	0.212 0.293	0.160 0.267	0.163 0.259	0.198 0.300	0.376 0.443	0.214 0.329	0.230 0.333	0.200 0.304	0.212 0.329	0.230 0.333	0.300 0.394	0.350 0.433
Traffic	96	0.453 0.300	0.395 0.268	0.642 0.388	0.410 0.282	0.360 0.249	0.593 0.321	0.867 0.468	0.587 0.366	0.613 0.388	0.612 0.338	0.607 0.392	0.615 0.391	0.719 0.391	0.732 0.423
	192	0.459 0.301	0.417 0.276	0.597 0.362	0.423 0.287	0.379 0.256	0.617 0.336	0.869 0.467	0.604 0.373	0.616 0.382	0.613 0.340	0.621 0.399	0.601 0.382	0.696 0.379	0.733 0.420
	336	0.477 0.310	0.433 0.283	0.603 0.365	0.436 0.296	0.392 0.264	0.629 0.336	0.881 0.469	0.621 0.383	0.622 0.377	0.618 0.328	0.622 0.396	0.613 0.386	0.777 0.420	0.742 0.420
	720	0.510 0.329	0.467 0.302	0.641 0.384	0.466 0.315	0.432 0.286	0.640 0.350	0.896 0.473	0.626 0.382	0.660 0.408	0.653 0.355	0.632 0.396	0.658 0.407	0.864 0.472	0.755 0.423
Exchange	96	0.082 0.198	0.086 0.206	0.087 0.208	0.088 0.218	0.080 0.205	0.107 0.234	1.748 1.105	0.148 0.278	0.197 0.323	0.111 0.237	0.085 0.204	0.116 0.262	0.847 0.752	1.065 0.829
	192	0.172 0.295	0.177 0.299	0.178 0.302	0.176 0.315	0.175 0.298	0.226 0.344	1.874 1.151	0.271 0.380	0.300 0.369	0.219 0.335	0.182 0.303	0.215 0.359	1.204 0.895	1.188 0.906
	336	0.319 0.407	0.331 0.417	0.325 0.413	0.313 0.427	0.302 0.398	0.367 0.448	1.943 1.172	0.460 0.500	0.509 0.524	0.421 0.476	0.348 0.428	0.377 0.466	1.672 1.036	1.357 0.976
	720	0.846 0.692	0.847 0.691	0.843 0.694	0.839 0.695	0.871 0.703	0.964 0.746	2.085 1.206	1.195 0.841	1.447 0.941	1.092 0.769	1.025 0.774	0.831 0.699	2.478 1.310	1.510 1.016
Avg	96	0.355 0.398	0.360 0.403	0.358 0.404	0.354 0.414	0.359 0.401	0.416 0.443	1.913 1.159	0.519 0.500	0.613 0.539	0.461 0.454	0.410 0.427	0.385 0.447	1.550 0.998	1.280 0.932
	192	0.339 0.349	0.345 0.353	0.373 0.366	0.335 0.358	0.311 0.335	0.381 0.372	0.995 0.709	0.410 0.409	0.458 0.433	0.431 0.408	0.402 0.401	0.429 0.422	0.953 0.803	1.650 0.877
	336	Average	0.339 0.349	0.345 0.353	0.373 0.366	0.335 0.358	0.311 0.335	0.381 0.372	0.995 0.709	0.410 0.409	0.458 0.433	0.431 0.408	0.402 0.401	0.429 0.422	0.953 0.803
	720	Average	0.339 0.349	0.345 0.353	0.373 0.366	0.335 0.358	0.311 0.335	0.381 0.372	0.995 0.709	0.410 0.409	0.458 0.433	0.431 0.408	0.402 0.401	0.429 0.422	0.953 0.803

- 전체적으로 기존 모델들과 성능은 비슷하지만, 평균을 기준으로 PatchTST를 제외한 나머지 모델들보다 뛰어난 성능을 보임

Peri-midFormer

Ablation experiments

Variant	Datasets	ETTh1		ETTh2		Electricity		Weather		Traffic	
		MSE	MAE								
Pyraformer		0.913	0.748	0.826	0.703	0.299	0.391	0.281	0.349	0.705	0.401
w/o period components		0.734	0.781	0.407	0.442	0.212	0.345	0.261	0.333	0.499	0.391
w/o PPAM		0.581	0.599	0.344	0.393	0.164	0.259	0.254	0.291	0.415	0.364
w/o Feature Flows Aggregation		0.433	0.447	0.341	0.391	0.155	0.250	0.244	0.280	0.397	0.277
Peri-midFormer		0.409	0.430	0.317	0.377	0.152	0.249	0.233	0.271	0.391	0.269

- 기존의 합성곱 기반 하향식 피라미드 Attention 모델인 Pyraformer보다 Peri-midFormer을 기준으로 각 핵심 모듈들이 추가될수록 성능이 일관되게 향상되는 것을 확인

Peri-midFormer

실험 세팅

- 사용한 모델: Peri-midFormer
- 재현 실험 데이터셋: ETTh1

Experiment	ETTh1
Learning rate	10^{-4}
Epoch	15
Batch size	32
Loss function	MSE Loss
Seq_len	96
Pred_len	96/192/336/720
Layers	2
k(Top-k)	5
n_heads	8

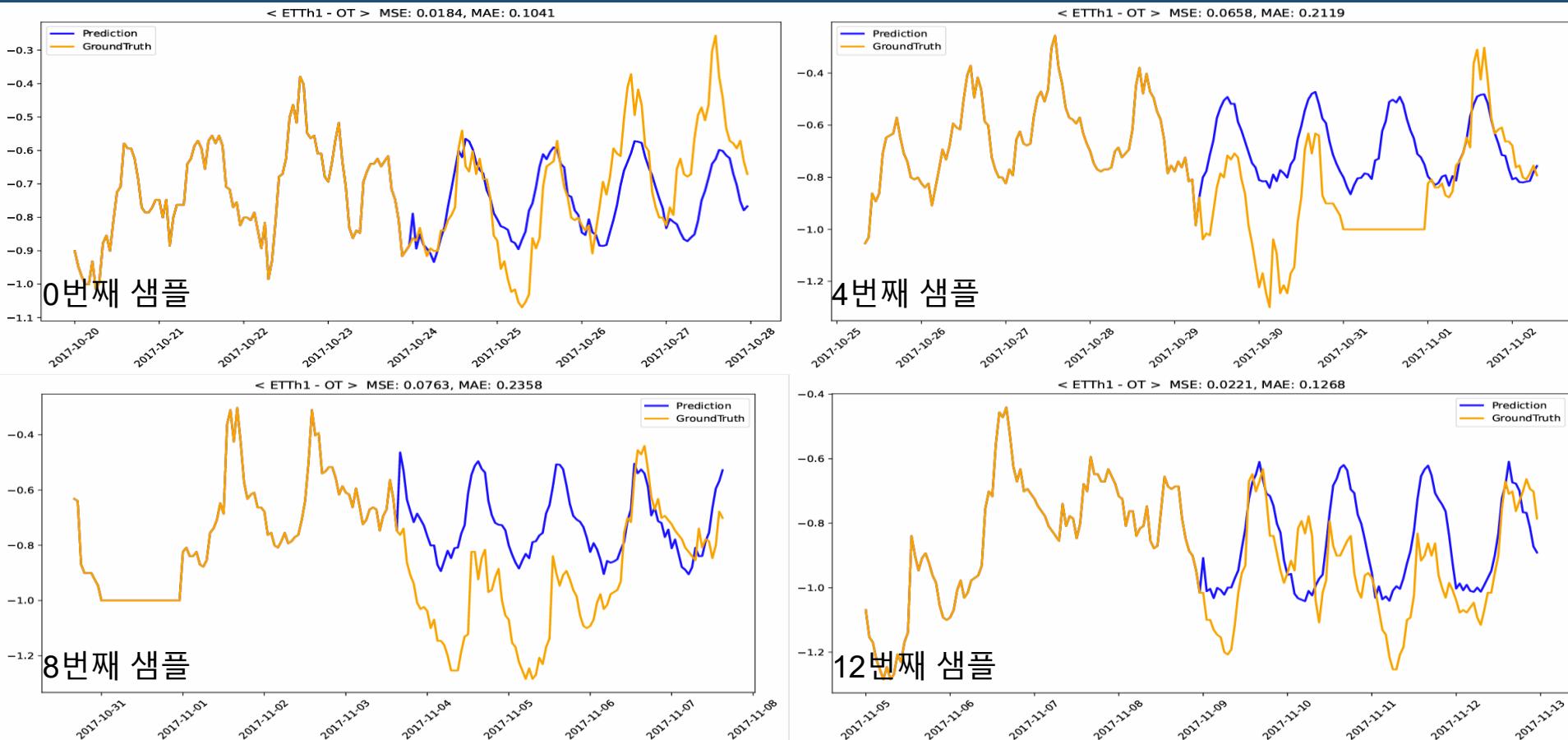
Peri-midFormer

Peri-midFormer 재현 실험 (ETTh1)

Pred len	ETTh1 Paper		ETTh1 Reproduction	
	MSE	MAE	MSE	MAE
96	0.373	0.396	0.392	0.406
192	0.425	0.429	0.447	0.440
336	0.464	0.445	0.481	0.454
720	0.479	0.467	0.491	0.477

Peri-midFormer

Peri-midFormer 재현 실험 시각화 (ETTh1)



Seq_len → 96
 Pred_len → 96

Peri-midFormer

실험 결과 정리

- 재현 실험
 - 전체적으로 논문 수치보다 오차가 어느정도 발생하였음
- 시각화
 - 예측값이 정답값을 따라가긴 하지만, 세밀한 변동까지 따라가지 못하는 모습을 보임