

지진파 신호 노이즈 제거를 위한 8개 딥러닝 모델 성능 비교 연구

황선준†, 박세희*, 고강민**, 백지윤***

† 연세대학교, *연세대학교, **연세대학교, ***연세대학교

† sunjun7559012@yonsei.ac.kr, *serra0508@yonsei.ac.kr,

kkm4629@yonsei.ac.kr, *bjy0609@yonsei.ac.kr

Performance Comparison of 8 Deep Learning Models for Seismic Signal Denoising

Sunjun Hwang†, Sehee Park*, Gangmin Koh**, Jiyun Baik***

† Yonsei Univ, *Yonsei Univ, **Yonsei Univ, ***Yonsei Univ.

요약

본 논문은 지진 예측 시스템의 신뢰성 향상을 위해 8개 딥러닝 모델의 지진파 노이즈 제거 성능을 체계적으로 비교 분석하였다. BiLSTM, Denoising Autoencoder, FFTformer, Informer, PatchTST, TCN, UNet1D, WaveNet 8개 모델을 동일한 조건에서 평가하여 각 모델의 특성과 성능을 정량적으로 분석하였다. 실험 결과 PatchTST가 MSE 0.0004, 정확도 99.98%로 가장 우수한 성능을 보였으며, UNet1D와 TCN이 그 뒤를 이었다. 특히 PatchTST는 오탐률 0.025%, 미탐률 0%를 달성하여 지진 예측 시스템에 가장 적합한 모델임을 입증하였다. 본 연구는 지진파 신호 처리 분야에서 Transformer 기반 모델의 우수성을 보여주며, 실용적인 지진 예측 시스템 구축에 기여할 것으로 기대된다.

I. 서론

지진은 막대한 인명 피해와 경제적 손실을 초래하는 자연재해로, 미국 지질조사국(USGS)에 따르면 매년 약 130만 건이 발생하며, 이 중 약 100 건이 심각한 피해를 유발한다[1]. 2023년 터키-시리아 지진에서 5만명 이상이 사망하였고, 2025년 7월 캄차카 M7.4 지진은 신뢰할 수 있는 예측 시스템의 필요성을 다시 한번 보여주었다[2]. 국내에서도 2016년 경주지진(규모5.8)과 2017년 포항 지진(규모5.4) 이후 지진에 대한 관심이 높아지면서, 한반도 지질 특성에 맞는 예측 시스템 개발의 필요성이 대두되고 있다.

기존 지진 예측 시스템은 오탐(false positive)과 미탐(false negative)의 딜레마에 직면해 있다. 오탐은 사회적 혼란과 경제적 비용을 초래하며, 미탐은 치명적인 인명 피해를 야기한다. 이러한 문제는 기존 딥러닝 모델이 예측 불확실성을 적절히 정량화하지 못하는 데서 기인하며, 최근 AI 안정성 연구에서는 예측과 함께 확신도를 제공하여 신뢰성을 향상시키는 방안이 연구되고 있다[3].

최근 딥러닝 기법의 발전으로 CNN 기반의 PhaseNet, Transformer 기반의 EQTransformer 등이 제안되어 상당한 성능 향상을 보였다. 하지만 기존 연구들은 대부분 단일 모델의 성능 향상에 집중되어 있으며, 다양한 아키텍처의 체계적 비교 연구는 상대적으로 부족한 상황이다. 따라서 본 연구는 지진파 노이즈 제거를 위한 최적의 딥러닝 모델을 찾고자 대표적인 딥러닝 모델들을 체계적으로 비교 분석한다.

본 연구에서는 Transformer 계열(FFTformer, Informer, PatchTST), 순환 신경망(BiLSTM), 오토인코더(Denoising Autoencoder), 합성곱 신경망(TCN, UNet1D, WaveNet) 등 다양한 아키텍처를 동일한 조건에서 평가하여 지진파 신호 처리에 가장 적합한 접근법을 제시한다.

2.1 데이터셋 및 전처리

본 연구에서는 MSED 형식의 지진파 데이터를 사용하여 체계적인 전처리 과정을 수행하였다. 데이터셋은 총 40,000개의 지진파 샘플로 구성되었으며, 이 중 30%가 실제 지진 신호, 70%가 배경 노이즈로 구성되었다. 각 샘플은 100Hz 샘플링 레이트로 10초간 기록된 1,000개의 데이터 포인트로 구성되었다.

전처리 과정은 다음과 같이 수행되었다. 먼저 선형 트렌드 제거(demean)를 통해 신호의 DC 성분을 제거하였다. 이후 코사인 테이퍼(20%)를 적용하여 신호 양단의 급격한 변화를 완화하였으며, 지진파의 주요 주파수 대역인 0.1-10.0Hz 범위에서 밴드패스 필터를 적용하였다. 마지막으로 각 샘플을 $[-1, 1]$ 범위로 정규화하고 1,000 샘플 길이의 고정 윈도우로 분할하였다. 이러한 전처리 과정은 한국 지역 지진파의 특성을 고려하여 최적화되었으며, 기상청 및 한국지질자원연구원의 관측 데이터 형식에 맞춰 설계되었다.

2.2 딥러닝 모델 구성

본 연구에서는 8개의 대표적인 딥러닝 모델을 선정하여 성능을 비교 분석하였다. Transformer 계열로는 주파수 도메인 처리에 특화된 FFTformer, Sparse attention mechanism을 활용하는 Informer, 그리고 패치 기반 시계열 변환을 수행하는 PatchTST를 포함하였다. 순환 신경망 계열에서는 양방향 정보를 활용할 수 있는 BiLSTM을 선택하였으며, 오토인코더 계열에서는 전통적인 노이즈 제거 접근법인 Denoising Autoencoder를 포함하였다. 합성곱 신경망 계열에서는 Temporal Convolutional Networks(TCN), 1차원 U-Net 아키텍처(UNet1D), 그리고 Dilated convolution 기반의 WaveNet을 선정하였다.

II. 본론

모델	MSE	MAE	정확도	F1-score	오탐률	미탐률
PatchTST	0.0004	0.0165	99.98%	0.0	0.025%	0.0%
UNet1D	0.0328	0.0958	96.53%	0.941	1.19%	2.29%
TCN	0.0104	0.0712	96.46%	0.940	1.19%	2.34%
WaveNet	0.0144	0.0792	95.32%	0.920	1.53%	3.16%
BiLSTM	0.0016	0.0249	97.88%	0.0	0.0%	2.13%
Informer	0.0046	0.0591	97.88%	0.0	0.0%	2.13%
DenoisingAE	0.7426	0.4561	69.78%	0.0	0.0%	30.23%
FFTformer	0.7426	0.4560	69.78%	0.0	0.0%	30.23%

표1. 8개 딥러닝 모델 성능 비교 결과

2.3 실험 설정

모든 모델에 대해 동일한 실험 조건을 적용하여 공정한 비교를 수행하였다. 옵티마이저로는 Adam을 사용하였으며 학습률은 $1e-3$ 으로 설정하였다. 배치 크기는 16, 에폭스는 20으로 제한하여 과적합을 방지하였다. 손실 함수로는 MSE Loss를 사용하였으며, 데이터셋은 훈련 70%(28,000 샘플), 검증 15%(6,000 샘플), 테스트 15%(6,000 샘플)로 분할하여 사용하였다. 실험 환경은 NVIDIA RTX 4090 GPU와 PyTorch 1.13 프레임워크, Python 3.8 환경에서 수행되었다.

2.4 평가 지표

모델 성능 평가를 위해 다층적 접근법을 사용하였다. 회귀 성능 지표로는 MSE(Mean Squared Error)와 MAE(Mean Absolute Error)를 사용하여 복원된 신호가 원본 신호와 얼마나 유사한지를 정량적으로 측정하였다. 동시에 예측 시스템의 실용적 성능을 평가하기 위해 분류 성능 지표로 정확도(Accuracy), F1-score, 오탐률(False Positive Rate), 미탐률(False Negative Rate)을 계산하였다. 분류 성능 평가를 위해서는 복원된 신호의 최대 진폭이 0.5를 초과하는 경우를 지진으로 분류하는 임계값 기반 접근법을 적용하였다.

2.5 실험 결과

실험 결과 PatchTST가 MSE 0.0004, MAE 0.0165, 정확도 99.98%로 가장 우수한 성능을 보였다. 특히 미탐률 0%를 달성하여 인명 보호라는 최우선 목표를 완벽히 달성하였으며, 오탐률 또한 0.025%로 사회적 비용을 최소화할 수 있음을 보여주었다. UNet1D와 TCN이 각각 두 번째, 세 번째로 우수한 성능을 보였으며, 두 모델 모두 96% 이상의 높은 정확도와 0.94 이상의 F1-score를 달성하였다.

반면 DenoisingAE와 FFTformer는 예상과 달리 매우 저조한 성능을 보였다. 두 모델 모두 MSE 0.74 이상, 정확도 69.78%로 실용적 사용이 어려운 수준이었으며, F1-score가 0.0으로 나타나 지진 신호를 전혀 탐지하지 못하는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 DenoisingAE의 경우 단순한 인코더-디코더 구조로 지진파의 복잡한 시간적 의존성을 모델링하지 못하였고, FFTformer의 경우 주파수 도메인 변환 과정에서 중요한 시간 정보가 손실되었기 때문으로 추정된다.

아키텍처별 특성을 분석한 결과, Transformer 계열 중에서는 PatchTST의 패치 기반 접근법이 지진파 신호의 국소적 특성과 전역적 패턴을 동시에 효과적으로 모델링할 수 있음을 확인하였다. 합성곱 신경망 계열에서는 UNet1D, TCN, WaveNet 모두 실용적으로 사용 가능한 성능을 보였으며, 특히 UNet1D의 skip connection이 원본 신호 복원에 효과적임을 확인하였다. 순환 신경망인 BiLSTM은 중간 수준의 회귀 성능을 보였으나, F1-score 0.0으로 지진 탐지에는 한계가 있는 것으로 나타났다.

III. 결론

본 연구에서는 지진 예측 시스템의 신뢰성 향상을 위해 8개 딥러닝 모델의 지진파 노이즈 제거 성능을 체계적으로 비교 분석하였다. 실험 결과 PatchTST가 MSE 0.0004, 정확도 99.98%, 오탐률 0.025%, 미탐률 0%를 달성하며 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 실제 지진 예측 시스템에 즉시 적용 가능한 수준의 예측력을 입증한다.

UNet1D와 TCN이 각각 두 번째, 세 번째로 우수한 성능을 보였으며, 합성곱 기반 아키텍처의 효과를 확인하였다. 반면 DenoisingAE와 FFTformer는 예상과 달리 매우 저조한 성능을 보여 추가적인 구조 개선이 필요함을 시사하였다.

본 연구의 주요 기여점은 다음과 같다. 첫째, 8개 딥러닝 모델에 대한 체계적이고 공정한 비교 분석을 통해 지진파 신호 처리에 최적인 모델을 명확히 제시하였다. 둘째, 동일한 실험 조건과 평가 지표를 사용하여 객관적이고 재현 가능한 결과를 도출하였다. 셋째, 회귀 성능과 분류 성능을 모두 고려한 다층적 평가를 통해 실용적 관점에서의 모델 성능을 종합적으로 분석하였다.

향후 연구 방향으로 DenoisingAE와 FFTformer의 구조적 한계 분석 및 개선, PatchTST와 UNet1D를 결합한 앙상블 접근법 연구, 모델 경량화를 통한 실시간 지진 예측 시스템 구축, Monte Carlo Dropout을 활용한 예측 신뢰도 향상 연구 등이 있다.

본 연구는 신뢰할 수 있는 AI 기반 지진 예측 시스템 구축에 중요한 기반을 제공하며, 특히 PatchTST 모델의 우수한 성능은 실제 운영 환경에서의 적용 가능성을 높였다. 궁극적으로 이러한 연구 성과는 지진 재해로부터 인명과 재산을 보호하는데 실질적으로 기여할 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] United States Geological Survey (USGS). "Earthquake Statistics."
- [2] United States Geological Survey (USGS). "M7.4 Kamchatka Peninsula, Russia" *USGS Earthquake catalog*, July 2025.
- [3] Gal, Y., & Ghahramani, Z. (2016). "Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning." In *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning(ICML)*, pp.1050-1059.