

2022년 전기 졸업과제 착수보고서

지진예측을 위한 머신러닝 기법 설계

팀 이름	이큐에크	팀 번호	11
지도교수	송길태 교수님	분과	A
팀원	201824584 정지호 201724606 최지환 201724442 김주은		

1. 과제목표

최근 딥러닝은 우리 사회의 다양한 응용분야에 적용되고 있고 이의 중요성이 더욱 주목받고 있다. 기상과 자연재해 등 예측 불가능 하던 상황을 딥러닝을 통해 예측함으로써 이에 미리 대응하여 피해를 줄일 수 있다는 점에서, 해당 분야에서 딥러닝의 중요도가 커지고 있다. 특히, 우리는 지진에 대해 다룰 것이며, 딥러닝을 사용하여 지진 예측 연구를 진행할 것이다. 기존에 개발된 딥러닝 모델인 EQTransformer는 지진 신호를 추출하여 학습하고 이를 예측하는 데에 높은 정확도를 보인다. 하지만 높은 정확도에 반해 1초를 예측하는데 비교적 오랜 시간이 걸린다. 지진 감지에 있어서 초단위의 시간도 큰 의미가 있으며 빠른 예측의 중요도가 더욱 커진다. EQTransformer를 기반으로 적은 시간이 소요되는 딥러닝 모델을 개발하는 것이 해당 연구의 목표이다. 기존의 모델의 속도 개선에 초점을 두고 연구를 진행할 예정이다.

2. 대상 문제 및 요구조건 분석서

기존 EQTransformer 모델을 기반으로 본 주제를 수행하려 한다. 그러나 기존의 모델은 높은 정확도에 반해 추론 속도가 오래 걸리기 때문에 현실적인 상용화가 불가능하다.

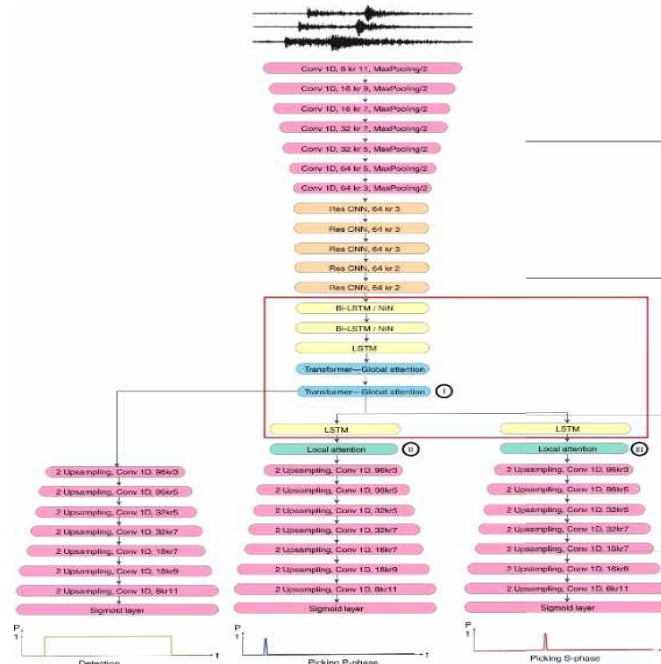


그림 1) EQTransformer Network architecture

따라서 연구의 최종 목표는 기존 모델의 큰 성능하락이 없는 추론시간 개선이다. 위 그림 1은 현재 EQTransformer 모델의 네트워크 구조이다. LSTM의 구조를 GRU 또는 CNN-BiLSTM으로 변경하거나 파라미터의 수를 변경하는 등의 방식으로 모델의 추론시간 개선을 기대해 볼 수 있다.

3. 현실적 제약 사항 분석 결과 및 대책

- 제공된 dataset의 한계

기존의 EQTransformer 은 STEAD Dataset을 사용한다. 해당 데이터는 일본을 제외한 지진활동 국가의 지진신호를 포함한 dataset이다. 기존 EQTransformer연구는 해당 데이터셋을 이용해 모델을 훈련시킨 후, 일본의 지진 데이터를 사용해 높은 성능을 보였다. STEAD Dataset을 모두 사용해 모델링을 진행하기에는 해당 데이터의 양이 너무 방대하다. 따라서 기존 EQTransformer 모델이 성능 테스트에서 사용했던 것과 같은 추출된 데이터셋을 사용할 예정이다.

- 실행환경에 따른 한계

앞서 언급한 것처럼 EQTransformer 모델을 개선해 실행 속도를 줄이는 것을 해당 연구의 목표로 한다. 이 때 속도, 즉 예측 시간은 개인의 실행 환경에 따라 달라진다. 특히 연구가 개인 노트북을 통해 진행된다는 점에서 전반적인 속도가 느려질 수 있으며, 예측 소요 시간으로 해당 환경에서 실행 속도를 절대적인 성능으로 보기는 어렵다. 이러한 한계는 절대적인 속도 보다는 개선 전후의 상대적인 비교를 함으로써 해결하고자 한다. 초 단위의 예측 속도를 측정하는 것은 비교적 무의미한 결과라 보고, 개선 전과 후의 연산 량과 parameter수를 비교하여 속도가 개선되는지 확인할 수 있다.

4. 설계문서

4.1개발 환경

- 개발 언어
Python
- 개발 도구
TensorFlow, keras
- 실행환경
가상환경

4.2 사용 기술

● LSTM(Long Short Term Memory)

LSTM은 RNN의 소멸, 폭주 문제를 해결하는 대표적인 개선 방안 구조이다. LSTM은 입출력 및 망각을 제어하는 게이트를 추가하여 그 때 그 때 새로 계산 되는 값들을 연산에 사용한다는 점을 특징으로 가진다. LSTM 셀의 구조는 아래와 같다.

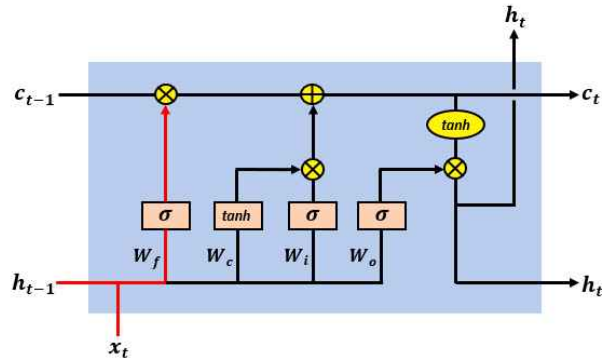


그림 2) LSTM 구조

LSTM은 망각, 입력, 출력 총 세 개의 시그모이드 게이트와 입력을 담당하는 한 개의 쌍곡 탄젠트 블록을 사용한다.

● Bi-LSTM(Bidirectional LSTM)

BiLSTM은 양방향 LSTM 또는 두 개의 LSTM으로 구성된 시퀀스 처리 모델이다. 게이트 기법을 통해 RNN의 한계를 극복한 모델인 LSTM을 역방향의 결과를 함께 이용한다. 하나의 입력을 순방향으로, 다른 하나는 역방향으로 사용한다. 이 모듈은 네트워크에서 사용할 수 있는 정보의 양을 효과적으로 증가시켜 알고리즘에서 사용할 수 있는 컨텍스트를 개선한다.

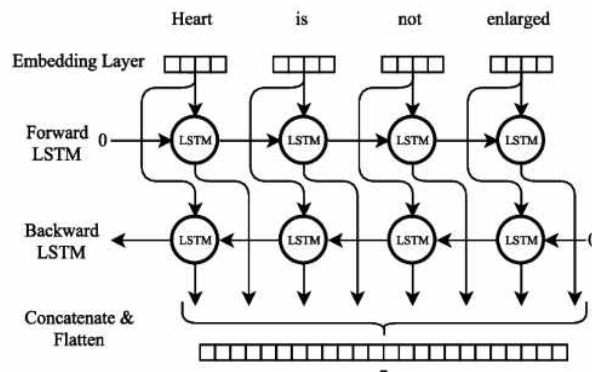


그림 3) Bi-LSTM 구조

- GRU

LSTM에서는 출력, 입력, 망각 게이트라는 3개의 게이트가 존재한다. 반면, GRU에서는 업데이트 게이트와 리셋 게이트 두 가지 게이트만이 존재한다. GRU와 LSTM 중 어떤 것이 모델의 성능 면에서 더 낫다고 단정 지어 말할 수 없다. 매개변수가 적으면 GRU가 일반적으로 LSTM보다 훈련하기 쉽고 빠르다고 알려져 있다.

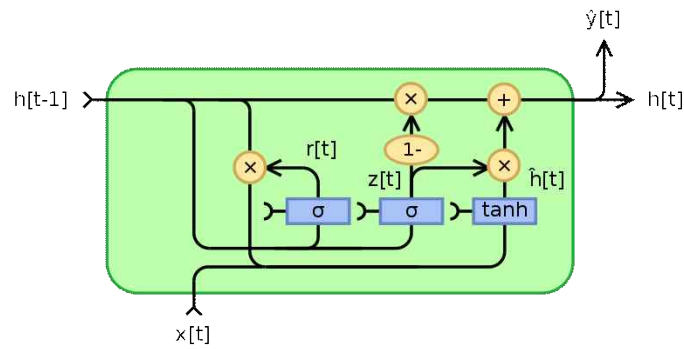


그림4) GRU 구조

5.추진 체계 및 일정

5월		6월				7월				8월					9월			
3주	4주	1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	5주	1주	2주	3주	4주
서버환경 구축 및 모델 스터디																		
		Sequential model 스터디 및 모델 변경, 중간보고서 작성																
										모델 추론 시간 개선, 최적화 및 테스트								
																최종보고서 작성 및 발표 준비		

6. 구성원 역할 분담

이름	역할분담
정지호	-Sequential Model 분석 및 추론시간 개선 -Model 최적화 -결과 시각화
최지환	-Sequential Model 분석 및 추론시간 개선 -Model 최적화 -결과 시각화
김주은	-Sequential Model 분석 및 추론시간 개선 -Model 최적화 -결과 시각화