

2022년 전기 졸업과제

중간보고서

지진예측을 위한 머신러닝 기법 설계

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

1. 요구조건 및 제약 사항 분석에 대한 수정사항

1.1 요구조건에 대한 수정사항

1.1.1) 기존 요구조건

EQTransformer 모델의 큰 성능 하락 없이 구조를 개선하여 추론 시간이 단축된 모델을 개발한다. 그러나 기존의 EQTransformer 모델은 높은 정확도에 반해 추론 속도가 오래 걸리기 때문에 현실적인 상용화가 불가능하다. 추론 시간을 단축하기 위해 기존 모델의 decoder를 수정할 것이다.

1.1.2) 변경된 요구조건

EQTransformer의 Decoder구조를 수정하는 것은 효과가 있었지만, 큰 속도 개선을 볼 수는 없었다. 따라서 기존에 개발된 LEQNet모델에서 Decoder를 수정하여, 속도 개선을 수행할 계획이다. 또한, 기존 EQTransformer가 추론 속도가 어려워 상용화가 어려웠다는 점을 극복하는 것이 목표이므로, 실시간 처리를 구현하고자 한다. 속도 개선과 경량화와 더불어 실시간 예측을 적용하는 방식으로 개선된 모델을 만드는 것 개선된 목표이다.

1.2 제약 사항 분석에 대한 수정사항

1.2.1) 제공된 dataset의 한계

기존의 EQTransformer 모델은 STEAD Dataset을 사용한다. 해당 데이터는 일본을 제외한 지진활동 국가의 지진신호를 포함한 dataset이다. 개선된 모델을 개발 할 때, EQTransformer와 동일하게 STEAD Dataset을 사용할 예정이다. 또한 STEAD Dataset을 모두 사용해 모델링을 진행하기에는 해당 데이터의 양이 너무 방대하므로, 이의 일부만 사용할 것이다.

1.2.2) 실행 환경에 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 정확하게 보기는 어렵다. 이러한 한계는 절대적인 속도 보다는 개선 전후의 상대적인 비교를 함으로써 해결하고자 한다. 절대적 초 단위의 예측 속도를 측정하는 것은 비교적 무의미한 결과라 보고, 개선 전과 후의 연산 량과 parameter수를 비교하여 속도가 개선되는지 확인할 수 있다.

1.2.3) 실시간 데이터 수집의 한계

실시간 예측 기능을 구현하는데 있어, 실제 데이터를 사용하기 어렵다. 따라서 기존에 사용했던 STEAD 중 일부 지진데이터를 수정하여 실시간 데이터처럼 보이게 하여 테스트를 진행할 예정이다.

2. 설계 상세화 및 변경 내역

2.1 기존 설계 계획

2.1.1) Decoder 구조 개선

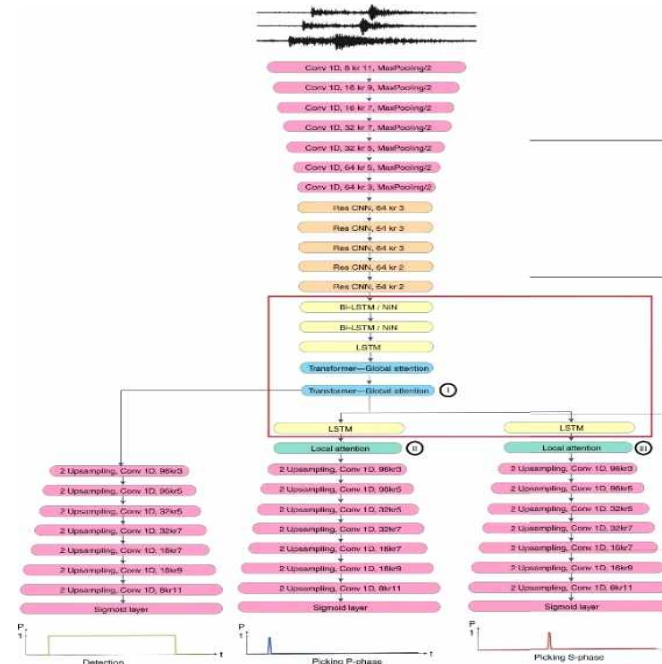


그림 1) EQTransformer Network architecture

위 사진은 기존 EQTransformer 의 구조이다. 해당 구조에서 사용된 2개 layer의 Bi-LSTM를 Bi-GRU 구조로 변경한다. 또한 P파와 S파를 예측하는 각 decoder의 LSTM을 GRU로 변경한다. 학습 시 파라미터 수와 연산 량의 감소하는 효과를 기대할 수 있다.

2.2 변경된 설계 계획

2.2.1) Decoder 구조 개선

기존 EQTransformer의 decoder 구조를 개선하는 것으로는 어느 정도 속도 감소의 효과를 기대할 수 있었지만, 과제의 목적이던 상용화 가능 수준의 속도 개선에는 한계가 있었다. 따라서 기존 EQTransformer 모델이 아닌 경량화가 적용된 모델인 LEQNet모델에 대해 decoder구조를 적용할 예정이다.

2.2.2) 실시간 예측 기능

추론시간을 개선하고, 안정성 개선 방향으로 모델을 수정한 후 실시간 처리 기능을 추가할 예정이다. 앞서 언급한 것처럼 기존의 지진데이터를 일부 수정하여 테스트를 진행할 계획이다. 기존 지진 데이터 10-20개로 검증 후 결과를 그래픽 툴을 사용하여 시각화하고자 한다.

3. 갱신된 과제 추진 계획

7월				8월					9월			
1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	5주	1주	2주	3주	4주
LSTM, BiLSTM을 GRU모델로 변경, 중간보고서 작성												
				변경된 모델의 경량화 성능 유지, 최적화(실시간성)								
										최종보고서 작성 및 발표 준비		

4. 구성원 별 진척도

이름	역할분담
정지호	-Sequential Model 분석 및 추론시간 개선 진행 중 -실시간 처리 스터디 및 구현 예정
최지환	-Decoder 구조 개선 진행 중 -실시간 처리 스터디 및 구현 예정
김주은	-수정된 모델 성능 향상 진행 중 -실시간 처리 스터디 및 구현 예정

5. 보고시점까지의 과제 수행 내용 및 중간 결과

5.1 EQTransformer 수행 비교

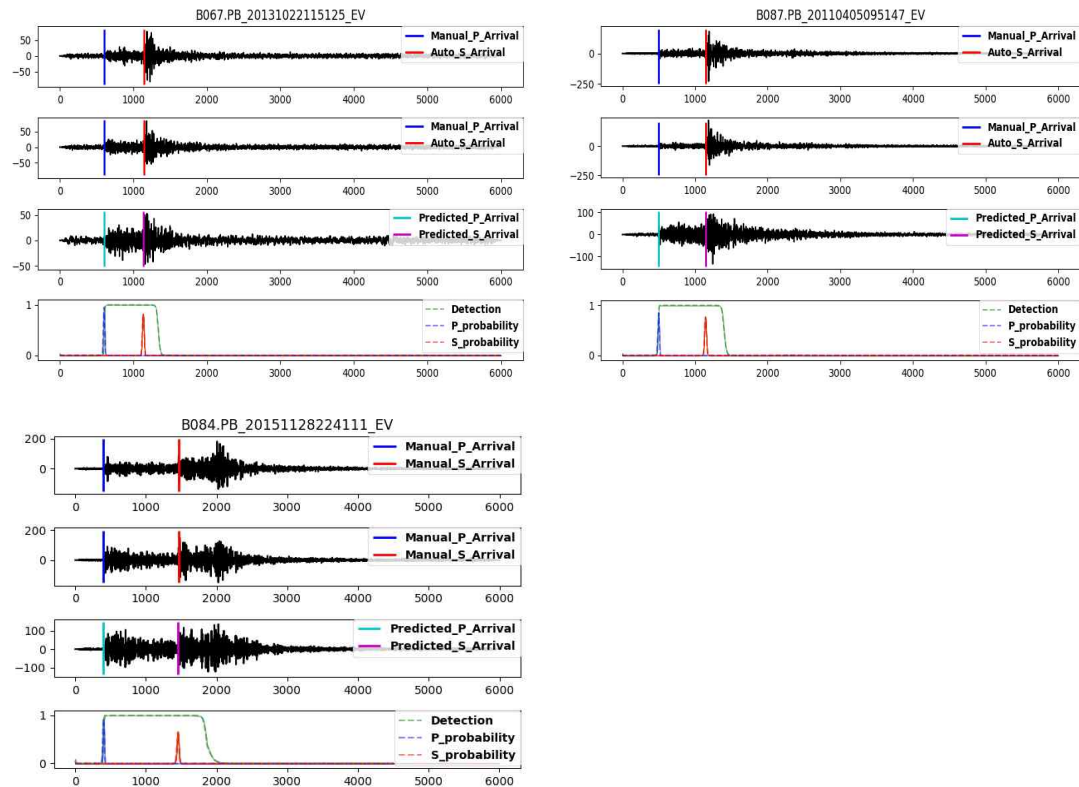
아래 모델을 학습시킬 때 사용한 데이터는 전체 데이터 중 일부인 200,000개이다. 이 때, 데이터의 양이 매우 커 epoch의 수를 3 이상으로 설정할 경우, 실행 환경의 한계로 실행 도중 오류가 발생하였다. 따라서 epoch을 2로 설정하는 한계가 있었다.

5.1.1) 원본 EQTransformer 모델(LSTM 사용 모델)

• 학습 결과

파라미터 수	331,255
last loss	0.014876963212533156
last detector_loss	0.07248864
last picker_P_loss	0.011399684
last picker_S_loss	0.011149092
last detector_f1	0.9034809
last picker_P_f1	0.35717812
last picker_S_f1	0.29751012

• 모델 테스트 결과

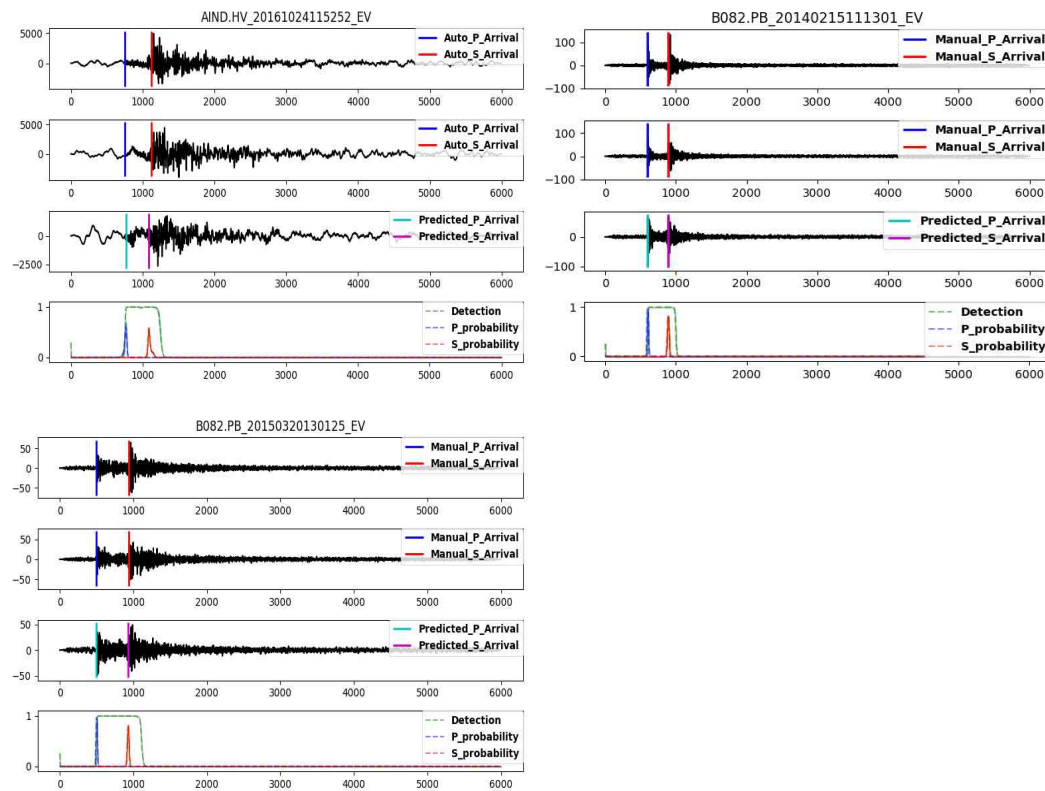


5.1.2) 수정된 EQTranformer 모델(GRU 사용 모델)

• 학습 결과

파라미터 수	330,199
last loss	0.011454619440890382
last detector_loss	0.04658281
last picker_P_loss	0.0090284
last picker_S_loss	0.009204154
last detector_f1	0.9404326
last picker_P_f1	0.49880648
last picker_S_f1	0.40309796

• 모델 테스트 결과



5.2 LEQNet 수행 비교

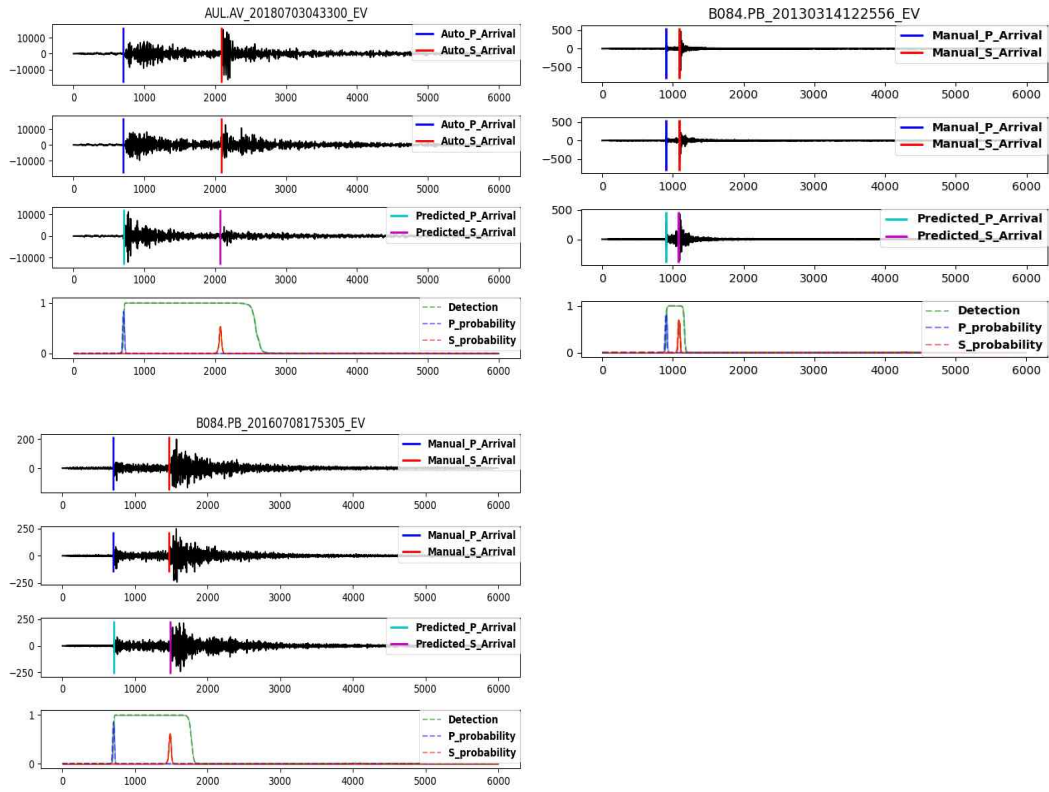
5.2.1) 수정된 LEQNet 모델 수행 1

아래 모델 학습에서 수행된 결과는 5.1과 같은 데이터를 사용한 결과이다. 마찬가지로 epoch의 수를 늘리는 데에 한계가 있어, epoch을 2로 설정하였다.

• 학습 결과

파라미터 수	38,720
last loss	0.012265358569886302
last detector_loss	0.053740375
last picker_P_loss	0.0100318035
last picker_S_loss	0.009892456
last detector_f1	0.93125796
last picker_P_f1	0.44220603
last picker_S_f1	0.33976534
Detection Precision	1.0
Detection Recall	0.9943
Detection F1	0.9971418542847114
P picking Precision	1.0
P picking Recall	0.96825
P picking F1	0.9838689190905627
S picking Precision	1.0
S picking Recall	0.94755
S picking F1	0.9730687273754204

• 모델 테스트 결과



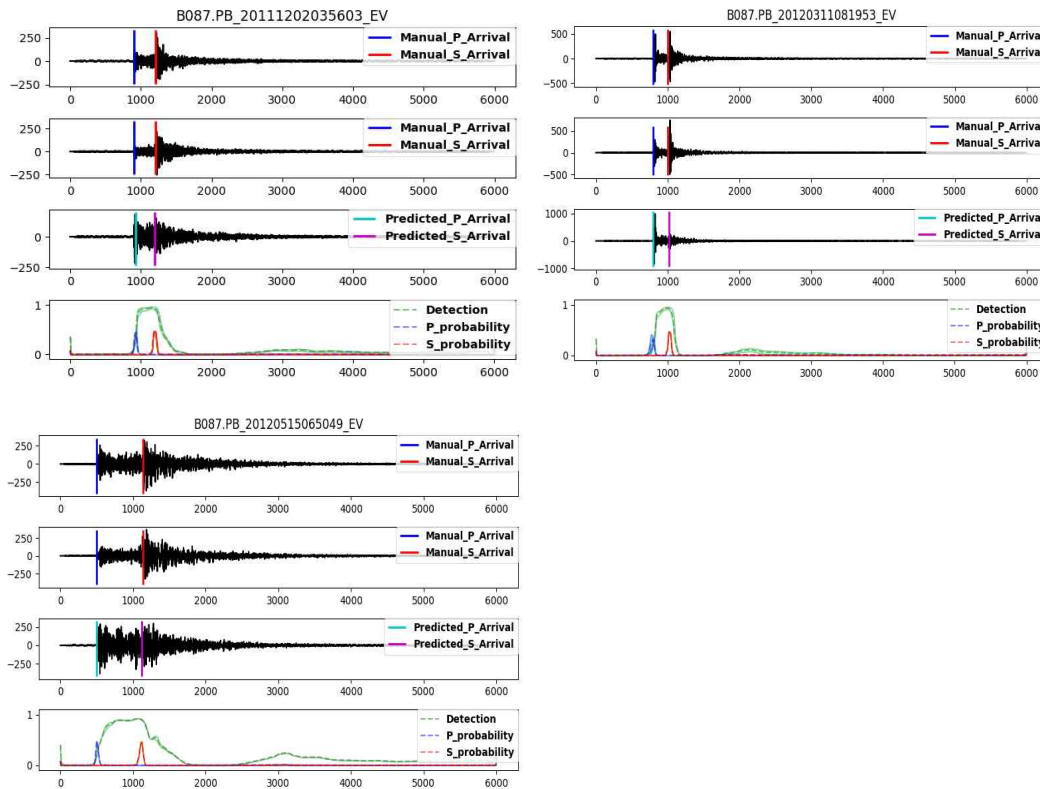
5.2.2) 수정된 LEQNet 모델 수행 2

위 5.2.1에서 epoch 수를 설정하는데 한계가 있었다. epoch수를 늘려보기 위해 데이터 수를 줄여 모델을 학습을 진행하였다. 이 때 epoch을 10으로 설정하고 랜덤한 2000개의 데이터를 사용하였으며, 수행 결과는 다음과 같다.

• 학습 결과

파라미터 수	38,720
last loss	0.019307935268928607
last detector_loss	0.09496797
last picker_P_loss	0.01562616
last picker_S_loss	0.014411242
last detector_f1	0.87220824
last picker_P_f1	0.0
last picker_S_f1	0.0

• 모델 테스트 결과



위 결과에서 2000개의 데이터를 사용하는 경우 모델 피팅이 제대로 이루어 지지 않음이 확인되었다. last picker_P_f1, last picker_S_f1의 값을 보면 0.0으로, 학습이 되지 않았음을 알 수 있다. 따라서 5.2.2 의 데이터 수를 줄인 경우는 유의미한 결과로 보기 어려웠다.

5.2.3) 결과 비교

위 모델들을 비교한 결과는 아래 표와 같다. 이 때 사용된 데이터는 200,000개의 지진데이터이다. 그리고 설정된 epoch은 모두 2로 동일하다.

	EQTransformer 모델 (LSTM사용 모델)	GRU 사용 EQTransformer 모델	GRU 사용 LEQNet모델
파라미터 수	331,255	330,199	38,720
last loss	0.014876963212533156	0.011454619440890382	0.012265358569886302
last detector_loss	0.07248864	0.04658281	0.053740375
last picker_P_loss	0.011399684	0.0090284	0.0100318035
last picker_S_loss	0.011149092	0.009204154	0.009892456
last detector_f1	0.9034809	0.9404326	0.93125796
last picker_P_f1	0.35717812	0.49880648	0.44220603
last picker_S_f1	0.29751012	0.40309796	0.33976534