

[원자력 건설 및 운영 기술-지진(Seismic)]

# 연구원자력발전소 지진응답 예측을 위한 AI 기반 대리모델 비교 연구

(A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants)

Sangyun Song,<sup>1)</sup> Sangil Na,<sup>2)</sup> Seungryong Han,<sup>3)</sup>  
 Choongyo Seo,<sup>4)</sup> Gichun Cha,<sup>5)</sup> Seunghee Park,<sup>6)</sup>

- |         |                         |   |      |
|---------|-------------------------|---|------|
| 1) 주저자  | Sungkyunkwan University | Department of Global Smart City   | 석사과정 |
| 2) 공동저자 | Sungkyunkwan University | Department of Global Smart City   | 석사과정 |
| 3) 공동저자 | KEPCO E&C               | Power Technology Research Institute   | 팀장   |
| 4) 공동저자 | KEPCO E&C               | Power Technology Research Institute   | 소장   |
| 5) 공동저자 | Sungkyunkwan University | Artificial Intelligence Plus K-Construction Infrastructure Resilience Research Center | 연구교수 |
| 6) 교신저자 | Sungkyunkwan University | School of Civil, Architectural Engineering and Landscape Architecture                 | 교수   |

The Future of  
SKKU



# CONTENTS

A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants



I

Introduction

II

Methodology

III

Results

IV

Conclusion and Future Works

# CONTENTS

A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants



- I Introduction
- II Methodology
- III Results
- IV Conclusion and Future Works

# I Introduction



## 원자력 발전소 내진설계에 대한 중요성

2011년 후쿠시마 원자력발전소 사고



- 원자력 발전소는 **엄격한 내진 안전기준**을 만족해야 함
- 또한, 지진 발생 시 안전정지 기능을 유지할 수 있도록 **지속적인 성능 검증이 요구됨**
- 그러나 **기존의 지진응답 해석**은 지반-구조물 상호작용, 비선형 지반 특성, 구조물 동적 거동을 함께 고려해야 하는 등 **해석시간이 길고 반복 검토에 많은 계산 자원이 소요됨**
- 따라서 다양한 지진 및 지반 조건에서 **구조물의 응답을 신속하게 예측할 수 있는 AI 기반 대리모델 구축**이 필요함

구분	기존 내진설계 절차	한계점
설계지진 선정	OBE / SSE 지진 수준 고려	다양한 지진 조건 반영 필요
동적 지진응답해석	응답스펙트럼 및 시간이력해석 수행	해석 시간이 길고 계산 자원 소요
SSI 해석	지반-구조물 상호 작용 반영	지반 조건 변화에 따른 반복 해석 부담
기기 내진검증	충응답스펙트럼(FRS) 기반 검증	각 층·기기별 응답 산정 과정 복잡

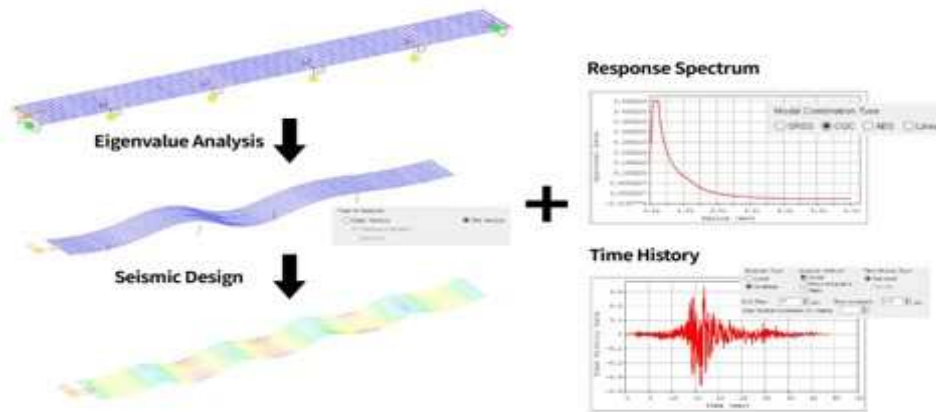
# I Introduction



## 기존 원자력 발전소 내진설계 방법

### 동적해석법

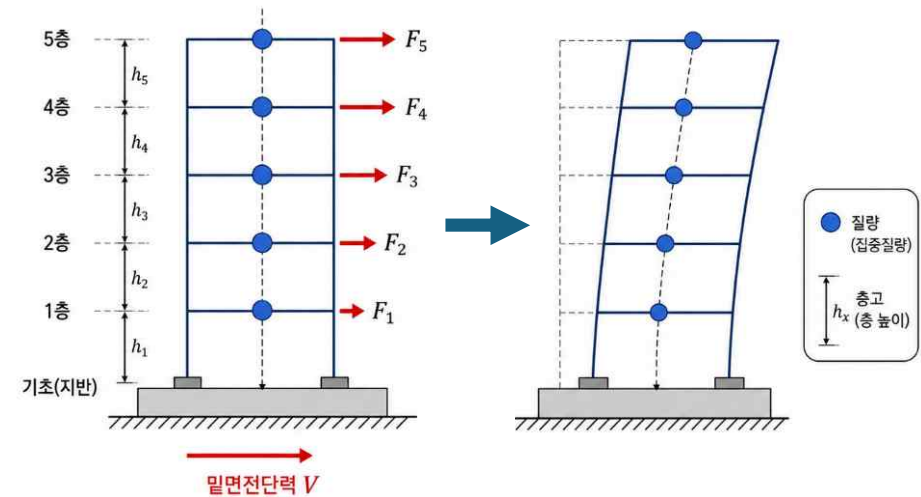
- 시간 또는 주파수 영역에서 지진응답을 산정하는 해석법



- 구조물의 질량, 강성, 감쇠 및 입력 지진파를 고려하여 다양한 동적 특성을 반영함
- 계산량이 많고, 해석 시간이 길어짐
- 입력 지진파, 감쇠비 등 조건에 따라 결과의 변동성이 큼

### 등가 정적해석법

- 지진하중을 정적인 횡력으로 보는 해석법



- 동적해석법을 대체하기 위해 동적해석법 이론을 단순화함
- 계산량이 작지만 비정형 건축물, 지반-건축물의 상호작용, 건축물의 동적 상태를 반영하기 어려움

# I Introduction



## ▶ Research Background and Motivation

### 01 Seismic fragility analysis with artificial neural networks: Application to nuclear power plant equipment

*(Engineering Structures, Volume 162, 1 May 2018, Pages 213-225, <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.02.024>)*

- **입력 데이터(Input data)** : 지진 강도 지표(IMs) : PGA, PGV, PGD, spectral acceleration
- **사용 모델** : ANN기반 메타모델
- **한계점** : 지진 입력에 의한 변화한 교란 지반 특성을 별도의 입력 데이터로 구성하거나, 시간이력 가속도 및  
충응답스펙트럼을 예측하는 구조는 아님.

### 02 Efficient deep learning-based prediction of floor response spectra for nuclear power plants using a multi-head attention-based convolutional bidirectional long short-term memory network

*(Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 168, 15 March 2026, 114067, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2026.114067>)*

- **입력 데이터(Input data)** : 지진파, 구조물 파라미터
- **사용 모델** : CNN, BiLSTM, Multi-Head Attention을 결합한 MAC-BiLSTM 기반 딥러닝 대리모델
- **한계점** : SSI 해석, 지반 비선형성, 시간이력 가속도와 FRS의 통합 예측까지 확장하지 못했음

**"원전 구조물의 FRS 예측 가능성을 제시했지만, SSI 해석, 비선형 지반 거동,  
시간이력 가속도(ACC)와 FRS의 예측까지는 수행되지 못함"**

# I Introduction



## ▶ 연구 개념도

### 기존 연구

기존 지반 데이터를 바로 해석하여 예측 알고리즘을 적용

#### 1 기존 지반 데이터 (시추공 데이터)

- 시추공 지반 데이터
- 구조물 파라미터
- 지진파

1차 해석 및 알고리즘 적용

#### 2 예측 알고리즘 적용 (FRS, ACC 예측)

- 알고리즘 적용
- FRS 예측
- ACC 예측

### 본 연구

지진 후교란 효과를 고려한 2단계 접근

#### 1 기존 지반 데이터 (시추공 데이터)

- 시추공 지반 데이터
- 구조물 파라미터
- 지진파

#### 2 지진 후 교란된 지반 데이터

- 지진에 의한 지반 교란 반영
- 지반 물성 변화
- 동적 거동 특성 변화

#### 3 예측 알고리즘 적용

- 알고리즘 적용
- FRS 예측
- ACC 예측

Step 1 기존 지반 데이터 확보

Step 2

지진 후 교란 효과 반영 및 교란된 지반 데이터 생성

Step 3

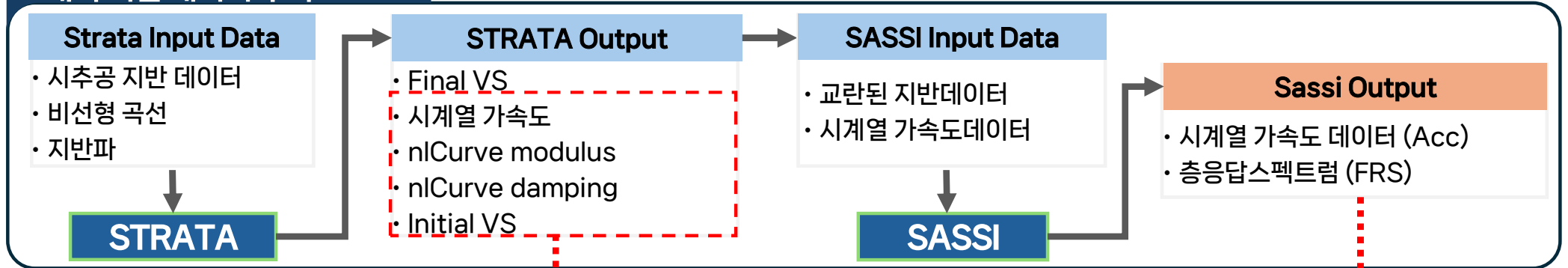
예측 알고리즘 적용 (FRS, ACC 예측)

# I Introduction

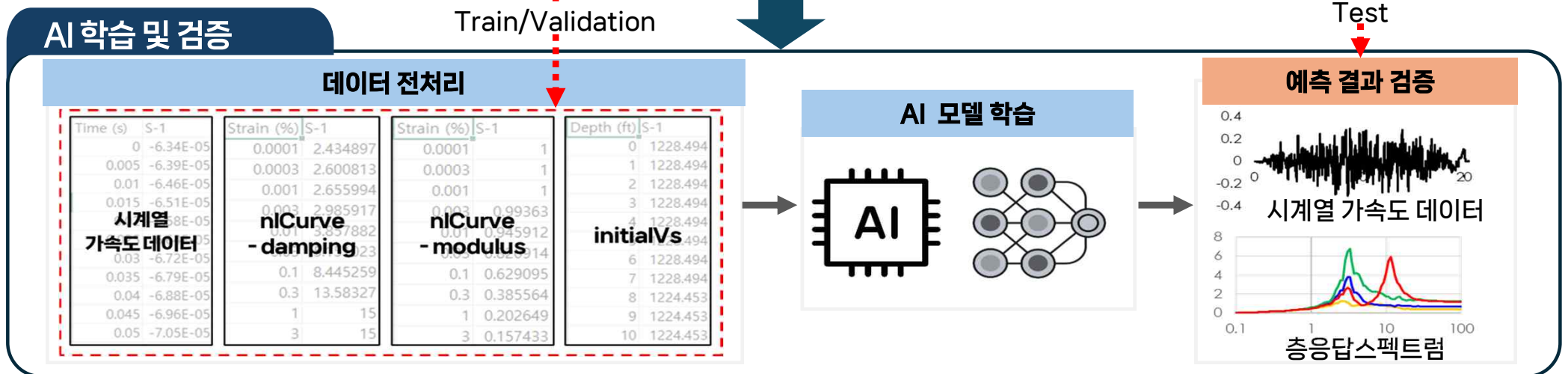


## Framework

### 해석 기반 데이터 구축



### AI 학습 및 검증



**"기존 지반데이터를 직접 활용하는 방식에서, 지진 후 교란된 지반 물성과 입력지반운동을 반영한 AI 기반 Acc 및 FRS 예측 모델의 물리적 타당성 검증"**

# CONTENTS

A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants



I

Introduction

II

Methodology

III

Results

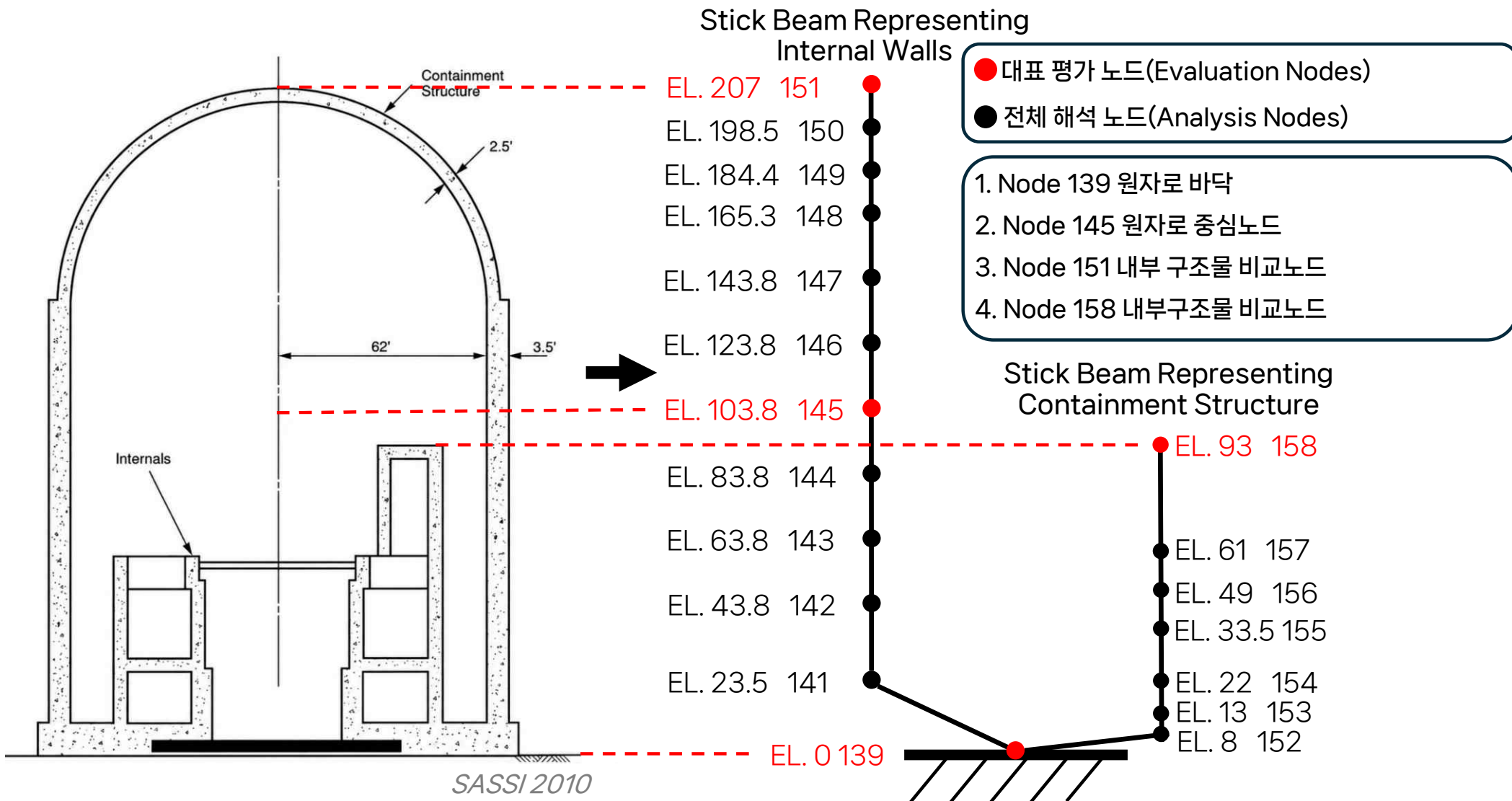
IV

Conclusion and Future Works

# II Methodology



## ▶ SASSI 기반 원전 구조물 Stick Beam 모델링



# II Methodology



## ▶ 해석 데이터 기반 학습데이터 구축

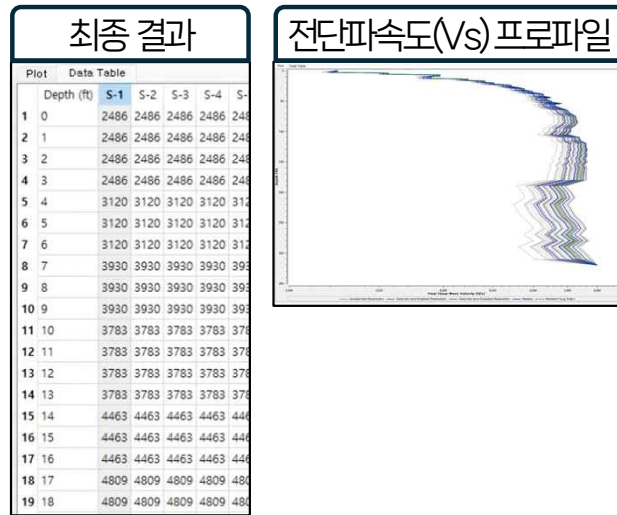
### 1 STRATA 지반 입력자료 구성

지반층 정보, 전단파속도( $V_s$ ), 단위중량, 비선형 물성곡선 입력

깊이별 전단파속도				지반층 정보		
Depth (ft)	Thickness (ft)	Soil Type	$V_s$ (ft/s)	Name	Unit Weight (lb/ft <sup>3</sup> )	G/G <sub>max</sub> Model
1 0.00	3.28	1	2486.00	1 1	118.70	Custom
2 3.28	3.28	2	3120.00	2 2	143.70	Custom
3 6.56	3.28	3	3930.00	3 3	162.40	Custom
4 9.84	3.28	3	3783.00			
5 13.12	3.28	3	4463.00			
6 16.40	3.28	3	4809.00			
7 19.68	3.28	3	5013.00			
8 22.96	3.28	3	5416.00			
9 26.24	3.28	3	5625.00			
10 29.52	3.28	3	5755.00			
11 32.80	3.28	3	5967.00			
12 36.08	3.28	3	6236.00			
13 39.36	3.28	3	6270.00			
14 42.64	3.28	3	6485.00			
15 45.92	3.28	3	6359.00			

### 2 지반 응답 데이터 산출

등가선형해석을 통해 지반 조건별 최종  $V_s$  및 감쇠 특성 도출



### 3 SASSI 해석 데이터 변환

입·출력 데이터를 CSV 형식으로 변환하여 학습 데이터 구축

act.dat etctsd x									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0.125	1115.40	1530.		.05	.05				
0.125	1115.40	1085.		.05	.05				
0.125	1096.42	5079.		.05	.05				
0.125	1061.26	5079.		.05	.05				
0.125	1036.19	5079.		.05	.05				
0.125	1010.06	4975.		.05	.05				
0.125	987.20	4975.		.05	.05				
0.125	967.61	4975.		.05	.05				
0.125	1207.81	4975.		.05	.05				
0.125	1207.81	4975.		.05	.05				
0.125	1196.24	8297.		.05	.05				
0.125	1193.97	8297.		.05	.05				
0.125	1173.49	8297.		.05	.05				
0.125	1173.49	8297.		.05	.05				
0.125	1163.46	8297.		.05	.05				
0.125	1153.77	8297.		.05	.05				
0.125	2326.72	9920.		.05	.05				
0.125	2326.72	9920.		.05	.05				
0.125	2320.99	9249.		.05	.05				
0.125	2320.99	9249.		.05	.05				
0.125	2316.65	9249.		.05	.05				
0.125	1469.31	9249.		.05	.05				
0.125	1462.65	9249.		.05	.05				
0.125	1456.55	9249.		.05	.05				
0.125	1447.51	9196.		.05	.05				
0.125	1440.60	9196.		.05	.05				
0.125	1436.22	9196.		.05	.05				
0.125	1696.55	9196.		.05	.05				
0.125	1694.08	9196.		.05	.05				
0.125	1690.16	9196.		.05	.05				
0.125	1685.56	9196.		.05	.05				
0.139	4527.99	9196.		.05	.05				
0.139	4525.33	9196.		.05	.05				
0.125	3127.72	9196.		.05	.05				
0.125	3122.40	9196.		.05	.05				
0.125	3117.99	9196.		.05	.05				
0.125	3114.43	9196.		.05	.05				
0.125	1574.72	9196.		.05	.05				
0.125	1570.00	9633.		.05	.05				



해석 입·출력 데이터를 CSV 형식으로 표준화하고, AI 학습 데이터셋을 구축함



# II Methodology



## ▶▶ 학습데이터 구성

### 학습데이터 폴더 구성 예시

축	지진파 종류	스케일 종류	구현횟수	입출력
x y z	1	0.3g 0.5g 0.75g 1g	1 2 ⋮ 48 49 ⋮ 54 55 ⋮ 60 Train Val Test	input output

### 메타데이터 구조

데이터 형식	.csv	Optimizer	Adam
Epoch	50	Batch size	16
LR	1e-4	Weight_frs	1.0
		Weight_acc	

구분	총 Data 수집량	Training (80%)	Validation (10%)	Test (10%)
Site1	717	576	72	69
Site2	509	407	50	52
Site1+2	1226	983	122	121

- 기존 데이터는 Surrogate Model 학습에 대한 검증을 위해 SASSI 해석 결과를 활용함
- 해석을 통해 도출된 결과는 시계열 가속도 및 주파수 영역으로 구분하였음
- 각 조합(입력 지진×비선형 곡선 조건)에 대해 동일한 절차를 진행하여, 다양한 입·출력응답 관계를 포함한 데이터셋 확보
- 구축된 기존 데이터는 향후 AI 학습 및 검증 단계에서 모델의 정확도, 일반화 성능, 물리적 일관성 평가에 활용하였음

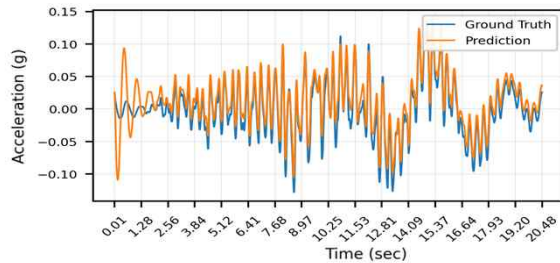
# II Methodology



## ▶ 학습데이터 특징 (Train/Val/Test = 8:1:1)

### Input 데이터 (STRATA Output)

#### 1. 시계열 가속도 데이터



Min Time	Max Time	샘플링 간격	데이터 길이
0s	20.475s	0.005s	4096

#### 2. initialVs

Depth (ft)	S-1
0	1228.494
1	1228.494
2	1228.494
3	1228.494
4	1228.494
5	1228.494
6	1228.494
7	1228.494
8	1224.453
9	1224.453
10	1224.453
11	1224.453
12	1224.453

- Site 1 -

데이터 길이

94

- Site 2 -

데이터 길이

77

#### 3. nlCurve-damping / modulus

Strain (%)	S-1
0.0001	2.434897
0.0003	2.600813
0.001	2.655994
0.003	2.985917
0.01	3.857882
0.03	5.151023
0.1	8.445259
0.3	13.58327
1	15
3	15

Strain (%)	S-1
0.0001	1
0.0003	1
0.001	1
0.003	0.99363
0.01	0.945912
0.03	0.820914
0.1	0.629095
0.3	0.385564
1	0.202649
3	0.157433

- Site 1 -

데이터 길이

10

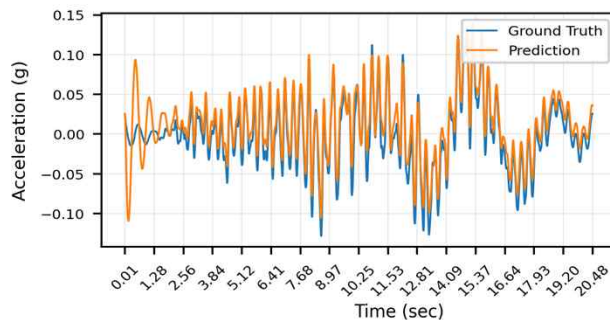
- Site 2 -

데이터 길이

16

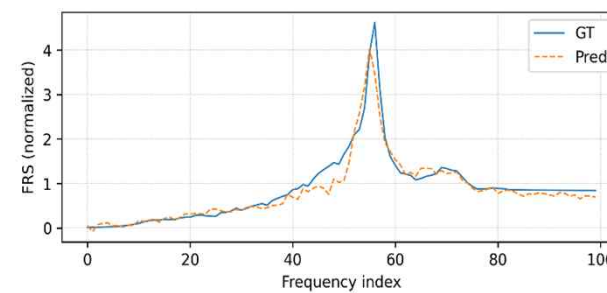
### Output 데이터 (SASSI Output)

#### 1. 시계열 가속도 데이터



Min Time	Max Time	Node 개수
0s	20.475s	20
샘플링 간격	데이터 길이	
0.005s	4096	

#### 2. 응답스펙트럼



Min Freq	Max Freq
0.1Hz	100Hz
샘플링 간격	데이터 길이
100	20

# II Methodology



## ▶ 검증 방법

### 시계열 가속도 / 응답스펙트럼 평가 기준

- No. 139/145/151/158 구간 평가
- 예측값과 정답값의 차이를 MAE, RMSE,  $R^2$  계산
- 최소/평균 값 비교
- 최대응답 구간에서 주파수 오차 비교
- 그래프를 통해 정성적 비교 평가 병행

### 평가 계산법

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

- 실제 값과 예측 값 사이의 절대 오차를 평균한 값

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- 실제 값과 예측 값 사이의 절대적 차이를 평균 낸 값
- 오차의 크기가 클수록 MAE값 증가

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

- 예측 오차의 제곱 평균의 제곱근으로, 큰 오차에 민감하게 나타남
- 이상값(outlier)이 존재하면 RMSE가 크게 증가

$$\Delta PGA = PGA_{GT} - PGA_{Pred}$$

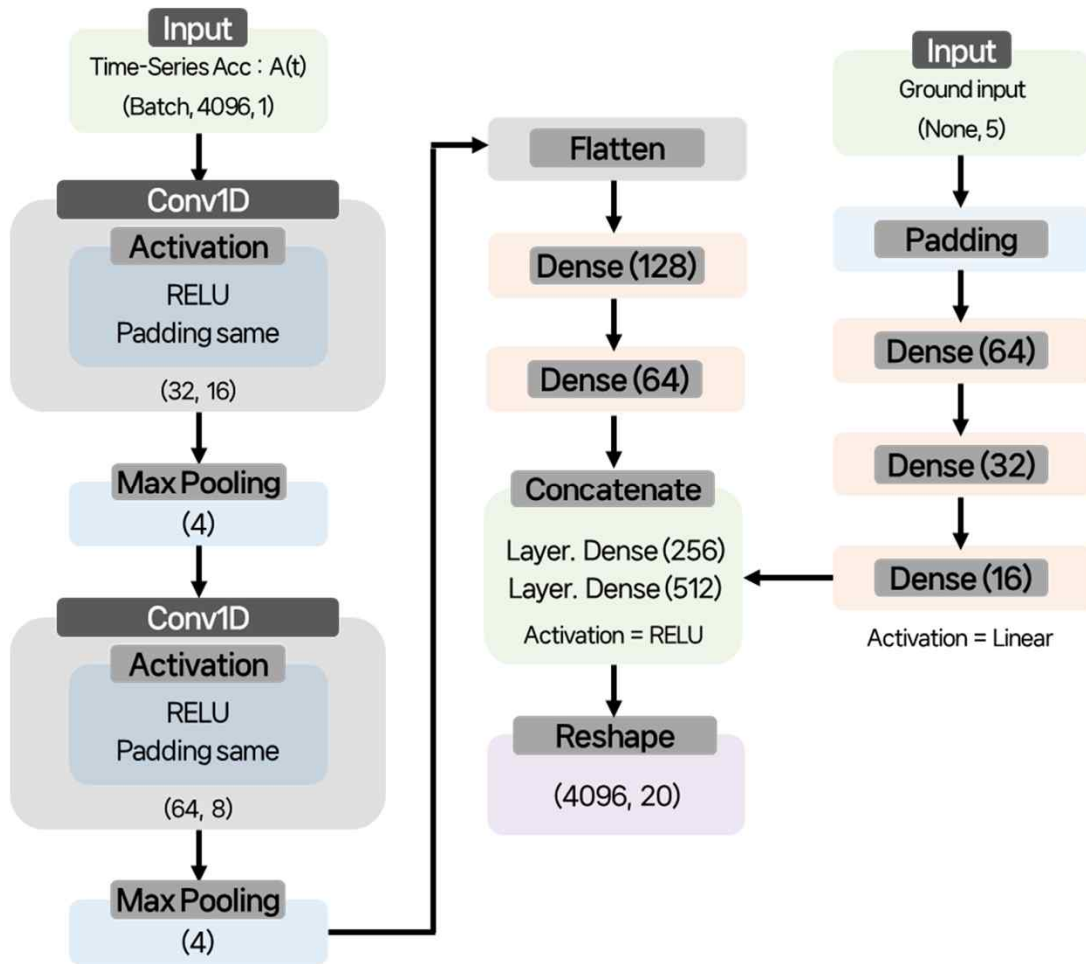
- 구조물 응답의 피크 수준을 나타내며, 지진응답의 최대 크기 비교에 활용

# II Methodology



## ▶ CNN 기반 ACC 예측모델 개발

### CNN 모델



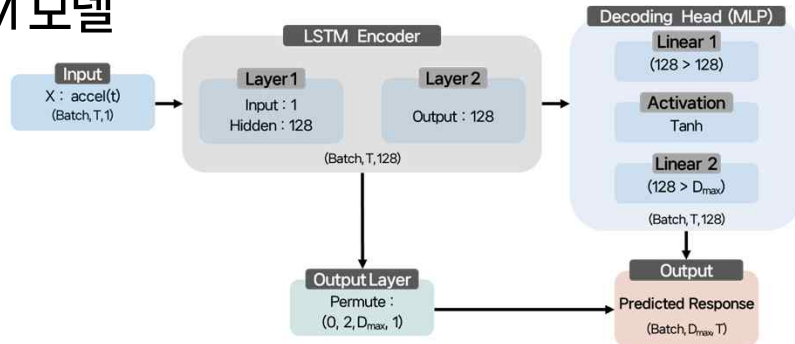
- 입력 지진 시간이력 가속도와 지반 물성 정보를 각각 Conv1D Branch와 Dense Branch에서 독립적으로 특징 추출한 뒤 결합하는 구조
- Conv1D는 지진파의 시간적·국부적 진동 패턴을 학습하고, Dense Branch는 지반 조건이 구조물 응답에 미치는 영향을 저차원 특징으로 압축
- 최종적으로 결합된 특징을 Dense 및 Reshape 과정을 통해 **20개 노드의 4096-step** 시간이력 가속도 응답으로 예측

# II Methodology



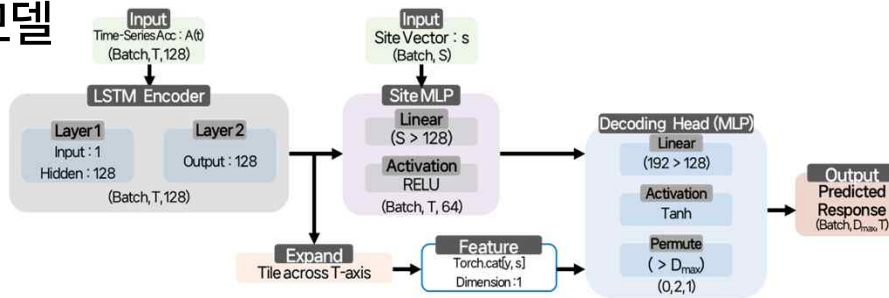
## ACC 예측모델 개발

### LSTM 모델



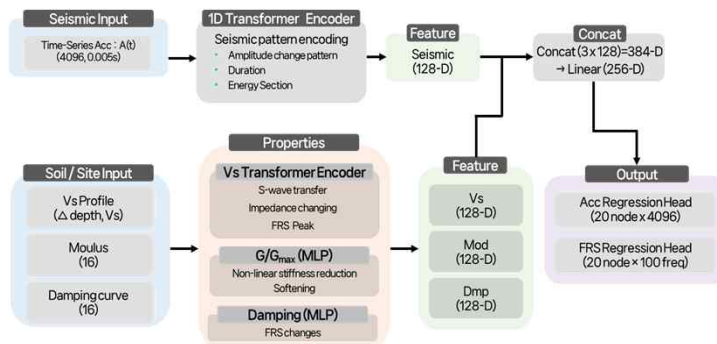
- 시간 축에 따라 순차적으로 정보를 처리하며, 장기 의존성 학습
- 2개의 Layer로 구성되며, Hidden Layer 크기는 128로 설정

### MIMO 모델



- LSTM과 MLP로 특징화 한 뒤, 두 정보를 결합하여 다중 출력 형태의 응답 예측
- 지반, 구조 특성이 반영된 예측값을 동시에 산출하는 MIMO방식

### Transformer 모델



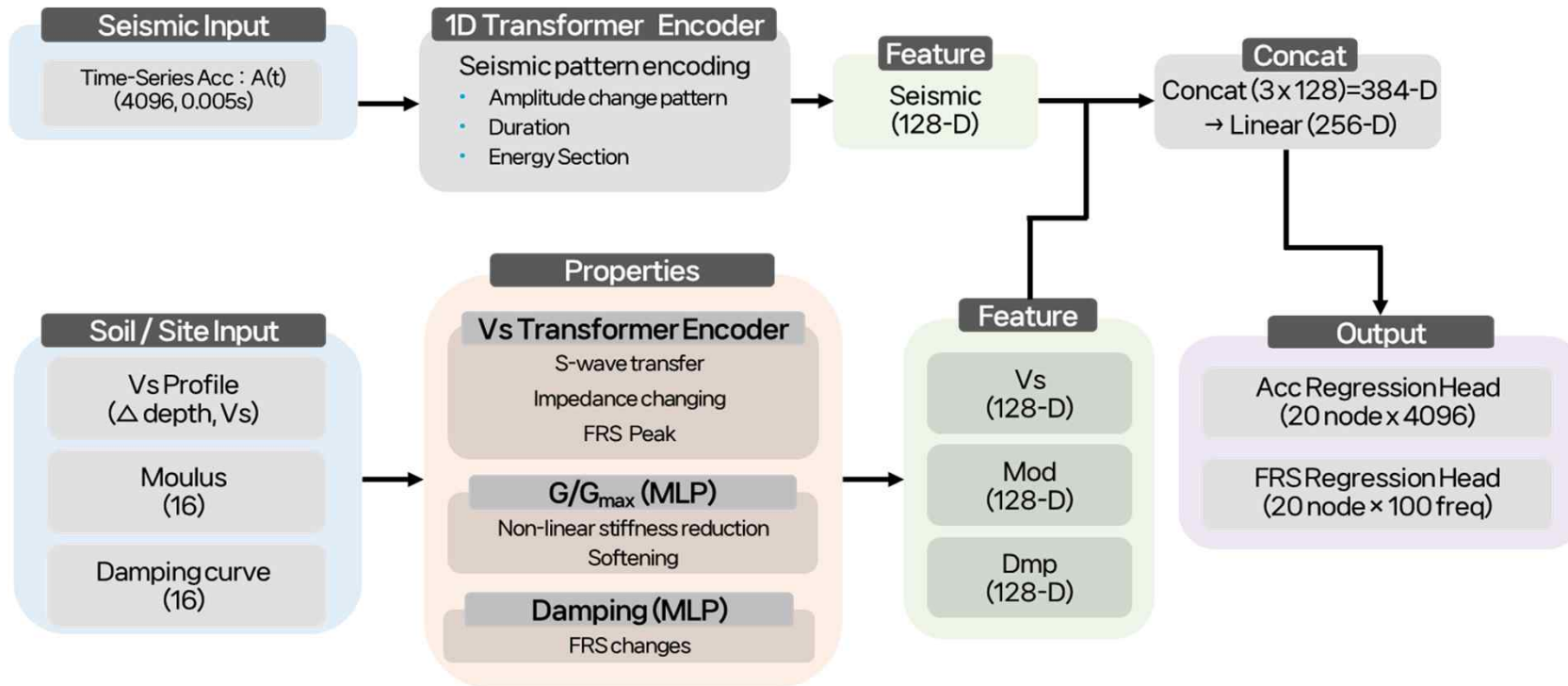
- 시계열 가속도는 Transformer로 지반 물성 정보는 각각 전용 인코더로 특징을 추출한 뒤 이를 하나의 벡터로 결합
- 결합된 특징을 기반으로 ACC와 FRS를 동시에 통합예측

# II Methodology



## Transformer 기반 FRS 예측모델 개발

### Transformer 모델



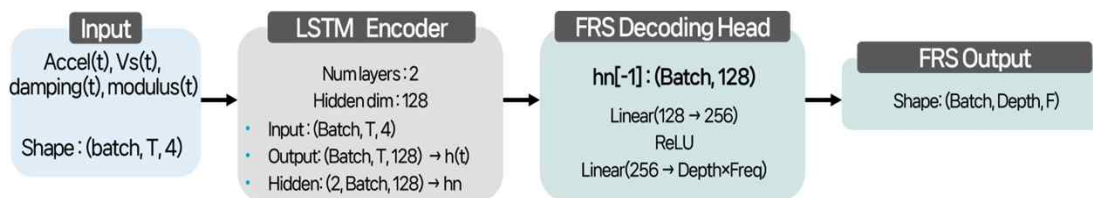
- 지진 입력 가속도와 지반 물성 정보를 독립 인코더로 특징화하고, 결합된 특징 벡터를 기반으로 시간이력 가속도와 응답스펙트럼을 동시에 예측함.
- 본 구조는 지진 입력의 동적 정보와 지반의 비선형 물리 특성을 함께 반영함으로써 시간영역 및 주파수영역 응답을 효율적으로 추정하도록 설계

# II Methodology



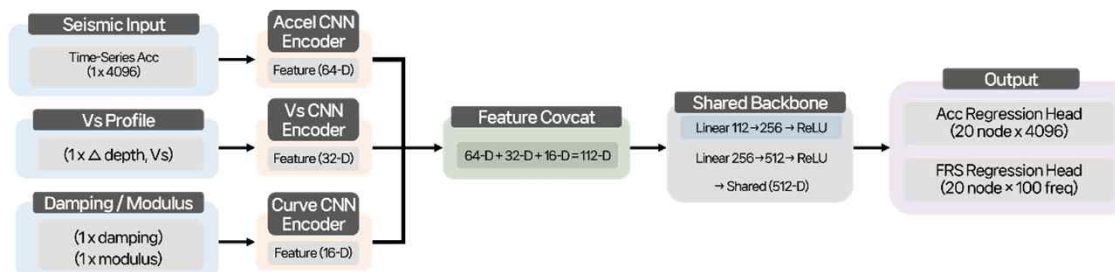
## FRS 예측모델 개발

### LSTM 모델



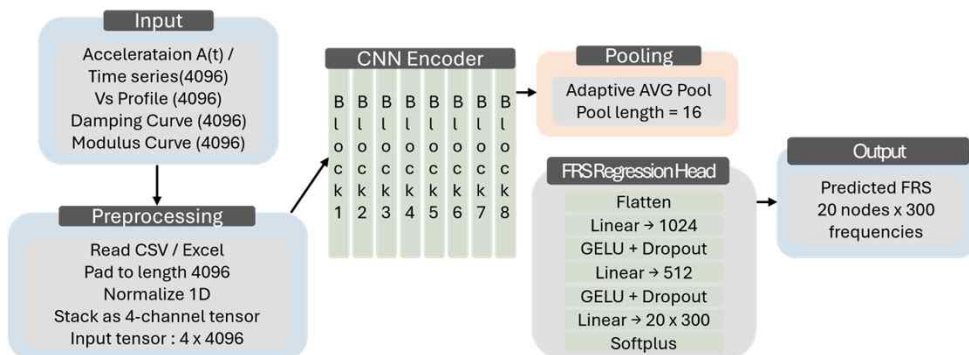
- 최대 데이터 길이에 맞춰 Padding 후 학습
- Adam Optimizer 사용
- LSTM의 각 시간스텝에서 은닉 상태를 통해 해당 시점의 구조물 층별 응답을 예측하는 구조

### MIMO 모델



- 4개의 데이터를 CNN 기반 인코더로 처리하여 특성을 추출함
- 최종적으로 ACC Response / FRS Response를 동시에 예측하는 다중 출력

### CNN 모델



- 4개 입력 데이터에서 CNN 기반 인코더를 통해 지진·지반 특성을 추출하고, 추출된 통합 특징을 기반으로 ACC Response와 FRS Response를 동시에 예측하는 다중 출력 구조로 구성함.

# CONTENTS

A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants



I

Introduction

II

Methodology

III

Results

IV

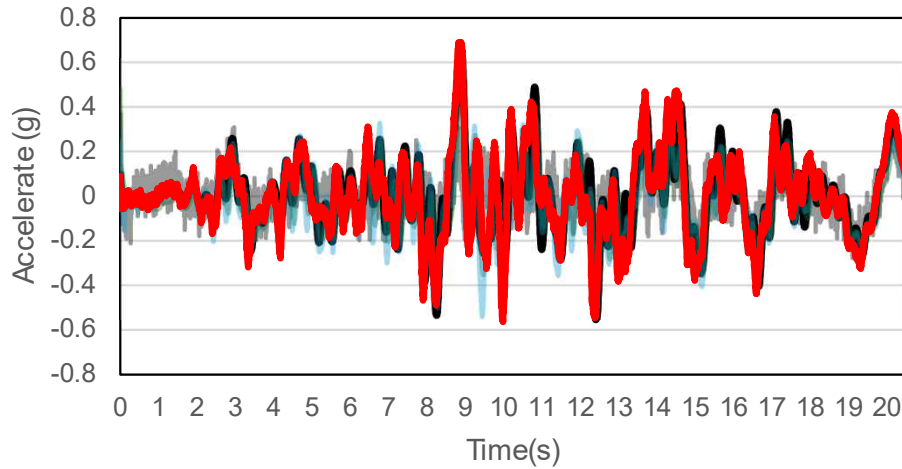
Conclusion and Future Works

# III Results

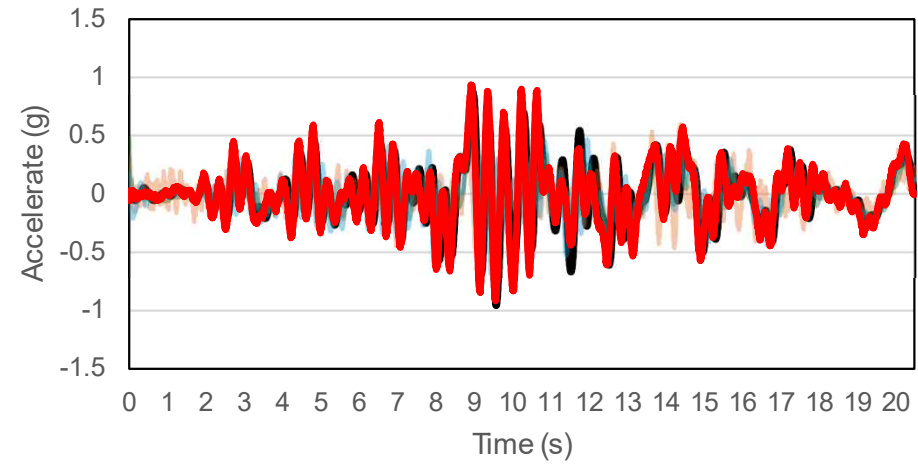


## ▶ [Acc] 모델 별 비교 결과 (대표 평가 Node)

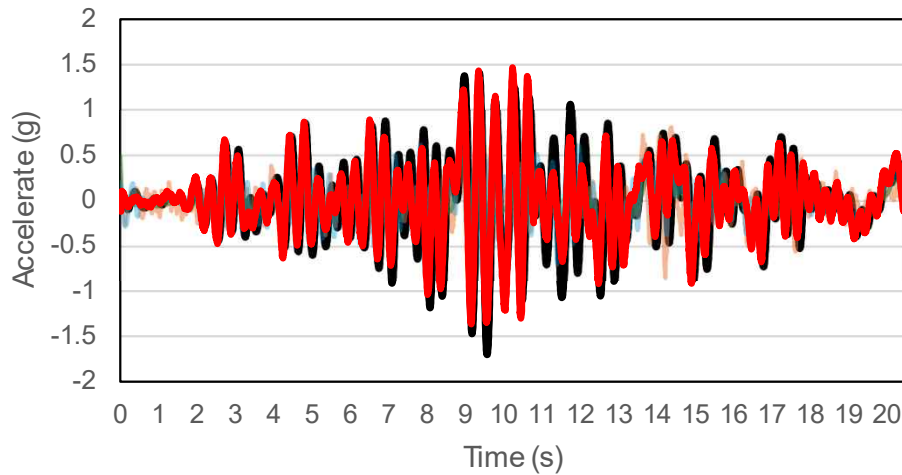
Node 139



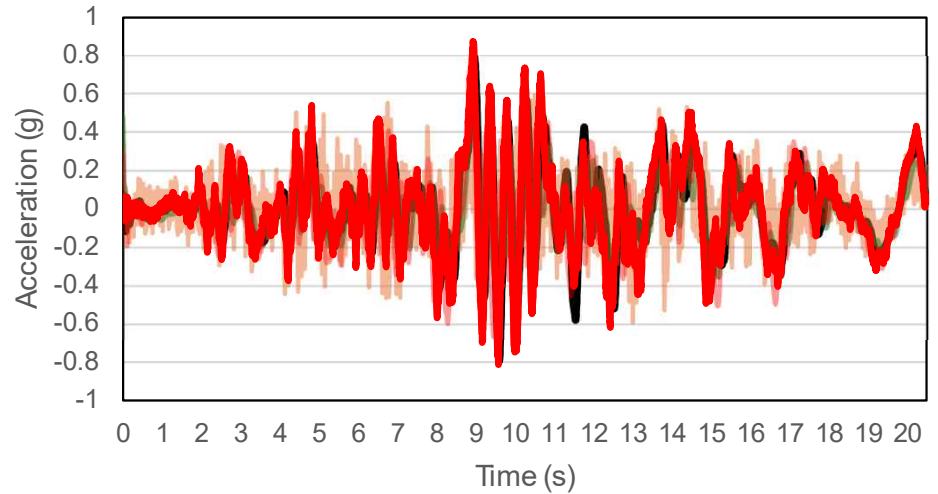
Node 145



Node 151



Node 158

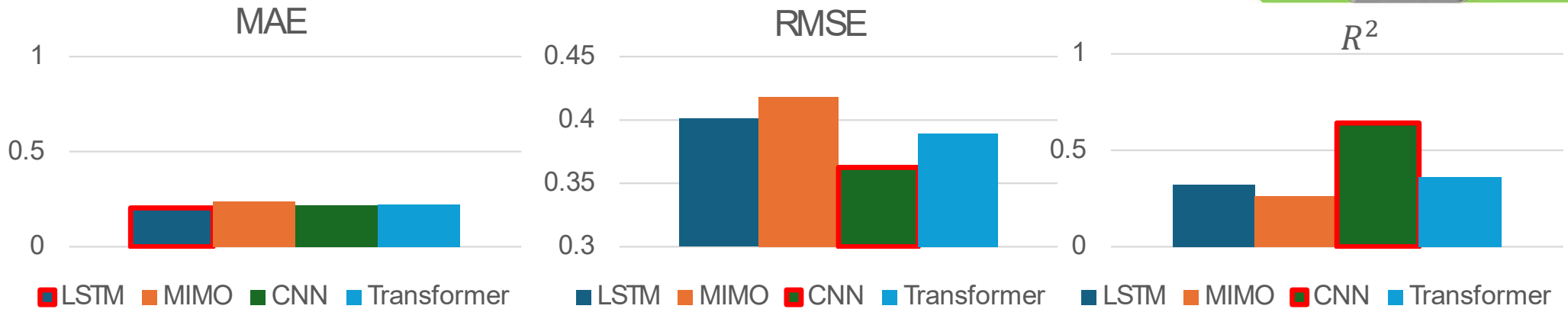


— GT — Transformer — CNN — LSTM — MIMO

# III Results



## ▶ [ACC] 모델별 검증 성능 비교 그래프



### (1) MAE

- LSTM 모델이 가장 낮은 MAE를 기록하여 **절대 오차 기준에서 가장 안정적인 성능임.**
- 모델(CNN, Transformer, LSTM, MIMO)모두 유사한 수준의 MAE를 나타냈으며, 4개 모델 간의 뚜렷한 성능 차이 없음

### (2) RMSE

- CNN 모델이 가장 낮은 값을 보이며, 큰 오차에 대한 민감도 측면에서도 우수한 성능을 보임.
- MIMO 모델은 상대적으로 높은 RMSE를 보였으며, LSTM, Transformer은 중간 수준의 성능을 보였음

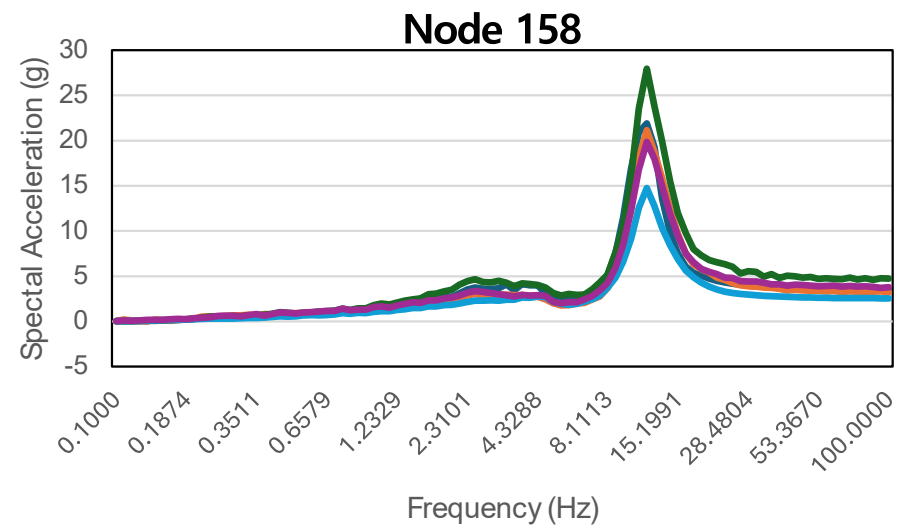
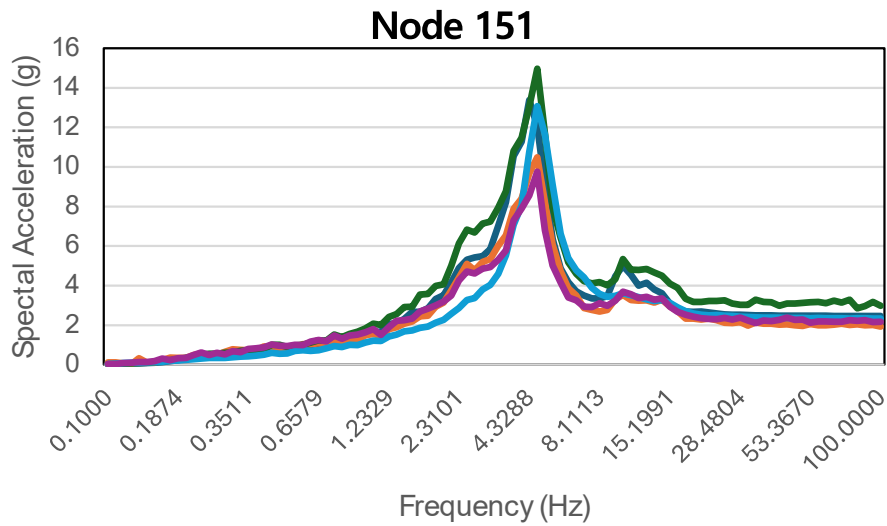
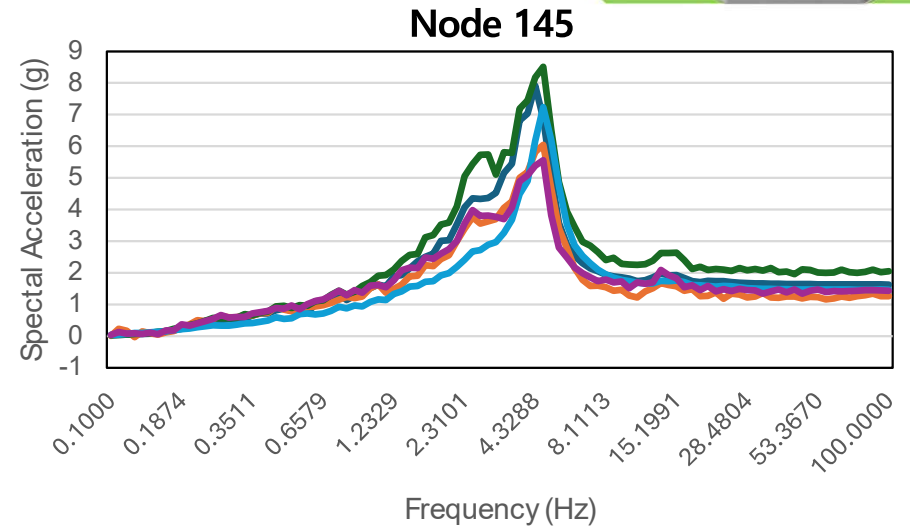
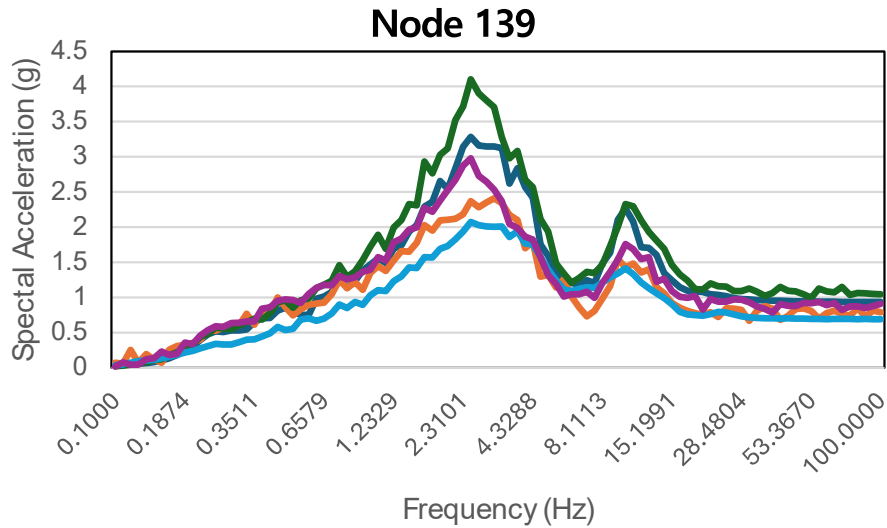
### (3) R<sup>2</sup>

- R<sup>2</sup> 역시 가장 높은 값을 보여, 관측 값 변동을 설명하는 정도가 가장 우수한 성능
- Transformer, LSTM, MIMO 모두 낮은 R<sup>2</sup>값을 보이며 예측 설명력 측면에서 CNN 대비 부족한 모델로 보임

# III Results



## ▶ [FRS] 모델 별 비교 결과 (대표 평가 Node)



— GT — Transformer — CNN — LSTM — MIMO



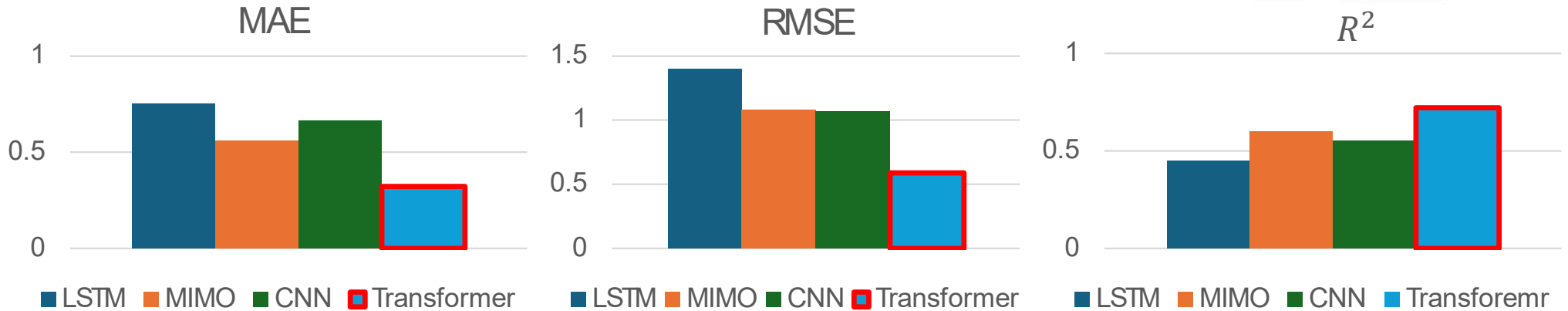
한국원자력학회  
Korean Nuclear Society

연구원자력발전소 지진응답 예측을 위한 AI 기반 대리모델 비교 연구

# III Results



## [FRS] 모델별 검증 성능 비교 그래프



### (1) MAE

- Transformer 모델이 가장 낮은 MAE를 기록하여 오차수준이 가장 작았음.

### (2) RMSE

- Transformer가 가장 낮은 RMSE값을 기록하여, 큰 오차를 포함한 전반적인 예측 안정성 측면에서 가장 우수한 성능을 보임.

### (3) $R^2$

- Transformer 모델이 가장 높은  $R^2$  값을 기록하여, 모델이 실제 데이터 변동성을 효과적으로 설명하고 있음을 보여줌.
- LSTM모델과 MIMO모델의 경우 상대적으로 낮은  $R^2$  값을 나타내어, 데이터의 관계를 충분히 학습하지 못한 것으로 보임.

# CONTENTS

A Comparative Study on AI-based Surrogate Models for Predicting Seismic Response of Nuclear Power Plants



I

Introduction

II

Methodology

III

Results

IV

Conclusion and Future Works

# IV Conclusion and Future Works



## ▶ ACC 및 FRS 예측 성능 종합 비교

Model	ACC(시간이력 가속도)			FRS(층 응답스펙트럼)		
	MAE ↓	RMSE ↓	$R^2$ ↑	MAE ↓	RMSE ↓	$R^2$ ↑
Transformer	0.2726	0.4192	0.2774	0.3218	0.5884	0.7213
MIMO	0.2392	0.4182	0.2634	0.5589	1.0782	0.6001
CNN	0.2196	0.3625	0.6417	0.6635	1.0681	0.5529
LSTM	0.2049	0.4010	0.3227	0.7531	1.3992	0.4496

### ACC Best CNN

RMSE : 0.3625 /  $R^2$  : 0.6417  
 피크오차 및 전체 응답 패턴 재현성능이 가장 우수

### FRS Best Transformer

MAE : 0.3218 / RMSE : 0.3625 /  $R^2$  : 0.6417  
 피크오차 및 전체 응답 패턴 재현성능이 가장 우수

1 ACC 예측에서는 CNN 모델이 RMSE와  $R^2$  기준에서 가장 우수한 성능을 보였으며, 종합적으로 가장 안정적인 예측 성능을 나타냄

2 FRS 예측에서는 Transformer 모델이 MAE, RMSE,  $R^2$  전 지표에서 가장 우수한 성능을 보였다.

# IV Conclusion and Future Works



## ▶ 시간이력 가속도 기반 PGA 재현 성능 비교

Node	Transformer	MIMO	LSTM	CNN	Best
No. 139	0.292	0.123	0.064	0.021	CNN
No. 145	0.356	0.408	0.133	0.019	CNN
No. 151	0.856	1.152	0.739	0.235	CNN
No. 158	0.204	0.248	0.018	0.080	LSTM
Average	0.427	0.483	0.239	0.089	CNN

1 CNN 모델은 No. 139, No. 145, No. 151에서 가장 낮은 PGA 오차를 보여 주요 Node의 최대 가속도 응답을 가장 안정적으로 재현함

2 No. 158에서는 LSTM 모델이 가장 낮은 오차를 보였으나, 전체 Node기준 평균  $\Delta$ PGA는 CNN 모델이 가장 우수함

# IV Conclusion and Future Works



## ▶▶ Conclusion

- 1 STRATA-SASSI 연계 해석 데이터를 기반으로 원전 지진응답 예측용 AI 대리모델을 구축함.
- 2 **충응답스펙트럼(FRS) 예측에서는 Transformer 모델이 MAE, RMSE, R<sup>2</sup> 전 지표에서 가장 안정적인 성능을 나타냄.**
- 3 **시간이력 가속도(ACC)는 CNN 모델이 가장 우수한 응답 패턴 재현 성능을 보임.**

## ▶▶ Future Works

- 1 **다양한 지반 조건, 전단파속도 분포, 비선형 지반 물성, 지진파 스케일을 추가하여 학습 데이터의 일반화 성능을 향상 필요.**
- 2 **ANSYS 기반 3차원 유한요소 동적해석을 보완적으로 수행하여 SASSI 및 AI 예측 결과와 교차 검증할 예정.**
- 3 **내진설계 관점의 공학적 평가 지표를 추가하여 모델 검증 신뢰성을 향상 필요.**

감사합니다.

## Contact Information

### Sangyun-Song

[sangyun99@skku.edu](mailto:sangyun99@skku.edu)

[sangyun1919@naver.com](mailto:sangyun1919@naver.com)

Sungkyunkwan University  
Department of Global Smart City Engineering  
Suwon, Republic of Korea

Office : 26220, Engineering Building 2

### Acknowledgments

This research was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grants funded by the Korean government (MSIT) (RS-2024-00336270 and RS-2025-02223612), and by the K-SCOUR project for the development of safe and convenient underground road construction technology.



LAB • SCIT



한국원자력학회  
Korean Nuclear Society