T2R2 東京工業大学リサーチリポジトリ
Tokyo Tech Research Repository

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	大規模構造物の有限要素モデルを用いた三次元地震応答の深層学習
Title(English)	A deep learning approach to evaluate spatial variation of seismic peak response in large-scale structures
著者(和文)	金子健作, 米山 健一郎, 岩崎友洋
Authors(English)	Kensaku Kaneko, Kenichiro Yoneyama, Tomohiro Iwasaki
出典(和文)	日本建築学会大会学術講演梗概集, , ,
Citation(English)	, , ,
発行日 / Pub. date	2021, 9
権利情報	一般社団法人 日本建築学会

Powered by T2R2 (Tokyo Institute Research Repository)

大規模構造物の有限要素モデルを用いた三次元地震応答の深層学習

正会員　○金子　健作[*1]　　同　　米山　健一郎[*2]
同　　岩崎　友洋[*3]

深層学習　　有限要素解析　　床応答加速度
原子炉建屋　　ニューラルネットワーク　　振動解析

１．はじめに

近年，深層ニューラルネットワーク（以下，DNN）は，建築物の振動問題で広く研究されている。著者は，事前に学習した DNN による建築物の面的・空間的な応答予測，観測による点計測，DNN による強震予測 [例えば 1)]を組み合わせ，地震後の建築物の健全性評価に役立てたいと考えている。本報では，地盤連成系の原子炉建屋を例にし，3 次元入力に対する応答評価に DNN を適用した例を述べる。

２．対象構造物と有限要素モデルの概要

対象構造物は，実在しない加圧水型原子炉のモデル建屋とする。建屋は，原子炉格納容器（PCCV）と原子炉建屋（R/B），それらを支持する基礎板からおもに構成される。PCCV と R/B をともにシェル要素，基礎板をソリッド要素でモデル化した（図 1）。表層地盤については，振動アドミッタンス理論で算定した複素剛性を弾性ばねとダッシュポットに近似し，基礎下に離散配置した。構造材であるコンクリートのヤング係数は，設計基準強度 Fc を 1.4 倍した値から算出した。建屋の Fc と減衰定数（構造減衰）を表 1 に，地盤ばね算出に用いた諸元を表 2 に示す。固有値解析による代表的な固有周期は，水平方向で 0.27 秒と 0.15 秒，鉛直方向で 0.16 秒と 0.1 秒であった。

表 1　建屋の諸元

部位	ヤング係数 (N/mm^2)	減衰定数 (%)	備考
R/B	2.54×10^4	5.0	Fc24
PCCV	3.19×10^4	3.0	Fc42
基礎板ほか	2.54×10^4	5.0	Fc24

表 2　表層地盤の諸元

S 波速度 Vs (m/s)	P 波速度 Vp (m/s)	単位体積質量 ρ (t/m^3)	ポアソン比 ν
1300	3000	2.3	0.38

３．深層学習のための教師データ

任意の地震動に対し，有限要素モデルの指定節点（図 1 の丸印）における弾性最大応答加速度を学習する。震源は内陸地殻内地震を対象とし（図 2），K-NET (221 サイト), KiK-net (39 サイト) の記録とした（Vs30 が 500 m/s 以上,

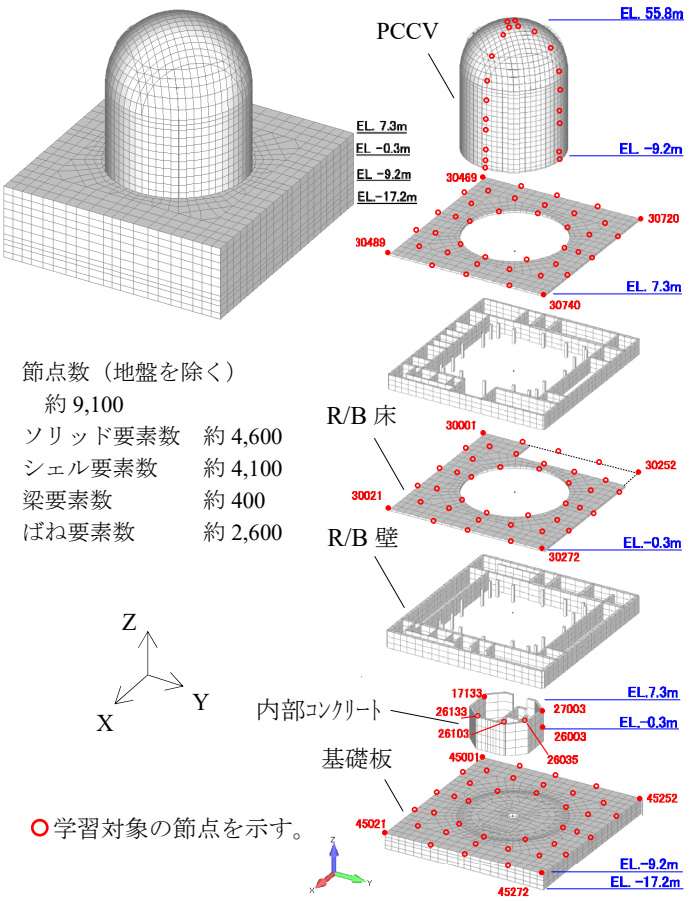


図 1　有限要素モデル（左：全体図，右：分解図）

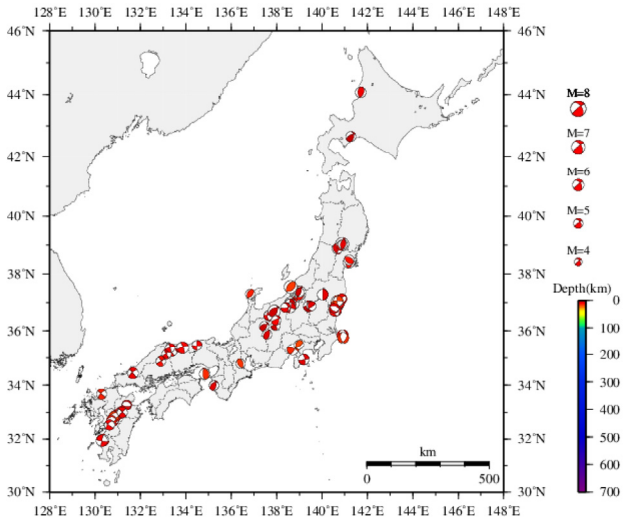


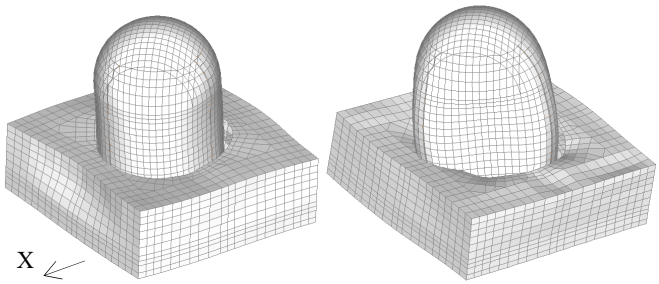
図 2　検討用地震の震央分布（内陸地殻内 89 地震）

A deep learning approach to evaluate spatial variation of seismic peak response in large-scale structures　　KANEKO Kensaku, YONEYAMA Kenichiro and IWASAKI Tomohiro

Mw が 5.0~6.9，震源距離は 100 km 以内，PGA は 20 Gal 以上)。震源と観測点のペア数は 1093 である。

最大応答加速度は，有限要素モデルの伝達関数に入力動の複素フーリエ振幅を周波数領域で畳込み積分した後，逆フーリエ変換して算定する。図 3 に示すように，壁・床の面外振動やオーバル振動，ロッキングにより，地震入力方向と直交する応答が発生するため，入力は 3 方向同時とし，3 成分の応答を学習に用いる。その際，入力地震動の方位 NS，EW とモデルの X, Y 方向を一致させる。

地震動の加速度応答スペクトル（対数周期軸上に等分割した 100 点，水平・鉛直 3 成分），節点座標（3 成分）を入力，最大応答加速度（3 成分）を正解値とし，その 80%を学習データ，残り 20%をテストデータに分類した。



(a) 水平 X 方向入力（6.84 Hz） (b) 鉛直入力（6.39 Hz）

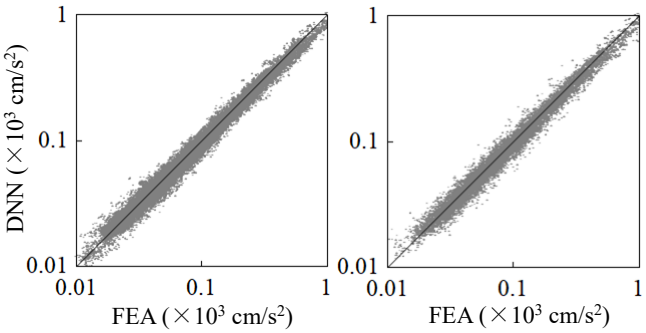
図 3　有効質量比の大きい代表的な振動モード

4．深層ニューラルネットワークのアーキテクチャ

提案する DNN の構成を図 4 に示す。応答スペクトルと節点座標それぞれから全結合のネットワークを接続し，それらの出力ベクトルを互いに乗じた後，二次形式の演算などがされる。非線形特性を与える活性化関数は滑らかな Mish 関数，損失関数は MAPE とした。勾配法は ADAM を採用し，バッチサイズを 1×10^5 とした。深層学習のフレームワークには，Apache MXNet を用いた。

5．最大応答加速度の空間的な推定

学習に用いないテストデータを学習済み DNN に与え，最大応答加速度を有限要素解析 (FEA)と比較した（図 5）。幅広い値に対して，精度良く推定できた。表 2 には，項目に分類して誤差を整理した。学習データとテストデータの損失（誤差）はほぼ変わらず，学習済み DNN は汎化性能を得ている。なお，本報で提案した DNN は，通常の全結合ネットワークに比べ，必要なノード数が小さいことや，収束が速い，推定精度が高いことを確認している。



(a) 原子炉建屋 (R/B)　(b) 原子炉格納容器 (PCCV)

図 5　テストデータによる最大応答加速度の推定（水平）

表 2　深層学習で推定した最大応答加速度の誤差

部位	応答成分	MAPE 損失 (%)	
		学習データ*	テストデータ**
R/B	水平	7.4	7.9
	鉛直	12.7	13.1
PCCV	水平	8.2	8.9
	鉛直	11.2	11.4

* 全 89 地震のうち 69 地震，** 20 地震

6．まとめ

3 次元応答評価への深層学習の有効性を示した。今後は構造と地盤の不確かさや非線形性を考慮する予定である。

謝辞

本研究では，防災科学技術研究所が公開している K-NET と KiK-net の強震観測データを使用した。ここに謝意を示します。

参考文献

1) 金子健作，岩崎友洋：震源情報を用いた建築非構造部材の統計的な地震応答評価手法，日本建築学会大会学術講演梗概集，2020.9

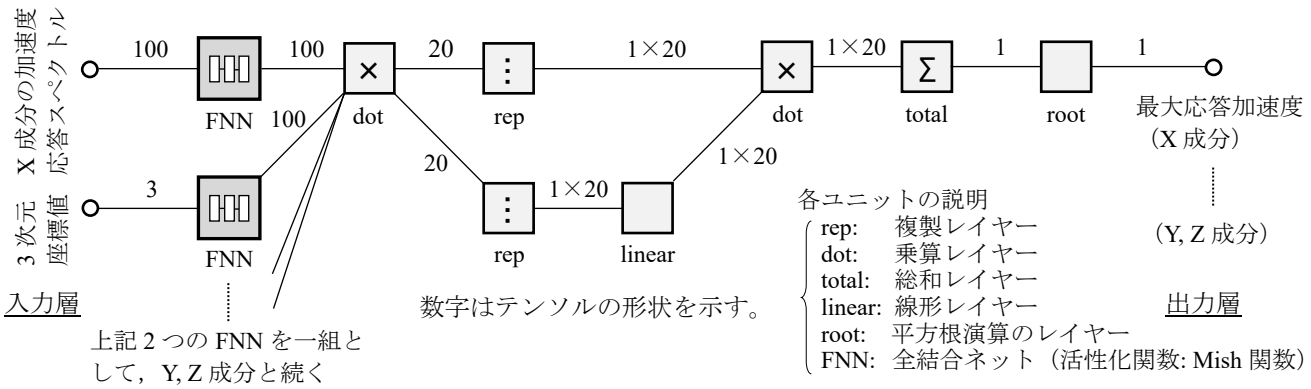


図 4　深層ニューラルネットワークのアーキテクチャ

*1 東京工業大学 特任准教授・博士（工学）
*2 Y's ワークスペース
*3 大林組原子力本部

*1 Specially Appointed Associate Prof., Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.
*2 Y's Workspace
*3 Nuclear Facility Division, Obayashi Corporation