

階層型ニューラルネットワークを用いた多層構造物の応答・損傷推定 Estimation on Response and Damage of Multistory Structures caused by Earthquakes using Hierarchical Neural Network

○横井 秀平*¹, 谷 明勲*², 山邊 友一郎*³
Shuhei Yokoi*¹, Akinori Tani*² and Yuichiro Yamabe*³

*1 神戸大学大学院工学研究科建築学専攻 大学院生

Graduate Student, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University.

*2 神戸大学大学院工学研究科建築学専攻 教授 博士(工学)

Professor, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University, Dr. Eng.

*3 神戸大学大学院工学研究科建築学専攻 准教授 博士(工学)

Associate Professor, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University, Dr. Eng.

Summary: Recently, huge earthquakes are occurred around Japan, therefore it is important to grasp damages of structures after the earthquake quickly. However, structural health monitoring systems are not popular in general buildings in Japan.

Therefore, in this study, an estimation method of responses and damages of multistory buildings with bi-linear restoring force characteristics built at a specific site by earthquakes is proposed using hierarchical neural network (NN). Five input data for NN are employed such as elastic first-order natural periods and yield strengths of buildings, and maximal values, duration times and predominant periods of seismic waves. Training data are prepared by elasto-plastic earthquake response analysis using six seismic waves observed at a specific site. To verify the accuracy of proposed method, two seismic waves no used to make training data are also employed.

As a result, good estimation accuracy and a certain degree of accuracy can be obtained for seismic waves used in training and for those not used in training, respectively. However, if seismic waves whose relationships between seismic wave and response characteristics are similar are not used for training, the estimation accuracy may decrease. Therefore, estimation accuracy can be expected by training with as many seismic waves as possible.

キーワード: 損傷仮説; 多質量系; 弾塑性応答解析; ニューラルネットワーク

Keywords: Damage hypothesis; multi mass system; elasto-plastic response analysis; neural network

1. 序

地震は、いつ、どこで、どのような規模で発生するか詳細に予測することが不可能である。1995年の兵庫県南部地震以降、2011年3月の東北地方太平洋沖地震など大規模地震が国内で相次いでおり、南海トラフ地震などの大規模な被害が想定される地震に近い将来発生することが予測されている^[1]。そのような地震が発生した後、被害を受けた構造物の事後の安全性や被災度をより正しく診断するには、目視により直接観察できない構造体の損傷や異常を素早く把握する必要がある。現在、地震発生後に行われている損傷判定制度としては、応急危険度判定^[2]、罹災証明^[3]、被災度区分判定^[4]などがあるが、実施に手間と人員が大きく必要となるため、広範囲にわたる被害が生じた場合に、判定を行うのに多大な時間が必要となる可能性が高く^[5]、専門的な知見を有する人員が不足

するため、誤った判定が出される危険性も存在する。

近年、地震などによる損傷検知の観点から、構造ヘルスマモニタリング^[6]の導入が進んでいる。構造ヘルスマモニタリングとは新築・既存の構造物に予めセンサを設置し、センサで観測した物理量から逆解析を行い、蓄積された損傷や劣化の発生箇所、度合いを診断する技術である。損傷判定に構造ヘルスマモニタリング技術が導入された構造物では、極めて高い精度で損傷判定が可能であるが、経済性や手間を考えると、新築・既存の構造物すべてにセンサを設置し、構造ヘルスマモニタリングを導入することは困難である。また、損傷度合いを把握する他の手法に各種非破壊検査技術^[7]があるが、同様の理由で、被災した構造物のすべての部材に非破壊検査を行うことは非現実的である。このため、センサ等でモニタリングを行っていない多くの構造物に対して、迅速に構造物の損傷度

合いの推定が可能なシステムとして、階層型ニューラルネットワーク^[8](以下、NN と記す)をシステム同定に用いた損傷推定システムが提案^[9]されている。しかし、この研究は 1 質点系構造物を対象としており、推定精度の向上に、NN への入力項目の検討が必要であることが指摘されており、多層構造物に対する検討も必要となる。また、NN の建築物の応答性状に関する研究については、構造制御の構造同定に応用した研究^[10]や、サブストラクチャ・オンライン実験の履歴特性推定に用いた研究^[11]はあるが、構造損傷推定への適用^[9]はほとんど見られない。

そこで、本報では構造物の特性と地震動入力が既知で、一般性は低下するが観測点の地盤特性の影響を除くため、対象構造物の建設地点を地震波観測点上と仮定し、弾塑性型の多層構造物の応答・損傷度合いを推定可能な NN システムの構築及びその推定精度の検証を目的とする。

2. 対象構造物

対象構造物は、鋼構造物を想定した 3 層多質点系構造物とし、各層が図 1 に示す bi-linear 型復元力特性を有することを前提とする。復元力特性は弾性 1 次固有周期 T_e 、降伏震度 q を変化させて決定し、図 1 中では、 x : 基礎からの変位(cm)、 a : 二次剛性比、 $f(x)$: 復元力(tf)、 k : 初期剛性(tf/cm)、 x_y : 降伏変位(cm)を示し、これらの関係式を式(1)~式(3)に示す。また、対象構造物の建設地点は、使用する観測地震波の観測点と同一サイトと仮定し、弾塑性応答解析には粘性減衰係数 $h=0.03$ として、Newmark の β 法($\beta=1/6$)^[12]を用いる。各層の質量、剛性は同一とし、各層の質量は $m=500/980(tf \cdot sec^2/cm)$ とした。

$$x_y = q \times m \times g / k \quad (1)$$

$$T_e = 2 \times \pi / \omega \quad (2)$$

$$k = m \times \omega^2 \quad (3)$$

(q : 降伏震度, m : 質量($tf \cdot sec^2/cm$), ω : 固有円振動数(1/sec))

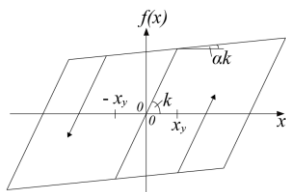


図 1 bi-linear 型復元力特性

3. 損傷仮説

本報では、構造物の塑性変形のみにより損傷が生じるという損傷評価説^[13]を用い、応答解析の結果から求めた Manson-Coffin 型^[14]の累積損傷率を構造物の損傷と定義する。時刻歴応答解析による bi-linear 型復元力特性を図 2 に示す。(図 2 中、横軸 μ は応答変位 x を降伏変位 x_y で除したもの)。今、地震動の全継続時間中に N 回の塑性変形が生じた場合の累積損傷率を D_e を式(4)で定義する。

$$D_e = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\Delta \mu_{pi}}{\mu_F} \right)^2 \quad (4)$$

($\Delta \mu_{pi}$: 塑性変形振幅, μ_F : 1 方向崩壊塑性率)

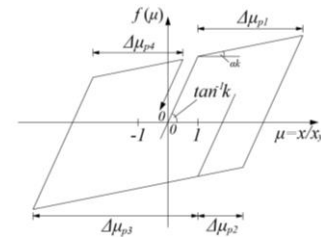


図 2 bi-linear 型復元力特性

4. NN の構成

NN は、図 3 に示す階層型を用い、入力層のユニット数 5、出力層のユニット数 2、中間層数 2、中間層各層のユニット数 10 とした。構造物特性として弾性 1 次固有周期 T_e 、降伏震度 q 、地震波特性として最大入力加速度 Acc_{max} 、継続時間 d 、地震波と観測点の周期特性として卓越周期 Ec を入力する。なお、 Ec とは、地震波の加速度応答スペクトル($h=0.03$)が最大となる周期である。また、1 方向崩壊塑性率 μ_F は構造種別によって異なる値になると考えられ、構造種別に応じた μ_F が与えられれば D_e が算定できるので、より汎用的なシステムとするために、本報では $D_e \times \mu_F^2$ と最大応答変位 Y_{max} の推定を行うこととし、NN の学習、学習済み NN での推定は各層ごとに行う。NN の学習方法は Back-Propagation 法を用い、各ユニットの応答関数は sigmoid 関数を用いる。

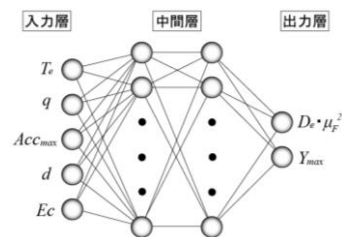


図 3 階層型 NN の構成

5. パラメータ設定

本報では、Kyoshin-Net の観測点の内、MYG013 仙台での観測地震波^[15]をダウンロードして使用した。表 1 に用いた 8 つの地震波を示す。なお、継続時間はダウンロードデータに含まれている強震計の遅延時間 15(s)を引いた時間を示している。

本報では、NN の学習に地震波 Nos.1~6 を、推定精度の検証には Nos.7, 8 を追加して使用し、再現性、内挿性、外挿性(a)、外挿性(b)のデータ区分で精度検証を行う。各データ区分を以下に示し、その入力パラメータを表 2~表 5 に示す。学習データは、表 2 のパラメータの組み合わせで応答解析を行ったデータである。なお、地震波は

表 2~6 に示す最大加速度 Acc_{max} の値に規準化して用いる。また、パラメータの内、継続時間 d 、卓越周期 Ec は使用する地震波が定まれば、自動的に定まる。

○再現性：入力パラメータが学習データと同じもの。
($4 \times 4 \times 4 \times 6 = 384$ 通り)

○内挿性：入力パラメータの内、 d 、 Ec が学習データと同じ地震波のもので、 T_e 、 q 、 Acc_{max} が学習データ範囲内にあるもの。(7×7×3×6=882 通り)

○外挿性(a)：入力パラメータの内、 d 、 Ec が学習データと同じ地震波のもので、 T_e 、 q 、 Acc_{max} が学習データ範囲外にあるもの。(3×3×2+3×2×6+2×5×6)×6=684 通り)

○外挿性(b)：入力パラメータの内、 d 、 Ec が学習データと異なる地震波(地震波 Nos.7, 8)のもので、 T_e 、 q 、 Acc_{max} が学習データ範囲内にあるもの。(7×7×4×2=392 通り)

なお、入力層の値は式(5)~式(9)で、出力層の値は式(10)~式(15)で規準化を行う。ここで、規準化式内の数値は、入力層では設定したパラメータを[-1,1]、出力層では NN の応答関数に sigmoid 関数を用いるので、応答解析結果を(0,1)の範囲に規準化するために設定した。

○入力層

- ・ 構造物 1 次固有周期 T_e : $T_e / 1$ (5)
- ・ 降伏震度 q : $q / 1$ (6)
- ・ 最大入力加速度 Acc_{max} : $Acc_{max} / 1000$ (7)
- ・ 地震波継続時間 d : $d / 100 - 1.9$ (8)
- ・ 地震波卓越周期 Ec : $Ec \times 3.5 - 1.4$ (9)

表 1 地震波一覧

地震波		Origin Time	M	最大加速度 (gal)	継続時間 (s)	卓越周期 (s)
No.	地震波名					
1	MYG0130307260713	2003/07/26-07:13	6.2	121.88	142	0.14
2	MYG0130508161146	2005/08/16-11:46	7.2	261.62	183	0.2
3	MYG0130807240026	2008/07/24-00:26	6.8	132.36	133	0.32
4	MYG0131103111446	2011/03/11-14:46	9.0	1519.8	285	0.66
5	MYG0131103111741	2011/03/11-17:41	6.1	46.33	149	0.2
6	MYG0131212071718	2012/12/07-17:18	7.3	78.64	171	0.33
7	MYG0131103111629	2011/03/11-16:29	6.5	113.21	285	0.59
8	MYG0131208300405	2012/08/30-04:05	5.6	272.41	93	0.4

表 4 外挿性(a)パラメータ

T_e (s)	0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.60
q	0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.60
Acc_{max} (gal)	400,500,600,700,800,000
地震波 No.	1 2 3 4 5 6
d (s)	142 183 133 285 149 171
Ec (s)	0.14 0.2 0.32 0.66 0.2 0.33

表 5 外挿性(b)パラメータ

T_e (s)	0.20 ~ 0.50 (0.05刻み)					
q	0.20 ~ 0.50 (0.05刻み)					
Acc_{max} (gal)	500,600,700,800					
地震波 No.	7			8		
d (s)	285			93		
Ec (s)	0.59			0.4		

○出力層

- ・ 1 層 : $D_e \times \mu F^2$: $\{ \log_{10}(D_e \times \mu F^2) + 3 \} / 8.5$ (10)
- ・ 1 層 : Y_{max} : $Y_{max} / 12.5$ (11)
- ・ 2 層 : $D_e \times \mu F^2$: $\log_{10}(D_e \times \mu F^2 + 1.1) / 5.5$ (12)
- ・ 2 層 : Y_{max} : $(Y_{max} + 1) / 8$ (13)
- ・ 3 層 : $D_e \times \mu F^2$: $\log_{10}(D_e \times \mu F^2 + 1.1) / 5$ (14)
- ・ 3 層 : Y_{max} : $(Y_{max} + 1.1) / 5.5$ (15)

6. 推定結果

表 2 に示した学習データを用いて、NN の学習を行った時の各層の学習誤差を以下に示す。なお、学習回数は、異なる学習回数での予備検討の結果、10 万回とした。

- ・ 1 層学習誤差 : 6.257×10^{-5}
- ・ 2 層学習誤差 : 13.70×10^{-5}
- ・ 3 層学習誤差 : 7.537×10^{-5}

各層の内挿性、外挿性(a)、外挿性(b)について、表 3~6 のパラメータの組み合わせ別の推定結果を図 4~21 に示す。グラフはいずれも、縦軸に応答解析結果から求めた最大応答変位、損傷の計算値を、横軸には NN による推定値を示している。なお、損傷については縦軸、横軸共に常用対数軸を用いる。なお、規準化において式(12)~式(15)を用いた場合に、NN の出力から算定した推定値が負となる場合は推定値を 0 とした。さらに、NN の推定値を応答解析結果の計算値で除した値を推定比とし、損

表 2 学習データ(再現性)パラメータ

T_e (s)	0.20, 0.30, 0.40, 0.50					
q	0.20, 0.30, 0.40, 0.50					
Acc_{max} (gal)	500,600,700,800					
地震波 No.	1	2	3	4	5	6
d (s)	142	183	133	285	149	171
Ec (s)	0.14	0.2	0.32	0.66	0.2	0.33

表 3 内挿性パラメータ

T_e (s)	0.20 ~ 0.50 (0.05刻み)					
q	0.20 ~ 0.50 (0.05刻み)					
Acc_{max} (gal)	550,650,750					
地震波 No.	1	2	3	4	5	6
d (s)	142	183	133	285	149	171
Ec (s)	0.14	0.2	0.32	0.66	0.2	0.33

表 6 推定比の平均・標準偏差

地震波		再現性		内挿性		外挿性(a)		外挿性(b)	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
1層	損傷	1.02	9.33×10^{-2}	1.03	9.46×10^{-2}	1.63 (1.24)	4.87 (0.543)	1.14	0.556
	応答	1.00	4.54×10^{-2}	1.01	6.34×10^{-2}	1.09	0.244	0.859	0.185
2層	損傷	1.00 (1.00)	0.170 (0.157)	1.05 (1.05)	0.334 (0.331)	17.6 (1.21)	2.98×10^2 (0.802)	2.20 (2.14)	3.51 (3.48)
	応答	0.977	9.09×10^{-2}	0.993	0.147	1.16	0.624	0.642	0.327
3層	損傷	3.80 (0.978)	15.1 (0.161)	17.9 (1.11)	2.15×10^2 (0.6308)	63.4 (1.14)	6.22×10^2 (1.07)	3.54 (0.729)	6.22 (0.668)
	応答	1.54	0.464	1.55	0.451	1.51	0.553	1.51	1.05

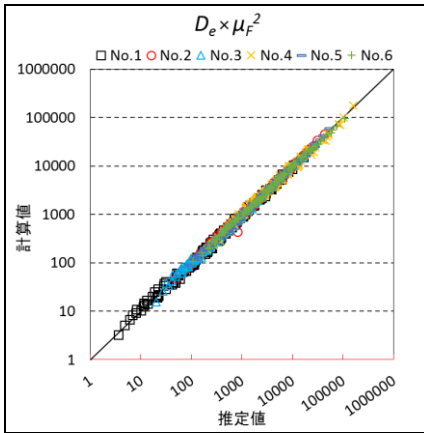


図4 1層：内挿性 損傷

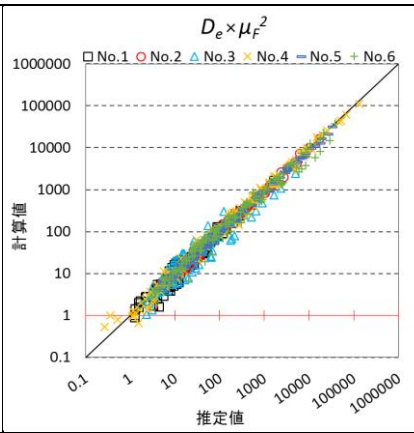


図5 2層：内挿性 損傷

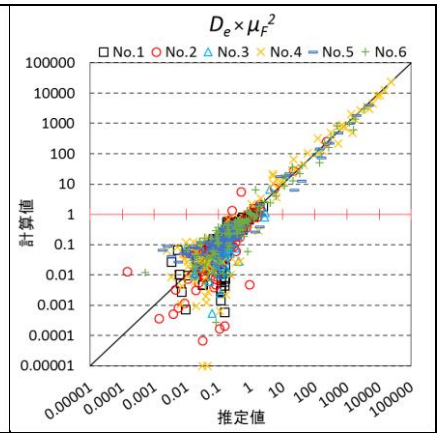


図6 3層：内挿性 損傷

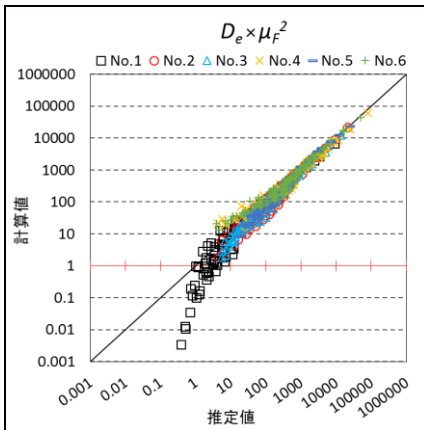


図7 1層：外挿性(a) 損傷

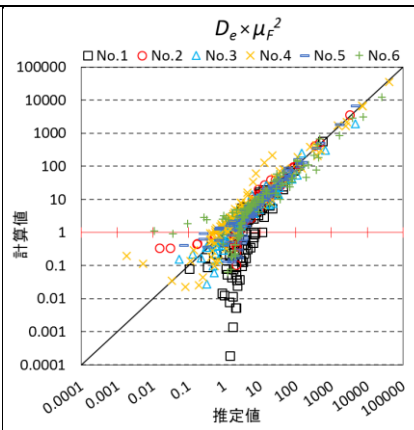


図8 2層：外挿性(a) 損傷

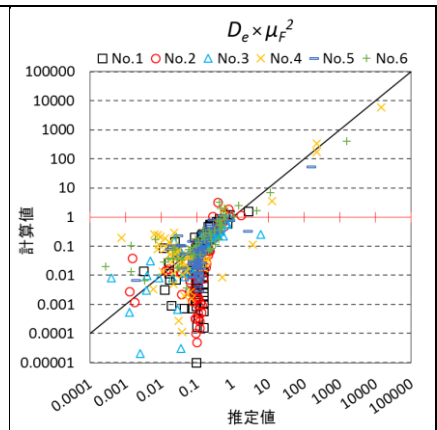


図9 3層：外挿性(a) 損傷

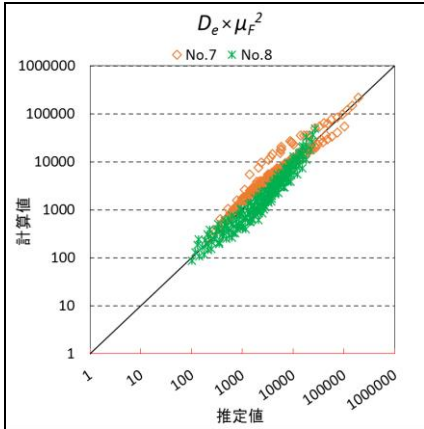


図10 1層：外挿性(b) 損傷

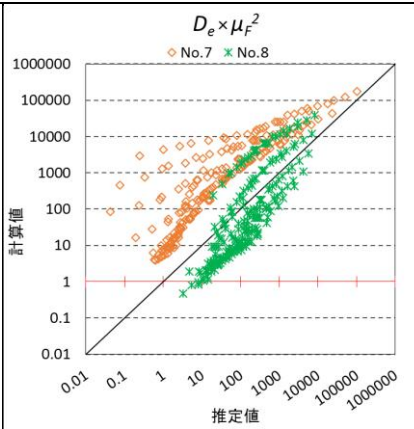


図11 2層：外挿性(b) 損傷

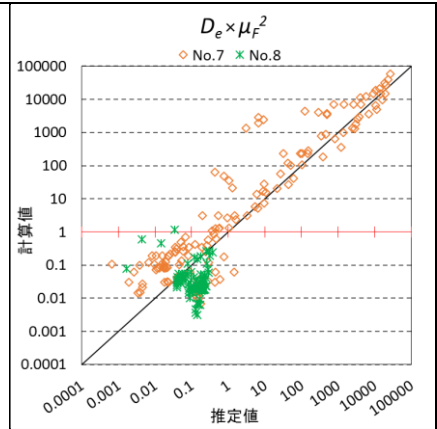


図12 3層：外挿性(b) 損傷

傷，応答の推定比の平均値及び標準偏差を各データ区分ごとに求めた値を表6に示す。ここで，表6中の損傷の推定比で括弧内の値は，応答解析結果の出力が $D_e \times \mu_F^2 \geq 1$ (図4～12中に赤線で示す計算値=1より計算値が大きい範囲)となる場合のみの推定比の平均を示している。なお，推定値のいずれかが0になる場合は推定比が計算できないため，その場合のデータは省いてこれらの値を求めた。

7. 考察

ここでは，NNの学習に用いた地震波を用いた場合の

再現性，内挿性，外挿性(a)と，NNの学習に用いていない地震波を用いた場合の外挿性(b)の場合に分けて推定精度の考察を行う。

7.1 再現性，内挿性，外挿性(a)に関する考察

(a) 損傷に対する考察：2層の外挿性(a)，3層の全データ区分を除くと，推定比の平均は1.00～1.63に分布し，推定精度が良い結果が得られた。ここで，本報では累積塑性変形による損傷を考えているため，損傷が生じるのは変形が x_y より大きい場合となる。また，一般に μ_F の値は1よりも大きい値をとると考えられるため，応答解析結

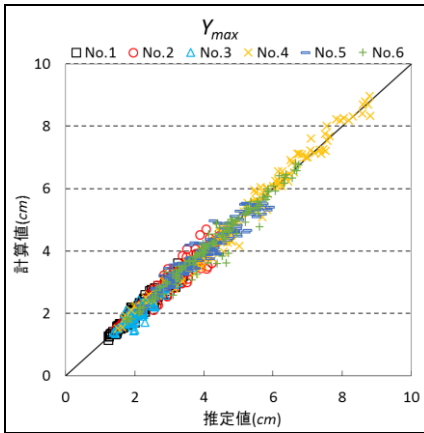


図 13 1層：内挿性 応答

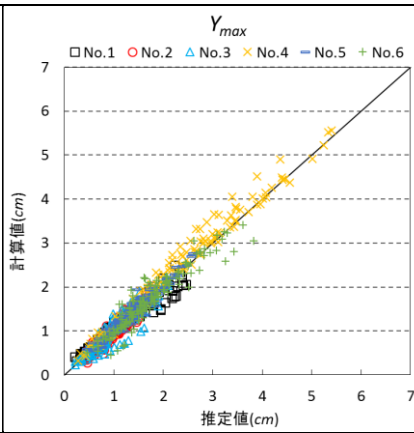


図 14 2層：内挿性 応答

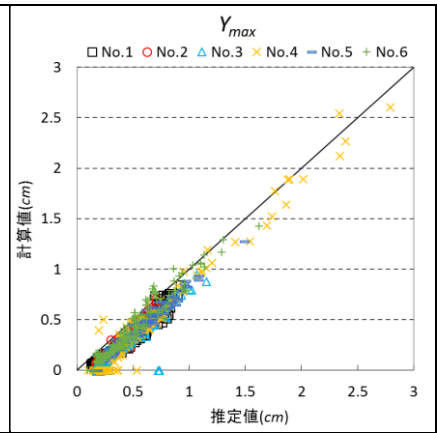


図 15 3層：内挿性 応答

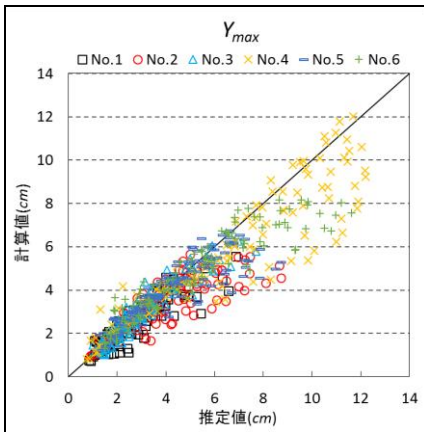


図 16 1層：外挿性(a) 応答

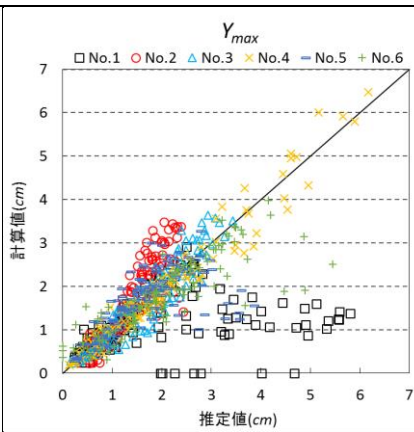


図 17 2層：外挿性(a) 応答

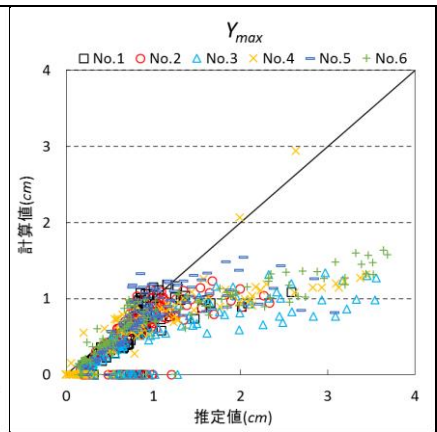


図 18 3層：外挿性(a) 応答

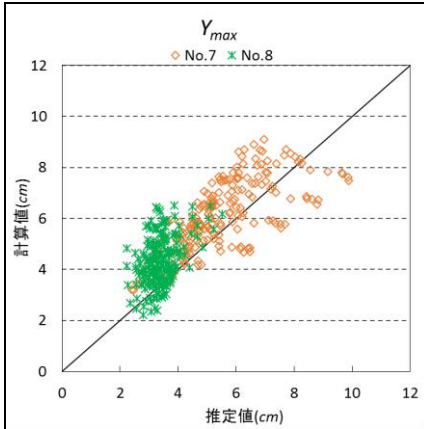


図 19 1層：外挿性(b) 応答

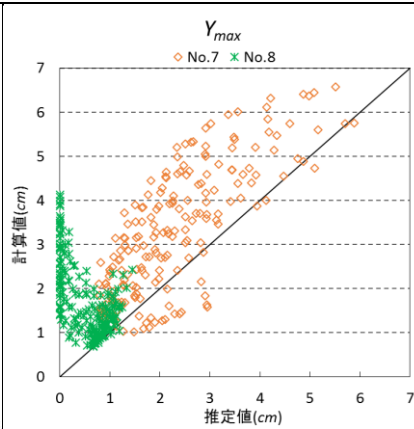


図 20 2層：外挿性(b) 応答

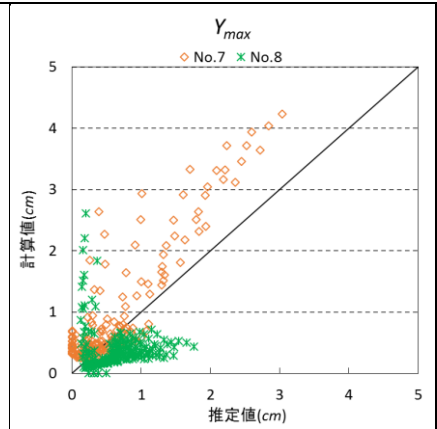


図 21 3層：外挿性(b) 応答

果の損傷計算値が $D_e \times \mu r^2 \geq 1$ の範囲のデータのみを用いた推定比の平均値も表 6 中に括弧付の値で示している。この範囲のデータを用いた推定比の平均は、推定精度が悪かった外挿性(a)の 2 層と 3 層の全データ区分に対して $0.978 \sim 1.24$ となり、 $D_e \times \mu r^2 \geq 1$ の範囲では比較的精度の良い推定が行えることがわかる。このため、全データで推定精度が悪くなるのは、 $D_e \times \mu r^2 < 1$ の範囲の誤差が大きいため、この範囲では $\mu r = 1$ でも $D_e < 1$ で損傷率も小さくこの範囲で誤差が大きい影響は小さいと考えられる。(b) 最大応答変位に対する考察：応答変位の推定比の平均は、3 層では全データ区分で 1.5 程度となったが、1～

2 層では推定比の平均は $0.977 \sim 1.16$ となり、標準偏差も全層で最大 0.624 であるため、応答については全層ともほぼ精度良く最大応答変位を推定できることがわかる。しかし、図 17, 18 に示す外挿性(a)の 2, 3 層で、外挿性(a)のパラメータの内、弾性 1 次固有周期、降伏震度が学習データ範囲より大きい場合に計算値に対する推定値が大きくなった。これは、外挿範囲でこれらのパラメータ変化に対する特性を学習できていないためと考えられ、外挿データの場合の推定精度の低下に注意を要する。(c) 損傷・応答推定全体に対する考察：学習に用いた地震波に対する推定を表わす 3 つのデータ区分では、やや推

定精度が悪い部分もあるが、比較的精度良く推定が行えた。また、本報では、構造特性に学習範囲外のデータを用いた外挿性(a)の精度検証を行ったが、今回の検討で内挿データに対しては良い推定精度が得られたため、より広い範囲の構造特性を用いて学習を行えば、内挿範囲での推定が可能となり、推定精度が向上すると考えられる。

7.2 外挿性(b)に関する考察

(a) 損傷に対する考察：1～3層で上層ほど精度が低下するが、推定比の平均が1.14～3.54で推定が行えており、3層の $De \times \mu F^2 \geq 1$ の範囲では、推定比の平均で0.729、標準偏差で0.668とばらつきも少なく精度も良い。また、図10、11から1、2層では地震波ごと(図中橙：No.7、緑：No.8)にデータが分布しており、今回用いた学習データで、地震動の入力パラメータによる分布傾向を学習できたと考えられる。

(b) 最大応答変位に対する考察：推定比の平均は1～3層で0.642～1.51で、比較的精度良く推定が行えた。図19～21で、計算値に対する推定値が、1、2層では小さく、3層では大きくなる傾向があり、地震波No.8の場合にその傾向がより顕著に見られる。

(c) 損傷・応答推定全体に対する考察：以上より、学習データに用いていない地震波についても、ある程度損傷・応答の推定が行えることがわかる。しかし、地震波No.7では全体的に精度良く推定が行えたが、地震波No.8では2層の応答推定では推定値が0となるデータが多くあるなど、用いる地震波によって推定精度が大きく異なる。これより、地震波特性である卓越周期、継続時間と損傷、応答の関係性が類似した傾向を持つ地震波を学習データ内に含まない場合に、推定精度が悪くなると考えられる。このため、学習に用いる地震波についても、より多くの地震波を用いて学習データを作成すればこの点が改善され、推定精度が向上する可能性も考えられる。

8. 結

本報を通して以下のことが明らかとなった。

○学習データ作成で使用した地震波に対する推定では、損傷の計算値 $De \times \mu F^2 < 1$ の範囲でやや精度は悪くなるが、 $De \times \mu F^2 \geq 1$ 以上の範囲では、良い精度で推定を行うことができる。

○学習データ作成で使用していない地震波を用いた検証では、用いる地震波により推定精度が大きく異なる傾向が見られるが、推定比の平均で0.642～3.54と、ある程度の精度で推定が行える。

以上より、階層型NNを用いることで、既知の観測地震波に対しては良い精度で応答・損傷の推定が行えることが分かった。また、将来発生する未知の地震波に対しては、可能な限り多くの地震波で学習データを作成し、

地震波の特性と応答、損傷の関係性をNNに学習させることで、一定以上の推定精度が得られるシステムを構築することが可能と考える。しかし、損傷の本研究での定義と実際の建物の損傷が必ずしも一致しないなど、提案手法に実際の建物との乖離が少なからず存在する。このため、本提案手法を実際の建物に適用するためには、今後、予測精度や本手法の有効性と適用限界等の検証に加え、様々な項目の検討を重ねて行う必要があると考える。

謝辞

地震波データを使用させていただいた国立研究開発法人防災科学技術研究所に感謝いたします。また、本研究の一部は、JSPS「国際的な活躍が期待できる研究者の育成(R2904)」の一貫として実施されたものである。

【参考文献】

- [1]地震調査研究推進本部 HP：南海トラフで発生する地震(URL：https://www.jishin.go.jp/regional_seismicity/rs_kaiko/k_nankai/，2019年7月7日閲覧)
- [2]内閣府 HP：防災情報のページ(URL：<http://www.bousai.go.jp/taisaku/pdf/shishin011.pdf>，2019年7月7日閲覧)
- [3]日本建築防災協会 HP：全国被災建築物応急危険度判定協議会(URL：<http://www.kenchiku-bosai.or.jp/assoc/oq-index/>，2019年7月7日閲覧)
- [4]国土交通省住宅局建築指導課：震災建築物の被災区分判定基準および復旧技術指針，日本建築防災協会，pp.3-9，2001.9
- [5]日本建築学会：東日本大震災合同調査報告，第6章：阪神・淡路大震災と東日本大震災のICT関連被害比較と震災のための情報システムのあり方，日本建築学会，pp.247-256，2016.9
- [6]都市の脆弱性が引き起こす激甚災害の軽減化プロジェクト②都市機能の維持・回復のための調査・研究：健全度判定システムを用いた地震時の建物管理マニュアル作成指針(案)(URL：http://www.toshikino.dpri.kyoto-u.ac.jp/outcome/technical/06_shishin.pdf，2019年7月7日閲覧)
- [7]石井勇五郎編著：非破壊検査工学，産報出版，1993.8
- [8]八木和夫，鈴木義武：ニューロ情報処理技術，海文堂，1992.2
- [9]井上賀介，谷明勲，河村廣，瀧澤重志：ニューラルネットワークを用いた建築構造物の損傷推定—同一観測点で観測された地震波に対する推定精度について—，第24回情報システム利用技術シンポジウム論文集，pp.139-144，2001.12
- [10]谷明勲，河村廣：階層型ニューラルネットワークおよびフuzzy理論を用いた建築構造物の最適適応予測制御システム，日本建築学会構造系論文集，第458号，pp.179-189，1994.4
- [11]楊元植，中埜良昭，真田靖士：ニューラルネットワークを利用した履歴推定手法をサブストラクチャ・オンライン実験へ適用するためのアルゴリズムとその学習方法，生産研究，55巻6号，pp.79-82，2003.
- [12]永野正行，藤谷秀雄，吉村智昭：建築振動を学ぶ—地震から免震・制振まで—，理工図書株式会社，pp.53-55，2014.3
- [13]山田稔，河村廣，谷明勲，藤谷秀雄：有限共振応答解析による損傷継続時間及び累積損傷評価に関する研究—完全弾塑性型復元力特性をもつ1質点系について—，日本建築学会構造系論文報告集第382号，pp.40-49，1987.12
- [14]Coffin, L., F., JR., Schenectady, N., Y.: Design Aspects of High-Temperature Fatigue with Particular Reference to Thermal Stresses, Trans. of the ASME, 78, pp.527-532, 1956
- [15]防災科学技術研究所：K-NETによる強震観測記録(URL：<http://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/>，2019年7月7日閲覧)