

# 中小地震による建造物の応答の機械学習に基づく大地震時の即時損傷検知の試み

三神 厚<sup>1</sup>

<sup>1</sup>正会員 東海大学教授 建築都市学部土木工学科 (〒259-1292 神奈川県平塚市北金目 4-1-1)

E-mail: atsushi.mikami@tokai.ac.jp

本研究は、強震計が設置され地震応答が得られることを前提とした建造物について、しばしば観測される中小地震による建造物の線形応答記録の機械学習から、大地震時の建造物の損傷検知を即時に行うことを目指したものである。トリリニアモデルにより非線形を考慮した建造物モデルに、中小地震による建造物の地震応答記録を自己符号化器（オートエンコーダ）に学習させウェイトを確定したネットワークに対し、大地震を想定した建造物の非線形応答記録を幾つか適用したところ、得られる異常度指標としての再構成誤差の値は、建造物の損傷レベルに応じて大きくなった。これにより、機械学習を用いて大地震による建造物の損傷を即時に検知することの可能性が見出された。

**Key Words:** machine learning, autoencoder, damage detection, nonlinear response

## 1. はじめに

大地震発生後、建造物の被害の有無や程度、被害箇所を即時に把握し、被害の程度が大きい場合には、建造物の使用（供用）をすぐに止めなければならない。被害が広域にわたる場合には、専門家による調査に時間を要するため、建造物を供用できない期間は長くなる。強震観測記録が得られているならば、その分析からすぐに使用を止める判断をすることができる可能性も期待される。いずれにせよ、被災度判定が確定するまでの1次スクリーニング手法があると有益であると考えられる。

本研究ではこれまで機械学習を使用した建造物の損傷検知を試みてきた。前報<sup>1</sup>では、建造物の線形地震応答の機械学習をもとに、非線形地震応答記録による建造物の損傷の即時検知可能性を模索した。本研究はその続編として、学習用と検証用で異なる地震動入力を考えるなど、検討例を追加したものであるが、まずは機械学習の方法の適切な選択に遡って考えてみる。

機械学習の方法は、教師あり学習と教師なし学習に分けられる。大量の学習データを用意できる分野では教師あり学習の適用が可能で、例えば、画像認識の分野では画像とラベルを対応させながら学習することが可能である。一方、前述のような地震応答データをもとに構造

物の損傷の有無を評価しようとする問題では、損傷ありの非線形応答データは観測されていないか、ごくわずしか蓄積がないと考えられ、異常データの数が少ない異常検知の分野と問題を共有する。そのため、ここでは教師なし学習の適用を考える。教師なし学習のうち、自己符号化器（オートエンコーダ）<sup>2</sup>は、正常データのみから異常を検知しようとするもので、入力したデータと同じデータが出力側で再構成されるように信号の特徴を学習させるネットワークで次元削減を伴うことが特徴である。そのため、建造物の供用期間中に発生する可能性が比較的高い中小の地震による建造物の応答（線形応答）を学習させニューラルネットのウェイトを決定した上で、稀に発生する大地震による建造物の非線形応答を適用することで、非線形応答を「異常」として検知できる可能性がある。

このように、建造物に設置された強震計で得られる地震応答を活用して損傷検知をしようとする場合、一般には大地震のデータの蓄積が皆無であることが多いことから、教師なし学習が適していると考えられる。そこで、本研究では、異常検知の分野でよく用いられるオートエンコーダを用い、建造物の線形応答を学習させた上で、大地震を想定した非線形応答を適用することで建造物の損傷の検知を試みる。これにより、大地震後、即時に構

造物の損傷の有無や程度を把握できる可能性がある。

## 2. オートエンコーダを用いた構造物の損傷検知

まず最初にオートエンコーダを時刻歴応答に適用し、構造物の損傷を検知する仕組みについて説明する。

### (1) オートエンコーダ

オートエンコーダとは基本的に3層のニューラルネットワークで、入力したデータと同じデータが出力側で再生されるように信号の特徴を学習させるもので、次元削減を伴う(図-1)。エンコーダ部とデコーダ部からなり、隠れ層で信号(データ)が圧縮されることでデータの特徴を抽出する。入力層から出力層へは活性化関数を經由して信号が受け渡される。活性化関数としてここでは、最も一般的なシグモイド関数を用いる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

本研究では、隠れ層のサイズは入力データサイズの半分程度を考えた。なお、オートエンコーダを適用するにあたり、MATLABのNeural Network ToolboxとStatistics and Machine Learning Toolboxを用いた。

### (2) オートエンコーダが異常検知を行うしくみ

オートエンコーダでは、正常データのみを用いてネットワークが学習する。そのため、入力側で時系列が正常である場合には、もとの正常な時系列を再生するようにウェイトを学習するので、出力側でもとの波形が再構成され、もとの信号と再構成された信号との差である再構成誤差は小さくなる。一方、入力側の時系列に異常データを含む場合には、出力側で元の波形の再構成が適切に行われず再構成誤差は大きくなってしまう<sup>3)</sup>。再構成誤差が大きくなった場合の時刻歴データを異常データとして扱い、損傷検知の指標とするならば、正常データのみから異常検知が可能になる。なお、再構成誤差は、誤差の2乗を平均化したものの平方根として評価した。そのため、1サンプル(部分時系列)あたり1つの評価値を得ることになる。

## 3. 検討の方法

検討にあたり非線形1自由度系構造物モデルを考える。異なる2つの地震動を振幅調整を行った上で入力地震動として用いて、線形地震応答と幾つかの非線形地震応答を用意し、それぞれ、学習用と検証用に用いることで、

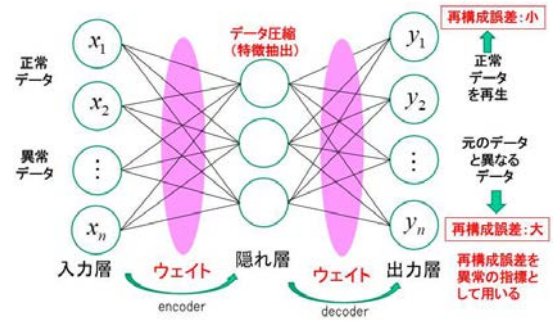


図-1 オートエンコーダ

表-1 モデルのパラメータ

質量	$2.0 \times 10^5$ (kg)
剛性	$1.2 \times 10^8$ (N/m)
減衰定数	0.05 (剛性比例型)
復元力特性を規定するパラメータ	
第1折れ点の変位	2.5 (cm)
第2折れ点の変位	5.5 (cm)
第1剛性	$1.2 \times 10^8$ (N/m)
第2剛性	$6.0 \times 10^7$ (N/m)
第3剛性	$6.0 \times 10^6$ (N/m)

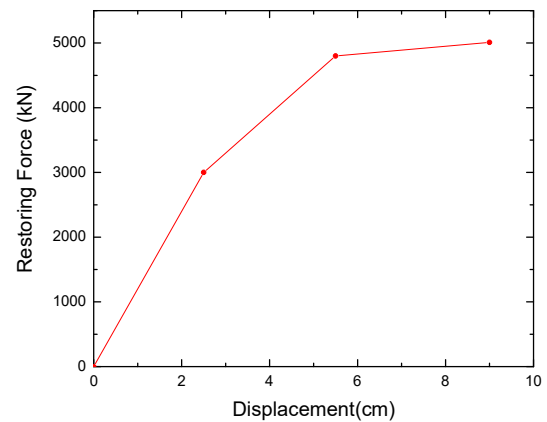
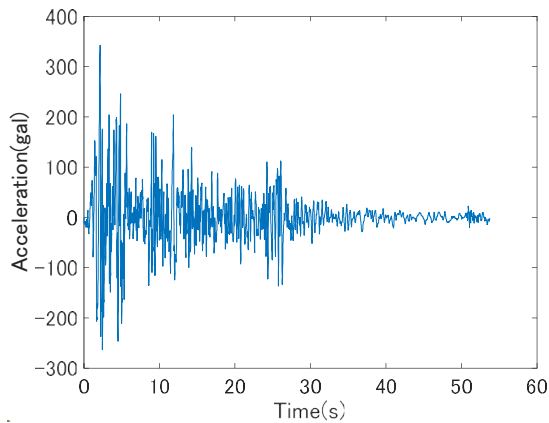


図-2 トリリニア型骨格曲線

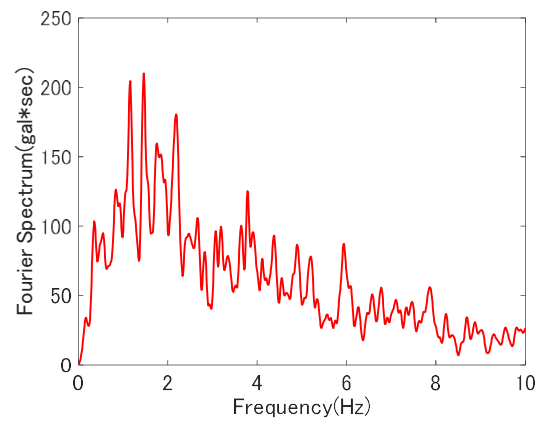
損傷検知の可否を検討するとともに、損傷検知のしくみを考察する。

### (1) 構造物モデル

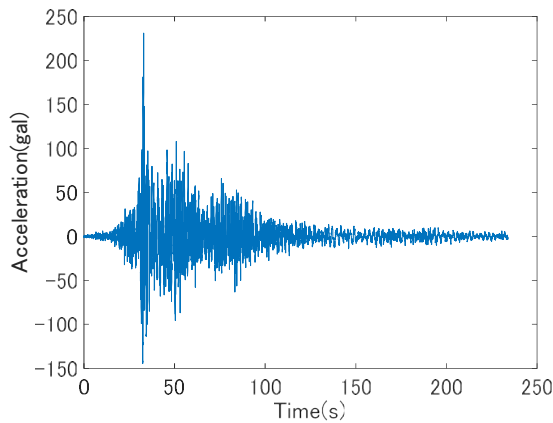
構造物モデルとして、質量、剛性、減衰からなる1自由度系モデルを用いる。大崎<sup>4)</sup>を参考にして設定した構造物モデルのパラメータを表-1にまとめる。構造物の固有振動数は約3.9Hzで、復元力特性(骨格曲線)は、図-2に示すトリリニア型で、Masing型非線形モデルを用いた<sup>4)</sup>。また、剛性比例型の減衰を用い減衰定数は5%とした。



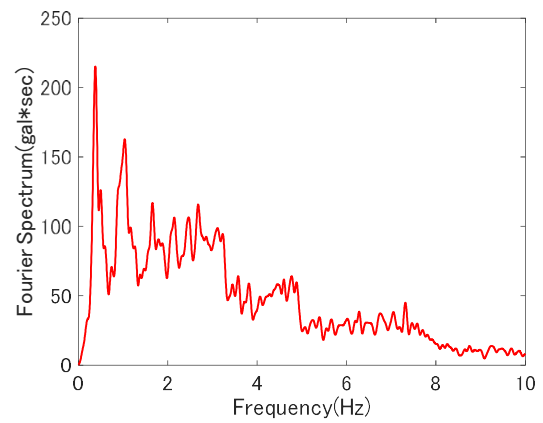
(a) エルセントロ地震波, NS成分



(a) エルセントロ地震波, NS成分



(b) 八戸波, NS成分



(b) 八戸波, NS成分

図-3 用いた入力地震波

図-4 フーリエスペクトル

## (2) 入力地震動の準備

構造物基部に地震動を直接入力して構造物の地震応答を求める。ここでは実地震動として、図-3に示す(財)日本建築センターが提供しているエルセントロ地震波(1994年版)のNS成分と八戸波(1994年版)のNS成分を用いた。エルセントロ地震波は、最大加速度が約342gal、継続時間約54秒、時間間隔0.02秒の観測波を0.01秒間隔になるよう線形補間し、入力地震動として用いた。八戸波は、最大加速度が約231gal、継続時間約234秒、時間間隔0.01秒の記録で補間せず用いた。

これらの地震動の周波数特性を確認するため、図-4にフーリエスペクトルを示す。フーリエスペクトルの算出にあたっては、それぞれのデータが2のべき乗個になるよう後続の0をつけたものを高速フーリエ変換するとともに、バンド幅0.1HzのParzenウィンドウにより平滑化を行った。エルセントロ地震波では、1~2Hzあたりが卓越しているのに対し、八戸波ではそれより低い周波数帯に卓越成分が見られる。以下では、これら2つの周波数特性の異なる地震動を構造物に対する入力地震動として用いて検討を行う。

## (3) 構造物の地震応答

機械学習の学習用に用いる線形地震応答を用意するにあたり、エルセントロ地震波の最大振幅を50galに調整したものを中小地震による地震動の例として構造物に入力した際の変位応答をWilson  $\theta$ 法を用いて求めた(図-5)。なお、ここでは $\theta=1.4$ として数値計算を行った。また検証用の大地震による地震動としては八戸波を用い、その最大振幅を50gal, 200gal, 800gal, 1600galに調整して同様に変位応答を求めた(図-6)。後述するように、入力地震動の最大加速度が50galや200galの場合には構造物の応答は非線形応答とはならないが、ここでは構造物の損傷度の違いによる異常度の違いを検討するため、あえて検討に加えた。図-6(d)より、1600gal入力では構造物の顕著な非線形の影響が残留変位として現れていることがわかる。

また復元力-変位曲線について、図-6に対応して、八戸波の最大振幅を50gal, 200gal, 800gal, 1600galに調整して構造物に入力した場合の結果を図-7に示す。50gal入力、200gal入力の場合には復元力-変位関係は線形となっているのに対し、800gal, 1600gal入力の場合には、顕著な履歴ループを描いていることがわかる。

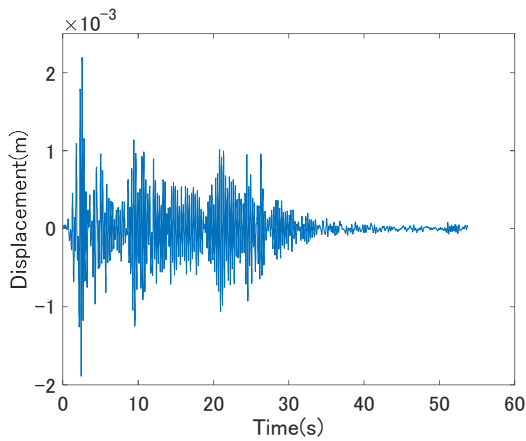


図-5 構造物の変位応答  
(エルセントロ地震波, 50gal 入力)

以上では、学習用に用いる線形地震応答を用意するにあたりエルセントロ地震波を、検証用に用いる線形または非線形地震応答を求めるにあたり八戸波を用いたが、その逆のパターンについても検討を行う。すなわち、八戸波の最大振幅を 50gal に調整したものを中小地震による地震動の例として構造物に入力した際の変位応答（線形）を求めるとともに（図-8）、検証用に用いる地震動としてエルセントロ地震波の最大振幅を 50gal, 200gal, 800gal, 1600gal に調整して入力した場合の応答も求め（図-9）、検討を加えた。八戸波入力の場合と同様にエルセントロ波の 800gal, 1600gal 入力では残留変位が見られるが、八戸波入力ほど顕著ではない。

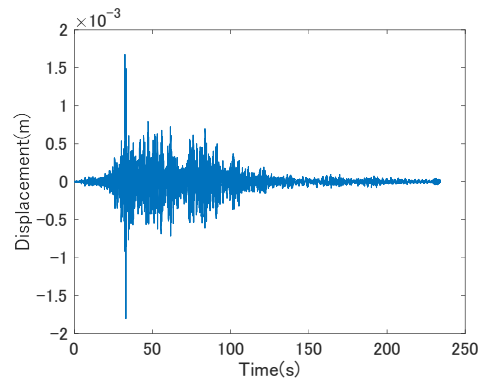
図-9 に対応する復元力-変位関係を図-10 に示す。図-7 同様、800gal, 1600gal 入力の場合には、顕著な履歴ループを描く。

#### (4) 線形応答の機械学習に基づく大地震による構造物の損傷の即時評価

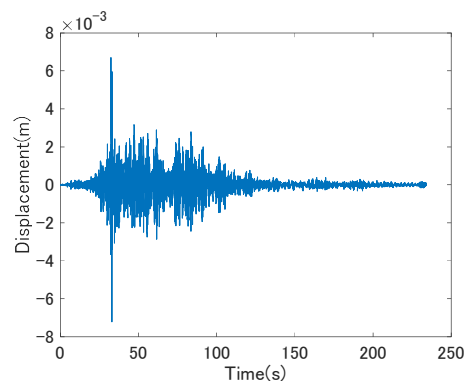
エルセントロ地震波の最大振幅が 50gal となるよう振幅調整したものを入力地震動として用いた場合の構造物の応答を線形応答とし、これを学習用に用いる。具体的には、継続時間約 54 秒、時間刻み 0.01 秒のエルセントロ地震波のデータから 0~53 秒を 1 秒（100 個）ずつのデータに分割し、それぞれ 1 サンプルとする。エルセントロ地震波については 53 サンプルを学習用に用いた。

一方、損傷の即時評価検証用としては、八戸波の最大振幅を 50gal, 200gal, 800gal, 1600gal となるよう振幅調整したものを構造物に入力し、それぞれ非線形レベルの異なる線形または非線形地震応答を得る。これらを 50gal 入力の応答の場合と同様に、1 サンプル 100 個のデータで構成した 234 サンプルを考える。

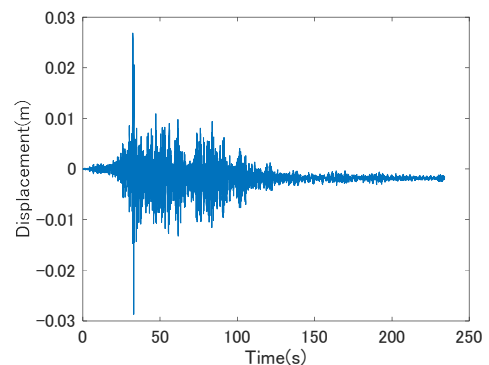
機械学習による構造物の損傷検知のしくみを考察するにあたり、これらの応答記録はそれぞれ振幅が大きく異なるので、振幅調整せずそのまま用いる場合に加え、最



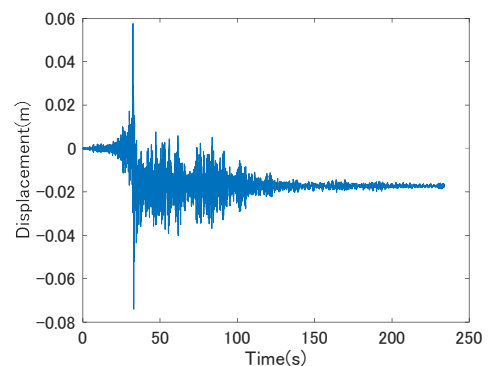
(a) 50gal 入力



(b) 200gal 入力



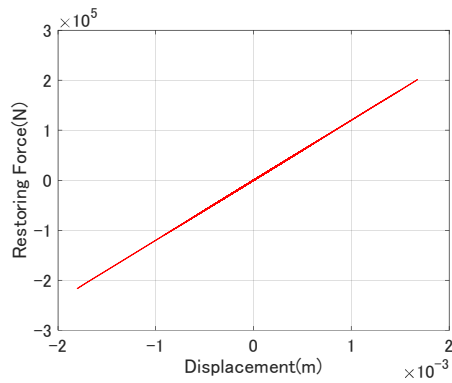
(c) 800gal 入力



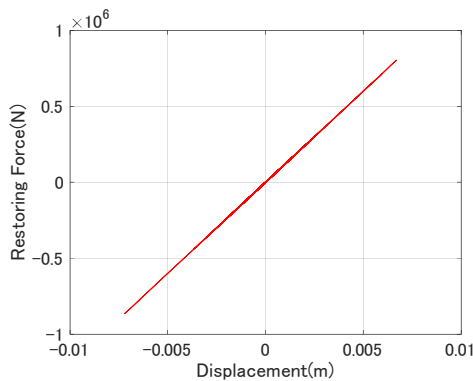
(d) 1600gal 入力

図-6 構造物の変位応答（八戸波）

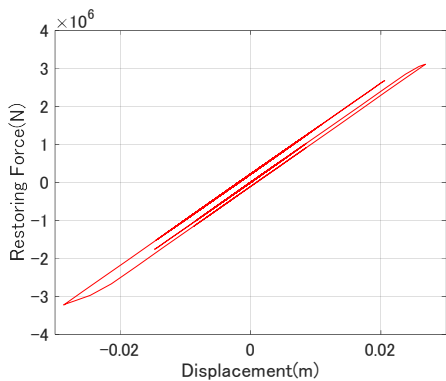
大振幅（絶対値）が 1 となるよう振幅調整を行った上で、オートエンコーダを適用する検討も実施した。



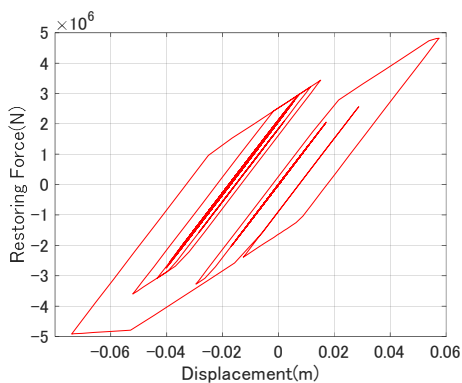
(a) 50gal



(b) 200gal



(c) 800gal



(d) 1600gal

図-7 復元力-変位曲線の例 (八戸波)

以上に加えて、学習用と検証用の地震動を逆に用いた場合の検討も行う。八戸波の最大振幅が 50gal となるよ

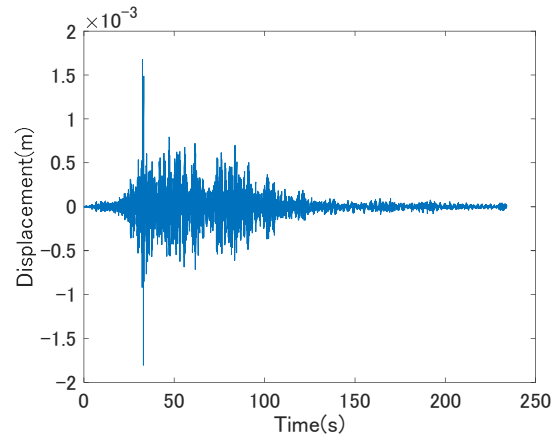


図-8 構造物の変位応答

(八戸波, 50gal 入力)

う振幅調整したものを入力地震動として用いた場合の構造物の応答を線形応答としこれを学習用に用いる。具体的には、継続時間約 234 秒、時間刻み 0.01 秒の八戸波のデータから 0~234 秒を 1 秒 (100 個) ずつのデータに分割し、それぞれ 1 サンプルとする。八戸波については 234 サンプルを学習用に用いた。

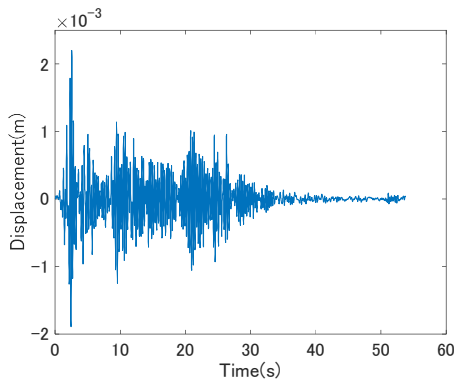
一方、損傷の即時評価検証用としては、エルセントロ波の最大振幅を 50gal, 200gal, 800gal, 1600gal となるよう振幅調整したものを構造物に入力し、それぞれ損傷レベル (非線形レベル) の異なる線形または非線形地震応答を得る。これらを 50gal 入力の応答の場合と同様に、1 サンプル 100 個のデータで構成した 53 サンプルを考えた。

応答記録の振幅調整についても、振幅調整なしとありで同様に検討を行った。

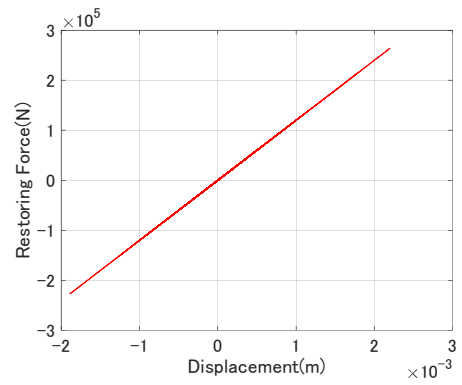
#### 4. 検討結果

最大振幅 50gal に調整したエルセントロ地震波を中小地震による地震動の例として考え、それに対する構造物応答を学習させる。一方で、八戸波の最大振幅を 50gal, 200gal, 800gal, 1600gal に調整した入力地震動に対する構造物応答を用いて、構造物の損傷の検知可能性について検証した結果について、サンプルごとに得られる再構成誤差の結果を図-11 に示す。図-11(a),(b)はそれぞれ応答変位を振幅調整せずそのまま使用した場合と振幅を揃えた場合である。

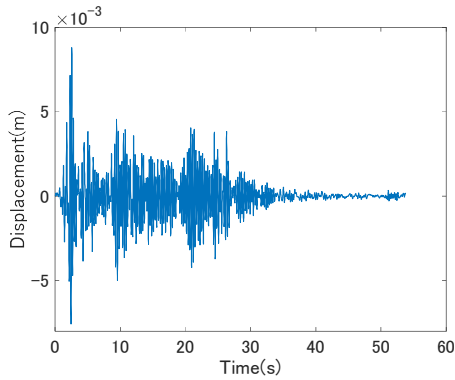
振幅調整の有無によらず、地震応答の非線形レベルに応じ、異常度を示す再構成誤差の大きさが異なっており、非線形レベルが高いほど、異常を示す再構成誤差の値が大きくなっていることがわかる。構造物に損傷がない場合、すなわち、復元力特性が線形を示す 50gal 入力と 200gal 入力の場合には、再構成誤差の大きさはほぼ同程度の値を示している。また再構成誤差の時間変化に着目す



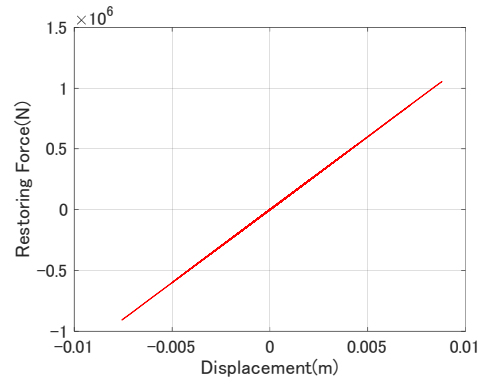
(a) 50gal 入力



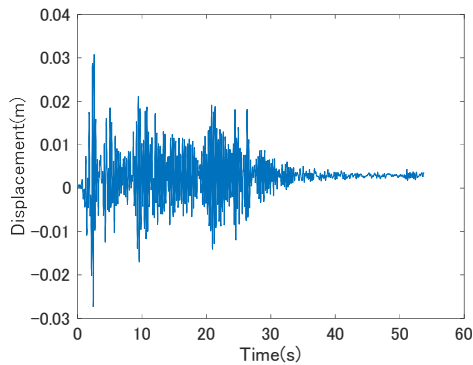
(a) 50gal



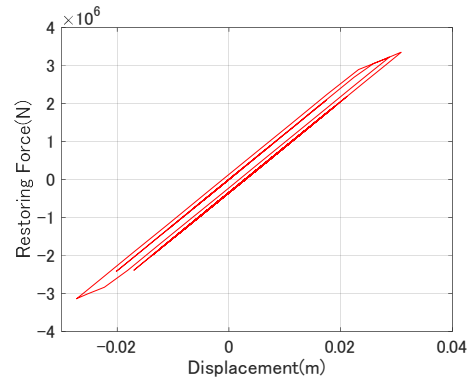
(b) 200gal 入力



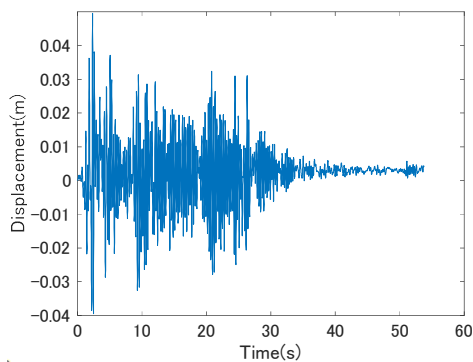
(b) 200gal



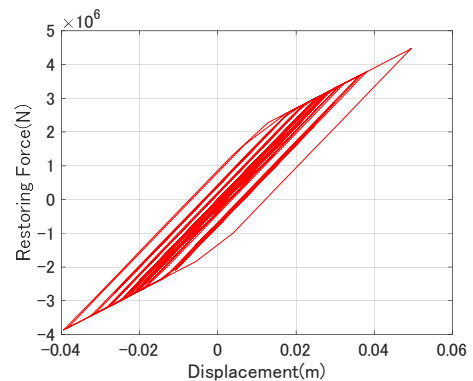
(c) 800gal 入力



(c) 800gal



(d) 1600gal 入力



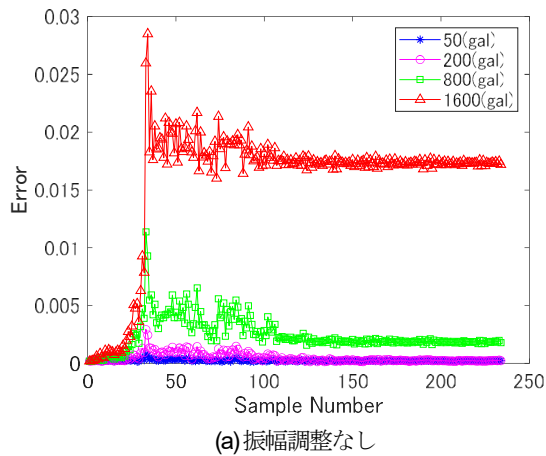
(d) 1600gal

図-9 構造物の変位応答 (エルセントロ地震波)

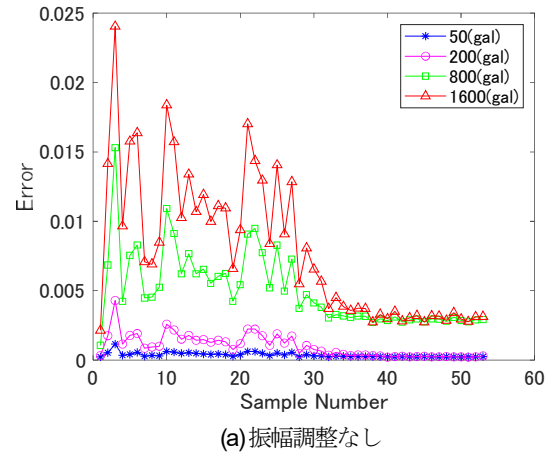
図-10 復元力-変位曲線の例 (エルセントロ地震波)

ると、最大応答に対応する 30 サンプル (30 秒に対応) あたりで最大になり、その後、残留変位の値に応じて再

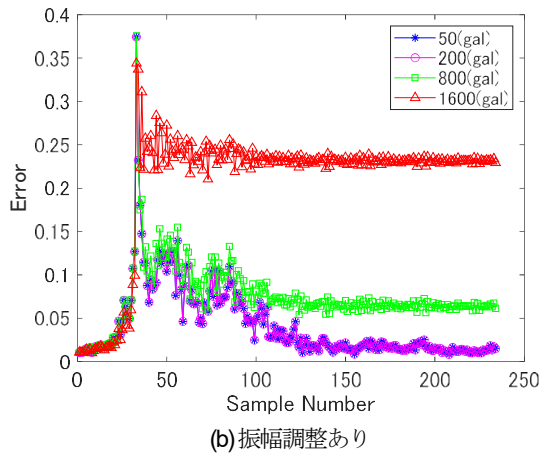
構成誤差の値にも違いが生じているように見える。以上の結果から、構造物に生じる損傷 (非線形のレベル) に



(a) 振幅調整なし

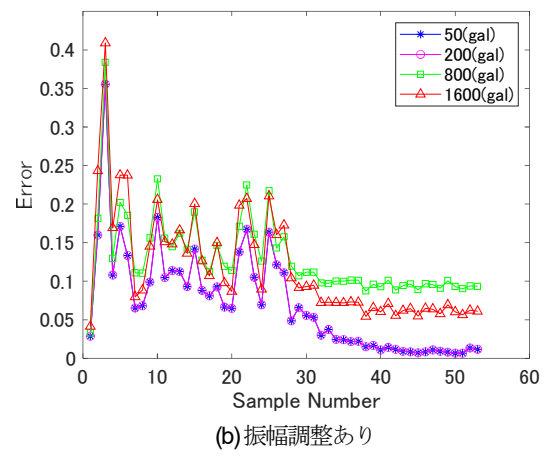


(a) 振幅調整なし



(b) 振幅調整あり

図-11 再構成誤差



(b) 振幅調整あり

図-12 再構成誤差

応じて再構成誤差の大きさは変化し、損傷の度合いが顕著なほど、再構成誤差が大きくなるものと推察される。

次に、学習用と検証用の地震動を入れ替えた場合を考える。最大振幅 50gal に振幅調整した八戸波を中小地震による地震動の例として考え、それに対する構造物応答を学習させる。一方で、エルセントロ地震波の最大振幅を 50gal, 200gal, 800gal, 1600gal に調整した入力地震動に対する構造物応答を用いて、構造物の損傷の検知可能性について検証した結果について、サンプルごとに得られる再構成誤差の結果を図-12 に示す。図-12(a),(b)はそれぞれ応答変位を振幅調整せずそのまま使用した場合と振幅を揃えた場合の結果である。振幅調整なしの場合には、損傷の程度（地震応答の非線形レベル）に応じ、異常度を示す再構成誤差の大きさが異なっており、非線形レベルが高いほど、異常を示す再構成誤差の値が大きくなっていることがわかる。構造物に損傷がない場合、すなわち、復元力特性が線形を示す 50gal 入力と 200gal 入力の場合には、再構成誤差の大きさはほぼ同程度の値を示しているが、200gal 入力の場合の方が幾分大きな値を示しているのは、振幅の違いによるものと推察される。一方で振幅調整を行った場合には、入力地震動の強度の異なる 4 ケースの違いが見えにくくなる。図-11,12 の比較から、

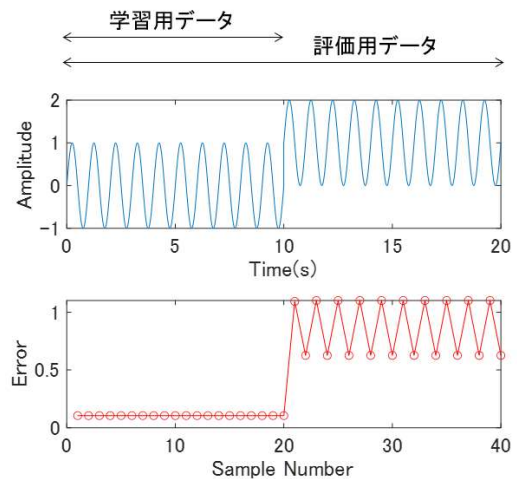


図-13 残留変位の影響

残留変位の再構成誤差（異常度）に対する影響が大きいことが推察される。

以上の検討から、残留変位の大きさに応じて再構成誤差に違いが生じるように見えるので、簡単な例を使って検証を行う。ここでは周期 1Hz, 振幅 1 の SIN 波を用意し、10 秒で基準線が変化（シフト）する場合を考え、残留変位を模擬する。そして、0~10 秒を学習用に用い、

波形全体 (0~20 秒) を検証用に用いる。検討結果を図-13 に示す。10 秒からの基準線のシフトにより再構成誤差の値が急増していることから、残留変位は異常検知の指標として用いられる再構成誤差に影響を与えるものと推察される。

## 5. まとめ

本研究は、1 自由度系構造物の非線形時刻歴応答にオートエンコーダを適用し、構造物の損傷の有無や損傷の程度の評価を試みたものである。異常検知手法として用いられるオートエンコーダを適用するにあたり、観測される頻度が比較的高い中小地震による構造物の地震応答 (線形応答) を学習させた上で、構造物に損傷が生じる程度の大地震による応答 (非線形応答) を幾つか用意し、オートエンコーダを適用した。具体的には、振幅を調整した強度の異なる入力地震動をいくつか用意し構造物に対する入力として用いることで、構造物の異なるレベルの非線形応答を用意し、これらにオートエンコーダを適用した。構造物の損傷 (異常) の指標として再構成誤差を用い、構造物の損傷の程度 (非線形のレベル) と再構成誤差との関係を考察した。これにより、強震計が設置されている構造物で観測される地震応答を用いることで、

構造物の損傷の有無や損傷の程度を即時に検知できる可能性を示すことができた。

**謝辞:** 本研究は、JSPS 科研費 (課題番号: 19K04583) の助成を受けたものです。(財) 日本建築センターが提供している地震動記録を使用させて頂いたことに感謝します。

## REFERENCES

- 1) 三神 厚: 構造物の非線形地震応答に対するオートエンコーダの適用, 第 41 回地震工学研究発表会講演論文集, C11-2336, 2021. [Mikami, A.: Application of autoencoder to nonlinear time history response of a SDOF structure, Proceedings of the 41st JSCE Earthquake Engineering Symposium, Online, C11-2336, September, 2021.]
- 2) Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol.313 (5786), pp.504-507, 2006.
- 3) MathWorks Japan: センサーデータ解析のためのニューラルネットワーク, 2015. [MathWorks Japan: Sensor-data-kaisekinotameno-Neural-Network, 2015.] <https://jp.mathworks.com/videos/neural-network-for-sensor-data-analysis-1505494780628.html>.
- 4) 大崎順彦: 建築振動理論, 彰国社, 1996. [Ohsaki, Y.: Kenchiku-shindou-ron, Syokokusya, 1996.]

(Received July 1, 2022)  
(Accepted November 1, 2022)

# ATTEMPT OF IMMEDIATE DAMAGE DETECTION OF INSTRUMENTED STRUCTURE DURING A LARGE EARTHQUAKE BASED ON MACHINE LEARNING OF LINEAR RESPONSES CAUSED BY SMALL AND MEDIUM EARTHQUAKES

Atsushi MIKAMI

The purpose of this study is to perform immediate damage detection of the instrumented structure during a large earthquake based on the machine learning of the linear response recordings due to the frequently observed small and medium earthquakes. Preparing a model of the structure that considers nonlinearity with trilinear model, both linear and nonlinear responses are calculated by giving input ground motions of different strength. Then, the autoencoder is trained with linear response records, and weights of the network are determined. By applying several response recordings of different nonlinear levels considering large earthquakes to the autoencoder, the value of the obtained reconstruction error as an anomaly index showed variation according to the damage level of the structure. It was found that immediate detection of structural damage caused by a large earthquake may be possible by using nonlinear response records.