

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

三神 厚¹

¹ 正会員 東海大学教授 工学部土木工学科 (〒259-1292 神奈川県平塚市北金目 4-1-1)
E-mail: atsushi.mikami@tokai.ac.jp

本論文は1自由度系構造物の非線形地震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を評価する可能性を検討したものである。観測される頻度が比較的高い小地震による構造物応答（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地震に対する応答（非線形応答）に学習済のオートエンコーダを適用することを想定している。異常検知手法であるオートエンコーダを適用するにあたり、構造物に対する様々な大きさの地震動入力を考えることで、構造物に異なる損傷（非線形）が生じるような時刻歴応答を得る。損傷（異常）の指標として再構成誤差を使用し、損傷の有無や程度と再構成誤差との関係を考察する。これにより、強震計が設置されている構造物の地震被害を即時に推定できる可能性を示した。

Key Words: machine learning, autoencoder, damage detection, time history response

1. はじめに

高度経済成長期に建設され老朽化を迎えた膨大な数のインフラについて、技術者不足により思ったように点検が進んでいない現状に鑑み、センサーを使った効率的なモニタリングを目的として、本研究では機械学習の方法を使用した構造物の損傷検知を試みてきた。本論文はその応用として、構造物の非線形地震応答に機械学習の方法を適用するもので、これにより強震計が設置された構造物の地震による損傷の即時検知を模索したものである。

機械学習は、教師あり学習と教師なし学習に大きく分けることができる。画像認識のような分野では、それぞれの画像とラベル（その画像が何であるかの答）を対応させながら、大量の学習データを用意することができるため、教師あり学習を適用しやすい分野である。一方、本研究が目指す構造物の損傷検知（異常検知）の分野では、異常データが少ないという前提に立つ必要があることから、教師あり学習が適用しづらいという問題がある。

本研究で用いるオートエンコーダ¹⁾は、教師なし学習のアルゴリズムの1つで、正常データのみから異常を検知できる手法である。大量の正常データを学習させることで異常検知を可能にする魅力的な方法で、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ネットワークのことで、次元削減を伴う

ことが特徴である。もとの正常な時系列を再生するようにウェイトを学習し、出力側で信号を再構成するため、信号に異常がある場合には再構成時に誤差を伴うことになる。

前報²⁾では、構造物材の老朽化に伴う断面欠損などを想定し、剛性の低下という形で損傷を表現した損傷ありモデルと剛性の低下を考慮しない損傷なしモデルを用意し、オートエンコーダに損傷なし構造物モデルの線形応答を学習させた上で、損傷ありモデルの応答に学習済のオートエンコーダを適用することで損傷検知の可能性を示した。これらの時刻歴応答を得るにあたっては、損傷あり、なしの場合とも、線形時刻歴応答を考えていた。

本論文ではその応用として、強震動による構造物の非線形応答から損傷を検知する可能性を検討するものである。さらに、異なる損傷レベルを考えた時、損傷レベルの違いがどのような形でオートエンコーダに反映されるのか（あるいはされないのか）、検討を加える。日常的に頻度高く観測される小規模地震による応答（線形応答）を学習させることで、強震時の構造物の損傷（非線形）の程度を評価する手法が確立できれば、地震後の構造物の即時損傷検知に役立つことが期待される。なおここでは、数値解析の範囲で検討を行い、実記録への適用は今後の課題とする。

2. オートエンコーダを用いた損傷検知

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（異常）を検知するしくみについて説明する。

(1) オートエンコーダとは

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ネットワークのことで、次元削減を伴うことが特徴である（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。

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

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。なお本研究では、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) 異常検知のしくみ

オートエンコーダでは、正常データを用いてネットワークが学習することになるので、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、出力側でもと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³⁾。本研究では、再構成誤差が大きくなった場合の時刻歴応答を異常データとして扱い、損傷検知の指標とする。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（ある時系列データの集合）あたり1つの評価値を得る。

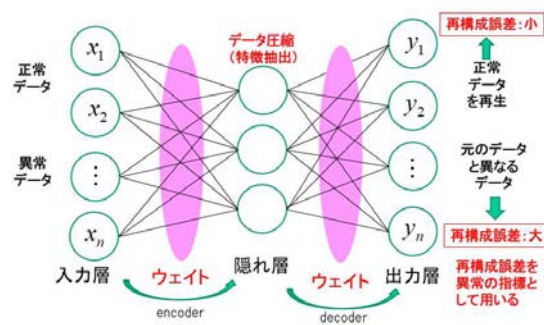


図-1 オートエンコーダ

表-1 モデルのパラメータ

質量	2.0×10^5 (kg)
剛性	1.2×10^8 (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	1.2×10^8 (N/m)
第2剛性	6.0×10^7 (N/m)
第3剛性	6.0×10^6 (N/m)

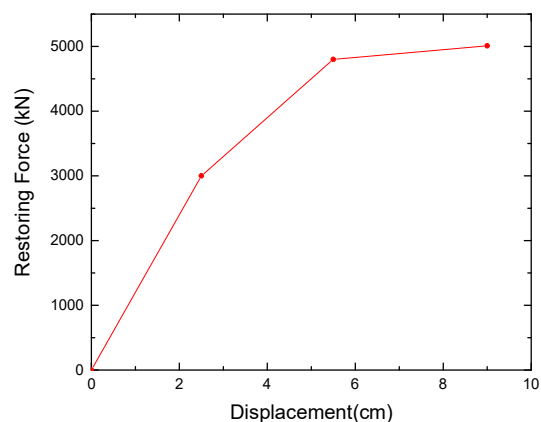


図-2 トリリニア型骨格曲線

3. 非線形応答へのオートエンコーダの適用

構造物として、非線形1自由度モデルを考え、2種類の地震動について強度（振幅）を変化させて入力することで、異なるレベルの構造物非線形応答を考える。

(1) 構造物モデル

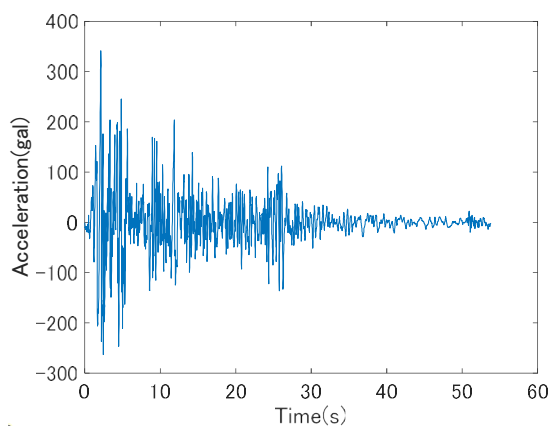
質量、剛性、減衰からなる1自由度系モデルを用いる。大崎⁴⁾を参考にして設定した構造物モデルのパラメータを表-1にまとめる。構造物の固有振動数は約3.9Hzで、

基部に地震動を直接入力する。剛性比例型の減衰を用い、減衰定数は5%とした。

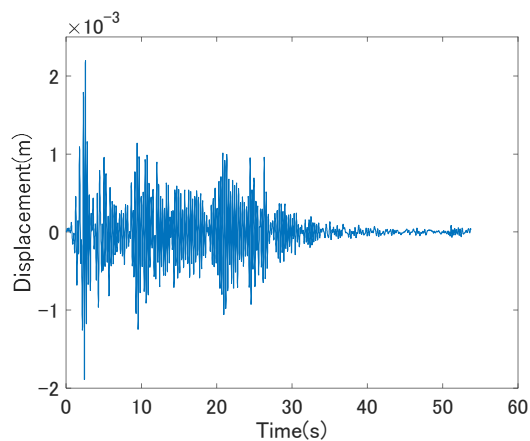
復元力特性（骨格曲線）は、図-2に示すトリリニア型で、Masing型非線形モデルを用いた⁴⁾。

(2) 用いた地震動

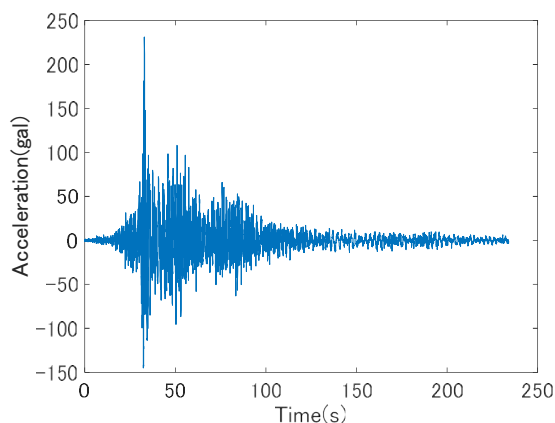
図-3に示す（財）日本建築センターが提供しているエルセントロ地震波（1994年版）のNS成分と八戸波（1994年版）のNS成分を用いた。エルセントロ地震波は、最大加速度が約342gal、継続時間約54秒、時間間隔0.02秒の観測波を0.01秒間隔になるよう線形補間し、入



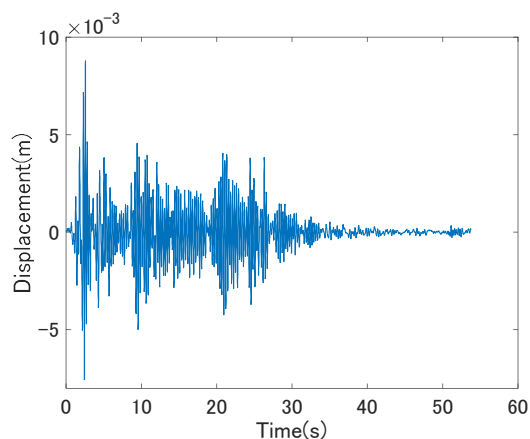
(a) エルセントロ地震波, NS成分



(a) 50gal 入力



(b) 八戸波, NS成分



(b) 200gal 入力

図-3 用いた入力地震波

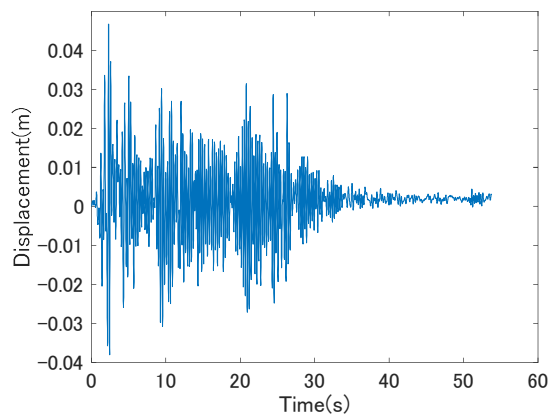
力波として用いた。八戸波は、最大加速度が約 231gal, 継続時間約 234 秒, 時間間隔 0.01 秒の記録で補間せずそのまま用いた。

(3) 時刻歴応答計算

2 種類の地震動の最大振幅を 50gal, 200gal, 1500gal に調整して入力した際の構造物の変位応答を Wilson θ 法を用いて求めた。なお、ここでは $\theta=1.4$ として数値計算を行っている。エルセントロ地震波, 八戸波を入力して得られた構造物の変位応答をそれぞれ図-4, 図-5 に示す。50gal 入力, 200gal 入力の応答は相似形を示しているが, 1500gal 入力では構造物の非線形の影響が現れ, 特に, 八戸波入力の場合には, 顕著な残留変位が見られる。また, 復元力-変位曲線について, 1500gal 入力の場合の例を図-6 に示す。

(4) オートエンコーダの適用

エルセントロ地震波と八戸波の最大振幅が 50gal となるよう振幅調整したものを入力に用いた場合の応答を線形応答とし, この時の応答記録を学習用に用いる。具体的には, 継続時間約 54 秒, 時間刻み 0.01 秒のエルセン

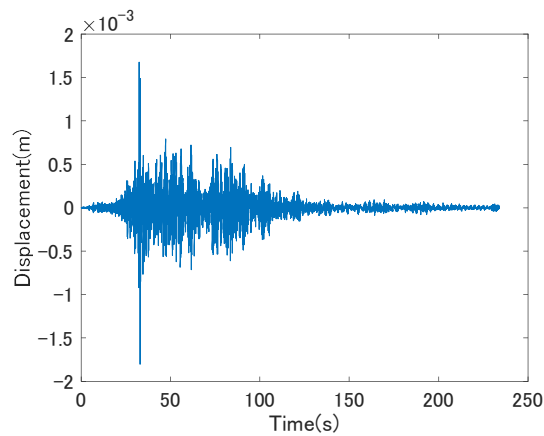


(c) 1500gal 入力

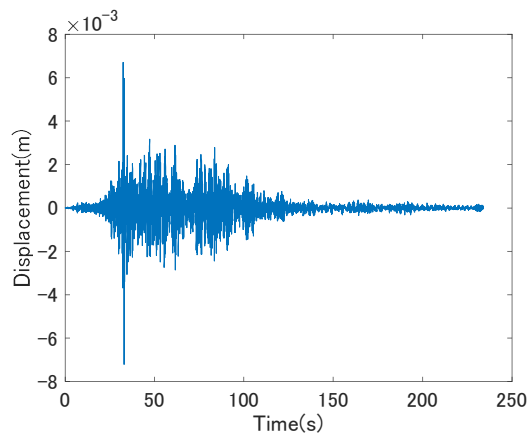
図-4 構造物の変位応答 (エルセントロ地震波)

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, 八戸波については, 234 サンプルを学習用に用いた。

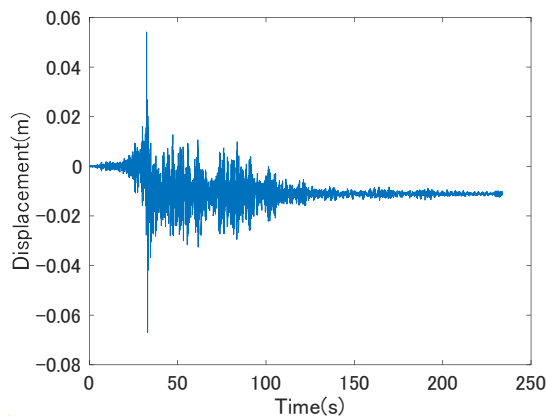
一方, 検証用としては, エルセントロ地震波と八戸波の最大振幅が 200gal あるいは 1500gal となるよう振幅調整したものを構造物に入力し, それぞれ異なる非線形レベルの応答を得る。これらを 50gal 入力の応答の場合と同様に, 1 サンプル 100 個のデータで構成した 53 サンプル, 234 サンプルを考える。



(a) 50gal 入力



(b) 200gal 入力



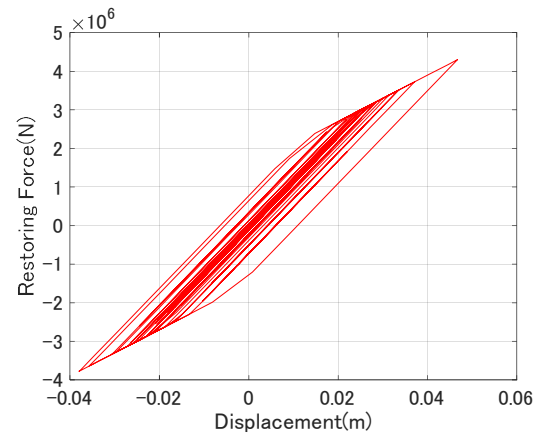
(c) 1500gal 入力

図-5 構造物の変位応答 (八戸波)

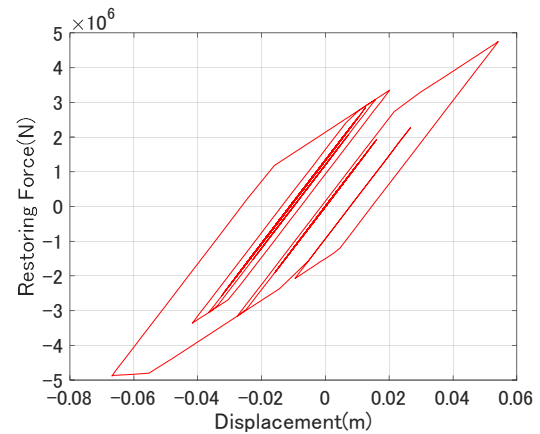
なお、これらの応答記録は、それぞれ振幅が大きく異なるので、最大振幅（絶対値）が1となるよう振幅調整を行った上で、オートエンコーダを適用した。

4. 解析結果

最大振幅 50gal に振幅調整した入力地震動に対する構造物応答を学習させ、最大振幅 200gal, 1500gal に振幅調整した入力地震動に対する構造物応答で検証した結果につ



(a) エルセントロ地震動入力 (1500gal)



(b) 八戸波 (1500gal)

図-6 復元力-変位曲線の例

いて、サンプルごとに得られる再構成誤差の結果を図-7に示す。図-7(a)はエルセントロ地震波に対する時刻歴応答を用いた結果で、図-7(b)は八戸波に対する時刻歴応答を用いた結果である。

地震応答の非線形レベルに応じ、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2つの地震動とも大きくなっていることがわかる。また再構成誤差の大きさは、主要動による応答が始まったあたりから大きくなっていることもわかる。これらの結果から、構造物に生じる非線形のレベルに応じて再構成誤差の大きさは変化し、非線形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。

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小地震による応答（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地震に対する応答（非線形応答）にオートエンコーダを適用することを想定している。振幅を調整して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地震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使用し、構造物非線形の程度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の地震被害の有無や被害の程度を推定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。

参考文献

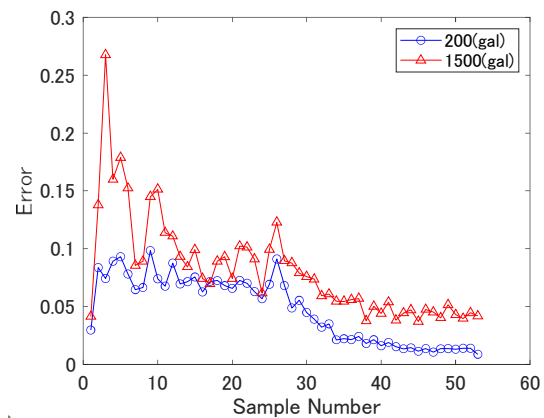
- 1) Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol.313 (5786), pp.504-507, 2006.
- 2) 三神 厚：時刻歴応答にオートエンコーダを適用した構造物の損傷検知に関する基礎的検討，第39回地震工学研究発表会講演論文集，講演番号 B13-1502，2019.
- 3) MathWorks Japan：センサーデータ解析のためのニューラルネットワーク，2015.
<https://jp.mathworks.com/videos/neural-network-for-sensor-data-analysis-1505494780628.html>.
- 4) 大崎順彦：建築振動理論，彰国社，1996.

(Received July 1, 2009)
(Accepted November 1, 2009)

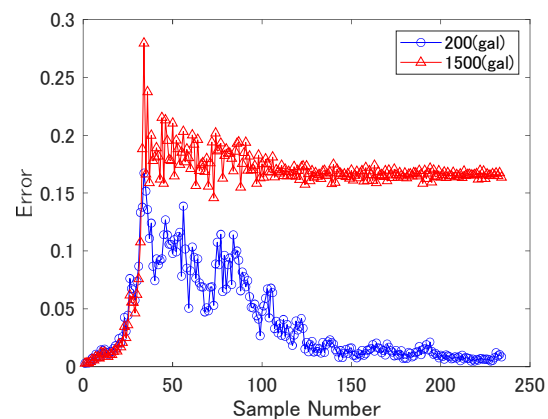
APPLICATION OF AUTOENCODER TO NONLINEAR TIME HISTORY RESPONSE OF A SDOF STRUCTURE

Atsushi MIKAMI

In this paper, autoencoder, which is one of anomaly detection method, is applied to the nonlinear time history response of a single degree of freedom structure, and it is examined whether the occurrence of damage to the structure or its damage level could be evaluated. When the autoencoder is applied, various input levels of ground motions are considered so that different nonlinear levels (damage degrees) of the structure can be examined. The reconstruction error, which is defined as the difference between the input signal and the reconstructed output signal, is used as an index of anomaly, and the relationship between the degree of structural nonlinearity and the reconstruction error is discussed. It was found that immediate estimate of damage to structures may be possible if a strong motion seismometer is being installed.



(a) エルセントロ地震波入力



(b) 八戸波入力

図-7 再構成誤差