# AE 計測に基づく RC 造耐震壁の地震時損傷度の判定手法に関する一考察

○岩崎 友洋\*<sup>1</sup> 松本 優資\*<sup>2</sup> 金子 健作\*<sup>3</sup> 柳瀬 高仁\*<sup>4</sup> 相澤 直之\*<sup>5</sup> 櫻井 真人\*<sup>6</sup>

キーワード:耐震壁 モニタリング アコースティックエミッション ニューラルネットワーク 損傷

#### 1. はじめに

巨大地震発生後に保有または使用している建物の構造 安全性を把握することは事業継続計画 (BCP)を実施する上で非常に重要である。その実現にあたって地震直後に建物の構造安全性を評価できる構造へルスモニタリングは有効であり <sup>1),2)</sup>、筆者らは RC 造耐震壁の実験に AE (Acoustic Emission)センサを用いた構造へルスモニタリングを用いて損傷との対応を評価してきた <sup>3)~8)</sup>。それらの実験から得られた情報 (AE 計測値、剛性低下率、ひび割れ長さなど)から機械学習の一つであるニューラルネットワークを構築することにより、RC 造耐震壁の損傷評価を即時に判断できる可能性がある。

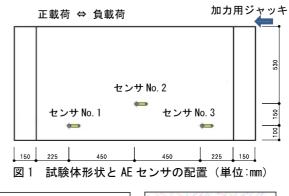
本報告では、既往の RC 造耐震壁の載荷試験 6)~8)と併せて実施した AE 計測結果を用いて、その可能性を検討する。

## 2. 学習に用いる RC 造耐震壁の載荷試験と AE 計測の概要 2.1 RC 造耐震壁の載荷試験の概要

ニューラルネットワークの学習に用いる既往のRC造耐震壁の載荷実験について説明する。本検討で学習の対象とした試験体の一覧を表1に示す。標準的な試験体(WCS)に加え、壁体表面に切欠きのある試験体(WCOI、WCO2)、開口のある試験体(WHI、WH2)、乾燥収縮が起こりやすい特殊骨材を用いて乾燥養生させた試験体(WD2)、同じ特殊骨材を用いて封緘養生させた試験体(WM)を対象とした。試験体はいずれも同じ形状で図1に示す通りである。また、配筋量も全て同じで鉄筋比は1.4%である。AEセンサは各試験体片面のNo.1~3の3カ所に設置した。ひび割れ状況図を、代表としてWCS試験体について図2に示す。

コンクリートの 試験体 壁面の 開口 粗骨材 圧縮強度 名称 切欠き  $(N/mm^2)$ WCS1 なし なし 標準 28.3 WC011 十字型 なし 標準 31.2 WC02 斜め型 標準 なし 31.3 WH1<sup>2</sup> なし φ80×3 箇所 標準 24. 2 標準 WH22 なし **φ80×6 箇所** 25.0 WD23 特殊\* 34.3 なし なし WM<sup>3</sup> なし なし 特殊\* 35. 5

表 1 学習に用いる試験体一覧







(変形角=1/3, 333rad)

(変形角=1/333rad)

図 2 層間変形角に対する WCS 試験体のひび割れ状況 (青色:正載荷時、赤色:負載荷時)

## 2.2 AE 計測の概要

本構造モニタリングシステムは、AE センサ(図 3)、モニタリング用コンピュータ及びこれらを繋ぐ通信装置で構成さる。通常の AE 計測では、コンクリートのひび割れ発生時に生ずる弾性波(AE 波)を複数のセンサで波形データとして受信し、波形処理により発生位置や損傷程度を評価する。これに対し、使用したスマート AE センサ  $^{3)\sim80}$  は予め 4 段階の閾値  $^{1}$  TH4(小振幅~大振幅)が設定してあり、受信した AE 波が  $^{1}$  100  $^{1}$  秒ごとに各閾値を超えているかいないかを判定し、 $^{1}$  秒間に各閾値を何回超えたかを集計したデータを記録するものである。地震時損傷度の指標として、ここではせん断剛性低下率と全体ひび割れ

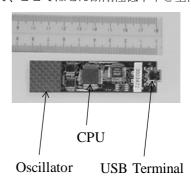


図3 スマート AE センサ

参考文献 6) 小林、櫻井、尾形ほか(2016)より
参考文献 7) 櫻井、尾形、柳瀬ほか(2017)より

<sup>3)</sup> 参考文献 8) 櫻井、尾形、柳瀬ほか(2018)より

<sup>\*</sup> 乾燥収縮が起こりやすい粗骨材

長さを用いた。せん断剛性低下率は「1-(当該剛性)/(初期剛性)」とする。全体ひび割れ長さは「(除荷開始時のひび割れ全長) - (載荷前のひび割れ全長)」とした。また、AE センサによる計測結果は、全て累積 AE カウント(以下、AE カウント)を用いた。

全試験体について、AE カウントとせん断剛性低下率の 関係を図4に、AE カウントと全体ひび割れ長さの関係を 図5に示す。両図でのAEカウントは、試験体の中央付近 に設置したセンサ No.2 の閾値 TH3 の計測結果である。図 4 から、AE カウントは各試験体のせん断剛性低下率の変 化の特徴を良好に捉えている。図5ではばらつきが比較的 大きくみえるが、この原因としてセンサの設置位置とひび 割れ長さの計測範囲が影響していると考えられる。そこで、 各センサを中心に半径 500mm の範囲にあるひび割れ長さ のみを集計した結果と AE カウントとの関係を確認した。 全試験体の各センサについての AE カウントとひび割れ長 さ(半径 500mm 以内)の関係を図 6 に示す。更に、同図か ら試験体 WD2 のみを抽出した図を図7に示す。両図は参 考文献 8)の図 3a 及び図 3b において横軸と縦軸を入れ替 えた図である。センサを中心とした半径 500mm の範囲に あるひび割れ長さと AE カウントとの関係では、参考文献 8) に記載の通り、どの試験体も相関係数は全て 0.90 以上で あり、AEカウントは各試験体のひび割れ長さ(半径 500mm 以内)の進展の特徴を捉えていることが確認されている。

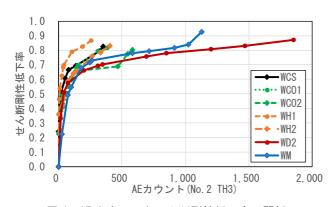


図 4 AE カウントとせん断剛性低下率の関係

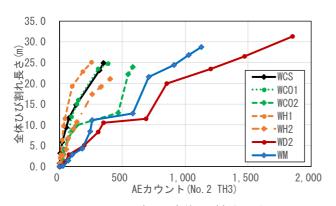


図 5 AE カウントと壁面の全体ひび割れ長さの関係

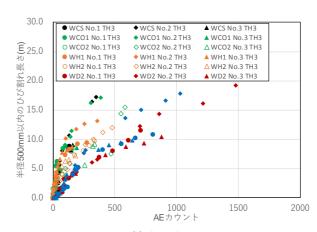


図 6 AE カウントとひび割れ長さ(半径 500mm 以内)の関係

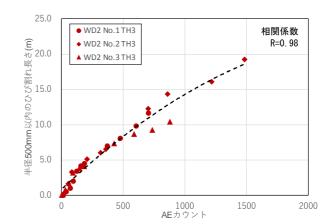


図 7 試験体 WD2 の AE カウントとひび割れ長さの関係

#### 3. ニューラルネットワークによる損傷度判定

## 3.1 学習方法

本章では、実験で得られた AE カウントと剛性低下率や ひび割れ長さの関係を利用して、耐震壁の損傷度を AE カ ウントから推定するニューラルネットワークを構築し、そ の有効性について考察した。

地震時損傷度の判定に用いる指標は、剛性低下率と全体 ひび割れ長さとする。ここでの推定には、ランダム載荷に よる実験結果や他の設計変数の追加等の将来的な条件変 更にも容易に対応できるニューラルネットワーク(以下、 NN)を用いている。適用する NN は全結合の隠れ層を有す るフィードフォワード型とし、学習データに用いる入出力 関係は次の通りとする。

まず、センサ No. 2 の閾値 TH3 の AE カウントのみを入力層に与え、せん断剛性低下率やひび割れ長さを推定することを試みる。次に、センサ No. 1 及び No.3 の閾値 TH3 の AE カウントとコンクリート強度を入力層に加えた場合の損傷度の推定を行い、構築した NN の改善度を確認する。いずれも試験体の設計変数の情報が入力に含まれないため、出力では試験体を区別しない。

NN の構築と学習には MathWorks 社製 MATLAB R2018a

の Neural Network Toolbox<sup>9)</sup>を使用した。NN のハイパーパラメータを**表 2** に示す。

表 2	ニューラルネットワークのハイパール	パラメータ

項目	設定値	
隠れ層の数	2	
各層のニューロン数	100	
活性化関数	シグモイド関数	
損失関数	二乗和誤差	
エポック数	50, 000	
L2 正則化パラメータ	10 <sup>-4</sup>	
誤差逆伝播法	適応的学習率を用いた モーメンタム項付き勾配降下法	
学習率	0.01	

## 3.2 単一センサの AE 計測値による学習と推定

壁面中央のセンサ No.2 の AE 計測値のみを NN の入力 層に用いる場合の NN の概要図を図8に示す。また、学習 した NN による推定結果を図9に示す。推定値は、各試験 体の結果の概ね平均的な値を与える。AE カウントが 0の とき、NNの出力も概ね0に漸近する。一方、500を超え る大きな AE カウントに対しても、推定値の著しい乱れは ない。図10に示す通り、NNからの推定値と試験による実 測値との相関係数 R については、せん断剛性低下率では R=0.94、全体ひび割れ長さでは R=0.87 である。せん断剛 性低下率に比べて、全体ひび割れ長さの推定値の相関が比 較的低い結果となった。このことは、入力層にて適用して いるセンサ No. 2 の AE カウントは、試験体全体のせん断 剛性低下率と比較的良好に対応しているのに対し、全体ひ び割れ長さとの対応関係についてはセンサ No.2 を中心に 特定の範囲にあるひび割れ長さとの対応関係と比べて相 関性が低いことが原因の一つとして考えられる。これは、 2.2 節で示したように、各センサを中心に半径 500mm の範 囲にあるひび割れ長さの集計と各センサの AE カウントと の相関は高くなっている一方で、全体ひび割れ長さと AE カウントとの関係については相対的に大きなばらつきが みられていることから示唆される。

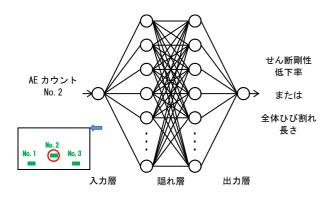
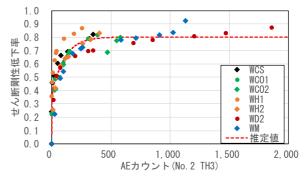
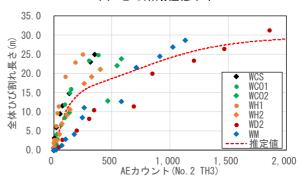


図8 ニューラルネットワークの概要 (壁面中央の単ーセンサの AE 計測値のみを用いる場合)

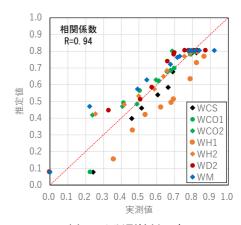


## (a) せん断剛性低下率

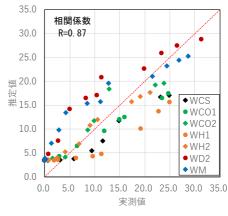


(b) 全体ひび割れ長さ

図 9 学習したニューラルネットワークによる推定結果



## (a) せん断剛性低下率



(b) 全体ひび割れ長さ 図 10 ニューラルネットワークによる推定値と 実測値の比較(単一センサの AE 計測値を使用)

### 3.3 複数センサの AE 計測値と材料強度による学習と推定

NNによる推定値の精度を改善するため、センサの検知範囲を考慮して、センサ No.1、No.3 の AE カウント、コンクリート圧縮強度を前述した NN の入力層に追加し、再度学習させた。複数の AE 計測値とコンクリート圧縮強度をNN の入力層に用いる場合の概要図を図 11 に示す。

NN からの推定値と実測値の比較を図12に示す。センサ

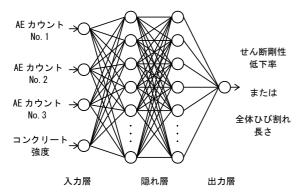
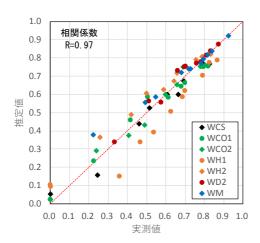
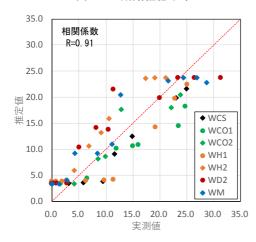


図 11 ニューラルネットワークの概要 (複数センサの AE 計測値と材料強度を用いる場合)



#### (a) せん断剛性低下率



(b) 全体ひび割れ長さ

図 12 ニューラルネットワークによる推定値と実測値の 比較(複数センサの AE 計測値と材料強度を使用)

No.2 のみを入力値として学習させた場合と比較し、せん断剛性低下率の推定値は相関係数が R=0.94 から R=0.97 に、ひび割れ長さは R=0.87 から R=0.91 となり、両者共に推定精度が高くなった。センサ No.1、No.3 の AE カウントと各試験体のコンクリート圧縮強度を学習データに加えることにより推定値と実測値の相関がより高くなるのは、AEセンサの検知範囲とひび割れ対象範囲の重なり度が高くなり結果的に両者の整合度が向上したことや、コンクリート圧縮強度による試験体の剛性やひび割れやすさの違いが入力側で考慮されたことが理由であると考えられる。

#### 4. まとめ

AE センサによる計測結果から RC 造耐震壁の損傷度を 推定するニューラルネットワークを構築した。損傷度とし て、剛性の低下率とひび割れ長さに着目し、ニューラルネ ットによる推定精度を確認し、その有効性を確認した。 実用化には、以下の課題が残されている。

- ・本検討では、切欠きや開口の有無などの試験体特性を学習で考慮しておらず、改善の余地がある。
- ・学習に用いた試験体は全て同じ配筋量であることから、 異なる配筋の耐震壁への適用には検証が必要である。

今後、学習に用いる試験データを増加し、本手法の適用 範囲の拡大や推定精度の向上につなげる予定である。

#### [参考文献]

- 内田・谷沢・井口ほか:「構造ヘルスモニタリングシステムの被災度区分判定の閾値に関する考察(その1~2)」日本建築学会大会学術講演梗概集, B-2, pp.119-122, 2018.
- 2) 佐藤・高取・大越ほか:「建物の構造へルスモニタリングシステムの開発(その1~2)」日本建築学会大会学術講演梗概集, B-2, pp.171-174, 2018.
- 3) 柳瀬・池ヶ谷・林ほか:「スマート AE センサを用いた損傷 検出システムの研究」日本建築学会大会学術講演梗概集, C-2, pp.195-196, 2004.
- 4) 圓・池ヶ谷・中村・柳瀬:「スマートセンサと無線ネットワークを用いた構造ヘルスモニタリングシステムの開発」日本地震工学会論文集,第7巻,第6号,pp.17-30,2007.
- 5) 櫻井・小林・柳瀬ほか:「微小変形領域における RC 造耐震 壁の非線形性に関する検討(その 1~2)」日本建築学会大会学 術講演梗概集, C-2, pp.293-296, 2015.
- 6) 小林・櫻井・尾形ほか:「微小変形領域における RC 造耐震 壁の非線形性に関する検討(その 3~9)」日本建築学会大会学 術講演梗概集, B-2, pp.1285-1298, 2016.
- 7) 櫻井・尾形・柳瀬ほか:「微小変形領域における RC 造耐震 壁の非線形性に関する検討(その 10~16)」日本建築学会大会 学術講演梗概集, B-2, pp.1141-1154, 2017.
- 8) 櫻井・尾形・柳瀬ほか:「微小変形領域における RC 造耐震 壁の非線形性に関する検討(その 17~22)」日本建築学会大会 学術講演梗概集, B-2, pp.1153-1164, 2018.
- 9) MATLAB Neural Network Toolbox ユーザーガイド
- \*1 株式会社大林組 原子力本部 副部長
- \*2 株式会社大林組 原子力本部 主任
- \*3 東京工業大学 環境·社会理工学院 助教 博士 (工学)
- \*4 株式会社ジャスト 技術部 部長
- \*5 東北電力株式会社 土木建築部 主任
- \*6 秋田県立大学 システム科学技術学部 助教 博士(工学)