

1) 構造研究グループ

1) - 5 AIを活用した建物損傷状態把握技術【安全・安心】

Damage Estimation Technology of Building utilizing AI

(研究開発期間 令和4～6年度)

構造研究グループ
Dept. of Structural Engineering
国際地震工学センター
International Institute of Seismology and Earthquake Engineering

長谷川 隆
HASEGAWA Takashi
中川 博人
NAKAGAWA Hiroto

森田 高市 (令和4～5年度)
MORITA Koichi
鹿嶋 俊英
KASHIMA Toshihide

Deep learning, RCNN, semantic segmentation and etc. are applied to images of buildings to estimate building damage. Sensors such as LiDAR are used to obtain point clouds of ceilings and braces, and deep learning method like PointNet is applied to detect abnormalities and damage of building members. Machine learning is used to grasp the state of damage based on strong motion records and building structural models.

【研究開発の目的及び経過】

近年、人工知能（AI）の技術が注目されており、機械学習または深層学習を行うことにより、データから有用な規則、判断基準などを抽出することが出来、非常に精度の良い分類が可能になっている。建築構造分野でも、AIを活用した研究が行われつつある。

大地震後に、応急危険度判定や被災度区分判定を実施する際には、専門家が現地に赴いて目視により損傷状況の確認を行う必要があり、判定を行うまでに時間がかかるという問題があり、これらの判定を自動的に行う手法の構築が求められている。

本研究課題では、AIの手法であるディープラーニングやRCNN、セマンティックセグメンテーション等を用いて、建物の被害画像に適用し、損傷状態の把握をする。また、LiDAR等の簡易なセンサにより天井やブレースの点群を取得し、深層学習により異常等の検知を行う。さらに、強震記録と建物モデルに基づいて、機械学習により損傷状態の把握を行う。

【研究開発の内容】

- (1) AI技術の画像または点群データへの適用による損傷状態把握
- (2) AI技術の強震記録と建物モデルへの適用による損傷状態把握

【研究開発の結果】

- (1) AI技術の画像または点群データへの適用による損傷状態把握

鉛直ブレース、柱脚部・定着部、屋根面水平ブレースを対象として、建築研究所と国土技術政策総合研究所が行った地震被害調査の際に撮影した写真を使用して、デ

ィープラーニングを適用した。鉛直ブレースの画像の例を写真1に示す。収集した画像の目視により被災度区分の分類を行ったが、文献1)に示されている判定条件に沿ったものとした。ディープラーニングによる画像のクラス分類（被災度の分類）を行った結果、正解率は、平均的には72%程度であった。

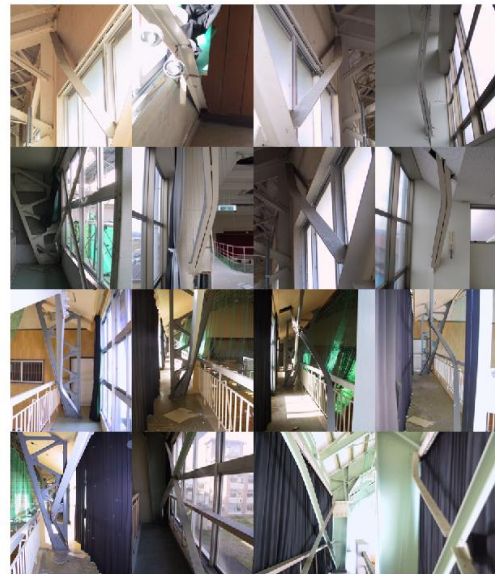


写真1 鉛直ブレースの画像の例

Faster RCNN²⁾（物体検出モデル）による学習で、四角でブレースを良好に検出できたことから、この検出器を取り込んだタブレット端末によるブレースと柱脚、天井ブレースを対象とした被災度判定アプリを作成した（図1参照）。「切り取り」ボタンによりブレースを検出し、「判定ボタン」で被災度を判定する。



図1 タブレット端末を用いた被災度判定アプリ³⁾

引張ブレース骨組振動台実験において、被災度区分ランクや継続使用性の状態が異なるブレースの点群を取得し、点群を対象にディープラーニングを適用した。被災度区分ランクにより損傷状態を5区分で分類し、PointNet⁴⁾（ディープラーニング手法のひとつ）を適用したところ、正解率は82%であった（学習の収束例を図2に示す）。

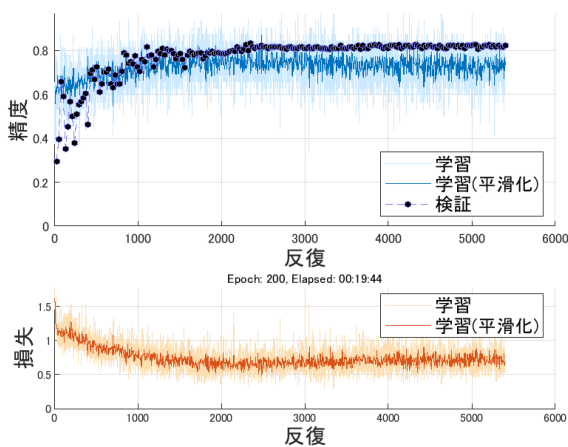


図2 PointNetの学習の収束状況

(2) AI 技術の強震記録と建物モデルへの適用による損傷状態把握

建築研究所新館の竣工以来の強震記録を用いて、固有振動数や刺激関数などの特徴量のシステム同定を行った。これらの特徴量について、主成分分析を行い、応答解析の結果と比較すると、最大の層塑性率は1.5には達していないことが確認された。第一主成分が-1.2を下回ると、最大の層塑性率が2を上回ることを確認した。

超高層鉄骨造建物の応答解析データと強震観測記録を使用して、モード特性を同定し、主成分分析を行った。

応答解析波形の損傷なしの第一主成分は-0.15程度で損傷が進むにつれて第一主成分は大きくなった。強震観測記録に対して機械学習を適用した結果、全てのケースで損傷なしと正しく分類できた。

鉄骨造7階建て建物の応答解析データと強震観測記録を使用して、モード特性を同定し、主成分分析を行った（図3）。強震観測記録に対して機械学習を適用した結果、全てのケースで損傷なしと正しく分類できた（表1）。また、2段階による機械学習適用法（1段階：損傷程度、2段階：損傷階）を提案し、解析データに対して精度良く損傷を同定できることを確認した。

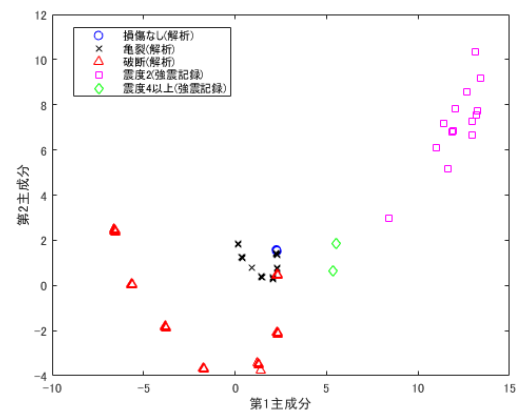


図3 応答波形と強震記録の主成分分布

表1 応答解析と強震記録を使った機械学習結果

	推定結果		
	損傷なし	亀裂あり	破断あり
損傷なし	16	0	0
亀裂あり	0	0	0
破断あり	0	0	0

【参考文献】

- 1) 日本建築防災協会：2015年改定版震災建築物の被災度区分判定基準および復旧技術指針，2016.3
- 2) 原田達也：画像認識，講談社，2017.5
- 3) 森田高市、長谷川隆 「AIを活用した学校体育館の被災度判定」、日本建築学会技術報告集，No.77，pp.276-281，2025.2
- 3) Qi Charles R, Su Hao, Mo Kaichun, and Guibas Leonidas J “PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation”, CVPR, pp. 652-660, 2017