

ディープラーニングによる鉄骨造柱脚部と定着部の被災度区分に関する検討

構造研究グループ 上席研究員 森田 高市

I はじめに

地震後の応急危険度判定¹⁾や被災度区分判定²⁾は、現状では専門家による外観の目視等からの総合的な判定によっている。これらの判定の課題としては、目視による調査に時間がかかる等があげられる。近年、人工知能(AI)の技術が注目されており、機械学習(Machine Learning)または深層学習(Deep Learning)を行うことにより、データから有用な規則、ルール、知識表現、判断基準などを抽出することが出来るため、自動的に判定が可能であり、被災度区分判定等を迅速に行う上で、重要な手段になりえると考えられる。

鉄骨造建築物の柱脚部や鉄骨屋根の定着部は、最近の地震被害調査でも、比較的大きな被害が報告されている。そこで、ここでは、地震後に撮影した画像に基づき、ディープラーニング処理による鉄骨造柱脚部・定着部の被災度区分を判定するシステムの構築を目指す。

II 適用したディープラーニングと収集した画像データ

本研究では、画像処理手法として、ディープラーニングの手法のひとつである畳み込みニューラルネットワーク³⁾(以下CNN)を適用する。CNNは、画像認識の分野で従来の方法を上回る高い性能を示しており、従来のような特徴量の設計を行わず、認識に必要な特徴を自動的に抽出することが出来る。CNNは図1に示すように、画像を入力とする入力層から出力層へ向けて、畳み込み層とプーリング層を繰り返した後、何層かの全結合層をつなげた構造となっている。出力層は分類を行うクラスに対応したユニットからなり、各クラスの分類確率が出力される。本検討では、CNNをゼロから学習させる代わりに、VGG16⁴⁾の転移学習⁵⁾を適用する。VGG16は基本的にILSVRC⁴⁾のデータセットで学習済みのモデルを用いるが、最後の3層のみ今回の鉄骨造柱脚部と定着部のタスクのために、再学習させた。

鉄骨造柱脚部と定着部の画像データは、建築研究所が行っ

た地震被害調査の際に撮影した写真を使用し、対象とした地震は以下の通りである。

- 1) 1995年兵庫県南部地震
- 2) 2004年新潟県中越地震
- 3) 2007年能登半島地震
- 4) 2011年東北地方太平洋沖地震
- 5) 2016年熊本地震

鉄骨造柱脚部・定着部の画像の例を図2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、基本的には文献2)に示されている判定条件に沿ったものとし、表1に示した判定基準を適用した。各被災度区分の中でも複数の損傷状態が示されており、それぞれの損傷状態の略号を末尾にII-1、II-2などと示す。目視による完全な分類は難しいものがあったが、文献2)に示されている写真等を参考に分類を行った。ディープラーニングに使用した鉄骨造柱脚部・定着部の画像枚数を被災度区分別に表2に示す。鉄骨造柱脚部・定着部の画像データのそれぞれの70%を訓練用データとし、ディープラーニングにより、損傷状態を分類する関数を構築する。残り30%を検証用データとして、上記関数に適用し、正解率を求める。訓練用データに関しては、元の画像データに変換(画像の反転・平行移動等)を加えることで、データ拡張を行う。

III 鉄骨造柱脚部・定着部の画像への適用結果

適用するCNNにおいては、ミニバッチ数を64、最大エポック数を24とし、最適化手法にはモーメント項付き確率的勾配降下法³⁾を用いた。訓練用データをVGG16の転移学習により学習し、検証用データに適用した推定結果の例を表3に示す。ただし、表3中の各区分は、表1の右列に示した各損傷状態であり、各区分を略号(II-1、II-2等)で示した。また、表3中の数字は鉄骨造柱脚部・定着部の画像データ数である。表3の場合、正解率は76%であるが、訓練用データと検証用データに分ける方法はランダムなため、組み合わせにより正

解率は70-80%の範囲であり、平均的には74%程度であった。表3の各損傷状態を表1の被災度区分別に整理し直したものを表4に示す。表4の場合、正解率は82%であるが、データの組み合わせにより正解率は77-87%の範囲であり、平均的には81%程度であった。

被災度区分の推定結果の正解率が81%程度にとどまっている理由として、以下が考えられる。

- ・目視で判断する場合でもどちらにするか迷うケースもあり、そのようなケースは誤判定になる可能性がある。確実に画像の目視により被災度区分(損傷状態)を同定することは難しく、あいまいな部分が残っている。
- ・被りモルタルのひび割れを過剰に評価し、損傷度を1ランク以上大きく評価してしまう場合がある。
- ・アンカーの塗料の剥離や伸びに関しても、1ランク上に評価したり、1ランク下に評価する場合がある。
- ・画像データの総数が400枚程度であり、データ数が十分と言えない。

IV まとめ

鉄骨造柱脚部と定着部の画像にディープラーニングを適用し、以下の知見を得た。

- 1) ディープラーニングによる鉄骨造柱脚部と定着部の損傷状態分類の正解率は74%程度であった。被災度区分の正解率は81%程度であった。
- 2) 被りモルタルのひび割れを過剰に評価する場合があったが、現状のディープラーニングでは被りモルタルとコンクリート本体の区別がつかないためと考えられる。

【参考文献】

- 1) 日本建築防災協会、全国被災建築物応急危険度判定協議会：被災建築物応急危険度判定マニュアル、1998.1
- 2) 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
- 3) 岡谷貴之：深層学習、講談社、2015.4
- 4) <http://image-net.org/challenges/LSVRC/> (2022.1 確認)
- 5) 神島敏弘：転移学習、人工知能学会誌, Vol.25, No.4, pp 572-580, 2010.7

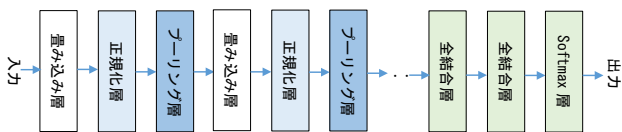


図1 畳み込みニューラルネットワークの例

表1：鉄骨造柱脚部と定着部の被災度の判定基準

被災度区分 0s	無被害(0)
被災度区分 Is	・アンカーボルト塗料剥落(I-1) ・曲げひび割れ 1mm 未満(I-2) ・被りモルタル・床スラブ等ひび割れ(I-3)
被災度区分 IIs	・せん断ひび割れ 1mm 未満(II-1) ・アンカーボルト伸び(II-2) ・曲げひび割れ 1mm 以上(II-3)
被災度区分 IIIs ～Vs	・アンカーボルト著しい伸び(III-1) ・アンカーボルト破断(III-2) ・定着部のせん断破壊・化粧モルタル崩壊等(III-3)



図2 鉄骨造柱脚部と定着部の画像の例

表2：ディープラーニングに使用する画像枚数

被災度区分 0s	67枚
被災度区分 Is	136枚
被災度区分 IIs	36枚
被災度区分 IIIs～Vs	189枚

表3：VGG16の転移学習による推定結果(損傷状態別)

	推定結果									
	0	I-1	I-2	I-3	II-1	II-2	II-3	III-1	III-2	III-3
0	13	1	2	4	0	0	0	0	0	0
I-1	3	18	0	0	0	0	0	0	0	0
I-2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
I-3	3	0	0	12	0	0	0	1	1	1
II-1	0	0	0	2	4	0	0	0	0	2
II-2	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
II-3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
III-1	0	0	0	0	0	1	0	6	1	1
III-2	0	1	0	0	0	0	0	0	12	0
III-3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	21

表4：VGG16の転移学習による推定結果(被災度区分別)

	推定結果			
	0s	Is	IIs	IIIs～Vs
0s	13	7	0	0
Is	6	31	0	3
IIs	0	3	5	3
IIIs～Vs	0	0	1	42