

機械学習による RC 部材の非線形解析結果の学習に関する基礎研究

早稲田大学 学生会員 ○梶野 優介
 日本工営株式会社 正会員 高柳 雅樹
 早稲田大学 正会員 佐藤 靖彦

1. 研究背景

非線形有限要素解析は幅広い分野で活用されている手法であり，土木分野においても構造解析をする上で精度の高いシミュレーションが行えるツールとして多くの研究で利用されている．その一般的な活用方法は，出力される物理量のコンター図を観察し，応力やひずみ状態を把握したりひび割れ図に基づき破壊の仕方を判断したりすることである．すなわち膨大な3次元データの限定的な活用に留まっている．

FEM 解析結果のコンター図は数値の集合体であり，表形式のデータにも出力可能である．著者らは，RC 部材の破壊状態に焦点を当てて FEM 解析結果を学習した AI モデルの作成と検討を行うことで FEM 解析結果の新たな活用方法を模索する．

2. 教師ラベルありのデータによる破壊形式の推定

FEM 解析によって得られた主ひずみのコンター図を学習データとして AI に学習させて各データをどのようにクラスタリングするかを調べ，主ひずみのコンター図から破壊形式を判定することを試みた．学習データとして使用した解析は図-1 にあるような支間長 1300mm の単純 RC はりであり，23 箇所の載荷点を設けて 1 点集中荷重をそれぞれの位置に作用させた．なお，FEM 解析上では両端からそれぞれ 6 箇所の載荷点，計 12 箇所がせん断破壊を起こし，それ以外の中央付近の 11 箇所の載荷点では曲げ破壊を起こした．なお，破壊形式は，ひび割れ性状と鉄筋の応力状態に基づき判定した．

クラスタリングをするにあたっては Guérin ら¹⁾が提案した学習済み CNN アーキテクチャの最終層のみを取り外し特徴量抽出器として用いる教師なしクラスタリングを導入した．また，特徴量抽出器より得られた主ひずみのコンター図の特徴量を主成分分析 (PCA) により 3 次元に次元削減することによってクラスタリング結果を可視化した．図-2 に使用した主

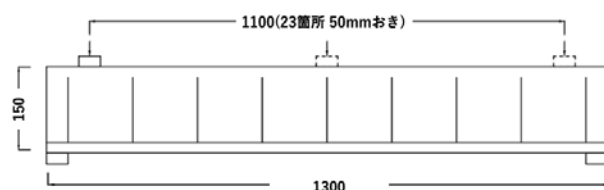


図-1 対象とした RC 部材

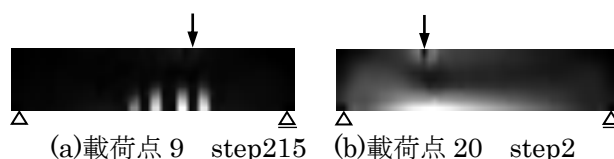


図-2 主ひずみのコンター図

ひずみのコンター図のサンプルを示す．

以上の手順によりコンター図2875枚を学習させた結果を図-3 に示す．ひび割れなしが円弧を描く様にプロットされたこと，曲げ破壊が図の中央に集中したこと，その周りを囲む様にせん断破壊が見て取れる．このことから主ひずみのコンター図から破壊形式を推定できるのではないかと結論づけられる．ただし，本来であればラベル付け(プロットの色付け)も AI が行い，AI がどのように RC 部材の破壊形式にパターンを見出すのかを検討すべきであるが，この方法では，破壊形式のラベル付けを別途我々自身が FEM 解析結果を基に手作業で行っており AI によるラベル付けを実現することができなかった．



図-3 教師ラベルありのクラスタリング結果

キーワード AI, FEM, 教師なしクラスタリング, 凝集型クラスタリング, k-means

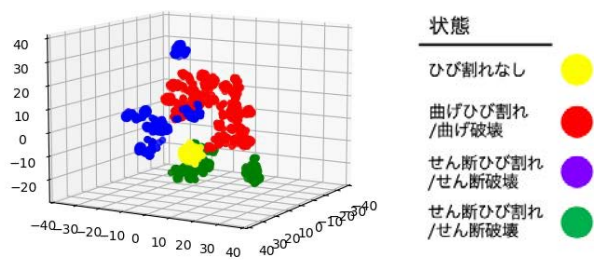
連絡先 〒169-8555 東京都新宿区大久保3丁目4-1 早稲田大学 51 号館 16 階 設計工学研究室 TEL 03-5286-3852

3. 教師ラベルなしのデータによる破壊形式の推定

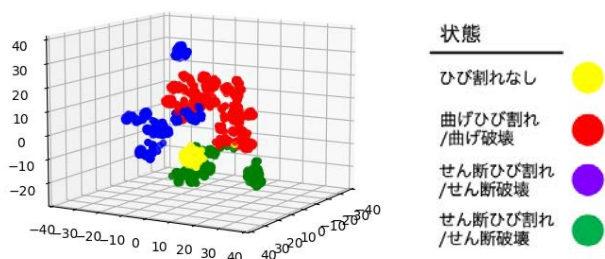
ここでは、人の判断を介さず、AI による破壊形式のラベル付けを行うことを試みた。具体的には 2 章の学習データから特徴量を抽出した特徴量データを教師なしのクラスタリング手法を用いて破壊形式のラベル付けを行う。アルゴリズムは教師なしクラスタリングとして代表的な手法である、凝集型クラスタリング²⁾と k-means 法³⁾の 2 通りの手法を試した。また、クラスタリング結果を可視化の際の次元削減のアルゴリズムは線形の処理である PCA よりも性能が高いとされている t-SNE を使用した。

4. クラスタリング結果

3 章で示した破壊形式推定 AI によって得られたクラスタリング結果を図-4 に示す。



(a)凝集型アルゴリズムによるクラスタリング



(b)k-means 法によるクラスタリング

図-4 本研究の AI によるクラスタリング結果

作成した AI は、「ひび割れなし」「曲げひび割れ/曲げ破壊」「せん断ひび割れ/せん断破壊」にクラスタリングすることができた。「ひび割れなし」に関しては 23 箇所の載荷点におけるひび割れが発生していないコンター図全てがクラスタリングされていた。また、「曲げひび割れ/曲げ破壊」に関しては予め曲げ破壊すると確認していた 11 箇所の載荷点をクラスタリングできていた。最後に「せん断ひび割れ/せん断破壊」に関しては載荷点が左端の 6 箇所が青のプロット、右端の 6 箇所が緑のプロットと分かれる結果となった。なお、クラスタ数はこちらが予め設定する必要があるハイパーパラメータであるが、今回のデータセットではクラスタ数を 4 つにした場合が、著者が別途 FEM 解析結果から破壊形式を判別した時と最も結果が近くなった。

また、凝集型アルゴリズムと k-means 法の結果を比較するとどちらの結果にも大きな差は生まれなかった。両者のラベル付けの一致率を調べたところ 97.6% という数字になり、アルゴリズムの違いによってクラスタリングの結果が大きく異なってしまうことはなかった。

以上のことから教師なし学習において、主ひずみのコンター図から無損傷状態、曲げ破壊、せん断破壊といった RC 部材の破壊形式の大雑把な括りを AI 自身が見出してクラスタリングすることができことが分かった。

5. まとめ

本研究で、教師ありクラスタリングと教師なしクラスタリングによる RC 部材の破壊形式推定 AI の開発を試みた。結果として教師なしでの破壊形式のクラスタリングをすることができた。今後は学習させるデータセットを変えるなど、更なる改良を進めていく。

参考文献

- 1) Guérin, J., Thiery, S., Nyiri, E., Gibaru, O., Boots, B. : Combining pretrained CNN feature extractors to enhance clustering of complex natural images, arXiv:2101.02767v1 (2021)
- 2) Murtagh F.: A Survey of Recent Advances in Hierarchical Clustering Algorithms, The Computer Journal, Volume 26, Issue 4, p. 354–359, 1983
- 3) Arthur D., Vassilvitskii S.: k-means++: The Advantage of Careful Seeding, Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM symposium on Discrete Algorithms, 2007