

## 9. 深層学習による柱状構造物の傾き検出

山本義幸

### 1. はじめに

地震や豪雨などの自然災害が頻発し、社会インフラに甚大な被害をもたらしている。中でも、災害時に発生する液状化現象は、建物や橋梁、電柱といった柱状構造物に深刻な影響を及ぼす。液状化により地盤が流動化すると、構造物の傾斜や沈下が生じ、倒壊のリスクが高まる。こうした被害を未然に防ぐには、災害後の早期の状況把握と点検が不可欠である。従来、被災後の構造物の点検は、専門家による目視検査が主体であった。しかし、広範囲にわたる被害状況を短時間で把握するには、人的資源の確保や作業の効率化が課題となる。加えて、余震の危険性がある中での現地調査は、安全面でのリスクも伴う。そこで、近年注目を集めているのが、深層学習を活用した被災状況の自動検出である。深層学習は、大量のデータから特徴を自動的に学習し、高い精度で物体を認識できる技術として知られる。この技術を災害後の画像や映像に適用することで、傾斜した柱状構造物を自動的に検出できれば、被害状況の迅速な把握が可能となる。さらに、深層学習モデルを用いることで、専門家でなくとも構造物の傾きを定量的に評価でき、点検作業の効率化と高度化が期待できる。しかしながら、深層学習を柱状構造物の傾き検出に適用する際は、大量の学習データが必要となり、データ作成のコストが課題となる。特に、災害時の傾斜した柱状構造物の画像を大量に収集することは容易ではない。一方、従来の三次元点群データを用いた電柱検出手法<sup>1)</sup>は、簡易な演算で高速に処理できる利点があるものの、電柱以外の誤検出が多いという課題がある。

そこで本研究では、深層学習を用いつつ、学習データ作成のコストを抑えるために、電柱検出過程でキーポイント検出を採用することを提案する。キーポイント検出は、物体の特徴的な点を抽出する手法であり、比較的少ない学習データでも適用可能である。Rosten et al. (2010) は、FASTと呼ばれるキーポイント検出アルゴリズムを提案し、少ない学習データでも効果的にキーポイントを検出できることを示した<sup>2)</sup>。また、Rublee et al. (2011) は、ORBと呼ばれるキーポイント検出とデスクリプタ抽出の手法を提案し、少ない学習データでも高速かつ精度の高いキーポイント検出が可能であることを報告した<sup>3)</sup>。さらに、Ono et al. (2018) は、深層学習ベースのキーポイント検出手法LF-Netを提案し、少ない学習データでも従来手法と同等以上の性能を示すことを明らかにした<sup>4)</sup>。これらの先行研究から、キーポイント検出は本研究の目的に適していると言える。また、キーポイントの位置関係から傾きを推定できるため、本手法により、少ない学習データで電柱の傾き検出を実現し、その有効性を明らかにすることが本研究の特徴である。

### 2. 深層学習：キーポイント検出

本研究では、目的とする柱状構造物の傾き検出に関して、深層学習で柱状構造物を抽出してから傾きを求める手法をとった。これにおいて、深層学習としてMask R-CNNなどの領域分割手法では、学習データの作成コストと検出結果において懸念があるため、キーポイント検出を採用することとした。深層学習を用いたキーポイント検出は、



写真1 キーポイント例

画像内の特定の興味対象となる点を自動的に検出する手法である。この手法は、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）をベースとしており、画像の特徴を階層的に抽出し、キーポイントの位置を推定する。キーポイント検出のための深層学習モデルは、大量の画像とそれに対応するキーポイントのアノテーションデータを用いて学習される。学習の過程では、CNNが画像の特徴を抽出し、それらの特徴を用いてキーポイントの位置を予測するように重みが調整される。この学習は、損失関数を最小化するように行われ、一般的にはL2損失やヒンジ損失などが用いられる<sup>5)</sup>。学習されたモデルは、新しい画像に対してキーポイントの位置を推定することができる。推定されたキーポイントは、物体の姿勢推定やジェスチャー認識、顔のランドマーク検出などの様々なタスクに応用することができる<sup>6)</sup>。深層学習を用いたキーポイント検出は、従来の手法と比較して高い精度を達成することができる。これは、CNNが画像の特徴を階層的に抽出することで、ロバストで汎用性の高い特徴表現を学習できるためである。また、大量のデータを用いた学習により、様々な変動に対して頑健なモデルを構築することができる<sup>7)</sup>。以上のように、深層学習を用いたキーポイント検出は、画像内の特定の点を自動的に検出する強力な手法であり、様々な応用分野で活用されている。

### 3. 解析手法・結果

キーポイント検出は、Facebook AI Researchの物体検出・領域分割の次世代ライブラリのDetectron2<sup>8)</sup>を使用した。使用する画像は、GoProにて撮影した動画から分割した。学習データの作成は、COCO Annotator<sup>9)</sup>（写真2）を使用した。ここに示すように、電柱を包含するバウンディングボックスと、電柱のトップとボトムにキーポイントのアノテーションを作成した。また、検出したキーポイントの座標をもとに傾きを計算し表示するようにした。

写真3（1）に対する検出結果は、写真3（2）のように画像中央付近にある電柱を検出し傾きの計算に至った。一方で、画像の左右に位置する電柱については、全体が写ってなく、学習データとして電柱全体が写っているものに対してのみアノテーションを施したため、検出に至らなかったと考えられる。写真4（1）に対しては、写真4（2）のように2つの電柱に関してバウンディングボックスでの検出には至ったが、キーポイント検出では電柱のトップとボトムの適切な検出には至らなかった。これについては、学習データの量や多様性の不足が考えられるが、キーポイントをコーナーに設定するなど特徴を掴みやすいアノテーションの与え方等について、今後検討する。

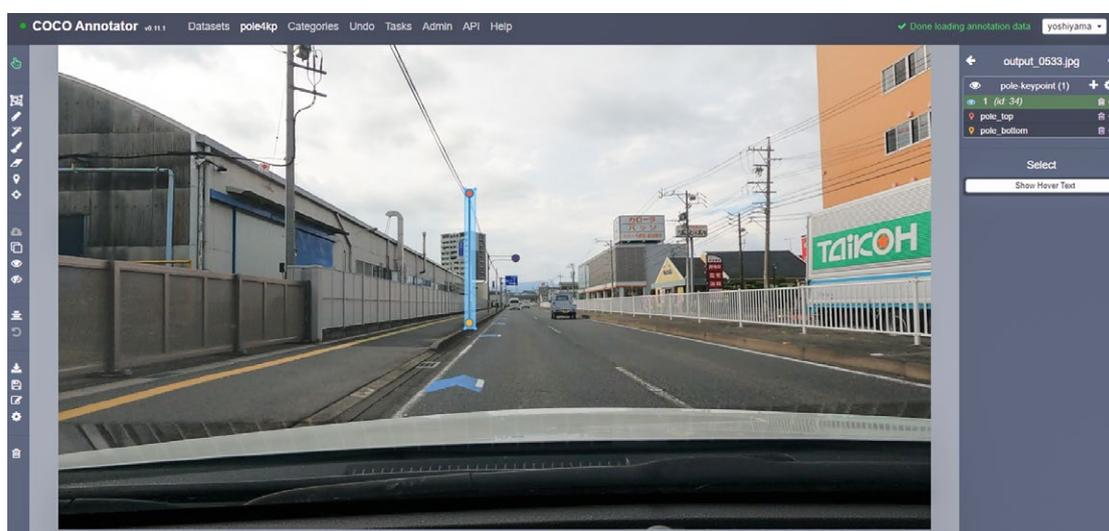


写真2 COCO Annotatorによるアノテーション付与



写真3(1) 柱状構造物傾き検出のテストデータ1

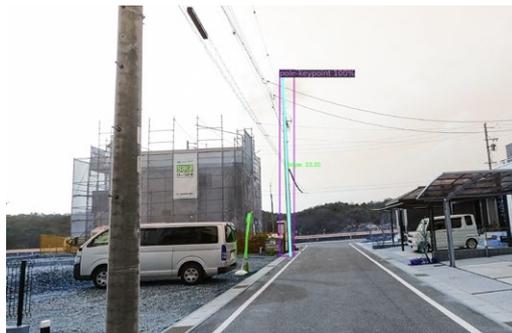


写真3(2) 柱状構造物傾き検出のテストデータ1の推論結果



写真4(1) 柱状構造物傾き検出のテストデータ2



写真4(2) 柱状構造物傾き検出のテストデータ2の推論結果

#### 4. まとめ

柱状構造物の傾き検出に関して、深層学習のキーポイント検出の適用性について検討した結果、柱状構造物としての物体検出においては一定の性能を確認したが、学習データにおけるキーポイントの与え方などの検討課題が得られた。

#### 参考文献

- 1) 亀井克之, 富樫健司, 橋本義明, 西川啓一: モービルマッピングシステムによる三次元点群データからの電柱検出方式, 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), 2014, 134巻, 5号, p.747-754
- 2) Rosten, E., & Drummond, T. (2006). Machine learning for high-speed corner detection. In European conference on computer vision (pp.430-443). Springer, Berlin, Heidelberg.
- 3) Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011). ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF. In 2011 International conference on computer vision (pp.2564-2571). IEEE.
- 4) Ono, Y., Trulls, E., Fua, P., & Yi, K. M. (2018). LF-Net: Learning local features from images. In Advances in neural information processing systems (pp.6234-6244).
- 5) Toshev, A., & Szegedy, C. (2014). DeepPose: Human pose estimation via deep neural networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp.1653-1660).
- 6) Wei, S. E., Ramakrishna, V., Kanade, T., & Sheikh, Y. (2016). Convolutional pose machines. In Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp.4724-4732).
- 7) Newell, A., Yang, K., & Deng, J. (2016). Stacked hourglass networks for human pose estimation. In European conference on computer vision (pp.483-499). Springer, Cham.
- 8) Yuxin Wu and Alexander Kirillov and Francisco Massa and Wan-Yen Lo and Ross Girshick (2019). Detectron2, <https://github.com/facebookresearch/detectron2>
- 9) Justin Brooks (2019). COCO Annotator, <https://github.com/jsbroks/coco-annotator/>