

深層学習を用いたドローン画像からの災害時の道路上車両検出に関する研究

香川大学 学生会員 ○妹尾 大輝, 非会員 和田 光真
正会員 野々村 敦子, フェロー 吉田 秀典

1. 研究背景

発災後においては、避難の判断や災害対応のため罹災状況を迅速に把握する必要がある。災害直後に特定箇所を重点的に撮影できる点や高解像度な画像を入手できる点から、罹災状況を把握するためのツールとしてドローンの利活用が増加している。実例として、2016年4月に発生した熊本地震においても、ドローンによる罹災状況の把握が行われた。災害時において、避難経路などに使用する道路状況を把握する場合、道路上の物体の有無を判別する必要がある。地上に存在する物体の判別は衛星画像を用いた研究が多く行われているが、衛星画像は撮影頻度の観点から災害直後の罹災地の画像を入手できるとは限らず、また、解像度の観点から詳細な地物の情報は取得しにくい。一方で、災害直後の復旧、復興、避難に関する情報収集を行う上で迅速性、経済性、解像度といった点から、ドローン画像は非常に有効であると言える。そこで、本研究ではドローン画像に着目し、AIを援用することで、災害時における道路の閉鎖状況を把握することを目的とする。

2. 物体検出モデル

2-1. YOLO

本研究では、CNNを用いた物体検出モデルにより道路上にある車両を検知することで災害時における道路の閉鎖状況を判断する。CNNを用いた物体検出手法として、リアルタイムでの物体検出が可能であるYOLOを採用した。YOLOのアルゴリズムは一つのCNNで構成されており、そのシンプルさから処理時間の速さや汎化性能に優れている特徴がある。また、導入が容易である点や、検出精度と演算負荷に応じてs, m, l, xの4種類の重みを選択できる点が利点として挙げられる。YOLOは、これまでにv1からv5までの計5つのバージョンが公表されており、バージョンが更新されるごとに高性能化している。本研究では、現時点で最も高性能となっているYOLOv5を使用して物体検出を行った。

2-2. 学習用画像データ

本研究では、**図1**に示すフリーの写真素材を提供するPhotockにより、車両が撮影された画像(車両画像)を取得して学習用データとして使用する。画像データ枚数は、取得した画像にグレースケール化やノイズなどの画像処理を施した画像も含めて計234枚であり、画像サイズは車両画像が8688×5792 pixels, 6016×4672 pixels, 4672×3104 pixels, 4000×6104 pixelsの4種類である。これらは教師データを決定するアノテーションの段階で、416×416 pixelsの正方形にリサイズを行った。これは、YOLOが画像を学習する際に正方形の画像を利用することに起因する。YOLOは、画像を学習する際に用いられるストライドの最大値が32と規定されているため、画像サイズは32の倍数としている。



図1 モデル作成に使用した画像例

2-3. 検出モデルの学習

上述の通り、YOLOv5はs, m, l, xという4種類の重みが存在するが、本研究では最も演算負荷の小さいYOLOv5sを使用してモデルを作成した。モデルの学習時における損失の推移を**図2**に示す。この時の損失はGIoU LOSS関数によって求められた値である。学習開始直後は損失が大きいが、学習が進むにつれ、小さく

キーワード ドローン画像, 深層学習, 物体検出, YOLO

連絡先 〒761-0396 香川県高松市林町2217-20 TEL 087-864-2157

なり、100~120 epoch が経過した時点で値が収束している。これ以上の学習は効果が小さいと判断し、本研究では 120 epoch まで学習したモデルを使用して検証を行う。

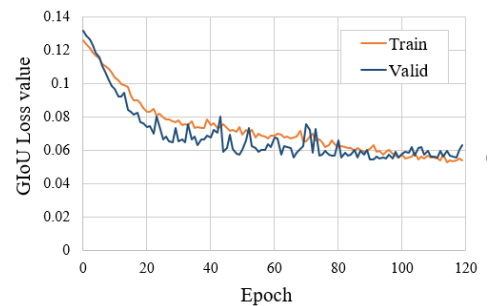


図2 損失の推移

3. AI を用いたドローン画像の車両検出結果

学習させた検出モデルを用いて車両を検出した結果を図3, 4に示す。検出結果を確認するために使用した画像は、香川大学創造工学部の敷地内にある駐車場を撮影したドローン画像と五剣山（香川県高松市、標高375m）調査の際に撮影したドローン画像である。ドローン撮影は、可視カメラと赤外カメラを搭載し、4Kの高解像度な画像も撮影することが可能な図5に示すドローンを使用した。ドローンは撮影条件に様々な制約があることから、研究の範疇ではそれらを考慮し、自大学の駐車場しか撮影できていないが、検出モデルの精度評価のため撮影画像を採用した。一方で、飛行・撮影の許可を得た五剣山で撮影したドローン画像については災害時の道路状況（道路幅や周辺環境など）と想定して画像を採用した。車両が検出された箇所はバウンディングボックスと同様の色で囲み、その付近に検出結果の信頼度を示す。図3, 4より、車両が存在する箇所は概ね検出が可能であることが分かる。図4に関しては、正確に車両が検出されているが、図3に関しては、車両のない箇所を誤検出している箇所が見られる。車両として誤検出している箇所はどちらも木の影となっている箇所であり、影と路面が組み合わさることで車両のガラスと誤認識しているのではないかと考えられる。これは、検出モデルの学習に画像の枚数が不十分であり、車両を正しく学習できていないことが原因として考えられる。Photock では利用できる画像が少ないため、ドローンで撮影した画像を用いるなどして学習用の画像データ枚数を増やす必要がある。しかし、誤検出の箇所を除けば、両画像とも“車両”という物体自体は検出が可能となっており、ドローン画像とAIを組み合わせることで道路の閉鎖状況の把握は可能であると考えられる。



図3 車両抽出結果（駐車場）



図4 車両抽出結果（五剣山道路）



図5 撮影に使用したドローン

4. まとめ

本研究では、ドローン画像とAIを組み合わせることにより道路閉鎖状況の把握を検討した。その結果、車両のある箇所は概ね検出可能であることが判明し、その中でも災害時の道路状況を想定した画像では正確な車両の検出が可能となった。一方で、検出モデルの学習画像枚数が不十分であることにより、車両のない箇所での誤検出が発生することが判明した。今後の課題として、ドローンで撮影した画像を追加したり、画像データを加工したりして学習画像枚数を増やし、さらには検出精度に起因する条件を検討していく必要がある。

謝辞

本研究の一部は、香川大学四国危機管理教育・研究・地域連携推進機構の2021年度プロジェクト活動・研究助成により研究が遂行されたものです。この場を借りて御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 久保菜, 全邦釘, 伊藤克雄: YOLOv5を用いた導水路トンネルにおけるチョーキング箇所の検出, AI・データサイエンス論文集, 2巻, J2号, pp.87-96, 2021