

深層学習による空撮映像からの災害状況推定

Estimating disaster situations from aerial footage using deep learning

小倉 匡顕† 佐野 睦夫‡
Ogura Tadaaki Sano Mutuo

† 大阪工業大学 情報科学部

‡ Faculty of Information Science and Engineering, Osaka Institute of Technology

E-mail: †mutsuo.sano@oit.ac.jp

1. はじめに

近年、日本では様々な規模の地震が観測されており、2024年1月1日には最大深度7を記録し、甚大な被害をもたらした能登半島地震が発生した[1]。災害発生後の対応として建物などの被害情報というのは市町村の各対応機関において重要である。被害の大小に応じて人員や組織体制、物資支援の量を推定しなければならない。特に人員に関しては災害発生地域の市町村のみで対応できるのか外部の協力を要請するのかを判断する必要があるため、正確に災害規模を把握する必要がある。また、被災市町村の災害対応の費用を援助する災害救助法は「災害により多数の住家が滅失し、生命や身体に危害が生ずるおそれがある」場合に適用される[2]。

災害現場において、倒壊家屋の情報は人的被害の把握するにあたり重要な情報であり、初動段階で迅速に収集される必要がある。また、応急危険度判定や被害認定調査といった建物被害の調査業務では、被害状況に応じた人員、物資支援の準備や調査計画の策定において、建物被害情報の即時的な把握が不可欠である。さらに、地震災害時に大量に発生する解体ごみの処理を担う災害廃棄物処理業務においても、被害建物数に基づく廃棄物量の推計が効率的な処理計画の立案に寄与する。加えて、長期的な復旧、復興フェーズでは、避難所の開設見込みや応急仮設住宅の必要戸数、さらには復興計画の策定にも建物被害情報が活用される。

このように、建物被害の情報は災害対応の各フェーズにおいて多様な業務に不可欠であり、その収集は迅速かつ的確に行われるべきである。井上ら[3]が熊本地震を対象に算出した災害対応業務量の分析においても、応急危険度判定、被害認定調査、災害廃棄物処理の各業務が特に多くの人員を要していたことが示されており、これらの業務における効率化の必要性が明らかとなっている。

本研究では災害後に撮影された空撮映像から、深層学習などのAI技術を活用して、建物やインフラなどの変形やクラックなどの災害の程度を判定する手法を提案する。初期段階として、人工的なサンプルを用いて検出精度の検討を行う。

2. 関連研究

2.1 3D Gaussian Splatting の関連研究

近年、建設現場におけるデジタル可視化技術の導入が進む中、Rüter ら[4]による研究では、3D Gaussian Splatting 手法を建設現場の可視化に応用する可能性について検討してい

る。本研究は、特に VR（仮想現実）環境における高精度かつ高速な 3D モデリング技術の有効性を実証するものである。従来のレーザースキャニングやフォトグラメトリに比べ、3DGS はシンプルな動画撮影から高品質な 3D モデルを生成できる点が特長であり、建設現場での迅速な状況確認や仮想的な現場視察に寄与するとされている。

本研究では、Kerbl らの 3DGS 手法と Polycam のオンラインサービス、さらにフォトグラメトリの 3 手法を比較検討し、建設業務における有用性を検証している。調査は、VR と PC 双方の環境で構築されたモデルを、建設現場の専門家が評価する形で行われ、モデルの解像度、質感、操作性、没入感など多角的な観点から分析が行われた。その結果、Kerbl らの手法による 3DGS は、特にディテール表現と現実感の点で優れており、VR における視覚的な臨場感も高く評価された。一方で、高性能なハードウェア環境が必要とされるため、導入コストや操作性には課題が残ることも指摘された。

また、被験者からは、強化材の配置確認や問題箇所の可視化、顧客向けの提案資料作成などにおいて 3DGS が有用であるという意見が寄せられた。特に VR と組み合わせた利用は、空間認識や作業理解を高める効果があり、熟練労働者不足に悩む建設業界にとって有望な支援技術となり得る。一方で、VR 酔いや操作習熟の問題、建設業界の保守的な風土による技術受容の障壁も存在する。これらの課題を解決するためには、操作インターフェースの改善や、測量機能・注釈機能の追加といった機能強化が求められている。

本研究は、建設現場における 3D 可視化技術と VR 技術の融合可能性を探る重要な試みであり、今後の施工管理や現場教育の高度化に向けた実証的・応用的研究として極めて示唆に富む成果を提供している。

2.2 ひび割れ検出の関連研究

山本らの[5]研究では、DeepLabv3+を用いて、壁面の画像からひび割れ領域を確率的に抽出し、その確率マップに基づいてひび割れの幅推定と信頼度の算出を行っている。DeepLabv3+は、空間ピラミッドモジュール（ASPP）と Encoder-Decoder 構造を組み合わせたモデルであり、局所的な特徴だけでなく広域的なコンテキストも考慮した画素単位の分類を可能とする。本研究では、検出の精度と幅推定の正確性を両立させるために、アノテーション画像の作成手法に工夫を加え、見落としを防ぐ膨張処理による学習と、正確な幅を反映する適応的二値化による学習を目的別に使い分けている。また、推論後には確率マップと原画像を合成してひび割れ領域を鮮明化し、適応的二値化を通じて滑らかな輪郭の検出画像を生成し、そこから細線化・法線方

向の抽出を行うことで、ひび割れ幅の自動計測を実現している。さらに、複数のガンマ補正值による画像処理とその標準偏差、確率マップ上の勾配情報に基づいて、各推定幅に対する信頼度を数値化し、誤差と信頼度の関係性を定量的に評価した。その結果、信頼度が高いほど幅の推定誤差が小さい傾向が確認されており、壁面に生じる微細な損傷に対しても、客観的かつ再現性のある検出が可能であることが示された。こうしたセマンティックセグメンテーションを核とした手法は、壁面の点検における作業の効率化と精度の向上に貢献する技術として期待される。

また Chen, Xinyu ら[6]の研究では、SECrackSeg は、ひび割れ検出において高精度なセグメンテーションを実現するために設計された深層学習ベースのネットワークであり、主に UNet アーキテクチャを基盤としながら、Segment Anything Model 2 (SAM2) の知識を活用する S-Adapter 機構、多スケール畳み込み (MSDC)、高精細なアップサンプリング (MI-Upsampling)、およびエッジ認識型注意モジュール (Edge-Aware Attention) を統合することで、従来手法の課題である微細特徴の欠落、アップサンプリング時の情報損失、エッジの不明瞭さといった問題を克服している。SAM2 S-Adapter は、SAM2 の巨大なパラメータを保持しつつも、軽量なアダプタのみを学習対象とすることで、少数データ環境下でも過学習を防ぎながら事前学習の恩恵を享受できるように設計されている。MSDC モジュールは異なる膨張率を持つ複数の畳み込み層を並列に適用し、多様なスケールの特徴を融合することで、ひび割れのサイズや形状の違いに対応する。MI-Upsampling は、スライスアップサンプリング、バイリニア補間、デコンボリューションの 3 種の手法を組み合わせ、解像度復元時の特徴損失を最小化し、空間的な情報を保持したまま高精度な再構成を実現する。さらに、エッジ認識型注意モジュールでは、ラプラシアン演算を用いたエッジ抽出に加えて、チャンネル・空間の注意機構と残差学習を二段階で融合し、ひび割れ境界の識別精度を高める。この構造により、従来見逃されがちだった細かく不連続なひび割れの領域まで捉えることが可能となった。損失関数には、エッジ付近の難検出ピクセルに重みを付けることで微細領域の識別に寄与する加重バイナリクロスエントロピーと IoU 損失を組み合わせた関数を採用し、さらに 3 段階の異なる解像度でのマルチグラニュラリティ監視によって一貫性と汎化性能を高めている。実験では CFD, Crack500, DeepCrack といった複数の実世界データセットにおいて、Precision, Recall, F1-Score, mIoU の全ての指標で既存の最先端手法を上回る性能を示し、とくに小規模データセットにおける強力な適応性と境界検出能力の高さが際立った。これらの構成要素の組み合わせにより、SECrackSeg は構造物の健全性モニタリングにおいて高精度かつ頑健なひび割れセグメンテーションを実現するモデルとして位置づけられている。

一方、DeepLabv3+は Encoder-Decoder 構造に加え、空間的ピラミッドプーリング (ASPP) モジュールを備えたネットワークであり、広域的な文脈情報を取り込んだ上でひび割れのような局所的変状を高精度に検出することができる。さらに、softmax 出力により得られる確率マップを活用することで、ひび割れの連続性を保持しつつ、その幅推定や信頼度評価も可能とする。本研究では、この DeepLabv3+に対しても画像処理技術 (適応的二値化や輝度補正) を組み合わせることで、検出率の向上と形状忠実性

の両立を目指しており、目的に応じてアノテーション画像の設計を使い分けて学習を行っている【7】。

2.3 災害状況推定の関連研究

京都大学の中村ら[6]は、ドローンを用いて撮影した災害現場の空撮画像から、建物の損傷の有無や程度を判定するために、画像認識技術と GIS (地理情報システム) を連携させた災害対応支援システムの開発を行った。さらに、Gupta ら[8]は RescueNet と呼ばれる深層学習モデルを提案し、空撮画像から建物のセグメンテーションと損傷度の同時推定を実現している。この手法はエンドツーエンドで動作し、災害現場の迅速な状況把握に有効であることが実証されている。また、Alisjahbana ら[9]は DeepDamageNet という 2 段階構成のモデルを開発し、マルチディザスター環境において高精度な被害分類を達成している。これらの研究は、空撮映像に基づく被害検出の精度と汎用性の向上に寄与しており、本研究における判定モデルの設計にも大きな示唆を与える。中村らの研究では、画像からの特徴抽出において CNN (畳み込みニューラルネットワーク) を用い、被害箇所の自動抽出とマッピングを実現している。このようなアプローチは、現場での迅速な意思決定を支援する上で有効であり、災害対策本部などの実運用に向けた検証も行われている。

3. 本システムの提案方式

本研究では、被災直後に撮影された空撮映像から、建物やインフラの変形やクラックといった細かな損傷を対象とし、AI による判定手法の構築を目指す。さらに、3D Gaussian Splatting 手法を活用することで三次元での倒壊状況の推定を試みる。

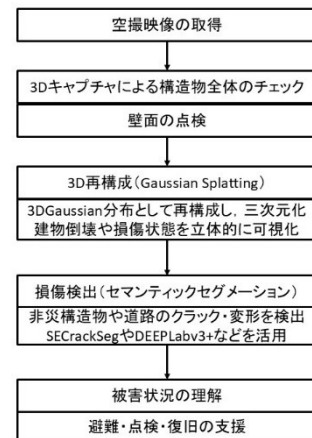


図1 提案するシステムの構成図

実環境映像の前段階として、人工的なサンプルを用いて検出精度を検証することで、より微細な損傷の認識可能性を検討する。

3.1 空撮画像

災害が起こった際、国土交通省は非災害地域の空撮映像を撮影している[10]。この資料は初動対応、災害状況の把握、復旧のための資料として活用される。さらにこの資料は、研究を目的とする場合国土地理院に申請をすることで空撮映像を入手可能である。また航空機での空撮映像のほ

かにドローンでの空撮映像が撮影されており、より高品質な空撮映像、画像が利用可能である[11].

本研究においては人工的なサンプルをドローンで撮影したものを利用するものとする。

3.2 3D Gaussian Splatting

本研究では、3次元空間の高精度な視覚的再構成を実現するために、Kerblらによって提案された3D Gaussian Splatting技術を用いる。3D Gaussian Splattingは、複数視点から取得した画像群をもとに粗い点群を生成し、それを空間的に配置された3次元ガウス分布として表現する手法である。各ガウス分布は、位置、スケール、色、透明度などのパラメータを持ち、視点依存の放射輝度と不透明度を持つことで、現実に近い画像表現を可能にしている。

前述の通り3DGSは、従来のフォトグラメトリやNeRFなどと比較して、モデリング精度と描画速度のバランスに優れ、比較的少ない計算コストで高解像度の3Dモデルを短時間で構築できるという利点を有する。本研究では、この特性を活かし、映像データから短時間で構築可能な没入型3D空間モデルの生成を行う。

3.3 AIによる判定

現在、本研究では、セマンティックセグメンテーションに基づくAIモデルとして、SECrackSegおよびDeepLabv3+の2手法を実装し、ひび割れ検出への有効性について比較・検証を進めている。DeepLabv3+は現在実装中であり、SECrackSegの結果は以下のようになった。

```
Epoch 1, Loss: 22.7193
Epoch 2, Loss: 14.2186
Epoch 3, Loss: 10.6311
Epoch 4, Loss: 9.0244
Epoch 5, Loss: 8.0234
Epoch 6, Loss: 7.3174
Epoch 7, Loss: 6.7588
Epoch 8, Loss: 6.3064
Epoch 9, Loss: 5.9168
Epoch 10, Loss: 5.6636
```

図2. SECrackSegのloss値

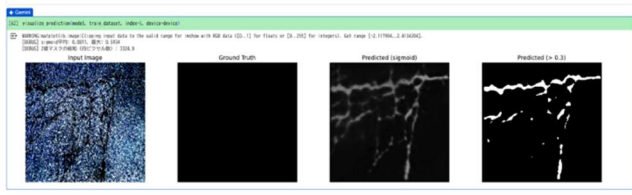


図3. SECrackSegの結果画像

図2より今回の学習では、10エポック時点での損失関数の値が約5.66とやや高く、モデルが十分に収束しているとは言い難い。予測結果ではクラックの位置をある程度捉えてはいるものの、全体的に予測強度が弱く、しきい値処理後のマスクでも白画素が少ないことから、予測の信頼度は低いと考えられる。また、Ground Truthのマスクが黒一色になっている点から、学習データにおけるマスク情報の欠損も疑われる。これにより、損失関数が正しく最小化されず、モデルが有効な特徴を学習できていない可能性がある。クラス不均衡への対処や、より長いエポック数での再学習、

データ前処理や損失関数の見直しが必要であり、ひび割れ検出精度を高めるためには今後さらなる改良が求められる。

今後は、2手法について、検出精度(IoU・Recall・Precision・F値)、幅推定精度、推論時間、演算資源の消費量といった多角的な指標に基づいて定量的な比較評価を行う。また、照明条件や撮影距離の違いに対する頑健性、アノテーション戦略、推定結果の信頼度算出方法などを総合的に検討し、実運用を想定した環境下での評価実験へと発展させることで、災害対応に資する実用的なAI判定システムの構築を目指す。

4. 終わりに

本研究では、災害発生直後に撮影された空撮映像を用いて、建物やインフラの被害状況を迅速かつ高精度に把握するためのAI判定手法を提案した。特に、変形やクラックなどの微細な損傷を対象とし、3D Gaussian Splattingを活用することで、三次元表現を可能とした点に特色がある。現段階では、人工的に作成されたサンプルデータを用いた検出精度の検証を通じて、手法の有効性を確認している。

今後は、実際の災害現場から取得された空撮映像やドローン映像を用いた実証実験を行い、提案手法の汎用性と実運用可能性をさらに高める予定である。

災害対応業務における迅速な状況把握とリソース配分の最適化は、被害の拡大を抑制し、復旧・復興活動の円滑化に直結する。本研究の成果が、今後の防災・減災体制の高度化に資する一助となることを期待する。

5. 参考文献

- [1] 内閣府：令和6年能登半島地震，防災情報特集①，https://www.bousai.go.jp/kohou/kouhoubousai/r05/109/special_01.html?utm_source=chatgpt.com，(参照 2025-07-21)
- [2] 内閣府：災害救助法のあらまし，第2～3頁，https://www.bousai.go.jp/oyakudachi/pdf/kyuujo_a1.pdf，(参照 2025-07-21)
- [3] 井上雅志，末富岩雄，福岡淳也，大西修平，沼田宗純，目黒公郎：熊本地震に基づく災害対応業務量の予測式の構築，生産研究，70巻4号，pp.289-297，2018.
- [4] Rüter, S., Waldow, K., Bartels, N., Fuhrmann, A. : 3D Gaussian Splatting for Construction Sites, 24th International Conference on Construction Applications of Virtual Reality (CONVR 2024), Western Sydney University, 2024. <https://www.researchgate.net/publication/385552762>，(参照 2025-07-22)
- [5] 山本耀平，橋本岳，菊池康平，東勇作，橋本智洋，山本茂広，井澤大介，中嶋規人，高野隼行，阿部雅人，杉崎光一，全邦釘：深層学習を用いたひび割れ検出と幅推定における信頼度の算出，AI・データサイエンス論文集，5巻1号，pp.1-14，2024，https://www.jstage.jst.go.jp/article/jsceiii/5/1/5_1/_pdf/_char/ja，(参照 2025-7-24)
- [6] Chen, X., Shi, Y., Pang, J. : SECrackSeg: A High-Accuracy Crack Segmentation Network Based on Proposed UNet with SAM2 S-Adapter and Edge-Aware Attention, Sensors, Vol.25, No.9, 2642, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25092642>，(参照 2025-07-25)
- [7] He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., Girshick, R. : Mask R-CNN, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,

Vol. 42, No. 2, pp. 386–397, 2020.

<https://arxiv.org/abs/1703.06870> (参照 2025-07-24)

[7] 京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻：高解像度空撮画像・映像を用いた建物被害検出モデルの開発，京都大学リポジトリ，

<https://repository.kulib.kyoto-u.ac.jp/dspace/bitstream/2433/288863/1/djohk00867.pdf>, (参照 2025-07-22) .

[8] Gupta, R., Shah, M.: RescueNet: Joint Building Segmentation and Damage Assessment from Satellite Imagery, arXiv:2004.07312, 2020.

<https://arxiv.org/abs/2004.07312> (参照 2025-07-24)

[9] Alisjahbana, I., Li, J., Strong, B., Zhang, Y.: DeepDamageNet: A two-step deep-learning model for multi-disaster building damage segmentation and classification using satellite imagery, arXiv:2405.04800v1, 2024.

<https://arxiv.org/abs/2405.04800v1> (参照 2025-07-24)

[10] 国土交通省 国土地理院：空中写真 | 国土地理院, <http://www.gsi.go.jp/gazochosa/gazochosa41006.html> (参照 2025-07-24) ,

[11] 国際航業株式会社：超高解像度航空写真提供サービス 高解像度オルソ画像，

<https://www.kkc.co.jp/service/lp/11770/> (参照 2025-07-24)