

地震被害シミュレーションのための 3D 認識技術の研究

Research on 3D recognition technology for earthquake damage simulation

徳田 正安[†] 浜田 宏一[†] 小松 佑人[‡] 福井 弘久[‡] 佐藤 栄児[‡]
 Masayasu Tokuda Koichi Hamada Yuto Komatsu Hirohisa Fukui Eiji Sat

1. はじめに

地震発生時に屋内環境の安全性を向上させるためには、家具や家電製品といった非構造要素の動きを正確に予測することが重要である。しかし、非構造要素の動きは、配置、形状、材質に大きく依存するため、これらを詳細に把握し予測することは一般的なモデリング手法では困難である。

従来の地震シミュレーションでは、オブジェクトを手動で入力する必要があった。具体的には、類似した家具の 3D データを入手し、実際の屋内環境に合わせて手動で配置する作業が必要であった。このプロセスは非常に煩雑であり、多大な時間と労力を要する。また、手動で配置された 3D データは実際の室内環境と完全に一致しないことが多く、その結果、シミュレーション結果に誤差が生じるリスクもある。

そこで本研究では、3D 認識技術(図 1)を活用した地震被害シミュレーションに焦点を当てる。3D 認識技術は、高度な画像処理と機械学習アルゴリズムを組み合わせ、屋内の家具や装置を正確に認識し、その空間的配置を 3D モデルとして再現する。この技術を用いることで、実際の家具の挙動をシミュレートし、どのような地震条件下での家具が危険をもたらす可能性があるかを事前に識別することができる。特に地震時に家具の転倒や移動を防ぐための詳細なシミュレーションモデルを開発し、その有効性を評価することが研究の目的である。

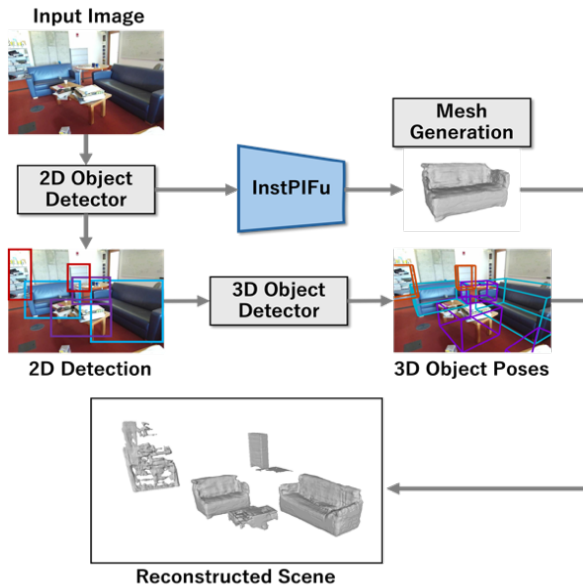


図 1: 3D 屋内シーン再構築

[†] 帝京大学大学院理工学研究科
 School of Science and Engineering, Teikyo University
[‡] (国研)防災科学技術研究所
 National Research Institute for Earth Science and
 Disaster Resilience

2. 実験方法

2.1 2D オブジェクト検出

物体検出アルゴリズムとして YOLOv8 を用いた。一般的に、YOLO は COCO データセットで訓練されるが、このデータセットでは家具に関する情報が限られており、特に棚やクローゼットといった家具の検出には不向きである(表 1)。このため、YOLO を家具認識に特化させるために、家具データが豊富に含まれている「Open Images」および「SUN RGB-D」データセットを用いて、合計約 16 万のデータセットで追加訓練を行い、YOLO の家具認識性能を向上させた。

dataset	Dresser	Closet	Nightstand	Shelf	Cabinet	家具データ数(枚)
COCO	x	x	x	x	x	4万
Open Image	x	x	○	○	○	11万
SUN RGB-D	○	○	○	○	○	1万

表 1: 家具クラスのラベルデータの有無

2.2 3D オブジェクト生成

本研究では、単一画像から詳細な 3D 屋内シーンを再構築するために InstPIFu モデル[1]を採用した(図 2)。このモデルは、オブジェクト固有の特徴を強調し、複数のオブジェクトが存在する環境でも、各オブジェクトを正確に隔離して再構築する能力を持つ。特に、部分的に隠れたり重なったりするオブジェクトに対しても高い再構築精度を実現しており、これにより室内環境をより正確にデジタル化することが可能となる。

InstPIFu は、入力画像の各ピクセルから特徴ベクトルを抽出し、深度情報と組み合わせて特定の 3D ポイントが物体の内部または外部に位置しているかを判定することで、3D 形状の表面の複雑な形状やテクスチャを忠実に再現する。

また、InstPIFu は複数のオブジェクトが重なっている場合でも、オクルージョンによる特徴の曖昧さを解消するために、2D オブジェクト検出によって取得されたオブジェクトのバウンディングボックスを基に関心領域(RoI)を整列させ、フィルタリングされた特徴量を用いて各オブジェクトのマスクを生成する。これにより、複数のオブジェクトが混在するシーンでも、各オブジェクトの詳細な 3D 再構築が可能となる。

2.2 地震シミュレータ

地震の影響を模倣するために PyBullet 物理エンジン[2]を使用し、実際の地震データに基づくシミュレーションを行う。PyBullet 物理エンジンは、地震発生時の動きをリアルタイムで再現する能力を持ち、地面オブジェクトに適用される物理的な力や加速度を通じて、実際の地震時の屋内環境の挙動を詳細に再現することが可能である。

シミュレーションに使用する地震データは、(国研)防災科学技術研究所様から提供された過去の地震記録に基づいている。このデータには、阪神淡路大震災(1995)や

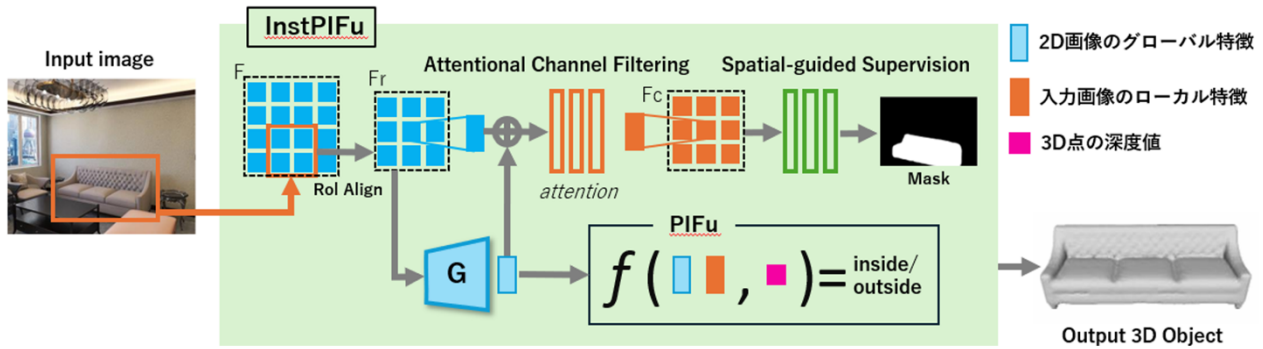


図2: InstPIFu フローチャート

東日本大震災(2011)など、日本国内で発生した大規模地震の記録が含まれており、様々な強度や周期をもつ地震における家具や非構造要素の反応を正確に評価できる。

3. 結果

3.1 2D オブジェクト検出

バウンディングボックスがカバーしきれない範囲があると、家具の3D生成時に正しい大きさで生成することができないことがわかった(3)。具体的には、画像aのように棚の一部が机で隠れてしまっている画像であっても、棚全体をバウンディングボックスが覆っていれば、3D生成時に問題なく、赤枠のバウンディングボックスの大きさをオブジェクトを生成することができる。一方で、画像bのように棚の下一部を机が隠れてしまい、バウンディングボックスが見える範囲でしか適応されていない場合、3D生成した際に赤枠の大きさを家具が生成されてしまうため、本来の大きさよりも小さい形で3D化してしまう問題があることがわかった。



図3: 2D オブジェクトの検出精度

3.2 3D オブジェクト生成

本研究で使用した3D再構築モデルInstPIFuは、特定の室内シーンやオブジェクトに最適化された訓練データセットに基づいて訓練されている。この特定化された訓練により、入力画像が訓練データセットと大きく異なるシーンやオブジェクトを含む場合に、精度が顕著に低下することが観察された。例えば、異なるカメラ角度から撮影された画像や、訓練データに含まれない種類の家具や装飾品が特徴の画像の場合、モデルが正確な3D形状を再構築することが困難であることが判明した。

さらに、使用されたデータセットの多様性に関する限界もモデルの性能に影響を与えている。訓練データが特定のシーンに偏っているため、モデルの一般化能力が制限され、未知のシナリオに対する柔軟性が低下している。この偏りは、異なるタイプの環境における3D再構築の

精度に大きな障壁となっている。具体的には、訓練されたシーンとは異なる新しいインテリアデザインや未登録のオブジェクトタイプが含まれる場合、モデルはそれらのオブジェクトを正確にとらえることができず、結果として再構築された3Dオブジェクトの質が低下している(図4)。

また、再構成されたオブジェクトに欠損箇所が多いと、その不完全なデータが地震シミュレーションの正確性に影響を及ぼすことが分かった。これは物理シミュレーションにおいてオブジェクトの完全な形状が重要であるため、形状の一部が欠けていると、そのオブジェクトの挙動を正確に予測することが困難になるからである。

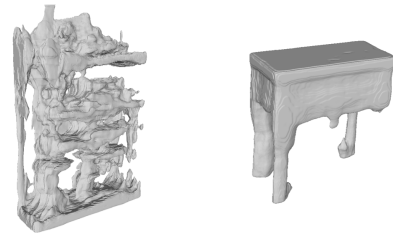


図4: 3D再構築結果(本棚/机)

4. 考察

InstPIFuモデルの精度低下は、訓練データの偏りから明らかな制限が生じていることが分かった。特に、異なるシーンやオブジェクトが含まれる画像では再構築の精度が低下する点は、実際の地震被害シミュレーションにおいて重要な課題である。この課題を解決するためには、データの多様性を向上させることが重要である。しかし、現実的な課題として、高品質な3Dデータセットの入手が困難であることを考慮すると、別のアプローチが求められる。具体的には、欠損データを効果的に補完する技術やアルゴリズムの開発に焦点を当てるのが有効であると考えられる。この技術は不完全なデータからでも正確な3Dオブジェクトを再構築する能力をモデルに付与することが可能である。

今後は、欠損オブジェクトの補完を行うためのアルゴリズムの開発に着手し、3D再構築モデルの精度と汎用性を向上させることを目指す。

参考文献

- [1] Haolin Liu, et al: Towards High-Fidelity Single-view Holistic Reconstruction of Indoor Scenes, ECCV (2022)
- [2] Klaus Greff, et al: Kubric: A scalable dataset generator, CVPR(2022)