

都市太陽光ポテンシャル評価のための屋根セグメンテーション

電気電子情報工学専攻
電力システム工学研究

AE20020 なかがわ こうた 中川 昂太
指導教員 藤田 吾郎

1. はじめに

都市部における太陽光発電 (PV) 導入の可能性を評価するには、正確な屋根領域の把握が不可欠である。本研究の目的は、PLATEAU などの 3D 都市モデルと航空写真を活用して屋根領域を自動かつ高精度に抽出し、都市規模での PV 導入可能性評価に資する基盤情報を整備することである。本研究では、PLATEAU を活用した分析と航空写真に基づいた深層学習モデル U-Net を用いたセマンティックセグメンテーションによる屋根検出手法を比較、提案する。提案手法は、スマートシティにおける再生可能エネルギーの戦略的導入に資するものである。

2. 研究背景^[1]

従来の屋根検出手法には、PLATEAU の CityGML を入力とした QGIS (地理情報ソフト) による領域推定の他、エッジ検出等による画像解析、Google Earth による手動マーキングなどがあるが、精度や作業コスト、スケーラビリティに課題があった。これらの手法は特定の条件下では有効であるが、都市のような多様な建築構造や照度条件を含む環境では限界がある。近年、深層学習技術の発展により、セマンティックセグメンテーションを活用した高精度な画像解析が可能となり、屋根検出への応用が期待されている。特に U-Net は医用画像処理を起源とし、構造の類似性から建築物のセグメンテーションにも応用が期待されている。

3. 研究手法

(1) 従来手法

従来の屋根検出手法は主に地理情報ソフトや画像処理ツールを用いて行われてきた。QGIS による手法では、PLATEAU の 3D 都市モデル (CityGML) を読み込み、フィールド計算機により建物のポリゴン面積を算出する方法が一般的であり、その精度は実測値との誤差率により

評価される。また、簡単な画像解析手法では、Canny 法によるエッジ検出や大津の二値化を用いて輪郭を抽出するが、しきい値の設定は手動であり、入力画像ごとに調整が必要であった。さらに、Google Earth Pro では球面幾何に基づく手動マーキングによって面積を得ることができ、OSM (Open Street Map) と組み合わせることで建物輪郭との一致率を算出することも可能である。これらの手法はいずれも一定の精度を持つが、操作の煩雑さや自動化の難しさ、都市部の複雑な屋根形状への対応力に課題がある。

(2) U-Net^[2]

U-Net はエンコーダ・デコーダ構造にスキップコネクションを加えることで、画像の空間的特徴を保持しながら高精度なセグメンテーションを実現する。都市部のようなノイズが多く、屋根形状が複雑な環境においても、細部まで精密な検出が可能である。学習には航空写真と CityGML からアノテーションされたデータセットを用い、データ拡張により学習の多様性を担保した。損失関数には BCE With Logits Loss と Dice Loss を組み合わせ、画素単位の精度と領域の一致度の両方を最適化することを目標とする。このとき、検出される精度は IoU を用いて評価する。また、ピクセルサイズから計算される屋根面積も、高精度な実面積推定に活用可能であり、太陽光パネルの適正配置や発電量評価への応用も期待される。

4. 実証試験結果

(1) 従来手法

まず、QGIS を用いた屋根検出では、3D 都市モデルを基にポリゴン面積を算出したが、座標変換のずれや建物の段差処理に対応できなかった影響により、平均誤差率は約 51.98[%]と大きな値を示した。精度の面では大きな改善の余地が残る結果となった。OpenCV によるエッジ検

出および二値化では、画像ごとの適切なしきい値の設定が困難であり、特に建物が密集する都市部や背景が複雑な画像では検出精度が大きく低下した。特に視覚的なノイズの多い条件下では、安定した検出が難しいことが示された（図 1(a)、図 1(b)）。一方、Google Earth Pro を用いた手動マーキングでは、屋根領域の精度は比較的高かったものの、ポリゴンの描画に膨大な時間と労力が必要であり、実運用には効率面での課題が残った（図 1(c)）。最後に、Google Earth Pro と OSM を組み合わせた手法では、50 棟の建物を対象に一致率を評価した結果、平均で約 73[%]（最高 91[%]、最低 60[%]）と比較的高い一致率を得られた。ただし、建物情報の更新が遅れているケースや、複雑な形状の建物に対しては精度が低下する傾向が見られた（図 1(d)）。

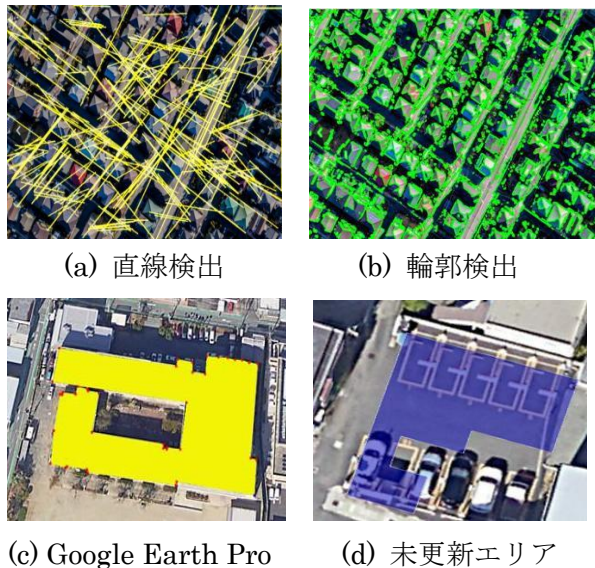


図 1 従来手法による結果

(2) U-Net

U-Net による屋根領域抽出の結果、IoU は対象画像に対して平均 81.2 を達成した。入力である航空写真（図 2(a)）に対して、図 2(b)は、比較基準となる正解領域（アノテーション）である。これらを用いた U-Net による推定結果の一例を図 2(c)に示す。このとき、IoU は 72.5 を確認した。ただし、学習率が小さすぎる、あるいはエポック数（またはイテレーション数）が不足している条件下では、図 2(d)のように抽出が十分に行われない場合もあった。

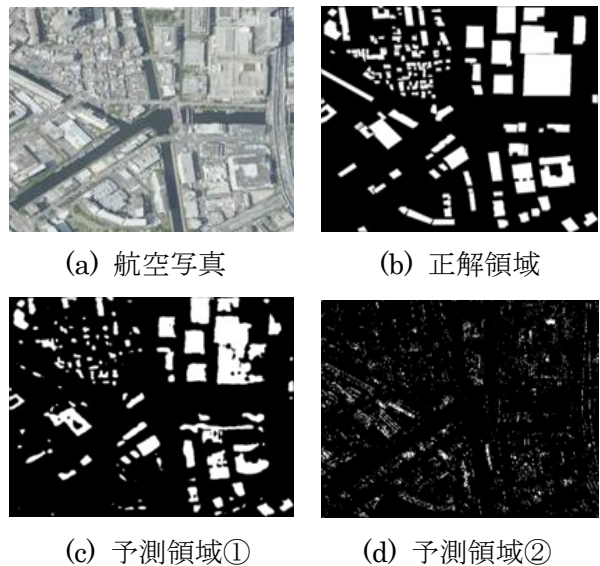


図 2 U-Net による結果

5. まとめ

従来手法では、誤差率のばらつきが大きく、座標系のずれや段差処理の不完全さが精度低下の一因となっていた。一方で、U-Net を用いた手法では、従来手法を上回る性能を示した。U-Net は航空写真のみを入力とし、段差や突起物を含む複雑な屋根構造にも対応可能である。また、IoU に関する分析からは、誤差の主な原因が建物境界部の不一致や影にあることが示された。これらを改善することで、U-Net による屋根検出は、より信頼性の高い基盤技術として機能すると考える。

参考文献

- [1] Luo, L., Li, P., & Yan, X. (2021). Deep learning-based building extraction from remote sensing images: A comprehensive review. *Energies*, 14(23), 7982.
- [2] Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, October). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 234-241). Cham: Springer international publishing.

研究業績

- (1) Kota Nakagawa and Goro Fujita “Comparative analysis of methods for determining degradation of PV modules and image analysis” ICPERE(2024)