

TSUBAME 共同利用 令和2年度 学術利用 成果報告書

利用課題名 高解像度画像を使った広域の家屋及び道路の深層学習による自動判別システムの開発(4)
英文: System development of automatic building and road network detection using high resolution imagery by deep-learning 4

柴崎 亮介
Ryosuke Shibasaki

東京大学 空間情報科学研究センター
Center for Spatial Information Science, University of Tokyo
<http://csis.u-tokyo.ac.jp>

本研究では衛星画像データに深層学習による画像認識で都市スラムを検出するモデルの開発を試みた。モザンビークの首都マプトと地方都市ベイラを対象として、高分解能衛星画像の目視判読による学習データとして作成し、セマンティックセグメンテーションのモデルを学習した。Planet 衛星画像データに超解像度を適用し、モデル学習をおこなった結果、精度 (IoU, F1) はそれぞれ、3.0 m 分解能では 0.833、0.909、1.5 m 分解能では 0.842、0.914、0.3 m 分解能では 0.872、0.932 と、高い精度が確認された。しかし、モデルを広域に適用した結果は学習データに一致しないケースが多く見られた。今後の課題として、衛星データの画像情報だけでなく、道路の密度や規則性といった都市の空間的構造の特徴量を要すると考えられる。

In this study, we developed a model for detecting urban slums by image recognition using deep learning on satellite image data. We trained a semantic segmentation model on high-resolution satellite images for cities of Maputo and Beira in Mozambique. The accuracy (IoU, F1) was 0.833 and 0.909 at 3.0 m resolution, 0.842 and 0.914 at 1.5 m resolution, and 0.872 and 0.932 at 0.3 m resolution, respectively. However, the results of applying the model to a wide area were with cases not matching with the training data. We will proceed future works to apply not only image data from satellite observation, but also features of the spatial structure of cities, such as density and regularity of roads.

Keywords:

背景と目的

持続可能な開発課題 (Sustainable Development Goals; SDGs) に Goal 11 “Make cities and human settlements inclusive, safe, resilient and sustainable” として掲げられているように、都市の成長を適切に管理するためのデータ基盤の整備には早急な対応が求められている。地球観測データは、このようなニーズに対応するデータ資源として、特に広域性と高頻度の特長が、都市成長の観測において高い有用性が期待されている。近年、Google Earth をはじめとした高分解能衛星画像データの普及により、個別の建物を衛星画像から検出し、衛星画像データの位置情報とあわせることで正確にマッピングする可能性が議論され、機械学習や深層学習の適用によって、自動的に衛星画像内の建物を検出する研究がなされてきた。建物や道路のマッピングの自動化は、広域にわたる地図作

成を低コストで実現し、インフラ開発や公衆衛生の課題において、都市部だけでなく郊外の社会経済の状況を概観するのに有用である。広域にわたる自動マッピングへのニーズは高まる一方、これまでの研究の成果は、単一シーンの衛星画像データといった限られた領域でのみ処理されており、全国土といった広域を対象とした処理は未だ試みられていない。

建物などの地物のマッピングにおいて、衛星画像に深層学習による画像認識を適用する手法は確立しつつある一方で、発展途上国を対象とした観測では開発の状況を直接測る指標としてスラムの分布を分析のインプットとして用いる研究が表れつつある。スラムは都市の脆弱性に影響するが、早期発見が困難であるため、衛星データを用いた広域にわたる定期的な観測は、スラムに対する人道支援を効率化し、SDG 11 に掲げる都市の強靱化に貢献しうる。

本研究では、社会経済の状況を表す都市スラムの位置と範囲を衛星画像データから検出・マッピングする方法を考案、TSUBAME にて実験するほか、近年に利用普及が拡大しつつある小型衛星による画像データの利用方法についても考案し、TSUBAME にて実験した。

概要

本研究では Google Maps が提供する高分解能衛星画像のほか、昨今に利用普及が進む小型衛星による衛星画像データに対し、深層学習による超解像度を適用することで、小型衛星データによる高頻度観測の長所を活かした都市スラムの早期発見に貢献する可能性を検討した。

モザンビークの首都マプトと地方都市ベイラを対象として、Google Earth 上の高分解能衛星画像を目視判読し、スラムの位置と領域を表すポリゴンデータを学習データとして作成し、Multi-Constraint Fully Convolutional Network で構成されるセマンティックセグメンテーションのモデルを学習した。これに加えて、Planet が提供する小型衛星の画像データに対して、高分解能衛星画像で作成した超解像度モデルを適用することで精度向上を図った。

その結果、モデル学習の精度 (IoU, F1) はそれぞれ、3.0 m 分解能では 0.833, 0.909, 1.5 m 分解能では 0.842, 0.914, 0.3 m 分解能では 0.872, 0.932 となり、分解能の向上にしたがってモデル学習性能の向上が確認された。しかし、高いモデル学習性能にもかかわらず、スラム検出モデルを広域に適用した結果は必ずしも学習データとして用いた目視判読結果のデータに一致しないケースが多く見られた。

今後の課題として、衛星データの画像情報だけでなく他の地理情報、特にスラムの形成過程を考慮して道路ネットワークのデータより道路の密度や規則性といった都市の空間的構造を指標化したレイヤを画像情報と複合的に用いる必要があると考える。

結果および考察

以下に、深層学習の学習データとして入力された目視判読データを示す。これらのデータは、スラムの都市

景観に関する専門家が衛星画像を判読して、スラムに分類される領域をポリゴンデータで表現した(図 1、図 2)。

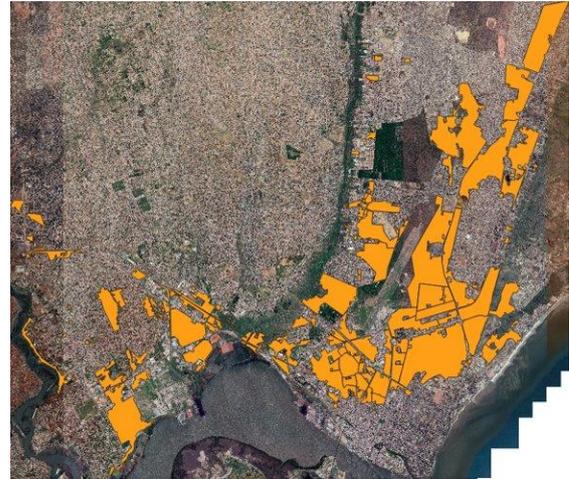


図 1 スラム地区の目視判読結果(マプト)



図 2 スラム地区の目視判読結果(ベイラ)

以下に深層学習の入力データとして用いられた衛星画像データを示す(図 3)。Planet 衛星画像データの分解能は 3 m であるが、高分解能衛星画像をもとに作成した超解像度モデルを用いて、0.5 m 分解能、1.5 m 分解能の画像データを作成し、それぞれについてスラムを検出するセマンティックセグメンテーションのモデルを学習した。表 1 に結果を示す。モデル学習の結果では、IoU は 0.8 以上、F1 スコアが 0.9 前後ときわめて高い精度のモデル学習が示唆された。

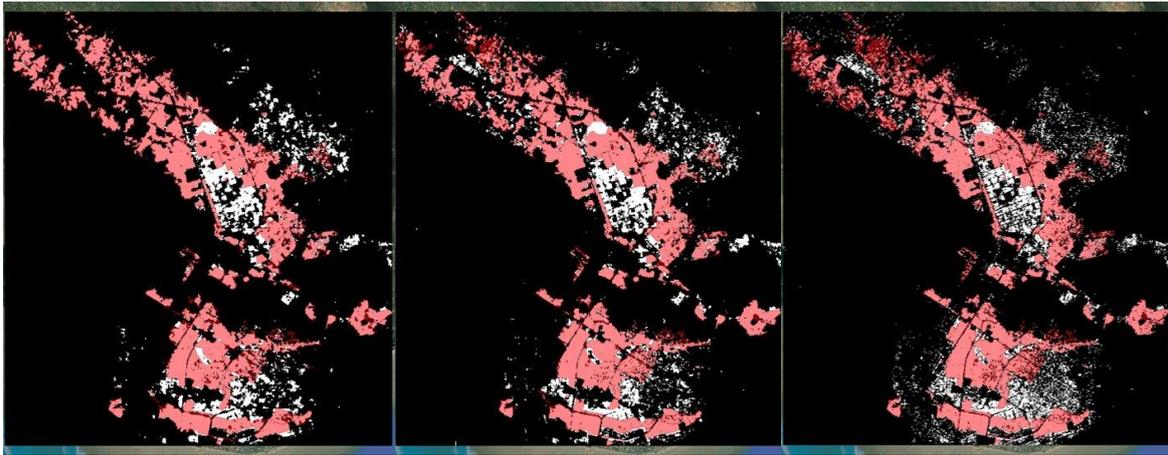


図 4 スラム検出モデルの適用結果。左: 3 m 解像度、中央: 1.5 m 解像度、右: 0.3 m 解像度



図 3 マプトを撮像した Planet 画像

でも詳細な分解能では過剰検出していることから、スラム地区における景観の不均一さは詳細スケールで表れることがわかる。

マプトの衛星画像にスラム検出モデルを適用した結果を図 5 に示す。推定結果が学習データに一致しない箇所が多く表れ、スラムにおける景観の不規則さが深層学習による画像認識の障害になることが伺える。

学習済みモデルを超分解能処理した Planet 衛星画像に適用した結果を図 4 に示す。ペイラの結果ではいずれの分解能においても、都市中央部を除いて、推定されたスラム領域が学習データに一致した。推定結果が学習データに一致しなかった都市中央部は緑地と建物が混在する区画であるため、建物が不規則に並ぶ傾向にあるスラム地区の景観と混同したためにスラム領域を過剰推定したと考えられる。また、南東部におい

表 1 モデル学習の精度評価結果

| Model Resolution | Data Resolution | Overall Accuracy | Precision | Recall | F1Sc | IoU |
|------------------|-----------------|------------------|-----------|--------|-------|-------|
| 0.3M | 0.3M | 0.955 | 0.909 | 0.889 | 0.932 | 0.872 |
| | 1.5M | 0.830 | 0.967 | 0.813 | 0.893 | 0.808 |
| | 3.0M | 0.817 | 0.987 | 0.810 | 0.893 | 0.808 |
| 1.5M | 0.3M | 0.844 | 1.000 | 0.844 | 0.915 | 0.844 |
| | 1.5M | 0.918 | 0.911 | 0.862 | 0.914 | 0.842 |
| | 3.0M | 0.913 | 0.865 | 0.824 | 0.888 | 0.799 |
| 3.0M | 0.3M | 0.844 | 1.000 | 0.844 | 0.915 | 0.844 |
| | 1.5M | 0.844 | 0.989 | 0.843 | 0.910 | 0.836 |
| | 3.0M | 0.910 | 0.908 | 0.853 | 0.909 | 0.833 |



図 5 学習済みモデルによるいすライム分布の推定結果
(上:学習データ、下:検出結果)

まとめ、今後の課題

本報告では、モザンビークのマプトとベイラを対象として、衛星画像への深層学習の適用によるスラム検出モデルの開発を試みた。予め作成した超分解能モデルで高分解能化した Planet 衛星画像に対し、Multi-Constraint Fully Convolution Network で構成されるセマンティックセグメンテーションの画像認識モデルを学習し、Planet 衛星画像に適用した。その結果、モデル学習における精度は高い精度指標を示したが、モデルを衛星画像に適用しスラム地区を推定した結果では、学習データとは整合しない結果となった。

スラム地区は画素や建物を個別に判別するよりも、ブロックや区域を単位として、内部構造を指標化し、それに基づく判別が有効であると考えられる。今後の課題として、そのような方法を具体的なアルゴリズムとして実装することが挙げられる。