

深層学習による発展途上国での建物ごとの収入レベル推定

奥田康平・川崎昭如

Estimation of Income Level for Each Building in Developing Countries by Deep Learning

Kohei OKUDA and Akiyuki KAWASAKI

Abstract: Poverty is one of the biggest problems in the world. However, in developing countries, it is difficult to grasp the living condition of people. In this research, therefore, the method to estimate the income level by building from satellite image and household survey data is developed. In this method, two kinds of deep learning models are used. One is to detect buildings from satellite images, and the other is to estimate the income level of the detected buildings. The influence of building area, land use and elevation data on estimation is considered. Furthermore, a method which can be applied not only to specific regions but also to multiple regions is considered.

Keywords: 深層学習 (deep learning), 衛星画像 (satellite imagery), 世帯調査 (household interview survey)

1. はじめに

持続可能な開発目標 (SDGs) の第一目標はあらゆる場所のあらゆる形態の貧困を終わらせることとされており、貧困問題への関心は世界的に高まっている。しかしながら、多くの途上国では、貧困層の居住分布の実態を把握することすら困難な状況である。

グリッド単位で貧困地域の推定を行った研究は存在するものの (Jean et al., 2016), この手法では貧困地域の空間的な分布はわかっても、そこにどれだけの人がいるのかということはわからない。そこで、本研究では、利用可能なデータに限られる途上国において、建物単位という詳細な単位で収入レベルを推定する手法を開発することを目的とした。そのために、高解像度の衛星画像と一軒ずつ聞き取り調査を行うことで得られ

た世帯調査データから建物一棟ごとの収入レベルを推定する深層学習モデルを構築した。

本研究では後発開発途上国の一つであるミャンマーのヤンゴンとバゴの2都市を対象とした (図-1)。ヤンゴンは人口 500 万人以上を擁するミャンマー最大の都市であり、バゴは人口約 50 万人を擁する都市である。



図-2 対象地域

2. 収入レベル推定手法の構築

2.1 手法の概要

本手法は、衛星画像からの建物の検出と検出し

た建物の収入レベルの推定の2つの部分に分けることができる。(図-2)

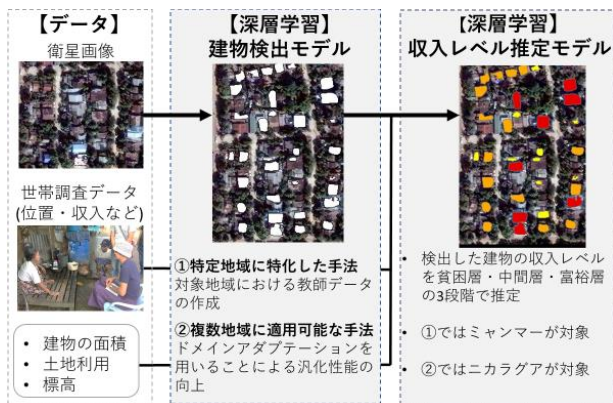


図-2 手法の概要

建物の検出では、Hamaguchi & Hikosaka (2018) によるモデルを用いた。このモデルは U-Net をベースの構造としており、建物の大きさ別にそれぞれに特化した検出器を作成し、それらの結果を合わせることで高い検出精度を実現した。本研究でこのモデルを利用する際には、特定地域に特化した手法と複数地域に適用可能な手法の2種類を検討する。

特定地域に特化した手法では、対象地域の衛星画像を利用して建物の部分と建物以外の部分を分類した教師データを手動で作成する(図-3)。作成した教師データを使用してモデルの学習の学習を行うことで特定の地域での高い検出精度を実現する。教師データは約 1 万棟分を作成する。

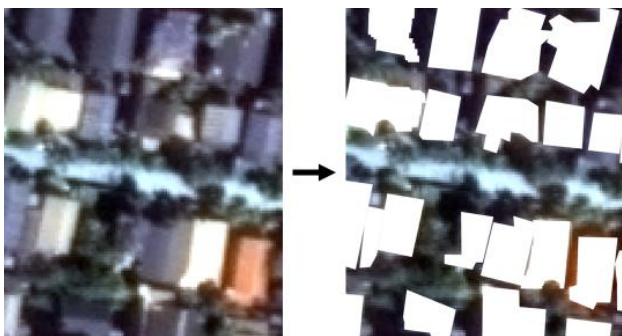


図-3 教師データの作成例

複数地域に適用可能な手法では、転移学習の一種であるドメインアダプテーションという手法を建物検出モデルと組み合わせることで、学習を

行った地域以外に対しても高い精度で建物の検出を行うことができるようにすることを目指している。建物検出モデルの学習に使用する教師データの作成には非常に手間がかかるため、この手法により、その手間が大幅に削減されることを期待している。対象地域はミャンマーと経済レベルが比較的近いが地理的には大きく離れているニカラグアを予定している。

本稿では、特定地域に特化した手法をミャンマーへ適用した結果に焦点を当てて説明を行う。

収入レベルの推定では、検出した建物と建物から一定範囲内に存在する世帯調査データの収入レベルとを対応させることで、収入レベルの推定に利用する教師データを作成し、モデルの学習に利用する。このモデルは建物の画像を入力することで収入レベルを推定し、貧困、中間、富裕の三段階のうちいずれかを出力する。

2.3 使用したデータ

本研究で使用した衛星画像を表-1 に示す。衛星画像は使用した世帯調査の実施時期と近いものを利用した。

表-1 使用した衛星画像

衛星	空間分解能	撮影時期
World-View-2	0.5m	2013年1月
GeoEye	0.5m	2013年11月
		2014年1月

本研究で使用した世帯調査データを表-2 に示す。世帯調査データとは、それぞれの世帯に対して聞き取り調査をすることで得られたものであり、これらのデータには位置、世帯収入、家族構成、居住年数等の様々な情報が含まれている。本研究では JICA の世帯調査データにおける収入レベルを参考とし、貧困層、中間層、富裕層の3段階を定義した。

表-2 使用した世帯調査データ

対象地	実施者	実施時期	件数
ヤンゴン	JICA ほか (2013)	2012年	10,069
バゴ	川村, 川崎 (2017)	2015年	213

また、深層学習による収入レベルの推定の際には、建物の面積、その地点の土地利用と標高のデータを使用した(表-4)。建物の面積は、衛星画像から検出した建物をGIS上でポリゴン化し、その面積を計算することで求めた。

表-4 収入レベル推定で用いるデータ

項目	使用したデータ	作成者	空間解像度
面積	衛星画像からの建物の検出結果	筆者	
土地利用	Landsat (ヤンゴン：2015年, バゴ：2011年)	Sritarapipat & Takeuchi (2017) Chang (2018)	30m
標高	ALOS DSM, SRTM	Bhagabati (2018)	鉛直1m, 水平10m

2.4 教師データ作成方法

本研究では衛星画像から検出した建物と世帯調査データの収入レベルとを対応させて、収入レベル推定モデルの学習及び推定精度の評価に使用する教師データを作成した。

教師データの作成手順は、まず、世帯調査の実施地点から一定範囲内に検出した建物が存在する場合、その建物と世帯調査データの収入レベルとを対応させた。そして、建物と世帯調査データの収入レベルが対応したものを、切り取ることで、教師データを作成した(図-4)。

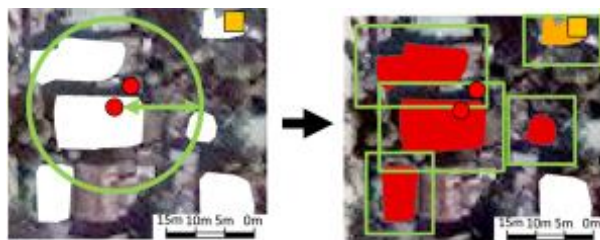


図-4 教師データの作成
(赤：貧困層，橙色：中間層)

3. 収入レベルの推定

3.1 推定結果

図-5, 6 が推定結果の一部である。これらの図において赤い部分が貧困層，橙色の部分が中間層，黄色の部分が富裕層と推定された部分となる。

図-5 と図-6 を比較すると、建物が密集している市街地の図-5の方が建物の検出ができていない建物の数が多いことが分かる。このことから、建物が密集していない郊外の方がより正確な推定を行うことができると考えられる。

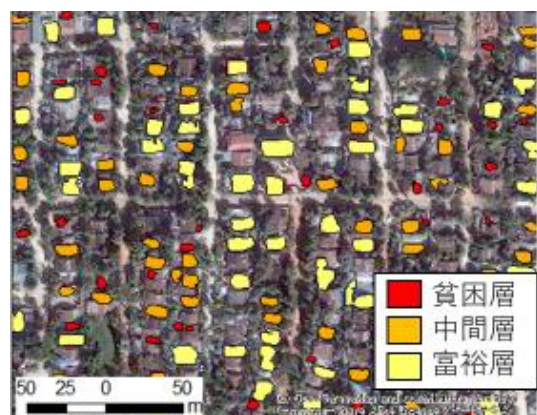


図-5 推定結果(市街地)

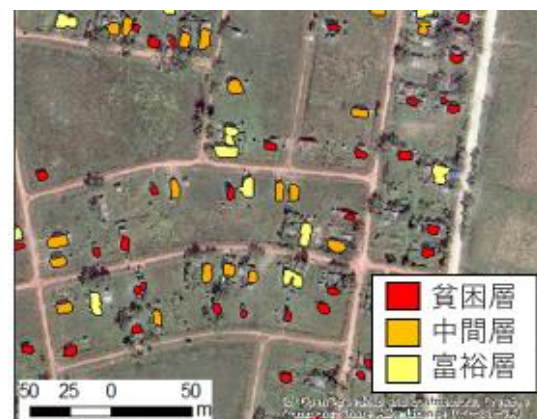


図-6 推定結果(郊外)

3.2 推定結果の検証

推定結果の検証を行うために2019年3月と6月に推定を行った地域において聞き取り調査を行った。聞き取り調査では、月収、家族構成、居住年数等を尋ねた。聞き取り調査で得られた居住年数から、推定に用いた衛星画像と同時期に居住

していたことを確認できた世帯の結果のみを推定結果の検証に利用した。

聞き取り調査で得られた月収と収入レベルの推定結果をまとめたものが図-7である。推定に用いた衛星画像と同時期に居住していたことを確認できたのは36世帯であり、そのうち貧困層と推定されたのが16世帯、中間層と推定されたのが19世帯、富裕層と推定されたのが1世帯であった。推定に用いた衛星画像の時期と聞き取り調査を行った時期には5年以上の差があるため、推定に使用した世帯調査の収入レベルの基準を聞き取り調査の結果に適用することは難しいものの、貧困層と推定された世帯については月収が全体的に低いことがわかる。中間層と推定された世帯については月収のばらつきがかなり大きかった。富裕層と推定された世帯については1世帯しかなかったが、月収は高めであった。

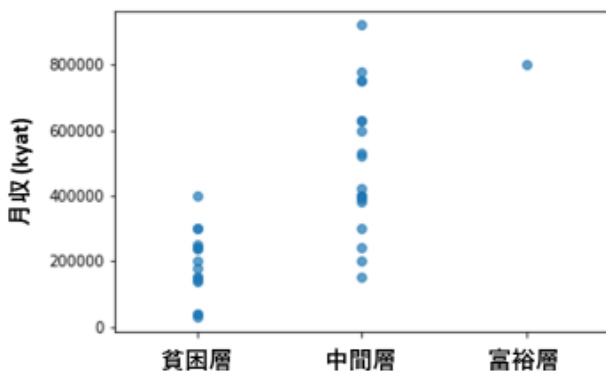


図-7 推定結果の検証

4. 今後の課題

建物検出モデルの学習用の教師データを作成した場合においても、建物が密集している地域では隣接する複数の建物を一つの建物として検出した場合があった。このことから、本研究における手法では、建物が密集している地域においては建物ごとの収入レベルを正確に推定することが困難であり、手法の改良が必要である。

謝辞

本研究に用いた世帯訪問調査のデータは、JICA

による「ミャンマー国ヤンゴン都市圏開発プログラム形成準備調査」で得られたものであり、その著作権は同機構に属する。収入レベル推定モデル作成にあたっては株式会社パスコから技術指導をいただいた。本研究はJSPS 科研費 18H03823 の助成を受けたものである。

参考文献

川村元輝, 川崎昭如. (2017). 開発途上国の洪水と貧困の関係性に関する研究: ミャンマーでの地区レベルでのケーススタディ. 地域安全学会論文集, 31, 187-193.

Bhagabati, S, S. (2018). Development of a Near-real Time Flood Inundation Analysis System for a Detaic Flat River Basin in a Data-scarece Region:Case of the Bago River Basin, Myanmar. 博士論文, 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻.

ChangY. (2018). A Deep Learning Approach to Precipitation Downscaling and Land Cover Classification for Flood Risk Assessment. Master thesis, Department of Bioenvironmental Systems Engineering College of Bioresources and Agriculture, National Taiwan University .

Hamaguchi, R., Hikosaka, S. (2018). Building Detection from Satellite Imagery using Ensemble of Size-specific Detectors. CVPR, 187-191.

Jean, N., Burke, M., Xie, M., Davis, W. M., Lobell, B. D., Ermon, S. (2016). Combining Satellite Imagery and Machine Learning to Predict Poverty. Science, 353, 790-794.

Sritarapipat, T., Takeuchi, W. (2017). Urban Growth Modeling based on the Multi-centers of the Urban Areas and Land Cover Change in Yangon, Myanmar. 日本リモートセンシング学会誌, 37(3), 248-260.