

航空写真を用いたセマンティックセグメンテーション による土地利用分類モデルの構築

Development of Land Use Classification Model
by Semantic Segmentation Using Aerial Photographs

羽物裕人¹⁾ 大川博史²⁾ 檜山和男³⁾
Yuto Habutsu and Hiroshi Okawa and Kazuo Kashiya

¹⁾修士 中央大学大学院 理工学研究科 (〒 112-8551 東京都文京区春日 1-13-27, E-mail: a19.6t5r@g.chuo-u.ac.jp)

²⁾株式会社エイト日本技術開発 (〒 164-8601 東京都中野区本町 5-33-11, E-mail: ookawa-hi@ej-hds.co.jp)

³⁾工博 中央大学 理工学部 教授 (〒 112-8551 東京都文京区春日 1-13-27, E-mail: kaz@civil.chuo-u.ac.jp)

This paper presents a land use classification model for aerial photographs based on a deep learning image classification method. In order to examine the validity of the present classification model, the model is applied to aerial photographs of the target area.

Key Words : Deep Learning, Aerial Photographs, Semantic Segmentation

1. はじめに

著者らはこれまで津波、高潮、洪水氾濫等の数値解析 [1] を行ってきたが、土地利用区分毎に粗度係数を与える際には、半自動で行い労力のかかるものであった。

そこで本研究では、深層学習に基づく画像分類手法により、航空写真の土地利用分類モデルを構築する。本モデルに一般に公開されている対象地域の航空写真を転移学習させ、モデルの精度検証および評価を行った。

2. 画像分類手法

(1) データの取得

分類モデル構築の流れを図-1 のフローチャートに示す。本研究は、教師あり学習の手法に基づき、分類モデルの構築を行う。

トレーニングデータは、国土地理院が公開している GSI データセット [2] を用いる。本データセットは、国土地理院の研究成果として公開されたものである。普通建物、茶畑、水田、針葉樹林、水部、道路のデータを使用した。データの例を図-2 に示す。

テストデータは、国土地理院が公開している地理院タイルの電子国土基本図 (オルソ画像)[3] から航空写真を取得する。対象地域を高知県中土佐町久礼地区としてテストデータの作成を行った。対象地域の写真を図-3-(a) に示す。本研究は、赤線で囲われている小領域を対象領域としている。

分類項目は、細密数値情報に基づき、建物、田・畑、山林、海・河川、道路の 5 クラスとした。

(2) 分類手法

a) データの前処理

取得した航空写真に対して予め施した処理について説明する。テストデータの作成のため、取得した航空写真を GIS ソフトを用い格子状に航空写真を分割する。

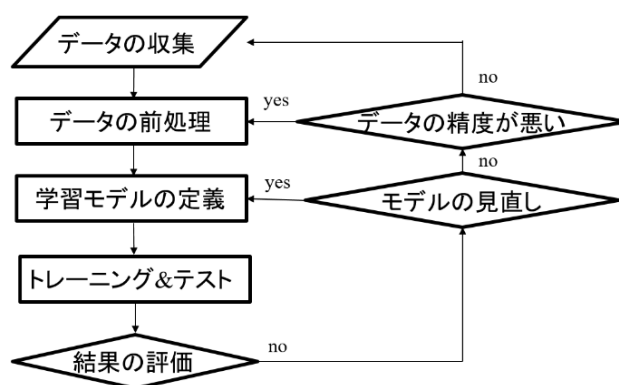


図-1 フローチャート

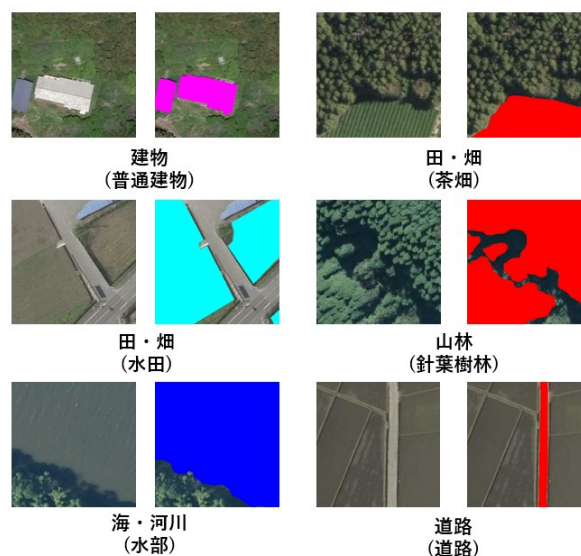


図-2 トレーニングデータの例

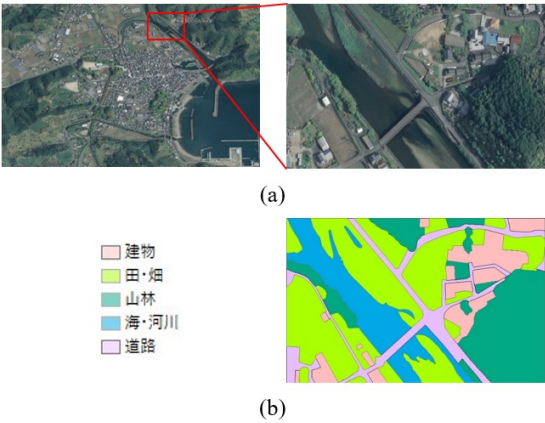


図-3 テストデータについて

表-1 データの詳細

		トレーニングデータ	テストデータ
分類項目	項目	データ数	データ数
建物	普通建物	6,000ペア	69ペア
	茶畑	3,200ペア	201ペア
田・畑	水田	13,000ペア	
山林	針葉樹林	4,000ペア	127ペア
海・河川	水部	6,250ペア	79ペア
道路	道路	10,000ペア	64ペア

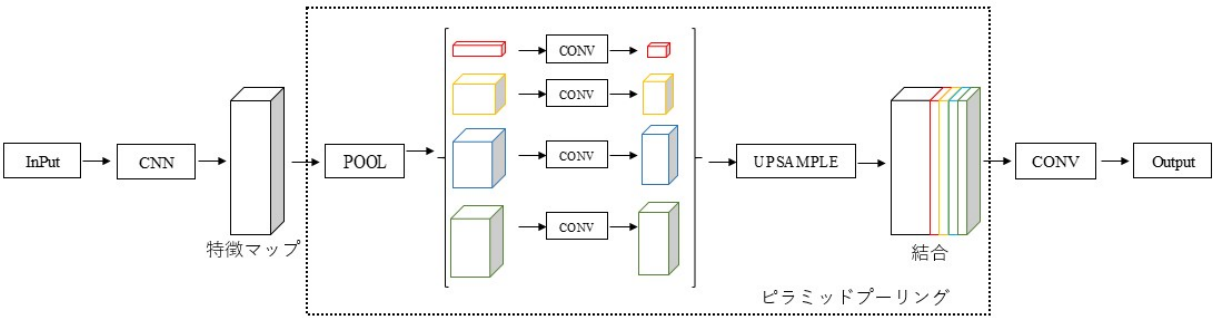


図-4 分類に使用したネットワークモデル図

また、テストデータは土地利用区分ごとにアノテーションする必要がある。テストデータのアノテーションについても GIS ソフトを使用して行った。アノテーション結果を図-3-(b) に示す。

b) 深層学習モデルについて

本研究の画像分類手法として完全畳み込みニューラルネットワーク [4](Fully Convolution Networks; FCN) の終盤層に空間ピラミッドプーリングを用いるディープラーニングセグメンテーションタスクの PSPNET(Pyramid Scene Parsing Network)[5] を採用し、モデルを構築する。PSPNET のネットワークモデルの概要を図-4 に示す。

通常 FCN では、Encoder によって入力画像から抽出された特徴マップのサイズはダウンサンプリングされ、元の入力画像より小さいサイズとなる。しかし、PSPNET では、Encoder で得られる画像サイズの小さい特徴マップに対して複数の解像度で Max Pooling を用いる Pyramid Pooling により、それぞれのスケールで捉えた特徴マップが得られる。得られた各特徴マップを元の特徴マップと同じスケールにアップサンプリングする。アップサンプリングされた各特徴マップを元の特徴マップにチャンネルを追加する方法で連結を行う。これにより、大域的に特徴を捉えられることに加え、局所的な細かい情報を得ることが可能になる。この連結した特徴マップに対してフィルターサイズ 1*1 の畳み込み処理を行い、セマンティックセグメンテーションの結果を得る。

c) 学習環境・条件

ハードウェア環境は、CPU: Xeon W-2225, GPU: Geforce RTX3090, OS: Ubuntu20.4, RAM: 32GB である。データの詳細を表-1 に示す。トレーニングデータ

は学習用データと検証用データに分けて学習を実行する。構築された分類モデルをテストデータに転移学習させ、モデルの精度検証および評価を行う。

3. 学習結果

対象領域に対する学習結果およびその評価は、講演時に示す。

4. おわりに

本研究では、取得した GSI データセットを用いた深層学習により航空写真の土地利用分類モデルの構築を行い、構築した分類モデルに転移学習を行った。

今後は、学習に用いるトレーニングデータの項目の追加、テストデータの領域拡大、より有効な分類モデルの構築を行っていく予定である。

参考文献

[1] 利根川大介, 樫山和男, 安定化有限要素法による津波遡上及び流体力の解析手法の構築, 応用力学論文集 (土木学会), Vol.12, pp.127-134, 2009.

[2] 大野裕幸ら: AI を活用した地物自動抽出に関する研究 (第 1 年次), 国土地理院平成 30 年度調査研究年報, pp.180-183, 2019.

[3] 電子国土基本図 (オルソ画像): <https://www.gsi.go.jp/gazochosa/gazochosa40001>, (参照 2022-8-25).

[4] J.Long, E.Shelhamer and T.Darrell: Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation, CVPR, 2015.

[5] Hengshuang Zhao et al. Pyramid Scene Parsing Network, CVPR, 2017.