

# 航空写真を用いた深層学習による土地利用分類モデルの構築

中央大学 学生会員 ○羽物 裕人 (株)エイト日本技術開発 正会員 大川 博史  
中央大学 正会員 榎山 和男

## 1. はじめに

著者らはこれまで二次元津波遡上解析<sup>1)</sup>を行ってきたが、土地利用区分毎に粗度係数<sup>2)</sup>を与える際には、半自動で行っており労力のかかるものであった。

そこで本研究では、土地利用データを上記の事例に活用することを目指し、航空写真を用いた深層学習により、土地利用の画像分類モデルを構築する。本モデルを一般に公開されている航空写真に転移学習させ、精度検証及び分類結果を比較することでモデルの評価を行った。

## 2. 深層学習手法

本研究では、前述のとおり深層学習による画像分類を行う。画像分類手法として最も代表的な手法である畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network; CNN) を採用し、分類モデルを構築する。なお、CNN とは、畳み込み層、プーリング層及び全結合層から構成されるディープニューラルネットワークである。

## 3. データセットの作成

### (1) 入力データの作成方法

本研究は、教師あり学習の手法に基づき、データセットの作成を行う。データ作成と分類モデルの構築の流れを図-1に示す。本研究では、国土地理院が公開している数値地図5000とGISソフトを用い、10mの土地利用細分メッシュを作成する。作成した土地利用細分メッシュで航空写真を分割し、各土地利用種で分類することで、データセットを作成した。トレーニングデータは最新(2008年)の数値地図5000が公開されている近畿圏で作成し、航空写真は数値地図5000の作成年度に合わせ2008年のデータを採用した。なお、テストデータについては高知県中土佐町久礼地区を対象地域として、次のように作成した。対象地域では数値地図5000が発行されてないため、10mの格子状に航空写真を分割し、分割した画像を手作業で分類することで作成している。対象地域の航空写真については、可能な限りトレーニングデータの作成年度に近づけるように2014年のデータを使用した。分類項目は、国土地理院が公開している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) トレーニングデータとテストデータについて

トレーニングデータ・テストデータの詳細及び例は、表-1、図-2に示す。また、図-3のように画像の回転・反転及びグレースケール化によりデータの水増しを行った。学習時のデータの水増しの比較条件は、次章に示す。

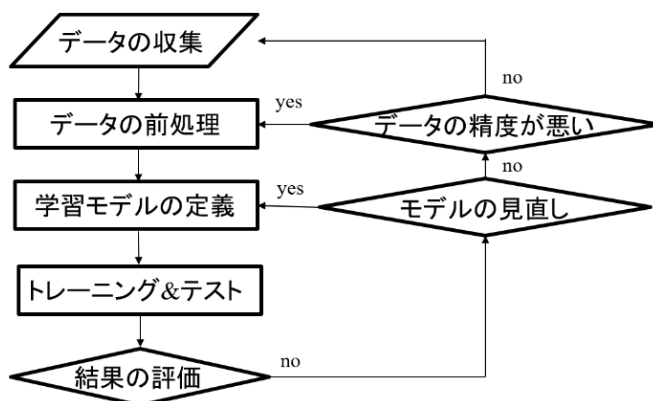


図-1 フローチャート

表-1 トレーニングデータ・テストデータの詳細

分類項目	土地利用種	粗度係数	トレーニングデータ	テストデータ
建物	一般低層住宅地	0.040	1,000枚	77枚
田・畑	田	0.020	各500枚	110枚
	畑・その他農地			
山林	山林・荒地等	0.030	1,000枚	113枚
海・河川	河川・湖沼等	0.025	各500枚	159枚
	海			
道路	道路	0.025	1,000枚	81枚



図-2 画像データの例

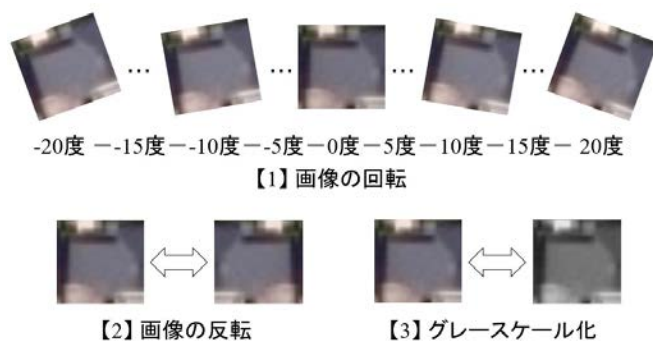


図-3 画像の回転・反転例

**KeyWords** : 土地利用データ, 粗度係数, 航空写真, 深層学習, CNN

**連絡先** : 〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27 TEL : 03-3817-1815 E-mail a19.6t5rj@g.chuo-u.ac.jp

### 4. 学習条件と学習結果

#### (1) 学習条件

学習条件は、学習回数を 50 回、画像サイズは 150px\*150px とした。データの増しの条件を以下に示す。

- 条件 1： -20 度から 20 度で 5 度ずつ回転させ、左右反転させトレーニングデータを 18 倍。
- 条件 2： -20 度から 20 度で 5 度ずつ回転させ、グレースケール化を施しトレーニングデータを 18 倍。
- 条件 3： -20 度から 20 度で 20 度ずつ回転、左右反転及びグレースケール化を施しトレーニングデータを 12 倍。

上記の条件でデータの増しが施された学習用データを 5:1 の比率でトレーニングデータと検証用データに割り当てた。構築した CNN モデルの概要を図-4 に示す。ドロップアウトの割合は 0.25、最適化手法は Adam とし学習率は 0.001、活性化関数は ReLU 関数を使用した。ただし、出力前の活性化関数ではソフトマックス関数を使用した。評価方法は、学習実行時の正解率の推移、混同行列及び分類結果から作成する土地利用図から評価を行う。

#### (2) 学習結果と考察

学習結果を、表-2 及び図-5, 6 に示す。図-5 より、学習は高い正解率で収束していることが確認できる。しかし、表-2 と図-6 より、全ての条件でテスト結果の正答率が悪いことがわかる。条件 1, 3 では多くデータを海・河川に多く分類し、条件 2 では海・河川を田・畑に分類している。これは川底が見えていることで田・畑に認識したと考えられる。これらの分類が難しいデータを条件 2 だけ田・畑と捉えて分類していることが図-6 の比較から確認できる。以上のことから、画像の反転でデータを水増しする手法ではなく、グレースケール化で色が異なるデータを水増しする手法の方が土地利用種の特徴を捉える上では有効であると考えられる。

### 5. おわりに

本研究では、航空写真を用いた深層学習により土地利用種の画像分類モデルの構築し、対象地域の分類精度の検証を行った結果、以下の結論が得られた。

- 対象領域において三つの条件でテストを行ったが、全ての条件で正解率が低い結果となった。
- 学習用データにグレースケール化を施しデータの増しをすることは、土地利用種の特徴を捉える上では有効であることを確認した。

今後は、分類精度の向上のため、セグメンテーションを用いた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, 榎山和男, 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) 小谷美佐, 今村文彦, 首藤伸夫, GIS を利用した津波遡上計算と被害推定法, 海岸工学論文集, Vol.45, 1998.

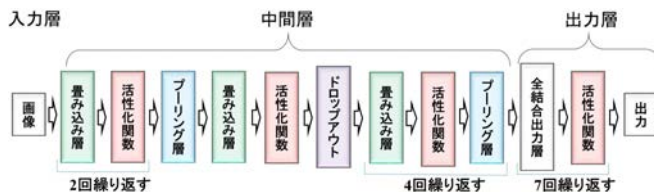


図-4 CNN モデル

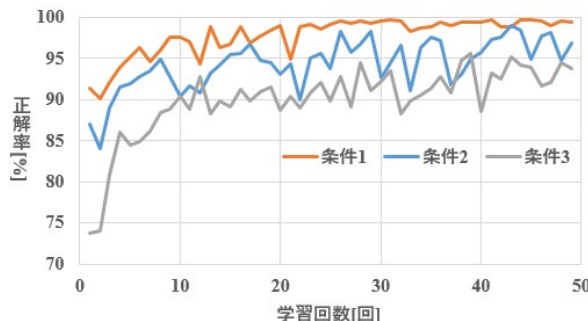


図-5 分類モデルの学習推移

表-2 テスト結果の混同行列

A: 条件1

予測\正解	建物	田・畑	山林	海・河川	道路	再現率
建物	13	13	0	44	7	0.17
田・畑	23	32	0	51	4	0.29
山林	0	1	0	112	0	0.00
海・河川	2	5	0	152	0	0.96
道路	7	32	0	40	2	0.02
適合率	0.29	0.39	0.00	0.38	0.15	正解率 0.37

B: 条件2

予測\正解	建物	田・畑	山林	海・河川	道路	再現率
建物	37	19	13	1	7	0.48
田・畑	18	62	19	8	3	0.36
山林	0	18	80	15	0	0.63
海・河川	2	100	13	44	0	0.38
道路	25	32	14	2	8	0.16
適合率	0.45	0.27	0.58	0.63	0.44	正解率 0.43

C: 条件3

予測\正解	建物	田・畑	山林	海・河川	道路	再現率
建物	31	11	2	17	16	0.40
田・畑	13	48	2	34	13	0.49
山林	2	8	2	99	2	0.02
海・河川	2	46	14	97	0	0.61
道路	18	25	5	18	15	0.19
適合率	0.47	0.35	0.08	0.37	0.33	正解率 0.36

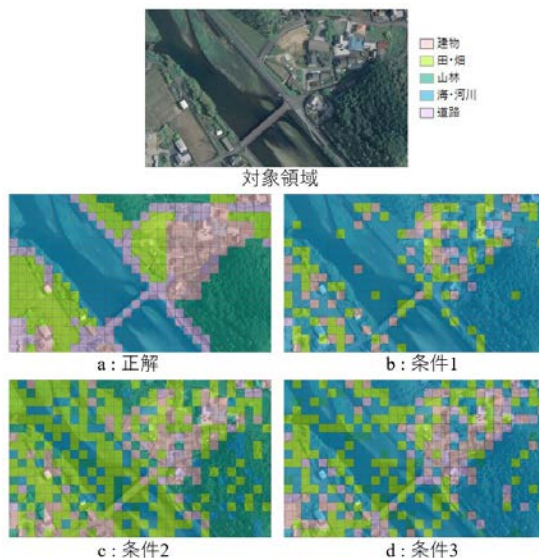


図-6 土地利用図の比較