

GAN を用いた航空写真からの荒廃農地の判定に関する研究 Research for Discrimination of Abandoned Farmland from Aerial Photograph Using GAN

櫻井 淳[†]
Jun Sakurai

1. はじめに

近年、農業従事者の高齢化や後継者不足などにより農地の荒廃が深刻化しており、その対策が重要な政策課題となっている。こうした背景から、政府では 2016 年度の税制改正により、遊休農地に対する課税強化が実施された。また、農林水産省では、2020 年に新たに策定された食料・農業・農村基本計画に基づいて、荒廃農地の再生利用に向けた施策を推進している。その推進にあたっては、荒廃農地の状況把握が必要不可欠であることから、市町村と農業委員会によって荒廃農地の調査が毎年実施され、その所在把握が行われている。しかし、市町村すべての農地が対象であるため、多大な労力をかけて調査を行っても所在の把握に間違いや漏れが生じる可能性がある。

荒廃農地の調査支援の取り組みとして、UAV の空撮画像を用いて荒廃農地などの土地利用調査を行ったもの^[1]や、Google Earth を活用して荒廃農地の所在把握を効率化する研究^[2]などがあるが、これらは画像の目視判読作業が必要となる。また、多時期の衛星データを用いて、NDVI 値に閾値を設定して荒廃可能性水田の抽出を試みた研究^[3]が実施されているが、対象が水田であり畑は対象外である。一方、著者は、機械学習を用いて航空写真からの田畑の荒廃農地の自動判別を試行した^[4]が、精度面で課題が残る。

本研究では、GAN の画像鮮明化を用いて、著者の提案手法を改良することで荒廃農地の自動判別精度の向上の可能性を考察し、課題を整理する。

2. 研究概要

本研究では、機械学習を用いて航空写真による荒廃農地の自動判別手法を提案する。本研究の処理の流れは、図 1 に示すように、データ生成部、学習部と推定部に大別される。これらの処理の詳細を次に記述する。

2.1 使用データおよび作業環境

対象農地が荒廃農地かを判定する正解データには、一般社団法人全国農業会議所の全国農地ナビ（農地情報公開システム）で公表される農地情報を用いた。また、農地の区画を区分するデータとして、農林水産省の筆ポリゴンとよばれる農地の区画情報を使用した。さらに、航空写真データとして、国土地理院が提供する地理院タイル^[5]の内、全国最新写真（シームレス）のズームレベル 18 を活用した。

本研究の作業環境として、データ生成部では QGIS3.16、機械学習部では Google Colaboratory Pro 上で機械学習ライブラリの TensorFlow と Keras を用いた。

2.2 処理の流れ

まず、データ生成部では、手作業による不耕作農地の属

性情報入力と、QGIS を用いた耕作・不耕作ポリゴンの生成、耕作・不耕作画像の生成により、耕作と不耕作それぞれの各ポリゴンの範囲で切り抜かれた航空写真の画像を生成した。これに加え、本研究では、画像鮮明化処理を行った。具体的に、ディープラーニングによる画像鮮明化技術の一つである Real-ESRGAN を使用した。学習モデルには、事前学習済みモデルの RealESRGAN_x4plus を用いて、元画像の 4 倍の大きさの画像を生成した。処理結果の例を図 2 に示す。次に、学習部では、これらの画像に対して画像拡張処理を行った後、深層学習の手法の一つである畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）を用いて教師データの学習を行った。なお、入力画像は 128×128 の 3 チャンネルに設定し、モデル構造は畳み込み層 4 層、全結合層 2 層とした。最後に、推定部では、学習部で生成した学習モデルを用いて、評価データの結果を推定し、耕作か不耕作かを判定した。

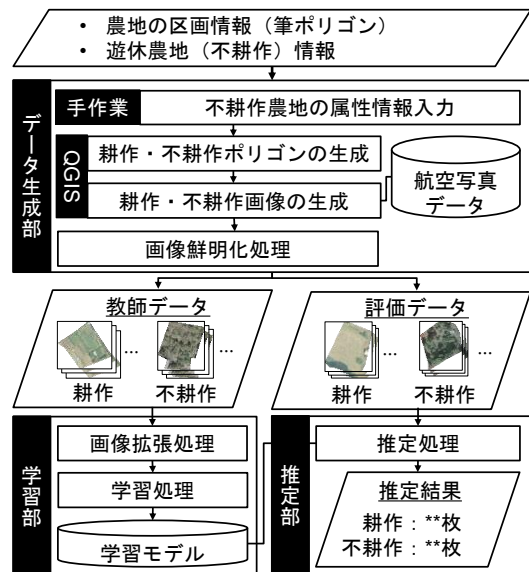


図 1 処理の流れ

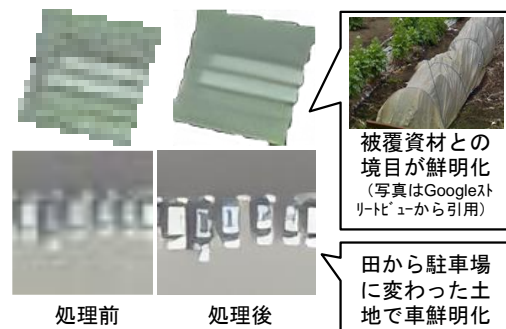


図 1 画像鮮明化の処理結果例

[†] 文教大学情報学部 Faculty of Information and Communications, Bunkyo University

3. 評価実験

評価実験では、前述の提案手法による耕作・不耕作の推定精度を評価し、荒廃農地の自動判別の可能性を検証する。

3.1 評価手順

本実験の評価手順として、まず、神奈川県を対象に不耕作ポリゴンを収集し、畑が 802 個、田が 431 個を抽出した。次に、それらの不耕作ポリゴン以外を耕作と定義し、同じ数の耕作ポリゴンを抽出した。そして、耕作・不耕作それぞれ 100 個を評価データ、それ以外の 702 個と 331 個を学習データとして学習と推定を実施した。評価方法として、交差検証を 4 回繰り返すことで、耕作・不耕作それぞれ 400 個の画像を推定し、適合率、再現率、F 値で評価した。

3.2 評価結果

まず、畑の評価結果を表 1、田の評価結果を表 2 に示す。既存研究^[4]において、同じデータを用いて画像鮮明化処理を行わない場合の F 値が畑で 0.83、田で 0.61 であったため、本実験との差異はほぼない結果となった。よって、畑の畝などの耕作状況を鮮明化するまでの効果はみられなかった。

以上の結果を踏まえて、誤判定した結果の原因と対策を検討するため、誤判定の航空写真に対して、目視確認で想定される原因の分類を行った。その整理結果を表 3 に、個別の結果を抜粋したものを表 4 に示す。畑では、耕作と不耕作の画像ともに、樹木が生えている画像が多い（原因 A、D）ことがわかった。そのため、樹木の有無を判定する学習モデルを構築した後、耕作・不耕作を判定するモデルをそれぞれ生成することで、樹木の影響を軽減できる可能性が考えられる。一方、田では、耕作している土地でも時期によって裸地の場合（原因 G）、耕作中の稲架掛けや水田境目の畦畔が存在する場合（原因 H）、不耕作の裸地で画像上の濃淡が無くなり水が張っている状態との判別が困難な場合（原因 J）や、不耕作でも水が張っている場合（原因 K）などが確認された。以上より、季節によって航空写真による見え方が大きく異なるため、時期を統一した画像で学習モデルを生成する必要がある。また、本研究で利用した農地情報は調査年にばらつきがあるため、農地情報と航空写真の時期を合わせたデータの活用が必要である。

4. おわりに

本研究では、GAN の画像鮮明化技術を取り入れた荒廃農地の判別手法を提案し、実験結果に基づき精度向上に向けた原因と対策を検討した。今後、自治体の協力を得て各年度の農地パトロールの調査結果と、より高解像度の航空写真を入手し、実務利用に向けた精度向上を目指す。

参考文献

- [1] 松尾 忠直, 高田 明典, “UAV を用いた土地利用調査の試行”, 日本地理学会発表要旨集, Vol.2018s, No.0 (2018).
- [2] 福本 昌人, 進藤 惣治, “Google Earth を活用した荒廃農地調査による荒廃農地の所在把握結果の検査手法”, 農村工学研究所技報, No.218, pp.19-28 (2016).
- [3] 福本 昌人, 吉迫 宏, “多時期の衛星データと水田区画データを用いた荒廃農地調査の踏査対象田のスクリーニング手法”, 農業農村工学会論文集, Vol.82, No.5, pp.339-346 (2014)
- [4] 櫻井 淳, “機械学習を用いた航空写真からの荒廃農地の判別に関する研究”, 第 20 回情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.3, pp.119-120 (2021)

表 1 畑の評価結果

種類	全数	推定数	正解数	適合率	再現率	F 値
耕作	400	503	370	0.74	0.93	0.82
不耕作	400	297	267	0.90	0.67	0.77
合計	800	800	637	0.80	0.80	0.80


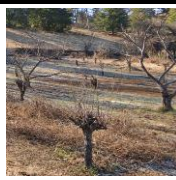




表 2 田の評価結果

種類	全数	推定数	正解数	適合率	再現率	F 値
耕作	400	378	234	0.62	0.59	0.60
不耕作	400	422	256	0.61	0.64	0.62
合計	800	800	490	0.61	0.61	0.61

表 3 誤判定画像の目視確認結果

判定結果	No	枚数	想定される原因	
畑	耕作を不耕作と誤判定	A	11	樹木が密集 or 一部存在
		B	1	不耕作の状態
		C	18	その他 (原因不明含む)
	不耕作を耕作と誤判定	D	70	樹木が密集 or 一部存在
		E	28	耕作されている状態
		F	35	その他 (原因不明含む)
田	耕作を不耕作と誤判定	G	32	水無し or 植生多い状態
		H	71	畦畔 or 稲架掛けが存在
		I	63	その他 (原因不明含む)
	不耕作を耕作と誤判定	J	45	水無し or 植生多い状態
		K	99	水が張っている状態
		L	0	その他 (原因不明含む)

表 4 個別の結果例 (表 1 の原因 A-L と対応)

判定結果	原因	航空写真の使用画像	Google ストリビュー	
畑	耕作を不耕作と誤判定	A		
		D		
田	耕作を不耕作と誤判定	G		
		J	