航空写真を活用した開発適地の自動抽出技術の開発

堀内　仁[1]・山野寺　瞭太[2]・秋山　祐樹[3]

[1]学生会員　東京都市大学　建築都市デザイン学部都市工学科（〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1）
E-mail: g2032012@tcu.ac.jp

[2]学生会員　東京都市大学　大学院総合理工学研究科建築・都市専攻（〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1）
E-mail: g2381644@tcu.ac.jp.

[3]正会員　東京都市大学　建築都市デザイン学部都市工学科（〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1）
E-mail: akiyamay@tcu.ac.jp

日本の建設業界は他の業界に比べてデジタル・トランスフォーメーション（DX）の進展に遅れをとっていると指摘されている．その結果，多くの業務が未だに自動化されることがなく，多大な人手や作業時間を要する業務が数多く残っている．そのような業務の一つとして，開発余地を有する土地の選定作業が挙げられる．開発余地を有する土地の選定作業のほとんどが手作業に頼っているため，多大な時間と労力を必要とするうえ，作業品質のばらつきも課題となっている．そこで本研究では，この課題解決に向けた新たな一歩として，衛星画像と深層学習モデルを活用した土地選定の自動化技術の開発を行った．この技術の確立により，作業時間と人件費の著しい削減はもちろん，作業品質の一貫性の向上も期待できる．本研究では過去の特定の建設現場を例に，この新技術の適用と検証を行い，その有効性を確認した．

Key Words: *Deep leraning, Satellite image, AI, Automatic segmentation*

1. はじめに

国土交通省（2022）によると，2021 年の建設業界の労働状況は全産業の平均と比べて年間出勤日は約 16 日多く，総労働時間も約 90 時間長い状態となっており，長時間労働が問題視されている [1]．そこで近年では，第五世代移動通信システム（5G）サービスの開始や，深層学習の進化による画像認識市場の拡大，クラウドサービスの国内市場規模の拡大などに伴い，インフラ分野においてもデータとデジタル技術を活用したデジタル・トランスフォーメーション（以下，DX）が強く推進されつつある．そして建設業界では，DX により特に生産性の向上や労働環境の改善が期待されている [2]．

このような技術の転用先の一つとして，主に建設コンサルタント分野における田畑や山林などの開発可能な土地（以下，開発適地）の抽出業務が挙げられる．開発適地の抽出業務は現状，航空写真や衛星画像，または地図を目視で判読することで，一定のまとまりを持つ田畑や山林を抽出する作業であり，多大な時間と労力を必要としていることが課題となっている．また，作業員によってその習熟度などに応じて作業品質にばらつきが出ることも課題となっている．そこで，開発適地の抽出を可能な限り効率的に行う技術の開発が求められている．

(1) 既存研究

航空写真や衛星画像から開発適地の抽出を行う技術は，画像情報から特定のオブジェクトを抽出する問題である．これは深層学習によって実現可能であり，深層学習を活用して土地や建物などを画像内から抽出する手法が，近年数多く提案されている．

例えば，濱口ほか（2018）は，深層学習を活用して衛星画像から建物を抽出する手法の提案を行い，深層学習と建物抽出の親和性の高さを示した [3]．同研究では，深層学習が建物などの輪郭がはっきりとしている人工物の抽出に有効な手法であることが明らかとなった一方で，形状がはっきりと定まらない森林や河道などの自然形状物では抽出精度が下がることが分かった．

そこで近年では，深層学習を用いて自然形状物についても高い精度で自動抽出を行った例もみられる．例えば有水ほか（2020）は，深層学習を用いて単眼カメラで撮

影した画像から森林作業林道を自動抽出する技術を開発している [4]．また，河村ほか（2018）は深層学習を用いて空中写真から土砂移動部位を検出する手法の提案を行っている [5]．さらに，藤井ほか（2020）は深層学習と UAV 測量を用いて，河道管理に資する砂州・樹木・澪筋などの領域を自動分類及び定量化する手法の提案を行い，その有効性を明らかにした [6]．

以上のように複数の既存研究において，深層学習を用いることで，画像内から自然形状物を自動抽出することへの有効性が確認されている．しかし，これらの手法が実際の業務改善，そして DX の推進に貢献した事例はまだ数少ない状況にある．

(2) 本研究の目的

以上の課題を解決するには，土地抽出業務の自動化を実際に検討している企業とともに，どのような技術や手法・精度が現場で求められているのかをヒアリングしながら，技術の開発・検討を行う必要がある．

そこで，本研究では，深層学習を用いて航空写真から開発適地となる土地を自動的に抽出・選定する技術を開発する．また，建設コンサルタント企業（株式会社オオバ）の協力により作成した，人間の目視で作成した開発適地の抽出結果と比較することで，その手法の有用性を確認し，建設コンサルタント分野における以上の業務の効率化の可能性を検討する．

2. 研究手法

(1) 概要

本研究では，まず建設コンサルタント企業である株式会社オオバ（以下，オオバ）にヒアリングを行い，開発適地の抽出・選定の業務に現在要している労力や時間などの情報を収集するとともに，以上の業務を遂行する上で求められている技術や手法の方向性を明らかにした．次に，ヒアリングの結果に基づき，航空写真とオオバの作業員が目視で作成した開発適地の領域を示すポリゴンデータ（以下，開発適地ポリゴンデータ）を用いて，開発適地の学習データの作成を行った．さらにこれらの情報を用いて開発適地を航空写真から自動抽出する深層学習モデルの構築を行い，開発適地の自動抽出を行った．最後にそれらの抽出結果をオオバが過去に作成した開発適地ポリゴンデータと比較することで，モデルの精度検証を行い，その手法の有用性を検討した．

(2) ヒアリング調査

まず，オオバへのヒアリングによって，開発適地の抽出業務の現状を把握した上で，モデル構築の方針策定を行った．オオバでは，まず地域メッシュ単位で前面道路の有無や河川など開発適地選定の障害となる地物の存在など，様々な条件を用いて開発のしやすさのポテンシャルを得点加点式で把握していた．その後，得点の高いメッシュが連なっている地区を中心に作業員の目視判読による開発適地の抽出作業を行っていた．**表-1** に作業員の目視判読に要した作業時間の例を示す．これらの作業時間を，本研究で開発する手法を用いることでどれだけ短縮できるかが焦点となる．

また，開発のしやすさのポテンシャルをメッシュ単位で集計する部分については着目する項目や各項目の重要度が現場ごとに異なるため，主にそれらの絞り込んだ範囲に存在する田畑や山林などの土地を自動抽出し，その結果を受けて人間が開発適地を選定するという補助的な役割が求められていることが分かった．そのため，作業員にどこを開発適地として選定するかの判断の余地を与えられるように，抽出漏れの少ないモデルの構築が要求されることが分かった．

以上のヒアリングの結果から，本研究では正確な抽出結果を得ることはもちろん重要であるが，それに加えて作業員の補助的な役回りのモデルを作成するべく，抽出漏れの少ないモデルの構築を本研究の目的と定めた．

(3) 対象地域

本研究では開発適地の抽出・選定という作業における有用性を検証することを目的の一つと定めている．そこで，オオバが過去に開発適地の抽出・選定を行った実績を有しており，教師データおよび検証データとなる開発適地ポリゴンデータが利用できる埼玉県北部地域を対象に検証を行う．**図-1** に本研究の対象地域を示す．

3. 使用したデータ

(1) 航空写真

地理院地図（国土地理院）の空中写真を用いた．モデル構築に用いる際には 682 pixels × 560 pixels の大きさに切り出して使用した．この大きさは，3 次メッシュ単位で開発適地を抽出することを可能とするために，3 次メッシュと同じ大きさとなっている．

表-1 作業員の目視判読による開発適地の抽出時間とその面積の例

開発適地の種類	作業時間（時間）	面積（km^2）
田畑	20.62	305.24
森林	6.98	103.19

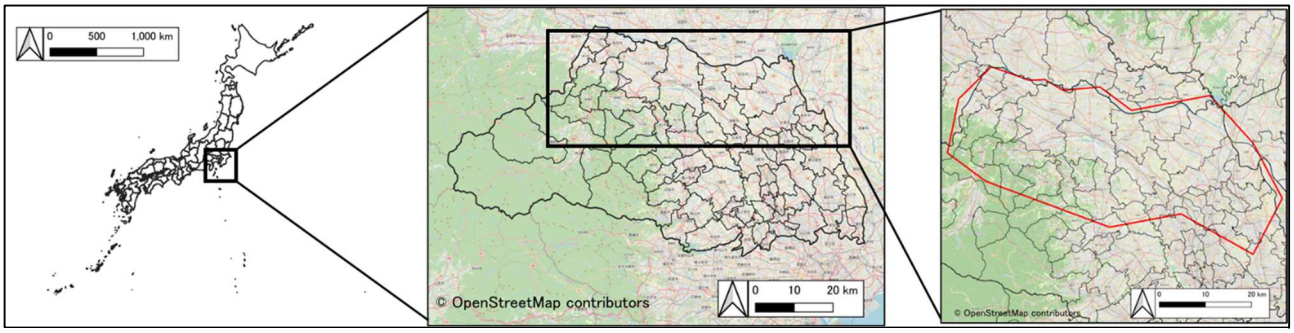


図-1 対象地域

(2) 開発適地ポリゴンデータ

オオバの作業員が目視判読で作成したポリゴンデータである．開発適地となる土地は水田や畑などの農地（以下，田畑）および森林である．また，以下の通り学習用データと検証用データを準備した．

a) 学習用データ

田畑と森林で特徴が異なるため，本研究ではそれぞれの用途でモデル分けて作成する．そこで，検証地域を除く地域のそれぞれの用途のポリゴンデータを使用した．田畑の学習用データの例を**図-2** に，山林の学習用データの例を**図-3** に示す．それぞれの総面積は，田畑が 305.24 km²，森林が 103.19 km²と田畑の方が 3 倍近く広いデータとなっている．

b) 検証用データ

検証用データには，田畑と森林が混在する地域であり，オオバの作業員が過去に目視判読で抽出・選定した開発適地のポリゴンデータを用いた．**図-4** に本研究の検証用データの例を示す．総面積は 19.06 km²である．

4. 土地の抽出

(1) 学習データの作成

航空写真と田畑，森林それぞれの開発適地ポリゴンデータを用いて教師データを作成した．まず，航空写真と開発適地ポリゴ ンデータを用いて航空写真と対になるマスク画像を作成した．次に，マスク画像を用いて，深層学習モデルを構築するための学習データを作成した．

(2) 自動抽出モデルの構築

次に，作成した学習データを用いて，深層学習モデルを構築した．本研究の目的は土地の自動抽出であるため，深層学習モデルのタスクの中でも，画像をピクセル単位で分類するセグメンテーションと呼ばれる手法を用いた．また，モデルの構築には Meta 社が公開している detectron2 と呼ばれるライブラリを使用した [7), 8)]．本研究の手法は，detectron2 上の mode-zoo という MASK-RCNN ベースで構築された事前学習済みのモデルと，作成した学習データを用いて転移学習を行うことでモデル構築を行った．事前学習済みのモデルをチューニングすることで，

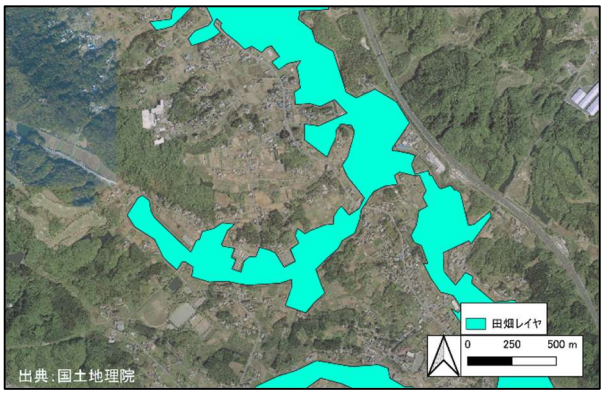


図-2 田畑の学習用データの例



図-3 森林の学習用データの例

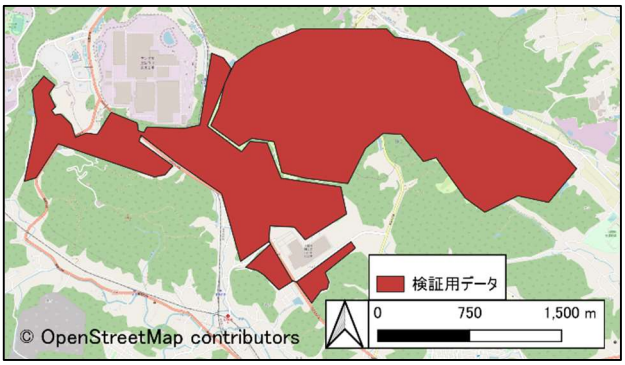


図-4 検証用データの例

より少ない学習回数で高精度の抽出モデルを作成することが可能になる．以上の手法により，先程作成した学習データと深層学習を用いて，開発適地の自動抽出モデルを田畑，森林のそれぞれで構築した．

(3) 土地の自動抽出

構築した開発適地の自動抽出モデルを用いて，検証用データを対象に開発適地の自動抽出を行った．自動抽出の結果を**図-5** に，正解データを**図-6** に示す．両者を比較してみた結果，モデルによる自動抽出の結果は正解データよりも開発適地とする範囲をより広範囲に亘って抽出していることが分かった．オオバへの事前のヒアリングの結果から，抽出の漏れが少ないモデルを構築するという方針が決められていたことを考慮すると，この結果は好ましい傾向にあると言える．

5. 精度検証とフィードバック

(1) 検証方法

本研究では，抽出結果の定量的検証手法として，適合率（Precision），再現率（Recall），IoU（Intersection over Union）の3つを採用した．適合率は予測結果の中にどれだけの割合で正解データが存在するか，再現率は正解データに対してどの程度漏らすことなく抽出することができたか，IoU は抽出結果と正解データの重なりの程度の指標として採用した．また，複数の指標を用いることで，予測品質を詳細に理解することができ，どこに課題があるかを把握することができる．適合率は式（1），再現率は式（2），IoU は式（3）で定義される．

$$Precision = \frac{TP}{FN + TP} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{FP + TP} \tag{2}$$

$$IoU = \frac{TP}{FN + TP + FP} \tag{3}$$

TP は真陽性（True Positive），TN は真陰性（True Negative），FP は偽陽性（False Positive），FN は偽陰性（False Negative）である．また，これらの値と予測結果および正解データとの関係は**図-7** の通りである．

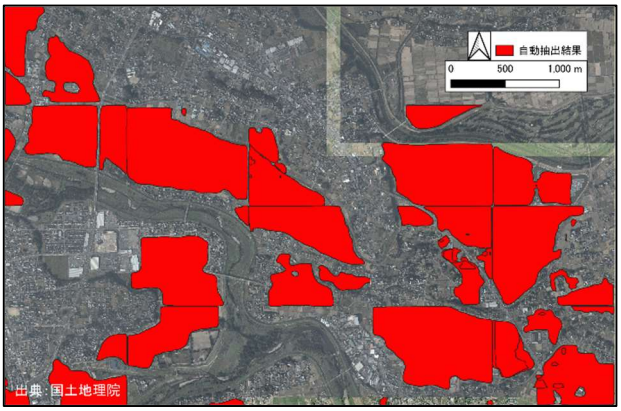


図-5 本研究のモデルによる開発適地の抽出結果

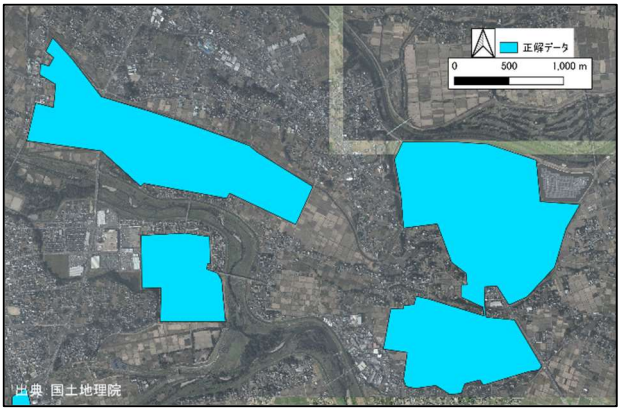


図-6 図―5 と同じ範囲における正解データの分布

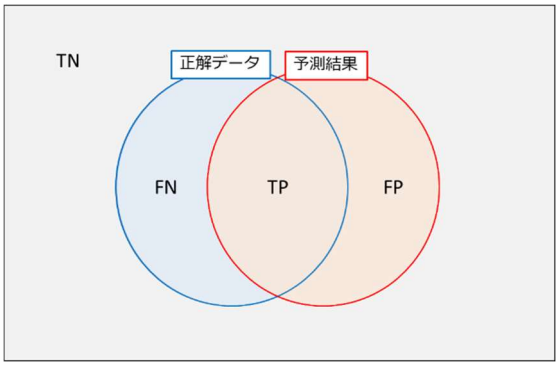


図-7 精度検証に用いる指標と予測結果および正解データの関係

(2) 検証結果

以上の指標を用いて，出力結果の精度を検証した．本研究の候補地は広い範囲に点在していたため，7 つの領域に分けてそれらの精度を算出した．7 つの領域の分布を**図-8** に示す．また，各領域での検証結果を**表-2** に示す．④と⑤の領域では再現率が 0.8 を超えているなど高い精度を得ることが確認できた．一方で，②などでは低い精度となっていた．このようにそれぞれの地域の地理的特徴によって，精度に大きくばらつきが見られることが明らかとなった．

6. 考察

(1) 精度の比較に関する考察

まず，精度指標を用いて抽出結果の検証を行う．精度が比較的良かった④の領域を**図-9** に，精度が悪かった②の領域を**図-10** に示す．まず，領域④では正解データとされている領域をほとんど漏らすこと無く抽出できていることが確認できる．また，ここでは正解データとして含まれていなかった田畑も抽出できている様子が確認できたことから，本研究における理想的な自動抽出ができていると言える．その要因は，住宅地と田畑がはっきりと分かれて分布している地域であったことから，その境界を自動抽出モデルが認識しやすかったことが理由であると考えられる．

一方，領域②では，森林や田畑での抽出はある程度できているものの，領域②の中央にゴルフ場が分布しており，ゴルフ場を開発適地として判断できなかったことが原因であると考えられる．人間が目視で抽出作業を行う際には，様々な条件に応じて抽出対象とするか否かを判断することが可能であるが，本稿の時点までに作成したモデルではその判断ができなかったため，領域②で著しく精度が低下しているものと考えられる．

また，田畑に対する抽出よりも，森林における抽出精度が良くない傾向が見られた．その原因は，森林の開発適地ポリゴンデータの件数が田畑と比べて半分以下であることなど，教師データ不足があげられる．また，山林は特定の形状を持っていないため，領域抽出における境界の判断が難しかったものと考えられる．

田畑に対する抽出では，多くの田畑が連なっている地域では高い精度で領域抽出が行えていた一方で，点在している田畑においては抽出精度がよくない傾向にあった．その原因には学習データの質があげられると考えられる．本研究で使用した学習データは，複数の田畑が連なっているシーンにおいて，田畑の間に存在する道路を無視し，一つのポリゴンデータとして作成されていた．この作成手法により，田畑と道路の境界部分における細かな特徴の学習が不足し，結果としてモデルの精度が低下したと推測される．

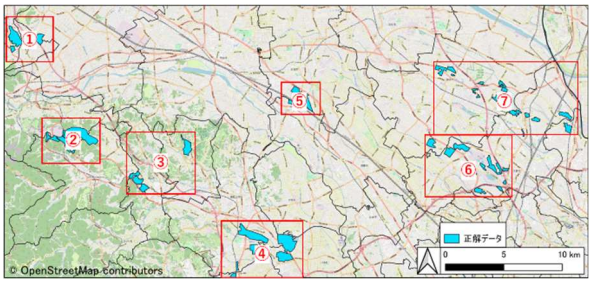


図-8 精度検証領域

表-2 各領域における抽出結果の再現度と IoU

	適合率 (%)	再現率 (%)	IoU (%)
①	58.64	50.80	37.40
②	28.26	26.28	15.69
③	47.17	51.96	32.85
④	61.56	88.19	56.87
⑤	78.29	84.32	68.34
⑥	50.48	62.41	38.71
⑦	43.29	54.86	31.92

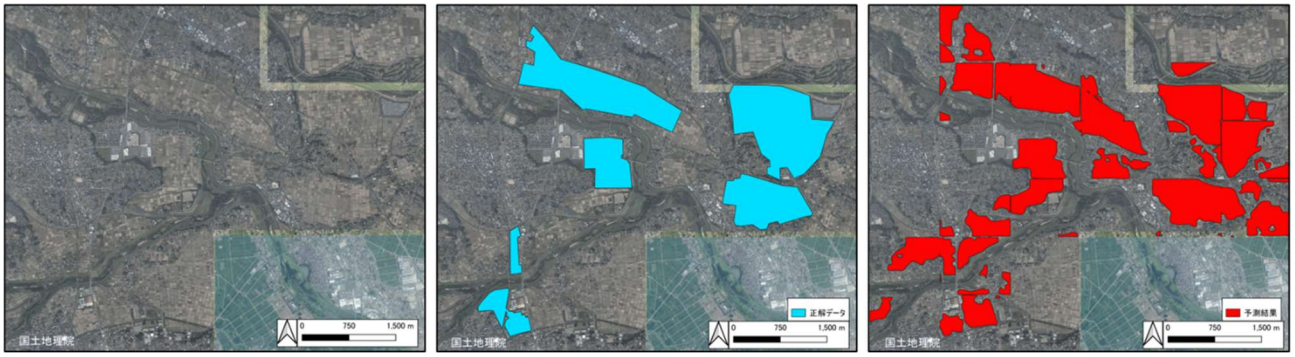


図-9 領域④における航空写真（左）と正解データ（中央）と抽出結果（右）



図-10 領域②における航空写真（左）と正解データ（中央）と抽出結果（右）

(2) Grad-CAM を用いた検証と考察

続いて，自動抽出モデルが画像内の何に着目して結果を抽出しているのかを確認するために，本研究では Grad-CAM と呼ばれる手法を用いて特徴量の可視化を行った [9]．Grad-CAM とは，畳み込みニューラルネットワーク（CNN）ベースのモデルがクラスを決定する際の視覚的説明を生成するための技術である．最終畳み込み層に流れる任意のターゲット概念の勾配を使用して，概念を予測するために画像内で重要な領域を強調表示するローカリゼーションマップを生成し，判断に使用している領域とその重要度を可視化することができる．この技術を用いて，本研究で作成したモデルが画像内の何を重要視してクラス分類を行っているのかを確認した．田畑と森林の抽出モデルの特徴量を表示した結果を図-11 に示す．

まず，森林では樹木の凹凸の境界や道路との境界を特徴量として認識していることが確認できた．また，田畑では主にそれらの境界となる通路を特徴量として認識していることが確認できた．以上より，深層学習モデルが抽出しているのは，田畑や森林そのものではなく，それらの境界部分を特徴量として把握していることが分かった．この結果から，前節で抽出結果と正解データを比較した際に挙げた，境界がはっきりしているか否かによって精度が変わる，ということが改めて確認することができた．すなわち，以上に挙げたような境界をより高精度に認識できるモデルを作成することが，開発適地を抽出する精度の向上において重要になってくると言える．

7. まとめ

本研究では，深層学習を用いて航空写真から開発適地を自動的に抽出する技術の開発を行った．その結果，対象地域の地理的特性にある程度は依存するものの，一定の精度で開発適地を抽出することが可能になった．今後は，本稿で抽出精度の低かった地域においても抽出精度の向上を目指すとともに，他地域への外挿を行ってその精度検証などを行うことで，建設コンサルタント分野における開発適地の抽出業務への導入に向けて研究を進めていきたい．

謝辞：本研究は株式会社オオバとの共同研究の成果である．ここに記して謝意を表したい．

参考文献

1) 国土交通省：建設業を巡る現状と課題<https://www.mlit.go.jp/policy/shingikai/content/001610913.pdf>，(最終閲覧日 2023/10/06)
2) 国土交通省：インフラ分野における DX の推進について<https://www.mlit.go.jp/tec/content/200729_02.pdf>. (最終閲覧日 2023/10/06)
3) 濱口竜平，彦坂修平：畳み込みニューラルネットを用いた衛星画像からの建物検出，写真測量とリモートセンシング，Vol.57，No.6，pp. 246-247，2018.
4) 有水賢吾，毛綱昌弘：深層畳み込みニューラルネットワークを用いたセマンティックセグメンテーションによる作業林道抽出，森林利用学会誌，Vol.35，No.1，2020.
5) 河村圭，中村優志，若月強，佐村俊和：深層学習を用いた空中写真からの土砂移動範囲自動検出に関する研究，土木学会論文集 F3(土木情報学)，Vol.74，No.2，pp. 132-143，2018.
6) 藤井純一郎，吉田龍人，天方匡純，山下 隆義：UAV 写真測量と深層学習を活用した河道管理手法の研究，AI・データサイエンス論文集，Vol.1，No.1，pp. 588-595，2020.
7) Gkioxari, H, K., Dollár, G. and Girshick, R. :Mask r-cnn, *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 2961-2969, 2017.
8) Facebookresearch :Detectron2, <https://github.com/facebookresearch/detectron2>, (accessed October 10, 2023)
9) Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D. :Grad-CAM: Visual 15

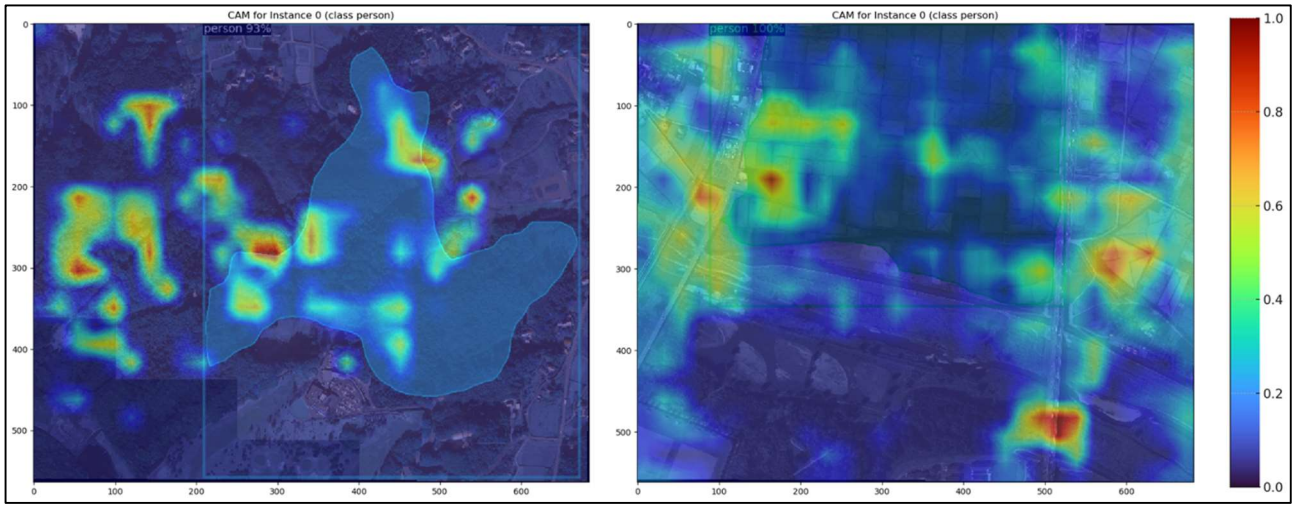


図-11 Grad-CAM による山林（左）と田畑（右）の可視化結果

Explanations from Deep Networks via Gradient-based 16 Localization, *Proceedings of the IEEE international 17 conference on computer vision*, pp. 618-626, 2017.

(2009.7.1 受付)

USING AERIAL PHOTOGRAPHY AND SATELLITE IMAGERY EXTRACTION OF SITES FOR DEVELOPMENT

Jin HORIUCHI, Ryota YAMANOTERA and Yuki AKIYAMA

Construction industry in Japan is falling behind other sectors in promoting digital transformation. As a result, there are numerous tasks that have not been automated, leaving many operations requiring excessive labor costs and time. One such task is the selection of construction sites. Select the land that will actually be used for the construction site from among the areas that will become the construction site, the majority of the work relies on manual labor, necessitating significant time and effort, and resulting in function of quality. In this study, as a new step toward solving this problem, we developed an automation technology for land selection using satellite images and deep learning models. The establishment of this technology is expected to significantly reduce work hours and labor costs, as well as improve consistency in work quality. In this study, we applied and verified this new technology using past specific construction sites as examples, confirming its effectiveness.