

# 産官学連携によるリモートセンシング・ AI技術を活用した地目および 家屋領域判読の検討

名古屋大学大学院 情報学研究科  
遠藤・浦田研究室 修士2年 佐々木 順太 氏  
日本土地評価システム 株式会社  
システム開発部 グループ長 中村 勇登 氏

## 産官学連携によるリモートセンシング・AI技術を活用した 地目および家屋領域判読の検討

佐々木 鳩太<sup>1</sup>, 島崎 寛和<sup>2</sup>, 中村 勇登<sup>2</sup>, 屠 芸豪<sup>3</sup>, 遠藤 守<sup>1</sup>,  
浦田 真由<sup>1</sup>, 安田 孝美<sup>4</sup> 木村 智行<sup>2</sup>

<sup>1</sup>名古屋大学 大学院情報学研究科 Graduate School of Informatics, Nagoya University

<sup>2</sup>日本土地評価システム株式会社 システム開発部 System Development Department,  
Japan Appraisal System INC.

<sup>3</sup>中部大学 工学部情報工学科 Department of Computer Science, Chubu University.

<sup>4</sup>金城学院大学 Kinjo Gakuin University.

**要旨**…固定資産税評価において地目や家屋の現況把握は重要であるが、職員数の減少や業務属人化により従来の調査方法では効率的な運用が難しくなっている。そこで本研究では、半田市および日本土地評価システム株式会社との産官学連携のもと、リモートセンシングおよびAI技術を用いた地目・家屋領域判読の手法を検討した。異なる時期の航空写真画像、地番図、家屋図を統合し、AI技術を活用して新築や解体などの変化を自動的に抽出した。さらに、判定結果を地番と結び付けて可視化することで、調査対象の特定や調査票作成に活用できる可能性を確認した。実験の結果、住宅地や工業地域など多様な土地利用において一定の精度で変化を検出でき、現地調査の負担軽減や人的リソースの有効活用に有効であることを示した。

**キーワード** リモートセンシング、AI技術、土地評価、自治体DX、航空写真画像

### 1 はじめに

#### 1.1 土地評価の現状

固定資産税は地方自治体における基幹税収のひとつであり、令和5年度の全国における固定資産税収は約9兆8,8073億円に達し、市町村税収全体の41.4%を占めている<sup>1)</sup>。その内訳の中でも土地課税は37.2%を占め、安定した財政運営を支える根幹をなしている。したがって、土地および家屋の現況を正確に把握し、適正に課税することは自治体財政にとって極めて重要な業務である。

固定資産税評価の法的根拠は地方税法に規定されており、特に第408条では「市町村長は、固定資産評価員又は固定資産評価補助員に当該市町村所在の固定資産の状況を毎年少なくとも1回実地に調査させなければならない」と明記されている。この規定に基づき、自治体は毎年度、現況調査を実施して土地や家屋の利用状況の変化を把握してから課税内容に反映させる必要がある。ここでの「地目」は宅地、田、畑、雑種地などの用途区分を指し、税額に直接影響する要素である。地目が農地から、宅地及び雑種地に変わるといったケースでは課税額が数十倍以上変わる場合もあるため、調査の精度と網羅性が強く求められている。

しかしながら、現況調査の実態は極めて人的依存度が高い。一般的な業務フローとしては、①法務局からの登記済通知書を基に当年度の評価について課税台帳と過去の調査結果で整理し、②航空写真画像や地番現況図などを参考に調査候補地を抽出し、③税務課職員が現地に赴いて目視調査を行い、④判定結果を記録し評価を行う、という手順が繰り返されている(図1)。この一連の流れの中で最も労力を要するのは現地調査前後であり、調査漏れや判定の属人化が避けられない。また調査に用いる資料の公図、測量図は必ずしも現況に則しているとは言えず、航空写真画像も最新ではないため評価が難航することも多い。

本研究のフィールドとして協力をいただいている愛知県半田市税務課も同様の課題を抱えている。半田市は約11万筆の土地を管轄しており、これを6~8名程度の職員で調査しているのが現状である。すなわち、1人当たり1万数千筆を担当する計算となり、全件を網羅的に調査することは実質的に不可能に近い。現場では特に、(1)未登記家屋の存在、(2)農地転用など用途変更の未申

告、(3)宅地造成や工場建設などの急速な土地利用変化への対応、が大きな課題として挙げられている。

加えて、業務の属人化も深刻な問題となっている。ベテラン職員は経験に基づき現場で迅速な評価を下すことができるが、若手職員にとっては地目判定の基準が曖昧に見える場合も多い。そのため、調査結果について再考を要する場面が生まれ、時間効率を損なう結果となっている。



## 1.2 先行事例

近年、リモートセンシングとAI技術の進展は、都市計画や農地管理、防災分野など幅広い領域で応用が試みられており、固定資産税評価における現況調査もその対象として注目されている。特に航空写真画像や衛星画像といった広域かつ時系列性を持つデータは、地目や家屋の変化を効率的に把握できるポテンシャルを有しているため、多くの研究事例が蓄積されつつある。

### 1.2.1 国内における導入事例

日本国内では、いくつかの自治体や企業によってAIを活用した土地利用の変化検出に関する試みが始まっている。群馬県前橋市ではNECソリューションイノベータが提供する「AI航空写真調査サービス」を導入し、宅地や農地といった大分類の土地利用をAIにより自動判別する実証が行われた<sup>2)</sup>。この取り組みでは、従来の職員による目視調査と比較し、対象エリアの選定に要する工数を大幅に削減できることが確認されている。また香川県善通寺市では、市職員自らが生成AIを応用して土地判別システムを試作した事例が報告されている<sup>3)</sup>。この事例は、自治体内部で生成AIを応用する先駆的な取り組みとして注目され、現場の課題に即した柔軟な開発の可能性を示している。

### 1.2.2 海外における研究動向

欧米や中国では早くからリモートセンシングとAIを組み合わせた土地利用変化検出の研究が盛んに行われている。欧州では、ESA（欧州宇宙機関）のSentinelシリーズ衛星による高解像度データを活用し、農地の耕作状況や都市域の拡大をモニタリングする研究が進んでいる<sup>4)</sup>。アメリカではUSGS（地質調査所）が提供するLandsatデータを基盤に、ニューラルネットワークを用いた建築物検出や森林伐採監視が試みられている<sup>5)</sup>。また、中国では大規模都市の急速な発展に伴い、航空写真画像を用いた変化検出技術の社会実装が進みつつある<sup>6)</sup>。

### 1.2.3 学術的な研究進展

学術研究においては、従来は畳み込みニューラルネットワーク（CNN）による画像分類やセマンティックセグメンテーションが主流であった。しかし近年では、より高精度な変化検出を可能とするTransformerベースのモデルが注目を集めている。代表的なものに、Chenらによる「Time Travelling Pixels (TTP)」モデルがある。TTPは異なる時期の画像特徴を多層的に統合し、空間的・時間的な変化を同時に捉える手法であり、従来のCNNに比べて変化領域の境界を高精度に抽出できることが報告されている<sup>7)</sup>。またLiuらの「Change-Agent」モデルは変化の検出に加えて、その意味解釈（新築、解体、用途転換など）までを行うことを目的としており、行政実務での活用可能性をさらに広げている<sup>8)</sup>。国内外の事例を総合すると、リモートセンシングとAIを組み合わせた研究は既に多数存在するが、その多くは農地や都市の広域的な土地利用変化を対象としたものである。これに対して本研究は「固定資産税評価業務」という明確な行政実務をフィールドとし、

地番単位での判別や調査票作成への応用を目指すこととする。

### 1.3 これまでの産官学連携における取り組み

本研究のフィールドである愛知県半田市において、名古屋大学・日本土地評価システム株式会社・中部大学との連携のもと、いくつかの先行的な取り組みが実施してきた。代表的な事例としては以下が挙げられる。

- **地目判定の自動化**：航空写真画像を入力としてAIで宅地・農地・雑種地などの地目を推定する手法が試みられた。従来は職員が地番ごとに調査を行う必要があったが、AIの判定結果を参考情報として提示することで、調査対象の絞り込みに資する可能性が示された<sup>9)</sup>。
- **ソーラーパネルの検出**：航空写真画像から太陽光パネルの設置有無を自動判別し、課税対象となる設備資産の抽出を効率化する研究が進められた<sup>10)</sup>。
- **路線価の推定**：過去の土地評価データや周辺環境要因を説明変数とし、AIによる路線価の推定モデルが構築された<sup>11)</sup>。

本研究は、この延長線上に位置付けられ従来の成果を統合しつつ、地目および家屋領域の変化判読に焦点を当てた新たなアプローチを提示するものである。

### 1.4 目的

本研究の目的は、リモートセンシング・AI技術を用いて航空写真画像から地目および家屋領域の判定を自動化し、その結果を現況地目調査に活用することである。これにより、自治体の固定資産評価業務における効率化と精度向上を図るとともに、実務適用に向けた活用方針を自治体視点・ビジネス視点の両面から検討する。

## 2 システム概要

### 2.1 リモートセンシング

リモートセンシングとは、人工衛星や航空機を用いて、地表の情報を遠隔的に取得・解析する技術を指す<sup>12)</sup>。従来の現地調査のように人が直接対象地域に赴く必要がなく、広域を同時かつ定期的に観測できるため、地理情報システム（GIS）や都市計画、農業管理、防災など幅広い分野で利用されている。

リモートセンシングの大きな特徴は、①空間的な広がりを一度に観測できる点、②時系列データを取得することで土地利用変化を把握できる点、③可視光・赤外線・マルチスペクトルなど多様な波長帯の情報を活用できる点にある<sup>13)</sup>。本研究では、自治体が保有する航空写真画像を主なデータソースとし、これを地番図や家屋ポリゴンデータと組み合わせて解析を行った。航空写真画像は解像度が高く、宅地・農地・雑種地といった地目判定や家屋の新築・解体などの変化を詳細に捉えるのに有効であると言える。

### 2.2 差分検出モデル

本研究では、異なる時期の航空写真画像から建物や土地利用の変化を検出するために、Chenらによって提案されたTTP(Time Travelling Pixels)モデルを採用した<sup>7)</sup>。TTPは、近年登場したTransformerベースの基盤モデルを応用した変化検出手法であり、特にSAM(Segment Anything Model)をバックボーンとして利用している点に大きな特徴がある。SAMはMeta社が2023年4月に公開した汎用セグメンテーションモデルで、ファインチューニングを行わずとも任意の物体をピクセル単位で切り出すことが可能である。このため、幅広い画像領域に対応できる高い表現力を持ち、リモートセンシング画像にも適用可能な汎用性を備えている。

TTPはこのSAMの事前学習済み重みを固定したまま、低ランクパラメータを導入することでリモートセンシング特有の画像特性に適応させている。さらにTTG(Time Travelling Activation Gate)と呼ばれるモジュールを組み込み、異なる時期の特徴量を統合し、変化に関連する情報を抽出できるように設計されている（図2）。これにより、従来のCNNベース手法では捉えにくかった建物境界の変化や微細な土地利用の変化をより高精度に抽出できる。また、マルチレベルのデコード処理を通じて空間スケールを跨いだ差分を復元することで、新築や解体、農地から宅地への転

用といった多様な現象をピクセル単位で検出できる。

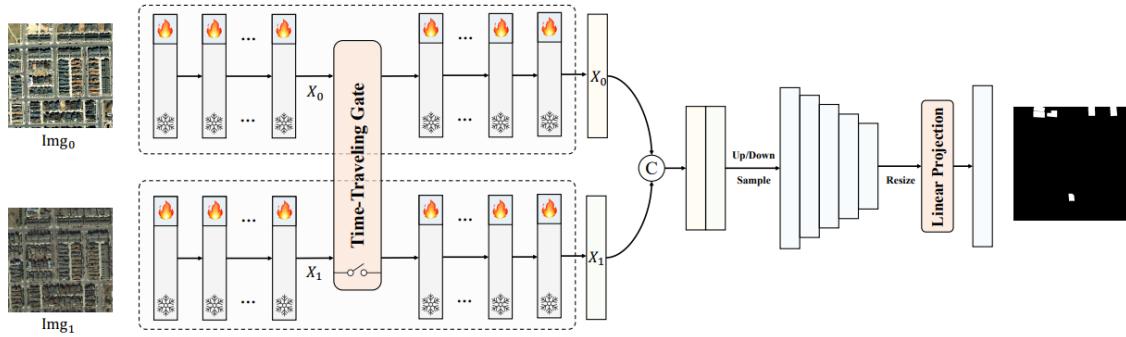


図2. 本研究で用いた TTP モデルの概要<sup>参考文献7より</sup>

また、TTPの有効性は建物変化検出を対象としたLEVIR-CD, S2Looking<sup>14)</sup>などの公開データセットによって検証されている(図3)。これらはいずれもオープンデータとして研究者に提供されているが、その多くは海外で撮影された画像で構成されており、日本国内の画像は含まれていない。



図3. 画像変化検出モデルのデータセット<sup>参考文献8より</sup>

### 3 データ

#### 3.1 航空写真画像

本研究では、愛知県半田市を対象として、平成29年、令和2年、および令和5年に撮影された航空写真画像を利用した。これらはいずれも同一地域を対象としており、異なる時期における土地利用や家屋の変化を比較できる点で有効である。元データの形式はすべてJPEGであり、各ファイルには地理座標情報が付与されているため、後述する地番図シェープファイルとの位置合わせに利用することができる。半田市は都市的な宅地や工業地域が多くを占める一方、農地や雑種地も点在しており、地目や家屋判定の対象として多様性を持つ地域である。図4に半田市航空写真画像を示す。



図4. 半田市航空写真画像

#### 3.2 地番図シェープデータ

本研究では、半田市全域をカバーする地番図シェープデータを利用した。シェープファイルは米国ESRI社が開発したGISデータフォーマットの一つであり、.shp, .dbf, .shxなど複数のファイルから構成される。これらはそれぞれ空間形状データと属性データを保持し、ポリゴン単位の

空間オブジェクトを「フィーチャー」として扱うことができる。半田市の地番図は約11万筆のフィーチャーで構成されており、各筆には一意の番号が属性情報として付与されている。

### 3.3 家屋図ポリゴンデータ

本研究では、令和3年および令和6年に作成された半田市の家屋ポリゴンデータを利用した(図5)。これらを比較することで、存在していた建物が消失した場合や、新たに建物が追加された場合を「変化あり」と定義した。航空写真画像に家屋ポリゴンを重ね合わせ、変化が確認された部分を抽出することで、教師データとなるラベル画像を作成した。ラベル画像は、航空写真画像と対応関係を持ちながら、変化領域を2値的に表現したものであり、TPPモデルの学習において「正解データ」として機能する。

## 4 差分検出モデルの作成

### 4.1 データセットの前処理

本研究では、異なる時期の航空写真画像を比較可能な形に整備するため、まず座標系を統一して位置合わせを行った。その後、対象領域を $1024 \times 1024$ pixelのタイルに分割し、学習に利用可能な画像ペアを作成した。対応する教師データは、家屋図ポリゴンを基に新築や解体が確認された領域を「1」、変化のない領域を「0」とする二値化処理を施し、航空写真画像と一对一で対応するラベル画像として作成した(図6)。対象地域は、愛知県半田市全域であり、市街化調整区域周辺、住宅地周辺、および工業専用地域周辺といった多様な土地利用形態を含んでいる(図7)。すべての処理はPython3により自動化し、大量の航空写真画像を効率的に処理可能とした。本研究では学習用480組、検証用48組、評価用48組に分割して実験を行った。

### 4.2 学習

学習環境は、GPUにNVIDIA RTX3080(10G)とRTX 3070Ti(8G)を用いた計算機環境を整備し、PyTorchをベースに実装した。1エポックあたりの学習時間は約3分であり、全300エポックの学習を行うために総計で約14時間を要した。学習の安定性を確保するため、損失関数にはバイナリクロスエントロピー(Binary Cross Entropy)を採用し、最適化手法には AdamW を使用した。バッチサイズは1、初期学習率は0.0004とし、学習が進むにつれて学習率を減衰させるスケジューラを導入することで、収束の安定化を図った。



図 5. 家屋図ポリゴンデータ



図 6. 作成したデータセット例



図 7. データセットの対象地域<sup>15)</sup>

### 4.3 検証

本研究では、モデルの出力結果と実際の正解データを比較し、どの程度正しく変化を検出できているかを把握するために混合行列 (confusion matrix) を用いた。混合行列は二値分類における予測性能を整理する手法である。この混合行列を基盤として、精度(Precision), 再現率(Recall), F1, IoU(Intersection over Union), およびAccuracyを評価指標として採用し、変化あり(Changed)と変化なし(Unchanged)の2クラスに分けて算出した。各指標は以下の式で定義される。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad \text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{IoU} = \frac{TP}{TP + FP + FN}, \quad \text{F1} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

TP : 実際に「変化あり」である領域を、モデルも「変化あり」と正しく判定した数。

TN : 実際に「変化なし」である領域を、モデルも「変化なし」と正しく判定した数。

FP : 実際は「変化なし」である領域を、誤って「変化あり」と判定した数。

FN : 実際は「変化あり」である領域を、誤って「変化なし」と判定した数。

Precisionは、モデルが「変化あり」と予測した領域のうち、実際に正解であった割合を示し、誤検出の少なさを評価する。Recallは、実際に「変化あり」である領域のうち、モデルが正しく検出できた割合を示し、見逃しの少なさを評価する。F1スコアはPrecisionとRecallの調和平均であり、両者のバランスを総合的に表す指標である。IoUは、予測領域と実際の変化領域の重なり具合を示す指標である。Accuracyは、全体の画素に対してモデルが正しく判定した割合を示す指標である。本検証結果を図8に示す。

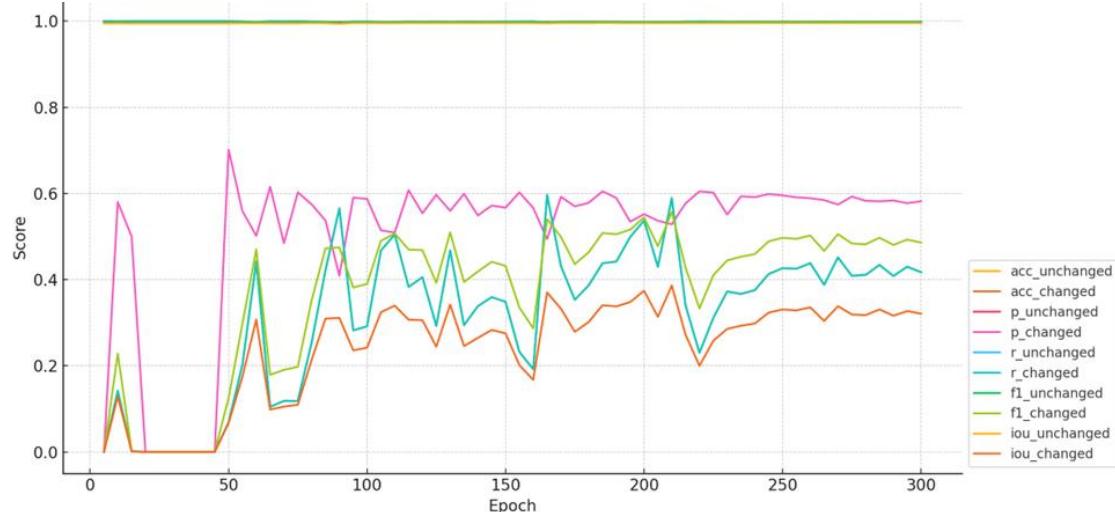


図 8. 学習過程における検証指標の推移

## 5 結果と考察

### 5.1 評価結果

構築したTTPモデルを用いて、住宅地周辺、市街化調整区域、および工業専用地域を対象に評価を行った。評価の際には、異なる時期に撮影された航空写真画像を入力とし、家屋図を基に作成したラベル画像との比較、ならびに既存の公開データセットで学習されたモデルとの比較を実施した。

図8に住宅地周辺における検出結果の一例を示す。住宅地周辺においては、令和2年と令和5年に撮影された航空写真画像を用いて評価を行った。正解データである家屋図と比較した結果、新築や解体に伴う家屋の変化を一定程度検出することができた。特に、住宅密集地における小規模な新築については Recallが比較的高く、局所的な変化を捉えられることが確認された。一方で、建物の輪郭を正確に抽出するにはまだ不十分であり、誤検出や欠損が見られる結果となった。(図9)

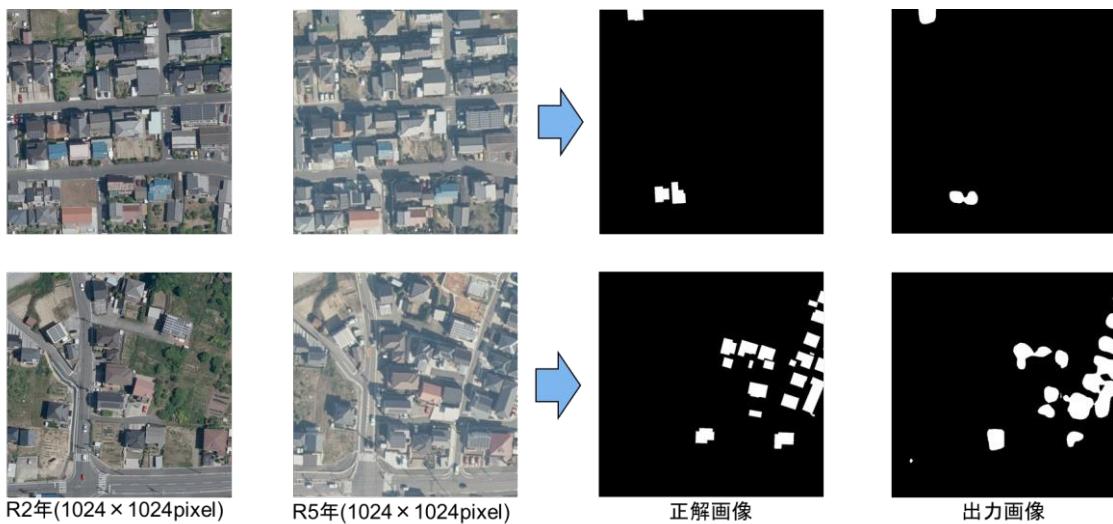


図9. 住宅地周辺における差分検出結果

図10には住宅地周辺においてGeoTIFF 形式の航空写真画像とモデルが出力した差分領域をQGIS 上で重ね合わせて可視化した結果を示す。加えて、本研究で利用した家屋図データには登録されていなかった家屋が差分として抽出される事例も確認され、未登記物件の発見や現況把握の精度向上につながる可能性が示された。



図10. QGIS上での可視化の様子

さらに、抽出された差分箇所については、GIS 上で家屋図ポリゴンと地番図シェープファイルを重ね合わせることで、変化が生じた範囲に対応する地番を特定した。この処理はPython3により自動化して実装しており、判定結果を地番単位に整理したうえ、CSV 形式で出力できるようにした。(図11)これにより、変化の有無を単なる画素レベルではなく、課税対象単位である「筆」ごとに確認可能となった。表1にCSVファイルの内訳を示す。

表1. CSVファイルの内訳

リスト	詳細
ID	地番ポリゴン（筆単位）
Number	通し番号
centroid_x	各筆（地番）の中心点のX座標
centroid_y	各筆（地番）の中心点のY座標

A	B	C	D
1	ID	Number	centroid_x centroid_y
2	1.07E+17	1206	-18536.80974 -120148.2437
3	1.07E+17	3615	-18534.55943 -120148.518
4	1.07E+17	9126	-18535.63349 -120150.0134
5	1.07E+17	10205	-18533.74812 -120150.2757
6	1.07E+17	15282	-18530.65544 -120148.9886
7	1.07E+17	18773	-18539.26186 -120144.5788
8	1.07E+17	33416	-18542.58459 -120149.0349
9	1.07E+17	36220	-18530.66967 -120150.8403
10	1.07E+17	44610	-18530.63947 -120143.532
11	1.07E+17	70430	-18537.64374 -120140.6645
12	1.07E+17	93270	-18532.59941 -120136.7134
13	1.14E+17	1911	-19006.13897 -118945.4244
14	1.14E+17	13875	-19004.22163 -118946.642
15	1.14E+17	14817	-19004.63273 -118948.7004
16	1.14E+17	18115	-19004.13036 -118944.9772
17	1.14E+17	21189	-19004.04927 -118947.9748
18	1.14E+17	56508	-19003.79041 -118940.8815
19	1.14E+17	85287	-19009.69998 -118939.2098
20	1.14E+17	93423	-19012.76585 -118947.7756
21	1.14E+17	100058	-19021.17933 -118939.9025
22	1.14F+17	100106	-19025.34001 -118947.831
< >		overlap_result	+

図11. 差分箇所の地番リスト

図12に、市街化調整区域（ソーラーパネル等）および工業専用地域における検出結果の一例を示す。市街化調整区域および工業専用地域においては、平成29年と令和2年の航空写真画像を用いて評価を行い、公開されている米国オープンデータ（LEVIR-CD）で事前学習されたモデルとの比較を行った。その結果、本研究で構築したモデルは、国外データで学習されたモデルと比較して、半田市の地域特性に即した変化検出をより正確に行えることが確認された。一方、住宅地周辺の場合と同様に建物の輪郭を正確に抽出するにはまだ不十分であり、部分的に誤検出や欠損が見られる結果となった。

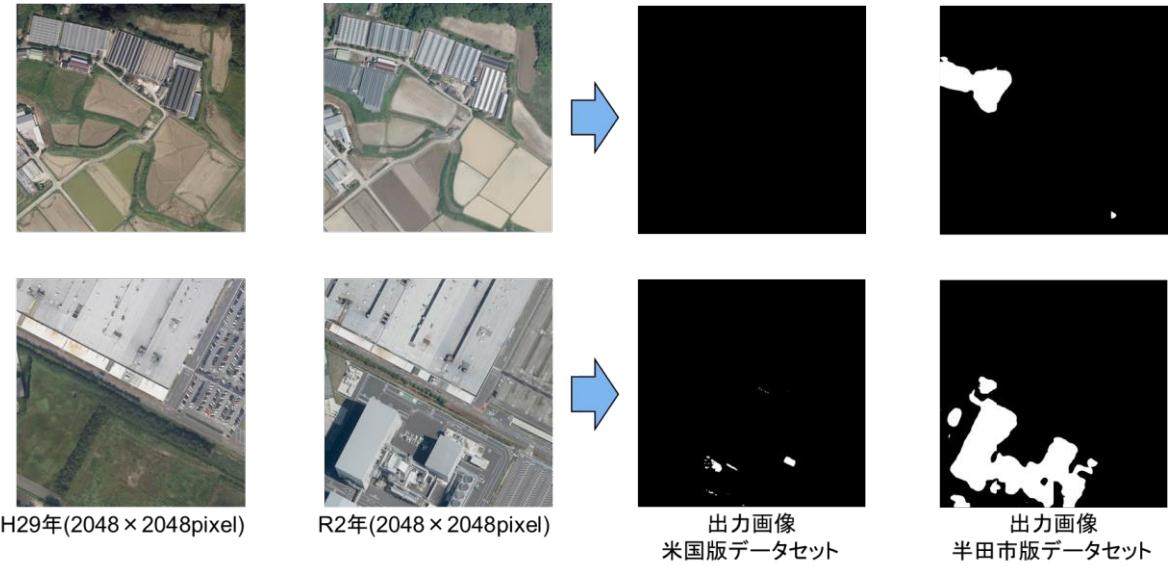


図12. 市街化調整区域・工業専用地域における差分検出結果

## 5.2 精度面における考察

本研究で構築した TTP モデルは、「変化なし」領域については高い精度を示した一方、「変化あり」領域に関しては Precision・Recallともに十分な値には到達せず、建物の輪郭抽出に課題が残った。特に、屋根の一部や陰影に起因する誤検出、住宅密集地における輪郭の欠損などが観察され、IoUが 0.3程度にとどまった点は改善の余地が大きい。この要因の一つとして、本研究で用いたラベル画像において変化領域の割合が少ないことが挙げられる。米国で公開されている LEVIR-CD や S2Lookingなどのデータセットでは、数年間で大規模な都市開発や建物の建て替えが進み、ラベル画像に多数の「変化あり」領域が含まれている（図13）。それに対して、本研究で作成したデータセットは、半田市における令和3年と令和6年の比較を対象としており、実際に新築・解体が生じた建物は限定的である（図14）。

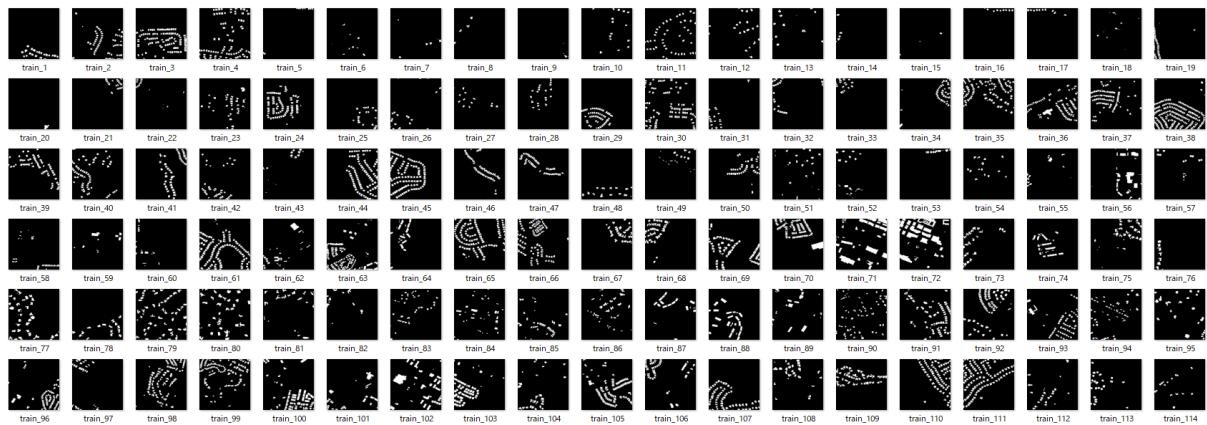


図13. 学習に用いる米国のラベル画像例 (LEVIR-CD)

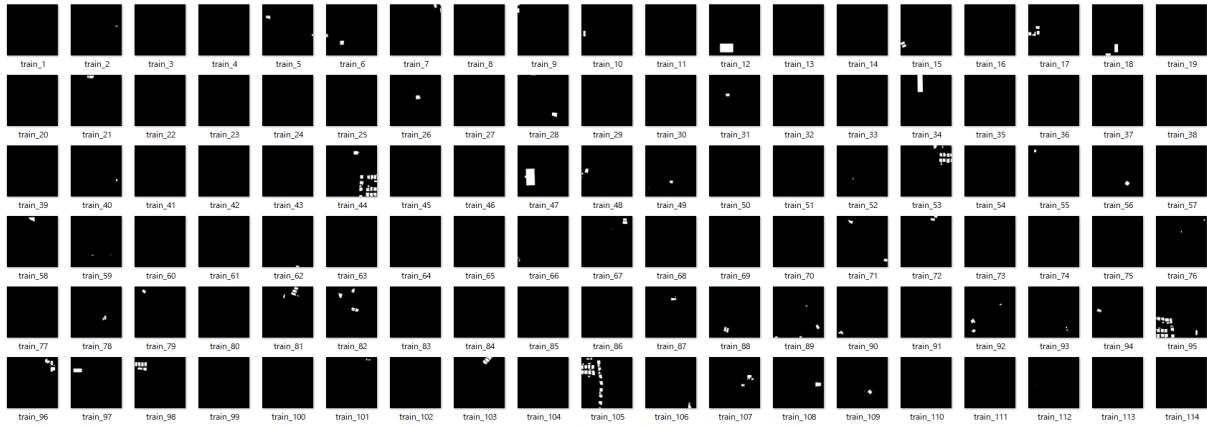


図14. 学習に用いる半田市のラベル画像例 (R3, R6)

そのため、学習データ全体に占める変化画素の比率が小さく、モデルが「変化あり」を十分に学習できなかった可能性がある。

### 5.3 税務課職員の利活用における考察

本研究で構築した差分検出システムは、単に航空写真画像上の建物の変化を可視化するにとどまらず、地番図と結合して CSV 出力できる点に特徴がある。この機能により、税務課職員は変化が生じた地番を効率的に把握することが可能となり、登記済通知書のデータ以外の状況も認識可能となった。さらに、未登記家屋の発見や現況と登記情報との乖離の早期把握にも寄与し、適正課税を確保する上で重要な補助的手段となり得る。

また、本システムは工場敷地内や高い塀に囲まれた区域など、現地調査では容易に立ち入ることができず、外部から視認することが難しい場所における登記の変化を検出できる点でも有効であると考えられる。そのため、従来は確認が困難であった施設内部の建物新築や解体を把握でき、課税対象の漏れを防ぐことが期待できる。

### 5.4 ビジネス視点における考察

本研究で構築したモデルは、半田市を対象とした航空写真画像を用いて学習を行ったものである。しかし、今後の展望として、他地域の航空写真画像を用いた場合でも新たに学習を行うことなく、同様に変化を抽出できるかを検証する必要がある。もし単一地域で学習したモデルが、他地域でも一定の精度で建物の新築や解体を検出できることが確認されれば、モデルの汎用性は大幅に向上し、全国の自治体での導入が現実的なものとなる。特に、自治体ごとに個別のデータセットを構築・学習させるには膨大な労力とコストを要するため、すでに構築済みのモデルを転用できる仕組みは実務面・ビジネス面の双方で大きな利点となる。今後は、他地域の航空写真画像を対象に評価実験を行い、地目や建物形態の違いに対するモデルの適応可能性を検証とともに、必要に応じて転移学習や追加データによる補強を組み合わせることで、より広域的に利用可能な変化検出システムの実現を目指す予定である。

## 6 まとめ

本研究では、産官学連携の枠組みのもと、リモートセンシングおよびAI技術を用いて地目および家屋領域の変化検出を試み、適正課税や業務効率化への有効性を示した。実験の結果、住宅地、市街化調整区域、工業専用地域といった多様な環境において一定の精度で変化を検出でき、実務に資する可能性を確認した。一方で、ラベル画像における変化領域が少ないと起因する検出精度の限界や、建物輪郭の抽出における課題も明らかとなった。今後の展望として、本システムをローカルLLM (Large Language Model) と連携させることで、職員が自然言語で指示を与え、差分抽出や地番単位での出力を自動化する仕組みが考えられる。これにより、専門知識を持たない職員であっても「この地域の新築家屋を一覧化して CSV で出力してほしい」といったプロンプト

で操作でき、DX 推進に資する利便性の高いシステムが構築できる。加えて、ローカル環境で動作する LLM を用いることで、自治体内部の閉域ネットワークにおいてセキュリティを確保しながら運用が期待できる。

以上より、本研究の成果は現段階では限定的な精度にとどまるものの、業務効率化と適正課税に向けた基盤技術として有望であり、今後はローカル LLM を活用した運用システムの構築を進めることで、より実践的な社会実装が可能になると考えられる。

## 謝辞

本研究に際し、各種データをご提供いただいた半田市役所ならびに関係各位に深謝する。なお、本研究の一部はJSPS研究費25K21525および公益財団法人日東学術振興財団の助成を受けたものです。

## 参考文献

- 1) 総務省|令和 7 年度版 地方財政白書, [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000998475.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000998475.pdf) (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .
- 2) NEC AI 現況調査サービス: AI 空間解析ソリューション「RealScapeII」|NEC ソリューションイノベータ, <https://www.nec-solutioninnovators.co.jp/sl/realscape/ai-survey-service/index.html> (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .
- 3) 読売新聞|AI で衛星画像から土地用途を判別、市の税務職員らチャット G P T で自作… 3 0 分の 1 の費用, <https://www.yomiuri.co.jp/pluralphoto/20241201-OYT1I50032/> (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .
- 4) European Space Agency (ESA), "Sentinel-2 User Handbook", ESA Communications, 2015.
- 5) USGS, "Landsat Science – Data for Land Change Monitoring", <https://landsat.gsfc.nasa.gov/>, (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .
- 6) Wen Xiao, Hui Cao, Miao Tang, Zhenchao Zhang, Nengcheng Chen, 3D urban object change detection from aerial and terrestrial point clouds: A review, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Volume 118, 2023.
- 7) Cao, Miao Tang, Zhenchao Zhang, Nengcheng Chen, 3D urban object change detection from aerial and terrestrial point clouds: A review, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Volume 118, 2023.
- 8) K. Chen *et al.*, "Time Travelling Pixels: Bitemporal Features Integration with Foundation Model for Remote Sensing Image Change Detection," *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Athens, Greece, 2024, pp. 8581-8584, doi: 10.1109/IGARSS53475.2024.10640593.
- 9) C., Liu, K., Chen, H., Zhang, Z., Z., Qi, Zou, & Z., Shi (2024). Change-agent: Towards interactive comprehensive remote sensing change interpretation and analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- 10) 鵜飼 凌央, 島崎 寛和, 遠藤 守, 浦田 真由, 安田 孝美, 木村 智行, 産官学共同研究による AI を活用した航空写真画像診断に基づく現況地目調査の効率化への取組みと今後の利活用, 固定資産評価研究大会, 2018.
- 11) 屠 芸豪, 浦田 真由, 遠藤 守, 安田 孝美, 島崎 寛和, 木村 智行, 固定資産税評価業務のための人工知能技術を用いたソーラーパネル検出システムの構築と実践, 実践政策学, 2022.
- 12) Yunhao Tu, Mayu Urata, Mamoru Endo, Takami Yasuda, Hirokazu Shimazaki, Tomoyuki Kimura. Support system for road price formulation using machine learning. *Studies in Science and Technology*, Vol.11, No.2, pp.131-145, 2022.
- 13) How to Use | Tellus, リモートセンシング導入, [https://www.tellusxdp.com/ja/howtouse/remote-sensing\\_base/remote\\_sensing\\_1.html](https://www.tellusxdp.com/ja/howtouse/remote-sensing_base/remote_sensing_1.html) (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .
- 14) Shen, L.; Lu, Y.; Chen, H.; Wei, H.; Xie, D.; Yue, J.; Chen, R.; Lv, S.; Jiang, B. S2Looking: A Satellite Side-Looking Dataset for Building Change Detection. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 5094. <https://doi.org/10.3390/rs13245094>
- 15) 半田市都市計画図 <https://www.city.handa.lg.jp/machi/toshi/1003360/1003367/1003370.html> (最終閲覧日 2025 年 8 月 26 日) .