

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

屠 芸豪（名古屋大学 大学院情報学研究科, tu.yunhao.p5@s.mail.nagoya-u.ac.jp）

浦田 真由（名古屋大学 大学院情報学研究科, mayu@i.nagoya-u.ac.jp）

遠藤 守（名古屋大学 大学院情報学研究科, endo@i.nagoya-u.ac.jp）

安田 孝美（名古屋大学 大学院情報学研究科, yasuda@i.nagoya-u.ac.jp）

島崎 寛和（日本土地評価システム株式会社 システム開発部, shimazaki@jasinc.co.jp）

木村 智行（日本土地評価システム株式会社 システム開発部, tomo-kimura@jasinc.co.jp）

Construction and practice of solar panel detection system using artificial intelligence technology for fixed asset tax evaluation work

Yunhao Tu (Graduate School of Informatics, Nagoya University)

Mayu Urata (Graduate School of Informatics, Nagoya University)

Mamoru Endo (Graduate School of Informatics, Nagoya University)

Takami Yasuda (Graduate School of Informatics, Nagoya University)

Hirokazu Shimazaki (System Development Department, Japan Appraisal System Inc.)

Tomoyuki Kimura (System Development Department, Japan Appraisal System Inc.)

要約

本研究では、自治体における固定資産税評価業務に向け、産官学連携により自治体の所有する大規模な土地データや人工知能技術を活用し、航空写真画像からソーラーパネルの検出システムを構築する。現状、全国の市町村において、固定資産税は重要な財源である。市町村職員は適正な評価を行うため、現地調査などを実施し、多くの時間や労力を費やしており、情報通信技術やデータの利活用が求められる。そこで、自治体が所有する航空写真画像、地番図シェープファイルおよび課税地目データといった固定資産情報を活用し、人工知能技術である深層学習による物体検出を用いたソーラーパネル検出システムを開発した。加えて、産官学連携により自治体における実証実験を通じて検出システムを検証した。その上で、実証実験のフィードバックから業務への実用化に向けてシステムを改良した。その結果、本システムのソーラーパネル検出支援への活用および業務効率化に対する有効性を確認することができた。また、本研究を通じて自治体業務に人工知能技術やデータを活用した一連の取り組みを検証し、自治体におけるデータ利活用の活性化に繋げることを目指す。

キーワード

固定資産税, 自治体, 深層学習, 物体検出, ソーラーパネル

1. はじめに

近年、様々な分野において人工知能技術をはじめとする情報通信技術（以下 ICT）を活用した取り組みが活発に行われている。政府は「第 6 期科学技術基本計画」を策定し、科学技術イノベーション政策やビッグデータの活用を積極的に推進している（内閣府, 2021）。現在、我が国では少子高齢化が加速し、自治体において限られた資源や財源の中で住民サービスの質を維持し、向上させていくためには、自治体の保有するデータを利活用し、根拠に基づく政策立案が必要である。政府は「デジタル社会の実現に向けた重点計画」を策定し、自治体の保有するデータを政策立案や住民サービスの向上等に効果的に活用することを図っている（デジタル庁, 2021）。

全国の市町村において、固定資産税は重要な財源であ

る。図 1 は令和 2 年度の市町村税の内訳である。固定資産税は 9 兆 3,801 億円であり、全体の 41.8 % を占めている（総務省, 2022）。固定資産税はどの自治体にも存在し偏りが小さいので、市町村財政を支える重要な基幹税となる。固定資産税は地目により課税額が大きく変わるが、市町村は決定した課税地目に応じて課税額を決定する。市町村職員は適正な評価を行うため、現地で土地を確認する現況地目調査に多くの時間と労力をかけている。現状、新たに宅地等を建設する際に地目変更の手続きを行う必要がある。これに対し、農地等にソーラーパネルや農業用ビニルハウスなどの償却資産を建設する場合、大掛かりな設置でない限り、地目変更申請を行う必要がない。そのため、農地からの変更を申請せずに課税漏れになるケースが多い。農地にソーラーパネルを設置することで地目が雑種地になる。固定資産税の価額等の概要調書により、地目ごとの全国平均評価額に大きな差がある（総務省, 2021）。農地と雑種地では単位あたりの課税額が約 70 倍の差があるので、ソーラーパネルを検出して正し

く地目判定を行う必要がある。従って、固定資産税を安定的に確保するために、課税地目の調査は重要な業務であると言える。地目を確認するために、税務課の職員達は車で市内を回り地目が変更になった土地を確認する方法が多く使われている。しかし、この方法では税務課職員の経験や土地勘に頼ることが多く、効率的に作業することが難しいと考える。また、再生エネルギーとしてソーラーパネルによる発電は注目を集めており、普及率を伸ばしている。しかし、製品寿命等より、今後ソーラーパネルの廃棄が課題になり、環境問題に繋がる恐れがある。更に、自治体における土地利用の面からも効率的に農地や市街地の状況を把握する必要がある。本研究のフィールドである愛知県半田市を含めた知多都市計画区域では、土地利用の基本方針において暮らしやすく環境に配慮した土地利用の推進が必要だと定まっている（愛知県，2019）。市街地内外に分布する樹林地や農地等の土地について、地域特性に応じて保全に努める必要があると指摘されている。また、住宅と農地が混在する場合があるので、良好な居住環境と営農環境を形成することも重要である。ソーラーパネルの設置に関しては、経済産業省が「発電用太陽電池設備に関する技術基準を定める省令」を制定している（経済産業省，2022）。管理のずさんな敷地は、土砂流出のほか、害虫や動物がすみ着き、農作物被害に繋がる。ソーラーパネルの位置把握をすることでトラブル回避に繋がるという点では税務以外への活用にも繋がると考える。

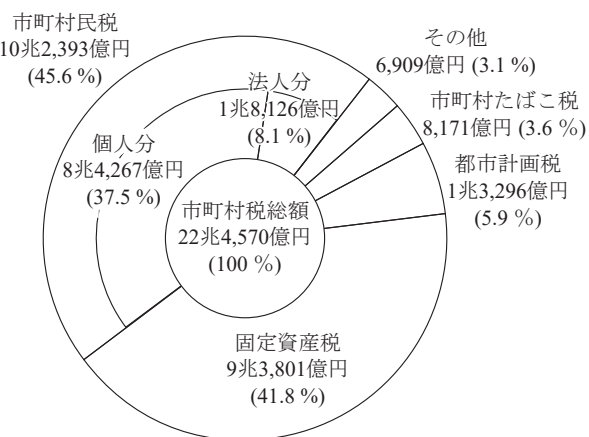


図1：令和2年度の市町村税の内訳

そこで本研究では、産官学連携により固定資産情報を活用し、深層学習による物体検出技術を用いてソーラーパネルの検出システムを構築する。加えて、半田市にて実証実験を行い、本システムの有効性と課題点を検証する。本取り組みにより、自治体においてソーラーパネルの設置を正しく把握することを支援し、業務負担を軽減して業務効率化の向上を目的とする。また、固定資産情報や地理空間情報を自治体業務に利活用した事例を示すことで、全国自治体にて固定資産情報を始めとする官民データの更なる活用と展開を目指す。これまで、省庁等の規模の大きな行政組織では証拠に基づく政策立案

（EBPM）に関する推進体制の構築やデータプラットフォームの整備等が進められてきた。しかし、地方自治体ではまだEBPMは十分に浸透していないと指摘されている（郭，2019）。そこで本研究では、自治体におけるデータ利活用のグッドプラクティス（好例）として創出し、EBPMの促進に繋げることを目指す。これにより、固定資産税評価業務を始めとする自治体業務にICTとデータの利活用を推進する。

2. 現況地目調査の現状

2.1 愛知県半田市の現況地目調査における課題

半田市は愛知県の尾張地方にあり、知多半島の中央部東側に位置する市である。表1に半田市の統計データ情報を示す（知多統計研究協議会，2022）。現状、現況地目調査において主に2つの課題がある。1つ目の課題は、地目変更に関する課題である。地目の変更より土地にかかる課税額が大きく変わるので、地目変更箇所を発見することが重要である。しかし、半田市の場合、職員約8名が市内の11万筆くらいの土地を調査する必要があるので、厳密に全ての土地を調査するのが難しい。そこで、事前に地目の変更箇所を目星をつけ、調査範囲を絞り込むことで調査の効率化に繋がると考える。2つ目の課題は、償却資産に関する課題である。通常、ソーラーパネルやビニールハウスといった償却資産を設置する際、登記地目の変更申請を行う必要はない。しかし、農地等にソーラーパネルを設置した場合、土地の地目は雑種地が変わるので、該当地にかかる固定資産税が大きく変わる。それで、担当者による現況地目調査が必要となるが、調査範囲が広くてソーラーパネルの設置場所が分散されていることから、効率的に調査することが難しい。半田市では毎月ソーラーパネルの設置数が増える。経済産業省資源エネルギー庁の公開資料では、市町村別の太陽光発電設備に関する認定や導入量等の情報が公開されている（経済産業省資源エネルギー庁，2022）。太陽光発電設備の発電量等により、10 kW未満と10 kW以上に分ける。2022年6月の設置状況を例に説明する。半田市導入件数の新規認定分では、10 kW未満は2,432件があり、10 kW以上は912件があった。また、移行認定分では、10 kW未満は1,488件があり、10 kW以上は13件があった。新規認定分は再生可能エネルギーに関する制度が開始後に新たに認定を受けた設備である。移行認定分は同制度開始後に移行してきた設備である。再生可能エネルギーとしてソーラーパネルによる発電の需要が高まることがわかる。そこで、事前にソーラーパネルの設置箇所を特定し、調査ルートを策定すれば調査の効率化や業務負担の軽減に繋がると考える。

表1：愛知県半田市の統計データ情報（令和3年版）

面積	47.42 km ²
人口	119,102 人
筆データ	110,720 筆数

2.2 固定資産税業務支援に関する先行研究

半田市において限られた人員で納税者に納得できる課税と説明を行うために、積極的に様々な改善と工夫が行われている。片山らは航空レーザ測量や車載計測システムを導入し、道路形状等を取得する。これにより、パソコンの画面上で現地の状況を再現して確認する（片山他, 2019）。また、鵜飼らは深層学習による画像認識を用いて地目判定システムを開発した（鵜飼他, 2018）。この研究では航空写真画像から複数の地目を認識し、現況地目調査の効率化に繋げた。更に、河野らは機械学習の方法である勾配ブースティング決定木を使用し、固定資産税路線価（以下、路線価）を推定した（河野他, 2020）。専門家は土地の固定資産税を評価する際、路線価を使用する。路線価を用いた宅地評価法は市街地宅地評価法という。市街地宅地評価法は宅地の集中する地域に適用される。宅地が点在している村落的な地域では、市街地宅地評価法が使用せず、路線価は算出されない。路線価は道路に対して付加され、その街路に面する宅地1 m²あたりの評価額を示す。路線価は3年ごとに見直しが行われる。河野らは過去のデータをもとに新しい路線の路線価を推定した。また、予測結果に基づいて路線価の修正を試みた。その結果、路線価の検証や調整を効率化して定量化することができた。

3. ソーラーパネル検出支援システム

3.1 人工知能技術の発展と活用

人工知能技術の研究は1950年代から続いており、ブームと冬の時代があった。現在は2000年代から続いてきた3度目のブームとなる（総務省, 2016）。1回目のブームでは、人工知能技術が複雑な問題に適応できなかったことから、冬の時代になった。2回目のブームでは、人間は必要な情報をすべてコンピューターの処理できる形で記述し、コンピュータに入れる必要があった。そのため、労力とコストがかかり、活用できる領域が限定的であった。そこで、3度目のブームでは、深層学習をはじめとする人工知能技術の発展により、データから特徴となる知識を自動的に取得することができるようになった。これにより画像認識や自然言語処理など幅広い分野において、深層学習を用いた実用化が進み、以前に比べ格段の進歩を遂げている（LeCun et al., 2015）。物体検出とは画像や動画から対象物をバウンディングボックスにて囲んで出力する技術である。昔から研究されてきたコンピュータビジョンの1つの分野である。2000年代以前にも研究されていたが、物体検出の性能や実行速度が望ましくなく、広く使われなかった。そこで、深層学習やハードウェアの発展により、近年になり検出性能が良くなった。本研究では深層学習による物体検出を活用し、航空写真画像からソーラーパネルを効率的に抽出することを目指す。これにより、自治体における業務負担を減らし、自治体業務に固定資産情報の活用につなげると考える。また、自治体業務にAIを活用した実践例を示すことで、政策立案へのAI等の利活用を推進する。これまで自治体において

AIやデータを活用したいという思いがあったが、具体的にイメージすることが難しかった。そこで本研究では、AIモデルの導入から業務内容に合わせてモデルを改良するところまで一通り示すことで、自治体業務におけるAIの利活用を推進する。

3.2 システムの構成

本研究では産官学連携により官民データを活用し、深層学習を用いたソーラーパネル検出システムを提案する（図2）。ステップ1では、自治体の保有する土地データを活用し、本システム構築用のデータセットを作成する。ステップ2では、深層学習による画像認識を活用してデータセットを学習して地目判定モデルを構築する。ステップ3では、深層学習による物体検出を活用してデータセットを学習してソーラーパネル検出モデルを構築する。

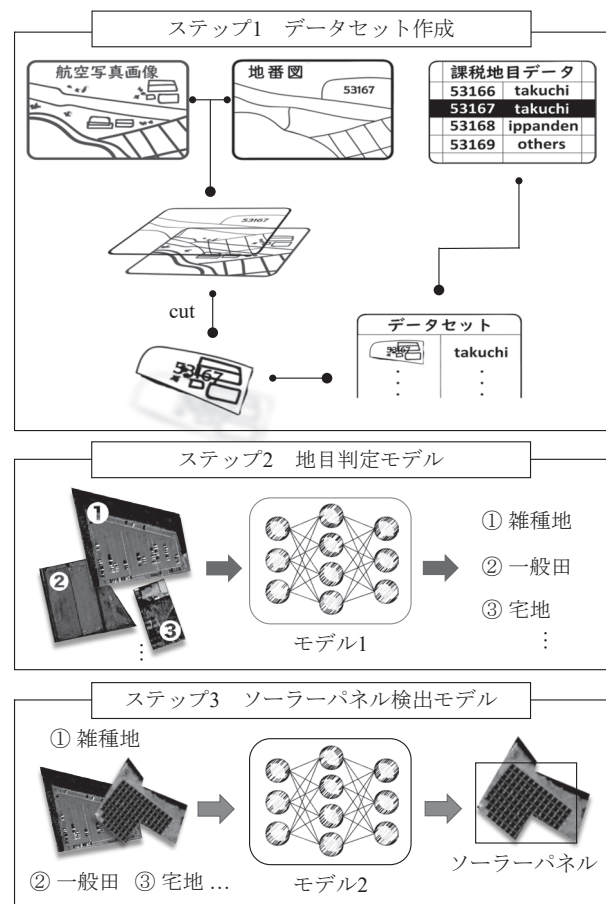


図2：本システムの概念図

3.3 地目判定モデルの構築

税務課業務に照らし合わせ、航空写真画像から5種類の地目を分類する。5種類の地目は宅地、一般田、一般畑、雑種地、その他である。半田市の航空写真画像は3年に一度更新されたため、3年前後の航空写真画像を地目判定モデルに入力する。出力結果が異なる画像や判定にくい土地を絞り込んだうえで、リストアップする。これ

をもとに調査することで業務の効率化に繋がると考える。なお、こちらのモデルに関する研究は本研究グループが2017年度から取り組んできた内容となる（屠他，2020）。

3.4 ソーラーパネル検出モデルの構築

地目判定の結果を活用し、ソーラーパネルを含める対象物の検出を目指す。地目判定で分類された航空写真画像から対象物を検出する。複数の固定資産情報を組み合わせることにより、航空写真画像に土地の位置情報を紐づけることができ、検出したソーラーパネルの場所を特定することが可能となる。これらのことにより、ソーラーパネルの設置箇所に目星をつけることができるようになる。この結果を利用し、調査土地を絞り込み、調査ルート策定に活用して現況地目調査の効率化と負担軽減に繋がると考える。加えて、固定資産税評価業務にAIと土地データを活用した実践例を示すことで、自治体におけるデータ利活用を活性化させていくことを目指す。本機能を実装するために、比較的高速に計算する物体検出アルゴリズムYOLOv3を用いた（Redmon et al., 2018）。YOLOv3は物体検出アルゴリズムYOLOシリーズの1つであり、高速に計算することが特徴である。そのため、アルゴリズムが小型であり、リアルタイムでの検出に優れる。YOLOシリーズが出る前にも物体検出の手法があったが、実行速度と性能面では芳しくなかった。例えば、1枚の画像を確認するには多くの時間がかかり、精度が高くなかった。そこで、YOLOでは事前に画像を格子状のセルに分割する。各セルに物体が存在するかどうかを確認しながら、物体のクラスを判定する。また、物体が存在するかどうかの確率とクラス判定の条件付き確率を掛け合わせる。その値は事前に設定した閾値より高い場合、画像の対象領域にバウンディングボックスをつけて出力する。これにより、画像に対象物があると判定することができる。これに対し、その値は閾値より低い場合、バウンディングボックスをつけずに対象物が存在しないと判定する。閾値の設定範囲は0～1である。更に、深層学習を用いて元画像から特徴を抽出することで性能向上に繋がった。

3.5 AIによるソーラーパネル検出の関連事例

Yuらは深層学習を用いてアラスカ州とハワイ州を除いた米国48州を対象に衛星写真を解析し、ほぼ全米の147万ヶ所のソーラーパネルを検出することができた（Yu et al., 2018）。この取り組みにより、ほぼ全米のソーラーパネルの位置と規模を可視化することができ、ソーラーパネル普及程度の確認に役立つと考える。この研究では認識モデルを構築する際、約37万枚の衛星写真を学習したという。また、米国48州のソーラーパネルの分布状況を調べるために、10億枚以上の衛星写真を使用したという。本研究においてこれほどのデータ量を学習してシステムを構築することが難しいが、本研究の成果を他の自治体に横展開して全国自治体での応用と固定資産情報の更なる活用を進めることを目指す。本研究室では提案技術の

研究室での適用可能性実験に留まらず、固定資産税の判定と調査への活用という具体的な業務内容に合わせて研究を進めている。これにより、半田市を始めとする自治体業務での利活用を目指す。大量な調査対象から優先的に調査する土地を絞り込むことができれば、税務課業務に役立つと考える。提案システムは人間に取って代わるものではなく、自治体職員の作業を支援するものである。また、産官学連携によりICTとデータを活用した政策立案の推進に繋げる。

4. データ利活用

本研究では、航空写真画像、地番図シェープファイルおよび課税地目データといった3種類の土地データを使用する。愛知県半田市と愛知県愛西市の合計3年分の土地データとAIを活用し、ソーラーパネル検出システムを構築する。

4.1 航空写真画像

平成26年と平成29年の愛知県半田市の航空写真画像、および平成30年愛知県愛西市の航空写真画像を使用する。画像はjpg形式の画像である。図3～5に画像例を示す。半田市と愛西市では3年に1度航空写真画像を撮影して使用していた。撮影時期により画像に大きな差が出る場合がある。本研究では、自治体の航空写真画像とGoogle



図3：平成26年愛知県半田市の航空写真画像の例



図4：平成29年愛知県半田市の航空写真画像の例



図5：平成30年愛知県愛西市の航空写真画像の例



図6：Googleマップから収集した画像の例

マップから収集した写真を利用する（図 6）。Google マップからソーラーパネルの写るサンプル写真を 857 枚用意した。ソーラーパネルの設置方法は 2 種類がある。1 つ目の種類は、家屋の屋根に設置する型である。比較的に面積が小さいものが多い。2 つ目の種類は、地面に土台を設定し、その上にソーラーパネルを設置する型である。比較的に面積が大きいものが多い。この中で、主に地面にソーラーパネルを設置する場合に注目する。農地などとも固定資産税が低い土地にソーラーパネルを設置することで地目が変わり、固定資産税が大きく変わる可能性がある。

4.2 地番図シェープファイル

地番図シェープファイルは土地の番号である地番によって区切られた土地の情報が含まれるファイルである。この中に空間情報や属性情報があり、1 つのポリゴンは 1 筆の土地を表す。航空写真画像とシェープファイルを組み合わせ、対象となる土地の画像データを空間情報である座標に従って切り出すことができる（図 7）。後述する地目判定モデルにこれを入れて地目を判定したうえで、ソーラーパネル検出モデルに入れてソーラーパネルを検出する。

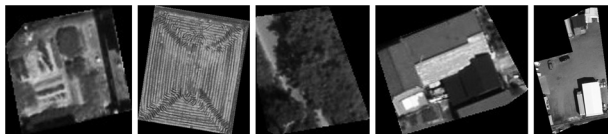


図 7：航空写真画像から切り出した筆単位画像の例

4.3 課税地目データ

課税地目データは各地番の土地に記載される課税地目である。課税地目は担当者が土地の現況を調査して決定した結果である。課税地目は土地画像と紐付けることにより、各画像に課税科目という教師ラベルをつけることができる。また、土地の地目情報も確認できる。これにより、地目判定モデルを構築するためのデータセットを作成することができる。また、4.5 節にて説明するアノテーションツールを使って対象物の箇所を表示すれば、ソーラーパネル検出モデルを構築するためのデータセットを作成することができる。

4.4 土地単位

土地データは 2 種類の単位がある。筆単位と画地単位である。筆単位は土地登記簿上の単位であり、1 個の土地を指す。土地 1 筆ごとに地番という番号が振られる。画地単位は土地評価上の単位である。1 筆の土地を 1 画地とするが、地形および実際の利用状況等により 1 体をなしていると認められる土地が 1 画地とされる。つまり、複数の筆にまたがった土地を 1 画地とする場合がある。（日本土地評価システム, 2022）。

4.5 座標テキストファイル

物体検出では、画像のどこに対象物が存在するかを指定する必要がある。それで、各画像に存在する対象物の場所を座標で示した座標テキストファイルを用意する。そのため、アノテーションツールを用いて画像から対象物の座標を指定する。アノテーションを行うためのツールが多くあるが、複数のカテゴリーに対応して物体検出アルゴリズム YOLO の使用に対応する labelImg ツールを利用する（labelImg, 2022）。LabelImg はグラフィカルな画像注釈ツールであり、画像内の対象に境界ボックスとラベルを付けることができる（図 8）。これを用いて 4.2 節で切り出された土地画像に存在する対象物を表示されたうえで、カテゴリー等の情報を記録する。一連の作業を経て生成されたファイルは座標テキストファイルである。これを AI の学習時に利用する。



図 8：labelImg 実装例

5. 実証実験

本研究では自治体業務における実証実験を通じて提案システムの性能を検証し、課題点等を明らかにする。

5.1 地目判定モデル

平成 26 年半田市の土地データと平成 30 年愛西市の土地データを学習し、地目判定モデルを構築した。そのうえで、平成 29 年半田市の航空写真画像を対象にして地目判定を行った。一般的に、地目区分上でソーラーパネルが設置される土地は雑種地として分類される。従って、半田市の航空写真画像からソーラーパネルを検出する場合、現地での実証実験に合わせて地目判定モデルより雑種地に分類された筆単位の土地画像から検出することとする。今後、自治体業務に合わせて他の地目分類から検出することも可能である。地目判定モデルに平成 29 年半田市の約 11 万枚の土地画像を入力し、7,096 枚の雑種地の画像が得られた。

5.2 土地データのふるい落とし

地目判定機能によって得られた 7,096 枚の画像を使用する際、課題点が 2 つある。1 つ目の課題は、土地によって筆単位の土地画像が小さすぎて人間の目でも地目の判定が難しいことである。2 つ目の課題は、元の航空写真画像から土地の画像を切り出した際、土地によって外側のピクセル数が多くて AI による判定に影響を与えてしまうことである。図 9 に複数の例を示す。このような画像が数多く見られたので、事前にふるいにかける必要がある。そこで、画像全体の状況から見て 2 つの方法を設定した。1 つ目の方法は、筆単位画像に対して縦横のピクセル数が 50 px 以下か、またはピクセル総数が 2,500 px 以下の画像をふるい落としとした。これにより、非常に小さい画像や極端に細長い画像を 1,025 枚ふるい落とすことになった。2 つ目の方法は、画像の各ピクセルが黒色になり、その数が全体のピクセル数の 8 割を占める画像に対してふるい落としを行った。その結果、最終的に 5,094 枚の筆単位画像を使用することになった。



図 9：ふるい落としした画像例

5.3 物体検出における閾値の設定

3.4 節にて述べたように対象物にバウンディングボックスをつけて物体を検出するために、事前に閾値を設定する必要がある。閾値の設定を考えるにあたり、大きく 2 つ考慮すべきことがあると考える。

1 つ目は、愛知県半田市に存在するソーラーパネルを漏れなく見つけ出すことである。5.2 節にて抽出した雑種地画像 5,094 枚のうち、ソーラーパネルの存在が確認できる画像は 260 枚ある。そのため、ソーラーパネル検出モデルにより、その 260 枚画像に存在するソーラーパネルにバウンディングボックスをつけ、ソーラーパネルがあると判定したことが望ましい。そこで、閾値を調整ことで対応することを考える。閾値が低いほど、検出する画像数が増える。閾値が高いほど、検出する画像数が減る。

2 つ目は、提案システムを利用する職員の業務負担の削減である。今回のシステム開発における目標として、自治体職員は検出結果を加味して固定資産税評価業務への活用である。そのため、検出結果を確認する作業が必要になる。閾値を低い値に設定する場合、確認すべき画像の枚数が増える懸念点があり、業務負担を増やすことに繋がる。閾値を高い値に設定する場合、検出漏れの可能性が高くなる。この 2 つはトレードオフの関係となっているため、どちらかを重視して閾値を変化させると、もう片方に支障をきたすことになる。

そこで本研究では、両方とも考慮し、以下の方法にて閾値を設定する。

- (1) ソーラーパネルが存在する画像に正しくバウンディングボックスをつけた確率（母数 260 枚）。
- (2) ソーラーパネルが存在しない画像にバウンディングボックスをつけない確率（母数 4,834 枚）。

(1) と (2) の平均を求め、全体正解率とする。全体正解率が最大となる閾値を最適閾値とする。

5.4 ソーラーパネル検出の実験結果

平成 26 年半田市のデータと Google マップから収集したデータを学習してソーラーパネル検出モデルを構築した。そのうえで、5.2 節にて得られた 5,094 枚データをテストデータとして、ソーラーパネルがあるかどうかを検出した。また、5.3 節にて述べたように閾値を設定するために、閾値を変換させながら、閾値ごとの正解率を出した（図 10）。その結果、閾値が 11 % の時に全体正解率が最も高い結果となった。この時、全体から 1,096 枚の画像を検出した。ソーラーパネルの存在する 260 枚画像の中から 178 枚の画像を検出することができた。本来約 11 万枚の筆単位の航空写真画像から、約 100 分の 1 に土地数を絞ることができ、68.5 % の正解率でソーラーパネルを検出することができた。

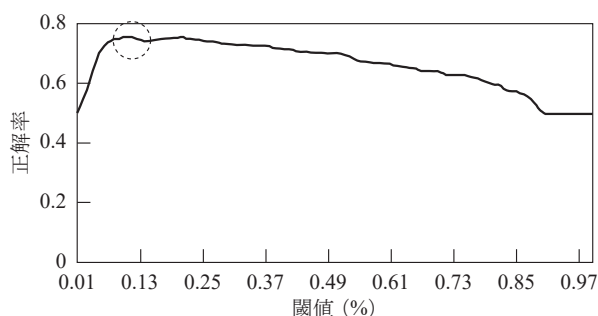


図 10：閾値ごとの検出正解率

5.5 現況地目調査への活用

半田市にて本システムの判定結果をもとに現況地目調査の実証実験を行った。まず、地目判定モデルにて AI が分類を迷った土地画像をピックアップし、半田市中心街の周りに存在する土地を中心に調査ルートを策定した。そのうえで、ソーラーパネル検出による結果を現地で確認した。以下に 2 つの例を示す。

(1) 土地 1：ソーラーパネルを検出した例

土地 1 は高い確認度でソーラーパネルを検出することができた例である（図 11）。1 枚目の画像は航空写真

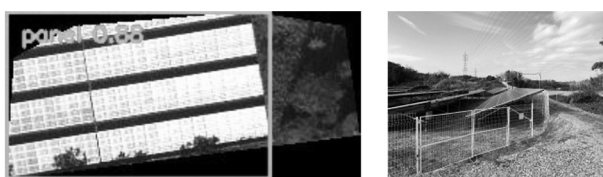


図 11：土地 1

画像である。2枚目の画像は現地の様子である。実際に現地を確認したところ、大掛かりなソーラーパネル施設が設置された。画像全体にソーラーパネルが写っている画像に関しては高い精度で検出することができた。

(2) 土地2：ソーラーパネルを検出しなかった例

土地2は画像にソーラーパネルが写っているものの、検出システムではソーラーパネルを検出できなかった例である(図12)。1枚目の画像は航空写真画像である。2枚目の画像は現地の様子である。筆単位の土地面積に対してソーラーパネルの面積が小さかった。実際現地を確認したところ、大掛かりなソーラーパネル施設の末端であり、AIによる判定が難しいとわかった。



図12：土地2

5.6 考察とフィードバック

提案システムにより、本来約11万ある筆単位の航空写真画像を1,000枚程度に絞り込んだうえで、約7割のソーラーパネルを検出することができた。しかし、ソーラーパネル以外に、ビニールハウスや駐車場などのものを多く検出した(図13)。誤検出の理由として以下が考えられる。まず、ビニールハウスはソーラーパネルの形に類似するのが原因だと考える。また、駐車場はブロック状に見え、ソーラーパネルの形に近いのが原因だと考える。実証実験を通じて明らかにした課題点と共同研究先から受けたフィードバックを以下に整理する。

- (1) 固定資産税を正しく確保する必要があるので、地目が変わる箇所やソーラーパネルの設定位置を特定することが重要である。そのため、航空写真画像から一括で全ての土地を調査することができる本システムの精度を更に高める必要がある。
- (2) 現況地目調査における調査範囲の絞り込みの準備段階にAIを用いたい。半田市の中に土地の価額が低いという調整区域の土地が約3万筆ある。調整区域は市街地から離れており、土地にかかる税金が低いという特徴がある。現状、現況地目調査は市街化区域を中心に調査を行っている。これに対し、調整区域において十分な調査ができていない。そこで、現況地目調査の前に調整区域から対象物を検出できることは非常に意義

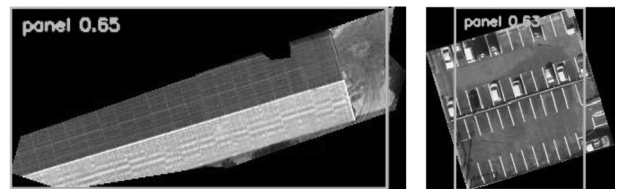


図13：ビニールハウスと駐車場の誤検出例

がある。これにより、優先的に検出されたところを調査することができる。

自治体職員の意見を踏まえて今後実務における活用を以下のように想定する。AIの判定結果を調査範囲の絞り込みという準備段階に用いる場合、80%以上の閾値にて対象物があると判定した画像について、調査の優先順位が低い土地と判断する。つまり、AIによる高い確率にて判定したので、調査の優先順位を下げることになる。これに対し、80%以下の閾値にて判断した土地について、人間はその画像を確認することで対象物が存在するかどうかを画像から確認するという調査方法を目指したい。なお、画像から判定が難しい場合、現況地目調査を実施し、直接確認することもできる。

そのため、ソーラーパネルに対してバウンディングボックスをつけた時の閾値を可視化した。実際に検出した1,096枚の画像について閾値のグラフを作成した。確信度が1~10%の時はほとんどの雑種地画像にバウンディングボックスをつけているので、11%以降の閾値に関する結果を示した(図14)。その結果、閾値80%を超えている画像が約100枚あり、調査の優先順位が低いと判断することができる。それ以外の約900枚の画像を人間の目によって確認することになる。

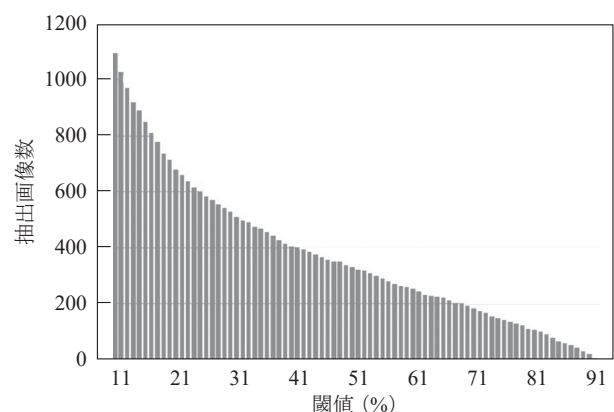


図14：閾値ごとの画像抽出数

このように、自治体を含める共同研究先から受けたフィードバックをもとに提案システムの活用方法を作成した。これにより、AIと固定資産情報を活用した施策立案にも良い影響を与えることができると考える。

6. 自治体業務への実用化に向けたシステムの改良

検出結果および現況地目調査のフィードバックを踏まえ、自治体業務への実用化に向けて以下のように改良する。

6.1 画地単位画像の利用

5.5 節で紹介した調査例のように筆単位画像でソーラーパネルを検出する際、1つの画像に1つのソーラーパネル施設の末端のみが写っている画像が数多く存在した。結果として検出が難しくなり、検出モデルの性能を低下したことに繋がった。ソーラーパネルのみならず、今後他の物を検出する時にも生じるおそれがある。そこで、筆単位の土地画像の代わりに画地単位の土地画像を判定対象として地目判定とソーラーパネル検出を試みる。4.4 節にて説明したように複数の筆にまたがった土地を1画地と認定される場合があるので、筆単位よりは比較的に大きな範囲で画像を取得することができる。それで、画地単位の土地画像を導入し、ふるい落とし等の処理を行った(表2)。

表2：土地単位の変更に伴うデータ量の変化

航空写真画像	雑種地に分類された画像総数	ふるい落とし後の画像総数	対象物の写る画像総数
筆単位	7,096	5,094	260
画地単位	5,560	4,687	202

6.2 複数対象物の同時検出が可能な対象物検出システム

現在のシステムでは約7割のソーラーパネルを検出することができた。しかし、その反面約800枚の航空写真画像を誤認識した。また、5.6 節にて説明したように、ビニールハウス等を誤認識したケースが多かった。そこで、ソーラーパネルとビニールハウスを同時に検出できるように検出システムを改良する。これまで学習のデータとして使用していたソーラーパネルの画像857枚に加え、新たにビニールハウスの航空写真画像を500枚用意した。これらのデータを用いて再学習する。5.4 節にて述べたように閾値を変更させながら、正解率を確認する。なお、前述したソーラーパネル検出モデルでは、最適閾値は「ソーラーパネルが写っている画像に正しくソーラーパネルのバウンディングボックスをつけている確率」と「ソーラーパネルが写っていない画像にバウンディングボックスをつけていない確率」の平均が最大となる時の閾値と定義した。しかし、新たにビニールハウスの検出を導入したので、最適閾値の定義を更新した。「対象物が写っている画像に正しく対象物のバウンディングボックスをつけている確率」と「対象物が写っていない画像にバウンディングボックスをつけていない確率」の平均が最大となる閾値を最適閾値とする。改善前後のグラフを重ね合わせたのが図15である。その結果、閾値が46%の時に正解率が最も高い結果となった。ソーラーパネル検出の

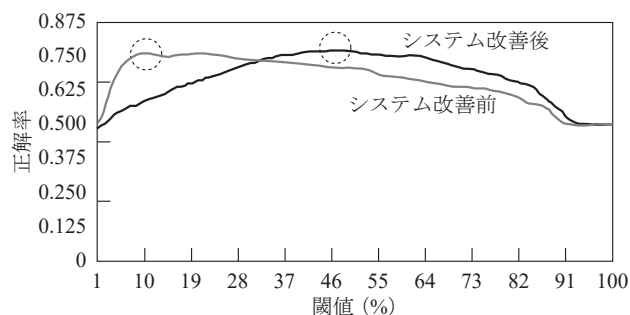


図15：システム改良前後の最適閾値の変化

表3：システム改良前後の性能の変化

最適閾値 (%)	全体正解率 (%)	ソーラーパネル認識率 (%)	抽出画像総数
11	76.1	68.4	1,096 枚
46	77.0	72.8	570 枚

正解率は68.5%から72.8%に上昇した。また、全体の正解率は77.0%となった。改良前後の性能をまとめたのが表3である。ビニールハウスの導入により、ソーラーパネルとビニールハウスの違いを認識することができ、ソーラーパネル検出の性能を向上した。最適閾値と全体正解率の向上により高い確信度にて判定することができた。今後、引き続き多くのデータを学習し、性能を上げる余地があると考えられる。

6.3 画像認識によるソーラーパネル認識

地目判定モデルのカテゴリーを発展する。地目判定で分類された雑種地の土地画像を「ソーラーパネルが写る画像」と「ソーラーパネルが写らない画像」という2つのカテゴリーに更に分類する。土地画像のカテゴリーを分類する場合、4.5 節にて説明したツールによるアノテーションの必要がなくなる。その代わりに、学習データを準備するために、事前にカテゴリーごとにデータを用意する必要がある。そのうえで、画像認識によるクラス分類を活用し、ソーラーパネル認識の学習とテストを行う。これにより、画像認識と物体検出の結果を一緒に活用し、ソーラーパネル検出の性能向上に繋がると考える。

6.4 考察とフィードバック

今後、自治体業務に本検出システムを活用するために、対象物を任意に設定できることが重要である。そのため、データ利活用の方法から検出システムの作成までの仕組みをまとめるマニュアルを作成した。他の自治体に展開する際、データ等を用意すれば、同じ仕組みにて検出システムを構築することができる。本研究の改良について共同研究先より積極的な意見を多く受けた。以下にまとめる。

- ・ソーラーパネルとビニールハウスを同時に検出させることで効果が出たことは判読速度と精度向上が期待できると感じた。業務で利用することを考えるとどちらにも重要な要因となるため、今回の実験は非常に参考になった。
- ・家屋の屋根設置型ソーラーパネルの検出に関しては想定している業務では利用しないため優先順位が低くても問題ない。今後、様々な自治体のソーラーパネルとビニールハウスを学習用データに用いた時の結果を引き続き検証することが必要である。

今後の実用化に向け、AIによる検出モデルにまだ誤認識が存在するので、完全に職員の業務を代替することが難しい。しかし、これまでの地目調査では調査の手が及んでいなかった土地に関しても、調査前に調査対象となりうるかどうかを判断できるという点から考えると、大変意義があるものになるという意見を受けた。また、ソーラーパネル検出の技術を応用することにより、以下の利点や可能性があるという積極的な意見を受けた。

- ・違法建築物や違法農地転用などを検出することにより、適正な課税や行政指導に役立てる。
- ・農地の耕作状況（未耕作地や荒廃農地の調査）を調べることにより、農業政策に反映することができる。
- ・土地利用状況を把握し、その他の行政データと併せて検証することにより、都市計画や防災・防犯、農政など様々な政策決定に寄与する可能性がある。

現状、農地等に大掛かりなソーラーパネル等を建設しない限り、地目変更申請を行う必要がないと1章にて説明した。そこで、本研究を通じて業務現場に苦勞されている職員の現状やAIによるシステム導入の仕組みを示すことで、ソーラーパネル設置に関連する法令の改正に繋がることを期待される。農地等に設置するソーラーパネルのサイズや発電量等と関係なく、一律に義務付けることができれば、現場職員の負担を減らすことができる。また、固定資産税を確保することにも繋がると考える。

今後土地利用を考えるうえで、農地を保全していくことが重要である。現状、農家の高齢化や後継者がいないことにより休耕地等が出ている。これに伴い、食料自給率の低下という課題もある。そこで、農地の有効活用を図り、「農地」のまま太陽光発電も行う営農型太陽光発電（ソーラーシェアリング）について検討されて進められている（農林水産省，2022）。ソーラーシェアリングとは営農を続けながら、農地の上部空間を有効活用することにより、ソーラーパネルを設置し、農業以外に発電収入も得ることができる取り組みである。農家にとって農地を維持するうえで、農地から「農外収入」が入ることは大事である。また、持続可能なエネルギーとして、エネルギー問題の解決にも繋がると考える。本研究の成果を通じてソーラーパネルの設置等を効率的に把握することで、土地の有効利用にも貢献することが期待される。

7. おわりに

本研究では固定資産税評価業務に取り組むためのソーラーパネル検出システムを提案した。自治体における実証実験を通じて提案の有効性、実現可能性および課題点を明らかにしたうえで、実用化に向けた改良を行った。今後、引き続き学習データとクラスを増やして検出システムの性能を高める必要があると考える。また、4章で説明した3種類の土地データのみならず、衛星写真画像やリモートセンシング等のデータを利用し、複合判定を行いたい。

本研究を通じて自治体の固定資産情報とICTを利活用した実践例を示した。対象とする市町村が変わってもシステムに必要な要件がほとんど変わらないので、本研究で考案した方法やシステムを他の自治体に横展開することが容易だと考える。従って、本システムにより固定資産税評価業務を支援することにより、固定資産情報の活用や業務負担の軽減に繋がると考える。また、産官学連携により自治体業務にAIや土地データを活用したことで、自治体におけるICTやデータの利活用に関する理解を深めることができたと考える。更に、固定資産税評価業務を始めとする自治体業務において、今後AIとデータを利活用する政策立案にも良い影響を与えたと考える。

謝辞

本研究では、貴重なデータと有益なアドバイスを提供していただいた半田市税務課と愛西市税務課の皆様、および加藤拓史氏に御礼申し上げます。特に半田市税務課より現況地目調査に関する意見を多く受けました。関係者の皆様に大変感謝いたします。なお、本研究は、JST次世代研究者挑戦的研究プログラムJPMJSP2125の財政支援を受けたものです。この場を借りて「東海国立大学機構融合フロンティア次世代研究事業」に御礼申し上げます。

引用文献

- 愛知県 (2019). 知多都市計画区域マスタープラン. <https://www.pref.aichi.jp/uploaded/attachment/291073.pdf>.
- 知多統計研究協議会 (2022). 知多半島の統計. <http://www.city.tokai.aichi.jp/secure/48859/ikkatu.pdf>.
- デジタル庁 (2021). デジタル社会の実現に向けた重点計画. https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/information/field_ref_resources/576be222-e4f3-494c-bf05-8a79ab17ef4d/210618_01_doc01.pdf.
- 郭日恒 (2019). 行政のさらなるEBPM推進に向けて—現状と提言—. NRIパブリックマネジメントレビュー, Vol. 196.
- 片山高也・神谷知己 (2019). 土地評価における航空レーザ測量成果の活用について. https://www.recpas.or.jp/new/jigyo/report_web/kenkyu_giji/22th/22_7handashi-shiryou.pdf.
- 河野祐希・遠藤守・浦田真由・安田孝美・島崎寛和・木村智行 (2020). 固定資産税路線価の検証業務への予測値分布を考慮した機械学習の活用. SSICJ11-1.

- 経済産業省 (2022). 発電用太陽電池設備に関する技術基準を定める省令. https://www.meti.go.jp/policy/safety_security/industrial_safety/oshirase/2021/04/20210401-02.html.
- 経済産業省資源エネルギー庁 (2022). 固定価額買取制度情報公表用ウェブサイト. <https://www.fit-portal.go.jp/PublicInfoSummary>.
- labelImge (2022). <https://github.com/tzatalin/labelImge>.
- LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, Vol. 521, No. 7553, 436-444.
- 内閣府 (2016). 第5期科学技術基本計画. <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf>.
- 内閣府 (2021). 科学技術・イノベーション基本計画. <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/6honbun.pdf>.
- 日本土地評価システム株式会社 (2022). 土地評価用語集. <https://www.jasinc.co.jp/wordpress/glossary/>.
- 農林水産省 (2022). 営農型太陽光発電について. <https://www.maff.go.jp/shokusan/renewable/energy/einou.html>.
- Redmon, J. and Farhadi, A. (2018) YOLOv3: An Incremental Improvement. <https://pjreddie.com/darknet/yolo/>.
- 総務省 (2016). 平成28年版情報通信白書. 人工知能(AI)研究の歴史. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h28/html/nc142120.html>.
- 総務省 (2021). 令和3年度固定資産の価格等の概要調書. https://www.soumu.go.jp/main_sosiki/jichi_zeisei/czaisei/czaisei_seido/ichiran08_r03_00.html.
- 総務省 (2022). 令和4年版地方財政白書. https://www.soumu.go.jp/main_content/000800696.pdf.
- 総務省情報流通行政局 (2019). 地方公共団体におけるデータ活用ガイドブック ver.2.0 概要. https://www.soumu.go.jp/main_content/000620311.pdf.
- 屠芸豪・浦田真由・遠藤守・安田孝美・島崎寛和・木村智行 (2020). 深層学習を用いた土地用途判定システムの構築及び現地調査への利活用. 情報処理学会創立60周年記念第82回全国大会, 2-225-2-226.
- 鶴飼凌央・島崎寛和・遠藤守・浦田真由・安田孝美・木村智行 (2018). 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. 第22回固定資産評価研究大会.
- Yu, J., Wang, Z., Majumdar, A., and Rajagopal, R. (2018). Deep-Solar: A machine learning framework to efficiently construct a solar deployment database in the United States. *Joule*, Vol. 2, No. 12, 2605-2617.

Abstract

In an industry-government-academia collaboration for fixed asset tax evaluation work in the local government, we constructed a solar panel detection system from aerial photographs by utilizing large-scale land data and artificial intelligence technology owned by the local government. Currently, fixed asset tax is an essential financial source in municipalities nationwide. The municipal staff spends a lot of time and effort conducting field sur-

veys to make appropriate evaluations and are required to utilize information and communication technology and data. Therefore, we have developed a solar panel detection system that trains object detection through deep learning. This artificial intelligence technology utilizes fixed asset information such as aerial photography images, land lot number map shapefiles, and taxable area data owned by local governments to develop the object detection function. In addition, we verified the detection system through a demonstration experiment in a local government through industry-government-academia collaboration. Then, we improved the system from the feedback of the demonstration experiment to practical use. As a result, we could confirm this system's effectiveness for solar panel detection and operational efficiency. In addition, we verify a series of efforts that utilize artificial intelligence technology and data for local government works and aim to activate data utilization in local governments.

(受稿：2022年8月4日 受理：2022年12月23日)