

自治体業務のための人工知能技術を用いた
画像データ利活用に関する研究

屠 芸豪 (TU Yunhao)

目次

| | |
|-----------------------------|-----|
| 図一覧 | i |
| 表一覧 | iii |
| 第1章 序論 | 1 |
| 1.1 研究背景 | 1 |
| 1.2 研究目的 | 2 |
| 1.3 研究の視点と意義 | 5 |
| 1.4 論文の構成 | 7 |
| 第2章 画像データとAIの利活用 | 9 |
| 2.1 オープンデータの意義と現状 | 9 |
| 2.2 画像オープンデータの意義と現状 | 12 |
| 2.3 人工知能技術の発展と活用 | 13 |
| 2.4 ニューラルネットワーク | 14 |
| 2.5 畳み込みニューラルネットワーク | 16 |
| 2.5.1 畳み込み層 | 17 |
| 2.5.2 プーリング層 | 18 |
| 2.5.3 全結合層 | 18 |
| 2.6 物体認識 | 19 |
| 2.7 物体検出 | 19 |
| 2.8 自動ラベリングと画像キャプション生成 | 20 |
| 2.9 まとめ | 20 |
| 第3章 固定資産税評価業務支援 | 22 |
| 3.1 はじめに | 22 |
| 3.2 現況地目調査の現状 | 24 |
| 3.3 AIを活用した固定資産税評価業務の先行研究 | 27 |
| 3.3.1 AIを活用した地目判定の関連事例 | 27 |
| 3.3.2 AIを活用したソーラーパネル検出の関連事例 | 28 |
| 3.3.3 AIを活用した路線価推定の関連事例 | 29 |
| 3.4 固定資産税評価データの利活用 | 29 |
| 3.4.1 航空写真画像 | 30 |
| 3.4.2 地番図シェープファイル | 31 |
| 3.4.3 課税地目データ | 31 |
| 3.4.4 路線データ | 32 |
| 3.5 土地単位 | 32 |
| 3.6 地目判定支援システム | 34 |

| | | |
|-------|---------------------------------|----|
| 3.6.1 | 地目判定タスク | 34 |
| 3.6.2 | データセット作成..... | 34 |
| 3.6.3 | 地目判定モデル | 35 |
| 3.6.4 | 学習と実験 | 36 |
| 3.6.5 | 学習の評価 | 37 |
| 3.6.6 | 実験結果..... | 38 |
| 3.6.7 | 判定根拠の可視化..... | 39 |
| 3.7 | ソーラーパネル検出支援システム..... | 40 |
| 3.7.1 | 土地データのふるい落とし | 41 |
| 3.7.2 | ソーラーパネル検出..... | 41 |
| 3.8 | 現況地目調査..... | 42 |
| 3.8.1 | 1回目の現況地目調査 | 42 |
| 3.8.2 | 2回目の現況地目調査 | 45 |
| 3.8.3 | ソーラーパネル検出の現地調査..... | 49 |
| 3.8.4 | 地目判定の現地調査..... | 50 |
| 3.9 | 路線価策定支援システム..... | 55 |
| 3.9.1 | 路線価推定 | 57 |
| 3.9.2 | 価格形成要因の可視化 | 58 |
| 3.10 | 考察..... | 59 |
| 3.11 | まとめ..... | 61 |
| 第4章 | 画像オープンデータ化推進..... | 64 |
| 4.1 | はじめに | 64 |
| 4.2 | 画像オープンデータ推進に関する先行研究 | 66 |
| 4.3 | 画像オープンデータ化推進支援システム..... | 66 |
| 4.3.1 | 画像選定機能..... | 66 |
| 4.3.2 | 画像匿名化機能 | 68 |
| 4.3.3 | 公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成機能..... | 69 |
| 4.4 | 実証実験 | 69 |
| 4.4.1 | 実証実験の概要 | 69 |
| 4.4.2 | 画像選定機能..... | 72 |
| 4.4.3 | 画像匿名化機能 | 72 |
| 4.4.4 | 公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成機能..... | 75 |
| 4.4.5 | 提案システム全体..... | 82 |
| 4.5 | 考察 | 82 |
| 4.6 | まとめ..... | 82 |
| 第5章 | 画像データの観光への利活用 | 85 |

| | | |
|-------|------------------------------|-----|
| 5.1 | はじめに | 85 |
| 5.2 | 岐阜県飛騨市の現状 | 85 |
| 5.3 | 岐阜県飛騨市における観光課題 | 86 |
| 5.4 | 岐阜県飛騨市における観光推進に関する先行研究 | 90 |
| 5.5 | 本研究の提案と実践 | 90 |
| 5.6 | 画像スタイル変換 | 91 |
| 5.6.1 | 敵対的生成ネットワーク | 91 |
| 5.6.2 | 画像スタイル変換における著作権 | 94 |
| 5.6.3 | 画家風スタイル変換 | 94 |
| 5.6.4 | アニメ風スタイル変換 | 96 |
| 5.7 | 飛騨市からのフィードバック | 99 |
| 5.8 | 考察 | 100 |
| 5.9 | まとめ | 100 |
| 第6章 | 考察 | 102 |
| 第7章 | 結論 | 110 |
| 参考文献 | | 113 |
| 謝辞 | | 126 |
| 研究業績 | | 128 |

図一覧

| | | |
|------|-----------------------------------|----|
| 図 1 | 令和 2 年度の市町村税の内訳 | 3 |
| 図 2 | 研究概念図 | 5 |
| 図 3 | ニューロンモデル | 14 |
| 図 4 | ニューラルネットワーク | 15 |
| 図 5 | 畳み込み層とプーリング層（左），全結合層（右）との違い | 16 |
| 図 6 | 畳み込みニューラルネットワークの構成例 | 17 |
| 図 7 | 固定資産税評価業務支援における産官学連携の仕組み | 23 |
| 図 8 | 固定資産税評価業務支援システムの概念図 | 23 |
| 図 9 | 愛知県半田市の地図（参考文献[37]より） | 24 |
| 図 10 | 愛知県愛西市の地図（参考文献[42]より） | 26 |
| 図 11 | 現況地目調査への活用 | 28 |
| 図 12 | 平成 26 年愛知県半田市の航空写真画像の例 | 30 |
| 図 13 | 平成 29 年愛知県半田市の航空写真画像の例 | 30 |
| 図 14 | 平成 30 年愛知県愛西市の航空写真画像の例 | 30 |
| 図 15 | 航空写真画像とシェープファイルの組み合わせ | 31 |
| 図 16 | 課税地目データのイメージ図 | 32 |
| 図 17 | 宅地の筆単位データ例 | 33 |
| 図 18 | 宅地の画地単位データ例 | 33 |
| 図 19 | ImageNet の画像例 | 36 |
| 図 20 | 判定根拠の可視化結果 | 40 |
| 図 21 | ふるい落とした画像例 | 41 |
| 図 22 | 半田市役所にて共同研究の内容を説明する様子 | 43 |
| 図 23 | 1 回目現況地目調査の様子 | 43 |
| 図 24 | 航空写真画像から見る土地の様子 | 44 |
| 図 25 | 現況地目調査での土地の様子 | 45 |
| 図 26 | 調査土地リストの例 | 46 |
| 図 27 | 調査ルート of 例 | 47 |
| 図 28 | 調査土地の場所と道順を記す例 | 48 |
| 図 29 | 現況地目調査での土地の様子 | 49 |
| 図 30 | 現況地目調査での土地の様子 | 49 |
| 図 31 | 土地 1 航空写真画像 | 50 |
| 図 32 | 土地 1 現地の様子 | 50 |
| 図 33 | 土地 2 航空写真画像 | 51 |
| 図 34 | 土地 2 現地の様子 | 52 |

| | | |
|------|---------------------------------|-----|
| 図 35 | 土地 3 航空写真画像..... | 53 |
| 図 36 | 土地 3 現地の様子..... | 53 |
| 図 37 | 土地 4 航空写真画像..... | 54 |
| 図 38 | 土地 4 現地の様子..... | 54 |
| 図 39 | 路線価策定支援システムの概念図..... | 56 |
| 図 40 | モデル全体の可視化結果..... | 58 |
| 図 41 | 特定路線の可視化結果..... | 59 |
| 図 42 | 画像オープンデータ化推進における産官学連携の仕組み..... | 65 |
| 図 43 | 画像オープンデータ化推進支援システムの概念図..... | 65 |
| 図 44 | 顔検出により選定された画像の例..... | 68 |
| 図 45 | 画像匿名化処理の例 1..... | 74 |
| 図 46 | 画像匿名化処理の例 2..... | 74 |
| 図 47 | 瀬戸川と白壁土蔵街の画像..... | 78 |
| 図 48 | 飛騨市にて開催されるお祭りの画像..... | 79 |
| 図 49 | 画像匿名化処理の結果例 1..... | 80 |
| 図 50 | 画像匿名化処理の結果例 2..... | 81 |
| 図 51 | 高浜市画像オープンデータの一例..... | 83 |
| 図 52 | 高浜市における画像オープンデータの活用例..... | 83 |
| 図 53 | 画像データの観光への利活用における産官学連携の仕組み..... | 86 |
| 図 54 | 飛騨市画像オープンデータの例 1..... | 88 |
| 図 55 | 飛騨市画像オープンデータの例 2..... | 89 |
| 図 56 | 飛騨市の画像・動画スタイル変換の概念図..... | 91 |
| 図 57 | GAN の概要図..... | 92 |
| 図 58 | 超解像の例（参考文献[84]より）..... | 92 |
| 図 59 | ドメイン変換の例（参考文献[85]より）..... | 93 |
| 図 60 | 画像生成の例（参考文献[86]より）..... | 93 |
| 図 61 | 画家風スタイル変換の実行結果..... | 95 |
| 図 62 | アニメ風スタイル変換の実行結果（人物が写らない）..... | 97 |
| 図 63 | アニメ風スタイル変換の実行結果（人物が写る）..... | 98 |
| 図 64 | 愛知県半田市平成 29 年航空写真画像..... | 104 |
| 図 65 | 愛知県半田市令和 2 年航空写真画像..... | 105 |
| 図 66 | 本研究の成果をまとめた研究概念図..... | 108 |

表一覧

| | | |
|------|--------------------------------------|----|
| 表 1 | 「DATA.GO.JP」サイトで公開データ形式ごとのデータ数 | 11 |
| 表 2 | 愛知県半田市の統計データ情報（令和 2 年度） | 25 |
| 表 3 | 愛知県愛西市の統計データ情報（令和 2 年度） | 25 |
| 表 4 | 筆単位データ量 | 36 |
| 表 5 | 画地単位データ量 | 37 |
| 表 6 | 正解率と F-measure の計算に用いる指標 | 37 |
| 表 7 | 本システムの実験結果 | 39 |
| 表 8 | 対象土地に対する確信度付きの認識結果 | 44 |
| 表 9 | アンケートの内容と回答結果 | 71 |
| 表 10 | 顔検出による画像選出の結果 | 72 |
| 表 11 | 高浜市の画像データに対する自動ラベリングの実験結果 | 77 |
| 表 12 | 図 47 の実験結果（英語） | 78 |
| 表 13 | 図 47 の実験結果（日本語） | 78 |
| 表 14 | 図 48 の実験結果（英語） | 79 |
| 表 15 | 図 48 の実験結果（日本語） | 79 |
| 表 16 | 図 49 の実験結果（英語） | 80 |
| 表 17 | 図 49 の実験結果（日本語） | 80 |
| 表 18 | 図 50 の実験結果（英語） | 81 |
| 表 19 | 図 50 の実験結果（日本語） | 81 |

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、様々な分野において人工知能技術 (Artificial Intelligence Technology, 以下 AI) をはじめとする情報通信技術 (Internet and Communication Technology, 以下 ICT) を活用した取り組みが活発に行われている。1つの分野に限らず、あらゆる分野で積極的に ICT が活用され、社会全体でデジタル化が進み、モノのインターネット (Internet of Things, 以下 IoT) が発展し、大規模なデータが生み出されている。政府は2016年に「第5期科学技術基本計画」を策定し、「Society 5.0」という新しい社会の姿を提唱している[1]。「Society 5.0」では、仮想空間と現実空間を高度に融合させ、AIやIoTを活用することにより、仮想空間にあるビッグデータを共有して分析し、その結果が現実空間にいる人間にフィードバックされる。これにより、新しいイノベーションや価値をもたらして人間中心の社会を構築する[2]。また、2021年に政府は「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[3]。これらにより、自治体は行政業務にAIや官民データを活用し、業務の効率化と市民サービスの向上を図っている[4]。

日本では少子高齢化が加速しており、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て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 (Evidence Based Policy Making, 以下 EBPM) に取り組むことが必要とされている[5]。そこで、政府は「官民データ活用推進基本法」や「地方公共団体におけるデータ利活用ガイドブック Ver. 2.0」を策定し、個人情報の保護に配慮しつつ、地方公共団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推進している[6][7]。自治体は行政区画内の多種多様で高精度かつ網羅的なデータを保有しており、こういったデータを自治体業務に活用する余地は大きい。これらのデータを利活用することで、社会課題の解決や新たなビジネスの創造等が期待される。また、地方自治体が地域の文化、歴史および市民の活動等を記録した地域資料を有効に活用することにより、地域のプロモーション、まちの魅力の再発見およびシンビックプライドの醸成に繋がると考える。このように行政では利用価値の高いデータを豊富に保有し、自治体や企業におけるデータ利活用のニーズが高まっている。データ循環や利活用の観点から、自治体にて積極的にオープンデータ化とその利活用を推進している。一方、「第6期科学技術基本計画」ではデータの連携や利活用による新たな価値の創出は十分に行われていないことが指摘されている[3]。特に、画像データのオープンデータ化やその利活用があまり進んでいない[8]。そのため、自治体業務におけるデータの潜在的な価値を発揮できていないことが課題だと考える。また、少子高齢化や行財政改革により、行政管理を担当する職員数が減少している[9]。そこで、自治体業務におい

て公務員の減少に対応し、デジタル技術を活用した業務効率化や業務負担の軽減が必要とされている。

1.2 研究目的

本研究では、自治体の保有するデータのうち画像データの公開や利活用に注目する。画像データは視覚的にわかりやすく情報を伝達しやすい特徴があるので、活用のポテンシャルが高いと考える。その一方、画像データは個人情報保護やプライバシー保護の観点から自治体業務への利活用の先行例がまだ少ない。そこで、画像データを始めとする自治体データと AI を活用することにより、自治体業務を支援することを目的とする。また、本研究を通じて自治体業務に画像データと AI を活用して得られる効果や意義を検証する。これにより、自治体におけるデータ利活用と職員の AI への理解を深め、役所内でのデータサイエンスの動きを活性化させていくことを目指す。具体的には、自治体業務において重要とされて多くの画像データを扱う税務課や観光課の業務支援に取り組む。以下にそれぞれの取り組みにおいて目指すところを説明する。

(1) 固定資産税評価業務支援に関する研究

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 [10]。土地への固定資産税の課税について、土地登記簿において 1 個の土地を指す単位である筆単位に課税される。土地の所有者は土地登記簿に記載される登記地目を自ら申請するが、市町村は登記地目に関わりなく土地の現況である地目を調査し、課税地目を決定する。地方税法第 408 条では年 1 回の実地調査が義務付けられている [11]。課税地目によって固定資産税が大きく変わる。例えば、農地にソーラーパネルを設置することで地目は雑種地となる。農地と雑種地では単位あたりの課税額が大きく異なる。そのため、ソーラーパネル等の対象物を正しく把握する必要がある。固定資産税を決めるには路線価等の指標が使用される。路線価は道路に対して付設され、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。市町村職員は適正な評価を行うため、実地調査に多くの時間と労力を費やしており、デジタル技術を活用した業務効率化が求められている。そこで本研究では、産官学連携により自治体の固定資産税評価業務において、自治体の所有する航空写真画像や地番図シェープファイルといった大規模なデータを活用し、AI を用いた「地目判定」、「ソーラーパネル検出」および「路線価策定」を組み合わせた固定資産税評価支援

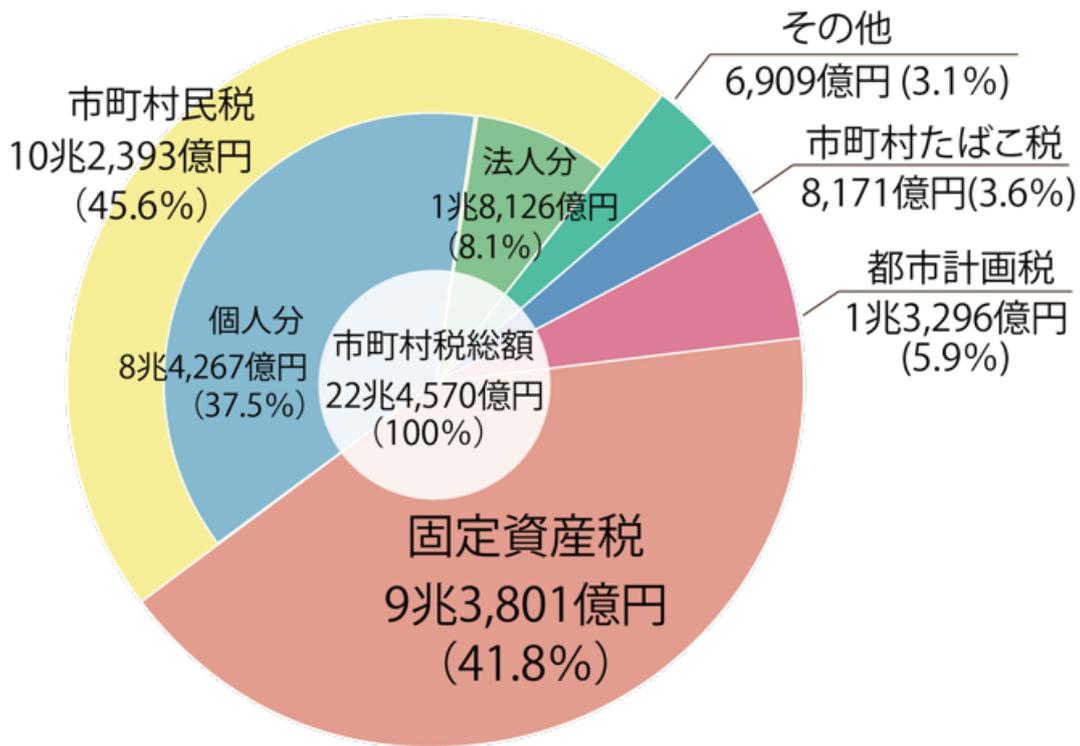


図 1 令和 2 年度の市町村税の内訳

システムを構築する。これにより、固定資産税評価業務を支援し、業務効率化することを目的とする。

(2) 画像オープンデータ化推進と観光への利活用に関する研究

近年、言語を問わず情報を伝達できる特性やスマートフォンの普及により、画像をメインとしたコンテンツが増加している。こういった画像を活用することにより、自治体におけるシティプロモーションを推進し、地域の魅力拡散や価値創造に繋がると考える。そこで本研究では、画像データ等を活用することで、自治体業務を支援するとともに、画像データ公開と利活用による効果を検証する。

① 画像オープンデータ化推進の支援に関する研究

自治体における画像データの公開を推進することは重要であり、多くの利点がある。例えば、地域の風景やイベント等の画像データを活用することで現地の魅力をアピールすることができる。現状、全国の自治体では文章や表形式のオープンデータの推進は進んでいるものの、肖像権やプライバシー等の問題より、画像のオープンデータ化

については普及が進んでいない。そこで本研究では、画像のオープンデータ化をするための支援システムを開発する。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支援システムの効果や有効性を確認する。これにより、自治体の保有する画像におけるオープンデータ化の実現可能性を検証する。また、自治体における画像オープンデータに関連する業務負担を軽減し、業務効率化を図る。更に、自治体業務を含む様々な分野にて画像オープンデータの利活用に繋げることを目指す。

②画像データの観光への利活用に関する研究

オープンデータ化された画像を含め、画像や動画の観光への利活用を図る。上述したように、画像を活用する際、肖像権やプライバシー等の問題により、自治体における画像オープンデータの利活用が進んでいない。そこで、画像や動画のスタイルを変換することで画像の匿名化を図る。これにより、上述の問題を解決し、画像や動画を地域観光の推進に利活用することを目指す。

本研究では、上述したように画像を始めとするデータの活用方法を提案し、自治体業務にて実践して検証する。これにより、画像データの利活用による根拠に基づく政策立案を推進し、画像公開と画像利活用の好循環を生み出す。そのために、本研究では複数の自治体と協力し、提案システムの実現可能性や課題点を確認する。今後、社会実装に向けての可能性を考察する。



図 2 研究概念図

1.3 研究の視点と意義

1.2 節にて説明したように、本研究では自治体業務への画像データと AI の利活用を図る。そのため、具体的な自治体業務をもとに検証と実践を行う。自治体業務のなかでも固定資産税評価業務への支援、および画像オープンデータ化推進と観光への利活用に注目して研究を進める（図 2）。自治体は多くの画像データを所有している。そのため、自治体業務において画像公開と画像利活用を効率的に進めていくことが重要である。また、業務負担が大きいことや新しい活用先を創出する観点から、AI を活用した取り組みが重要である。そこで本研究では、多くの画像データを蓄積し、画像公開と画像利活用をともに実践できる自治体業務を選定し、研究対象として取り組む。それぞれの業務における現状、課題点およびニーズを明らかにしたうえで、画像データと AI を活用した支援方法を提案する。これにより、複数の自治体業務にわたって AI を活用した画像データの公開と利活用を検証する。本研究では提案技術の研究室内での適用可能性実験に留まらず、自治体業務での利活用を目指す点が特色である。現状、社会応用に ICT の利活用が重要視されてはいるが、一時的な取り組みが多く、実社会での利活用による研究成果は限られている。そこで、自治体における実証実験を経てその社会的効果を明らかにすることを目指す。本研究の取り組みにより、自治体の所有する画像等のデータの更なる活用方法、および自治体業務における AI の活用効果を検証することができると考える。更に、近年では産官学連携による取り組みが必要とされている[12]。本研究では産官学連携により自治体業務や社会の課題に AI と画像等を実践的に利活用することで、互いの強みを発揮しながら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）の創出を目指す。

(1) 固定資産税評価業務支援に関する研究

数ある自治体業務の中で、税務課の業務量は特に多い。固定資産税評価業務において、固定資産税という税金を確保するための業務負担が大きい。現状、専門家や自治体職員の土地勘や経験に頼る部分があるが、積極的に様々な改善や工夫による客観的な判定が求められている。そこで、AI と固定資産情報を活用した業務支援と効率化を目指す。本研究では、航空写真画像を始めとする画像等のデータを活用し、AI による業務支援を行う。また、実証実験を通じて航空写真画像などの自治体データの有用性を確認することにより、画像の公開を推進することができる。これまで公開したデータの使い道をイメージすることが難しいという思いから、画像データの公開があまり進んでいない。しかし、そういった画像データの公開が、自治体業務や社会課題の解決に役立つことを示せば、自治体におけるオープンデータ推進を図ることができる。オープンデータ化が進むと、公開された画像データをより多くのところで活用することができる。このような実践から画像公開と画像利活用の好循環を検証して示すことができる。これは自治体業務での実践において重要なことだと考える。これらの取り組み以外に、自治体業務に AI を活用する際、AI による判定の根拠説明が重要である。そこで、具体的な課題に関する判定根拠の説明可能性や課題を明らかにする。

(2) 画像オープンデータ化推進と観光への利活用に関する研究

自治体における画像オープンデータ化推進と利活用を支援する。また、画像や動画の地域観光への利活用を目指す。オープンデータ化推進の観点から、地方自治体は積極的にデータの公開を進めている。しかし、本来の業務に加え、大量のデータから公開データの選別や作成等に多くの時間がかかり、業務負担が大きい。現状、全国の自治体では文章や表形式のオープンデータ化は進んでいるものの、肖像権やプライバシー等の問題により、画像のオープンデータ化はあまり進んでいない。そこで本研究では、AI を活用した業務支援と実装環境の整備を図る。本取り組みを通じ、自治体の所有する画像データの公開を促進する。また、公開データに付加的な情報をつけることで、様々な分野への利活用に繋げる。本研究で提案する自治体での画像公開を支援するシステムは共同研究先の部署に限らず、他の部署や他の自治体にも展開することができる。これにより、画像公開から画像利活用に繋げ、好循環を促進することができる。更に、公開された画像オープンデータを含めた画像と動画を活用し、地方創生のためのシティプロモーションへの活用を目指す。具体的には、自治体の画像や動画のスタイルを変換し、観光コン

コンテンツを作成する。これにより、観光コンテンツを充実させて自治体の観光促進を目的とする。本取り組みを通じ、画像の観光への利活用を図ったうえで、観光コンテンツとして公開することが可能である。

1.4 論文の構成

本章以降の論文の構成は以下のようになっている。

第2章では、データ利活用の現状と課題について整理する。データの循環利用や利便性を考えてオープンデータ推進と利活用の需要が高まっている。そのため、自治体におけるオープンデータ推進の現状と課題を示す。更に、行政分野をはじめ、様々な分野においてAIの利活用が盛んに行われている。そこで、AIの発展を説明したうえで、本研究で利用するAIの仕組みとその活用方法を説明する。

第3章では、固定資産税評価に関する業務支援に向け、産官学連携により自治体データとAIを活用した支援システムを構築する。提案システムは「地目判定」、「ソーラーパネル検出」および「路線価策定」といった3つの機能より構成される。自治体における現況地目調査を通じて支援システムの性能を検証する。また、航空写真画像を始めとする固定資産情報とAIの利活用に対する実現可能性と有効性を考察する。

第4章では、自治体における画像オープンデータ化推進の実践に向け、産官学連携によりAIを活用した支援システムを構築する。また、自治体における実証実験を通じて支援システムの効果や有効性を確認する。更に、自治体の保有する画像のウェブサイトでの公開を目指す。そのうえで、画像オープンデータ化から画像の利活用に繋げる方法を検討する。

第5章では、画像や動画データの観光分野への利活用を検証する。AIを用いた画像と動画のスタイル変換による観光コンテンツを作成し、観光コンテンツの充実を図る。これにより、観光コンテンツを活用した自治体の観光促進を目的とする。また、自治体における実証実験を通じて観光コンテンツの生成結果を確認する。画像オープンデータを含む自治体データを活用した実践例を示すことにより、自治体におけるAIやデータ利活用の理解を深める。

第6章では、複数のプロジェクトから得られた結果をもとに、本研究の成果を考察する。

第7章では、本研究の結論を説明したうえで今後の課題について述べる。

第2章 画像データとAIの利活用

データは社会にとって必要不可欠な存在となり、21世紀の石油とも呼ばれるようになった。そして、データの可能性を引き出して利活用するために、政府は積極的に様々な政策を推進している。「第5期科学技術基本計画」において未来社会の姿である Society 5.0 を提唱した[2]。これまでの情報社会において分断されてきたデータを連携して統合し、AI を活用してデータ等を自動で解析する。この結果を社会にフィードバックすることで社会システム全体の最適化を図る必要がある。データの取得から流通、解析および利活用までの流れを途切れなくデザインすることが重要である。また、「第6期科学技術基本計画」では、オープンデータの活用を含めてデータ駆動型研究等を推進する必要があると記されている[3]。更に、自治体や民間事業者等におけるデータの流通と活用の促進を目的として、2016年12月に政府は「官民データ活用推進基本法」を策定した[6]。この法律において官民データとは行政や民間事業者が業務遂行のために管理、利用および提供するデジタルデータを指す。都道府県に対してオープンデータを含める官民データ活用推進計画の策定が義務付けられている。また、特別区を含む市町村においても同計画の策定が努力義務とされた。

データ利活用においてデータ循環とその利便性を考えてオープンデータ化の推進と利活用に注目が集まっている。本章では、オープンデータに関する意義と現状を紹介し、画像オープンデータの重要性を説明する。また、AIの発展と活用についてまとめ、本研究にて使用するAIの仕組みと複数の活用先を説明する。

2.1 オープンデータの意義と現状

2012年7月に策定された「電子行政オープンデータ戦略」に基づき、行政業務や事業者が保有するデータの公開が進められてきた。オープンデータは営利目的の有無と関係なく二次利用可能であり、誰も無償で利用することができ、かつ機械判読に適したデータである[13]。また、「官民データ活用推進基本法」において国および地方公共団体が保有する官民データの容易な利用等が基本的施策として定められている[6]。更に、2017年5月にIT戦略本部が策定した「オープンデータ基本指針」では、公共データについてオープンデータを前提とした情報システムや業務プロセス全体の企画、整備および運用を行う「オープンデータ・バイ・デザイン」の考え方にに基づき、各省庁が保有するデータのオープンデータ化が原則として示されている[14]。同指針は国と地方公共団体および事業者が保有する官民データを、容易に利用することも求めている。更に、2020年

に閣議決定された「世界最先端デジタル国家創造宣言・官民データ活用推進基本計画」において、オープンデータによる情報発信やその利活用が重要だと記されている。オープンデータとして公開されているデータは、様々な場面で活用されはじめている。例えば、新型コロナウイルス対策ダッシュボードでは、都道府県別のPCR検査陽性者数、感染者数および病床使用率等を示している[15]。関連する機関が公開しているデータと連動し、リアルタイムに情報を伝えている。また、防災啓発マップでは、名古屋市近隣の6つの市町が公開している防災に関するオープンデータ等を活用し、避難時の避難場所や方法を啓発するためのものである[16]。このようにオープンデータを利活用し、人々の生活を支える取り組みが進められている。

オープンデータは社会の変革に繋がる要因として政府より提唱されるSociety 5.0において重要な位置づけとなる。より多くの人々がオープンデータを自由に使うために、著作権に対応した使い方が重要である。そこで、クリエイティブ・コモンズ・ライセンス(CCライセンス)を使用し、データ提供者の権利を守ると同時に、利用側にとって容易にオープンデータを利用することができる。CCライセンスは画像のみならず、ウェブサイト上で存在するデータにも対応するライセンスである。CCライセンスは表示、非営利、改変禁止、継承といった4種の条件で構成される。これらの条件を組み合わせることで6種類のライセンスを構成する。これにより、著者は著作権を保持しながら、データを自由に流通させることができる。また、データの利用側にとってCCライセンスにて定まった条件を守れば公開データを自由に使うことができる[17]。これらの取り組みにより、画像を含めるオープンデータを容易に利用することができ、新たな価値創造に繋がると考える。

現在、公開されているデータセットの大部分は文章形式または表形式のデータである。自治体は総務省行政管理局が運営するデータカタログサイトにてオープンデータを公開している[8]。同サイトにて掲載されているデータは国の府省庁によって公開されているものであるが、地方自治体においても同様である。2022年8月26日時点で公開されているデータに表形式等のデータが多い(表1)。地方自治体が公開しているオープンデータの多くは、人口データ、AED設置場所および施設情報等のデータである[18]。これらのデータは政府が公開を推奨する「推奨データセット」と呼ばれるデータに該当する[19]。表1によれば、PDF形式のデータが最も多く、JPEGやPNGといった画像形式のデータが比較的少ないことがわかる。一方、文章や表形式以外のデータについて、いくつかの先進的な自治体にて公開の推進が進められている。例えば、愛知県東浦町に

て地域の観光資源、歴史および文化に関する画像をサイトにて公開する取り組みが行われている[20]。また、ユーザーのアクセス数によって画像データのランキングを示している。動画のオープンデータとしては、福島県郡山市は撮影した観光素材の映像を公開している[21]。地理空間情報のオープンデータ化について、北海道室蘭市や東京都世田谷区にてシェープファイルの公開のみならず、GIS を活用してデータを地図上で直感的に確認する機能をカタログサイト上に実装する取組が行われている[22][23]。しかし、現状ではこのような事例はまだ少ない。特に、画像のオープンデータ化が進まない理由として以下が考えられる。1つ目は、画像データの公開方法が、未だ確立されていないことが挙げられる。表形式のデータは推奨データセットとして公開すべきデータの種類、公開時のフォーマットとルールがまとめられている。一方、画像データをどのような形で公開すべきかが確立されていないことより、取り組むための方法が分からず、着手する難易度が高いと考える。2つ目は、肖像権と個人情報保護法を考慮して個人特定のできる写真の公開が難しい。例えば、イベントやお祭りの写真に人の顔が写っており、特定の人物だと判定できる場合がある。これらのことより、画像データの公開が難しくなり、公開には多くの労力とコストがかかる。そこで、画像の公開方法と個人情報保護を配慮する方法を確立すれば、より多くの価値ある画像データを公開することが可能になる。画像は表形式のデータに比べ直感的に分かりやすい情報であり、かつ画像の利用に特別な分析や知識を要さない場合がほとんどである。これらのデータを公開し誰もが利用可能とすることで、自治体業務を効率化して結果的に市民サービスの向上に繋がることが期待される。

表 1 「DATA.GO.JP」サイトで公開データ形式ごとのデータ数

| データ形式 | データ量 |
|------------|--------|
| PDF, pdf | 11,073 |
| HTML, html | 7,201 |
| XLS, xls | 5,589 |
| XLSX,xlsx | 1,819 |
| CSV, csv | 1,022 |
| ZIP, zip | 802 |
| JPEG | 414 |
| PNG | 47 |

2.2 画像オープンデータの意義と現状

画像オープンデータとは、イラストデータ、写真データおよび動画データ等のデータをオープンデータ化したものである。本研究では主に写真データを対象としているが、他のデータにも適応可能である。自治体は画像オープンデータを推進するには多くの利点がある。1つ目は、観光地やイベント等の自治体の魅力を視覚的に表現することで、多種多様な主体からシティプロモーションの活性化に繋がると考える。また、市民や企業はポスターやパンフレット等の素材として自由に使い、自治体の良さをアピールすることができる。データの二次利用を可能にすることで、自治体からの発信のみならず、市民や企業からの発信により地域の活性化に繋がると考える。2つ目は、自治体における画像提供の問い合わせへの対応にかかる労力を軽減できることである。画像に限らず他の形式のデータについても、多くの自治体職員にとって情報公開請求への対応が負担となっている。特に画像の利用については各種メディアから画像提供の問い合わせが来る。加えて、自治体内において他の部門に対して画像の提供を求める場合がある。そこで、事前に公開可能な画像をあらかじめ公開しておくことで、問い合わせ等の行政業務をスムーズにすることが期待される。例えば、大阪市では地域資料の保存と情報利活用のために、大阪市立図書館がデジタルアーカイブを運営している。従来、このアーカイブに寄せられる二次利用の申請が多くあり、事務作業が膨大であった。そこで、デジタルアーカイブの中から著作権が消滅した地域資料をオープンデータとして公開したところ、二次利用申請数は公開から2年間で約6割減少し、オープンデータ化に伴う新聞報道とも相まってアーカイブへのアクセス数は2.8倍に伸びた[24]。3つ目は、オープンデータとして公開されたコンテンツは、イベントの広報や記念品、バスのラッピングデザイン及び商品のパッケージデザインに利用することができる[25]。例えば、愛知県高浜市の画像オープンデータは市制50周年のオリジナル商品のパッケージに活用されたという例がある[26]。このように、企業は画像データを地域の製品開発に活用している。4つ目は、画像は言葉の壁を超える情報形式となるので、コミュニケーションに活用しやすいことである。画像は言葉では伝わらないことを分かりやすく伝えることができ、日本語がわからない外国人にも情報を提供することができる。そのため、画像形式のイラストや写真による情報公開は、インバウンド対策への活用にも役立つと考える。

2.3 人工知能技術の発展と活用

人工知能研究は1950年代から続いており、過去に2度のブームとそれに続く冬の時代と呼ばれる期間があった。現在は2000年代から続いてきた3度目のブームとなる[27]。1度目のブームでは、AI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度目のブームでは、人間は必要な情報を全てコンピューターの処理できる形にて記述し、コンピューター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AI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、以前に比べ大幅な進歩を遂げつつある[28]。また、政府もAIの利活用を積極的に推進している。社会経済の効率化、国民生活の向上および社会課題への解決のために、AI利活用の促進が期待されている[29]。

本研究では深層学習による画像認識を活用する。固定資産税評価業務では、航空写真画像から土地の用途である地目を認識する。また、航空写真画像から対象物となる物体を検出する。更に、過去の路線データ等から新しい土地の路線価を推定したうえで、判定根拠を可視化する。画像オープンデータ化推進と観光への利活用では、自治体の保有する各種画像からオープンデータに相応しい画像を効率的に抽出することを目指す。まず、顔検出を活用して人顔の写り具合によって画像を選定する。そのうえで、選出された画像の人顔にモザイクをかけて画像の匿名化処理を行う。また、画像認識を活用して1枚の画像に存在する複数のオブジェクトを認識し、特徴を抽出する。これにより、各画像に風景や特徴を表すラベルと説明文章をつける。更に、画像や動画のスタイル変換を行って観光コンテンツを作成する。これにより、地域観光を推進する。

以上により、自治体の画像データに付加価値をつけるとともに、画像データの活用を目指す。次の節より深層学習の基礎からAIによる画像認識の仕組みまで説明する。

2.4 ニューラルネットワーク

深層学習ではニューラルネットワークと呼ばれるモデルがよく使用される。生物の神経回路にはニューロン（神経細胞）と呼ばれる細胞が存在する。これは脳機能の単位である。ニューロンはシナプスを通じて他のニューロンから信号を受け取り、他のニューロンに信号を送ることができる。人の脳にはニューロンが約 140 億個存在し、1つのニューロンに多くのニューロンと繋がっている。これにより、膨大なネットワークを作り、人間の脳において高度な処理ができるようになる。このような神経回路網を人工的に計算機で実現しようとするのが数学モデルのニューラルネットワークである。図 3 は一般的なニューロンモデルである。x は入力データを表し、1つの入力に対して1つの重み w を付与する。b はバイアスを表す。次に、f() は活性化関数、y は出力である。この人工ニューロンモデルにおいて以下の計算が行われる。

$$y = f\left(\sum w \cdot x + b\right)$$

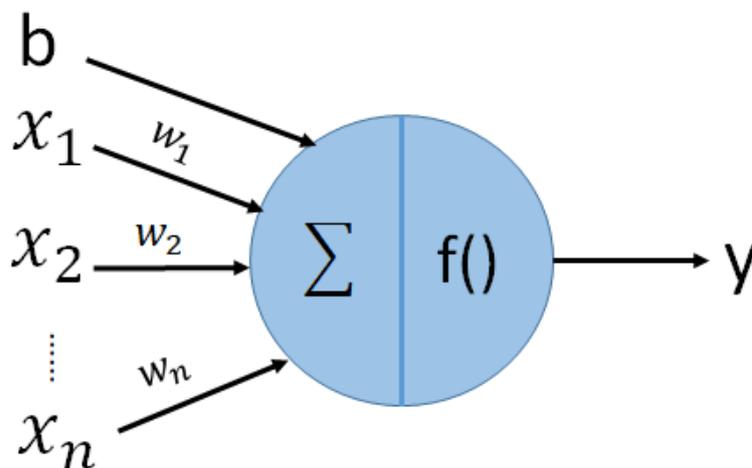


図 3 ニューロンモデル

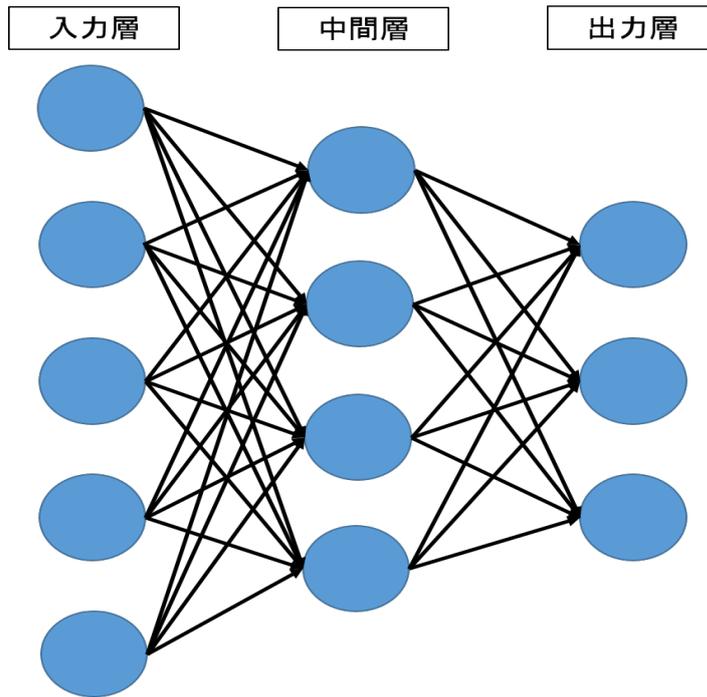


図 4 ニューラルネットワーク

複数のニューロンを組み合わせてニューラルネットワークを構築する。図4は一般的なニューラルネットワークである。入力層、中間層および出力層より構成される。入力層に入力データを入力する。中間層は見えないという意味合いから、隠れ層とも呼ばれる。中間層を複数使用するモデルが深層学習モデルである。出力層にて結果を出力する。入力層から出力層までのデータ処理を順伝搬ネットワークという。深層学習モデルを用いて複雑な多クラス分類や回帰等の問題を扱うことができる。多クラス分類問題とは入力データ x を特徴に応じて有限個数のクラスに分類する問題である。分類するクラスの数によって出力層のユニットを決める。クラス分類の場合、出力層にソフトマックス活性化関数が良く用いられる。これを用いることにより、出力の和が1となる。そのため、ニューラルネットワークの出力を確率として解釈することができる。例えば、手書き数字を入力して認識する。その結果、数字1の確率は0.5、数字2の確率は0.2、数字3の確率は0.3とする。数字1の確率が一番高いので、入力データは数字1だと推定される。出力の確率を確信度と解釈することができる。高い確率にて結果を出したのは高い確信度にて結果を判定したことになる。

2.5 畳み込みニューラルネットワーク

画像認識をはじめ、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Networks, 以下 CNN) は様々なところで活用されている。2012 年に行われた画像認識のコンペティション以来、CNN をベースにする手法が主流になっていた[30][31]。2.4 節にて示したニューラルネットワークを構成する際、基本的に隣接する層の全てのニューロン間に結合を付けるという形であった。これは全結合といい、全結合する層のことを全結合層という。全結合層以外に畳み込み層とプーリング層とを新たに付けることにより、認識精度を高めることができる。これらの処理は生物の脳の高度な視覚情報処理システムからヒントを得たものである。具体的には、生物の視覚野には、単純型細胞と複雑型細胞とが存在する。2 種類の細胞はともに特定の入力だけに反応する点は共通するが、位置の変化に対する頑健性に違いがある。単純型細胞は頑健性が低く、これを実現するのが畳み込み層である。また、複雑型細胞は頑健性が高く、少しずれがあっても許す構造となる。これを実現するのがプーリング層である。畳み込み層とプーリング層は隣接層間の特定のユニットのみが結合を持つ。図 5 にモデルの違いを示す。一般的に、CNN は畳み込み層、プーリング層、全結合層から構成されている。図 6 に CNN の構造例を示す。

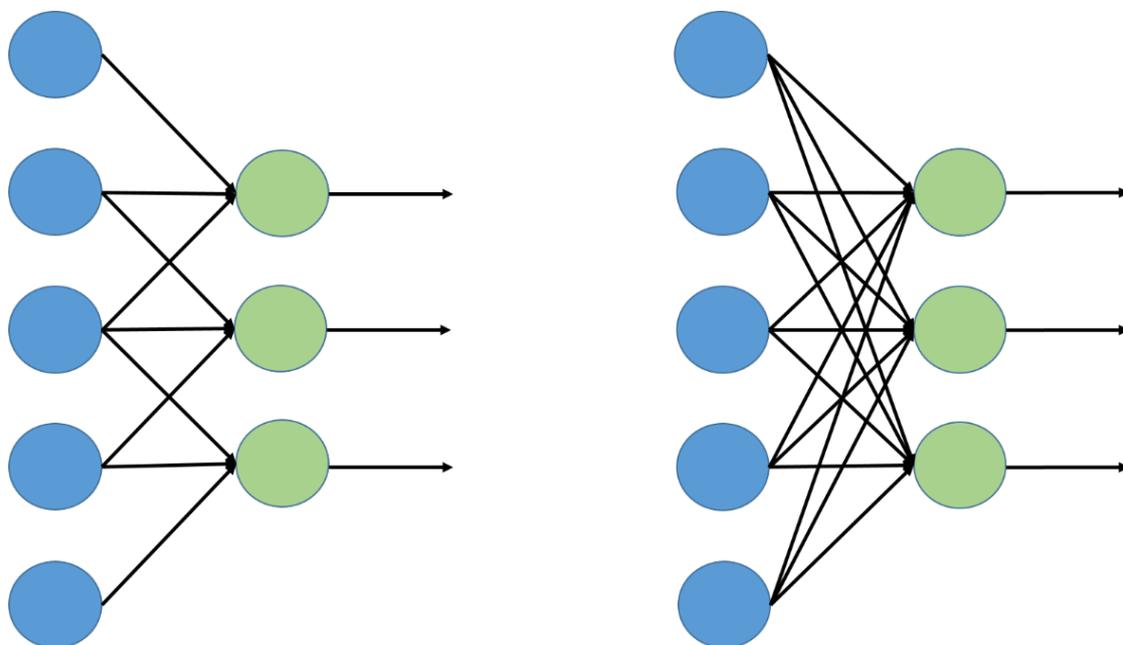


図 5 畳み込み層とプーリング層 (左), 全結合層 (右) との違い

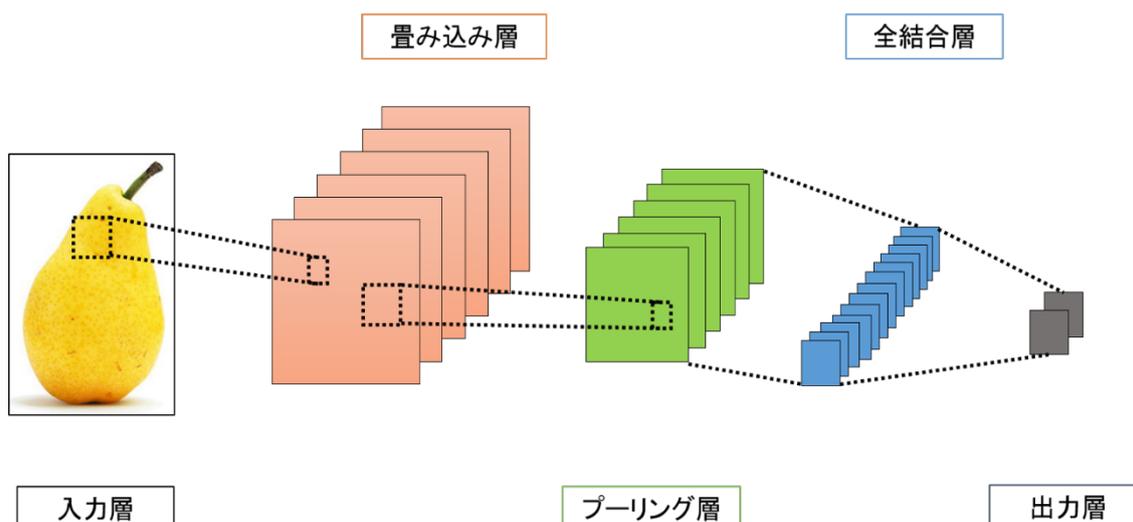


図 6 畳み込みニューラルネットワークの構成例

2.5.1 畳み込み層

畳み込み層を用いて入力データを処理する際、3次元の入力データに対して同じく3次元の出力データを出力する必要がある。これにより、データの形状をそのまま維持することができ、データの空間的な情報を活かすことができる。畳み込み演算は以下のステップに従って計算を行う。

- (1) 入力データとフィルタの重みと重なり合う値どうしの積を求め、総和を求める。
- (2) (1) で求めた結果を活性化関数に通す。
- (3) (2) で求めた結果を出力とする。
- (4) 全ての入力データとフィルタの重みと重なり、以上の手順を繰り返して計算する。

計算手順(1)～(3)を以下の数式で表すことができる。

$$v_{i,j} = f\left(\sum_{p=0}^{H-1} \sum_{q=0}^{H-1} x_{i+p,j+q} h_{pq}\right)$$

ここで、 $x_{i,j}$ は入力データの値、 H はフィルタサイズ($H \times H$)、 h_{pq} はフィルタの重み、 $f()$ 活性化関数、 $v_{i,j}$ は出力値を示す。

入力画像が多次元の場合、多次元の畳み込み演算を考える必要がある。多次元画像というのは各ピクセルに複数の値を用いる画像になる。例えば、カラー画像はRGBの3色から構成される画像となるので、3次元の画像と呼ばれる。2次元のデータと比べ、多次元のデータにおいてはチャンネル方向に特徴マップが増えることになる。多次元の入

力データに対し、1枚の出力特徴マップを出すには入力データと同じ次元数のフィルタを用意する必要がある。畳み込み層において1枚のフィルタに多くの数値が入っている。これは畳み込み層のパラメータである。CNNモデルは畳み込み層のフィルタのパラメータを最適化することにより、学習を進める。従って、フィルタの数が多ければ多いほど学習すべきパラメータの数が増える。

2.5.2 プーリング層

一般的に、プーリング層は畳み込み層の直後に設置されることになる。プーリング層を付けることにより、畳み込み層で抽出された特徴の位置変化に対する頑健性を高めることができる。これにより、入力データにある認識対象の位置が少し変わっても、同じ出力を得ることができる。プーリング処理にはマックスプーリング処理と平均マックスプーリング処理があるが、本研究では、マックスプーリング処理を用いるので、マックスプーリング処理を示す。マックスプーリング処理とは対象領域の中で一番大きい数字を取り出し、1つの要素として次の層に渡す演算である。これにより、空間サイズが小さくなる。プーリング層は畳み込み層と比べ、2つの点が異なる。1つ目に、対象領域から最大値を取り出す処理のみを行うので、学習すべきパラメータが存在しない。2つ目に、次元数が増えない。例えば、入力データは3次元のデータなら、出力も3次元のデータとなる。

2.5.3 全結合層

畳み込み層とプーリング層との後ろに全結合層が使われる。全結合層では層間のユニットが全て結合される。これにより、全結合層は畳み込み層と比べ、パラメータの数が非常に多くなる。そこで、全結合層のユニットを削減したり結合数を削減したりすることにより、パラメータの数を減らす研究が多く行われている。全結合層を付けることにより、畳み込み層やプーリング層によって抽出された入力データの特徴をベクトルに変換することができる。それぞれの成分を出力層のユニットの値として出力させる。分類問題では、出力結果の確信度が一番高い結果をネットワークの予測結果とする。

2.6 物体認識

本研究では、物体認識モデルとして ResNet と MobileNetV2 を使用する[32][33]。これらは上述した複数の層で構成される。これ以外にも多くのモデルが存在するが、本研究の実験環境と実験結果を考慮し、この2つのモデルをもとに使用する。

ResNet は He らによって考案された画像認識モデルである。それ以前の画像モデルと比べ、残差学習という仕組みを導入することにより、深い層を増やすことができた。これにより、認識精度を大幅に高めることができた[32]。深層学習の研究では、それ以前にも層を増やす研究があったが、層を深く増やすことで勾配消失等の問題が起きてしまい、うまく学習することができなかった。そこで、モデルの層を増やすために、ResNet ではショートカットコネクションを入れた残差ブロックという構造を導入している。これにより、畳み込みやプーリングの処理を大量に追加することができ、画像の認識精度を大きく高めることができた。モデルの層を増やすことで学習プロセスでかかる時間が多くなったが、推定プロセスではかかる時間は少ない。

将来的にモバイルデバイスでの使用を考慮し、MobileNetV2 というモバイルモデルを使用する[33]。一般的なモデルと比べ、認識精度は多少低くなるが、学習するパラメータの数も少なくなるため、実行速度が速くなる利点がある。

2.7 物体検出

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。画像内の座標にて対象物の位置を示すことができる。物体検出は昔から研究されてきたコンピュータビジョンの1つの技術である。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実用上で望ましくなく、広くは使われなかった。しかし、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改善された。本研究では深層学習による物体検出を活用し、自治体保有の画像からソーラーパネルや人の顔などの対象物を検出する。これにより、自治体における業務負担を減らし、自治体業務への活用に繋がれると考える。具体的には、物体検出アルゴリズム YOLO シリーズを用いる[34]。YOLO シリーズのモデルは高速に計算することが特徴である。現状、各地方自治体は汎用的な計算機を用意するのは予算面で現実的ではない。そこで、自治体のローカル環境において軽量型で速く実行可能な AI モデルが必要である。

2.8 自動ラベリングと画像キャプション生成

自動ラベリングとは画像から物体や風景などの特徴をラベルとして抽出し、画像につける機能である。画像の自動ラベリングは難易度の高いタスクであるため、ゼロからモデルを構築するには膨大なデータ、計算リソースおよび高度な専門知識が必要となる。調べた限りではローカル環境にて実行ができる多くのラベルに対応した AI の学習済みモデルが存在しなかった。そこで本研究では、Google Cloud Vision API のラベル検出機能を用いる[35]。具体的には、画像から特徴を抽出し、抽出された特徴をもとに各画像にラベルをつける。実証実験では、画像ごとに最大 10 個のラベルをつけるように設定した。設定を調整することにより、生成されるラベルの数を選択することができる。また、画像キャプション生成とは画像の特徴をもとに画像に 1 文の説明文章をつける機能である。本研究では先行研究にて開発された画像キャプション生成の学習済みモデルを使用する[36]。画像にキャプションをつけることにより、画像の雰囲気や内容を確認することができる。なお、地域の特性を反映した詳細なキャプションをつけることは難しいので、画像内容の参考という位置づけとする。そのうえで、専門家や自治体職員はキャプションの内容を拡張して改善することができる。これにより、業務負担の軽減に繋がると考える。

2.9 まとめ

本章では、画像オープンデータを始めとするオープンデータの意義と現状を確認したうえで、AI の発展と活用を説明してきた。政府は多くの政策を策定し、自治体データのオープンデータ化と利活用を推進してきた。オープンデータは社会変革において重要な位置づけとなっている。より多くのデータを公開して自由に使えば、イベントの広報や商品のパッケージデザインなど様々なところで活用できる。2.1 節にて前述したように CC ライセンスが提案され、これを使うことで著作権に対応しながらデータを公開することが容易になった。現状、公開データの大部分は文章形式または表形式のデータであり、画像関連のデータがまだ少ない。そこで、複数の自治体業務に取り組み、画像公開と画像利活用の好循環を検証して実践する。

データを有効に活用し分析するために、AI の利活用が重要である。AI の研究は以前から続いており、今は 3 度目のブームとなっている。AI には様々な技術があり、本研究で活用する手法をそれぞれ説明してきた。このように、対象や目的に応じてそれぞれ異なる AI の手法を活用することで、複数のプロジェクトに対応することができる。

第3章 固定資産税評価業務支援

3.1 はじめに

本章では AI と画像等の自治体データを活用し、自治体税務課における固定資産税評価への支援を実践して検証する。そのうえで、航空写真画像等の自治体データについて公開と利活用の好循環を確認する。

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って大きく課税額が変わるが、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、実地調査に多くの時間と労力を費やしており、ICT を活用した業務効率化が求められている。現状、土地の状況を確認するために、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を多く使っている。しかし、この方法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。また、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等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、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。そのため、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。これ以外に、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、土地の固定資産税を評価する際、固定資産税路線価（以下、路線価）という指標が使用される。そのため、路線価を正しく把握する必要がある。現状、路線価を決める際、専門家の経験に頼ることが多いので、価格決定の根拠を明確に示すことが重要である。

そこで、自治体の保有するデータを活用した根拠に基づく政策立案（EBPM）が必要である。本研究では、産官学連携により官民データを利活用し、AI を活用した固定資産税評価業務を支援するためのシステムを構築する（図 7）。具体的には、自治体の所有する大規模な官民データを活用し、「地目判定」、「ソーラーパネル検出」および「路線価策定」といった 3 つの機能を組み合わせた支援システムを構築する（図 8）。これにより、固定資産税評価業務を支援し、業務内容の効率化および透明性の向上を目的とする。また、学術的観点から固定資産税評価業務に ICT と官民データの活用方法を提案し、全国

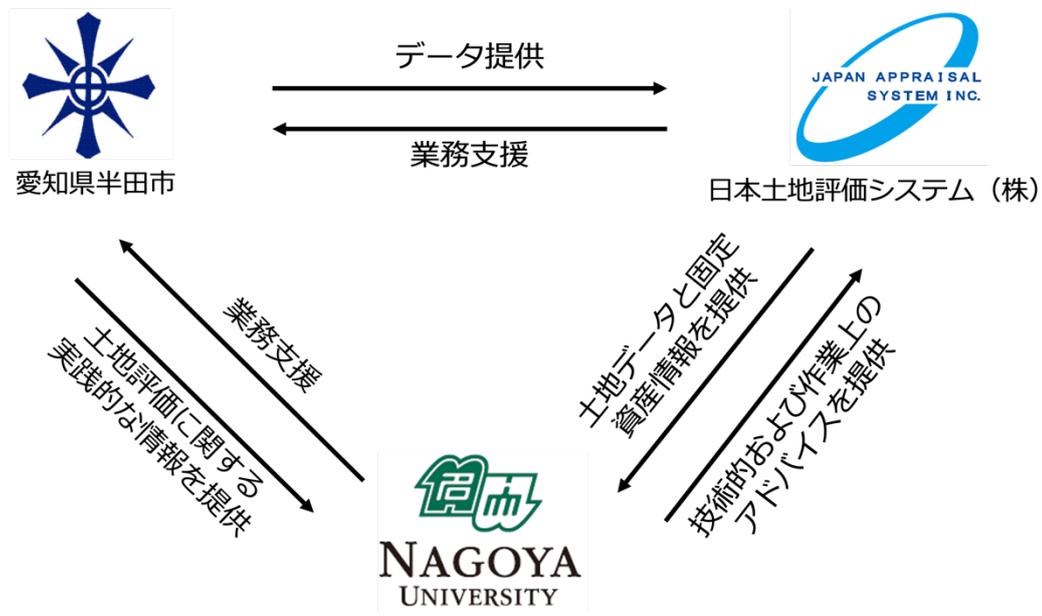


図 7 固定資産税評価業務支援における産官学連携の仕組み

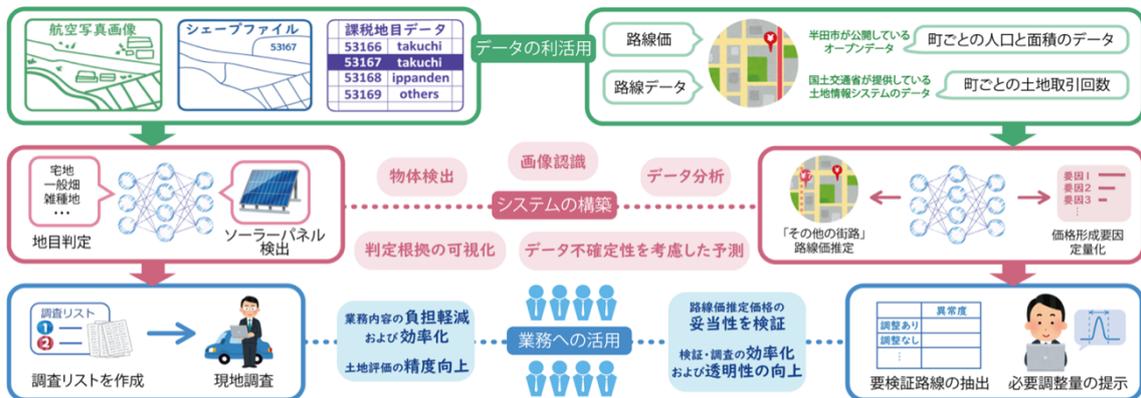


図 8 固定資産税評価業務支援システムの概念図

自治体で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。これを実現するために、3つのフェーズに従って研究を進めた。フェーズ1では自治体所有する土地データの更なる活用方法を検証し、新しい価値を創出する。具体的には、「地目判定」と「ソーラーパネル検出」の機能を構築するために、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を活用する。「路線価策定」では、過去の路線データやオープンデータを活用する。過去の路線データに路線価と路線価を決める様々な要素が含まれる。これらのデータを用いてAIモデル学習用のデータセットを整えて作成する。フェーズ2では提案システムの各機能を構築する。AIを用いてフェーズ1にて作

成したデータセットを学習し、各機能を実装するためのモデルを構築する。加えて、様々な工夫により AI モデルの性能を向上する。フェーズ3では固定資産税評価業務への活用を図り、自治体における実証実験を通じて本システムの活用効果を検証する。本研究では航空写真画像や地番図などの自治体データを多く使用し、固定資産税評価業務への利活用を検証して実践する。

3.2 現況地目調査の現状

地方税法第408条により年1回の実地調査が必要とされている[11]。これは現況地目調査という。自治体の税務課職員は現況地目調査を担当する。本研究では、3つの機能開発において愛知県半田市より研究用のデータやアドバイスの提供を受けて検討した。また、「地目判定」機能の開発において愛知県愛西市から土地データやアドバイスの協力をを受けて検討した。本節では、各自治体における現況地目調査の現状を説明する。



図9 愛知県半田市の地図（参考文献[37]より）

半田市は名古屋市の南、知多半島の中央部東側に位置する市である[38]。図9に半田市の地図を示す。表2に半田市の統計データ情報を示す[39][40]。半田市の場合、税務課職員は市内の約11万筆の土地を調べる必要がある。そのため、厳密にすべての土地を調査するのが難しい。そこで、限られた人員にて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。例えば、リモートセンシングによる植生データや高さデータを利用する手法の導入検討等も行われている。これ以外にも多くの取り組みが活発に行われている[41]。本研究に対する半田市の積極的な協力により、多くのデータと土地評価業務の情報および実証実験の場の提供を受けた。

表2 愛知県半田市の統計データ情報（令和2年度）

| | |
|------|----------------------|
| 面積 | 47.42km ² |
| 人口 | 119,884人 |
| 筆データ | 10.98万筆 |

表3 愛知県愛西市の統計データ情報（令和2年度）

| | |
|------|----------------------|
| 面積 | 66.68km ² |
| 人口 | 62,849人 |
| 筆データ | 12.97万筆 |



図 10 愛知県愛西市の地図（参考文献[42]より）

愛西市は愛知県北西部に位置し、2005年に4月1日に佐屋町、立田村、八開村、佐織町の2町2村が合併し発足した市である[43]。図10に愛西市の地図を示す。表3に愛西市の統計データ情報を示す[44][45]。合併したことにより、町村によって認定基準や課税額が異なったという課題がある。また、集落が点在している全域を調査するにはコストと労力がかかる。現状では、3年に1度撮影された航空写真画像を税務課の職員が肉眼で確認し、地目変更が必要そうな土地をピックアップする。これに従って、現況地目調査を行い、土地の地目を確認する。これらの作業を行うには、大きな労力がかかり、見落としが生じる可能性がある。本研究に対し、愛西市より多くのデータや土地評価業務の情報提供を受けた。

以上により、それぞれの自治体にて現況地目調査に苦勞していることがわかる。そこで、自治体の土地データを分析し、AIを活用した更なる改善の余地があると考ええる。

3.3 AI を活用した固定資産税評価業務の先行研究

固定資産税評価業務の現状により、画像を始めとする大規模データと ICT を活用する需要が高まっている。先行研究と関連事例を説明し、本研究の特徴を説明する。

3.3.1 AI を活用した地目判定の関連事例

Yang らは深層学習を用いて土地被覆と用途を判定する先行研究を行った[46]。土地利用の分類は大まかな分類であった。例えば、住宅区や都市緑地等のカテゴリーにて分類された。これだけでは固定資産税評価業務における実際の地目を判定することができない。また、土地種類の分類に深層学習を適用することに注目されて研究が行われたため、実業務への活用がなく実用に至っていない。

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きた。これにより、愛知県半田市を始めとする自治体における職員による業務での利活用を目指す。2017 年度から鶴飼らは実際の土地評価業務に向けて深層学習を用いた土地判定システムの初期研究を行った[47]。土地データを利活用し、深層学習を地目判定に活用したことは全国的にも珍しいということで評価された。それに、認識精度の向上や実用に向けて引き続き改善して発展させる余地があり、以下の改善点があると考ええる。1つ目は、認識精度の向上である。本研究では深層学習の学習方法を改善して様々な工夫により判定精度の向上を図る。2つ目は、土地データと分類タスクの拡充が必要である。今までの取り組みでは一般畑、一般田、宅地、雑種地、その他といった農地5値分類タスクのもとで地目の分類が行われた。加えて、複数の業務での活用に対応するために、本研究では実際の業務に向けてタスクを拡充する。3つ目は、現況地目調査への活用である。今までの取り組みではシステムの判定結果を持参し、現況地目調査で結果を確認するだけであった。これに対し、本研究ではシステムの判定結果より事前に調査対象リストや調査ルートを作成しておき、現況地目調査を行うことにより、土地評価業務の負担軽減や効率化を目指す(図11)。

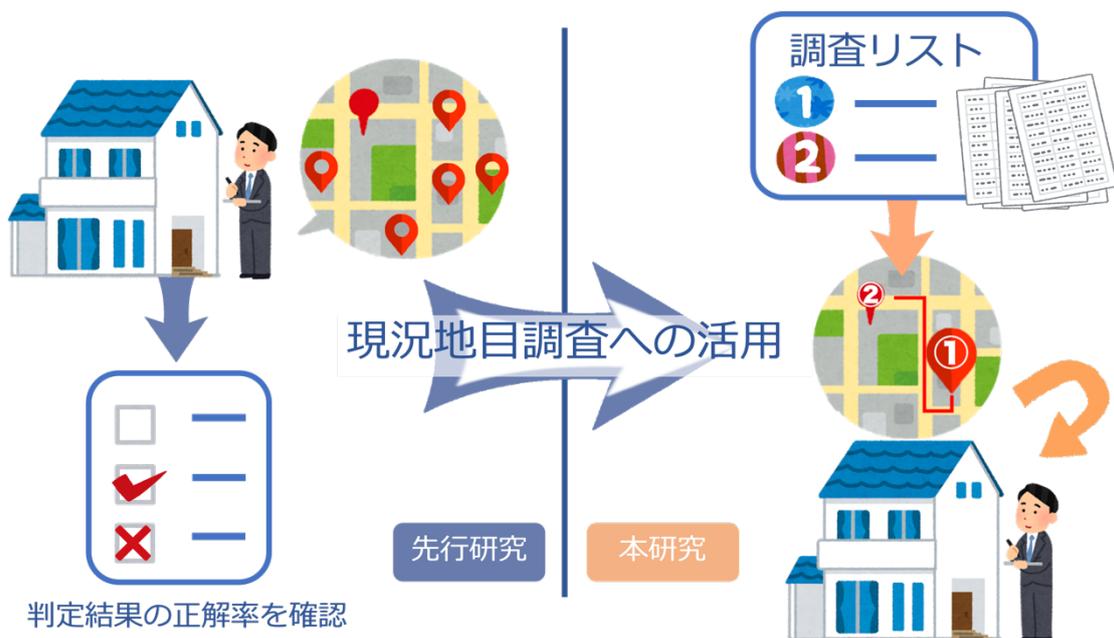


図 11 現況地目調査への活用

3.3.2 AI を活用した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[48]。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た。これをもとに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。そこで、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利活用の推進を目指す。

Ding らは航空写真画像から対象物を検出するために、AI 学習用の DOTA (Dataset of Object deTection in Aerial images) という大規模なデータセットを作成した[49]。DOTA に 3 つのバージョンがあり、v1.0, v1.5 および v2.0 となる。最新の v2.0 に 18 のカテゴリー、11,268 枚画像および 1,793,658 のインスタンスがある。1 枚の画像に複数の対象物があり、それぞれの対象物は 1 つのインスタンスという。このデータセットを作成するために、著者らは Google Earth や航空写真画像からデータを収集した。カテゴリーに車や船に関するインスタンスが多かったが、ソーラーパネルに関するインスタンスがなかった。そこで本研究では、自治体の土地データに加えて Google マップからデータを取り入れ、AI の学習用に活用した。自治体のデータを活用することにより、事前に大量のデータを収集しなくても良い。

本研究では、「地目判定」機能の判定結果からソーラーパネルの設置土地を絞り込む。そのうえで、「ソーラーパネル」機能より航空写真画像からソーラーパネルを検出する。これにより、地目の判定のみならず、「地目判定」の結果をソーラーパネル検出にも有効に活用することができる。これにより、ソーラーパネル検出の性能を高めることができると考える。

3.3.3 AI を活用した路線価推定の関連事例

路線に主要路線とその他路線がある。専門家は主要な路線を確認して路線価を決める。これをもとにその他の路線の路線価を自動的に計算する仕組みとなる。李らは路線価の検証や調整作業を支援するための研究を行った。標準宅地の鑑定結果に対し、universal kriging という手法を用い、その他路線の路線価を予測した[50]。既存の評価方法による路線価と予測値との比較により検証の必要な路線を抽出した。線形回帰モデルを考慮した universal kriging は異なる 2 地点間のモデルにおける誤差の共分散を距離の関数で表現することで、モデルの誤差が持つ空間相関を構造化した手法である。この手法により、路線価の空間的要素を考慮した予測が可能となる。しかし、この先行研究では予測値と実際の路線価に平均予測誤差が 6.9%あり、更なる精度向上の余地があると考ええる。路線価を決めるには様々な要素があり、決定過程で使用される各要素の間にある交互作用を反映する必要があると考える。そのため、機械学習の手法である勾配ブースティング決定木 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) を用いて交互作用を反映しやすい方法を導入する。

武田らは路線価格の検証作業の効率化を目的とし、自然分類手法を用いて地価傾向等进行分析し、路線価格の流れを可視化するための手法を提案した[51]。価格帯の分布や傾向を把握して確認したうえで、具体的な路線価格を反映する路線価格流れ図を作成することにより、効率的に路線価格を検証することができるという。これに対し、本研究では過去の路線データや路線価を学習することで路線価の予測モデルを構築する。

河野らは確率的に路線価を表示する GBDT の手法を用いて路線価推定を試みた[52]。また、推定結果をもとに現在の路線価を修正する手法を提案した。この先行研究では路線価推定の精度を高めることができたが、更に改善する余地があると考ええる。路線価推定の精度を高めるとともに、可視化手法により路線価の決定プロセスを示すことも重要である。これにより、路線価決定の透明化を高めることができる。

3.4 固定資産税評価データの利活用

自治体におけるデータの利活用に向け、平成 28 年 12 月に政府より「官民データ活用推進基本法」が策定された[6]。この基本法では、官民データの定義や基本理念などが記されている。官民データを活用し、分析した結果や根拠を施策の企画および立案に使うことにより、効果的かつ効率的に行政が推進される。本研究では「官民データ活用推

進基本法」をもとに自治体が所有する大規模なデータを活用して分析し、この結果を行政業務に還元することを1つの目的とする。

3.4.1 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 12~14 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って使用していた。撮影時期により画像に大きな差が出る場合がある。



図 12 平成 26 年愛知県半田市の航空写真画像の例

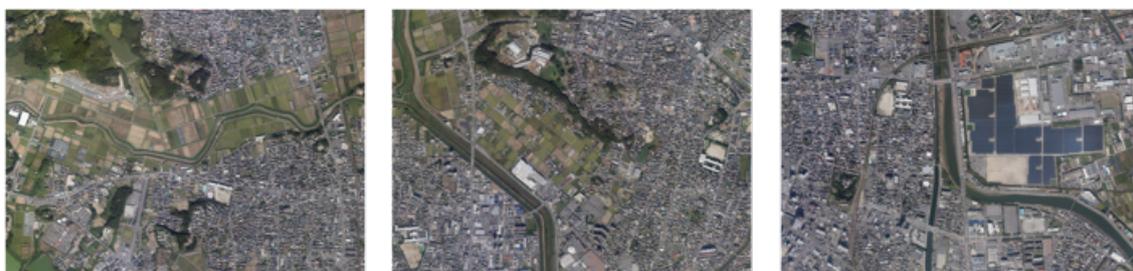


図 13 平成 29 年愛知県半田市の航空写真画像の例



図 14 平成 30 年愛知県愛西市の航空写真画像の例

3.4.2 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。航空写真画像と地番図シェープファイルとを組み合わせ、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 15）。また、1筆ごとの地番と、3.4.3 項で説明する課税地目データと紐付けることにより、土地の地目情報を確認することができる。

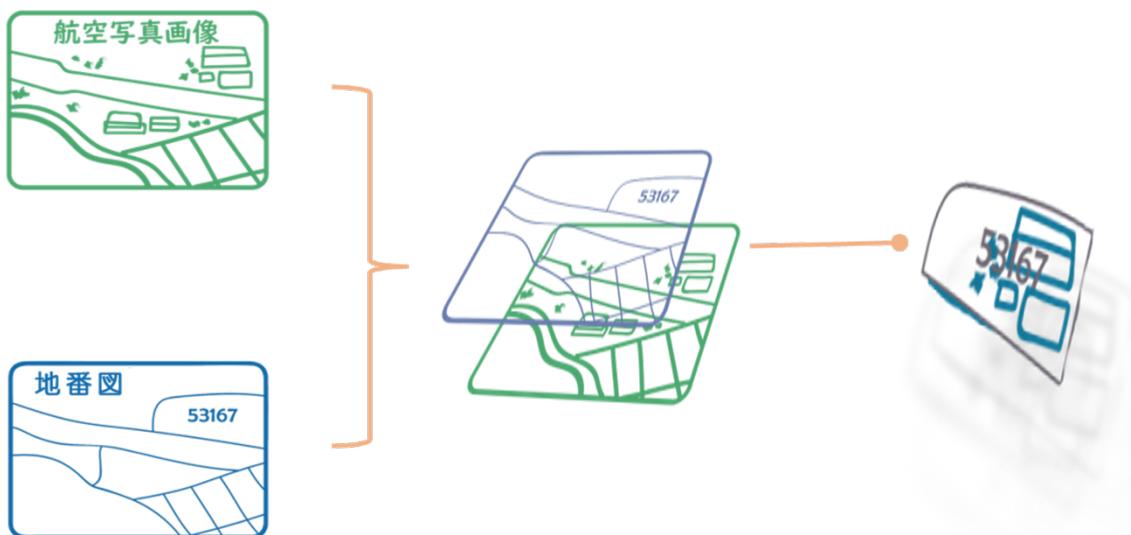


図 15 航空写真画像とシェープファイルの組み合わせ

3.4.3 課税地目データ

課税地目データに各地番の課税地目が記載されている。課税地目は自治体職員が土地の現況を調査して決定した結果である。図 16 は課税地目データのイメージ図である。課税地目は 3.4.2 項より切り出された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、深層学習用のデータセットを構築することができる。毎年 of データに約 30 種類の課税地目が存在するが、実際の業務内容に応じてタスクごとにデータを分割する。詳細は 3.6 節にて説明する。

| 課税地目データ | |
|---------|----------|
| 53166 | takuchi |
| 53167 | takuchi |
| 53168 | ippanden |
| 53169 | others |

図 16 課税地目データのイメージ図

3.4.4 路線データ

本研究では愛知県半田市よりデータ提供を受けた。平成 27 年、平成 30 年および令和 3 年の路線価を使用した。路線データに「主要路線」と「その他路線」のデータがある。このうち平成 27 年のすべての街路 4,842 本、平成 30 年のすべての街路 4,964 本および令和 3 年の主要路線 364 本の計 10,170 本のデータを学習データとする。また、令和 3 年のその他路線 4,604 本のデータをテストデータとする。過去のデータを学習し、テストデータに対して路線価を計算して検証する。更に、令和 3 年に半田市にて新しくできた複数の路線を用いて路線価の推定結果を検証する。

3.5 土地単位

土地は 2 種類の単位があり、筆単位と画地単位である [53]。

①筆単位：土地登記簿上の単位である。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。

②画地単位：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について 1 画地とされる。つまり、複数の筆にまたがって利用される場合、それを 1 画地という。

宅地を例に筆単位と画地単位の違いを説明する。イメージ図を図 17 と図 18 に示す。



図 17 宅地の筆単位データ例



図 18 宅地の画地単位データ例

筆単位の土地が4つあるとする。4つの土地に1つの建物が建てられた。このような場合、4つの土地に分けて考えるのが筆単位であり、それぞれの土地に宅地という地目となる。これに対し、全体を1つのものとして考えるのが画地単位である。土地にかかる固定資産税を計算する際、2つのステップを経て土地の税金を決める。まず、画地単位にて土地の税金を決める。次に、図18のように複数の筆にまたがって宅地が建てられた場合、実際の使用状況や土地の面積により、図17のような各筆単位にて土地の税金が決定される[54]。

3.6 地目判定支援システム

3.6.1 地目判定タスク

自治体業務に照らし合わせ、本研究で以下3つのタスクを設定する。

(1) 宅地2値分類：宅地，その他

土地の利用状況だけでなく家屋の固定資産への利用を考慮する。宅地2値分類では宅地のデータを「宅地」クラスに入れ、それ以外のデータを「その他」クラスに入れる。宅地かどうかを判定する2値分類を構築する。

(2) 地目4値分類：一般畑，一般田，宅地，その他

農地と宅地とを識別したい時に利用する。

(3) 地目5値分類：一般畑，一般田，宅地，雑種地，その他

本システムの判定結果を雑種地の判定に使用し，ソーラーパネルの検出に活用する。

3.6.2 データセット作成

地目判定の取り組みにおいて新たにデータを取得する必要がなく，自治体の所有データを利用する。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を活用し，判定システム構築用のためのデータセットを作成する。実験では筆単位データと画地単位データごとにそれぞれデータセットを作成する。まず，使用する筆単位データを説明する。半田市のデータは平成26年と平成29年のデータである。愛西市のデータは平成30年のデータである。データセットの構成を説明する。学習用と検証用のデータに平成26年半田市のデータと平成30年愛西市のデータを利用する。テスト用のデータに平成29年半田市のデータを利用する。次に，使用する画地単位データを説明する。半田市のデータは平成26年と平成29年のデータである。愛西市から画地単位データの提供がないので，使用しない。データセットの構成を説明する。学習用と検証用のデータに平成26年半田市のデータを利用する。テスト用のデータに平成29年半田市のデータを利用する。これから，3種類の土地データからデータセットを作る方法を詳しく説明する。

(1) 航空写真画像と地番図シェープファイルとの照合

地番図シェープファイルに各土地の座標等の情報が格納される。そのため，航空写真画像に地番図シェープファイルを落とし込み，座標値等を用いて航空写真画像と関連付ければ，各土地の座標値に従って自動的に土地の画像を切り出すことができる。これに

より、航空写真画像から土地の地目を判定したい場合、図 12～図 14 のような大きな航空写真画像を肉眼で確認する必要がなくなり、切り出された小さい画像をシステムが認識すればよい。加えて、自治体職員は認識が難しい土地を確認することも容易になると考える。

(2) (1)で得られたデータと課税地目データとの照合

課税地目データにて土地の地番と課税地目が記載されている。課税地目データと(1)で得られた土地画像と関連付ければ、各土地画像に対して課税地目という教師ラベルを付けることができる。このように、自治体より提供された土地データ等を用い、判定モデル構築用のデータセットを作成することができる。これにより、研究のために新しいデータを取得することがなく、土地データを始めとする固定資産情報を活用することで、新しい価値を創出することができる。この結果を固定資産税評価業務に活かして還元することにより、自治体における画像データや ICT の利活用を推進する。

3.6.3 地目判定モデル

2.6 節にて説明した画像認識モデル ResNet と MobileNetV2 を活用する。認識精度を高めるために、転移学習とアンサンブル法を用いる。転移学習は1つのタスクで学習済みのモデルを他のタスクに転用する手法である。これにより、新しいタスクに対して学習を行う際、ゼロから大量のデータを学習しなくても複雑なモデルを構築することができる。そのため、有効な手法として多くの研究で使用されている。本研究では大規模な画像認識データセット ImageNet を学習した ResNet, MobileNetv2 を用いる。これらのモデルをもとに、航空写真画像等のデータを学習し直す。ゼロからデータを学習するよりは、ある程度事前学習をしてから土地のデータを学習したほうが認識しやすくなる。ImageNet は大規模な物体認識ベンチマークデータセットである[55]。図 19 は ImageNet の画像例である。合計 100 万枚の画像を超えるデータセットであり、様々な種類の画像がある。これにより、今まで学習のデータが足りなかったことから、検証できなかった深層学習のアルゴリズムの有効性を検証できるようになった[56]。

更に、複数のモデルを組み合わせるアンサンブル法を用いる。アンサンブル法は複数のモデルを融合して汎化性能の向上を図る手法である。これを用いることで、モデルの認識性能をより高めることができる。

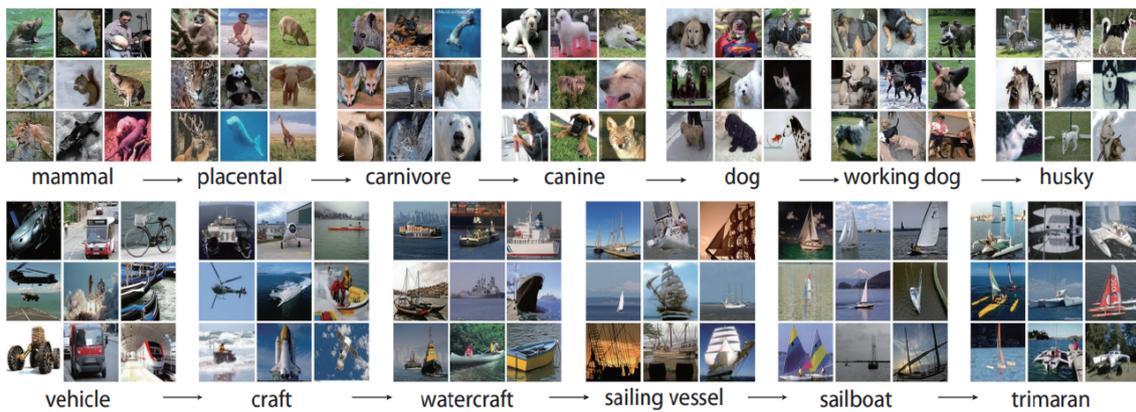


図 19 ImageNet の画像例

3.6.4 学習と実験

各地目判定タスクにおいて用いるデータ量を説明する。宅地 2 値分類の場合，平成 26 年半田市と平成 29 年愛西市とのデータをそのまま使い，データ量の調整をしない。農地関係多クラス分類の場合，各クラスにはデータ量のばらつきが大きいので，学習と検証のデータ量をそれぞれ同じ数に調整する。各クラスのデータ量を表 4 と表 5 に示す。表 4 に実験で使用した筆単位のデータ量を示す。表 5 に実験で使用した画地単位のデータ量を示す。学習と検証のデータ量を調整し，テスト用のデータ量を調整しない。

表 4 筆単位データ量

| | | 宅地 | その他 | 一般畑 | 一般田 | 雑種地 |
|-----------|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 宅地 2 値 | 学習 | 31,524 | 38,993 | | | |
| | 検証 | 7,882 | 9,749 | | | |
| | テスト | 39,660 | 47,977 | | | |
| 農地 4 値 | 学習 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | |
| | 検証 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | |
| | テスト | 39,660 | 32,976 | 7,374 | 7,627 | |
| 農地 5 値 | 学習 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | 28,000 |
| | 検証 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | 7,000 |
| | テスト | 39,660 | 27,416 | 7,374 | 7,627 | 5,560 |

表 5 画地単位データ量

| | | 宅地 | その他 | 一般畑 | 一般田 | 雑種地 |
|----------|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 宅地 2値 | 学習 | 67,532 | 96,560 | | | |
| | 検証 | 28,942 | 41,382 | | | |
| | テスト | 59,467 | 50,238 | | | |
| 農地 4値 | 学習 | 20,000 | 20,000 | 20,000 | 20,000 | |
| | 検証 | 5,000 | 5,000 | 5,000 | 5,000 | |
| | テスト | 59,467 | 34,985 | 7,555 | 7,698 | |
| 農地 5値 | 学習 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | 28,000 | 28,000 |
| | 検証 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | 7,000 | 7,000 |
| | テスト | 59,467 | 42,081 | 7,555 | 7,698 | 7,096 |

3.6.5 学習の評価

認識精度の評価に様々な指標がある。本研究で Accuracy と F1-score を用い、実験結果を評価する。Accuracy はすべてのデータに対し、どの程度正しく予測できたかを表す指標である。表 4 と表 5 に示したように地目によってデータ数にばらつきがあるため、これを考慮した F1-score 指標も導入し、結果を評価する。データ数が少ないクラスの判定結果を反映する F1-score を計算し、より総合的に判定結果を確認することができる。宅地 2 値分類を例に Accuracy と F1-score の計算方法を説明する。宅地を正例とし、その他を負例とする (表 6)。

表 6 正解率と F-measure の計算に用いる指標

| | 教師ラベル：宅地 | 教師ラベル：その他 |
|--------------|---------------------|---------------------|
| システム判定結果：宅地 | True Positive (TP) | False Positive (FP) |
| システム判定結果：その他 | False Negative (FN) | True Negative (TN) |

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{F1-score} = \frac{2\text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

3.6.6 実験結果

鵜飼らの研究では、筆単位のデータだけを用いて実験を行った。これに対し本研究では、筆単位と画地単位のデータを両方とも用いて実験を行った（表 7）。先行研究からの改善点をもとに実験結果を説明する。1 つ目は、認識精度の向上である。3.6.3 項にて説明した手法と工夫により、先行研究より各クラスの認識精度を高めることができた。筆単位のデータを用いた宅地 2 値分類の結果では正解率は 83.32% で、比較的よい結果となった。農地を含めた多クラス分類において先行研究より認識精度を高めたが、一般畑と一般田の F1 値が 0.5 前後にあり、航空写真画像だけでは農地を見分けることが難しいと考える。実験で 2 年分のデータを学習したが、画像を撮る時期によって農地の色は変わる場合があるので、判定が難しくなったと考える。2 つ目は、土地データと分類タスクの拡充である。筆単位に加えて、画地単位のデータも使って実験した。その結果、ほとんどのクラスにおいて筆単位より画地単位のデータを用いた結果が良かった。理由は筆単位と画地単位のデータの違いによるものだと考える。1 つの画地単位の土地は複数の筆単位土地に分けられたケースが多くある。そのため、画地単位の土地で判定しやすいが、筆単位の土地で判定しにくい場合があると考え。筆単位と画地単位のデータは、どちらを使ったほうがいいのか一概には言えず、場合に応じて使い分ける必要があると考える。土地データの拡充に加えて、業務内容に合わせて分類タスクも増やした。主に宅地の分類を行う宅地 2 値分類では、先行研究より宅地の認識精度を高めることができた。宅地のテストデータが約 6 万あるので、より多くのデータを正しく判定することができた。また、農地の分類を入れた地目 4 値分類と雑種地も入れた地目 5 値分類の実験を行った。2 つのタスクの結果を比べ、4 値分類では宅地と一般畑の結果が良かったのに対し、5 値分類ではその他と一般田の結果が良かった。なお、4 値分類には雑種地がないので、直接比較することができない。全体から見れば農地と雑種地の有無により、

タスク間に認識精度の差が生じたと考える。宅地 2 値分類では宅地以外のものをその他として扱うので、分類しやすかったと考える。一方、農地と雑種値も入れて判定する際、航空写真画像だけから判定しにくいので、認識精度が下がった。そこで、航空写真画像のみならず、植物のリモートセンシングデータ等のデータも活用し、今後総合的に判定を行う。なお、現況地目調査について 3.8 節にて説明する。

表 7 本システムの実験結果

| | | F1-score | | | | | Accuracy (%) |
|-----------|----|----------|--------|--------|--------|--------|--------------|
| | | 宅地 | その他 | 一般畑 | 一般田 | 雑種地 | |
| 宅地 2 値 | 筆 | 0.8381 | 0.8280 | | | | 83.32 |
| | 画地 | 0.8941 | 0.9192 | | | | 90.83 |
| 地目 4 値 | 筆 | 0.8374 | 0.6825 | 0.4499 | 0.5479 | | 73.95 |
| | 画地 | 0.8872 | 0.7649 | 0.4535 | 0.5431 | | 76.82 |
| 地目 5 値 | 筆 | 0.8344 | 0.6965 | 0.4317 | 0.5626 | 0.3491 | 72.00 |
| | 画地 | 0.8847 | 0.7867 | 0.4675 | 0.5691 | 0.3710 | 75.66 |
| 先行 研究 | 筆 | 0.805 | 0.658 | 0.349 | 0.488 | 0.073 | 50.41 |
| | 画地 | | | | | | |

3.6.7 判定根拠の可視化

AI による判定結果について納得できる説明を行うために、可視化手法を用いて AI の判定根拠を可視化した。現在、AI 活用の広がりに伴い、精度以外のことが求められるようになってきている。例えば、公平性、説明責任および透明性が挙げられる。2019 年 G20 で承認された「人間中心の AI 社会原則」において「公平性、説明責任および透明性の原則」が明記されている[57]。また、行政分野において AI 判定根拠の解釈可能性が重要である。そこで本研究では、自治体業務に AI を活用した時の解釈可能性を重視し、判定根拠の可視化手法を導入して実践した。

本研究では Grad-CAM による AI 判定根拠の可視化を行った[58]。図 20 は実行結果の 1 つ例である。左の図はオリジナルの航空写真画像である。これを用いて AI が地目を判定する。真ん中の図はヒットマップを用いて可視化結果を示した図である。AI はこの土地の地目を宅地と判定した場合、画像のどこに注目して判定したかを可視化した結果である。右の図は航空写真画像がなく、単なるヒットマップによる可視化結果の図である。これらの図により、視覚的に AI の判定根拠を直接確認することができる。

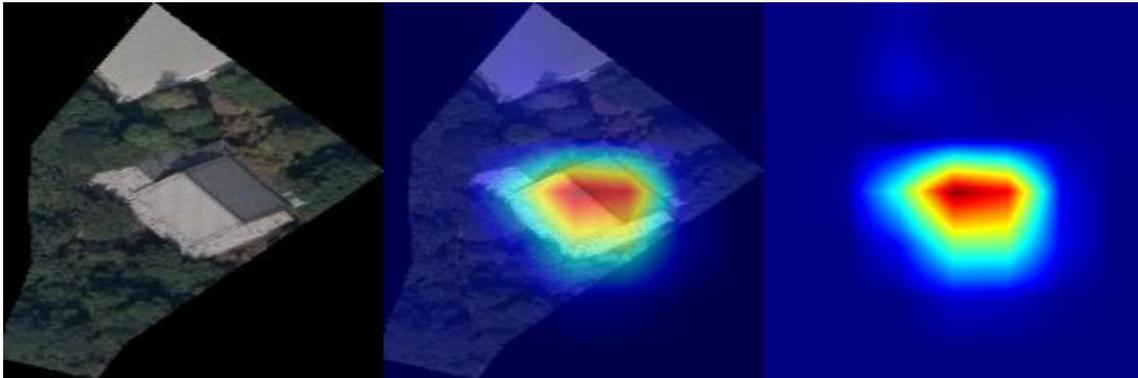


図 20 判定根拠の可視化結果

判定根拠の可視化によってできることをまとめる。1つ目は、AIによる判定の信頼度を高めることである。AIによる自動化判定は使いやすい利点がある一方、判定結果に至る根拠やプロセスがわからないという心配な部分もあると考える。そこで、可視化結果にて示したように判定根拠を示せば信頼度の向上に繋がると考える。2つ目は、今まで専門家の土地勘や経験に頼って判定していたことを、根拠を持って判定結果を示すことができた。3つ目は、専門家だけでなく、一般人でも判定根拠を確認することができた。4つ目は、自治体職員が減少している中で、若手職員にとって判定の参考にすることができる。また、担当者はAIの判定結果を確認する時にも役立つと考える。

3.7 ソーラーパネル検出支援システム

3.6節にて地目判定機能を構築した。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。そのため、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。地目判定機能に平成29年半田市の約11万枚の土地画像を入力し、7096枚の雑種地画像が得られた。

3.7.1 土地データのふるい落とし

地目判定支援システムによって得られた 7096 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、土地によって画素値が 0 で黒色のピクセルが多くて AI による判定に影響を与えてしまうことである。図 21 に複数の例を示す。切り出された土地画像に図 21 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判断して 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 50px 以下か、またはピクセル総数が 2500px 以下の画像をふるい落とした。これにより、非常に小さい画像や極端に細長い画像を 1025 枚ふるい落とすことになった。2 つ目の方法は、画素値が 0 で黒色になるピクセルの数は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 5094 枚の筆単位画像を使用することになった。



図 21 ふるい落とした画像例

3.7.2 ソーラーパネル検出

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、3.7.1 項にて得られた 5094 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。その結果、全体から 1096 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 78 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。

3.8 現況地目調査

愛知県半田市において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 2 回実施した。判定結果より地目変更が見られた土地，確信度が低くて判定が迷う土地および高い確信度で判定した土地を重点的に調査土地対象として抽出した。これをもとに事前に調査土地リストと調査ルートを作成した。

3.8.1 1 回目の現況地目調査

2019 年 11 月 13 日に 1 回目の現況地目調査を実施した。前半では，半田市役所にて共同研究の内容を説明した。共同研究先の半田市役所の担当者方々，日本土地評価システム株式会社の担当者方々および共同研究に興味を持ってくださった新聞社の方々が出席された。図 22 は当時の様子である。後半では，支援システムの判定結果をもとに事前に作成した調査ルートに従って，半田市役所周辺の土地を対象に現況地目調査を実施した。タブレット端末にて調査ルートと対象の情報を確認しながら，支援システムが地目判定に迷った土地の現況を確かめた。図 23 は現況地目調査の様子である。



図 22 半田市役所にて共同研究の内容を説明する様子



図 23 1回目現況地目調査の様子

図 24 と図 25 は現況地目調査にて確認した土地の 1 つの例である。図 24 は半田市より提供された航空写真画像から見る土地の様子である。青い線で囲まれたのは対象の土地である。地目データは一般畑である。半田市役所の隣にある土地であり、外から見るができるが、直接中に入ることが難しい。システムの判定結果を表 8 に示す。それぞれのクラスに対する確信度を確率で表す。表 8 の結果より、「一般畑」の確信度は 51%であり、それ以外の地目の確信度は約 16%~17%であった。判定システムは一般畑と判定したが、迷っているように見えることがわかる。従って、現況地目調査にて土地の現況を確認することにした。また、迷った理由を直接確かめて考察する。図 24 は現況地目調査にて確認した土地の様子である。

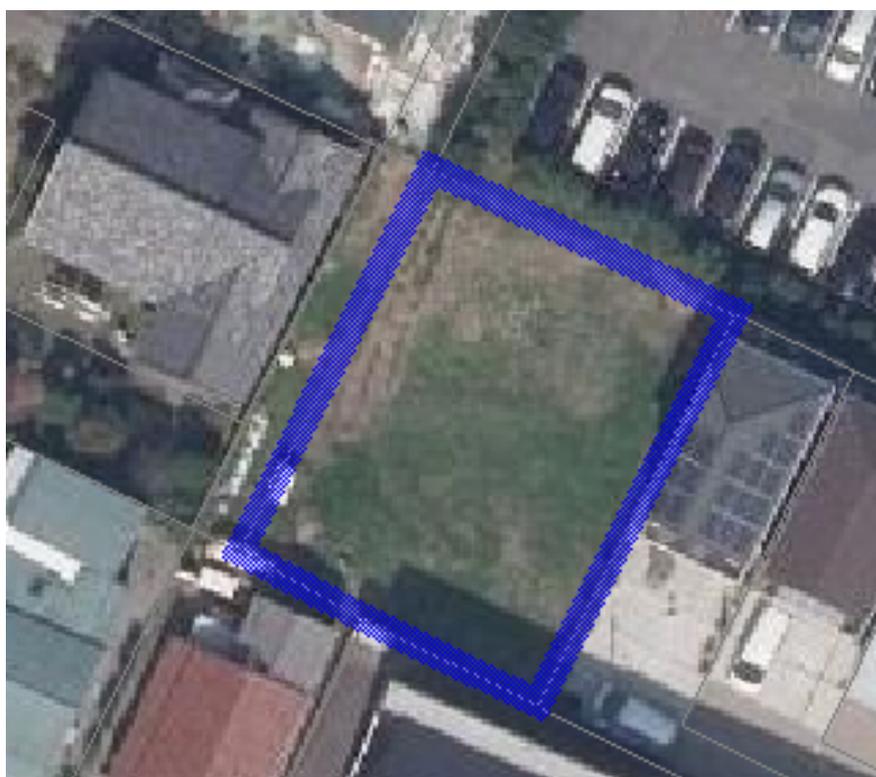


図 24 航空写真画像から見る土地の様子

表 8 対象土地に対する確信度付きの認識結果

| 正解 | 一般畑 |
|----------|---------|
| 確信度付きの結果 | 一般畑 51% |
| | 宅地 17% |
| | 雑種地 16% |
| | その他 16% |



図 25 現況地目調査での土地の様子

現場では、土が見えて雑草が多く、木もあった。これより、現場に行って直接見ないと地目が決められない土地だとわかる。現況地目調査の結果にて一般畑と判定された。支援システムが候補の一番に一般畑と判定したので、正しく判定できたことがわかる。このように、支援システムの判定結果を活用し、疑わしい所を見つけて優先的に確認することにより、調査業務の負担を減らすとともに、効率化に繋がると考える。

3.8.2 2回目の現況地目調査

2019年12月16日に2回目の現況地目調査を実施した。今回は、愛知県半田市全域を対象として現況地目調査を行った。参加者は日本土地評価システム株式会社の担当者2名と研究室から2人であった。2回目の現況地目調査において、午前ソーラーパネルの検出について現地調査を行った。ソーラーパネルを検出するために、3.7節にて説明したソーラーパネル検出支援機能の結果を活用した。午後に地目判定機能で作成した調査土地リストと調査ルートをもとに、農地を中心に現況地目調査を行った。

農地を対象に現況地目調査を行うために、事前に平成29年10月に撮影された半田市の航空写真画像を用い、支援システムにて地目4値分類を行った。地目変更が見られた土地、確信度が低くて判定が迷う土地および高い確信度で判定した土地を重点的に調査土地対象として抽出した。現況地目調査を行う際、判定の確信度が低い土地について、どのような要素や理由で迷いが生じたかを確認しながら、現況地目調査を行った。

| 実験に使う画像 | 地目 | 航空写真画像から見る対象土地の様子 | 以前に地目変更の有無 | 判定結果 |
|--|-----|--|------------|---|
|  | 一般田 |  | なし | ippanbata0.6003 ippanden0.2009 otherz0.1542 tekuchi0.0445 |
|  | 一般田 |  | 一般畑→一般田 | ippanden0.8085 ippanbata0.0741 tekuchi0.0135 otherz0.0059 |
|  | 一般田 |  | なし | ippanden0.7342 ippanbata0.2149 tekuchi0.0453 otherz0.0055 |
|  | 一般畑 |  | なし | tekuchi0.3951 ippanbata0.3744 otherz0.1593 ippanden0.0712 |
|  | 一般畑 |  | なし | otherz0.5184 tekuchi0.3115 ippanbata0.1114 ippanden0.0387 |
|  | 一般畑 |  | 一般山林→一般畑 | ippanbata0.4934 ippanden0.2443 otherz0.2252 tekuchi0.0371 |
|  | 宅地 |  | なし | otherz0.5721 tekuchi0.3037 ippanbata0.1031 ippanden0.0211 |
|  | 宅地 |  | なし | ippanbata0.5889 tekuchi0.2848 otherz0.075 ippanden0.0513 |

図 26 調査土地リストの例

図 26 は作成した調査土地リストの一部である。ここで地番と具体的な場所といった情報を省略する。図 27 と図 28 は Google マップを用いて作成した現況地目調査の調査ルートである。航空写真画像から見る土地の様子と Google マップによる調査ルートは日本土地評価システム株式会社より提供されたものである。ここで主に地目判定の結果を示す。

1 列目にて実験に使用した土地の画像を示した。航空写真画像から切り出した画像である。2 列目にて平成 30 年の地目を示した。3 列目にて航空写真画像から対象土地を見る様子を示した。青い線で囲まれた部分は対象の土地である。4 列目にて平成 26 年から平成 30 年の間に地目変更の有無を示した。5 列目にて前述した支援システムの判定結果である。農地 4 値分類で各地目の確信度を示した。



図 27 調査ルート of 例

A 日本、〒475-0925 愛知県半田市宮本町6丁目21
6-1

3.7 km. 約 8分

1. 東方向に県道34号/県道467号を進む 69 m
- ↶ 2. 宮本町3丁目（交差点）を左折する 0.9 km
- ↑ 3. 山代町（交差点）を直進する 0.2 km
- ↷ 4. 右折する 1.2 km
- ↶ 5. 左折する 0.4 km
- ↷ 6. 右折する 0.7 km
- ↶ 7. 左折する 0.2 km
目的地は前方左側です

B 日本、〒475-0963 愛知県半田市平和町4丁目1

15 m. 約 1分

1. 北西に進む 15 m

C 日本、〒475-0963 愛知県半田市平和町4丁目1

0.4 km. 約 2分

1. 北西に進む 0.3 km
- ↶ 2. 左折して県道265号に入る 0.2 km
目的地は前方右側です

D 日本、〒475-0964 愛知県半田市平井町2丁目24
- 1

47 m. 約 1分

図 28 調査土地の場所と道順を記す例

アルファベット順にて調査土地の順番を記した。Google マップを利用して地図上で調査土地の位置や調査土地までの道順を可視化した。これにより、より現況地目調査を実施しやすくなり、効率化に繋がると考える。A 番はスタート場所であり、B 番から現況地目調査を行った。以下に調査した結果をまとめる。まず、ソーラーパネル検出による結果を現地で確認した。次に、地目判定による結果を現地で確認した。

3.8.3 ソーラーパネル検出の現地調査

(1) 土地 1：ソーラーパネルを検出できた例

土地 1 は高い確信度でソーラーパネルを検出できた例である（図 29）。左の画像は航空写真画像である。右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できなかった例

土地 2 は画像にソーラーパネルが写っているものの、検出機能ではソーラーパネルを検出できなかった例である（図 30）。左の画像は航空写真画像である。右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 29 現況地目調査での土地の様子



図 30 現況地目調査での土地の様子

3.8.4 地目判定の現地調査

(1) 土地 1

平成 30 年の地目：一般田

判定システムの判定結果：一般田 91%，一般畑 7%，宅地 1%，その他 1%

現地調査の結果：一般田



図 31 土地 1 航空写真画像



図 32 土地 1 現地の様子

地目判定では 91%という高い確信度で一般畑と正しく判定することができた。図 31 に示したように、緑が比較的多く、田と横の土地の境界がはっきり見える場合、判定システムは一般畑と高い確信度で正しく判定することができた。しかし、図 32 に示したように現況地目調査で同じ土地を確認した際、大部分の土地は黄色の土地となり、これは時期の差によって生じたものである。そこで、今後衛星写真やリモートセンシング等の鮮度が高いデータを利用することで対応したいと考える。

(2)土地 2

平成 30 年の地目：一般畑

判定システムの判定結果：一般畑 49%，一般田 24%，その他 23%，宅地 4%

現地調査の結果：一般畑

地目判定では一般畑と正しく判定することができたが、確信度は比較的低い値になり、判定が難しい土地となった（図 33）。土地 2 に緑の植物があり黄色の土が露出している所もある（図 34）。また、何本かの果樹が確認できる。これより、一般畑とも言えるが、雑種地とも言える。そのため、航空写真画像だけでは判定しにくい土地だと言える。そこで、このように確信度が低い土地を確認して絞り込み、今後の現況地目調査にて優先的に調査することで判定結果を活用することができると考える。



図 33 土地 2 航空写真画像



図 34 土地 2 現地の様子

(3) 土地 3

平成 30 年の地目：宅地

判定システムの判定結果：その他 57%，宅地 31%，一般畑 10%，一般田 2%

現地調査の結果：宅地

地目判定の結果より，比較的に判定が迷っているように見える．平成 30 年の地目は宅地であったが，地目判定では第一候補としてその他と判定した（図 35）．現況地目調査で土地を確認したところで，倉庫のような建物が建てられて宅地と判定された（図 36）．航空写真画像から判定する場合，対象土地が比較的によく小さく，屋根の色は普通の家屋の色でなかったため，判定を間違えてしまったのではないかと考える．そこで，今後判定を行う際に航空写真画像のみならず，リモートセンシングデータや建物情報等のデータも利用し，複合判定を行いたい．

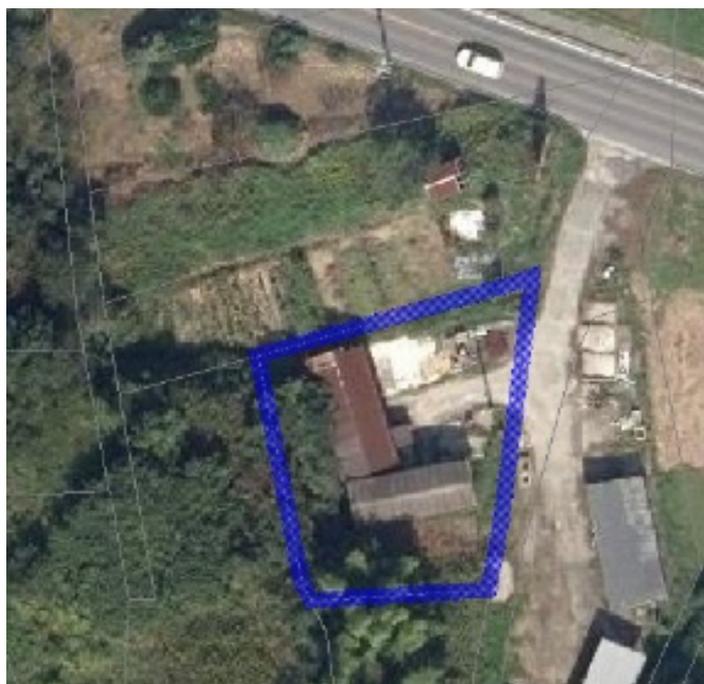


図 35 土地 3 航空写真画像



図 36 土地 3 現地の様子

(4)土地 4

平成 30 年の地目：宅地

判定システムの判定結果：一般畑 59%，宅地 28%，その他 8%，一般畑 5%

現地調査の結果：宅地

航空写真画像から見る場合，建物がなくて農地のように見えた（図 37）．現況地目調査にて確認する際に，立派な家が建てられて宅地になったことが分かる（図 38）．また，平成 30 年の地目データは宅地であるが，航空写真画像が撮影された後，建物が建てられたと考える．このように航空写真画像の撮影日と現況地目調査のタイムラグによって生じた問題について，衛星写真やリモートセンシングデータを利用して解決する方法を図りたい．



図 37 土地 4 航空写真画像



図 38 土地 4 現地の様子

3.9 路線価策定支援システム

路線価策定業務を支援するための支援システムを構築する（図 39）。本システムでは 4 つのステップより構成されている。

ステップ 1 では、半田市が所有する路線データ等を使用し、路線価推定モデルを構築するためのデータセットを作成する。データセットを学習用のデータセットとテスト用のデータセットに分割して構築する。また、自治体におけるオープンデータを活用し、外部データの活用を検証する。ステップ 2 では、GBDT 法を使用して路線価推定モデルを構築する。路線価のデータはテーブルデータの形式となる。具体的には、複数の要素から路線価を構成する。例えば、幅員や小学校からの距離等の要素により、路線価が決まる。テーブルデータを推定するために一般的に GBDT 法を用いてモデルを構築する。モデルはステップ 1 で構築された学習のデータを学習し、テストのデータに対して路線価を推定して性能を評価する。それに、推定精度を高めるために、複数のモデルを組み合わせるアンサンブル法を用いる。ステップ 3 では、路線価を決定する様々な要素の重要性を可視化する。これにより、議論や考察のための価格形成要因を計算することができる。また、路線価を客観的に見積もることができ、路線価決定プロセスの透明性を向上させることができる。ステップ 4 では、推定した路線価と現在の路線価を比較する。これにより、優先的に詳しく調査する必要がある道路を抽出することができる。例えば、路線価の差が大きい路線を優先的に調査することにより、自治体職員の作業効率を向上させることができると考える。

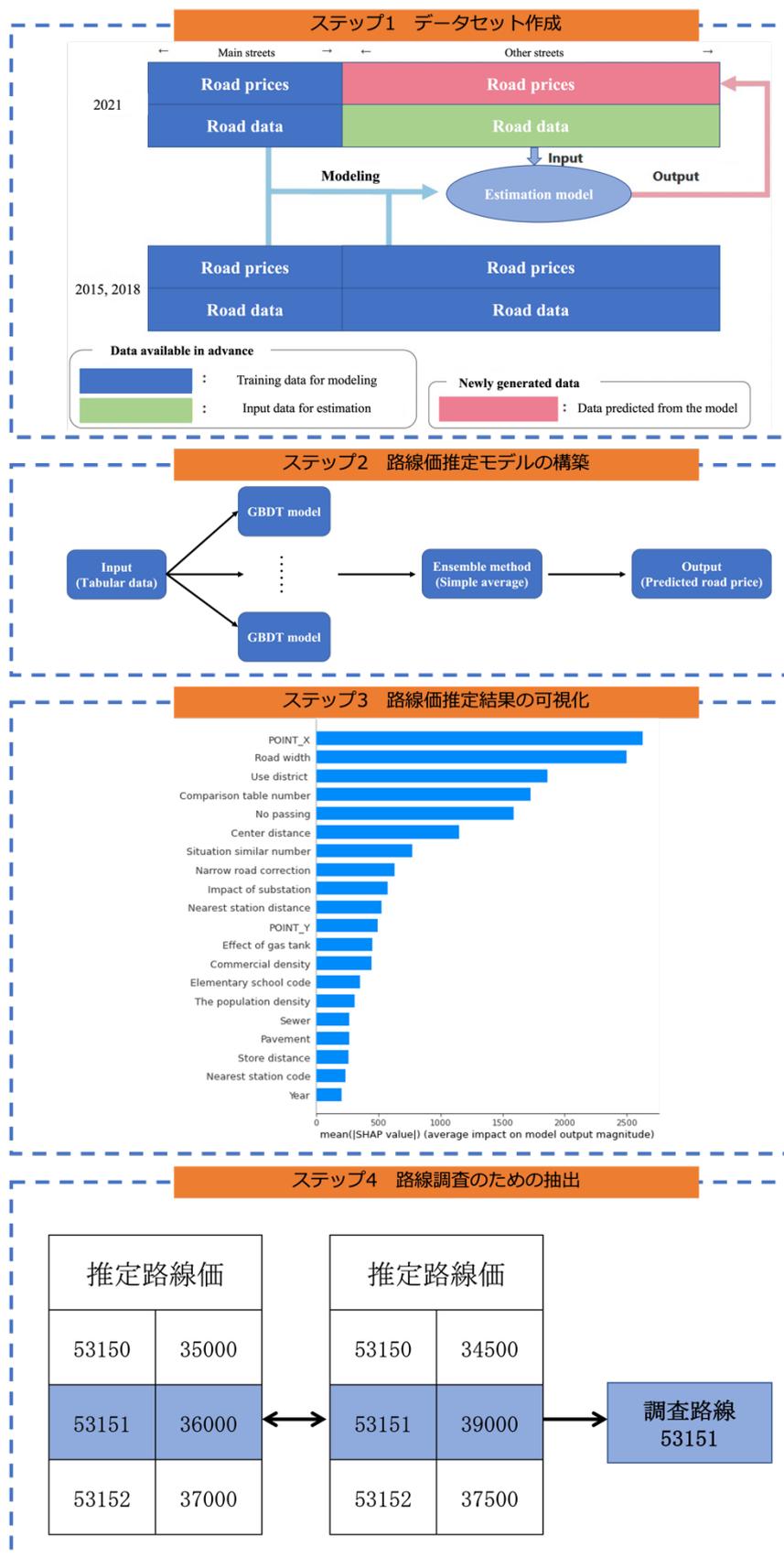


図 39 路線価策定支援システムの概念図

3.9.1 路線価推定

路線価を推定するために、XGBoost[59], LightGBM[60], CatBoost[61], NGBoost[62]といった4つのGBDTモデルを使用する。過去の路線データを学習し、モデルを構築する。ここで、K-分割交差検証を使用してパラメータを調整する。学習データをランダムに8つの部分に分割した。1つの部分は性能評価データとして使用し、残りの部分は学習データとして使用する。学習を8回繰り返し、それぞれの結果に基づいてモデルの性能を評価し、性能が一番良かった時のパラメータを採用する。この方法を使用してモデルのパラメータを決めることができる。また、これらのモデルを組み合わせることで最終的な推定結果を出力する。

推定精度について説明する。平均絶対パーセント誤差 (MAPE : Mean Absolute Percentage Error, MAPE) の評価では約1.2%の誤差という結果となった。MAPEは平均的に各路線の推定誤差はどれくらいあるかをパーセント表示で表す評価である。例えば、もとの路線価は5万円だとすると、約600円の誤差があるという結果になる。比較的に高い精度にて推定できていると考える。

3.9.2 価格形成要因の可視化

本研究では SHAP という手法を使用し、推定した路線価と様々な要素との関係を可視化する。SHAP はゲーム理論から由来した方法であり、推定モデルと要因との関係を可視化した方法である[63]～[65]。推定モデルの構築に対する各要素の影響のみならず、各要素が路線価に与える具体的な影響も示すことができる。図 40 は SHAP を用いてモデル全体の可視化結果である。可視化結果から見れば、空間的な位置情報 POINT_X や幅員は大きな影響を持つ要素になっていることがわかる。図 41 は特定路線の可視化結果である。この路線の場合、幅員は7メートルであり、路線価を決定するうえで、プラスの影響となった。これに対し、空間的な位置により、マイナスの影響もあった。

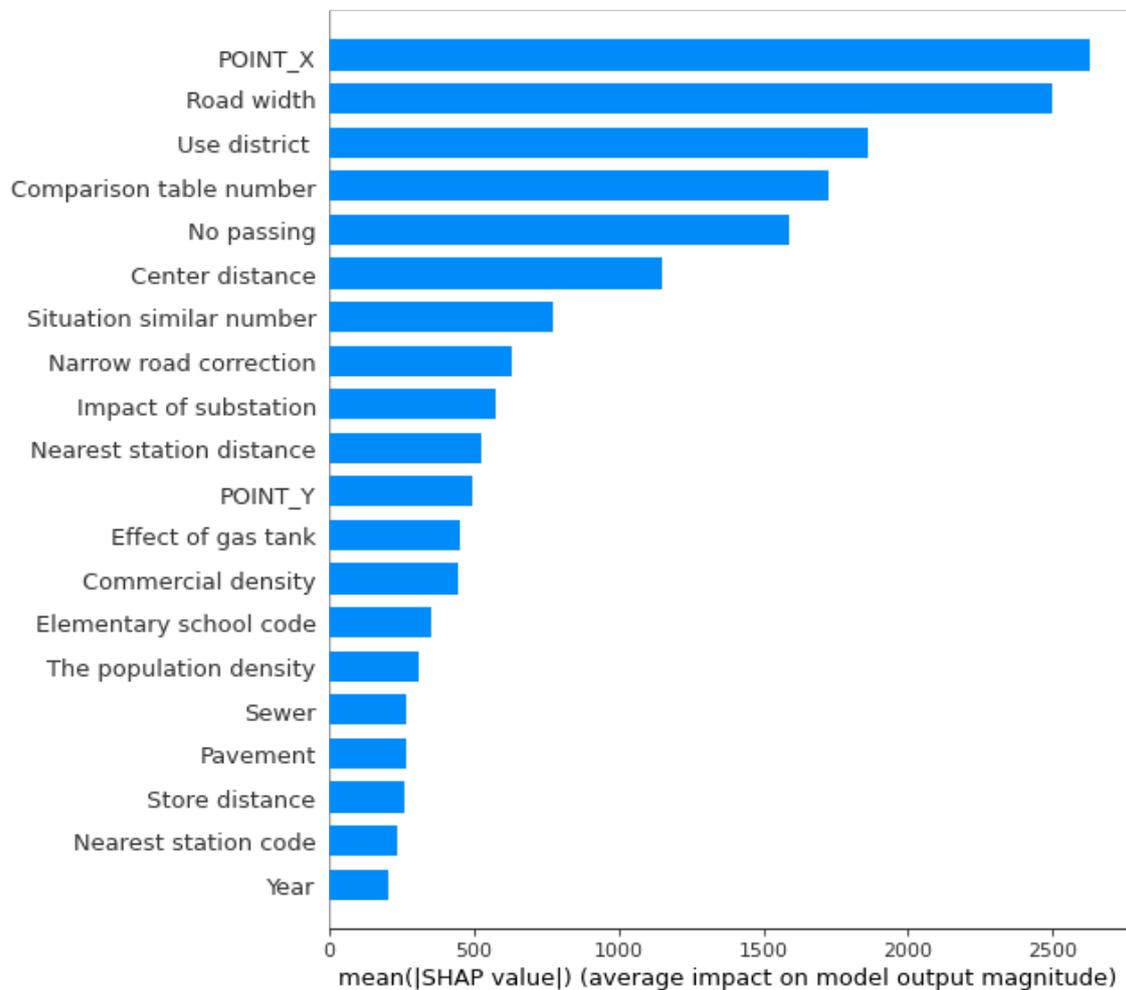


図 40 モデル全体の可視化結果

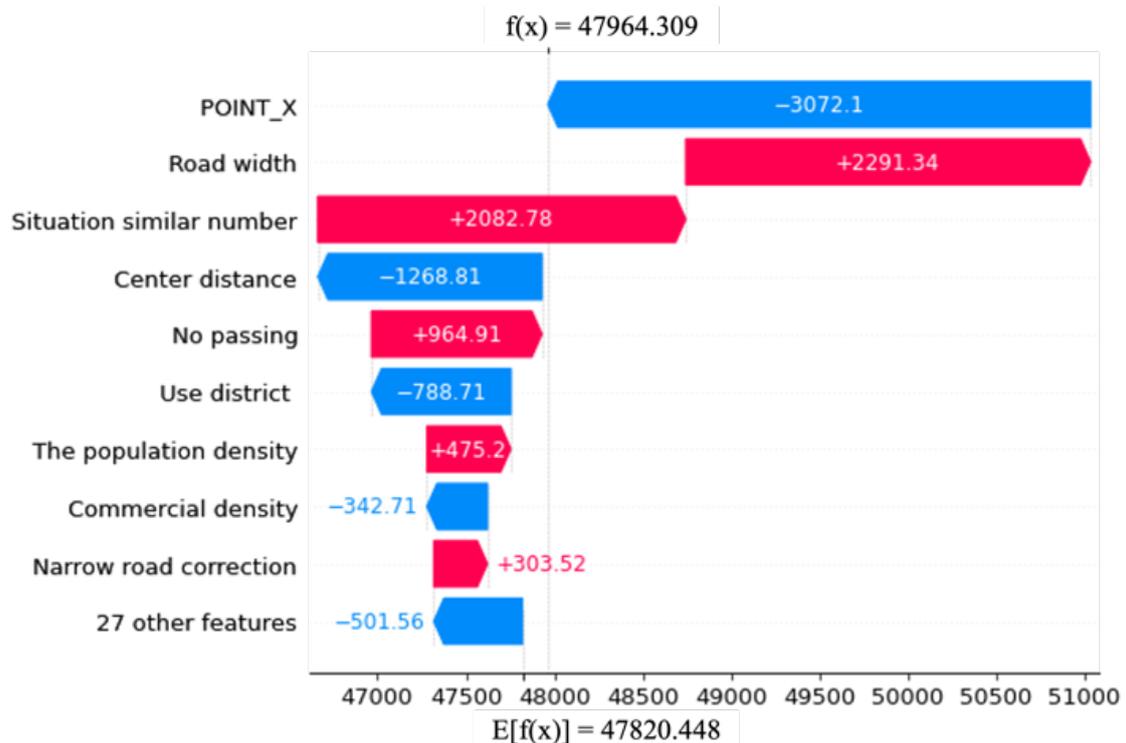


図 41 特定路線の可視化結果

3.10 考察

本研究では固定資産税評価業務を支援するために、「地目判定」、「ソーラーパネル検出」および「路線価策定」を組み合わせた固定資産税評価支援システムを構築した。産官学連携により、自治体の所有する画像データを始めとする大量の土地データを利用し、深層学習を用いたシステムの構築を研究してきた。また、支援システムの判定結果を現況地目調査に活用した。自治体での土地評価業務への支援を行うことにより、業務内容の負担軽減および効率化を図る。評価の精度を向上させるために、先行研究よりは学習方法を改善し、様々な試みや工夫を行ってきた。これにより、3つの機能にて認識精度を高めることができた。また、筆単位のみならず、画地単位のデータも活用して実験を行った、実験結果から示したように筆単位よりは画地単位データのほうが判定しやすいことがわかった。更に、固定資産税の決定において重要される路線価についても推定することができた。加えて、実際の路線例を通じて価格形成要因の可視化方法を示した。

本研究で開発したシステムをもとに半田市において現況地目調査の実証実験を2回実施した。現況地目調査への活用を確認するとともに、今後の活用方法を検証することができた。その結果、本システムの土地評価業務支援への応用および現地調査業務の効率化に対する有効性を確認することができた。各土地に対して確信度をつけて判定結果

を出力し、確信度が低い土地を抽出する。航空写真画像だけでは判定しにくい土地を絞り込む。その結果を優先的に現況地目調査にて確認することで疑わしい所を見つけるツールとして本システムの判定結果を活用することができると思う。

本研究の取り組みについて、共同研究先である半田市と日本土地評価システム株式会社より積極的な意見を多く受けた。半田市税務課と会社の担当者より、評価された内容をまとめて掲載する。会社にて本研究の成果を土地評価サービスに取り入れる開発を進めており、他の自治体にも積極的に展開している。

半田市総務部税務課

(1) データの利活用

今回の共同研究により、自治体が所有しているデータの更なる活用方法が実証できた。AI による土地地目判読は全国でも珍しい取り組みである。産学官が一体となって研究に取り組んだことで、一定の成果を出すことができた。また、固定資産情報の可能性を広げることができた。今後、本研究が新たなビジネスモデルとして確立していくことで、全国の自治体で固定資産情報の更なる活用が期待される。

(2) 判定モデルの構築と判定結果

先行研究の結果を踏まえ学習方法等を再検討したことで、判定精度が向上した。先行研究と比較し、意見交換の時間を増やしたことで、お互いの望むことやできることを明確にし、結果としてより良い研究成果に繋がったと考える。また、確信度付きの判定結果を出力することで、AI が判断をするまでのプロセスを可視化できた。これにより、専門知識のない自治体職員にとって扱いやすいデータになった。今後、半田市が取得したリモートセンシングデータや家屋ポリゴン等、RGB 以外のデータを学習させることによる精度向上を目指したい。更に、今回使用した航空写真よりも粗い 0.5m や 1m メッシュの航空写真や衛星写真を用いた地目判定の実現に期待している。

(3) 現況地目調査への活用

地目の判定はある程度の知識を持った職員であっても難しいケースがある。本システムの構築にあたり、最終的な判断は職員が行うことを想定していたので、AI が判断を迷った土地を抽出することを目的としていた。これにより、現地調査箇所の絞り込みを行い、結果として業務量の削減を実現できると考える。現地調査箇所を地図上に落とし、調査リストと最適なルートを用いた調査は、現地調査の更なる効率化を進める上で必要不可欠だと考えるので、更に使いやすくブラッシュアップしたい。

(4) 今後システムの活用

自治体の多くは人口減少時代に突入している。これに伴う税収減、働き手不足、超高齢化社会等、自治体を取り巻く現状は決して楽観視できるものではない。これらの課題を解決するためのツールとして ICT は必要不可欠であり、これからの時代を見据える中で、今回の連携協定は大変意味のあるものだと考える。土地評価業務においても、職員 1 人あたりの業務量の増加による精度低下が懸念されていたが、本研究の成果を活用することで、精度向上および効率化を実現できると確信している。今後、リモートセンシングデータや家屋ポリゴン等を学習させることで、システムの精度向上を図りたい。最後に、連携協定の締結や今回の研究により自治体保有データの新たな可能性が見えてきたことを契機に、市役所内でデータサイエンスの動きを活性化させていきたい。

日本土地評価システム

- (1) 昨年度から AI モデルを変更し、学習方法を見直すことで精度向上ができ業務への利用が高まった。また、複数のタスクによる判別が行えるようになり複数の業務で活用できそうな目途が立った。
- (2) 今回の実証実験では判定に迷ったケースに対する現地調査を行うことで怪しい箇所のチェックに利用できることが証明できた。今後は判定結果を分析し、特定の条件に当てはまる土地は優先的な調査対象と判断できるシステムの構築を目指していきたい。
- (3) 宅地以外の土地の判定をある程度自動で行いたいという要望は他の市町村でも出てきている。今後は高さデータや植生データなどを活用し、判読精度の向上を継続して行いたい。

3.11 まとめ

本章では、産官学連携により自治体の所有する固定資産税評価に関する画像等のデータを利活用し、AI を用いた固定資産税評価業務支援システムを構築した。システムの判定結果より優先的に調査する土地を絞り込み、業務の負担軽減と効率化を図ることができた。対象物検出において、ソーラーパネルとビニールハウスを同時に検出することができた。今後、衛星写真や建物情報等の鮮度の高いデータも活用し、学習させることでシステムの精度向上を図る。また、路線価策定支援では、過去の路線データ等を学習することで、新しい路線に対する路線価を推定することができた。そのうえで、推定した路線価における各要素の影響を可視化することができた。これらの取り組みにより、本研究の成果を全国の自治体に展開し、AI と固定資産情報の利活用を検証することが

できた。更に、1.3 節にて説明した画像利活用の効果を確認し、画像公開を促すことができた。本取り組みにて使用した航空写真画像等のデータは当初公開データではなかったが、本取り組みでの実践をきっかけにオープンデータとして公開することになった。これまで公開しなかったデータを積極的に公開することで、固定資産税評価のみならず、より多くのところで活用できると考える。このように、固定資産税評価での取り組みを通じ、画像公開と画像利活用の好循環を検証して示すことができた。

第4章 画像オープンデータ化推進

4.1 はじめに

本章では産官学連携により画像オープンデータ化の推進を実践して検証する(図42)。複数の支援機能を開発し、画像選定や匿名化処理を行ったうえで利活用に繋げる情報を加える。自治体において画像オープンデータ化は1つの部署のみならず、複数の部署に高い需要性がある。そこで、画像オープンデータ化の推進を支援するシステムを開発し、複数の自治体において実証実験を行ってその効果を検証する。また、複数の自治体にて画像公開と画像利活用の循環を確認する。

本研究では愛知県日進市、愛知県高浜市および岐阜県飛騨市等から画像データや自治体業務に関するアドバイスの提供を受け、実証実験を行ってきた。また、NECソリューションイノベータ株式会社やインフォ・ラウンジ株式会社とも連携しており、研究を進めてきた。自治体における画像オープンデータ化推進のための支援システムの概念図を図43に示す。本システムは「画像選定」、「画像匿名化」および「公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成」といった3ステップの機能より構成されている。

「画像選定」では、自治体の所有する画像データを対象とし、画像に存在する顔の写り具合によって画像を分類する。このステップにて顔が大きく写っている画像を取り除く。顔が小さく写っている画像と顔の正面が写っていない画像を保存して次のステップに送る。「画像匿名化」では、選定された画像の中から肖像権への配慮が必要な写真に対し、顔にモザイクをかける匿名化処理により、画像オープンデータとして利用可能な画像とする。「公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成」では、公開画像の活用幅を広げるために、画像認識を活用して画像から特徴を抽出し、画像の情報を表すラベルやキャプション等の付加情報をつける。これにより、画像オープンデータの利活用に繋げることを目指す。

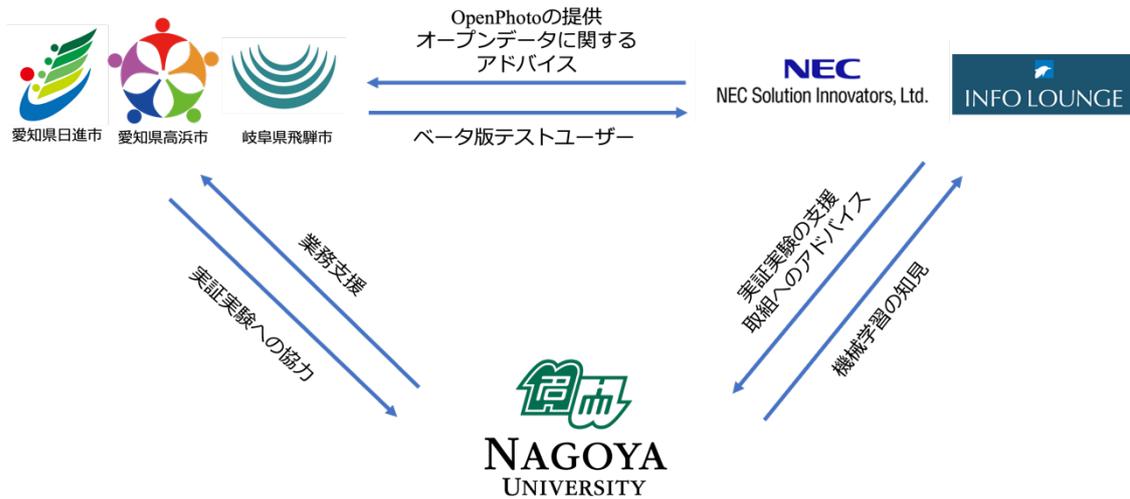


図 42 画像オープンデータ化推進における産官学連携の仕組み

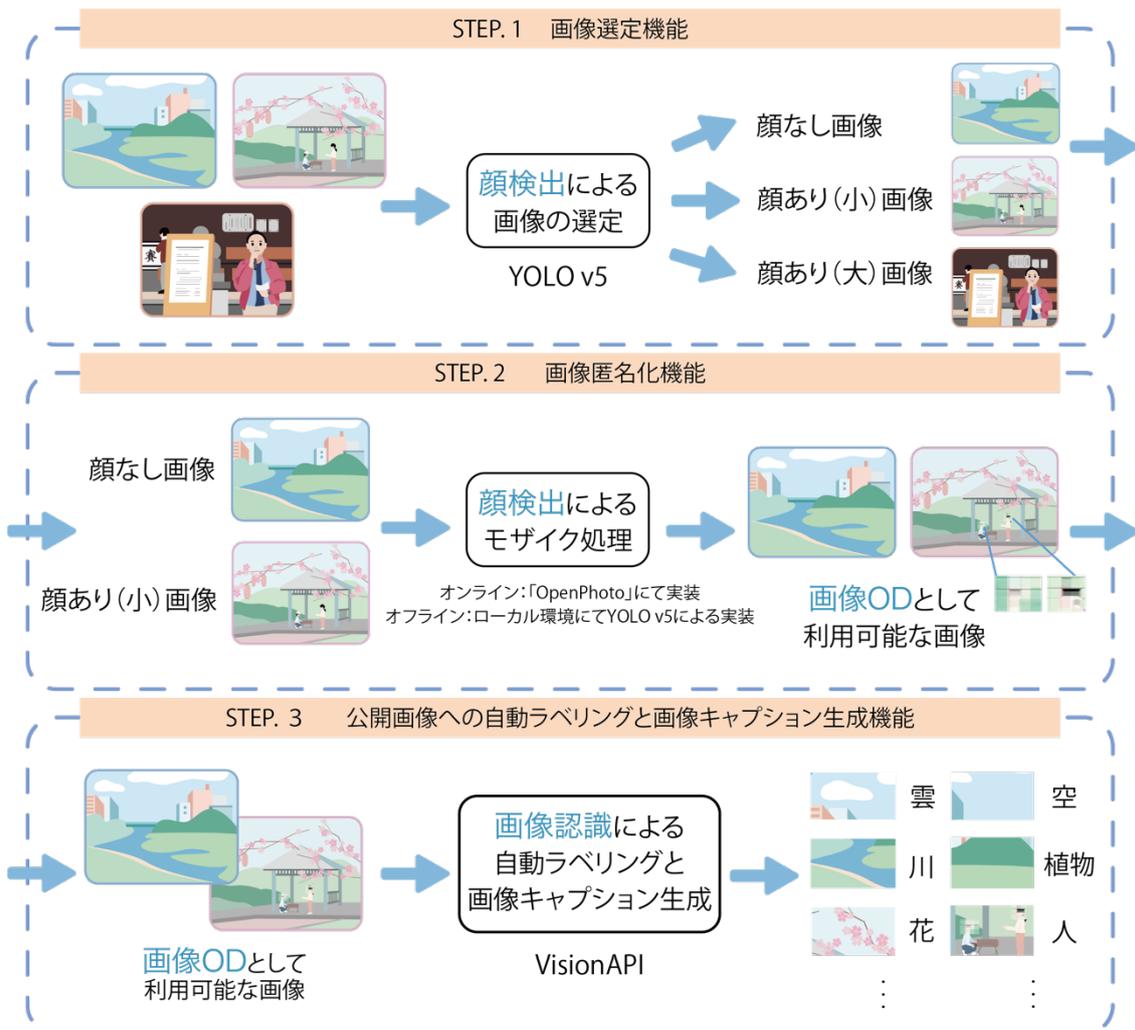


図 43 画像オープンデータ化推進支援システムの概念図

4.2 画像オープンデータ推進に関する先行研究

2.2 節にて説明したように画像のオープンデータ化には多くのメリットがある。しかし、公開方法が確立されていないこと、そして被写体に関する肖像権やプライバシー等の問題があるため、画像オープンデータ化の推進が進んでいない。また、画像オープンデータに向けた処理基盤が少なく、画像データの管理と公開を行うには、応分のコストと労力がかかる。鈴木らは画像オープンデータの管理と公開に向け、ウェブガイドラインを作成して公開している[66]。著者らは、画像オープンデータに関する基礎知識や画像公開の権利に関する注意事項や対処方法をガイドラインとしてまとめ、ウェブページに公開した。また、画像オープンデータに関する理解度の確認クイズ機能、質問およびノウハウを投稿する機能等も用意されている[67]。更に、画像を公開する際の標準フォーマットも検討しており、画像を公開する際のメタデータの処理方法や標準フォーマットを提案した。加えて、すでに公開されている他の事例と比較し、自治体の画像保有状況および画像公開のニーズに対するヒアリングを行った。その結果、オープンデータとして画像を公開するサイトを作成し、実験的に画像オープンデータの公開を行っている。

先行研究の取り組みにより、自治体が画像オープンデータに取り組む際の環境が整備されつつある。しかし、依然として画像オープンデータへの取り組みには労力のかかる部分が残されているので、更なる改善の余地がある。そこで本研究では、自治体が画像オープンデータに取り組む際の標準的な方法を整備し、画像の匿名化処理を考慮した支援システムを構築する。具体的には、深層学習による画像認識を活用し、顔検出により画像における人の顔を検出し、モザイクをかける匿名化処理を行う。その上で、自治体の保有するさまざまな画像からオープンデータに適したデータを抽出し、画像オープンデータ推進の業務を支援するためのシステムを開発する。また、自治体における実証実験を通じて本システムの有効性を検証し、課題点等を明らかにする。これらの実践により、自治体における画像オープンデータ推進のハードルを下げ、業務の効率化を目指す。加えて、自治体業務における ICT を活用した実践例を示すことで、オープンデータの推進と利活用を活性化させていくことを目指す。

4.3 画像オープンデータ化推進支援システム

4.3.1 画像選定機能

本機能では、自治体の保有する大量な画像から公開に適した画像を選定することで、オープンデータの業務を支援する。先行調査によると、愛知県名古屋市近郊の7つの市

町において、観光に携わる課の6割以上が50,001枚以上の画像を保有している[67]。これら大量の画像から、オープンデータとして公開できそうな画像を探し出すには多くの時間とコストがかかる。そこで、画像選定機能では深層学習による顔検出を活用して画像中に顔が写っているかどうかを確認する。顔の写り具合により、下記の3つのカテゴリーに画像を分ける。1つ目は、顔が写っていない「顔なし画像」を抽出する。2つ目は、顔が写っていたとしても十分に小さいと判定される「顔あり（小）画像」を抽出する。顔が十分に小さい判定基準は顔検出の結果で各顔に付与されたバウンディングボックスの面積が画像全体面積の0.15%未満とする。顔なし画像と顔あり（小）画像は公開できそうな画像として用いる。図44に顔の写り込みが十分小さいと判定された例を示す。愛知県東浦町より公開されている画像オープンデータを用いて本機能の検出結果を説明する。画像右側の男性が画像内で最大面積の顔の写り込みとなり、占有率は0.12%である。この画像に対して後述する画像匿名機能を行えば画像の価値が大きく損なわれないと判断し、オープンデータとして抽出することができる。3つ目は、画像にある顔の割合が大きい「顔あり（大）画像」を抽出する。この画像に対して画像匿名機能を用いると元画像の情報が損なわれる可能性があるため、オープンデータとして相応しくないと判定する。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YOLOv5を用いた学習済みモデルを活用した[68][69]。YOLOv5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。現状、各地方自治体は汎用的な計算機を用意するのが予算面で現実的ではない。そこで、自治体のローカル環境において軽量型で速く実行可能なプログラムが必要である。



図 44 顔検出により選定された画像の例

4.3.2 画像匿名化機能

本機能では顔検出より検出された顔にモザイク処理を行う。画像選定機能より選定された画像の中で、画像に写り込んでいる顔に対してモザイク処理を自動に行うことができれば、自治体職員の作業負担を軽減すると同時に、オープンデータ化する画像の選択肢を増やすことができる。例えば、イベントや地域のお祭りの写真画像では、主な対象物とは別に複数の人の顔が小さく写り込んでいる場合がある。そこで、これらの画像中のすべての顔にモザイクをかけ、個人が特定できないように匿名化処理を施す必要がある。しかし、公開するすべての画像に対して人手でモザイクをかけていくには大変な労力がかかり、コストが高い。そこで本研究では、顔検出より検出された顔に自動的にモザイクをかけることで、作業内容を軽減してより多くの画像データを公開することができるようにする。

本機能では今後のデータ公開を見据え、共同研究先であるインフォ・ラウンジ株式会社の協力により、OpenPhoto というサービスの画像登録ページにて顔検出による検出された顔にモザイク処理を行う機能を実装した。OpenPhoto は写真ギャラリーを作成するクラウドプラットフォームであり、画像ごとのライセンスの指定や画像へのメタデータ

の付与等をウェブサイト上で簡単に行うことができる[70]。自治体の職員は画像を OpenPhoto に登録する際、ワンクリックで顔検出を行った結果に応じてモザイクをかけるかどうか選択することができる。本機能では Google Cloud Vision API を導入して使用した[33]。Vision API は画像の認識や解析を行うオンラインサービスである。本研究のフィールドとなる高浜市と日進市など、多くの自治体は OpenPhoto を利用し、画像オープンデータを公開している。また、画像オープンデータの公開サイトとして使用する OpenPhoto は Google Cloud Platform にて実装されており、Vision API と容易に連携を取ることが出来る。更に、同じサーバーにて公開と管理の作業を実装して検出等の処理を行うことで、画像データ等を管理しやすくなる。本機能により画像の価値を大きく損なうことなく、公開に適した形に編集することが可能となった。

4.3.3 公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成機能

支援システムでは画像データの公開のみならず、公開後のデータ利活用にも取り組んできた。そのため、2.8 節にて説明した自動ラベリングと画像キャプション生成の機能を実装する。具体的には、画像から物体や風景といった特徴を抽出し、画像データにラベルやキャプション等の情報を付加して公開することにより、新たな利活用に繋げる。これにより、様々なサービスを創出し、オープンデータを活用する取り組みの幅を広げることが期待される。例えば、ユーザーから公開した画像へのアクセス数を計測し、画像のラベルとの関係を分析することでニーズが大きい画像オープンデータを抽出することができる。また、画像のラベルをもとにコンセプトが近い他の画像と関連付けることにより、市町村の壁を超えて横断的に画像オープンデータを探すことができる。更に、機械判読に適した形で付加的な情報をまとめることでプログラムによる判別や加工が容易になる。例えば、もとの画像に雲や建物が存在するなら、画像から雲や建物といった情報を抽出し、ラベルやキャプションとして保存する。これにより、ユーザーの検索時に参考となるとともに、自治体職員の業務負担を減らすこともできる。

4.4 実証実験

4.4.1 実証実験の概要

実証実験では、愛知県高浜市、日進市および岐阜県飛騨市より協力を受けた。なお、高浜市と飛騨市からは本支援システム全体に関する協力を受けた。日進市からは画像選出機能の実験まで協力を受けた。自治体職員と協力し、本システムの各機能を経て画像

オープンデータの作業を行い、本システムの性能や実用性について検証を行った。これにより、本システムの有効性、実現可能性および改善点等を明らかにする。

実証実験では自治体の提供可能な画像データ数が限定されるので、数千枚程度の画像を用いて実証実験を行った。まず、画像選出機能を用いて画像中の顔の有無を判定した。画像を選出する際、4.3.1項にて述べたように顔の写り具合により画像を3つのカテゴリーに分けた。次に、顔が写っていない画像、顔が写っているが十分に小さい画像から、自治体職員がオープンデータ化したい画像を選出した。なお、顔が大きく写っている画像はオープンデータに適さないデータと判定されるので、公開しないことになる。こうして選ばれた画像をオンラインサービス OpenPhoto にアップロードする。更に、処理後の画像を対象として自動ラベリングとキャプション生成を行った。本システムの各機能に従って画像オープンデータに取り組んだ後、感想と今後の要望について愛知県高浜市の担当部署の職員1名にインタビューし、フィードバックを受けた。インタビューに先立ち、本システムに関するアンケートと検討事項を用意し、同職員から回答を得た。検討事項は大きく技術的な実現可能性、効果とコストおよび具体性といった3つの事項に分ける。表2にアンケートの内容と同職員からの回答を示す。なお、5段評価の基準がかっこ書きで示されていないものは全て1が「そう思わない」であり、5が「そう思う」を示すものである。本システムの各機能についてアンケートとインタビューの結果をもとに実証実験を説明し、考察する。

表 9 アンケートの内容と回答結果

| システム機能 | アンケートの内容 | 回答 |
|------------|--|----|
| 画像選出機能について | Q1. 選出された画像の枚数（割合）は適切だったと思いますか (1. 少なすぎる ← 3. 適切であった → 5. 多すぎる) | 3 |
| | Q2. 選出された画像から、オープンデータ化する画像を選ぶのは大変でしたか (1. 大変だった ←→ 5. 大変ではなかった) | 5 |
| | Q3. 選出された画像の多くは、オープンデータ化に適切だったと思いますか | 3 |
| 画像匿名機能について | Q4. モザイク処理機能は使いやすかったですか (1. 使いにくかった ←→ 5. 使いやすかった) | 2 |
| | Q5. モザイク処理機能によってオープンデータ化の作業が楽になったと思いますか | 2 |
| | Q6. 顔検出の精度は良かったと思いますか | 4 |
| | Q7. モザイク処理機能によって、（量・種類ともに）より多くの写真がオープンデータ化可能になると思いますか | 3 |
| 実証実験全体について | Q8. これらのシステムによって、画像オープンデータに取り組む上での作業が楽になったと思われましたか | 4 |
| | Q9. これらのシステムによって、より積極的に画像オープンデータに取り組みたいと思われましたか | 4 |
| | Q10. このシステムを、他の自治体にもおすすめてしたいと思いますか | 4 |
| | Q11. このシステムを継続的・定期的に使って、画像オープンデータに取り組みたいと思いますか | 4 |
| 取り組み全体について | Q12. この取り組みを通して、AIの活用についての理解が深まりましたか | 4 |
| | Q13. この取り組みを通して、自治体業務へのAI活用の意義・効果を実感できましたか | 4 |
| | Q14. この取り組みを通して、自治体の他の業務へのAI活用のイメージが湧きましたか | 4 |

4.4.2 画像選定機能

愛知県高浜市、日進市および岐阜県飛騨市より画像データの提供を受けた。まず、高浜市と日進市のデータに対して画像選出機能を行った。表 10 に実験結果を示した。本機能にてオープンデータ化できそうな画像として「顔なし画像」または「顔あり（小）画像」を抽出した。結果より、自治体職員が確認する必要がある画像数が日進市では3分の1近く、高浜市では4分の1近くに削減されたことがわかる。高浜市職員は「選出された画像の枚数（割合）は適切だったと思いますか」の質問には3（適切であった）と回答した。また「選出された画像から、オープンデータ化する画像を選ぶのは大変でしたか」の質問には5（大変ではなかった）と回答していることから、選出された画像は多すぎでも少なすぎでもなく適切な枚数であったと言える。検出の結果について目視で確認したところ、概ねクラスごとに画像を分けることができた。この中で後ろ向きや斜め後ろ向きの人物について検出対象から外すことができた。ただし、顔が明確に写りこんでいるにもかかわらず「顔なし画像」のカテゴリーに分けられた画像が散見された。なお、このような検出漏れについて本システムの目的からして、検出漏れの割合がそれほど多くない限りは問題ない。これに対し、顔が写っていないにもかかわらず選出対象から除外するという失敗を減らすことが重要である。検出結果ではこのような誤検出がほとんど見られなかった。誤検出の画像例として人形の顔を人の顔として誤認識したケースがあった。これ以外にわずかではあるが、鉄骨の繋ぎ目や打ち上げ花火を顔として誤検出したものがあった。（飛騨市の実験結果の説明はどうか）

表 10 顔検出による画像選出の結果

| | 顔なし | 顔あり（小） | 顔あり（大） | 合計 |
|-----|-----|--------|--------|------|
| 高浜市 | 365 | 588 | 1728 | 2681 |
| 日進市 | 377 | 356 | 1975 | 2708 |

4.4.3 画像匿名化機能

愛知県高浜市にて画像選出機能より「顔なし画像」、「顔あり（小）画像」と判別した画像を公開可能な画像とする。この中で画像から検出された顔に対してモザイクをかける画像匿名機能を利用した。実行結果について高浜市より以下のフィードバックを得た。モザイク処理機能の使いやすさ、オープンデータの作業への改善という質問に対して、やや使いにくかったという回答があった。その理由としては処理に時間がかかり、検出漏れに対応できないという点が挙げられた。処理に時間がかかることについて本機能はクラウド上で実行されており、パソコンのスペックに依存しないこと、そして個人のパソコンからサイトにアクセスして5～10秒程度で実行できたことから考えれば、市役所

のネットワーク環境にてデータの送受信に時間がかかっていたと考えられる。そこで、事前に画像データをアップロードしておくなどの工夫で対応可能だと考える。また、検出漏れに対応できない点について、顔検出の精度は良かったと評価されたものの、検出漏れに対応する方法を用意しなかったことより、使いにくい要因になったと考えられる。そこで、顔検出のための閾値を下げるか、検出漏れがあった時にユーザーから直接モザイクをかけることで対応可能である。今回の実証実験を通じて、画像匿名化機能の使い勝手が向上すれば積極的に使いたいという意見を受けた。行政業務において画像オープンデータ推進のみならず、モザイクによる匿名機能の需要が高い。例えば、高浜市で広報活動を行う際、名札や車のナンバープレートにモザイクをかける必要があり、本システムの画像匿名化機能をより広く使えるようにすれば、多くの業務に適用可能だという意見を受けた。

以上の意見を受け、機能の改善を行って顔検出の性能と本機能の使いやすさを高めた。まず、顔検出の性能改善を説明する。以前に YOLOv4 を用いて顔検出を行った。実証実験では、検出漏れがあったので、YOLOv4 の代わりに実行速度と性能と両方とも向上した YOLOv5 を用いた先行研究の学習済みモデルを使用することにした。この先行研究では、YOLOv5 のみならず、顔検出というタスクに合わせて様々な工夫がされた。これにより、単なる再学習した YOLOv4 モデルよりは、顔検出の性能を高めることができた。次に、実装方法を改善した。以前に OpenPhoto との連動を考慮し、OpenPhoto にて画像匿名化機能を実装した。しかし、自治体の実証実験において市役所のネットワーク環境にて処理に時間がかかり、やや使いにくかったという結果になった。そこで、ローカル環境にて実装することに変更した。これにより、ネットワークの通信環境を気にすることがなくオフラインでも実装できるようになった。大学にて実装環境を用意して画像の匿名化処理を行っている。そのうえで、処理後の画像を自治体に渡すという流れになる。これにより、大学にて一括処理することができ、自治体職員の負担を減らすことができる。なお、実装環境の変換により、自治体職員は直接匿名化の処理を行うことができなくなった。現状、自治体は頻繁に画像オープンデータの処理を行うわけではなく、1年に1回か数年に1回というペースで画像データを整理する。従って、実装環境の変換による影響が比較的小さいと考える。図 45 と図 46 は本機能の実行例である。図 45 は昼の写真であり、2人が写っている。システムは画像内の2つの顔を検出し、モザイクを正しく適用した。図 46 は夜の写真であり、2人が写っている。システムは同じく正確に画像から正しく2つの顔を検出してモザイク処理を行うことができた。この方法により、人物の存在感を保ちながら、画像の雰囲気や風景を維持することが可能となった。これらの工夫と改善により、ローカル環境にて全部実行できるようになったので、実行速度が速くなり作業負担を軽減することができると思う。



図 45 画像匿名化処理の例 1



図 46 画像匿名化処理の例 2

4.4.4 公開画像への自動ラベリングと画像キャプション生成機能

自治体職員の協力により、高浜市にて画像の自動ラベリングの実証実験を行った。また、飛騨市にて画像の自動ラベリングとキャプション生成の実証実験を行った。それぞれの実行結果をもとに実験結果を説明する。

高浜市より選出された98枚画像を対象に自動ラベリングを行った。表11に自動ラベリングの実験結果を示す。ここでは5枚以上のラベルを示している。各画像に付与されたラベルを多い順にて並べた。生成結果を見れば、「Room」や「Ceiling」といった一般的によく見られるラベルもあれば、画像特有の情報を表現しているラベルもあったことがわかる。例えば、「People in nature」、「Soil」、「Wetland」などのラベルが付与された画像では、田植え、芝刈りおよび畑仕事に関する農業系の写真が見られた。「Community」のラベルが付与された画像はイベントやお祭りの写真が中心であった。実験では顔にモザイク処理を行った後の画像からラベリングを行ったにもかかわらず、人の存在に依存するCommunityを正しく抽出することができた。「Public space」のラベルが付与された画像はすべて公園の写真であった。「Publication」のラベルが付与された画像は何らかの申請書類、チラシ、リーフレットなどを撮影したものである。今回の分析対象ではイベントの様子を撮影した写真が最も多かった。ラベルの付与結果から見れば、イベントの様子を比較的適切に捉えることができた。一方で、グッズや工芸品など個別性が高い物体のラベルを抽出することができなかった。

飛騨市より提供された画像データを例とし、画像にラベルとキャプションをつけた実行結果を説明する。図47は瀬戸川と白壁土蔵街の画像であり、飛騨市の有名な観光地である。画像の内容から確認すれば、この画像は冬に撮影されたことがわかる。建物は雪で覆われ、瀬戸川の水はゆっくりと流れていた。表12は、図47に対して生成された英語のラベルとキャプションを示す。「Snow」、「Building」および「Water」等のラベルはこの画像の特徴を表している。これに対し、「Window」ラベルについて、システムは建物の窓を正しく識別する可能性があれば、街灯のパターンを窓として誤って識別する可能性もある。ただし、このラベルは画像全体特徴の説明に影響しない。次に、生成されたキャプションは長くないが、画像の内容を正しく反映している。生成されたキャプションは、専門家が書いた文章ほど美しくはないかもしれないが、画像情報を大まかに反映できるので、スタッフの作業時間を大幅に節約できると考える。将来のリリースのために、翻訳APIを使用して生成されたラベルとキャプションを日本語に翻訳した[71]。翻訳後の情報を表13に示す。この機能により、画像の特徴や雰囲気表現できていることが実験結果から確認できる。生成された画像ラベルから雪、建物、水などの単語を正しく翻訳した。次に、画像キャプションの翻訳も正しく、画像の雰囲気を大まかに説明することができた。このように、画像に付加情報をつけることで、画像オープンデータの更なる活用や様々なアプリケーションへの展開が期待される。例えば、画像ラベルとキャプションの関係や画像へのアクセス数を計測するアルゴリズムを

開発することができる。また、画像のラベルやキャプションに基づいて類似の概念を持つ他の画像を関連付けることで、公開されている画像データを検索しやすくなる。図 48 は他の実行例の画像である。以前に飛騨市にて開催されたお祭りの画像である。飛騨市では例年多くのお祭りが開催されていた。例えば、古川祭りはユネスコ無形文化遺産に登録されている。表 14 と表 15 は、図 48 から抽出された特徴に基づいて生成されたラベルとキャプションである。「Human」や「Dress」のラベルから見れば、現場の人やその服装を正しく反映できている。また、「Social group」や「Crowd」といったラベルも付いているので、1人だけでなく大勢の人がこのイベントに参加していることがわかる。更に、「Entertainment」や「Fun」等のラベルも検出できたことから、シーンの雰囲気をも的確に捉えたことがわかる。生成結果から見れば、人物が写っていても画像の内容をリアルに反映していることがわかる。生成されたキャプションは人々が松明を持っていることを正確に伝えることができた。これらの付加情報により、画像オープンデータを利用したいユーザーは画像の内容を理解することができ、容易に検索することができる。ただし、画像ラベルやキャプションだけでは表現できないコンテンツもある。例えば、セダンの椅子に2人が乗っていることが反映されていない。そこで、生成結果を参考とし、画像内容の理解を助けるという位置づけを目指す。

更に、匿名化処理を行った画像についてもラベルとキャプションを生成して確認した。表 16 と表 17 の内容は図 49 の実験結果です。画像にモザイクをかけた後でも、生成されたラベルとキャプションは画像の雰囲気を表現することができた。まず、通りを歩いている2人が見える。次に、植物や建物がある場所に人がいることがわかる。図 50 は図 48 にモザイクをかけた後の図である。表 18 と 19 の内容は図 50 に対する生成結果である。元の画像によって生成された実験結果と比較すると、モザイクの有無によって生成結果に大きな違いがない。

本機能を活用し、画像にラベルやキャプションを付与することで、データのクラスタリングの自動化に繋がると考える。これにより、横断的に画像オープンデータを探ることが可能となり、自治体におけるデータ利活用を促進することが期待される。

表 11 高浜市の画像データに対する自動ラベリングの実験結果

| ラベル 付与枚数 | ラベル名 | ラベル 付与枚数 | ラベル名 |
|-------------|------------------|-------------|--------------|
| 7 | Room | 5 | Lighting |
| 6 | Ceiling | | Table |
| | Workwear | | Human body |
| | People in nature | | Furniture |
| | Soil | | Community |
| | Wetland | | Public space |
| 5 | Flooring | | Publication |
| | Motor vehicle | | |



図 47 瀬戸川と白壁土蔵街の画像

表 12 図 47 の実験結果 (英語)

| Image label | | Image caption |
|--------------|---------------|---|
| Snow | Building | A small stream running through a snow covered street. |
| Window | Water | |
| Plant | Tree | |
| Architecture | Neighbourhood | |
| Road surface | House | |

表 13 図 47 の実験結果 (日本語)

| Image label | | Image caption |
|-------------|----|-----------------|
| 雪 | 建物 | 雪に覆われた通りを流れる小川. |
| 窓 | 水 | |
| 植物 | 木 | |
| 建築 | 近所 | |
| 近所 | 家 | |



図 48 飛騨市にて開催されるお祭りの画像

表 14 図 48 の実験結果 (英語)

| Image label | | Image caption |
|---------------|--------------|--|
| Human | Orange | A group of people holding torches in a parade. |
| Lighting | Dress | |
| Entertainment | Social group | |
| Leisure | Fun | |
| Fire | Crowd | |

表 15 図 48 の実験結果 (日本語)

| Image label | | Image caption |
|---------------|------|-----------------------|
| 人間 | オレンジ | パレードで松明を持っている人々のグループ。 |
| 点灯 | ドレス | |
| エンター テイメント | 社会集団 | |
| レジャー | 楽しい | |
| 火 | 群衆 | |



図 49 画像匿名化処理の結果例 1

表 16 図 49 の実験結果 (英語)

| Image label | | Image caption |
|----------------|---------------|---|
| Plant | Building | A couple of people walking down a street. |
| Sky | Window | |
| Infrastructure | Road surface | |
| Architecture | Tree | |
| Yellow | Neighbourhood | |

表 17 図 49 の実験結果 (日本語)

| Image label | | Image caption |
|-------------|----|---------------|
| 植物 | 建物 | 通りを歩いている二人. |
| 空 | 窓 | |
| インフラストラクチャー | 路面 | |
| 建築 | 木 | |
| 黄色 | 近所 | |



図 50 画像匿名化処理の結果例 2

表 18 図 50 の実験結果 (英語)

| Image label | | Image caption |
|-------------|---------------|--|
| Human | Orange | A group of people holding torches in a parade. |
| Lighting | Entertainment | |
| Dress | Fun | |
| Leisure | Community | |
| Crowd | Event | |

表 19 図 50 の実験結果 (日本語)

| Image label | | Image caption |
|-------------|-----------|-----------------------|
| 人間 | オレンジ | パレードで松明を持っている人々のグループ。 |
| 点灯 | エンターテイメント | |
| ドレス | 楽しい | |
| レジャー | コミュニティ | |
| 群衆 | イベント | |

4.4.5 提案システム全体

システム全体について高浜市や飛騨市より肯定的な評価を受けた。本システムを活用することにより、画像オープンデータ化の作業を効率化し、モチベーションの向上に繋がると考える。また、本研究を通じて自治体における AI の更なる利活用にも繋がったと考える。以上の機能により、高浜市や飛騨市の大量の画像データを自動的かつ迅速に整理することができた。画像データの管理は煩雑で時間のかかる作業であるため、高浜市や飛騨市では整理された画像を専用の公開ウェブサイトアップロードして、より多くの人々が利用できるようにしたい[70]。これにより、自治体業務における業務効率化、用途ごとの画像保存およびデータ管理に役立つものと考えられる。

4.5 考察

本研究では自治体における画像オープンデータ化に取り組むための支援システムを提案した。提案の有効性、実現可能性および課題点を明らかにすべく、自治体職員の協力のもとで実証実験を行った。本研究を通じて画像オープンデータ化の推進に自治体のデータと AI 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や対象となるデータ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展開することが容易だと考える。従って、本システムを用いて自治体業務を支援することにより、画像オープンデータ推進に繋げることができたと考える。全体として実現可能性はそれほど問題ないものの、ユーザビリティの向上と運用方法の検討が課題として残っている。今後、産官学連携のもとで本システムをよりよく改善し、自治体の現状に即した実装やシステムの推論ミスに対応する機能設定が必要である。運用の観点から考えれば、本システムの利用法、活用対象および使用のタイミングについて、より具体的にイメージする必要があると考える。加えて、画像オープンデータの取り組みにおいてデータの公開のみならず、活用したい画像の種類など市民や企業の要望も把握して反映することが重要である。

4.6 まとめ

本章では自治体における画像オープンデータ化を支援するシステムを開発してきた。複数の自治体にて実証実験を行い提案システムの効果を検証した。自治体職員から積極的な意見を複数受けたことから、提案システムの有効性を確認した。また、複数の自治体にて提案システムを活用して画像データのオープンデータ化を検証した。これにより、複数の自治体において多くの画像データを公開することに繋がった。図 51 はその一例である。更に、画像オープンデータの活用例として、愛知県高浜市では市制 50 周年記念事業にて画像オープンデータはオリジナル商品のパッケージに使用されたという例がある[72][73]。図 52 は図 51 を活用した例である。これらのことにより、自治体において画像公開と画像利活用の好循環を確認することができた。



図 51 高浜市画像オープンデータの一例



図 52 高浜市における画像オープンデータの活用例

第5章 画像データの観光への利活用

5.1 はじめに

第4章にて画像オープンデータ化の推進に関する提案と実践を説明した。本章では、画像オープンデータを含めた画像や動画の利活用を検証する。また、自治体業務への活用から画像や動画のオープンデータ化を促進することを検証する。具体的には、自治体において観光に関する画像や動画のデータを利活用し、AIを用いた画像と動画のスタイル変換による観光コンテンツを作成する。これにより、観光コンテンツを活用した自治体の観光促進を目的とする。本研究では、岐阜県飛騨市と協力し、観光産業における画像データとAIの利活用を検証する。

近年、自治体は科学技術イノベーション政策とビッグデータの利活用を積極的に推進している。様々な分野においてICTやデータが活用されており、観光分野においても多くの施策や工夫が行われている。関連研究によると、今後の観光業では単純に観光客の数を増やすよりは、質の高い観光体験を設計して国内外の観光需要を増やすことが重要だと指摘している[74]。また、京都府京都市を始めとする観光地においてオーバーツーリズムが深刻化し、観光客の集中を緩和するためにICT活用が重要である。例えば、2018年から人気スポットの混雑情報を可視化して予測することで、観光地における混雑情報を回避する実証実験を実施した。観光ICT活用事業では、COVID-19対策を含めて観光地や移動中の混雑を避ける取り組みが盛んに行われている。例えば、IoTデバイスを利用して人数を観察して予測することで、観光地や移動中の濃厚接触を回避することが可能となる[75]。更に、科学館や美術館において学芸員が解説するコンテンツをインターネットにて公開することで、家にいながら現地の様子を満喫する関連研究もある[76]。これらのことを踏まえ、観光業にICTを活用した観光デジタルトランスフォーメーション(DX)が重要である。加えて、地域観光を活性化するために、その地域の特色を観光客にアピールすることが必要だとされている。そこで本研究では、自治体の画像データとICTを活用し、産官学連携により地域に特化した観光コンテンツを作成する(図53)。これを観光PRに活用し、自治体観光の推進を目的とする。これにより、地域観光の需要が高まり、地域観光の活性化に繋がると考える。また、地域観光へのICT活用事例を示すことで、観光DXの推進を目指す。

5.2 岐阜県飛騨市の現状

本研究では、岐阜県飛騨市と連携し、観光産業におけるICTの利活用を進めている。飛騨市から画像データや業務に関するアドバイスの提供を受け、観光への利活用を検証している。飛騨市は岐阜県の最北端に位置する。飛騨市では少子高齢化が進んでいる。2022年4月現在、総人口22790人であり、高齢化率は39.97%である[77]。

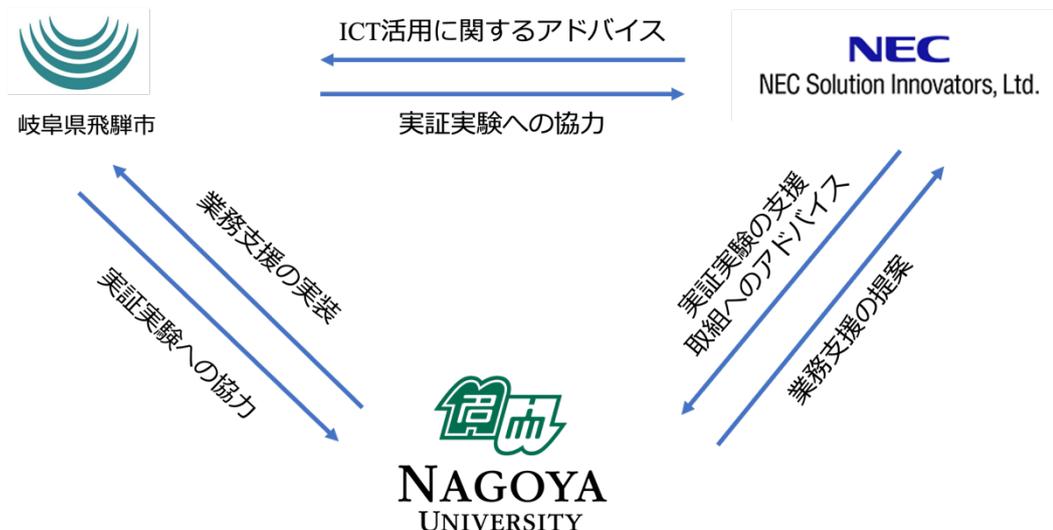


図 53 画像データの観光への利活用における産官学連携の仕組み

飛騨市では人口減少による経済の影響に対応するために、積極的に観光客を増やして経済波及効果の高い観光産業に力を入れている。これにより、市役所を含む観光ガイドや宿泊施設のおもてなしの質は高く評価されている。また、市内にユネスコの無形文化遺産に登録されている太鼓や屋台があり、人々は自然の風景を楽しむことができる。そのため、飛騨市は観光地としてのポテンシャルが高く観光推進の可能性が高い。更に、飛騨市では観光産業に地域全体の支えが必要だと認識し、連鎖反応が大きいことから総合産業と位置付けている。

しかし、近隣観光地の高山市や下呂市など全国的に有名なところと比べて知名度が低い。また、公共交通や宿泊施設の不備より観光客にとって不便がある。更に、COVID-19の影響で以前と比べて観光人数が大きく減少し、より一層観光PRに力を入れる必要がある[76]。そこで本研究では、AIを用いて飛騨市の画像と動画のスタイルを変換し、観光推進のための観光コンテンツを作成する。これにより、観光PRのために新しくデータを取得する必要がなく、自治体はすでに所有しているデータを活用し、新たな観光素材を作成することができる。また、画像や動画は言葉の壁を超える情報形式となり、わかりやすく伝わりやすい。アフターコロナを見据えて観光需要の喚起やインバウンド対策への活用にも有用だと考える。

5.3 岐阜県飛騨市における観光課題

飛騨市は観光地としてのポテンシャルが高い一方、課題も多い[78]。飛騨市の観光産業はCOVID-19の影響を大きく受け、2021年観光客数は前年比48.6%減となった。統計以来の最低値である。また、伝統的なお祭りも中止や延期が相次ぎ、若い世代への継承が課題となっている。これまでに飛騨市主催の古川祭り等のイベントが毎年開催されて

いた。しかし、開催中止により、今後開催が難しくなる可能性がある。現状、近隣の高山市や下呂市ほど観光地としての知名度が高くない。飛騨高山と飛騨市の違いを理解していない人が多い。その結果、飛騨市を訪れる観光客の56%は、他の観光地から立ち寄る人である。飛騨市には多くの観光要素があるが、その魅力が十分に発揮されていない。加えて、市内の公共交通網と宿泊施設は未発達です。全体として、飛騨市観光産業の経済規模はまだ比較的小さい。

飛騨市は観光に関する画像データをたくさん所有している。そのため、飛騨市では画像データを効率的に整理し、オープンデータ化を推進し、観光施策に活用したいニーズが高い。図54と図55は飛騨市より公開されている画像オープンデータの例である。公開済みの画像データは合計48枚である[79]。画像を公開する余地がまだあると考える。画像データを公開する際、主な課題は画像データの整理、匿名化、および個人情報の保護等である。飛騨市は各イベントや観光地の写真を多く撮影しているが、自治体職員が各画像の内容を把握することは困難である。従って、自治体は膨大な画像データを整理するのに役立つ方法を必要としている。次に、画像に人物が写る場合、自治体はそれらの画像を公開する前に、個人情報や肖像権を保護する必要があるという課題にも直面している。そこで、画像の匿名性を確保するために、画像を加工する必要がある。更に、魅力ある観光地として、観光コンテンツをもっと魅力的に充実させることで地域観光を推進したいという思いがある。これにより、観光客の誘致のみならず、地域のアイデンティティや誇りの醸成にも役立つと考える。

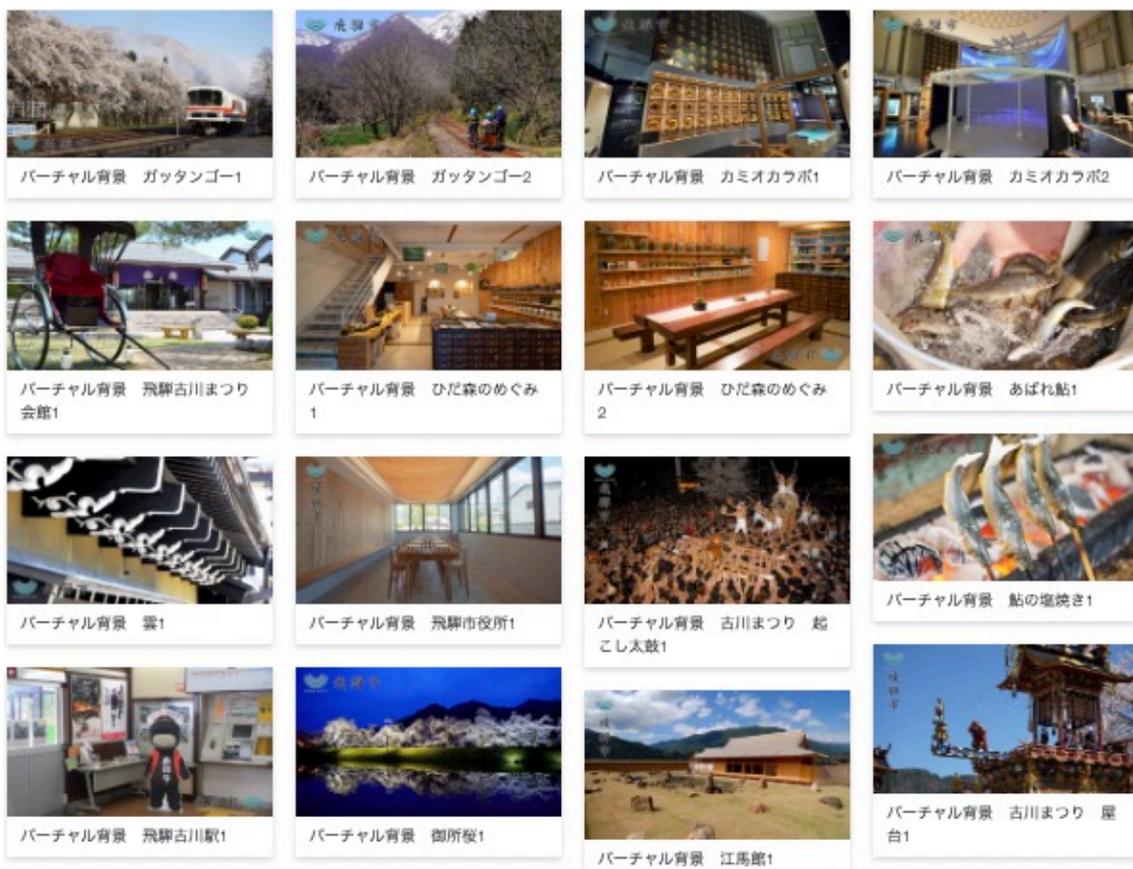


図 54 飛騨市画像オープンデータの例 1

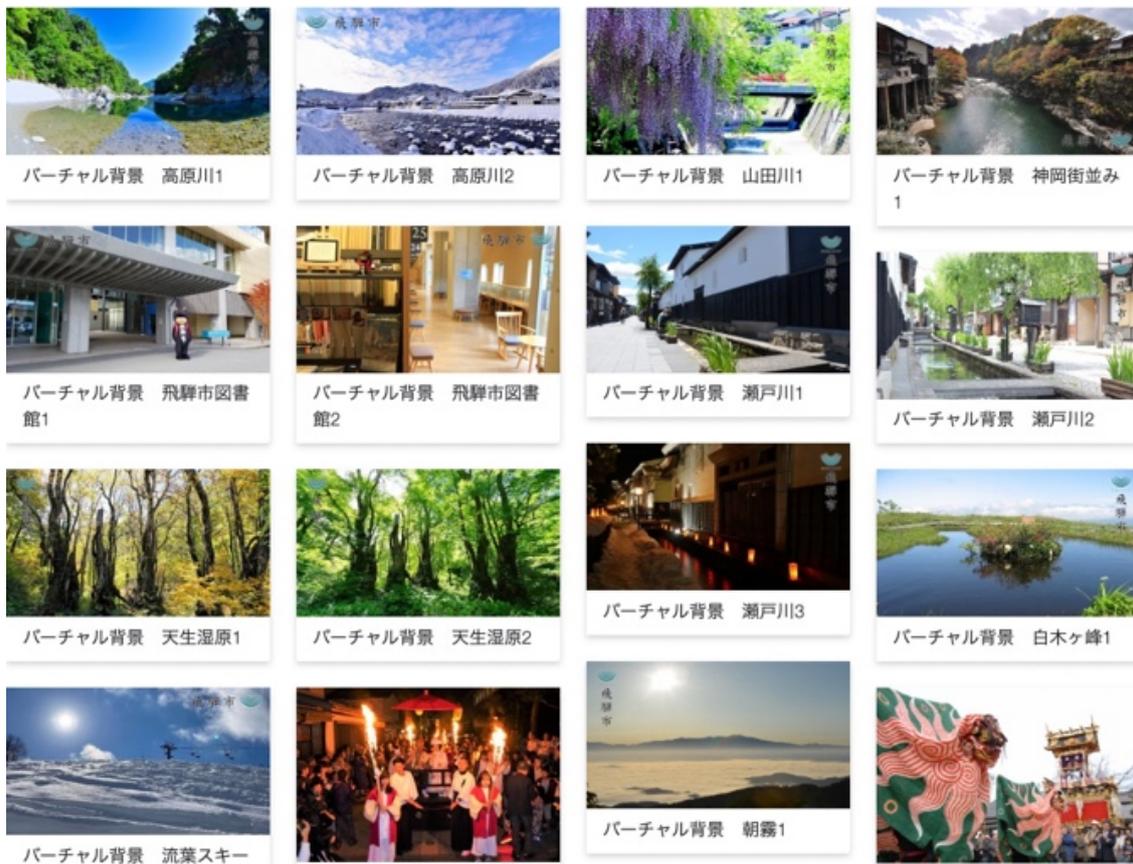


図 55 飛騨市画像オープンデータの例 2

5.4 岐阜県飛騨市における観光推進に関する先行研究

飛騨市は積極的に観光推進に力を注いでいる。2018年から市役所の駐車場にAIカメラを設置し、訪問者の車ナンバープレートを計測している。計測結果に基づいて、訪問者の居住地を収集し、観光政策に反映している[80]。また、伊神らは飛騨市の観光施策のためにSNS分析の環境作りに取り組んで、SNS分析の結果を活用した。これにより、飛騨市におけるSNSデータを分析し、飛騨市の知名度の向上に繋げていくことを進めた[81]。更に、見崎らはAIを用いてSNS投稿画像を分析した。これにより、SNS上に投稿されている飛騨市に関する投稿、特に画像について分析を行った[82]。

これらの取り組みにより、SNSによる情報発信とその結果を活用する方法を実践し、人々に飛騨市のことを有効に伝えていくことを図った。

5.5 本研究の提案と実践

深層学習による画像スタイル変換を用いた画像活用手法を提案し、自治体観光への利活用を図る(図56)。画像スタイル変換とは画像のスタイルを他のスタイルに変換することである。飛騨市の風景を捉えた画像のスタイルを日本の浮世絵風やアニメ風などの様々なスタイルに変化させる。飛騨市の画像データを活用することにより、自治体の所有する画像データの利活用を図るとともに、現地の観光推進や知名度の向上を目指す。

地域観光を推進するために、観光客と市民のことを一緒に考えていく必要がある。そのため、飛騨市のオリジナル画像をオープンデータとして公開しているほか、スタイル変換を行った画像も活用することで、より多くの人に飛騨市の自然景観に関心を持っていただくことに有効だと考える。これにより、今まで現地に訪れたことのない人々にもアピールすることができる。スタイル変換前の画像と変換後の画像を並べて見ることができ、現地の魅力を高めることができると考える。また、地元の風景を画家の作品や人気のあるアニメーションスタイルに変換することで地域の知名度が上がり、市民の誇りの醸成に有効である。更に、画像のスタイルを変換することにより、個人や車のプライバシーを保護することもできると考える。

飛騨市での実証実験を通じて提案手法の有効性を検証し、課題を明らかにする。また、自治体の画像データをオープンデータとして公開することを推進する。これらの実践を通じて、自治体における画像や動画の観光産業への利活用を促すことを目指す。更に、自治体の業務に画像データとAIを活用したことを実践することで、自治体職員の画像データやAI利活用に対する理解を深める。

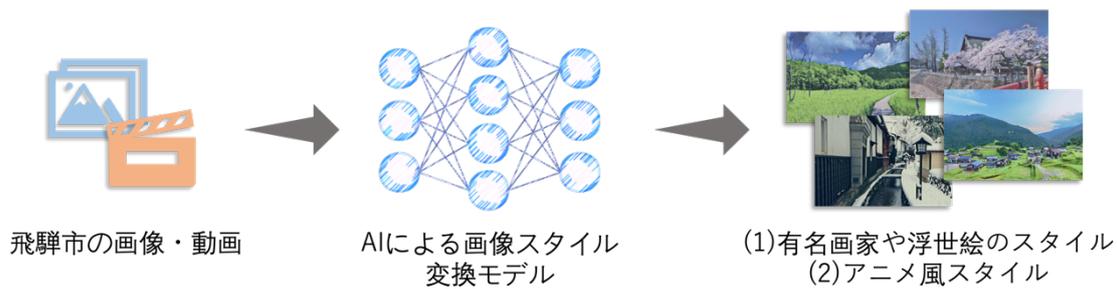


図 56 飛騨市の画像・動画スタイル変換の概念図

5.6 画像スタイル変換

5.6.1 敵対的生成ネットワーク

近年、AI 分野において敵対的生成ネットワーク (Generative Adversarial Network, GAN) と呼ばれる技術が注目されている。GAN はデータから学習することにより、もともと存在しないデータを生成し、データから学習することで既存データの特性に応じてスタイルやドメインを変換する一種の生成モデルである[83]。図 57 は GAN の概念図である。GAN は生成器と識別器から構成されている。まず、生成器を用いてノイズから画像を生成する。次に、生成画像と本物画像と一緒に識別器に入れて本物画像かどうかを識別させる。このような一連の処理を繰り返して生成器と識別器の性能を高めていく。最終的に本物画像に近いデータを生成することができる。

GAN に関する研究が盛んに行われている。画像の画質を高める超解像[84] (図 58)、画像のスタイルを変換するドメイン変換[85] (図 59)、もともと存在しない画像を生成する画像生成[86] (図 60)、など様々な活用先がある。本研究では GAN によるドメイン変換を活用し、飛騨市の画像や動画データのスタイルを変換し、観光コンテンツを作成する。本研究では、2 つの画像スタイル変換モデルを使用する。1 つ目は、有名画家や浮世絵のスタイルに変換するモデルである。2 つ目は、アニメ風スタイルに変換するモデルである。本研究では学習済みの AI モデルを使用するので、飛騨市のデータを事前に学習する必要がなく、そのまま利用することができる。

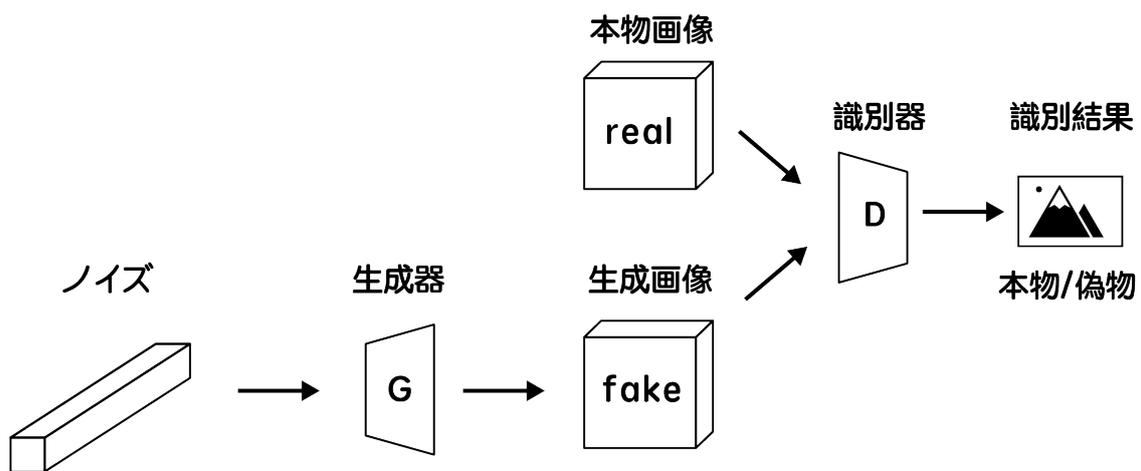


図 57 GAN の概要図



図 58 超解像の例 (参考文献[84]より)

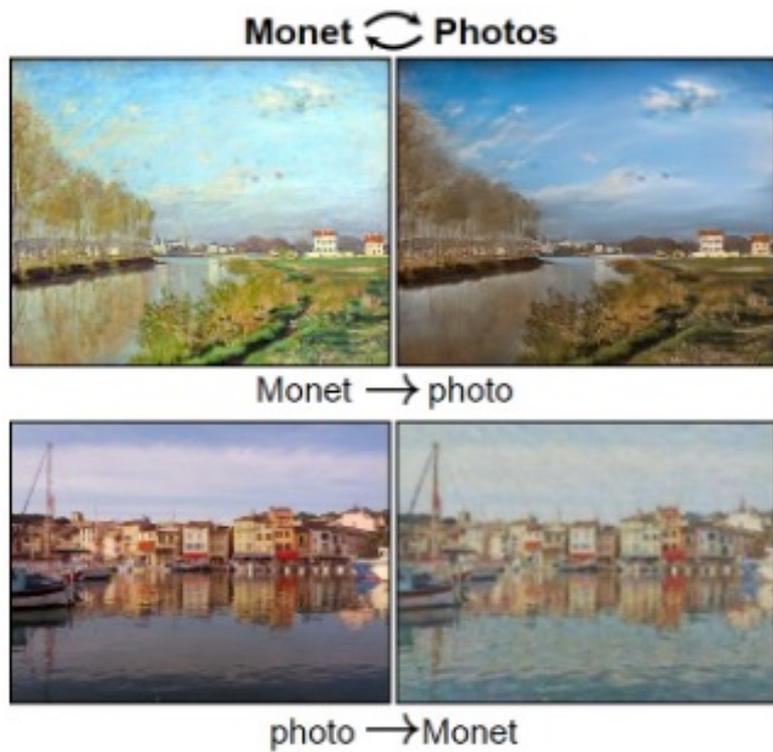


図 59 ドメイン変換の例 (参考文献[85]より)



図 60 画像生成の例 (参考文献[86]より)

5.6.2 画像スタイル変換における著作権

画像スタイル変換においてAIと画像等を活用した時の著作権を説明する。

本論文ではわかりやすく説明するために、画像スタイル変換に関する監督名や作品名を表示する。しかし、自治体において画像を公開する際、変換後の画像を全部公開するわけではなく、名前等を出すこともないと考える。従って、AIによる学習元の作品等に不利な影響を与えることがないと考える。

日本著作権法30条の4第2号では、「情報解析」に必要な限度においては原則として著作物を自由に利用できるとなっている[87]。また、AIによる生成物について、利用したデータ（著作物）の二次的著作物であれば、使用することができない。しかし、そのデータは学習の過程においてパラメータ化されており、データそのものがそのまま知覚できる形式では残していない。従って、AIモデルによって作られたものは二次的著作物ではないので、利用することができる[88]。

5.6.3 画家風スタイル変換

本研究では、2つの画像スタイル変換モデルを使用し、飛騨市の画像データを変換する。1つ目のモデルは、自然風景の画像を有名な画家や浮世絵のスタイルに変換するモデルである[89]。図61に画像スタイル変換の実行結果を示す。1列目は入力画像である。飛騨市自然景観の画像である。飛騨市ではこれらの画像をオープンデータとして公開している。2列目の画像は元画像のスタイルをオランダ画家ファン・ゴッホのスタイルに変換した結果である。3列目の画像はフランス画家クロード・モネのスタイルに変換した画像である。4列目の画像はフランス画家ポール・セザンヌのスタイルに変換した画像である。5列目の画像は浮世絵のスタイルに変換した画像である。これらの生成結果を通じ、著者らはそれぞれのスタイルに興味を持つようになった。また、現地の様子にも興味を持つようになった。画像のスタイルによって明らかな違いがある。ゴッホの場合、オレンジを多めに使っている印象があった。クロード・モネとポール・セザンヌは非常に有名な印象派の画家である。画像は全体的に印象派風で、比較的ぼやけている部分が多い。浮世絵のスタイルではピンク色を多用し、江戸時代を連想させる日本独特のスタイルが入っている。ここで、あくまでもAIが各画家や浮世絵のスタイルを学習し、入力画像をもとに画像のスタイルを変換して新しい画像を生成した。そのため、画家のスタイルと全く同じわけではなく、ある程度近づく形になると考える。



入力画像

ファン・ゴッホ

クロード・モネ

ポール・セザンヌ

浮世絵

図 61 画家風スタイル変換の実行結果

5.6.4 アニメ風スタイル変換

2つ目のモデルは、風景画像をアニメ風スタイルに変換するモデルである[90]。図62と図63は実行結果を示す。図62の1列目は図61の1列目で使用された画像と同じく人物の写らない風景画像である。2列目から4列目はそれぞれ異なるアニメ風スタイルに変換された画像である。2列目は宮崎駿監督の作品である『風立ちぬ』のスタイルに変換した画像である。3列目は新海誠監督の作品である『君の名は。』と『天気の子』のスタイルに変換した画像である。4列目は今敏監督の作品である『パプリカ』のスタイルに変換した画像である。図63は人物が写っている風景画像である。図63の1列目は入力画像を示す。ここで、個人情報が含まれているので、人物の顔にモザイクをかけて画像を表示している。第4章で説明した画像匿名化機能を使って匿名化処理を行った。2列目～4列目は各スタイルに変換した画像である。アニメ風スタイルに変換する際、元画像にモザイクがかからない画像を使って実行する。変更後の画像から確認すれば、もとの自然風景スタイルからアニメで見られるようなアニメスタイルに変換できていることがわかる。これを通じて各監督の作品に詳しくない人にとって関心を持つきっかけになると考える。変換スタイルによって特徴が異なることも確認できる。普段と違う形で現地の様子を楽しむことができ、観光需要の喚起に繋がると考える。飛騨市はアニメ映画『君の名は。』の舞台となった。2016年に上映した同作は大ヒットとなり、当時の日本国内映画総興行収入ランキングの2位となった。そのため、アニメの主人公が訪れるシーンを目当てに飛騨市を訪れる人も多く、訪問者数が増えていた。これを機に、多くの人に飛騨市のことを知られるようになった。本研究を通じて飛騨市の画像と動画のスタイルをアニメ風スタイルに変換し、複数の観光コンテンツを作成することができた。これにより、新たに飛騨市の古い町並みを宣伝する良い機会になると考える。

観光コンテンツ作成の以外に、アニメ風にすることで人の顔が確認しにくくなったことが確認できた。これにより、画像の匿名化にも繋がったと考える。画像や動画をオープンデータとして公開する場合、個人情報を保護することが重要である。アニメ風スタイル変換は集客や個人情報の保護に役立つと考える。これと関連する事例として、岐阜県高山市は市役所にてリアルタイムの混雑情報を提供するアプリを導入した[91]。このアプリでは、高山市役所市民課窓口の待ちスペースと市役所駐車場の様子をカメラで撮影し、30秒ごとに画像をアニメ風に変換してホームページにて公開している[92]。高山市役所では混雑を防ぐために、リアルタイムに待ち状況を発信している。高山市が提供するホームページでは、リアルタイムにアニメ風に変換された現地の様子を見ることができる。また、現地の写真はアニメ風に変換されているので、混雑かどうかという雰囲気や個人情報を伝えることができる。

本研究では飛騨市の風景画像をアニメ風に変換し、オープンデータとして公開することは1つの目的である。また、公開の画像を観光推進に活用し、より多くの人々を現地に呼び込むことを目指す。更に、市民にとって街への誇りの醸成にも繋がると考える。

画像をオープンデータとして公開する際、個人を特定できる画像を公開することが困難である。この方法と第4章にて説明したモザイクによる画像の匿名化と一緒に活用することにより、画像公開における個人情報の保護に有効だと考える。本取り組みにより、画像オープンデータと観光促進との好循環を生み出すことが期待される。

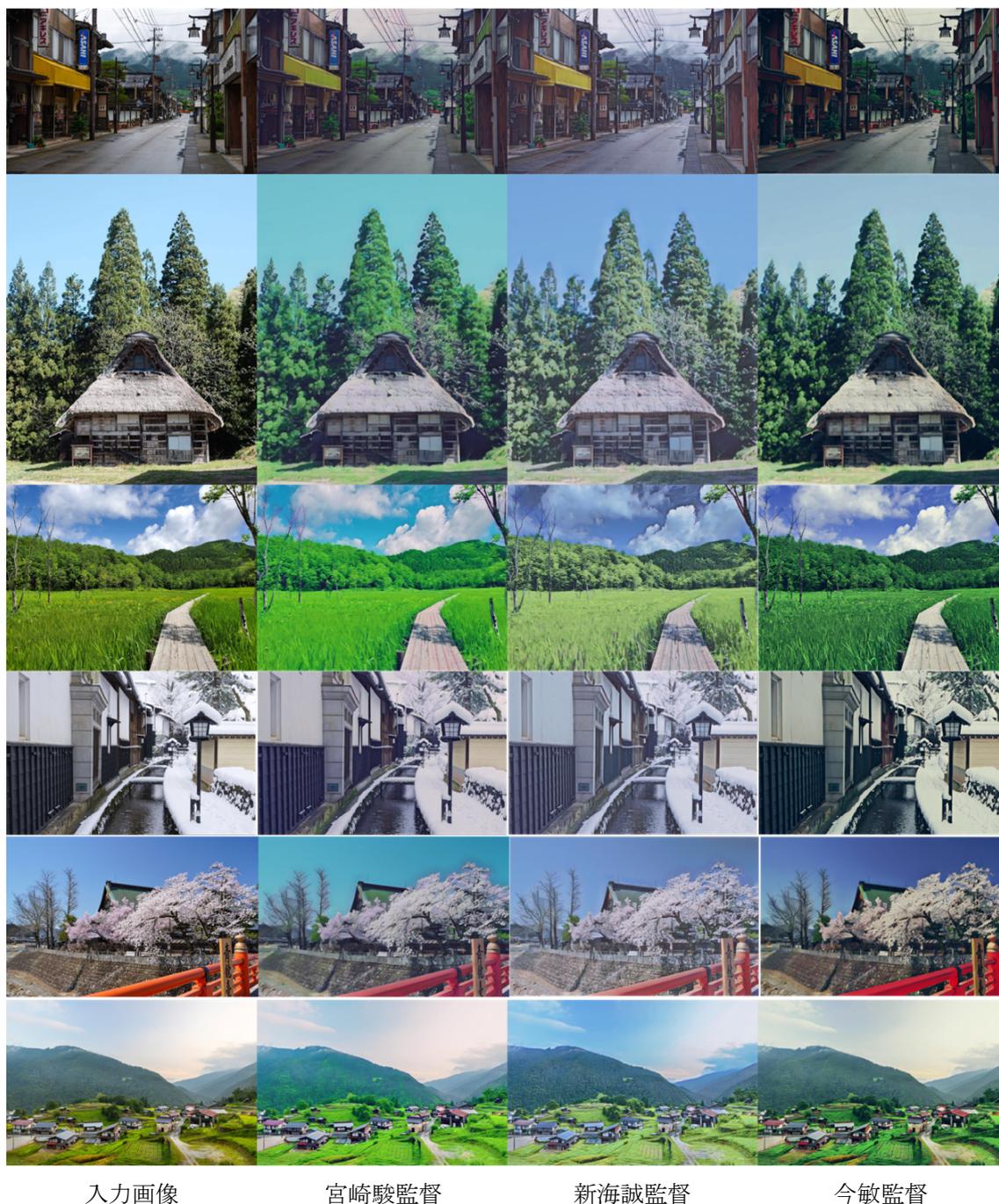
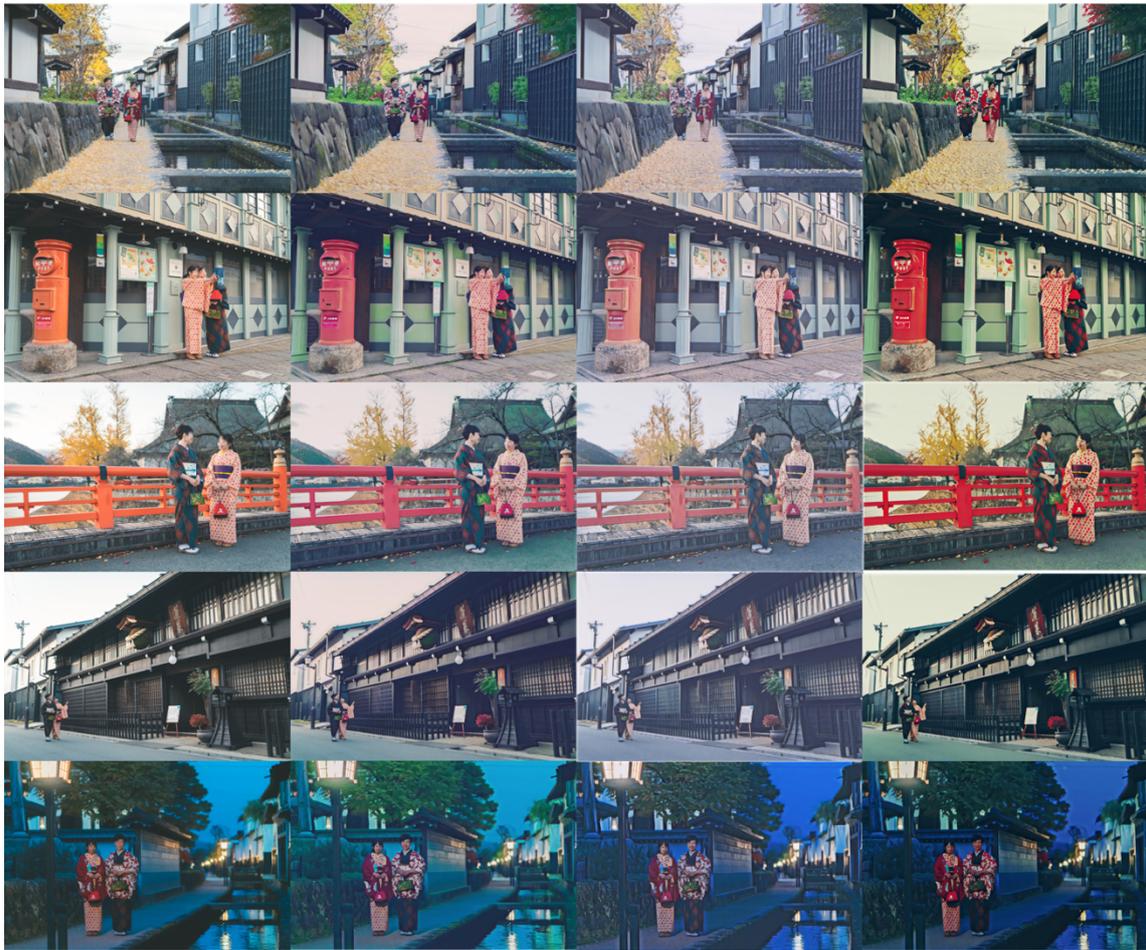


図 62 アニメ風スタイル変換の実行結果（人物が写らない）



入力画像

宮崎駿監督

新海誠監督

今敏監督

図 63 アニメ風スタイル変換の実行結果 (人物が写る)

5.7 飛騨市からのフィードバック

自治体の担当者と協議し、AI を活用して画像データを地域の観光振興に活用する方法を提案した。自治体は画像のオープンデータ化とその利活用に積極的に力を注いでおり、多くの画像データを公開することに前向きである。画像は言葉では伝えきれない情報を分かりやすく伝えることができ、日本語が分からない外国人にも情報を提供することができる。そのため、様々な分野で画像を使用してコミュニケーションを向上させることができる。本提案では新たなデータを取得する必要がなく、自治体が提供する画像データを活用した観光プロモーションの実践例を示した。飛騨市からは今回の実証実験と画像スタイル変換の結果について多くの肯定的なフィードバックを受けた。また、担当者は本研究の成果を様々なデータに応用することに非常に意欲的である。具体的には、担当者のフィードバックを以下にまとめる。

飛騨市商工観光部まちづくり観光課

(1) 変換結果の評価

画像のスタイル変換がきれいにできていると評価された。今後飛騨市が所有する観光に関する画像や動画のデータを多く変換して結果を確認したい。

(2) 変換画像の利活用

観光 PR に活用できそうで良かった。また、観光スポットによって画像や動画によるシリーズを作成したい。これは観光客のみならず、市民にとっても大変有意義な観光コンテンツとなるので、ぜひ活用したい。今後、スタイル変換後の画像や動画をオープンデータとしての活用を目指したいという積極的な意見を受けた。

(3) 今後の課題

画質による影響を検証する必要がある。昔の画像の画質が低いので、画像のスタイル変換がうまくできるかを更に確認する必要がある。

以上の意見をもとに、今後の検証を進めていきたい。この研究を継続し、より多くの画像データで画像スタイルの変換を検証する予定である。また、古い画像の品質を向上させ、生成結果を確認する。更に、観光客や市民を対象にアンケート調査を実施し、画像スタイル変換の効果や研究の成果を検証する。アンケートの結果に基づいて、特定の相手グループをターゲットにした様々な画像スタイル変換が考えられる。この方法により、自治体の観光コンテンツを充実させることができると考える。加えて、観光地ごとに観光コンテンツを制作し、飛騨市の町並みを宣伝する良い機会になると考える。この

取り組みを通じ、自治体職員の AI 活用への理解が深まる可能性がある。本研究で考案した方法は、他の自治体にも横展開しやすく、導入しやすいと考える。

提案手法は画像のみならず動画にも適用することができている。今後、観光スポットの動画をアニメ風に加工して公開することも可能である。観光推進の動画を通じ、自治体は地元の風景をより効果的に紹介し、観光客の呼び込みに繋がると考える。

5.8 考察

本研究では画像のスタイルを変換し、これらの画像を観光推進に活用し、観光を促進する方法を提案した。これは観光客の誘致のみならず、市民の街への誇りの醸成にも役立つと考える。飛騨市は観光を重要な産業と位置づけており、観光に関する多くの画像データを保有している。本研究の提案により、これらのデータを有効活用し、観光振興に繋がった。具体的には、AI を使用して画像と動画のスタイルを変換した。豊かな自然に囲まれた飛騨市の美しい自然画像を有名な画家や浮世絵のスタイルに変換した。日本伝統的な浮世絵の画像スタイルを体験しながら、現地の風景を体験する良い機会となった。また、これまでで自然な画像スタイルしかなかった写真を、様々なスタイルに変換することで、状況に応じて画像スタイルを選ぶこともできるようになった。更に、飛騨市の画像を様々なアニメ風スタイルに変換することで、個人情報やプライバシーを守ることに繋がった。なお、アニメ風への変更より、人の表情がわかりにくくなる場合がある。そこで、画像スタイル変換を行う前に、第4章で説明した自動ラベリングの方法を用いて人の表情を読み取り、幸せそうな表情があれば画像にそういうラベルをつける。これにより、人の表情や雰囲気や霧を正確に把握する。これ以外に、車のナンバープレートをぼかし、特定の情報を不明瞭にすることも可能である。これらの方法により、スタイル変換後の画像をオープンデータとして公開し、観光プロモーションに活用することができる。普段と違うスタイルにて街並みを見ることで、国内外の観光需要に繋がると考える。

5.9 まとめ

本章では自治体において画像や動画のスタイルを変換した観光コンテンツを活用し、地域観光を促進する取り組みを説明した。これにより、画像オープンデータを含めた画像や動画の利活用方法を具体的に示すことができた。今回の実証実験では、飛騨市の観光に関するデータを観光推進に活用した。また、今回の取り組みを通じて観光推進に活用した画像等のデータを公開し、画像公開にも繋がった。このように、画像利活用から画像公開を促すことを検証することができた。今後、観光促進のみならず、複数の自治体業務において今回の取り組みを参考にして画像利活用と画像公開とを実践することができると思う。

第6章 考察

本研究では産官学連携により、複数の自治体業務を対象とし、画像データと AI とを活用した支援システムを構築した。本研究を通じて、自治体業務における画像データと AI を活用した効果を検証し、自治体業務への支援を行うことができた。

現代社会において様々な分野に ICT が活用されており、ビッグデータのような大規模データが生み出されるようになっている。行政分野において、データ分析など判定根拠に基づく政策立案が重要視されている。これに伴い、データ利活用やデータ分析が重要となり、様々な実証実験や施策が行われている。本研究を通じて自治体業務へのデータ利活用を検証したところ、複数の課題が存在することがわかった。1つ目は、世の中に多くのデータが存在するが、これらのデータを整理しないと、生データのままだではなかなか利用しにくい。自治体においても以前から多くのデータを蓄積してきた。しかし、これらのデータに関する整理や利活用を試行錯誤するところが多く、改善する余地があると考えられる。2つ目は、データ公開やデータ利活用の重要性がわかるが、どのようにしたら業務に活用できるか、具体的な方法がわからない。3つ目は、自治体において各部門の作業量が多く、公務員の減少により人手不足で手が回らない。これらの背景から、自治体は ICT やデータの利活用を実践することがなかなか難しい。

そこで本研究では、産官学連携の仕組みにて ICT と画像等のデータを利活用し、自治体業務を支援している。実際の業務に活用できるシステムを構築するために、複数の自治体や企業と一緒に共同研究を進めてきた。自治体だけではなかなか実践しにくい ICT やデータの利活用といった部分を、大学と企業と手を組んで一緒に進めることで補うことができた。また、大学と企業だけでは現場のことがわからないので、自治体職員の経験も一緒に取り入れることが大事である。自治体データの中で、画像や動画といった視覚的にわかりやすく情報を伝達しやすいデータの重要性を述べてきた。ICT を活用して画像公開と画像利活用の好循環を促進することは、自治体業務を支援して改善するうえで重要な役割を果たしていることを検証することができた。これと同時に、複数の取り組みから確認したように、データの公開と利活用を有効に進めていくことは人々や企業にも良い影響を与えていることがわかる。

従って、本研究では自治体業務において画像データの整理や利活用に注目し、研究を進めてきた。それぞれのプロジェクトにおいて本研究により進めたことを考察したうえで、研究全体を考察する。

(1) 固定資産税評価業務支援に関する研究

産官学連携により、税務課における固定資産税評価業務を支援するためのシステムを構築してきた。支援システムは「地目判定」、「ソーラーパネル検出」および「路線価策定」といった固定資産税評価に密接に関わる3つのシステムより構成されている。「地

目判定」,「ソーラーパネル検出」システムを構築するために,航空写真画像を始めとする自治体の土地データを活用した.3種類のデータを有効に組み合わせたことにより,学習や判定用のデータセットを整えた.これにより,AIを用いて航空写真画像から直接地目を判定し,ソーラーパネルを検出することができた.また,判定結果をもとに現況地目調査にも活用することができた.今まで自治体職員や専門家は土地の状況を確認するために,経験や土地勘を頼りに現地を回っていた.これに対し,本研究で開発した支援システムの結果をもとに効率的に現況地目調査を行うことができた.加えて,固定資産税の決定に重要とされる指標の路線価について,過去の路線データと路線価の関係を学習し,新たな路線の路線価を推定することができた.更に,AIを用いて路線価の推定に各要素の与える影響を可視化することができた.この一連の取り組みにより,固定資産税評価業務を支援するためのシステムを開発することができた.

業務支援以外に,本研究を通じてデータ公開にも良い影響を与えた.本研究に取り組む時,航空写真画像や地番図は公開データではなかった.自治体における実証実験を経て土地データを利用した提案システムの有効性を確認することができた.これにより,これまでデータの使い道がイメージしにくかったデータの有用性を示すことができた.その結果,愛知県半田市にて行政活動情報として平成29年,令和2年の航空写真画像を公開するようになった.これにより,データ利活用とデータ公開が良い循環となり,新しく公開されたデータは自治体業務を始めとする様々なところで活用されていくと考える.図64と図65はそれぞれ公開された航空写真画像である[93][94].

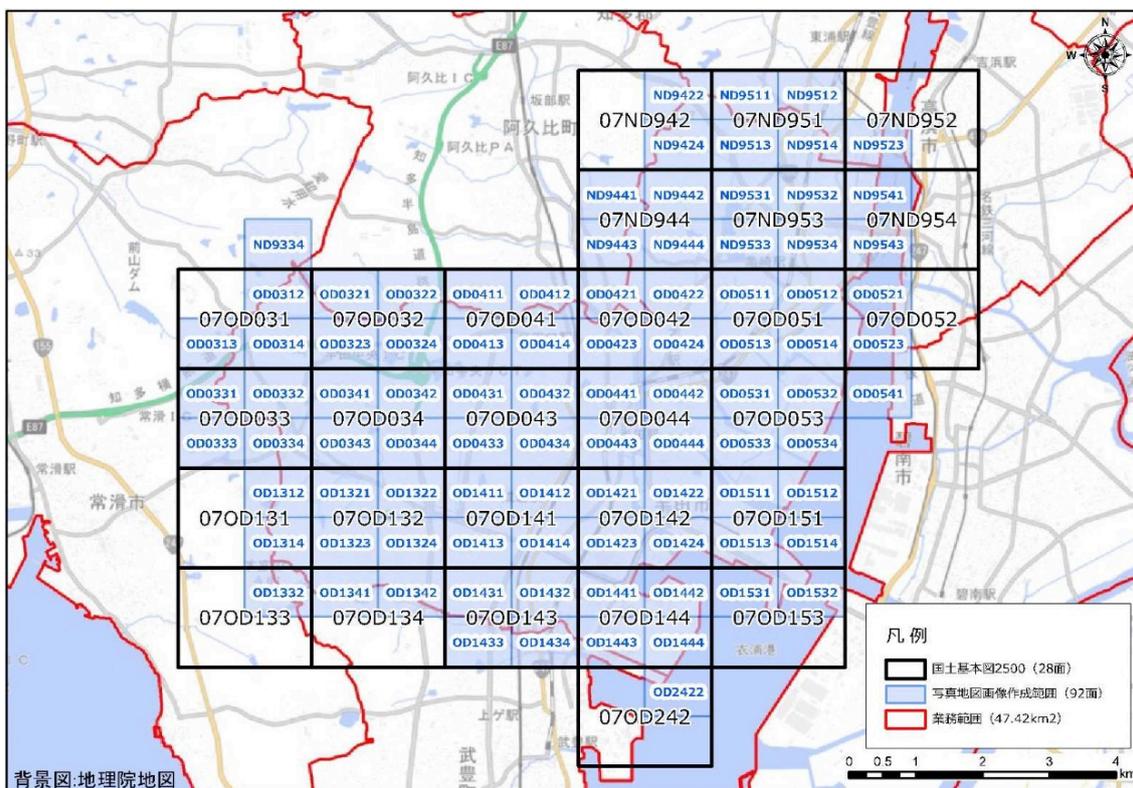


図 65 愛知県半田市令和 2 年航空写真画像

(2) 画像オープンデータ化推進と観光への利活用に関する研究

自治体は多くの画像データを所有している。画像データのオープンデータ化とその利活用が重要である。本研究では産官学連携により、画像データのオープンデータ化と観光分野への利活用についてそれぞれ支援システムを構築して実践した。

①画像オープンデータ化推進の支援に関する研究

データの循環利活用を考え、自治体におけるオープンデータの推進に注目が集まっている。現状、文章や表形式データのオープンデータ化が進んでいるが、個人情報やプライバシーの課題より、画像のオープンデータ化があまり進んでいない。いくつか先進的な自治体にて取り組みが行われているものの、全国的にまだあまり進んでいない。そこで本研究では、産官学連携により画像オープンデータ化推進を支援するためのシステムを構築した。画像の選定と画像の匿名化を行ったうえで、公開後の利活用も考えて自動ラベリングと画像のキャプションをつけるようにした。

本研究では、最初にオンラインでの利用を目指し、複数の機能を開発してきた。自治体職員の協力のもとで実証実験を行い、提案の有効性や課題点を確認した。全体として実現可能性はそれほど問題ないものの、ネットワークの環境によってデータの送受信や

処理に時間がかかることやユーザビリティの向上が必要といったことが課題となった。そこで、オンラインでの利用からオフラインでの実装に移行することにより、インターネットの遅延による操作の不便を解決することができた。また、各機能で使用するモデルの性能向上により、ユーザビリティの向上に繋がった。これらの工夫により、複数の自治体や企業から評価を受けた。更に、鈴木らによる先行研究と協力することで自治体における画像データの公開に至った[95]。

②画像データの観光への利活用に関する研究

画像データの観光への利活用を実践し、研究を行った。令和4年6月に発表された「経済財政運営と改革の基本方針 2022」にて観光立国の復活ということが明記された[96]。COVID-19の感染状況等を踏まえて引き続き注意しながら、観光需要を高めて地域観光を推進することが重要である。地方経済や地方創生を進めるうえで、観光産業が大事である。そこで本研究では、地域観光を推進するために、画像オープンデータを含め、自治体の所有する画像データを活用し、観光コンテンツを作成した。オリジナル画像から画像のスタイルを変換することにより、普段と違うスタイルの観光コンテンツを作成することができた。また、画像のみならず、動画の変換にも対応することができた。更に、自治体の所有する古いデータについても、画質を高めたうえで、スタイルの変換が可能である。加えて、白黒画像をカラー化してからスタイルの変換も可能である。この一連の工夫により、観光推進にて使えるような観光コンテンツを作成することができた。今回の取り組みを通じ、観光施策は観光客のためのものだけでなく、地元住民にとっても大事なことだと認識した。従って、地元住民の立場からも観光施策を考え、大きな手間をかけずに地域の良さを伝えていくことが重要である。これにより、国内観光の需要を高めるとともに、地域に対する愛着の形成にも繋がると考える。

(3)研究全体に関する考察

本研究ではAIを活用した画像公開と画像利活用の良い循環を検証するために、複数のプロジェクトに取り組んでおり、実践してきた。前述した自治体業務にデータを活用した時に存在する3つの課題に対し、それぞれの取り組みにおいて支援システムを提案して検証した。そのうえで、本研究により分かったことや成果をまとめて研究概念図に反映した(図66)。

①データ前処理と利活用

自治体において以前から多くのデータを蓄積してきた。しかし、大量のデータについて整理や利活用の方法が決まらなく、試行錯誤するところが多かった。そこで本研究の検証を通じて以下の方法を提案して整理した。自治体業務の内容に応じて自治体のすでに所有するデータを整理して活用する方法を具体的に示した。例えば、固定資産税評価

業務支援の取り組みにおいて、自治体の所有する3種類の土地データを活用すれば、地目判定やソーラーパネル検出を実装することができた。また、画像データの観光分野への利活用において、自治体の観光に関する画像等のデータを活用し、地域観光を促進するための観光コンテンツを作成することができた。このように、自治体業務に応じてデータを事前に処理するデータ前処理という手順の重要性がわかった。場合によってデータ前処理の方法が変わるので、一概に言えないが、画像等のデータを活用するうえで、重要なこととして認識することができた。そのうえで、自治体のデータだけでは足りない場合、政府より公開されているオープンデータを含めて外部データを取り入れて使用することも可能である。

②データ公開とデータ利活用との好循環

自治体業務ごとにデータ公開とデータ利活用の方法を具体的に提案して実践した。それぞれ提案した支援システムを活用し、複数の自治体にて実証実験を行ってシステムの性能を確認した。また、実証実験から得られた結果から提案システムを改善して実用化を進めた。自治体職員の意見等をもとに引き続き支援システムの活用を推進する。更に、画像データの公開と利活用を相互に促進する可能性を確認した。例えば、画像オープンデータ化推進の支援において、自治体の所有する画像データの公開に向け、支援システムを構築して実践した。そのうえで、公開されるようになった画像データを含めて多くのデータを観光分野に活用し、地域観光を推進した。本取り組みを通じ、もともと公開されていない画像データを公開するきっかけになった。このように、自治体業務に応じてデータ公開とデータ利活用の方法を実践したうえで、データの公開と利活用の好循環を検証することができた。

③産官学連携により自治体業務への支援

本研究では複数の自治体や企業と連携して複数のプロジェクトを進めてきた。それぞれの自治体においてAIとデータを利活用する必要があるものの、専門知識や人材の不足等により難しいことをよく感じた。また、普段の業務では自治体と企業と連携する2者連携のケースがあったが、コストの面から多くの自治体にて長く継続することが難しい。そこで、大学との連携により助成金等の制度を活用することで、自治体はコストを下げることができて長く取り組みを続けることが可能となる。

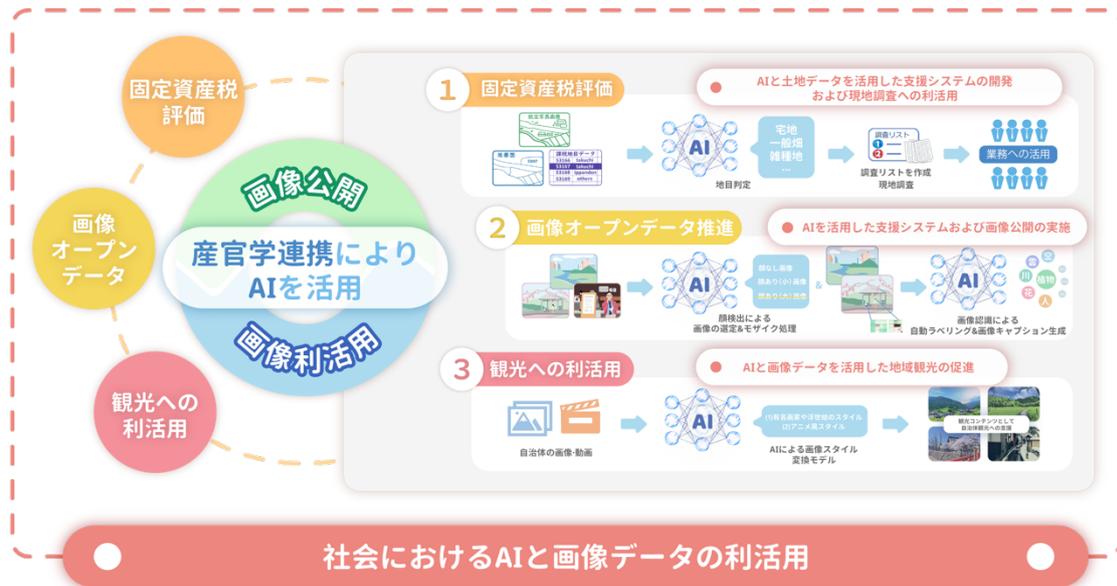


図 66 本研究の成果をまとめた研究概念図

第7章 結論

本研究では、自治体の画像データと AI を利活用し、自治体業務を支援するためのシステムを構築した。現在、様々な分野において AI を用いたデータ利活用が重要になっており、行政分野においても同じく重要性が高まっている。しかし、行政の現場では業務の忙しさや専門知識のハードルが高いことから、自治体職員から直接実践することが難しい。また、自治体は多くのデータを持っているが、どんなデータをどのように活用したら良いかははっきりとしない場合がある。そこで、データの伝播しやすさや分かりやすさから画像データの利活用に注目し、AI による業務支援のシステムを開発して実践した。具体的には、自治体業務において業務量が多く重要とされる固定資産税評価と画像オープンデータの業務に取り組んだ。これらの取り組みを通じ、AI による画像データの利活用において、実証実験の結果をもとに実現可能性や課題点を検証することができた。それぞれの取り組みにおいて検証したことや達成したことを以下にまとめ、今後の展望を説明する。

固定資産税評価業務支援では、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土地データを活用し、AI による支援システムを構築することができた。まず、航空写真画像から土地の地目を判定することができるようになった。また、判定地目の結果をソーラーパネル検出に活用することができた。これらの結果をもとに調査土地のリストや調査ルートを作成することができるようになり、効率的に作業することができた。更に、固定資産税を決めるうえで、重要な指標として路線価を推定することもできるようになった。道路の幅員や小学校からの距離等の要素により、路線の路線価が決まる。これらの要素と路線価との関連を学習し、新しい路線に対して路線価を推定する AI モデルを構築することができた。これらのことにより、1つの仕事だけでなく、固定資産税評価業務における複数の仕事に対応することができた。実証実験や実務での活用について、複数の自治体に横展開することができた。システムの実証実験では、主に愛知県半田市と協力し、システムの実装可能性や課題点を検証してきた。実務での活用では、半田市だけでなく、愛知県みよし市などでも本システムを活用している。

地目判定について宅地とその他という宅地 2 値分類では良い性能に達することができた。これにより、住宅用地特例の適応チェックに活用することができると想定している。住宅用地特例とは人が居住するための家屋の土地について特例措置があり、税金が軽減されていることである。これにより、地目判定の結果をもとに2つのチェック内容が想定される。1つ目は、住宅用地特定の土地に対し、特例が設定されているかどうか

を確認することである。2つ目は、特例が設定されている土地は住宅用地かどうかを確認することである。宅地2値分類に対し、地目4値分類と5値分類について、まだまだ精度を高める余地があるという結果になった。判定結果から見れば、宅地は比較的に判定しやすい地目であったのに対し、農地と雑種地の判定が難しいことがわかった。また、自治体における実証実験では、航空写真画像の撮影時期と現況地目調査とのタイムラグより判定が難しくなることがわかった。そこで、今後半田市では航空写真画像の代わりに衛星写真画像を地目判定に活用することを予定している。衛星写真画像は航空写真画像と比べ、コストが低いことと、1年中に複数回撮影できるといった利点がある。これにより、鮮度が高いデータを地目判定に活用できると考える。課題として、衛星写真画像は航空写真画像より解像度が低いので、判定精度にどれくらいの差が出るかを検証する必要がある。更に、ソーラーパネルの検出にも活用できると考える。

画像オープンデータ化推進と観光への利活用では、データ利活用においてデータのオープンデータ化が重要である。「オープンデータ基本指針」や「官民データ活用推進基本法」等により、自治体において積極的にオープンデータの取り組みが推進されてきた。しかし、個人情報の保護や画像フォーマットの整理等の課題より、画像オープンデータの推進があまり進んでいない。そこで本研究では、複数の自治体や企業と共同研究を行い、画像のオープンデータ化を推進するための支援システムを構築した。そのうえで、自治体における実証実験を経てシステムの効果や課題点を検証した。1つの自治体にたくさんの部門があり、各部分はそれぞれ業務に関連する画像データを持っている。また、部門によって画像数に大きな違いがある。そのため、画像データであれば公開の対象となるわけではない。必要に応じて画像データを整理して公開することになる。従って、画像データの需要性が高いところに注目し、実証実験を含めて研究を進める必要がある。例えば、市役所の観光課では観光に関する画像データを多く所有する。こういったデータは観光分野のみならず、地域の宣伝やシティブロモーションにも繋がる。公開可能なデータを積極的に公開すれば、より多くの活用に繋がると考える。従って、本研究の一環として岐阜県飛騨市と協力し、観光分野に関する画像のオープンデータ化に取り組んで検証した。まず、各画像に対し、画像のタグ付けや画像キャプションの生成を行うことができた。そのうえで、画像の匿名化を行って公開可能な画像にすることができた。今後、1つの部門だけでなく、複数の部門に展開し、部門によって画像のオープンデータ化にどんな違いがあるかを検証したい。

次に、画像オープンデータを含めて自治体の所有する一般的な画像の観光への利活用を検討した。観光立国等のことから観光は自治体にとって重要な分野だとわかる。そこで本研究では、自治体の観光に関するデータを活用し、観光推進への利活用を図った。具体的には、自治体の自然風景等の画像に対し、画像スタイルを変換して異なるスタイルの画像を作成した。これにより、もとの画像と組み合わせて地域の観光コンテンツを作成した。複数の種類のスタイルに変換できることや動画などにも対応できることから、

自治体職員から高い評価を受けた。今後、観光スポットごとに観光コンテンツのシリーズを作成し、地域観光を推進する。これに対し、課題点としてより多くの画像に対して検証するとともに、その地域に限定する画像スタイルの構築と実践も重要だと考える。

以上、本研究では複数のプロジェクトを通じて自治体業務における AI と画像データ利活用の可能性を検証してきた。複数の支援システムの実現可能性やその効果を確認することができた。また、自治体における実証実験を通じてシステムの性能向上を図ってきた。その結果、自治体や企業から高い評価を受けており、実際の業務に支援システムを活用することができている。このように、研究室内の検証に留まらず、産官学連携により自治体業務を支援することができた。今後、より多くの自治体業務にて本研究で得られた知見を活用するとともに、多角的な視点から AI と画像データの利活用を検証していきたい。

参考文献

- [1] 内閣府，第5期科学技術基本計画。
https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html
(2022年8月26日アクセス)
- [2] 内閣府，Society 5.0とは。
https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/society5_0.pdf
(2022年8月26日アクセス)
- [3] 内閣府，第6期科学技術・イノベーション基本計画。
<https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/index6.html>
(2022年8月26日アクセス)
- [4] 総務省，地方自治体における新たな技術の活用状況について。
https://www.soumu.go.jp/main_content/000601804.pdf
(2022年8月26日アクセス)
- [5] 内閣府，内閣府におけるEBPMへの取組。
<https://www.cao.go.jp/others/kichou/ebpm/ebpm.html>
(2022年8月26日アクセス)
- [6] 官民データ活用推進基本法。
<https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=428AC1000000103>
(2022年8月26日アクセス)
- [7] 総務省，地方公共団体におけるデータ利活用ガイドブック Ver.2.0。
https://www.soumu.go.jp/main_content/000620312.pdf
(2022年8月26日アクセス)

- [8] 鈴木彩音・浦田真由・遠藤守・安田孝美 (2020). 自治体における画像オープンデータ標準化に向けた取り組み. 第 11 回社会情報学会中部支部研究会論文集, pp. 41-44. 2020.
- [9] 日本総研, 地方公務員は足りているか—地方自治体の人手不足の現状把握と課題—
<https://www.jri.co.jp/MediaLibrary/file/report/jrIREview/pdf/12542.pdf>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [10] 総務省, 令和 4 年版地方財政白書.
https://www.soumu.go.jp/main_content/000800696.pdf
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [11] 地方税法第四百八条.
<https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=325AC0000000226>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [12] 文部科学省, 産学官連携の意義.
https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/gijyutu/gijyutu8/toushin/attach/1330954.htm
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [13] IT 戦略本部, 電子行政オープンデータ戦略.
https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/pdf/120704_siryu2.pdf.
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [14] IT 戦略本部, オープンデータ基本指針.
https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic_page/field_ref_resources/f7fde41d-ffca-4b2a-9b25-94b8a701a037/20210615_resources_data_guideline_01.pdf
(2022 年 8 月 26 日アクセス)

- [15] 新型コロナウイルス対策ダッシュボード. <https://www.stopcovid19.jp/>
(2022年8月26日アクセス)
- [16] 名古屋大学安田・遠藤・浦田研究室, 防災啓発マップ.
<http://mdg-web.main.jp/crisis/>
(2022年8月26日アクセス)
- [17] クリエイティブ・コモンズ・ジャパン,
クリエイティブ・コモンズ・ライセンスとは.
<https://creativecommons.jp/licenses/>
(2022年8月26日アクセス)
- [18] 総務省行政管理局, データカタログサイト.
<https://www.data.go.jp/>
(2022年8月26日アクセス)
- [19] IT 総合戦略室, 推奨データセット. <https://cio.go.jp/policy-opendata>
(2022年8月26日アクセス)
- [20] 愛知県東浦町, 東浦町画像オープンデータ.
<http://open-imagedata.town.aichi-higashiura.lg.jp/>
(2022年8月26日アクセス)
- [21] 郡山市観光協会, ムービーアーカイブサイト.
<https://www.kanko-koriyama.gr.jp/moviearchives/>
(2022年8月26日アクセス)
- [22] 北海道室蘭市, むろらんオープンデータライブラリ.
<https://library-muroran.opendata.arcgis.com/>
(2022年8月26日アクセス)

[23] 東京都世田谷区, 世田谷区 GIS オープンデータ.

<https://data-setagaya.opendata.arcgis.com/>

(2022年8月26日アクセス)

[24] 総務省, オープンデータ化した地域資料の利活用を通じて大阪の魅力を発信.

[https://www.soumu.go.jp/main_sosiki/joho_tsusin/top/local_support/ict/jir
ei/2019_005.html](https://www.soumu.go.jp/main_sosiki/joho_tsusin/top/local_support/ict/jir
ei/2019_005.html).

(2022年8月26日アクセス)

[25] 内閣官房まち・ひと・しごと創生本部事務局, 内閣府地方創生推進室.

オープンデータ化した地域資料の利活用を通じて大阪の魅力を発信.

[https://www.soumu.go.jp/main_sosiki/joho_tsusin/top/local_support/ict/jir
ei/2019_005.html](https://www.soumu.go.jp/main_sosiki/joho_tsusin/top/local_support/ict/jir
ei/2019_005.html).

(2022年8月26日アクセス)

[26] 高浜市, 高浜市のオープンデータ.

<https://www.city.takahama.lg.jp/soshiki/seisaku/3088.html>

(2022年8月26日アクセス)

[27] 総務省, 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.h
tml](https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h28/html/nc142120.h
tml).

(2022年8月26日アクセス)

[28] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. Nature, Vol.

521, No. 7553, p. 436-444, 2015.

[29] 内閣府, AI 戦略 2022.

https://www8.cao.go.jp/cstp/ai/aistrategy2022_honbun.pdf

(2022年8月26日アクセス)

- [30] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012).
- [31] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv:1409.1556 [cs] (September 2014).
- [32] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In CVPR, 2016.
- [33] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4510-4520).
- [34] PyTorch Documentation. <https://docs.ultralytics.com/>
(2022年8月26日アクセス)
- [35] Google Cloud Vision API. <https://cloud.google.com/vision>
(2022年8月26日アクセス)
- [36] J. Li, D. Li, C. Xiong, and S. Hoi. BLIP: Bootstrapping Language-Image Pre-training for Unified Vision-Language Understanding and Generation. arXiv:2201.12086v2, 2022.
- [37] 半田市, 日本大百科全書(ニッポニカ)の解説.
<https://kotobank.jp/word/半田%28市%29-1578879>
(2022年8月26日アクセス)
- [38] ぬくもりとつながりのまちはんだで暮らす.
<http://www.handa-life.jp/living/about.html>

(2022年8月26日アクセス)

[39] 半田市の人口・世帯数(各月1日現在),

<https://www.city.handa.lg.jp/shimin/shise/toke/jinko/setai.html>

(2022年8月26日アクセス)

[40] 知多半島の統計 (令和2年版).

http://www.city.tokoname.aichi.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/005/242/R2zenntaiban.pdf

(2022年8月26日アクセス)

[41] 愛知県半田市総務部税務課, 片山高也, 神谷知己. 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_shiryuu.pdf

(2022年8月26日アクセス)

[42] 愛西市, 日本大百科全書(ニッポニカ)の解説.

<https://kotobank.jp/word/愛西%28市%29-1497859>

(2022年8月26日アクセス)

[43] 愛西市観光協会.

<https://www.aisaikankou.jp/wgs/blog/fp/2/>

(2022年8月26日アクセス)

[44] 愛西市, 愛西市の人口及び世帯数.

http://www.city.aisai.lg.jp/contents_detail.php?co=kak&frmId=1792

(2022年8月26日アクセス)

- [45] 愛西市の統計.
https://www.city.aisai.lg.jp/cmsfiles/contents/0000014/14073/aisaishinoto_ukei.pdf
(2022年8月26日アクセス)
- [46] C. Yang, F. Rottensteiner, C. Heipke: Classification of landcover and land use based on convolutional neural networks. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume IV-3, 2018.
- [47] 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. 第 22 回固定資産評価研究大会, 2018.
- [48] J. Yu, Z. Wang, A. Majumdar, and R. Rajagopal: DeepSolar: A Machine Learning Framework to Efficiently Construct a Solar Deployment Database in the United States. Joule, Volume 2, Issue 12, 19 December 2018, Pages 2605-2617, 2018.
- [49] Ding, J., Xue, N., Xia, G. S., et al. Object detection in aerial images: A large-scale benchmark and challenges. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2021.
- [50] 李勇鶴, 青木和人, 武田幸司, 入江俊行, 武田剛, 古一隆行, 佐藤俊明. 固定資産税路線価の検証作業における kriging 手法の利用可能性について. 第 20 回地理情報システム学会講演論文集, D-3-5, 2012.
- [51] 武田幸司, 李勇鶴, 青木和人, 佐藤俊明. 路線価格検証手法の検討. 第 27 回地理情報システム学会講演論文集, D-1-4, 2018.

- [52] 河野祐希, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美, 島崎寛和, 木村智行. 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. 第 11 回社会情報学会中部支部研究会論文集, SSICJ11-1, 2020.
- [53] 日本土地評価システム株式会社, 土地評価に関する専門用語.
<https://www.jasinc.co.jp/glossary>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [54] 国税庁, No. 4603 宅地の評価単位.
<https://www.nta.go.jp/taxes/shiraberu/taxanswer/hyoka/4603.htm>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [55] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, and Li Fei-Fei. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 248-255, 2009.
- [56] Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K. Q. Densely connected convolutional networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 4700-4708, 2017.
- [57] 内閣府, 人間中心の AI 社会原則.
<https://www8.cao.go.jp/cstp/aigensoku.pdf>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [58] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. In ICCV, 2017
- [59] T. Chen, C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining, pp. 785-794, 2016.

- [60] G. Ke, Q. Meng, T. Finley, T. Wang, W. Chen, W. Ma, Q. Ye, and T. Liu, "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree," *Advances in neural information processing systems*, vol. 30, 2017.
- [61] L. Prokhorenkova, G. Gusev, A. Vorobev, A. V. Dorogush, and A. Gulin, "CatBoost: unbiased boosting with categorical features," *Advances in neural information processing systems*, vol. 31, 2018.
- [62] T. Duan, A. Avati, D. Y. Ding, K. K. Thai, S. Basu, A. Ng, and A. Schuler, "NGBoost: Natural Gradient Boosting for Probabilistic Prediction," *International Conference on Machine Learning*, pp. 2690-2700, 2020.
- [63] S. M. Lundberg, S. Lee, "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions," *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 4765-4774, 2017.
- [64] S. M. Lundberg, B. Nair, M. S. Vavilala, M. Horibe, M. J. Eisses, T. Adams, D. E. Liston, D. K. Low, S. Newman, J. Kim, and S. Lee, "Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxaemia during surgery," *Nature Biomedical Engineering*, vol. 2, pp. 749-760, Oct. 10, 2018.
- [65] S. M. Lundberg, G. Erion, H. Chen, A. DeGrave, J. M. Prutkin, B. Nair, R. Katz, J. Himmelfarb, N. Bansal, and S. Lee, "From local explanations to global understanding with explainable AI for trees," *Nature Machine Intelligence*, vol. 2, pp. 56-67, Jan. 17, 2020.
- [66] 画像オープンデータガイドライン。
<https://ayane0321.github.io/image-opendata-guide/>
(2022年8月26日アクセス)

- [67] 鈴木彩音, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美. 自治体における観光振興のための画像公開方法の検討. 観光情報学会第 20 回研究発表会, 25-28, 2019.
- [68] YOLOv5 in PyTorch. <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- [69] D. Qi, W. Tan, Q. Yao, and J. Liu. YOLO5Face: Why Reinventing a Face Detector. arXiv:2105.12931v3, 2022.
- [70] OpenPhoto, 飛騨市画像オープンデータ.
<https://openphoto.app/c/hidacity> (2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [71] Google Translation API. <https://cloud.google.com/translate>
- [72] 高浜市画像オープンデータカタログ.
<https://openphoto.app/c/takahama>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [73] 高浜市のオープンデータ.
<https://www.city.takahama.lg.jp/soshiki/seisaku/3088.html>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [74] 高坂晶子, 観光 DX の可能性—最先端 ICT による観光ビジネスの革新—. <https://www.jri.co.jp/MediaLibrary/file/report/jrireview/pdf/12176.pdf>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [75] JTB, ICT 活用で観光・移動の密を回避! 混雑度可視化の取り組みと効果.
<https://www.jtbbwt.com/government/trend/detail/id=2031>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)

- [76] 浜中志奈子, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美, 毛利勝廣. 科学館の展示解説動画における一人称視点と三人称視点の比較. 情報文化学会第 29 回全国大会講演予稿集, 頁: 33 - 34, オンライン, 2021 年 10 月.
- [77] 飛騨市, 各町別人口・高齢化率.
<https://www.city.hida.gifu.jp/soshiki/13/cyobetsu-jinkou.html>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [78] 飛騨市商工観光部観光課, 飛騨市観光基本戦略.
<https://www.city.hida.gifu.jp/uploaded/attachment/13372.pdf>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [79] 飛騨市画像オープンデータ.
<https://openphoto.app/c/hidacity>
(2022 年 8 月 26 日アクセス)
- [80] Urata, M., Taki, K., Yamamoto, S., Endo, M., and Yasuda, T. (2020). Introduction of a license number authentication system and utilization of collected data to promote regional tourism. *Journal of Global Tourism Research*, Vol. 5, No. 1, 89-96.
- [81] 伊神花織, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美. 自治体による観光施策のための SNS 分析活用環境の構築. 第 17 回観光情報学会全国大会, 2021.
- [82] 見崎輝. 名古屋大学情報学部学士論文, 2022.
- [83] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., and Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. *Advances in neural information processing systems*, 27.

- [84] Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). Real-esrgan: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 1905-1914.
- [85] Zhu, J. Y., Park, T., Isola, P., and Efros, A. A. (2017). Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2223-2232.
- [86] Karras, T., Aittala, M., Laine, S., Härkönen, E., Hellsten, J., Lehtinen, J., & Aila, T. (2021). Alias-free generative adversarial networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 34, 852-863.
- [87] 著作権法 (昭和四十五年法律第四十八号),
<https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=345AC0000000048>
(2022年12月12日アクセス)
- [88] STORIA 法律事務所, Midjourney、Stable Diffusion、mimic などの画像自動生成 AI と著作権.
<https://storialaw.jp/blog/8820>
(2022年12月12日アクセス)
- [89] Zhu, J. Y., Park, T., Isola, P., and Efros, A. A. (2017). Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2223-2232.
- [90] Chen, J., Liu, G., and Chen, X. (2019). AnimeGAN: A novel lightweight gan for photo animation. In International Symposium on Intelligence Computation and Applications. Springer, Singapore, 242-256.

[91] アニマド, 混雑情報サービス.

<https://animado.net/> (2022年8月26日アクセス)

[92] 高山市, AI市民課混雑状況.

<https://view.animado.net/store/NAMCRU/>

(2022年8月26日アクセス)

[93] 半田市, 2017年(平成29年)行政活動情報・航空写真.

https://www.city.handa.lg.jp/kikaku/shise/johoseisaku/opendata/data_kokup

[ict.html](https://www.city.handa.lg.jp/kikaku/shise/johoseisaku/opendata/data_kokup) (2022年8月26日アクセス)

[94] 半田市, 2020年(令和2年)行政活動情報・航空写真.

https://www.city.handa.lg.jp/kikaku/shise/johoseisaku/opendata/data_kokup

[ict_2020.html](https://www.city.handa.lg.jp/kikaku/shise/johoseisaku/opendata/data_kokup) (2022年8月26日アクセス)

[95] 鈴木彩音, 名古屋大学大学院情報学研究科修士論文, 2020.

[96] 内閣府, 経済財政運営と改革の基本方針2022,

<https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/cabinet/2022/decision0607.html>

(2022年8月26日アクセス)

謝辞

大学院での研究活動を通じてご指導，ご鞭撻を賜りました，名古屋大学大学院情報学研究科・安田孝美教授，同研究科・遠藤守准教授，同研究科・浦田真由准教授，中京大学工学部・兼松篤子講師，椋山女学院大学文化情報学部・福安真奈助教，愛知工業大学情報科学部・小栗真弥助教に心より感謝申し上げます。安田先生には，日頃から丁寧にご指導いただき，博士号取得へ導いていただきました。研究において，技術の社会への活用を常に意識して実践的な研究を行うことができました。深く感謝いたします。また，主指導教員として遠藤先生には，普段の細かい相談から研究全体の進め方まで幅広くご指導を賜りました。共同研究において主導していただきました。厚く御礼申し上げます。更に，本論文の主査として浦田先生には，お時間を割いて細かくご助言いただきました。共同研究においてご指導いただきました。心より感謝いたします。先生方々のご支援により複数の共同研究に参加し，多くの自治体や企業の方々と交流することができました。ありがたく存じます。また，ご多忙の中，本論文の査読を通じて本研究の発展に貢献していただきました名古屋大学大学院情報学研究科・秋庭史典教授には謹んで感謝いたします。

共同研究という形で毎月のミーティングおよび各研究フィールドとの連携のサポート等，様々な面においてご協力いただきました関係者の皆様に深く感謝いたします。特に日本土地評価システム株式会社の島崎様，木村様，足立様には，固定資産税評価業務の研究において幾度となく手厚いサポートをしていただいたこと，心より感謝申し上げます。また，画像オープンデータ推進と利活用において NEC ソリューションイノベーション株式会社東海支社の深谷様，岡元様，篠田様，立野様には複数の共同研究において大変お世話になりましたこと，心より御礼申し上げます。更に，インフォ・ラウンジ株式会社の肥田野様，伊藤様，下山様，小林様には画像オープンデータ推進において協力していただき，ウェブサイトにて自治体の画像を公開することができました。心より御礼申し上げます。

固定資産税評価業務の研究において愛知県半田市総務部税務および愛知県愛西市総務部税務課の皆さまには，固定資産税評価業務に関する貴重なデータを提供して頂きましたこと，心より御礼申し上げます。半田市総務部税務課の片山様，杉江様，神谷様には，実証実験の場を提供，また，税務課業務へのマインドを勉強させていただきまして大変お世話になりました。更に，半田市企画部企画

課の工藤様、山田様には、共同研究の取り組みを積極的にアピールしていただき、より多くの方々に本研究の内容を知っていただくきっかけとなりました。

画像オープンデータと利活用の研究において愛知県高浜市、愛知県日進市および岐阜県飛騨市等の関係者の皆様には、画像オープンデータ推進に関する貴重なデータを提供して頂きましたこと、心より御礼申し上げます。本研究推進にあたり、そして愛知県高浜市の京極様、愛知県日進市の藤原様、岐阜県飛騨市の齋藤様、松井様、谷口様、7市町オープンデータ会議でご協力頂いた職員の方々、多くの方々に大変お世話になりました、深く感謝申し上げます。

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。

本学位論文をまとめるにあたり、福井大学工学部優秀卒業学生賞（2018年3月）、名古屋大学大学院情報学研究科社会情報学専攻中間審査会優秀賞（2019年4月）、情報処理学会創立60周年記念第82回全国大会学生奨励賞（2020年3月）および名古屋大学大学院情報学研究科社会情報学専攻令和4年度中間発表会最優秀発表賞（2022年4月）受賞の栄誉を頂くことができました。関係者の皆様に心より感謝申し上げます。

安田・遠藤・浦田研究室の皆様には、本研究を進めていく上で多大なご協力をいただきました。同じチームに所属する皆さまには研究内容の相談に乗って頂きましたこと、心より感謝申し上げます。研究室の皆さんと日々楽しく良い関係を築くことができ、素晴らしい研究生活を過ごすことができました。また、普段の研究活動やサブゼミの運営において、辺明秀さん、宮崎彩乃さん、伊神花織さん、堀涼くん、荒井慶介くん、林知寿くんによく助けていただきました。

最後に、研究活動や日本での生活を応援して頂きました家族に心から感謝申し上げます、謝辞とさせていただきます。

令和5年1月
屠 芸豪

研究業績

主論文に関連する研究業績

学術論文

- [1] 屠芸豪, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美, 島崎寛和, 木村智行: “土地評価業務のための人工知能技術と官民データを利活用した地目判定システムの構築,” 情報文化学会誌, Vol. 28, No. 1, pp. 12-19, (2021. 10)

- [2] 屠芸豪, 河野祐希, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美: “画像オープンデータ化推進のための人工知能技術を活用した支援システムの構築と実践,” 実践政策学, Vol. 7, No. 2, pp. 231-239, (2021. 12)

- [3] Yunhao Tu, Mayu Urata, Mamoru Endo, Takami Yasuda, “Image style transfer and image release for tourism promotion in local governments, ” Journal of Global Tourism Research, Vol.7, No.2, pp. 137-144, (2022. 10)

- [4] 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, Vol. 8, No. 2, pp. 203-212, (2022. 12)

- [5] 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. 12)

国際会議

- [1] **Yunhao Tu**, Mayu Urata, Mamoru Endo, Takami Yasuda, Hirokazu Shimazaki, Tomoyuki Kimura, “Development of Land Use Judgment System using Deep Learning to Support Land Evaluation,” 2021 IEEE 10th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), pp. 332–336, Kyoto, JAPAN, (2021.10)

- [2] **Yunhao Tu**, Yuta Nohara, Mayu Urata, Mamoru Endo, Takami Yasuda, Hirokazu Shimazaki, Tomoyuki Kimura, “A System for Determining Road Prices Based on Machine Learning Using Public and Private Sector Data,” 2022 IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech), pp. 357–360, Osaka, JAPAN, (2022.03)

- [3] **Yunhao Tu**, Mayu Urata, Mamoru Endo, Takami Yasuda, “Proposals and practices for open image data processing and promotion in local governments,” 2022 IEEE 11th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), pp. 496–500, Osaka, JAPAN, (2022.10)

国内会議，研究会，シンポジウム

- [1] **屠芸豪**，島崎寛和，遠藤守，浦田真由，安田孝美，木村智行：“深層学習を活用した地目判定システムの開発，” 第22回画像の認識・理解シンポジウム (PS1-20)，大阪，(2019.7)

- [2] **屠芸豪**，島崎寛和，遠藤守，浦田真由，安田孝美，木村智行：“土地データ及び航空写真画像を活用した深層学習による地目判定システムの構築，” 令

和元年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会 (B2-5), 名古屋,
(2019. 9)

[3] 屠芸豪, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美, 島崎寛和, 木村智行, 片山高也: “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 講演論文集, pp. 2-225-2-226, オンライン, (2020. 3)

[4] 屠芸豪, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美: “AI を用いた画像スタイル変換による観光コンテンツの作成 ～飛騨市における画像データの利活用～,” 観光情報学会 第18回全国大会 (ハイブリッド), 講演予稿集 pp. 29-30, 北海道, (2022. 7)

受賞

[1] 福井大学工学部優秀卒業学生賞

[2] 名古屋大学大学院情報学研究科社会情報学専攻中間審査会 優秀賞

[3] 情報処理学会創立60周年記念第82回全国大会 学生奨励賞

[4] 名古屋大学大学院情報学研究科社会情報学専攻令和4年度中間発表会 最優秀発表賞

その他の研究業績

国内会議，研究会，シンポジウム

- [1] 屠芸豪，伊東隼人，小澤卓也，小田昌宏，竹下修由，伊藤雅昭，森健策：“腹腔鏡手術動画像データベース構築に向けたリモートアノテーションツールのプロトタイプ開発” 第 39 回日本医用画像工学会大会予稿集，P5-23，pp. 611-615，オンライン，(2020. 9)
- [2] 屠芸豪，伊東隼人，小澤卓也，小田昌宏，竹下修由，伊藤雅昭，森健策：“腹腔鏡動画像用オンラインアノテーションツールの開発”，日本コンピュータ外科学会誌 第 29 回日本コンピュータ外科学会大会特集号，オンライン，Vol. 22, No. 4, 20(V)-5, pp. 306-307, (2020. 11)