

ドローンにより収集した熱赤外面像および可視画像から 人工知能（AI）により迅速に空き家分布推定を行う手法の研究

秋山 祐樹^{**}、飯塚 浩太郎^{**}、小川 芳樹^{**}、今福 信幸^{***}、谷内田 修^{****}、杉田 暁^{*****}

^{*}東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科、^{**}東京大学空間情報科学研究センター

^{***}大牟田市 都市整備部建築住宅課、^{****}前橋市 未来政策課、^{*****}中部大学国際 GIS センター

1. はじめに

近年、日本では全国的に空き家が増加し続けている。平成 30 年の日本全国の空き家数は約 846 万戸、空き家率は 13.6%に達しており、空き家数・空き家率ともに過去の調査から比較しても、一貫して増加が続いている状況にある（文献：1）。空き家の増加は、空き家が防災・防犯上のリスクになることや、景観への悪影響となること、また地域全体の魅力・活力の低下につながるなど、近隣住民のみならず、地域全体に影響が波及していくリスクをはらんでいるとされる（文献：2）。

こうした背景を受けて、平成 27 年 5 月から「空家等対策の推進に関する特別措置法」が全面施行され、自治体は同法に基づいて空き家対策の取り組みを進めることになった。また、同法では空き家の分布状況に関する情報の把握と、データベースの整備が自治体の努力義務として定められている。しかし空き家の空間的分布を把握する手法は、現状では 1 棟 1 棟を個別に訪問し（現地調査）、外観を見て判断する戸別目視が中心である。そのため広域の空き家分布を把握するためには多大な労力と時間、そして費用を要している状況にある。さらに、現地調査を実施する前に空き家が多数分布すると見られる地域（調査の緊急性が高いと考えられる地域）を把握する手法も十分には確立されていないため、調査の優先順位を決めることもままならない状況である。これらが自治体において空き家対策の取り組みを進めていく上で大きな障壁となっている。

1.1 先行研究

以上の課題に対して、多くの先行研究でも空き家の空間分布の把握が試みられている。しかし多くの先行研究における空き家の空間分布の把握方法は、現地調査による個別目視や、現地住民・自治会などへの聞き取り調査が中心となっているため（文献：3）、これらの手法では広域を対象に迅速な調査を実施することは困難である。

一方、研究代表者らは、住民基本台帳や水道使用量といった自治体が管理している公共データを活用することで、広域を対象とした空き家分布把握に関する研究も実施しており（文献：4、文献：5）、これらの手法により高い精度で空き家の分布推定が可能になりつつある。しかし、複数の公共データを自治体の様々な担当課を跨がりながら収集し、同時に個人情報保護に関する自治体の審議会・審査会を通過することは困難な場合も多い。そのため、同手法は全国全ての自治体で適用可能なものの、個人情報に関する制度上の制約により、必ずしも全ての自治体で運用可能な手法とは現時点では言えないという課題がある。

以上の課題に対して、研究代表者らは 2017 年度に貴センターとの共同研究として、「デジタル電話帳を活用した空き家分布推定手法の開発（IDEAS201711）」を実施した（文献：6）。同研究では自治体が保有するデータではなく民間企業が保有する過去の電話帳データを用いて、建物ごとの電話の開通状況から建物ごとの空き家判定や空き家率判定を行う内容であった。同手法は電話帳データのみから空き家判定を行うことができる点で優れていたが、近年では固定電話を設置しない世帯が増えているため、空き家判定の精度に限界があることが明らかとなった。そのため、やはり現地の現況から空き家判定を行う手法を検討する必要があることが明らかとなった。

そこで、2018 年度より貴センターとの共同研究として、ドローンで撮影した建物の熱赤外面像と可視光画像を組み合わせることで空き家判定を行う手法の研究を開始した。2018 年度は「ドローンにより収集した熱赤外面像を用いた空き家分布推定手法の基礎的研究（IDEAS201808）」を実施し、ドローンと熱赤外カメラを組み合わせた機器を活用することで、迅速かつ安価に空き家の現地調査を実施する手法の検討を行った（文献：7）。その結果、ドローンにより収集した熱赤外面像と可視光画像を用いることで、空き家か非空き家かの判定をかなりの程度行うことが可能であることが分かった。ただし、熱赤外面像の撮影結果は季節や気象条件に大きく影響を受ける可能性があること（夏期や冬期、また太陽光の影響が少ない曇天時に集中的に撮

影を行う必要がある)が分かった。また、同研究で使用した熱赤外カメラ (Flir One Pro (Flir Systems 社)) は解像度が不十分であったため、上空から広範囲を対象とした建物ごとの空き家判別は困難であった。すなわち、より高解像度なカメラを用いた撮影が必要であることが分かった。さらに可視光 (特に夜間光) を併用することで、空き家の判定精度を向上させることができる可能性が明らかとなった。

そこで、以上の継続研究として 2019 年度は「ドローンにより収集した熱赤外面像と可視画像を用いた空き家分布推定手法の研究 (IDEAS201909)」を実施した (文献：8)。同研究では 2018 年度に課題となったカメラの性能を大幅に向上 (Zenmuse XT2 (DJI 社)) させて撮影を行うとともに、将来的な広域観測のためのフイージビリティスタディとして、直下および斜め撮影の成果を組み合わせた 3D モデルの試作や、積雪寒冷地における空き家判定の可能性についても検討を行った。その結果、同研究で用いた比較的高性能な熱赤外カメラを用いることで、広範囲を網羅的に観測しながら建物ごとの空き家・非空き家の判定が可能となったことが確認できた。また、特に冬期の夜間に撮影した熱画像が有用であることが分かった。さらに、撮影の仕方次第では広域を対象とした昼間及び夜間の 3D モデルが可能であることも分かったが、飛行可能な区域の制約により、都市域や住宅地といった実際に空き家が分布している地域を対象とした 3D モデルの構築は実現出来なかった。

以上の課題に対し、さらに継続研究として 2020 年度は「ドローンにより収集した熱赤外面像と可視画像を用いた広域を対象とした空き家分布推定手法の開発 (IDEAS202009)」を実施した (文献：9)。同研究では空き家を含む住宅街上空での撮影が可能自治体 (福岡県大牟田市) に研究対象地域を変更した上で、2019 年度と同様に建物からの光と熱の排出状況を把握することで、迅速・安価に空き家の現地調査を実施する手法を検討した。その結果、昼夜間の可視光画像と熱画像を組みわせることで、居住者の有無をかなりの程度判別可能となったことが分かった。また、夜間光と排熱という異なる情報を組み合わせることで、判定精度を高めることができることや、夜間光の存在はその建物で何かしらの人間による活動が存在することを高い確率で証明するものであることが明らかとなった。さらに、住宅街上空での斜め撮り撮影の成果を組み合わせることで、かなり高精細な 3D モデルを構築出来ることも明らかになった (図 1)。ただし、撮影した画像内から空き家と非空き家の判定を行う際は目視判読に依存しているため、今後さらに広域の撮影成果を対象に分析を行うことを考慮すると、この判読の作業量を縮減する必要性が明らかとなった。

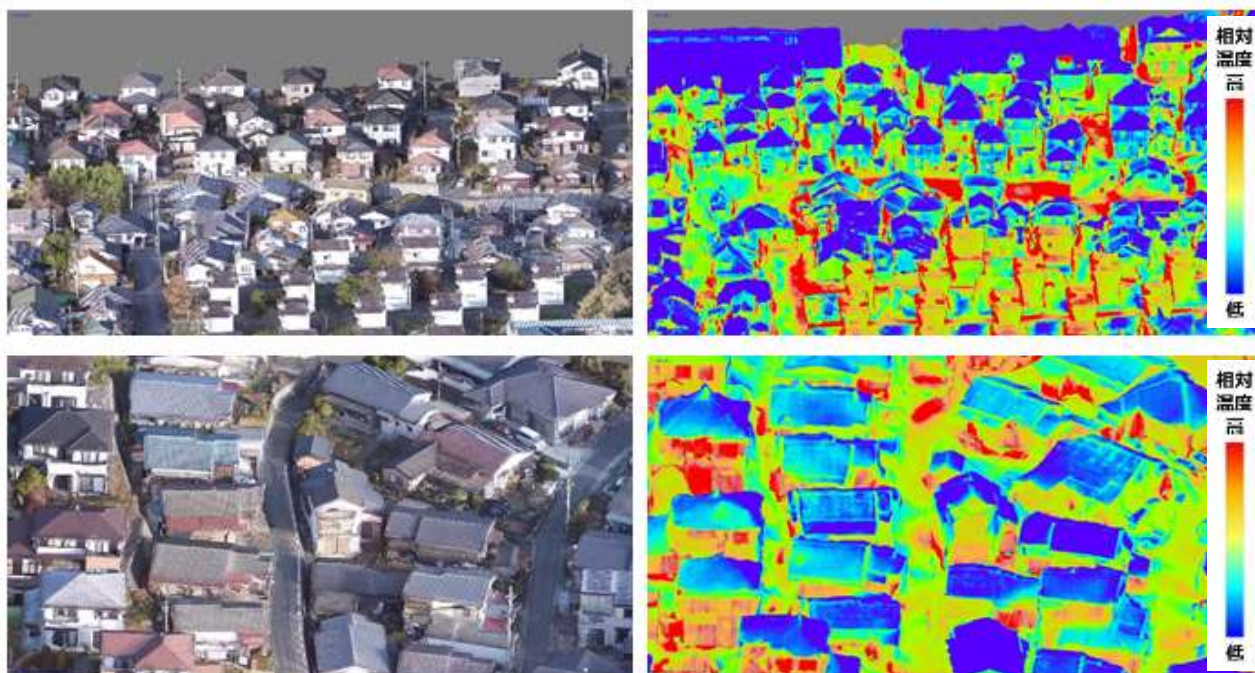


図 1 可視光画像および熱赤外面像のフル 3D モデル (左：可視光、右：熱赤外)

1.2 本研究の目的

そこで本研究は昨年度からの継続研究として、ドローンによって収集した熱赤外画像および可視画像を、人工知能（AI）により解析・分類することにより、画像内から迅速に空き家の分布を推定する手法の検討を行うことで、以上に挙げた昨年度の課題の解決に取り組むものとする。具体的にはまず、昨年度までに撮影した画像と自治体が調査した空き家の分布情報に基づいて、AI を用いて画像内から空き家の分布状況を特定・推定する技術を検討する。また、必要に応じて昨年度までに撮影を実施した自治体（福岡県大牟田市）を対象にさらに追加の撮影を実施することで、教師データを充実させて以上の技術の性能向上を図るとともに同手法の信頼性を明らかにし、本手法の利点や限界を明らかにする。

1.3 デジタルアース研究における本研究の位置づけと SDGs との関連

本研究で実現を目指すドローンより収集される非集計のマイクロな空間ビッグデータの利活用は、我が国のみならず国際的にもその重要性は今後ますます高まるものと期待される。本研究で扱うようなデータをデジタルアース上で展開し、こうした時代の到来を見据えたデータの処理・可視化の技術開発を貴学と共同で検討することは学術的にも有意義であると考えられる。加えて本研究は都市を管理・運営していく上で課題となる空き家の分布を迅速かつ安価に把握し続けられる手法であり、また同手法を応用することで空き家だけでなく広域に渡る様々な人間活動の発生を継続的に把握出来る手法であるため、我が国のみならず海外での展開・応用も可能である。これは SDGs 目標の 11：「住み続けられるまちづくりを」に直接的に貢献出来るものである。（図 2）。



図 2 デジタルアース共同利用・共同研究の全体チャートにおける本研究の位置づけ

2. 研究手法

2.1 撮影対象地域の設定

本研究では昨年度までの撮影成果だけでは対象範囲が小さく、後述する機械学習を行う上で学習データとなる建物数が不足することが予想されたため、今年度の研究でも撮影対象地域を設定して、昨年度と同様の可視光画像および熱画像の撮影を行った。撮影対象地域は昨年度までの撮影実績があることや、研究実施への協力が自治体から得られたこと、また空き家分布調査のデータ提供を受けることが出来たことから、昨年度に引き続き福岡県大牟田市（以下、大牟田市）を研究フィールドに設定した。なお、大牟田市はかつて炭鉱の町として栄えた都市であり、製炭の全盛期であった 1960 年の人口は 20 万人強であったが、2021 年は約 11 万人まで減少している。また高齢化も急速に進んでいる。それに伴い空き家も増加傾向にあり、住宅・土地統計調査によると大牟田市の 2008 年の空き家率は 15.6%、2013 年は 16.2%、2018 年は 18.2%と近年では一貫して空き家率の増加が続いている状況にある。

また、大牟田市内の具体的な研究フィールドとして、大牟田市内の羽山台地区及び白川地区を選定した（図 3）。羽山台地区と白川地区は大牟田市の中心部に近い、空き家と非空き家が混在する地区である。また、本

研究では昨年度と同様に住宅地上空でドローンを飛行させるため、地域住民の理解、了承を十分に得て研究を実施する必要があった。そこで、市と羽山台地区の空き家対策を実施している団体である「羽山台空き家対策プロジェクト」の協力を得ることで、住宅地上空の飛行が実現した。



図3 本研究の研究フィールド（福岡県大牟田市羽山台地区）

2.2 調査用機器

本研究では昨年度に引き続き、比較的高性能なドローン（DJI社：Matrice 210）および熱赤外カメラ（DJI社：Zenmuse-XT2）を用いて（図4）、各家屋からの熱情報と可視光情報の収集と解析を実施した。なお、本研究で使用するドローン（Matrice 210）の特徴は、まず、2対のバッテリーで稼働し、バッテリーのエラーによる墜落も自己診断で防止することができる点が挙げられる。また、常にパイロット側に機体情報が送られるため、フライト中の異常発見が容易な上に、万が一伝送が途切れたとしても、機体の自己判断により自動的にフライト地点に戻ってくることが可能である。また、本研究で使用するカメラ（Zenmuse-XT2）のスペックは、可視光で4000×3000（4K）/8mm、熱赤外で640×512/19mmであり、上空からの移動しながらの撮影でも十分な解像度でぶれることなく撮影できる点が特徴である。



図4 本研究の調査用機器（ドローン：MATRICE210、熱赤外カメラ：Zenmuse XT2）

2.3 撮影と 3D モデル作成

研究対象地域に分布する住宅地のフル 3D モデルを作成するために、まず日中に飛行を実施した。対象地域全体を対象に簡単なグリッド飛行を行い、直下及び斜め撮り撮影にて家屋の壁面などの情報を含んだ空中写真を複数取得した。また、同様に夜間の撮影も行った（図 5）。なお、これまでの成果から、冬季に撮影するほうが建物からの排熱を効果的に把握できることが分かっているため、本研究では 2022 年 1 月 29 日～1 月 31 日の日中及び日没後に撮影を行った。撮影高度は 60m で約 80% のラップ率となるように撮影を実施した。これは研究対象地域を十分にカバーしつつ、バッテリー容量を考慮して 1 フライト 30 分以内に収められるようにするためである。最後に撮影した画像を組み合わせることで 3D モデルを作成した。3D モデルの作成は、3 次元点群ソフトの Metashape Pro (Agisoft 社) を使用することで実施した。

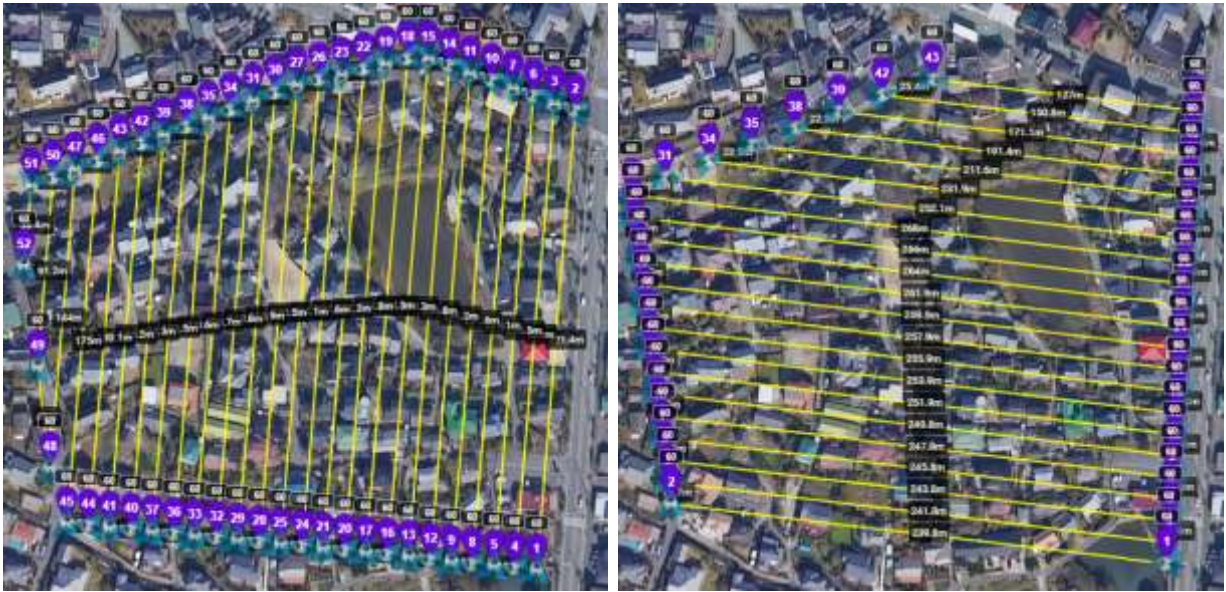


図 5 研究フィールドにおけるドローンの飛行ルート及びその範囲

2.4 空き家分布の真値（教師データ）の作成

以上の撮影成果に対して、どの建物が空き家であるか否かという情報を与えないと、撮影した画像に基づく空き家判定を行う機械学習モデルを構築することはできない。そこで、福岡県大牟田市による現地調査結果（紙地図）から得られる調査結果を、デジタル住宅地図上に建物ごとに目視で反映し、空き家の空間分布を把握できるデジタルデータを作成した（図 6）。その結果、羽山台地区と白川地区において戸建住宅 391 棟（うち 23 棟が空き家）の教師データを作成した。

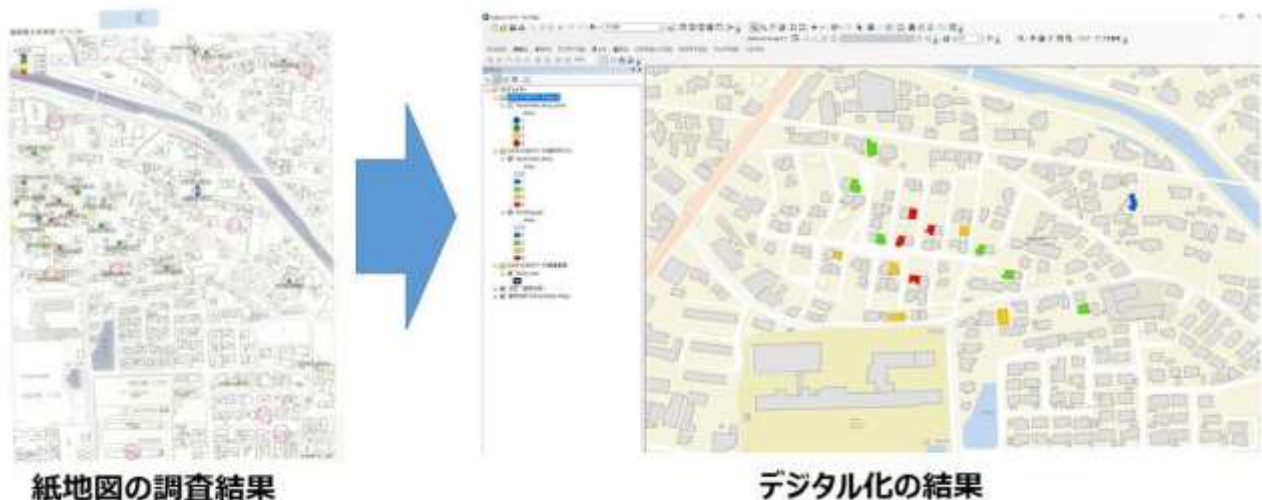


図 6 空き家分布の真値（教師データ）の作成イメージ

3. 撮影結果と考察

図7に羽山台地区における撮影結果に基づく3Dモデルを示す。また図8に夜間の熱画像に基づく3Dモデルを示す。図7に示すように斜め撮影で取得した画像を複数組み合わせることで、広域を対象に3Dモデルを作成できることが改めて確認された。この撮影結果を見ると、住宅ごとの車の保有状況や家屋の状態、生活感の有無などを把握することができることが分かった。羽山台地区は新旧の住宅が混在する地区であり、空き家も一定数分布する地区であるが、空き家と判定されている建物では駐車場が空いていたり、住宅周辺に植物の繁茂が見られたり、また夜間光や熱の排出が少ない建物も確認された。その一方で、空き家だからといって必ずしもこのような条件を満たすわけではない例も見られた。同様に非空き家でもこれらの空き家と思われる条件を持つ建物も存在したため、やはり空き家か否かの確度をより高めるには複数回の撮影が必要になるものと考えられる。

続いて、図9に白川地区における撮影結果に基づく3Dモデルを示す。また図10に夜間の熱画像に基づく3Dモデルを示す。白川地区は羽山台地区と比べて住宅の分布は疎であり、また空き家の割合も高い地区となっている。そのため撮影時に解体・撤去されている空き家も確認される状況であり、市の空き家調査結果とは必ずしも一致しない結果となった。その一方で、このように最新の状況に情報をアップデートする際にもドローンは有用であることが明らかとなった。



図7 羽山台地区における可視画像による3Dモデル（上：日中、下：夜間）

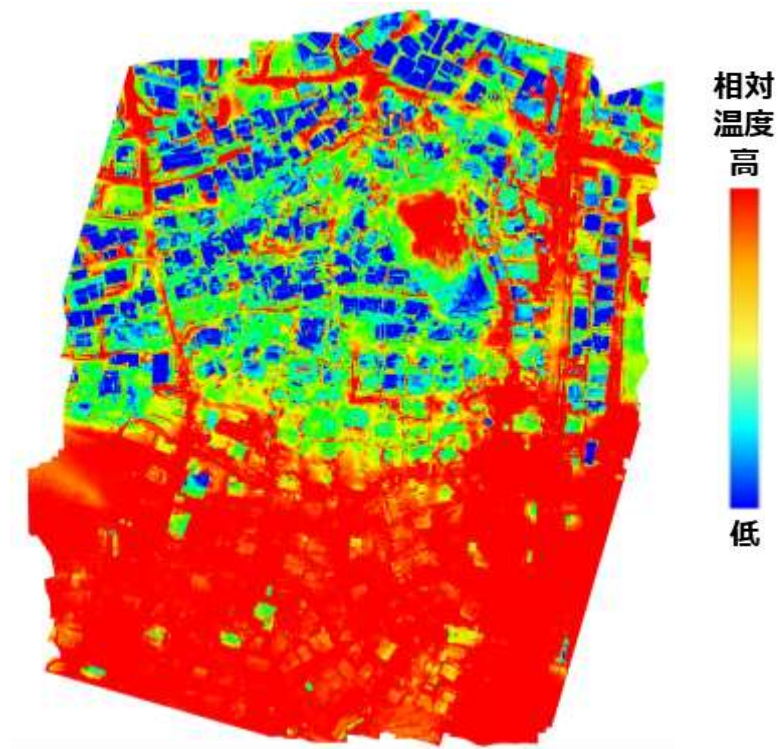


図8 羽山台地区における熱画像による3Dモデル（夜間）



図9 白川地区における可視画像による3Dモデル（上：日中、下：夜間）



図 10 白川地区における熱画像による 3D モデル（夜間）

4. AI（人工知能）を用いた空き家抽出

本研究では以上で撮影した画像と自治体が調査した空き家の分布情報に基づいて、AI を用いて画像内から空き家の分布状況を特定・推定する技術を検討し、同手法の有用性、信頼性および課題を明らかにした。本研究では Deep Convolutional Neural Network（DCNN）と呼ばれる深層学習（ConvNet アーキテクチャを適用）を使用した（文献：10、文献：11）。同手法は画像内から特定のオブジェクトを抽出する際に近年頻繁に使用されている十分に実績のある深層学習の手法である（文献：12、文献：13）。図 11 に DCNN を用いた処理全体の流れを示す。以下、図中①～③における具体的なデータ処理について説明する。

4.1 ソースデータ（画像・教師データ）の抽出（図 11 内①の処理）

本研究におけるソースデータとなるデータは、可視光画像（日中・夜間）、熱画像（夜間）、空き家真値（教師データ）である。これらの異なる種類の何れの画像に対しても、DCNN アルゴリズムを適用することが可能である。そこでこれらのデータを全てソースデータとして使用した。ただし、3 次元情報を持たせたまま DCNN で学習させる手法が現時点では存在しないため、本研究ではひとまず 2D（建物直下）の画像を DCNN で空き家と非空き家に分類することを試みた。

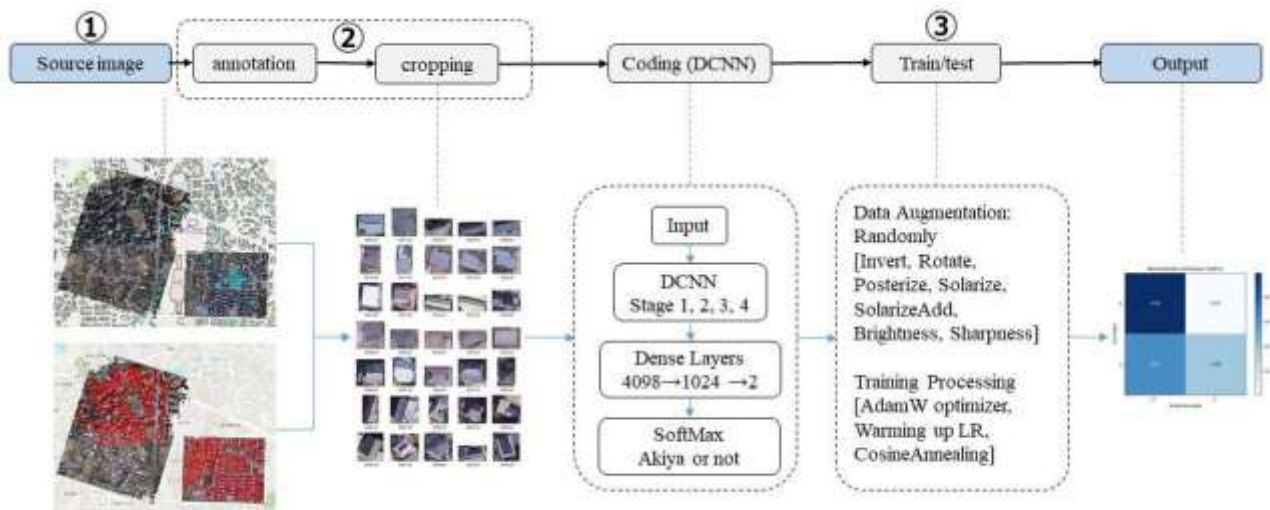


図 11 本研究における DCNN を用いた空き家抽出の流れ

4.2 クロッピング処理（図 11 内②の処理）

AI に学習させるデータセットを構築するために、画像内から建物の範囲を特定し、その範囲内の画像を繰り返し出す処理（クロッピング）を行った（図 12）。本研究では建物の範囲を住宅地図から得られる建物ポリゴンデータを参照にしながらその範囲を手動で作成することで、建物抽出を行った。また同時に空き家真値のデータも建物ごとに突合せさせることで、各建物画像に空き家否かのフラグを与えた。以上の処理により研究対象地域から 390 枚の画像（非空き家 367 枚、空き家 23 枚）のデータセットを構築した。

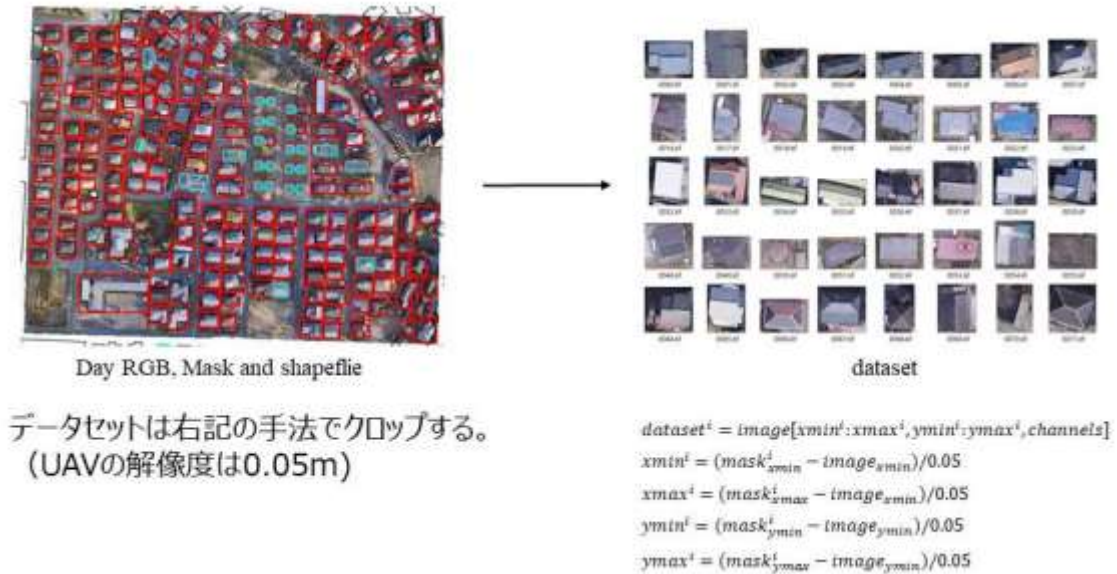


図 12 本研究におけるクロッピング処理

4.3 学習（図 11 内③の処理）

本研究では 2022 年現在、最新の分類 DCNN アルゴリズムである ConvNext を適用して学習を行った（文献：14）。図 13 に ConvNext の処理の流れを示す。また、データセットの偏り（空き家、非空き家の棟数の偏り）を考慮して、ランダムにデータ拡張法（Invert, Rotate, Posterize, Solarize, SolarizeAdd, Brightness, Sharpness）を実装することで、この問題に対処した。

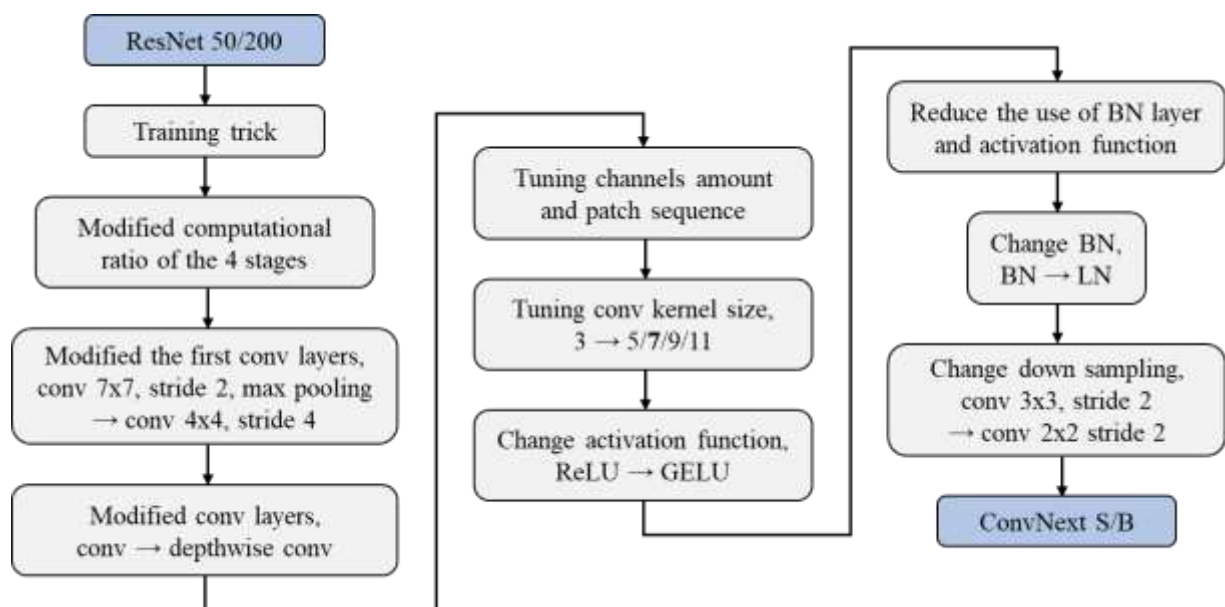


図 13 ConvNext の処理の流れ

4.4 結果

表1にAIを用いた空き家抽出の精度を示す。ここではソースデータとして使用できる日中の可視画像(RGB (日中))、夜間の可視画像 (RGB (夜間))、熱画像 (熱赤外) それぞれ単体で空き家判定をした結果と、可視画像 (日中) と熱画像を組み合わせると判定した結果 (RGB+熱赤外) をそれぞれ示す。なお、表1中の総合精度、再現率、適合率の意味は図14を参照されたい。

まず、総合精度は何れの画像においても、空き家・非空き家ともに90%以上と非常に高い結果となった。ただし、再現率や適合率が高いのは何れも非空き家のみとなっている。特に可視画像 (日中) と可視画像 (日中) と熱画像を組み合わせると判定した結果では、全て非空き家と判定されてしまう結果となった。一方、可視画像 (日中) と熱画像の空き家の適合率はそれぞれ75%、60%と比較的高い精度となった。これらの結果から、昨年度までの研究成果でも明らかとなっていた可視光と熱が空き家判定に有用であることが、改めて裏付けられることになった。

以上の結果から、DCNNを用いることで非常に高い精度で非空き家を非空き家と判定可能である一方、空き家を確かに空き家であると判定する精度には改善が必要であることが明らかとなった。この改善を行うためのアイデアとしてはまず、学習データの充実が必要であると考えられる。本研究では390枚の画像 (非空き家367枚、空き家23枚) を使用したが、更に多くの画像 (特に空き家の画像) を取得する必要があると考えられる。これを実現するためには更に広域の多くの建物を対象とした撮影が必要である。また、本研究では前述の通り、3次元情報を持たせたままDCNNで学習させる手法が現時点では存在しないという制約から、2D (建物直下) の画像を学習データとして使用した。しかし、前述の通り3Dモデルの構築が実現していることから、理想的には3Dデータに対するクロッピング処理が出来れば、建物のファサード (壁面、窓など) の状態も考慮したモデル化が可能になる。昨年度までの成果でも窓からの光や熱の排出、空調の室外機からの排熱、建物壁面の損壊状況などの情報も空き家、非空き家判定に有用であることが分かっているため、今後は3Dモデルに対してDCNNを適用する方法も検討していく必要がある。

表1 AI (DCNN) を用いた空き家抽出の精度

クラス	データ	再現率	適合率	F値	総合精度
空き家	RGB (昼)	0.375	0.750	0.500	0.962
	RGB (夜)	0.0	0.0	0.0	0.949
	熱赤外	0.375	0.600	0.462	0.955
	RGB+熱赤外	0.0	0.0	0.0	0.949
非空き家	RGB (昼)	0.993	0.967	0.980	0.962
	Night (夜)	1.0	0.949	0.974	0.949
	熱赤外	0.987	0.967	0.977	0.955
	RGB+熱赤外	1.0	0.949	0.974	0.949

		空き家真値	
		空き家	非空き家
推定 (予測) 値	空き家	TP 真陽性	FP 偽陽性
	非空き家	FN 偽陰性	TN 真陰性

・総合精度：予測がどれだけ正しいか

$$\text{総合精度} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

・再現率：真値の正解のうちどれだけ正しく予測できたか

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN}$$

・適合率：予測値の正解のうちどれだけ真値と一致したか

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP}$$

図14 総合精度、再現率、適合率の意味

5. まとめ

本研究は研究代表者らが昨年度までに実施した共同研究（IDEAS202010）の継続研究として、ドローンによって収集した熱赤外画像および可視画像を、AIにより解析・分類することにより、画像内から迅速に空き家の分布を推定する手法の検討を行い、その有用性と課題を明らかにすることを目的として実施した。その結果、以下の結果を得ることができた。

まず、昨年度に引き続きドローンによる観測結果に基づく空き家調査は非常に有用であることが明らかになった。上空から撮影を行うことで、地上からの外観目視だけでは判別できない情報を得ることができるとともに、広範囲の情報を一括的に収集することが可能なため、少ない人員と時間で、空き家・非空き家を判定に資する情報を広域に渡って収集することができることが確認された。また AI による空き家の自動抽出がある程度可能であることも明らかとなった。特に、非空き家の抽出精度が高いことから、画像内から空き家の分布をピンポイントに探すことよりも、空き家ではない建物を特定することで、結果的に空き家の可能性が高い建物を抽出することが可能となった。

5.1 今後の課題

まず、本研究では3次元情報を持たせたまま DCNN で学習させる手法が現時点では存在しないという制約から、2D（建物直下）の画像を学習データとして使用した。その結果、3次元情報を取って2次元情報という情報量の少ない情報として扱うことになるため、本研究の手法では情報のロスが発生している。例えば図15の建物は空き家であり3次元情報からは目視でも大きく損壊している様子が分かることから容易に空き家であることが判別できる。しかし、建物直下の2次元情報で同じ建物を見た場合、3次元情報ほど明らかに空き家であると判断することは難しくなることが分かる。

このように3次元情報を情報量の欠損なく活用するためには、3次元情報のままで解析できる手法を開発する必要がある。あるいは、日中の可視光画像から窓などの開口部や室外機など光や熱を排出するオブジェクトを抽出することが出来れば、これらのオブジェクトからの光や熱の排出をより確実に認識し、空き家判定を高精度に行えるようになる可能性がある。ただし、これらのオブジェクト抽出には新たに学習モデルを構築する必要があるため、決して容易ではないと言えるだろう。

5.2 新たな展望—VR（仮想現実）による現地調査の負担軽減の可能性—

今年度の研究では、「画像内からの空き家の自動抽出」を目的に、画像の処理方法や AI の活用方法などを検討してきたが、本研究で整備した 3D モデルを活用することで、現地調査に行く労力や時間を軽減するというアプローチも考えられる。すなわち、作成した 3D モデルを VR（仮想現実）空間に展開することで、バーチャル空間において調査員による空き家調査を行う場を提供できれば、VR を活用した現地調査の迅速化・精緻化という展開も期待できる（図16）。例えば、従来の現地調査であれば住宅周辺に高い壁が設置されていたり、植物が繁茂していたりする場合は、内部の様子を把握することは困難であった。しかし、VR 空間であれば調査員の視点をこれらの障害物の上に動かすことで、障害物の内側の様子を把握することが可能になる。また、可視光（昼間）だけでなく、夜間光や熱の分布の様子に瞬時に切り替えながら調査することも可能である。このようにこれまでの空き家の現地調査における障害を取り除き、空き家調査のあり方を大きく変える可能性を秘めている。そこで、今後は自治体の空き家担当の職員とも同成果を共有しながらその有用性を検討したい。



図15 3次元情報を2次元情報にすることで失われる情報量の例



図 16 VR 空間に展開された実寸大の 3D モデル（左）と VR 空間における空き家調査のイメージ（右）

5.3 おわりに

本研究は、これまでに続けてきた共同研究と同様に、公共データや民間データを活用した空き家分布推定手法の一手法として位置づけている（図 17）。ドローンによる撮影で収集可能な熱赤外画像や可視画像、可視光画像は図 17 における現地調査データの 1 つと言えるものであり、これらは空き家推定モデルを構築する教師データの 1 つとなりうるものである。将来的には貴センターとの一連の共同研究の成果や、公共データを活用した空き家分布推定手法（文献：4・文献：5）とも組み合わせることで、様々な空き家推定モデルを開発し、日本全国の自治体が利用可能なデータと予算規模に応じて空き家分布推定結果を得られる環境の実現に向けて研究を進めていきたい。



図 17 様々なデータソースを用いた空き家推計モデル構築環境のイメージ

6. 謝辞

本研究は中部大学国際 GIS センター「問題複合体を対象とするデジタルアース共同利用・共同研究拠点 2021 年度共同研究」（研究課題番号：IDEAS202110）による共同研究によるものです。また、本研究は福岡県大牟田市都市整備部建築住宅課のご協力および、同市の「羽山台空家対策プロジェクト」よりフィールドの提供を受けることで実現しました。さらに、本研究で使用したドローンおよび熱赤外カメラは、公益財団法人住友財団 2018 年度環境研究助成の支援により調達が実現しました。加えて本研究で使用した住宅地図は東京大学 CSIS 共同研究（No. 122）の研究の一環として使用しました。以上、ここに記して謝意を表します。

参考文献・データ

1. 総務省統計局, 「平成 30 年住宅・土地統計調査」
2. 浅見泰司, 「都市の空閑地・空き家を考える」, プログレス, 2014.
3. 益田理広・秋山祐樹, 日本国内における近年の空き家研究の動向, *地理空間*, 13(1), 1-26, 2020.
4. Baba, H., Akiyama, Y., Tokudomi, T., and Takahashi, Y., Learning Geographical Distribution of Vacant Houses Using Closed Municipal Data: A Case Study of Wakayama City, Japan, *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, VI-4/W2-2020, 1-8, 2020.
5. Akiyama, Y., Yamamoto, Y., Shibasaki, R. and Kaneda, H., A Detailed Method to Estimate Inter-regional Capital Flows Using Inter-firm Transaction and Person Flow Big Data, *Asia-Pacific Journal of Regional Science*, 4, 219-239, 2020.
6. 秋山祐樹・駒木伸比古・大崎圭祐・仙石裕明・六信孝則・杉田暁, デジタル電話帳を用いた空き家分布推定手法の検討, 第 26 回地理情報システム学会講演論文集, D-5-3, 2017.
7. 秋山祐樹・飯塚浩太郎・谷内田修・杉田暁, ドローンにより収集した熱赤外面像と可視光画像を用いた空き家分布推定手法の基礎的研究, 第 28 回地理情報システム学会講演論文集, F-2-3, 2019.
8. 秋山祐樹・飯塚浩太郎・谷内田修・杉田暁, ドローンにより収集した熱赤外面像と可視画像を用いた空き家分布推定手法の研究, 第 29 回地理情報システム学会講演論文集, D24-1-4, 2020.
9. 秋山祐樹・飯塚浩太郎・今福信幸・杉田暁, ドローンで収集した熱赤外面像と可視画像を活用した広域を対象とした空き家分布推定手法の開発, 第 30 回地理情報システム学会講演論文集, P-2, 2021.
10. Liu, M., Shi, J., Li, Z., Li, C., Zhu, J. and Liu, S., Towards better analysis of deep convolutional neural networks, *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 23(1), 91-100, 2016.
11. Schmidhuber, J., Deep learning in neural networks: An overview, *Neural networks*, 61, 85-117, 2015.
12. Zhang, L., Yang, F., Zhang, Y. D. and Zhu, Y. J., Road crack detection using deep convolutional neural network, *2016 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, 3708-3712, 2016.
13. Pierdicca, R., Malinverni, E. S., Piccinini, F., Paolanti, M., Felicetti, A. and Zingaretti, P., Deep Convolutional Neural Network for Automatic Detection of Damaged Photovoltaic Cells, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 42(2), 2016.
14. Liu, Z., Mao, H., Wu, C. Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T. and Xie, S., A ConvNet for the 2020s, *arXiv preprint arXiv*, 2201, 03545, 2022.