

ドローンで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検討

秋山祐樹*・飯塚浩太郎**・小川芳樹**・山内啓之***・今福信幸****・谷内田修*****・杉田暁*****

Study of a Method to Quickly Estimate the Distribution of Vacant Houses by Artificial Intelligence (AI) from Thermal Infrared and Visible Images Collected by Drones

Yuki AKIYAMA*, Khotaro IIZUKA**, Yoshiki OGAWA**, Hiroyuki YAMAUCHI***,
Nobuyuki IMAFUKU****, Osamu YACHIDA*****, Satoru SUGITA*****

In recent years, the number of vacant houses has continued to increase throughout Japan. Local governments need a quick and inexpensive method to survey the spatial distribution of vacant houses. Therefore, in this study, we developed a method to perform 3D modeling of residential areas where vacant houses are distributed by using a thermal infrared camera mounted on a drone to photograph them from various angles. By having AI learn the generation of heat and nighttime light derived from the residents' lives obtained from the 3D models, it became possible to automatically extract non-vacant houses with an accuracy of approximately 95%. In addition, by using VR, we could demonstrate the possibility of efficient vacant house surveys in a virtual space

Keywords: 空き家 (vacant house), ドローン (drone), 熱画像 (thermal infrared image), 人工知能 (AI), 深層畳み込みニューラルネットワーク (DCNN), バーチャルリアリティ (VR)

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(総務省統計局, 2018 年)。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(浅見, 2014; 長嶋, 2014)。

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であり、自治体における空き家対策の取り組みを進めていく上での大きな障壁となっている。

なお、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(益田・秋山, 2020)、これらの手法では広域を対象とした空き家の分布状況を迅速に調査することは困難である。

* 正会員 東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 (Tokyo City University)
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤 1 丁目 2 8-1 Tel : 03-5707-0104 E-mail : akiyamay@tcu.ac.jp

** 非会員 東京大学空間情報科学研究センター (The University of Tokyo)

*** 非会員 東京大学大学院新領域創成科学研究科 (The University of Tokyo)

**** 非会員 大牟田市都市整備部建築住宅課 (Omuta City)

***** 非会員 前橋市前橋市スマートシティ推進監 未来創造部 (Maebashi City)

***** 非会員 中部大学国際 GIS センター (Chubu University)

1.1. 著者ほかによるこれまでの研究

以上の課題に対して、著者ほか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データ（以下「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を実施している（秋山ほか，2021a；Baba et al., 2021；Akiyama et al, 2020）。これらの手法により高い精度で空き家の空間分布の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等を通わせながら活用することは困難な場合も多い。そのため、同手法は技術的に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。

そこで著者ほかは、公共データを使用することなく、空き家の空間分布の把握につながる情報を迅速に収集する手法として、ドローンと熱赤外カメラを組み合わせた機器を活用した空き家の分布調査手法の開発を行ってきた。まず、秋山ほか（2020）では、同手法の基礎的研究として、ドローンと熱赤外カメラによる上空からの撮影により、広範囲の熱分布の把握が可能で、また特に各建物から排出される夜間光と冬季夜間に確認できる排熱は、非空き家判定に有用であることを確認した。さらに、秋山ほか（2021b）では、ドローンにより収集した可視光、夜間光及び、熱赤外面像により、広域を一括で撮影すると同時に、撮影地域全体の3Dモデルを構築する技術が実現し、同成果を用いることで、特に昼間の可視光画像と夜間光の情報から、居住者の有無をかなりの程度判別可能なことが分かった。また、熱画像を併用することにより、建物内部の居住者の活動状況が推測でき、空き家判定の確度をより高めることができることが確認された。

ただし、秋山ほか（2021b）の手法では、撮影した画像や撮影成果から構築した3Dモデルの中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た。そのため、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。

1.2. 本研究の目的

そこで本研究では秋山ほか（2021b）で明らかとなった課題を解決するために、ドローンによって収集した熱赤外面像および可視画像から作成した3Dモデルを、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。具体的にはまず、秋山ほか（2021b）で撮影した画像と本研究で新たに撮影した画像から構築した3Dモデルと、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空間分布を推定する技術を検討する。また、同手法の信頼性を明らかにし、本手法の利点や課題を明らかにする。

さらに、3Dモデルの高度利用の可能性として、3Dモデルを仮想現実（以下「VR」）空間に展開することで、現地調査を効率化できる可能性についての検討を行う。具体的には作成した3DモデルをVR空間に展開し、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することで、現地調査に行く労力や時間を軽減し、現地調査の迅速化・精緻化につなげられる可能性について検討を行う。

2. 研究対象地域

本研究では秋山（2021b）に引き続き、研究実施への協力が得られたとともに、空き家分布調査データの提供を受けることができた福岡県大牟田市（以下「大牟田市」）内から研究対象地域を選定した。具体的な研究対象地域としては、大牟田市内の羽山台地区および白川地区とした（図1）。両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、本研究では秋山（2021b）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るため、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。なお、著者ほかはドローン飛行許可の包括申請を国土交通省に申請済であるため、図1の研究対象地域全域においてドローンの飛行が可能である。

3. データ作成

3.1. 撮影機器

本研究では秋山ほか（2021b）や秋山ほか（2020）でも使用した機器（ドローン：DJI Matrice 210・熱赤外カメラ：DJI Zenmuse-XT2）を使用した。機器の詳細については秋山ほか（2020）を参考にされたい。

3.2. データ収集と 3D モデルの作成

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（図 2）。また、同様に夜間の撮影も行った。なお、秋山ほか（2021b）や秋山ほか（2020）の成果から、冬季に撮影することで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。

続いて、撮影した画像を組み合わせて 3D モデルを作成した。3D モデルの作成は 3 次元点群ソフトウェアの Metashape Pro (Agisoft 社) を使用した。なお、同ソフトウェアは類似する 3D モデル構築において、既存研究でも広く用いられているソフトウェアであることから (Over, J. S. R. et al., 2021; Grotoli, E. et al., 2020), 本研究においても採用した。

3.3. 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判定を与えないと、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、大牟田市による現地調査の結果（紙地図）を、デジタル住宅地図上で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。その結果、羽山台地区と白川地区に分布する戸建住宅 391 棟（うち 23 棟が空き家）の教師データを作成した。



図 1 研究対象地域

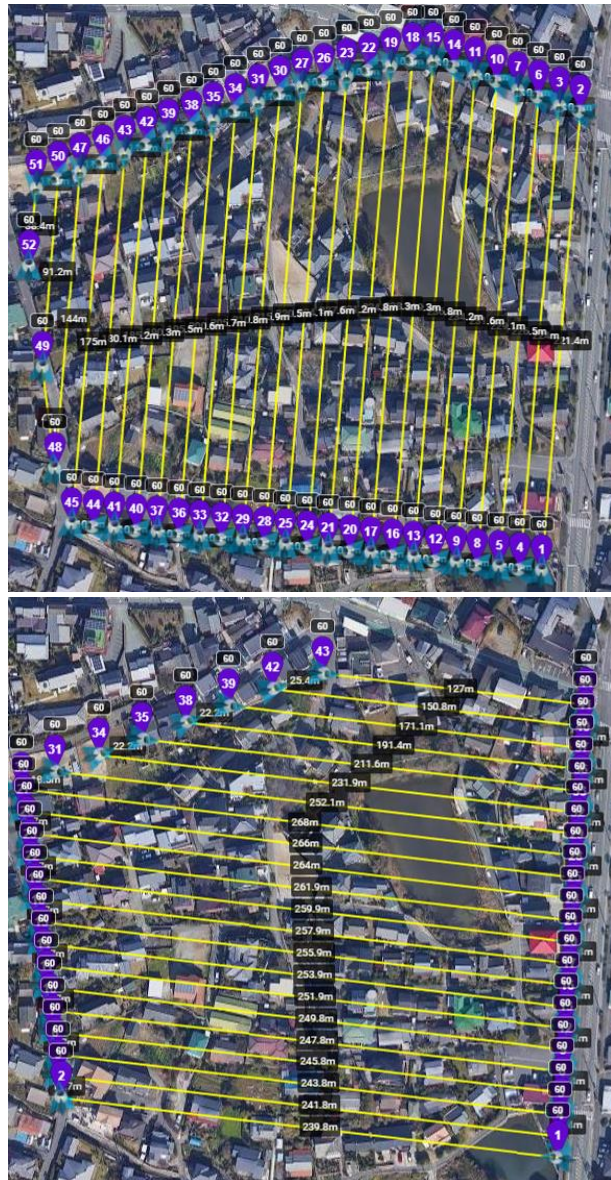


図 2 ドローンの飛行ルート及びその範囲（羽山台地区の例）

4. 撮影結果

4.1. 羽山台地区における撮影結果

図3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4に夜間の熱画像に基づく3Dモデルを示す。図3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。また、この3Dモデルから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、空き家か否かの確度をより高めるには、同じ対象地域に対して異なる日時における複数回の撮影が必要になるものと考えられる。

4.2. 白川地区における撮影結果

続いて、図5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6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が疎であり、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た。そのため、市の空き家調査結果とは一致しない建物も散見された。その一方で、このように空き家の空間分布の状況を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結果的に示された。

5. AI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推定する技術を検討した。本研究では以上の目的を達成するために、Deep Convolutional Neural Network（以下「DCNN」と呼ばれる深層学習（ConvNetアーキテクチャを適用）



図3 羽山台地区における可視画像の3Dモデル
(上：日中，下：夜間)

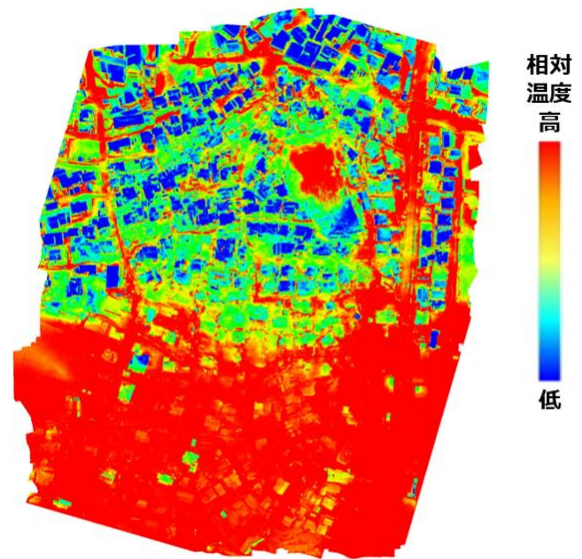


図4 羽山台地区における熱画像の3Dモデル

を使用した (Schmidhuber, J, 2015)。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充分に実績のある深層学習の手法である (Zhang et al., 2016; Pierdicca et al., 2016)。図7にDCNNを用いた処理全体の流れを示す。以下、図7中①～③における具体的な処理について説明する。

5.1. ソースデータの抽出 (図7中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 で学習させるための学習データが現時点では存在しないため、本研究では 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。

5.2. 画像のクロッピング処理（図 7 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抽出する処理（クロッピング処理）を行った。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空間結合させることで、各建物画像に空き家か否かのフラグをアノテーションした。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）の学習データセットが構築された。

5.3. 学習（図 7 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-B を適用して学習を行っ



図 5 白川地区における可視画像の 3D モデル
（上：日中，下：夜間）

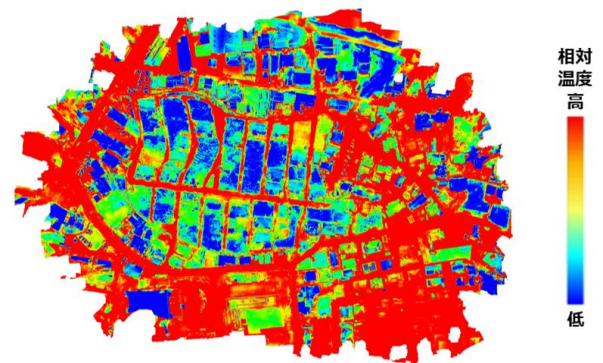


図 6 白川地区における熱画像の 3D モデル

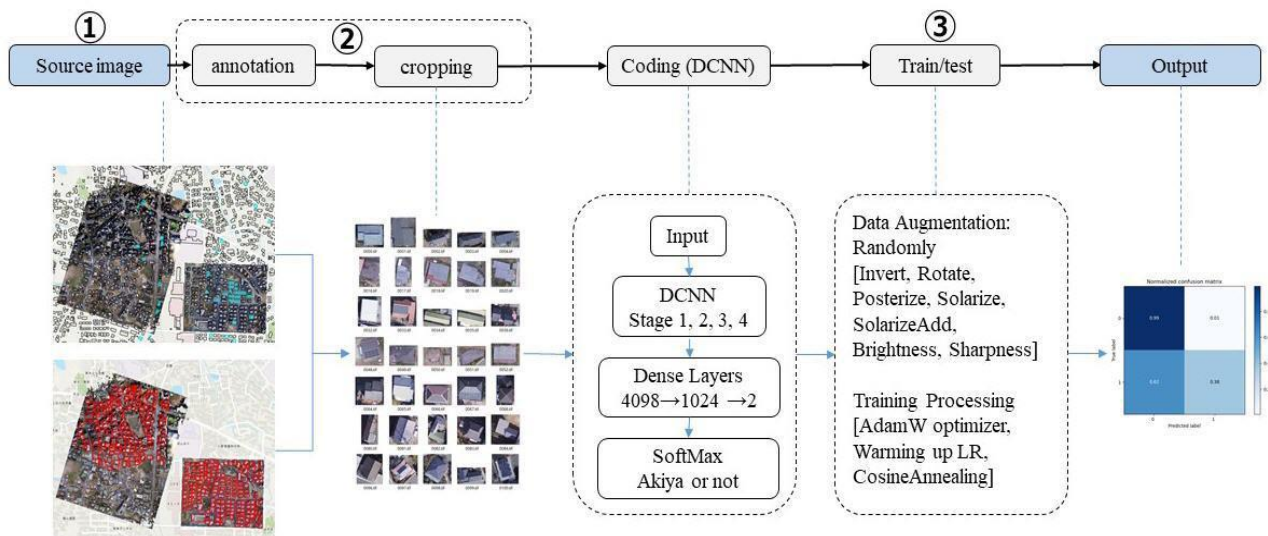


図 7 本研究における DCNN を用いた空き家抽出の流れ

た (Liu et al., 2022). 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.

5.4. 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て判定した結果 (RGB+熱赤外) をそれぞれ示す.

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, 秋山ほか (2021b) でも明らかとなっていた可視光と排熱の分布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方法としてはまず, 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 で学習させるための学習データ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

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

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.

6. VR による現地調査の負担軽減の可能性検討

本研究では調査対象地域の 3D モデルを構築し, その成果を AI で解析することで, 建物ごとに空き家・非空き家の判定を行う技術の開発を試みたが, 同時に作成した 3D モデルの VR 空間での活用も検討した. 具体的には, 空き家分布調査の迅速化・精緻化を目的とし, 調査員による空き家調査を VR 空間で再現・代用するためのモデルを試作した. なお, VR コンテンツを具体的な課題に対して活用した事例としては, 地理教育のための三次元的な地理空間情報の提供の試みなどが近年見られるようになってきている (山内ほか, 2022).

6.1. VR 環境の構築

本稿で得られた 3D データを VR 空間に実装するために, ポリゴンデータの編集ソフトウェアである POLYGONALmeister (UEL 株式会社) を用いて, 3D メッシュのノイズ除去を行った. また, 本モデルの VR プラットフォームへのアップロード作業や, 各種ギミックの作成等は Unity (Unity Technologies) を用いた. さらに, 必要に応じてオープンソースの 3D モデリングソフトである Blender を用いて, 特徴を残しつつもモデルの面の数を削減したり, 形状を整

えたりする作業を行った。高密度の面で構成される 3D モデルは描画負荷に繋がるため、特徴を保持しつつ軽量化することが重要な課題となる。そのため、上記の作業を繰り返すことで、モデルの質と負荷を可能な限り少なくしたモデルを構築した。なお、3D モデルを Unity に取り込む際には、構造物や道路のような情報の視認性を高めるため、テクスチャの解像度を 8192×8192 ピクセルとした。

6.2 本研究で構築した VR 空間の特徴

空き家調査の可能性を検討するために、VR 空間に住宅街のモデルを 2 つ配置した。一つは 10 時に撮影されたデータで、もう一つは 18 時に撮影されたデータである。まず 10 時のデータから対象地域全体の状況が俯瞰できるため、利用者はこのモデルを用いて地域全体の状況を把握可能である (図 8a)。また、18 時のデータを用いることで、異なる時間の様子も把握できる (図 8b)。同様にして、複数の時間帯のデータを取得することで、1 日を通した変化も確認可能になる。

また、18 時のデータをベースに、マテリアル (テクスチャ) を切り替えるギミックを作成し、VR 空間に実装した。同機能の実装により、利用者は夕方 (18 時) と夜間 (21 時頃) の状態を自由に切り替えてモデルを閲覧できるようになり、夜間光の観測も同じモデル上でシームレスに行うことが可能となった (図 9)。

さらに、本研究で構築した VR 空間では、上記のように異なる日時のデータを可視化したり・観測したりできるのみでなく、イベント切り替え時の同期を取得できるようにした。すなわち、同機能により同じ VR 空間に複数人が同時に入って、複数人による空き家調査が可能となる。

加えて、本研究で構築した VR 空間では、実際の空き家調査を「超越」する行動も実現できる。例えば、調査対象となる建物に対して、様々な角度や上空からの俯瞰が可能である。そのため、実空間における調査の際に可視性の障害となる垣根 (壁や生垣) などに阻害されることなく建物の状態を確認することが可能である。

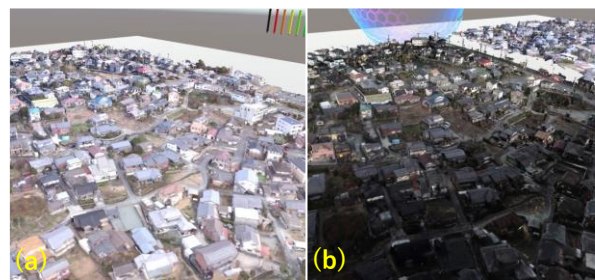


図 8 本研究で構築した 3D モデルを VR 空間に設置した例 (a : 10 時のモデル b : 18 時のモデル)



図 9 同地点における時刻が異なる結果のシームレスな切り替えの例

6.3 空き家現地調査の負担軽減の可能性と課題

以上のように、VR 空間を最大限活用することで、従来では大きな負担となっていた現地調査員の移動・観測・判断の作業が大幅に軽減される可能性を示すことができた。一方で、この手法が実際の現場作業員の調査負担の軽減に有効であるかは、本稿執筆時点では未知である。これは、調査員による VR 空間を操作する技術に対する慣れや、従来の空き家調査において判断材料となっていた地物が VR 空間に正しく再現できているかといったことが課題となる。特に、後者については取得したデータの品質や、VR 空間への実装のための情報の圧縮の影響が関係する。そこで今後は、実際に現場で調査を行っている調査員や自治体の担当課へのヒアリング等により、以上の課題を明らかにしたい。また、空き家調査を経験したことがない学生などを対象に、VR 空間での空き家調査を実験し、対象者の判断と専門の調査員の判断による空き家の正答率を比較し、その有用性を明らかにしていきたい。

一方で、等身大で体験できるような空間データは大容量になりがちであり、それと関連する技術的な課題もある。VR 空間内に構築できるモデルのデータサイズは無限大ではない。モデルの品質が高いほど VR を使用する際の PC に高いスペックが要求される。また、本研究で構築したような現実を再現した 3D モデルは、実際の地物と同様に、対象地域の広さや、そこに分布する建物の種類など様々な条件が対象地域によって異なるため、モデルを精細かつ軽量に成型するには多くの手作業を要する。更に、本研究で構築した VR 空間は Web で展開しているため、このプラットフォームにアクセスするためには高速なインターネット環境も重要となる。具体的には、回線の下り速度は 30Mbps ほどが望ましいが、自治体によってインターネット環境は様々であることから、全ての自治体から本研究で構築した水準の VR 環境にアクセスすることは現時点では困難である。ただし、今後は 5G 回線のインフラ整備も期待できるため、インターネット環境に関連する課題は、今後解決する可能性もある。

以上のように VR による現地調査は、現時点ではまだ数多くの課題があるものの、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。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ていきたい。

7. おわりに

本研究は秋山ほか (2021b) の発展的研究として、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、秋山ほか (2021b) 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。

さらに、VR を用いたバーチャル調査の可能性も示唆できた。VR 空間における空き家調査により、これまでは現地調査員にとって大きな負担となっていた移動・観測・判断の作業を大幅に縮減し、空き家調査の効率化の可能性を示すことができた。

7.1. 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。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。

また、VR 空間における現地調査は、まず本稿執筆時点ではまだ自治体の空き家調査担当者や現地調査員へのヒアリング等が行われていないため、現場での有用性については未知である。今後現場へのコンタクトを行い、以上の点について明らかにするとともに、追加・修正が必要な機能を明らかにしていきたい。

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)による共同研究の成果である。また、本研究は大牟田市羽山台地区の空き家対策を実施する団体である「羽山台空き家対策プロジェクト」の協力により実現した。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た。加えて、本研究で使用したデジタル住宅地図は東京大学 CSIS 共同研究 (No. 880) による成果の一部である。以上、ここに記して謝意を表したい。

参考文献

秋山祐樹・馬場弘樹・大野佳哉・高岡英生 (2021a) 機械学習による空き家分布把握手法の更なる高度化 自治体の公共データを活用した空き家の分布把握手法に関する研究 (その 3), 「日本建築学会計画系論文集」, 86(786), 2136-2146.

秋山祐樹・飯塚浩太郎・今福信幸・杉田暁 (2021b) ドローンで収集した熱赤外画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.

秋山祐樹・飯塚浩太郎・谷内田修・杉田暁 (2020) ドローンにより収集した熱赤外画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.

浅見泰司 (2014) 『都市の空閑地・空き家を考える』, プロGRESS.

長嶋修 (2014) 『「空き家」が蝕む日本』, ポプラ社.
益山理広・秋山祐樹 (2020) 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.

山内啓之・鶴岡謙一・小倉拓郎・田村裕彦・早川裕弐・飯塚浩太郎・小口高 (2022) 三次元地理空間情報と VR 技術を用いた遺構の散策アプリの試作と評価ー地理教育への応用に向けてー. 「E-journal GEO」, 17(1), 169-179.

Akiyama, Y., Ueda, A., Ouchi, K., Ito, N., Ono, Y.,

Takaoka, H. and Hisadomi, K. (2020) Estimating the Spatial Distribution of Vacant Houses using Public Municipal Data, “*Geospatial Technologies for Local and Regional Development*”, 165-183.

Baba, H., Akiyama, Y., Tokudomi, T., and Takahashi, Y. (2020) 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.

Grottoli, E., Biauxque, M., Rogers, D., Jackson, D. W., and Cooper, J. A. G. (2020). Structure-from-motion-derived digital surface models from historical aerial photographs: A new 3D application for coastal dune monitoring. “*Remote Sensing*”, 13(1), 95.

Liu, Z., Mao, H., Wu, C. Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T. and Xie, S. (2022) A ConvNet for the 2020s, *arXiv preprint arXiv, 2201*, 03545.

Over, J. S. R., Ritchie, A. C., Kranenburg, C. J., Brown, J. A., Buscombe, D. D., Noble, T. and Wernette, P. A. (2021). Processing coastal imagery with Agisoft Metashape Professional Edition, version 1.6—Structure from motion workflow documentation, “*US Geological Survey*”, 2021-1039.

Pierdicca, R., Malinverni, E. S., Piccinini, F., Paolanti, M., Felicetti, A. and Zingaretti, P. (2016) Deep Convolutional Neural Network for Automatic Detection of Damaged Photovoltaic Cells, International Archives of the Photogrammetry, “*Remote Sensing & Spatial Information Sciences*”, 42(2).

Schmidhuber, J. (2015) Deep learning in neural networks: An overview, “*Neural networks*”, 61, 85-117.

Zhang, L., Yang, F., Zhang, Y. D. and Zhu, Y. J. (2016) Road crack detection using deep convolutional neural network, “*2016 IEEE international conference on image processing (ICIP)*”, 3708-3712.