

# 深層学習による建物変化検出手法の構築

仙石裕明\*, 桜町律\*\*, 桑田賢太郎\*\*\*, 上山智\*\*\*\*, 渡部展也\*\*\*\*\*

\*東京大学空間情報科学研究センター, \*\*東京大学大学院新領域創成科学研究科

\*\*\*東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻, \*\*\*\* 東京大学地球観測データ統融合連携研究機構

\*\*\*\*\*中部大学国際 GIS センター

## 1. はじめに

日本には昭和 57 年の建築基準法新耐震設計基準導入以前に建設された建物や木造建築の建物が多く残っており、震災リスクのある建物が少なくない。震災リスク評価において、建物構造や建物の築年代は、建物倒壊リスクの計算において重要なパラメータとして扱われており、判定に役立てる要素となっている（村尾・山崎, 2000; 大佛俊泰, 2007）。

これらのデータは統計情報として市区町村単位において集計値（推計値）が公開されているが、その分布情報は一般に公開されてはおらず、行政・ディベロッパー・市民団体等の主体が防災において広く利用できるかたちにはなっていない。自治体では税務情報として独自集収されているが、地方税法 22 条により「課税事務に関して知り得た秘密」として定められており、基本的には賦課対象者以外に情報提示することが禁じられている。自治体内部において活用されるケースもあるが、GIS データとして利用できる状態になっていないことが多い。

そこで、本研究では震災リスク評価において有用な建物の属性データを他のデータソースから推定することを目的としている。その初期研究として、本論では建物の属性データのうち建物築年代を推定することを目的とし、航空写真から建物抽出を試みる。

## 2. 利用するデータ

日本において過去の建物の存在を確認できるデータの一覧として、表 1 のデータがある（仙石, 2014）。住宅地図と都市計画基本図については、全国的に作成されており、建物単体まで記載されているが、1990 年代前半から整備が開始されており、それより古い年代に遡ることができない。Landsat 衛星や細密数値情報では解像度が粗く、建物を識別可能な解像度を持たない。

そこで、本研究では全国的に整備され、建物単位まで認識可能な航空写真を用いることとする。ただし、航空写真は年代に応じて、撮影時刻や撮影地点が異なることが多い（図 1）。そのため、航空写真から建物の変化を読み取るためには、複数年で存在する航空写真の位置補正・画像補正等の事前処理が必要となる。また、高層の建物では建物の側面が映り込む場合や、規模の小さい建物では解像度が低い場合には、建物の認識難度が高まる。本研究期間内には上記の対処まで行えず、一部の地域に限られた。そのため、規模が大きく、画像認識を実施しやすい建物を対象とし、本研究報告では建物ではなく、建物を対象に実施した内容を報告する。

表 1 建物が確認可能なデータリスト

| 名称             | 年度                | 解像度  | タイプ     | 備考  |
|----------------|-------------------|------|---------|---|
| 住宅地図<br>(デジタル) | 1994 年～           | 建物単位 | ベクターデータ | 日本全国において毎年整備（一部数年おき）共通フォーマットで整備。                                    |
| 住宅地図<br>(紙地図)  | 1960 年代<br>後半～    | 建物単位 | ベクターデータ | 日本全国においてスキャン時の歪みや傾き、手書き等による不完全な建物形状の補正が必要。                          |
| 都市計画<br>基本図    | 1990 年から<br>デジタル化 | 建物単位 | ベクターデータ | 自治体によって整備時期・フォーマットが異なっており、統一されていない。                                 |
| 航空写真           | 戦前～               | 0.2m | ラスターデータ | 画像補正（輝度補正・オルソ幾何補正等）の処理が必要   |
| 細密数値<br>情報     | 1974～             | 10m  | ラスターデータ | 建物を個別に認識できるほどの解像度はないが、簡易的に広範囲において網羅的に土地利用の変化を把握可能であり、他のデータの代替が見込める。 |
| Landsat        | 1984～             | 30m  | ラスターデータ | 日本国内のみならず、他国にも利用可能であるが、建物を個別に認識できるほどの解像度はなく、画像分類が必要。                |



図1 撮影時刻や撮影地点が異なることによる航空写真の差異

以上を鑑みて、建物の築年代を推定することを目的とし、建物の存続を判定するため過去に撮影された複数の航空写真から画像認識技術によって建物抽出を行う。なお、本研究では埼玉県草加市を対象地域し、1974年・2007年を対象年度とする。航空写真は国土地理院の公開データを使用する。

### 3. 方法

本研究では、ニューラルネットワークをベースとした深層学習により、複数の航空写真から建物変化検出を構築することで、建物の存続を判定する。

従来、画像認識を行う際は、SIFT や HOG といった特徴量を指標として用いられていたが、対象に応じてこの特徴量を再設計するの必要があり、手動で設計せざるを得なかった。深層学習では、多層構造によって自動次元削減が可能であり、特徴量の抽出を対象に適した形で取り出すことが可能である（中山，2015）。

本研究で用いる畳み込みニューラルネットワーク（CNN）では、入力した画像を RGB に分解し、画素値から畳み込みとプーリングの処理を繰り返し、画像内のパターンが検出できるようになるというものである。建物輪郭抽出の全体の処理フローを図2に示す。実際の処理では、入力データとして航空写真の画像と建物の位置と輪郭を特定する教師データの2種類を用意する。航空写真画像は256×256pixels（約300m四方）となるように草加市全体の航空写真から切り出した画像を使用する。上記の教師データを用いて、建物に該当する箇所について航空写真のRGB上の画像からテクスチャのパターンを学習させた分類器を作成する。その際、作成した分類器は教師データを検証用データと2分し、クロスバリデーションを実施することで、精度改善を実施する。

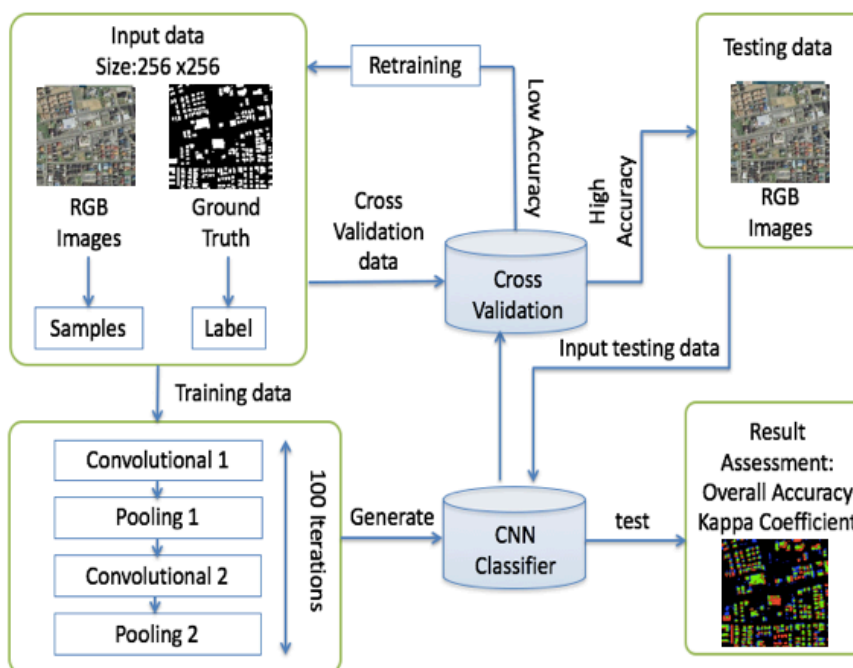


図2 全体の処理フロー

表 2 中間層の構成

| Core          | Output maps | Kernel size | Pooling scale |
|---------------|-------------|-------------|---------------|
| Convolution 1 | 6           | 5           | -             |
| Subsampling 2 | -           | -           | 2             |
| Convolution 3 | 12          | 4           | -             |
| Subsampling 4 | -           | -           | 2             |

本研究ではニューラルネットワーク上の中間にあたる畳み込み処理（Convolution）とプーリング処理（Subsampling）を表 2 のように実施した。建物輪郭抽出用に作成した入力データおよび教師データは  $256 \times 256$  pixels で構成され、本論では 630 枚の航空写真に適用した。

#### 4 結果と考察

分析の結果、2007 年では対象地域全体において 8 割以上の建物において、輪郭抽出できていることが確認できた。他方、一部の家屋や工場等の建造物では、図 3 の右図のように、抽出できていないことが確認された。学習用に作成した教師データにおいて、上記の家屋や建造物に該当する屋根の形状や色彩、建造物の大きさ等の特徴を持ったサンプルが不足していたことが原因と考えられる。

また、1974 年では  $\kappa$  が 0.6009 と低く、2007 年時よりも精度が低い結果となった。1974 年では 2007 年時と比べてさらに教師データが少なく、かつ、画像の劣化等により判読精度が落ちたことが考えられる。



図 3 建物輪郭抽出結果  
(赤：2007 年, 青：1974 年)



図 4 建物輪郭抽出結果  
(背景画像の撮影時期が 2007 年時（左図）と 1974 年時（右図）)  
(赤：2007 年, 青：1974 年)

本結果で得られた結果では変化検出を実施するには精度的に不十分である。他方、郊外部の新築が多いエリアにおいては、2007年の建物のみ輪郭が抽出される結果となっていることが確認できる（図4）。1974年よりあとになって建築された建物については、変化検出できる可能性があることが分かった。

## 5. おわりに

本研究では草加市を対象に航空写真から建物領域の抽出および変化検出を試みた。その結果、輪郭抽出において課題が残る結果となった。CNNによる学習時において、教師データのサンプル数や種類に依存したと考えられる。また、田んぼや更地等の建物がない場所においては新築の建物を抽出する余地があることが分かった。

今後の課題として、建物輪郭抽出における精度改善を実施することが全体として優先度が高い。特にその施策としては、(i)教師データのサンプル数を増やす、(ii)教師データの種類を絞る（抽出する建物の種類を絞る）が考えられる。教師データの拡充には労力が多く、専用アプリケーションの開発等による効率的に教師データを生成する方法や、細密数値情報（国土地理院発行）のように土地利用を詳細に把握可能なソースを活用する方法など、生産性を高めていくことが考えられる。

上記を実施したうえで、草加市で作成した分類器が他市区町村で展開した場合の推定精度や、逆に他市区町村で作成した教師データを草加市に適用した場合に得られる精度の違いについて明らかにすることにより、今後全国への展開の可能性がより具体的にみえてくるものと考えられる。

## 6. 謝辞

本研究は中部大学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 IDEAS201503 の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

## 参考文献・データ

1. 村尾修・山崎文雄（2000），自治体の被害調査結果に基づく兵庫県南部地震の建物被害関数，日本建築学会構造系論文集，No. 527，pp. 189-196.
2. 大佛俊泰（2007），建築物の建替確率モデルを用いた既成市街地の不燃化分析，日本建築学会計画系論文集，636，307-314.
3. 仙石裕明（2015），時系列地図を利用した建物の築年代推定手法とその応用に関する研究，東京大学博士論文
4. 国土地理院 地図・空中写真閲覧サービス <http://mapps.gsi.go.jp/maplibSearch.do>
5. 中山英樹（2015），深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習”，電子情報通信学会音声研究会7月研究会