深層学習を適用したラスタ地図からの建物抽出に関する研究

国土地理院地図 2 万 5 千分の一地形図への応用を例として

林 楽為*・秋山 祐樹**

Building Extraction from Raster Historical Maps Using Deep Learning Method

A Case Study on GSI 1:25,000 Topographic Map data

Lewei LIN*, Yuki AKIYAMA**

Abstract: Historical maps are considered an indispensable data source for research in historical geography. In recent years, many universities and institutes have established digital historical map archives, providing valuable and accessible datasets. However, most of these archives are available only in raster image formats, which are not well suited for quantitative spatial analysis. Our study proposes a method to extract building information from digital historical maps, thereby facilitating the estimation of building counts, sizes, and spatial distributions. The proposed approach first applies traditional image processing techniques for coarse extraction, followed by manual refinement to ensure accuracy. Subsequently, a deep learning model is trained using the refined dataset to achieve reliable building detection. This combination of classical and deep learning methods aims to enhance the accuracy of feature extraction from historical maps and to enable their broader application in GIS-based research.

Keywords: 歴史地図（historical map），地図アーカイブ（map archive），建物セグメンテーション（buildings segmentation），画像処理（image processing），深層学習（deep learning）

１．はじめに

１．１　研究背景

歴史地図のデジタルアーカイブは，歴史地理学や都市史研究などにおいて極めて重要な情報源である．歴史地図には，文字情報や地図記号といった意味的情報が含まれており，航空写真ではカバーできない年代や地域においても，建物や道路，水域，地形などの情報を提供することができる．この点で，歴史地図は過去の都市構造や土地利用を把握するうえで代替不可能なデータである．

近年，日本国内ではデジタル地図アーカイブの整備が進展している．国土地理院は「地理院地図・空中写真閲覧システム」を通じて，明治時代以降の各種地形図や空中写真を公開し，幅広い利用を可能にした（国土地理院，2013）．また，各自治体，公文書館，図書館も積極的に歴史地図のデジタル公開を進めており，例えば東京都公文書館デジタルアーカイブでは，明治以降の東京に関する地図資料 109 点を公開している（東京都，2020）．さらに，研究機関による学術的な公開事例としては，立命館大学が所蔵する都市計画関連図を整理・公開した「近代京都オーバーレイマップ」があり（立命館大学アート・リサーチセンター，2002），利用者が容易に利用できるように工夫がなされている．

しかしながら，既存の歴史地図アーカイブの多くはラスタ形式の画像データとして保存されているため，建物や道路，水域といった地物はピクセル単位の情報として表現されている．その結果，GIS における地理空間解析や統計的処理に直接利用することが難しく，研究における活用には限界がある．

１．２　先行研究

Uhl et al. (2017) は，アメリカの不動産情報データセットと歴史地図を組み合わせて，歴史地図を小さなタイル（小領域）に分割し，「建物」「市街地」「黒背景（非建物の黒領域）」「その他背景」の 4 種類に分類する CNN モデルを構築し，スライディングウィンドウで建物と市街地などの人工物に対する検出を試みた．また，Jiao et al. (2022) は，スイスの歴史地図と公開されている道路データを重ね合わせてデータセットを構築し，道路を高精度に検出する技術を開発した．

しかし，これまでの研究は，歴史地図に描かれた地物の抽出や分離に関して，一部の記号や限定的な処理に留まっており，教師データに強く依存し，手作業が多く，汎用性や自動化に欠けるのが現状である．

*　学生会員　東京都市大学総合理工学研究科建築・都市専攻（Tokyo City University）
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤１丁目２８－１ E-mail：g2581663@tcu.ac.jp
**　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２８－１ E-mail：akiyamay@tcu.ac.jp

１．３　目標

以上を踏まえて，本研究の目的は，デジタル地図アーカイブの高度な GIS 利用に資するため，近代測量に基づく地形図から建物等の地物をベクター形式で抽出する技術を確立することである．本稿では第一歩として 2 万 5 千分の 1 地形図から建物を自動抽出する手法を開発する．古典的画像処理（モルフォロジー演算，Region Growing，ラベリング）と軽量な深層学習を組み合わせ，建物の範囲・位置・規模を抽出し，タイル単位の建物マスク・データセットを構築する．これにより，建物の範囲，位置，規模といった幾何情報を体系的に抽出し，地図タイルに対応する建物マスクデータセットを構築する．本研究で得られる成果は，歴史地図や地図アーカイブ全般の解析基盤として応用可能であり，都市変遷の把握や土地利用研究など，幅広い GIS 分野への応用に資することが期待される．

２．研究手法

２．１　使用データ

本研究では，近代測量に基づいて作製された地図を対象とする．将来的な研究の発展を見据え，できる限りフォーマットの統一性が高く，日本全土を網羅し，かつ複数時点のデータが存在する地図アーカイブを選定することを重視した．

以上の観点を踏まえ，本研究では，近代測量に基づいて作製された地図のうち，国土地理院「地図・空中写真閲覧サービス」で公開されている 2 万 5 千分の 1 地形図を対象とする．同図は 1 図葉あたり平均約 100 km² をカバーする標準図郭で日本全国をほぼ網羅しており，図葉数は 4,000 面以上に及ぶ．また，各図葉には改訂履歴（図歴）が公開されており，主要都市では大正期以降にわたる多数の版（しばしば 10 時点以上）が揃うため，時系列解析に適している点が特徴である．

各地図（図葉）は統一的な仕様で作製されており，1 枚あたりのカバー範囲は緯度 5 分から 5 分 40 秒（約 9 ～ 10km），経度 7 分 30 秒から 8 分 39 秒（約 9.8～12.8km）であり，解像度は 10,600×8,600 ピクセルから 12,000×10,000 ピクセルである．このような一貫した仕様は，地図をタイル化し機械学習に投入する際の前処理を容易にし，精度の高い比較・解析を可能にする．

本研究では建物検出に着目するため，十分な数の建物サンプルを得られる地図を用いることを重視した．そのため，建物抽出を行うためには，建物を表現する記号（以下「建物記号」）が明確に描かれ，かつサンプル数が豊富に確保できる地図を選ぶ必要がある．

そこで，本研究では建物記号が大量に存在し，かつ地図全体に比較的一様に分布している 8 枚の地図を研究対象として選定した（表 1，図 1）．これにより，建物検出に必要な多様なサンプルを効率的に得ることができ，機械学習に適した学習データセットを構築することが可能となる．

表 1. 使用したデータ

図名	測量年	経度範囲	緯度範囲	リスト番号
酒々井	1998	140°15'-140°22'30"	35°40'-35°45'	67-10-4-12
酒々井	2004	140°14'30-140°23'	35°39'40"-35°45'20"	67-10-4-14
高田東部	1997	138°15'-138°22'30"	37°5'-37°10'	82-10-3-11
高田東部	2006	138°14'25"-138°23'4"	37°4'40"-37°10'20"	82-10-3-13
粟生	1990	136°30'-136°37'30"	36°25'-36°30'	94-6-3-7
粟生	1999	136°30'-136°37'30"	36°25'-36°30'	94-6-3-9
久留米西部	1998	130°22'30"-130°30'	33°15'-33°20'	126-9-1-12
久留米西部	2012	130°22'5"-130°30'20"	33°14'40"-33°20'20"	126-9-1-13

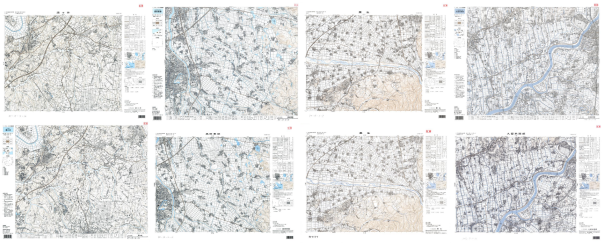


図 1　使用した地図（左上から縦に下へ，右下まで：酒々井 1998，酒々井 2004，高田東部 1997，高田東部 2006，粟生 1990，粟生 1999，久留米西部 1998，久留米西部 2012）

２．２　データの前処理

対象とする2 万 5 千分の 1 地形図は RGB カラーで構成されており，建物や道路は黒色，河川や水域は青色，等高線は茶色で描画されている．本研究では，建物抽出を目的とするため，建物記号を表す黒色成分の分離を前処理の中心とした．

まず，地図の背景色である白を除去した後，残存する画素を k-means 法により 3 クラスにクラスタリングした．各クラスタの代表色を比較し，RGB 値の合計が最も高いクラスを黒色画素群として判定した．その後，この黒色画素のみを抽出し，バイナリ画像へ変換した．得ら

れたバイナリ化結果を図 2 に示す.

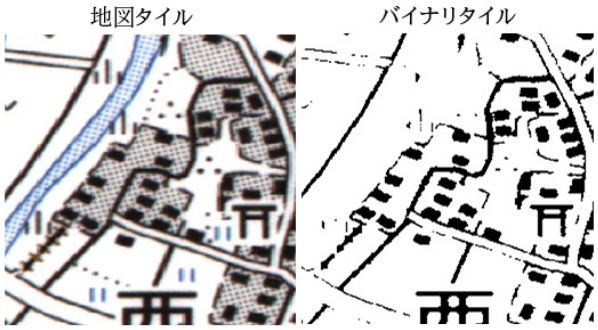


図 2 バイナリ化結果

２．３　タイルの切り出し

前述のように，2 万 5 千分の 1 地図の図葉は一枚あたり最大で 12,000×10,000 ピクセルに達するため，そのまま処理した場合，計算効率の面で非現実的である．そこで本研究では，まず元地図とバイナリ地図両方を 256×256 ピクセルの小領域（タイル）に分割した．分割の際にはステップサイズを 128 ピクセルに設定し，領域間の重なりを確保することで，タイル境界上に位置する建物が分割される可能性を低減させた．以上の手法により，計 8 枚の地図から約 45,000 枚のタイル画像を作成した．

２．４　オープンニングによりノイズの除去

生成したタイル画像には，建物以外に道路や等高線などの線状地物が含まれており，これらは建物抽出においてノイズとして作用する．そこで本研究では，モルフォロジー演算のオープニング処理と連結成分ラベリングを組み合わせ，線幅の細い領域を除去した．

具体的には，オープニング処理によって細線部分を優先的に消去した後，ラベリング処理により連結成分を抽出し，一定の面積以下の領域をノイズとして削除した．これにより，建物領域を保持しつつ，道路や等高線などの線状地物を効果的に除去することができた．処理前後の比較結果を図 3 に示す.



図 3　処理前後の比較

２．５　建物領域の抽出

建物候補ピクセルを抽出した後，隣接画素を考慮して領域を統合し，個別の建物を分離する必要がある．そこで，本研究では Region Growing 法（ある基準の画素を起点として，その周囲に位置する類似画素を次々に取り込みながら領域を広げていく手法）を適用し，隣接関係には 8 近傍を採用した．まず，候補ピクセルをある基準となる画素（以下「シード点」）として設定し，8 近傍に位置する同種の画素を逐次的に探索・統合することで建物領域を拡張した.

さらに，面積が 40 ピクセル未満の領域はノイズとみなし除去することで，建物と判定される領域のみを残した．この処理により，最終的に約 19 万個の建物領域を抽出することができた.

２．６　建物領域の選別

前述の処理により，約 19 万個の建物候補領域を抽出した．しかし，これらの候補の中には地図上の文字や線，地図記号など，実際には建物ではない領域も含まれていた．これらのノイズを除去しないまま解析を進めた場合，建物検出の精度に深刻な影響を及ぼす可能性がある.

そこで本研究では，まず人工的に建物と非建物を判別し，正確に建物を表す領域のみを選出した． この作業により得られた正例の建物マスクを対応する地図タイルと組み合わせ，学習用データセットを構築した.

なお，本研究では以上の処理を効率的に行うために，独自の選別用ユーザインタフェースを開発することで，人工選別を行った．具体的には約 1,500 枚のタイルに含まれる建物領域を対象に選別を行い，その結果得られたマスクを「正解マスク」として評価の標準に用いた.

２．７　学習モデルの構築

前述の通り，本研究で構築したデータセットは，256×256 ピクセルの地図タイルと建物マスクのペアで構成されている．地図のタイルは RGB の 3 チャンネル画像であり，建物マスクは建物（0）と非建物（1）で構成される二値のバイナリ画像である.

そして本研究では，深層学習モデルとして U-Net アーキテクチャを採用した（Ronneberger et al., 2015）．U-Net は画像解析分野で広く用いられているエンコーダ・デコーダ型のセグメンテーションモデルであり，局所的特徴と大域的文脈情報を統合することで，高精度な領域分割を実現する特長を有している.

本研究におけるモデル設定では，入力チャンネル数を 3（フルカラー地図タイル）とし，出力チャネル数を 1 とした．出力層には活性化関数として Sigmoid を用い，各画素が建物に属する確率を算出した．モデルの性能評価には，予測マスクと正解マスクの一致度を定量的に測定する指標である IoU（Intersection over Union）を用いた.

２．８　学習の結果と評価

本研究では，計 1,200 枚の地図タイルと対応するマスク画像を学習用データとして用い，8:2 の割合で学習用データと検証用データに分割した．さらに，外部検証用として以上の 1,200 枚とは異なる 300 枚の画像を用意した.

まず，深層学習モデルを用いて 40 epoch の訓練を行い，内部検証誤差が最小となった時点のモデルを最適モデルとして採用した．次に，最適モデルを用いて外部検証用の 300 枚の画像に対して外挿を行った．推定確率が 0.5 以上のピクセルを建物領域と判定し，あらかじめ選別した正解マスクと比較して IoU を算出した．同様に，前述の古典的な画像処理手法によって得られた建物領域についても IoU を計算し，両手法の精度を比較した．その結果を表 2 に示す．深層学習手法の IoU は 0.8729 となり，全体的に高い一致度を示した．Precision は 0.9197 であり，予測された建物マスクの約 92%が正解であったことを意味する．Recall は 0.9449 で古典的手法（0.9752）より低いが，古典的手法では多数の FP（False Positive，誤検出）が含まれており，その影響で Recall 値が高めに算出されている．深層学習手法は TP（True Positive，正しい検出）がやや少ないものの，FP を抑制でき，より信頼性の高い結果を示す．

表 2 各手法の結果比較

項目	古典的な手法	深層学習手法
IoU	0.6458	0.8729
Precision	0.6566	0.9197
Recall	0.9752	0.9449
TP	514894	498921
FP	269295	43549
FN	13095	29068
TN	18863516	19089262

続いて，図 4 に処理結果を可視化した結果を示す．深層学習モデルはライン状の地物やオープニング処理で残存したノイズを誤検出する現象を抑制できることが確認された．また，学習データに含まれる一部の誤りを補完する効果も見られた．一方，建物記号と類似した文字や鉄道記号を建物として誤検出する場合があることや，一部の建物領域において輪郭のピクセルが欠損する例も確認された．

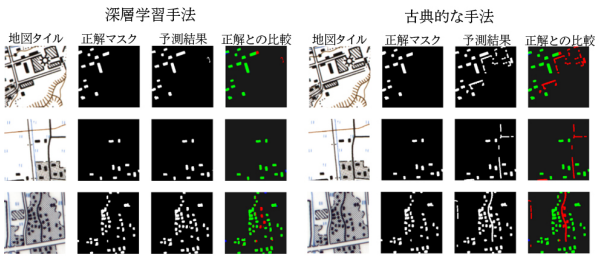


図 4 深層学習手法と古典的な手法の比較例

３．まとめ

３．１　結論

本研究では，古典的な画像処理手法（モルフォロジー演算，Region Growing，ラベリング等）と軽量な深層学習手法を組み合わせることで，歴史地図上の建物記号を高精度に識別・分離する手法を提案した．その結果，本研究で提案した手法は古典的手法単独よりも建物の誤検出を抑制し，建物領域の自動抽出における精度向上を確認することができた．これにより，デジタル歴史地図アーカイブを研究に活用可能な GIS データへと変換するための基盤的手法を提示したといえる．

３．２　今後の課題

一方，いくつかの課題も残されている．第一に，建物が他の地物と連続して描かれている場合，建物か非建物かの判別が困難となり，精度低下を招くことがある．また，古典的手法によって生成したマスクと実際の建物領域とが必ずしも一致せず，領域の欠損や過剰検出が生じる問題も確認された．これらは，古典的手法の改良や深層学習モデルによる補正を導入することで改善が期待される．

また，今後は建物に限らず，道路，水域，鉄道，文字などの地図記号を対象としたセグメンテーションモデルの開発を進める予定である．さらに，ラスターデータをベクターデータへ変換する一連の処理体系を確立し，都市変遷の定量分析や土地利用研究，防災・都市計画などへの応用を展開していく．

謝辞

本研究は，JSPS 科研費（24K00243）の助成を受けて実施した．ここに記して謝意を表す．

参考文献

国土地理院（2013）地図・空中写真閲覧サービス．< https://service.gsi.go.jp/map-photos/app/> (2025.8.31 閲覧)

東京都（2020）東京都公文書館デジタルアーカイブ．< https://dasasp03.i-repository.net/il/meta_pub/G0000002tokyoarchv13 > (2025.8.31 閲覧)

立命館大学アート・リサーチセンター（2002）近代京都オーバーレイマップ．< https://www.arc.ritsumei.ac.jp/archive01/theater/html/ModernKyoto/ > (2025.8.31 閲覧)

Jiao, C., Heitzler, M., Hurni, L. 2022: A fast and effective deep learning approach for road extraction from historical maps by automatically generating training data with symbol reconstruction. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*.

Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. 2015: U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *"International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, 234-241.

Uhl, J. H., Leyk, S., Chiang, Y. Y., Duan, W., Knoblock, C. A. 2019: Automated extraction of human settlement patterns from historical topographic map series using weakly supervised convolutional neural networks. *IEEE Access*, 8, 6978-6996.