

# 航空写真の画像分析による橋梁の建設年代推定手法に関する研究

米山 一幸 田中 博一  
(技術研究所) (技術研究所)

## Estimation method of bridge age by image analysis of aerial photographs

Kazuyuki Yoneyama and Hirokazu Tanaka

本研究では、道路インフラなどの維持管理に資することを目的に、現在および過去の航空写真の画像分析結果から橋梁の位置・建設年代を推定する手法を提案した。分析においては、畳込みニューラルネットワーク（CNN）をベースとした深層学習により、航空写真中の橋梁の形状を自動認識して抽出する方法を用いた。手法の有効性を検証するため、室蘭市の1976年および2009年の航空写真を用い、目視判読による橋梁を学習データおよび検証データとして自動認識される橋梁数との比較を試みた。その結果、正しく認識された橋梁数は1976年では18橋中の9橋（50%）、2009年では25橋中の12橋（48%）と抽出漏れが多く、実用化に向け改善の余地が大きいことが明らかとなった。

In this study, an estimation method of the position and age of bridges by means of the image analysis of present and past aerial photographs is proposed in order to contribute to the maintenance and management of road infrastructure. In the analysis, images of bridges in photographs are recognized and extracted automatically using convolutional neural network (CNN) which is a kind of deep learning. In order to verify the validity of proposed method, verification tests are conducted using aerial photographs of Muroran city in 1976 and 2009, with visually interpreted bridges as training and/or test data. As a result, the number of correctly recognized bridges are relatively small, 9 in the 18 bridges (50%) in 1976 and 12 in the 25 (48%) in 2009, and it is shown that improvement is necessary for application.

### 1. はじめに

現在、国内の地方自治体においては、少子高齢化・生産年齢人口の減少による財政の悪化と、高度成長期に集中的に整備された道路・橋梁、上下水道などのインフラの老朽化が同時に進んでおり、今後、これらのインフラの維持管理が財源・人材の両面から困難になることが懸念されている。国は、インフラ長寿命化修繕計画や公共施設等総合管理計画の策定要請を通じ、予防保全などに基づくインフラの効率的な維持管理を自治体に求めている。

これらの計画においては、各インフラ施設の位置、構造形式、建設年、現況、過去の点検・補修記録などを記載した施設管理台帳を作成することが基本となるが、現状では必ずしも十分に整備されているとはいえず、古い施設などでは建設当時の資料が散逸してしまい、建設年代も明らかでないようなケースも少なくない。このような状況で

施設管理台帳を整備しようとした場合、地図や航空写真などから施設位置を抽出した上で現地において実施役を目視などで確認する必要があるが、施設数が多い場合は多大な労力を要することになる。特に、人口規模の小さい中小の自治体などでは技術系職員数の不足が問題となっており、作業に必要なマンパワーが確保できないことが懸念される。

このような背景のもと、航空写真や衛星画像などの画像処理・分析により、建物やインフラ施設などの位置・状況を把握する技術が近年注目されている。過去の複数年度の航空写真・地図の画像を分析し個別の建物形状の変化からその建設年代を推定する手法<sup>1)</sup>、<sup>2)</sup>や、衛星画像の分析により道路境界線（エッジ）を抽出し道路地図の更新に利用する手法<sup>3)</sup>などが開発されているほか、国土地理院や航空測量サービスを提供する民間企業が、地震・洪水などの災害時に、航空写真の画像分析に基づく施設被害の推定結果を公開している<sup>4)</sup>。また

最近では、人工知能 (AI) の急速な進展を背景に、深層学習のひとつである畳込みニューラルネットワーク (CNN : Convolutional Neural Network) を衛星画像分析に用いることにより、地上の地物を自動認識・抽出する試みが報告されている<sup>5), 6)</sup>。

以上より本研究では、インフラ維持管理の省力化に資することを目的に、対象施設の1次スクリーニング手法として、現在および過去の航空写真の画像分析結果から施設位置・建設年代を推定する方法を想定し、その適用性を検討する。検討においては、構造形状の特徴から画像分析による自動認識が比較的容易と推察される橋梁を対象とし、CNNをベースとする深層学習により、航空写真中の橋梁の形状を自動認識して抽出する方法を用いる。室蘭市の1976年および2009年の航空写真を用いて上記手法による分析を行い、目視判読による橋梁を学習データおよび検証データとして自動認識される橋梁数との比較することにより、認識の精度や手法としての有効性を検討する。

## 2. 利用データと適用手法

仙石<sup>7)</sup>は、国内において過去の建造物の存在の判定に利用できるデータソースとして表-1を示している。このうち、航空写真は最も古くから国内の各地で撮影されており、国土地理院のホームページから全国の航空写真画像を無償でダウンロードすることができる。他のデータソースと比較して解像度が高く、広い地域・時期にわたり利用可能であることから、国内のインフラ管理に適用する上での汎用性も高い。

一方で、撮影年により撮影時刻、撮影位置・角

度、解像度などが異なることが多く、複数年の画像の直接比較から構造物形状の変化を読み取るためには、一般に位置補正やオルソ幾何補正などのデータ処理が必要となる。また、古い航空写真では焦点距離情報などが記録されておらず、上記の補正が行えないことも少なくない。

以上より、本研究においてはCNNをベースとする深層学習手法を画像分析に用いる。

図-1にCNNのネットワークを模式的に示す<sup>7)</sup>。CNNは順伝播型の多層ニューラルネットワークの一種であり、中間層で畳込み (convolution) 層とプーリング (subsampling) 層のペアが繰り返される構造となっている。畳込み層では入力画像に対して複数の重みフィルタを用いて畳込み処理をすることにより、特定の特徴量を強調した複数のマップを作成する。プーリング層では畳込み層で作成したマップの各小領域に対して平均化などのサブサンプリングを行っており、畳込み層で抽出された特徴の位置感度を低下させることで、幾何変化などに対する特徴量の不変性を確保する効果がある。最後に、得られた複数のマップを入力として識別を行う。

他の多層ニューラルネットと同様に、誤差逆伝播を用いてフィルタを最適化することにより識別に有効な特徴量を自動学習することができるため、従来の画像認識で行われていたHOG (Histogram of Oriented Gradients) やSIFT (Scale Invariant Feature Transform) などの特徴量の手動設定が不要であり、対象に適した特徴量を自動的に取り出すことができる。このため、航空写真に用いる場合も、撮影時刻や撮影位置・角度の相違による幾何補正などの前処理を行わずに、構造物形状の

表-1 建造物の抽出に利用可能なデータソース (仙石<sup>7)</sup>に一部追記)

| 名称          | 年度               | 解像度  | データ形式 | 備考   |
|-------------|------------------|------|-------|--|
| 住宅地図 (デジタル) | 1994年～           | 建物単位 | ベクタ   | 日本全国を共通フォーマットで整備<br>定期的に更新 (都市部は年1回, その他地域は2～5年に1回)      |
| 住宅地図 (紙地図)  | 1960年代後半～        | 建物単位 | ベクタ   | 日本全国で整備。スキャン時のゆがみや傾き, 手書きなどによる不完全な構造物形状の補正が必要            |
| 都市計画基本図     | 1990年から<br>デジタル化 | 建物単位 | ベクタ   | 自治体により整備時期・フォーマットが異なる                                    |
| 航空写真        | 1936年～           | 0.2m | ラスタ   | 解像度が高く, 構造物を個別に認識できる<br>画像補正 (輝度補正・オルソ幾何補正など) のための前処理が必要 |
| 細密数値情報      | 1974年～           | 10m  | ラスタ   | 構造物を個別に認識できるほどの解像度はない<br>広範囲の土地利用の変化を網羅的に把握することができる      |
| Landsat     | 1984年～           | 30m  | ラスタ   | 日本国内だけでなく, 他国のデータが利用可能<br>構造物を個別に認識できるほどの解像度はない          |

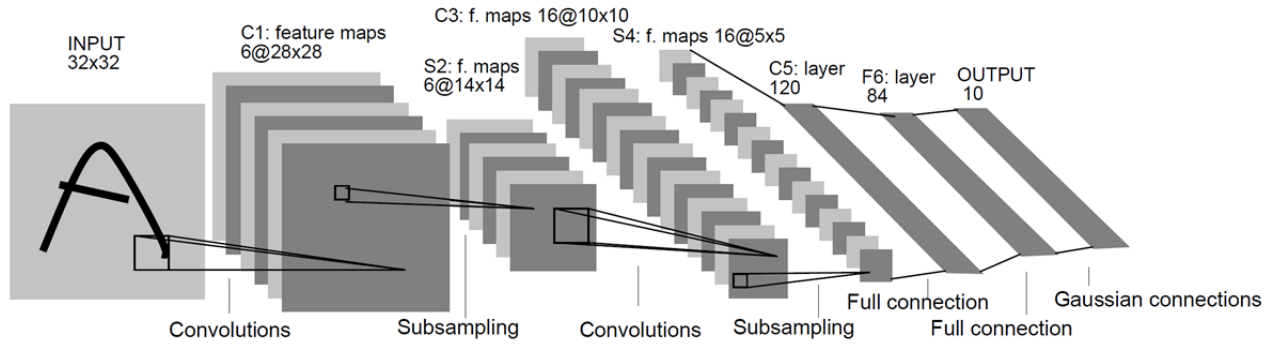


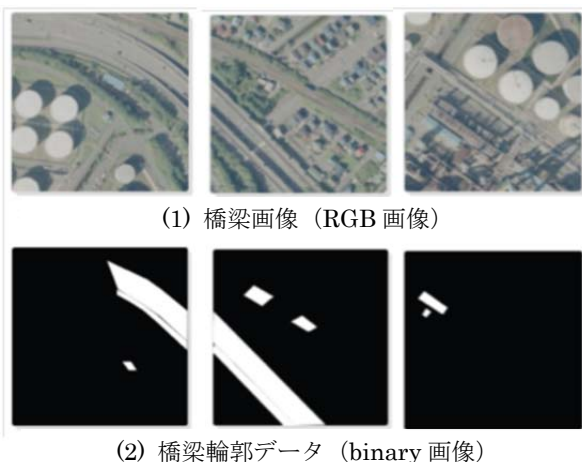
図-1 畳込みニューラルネットワーク (CNN) の一般的な構造<sup>7)</sup>

時系列的な比較が可能となることが期待される。

### 3. 分析方法

本研究における橋梁画像抽出の検討手順を図-2に示す。分析においては、国土地理院<sup>8)</sup>、および、室蘭市<sup>9)</sup>が公開している室蘭市の航空写真のうち、1976年および2009年の画像データを用いる。同市は行政データのオープン化に先進的に取り組んでおり、すでに策定・公開されている「橋梁長寿命化修繕計画」により個別の橋梁の位置や建設年を参照できることから、本研究の検証の対象として適していると考え選定した。

分析においては、学習および検証用のデータとして、室蘭市全域の航空写真から橋梁を含む矩形領域 (256×256 pixel/地図上の約300m四方に相当) を切り出す。抽出した画像については、目視判読によって橋梁と橋梁以外に塗り分けたバイナリー画像を手動で作成する (図-3)。橋梁には高速道路の高架橋、河川・港湾に架かる橋梁など



(1) 橋梁画像 (RGB 画像)

(2) 橋梁輪郭データ (binary 画像)

図-3 入力データ例

(出典：国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>)

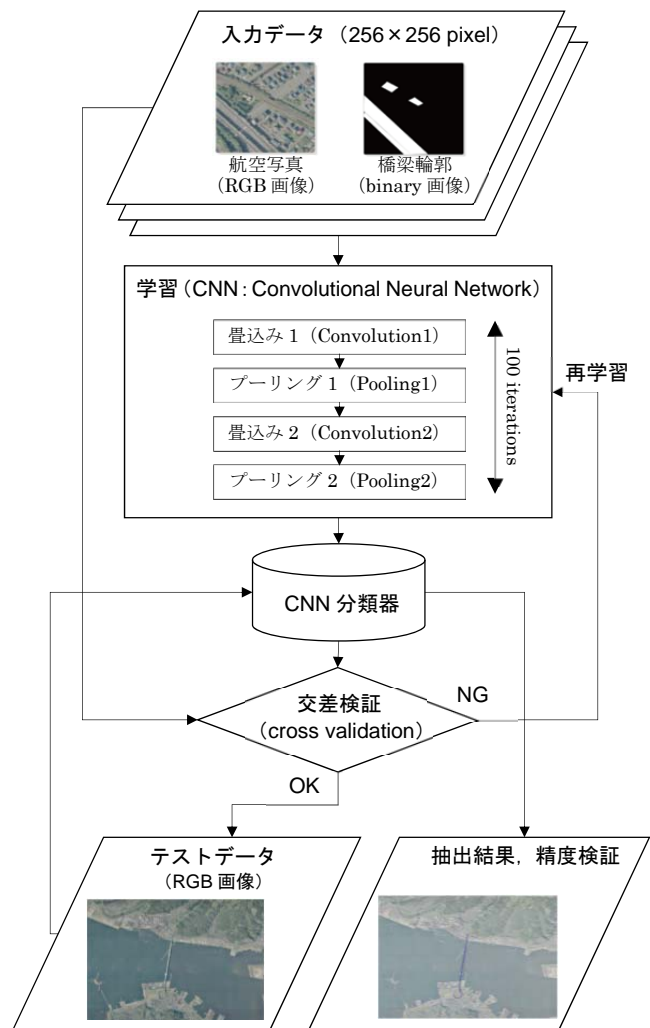


図-2 検討の手順

表-2 CNN の中間層

| 層       | フィルタサイズ   | 出力マップ数 |
|---------|-----------|--------|
| 畳込み 1   | 5×5 pixel | 6      |
| プーリング 1 | 2×2 pixel | 6      |
| 畳込み 2   | 4×4 pixel | 12     |
| プーリング 2 | 2×2 pixel | 12     |

の種類があるが、分析では種類を限定せずに抽出対象とする。ただし、道路上に存在しない橋梁（鉄道橋など）や、規模が小さかったり樹木がかぶさるなど判定しづらい橋梁は対象外とする。

作成したデータの一部を用いて、航空写真の画像から橋梁に該当する位置の画素単位のテクスチャを学習させたCNN分類器を作成する。CNNの中間層は畳込み層、プーリング層を各2層有する構造とし、フィルターサイズ、出力マップ数を表-2のように設定する。また、CNNの学習に用いるデータは学習用と検証用に二分し、作成した学習器を用いて交差検証（クロスバリデーション）を実施することで精度改善を行う。

次に、作成した分類器を用いて室蘭市全域の航空写真から橋梁画像の抽出を行い、抽出した橋梁画像をベクタデータに変換して橋梁輪郭のポリゴンを作成する。さらに、入力データのうちCNN分類記の学習に用いなかった橋梁画像からも同様にポリゴンを作成し、上記の橋梁ポリゴン数と比較することにより、自動抽出の精度を評価する。

実際の分析においては、入力データとして2009年は58枚、1976年は47枚の橋梁画像を抽出し、このうちそれぞれ28枚、37枚をCNN分類器の学習・交差検証用に用いた。CNNによる同様の画像認識では数千～数万の学習データを用いることが一般的であることと比較するとデータ数の不足は明らかであるが、バイナリー画像の作成に要する作業量の問題により本研究では上記データ数にとどめており、今後、データ数を拡充することが望まれる。

#### 4. CNN 分類器の検証結果

作成したCNN分類器の交差検証の結果を表-3、表-4に示す。検証においては、入力データの航空写真（RGB画像）をCNNで処理することにより、写真中の全pixel（ $256 \times 256 = 65,536$  pixel）を橋梁と橋梁以外に分類した橋梁輪郭の推定画像（バイナリー画像）を出力する。この推定画像について、各画像中のpixelを表-5に示すように分類する。ここで、例えばTPは手動抽出した橋梁

表-3 CNN 分類器の交差検証結果（2009年）

| 画像    | 一致率 $P_0$ | カッパ係数 $\kappa$ | pixel数 |      |       |         | 学習データ |
|-------|-----------|----------------|--------|------|-------|---------|-------|
|       |           |                | TP     | FP   | FN    | TN      |       |
| a1    | 0.997     | 0.526          | 114    | 36   | 168   | 65218   | ○     |
| a2    | 0.996     | 0.663          | 259    | 33   | 228   | 65016   | ○     |
| a3    | 0.994     | -0.002         | 0      | 60   | 326   | 65150   |       |
| a4    | 0.999     | 0.859          | 293    | 38   | 58    | 65147   | ○     |
| a5    | 0.996     | 0.631          | 220    | 67   | 188   | 65061   | ○     |
| a6    | 0.966     | 0.003          | 6      | 71   | 2131  | 63328   |       |
| a7    | 0.997     | 0.914          | 957    | 45   | 133   | 64401   | ○     |
| a8    | 0.992     | 0.891          | 2093   | 77   | 416   | 62950   | ○     |
| a9    | 0.978     | 0.264          | 270    | 287  | 1148  | 63831   |       |
| a10   | 0.995     | 0.756          | 522    | 128  | 205   | 64681   | ○     |
| a11   | 0.992     | 0.942          | 4598   | 170  | 351   | 60417   | ○     |
| a12   | 0.993     | 0.965          | 7060   | 191  | 264   | 58021   |       |
| a13   | 0.996     | 0.979          | 7155   | 155  | 114   | 58112   | ○     |
| a14   | 0.995     | 0.976          | 6879   | 231  | 69    | 58357   | ○     |
| a15   | 0.989     | 0.945          | 6799   | 354  | 349   | 58034   |       |
| a16   | 0.991     | 0.957          | 7189   | 480  | 84    | 57783   | ○     |
| a17   | 0.992     | 0.955          | 5867   | 225  | 279   | 59165   | ○     |
| a18   | 0.971     | 0.618          | 1618   | 801  | 1074  | 62043   |       |
| a19   | 0.990     | 0.868          | 2257   | 213  | 441   | 62625   | ○     |
| a20   | 0.985     | 0.904          | 5231   | 346  | 663   | 59296   | ○     |
| a21   | 0.973     | 0.547          | 1119   | 585  | 1173  | 62659   |       |
| a22   | 0.990     | 0.823          | 1499   | 154  | 469   | 63414   | ○     |
| a23   | 0.994     | 0.928          | 2795   | 190  | 225   | 62326   | ○     |
| a24   | 0.984     | 0.008          | 9      | 536  | 536   | 64455   |       |
| a25   | 0.986     | 0.593          | 673    | 22   | 879   | 63962   | ○     |
| a26   | 0.988     | 0.905          | 4087   | 388  | 403   | 60658   | ○     |
| a27   | 0.965     | 0.683          | 2697   | 212  | 2089  | 60538   |       |
| a28   | 0.993     | 0.953          | 5404   | 171  | 313   | 59648   | ○     |
| total | 0.989     | 0.875          | 77670  | 6266 | 14776 | 1736296 |       |

表-4 交差検証による精度の平均値

| 撮影年  | 画像数 | 一致率 $P_0$ | カッパ係数 $\kappa$ |
|------|-----|-----------|----------------|
| 2009 | 28  | 0.989     | 0.875          |
| 1976 | 37  | 0.994     | 0.726          |

表-5 推定画像の pixel の分類

|     |      | 真値 |      |
|-----|------|----|------|
|     |      | 橋梁 | 橋梁以外 |
| 推定値 | 橋梁   | TP | FP   |
|     | 橋梁以外 | FN | TN   |

輪郭画像（真値）における橋梁を推定画像においても橋梁と分類した pixel、FNは真値では橋梁だが推定画像では橋梁以外と誤って分類した pixel を示す。

表-5 で分類した各 pixel 数（TP, FP, FN, TN）から、一致率  $P_0$ 、カッパ係数  $\kappa$  を次式により求める。

$$S = TP + FP + FN + TN$$

$$p_0 = \frac{TP + TN}{S}$$

$$p_e = \frac{TP + FP}{S} \times \frac{TP + FN}{S} + \frac{TN + FP}{S} \times \frac{TN + FN}{S}$$

$$\kappa = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} = 1 - \frac{1 - p_0}{1 - p_e}$$

カッパ係数は判定結果など的一致度を示す統計量で1に近いほど一致度が高く、一般に0.41~0.60で中程度 (moderate) の一致、0.61~0.80で高い (good to fair) 一致を示すとされる。

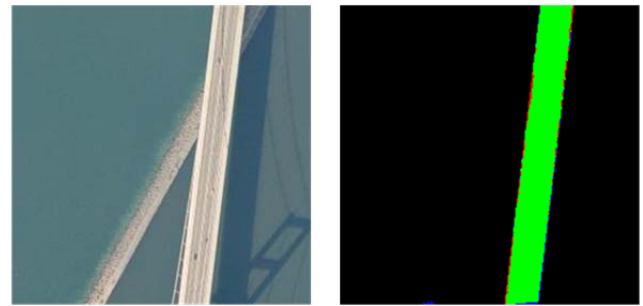
表-3は2009年の航空写真より抽出した入力データ (橋梁画像) のうち、CNNの学習・検証用に用いた全28枚について一致率とカッパ係数を算定した結果を示している。表中の「学習データ」欄に○が示されている画像はCNNの学習に用いたデータであり、空欄は交差検証のみに用いたデータとなる。カッパ係数は概ね0.5以上と比較的良好な一致を示すが、ハッチで表示した画像ではカッパ係数が著しく低く、これらはすべて交差検証のみに用いたデータとなっている。

図-4、図-5には、それぞれカッパ係数が高く評価されたデータ、低く評価されたデータの例を示す。左図が入力用の航空写真、右図がCNNによる橋梁輪郭の推定画像を示し、推定画像では表-5に示した評価結果の分類に応じ、凡例に示した色で各pixelを塗り分けている。これらの図より、橋が広い水域に架橋されている場合や、両側に防護柵が設置されている場合など、橋梁の領域が周囲と明確に区分できる画像については、各年度ともカッパ係数が高いことが確認される。一方で、接続する道路とテクスチャの差異が少ない橋梁や規模が小さい橋梁は、橋梁と認識されていないケースもあり、カッパ係数も低くなっている。

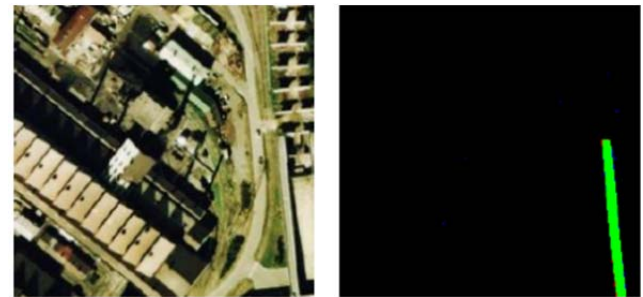
表-3において、学習に用いず交差検証のみに用いたデータにおいて一致度が低いことは、橋梁の構造パターンを学習するために十分なサンプル数が得られていないことを示しており、学習データの追加により推定精度が向上する可能性があると考えられる。

## 5. 市全域からの橋梁抽出結果

前節で作成したCNN分類器を用いて、室蘭市全域の航空写真を対象に橋梁画像の抽出を試みた結果の一部を図-6、図-7、図-8に示す。各図に、



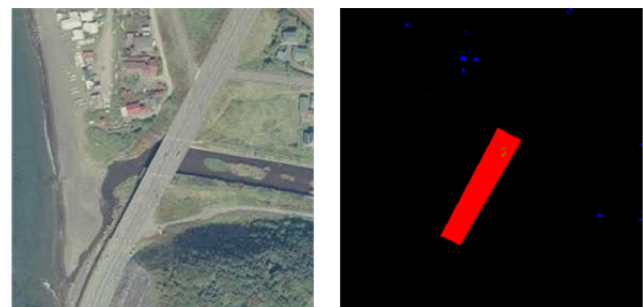
| 一致率 $p_0$ | カッパ係数 $\kappa$ | TP   | FP  | FN  | TN    |
|-----------|----------------|------|-----|-----|-------|
| 0.993     | 0.965          | 7060 | 191 | 264 | 58021 |



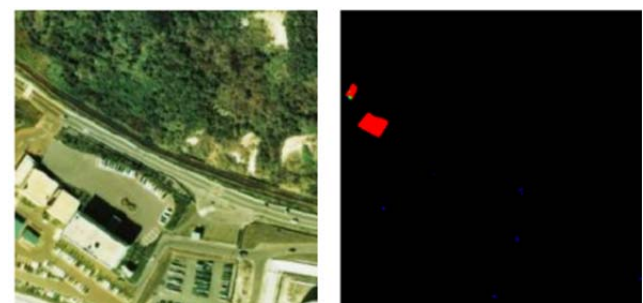
| 一致率 $p_0$ | カッパ係数 $\kappa$ | TP   | FP | FN | TN    |
|-----------|----------------|------|----|----|-------|
| 0.999     | 0.961          | 1142 | 63 | 27 | 64304 |

図-4 一致度が高いデータ (上: 2009年/下1976年)  
(TP: 緑/FP: 青/FN: 赤/TN: 黒)

(出典: 国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>, 室蘭市ホームページ<sup>9)</sup>)



| 一致率 $p_0$ | カッパ係数 $\kappa$ | TP | FP | FN   | TN    |
|-----------|----------------|----|----|------|-------|
| 0.967     | 0.003          | 6  | 71 | 2131 | 63328 |



| 一致率 $p_0$ | カッパ係数 $\kappa$ | TP | FP | FN  | TN    |
|-----------|----------------|----|----|-----|-------|
| 0.994     | 0.034          | 7  | 19 | 365 | 65145 |

図-5 一致度が低いデータ (上: 2009年/下1976年)  
(TP: 緑/FP: 青/FN: 赤/TN: 黒)

(出典: 国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>, 室蘭市ホームページ<sup>9)</sup>)





(1) 2009年（紫色が橋梁と推定された箇所）



(2) 1976年（赤色が橋梁と推定された箇所）

図-6 橋梁の抽出結果例（市街部）

（出典：国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>，室蘭市ホームページ<sup>9)</sup>）





(1) 2009年（紫色が橋梁と推定された箇所）

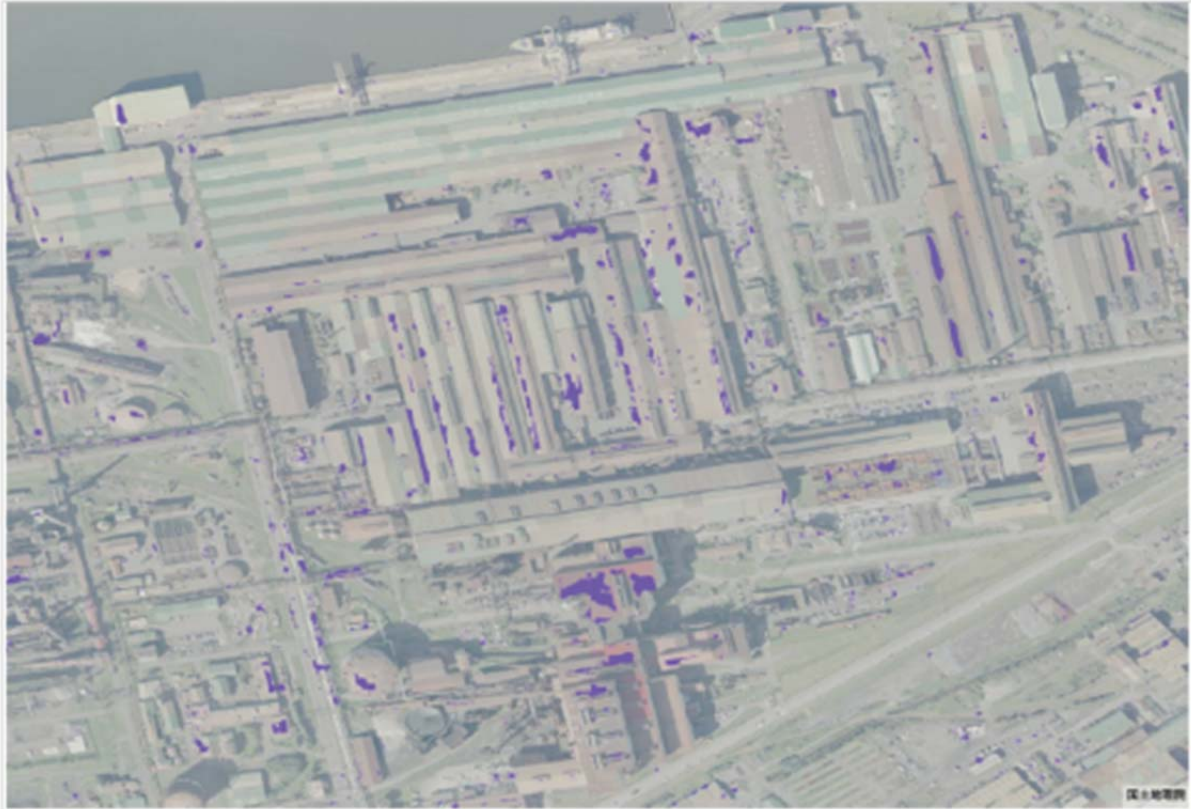


(2) 1976年（赤色が橋梁と推定された箇所）

図-7 橋梁の抽出結果例（港湾部）

（出典：国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>，室蘭市ホームページ<sup>9)</sup>）





(1) 2009年（紫色が橋梁と推定された箇所）



(2) 1976年（赤色が橋梁と推定された箇所）

図-8 橋梁の抽出結果例（工場地帯）

（出典：国土地理院ホームページ<sup>8)</sup>，室蘭市ホームページ<sup>9)</sup>）



において、橋梁に分類された pixel を 2009 年は紫色、1976 年は赤色で示す。2009 年については白鳥大橋や高速道路の高架などの線状の橋梁を学習データに多く用いたため、同様の形状の橋梁は良好に認識されているが、市街地にかかる短い橋梁の抽出漏れが多く、また、工場など細長い建造物の屋根を橋梁と誤認してしまうケースが見られる。一方、1976 年の航空写真では短い橋梁の学習データが多く、市街部の小規模な橋梁も比較的良好に抽出されている。

次に、推定画像中の橋梁に分類された pixel をグループ化してポリゴンデータ（ベクタデータ）に変換する。その際、橋梁近傍に独立した極小ポリゴンが形成されるが、これは CNN の畳込み層において橋梁の pixel と橋梁近傍の pixel の輝度が平均化されることに起因するものであり、橋梁の一部として統合してポリゴン化する。一方、橋梁近傍以外に形成される極小ポリゴンについては、誤って橋梁に分類された偽像として除去する。さらに、道路上に存在する橋梁のみを抽出するため、作成されるポリゴンをデジタル道路地図（DRM）のデータと照合し、道路と位置が重ならないポリゴンは除去する。

上記の手順により作成された橋梁ポリゴン数は、2009 年では 240、1976 年では 99 となる。次に、入力データとして作成した橋梁画像のうち、CNN の学習・検証に用いなかったデータからも同様に橋梁ポリゴンを作成し、この中で、上記した自動認識により同位置に橋梁ポリゴンが作成された件数を調べる。結果は表-6 に示す通りであり、各年とも正しく抽出された橋梁の比率（抽出精度）は 50%程度と漏れが多く、改善の余地が大きいと考えられる。

## 6. 抽出精度向上に向けた課題

前節までの結果から、CNN をベースとした深層学習により航空写真中の橋梁画像を一定の割合で自動抽出できることが示されたが、現段階では抽出漏れや誤抽出も多く、インフラ維持管理のツールとして用いるには課題が多いことが明らかとなった。

今後の改善方法としては以下が考えられる。

表-6 橋梁ポリゴンの抽出精度

| 撮影年  | 入力データから作成した橋梁ポリゴン数 | 自動抽出された橋梁ポリゴン数 | 抽出精度 |
|------|--------------------|----------------|------|
| 2009 | 25                 | 12             | 48%  |
| 1976 | 18                 | 9              | 50%  |

### ①学習データのサンプル数の追加

本研究では、橋梁画像のサンプルとして 2009 年は 28、1976 年は 37 の学習データを作成して用いたが、これは一般的な CNN の学習データ数に比較して非常に少ない。今後、室蘭市に限らず、対象とする橋梁の構造パターンごとのサンプル数を増やすことによる精度改善が必要と考えられる。

### ②抽出する橋梁の種類限定

本研究では実験的に抽出可能な橋梁を確認するため、高速道路を横断する橋梁、河川にかかる橋梁、鉄道の跨線橋など、種類を限定せずあらゆる橋梁を対象とした。サンプル数が少ない段階では、抽出すべき橋梁の種類（構造形式）を限定し、学習データを作成することが望ましい。

### ③学習データの定義の厳密化

学習データの作成では、目視による橋梁の抽出を行うが、高速道路や国道などの橋梁では橋端の境界部が判然としないことがあり、輪郭の判定が難しいことが少なくない。今後、橋梁の種類ごとの定義を厳密化し、目視判読における判定の差異を縮小することにより精度が向上する可能性がある。

## 7. まとめ

本研究ではインフラ維持管理の省力化に資することを目的に、対象施設の 1 次スクリーニング手法として、畳込みニューラルネットワーク（CNN）をベースとする深層学習を用いて、航空写真の画像分析から写真中の橋梁の形状を自動認識して抽出する方法について検討を行った。室蘭市の 2009 年および 1976 年の航空写真をサンプルデータに用いて検証を行った結果、一部の橋梁については良好に認識することができたが、推定結果と真の画像との一致度が低い画像が存在し、抽出漏れや誤抽出などにより全体の抽出率は 50%程度となり、実用化に向けて改善の余地が大きいことが示された。今後、学習データの拡充や橋梁形状の定義の厳格化などによる抽出精度の向上が望まれる。

## 謝辞

本研究をまとめるにあたり、国土地理院がホームページの「地図・空中写真閲覧サービス」で公開している空中写真、および、室蘭市が同市ホームページ「むろらんオープンデータライブラリ」で公開している航空写真を使用させて頂きました。ここに記して、感謝の意を表します。

<参考文献>

- 1) 仙石裕明：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，2014
- 2) 池田健虎，仙石裕明，秋山祐樹，柴崎亮介：建物築年数の推定に関する研究，第22回地理情報システム学会学術研究発表大会，E-5-1，2013
- 3) 熊谷潤，中川雅史，趙卉菁，柴崎亮介：高解像度衛星画像からの道路抽出，日本写真測量学会平成14年度学術講演会発表論文集，pp.155-158，2002
- 4) 国土地理院ホームページ/防災関連：  
<http://www.gsi.go.jp/bousai.html#01> (2016.11.17 アクセス)
- 5) 中村良介，石井智大，野里博和，坂無英徳，シモセラ・エドガー，望月義彦，飯塚里志，石川博：地球観測衛星画像上の地物認識，第30回人工知能学会全国大会，1B2-4，2016
- 6) 藤田藍斗，今泉友之，彦坂修平：CNNを用いた高空間解像度衛星画像からの地物抽出，第30回人工知能学会全国大会，1A3-OS-27a-2，2016
- 7) Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner:  
Gradient-Based Learning Applied to Document  
Recognition, Proceedings of the IEEE, 86(11), pp.2278-2324,  
1998.
- 8) 国土地理院ホームページ/地図・空中写真閲覧サービス：  
<http://mapps.gsi.go.jp/maplibSearch.do#1> (2016.1.18 アクセス))
- 9) 室蘭市ホームページ/むろらんオープンデータライブラリ：  
<http://www.city.muroran.lg.jp/main/org2260/odlib.php>  
(2016.1.18 アクセス)