

物体認識技術と電子地図情報を用いた航空写真からの変化検出 Change Detection from Aerial Images using Object Recognition Methods and Digital Map Information

郡司 直之[†] 新垣 仁[†] 島村 潤[†] 小島 明[†]
Naoyuki Gunji Hitoshi Niigaki Jun Shimamura Akira Kojima

1. はじめに

異なる時点で撮影された 2 枚の航空写真からの変化検出は、土地利用形態の把握や地図の自動更新を目的として、コンピュータビジョンやリモートセンシングの分野において長らく研究されてきた。近年では都市の発展が急速化し、その重要性はますます高まってきている。

従来研究では、2 枚の航空写真の画素単位の変化を特徴量として用いてきた。具体的には、RGB の各チャンネルの値や、それ以外のチャンネルの値から光学特性の変化などを推定し、この差分に統計的処理を施すことによって変化を検出しようという試みなどがある[1][2]。

ここで、建築物の生成、消滅といった事象に注目してみると、これらは画像上では形状の変化として現れてくることがわかる。こういった変化を捉えるに当たっては、従来利用されてきた画素単位の特徴量を用いるより、物体認識の分野で研究されてきた、形状を記述するための局所記述子を用いてその変化を記述するほうが適切であると考えられる。

また、変化検出技術の応用先の一つである地図の自動更新に実際に利用することを考えてみると、過去のある時点において撮影された航空写真に加えて、撮影当時の地図情報が利用可能であると考えられる。

そこで本稿では、物体認識において提案されてきた技術と過去に作成された電子地図情報を用いて、異なる時点で撮影された航空写真からの建築物の変化検出を試みる。まず、航空写真上で密に SIFT 記述子を抽出し、これを異なる時点間で比較することによって変化領域として出力する領域を絞込んだ。こうして得られた複数の領域の中には、森林や影のみを含むようなものが存在するため、これらを除外するために、電子地図情報を教師情報として利用して建築物を正例とする識別器の学習を行った。電子地図情報を利用して自動的に生成した正解データを用いて再現率と精度について評価を行ったところ一定の効果が得られた。

2. 局所特徴に基づく変化領域候補検出

本稿で用いる過去において撮影された航空写真 I_{old} と新たに撮影された航空写真 I_{new} は大域的な位置合わせが事前になされているため、 $I_{old}(y,x)$ と $I_{new}(y,x)$ は同じ地点に対応づいた画素を表す。したがって、単純に同じ画像座標を中心として計算された局所記述子の距離を計算することにより当該地点の変化量を計算することができる。

2.1 SIFT 記述子[3]

SIFT 記述子は Lowe によって提案された局所領域を記述

[†] NTTメディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence Laboratories

するための特徴量で、注目するパッチ内の輝度勾配の方向を量子化したものを要素に持つ 128 次元のベクトルである。輝度勾配ベースの局所記述子であるため、パッチ内の形状を特徴付けるのに適していると考えられる。オリジナルの SIFT 記述子は輝度勾配の大きさを利用した回転不変性を持つが、本稿で用いる航空写真は方向まで含めて位置合わせがなされているため、これを用いない。

2.2 局所記述子による変化検出

本稿ではまず、2 つの航空写真上のそれぞれにおいて、等間隔に前述の SIFT 記述子を抽出し、その各点で SIFT 記述子の距離を計算することによって変化量を求める。続いて、大津の二値化を画像全体に適用して、変化量が大きくであると判定された領域をそれぞれ変化領域候補とする。

航空写真が撮影された季節や時刻が異なっていると、生じる影の方向や植生が変化するため、図 1 のようにこれらの変化も変化領域候補として検出されてしまう。そこで、こうした建築物の変化以外の要因による変化領域候補を、領域内に建築物を含むか否かを識別器によって判別し、最終的な結果として出力する変化領域を絞り込むことを考える。



図 1 影や植生の変化 (提供元: NTT 空間情報)
各列は異なる年度に撮影された航空写真の一部である

3. 電子地図情報を利用した識別器学習

3.1 電子地図情報概要

電子地図情報とは、地球上に定義された座標系において、建築物や道路、川といったものが存在する領域を表すもので、ベクター形式によるものが一般的である。本稿では、こうしたデータから取り出した、航空写真のどの画素が建築物に相当するかという、画素ごとのラベル情報を利用する。

3.2 変化領域候補の特徴量

二値化によって得られる変化領域候補は不定形をしているため、領域内から複数の局所的な特徴量を抽出し、これをプーリングすることによって変化領域候補を表す

大域特徴量とする。変化領域候補を得るときと異なり、領域内に建築物が含まれるか否かを認識するため、変化領域候補を表現するに当たっては、局所的な特徴量としてディープラーニングによる特徴量[4]を用いる。また、局所的な特徴量のプーリングには average pooling を利用することによって、変化領域候補の平均的な見え方から建築物を含むか否かを識別する。

3.3 識別器の学習

識別器を学習するに当たっては学習データが必要となるが、前述の電子地図情報を利用してこれを作成する。具体的には、 I_{old} からパッチを大量にサンプリングし、各パッチに含まれる建築物のラベルが付与されたピクセルの比率が 0.95 以上のものを正例、0.10 以下のものを負例としてデータセットを構築する。このようにして構築したデータセットを利用して、識別器として線形 SVM を学習し、建築物を含まない変化領域候補の除外に利用した。

4. 評価実験

4.1 概要

福岡市で 2011 年と 2012 年に撮影された 2 枚の航空写真と、各航空写真に対応して作成された 2 つの電子地図情報を利用して実験を行った。航空写真の大きさは 8000×6000 ピクセルである。

これらのデータには検出すべき正解データとしての groundtruth が存在しないため、2 つの電子地図情報に存在する建築物領域の差分を取ることで擬似的に正解データを作成した。したがって、地図に反映されていない航空写真上の変化は正解データに含まれていない。

評価指標としては、画素ごとの再現率と精度を用いた。すなわち、正解データに含まれる画像座標の集合を D 、変化領域として出力された画像座標の集合を O とすると、

$$\text{再現率} = |O \cap D| / |O|$$

$$\text{精度} = |O \cap D| / |D|$$

と表せる。ここで $|\cdot|$ は集合に含まれる元の数を表す。

性能を評価するに当たって、SIFT 記述子は 3 ピクセル間隔で抽出を行った。また、SIFT 記述子を計算する際のバッチサイズとして、20、40、80、120 ピクセルの 4 通りを用いて実験を行い、その性能の変化を確認した。また線形 SVM を用いた変化領域候補の絞込みの効果を確かめるために、その前後の結果について評価を行った。

4.2 結果

結果は図 2 のようになった。バッチサイズが大きくなるにつれて再現率が低下し、精度が向上していく傾向が見て取れる。また、絞込みの前後で精度の向上は見られるが、再現率には変化が見られなかった。再現率に関しては、バッチサイズが小さい時には SIFT 記述子を計算するときの注目領域が小さくなるため、航空写真上の微小な変化をとらえることができるからであると考えられる。一方、精度に関しては、再現率と比べてかなり低い値となった。これは、変化領域候補ごとに識別を行った結果、図 3 に挙げたような、建築物領域と非建築物領域の両方を含む変化領域候補全体をどちらか一方に識別してしまっているため、全体の精度低下につながっているためだ

と考えられる。バッチサイズが小さいときの再現率は十分に高いため、後段の処理においてこのようなケースを念頭に置いた絞込みの方法を検討することが今後の課題として挙げられる。

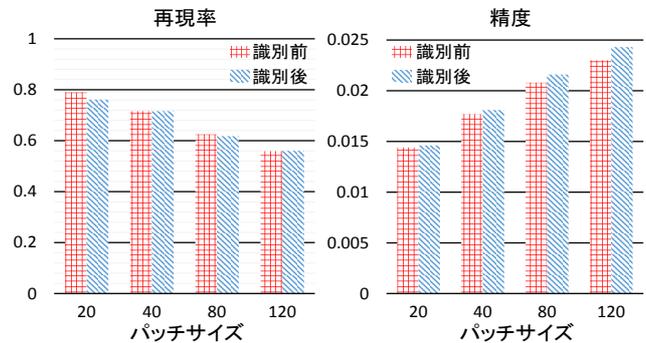


図 2 実験結果



図 3 識別に失敗した例

実線内の領域は建築物を含む領域、点線内の領域は建築物を含まない領域と識別された

5. まとめ

本稿では物体認識の分野で提案されてきた局所記述子と電子地図情報を利用して航空写真からの変化検出を試みた。具体的には、局所記述子が大きく異なる領域を変化領域候補として抽出し、さらに、電子地図情報を利用して学習した建築物を正例とする識別器を用いて、誤検出と思われる変化領域候補を除外するアプローチを試みた。実際の航空写真と電子地図情報を用いた実験では、高い再現率を得ることができたが、その一方で精度が不十分であるという結果となった。得られた実験結果から、変化領域候補を除外する際の領域の扱いが今後の検討課題として挙げられる。

謝辞

航空写真および電子地図情報をご提供いただいた N T T 空間情報株式会社様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] L. Bruzzone, and D.F. Prieto, "An Adaptive Semiparametric and Context-Based Approach to Unsupervised Change Detection in Multitemporal Remote-Sensing Images," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.11, No.4, 2002.
- [2] P. Du, S. Liu, P. Gamba, K. Tan, and J. Xia, "Fusion of Difference Images for Change Detection Over Urban Areas," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol.5, No.4, 2012.
- [3] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.2, 2004.
- [4] Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama, and T. Darrell, "Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding," arXiv preprint arXiv:1408.5093, 2014.