

形状差分法による 固定資産異動判読の自動化



小澤 淳真* 橘 菊生* 笹川 正*

1. はじめに

現在の固定資産異動判読業務は、2時点の航空写真を目視で見比べ、変化が生じている箇所を探すという手法が大部分である。しかし、この手法では膨大な時間と人手が必要であり、作業の効率面からみても改善の必要がある。一方で近年の航空機センシング技術の発展に伴い、より高精度なデータの取得が可能となり、様々な分野への応用が期待されている。

弊社では、2時点のDSM（地表面モデル）データによる固定資産異動判読の自動化について検討を行っている。現在検討している方法は、まず機械的な抽出を行うことで異動の可能性のある箇所をピックアップし、次にその抽出された箇所について人手を使って判読作業を行うという方法で、これにより作業時間の短縮や人的作業の軽減を目指している。

弊社が行ったこれまでの研究では、DSMデータの他にRGBデータ、NIR（近赤外）データ、家屋ポリゴンデータ、道路ポリゴンデータを併用することにより、高い確率で異動箇所の自動抽出が可能であることを確認した。しかしその一方で、異動に関係の無い変化を抽出するケース（過剰抽出）も見受けられた¹⁾。

そこで本研究では、高い抽出成功率を維持したまま過剰抽出を低減できるような自動抽出アルゴリズムの構築を行った。本論文ではその手法及び検証結果について報告する。

2. 自動抽出アルゴリズム

2.1 自動抽出アルゴリズムの概要

自動抽出アルゴリズムを図1に示す。

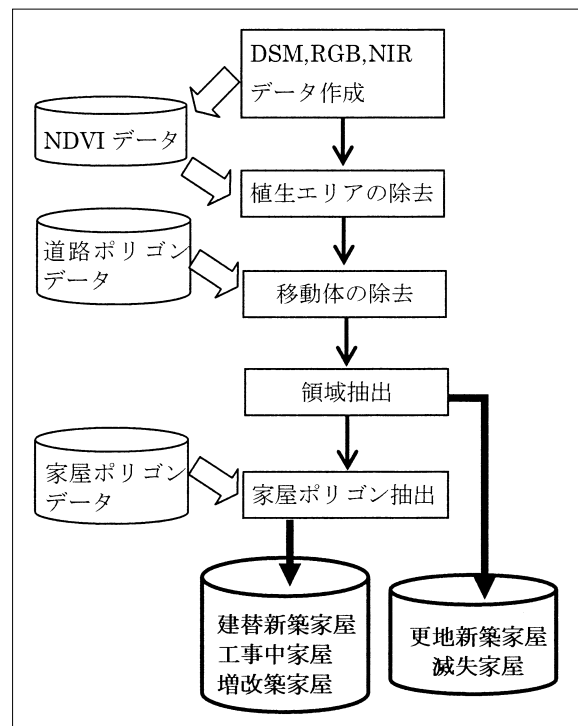


図. 1 自動抽出アルゴリズム

作成したDSMデータの中には、家屋の高さ情報以外に、植生の生育状況によるもの、自動車などの移動体によるものも含まれている。そこでまず、植生エリアの除去、移動体の除去を行い、自動抽出を行う場所を限定する。この2つの工程を経た後、領域抽出、家屋ポリゴン抽出という2通りの方法を使い家屋異動箇所の抽出を行う。

2.2 植生エリアの除去

先に述べたように、植生エリア内に生ずる変化は家屋異動とは関係が無いいため、あらか

* 株式会社パスコ

じめ除去する必要がある。本研究では植生エリアの判断に、一般によく用いられている植生指標NDVIを使用した。

まず基準年、調査年のRGBデータの赤波長成分(R)、近赤外データ(NIR)からそれぞれNDVIを計算する。ここでNDVIは下記の通りである。

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$$

次に、計算されたNDVIに対し、それぞれの年について植生、非植生の閾値を設定し、検証エリアを植生エリア、非植生エリアの2種類に分類する。このように分類されたエリアについて、両年とも植生エリアの部分は家屋異動に関係の無い箇所として自動抽出対象から外す。

2.3 移動体の除去

自動車等の移動体による変化も、家屋異動とは関係が無いとため、あらかじめ除去しておく必要がある。この移動体の除去に関しては道路ポリゴンデータを使い、道路ポリゴン部分については家屋異動に関係の無い箇所として自動抽出対象から外す。

この他に列車や駐車場の自動車も移動体として除去する必要があるが、今回はこれらの場所を特定するデータが無かったため、自動抽出対象に含まれている。

2.4 領域抽出

領域抽出は更地新築家屋や滅失家屋といった変化の大きな部分の抽出を目的としている。本手法では2時点のDSMデータをそれぞれ5mメッシュ領域に分割し、メッシュ内の高度差分、特徴点距離を抽出パラメータとして自動抽出を行う。領域抽出アルゴリズムを図2に、各項目の説明を～に示す。

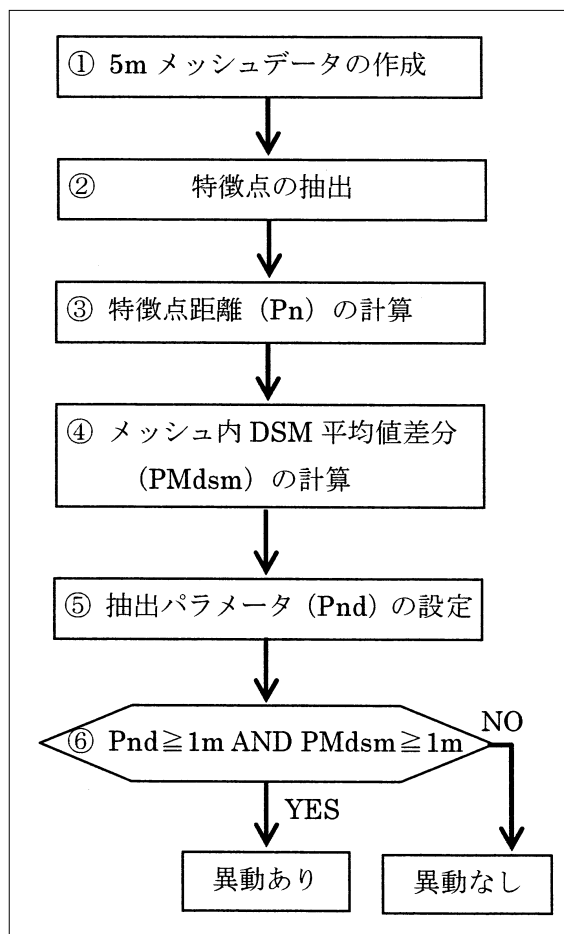


図.2 領域抽出アルゴリズム

2 時点のDSMデータをそれぞれ5mメッシュに分割する。

5mメッシュ内のDSMピクセルについて、それぞれDSM値の高い上位3高度を持つピクセルを特徴点として選ぶ。上位高度に注目した理由は、屋根の形状変化を最も捉えやすいと考えたからである。また3高度にした理由は、それより多くした場合、同じDSM値を持つピクセルが増加してしまうため、特徴点の数が多くなり、後述する特徴点距離に有意な差分が表れなくなってしまう。逆に3高度より少なくした場合は、特徴点の数も少なくなるため、その位置精度や高さ精度のわずかな誤差が異動判定の際に大きく影響し、抽出精度が低下してしまう。このため今回は特徴点を上位3高度と

した。

図3は1つの5mメッシュに注目した概略図で、ピンクのピクセルが基準年の特徴点、青いピクセルが調査年の特徴点を示している。

選ばれたそれぞれの特徴点に対して、2時点間の距離を求める。図3の特徴点PA1に注目すると、2時点間の距離はPA1とPR1、PA1とPR2、PA1とPR3の3通りが考えられるが、今回はこのうち最も距離の短いものを採用する。今の場合、PA1とPR1の距離が最も短いため、これを2時点間の距離として採用する。そして、各特徴点に対して算出された距離の平均値を計算し、これを特徴点距離（Pn）とする。図3の場合、Pnは下記ようになる。

$$Pn = (L1 + L2 + L3) / 3$$

5mメッシュ内のDSMデータの平均値を、2時点それぞれについて求め、その差分をとる（PMdsm）。PMdsmは下式の通り。

$$PMdsm = \text{abs} \left(\frac{\sum_i \sum_j PR(i,j)}{N} - \frac{\sum_i \sum_j PA(i,j)}{N} \right)$$

ここで、各変数は下記の通り。

PA(i, j) : 5mメッシュ内の(i, j)成分に対する基準年のDSMの値

PR(i, j) : 5mメッシュ内の(i, j)成分に対する調査年のDSMの値

N : 5mメッシュ内のピクセル総数

abs : 絶対値

PnとPMdsmから、下記の新パラメータ（Pnd）を作成する。

$$Pnd = Wn \times Pn + Wdsm \times PMdsm$$

ここでWn、Wdsmは重み係数を表している。

上記2つの重み係数は、目視判読結果か

ら得られた更地新築家屋に対する抽出成功率と過剰抽出数に注目して決定した。滅失家屋については家屋ポリゴン抽出でも検出が可能のため、ここでは更地新築家屋のみに注目した。具体的な方法は、 $Wn + Wdsm = 1$ という条件のもとでWn、Wdsm、Pndを変化させ、最も抽出成功率が高く最も過剰抽出数が低い値を求めて重み係数及びPndの閾値とした。その結果、 $Wn=0.5$ 、 $Wdsm=0.5$ 、 $Pnd=1m$ となった。

更地新築家屋の目視判読結果を用いてPMdsmを解析したところ、 $PMdsm < 1m$ のメッシュには更地新築家屋は存在しなかった。このため最終的な抽出条件を $Pnd \leq 1m$ かつ $PMdsm \leq 1m$ とし、該当するメッシュを異動箇所として自動抽出する。

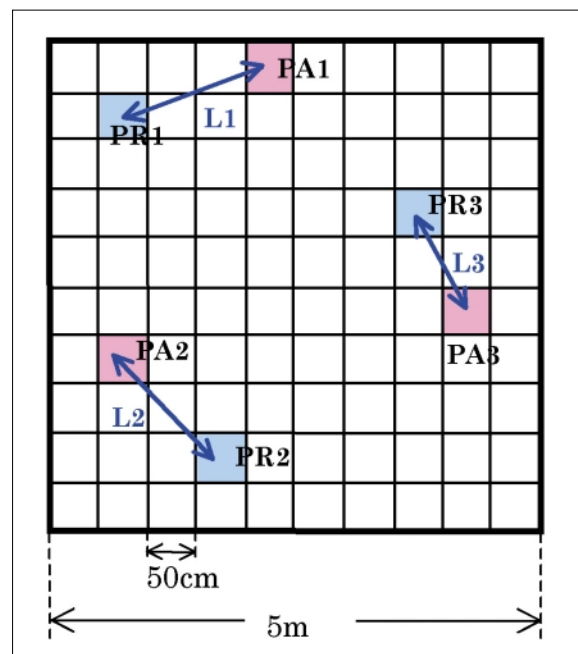


図.3 領域抽出概略図

2.5 家屋ポリゴン抽出

家屋ポリゴン抽出は、主に建替新築家屋や増改築家屋など家屋形状の小さな変化部分の抽出を目的としている。小さな形状の変化は領域抽出では抽出できない場合が多いため、

既存家屋ポリゴンデータを用い、そのポリゴン内について、各DSMピクセルの差分平均値とRGBカラー差分値を抽出パラメータとし自動抽出を行う。家屋ポリゴン抽出アルゴリズムを図4に、各項目の説明を～に示す。

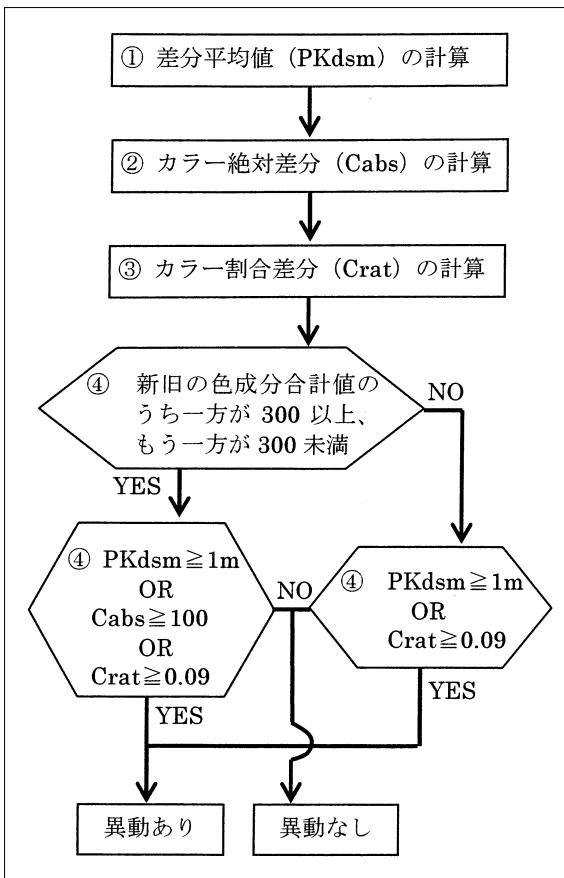


図.4 家屋ポリゴン抽出アルゴリズム

家屋ポリゴン内の2時点の各DSMピクセルについて、その位置対応するピクセルの差分を求め、平均値を計算し、抽出パラメータ(PKdsm)とする(図5)。PKdsmは下式の通り。

PKdsm=

$$\frac{1}{N} \sum_{i,j} \text{abs} (KR(i,j) - KA(i,j))$$

ここで、各変数は下記の通り。

KA(i, j): 家屋ポリゴン内の(i, j)成分に対する基準年のDSMの値

KR(i, j): 家屋ポリゴン内の(i, j)成分に対する調査年のDSMの値

N: 家屋ポリゴン内のピクセル総数

abs: 絶対値

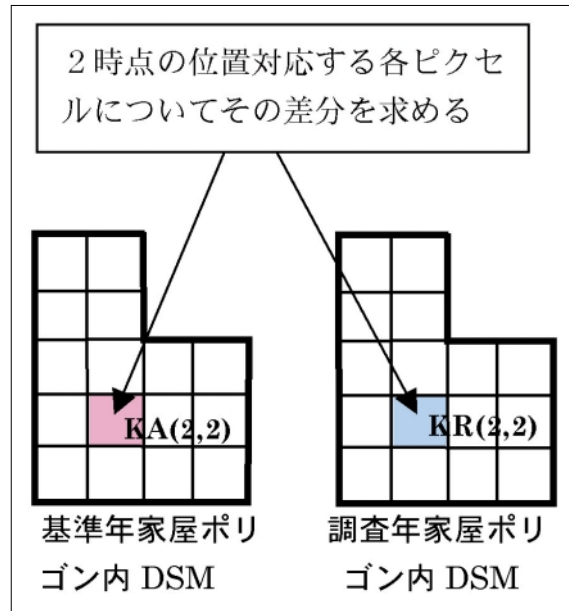


図.5 差分平均値計算について

家屋ポリゴン内の2時点のRGBデータから、赤波長、緑波長、青波長の各成分について平均を求め、その差分の合計値を抽出パラメータ(Cabs)とする。Cabsは下式の通り。

$$DAred = \text{abs} \left(\frac{1}{N} \sum_{i,j} CRred(i,j) - \frac{1}{N} \sum_{i,j} CAred(i,j) \right)$$

$$- \frac{1}{N} \sum_{i,j} CAred(i,j)$$

$$DAgreen = \text{abs} \left(\frac{1}{N} \sum_{i,j} CRgreen(i,j) - \frac{1}{N} \sum_{i,j} CAgreen(i,j) \right)$$

$$- \frac{1}{N} \sum_{i,j} CAgreen(i,j)$$

$$DAbblue = \text{abs} \left(\frac{1}{N} \sum_{i,j} CRblue(i,j) - \frac{1}{N} \sum_{i,j} CABblue(i,j) \right)$$

$$- \frac{1}{N} \sum_{i,j} CABblue(i,j)$$

$$Cabs = DAred + DAgreen + DAbblue$$

ここで、各変数は下記の通り。

DA(red, green, blue):

赤波長成分、緑波長成分、青波長成分のポリゴン内の平均差分値

CA(red, green, blue)(i, j):

基準年のRGBデータの家屋ポリゴン内(i, j)成分における赤波長成分、緑波長

成分、青波長成分の各ピクセル値

$CR(\text{red,green,blue})(i,j)$:

調査年のRGBデータの家屋ポリゴン内
(i, j) 成分における赤波長成分、緑波長
成分、青波長成分の各ピクセル値

N : 家屋ポリゴン内のピクセル総数

abs : 絶対値

家屋ポリゴン内について全波長に対する
各波長の割合を求め、その差分の合計値を
抽出パラメータ (Crat) とする。Cratは下
式の通り。

$$DR_{\text{red}} = \text{abs} \left(\frac{i - j}{N} \cdot CR_{\text{red}}(i,j) / CR - \frac{i - j}{N} \cdot CA_{\text{red}}(i,j) / CA \right)$$

$$DR_{\text{green}} = \text{abs} \left(\frac{i - j}{N} \cdot CR_{\text{green}}(i,j) / CR - \frac{i - j}{N} \cdot CA_{\text{green}}(i,j) / CA \right)$$

$$DR_{\text{blue}} = \text{abs} \left(\frac{i - j}{N} \cdot CR_{\text{blue}}(i,j) / CR - \frac{i - j}{N} \cdot CA_{\text{blue}}(i,j) / CA \right)$$

$$Crat = DR_{\text{red}} + DR_{\text{green}} + DR_{\text{blue}}$$

ここで、各変数は下記の通り。

$DR(\text{red,green,blue})$:

赤波長成分、緑波長成分、青波長成分の
ポリゴン内の割合差分値

$CA(\text{red,green,blue})(i,j)$:

基準年のRGBデータの家屋ポリゴン内
(i, j) 成分における赤波長成分、緑波長
成分、青波長成分の各ピクセル値

$CR(\text{red,green,blue})(i,j)$:

調査年のRGBデータの家屋ポリゴン内
(i, j) 成分における赤波長成分、緑波長
成分、青波長成分の各ピクセル値

CA : 基準年家屋ポリゴン内の赤波長成分、
緑波長成分、青波長成分の合計値

CR : 調査年家屋ポリゴン内の赤波長成分、
緑波長成分、青波長成分の合計値

abs : 絶対値

基準年、調査年の色成分合計値 (CA、

CR) のうち、一方が300以上でもう一方が
300未満の場合、PKdsm 1mまたはCabs
100またはCrat 0.09となる家屋ポリゴンに
ついて、異動家屋として自動抽出する。新
旧の色成分合計値が前述の条件以外の場合、
PKdsm 1mまたはCrat 0.09となる家
屋ポリゴンについて、異動家屋として自動
抽出する。

PKdsm、Cabs、Cratの閾値は、それぞ
れの抽出パラメータに対して、建替新築家
屋、増改築家屋とそれ以外の家屋に関する
ヒストグラムを作成し、その分布から値を
決定した。この際、領域抽出で抽出可能な
家屋は除いている。

色変化した家屋の多くはCratで抽出可能
であるが、一部はCratでは抽出困難であ
る。例えば、黒色系から白色系というよう
に、構成する色成分の割合はほとんど同じ
であるが、色の明度のみが変化した場合が
それにあたる。そこでCabsには色の明度が
異動の前後で大きく異なるような変化のみ
を抽出するようにした。2時点のRGB画像
を解析すると、Cabsの差は2時点の影の違
いに起因している場合が多く見受けられ
た。特にCA、CRが共に300以上または300
未満でCratが小さい建物については、Cabs
の差のほとんどが影により生じたもので、
実際は家屋異動が無い場合が多かった。そ
こで本手法ではCA、CRのうち一方の建物が
300以上でもう一方の建物が300未満の場合
にのみCabsを使った抽出を行うことにした。

3. 使用データ

検証に使用したデータは、2002年12月28日
と2003年10月29日に弊社所有のADS40で撮影
を行った約3 km²の24ビットRGB画像 (地上
解像度: 20cm)、NIR画像 (地上解像度: 20
cm) 及びその取得データから作成したDSM

(地上解像度：50cm)の各データである。これらのデータはいずれもオルソ化されており、正方化されたピクセルで構成されている。この他に、家屋ポリゴンデータ及び道路ポリゴンデータも用いている。表1にADS40のセンサー仕様を示す。

表.1 ADS40の主なセンサー仕様

走査幅	64°	
ピクセル数	1ラインあたり12000個	
観測波長域	青成分	430 - 490nm
	緑成分	535 - 585nm
	赤成分	610 - 660nm
	近赤外成分	835 - 885nm

4. 自動抽出結果

今回構築したアルゴリズムに基づき自動抽出を行った。自動抽出が適切に行われたかどうかの判断は、検証エリアについて、これまで行われてきた目視による判読で異動と判断された箇所がどの程度自動抽出されているかを調べた(抽出成功率)。結果を表2に示す。なお、表2中のカッコ内の数字は、旧自動抽出アルゴリズムを使った場合の数字である。表2を見ると、すべての異動事由で高い抽出成功率を示しており、抽出漏れは3箇所であった。

次に検証エリア全体に対し、自動抽出された領域の割合(抽出率)を、新旧それぞれのアルゴリズムにおける領域抽出と家屋ポリゴン抽出に分けて検証した。結果を表3、表4に示す。いずれの場合も旧自動抽出アルゴリズムで行った数字に比べ、今回の抽出アルゴリズムによる抽出数が低くなっており、過剰抽出数が減少していることがわかる。

図6に実際に自動抽出された結果の一部を示す。図6の上段図は2002年RGB画像、中段図は2003年RGB画像、下段図は2003年RGB画像に自動抽出結果を重ねたものである。ここで

黄緑色は領域抽出された箇所、紫色は家屋ポリゴン抽出された箇所、赤丸は目視判読により家屋異動有りと判断された箇所を示している。



図.6 自動抽出結果図

表5は検証エリア全体に対する、全抽出面積(領域抽出と家屋ポリゴン抽出で自動抽出された面積の合計)の割合を示したものである。

一方、自動抽出された箇所を確認し、目視判読漏れについても検証を行った。その結果6箇所の目視判読漏れが確認された。

以上のことから、自動抽出された全体の約2割の部分について人手による判読作業を行うことで、これまで行われてきた目視判読とほぼ同等の精度を確保することが可能であると言える。

表. 2 自動抽出成功率

異動事由	目視判読箇所数	の中で自動抽出された箇所数	抽出成功率
更地新築	151	151 (151)	100% (100%)
建替新築	32	31 (31)	97% (97%)
減失	101	100 (100)	99% (99%)
増改築	31	31 (29)	100% (94%)
工事中	46	45 (45)	98% (98%)
合計	361	358 (356)	99% (99%)

表. 3 領域抽出率

旧アルゴリズムによる抽出箇所数	新アルゴリズムによる抽出箇所数
15212	6119

表. 4 家屋ポリゴン抽出率

全家屋数	旧アルゴリズムによる抽出箇所数	新アルゴリズムによる抽出箇所数
9727	3080	2305

表. 5 全抽出率

全面積	自動抽出面積	抽出率
3 km ²	0.57km ²	19.0%

5. 考察

過剰抽出数の減少は、領域抽出手法の改良が主な要因と考えられる。旧自動抽出アルゴリズムで用いた抽出パラメータは、旧領域抽出のようにDSMデータの値を直接比較するか、あるいは旧家屋ポリゴン抽出のように、家屋ポリゴン内のデータの平均値を用いて比較するかのいずれかである。しかし、この方法では地物の形状の違いを把握するのが非常に困難である。つまり、DSM上で家屋異動に

よる形状の変化があったとしても、抽出パラメータとしてそれらの値を平均化してしまうと、有意な差分として表れなくなってしまふ。したがって、このような抽出パラメータのみで異動箇所をすべて抽出しようとする、抽出するパラメータの閾値を低く設定しなければならなくなり、結果として過剰抽出が増えてしまふ。今回の領域抽出はこの点を改良し、特徴点距離というパラメータにより地物の形状の違いを考慮している。このため過剰抽出が減少したと考えられる。

その一方で、今回のアルゴリズムでは抽出されなかった家屋も2棟存在した（うち1棟は減失、建替新築の2事由を持つ）。

図7の赤丸で囲まれた家屋は抽出されていない家屋のうちの1棟である。目視で確認すると屋根形状が違うのが分かるが、本研究で設定した抽出パラメータでは抽出することができなかった。この家屋を抽出するためには、より詳細に家屋形状を識別できる抽出パラメータの導入が必要であると思われる。



図. 7 自動抽出されなかった家屋1
（上図：2002年 下図：2003年）

図8の赤丸部は、抽出されなかったもう1棟の家屋である。目視で見分けるように、2002年には家屋の一部に白い雨よけがあり色に差があるが、本研究で設定した抽出パラメータでは抽出できなかった。このようにポリゴン内に局所的に色の変化が生じている家屋に対して自動抽出を行うには、現在抽出パラメータとして採用しているカラー絶対差分(Cabs)、カラー割合差分(Crat)に対し、更に改良を加えることが必要であろう。

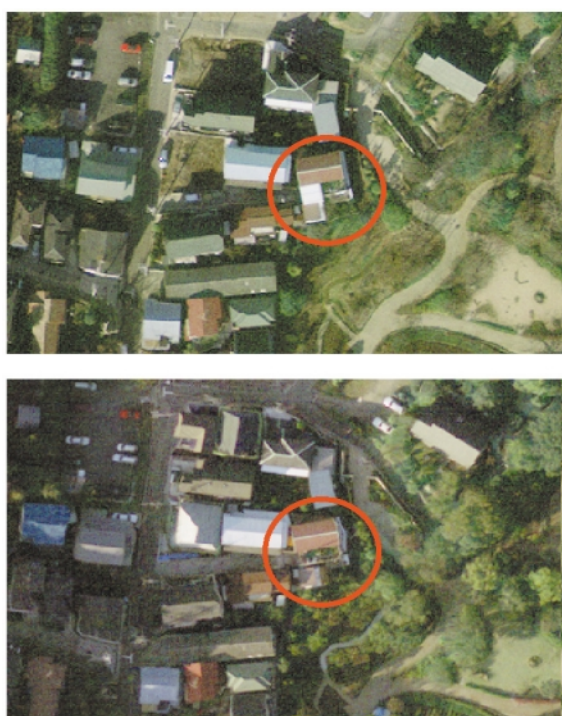


図.8 自動抽出されなかった家屋2
(上図：2002年 下図：2003年)

6. まとめと今後の課題

本研究では2時点のDSMデータ、RGBデータ、NIRデータ、そして家屋ポリゴンデータ、道路ポリゴンデータを用いて家屋異動判読の自動抽出について検証を行った。その結果、抽出成功率99%、面積ベースでの抽出率19%となった。目視判読による抽出成功率もほぼ同等であることを考えると、自動抽出により絞り込まれた全体の約2割の部分について人

手を使った判読作業を行えば良いため、作業時間の短縮や人的作業の軽減が期待できる。

しかしながら、未抽出の2棟については一般的に見受けられる変化であるため、このような変化を確実に抽出する事が必要である。また人的作業を大幅に軽減するには、過剰抽出をさらに軽減させ抽出率を落とすことが必要である。

本手法は特定の検証エリアを対象に構築した自動抽出手法である。そのため、他の地域に適用した場合、どれほどの再現性があるのか、どのような問題点があるのかを検証し、汎用的に使えるように改良を行う事も必要となる。

7. 補足説明

ここでは、旧自動抽出アルゴリズム²⁾について簡単に触れておく。全体の処理フローは図1と同じであり、植生エリアの除去方法、移動体の除去方法も同じであるが、領域抽出方法、家屋ポリゴン抽出方法が異なる。

旧領域抽出では2時点の位置対応するDSMピクセルの差分を計算し、その差が大きいピクセルを異動箇所として抽出した。

旧家屋ポリゴン抽出では、差分平均値、カラー絶対差分、カラー割合差分の他に、屋根の方向差分という抽出パラメータを採用した。これは、家屋ポリゴン内に存在するDSMピクセルが東西南北のどの方角を向いているかを計算し、その平均をとったものである。この4種類の抽出パラメータを使い異動箇所を抽出した。

(発表日2005年6月22日)

参考文献

- 1) R.Nevatia (南 訳) : 人工知能・コンピュータビジョンのための画像認識と画像理解、啓学出版、1986.

- 2) 笹川 正：第26回技術発表会要旨集、形状差分法による固定資産異動判読の自動化、(財)日本測量調査技術協会、pp.43-50、2004.
- 3) 酒井 幸市：デジタル画像処理入門、CQ出版社、2002.
- 4) 浅野 哲夫：計算幾何学、朝倉書店、1990.
- 5) NEC：<http://www.sw.nec.co.jp/pid/technology/mechanism.html>

発表者紹介

小澤 淳真（おざわ あつまさ）

所属：株式会社 パスコ

主に都市計画関連データ作成業務、航空機センシングデータを使った解析業務に従事。

E-mail：atsumasa_ozawa@pasco.co.jp