

□論 考□

分類結果比較法による土地被覆・土地利用変化抽出の課題

An issue of post classification comparison for land cover land use change detection

堤 田 成 政*

Narumasa TSUTSUMIDA

1 はじめに

地域・農村計画策定に向けた環境把握、環境アセスメント実施のための環境評価、さらには近年注目されている生態系サービス評価（橋本、2017；中静、2017）や生物多様性評価（山本&楠本、2008）のため、土地被覆・土地利用（Land Cover Land Use, LCLU）分類図の作成と土地被覆・土地利用変化（Land Cover Land Use Change, LCLUC）抽出のための方法論の確立が求められている。LCLU 分類図、LCLUC は様々な応用研究や環境政策に活用されており、基盤となる空間情報として極めて高精度のプロダクトが期待されている。数多くの LCLU 分類図が公的機関、大学、研究所を通じて公開されているが、必ずしも入手可能な LCLU 分類図が高精度であるとは限らない。たとえば Zhao and Tsutsumida (2020)では複数の全球 LCLU 分類図から一地域を切り出してその利用を試みたが、その地域では LCLU が正しく分類されていなかったため、独自で LCLU 分類図の作成が求められた。また、クラス数やクラス定義は個々の事例に応じて対応する必要があるため、そのような場合 LCLU 分類図を自ら作成せざるを得ない。

LCLU 分類図の作成には衛星観測などによるリモートセンシングデータの活用が一般的である（高橋、2010）。衛星や航空機に備わるセンサーを用いると、一度の撮影で広域情報を入手することができる利点がある。光学センサーにより撮影されたデータであれば複数の観測スペクトルの幅（観測バンド）を、合成開口レーダーより撮影されたデータであれば地表面からの複数の反射信号を記録している。オルソ化や大気補正などのいくつかの処理が必要な場合があるが（酒井ら、2009）、位置情報のついた画像はピクセル単位で地表面の状況の理解に利用することができる。空間解像度（ピクセルのサイズ）はリモートセンシングデータの特徴の一つである。例えば Landsat 8 の可視域データは空間解像度がおおよそ 30m、

Sentinel-2 の可視域データは約 10m である。すなわち、Sentinel-2 であれば $10 \times 10 \text{m} = 100 \text{m}^2$ のピクセルを単位として地表面の情報が記録されている。この情報から教師つき分類・教師なし分類などにより LCLU 分類図を作成する。上記のような性質により、LCLU 分類図はピクセル単位で精度を評価されることが一般的である。なお、LCLU 分類はピクセルベースの分類のほかにオブジェクトベースの分類法も存在する（山本ら、2017；Myint et al., 2011）。オブジェクトベース分類は画像から均一的なエリアをセグメントとして予め抽出し、それらに対して教師つき分類や教師なし分類を適用するものである。以降、話を単純化するために、ここではピクセルベース分類による LCLU 分類図とその変化に着目する。

LCLUC の抽出は二時期の LCLU 分類図を比較する分類結果比較法（Post Classification Comparison, PCC）によって多く実施されてきた。PCC は、例えば時点 t の LCLU 分類図 (I_t) と時点 $t+1$ の分類図 (I_{t+1}) を作成し、この 2 つの分類図をピクセルごとに比較することで LCLU が変化したか否かを分析する手法である。このように PCC は非常に簡便な手法であるが、 I_t 、 I_{t+1} が正しく分類されているという前提を見過ごすことができないという課題がある（Tewkesbury et al., 2015）。分類器を通じて作成された LCLU 分類図は、分類誤差を免れることがほぼ不可能であるし、手作業で LCLU 分類図を作成できたとしても位置誤差やヒューマンエラーが発生する可能性を考慮すべきである。そのため、どのような LCLU 分類図においてもすべてのピクセルにおいて正しく分類されているとは想定しづらい。そこで本稿では、LCLU 分類図の分類誤差が、PCC による LCLUC の抽出にどの程度影響を及ぼすかについて、簡単なシミュレーションを通じて示してみたい。

2 シミュレーション

*所属 京都大学 地球環境学堂 Graduate School of Global Environmental Studies, Kyoto University

キーワード：1) 画像分析, 2) 変化抽出, 3) 分類誤差, 4) リモートセンシング, 5) 地理情報

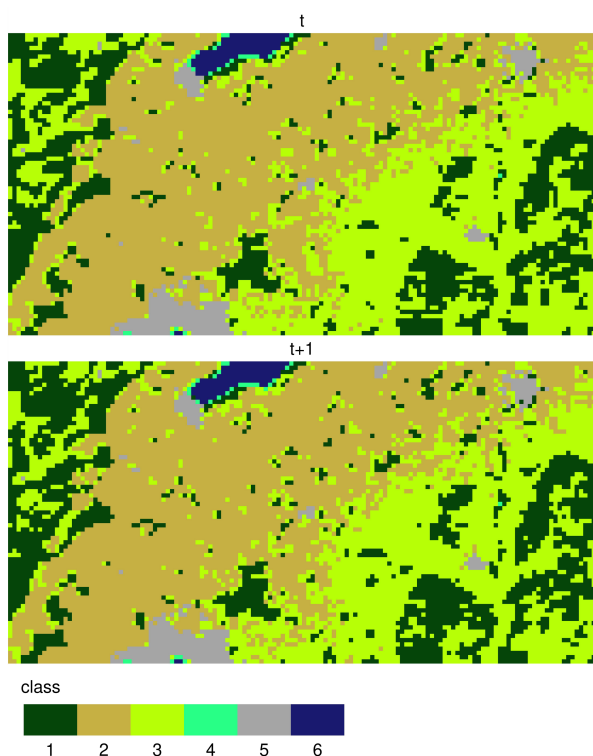


図 1 時点 t , $t+1$ の LCLU 分類図 / LCLU classification maps at time t and $t+1$.

ここでは、6 つの LCLU カテゴリーを有する時点 t の LCLU 分類図 (I_t) と時点 $t+1$ の分類図 (I_{t+1}) を用意した (図 1)。 I_t , I_{t+1} はそれぞれ完全に正しく分類されたものとして以下進める。

この 2 つの分類図に PCC を適用したものが図 2 になる。ここでは LCLU クラスが変化したか否かのみを地図化した。“Change”としたものが変化の起こったピクセルを示している。

より詳細に、時点 t の LCLU クラスが時点 $t+1$ にどのように変移したかを知るには表 1 のような変化行列を作成する。ここでは時点 t の LCLU が行、時点 $t+1$ の LCLU が列にまとめられている。行列の対角成分は変化が生じなかったピクセルの数であり、図 2 で“**No-change**”と示されている。また、対角成分以外は変化が生じたピクセルの数であり、図 2 で“**Change**”と示されたピクセルにあたる。例えば、1 行 3 列目の成分は時点 t では class1 であったものが時点 $t+1$ では class3 に変化したピクセルが 37 つあることを表している。

このように表でまとめてみると、変化が生じた割合は全体の 5.8%であったことがわかる。これは、 I_t と I_{t+1} が完全に正しく分類されているため、正しく変化を捉えられていることになる。

次に、 I_t に誤差が含まれていることを想定してみよう。

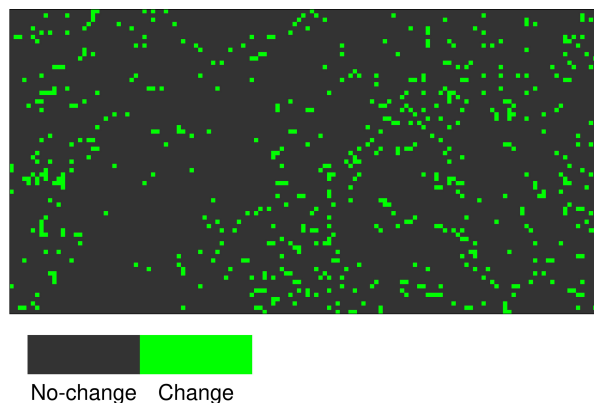


図 2 分類結果比較法 (Post Classification Comparison, PCC) による時点 t , $t+1$ の LCLU 分類図を用いた土地被覆・土地利用分類変化 (Land Cover Land Use Change, LCLUC) 抽出 / Land Cover Land Use Change (LCLUC) detection by Post Classification Comparison (PCC) from LCLU classification maps at time t and $t+1$.

表 1 時点 t , $t+1$ の LCLU 分類図に対する変化行列 / Change matrix from time t to time $t+1$. LCLU classification maps do not possess any error.

		t+1					
		class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6
t	class 1	1814	0	37	1	0	0
	class 2	1	3974	153	0	0	0
	class 3	245	122	2994	1	2	0
	class 4	1	0	0	27	0	0
	class 5	0	0	0	0	312	0
	class 6	0	0	0	1	0	113

ここでは 7.8%の誤差、すなわち全体精度が 92.2%である I_t と誤差が 0 である I_{t+1} に対して、PCC により変化行列を作成したものが表 2 である。

変化が生じた割合は全体の 8.4%となった。すなわち、 I_t の誤差が PCC の結果に伝搬し、LCLUC が過大に推定されたことを示している。

表 2 時点 t の LCLU 分類図に誤差を有する場合の変化行列 / Change matrix from time t to time $t+1$. LCLU classification map at time t has 7.8 % error in total.

		t+1					
		class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6
t	class 1	1992	9	171	1	0	0
	class 2	1	3733	138	0	0	0
	class 3	135	354	2875	6	3	0
	class 4	3	0	0	22	0	1
	class 5	0	0	0	0	311	0
	class 6	0	0	0	1	0	112

さらに、 I_{t+1} にも誤差を加えてみよう。ここでは7.8%の誤差がある I_t と誤差が6.3%である I_{t+1} に対してPCCを適用し、変化行列を作成した結果を表3に示す。

変化が生じた割合は全体の10.6%となった。すなわち、もともとLCLUCの変化は全体の5.8%であったものが、4.9%も過大に推定されてしまっている。

図3は誤差を考慮した I_t と I_{t+1} に対してPCCを適用した際に得られるLCLUC抽出図である。クラス間変化に関する細かい情報は省略して、変化のないピクセル

(No-change)、変化が発生したピクセル (Change)、誤差を含むピクセル (Error) の3つで色分けした。図2と比較すると誤差が多く分布している様子がわかる。

なお、本稿では誤差がまったくない I_t と I_{t+1} から議論をすすめたが、実際にこのような正解データがある場合は非常に稀である。すなわちPCCでは、図3のように誤差 (Error) がどのように分布しているかを確認することはできず、これらの誤差 (Error) はすべて変化 (Change) とみなされる点に注意を要する。つまり、PCCで推定されたLCLUCは(大幅に)過大評価される傾向があることを示唆している。

それでは、現実的にはどのようにPCCによるLCLUCの誤差を評価すべきだろうか。Olofsson et al., (2014)はPCCを適用した図において(本稿の場合 $6 \times 6 = 36$ クラスある)、各クラス内で面積比率サンプリングを実施し、そのサンプリング結果から変化行列を作成することで、統計学的に変化面積とその推定のばらつきが算出できるとしている。サンプリングにおいて2時点の正確なLCLU情報を取得することは困難を極める、という課題はあるものの(過去に遡り現場検証を実施することは不可能なため、Google Earthなどで確認するしか方法はないように思われる)、PCCによる誤差を正しく認識し、評価するには必須の分析工程といえるだろう。

3 おわりに

本稿では、分類誤差を含むLCLU分類図をもちいたPCC適用の難しさを示した。本稿の事例では、 I_t と I_{t+1} の分類誤差がそれぞれ7.8%、6.3%である場合、PCCによるLCLUC分析では全体の10.6%のピクセルの変化を推定した。しかしながら、実際の「変化」は全体の5.8%であったので、4.9%ものピクセルにおいて偽検出が発生してしまっている。この事例を通じて、PCCでは使用するLCLU分類図の誤差が大きく伝搬することがわかった。このように、独立した2つのLCLU分類図にそれぞれ独立した分類誤差が含まれる場合、PCCを適用することはよいアプローチであるとはいえない。

表3 時点 t 、 $t+1$ のLCLU分類図の両方に誤差を有する場合の変化行列 / Change matrix from time t to time $t+1$. LCLU classification maps at time t and $t+1$ have 7.8 % and 6.3% errors in total, respectively.

		t+1					
		class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6
t	class 1	1858	11	255	2	0	7
	class 2	5	3722	144	0	1	0
	class 3	134	476	2745	7	6	5
	class 4	1	0	0	9	0	16
	class 5	0	0	0	0	311	0
	class 6	0	0	0	0	0	13

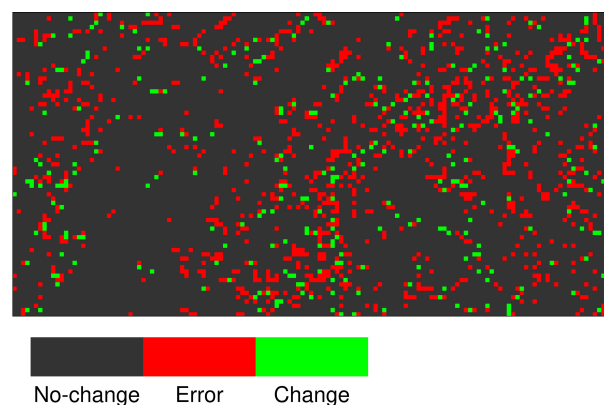


図3 時点 t 、 $t+1$ の誤差を有するLCLU分類図を用いた分類画像比較法による土地利用・土地被覆分類変化抽出 / LCLUC detection by PCC using LCLU maps with errors at time t and $t+1$.

この課題に対応するためには2つのLCLU分類図が独立でない、すなわち時間軸上に何かしらの関係が見られるようにすることが考えられる。近年ではbfast (Verbesselt et al, 2010) やLandtrendr (Kennedy et al., 2010)、CCDC (Zhu et al., 2014) など衛星データの時系列分析手法がいくつも提案され、LCLUC変化抽出に有用なアプローチとなると期待されている。

しかしながら、これらはピクセルごとに「いつ」変化が発生したかを推定するための手法であり、どのクラスからどのクラスへ変化が起こったかを明らかにすることはできない。すなわち、これらの手法を適用する際にも基準となるLCLU分類図が必要となる。これらの手法とPCCの結果を比較・考察することで、LCLUCへの理解を深めることができるであろう (Zhao and Tsutsumida, 2019)。また、独立したLCLU分類図の分類確率に隠れマルコフモデル (Abercrombie et al., 2015) などを適用して、分類確率が時系列上に明確に連結されるように工夫する方法も解決策の一つであろう。本稿を通じて、

PCC は使用する LCLU 分類図の分類誤差を敏感に伝搬させてしまうアプローチであり、分析結果である LCLUC 自体の精度検証が重要である、ということを理解いただければ幸いである。

引用文献

- 1) 橋本禪(2017):生態系サービスの評価モデルと将来シナリオ. 農村計画学会誌 36(1), 17-20.
- 2) 中静透(2017):陸域の生物多様性と生態系サービス.農村計画学会誌 36(1), 5-8.
- 3) 山本勝利・楠本良延(2008):農村における生物多様性の定量的評価に向けたインベントリーの構築.農村計画学会誌 27(1), 26-31.
- 4) Zhao, J., & Tsutsumida, N. (2020): Mapping Fragmented Impervious Surface Areas Overlooked by Global Land-Cover Products in the Liping County, Guizhou Province, China. Remote Sensing, 12(9), 1527.
- 5) 高橋俊守(2010):衛星データによる農村生態系の地図化と生物多様性の評価.農業農村工学会誌 78(1), 29-32.
- 6) 酒井徹・栗屋善雄・高橋興明・家原敏郎・松本光朗(2009):土地被覆分類の精度に影響を及ぼす大気地形補正と多時期データの利用.日本リモートセンシング学会誌, 29(4), 567-578.
- 7) 山本遼介・泉岳樹・松山洋(2017):都市域の土地被覆分類におけるピクセルベース手法とオブジェクトベース手法の比較.日本リモートセンシング学会誌, 37(3), 236-247.
- 8) Myint, Soe W., et al. (201): Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. Remote sensing of environment, 115(5), 1145-1161.
- 9) Tewkesbury, A. P., Comber, A. J., Tate, N. J., Lamb, A., & Fisher, P. F. (2015): A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. Remote Sensing of Environment 160, 1-14.
- 10) Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014): Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. Remote Sensing of Environment, 148, 42-57.
- 11) Verbesselt, Jan, et al. "Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series (2010): Remote sensing of Environment 114(1), 106-115.
- 12) Kennedy, Robert E., Zhiqiang Yang, and Warren B. Cohen (2010): Detecting trends in forest disturbance and recovery

using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr-Temporal segmentation algorithms. Remote Sensing of Environment 114(12), 2897-2910.

13) Zhu, Zhe, and Curtis E. Woodcock (2014): Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. Remote sensing of Environment 144, 152-171.

14) Zhao, Jing and Narumasa Tsutsumida (2019): Changes in built-up areas and population in a typical mountainous region: a case study of Liping County, Southwest China. International Association of Geo-informatics (IAG'1), 19th October, Tokushima, Japan.

15) Abercrombie, S. Parker, and Mark A. Friedl (2015): Improving the consistency of multitemporal land cover maps using a hidden Markov model. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 54(2), 703-713.

Keywords : 1) Image analysis, 2) Change detection, 3) Classification error, 4) Remote sensing, 5) Geographic information