

教師付き分類を用いたリモートセンシング画像の土地利用分類 Land Use Classification of Remote Sensing Images Using Supervised Classification

白石 知弘† 本岡 毅† Rajesh Bahadur Thapa† 磯口 治‡ 渡邊 学† 島田 政信†
Tomohiro Shiraishi Takeshi Motohka Rajesh Bahadur Thapa Osamu Isoguchi Manabu Watanabe
Masanobu Shimada

1. はじめに

気候変動や生態系の変化等に影響を及ぼす地球温暖化の一因と考えられている人為活動による温室効果ガス排出量のうち、約 2 割が森林減少・劣化に起因すると報告された[1]。この森林減少・劣化を防止すると共に森林保全や森林炭素量の増強等を目的とした活動 Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation plus (REDD+)が進められており、定期的に、かつ広域の土地被覆の観測が可能である衛星データを利用した森林モニタリングが注目されている。我々は日本の地球観測衛星だいち(Advanced Land Observing Satellite: ALOS)[2]が搭載している Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR)で観測されたデータを使用して、土地被覆を利用種別ごとに分類する土地利用分類マップの自動生成に取り組んでいる。

本稿はインドネシア・スマトラ島の中央部に位置するリアウ州を分類の対象地域とした。インドネシアはアマゾンと並び最も森林の伐採や農地等への転換が発生する地域の 1 つで、特にリアウ州では過去 25 年間に森林が 65%減少したとの報告[3]もあり注目されている地域である。この地域を対象として ALOS/PALSAR データを基に合計 8 種類の分類器を使用して土地利用分類を行い、各分類器の優位性について比較検討した結果を報告する。

2. 使用データ

使用したデータは ALOS/PALSAR, SRTM3, 正解マップの 3 種類である。

ALOS/PALSAR は周波数帯が L-band の合成開口レーダで光学センサと比較し天候や昼夜の影響を受けずに観測が可能であり、植生観測に適しているという特徴を持つ。本稿では PALSAR 観測データから 2 偏波高分解能(HH/HV 偏波)でオルソ・勾配補正を施した 25m 分解能のモザイク画像を 2007, 2008, 2009 年の時系列で作成し[4, 5]使用した(図 2. 参照)。SRTM3 データは 90m 分解能で、標高情報を得るために使用した。正解マップは図 1. に示す対象地域に対して LANDSAT が観測した光学センサのデータを基に、WWF インドネシアが目視判読で作成した土地利用分類図を、表 1. に示す合計 12 種類のクラスにまとめた画像データ(図 3. (a)参照)である。

3. 分類手法と手順

ALOS/PALSAR データを用いた教師付き分類による土地利用分類はサポートベクターマシン(SVM)を使用した分類が主流[6]で、比較的使用される分類器の種類も少数で限ら

れている。そこで本稿は 8 種の分類器を用いて分類を行い、各結果を比較した。使用した分類器は、オープンソースのコンピュータビジョンライブラリである OpenCV[7]が持つ SVM, バイズ(Bayes), デシジョンツリー(DTree), ブースティング(Boost), ランダムツリー(RTree), 多層パーセプトロン(MLP)の計 6 種と、部分空間法(Subspace)[8], 画像解析ツールである eCognition[9]が持つ機能である Nearest Neighbor classification(NN)を合わせた計 8 種である。分類は以下の流れで処理した。

1. 領域分割
2. 特徴量抽出
3. 特徴量の標準化
4. Wrapper 法による特徴量選択[10]
5. 分類処理
6. 分類画像生成

領域分割は入力画像を似た特徴を持つ領域に分割する処理であり、eCognition が持つ Multiresolution Segmentation 機能を利用した。領域分割を行うことで、PALSAR 画像が持つノイズの影響を抑える効果があると考えており、ピクセルベースでの分類と比較し経験的に高精度の結果が得られたためである。例として、SVM 分類器を使用し同じ分類手順で領域分割処理を行った場合、精度 88.42%の結果が得られたのに対し、領域分割を行わない場合は精度 78.63%という結果で、前者の方が約 10%高精度の結果が得られている。

分類に使用した特徴量は分割領域毎に PALSAR 画像 HH/HV 偏波の後方散乱係数の平均と標準偏差、テクスチャ(GLCM)[6], HH と HV 偏波そして各偏波の時系列の相関係数等、計 76 種の特徴量を使用した。

分類処理におけるトレーニングは、正解マップを使用して分割領域に対し各クラス 300 点(全分割領域数に対し約 7%)を教師データとしてランダムに抽出して使用した。分類処理はトレーニングされた分類器を使用して入力画像の全分割領域に対し行った。



図 1. 分類対象地域：インドネシア・スマトラ島リアウ州。
(From Wikipedia).

† (独) 宇宙航空研究開発機構, JAXA

‡ (財) リモート・センシング技術センター, RESTEC

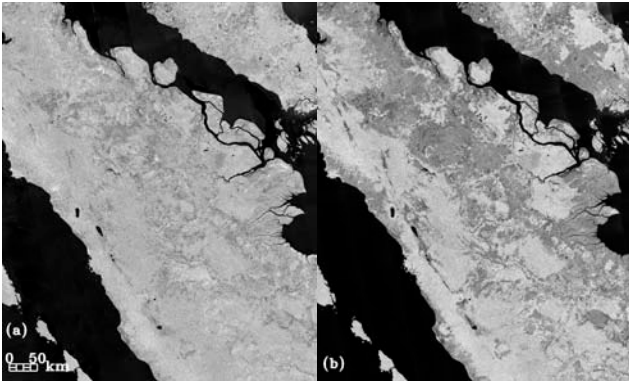


図 2. リアウ州に対し 2009 年観測データから作成した PALSAR モザイク画像. (a)HH 偏波, (b)HV 偏波.

表 1. 分類クラスとカラーマップの対応表

No	Class Name	Color	No	Class Name	Color
1	Unclassified		7	Rubber	
2	Forest		8	Coconut	
3	Mangrove		9	Open Area	
4	ReGrowth		10	Other	
5	Acacia		11	Water	
6	Oil Palm		12	Cloud	

4. 結果

各分類器を用いた分類結果の精度を表 2. に示す. 表中の土地利用分類(LUC)は表 1. に示す 12 種の分類クラスから, Unclassified と Cloud クラスを除いた計 10 クラスを教師データとしてトレーニングに使用し分類を行った結果である. 森林/非森林分類(FNF)は土地利用分類後, Forest クラスを森林, それ以外のクラスを非森林と定義して評価した結果である.

最も高精度の結果は図 3. (b) に示す RTree で SVM と MLP が続いた. この結果は非線形問題を扱えることから現在注目されている SVM を僅差ではあるが RTree が上回ったことが特徴である. PALSAR データは水域と陸域で明るさに顕著に差が出るが, 特に自然林(Forest), 再生林(ReGrowth), ゴム林(Rubber)は目視で判別することも困難である. RTree は複数のディビジョンツリーから構成され, 各木が導き出した結果の多数決から分類クラスを決定するが, 非常に似た特徴量を持つデータに内在するわずかな傾向やデータ間の相関を精度良く検出していることを示している. また, 森林伐採域の検出等で応答時間を要求される場合においても, RTree は SVM・MLP よりも効果的である. 今回の特徴量選択・分類・分類画像生成に要した処理時間は CPU: Intel Core(TM)2 Duo 3.33 & 3.33Ghz, RAM: 4GB という環境で, RTree: 58 分, SVM: 2989 分, MLP: 966 分であった.

5. おわりに

本稿では REDD+への貢献を目的として教師付き分類を用いた ALOS/PALSAR データの土地利用分類結果を紹介した. 計 8 種の分類器を使用した結果, RTree を使用した分類処理が精度・処理時間の両面で有用な結果を得た. 今回はリアウ州を対象に結果を報告したが, 地域によって樹種や土地被覆が変化するため PALSAR データから得られる特徴量も変化することが予想される. 少しでも高

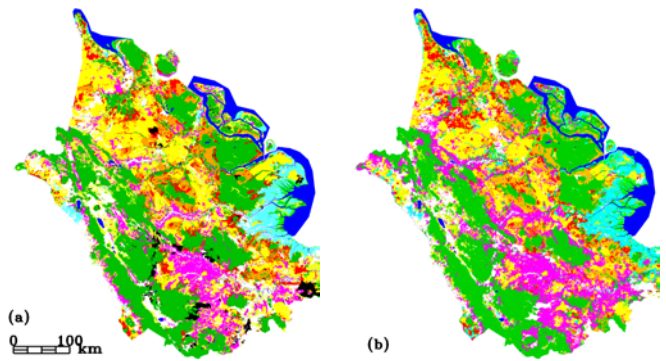


図 3. 分類結果. (a)WWF Indonesia 作成の正解マップ, (b)RTree を使用した分類結果.

表 2. 分類器毎の分類精度

Classifier	Classification Accuracy [%]	
	LUC	FNF
SVM	58.15	88.42
Bayes	55.97	86.36
DTree	42.98	76.50
Boost	48.11	85.64
RTree	58.86	89.01
MLP	57.31	88.77
Subspace	44.89	85.05
NN	49.41	86.58

精度かつ柔軟な土地利用分類が可能になるように今後も取り組みたい.

謝辞

本稿で使用した正解マップは WWF Indonesia にご提供いただきました. 記して感謝の意を表します.

参考文献

- [1]環境省, “IPCC 第 4 次評価報告書”, (2007).
- [2]ALOS, (accessed 2012-06-29). [Online]. Available: <http://www.jaxa.jp/projects/sat/alos/>.
- [3]Yumiko Uryu, et al, “Deforestation, Forest Degradation, Biodiversity Loss and CO2 Emissions in Riau, Sumatra, Indonesia,” Technical Report, WWF Indonesia, (2008).
- [4]M. Shimada, et al, “Generation of 10 m resolution PALSAR and JERS-1 MOSAIC and forest/non-forest maps for forest carbon tracking,” Proc. of IGARSS2011, Vancouver, Canada, (2011).
- [5]Masanobu Shimada, “Ortho-rectification and Slope Correction of SAR Data Using DEM and Its Accuracy Evaluation,” IEEE JSTAR special issue on Kyoto and Carbon Initiative, vol. 3, Issue 4, pp. 657-671, (2010).
- [6]Nicolas Longépé, et al, “Assessment of ALOS PALSAR 50 m Orthorectified FBD Data for Regional Land Cover Classification by Support Vector Machines,” IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 49, NO. 6, pp. 2135-2150, (2011).
- [7]Gary Bradski, Adrian Kaehler, “詳細 OpenCV,” オライリー・ジャパン, (2011).
- [8]Hasi Bagan, et al, “Improved Subspace Classification Method for Multispectral Remote Sensing Image Classification,” Photogrammetric Engineering & Remote Sensing Val. 76, No. 11, pp. 1239-1251, (2010).
- [9]eCognition, (accessed 2012-06-29). [Online]. Available: <http://www.ecognition.com/>.
- [10] P. Pudil, et al, “Floating search methods for feature selection with nonmonotonic criterion functions,” Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (2), IEEE Comput. Soc. Press, pp. 279-283, (1994).