XバンドおよびCバンド SAR データを併用した機械学習アルゴリズムによる作物分類の高精度化・効率化に関する検討

Crop Classification by Machine Learning Algorithm Combined X-band and C-band SAR Data

山谷 祐貴*・蘭部 礼**・小林 伸行***
望月貫一郎****・王 秀峰*****・谷 宏*****

Yuki YAMAYA, Rei SONOBE, Nobuyuki KOBAYASHI
Kan-ichiro MOCHIZUKI, Xiufeng WANG and Hiroshi TANI

Abstract : This paper presents a crop classification method using synthetic aperture radar (SAR) satellite data for mapping, in place of existing ground surveys. We used TerraSAR-X X-band dual-polarization data and RADARSAT-2 C-band full-polarization data. Values of the sigma-naught and polarimetric parameters were calculated from each type of data. We assessed the accuracy of classification performed by the random forests machine-learning algorithm. Three results were obtained. First, the classification accuracy was evaluated using RADARSAT-2 data for five scenes. Using nine variables calculated from each scene of RADARSAT-2 data, the overall accuracy exceeded 0.92. Second, the classification accuracy was evaluated using both RADARSAT-2 and TerraSAR-X data for five scenes. Using nine types of variables in the RADARSAT-2 data and four types of variables in the TerraSAR-X data, a significantly higher overall accuracy (over 0.93) was obtained than using only RADARSAT-2 data. This demonstrates the advantage of using SAR data for the two types of bands. Finally, for economic efficiency, the number of SAR scenes used for classification was reduced. The classification accuracy using only three scenes of RADARSAT-2 and TerraSAR-X data was not significantly different from that using five scenes. This shows that classification is efficient without requiring a large quantity of data.

1. 背景と目的

農業地域における作付状況に関する情報は、作目ごとの農地面積の調査や収量の予測、災害発生時の被害把握など、様々な用途に供せられており、今後も継続的かつ長期的、広域的に把握していくことが重要である。しかし、現在人の手によって行われている現地調査は、人手不足により現在のような調査が縮小される懸念もあり、作付状況に関する情報の十分な把握が、今後は困難となるおそれがある。したがって、人的コ

ストの削減を進める一方で、圃場ごとの作付状況を詳細に把握していく手法の確立が必要であり、これらの両立が日本の農業地域における課題の一つとなっているといえる。さらに、地球観測戦略の課題として、食糧の年間収量や収穫状況を効果的かつ継続的に監視することが挙げられており、これら農業生産に関する情報は先進国、発展途上国ともに今後重要視されていくと考えられる(辻野, 2014)。すなわち、農業に関する情報を広範囲で取得することは、農業分野全体の産業競争力強化をもたらすための課題となると考えられる(高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部, 2014)。以上の課題の解決策として、従来の現地調査に代わる手法の確立が不可欠である。その中でも衛星リモートセンシング技術は、農業分野において対象物の状態を非破壊で計測する手法として期待されており(齋藤ら, 2017)、作付品目の特定や作付面積の把握、作物生育の把握などに利用されている(野口, 2016)。

これまで、光学センサを搭載した衛星リモートセン

* 日本学術振興会特別研究員 DC1 (北海道大学大学院農学院)

** 静岡大学農学部

*** 株式会社スマートリンク北海道

**** 株式会社バスコ

***** 北海道大学大学院農学研究院

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 59, NO. 6, 2020

シングを利用して圃場の作付作物を分類する研究は多くなされてきた（例えば Nordkvist *et al.*, 2012, Immitzer *et al.*, 2016）。しかし、光学センサによる観測データでは、大気による光の減衰の影響が大きく、特にヘイズや雲などの影響を受けやすいとされている。そのため、天候によっては精度が大幅に低下してしまうことがあり、使用できる衛星データの数に限られてしまう可能性がある（Blaes *et al.*, 2005）。

本研究では、衛星リモートセンシングの中でも、マイクロ波を使用した能動型センサである合成開口レーダ（SAR, Synthetic Aperture Radar）を用いた技術の利用を検討した。SAR は昼夜問わず安定した観測が可能であるだけでなく、ほぼ天候の影響を受けずに観測することが可能である（Mascolo *et al.*, 2019）。したがって、SAR データを用いた作物のモニタリングは、非常に汎用性、頑健性が高く、毎年安定して確実に結果を得られる手法であることから（石塚, 2016）、多時期のデータを使用した作付作物の分類にも効果的であると考えられる。

先行研究では、X バンド SAR データを使用することにより高い精度での作物分類を行うことが報告されており（Sonobe *et al.*, 2014）、5 時期のデータを使用することで0.895の全体精度が得られている（山谷ら, 2017a）。一方で、異なる波長のデータを組み合わせることにより、相互に補完し合うことで精度が上昇することも示されている（Zhao *et al.*, 2014）。そこで、本研究では C バンド SAR データのみを使用した手法および C バンドと X バンドの SAR データを併用した手法の2種類について、畑作地帯における作付作物の分類を行い、使用するデータセットの違いによる精度を比較した。その結果から、分類に有用なデータセットの組み合わせの提案を行った。分類の手法には、山谷ら（2017a）と同様に、パターン認識において特に高い精度が期待できる機械学習アルゴリズムの1つであるランダムフォレストを使用した。また、分類を行うにあたり、SAR データから算出される主要な数値の後方散乱係数だけでなく、各種の散乱成分分解手法から算出される散乱成分も作付作物の分類処理の変数として使用した。後方散乱係数や各種散乱成分の最適な組み合わせに着目した例はあまり見られないため、本研究では作付作物分類において高い精度につながる最適な変数を検討し、これらの変数のうちどのような変数が重要であり、どのような作物を分類するために有効

であるか考察した。また、衛星データは観測の時期数が多ければ多いほど、取得にコストがかかるが、分類に使用する衛星データ数の削減を検討した研究もあまり見られない。したがって、これらの時期数を削減したうえで今一度分類を実施し、できるだけ少ない時期数の衛星データで効率的に分類を行えるかについても併せて検討した。これらの結果をもとに、畑作地帯における作物分類を行うために必要な時期や変数について、他地域にも適用できるよう、その特徴を簡潔にまとめた。

なお、本研究の一部は、研究速報（山谷ら, 2017b；山谷ら, 2018）を発展させた研究結果である。

2. 研究方法

2.1 対象地域および対象作物

研究対象地域は、北海道十勝管内の西部に位置する河西郡芽室町、上川郡清水町の畑作地帯（東経142°55'12"~143°05'51", 北緯42°52'48"~43°02'42"）とした（図1）。約15km 西には2,000m を超える急峻な日高山脈が位置しているが、対象地域内は十勝平野であり、標高は80.3m~259.5m である。標高の高い地域は平地から連続するなだらかな斜面上に位置しており、全体としては平坦な地形が広がっている。また、この地域の年平均気温は6.1°C で、夏季は高温になることもあるが、おおむね冷涼であり、冬季の気温は氷点下を下回る。年平均降水量は957.9mm であり、一年を通して降水がある。夏季は特に降水量が多く、冬季には積雪があり根雪となる。

対象作物は、この地域で広く栽培されている小麦、豆類、馬鈴薯、甜菜、牧草、トウモロコシの6種類とし、全5,076圃場を解析対象とした。なお、豆類には小豆、大豆、菜豆を含み、牧草にはチモシー、オーチャードを、トウモロコシにはスイートコーン、デントコーンをそれぞれ含んでいる。各作物の栽培暦を図2に示す。

2.2 使用データおよび処理方法

本研究では、C バンドのセンサを搭載した RADARSAT-2 の4 偏波データおよび X バンドのセンサを搭載した TerraSAR-X の2 偏波データを使用した。RADARSAT-2 は、Fine Quad モードによりアセンディング軌道で観測されたものを使用した。入射角は

表2 算出した各データセットの要素

衛星	データセット	算出した要素			
RADARSAT-2	σ^0	HH 偏波 (σ_{HH}^0)	HV 偏波 (σ_{HV}^0)	VV 偏波 (σ_{VV}^0)	
	CP	エントロピ (H)	アニソトロピ (A)	アルファ角 (α)	
	FD	二回散乱 (Pd)	体積散乱 (Pv)	表面散乱 (Ps)	
	VZ	二回散乱 (Pd)	体積散乱 (Pv)	表面散乱 (Ps)	
	YG	二回散乱 (Pd)	体積散乱 (Pv)	表面散乱 (Ps)	ヘリックス散乱 (Pc)
TerraSAR-X	σ^0	HH 偏波 (σ_{HH}^0)	VV 偏波 (σ_{VV}^0)		
	CD	エントロピ (H)	アルファ角 (α)		

図3 一部の各種変数を用いた時系列のカラー合成画像

スケージングゲイン値を示している。なお、4 偏波の衛星データにおける HV 偏波と VH 偏波は、クロストークの影響を除去した較正においてモノスタティックでの計測の場合は値が等しくなる (van Zyl, 1990) ことを考慮し、RADARSAT-2 データより算出される σ_{VH}^0 は使用しないこととした。 σ^0 のほかに、本研究では 4 種類の散乱成分を算出した。使用した散乱成分は、散乱モデル分解法である Freeman-Durden 法 (FD) (Freeman and Durden, 1998), van Zyl 法 (VZ)

(van Zyl *et al.*, 2011), Yamaguchi 法 (YG) (Yamaguchi *et al.*, 2005) の 3 種類の手法から算出される散乱成分と、固有値解析法である Cloude-Pottier 法 (CP) (Cloude and Pottier, 1996) から算出される散乱成分である。以降では、それぞれの σ^0 や散乱成分をデータセットと呼ぶ(表 2)。RADARSAT-2 データからは、以上の 5 手法より計 16 要素を 5 時期すべてのデータから算出した(計 80 変数)。6 種類の作物の圃場における、各時期の一部の変数を用いたカラー合成画像を図 3 に示す。

TerraSAR-X データからは、各偏波の σ^0 (Airbus Defence and Space, 2015) および固有値解析法である Cloude 法 (CD) (Cloude, 2007) の散乱成分を算出した(2 手法, 計 4 要素)。以上の 4 要素を、5 時期すべてのデータから算出した(計 20 変数)。

2.3 解析方法

本研究では、分類を実行するにあたり、対象地域における圃場情報 GIS データを使用した。このデータは、圃場の位置や境界(ポリゴン)に作付作物の種類などの属性情報が付加された GIS データである。本研究ではこのデータを分類における教師データやテストデータとして使用し、圃場ポリゴン単位での分類を実行することとした。その際、それぞれのポリゴンに道路や防風林などの混入および影響が生じることを防ぎ、圃場内のデータを確実に抽出するため、圃場ポリゴンの内側にバッファを生成し、その領域を除いた。使用した RADARSAT-2 データおよび TerraSAR-X データのオルソ補正後のピクセルサイズがそれぞれ 8 m, 2.75 m であることを考慮し、圃場ポリゴンの内部面積が同じになるように、バッファは 10 m に設定した。対象地域には、幅 20 m 以下の狭小な圃場も数 10 か所存在したが、数は少ないため、研究対象から除外した。各作物の圃場面積別のヒストグラムを図

図4 圃場面積別のヒストグラム

表3 各圃場数の内訳

作物	圃場数		
	教師データ	テストデータ	合計
小麦	267	1,167	1,434
豆類	211	835	1,046
馬鈴薯	151	595	746
甜菜	114	444	558
牧草	137	516	653
トウモロコシ	135	504	639
合計	1,015	4,061	5,076

研究速報（山谷ら，2018）より転載

4に示す。次に，算出した全ての変数について，圃場ごとに平均値を抽出した。

分類処理は，ホールダアウト法により圃場を教師データとテストデータに分けて実行した。教師データとして，Hartfield *et al.* (2013) に倣い20%の圃場を無作為に抽出し，残りの80%をテストデータとした。教師データとテストデータに用いた作物種別の圃場数を表3に示す。本研究の対象地域には，計5,076の圃場があり，特に小麦（1,434圃場）や豆類（1,046圃場）が多く，他の4作物は558～746圃場であった。教師データは計1,015圃場，テストデータは計4,061圃場とした。このテストデータに対する分類結果を基に精度を評価した。

分類には機械学習アルゴリズムであるランダムフォレスト（Breiman, 2001）を使用した。ランダムフォレストは，変数の一部を使用した決定木を複数作成し，それらの決定木から算出された結果の多数決により，最終的な分類を決定する手法である。本研究では，決定木の数はおよそ50本以上でOOB（Out-Of-Bug）サンプルのエラー率が低く安定していることが予備実験により示されたため，決定木の数が多いいことに関して

は問題ないとされていることから（Breiman, 2001），200本とし，1本の決定木を作成する上で使用する変数の数は使用した全変数の平方根に設定して分類を行った。なお本アルゴリズムを使用するにあたり，フリー統計ソフトであるR（R Core Team, 2014）および，randomForestsパッケージ（Liaw and Wiener, 2002）を活用した。

また，ランダムフォレストでは各変数におけるジニ係数の減少量（Mean Decrease in Gini Coefficient）の計算もできる。この数値は，分類における変数の重要度を表しており，分類においてジニ係数の減少量が高い変数ほど分類に有益であったことを示している。そこで本研究においても，この値を参考にしてそれぞれの変数の重要度を検討することとした。

分類の精度を評価するために使用した指標は，全体精度（Overall Accuracy, OA）およびカッパ係数（ κ ）の2種類である。その他，作物ごとの精度の評価に，参照データに対する精度を示すプロデューサーズ精度（PA）および分類結果に対する精度を示すユーザーズ精度（UA）の2種類も使用した。また，2つの手法間における κ の差の有意性について，検定統計量Z（Congalton and Green, 2008）を使用して評価した。Z値が1.96を超えれば，5%の有意水準において，2つの分類結果に有意な差があると判断することができる。

2.4 分類処理の流れ

本研究では，以下の1)～3)で示す3処理で解析を進めた。1)は，研究速報（山谷ら，2017b）を発展させた研究結果であり，2)は，研究速報（山谷ら，2018）を発展させた研究結果である。

1) RADARSAT-2 データを使用した分類

2015年に観測された5時期のRADARSAT-2 データのみを使用して，作付作物の分類を行った。まず，RADARSAT-2 データから算定に用いた5種のデータセット（ σ^0 , CP, FD, YG, VZ）のうち，いずれか1データセットのみを使用した分類により精度の比較を行った。その結果から，どのデータセットで高い精度が得られるかについて着目し，検討を行った。使用した変数の数は，Yamaguchi のみ5時期4要素の計20変数となり，他は5時期3要素の計15変数となる。

次に，使用する変数を増加させて分類を行った。FD, YG, VZ の3データセットはすべて散乱モデル分解法であり，同一種類と考え，これらのうちいずれか1種

類のデータセットに、 σ^0 と固有値解析法であるCPを加え、算出される成分の異なる3種類のデータセット(後方散乱係数, 散乱モデル分解法, 固有値解析法)を組み合わせた分類を行った。これより、 σ^0 +CP+FD, σ^0 +CP+YG, σ^0 +CP+VZの3通りの組み合わせにおいて精度に上昇が見られるかの検討や、散乱モデル分解法の3データセット(FD, YG, VZ)のうちどの算定法が最も精度の上昇に寄与するかの比較を行った。なお、使用した変数の数は、 σ^0 +CP+YGのみ5時期10要素の計50変数となり、他は5時期9要素の計45変数となる。

最後に、RADARSAT-2データにより算出される5種類すべてのデータセット(5時期16要素, 計80変数)を使用して分類を行った。これにより、複数の散乱モデル分解法を組み合わせることで、精度の上昇に寄与するかの検討を行った。

2) RADARSAT-2データとTerraSAR-Xデータを組み合わせた分類

異なる波長のデータを組み合わせると、それらが相互に補完し合うことにより分類精度が上昇することも示されている(Zhao *et al.*, 2014)。そこで、2015年に観測された5時期のRADARSAT-2データに、TerraSAR-Xデータを組み合わせて分類を行った。本解析では、異なる波長の衛星データを併用することで、精度の上昇がみられるかを検討した。また、特にどの要素が精度を上昇させるのに効果があったかについて検討を行った。なお、RADARSAT-2データは1)で最も精度の高かった変数の組み合わせを使用した。まず、RADARSAT-2データにTerraSAR-Xの σ^0 、またはCDのいずれかを組み合わせた分類を行った。次に、RADARSAT-2データにTerraSAR-Xの σ^0 とCDとの両方を組み合わせた分類を行った。前者は、5時期2要素の計10変数をRADARSAT-2データから算出された変数に加えることになり、後者は、同様に5時期4要素の計20変数に加えることになる。

3) 使用する時期数の検討

衛星データは時期数が多ければ多いほど、取得にコストがかかる。そのため、時期数の削減可能性を検討するために、今一度分類を実施し直した。山谷ら(2017a)において、TerraSAR-XのXバンドデータでは、4時期のデータを使用することで5時期を使用した場合と有意差のない κ が得られた。本研究では、RADARSAT-2を用いた場合および、RADARSAT-

2とTerraSAR-Xを併用した場合でも、同様に時期数を削減し、精度の維持が可能か検討した。1), 2)の結果それぞれについて、最も高い精度であったデータセットの組み合わせを使用し、5時期すべての衛星データを使用しなくても同様の高精度な分類が可能であるかどうかを評価した。具体的には、1時期～5時期を使用した場合の各々について分類を行い、異なる時期数の分類間で精度にどのような差異が生じるかを検討した。

3. 結果と考察

3.1 RADARSAT-2データを使用した分類

まず、RADARSAT-2データのみを使用して分類を行った。全ての分類結果から得られたOAと κ を図5に示す。1データセットのみを使用した分類において、最も高い精度が得られたのは、VZにより算出され

図5 RADARSAT-2データを使用した各分類結果

表4 RADARSAT-2のVZのみを使用した分類結果

		参照データ						
分類結果	豆類	甜菜	牧草	トウモロコシ	馬鈴薯	小麦	合計	UA
	豆類	762	16	5	31	11	2	827 0.921
	甜菜	6	396	4	1	5	4	416 0.952
	牧草	8	2	479	22	8	19	538 0.890
	トウモロコシ	34	12	15	413	20	4	498 0.829
	馬鈴薯	17	15	4	30	548	7	621 0.882
	小麦	8	3	9	7	3	1,131	1,161 0.974
	合計	835	444	516	504	595	1,167	4,061
	PA	0.913	0.892	0.928	0.819	0.921	0.969	
								OA 0.918
								κ 0.899

UA：ユーザーズ精度, PA：プロデューサーズ精度, OA：全体精度, κ ：カッパ係数
研究速報 (山谷ら, 2017b) より転載、一部改変

た要素を使用した場合 (OA=0.918) であった。VZ のみを使用した分類結果の判別効率表を表 4 に示す。特に小麦で PA, UA とともに高く、トウモロコシはいずれも低かった。甜菜は他の圃場に誤分類される傾向が見られたため PA のみ低く、馬鈴薯は他の圃場を馬鈴薯として誤分類される傾向が見られたため UA のみ低くなった。1 データセットのみを使用して分類する場合、VZ の散乱成分が作付作物の分類に最も効果的であることが示された。山谷ら (2017a) において TerraSAR-X の X バンドデータにより同様の場所、時期数、方法で行われた 1 データセット (σ^0 または CD) のみの分類で、CD を用いて 0.841 の OA が得られていた。今回の VZ における結果は、それより 0.07 以上高い精度であった。このことは、C バンド衛星による作付作物分類の有効性を示唆している。一方、VZ 以外のデータセットでは 0.9 を上回る高い OA を得ることはできなかったが、 σ^0 と CP では山谷ら (2017a) による X バンドの結果 (OA=0.841) より高い精度を得られた。

次に、要素の異なる 3 データセットを組み合わせで分類を行った。その結果、図 5 に示すように、OA はそれぞれ 0.9 を超える精度となった。その中でも特に、 σ^0 , CP, VZ の組み合わせで分類を実行した場合、最も高い精度 (OA=0.922) が得られ、 κ も 0.9 を上回った。 σ^0 , CP, VZ を併用した分類結果の判別効率表を表 5 に示す。各作物の PA, UA においては、表 4 と同様の傾向がみられた。OA は先述の VZ のデータセットのみを使用した分類結果よりも高い精度であり、算出される要素の異なる 3 データセットを組み合わせること

表 5 RADARSAT-2 データの σ^0 , CP, VZ を使用した分類結果

		参照データ							
分類結果		豆類	甜菜	牧草	トウモロコシ	馬鈴薯	小麦	合計	UA
	豆類	762	19	4	35	8	4	832	0.916
	甜菜	7	401	5	2	3	5	423	0.948
	牧草	9	3	484	13	8	14	531	0.911
	トウモロコシ	32	5	15	415	26	3	496	0.837
	馬鈴薯	17	12	4	32	545	5	615	0.886
	小麦	8	4	4	7	5	1,136	1,164	0.976
	合計	835	444	516	504	595	1,167	4,061	
									OA 0.922
									κ 0.903

UA：ユーザーズ精度，PA：プロデューサーズ精度，OA：全体精度， κ ：カッパ係数
研究速報 (山谷ら, 2017b) より転載，一部改変

の有用性が示された。類似の研究でも、作付作物の分類において、後方散乱係数、固有値解析法、散乱モデル分解法の 3 グループで算出される 9 要素を併用することの有用性は述べられており (Xu *et al.*, 2014)、本研究でも同様な結果が得られたと言える。しかし、 σ^0 , CP, VZ の 3 データセットを組み合わせた分類と、VZ のみを使用した分類との間には、 κ に有意差がなかった。したがって本研究では、散乱モデル分解法である VZ のみを使用することで、他のデータセットを使用しなくてもある程度高い精度で分類を行えることが示された。FD や YG の各変数で精度が低下した理由として、散乱成分の異常値が理由として考えられる。図 6 に、一部の変数における作物別のバイオリンプロットを示す。バイオリンプロットでは、縦軸で示した変数の値について、その値を持つ圃場の個数を太さで示している。このうち 2 回散乱に着目すると、FD や YG では、VZ と比較して、特に小麦以外の 5 作物で圃場ごとの値の分布が偏っている傾向が見られた。FD や YG の課題として、植生内において負の値になる場合があるという欠陥が示されており、その課題を解決するために改良された分解手法が VZ である (van Zyl *et al.*,

各プロットの横軸は左から豆類、甜菜、牧草、トウモロコシ、馬鈴薯、小麦

図 6 作物別各変数のバイオリンプロット (一部)

2011)。本研究でも、VZを使用することでこのような課題が解決され、より分類を行うために有用な変数を得られたと考えられる。

最後に、5種類すべてのデータセットを組み合わせで使用した分類を行った。その結果、OAは0.918となり、 σ^0 、CP、VZの3データセットのみを組み合わせした場合と有意な差は見られなかっただけでなく、むしろOAや κ は劣っていた。この要因として、類似した要素を算出する散乱成分分解(FD、VZ、YG)間に多重共線性があることが考えられる。併用しても精度の向上が期待できないだけでなく、今回の結果のように精度の低下を招く可能性もあるため、併用する必要性は低いといえる。

最も精度の高かったデータセットの組み合わせ(σ^0 、CP、VZ)での分類について、ジニ係数減少量より重要度の評価を行った(図7)。その結果、1～3、5期のアルファ角や、2、3期の2回散乱で特に高い重要度を示したほか、一部の体積散乱やエントロピでも高い重要度を示した。図6に、2～4期のアルファ角および2回散乱における作物別のバイオリンプロットを示す。2、3期にあたる6～7月にかけては、作物ごとに生育の段階や作物体の大きさが異なる。アルファ角も作物間で差異が大きく、分類における精度の向上に寄与したと考えられる。2回散乱は小麦のような垂直

構造を持つ作物で、他の作物と差異が大きくなるため、6～7月の小麦が出穂・開花し始めている2～3期で特に高い重要度を示したと考えられる。また、作物体が大きくなり構造が複雑になると体積散乱が発生しやすくなるため、8月のような作物の生育ごとに差異が大きい時期の重要度が高くなったと考えられる。以上のように、VZやCPの散乱成分は特に作付作物を把握するための重要な変数となりうると考えられる。既往研究においても、後方散乱係数、散乱モデル分解法および固有値による散乱成分の計9変数を使用することで、作付作物分類を高精度に行える研究が示されている(Jiao *et al.*, 2014)。一方、本研究では散乱モデル分解法としてVZを用いることにより、更なる精度の向上が示された。かつ、体積散乱や2回散乱のような作物の構造によって値に変化が大きくなる変数は特に重要度が高くなったことから、作付作物分類におけるVZの有用性を示した。

3.2 RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データとを組み合わせた分類

次に、RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データとを組み合わせで分類を行った。全ての分類結果から算出されたOAと κ を図8に示す。RADARSAT-2の3データセット(σ^0 、CP、VZ)をRS2とし、TerraSAR-Xの両方のデータセット(σ^0 、CD)をTSXとしている。RADARSAT-2 データに TerraSAR-X のデータセットのうちいずれかを併用した分類結果(σ^0 : OA=0.928, κ =0.911, CD: OA=0.929, κ =0.912)は、どちらもRADARSAT-2のみでの分類結

図7 RADARSAT-2 データの σ^0 、CP、VZ を使用した分類におけるジニ係数減少量

図8 RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データを併用した各分類結果(カラム上のアルファベット a, b は検定統計量 Z の結果を示しており、同じ文字の κ 間には有意な差がないことを示す)

	RS2+ σ^0		RS2+CD	
	PA	UA	PA	UA
豆类	0.921	0.925	0.919	0.912
甜菜	0.923	0.960	0.928	0.948
牧草	0.940	0.915	0.944	0.912
トウモロコシ	0.817	0.862	0.843	0.885
馬鈴薯	0.919	0.881	0.926	0.903
小麦	0.982	0.976	0.975	0.973
OA		0.928		0.929
κ		0.911		0.912

研究速報（山谷ら，2018）より転載，一部改変

表7 RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X の σ^0 , CD を併用した分類結果

		参照データ							
分類結果		豆類	甜菜	牧草	トウモロコシ	馬鈴薯	小麦	合計	UA
	豆類	778	13	5	30	18	4	848	0.917
	甜菜	8	408	2	3	1	3	425	0.960
	牧草	9	2	491	15	9	4	530	0.926
	トウモロコシ	13	11	9	421	12	3	469	0.898
	馬鈴薯	16	7	5	28	551	7	614	0.897
	小麦	11	3	4	7	4	1,146	1,175	0.975
	合計	835	444	516	504	595	1,167	4,061	
	PA	0.932	0.919	0.952	0.835	0.926	0.982		
								OA	0.934
								κ	0.919

UA：ユーザズ精度，PA：プロデューサーズ精度，OA：全体精度， κ ：カッパ係数
研究速報（山谷ら，2018）より転載，一部改変

TerraSAR-X から算出された 2 種類すべてのデータセットを RADARSAT-2 と併用したところ、片方のデータセットのみを使用した場合よりさらに高い精度が得られた ($OA=0.934$)。この結果は RADARSAT-2 のみで分類を行った場合と比較して、5 % の有意水準で有意な差があった。したがって、RADARSAT-2 の 3 データセットに TerraSAR-X データの 2 データセットを併用した分類は、いずれかの衛星のみを使用した場合と比較して、作物や地表面での透過や応答が異なるために、併用する意義があったといえる。この結果の判別効率表を表 7 に示す。表 7 より、各作物で PA や UA の向上がみられた。表 6 に示したとおり、TerraSAR-X を 1 データセットのみを併用した場合には、それぞれの結果で PA, UA の低い作物がトウモロコシ以外で異なっていた。したがって、特徴の異なる双方のデータセットを RADARSAT-2 に併用することで情報を補完し合い、より作物を識別しやすい決定木が作成され、精度が向上したと考えられる。

最も精度の高かったデータセットの組み合わせ (RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X の σ^0 , CD) での分類について、ジニ係数減少量より重要度の評価を行った (図 9)。その結果、2, 3 期の TerraSAR-X のアルファ角と 3 期の TerraSAR-X のエントロピで高い重要度を示した。図 6 に、TerraSAR-X の 2~4 期におけるアルファ角およびエントロピにおける作物別のバイオリンプロットを示す。TerraSAR-X でも、RADARSAT-2 と同様に、作物ごとに生育段階や作物体の大きさが異なる 6~7 月

図9 RADARSAT-2 データの σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X データの σ^0 , CD を併用した分類におけるジニ係数減少量

(2, 3期)において、作物ごとに散乱の形態が異なりやすく、分類に有効となると考えられる。また、3.1の結果と同様に、RADARSAT-2 の1～3期のアルファ角や、2, 3期の2回散乱も高い重要度を示した。TerraSAR-X のデータを加えても RADARSAT-2 のこれらの変数で高い重要度を示したことや、図6で示したように3～4期におけるエントロピの値が同じ作物でも波長間で傾向が異なっていたことから、TerraSAR-X と RADARSAT-2 では作物体での透過の度合いや散乱形態が異なるために、それぞれの変数が有効となることが示唆される。したがって、畑地における作付作物分類において、両者を併用することの意義を示した。また、TerraSAR-X では、4期の変数でも高い重要度を示した。これは、TerraSAR-X の方が短波長で作物体を透過しにくく、多くの作物が繁茂している時期である8月は土壌の影響を受けにくいために、各作物の特徴を捉えやすかったと考えられる。

3.3 使用する時期数の検討

3.1で述べた RADARSAT-2 データのみを使用した分類において、同じ組み合わせのデータセットで、使用する時期数や時期の組み合わせを変えて再度分類を行い、OA や κ の差異を評価した。3.1では、 σ^0 , CD, VZ を使用した分類が最も高い精度であったため、ここでもこの3データセットを使用した分類で時期数の

表8 RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ を使用した時期数別の分類における使用した観測時期の組み合わせ

時期数	使用した時期				
	1期 5月26日	2期 6月19日	3期 7月13日	4期 8月06日	5期 8月30日
1時期			○		
2時期			○		○
3時期		○	○		○
4時期	○	○	○		○
5時期	○	○	○	○	○

表9 RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ を使用した時期数別の分類における各種精度指標

作物		時期数				
		1 時期	2 時期	3 時期	4 時期	5 時期
PA	豆類	0.859	0.887	0.904	0.908	0.913
	甜菜	0.493	0.845	0.863	0.899	0.903
	牧草	0.806	0.903	0.921	0.946	0.938
	トウモロコシ	0.619	0.760	0.794	0.786	0.823
	馬鈴薯	0.714	0.852	0.904	0.916	0.916
	小麦	0.927	0.950	0.973	0.973	0.973
UA	豆類	0.821	0.878	0.898	0.906	0.916
	甜菜	0.590	0.874	0.927	0.921	0.948
	牧草	0.800	0.903	0.926	0.900	0.911
	トウモロコシ	0.629	0.723	0.795	0.828	0.837
	馬鈴薯	0.664	0.865	0.875	0.898	0.886
	小麦	0.932	0.959	0.966	0.975	0.976
OA		0.781	0.882	0.908	0.916	0.922
κ		0.729	0.854	0.886	0.897	0.903

UA：ユーザーズ精度，PA：プロデューサーズ精度，OA：全体精度， κ ：カッパ係数

検討を行った。表8に、各時期数で使用したデータの観測時期を示す。各時期数において用いた時期は、最も精度の高い時期の組み合わせだったものである。表8に示したとおり、少ない時期数で選択された時期は、時期数を増やしても必ず残り、入れ替わることはなかった。表9に、各時期数における精度の各指標を示す。

1時期のみを使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは3期（7月13日）のみを使用した場合（OA：0.781， κ ：0.729）であった（表8，9）。この時期は、小麦が登熟し始める一方で牧草は2番草の収穫をしており、豆類や甜菜、トウモロコシは生長段階にある時期である。このように、圃場ごとに作物体の大きさが多様性に富んでいる時期であるため、1

時期のみを使用した分類の中でも、この時期は他の時期より高い精度での分類が可能であったと考えられる。しかし、1 時期のみを使用した分類では、どの時期であっても0.80のOAを超えることはなかった。

2 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは3 期に5 期を加えた場合（OA：0.882， κ ：0.854）であった（表8，9）。この結果から、2 時期を使用することで精度の大幅な向上に寄与するといえる。表9に示したとおり、 κ は0.8を上回っており、OAも1 時期のみを使用して分類を実行した場合と比較して0.1以上の上昇がみられた。小麦や牧草が収穫後、豆類が開花後、馬鈴薯が収穫直前、甜菜が登熟後、トウモロコシが出穂後と、圃場の状態が作物によって異なる8月下旬のデータを7月中旬のデータと組み合わせることによって、高い精度が得られたと考えられる（図2）。作物別では、甜菜、馬鈴薯、トウモロコシ、牧草で精度が1 時期を用いた分類と比較して0.1以上上昇しており、中でも甜菜はPA、UAとも大幅に上昇した。

3 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは3，5 期に2 期を加えた場合（OA：0.908， κ ：0.886）であり（表8，9），3 時期を使用することで初めてOAが0.9を上回った。2 時期を使用して分類を実行した場合と比較したところ、両者の κ に有意な差が認められた。すなわち、3 時期を使用して分類することで、より高精度での分類が可能となるといえる。作物別では、馬鈴薯のPAやトウモロコシのUAが特に上昇したが、大幅に精度上昇がみられた作物はなかった。

4 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは2，3，5 期に1 期を加えた場合（OA：0.916， κ ：0.897）であった（表8，9）。4 時期を使用した分類は、3.1で示した5 時期すべてを使用した分類（ κ ：0.903）と比較して、 κ に有意な差は認められなかった。すなわち、4 時期のみを使用した分類は、5 時期すべてを使用した分類と同じ水準の精度を得られるといえる。

同様に、RADARSAT-2 データとTerraSAR-X データを併用した分類でも、使用する時期数や時期の組み合わせを変えて再度分類を行い、OAや κ の差異を評価した。3.2で述べたように、RADARSAT-2 の σ^0 、CP、VZとTerraSAR-X の σ^0 、CDを使用した分類が最も高い精度であったため、ここでもこのデータ

表10 RADARSAT-2 の σ^0 、CP、VZ および TerraSAR-X の σ^0 、CD を併用した時期数別の分類における使用した観測時期の組み合わせ

時期数	使用した時期					
		1 期	2 期	3 期	4 期	5 期
		5月26日	6月19日	7月13日	8月06日	8月30日
	RADARSAT-2					
	TerraSAR-X	5月22日	6月24日	7月16日	8月07日	8月29日
1 時期			○			
2 時期			○		○	
3 時期			○	○	○	
4 時期			○	○	○	○
5 時期		○	○	○	○	○

表11 RADARSAT-2 の σ^0 、CP、VZ および TerraSAR-X の σ^0 、CD を併用した時期数別の分類における各種精度指標

	作物	時期数				
		1 時期	2 時期	3 時期	4 時期	5 時期
PA	豆類	0.871	0.923	0.923	0.927	0.932
	甜菜	0.831	0.903	0.896	0.926	0.919
	牧草	0.893	0.917	0.936	0.938	0.952
	トウモロコシ	0.635	0.819	0.835	0.827	0.835
	馬鈴薯	0.918	0.914	0.924	0.929	0.926
	小麦	0.952	0.973	0.974	0.980	0.981
UA	豆類	0.822	0.915	0.916	0.921	0.917
	甜菜	0.937	0.941	0.954	0.967	0.960
	牧草	0.829	0.917	0.917	0.934	0.925
	トウモロコシ	0.726	0.857	0.863	0.871	0.896
	馬鈴薯	0.857	0.880	0.883	0.886	0.899
	小麦	0.967	0.965	0.977	0.974	0.975
OA		0.870	0.920	0.926	0.932	0.934
κ		0.840	0.901	0.908	0.915	0.919

UA：ユーザーズ精度，PA：プロデューサーズ精度，OA：全体精度， κ ：カッパ係数

セットを併用した分類で時期数の検討を行った。表10に、各時期数で使ったデータの観測時期を示す。こちらでも、各時期数において用いた値は、最も精度の高い時期の組み合わせだったものである。表10に示したとおり、少ない時期数で選択された時期は、時期数を増やしても必ず残り、入れ替わることはなかった。表11に、各時期数における精度の各指標を示す。

1 時期のみを使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは2 期のみを使用した場合（OA：0.870， κ ：0.840）であった（表10，11）。ほぼすべての作物が登熟、収穫前の時期で最高の精度が得られたのは、RADARSAT-2 のみを使用した1 時期のみでの分類結果でもほぼ同様の傾向であった（表8，9）。

しかし、OA そのものは RADARSAT-2 データのみを使用した場合と比較して、0.1 近く上昇していた(表 9, 11)。そのため、1 時期のみのデータであっても、2 種類の波長を使用することで、精度を向上させることができることが示された。この理由として、作物をある程度透過する RADARSAT-2 だけでなく、作物の表面で主に散乱する TerraSAR-X の変数を決定木に使用することで(石塚・大内, 2017)、作物体の識別がより詳細にできるようになったためであると考えられる。

2 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは 2 期に 4 期を加えた場合(OA: 0.920, κ : 0.910)であった(表10, 11)。この結果から、RADARSAT-2 データのみを使用した分類と同様に、2 時期を使用することで大幅な精度の向上がみられただけでなく、2 時期のみの使用で OA が 0.9 を上回った。加えて、2 時期を使用した分類では、1 時期のみを使用した分類と比較したところ、両者の κ に有意な差がみられたことから、より良好な結果を得られたといえる。また、この精度は、RADARSAT-2 データのみを使用した場合の分類では 4 時期分にあたり、半分の時期数で同等の精度の分類が可能となった。以上の結果から、RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データとを組み合わせることで分類を行う場合には、6 月下旬と 8 月上旬の衛星データを取得することで、各作物の詳細な分類が可能となることが示された。

3 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは 2, 4 期に 3 期を加えた場合(OA: 0.926, κ : 0.908)であった(表10, 11)。同様に 4 時期を使用して分類を実行したところ、最高の精度となったのは 2, 3, 4 期に 5 期を加えた場合(OA: 0.932, κ : 0.915)であり、4 時期を使用することで 0.93 の OA を達成することが可能となった。4 時期を使用した分類は、3.2 で示した 5 時期すべてを使用した分類(OA: 0.934, κ : 0.919)と比較して、両者の κ に有意な差は認められなかった。したがって、RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データとを併用して分類を行う場合、5 時期のデータを使用しなくても、3 時期や 4 時期のデータ数でもほぼ同じ水準での分類が可能であることが示された。4 時期のデータと 5 時期のデータを比較したところ、甜菜の PA や UA、牧草の UA などは、5 時期での分類で 4 時期よりも低下する傾向がみられた(表11)。これは、1 期ではこれらの

作物体がまだ小さいことから、他の作物と判別するための変数として不適切であることが考えられる。これらの変数を分類に含めることにより、ランダムフォレストにおける決定木の過適合が発生したと考えられる。すなわち、分類に使用する変数の数が多ければよいというわけではなく、作物体を判別するための重要な時期のデータのみを予め選択する重要性も示唆される。

同じ時期数で比較した場合、RADARSAT-2 のみによる分類と比較して、RADARSAT-2 と TerraSAR-X を併用した分類の方が、選択される時期が早まる傾向がみられた(表 8, 10)。また、RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X の σ^0 , CD を用いた 2, 3, 4 期での分類について、ジニ係数減少量より重要度の評価を行った。その結果、RADARSAT-2 からは 2, 3 期のアルファ角や 3 期の 2 回散乱で高い重要度を示した。TerraSAR-X からは 2 期のアルファ角やエントロピ、4 期の HH, VV で高い重要度を示した。これらの理由として、小麦以外の作物で作物体の生育が進んでいる 6 月下旬、7 月中旬(2, 3 期)で、作物ごとの散乱形態に波長間で差が大きく、分類の精度向上に寄与しやすかったことが考えられる。本地域において、2 期は小麦が出穂後かつ、豆類が出芽後、牧草が 1 番草収穫後であり、3 期は小麦が登熟前後、馬鈴薯が開花後である。このように、各作物が最も形態的に多様性に富む時期である。加えて、3.2 と同様に 4 期の σ^0 が高い重要度を示した点からも、TerraSAR-X では作物体が繁茂した圃場でも各作物の特徴を捉えることができると考えられる。本地域では、4 期は小麦が収穫前後、豆類および馬鈴薯が開花後、トウモロコシが出穂後である。すなわち、両者の衛星データを併用することで、高精度な分類マップの作成が可能であるといえる。

最後に、RADARSAT-2 データと TerraSAR-X データを 3 時期(2, 3, 4 期)使用した分類結果のマップの一部を図10に示す。誤分類された圃場を黒で示し、誤分類が生じた圃場の特徴について考察を行った。誤分類が生じた理由として、次の 3 点が考えられる。1 点目は、ピクセル数が少ない圃場の存在である。誤分類された圃場の中には、狭小な圃場がいくつか散見された。これらの圃場は、ピクセル数が少ないために、SAR のノイズの影響を受けた場合に圃場の平均値が外れ値となりやすい。その影響で誤分類が生じやす

図10 RADARSAT-2 データの σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X データの σ^0 , CD を 3 時期ずつ併用した分類マップ (一部)

表12 RADARSAT-2 の σ^0 , CP, VZ および TerraSAR-X の σ^0 , CD を 3 時期ずつ併用した分類における圃場ポリゴンの面積別全体精度

ポリゴン面積 (a)	テストデータ圃場数	誤分類圃場数	全体精度 (OA)
0-10	103	53	0.485
10-20	91	26	0.714
20-30	99	26	0.737
30-40	111	17	0.847
40-50	93	20	0.785
50-60	115	13	0.887
60-70	125	16	0.872
70-80	166	12	0.928
80-90	143	8	0.944
90-100	129	15	0.884
100-150	637	29	0.954
150-200	620	12	0.981
200-250	462	10	0.978
250-300	315	6	0.981
300-350	223	5	0.978
350-400	173	2	0.988
400-450	197	4	0.980
450-500	81	2	0.975
500-	178	2	0.989

かった可能性が考えられる。作成した圃場ポリゴンの面積と、誤分類圃場数および OA の関係を表12に示す。70a 以上ではおおむね0.90以上の OA が得られ、150a 以上であればおおむね0.98以上の OA が得られた。一方で10a 以上では0.70を超えるが、10a 未満の圃場では OA が0.50を下回り、103圃場中53圃場が誤分類される結果となった。すなわち、ポリゴンが10a 以下の圃場では、ピクセルが少なすぎるために作付作物分類は困難であるといえる。

2 点目は、生育段階のずれがあった圃場であった可能性がある点である。天候不順や収穫時期をずらすなどのために、同じ作物であればすべての圃場で同一の日時に播種や収穫等を行うわけではない。特に対象地域においては、スイートコーンや豆類でそのような圃場が多い。また、収穫中の時期に衛星データが観測された場合、特に変数の差異は圃場ごとで大きくなる。このような圃場ごとの生育や植物体の量の違いで誤分類を引き起こした可能性も考えられる。以上 2 点は、先述の各時期で生育段階に近い 3 作物(豆類、馬鈴薯、トウモロコシ)の精度低下に影響を及ぼした要因となることが考えられる。

3 点目は、特定の作物圃場における状態が部分的に他の圃場と異なっていた可能性がある点である。誤分類された圃場の一部には広大な圃場も散見されたが、これらの多くは牧草やトウモロコシの圃場であった。対象地域の牧草地の中には、樹木が植えられている圃場や、収穫後の牧草をロールにして圃場内に放置してある圃場が見られた。これらがある圃場で、特に誤分類が生じた可能性が考えられる。トウモロコシについては、特にデントコーン圃場で比較的広大な圃場が多い。デントコーンや牧草などの飼料作物は、その他の作物と比較して生育ムラの大きい圃場が対象地域には多く存在した。このような生育ムラが圃場内や各圃場での散乱の差異に大きく影響を及ぼし、同時に誤分類を引き起こす原因となったと考えられる。また、小麦に関しても、風などの影響で登熟期以降に倒伏が見られる圃場がある。倒伏することにより散乱の形態が変化し、誤分類を生じる要因となったと考えられる。

4. 結 論

本研究では、C バンド SAR である RADARSAT-2 の 4 偏波 SAR データおよび X バンド SAR である

TerraSAR-X の 2 偏波データを各 5 時期ずつ利用し、機械学習アルゴリズムのランダムフォレストによる作付作物の分類を行った。

まず、RADARSAT-2 データのみを使用し、作付作物の分類を行った。その結果、5 時期のデータを使用することにより、圃場の作付作物を 0.9 以上の高い全体精度 (OA) で分類できることが示された。この結果は、TerraSAR-X データのみを使用した分類結果 (山谷ら, 2017a) よりも高い精度であり、RADARSAT-2 データを使用して作付作物の分類を行うことの有効性が示された。また、適用するデータセットによる精度の比較も行った。1 データセットでの分類では、van Zyl 法 (VZ) の散乱成分を使用することで最も高い OA が得られた。3 データセットでの分類では、この VZ に後方散乱係数 (σ^0) や固有値解析法の Cloude-Pottier 法 (CP) を加えて分類を行うことにより、5 データセットすべてを用いた分類よりも精度の高い 0.922 の OA が得られた。以上より、5 時期の RADARSAT-2 データを用いて作付作物の分類を行うにあたっては、 σ^0 、CP、VZ の 3 データセットを用いることが最も有効であるといえる。

次に、RADARSAT-2 データおよび TerraSAR-X データを併用し、作付作物の分類を行った。RADARSAT-2 の σ^0 、CP、VZ に、TerraSAR-X の σ^0 または固有値解析法の Cloude 法 (CD) のいずれかを加えて精度を比較した。その結果、RADARSAT-2 の 4 偏波 SAR データのみを用いた場合を上回る 0.929 の OA が得られた。しかしこの結果は、RADARSAT-2 データのみを使用した場合と κ に有意差はなかった。そこで、RADARSAT-2 の σ^0 、CP、VZ に、TerraSAR-X の σ^0 と CP の両方を加えて精度を比較した。その結果、OA は 0.934 となり、RADARSAT-2 のみを使用した場合と比較して有意な差のある κ が得られた。以上より、5 時期の RADARSAT-2 データおよび TerraSAR-X データを用いて作付作物の分類を行うにあたっては、前者からは σ^0 、CP、VZ の 3 データセットを、後者からは σ^0 、CD の 2 データセットをそれぞれ用いることが最も有効であるといえる。この手法では、いずれか一方の衛星データを使用した場合よりも高い OA で分類可能であったことから、波長が違う衛星データを組み合わせたことにより補完され精度が上がったと考えられる。

最後に、RADARSAT-2 データを使用した分類と、

RADARSAT-2 データおよび TerraSAR-X データを併用した分類のそれぞれの結果について、5 時期すべての衛星データを使用しなくても、同様の高精度な分類が可能であるかどうかを検討した。RADARSAT-2 データの σ^0 、CP、VZ を使用した分類では、3 時期以上を使用することにより、0.9 を超える OA が得られた。さらに、4 時期のデータを使用することにより、5 時期すべてのデータを使用した場合と有意な差のない κ が得られた。RADARSAT-2 データの σ^0 、CP、VZ と、TerraSAR-X データの σ^0 、CD を併用した分類では、2 時期のみの使用により 0.9 を超える OA が得られた。さらに、3 時期のデータであれば、5 時期すべて使用した場合と比較して有意な差のない κ を得ることができた。以上より、取得する時期数を削減して作付作物の分類を行うにあたっては、RADARSAT-2 のみであれば 4 時期のデータを使用することが最も有効であるといえる。また、RADARSAT-2 と TerraSAR-X の併用であれば 3 時期のデータを使用することが最も有効であるといえ、RADARSAT-2 のみの分類よりも精度が高い結果を得られる。なお、ここで使用するデータの 3 時期の目安として、次に示すものを使用することで特に高い精度となる。1) 小麦出穂後、豆類出芽後、馬鈴薯開花前後、牧草 1 番草収穫後。本地域では 6 月下旬。2) 小麦登熟前後、馬鈴薯開花後、牧草 2 番草収穫後。本地域では 7 月中旬。3) 小麦収穫前後、豆類開花後、トウモロコシ出穂後。本地域では 8 月上旬。また、本研究で使った圃場ポリゴンは、ミクセルの影響を考慮して 10m のバッファを取り、その領域を除いた。その際、除いた後のポリゴンの大きさが 10a 以下の圃場では誤分類が生じやすいため、狭小な圃場での分類は困難であるといえ、注意が必要である。

今後は、他の新しいアルゴリズムを適用した分類や、過年度の教師データを使用した分類を行い、より高精度で効率の良い手法の検討を行う予定である。また、今回は時期数の検討において同じ時期の RADARSAT-2 と TerraSAR-X を併用して分類したが、これでは使用するトータルのデータ数は多くなってしまふ。そこで、衛星データの各観測時期において、いずれか 1 衛星のみを使用した分類を行う。使用する合計のデータ数を減らした分類を行うことで、衛星データの取得コストを削減しつつ効率的に高精度な分類を行う方法について検討する。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP18J20030の助成を受けたものである。また、本研究を遂行するにあたり使用した圃場境界 GIS データは、十勝農業共済組合より提供して頂いた。記して謝意を表する。

(受付日2020.2.17, 受理日2020.11.12)

引用文献

- 石塚直樹, 2016. マイクロ波合成開口レーダを用いた農地計測事例. 計測と制御, 55(9), 814-817.
- 石塚直樹, 大内和夫, 2017. 合成開口レーダの農業への応用. 日本リモートセンシング学会誌, 37(3), 182-192.
- 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部, 2014. 農業情報創成・流通促進戦略, http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/pdf/senryakuzenbun_140603.pdf. (2020年3月22日確認)
- 国土地理院, 2016. 基盤地図情報ダウンロードサービス, <http://fgd.gsi.go.jp/download>. (2017年3月7日確認)
- 齋藤元也, 石塚直樹, 坂本利弘, 2017. 日本における農業リモートセンシング研究の軌跡. 日本リモートセンシング学会誌, 37(3), 193-203.
- 辻野照久, 2014. 衛星画像を利用した農業生産統計. 科学技術動向, 145, 26-30.
- 野口 伸, 2016. ICT 農業とリモートセンシング. 日本ロボット学会誌, 34(2), 100-102.
- 山谷祐貴, 藺部 礼, 谷 宏, 王 秀峰, 小林伸行, 望月貫一郎, 2017a. TerraSAR-X データを使用したランダムフォレストによる作付作物の分類. 北海道大学農学部紀要, 34(2), 1-11.
- 山谷祐貴, 谷 宏, 王 秀峰, 藺部 礼, 小林伸行, 望月貫一郎, 野田 萌, 2017b. Cバンド SAR データを利用した機械学習アルゴリズムによる圃場の作物分類. 写真測量とリモートセンシング, 56(4), 143-148.
- 山谷祐貴, 谷 宏, 王 秀峰, 藺部 礼, 小林伸行, 望月貫一郎, 野田 萌, 2018. XバンドおよびCバンド SAR データを併用した機械学習アルゴリズムによる圃場の作物分類. 写真測量とリモートセンシング, 57(2), 78-83.
- Airbus Defence and Space, 2015. Radiometric Calibration of TerraSAR-X Data, Germany. http://www.geo-airbusds.com/files/pmedia/public/r465_9_tsx-x-itd-tn-0049-radiometric_calculations_i3.00.pdf (accessed 1 Jun. 2016)
- Blaes, X., Vanhalle, L., Defourny, P., 2005. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. Remote Sensing of Environment, 96(3-4), 352-365.
- Breiman, L., 2001. Random forests. Machine Learning, 45(1), 5-32.
- Cloude, S.R., 2007. The dual-polarization entropy/alpha decomposition: a pulsar case study. Proc. POLInSAR, Frascati, Italy, 1-6.
- Cloude, S.R., Pottier, E., 1996. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34(2), 498-518.
- Congalton, R.G., Green, K., 2008. Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. CRC Press, Boca Raton, Florida, United States, 137.
- ESA, 2015. ESA science toolbox exploitation platform, France. <http://step.esa.int/main> (accessed 18 Mar. 2019)
- Freeman, A., Durden, S.L., 1998. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 36(3), 963-973.
- Hartfield, K.A., Marsh, S.E., Kirk, C.D., Carriere, Y., 2013. Contemporary and historical classification of crop types in Arizona. International Journal of Remote Sensing, 34(17), 6024-6036.
- Immitzer, M., Vuolo, F., Atzberger, C., 2016. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. Remote Sensing, 8(3).
- Jiao, X.F., Kovacs, J.M., Shang, J.L., McNairn, H., Walters, D., Ma, B.L., Geng, X.Y., 2014. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 96, 38-46.

- Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and Regression by Random Forest. *R News* 2, 18–22.
- Mascolo, L., Forino, G., Nunziata, F., Pugliano, G., Migliaccio, M., 2019. A New Methodology for Rice Area Monitoring With COSMO-SkyMed HH–VV PingPong Mode SAR Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(4), 1076–1084.
- MDA, 2004. RADARSAT-1 Data Products Specifications, Canada.
http://gs.mdacorporation.com/includes/documents/R1_PROD_SPEC.pdf (accessed 6 Jun. 2016)
- NGA GEONet Names Server, 2013. Earth Gravitational Model 2008 (EGM2008), United States.
<http://earth-info.nga.mil/GandG/wgs84/gravitymod/egm2008> (accessed 7 Mar. 2017)
- Nordkvist, K., Granholm, A., Holmgren, J., Olssona, H., Nilsson, M., 2012. Combining optical satellite data and airborne laser scanner data for vegetation classification. *Remote Sensing Letters*, 3(5), 393–401.
- R Core Team, 2014. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
<http://www.R-project.org> (accessed 29 Jan. 2017)
- Sonobe R., Tani H., Wang X., Kobayashi N., Shimamura H., 2014. Random forest classification of crop type using multi-temporal TerraSAR-X dual-polarimetric data. *Remote Sensing Letters*, 5(2), 157–164.
- Van Zyl, J.J., 1990. Calibration of polarimetric radar images using only image parameters and trihedral corner reflector responses. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(3), 337–348.
- Van Zyl, J.J., Ariei, M., Kim, Y., 2011. Model-Based Decomposition of Polarimetric SAR Covariance Matrices Constrained for Nonnegative Eigenvalues. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9), 3452–3459.
- Yamaguchi, Y., Moriyama, T., Ishido, M., Yamada, H., 2005. Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8), 1699–1706.
- Xu, J., Li, Z., Tian, B.S., Huang, L., Chen, Q., Fu, S. T., 2014. Polarimetric analysis of multi-temporal RADARSAT-2 SAR images for wheat monitoring and mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 35(10), 3840–3858.
- Zhao, L.L., Yang, J., Li, P.X., Zhang, L.P., 2014. Characteristics Analysis and Classification of Crop Harvest Patterns by Exploiting High-Frequency Multi Polarization SAR Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(9), 3773–3783.