

衛星リモートセンシングを用いた水稲作付圃場の広域マッピング手法の開発

著者	井上 晋平
学位授与機関	Tohoku University
学位授与番号	11301甲第19900号
URL	http://hdl.handle.net/10097/00132149

衛星リモートセンシングを用いた
水稲作付圃場の広域マッピング手法の開発

井上 晋平

目次

略語一覧	1
第一章 序論	2
第二章 広域水田マッピングにおける新手法 (S-1 & S-2 method) の開発 ～2018 年における日本の水田マップ作成～	7
第一節 テストエリア	7
第二節 使用データ	11
第三節 手法	18
第四節 結果	30
第五節 考察	38
第六節 まとめ	41
第三章 2018 年以外の期間における S-1 & S-2 method の有効性の検証 ～日本の三ヵ年水田マップの作成～	42
第一節 使用データ	42
第二節 手法	44
第三節 結果	45
第四節 考察	53
第五節 まとめ	56
第四章 日本以外の地域における S-1 & S-2 method の有効性の検証 ～日本及び朝鮮半島の水田マップの作成～	57
第一節 テストエリア	57
第二節 使用データ	60
第三節 手法	64
第四節 結果	65
第五節 考察	73
第六節 まとめ	75
第五章 総括	76
参考文献	79
謝辞	84

略語一覽

ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
DOY	Day of Year
ESA	European Space Agency
EVI	Enhanced Vegetation Index
FA mask	Forest Area mask
FAO	Food and Agriculture Organization
FAOSTAT	FAO corporate statistical database
GEE	Google Earth Engine
GRD	Ground Range Detected
HE	Harvest End
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
LMM mask	Local Maximum & Minimum mask
LSWI	Land Surface Water Index
LV mask	Local Variation mask
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSE	Mean Squared Error
MSI	Multispectral Imager
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near-infrared
S2I mask	Sentinel-2 Indexes mask
SAR	Synthetic Aperture Radar
SWIR	Short-wavelength Infrared
TE	Transplant Start
TS	Transplant End

第一章 序論

【研究の背景】

水稲作付圃場（以後、水田）は様々な恩恵を我々にもたらしている。米は日本を含めた多くの国々で主食として愛され、食料供給において極めて重要な役割を担っている[1]。また、一部の田園地域は、世界農業遺産システム（Globally Important Agricultural Heritage）に指定されており、生物多様性や景観、文化の価値が国際的に共有されている[2,3]。しかしながら、水田は我々が目指すべき持続可能な社会に対して、必ずしもポジティブな効果をもたらすわけではない。水田では米の生産の過程で大量の水が消費される[4]。さらに、人口増加に伴い増え続ける世界の食料需要に応えるため、森林を切り開いて耕作地に転換することで環境や生態系への負荷は年々大きくなっている[5,6]。また、水田は二酸化炭素に次いで地球温暖化への寄与が大きな温室効果ガスであるメタンの主要な人為排出源の一つである。気候変動に関する政府間パネルである Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)の第5次報告書では、グローバルスケールでの水田からのメタン排出量は 33~40 Tg (CH₄)/yr であり、人為起源全体のメタン排出量の約 12%を占めている[7]。一方で、水田が多く分布する東アジア地域（中国、韓国、北朝鮮、台湾、香港・マカオ、モンゴル、日本）では人為起源全体のメタン排出量の約 26%、日本では約 45%を水田からのメタン排出量が占める[8]。このように、地域スケールや国スケールのメタン排出量は、水田の分布に大きく依存する。すなわち、人類の喫緊の課題である地球温暖化問題に対して、広域の水田を高精度にマッピングすることはメタン収支を正確に推定し、気候変動を予測する上で非常に重要である。勿論、フードセキュリティや水資源の問題に取り組む上でも、広域の水田分布を正確に把握することが極めて重要であるため、それぞれの用途に適した水田マップの開発が望まれる。

広域の土地被覆を把握するには、衛星リモートセンシングが非常に適している。衛星リ

モートセンシングは人工衛星に搭載された光学センサーやレーダで取得されたデータを解析することで、地表面や大気の状態を間接的に観測する技術であり、様々な土地被覆の把握に活用されている。例えば、全球を対象とした土地被覆図である MCD12Q1 は、Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) から取得されたマルチスペクトル画像を基に作成された[9]。また、同じく全球を対象にした穀物作付けマップである Global Food Security-support Analysis Data Product (GFSAD1000)は、MODIS や Landsat 等の複数の衛星データを用いて作成された[10]。2010 年代の初頭までは、衛星画像データは高価なものが多く、また、コンピューターの計算能力やストレージにも限りがあるため、広域を対象とした解析を高い空間解像度でおこなうことは困難であった。しかし、近年、Landsat や Sentinel 等、多様な衛星画像のオープンデータ化やクラウドコンピューティングの普及によって、データ収集やハードにかかるコストが低下し、大量の衛星画像データを比較的簡単に解析できる環境が整いつつある。これにより、高空間分解能でかつ高時間分解能での広域リモートセンシングが実現し、より精度の高い広域水田マッピングが可能になる。

【既存研究について】

1999 年の MODIS を搭載した Terra の打ち上げ以降、MODIS データに限らず、多様な光学センサーと合成開口レーダ (Synthetic Aperture Radar : SAR) の画像データを用いた広域水田マッピングに関する研究がおこなわれてきた。2010 年代初頭までの広域水田マッピングに関するほとんどの研究では、MODIS (空間分解能 250m~1000m) 等の空間分解能が低~中程度とされる衛星画像が使用されていた[11-18]。すでに、Landsat のように空間分解能が 100m 未満の衛星データが一般的になっていたものの、コンピューターの処理能力やストレージの問題から広域水田マッピングにはほとんど使用されていなかった。しかしながら、限られた衛星データ資源を最大限に活かしたマッピング手法がこの時代に開発された。例えば、マルチスペクトル画像の分光反射特性を基に算出される地表水指数

(LSWI : Land Surface Water Index) と正規化植生指数 (NDVI : Normalized Difference Vegetation Index)、拡張植生指数 (EVI : Enhanced Vegetation Index) を使用して、高精度に水田の湛水状態を抽出する手法が Xiao らによって提案された[11-16]。また、MODIS と Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) の 2 種類のマルチスペクトル画像を使用し、水田の抽出精度を向上させる手法が竹内らによって提案された[17,18]。

近年はクラウドコンピューティングの普及により、広域を対象とした大規模リモートセンシング解析の多くが Google Earth Engine (GEE) 等のクラウドプラットフォームでおこなわれている[19-21]。GEE は Web API サービスであり、プラットフォーム上で大量の衛星画像データにアクセスでき、高性能なクラウドエンジンで解析をおこなった結果のみを自身の PC にダウンロードすることが可能である[22]。つまり、衛星画像データを収集する手間や保存するストレージ、計算に必要なハードのコスト等、広域リモートセンシング解析における多くの課題が解決し、より高い空間分解能での広域リモートセンシング解析がおこなわれるようになった。Dong らは、GEE 上で 1000 枚以上の Landsat 8 のマルチスペクトル画像を解析することで、北東アジア地域における空間分解能 30m の水田マップを作成した[19]。この水田マップの解像度は、MODIS 等の低空間分解能衛星画像を使用して開発された従来の水田マップ (空間分解能数百 m ~ 数 km) よりもはるかに高く、広域水田マッピングの新時代の到来を確信させるものであった。

しかしながら、依然として、現在までに開発された広域水田マップはごく僅かである。その理由の一つとして、イネの栽培時期は多くの地域で雨季と重なっており、可視光～近赤外波長域を観測するマルチスペクトル画像を用いた場合、雲の影響を強く受けることがあげられる。この問題を解決するために、天候に関係なく地表面の情報を取得できる SAR 画像を使用した水田マッピング手法も提案されている。マルチスペクトル画像が太陽光の地表面での反射を観測したデータであるのに対し、SAR 画像は雲を透過するレーダを衛星か

ら射出し、その地表面でからの反射を観測したデータであるため、天候に関係なくデータ取得が可能である。最近では特に、2014年に一号機が打ち上げられた Sentinel-1 衛星の SAR 画像が注目されている。Sentinel-1 の SAR 画像は無償で提供されており、GEE のプラットフォームからアクセス可能なため、コスト面と扱いやすさに優れている。さらに、空間分解能が最大 5m とオープンソースの SAR データの中では極めて高い。現在は回帰日数が 12 日の 2 機体制で運用されているため、時間分解能にも優れている。Sentinel-1 SAR の時系列データを用いた水田マッピングは、世界の様々な地域で研究されてきた[21,23-32](参考)。例えば、Clauss らは、北アメリカ、ヨーロッパ、アジアに位置する 6 地域の水田において、Sentinel-1 の VH 偏波後方散乱係数の時系列データから水田の抽出をおこなった[28]。Clauss らの研究では、Sentinel-1 の VH 偏波後方散乱係数が栽培初期の湛水により減少し、その後、イネの生長によって増加する特徴に注目し、湛水期間中の極小値と成熟期の極大値に閾値を設けることで、高い精度での水田抽出を実現した。しかしながら、これらの研究のほとんどが、市町村又は都道府県スケール程の比較的狭い領域でおこなわれており、広域水田マッピングへの Sentinel-1 SAR 時系列データの有効性は十分に議論されていない。一方で、Torbick らは、ミャンマー全域を対象に Sentinel-1 と PALSAR-2、Landsat 8 の 3 種類の衛星画像データを用いて、それぞれの組み合わせでの水田マッピング精度を評価した[23]。その結果、3 種類すべてのデータを使用したときに最も分類精度が高くなり、Sentinel-1 又は PALSAR-2 の SAR 画像のみでは、マルチスペクトル画像を使用した場合と比較して、分類精度が低下することがわかった。これは、SAR 画像の後方散乱係数が分光反射特性により地物の判別をおこなうマルチスペクトル画像よりも、植生や湛水状態の判別精度が低いためだと考えられる。つまり、Sentinel-1 SAR の時系列データのみで広域水田マッピングをおこなう際、水田抽出精度の向上は克服すべき課題であると言える。Torbick らの他にも、Sentinel-1 SAR の時系列データとマルチスペクトル画像の 2 種類の画像データを用いた水田マッピング手法はいくつか提案されてきた[21,24]。しかしながら、これらの手法はマル

チスペクトル画像の雲の被覆によるデータ欠損がないことを前提としたアルゴリズムであるため、対象領域が広くなるにつれて、データ欠損によりマッピング精度が低下するリスクが大きくなる。そのため、栽培期間が雨季に重なる地域での広域水田マッピングには適さないと考えられる。一方で、全天候でデータ取得が可能な Sentinel-1 SAR の特徴を損なわず、広域の水田マッピング精度を高めることのできる手法を開発することで、より高精度な広域水田マップが実現すると考えられる。

【研究の目的】

水田からのメタン排出量の推定に資する水田マップの作成を目的に、Sentinel-1 SAR の時系列データに Sentinel-2 のマルチスペクトル画像を補助的に活用する新しい手法を開発した[33]。Sentinel-2 のマルチスペクトル画像は可視光～近赤外波長域を空間分解能最大 5m の多バンドで観測することで、地物特有の分光反射特性を利用し、高い精度で植生や湛水状態の抽出が可能である。本研究では、新しく開発した手法について詳しく解説した上で、日本及び朝鮮半島での水田マップを作成する。作成した水田マップを用いて、検証圃場での精度評価や既存の水田マップ、統計値との比較検証をおこなうことで本手法の広域水田マッピングにおける有効性を議論する。

まず、第二章では新しく開発した水田マッピング手法[33]について詳しく解説する。さらに、2018 年の日本全域の水田マップを作成し、従来の手法や既存の水田マップと比較検証することで、本手法の広域水田マッピングへの有効性を検証する。第三章では、第二章で紹介した手法を用いて、新たに日本全域の 2017 年～2019 年までの三年分の水田マップを作成し、異なる期間での本手法の有効性を検証する。第四章では、朝鮮半島にテストエリアを拡大し、2018 年の水田マップ作成を通して、日本以外の地域での本手法の有効性を検証する。

第二章 広域水田マッピングにおける新手法 (S-1 & S-2 method) の開発

～2018 年における日本の水田マップ作成～

本章では、新しく開発した広域水田マッピング手法[33]について詳細に説明する。この手法は、従来の Sentinel-1 SAR 時系列データに基づく水田マッピング手法が抱えていた広域性と正確性の課題に対して、Sentinel-2 のマルチスペクトル画像を活用することで、マッピング精度の向上を図っている。また、この手法では、既存の SAR とマルチスペクトル画像を用いた手法と異なり、Sentinel-2 マルチスペクトル画像をあくまで補助的な役割にすることで、雲の被覆によるデータ欠損でマッピング精度が大きく低下することを防いでいる。本章では、Sentinel-1 SAR の時系列データだけを用いた従来の手法と新たに開発した手法を用いて 2018 年の日本全域の水田マッピングをおこない、検証圃場における精度比較を通して本手法の有効性を検討している。また、既存の 2 つの水田マップと比較し、マップから算出される都道府県スケールの合計水田面積を統計値と比較することで作成した水田マップの精度検証をおこなった。

第一節 テストエリア

本章における広域水田マップの作成及び精度検証では日本全域（20–46° N, 123–154° E）をテストエリアとした。農林水産省の統計によると、飼料用を含めた日本全域での 2018 年のイネの総作付面積は約 15,920 km²であった[34]。Figure 2-1 に示す 2018 年の各都道府県におけるイネの合計作付面積から、北海道～沖縄まで、すべての都道府県でイネの栽培はおこなわれており、特に北海道～北関東にかけて栽培面積が多いことがわかる。

日本では、ほとんどの水田で年に 1 度の湛水を伴うイネの栽培（以後、一期作）がおこなわれている。一方で、2018 年実績で 1.89 km²と日本全体の水田面積の約 0.01%ではあるが、沖縄県の一部の水田では年に 2 度のイネの栽培（以後、二期作）がおこなわれている

[35]。また、茨城県と栃木県の一部の耕作地（計 7.5 km²）では陸稲の栽培がおこなわれている[34]。陸稲とは、一般的なイネの栽培が水管理機能を持つ圃場でおこなわれるのに対して、水管理機能を持たない圃場で栽培されるイネを指す。すなわち、陸稲の栽培では湛水はおこなわれず、メタンの発生もほとんどない。本研究では、水田からのメタン排出量の推定に資する水田マップの作成を目的としているため、陸稲圃場については対象としない。また、一期作と多期作の区別についても、日本で多期作をおこなっている水田が非常に少ないため、ここでは考慮しない。

農林水産省は、2017 年までの各都道府県における水稻の耕種期日を公表している[36]。本解析では、公表されている耕種期日の内、「田植始期」と「田植終期」、「刈取終期」を使用し、初期湛水期間と耕作期間の設定をおこなった。それぞれの期日が示す日付は、田植始期は田植えが完了した水田の面積が全体の 5%を超えた期日、田植終期は田植えが完了した水田の面積が全体の 95%を超えた期日、刈取終期はイネの刈り取りが完了した水田面積が全体の 95%を超えた期日と定義されている。対象とする 2018 年は耕種期日が公表されていないため、2015 年から 2017 年の平均の通日（DOY：Day of Year）で代用した。本解析で使用する各都道府県の耕種期日を Figure 2-2 に示す。沖縄県では二期作がおこなわれていることから、田植始期には 1 度目の栽培についての期日を、田植終期と刈取終期には 2 度目の栽培についての期日を使用した。Figure 2-2 より、特に北海道と東北地方、北陸地方で田植期間が短いことが確認できる。これは低温や積雪等による生育不良を避けるために、これらの地域ではイネの栽培可能な期間が限定的であることを示す。一方で、四国地方と九州地方では、春先の降雪や低温の可能性が低いため、イネの栽培可能な期間が長い。

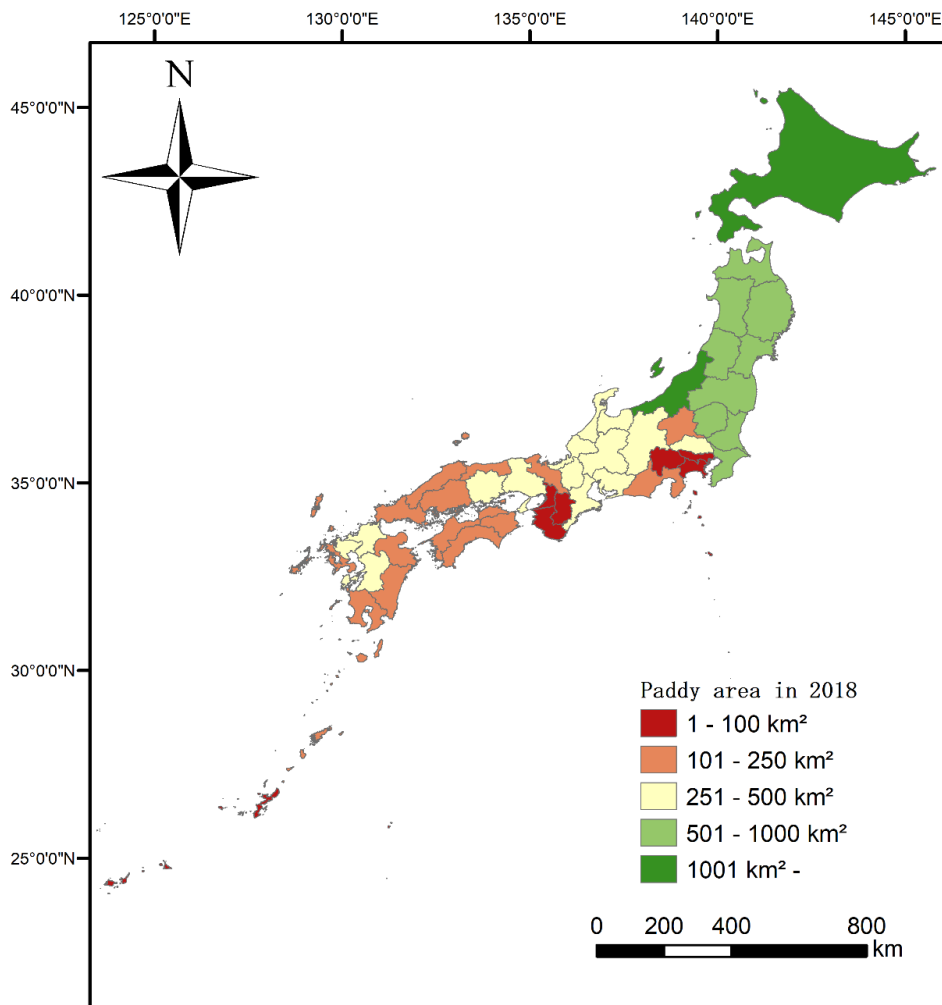


Figure 2-1. 日本 47 都道府県における 2018 年の飼料用含む水稲作付面積

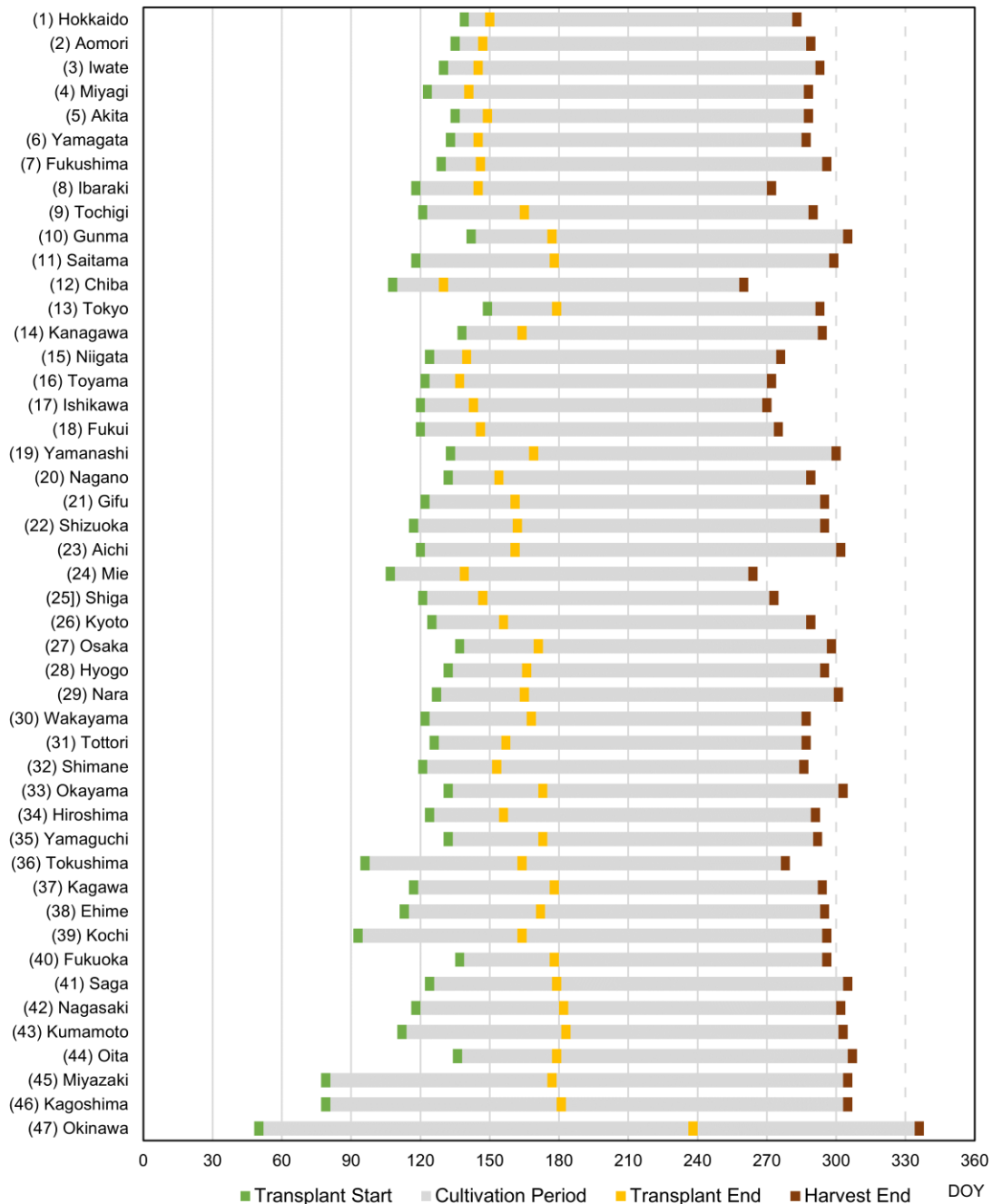


Figure 2-2. 47 各都道府県の水稲栽培における耕種期日。DOY は通日（1 月 1 日から通して数えた日数）を示す。解析に用いる田植始期（TS：Transplant Start）、田植終期（TE: Transplant End）、刈取終期（HE：Harvest End）は、農水省が公表した 2015 年から 2017 年の平均通日を使用した。

第二節 使用データ

【Sentinel-1 SAR 画像】

本手法では水田抽出のメインとなる衛星画像データに Sentinel-1 衛星に搭載された SAR の Ground Range Detected (GRD) 画像(以後、Sentinel-1 SAR 画像)を用いた。Sentinel-1 は European Space Agency (ESA)によって打ち上げられた人工衛星であり、2014年4月に打ち上げられた1号機 (Sentinel-1A)と2016年4月に打ち上げられた2号機(Sentinel-1B)の2機体制で運用されている[37]。また、2022~23年には後継機となる Sentinel-1C と Sentinel-1D の打ち上げも予定されており、中・長期的な観測に適した衛星画像データが無償で使用できることで注目されている[37]。Sentinel-1にはCバンド SAR が搭載されている。SAR は雲を透過して地表面の観測が可能であり、栽培期間が雨季に重なることの多い水田の観測に適している[21,23-32]。Table 2-1 に解析に使用した衛星画像データの詳細な情報を示す。Sentinel-1 が搭載する C バンド SAR は中心周波数 5.4GHz の二偏波での観測が可能である。4種類の観測モード(Stripmap、IWS、EWS、Wave)を持ち、解像度は5~50m、観測幅は20~400kmの範囲である。ここでは、水田マップの解像度や作成範囲、作成に必要な計算時間等を総合的に考慮した結果、IWS モード(解像度10m、観測幅250km)で取得された Sentinel-1 SAR 画像を使用した。

SAR はマイクロ波を地表面に照射し、反射して戻ってきた信号(後方散乱係数)から地表面の情報を取得するため、衛星軌道が異なることによる観測角度の違いは、同一地点を観測した場合でも後方散乱係数の値に大きな影響を及ぼす。この不確実性を排除するため、ここではすべての地点で同一軌道から観測されたデータに絞って解析をおこなった。沖縄県の水田マッピングには、Sentinel-1Bにより取得された画像を、それ以外の46都道府県では Sentinel-1Aにより取得された画像を使用した。Sentinel-1A と Sentinel-1B はそれぞれ、12日間の回帰周期であるため、2~3回/月、約30回/年の頻度で同一地点の観測が可

能である。本章の解析では、2018年1月1日から2018年12月31日までに日本全域で取得された Sentinel-1 SAR 画像（計 1,073 枚）を時系列データとして（以後、Sentinel-1 SAR 時系列データ）を使用した。Sentinel-1 SAR による偏波観測では水平偏波（H）と垂直偏波（V）の 2 種類の偏波を送信と受信の組み合わせで計 4 種類（HH、HV、VV、VH）の方法でデータ取得をおこなう。この中でも VH 偏波の後方散乱係数が最も水田抽出に適していることが確認されているため、VH 偏波を使用して解析をおこなった[24,25]。

【Sentinel-2 光学画像】

本手法で水田抽出のメインとなる Sentinel-1 SAR 時系列データを補助する衛星画像データとして、Sentinel-2 に搭載された Multispectral Imager (MSI) で取得されるマルチスペクトル画像（以後、Sentinel-2 マルチスペクトル画像）を使用した。Sentinel-2 は 2015 年 6 月に 1 号機（Sentinel-2A）、2017 年 3 月に 2 号機（Sentinel-2B）が ESA によって打ち上げられた[37]。また、後継機となる Sentinel-2C と Sentinel-2D の打ち上げも予定されており、Sentinel-1 と同様に中・長期的な観測が可能で且つ無償で使用できる衛星データとして注目されている[37]。Sentinel-2 マルチスペクトル画像は、地表面からの太陽光の反射を複数のバンドで観測した画像データであり、物体が持つ固有の分光反射特性を利用することで SAR 画像よりも高い精度で地物の判別が可能である。一方で、地表で反射した太陽光は雲に遮られるため、雲を透過して観測することはできない。水田マッピングでは、イネの栽培時期が雨季と重なることが多いため、データ欠損による影響を防ぐことは非常に難しい。

Sentinel-2 は可視光線と赤外線を 13 バンドにより、解像度 10~60m、観測幅 290km で観測する。ここでは、13 バンドのうち Table 2-1 に示す、B2（青）、B4（赤）、B8（近赤外）、B11（短波長赤外）の 4 バンドを使用した。また、Sentinel-2A と Sentinel-2B はそれぞれ、回帰周期が 10 日間であるため、2 機での観測を合わせると約 6 回/月、約 73 回/年の頻度で同一地点の観測が可能である。本研究では、初期湛水期間（2018 年 2 月 19 日から

2018年9月25日)に対象地域で取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像(計 34,779 枚)を分析に使用した。ここで初期湛水期間とは、田植始期から田植終期に 30 日足した日までの期間を指す。

Table 2-1. 本章の解析に使用した衛星データのバンド情報

Sensor	Provider	Band	Resolution	Wavelength	Use
Sentinel-1 SAR	ESA	C (VH)	10 m		Interferometric Wide Mode
Sentinel-2 MSI	ESA	B2	10 m	490 nm	Blue
		B4	10 m	665 nm	Red
		B8	10 m	842 nm	Near-infrared
		B11	20 m	1610 nm	Short-wave infrared 1

【検証圃場】

精度評価に用いる検証用の水田圃場(以後、水田検証圃場)は、Google Maps のストリートビュー画像をもとに選定した。Google Maps のストリートビュー画像は、実際に現地へ赴くことなく現地の状態を確認できることから、現地調査の代替として、耕作地を含む様々な土地被覆における検証用データの取得に利用されている[38-40]。日本における Google Maps のストリートビュー画像は、都市部や幹線道路を中心に数年おきに更新されることが一般的であるため、すべての都道府県で 2018 年のストリートビュー画像が利用できるわけではない。また、郊外や山間部等、水田が多く分布する地域では、ストリートビュー画像の更新頻度はさらに低くなるため、ランダムに検証圃場を抽出することは難しい。ここでは 2018 年の初期湛水期間にストリートビュー画像が取得された Figure 2-3(a)に示す 14 道県から、100 圃場ずつの計 1,400 圃場を水田検証圃場に設定した。幸運にも、2018 年の初期湛水期間には、日本の様々な地域でストリートビュー画像が取得されていたため、設

定した水田検証圃場は日本全域を満遍なく網羅している。他の主要な作物と異なり、栽培期間中に湛水管理がおこなわれることがイネの大きな特徴であるため、ストリートビュー画像より、湛水が確認でき、且つ、イネと見られる作物が栽培されている圃場を水田と判断した。水田検証圃場のストリートビュー画像の一例を Figure 2-4 に示す。

一方、水田以外の耕作地における検証圃場（以後、水田以外の検証圃場）の選定には、農林水産省が提供する農地の区画情報（以後、筆ポリゴン[41]）を使用した。筆ポリゴンは、高い空間分解能を持つ航空写真をもとに目視判読で日本全国の耕作地の区画を描写したものであり、それぞれの圃場が「水田」又は「畑」に分類されている[41]。しかし、筆ポリゴンの分類に用いられた航空写真の取得日は明らかにされておらず、また、目視判読による分類のため、その精度には不確実性を含む。本研究では、Figure 2-3(b)に示す北海道の6市町村の筆ポリゴン計 36,703 圃場を水田以外の検証圃場に選定した。農水省が発表する市町村別の水稲作付面積に関する統計[34]で、これらの市町村は 2018 年にイネの栽培がおこなわれていない。そのため、これらの地域の筆ポリゴンは前述の不確実性を考慮する必要がなく、水田以外の検証圃場として使用可能である。

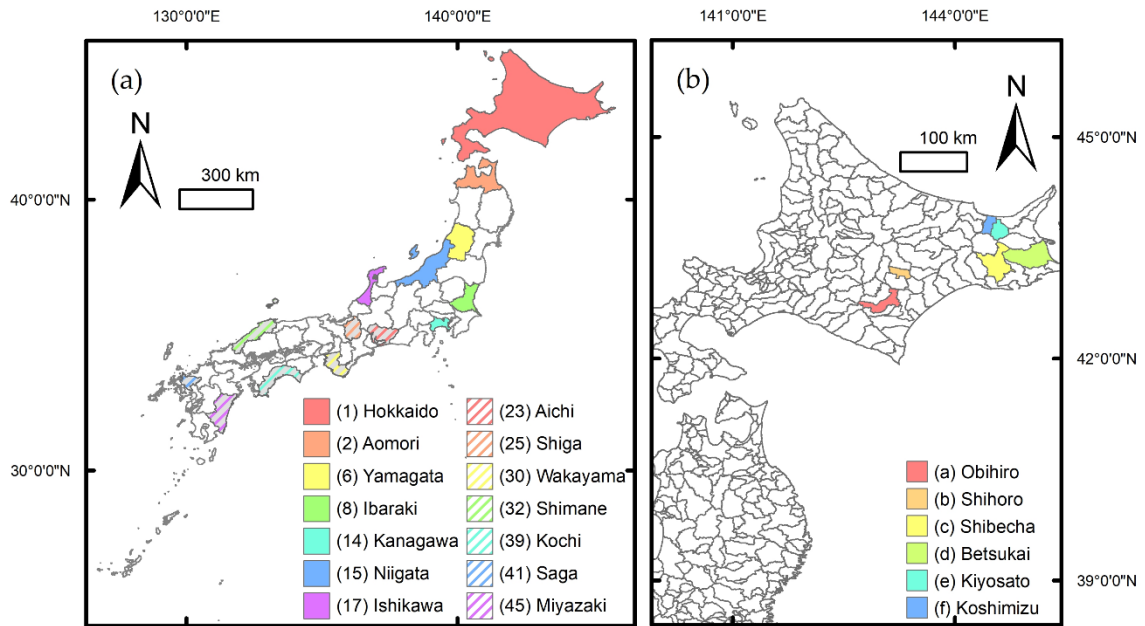


Figure 2-3. (a) 水田検証圃場を抽出した 14 道県。それぞれの道県から 100 圃場ずつを水田検証圃場とした。(b) 水田以外の検証圃場を抽出した北海道内の 6 市町。6 市町に分布するすべての圃場を水田以外の検証圃場とした。

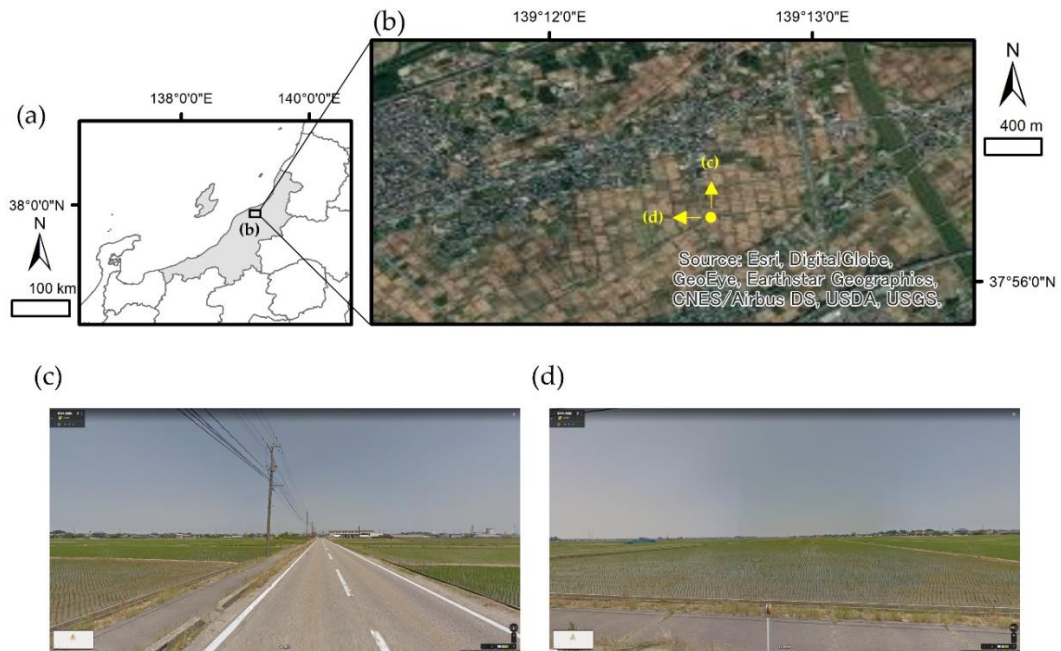


Figure 2-4. 新潟県の水田検証圃場における Google Maps ストリートビューの一例。(a) と (b) は水田検証圃場の位置、(c)と(d)はそれぞれ、黄色の丸の地点から矢印の方向をみたストリートビュー画像。

【既存水田マップ】

本章では、作成した水田マップを 2 つの既存水田マップと比較検証した。以下に比較検証に使用した既存マップの詳細を示す。

(1) TY マップ

竹内と安岡が作成したモンスーンアジア地域をカバーする広域水田マップ（以後、TY マップ）を Figure 2-5 に示す[17,18]。TY マップは、2000 年代初頭の数年間に亘って MODIS と ASTER で取得された 2 種類のマルチスペクトル画像をもとに作成された。空間分解能は 1 km で、それぞれのピクセル値は各ピクセルにおける水田の面積比率に値する。TY マップは数少ないリモートセンシングをベースとした広域水田マップの一つである。

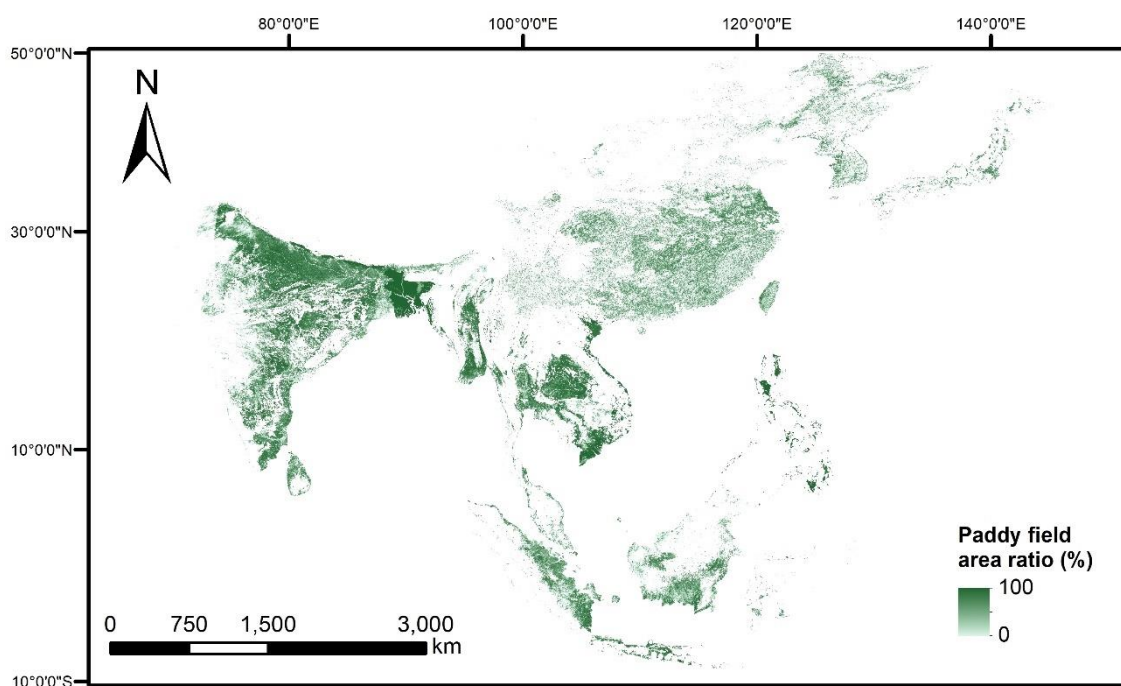


Figure 2-5. TY マップ（空間分解能 1 km）

(2) JAXA マップ

宇宙航空開発機構（JAXA）が作成した日本全域の土地被覆分類図を Figure 2-6 に示す [42]。この分類図は、2014～2016 年に Landsat 8 で取得されたマルチスペクトル画像をもとに空間解像度 30 m で作成されており、分類クラスの 1 つが水田に対応する。ここでは、この水田クラスのみを抽出して比較検証に使用した（以後、JAXA マップ）。

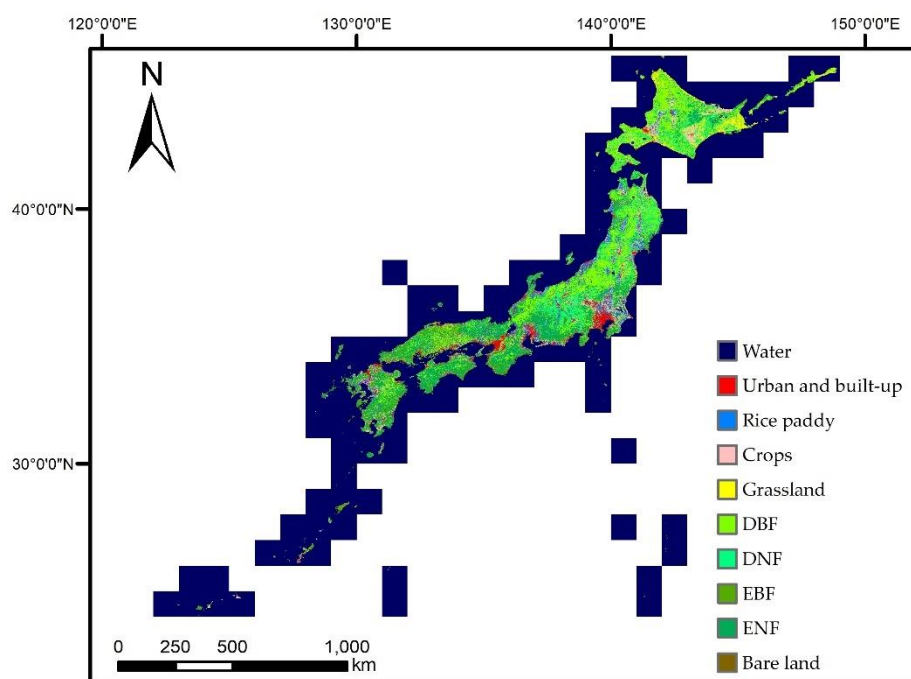


Figure 2-6. JAXA が作成した土地被覆マップ。この土地被覆マップで「Rice paddy」に分類されたエリアを JAXA マップとして抽出。（空間分解能 30 m）

第三節 手法

Figure 2-7 に、本章の解析フローチャートを示す。ここでは、Sentinel-1 データのみを使用した手法（以後、S-1 method）と Sentinel-1 データと Sentinel-2 データを使用した手法（以後、S-1 & S-2 method）の 2 つの手法で水田マップの作成をおこなった。S-1 method は Sentinel-1 SAR 時系列データを用いた従来の水田マッピング手法であり、水田の抽出に 3 つの Mask 処理から構成される Decision Tree 手法を使用している。雲の影響を受けない Sentinel-1 SAR 時系列データを用いることで、天候不順によるデータ欠損に悩ませることなく、水田のマッピングが可能であることが報告されている [27-29]。一方で、Sentinel-1 SAR 時系列データのみを用いた水田マッピング手法は、マルチスペクトル画像を用いた水田マッピング手法に比べ、精度が低くなることも報告されており、精度の向上が課題に挙げられる [23]。S-1 & S-2 method は S-1 method に Sentinel-2 マルチスペクトル画像から算出される水指数と植生指数に基づく Mask 処理を加えた、計 4 つの Mask 処理から構成される本研究で新しく開発した水田マッピング手法である。水田マップは 47 都道府県ごとに Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/>) で作成し、ArcMap 10.5.1 で 1 つのマップに統合した。また、検証圃場での精度検証と都道府県スケールでの合計水田面積の算出についても ArcMap 10.5.1 でおこなった。

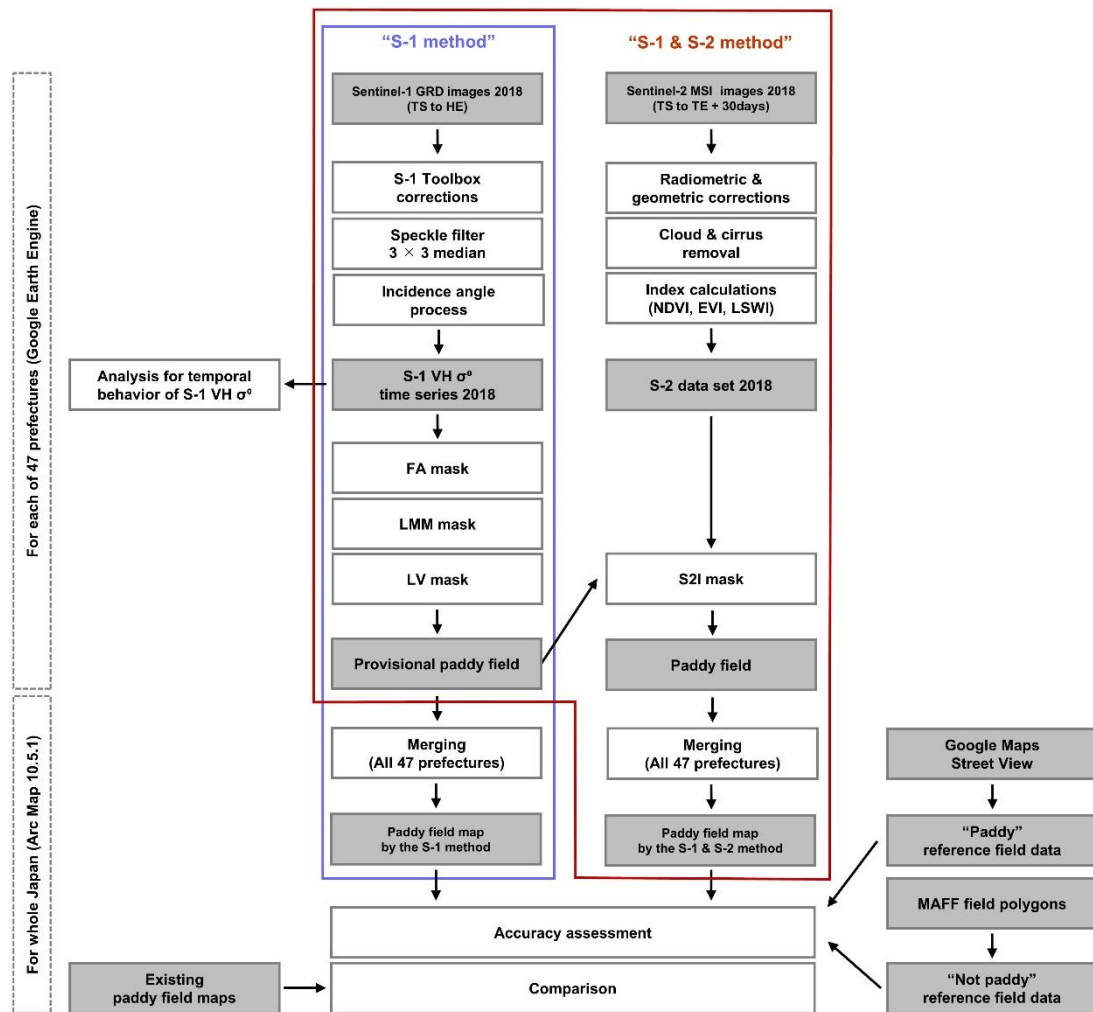


Figure 2-7. 本章の解析フローチャート。青線で囲まれたプロセスが従来の手法である「S-1 method」。赤線で囲まれたプロセスが新しく開発した「S-1 & S-2 method」を示す。

【衛星画像データの前処理】

解析に用いたすべての Sentinel-1 SAR 画像は GEE プラットホームからアクセス可能である。これらの Sentinel-1 SAR 画像は ESA によって開発された Sentinel-1 Toolbox corrections に従って、(1)軌道補正、(2)境界ノイズ除去、(3)熱ノイズ除去、(4)放射計測校正、(5)地形補正の 5 つの前処理をおこなわれ、後方散乱係数 (σ^0) が算出される[43]。S-1 method 及び S-1 & S-2 method では、2018 年に取得された複数の Sentinel-1 SAR 画像を使用し、同一地点での後方散乱係数の時系列変化をもとに水田の抽出をおこなう。そのため、

特に地物の境界付近では、それぞれの Sentinel-1 SAR 画像の幾何学的なわずかなズレが分類精度に影響を及ぼす。ここでは、この幾何学的なズレによる影響を小さくするため、3ピクセル×3ピクセルの中央値を中心ピクセルの値とする中央値フィルターを使用し、各ピクセルの後方散乱係数を再計算した[26]。また、広域を対象とした衛星リモートセンシングでは、Figure 2-8 に示すように2つの軌道から重なって観測されるエリアが生じる。SAR では射出したレーダの地表面からの跳ね返りを観測するため、観測の軌道や角度の違いが時系列観測では誤差を生み出す[21]。そのため、各地点の時系列データを同一軌道から観測されたデータで構成した (Figure 2-8)。

解析に用いたすべての Sentinel-2 マルチスペクトル画像も GEE プラットホームからアクセス可能である。これらの Sentinel-2 マルチスペクトル画像は放射計測校正と幾何補正がおこなわれている[44]。また、光学センサーにより取得される衛星画像は雲の影響を受けるため、Sentinel-2 マルチスペクトル画像に含まれる Quality Assessment band を使用して雲を含むピクセルに Mask 処理をおこなった。

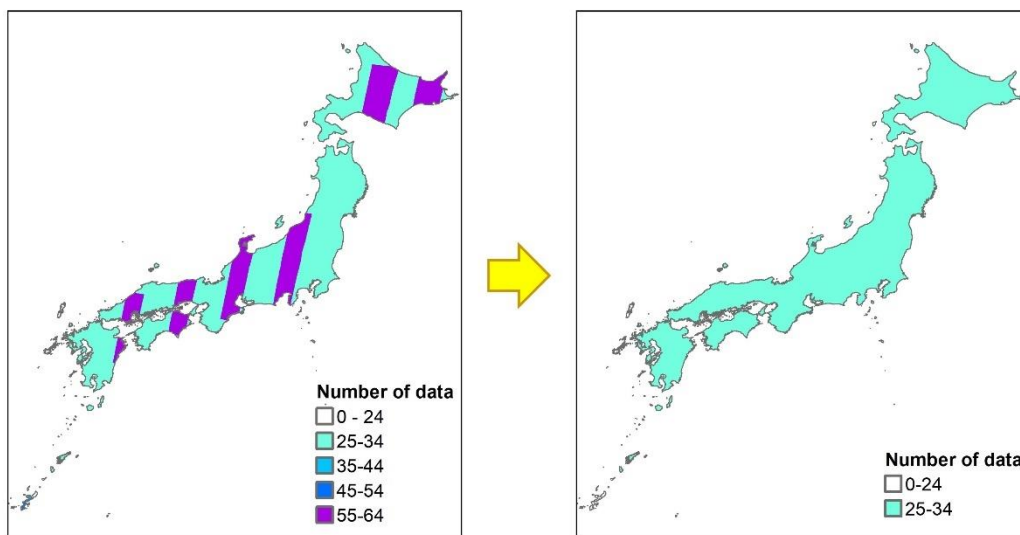


Figure 2-8. 異なる軌道から重なって観測されるエリアにおける前処理

【水田検証圃場における Sentinel-1 後方散乱係数の時系列変化】

S-1 method 及び S-1 & S-2 method に使用する閾値は、水田検証圃場における実際の Sentinel-1 VH 後方散乱係数 (σ^0) の時系列変化を基に設定した。Figure 2-9 は、14 道県の水田検証圃場における Sentinel-1 VH σ^0 の第 1 四分位数 (Q1)、第 2 四分位数 (Q2)、第 3 四分位数 (Q3) の時系列変化を示している。すべての地域の水田検証圃場で、4 月から 6 月の初期湛水期間に明瞭な VH σ^0 の減少が確認された。その後、VH σ^0 は増加を続け、2~3 か月程でピークに達した後は、刈取終期にかけて一定またはわずかに減少している。既存研究では、田植前後の湛水によって VH σ^0 が大きく減少し、その後はイネの生長により登熟期にかけて VH σ^0 が増加することが確認されている [25-30]。Figure 2-9 が示す VH σ^0 の時系列変化の特徴は既存研究の結果と一致することから、日本の水田抽出においても、従来の Sentinel-1 VH σ^0 の時系列変化を基にした Decision Tree 手法が有効であると予想される。また、北海道、青森県、山形県、石川県の水田検証圃場では、イネの栽培期間外の 1 月~3 月の間で積雪の影響と考えられる VH σ^0 の大きな減少が確認された。本研究では、単期作と多期作の区別はしていないが、積雪の影響を含むこれらの地域の VH σ^0 時系列変化の特徴は 2 期作水田の特徴と似ているため、多期作の区別をおこなう際は注意が必要である。

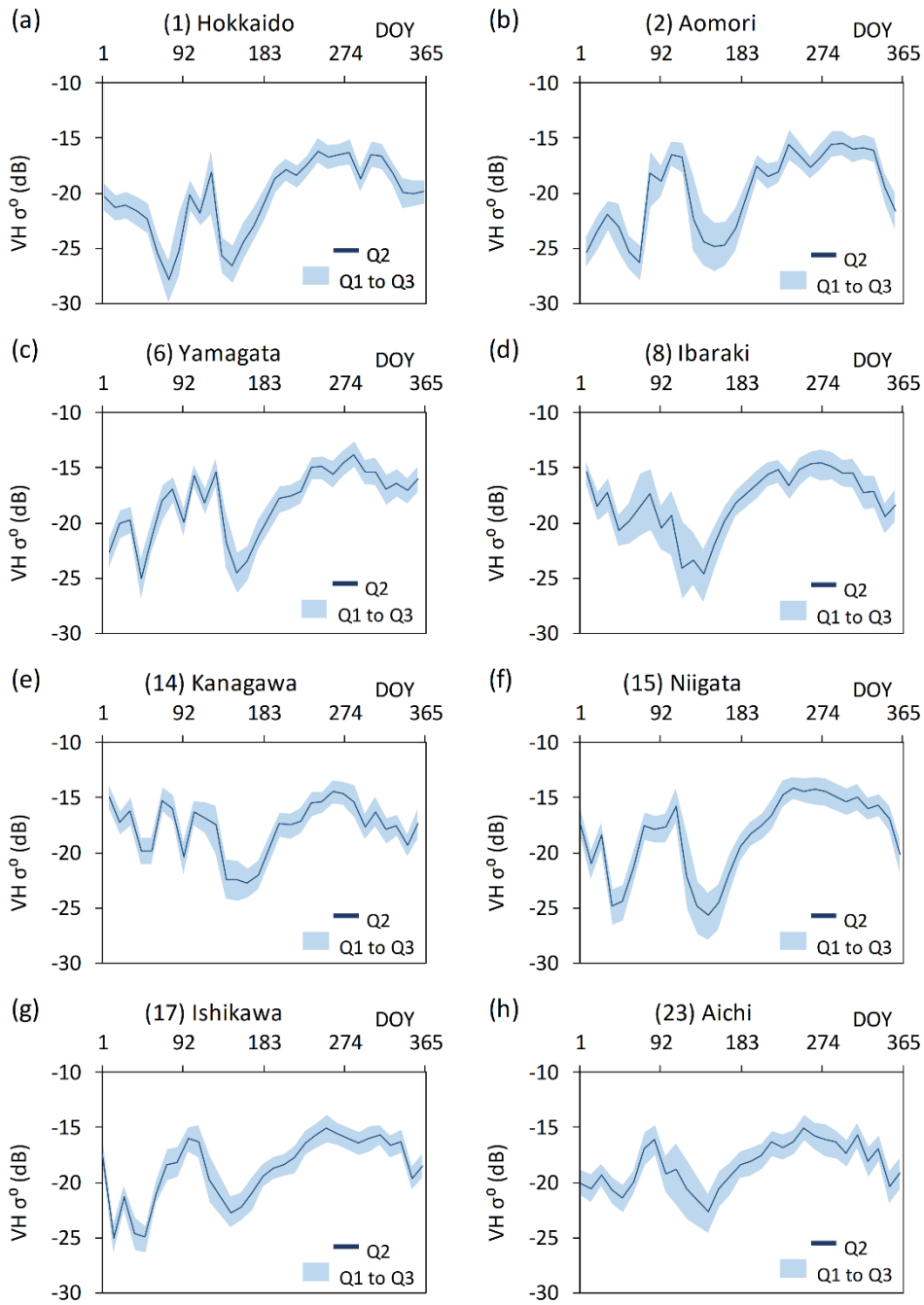


Figure 2-9(a)-(h). 各エリアの水田検証圃場における 2018 年の Sentinel-1 $VH \sigma^0$ の時系列変化。 $VH \sigma^0$ の第一四分位数 (Q1)、第二四分位数 (Q2)、第三四分位数 (Q3) は各エリアの水田検証圃場に含まれるすべてのピクセル (空間分解能 10m) から算出した。グラフの青線は Q2、薄青エリアは Q1 から Q3 の範囲を示す。

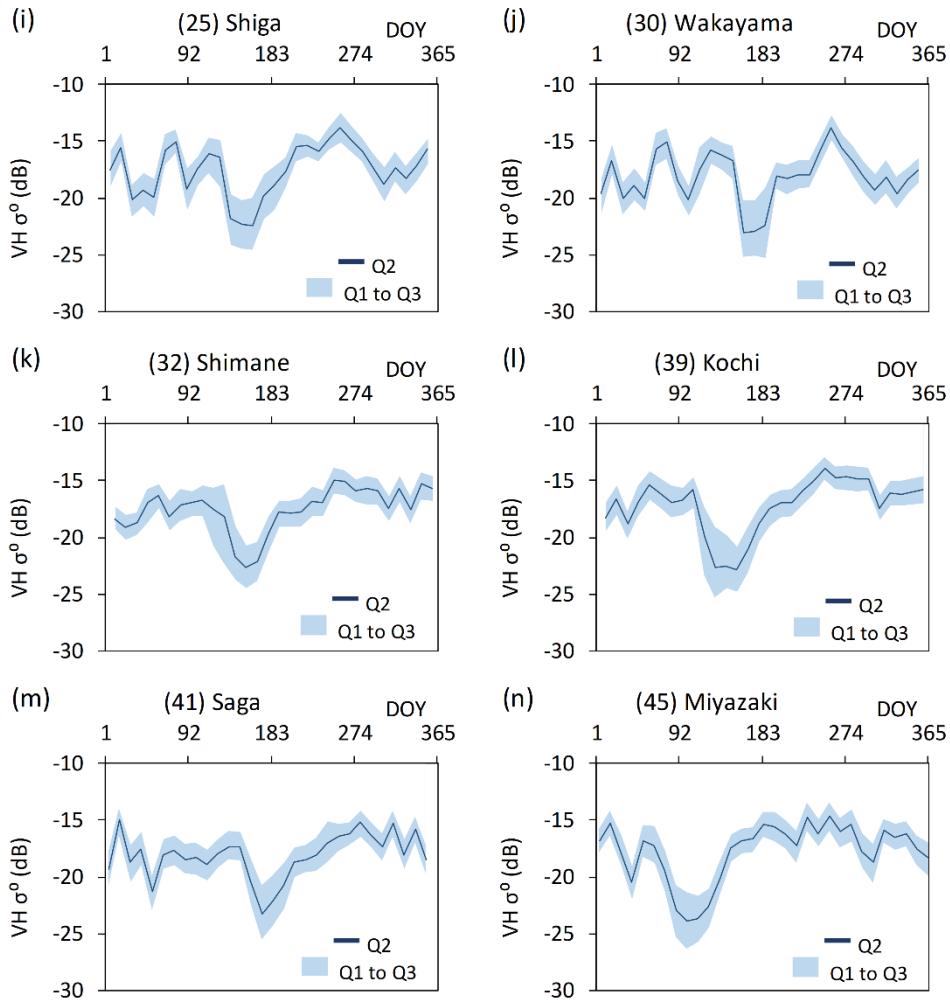


Figure 2-9(i)-(n). 各エリアの水田検証圃場における 2018 年の Sentinel-1 VH σ^0 の時系列変化。VH σ^0 の第一四分位数 (Q1)、第二四分位数 (Q2)、第三四分位数 (Q3) は各エリアの水田検証圃場に含まれるすべてのピクセル (空間分解能 10m) から算出した。グラフの青線は Q2、薄青エリアは Q1 から Q3 の範囲を示す。

【S-1 method と S-1 & S-2 method に共通の Mask 処理】

(1) Forest Area (FA) mask

水田抽出をおこなうにあたり、初めに既存の森林マップを使用して森林領域の Mask 処理をおこなった。Sentinel-1 SAR に基づく水田抽出では、耕作地で見られる VH σ^0 時系列データの季節変化に注目している。そのため、耕作地と同様に VH σ^0 に大きな季節変化が見られる地物では誤分類が生じる可能性が高い[19]。人工物や水域、砂地、アスファルト等、ほとんどの土地被覆では VH σ^0 の季節変化は小さいが、落葉を伴う森林領域では VH σ^0 の季節変化が大きくなる。FA mask では森林領域での水田の誤抽出を防ぐため、Figure2-10 に示す Hansen Global Forest Change map v1.6 2000-2018 (以後、Hansen マップ) [45] を使用して、森林領域の Mask 処理をおこなった。Hansen マップでは、高さ 5m を超える植生を森林と定義し、各ピクセル (解像度 30m) における森林面積比率を算出している。本研究では、森林面積比率が 30% より大きいピクセルを森林領域とみなした。

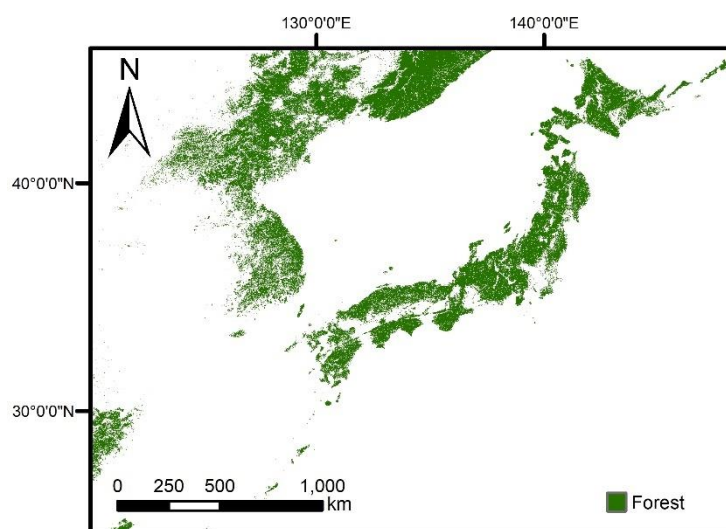


Figure 2-10. Hansen Global Forest Change map v1.6 2000-2018 の森林領域。

(2) Local Maximum & Minimum (LMM) mask

Figure 2-9でも確認できるように、水田における Sentinel-1 VH σ^0 の時系列データは初期湛水期間に明瞭な極小値を示す。その後はイネの生長に伴い増加し、登熟期の辺りで極大値を示す。そこで、LMM mask では Sentinel-1 VH σ^0 時系列データの初期湛水期間における極小値とその後の栽培期間における極大値に閾値を設けることで、湛水状態及びその後のイネが生長した状態から水田エリアを抽出することを目的としている[28]。ここでは、初期湛水期間に取得された Sentinel-1 データそれぞれについて、取得された日時から 90 日以内に取得される Sentinel-1 データを用いてその期間の VH σ^0 の最大値(Local maximum)を算出し、レイヤーとして追加した。極小値と極大値についての閾値は、Figure 2-9 で示した水田検証圃場における Sentinel-1 VH σ^0 の時系列変化を基に決定した。Figure 2-11 は各水田検証圃場の初期湛水期間における Q3 VH σ^0 の最小値、初期湛水期間の終わりから刈取終期までの期間の Q1 VH σ^0 の最大値を示している。Q3 VH σ^0 の最小値については、すべての地域で-20 dB より低い値になっている。また、Q1 VH σ^0 の最大値は、北海道でわずかに-17 dB を下回るものの、その他の地域では-17 dB より高い値になっている。そこで、LMM mask では湛水期間に取得された Sentinel-1 データのうち、VH $\sigma^0 > -20$ dB または VH σ^0 (Local maximum) < -17 dB の条件を満たすピクセルに Mask 処理をおこなった。LMM mask の概念図を Figure 2-12 に示す。

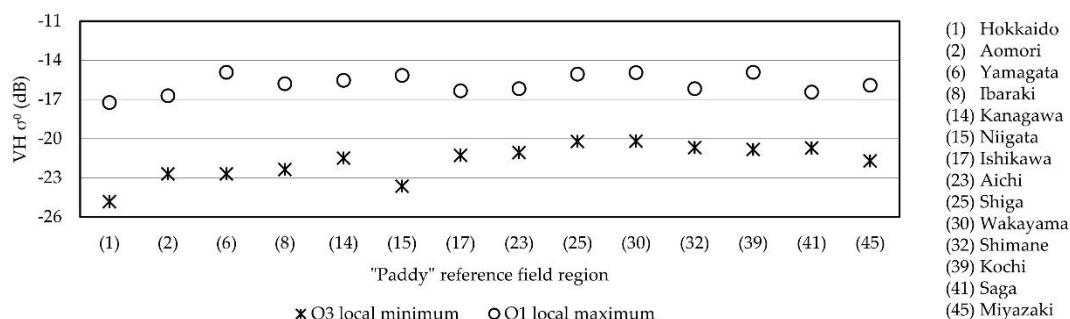


Figure 2-11. 各水田検証エリアにおける、Figure 2-9 に示した Q3 VH σ^0 の初期湛水期間での最小値と Q1 VH σ^0 の初期湛水期間の終わりから刈取終期までの期間での最大値。

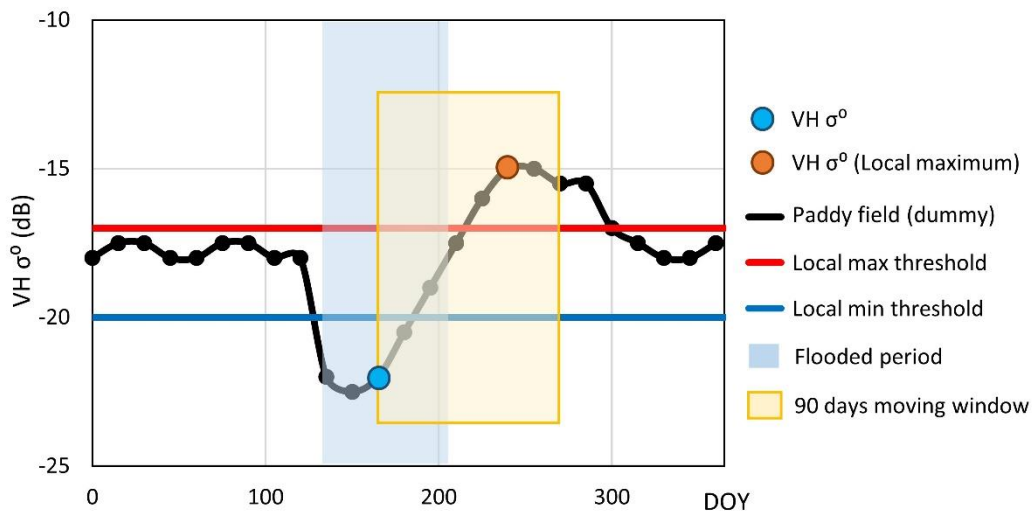


Figure 2-12. LMM mask の概念図

(3) Local Variation (LV) mask

VH σ^0 が常に低い値を示す水域や砂地、常に高い値を示す人工物と異なり、水田を含む耕作地は土地被覆の明確な季節変化を伴うため、VH σ^0 の季節変動が大きい[28]。LV mask では、湛水期間の各 Sentinel-1 データについて、LMM mask で算出したその後 90 日間の最大値 (Local maximum) と VH σ^0 の差分 (Local Variation) に閾値を設定することで、明確な季節変動の有無を抽出している[28]。

$$\text{Local variation} = \text{Local maximum VH } \sigma^0 - \text{VH } \sigma^0 \quad (1)$$

Local Variation の閾値は LMM mask と同様に水田検証圃場の VH σ^0 時系列変化をもとに決定し、湛水期間に取得された Sentinel-1 データのうち、Local Variation < 5 dB の条件に当てはまるピクセルに Mask 処理をおこなった。LV mask の概念図を Figure 2-13 に示す。

以上の(1)~(3)の Mask 処理で注意すべき点は、FA mask は Sentinel-1 時系列データ全体に一括して Mask 処理をおこなっているのに対して、LMM mask と LV mask は初期湛水期間のそれぞれの Sentinel-1 データに Mask 処理をおこなっていることである。また、初期湛水期間以外の Sentinel-1 データは以後の解析で使用しないため、時系列データから取

り除いた。本研究では以上の 3 つの Mask 処理で構成される従来の水田マッピング手法を S-1 method と呼び、抽出されたピクセルを仮の水田領域（以後、水田領域（仮））とする。

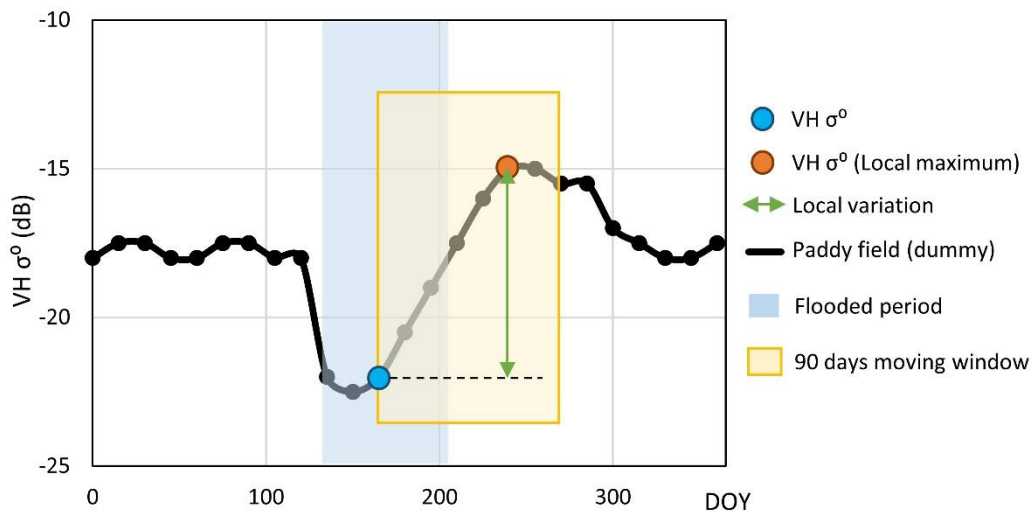


Figure 2-13. LV mask の概念図

【S-1 & S-2 method で追加された Mask 処理】

Sentinel-2 indexes (S2I) mask

S2I mask では初期湛水期間の Sentinel-2 マルチスペクトル画像から算出される水指数と植生指数を用いて、S-1 method により抽出された水田領域（仮）の再分類をおこなう。分類に用いた水指数 LSWI は植生や土壌の水含有量、水域に対して感度が高い[46]。また、植生指数 NDVI と EVI は植生の量や種類、活性度に対して感度が高い[47,48]。これらの指数はそれぞれ以下の式で算出される。

$$LSWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (2)$$

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (3)$$

$$EVI = \frac{2.5 \times (NIR - Red)}{NIR + 6 \times Red - 7.5 \times Blue + 1} \quad (4)$$

ここで、Blue、Red、NIR (Near-infrared)、SWIR (Short-wavelength infrared) はそれぞれ Sentinel-2 マルチスペクトル画像の B2 バンド (中心波長: 490nm)、B4 バンド (665nm)、B8 バンド (842nm)、B11 バンド (1610nm) で観測される大気上部の反射値である。これらの指数の湛水領域抽出における有効性は複数の既存研究によって確認されている [11,19,49]。S-1 method の 3 つの Mask 処理をおこなったそれぞれの Sentinel-1 データについて、データ取得日から 10 日以内に取得された Sentinel-2 データで”LSWI-NDVI” と”LSWI-EVI”の値を算出し、それぞれの最大値に閾値を設定した。閾値は Dong ら [19] の事例を参考にし、”LSWI-NDVI”の最大値と”LSWI-EVI”の最大値がともに 0 以下の領域に Mask 処理をおこなった。つまり、 $LSWI-NDVI \leq 0$ 及び $LSWI-EVI \leq 0$ を「湛水状態ではない」とみなし、Sentinel-1 データの取得日から 10 日以内に取得されるすべての Sentinel-2 マルチスペクトル画像で「湛水状態ではない」と判定されたピクセルを除外している。S2I mask の概念図を Figure 2-14 に示す。

S-1 method の 3 つの Mask 処理と S2I mask の計 4 つの Mask 処理をおこなった結果、残った領域を最終的な水田領域として水田マップの作成をおこなった。この一連の 4 つの Mask 処理による水田抽出手法を“S-1 & S-2 method”と名付ける。

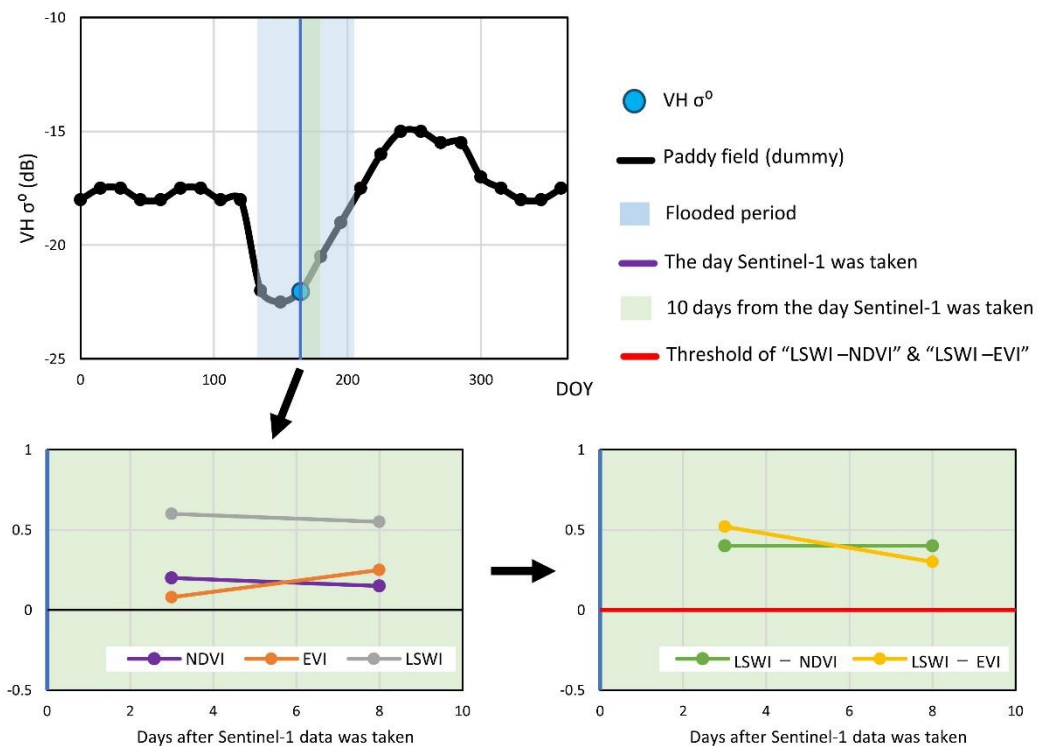


Figure 2-14. S2I mask の概念図

【精度評価手法】

水田マップの精度評価は、空間解像度 30m のピクセル単位で Producer's accuracy を用いておこなった。Producer's accuracy はそれぞれのカテゴリーの検証エリアに含まれる合計ピクセル数の内、正しく分類されたピクセル数の比率を求めることで分類の精度評価を行う手法である [50]。本研究では、水田と水田以外の 2 種類の検証圃場ポリゴンに含まれるすべてのピクセルを対象に Producer's accuracy による精度評価をおこなった。

第四節 結果

【検証圃場における精度評価結果】

Table 2-2 に示すように、14 地域の水田検証圃場全体における Producer's accuracy は S-1 method で 83.6 %、S-1 & S-2 method では 79.2 %であった。一方で、北海道内 6 地域の水田以外の検証圃場全体における Producer's accuracy は S-1 method で 57.0 %、S-1 & S-2 method では 92.4%であった。つまり、従来の Sentinel-1 の時系列データのみを用いた水田抽出手法に、Sentinel-2 マルチスペクトル画像の水指数と植生指数に基づく S2I mask を加えることで、水田検証圃場では分類精度が 4.4 ポイント低下し、水田以外の検証圃場では 35.4 ポイント向上した。

各エリアの検証圃場における精度評価結果を Table 2-3 と Table 2-4 に示す。各エリアの水田検証圃場における Producer's accuracy は S-1 method で 68.6~100.0 %であり、S-1 & S-2 method では 68.1~98.3 %であった。一方で、各エリアの水田以外の検証圃場における Producer's accuracy は S-1 method で 29.6~78.4 %であり、S-1 & S-2 method では 88.0~97.6 %であった。つまり、従来の S-1 method に S2I mask を加えることで、水田検証圃場では分類精度が 0~16.3 ポイント低下し、水田以外の検証圃場では 14.8~61.1 ポイント向上した。

Table 2-2. 検証圃場全体における Producer's accuracy (分解能 30m のピクセル単位)

Method	Accuracy type	"Paddy" reference fields	"Not paddy" reference fields
S-1	Producer's accuracy	83.6%	57.0%
S-1 & S-2		79.2%	92.4%

Table 2-3. 14 地域の水田検証圃場における Producer's accuracy (分解能 30m のピクセル単位)。14 地域の分布については Figure 2-3(a) 参照。

Method	(1)	(2)	(6)	(8)	(14)	(15)	(17)
	Hokkaido	Aomori	Yamagata	Ibaraki	Kanagawa	Niigata	Ishikawa
S-1	81.7%	84.5%	86.6%	92.9%	98.2%	100.0%	70.9%
S-1& S-2	77.1%	84.5%	79.2%	91.1%	98.2%	98.3%	70.9%
Method	(23)	(25)	(30)	(32)	(39)	(41)	(45)
	Aichi	Shiga	Wakayama	Shimane	Kochi	Saga	Miyazaki
S-1	68.6%	77.4%	76.1%	84.9%	82.3%	75.3%	91.1%
S-1& S-2	68.1%	74.8%	70.3%	76.1%	79.5%	70.3%	74.8%

Table 2-4. 北海道内の 6 地域における水田以外の検証圃場における Producer's accuracy (分解能 30m のピクセル単位)。6 地域の分布については Figure 2-3(b) 参照。

Method	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
	Obihiro	Shihoro	Shibechea	Betsukai	Kiyosato	Koshimizu
S-1	47.5%	78.4%	71.6%	29.6%	64.8%	58.4%
S-1& S-2	97.1%	93.2%	94.9%	90.7%	97.6%	88.0%

【既存水田マップとの分布比較】

Figure 2-15 と 2-16 に S-1 method と S-1 & S-2 method により作成した水田マップ (以後、S-1 マップと S-1 & S-2 マップ) と TY マップ、JAXA マップを示す。S-1 マップと S-1 & S-2 マップ、JAXA マップの空間解像度は 30 m、TY マップの空間解像度は 1 km である。4 つのマップの水田分布を比較すると、S-1 マップで北海道東部地域に非常に多くの水田が分布しているのがわかる。農水省が発表している統計データから、北海道東部地域 (十勝地方、釧路地方、根室地方) ではほとんどイネの栽培がおこなわれていないことが確認できる (2018 年実績 0.13 km² (飼料用除く) [34]) ため、明らかな誤抽出であることがわかる。一方で、S-1 & S-2 マップでは、S-1 マップで見られた北海道東部の誤抽出は大きく減少し、既存の 2 つのマップと水田分布に大きな差は見られない。この地域は、イネの代わりに小麦

やダイズ、馬鈴薯、甜菜等の作物が広く栽培されている。検証圃場での精度評価結果と同様に、S-1 method に S2I mask を加えることでこれらの圃場での水田抽出精度が向上したことが予想される。

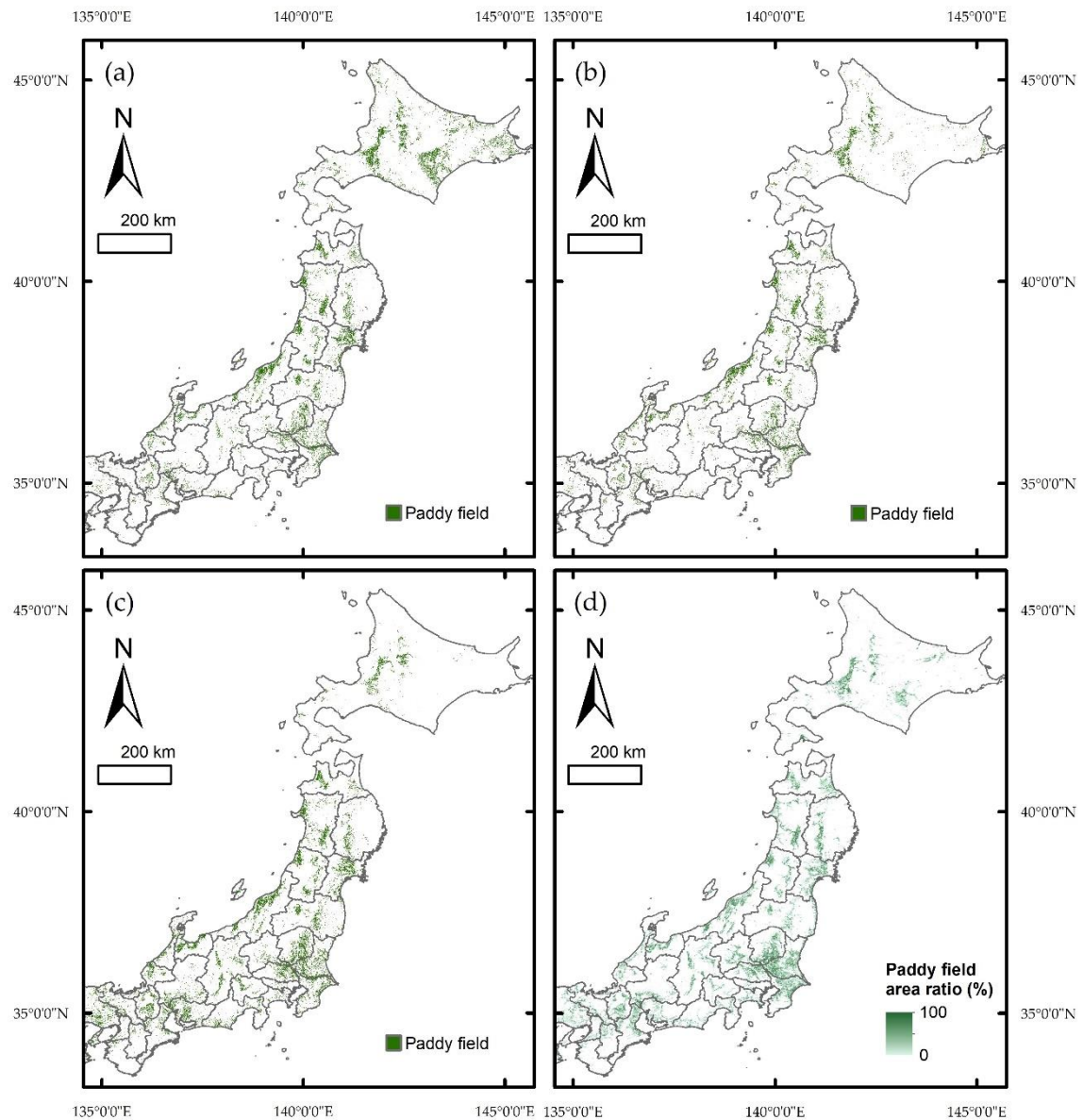


Figure 2-15. 本章で開発した水田マップと既存の水田マップの東日本エリアにおける比較。(a) S-1 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30m) (b) S-1 & S-2 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30m) (c) 2014 年から 2016 年の衛星データから作成された JAXA マップ (空間分解能 30m) (d) 2000 年代初頭の衛星データから作成された TY マップ (空間分解能 1km)。

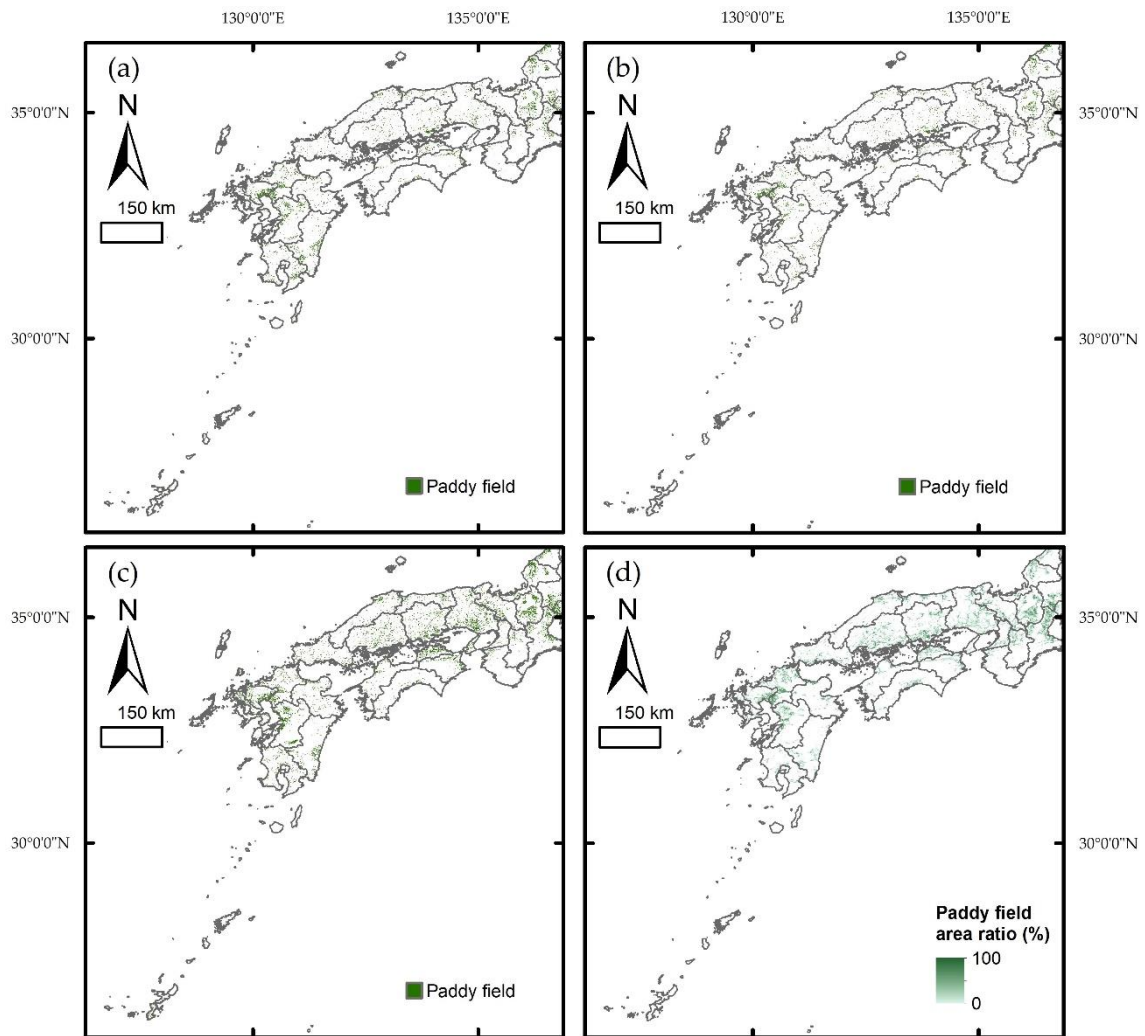


Figure 2-16. 本章で開発した水田マップと既存の水田マップの西日本エリアにおける比較。
(a) S-1 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30m) **(b)** S-1 & S-2
method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30m) **(c)** 2014 年から 2016
年の衛星データから作成された JAXA マップ (空間分解能 30m) **(d)** 2000 年代初頭の衛星
データから作成された TY マップ (空間分解能 1km)。

【統計値との比較検証】

それぞれの水田マップから算出した日本全域での合計水田面積は、農水省の統計値を100%とすると、S-1 マップは156.7%、S-1 & S-2 マップは112.4%、JAXA マップは168.5%、TY マップは84.7%に相当する。S-1 マップと S-1 & S-2 マップ、JAXA マップでは水田面積を過大評価し、TY マップでは水田面積を過小評価した。ここでは、S-1 マップと S-1 & S-2 マップは2018年の統計値、JAXA マップは2015年の統計値、TY マップは2001年の統計値とそれぞれ比較している。

Figure 2-17 に各マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値との関係を図示し、切片を $y = 0$ に固定した最小二乗法による近似直線を描いた。Table 2-5 に Figure 2-17 の近似直線の傾きと決定係数 (R^2)、平均二乗誤差 (MSE: Mean Squared Error) を示す。S-1 マップと S-1 & S-2 マップでは北海道の合計水田面積を626.8%、270.1%と大きく過大評価した。一方、それ以外の地域では、統計値と大きく異なる結果は見られなかった。近似直線の傾きは、それぞれの水田マップから算出された都道府県スケールの合計水田面積が統計値に示す傾向を読み解くのに適している。S-1 マップ (slope = 1.87) と S-1 & S-2 マップ (slope = 1.26)、JAXA マップ (slope = 1.50) では傾きが1より大きく、統計値に対して水田面積を過大評価している。一方で、TY マップ (slope = 0.86) では傾きが1より小さく、統計値に対して水田面積を過小評価している。Figure 2-18 と Table 2-6 に北海道を除いた場合の各マップから算出される合計水田面積と統計値の比較結果を示す。S-1 マップ (slope = 1.23) と S-1 & S-2 マップ (slope = 1.06) では依然として統計値に対して過大評価傾向にあるが、Figure 2-17 の近似直線と比較して傾きが1に大きく近づく結果となった。 R^2 は、説明変数が目的変数をどの程度説明できるかを表す指標であり、 $R^2 = 1$ に近い値程、水田マップによる統計値の再現性が高いことを示す。北海道を含めた日本全域を対象とした場合、S-1 マップ ($R^2 = 0.42$) と S-1 & S-2 マップ ($R^2 = 0.73$) の R^2 値は、JAXA マップ ($R^2 = 0.78$) および TY マップ ($R^2 = 0.77$) よりも低かった。北海道を除いた場合、

S-1 マップ ($R^2 = 0.95$) と S-1 & S-2 マップ ($R^2 = 0.96$) の R^2 値は、JAXA マップ ($R^2 = 0.74$) および TY マップ ($R^2 = 0.73$) よりも高い。MSE は、水田マップから算出された合計水田面積と統計値との二乗誤差平均である。北海道を含めた日本全域を対象とした場合、MSE は TY マップ ($MSE = 23,474 \text{ km}^2 \times \text{km}^2$) で最も低く、次いで S-1 & S-2 マップ ($MSE = 73,513$)、JAXA マップ ($MSE = 77,310$)、S-1 マップ ($MSE = 682,924$) の順であった。北海道を除いた場合、S-1 & S-2 マップ ($MSE = 3,894$) で最も低く、次いで S-1 マップ ($MSE = 14,842$)、TY マップ ($MSE = 21,822$)、JAXA マップ ($MSE = 74,310$) の順であった。北海道を含めた日本全域を対象とした場合、S-1 マップと S-1 & S-2 マップのほとんどのパラメータが既存マップより悪い結果となったが、北海道を除いた場合、S-1 & S-2 マップですべてのパラメータが最も優れた結果となった。つまり、北海道における水田面積の過大評価が、S-1 マップと S-1 & S-2 マップでの精度低下に大きな影響を及ぼしていることが分かる。

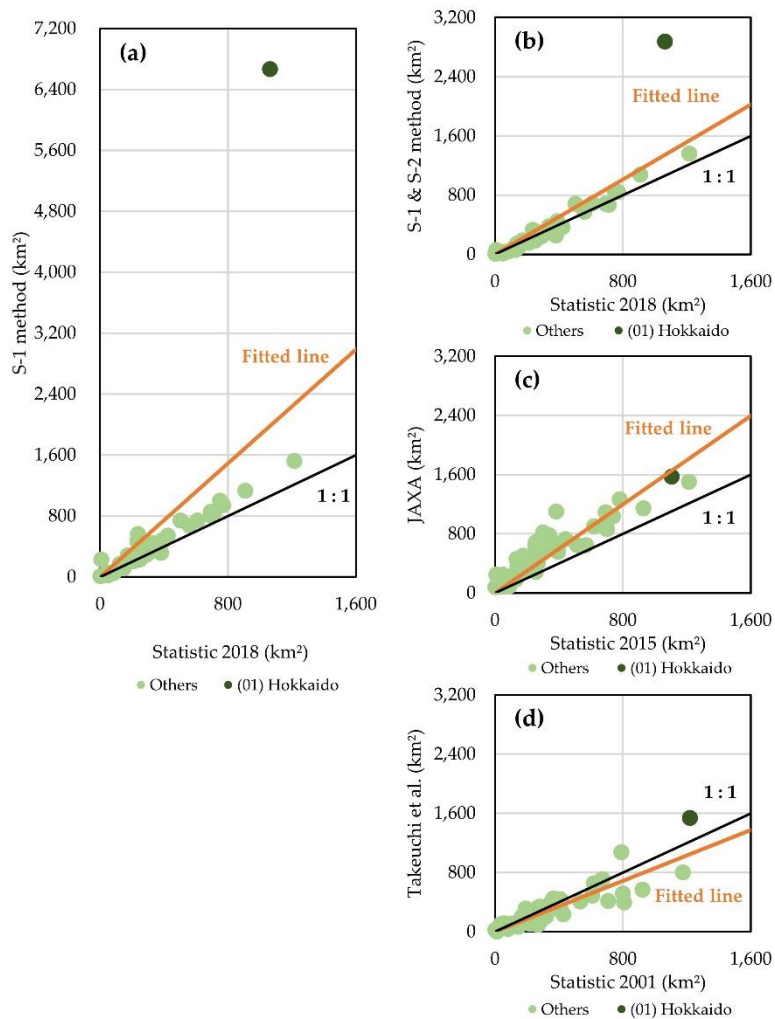


Figure 2-17. 4つの水田マップから算出される都道府県スケールの合計水田面積と統計値の比較。(a) S-1 マップと 2018 年の統計値 (飼料用含む) (b) S-1 & S-2 マップと 2018 年の統計値 (飼料用含む) (c) JAXA マップと 2015 年の統計値 (飼料用含む) (d) TY マップと 2001 年の統計値 (飼料用含まない)。

Table 2-5. Figure 2-17 に示した水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値の関係における、切片を 0 に固定した近似直線の傾き (Slope) と決定係数 (R^2)、平均二乗誤差 (MSE)。

	S-1	S-1 & S-2	JAXA	TY
Slope	1.87	1.26	1.50	0.86
R^2	0.42	0.73	0.78	0.77
MSE ($\text{km}^2 \times \text{km}^2$)	682,924	73,513	77,310	23,474

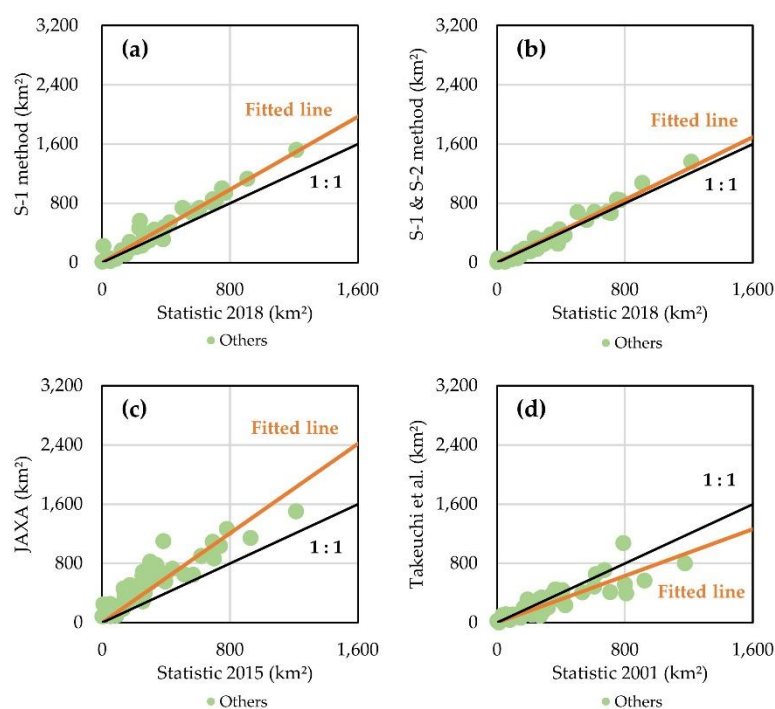


Figure 2-18. 北海道を除いたエリアにおける、4つの水田マップから算出される都道府県スケールの合計水田面積と統計値の比較。(a) S-1 マップと 2018 年の統計値 (飼料用含む) (b) S-1 & S-2 マップと 2018 年の統計値 (飼料用含む) (c) JAXA マップと 2015 年の統計値 (飼料用含む) (d) TY マップと 2001 年の統計値 (飼料用含まない)。

Table 2-6. Figure 2-18 に示した水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値の関係における、切片を 0 に固定した近似直線の傾き (Slope) と決定係数 (R^2)、平均二乗誤差 (MSE)。

	S-1	S-1 & S-2	JAXA	TY
Slope	1.23	1.06	1.51	0.79
R^2	0.95	0.96	0.74	0.73
MSE ($\text{km}^2 \times \text{km}^2$)	14,842	3,894	74,310	21,822

第五節 考察

第二章では、従来の Sentinel-1 SAR 時系列データを用いた水田マッピング手法に、Sentinel-2 マルチスペクトル画像を補助的に使用する新しい水田マッピング手法を開発した。これまでに、SAR とマルチスペクトル画像を組み合わせた水田マッピング手法は提案されていたが、これらの手法はいずれもマルチスペクトル画像を水田抽出におけるメインとなるデータとして使用している[21,23,24]。そのため、雲によるマルチスペクトル画像のデータ欠損が分類精度に大きな影響を及ぼす可能性があり、広域を対象とした水田マッピングに適した手法であるとは言い難い。一方、S-1 & S-2 method では、雲の影響のないマルチスペクトル画像のみを使用して、水指数と植生指数に基づく Mask 処理をおこなっている。つまり、雲によるマルチスペクトル画像のデータ欠損が生じた場合でも、従来の手法である S-1 method の精度は保証され、水田のマッピング精度に致命的な影響を与えることがないため、広域水田マッピングにも適応可能な手法であると考えられる。

Table 2-2 と Table 2-3 が示すように、水田検証圃場における Producer's accuracy は S-1 method より S-1 & S-2 method の方が低い値であった。S-1 & S-2 method では、水田エリアの抽出に S-1 method の 3 つの Mask 処理に加えて、Sentinel-2 のマルチスペクトル画像にも基づく Mask 処理をおこなっている。そのため、水田エリアの識別基準が S-1 method より多く、抽出される水田エリアは少なくなるので、水田検証圃場での Producer's accuracy は低くなる。一方で、水田以外の検証圃場の Producer's accuracy については、より水田の識別基準が多い S-1 & S-2 method で S-1 method より高くなる。したがって、S-1 & S-2 method の水田マッピングにおける有効性を評価するには、水田検証圃場での Producer's accuracy の低下と水田以外の検証圃場での Producer's accuracy の向上を包括的に評価する必要がある。S-1 マップと S-1 & S-2 マップの空間分解能は 30 m であり、TY マップのように MODIS 等の中・低分解能衛星データから作成された従来の水田マップと比較し、非常に高い空間分解能である。しかし、30 m という空間分解能は、日本に分布する水田をピク

セル単位で精度検証するにあたり、十分に高い空間分解能とは言い難い。農水省によると、日本に分布する水田の 38%が 0.003km²未満で、92%は 0.01km²以下である[51]。空間分解能が 30mの場合、面積が 0.003km²の圃場には平均して 3.3 個のピクセルしか含まれない。そのため、ほとんどのピクセルが圃場の境界に跨ることで、1つのピクセルに複数の土地被覆が交錯し、精度が低下すると考えられる。したがって、S-1 & S-2 マップの水田検証圃場における Producer's accuracy の 79.2%は S-1 マップより低下したものの、依然として許容できる値であると考えられる。一方で、S-1 & S-2 マップの水田以外の検証圃場における Producer's accuracy は、S-1 マップと比較して 35.4 ポイント向上した。水田検証圃場では Producer's accuracy は低下したものの依然として許容できる精度であるため、水田以外の検証圃場での劇的な精度の向上は、S-1 & S-2 method の広域水田マッピングでの有効性を正当化することができる。

しかし、Table 2-4 から確認できるように、S-1 & S-2 method による水田以外の検証圃場における誤分類の低減効果は地域によって異なった。帯広市と清里町の検証圃場では、97%以上のピクセルが正しく分類されたが、小清水町の検証圃場では、12%のピクセルが誤って水田として抽出された。地域間の分類精度のばらつきは、主に雲の被覆による Sentinel-2 マルチスペクトル画像のデータ欠損が原因と考えられる。S-1 & S-2 method はマルチスペクトル画像を基本データとして使用する水田マッピング手法とは異なり、雲の被覆によるデータ欠損により新たに誤分類が生じることはない。一方で、初期湛水期間を通して雲の被覆のない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得されない場合、S2I マスクは無効になるため、S-1 method から S-1 & S-2 method での精度向上は見られない。そのため、雲の被覆のない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得できるか否かは、S-1 & S-2 method の分類精度における不確実要素であると言える。天候を制御することは不可能であるため、この問題を完全に解決することは困難である。しかし、より多くのマルチスペクトル画像を解析に使用することで、この不確実性の影響を軽減することができる。ESA は今後、Sentinel-2C

と Sentinel-2D の打ち上げを計画しており、将来的にはより多くの Sentinel-2 マルチスペクトル画像を解析に使用できる[37]。将来の Sentinel-2 衛星の増加は、時間分解能を向上させることにより、S-1 & S-2 method の不確実性を低減することが期待される。

本研究では、北海道を除く日本の全域で、都道府県スケールの統計値を高精度に再現した新しい水田マップを作成することができた。一方で、S-1 method 及び S-1 & S-2 method により作成した水田マップでは、北海道の水田面積を大きく過大評価した (Figure 2-17)。北海道は日本の最北部に位置しており、冷涼な気候からイネ以外の穀物の栽培が盛んな地域である。2018 年の北海道内でのイネの栽培面積は、北海道の総耕作面積のわずか 9.3% であった[34]。対照的に北海道を除く日本全域では、イネの栽培面積は総耕作面積の 45.4% を占めていた[34]。また、北海道内でも水田の分布には大きな偏りがあり、東経 143° を境にそれより東の地域ではイネはほとんど栽培されておらず、小麦やトウモロコシ、ダイズ、馬鈴薯、甜菜等の栽培がおこなわれている。Figure 2-15 から、S-1 マップと S-1 & S-2 マップの北海道における水田面積の過大評価には、東部地域での水田の誤抽出が大きく影響していることが読み取れる。Table 2-4 の検証圃場における精度評価結果からも、この地域に広く分布する水田以外の圃場を水田として誤抽出していることが分かる。そのため、水田マップの精度向上には、耕作地における栽培作物の判別精度を高める必要がある。一方で、JAXA マップと TY マップでは、北海道の水田面積を同じく過大評価していたものの、S-1 マップと S-1 & S-2 マップのように統計値から大きく離れた値ではなかった。これらのマップはマルチスペクトル画像から作成されている。マルチスペクトル画像は地表面の分光反射特性を観測することができるため、SAR 画像より高い精度で地物の特定が可能である。そのため、湛水状態とイネの分光反射特性を SAR センサーよりも高い精度で抽出可能であったと考えられる。S-1 & S-2 マップの北海道での水田抽出精度を向上させる 1 つの方法は、先にも述べたように、より多くのマルチスペクトル画像を解析に使用することで、Sentinel-2 のデータ欠損を防ぎ、湛水状態を抽出する S2I mask の精度を高める方法がある。それ以外の

方法としては、LMM mask と LV mask における閾値を見直すことで、Sentinel-1 SAR 時系列データからの水田抽出精度を高める方法である。本章の解析では、これらの Mask 処理における閾値に日本全域で共通の値を使用した。しかし、Figure 2-9 から分かるように、水田での Sentinel-1 VH σ^0 の時系列変化は日本国内でも地域によって違いが見られる。例えば、初期湛水期間における VH σ^0 の極小値は、北海道や東北地方、新潟県の水田検証圃場で、西日本の水田検証圃場より低い値を示している。これは、これらの地域が比較的冷涼な気候であり、移植活着期の低温障害を防ぐために湛水の水位を高め調整するためだと考えられる [52]。湛水管理の水位を高くすると幼苗の大部分が水面下に隠れ、後方散乱係数が低下する。このように Sentinel-1 VH σ^0 の時系列変化は地域によって異なるため、水田の抽出精度をさらに高めるには、地域ごとに適切な閾値を設定することも重要である。

第六節 まとめ

本章では、従来の Sentinel-1 SAR 時系列データのみを用いた水田マッピング手法 (S-1 method) に、Sentinel-2 マルチスペクトル画像を補助的に活用する手法 (S-1 & S-2 method) を開発し、2018 年の衛星データを用いて日本全域の水田マップを作成した。水田検証圃場と水田以外の検証圃場で精度検証をおこなった結果、S-1 & S-2 マップでは S-1 マップと比較して、水田以外の検証圃場での誤抽出が大きく減少した (Producer's accuracy 57.0% \Rightarrow 92.4%)。さらに、作成した水田マップと既存の水田マップから算出される国スケール及び都道府県スケールの合計水田面積を農水省の統計値と比較することで、作成した水田マップの精度評価をおこなった。その結果、S-1 & S-2 マップは、北海道の水田面積を大きく過大評価したが、それ以外の地域では、比較した 2 つの既存水田マップより、高い精度で統計値を再現した。以上の結果から、本章で紹介した S-1 & S-2 method は北海道を除く日本全域の 2018 年の水田マッピングに適した手法であると言える。

第三章 2018年以外の期間における S-1 & S-2 method の有効性の検証

～日本の三ヵ年水田マップの作成～

第二章では、従来の Sentinel-1 SAR の時系列データを使用した水田マッピング手法に、Sentinel-2 のマルチスペクトル画像に基づく Mask 処理を加える新しい手法を開発し、2018 年の北海道を除く日本全域で有効な水田マッピング手法であることを示した。しかし、第二章は 2018 年単年の検証であり、S-1 & S-2 method が日本の広域水田マッピングにおいて再現性のある手法であることを示すには、異なる期間での S-1 & S-2 method の有効性を確認する必要がある。本章では、2017 年～2019 年に取得された Sentinel-1 SAR 画像と Sentinel-2 マルチスペクトル画像から、日本全域における三年分の水田マップ（以後、三ヵ年水田マップ）を作成した。作成した三ヵ年水田マップから、都道府県スケールの合計水田面積を算出し、農水省が発表する統計値と比較することで、異なる期間での S-1 & S-2 method の再現性を検証した。また、第二章では北海道の水田面積を大きく過大評価したことから、北海道の水田抽出により適した閾値を設定することで水田マッピングの精度向上を図った。

第一節 使用データ

日本全域における三ヵ年水田マップの作成に使用した衛星画像データの詳細を Table 3-1 に示す。2 機目の Sentinel-2 衛星となる Sentinel-2B が 2017 年 3 月に打ち上げられたため[37]、ここでは 2017 年以降の三年間を対象としている。しかしながら、Table 3-1 で見られるように、2017 年の初期湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像は 2018 年と 2019 年の三分の一程度であった。Figure 3-1 に 2017 年 1 月から 2019 年 12 月までの期間に日本全域で取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像の月合計数を示す。Sentinel-2B は 2017 年 3 月に打ち上げられたものの、2017 年 6 月までは日本でのデータ取得はおこなわれなかった。また、2017 年 7 月に Sentinel-2B でデータ取得が開始されて以

降も、2017 年中に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像の数は 2018 年と 2019 年と比較して少なかった。2018 年 3 月以降は、Sentinel-2A と Sentinel-2B とともに継続的なデータ取得がおこなわれており、2018 年と 2019 年の Sentinel-2 マルチスペクトル画像の総数に大きな差はない。

湛水期間と耕作期間の設定に使用する耕種期日は、2017 年については農水省が公表する 2017 年の耕種期日を使用し、2018 年と 2019 年については第二章と同様に 2015～2017 年の三年分の平均通日を使用した[36]。

Table 3-1. 本章で使用する Sentinel-1 SAR と Sentinel-2 マルチスペクトル画像の詳細情報

Year	Area	Sentinel-1 SAR			Sentinel-2 MSI	
		Term	Satellite	Number	Term	Number
2017	Okinawa	18 Feb 2017 - 5 Dec 2017	1B	112	18 Feb 2017 - 30 Sep 2017	1,349
	Else	19 Mar 2017 - 6 Nov 2017	1A	596	19 Mar 2017 - 1 Aug 2017	10,105
2018	Okinawa	19 Feb 2018 - 2 Dec 2018	1B	139	19 Feb 2018 - 25 Sep 2018	3,967
	Else	20 Mar 2018 - 3 Nov 2018	1A	599	20 Mar 2018 - 1 Aug 2018	30,812
2019	Okinawa	19 Feb 2019 - 2 Dec 2019	1B	175	19 Feb 2019 - 25 Sep 2019	4,077
	Else	20 Mar 2019 - 3 Nov 2019	1A	605	20 Mar 2019 - 1 Aug 2019	31,186

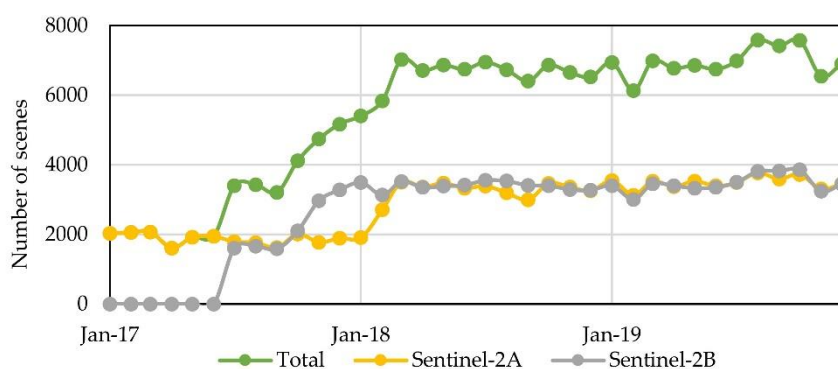


Figure 3-1. 日本全域で取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像の月合計数の推移

第二節 手法

三ヵ年水田マップの作成は、第二章で示した S-1 & S-2 method と同じ手順でおこなった。さらに、検証用に S2I mask を除いた S-1 method でも 3 年分の水田マップを作成した。Table 3-2 に、三ヵ年水田マップの作成に使用した S-1 & S-2 method における 4 つの Mask 処理の閾値を示す。第二章の結果では、北海道の水田面積を大きく過大評価したため、Figure 2-9(a) と Figure 2-11 に示した北海道の水田検証圃場での初期湛水期間の極小値を参考に LMM mask の閾値を見直した。大規模で整地された圃場は凹凸が小さく、後方散乱係数が湛水状態に近い値まで低下すると考えられる。このような耕作地での水田の誤抽出を防ぐには、初期湛水期間の極小値に対する閾値はなるべく低い値に設定することが望ましい。また、湛水状態の後方散乱係数は、湛水の水位が高く、水面から出る幼苗の量が少ないと低い値になると考えられる。一般的に湛水の水位は、移植活着期の気温が低い地域ほど、低温障害を防ぐため高めに設定される[52]。これらの地域では極小値に対する閾値を低めに設定することで、より精度の高い水田抽出が可能になると考えられる。

Table 3-2. 本章で使用した S-1 & S-2 method における 4 つの Mask 処理の閾値。

	FA mask	LMM mask		LV mask	S2I mask	
	Forest area (%)	VH σ^0 (dB)	Local max VH σ^0 (dB)	Local variation (dB)	LSWI - NDVI	LSWI - EVI
Hokkaido	30 >	> -23	< -17	< 5	<= 0	<= 0
Else	30 >	> -20	< -17	< 5	<= 0	<= 0

第三節 結果

【三ヵ年水田マップ】

S-1 & S-2 method より作成した 2017 年～2019 年の日本全域の水田マップ（空間分解能 30 m）を Figure 3-2 と Figure 3-3 に示す。3 つのマップから算出される日本全域における合計水田面積は、2017 年：19,784 km²、2018 年：16,191 km²、2019 年：19,360 km²であった。農水省が発表する水稲作付面積の統計値[34]を 100%とすると、2017 年：123.7%、2018 年：101.7%、2019 年：122.2%に相当する。2018 年については、北海道の水田抽出をおこなう際の LMM mask の閾値を見直したことで、日本全域で同じ閾値を用いた第二章の結果（112.4%）より 10.7 ポイント向上し、さらに高い精度で統計値を再現することができた。一方で、2017 年と 2019 年では、統計値に対して 20%以上合計水田面積を過大評価した。

Figure 3-2 と Figure 3-3 の三ヵ年水田マップで各年の水田分布を比較すると、2017 年と 2019 年の水田マップでは 2018 年の水田マップと比較し、北海道東部地域で多くの水田が分布していることが分かる。第 2 章でも述べたように、これらの地域ではイネの栽培がほとんどおこなわれていないため、2017 年と 2019 年のマップではこの地域で多くの誤抽出があることが分かる。一方で、北海道以外の地域では、3 つのマップの間で明らかな水田分布の違いは見当たらない。

Figure 3-4 に、各年の湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像のデータ数と、その内、水田マップの作成に使用された雲の被覆がないデータ数を示す。湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像のデータ数は、2018 年と 2019 年ではすべての地域で 6 シーン以上であったが、2017 年は全国的に少なく、東日本を中心に 2 又は 3 シーンの地域が多く見られる。また、雲の被覆がないデータ数でも、2018 年、2019 年と比較して 2017 年では全国的に少なくなっている。2017 年の北海道と東北地方、中部地方ではほとんどのエリアで、雲の被覆がないデータ数は 1 又は 0 であった。

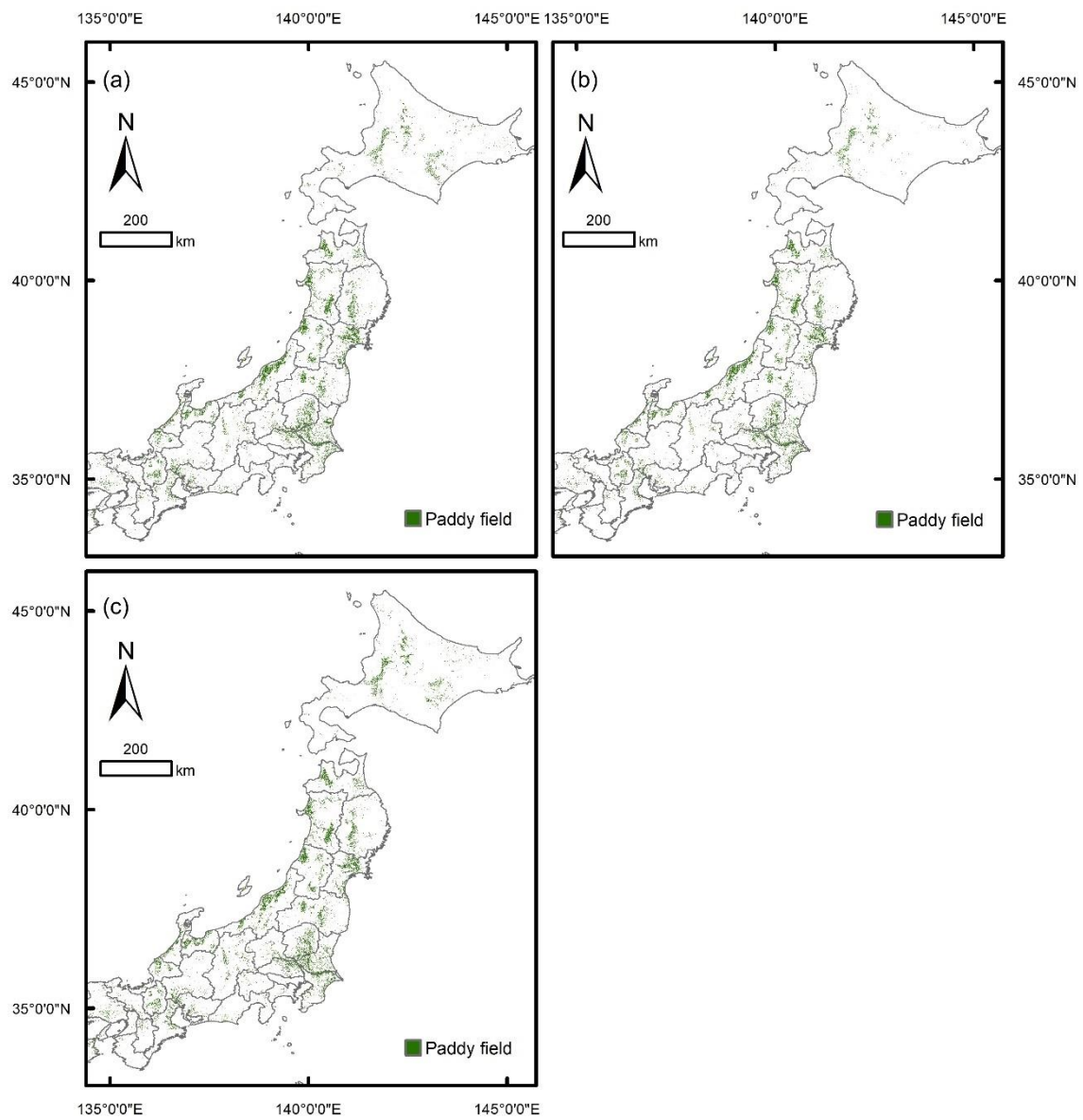


Figure 3-2. S-1 & S-2 method により開発した三ヵ年水田マップ水田マップ(空間分解能 30m)の東日本エリアにおける相互比較。(a) 2017 年 (b) 2018 年 (c) 2019 年。

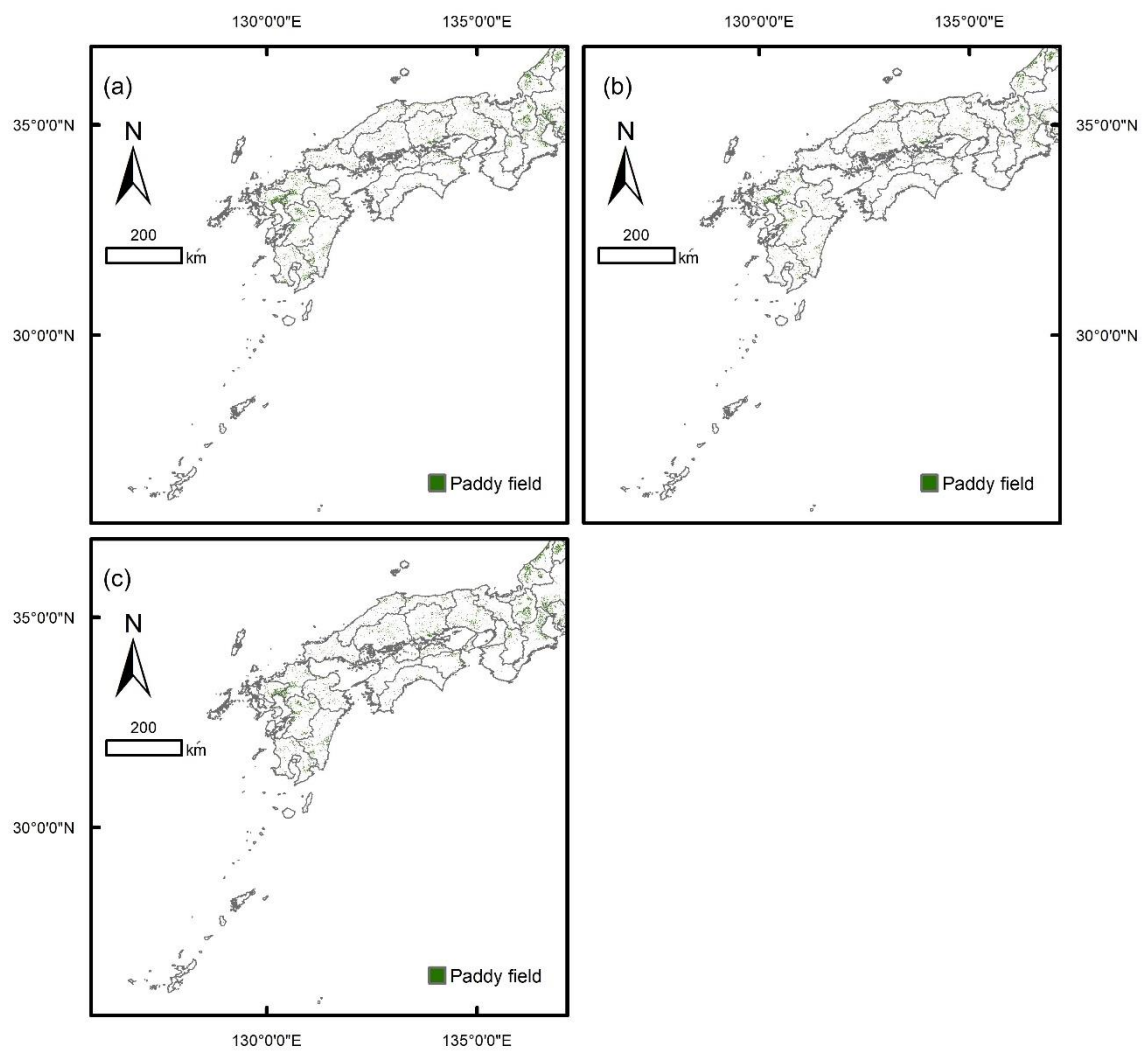


Figure 3-3. S-1 & S-2 method により開発した三ヵ年水田マップ水田マップ(空間分解能 30m)の西日本エリアにおける相互比較。(a) 2017 年 (b) 2018 年 (c) 2019 年。

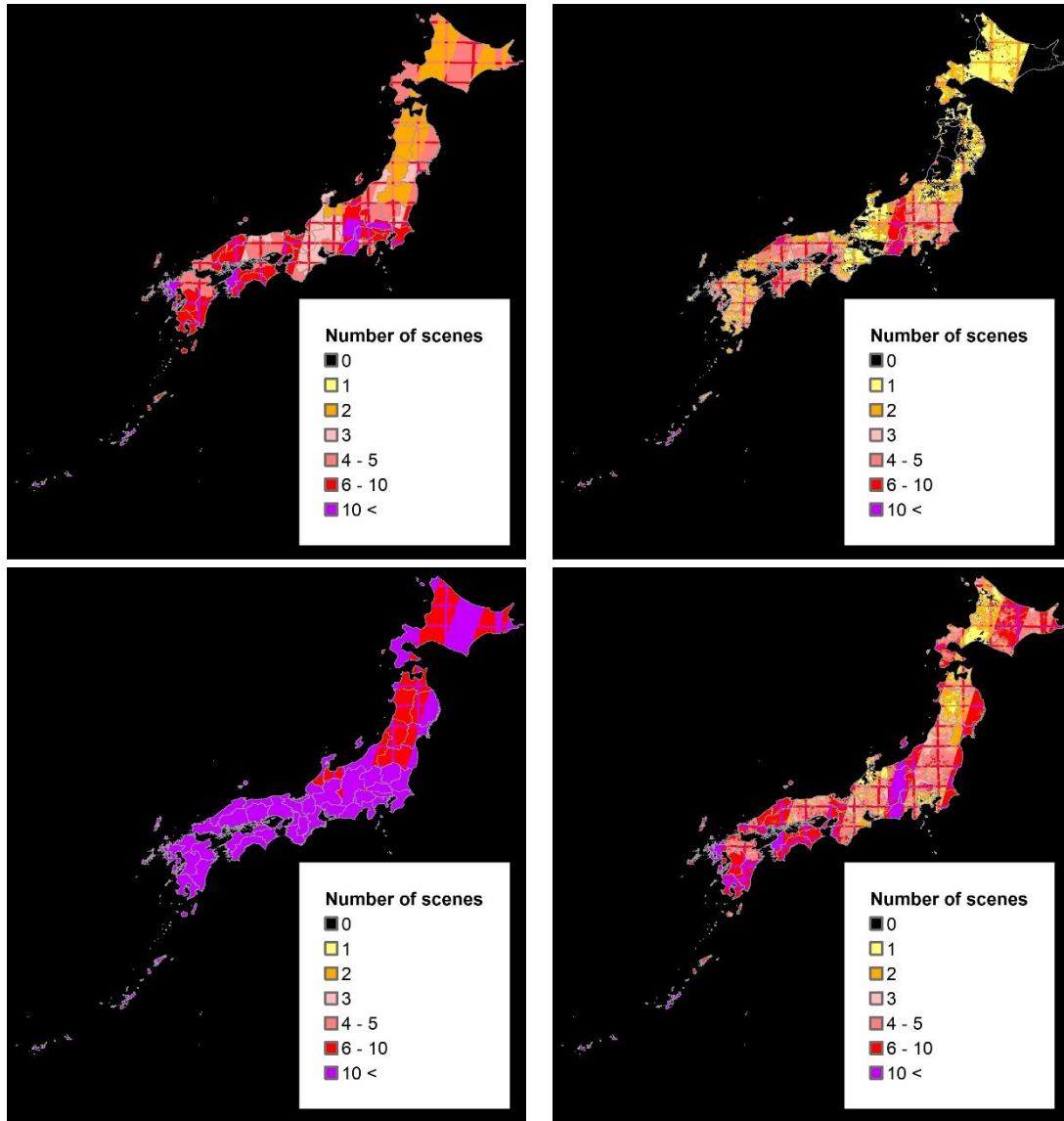


Figure 3-4(a)-(d). 湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像のデータ数と、その内、雲の被覆がないデータ数。(a) 2017 年のデータ数 (b) 2017 年の雲の被覆がないデータ数 (c) 2018 年のデータ数 (d) 2018 年の雲の被覆がないデータ数。

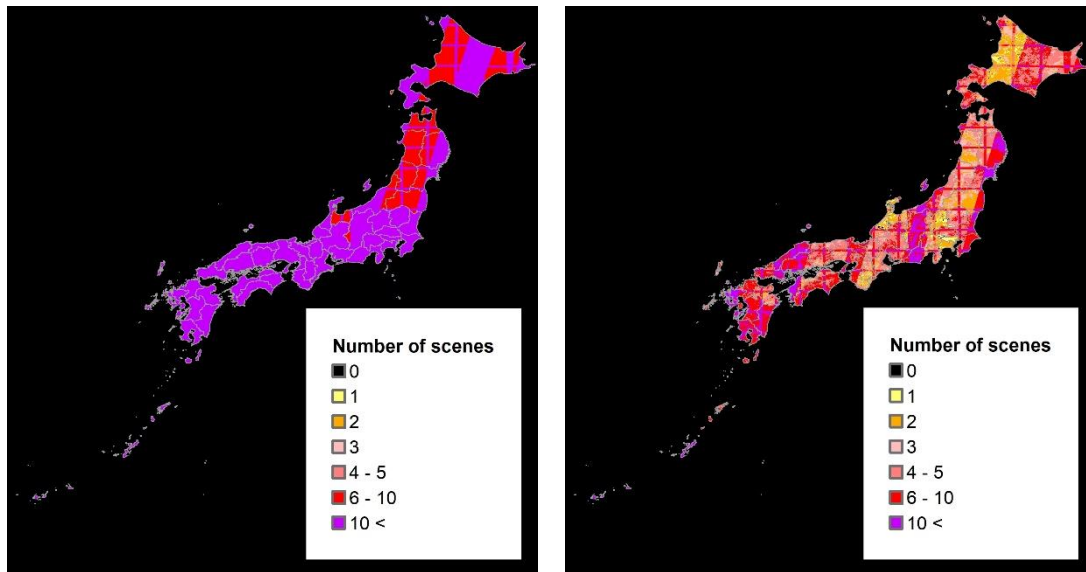


Figure 3-4(e) & (f). 湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像のデータ数と、その内、雲の被覆がないデータ数。(e) 2019 年のデータ数 (f) 2019 年の雲の被覆がないデータ数。

【都道府県スケールでの統計値との比較】

Table 3-3 に、農水省の統計値[34]を 100%とした場合の、三ヵ年水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積を示す。S-1 & S-2 method により作成された 2017 年と 2019 年の水田マップでは、北海道の合計水田面積を統計値に対して 176.6%、181.7%と大きく過大評価した。さらに、これらのマップでは北海道以外の多くの地域でも合計水田面積を過大評価している。

Figure 3-5 に、S-1 & S-2 method より作成した三ヵ年水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値との関係を図示し、切片を 0 に固定した最小二乗法による近似直線を追加した。Table 3-4 に Figure 3-5 に示した近似直線の傾きと決定係数(R^2)、統計値と水田マップから算出された合計水田面積との平均二乗誤差 (MSE) を示す。3つのすべてのマップで傾きは 1 より大きく、統計値に比べて合計水田面積を過大評価する傾向であった。2017 年のマップ (slope = 1.28) と 2019 年のマップ (slope = 1.26) では傾きが

1.2 を超え、2018 年のマップ (slope = 1.06) と比較して、過大評価の度合いは大きい。また、Table 3-3 や Figure 3-5(b)から読み取れるように、2018 年のマップでは北海道や東北、北陸地方等の合計水田面積の大きい地域で合計水田面積を過大評価し、西日本地域の合計水田面積の小さい地域で過小評価する傾向がある。R²については、2018 年のマップ (R² = 0.97) で最も高い値であったが、2017 年 (R² = 0.93) と 2019 年 (R² = 0.92) のマップでも 0.9 を超える高い値であり、第二章で比較検証に使用した TY マップ (R² = 0.77) と JAXA マップ (R² = 0.78) よりも高い値であった。さらに、水田マップから算出された合計水田面積と統計値の誤差の大きさを示す MSE では、2018 年のマップ (MSE = 4,072) で最も誤差が小さく、合計水田面積の統計値の再現性が高かった。2017 年 (MSE = 25,719) と 2019 年のマップ (MSE = 23,460) では、水田面積の大きな北海道で大きく過大評価した影響等により、2018 年のマップより誤差が大きくなった。また、2017 年と 2019 年のマップの MSE は第二章の既存マップと比較すると、JAXA マップ (MSE = 77,310) より小さく、TY マップ (MSE = 23,474) と同程度であった。

Table 3-3(a). 三ヵ年水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値 (飼料用含む) との比較 (北海道～関東地方)。100%は統計値との一致を示す。

Prefecture	2017		2018		2019	
	S-1	S-1 & S-2	S-1	S-1 & S-2	S-1	S-1 & S-2
Hokkaido	197.4%	176.6%	218.4%	110.4%	330.8%	181.7%
Aomori	130.7%	129.8%	147.1%	135.8%	194.6%	130.8%
Iwate	124.1%	120.1%	120.2%	102.6%	160.3%	117.9%
Miyagi	137.1%	136.4%	133.8%	113.4%	148.0%	116.2%
Akita	120.2%	119.5%	124.6%	118.5%	142.8%	126.5%
Yamagata	127.7%	127.4%	123.6%	99.4%	134.0%	116.3%
Fukushima	115.4%	113.3%	118.3%	94.1%	122.5%	109.7%
Ibaraki	135.3%	126.3%	122.5%	109.4%	155.7%	123.8%
Tochigi	128.2%	117.7%	115.7%	98.5%	141.5%	120.9%
Gunma	180.8%	171.6%	162.7%	110.3%	190.7%	188.4%
Saitama	129.6%	116.9%	129.5%	113.4%	167.6%	136.0%
Chiba	114.0%	99.0%	121.1%	112.9%	144.0%	109.4%
Tokyo	761.0%	697.9%	736.1%	502.3%	765.1%	707.8%
Kanagawa	102.8%	97.6%	124.6%	113.8%	156.6%	155.3%

Table 3-3(b). 三ヵ年水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値（飼料用含む）との比較（北陸地方～九州地方）。100%は統計値との一致を示す。

Prefecture	2017		2018		2019	
	S-1	S-1 & S-2	S-1	S-1 & S-2	S-1	S-1 & S-2
Niigata	126.6%	123.6%	125.1%	112.1%	124.4%	110.4%
Toyama	144.7%	142.0%	118.2%	115.9%	149.7%	142.1%
Ishikawa	122.3%	119.6%	119.0%	117.3%	143.9%	131.5%
Fukui	122.0%	119.5%	105.9%	93.0%	140.8%	128.8%
Yamanashi	113.1%	95.3%	114.8%	61.8%	198.6%	147.2%
Nagano	163.4%	137.2%	136.1%	90.2%	160.4%	146.6%
Gifu	125.3%	119.5%	92.0%	73.4%	142.4%	122.9%
Shizuoka	108.6%	91.4%	110.5%	85.4%	136.9%	104.5%
Aichi	120.5%	118.7%	101.1%	84.8%	140.7%	112.7%
Mie	137.7%	131.5%	117.6%	103.3%	162.8%	144.1%
Shiga	114.8%	114.0%	105.9%	96.2%	132.9%	124.0%
Kyoto	110.7%	98.7%	75.0%	65.2%	125.5%	93.8%
Osaka	60.9%	43.4%	44.2%	25.9%	93.6%	48.7%
Hyogo	114.8%	92.4%	83.0%	67.2%	125.7%	103.2%
Nara	89.0%	83.8%	57.3%	49.3%	117.1%	105.2%
Wakayama	83.3%	64.8%	69.6%	55.3%	110.4%	85.7%
Tottori	132.8%	123.0%	121.2%	104.0%	157.7%	121.9%
Shimane	112.6%	86.4%	107.0%	83.0%	147.0%	107.1%
Okayama	100.4%	82.4%	107.0%	94.5%	130.2%	96.2%
Hiroshima	104.0%	85.3%	107.3%	84.4%	142.9%	103.8%
Yamaguchi	118.7%	113.8%	97.9%	72.9%	131.9%	102.2%
Tokushima	130.1%	127.3%	138.3%	80.6%	151.0%	131.6%
Kagawa	98.4%	79.2%	100.6%	75.3%	135.3%	108.2%
Ehime	91.0%	75.3%	105.4%	82.9%	114.3%	88.6%
Kochi	104.3%	93.7%	115.9%	81.4%	131.6%	98.9%
Fukuoka	139.0%	132.4%	122.8%	104.8%	142.1%	97.6%
Saga	150.6%	143.6%	139.3%	114.0%	136.4%	103.0%
Nagasaki	104.9%	96.2%	89.3%	47.9%	87.4%	59.2%
Kumamoto	133.2%	124.5%	128.8%	87.6%	133.4%	107.8%
Oita	106.4%	98.3%	92.0%	74.9%	106.8%	92.2%
Miyazaki	163.4%	157.1%	201.5%	96.6%	200.2%	140.5%
Kagoshima	205.4%	197.7%	238.2%	140.4%	220.3%	151.9%
Okinawa	801.9%	614.4%	3153.9%	853.6%	623.3%	299.4%

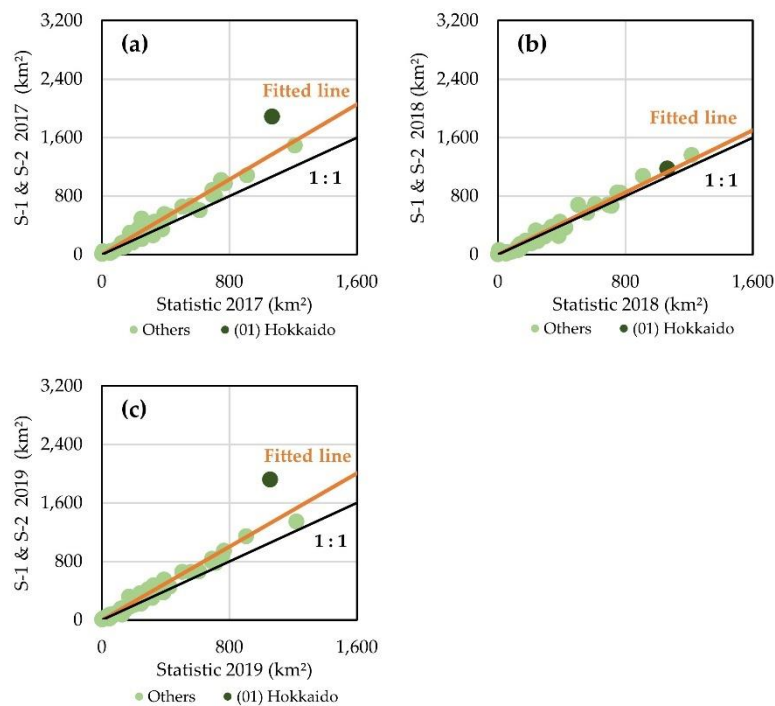


Figure 3-5. S-1 & S-2 method により作成された三ヵ年水田マップから算出される都道府県スケールの合計水田面積と統計値（飼料用含む）との比較。(a) S-1 & S-2 マップ 2017 と 2017 年の統計値 (b) S-1 & S-2 マップ 2018 と 2018 年の統計値 (c) S-1 & S-2 マップ 2019 と 2019 年の統計値。

Table 3-4. Figure 3-5 に示した水田マップから算出した都道府県スケールの合計水田面積と統計値の関係における、切片を 0 に固定した近似直線の傾き (Slope) と決定係数 (R^2)、平均二乗誤差 (MSE)。

	S-1 & S-2 method		
	2017	2018	2019
Slope	1.28	1.06	1.26
R^2	0.93	0.97	0.92
MSE (km² × km²)	25,719	4,072	23,460

第四節 考察

第三章では、第二章で開発した S-1 & S-2 method を用いて、日本全域における 2017 年から 2019 年の三年分の水田マッピングをおこなうことで、第二章で精度検証をおこなった 2018 年以外の期間での S-1 & S-2 method の有効性を検証した。水田マッピング手法における様々な期間での再現性の検証は、継続的な水田分布の把握をおこなう上で重要である。

Figure 3-5 と Table 3-3、Table 3-4 の結果からわかるように、S-1 & S-2 method を用いて 2017 年と 2019 年の衛星データから作成した水田マップは統計値と比較して、国スケール及び都道府県スケールの合計水田面積を過大評価した。水田マップの作成に使用した S-1 & S-2 method の 4 つの Mask 処理における閾値は、2018 年の水田検証圃場で観測された Sentinel-1 SAR 時系列データの値をもとに設定されている。そのため、2018 年の水田抽出にオーバーフィットした場合、それ以外の期間でマッピング精度が低下することは十分に考えられる。しかし、それを踏まえても、2017 年と 2019 年の水田マップにおける水田面積の過大評価の度合いは大きい。

2017 年の水田マップにおける合計水田面積の過大評価の要因は、湛水期間に十分な数の雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得されず、S2I mask の効果が小さかったためと考えられる。2017 年の 3 月に Sentinel-2 の 2 号機である Sentinel-2B が打ち上げられたものの、Figure 3-1 に示したように、2017 年 6 月までの期間は Sentinel-2B によって取得されたデータを使用できなかった。さらに、使用可能な 2017 年の Sentinel-2A のデータ数は 2018 年以降の 6 割弱であったため、2017 年の湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像の数が 2018 年と 2019 年に比べて少なかった。Figure 3-4 に示すように、2017 年の湛水期間に取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像が少ない傾向は日本全域で見られた。さらに、雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像数についても同様の傾向が見られ、北海道と東北を中心に雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得できなかった地域も多い。S-1 & S-2 method の S2I mask は、初期湛水期間に

雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得されない場合は効果がなく、データ数が増えるほど水田抽出の精度は高くなる。Table 3-3 は、三ヵ年マップの S2I mask を除いた S-1 method と S-1 & S-2 method で作成した水田マップから算出された都道府県スケールの合計水田面積と農水省の統計値の比較を示している。2018 年と 2019 年の水田マップでは、S-1 method で抽出された水田エリアの内、それぞれ、21.4%と 22.1%が S2I mask によって水田エリアから除外されている。一方で、2017 年のマップでは S2I mask によって除外された水田エリアはわずか 6.3%であった。さらに、湛水期間中の雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が 1 又は 0 の領域が大部分を占める北海道、東北地方、北陸地方では、2018 年と 2019 年に比べて明らかに S-1 method と S-1 & S-2 method の間の合計水田面積の変化が小さい。これらの地域は水田分布が多い地域であり、2017 年の水田マップでは S2I mask の効果が小さくなったことで、合計水田面積を大きく過大評価したと考えられる。

一方で、2019 年の水田マップにおける合計水田面積の過大評価については、湛水期間に取得された雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像の数や、S2I mask により除外された水田エリアが 2018 年のマップと大きな差がないため、S2I mask の効果による影響は小さいと考えられる。Table 3-3 から解るように、2019 年では S-1 method で作成した水田マップの日本全域での合計水田面積が 2017 年と 2018 年と比較して、それぞれ、17.7%と 20.7%大きい。そのため、S-1 method と S-1 & S-2 method に共通に含まれる 3 つの Mask 処理に過大評価の原因があると考えられる。3 つの Mask 処理の内、FA mask は Hansen らによって開発された森林マップを基にした森林領域の Mask 処理であり、三ヵ年すべてに同じ森林マップを使用しているため、2019 年の水田マップにおける過大評価の原因からは除外される。LMM mask と LV mask は、2018 年の水田検証圃場における Sentinel-1 SAR 時系列データの値を基に閾値を設定している。先に述べたように、LMM mask と LV mask の閾値が 2018 年の時系列データの値にオーバーフィットされた結果、それ以外の年で水田抽

出の精度が低下することは十分に考えられる。また、Sentinel-1 SAR の後方散乱係数の値は、近年増加傾向にある大型台風や集中豪雨などによりもたらされる浸水被害によって、水田以外の土地被覆でも湛水状態を示すような低い値を観測することがある。浸水被害を受けたエリアで水が引いた後、圃場であれば作物が栽培されたり、雑草が繁殖したりすることで、イネが栽培される水田圃場と同じような後方散乱係数の時系列変化を示す可能性がある。Sentinel-1 SAR は雲の影響を受けずに地表面の観測が可能なが大きなメリットであるが、マルチスペクトル画像と同様に、大規模な浸水被害は平常観測の障害となりうるため注意が必要である。

今回の結果からは、S-1 & S-2 method の 2018 年以外の期間での有効性を確認することはできなかった。しかしながら、本章の解析を通して、十分な数の雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得されたか否かは、S-1 & S-2 method のマッピング精度を決定する大きな要因であることがわかった。Sentinel-2 の 2 機体制の観測が安定した 2018 年以降では、2017 年のマップで見られたデータ欠損による精度低下は減る傾向にある。また、第二章でも述べたように、Sentinel-2 は今後さらに 2 機の打ち上げを予定していることから、さらなる水田抽出精度の向上と様々な期間での再現性が期待される。一方で、2019 年の水田マップでの合計水田面積の過大評価については、LMM mask と LV mask に原因があると考えられるが、正確な原因を特定することはできなかった。今後は、様々な期間の水田圃場で Sentinel-1 SAR 時系列データの分析をおこなうことで、LMM mask と LV mask の閾値について再検討していく必要がある。

第五節 まとめ

本章では、S-1 & S-2 method を用いて、日本全域の 2017 年から 2019 年の 3 ヶ年水田マップを作成することで、第二章で精度検証をおこなった 2018 年以外の期間での S-1 & S-2 method の有効性を検証した。その結果、2017 年と 2019 年の水田マップでは国スケール、都道府県スケールともに合計水田面積を大きく過大評価し、これらの期間における S-1 & S-2 method の有効性を確認できなかった。2017 年の水田マップで合計水田面積を過大評価した原因は、十分な数の雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が取得できなかったことが考えられた。2018 年以降は Sentinel-2 の 2 機体制による安定した観測がおこなわれ、尚且つ、新たな Sentinel-2 衛星の打ち上げが予定されていることから、データ欠損による精度低下は今後改善することが期待される。一方、2019 年の水田マップで合計水田面積を過大評価した原因には、LMM mask と LV mask の閾値が 2018 年の実測値にオーバーフィットしたことが挙げられるが、正確な原因を特定することはできなかった。今後は、様々な期間の水田圃場で Sentinel-1 SAR 時系列データの分析を通して、閾値の再検討をおこなう必要がある。また、多年度の水田マップを作成する場合に、すべての時期に最適化された共通の閾値を使うのか、或いは、それぞれの時期に最適化された別々の閾値を使用するのか、多年度マップを作る際の閾値の設定方法についても議論する必要がある。

第四章 日本以外の地域における S-1 & S-2 method の有効性の検証

～日本及び朝鮮半島の水田マップの作成～

第二章と第三章では、日本全域の水田を対象として S-1 & S-2 method の広域水田マッピングにおける有効性を検討してきた。そのため、S-1 & S-2 method が日本以外の水田でも有効な広域水田マッピング手法に成り得るかについては議論されていない。イネの栽培は地域によって様々な手法でおこなわれているため、汎用性の高い広域水田マッピング手法の確立には、世界の様々な地域の水田での検証が不可欠である。本章では、S-1 & S-2 method の日本以外の広域水田マッピングにおける有効性を検証する最初のステップとして、日本列島に朝鮮半島を加えた地域での精度検証をおこなう。朝鮮半島に分布する水田では、日本の水田と同じように湛水を伴う一期作がおこなわれており、イネの栽培時期も近い。ここでは、2018 年に取得された Sentinel-1 SAR 画像と Sentinel-2 マルチスペクトル画像から日本列島及び朝鮮半島での 2018 年の水田マップを作成し、各国における合計水田面積を FAO が発表する統計値と比較した。さらに、行政区画ごとの水田面積の統計値が得られた地域については、第一行政区スケールでの合計水田面積を比較した。

第一節 テストエリア

本章では、Figure 4-1 に示す日本、大韓民国（以後、韓国）、朝鮮民主主義人民共和国（以後、北朝鮮）を含む地域をテストエリアとした。国際連合食料農業機関（FAO：Food and Agriculture Organization of the United Nations）が発表する統計値（以後、FAOSTAT）によると、テストエリア全体での 2018 年の食用米の延作付面積は約 27,927 km²であった [53]。第二章で述べたように、沖縄県の一部の水田を除き、日本のほとんどの水田では米の一期作がおこなわれており、朝鮮半島でも同様に米の一期作がおこなわれている [19]。Figure 4-2 にテストエリアに含まれる 3 国の過去 20 年における合計水田面積の推移を示

す。日本と韓国では、期間を通して合計水田面積の減少傾向が見られる。さらに、北朝鮮では、2013～2015 年にかけて合計水田面積が大きく減少していることが解る。第二章では、農水省が発表する水稲の耕種期日を基に、S-1 & S-2 method を実行する上で必要となる栽培期間と初期湛水期間を設定した。しかし、日本以外の地域では詳細な耕種期日についてのデータを得ることが出来なかったため、日本以外の地域については Table 4-1 に示す日本の平均的な耕種期日を設定した。

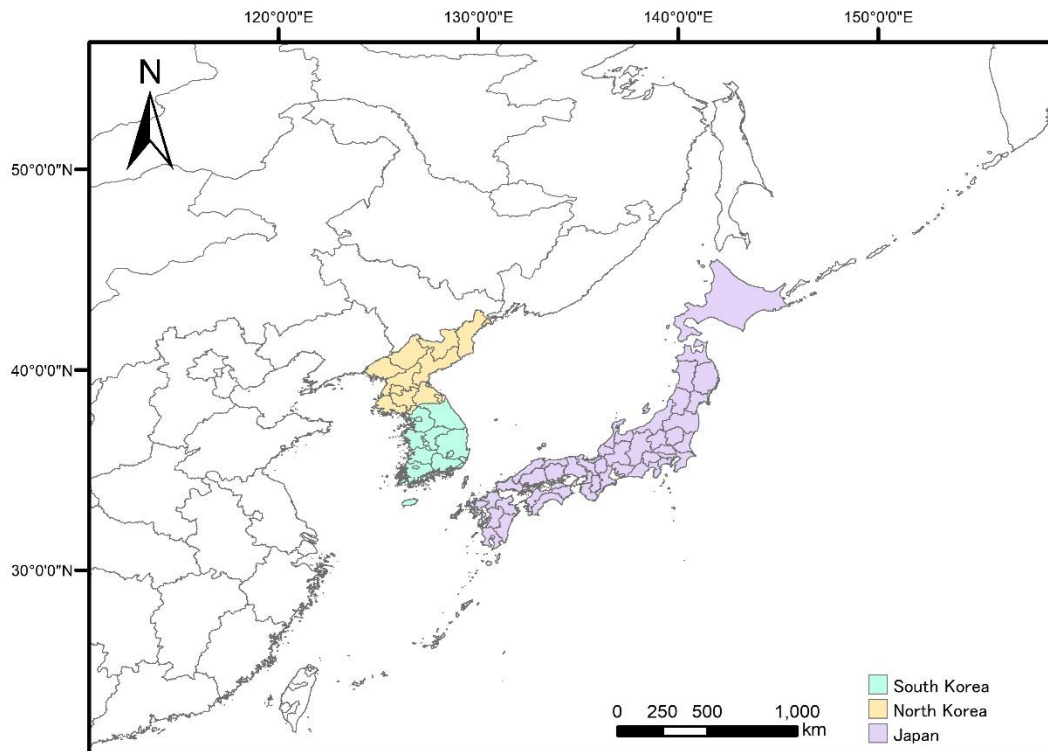


Figure 4-1. 本章のテストエリア（日本、韓国、北朝鮮を含む）。

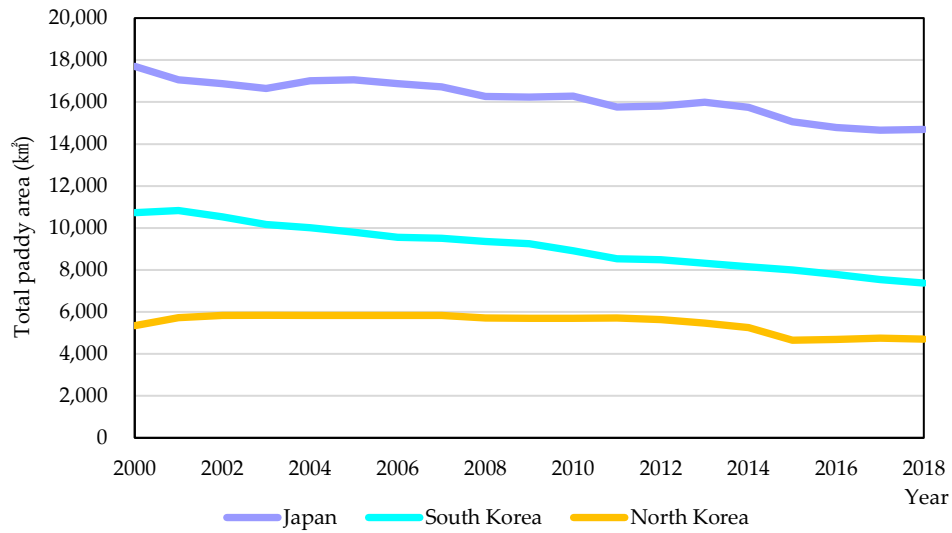


Figure 4-2. テストエリアにおける合計水田面積の推移（FAOSTAT 参照）。

Table 4-1. 本章の解析で使用した各地域における耕種期日。日本の耕種期日は第二章と同じく、農水省が発表する 2015 年から 2017 年の耕種期日の平均期日を使用。それ以外の地域では、日本の平均的な期日を設定。

Area	TS (DOY)	TE (DOY)	HE (DOY)
Japan	49-148	133-243	260-339
Korean Peninsula	120	181	273

第二節 使用データ

【衛星画像データ】

本章の水田マップ作成に使用した衛星画像データの詳細を Table 4-2 に示す。

Table 4-2. 本章で使用する Sentinel-1 SAR と Sentinel-2 マルチスペクトル画像の詳細情報

Area	Sentinel-1 SAR			Sentinel-2 MSI	
	Term	Satellite	Number	Term	Number
Japan Okinawa	19 Feb 2018 - 2 Dec 2018	1B	139	19 Feb 2018 - 25 Sep 2018	3,967
	20 Mar 2018 - 3 Nov 2018	1A	599	20 Mar 2018 - 1 Aug 2018	30,812
Korean Peninsula	30 Apr 2018 - 30 Sep 2018	1B	612	30 Apr 2018 - 30 Jul 2018	10,164

【検証用統計値】

日本と韓国については、一級行政区ごとの合計水田面積の統計値が公開されているため、国スケールと一級行政区スケールで統計値との比較をおこなった。一方で、北朝鮮については、一級行政区ごとの合計水田面積の統計値が公開されていないため、国スケールでのみ統計値との比較をおこなった。一級行政区ごとの合計水田面積の統計値について、日本では 2001 年以降の 47 都道府県ごとのデータが農水省より公表されている[34]。また、韓国では 2008 年以降の 17 の一級行政区（特別市・広域市・特別自治市・道・特別自治道）ごとのデータが韓国の統計庁より公表されている[54]。日本の 2001 年以降と韓国の 2008 年以降の国スケールの比較に使用する統計値は、一級行政区ごとの合計水田面積の統計値の合算値を使用した。

北朝鮮と、日本と韓国の上記以外の期間における国スケールの検証用統計値には、FAOSTAT の値を使用した[53]。FAO とは、経済・社会・文化・教育・保健等分野において政府間協定によって設立された世界的専門機関のうち、国連総会の承認を受け国連経済

社会理事会と連携関係協定を結んだ国連専門機関のひとつである[55]。FAOSTAT は FAO が提供する農林水産業、食料援助、土地利用等に関するオンライン統計データベースであり、1961 年から 2018 年（2020 年 10 月 1 日現在）までの各国の統値が納められている。ここでは、FAOSTAT の穀物統計に含まれる各国の水稲作付面積を使用する。この水稲作付面積は、一年間に食用水稲の作付けがおこなわれた延べ面積を示す。つまり、水稲の多期作がおこなわれている圃場では 2 回以上カウントされることになる。そのため、多期作がおこなわれている国々では、FAOSTAT の水稲作付面積の値は実際の合計水田面積より大きくなることに注意が必要である。

【既存水田マップ】

本章では、比較検証に第二章で使用した TY マップを含む 3 つの既存水田マップを使用した。TY マップ以外の 2 つの既存水田マップについて以下に詳細を示す。

○Monfreda マップ

Monfreda らは、FAOSTAT の 1997 年から 2003 年における水稲作付面積の国合計の平均値を、各国が発表する行政区ごとの合計水田面積の統計値を基にマッピングをおこなった (Figure 4-3) (以後、Monfreda マップ) [56]。空間分解能は約 10km で、それぞれのピクセル値は各ピクセルにおける水田の面積比率に値する。Monfreda マップは統計値を基に作成されているため、国スケールや行政区スケールの合計水田面積の再現性が高い。一方で、リモートセンシングを基にした水田マップと比較して、行政区画内の水田分布には不確実性が大きい。さらに、国によって使用される統計値の行政区分のステージが異なるため、詳細な行政区分での統計値が存在しない地域では水田分布の不確実性はさらに大きくなる。

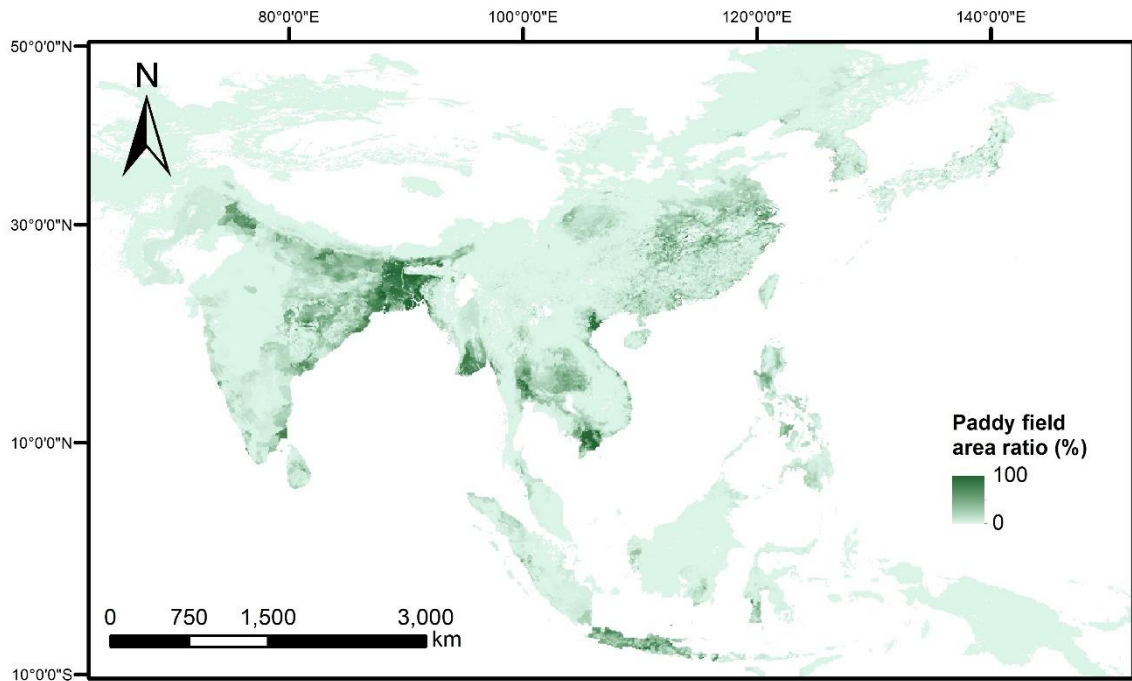


Figure 4-3. Monfreda マップ（空間分解能約 10 km）

○Dong マップ

Dong らは、各年の MODIS で取得されたマルチスペクトル画像を用いて、モンスーンアジア地域における複数年の水田マップを作成した[11,12,16,57,58]。Dong らが作成したマップは、広域にわたる水田分布の時系列変化を追うことができる希少な時系列水田マップである。ここでは、2015 年の MODIS データを用いて作成された最新の水田マップを使用する（Figure 4-4）（以後、Dong マップ）。空間分解能は 500m であり、ピクセルごとに水田がマッピングされている。

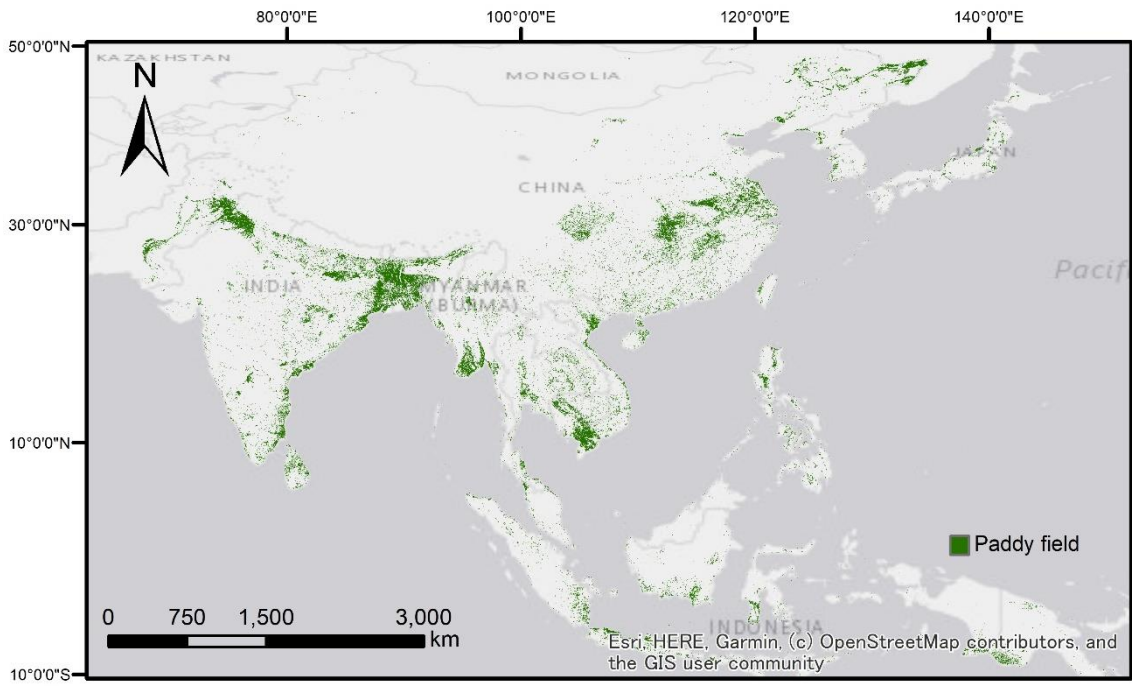


Figure 4-4. Dong マップ (空間分解能 500 m)

第三節 手法

水田マップの作成には第二章で示した S-1 & S-2 method を用いた。また、日本の水田マップは、第三章で S-1 & S-2 method を用いて作成した 2018 年の水田マップを使用した。Table 4-3 に各地域の水田マップ作成に使用した、S-1 & S-2 method における 4 つの Mask 処理の閾値を示す。第三章では、第二章で過大評価していた北海道の水田抽出に対して、LMM mask の閾値を見直すことで合計水田面積の再現性に改善が見られた。北朝鮮は、北海道と同様に緯度が高く、冷涼な気候であるため、日本の北海道と北朝鮮全域の水田抽出には、第三章で北海道の水田抽出に使用した閾値を設定した。韓国全域については、日本の北海道以外の地域と同じ閾値を設定した。

Table 4-3. 本章で使用した S-1 & S-2 method における 4 つの Mask 処理の閾値。

		FA mask	LMM mask		LV mask	S2I mask	
		Forest area (%)	VH σ^0 (dB)	Local max VH σ^0 (dB)	Local variation (dB)	LSWI - NDVI	LSWI - EVI
Japan	Hokkaido	30 >	> -23	< - 17	< 5	< = 0	< = 0
	Else	30 >	> -20	< - 17	< 5	< = 0	< = 0
South Korea	All	30 >	> -20	< - 17	< 5	< = 0	< = 0
North Korea	All	30 >	> -23	< - 17	< 5	< = 0	< = 0

第四節 結果

【日本列島及び朝鮮半島の水田マップ】

Figure 4-5 から Figure 4-7 に、S-1 & S-2 method により作成した日本列島及び朝鮮半島の水田マップと Dong マップ、TY マップ、Monfreda マップを示す。空間解像度は、S-1 & S-2 マップは 30 m、Dong マップは 500 m、TY マップは 1 km、Monfreda マップは 10 km である。4 つのマップから算出されるテストエリア全域における合計水田面積は S-1 & S-2 マップ、Dong マップ、TY マップ、Mofreda マップの順に 28,642 km²、26,180 km²、28,109 km²、32,960 km²であった。対応する年の統計値を 100%とすると、それぞれ、102.6%、90.7%、83.6%、97.6%に相当する。

次に、Figure 4-5 から Figure 4-7 の各マップの水田分布を比較する。FAOSTAT と行政区画ごとの統計値を基に作成された Mofreda マップでは、日本列島と朝鮮半島のほぼ全域に水田が分布している。特に北海道では、全域に満遍なく水田の分布が確認され、同時期の衛星データを用いて作成された TY マップで確認される北海道中央部のホットスポットは見られない。しかしながら、TY マップで見られる東北地方や北陸地方、朝鮮半島西海岸等のホットスポットの一部は Mofreda マップでも確認され、一級行政区内における水田分布もある程度は反映されていることがわかる。TY マップと S-1 & S-2 マップ又は Dong マップとの水田分布の比較については、経年に伴う水田分布の変化とマップの作成方法による影響を切り分けることが困難であるため、ここでは言及しない。S-1 & S-2 マップと Dong マップを比較すると、東日本地域や朝鮮半島に見られる水田分布のホットスポットの位置、形状ともに非常に似ていることがわかる。一方で、西日本地域の特に四国地方や九州地方では、Dong マップでは S-1 & S-2 マップと比較して水田の分布が少なく、佐賀県南部に見られるホットスポットも見られない。

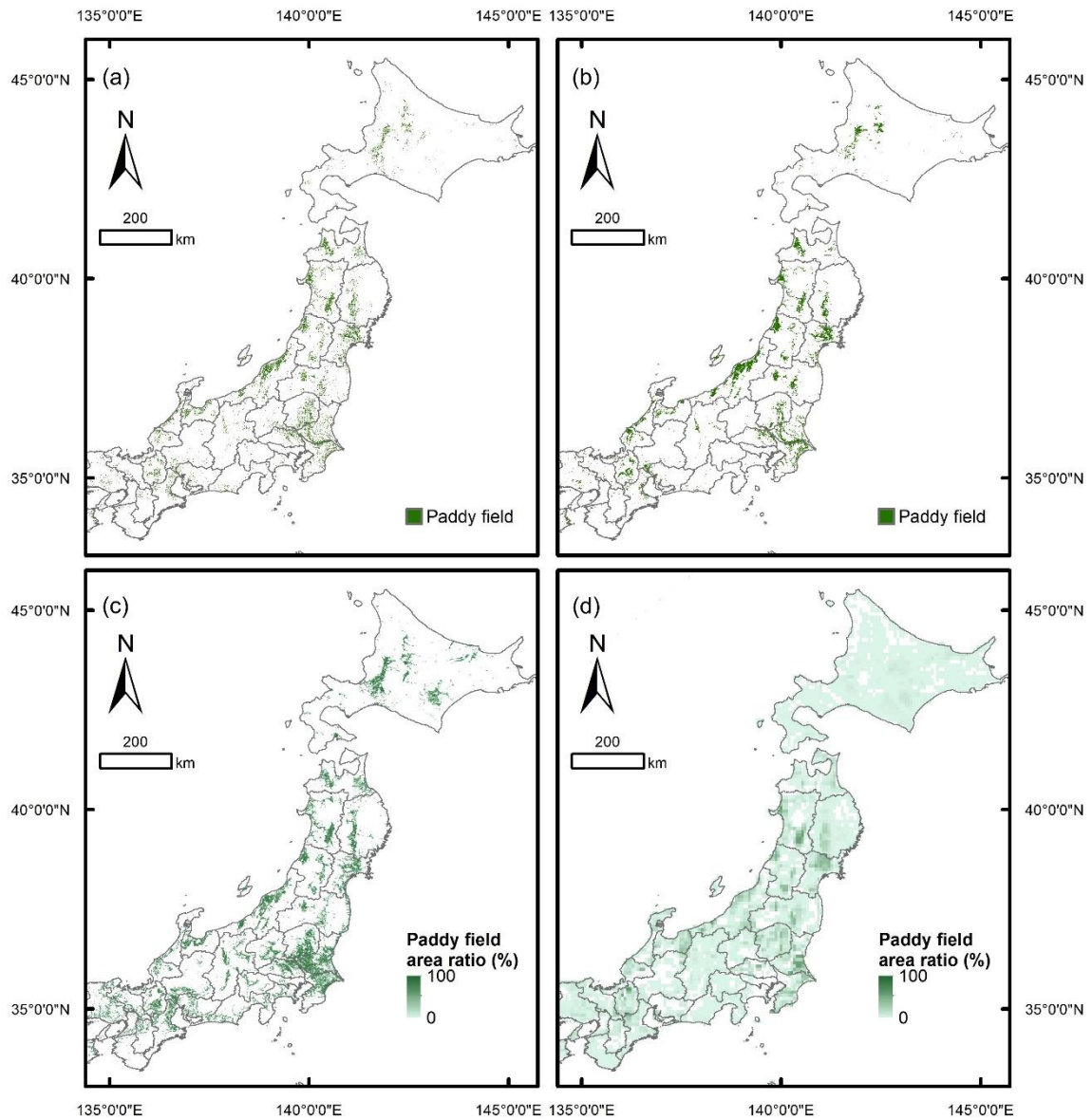


Figure 4-5. S-1 & S-2 method により作成した水田マップと既存の水田マップの東日本エリアにおける比較。(a) S-1 & S-2 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30 m) (b) 2015 年の衛星データから作成された Dong マップ (空間分解能 500 m) (c) 2000 年代初頭の衛星データから作成された TY マップ (空間分解能 1 km) (d) 2000 年前後の統計データから作成された Monfreda マップ (空間分解能 10 km)

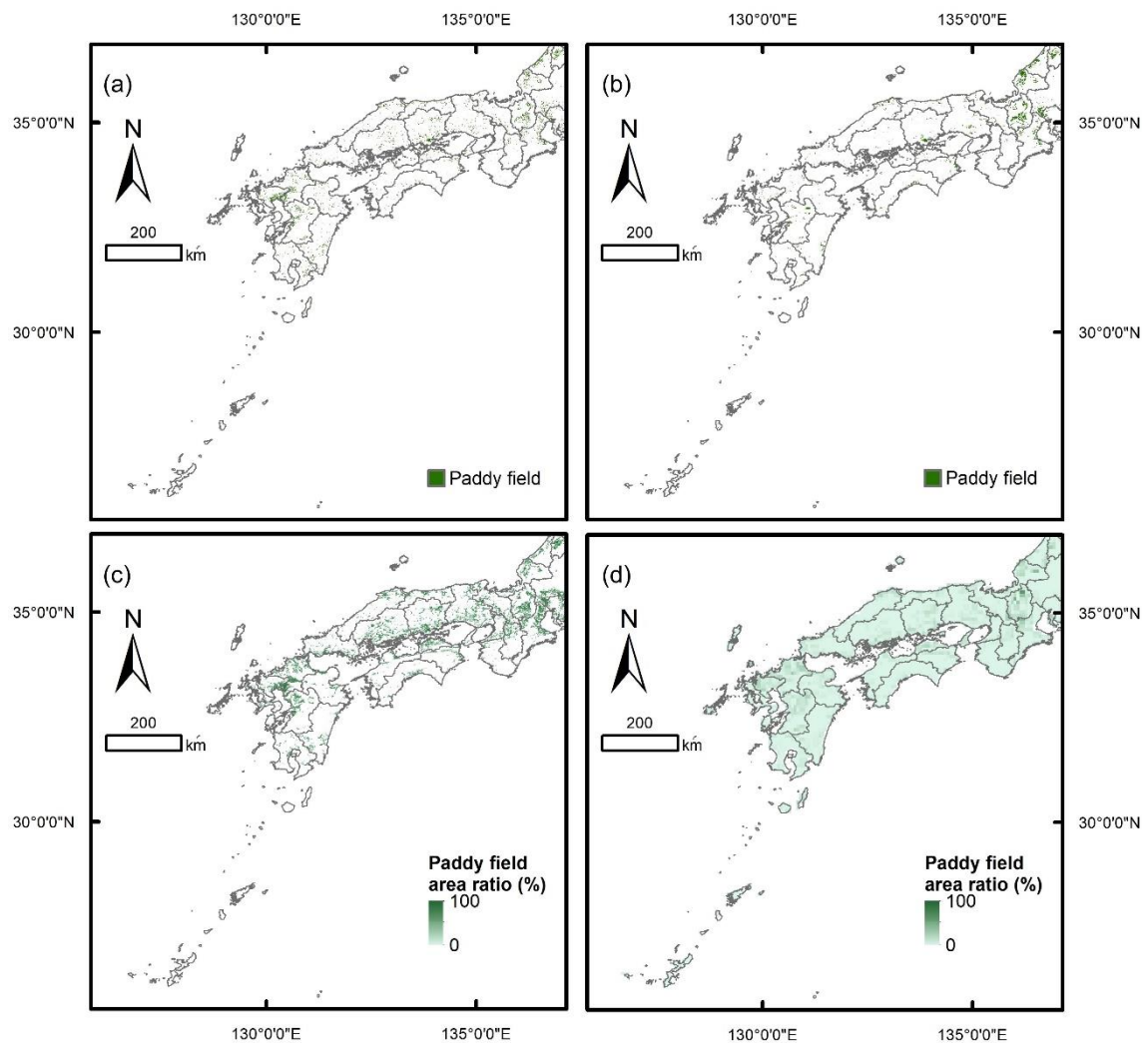


Figure 4-6. S-1 & S-2 method により作成した水田マップと既存の水田マップの西日本エリアにおける比較。(a) S-1 & S-2 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30 m) (b) 2015 年の衛星データから作成された Dong マップ (空間分解能 500 m) (c) 2000 年代初頭の衛星データから作成された TY マップ (空間分解能 1 km) (d) 2000 年前後の統計データから作成された Monfreda マップ (空間分解能 10 km)

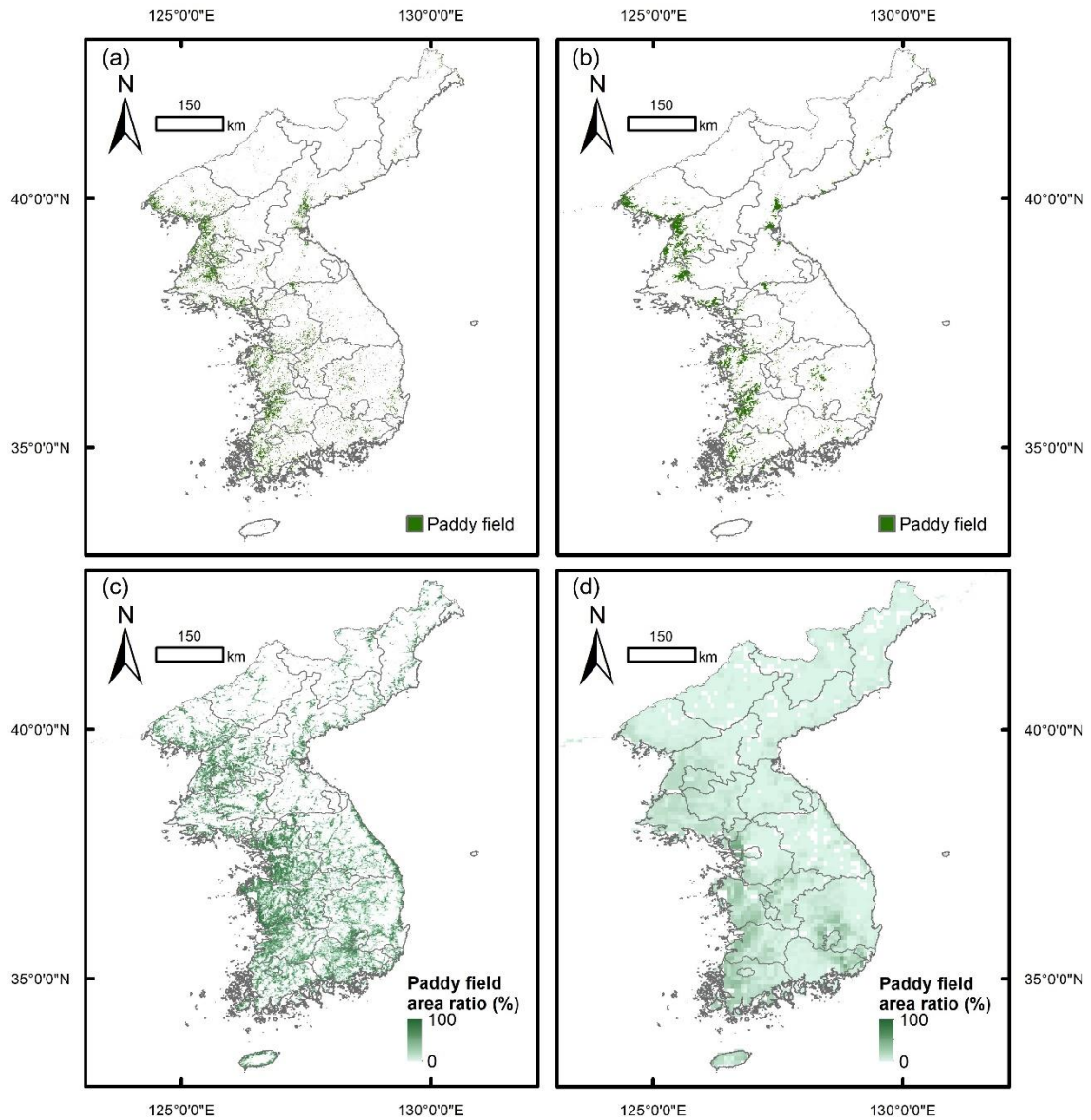


Figure 4-7. S-1 & S-2 method により作成した水田マップと既存の水田マップの朝鮮半島における比較。 (a) S-1 & S-2 method により作成された 2018 年の水田マップ (空間分解能 30 m) (b) 2015 年の衛星データから作成された Dong マップ (空間分解能 500 m) (c) 2000 年代初頭の衛星データから作成された TY マップ (空間分解能 1 km) (d) 2000 年前後の統計データから作成された Monfreda マップ (空間分解能 10 km)

【国スケールでの統計値との比較】

Figure 4-8 に、4つの水田マップから算出した国スケールの合計水田面積と統計値との関係を図示し、切片を 0 に固定した最小二乗法による近似直線を追加した。Table 4-4 に Figure 4-8 に示した近似直線の傾きと、水田マップから算出された合計水田面積と統計値の平均二乗誤差 (MSE) を示す。3つの既存マップでは傾きは1より小さく、統計値に比べて合計水田面積を過小評価する傾向 (Dong マップ : Slope = 0.93、TY マップ : Slope = 0.84、Mofreda マップ : Slope = 0.96) であったが、S-1 & S-2 マップでは Slope=1.02 とわずかに過大評価する傾向であった。国ごとに見ると、韓国ではすべてのマップで合計水田面積を過小評価した。また、日本では、S-1 & S-2 マップを除く3つのマップで合計水田面積を過小評価した。一方、北朝鮮では、S-1 & S-2 マップと Mofreda マップで合計水田面積を過大評価し、Dong マップでは統計値とほぼ同じ値、TY マップでは過小評価した。MSE は、S-1 & S-2 マップ ($MSE = 187,535 \text{ km}^2 \times \text{km}^2$) で最も小さく、国スケールの合計水田面積における統計値との誤差が最も小さかった。次に、Mofreda マップ ($MSE = 324,323$) で誤差が小さく、続いて、Dong マップ ($MSE = 1,849,450$)、TY マップ ($MSE = 3,847,281$) の順であった。

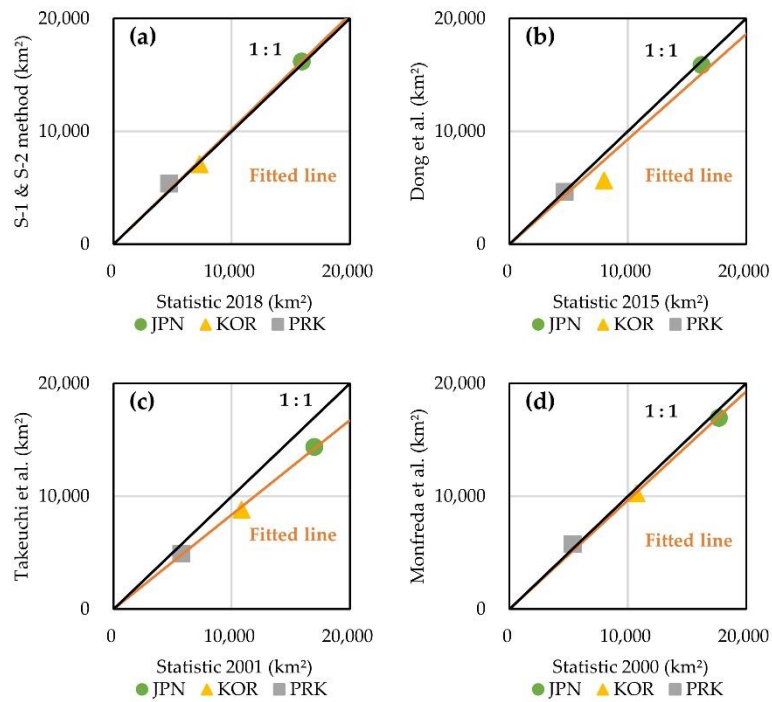


Figure 4-8. 4 つの水田マップから算出される国スケールの合計水田面積と統計値の比較検証。(a) S-1 & S-2 マップと 2018 年の統計値 (b) Dong マップと 2015 年の統計値 (c) TY マップと 2001 年の統計値 (d) Mofreda マップと 2000 年の統計値。

Table 4-4. Figure 4-8 に示した水田マップから算出した国スケールの合計水田面積と統計値の関係における、切片を 0 に固定した近似直線の傾き (Slope) と平均二乗誤差 (MSE)。

	S-1 & S-2	Dong	TY	Mofreda
Slope	1.02	0.93	0.84	0.96
MSE (km² × km²)	187,535	1,849,450	3,847,281	324,323

【一級行政区スケールでの統計値との比較】

Figure 4-9 に、4 つの水田マップから算出した一級行政区スケール（日本：47 都道府県、韓国：1 特別市、6 広域市、1 特別自治市、8 道、1 特別自治道）の合計水田面積と統計値との関係を図示し、切片を 0 に固定した最小二乗法による近似直線を追加した。2007 年以前の韓国における一級行政区スケールの統計値が得られなかったため、TY マップと Monfreda マップについては日本の 47 都道府県のみを対象にしている。また、Monfreda マップの比較には、2000 年の日本の都道府県スケールの統計値が得られなかったため、2001 年の統計値を使用している。Table 4-5 に、Figure 4-9 に示した近似直線の傾きと決定係数 (R^2)、統計値と水田マップから算出された合計水田面積の平均二乗誤差 (MSE) を示す。

4 つの水田マップと統計値との関係における近似直線の傾きはそれぞれ、S-1 & S-2 マップ：Slope = 1.03、Dong マップ：Slope = 0.94、TY マップ：Slope = 0.86、Mofreda マップ：Slope = 1.00 であり、統計値を基に作成された Monfreda マップで最も 1 に近い値であった。 R^2 については、S-1 & S-2 マップと Monfreda マップではそれぞれ、 $R^2 = 0.97$ 、 $R^2 = 0.96$ と高い値であったが、Dong マップ ($R^2 = 0.82$) と TY マップ ($R^2 = 0.77$) ではやや低い値であった。MSE は、Monfreda マップ ($MSE = 3,300 \text{ km}^2 \times \text{km}^2$) で最も小さく、一級行政区スケールの合計水田面積における統計値との誤差が最も小さかった。次に、S-1 & S-2 マップ ($MSE = 5,085$) で誤差が小さく、続いて、TY マップ ($MSE = 23,474$)、Dong マップ ($MSE = 32,660$) の順であった。S-1 & S-2 マップでは日本と韓国ともに、統計値から大きく外れた地域は見られなかった。一方、Dong マップでは日本で合計水田面積を過大評価する傾向があり、韓国では過小評価する傾向がある。

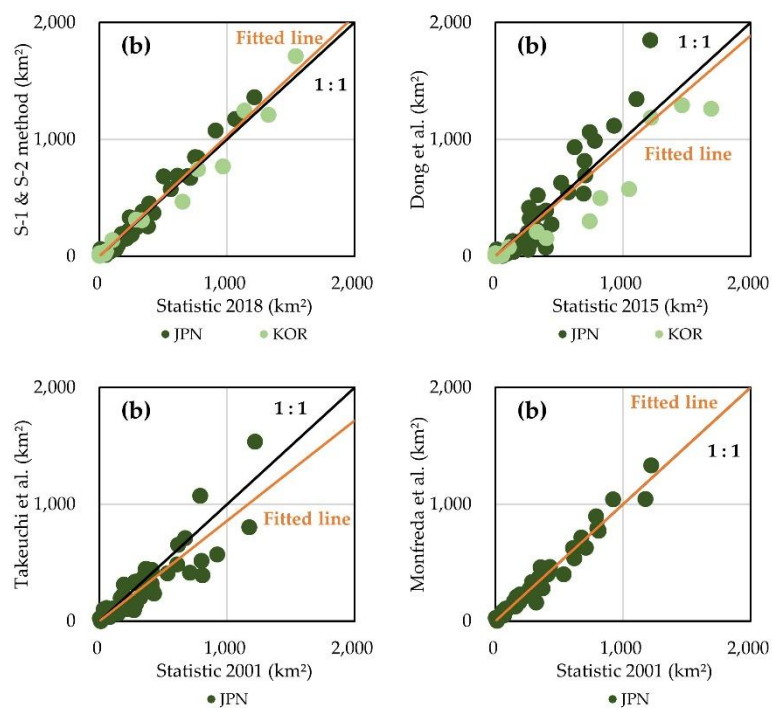


Figure 4-9. 4 つの水田マップから算出される一級行政区スケールの合計水田面積と統計値の比較検証。(a) S-1 & S-2 マップと 2018 年の統計値 (b) Dong マップと 2015 年の統計値 (c) TY マップと 2001 年の統計値 (d) Mofreda マップと 2001 年の統計値。

Table 4-5. Figure 4-9 に示した水田マップから算出した一級行政区スケールの合計水田面積と統計値の関係における、切片を 0 に固定した近似直線の傾き (Slope) と決定係数 (R^2)、平均二乗誤差 (MSE)。

	S-1 & S-2	Dong	TY	Mofreda
Slope	1.03	0.94	0.86	1.00
R^2	0.97	0.82	0.77	0.96
MSE ($\text{km}^2 \times \text{km}^2$)	5,085	32,660	23,474	3,300

第五節 考察

第四章では、第二章で開発した S-1 & S-2 method を用いて、日本列島と及び朝鮮半島における 2018 年の水田マッピングをおこなうことで、第二章と第三章で精度検証をおこなった日本以外の地域で S-1 & S-2 method の有効性を検証した。グローバルには、二期作や三期作、浮稲栽培、天水栽培、陸稲栽培など、様々な手法でイネの栽培がおこなわれているため、広域水田マッピング手法の確立には、地球上の様々な地域での精度検証が必要である。本章で新たに検証をおこなった朝鮮半島では日本とほぼ同時期にイネの栽培がおこなわれており、また栽培手法も湛水管理を伴う一期作が大部分を占める。そのため、朝鮮半島は日本での結果を比較的再現しやすい地域だと考えられ、S-1 & S-2 method のグローバル検証の第一歩として本章のテストエリアに選定した。

Figure 4-8 と Figure 4-9、Table4-4、Table4-5 の結果より、S-1 & S-2 method により作成した水田マップは既存の衛星リモートセンシングを基に作成された水田マップと比べ、国スケール及び一級行政区スケールの合計水田面積の統計値を高い精度で再現できた。さらに、国スケールでは統計値を基に作成された Monfreda マップよりも高い精度であった。しかしながら、S-1 & S-2 マップの国スケールでの統計値との比較結果を見ると、韓国では合計水田面積を過小評価（統計値を 100%とした場合、97.0%）し、北朝鮮では過大評価（114.1%）していた。この 2つの国における耕作地面積全体に占める水稲作付面積の割合は韓国で 46.2%、北朝鮮で 18.3%であり、韓国は北海道を除く日本全域（45.4%）とほぼ同等、北朝鮮は北海道（9.3%）より少し高い[53]。そのため、北朝鮮では第二章の北海道について述べたように、水田以外の耕作地面積が大きいことで、水田以外の圃場での水田の誤抽出が多くなり、合計水田面積を過大評価したと考えられる。一方、韓国では耕作地全体に占める水田の割合が北朝鮮よりも大きく、水田以外の圃場における誤抽出の影響が比較的小さかったため、合計水田面積は統計値に近い値になったと考えられる。

Figure 4-9 (a)の S-1 & S-2 マップにおける一級行政区スケールの統計値との比較を詳

しく見ると、第二章と第三章でも見られたように、日本の都道府県では合計水田面積の小さい地域で過小評価し、大きい地域で過大評価する傾向がある。しかしながら、韓国ではそのような傾向は見られず、地域ごとに多少の過大評価或いは過小評価はあるものの、統計値と大きくかけ離れた結果は見られなかった。一方、Figure 4-9 (b)から、S-1 & S-2 マップと同じく衛星リモートセンシングにより作成された Dong マップでは、日本の合計水田面積が大きい地域を大きく過大評価し、日本の合計水田面積が小さい地域と韓国のほぼ全域で過小評価していることがわかる。Dong マップが示す日本での傾向は、S-1 & S-2 マップと共通する。日本の合計水田面積が小さい都道府県は、主に西日本地域に位置する。これらの地域では温暖な気候で、Figure 2-2 に示すように 6 月に田植えがおこなわれる場合もある。これらの地域では、低温障害を被るリスクが低く、湛水管理時の水深は北海道や東北地方の水田に比べて一般的に浅い[52]。そのため、湛水期間における Sentinel-1 SAR 時系列データで、LMM mask の極小値の閾値を満たす値を観測できない可能性が考えられる。また、田植え時期が 6 月になることで湛水開始時期が雨季と重なり、雲の被覆がないマルチスペクトル画像を取得することが困難になる。そのため、Dong マップや TY アップのようにマルチスペクトル画像を基に作成された水田マップでは精度が低下すると考えられる。S-1 & S-2 マップの作成でも Sentinel-2 のマルチスペクトル画像を使用しているが、雲の被覆がないデータがないエリアでは S2I mask の効果がなくなり、水田として抽出する面積は増加するため、過小評価の原因にはならない。つまり、S-1 & S-2 マップで西日本地域の水田を過小評価した原因は、LMM mask と LV mask の閾値に課題があると考えられ、第二章で述べたように、それぞれの地域により適した閾値を再検討する必要がある。

本章の結果から、日本列島及び朝鮮半島での 2018 年の水田マッピングにおける S-1 & S-2 method の有効性を示すことができた。この地域における国スケールと一級行政区スケールの合計水田面積の再現性で、統計値を基に作成された Mofreda マップとほぼ同等の結果が得られたことは非常に大きな成果であると言える。一方で、北朝鮮での過大評価や韓国

での過小評価など、地域ごとに課題は残されている。また、朝鮮半島では、合計水田面積の統計値での検証をおこなっただけで、第二章のように、圃場単位の精度検証や実際の水田圃場での Sentinel-1 SAR 時系列データを基にした閾値の設定をおこなっていない。今後、日本以外の地域での精度を高めるため、圃場単位での検証プロセスをおこなう必要がある。

第六節 まとめ

本章では、S-1 & S-2 method を用いて、日本列島及び朝鮮半島における 2018 年の水田マップを作成することで、第二章と第三章で精度検証をおこなった日本以外の地域で、S-1 & S-2 method の有効性を検証した。その結果、S-1 & S-2 method により作成した水田マップは、既存のリモートセンシングを基に作成された水田マップと比較して、この地域での国スケールと一級行政区スケールにおける合計水田面積の統計値を高い精度で再現することができた。また、S-1 & S-2 method により作成した水田マップの精度は、統計値をベースに作成された水田マップと比較しても遜色ない結果であり、日本列島及び朝鮮半島の広域水田マッピングにおける S-1 & S-2 method の有効性を示すことができた。しかしながら、国ごとの詳細な結果を見ると、S-1 & S-2 method では北朝鮮で合計水田面積を過大評価し、韓国では過小評価した。本章の解析で使用した S-1 & S-2 method における閾値は、日本の水田検証圃場における Sentinel-1 SAR データの時系列変化を基に設定しているため、日本の水田の特徴にオーバーフィットしている可能性がある。そのため、朝鮮半島に分布する水田でも水田検証圃場を設定し、検証の精度を高める必要がある。また、本章では日本と稲作方法が似ている朝鮮半島の水田を対象を絞って検証をおこなったが、今後は、日本とは稲作方法が大きく異なる地域も含めたより広域を対象に S-1 & S-2 method の有効性を検討する必要がある。

第五章 総括

本研究では、従来の Sentinel-1 SAR 時系列データのみを用いた水田マッピング手法 (S-1 method) に、Sentinel-2 マルチスペクトル画像を補助的に活用する新しい手法 (S-1 & S-2 method) を開発し、広域水田マッピングにおける有効性を検討した。

まず、第二章では、S-1 & S-2 method の詳細を紹介し、2018 年に取得された衛星データを用いて日本全域の水田マッピングをおこない、従来の手法と比較することで新手法の有効性を検証した。S-1 & S-2 method では従来の S-1 method と比較して、水田以外の圃場における誤抽出が大幅に減少し、より精度の高い水田マッピングが可能になった。また、S-1 & S-2 method により作成された水田マップは、北海道を除く日本全域で、既存の衛星リモートセンシングを基に作成された水田マップと比較して、都道府県スケールの合計水稲作付面積の統計値を高い精度で再現した。一方で、北海道では水田以外の圃場での誤抽出の影響が大きく、合計水田面積を大きく過大評価した。

第三章では、2017 年から 2019 年に取得された衛星データを用いて、S-1 & S-2 method により日本全域の三ヵ年水田マップを作成し、第二章で検証をおこなった 2018 年以外の期間での S-1 & S-2 method の有効性を検証した。第二章で北海道の合計水田面積を大きく過大評価したため、北海道の水田マッピングでは、初期湛水期間における Sentinel-1 SAR 時系列データの閾値をより北海道の水田抽出に適した値に変更した。その結果、2018 年の水田マップでの合計水田面積の統計値に対する再現性はさらに高くなった。しかしながら、2017 年と 2019 年の水田マップでは、都道府県スケールでの合計水田面積の統計値との比較で高い再現性は見られず、2018 年以外の期間での S-1 & S-2 method の有効性を確認することは出来なかった。その理由として、2017 年は対象エリアで取得された Sentinel-2 マルチスペクトル画像の数が少なく、十分な雲の被覆がない Sentinel-2 マルチスペクトル画像が得られなかったためだと考えられる。2018 年以降は継続的に Sentinel-2 でのデータ取得がおこなわれているため、データ欠損による精度低下は減少すると期待される。一方で、

2019 年の水田マッピングで精度が低下した原因を特定することはできず、圃場単位の精度評価や Sentinel-1 SAR の時系列変化を確認するなど、さらなる詳細な検証が必要である。

第四章では、S-1 & S-2 method を用いて、日本列島及び朝鮮半島における 2018 年の水田マップを作成し、第二章と第三章で精度検証をおこなった日本以外の地域での S-1 & S-2 method の有効性を検証した。S-1 & S-2 method により作成した水田マップは、既存のリモートセンシングを基に作成された水田マップと比較して、国スケールと一級行政区スケールでの合計水田面積の統計値を高い精度で再現することができた。また、その精度は統計値をベースに作成された水田マップと比較しても遜色ない結果であり、この地域の広域水田マッピングにおける S-1 & S-2 method の有効性を示すことができた。

第二章から第四章の解析を通して、本研究では新しく開発した広域水田マッピング手法である S-1 & S-2 method の 2018 年の日本列島及び朝鮮半島における有効性を示し、高精度な水田マップを作成することができた。これらの地域は、メタンの人為排出量全体に占める水田からの排出量が高い地域であり、作成した水田マップはこの地域のより高精度なメタン排出量の推定に貢献する。さらに、この研究で得られた成果は、高精度なグローバル水田マップの実現に向けた、確実な一歩であると言える。一方で、本研究の解析では、2018 年以外の期間で S-1 & S-2 method の有効性を確認することはできなかった。また、日本列島と朝鮮半島以外の多様な稲作方式がおこなわれる地域での検証はおこなっていないため、グローバル水田マップの作成には多くの課題が残されている。まずは、S-1 & S-2 method の様々な期間での再現性を詳細に検証するため、2018 年以外の水田検証圃場における Sentinel-1 SAR の時系列変化を確認し、閾値の再検討をする必要がある。さらに、対象領域を広げ、多期作や浮稲栽培等、日本列島や朝鮮半島の水田とは大きく特徴の異なる水田での検証が必要である。

今日、ビジネスや日々の生活においても、気候変動や地球温暖化という言葉を目にしない日はない。温室効果ガスに関わる様々な研究がおこなわれているものの、二酸化炭素に次

いで地球温暖化への寄与が大きな温室ガスであるメタンの排出量の推定には依然として不
確実性が大きい。そのため、主要なメタン排出源である水田の分布を正確に把握することは、
メタン排出量の推定をより正確に行う上で非常に重要である。今後は、残された課題を確実
にクリアすることで、高精度なグローバル水田マップの完成を目指す。

参考文献

1. Elert, E. Rice by the numbers: A good grain. *Nature* 2014, *514*, S50–S51.
2. Kiritani, K. Integrated Biodiversity Management in Paddy Fields: Shift of Paradigm From IPM Toward IBM. *Integr. Pest Manag. Rev.* 2000, *5*, 175–183.
3. Lu, J.; Li, X. Review of rice–fish–farming systems in China — One of the Globally Important Ingenious Agricultural Heritage Systems (GIAHS). *Aquaculture* 2006, *260*, 106–113.
4. Bouman, B.A.M.; Humphreys, E.; Tuong, T.P.; Barker, R. Rice and Water. In *Advances in Agronomy*; Sparks, D.L., Ed.; Academic Press, 2007; Vol. 92, 187–237.
5. Malhi, Y.; Roberts, J.T.; Betts, R.A.; Killeen, T.J.; Li, W.; Nobre, C.A. Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. *Science* 2008, *319*, 169–172.
6. Shukla, J.; Nobre, C.; Sellers, P. Amazon Deforestation and Climate Change. *Science* 1990, *247*, 1322–1325.
7. Stocker, T.F.; Qin, D.; Plattner, G.K.; Tignor, M.; Allen, S.K.; Boschung, J.; Nauels, A.; Xia, Y.; Bex, V.; Midgley, P.M. Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. *Clim. Change* 2013.
8. Ito, A.; Tohjima, Y.; Saito, T.; Umezawa, T.; Hajima, T.; Hirata, R.; Saito, M.; Terao, Y. Methane budget of East Asia, 1990–2015: A bottom-up evaluation. *Sci. Total Environ.* 2019, *676*, 40–52.
9. LP DAAC - MCD12Q1 Available online: <https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd12q1v006/> (accessed on Dec 11, 2020).
10. Thenkabail, P.S.; Knox, J.W.; Ozdogan, M.; Gumma, M.K.; Congalton, R.G.; Wu, Z.T.; Milesi, C.; Finkral, A.; Marshall, M.; Mariotto, I.; et al. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security: how can remote sensing help? *PEampRS Photogramm. Eng. Amp Remote Sens.* 2012, *78*, 773–782.
11. Xiao, X.; Boles, S.; Liu, J.; Zhuang, D.; Frohling, S.; Li, C.; Salas, W.; Moore, B. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sens. Environ.* 2005, *95*, 480–492.
12. Xiao, X.; Boles, S.; Frohling, S.; Li, C.; Babu, J.Y.; Salas, W.; Moore, B. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sens. Environ.* 2006, *100*, 95–113.
13. Clauss, K.; Yan, H.; Kuenzer, C. Mapping Paddy Rice in China in 2002, 2005, 2010 and 2014 with MODIS Time Series. *Remote Sens.* 2016, *8*, 434.

14. Ozdogan, M.; Gutman, G. A new methodology to map irrigated areas using multi-temporal MODIS and ancillary data: An application example in the continental US. *Remote Sens. Environ.* 2008, *112*, 3520–3537.
15. Sun, H.; Huang, J.; Huete, A.R.; Peng, D.; Zhang, F. Mapping paddy rice with multi-date moderate-resolution imaging spectroradiometer (MODIS) data in China. *J. Zhejiang Univ.-Sci. A* 2009, *10*, 1509–1522.
16. Zhang, G.; Xiao, X.; Biradar, C.M.; Dong, J.; Qin, Y.; Menarguez, M.A.; Zhou, Y.; Zhang, Y.; Jin, C.; Wang, J.; et al. Spatiotemporal patterns of paddy rice croplands in China and India from 2000 to 2015. *Sci. Total Environ.* 2017, *579*, 82–92.
17. Takeuchi, W.; Yasuoka, Y. Mapping of fractional coverage of paddy fields over East Asia using MODIS data. *J. Jpn. Soc. Photogramm. Remote Sens.* 2004, *43*, 20–33.
18. Takeuchi, W.; Yasuoka, Y. 11 Subpixel Mapping of Rice Paddy Fields over Asia Using MODIS Time Series. *Remote Sens. Glob. Crop. Food Secur.* 2009, 281.
19. Dong, J.; Xiao, X.; Menarguez, M.A.; Zhang, G.; Qin, Y.; Thau, D.; Biradar, C.; Moore, B. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine. *Remote Sens. Environ.* 2016, *185*, 142–154.
20. Xiong, J.; Thenkabail, P.S.; Gumma, M.K.; Teluguntla, P.; Poehnelt, J.; Congalton, R.G.; Yadav, K.; Thau, D. Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2017, *126*, 225–244.
21. Zhang, X.; Wu, B.; Ponce-Campos, G.E.; Zhang, M.; Chang, S.; Tian, F. Mapping up-to-Date Paddy Rice Extent at 10 M Resolution in China through the Integration of Optical and Synthetic Aperture Radar Images. *Remote Sens.* 2018, *10*, 1200.
22. Gorelick, N.; Hancher, M.; Dixon, M.; Ilyushchenko, S.; Thau, D.; Moore, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens. Environ.* 2017, *202*, 18–27.
23. Torbick, N.; Chowdhury, D.; Salas, W.; Qi, J. Monitoring Rice Agriculture across Myanmar Using Time Series Sentinel-1 Assisted by Landsat-8 and PALSAR-2. *Remote Sens.* 2017, *9*, 119.
24. Onojeghuo, A.O.; Blackburn, G.A.; Wang, Q.; Atkinson, P.M.; Kindred, D.; Miao, Y. Mapping paddy rice fields by applying machine learning algorithms to multi-temporal Sentinel-1A and Landsat data. *Int. J. Remote Sens.* 2018, *39*, 1042–1067.
25. Minh, H.V.T.; Avtar, R.; Mohan, G.; Misra, P.; Kurasaki, M. Monitoring and Mapping of Rice Cropping Pattern in Flooding Area in the Vietnamese Mekong Delta Using Sentinel-1A Data: A Case of An Giang Province. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2019, *8*, 211.

26. Tian, H.; Wu, M.; Wang, L.; Niu, Z. Mapping Early, Middle and Late Rice Extent Using Sentinel-1A and Landsat-8 Data in the Poyang Lake Plain, China. *Sensors* 2018, *18*, 185.
27. Nguyen, D.B.; Gruber, A.; Wagner, W. Mapping rice extent and cropping scheme in the Mekong Delta using Sentinel-1A data. *Remote Sens. Lett.* 2016, *7*, 1209–1218.
28. Clauss, K.; Ottinger, M.; Kuenzer, C. Mapping rice areas with Sentinel-1 time series and superpixel segmentation. *Int. J. Remote Sens.* 2018, *39*, 1399–1420.
29. Bazzi, H.; Baghdadi, N.; El Hajj, M.; Zribi, M.; Minh, D.H.T.; Ndikumana, E.; Courault, D.; Belhouchette, H. Mapping Paddy Rice Using Sentinel-1 SAR Time Series in Camargue, France. *Remote Sens.* 2019, *11*, 887.
30. Mandal, D.; Kumar, V.; Bhattacharya, A.; Rao, Y.S.; Siqueira, P.; Bera, S. Sen4Rice: A Processing Chain for Differentiating Early and Late Transplanted Rice Using Time-Series Sentinel-1 SAR Data With Google Earth Engine. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2018, *15*, 1947–1951.
31. Singha, M.; Dong, J.; Zhang, G.; Xiao, X. High resolution paddy rice maps in cloud-prone Bangladesh and Northeast India using Sentinel-1 data. *Sci. Data* 2019, *6*, 1–10.
32. Mansaray, L.R.; Huang, W.; Zhang, D.; Huang, J.; Li, J. Mapping Rice Fields in Urban Shanghai, Southeast China, Using Sentinel-1A and Landsat 8 Datasets. *Remote Sens.* 2017, *9*, 257.
33. Inoue, S.; Ito, A.; Yonezawa, C. Mapping Paddy Fields in Japan by Using a Sentinel-1 SAR Time Series Supplemented by Sentinel-2 Images on Google Earth Engine. *Remote Sens.* 2020, *12*, 1622.
34. E-Stat Available online: <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/?page=1> (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
35. Okinawa General Bureau Available online: <http://www.ogb.go.jp/> (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
36. MAFF Available online: https://www.maff.go.jp/j/study/suito_sakugara/ (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
37. ESA Available online: <https://earth.esa.int/web/guest/home> (accessed on Dec 11, 2020).
38. Li, X.; Zhang, C.; Li, W. Building block level urban land-use information retrieval based on Google Street View images. *GIScience Remote Sens.* 2017, *54*, 819–835.
39. Berland, A.; Lange, D.A. Google Street View shows promise for virtual street tree surveys. *Urban For. Urban Green.* 2017, *21*, 11–15.

40. Oda, K.; Rupprecht, C.D.D.; Tsuchiya, K.; McGreevy, S.R. Urban Agriculture as a Sustainability Transition Strategy for Shrinking Cities? Land Use Change Trajectory as an Obstacle in Kyoto City, Japan. *Sustainability* 2018, *10*, 1048.
41. Agricultural Polygon by MAFF Available online: <https://www.maff.go.jp/j/tokei/porigon/hudeporidl.html> (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
42. JAXA ALOS projects Available online: https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/lulc/lulc_jindex.htm (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
43. Sentinel-1 Algorithms Available online: <https://developers.google.com/earth-engine/guides/sentinel1> (accessed on Dec 11, 2020).
44. Sentinel-2 MSI Available online: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2_SR (accessed on Dec 11, 2020).
45. Hansen, M.C.; Potapov, P.V.; Moore, R.; Hancher, M.; Turubanova, S.A.; Tyukavina, A.; Thau, D.; Stehman, S.V.; Goetz, S.J.; Loveland, T.R.; et al. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* 2013, *342*, 850–853.
46. Chandrasekar, K.; Sai, M.V.R.S.; Roy, P.S.; Dwevedi, R.S. Land Surface Water Index (LSWI) response to rainfall and NDVI using the MODIS Vegetation Index product. *Int. J. Remote Sens.* 2010, *31*, 3987–4005.
47. Carlson, T.N.; Ripley, D.A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sens. Environ.* 1997, *62*, 241–252.
48. Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 2002, *83*, 195–213.
49. Jin, C.; Xiao, X.; Dong, J.; Qin, Y.; Wang, Z. Mapping paddy rice distribution using multi-temporal Landsat imagery in the Sanjiang Plain, northeast China. *Front. Earth Sci.* 2016, *10*, 49–62.
50. Story, M.; Congalton, R.G. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 1986, *52*, 397–399.
51. MAFF Available online: https://www.maff.go.jp/j/wpaper/w_maff/h22_h/trend/part1/chap2/c7_01_05.html (accessed on Dec 11, 2020). (in Japanese)
52. Otsuka, K. et al. 「寒冷地における水田水管理の特性」. *Journal of the Agricultural Engineering Society*, 1984, 52.11: 977-983, a1. (in Japanese)
53. FAOSTAT Available online: <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC> (accessed on Dec 11, 2020).
54. Statistics Korea Available online: <http://kostat.go.kr/portal/korea/index.action> (accessed on Dec 11, 2020).

55. Food and Agriculture Organization of the United Nations Available online: <http://www.fao.org/home/en/> (accessed on Dec 11, 2020).
56. Monfreda, C.; Ramankutty, N.; Foley, J.A. Farming the planet: 2. Geographic distribution of crop areas, yields, physiological types, and net primary production in the year 2000. *Glob. Biogeochem. Cycles* 2008, *22*, 1.
57. Zhang, G.; Xiao, X.; Dong, J.; Kou, W.; Jin, C.; Qin, Y.; Zhou, Y.; Wang, J.; Menarguez, M.A.; Biradar, C. Mapping paddy rice planting areas through time series analysis of MODIS land surface temperature and vegetation index data. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2015, *106*, 157–171.
58. Zhang, G.; Xiao, X.; Dong, J.; Xin, F.; Zhang, Y.; Qin, Y.; Doughty, R.B.; Moore, B. Fingerprint of rice paddies in spatial–temporal dynamics of atmospheric methane concentration in monsoon Asia. *Nat. Commun.* 2020, *11*, 554.

謝辞

学部 4 年生の研究室配属時からご指導頂きましたフィールド社会技術学分野の米澤千夏先生に心より感謝申し上げます。遠方からの就学で何かと不便が多かったと思いますが、いつも丁寧にご指導頂きまして誠にありがとうございました。本博論研究のきっかけを与えてくださり、また、3 年間、最も身近でご指導頂きました国立環境研究所地球環境センター物質循環モデリング・解析研究室の伊藤昭彦室長に心より感謝申し上げます。4 年以上研究のブランクがあったにも関わらず、研究者として就業の機会を頂き、また、国際学会での発表など様々なサポートを頂きまして誠にありがとうございました。本博士論文の審査をお引き受けくださいました栽培植物環境科学分野の西田瑞彦先生、土壌立地学分野の牧野知之先生、農業経営経済学分野の石井圭一先生に心より感謝申し上げます。