

2. 3. 8 業務実施報告

以上の成果や課題を業務実施報告書に記載した。また、別途、作業計画書および研究会、打ち合わせ会議等資料を作成した。納入物品を以下に示す。

- ① 作業計画書（電磁的記録媒体） 2部（契約締結後5日以内）
- ② 研究会、打ち合わせ会議等資料（電磁的記録媒体） 2部（終了後5日以内）
- ③ 研究会、打ち合わせ会議等議事録（電磁的記録媒体） 2部（終了後5日以内）
- ④ 業務実施報告書（電磁的記録媒体） 2部（令和2年3月13日）
- ⑤ 本業務において作成した検証データセット、解析モデル等（電磁的記録媒体） 一式（令和2年3月13日）

2. 4 担当部署との打ち合わせ会議の開催

本業務の進捗を担当部署に報告・確認するため、概ね1ヶ月に1回および担当部署からの要請があった場合や、当財団が必要と判断した場合に、必要資料を作成の上、打ち合わせ会議を開催した。開催実績を表2.8に示す。打ち合わせ会議の終了後、5日以内に議事概要を作成し、担当部署の承認を受けた。

表 2.8 打ち合わせ会議実績

	開催日	内容
第1回	2019年11月5日	第1回研究会内容について。
第2回	2019年12月26日	解析範囲確定について。PALSAR-2解析について。
第3回	2020年1月30日	第2回研究会内容について。
第4回	2020年2月28日	第3回研究会内容について。

【補足】衛星データから発生させた DEM の検討

中山間地域等直接支払交付金などの日本型直接支払制度等の運用にあたっては、農用地区画ごとの土地利用状況のみならず、傾斜角度も重要な要素となる。日本国内であれば、国土地理院により、航空写真測量や航空レーザー測量による地形の更新が定期的に行われている。しかし、その更新頻度は、近年の圃場整備の更新と必ずしも整合していないことがある。一方、衛星データによる測量によっても、地形を計測することができる。衛星は常に地表を観測していることから、衛星データによって発生させた地形情報（Digital Elevation Model: DEM）が中山間地域等直接支払交付金の制度が要求する地形の精度を満たしていれば、圃場整備の更新に合わせて、地形を把握することができる。さらに、衛星データから発生させた DEM は、社会的な重要性から、フリーで公開されているデータもある。そこで、本業務では、国土地理院が発行しているフリーで利用できる最高解像度の DEM である「数値標高モデル 5m メッシュ（DEM5A）」を基準として、衛星データから発生させた DEM の精度を検討した。

本業務で検討した衛星データは経済産業省が製造した光学衛星センサ ASTER データから作成した ASTER/GDEM 及び JAXA が運用した ALOS-1 に搭載された光学衛星センサ PRISM から作成した AW3D30 である。なお、スペースシャトルに搭載したレーダデータから作成した SRTM3 もあるが、空間解像度が低いので検討対象としなかった。表 2.9 に空間解像度と標高精度を示す。また、本業務において地形を検討すべき地域は北杜市であることから（別海町はほぼ平坦であることから）、本検討は北杜市の解析範囲において実施した。

表 2.9 衛星データによる DEM の精度

製品名	空間解像度	標高精度	提供範囲
SRTM3	約 90m	10m 以内	陸域全球
ASTER/GDEM	約 30m	7～14m 以内	陸域全球
AW3D30	約 30m	5m 以内	陸域全球
数値標高モデル 5m メッシュ（DEM5A）	約 5m	0.3m 以内	国内の都市域・河川 流域等

解析範囲における各 DEM のラスター画像を図 2.28 に、標高の頻度分布を図 2.29 に示す。その結果、ASTER/GDEM と AW3D30 は、ほぼ DEM5A と同じ傾向であった。次に、各 DEM の相関を検討した結果（図 2.30）、本地域では ASTER/GDEM よりも AW3D30 の方が、DEM5A との相関が高かった。このことから、DEM5A との詳細な比較は AW3D30 とした。DEM5A の空間解像度は 5m であり、AW3D30 は 30m であることから、DEM5A の空間解像度を 30m にリサンプリングして比較した。DEM5A と AW3D30 の傾斜区分図を

図 2.31 に、頻度分布図を図 2.32 に示す。その結果、AW3D30 と空間解像度をリサンプリングした DEM5A は、ほぼ同じ傾向を示すことが分かった。次に、連続して傾斜地にある実際の協定農用地を対象に地形断面図を比較した。比較した側線の位置を図 2.33 に、縦断面図を図 2.34 に示す。なお、DEM5A との比較を直接するために、DEM5A では 5m 空間解像度と 30m 空間解像度の両方を示した。また、図 2.34 では、縦断線の標高だけでなく、傾斜も示した。その結果、DEM5A では、畦畔の法面も詳細に表現されていることが分かる。ただし、詳細に表現されすぎており、協定農用地の地形の傾斜の概要は表されていない。一方、30m 空間解像度にリサンプリングされた傾斜は、協定農用地の地形の傾斜の概要を表していると考えられる。これと AW3D30 の傾斜を比較すると、ほぼ同じ精度で地形を計測できていると考えられる。このことから、人工衛星データから生成した DEM を用いて、中山間地域等直接支払交付金の制度に用いることができる地形情報を提供できると考えられる。なお、AW3D30 の元データとなる PRISM を搭載した ALOS-1 は 2011 年以降、運用停止となっているが、同等以上の性能を持つ衛星センサ (WorldView シリーズ) によって、有償ではあるものの、AW3D30 以上の精度を持つ AW3D が利用可能である。

図 2.28 各 DEM のラスター画像

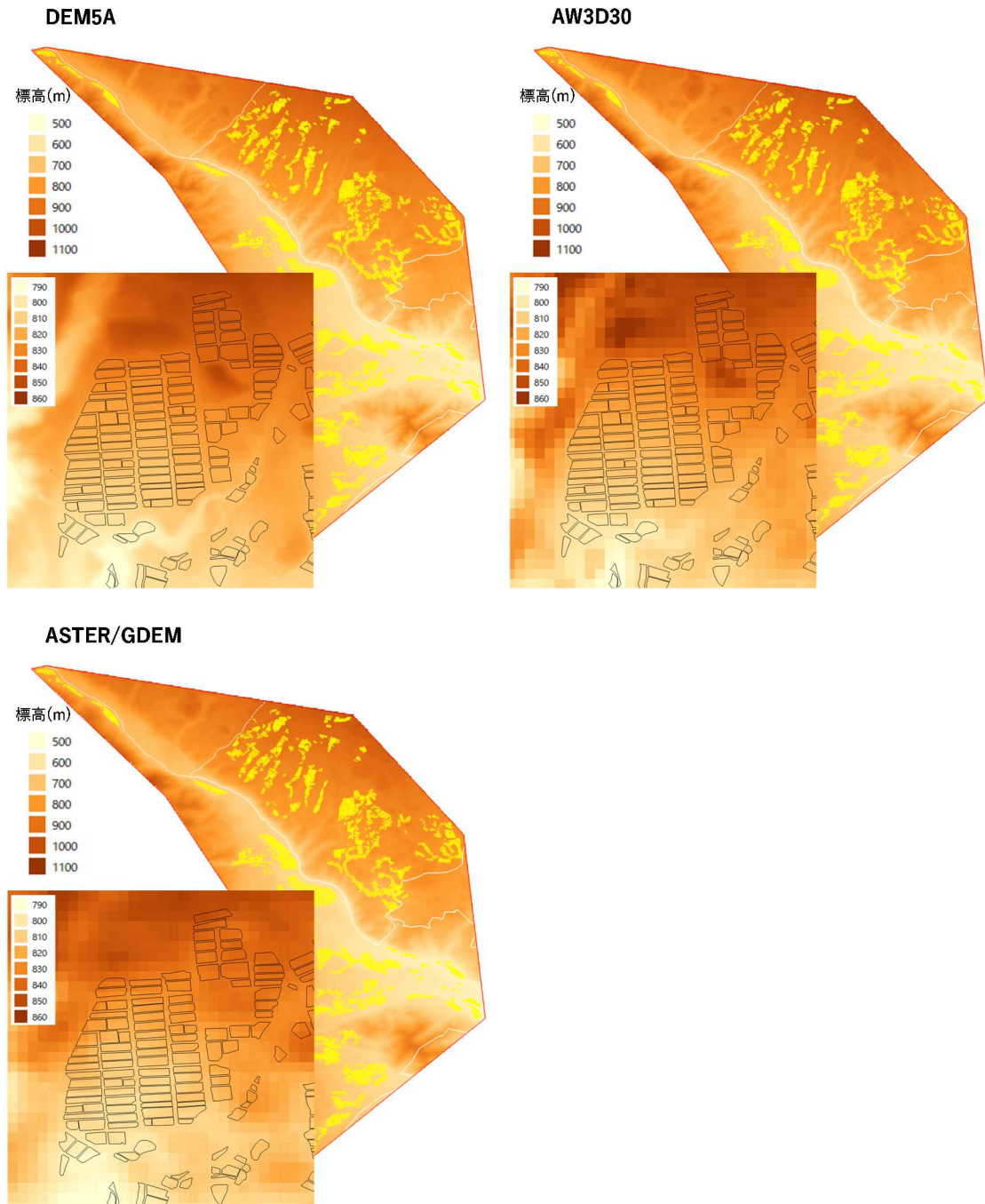
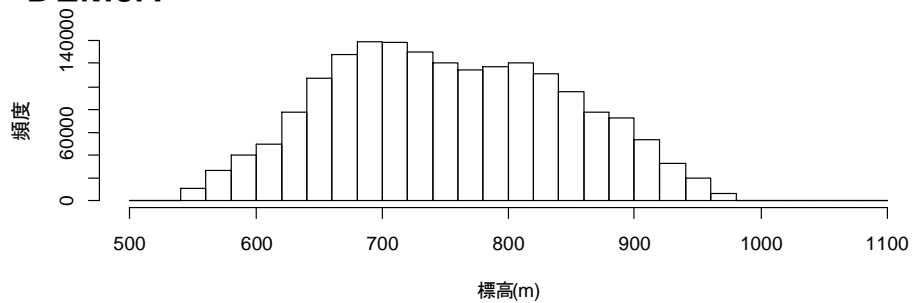
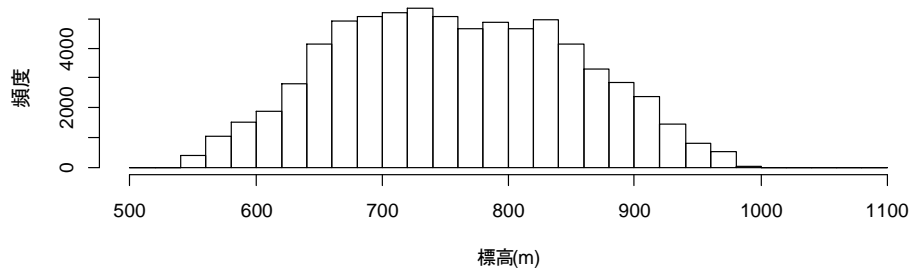


図 2.29 各 DEM の標高の頻度分布

DEM5A



AW3D30



ASTER/GDEM

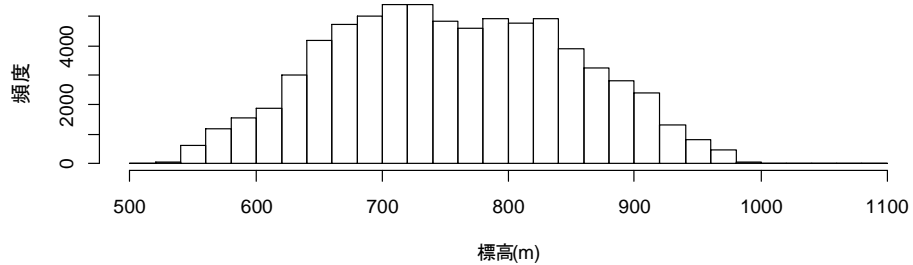


図 2.30 各 DEM の相関

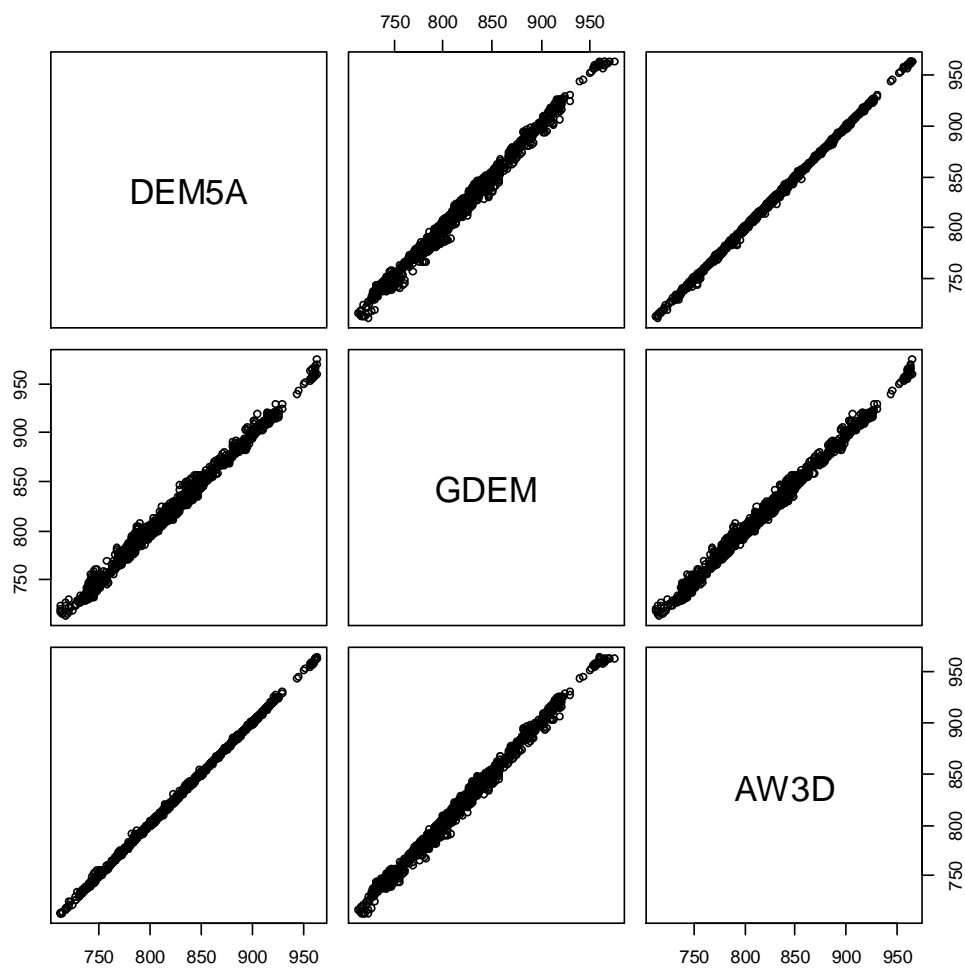
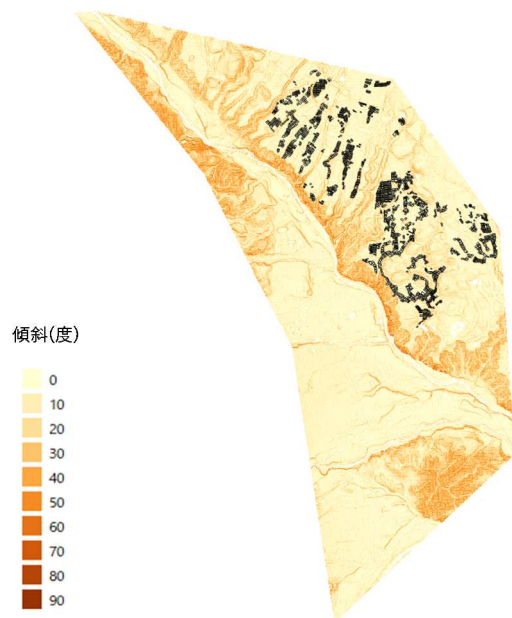
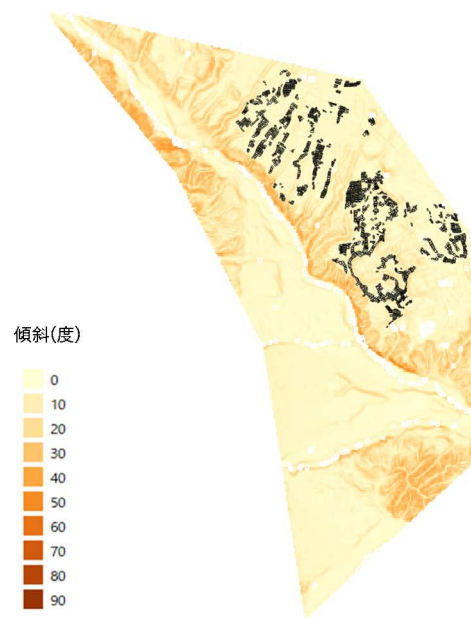


図 2.31 DEM5A と AW3D30 の傾斜区分図

DEM5A (解像度約5m)



DEM5A (解像度約30m)



AW3D30 (解像度約30m)

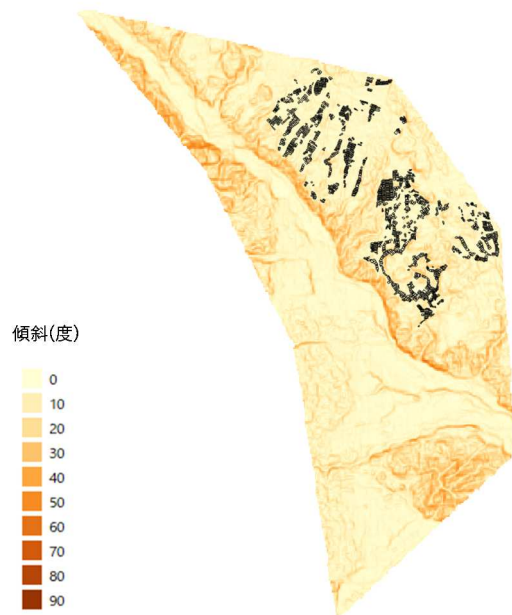
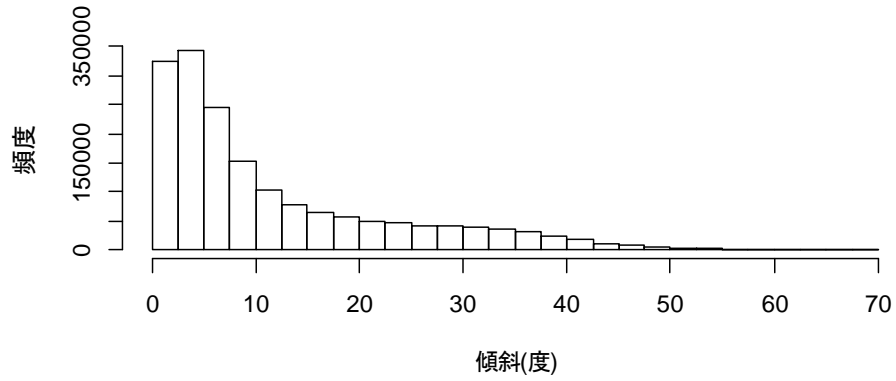
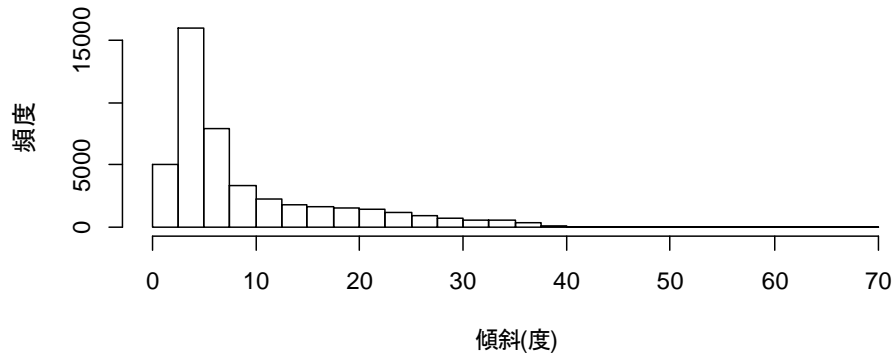


図 2.32 DEM5A と AW3D30 の頻度分布図

DEM5A (解像度約5m)



DEM5A (解像度約30m)



AW3D30 (解像度約30m)

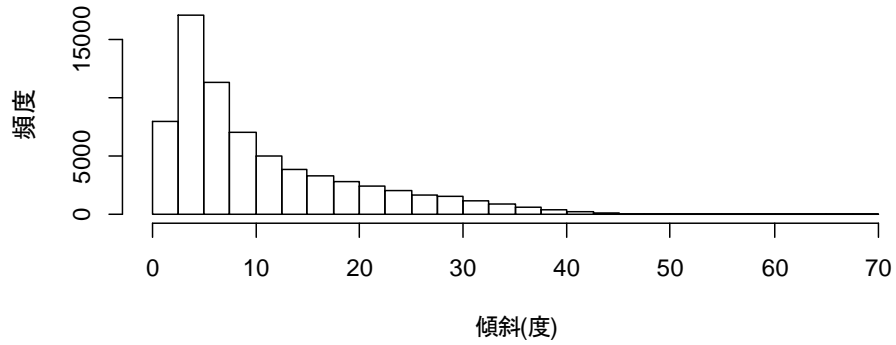


図 2.33 縦断面図位置 (DEM5A)

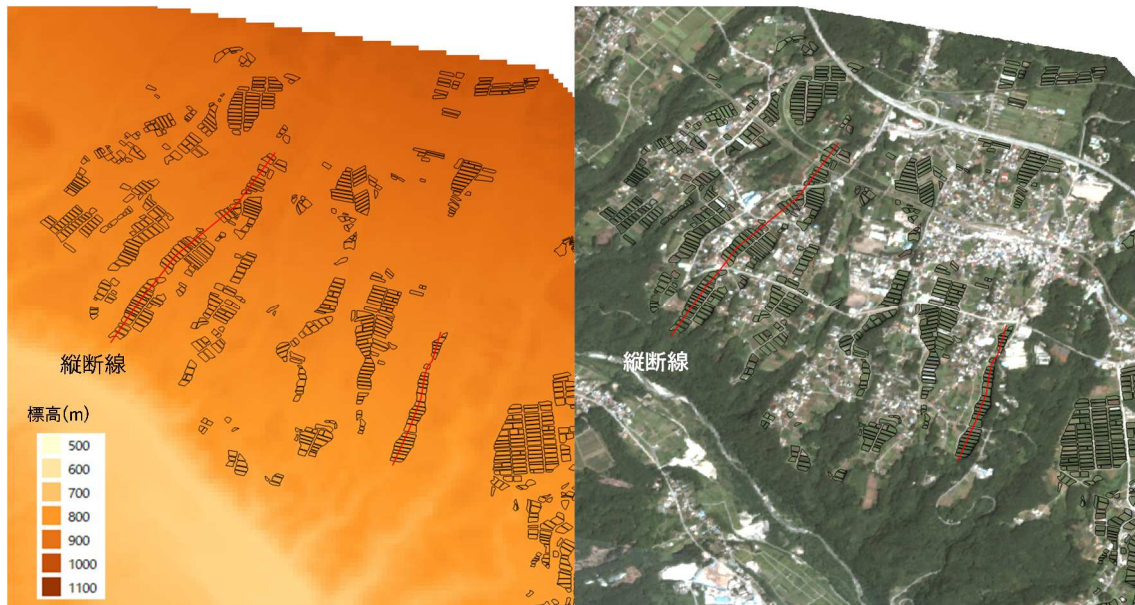
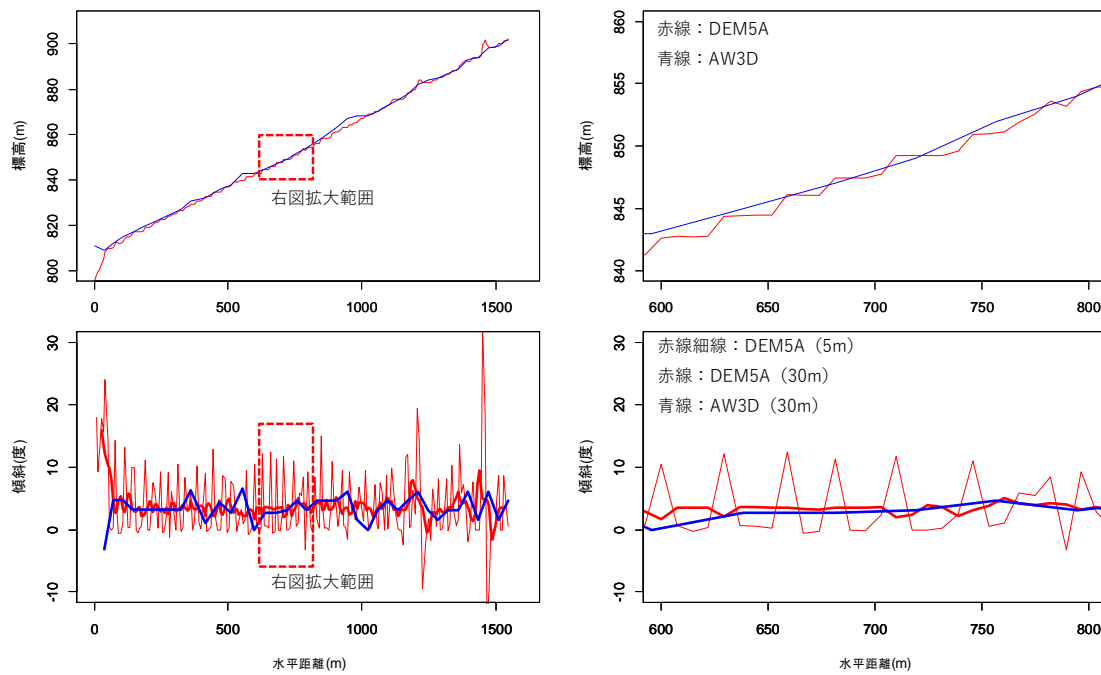


図 2.34 DEM5A と AW3D30 の縦断面図



添付資料

添付資料 1 論文リスト

添付資料 2 協定農用地の確認野帳の形式

添付資料 3 K-means 法の概要

添付資料 4 合成開口レーダ SAR の説明

添付資料 1 論文リスト

No.	論文諸元							文献調査結果					
	題名	著者	発行年	巻	号	ページ	雑誌名	解析手法	前処理	使用ソフト	使用センサ	対象作物	対象地域
1	Smallholder maize area and yield mapping at national scales with Google Earth Engine	Zhenong Jina, George Azzaria, Calum Youa Stefania Di Tommasoa, Stephen Aston, Marshall Burkea, David B. Lobella	2019	228	-	115-128	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	Sentinel-1 Sentinel-2	Maize	-
2	Field-level crop yield mapping with Landsat using a hierarchical data assimilation approach	Yanhui Kang, Mutlu Özdoğan	2019	228	-	144-163	Remote Sensing of Environment	MCMC	Kalman Filter	-	Landsat series	Maize	-
3	Machine learning and multi-sensor based modelling of woody vegetation in the Molopo Area, South Africa	Marvin Ludwig, Theunis Morgenthal, Florian Detsch, Thomas P.Higginbottom, Maite Lezama, Valdesa Thomas Nauß, Hanna Meyer	2019	222	-	195-203	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	Seintien-1 Sentinel-2	Woody Vegetation	Molopo Area, South Africa
4	Crop type mapping without field-level labels: Random forest transfer and unsupervised clustering techniques	Sherrie Wang, George Azzaria, David B.Lobella	2019	222	-	303-317	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	Fourier transform	-	Landsat series	-	US Midwest
5	Joint Deep Learning for land cover and land use classification	Ce Zhang, Isabel Sargent, Xin Pan, Huapeng Li, Andy Gardiner, Jonathon Hareem, Peter M.Atkinson	2019	221	-	173-187	Remote Sensing of Environment	MultiLayer Perceptron (MLP) Convolutional Neural Network (CNN)	-	-	VFSR	-	Southampton and Manchester
6	Satellite mapping of tillage practices in the North Central US region from 2005 to 2016	George Azzari, Patricio Grassini, Juan Ignacio , Rattalino Edreir, Shawn Conley, Spyridon Mourtzinis, David B.Lobella	2019	221	-	417-429	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	Landsat series Sentinel-1	-	The entire North Central US
7	Deep learning based multi-temporal crop classification	Liheng Zhong, Lina Hu, Hang Zhou	2019	221	-	430-443	Remote Sensing of Environment	Deep Neural Networks (DNN) Long Short-Term Memory (LSTM) One-dimensional convolutional (Conv1D) layers XGBoost Random Forest (RF) Support Vector Machine (SVM)	-	-	Landsat Enhanced Vegetation Index (EVI) time series	Economic crops	Yolo County, California
8	dPEN: deep Progressively Expanded Network for mapping heterogeneous agricultural landscape using WorldView-3 satellite imagery	Paheding Sidike, Vasit Sagan, Maitinyazi Maimaitijiang, Matthew Maimaitiyiming, Nadia Shakoor, Joel Burken, Todd Mockler, Felix B.Fritschl	2019	221	-	756-772	Remote Sensing of Environment	deep Progressively Expanded Network (dPEN)	-	-	WorldView-3	Corn and Soybean	Columbia, US
9	Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping	Patrick Griffiths, Claas Nendel, Patrick Hostert	2019	220	-	135-151	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	Sentinel-2 Landsat series	Cereals and Maize	Germany
10	Generalizing machine learning regression models using multi-site spectral libraries for mapping vegetation-impervious-soil fractions across multiple cities	Akpona Okujeni, Frank Cantera, Sam D.Cooper, Jeroen Degerickx, Uta Heiden, Patrick Hostert, Frederik Priem, Dar A.Roberts, Ben Somers, Sebastian van der Linden	2018	216	-	482-496	Remote Sensing of Environment	Support Vector Regression (SVR)	-	-	EnMAP	-	Berlin (Germany), Brussels (Belgium), and Santa Barbara (US)

No.	論文諸元							文献調査結果					
	題名	著者	発行年	巻	号	ページ	雑誌名	解析手法	前処理	使用ソフト	使用センサ	対象作物	対象地域
11	A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach	Yaping Cai, Kaiyu Guan, Jian Peng, Shaowen Wang, Christopher Seifert, Brian Wardlow, Zhan Li	2018	210	-	35-47	Remote Sensing of Environment	Deep Neural Network (DNN)	-	-	Landsat series	Corn and Soybean	US Corn Belt
12	Land cover and land use change analysis using multi-spatial resolution data and object-based image analysis	Sory I.Toure, Douglas A.Stow, Hsiao-chien Shih, John Weeks, David Lopez-Carr	2018	210	-	259-268	Remote Sensing of Environment	geographic object-based image change analysis (GEOBICA)	-	-	Landsat series	-	USA
13	Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis	Mariana Belgiu, Ovidiu Csillik	2018	204	-	509-523	Remote Sensing of Environment	time-weighted dynamic time warping (TWDTW) Random Forest	Pixel- and object-based image	-	Sentinel-2	-	Romania, Italy and California
14	Towards fine resolution global maps of crop yields: Testing multiple methods and satellites in three countries	George Azzari, Meha Jain, David B.Lobell	2017	202	-	129-141	Remote Sensing of Environment	Both SCYM and PEAKVI	-	-	Landsat series Terra & Aqua/MODIS	-	US and Zambia
15	Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications	Amanda Veloso, Stéphane Mermoz, Alexandre Bouvet, Thuy Le, Toan Milena, Planells Jean-François Dejoux, Eric Ceschia	2017	199	-	415-426	Remote Sensing of Environment	Non Machine learning	NDVI	-	Sentinel-2	wheat, rapeseed, maize, soybean and sunflower	Southwest France
16	A new method for crop classification combining time series of radar images and crop phenology information	DamianBargiel	2017	198	-	369-383	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF) and Maximum Likelihood	-	-	Sentinel-1	Grasslands, maize, canola, sugar beets and potatoe	Northern Germany
17	Early season large-area winter crop mapping using MODIS NDVI data, growing degree days information and a Gaussian mixture model	Sergii Skakun, Belen Franch, Eric Vermote, Jean-Claude Roger, Inbal Becker-Reshef, Christopher Justice, Natalia Kussul	2017	195	-	244-258	Remote Sensing of Environment	Gaussian Mixture Model (GMM)	NDVI	-	Terra and Aqua/MODIS	-	Kansas, US and Ukraine
18	Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery	Feng Gao, Martha C. Anderson, Xiaoyang Zhang, Zhengwei Yang, Joseph G. Alfieria, William P. Kustas, Rick Mueller, David M. Johnson, John H. Prueger	2017	188	-	9-25	Remote Sensing of Environment	Non Machine learning	-	-	Landsat series Terra & Aqua/MODIS	Corn and Soybean	-
19	Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform	Neil Yu, Liujun Li, Nathan Schmitz, Lei F. Tian, Jonathan A. Greenberg, Brian W. Diersa	2016	187	-	91-101	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	UAV	Soybean	-
20	A hybrid approach for detecting corn and soybean phenology with time-series MODIS data	Linglin Zeng, Brian D. Wardlow, Rui Wang, Jie Shan, Tsegaye Tadesse, Michael J.Hayes, Deren Li	2016	181	-	237-250	Remote Sensing of Environment	Shape-model fitting	-	-	MODIS 250-m Wide Dynamic Range Vegetation Index (WDRVI) time-series data and 1000-m Land Surface Temperature (LST) data	Corn and Soybean	Eastern Nebraska, US

No.	論文諸元							文献調査結果					
	題名	著者	発行年	巻	号	ページ	雑誌名	解析手法	前処理	使用ソフト	使用センサ	対象作物	対象地域
21	A generalized computer vision approach to mapping crop fields in heterogeneous agricultural landscapes	Stephanie R. Debats, Dee Luo, Lyndon D. Estes, Thomas J. Fuchs, Kelly K. Caylor	2016	179	-	201-221	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	WorldView-2	-	South Africa
22	Conterminous United States crop field size quantification from multi-temporal Landsat data	Panel L. Yan, D.P.Roy	2016	172	-	67-86	Remote Sensing of Environment	Non Machine learning	-	-	Landsat 5/TM Landsat 7/ETM+	-	US
23	Assessing fruit-tree crop classification from Landsat-8 time series for the Maipo Valley, Chile	M. A. Peña, A. Brenning	2015	171	-	234-244	Remote Sensing of Environment	Linear discriminant analysis (LDA) Random Forest (RF) Support Vector Machine (SVM)	NDVI	-	Landsat 8/OLI	Fruit-tree crops	Central Chile
24	Mapping rice paddy extent and intensification in the Vietnamese Mekong River Delta with dense time stacks of Landsat data	Caitlin Kontgis, Annemarie Schneider, Mutlu Ozdogan	2015	169	-	255-269	Remote Sensing of Environment	Non Machine learning	-	-	Landast series	Rice	Mekong Delta
25	A scalable satellite-based crop yield mapper	David B. Lobell, David Thau, Christopher Seifert, Eric Engle, Bertis Little	2015	164	-	324-333	Remote Sensing of Environment	Scalable satellite-based Crop Yield Mapper (SCYM)	-	-	-	Maize and Soybean	In the Midwestern US
26	Tracking the dynamics of paddy rice planting area in 1986–2010 through time series Landsat images and phenology-based algorithms	Jinwei Dong, Xiangming Xiao, Weiwei Kou, Yuanwei Qin, Geli Zhang, Li Li, Cui Jin, Yuting Zhou, Jie Wang, Chandrashekhar Biradar, Jiyuan Liu, Berrien Moore III	2015	160	-	99-113	Remote Sensing of Environment	Phenology-based algorithm	Phenology timing and crop calendar	-	Landsat series	Rice	Northeast China
27	Mining dense Landsat time series for separating cropland and pasture in a heterogeneous Brazilian savanna landscape	Hannes Müller, Philippe Rufin, Patrick Griffiths, Auberto JoséBarros Siqueira, Patrick Hostert	2015	156	-	490-499	Remote Sensing of Environment	Landsat-derived spectral-temporal variability metrics	-	-	Landsat series	Cropland, pasture, and natural savanna vegetation	Brazilian Cerrado
28	Dynamic identification of summer cropping irrigated areas in a large basin experiencing extreme climatic variability	Jorge L. Peña-Arancibia, Tim R. McVicara, Zahra Paydara, Lingtao Li, Juan P. Guerschman, Randall J. Donohue, Dushmanta Dutta, Geoff M. Podgera, Albert I.J.M.van Dijk, Francis H. S. Chiewa	2014	154	-	139-152	Remote Sensing of Environment	Random Forest (RF)	-	-	Landsat 5/TM Landsat 7/ETM+ Terra and Aqua/MODIS	-	the Murray-Darling Basin, Australia
29	Near real-time prediction of U.S. corn yields based on time-series MODIS data	Toshihiro Sakamoto, Anatoly A. Gitelson, Timothy J. Arkebauer	2014	147	-	219-231	Remote Sensing of Environment	Non Machine learning	Wide Dynamic Range Vegetation Index (WDRVI)	-	Terra and Aqua/MODIS	Corn	-
30	Automated crop field extraction from multi-temporal Web Enabled Landsat Data	L. Yan, D. P. Roy	2014	144	-	42-64	Remote Sensing of Environment	Object-based approach	multi-temporal WELD data	-	Landsat series	-	-