

博士論文

小型 UAV を用いた植物群落の 3 次元リモートセンシングと生育パラメータの精度評価

鄧 博慶

目次

目次.....	2
略語.....	8
第1章 序論.....	9
1.1 研究の背景.....	9
1.2 既往の研究.....	11
1.3 本研究の目的.....	13
1.4 論文の構成.....	14
第2章 小型 UAV を用いた水田におけるイネ群落の 3 次元リモートセンシングの精度評価.....	15
2.1 はじめに.....	15
2.2 研究方法.....	17
2.2.1 計測対象と現地調査.....	17
2.2.2 UAV と計測方法.....	17
2.2.3 3D モデルの構築 (SfM 法).....	18
2.2.4 評価方法.....	20
2.3 結果.....	21
2.3.1 現場の写真と構築した 3D モデルの例.....	21
2.3.2 構築した 3D モデルの特徴.....	27
2.3.3 サンプリングレートの違いと精度.....	29
2.3.4 画像のオーバーラップ率と構築した 3D モデルとの関係.....	33
2.4 考察.....	35
第3章 小型 UAV を用いたカラマツ林の 3 次元リモートセンシングとその精度評価.....	36
3.1 はじめに.....	36
3.2 研究方法.....	38
3.2.1 計測対象と現地調査.....	38
3.2.2 UAV と計測方法.....	38
3.2.3 3次元モデルの構築 (SfM 法).....	39
3.2.4 地表面の推定と樹冠モデルの構築.....	41
3.3 結果および考察.....	43
3.3.1 点群モデルと地表面分離.....	43
3.3.2 DSM, DTM, DCHM.....	47
3.3.3 IDW 法とポリゴン法との比較.....	50
3.3.4 視野とオーバーラップ.....	52
3.4 考察.....	55
第4章 ツマイモ群落の畝立て栽培における地表面推定と生育パラメータの精	

度評価	56
4.1 はじめに	56
4.2 計測対象及び方法	59
4.2.1 計測対象および栽培条件	59
4.2.2 計測装置及び計測方法	59
4.2.3 畝立て栽培における地表面モデルと植物高モデルの構築とその精度評価	62
4.2.4 葉面積及び乾物重の推定法とその精度評価	63
4.3 結果	64
4.3.1 サツマイモ畑の3次元高密度点群モデルの例	64
4.3.2 地表面(DTM)構築のための植物領域の除去とフィルタ処理の効果	71
4.3.3 全生育期間わたる植物高モデル(PHM)の誤差評価	82
4.3.4 葉面積の推定と誤差評価	84
4.3.5 葉面積と地上部乾物重や芋収穫量との関係	86
4.4 考察	90
第5章 総括	95
謝辞	100
引用文献	101

目次

Fig. 2- 1 Workflow chart of 3D modeling from video taken by UAV.....	19
Fig. 2- 2 Still images (A) cut from UAV video and photo (B) at the rice field.	22
Fig. 2- 3 3D point cloud models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.	23
Fig. 2- 4 3D dense point cloud models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.	24
Fig. 2- 5 3D mesh models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.	25
Fig. 2- 6 3D texture mapping models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.	26
Fig. 2- 7 Relationships between the estimated values from 3D dense cloud model and measured values. A: X-Y axis, B: Z axis, C: Z axis of Rice plant.	31
Fig. 2- 8 Relationships between 3D models and the number of overlapped still images at each sampling rate.	34
Fig. 3- 1 A flow-chart of the method to reconstruct 3D tree canopy height and DTM from a series of 2D images captured by a UAV-borne color camera. GNSS: Global Navigation Satellite System. GCP: Ground Control Point. DSM: Digital Surface Model. DTM: Digital Terrain Model. DCHM: Digital Canopy Height Model. IDW: Inverse Distance Weighting.	40
Fig. 3- 2 2D color image reconstructed from a series of color images captured with the 28 mm lens. The sections surrounded by black lines show nine divisions for DTM reconstruction.	42
Fig. 3- 3 Examples of 3D dense cloud models reconstructed from a series of color images captured with the 28 mm lens. A: 3D model view from 40° of depression. B: 3D view from the top. Red belt in Fig. 2B shows an area used to make the histogram in Fig. 3- 5.	44
Fig. 3- 4 Histogram of the number of dense point cloud to the sea level height. Red line means the ground level.	45
Fig. 3- 5 Results in the process to extract ground points from 3D dense point cloud. A: Cross section (the upper figure) in height of all dense point cloud including tree canopy and that (the lower figure) of the extracted ground level points in red belt in Fig. 3- 3B. B: 3D view from the top of dense point cloud at the extracted ground level.	46
Fig. 3- 6 Pseudo-color images of DSM, DTM and DCHM built by IDW method from	

	3D dense point cloud. The focal length of the lens of UAV-borne camera was 28 mm. A: DSM. B: DTM. C: DCHM.	48
Fig. 3- 7	Pseudo-color images of DSM, DTM and DCHM built by polygon method from 3D dense point cloud. The 3D dense point cloud used in Fig.5 was the same as that in Fig.4. A: DSM. B: DTM. C: DCHM.	49
Fig. 3- 8	Relationships between the estimated tree height from DCHM (DSM-DTM) and the measured tree height. A: DCHM built by IDW method. B: DCHM built by polygon method. Each symbol shows the focal length of the used lens.	51
Fig. 3- 9	Difference in the number of overlapped color images. Each black dot shows the measurement point along a flight pass of the UAV. A: the 28 mm focal length lens. B: 35 mm focal length lens. C: 50 mm focal length lens.	54
Fig. 4- 1	Workflow chart of sweet potato plant modeling from images taken by UAV.	61
Fig. 4- 2	The dense point cloud model based on June 10th. A: Top view. B: Side view.	65
Fig. 4- 3	The top view and side view of dense point cloud on Jun 10th.	66
Fig. 4- 4	The top view and side view of dense point cloud on Jun 29 th	67
Fig. 4- 5	The top view and side view of dense point cloud on Aug 10 th	68
Fig. 4- 6	The top view and side view of dense point cloud on Sep 05 th	69
Fig. 4- 7	The top view and side view of dense point cloud on Dec 15 th	70
Fig. 4- 8	Examples of plant area removal and enlargement filtering. A: 2D images. B: Images after plant removal process. C: 1X1 enlargement filtered data, D: 5X5 enlargement filtered data. E: 15X15 enlargement filtered data.	73
Fig. 4- 9	A: a picture take from UAV. B: Segment of plant area and ground area in the color images by HSV color model. C: Pixel extending in the plant by noise filtering from 1 pixel into 3x3 area (C ₁), 5x5 area (C ₂), 7x7 area (C ₃), 9x9 area (C ₄), 11x11 area (C ₅), 13x13 area (C ₆), 15x15 area (C ₇).	74
Fig. 4- 10	The top view of dense point cloud by different photos sets on June 10 th . A: build 3D model from photos took from UAV. B: build 3D model from a sets of photos made by Fig. 4- 9B (Fig. 4-10B), Fig. 4- 9C ₁ (Fig. 4-10C ₁), Fig. 4- 9C ₂ (Fig. 4-10C ₂), Fig. 4- 9C ₃ (Fig. 4-10C ₃), Fig. 4- 9C ₄ (Fig. 4-10C ₄), Fig. 4- 9C ₅ (Fig. 4-10C ₅), Fig. 4- 9C ₆ (Fig. 4-10C ₆), Fig. 4- 9C ₇ (Fig. 4-10C ₇).	75
Fig. 4- 11	The side view of dense point cloud by different photos sets on June 10 th .	

A: build 3D model from photos taked from UAV. B: build 3D model from a sets of photos made by Fig. 4- 9B (Fig. 4-11B), Fig. 4- 9C ₁ (Fig. 4-11C ₁), Fig. 4- 9C ₂ (Fig. 4-11C ₂), Fig. 4- 9C ₃ (Fig. 4-11C ₃), Fig. 4- 9C ₄ (Fig. 4-11C ₄), Fig. 4- 9C ₅ (Fig. 4-11C ₅), Fig. 4- 9C ₆ (Fig. 4-11C ₆), Fig. 4- 9C ₇ (Fig. 4-11C ₇).	76
Fig. 4- 12 The surface model from dense point cloud by different photos sets on June 10 th A: build surface model by 3D model, Fig. 4-10A(Fig. 4- 12A), Fig. 4-10B(Fig. 4- 12B), Fig. 4-10C ₁ (Fig. 4- 12C ₁), Fig. 4-10C ₂ (Fig. 4- 12C ₂), Fig. 4-10C ₃ (Fig. 4- 12C ₃), Fig. 4-10C ₄ (Fig. 4- 12C ₄), Fig. 4-10C ₅ (Fig. 4- 12C ₅), Fig. 4-10C ₆ (Fig. 4- 12C ₆), Fig. 4-10C ₇ (Fig. 4- 12C ₇).	77
Fig. 4- 13 RMSE of ridge height from 3D models computed by the different size of enlargement filters.....	78
Fig. 4- 14 Fig. 4.5 The step of DTM and PHM generation in ridge cultivation. A: DSM. B: DTM after 5X5 enlargement filter process. C: DTM smoothed by 7X1 rectangular median filter. D: PHM generated from A minus C.	80
Fig. 4- 15 RMSE of height from 3D models computed by the different size of median filters derived from data on 14 DAP. A: ridge. B: plant.	81
Fig. 4- 16 The comparison of sweet potato plant heights between measured and estimated values during different growth periods. A: 28 mm lens derived data. B: 50 mm lens derived data.	83
Fig. 4- 17 The comparison of sweet potato leaf area between measured and estimated values.	85
Fig. 4- 18 The comparison of sweet potato dry weight of stem and leaf versus estimated leaf area.	87

表目次

Table 2- 1 Parameters for 3D modelling at each sampling rate.	28
Table 2- 2 Accuracy of 3D model at each sampling rate.	32
Table 4- 1 The comparison of sweet potato dry weight and estimated leaf area based on 2D images.	88
Table 4- 2 The comparison of sweet potato dry weight and estimated leaf area based on 3D models.	89

略語

AGB: Above Ground Biomass

CMVS: Clustering Views from Multi-View Stereo

DAP: Days after Planting

DBH: Diameter a Breast Height

DCHM: Digital Canopy Height Model

DSM : Digital Surface Model

DTM : Digital Terrain Model

GCP : Ground Control Point

GNSS/ INS : Global Navigation Satellite System/ Internal Navigation System

HD: High Definition

HSV: Hue, Saturation, Value

IDW: Inverse Distance Weighted Method

IMU: Inertial Measurement Unit

JPEG: Joint Photographic Exports Group

LAI: Leaf Area Index

Lidar: Light Detection and Ranging

MP4: MPEG-4 part 14

PHM: Plant Height Model

RMSE: Root Mean Square Error

SIFT: Scale Invariant Feature Transform

SfM: Structure from Motion Method

UAV: Unmanned Aerial Vehicle

第1章 序論

1.1 研究の背景

農作物の管理や微気候の調節における植物成長パラメータおよび構造の重要性は広く認識されている (Jones, 2013)。しかし、現場での調査は、破壊的な方法で行われることが多く、多大な労力と費用、時間がかかり、また、サンプル数や調査範囲に限界が生じる問題があった。このため、植物成長パラメータや構造の画像ベースの非破壊的な自動計測技術に関する多くの研究が行われてきた (例えば、Omasa et al., 2006; Jones & Vaughan, 2010)。航空機のリモートセンシングは、迅速かつ広範囲の非破壊調査を可能にする。そして、異なる成長段階や異なる期間において、成長や構造の解析、環境応答評価、および収量予測などに、2次元画像が適用されてきた (Omasa et al., 2007; Lati et al., 2013; Muller-Linow et al., 2015)。しかしながら、3次元モデルと比較して、2次元画像は、葉や茎が重なっている植物器官における情報の欠落などの欠点を有している。特に、空中からの計測では、センサの計測方向や飛行高度の制限で、複雑な3次元構造を持つ植物群落の構造や成長を定量的に評価するには問題があった。

3次元計測技術の環境分野や先端農業への適用は、挑戦的な研究トピックである (例えば、Omasa et al., 2007; Jones & Vaughan, 2010)。3次元計測技術には、能動的方法と受動的方法がある。能動的方法である Lidar (Light Detection and Ranging) や Kinect システムのような3次元計測技術が、広範囲の用途に適用されてきた (Omasa et al., 2003; 2007; Hosoi et al., 2011; 2008; 2010; Lin et al., 2011)。Airborne-Lidar では、パルスレーザを地表面に向けてスキャン照射し、対象物から帰ってくる反射パルスの飛行時間を計測することにより、地表面との距離を算出し、さらに、地形や樹冠の3次元形状を求めることができる。Lidar では、植物群落の地表面で、一部のパルスレーザが反射し、帰ってくるので、地表面の計測が比較的容易である。Airborne-Lidar は、形状、植物冠高、バイオマス量などの計測に使用されてき

た(大政ら, 2000; Omasa et al., 2003; 2007; Morsdorf et al., 2006; Asner et al., 2012)。しかしながら、航空機からの計測は、観測の時間や回数に制約を受け、また、高価で、精度的な問題もあることから、高頻度で農作物など小さい対象物の観測を行うには問題があった。

一方、UAV(Unmanned Aerial Vehicle)技術の発達により、軽量で、高性能の UAV が開発され、自動飛行制御機能や数 kg 以上の搭載能力を持つ UAV が市販されている。UAV には、各種カメラや高価ではあるが小型 Lidar などのセンサの搭載も可能である。特に、光学カメラで撮影した画像から、受動的な方法である SfM (Structure from Motion) を適用することにより、比較的安価に、3次元モデルを構築することができる。

SfM は、Tomasi and Kanade (1993) が、連続して取得した 2次元画像から 3次元モデルを構築するために開発した受動的な方法の一つである。受動的な方法の利点は、低コスト、高分解能で、センサであるカメラも種々のタイプのものが使用できる転点にある。また、形状の特徴点抽出に、画像の色や輝度等の特徴を利用し、3次元モデルを再構築するので、色付き 3次元モデルが容易に取得できる。再構築した 3次元モデルは Lidar と同様、3次元点群モデルである。しかしながら、SfM は入力画像の枚数によって画像処理に膨大な時間がかかる。また、反射率が低い、複雑な構造を持つ植物を対象とした 3次元モデルの構築には、方法と精度の検討が必要である。

UAV-SfM 計測では、下部の植物器官や地表面が、植物の被覆によって隠れ、植物の下部構造や地表面を計測することが難しい。また、SfM により構築された点群が欠落している状態で、植物や地表面を 3次元構築する方法、また、植物成長パラメータなどを推定する方法の検討が必要である。特に、樹木や農作物の種類など、対象物によってどのような方法が有効であるかの検討が求められる。植物高、葉面積、形状などの植物成長パラメータを正確に計測するためには、傾斜や凹凸がある地表面の影響を除去することが必要である。また、地表面の傾斜や凹凸が植物の 3次元計測の精度に影響を与えるので、地表面の高精度推定方法の検討が重要である。

1.2 既往の研究

UAV の利用による 3 次元計測には、先にも述べたように、能動的方法である UAV-Lidar と受動的な方法である UAV-SfM がある。UAV-Lidar は、数 kg 程度のものが市販されており、短時間で 3 次元解析でき、植物群落の地表面計測には比較的容易である。機器精度は 1cm-10cm であるが、実際の計測精度は対象と方法に依存する (Lin et al., 2011; Wallace et al., 2012b; 2014)。農業分野で実用するには非常に高価である。一方、UAV-SfM は UAV-Lidar に比べて低コストで、3 次元情報と色情報の複合解析が容易である。さらに、高空間解像度の観測が可能である。(Fonstad et al., 2013; Teng et al., 2016; Wallace, 2016; Holman et al., 2016)。比較的簡便に、農作物から森林までの多様な植物計測に適用することができるが、前節も述べたように、地表面計測の問題が残る。

地表面の傾斜や凹凸は植物の 3 次元計測に影響するが、Airborne-Lidar を使用した多くの研究が報告されているが、精度的な面で対象物は森林であることが多い(大政ら, 2000; Omasa et al., 2003; Dandois et al., 2015; Jensen and Mathews, 2016)。UAV-Lidar は、最近市販され始めたこともあり、まだ、事例が少ない。最近の研究で、Wallace et al. (2016) は、雑木林で平均植物高が 9m 程度の場合、地表面の推定精度は、水平誤差で 42 cm、垂直誤差で 17 cm であったと報告している。Sankey et al. (2017) の研究では、雑木林で平均植物高が 19m 程度の際、地表面の垂直誤差が 75 cm であったと報告している。現状、Airborne-Lidar 法と UAV-Lidar 法は高価で、精度的にも改善が必要である。

UAV-SfM による地表面計測には幾つかの方法がある。しかし、植物群落を対象とした計測で、地表面の計測精度の報告は筆者が調べた範囲では見当たらない。苗が出る前の農作物が存在しない状態で、数値地形モデル DTM (Digital Terrain Model) の推定を行った例はあるが、精度は検証されていない。植物高の計測では、Bendig et al. (2013a) が、平均高 0.75m のムギを対象として、植物高の推定精度が RMSE (Root Mean Square Error) で 25.6cm であったと報告している。Kim et al. (2018) は、畝たて栽

培のハクサイとダイコンの研究で、植物高の推定値と実測値の関係で、 R^2 が 0.95 であったと報告している。植物が存在する状態で、果樹林や森林などを対象とした幾つかの報告があるが、Zarco-Tejada et al. (2014)は、植物冠の頂点から半径 2 m に離れた周辺地表面から DTM を推定し、植物群落内の地表面点群に適用した例がある。彼らは平均高約 3 m のオリーブを対象として、植物高の精度で、RMSE が 35 cm であったと報告している。点群から地表面点群を用いた DTM の推定方法で、Jensen and Mathews (2016)がポリゴン法による点群から DTM を推定しているが地表面の精度検証は行っていない。平均樹高 5.04 m の雑木林 (高原ライブオークやテキサスの柿等) で、植物高の精度が RMSE で 81 cm であったと報告している。Dandois and Ellis (2013)は、メディアンフィルタを用いて点群のノイズ除去により DTM 推定し、平均樹高が 19 m のアメリカブナやオーク等の雑木林で、植物高の精度が RMSE で 320cm であったと報告している。このように、これまでの報告では、UAV-SfM を用いた森林や農作物の植物高の推定精度は悪く、より精度のいい高精度推定法の検討が必要である。また、植物が群生している森林や農作物が栽培されている状態での高精度 DTM 推定法とその精度検証が必要である。

これまで、UAV-SfM 法を用いた葉面積指数 LAI (Leaf Area Index) の研究は少ない。Mathews and Jensen (2013)は、最大葉面積が $5.6 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ のブドウを対象として、実測値と 3 次元点群データからの推定値とを比較し、RMSE が $0.236 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ であったと報告している。地上部バイオマス AGB (Above Ground Biomass) については、Dandois et al. (2015)が、最大 AGB が $20.6 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ のアメリカブナやオーク等の森林において、胸高樹径 DBH (Diameter at Breast Height) からの地上部バイオマスの推定と 3 次元モデルの推定との精度比較で、RMSE が $6.8 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ であったと報告している。Bendig et al. (2014)は、オオムギの研究で、実測した乾物重と DSM (Digital Surface Model) から推定された結果で、RMSE が $0.65 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2}$ であったと報告している。従来の研究では、これらの植物生育パラメータの推定精度が悪く、高精度推定法の検討が必要である。さらに、推定された植物生育パラメータと収穫量の関係性も検討されていない。

1.3 本研究の目的

研究の背景と既往の研究から得られた問題点を考慮し、本研究の目的を3つに設定した。まず、UAV-SfM法を用いて、水田を対象として、イネ群落の作物冠の3次元高精度計測を行う方法について検討する。次に、カラマツ群落を対象として、樹冠と地表面の3次元高精度計測を行う方法について検討する。最後に、サツマイモ群落を対象として、作物冠とマルチで覆われた畝の地表面の3次元高精度計測を行う方法について検討し、全生育期間の生育パラメータの推定とその精度検証を行う。

1.4 論文の構成

本論文は全5章で構成される。第1章の序論に引き続き、第2章では、UAVに搭載されたビデオカメラで撮影された動画を用いて、高精度で3次元モデルを構築する方法について検討し、その精度検証を行う。特に、録画した動画から、異なるサンプリングレートで作出した静止画群を用い、SfM法により構築された3次元モデルの精度と計算時間や画像オーバーラップなどの関係について検討する。第3章では、カラマツ群落を対象とし、UAV-SfM法により、地表面を含めた3次元モデルの高精度構築法を検討し、その精度検証を行う。その際、一眼レフカメラで異なる焦点距離レンズで撮影された静止画群を用いて、高精度3次元モデル構築のための最適条件を見出す。第4章では、サツマイモ群落を対象として、畝立て栽培で、畝に植物の苗が生育している状態で、UAV-SfM法により、一眼レフカメラで撮影された静止画群を用いて3次元モデルを構築し、DTMを推定する方法について検討する、また、3次元モデルから、全生育期間にわたって植物生育パラメータを推定する方法とその精度を検証する。最後に第5章で本研究の総括を行う。

第2章 小型UAVを用いた水田におけるイネ群落の3次元リモート

センシングの精度評価

2.1 はじめに

イネは日本の主要な農作物であるため、その生育状況をモニタリングし、生産量や品質を評価することはリモートセンシングの重要な課題である (Matsuda et al., 2010; Akiyama et al., 2014)。過去に、人工衛星や航空機からのリモートセンシングにより、イネの生育状況をモニタリングすることが行われてきたが、3次元化の精度的な問題から、2次元的な生育状況のモニタリングに限定されていた。また、適切な時期に観測を行うことが難しく、コスト的な問題もあった (Matsuda et al., 2010)。さらに、一般的に、農作物の構造や環境は3次元的に変化するので、2次元的な解析では限界があり、3次元リモートセンシングによるモデル解析が望まれている (Omasa et al., 2007; Jones and Vaughan, 2010)。

近年、UAV(Unmanned Aerial Vehicle)技術が発達し、動画や高解像度の画像が得られるカメラを搭載した高性能の小型 UAV を比較的安価に入手でき、また、GNSS/INS(Global Navigation Satellite System /Internal Navigation System)と無線通信技術の進歩により、比較的簡便に自動飛行制御ができるようになってきた (Díaz-Varela et al., 2015)。そして、コンピュータの高性能化や SfM(Structure from Motion)などの3次元構築アルゴリズムの進歩により、UAV で得られた連続画像から3次元構築を行い、イネなどの農作物の3次元生育モニタリングが可能になってきた (Bendig et al., 2013b;2014;2015; Holman et al., 2016; Zarco-Tejada et al., 2012;2013;2014; Jin et al., 2017; Jay et al. 2015; Malambo et al. 2018)。UAV 利用の利点は、人工衛星や航空機からの観測では困難であった、利用者が望む時期や時間帯での高空間解像度観測を容易に行える点にある。また、地上観測に比べて、広

範囲に、かつ、上空から観測が行える。しかしながら、UAV を用いたイネなどの農作物の 3 次元リモートセンシングにおいては、3 次元モデル構築の方法と精度の問題について、これまで十分な検討がされていなかった。

このため、本論文では、UAV に搭載されたカラービデオカメラで撮影された動画を用いて、高精度で 3 次元モデルを構築する手法について検討し、その精度検証を行った。特に、録画した動画から、異なるサンプリングレートで作出した静止画群を用い、SfM 法による 3 次元モデルの精度と計算時間や画像オーバーラップなどの関係について検討を行った。

2.2 研究方法

2.2.1 計測対象と現地調査

調査地域は、茨城県つくばみらい市の収穫間近のイネが生育している水田を対象とした（2015年8月24日）。そして、UAVでの観測にあわせて、イネの高さと周辺の農道、水路、通路や区画境界のコンクリートなどの距離・寸法を、誤差を評価するために、巻尺を用いて実測した。また、再構築される3次元モデルの精度を向上するために、UAVの観測区域内（約50 m x 50 m）に基準点を設定し、GCPs (Ground Control Points) にGNSSの地理情報データを記録した。

2.2.2 UAVと計測方法

水田の観測には、小型UAV (DJI Phantom 3 Professional, DJI China)を使用した。この小型UAVには、カメラ（センサー:Sony Exmor 1/2.3" 12.4M Pixel Comos、レンズ: FOV94° 20 mm (35 mm 換算) f/2.8 パンフォーカス）と一体化した3軸の防振ジンバルが装着されており、機体振動や気象条件、飛行状況にかかわらず、安定した動画や静止画の撮影が可能である。電池の充電時間は約1時間で、満充電での飛行時間は約20分である。飛行に際しては、GNSS/INSの信号により飛行姿勢の調整が可能で、撮影画像に加えて、フライトや機器の情報を無線によりスマートフォンに転送し、地図上で位置を確認しながら簡単に遠隔操作できる。

観測の際のUAVの操作はマニュアルで実施し、飛行高度は地上約10 m、飛行時間は8分で、撮影ビデオフォーマットはFull HD (High Definition: 1920Hx1080V 60FPS (Frames/s)で、MP4 (MPEG-4 part 14)で保存した。画像をできるだけオーバーラップするように飛行させた。

2.2.3 3Dモデルの構築 (SfM法)

Fig. 2-1 に、観測された MP4 動画から、3次元モデルを作成し、精度検証を行うための研究の流れ図を示す。まず、前処理として、撮影した MP4 動画からサンプリングレート 10、20、50、100、200 フレーム毎の単位で画像を切り取り、3840H*2160V の JPEG (Joint Photographic Exports Group) のフォーマットに変換した (Fig. 2- 1A)。MP4 動画は 60 FPS であるので、1 秒当たりの画像の枚数は、それぞれ 6 枚、3 枚、1.2 枚、0.3 枚、0.6 枚である。そして、カメラぶれの画像を除いた後、3次元モデルを作成するための画像セットとして保存した。

3次元モデルの作成は、SfM法での解析が可能な Agisoft Photoscan (Agisoft LCC, Russia) を用いて行った。SfM法は重なる複数画像の特徴投影点を繰り返し計算により求め、3次元モデルを再構築する手法である (Besl and McKay, 1992)。本研究では、SfM法が膨大なデータ処理を必要とするので、使用する画像セットの枚数 (1 秒当たりの画像の枚数) の違いによる演算時間と精度の比較検証を行った。パソコンは Intel® Xeon® CPU E5-2600 v2 (グラフィックカード Nvidia® Quadro®, メモリ 32GB) を使用した。

SfM法では、計算結果は 3次元の点群データ (Point Cloud Data) として得られる (Fig. 2- 1C)。そして、得られた 3次元点群データを基準として各点を補間計算し、誤差が大きい点を除去した後、3次元高密度点群データ (Dense Point Cloud Data) を作成した (Fig. 2- 1D)。さらに、3次元高密度データから、3次元メッシュモデルを作成し (Fig. 2- 1E)、得られたメッシュモデルにテクスチャマッピングを行い、カラー情報を持った 3次元モデルを作成した (Fig. 2- 1F)。

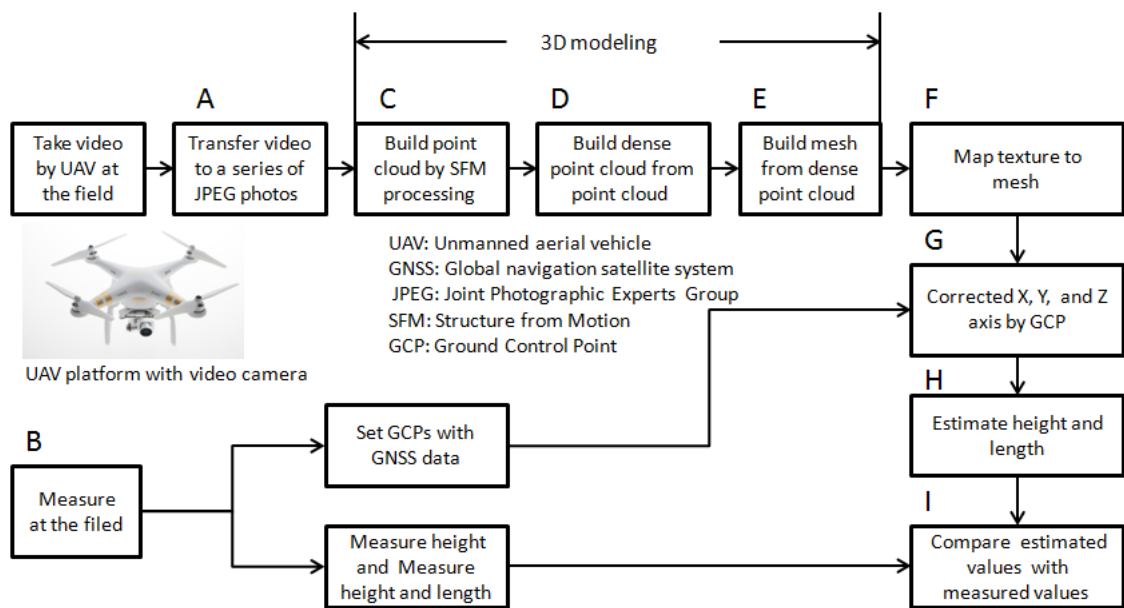


Fig. 2- 1 Workflow chart of 3D modeling from video taken by UAV.

2.2.4 評価方法

3次元モデルを作成した後、精度を向上させるため、現地調査で計測したGCPsのGNSS情報データを各位置に合わせて3次元モデルに入力し、3次元モデルの補正を行った(Fig. 2-1G)。この後、現地で実測したイネと周辺の農道、水路、通路や区画境界のコンクリートに対応する3次元モデル上での値を求めた(Fig. 2-1H)。その際、水平面はX-Y軸として定義し、垂直面はZ軸として定義した。さらに、3次元モデルと実測した値を比較し、X-Y軸とZ軸の誤差を求めた(Fig. 2-1I)。この処理をそれぞれのサンプリングレートで繰り返し、サンプリングレートの違いによる誤差を求めた。最後に、SfM法による3次元モデルの作成の際の画像のオーバーラップ率と誤差の関係を比較した。

2.3 結果

2.3.1 現場の写真と構築した 3D モデルの例

Fig. 2- 2 は、A が小型 UAV に搭載されたビデオカメラから下方の水田を撮影した動画から切り取った静止画像の例で、B が現場において汎用カメラで撮影した写真である。Figs. 2- 2A、2- 2B の写真を見ると、イネや農道、水路等などが観察される。また、Fig. 2- 2A は、上方からの撮影であるが、植物の間と水路の部分には黒い影が見える。

UAV で撮影されたビデオを用いて、Fig. 2- 1 の流れ図に基づいて得られた 3 次元モデルの例を Fig. 2- 3, Fig. 2- 4, Fig. 2-5, Fig. 2-6 に示す。3 次元モデルは、1 秒で 6 枚のサンプリングレートの静止画像から作成し、表示は、Fig. 2- 2B の方向に合わせた。Fig. 2- 3 は 3 次元点群モデル、Fig. 2- 4 は 3 次元高密度点群モデル、Fig. 2- 5 はメッシュモデル、Fig. 2- 6 はテクスチャマッピングしたモデルである。

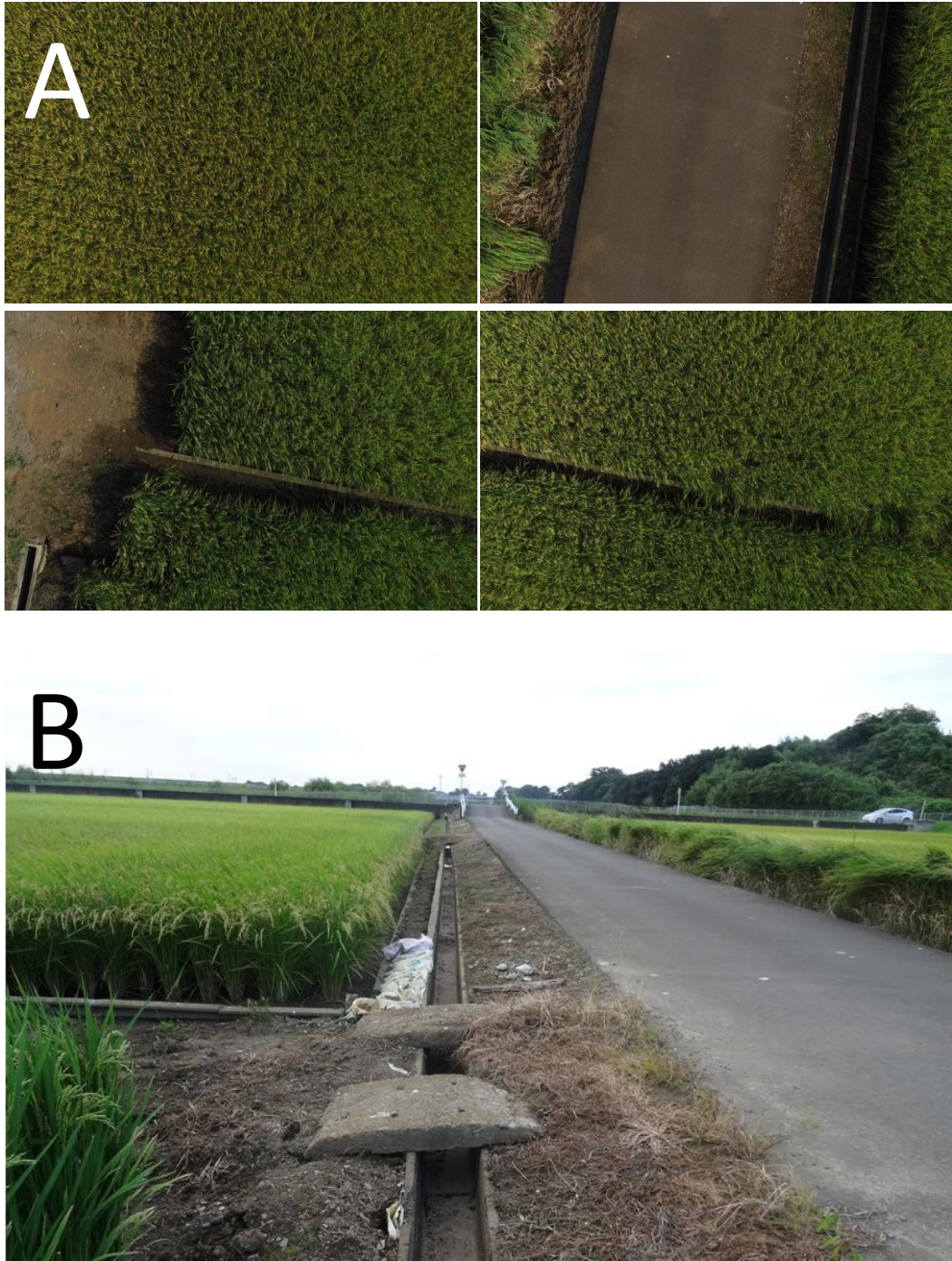


Fig. 2- 2 Still images (A) cut from UAV video and photo (B) at the rice field.



Fig. 2- 3 3D point cloud models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.



Fig. 2- 4 3D dense point cloud models reconstructed at sampling rate of 6 still images

/s.

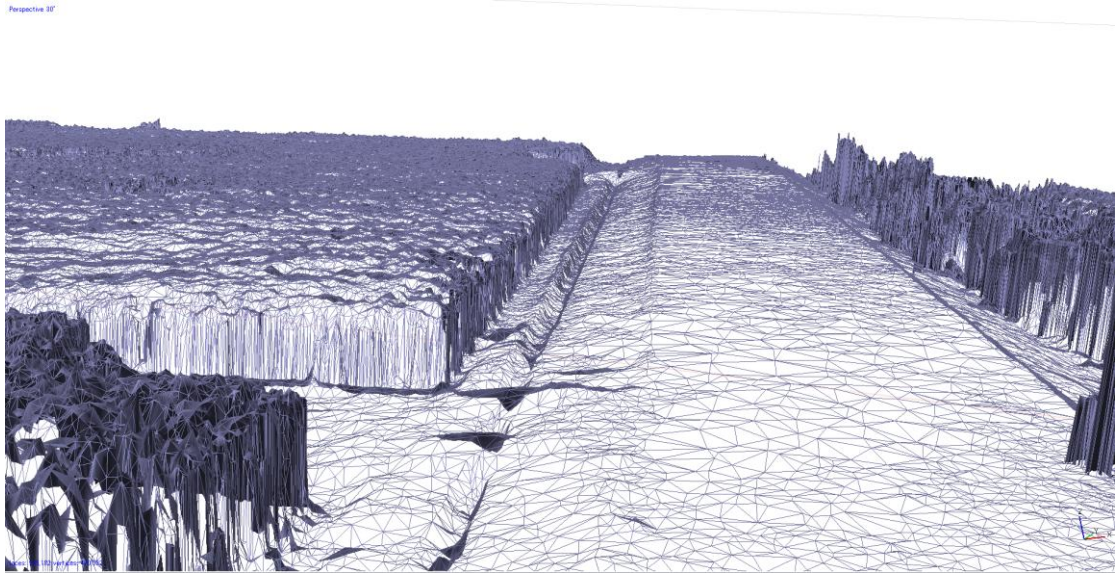


Fig. 2- 5 3D mesh models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.

Perspective 3D



Fig. 2- 6 3D texture mapping models reconstructed at sampling rate of 6 still images /s.

2.3.2 構築した3Dモデルの特徴

Fig. 2-3 では農道と水路のおおよその形状がわかるが、この点群モデルの周辺には輪郭が曖昧な点群が存在する。なお、この点群モデルの全部の点を合計すると、2,015,993点であった (Table 2-1)。Fig. 2-3 の点群モデルから、輪郭形成のためにノイズになる点群を除去し、補間計算した3次元高密度点群モデルが Fig. 2-4 である。Fig. 2-4 の3次元画像は Fig. 2-2B の写真とよく一致していた。なお、3次元モデルは側面の点数が撮影角度の制限のため少なく白く示されるが、他の部分は、実際の農道、水路、イネ、土壌等の色調が付加された正確な3次元モデルが構築されており、これらの対象の識別が容易にできる。3次元高密度点群モデルの点の数 (Fig. 2-4) は15,645,491点であり、おおよそ Fig. 2-3 の点群モデルの8倍弱に増加した (Table 2-1)。そして、Fig. 2-3 の点群モデルの周辺にあった不明確な点群が、3次元高密度点群データでは大部分修正された。さらに、3次元高密度点群データの点から構築した Fig. 2-5 のメッシュモデルでは、メッシュにより3次元の表面形状が生成され、切り取った写真のテクスチャマッピングが可能になった (Fig. 2-6)。このテクスチャマッピング画像から、地面や農道等の表面が比較的大きい部分はきれいに作成されたが、植物の間や影があるところでは、精度が低くなる傾向があった。

Table 2- 1 Parameters for 3D modelling at each sampling rate.

Sampling rate (images/s)	Used still images	Point cloud (pixels)	Dense point cloud (pixels)	Process time
0.3	16	11952	978324	10 mins
0.6	48	41413	2962768	26 mins
1.2	93	110064	4643131	40 mins
3	360	597157	10460229	3h 3 mins
6	829	2015993	15645491	14h 16mins

2.3.3 サンプリングレートの違いと精度

Fig. 2- 7は、サンプリングレートが1秒6枚の静止画像を用いて作成した、3次元高密度点群モデルから推定したイネや道路、水路、コンクリート橋などの構造物などの寸法と実測データの関係を示す。Fig. 2- 7AはX-Y軸平面、つまり水平面での関係で、Fig. 2- 7BはZ軸、つまり垂直方向の関係を表している。Fig. 2- 7Aは構造物のみ、Fig. 2- 7Bはイネと構造物データで、構造物が白点、イネが黒点である。水平方向 (Fig. 2- 7A) の決定係数 R^2 は 1.00 で、2乗平均平方根誤差 (RMSE) は 12.8cm であり、また、垂直方向 (Fig. 2- 7B) の R^2 は 0.97 で、RMSE は 7.3cm であった。このことから、垂直方向の方がやや高い精度で推定できるが、いずれにしても実用上十分な精度で推定できることがわかった。

Fig. 2- 7CはFig. 2- 7Bから植物イネを抽出したZ軸(垂直方向)の関係を表している。垂直方向 (Fig. 2- 7C) の R^2 は 0.51 で、RMSE は 4.8 cm であった。植物の平均高 87 cm があるので、植物高もやや高い精度で推定できると言える。ただ、植物の決定係数 R^2 は全体の決定係数より低いので、植物の推定は非植物のより困難であることが分かる。

Table 2- 2は、研究方法で述べた5つのサンプリングレート、即ち、1秒0.3枚から1秒6枚の静止画像をもとに構築した、3次元高密度点群モデルから推定したイネや構造物の R^2 と RMSE を示す。まず、水平方向の結果を見ると、サンプリングレートが1秒0.3枚の画像の時に精度が一番悪く、RMSEは27.0cmであった。しかし、1秒3枚の画像の時は精度が改善し、RMSEが10.6cmであった。1秒6枚の方がやや悪くなった原因については不明であるが、この程度のサンプリングレートであれば、比較的高い精度が担保できていた。次に、高さ方向の結果を見ると、サンプリングレートが1秒0.3枚の画像の時はRMSEが13.4cmで、 R^2 は0.86であった。しかし、サンプリングレートが1秒6枚の画像の時には、RMSEは7.3cmで、 R^2 は0.97であった。全体を見ると、サンプリングレートが大きければ大きいほど、精度が高くなったことが分かる。筆者らが以前行ったヘリコプターライダーによる計測の精度に比べて (Omasa

et al., 2000)、UAV を用いた計測の方が高い精度での計測が可能であることがわかった。

なお、Table 2- 1 は、サンプリングレートと使用した静止画像の枚数、3次元点群モデルと高密度3次元点群モデルの点数を示す。サンプリングレートが1秒6枚の画像の時には800枚以上の画像を解析に使用する必要があり、計算時間が膨大になった。

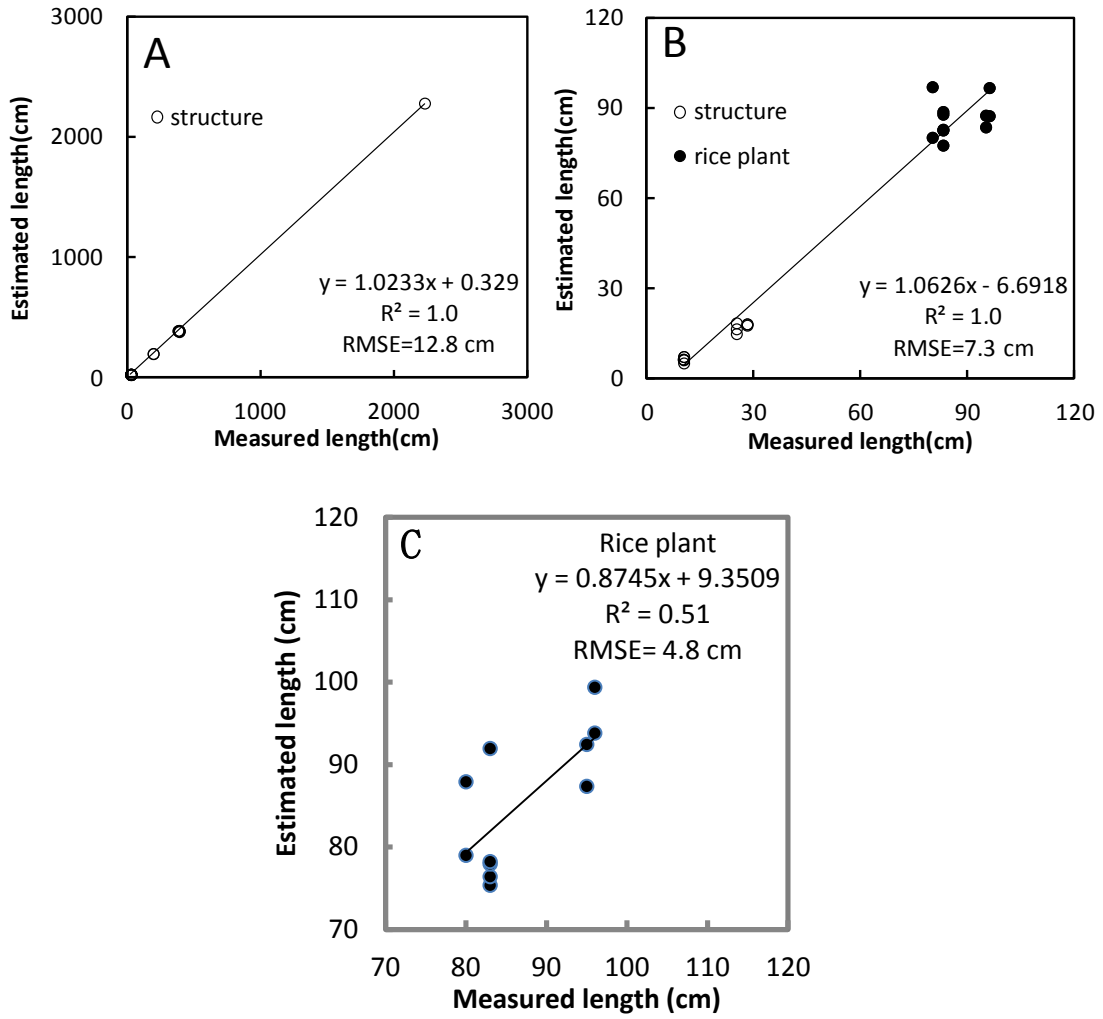


Fig. 2- 7 Relationships between the estimated values from 3D dense cloud model and measured values. A: X-Y axis, B: Z axis, C: Z axis of Rice plant.

Table 2- 2 Accuracy of 3D model at each sampling rate.

Sampling rate images/s	X-Y axis		Z axis		Percentage of area overlapped over 9 still images
	R ²	RMSE (cm)	R ²	RMSE (cm)	
0.3	1.0	27.0	0.9	13.4	9.9%
0.6	1.0	24.4	0.9	10.6	31.8%
1.2	1.0	14.4	0.9	8.4	40.6%
3	1.0	10.6	1.0	7.8	83.6%
6	1.0	12.8	1.0	7.3	100.0%

2.3.4 画像のオーバーラップ率と構築した3Dモデルとの関係

Fig. 2-8は異なるサンプリングレートから作成した3次元モデルと静止画像のオーバーラップ枚数の関係を示す。この図では、左から順に、3次元点群モデル、3次元高密度点群モデル、メッシュモデルおよびオーバーラップ枚数の図である。この結果から、モデルのサンプリングレートによって、オーバーラップの枚数が異なり、モデルの可能作成領域も広くなることがわかる。Table 2-1とFig. 2-8の結果から、精度を向上させるためにはオーバーラップ枚数が多い方がよく、比較的複雑な形状を持つイネのような植物でも、9枚程度のオーバーラップ枚数があると、比較的高い精度で3次元モデルの構築ができることがわかった。植物よりも形状が単純な構造物は、オーバーラップの枚数が少なくても精度的に問題のない3次元モデルが構築できる。






	Point cloud	Dense point cloud	Mesh model	The number of overlapped still image
6 images/s				
3 images/s				
1.2 images/s				
0.6 images/s				
0.3 images/s	  			<p>The number of overlapped still images</p>  <p>>99 8 7 6 5 4 3 2</p> 

Fig. 2- 8 Relationships between 3D models and the number of overlapped still images at each sampling rate.

2.4 考察

Jensen and Mathews (2016) によると、同じ観測環境において、SfM により作成した点群データの点数は Lidar から作成したものよりも多く、単位面積あたりの点群密度も高い。しかしながら、SfM では、影部分や密生している植物群落では、撮影角度を変更しても内部構造の再構成ができなかったことを報告している。最近、本研究のように、UAV と SfM を用いて、3D モデルを構築する研究が増加している。Zarco-Tejada et al. (2014) は、オリーブの計測で樹高の RMSE が 35 cm-39 cm であったと報告している。また、Dandois and Ellis (2013) は、ある範囲内の樹高（アメリカブナ、オーク、ヒッコリー、ホワイト・アッシュ、ユリノキ）で RMSE が 320 cm-440 cm、さらに、Jensen and Mathews (2016) は、*Quercus fusiformis*、*Diospyros texana*、*Agarita*、*Elbow bush* で RMSE が 89 cm-91 cm であったと報告している。本研究では、水平方向の RMSE が 12.8 cm、垂直方向の RMSE で 7.3 cm、植物の垂直方向の RMSE で 4.8 cm でこれまでの報告よりも高い精度での計測ができた。これは、比較的風の影響の少ない小型の UAV で、ジンバルと一体化した高解像度のカメラを用い、飛行高度も約 10 m と、比較的 low 高度で撮影した画像を用いたためと考えられる。また、SfM の解析においては、サンプリングレートを大きくとり、9 枚以上の画像のオーバーラップ枚数を確保したことが精度向上の重要な要因であった。

Lidar に比べて、SfM による 3 次元モデルの構築は安価で簡便で、精度的にも解析の際のオーバーラップ枚数を考慮することにより高い精度での推定が可能であることがわかった。しかし、Dandois and Ellis (2013) によると、SfM の結果に影響する要因としては、飛行高度と飛行速度、センサの性能、SfM の計算方法、GNSS データの精度、前処理、風速、光条件、それに植物の種類等があり、今後、これらの要因との関係も検証していく予定である。

第3章 小型 UAV を用いたカラマツ林の3次元リモートセンシングとその精度評価

3.1 はじめに

近年、森林の3次元(3D)計測のために、能動的センサである地上設置型あるいは航空機搭載型の Lidar (Light Detection and Ranging)が、樹木形状や樹冠高、幹径などの計測だけでなく、バイオマスや葉面積密度などの計測に使用されている (Nilsson, 1996; Omasa et al., 2000, 2003, 2007; Means et al., 2000; Hosoi et al., 2006; Guerra-Hernandez et al. 2018)。そして、広域計測を目的とした航空機搭載型の Lidar によるリモートセンシングでは、針葉樹(樹高 11.2-19.65m)で 19 cm (平均二乗誤差 RMSE, Root Mean Squared Error)、広葉樹(樹高 1.95-10.4m)で 12 cm (RMSE)程度の精度で樹冠高の計測が可能であることが報告されているが (Omasa et al., 2000)、高コストで、また、植物季節や 3D 構造の変化などの頻繁な計測には利便性に欠ける点が問題となる。

一方、UAV (Unmanned Aerial Vehicle)を用いたリモートセンシングは、利便性が高く、比較的安価に実施できることから、最近、様々な分野で使用されている。1990年頃から、無線機の小型化やGPSによる電子誘導装置が発達したことにより、UAVの自動飛行制御が可能になり、最近ではスマートフォンなどの小型携帯デバイスからのリモートコントロールで、現場で簡単に飛行航路設定などができるものも市販されている。さらに、汎用のデジタルカメラの性能向上もあって、航空機からの計測に比べ、手軽に、高解像度の画像を取得することができるようになってきた。

UAVにより計測された2次元(2D)画像から3Dモデルを構築するための技術として、SfM (Structure from Motion)などの手法が普及してきている。この方法を UAV 取得画像の解析に用いることにより、森林樹冠の3D形状や樹冠高の解析が可能である。能動的な方法である Lidar に比べて、汎用カメラを使用できるので、簡便安価であることに加えて、点群の持つ色情報を残せること、また、既存の画像や動画情報のみか

ら再構築することが可能であることなどの利点がある (Teng et al., 2016; Zhang et al., 2016; Meng et al., 2000)。しかし、UAV から計測した画像では、樹冠下の地面部分が見えにくいため、航空機 Lidar により得られた数値地形モデル DTM (Digital Terrain Model) と併用する機会が多い (Jensen and Mathews, 2016; Wallace et al., 2012a; 2012b; 2014; 2016; White et al., 2015; Dandois and Ellis, 2013; Guerra-Hernandez et al. 2018)。

3次元モデルと DEM (Digital Elevation Model ; デジタル標高モデル) の構成は3次元点群モデルを基にしていくつ方法が開発された。一番常に使用されているのはポリゴン (ドロネー多角形 Delaunay diagram) 法である (Diaz-Varela et al., 2014; 2015; Zarco-Tejada et al., 2014; Holman et al., 2016; Jensen and Mathews, 2016; Zhang et al., 2016)。ポリゴン法は斜面、山頂、谷底など変換している地形面を3次元の形状に適切表現する (Shewchuk, 1997; 2002)。別の方法は3次元点群モデルから、逆距離加重法 Inverse Distance Weighting (IDW) を利用して、補間処理を行う (Bendig, et al. 2013b; 2014; 2015a; Chang et al. 2017)。UAV から計測した画像では、表面の部分しか見えないため、構築した3次元点群モデルに表面以外部分欠落していることが多い。特に、複雑な形状を持つ植物を3次元モデル構築する時、上手に作成するのは困難の課題である。この際、どの方法で、3次元モデルと DEM を構成するには重要な問題が残っている。

そこで、本研究では、カラマツ林を対象として、UAV に搭載した汎用カメラで計測した画像のみから、DTM を推定する方法について検討し、さらに、樹冠の3D形状モデルの作成と樹冠高の精度検証を行った。その際、焦点距離の異なる3種類のレンズを用いて計測を行い、構築された3Dモデルの精度への影響を検討した。

3.2 研究方法

3.2.1 計測対象と現地調査

茨城県つくば市にある国立環境研究所の生態系研究フィールドⅡ（北緯 36.0508°，東経 140.0775°）内で生育しているカラマツ (*Larix kaempferi*) 林(約 40 m×40 m)を計測対象とした。平均樹高（計測方法については 3.2.3 を参照）は 14 mであった。また、カラマツ林の林床には草丈が 10～25 cm の下草が疎らに生えていたが、上空からは地面を観察することができた。

3.2.2 UAV と計測方法

小型 UAV として、Spreading Wings S1000 (DJI; China) に、特注の 3 軸ジンバルを取り付けて使用した。S1000 の展開時のサイズは 1045 mm (幅)であるが、収納時には 650 mm (幅)にすることができ、移動計測に便利である。また、脚長は標準で 305 mm であるが、離着陸時の安定性と複数のカメラをジンバルに装着するために、200 mm 程度長くし、使用した。また、S1000 では計測の障害にならないように、飛行時に自動で開閉脚を行うことができる。モーターの最大出力は 500 W、本体(4.5 kg)と電池(6S LiPo 8000 mAh 2 個)の総重量は 6.6 kg、離陸の制限重量は 11 kg である。なお、仕様では飛行時間が 15 分 (@15000 mAh & 9.5 Kg 離陸重量)とあるが、安全飛行可能時間は 10 分程度である。飛行制御は、GNSS (Global Navigation Satellite System) や IMU (慣性計測装置 Inertial Measurement Unit) の情報をもとに、A2 マルチローター安定化コントローラーにより行われる。飛行情報を事前にパソコンから設定すれば、設定した任意の飛行経路での自動飛行が可能である。また、カメラ設置のための 3 軸ジンバルは、任意の方向に操作できるが、独自に IMU を持ち、S1000 とは独立に設定された方向に自動で姿勢制御され、風や振動によりカメラが揺れ、画像が不鮮明になることを抑えることができる。

画像の計測（通常カメラの場合は撮影、また、航空機からの計測の場合には観測を用いる場合が多いが、ここでは用語を計測に統一して使用する）には、汎用の一眼レ

フデジタルカメラ (EOS kiss X7, Canon) を使用した。有効画素数は、約 1800 万画素で、重量は、約 370 g である。また、最高 4 コマ/秒の連続計測が可能であるが、今回の計測では 1 秒間に 1 枚の計測間隔に設定した。さらに、GNSS 座標更新率を 1 秒 1 回に設定した GNSS レシーバー GP-E2 (Canon) を用い、カメラが移動した軌跡を記録した。風と振動による影響を抑えるため、シャッター優先とし、シャッタースピードを 1/1000 秒、絞りを自動調整するモードに設定した。レンズは 3 種類 (EF 28 mm f/1.8 USM、EF 35 mm f/2 is USM、EF 50 mm f/1.4 USM (略語 : 28 mm、35 mm、50 mm), Canon) を使用した。

UAV による計測は、2015 年 9 月初旬の計測に適した太陽高度が十分高い 12 時頃に、約 30 m の高度から 3 種類のレンズを使用して行った。また、並行して、地上で、精度約 5 cm のレーザー距離計 (FG21-HA, RIEGL) により、周辺から計測可能な 12 m から 14 m 程度の 9 本のカラマツの樹高を計測した。計測は各々の樹木毎に 6 回行い、樹高としてその平均値を使用した。なお、2015 年 12 月に改正された航空法では、UAV を使用した屋外での計測について、空港の周辺と人口集中地区の上空及び 150 m 以上の高さの空域を飛行禁止としているが、本研究の UAV 飛行空域は、研究所の施設内であり、これらの規制条件に該当しない。

3.2.3 3次元モデルの構築 (SfM 法)

Fig. 3-1 に、樹冠と地表面の 3D モデルの構築と樹冠高の推定の流れ図を示す。UAV に搭載したカメラで計測した 2D 画像から 3D 点群画像 (ポイントクラウド) を構築する方法として、SfM による解析が可能な市販のソフトウェア (Photoscan, Agisoft LCC, Russia) を用いた。SfM は、Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) 法により、まず、2D 画像の特徴点を抽出し、次に、複数の画像において同一の特徴点を繰り返し計算により求め、さらに、Bundle-Adjustment 法により誤差を最小化し、3D 点群画像を再構築する手法である (Jensen and Mathews, 2016)。なお、各々の 3D 点群に対して、緯度、経度、標高の情報が得られる。

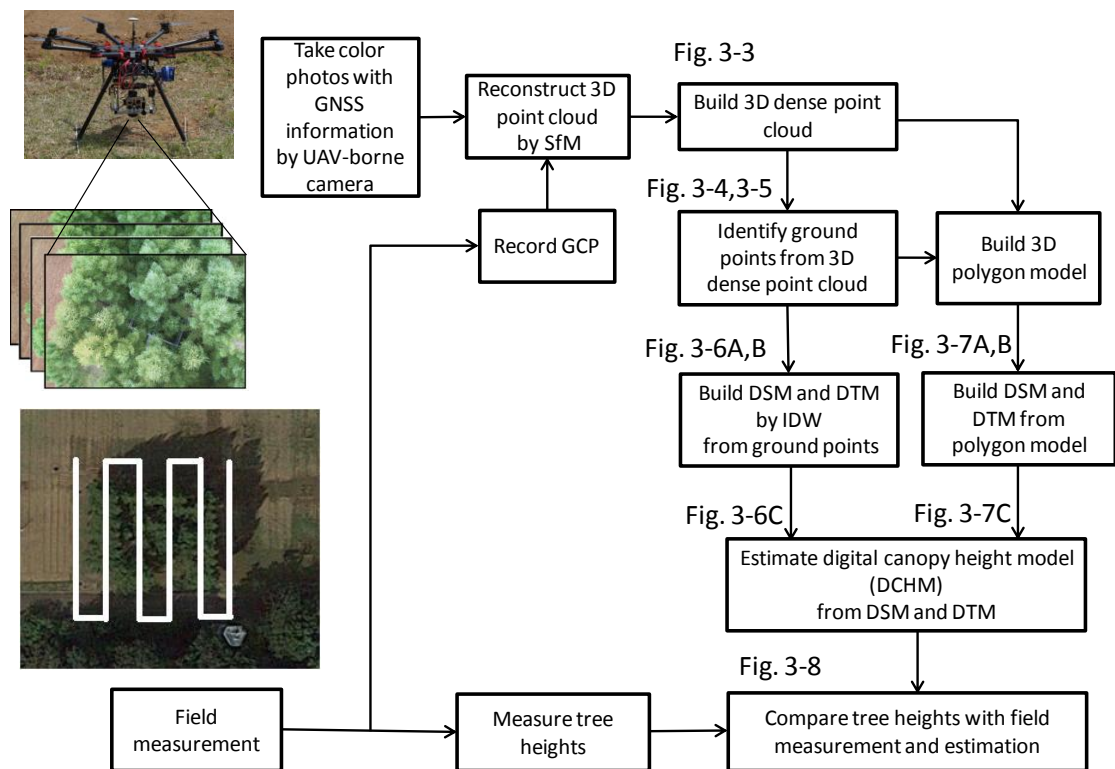


Fig. 3- 1 A flow-chart of the method to reconstruct 3D tree canopy height and DTM from a series of 2D images captured by a UAV-borne color camera. GNSS: Global Navigation Satellite System. GCP: Ground Control Point. DSM: Digital Surface Model. DTM: Digital Terrain Model. DCHM: Digital Canopy Height Model. IDW: Inverse Distance Weighting.

3.2.4 地表面の推定と樹冠モデルの構築

SfMにより得られた3D点群画像には、誤差のある点が含まれるので、誤差が大きい点を除去した後、各点を補完計算して3D高密度点群画像を作成した。そして、得られた高密度点群画像から、逆距離加重法IDW (Inverse Distance Weighting)とポリゴン法の2つの方法を用いて、樹木の3次元形状を表すDSM (Digital Surface Model)画像を作成した。なお、IDW法は、対象とする各セル(今回は12.3 mm)の近傍にある点群の値を、距離による係数(加重)を掛けて平均化することにより、3Dモデルを構築する方法である。一方、ポリゴン法は、点群から、多角形(ポリゴン、今回は三角形ポリゴン)を作成し、3Dモデルを構築する方法である。

上記で作成したDSM画像を用いて樹冠高を求めようとするると地表面の傾斜や起伏の影響を受けて、正確な樹冠高が得られない。このため、3D高密度点群画像(点群データ)から地表面データを抽出し、DTM (Digital Terrain Model)を作成した。そして、DSMからDTMを差し引くことにより地表面の影響を除去した3D樹冠高モデルDCHM (Digital Canopy Height Model)を作成した。そして、樹木毎の最高点を抽出し、樹高を求めた。

なお、DTMの構築は、高密度点群データを9つの区画(Fig. 3-2参照)に分け、それぞれの区画において、点群の10 cm毎の標高分布から、最も最下層の点群を地表面の点群として抽出し、その後、9つの区画の地表面として分類された標高点群データを合成し、逆距離加重法とポリゴン法を用いて、DTMを作成した。

最後に、逆距離加重法とポリゴン法により推定した樹高と実測した樹高からRMSEを求め、レンズの種類による違いなどを比較した。なお、解析には、Photoscanの他に、ENVI/IDL (Exelis VIS)などのソフトウェアを用いた。



Fig. 3- 2 2D color image reconstructed from a series of color images captured with the 28 mm lens. The sections surrounded by black lines show nine divisions for DTM reconstruction.

3.3 結果および考察

3.3.1 点群モデルと地表面分離

Fig. 3- 3 に、28 mm レンズで計測した 2 次元画像群から構築した 3D 高密度点群画像（点群密度は約 6500 点/m²）を示す。Fig. 3- 3A と Fig. 3- 3B は俯角 40 度と 90 度（真下方向）における 3D 高密度点群画像である。上空からの計測であるので、カラマツ林の樹冠表面は表示されるが、上空から見えにくい樹冠の内部や樹冠の下層の地表面は、点群が疎らで、欠落している（Fig. 3- 3A, B で、白く表示されている部分）。SfM 法では、正確な 3D 点群データを構築しようとする、9 枚以上の画像のオーバーラップが必要で、画像のオーバーラップの欠如があると点群が上手く構成できず、欠落部分が増える。

地表面は比較的平坦であるが、やや起伏が見られる。このため、3D 樹冠高モデル (DCHM) を求めるためには、地表面補正が必要である。Fig. 3- 4 は、Fig. 3- 5 のある区画の点群の標高データの分布図を表示した例であるが、標高の分布図において極端に点数が多い標高の点群（赤線で表示）が地表面の点群として抽出される。Fig. 3- 5 は、3D 高密度点群画像（点群データ）から地表面データを抽出した例である。Fig. 3-5A は、Fig. 3- 3B の赤色範囲で切り取った点群の断面図である。上図はカラマツ林がある場合の 3D 高密度点群、下図は抽出された地表面の点群である。Fig. 3- 2 の各区画において、同様の処理を行い、全ての区画の地表面の点群データを合成したのが Fig. 3-5 C である。樹木が繁茂している場所でも疎らではあるが地表面の点群が抽出できていることがわかる。区画に分けて処理するのは、標高が異なると地表面の抽出が正確にできないためであるが、ここで対象とした地形では、Fig. 3.2 に示した 9 区画程度で十分であった。具体的には、画像全体では地表面に 100 cm の標高差があったが、区画を 9 分割することによって、1 区画で 3-14cm の標高差になり、地表面の推定精度が向上した。区画の大きさは、地表面の傾斜と求めたい標高の精度で決定する必要がある。凹凸がある場合や、傾斜が急な地表面では小さな区画が望ましいが、抽出される点群の数にも依存する。



Fig. 3- 3 Examples of 3D dense cloud models reconstructed from a series of color images captured with the 28 mm lens. A: 3D model view from 40° of depression. B: 3D view from the top. Red belt in Fig. 2B shows an area used to make the histogram in Fig. 3- 5.

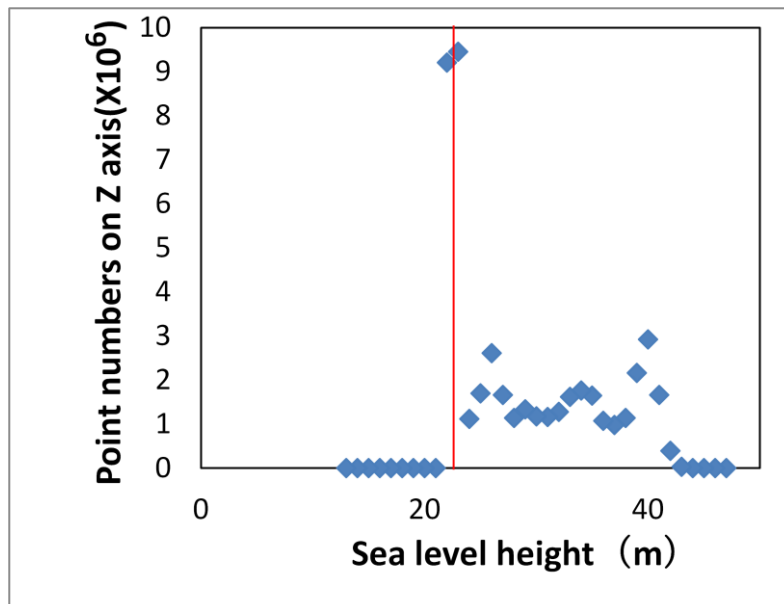


Fig. 3- 4 Histogram of the number of dense point cloud to the sea level height.
 Red line means the ground level.

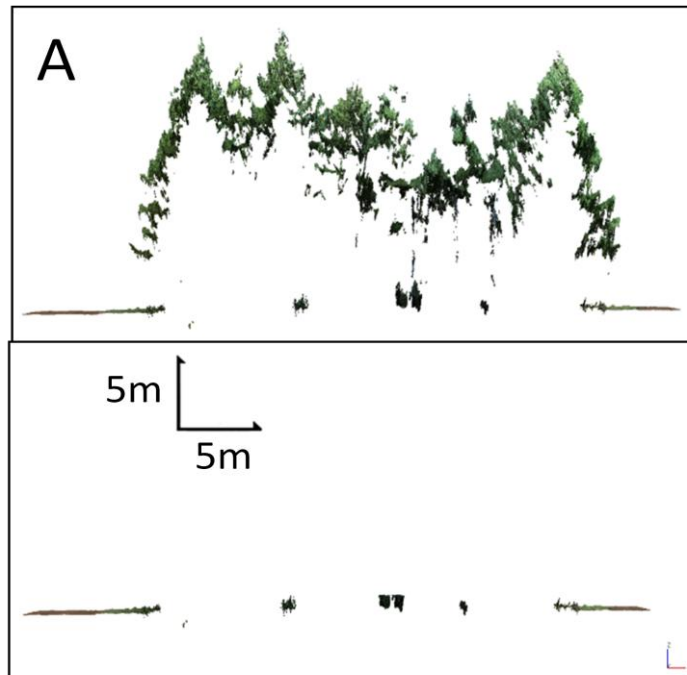


Fig. 3- 5 Results in the process to extract ground points from 3D dense point cloud. A: Cross section (the upper figure) in height of all dense point cloud including tree canopy and that (the lower figure) of the extracted ground level points in red belt in Fig. 3- 3B. B: 3D view from the top of dense point cloud at the extracted ground level.

3.3.2 DSM, DTM, DCHM

Fig. 3-6 は、IDW 逆距離加重法により求めた DSM(Fig. 3-6A)、DTM(Fig. 3-6B) 及び DCHM(Fig. 3-6C)、また、Fig. 3-7 は、ポリゴン法により求めた DSM(Fig. 3-7A)、DTM(Fig. 3-7B) 及び DCHM(Fig. 3-7C) の結果である。DSM と DCHM の画像では、2 つの方法により求めた画像の違いがわかりづらいが、DTM(Fig. 3-6B と Fig. 3-7B) の画像では違いが認識できる。

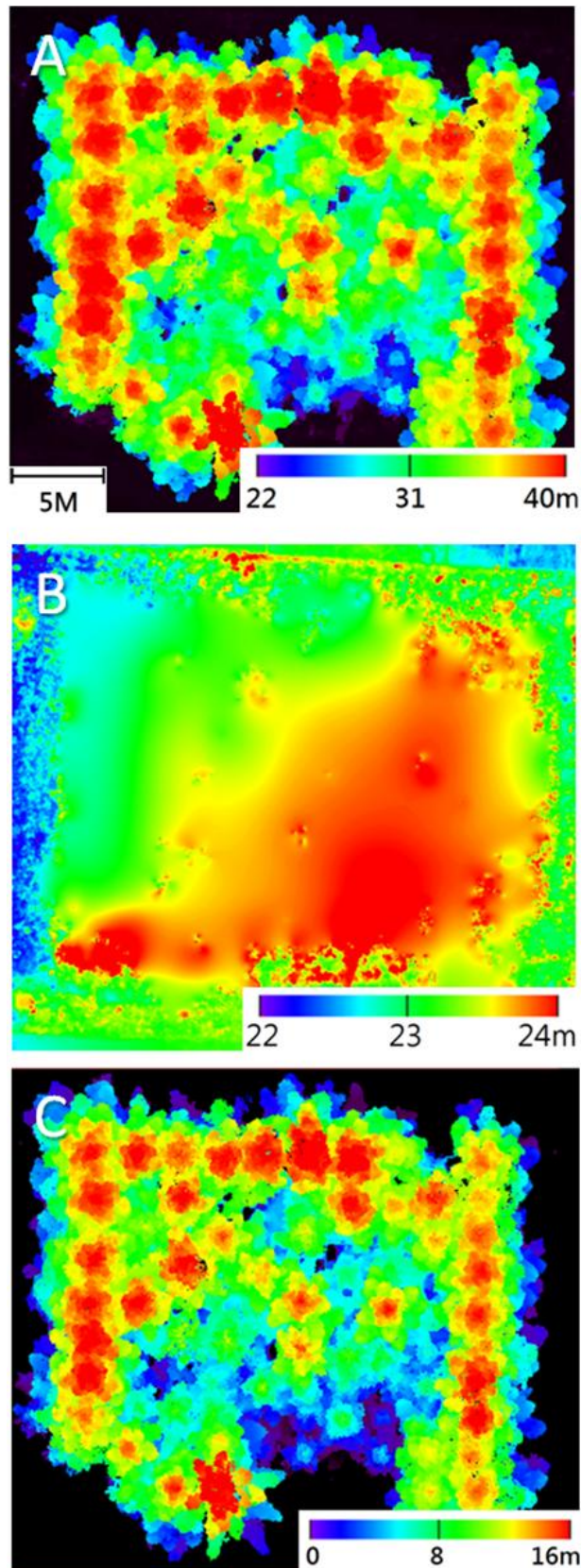


Fig. 3- 6 Pseudo-color images of DSM, DTM and DCHM built by IDW method from 3D dense point cloud. The focal length of the lens of UAV-borne camera was 28 mm. A: DSM. B: DTM. C: DCHM.

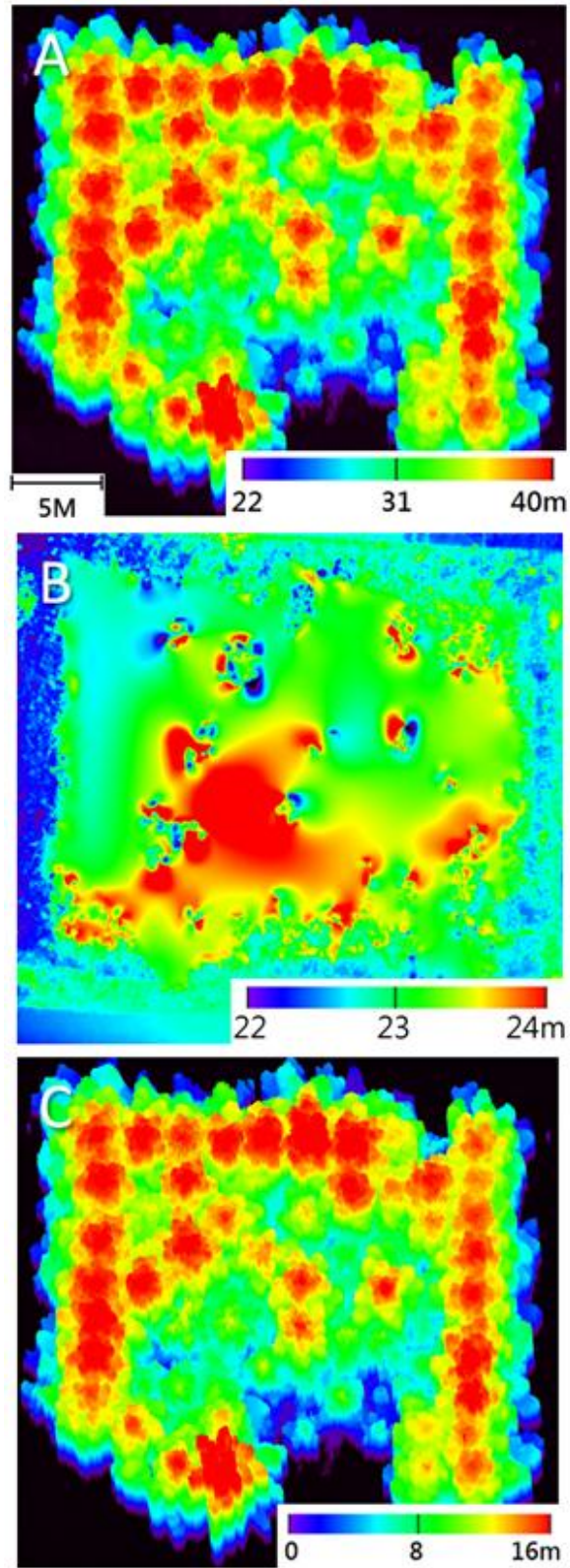


Fig. 3- 7 Pseudo-color images of DSM, DTM and DCHM built by polygon method from 3D dense point cloud. The 3D dense point cloud used in Fig.5 was the same as that in Fig.4. A: DSM. B: DTM. C: DCHM.

3.3.3 IDW 法とポリゴン法との比較

Fig. 3- 8 は、実測した樹高に対しての IDW 逆距離加重法 (Fig. 3- 8A) とポリゴン法 (Fig. 3- 8B) により推定した樹高の誤差を示す。レンズとしては焦点距離が 28 mm、35 mm、50 mm のレンズで撮影、解析した結果を比較した。逆距離加重法の結果では、平均 2 乗誤差 (RMSE) が、28 mm で 0.47 m、35 mm で 0.50 m、50 mm で 0.70m、であった。また、ポリゴン法では、28 mm で 1.09 m、35 mm で 1.10 m、50 mm で 1.09 m、であった。この結果から、逆距離加重法による推定の方がポリゴン法による推定よりもどの焦点距離のレンズを用いても高い精度で計測できることがわかった。また、ポリゴン法ではレンズの種類にかかわらず 1 m 程度の RMSE であったが、逆距離加重法ではレンズの焦点距離が短い程精度がよく、28 mm レンズが RMSE=0.47 m と最もよかった。

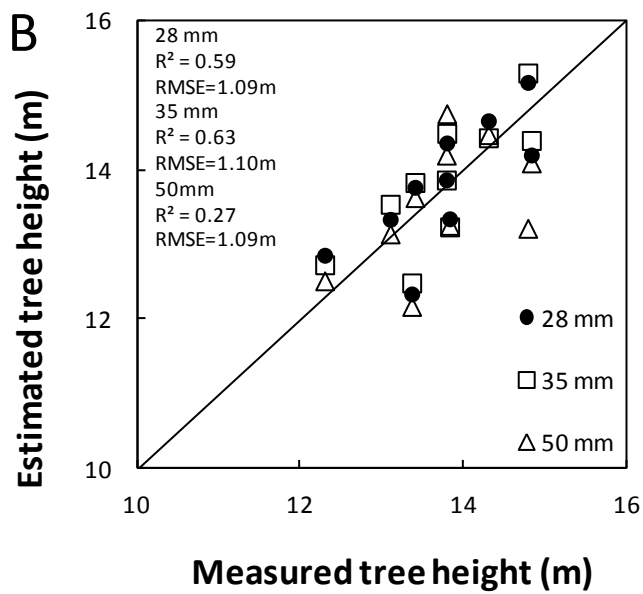
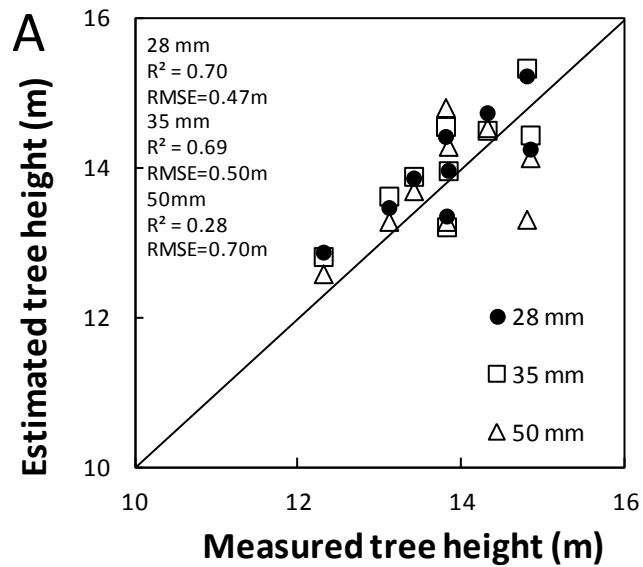


Fig. 3- 8 Relationships between the estimated tree height from DCHM (DSM-DTM) and the measured tree height. A: DCHM built by IDW method. B: DCHM built by polygon method. Each symbol shows the focal length of the used lens.

3.3.4 視野とオーバーラップ

レンズの焦点距離による違いでは、焦点距離が長いレンズは、対象を細かく見ることができ、カメラの水平方向の計測範囲が狭くなり、SfMでの点群構築の際に、画像のオーバーラップ枚数が少なくなり、誤差が大きくなる。Fig. 3.7に、同じ飛行経路で、一定速度で計測したときの、レンズの焦点距離の違いによるオーバーラップ画像の枚数の違いを示す。黒い点は、飛行経路に沿ってカメラ撮影した場所を示している。通常、SfMの解析では9枚以上の画像のオーバーラップが推奨される。28 mm (Fig. 3.7A)では、計測範囲全体で9枚以上の画像がオーバーラップしていたが、35 mm、50 mmと焦点距離が長くなるに従って、オーバーラップの枚数が少なくなっている箇所が増えている。なお、Fig. 3-9Bの右端は飛行状態との関係でデータの欠落が見られたが、実測との比較はデータの欠落の影響が生じる右端の黒い部分と白い部分を除いた領域の樹木で行った。

このオーバーラップ枚数の違いが、逆距離加重法ではRMSEの違いになったと考えられる。しかし、ポリゴン法ではオーバーラップ枚数の違いによるRMSEの違いは認められなかった。これは、ポリゴン法でもオーバーラップ枚数の低下の影響はあると考えられるが、それ以上に、DSMやDTMの構築の際の手法に起因する誤差が大きいことがわかる。この結果から、DSMやDTMの構築には、逆距離加重法を使用することが適切であることがわかる。

オーバーラップ枚数を増やすためには、UAVの飛行高度を高くする、計測間隔を短くし、計測時間を長くする方法が考えられる。しかし、これらは、使用するカメラの空間解像度や感度、シャッタースピードなどの特性、レンズの焦点距離やF値、解像度、収差などにも関係し、計測対象、計測環境などを考慮して、最適値をその都度決める必要がある。一般に、UAV計測では、高度を高くすると、画像の空間解像度が悪くなり、また、上空の風の影響で、画像が不鮮明になる。また、法的な規制との関係もあり、100 m以下の比較的low altitudeでの計測が推奨される。使用するカメラの空間

解像度に関しては、1億画素程度の業務用カメラも市販されているが、非常に高価である。今回の計測では、約1800万画素程度の軽量デジタルカメラを使用した。汎用の市販カメラでも5000万画素程度のカメラも市販されている。しかし、画像枚数や空間解像度が大きくなると、汎用のパソコンではSfMなどの解析時間が長くなる問題が生じる。

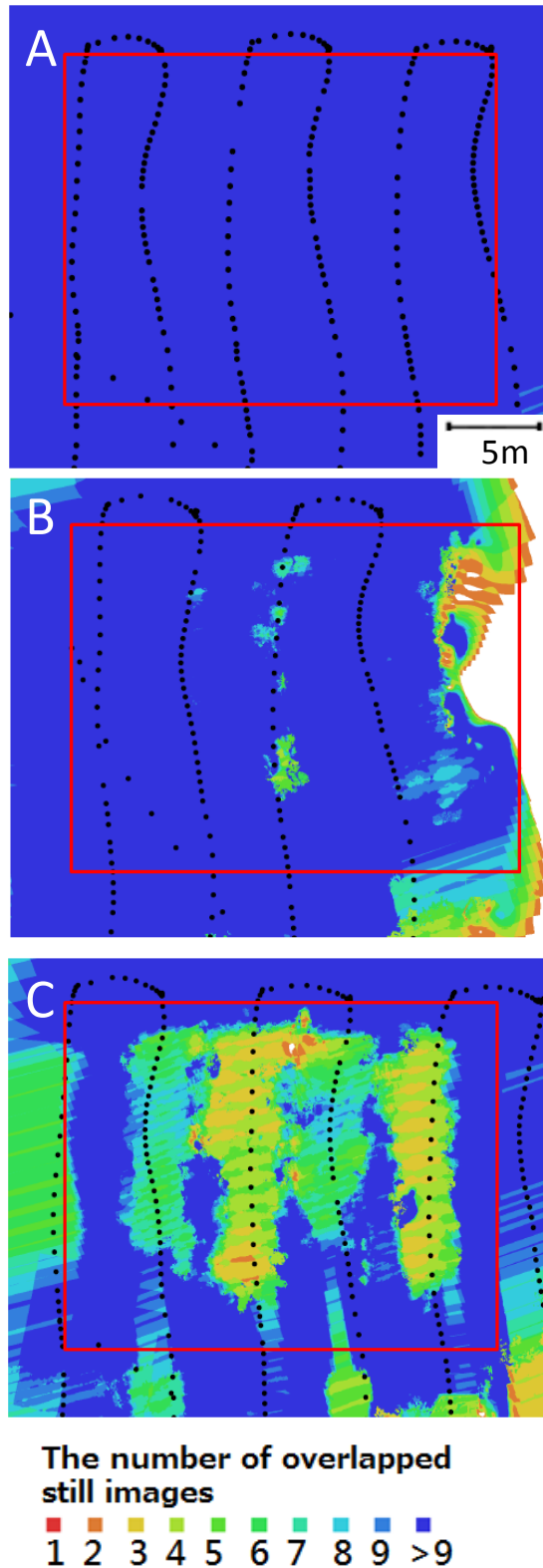


Fig. 3- 9 Difference in the number of overlapped color images. Each black dot shows the measurement point along a flight pass of the UAV. A: the 28 mm focal length lens. B: 35 mm focal length lens. C: 50 mm focal length lens.

3.4 考察

UAV と SfM を用いた植物群落の 3D モデルを構築する既往の研究では、Zarco-Tejada et al. (2014) が、平均樹高が 3 m のオリーブ樹木の計測で、樹高の RMSE が 0.35 m–0.39 m であったと報告している。また、Jensen and Mathews (2016) は、平均樹高が 5.04 m 程度の高原ライブオークやテキサスの柿、アガリタ、エルボーブッシュなどの樹高を測定し、最大樹冠高の RMSE が 0.81 m であったとしている。Wallace et al. (2016) が、平均樹高が 9 m のユーカリプシュケラ樹木の計測で、樹高の RMSE が 1.3 m であったと報告している。一般に、針葉樹の場合、先端が尖っているために、3D モデルの構築の際に、広葉樹に比べて先端が削除され、誤差が大きくなる傾向がある (Omasa et al., 2000)。本研究では、針葉樹の計測にもかかわらず、28 mm のレンズで、逆距離加重法により求めた樹高の推定精度として、0.47 m の RMSE が得られ、既往の研究と比べても比較的良好な結果であったといえる。誤差要因としては、3D モデルの構築精度以外に、比較対象である実測値の誤差も考えられる。実測には、精度 0.05 m のレーザー距離計 (FG21-HA, RIEGL) を用いたが、先端が尖っている針葉樹では、先端部を正確に検出しづらいという問題や三角測量の原理に基づいて樹高を推定する際の誤差も考えられる点も考慮に入れる必要がある。何れにしても、小型 UAV と市販の約 1800 万画素程度の軽量デジタルカメラを用いた計測でも、レンズの焦点距離や飛行方法、また、SfM と逆距離加重法を用いて DSM, DTM, DCHM などの 3D モデルを構築することにより、実利用可能な精度での 3D 計測が可能になったことがわかった。この方法は、航空機ライダーなどを用いた計測に比べて簡便で、比較的安価に実施できることから、現場での実利用に有効であると考えられる。今後、更なる 3D 計測の精度向上と実利用のためには、UAV の発展と共に、カメラ性能 (空間解像度、感度、ダイナミックレンジなど) の向上やコンピュータの高速化、GNSS (Global Navigation Satellite System) 情報の高精度化などの機器性能の向上に加えて、価格の低廉化が期待される。

第 4 章 ツマイモ群落の畝立て栽培における地表面推定と生育パラメータの精度評価

4.1 はじめに

農作物の管理や微気候の調節における植物構造や機能、生育パラメータなどの重要性は広く認識されている (Campbell & Norman, 2012; Jones, 2014)。しかし、現場での調査は、破壊的な方法で行われることが多く、多大な労力と費用、時間がかかり、また、サンプル数や調査範囲に限界が生じる問題あった。このため、植物群落の構造や機能、生育パラメータなどを、非破壊で、かつ、空間的に画像情報として取得する手法に関する研究が必要である (例えば、Omasa and Aiga, 1987; 大政ら, 1988; Hobbs and Monney, 1990; Sellers et al., 1990; Omasa, 1990; Omasa et al., 2006; Omasa et al., 2007; Whitlock, 1995; Jones & Vaughan, 2010)。このため、2次元リモートセンシングを用いて、遠隔から、迅速かつ広範囲の非破壊計測を可能にし、異なる時期や成長段階において、成長や構造の解析、環境応答評価、および収量予測などが行われてきた。しかしながら、2次元のリモートセンシングでは、葉や茎が重なっている植物器官における情報が欠落し、センサの計測方向や飛行高度の制限で、複雑な3次元構造を持つ植物群落の構造や機能、生育パラメータなどを定量的に評価するには問題があった。このため、この分野での3次元リモートセンシングへの期待は大きい。

従来、3次元リモートセンシングとして、能動的な方法である Lidar (Light Detection and Ranging) がよく用いられてきた。Airborne-Lidar では、パルスレーザを地表面に向けてスキャン照射し、対象物から帰ってくる反射パルスの飛行時間を計測することにより、地表面との距離を算出し、さらに、地形や植物冠の3次元形状を求めることができる。このため、Airborne-Lidar では、地表面の計測が比較的容易であり、植物冠の構造や高さ、バイオマス量などの計測に使用されてきた (大政ら, 2000; Omasa

et al., 2003; 2007 ;Morsdorf et al., 2006; Richardson et al., 2009; Asner et al., 2012)。しかしながら、Airbrone-Lidar では、観測の時間や回数に制約を受け、また、高価で、精度的な問題もあることから、高頻度で農作物などの小さい対象物の観測を行うには問題があった。

一方、最近の UAV(Unmanned Aerial Vehicle)技術の発達によって、観測の時間に制約を受けず比較的近距離の上空から、高精度で連続的に対象を観測することが可能になってきた。UAV に搭載できる小型 lidar も開発され、植物を対象とした研究現場での利用も行われるようになってきている (Lin et al., 2011; Wallace et al., 2012; 2016; Sankey et al., 2017)。しかしながら、UAV-lidar は高価で、農業現場では、より安価なシステムが求められている。

UAV-SfM(Structure from Motion)は、UAV に搭載した汎用のカメラで撮影した連続的な2次元画像から3次元モデルを構築する受動的な方法である。この方法は、UAV-Lidar に比べて安価で、カラー情報のテクスチャーマッピングに加えて、点群レベルでの色情報の解析が容易なため、近年、リモートセンシングの分野で普及してきている。UAV-SfM による植物群落の高さや、葉面積、バイオマスなどの成長変化に関する研究は数多く報告されているが(Bendig et al., 2013a; 2013b; 2014; Dandois et al., 2013; 2015;Diaz-Varela et al., 2014; 2015; Zarco-Tejada et al., 2014; Kim et al., 2018; Zhang et al., 2016; 2018a; 2018b; Teng et al., 2018; Chang et al. 2017; Grenzdörffer et al., 2014; Hassan et al., 2019; Zahawi et al., 2015)、植物が生育している状態での地表面を正確に推定し、生育パラメータの求める研究は少ない。一般に、農業現場では畝立て栽培のように地表面が必ずしも平坦でない場合が多く、また、耕作との関係で、植物の生育前に地表面観測を行うことが難しい場合が多い。このため、UAV-SfM を用いて、植物が生育している状態においても凹凸のある地表面を正確に推定し、植物の正確な生育パラメータを推定する方法の開発が必要であった。そこで、本研究では、苗を植え付けた後の畝立て栽培のサツマイモ圃場を

対象として地表面の3次元モデルを作成し、さらに、生育に伴う植物高や葉面積、バイオマス、収量などの生育パラメータの変化を推定する方法を検討し、その誤差評価を行った。

4.2 計測対象及び方法

4.2.1 計測対象および栽培条件

サツマイモは、痩せた土地でも育つことから、世界中で広く栽培されている。塊根は主要な澱粉質食品であり、一部の地域では葉も野菜として食べられている。17世紀の初め頃日本へ伝わり、現在、日本各地で広く栽培されている(Shogakukan, 1984)。本研究では、茨城県つくば市にある国立環境研究所の生態系研究フィールドⅡ(北緯36.0508°, 東経140.0775°)内のサツマイモ畑60 m x 20 mを使用し、茨城県内で一番多く栽培されているベニアズマ(*Ipomoea batatas* L. cv *Beniazuma*)を材料として用いた。

サツマイモの栽培はマルチ栽培で行い、畑に畝を立て、黒いビニルシートで覆った。畝の平均の高さは約21 cmであった。60 m x 20 mの畑を10m x 20mの6区画(S1からS6)に分け、各区の施肥量を0、0.025、0.02、0.1、0.15、0.2 kg/m²とした。通常の施肥量は0.15 kg/m²である(Fig. 4-2A)。肥料は、窒素3%、リン酸10%、カリウム10%のKinsei Kasei No. 3, (Taki Chemical Co.)を用い、それに、2%粒状マグネシウム石灰(Tagem Lime Industry Co.,)を加えた。ビニルシートへの苗の植え付けは、2015年5月27日(0 DAP, Days After Planting)に行った。

4.2.2 計測装置及び計測方法

小型 UAV は Spreading Wings S1000 (DJI) を使用した。UAV の機能と性能に関する情報を 3.2.2 に示す。また、各時期の計測は、同じ飛行路線を使用した。なお、3D モデルの精度向上のため、サツマイモ畑の周辺の各区の境界に、GCPs (Ground control points) として、頂点に黄色のマークを付けた高さ 30cm、直径 5cm の鉄柱を 14 個設置した(Fig. 4-2 の赤丸マーク)。なお、GNSS (Global Navigation Satellite System) レシーバー GP-E2 (Canon) を用いて、各 GCP の GNSS 座標を記録した(Gomez-Candon et al. 2014) (Fig. 4-1J)。

UAVによる計測は、太陽高度が十分高い11時から14時頃に、地面から約30mの高度で行った。計測日は6月10日(DAP 14)、6月29日(DAP 33)、8月10日(DAP 75)、9月5日(DAP 101)、10月15日(DAP 141)の5回であった。各時期の計測は焦点距離が28mmのレンズを用いて行ったが、6月10日、8月10日、10月15日については、50mmのレンズを加えて、28mmとの比較を行った。なお、地表面の調査は、UAVの計測と同じ日に行った。

現場での畝高と植物高の実測は、各時期において、各肥料区内の各10カ所を選択し、定規で測定した。また、各時期の葉面積と地上部乾物重は、各肥料区に1m×1mのサンプル区を設定し、刈取り調査により行った。その際、葉面積の測定は、採取した葉をフラットな机に置き、カメラで撮影した画像を処理することにより求めた。また、地上部乾物重は、80℃で1日乾燥させ、その後、乾燥重量を測定した。芋の部分は、収穫日の10月15日に採取した塊根を、細かくスライスした後、80℃で2日間乾燥させ、その後、乾燥重量を測定した (Fig. 4-1K)。

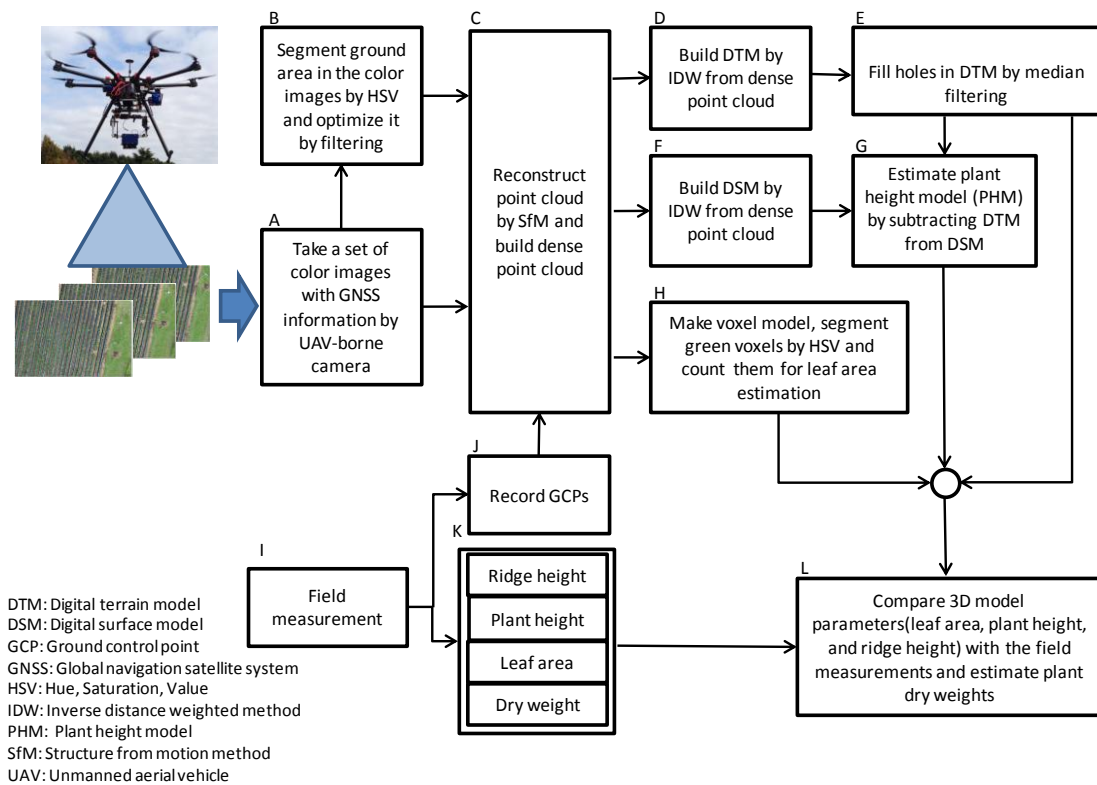


Fig. 4- 1 Workflow chart of sweet potato plant modeling from images taken by UAV.

4.2.3 畝立て栽培における地表面モデルと植物高モデルの構築とその精度評価

Fig. 4- 1 は、畝立て栽培における地表面モデルと植物高モデルの構築の流れ図である。まず、異なる生育時期に、UAV に搭載したカメラでサツマイモ畑を連続計測し、GNSS 座標付 2 次元カラー画像のセットを取得した (Fig. 4- 1A)。次に、植物と地表面を含む 3 次元の DSM (Digital Surface Model) を構築するために、取得した画像セットから、SfM を用いて、色情報付きの 3 次元点群モデルを構築し、さらに、色情報付きの 3 次元高密度点群モデルに変換した (Fig. 4- 1C)。この一連の計算は市販のソフトウェア (Agisoft Photoscan, Agisoft) を使用した。この手順を簡単に説明すると、SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 法により、複数の 2 次元画像の同一の特徴点を繰り返し探索し (Lowe, 1999; 2004)、その後、得られた特徴点の 3 次元座標を計算し (Tomasi & Kanade, 1993)、さらに、Bundle-Adjustment 法によりその誤差を最小化する (Triggs et al, 2000) ことにより、3 次元点群モデルを構築した。そして、CMVS (Clustering Views for Multi-view Stereo) 法により、ノイズなどを除去し、3 次元高密度点群モデルに変換した (Furukawa & Ponce, 2007; Furukawa et al., 2010)。その際、カメラで取得した 2 次元画像には、経度、緯度、高度等位置座標が記録されているので、計算の際に、座標に基づく計算方法を選択した。また、3 次元点群モデルと地面に設置した GCP の位置合わせを行い (Fig. 4- 1J)、点群モデルの精度向上のための補正計算を行い、3 次元高密度点群モデルを作成した (Fig. 4- 1C)。そして、得られた 3 次元高密度点群モデルから DSM に変換する際、欠落部分を逆距離加重法 IDW 法 (Inverse Distance Weighting) により内挿することにより (Teng, 2018)、3 次元の DSM を作成した (Fig. 4- 1F)。

次に、植物が植えられている状態で計測された 2 次元カラー画像のセットから 3 次元の地表面モデル DTM (Digital Terrain Model) を推定する方法について説明する。まず、Fig. 4- 1A で取得した比較的植物被覆が少ない 6 月 10 日の GNSS 座標付 2 次元カラー画像のセットを使用し、HSV (Hue, Saturation, Value) カラーモデルで、H 値が 70~150 かつ V 値が 20 以上の数値を緑色の植物領域とみなし、植物領域 (白色)

と非植物領域（黒色）の2値化画像を作成した（Fig. 4- 1B）。さらに、植物周辺の影の影響を除去するために、1 x 1 ピクセルから 15x15 ピクセルまでの植物領域（白色部分）拡大フィルタ処理を行った（Fig. 4- 1B）。その後、元の2次元カラー画像のセットに、上記で得た白黒2値化画像をマスク処理し、SfMにより3次元点群モデルを構築し、さらに、3次元高密度点群モデルを得た（Fig. 4- 1C）。そして、3次元高密度点群モデルからIDW法を用いてDTMを計算した（Fig. 4- 1D）。しかしながら、このようにして得られたDTMには、植物や陰の部分が穴として残るので、穴を埋め、正確な畝の3次元のDTMを得るために、畝の方向に長い、長方形のメディアンフィルタ（ $N \times M$ ピクセル、 $N=1-37$, $M=1-5$ ）処理を行った（Fig. 4- 1E）。そして、得られたDTMから、畝の最高点と最低点の差を計算し、畝高を求めた。

また、各計測時期（6月10日、6月29日、8月10日、9月5日、10月15日）の画像セットから構築したDSMから、6月10日時点のDTMを差し引くことにより、各計測時期の3次元の植物高モデルPHM（Plant Height Model）を構築した。そして、このように求めたPHMを用いて、各計測時期の個々の植物の最高点を抽出し、植物高を求めた（Fig. 4- 1G）。さらに、モデルから求めた植物高や畝高と実測値と比較し、誤差評価を行った（Fig. 4- 1L）。

4.2.4 葉面積及び乾物重の推定法とその精度評価

葉面積は、群落では葉の重なりが大きく、直接計測するのは難しいので、回帰モデルにより推定した。推定法は、色情報付きの3次元高密度点群モデル（Fig. 4- 1C）を1cm x 1cm x 1cmの色情報付きの3次元ボクセルモデルに変換し、さらに、HSV色モデルを用いて、植物領域（ $70 <H < 150$ および $V > 20$ ）を抽出し、ボクセル数をカウントした。そして、カウントされたボクセル数と実測から得られた葉面積の回帰式を求め、相関と葉面積の推定式を求めた（Fig. 4- 1H）。さらに、上記で得られた推定式と2次元画像から植物領域を抽出して得られた推定式との精度比較を行った、さらに、推定した葉面積と地上部乾物重や収穫量との相関を求め、推定式を求めた（Fig. 4- 1L）。

4.3 結果

4.3.1 サツマイモ畑の3次元高密度点群モデルの例

Fig. 4-2、Fig. 4-3は、苗を植え付けてから約2週間経過した6月10日のサツマイモ圃場の色情報付きの3次元高密度点群モデルの上面視(A)と側面視(B)の画像の例である。計測は、高度約30mの位置から、焦点距離28mmのレンズを装着したカメラをUAVに搭載して計測し、得られたGNSS座標付2次元カラー画像のセットから3次元高密度点群モデル構築した。Fig. 4-2Aの赤線は、各施肥区の境界を示し、S1が施肥量 0 kg/m^2 区で、後、右から左方向に、 0.025 (S2)、 0.02 (S3)、 0.1 (S4)、 0.15 (S5)、 0.2 kg/m^2 (S6)の施肥区である。また、赤線の両端の赤丸は、GCPs(頂点に黄色のマークを付けた高さ30cm、直径5cmの鉄柱)の位置である。サツマイモ畑は、道路で囲まれ、また、北東の境界に樹木が繁茂していた。また、畑内には、マルチ栽培のための黒いビニルシートで覆われた畝が、東西方向に並んでいた。Fig. 4-2Aの上面視の画像からその様子がわかる。また、Fig. 4-2Bの側面視の画像からは、畝立て栽培に特有の凹凸の畝とサツマイモの葉が観察される。この時期は、葉が余り繁茂していないので、植物と地面、黒いビニルシートを分別できる。また、遠方の樹木は上空からは計測できないので、3次元構築された画像からは、側面の部分が欠落してる。植物葉が繁茂するに伴い地表面を植物が覆い、8月10日頃には、畑の全部分が植物で覆われた(Fig. 4-4, Fig. 4-5)。そして、9月5日頃には黒く枯れる葉が増え(Fig. 4-6)、10月15日頃には、黄色く枯れた葉が目立つようになった(Fig. 4-7)。

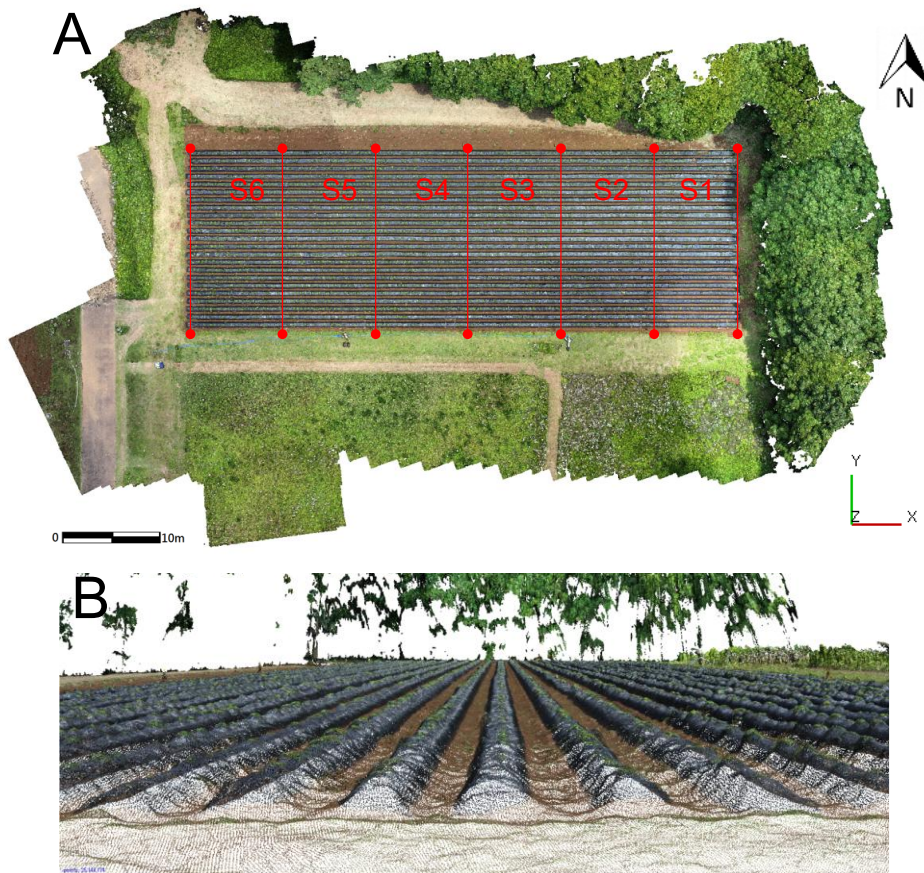


Fig. 4- 2 The dense point cloud model based on June 10th. A: Top view. B: Side view.

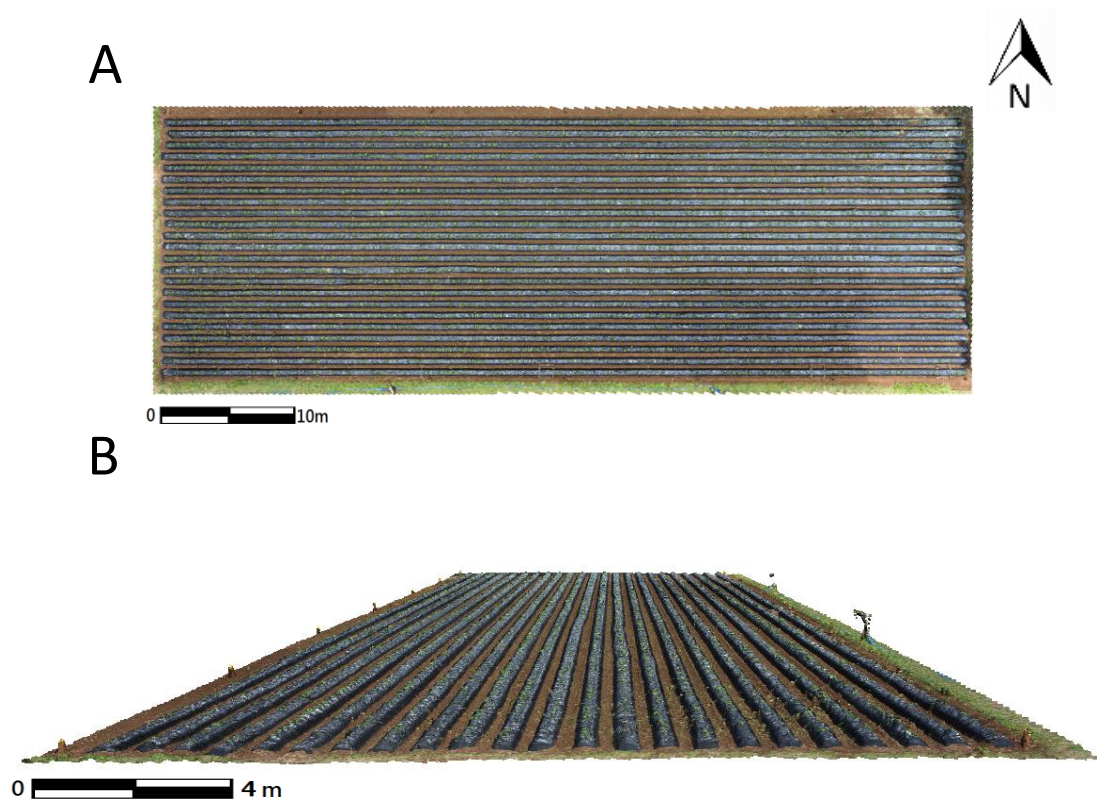


Fig. 4- 3 The top view and side view of dense point cloud on Jun 10th.

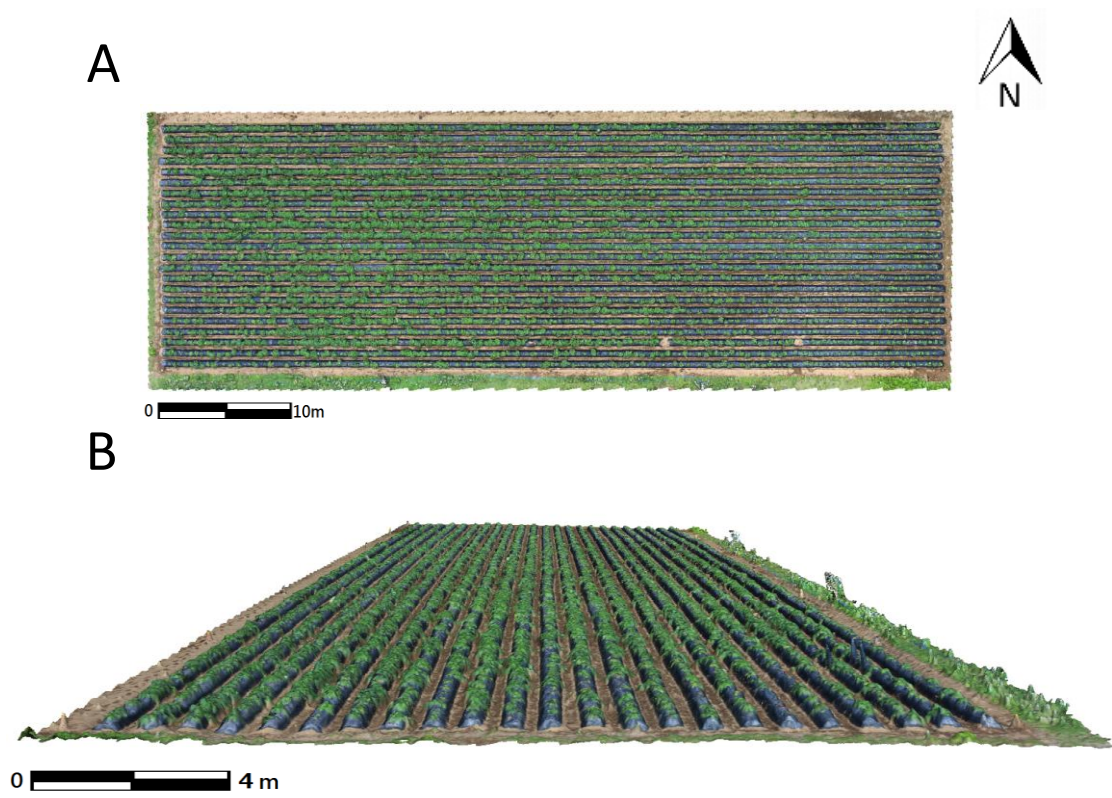


Fig. 4- 4 The top view and side view of dense point cloud on Jun 29th.

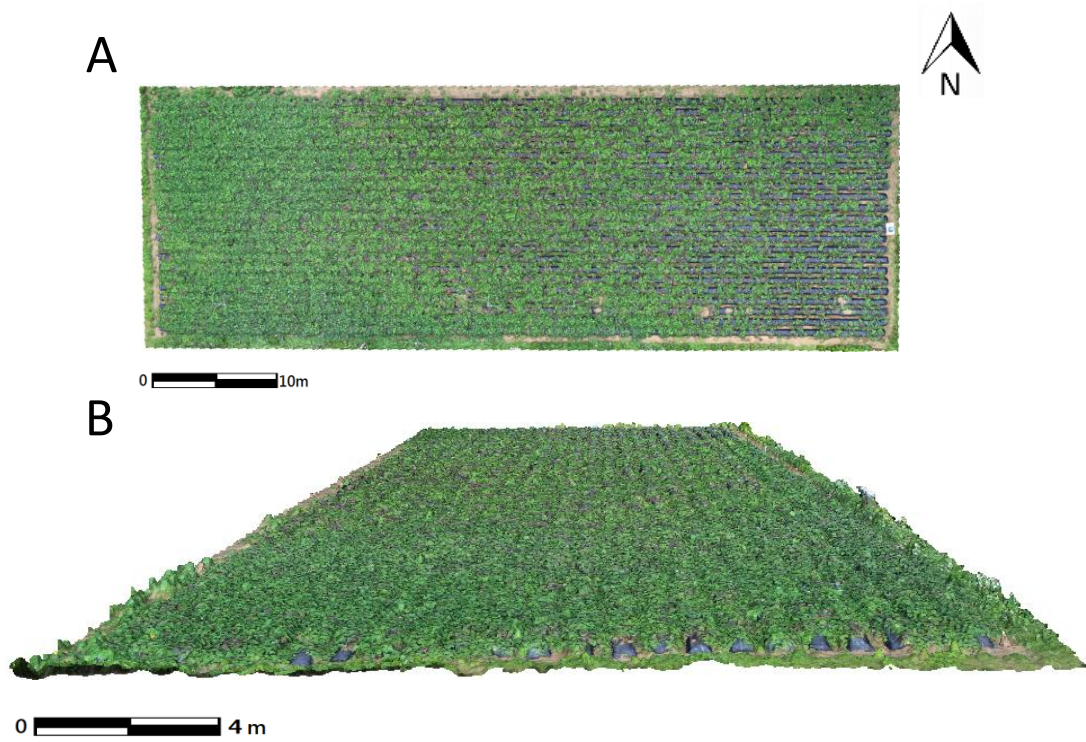


Fig. 4- 5 The top view and side view of dense point cloud on Aug 10th.

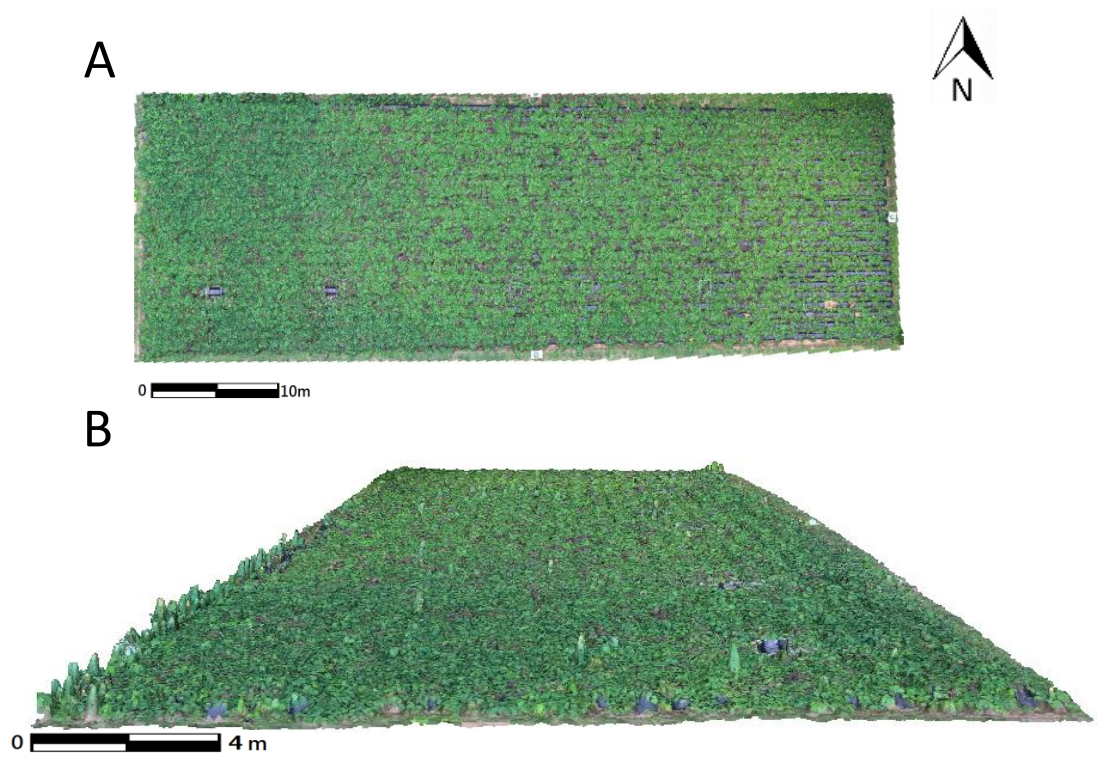


Fig. 4- 6 The top view and side view of dense point cloud on Sep 05th.

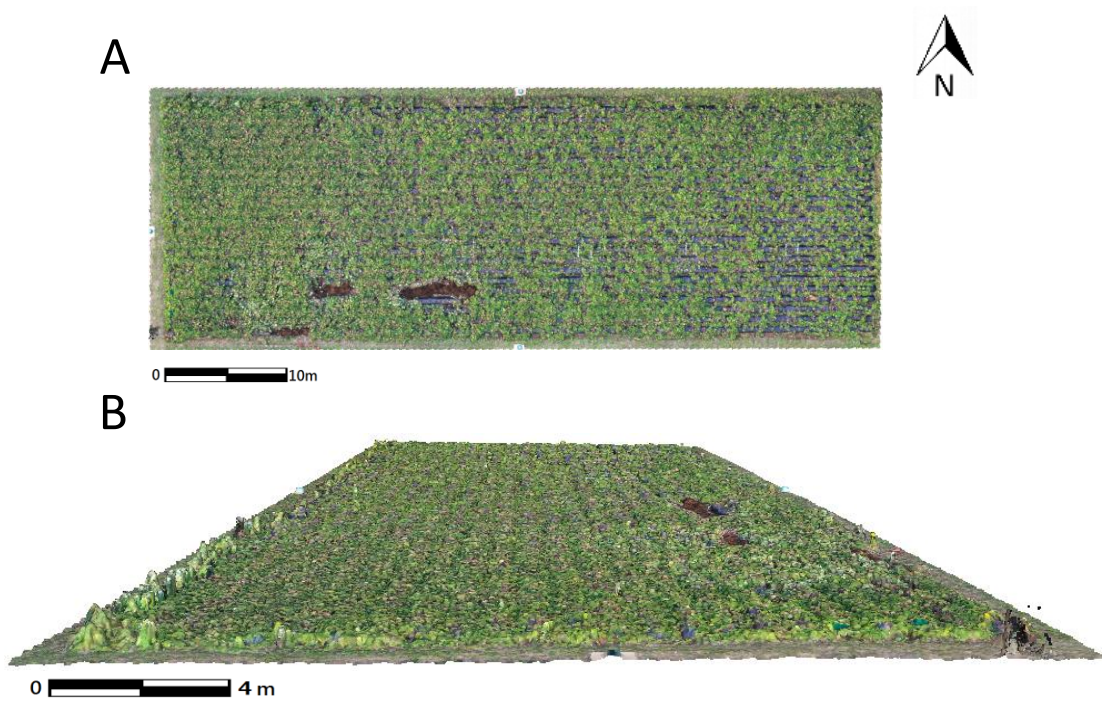


Fig. 4- 7 The top view and side view of dense point cloud on Dec 15th.

4.3.2 地表面(DTM)構築のための植物領域の除去とフィルタ処理の効果

(1) 植物領域の除去と拡大フィルタ処理の効果

地表面(DTM)構築のための2次元カラー画像のセットは、植物被覆が比較的少ない6月10日の計測データを使用した。Fig. 4-8からFig. 4-12までは、地表面(DTM)を構築するための植物領域の除去と拡大フィルタ処理(Fig. 4-8B、Fig. 4-9)の例である。計測された2次元カラー画像のセット(Fig. 4-8A、Fig. 4-9A)では、緑色の土壌の他に、焦げ茶色の土壌と黒色のビニールシートが観察される。Fig. 4-8A、の2次元カラー画像に、4.2.3の方法で記載したようにHSVカラーモデルを用いて閾値処理を行い、植物領域(白)と非植物領域(黒)の2次元の2値画像のセットを作成した(Fig. 4-8B、Fig. 4-9B)。この状態の画像セットを用いて、SfMにより3次元高密度点群モデルを構築したのが、Fig. 4-8C~4-8Eで、上段が2値画像、中段が構築した3次元高密度点群モデルの上面視の画像、下段が側面視の画像である。Fig. 4-8Cの側面視の画像からもわかるように、表面に凹凸が残る。これは、上記の閾値処理により残った植物周辺の陰の部分の影響により生じる。このため、植物領域(白色部分)拡大フィルタ処理を行い、植物周辺の陰の部分を除去した。Fig. 4-8Cが1x1フィルタ処理、Fig. 4-8Dが5x5フィルタ処理、Fig. 4-8Eが15x15フィルタ処理の例である。

Fig. 4-9は2次元カラー画像と1X1から15X15までフィルタ処理の例である。Fig. 4-10はFig. 4-9の画像セットから構築した3次元高密度点群モデルの上面視の画像である。Fig. 4-11はFig. 4-9の画像セットから構築した3次元高密度点群モデルの側面視の画像である。Fig. 4-12はIDW法を用いて、3次元高密度点群モデルから地表面モデルDTMである。フィルタのサイズを拡大するに伴い、黒い穴も拡大した。

Fig. 4-13は、植物領域(白色部分)拡大フィルタのサイズの違いによるDTMから求めた畝高の推定値と実測値の誤差比較である。なお、ここで構築したDTMでは、植物領域の除去に伴う穴は残るので、穴以外の場所の推定値と実測値の誤差評価を行った。5x5フィルタを使用した時に畝高の誤差が最小になり、RMSE(Root Mean Square

Error)で、1.44 cmであった。5 x 5 以下のサイズのフィルタでは、植物周辺の陰の部分の除去が十分ではなく、また、5 x 5 以上のサイズのフィルタでは、穴の拡大に伴う地表面の欠落により誤差が大きくなった。

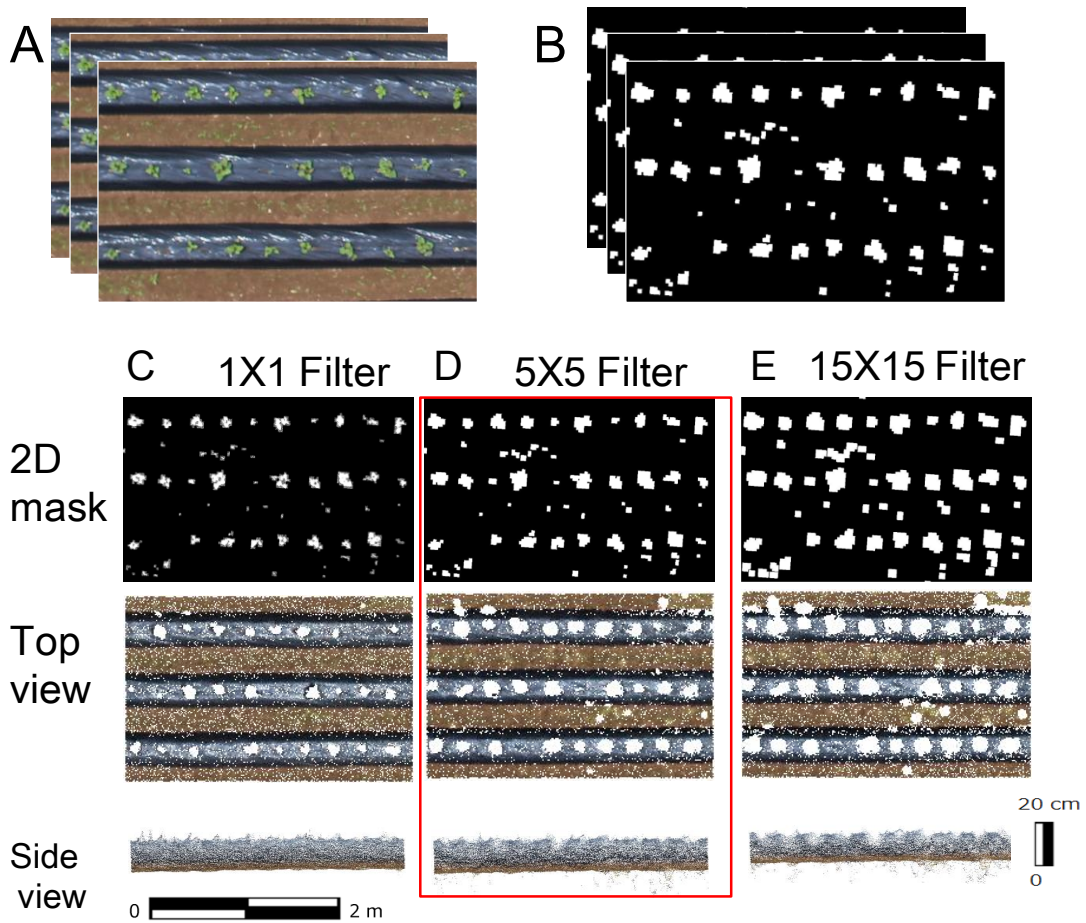


Fig. 4- 8 Examples of plant area removal and enlargement filtering. A: 2D images. B: Images after plant removal process. C: 1X1 enlargement filtered data, D: 5X5 enlargement filtered data. E: 15X15 enlargement filtered data.

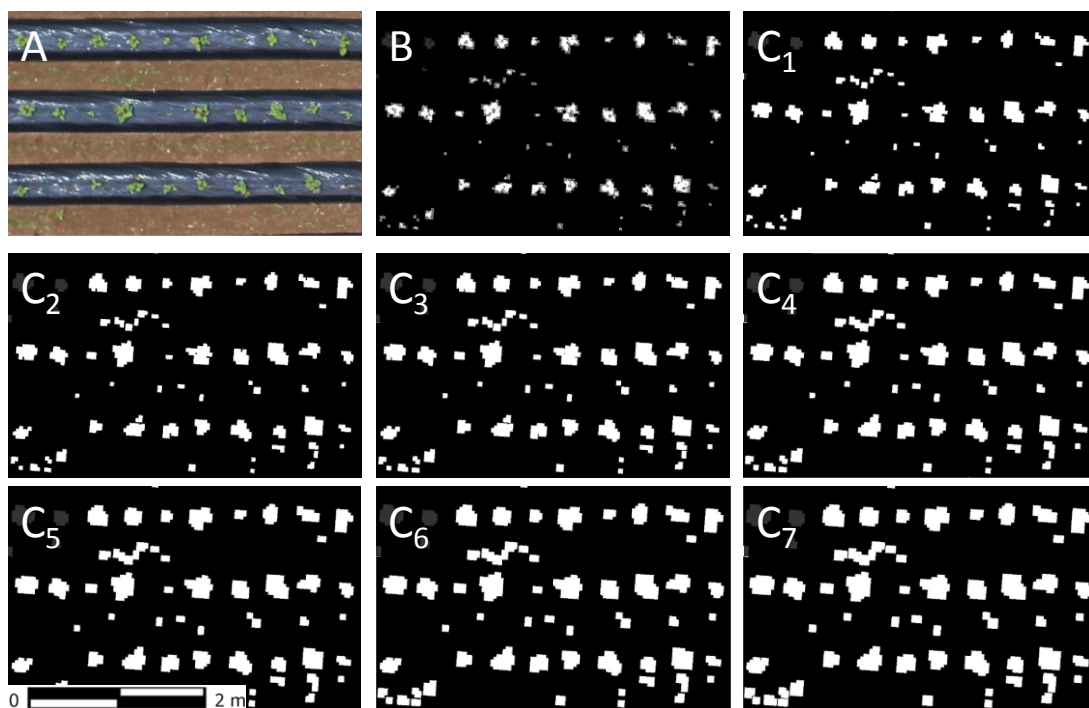


Fig. 4- 9 A: a picture take from UAV. B: Segment of plant area and ground area in the color images by HSV color model. C: Pixel extending in the plant by noise filtering from 1 pixel into 3x3 area (C_1), 5x5 area (C_2), 7x7 area (C_3), 9x9 area (C_4), 11x11 area (C_5), 13x13 area (C_6), 15x15 area (C_7).

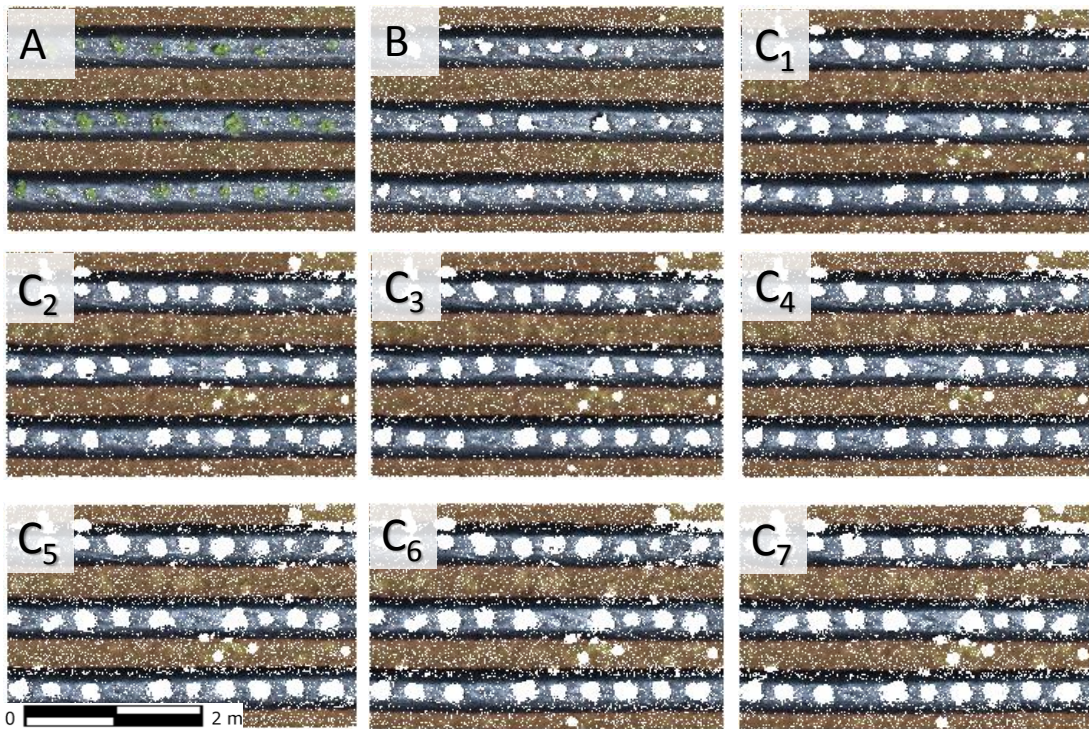


Fig. 4- 10 The top view of dense point cloud by different photos sets on June 10th. A: build 3D model from photos took from UAV. B: build 3D model from a sets of photos made by Fig. 4- 9B (Fig. 4-10B), Fig. 4- 9C₁(Fig. 4-10C₁), Fig. 4- 9C₂(Fig. 4-10C₂), Fig. 4- 9C₃(Fig. 4-10C₃), Fig. 4- 9C₄(Fig. 4-10C₄), Fig. 4- 9C₅(Fig. 4-10C₅), Fig. 4- 9C₆(Fig. 4-10C₆), Fig. 4- 9C₇(Fig. 4-10C₇).

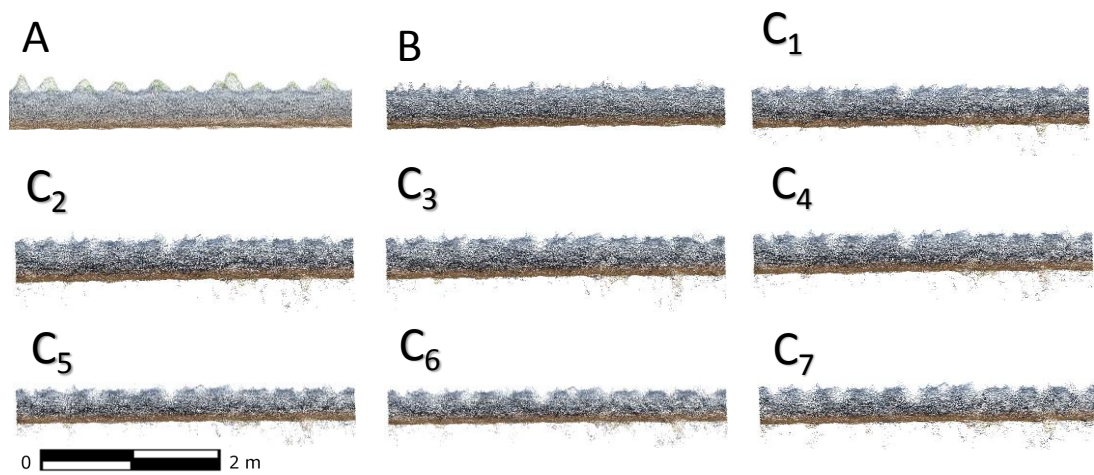


Fig. 4- 11 The side view of dense point cloud by different photos sets on June 10th. A: build 3D model from photos taken from UAV. B: build 3D model from a sets of photos made by Fig. 4- 9B (Fig. 4-11B), Fig. 4- 9C₁(Fig. 4-11C₁), Fig. 4- 9C₂(Fig. 4-11C₂), Fig. 4- 9C₃(Fig. 4-11C₃), Fig. 4- 9C₄(Fig. 4-11C₄), Fig. 4- 9C₅(Fig. 4-11C₅), Fig. 4- 9C₆(Fig. 4-11C₆), Fig. 4- 9C₇(Fig. 4-11C₇).

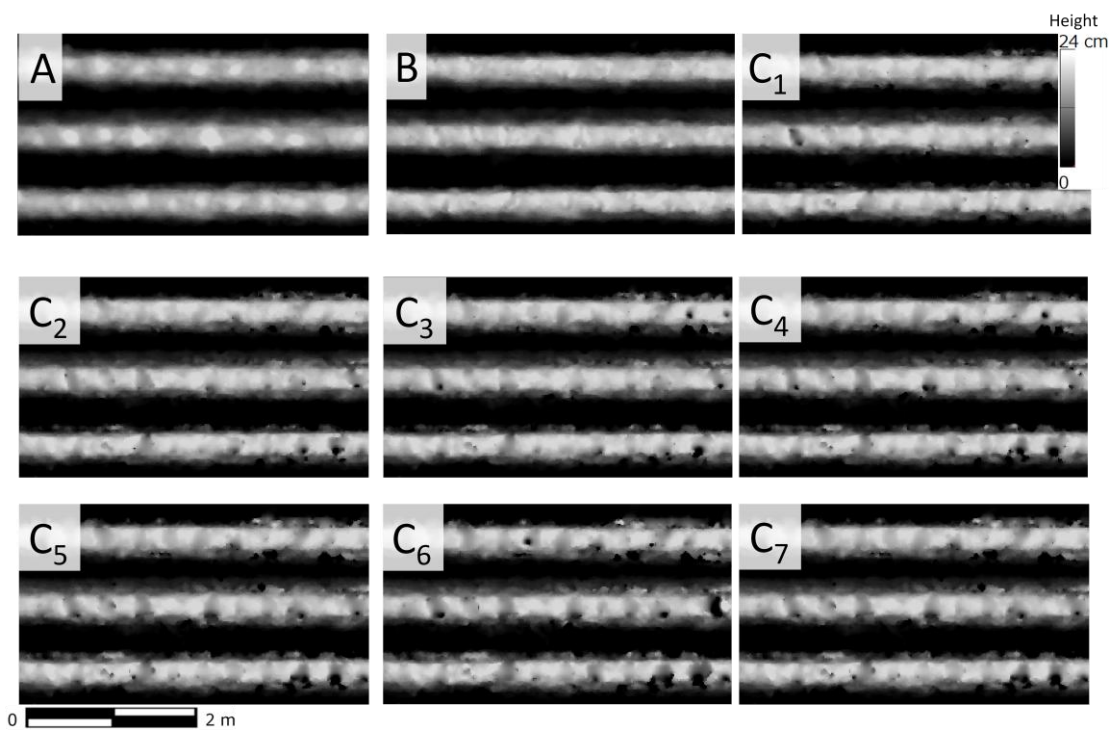


Fig. 4- 12 The surface model from dense point cloud by different photos sets on June 10th A: build surface model by 3D model, Fig. 4-10A(Fig. 4- 12A), Fig. 4-10B(Fig. 4- 12B), Fig. 4-10C₁(Fig. 4- 12C₁), Fig. 4-10C₂(Fig. 4- 12C₂), Fig. 4-10C₃(Fig. 4- 12C₃), Fig. 4-10C₄(Fig. 4- 12C₄), Fig. 4-10C₅(Fig. 4- 12C₅), Fig. 4-10C₆(Fig. 4- 12C₆), Fig. 4-10C₇(Fig. 4- 12C₇).

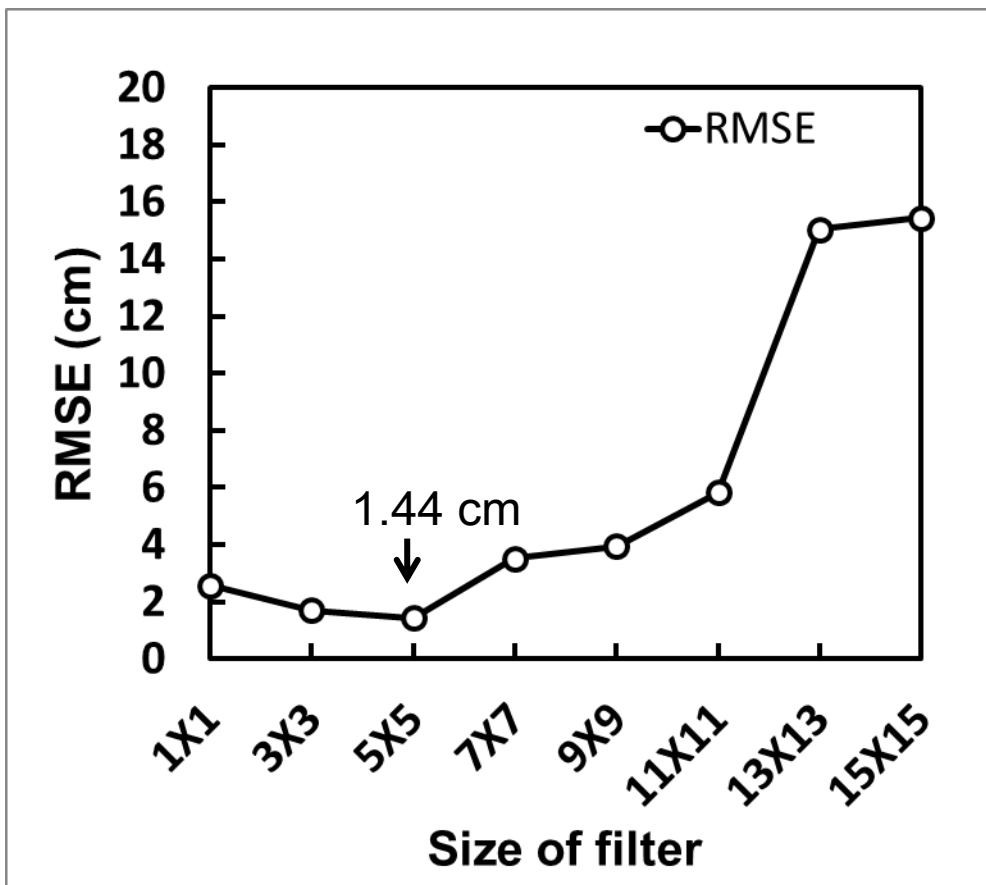


Fig. 4- 13 RMSE of ridge height from 3D models computed by the different size of enlargement filters.

(2) メディアンフィルタ処理の効果

上記の植物領域の拡大フィルタ処理だけでは、地表面 (DTM) を構築する際に、植物領域を除去した後の穴が残る。このため、この穴を埋めるために、畝方向に長い長方形の $N \times M$ (N は畝の方向、 M は畝の断面方向のピクセル数) のメディアンフィルタを使用した。Fig. 4- 5A は、6 月 10 日の植物と地表面を含む DSM の例である (Fig. 4- 1F)。また、Fig. 4- 5B は、Fig. 4- 3D の 5×5 拡大フィルタ処理を行った後の DTM の例である (Fig. 4- 1D)。上段が上面視の画像、下段が側面視の画像であるが、Fig. 4- 14B では、植物領域除去と拡大フィルタ処理によって、植物と陰が完全に除去された代わりに、DTM に大きな穴が空いていることがわかる。この穴を塞ぐために、メディアンフィルタ処理を行った結果が Fig. 4- 14C である (Fig. 4- 1E)。この場合、 $N=7$ 、 $M=1$ のメディアンフィルタ処理を行ったが、畝の形状を残した状態で地面の凹凸を小さくすることができた。Fig. 4- 14D は、DSM (Fig. 4- 14A) から DTM (Fig. 4- 14C) を引くことにより得た植物高モデル (PHM) である。

Fig. 4- 15 は、DTM の $N \times M$ メディアンフィルタの大きさの違いによる畝高 (DTM) と植物高 (PHM) の推定値と実測の誤差を示す。畝高の誤差 (A) は、穴の部分避免了誤差評価であったので、フィルタサイズが小さい程、誤差は小さくなった。この RMSE は、 $N=1$ 、 $M=1$ のフィルタで 1.44 cm であった。一方、植物高の誤差は、 $N=7$ 、 $M=1$ のフィルタサイズで最も誤差が小さく、 $RMSE=2.90\text{cm}$ であった。これは、畝の方向のフィルタサイズ N は穴を埋める大きさである必要があるが、大きすぎると畝の形状が実際の形状と異なってくるためである。また、畝の断面方向のフィルタサイズ M は小さいほどよかったが、このことは、畝の断面方向は、穴埋め効果よりも形状に影響を与えない最小サイズのものが適していることがわかった。

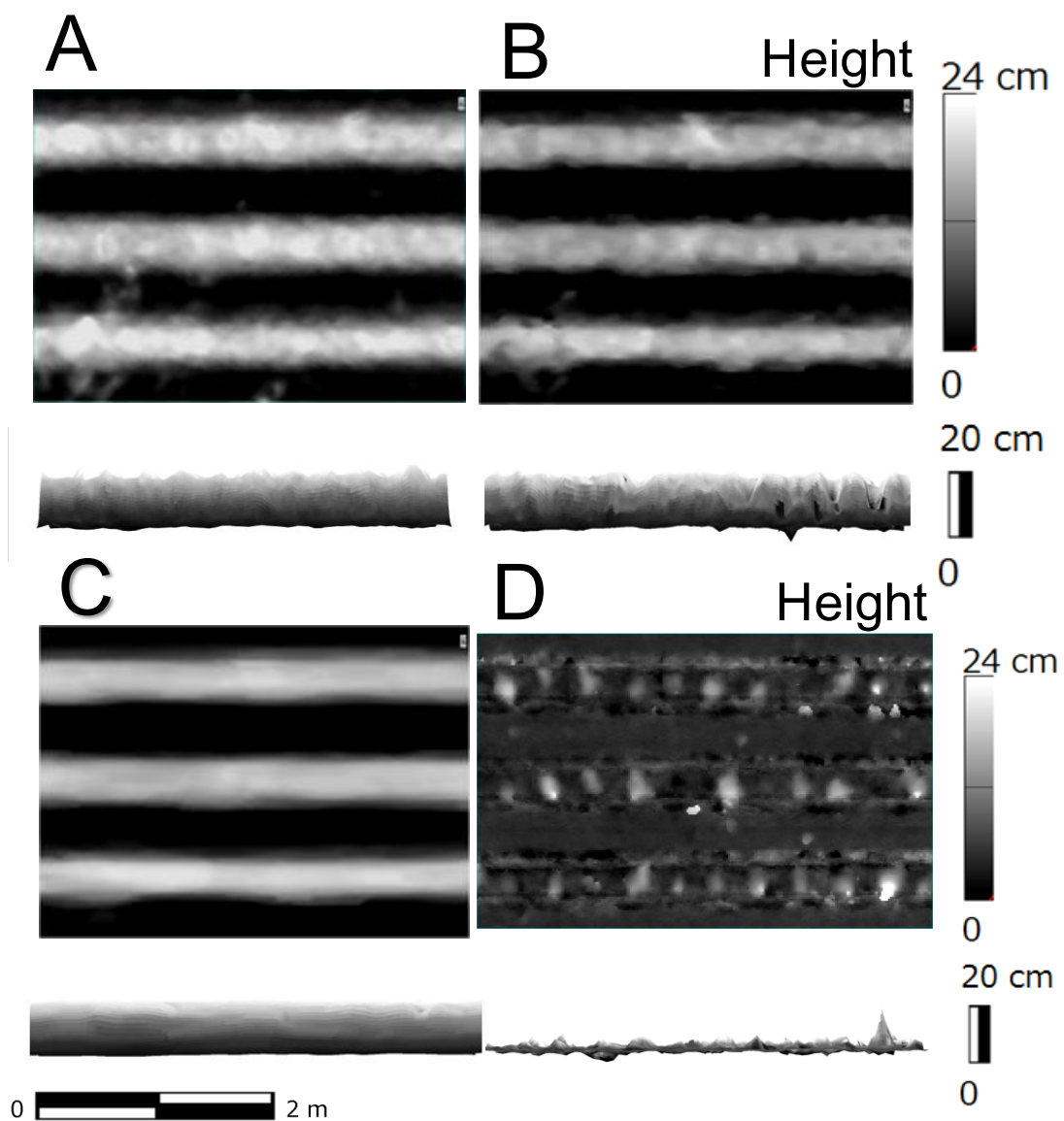


Fig. 4- 14 Fig. 4.5 The step of DTM and PHM generation in ridge cultivation.
 A: DSM. B: DTM after 5X5 enlargement filter process. C: DTM smoothed by 7X1
 rectangular median filter. D: PHM generated from A minus C.

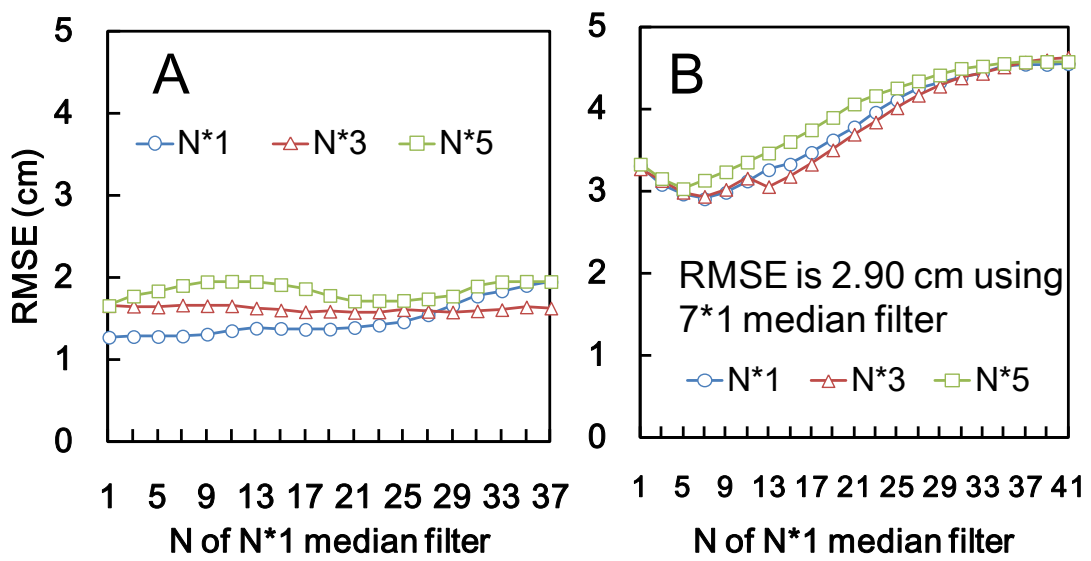


Fig. 4- 15 RMSE of height from 3D models computed by the different size of median filters derived from data on 14 DAP. A: ridge. B: plant.

4.3.3 全生育期間わたる植物高モデル(PHM)の誤差評価

上記では、6月10日の時点での植物高モデル(PHM)の実測値の誤差について述べたが、ここでは、苗の植え付けから収穫時期までの全生育期間(6月10日、6月29日、8月10日、9月5日、10月15日)にわたるPHMの誤差評価を行った。各時期のDSMから6月10日のDTMを差し引くことによりPHMを構築したが、その実測値との比較をFig. 4-16に示す。Fig. 4-16Aは、焦点距離28mmのレンズで計測した画像セットから構築したPHMと実測値の比較、Fig. 4-16Bは、焦点距離50mmのレンズでの結果である。比較した箇所数は、28mmレンズの場合が約300点、50mmのレンズの場合が180点であった。図では、横軸(x)が実測値で、縦軸(y)がPHMからの推定値である。焦点距離が28mmのレンズの場合、 $y=x$ との誤差がRMSE=3.3cm、回帰式($y=0.9335x-1.1$)の決定係数が $R^2=0.94$ 、回帰式との誤差がRMSE=1.1cmであった。一方、焦点距離が50mmのレンズの場合は、 $y=x$ との誤差がRMSE=4.1cm、また、回帰式($y=1.0708x-3.8$)の決定係数が $R^2=0.87$ 、回帰式との誤差がRMSE=1.7cmであり、28mmの場合よりも誤差が大きかった。これらの結果は、両レンズ共に、推定値の方が実測値よりもやや低い傾向があったが、6月10日のDTMを用いたにもかかわらず、全生育期間にわたって誤差の変化は比較的小さく、高い精度でのPHMの構築が可能であることを示している。また、50mmのレンズの方がやや誤差が大きかった原因は、UAVの高度や飛行速度との関係で、計測した2次元カラー画像のセットのオーバーラップ率がやや悪く、SfMによる3次元モデルの構築の際に誤差が生じたものと考えられる。

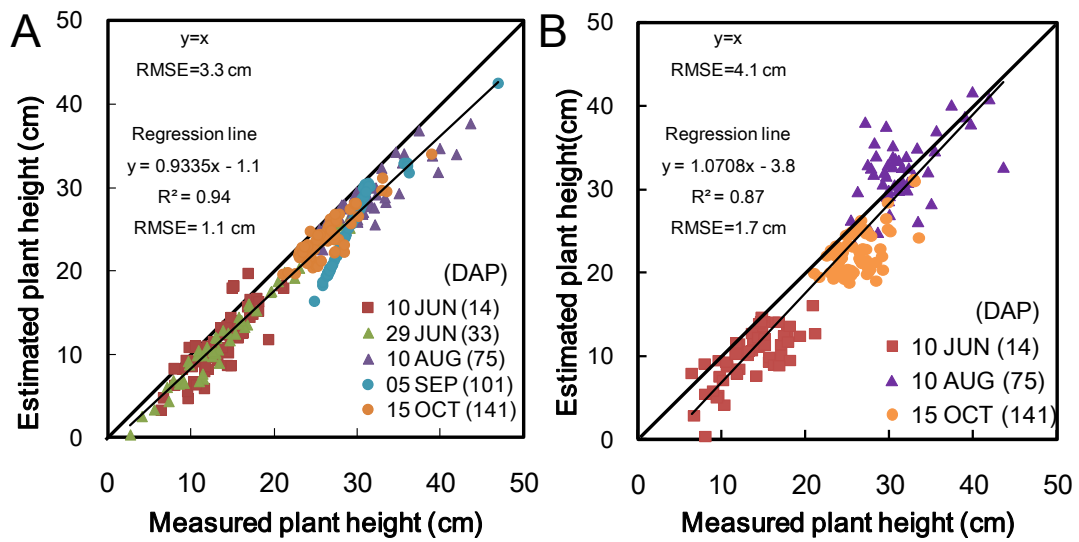


Fig. 4- 16 The comparison of sweet potato plant heights between measured and estimated values during different growth periods. A: 28 mm lens derived data.

B: 50 mm lens derived data.

4.3.4 葉面積の推定と誤差評価

各生育時期のサンプル区の3次元ボクセルモデルから植物領域を抽出し、そのボクセル数をカウントすることにより得られた葉面積の推定値(x)と実測値(y)を比較した結果を Fig. 4-17 に示す。なお、ここで用いた3次元ボクセルモデルは、植物高モデル(PHM)において良好な結果を得た28 mmのレンズの画像から作成した。また、比較のために、同じ元データの2次元画像から、植物部分を抽出し、その葉のピクセル数から求めた葉面積の推定値を示す。2次元画像、3次元ボクセルモデル共に、推定値が実測値より過小推定された。特に、葉面積が一番多い時期(LAI, Leaf Area Indexが4.5)には、実測値に対する推定値の割合が1/10にもなった。これは、葉が繁茂した状態では、下層の葉は上空のUAVからは、2次元、3次元にかかわらず、計測が困難なことを示している。しかしながら、3次元ボクセルモデルから求めた回帰式($y=4.5251x-1299.3$)の決定係数 $R^2=0.56$ (RMSE=1237.3cm²/m²)は、2次元画像から求めた回帰式($y=3.0880x+276.5$)の $R^2=0.50$ (RMSE=1825.0cm²/m²)よりもやや大きく、また、誤差も小さかった。これは、3次元ボクセルモデルの方が、2次元画像よりも、葉の3次元の構造の欠落がやや少なかったためと考えられる。

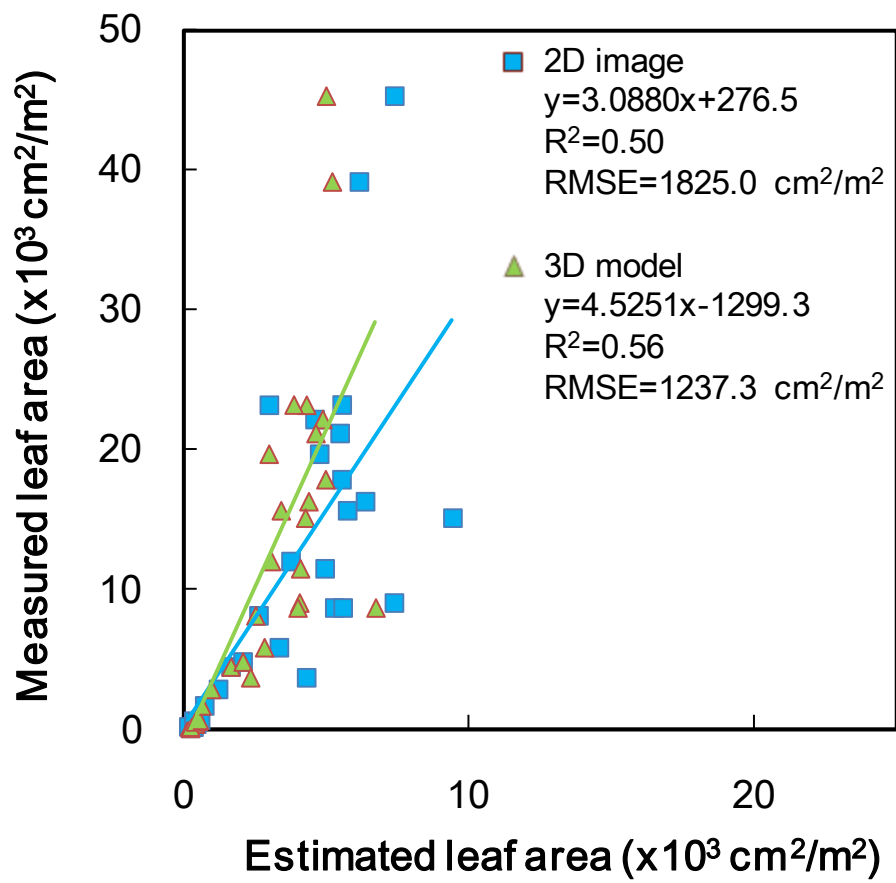


Fig. 4- 17 The comparison of sweet potato leaf area between measured and estimated values.

4.3.5 葉面積と地上部乾物重や芋収穫量との関係

次に、3次元ボクセルモデルと2次元画像から推定された葉面積と地上部乾物重(茎と葉)との関係を Fig. 4-18 に示す。3次元ボクセルモデルから求めた葉面積(x)と地上部乾物重(y)との関係は $y=0.0593x-19.7$ ($R^2=0.63$, $RMSE=86.1\text{g/m}^2$)、2次元画像から推定された関係は、 $y=0.0380x+15.7$ ($R^2=0.49$, $RMSE=99.6\text{g/m}^2$) で、3次元ボクセルモデルの方が、決定係数が大きく、誤差も小さかった。

Table 4-1 は、2次元画像により求めた各時期の葉面積と10月15日の収穫後の芋乾物重の関係で、Table 4-2 は、3次元ボクセルモデルにより求めた各時期の葉面積と芋乾物重の関係である。2次元画像、3次元ボクセルモデルに関わらず、決定係数 R^2 が一番大きく、RMSE が小さいのは6月29日の結果であった。また、3次元ボクセルモデルの結果の方が、2次元画像の結果よりもよく、6月29日の結果では、3次元ボクセルモデルが $R^2=0.69$ 、 $RMSE=125.7\text{g/m}^2$ で、2次元画像が $R^2=0.55$ 、 $RMSE=152.0\text{g/m}^2$ であった。これは、葉が繁茂した状態では、葉面積の推定精度が悪くなり、結果として、収量予測の精度が悪くなるためと考えられる。この結果は、生育初期の6月29日の3次元ボクセルモデルから求めた葉面積 x (cm^2/m^2) から、芋収穫量 y (g/m^2) の予測が $y=0.2281x+51.5$ の回帰式により、比較的精度よく推定できることを意味している。

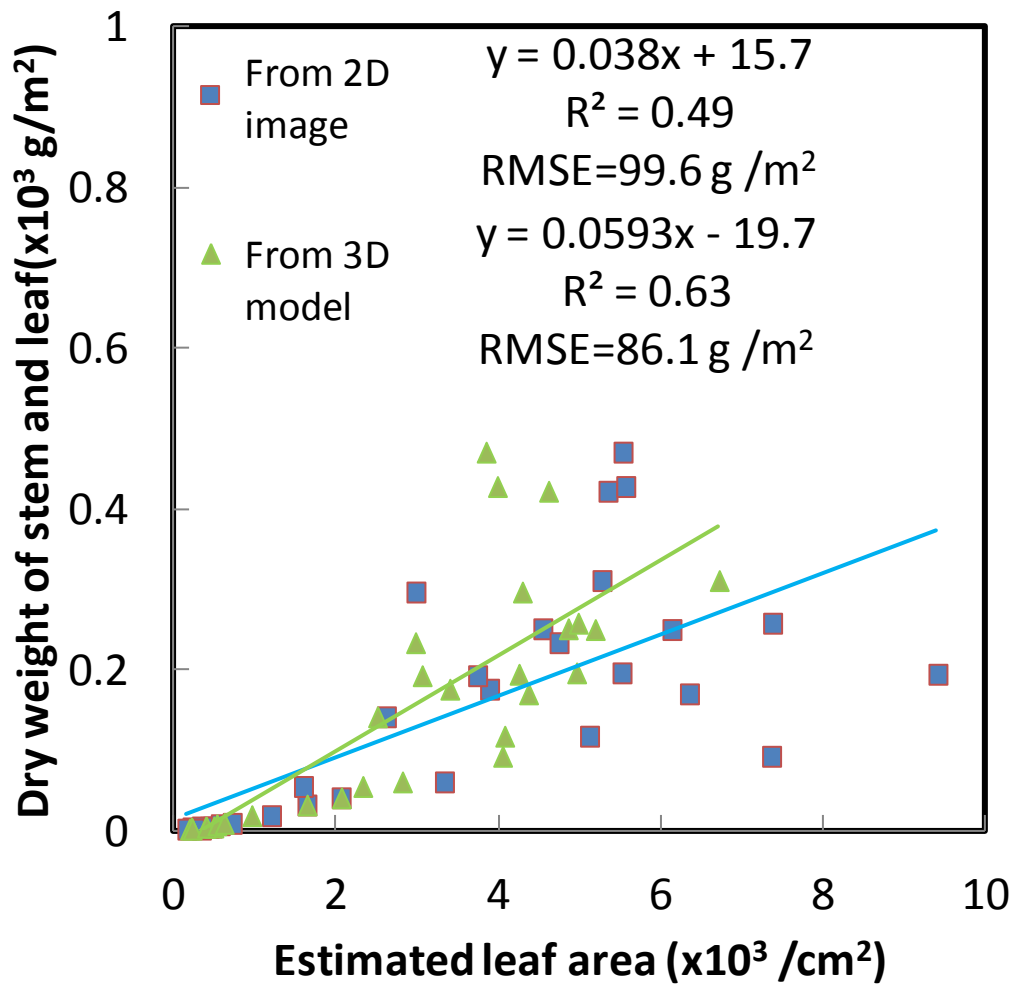


Fig. 4- 18 The comparison of sweet potato dry weight of stem and leaf versus estimated leaf area.

Table 4- 1 The comparison of sweet potato dry weight and estimated leaf area based on 2D images.

From 2D image			
Date (DAP)	Regression line	R ²	RMSE (g/m ²)
10 JUN (14)	$y = 0.9148x + 88.7$	0.20	326.2
29 JUN (33)	$y = 0.1792x + 94.7$	0.55	152.0
10 AUG (75)	$y = 0.0980x - 194.9$	0.27	176.9
05 SEP (101)	$y = 0.1046x - 75.8$	0.39	247.4
15 OCT (141)	$y = 0.1343x - 252.9$	0.36	185.4

Table 4- 2 The comparison of sweet potato dry weight and estimated leaf area based on 3D models.

From 2D image			
Date (DAP)	Regression line	R ²	RMSE (g/m ²)
10 JUN (14)	$y = 0.9148x + 88.7$	0.20	326.2
29 JUN (33)	$y = 0.1792x + 94.7$	0.55	152.0
10 AUG (75)	$y = 0.0980x - 194.9$	0.27	176.9
05 SEP (101)	$y = 0.1046x - 75.8$	0.39	247.4
15 OCT (141)	$y = 0.1343x - 252.9$	0.36	185.4

4.4 考察

本研究では、苗を植え付けた後の畝立て栽培のサツマイモ圃場を対象として、UAVに搭載した汎用の一眼レフカメラで撮影した2次元カラー画像のセットから、受動的な方法であるSfM法を用いて地表面と植物群落の3次元モデルを作成し、さらに、生育に伴う植物高や葉面積、バイオマス、収量などの生育パラメータの変化を推定する方法を検討し、その誤差評価を行った。一般に、農業現場では畝立て栽培のように地表面が必ずしも平坦でない場合が多く、また、耕作との関係で、植物の生育前に地表面計測を行うことが難しい場合が多い。このため、まず、生育初期の段階で、RGBのカラー指標を用いて植物やその陰の領域を除去し、精度よく3次元の地表面モデルDTMを推定する方法について検討した。最初、単純に、植物領域のみを除去したところ、誤差が大きく、植物除去による穴以外に、陰の影響と考えられる凹凸が残った。このため、この影の影響を除去するために、2次元カラー画像のセットの植物領域を除去した穴を拡大するための1 x 1ピクセルから15 x 15ピクセルまでの穴拡大フィルタ処理を行った(Fig. 4-8)。その結果、5x5の拡大フィルタが最も有効で、その拡大幅は約2.5cmであった。この結果は、陰の影響を除去し、また、畝の本来の凹凸に影響しない適切な大きさの穴拡大フィルタのサイズ選択が重要であることを示している。

次に、上記の処理によってできた穴を埋める必要があるが、畝のような凹凸のある地面の正確なDTMを構築するためには、特殊な穴埋めフィルタを使用する必要がある。ここでは、畝方向に長い長方形型メディアンフィルタ(畝方向=N、畝の断面方向=M)を使用した。結果は、N=7、M=1のフィルタサイズで最も誤差が小さく、植物高の誤差は、RMSE=2.90cmであった。これは、畝の方向のフィルタサイズNは穴を埋める大きさ(約7cm)である必要があるが、大きすぎると畝の形状が実際の形状と異なってくるので、畝の断面方向は、穴埋め効果よりも形状に影響を与えない最小サイズのものが適していることがわかった。なお、畝高の誤差は、穴の部分は実測できないので、穴を避けた誤差評価であったが、RMSE=約1.44cmであった。

植物高の誤差要因について考えると、誤差はRMSE=3.3cmと大きく、過小推定す

る傾向があった。これは、地表面推定の誤差 RMSE=約 1.44cm に加えて、植物高モデルの頂点部の尖鋭な凹凸を十分再現できず、先端部が削除され、低くなったためと考えられる。また、植物高の誤差は、焦点距離 50mm レンズが RMSE=4.1cm で、28mm レンズに比べて、0.8cm 悪かった。50mm レンズの空間解像度が約 0.5cm、28mm レンズが約 0.8 cm であるので、本来、50mm レンズの方が高い精度を期待できる。しかしながら、SfM では通常 9 枚以上の画像のオーバーラップが必要であるが (Teng et al. (2018), Dandois et al. (2015)、50mm レンズの画角が小さく、今回の計測では、十分な画像のオーバーラップ枚数が不足していたものと考えられる。必要オーバーラップ枚数は、レンズの画角に加え、撮影間隔、飛行高度、飛行経路、飛行速度、撮影時間等により決まるため、SfM の処理時間を含めて、計測対象との関係で、これらの条件を十分に考慮した計測を行うことが重要である。

これまで、植物が生育してる状態で、UAV-SfM により得られた 3 次元高密度点群モデルから、異なる方法ではあるが、植物と地表面を含む 3 次元モデル DSM と 地表面モデル DTM を構築し、さらに、DSM から DTM を差し引くことにより植物高モデル PHM を作成し、植物高の精度検証を行った幾つかの報告がある。樹木を対象とした研究としては、Dandois and Ellis (2015) が、8- m のアメリカブナやオーク等の混交林を対象として、正方形のメディアンフィルタを用いて点群モデルのノイズ除去により DST と DTM を推定し、植物高の推定精度が RMSE=360 cm であったと報告している。また、Diaz-Varela et al. (2015) は、植物高 2-3.5 m のオリーブ群落を対象として、植物高の推定誤差が RMSE=10-45 cm であったと報告している。この方法では、植物冠の頂点から半径約 2 m 離れた周辺地面から DTM と植物高の推定を行った。さらに、Teng et al. (2018) は、植物高 12-14m のカラマツ群落を対象として、高密度点群モデルから IDW 法により DSM と DTM を構築し、植物高の推定誤差が RMSE=47cm であったと報告している。一方、作物を対象とした研究としては、Holman et al. (2016) が、植物高 0.5-1.2 m のオオムギの栽培を対象として、栽培前に構築した DTM と、栽培期間中の DSM から、植物高の推定誤差が RMSE=7.0cm (回帰式を用いると 3.6cm) であったと報

告している。これらの樹木や作物の研究は、比較的平坦な地表面を対象とした研究であったが、栽培条件によっては、畝を立て、地表面が凹凸のある状態で栽培する場合が多い。また、畝立て作業から作付けまで、比較的時間がとれず、作物を栽培している状態で、凹凸のある DTM を正確に構築することが求められる。Kim et al. (2018) は、植物高 0.05-0.45 m のハクサイやダイコンの畝立て栽培を対象として、栽培前に構築した DTM と、栽培期間中の DSM から、植物高評価を行い、実測値との回帰式の決定係数、ハクサイの R^2 が 0.91、ダイコンの R^2 が 0.95 であったと報告しているが、植物高の RMSE については示していない。また、畝高の推定精度についても言及していない。このため、本研究では、サツマイモの畝立て栽培を対象として、栽培初期の段階で凹凸のある DTM を RMSE=約 1.44cm の精度で構築する方法を提案し、さらに、植物高 0.03-0.45 m の全栽培期間にわたって、RMSE=3.3 cm の精度で植物高を求めることができた。この結果は、凹凸がある畝立て栽培で、かつ、栽培期間中の点群データからの DTM 構築であったにもかかわらず、これまでの研究報告に比べても、非常に高精度の DTM と PHM を構築する方法を提案できたと言える。

UAV-SfM による 3 次元高密度点群モデルを用いた葉面積やバイオマスの誤差評価についての過去の研究は多くないが、Mathews & Jensen (2013) は、葉面積指数 (LAI) が 0.5-5.5 のブドウ栽培を対象として、植物冠の頂点を中心とした 1 m x 2 m の範囲の 0.3-2.3m の高さの点群を葉と見なして計数し、実測の葉面積との回帰式を求めた。その結果、LAI の推定誤差が $R^2=0.57$ 、RMSE= 0.236 であったと報告している。本研究では LAI が 0.1-4.5 のサツマイモ栽培を対象とし、カラー指標により葉の領域を抽出し、さらに、1 cm x 1 cm x 1 cm のボクセルモデルに変換し、植物領域のボクセル数を計数し、 $R^2=0.56$ 、RMSE= 0.123 の結果を得た。この結果は、Mathews & Jensen (2013) の結果と比べて同程度であったと考えられる。

地上部バイオマスについては、Bendig et al. (2014) がオオムギの地上部バイオマス (乾物重) が 30-2700g/m² の期間において、点群モデルから構築した DSM の植物領域を NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) により抽出し、その体積と実

測値との回帰式を求めた。その結果、地上部バイオマス（乾物重）の推定誤差が、 $R^2=0.31-0.68$ 、 $RMSE=420-830\text{ g/m}^2$ であったと報告している。また、Kim et al. (2018) は、ダイコンの地上部バイオマス（新鮮重）が $0-530\text{ g/m}^2$ 、ハクサイ（新鮮重）のそれが $0-1300\text{ g/m}^2$ の期間において、DSM から植付け前の DTM を引くことにより、植物高モデル PHM を計算し、その PHM の体積と実測値との回帰式を求めた。その結果、ダイコンで $R^2=0.83$ とハクサイで $R^2=0.89$ であったと報告しているが、RMSE については言及していない。本研究では、 $2-470\text{ g/m}^2$ の地上部バイオマス（乾物重）の期間において、3次元ボクセルモデルから求めた葉面積と乾物重の回帰式から、 $R^2=0.63$ 、 $RMSE=86.1\text{ g/m}^2$ の結果を得た。植物種や乾物重と新鮮重の違いがあるので一概に比較できないが、Bendig et al. (2014) や Kim et al. (2018) の結果と同程度の精度は得られたと考えられる。一方、地下部バイオマス（収穫量）の推定については、現在のところ研究報告はみあたらない。本研究では、 $109-722\text{ g}$ の芋収穫量（乾物重）に対して、生育初期の6月29日の3次元ボクセルモデルから求めた葉面積と芋収穫量との回帰式により、芋収穫量を $R^2=0.69$ 、 $RMSE=125.7\text{ g/m}^2$ で推定できた。

本研究では、窒素施肥量を変え、畝立て栽培した実験農場で、サツマイモを栽培し、UAV-SfMにより計測した2次元カラー画像のセットから、3次元高密度点群モデルを構築した。そして、栽培初期ではあるが、植物が存在する状態で、畝立て栽培の複雑な地表面モデルを推定し、凹凸のある地表面を 1.4cm 、また、植物高を 3.3cm の精度で推定できる3次元モデル(DSM, DTM, PHM)を構築する方法を提案した。また、高密度点群モデルからカラー指標により植物の点群を抽出し、ボクセルモデルに変換した後、葉面積指数(LAI)を、回帰モデルを用いて $RMSE=0.123$ の精度で推定した。また、推定した葉面積から、地上部バイオマスや地下部バイオマス（芋収量）を推定する回帰モデルを提案した。UAV-SfMは、リモートセンシングによる3次元モデル構築の方法としては、比較的安価で、高精度の3次元モデルを構築できるが、計算時間の問題がある。しかしながら、今後、コンピュータの性能向上が期待でき、より高解像度のカメラや、サーマルカメラやハイパースペクトルカメラなどと併用した、3次元複合

リモートセンシングによるスマート農業への適用が期待される。

第5章 総括

リモートセンシングにより植物生育の成長パラメータを高精度で評価することは重要な課題である。Airborne-Lidar (Light Detection and Ranging)を用いた植物の3次元計測がこれまで行われており、形状、植物冠高、バイオマス量などの計測に適用されてきた。しかしながら、適切な時期に計測を行うことが難しく、コスト的な問題もあった。一方、技術の進歩により、UAV (Unmanned Aerial Vehicle)-Lidar や UAV-SfM (Structure from Motion)による3次元計測が可能になってきた。UAV-SfMの利点は、UAV-Lidarによる方法に比べ低コストで画像取得の操作が簡単なこと、3次元情報と色情報の複合解析が容易なこと、低高度で高空間解像度の計測が可能なことなどがあげられる。

植物群落の3次元リモートセンシングでは、複雑な形状を持つ植物自身の計測の問題だけでなく、地表面の傾斜や凹凸が3次元計測の精度に影響を与える。しかしながら、これまで、UAV-SfMを用いた植物群落や地表面の高精度計測方法の検討は不十分であった。そこで、本研究では、イネ群落、カラマツ群落、サツマイモ群落などを対象として、UAV-SfMを用いた地表面や植物群落の高精度計測法について検討し、その精度検証を行った。特に、サツマイモ群落については、マルチで覆われた畝で生育するサツマイモ群落の全生育期間にわたる生育パラメータの高精度計測法とその精度検証について検討した。

本論文は全5章構成になっている。第1章の序論では、植物群落の3次元リモートセンシングに関する研究の背景を述べた後、UAV-SfMを用いた植物群落の3次元リモートセンシングの原理について説明した。そして、UAV-SfMによる植物自身の計測の問題や地表面の傾斜や凹凸の問題など、高精度で、植物群落を3次元計測する際の問題点やUAV-SfMによる植物生育パラメータ計測に関する既往の研究をまとめた。

第2章では、UAVによる撮影方法やイネ群落の3次元モデリング法とその精度評価に関する研究について述べた。SfMなどの3次元構築アルゴリズムの進歩により、UAV

で得られた連続画像から農作物の3次元生育モニタリングが可能になってきた。既往の研究では、水田で生育しているイネなどの農作物の3次元モデル構築のための UAV からの撮影やモデル構築の方法と精度の問題について、十分な検討がなされていなかった。そこで、UAV からの撮影方法について、茨城県つくば市の水田において、DJI Phantom 3 Professional に搭載されたビデオカメラの動画を用いて検討し、3次元モデル構築のための撮影方法やモデル構築の方法、及びその精度検証を行った。具体的には、UAV の計測区域内(約 50 m x 50 m)に基準点を設定し、GCP (Ground Control Point) に GNSS の地理情報データを記録し、解析に使用した。また、飛行高度を地上約 10 m、計測は Full HD (1920 H x 1080 V 60FPS (Frames /s)) で記録を行った。そして、録画した動画から、異なるサンプリングレートで作出した静止画群を用い、また、市販のソフトウェア (Agisoft Photoscan) と自作のプログラムにより、SfM による 3次元モデル構築の精度と計算時間や画像オーバーラップなどの関係について検討した。具体的には、1秒当たり 6枚から 0.6枚までの5種類のサンプリングレートの静止画を用いた。また、イネの高さや周辺の農道、水路、通路や区画境界のコンクリートなどの巻尺での実測寸法との比較により、水平方向 (X-Y 軸) と垂直方向 (Z 軸) の精度検証を行った。その結果、水平方向の RMSE で 12.8cm、垂直方向の RMSE で 7.3cm と、高い精度での計測ができた。また、SfM の解析においては、サンプリングレートを大きくとり、9枚以上の画像のオーバーラップ枚数を確保することが、精度向上の重要な要因であった。

第3章では、カラマツ群落の地表面と樹冠高の推定方法とその精度評価に関する研究について述べた。UAV-SfM による従来の研究報告では、森林の植物高の推定精度が悪く、地表面を含めた高精度な 3次元モデルの構築法の検討と精度検証が必要であった。そこで、カラマツ群落を対象とし、地表面を含めた 3次元モデルの高精度構築法を検討し、その精度検証を行った。その際、異なる焦点距離レンズを用いて計測し、高精度 3次元モデル構築のための計測の最適条件を見出ことを目的とした。実験場所として、茨城県つくば市国立環境研究所生態系研究フィールドⅡのカラマツ林を対象

とた。この群落は、精度約 5 cm のレーザー距離計 (FG21-HA, RIEGL) により植物高を計測したところ、平均樹高は 14 m であった。DJI S1000 に、有効画素数は、約 1800 万画素の一眼レフデジタルカメラ (EOS kiss X7, Canon) を搭載し、飛行高度地面から約 30m で撮影した。その際、1 秒 1 枚にカメラの撮影間隔を設定し、また、GNSS 座標更新もカメラのシャッターに同期させて 1 秒 1 回で行い、カメラが移動軌跡を記録した。撮影は、シャッター優先とし、シャッタースピードは 1/1000 秒、絞りを自動調整するモードに設定した。レンズは、28 mm、35 mm、50 mm の 3 種類を使用した。そして、SfM により得られた 3 次元高密度点群画像から、逆距離加重法 Inverse Distance Weighting (IDW) とポリゴン法の 2 つの方法を用いて、DSM (Digital Surface Model) 画像を作成した。しかし、地表面に傾斜があると、DSM からは正確な植物高が得られない。このため、3 次元高密度点群モデルから地表面データを抽出し、DTM (Digital Terrain Model) を作成し、DSM から DTM を差し引くことにより地表面の影響を除去した 3 次元植物高モデル DCHM (Digital Canopy Height Model) を作成した。そして、樹木毎の最高点を抽出し、植物高を求めた。そして、樹高の実測値との精度検証を行ったところ、IDW による推定の方がポリゴン法による推定よりもどの焦点距離のレンズを用いても高い精度で計測できることがわかった。精度が一番よかったのは、IDW 法と 28 mm のレンズの組み合わせの結果で、平均平方二乗誤差 (RMSE) が 47 cm であった。オーバーラップ枚数はレンズの焦点距離が 28 mm の時、一番多かった。レンズの焦点距離が長い高空間解像度レンズの場合は、オーバーラップ枚数を増やすために、撮影間隔を短くあるいは低飛行速度で行う必要があるが、撮影高度が低くなると樹木への接触等も懸念される。また、画像枚数が増えると撮影時間や処理時間が長くなる。実計測において支障が生じない、地面から 30m 程度での飛行高度での 28 mm のレンズでの撮影画像と IDW 法との組み合わせにより、先端が尖っているカラマツ林のような針葉樹の計測においても、RMSE で 47 cm の推定精度が得られ、既往の研究と比べても比較的良好な結果であると言える。

第 4 章では、サツマイモ群落の畝立て栽培における地表面と生育パラメータの推定

方法、及びその精度評価に関する研究について述べた。実験場所と使用した UAV 装置は第 3 章と同じで、飛行高度地面から約 30m で、レンズは 28mm と 50mm の 2 種類を使用し、6 月から 10 月まで 5 回計測を行った。栽培品種はベニアズマで、6 種類の施肥量が異なる区で栽培した。農作業との関係で、まず、植物が栽培されている状態で地表面モデルを作成する必要がある。このため、植物の生育初期の 6 月 10 日に撮影されたカラー画像から HSV (Hue, Saturation, Value) モデルを用いて植物部分(緑色)を除去し、更に、 $N \times N$ のマスクフィルタによる拡大処理により植物の陰などを除去した畝立て栽培された状態での地表面の 2 値化画像を作成した。この 2 値化画像と元のカラー画像をあわせて SfM 処理し、3 次元点群モデルを作成し、IDW 法を用いて DTM を作成した。その後、植物や陰の部分の穴を埋めるために $N \times M$ のメディアンフィルタ (N が畝方向、 M が畝に直角方向) を用いて平滑化した。そして、第 3 章の方法と同じ方法により得られた DSM から DTM を差し引くことにより、地表面の凸凹の影響を除去した 3 次元植物高モデル PHM (Plant Height Model) を作成した。そして、植物毎の最高点を抽出し、植物高を求めた。さらに、植物葉の面積を推定するために、施肥量が異なる各区内の 1 m^2 の範囲における植物を対象として、3 次元ボクセルモデルの植物領域を、HSV モデルを用いて抽出し、そのボクセル数をカウントすることにより、葉面積を推定する。その際、28mm のレンズで撮影された元画像の画像空間解像度が 0.8 cm であるので、高密度 3 次元点群モデルを 1 cm^3 の 3 次元ボクセル (voxel) モデルに変換し、そのボクセル数をカウントすることにより、葉面積を推定した。また、比較のために、同じ範囲を対象として、2 次元カラー画像の植物領域を、HSV モデルを用いて領域抽出し、ピクセル数を数えることにより、葉面積を推定した。3 次元ボクセルモデルと 2 次元画像から得られた葉面積の推定値と実測値を比較し、精度検証を行った。また、葉面積の推定値と地上部乾物重や収穫した芋乾物重の実測値から葉面積と乾物重との関係を求め、推定モデルの誤差評価を行った。結果として、植物穴の陰を除去するための穴の拡大マスクフィルタでは、陰の除去に 5×5 のフィルタが最も適していた。また、植物穴を埋めるためのメディアンフィルタでは、畝方

向の穴を埋めるのに最低限の大きさで、畝の形状に影響を与えない $N=7$ 、 $M=1$ のフィルターが最も効果があった。上記により得られた結果を実測と比較し、精度検証を行ったところ、28 mmのレンズで撮影した画像から構築したDTMの畝高でRMSEが1.28 cmの精度が得られた。また、このDTMから生成したPHMで、植物高でRMSEが2.90 cmの精度が得られた。栽培全生育時期における植物高の誤差評価では、レンズの焦点距離28 mmが50 mmに比べて良い結果が得られ、RMSEが3.3 cmであった。葉面積の誤差評価では、3次元ボクセルモデルの方が、2次元画像よりも推定精度が高く、 $R^2=0.56$ 、RMSEが $1237.3 \text{ cm}^2/\text{m}^2$ であった。この理由は、3次元モデルは多方向撮影画像から構築されているため、2次元画像よりも被陰されて見えない領域が少なく、より多くの構造情報を反映するためと考えられる。また、葉面積と地上部乾物重の関係では、3次元ボクセルモデルの方が2次元画像よりも推定精度が高く、 $R^2=0.63$ 、RMSE= $86.1 \text{ g}/\text{m}^2$ であった。芋収穫量の推定では、6月29日の葉面積と収穫量との相関が他の時期に比較して高い結果($R^2=0.69$)が得られ、葉面積からRMSE= $125.7 \text{ g}/\text{m}^2$ で芋収穫量を推定できた。これは、推定精度が葉の繁茂状態に関係し、繁茂が大きくなると、葉の推定精度が悪くなることが原因と考えられる。

最後に、第5章において、本論文の総括を述べた。

謝辞

本研究を執行し博士論文をまとめるに当たり、多数なご支援とご指導を頂きました、先ず、一番感謝するのは大政 謙次名誉教授と細井 文樹准教授に深く感謝の意を示します。リモートセンシングに関する知識足りない、来日一年しかない私を、心を通じて、短期から長期までの目標を設置されて、研究の方向をこの目標に目指しを従る。留学生にとって、複雑な研生活や内面の問題など親の様な優しく解決頂きました。深く感謝の意を申し上げたい。

そして、本学位論文の審査を担当して頂いた副査の先生方には、丁寧かつ適切なご指摘を頂き、心より感謝も申し挙げます。情報研の吉野 邦彦教授、環境研の海津 裕准教授、沖 一雄特任教授には、お時間をかけて頂き、ご指導頂きました。

生物環境情報工学研究室の清水 庸助教には、私の研究に対する助言を頂き、また学生生活でのアドバイスを頂戴した。この場を厚く御礼申し上げます。

国立環境研究所の青野 光子副センター長には実験フィールドを借りて、UAV の練習から実測まで、支援を頂き、感謝いたします。国立環境研究所生態系フィールドの鈴木 義男様、にはサツマイモの圃場管理、実験時期での交通手段の支援を頂き、本当に感謝いたします。生物環境情報工学研究室の学生の方々、特に内藤 裕樹先輩とはIDL という言語の使用を指導頂き、有意義な時間を過ごすことができた。中国の留学生であった張 焜さんとは共同実験を行い、SfM の原理と撮影方法など3次元画像計測技術を開発することができ、お互い議論から考察を深めることができた。大学生の福丸 裕樹氏を実験のデータ収集の手助けを頂き、ありがとうございます。長い時間で、支えてくれた彼女、両親、家族に感謝の意を表す。

ここですべての方々のお名前を挙げてお礼を申し上げることはできないが、この場を借りて深く感謝の意を申し上げます。

鄧 博慶

引用文献

- Asner, G.P.; Mascaro, J.; Muller-Landau, H.C.; Vieilledent, G.; Vaudry, R.; Rasamoelina, M.; Hall, J.S.; VanBreugel, M., **2012**: A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 168, pp. 1147-1160.
- Bendig, J., Bolten, A., & Bareth, G., **2013a**: UAV-based Imaging for Multi-Temporal, very high Resolution Crop Surface Models to monitor Crop Growth Variability. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 6, 551-562.
- Bendig, J., Willkomm, M., Tilly, N., Gnyp, M. L., Bennertz, S., Qiang, C., ... & Bareth, G., **2013b**: Very high resolution crop surface models (CSMs) from UAV-based stereo images for rice growth monitoring in Northeast China. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci*, 40, pp. 45-50.
- Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., & Bareth, G., **2014**: Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote Sensing*, 6(11), 10395-10412.
- Bendig, J., Willkomm, M., Tilly, N., Gnyp, M. L., Bennertz, S., Lenz-Wiedemann, V. I. S., ... Cao, Q., **2015a**: Very high resolution Crop Surface Models (CSM) from UAV-based stereo images for rice growth monitoring in Northeast China. *Gis.Science - Die Zeitschrift Fur Geoinformatik*, XL(1), pp. 1-9.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., ... Bareth, G., **2015b**: Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 79-87.
- Besl, P. J. and McKay, H. D., **1992**: A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), 239

Campbell, G. S. ; Norman, J. M. , 2012: An introduction to environmental biophysics.

Springer Science & Business Media; ISBN 1461216265.

Chang, A. , Jung, J. , Maeda, M. M. , & Landivar, J. , **2017**: Crop height monitoring with digital imagery from Unmanned Aerial System (UAS). *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, pp. 232-237.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.07.008>

Dandois, J. P. and Ellis, E. C. , **2013**: High spatial resolution three-dimensional mapping of vegetation spectral dynamics using computer vision. *Remote Sensing of Environment*, 136, pp. 259-276.

Dandois, J. , Olano, M. , & Ellis, E. , **2015**: Optimal altitude, overlap, and weather conditions for computer vision UAV estimates of forest structure. *Remote Sensing*, 7(10), pp. 13895-13920.

Diaz-Varela, R. A. , Zarco-Tejada, P. J. , Angileri, V. , & Loudjani, P. , **2014**: Automatic identification of agricultural terraces through object-oriented analysis of very high resolution DSMs and multispectral imagery obtained from an unmanned aerial vehicle. *Journal of Environmental Management*, 134, pp. 117-126. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2014.01.006>

Díaz-Varela, R. A. , Rosa, R. D. , León, L. and Zarco-Tejada, P. J. , **2015**: High-resolution airborne UAV imagery to assess olive tree crown parameters using 3D photo reconstruction: application in breeding trials. *Remote Sensing*, 7(4), 4213-4232.

Fonstad, M. A. , Dietrich, J. T. , Courville, B. C. , Jensen, J. L. , & Carbonneau, P. E. , **2013**: Topographic structure from motion: A new development in photogrammetric measurement. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(4), pp. 421-430. <https://doi.org/10.1002/esp.3366>

- Furukawa, Y.; Curless, B.; Seitz, S.M.; Szeliski, R., **2010**: Towards internet-scale multi-view stereo. Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit, pp. 1434-1441.
- Furukawa, Y.; Ponce, J., **2007**: Accurate, Dense, and Robust Multi-View Stereopsis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1, pp. 1-14.
- Grenzdörffer, G. J., **2014**: Crop height determination with UAS point clouds. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives, 40(1), pp. 135-140.
<https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-135-2014>
- Guerra-Hernández, J., Cosenza, D. N., Rodriguez, L. C. E., Silva, M., Tomé, M., Díaz-Varela, R. A., & González-Ferreiro, E., **2018**: Comparison of ALS- and UAV(SfM)-derived high-density point clouds for individual tree detection in Eucalyptus plantations. International Journal of Remote Sensing, 39(15-16), pp. 5211-5235. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1486519>
- Gómez-Candón, D., De Castro, A. I., & López-Granados, F., **2014**: Assessing the accuracy of mosaics from unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for precision agriculture purposes in wheat. Precision Agriculture, 15(1), pp. 44-56.
<https://doi.org/10.1007/s11119-013-9335-4>
- Hassan, M. A., Yang, M., Rasheed, A., Yang, G., Reynolds, M., Xia, X., ... He, Z., **2019**: A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform. Plant Science, 282(October 2018), pp. 95-103.
<https://doi.org/10.1016/j.plantsci.2018.10.022>
- Hobbs, R.J.; Mooney, H.A., **2012**: Remote sensing of biosphere functioning; Springer Science & Business Media; Vol. 79; ISBN 146123302X.

- Holman, F. H. ; Riche, A. B. ; Michalski, A. ; Castle, M. ; Wooster, M. J. ; Hawkesford, M. J., **2016**: High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing. *Remote Sens.* 2016, 8, pp. 1031.
- Hoshikawa, K., **1994**: Encyclopedia Nipponica. Tokyo, Syogakukan Publ, 12, pp. 943.
- Hosoi, F. and Omasa, K., 2006: Voxel-based 3-D modeling of individual trees for estimating leaf area density using high-resolution portable scanning lidar. *IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing*, 44(12), pp. 3610-3618.
- Hosoi, F., Nakabayashi, K., & Omasa, K., **2011**: 3-D modeling of tomato canopies using a high-resolution portable scanning lidar for extracting structural information. *Sensors*, 11(2), pp. 2166-2174.
- Jay, S., Rabatel, G., Hadoux, X., Moura, D., & Gorretta, N., **2015**: In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using Structure from Motion. *Computers and Electronics in Agriculture*, 110, pp. 70-77.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.09.021>
- Jensen, J. L. R. and Mathews, A. J., **2016**: Assessment of image-based point cloud products to generate a bare earth surface and estimate canopy height in a woodland ecosystem. At <http://www.mdpi.com/2072-4292/8/1/50>. *Remote Sensing*, Basel, 8(1), 50, pp. 1-13. Accessed 30 May 2016.
- Jin, X., Liu, S., Baret, F., Hemerlé, M., & Comar, A., **2017**: Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery. *Remote Sensing of Environment*, 198, pp. 105-114.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.007>
- Jones, H. G. and Vaughan R. A., **2010**: Remote sensing of vegetation -principles, techniques, and applications-. Oxford University Press Inc., New York, 353

pp.

- Jones, H.G., **2013**: *Plants and Microclimate: A Quantitative Approach to Environmental Plant Physiology*; 3rd ed.; Cambridge University Press: Cambridge; ISBN 9780521279598.
- Kim, D.; Yun, H.S.; Jeong, S.; Kwon, Y.; Kim, S.; Suk, W.; Id, L.; Kim, H., **2018**: Modeling and Testing of Growth Status for Chinese Cabbage and White Radish with UAV-Based RGB Imagery. *Remote Sens.*, 10, pp. 563.
- Lati, R.N., Filin, S., Eizenberg, H., **2013**: Estimating plant growth parameters using an energy minimization-based stereovision model. *Comput. Electron. Agric.* 98, pp. 260-271.
- Lin, Y.; Hyyppä, J.; Jaakkola, A., **2011**: Mini-UAV-borne LIDAR for fine-scale mapping. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 8, pp. 426-430.
- Lowe, D.G., **1999**: Object recognition from local scale-invariant features. In *Proceedings of the iccv, 99*, pp. 1150-1157.
- Lowe, D.G., **2004**: Distinctive Image Features from. *Int. J. Comput. Vis.*, 60, pp. 91-110.
- Malambo, L., Popescu, S. C., Murray, S. C., Putman, E., Pugh, N. A., Horne, D. W., ... Bishop, M., **2018**: Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64(June 2017), pp. 31-42.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.08.014>
- Mathews, A. J.; Jensen, J.L.R., **2013**: Visualizing and quantifying vineyard canopy LAI using an unmanned aerial vehicle (UAV) collected high density structure from motion point cloud. *Remote Sens.*, 5, pp. 2164-2183.
- Matsuda, M., Hosaka, Y. and Omasa, K., **2010**: Quality Assessment of Grains Using Functional Remote Sensing. *Iden*, 64(2), 81-86()
- Means, J. E., Acker, S. A., Fitt, B. J., Renslow, M., Emerson, L. and Hendrix,

- C. J., **2000**: Predicting forest stand characteristics with air borne scanning lidar. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(11), pp. 1367–1372.
- Meng, Z., Whitmore, N. D., Valasek, P. A., Shen, Y., Wyatt, K. D., & Liu, W., **2000**: 3-D Hale-McClellan prestack depth migration with enhanced extrapolation operators. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 19(1), pp. 485-488. <https://doi.org/10.1190/1.1816102>
- Morsdorf, F.; Kötz, B.; Meier, E.; Itten, K.I.; Allgöwer, B., **2006**: Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction. *Remote Sens. Environ.*, 104, pp. 50-61.
- Müller-Linow, M., Pinto-Espinosa, F., Scharr, H., & Rascher, U., 2015: The leaf angle distribution of natural plant populations: assessing the canopy with a novel software tool. *Plant methods*, 11(1), pp. 11.
- Nilsson, M., **1996**: Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system. *Remote Sensing of Environment*, 56(1), pp. 1–7.
- Omasa, K.; Aiga, I., **1987**: Environmental measurement: Image instrumentation for evaluating pollution effects on plants. In *Systems & Control Encyclopedia*; M.G., Ed.; Pergamon Press: Oxford; pp. 1516-1522.
- Omasa, K., **1990**: Image instrumentation methods of plant analysis. In *Modern Methods of Plant Analysis. Physical Methods in Plant Sciences*; Linskens, H.F., Jackson, J.F., Eds.; Springer-Verlag: Berlin; pp. 203-243.
- Omasa, K., Akiyama, Y., Ishigami, Y. and Yoshimi, K., **2000**: 3-D remote sensing of woody canopy heights using a scanning helicopter-borne lidar system with high spatial resolution. *Journal of Remote Sensing Society of Japan*, 20(4), pp. 394–406.
- Omasa, K., Qiu, G. Y., Watanuki, K., Yoshimi, K. and Akiyama, Y., **2003**: Accurate estimation of forest carbon stocks by 3-D remote sensing of individual trees.

Environmental Science and Technology, 37, pp. 1198-1201.

Omasa, K., **2006**: Image Sensing and Phytobiological Information. In CIGR Handbook of Agricultural Engineering Information Technology; Munack, A., Ed.; American Society of Agricultural and Biological Engineers: St. Joseph; pp. 217-230.

Omasa, K., Hosoi F., and Konishi A., **2007**: 3D lidar imaging for detecting and understanding plant responses and canopy structure. Journal of Experimental Botany, 58, pp. 881-898.

Sankey, T., Donager, J., McVay, J., & Sankey, J. B., **2017**: UAV lidar and hyperspectral fusion for forest monitoring in the southwestern USA. Remote Sensing of Environment, 195, pp. 30-43.

Sellers, P.J.; Rasool, S.I.; Bolle, H.-J., **2002**: A Review of Satellite Data Algorithms for Studies of the Land Surface. Bull. Am. Meteorol. Soc., 71, pp. 1429-1447.

Shewchuk, J. R., 1997: Delaunay refinement mesh generation. Carnegie-Mellon Univ Pittsburgh Pa School of Computer Science, Ph.D. Thesis.

Shewchuk, J. R., 2002: Delaunay refinement algorithms for triangular mesh generation. Computational geometry, 22(1-3), pp. 21-74.

Teng, P., Zhang, Y., Shimizu, Y., Hosoi, F. and Omasa, K., **2016**: Accuracy Assessment in 3D Remote Sensing of Rice Plants in Paddy Field Using a Small UAV. Eco-Engineering, 28(4), pp. 107-112.

Teng, P.; Fukumaru, Y.; Zhang, Y.; Aono, M.; Shimizu, Y.; Hosoi, F.; Omasa, K., **2018**: Accuracy Assessment in 3D Remote Sensing of Japanese Larch Trees using a Small UAV. Eco-Engineering, 30, pp. 1-6.

Tomasi, C.; Kanade, T., **1993**: Shape and motion from image streams: a factorization method. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A., 90, pp. 9795-9802.

- Triggs, B. ; McLauchlan, P.F. ; Hartley, R. I. ; Fitzgibbon, A.W., **2000**: Bundle Adjustment – A Modern Synthesis. Vis. Algorithms Theory Pract., 1883, pp. 298-372.
- Wallace, L. O., Lucieer, A., & Watson, C. S., **2012a**: Assessing the Feasibility of Uav-Based Lidar for High Resolution Forest Change Detection. ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXXIX-B7(September), pp. 499-504.
<https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xxxix-b7-499-2012>
- Wallace, L. ; Lucieer, A. ; Watson, C. ; Turner, D., **2012b**: Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. Remote Sens., 4, pp. 1519-1543.
- Wallace, L., Lucieer, A., & Watson, C. S., **2014**: Evaluating tree detection and segmentation routines on very high resolution UAV LiDAR ata. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(12), pp. 7619-7628.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2315649>
- Wallace, L., Lucieer, A., Malenovský, Z., Turner, D. and Vopěnka, P., **2016**: Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SFM) point clouds. Forests, 7(3), pp. 1-16.
- White, J. C., Stepper, C., Tompalski, P., Coops, N. C. and Wulder, M. A., **2015**: Comparing ALS and image-based point cloud metrics and modelled forest inventory attributes in a complex coastal forest environment. Forests, 6(10), pp. 3704-3732.
- Whitlock, C.H. ; Charlock, T.P. ; Staylor, W.F. ; Pinker, R. T. ; Laszlo, I. ; Ohmura, A. ; Gilgen, H. ; Konzelman, T. ; DiPasquale, R.C. ; Moats, C.D., **1995**: First global WCRP shortwave surface radiation budget dataset. Bull. Am. Meteorol. Soc., 76, pp. 905-922.

- Yu, N., Li, L., Schmitz, N., Tian, L. F., Greenberg, J. A., & Diers, B. W., **2016**:
Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant
maturity with an unmanned aerial vehicle based platform. *Remote Sensing of
Environment*, 187, pp. 91-101. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.005>
- Zahawi, R. A., Dandois, J. P., Holl, K. D., Nadwodny, D., Reid, J. L., & Ellis,
E. C., **2015**: Using lightweight unmanned aerial vehicles to monitor tropical
forest recovery. *Biological Conservation*, 186, pp. 287-295.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.03.031>
- Zarco-Tejada, P. J., González-Dugo, V., & Berni, J. A. J., **2012**: Fluorescence,
temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water
stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera.
Remote Sensing of Environment, 117, pp. 322-337.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.007>
- Zarco-Tejada, P. J., Guillén-Climent, M. L., Hernández-Clemente, R., Catalina,
A., González, M. R., & Martín, P., **2013**: Estimating leaf carotenoid content
in vineyards using high resolution hyperspectral imagery acquired from an
unmanned aerial vehicle (UAV). *Agricultural and Forest Meteorology*, 171-172,
pp. 281-294. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.12.013>
- Zarco-Tejada, P. J., Diaz-Varela, R., Angileri, V. and Loudjani, P., **2014**: Tree
height quantification using very high resolution imagery acquired from an
unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods.
European Journal of Agronomy, 55, pp. 89-99.
- Zhang, H., Sun, Y., Chang, L., Qin, Y., Chen, J., Qin, Y., ... Wang, Y., **2018a**:
Estimation of grassland canopy height and aboveground biomass at the quadrat
scale using unmanned aerial vehicle. *Remote Sensing*, 10(6).
<https://doi.org/10.3390/rs10060851>

Zhang, Y., Teng, P., Shimizu, Y., Hosoi, F. and Omasa, K., **2016**: Estimating 3D leaf and stem shape of nursery paprika plants by a novel multi-camera photography system. *Sensors*, 16(874), pp. 1-18.

Zhang, Y.; Teng, P.; Aono, M.; Shimizu, Y.; Hosoi, F.; Omasa, K., **2018b**: 3D monitoring for plant growth parameters in field with a single camera by multi-view approach. *J. Agric. Meteorol.*, 74, pp. 129-139.

秋山侃・富久尾歩・平野聡・石塚直樹・小川茂男・岡本勝男・齋藤元也・内田諭・山本由紀代・吉迫宏・瑞慶村知佳, **2014**: 農業リモートセンシング・ハンドブック, システム農学会, 東京, 512 pp.

松田真典・保坂幸男・大政謙次, **2010**: 機能リモートセンシングによる穀類の品質評価, *遺伝*, 64(2), 81-86