

UAV-LiDAR 計測による水稻生育指標推定の高精度化に関する研究

防災復興システム工学研究室 市沢 元規

1. はじめに

JA などのコメの生産者は、肥培管理のため稲株の草丈、茎数、葉色などの項目を測る生育調査を定期的に行っている。しかし、この調査は重労働で時間がかかるうえに、広い圃場の中から部分的に測定しているので圃場全体を評価するのは困難である。

Phan ら¹⁾ は地上 3m に架設したレーンに設置した LiDAR より三次元点群を取得し、これを用いて草丈と茎数を推定する手法を開発した。草丈推定手法は、点群鉛直分布から水稻群落層厚さ (rD) を設定し、 rD と草丈 (L) の比例関係より推定するものである。茎数推定手法は、 rD より相対群落空間体積 (rV) を算出し、実測値した茎数 (S) の関係を指数関数で示すことで推定を行っている。

既往研究では rD を設定する際に群落下層の基準高さを 95、80、70 パーセント高さに設定して生育指標を推定した。しかし、水稻の生長に伴って点群の鉛直分布が変化し、十分な点群が取得できない可能性が示唆されていた。そこで本研究では、生育時期ごとに適切な群落層厚さを設定することでより高度な推定を行うことができるか検証した。2021 年の UAV-LiDAR 計測、生育指標推定とともに、推定精度の高かった 2019 年のデータを利用した推定精度の高精度化について検討する。

2. 生育指標推定手法

草丈推定では、三次元点群から算出した群落層厚さ (rD) と実測草丈の関係を直線近似し、草丈推定式とする。ここで、 rD は点群の鉛直分布のパーセント解析で決定した群落の上層と下層位置の差で表される。群落層厚さの概念図を図 1 に示す。

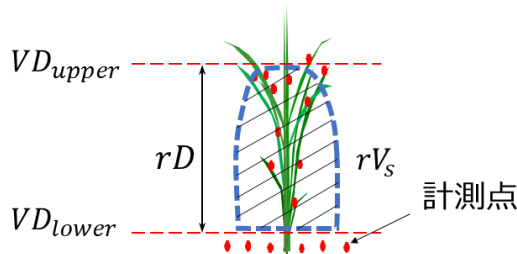


図 1 群落層厚さの概念図

茎数推定では、点群鉛直分布から茎葉が覆う空間体積の割合に相当する相対群落空間体積 (rV) を計算する。図 2 は水稻の断面図である。左図に

て赤い点で示した計測点の直下は水稻がある空間だと仮定し、計測点が存在しているものとする。続いて、群落層厚さを上層部が 1、下層部が 0 となるように正規化し、複数の水平な層に分割する。Phan らの研究より、水平な層の分割数は推定精度に大きな影響を及ぼさないという結果が出ているため、既往研究に倣って 50 の層に分割した。計測点に体積空間として voxel を割り当て、計測点の累積点数を一株の水稻が占める正規化体積空間 nVs として算出する。図中の青い立方体が voxel であり、 nVs がこの合計数を表している。水稻が占める正規体積空間の理論的な最大値 nVs^{max} (右図の赤い枠) と nVs の比を相対空間体積 rVs とする。

相対空間体積 rVs と茎数 (S) の関係は植物のアロメトリな生長法則から指数関数で表されると考え、式(1)によって茎数の推定を行う。

$$S = \alpha rV^\beta \quad (1)$$

ここで係数 α と β は、実測茎数と rV のデータセットを用いて最小二乗法により決定する。図 2 に茎数推定手法の概念図を示す。

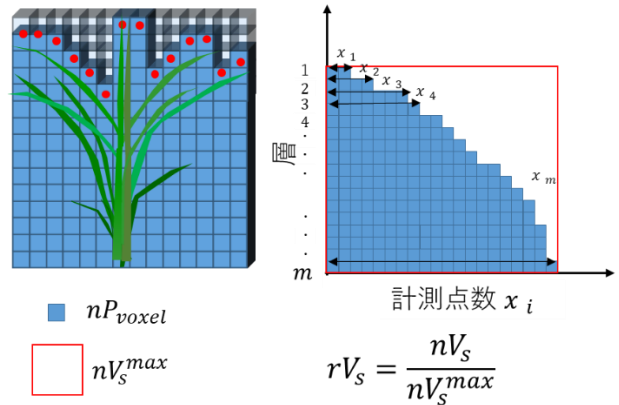


図 2 茎数推定手法

3. 生育指標推定の高精度化

生育指標推定の高精度化を図るため、生育時期ごとの適切な群落層厚さについて検証する。この検証には、山根ら²⁾ によって計測された推定精度の良い 2019 年の計測データを利用する。

3.1. 茎数推定結果を用いた群落層厚さの探索

生育指標推定結果から生育時期ごとの適切な群落層厚さを探索した。ここで、茎数推定に必要な rVs は地面の点群を除いて計算する必要がある。そのため、茎数推定を高精度化することで地面の影響が小

さい群落層が得られると考えられる。このことから本研究では、茎推定結果から生育時期ごとの適切な群落層厚さを探索した。

群落下層の基準を各計測日のデータで50~100パーセンタイル高さまで5パーセント刻みで設定し、11通りの rVs を算出した。2019年は解析データが6日分存在するため、 rVs の組み合わせは $11^6 = 1771561$ 通りになる。全組み合わせでの茎数推定結果からグリッドサーチを用いて推定誤差の小さいパーセンタイル値の組み合わせを探索する。ここで、推定誤差はRMSEで評価する。探索結果から得られたパーセンタイル値から生育時期ごとの適切な群落層厚さを考察した。図3にグリッドサーチの概念図を示す。

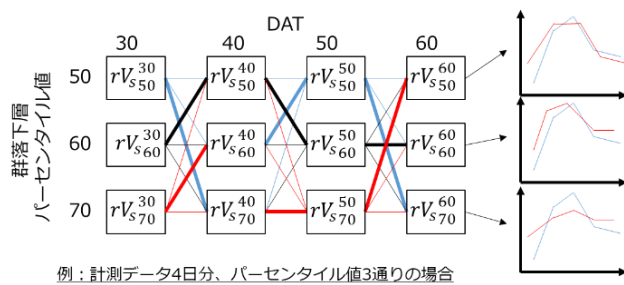


図3 グリッドサーチの概念図

3.2. 高さ分布に基づく点群の分割

UAV-LiDAR計測で得られた点群は地面と水稻の点群が混在していると考えられる。そのため、点群の高さ分布を地面と水稻の混合分布⁴⁾と仮定し、混合分布モデルによるクラスタリングで点群を分割できるか検討した³⁾。図4に混合分布モデルによるクラスタリングの概要図を示す。クラスタ数は予め指定することができるため、本研究では1から10の範囲で可変とし、その中から最適なクラスタ数を求めた。良いモデルを決める基準としてBIC(ベイズ情報量規準)を利用して、この値が小さい最適なクラスタ数が得られる。

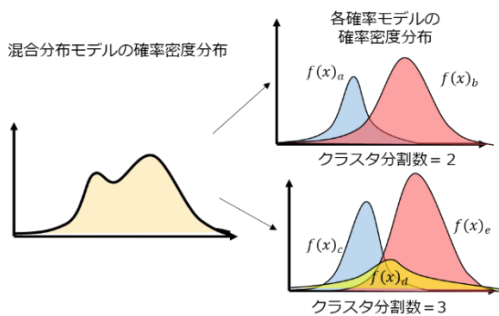


図4 混合分布によるクラスタリングの概念図

4. 水稻の UAV-LiDAR 計測実験

4.1. UAV-LiDAR 計測

2021年にJA越後ながおかの指標田の一つを対象としたUAV-LiDAR計測を実施した。対象水田では、コシヒカリが作付けされている。2021年のUAV-LiDARシステムは、LiDAR (Velodyne VLP-16)を産業用ドローン (DJI Matrice600, D-RTK)に搭載した。姿勢の補正はGNSS-INS(Advanced Navigation Spatial Dual)で行い、ドローンが水平状態である際のデータを再現した。UAV-LiDAR計測は、概ね10日間隔で行われるJAによる慣行計測に同期して行われた。飛行高度は15m、飛行速度は1m/sと2m/sである。

4.2. 水稻の乾燥重量、植物面積の調査

2021年ではUAV-LiDAR計測と並行して定期的に稲を抜き取り、乾燥重量と面積の算出を行った。稲株を根元から10cmごとに切り分け、高さごとに葉と茎に分類して乾燥重量を計測した。乾燥方法は恒温槽で120度、24時間の条件である。また、面積算出のため高さごとに切り分けた稲株の画像データをスキャナーで保存した。水稻画像に二値化処理を行い、水稻のpixel数から面積に換算する。図5に面積算出に利用した画像を示す。

調査結果より、水稻の繁茂状況と推定結果に関係性があるか検証する。

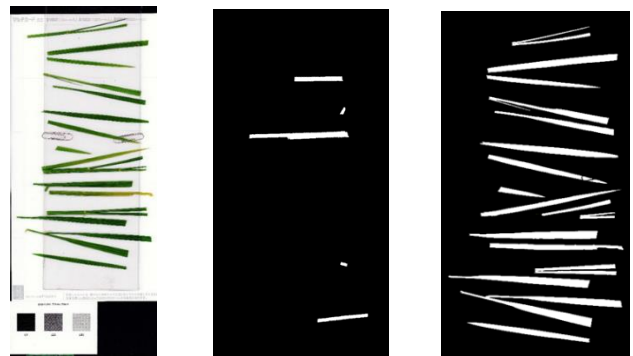


図5 面積算出に利用した画像 (左：元画像、中央：葉の二値化画像、右：茎の二値化画像)

5. 計測結果

5.1 生育指標推定結果

飛行速度1m/sで記録したGNSS-INSデータにドリフトが生じている可能性があるため、飛行速度2m/sのデータを用いて解析を進めた。

草丈推定では、パーセンタイル値が高くなるほどRMSEと推定式の係数の値が減少し、推定精度が向上するという結果になった。これは、2019年の草丈推定と同じ傾向である。茎数推定では、全パーセンタイル高さ条件で茎数のピークが再現されなかった。しかし、いくつかの計測日で極端に

誤差が小さく推定されたため、RMSE、rE は良い結果を示した。

草丈推定で最も推定精度の高かったパーセンタイル値は 95 パーセンタイルであり、RMSE が 2.5 cm であった。茎数推定ではパーセンタイル値の間に有意な差はなかった。

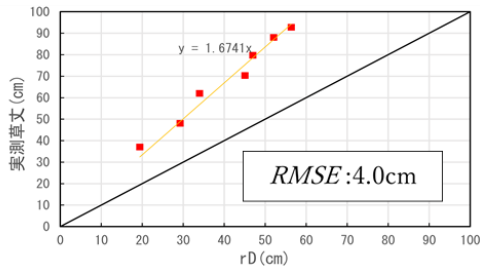


図 5 草丈推定結果 (95 パーセンタイル、2021)

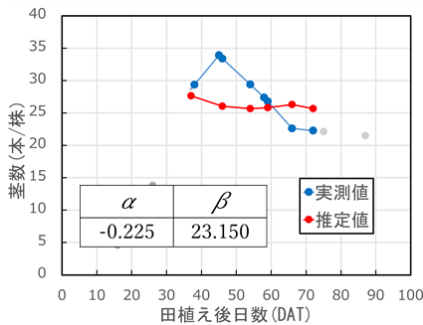


図 6 茎数推定結果 (95 パーセンタイル、2021)

5.2. 水稻の実測調査結果

図 7 に水稻の単位面積当たり植物面積の高さ分布を示し、図 8 に乾燥重量の高さ分布を示す。

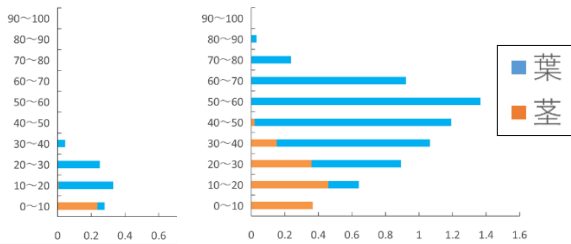


図 7 単位面積当たり植物面積の高さ分布 (左:6/21、右:7/26)

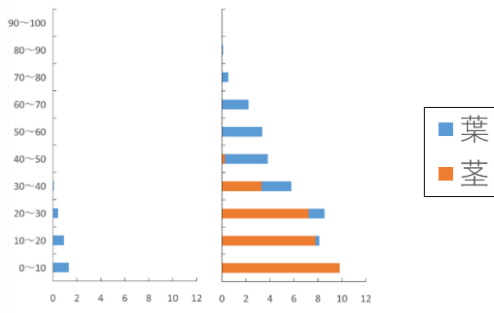


図 8 乾燥重量の高さ分布 (左:6/21、右:7/26)

図 7, 8 より生育初期から水稻下層部の大半を茎が

占めていることが分かった。ここで、茎はほぼ直立しており上空からの計測では茎に対応する点群がほぼ記録されないと考えられる。そのため、LiDAR 計測点群における群落下層は地面の点群であると考えられる。また、水稻の上部は葉で占められ、面積は生長に伴って増加していた。このことから、水稻の繁茂によりレーザ光が遮られやすくなっていると考えられる。

6. 生育指標推定の高度化

6.1 生育時期ごとの適切な群落層厚さ

2019 年のデータでグリッドサーチ法によるパーセンタイル値の組み合わせの探索を行った。精度の良い茎数推定におけるパーセンタイル値の組み合わせは、生育初期で増加し、生育後期は一定になる傾向がみられた。Phan らの従来手法では RMSE が約 5 本/株だったのに対して、この手法では約 0.3 本/株となった。グリッドサーチで茎数推定結果を検証し、推定誤差が 1.0 以下のパーセンタイル値の組み合わせをエラー! 参照元が見つかりません。に示す。図中の赤い枠にて前述した特徴が分かる組み合わせを示している。

パーセンタイル値が低いことは、rD の下層基準高さが高いことを意味している。そのため、生育初期では地面の点群より上に分布する水稻の点群が選択されたと考えられる。また、5.2 に示したように生育後期は水稻の下層は茎が占めており、直上からの計測では点群を取得することは難しい。そのため、生育後期のパーセンタイル値が一定になったことは群落下層の点群が取得されていないことを示していると考えられる。

総合的に見ると、生育初期は群落層厚さを詳細に決めることで推定結果の高精度化が望めることが分かった。また、生育後期は群落下層の点群が取得されていないため、群落層厚さの設定による推定精度への影響が小さいことが示された。

茎数推定で得られたパーセンタイル値の組み合わせを草丈推定にも適用させたが、高精度化されていなかった。

DAT	パーセンタイル値									
20	50	55	60	50	50	55	55	50	50	60
30	70	70	70	65	70	70	70	70	60	70
41	65	65	65	60	65	65	65	65	50	65
50	75	75	75	70	75	75	75	75	60	75
57	75	75	75	70	80	80	75	75	60	75
70	75	75	75	70	75	75	80	80	75	65
RMSE	0.3	0.5	0.8	0.8	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	1.0

表 1 高精度な茎数推定におけるパーセンタイル値

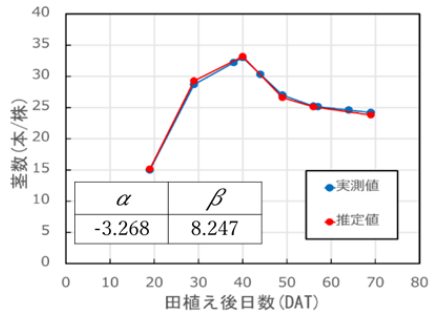


図9 高精度な茎数推定結果 (2019)

6.2. 点群分割の可能性

2019年の高さデータの分布を地面と水稻の混合分布として扱い、混合分布モデルによるクラスタリングで分割を試みた。その結果、生育初期は複数のクラスタに分割されたが法則性は確認できず、生育後期は点群が分割されていないかった。

6.1と同様に、生育後期では地面や茎の点群が取得されないためにクラスタリングされなかったと考えられる。図は全解析対象日の高さヒストグラムであり、クラスタを色ごとに分けて示している。

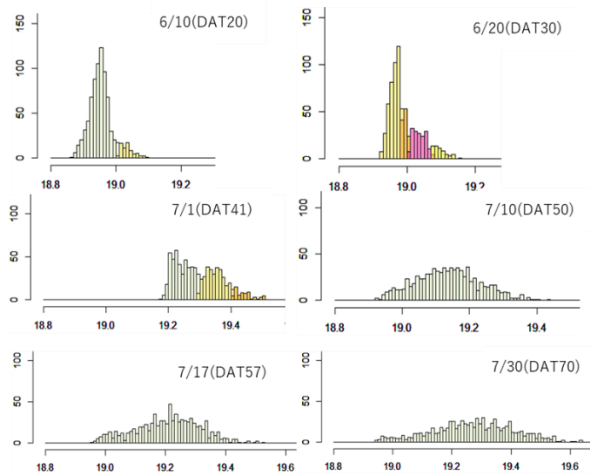


図10 クラスタごとに分類したヒストグラム

ここで、解析結果の利用法として、2つのクラスタへの分割であれば高標高に分布するクラスタを水稻として抽出できると考えていた。そこで本研究では、クラスタ数が2つのデータにおいて、水稻と考えられるクラスタから群落下層の高さを検証した。2つのクラスタのうち高い標高に分布するクラスタの最低標高が全体の何パーセント高さであるか算出する。このパーセント高さとグリッドサーチで得られた最適なパーセント高さを比較し、検討した。

検討の結果、水稻の点群と考えられるクラスタによる群落層厚さは、グリッドサーチの結果に近いことが分かった。このことから、クラスタリングによって生育初期の最適な群落層厚さを判断で

きる可能性がみられた。現時点では分割精度が低く実用できないため、今後も検討が必要である。図11に検討結果を示す。

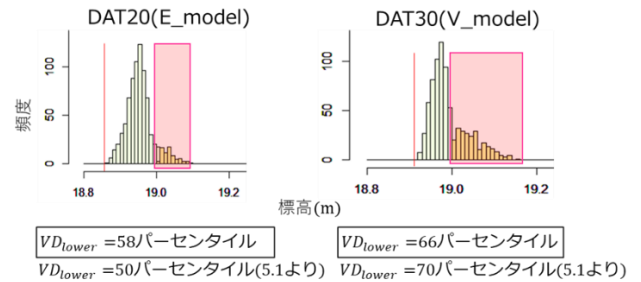


図11 クラスタリング結果に基づく群落下層高さ

7. まとめ

本研究では、UAV-LiDAR計測による高精度な水稻生育指標推定を行うため、生育時期ごとの適切な群落層厚さの設定について検討した。

本研究における結果は以下の通りである。

1. 茎数推定結果から探索した群落層厚さは、生育初期のパーセントイル値が低く、生長に伴い増加する傾向が確認された。また、生育後期はパーセントイル値が一定になる傾向がみられた。これらのことから、生育初期に群落層厚さを詳細に決めて地面の点群を分割することで高精度な推定が可能であると考えられる。
2. 混合分布モデルによるクラスタリングでは生育初期に点群が分割され、生育後期は分割されなかった。これもグリッドサーチの探索結果からの考察と同様に、水稻の繁茂による影響であると考えられる。また、生育初期のクラスタリングにおいて、グリッドサーチの探索結果を再現できる可能性がみられた。今後も検討を続けることで分割精度の向上が期待される。

参考文献

- 1) PHAN THI ANH THU, Kazuyoshi Takahashi, Atsushi Rikimaru, Yasuhiro Higuchi: Method for estimating rice plant height without ground surface detection using laser scanner measurement, Journal of Applied Remote Sensing Vol.10 No.4, 2016
- 2) 山根 怜: UAV-LiDAR計測による水稻草丈計測に関する検討, 長岡技術科学大学大学院環境社会基盤工専攻修士論文, 2020
- 3) オーム社開発局 新納浩幸 著: Rで学ぶクラスタ解析, 2007
- 4) GILLES CELEUX, GERARD GOVAERT: GAUSSIAN PARSIMONIOUS CLUSTERING MODELS, Pattern Recognition, Vol. 28, No. 5, pp. 781-793, 1995