

# ドローンを利用したスマート育種研究

## 1. はじめに

昨今、ドローン（無人航空機、Unmanned aerial vehicle (UAV) と呼ばれる）は、低価格、高性能が進み、個人での購入・利用が容易になってきています。また、ドローンに搭載されるデジタルカメラも高性能になっており、個人の趣味用途のドローンでも、研究現場でも役立つほどの高解像度画像を取得できるようになっています。空から鳥瞰的に圃場の様子を記録できるようになったことで、飼料作物の育種現場ではこれまでよりも画像の有用性が高くなりつつあります。ただし、撮影しただけの空撮画像そのままでは只の記録写真と同じです。空撮画像が持つ情報を有効利用するためには、画像の内容を読み取って、特徴を説明する必要があります。ここで非常に重要となる技術が画像解析です。画像解析は主観的に扱われていた視覚情報を、画像のデジタル情報から客観的な数値データとして扱うことのできる技術で、生物学の分野では昔から利用されてきました<sup>1)</sup>。PCの低価格化と性能向上は、かつてはとても高額なワークステーションが必要だった画像解析を身近な技術へと変貌させています。この画像解析を空撮画像へ応用しないという選択はありえないでしょう。そこで、著者はドローン空撮画像と画像解析を飼料作物の育種現場へ導入することにしました。

画像解析の進歩によって、現在では技術、コスト的に利用が容易なレベルから、そうではないレベルのものまで、幅広く存在するようになりました。古くから利用されているRGB値や面積算出など、今となっては、古典的と言っても差し支えないレベルの画像解析を「古典的画像解析」と本稿では呼びます。他方、情報処理技術の進化と共に人工知能（AI）は高度化が年々進んでおり、AIのカテゴリーの一つである深層学習は画像認識が非常に得意です。古典的画像解析と区別するため、ここでは深層学習を利用した画像認識をAI・画像解析と呼び

ます。他にも画像に関係する最近の新しい技術として、自由視点映像というものがあります。これはいろいろなところから撮影された二次元の画像から、仮想三次元空間をつくりあげるという技術で、その空間では見たいものを自由自在に好きな場所や角度で見ることが出来ます。2022年の春には野球中継に導入されており、ピッチャーが球を投げる瞬間やバッターが打つ瞬間に、あたかも選手のすぐ近くをカメラが周りながら撮影したかのように鑑賞できることが実証されています。これと同様の技術であるStructure from Motion（以下、SfM）とドローンの空撮画像を利用して作成された3次元モデルは、土木・建設現場での測量的ために活用されています。この技術を作物の生産現場や育種現場で応用することは、非常に有用であると考えられます。

本稿では、古典的画像解析法、AI・画像解析法、SfMを用いて飼料作物の育種現場で行われた研究事例についてご紹介します。

## 2. 育種現場での利用

通常の飼料作物育種における個体選抜では、圃場の個体を評価者が歩きながら一頭ずつ目視して野帳に評点をつける作業が行われています。評価項目は、草勢（収量を予測する指標、「1」の極不良から「9」の極良）、罹病程度（病気の状態を表す指標、「1」の軽微から「9」の甚大）、越冬性（無事に越冬できたかの指標、「1」の極不良から「9」の極良）等です。つまり、これらの視覚情報に関する評点は、評価者の主観に基づいて付けられるため、精度の高い評価が行われるかどうかは評価者の能力に依存します。また、熟練した評価者であっても、大量の個体を評価する場合は、調査始めと終わりでは評価軸がズレて、本来は同評点の個体であっても点数が異なってしまうことは珍しくありません。こうした評価の公正さに関する問題に加えて、評価作業に関する問題もあります。地面に生えている個体を見て評価し、野帳に評点をつけていきます

が、ずっと下を見て作業を続けるため評価者の頸が痛みます。また、野帳に書かれた大量の数値（評点）をPCに入力する作業も結構な労力が必要になります。PCへの入力作業をなくすための「デジタル野帳」というものもありますが、著者がタブレットで試したところ、重いだけでなく、夏場の炎天下の熱でフリーズしました。現在のところ、現場導入は難しいと思われます。画像解析の場合、画像からの数値データは直接PCへ保存されるので、面倒な入力作業はありません。視覚情報の客観化だけでなく、評価作業の効率化にも、ドローン空撮画像と画像解析の利用が最適解だと考えられます。

### (1) 古典的画像解析法（rG評価法）

作物の状態を示す植生指標は種々開発されていますが、現在もっともポピュラーなものは、植物の状態によって光の反射率が大きく異なる近赤外の波長を利用したNormalized Difference Vegetation Index (NDVI) で、次の計算式で算出されます。

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{近赤外} - \text{赤})}{(\text{近赤外} + \text{赤})}$$

ただし、赤外波長域のデータを取得できる高価なデバイスが必要なため、導入は予算的に簡単ではありません。そこで著者らは、近赤外の代わりに一般的なRGBカメラで得られる緑の情報を使用するGreen Red Vegetation Index (GRVI) を利用することにしました。計算式は次のように、近赤外の部分を緑に置き換えて算出されます。

$$\text{GRVI} = \frac{(\text{緑} - \text{赤})}{(\text{緑} + \text{赤})}$$

GRVIの値はNDVIと同様に-1から+1の幅で得られ、解析対象の緑色が濃いと高い値を、逆に、赤の割合が多いと低い値を示します。例えば、葉枯れ性の病害などが発生したとき、緑が多い健全な個体は高いGRVI値を示し、病害にかかり枯死や赤く変色した部分が多い個体は低い値を示します。このように、GRVIは植物の生理状況を反映するため、草勢や罹病程度など、作物の形質評価に利用することができます。ただし、GRVIは日射量の違いで明度が異なる画像間では、同じ植物であっても数値が異なります。そのため、数値だけを見ても、良い評点か悪い評点かを即座に判断できません。そこで、簡単に良いか悪いかを判断できるよう、評価対象のGRVI最低値を0、GRVI最大値を100とした時の、圃場内におけるGRVIの相対値を0から100までの数値で表すrG (relative GRVI) 値に変換するrG評価

法の利用が有効だと考えました。

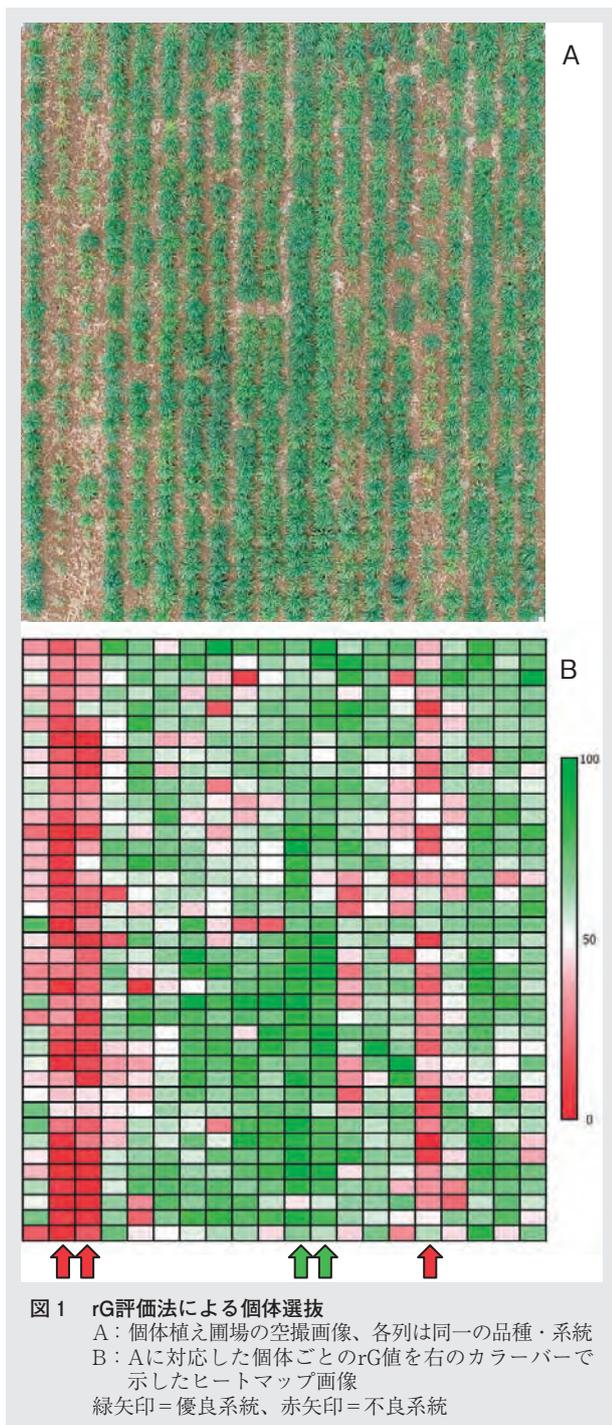
UAVの空撮画像から1個体ずつ同サイズの1画像に切り分けたとき、個体サイズが大きく、病気にかかっていない個体は、画像内の緑の量が大きいためrG値も大きくなります。対してサイズが小さい、または病気が発症した個体は画像内の緑の量が小さくなりrG値が小さくなります。さらに飼料作物、とくに牧草の場合には、葉色の緑は濃いほど良いとされています。つまり、rG値が大きいものほど優良個体の可能性が高くなります。例として、オーチャードグラスの個体植え選抜圃場の空撮画像と、rG値を反映したヒートマップ画像を図1に示します。この圃場(図1A)では、列ごとに色々な選抜系統が植えられています。画像解析後、rGを数値としてそのまま使っても良いですが、図1Bのヒートマップのように示すと、個体の比較だけではなく優良系統とそうでない系統が一目瞭然となり、母系選抜にも有効です。

rG評価法を利用してオーチャードグラスを2集団選抜した場合、集団1で47%、集団2で63%が育種家の選抜個体と同個体で、不良個体は含まれていなかったという結果が得られています<sup>2)</sup>。ペレニアルライグラスでも、育種家選抜と同様の選抜効果が得られており、rG評価法の有用性が示されつつあります。

rG評価法は個体選抜だけではなく、牧草および飼料用トウモロコシの品種・系統間の葉枯れに関する特性評価にも応用可能です<sup>3, 4)</sup>。古典的画像解析法は簡単な技術でPCでも実施可能です。画像解析ソフトもいろいろあり、著者らはこれまでに二通りの実施方法についてマニュアルを公表しています<sup>5, 6)</sup>。ただし、これらマニュアルに従っても、画像解析の知識と技術はある程度求められ、手順も煩雑で面倒でした。そこで、著者らは、画像解析に関する知識・技術がなくとも、台形補正や圃場配置に合わせた試験区の切り出しといった画像処理を行い、rG評価法を実行できる「HojoLook」を開発しました<sup>7)</sup>。HojoLookに興味を持たれた方は、以下のURLをご参照ください。

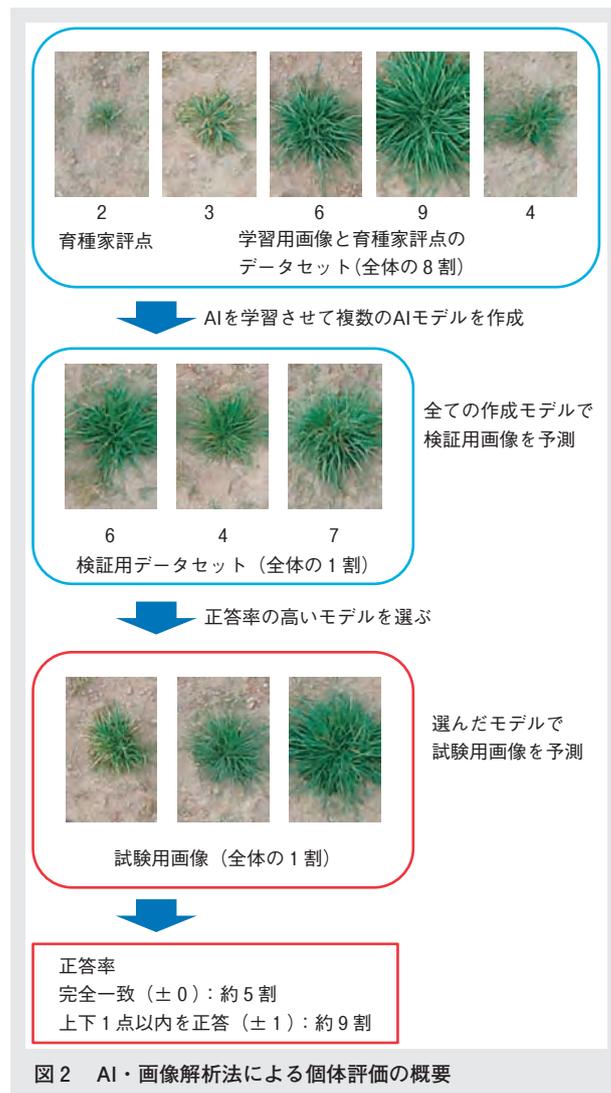
<https://www.naro.go.jp/laboratory/harc/contents/hojolook/index.html>

なお、越冬性評価にはrG値よりも他の計算方法で算出される植生指標の方が適していることが判明したことから<sup>8)</sup>、現在のバージョンはrG値だけでなくRGB値の生データを出力できるようになっています。



## (2) AI・画像解析法

rG評価法の有効性が示されつつありますが、有能なベテラン育種家の選抜能力に及ぶことはないだろう、との意見もあります。そのため、育種家の選抜能力を人ではなく人工知能（AI）に継承できないかと考えました。近年、人間の神経細胞の仕組みを再現したニューラルネットワークを用いた深層学習が発達してきています。深層学習は画像認識が得意なため、育種家の選抜能力を継承するという目的をかなえてくれそうな技術だと考えました。AI・



画像解析法のシステム開発は、色々な方々に驚かれましたが、バンダイナムコ研究所さんとの共同研究で行いました<sup>9)</sup>。

研究対象にはオーチャードグラス1,050個体が植えられた選抜圃場を用いました。研究の概要を図2に示します。選抜圃場をドローンで空撮し、rG評価法と同様に1個体=1画像になるように分けて、それぞれの画像に各個体に応じた育種家評点を組み合わせてデータセットにしました。深層学習のAIモデルは色々な種類が発表されていますが、学習時間が短いGoogLeNetを採用しました。データセットのうち80%を学習用としてGoogLeNetを転移学習した複数のモデルを作成し、データセットの10%を検証用に使用して正答率の高いモデルを選びました。こうして作成されたAIモデルの精度を確認するために、残った10%のデータセットに対して推定を行いました。その結果、AIの予測値が育種家評点と完全一致(±0)したのは約5割で、完全一致から上

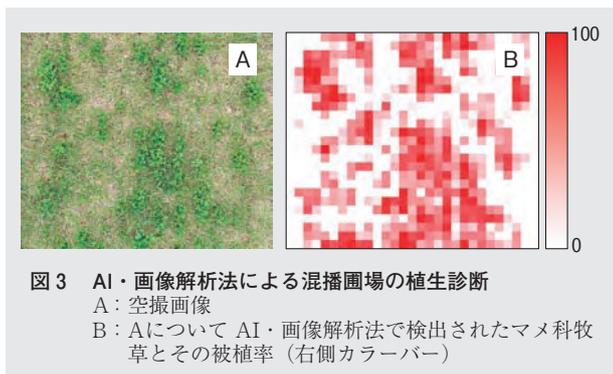


図3 AI・画像解析法による混播圃場の植生診断  
A: 空撮画像  
B: Aについて AI・画像解析法で検出されたマメ科牧草とその被植率 (右側カラーバー)

下1点以内を正答とする正答許容1点(±1)では9割を超えました。1人の育種家が同一圃場の評価を繰り返すと、AIと同じくらいの割合で間違ふというデータも得られたため、このAI・画像解析法は育種家とほぼ同様の評価が出来る可能性が示されました。この方法は、個体の特性を示す画像と育種家評点のデータセットを準備できれば、オーチャードグラス以外の作物にも応用できると期待されています。

AI・画像解析法については、個体選抜だけでなく植生評価に応用する研究も行っています。例えば、イネ科牧草だけでは不足するタンパク質やミネラルなどの良質な生乳の生産に必要な成分を、マメ科牧草により補うことができる混播栽培ではバランスの取れた牧草割合が重要です。また、マメ科牧草の根に共生する根粒菌は、土壤に窒素を与えるため窒素施肥量を減らせるので、マメ科牧草が生えている場所の情報も重要です。こうした背景から、マメ科牧草の被植率と生育位置をAI・画像解析法で推定できるシステムを開発しました(図3)<sup>10)</sup>。図3と同様の結果を得るために、画像を手手で塗り分けて画像解析を行うと、1m<sup>2</sup>あたり3時間以上かかりますが、このシステムではわずか2.5秒で推定が完了します。また、AIを学習させる教師データに雑草画像を使用すれば、雑草検知にも応用可能です。現在、試験圃場の狭い範囲だけでなく、ヘクタール規模の生産現場でも応用できるように研究を進めています。

### (3) SfM

普通のカメラでは、平面的な2次元の情報だけを持つ画像が得られます。ドローンを移動させて視点を変えながら撮影した複数の画像を使ってSfMを行うと、立体的な情報を持つ3次元の点群モデルを作ることが出来ます。SfMを利用すると、画像を撮影したときの圃場の三次元モデルを残すことができま

す。例えば、図4Aの赤枠はドローンが撮影した画像の位置を示しています。図4Aでは赤枠が地面と水平ではありませんが、これは真下にカメラを向けて撮影された画像でSfMを行うと地表面が湾曲するため(この現象はドーミングやディッシングと呼ばれています)、斜めにカメラの角度をつけて撮影しているためです。この複数枚の画像に基づいて作られた三次元モデルが図4Bです。風になびいて同じ位置に止まっていない細かい葉などはSfMでは認識されないためややのっぺりしていますが、概ね個体の大きさを示すような3次元モデルが作成されています。SfMでは、画像のどこの位置でも真上から見たように補正されたオルソモザイク画像(図4C)や、高さ情報を示すDigital Surface Model(DSM、図4D)を作成することが可能で、DSMから個体の植物高さや稈長を推定することもできます<sup>11,12)</sup>。現在、個体選抜にSfMが有用かどうかについて検証を行っています。

## 3. さいごに

2016年の農研機構東北農業研究センターから北海道農業研究センターへ青天の霹靂の異動が決まったとき、造成したばかりの生産力検定試験圃場をどうしようか?という悩みを持ったことが、ドローンによる空撮利用に着手したきっかけでした。2012年にAR, Drone(仏Parrot社)を見たのが著者にとって初めてのドローンでしたが、育種現場で使えるようなスペックを持っていませんでした。しかし当時、幸いにも育種現場で使えるようなDJI Phantom 3が比較的安価で販売されていることに気づきました。これを導入すれば北海道から東北の圃場を観察できると考えて購入しようとしたのですが、ドローンの有用性が広く認知されていない時期だったこともあり、非常に難儀した経験があります。幸い、岩手大学客員教授としていただいていた予算で導入でき、他グループの協力者によって発表できました<sup>4)</sup>。ちなみに、このドローンを著者自身で操縦したことは一度もありません。スマート育種について「育種家としての哲学がない」と叱られたこともあります。今では考えられませんが、そういう過去がほんのわずか昔に確かにありました。今後も新しい技術は続々開発されていきますが、未来の農業の発展のために、新技術に対する偏見を持つことなく柔軟に対応することが重要だと思います。

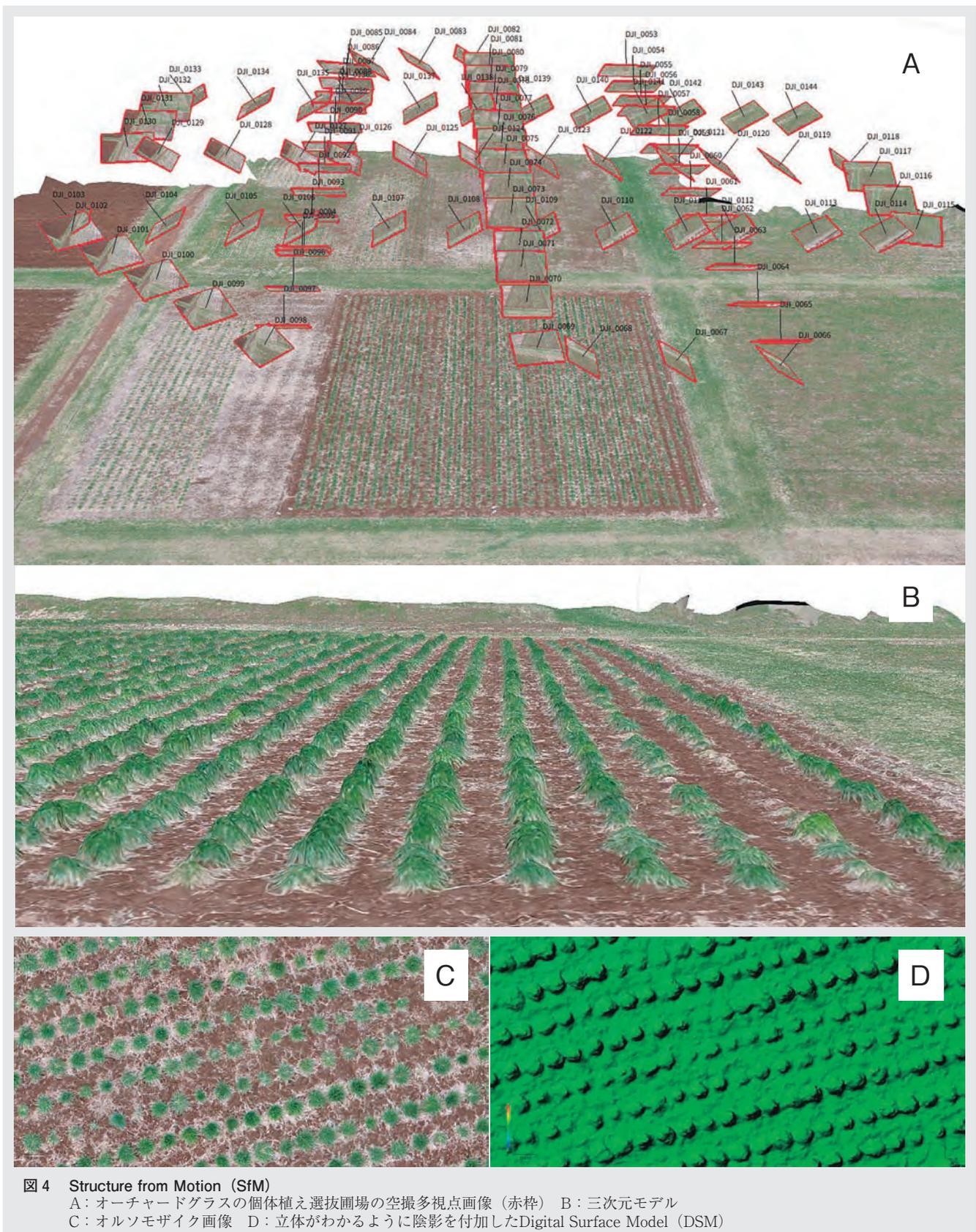


図4 Structure from Motion (SfM)

A: オーチャードグラスの個体植え選抜圃場の空撮多視点画像 (赤枠) B: 三次元モデル  
 C: オルソモザイク画像 D: 立体がわかるように陰影を付加したDigital Surface Model (DSM)

#### 4. 参考文献

1) 秋山征夫, 加藤成二. 画像解析法の最近の進歩. 化学と生物. 2000; 38 (7): 466-471.

2) 秋山征夫, 久保田明人, 藤森雅博, 眞田康治. Unmanned aerial vehicle (UAV) と画像解析法を利用した牧草個体簡易選抜法の開発. 日本草地学会誌. 2019; 65 (1): 8-14.

- 3) 黄川田智洋, 眞田康治, 佐藤尚, 秋山征夫. ドローンと画像解析法によって得られる植生指標 relative Green Red Vegetation Index (rGRVI) の飼料用トウモロコシすす紋病およびごま葉枯病罹病程度評価への応用. 日本草地学会誌. 2020; 66: 8-16.
- 4) 秋山征夫, 福重直輝, 菅正, 久保田明人, 田村健一, 眞田康治, 藤森雅博. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) と画像解析法を利用した牧草育種評価法の開発. 日本草地学会誌. 2018; 64: 99-102.
- 5) 三ツ橋昇平, 上床修弘, 佐藤広子, 眞田康治, 秋山征夫. 牧草個体植え選抜圃場における植生指標・relative Green Red Vegetation Index (rGRVI) 解析マニュアル. 日本草地学会誌. 2020; 66: 161-165.
- 6) 藤瀬万里絵, 寺戸貴裕, 中村直樹, 眞田康治, 秋山征夫. Fijiを利用したイネ科牧草条播圃場空撮画像の植生指標・Green Red Vegetation Index (GRVI) 解析マニュアル. 日本草地学会誌. 2020; 65 (4): 242-249.
- 7) 藤原峻, 黄川田智洋, 眞田康治, 佐藤尚, 秋山征夫. HojoLook - relative Green Red Vegetation Index (rG) 解析を簡単に行えるGUIアプリケーション. 日本草地学会誌. 2021; 67 (3): 171-177.
- 8) 黄川田智洋, 依田悠希, 藤原峻, 眞田康治, 佐藤広子, 佐藤尚, 上床修弘, 荒川明, 高井智之, 清多佳子, 内山和宏, 高原美規, 春日重光, 秋山征夫. 飼料作物育種におけるGreen Red Vegetation Index (GRVI) と他のRGB植生指標との比較. 育種学研究. 2022; 20: 134-145.
- 9) 秋山征夫, 無田廣之, 鈴木尚也, 眞田康治. 無人航空機の空撮画像を利用した深層学習によるオーチャードグラス個体選抜法の開発. 育種学研究. 2020; 22: 21-27.
- 10) Fujiwara R, Nashida H, Fukushima M, Suzuki N, Sato H, Sanada Y, Akiyama Y. Convolutional neural network models help effectively estimate legume coverage in grass-legume mixed swards. *Front. Plant Sci.* 2022; 12: 1-13.
- 11) Fujiwara R, Kikawada T, Sato H, Akiyama Y. Comparison of Remote Sensing Methods for Plant Heights in Agricultural Fields Using Unmanned Aerial Vehicle-Based Structure From Motion. *Front. Plant Sci.* 2022; 13: 1-12.
- 12) 藤原峻, 保田浩, 齋藤正博, 黄川田智洋, 松葉修一, 杉浦綾, 眞田康治, 秋山征夫. 高精度測位システムを搭載したUnmanned Aerial Vehicle (UAV) によるイネ稈長推定法の検討. 育種学研究. 2022; 24: 12-21.