

## 目次

## 研究報告

- ・ドイツ, ベルギーでの小型除草ロボットに関する動向調査・・・・・・・・・・ 金井源太・好野奈美子・・1
- ・深層学習を用いたキャベツの結球検出  
・・・・・・・・・・塚野正洋・柿崎理央・上野美咲・齋藤雅憲・武田純一・小出章二・庄野浩資・折笠貴寛・・5
- ・ディープラーニングを用いたエダマメ品質判定用AIの作成とその精度評価・・・・・・・・・・ 森 智洋・片平光彦・・9
- ・UAV(無人航空機)を利用した農作物の生育診断(第4報)・・・・・・・・ 田邊 大・市浦茂・中坪あゆみ・小林隆・片平光彦・・13
- ・Evaluating the Performance of Unmanned Crop Sensing Robot for Rice  
・・・・・・・・・・Dhirendranath SINGH・Shigeru ICHIURA・Mitsuhiko KATAHIRA・・17
- ・側条施肥田植機を利用した水稻の追肥用施肥機・・・・・・・・・・ 関矢博幸・齋藤秀文・木村秀也・・21
- ・Study and Evaluate the Efficacy of Mechanical Transplanting on Rice Production  
・・・・・・・・・・ Asnakew Deres Molla・Mitsuhiko KATAHIRA・・25
- ・マメ科混播草地における草種識別法の検討(第一報)・・・・・・・・・・大出亜矢子・田中勝千・皆川秀夫・・29
- ・ベニバナ生産管理ロボットの開発(第一報)  
・・・・・・・・・・市浦茂・相楽あゆみ・桑原一樹・森智洋・片平光彦・吉弘季幸・佐藤和也・小野寺良二・・33

## トピックス

- [シンポジウム・現地見学会報告]・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・37
- [若手の会活動の報告]・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・39
- [功績賞を受賞して]・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・40

## 支部会記事

- 庶務報告及び会計報告・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・41
- 令和元年度研究発表会発表課題・・・・・・・・・・・・・・・・50
- 農業食料工学会東北支部役員及び役員体制・・・・・・・・53
- 農業食料工学会東北支部規約・表彰規程と内規・役員選挙規程・投稿規程・・・・・・・・54
- 東北地域農業食料工学関係の研究担当者名簿・・・・・・・・61
- 団体賛助会員名簿・個人会員名簿・・・・・・・・67

# ドイツ、ベルギーでの小型除草ロボットに関する動向調査

金井源太\*・好野奈美子\*

## Development of small robots for weeding in Germany and Belgium

Genta Kanai, Namiko Yoshino

[キーワード] 芝刈ロボット, 除草, ドイツ, ベルギー, 自律走行

### 1. はじめに

#### (1) 経緯

農研機構内の会議にて、Bernhardt 教授（ミュンヘン工科大学）が、「農業システム学における研究の最新状況」として講演された際、ドイツでは大型農機の自律作業は禁止される、農機も電動が義務化されるなど話題提供があった。

筆者らは、芝刈ロボットの農業利用研究を開始したところであり<sup>1)2)</sup>、さらに詳細な情報を得たかったが、会議スケジュールの関係もあり、十分な議論が行えなかったため、先方を訪れる必要性があった。また、芝刈ロボット利用研究の一環として、法面除草にも取り組んでおり、Husqvarna 社の斜面対応型の新型芝刈ロボットが欧州の展示会などで実演展示が開始されたる旨の情報を得ていた。

ここでは Bernhardt 教授との議論と欧州での農業展示会の調査を踏まえて、小型除草ロボットの動向を中心に報告する。

#### (2) 日本での農業用ロボットに関する議論

農作業の省力化、ロボット化については、多くの議論がなされており、最近でも農業食料工学会シンポジウム<sup>3)</sup>で関連する話題提供があった。

「画期的な農業機械化の始まり」と題した岸田社長（新農林社）からの話題提供では、日本においては労働力減少に対応するために機械化が不可欠であるが、欧米と比較して「小区画多数分散圃場」である日本では、「小型の機械を智能化し、無人で使うシステムを開発」する必要があるとの考えに至ったとのことである。

技術開発の背景として、コンピューター能力の急速な向上と電動モーターの小型高出力化も進んでいることから、それを支える技術開発の流れもあり、また、大型機械での土壌圧密の問題解決にも、例えば大馬力トラクタ1台よりも小馬力数十台での運用という方向を目指すべきとの提言であった。

「2030年に向けてのIT・メカトロニクス農業技術」と題した飯田教授（京都大学）からの話題提供でも同様に、小区画分散圃場を対象とする日本の農業における労働力減少には、「農機の大型化だけでは限界があり、ロボット農機による生産性向上が必要」であり、社会実装に向けては、「有人監視→遠隔監視→完全自律、農道の自動走行」とい

った作業範囲の拡大と法整備が必要との提言であった。さらに、「小型農業ロボット」に関しては、圃場の情報収集や「簡単な除草、防除、補植」の可能性が期待でき、また、トラブル時の回収が容易との指摘もあった。

#### (3) 調査日程および訪問先

7月24日にミュンヘン工科大学(Freising キャンパス, ドイツ共和国), 7月26, 27日に Libramont Fair (Libramont, ベルギー王国) を訪問し調査を行った。

ミュンヘン工科大学では Heinz Bernhardt 教授と同研究室メンバーである Josef Bauerdick 氏, Maximilian Treiber 氏に御対応頂いた。また, Libramont Fair では, Hasqvarna 社の現地スタッフに御対応頂いた。

### 2. ミュンヘン工科大学(Technische Universität München)

#### (1) Bernhardt 教授の研究室

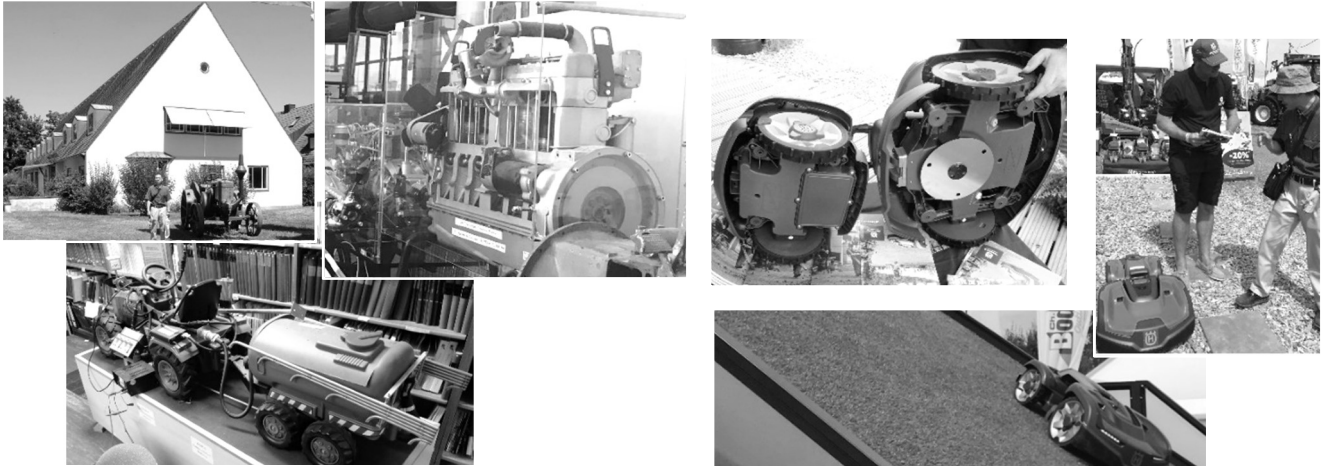
今回、情報収集に訪問した Heinz Bernhardt 教授は、同校の School of Life Sciences Weihenstephan に所属する Agricultural Systems Engineering の教授である。研究室は、ミュンヘン中心部から電車で30分程度はなれた Freising に位置しており、建物の前には古いトラクタが置かれている(写真1)。

研究内容としては、畜産機械を含む農業機械と運用に関するシステム工学的な研究もしており、農業機械分野一般を広くカバーしている印象であった。教育についても、古典的なエンジンのカットモデルなども利用し、最近の学生にも分かりやすいように工夫しており、また、実際に実家で農業を営んでいる学生も多く所属しており、現場を意識した研究を進めることができるとのことであった。

#### (2) 農業用ロボットのサイズ

一般的に大型機は作業能率が優れるため、有人機械でも大型化が進み、その後、作業補助としての自律作業機能を付加して、写真2<sup>4)5)</sup>のコンセプトモデルのような無人作業へと技術開発が進行する流れであったと思われるが、ドイツでは新聞紙上で大型トラクタの自律走行について、「危険」、「怖い」というネガティブな議論があったため、業界として大型農機の自動走行に関しては、様子見という状況で、AGCO/Fendt 社の MARS project (Mobile Agricultural Robot Swarms)<sup>5)</sup>に見られるように小型農業用ロボットを

\* 農業・食品産業技術総合研究機構 東北農業研究センター福島研究拠点 福島県福島市



左上: 研究室前, 右上: エンジンカットモデル, 下: CAN-BUS 学習用モデル  
写真 1 Bernhardt 教授研究室



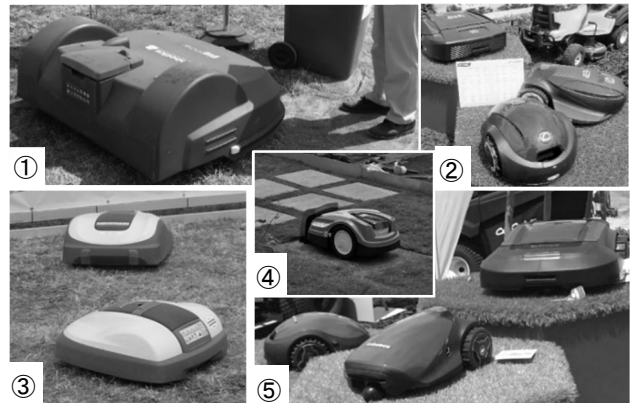
左上: 4 輪駆動で後部に刈刃がある,  
右上: 装置についての質疑応答, 下: 斜面(70% ≒ 35°)での実演  
写真 5 AUTOMOWER435AWD (Husqvarna 社) の実演展示



写真 2 無人トラクタコンセプトモデル(CASE 社, 2016)



写真 3 MARS プロジェクトでの自律作業播種機  
(XAVER, Fendt 社, 2017)

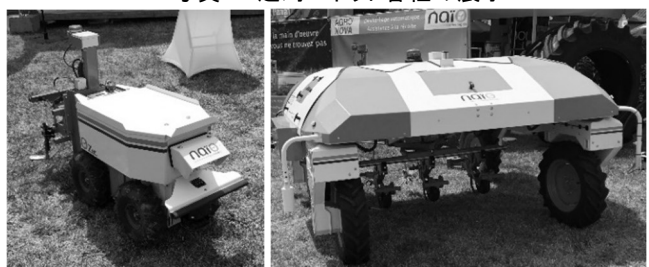


①Belrobotics., ②CubCadet, ③HONDA,  
④STIHL, ⑤Robomow, ⑥NIKO

写真 6 芝刈ロボット各社の展示



左上: AIによる雑草検出デモ, 右上: 各社のトラクタ展示,  
下: 大型農機の展示  
写真 4 Libramont Fair の様子



左: 小型除草ロボット(OZ WEEDING ROBOT),  
右: 大型除草ロボット(Large-scale weeding robot - Dino)  
写真 7 NaoTechnology 社



群 (swarm) で運用する方向にあるとのことである。大型トラクタでの牽引を想定して多条化による効率化が図られてきた播種機についても、XAVER (写真3)<sup>6)</sup> のような小型自律装置で対応する様子である。おそらく、自律走行時の事故を考慮し、小型機の方が事故発生時の危険性が少ないと想定しての対応と考えられる。

しかしながら、現段階では、大型、小型に限らず、農業機械の自律作業について法規制は特にないとのことであった。また、背景としてドイツでは個人所有の農地でも立ち入りが自由で、個人の農地であっても自律走行で事故があった場合は機械側の責任になるため、法的な位置づけが無いと実際の運用は難しいとのことであった。一方で、個人住宅の庭の方が、外部の者が立ち入らないため、芝刈ロボットについては、その心配は無いとのことであった。なお、フィンランドでは森林が所有者に限らず立ち入りが自由との情報<sup>7)</sup> もあり、欧州では森林や農耕地については公共地という位置づけのようである。

### (3) 農業用ロボットのエネルギー

ドイツでは、いわゆる「EVシフト」の流れで、車両系はすべて電化するという方針<sup>8)</sup> で、農業用機械も例外では無いとのことであった。しかし、リチウムイオンバッテリー (LIB) のエネルギー密度は、200-250 Wh/kg (720~900 kJ/kg)、460~700 Wh/L (1.7~2.5 MJ/L) であり<sup>9)</sup>、軽油の38 MJ/Lと比較して、まだまだ見劣りがする。バッテリーによる電化は技術的にはかなり苦しいため、トラクタなどでは有線式の提案もあるとのことであった。

### (4) 除草手法

ドイツでは、除草剤に対して国民感情が厳しく、技術開発方針としても、物理的除草が中心であろうとのことであった。実際に、ドイツでは2023年までにグリホサートを禁止するとの報道もあった<sup>10)</sup>。小型除草ロボットでは、バッテリー容量が限られることから、EcoRobotix社 (<https://www.ecorobotix.com/>) など、雑草のみに除草剤を局所施用し、使用量を削減するという考え方もあるが、ドイツでは物理的除草になるであろうとのことであった。

### (5) ドイツの技術政策の動向

環境影響を考慮した先進的な政策が取られるが、実際には政治的なイメージ戦略という面もあって、学術的、技術的に適切な政策となっているかは、議論があるとのことであった。また、バイオディーゼル燃料から電化への推移など、技術的な困難からの方針転換では無く、選挙にあわせた政策転換になりがちで、現場や研究開発分野の立場からすると色々と思うところもあるとのことであった。

また、ドイツでは日本の消費者のように国産農産物を好む傾向もあまりなく、また、農業者に対しても、環境に負荷を与える主体とのマイナスイメージもあるため、農業者に対して厳しい政策をとる場合もあるとのことであった。実際に、今年の9月に可決された環境や動物福祉を重視する一連の法案に農家側が反発し、10月にはトラクタによる

デモが行われた。このデモでは、Hannoverでは2000台、Munichでは1000台、Schleswig-Holsteinでは1700台の車両が参加する大きなものであった<sup>11)</sup>。

## 3. Libramont Fair

### (1) 概要

Libramont Fairは、今回は第85回目の毎年行われる農業展示会で、(<https://www.foiredelibramont.com/>)最新の農業機械や、農家向けの営農サービスが多く展示されている (写真4)。今年の来場者数は198051人、出展者数は726、日本企業では、いずれも現地法人と思われるが、クボタ、ホンダ、イセキなどの展示があった。入場者の中心は、地元の農業関係者が主体のようで、特に家族連れ of 農家などが多く見られた。また、ほとんどの展示ブースで、英語対応可能なスタッフは一部に限られていた。いわゆるファームショーとして、地元の農業祭りという面もある様子で、周辺には移動式遊園地や屋台もあり、会場内にも飲食店や土産物屋が多く出店していた。

### (2) 斜面对応型芝刈ロボット

事前に70% (約35°) の斜度まで対応できる芝刈ロボット (Husqvarna社AUTOMOWER435XAWD) の実演展示があるとの情報をメーカー側から得て、機械について紹介して欲しい旨を連絡しており、英語を解する担当者への質疑応答を行うことができた (写真5)。実演斜面は、人工芝であり、著者らの試験で確認された斜面を崩してしまう可能性についての確認はできなかった。基本的には芝刈として一般向けに販売しているが、農家が圃場まわりの除草機として使うことも場合によってはあり得ると認識しているようであった。運用や設置については、販売代理店が中心に行っており、ノウハウ蓄積も代理店が豊富に持っているとのことであった。また、本機種の本国内での販売予定もあるとのことである。

### (3) 芝刈ロボットおよび除草ロボット

芝生用の小型ロボットとして、上述のHusqvarna社のほか、Belrobotics社、CubCadet社、Honda社、STIHL社、Robomow社、NIKO社、JohnDeere社、Gardena社の展示があった (写真6)。

また、農業用小型ロボットのベンチャー企業であるNaio Technology社 (<https://www.naio-technologies.com/>) の除草ロボットの展示もなされていた (写真7)。除草ロボットについては、欧州で現在多くのベンチャー企業がある様子で、Bernhardt教授からもViTiBot社 (<https://vitibot.fr/>) という会社の紹介があった。その他、AIを利用した雑草検出のデモも行われていた (写真4)。

## 4. まとめ

国際学会で知古であったBernhardt教授の国内での講演の際、ドイツでは大型農機の自律走行については安全上の不安感から、小型自律作業機の開発が進むと考えられると



話題提供があった。現状では圃場サイズに比例する農機サイズが前提となって技術開発が進んでいるが、ドイツの状況が「大型自律農機禁止」であるとする、小型自律農機の群 (swarm) 運用の技術開発が期待できる。その場合、圃場サイズに合わせて群のサイズを調整すれば、個々の機体は共通化できるため、現状のように圃場サイズにとらわれずに圃場サイズが異なる国同士で共同研究、共同開発が可能となる。そこで、早急に同分野での国際的な情報交換、人的ネットワークの構築が必要であるとの認識に至り、調査を行うこととした。

ミュンヘン工科大学 School of Life Sciences Weihenstephan, Agricultural Systems Engineering の Heinz Bernhardt 教授と情報交換を行ったところ、技術的背景を考えるとと思うところはあるが、ドイツ国内の現在の動向としては、小型農業用ロボットを群 (swarm) で運用する方向にあり、有人の大型機械については、EV シフト、除草技術については、薬剤よりも物理的除草を目指す方向とのことであった。

ベルギーの Libramont Fair では、70% (約 35°) の斜面で作業可能な芝刈ロボットの実演を確認し、概要の説明を受けた。人工芝斜面での実演であったため、既存モデルで確認された斜面へのダメージに関しては、不明であった。また、農家が芝生以外で除草機利用することも、場合によってはあり得ると認識しているようであった。その他、多くの芝刈ロボットの展示のほか農業用小型ロボットのベンチャー企業や、AI を利用した雑草検出デモなどの展示もあった。

ドイツの技術政策動向は、EU の技術政策動向に大きく影響し、また、EU の動向は農業技術の世界標準に影響することから、引き続きドイツおよび欧州の技術開発動向を注視する必要があると考えられた。

### 謝辞

ミュンヘン工科大学の Bernhardt 教授、Bauerdick 氏、Treiber 氏には、お忙しい中、日程調整や当日の議論に参加頂くなど、大変お世話になりました。また、Libramont Fair では、Hasqvarna 社の現地スタッフおよび事前の調整などでは、国内の担当スタッフの方に大変お世話になりました。ここに謝意を表します。

本報告には、農林水産省「食料生産地域再生のための先端技術展開事業」による知見が含まれます。

### 参考文献

- 1) 金井源太・好野奈美子, 2019, 農業用除草機としての市販芝刈ロボットの有効性, 2019 年農業食料工学会・農業施設学会・国際農業工学会第 6 部会合同国際大会講演要旨, 2019 農食施設 CIGR VI 国際大会, p40.
- 2) 好野奈美子・金井源太, 2019, 農業場面における市

販ロボット芝刈機の除草利用に関する各諸元の比較検討, 日本雑草学会第 58 回大会講演要旨集, p109.

- 3) 農業食料工学会 3 部会合同シンポジウム, 2019, 農業食料工学 2030 への道筋, 農業食料工学会, 2019. 3.
- 4) The Case IH autonomous concept tractor, 2017, <https://media.cnhindustrial.com/NORTH-AMERICA/CASE-IH/LATEST-NEWS/case-ih-autonomous-concept-tractor-receives-good-design-award/s/ae36687b-45b6-44b7-a504-3cd75b174993>, <https://preview.thenewsmarket.com/Previews/CNHA/DocumentAssets/494975.pdf> (20190918 確認)
- 5) MARS: Robot system for planting and accurate documentation, 2017, <https://www.fendt.com/int/fendt-mars> (2019-09-18 確認)
- 6) Fendt puts the new robot 'Xaver' to use, 2017, [https://msc.fendt.com/modules/create\\_pdf/pdf2/7398\\_web\\_en\\_2019-08-28\\_09-30-30.pdf](https://msc.fendt.com/modules/create_pdf/pdf2/7398_web_en_2019-08-28_09-30-30.pdf)
- 7) 金井源太, 2016, フィンランドにおける穀物乾燥の省エネルギー技術動向調査報告, 農食工東北支部報, No. 63, 37-42.
- 8) Independent 紙, 2016-10-16, Germany pushes to ban petrol-fueled cars within next 20 years, <https://www.independent.co.uk/news/world/europe/germany-petrol-car-ban-no-combustion-diesel-vehicles-2030-a7354281.html> (2019-10-11 確認)
- 9) NEDO, 2015, 技術戦略研究センターレポート, No. 5, p14, <https://www.nedo.go.jp/content/100763660.pdf> (2019-10-11 確認)
- 10) REUTERS, 2019, Germany to ban use of glyphosate from end of 2023, <https://www.reuters.com/article/us-germany-glyphosate/germany-to-ban-use-of-glyphosate-from-end-of-2023-idUSKCN1VP0TY> (2019-9-18 確認)
- 11) ZDF, 2019-10-22, Warum Tausende Bauern den Verkehr lahmlegen, <https://www.zdf.de/nachrichten/heute/warum-landwirte-bundesweit-demonstrieren-wollen-100.html> (2019-10-28 確認)

## 深層学習を用いたキャベツの結球検出

塚野正洋\*・柿崎理央\*\*・上野美咲\*\*・齋藤雅憲\*\*\*・武田純一\*\*・  
小出章二\*\*・庄野浩資\*\*・折笠貴寛\*\*

## Detection of Cabbage Head using Deep Learning

Masahiro TSUKANO\*・Michio KAKIZAKI\*\*・Misaki Ueno\*\*・Masanori SAITO\*\*\*・Jun-ichi TAKEDA\*\*・  
Shoji KOIDE\*\*・Hiroshi SHONO\*\*・Takahiro ORIKASA\*\*

### Abstract

We created a system that detects the head portion of cabbage from images taken by a drone using AI, and evaluated its performance. The results obtained are ortho-mosaic images need to be shot several times at different altitudes, but they are very useful for high-resolution image processing and it has been clarified that the object detection system using deep learning can create a highly accurate detection model from several hundred images.

[Keywords] cabbage, head, drone, deep learning, object detection

### 1. はじめに

近年、自律飛行が可能なドローンの普及により、農業への活用が期待されている。農林水産省のスマート農業事業でも、農業用ドローンの普及拡大に向けた官民協議会などにより、知見の共有や方策の検討などが行われている。具体的には、生育状況の取得や効率的な薬剤・肥料の散布などが期待され、実証実験などが活発に行われている<sup>1)2)</sup>。生育状況の取得は、マルチスペクトルカメラや NDVI など特定の波長から推定する手法が一般的である<sup>3)4)</sup>。これらの技術は、すでに人工衛星から撮影した画像で研究が進んでおり、ドローンを用いる場合は、100mほどと比較的高い高度から撮影することにより、高速な撮影が可能という利点がある。しかし、そのため解像度が低くなる傾向にあることから、稲や牧草など群落を対象とすることが多い。

一方でRGBカメラは、ほぼ全てのドローンに搭載されており、スマートフォンの普及などにより、年々高性能化と低価格化が進んでいる。また、画像処理技術も、近年深層学習の発展や計算コストの低価格化により、様々な分野への応用が期待され、研究が進められている<sup>5)6)</sup>。

本研究では、ドローンに搭載されている RGB カメラと深層学習を用いた物体検出システムを組み合わせ、キャベツの生育状況の取得を目的とし、ドローンで撮影したキャベツ圃場の結球検出システムの構築および最適な撮影手法の検討を行った。

### 2. 実験装置および方法

#### (1) 供試機と撮影条件

キャベツ圃場の撮影は、DJI 社製ドローン Phantom 4 Pro v2 を用いて行った(図1)。飛行時の設定は、フォトスキャンモード、解像度は 5472×3648 ピクセルとし、シャッター速度は、撮影時の明るさに応じて、1/640~1/1000 秒の間で固定とした。



図1 供試ドローン

その他の設定や手順は、農研機構が発行している「ドローンを用いたほ場計測マニュアル(不陸(凹凸)編)」<sup>7)</sup>を参照した。

また、今回の実験では地上基準点は使用していない。撮影高度は、5m, 10m, 20mの3種類とした。

#### (2) 供試圃場

ドローンを用いた画像の撮影は、岩手大学農学部附属寒冷フィールドサイエンス教育研究センター滝沢農場、秋田県農業試験場、農事組合法人種沢ファームのキャベツ圃場で行った。

#### (3) オルソモザイク画像の作成

作成した検出モデルを用いて認識を行う際に、1) 対象の個体を真上から撮影できなければ画像処理が正確に行われなかったこと、2) 同一の個体が複数の写真に写っている場合に重複して計測されてしまうこと、3) 圃場の凹凸の影響により検出したキャベツの大きさが変わることにより結球サイズの推定が困難になること、の3つが課題として挙げられた。

これらの課題を解決する方法として、オルソモザイク画像の

\* :岩手大学総合科学研究科 岩手県盛岡市

\*\* :岩手大学農学部 岩手県盛岡市

\*\*\* :秋田県農業試験場 秋田県秋田市, 岩手大学大学院連合農学研究科 岩手県盛岡市



作成を行った。オルソモザイク画像の作成には、Agisoft社のMetaShapeを使用した。

通常、オルソモザイク画像を作成する際には、全体の明るさを均一にする処理を行うが、この処理を行う際、部分的に解像感が低下してしまうことがある。よって、本研究では画像処理の結果に影響を与えることを考慮し、この処理を無効とした。この結果、作成したオルソモザイク画像は、明度の調整などが行われなかったため、画像内で明度や色相が大きく変動する。しかし、本研究では、明度や色相の変化に強いディープラーニングを用いた画像処理を行うこととした。以上より、明度と色相の変化よりも、解像感の低下による影響が大きいと判断し、このような手法でオルソモザイク画像を作成した。

#### (4) キャベツ結球検出モデルの作成

結球検出モデルの作成は、深層学習を利用したリアルタイム物体検出システムであるYOLO v3<sup>9)</sup>を用いて行った。本研究で用いたネットワーク構造はDarknet53であり、入力する画像の解像度は416×416ピクセルとした。事前学習済みモデルであるdarknet53.conv.74を用い、学習の際には環境変化へのロバスト性を高めるデータ拡張を行った。データ拡張の内容は、明るさ調整、左右反転、90°回転、画像サイズの変更である。

学習データは、各圃場で撮影した画像とそれに対応したキャベツの位置を示す座標データの組み合わせからなる。これらを学習データと検証用データに分類し、学習を行った。

学習に使用したキャベツのデータは、合計で302枚である。内訳は、Googleからスクレイピングしてきたキャベツの写真が127枚、ドローンから空撮した画像が124枚、地上から撮影した写真が51枚である。なお、学習に使用した画像には、秋田県農業試験場で撮影したものは使用せず、作成した検出モデルの性能評価用として用いた。

また、これらの正解例だけでは、性能の高い検出モデルが構築されなかったため、不正解例として、圃場横の画像やキャベツの結球とよく似た円形の物体(皿やボールなど)を98枚追加した。

### 3. 実験結果および考察

#### (1) オルソモザイク画像の作成

一般的なオルソモザイク画像は、高速かつ広範囲の撮影が求められるため高度数10m~100mからの撮影となり<sup>10)</sup>、本研究のように高精度な画像処理を行うには、解像度が不足していた。そこで、高解像度のオルソモザイク画像を作成するために、飛行高度を自律飛行の下限高度である5mに設定して撮影を行った。

しかし、高度5mの画像のみでオルソモザイク画像の作成を行うと、画像の作成に失敗する現象が何度か生じた。原因としては、立体物を近距離で撮影するため、画像間の視差が大きく、画像間のマッチングが成立しなかったものと推測される。この現象は、通常のオルソモザイク撮影でも視差が大きいとされる植生領域で発生しやすいとされているが、本研究においては最も重要である圃場の中心部分で頻繁に発生するため、大きな課題となった。

この課題は、同じ圃場を高度を変えて撮影することで解決し

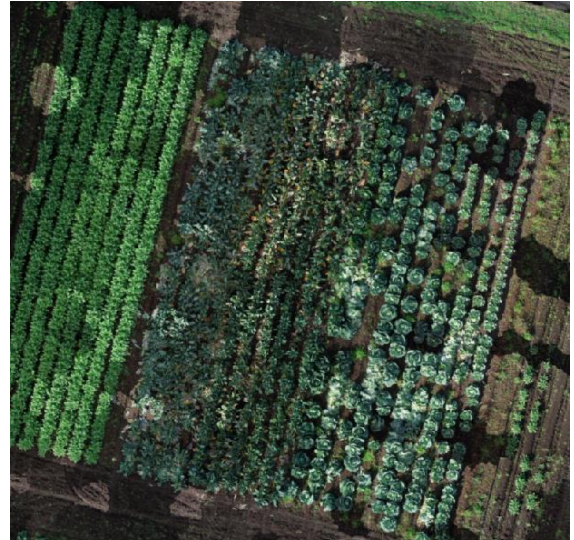


図2 作成したオルソモザイク画像  
(秋田県農業試験場)



図3 オルソ画像から切り出した画像

た。これにより高度5mのみの条件では、マッチングができなかった写真が、高度10mと20mから撮影された画像とマッチングさせることで、処理が失敗することなく、圃場全体の画像が作成された(図2)。この作成された画像を一定の解像度(一辺2000ピクセル)で切り出し、検出システムへの入力画像とした(図3)。

#### (2) 結球検出モデルの作成と評価

学習モデルの作成にあたり考慮すべき事項としては、検出モデルの学習には完了がないことである。学習中に一定間隔ごとにその時点でのパラメータがファイルとして出力され、これが検出モデルとなる。よって、作成された検出モデルが意図した通りに動作するのか、また、最も性能の良いモデルはどれなのかを選定する必要がある。

検出モデルを評価する指標としては、recall, AP, IoUがある。recallは再現率を示し、見逃しの割合を示す。APは平均適合率であり、検出結果の精度を示す。IoUは、検出した領域と正



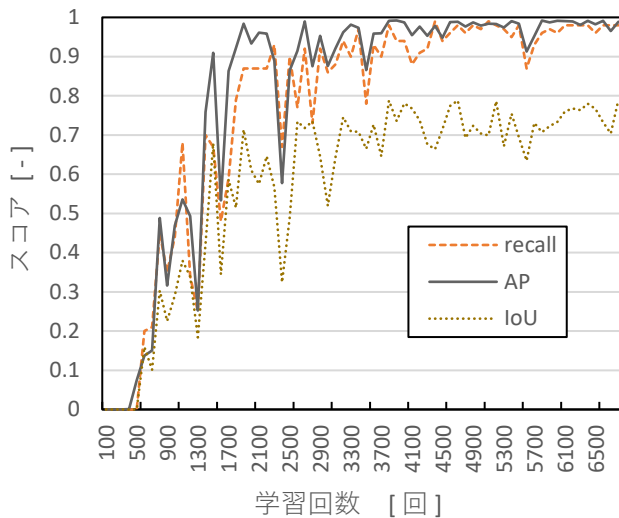


図4 学習回数ごとの評価指標

解の領域が一致する割合を示す。これらの3つの評価指標により、作成した検出モデルの評価を行った。これらの値は、いずれも高いほど性能が高いことを示す。

検出モデルは、32枚の画像を用いた学習を1サイクルとし、100サイクルごとにネットワーク全体のパラメータを保存したものをを用いた。それぞれのモデルで検証データを判定した際の結果を図4に示す。

また、6000回以降は全ての評価指標のスコアがほぼ1となり、飽和していることが分かる。このことから学習が完了していると判断し、6800回で学習を終了した。

この結果から、recall, AP, IoUがそれぞれ0.98, 0.99, 0.78前後である3つの学習モデル3800, 5200, 6400が最も性能が高いモデルであると判断した。これらを用いて実際にオルソモザイク画像の処理を行い、目視での性能の評価を行った。

### (3) 目視による検証モデルの評価

前述の評価指標による評価を検証するため、実際に処理画像を人間が確認することで評価を行った。本研究では、人間が正解と判断した領域を真の正解、検出結果を正解（真陽性）、見逃し（偽陰性）、誤検出（偽陽性）に分類し、性能評価を行った。

評価には、秋田県農業試験場内で撮影した画像をもとに作成したオルソモザイク画像を2048×2048ピクセルに分割した画像を用いた。これは、オルソモザイク画像のファイルサイズが数GBとなり、現在のPCの性能では、そのまま扱うのが困難であること、また、物体検出システムに、写真全体に占める割合の小さい物体を検出しにくいという特徴があるためである。

評価にあたって使用したオルソモザイク画像には、結球のあるキャベツ、結球を収穫した後のキャベツ（外葉のみ）、雑草、キャベツではない作物（ブロッコリー）の4つの対象が写っている。これらの対象は、実際に開発した検出システムを使って圃場調査をする際にも写ることが想定され、かつ誤認識しやすいと予想されることから、この写真を使用した（図5）。

評価を行った結果を表1に、検出モデルで処理した結果が反映された画像一例を図6に示す。



図5 目視による評価に用いた画像の例

（左上：結球のあるキャベツ，右上：結球のないキャベツ  
左下：ブロッコリー，右下：雑草）

表1 目視による評価結果

	真の正解数	正解数	見逃し	誤検出	AP	recall
キャベツ 個体	224	183	41	2	98.9	81.7
キャベツ 結球	203	174	29	1	99.4	85.7

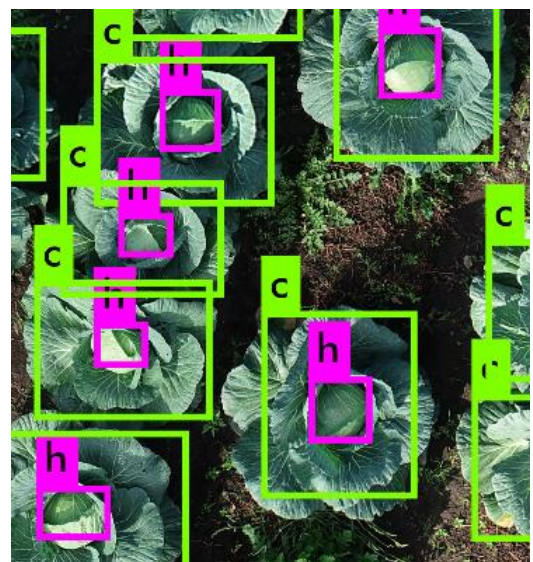


図6 検出システムによる処理結果の一例

（c：キャベツ個体，h：結球）

検出モデルが検出した対象が、実際に正解である割合を示すAPがほぼ100%となり、正確に結球を検出できている事が分かった。また誤検出となった部分も、まだ収穫適期ではない結球部

分を検出したことによるものであり、全く別の部分や他の植物に反応した訳ではなかった。これらのことから、雑草や他の作物には反応せず、結球部のみを検出できる検出モデルを作成できたと判断された。

一方、人が正解とした個体をどの程度見逃すことなく検出できているのかを示す recall については 80%程度であり、低くはないもののそれほど高い値ではなかった。また、見逃した個体間にも共通点はなく、密生している個体でも全て検出できている部分があれば、個体間の境界がはっきりと確認できても見逃している部分もあった(図7)。この点については、今回学習したデータセットに含まれる画像数が 300 枚程度であり、商用レベルで使用されているシステムに使われているデータセットと比較して 1 万分の 1 程度であることが考えられる。今後は様々な圃場で撮影し、実際の結果と対応付けした評価などを行い、より実用的な手法へと改良していく予定である。

また、物体検出システムの面でも新たなアルゴリズムや、ネットワーク構造などが登場している。これらは、より詳細な特徴を抽出したり、従来よりも少ない学習データ数でも同等以上の性能のモデルを構築したり、より少ない計算時間や計算コストで同等の処理を実現するものが報告されている<sup>11)</sup>。

学習データの追加とともに、新たなアルゴリズムへの変更など様々な方面から、改良を加えることで、効率よく実用的なシステムの構築が可能となる。



図7 検出システムによる処理結果の例

#### 4. まとめ

AI を用いて画像処理を行い、キャベツの結球部分を検出するシステムを作成し、その性能を評価した。また、高精度な画像認識を行う際に必要となる画像のドローンを用いた撮影方法やその後の処理方法について検討し、以下の結論を得た。

- (1) オルソモザイク画像は、高度を変えて何度か撮影する必要があるが、高解像度な画像処理を行う上で、非常に有用であった。
- (2) 構築した深層学習を用いた物体検出システムは、数 100 枚ほ

どの画像からでも、高精度の検出モデルが作成できることを明らかにした。今後多様な圃場条件や環境条件を考慮しながらより、検出精度の向上を図っていく予定である。

#### 謝辞

本研究を実施するにあたり、岩手大学農学部附属寒冷フィールドサイエンス教育研究センターの由比進教授には、有益なご助言を頂いた。また、同センターの中西啓技術職員にはキャベツの栽培において多大なご協力を得た。ここに記して謝意を表す。

#### 参考文献

- 1) 野波 健蔵, 2016. 世界のドローン開発動向と農業応用からみた課題と展望, 計測と制御, 55, 780-787.
- 2) 農林水産省, 2019. 農業用ドローンの普及に向けて (農業用ドローン普及計画), <http://www.maff.go.jp/j/kanbo/smart/pdf/hukyuukeikaku.pdf>. Accessed Nov.18.2019.
- 3) 井上 吉雄, 横山 正樹, 2017. ドローンリモートセンシングによる作物・農地診断情報計測とそのスマート農業への応用, 日本リモートセンシング学会誌, 37, 224-235.
- 4) 横山 正樹ら, 2016. ドローン搭載マルチバンド・ハイパースペクトルカメラの反射率特性の解析と圃場観測, 計測と制御, 55, 810-813.
- 5) 建本 聡ら, 2019. 深層学習を利用したウメ「露茜」の画像による熟度分類, 農業情報研究, 28, 108-114.
- 6) Suchet Bargoti, James Underwood, 2017. Deep Fruit Detection in Orchards arXiv preprint arXiv: 1610.03677. Accessed Nov.18.2019.
- 7) 農研機構, 2018. ドローンを用いたほ場計測マニュアル (不陸(凹凸)編) [https://www.naro.affrc.go.jp/publicity\\_report/publication/pamphlet/tech-pamph/080528.html](https://www.naro.affrc.go.jp/publicity_report/publication/pamphlet/tech-pamph/080528.html). Accessed Nov.18.2019.
- 8) Joseph Redmon, Ali Farhadi, 2018. Yolov3: An incremental improvement, arXiv preprint arXiv:1804.02767. Accessed Nov.18.2019.
- 9) AlexeyAB/darknet, <https://github.com/AlexeyAB/darknet>. Accessed Nov.6.2019.
- 10) 原 嘉隆, 坂本 利弘, 2018. 湛水直播水田における空撮画像を用いた水稻株数の簡易推定プログラム [https://www.jstage.jst.go.jp/article/jcsproc/246/0/246\\_118/\\_article-char/ja/](https://www.jstage.jst.go.jp/article/jcsproc/246/0/246_118/_article-char/ja/). Accessed Nov.18.2019.
- 11) (株)富士通研究所, 2018. 少ないデータでも学習可能なディープラーニングによる物体検出技術を開発, <https://pr.fujitsu.com/jp/news/2018/04/16.html>. Accessed Nov.18.2019.

# ディープラーニングを用いた エダマメ品質判定用 AI の作成とその精度評価

森 智洋\* ・ 片平光彦\*\*

## Evaluating the Performance of Artificial Intelligence for Sorting Green Soybean

Tomohiro MORI\* ・ Mitsuhiro KATAHIRA\*\*

### Abstract

Almost all farmers who cultivate green soybeans do sorting manually, with a work efficiency of 12kg/h. They desire a sorting machine for green soybeans. In recent years, the performance of AI (artificial intelligence) has been improving because of deep learning. If we can use the AI for sorting by deep learning and mount on sorting machine, it would be possible to develop a high performance sorting machine. In this study, we made an AI to detect the green soybeans' position and judge its quality, and discuss how to make a high-performance AI. Results indicated that it is necessary to prepare both non-defective product and defective product image data when we make AI for sorting. It was found that when many quality characteristics were set and images of two or more varieties were mixed in the dataset, the performance of AI was low. Adding that, it is necessary to add the "Good" image data in the dataset when we have made the AI for sorting.

[Keywords] AI, deep learning, YOLOv3, sorting, labor saving

### 1. 緒言

エダマメは日本各地で栽培されており、過去 10 年間のエダマメ作付面積は大きな変化はなく、一方で出荷量は微増傾向にある。今後は生産者の減少が予想されるため、従来よりも各作業の効率化が求められる。エダマメ栽培で最も作業能率が低い作業は出荷調製の精選別である。エダマメの精選別のほとんどは人手で行われており、人手による精選別の作業能率は 12kg/h である。そのため、機械化による省力化が求められている。これに対し片平らは色彩情報を利用した画像処理とセンサを利用したエダマメの精選別機を開発したが、検出部の構造が原因で品質判定精度に課題が残った<sup>1)</sup>。

近年ディープラーニング (以下、DL) の登場やコンピューターの性能向上により人工知能 (以下、AI) の進化が目覚ましい。これは AI の構造の進化や AI 作成技術であるディープラーニングの登場、そしてデジタルデータの集積などが要因である。AI にはいくつかの分野があり、その中の一つに「画像認識」がある。2007 年から 2017 年の間、画像中に写っているものを AI に当てさせる ILSVRC というコンテストが行われてきた。このコンテストにおいて 2012 年に初めて DL が用いられ、2015 年に DL によって作成された AI の画像認識精度が人間を超えた。これにより今まで人間が行っていた複雑な対象物の判断を AI が行える可能性が示唆された。また画像認識を発展させた「物体検出」も進化している。物体検出とは画像や動画の中から「どこに、何が」あるのか探し出す技術である。物体検出を行うための AI は物体検出アルゴリズム

といひ、一例として Faster-RCNN<sup>2)</sup>や SSD<sup>3)</sup>、YOLO<sup>4)</sup>がある。物体検出アルゴリズムは検出速度と精度の向上が進んでおり、現在ではリアルタイムで対象物を一度に複数見つけて分類することが可能となっている。

このように AI の能力が向上し、各分野への応用が期待されている。農業分野においても AI の応用研究が始まっており、トマトの自動収穫機<sup>5)</sup>や洋ナシの外見品質判定に応用されている<sup>6)</sup>。このような事例を背景に、色彩などの情報を活用するエダマメの精選別には DL と物体検出用 AI を適用した高精度な精選別機が開発できる可能性がある。そこで、本研究はエダマメ精選別の省力化を目的に、DL と物体検出を用いたエダマメの品質判定用 AI による選別精度について検討した。また、エダマメ選別用 AI を作成するために必要な要素を検討した。

### 2. 材料と方法

本研究の実験の手順を図 2 に示す。AI 作成に必要な画像データ用のエダマメは 2018 年に山形大学農学部附属高坂農場で栽培した。画像データは市販のエダマメ精選別機 (株式会社ガオチャオエンジニアリング、PITA-EDS-mini01、PITA-EDS001) の検出部にエダマメを整理させて収集した。撮影後は Photoshop を用いて一枚の画像にエダマメ莢が一個写るように調整し、一辺約 250 ピクセルの正方形に切り抜いた。その後エダマメの画像を 8 方向に回転させて画像データ数を増やした。画像データは良品 1 項目と不良品 7 項目に分類し、教師データ付与のため LabelImg を使用してア

\* : 山形大学大学院農学研究科

\*\* : 山形大学農学部



ノテーションを行った (図1)。良品は莢の厚さが8mm以上で、子実が2粒もしくは3粒の個体とした。アノテーションとは画像データ中に写っているエダマメの位置と品質項目を指定する作業のことである。アノテーションの位置指定範囲は品質項目ごとに異なっている。良品と一粒莢、奇形莢、未熟莢、黄化莢は莢全体を範囲指定した。一方で欠粒莢と割れ莢、しみ莢は莢の中の傷害部分を範囲指定した。これは各品質項目の特徴が莢の全体と一部のどちらに存在するか異なるためである。AIを作成する際にエダマメの品種や品質判定項目の違いがAIの性能にどのように影響するか調査するため、4種類のデータセットを用意した (表1)。DLの学習回数は10000回、30000回、50000回の3パターンである。DLでAIを作成するためのフレームワークにはDarknetを使用し、物体検出アルゴリズムにはYOLOv3を使用した。AIの作成と物体検出を行ったコンピューター環境を表2に示す。

AIの精度評価では、良品と不良品7項目の画像データを各々20枚用意して各AIに検出させ、正しく検出ができた枚数を20で除し検出率 (%) を算出した。なお、データセットAとBのAIは不良品7項目のみの検出率を算出した。これはデータセットAとBには良品が含まれていないため、データセットAとBのAIで良品の検出が不可能であることが理由である。そして、平均検出率は検

出率を合算して品質判定項目数で除して算出した。平均検出率のデータは5反復収集した。

各データセットで平均検出率が最も高かったAIの重みデータには、新たに用意した良品と不良品の画像データ各々25枚を検出させ、良品と不良品を正しく検出できた枚数をそれぞれ  $Wg$ 、 $Wf$  として、次の式を用いて選別率 ( $\eta$ ) を算出した。

$$\eta = \frac{Wg}{25} + \frac{Wf}{25} - 1$$

不良品の画像データは不良品7項目が全て含まれている。データセットAとBのAIは良品を見せた際に何も検出しなかった場合に良品判定とした。選別率のデータは10反復収集した。

AIの作成と精度評価に用いた画像データに重複はない。

AIが正しく検出した基準は画像内のエダマメの位置を正しく特定して品質判定を行った場合とした。一つのエダマメに2つ以上の判定要素がある場合、その両方を正しく判定できれば正しく品質判定を行ったとした。一方でAIが誤検出した基準は位置の特定や品質判定を間違えた場合と無検出の場合とした (図6)。

本実験の統計処理は分散分析をExcel 2013 (Microsoft) で行い、多重比較をSAS 9.4 (SAS Institute Japan) で行った。多重比較はTukey法で行い、各統計処理の有意水準は5%とした。

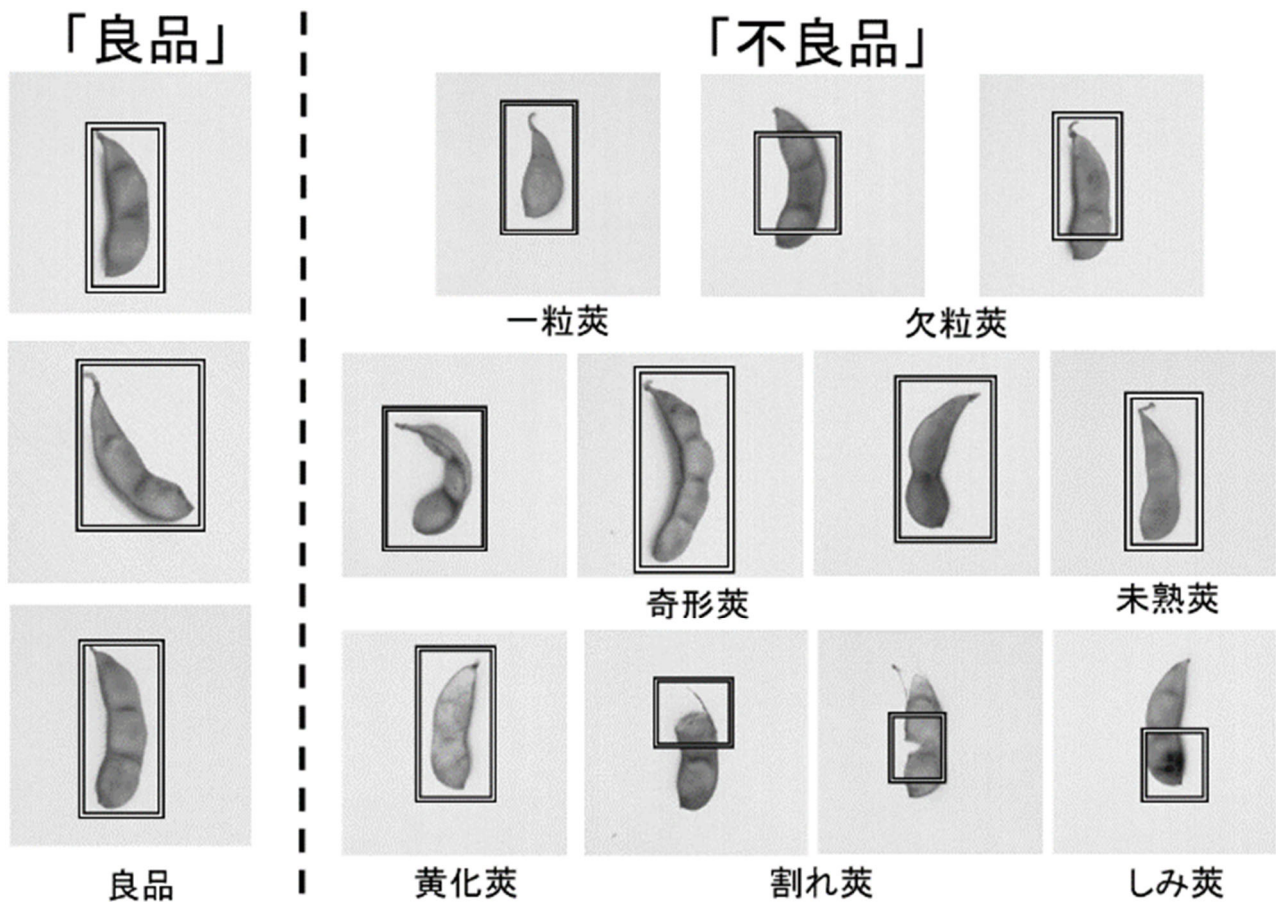


図1 各品質判定項目とアノテーションの範囲

表1 各データセットの内容

データセット名	データセットの内容	供試品種
A	不良品7項目の画像データを各々1000枚用意(合計7000枚)	庄内三号
B	不良品7項目の画像データを各々2000枚用意(合計14000枚)	庄内三号, 秘伝
C	良品を含む8項目の画像データを各々1000枚用意(合計8000枚)	庄内三号
D	良品を含む8項目の画像データを各々2000枚用意(合計16000枚)	庄内三号, 秘伝



図2 実験の手順

3. 結果

各品質判定項目の平均検出率はデータセット B の 50000 回学習した AI が最高となり 88.6%であり、データセット D の 50000 回学習した AI が最低となり 43.9%であった (図3)。AI 間で平均検出率に有意差が見られた。

平均検出率の結果より、選別率の調査にはデータセット A の 10000 回学習した AI とデータセット B の 50000 回学習した AI、データセット C の 30000 回学習した AI、そしてデータセット D の 30000 回学習した AI を用いた。

選別率はデータセット C が 0.57 と最高値を示し、データセット B の AI が 0.02 と最低値を示した (図4)。AI 間で選別率に有意差が見られた。選別率の試験時にデータセット A と B の AI は良品を見せた際に不良品であると誤検出することが多く、このことがデータセット C と D に比べて良品検出率が有意に低くなる原因となった (図5)。

4. 考察

データセット C と D の AI の選別率はデータセット A と B の AI に比べて有意に高かった。これらの AI の違いの一つにデータセット内の良品画像データの有無が挙げられる。このことから、品質判定用の AI を作成する際にはデータセットに良品と不良品の両方を含める必要があるといえる。

データセット C の AI の選別率は 0.57 であった。過去のエダマメ精選別の調査において、人間の精選別の選別率が 0.59 であったことが報告されている<sup>1)</sup>。このことから、今回作成した最も性能が高い AI は人間と同程度のエダマメ品質判定能力を持っていることが考えられる。

平均検出率が最も高かった AI はデータセット B の 50000 回学習した AI であり、一方で最も低かった AI はデータセット D の 50000 回学習した AI であった。データセット D は 2 品種のエダマメ画像が含まれており、またデータセット B と異なり良品画像データが含まれているため品質判定項目が一つ多い。庄内三号と秘伝の良品は形状や色合いが異なっている。このことから、品質判定項目が多く、そして形状や色合いが異なる品種の画像データをデータセットに混ぜた場合に AI の性能が低下することが考えられる。

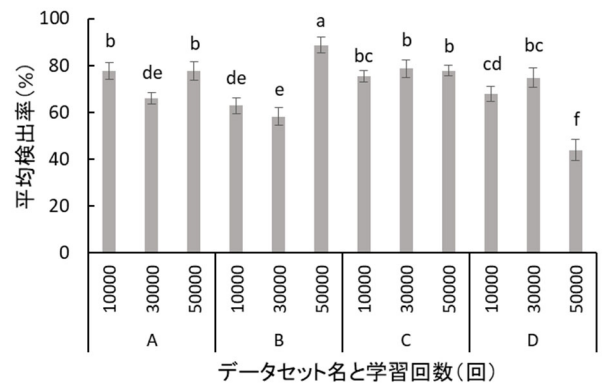


図3 平均検出率

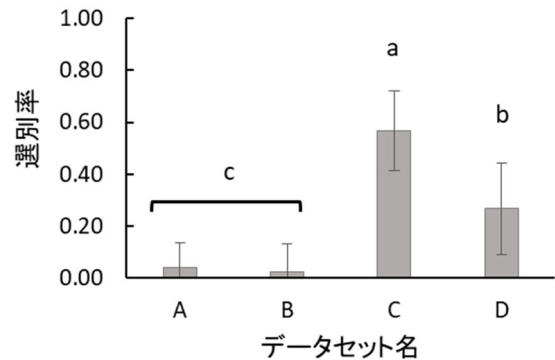


図4 選別率

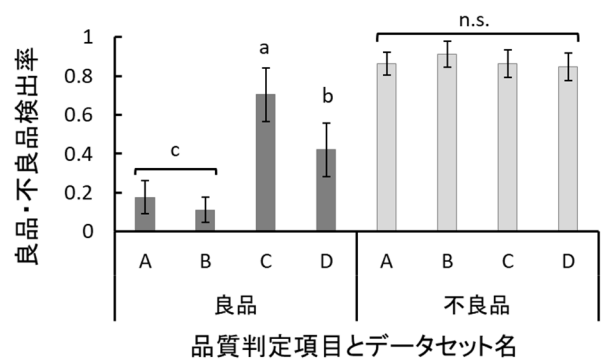


図5 選別率試験における良品と不良品の検出率

表2 AI の作成と物体検出を行ったコンピューター環境

OS	CPU	GPU	NVIDIA Driver	CUDA	cuDNN	OpenCV
Ubuntu 16.04LTS	Intel Core i7-4790S	NVIDIA GeForce GTX1080Ti	410.72	10.0	7.4.1	3.4.0

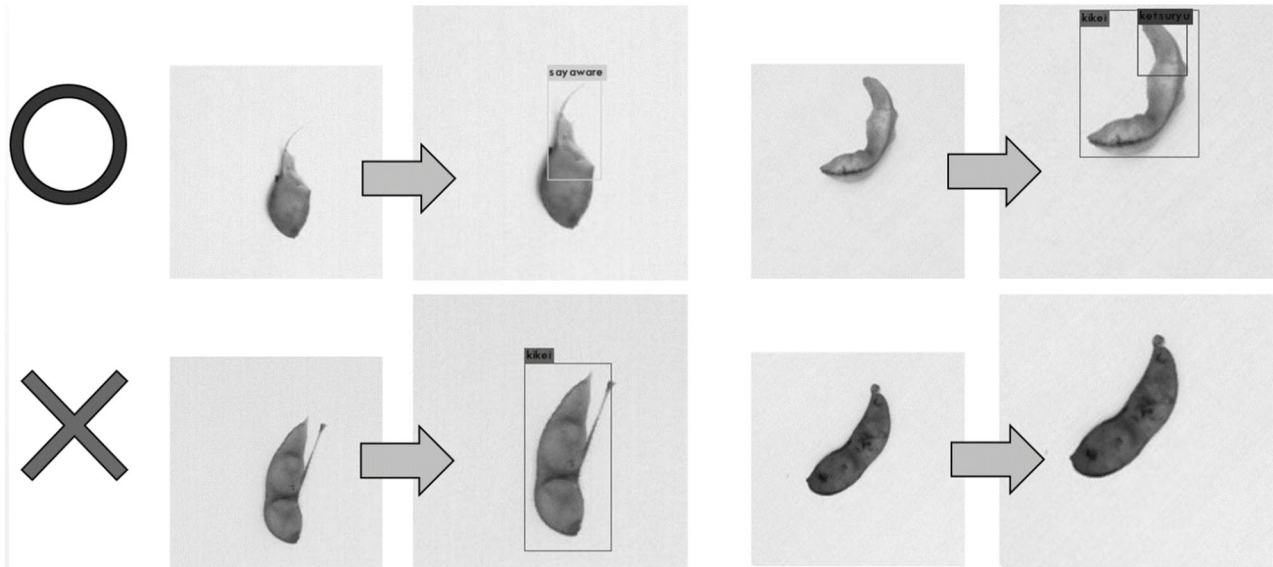


図6 正検出（写真上段）と誤検出（写真下段）の例

## 5. まとめ

エダマメ品質判定用の物体検出用AIを作成し、テスト画像内のエダマメを検出して品質を判定することができた。さらに最も精度の高いAIは人間と同程度の品質判定精度を持つことも明らかとなった。このことから物体検出用AIはエダマメの精選別に有用である可能性が示唆された。

今回の考察を基に、エダマメ選別に対するAIの利用ではデータセットを再構築してAIの精度を向上させる必要がある。対処法としては頻りに誤判定していた項目を調べ、それらの項目を合併することによる判別項目の削減が考えられる。また、データセットに含まれる品種の数はAIの精度に影響を与えるため、品種間差について調査する。

今回の実験の対象はエダマメであったが、外観の品質を判定する農作物であれば物体検出用AIにより品質判定を行える可能性がある。従って、異なる対象農作物においても今回の知見の汎用利用について検討する行う必要がある。

## 6. 摘要

- (1) DLによりエダマメの品質判定用AIを作成した
- (2) 品質判定用AIを作成する際にデータセット内に良品と不良品の両方を含ませる必要がある
- (3) AIに判定させる項目数の削減により品質判定精度が向上する
- (4) 形状や色合いの異なる品種の画像データをデータセットに含ませるとAIの品質判定精度が低下する

## 参考文献

- 1) 片平光彦, 張樹槐, 大泉隆弘, 後藤恒義, 鶴沼秀樹, 田村晃, 後藤克典, 2011, 画像処理によるエダマメの選別方法に関する研究(第2報) 試作エダマメ選別機の性能評価, 農業機械学会誌, 73(2), 127-134.
- 2) Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick and Jian Sun, 2016, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, arXiv, 1506.01497v3.
- 3) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu and Alexander C. Berg, 2016, SSD: Single Shot MultiBox Detector, arXiv, 1512.02325v5.
- 4) Joseph Redmon and Ali Farhadi, 2018, YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv: 1804.02767.
- 5) 上垣俊平, 荒木秀和, 戸島亮, 新崎誠, 上田大介, 山崎龍次, 2018, 環境認識にAIを用いたトマト収穫ロボット, Panasonic Technical Journal, 64(1), 54-59.
- 6) 小林康佑, 山崎達也, 2019, 画像解析による洋ナシ果実の外観品質評価システムの検討, The 33<sup>rd</sup> Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 4H3-J-13-04.
- 7) Suchet Bargoti and James Underwood, 2017, Deep Fluit Detection in Orchards, arXiv, 1610.03677v2.



# UAV（無人航空機）を利用した農作物の生育診断（第4報）

田邊大\*・市浦茂\*・中坪あゆみ\*\*・小林隆\*\*・片平光彦\*\*

## Growth Monitoring of Crops Using Unmanned Aerial Vehicle (part 4)

Dai TANABE\*・Shigeru ICHIURA\*・Ayumi NAKATSUBO\*\*・Takashi KOBAYASHI\*\*・Mitsuhiko KATAHIRA\*\*

### Abstract

At present, the number of farmers is decreasing in Japan, and precision farming is attention. Appeared UAV as a new information collection platform in precision agriculture, it has been actively studied. However, there is no case where UAV remote sensing technology is applied to yield prediction of field crops. In this study, we investigated the yield prediction using aerial images and ground truth data by sensing potato fields using UAV. In the aerial image, the difference in canopy was confirmed, but no difference was found in the NDVI value. From the results of the growth survey, plant height and the number of branches were affected by fertilization. The yield (kg / 10a) tended to be proportional to the amount of fertilizer applied, but there was no difference in the number of tubers. The yield could be predicted with high accuracy by multiple regression analysis based on NDVI value, plant height and the number of branches.

[Keyword] uav, ndvi, iot, potato, yield prediction

### 1. 緒言

現在我が国では農業従事者数が年々減少しており、担い手不足から2015年度の耕作放棄地が42万3千haまで増加するなど大きな問題となっている<sup>1)</sup>。生産現場では担い手不足からくる篤農技術の途絶が危惧され、IoT技術を高度に活用した精密農業が注目されている。その精密農業を支える新たなプラットフォームとしてUAV（無人航空機）が登場してきた。UAVは農作物のリモートセンシングや農薬散布、鳥獣害対策など、様々なことへの応用がなされている<sup>2)</sup>。特に、農作物のリモートセンシングは前述の精密農業における基幹技術であることから、従来のプラットフォーム（航空機や人工衛星）と比較して高解像度の画像を取得できるツールとして盛んに研究されている<sup>3)</sup>。しかし、我が国でのUAVのリモートセンシング技術は水稻の収量予測に適用したものがほとんどであり、畑作物の露地栽培への適用まで利用を拡大した事例がない。

そこで、本研究では農業分野でのIoT化による次世代農業を確立し、生産技術の継承や若い人材育成による地域の活性化を目的に、UAVをセンシングデバイスとして農業生産現場に実装したモニタリングシステムを構築する。本報ではパレイショほ場をモニタリングし、空撮画像と地上部データから、収量の予測について検討した。

### 2. 実験方法

#### (1) 耕種概要

実験は山形県鶴岡市に位置する山形大学農学部附属やまがたフィールド科学センター（高坂農場）内のほ場（長辺：40 m，短辺：7.5 m，面積：3 a）で行った。供試作物は庄内地域の畑輪作体系における中山間地域での栽培を想定して、冷涼な環境下が好適なパレイショ（品種：男爵薯）を用いた。定植は2019年4月24日に行った。条間は0.75 m，株間は0.30 mで栽植密度が4.44株/m<sup>2</sup>。定植前に土壌改良資材として牛糞粗穀堆肥を1 t/10a，苦土石灰を100 g/m<sup>2</sup>，ようリンを60 g/m<sup>2</sup>，苦土重焼リンを10 g/m<sup>2</sup>散布した。施肥は基肥として高度化成肥料（14:14:14）を2～10 g-N/m<sup>2</sup>，追肥を硫酸で2 g-N/m<sup>2</sup>でそれぞれ散布した。追肥は2019年5月24日に行った。

#### (2) 試験区の構成

試験区は前記した基肥量と追肥を組み合わせる施肥レベルの異なるA～Fの6試験区を作成した。A区は基肥10 g-N/m<sup>2</sup>と追肥2 g-N/m<sup>2</sup>，B区は基肥10 g-N/m<sup>2</sup>のみ，C区は基肥6 g-N/m<sup>2</sup>と追肥2 g-N/m<sup>2</sup>，D区は基肥6 g-N/m<sup>2</sup>のみ，E区は基肥2 g-N/m<sup>2</sup>と追肥2 g-N/m<sup>2</sup>，F区は基肥2 g-N/m<sup>2</sup>のみである。各試験区のは場への配置を図1に示す。

\*岩手大学大学院連合農学研究科

\*\*山形大学農学部

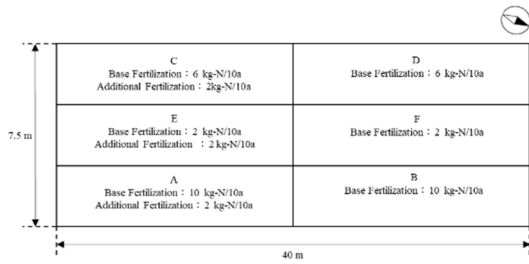


図1 試験区の配置

### (3) 実験機の構成と撮影条件

実験機は空撮用マルチコプター (DJI 社, S900) とマルチスペクトルカメラ (Tetracam 社, microMCA RGB+3) を組み合わせたシステムを用いた (図2)。

空撮作業は高解像度で撮影するために高度を 30 m に設定し、ほ場全面を撮影するためオーバーラップ率を 75%以上、サイドラップ率を 60%以上になるように飛行進路と飛行速度を設定した。空撮画像の地上分解能は約 1.5 cm/pixel となっている。空撮は太陽が高い位置にある 10:00 から 14:00 の間で1週間に2回ずつ行った。撮影日は開花期に該当する 2019年5月30日、6月6日、10日、13日、18日、20日である。



図2 空撮システム

### (4) 画像合成と解析

空撮画像は2種の画像合成ソフト (Pixel Wrench2, Tetracam 社; Photoscan, Agisoft 社) を用いて空撮画像の合成、オルソモザイク画像の作成を行った。オルソモザイク画像の解析は photoscan のラスタ演算機能を用いて、植生指数 (NDVI) を算出してマッピングを行った。以下に算出式を記す。

$$NDVI = \frac{720 \text{ nm} - 680 \text{ nm}}{720 \text{ nm} + 680 \text{ nm}}$$

### (5) 生育調査

生育調査は 2019年5月に 2.2 m×2.2 m の調査プロットを試験区内に3つずつ設け、各調査プロットから5個体を選定して行った。なお、調査は空撮と併せて行った。調査項目は草丈、茎数、分枝数である。

### (6) 収量調査

8月上旬にはバレイショの収穫調査を行った。収量調査は、生育調査に用いたプロット内から5個体を選定して行った。調査項目はイモ数とイモ重である。

### (7) 収量予測モデルの構築

バレイショの収量予測モデルの構築のために、バレイショの生育データを基にした重回帰分析を行った。

説明変数は草丈、NDVI 値、積算分枝数とし、目的変数は単位面積当たりの収量(kg/10a)として、分析を行った。統計ソフトは R(ver. 3.5.1)を使用した。

## 3. 実験結果と考察

### (1) 空撮画像

図3に各時期の RGB 空撮画像を示す。各空撮画像の右側3条が A, B 区、左側3条が C 区, D 区、中央3条が E 区, F 区となっている。

RGB 空撮画像からは 6月6日から開花が確認できる画像となった。地上部の生育は 5月30日の画像で基肥投入量の違いによる被覆への影響が出ており、E, F 区でキャノピーが小さい傾向があった。その後、時期の進行とともに生育が盛んになり、全処理区で畝間が確認できないほど被覆が大きくなっている。渡辺は、バレイショの生育に伴って第一花房開花期から、第二花房開花期にかけて、作物体容積が急激に増加し、空間に占める容積割合が第二花房開花期で最大になることを示している<sup>4)</sup>。一般的なバレイショ品種の花房は、第一花房が2週間ほど開花した後、第二花房が開花してくる<sup>5)</sup>。本試験では第一花房の開花が 6月6日頃と考えると、およそ2週間後の 6月18日、20日ごろに作物体容積が急激に増加したことから、被覆が大きくなったといえる。

図4に NDVI をマッピングした空撮画像を、図5に NDVI 値の推移をそれぞれ示す。5月30日の F 区のみ他の処理区と有意差 ( $p < 0.05$ ) が確認されたが、それ以降の NDVI 値には処理区間で差がなかった。NDVI の推移としては 5月30日から 6月6日にかけて増加し、6月13日までは横ばいであり 6月18日、20日にピークを迎えた。既往の研究では、バレイショの葉内クロロフィル量は開花盛期において、特に上位葉で全生育期間中でも最大量に達することが報告されている<sup>6)</sup>。本試験のような空撮画像でのモニタリングでは、主に上位葉を観測していると考えられるので、NDVI 値が漸増していった。また、窒素量の違いによるバレイショの NDVI, GNDVI の変化を調査した研究では、6月上旬から 8月下旬の生育期において、窒素量が最小の試験区以外は差が見られなかったことを報告している<sup>7)</sup>。したがって本研究でも、処理区間での NDVI 値に差が見られなかったと考えられる。

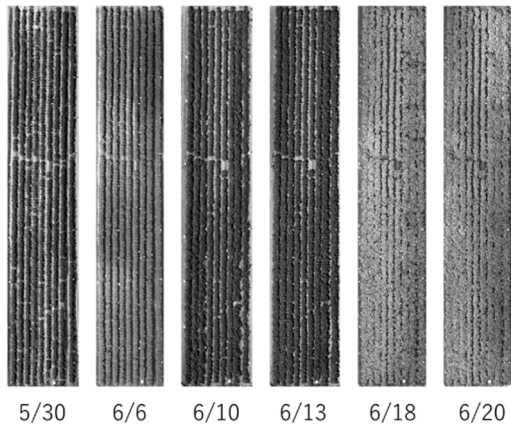


図3 RGB空撮画像

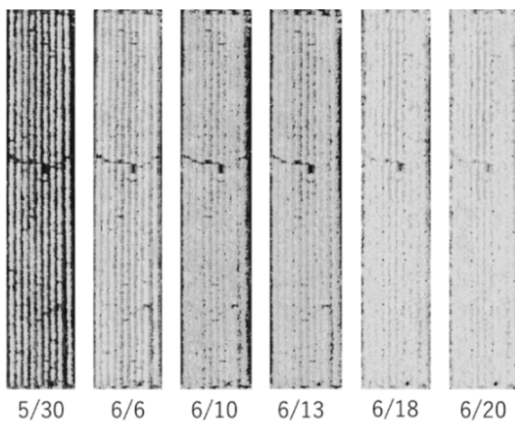


図4 NDVI空撮画像

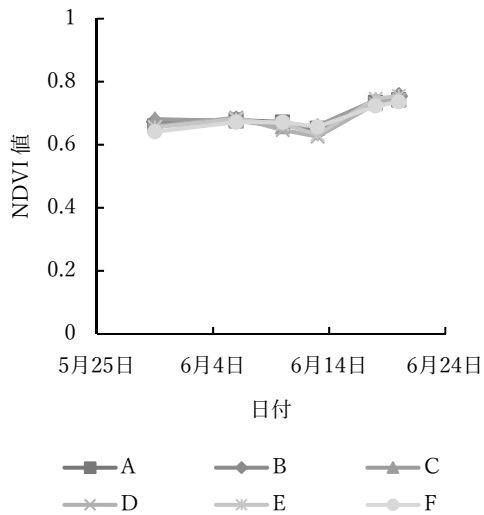


図5 NDVI値の推移

(2) 生育調査結果

図6に各処理区の草丈の推移を示す。各処理区の草丈の推移は、A区が39.0~66.9 cm, B区が40.9~62.5 cm, C区が39.1~64.1 cm, D区が38.0~57.8 cm, E区が35.0~55.6 cm, F区が34.4~47.7 cmの間で推移し、いずれの処理区でも6月中旬に最高点に達した。

図7に各処理区の茎数を示す。茎数はいずれの調査日においてもおよそ4~5本であり、処理区間に有意な差が見られなかった。図8に各処理区の分枝数の積算値を示す。積算分枝数はA区が25.1本, B区が23.0本, C区が23.8本, D区が16.8本, E区が14.3本, F区が8.9本と、投入施肥量に応じて増加する傾向があった。また、茎数は早生品種では4~5本で、種芋の生産、あるいは貯蔵条件によって大きく規制されることが報告されている<sup>8)</sup>。

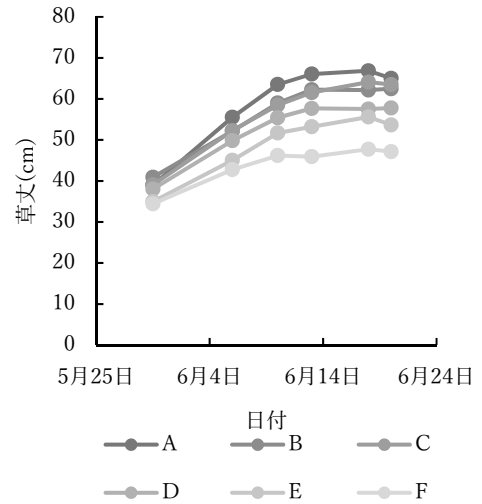


図6 草丈の推移

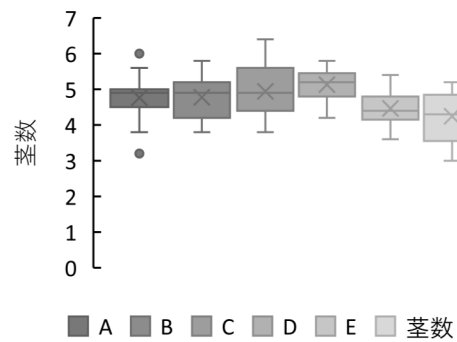


図7 各処理区における茎数

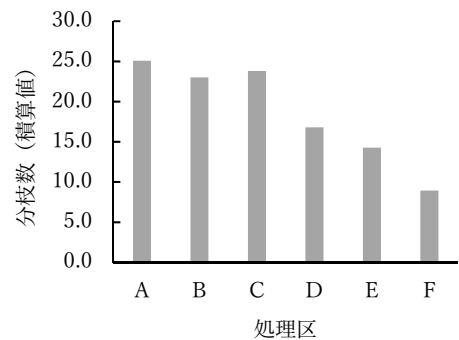


図8 各処理区に分枝数 (積算値)



## (3) 収量調査

表1に各処理区における単位面積当たりの収量を示す。各処理区の収量はA区が5853 kg/10a, B区が5026 kg/10a, C区が4944 kg/10a, D区が4111 kg/10a, E区が3846 kg/10a, F区が2828 kg/10aで、投入施肥量に対して比例した。塊茎数はすべての処理区で有意な差は見られなかった。このことからバレイショ栽培における施肥条件の違いは塊茎数には影響を与えず、塊茎重に影響を与えらるといえる。宗友らは、男爵薯では1株イモ重は施肥量の影響を受けやすく、多肥条件で増加し、逆に一株イモ数は施肥の多少に影響されず違いが見られないことを報告している<sup>9)</sup>。

表1 収量調査結果

処理区	収量(kg/10a)	塊茎数
A	5853 (851.2)	80(12.7)
B	5026 (960.2)	70 (5.3)
C	4944 (236.4)	76 (18.8)
D	4111 (186.1)	70 (6.1)
E	3846 (266.7)	74 (9.3)
F	2828 (354.4)	50 (18.9)

## (4) 重回帰分析

各調査日別の収量とNDVI値、草丈との重回帰分析結果を以下に示す。

$$Y = -170998.9 + 19418.5X_1 + 245.0X_2 \quad (5/30)$$

$$R^2 = 0.46$$

$$Y = -2896.50 - 5072.20X_1 + 228.50X_2 \quad (6/6)$$

$$R^2 = 0.69$$

$$Y = -328.74 - 8060.74X_1 + 191.43X_2 \quad (6/10)$$

$$R^2 = 0.80$$

$$Y = -9051.13 + 7510.75X_1 + 159.21X_2 \quad (6/13)$$

$$R^2 = 0.79$$

$$Y = 7241.80 - 17665.56X_1 + 181.97X_2 \quad (6/18)$$

$$R^2 = 0.82$$

$$Y = -6599.32 + 2548.84X_1 + 166.32X_2 \quad (6/20)$$

$$R^2 = 0.74$$

ここで、Y: 収量 (kg/10a),  $X_1$ : NDVI 値,  $X_2$ : 草丈 (cm) である。

各調査日のNDVI値、草丈、から単位面積当たり収量を高い精度で予測できた。これは、バレイショ開花期における生育状況が収量に影響することを示している。横堀らは、加工用バレイショ(トヨシロ)において、開花期の草丈とSPAD値の積を総クロロフィル量とし、規格内収量やデンプン価との関係を調査しており、総クロロフィル量が一定の水準以下の条件で、規格内収量と高い相関関係があることを報告している

<sup>10)</sup>。また、君島らは、バレイショの茎葉を構成している多くの炭素が、塊茎の肥大に際してかなり転流することを報告しており<sup>11)</sup>、塊茎肥大盛期である開花期の生育状況が収量に影響を及ぼした。

## 4. 摘要

- (1) 空撮画像から、施肥条件の違いによって被覆の違いを確認することができたがNDVI値に違いは見られなかった。
- (2) バレイショ開花期における草丈、分枝数は施肥条件によって差が出る傾向があった。
- (3) 収量は施肥量に比例する傾向があり、塊茎数に違いはなかった。
- (4) NDVI値、草丈、分枝数を基にした重回帰分析で、高い精度で収量を予測することができた。

## 参考文献

- 1) 農林水産省, 2017. 荒廃農地の現状と対策について, <http://www.maff.go.jp/j/nousin/tikei/houkiti/attach/pdf/index-4.pdf>, accessed November. 13, 2019.
- 2) 農林水産省, 2019. 農業用ドローンの普及に向けて, <http://www.maff.go.jp/j/kanbo/smart/pdf/hukyuukeika ku.pdf>, accessed November. 13 2019.
- 3) 井上吉雄, 横山正樹, 2017. ドローンリモートセンシングによる作物・農地診断情報計測とそのスマート農業への応用, 日本リモートセンシング学会誌, **37**(3), 224-235
- 4) 渡辺和之, 1978. バレイショの群落構造と乾物生産特性(第1報), 日本作物学会東北支部会報, **21**, 77-78
- 5) 吉田稔, 1970. ばれいしょの生理生態学的研究(第6報), 北海道大学農学部邦文紀要, **7**(4), 529-538
- 6) 中潤三郎, 玉木秩, 1956. 馬鈴薯に関する生理, 生態学的研究(第7報), 香川県立農科大学学術報告, **7**(3), 225-230
- 7) E. R. Hunt Jr., D. A. Horneck, C. B. Spinelli, R. W. Turner, A. E. Bruce, D. J. Gadler, J. J. Brungardt and P. B. Hamm, 2018. Monitoring nitrogen status of potatoes using small unmanned aerial vehicles, *Precision Agriculture*, **19**(2), 314-333
- 8) 田口啓作, 1957. 馬鈴薯品種の交雑育種に関する研究, 東北農業試験場研究報告, **12**, 1-204
- 9) 宗友義美, 佐藤和正, 黒田俊郎, 1981. 春作バレイショの施肥量試験, 岡山大農場報告, **4**, 48-51
- 10) 横堀潤, 丹羽勝久, 清野伸孝, 野口伸, 2005. ヘリコプターベースリモートセンシングを利用した馬鈴薯生産のばらつきの解析と対策, 農業情報研究, **14**(1), 1-10
- 11) 君島崇, 田中明, 1981. バレイショにおける塊茎のsink能, 日本土壌肥料学雑誌, **52**(5), 408-412

# Evaluating the Performance of Unmanned Crop Sensing Robot for Rice

Dhirendranath SINGH\*, Shigeru ICHIURA<sup>2</sup>, Mitsuhiro KATAHIRA<sup>3</sup>,

## Abstract

Precision Agriculture has emerged as a new scientific field that seeks to drive agricultural productivity while minimizing its environmental impacts. In rice cultivation, this has led to the adoption of technologies such as Unmanned aerial vehicles (UAV) for crop monitoring. While this has increased precision from traditional satellite images, it still has the limitation of being restricted to capturing images of the crop canopy. Unmanned Ground Vehicles (UGV) on the other hand has the potential to capture a wider range of data with pin point accuracy. This paper reports on the work done thus far in evaluating the performance of a field robot developed by the World Wide Food Platform, Japan for rice crop sensing. The study was conducted in 2 rice fields at the Yamagata University's Farm in Takasaka, Tsurouka, Japan and a Farmers' Field in Mikawa, Yamagata, Japan. The fields were cultivated by transplanting and hill drop method at Takasaka, whereas Mikawa was seeded by drill sowing. The robot is equipped with RTK GPS, a variety of sensors and cameras (Sony FDR-X3000) for image capture. Data was collected manually and with robot at two week intervals after germination. QGIS 3.4 was used for visualization of data and an analysis of growth parameters. Observations were made on the robots' maneuverability in the various field conditions. It was found that the robot was able to maneuver in different field conditions without major issue, reversing into new rows proved to be more efficient than making a 360 degree turn, this resulted in minimal damage to young seedlings however, the weight distribution will have to be considered to obtain optimum performance in deep fields. Data collected from the array of sensors and cameras provides location specific information throughout the field that can guide farmers in precision management.

**Keywords:** crop sensing, unmanned ground vehicle (ugv), precision agriculture, rice

## 1. Introduction

Agriculture plays a critical role in feeding the 7.6 billion people in the world. With the available labour for agriculture declining as demand for food increases, farmers and researchers are exploring the application of technologies that will allow for more land to be cultivated with a reduced labour force while at the same time maintaining productivity. In rice cultivation, this has led to the adoption of technologies such as Unmanned aerial vehicles (UAV) for crop monitoring. While this has increased precision from traditional satellite images, it still has the limitation of being restricted to capturing images of the crop canopy. Unmanned Ground Vehicles (UGV) on the other hand has the potential to capture a wider range of data with pin point accuracy. Work on unmanned vehicles with respect to rice has mainly been focused on adapting conventional farm machinery to execute task without human intervention. Commercially available tractors can be modified into autonomous vehicles by adding the electronics and communication devices necessary for autonomous operation in agricultural fields (Aravind et al. 2017). TAKAI et al. (2010) modified a crawler-type tractor and evaluated its accuracy for autonomous navigation using RTK-GPS and IMU navigation sensors while Tamaki et al. (2013) explored a robot system for tillage, transplanting and harvesting rice by adapting conventional machinery. They showed it was possible for one operator to operate more than one machine thereby reducing the time and labour necessary for a specific task. Because of their size and potential injury to crop, the adapted farm machinery is not suitable for crop sensing, as a result, this aspect of crop production is being done by UAVs, stationary infield sensors and human labour. Compared to UAVs and stationary sensors, a ground robot designed to traverse the rice field with minimal damage to crop can get more detailed crop sensing information with greater accuracy. In this study, we have evaluated the performance of a field robot developed by the World Wide Food Platform, Japan for rice crop sensing.

## 2. Materials and methods

### (1) Location

The study is being conducted in two experiment plots for rice at the Yamagata University's Farm in Takasaka, Tsurouka, Japan and one farmer field in Mikawa, Yamagata, Japan. The cultivation system in the fields were transplanting and hilldrop at Takasaka while drill seeding was done at Mikawa. Field dimensions are 30m x 8m for the transplant and hill drop fields while the drill seeding and broadcast fields was 100m x 30m.

### (2) Equipment

#### 1) Field Robot outline

The field robot used in this study was developed by the World Wide Food Platform, Japan which is a consortium of Tech companies, Universities and Farmers' Organizations. It is 140 cm in length, 120cm width and 145 cm height. Approximate weight is 180 kg. It has two 12 volt batteries that supply power to 4 brushless electric motors (200W, 3000r/min Orientalmotor, Model BLVM620KM-GFS, Japan) which rotate each the four wheels. The wheel diameter is 65cm and is of similar type used on rice transplanting machines. The robot uses Ardupilot pixhawk 2 drive controller while the operation of the robot is by remote control.

#### 2) Sensor Box

A sensor box containing sensors for Temperature and Humidity (SHT31 module), sunshine (Sanko PV Array Pryanometer PVSS-01), Airspeed (Powerday Airspeed sensor), water temperature (Thermistor 103AT-11), water level (Distance sensor MB1242) is mounted unto the robot with RTK GPS attached. Data recorded by sensorbox is stored on micro SD card.

<sup>1,2</sup>Department of Agricultural and Environmental Engineering, Biotic Environmental Science, The United Graduate School of Agriculture Sciences, Iwate University (UGAS)

<sup>2</sup>Department of Food, Life and Environment, Faculty of Agriculture, Yamagata University, 1-23, Wakabamachi, Tsurouka, Yamagata, 998-8555, Japan.



Fig. 1 Front view of crop sensing robot

Table 1 Specification of Field Robot

Item	Specification	
Dimensions	Length (cm)	140
	Width (cm)	120
	Height (cm)	145
	Ground clearance (cm)	135
Weight	kg	180
		Brushless
Motors	Type	Electric
	Model	BLVM620KM-GFS
	output	3000r/min
Power Source	Battery	12 volt x2
		Rubber (transplanter)
Wheel	Type	Rubber (transplanter)
	Diameter	65 cm
	Number	4
Speed	Max meters/sec	0.86
		Ardupilot
Drive Controller		Pixhawk 2
		Here + RTK
GPS		GPS
Camera	2 Sony Action Cam	FDR-X3000
		Remote
Operation		Control

### 3) RTK GPS

Here+ RTK GPS rover and base station was used with Mission Planner for GPS logging. Base station data was recorded for 5 days to obtain an accuracy of 5cm for each plot.

### 4) Camera

Two Sony FDR-X3000 action cameras were used for image capture. Images were captured in HD (1920 x 1080 pixels). Three orientations were explored for mounting cameras on the robot with the aim of acquiring suitable images. In the first instance (Fig.2a) the camera was mounted directly on the robot facing downward at an approximate angle of 45 degrees. In the second orientation (Fig.2b), camera mounts were used to extend the cameras 25cm from the robot with an approximate angle of 45 degrees, while the third orientation (Fig.2c) consisted extending the cameras 90 cm from the robot at an angle of 90 degrees. The images were captured from a height of 110 cm with the distance between the two cameras 100 cm. Considerations for suitable images were those that were clear, presented a full picture of the plants without any obstruction or unnecessary scenery that would necessitate further processing or transformation before image

analysis can be executed. As such, the camera orientation was adjusted as described above until the desired results were achieved.

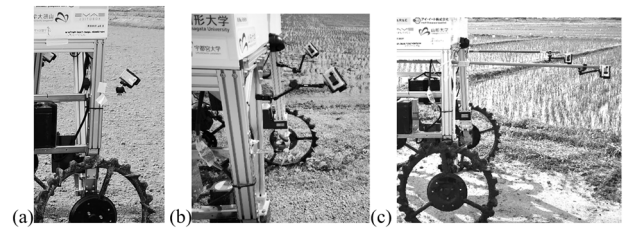


Fig. 2. Camera orientation on Robot

### (3) Data collection

#### 1) Data Collection with Robot

Data collection with the robot commenced at the end of May 2019 when plants were at the 5 leaf stage. In addition to image and sensing data, observations were made on robot maneuverability in rice fields, damage to plants, operation time and speed. Figure 3 shows the base station set up for data collection. The RTK antenna was placed at location for which base station data was previously acquired. It is connected to the RTK base station which is connected to the Note PC via USB. The link between the PC and robot is made via a UDP WiFi connection with pixhawk in the sensor box through the Mission Planner Software.

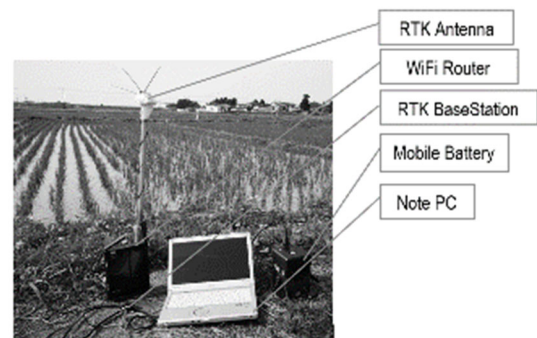


Fig. 3 Base Station set up during data Collection

#### 2) Manual Data collection

Growth data was collected manually either directly after data collection with robot or within 48 hours depending on weather conditions. Three test plots were randomly selected in each field and demarcated. SPAD, plant height, number of tillers, and leaf number surveyed at two week intervals after germination. SPAD values were measured using SPAD-502 Plus (Konica Minolta, Japan).

#### 3) Data Processing

Data recorded by sensor box were converted from .bin to .log files in using Mission Planner (Version 1.3 by Michael Osborne). A user defined Python (3.6) script was then use to parse data from the .log files and write to .csv file. The .csv file was then imported into QGIS (version 3.4 LTR) and vector layers created for areas of interest; Altitude, Temperature, Humidity, Air Speed, Sunshine. Images captured were imported into QGIS via the Import Photos plugin to provide an image for each point captured.



## 2. Results and discussion

### (1) Robot

#### 1) Maneuverability in Rice Fields.

Observations were made on the robot's ability to maneuver in the rice fields. The robot covers four rows in one pass with wheels travelling between rows. It is able to effect turns by stopping motors on one side while the other side continues to move (like pivot system). The smallest turning diameter on dry surface was 160 cm, however in effecting this turn there is sliding /dragging of the unmoving wheels of approximately 30 cm. Attempting such turn in flooded field conditions resulted in longer sliding distance and dislodged or damaged seedlings. In some cases, the wheel also locked and a reboot was required to free the wheels.

Executing a gentler turn requires a turning diameter of approximately 250 cm. In this turn all wheels move turning slightly until the turn is complete. This method reduces the sliding/dragging of wheel and results in very few damaged or dislodge seedlings. Executing turns in this manner however requires more space and also will leave gaps in the field at turning points with respect to data collection (Fig. 4 a) before the robot can enter the set of rows.

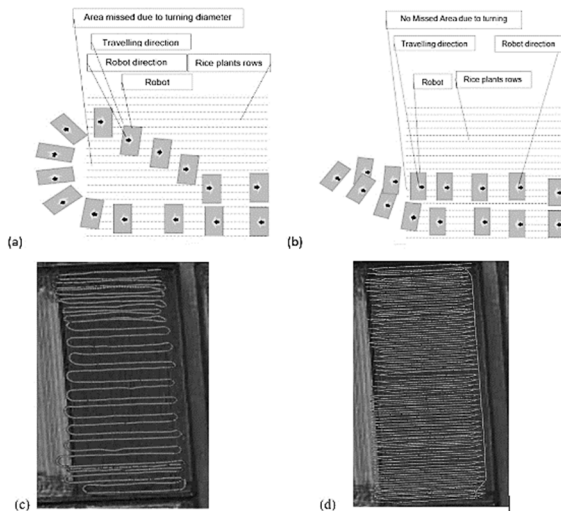


Fig. 4 Turning methods (a,b) and actual path travelled by robot using each method (c,d)

The best turning method devised thus far involves utilizing the robot's ability to reverse freely. In this method, instead of turning 360 degrees, just prior to reaching the end of the row, the robot makes a slight turn to exit the row and then reverse into the new set of rows (Fig.4b), only when it reaches the end of those rows, it turns slightly to enter the new set of rows by going forward. Operation using this 'switchback' method reduces the amount of degree the robot has to turn resulting in minimal damage or dislodgement of seedlings. It also makes it easy to enter the next set or rows without missing any data. Figure 4(c, d) shows the actual path travelled by the robot using the two methods.

### 2) Speed

Speed of robot was recorded by drive controller in meters per second (m/s) which ranged from 0.1 m/s at its lowest speed to 0.86 m/s with 0.3-0.4 m/s being the most common /steady speed.

Time require to survey 0.3 ha (30m x100m) field ranges between 2.5-3 hours depending on the amount of overlap (rows) is required. Table 2 shows the average speed in each field.

Table 2 Operation Speed of Robot

Field	Seeding Method	Location	Average Speed (m/s)	Max Speed (m/s)
1	Transplant	Takasaka	0.31	0.56
2	Hill Drop	Takasaka	0.32	0.57
3	Drill	Mikawa	0.41	8.6

### 3) Field Condition

The robot was able to traverse various rice fields in flooded condition without any major issue. It was able to traverse in a field where the mud was approximately 35cm in depth, however very wide turns had to be taken in this situation. Attempts to make small or sharp turns resulted in churning of mud and locking of wheels. One area that might require further consideration is the weight distribution as there is a tendency to tilt forward or backward especially in deep fields when torque is applied. In fields in which the water was drained and the mud had stiffened to some extent, it was observed that the robot tilted heavily rearward while the front wheels tend to lift off the ground as torque was applied with threatening to tilt over. This situation arose due to the lack of water which cause the mud loosened by the front wheels to stick to the back wheel adding more weight and friction with the soil thus requiring more torque for it to move. The front wheels are not affected by such impediments, as such, when the power is applied it surges forward while the rear is being held back resulting the front wheels going aerial. It is believed that this situation may be remedied by extending the wheel based of the robot and adding scrapers to the wheels to remove excess mud that may become stuck on it while operating in drier fields.

### (2) Camera Orientation

Three different camera orientations and mounting method were explored with the aim of obtaining unobscured images of the plant. The first camera orientation captures the surrounding scenery in the image in addition to the plants, this is reduced to some extent in images captured in camera orientation two however the angle obscures details in parts of the image. Adjusting these mounting methods to orient the camera at 90 degrees results in images that include the wheel and parts of the robot. Camera orientation three that extends from the robot and captures the images from directly above appears to be the most suitable for image capture as no unnecessary information is contained in the images and details are not obscured in any part of the image.

### (3) Data

The data collected by the robot gives information of the field environment and captures images. Data collected for field environment includes temperature, humidity, sunshine and airspeed. While these conditions may vary depending on climatic conditions, time of day data is collected as well as over the total time taken to collect the data, as more data is collected patterns

may emerge that point to specific location based issues in the field irrespective of the factors mentioned above. In Figure 5 data collected by the robot on the 2<sup>nd</sup> of July 2019 is shown as QGIS layer for temperature for the Mikawa field. The temperature layer (Fig.5) shows how temperature varies across the field with the highest temperature being observed around the center and reduces as it gets to the lower end. While this may be due to the time data collection started and conditions changing in the duration it take for the robot to reach the lower end of the field. If a similar pattern persist as more data is collected at different time and prevailing weather conditions, it gives some insight as to what is happening in the field with respect to temperature. Optimal Temperature for rice growth is considered to be 22-28°C, as such any increase in mean temperature or episodes of high temperature during sensitive stages of the crop may adversely affect the growth and yield of the crop (Krishnan, Ramakrishnan, Reddy, & Reddy, 2011).

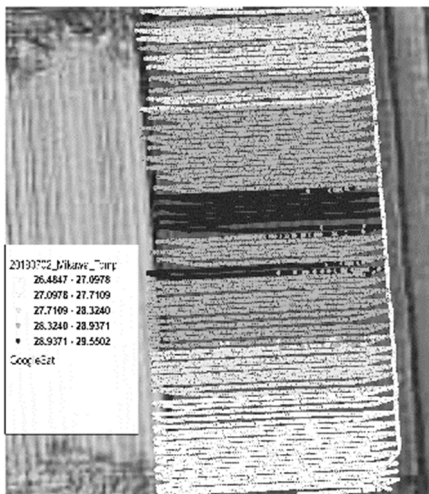


Fig. 5 Temperature, Data collected by Robot in Mikawa field, 2019/07/02

The mean relative humidity during rice cultivation is generally negatively associated with solar radiation. Krishnan et al., (2011) discusses works by Morokuma and Yasuda, (2004), Nishiyama and Satake (1981) and Matsui et al., (1997) that reports on increases in spikelet sterility with increases humidity at high air temperatures. They further suggest that the effects of temperature on rice may be intermingled with those of relative humidity and solar radiation. Given the various effects these environmental factors may have on the crop, being able to monitor their distribution over the field may provide insights on how to better manage the field. The altitude recorded by pixhawk indicates the robot's altitude in meters (m) from sea level. From the plot of this layer in QGIS, it is possible to infer field level condition, and identify areas that may be too high or low.

#### (5) Image Data

Two Sony FDR-X3000 action cameras were used for image capture. Time lapse images at one image per second were captured in HD (1920 x 1080 pixels). The images were geotagged and imported into QGIS to provide an image for each point in the field. These images provide a clear picture at each point of the field with a level of detail not possible with UAVs without the use of expensive high specification cameras. From the images it was possible to identify the presence of weeds in the field as seen in Figure 6 which shows a sample image captured by the cameras. Future work will involve building deep learning AI to detect

weeds, insect pests and disease in the field and generate location map for precision management. Attempts will also be made to extract growth data from images by analysis plant canopy for height, tiller and greenness.



Fig. 6 Sample Image from Mikawa Field on 2<sup>nd</sup> July, 2019

#### 4. Conclusion

The paper reports on the initial results obtained while evaluating the performance of crop sensing robot for rice. It was found that the robot was able to maneuver in different field conditions without major issues and utilizing the reverse function instead of turning full circle appears to be the most efficient method for turning while causing minimal damage to young seedlings. The weight distribution will have to be considered to obtain optimum performance in deep fields. Data collected from the array of sensors and cameras provides location specific information throughout the field and can be used to guide farmers in precision management. Given that this is the first season of testing, various applications and analysis will be explored with the data gathered to allow for refining and optimizing of the methodologies for next season.

#### Acknowledgment

Gratitude is expressed to the Worldwide Japan Food Platform (W-JFoP) Consortium for providing the necessary resources and technical support for the execution of this research.

#### References

- Aravind, Krishnaswamy R.; Raja, Purushothaman; Pérez-Ruiz, Manuel (2017): Task-based agricultural mobile robots in arable farming: A review. In *Span J Agric Res* 15 (1), e02R01. DOI: 10.5424/sjar/2017151-9573.
- Krishnan, P., Ramakrishnan, B., Reddy, K. R., & Reddy, V. R. (2011). *High-Temperature Effects on Rice Growth, Yield, and Grain Quality*. *Advances in Agronomy* (1st ed., Vol. 111). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-387689-8.00004-7>
- TAKAI, Ryosuke; BARAWID, Oscar; ISHII, Kazunobu; NOGUCHI, Noboru (2010): Development of Crawler-Type Robot Tractor based on GPS and IMU. In *IFAC Proceedings Volumes* 43 (26), pp. 151–156. DOI: 10.3182/20101206-3-JP-3009.00026.
- Tamaki, K.; Nagasaka, Y.; Nishiwaki, K.; Saito, M.; Kikuchi, Y.; Motobayashi, K. (2013): A Robot System for Paddy Field Farming in Japan. In *IFAC Proceedings Volumes* 46 (18), pp. 143–147. DOI: 10.3182/20130828-2-SF-3019.00013.

# 側条施肥田植機を利用した水稻の追肥用施肥機

関矢博幸\*・齋藤秀文\*\*・木村秀也\*\*

## Fertilizer applicator for topdressing of paddy rice using side dressing rice transplanter

Hiroyuki SEKIYA\*・Hidehumi SAITO\*\*・Hideya KIMURA\*\*

### Abstract

In this study, a fertilizer applicator for paddy rice topdressing using a side dressing rice transplanter was made for the purpose of precise topdressing and light labor in a large-size paddy field. The fertilizer applicator consisted of a fertilizer application unit, an aluminum frame, a fertilizer transfer hose and a 25 mm diameter aluminum pipe. The fertilizer applicator was able to widely spread granular fertilizer using the wind power of the blower of the side dressing fertilizer unit. The fertilizer applicator using the 6-row type side dressing rice transplanter secured about 10m of fertilizer application width. The work efficiency of this fertilizer applicator in the large plot dry rice field test was 33-38 min / ha.

[Keywords] paddy rice, topdressing, fertilizer applicator, side dressing rice transplanter

### 1. はじめに

本研究では大区画水田圃場の追肥作業の軽労化を目的に、側条施肥田植機を利用した水稻の追肥用施肥機を試作した。試作した追肥用施肥機は肥料の散布幅を約10m確保し、大区画乾田直播圃場試験において33～38分/haの作業能率で追肥作業を行うことができた。

近年、作業能率の効率化を目的に水田圃場の大区画化が進み、1ha以上の基盤整備圃場や農家自らが圃場を合筆して大区画化を図る事例が見られる。こうした大区画水田圃場における追肥作業では、従来の30a規模圃場で行われていた背負い動力散布機を利用した作業が困難となっている。軽労化技術として流入施肥、無人ヘリを利用した肥料散布、乗用管理機搭載型の粒剤散布機などがあるが、流入施肥は圃場条件より均一性が左右されやすく、無人ヘリや乗用管理機の利用は一部に留まる。

そこで水稻作農家への普及率の高い側条施肥田植機を用いて、大区画水田圃場の追肥作業を行う方法を検討した。側条施肥田植機の側条施肥ユニットは施肥精度が高く<sup>2)</sup>、近年は肥料詰まりを防止するために送風ブローアが装着されていて肥料を田植え幅以上の距離で散布することが可能である。本研究では側条施肥田植機を利用した追肥

用施肥機の試作を行い、散布に適した設定条件を検討するとともに圃場追肥作業における作業能率を調査した。

### 2. 方法

#### (1) 側条施肥田植機を利用した追肥用施肥機の試作

追肥用施肥機は市販の6条型側条施肥田植機(イセキ製 PZ60-F, 表1)を利用した。側条施肥田植機の施肥ユニットは電動ブローアが搭載されており、予備試験において25mm径1m長の汎用のアルミパイプを吐出パイプとして肥料搬送用ホースに接続することで、粒状硫安を3m以上の距離で飛散させることができた。これを踏まえて想定した追肥用施肥機の模式図を図1に示した。試作機は吐出パイプ先端と車体中央の距離を2m確保することで片側5m幅、全体で10m幅での散布距離を確保し、吐出パイプの向きを調整して施肥を行う構成とした。

試作した追肥用施肥機の仕様を表2に、写真を図2に示した。機体に吐出パイプを取り付けるフレームは、アルミパイプ構造材(SUS社グリーンフレーム、及びコネクタ類)、L字アルミ板を使用した。吐出パイプを取り付けるフレームの土台のL字アルミ板は、除草剤散布ユニットなどを取り付ける植え付け部のボルト穴を利用して容易に本体に取り



図1 側条施肥田植機を利用した追肥用施肥機の模式図 (左:後ろ側, 右:上側から見た状態)

\*:農研機構中央農業研究センター \*\*:農研機構東北農業研究センター



表1 ベースの田植機の主要諸元

販売型式名	イセキPZ60-F(6条)
全長	3010mm
全幅	2020mm
植え付け速度	最高 5km/h (1.4m/s)
作業能率	10 分/10a
施肥方式	ロール、ブロー強制搬送
ホッパー容量	60kg
肥料調整	現物 10~80kg/10a

イセキ社田植機カタログより転載

表2 試作施肥機の仕様

田植機	イセキPZ60-F(6条)
全幅	4020mm (パイプ展開時) 2020mm (走行時)
撒布幅	10m (想定値)
施肥方式	ロール、ブロー強制搬送 吐出パイプ6本を展開
肥料調整	肥料現物 2~14kg/10a (NK化成で 2kgN/10a程度まで)

よる肥料散布状況を計測した。施肥ユニットの各出口の飛距離を把握するため、アクセル開度 5/8(速度 3.4km/h 相当)、パイプ端に幅 2cm、長さ 3.5cm のゴム板を取り付けた条件で各施肥ユニット出口毎の肥料散布状況を計測した。

### (3) 乾田直播圃場における追肥作業試験

2017年8月8日に岩手県盛岡市東北農業研究センター内の20a 乾田直播圃場で追肥用施肥機を使用して追肥試験を実施し、

水稻の収量に与える影響を調査した。乾田直播圃場は岩手県乾田直播専用肥料直播211を12kgN/10a 基肥施肥し、5月12日にブラウ耕グレーンドリル乾田直播体系<sup>3)</sup>で「あきたこまち」を播種量5.2kg/10a、条間24cmで播種した。追肥量は粒状硫酸で2.1kgN/10aとした。成熟期に追肥用施肥機の中央地点、中央から約3m 地点、追肥の境界地点で1m×3条を刈り取りし、収収量、籾数を調査した。

2017年7月下旬に宮城県仙台市乾田直播圃場2.5ha(3.3ha 圃場の一部)、東北農業研究センター60a 圃場で追肥用施肥機を使用した追肥試験を実施し、作業能率を調査した。肥料はNK化成(窒素成分16%)、および粒状硫酸を用いて約2kgN/10aを追肥し、追肥用施肥機の作業能率、燃費を計測した。なお、追肥用施肥機の現物施肥量設定は追肥散布幅10mを田植機の施肥幅1.8mに換算する必要があり、粒状硫酸2kgN/10aでは現物施肥量設定を53kg/10aとした。

### (4) 鉄コーティング用直播機を利用した追肥用施肥機の試作

岩手県内の農業法人所有の8条型鉄コーティング用直播機(クボタ製NDS-8F 鉄まきちゃん)を利用して追肥用施肥機を試作した(図4)。追肥用施肥機は直播機ユニットのフレームにアルミパイプ構造材を取り付け、吐出パイプを配置する構成とした。肥料の飛距離を確保するため外側の2口をY型継手で1本にまとめて吐出パイプを取り付けたため、吐出パイプ数は合計6本となった。各吐出パイプの向きは圃場内で散布状態に合わせて逐次、調整した。2019年7月5日に岩手県花巻市の1ha規模の稲WCS用乾田直播圃場7筆において、GNSSガイダンスを利用して10m散布幅、大粒尿素3kgN/10aを追肥し、作業能率、燃費を調査した。施肥ユニットの現物施肥量設定は、追肥散布幅10m分を田植機施肥幅の2.4m分に換算して30kg/10aとした。

付けることができた。吐出パイプは25mm径のアルミパイプを使用し、サクシオンホースを用いて施肥ユニットのホースと接続した。吐出パイプは取り付け位置に対応して0.25~1m、サクシオンホースは0.7~1mに切断して用いた。内側の吐出パイプ4本は肥料の飛距離確保とサクシオンホースの取り回し易さから、交差させてX状に配置した。外側の吐出パイプ2本は走行時に折りたたむように可動式のコネクタを利用してフレームに取り付けた。なお、供試した側条施肥田植機は移植ユニットと施肥ユニットが連動して動く仕様のため、移植ユニットを中央に配置後に移植ユニットへのドライブシャフトを取り外している。

### (2) 追肥用施肥機の散布条件の検討

室内において肥料散布に適した追肥用施肥機の吐出パイプの角度、走行速度、筒先の形状について検討した。室内散布試験は大きさ約1m×0.5mの人工芝を床に並べて配置し、1分間粒状硫酸を散布して各人工芝上の肥料の重量を測定し、肥料の飛距離と散布幅を調査した。移植ユニットの位置は最高位置にした。肥料繰り出し量は、散布幅10mを想定して粒状硫酸9kg/10a(窒素で1.9kg/10a)とした。これは側条施肥ユニットの設定施肥量の約50kg/10aに相当する。CUSTOM製HOT WIRE ANEMOMETER WS-035D(風速計)を用いて搬送パイプ出口から10cmで風力を測定した結果、各パイプ出口の風力はブローに近い側から16.8~18.9m/sの差があった。このため散布試験は風量の弱いブロー側から3番目の出口を平均の風量として用い、パイプ角度は予備試験から肥料飛距離の長い5°上向きとした。作業速度の影響について、2.5~5km/hに対応したアクセル開度における肥料散布状況を計測した。丸パイプのままでは肥料が拡散しにくかったためパイプ端を1.5cm厚につぶして厚さ1mm、幅3cmで長さの異なるのゴム板を取り付け(図3)、取り付けしたゴム板の長さの違いに



図2 試作した追肥用施肥機 (左: 追肥作業 中: 吐出パイプを展開した状態 右: 走行時の吐出パイプを折りたたんだ状態)

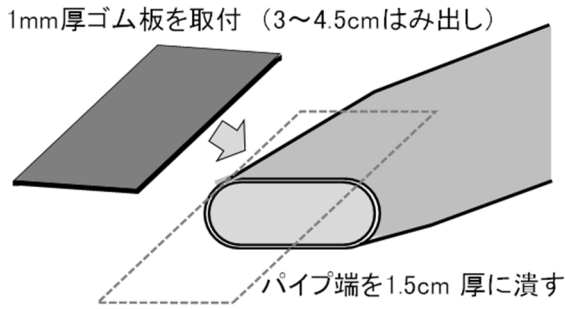


図3 吐出パイプ先端の加工

### 3. 結果および考察

#### (1) 追肥用施肥機の構成, および経費

試作した追肥用施肥機は、外側に展開する吐出パイプを折りたたむ構造にしたことにより走行時の安全を確保することができた(図2)。試作に要した部品は市販品で、経費は材料費3万円以内であった(表3)。各部品の加工はカッター、ドリルなどの一般的な工作用機械で対応でき、農家が自分で追肥機を製作することが可能である。

#### (2) 散布に適した追肥用施肥機の設定条件

肥料の飛距離は、走行速度の速いアクセル開度が高い条件、すなわち時間当たりの肥料繰り出し量が多くなる条件で短くなった(図5)。また、アクセル開度が全開(最高速度の5km/h相当)ではホース内に肥料が滞留し、詰まりの原因となった。アクセル開度6/8(速度3.9km/h相当)以下では肥料の滞留は見られず、十分な肥料の飛距離確保することが可能と判断した。

6本の吐出パイプを用いて散布幅10mの均一な施肥を行うためには、吐出パイプ1本あたりの拡散幅が1.7m以上必要である。吐出パイプの出口が直管のままでは肥料の拡散幅が1m程度で拡散程度が不十分であったが、筒先を1.5cm程度の楕円状に潰し、幅3cmゴム板の取り付けしたことにより、肥料の飛距離と拡散の両立を確保することができた(図5)。ゴム板の長さは3cm以上必要であったことから、圃場試験に利用した追肥用施肥機ではゴム板の長さを3.5cmとした。

試作した施肥機はプロアに近い施肥パイプほど肥料の散布距離が短かった(図6)。施肥の均一性を確保するため、飛距離の短いプロ

表3 試作に要した材料

品名	数量	価格(円)
グリーンフレーム L2000 (SUS社)	2	1920
スタンドコネクタ	2	1624
フリーコネクタアウター型	6	3816
マルチコネクタアウター型	2	434
ポイントコネクタ	2	434
パラレルホルダ	6	2046
ダイレクトホースGL型透明タイプ	2	8000
アルミパイプ φ25mm 1mm厚 1 <sub>1</sub>	6	3900
ゴム板 1mm厚	1	300
L型アルミ板 (鋼材概算)	1	2000
合計		22554

価格は2017年試作時の税込価格。

ア側の吐出パイプを内側に向けるなど、各施肥パイプの散布距離に合わせて施肥パイプの向きを調整する必要があった。

#### (3) 圃場における追肥試験

東北農業研究センター20a 乾田直播圃場の追肥試験における収量、籾数を調べた結果、追肥用施肥機の両翼、施肥の合わせ目の地点の収量や籾数の差は少なく、追肥が均一であったと判断した(表4)。一方、追肥用施肥機の手輪に挟まれた中央部分は収量が有意に低かった。今回、施肥試験に用いた内側の吐出パイプをX状に配置する方法では機体中央部へ肥料を均一に散布することが難しく、改善する必要があった。

試作した追肥用施肥機は、農家現地圃場を含む60a~2.5ha規模の乾田直播圃場の追肥作業を33~38分/haの作業能率で実施することができた(表5)。追肥用施肥機はアルミパイプ構造材を利用することで十分な強度を確保し、大区画圃場の追肥作業において部品脱落などのトラブルは無かった。市販乗用管理機に搭載される粒状肥料散布装置の散布幅が10~15mであることから、追肥用施肥機は乗用管理機に準ずる作業能率と判断した。なお現地の追肥試験において吐出パイプの向きの調整が不十分だった圃場では、スジ状の葉色ムラが見られた。施肥ムラを防ぐためには各吐出パイプからの肥料の拡散幅の拡大が有効であり、吐出パイプ出口部分の更なる改良が必要である。



図4 鉄コーティング直播機を利用した追肥用施肥機 (左：後ろ側, 右：横側から見た施肥部)

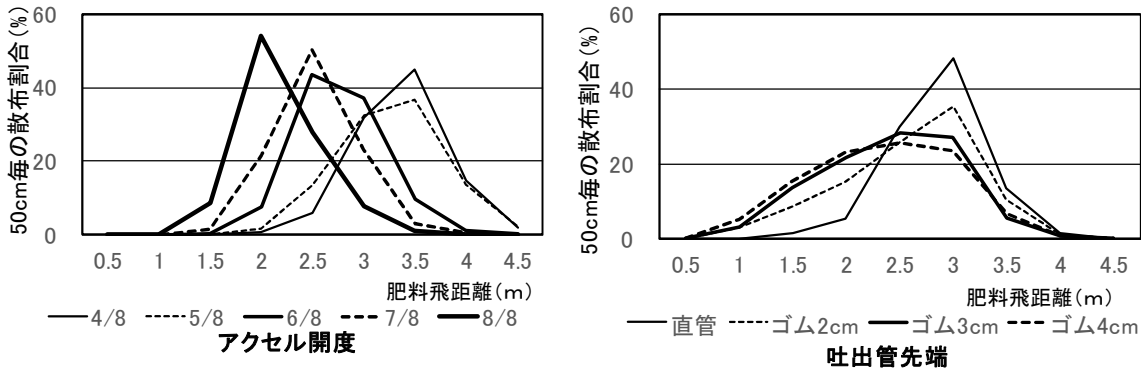


図5 追肥用施肥機の散布に及ぼすアクセル開度，吐出パイプ先端に取り付けたゴム板の長さの違い

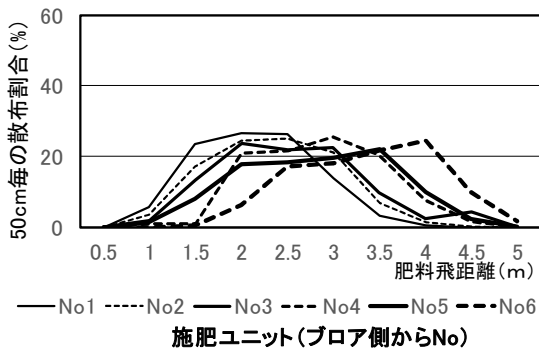


図6 追肥用施肥機の散布に及ぼす施肥ユニット出口の違い

表4 施肥地点別の糶乾物重、および糶数

調査地点 (中心からの距離)	糶乾物重 (g/m <sup>2</sup> )	糶数 (千粒/m <sup>2</sup> )
施肥右側 (3m)	655 a	31.6 a
機体中央 (0m)	552 b	28.7 a
機体左側 (3m)	643 ab	30.0 a
施肥合わせ目 (5m)	618 ab	30.6 a

異なる英文字間には有意差あり (Tukey, p<0.05)

(4) 鉄コーティング湛水直播機を利用した追肥用施肥機の特徴

鉄コーティング湛水直播機を利用した追肥用施肥機は、側条施肥田植機に比べて加工が必要な部品が少なく、吐出パイプへのホースの取り回しが容易であった(図4)。追肥用施肥機は無風条件ならば大粒尿素を15m幅まで散布が可能で、微風条件では散布幅10mを安定に確保することができた。追肥用施肥機の1ha乾田直播圃場における作業能率は27分/haであった(表5)。なお、全速に近い作業速度では、弛みの大きい施肥パイプで肥料が詰まるトラブルが発生した。

表5 大区画乾田直播水田圃場における追肥用施肥機の作業能率

追肥用施肥機	圃場面積	使用肥料	目標N施肥量 (kgN/10a)	施肥ユニット 設定値	現物施肥量 (kg/10a)	窒素施肥量 (kgN/10a)	走行速度 (km/h)	作業能率 (分/ha)	燃費 (L/ha)
6条田植機	2.5ha 1筆	NKC68	1.9	75	9.7	1.6	2.5	38	2.6(ガソリン)
	60a 2筆	粒状硫安	2.0	47	9.1	1.9	2.5	33	-
8条直播機	0.7~1ha 7筆	大粒尿素	3.3	40	6.5	3.0	3.7	27	1.0(軽油)

(5) 側条施肥田植機を利用した追肥用施肥機の課題

供試した田植機の最低地上高は乗用管理機の70cmより低い40cm程度で、追肥用施肥機が追肥時に車体との干渉によって水稻の生育が影響を受ける可能性がある。今後、検討が必要である。なお、追肥試験を実施した乾田直播圃場は圃場が硬くて車輪の沈降が少なく、通常の代かき水田よりも水稻への走行の影響は小さいと推測している。

側条施肥田植機は機種によって今回のような改造ができない場合があると考えられる。なお、今回の試験で利用した鉄コーティング直播機は、施肥用パイプの取り回しが簡単で改造に適していた。この追肥用施肥機は、直播機を所有する水田農家に高評価であった。また、農作業機の積極的な汎用利用を期待する意見が寄せられた。

各追肥用施肥機の製作は東北農研技術専門職員加藤大輔氏が行った。本試験は、農林水産省委託プロ先端技術展開事業の一環として実施した。

4. 参考文献

- 1) 農林水産省, 2019, 稲作における施肥の現状と課題. [http://www.maff.go.jp/j/seisan/kankyo/nyenyu\\_koutou/n\\_kento/pdf/2siryoi.pdf](http://www.maff.go.jp/j/seisan/kankyo/nyenyu_koutou/n_kento/pdf/2siryoi.pdf)
- 2) 増田俊博, 上原洋一, 藤井秀明, 1988. 水稻側条施肥田植機の作業適応性, 福岡農総試研報, 8,19-22.
- 3) 大谷隆二, 齋藤秀文, 冠秀昭, 高橋彩子, 関矢博幸, 中山壮一, 迫田登稔, 小野洋, 2017. 「乾田直播栽培技術マニュアル Ver.3.1-プラウ耕・グレーンドリル播種体系-」, 農研機構東北農業研究センター. [https://www.naro.affrc.go.jp/publicity\\_report/publication/files/dry-seeding\\_rice\\_v3.1.pdf](https://www.naro.affrc.go.jp/publicity_report/publication/files/dry-seeding_rice_v3.1.pdf)



# Study and Evaluate the Efficacy of Mechanical Transplanting on Rice Production

Asnakew Deres Molla\* • Mitsuhiro KATAHIRA\*\*.

## Abstract

Rice is cultivated either mechanical transplanting or direct seeding methods in the world. It is the main staple food in Japan, and production is highly mechanized. Our investigation focused on evaluating the efficiency of mechanical transplanting, as well as survey the plant growth, yield, and yield components. The study was conducted from May to October 2018 in Yamagata University Faculty of Agriculture at Takasaka farm in two paddy fields. Kubota (NSU-87) transplanter with Heanuki rice seedlings was used. We evaluated the performance of the transplanter by the rate of Effective field capacity ( $\text{hah}^{-1}$ ) to Theoretical field capacity ( $\text{hah}^{-1}$ ), and observed its planting depth (mm), seedlings (per hill and per  $\text{m}^2$ ), missing, buried and floating hills per  $\text{m}^2$ . For investigating the plant growth, we randomly chose three test plots consisting of 20 hills and analyzed the following parameters (plant height cm, tillers  $\text{m}^{-2}$ , SPAD value, and leaves number). Grain yield ( $\text{kg/ha}$ ) and yield components (panicles  $\text{m}^{-2}$ , grains per panicle, percentage of filled grains, and 1,000 grains weight) as was also measured. We found that the average field efficiency was 75 %, with an area of 0.024 ha, at the average operating speed of 1 km/h. The average grain yield was 5.4-tons  $\text{ha}^{-1}$ . The field test result of fieldwork capacity and fieldwork accuracy of the Kubota type (NSU-87) transplanter was satisfactory. And also it has a great contribution to rice production.

[Keywords] Fieldwork rate, Plant growth, Grain yield, and Yield components

## 1. Introduction

Rice is the main staple food for above half of the world's population. Asia is the leader in rice cultivation and accounts for more than 90% of world rice production (FAO 2016). Generally, rice is grown once a year and the cultivation period is from May to October in Japan. Rice production is significant to the food supply, with rice being the main staple part of the Japanese diet. Rice cultivation is done by either mechanical transplanting or direct seeding methods worldwide. In Japan during the 1960s and 1970s tractor, binder, seedling transplanter, and rice combine harvester disseminating in the paddy fields that brought to an end the last vestiges of traditional rice production ways. Further, mechanization has reduced the labor requirements for the rice crop as well as shortened the labor demand period (Oshiro 2006). Mechanical transplanting rice is currently widely used in Japan and Korea because of the ease of cultivation and increase yield production (WEI et al. 2017). Planting is one of the agricultural activities to putting seeds or young seedlings into the farmlands or seedbeds. Planting systems are the most challenging process during rice farming. Our investigation would be concerned to study and evaluate the performance of mechanical transplanting on rice cultivation, as well as plant growth, yield, and yield components under two paddy fields that have different soil structures.

## 2. Materials and methods

The study was undertaken in May to September 2018 Yamagata University Agricultural field science center, at Takasaka farm, Tsuruoka city. The study was done in two fields with equal areas i.e. 30m  $\times$  8m (0.024ha) and both fields had been cultivating different vegetables continuously three years.

The experimental field's history was, **Field(1)** had been introducing open ditch and **Field(2)** (open ditch and sub under drainage) for four years ago.

We used a Kubota type (model: NSU-87) self-propelled mechanical rice transplanter and 33 days old Haenuki rice seedlings. The experiment was performing on two paddy fields within three replications. It was randomly chosen three test plots within 20 hills samples in each experimental field.



Fig.1 Mechanical transplanter (8 rows) and Rice seedlings

### (1) Investigation components

#### 1) Fieldwork capacity

Effective field capacity,  $hah^{-1} = Total\ area\ covered(ha) / Total\ timetaken(h)$

Theoretical field capacity,  $hah^{-1} = Width(m) \times Speed(m/h)$

**Field efficiency, %** =  $Effective\ field\ capacity(ha/h) / Theoretical\ field\ capacity(ha/h) \times 100$

#### 2) Plant growth

Plant height cm, tillers number per hill, SPAD value data collected three times in every two weeks in order to investigate and analysis of the plant growth status.

#### 3) Yield

Grain yield, it was estimated the average grain yield  $kg/m^2$  and converted to  $kg/ha$ .

#### 4) Yield components

It was counted the number of panicles per test sample, the number of grains per panicle, and measured 1,000 grains weight.

And it also separated filled grains from unfilled grains by using salt-water solution with Hydrometer at the specific gravity of (1.06) and calculated the percentage of filled grains as follows,

Percentage of filled grains =  $\frac{number\ of\ filled\ grains \times 100\%}{total\ number\ of\ grains}$

#### (2) Data analysis

The plant growth, grain yield, and yield components data were recorded and analyzed ANOVA using Microsoft Excel, 2016(T. Test) at %5 level and find out the LSD between the experiments.

### 3. Results and Discussion

#### (1) Fieldwork rate

##### 1) Field capacity

Paddy transplanting was done using a Kubota type (NSU-87) model of self-propelled eight-row paddy transplanter in the two fields. It was calculated the field efficiency of the planter by using the above formula. The field efficiency of the planter results is shown in table 1. Therefore, the Effective field capacity(EFC) of the transplanter was 0.20 ha/h and 0.15ha/h in **Field (1)** and **Field (2)** respectively. The Field efficiency of planter 84.6% and 64.2% at an average operating speed of 1.0 km/h in **Field (1)**, and **Field (2)** respectively.

The difference of the Effective field capacity of the planter, it might be the soil plasticity that became takes more time during planting.

**Table 1 Mechanical transplanting work conditions of each test fields**

Items	Field(1)	Field(2)
Area (ha)	0.024	0.024
Planting width, b(m)	2.4	2.4
Total working time, Tw(h)	0.118	0.155
Average operating speed, v (m/h)	1000	1000
<b>Field efficiency</b>		
C = Area /Tw (C = Field capacity, $ha\ h^{-1}$ )	0.203	0.155
Ct = b×v (Ct = T. field capacity, $ha\ h^{-1}$ )	0.24	0.24
$\eta = C/Ct \times 100\%$ ( $\eta$ = Efficiency)	84.7	64.5

#### 2)Field accuracy

We observed the average number of planted seedlings per hill, seedlings planted/ $m^2$ , hill spacing, and depth of planting in **Field (1)** and **Field (2)**, as shown in table 2 . According to our survey results, the average seedlings planting depth in **Field (1)** was higher than the **Field (2)** experiment. The difference in planting depth might be the soil cracking or soil clod that affect planting depth.

**Table 2 Mechanical transplanting work accuracy of each test fields**

Parameters	Field(1)	Field(2)
Hill to hill distance (cm)	15.8	15.5
Planting depth ( mm)	32.8	19.5
Sample plot area ( $m^2$ )	0.38	0.37
Paddy seedling planted per hill	4	5
Paddy hills planted/ $m^2$	111	113
Missing hills / $m^2$	0	0
Floating hills / $m^2$	0	0
Buried hills / $m^2$	0	0

## (2) Plant growth

For examining the plant growth, we took three agronomic parameters, plant height cm, Tillers number per hill, and SPAD value. As shown in fig.2 the maximum number of tillers/m<sup>2</sup> and SPAD value was recorded on 7/3/2018.

So, there were numerically difference according to the above parameters in each stage between the two experimental fields but not significant differences.

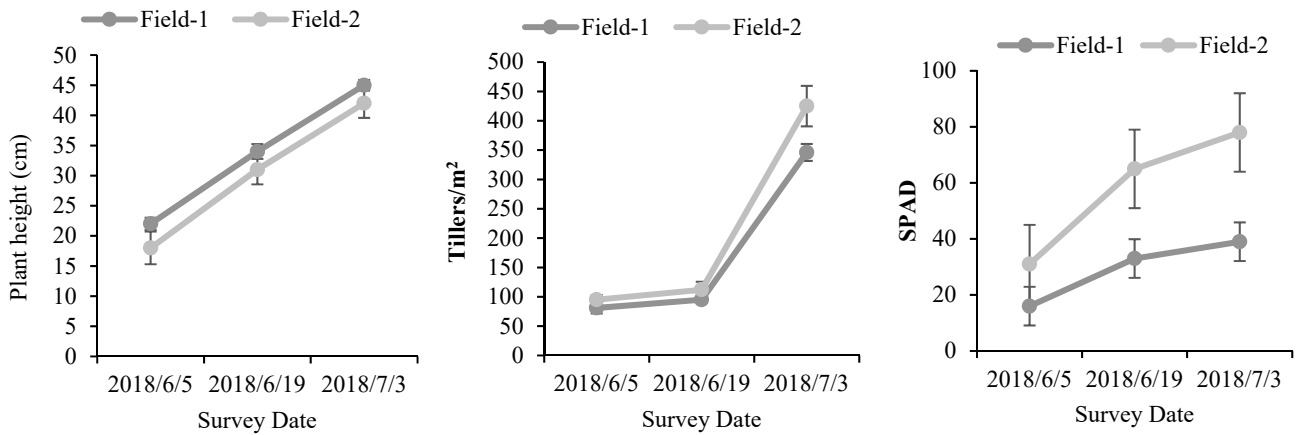


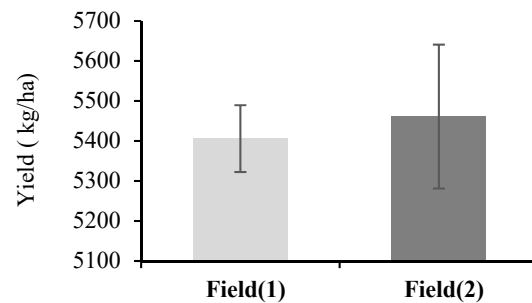
Fig.2 Plant growth of rice cultivation on each survey days

## (3) Yield

### 1) Grain yield

It refers to the weight of cleaned and dried grains, we measured the weight of both field test samples of brown rice grain separately, checked the grain moisture content (using grain moisture tester) and, adjusted grain weight at 15% moisture content. It was sorting the grains by using a 1.9mm diameter of the sieve machine and finally weighted each sample separately.

Therefore, the average grain yield as shown in Fig.3 ( 5.4 and 5.5 ton/ha, **Field(1)** and **Field(2)** , respectively) , almost equal there was no significant difference.



Notice:(the bar is shown on the graph is a standard error)

Fig.3 Result of yield (kg/ha) on each test fields

### 2) Yield components

#### 1) Panicles number per unit area

It was counted the number of fully matured panicles at all test samples. In the table 3 the average number of panicles/m<sup>2</sup> in **Field(2)** was higher than **Field(1)** i.e.(445 and 374) but not a significant difference.

#### 2) Number of grains per panicle

The number of grains per panicle was counting from randomly selected 5 hills in each test sample separately. In the table 3 the average number of grains per panicle of each experiment results are stated

### 3) Percentage of filled grains

It was separated filled grains(F) from unfilled grains(U) by using the salt-water solution method at (specific gravity 1.06) to estimate the percentage of filled grains. Both separated seed counted by seed counter machine and the results are shown in table 3, there was no significant difference between them.

### 4) Weight of 1000 brown rice grains (g)

We were counting 1,000 brown rice grain and weighted them all test samples separately. However, there was no significant difference between the two experiments.

Generally, the analysis result of all yield components of both experiments, as shown in the table 3 , there was a numerical difference, but not a statistically significant difference.



**Table 3 Result of Yield components**

Experiments (Fields)	Yield components			
	No Panicles (/m <sup>2</sup> )	No Grains/panicle	% Filled grains	1,000 Grains weight
Experiment-1	374 (30.02)	65 (1.87)	86.45 (0.02)	22.23 (0.37)
Experiment-2	445 (62)	66 (6.73)	86.41 (0.02)	22.42 (0.003)
LSD 0.05	NS	NS	NS	NS

(The value in the parentheses are standard deviation)

#### 4. Conclusion

1) The field efficiency of the planter was (84.58%) in **Field(1)** and 64.16%) in **Field(2)** with the area of 0.024 ha at the average operating speed of 1 km/h. The variation of the field efficiency of the planter might be the plasticity of the soil or soil clod.

2) The seedlings planting depth(mm) of the planter was (32.8mm) in **Field(1)** and (19.5mm) in **Field(2)**. Soil structure or clod is one factor that influences the planting depth. It might be more cracking or un pulverizing soil available in **Field(2)** compare to **Field(1)**.

3) There was not a significant difference in plant growth, grain yield, and yield components in the two experiments. The average grain yield was 5.4 tons/ha.

4) The Kubota (NSU-87) rice transplanter was an ease operation, satisfactory fieldwork rate in the experimental fields.

#### Acknowledgment

I expressed my great gratitude to the Ethio- rice project, which is under JICA (Japan International Cooperation Agency) for providing financial and technical support for this research work.

#### Reference

- 1) FAO. 2016. Save and Grow in Practice: Maize, Rice, and Wheat.
- 2) Oshiro, Kenji K. 2006. "Mechanization of Rice Production in Japan." *Economic Geography* 61(4):323.
- 3) WEI, Hai-yan, KE XU, Zhong-yang HUO, Zhi-peng XING, Hong-cheng ZHANG, Gui-sheng ZHOU, Bao-Wei GUO, Qi-gen DAI, Ya-Jie HU, Wei-Wei CAO, and Hai-jun QIAN. 2017. "Comparison of Yield Traits in Rice among Three Mechanized Planting Methods in a Rice-Wheat Rotation System." *Journal of Integrative Agriculture* 16(7):14.

# マメ科混播草地における草種識別法の検討（第一報）

大出亜矢子\*・田中勝千\*・皆川秀夫\*

## Detection of Species Composition in Mixed Legume-grass Pasture Field

Ayako Oide\*・Katsuyuki Tanaka\*・Hideo Minagawa\*

### Abstract

Legumes have nitrogen fixation ability due to symbiotic rhizobia. Therefore, it is important to understand the ratio of legume pasture in order to reduce fertilizer application and to improve the pasture quality through labor-saving pasture production. In order to increase the yield and quality of pasture, it is necessary to control the weeds in addition to the fertilization according to the ratio of legume pasture. In recent years, attention has been focused on the methods of identifying grass species by using UAVs and application of machine learning of aerial images. In general, the accuracy of image analysis by machine learning depends on the quality and amount of training dataset. However, since aerial image pixels are recorded as a mixture of multiple grass species in mixed legume-grass pasture field, it is necessary to select the pure pixels for the training data for each species. In this study, we summarized the basic problems for the application of machine learning for detecting species composition in mixed legume-grass pasture from the technical and practical viewpoints.

[Keywords] machine-learning, UAV, labor-saving pasture production, weed control, ratio of legume pasture

### 1. 緒言

マメ科牧草は共生する根粒菌により窒素固定能力を有する。したがって、イネ科牧草とマメ科牧草の混播草地はイネ科単播草地と比較すると栄養価、施肥の経済性などの面において優れた特性を持つ。牧草生産において、施肥量を低減し省力的に高品質な生産を達成する観点からマメ科牧草の割合を把握することが重要である。

また、近年高い種子拡散能力を有し、イネ科牧草の生長を妨害する強害雑草であるエゾノギシギシ (*Rumex obtusifolius*) の駆除が採草地管理において課題とされている。牧草生産における高収量化・高品質化のためには、マメ科牧草の割合に応じた施肥に加え、雑草の確実な防除が求められる。そのためには生産者は採草地内の強害雑草の分布状況を正確に把握する必要がある。

採草地の草種を把握する手法として上空から広範囲を補足可能な無人航空機 (Unmanned Aerial Vehicle: UAV) の活用が進んでいる。UAV の活用により植生情報を一度に把握することが可能となる。得られた採草地の空撮画像から草種を識別する上で、コンピュータにデータを学習させ、未知のデータを分類する機械学習が注目される。空撮画像から圃場全体のマメ科および雑草の被度を識別可能な画像解析法の開発は草地管理に資する重要な課題である。

一般に機械学習による画像解析の精度は学習データに依存するが、マメ科混播草地において空撮画像の画素は複数草種が混合して記録されるため、下層に匍匐的に生長するマメ

科の精緻な分類のためには、学習データとして各草種のピュアピクセルの画素値を与えることが望ましい。また、機械学習による雑草識別技術が生産現場で運用されることを想定すると、計算量を省きなるべく少ないデータサイズと学習回数で識別の精度を担保しなくてはならない。

そこで本研究は、まず UAV の空撮画像よりマメ科牧草の学習データとするピュアピクセルを抽出する簡易法として植生指標の有効性を検討した。また、機械学習の手法の一つであるニューラルネットワークを空撮画像に適用し、学習データサイズと学習回数が精度に与える影響や識別精度を検証した。さらに、空撮画像の分類による草種識別法の実用的な有効性について、実測データや実運用基準から検討した。

### 2. 材料と方法

#### (1) 使用データ

##### 1) 供試圃場

北里大学獣医学部附属フィールドサイエンスセンター十和田農場第二圃場内の採草地の 2019 年一番草を調査対象とした。採草地はオーチャードグラス (*Danctylis glomerata* L.) が優占する混播草地である。その他の草種は、イネ科牧草のイタリアンライグラス (*Lolium multiflorum* Lam.)、マメ科牧草のアカクローバ (*Trifolium pretense* L.)、シロクローバ (*Trifolium repens* L.) による。牧草以外の雑草種はタデ科のエゾノギシギシ (*Rumex obtusifolius*)、オオバコ科のヘラオオバコ (*Plantago lanceolata*) が確認された。

\* : 北里大学獣医学部生物環境科学科 十和田市東 23-35-1

## 2) 試験区

採草地内に東西、南北方向にそれぞれ 50 m の試験区を設定した。調査区は 2 m 四方の小区画に分割し、合計 625 区画 (25×25) 設け、識別対象区とした。小区画のうち、マメ科牧草の分布率が段階的に異なる小区画として 30 区画を選定し、検証区とした。

## 3) 空撮

2019 年 5 月 18 日に産業用 UAV (Matrice 600, DJI 社) により対地高度 20 m から試験区全体を撮影した。空撮には 5 バンドの RedEdge (MicaSense 社)、及び 3 バンドの Zenmuse X5R (DJI 社) のセンサを使用した。空撮した 5 バンドの画像を Metashape (Agisoft 社) により合成しオルソ画像を作成した。

## 4) 検証データ

2019 年 5 月 19 日に試験区内の草種の被度を明らかにするため、コドラートを用いた群落調査を行った。群落調査結果を基に草種ごとの有無を表す二値化画像を生成し、小区画毎にマメ科牧草とエゾノギシギシの被度を算出し、これを被覆率のデータとした (n=30)。また同 30 区画の植生を刈取り、イネ科牧草、マメ科牧草およびエゾノギシギシのそれぞれの生草重量を測定し、小区画別に刈取った全生草重量で除したものを生草重量割合のデータとした (n=30)。生草を通風乾燥機により 80 °C で 48 時間乾燥させ、絶乾後に電子天秤を用いて各草種の乾物重量を測定した。これを小区画別に乾草全体の重量で除したものを乾燥重量のデータとした (n=30)。

## (2) 植生指数による草種識別能力の検討

オルソ画像より表 2 に示す植生指数を算出した。群落調査の結果と照合し、マメ科牧草、イネ科牧草、エゾノギシギシの記録領域を試験区全体のオルソ画像上から偏りなく指定した。その後各草種の指定領域内からランダムに 200 画素分の画素値を抽出し 6 つの各植生指数 (表 2 参照) を算出した。各植生指数が、マメ科牧草、イネ科牧草、エゾノギシギシの 3 群で分布に差があるかについて確認するため、プロットチャートおよび一元配置分散分析にて検証した。さらに、多重比較分析により草種別の植生指数の平均値の差を検証し、各植生指数を指標とする草種識別の有効性を検討した。

表 1. 適用した植生指数 (VI)

VI	式	参考文献
CIVE	$0.441R - 0.811G + 0.385B + 18.787$	T. Kataoka et al. 2003
ExG	$2^*g - r - b$	C. Gee et al. 2008
ExG-R	$(2^*g - r - b) - (2^*r - b - g)$	Meyer, G. E. and Neto, J.C. 2008
GLI	$(2^*G - R - B) / (2^*G + R + B)$	Louhaichi et al. 2001
GRVI	$(G - R) / (G + R)$	Tucker, C.J 1979
NDVI	$(NIR - R) / (NIR + R)$	Rouse et al. 1974

R: Red バンドの反射率, G: Green バンドの反射率, B: Blue バンドの反射率

r, g, b: RGB 各バンドの正規化指数 (r=R/(R+G+B), g=G/(R+G+B), b=B/(R+G+B))

## (3) ニューラルネットワークによる草種分類

オルソ画像にニューラルネットワークの分類アルゴリズム (ENVI5.5, Harris Geospatial 社) を適用し、識別対象草種のイネ科・マメ科・エゾノギシギシの学習データを与えた教師付き分類にて草種分類画像を出力した。

## 1) 学習データサイズおよび学習回数に応じた精度変化

ニューラルネットワークに教師として与える学習データサイズは、対象草種の個体情報を 50 点と 200 点の 2 パターンとした。学習データ数別にそれぞれ被度を識別した画像を作成した。識別した画像から被度を小区画毎に集計し、これを予測データとした。さらに学習データサイズ毎に識別精度を比較するため学習回数 (Iteration) に応じたニューラルネットワークの平均平方二乗誤差 (RMSE) の変化を測定した。

## 2) 識別精度評価

画像分類の結果について、ピクセルベースの識別精度を比較するため、学習用とは別に、検証用の画素を各草種 100 個体分取得し、識別結果と実際の草種との関係を混同行列に整理した。ここで全体の識別精度 (Overall Accuracy) は、正答ピクセル数を精度検証用の全ピクセル数で除算することで算出した。

## 3) 実用性検証

## a. 実測データによる検証

草高の高いイネ科牧草の下層に生長するマメ科牧草やエゾノギシギシを空撮により捕捉できない場合、画像上の識別精度が高精度であっても、採草地管理の現場に必要な情報量とのズレが生じることが考えられる。ここでは空撮による草種識別の実用性を評価するため、空撮画像の機械学習により識別された各区画のピクセル割合 (識別被覆率) と、マメ科牧草およびエゾノギシギシの被覆率、生草重量および乾燥重量等の実測指標とを照合し、各指標に対する相関係数 (R)、一回帰モデルの決定係数 (R-Square)、平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE)、二乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error: RMSE) を評価関数とした。

## b. 施肥基準および草地更新基準による検証

ここでは、マメ科牧草およびエゾノギシギシの識別結果を用い、(3)3)a. に示す回帰モデルから採草地管理に用いられる指標を予測し採草地管理の実用的基準から再分類した結果を、混同行列により精度評価を行った。マメ科牧草およびエゾノギシギシについて、予測されたデータの階級が検証データの階級に合致した区間数を総区間数で除算したものを全体正答率として算出した。供試圃場は、オーチャードグラスが優占する、マメ科牧草と混播草地であるため、オーチャードグラス採草地の年間施肥標準量の判断基準となるマメ科率を参考に、刈取った生草重量割合より 0%以上 5%未満、5%以上 15%未満、15%以上 50%未満の 3 階級に予測データと検証データを再分類した (北海道施肥ガイド 2015, 2015)。エゾノギシギシは、実際の草地更新の基準値 (農林水産省生産局, 2006) を参考に、被覆面積より 0%以上 5%未満、5%以上 10%未満、10%以上の 3 階級に再分類した。



### 3. 結果

#### (1) 植生指標による草種識別能力の検討

草種別の各植生指標の分布を箱ひげ図に示す（図1）。中央50%のデータの分布に着目すると、イネ科牧草のGNDVI値が、他のマメ科牧草およびエゾノギシギシの分布範囲と比較しやや大きくなることが確認された。表2は一元配置分散分析による各植生指標の草種識別力の検定結果を示す。p値、F値、F境界値から、ExG-Rを除くすべての植生指数が草種別にデータの平均値に有意な差があることを示している（ $\alpha=0.05$ ）。また、多重比較分析により草種3群間の平均値の差異を個別に検定した結果を表3に示す。マメ科牧草とイネ科牧草間についてはほぼすべての植生指標において差が認められたがマメ科牧草とエゾノギシギシ間では、ExG-Rのみが1%水準で有意、CIVEとGNDVIが10%水準で有意な結果となった。イネ科牧草とエゾノギシギシ間では、CIVEとExGを除くすべての植生指標で有意差が示された（ $\alpha=0.05$ ）。

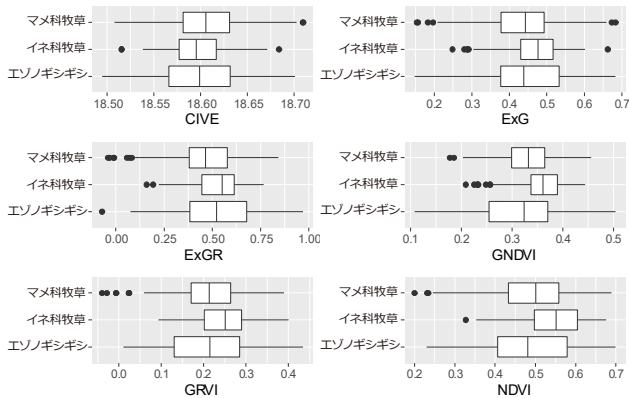


図 1. 草種別の植生指標の分布

表 2. 一元配置分散分析による植生指標の識別力の検定

指標	変動要因	変動	自由度	分散	F値	p値	F境界値
CIVE	グループ間	0.013	2	0.007	4.674	0.010	3.011
	グループ内	0.849	597	0.001		**	
ExG	グループ間	0.229	2	0.114	13.020	<0.001	3.011
	グループ内	5.249	597	0.009		***	
ExG-R	グループ間	0.091	2	0.045	1.664	0.190	3.011
	グループ内	16.306	597	0.027			
GNDVI	グループ間	0.164	2	0.082	21.254	<0.001	3.011
	グループ内	2.304	597	0.004		***	
GRVI	グループ間	0.050	2	0.025	3.929	0.020	3.011
	グループ内	3.773	597	0.006		*	
NDVI	グループ間	0.256	2	0.128	13.069	<0.001	3.011
	グループ内	5.848	597	0.010		***	

\*\*\*<0.001, \*\*<0.01, \*<0.05, ·<0.1

表 3. 多重比較分析による植生指標の個別識別力の検定

植生指数	p値		
	マメ科 vs イネ科	マメ科 vs エゾノギシギシ	イネ科 vs エゾノギシギシ
CIVE	0.014 *	0.052 †	1
ExG	<0.001 ***	0.725	0.028 *
ExG-R	<0.001 ***	0.002 **	1
GNDVI	<0.001 ***	0.057 †	<0.001 ***
GRVI	<0.001 ***	1	<0.001 ***
NDVI	<0.001 ***	1	<0.001 ***

p値調整法: Bonferroni 型

\*\*\*<0.001, \*\*<0.01, \*<0.05, †<0.1

#### (2) ニューラルネットワークによる草種識別精度の検証

##### 1) 学習データサイズおよび学習回数に応じた精度変化

図2は、ニューラルネットワークにおける係数の最適化計算において、学習データとして、対象草種の個体情報を50点、200点の2パターン与えた場合のRMSE値を、学習回数(Iteration)に応じてプロットした結果を示す。どちらの学習データサイズにおいても、開始後、約100回の学習回数にて精度が安定したことを示している。一方、個別のRMSE値に着目すると、50個体分の学習データを与えた場合には、0.675程度で安定した(図2(a)参照)のに対し、200個体分の学習データを与えた場合には、0.480を程度で安定しており、学習データサイズを増大することで識別精度が安定することが示された。

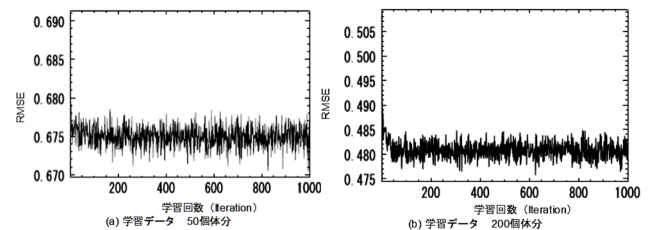


図 2. 学習回数に応じた RMSE の変化

##### 2) 識別精度評価

画像分類の精度についてピクセルベースで評価した混同行列を表4に示す。草種類3区分の識別の全体精度は82.80%と比較的高い結果となった。一方、草種別の平均精度に着目すると、マメ科牧草は51.81%、イネ科牧草は64.85%、エゾノギシギシは92.95%と草種による差が大きい結果となった。特にマメ科およびイネ科のピクセルのエゾノギシギシへの誤分類が目立つ結果となった。

表 4. ピクセルベースの識別精度 (%)

Class	検証データ			
	マメ科	イネ科	ギシギシ	
予測結果	マメ科	51.81	12.78	6.00
	イネ科	1.96	64.85	0.97
	ギシギシ	46.12	22.30	92.95
Total	100	100	100	
Overall Accuracy (%)	82.80			
Kappa Coefficient	0.63			

##### 3) 実用性評価

###### a. 実測データによる検証

検証データセット(n=30)におけるマメ科牧草およびエゾノギシギシの識別被覆率を、実測した被覆率、生草重量および乾燥重量と比較した。各実測指標に対する相関係数(R)、一回帰モデルの傾き、切片、回帰モデルの決定係数(R-Square)、平均絶対誤差(MAE)、二乗平均平方根誤差(RMSE)を算出した(図3)。画像分類による識別結果は、マメ科牧草においては、実測被覆率との相関が最も大きく(0.433, 図3(a.1)), 次いで生草重量割合との相関が認められた(0.340,

図 3(a.2) )。MAE および RMSE の大きさを比較するとマメ科は、実測被覆率 (図 3(a.1) 参照) よりも、生草重量割合で平均的な誤差がより低い値となり (図 3(a.2) 参照)、識別被覆率による説明力が高いことが示された。一方、エゾノギシギシでは、生草重量割合との相関が最も高いことが示された (0.307, 図 3(b.2) )が、MAE および RMSE の大小比較から、実測被覆率と比べ、生草重量割合および乾燥重量割合の回帰モデルの性能がより高いことがわかる。

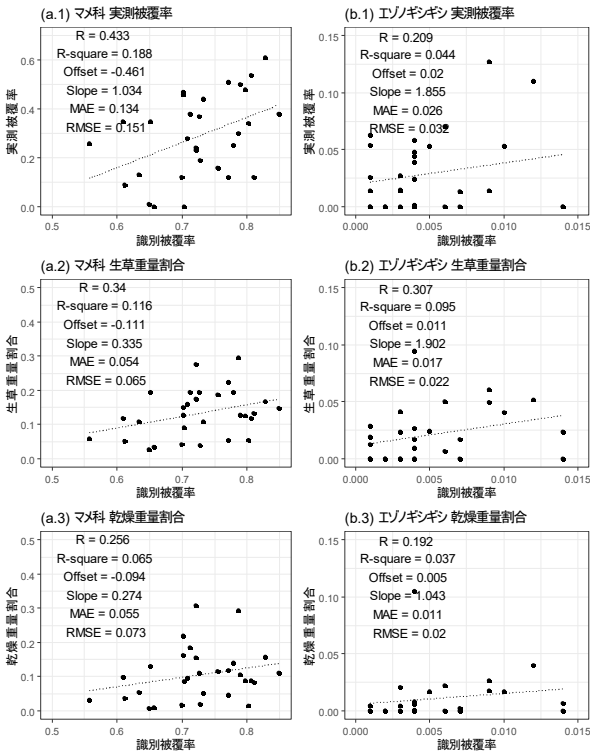


図 3. 実測データと識別被覆率の関係

b. 施肥管理基準および草地更新基準による検証

施肥管理基準となるマメ科率および草地更新基準となる雑草率に照らした混同行列に予測結果を整理した。マメ科率は生草重量割合を基準として階級分けされることから、図 3, a.2 に示すマメ科生草重量割合の予測式 ( $y=0.335x-0.111$ ) により識別ピクセル数から生草重量を予測し、基準に従い階級に再分類した (表 5)。予測値の分類結果は、階級 1 が 0 区画、階級 2 が 22 区画、階級 3 が 8 区画となった。これは、階級 1 に割り振られるべき 4 区画が、階級 2 へ誤分類されていることを示した。全体正答率は 36.67% と低い結果となった。草地更新の判断は採草地内の不良植生割合の基準に応じてなされることから、エゾノギシギシの識別被覆率による実測被覆率の予測式 ( $y=1.855x-0.020$ ) より算出した予測値を 3 階級に再分類した (図 1. b.1 参照)。全体正答率は 93.33% と高い結果が示されたが、検証区が階級 1 に大きな偏りがあったことから、検証データセットを変えて再検証する必要性が示された。

表 5. 階級区分による検証

(a) マメ科率階級区分	検証データ (n=30)			(b) 雑草被度階級区分	検証データ (n=30)		
	階級1	階級2	階級3		階級1	階級2	階級3
階級1	0	0	0	階級1	28	2	0
階級2	4	9	9	階級2	0	0	0
階級3	0	6	2	階級3	0	0	0
階級別正答率(%)	0.00	60.00	18.18	階級別正答率(%)	100.00	0.00	0.00
全体正答率(%)	36.67			全体正答率(%)	93.33		

4. 考察

機械学習の学習データとして各草種のピュアピクセルの抽出法として植生指標の識別性能を検証した結果、GNDVI が有効であることが示された。また、GNDVI はマメ科牧草とエゾノギシギシ間の判別性能がやや低いと、マメ科率の高い採草地におけるマメ科牧草もしくはエゾノギシギシのピュアピクセルの抽出には、ExG-R の活用が有効と考えられる。ニューラルネットワークによる草種識別精度は、学習データサイズを増やすことで識別精度の向上がみられたが、精度の安定に要する学習回数は学習データサイズに影響されなかった。そこで、機械学習による草種識別の実利用を想定すると空撮画像より簡易に学習用のピュアピクセルをできるだけ多く抽出する手法が有効と考えられる。識別の全体精度は 82.80% と比較的高い結果が得られたが、草種別の平均精度はばらつきが大きく、特にマメ科牧草をエゾノギシギシとする誤分類が多く検出された。空撮画像による草種識別結果を実測値と照合して検証したところ、マメ科、エゾノギシギシ共に識別結果は実際の生草重量割合と相関が強い特性が示された。採草地管理において生草重量割合を基準とするマメ科率による施肥量判断をすることから、空撮画像によるマメ科率の推定は、牧草生産現場の意思決定に有益な知見を提供すると推察される。しかし、実用に向けてはマメ科牧草とエゾノギシギシとの判別性能の改善が課題として示された。

参考文献

1. Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H., and Hata, S. (2003). Crop growth estimation system using machine vision. In IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM, (Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.), pp. 1079–1083.
2. Gée, C., Bossu, J., Jones, G., and Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. Computers and Electronics in Agriculture 60, 49–59.
3. Meyer, G.E., and Neto, J.C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. Computers and Electronics in Agriculture 63, 282–293.
4. Louhaichi, M., Borman, M.M., and Johnson, D.E. (2001). Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. Geocarto International 16, 65–70
5. Tucker, C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sens. Environ. 1979, 8, 127-150.
6. Rouse, W., Haas, R.H., and Deering, D.W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, NASA SP-351. Third ERTS-1 Symposium, Vol. 1 309–317.

# ベニバナ生産管理ロボットの開発（第一報）

市浦茂<sup>\*1</sup>・相樂あゆみ<sup>\*2</sup>・桑原一樹<sup>\*2</sup>・森智洋<sup>\*2</sup>・片平光彦<sup>\*2</sup>

吉弘季幸<sup>\*3</sup>・佐藤和也<sup>\*4</sup>・小野寺良二<sup>\*5</sup>

## Exploring the Robot for Safflower Production Management (Part 1)

Shigeru ICHIURA<sup>\*1</sup>・Ayumi SAGARA<sup>\*2</sup>・Kazuki KUWAHARA<sup>\*2</sup>・Tomohiro MORI<sup>\*2</sup>

・Mitsuhiko KATAHIRA<sup>\*2</sup>・Hideyuki YOSHIHIRO<sup>\*3</sup>・Kazuya SATO<sup>\*4</sup>・Ryoji ONODERA<sup>\*5</sup>

### Abstract

Safflower is a crop cultivated in the Middle East and is an annual plant of the Asteraceae family with a height of 0.5 to 1.0 m and a radius of 2.5 to 4.0 cm in early summer. Safflower is used for high quality foods and high-quality cosmetics, but harvesting is worked by hand, therefore the work efficiency is very low. In this study, we developed a cultivation management robot to increase the efficiency of the process from cultivation to harvest, aiming at revitalizing the production of safflower, a local specialty agricultural product. Utilization of buds and flowers utilized, moving the robot arm to the detected flower, harvester operation attached to the bottom of the robot arm, suction and storage operation of petals cut by the harvester.

【Key Word】 Safflower, Harvesting, RTK-GPS, robot arm, artificial intelligence, Deep Learning, mobile robot,

### 1. 緒言

ベニバナ (*Carthamus tinctorius* L.) は中近東で栽培化された作物で、草丈 0.5~1.0m、初夏に半径 2.5~4.0cm のアザミに似た花を咲かせるキク科の一年草である。山形県はベニバナを昭和 57 年に県の花に定め、現在、村山・置賜地方を中心に栽培 (7.2ha :平成 25 年度, 生産量 275kg :平成 28 年度) しており、世界農業遺産への登録に向けた取り組みを進めている。

ベニバナを染料などで利用するには収穫時に草型の最上位に位置する花卉を大量に収穫する必要がある。しかし、生産現地ではベニバナの収穫が手作業での摘み取りを中心としているため、作業能率が 101~143h/10a を要するなど作業効率が低く、収穫量が限定される。また、手作業での収穫は朝露や葉の棘の固さを考えて早朝に行われ、かつ立ち仕事であるなど労働負担が大きい作業である。このためベニバナ栽培は新規参入者が少なく、担い手確保が難しいことから山形県内での従事者が減り続けており、現在 77 人の農家によって支えられている。その結果、栽培地域では、産業の衰退に対して大きな危機感を持っている。

本研究では地域特産農産物であるベニバナ生産を活性化して地域産業を維持するため、課題となっている栽培から収穫までの作業を効率化する栽培管理ロボットを開発し、人工知能 AI (Deep Learning) によるベニバナ花卉

と蕾の検出、収穫用ロボットアーム、花卉吸引格納装置、移動台車の開発を行った。

### 2. 実験方法

#### (1) 実験場所

ベニバナ生産管理ロボットの実験は山形県鶴岡市にある山形大学農学部附属フィールド科学センター高坂農場で行った。本農場では摘み取り実験を 2 か月~3 か月間実施をするため、約 28m 長の圃場に開花時期が重ならない播種して栽培した。

#### (2) ロボット構成

開発したロボットのシステム構成を図 1 に示す。

本システムは以下の 6 つの機能を有している。

- ① 蕾・花卉の認識部
- ② 収穫部
- ③ 花卉吸引格納部
- ④ ロボットアーム
- ⑤ ロボットアーム制御部
- ⑥ 移動台車部

#### (3) 各機能と実験方法

- ① 蕾、花卉認識部

\*1 岩手大学大学院 連合農学研究科 生物環境科学専攻 地域環境工学 \*2 山形大学農学部 食料生命環境学科生産機械分野 \*3 佐賀大学大学院理工研究科 理工工学専攻 機械システム工学コース  
\*4 佐賀大学理工学部 理工学科 機会工学部門 \*5 鶴岡工業高等専門学校 創造工学科機械コース



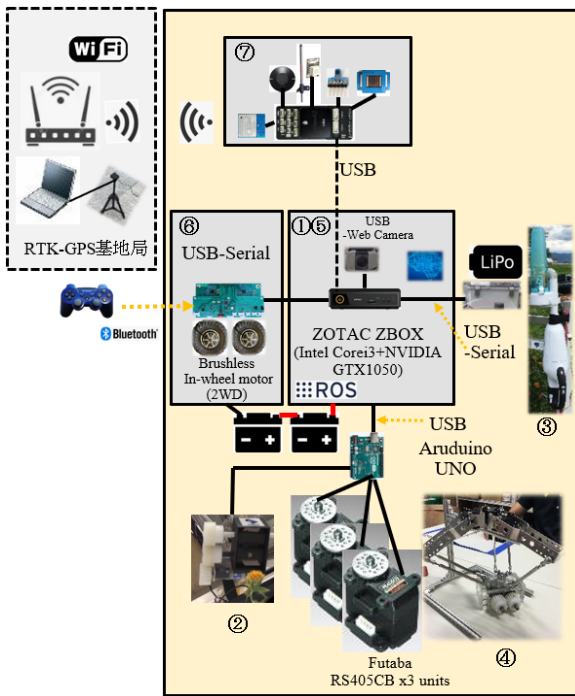


図1 ベニバナ生産管理ロボットシステム構成

ロボットの制御は ZOTAC ZBOX MAGNUS EN31050 (Intel Corei3-7100T (dual-core 3.4 GHz), 8GB DDR4 Memory + 1TB SSD, NVIDIA GeForce GTX 1050 (GPU Core : 640) 2GB GDDR5 128-bit、以下 ZBOX と呼称) で行い、OS として Ubuntu 16.04+ROS Kinetic を用いた。この動作環境上には Deep Learning による物体認識動作 (推論動作) に必要な NVIDIA ドライバー、並列演算ライブラリー “CUDA”、Deep Learning 用の演算ライブラリー “CuDNN”、映像を扱うライブラリー “OpenCV” の開発環境がそれぞれインストールされている。認識動作 (推論処理) の AI には Deep Learning に用いる重みデータが必要であり、本実験では 2018 年 7 月と 8 月にアクションカメラ (Sony, HDR-AS30V) での撮影映像 (1080p, H,264) を用いた。撮影した映像からは蕾、花卉が写っている部分を Windows10 付属の Spinning Tool を用いて切り出し、入力データ画像サイズを GPU の処理を効率化するため 60MB 以下にした合計 2495 枚を作成して学習させた。学習にはラベル付け (アノテーション) ツールとして、labelImg (Linux\_v1.4.3) を用いて 「bud」、「flower」 にラベル付けを行った。物体認識 (推論) アルゴリズムの作成は、ラベル付けをした学習対象の画像を用いて重みデータ (推論部) の作成を行った。ただし、ZBOX は GPU の Core 数が少なく、メモリーが 2GB と小さいため、入力できる画像のサイズが限定的で、高速に物体認識アルゴリズムを作ることが難しい。そこで、ZBOX は推論 (物体認識) に特化させ、AI (Deep Learning) の物体認識生成に必要な開発環境を別途用意した。AI の開発環境は、Intel Corei7 CPU + NVIDIA GeForce GTX1080Ti (GPU Core 数 : 3584 個) GDDR5X 11GB 352bit, 32GB DDR4, 1TB SSD の構成

で、Ubuntu16.04 上に物体検出アルゴリズム Yolo v3<sup>1)</sup>と AI フレームワーク darknet をインストールした。今回は入力画像サイズを小さくしたが、本環境での学習では、入力画像サイズを調整しなくても学習が可能である。

蕾・花卉を認識する映像の取り込みは、ロボットの天板に Web Camera (Logicool, C615) を設置して行った。対象となる花卉を認識した場合は、バウンダリーボックスが出力され、その中心座標を抽出する。バウンダリーボックスはロボットアームの可動範囲を画面へ示し、検出した花の座標がそこに入っていればロボットアームが動作する。また、本ロボットは、対象物の認識を一個の Web Camera で行っている。そのため、高さ方向の処理はあらかじめ決めておいた花のピクセル値から計算し、動作を制御した。花の直径は一定でないが、計算で補正することで摘み取りができるようにした。

## ② 収穫部

天板にはロボットアームの取り付けのためのねじ穴 3 か所、花卉吸引用のパイプ挿入穴を設けた。花卉を収めるケースとその底には、花卉が挿入される穴に花が入り易くするためのテーパ状の誘導部を設けた。

花卉の切断は、大型ギア付き軸に取り付けた 2 本の刃が回転することで行う。刃は ZBOX で制御される DC モーター (ツカサ電工, TG-01H-FU-64-KA, 12V, 64rpm) の回転力をそれぞれの大型ギアへ伝達し、半時計回りと時計回りにそれぞれ回転する。各軸にはカッターナイフの刃とラバーを装着し、交互にカッターの刃が交わる構成とした。なお、本方式は図 2 に示す後藤らの試作機<sup>2)</sup>を参考に改良した。

## ③ 花卉吸引格納部

花卉の吸引は充電式クリーナー (マキタ, CL181FDRFW) を ZBOX で制御できるようにマイコン (ST マイコン, STM32) を追加し、USB 経由で起動と停止ができるようにした。クリーナー付属のバッテリー (BL1830B) は、リチウムイオンバッテリー 5 セルで最大約 5.5A の電流であるため、32 分程度の動作継続が可能である。そこで、長時間の利用を想定してバッテリーは、リチウムイオンバッテリーパック (ティーエーシー, 18.5V 14000Ah, 連続 2.5 時間動作) を制作した。収穫物は格納部の紙パックで目詰まりするため、サイクロンアタッチメント (A-67169) を装着した。アタッチメントの利用は水洗い可能な内蔵メッシュフィルターによるメンテナンス性、収穫時の花卉を確認といった運用性の向上とを両立させた。

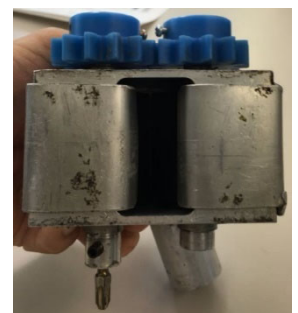


図2 ベニバナ花卉収穫機 (山形農総研試作機)

#### ④ ロボットアーム

ロボットアームは、収穫部を花卉まで移動させるものである。本研究では、パラレルリンクマニピュレータを用いた(図3)。

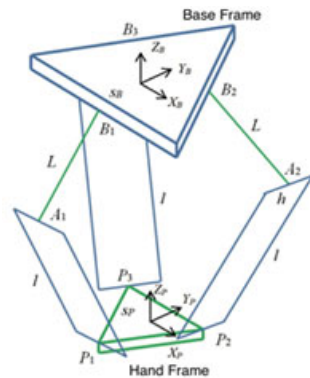


図3 ロボットアーム用パラレルリンクマニピュレータ

Base Frame の  $B_i(i=1,2,3)$  位置にはサーボモータを設置し、その中心から各モータの回転軸までの距離は68mm、 $L=130$ mm、 $l=186$ mm、手先関節の結合部  $P_i(i=1,2,3)$  から Hand Frame（以後、「手先」と呼ぶ）の中心位置までの距離は25mmとした。手先には収穫部を装着した。なお、Base Frame には花卉を撮影する Web カメラ(前述)を取り付けた。

#### ⑤ ロボットアーム制御部

ロボットアームの制御は、花卉認識（推論動作）とともに前述の ZBOX で行う。システムのメインシーケンサは ZBOX に実装されている。花卉は Web カメラからの映像を darknet ROS 上の物体検出アルゴリズム YOLOv3 で認識した。パラレルリンクマニピュレータは①に記載した手法で算出された花卉位置の座標を基に手先の目標座標を制御プログラムで算出し、その値を Arduino の PWM 制御回路へ送信して DC サーボモータを駆動する。なお、図3に示すパラレルリンクマニピュレータのサーボモータ3個の回転角度は Arduino を介して駆動させ、パラレルリンクマニピュレータに取り付けられた収穫機を花卉位置まで移動する。花卉摘み取り部の DC モータは到達する手前に回転させ、一定時間摘み取り部モータが回転して花卉を摘み取ると同時に吸引部が動作して花卉を回収する。摘み取り可能域はロボットアーム天板に取り付けられたカメラの認識とアームの動作範囲の限界値から判断する(図4)。ロボットは摘み取り可能範囲に花卉が認識されなくなった場合、摘み取れる花がある場所まで移動する。

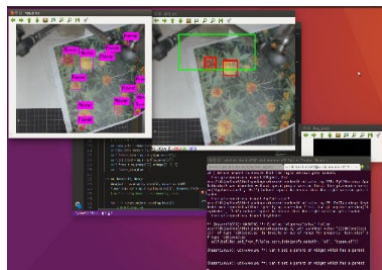


図4 花卉収穫範囲の表示  
(画面右側の緑色の枠)

#### ⑥ 移動台車部

移動台車の主要諸元を表1に示す。

摘み取り動作は、ZBOX でのリアルタイム認識で GPU を動作させることから約 5A で 110W の最大消費電力を安定供給する必要がある。そのため、ロボットには

軽自動車用の鉛バッテリーを直列に2個つなぎ、電力量を確保した。容量は5時間率容量(Ah)(気温25°Cで容量の1/5の電流を放電して10.2Vまで放電できる時間と電流の積)

表1 移動台車の主要諸元

高さ (mm)	150
幅 (mm)	100
長さ (mm)	115
機体質量 (kg)	75.4
牽引力 (N)	214
走行速度範囲 (km/h)	3

が28Ahであった。また、移動台車部には3相動力線ホールセンサ付きインホイールモータ(300W, 24V)と内蔵タイヤ(φ32.5cm, CXZ-M3)を2本使用した。モータドライバーは、専用ブラシレスコントローラ(ティーエーシー, T-BLDC-1 12V-36V, 400W/ch)を実装した。本モータコントローラは UART を持ち、そこに Bluetooth 信号受信用の USB ドングルを接続して Dualshock2 Bluetooth リモコンを接続した。なお、ZBOX にはリモコンの代わりにコマンドでも動作できるようにした。

### 3. 結果と考察

#### (1) 蕾、花卉の認識

外部の PC にて開発した蕾、花卉の認識（推論）精度を図5に示す。

認識精度のテストは、圃場で撮影した 1080p の H.264 ビデオから 434 枚と 2495 枚の蕾・花卉の写っている画像を抽出し、AI で学習した重みデータの2セットを準備した。花卉検出率は 10,000 回から 50,000 回の学習回数で 80%程度となり飽和した。

動画には1動画当たり平均251個の花弁が写っていたが、写っている花弁の状態は様々であった。特に、入力データ数の多い2,495枚(花弁の数18,238個)のデータセットは424枚(花弁の数1,668個)のデータセットと比べて多様な花弁を学習したため、動画中の花弁の認識精度が高くなった。なお、蕾は434枚のデータセットに1,006個が含まれており、2,495枚のデータセットにはその約

8.25倍の8,307

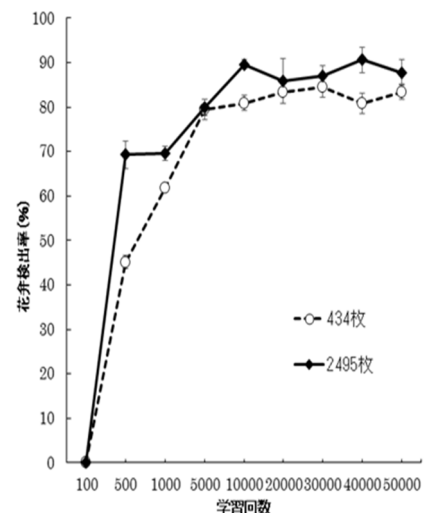


図5 花卉の学習枚数と学習回数の違いによる花卉認識率



個が含まれていた。すなわち、蕾と花の認識では大量な画像データを学習させることで、多様な物体に対する重みデータの精度が高くなり、かつ 10,000 回程度の学習回数で約 80% まで認識できる。本収穫ロボットの設計思想として、ロボットで収穫できる場所はロボットで行い、ロボットで摘み取りできなかった花卉は人手で収穫する協調ロボットと位置付けており、約 80% の花卉の認識能力で十分な精度と思われる

## (2) 収穫部

収穫部は摘み取りターゲットの花弁にロボットアームの移動に際して他の花や蕾、葉、茎に接触し、花の位置が変化することによって収穫できないことがあった。回転刃駆動ギアは葉や茎の巻き込みが多いため、収穫機の底カバーの花弁を誘導するテーパ状の穴に花が入らないことがあった。また、収穫部に正対していない花は底カバーを取り外しても回転刃に巻き込まれずに収穫できないこともあった(図6)。なお、組み込んだ回転刃は消耗が激しかった。これらの問題に対し、ロボットの収穫機構には目標の花弁以外への接触を少なくするように、ギアなどの小型化とカバーによる巻き込み防止対策が必要である。回転刃は耐久性のあるものを利用し、高速 DC モータ と軸受けにベアリングを装着して回転を 16 倍に高速化して切断性を改善する必要もある(図7)。



図 6 正対しない集団の花に対する摘み取り

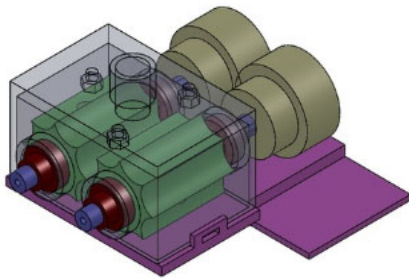


図 7 改良収穫機のイメージ

## (3) 花卉吸引格納部

花卉は吸引時のパイプへの詰まりもなく、問題なく吸引できた吸引部の吸引力は十分であり、PC からの制御も良好であった。

## (4) ロボットアームと制御

ロボットアームは収穫用のメインシーケンサの起動の前に Arduino を起動させた場合、UART 経由で不定のデータが出力され、アームが暴走することがあった。また、アームは腕長さが不足していたため、ベニバナを認識できている範囲の中から 1/3 程度のエリアに収穫範囲が限

定された。アーム制御に関し、1 個の Web カメラでは死角が多く発生したため、Web カメラの増設による死角の軽減が必要であった。

## (5) 移動台車部

移動台車部では左右の駆動輪のインホイールモータ間に回転差があり、ロボットが直進できなかった。本インホイールモータは左右独立して制御されており、直進する場合は左右モータのスピード制御を行う必要があった。直進時はプログラム上で左右のスピードを合わせていたが、実際のスピードは異なっていた。その原因はインホイールモータ内蔵の制御プログラムで三相のホールセンサの出力を認識し、スピードに対してフィードバック制御を加えていたが、ホールセンサの判断プログラムにミスがあり、左右のモータの実際のスピードが異なっていた。そこで、左右のセンサー出力と回転数が一致するように修正し、直進できることを確認した。

また、移動台車の補助輪は回転軸が固定されておらず、圃場での直進安定性を阻害していた。圃場での動作時には回転軸を抑えるための治具の装着や、回転軸の固定・リリースのアクティブ制御ができる構造が必要である。また、左右のインホイールモータの制御による走行安定性向上の方法を継続して検討する。

これまでの実験では、ロボットの走行制御はリモートコントローラで行った。今後は、環境センシング用のマイコンとして活用していたフライトコントローラの Pixhawk と移動台車部を接続するブリッジ開発を行い、Mission Planner で作成した Waypoint をベースに RTK-GPS ベースの自律走行について検討する予定である。

## 4. 摘要

- 1) Deep Learning による蕾、花卉の検出精度は、机上にて、約 80% あり晴天時の実際の圃場の収穫作業を阻害することはなく、物体認識に活用できるレベルであった。
- 2) 収穫部は他の花、蕾、葉や茎などへ接触しないように小型化すると同時に、花卉切断部の回転数と耐久性を向上は必要であった。
- 3) ロボットアームはより広範囲の収穫を目指すための腕の長さの見直しが必要であった。
- 4) ロボットアーム制御部は、Arduino の立ち上げ時のシーケンスについて検討する必要があった。

## 参考文献

- 1) YOLOv3: An Incremental Improvement Joseph Redmon, Ali Farhadi University of Washington
- 2) 後藤克典、2012 年 12 月 「ベニバナ花卉収穫機の開発」山形県農業総合研究センター、農業機械学会東北支部報 No.59, 31-34



**TOHOKU BRANCH REPORT  
OF  
THE JAPANESE SOCIETY OF AGRICULTURAL MACHINERY AND FOOD ENGINEERS**

**CONTENTS**

**RESEARCH PAPERS**

**Genta KANAI • Namiko YOSHINO**

Development of small robots for weeding in Germany and Belgium . . . . . 1

**Masahiro TSUKANO • Michio KAKIZAKI • Misaki Ueno • Masanori SAITO • Jun-ichi TAKEDA • Shoji KOIDE  
• Hiroshi SHONO • Takahiro ORIKASA**

Detection of Cabbage Head using Deep Learning . . . . . 5

**Tomohiro MORI • Mitsuhiko KATAHIRA**

Evaluating the Performance of Artificial Intelligence for Sorting Green Soybean . . . . . 9

**Dai TANABE • Shigeru ICHIURA • Ayumi NAKATSUBO • Takashi KOBAYASHI • Mitsuhiko KATAHIRA**

Growth Monitoring of Crops Using Unmanned Aerial Vehicle (part 4) . . . . . 13

**Dhirendranath SINGH • Shigeru ICHIURA • Mitsuhiko KATAHIRA**

Evaluating the Performance of Unmanned Crop Sensing Robot for Rice . . . . . 17

**Hiroyuki SEKIYA • Hidehumi SAITO • Hideya KIMURA**

Fertilizer Applicator for Topdressing of Paddy Rice Using Side Dressing Rice Transplanter . . . . . 21

**Asnakew Deres Molla • Mitsuhiko KATAHIRA**

Study and Evaluate the Efficacy of Mechanical Transplanting on Rice Production . . . . . 25

**Ayako OIDE • Katsuyuki TANAKA • Hideo MINAGAWA**

Detection of Species Composition in Mixed Legume-grass Pasture Field . . . . . 29

**Shigeru ICHIURA • Ayumi SAGARA • Kazuki KUWAHARA • Tomohiro MORI • Mitsuhiko KATAHIRA  
• Hideyuki YOSHIHIRO • Kazuya SATO • Ryoji ONODERA**

Exploring the Robot for Safflower Production Management (Part 1) . . . . . 33

**TOPICS . . . . . 37**

**NOTES . . . . . 41**

**ORGANIZATION DIRECTORY . . . . . 61**

**TOHOKU BRANCH OF THE JAPANESE SOCIETY OF AGRICULTURAL MACHINERY AND FOOD ENGINEERS**

c/o School of Veterinary Medicine, Kitasato University  
Higashi 23-35-1, Towada, Aomori, 034-8628, JAPAN