

氏名	シンデイルナト SINGH DHIRENDRANATH
本籍（国籍）	ガイアナ共和国
学位の種類	博士（農学）
学位記番号	連研第817号
学位授与年月日	令和4年3月23日
学位授与の要件	学位規則第5条第1項該当課程博士
研究科及び専攻	連合農学研究科 地域環境創生学専攻
学位論文題目	Development of a crop growth monitoring system using an unmanned ground vehicle (UGV) and deep learning for rice cultivation (水稲栽培における無人地上車両 (UGV) と深層学習を用いた作物モニタリングシステムの開発)
学位審査委員	主査 山形大学教授 片平 光彦 副査 山形大学准教授 佐々木 由佳 副査 弘前大学教授 張 樹槐 副査 岩手大学教授 小出 章二

## 論文の内容の要旨

Information on crop growth is necessary to guide the management practices of farmers to have optimum productivity. Rice, being an important food source for more than half of the world's population is one of the crops for which production and productivity must increase in order for the food demands of an ever increasing population is met. In this work, a method for the collection, analysis and communication of crop growth information, representing a crop growth monitoring system by GIS for rice cultivation was developed and evaluated. Specifically, the study evaluated the capability of an unmanned ground vehicle for data collection, applied deep learning techniques to estimate tiller numbers in rice, and finally developed growth maps using GIS to communicate the data on tiller growth to the end users. An outline of the chapters are as follows:

In chapter 2, the unmanned ground vehicle Mimamori-kun is introduced and its performance for crop sensing was evaluated. Its field performance was evaluated in three field types: puddled rice fields, drill seeded rice fields and green soybean fields. The chapter also focuses on the type and quality of data collected by the robot, it's designed relative to the intended purpose, and other crop application / functionalities for which the robot can be applied.

Chapter 3 focuses on analyzing images captured by Mimamori-kun using deep learning to estimate tiller number in rice. Three approaches to class ranges were tested to determine at which point accurate detections can be obtained: actual tiller number, grouped tillers and a class range based on the distribution tillers per plant at the growth stage. The trained models could not accurately detect actual tiller number, but good results (mAP; 62.3,61.3, 67.5, 63.5,73.5 and 49.8) could obtain with the distribution class range

Chapter 4 continues the work done in chapter 3 to develop a method for tiller number estimation using deep learning and investigated the influence of dataset composition on performance of deep learning models. Four datasets were constructed for each stage of tillering: early tillering, active tillering, and maximum tillering by applying the concepts of mixed varieties, class balance, and data augmentation. YOLOv4 models were trained to estimate tiller numbers using each constructed dataset and their performance evaluated. Results showed that the trained models with datasets created using a combination of mixed variety, class balance, and augmentation had the best performance in estimating tiller number at the three tillering stages with a mAP range of 68.8 to 86.4.

In chapter 5, a method to visualize the analysis done by deep learning models with the creation of growth maps is discussed. The models developed in chapter 4 were used to analyze images from the entire field, after which the results of the analysis were merged with RTK GNSS and image data to create maps in GIS that shows the distribution of tiller growth in the field. The results show that the model used to analyze images from the active tillering stage is more robust with a difference of less than 10 % when compared to the ground truth data, and can be applied in the field. However, calculation of the average tillers/m<sup>2</sup> for the entire field from the AI estimation showed statistically significant differences from the tillers/m<sup>2</sup> for the field calculated from the ground truth data, suggesting further improvement in AI performance is required. The creation of growth maps provides an avenue to easily interpret the analysis by deep learning models spatially and can be a useful tool to guide management practices to improve productivity. However, there is still need to optimize the data collection and processing methods to improve efficiency and remove of error sources.

Finally, in the general discussion all components of the growth information system are discussed and it was concluded that this work offers a new approach to crop growth monitoring in rice through the use of the unmanned ground vehicle, and has the potential to provide farmers with useful information that can help in making decisions for crop management in an effort to obtain maximum productivity.

作物の生育情報は、生産者が最適な生産性を得るための栽培管理に必要とされている。世界の人口の半分以上にとって重要な食料源である水稲は、増え続ける人口の食料需要を満たすために生産向上が必要な作物である。本研究では、水稲生産における情報の収集手法、収集した情報の解析、GISを用いた生育情報表示システムを開発し、その評価を行った。具体的には、データ収集用の4輪駆動式移動ロボットの性能評価、深層学習による水稲分けつ数の推定手法の確立、GISを使用した分けつ数表示手法の開発を行った。

第2章では、4輪駆動式移動ロボット（見守り君）の性能評価を行った。試験は、水田（代かきと乾田直播）、普通畑（エダマメ）の3つのほ場を用いて評価した。実験では、移動ロボットで収集されるデータの種類と品質、運行方法、ロボットの汎用性と計測用アプリケーション機能を中心に検討した。

第3章では4輪駆動式移動ロボットが取得した画像を基に、深層学習を使用して水稲の分けつ数を推定した。分けつ数の推定に使用したデータ構成は、実際の分けつ数、一定範囲でのグ

ループ化、ヒストグラムを基にしたグループ化の3種を作成して比較した。作成された推論モデルは、ヒストグラムを基にしたグループ化したデータ構成で良好な結果 (mAP; 62.3、61.3、67.5、63.5、73.5、および49.8) が得られた。

第4章では深層学習モデルでの推定精度を改善するため、データの拡張が推定精度に与える影響を調査した。本章での推定モデルのデータ構成は、品種の混合、クラスバランスおよびデータ拡張の3種を作成して比較した。使用したフレームワークはYOLOv4である。その結果、データ拡張を使用してトレーニングされたモデルでは、3つの水稻生育ステージでmAPが68.8~86.4の範囲にあり、分けつの推定に際して最も有効であった。

第5章では、深層学習モデルで行われた分析を視覚化する方法を検討した。第4章で開発したデータ拡張モデルを使用し、フィールド全体の画像を分析した。分析した結果はロボットに搭載したRTK-GNSSによる位置情報と画像データとを融合し、1筆内の分けつ分布をGISマップ上に作成した。分けつ盛期(有効茎決定期)での推定モデルは、手作業での地上分析結果と比較して10%未満の差であり、実用性があることを示した。ただし、AIによる推定モデルを基に計算した平均分けつは、地上分析結果との間に有意な差が見られ、推定モデルのさらなる改良が必要であった。GISマップは、深層学習モデルの分析を空間的に解釈することが可能で、生産者が水稻の栽培管理に容易に利用できるが、データの収集と処理の方法を最適化する必要がある。

最後に、開発した4輪駆動式移動ロボットを基幹とした近接モニタリングは、水稻の生育診断に使用する新たなアプローチであり、世界の水稻生産農家にとって有用な情報が提供可能である。

## 論文審査の結果の要旨

本研究では水稻生産におけるデータ収集用の4輪駆動式移動ロボットの性能評価、深層学習による水稻分けつ数の推定手法の確立、GISを使用した分けつ数表示手法の開発を行った。

4輪駆動式移動ロボットの性能評価は、水田(代かきと乾田直播)、普通畑(エダマメ)の3つのほ場を用いて評価した。実験では、移動ロボットで収集されるデータの種類と品質、運行方法、ロボットの汎用性と計測用アプリケーション機能を中心に検討した。

深層学習を使用した水稻分けつ数の推定は、4輪駆動式移動ロボットが取得した画像を基に、実際の分けつ数、一定範囲でのグループ化、ヒストグラムを基にしたグループ化の3種を作成して比較した。作成された推論モデルは、ヒストグラムを基にグループ化したデータ構成でmAP(各クラスの適合率の平均値(100に近いほど精度が高い))が62.3、61.3、67.5、63.5、73.5、49.8となり、最も良好な結果が得られた。

次いで、深層学習モデルでの推定精度を改善するため、データの拡張が推定精度に与える影響を調査した。本章での推定モデルのデータ構成は、品種の混合、クラスバランスおよびデータ拡張の3種を作成して比較した。使用したフレームワークはYOLOv4である。その結果、データ拡張を使用してトレーニングされたモデルでは、3つの水稻生育ステージでmAPが68.8~86.4の範囲にあり、分けつの推定に有効であった。

開発した深層学習モデルは、データ拡張モデルを使用してフィールド全体の画像を分析した。分析した結果はロボットに搭載したRTK-GNSSによる位置情報と画像データとを融合し、1筆内の分けつ分布をGISマップ上に作成した。分けつ盛期(有効茎決定期)での推定モデルは、手作業での地上分析結果と比較して10%未満の差であり、実用性があることを示した。

GIS マップは、深層学習モデルの分析を空間的に解釈することが可能で、生産者が水稲の栽培管理に容易に利用できるが、データの収集と処理の方法を最適化する必要がある。

4 輪駆動式移動ロボットを基幹とした近接モニタリングは、水稲の生育診断に使用する新たなアプローチであり、世界の水稲生産農家にとって有用な情報が提供可能である。

以上の研究は、AI や IoT の水田農業への実装に関する研究として物体検出アルゴリズムを用いた検出技術、それを現場レベルで活用するための理論を構築した。本技術は水田以外での人工知能の活用に大きく貢献すると見込まれているため、研究者のみならず農業事業者が利用できる基礎的知見として極めて価値が高いといえる。

よって、本審査委員会では、「岩手大学大学院連合農学研究科博士学位論文審査基準」に則り審査した結果、本論文を博士（農学）の学位論文として十分価値のあるものと認めた。

#### 学位論文の基礎となる学術論文

Singh, D., Ichiura, S., Than Thung, N., Sasaki, Y., & Katahira, M. (2021).

Rice tiller number estimation by field robot and deep learning (Part 1) —Exploring infield tiller detection with YOLOv4—

Journal of Japanese Society of Agricultural and Food Engineering, 83(5), 391–406.