

令和 6 年 5 月 13 日現在

機関番号：55301

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2020～2023

課題番号：20K06331

研究課題名（和文）AIを搭載した自律型水田除草ロボットの開発

研究課題名（英文）Development of an Autonomous paddy weeding robot mounted on Artificial Intelligence

研究代表者

曽利 仁 (Sori, Hitoshi)

津山工業高等専門学校・総合理工学科・教授

研究者番号：10353327

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 1,800,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、除草ロボットが圃場の稲列を沿って走行し、端に近づくと旋回するなどの自律走行を可能とするために、カメラセンサ、LiDARより取得される情報を入力とする状況判断機能の構築について検討した。カメラセンサによる取得される画像情報を入力とする稲苗検知システムをディープラーニングで構築した。稲苗の生長過程別に学習データを準備することで稲苗検知精度が向上することが確認できた。また、LiDARより取得されるセンサ情報をもとに除草ロボットの自己位置推定法を構築した。クラスタリング時に最短距離法を用いることで、除草ロボットの自己位置を約500mmの誤差で推定できることが確認できた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

著者らが提案する自律型水田除草ロボットが実用化された場合、稲作において従事者の高齢化や人手不足の解消、新規就農者の参入ならびにスマート農業の加速化させる可能性を有する。自律型水田除草ロボットにセンサ情報を入力とする状況判断機能を搭載している事例は少なく、AI、ICT、ロボット技術などの先端技術と農業技術を融合させたスマート農業では、本研究での取り組みは社会的にも意義がある。

研究成果の概要（英文）：As an herbicide-free weeding method, our research group are developing an autonomous running paddy weeding robot that can move along rice rows and turn around. In this study, in order to mount the paddy weeding robot on a situational judgment function, we aim to construct a situational judgment function that input information obtained from camera sensors and LiDAR. First, we propose a detecting system which can detect rice seedlings from images taken by a camera sensor using the YOLO. From the experimental results, we confirmed that a detection system that sorted rice seedlings by growth obtained high values in the precision and recall rates, which are evaluation indices. Next, we propose a self-location estimation method which can estimate self-location of the paddy weeding robot from measured data taken by a LiDAR. From the experimental results, we confirmed that the self-location estimation error of the paddy weeding robot becomes smaller using the shortest distance method.

研究分野：制御工学

キーワード：自律型ロボット 水田除草 ディープラーニング

様式 C-19、F-19-1 (共通)

1. 研究開始当初の背景

水田の除草には、省力化と除草効果が高いことから除草剤を用いた化学的な除草方法が主流となっている。しかし、昨今では消費者ニーズの多様化、低農薬指向、環境への負担軽減等の観点より、化学農薬を用いない除草法が望まれている。そのため、化学農薬を用いない除草法として、歩行型除草機による機械的除草法、紙マルチによる物理的除草法、アイガモ農法による生物的除草法等がある。しかしながら、機械的除草法では作業者が水田で作業を行うため重労働であり、アイガモ農法においてもアイガモの飼育と手間がかかる等の問題がある。そこで、化学農法の使用量を低減し、人による作業の手間と労力を必要とせず、経済的な負担も軽減する除草法が望まれている。

これまでに著者らは、除草剤に代わる新たな除草手段として、水田除草ロボット（以下、除草ロボット）の開発研究を行ってきた。このロボットによる除草作業は、雑草を物理的に抜くのではなく、除草ロボットの走行により雑草を踏みつぶしながら、根を掻き出すとともに、水を攪拌させて日光を遮断することで雑草の成長を抑制する方法である。除草ロボットの実用化に向けては、稲列に沿って走行し、圃場の端まで到達すると折り返して隣接する稲列に進入して走行する必要がある。しかし、現状、圃場の端を認識して旋回することが課題となっており、特に旋回技術を必要としている。

2. 研究の目的

除草ロボットに取り付けた各センサ（カメラセンサ、LiDAR）より取得される情報を入力とする状況判断機能を構築し、判断結果に応じた走行制御を可能とする除草ロボットの開発を目的とした。

そのために、カメラセンサによる稲苗検知システムの構築、LiDARによる自己位置推定に取り組む、センサ情報による新たな走行制御法の確立を目指した。

3. 研究の方法

本研究では、以下の二点について検討を行った。

①カメラセンサによる稲苗検知システムの構築

稲苗検知システムは Deep Learning により構築する。除草ロボットに搭載されている Raspberry Pi にカメラモジュールを取り付け、稲苗の撮影を行う。撮影画像を入力とする稲苗検知システムを構築するが、Deep Learning のフレームワークとして YOLO v3 を使用し、学習環境として Google Colaboratory を使用している。

カメラセンサを取り付けた Raspberry Pi を使用し、水田に移植された稲苗の静止画像を撮影した。画像データの数、種類は、稲苗検知精度に関わるため、稲苗のみが写っている水田中心付近の画像、稲苗のみを近距離で撮影した画像、畦付近の稲苗が少ない場所の画像など、様々な角度から撮影を行った。また、稲苗の生長段階により稲苗の大きさも異なり、検知精度を向上させるためには多くの稲苗画像が必要であると考えた。稲苗が移植された水田は、中干し（水田の水を乾かす）が行われる約 2 ヶ月の間、水田表面に生えてくる雑草を除草する必要がある。本研究では、稲苗が水田に移植された後から 4 週間の間で、週 1 回の稲苗画像の撮影を行った。撮影結果として、4 週分の約 3200 枚の稲苗画像を撮影した。

YOLO の学習を行うとき、学習用データは画像から検出したい物体の領域を矩形で指定（アノテーション）する必要がある。本研究では対象物体を稲苗とし、生長過程別に分類し、「plant_egg（移植後 9 日後の稲苗）」、「plant_small（移植後 16 日後の稲苗）」、「plant_middle（移植後 25 日後の稲苗）」、「plant_big（移植後 32 日後の稲苗）」の 4 つのクラスを作成した。撮影したデータのうち 3000 枚程度の画像に対してアノテーションを行った。

②LiDARによる除草ロボットの自己位置推定

水田内を走行している除草ロボットの移動経路をマッピングするために、LiDAR より取得されるセンサ情報をもとに除草ロボットの自己位置を推定することを目的とする。図 1 に LiDAR を取り付けた除草ロボット、図 2 に除草ロボットの自己位置推定の概要図を示す。もし、除草ロボットが水田内のどの位置にいるか分かれば、稲苗や畦を検知せずに自律的に水田内を走行できると考えられる。本研究では、水田を囲む畦上に、既知の座標としてポール（高さ：750mm、上底面半径：39mm）を設置し、そのポールのスキャンデータから除草ロボットの自己位置を推定する手法を検討した。

LiDAR により取得されるポールのスキャンデータからクラスタリングと円フィッティングを行い、ポールの中心座標と除草ロボットとポール間との距離から除草ロボットの自己位置（座標）を算出する。自己位置推定アルゴリズムの流れを以下に示す。

- (1) LiDAR のスキャンデータ (LiDAR と物体までの距離, 角度) を取得し, 水田内外物体と除草ロボットとの相対座標 (直角座標) を求める。
- (2) スキャンデータからポール 1 本ごとの点群を抽出するためにクラスタリングを行う。クラスタリング手法として, 点間距離が最も小さい組み合わせから順番にクラスタ化する最短距離法を用いる。検知対象であるポールの直径が約 80mm であるため, 点間距離が 80mm 以上であるとき別クラスタとしている。
- (3) クラスタリングを行った点群ごとに最小二乗法を用いて円フィッティングを行う。円フィッティングにより, 点群の中心座標と半径を求めることができ, これらがポール候補の中心座標と半径に相当する。
- (4) ポール候補の選別を行う。まず, 円フィッティングによって得られたポール候補の中心座標が除草ロボット周辺にあるものは除外する。次に, 各ポールとすべてのポール候補の中心座標との点間距離を求め, 点間距離が小さくなるものを最優良ポール候補とする。本研究では, 除草ロボットはポールの絶対座標は把握していることを前提としている。
- (5) ポール候補の特定を行う。(4)を処理したあとに残ったポール候補は, 実際のポールと対応付けする。そして, 対応付けしたポール候補の中心座標と最小二乗法を用いて回帰直線を求める。求めた回帰直線の傾きが, -0.1 以上 0.1 以下でかつ, 決定係数が 0.5 以上のとき, これらのポール候補の中心座標を推定されたポールの中心座標とする。
- (6) 除草ロボットの自己位置を求める。自己位置の算出には, 少なくとも 2 本のポールのスキャンデータがあれば可能である。除草ロボットの座標を (x_0, y_0) , ポール P_1 の中心座標を (x_1, y_1) , ポール P_2 の中心座標を (x_2, y_2) とし, 除草ロボットとポール P_1 の距離を r_1 , 除草ロボットとポール P_2 の距離を r_2 とすると, (1)式が成り立つ。

$$\begin{cases} (x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 = r_1^2 \\ (x_2 - x_0)^2 + (y_2 - y_0)^2 = r_2^2 \end{cases} \quad (1)$$

したがって, 少なくとも 2 つのポールの中心座標が算出できれば, この連立方程式から, 除草ロボットの座標 (x_0, y_0) を求めることができる。また, r_1 と r_2 は LiDAR のスキャンデータから算出する。



図 1 除草ロボット

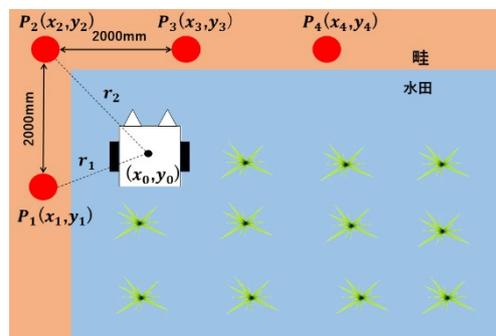


図 2 自己位置推定の概要

4. 研究成果

①カメラセンサによる稲苗検知システムの構築

2500 枚ほどの画像を用いて, 稲苗検知システムの学習を行った。学習が終了した稲苗検知システムを用いて, 学習時には使用しなかった検証用データ 500 枚を用いて稲苗検知実験を行った。検知実験後に稲苗を検知した画像結果を図 3 に示す。この画像には, 検知された稲苗が色付きの矩形で囲まれ, 稲苗と認識された確率が表示される。図 3(a) より, 水田に移植され 16 日経った稲苗画像においては, 稲苗の検知数が多く, 高確率で認識された稲苗も多くあることが確認できた。図 3(b) より, 移植後 25 日経った稲苗画像においては, 稲苗一株が大きく生長しているため, 画像上, 稲苗が重なっている部分は, 検知できていないことが確認できる。しかし, この検知実験により, 生長過程別に 4 つのクラス分けによるアノテーションの有効性が確認できた。

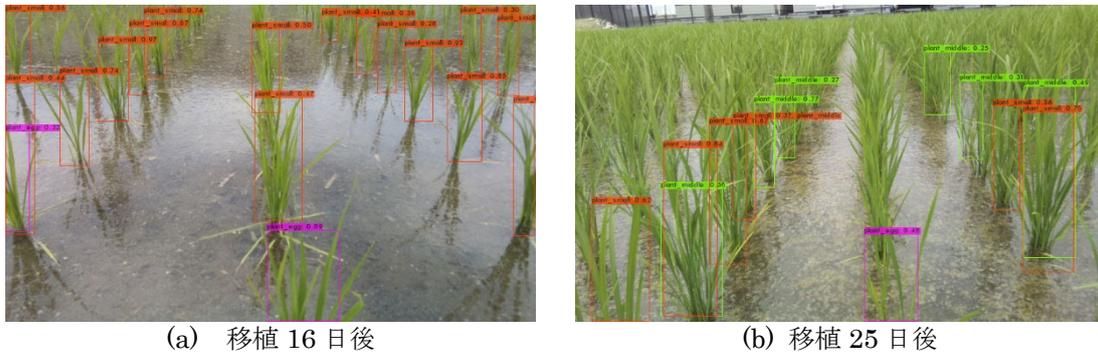


図3 稲苗検知の実験結果

次に、稲苗を生長過程別にクラス分けした稲苗検知システムAと稲苗の生長過程を考えず稲苗を1つのクラスとした稲苗検知システムBの稲苗検知精度を評価した。まず、学習が終了した稲苗検知システムA、Bを用いて、学習時には使用しなかった検証用データを用いて稲苗検知実験を行った。検知実験後に稲苗を検知した画像結果を図4に示す。図4より、稲苗検知システムAは稲苗の検知数が多いことが確認できた。

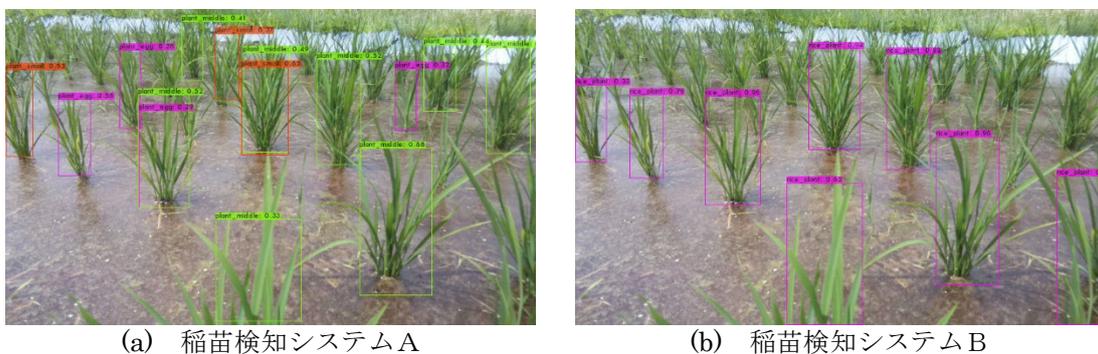


図4 稲苗検知システム別の実験結果

学習後の稲苗検知システムの稲苗検知精度を評価するために、評価指標 (Precision, Recall, iOU, mAP) を用いた。これらの評価指標は、機械学習で基本的な評価指標として良く利用されている。一般的に Precision は、0.8 より大きくなれば誤検知がかなり少ないと評価できる。そのため、表1より、提案する稲苗検知システムAは誤検知するレベルが低いと評価できる。また、稲苗検知システムAは Recall 0.77 から検知すべき稲苗を多く検知していることが確認できる。さらに、稲苗検知システムAは複数クラスの平均適合率の平均である mAP が 85.03% であることから、稲苗の生長過程に影響せず、どの生長過程でも高い確率で稲苗を検知できていることが確認できた。よって、稲苗を生長過程別にクラス分けした稲苗検知システムAの検知精度がとても優れていることが確認できた。

表1 稲苗検知精度の評価

稲苗検知システム	Precision	Recall	iOU	mAP
A	0.81	0.77	58.20%	85.03%
B	0.71	0.48	47.69%	55.32%

②LiDARによる除草ロボットの自己位置推定

図5に示すように、水田を囲っている畦にポールを2000mm間隔で設置し、実験環境を構築した。LiDARを搭載した除草ロボットを水田内に停止させた状態にしておき、除草ロボットの正面にポールがある場合の測定実験を行った。ロボット正面を0°とし、右方向120°、左方向120°の範囲でポールまでの距離データを数秒間測定した。LiDARにより得られた距離データを直交座標変換し、得られた相対座標を図6に示す。除草ロボットは、図6のグラフの原点に位置しており、縦軸正の方向を向いている。

次に、LiDARにより得られたデータを用いて自己位置推定アルゴリズムの(2)、(3)の処理を行う。図7に、円フィッティング処理を終えたあとの点群の中心座標を示す。そして、これらの点群の中心座標を用いて、自己位置推定アルゴリズムの(4)、(5)を処理することで、ポール候補の中心座標を推定する。図8中の青い丸が、推定されたポールの中心座標、赤い丸が実際のポール

の中心座標を示している。最後に、推定されたポールの中心座標を用いて、自己位置推定アルゴリズムの(6)を処理することで、除草ロボットの自己位置を推定する。図 8 中の青い四角が、推定された除草ロボットの位置、赤い四角が実際の除草ロボットの位置を示している。座標差による除草ロボットの位置誤差は、横方向で 600mm、縦方向で 500mm ほどあることが確認できた。



図 5 実験環境

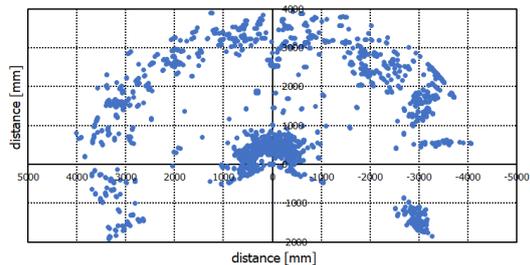


図 6 LiDAR の測定結果

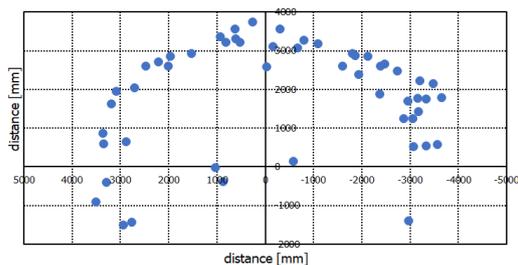


図 7 クラスタリングと円フィッティングの処理結果

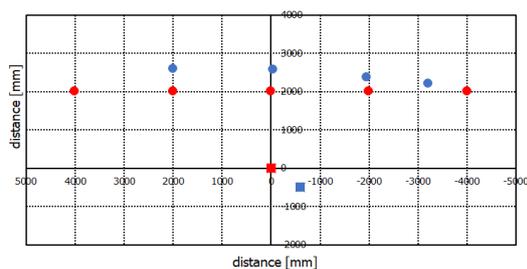


図 8 自己位置の推定結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 曾利 仁, 井上浩行, 杉本大志, 八田浩之, 安藤泰宏
2. 発表標題 水田除草ロボットにおける稲苗検知方法の検討
3. 学会等名 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会2022
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 香山紘人, 曾利 仁, 井上浩行, 杉本大志, 八田浩之, 安藤泰宏
2. 発表標題 水田除草ロボットにおけるLiDARによる稲苗検知の基礎検討
3. 学会等名 産業応用工学会全国大会2022
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 松藤 はるか, 井上 浩行, 曾利 仁, 杉本 大志, 都築 伸二, 吉村 斎
2. 発表標題 協調型農作業用ロボットの自律的な作業区域変更アルゴリズム
3. 学会等名 第38回ロボット学会学術講演会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 杉本 大志, 内田 龍之介, 都築 伸二, 曾利 仁, 井上 浩行, 倉重 健太郎, 吉村 斎, 漆原 史朗
2. 発表標題 DQNを搭載した農作業用汎用移動クローラにおける ゴール追従問題に関する一考察
3. 学会等名 第38回ロボット学会学術講演会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 岡野 宏佑, 杉本 大志, 松藤 はるか, 川田 悠貴, 都築 伸二, 曾利 仁, 井上 浩行
2. 発表標題 水田内における作物回避アルゴリズムの検討
3. 学会等名 第20回 複雑系マイクロシンポジウム
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 分担者	井上 浩行 (Inoue Hiroyuki) (00232554)	津山工業高等専門学校・総合理工学科・教授 (55301)	
研究 分担者	杉本 大志 (Sugimoto Masashi) (40780424)	苫小牧工業高等専門学校・創造工学科・准教授 (16301)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------