

# 農作物の長期的な自動栽培実現に向けた ニューラルネットワークによるQ学習手法の提案

難波 脩人<sup>†</sup>辻 順平<sup>‡</sup>能登 正人<sup>†</sup><sup>†</sup> 神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻<sup>‡</sup> 東洋大学情報連携学部情報連携学科

## 1 はじめに

農業の課題を解決するために機械学習やIoT技術などをを用いるスマート農業が発展している [1]. スマート農業の研究例として強化学習を用いた栽培方法の最適化が挙げられる. 農作物栽培に強化学習を適用する場合, 栽培期間の長さから報酬関数の構築が困難であるため, 環境設定は容易ではない. このような背景のもと, 栽培期間の長さによらず, 報酬の与え方を数stepごとにまとめて処理する強化学習手法が提案されている [2]. しかしながら, 従来の手法では強化学習を適用した期間は栽培初期に限定されており, 収穫までの長期間を考慮した手法の有効性は十分議論されていない. 農作物は成長段階に合わせて栽培方法が異なるため, 長期的な農作物栽培に強化学習を適用するためには各成長段階に合わせた手法が必要になる.

本研究では, 農作物の栽培方法の最適化を行うために各栽培期間で異なるニューラルネットワーク (NN) によるQ学習手法を併用することから, 収穫までの栽培方法最適化に向けた手法を提案する. 本手法を用いて実際に小松菜を栽培することで手法の評価を行った結果, 農作物栽培に強化学習適用の有効性を明らかにすることができた.

## 2 強化学習を用いた農作物の長期栽培手法

農作物をエージェントとした場合は栽培期間の長さから episode を繰り返すことが困難であることに加え, 同じ状態は一度の栽培の中で再び現れることが少ない. 我々は今までにQ関数をNNによって近似させることで栽培の初期に限定した強化学習手法を適用してきた. しかしながら, 農作物は成長段階に合わせて栽培方法

が異なるため, 同一手法で他の栽培期間を最適化することは困難である. 農作物が小松菜の場合, 定植の目安は葉の枚数が3, 4枚程度であることが望ましく, 葉の長さ (草丈) は20cm程度が収穫の目安であると知られている. 各栽培期間で農作物のどの箇所に着目すべきかは異なるため, 定植前の期間に適用するよう構築した環境設定のまま, 定植後の期間に対して同様の環境設定で強化学習が行えるとは限らない. 本研究ではエージェントを小松菜とし, 小松菜の成長段階を定植前と定植後に分けた各期間で異なるNNによるQ学習手法を提案する.

強化学習の環境設定として, 小松菜の種を植えてから4日後の状態を  $s_1$  とし定義した. 状態  $s_t$  で行動を起こした場合, 農作物が次の状態  $s_{t+1}$  に遷移する時間を考慮しなければならないため, 試行錯誤の結果, 状態間の遷移にかかる日数は2日後とし, 収穫までの1 episode は12 step と設定している. 状態  $s_t$  は1 step から4 step までは小松菜の背丈を使用し, 5 step から12 step までは小松菜の葉の長さ (草丈) を使用している. 行動  $a_t$  は各期間で行動数が異なり, 灌水Aと灌水Bの2種類の濃度の養液を用意して灌水を行う. このとき, 灌水に用いる養液はハイポネックスと呼ばれる肥料の標準濃度を灌水Aとし, 標準濃度を2倍に希釈した濃度を灌水Bと設定する. 報酬は時刻  $t$  と  $t-1$  における小松菜の状態を比較し, 以下のように定義する.

$$r_t = \begin{cases} +0.2 & (\text{時刻 } t \text{ で成長している}) \\ 0 & (\text{変化なし}) \\ -0.2 & (\text{時刻 } t \text{ でしおれている}) \end{cases}$$

上記の条件に従って, 小松菜をエージェントとした強化学習を適用する.

## 3 強化学習による小松菜の栽培実験

実験は2019年12月4日から12月26日までの期間に小松菜へ強化学習を適用させた. 強化学習による栽培の結果から行動選択が学習由来かどうか判断するた

**Q-learning Based Method with Neural Networks for Long-Term Automatic Crop Cultivation**

Shuto Namba<sup>†</sup>, Junpei Tsuji<sup>‡</sup> and Masato Noto<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Course of Electrical, Electronics and Information Engineering, Graduate School of Engineering, Kanagawa University

<sup>‡</sup>Department of Information Networking for Innovation And Design, Toyo University

表 1: 行動の種類

	灌水 A (ml)	灌水 B (ml)	行動数
定植前	10, 15, 30	10, 15	5
定植後	30, 60, 75	45, 60, 75	6

めには同期間でランダムな行動選択による栽培を行うことで比較を行う。ランダムな行動選択による栽培結果と強化学習による行動選択から成長した結果を比較したとき、枯れずに成長した個体数や成長率に差異が生じないのであれば、学習がうまく行われていないことになる。各期間における小松菜の栽培数は強化学習ベースを 20 株、ランダムベースを 10 株の合計 30 株として実験を行った。その際に使用した各栽培期間での行動の種類を表 1 に示す。

各栽培期間に対してこれらの行動を用いた NN による Q 学習が可能かどうか実際に栽培することで実験的に明らかにする。

#### 4 結果および考察

定植前における小松菜の栽培結果として定植の目安に用いられる葉の枚数に着目した。1 step から 4 step までの期間で葉の枚数が両方の栽培方法でどの程度、差が生じるか比較した結果、強化学習ベースで栽培した場合の葉が 3 枚の割合は 100%であったが、ランダムベースで栽培した結果の割合は 60%であった。この結果から強化学習によって育てた小松菜はランダムな行動で育てた小松菜と比較して学習由来による栽培が行われていたことが考えられる。

定植後の期間での小松菜の栽培結果を図 1 に示す。図 1 のグラフは強化学習ベースとランダムベースの各 step における背丈の平均値を表しており、横軸を step、縦軸は小松菜の草丈の平均と標準偏差を表している。グラフからランダムベースでの栽培結果は 11 step まで増加傾向にあったものの、12 step で減少している。このことから 12 step でしおれる個体が多く表れたことが考えられる。一方、強化学習ベースの栽培結果は 10 step 目で一度、草丈の平均値が減少している様子が見られる。しかしながら、11 step 目ではわずかながら平均値が上昇していることから、エージェントとして的小松菜が現在の状態に合わせた灌水行動を選択したことが考えられる。定植前と定植後の 2 つの期間に分けて、各期間で異なる NN による Q 学習を適用することで小松菜の栽培を行った結果、各期間で強化学習による栽培の独自性が見られた。この結果は農作物の栽培方法最適化に強化学習を適用する手法の有効性を示唆していると考えられる。

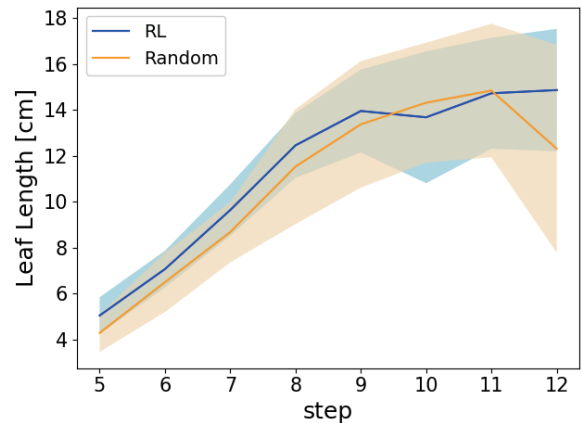


図 1: 5step から 12step までの平均草丈と標準偏差

#### 5 おわりに

本研究では、農作物の長期的な自動栽培実現に向けて成長段階に合わせた異なるニューラルネットワークによる Q 学習を併用することから、収穫までの栽培方法最適化を目的とした手法を提案した。エージェントを小松菜、行動を 2 種類の養液濃度の灌水、報酬を step 間の成長率に応じて付与するような環境を構築して強化学習を適用した。小松菜の栽培期間は定植前と定植後に分けて栽培することで各期間で望ましい結果が得られるか実際に栽培することで手法の評価を行った。結果として、定植前の期間の場合、定植の目安として使用される葉の枚数は強化学習ベースでの栽培結果では 100%が基準を満たす様子が確認できた。また、定植後の期間の場合では 1 試行の中でしおれる様子が確認されたものの、次の状態では成長する様子が確認できた。成長段階に合わせて適用する強化学習を変化させた結果、各期間で強化学習による栽培の独自性が見られたため、農作物の栽培方法の最適化に強化学習を適用する手法の有効性を示唆することができた。

#### 参考文献

- [1] Zhu, N., Liu, X., Liu, Z., Hu, K., Wang, Y., Tan, J., Huang, M., Zhu, Q., Ji, X., Jiang, Y. and Guo, Y.: Deep Learning for Smart Agriculture: Concepts, Tools, Applications, and Opportunities, *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, Vol. 11, No. 4, pp. 32–44 (2018).
- [2] Wakahara, T. and Mikami, S.: Adaptive Nutrient Water Supply Control of Plant Factory System by Reinforcement Learning, *Proc. of SCIS & ISIS*, Vol. 2010, pp. 1020–1025 (2010).