

研究終了報告書

「不確実環境下における栽培条件のベイズ的最適化」

研究期間： 2017 年 10 月～2021 年 3 月

(新型コロナウイルス感染症の影響を受け 2021 年 9 月まで延長)

研究者： 岩山 幸治

1. 研究のねらい

本研究は、野外の不確実な環境のもとで、期待される収量や品質を最大化するような施肥や灌水などの栽培条件を効率的に探索する手法の開発を目的としている。灌水や施肥条件によって、得られる収量や品質は当然変わってくるので、多くの収量や高品質な収穫物を得るためには、より良い栽培条件を探索する必要がある。

栽培条件の最適化には二つの困難な点があると考えられる。一つ目は、一回の評価に時間やコストがかかることである。通常、最適化は、様々な条件で繰り返し評価を行い、最も良い結果を与える条件を探索する。栽培においては、一回の評価は、実際に栽培を行い収穫することにあたる。栽培は多くとも年に数回が限度であり、また、一回の栽培にはそれなりの労力と費用を要する。そのため、多数の条件について評価、すなわち栽培を繰り返すことは現実的ではない。二つ目は、不確実な環境からの影響である。閉鎖型の植物工場でない限り、収量や品質は栽培期間の環境、すなわち、気象条件の影響を受ける。そのため、同じ条件で栽培しても、その年の気候によって、得られる収量や品質は全く異なるものになりうる。したがって、栽培条件の最適化においては、毎年変化する不確実な環境のもとで期待される収量や品質が最も高くなるような条件を、より少ない回数で効率的に探索する必要がある。

不確実環境下における栽培条件の効率的な探索を実現するために、この問題を、確率的な環境からの影響を受けるような関数について、その期待値を最大化する問題として定式化する。そして、ベイズ的最適化に基づいた探索アルゴリズムを開発する。ベイズ的最適化は、評価にコストや時間がかかる関数を、少ない回数の評価で効率的に最適化するための手法である。ベイズ的最適化では、対象の関数についてベイズ推定により予測分布を構成し、予測分布に基づいて、より最適条件である見込みのある条件を重点的に探索していく。従来のベイズ的最適化では、不確実(確率的)な環境の影響を考慮できなかった。そこで、本研究では、不確実な環境の影響のもとで、関数の期待値を効率的に最大化するベイズ的最適化手法を開発することを目指した。

2. 研究成果

(1) 概要

外部から確率的な影響を受ける影響を不確実環境下において、少数の探索で効率的に探索を行うためのベイズ的最適化アルゴリズムを開発した。ベイズ的最適化では、ベイズ推定により構成された予測分布から、獲得関数と呼ばれる関数を算出し、評価にコストのかかる最適化対象の関数の代わりに、この獲得関数の最大化を行うことで探索を行う。本研究では、不確実環境下で効率的な探索を行うため、最も一般的なベイズ的最適化の一つである GP-UCB アルゴリズムの獲得関数を不確実環境下の期待値を最大化するように定義しなおし

た GP-UCB-Ex アルゴリズムを開発した。GP-UCB-Exアルゴリズムでは、過去の環境の観測、例えば栽培においては栽培期間の気象条件を記録しておき、それらのもで期待される収量や品質を最大化するように探索を行う。

ベイズ的最適化の性能評価には、リグレットという量がよく用いられる。リグレットは、真の最適解を選択した場合に得られた値と、実際に選択した入力で得られた値との差と定義される。仮に、最適化アルゴリズムが最適解へと収束するならば、リグレットは 0 へ収束するはずである。通常のベイズ的最適化である GP-UCB アルゴリズムについても、リグレットが 0 へ収束することが理論的に証明されている。本研究で開発した GP-UCB-Exアルゴリズムについてもリグレットが 0 へ収束する、すなわち期待値を最大化する条件へと収束することが証明された。

通常、ベイズ的最適化では、一回に一つの条件について評価を行うことを想定する。しかし、栽培条件の探索を行う場合、一回の栽培に長大な時間を要することを考えれば試験区を分けて複数の栽培条件について同時に検討を行う方が現実的である。そこで、GP-UCB アルゴリズムを、一度に複数の条件を評価するよう拡張した GP-UCB-PE アルゴリズムと同様の発想で、GP-UCB-Exアルゴリズムについても並列化を行い、これについても最適条件へ収束することを証明した。

上記で開発したアルゴリズムにより、実際に栽培条件の最適化が効率的に行えることを確認するため、作物モデルを用いてシミュレーションを行った。収量を最大化する施肥条件の探索を行った。その結果、GP-UCB-Ex アルゴリズムは環境を考慮しない既存の GP-UCB アルゴリズムよりも早く最適条件へ収束することが確認された。

新型コロナウイルス感染症の影響を受け 6 ヶ月間研究期間を延長し、閉鎖型環境及び野外環境における栽培試験を実施した。

(2) 詳細

研究テーマ「不確実環境下におけるベイズ的最適化アルゴリズムの開発」

不確実環境下における栽培条件の効率的な探索を実現するため、確率的な外的環境から影響を受けるような状況において、対象の関数の期待値を最大化するベイズ的最適化手法を開発した。収量や品質は、我々が制御できる灌水や施肥といった条件に加えて、栽培期間の気象条件の影響を受ける。その中で、期待される収量や品質を最大化するような栽培条件を見つけることが求められる。この問題は、入力に加え、外的環境からの確率的な影響を受けるような関数について、その期待値を最大化する問題として定式化できる。

本研究では、外的環境の影響を考慮しない通常のベイズ的最適化のアルゴリズムの一種である GP-UCB アルゴリズムを拡張し、上記の問題に対する GP-UCB-Exアルゴリズムを開発した(主な研究成果リスト(3)-1,2)。このアルゴリズムは、過去に観測された外的環境、栽培においては栽培期間の気象条件の観測値を使って、関数の期待値を推定し、その推定された期待値について GP-UCB アルゴリズムと同様の探索を行うものである。ベイズ的最適化の性能は、リグレットという量で評価されることが多い。リグレットは、真の最適条件を選択した場合と、実際にアルゴリズムによって選択された条件の間で、得られた関数の値の差として定義され、アルゴリズムが最適条件へ収束するならば、この量は 0 へ収束する。このとき、アル

ゴリズムを実行している期間のリグレットを累積したリグレットの増加は、直線的な増加よりも遅くなる。従来の GP-UCB アルゴリズムについては、最適条件に収束することが知られていたが、GP-UCB-Ex アルゴリズムについても、同様に最適条件に収束することを示すことができた。

GP-UCB-Ex アルゴリズムにより最適栽培条件の探索を行えるかを検証するため、作物モデルの一つである DSSAT を用いて、イネの栽培のシミュレーションを行った。施肥条件として、基肥量、追肥量、追肥タイミングをコントロールし、穀粒窒素量が最大となる条件を探索した。GP-UCB 及び GP-UCB-Ex アルゴリズムの累積リグレットのグラフを図 1 に示す。双方の

アルゴリズムで累積リグレットの増加が直線よりも遅いため、最適条件に収束していくことがわかる。また、GP-UCB-Ex アルゴリズムは、従来の GP-UCB アルゴリズムに比べ、累積リグレットの増加が遅い、すなわち、より早く最適条件に収束している。

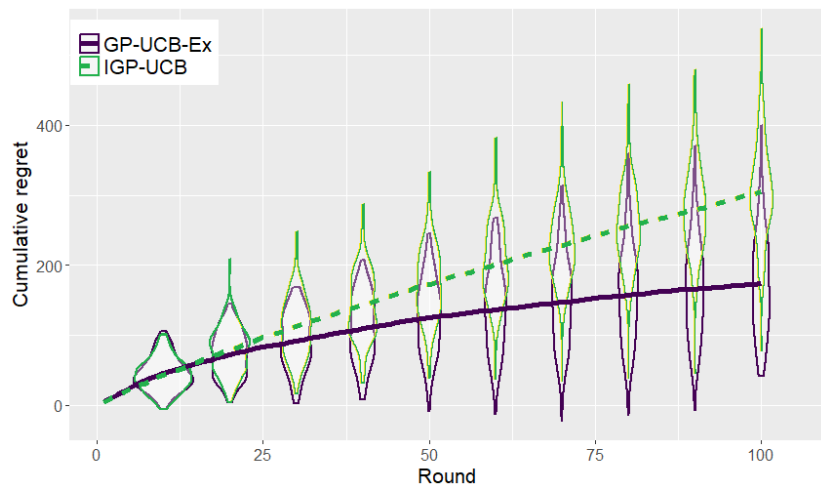


図 1 DSSAT のシミュレーション結果

より良い栽培条件を探索するために栽培試験を実施する場合、一回の試験では試験区を分け、複数の条件で同時に栽培を行うのが一般的である。一方、ベイズ的最適化では、通常、一回に一条件の評価しか行わない。そこで、GP-UCB アルゴリズムを並列化した GP-UCB-PE アルゴリズムと同様に、GP-UCB-Ex アルゴリズムについて並列化を行った。具体的には、一つの条件は GP-UCB-Ex アルゴリズムで決定し、同時に評価する残りの条件については、予測分布の分散が大きい、すなわち現時点で情報があまり得られた以内条件から重点的に選択する。

WOFOST という生育モデルで小麦の栽培をシミュレーションした結果を図 2 に示す。イネと同様、基肥量、追肥量、追肥タイミングをコントロールし、収量の最大化を目指す。

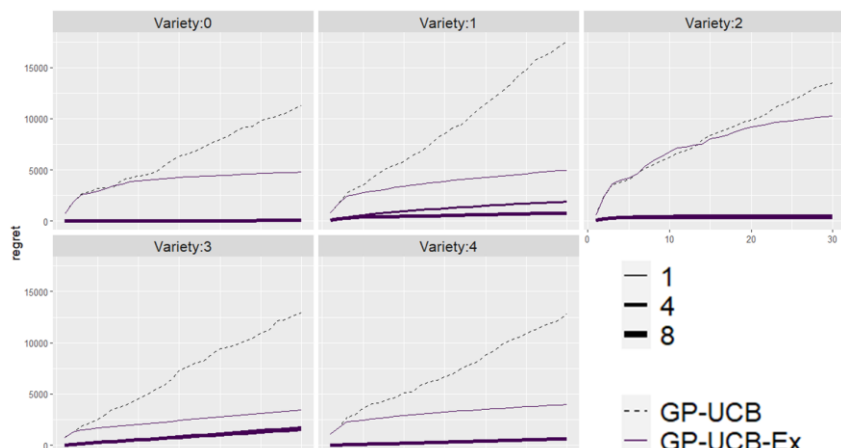


図 2 WOFOST のシミュレーション結果。線の太さは同時に探索した条件の数を表す。

ここでは、地上部乾燥重量を終了とした。並列化を行うことで、一回に一条件のみの評価を行う場合に比べて、累積リグレットの増加が遅くなっていることがわかる。

本研究では、不確実環境下におけるベイズ的最適化アルゴリズムを開発し、シミュレーションにより検証を行った。当初は、開発するアルゴリズムとして、栽培期間中の長期の気象予報を活用することを検討していた。しかし、現実には、栽培を行う現地における気象条件を正確に数か月にわたって予測することは非常に困難であるため、現地で栽培期間中に測定した気象データを活用する方針へ変更し、アルゴリズムを開発した。この点については、当初の計画していたものよりも、適用範囲の広いアルゴリズムが得られたと考える。また、シミュレーションによる検証については、当初の計画通り、複数の作物モデルを用いて現実的なシミュレーションを実施し、栽培条件の探索性能を評価することができた。しかし、当初計画していた、実証のための栽培試験は十分な期間行うことができなかったため、引き続き、検証を続けていく必要がある。

3. 今後の展開

本研究で開発した不確実環境における栽培条件の効率的探索手法の実用性については、作物モデルのシミュレーションにより検証を行ってきた。しかし、現実の栽培に適用した場合の実用性についての検証はまだ十分に行われていない。現実の栽培において、本研究で開発した探索手法の実証のため、引き続き、外部と連携して栽培試験を行っていく。

4. 自己評価

本研究は、アルゴリズムの開発、そのシミュレーションによる検証、栽培試験による実証の3つを目的としていた。アルゴリズムの開発については、当初計画していたものよりも応用範囲の広いアルゴリズムを開発し、その性能について理論保証を与えることもできた。シミュレーションにおいても、作物モデルを活用した検証を行うことができ、目的を達成できたと考える。栽培試験による実証については、試験開始の遅れ、試験計画の変更などが重なり、当初予定していた回数の試験を行えず、アルゴリズムの実証をできるだけだけのデータを得ることができなかった。栽培試験の計画策定の遅れが後のスケジュールに影響を与えており、この点において、研究の進め方に課題が残ったと考える。

栽培試験による実証の遅れに起因し、農家の現場における研究成果の活用について検討を十分行えることができなかった。本研究がイノベーションとなるためには、農家の現場で広く活用できる形態にまで、研究成果を昇華する必要があり、引き続き検討が必要と考える。

5. 主な研究成果リスト

(1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数: 0件

(2) 特許出願

研究期間累積件数: 0件

(3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. 岩山幸治, 確率的環境かにおける期待値のベイズ最適化, 第 22 回情報論的学習理論ワークショップ (IBIS2019), 11, 2019.
2. 岩山幸治, 外的要因の影響を受ける関数のベイズ最適化, 2020 年度人工知能学会全国大会, 6, 2020.