

# 完全制御型植物工場における最適栽培環境制御則探索のための ベイズ最適化に向けた成長率モデルの検討

飯塚達哉<sup>†</sup> 中原健一<sup>†</sup> 繁田亮<sup>†</sup> 川原圭博<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻

## 1 はじめに

照明として人工光を用いる植物工場における、生育速度などの生産性は照明時間や気温などの栽培環境制御則「レシピ」に依存するため、最適レシピの発見が重要となる。これまでニューラルネットワークなどの機械学習手法を用いて植物の複雑な環境応答をモデル化し、最適レシピを得ようとする手法が提案されてきた [2]。しかし広大なレシピ探索空間において学習データを十分に集めることは難しく、機械学習モデルの性能は学習データから遠いデータに対しては担保されない。レシピ探索においては学習データを効率的にサンプリングすることが重要となり、サンプル数の少ない点を選択する「探索」と生産性が高いと予想されるレシピの周辺を重点的に選択する「活用」の両点を考慮する必要がある。植物の環境応答が時間変化するモデルを考える場合、探索空間が膨大になってしまい現実時間で最適なレシピを発見することは難しい。そこで、植物の環境応答が時間変化せずレシピに一意に対応するモデルとして単純化できれば、連続腕バンディット問題として定式化可能となる。本稿では、環境応答として観測される葉面積の成長率の分布がレシピによって一意に定まるかどうかの検証を行った。結果として、レシピが一定の下において成長率は正規分布に従う様子が観測できた。

## 2 成長率モデル

### 2.1 成長率

植物は主に光合成を通じて成長し、葉が大きくなるほど光合成量も増加するため、栄養成長期には指数的成長を示す。この現象は Blackman のモデルとして以下の式で表される。

$$\frac{dS}{dt} = r \cdot S \quad (1)$$

ここで  $S$  は葉面積、 $r$  は成長率を表し、一般的に成長率は環境や生育ステージによって変化する。

### 2.2 成長率のモデル化

レシピの探索を高速に行うために、成長率がレシピの関数とし式 (2) および式 (3) によって表されるモデルを提案する。 $S_t$  は時刻  $t$  における葉面積の真の値、 $S'_t$  は時刻  $t$  における葉面積の観測値を表す。 $\sigma^2$  は観測によって生じる誤差を分散として表し、正規分布と仮定する。ここで時刻  $t$  の成長率をレシピのベクトル表現である  $\mathbf{a}_t$  を変数とする関数  $F(\mathbf{a}_t)$  によって表現できると仮定した。これによって日毎のレシピに対して観測される成長率を観測しながら、次に試すレシピを賢く選択することで、最適なレシピをより早く発見できる。

$$S'_{t+1} \sim N(S_{t+1}, \sigma^2) \quad (2)$$

$$\frac{S_{t+1} - S_t}{\Delta t} = F(\mathbf{a}_t) \cdot S_t \quad (3)$$

### 2.3 ベイズ最適化を用いた動的レシピ選択

式 (2) および式 (3) で定義したモデルは、観測される成長率を報酬として、報酬を最大とするように翌日のレシピを選択する連続腕バンディット問題とみなせる。ここで関数  $F$  がガウス過程に従うことを仮定すれば、信頼上限を最大とするレシピを常に選択する、ベイズ最適化を用いて効率的な探索が可能となる。

報酬として観測された成長率の集合  $R_t = \{r_1, r_2, \dots, r_t\}$ 、レシピベクトルの集合  $A_t = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_t\}$  があるとき、 $F(\mathbf{a}_t)$  の信頼上限  $\overline{\mu_a(t)}$  は以下の式で求められる [3]。

$$\overline{\mu_a(t)} = \mu(\mathbf{a}|R_t) + \alpha_t \cdot \sigma(\mathbf{a}|R_t) \quad (4)$$

ここで、 $\mu(\mathbf{a}|R_t)$  は成長率  $R_t$  が観測されたときにレシピ  $\mathbf{a}$  を選択したときに得られる成長率の期待値を表し、 $\sigma(\mathbf{a}|R_t)$  は分散を表す。 $\alpha_t$  は信頼度を表すパラメータである。 $\mu(\mathbf{a}|R_t), \sigma(\mathbf{a}|R_t)$  は関数  $F$  がガウス過程に従うと仮定したとき、 $R_t, A_t$  より求められる。各時刻  $t$  において  $\overline{\mu_a(t)}$  を最大化するレシピ  $\mathbf{a}_t$  を選択することで、ベイズ最適探索が可能となる。

#### A Consideration of Growth Rate Model for Applying Bayesian Optimization of the Climate Recipe in Completely Controlled Plant Factory

Tatsuya IIZUKA<sup>†</sup>, Kenichi NAKAHARA<sup>†</sup>, Ryo SHIGETA<sup>†</sup> and Yoshihiro KAWAHARA<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Kawahara Laboratory,

Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

{iizuka, nakahara, shigeta, kawahara}@akg.t.u-tokyo.ac.jp

表1: 実験期間中に適用したレシピ. 交互に繰り返される昼夜の各期間における環境制御の各値を示す.

	時間	照明	気温	pH	換気間隔
昼	17 時間	ON	23 °C	6.0	2 時間
夜	7 時間	OFF	21 °C	6.0	2 時間

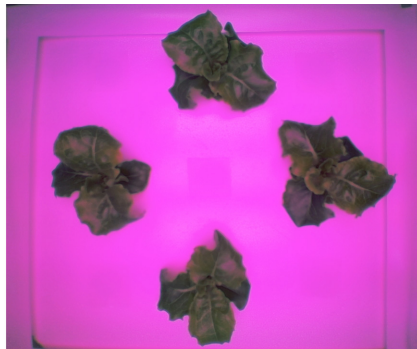


図1: Personal Food Computer [1] 内での生育過程を天井から撮影した画像の一例. 1 回の生育で 4 株育て, それぞれの葉面積を画像処理により取得する.

### 3 レシピと成長率の関係性の測定

成長率とレシピの関係性を明らかにするために, 簡易型の植物工場である Personal Food Computer [1] (PFC) を用いてレタスの生育実験を行った. 実験期間を, 植物の葉長が3 cm以上15 cm以下である栄養生長期に限定することで, 生育ステージの違いによる成長率への影響を少なくした. また, PFC への移植時点での各個体の葉面積差が成長率にどのように寄与するかも検討できるように実験対象とする個体の選定を行った. PFC 内で撮影された植物体の画像の例を図1に示す. カメラは1時間おきに撮影し, 毎時の葉面積データを取得できる. 平滑化した1時間ごとの葉面積の時系列グラフを図2に示す. 1回転につき4株の生育を行うため, 4系列(“top”, “left”, “right”, “bottom”)の葉面積の時系列データを示している. 実験は12月15日から12月20日の6日間にかけて行った. 適用したレシピの詳細を表1に示す.

次に, 図2のデータと式(1)を用いて成長率の算出を行った. 式(1)における  $dt$  はレシピのサイクルである24時間として, 各時刻において24時間後の葉面積との比較から成長率を算出した. 4株の成長率の平均をヒストグラムとして図3に示す. 実験期間における成長率の平均は  $3.1 \times 10^{-6} \text{ s}^{-1}$ , 分散は  $4.7 \times 10^{-7} \text{ s}^{-1}$  となった. 平均に対して分散の値は小さく, 正規分布として仮定可能だと言える.

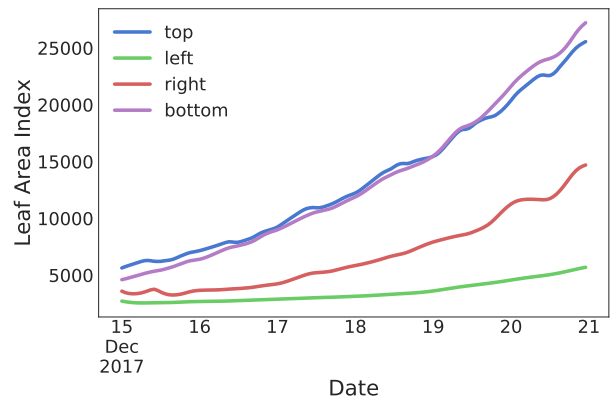


図2: 実験期間における葉面積の時系列グラフ. 図1における4株それぞれについて計測した.

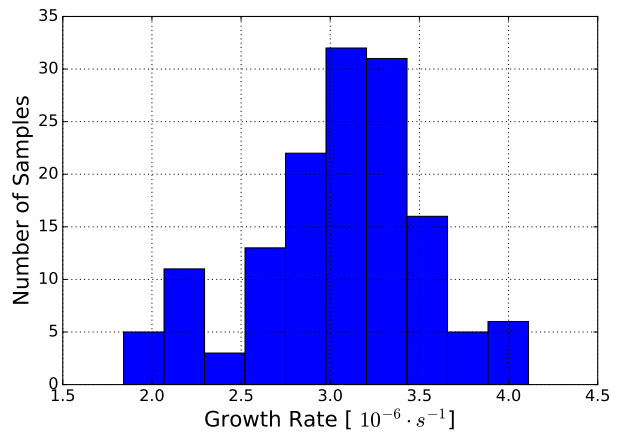


図3: 実験期間において1時間ごとに算出した成長率をヒストグラムとして示した.

### 4 おわりに

本稿では, 高速なレシピ改良手法として日毎の成長率を報酬とするベイズ最適化を提案し, その適用可能性の検討としてレシピ一定の下では成長率も一定の正規分布に従うことを確認した. 現在はレシピを変更していったときの成長率の変化を確認し, ベイズ最適化を用いたレシピ選択の実験より提案手法の妥当性を評価中である.

本研究は JST ERATO の支援を受けて行われた.

### 参考文献

- [1] Harper, C., and Siller, M. Openag: a globally distributed network of food computing. *IEEE Pervasive Computing* 14, 4 (2015), 24–27.
- [2] Hirafuji, M., and Kubota, T. Chaos of plant growth under changing environment. *Environment Control in Biology* 32, 1 (1994), 31–39.
- [3] Snoek, J., Larochelle, H., and Adams, R. P. Practical bayesian optimization of machine learning algorithms. In *Advances in neural information processing systems* (2012), 2951–2959.