

# 施設園芸における栽培環境最適化に向けた トマト生長の機械学習モデル試作

竹内 智晴<sup>†</sup> 山田 将史<sup>†</sup> 福田 直也<sup>‡</sup>

三菱電機株式会社 情報技術総合研究所<sup>†</sup> 筑波大学 生命環境系<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

プラスチックハウスやガラス温室などに代表される施設園芸では、リーフレタス等の葉菜類、トマトやイチゴ等の果菜類をはじめ、様々な作物が栽培されている。近年の施設園芸では、ヒートポンプや CO<sub>2</sub> 発生器、灌水装置などの複数の機器を統合制御することにより、栽培環境の最適化を行っている。環境制御の機械化は、農作業の省人・省力、作物収量や品質の安定・向上などの効果が期待される。そのため、計画的な農業経営や農業の大規模化を目指す農業法人などから特に高い関心を集めている。

## 2. 作物生長に則した施設環境制御

施設園芸の環境制御では、初期栄養生長期や収穫期など、栽培作物の生育ステージごとに、異なる最適環境を制御・維持することが生育に最も効果的かつ効率的である。そのため、栽培作物の生長監視による生育ステージの適切な判断や、各生育ステージにおける最適環境制御が求められる。

近年では、IoT 技術の進歩・普及により、施設内の環境状態情報をセンサネットワーク等で監視できるようになった。さらには、カメラ等を用いた野菜の生育状況監視も実現しつつあり、栽培に関するデータを収集・蓄積できるようになった。一方、最適な環境制御に必要な作物の生育状況監視については、いまだ熟練者の経験則に頼る判断が行われている。

そこで著者らは、環境制御の観点から、生育ステージの判断や生育ステージごとの生長を予測するための作物生長のモデル化技術について研究を行っている[1][2]。本稿では、施設園芸におけるトマト栽培（定植～収穫）に着目し、環境データからトマト生長を推定するモデルについて検討・試作した結果を述べる。

A Trial on Modeling of Tomato Growth for Optimizing Cultivation Environment in Green House  
Tomoharu TAKEUCHI<sup>†</sup>, Masafumi YAMADA<sup>†</sup>, Naoya FUKUDA<sup>‡</sup>  
<sup>†</sup>Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation  
<sup>‡</sup>Faculty of Life and Environmental Sciences, University of Tsukuba

## 3. トマト栽培データの収集

本実験では、筑波大学内のプラスチックハウスにおいて、表 1、表 2 に示す条件でトマトを栽培しデータ収集した。本実験では、昼夜で異なる環境影響も考慮し、表 3 に示す環境データ 4 項目×昼/夜の 2 term の計 8 因子をモデル入力候補とし、表 4 に示す生育ステージの異なる生長データ 3 項目を推定するモデルを試作した。モデル試作にあたり、表 4 に示すように、生長データ項目ごとにモデル化のための問題設定と環境データのモデルへの入力方法の検討を行った。そこで 4 章では、本結果をもとに、入力となる環境データおよび適用する機械学習手法について複数の組合せパターンを試し、比較検討した。

表 1 トマト栽培実験概要

項目	内容	備考
品種	レバンソ	長段栽培
株数	11 株×気温 2 条件	条件は表 2 参照
期間	2018/5/21～7/30	株の定植～収穫完了まで

表 2 トマト栽培における気温制御条件

条件 (気温制御)	気温上限値			備考
	5月	6月	7月	
1. 通常 (RoomA)	昼	25℃	30℃	昼：7:00-20:00 夜：20:00-7:00
	夜	20℃	25℃	
2. 夜冷 (RoomB)	昼	25℃	30℃	
	夜	15℃	20℃	

表 3 モデル試作に用いた環境データ項目

項目	単位	備考
1. 気温	℃	term(時間帯)別に平均値を算出し、モデル試作に使用。 (1)term1【昼】：6:00-18:00 (2)term2【夜】：18:00-6:00
2. 湿度	%RH	
3. 照度	lx	
4. CO <sub>2</sub> 濃度	ppm	

表 4 モデル試作した生長データ項目

項目	備考	モデル化 問題設定	環境データ の入力方法
1. 草丈 生長度	計測期間中の計測日(週3回)間の生長度[cm]を推定。	数量予測	計測日間の環境データ累積値
2. 収穫 重量	計測期間中の各日の収穫果実総重量[g]を推定。		定植からの環境データ累積値
3. 収穫 期	果房別の収穫前(1)/収穫期(2)/収穫完了(3)の状態ラベルを推定。	判別分類	開花からの環境データ累積値

## 4. 機械学習による生長モデルの試作

### 4.1. モデルに用いる環境データの選択

本実験では、表 3 にある環境データ (8 因子) を全て適用する場合と、ステップワイズにより変数選択した場合 (5 因子) について、それぞれモデルを試作した。なお、ステップワイズの実行条件および結果は表 5 に示す通り。

表 5 ステップワイズの実行条件、結果

項目	設定値 (条件) および結果詳細
目的変数	草丈生長度
説明変数	気温(昼)/気温(夜)/湿度(昼)/湿度(夜)/照度(昼)/照度(夜)/CO <sub>2</sub> 濃度(昼)/CO <sub>2</sub> 濃度(夜)の 8 因子
モデル	線形回帰
ステップワイズ手法	変数増減法 (変数増条件: p 値 > 0.2、変数減条件: p 値 < 0.25)
説明変数の初期条件	気温(昼)/気温(夜)/照度(昼)/照度(夜) ※農学的知見をもとに恣意的に選択
実行結果	気温(昼)/気温(夜)/照度(昼)/照度(夜)/CO <sub>2</sub> 濃度(昼)の 5 因子

### 4.2. モデルに用いる機械学習手法の選択

本実験では、草丈生長度と収穫重量に対するモデル化手法として表 6 に示す数量予測系の機械学習手法を選択した。また、収穫期に対しては表 7 に示す判別分類系の機械学習手法を選択した。

表 6 比較した機械学習手法 (草丈生長度、収穫重量)

	機械学習手法 (数量予測)
手法 1	線形回帰
手法 2	サポートベクトル回帰(kernel='rbf')
手法 3	サポートベクトル回帰(kernel='linear')
手法 4	サポートベクトル回帰(kernel='polynomial')
手法 5	回帰決定木
手法 6	ランダムフォレスト

表 7 比較した機械学習手法 (収穫期)

	機械学習手法 (判別分類)
手法 1	多項ロジスティック回帰(model='nominal')
手法 2	多項ロジスティック回帰(model='ordinal')
手法 3	サポートベクトル分類(kernel='rbf')
手法 4	サポートベクトル分類(kernel='linear')
手法 5	サポートベクトル分類(kernel='polynomial')
手法 6	分類決定木
手法 7	ランダムフォレスト

### 4.3. モデル試作結果比較

4.1 で選定した環境データ項目と 4.2 で選定した機械学手法との各組合せパターンについて、それぞれモデルを試作し、実測値と推定値との RMSE (Root Mean Square Error) および MAE (Mean Absolute Error) により性能比較した。

草丈生長度のモデル比較結果を図 1 に、収穫重量のモデル比較結果を図 2 に、収穫期のモデル比較結果を図 3 に示す。なお、収穫期については、各状態ラベルを数量化することで RMSE と MSE を算出した。各結果から、非線形系の手法の方

が RMSE や MAE (縦軸) の値が小さくなっており、推定精度が高いことが分かった。これは、トマト生長が複数の環境要因から複雑に影響を受けており、非線形系の方がその関係性をより適切に表現出来たためと考えられる。また、ステップワイズによる変数選択は、適用した機械学習手法ごとで精度への影響に違いが見られた。

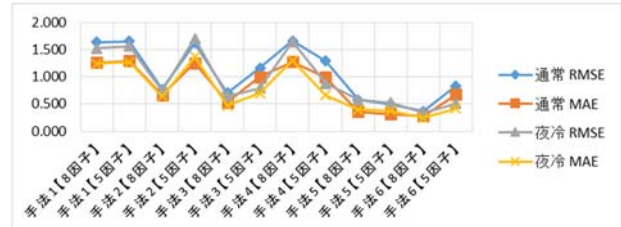


図 1 草丈生長度のモデル別性能比較

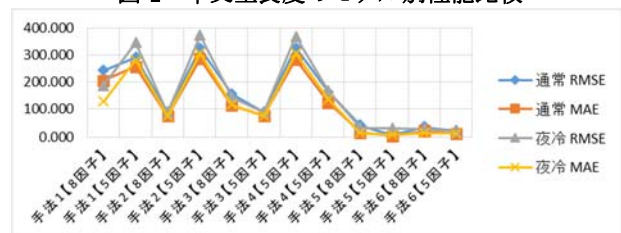


図 2 収穫重量のモデル別性能比較

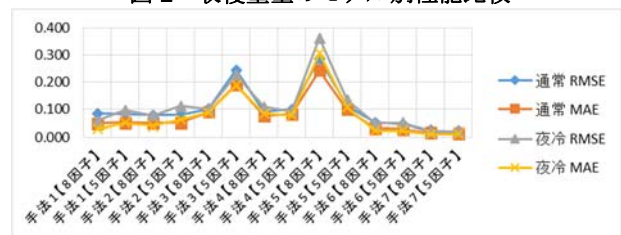


図 3 収穫期のモデル別性能比較

## 5. まとめ

本稿では、トマト生長を対象に、環境データから生長推定するためのモデル化方式について複数の変数選択法、機械学習手法によりモデル試作して性能比較した。今後は、評価データにトマト栽培データを追加して、モデルの汎用性等を含めて評価を進める。

## 謝辞

本研究にあたり、筑波大学 つくば機能植物イノベーション研究センターには、本実験用のトマト栽培並びにデータ収集に協力いただいた。

## 参考文献

- [1] 竹内智晴 他, “植物工場におけるルッコラ栽培の背丈経日変化に関する多変量解析,” 情報処理学会第 77 回全国大会 (2015).
- [2] 竹内智晴 他, “施設園芸における栽培環境最適化に向けたトマト生長のモデル化に関する検討,” 第 17 回情報科学技術フォーラム(2018)