# 農業センサデータに基づいたトルコギキョウのブラスチングの 確率モデリング

# Probabilistic Modeling of Blasting in Eustoma with Agriculture Sensor Measurement Data

本廣 多胤† Masatsugu Motohiro 花田 裕美‡ Hiromi Hanada 吉廣 卓哉§ Takuya Yoshihiro

# 1. はじめに

近年、農業従事者の高齢化に伴い大量離農への危機感が高まっている。日本の農業は小規模農家の効率的な生産により支えられており、これらは、農業従事者の豊富な経験によって裏付けられている。しかし、その経験を新規農業者が得ることは容易ではない。また、離農に伴う耕作放棄地を集約して大規模化かつ効率的な農業を行うことが求められるが、そのためには経験に依存することのない、センサ等の客観的指標に基づいた栽培判断が不可欠である。

客観的指標に基づいた栽培手法のマニュアル化を実現す るための方法として, 複数の栽培条件で栽培試験を行い, センサ等の多数の測定値を用いた統計分析により、植物の 生育特性を明らかにすることが考えられる. この方法では, 対象植物に関する既存の知見から栽培条件を決定し、これ を組み合わせ的に適用する栽培試験を行うことによって, 対象植物の生育に影響を与える主要条件の影響を分析でき る. しかし、現在の農業、特に本研究が対象とする花卉等 を栽培する園芸分野では、試験実施の手間や統計分析技術 の不足等の理由で,一試験で実施する栽培条件を一種類に 絞るなど、非効率な実験がなされている. 情報分野で用い られるような高度な分析技術を適用することで、従来に比 べてはるかに効率的な栽培試験を行うことが可能となる. さらに、農業 IoT 技術として各種センサを用いた測定を組 み合わせ,客観的な測定値をデータに加えることで,より 詳細な分析が可能になる、これらの方法により、効率的な 栽培判断を行うための、対象植物の生育特性の把握を大き く促進させることが可能となる.

本研究では、冠婚葬祭に広く用いられる経済価値の高い花卉であるトルコギキョウを対象とする。トルコギキョウは近年になって花弁数が多い八重の品種が開発され、この10年程度の間に装花として広く用いられるようになった。そのため、まだ効率的な栽培手法が確立されておらず、栽培を行う農業従事者の経験に強く依存して栽培されている。また、その生育特性にも未知な部分が多く、特性の解明による安定生産技術の確立が求められている。トルコギキョウは、蕾が生育を停止し枯死するブラスチングと呼ばれる個体損失を起こすことが知られており、栽培中のブラスチング個体の低減が求められている。

本研究では、複数の栽培条件を組合せ的に適用する栽培試験を実施し、土中センサデータと栽培条件から、ブラスチングの発生確率をモデル化する。組合せ的な条件とセンサデータを扱うために、階層ベイズモデルに基づいたモデルを設計し、MCMC法(Marcov-chain Monte Carlo)を用

†和歌山大学システム工学研究科,

Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University ‡和歌山県農業試験場暖地園芸センター,

Horticultural Experiment Center, Wakayama Agricultural Experiment Station §和歌山大学システム工学部,

Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

いたパラメータ推定によってモデルの学習を行う。モデルの学習により、モデルに組み込まれた各種要因のブラスチングへの影響の程度が定量化される。実際に栽培データから予測モデルを構築した結果、提案モデルは高い精度でブラスチング確率を説明できることが明らかになった。ブラスチングの要因を特定し、その影響の程度をモデル式によって定量化することによって、ブラスチングを防ぐための栽培指針を示した。

本研究の構成を以下に示す. 第 2 章ではトルコギキョウ 及び関連研究に関して述べる. 第 3 章では,本研究の基礎 となる統計手法に関して述べる. 第 4 章では,本研究の提 案モデルを説明する. 第 5 章では,提案モデルの評価,及 び,分析結果の考察を行い,第 6 章で本論文をまとめる.

# 2. トルコギキョウと関連研究

トルコギキョウとは、北アメリカ南西部から、南部、メキシコ、南アフリカ北部の平原や河口に広く分布するリンドウ科ユーストマ属の植物である。自然環境下では夏に開花する植物であるが、需要が高い植物であるため冬期生産もされており、市場では1年を通して取り扱われている。

日本では、昭和10年代に導入された後、品種改良により多くの品種が作られた。花の咲き方には、一重咲き、八重咲き、一本の茎に多くの花を咲かせるスプレー咲きがあり、花の色には白、紫、黄、ピンク、青等があり多様である。特に、八重の品種は美しく、使用用途が豊富であることから、この10年程度の間に広く用いられるようになり、品種改良も盛んである。世界的にも、主に日本で品種改良が進められている作物である。

トルコギキョウの栽培は、まず、播種から始まり、播種後2週間から1ヶ月で発芽する。播種の時期が夏前になる場合は、高温によるロゼット化を回避するための処理として、1ヶ月ほど光を遮断した暗黒条件の下、 $10^{\circ}$ Cの冷房環境に置く種子冷蔵処理を行うのが一般的である。発芽した後、約2か月の育苗期間を経て定植を行う。育苗期間に関しても、時期が夏頃になる場合は高温によるロゼット化回避のための処理として、クーラーで低温管理された空間で育苗を行うクーラー育苗、夜間のみ低温管理する夜間冷房育苗が行われる。定植後は約1ヶ月で出蕾するが、上位節から発生する側枝の生育を助け、全体の開花を揃えるために最初の頂花出蕾時は早期に摘蕾する。定植後約4ヶ月の栽培の後収穫を行う。栽培される季節により栽培期間や方法が若干異なるが、概ね上記過程により栽培される。

トルコギキョウは、学術的には主に園芸分野で研究が進められる植物であり、ロゼット化やブラスチング等個体損失の低減が研究されている[1]. ブラスチングに関する研究は主に日本人によって進められている. ブラスチングは低

日照と窒素過剰により引き起こされると考えられており,生物学的には生殖器官の分化及び発達が抑制される現象である[2]. ブラスチング対策として,一般的に夜間電照[3]や二酸化炭素の付与[4]が行われる.一方で,生殖器官の分化及び発達が抑制される事象であることから,トルコギキョウの栽培の際にロゼット化を回避する手法として実施される低温処理の影響が懸念される.これまでの研究では,低温処理とブラスチングの関係は指摘されていないが,本研究ではこの点に着目して確率モデル学習を行うことにより,各種低温処理とブラスチングの関係を明らかにする.

# 3. 基礎となる統計手法

#### 3.1 階層ベイズモデル

階層ベイズモデルは、対象となる事象を確率分布で表した確率モデルであり、そのパラメータが別の確率分布により表現され、階層構造を持つ[5]. モデルの各パラメータを表現する確率分布は事前分布と呼ばれ、事前分布はマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC: Markov chain Monte Carlo methods) と呼ばれる乱数を利用した最適化法により、入力データに対して最適な事後分布を推定できる. マルコフ連鎖モンテカルロ法を用いることによって、最尤推定を適用できない複雑なモデルであっても、近似的に最適なパラメータ値を推定可能である.

#### 3.2 マルコフ連鎖モンテカルロ法

マルコフ連鎖モンテカルロ法とは、マルコフ連鎖を定常分布とする確率分布のランダムサンプリングを行うアルゴリズムの総称であり、代表的なアルゴリズムにメトロポリス法やギブスサンプリング等がある[6]. MCMC は、ランダムサンプリングによるパラメータのモデルへの当てはめ繰り返すことにより事後分布を推定する。そのため、尤度推定では多重積分のような複雑な計算を伴う場合であっても、MCMCでは比較的容易な計算の繰り返しのみで事後分布の推定が可能である。

# 4. 提案モデル

#### 4.1 モデル化の方針

トルコギキョウのブラスチング要因の分析を行うために, トルコギキョウを栽培する環境とブラスチングの関係を表 すモデルを設計する.

提案モデルでは、栽培試験において、複数の処理条件を組み合わせ的に適用することを想定する。1つの処理条件は複数の処理区分を含む.たとえば、処理条件「種子冷蔵処理」に対しては「有」「無」の2区分があり、処理条件「育苗温度」においては「なりゆき育苗」「夜間冷房育苗」「クーラー育苗」の3区分がある.トルコギキョウの品種もブラスチングを調査する上で重要な要素であり、品種も便宜的に処理条件として扱う.また、ブラスチングへの影響が大きいと考えられる測定値として、土壌センサの値を扱う.

一方,目的形質であるブラスチングは、個体毎に 2 値 (ブラスチング下した、しなかった)で表現できる.これを確率的に扱うために、同一条件の個体群のブラスチング割合を測定し、この割合を確率分布により説明することを試みる.つまり、ブラスチング割合を目的変数、センサの測定値と処理条件を説明変数として確率モデルを構築する.

先述のように、個体損失は2値で表現できるので、個体損失の発生確率をベルヌーイ分布を用いてロジスティック回帰モデルで表す。ロジスティック回帰モデルは、線形予測子と分布を関連付けるリンク関数として標準シグモイド関数を用いることで、予測値を区間(0:1)の値で表すことができ、事象の発生確率を表すのに適している。つまり、説明変数の線形関数を定義し、その値をリンク関数で(0:1)の区間に変換することで、ブラスチング確率を表現する。

## 4.2 提案モデル

トルコギキョウの処理条件とセンサ測定値を用いて,ブラスチング確率を説明する階層ベイズモデルを提案する.提案モデルを図1に示す. 楕円が確率分布,四角形が線形予測子,五角形がリンク関数を表す. 矢印は,各オブジェクトがどの変数を説明するかを示す.

本提案モデルは、ブラスチングがベルヌーイ分布に従うという仮定の下で、センサ測定値と処理条件を説明変数として、目的変数であるブラスチングの発生確率を表現する。ベルヌーイ分布とは、確率pで1、確率I-pで0をとる分布であり、ブラスチングのようにある2値の値をとる場合に適用される。ブラスチングが従う分布を誤差構造と呼び、以下の式で表す。

$$p(y_n) = q_n^{y_n} (1 - q_n)^{1 - y_n}$$

 $y_n$ は 1 か 0 の値をとり、1 がブラスチングする、0 がブラスチングしないことを表す。 $y_n$  が 1 をとる確率  $p(y_n)$ を、個体 n がブラスチングする確率  $q_n$  を用いてベルヌーイ分布で表す。

リンク関数は、説明変数を線形結合した値を区間(0,1)の値に変換することで、確率を表現することを可能にする. リンク関数は以下の式で表され、線形予測子の出力  $z_n$  を、標準シグモイド関数で区間(0:1)の値をとる  $q_n$ に変換する.

$$q_n = \frac{1}{1 + e^{-z_n}}$$

線形予測子は、各説明変数のブラスチングに対する影響の大きさの和であり、以下の式で表される.

$$z_n = \beta_0 + \sum_i \beta_i \, x_{(i,n)} + \sum_j \sum_g \gamma_{(j,g)} w_{(j,g,n)}$$

ここで、 $\beta_0$ は切片、 $\beta_i$ が項目iにかかる回帰係数、 $x_{(i,n)}$ が個体nにおける項目iの値を表す、 $\gamma_{(i,g)}$ は、グループgにおける項目jの変量効果を表す、 $w_{(i,g,n)}$ は、個体nがグループgにおける変量効果の項目jに属するか否かを表し、属する場合は1、属さない場合0をとる、パラメータである $\beta_0$ 、 $\beta_i$ 、 $\gamma_{(i,g)}$ は事前分布を持ち、そのうち $\gamma_{(i,g)}$ は平均0、分散 $\sigma_i^2$ の正規分布に従い、以下の式で表される。

$$\gamma_{(j,g)} \sim N[0, \sigma_j^2]$$

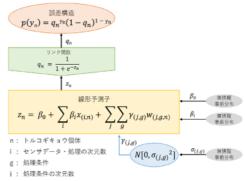


図1 提案モデル

また,  $\sigma_j$ もパラメータであり, 事前分布を持つ.  $\beta_0$ ,  $\beta_i$ ,  $\sigma_j$ は無情報事前分布に従うとする.

本モデルの項目 i とグループ g に説明変数を割り当てることで、モデル式が完成する。複数の処理条件をモデルに適用するため、項目やグループの数には制限を設けていない。項目 i には、連続値をとる項目が割り当てられる。例えば、本試験では土中センサの測定値(本来は時系列データであるが、後述のように全期間の平均値を用いる)や、処理の有無のように 1 か 0 の 2 値で表現される処理条件の区分は  $x_{(i,n)}$ に代入される。グループ g には、2 値またはそれ以上の区分を持つ処理条件が対応する。処理条件やトルコギキョウの品種は  $w_{(i,g,n)}$ に代入され、その個体がその区分に属する場合は 1 、属しない場合は 0 をとる。これに係数  $y_{(i,g)}$ かけることで、その区分の効果の大きさを表す。

# 5. 評価

#### 5.1 評価の概要

栽培試験を実施し、得られたデータを入力として提案モデルの学習を行い、提案モデルのブラスチングに関する説明能力の評価を行う.加えて、上記モデルを通じたトルコギキョウのブラスチング要因を分析する.栽培試験は、多数の処理条件を組み合わせ的に適用する試験区を設計し、一回の試験で複数要因の効果を測定できるようにした.また、各試験区において、ブラスチングとの関係があると考えられる土中センサの値を測定した.

本研究では、試験区毎の個体群を単位としてブラスチング率を測定し、これを提案モデルに適用する。そのため、試験区の数だけしか測定値が得られず、この分野としては栽培試験の規模が大きいにも関わらず、得られるデータのサイズは小さい。このため、モデルに含める変数の数を少なく抑え、モデルの自由度を低くする必要がある。このために、本研究では事前分析として、各処理条件の効果を基礎的な統計処理を用いて分析し、提案モデルに適用する処理条件を絞り込んだ。絞り込まれた処理条件とセンサデータを提案モデルに適用し、ブラスチング確率を説明する確率モデルを学習する。

# 5.2 栽培試験

複数の処理を組み合わせ的に調査する栽培試験を設計した. 栽培はビニールハウスの 60cm 幅の隔離ベッドにて行い, 試験区毎に異なる処理条件の種子を定植した. 各試験区に適用した試験条件を表 1 に示す. 種子冷蔵処理, 苗冷蔵処理, 育苗温度, 育苗時の潅水方法の 4 種であり, 各試験区において 5 種類の品種を栽培した. 各処理の説明を下記に示す.

#### · 種子冷蔵処理

種子を播種後十分吸水させ, 摂氏 10℃の冷蔵庫内に 5 週間静置した. 処理区分は, 処理の有無の2種類で ある.

#### ・ 苗冷蔵処理

苗の定植前の 14 日間,暗黒条件下で 10℃に温度管理 された条件に置く処理である. 処理区分は,処理の有 無の2種類である.

#### · 育苗温度,

育苗温度の処理区分は 3 種類であり、なりゆき気温 (2017 年 6 月 22 日~8 月 5 日和歌山県御坊市) 、夜間冷房(昼はなりゆき、17:30-7:00は15℃に冷房) 、

表1 処理条件と処理区分

種子冷蔵処理	有
	無
苗冷蔵処理	有
	無
育苗温度	なりゆき
	夜間冷房
	クーラー
灌水方法	ミスト灌水
	底面給水
トルコギキョウの品種	プロポーズ
	ボヤージュ(I型)さくら
	ハピネスホワイト
	レイナホワイト
	レイナラベンダー

表 2 試験区

試験区	種子冷	苗冷蔵	育苗温度	灌水方法
	蔵	処		
1	有	無	なりゆき	ミスト灌水
2	無	無	なりゆき	ミスト灌水
3	有	無	夜間冷房	ミスト灌水
4	有	無	夜間冷房	底面給水
5	有	無	クーラー	底面給水
6	有	有	なりゆき	ミスト灌水
7	無	無	クーラー	底面給水
8	有	有	夜間冷房	ミスト灌水
9	有	有	夜間冷房	底面給水
10	有	有	クーラー	底面給水

クーラー (6:00-19:00 は 25°C, 5:00-6:00 と 19:00-20:00 は 20°C, 20:00-5:00 は 15°Cに冷房)である.

# • 灌水方法

権水方法の処理区分は、ミスト(頭上から 6:00-19:00 の間 30 分毎に 60 秒のスプリンクラーによるミスト権水を行う)と底面給水(鉢に水を溜め底面から給水)の2種類である.

同時栽培可能数の制限から10の試験区を用意した.各試験区に適用した処理区分を表2に示す.各試験区において、特性の異なる5種類の品種(プロポーズ,ボヤージュ(I型)さくら、ハピネスホワイト、レイナホワイト、レイナラベンダーの5種類)を各40-60本生育した.また、試験区毎に、土の深さ20cmの地点に土壌センサを設置し、土中の体積含水率、温度、電気伝導度(EC)を測定した.

#### 5.3 土壌センサ値の分析

深さ 20 cm 地点の土中温度は一日の周期で変動し,夏季 8 月には概ね摂氏  $25 ^{\circ}$ Cから  $33 ^{\circ}$ C,冬季 12 月には  $13 ^{\circ}$ Cから  $22 ^{\circ}$ Cの範囲で変動が見られた.各試験区は独立した隔離ベッドで栽培されるが,ビニールハウス内の配置により,最高気温が最大 3 度,平均気温が 2 度程度の差異が見られた.ここで,各試験区の時系列変動は類似性が高く,平行移動した形状であったため,各試験区のセンサ値の系列に対して簡単なノイズ除去処理を施した上で全期間の平均値を求め,これを分析に用いた.

表3 各試験区のセンサ値の平均値

試験区	土中温度	体積含水	電気伝導度
		率	
1	20.87	32.39	0.041
2	21.22	42.91	0.057
3	22.37	27.64	0.029
4	22.26	35.53	0.033
5	21.67	28.38	0.032
6	21.69	31.21	0.034
7	21.91	27.93	0.026
8	22.20	26.20	0.022
9	22.15	22.51	0.027
10	21.93	29.61	0.040

表 4 センサデータ間の相関係数

体積含水率と土中温度	-0.53
体積含水率と電気伝導度	0.90
土中温度と電気伝導度	-0.69

土壌の体積含水率と電気伝導度は灌水時を除き変動が小さく、安定した値をとる。これら2系列も、土中温度と同様の理由から、ノイズ除去をした上で全期間の平均を求めた。表3に、各試験区に対して計算されたセンサ値の平均値を示す。各試験区の体積含水率、電気伝導度、及び土中温度の間には互いに相関が見られた。表4に相関係数を示す。相関が見られることから、これらの中で最も試験区間の差が顕著であった体積含水率を提案モデルに適用した。

# 5.4 事前分析

栽培試験データを提案モデルに適用する前に,基本的な統計処理によってブラスチングに対する各処理条件の効果の有無を見極め,ブラスチングへの効果が見込まれる項目を絞り込んだ.効果が見込まれる項目のみを用いてモデルを構築することで,説明能力の高いモデルの構築を目指す.

事前分析の結果により、提案モデルに組み込む処理条件を苗冷蔵処理と育苗温度の 2 条件に絞り込んだ。また、育苗温度「クーラー」の区分は除外した。以下にその過程を示す。

図2に育苗温度の区分毎のブラスチング個体の割合を示す.クーラー区が最もブラスチング割合が高く、次いで夜間冷房が高い値を示しており、育苗時の低温付加がブラスチング個体を増加させる傾向が見られる.

次に、試験区 4, 5, 9, 10 のブラスチング割合を図 3 に示す。試験区 4, 5 と 9, 10 は、苗冷蔵処理の有無以外は同条件であることから、苗冷蔵処理(試験区 9, 10)はブラスチング個体の割合を増大させる処理であることがわかる。一方、育苗温度では試験区 4, 9 が夜間冷房、5, 10 がクーラーの区分であり、苗冷蔵の有無で温度管理の効果が逆転している。これより、クーラーと夜間冷房の効果の大きさの比較は困難である。

2 つの処理条件,灌水方法と種子冷蔵については,単純な比較の結果,これらによるブラスチング割合の差異が見られなかったためモデルの適用項目からは除外した.また,モデル学習は,灌水方法がミスト潅水のみに限定され,苗冷蔵処理と温度管理「なりゆき」,「夜間冷房」の組み合わせが含まれる,試験区1,3,6,8の個体を用いて行うことにした.

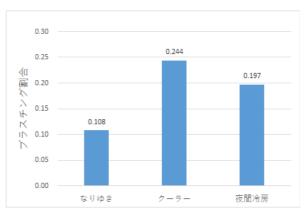


図2 育苗温度毎のブラスチング割合

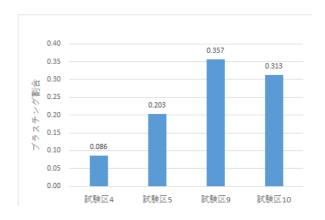


図3 試験区4,5,9,10のブラスチング割合

## 5.5 提案モデルの適用

事前分析の結果から、試験区 1,3,6,8 のデータを提案モデルに適用し、モデルの学習を行った. 説明変数として、土中の体積含水率を回帰項の項目として苗冷蔵処理、温度管理、および品種をグループ項の項目として適用した.

提案モデルを R と Stan で実装し、MCMC 法によりパラメータ推定を行い、モデルを学習した.

図4は,4試験区の5品種それぞれに対して,提案モデルによるブラスチング割合の推定値と実際の値をプロット

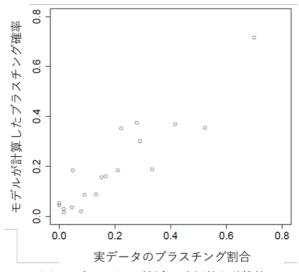


図4 ブラスチング割合の実測値と計算値

表 5 提案モデルのパラメータ推定結果

項目名	パラメータ	推定値
切片	βο	13.78
土中の体積含水率	$\beta$ 1	-0.54
苗冷蔵処理	β 2	1.10
育苗温度: なりゆき	γ (1,1)	-1.36
育苗温度: 夜間冷房	γ (1,2)	1.35
品種: プロポーズ	γ (2,1)	-1.05
品種: ボヤージュ(I 型)さくら	γ (2,2)	-0.84
品種: ハピネスホワイト	γ (2,3)	0.02
品種: レイナホワイト	γ (2,4)	0.11
品種: レイナラベンダー	γ (2,5)	1.61

した散布図である. 提案モデルは実際の値を高い精度で説明できており、優れたモデルが構築できたことを示している.

表 5 に、MCMC により学習されたパラメータ値を示す. 土中の体積含水率は、ブラスチングに対して一定の効果があることを示している.また、各品種のブラスチング耐性に差があることが示されたが、これは、品種毎の特性として知られる性質と矛盾しなかった.

一方,苗冷蔵処理や夜間冷房の効果は正の値を取り,苗を冷蔵することがブラスチング割合を増大させる悪影響を持つことが示唆される。また,その影響は品種の特性を超える大きな値である。ブラスチングは花蕾の生殖活動が停止することにより起こるとされているが,低温付加によりその確率が増加する可能性を示している。育苗時の低温付加とブラスチングの関係はこれまでに知られていない新規の知見である。

以上より、品種の効果など既存の知見と矛盾しないモデル構築ができ、かつ、低温付加によるブラスチング確率の増加という新規の知見が示唆される貴重な結果となった. 複数の処理条件を組み合わせた栽培試験を実施し、提案モデルによる分析を行った結果、新規の知見を得ることができた.

# 6. おわりに

本研究では、トルコギキョウのブラスチングを対象とした確率モデル構築した。まず、処理を組み合わせ的に適用する栽培試験を設計・実施し、ブラスチングへの影響が推察される土壌センサの測定値を分析に用いた。次に、階層ベイズモデルに基づいた確率モデルを提案し、処理条件やセンサ測定値を適用することで、ブラスチングの予測モデルを構築した.評価の結果、構築した予測モデルは高い精度でブラスチングを説明できることが明らかになった。また、複数の処理条件から、暖地である和歌山地域でトルコギキョウを栽培するにあたっての各処理条件の効果を絞り込み、各効果の大きさを定量的に表現できた。さらに、低温処理がブラスチングの要因になる可能性を初めて示し、これまでに知られていない新たな知見を得ることができた.

## 参考文献

[1] 農林水産省: トルコギキョウの低コスト冬季計画生産の考え方と基本マニュアル(確定版),入手先(http://www.naro.affrc.go.jp/publicity report/publication/

- les/eustoma manual201203.pdf〉(参照 2018-05-09)
- [2] K. Kawakatsu, A. Ushio, N. Fukuta, "Anatomical Characterization of Flower-bud Blasting and Suppression Following Hormone Application in Eustoma grandiorum(Raf.) Shinn.," Journal of the Japanese Society for Horticultural Science, Vol.81, Issue 2, pp.101-108, 2012.
- [3] A. Ushio, H. Hara, N. Fukuta, "Promotive Effect of CO2 Enrichment on Plant Growth and Flowering of Eustoma grandiorum (Raf.) Shinn. under a Winter Culture Regime," Journal of the Japanese Society for Horticultural Science, Vol.83, Issue 1, pp.59-63, 2014.
- [4] 工藤陽史, 山口茂, 佐渡旭[他], 栗山孝浩, 深井誠一, "熊本県のトルコギキョウ冬出し栽培における電照が開花と花蕾のブラスチングおよび茎伸長に及ぼす影響," 園芸学研究11(3), 363-369, 2012.
- [5] 久保拓弥, データ解析のための統計モデリング入門, 岩波書店(2015).
- [6] Hastings W. K., "Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications," Biometrika,vol.57, No.1, pp.97-109 (1970).