

[研究助成 (A)]

人工光型植物工場における Phenotyping システムの開発とその利用

Development and utilization of the phenotyping system in plant factory with artificial lighting

2201002



研究代表者

千葉大学
環境健康フィールド科学センター 特任研究員

雨 谷 弓弥子

[研究の目的]

植物生産や育種において植物特性データの取得 (Phenotyping) は、人間の目視評価に大きく依拠し多大な時間と労力が費やされている現状がある。それ故、Phenotyping の自動化は必要不可欠である。人工光型植物工場（以下、植物工場）では天候に左右されない周年栽培が可能であり、高収量性、高品質性、再現性に優れる。また、収集した投入資源、栽培環境、マネジメントのデータに基づいて環境制御することが可能であるため、社会需要に応じた計画生産や食味の調整、さらには育種への応用なども期待されている。

これまでの研究で、Phenotype (P, 植物特性) = Genotype (G, 遺伝子型) × Environment (E, 環境因子) × Management (M, マネジメント) という関係式および植物コホート研究の手法に基づき (Kozai 2018)、小型で安価なカメラやセンサ類を用い、植物を非破壊かつ連続的に Phenotyping するシステムを開発した。植物コホート研究は、植物の生長過程を群落と個体別両方の視点で追いつけて、関連するデータをすべて一括管理する手法である。

本研究では、同システム活用の一例として、発芽ステージ（播種から 48 時間）に特化し、レタス種子の播種から発芽までの時間を種子画像から Phenotyping するための自動化技術の精度向上、および発芽率の最大化に寄与し得る

環境因子を分析した。

[研究の内容、成果]

植物工場では栽培植物について ① ほぼ 100% の発芽率であること、② 播種した種子が一斉に発芽すること、③ 播種後短期間で発芽することが求められる。発芽しなかった個体は栽培スペース、種子代および労力などのロスを生じ、発芽の遅れた個体は発芽不良や生育不良として廃棄対象となることがある。また、発芽が早ければ早いほど栽培サイクルは加速し生産性は向上する。

Phenotyping システムは冷暖房機付き発芽機に可視光カメラ (Raspberry Pi PiNoir Camera V2) や熱画像カメラ (FLIR Lepton 3.5)、温湿度センサ (AM2302, Aosong Guangzhou Electronics) などを装備した栽培装置であり、PC から指定した時間間隔でカメラや照明、温湿度センサを自動的に作動させ、可視光画像、種子位置 (300 点/トレイ) の培地表面温度および気温・湿度データをデータウェアハウスの各ストレージへ自動送信する。

(I) 深層学習を用いた発芽判定の精度向上

発芽がいつ、どのような環境で生じたかを一粒ごとに記録し、得られたデータから発芽の最適環境を見出すため、ここでは、時系列種子画像から発芽したタイミングを Phenotyping す

るための深層学習を用いた自動化技術の精度向上に取り組んだ(図1)。

Phenotyping システムから 30 分間隔で 48 時間分自動取得した培地(種子 300 粒を播種したウレタン製マット)の時系列画像(図2)(3280×2464 px)を、別途開発したプログラムを用い 1 粒ごとの種子画像(128×128 px)に切り分け、人的判定で「発芽」・「未発芽」の注釈付けをし、これらのデータセットを教師データとした。

2019 年 3 月から 7 月にかけて実施したロメインレタスの栽培試験の画像を使用した。切り分けた種子画像は 10 万枚を超えるが、そのまま判定に用いると精度が低いため、まず、種子画像にノイズ除去のためのクロッピングを施し(図3)、4,410 枚の発芽種子と 4,233 枚の未発芽



図1 播種後 48 時間以内に起こる発芽のタイミングや形態を一粒ずつ取得する

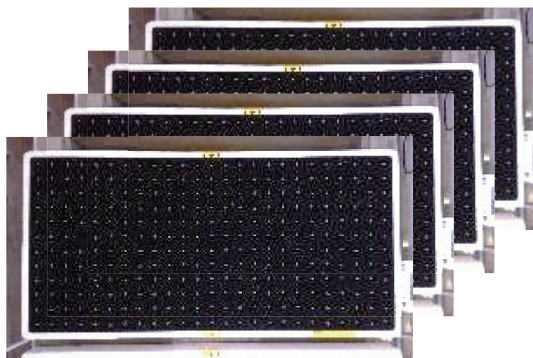


図2 一定時間間隔で培地画像を取得



図3 種子画像の加工(クロッピング)

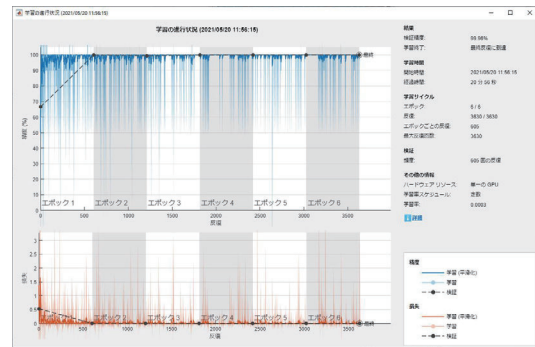


図4 GoogleNet を用いた発芽判定

種子画像のセットを作成した。

画像加工および深層学習には MATLAB R2021a, および NVIDIA GPU (NVIDIA Quadro P620) を搭載した PC を使用した。深層学習では深さが 22 層の畳み込みニューラルネットワークである GoogleNet を用い、画像セットの 70% を学習、30% を検証に使用した。

結果として、画像加工をする前では、77.73% だった判定精度は 99.96% まで向上した(図4)(処理時間 20 分 56 秒)。培地が水を含むと照明が反射し、画像上で白く光って見え種子と誤判定されやすいが、クロッピングによってそのようなノイズ部分が除去され判定精度が向上し、また、画像サイズの低減で処理時間の短縮化にもつながったと考えられる。今後、データウェアハウスに蓄積された膨大な時系列データセットから種子のタイプや培地の色などの分類情報を増やし、さらなる発芽自動判定の高精度化を目指す。

(2) 最適な環境設定値の探索

Phenotyping システムを用い、播種後 48 時間目の発芽率に寄与し得る環境因子を分析した。種子のタイプはコーティング無し(U)とコーティング有り(C)の2種類、培地は黒(B)と白(W)の2色を用いた。培地の体積に対する養液含水量の割合(含水率)を 77%, 82%, 86% の3段階とし、発芽機内温度を 12, 16, 20, 24, 28, 32, 36, 40℃の8段階とした。これらの条件を組み合わせ、96通りの処理条件を、1条件に

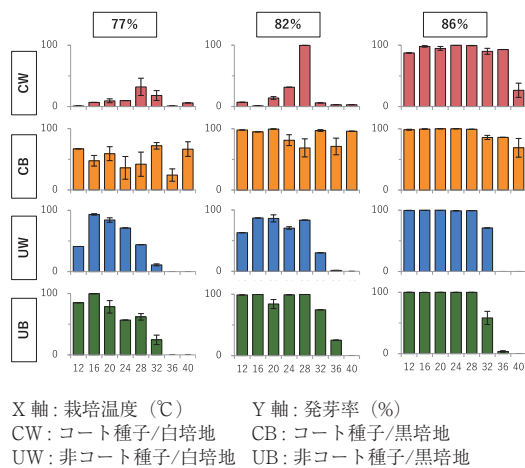


図5 含水率 (77%, 82%, 86%), 種子タイプおよび培地の色を組み合わせた計 12 パターンにおける栽培温度ごとの発芽率

つき 300 粒の種子の発芽を目視で判定し、発芽率 ($=[\text{発芽数} / \text{播種数 (300 粒)}] \times 100$) を算出した。すべての条件を 3 反復実施した。

図 5 に各条件における発芽率の結果を示す。高温時を除き含水率が 86% のとき発芽率は高く、コート種子の場合は白い培地 (CW) より黒い培地 (CB) の方が含水率によらず高い傾向があった。これは、黒い培地の方が高密度で保水性があり、低含水率でも種子が吸水しやすかったためと考えられる。

非コート種子 (UW, UB) の場合、含水率に関わらず、気温が 40°C に近い高温時に発芽率はほぼ 0 % だった。これは、コート種子のコーティング剤 (天然素材の粘土鉱物を主体とした粉体を固めたもの) に保水性があり高温ストレスをやわらげる効果があるのに対し、非コート種子は種子表面が露出し高温にさらされ、さらに高温で養液の蒸発が進み、発芽が困難となったためと考えられる。一方、コート種子 (CW, CB) に低含水率のとき発芽率が低下する傾向があったのは、コーティング部分に種子が吸水できるほどの水分が浸透せず、発芽に至らなかったためと考えられる。

[今後の研究の方向, 課題]

今後、Phenotyping システムに、種子のタイ

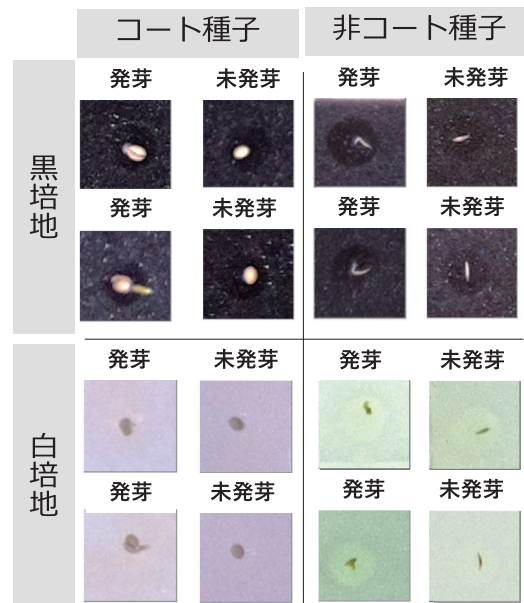


図6 種子タイプおよび培地の色ごとの発芽ステージの種子イメージ

プや培地の色などの多様な組み合わせ (図 6) に対応した画像加工および発芽判定の自動化プログラムを導入する予定である。これにより、発芽のタイミングやばらつき、発芽率等の数値データの自動取得が可能となる。

また、発芽に最適な環境因子の探索によって取得したデータや結果は、機械学習を利用した最適環境や植物の生理現象の予測や制御などの実現の一助となると期待する。環境の安定性・再現性に優れる植物工場において本システムは実用的な手段になると考えられる。

[引用文献]

- [1] Kozai T, Lu N, Hasegawa R, Nunomura O, Nozaki T, Amagai Y, Hayashi E: Plant Cohort Research and Its Application, Smart Plant Factory: The Next Generation Indoor Vertical Farms. Kozai T (Ed.) Springer, pp. 413-432, 2018

[成果の発表, 論文等]

- [1] Hayashi E, Amagai Y, Maruo T, Kozai T: Phenotypic Analysis of Germination Time of Individual Seeds Affected by Microenvironment and Management Factors for Cohort Research in Plant Factory. Agronomy vol. 10, no. 1680, 2020