



4 施設園芸における 農業 ICT 研究の最前線

峰野博史 (静岡大学)

応
般



AI 農業とは？

人工知能を含めた情報科学の知見を農業分野に適用することで、熟練農家（いわゆる篤農家）の持つ暗黙知である「匠の技」を定量化し形式知化する AI 農業が注目されている¹⁾。AI 農業の「AI」は、情報技術を活用する「農業情報学 (Agri-Informatics)」であるとともに、「アグリ・イノベーション (Agri-Innovation)」でもあり、「人工知能 (Artificial Intelligence)」の研究をも包含する「農業情報科学 (Agri-InfoScience)」を指している。農家、作物、農地の各要素がかかわり合う農業において、農家は、作物と農地の情報に基づき、どのような作業をすべきか判断し実施している。この「判断」に着目し、ICT を活用することでマニュアル化の難しい熟練農家のノウハウを継承しようと始まったのが AI 農業である。

欧米先進工業国の多くは先進農業国でもあり、最新の工業技術力をベースに作業の無人化だけでなく、新品種を迅速に開発するための育種技術や、さまざまなセンサ等を用いた栽培管理システム等が導入されている。一方、日本は高コストな土地、労働力、農業生産資材に加え、急速に進む超高齢化社会に伴い、卓越した生産性を誇る熟練農家のリタイヤによる匠の技の消失に直面している。また、近年は気象変動による周年生産の不安定化によって収益性も低下し、労働の厳しさから担い手不足も深刻化している。しかし、失われつつある高度な栽培技術を AI 農業によって形式知化できれば、熟練農家が長年の経験と勘に基づいて習得したノウハウを次の世代へ

効率的に伝承できるだけでなく、新たな革新的な農産物栽培方法の確立に繋がる可能性がある。

ここで、環境が作物にどのように関係するかを考えると、植物の種類や生育段階、生育状態、それぞれの生育段階によって異なる周辺環境への反応といった側面から、熟練農家の判断を分析しなければならない。本稿では、農学はもちろん植物生理学や植物生態学といった異分野連携による知見をもとに、植物の生育・生理状態・環境応答に対し情報科学的アプローチを用いる AI 農業によって、急速な勢いで発展している施設園芸向け農業 ICT 研究の最前線を紹介する。

暗黙知の形式知化

施設園芸における主な環境要素は、図-1のように描ける。大きく地上部と地下部があるが、施設園芸環境で比較的制御の容易な環境要素は、地上部の光や温度、湿度、CO₂濃度、風などである。刻々と変化する植物の生育状態と環境要素に対し、熟練農家のように適切な時期に適切な農作業を実施できれば、光合成を促進して生育を早めて収量を増加させたり、果実糖度の向上や特定栄養価を高めた機能性植物を生産したり、栄養成長と生殖成長のバランスをとりながら病気や生理障害の発生を抑制することもできるはずである。

施設園芸における農業 ICT の研究は、生産管理や生産記録、環境モニタリングといった分野だけでなく、農業機械連携や複合環境制御まで多岐に渡る。施設園芸の究極の姿といえる植物工場の場合、温度、

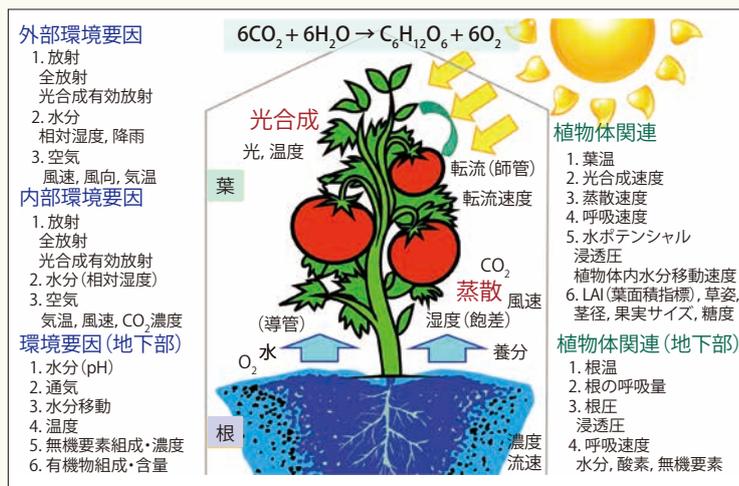


図-1 施設園芸における環境要素 (文献2) を参考に

湿度, 日照, 給水量を完全に制御できる. しかし, 太陽光を利用した屋外ハウスでの一般的な施設園芸の場合, 従来と同水準の設備費や維持管理費で, 熟練農家が実施できているような生育状態に即した適切な環境制御を実現し, 安定的な高収量を達成することは難しい. そこで, 露地栽培ほどではないにせよ屋外の状況によって変化する施設園芸環境の中で, UECS (Ubiquitous Environment Control System) や IEEE1888 のような多種多様なデータを収集し制御システムと連携できるようにするための通信プロトコルの研究開発や, 植物の現状態から将来の状態を予測して先を見越した農作業を実施するための研究開発などが盛んに行われている.

一方, ゲノムサイエンス分野の飛躍的な進展によって, 生命現象に関するオミクスデータ (生体内の分子全体を網羅的に解析する学問を総称してオミクスと呼ぶ) が大量に得られるようになってきた. また, 植物の丈, 花の大きさや形, 成長速度, 収量, 耐病性といった生物の持つ遺伝子型が形質として表現されたフェノタイプ (表現型) の測定に関するフェノタイピングによって個体ごとの形質情報を網羅的に収集し, オミクスデータと組み合わせることでゲノム, 遺伝子発現, 代謝, 形質等の関係をも総合的に解析するフェノミクスの研究も世界的に注目されている³⁾. 特に, 無線センサネットワークやドローン, 最先端の農業機械といった ICT を駆使したりリモートセンシング技術の

適用によって, 野外の環境計測とフェノタイピングを同時に行うフィールド・フェノミクスも可能になりつつある.

匠の技と呼ばれる暗黙知は, フィールド・フェノミクスによる生命現象の解明によって, 暗黙知の背後に潜んでいる生命現象と紐づけた形式知化が可能となる. 施設園芸といったある特定の栽培手法に限定すれば, これまで暗黙知と呼ばれていた匠の技を形式知化できるだけでなく, その背後に潜んでいる生命現象とまで紐づけた人知を超える革新的栽培モデルをも確立できると考える.

マルチモーダル深層学習

施設園芸では, 環境データ, 生育データ, 農作業データといったデータに基づく制御環境要素 (温度, 湿度, CO₂, 日射量, 土壌水分量, 養水分量など) の中でも, 特に養水分制御が収量, 品質を大きく左右する重要な要因となる. 基本的な仕組みは解明されつつあるが, 多種多様な環境や品種の中で, 環境変動と生育状況を考慮した適切な判断指標を構築することは大きな課題である. たとえば, 特定の成長過程に供給する水の量や養液濃度を高めるなど, 植物へ適度なストレスを与えることは, 成長促進や高糖度化に効果的であることが知られ, 熟練農家は高糖度な果実を栽培し付加価値を高めている. 植物にとってのストレスを何かしらの方法で定量化し, 生育状態に即した適切な環境制御を実施できれば, このストレス栽培を AI 農業で実践できるかもしれない.

機械学習や深層学習によって, 時間経過や季節変化に加え植物の生育状態, 地域で特性の異なる環境といった実世界の法則が明確でない諸現象に対し, 高い汎化性能を持ちかつ不確実性の高いデータに対しても自律順応可能な革新的な栽培モデルを確立させようとする研究が始まっている.

たとえば, 植物体の蒸散量が根からの吸水量を上回ると, 「萎れ」として草姿に現れる. そのため, 萎れ具合の変化パターンを定量化し記録できれ

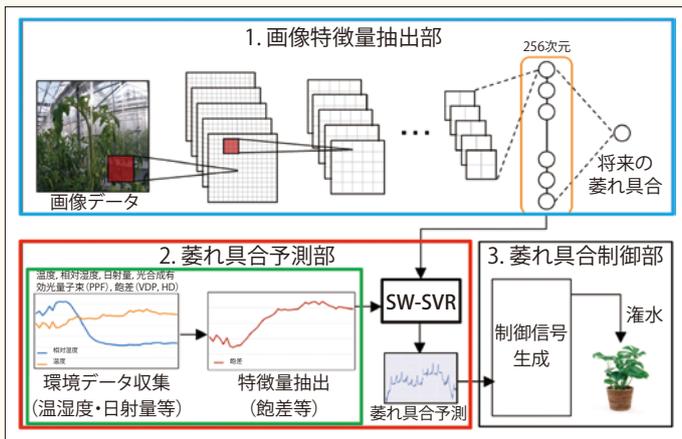


図-2 マルチモーダル深層学習の例

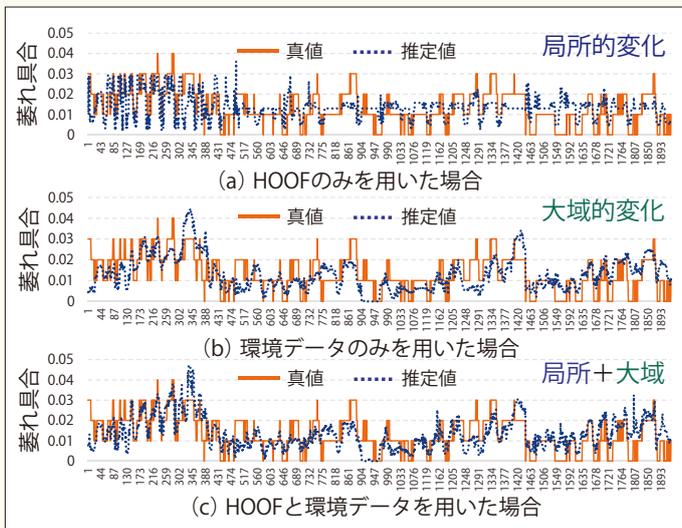


図-3 画像特徴量と環境データの相乗効果

ば、間接的に蒸散量、つまり気孔開閉をモデル化できるかもしれない。また気孔開閉は、光合成に必要な CO_2 吸収量にも関係するため、間接的に光合成量も表現できる可能性がある。比較的計測の容易な草姿画像から萎れ具合を表現する特徴量を抽出できれば、品質向上に関するストレスの定量化を実現できるかもしれない。

図-2 は、CNN (Convolutional Neural Network) を特徴抽出器として用いることで、比較的計測の容易な草姿画像データから萎れに関する特徴量を自動抽出し、草姿画像から抽出の困難と思われる環境データ (温度、湿度など) を重畳することで機械学習するマルチモーダル深層学習の例である。目的変数には、蒸散量に応じて太さが微小に変化する茎径をレーザー変位計で計測した値を設定している。また、

機械学習器には、訓練データセットの経時特性変化に対し、各特性に関するサブデータセットで動的に構築した複数のサブモデルを用いてアンサンブル学習することで、経時特性変化に順応可能な機械学習器である SW-SVR⁴⁾ を用いている。もちろんここで使用する学習器は、伝統的なものでも構わない。

このようなマルチモーダル深層学習によって、これまで形式知化の困難だった植物のストレス具合という暗黙知を定量化できる可能性がある。

図-3 は、2 時点の画像間から物体の動きを速度ベクトルで表した Optical Flow を用いて大きく 6 方向にヒストグラム化した HOOF (Histograms of Oriented Optical Flow) と、温度や湿度、光量といった環境データに対し、蒸発散量に関する茎径の微小な変化を推定するのにどちらがどのように関係しているか、学習器に RF (Random Forest) を用いた場合の結果を示す。

これらの結果から、草姿画像から抽出可能な萎れ特徴量は茎径の局所的経時変化を学習でき、また環境データから得られる特徴量は茎径の大域的経時変化を学習できる見込みが得られた。熟練農家は栽培現場に訪れて植物を見たり触ったりすることで生育状態を把握し将来を予測して判断している。つまり、画像データから得られる特徴量を深層学習によって自動的に抽出し、環境データのような異なる次元のデータから得られる特徴量を適切に重畳して機械学習するマルチモーダル深層学習は、熟練農家がさまざまな感覚で判断している暗黙知を上手に形式知化する能力を持っている可能性がある。

訓練データセットの量と質

ここで、次に課題となるのが機械学習や深層学習に用いる訓練データセットの量である。一般的に画像認識では、訓練データの量と質、特徴量、機械学習器の順で認識精度に影響すると言われて

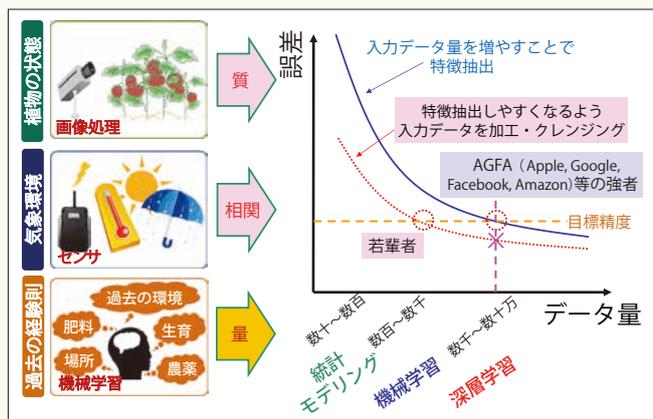


図-4 訓練データの量と質の関係

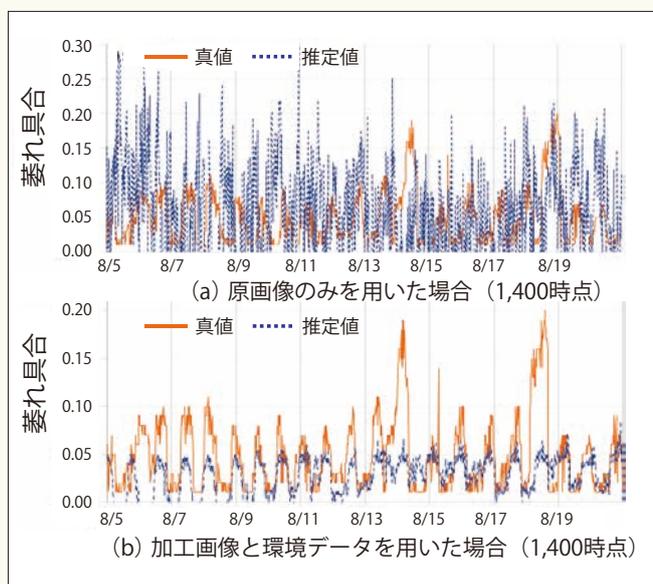


図-5 訓練データの質の工夫

いる。しかし、訓練データセットを大量に収集できる分野や組織は、より深い深層学習で膨大な訓練データセットによって目標精度を達成できるが、膨大な訓練データセットを得るのが困難な分野や組織ではそうはいかない。そこで、たとえば浅い深層学習でも特徴抽出しやすくなるよう訓練データセットを加工したりクレンジングしたりすることで、図-4に示すように高層の深層学習で膨大な訓練データセットを用いるのと同等の精度を達成できると考える。訓練データセットが同等量であれば、精度は若干向上するだろう。

実際に今回例として挙げた植物のストレス具合の定量化について、草姿の原画像、特徴抽出しやすくなるよう加工した画像、温度や湿度、光量といった環境データを入力とした1,400時点の訓練データセッ

トに対するマルチモーダル深層学習を実施した。その結果を図-5に示す。1,400時点の原画像では推定困難な茎径の真値が、加工画像から抽出された萎れ特徴量と、温湿度、光量を適切に重畳させることで、たった1,400時点の訓練データセットでも茎径の変化をある程度推定できるようになっている。訓練データセットを14,000時点へ増加させると、茎径の変化をさらに適切に推定できるようになり、訓練データセットの量の課題は質の工夫で改善できる可能性がある。

人知を超えた栽培へ

ICTを活用することで熟練農家のノウハウを継承しようとするAI農業の実現に向けて、熟練農家の暗黙知をいかに上手に形式知化するか、さまざまな取り組みが始まりつつある。農学はもちろん植物生理学や植物生態学といった異分野連携による知見をもとに、IoTやAIといった情報科学的アプローチを用いれば、植物の生育、生理状態、環境応答を詳細に把握して暗黙知を形式知化できると考える。また、栽培現場の環境計測とフェノタイピングを同時に行うフィールド・フェノミクスによって、その暗黙知の背後に潜む生命現象と紐づけた形式知化までできれば、これまでの人知を超えた革新的栽培モデルの確立も夢ではないと考える。

参考文献

- 1) 神成淳司：ITと熟練農家の技で稼ぐAI農業，日経BP社(2017)。
- 2) 日本施設園芸協会 日本養液栽培研究会：養液栽培のすべて 植物工場を支える基本技術，誠文堂新光社(2012)。
- 3) Fritsche-Neto, R. and Borem, A.: Phenomics: How Next-Generation Phenotyping is Revolutionizing Plant Breeding (2015)。
- 4) Kaneda, Y. and Mineno, H.: Sliding Window-based Support Vector Regression for Predicting Micrometeorological Data, Expert Systems with Applications, Vol.59 (2016)。

(2017年5月26日受付)

峰野博史 (正会員) ■ mineno@inf.shizuoka.ac.jp

1999年日本電信電話(株)入社後、NTTサービスインテグレーション基盤研究所を経て、静岡大学大学院情報学領域、准教授。博士(工学)。新たな知的IoTシステム創出の研究に従事。JSTさきがけ研究者。