

令和 4 年 5 月 27 日現在

機関番号：34419

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2019～2021

課題番号：19K06323

研究課題名(和文) 深層学習による園芸施設環境モニタリングデータからの高次情報の抽出

研究課題名(英文) Extraction of high-order information by deep learning from environment monitoring data on greenhouses

研究代表者

星 岳彦 (Hoshi, Takehiko)

近畿大学・生物理工学部・教授

研究者番号：80219162

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,100,000円

研究成果の概要(和文)：園芸施設環境計測制御データの高度利用目的で、正常環境状態を学習した深層学習モデルを使い、施設の点検・保守に役立つ高度監視システムを開発した。学習済みモデルを内蔵したRaspberry PiをUECSで環境制御された施設LANに接続し、正常状態の環境予測値を毎分出力させ、実測値との偏差から異常発生をリアルタイム検知可能にした。実証試験の結果、環境計測異常値や植物成育異常の観察だけで検知が難しい、計測制御異常の検出が可能であった。また、培養液高度管理を支援する深層学習応用システムの開発用学習データセット整備のため、生産作物の養水分吸収量を1分ごとに自動計測する自作可能UECSノードを開発した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

環境制御システムの普及で、日本で2018年に約1870億個が記録されたと試算されるなど、園芸施設の環境計測制御電子記録データが大量に自動取得されている。しかし、過去データのグラフ化程度が主で、生産に資する活用がされていない。本研究では、深層学習の教師データとしてこれを活用し、環境制御不調を高度監視して、点検・保守に活用可能にした。開発システムは、高度な保守管理サービスとして農業クラウドビジネスでの事業化が期待できる。また、開発した深層学習施設環境モデルは、従来の重回帰モデルと比較して4～6倍高精度であり、時系列情報も不要である。施設園芸用環境モデルとして各種応用が今後期待できる。

研究成果の概要(英文)：For the advanced utilization of environmental measurement and control data, an intelligent monitoring system for inspection and maintenance of greenhouses using a deep learning (DL) model has been discussed. The DL model has learned normal greenhouse environment from the big-data record. A Raspberry Pi installed the learned DL model is attended to a greenhouse LAN with working the Ubiquitous Environment Control System (UECS), and compares predicted values by DL with measured real values every minute. The results of a demonstration tests confirmed that the system was able to detect delicate control abnormalities that are difficult to detect only by observing abnormal environmental measurement values and abnormal plant growth. A UECS node that automatically measures the amount of water and fertilizer absorbed by crops every minute was also designed and developed. The utilization as the training data sets for DL applications for advanced nutrient management in hydroponics is expected.

研究分野：植物生産工学、植物環境調節工学、農業情報工学

キーワード：培養液管理システム エッジコンピューティング 保守管理 環境制御システム 高度異常監視 Raspberry Pi 深層学習モデル UECS

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

1990年代¹⁾と比し、コンピュータ処理能力の向上が深層人工ニューラルネット学習(DL)による問題解決の実用化をもたらした。農業分野においても、畳み込みネットワーク(CNN)などによる高度画像認識を使った、開花・着果状況の把握、病虫害検出などへの応用がなされている^{2)など}。しかし、年単位の長い成育期間を要する作物、発生が極めて稀な病虫害など、植物生産においては大量の学習(画像)データセットの収集・整備が課題である。敵対的生成ネットワーク(GAN)などの画像データ増量アルゴリズムで一定程度は解消されたが、大量の画像データが実用的システム開発のために必要であり、依然として最も多くの時間と労力を要している。

その一方で、コンピュータ制御温室・ハウスなどの園芸施設の環境計測・制御機器動作・制御設定値等の環境計測制御データは、自動的に大量記録されている。1施設で仮に毎分20項目のデータが記録されれば、約1千万個 y^{-1} になる。農林水産省の調査によれば、2018年に日本のガラス室・ハウスは約65.8万棟あった。高度環境制御装置の同年の面積普及率が約2.7%である。面積普及率が棟数でも同率であると仮定すると、約1.8万棟の各施設から得られた、約1,870億個 y^{-1} のデータが記録されていたことを意味する。しかし、このビッグデータは、クラウドサーバの利用が進む現在でも、トレンドグラフや積算値表示が主で、モデルによる光合成量や病虫害発生予測への応用研究が始まった程度で、あまり活用されていない。

2. 研究の目的

(1) 中小規模園芸施設にも環境計測制御システムの普及が進み、環境のビッグデータが各所で蓄積されるようになってから、施設内の各気象環境要素の相互関係をモデル化する試みは古くからある。しかし、施設形状が多様で、かつ、作目毎に違う複合環境制御が行われているので、室内気温モデルでさえ、誤差を小さくするのは困難だった。コストパフォーマンスの向上により応用AI手法である深層学習がパソコンクラスでも実用レベルに達している。そこで、温室で記録された環境のビッグデータを用いて、施設生産に資するローカルなDLモデルの適用可能性を検討した。本研究では、温室環境計測制御の高度異常検出の適用について検討した。温室環境制御の不調・故障は施設植物生産のリスクになる。これまでは、環境計測値の正常範囲からの逸脱の検出、例えば、気温が40℃以上か0℃以下になるなど、が一般的な方法であった。この方法では、図1に示すような軽度異常を検出するのは困難であり、損害発生する重大事故・故障のレベルのみの検出に留まった。そこで、AI応用技術であるDLモデルに温室の環境計測制御データを教師データにして正常環境状態を学習させる。そして、学習結果を入れた小型コンピュータを植物生産施設に設置し、ユビキタス環境制御システム(U ECS)で環境計測制御データを収集し、リアルタイムで温室環境を予測させる。予測値と実測値の差で、事態が深刻化する前の高度異常検出の可能性を検討した。



図1 環境計測値の正常範囲の逸脱からは異常検出の困難な例

(2) 気温、湿度、CO₂濃度など、施設の作物地上部の気象環境については、高度環境制御装置の普及により、大量のデータが自動的に得られるようになった。しかし、畜産では常識的な摂食量や排せつ量などに相当する、作物の吸水量、吸肥量などについて、これまでの施設環境制御システムは、養液栽培の培養液管理装置と独立していることが多いため、自動的に収集できなかった。そこで、地下部の環境・植物栄養の学習用教師データセットの自動収集を促進し、DL技術導入による気象環境と培養液環境の統合的高度管理システムの構築を目指して、施設園芸の情報プラットフォームであるU ECSに対応した培養液の低コスト高度管理システムを開発した。

3. 研究の方法

(1) イチゴ432株が植栽されたU ECSで自律分散環境制御された鉄骨アーチパイプPO被覆の高設養液栽培施設(面積120m²)を用いた。施設から得られた環境計測制御データの毎分の瞬時値と、それらの60分移動平均値のうち、線形重回帰で多重共線性の低かった項目に暦

表1 学習用の毎分の環境計測制御項目^{3,4)}

起源	内 容	単 位
計測値	室内気温	℃
	室内相対湿度	%
	室内CO ₂ 濃度	ppm
	屋外日射フラックス	kW m ⁻²
	培地温度	℃
	室外気温	℃
制御値	感雨(通常0・雨検出時に1)	-
	保温カーテン開度	%
	遮光カーテン開度	%
	1分間当たりの暖房時間	s
	天窗開度	%
計算値	1分間当たりの燃焼式CO ₂ 供給時間	s
	1分間当たりの液化CO ₂ 供給時間	s
	9月1日0時0分0秒からの日数(実数)	d
	屋外日射フラックスの1時間移動平均	kW m ⁻²
	1分間当たりの暖房時間の1時間移動平均	s
	1分間当たりの燃焼式CO ₂ 供給時間の1時間移動平均	s
	1分間当たりの液化CO ₂ 供給時間の1時間移動平均	s

日情報を加えた計 18 項目(表 1)から、教師データとして使用する目的変数の 1 項目(温度、相対湿度、CO₂濃度)を除き、学習データセットにした。2020 年作分データ(以降(20)と略す)は、2020 年 11 月～2021 年 3 月の 210,950 セットで、それに 2019 作分(2019 年 11 月～2020 年 3 月)を加えたデータ(以降(19-20)と略す)は計 340,878 セットで、さらに 2018 作分(2018 年 11 月～2019 年 3 月)を加えたデータ(以降(18-20)と略す)は計 554,018 セットであった。乱数でシャッフルしてデータ間の時系列的関係を喪失させてから無作為抽出した 8 割を学習に、残り 2 割を評価に使用した。学習に用いたハードウェアは CPU: i7-9800X 3.80GHz, RAM: 32GB, GPU: TITAN-V+CUDA 10.1 で、ソフトウェア開発に用いた主なソフトウェアは OS: Windows 10, IDE: Jupyter Notebook 6.1.4+Python 3.7, DL ライブラリ: tensorflow 2.3.0, Keras 2.4.3 であった。深層学習モデルと学習条件は Keras ベース記述の 3～7 層単純パーセプトロン回帰モデル(17 入力、隠れ層 136～544 細胞×1～5 層、1 出力)、変数初期値: Glorot 一様分布、活性化関数: ReLu. バッチサイズ: 64～512, 最大学習回数: 25～200 エポックであった。また、温室でのリアルタイム予測機には Raspberry Pi OS (32bit) 2021-01-11 版を導入した Raspberry Pi 3 B+を使用し、学習システムと同版の Python と深層学習ライブラリを用い、温室の UECS のネットワークに接続して深層学習済みの予測モデルを動作させた。そして、1 分ごとにリアルタイムでの予測を行い、予測結果を UECS ネットワ

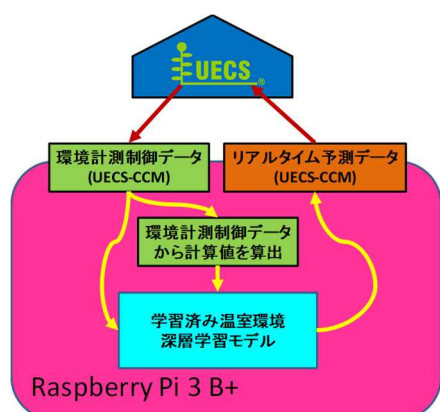


図 2 リアルタイム予測機の構成⁵⁾

ークに送信するようにした(図 2)。

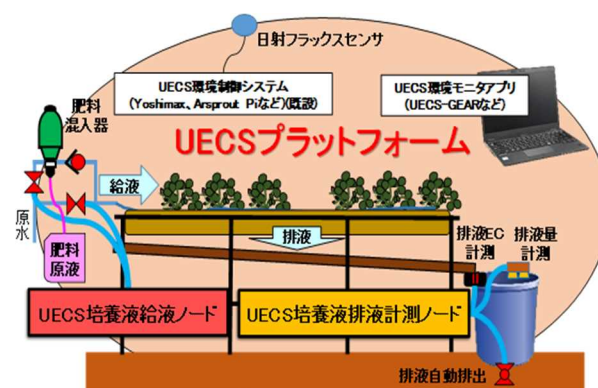


図 3 地下部環境データ自動収集が可能な精密培養液管理システムの構成⁶⁾

(2) イチゴ栽培における収穫・管理作業軽減のために実用化した養液栽培による高設栽培は、従来の土壌栽培と比較し、架台で空中に栽培ベッドが隔離され、栽培ベッドとの物質収支を正確に把握できる利点がある。地下部の環境・植物栄養の DL 学習用ビッグデータの自動収集を促進するために、オープンソースハードウェア CPU 基板を用いた低コストユビキタス環境制御システムプラットフォームを使った低コスト高設栽培ベッド用培養液管理システムを開発した⁶⁾。培養液管理システムは、UECS 培養液給液ノードと UECS 培養液排液計測ノードの 2 種から構成される。これらの UECS 自律分散システムノードは、UECS プラットフォームを用いて、相互あるいは他の UECS 施設環境計測制御ノードと通信できる。開発したシステムの構成を図 3 に示す。

4. 研究成果

(1) 表 1 の 18 項目の説明変数と、その中の CO₂濃度を目的変数とした場合の(18-20)データセットの相関の一覧を図 4 に示す。ほぼ非線形の相関関係で、従来の線形重回帰予測モデルでは精度高い予測が困難であることが理解できる。(18-19)の全データセットをモデル化に使用した線形重回帰モデル予測結果と全データセットからランダムに 8 割抽出して

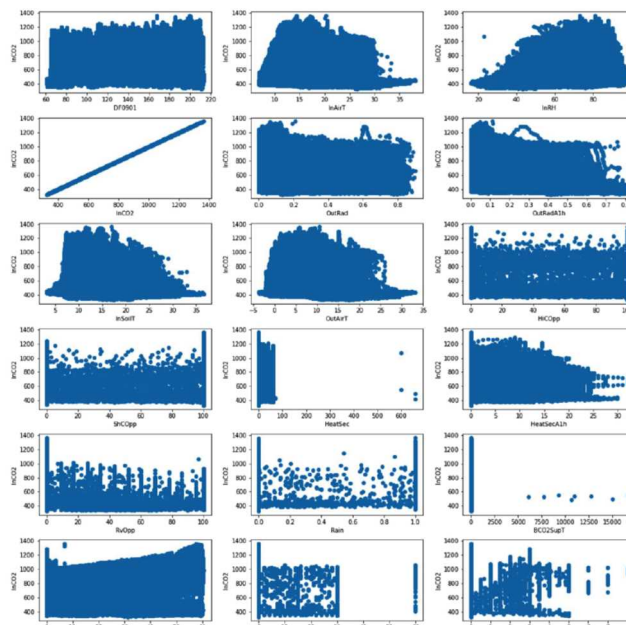


図 4 2018～20 年作で収集した各説明変数と目的変数(CO₂濃度)との相関

表 2 深層学習と重回帰予測モデルの誤差の比較³⁾

予測項目	絶対誤差		モデル	
	線形重回帰	深層学習(相対誤差)	層数	細胞数
室内気温	1.11°C	0.29°C(1.99%)	7	136
室内相対湿度	9.38%	1.03%(1.62%)	6	136
室内CO ₂ 濃度	62.5 ppm	10.8 ppm(2.06%)	7	136

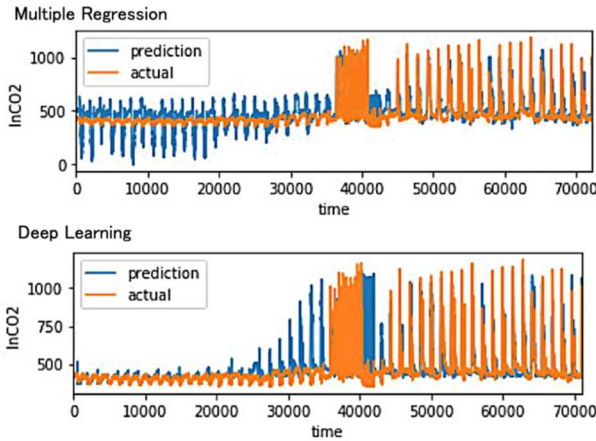


図5 深層学習と重回帰 CO₂ 予測モデルの成績³⁾

学習に用いた DL モデルの予測誤差を表 2 に示した. 最も成績の良い気温の予測でも, 深層学習モデルの誤差が 1/3.8 になった. 誤差が最も大きかった CO₂ 濃度について, (18)データセットで学習し, (19)データセットの 11~12 月分の予測値と実測値のグラフを図 5 に示した. 線形重回帰予測モデルでは, CO₂ 濃度が 0ppm 近い予測値が得られるなど, うまく予測できていない. 一方, DL 予測モデルでは, 前作より暖冬での窓閉鎖(CO₂ 施用開始)の遅れ, CO₂ 施用機器故障で動作停止した期間の妥当な CO₂ 濃度などもうまく予測できた. このことから, 本研究目的達成のために DL 予測モデルを使う必要性が明らかになった.

(20), (19-20), (18-20)のデータセットを学習に用い, 最も相対誤差が小さくなり, 過学習が発生しないニューラルネット構造と学習条件を探索した. その結果, 17 入力細胞-272 細胞×5 層-1 出力細胞の単純 7 層パーセプトロンで, 平均して低い学習ロスを示したバッチサイズ 128, 50 エポックの学習条件を採用した. 学習期間の違いによるリアルタイム予測精度の違いを検証するため, 学習済み DL 予測モデルを書き込んだ Raspberry Pi(図 2)を供試温室に設置した(図 6). その結果を表 3 に示す. 学習した全データセットの平均相対予測誤差は, 期間が短いほどやや低下したが, 1~2%で大きな差はなかった. しかし, リアルタイム予測結果には大きな差が現れた. 最近 1 年のデータセットで学習させたモデルの誤差が 3 年前からのモデルの半分程度になった. これは, 機器の性能劣化・交換による機能変化, 年毎の気象変動, 栽培方針による環境制御設定値変更の影響と推察された.

以上のことから, (20)データセットを用いて学習させた DL 予測モデルを使用し, 2022 年 1 月 28 日~3 月 25 日にリアルタイム予測を実行して高度異常検出可能な事例を調べた. 代表的事例を図 7 に示した. 図 7 [A]の事例は, ヒトは検知できず, CO₂ 濃度の正常範囲からの逸脱もなく, 検出が難しい異常である. CO₂ 施用が行われるべき時間に耐震消火機能または燃料切れで CO₂ 施用機が停止したため, CO₂ 濃度が上昇せず, 200%以上の平方相対誤差が発生して, 鋭敏に異常検出することができた. 図 7 [B]の事例は, 春先の屋外気温低下が顕著でない時期で, しかも, 換気窓の故障ではなく保温カーテンが開状態のままという異常で, 気温低下異常値としての検出が困難である. 気温の変動幅は小さく, この異常で現れる平方相対誤差は CO₂ 濃度の場合と比較して 1/40 程度小さい. このため, 暖房負荷が小さくなる早春の暖房機の動作による気温のオーバーシュート



図6 供試温室での 3 年分・1 年分×気温・相対湿度・CO₂ 濃度の 6 台でリアルタイム予測テスト

表 3 学習期間の違いによる予測誤差⁵⁾

予測項目	学習データセット	平均相対予測誤差	
		モデル作成時	リアルタイム予測
気温	(18-20)	1.55%	20.42%
	(19-20)	1.33%	-
	(20)	1.12%	8.80%
相対湿度	(18-20)	1.66%	9.67%
	(19-20)	1.70%	-
	(20)	1.64%	5.24%
CO ₂	(18-20)	1.98%	20.53%
	(19-20)	1.65%	-
	(20)	1.54%	9.33%

※リアルタイム予測は, RaspberryPiに実装したシステムをハウスに設置し, 2022年1月1~21日の予測をさせた結果.

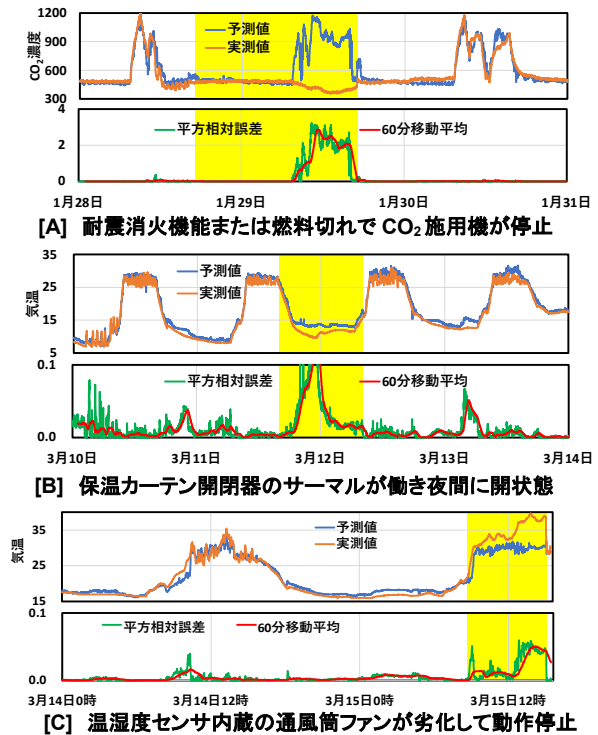


図7 異常検知が難しい軽微異常を発生させた時(黄色部分)のリアルタイム予測値と平方相対誤差の変化⁵⁾

等によりスパイク状の平方相対誤差が顕著に現れ、異常状態との判別を難しくしている。そこで、60分間の移動平均値によるローパスフィルタ処理を施す方法で、5%を超えた場合、異常と判定すれば判別できることが示された。そして、図7[C]の事例では、温湿度センサの計測筐体の通風センサが劣化して停止した異常を発生させている。太陽放射が比較的大きな春～秋には、異常高温値として、従来の方法でも検出が比較的容易である。気温予測値との60分移動平均平方相対誤差の閾値である5%を超える状態になったのは、異常発生した3月15日午前中の曇りの状態から晴れて日射束が増加した午後であった。この事例では、従来の方法と比較して高度・鋭敏な異常検知はできなかった。説明変数から平方相対誤差をDLモデルで予測させ、実際の平方相対誤差との偏差を求めることで、このような場合の通常と違う誤差の変化を検出できる可能性があると考えられる。以上のことから、一年程度の学習データが用意できれば、6千円程度の低コストコンピュータをUECS 装備温室に設置するだけで、従来法以上の性能の異常検出が可能になると考える。さらに、温室内で約1週間前の1週間のデータをDL予測モデルに逐次転移学習させると、より鋭敏に異常検出ができることも確かめられた。図7[A]の事例では、得られる平方相対誤差が約1割大きくなった。このためには、DL予測モデルの逐次学習が可能でエッジコンピューティング用のコンピュータを利用したい。ハードウェアの違いによる1年分のDL予測モデルを学習する所要時間を計測した結果を表4に示した。約1.2万円のJetson NANOを使用すれば、1台で学習までできる施設高度異常監視スタンドアロンシステムを構築可能と推察した。さらに、本高度監視システムをクラウドサーバのアプリケーションとすれば、温室の高度な遠隔監視サービスの提供にも資すると考える。

表4 ハードウェアによるDL予測モデル学習時間

ハードウェア	学習時間(秒)
TITAN V+Core i7-9800X	133
RaspberryPi 3 model B+	3342
Jetson NANO	982

予測スペック: 2020年度CO₂予測・272細胞/履れ層・パッチサイズ128・50エポック

(2) UECS 培養液給液ノードと UECS 培養液排液計測ノードは、部品価格57,983円で自作することが可能で、イチゴ高設養液栽培における培養液供給と排出の液量と肥料濃度を正確に自動計測できた⁶⁾。そして、その計測値から図8に示した1分ごとのイチゴの株あたり吸液量、吸肥量を計算式から自動算出することが可能になった。得られたデータとその時の培養液設定値と気象条件を学習用データセットに整備することで、培養液の無駄が少なく、イチゴが効率的に吸液・吸肥できる培養液制御設定値を求めるDLモデルを使った高度培養液管理システムの構築が可能であると考えられる。今後、検討を進めたい。開発のベースになるビッグデータセット構築を目指し、このシステムの普及・活用を促進するため、各ノードの回路図等についての情報は、Webサイト(<https://hoshi-lab.info/interface/IchigoHpNcs.zip>)からダウンロード可能にし、オープンソース化した。

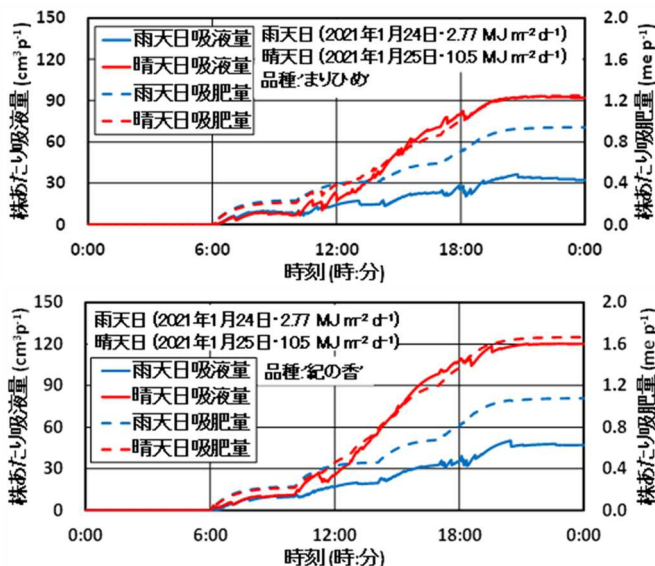


図8 システムから自動的に取得可能なイチゴ2品種で天候が違う時の対照区(一定濃度給液)の1分ごとの吸液量・吸肥量⁶⁾

<引用文献>

- 1) 星 岳彦, 平藤雅之, 本條 毅, 1990, バイオエキスパートシステムズ—生物生産における AI /ニューロコンピューティング—, コロナ社, 東京, pp.288
- 2) 農業情報学会編, 新スマート農業, 農林統計出版, 東京, 2019, pp.500
- 3) 星 岳彦, 松浦明日菜, 李三綾音, 2020, 温室気象環境予測のための深層学習モデル適用の可能性, 日本農業気象学会 2020 年全国大会講演要旨, p.84
- 4) 星 岳彦, 飯塚 千尋, 2021, 深層学習による温室環境モデルを用いたセンサ・制御機器の Raspberry Pi による高度監視システムの可能性, 農業情報学会 2021 年度年次大会講演要旨, 83-84
- 5) 星 岳彦, 西田 梨々花, 2022, 深層学習による UECS 導入温室環境制御システムのリアルタイム高度監視, 農業情報学会 2022 年度年次大会講演要旨, 119-120
- 6) 星 岳彦, オープンソースハードウェアと UECS プラットフォームによる自作可能なイチゴ高設栽培ベッドの精密培養液管理システム, 2021, 農業情報研究, 30(3), 121-130

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計3件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 星 岳彦	4. 巻 104
2. 論文標題 施設植物生産現場におけるセンシング・環境制御・AI応用の歴史・現状・課題	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 電子情報通信学会誌	6. 最初と最後の頁 526-531
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 星 岳彦	4. 巻 8
2. 論文標題 施設園芸生産現場へのスマート農業技術導入の課題と展望	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 JATAFFジャーナル	6. 最初と最後の頁 30-34
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 星 岳彦	4. 巻 30
2. 論文標題 オープンソースハードウェアとUECSプラットフォームによる自作可能なイチゴ高設栽培ベッドの精密培養液管理システム	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 農業情報研究	6. 最初と最後の頁 121-130
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.3173/air.30.121	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計10件（うち招待講演 2件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 星 岳彦, 安場 健一郎, 吉田 裕一, 川西 孝秀
2. 発表標題 持続的施設園芸を目指すマスフロー生産管理システム構築のための炭素・水収支計測
3. 学会等名 農業情報学会2022年度年次大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 星 岳彦, 西田 梨々花
2. 発表標題 深層学習によるUECS導入温室環境制御システムのリアルタイム高度監視
3. 学会等名 農業情報学会2022年度年次大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 星 岳彦, 掛樋 祐太, 北坂 雄大
2. 発表標題 デジタル・ファブリケーションを活用したイチゴ高設養液栽培用低コスト UECS 排液・排肥量計測ノード
3. 学会等名 農業情報学会2021年度年次大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 星 岳彦, 飯塚 千尋
2. 発表標題 深層学習による温室環境モデルを用いたセンサ・制御機器のRaspberry Pi による高度監視システムの可能性
3. 学会等名 農業情報学会2021年度年次大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 星 岳彦
2. 発表標題 施設園芸の電子化の進展と生産現場への普及の試み
3. 学会等名 2020年 電子情報通信学会 ソサエティ大会 企画シンポジウム(招待講演)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 星 岳彦・黒田 昌克
2. 発表標題 リアルタイム微気象計測による 局所植物光合成速度推定ガジェットの開発
3. 学会等名 農業情報学会2020年度年次大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 星 岳彦
2. 発表標題 イチゴ栽培の生産システムと情報化技術の高度化・UECSシステムの現状と展望
3. 学会等名 植物工場先端技術セミナー・日本施設園芸協会、愛媛大学植物工場研究センター、豊橋技術科学大学エレクトロニクス先端融合研究所 (EIRIS)、豊橋技術科学大学 先端農業・バイオリサーチセンター (ReCAB) (招待講演)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 星 岳彦, 鈴木 幹也
2. 発表標題 Arduinoを用いたイチゴ高設養液栽培の低コストUECS培養液管理システムの開発
3. 学会等名 日本生物環境学会2019年千葉大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 星 岳彦, 松浦明日菜, 空三綾音
2. 発表標題 温室気象環境予測のための深層学習モデル適用の可能性
3. 学会等名 日本農業気象学会 2020 年全国大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 星 岳彦
2. 発表標題 施設植物生産現場におけるセンシング・AI応用の歴史・現状・課題
3. 学会等名 電子情報通信学会2020年総合大会
4. 発表年 2020年

〔図書〕 計2件

1. 著者名 星 岳彦 (共著・後藤英司編) 分担執筆部分p.142-152	4. 発行年 2022年
2. 出版社 朝倉書店	5. 総ページ数 188 (142-152)
3. 書名 施設園芸学 (4.2 環境制御システム)	

1. 著者名 農文協(編) 共著、星 岳彦 分担執筆部分p.39-47	4. 発行年 2020年
2. 出版社 農山漁村文化協会	5. 総ページ数 212 (39-47)
3. 書名 最新農業技術 花卉 vol.12	

〔産業財産権〕

〔その他〕

<p>電子情報通信学会誌の掲載論文「施設植物生産現場におけるセンシング・環境制御・AI応用の歴史・現状・課題」は、下記に全文英訳されオープンアクセス可能になっている。 Takehiko HOSHI, History, Current Situation and Issues of Sensing, Environmental Control and AI Application on Commercial Crop Production in Greenhouses, 2021, Vol.104 No.6 pp.526-531 <https://www.journal.ieice.org/summary.php?id=k104_6_526&year=2021&lang=E></p>

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------