

令和 5 年 6 月 28 日現在

機関番号：32717

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20K06328

研究課題名（和文）葉の映像の深層学習による植物の水ストレスの推定

研究課題名（英文）Estimation of water stress of plant by deep learning of leaf images

研究代表者

佐野 元昭（Sano, Motoaki）

桐蔭横浜大学・医用工学部・教授

研究者番号：90206003

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：植物の水ストレスの推定法として、我々は葉の固有振動数に着目しており、これまでに、植物が水ストレスを受けると、葉の固有振動数の日周変化の振舞い（振幅）が変化することを示してきた。また、葉の振動数の計測法として、相関追尾に必要な注目領域を必要としない矩形領域分割法を考案し、所望の矩形領域の選択に畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を利用することにより、固有振動数計測の自動化を試みた。その結果、ほぼ90%の精度で矩形領域を判別することができ、そのCNNを適用して、自動的に葉の固有振動数の日周変化のグラフを描かせたところ、若干の外れ値は存在するものの、人間の判断で作成したものとほぼ同様の結果が得られた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

葉の固有振動数の日周変動がどのような機序で起きているのか、またその振る舞いは植物の種類によってどのように異なるのかなど、まだまだ調べなければならないことは数多く存在するが、何れにしても、植物の水ストレスが、葉の固有振動数の日周変化により推定できるということは学術的にも興味深い。また、今回の研究をもとに、葉の固有振動数が自動的に計測できるようになり、それにより植物の水ストレスの状態が実時間かつ非侵襲的に推定できるようになれば、植物の最適灌水制御システムに向けての大きな前進となり、土耕栽培の植物工場などへの応用が期待される。

研究成果の概要（英文）：As a method for estimating water stress in plants, we have focused on the natural frequency of a leaf, and have shown that the diurnal behavior of the natural frequency of a leaf changes when the plant is subjected to water stress. We have also devised a rectangular region segmentation method for measuring the leaf frequency that does not require a region of interest for correlation tracking, and attempted to automate the measurement of natural frequency by using a convolutional neural network (CNN) to select a desired rectangular region.

As a result, we were able to determine the rectangular regions with almost 90% accuracy, and when we applied the CNN to draw a graph of the diurnal variation of the natural frequency of a leaf automatically, the results were almost the same as those produced by human judgment, although there were some outliers.

研究分野：信号処理

キーワード：植物の水ストレス 葉の固有振動数 Webカメラ 深層学習 最適灌水制御

1. 研究開始当初の背景

植物の健全な生育には、光や栄養素など様々な条件が関連するが、その一つに水分がある。特に土耕栽培では、灌水量を適切に制御して重力水による排水を抑えることができれば、節水は勿論のこと、無駄な施肥も不要になる。さらに、植物に適度な水ストレスを与えることにより、作物の糖度などが増すことも知られている。しかし、このような最適灌水制御を行うためには、Speaking Plant Approach に基づき、植物の水ストレスを、実時間かつ非侵襲的に推定する必要がある。

これまで、植物の水ストレス推定には、分光学的な手法など、様々な方法が検討されてきたが、我々は、植物の萎れに伴う葉の固有振動数の変化が利用できないか長年検討してきた。

その結果、小松菜の葉の場合、「葉柄のたわみ振動」による葉の固有振動数が、図1のような興味深い振る舞いを示すことを見出した。すなわち、図の赤い矩形波のように、一日のうち日中12時間は照光し、夜間12時間を暗闇にしたところ、

- 1) 葉の固有振動数は日周変化を示し、健全な葉の場合、固有振動数は日中に大きくなり、夜間に小さくなること、
- 2) 図1の赤矢印の時点で灌水を停止しても、しばらくは同様の日周変化を示すが、数日後、図1の青矢印以降のように、固有振動数は夜間ではなく、日中に大きく減少し、1)とは逆になること、

が分かった。その二日後、葉が萎れて計測できなくなったことから、2)の現象は、鉢の水分の減少により、植物が強い水ストレスを受けた結果として現れたものと考えられ、これにより、植物の水ストレスが、葉の固有振動数の変化から推定可能なことが示唆された。

葉の固有振動数の計測法には、当初レーザ変位計を利用していたが、この場合、レーザ光により葉が焼けたり、葉の移動によりレーザスポットが葉から外れてしまうなど問題があった。また、多点測定が難しいという問題もあった。そこで、カメラにより葉の動画を撮影し、その映像から相関追尾法により葉の振動変位を求めることにした。当初はハイスピードカメラを利用していたが、葉の固有振動数は高々10 Hz程度であったので、通常のWebカメラ(30 fps)でも十分であることが分かった。

しかし、相関追尾を行う際、注目領域(Region Of Interest, ROI)を設定する必要があり、その設定には人間のような高度な判断が求められるため、完全自動化は困難であった。そこで我々は、ROIを必要としない方法として、フレーム画像を機械的に基盤の目のような矩形に分割することにより、葉の振動を捉える方法を提案した。たとえば図2の赤枠のように葉のエッジを含む矩形領域では、その平均画素値は葉の振動に伴い変化するので、その変動から葉の振動を推定することができる。葉の領域は、フレーム画像のRGB値からHSV値を求め、葉と思われる緑色のピクセルとそれ以外のピクセルで二値化して得た。この平均画素値の変動は、矩形領域が葉のエッジを含まない場合はノイズ的になり、葉のエッジを含む場合は葉の振動を反映するので、葉を減衰振動させた際、この矩形領域の変動のうち、減衰振動する矩形を選択すれば、その領域の平均画素値の変動から、葉の振動を求めることができる。

実験は図3に示すようなセットアップで行われた。植物は発芽後約30日の小松菜とし、吸水シート(東洋紡、コスモA-1)を用いて底面灌水を行った。LED照明は、タイマーを用いて朝6:00に点灯、夕方18:00に消灯するON-OFF制御を行った。葉の振動は、超音波音源((有)トライステートのパラメトリック・スピーカ実験キット)が発する40 kHz超音波による音響放射圧(約1 Pa=1枚の葉全体で約1 gw)により行い、音響放射圧で葉を0.6秒間程度押し、それを止めた後に起こる減衰振動を、汎用のWebカメラ(Elecom、UCAM-DLK130TWHなど)を用いて撮影し、自作の計測プログラムでPCに取り込んだ。

測定のタイミングは、PCの時計を利用して、毎時0分と30分にトリガ信号をスピーカ出力し、それを用いて、超音波スピーカのコントローラに信号を入力し、0.6秒間だけ音響放射圧を放射させた。

なお、昼夜の照明の点灯制御は図4(a)の信号で行うが、夜間も振動計測時には照光が必要なため、上記の計測開始用のトリガ信号(図4(b))から、Timer回路(IC555)により30秒の矩形波を発生させ、

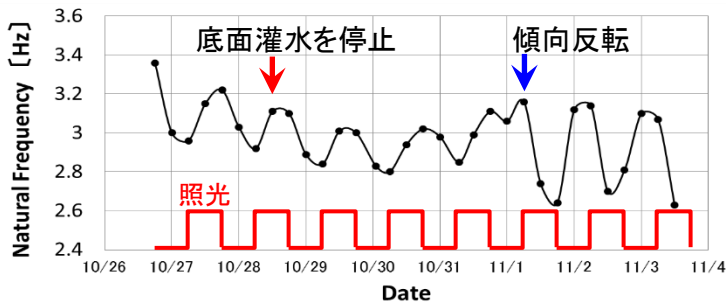


図1 レーザ変位計を用いた小松菜の葉の固有振動数の日周変動計測

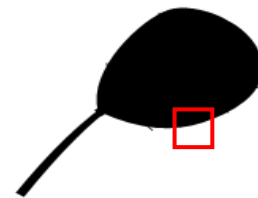


図2 矩形領域による振動計測原理

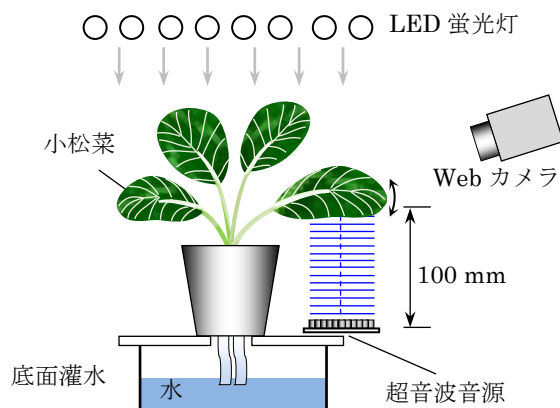


図3 実験セットアップ

それを図 5 上に示す OR 回路によって図 4 (a)に加え、図 4 (c)のような制御信号を生成した。そして図 5 下に示すソリッドステートリレー回路により、夜間も振動計測時には 30 秒間だけ照明を点灯させた。

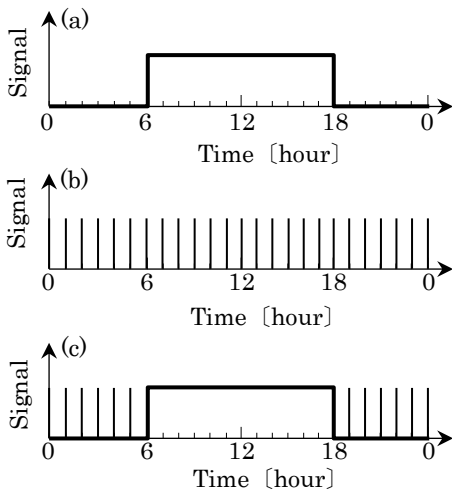


図 4 光源の制御信号

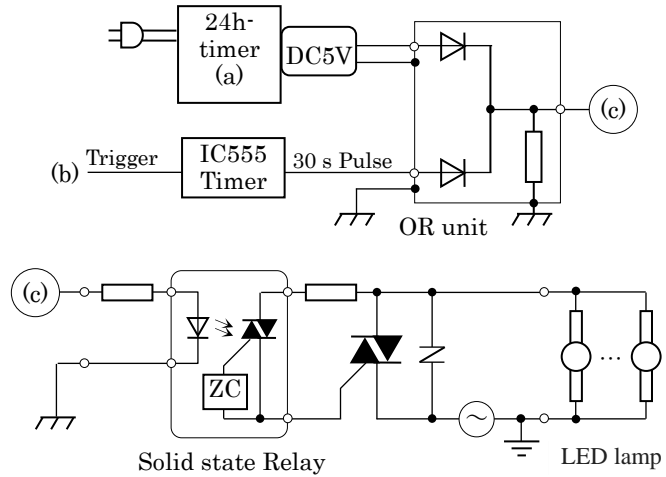
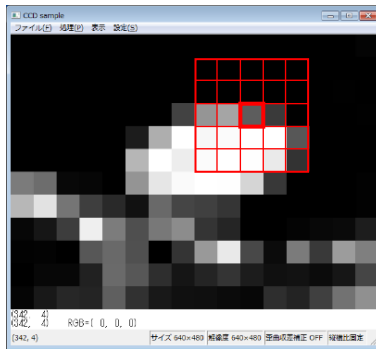


図 5 光源の制御回路

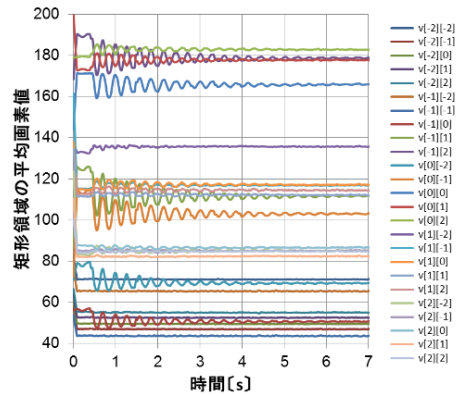
動画取り込みソフトは、Microsoft SDK v7.0 (Direct Show) を用いて Microsoft Visual Studio で自作したものであり、USB 接続された市販の Web カメラから、フレーム画像を約 30 fps で取り込み、その画像の二値化 (図 6 (a))、矩形領域分割および各矩形領域の平均画素値の計算 (図 6 (b)) を行い、葉のエッジを含むように設定した注目領域 (図の赤い太枠) を中心とする 25 個の矩形領域について、その平均画素値の時間変化 (図 6 (c)) を PC に保存した。併せて、その時の葉の画像も保存した。



(a) 二値化画像と矩形領域



(b) 24 近傍



(c) 各矩形領域の平均画素値の変化

図 6 矩形領域による振動計測例

葉の固有振動数は、図 6 (c)のように得られた 25 個のデータの中から典型的な減衰振動を選択すれば、そのパワースペクトル密度のピークを与える周波数から求めることができる。

この測定方法を用いて、葉の振動画像の昼夜連続計測を 30 分間隔で行い、得られた 25 個の波形のうち、最も典型的な減衰波形を示す矩形領域を一つ一つ手動で選択し、その減衰振動波形のパワースペクトル密度のピークの位置から固有振動数を求めたところ、図 7 に示すように、レーザ変位計で計測されたものと同様の、葉の固有振動数の日周変動が再現された。ただし、図 7 の黒い点は、求められた固有振動数、赤線は前後 3 点 (計 7 点) の中央値平均の値を結んだものである。

以上がこれまでの背景である。

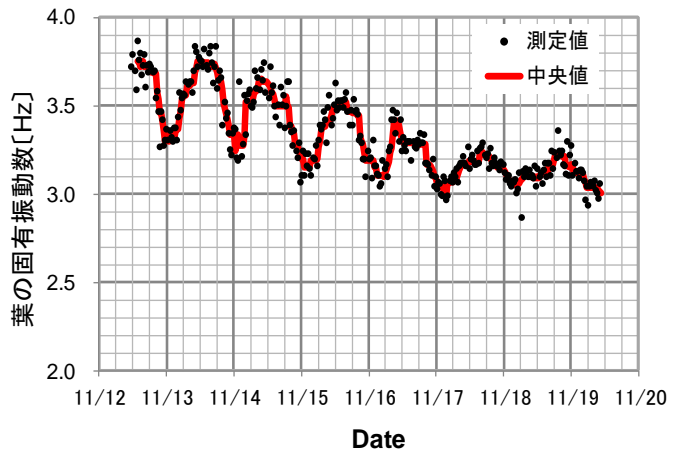


図 7 得られた固有振動数の日周変化

2. 研究の目的

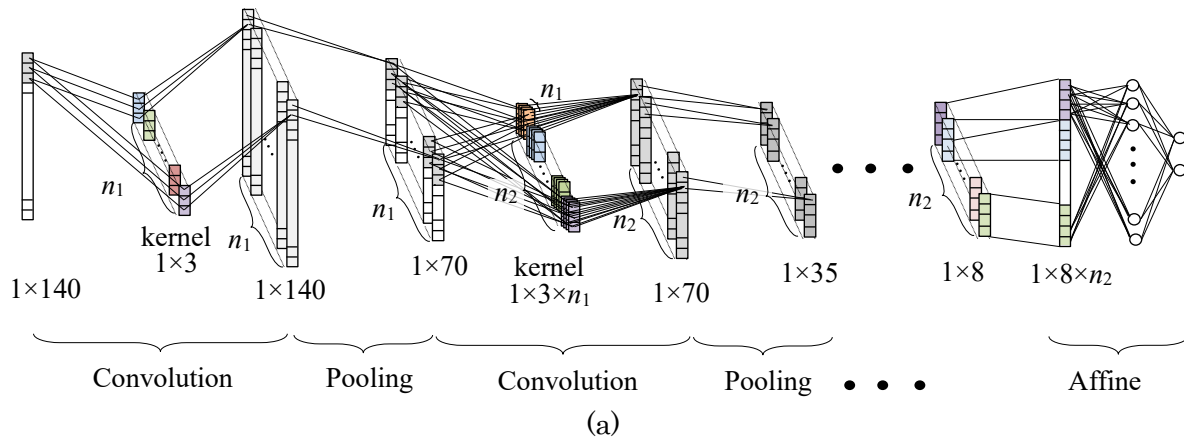
上述の矩形領域分割法において、葉の減衰振動を求めるための矩形領域の選択には、結局、人の判断が必要になるが、相関追尾法における ROI の選択のような高度な判断とは異なり、波形が減衰振動か否かの判定は比較的容易と考えられる。そこで本研究課題では、その減衰波形の判定に、深層学習させたニューラルネットワークを用いることにより、植物の葉の固有振動数の自動計測を行うシステムを構築することを目的とした。特に今回は、波形を 1 次元画像と捉え、画像の識別を得意とする畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) について検討を行う。

さらに、深層学習を利用するのであれば、葉の萎れを、葉の映像から直接 CNN によって判断させることも可能と考えられ、それがどの程度有効なのか、並行して検討する。

3. 研究の方法

(1) ニューラルネットワークの設計

今回検討する CNN は、画像の識別に適したニューラルネットワークであり、まず、比較的小さな画像 (カーネル) で画像全体を走査しながら畳み込み、プーリング処理によりダウンサンプリングを行う方法である。これにより、2 次元画像の近接的な特徴から広域的な特徴までを効率よく抽出することができる。そして、このように得られた特徴ベクトルに対して、従来の階層型ニューラルネットワークによる判断を行う。今回使用した 1 次元 CNN を図 8 に示す。(a) は結合の様子、(b) はそれを表にしたものである。図のように、入力ノード数 (波形の長さ) は 140 点とし、CNN の構造は、単純に畳み込み + プーリングのセットを 3 回行い、その結果を全結合の階層型ニューラルネットワーク (Affine) にかけることにした。活性化関数は ReLU (Rectified Linear Unit)、出力はソフトマックス関数を使用して合計 100 % に規格化した。



Process	Node size
INPUT	1x140
Convolution × 16 kernel (1x3)	16x1x140
ReLU	
MaxPooling (1x2)	16x1x70
Convolution × 16 kernel (1x3x16)	16x1x70
ReLU	
MaxPooling (1x2)	16x1x35
Convolution × 16 kernel (1x3x16)	16x1x35
ReLU	
MaxPooling (1x2)	16x1x17
Convolution × 16 kernel (1x3x16)	16x1x17
ReLU	
MaxPooling (1x2)	16x1x8
Affine	16
ReLU	
Affine	2
Softmax	
CrossEntropy	1

(b)

図 8 使用したニューラルネットワーク

(2) ネットワークの学習

比較のために、背景で取り上げた図 7 の計測において得られている各矩形領域の時系列データを用いて学習用のデータセットを作成し、学習を行わせた。具体的には、図 7 には表示されていないデータの後半から、6225 個の波形を取り出し、それを減衰振動とそれ以外に分類したデータセットを作成した。このとき、減衰波形は 1374 個、それ以外は 4851 個であった。

使用した環境としては、当初、ソニー (株) が公開している Neural Network Console を用いたが、その後、計測システムに組み込むために、Python で組み直し、ニューラルネットワークのライブラリとして、Tensor Flow 上の Keras を利用するものに変更した。

学習に用いた最適化アルゴリズムは Adagrad, 学習係数は 0.01, 学習回数 1000 回, 損失関数は交差エントロピー誤差とし、使用した学習用データセットのうち 3/4 をランダムに選択して学習させ、学習に使用しなかった残り 1/4 のデータセットで評価を行ったところ、図 9 に示す学習曲線のように学習が行われた。すなわち、検証用データの誤差は 10%程度になった。

また、同じ構造を持つ 2 次元 CNN を作成し、140 枚のトマトの葉の画像を用いて、しおれた葉と健全な葉を学習するためのデータセットを用意し、そのうち 2/3 を教師データ、残り 1/3 を検証用データとして学習させたところ、しおれた葉と健全な葉を、精度 93.75% で判別できた。この結果より、目視でもわかるような明瞭な萎れは、CNN でもかなり良い精度で判定できることが分かった。

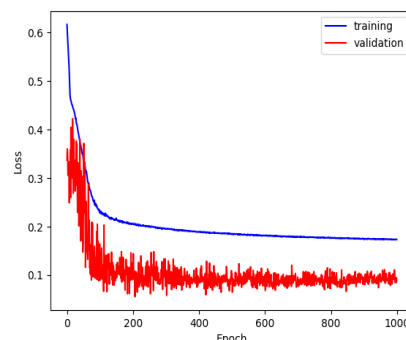


図 9 学習曲線

4. 研究成果

(1) CNN を用いた葉の固有振動数の自動計測について

減衰振動を学習させた CNN を、図 7 に表示されているデータの減衰振動の選択に適用したところ、図 10 のような結果が得られた。図 10 の黒い点は、CNN により選択された減衰振動の固有振動数、赤線は、前後 3 点 (計 7 点) の中央値平均の値を結んだものである。

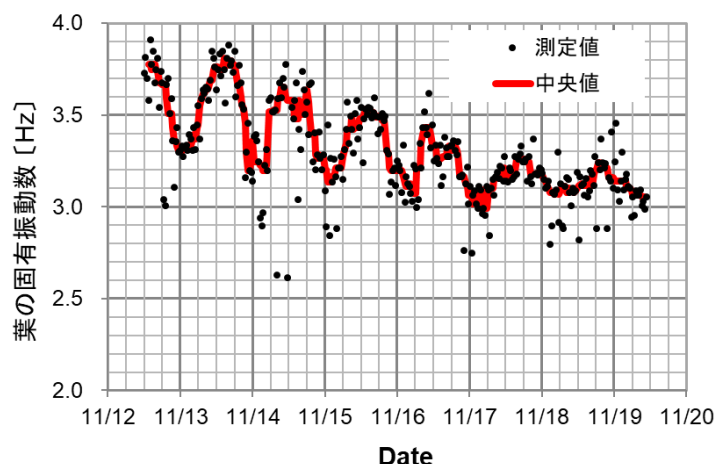


図 10 減衰波形を CNN で選択した結果

これを見ると、手動で矩形領域を選択して求めた図 7 と比較して、外れ点は増えたものの、中央値を取れば、日周変動はほぼ再現できていることが分かる。外れ値が多い原因としては、まだ学習が不十分で、誤差が 10%程度あるので、データが悪い場合、人間なら減衰曲線と選ばないものを選択してしまうなど、必ずしも最良の減衰曲線を選んでいるとは限らないことを意味していると思われる。

このように、まだ実用に向けての課題は多いが、自動化の妨げとなっていた相関追尾法における ROI の設定を必要としない矩形領域分割法を用い、その際の減衰振動する矩形領域の選択に CNN を用いることにより、手動で求めた葉の固有振動数の日周変化とほぼ同等の結果が得られたため、この方法によって、葉の映像からその固有振動数を自動的に計測するシステムが実現可能であることが検証された。

(2) 葉の映像を直接的に深層学習させた場合について

直接的に葉の映像を深層学習させる方法についても、トマトのみの結果であるが、比較的高精度であったことから、他の葉でも同様に、CNN により葉の映像を直接的に深層学習することによっても、葉の萎れを検出することは可能であることが示唆された。ただし、学習は植物の種類ごとに必要と考えられるので、想定される植物の判定も深層学習で行う必要があると考えられる。

(3) 将来的な計測システム構想について

この研究の継続として、この矩形領域判定プログラムを、現在我々が使用している植物の葉の振動計測システムに組み込んでおり、図 7 とは別の減衰波形のデータセット (減衰波形 550 個 + それ以外 4050 個 = 4600 個) を作成し、そのうちの 2300 個 (50%) を学習用、残り 2300 個を検証用に学習させた結果、精度 (正答率) は約 90%に向上したので、今後はこの CNN を組み込み、計測を継続する予定である。また、矩形領域も 25 個から、フレーム画像全体に拡大し、将来的には、大域的に振動数を計測する予定である。

現時点では、葉の固有振動数の日周変動を自動計測するのみで、植物の水ストレスの推定まで至っていないが、将来的には、RNN (Recurrent Neural Network) などを用いて日周変動を予測し、その予測とのずれから水ストレスを検出するようなシステムを構築したいと考えている。

5. 主な発表論文等

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

1. 著者名 佐野元昭	4. 巻 5 (通巻第59号)
2. 論文標題 葉の映像の深層学習による植物の水ストレスの推定	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Agricultural Biotechnology (アグリバイオ)	6. 最初と最後の頁 257-260
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 佐野元昭	4. 巻 7 (通巻第86号)
2. 論文標題 深層学習による葉の固有振動数の自動計測と植物の水ストレス推定	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Agricultural Biotechnology (アグリバイオ)	6. 最初と最後の頁 55-57
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 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 Motoaki Sano, Yutaka Nakagawa, Takashi Shirakawa, and Tsuneyoshi Sugimoto
2. 発表標題 Use of deep learning in leaf natural frequency analysis for plant water stress estimation
3. 学会等名 The 43th Symposium on UltraSonic Electronics (USE 2022)
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

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
研究分担者	杉本 恒美 (Sugimoto Tsuneyoshi) (80257427)	桐蔭横浜大学・工学研究科・教授 (32717)	

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
---------	---------