

## コンシューマ・デバイス論文

## Optical Flow を用いた複雑背景画像における草姿の変化検出

柴田 瞬<sup>1,a)</sup> 峰野 博史<sup>2,b)</sup>

受付日 2016年9月30日, 採録日 2017年2月27日

**概要:** 栽培技術の継承の困難化を解決するために、経験と勘に頼っていた栽培技術を形式知化する研究が行われている。特に、果実の糖度を上げる栽培技術はストレス栽培として知られており、水分ストレスを評価するために、様々な手法が提案されてきた。その中でも、高価な計測器を必要とせず手軽に導入しやすい手法として、萎れ具合を基に水分ストレスを評価する画像処理法があるが、従来の画像処理法は、高精度な萎れ具合の推定を実現するために、植物体の輪郭を忠実に抽出する必要があり、実際の栽培環境への導入には課題があった。そこで本研究では、Optical Flow を用いた複雑背景画像における草姿の変化検出を提案する。提案手法は、動体検出に用いられる Optical Flow で草姿の変化を検出し、機械学習で萎れ具合を推定する。特に、Optical Flow は、植物体の忠実な輪郭抽出が不要であるため、栽培環境下でも確実に草姿の変化を検出する。Optical Flow の複雑背景下での有用性を検証したところ、単純背景下での画像から算出した HOOF (Histograms of Oriented Optical Flow) と複雑背景下での画像から算出した HOOF の Bhattacharyya 距離は平均して、高日射量下で 0.0640、低日射量下で 0.0395 であった。この結果から、Optical Flow は、複雑な背景をとまなう栽培環境でも有効であることが確認できた。

キーワード: Optical Flow, HOOF, 農業, 機械学習

## Detection of Plant Motion in Complex Background Using Optical Flow

SHUN SHIBATA<sup>1,a)</sup> HIROSHI MINENO<sup>2,b)</sup>

Received: September 30, 2016, Accepted: February 27, 2017

**Abstract:** There are studies that transform cultivation techniques relied on experience and intuition to explicit knowledge. In particular, stress cultivation employs water stress to increase the sugar concentration of plants. To evaluate the water stress, several methods have been implemented. An image processing method evaluates water stress based on plant wilt without expensive instruments. However, there are issues in introducing it into the actual cultivation environment, since earlier image processing methods require the use of extracting plant contour from images. Therefore, we propose a method to detect the plants motion in complex background. This method detects the plant motion by optical flow and estimates the plant wilt by machine learning. Optical flow can assess the plant motion very clearly even in cultivation environment, because it does not require extracting plant contour. We validated utility of optical flow in complex background and the average Bhattacharyya distance between HOOF calculated in complex background and HOOF calculated in simple background was 0.0640 in high solar radiation and was 0.0395 in low solar radiation. Consequently, we confirmed that optical flow is effective even in complex background.

**Keywords:** optical flow, HOOF, agriculture, machine learning

<sup>1</sup> 静岡大学大学院総合科学技術研究科  
Graduate School of Integrated Science and Technology,  
Shizuoka University, Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan

<sup>2</sup> 静岡大学大学院情報学領域/JST さきがけ  
College of Informatics, Academic Institute, Shizuoka University,  
Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan/JST,  
PRESTO, Kawaguchi, Saitama 332-0012, Japan

a) shibata@minelab.jp

b) mineno@inf.shizuoka.ac.jp

## 1. はじめに

日本の農業従事者の人口や若年層の割合は年々減少しており、農業従事者の高齢化や後継者不足の進行で、世界的に高水準な日本の栽培技術が失われることが懸念されている。特に、高糖度トマトに代表される高品質な農産物の栽

培技術は、農業に対する経験と勘によって培われており、継承に長い年月を要する。そのため、農業の知識を持たない新規就農者への継承は難しく、高品質な農産物の栽培技術は喪失の危機にある。

この問題を解決するために、経験と勘に頼っていた栽培技術を形式知化する研究が行われている。たとえば、高糖度な農産物の栽培技術として、水分ストレス（渇き状態）を付与することで果実の糖度を上げるストレス栽培がある。ただし、過大な水分ストレスは植物に悪影響を及ぼすため、生産者は自身の経験と勘を基に適切な量の灌水を行う必要がある。そこで、農業に対する経験と勘に頼らずに適切な量の灌水を実現するために、水分ストレスを数値評価する研究が注目されている。この水分ストレスの評価手法として、土壤水分量を測定する手法 [1], [2], 蒸散量を推定する手法 [3], [4], 体内水分量を直接測定する手法 [5], 茎径や萎れ具合から体内水分量を間接的に測定する手法 [6], [7], [8], [9] 等が検討されてきた。しかし、安価かつ高精度な水分ストレス評価手法は実現されておらず、一般の農業従事者が既存手法を手軽に用いることは難しかった。一方で、萎れ具合を推定し、その推定結果に基づいて水分ストレスを評価する画像処理法は、高価な測定機器を必要とせず手軽に導入しやすいだけでなく、複雑な背景をとまなわない環境において、高精度な水分ストレスの評価も可能である。しかし、従来の画像処理法は、高精度な水分ストレス評価を実現するために、物体の輪郭を忠実に抽出する必要があり、植物が生い茂る実際の栽培環境への適用は難しかった。

本研究では、安価かつ高精度な水分ストレス評価手法を実現するために、画像処理法の中でも動体検出に用いられる Optical Flow で草姿の変化を検出し、Optical Flow を基に機械学習を行うことで、栽培環境下でも高精度に萎れ具合を推定する手法を提案する。Optical Flow は、画像の濃淡分布の時間的・空間的な変化を基に算出されるため、植物体の忠実な輪郭抽出をせずに微小な草姿の変化も検出できる。

一方で、Optical Flow は草姿の変化だけでなく、人の動きや照明変化、風の影響も検出する。基礎実験の結果、人の動きや照明変化時の Optical Flow は、草姿の変化時に比べ、過大または過小であったため、閾値処理で除去することができた。しかし、風によって生じる草姿の変化は、萎れによって生じる草姿の変化と類似しており、単純な閾値処理で取り除くことが困難であった。そこで、本研究では、ガラス室やビニールハウスで栽培を行う施設栽培を対象とするものとし、風によって草姿の変化が生じるような屋外で栽培を行う露地栽培は想定しないものとする。また、本稿では、複雑な背景をとまなう栽培環境下でも Optical Flow を用いた草姿の変化検出手法が有用であることを示すことに焦点を絞り、本特微量を用いた機械学習による高精度な萎れ具合推定の可能性や詳細な評価は今後の課題とする。

## 2. 関連研究

### 2.1 土壤水分量の測定

水分ストレスは、植物が吸収する水分量と放出する水分量のアンバランスによって生じることが知られており、既存手法は主に土壌内の水分量、植物の蒸散量、または植物内の水分量を基に水分ストレスを評価する。その中でも土壤水分量は、植物が吸収する水分量と密接な関係にあり、土壤水分計を用いて測定される。土壤水分計には、土壤粒子が水分を吸着する強さを示す水分張力を測定するテンシオメータ [1] と土壤全体積のうち水分が占める体積の割合を示す体積含水率を測定する誘電土壤水分計 [2] がある。

テンシオメータは、圧力計と素焼き製の多孔質容器を連結した構造をしており、水で満たした容器を土中に埋め、土壌の吸引圧によって水が染み出すときの容器内の圧力から水分張力を測定する。誘電土壤水分計が土壌内水分の絶対量を測定するのに対して、テンシオメータは、実際に植物が利用できる水分量を測定するため、農業現場での利用に適している。しかし、テンシオメータの測定原理上、その測定範囲は湿潤な土壌 (pF0~2.8) に限定される。そのため、水分ストレスを付与するために少量の水分で管理された土壌に対してテンシオメータを適用することは困難である。

TDR (Time domain Reflectometry) 土壤水分計や ADR (Amplitude domain Reflectometry) 土壤水分計に代表される誘電土壤水分計は、土中に埋めた金属製の電極棒で土中の誘電率を測定し、誘電率と含水率の関係式から誘電率を体積含水率に変換する。誘電土壤水分計は、テンシオメータに比べて測定範囲が広く、少量の水分で管理された土壌への適用も可能である。しかし、ストレス栽培では、少量の灌水を頻繁に行うため、土壤水分が不均一になりやすく、1つの土壌に複数の土壤水分計を設置する必要がある。テンシオメータを含む多くの高精度土壤水分計は一般コンシューマ向けでなく数万~数十万円と高価であるだけでなく、計測部の刺さった場所しか計測できないため、土壤水分量を基にした水分ストレス評価手法は、正確な計測を行うことに比例して導入費用が上昇し、栽培現場への手軽な導入は困難である。

### 2.2 蒸散量の測定

#### 2.2.1 表示シート法

植物が放出する水分量に着目し、蒸散量を測定することで水分ストレスを評価する方法の1つに表示シート法 [3] がある。表示シート法は、葉裏面の気孔からの蒸散による水分を色の変化として表示するシートを用いて、簡易的に水分ストレスを評価する手法である。この手法は、専門的な知識が不要であり簡易的に植物のストレス状態を把握できるため、新規就農者でも適切な量の灌水を実現できる。

また、シートは安価であるため、導入費用が低く手軽に栽培現場に導入できる。しかし、表示シート法では、色の変化を確認するために栽培現場へ出向く必要があり、生産者の負担や人件費が高くなるため、実際の栽培現場へ導入するためには運用面に課題が残る。また、色の変化は生産者の主観で判断するため、水分ストレスの評価結果に個人差が生じるという問題点がある。

### 2.2.2 重量法

生産者の主観に依存せず、定量的に蒸散量を測定する手法に重量法 [4] がある。重量法は、ポットに生育させた植物体に灌水した後、一定時間後に測定した重量の減少量から蒸散量を推定する方法であり、定量的に蒸散量を求めることができるため、個人に依存せずに安定した評価が可能となる。しかし、この方法で推定した蒸散量には、葉からの蒸散量だけでなく、土からの蒸発量が含まれている。特に、植物が十分に茂っていない場合は、土壌の表面積に対する植物の表面積が小さくなるため、推定誤差は大きくなる。定植前の土だけのポットを用いて、事前に土壌表面の蒸発量を求めることで推定誤差を低減できるが、測定機器が高価であるため、手軽な利用は難しい。さらに、実際には水分ストレスは蒸散量だけでは決定されず、土壌水分量との水分収支のバランスによって決定されるため、より高精度に水分ストレスを評価するためには、蒸散量と土壌水分量双方の測定、または体内水分量の測定が必要であると考える。

## 2.3 体内水分量の測定

### 2.3.1 プレッシャーチャンバ法

植物の体内水分量を直接測定することで水分ストレスを評価する手法の1つにプレッシャーチャンバ法 [5] がある。プレッシャーチャンバ法は、試料として採取した葉に圧力を加え、葉内の水が浸出した時点の圧力を水ポテンシャルとして測定する方法である。水ポテンシャルとは、植物の水分保持力を示す値であり、水分ストレスの指標として用いられる数値である。そのため、プレッシャーチャンバ法は、高精度に水分ストレスを評価できる。しかし、この手法は、測定のために葉を採取する必要があるため、表示シート法と同様に生産者の負担や運用費用の上昇につながる。さらに測定機器も高価であるため、実際の栽培現場へ導入するためには運用面と導入面の双方に課題がある。

### 2.3.2 茎径

植物の体内水分量を間接的に測定することで水分ストレスを評価する手法の1つに茎径を用いるものがある。茎径の変化は水ポテンシャルと相関が強く、水ポテンシャルの指標として有効であることが示されている [6]。そのため、茎径の変化量から高精度に水分ストレスを評価する方法が数多く提案されており、実際に茎径の変化量を指標として水分ストレスに応じた自動給液制御を実現するシステムも

研究開発されている [7]。さらに、茎径を測定するために用いられるレーザ式変位センサは、センサから発光されたレーザ光を基に物体の外径を測定するため、非破壊・非接触かつ連続的に水分ストレスを評価できる。しかし、茎は加齢とともに硬化し次第に変化しなくなるため、茎径の変化量と水ポテンシャルの相関は時間にもなって低下する。そのため、長期的な測定では、同一箇所の測定で水分ストレスを評価することには限界があり、一定時間ごとに測定機器の位置を変更する必要がある。また、茎径の微小な変化を測定するためには、レーザ式変位センサに代表される十数万円程度の高価な測定機器が必要となるため、導入費用が高く一般の農業従事者による手軽な利用は難しい。

### 2.3.3 画像処理法

萎れ具合を推定することで植物の体内水分量を間接的に測定する手法に画像処理法がある。昨今では、一般コンシューマ向けのカメラ機器が多岐にわたり、それほど高価な測定機器を必要としなくても、様々な画像処理ライブラリを用いて人手を介さずに連続的な評価も容易にできるため、画像処理法は導入面と運用面の双方において金銭的コストが低く、一般の農業従事者でも手軽に利用できると考える。

一般的に画像処理法では、画像から植物体だけを分離した後に、草姿の変化を検出することで萎れ具合を推定する。たとえば、判別分析法で植物体から輪郭を忠実に抽出し、その重心を追跡することで萎れ具合を推定する手法 [8] は、顕著な草姿の変化を検出できるため、おおよその萎れ具合を推定できる。一方で、萎れ具合の推定には、植物全体の重心を用いるため、微小な草姿の変化の検出は難しい。さらに、輪郭の抽出精度の向上のために黒色の背景を設置しており、実際の栽培環境への適用には課題が残る。また、同様に判別分析法で植物体から輪郭を忠実に抽出した後に、植物直上部からの投影面積を算出することで萎れ具合を推定する手法 [9] は、微小な草姿の変化も検出できるため、高精度に萎れ具合を推定できる。しかし、手法 [8] と同様に輪郭の抽出精度の向上のために青色の背景を設置しており、実際の栽培環境への適用には課題が残る。

## 3. Optical Flow を用いた複雑背景画像における草姿の変化検出

### 3.1 概要

本研究では、安価かつ高精度な水分ストレス評価手法を実現するため、Optical Flow を用いた複雑背景画像における草姿の変化検出手法を提案する。提案手法は、画像処理技術の中でも動体検出に用いられる Optical Flow で草姿の変化を検出し、機械学習を用いて萎れ具合を推定する。特に、Optical Flow は、画像間の物体の動きを速度ベクトルで表したものであり、画像の濃淡分布の時間的・空間的な変化を基に算出される。この Optical Flow を草姿の変化

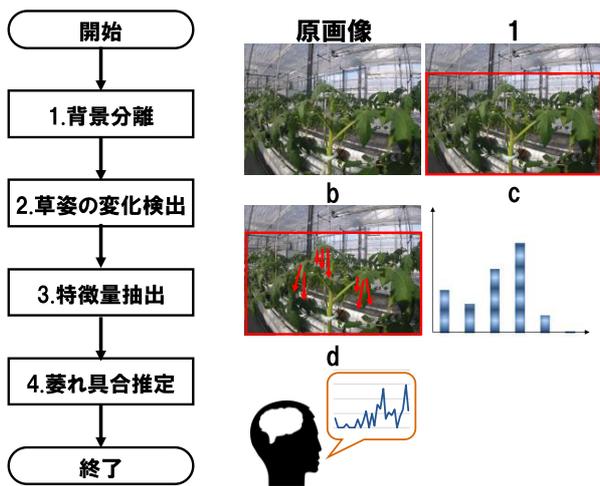


図 1 Optical Flow を用いた草姿の変化検出の流れ

Fig. 1 Flowchart of detection of plant motion using optical flow.

検出に応用することで、植物体の忠実な輪郭抽出をせずに微小な草姿の変化も検出できる。そのため、Optical Flow を基にした機械学習では、栽培環境下でも高精度に萎れ具合を推定できると考える。

本稿で提案する Optical Flow を用いた複雑背景画像における草姿の変化検出手法の流れを図 1 に示す。まず、植物体以外の動きに対する Optical Flow の誤検出を低減させるために、カラー画像の RGB 成分のうち G 成分の比率を示す ExG (Excess Green) [10] を用いて、植物体が存在する領域 (植物体領域) と植物体が存在しない領域 (背景領域) に分離する。次に、植物体領域のみから Optical Flow を検出することで、栽培環境下でも確実に草姿の変化を検出する。つまり、株どうしが密集した栽培現場でも、背景領域の G 成分は増加せずに植物体領域の G 成分が増加することになるため、植物が繁茂した栽培現場でも背景分離が可能である。その後、草姿の変化量を萎れの特徴量として表現するために、Optical Flow の角度をヒストグラム化した HOOF (Histograms of Oriented Optical Flow) [11] を算出する。最後に、この HOOF を用いた機械学習で萎れ具合を推定する。萎れ具合を基に水分ストレスを評価する画像処理法は、熟練の農業従事者の経験と勘による水分ストレス評価を再現した手法である。したがって、画像処理法で高精度な水分ストレス評価を実現するためには、熟練の農業従事者の経験と勘を忠実に再現する必要があると考える。そこで、機械学習の正解データには、熟練の農業従事者が萎れ具合の大きさを 4 段階で評価した値を用いる。

### 3.2 背景分離

Optical Flow は、画像の濃淡分布の時間的・空間的な変化を基に算出される。そのため、本稿で提案する Optical Flow を用いた草姿の変化検出では、植物体以外の動きを誤検出する可能性がある。そこで、Optical Flow を検出する

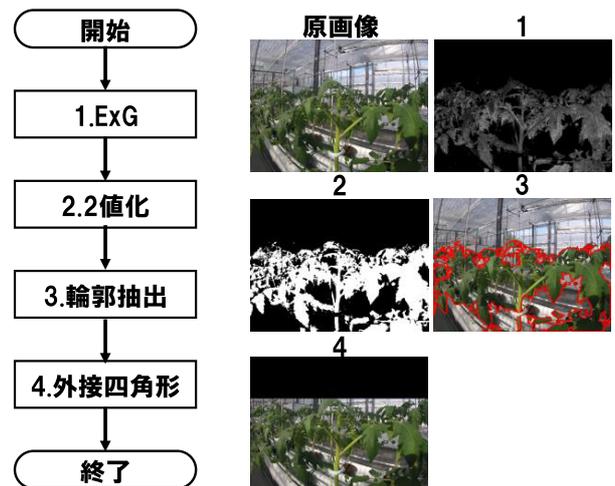


図 2 背景分離の流れ

Fig. 2 Flowchart of background separation.

前に、植物体領域と背景領域に分離し、植物体領域からのみ Optical Flow を検出することで、Optical Flow の誤検出を低減させる。植物体が存在しない領域における Optical Flow の誤検出低減が主目的のため、複数の植物体が密集する際に個々の植物体のみを抽出する必要はなく、密集する植物体領域と植物体以外の背景領域を分離することで Optical Flow の誤検出を低減する。

背景分離の流れを図 2 に示す。まず、植物体は RGB 成分のうち、G 成分の比率が高いことに着目して、撮影画像の ExG を判別分析法 [12] で求めた閾値で 2 値化することで、G 成分の比率が高い領域を求める。判別分析法とは、2 値化する 2 クラスのクラス内分散とクラス間分散の比が最大となるように閾値を決定する方法である。ここで、ExG と 2 値化で求めた領域は、照明変化をともしない環境において、植物体と植物体以外の背景を精度良く分離する。一方で、照明変化をともしう実際の栽培現場では、G 成分の比率が低下するため、ExG と 2 値化による背景分離では、植物体と背景を十分に分離できない場合があった。そこで、ExG と 2 値化で求めた領域に外接する四角形全体を植物体として検出することで実際の栽培現場でも確実に植物体と背景を分離する。ここで、ExG (Excess Green) とは、カラー画像の RGB 成分のうち G 成分の比率を示す値であり、明るさを無視して色相と彩度だけを考慮して求める。ExG の導出式を式 (1) に示す。

$$ExG = 2g - r - b \quad (1)$$

(r, g, b) は色度座標であり、式 (2) で表される。

$$\begin{aligned} r &= \frac{R^*}{R^* + G^* + B^*}, \\ g &= \frac{G^*}{R^* + G^* + B^*}, \\ b &= \frac{B^*}{R^* + G^* + B^*}, \end{aligned} \quad (2)$$

色度座標は、RGB 色空間上のベクトル ( $R^*, G^*, B^*$ ) と

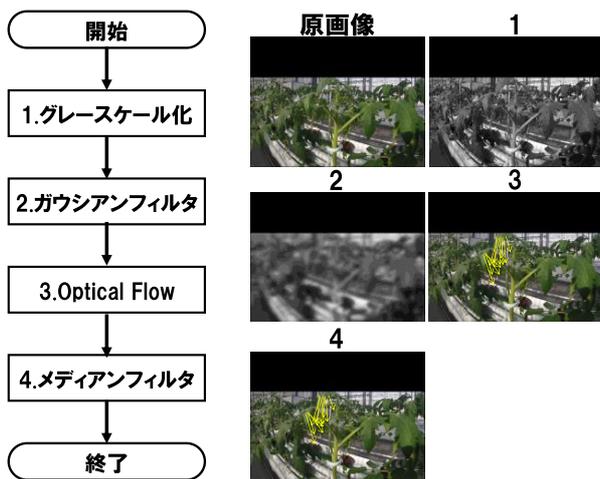


図 3 草姿の変化検出の流れ

Fig. 3 Flowchart of detection of plant motion.

RGB 色空間上の点  $(1, 0, 0)$ ,  $(0, 1, 0)$ ,  $(0, 0, 1)$  を頂点とする正三角形の交点であり、色度座標上のベクトル  $(r, g, b)$  は、明度が一定で、色相と彩度が RGB 空間上のベクトル  $(R^*, G^*, B^*)$  と同一の値を示す。  $R^*, G^*, B^*$  は、チャンネルごとの画素値を輝度の最大値で正規化した値であり、式 (3) で表される。

$$R^* = \frac{R}{R^m}, \quad G^* = \frac{G}{G^m}, \quad B^* = \frac{B}{B^m} \quad (3)$$

$$R^m = G^m = B^m = 255$$

### 3.3 草姿の変化検出

画像処理法は、萎れ具合を基に水分ストレスを評価する。したがって、高精度に水分ストレスを評価するためには、顕著な植物体の動きだけでなく、微小な草姿の変化も確実に検出する必要がある。草姿の変化検出の流れを図 3 に示す。まず、処理速度向上のために、ExG で分離した植物体をグレースケール化する。次に、グレースケール画像にカーネルサイズ  $5 \times 5$  のガウシアンフィルタを適用し、Optical Flow を検出する。その後、Optical Flow の誤検出を低減させるためにカーネルサイズ  $5 \times 5$  のメディアンフィルタを適用する。最後に、Optical Flow の長さに対する閾値処理 (下限: 5, 上限: 100) によって、草姿の変化に比べて過小または過大な Optical Flow を除去することで、人の動きや照明変化によって生じるノイズを除去する。なお、ガウシアンフィルタ、メディアンフィルタのカーネルサイズと閾値の値は、予備実験を通じてヒューリスティックに決定した。ここで、Optical Flow とは、画像間の物体の動きを速度ベクトルで表したものであり、その検出方法には主に相関法と勾配法がある。相関法 [13] は、連続する画像間において、適当なサイズのテンプレートの濃淡分布の対応付けを行うことで Optical Flow を求める方法であり、大きな動きにも対応できるが、対応のとれた特徴点からしか Optical Flow を求めることができないという課題

がある。一方で勾配法 [14], [15], [16] は、画像の濃淡分布の時間的・空間的な変化から Optical Flow を求める方法であり、対象の輝度や形状等の特徴量に依存せずに数値計算のみによって Optical Flow を求められる。そのため、勾配法では、植物体の忠実な輪郭抽出をせずに草姿の変化を検出できる。さらに、勾配法の計算過程では、動体の移動量が微小であると仮定するため、Optical Flow によって微小な草姿の変化も検出できると考える。

勾配法による Optical Flow の算出方法について説明する。時刻  $t$  における座標  $(x, y)$  の画素の輝度を  $I(x, y, t)$ 、時刻  $t + \delta t$  後の座標  $(x + \delta x, y + \delta y)$  の輝度を  $I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t)$  とし、移動前の輝度と移動後の輝度が等しいと仮定すると、式 (4) が成り立つ。

$$I(x, y, t) = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (4)$$

$\delta x, \delta y, \delta t$  が微小であると仮定して式 (4) の右辺をテイラー展開することで、式 (5) が得られる。

$$I(x, y, t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t + \dots \quad (5)$$

2 次以上の微分項を無視して、両辺を  $\delta t$  で割り  $\delta t \rightarrow 0$  とすると、式 (6) が得られる。

$$I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t = 0 \quad (6)$$

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, \quad I_t = \frac{\partial I}{\partial t},$$

$$u = \frac{\delta x}{\delta t}, \quad v = \frac{\delta y}{\delta t}$$

ここで、時刻  $t$  の座標  $(x, y)$  において、 $I_x, I_y$  はそれぞれ  $x$  方向、 $y$  方向の濃度の空間的勾配、 $I_t$  は微小時間  $\delta t$  後における濃度の時間的勾配を表し、 $u, v$  は Optical Flow の速度の  $x$  成分、 $y$  成分を表す。

この式 (6) は、動画の時間的・空間的な濃度勾配と Optical Flow を結び付ける式であり、Optical Flow の基本式と呼ばれる。一方で、この基本式は変数  $(u, v)$  を 2 つ含んでおり、解が一意に定まらない。そのため、勾配法では、基本式に加えてさらに拘束条件を設定することで Optical Flow を求める。これまで、拘束条件に関する様々な検討がされてきた [16]。特に Optical Flow の基本式に加えて、全体的な Optical Flow は滑らかであることを仮定し、特徴点のマッチングを行うことで Optical Flow を計算する Deep Flow [17] は、非剛体の動きを追跡できるため、草姿の変化検出に適していると考えられる。さらに、Deep Flow は、事前に指定した特徴点周りの勾配を求める疎な Optical Flow とは異なり、画像全体の勾配を求める密な Optical Flow であるため、事前に特徴点の位置を指定する必要がない。そこで、本稿で提案する Optical Flow を用いた草姿の変化検出手法では、Optical Flow の検出方法に Deep Flow を採用することとした。

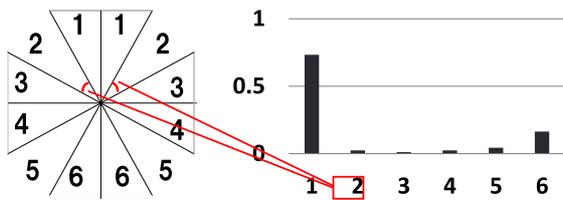


図 4 HOOF 量子化例

Fig. 4 Example of quantization of HOOF.

### 3.4 特徴量抽出

一般的に萎れの程度が大きいくほど、草姿は地面に対して垂直下向きに近い方向に動き、かつその移動距離は大きくなる。逆に、灌水や雨天等によって萎れから回復する際には、吸収する水分量が多いほど、草姿は地面に対して垂直上向きに近い方向に動き、かつその移動距離は大きくなる。そのため、草姿の移動方向と移動距離は、萎れを特徴量として表現するために重要な要素であると考えられる。草姿の移動方向と移動距離を萎れの特徴量として抽出するために、Optical Flow の角度をヒストグラム化した HOOF を算出する。HOOF は、Optical Flow の角度をビン、長さを重みとして算出されたヒストグラムの面積を正規化することで得られる。Optical Flow の角度  $\theta$  とビン  $b$  の対応関係を式 (7)

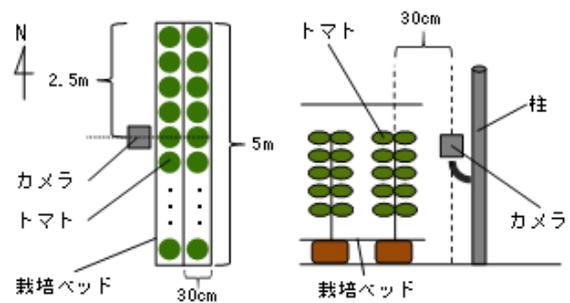
$$-\frac{\pi}{2} + \pi \frac{b-1}{B} \leq \theta \leq -\frac{\pi}{2} + \pi \frac{b}{B} \quad (7)$$

に示す。ここで、 $B$  はビンの総数であり、ビン  $b$  の定義域は  $1 < b < B$  で定義される。

ビンの総数が 6 の場合の角度とビンの対応関係を図 4 に示す。ビンには、Optical Flow と水平軸のなす角度のうち、角度が小さい方を使用することで、左右対称の Optical Flow は同一のビンに累積される。そのため、HOOF を用いることで、左右対称の萎れを同一のヒストグラムとして表現できると考える。さらに、HOOF は、ヒストグラムの面積を正規化することで、撮影距離による Optical Flow の違いを考慮する。そのため、HOOF を用いることで、撮影距離に依存せずに萎れを表現できると考える。

### 4. 評価

既存の画像処理法は、高精度な萎れ具合推定を実現するために単純な背景を設置する必要があるが、複雑な背景をとまう実際の栽培環境への導入は困難だった。栽培環境下へ画像処理法を導入し、安価かつ高精度な水分ストレス評価手法を実現するためには、複雑背景下でも草姿の変化を確実に検出できる必要がある。そこで、本稿で提案した Optical Flow を用いた草姿の変化検出に関して、複雑背景下での有用性を検証するために、実際の栽培現場で撮影した画像（以下、複雑背景画像）と複雑背景画像の背景を画像処理ソフトで単色化した単純背景画像を用意し、各画像から算出した HOOF の類似度を比較した。単純背景画像



(a) 栽培ベッドの俯瞰図 (b) 栽培ベッドの正面図

図 5 撮影対象のトマトとカメラの設置位置

Fig. 5 Installation position of tomato and camera.

は、撮影した画像から画像加工ツール GIMP [18] を用いて手動で抽出した植物体と単色の画像を合成することで作成した。

実験は、静岡県農林技術研究所内プラスチックハウス内のトマト低段密植栽培実験現場に屋外用小型カメラ (Woodman Labs 製 GoPro HERO4 Session, 解像度: 2720 × 2040) を設置させてもらい、2016 年 2 月 1 日から 2 月 15 日までの撮影画像を用いて実施した。図 5 に撮影対象のトマトの苗とカメラの設置位置を示す。撮影対象のトマトの苗には、栽培ベッド (長さ: 約 5m, 幅: 約 30cm, 株数: 24 株, 定植方法: 2 条植え) の両端が高日射量であることを考慮して、栽培ベッドの西側の列で上端から約 2.5m の位置のトマトの苗を採用した。カメラは、トマトの苗の生長点から仰角が 0 度で距離が 10cm の位置で柱に固定し、このカメラを用いて画像を 10 分間隔で撮影した。また、HOOF の類似度の指標には、ヒストグラム間距離の 1 つである Bhattacharyya 距離 [19] を用いた。Bhattacharyya 距離は、0 から 1 の値をとり、類似度が高いほど値は小さくなる。ビン数  $I$  からなる 2 つのヒストグラムをそれぞれ  $H_1, H_2$  とし、ビンごとのヒストグラムの値を  $H_1(i), H_2(i)$  とすると Bhattacharyya 距離  $d(H_1, H_2)$  は、式 (8) で表される。

$$d(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \sum_{i=0}^I \frac{\sqrt{H_1(i)} * \sqrt{H_2(i)}}{\sqrt{\sum_{i=0}^I H_1(i) * \sum_{i=0}^I H_2(i)}}} \quad (8)$$

実験期間のうち、萎れが観測された 2 月 4 日の 10 分ごとの日射量を図 6 に示す。図 6 から、日射量は、6 時 30 分から 7 時 00 分に低くなり、14 時 30 分から 15 時 00 分に高くなるのが分かる。画像処理は、画像の輝度を用いるため、日射量の違いは画像処理の精度に影響を与える。したがって、適切な評価を行うためには、異なる日射量で評価するべきである。本評価では、萎れが観測された画像の中でも、2 月 4 日 6 時 30 分から 7 時 00 分の間に撮影した画像と、2 月 4 日 14 時 30 分から 15 時 00 分の間に撮影した画像を評価対象とした。Optical Flow は、単純背景画像

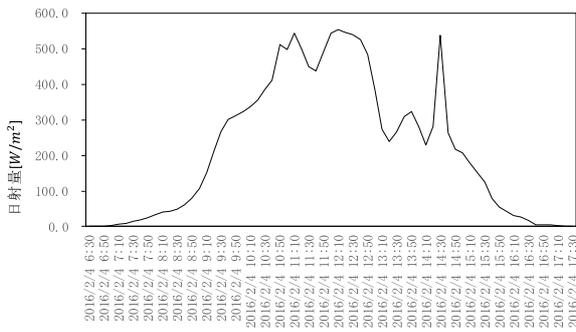


図 6 2月4日の10分ごとの日射量

Fig. 6 Amount of solar radiation in 4th of February.

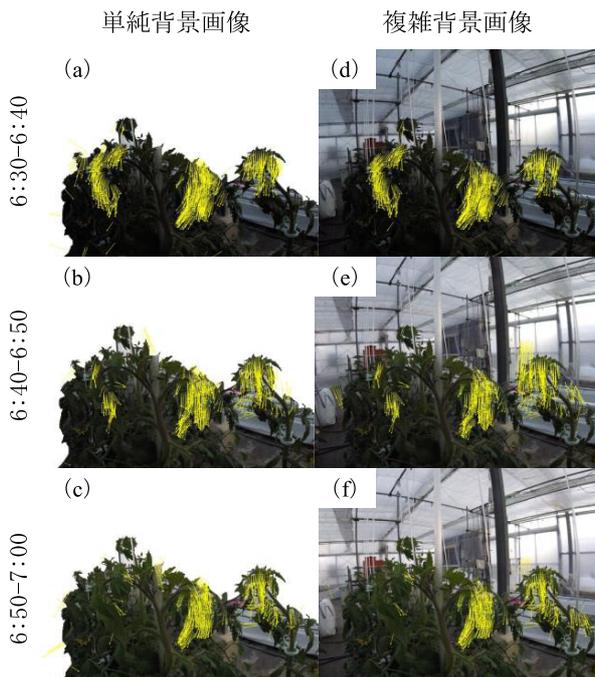


図 7 Optical Flow (6時30分~7時00分)

Fig. 7 Optical Flow (6:30~7:00).

と複雑背景画像の双方において隣接する時刻間で算出し、 $20 \times 20$ ピクセルごとに時刻が小さい方の画像に描画した。たとえば、6時30分から7時00分までの画像の場合、6時30分と6時40分、6時40分と6時50分、6時50分と7時00分の各画像間から Optical Flow を算出し、それぞれ6時30分、6時40分、6時50分の画像に Optical Flow を描画する。また、HOOF も Optical Flow と同様に、単純背景画像と複雑背景画像の双方において隣接する時刻間で算出した。

2月4日6時30分から7時00分までの Optical Flow を図 7(a)~(f)に、2月4日14時30分から15時00分までの Optical Flow を図 8(a)~(f)に示す。2月4日6時30分から7時00分の HOOF を図 9 に、2月4日14時30分から15時00分の HOOF を図 10 に示す。また、2月4日6時30分から7時00分と2月4日14時30分から15時00分までの各 HOOF 間の Bhattacharyya 距離を表 1 に示す。

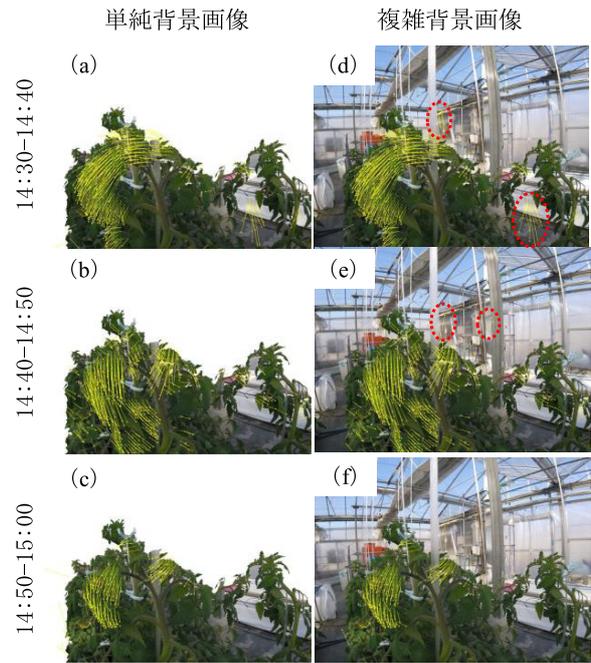


図 8 Optical Flow (14時30分~15時00分)

Fig. 8 Optical Flow (14:30~15:00).

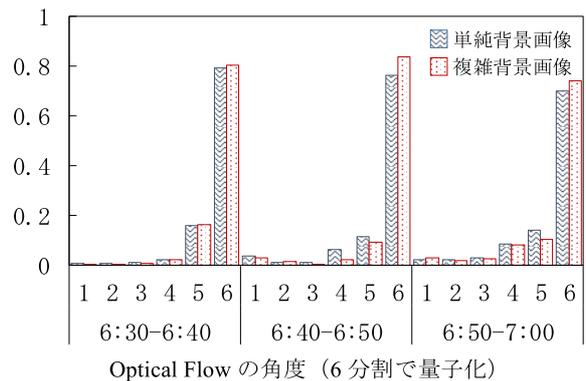


図 9 HOOF (6時30分~7時00分)

Fig. 9 HOOF (6:30~7:00).

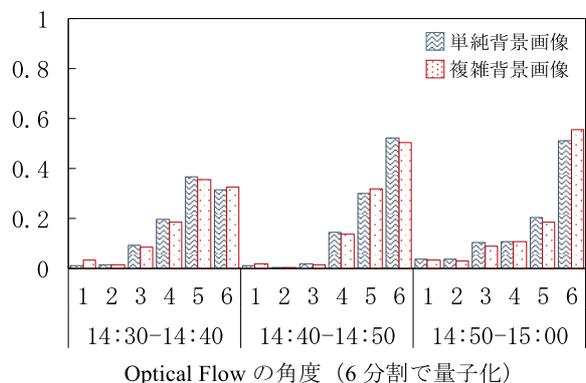


図 10 HOOF (14時30分~15時00分)

Fig. 10 HOOF (14:30~15:00).

表 1 から、6時30分から7時00分までの Bhattacharyya 距離の平均値は 0.0640 であり、14時30分から15時00分までの Bhattacharyya 距離の平均値は 0.0395 であった。

表 1 時刻ごとの HOOF 間の Bhattacharyya 距離

Table 1 Bhattacharyya distance between HOOF for each time.

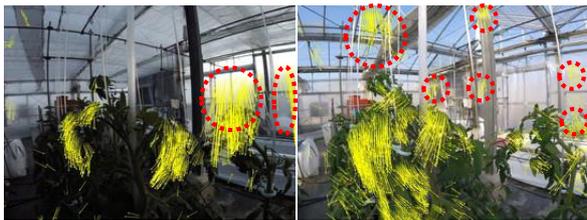
時刻	Bhattacharyya 距離	
	6 時 30 分- 7 時 00 分	14 時 30 分- 15 時 00 分
0 分-10 分後	0.0575	0.0548
10 分-20 分後	0.0914	0.0289
20 分-30 分後	0.0431	0.0347
平均	0.0640	0.0395



(a) 6 時 40 分-6 時 50 分 (b) 14 時 40 分-14 時 50 分

図 11 背景分離のマスク画像を適用した場合の画像

Fig. 11 Image applying mask of background separation.



(a) 6 時 40 分-6 時 50 分 (b) 14 時 40 分-14 時 50 分

図 12 背景分離を適用しない場合の画像

Fig. 12 Image not applying background separation.

この結果から、単純背景画像の Optical Flow と複雑背景画像の Optical Flow は、日射量にかかわらず類似しており、本稿で提案する Optical Flow を用いた草姿の変化検出は、複雑な背景をとまなう栽培環境下でも単純背景下の場合と同様に草姿の変化を検出できるといえる。したがって、Optical Flow を基に構築した予測モデルは、栽培環境下でも高精度な萎れ具合の推定が期待できる。さらに図 7 から、6 時 30 分から 7 時 00 分の Optical Flow は誤検出が少なく、草姿の変化のみを検出していることが分かる。一方で、図 8(d), (e) の 14 時 30 分から 14 時 40 分と 14 時 40 分から 14 時 50 分の赤丸線部では、植物体以外の領域で Optical Flow が検出されていることが確認できる。この原因を明らかにするため、6 時 40 分から 6 時 50 分と 14 時 40 分から 14 時 50 分の画像に背景分離のマスク画像を描画した結果を図 11 (a) と (b) に示す。また、6 時 40 分から 6 時 50 分と 14 時 40 分から 14 時 50 分の複雑背景画像に対して背景分離を適用せずに Optical Flow を検出した結果を図 12 (a) と (b) に示す。図中の赤丸線部は、植物体以

外の領域で Optical Flow が誤検出されている場所を示す。図 11 (a), (b) から、背景分離で植物体として分離される領域は、日射量にかかわらず大きく変化しないことが確認できる。一方で、図 12 (a), (b) から、背景分離を適用しない場合には、6 時 40 分から 6 時 50 分の Optical Flow に比べて、14 時 40 分から 14 時 50 分の Optical Flow の誤検出が多いことが分かる。この原因は、日射量の増加によって、Optical Flow の検出前後で画素の値が大きく変化したためであると考えられる。そのため、日射量が多い環境では、より高精度な背景分離を適用するべきである。この問題は、植物の色だけでなく、植物の形状に着目した形状特徴量や気象環境を考慮した日射量に基づく識別器を構築することで解決できると考える。上記の識別器を背景分離として用いることで、日射量が多い環境でも確実に背景領域と植物体を分離し、より高精度な草姿の変化検出を実現できる。

## 5. おわりに

本研究では、安価かつ高精度な水分ストレス評価手法を実現するため、高価な測定機器を必要とせず手軽に導入しやすい画像処理法に関して、動体検出に用いられる Optical Flow を草姿の変化検出に応用することで、植物体の忠実な抽出をせずに微小な草姿の変化も検出し、栽培環境下でも高精度に萎れ具合を推定する手法を提案した。

本稿で提案した Optical Flow の複雑背景下での有用性を検証するため、単純背景下での画像から算出した HOOF と複雑背景下での画像から算出した HOOF の類似度を求めたところ、HOOF 間の Bhattacharyya 距離の平均は、高日射量下で 0.640、低日射量下で 0.0395 であった。この結果から、単純背景画像の Optical Flow と複雑背景画像の Optical Flow は、日射量にかかわらず類似しており、本稿で提案する Optical Flow を用いた草姿の変化検出は、複雑な背景をとまなう栽培環境への適用も可能であることを示した。

今後、萎れ具合の推定精度を評価するため、HOOF を説明変数、熟練の農業従事者による萎れ具合の評価値を目的変数とした予測モデルを構築し、植物が生い茂る栽培環境下に提案手法を適用する。

謝辞 この研究は JST さきがけ (JPMJPR1505) の支援を受け実施されました。

## 参考文献

- [1] Richards, L.A. and Gardner, W.: Tensiometers for measuring the capillary tension of soil water, *J. Am. Soc. Agron*, Vol.28, No.1, pp.352-358 (1936).
- [2] Topp, G.C., Davis, J.L. and Annan, A.P.: Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines, *Water resources research*, Vol.16, No.3, pp.574-582 (1980).
- [3] 星 典宏, 森永邦久, 横井秀輔ほか: ウンシュウミカン樹における水分状態の簡易把握のための“水分ストレス表

- 示シート”の開発, 園芸学研究, Vol.6, No.4, pp.541-546 (2007).
- [4] 浅輪貴史, 梅干野晃, 清水克哉ほか: 大型重量計を用いた単木樹木の蒸散量の計測法とその精度確認, 日本緑化工学会誌, Vol.38, No.1, pp.67-72 (2012).
- [5] Scholander, P.F., Bradstreet, E.D. and Hemmingen, H.T.: Sap pressure in vascular plants, *Science*, Vol.148, No.3668, pp.339-346 (1965).
- [6] 長野敏英, 島地英夫: 植物の水分状態とその制御に関する研究 (1) 水分状態の測定について, 農業気象, Vol.32, No.2, pp.67-71 (1976).
- [7] 大石直紀: トマトの養液栽培における水分ストレスに応じた給液制御システムの開発 (1) — 茎径変化による水分ストレスの非破壊評価, 生環調, Vol.40, No.1, pp.81-89 (1976).
- [8] 田附明夫, 塩 光輝: 数種浸透質の添加と無酸素または通気停止処理によるキュウリ幼植物体の水ストレスの画像診断, 園芸学研究, Vol.6, No.3, pp.367-373 (2007).
- [9] 高山弘太郎, 仁科弘重, 山本展寛ほか: デジタルカメラを用いた投影面積モニタリングによるトマトの水ストレス早期診断, 植物環境工学, Vol.21, No.2, pp.59-64 (2009).
- [10] Meyer, G.E. and Netob, J.C.: Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.63, No.2, pp.282-293 (2008).
- [11] Chaudhry, R., Ravichandran, A., Hager, G., et al.: Histograms of oriented Optical Flow and binet-cauchy kernels on nonlinear dynamical systems for the recognition of human actions, *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1932-1939 (2009).
- [12] 大津展之: 判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.63, No.4, pp.349-356 (1980).
- [13] Camus, T.: Real-time Quantized Optical Flow, *Real-Time Imaging*, Vol.3, No.2, pp.71-86 (1997).
- [14] Tao, M., Bai, J., Kohli, P., et al.: SimpleFlow: A Non-iterative, Sublinear Optical Flow Algorithm, *Computer Graphics Forum*, Vol.31, No.2, pp.345-353, Blackwell Publishing Ltd (2012).
- [15] Horn, B.K. and Schunck, B.G.: Determining Optical Flow, *Artificial intelligence*, Vol.17, No.1-3, pp.319-331 (1981).
- [16] Lucas, B. and Kanade, T.: An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *IJCAI*, Vol.81, No.1, pp.674-679 (1981).
- [17] Weinzaepfel, P., Revaud, J., Harchaoui, Z., et al.: Deepflow: Large displacement Optical Flow with deep matching, *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.1385-1392 (2013).
- [18] The GIMP Development Team: GIMP – The GNU Image Manipulation Program (online), available from <http://www.gimp.org/> (accessed 2016-12-22).
- [19] Aherne, F.J., Thacker, N.A. and Rockett, P.I.: The Bhattacharyya metric as an absolute similarity measure for frequency coded data, *Kybernetika*, Vol.32, No.4, pp.1-7 (1997).



柴田 瞬 (学生会員)

2016年静岡大学情報学部卒業。同年静岡大学大学院総合科学技術研究科進学。Optical Flowを用いた萎れ具合推定に関する研究に従事。情報処理学会全国大会優秀賞受賞(2016年)。



峰野 博史 (正会員)

1999年静岡大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話(株)入社。NTT サービスインテグレーション基盤研究所を経て、2002年10月より静岡大学情報学部助手。2006年九州大学大学院システム情報科学府博士(工学)。2011年4月より静岡大学情報学部准教授。2015年12月よりJST さきがけ研究者兼務。知的IoTシステムに関する研究に従事。2012年度本学長尾真記念特別賞受賞。電子情報通信学会, IEEE, ACM 各会員。