

葉の動きを利用したショウガ根茎腐敗病発病株の早期検出手法

1245120 窪田 伊織 【画像情報工学研究室】

An Early Detection Method for Ginger Rhizome Rot Using Leaf Movement

1245120 KUBOTA, Iori 【Image Processing and Informatics Lab.】

1 はじめに

ショウガに発生する病害の中でも被害の大きいものに根茎腐敗病がある。この病害は水を介して感染が広がるほか、発病株から周辺の株へと二次伝染するなど被害が拡大しやすいため、発病株に対してはできる限り早い段階で処理を行う必要がある。栽培現場では発病株がないか日々目視で確認を行っているが、症状が確認できる頃には既に感染が広がっていることも多く、症状が出る前に発病株を検出する方法が求められている。

筆者らは以前より、病原菌を意図的に接種した株(以下、接種株とする)と接種していない株(以下、無接種株とする)を熱画像などを用いて検出する方法[1]について検討を行ってきた。この過程でショウガの葉は1日の中で周期的に動いているが、接種株については発病確認日が近づくにつれてこの動きが小さくなることを確認した。これは本来行われている葉の動きが病害により阻害されるために起こると考え、筆者らはこの葉の動きの違いを根茎腐敗病の検出に応用できると考えた。

このため本研究では、ショウガ根茎腐敗病に感染した株を早期に検出するため、画像上で接種株と無接種株における葉の動きを定量化する方法について提案し、それらの値から接種株と無接種株を検出可能かROC曲線とAUCを用いて検証を行った。

2 提案手法

提案手法では、各日で日中に撮影された画像について葉領域の検出を行い、それを用いて各時刻の接種株と無接種株における葉の動きを定量化した上で、時間方向に累積をとることで1日の葉の動きとし、これを接種株と無接種株を判別するための指標とした。

2.1 葉領域の検出

はじめに各時刻の画像から葉領域の検出を行う。葉領域の検出では、Support Vector Machineと呼ばれる教師有りの機械学習手法を用いて各画素の葉領域の特徴を学習させ、画素ごとに葉領域と背景を検出する。学習の際には葉領域と背景領域を手動で塗りつぶした教師画像を用意し、これを基に各画素のクラスを定義した上で学習を行った。この教師画像は日の当たり方により誤

検出が発生する可能性を考慮し、日のあたり方の異なる2枚の画像を選んで作成した。また、今回学習に使用した特徴量は、Excess green(以下、ExGとする)[2]と明度である。ExGは土壌などの背景と葉領域を分離する上で有効とされている指標で、 $ExG = 2g - r - b$ で表される。 r 、 g 、 b は各画素におけるRGB値についてそれぞれRGBの総和で正規化したものである。

2.2 葉の動きの検出

求めた葉領域を基にして葉の動きを求める。今回は予備実験により正午の葉の状態を基準とすることとし、これを基に各時刻における葉領域の差分をとり、ノイズを除去することで葉の動きとして検出した。

2.3 葉の動きの定量化

求めた葉の動きを基に定量化を行う。今回は日中である6時から18時55分までに5分ごとに撮影された画像において、正午の画像を基準として各時刻の葉の動きを検出し、各時刻の葉領域に対して求めた葉の動きの割合を求めることで各時刻の葉の動きを定量化した。ここでいう各時刻の葉領域は基準となる正午の葉領域と各時刻における葉領域の論理和を求めたものである。

定量化を行うにあたっては、画像を 8×4 のセルに分け、接種株や無接種株などを定義した上で各セルにおける葉の動きの割合を求めた。この定義の例を図1に示す。今回は、セル内の葉領域が小さすぎるために、定量化した葉の動きが極端に大きくなることを防ぐため、各セル内の葉領域の割合が20%に満たない場合は、正しく定量化できないと判断し、欠損値として扱った。



図1: 各セルの定義の例

上記の手順で求められた各時刻、各セルにおける葉の動きの値について、時間方向に累積をとることで各日における各セルの葉の動きを集約し、これを接種株と無接種株を判別するための指標とした。このとき、特定の時刻に欠損値が発生しているセルがある場合、そのセルの値は判定に使用しないものとする。

3 検証

接種株と無接種株の判別の有効性を確認するため、発病確認日前の接種株と無接種株における葉の動きを定量化し、ROC 曲線と AUC を用いて評価を行った。

3.1 検証データ・条件

高知県農業技術センター内のガラスハウスにて、2021年7月27日～9月2日の間に接種株と無接種株を入れ替えながら撮影した3期間分の画像データのうち、人が株を動かすなど別の要因で葉が動いた日を除き、発病確認日の2日、3日前から発病確認日までの日である7月31日～8月2日、8月15日～8月16日、8月30日～8月31日の計7日分のデータを基に検証を行う。この期間においては筆者らが接種株と無接種株の葉の動きに違いが現れることを目視で確認しているため、この期間を設定した。この発病確認日は高知県農業技術センター病理担当職員が評価し、判定したデータを用いている。また、今回検証に使用する画像は接種株と無接種株を画像の右側と左側に写るように1株ずつ設置した上で5分ごとに取得したもので、提案手法における葉領域の検出精度の向上のため、株の後ろに板を設置して背景の色を統一している。

3.2 事前実験と比較対象の追加

今回は事前実験として、発病確認日に近い日における6時から18時55分の葉の動きの値をグラフとして出力して観察した。このとき、午前については接種株も無接種株と同じように葉の動きが大きいですが、午後になると接種株の葉の動きが無接種株よりも小さくなることを確認した。この例を図2に示す。この葉の動きは実際の画像においても確認されるものであり、これが判別に影響を与えると考えたため、午前のデータを除外し、12時から18時55分までの時刻において葉の動きを定量化した上で時間方向に累積をとって各日の葉の動きとして集約した場合においてもROC曲線とAUCを求めた。

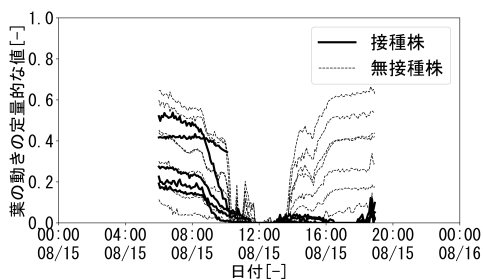
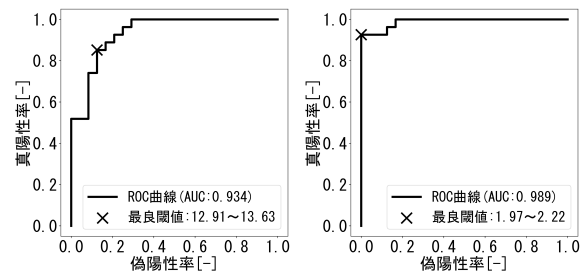


図2: 接種株における午前と午後の葉の動きの違いの例

4 結果

検証データにおいて、各日の6時から18時55分までの日中の葉の動きを定量化し、時間方向に累積をとって各日の葉の動きとして集約したものを判別に利用する場合、ROC曲線は図3(a)となり、AUCは0.934となった。午前のデータを除外して12時から18時55分までの時刻において葉の動きを定量化し、時間方向に累積をとって各日の葉の動きとして集約したものを判別に利用する場合、ROC曲線は図3(b)となり、AUCは0.989と高い数値となった。この場合、Youden's indexより求められた最良の閾値は1.97付近の値となり、この閾値による正答率は96.08%、接種株を陽性とした場合の真陽性率は92.59%、偽陽性率は0%となった。このとき、真陽性率が100%となるように閾値を決めた場合、偽陽性率の最小値は16.67%となった。



(a) 日中の全データ (b) 午前のデータを除外

図3: 葉の動きを求める範囲を変更した際のROC曲線

5 まとめ

本研究では、ショウガ根茎腐敗病発病株の早期検出を目的として、発病確認日前の接種株と無接種株の葉の動きを定量化し、それを基に接種株と無接種株を判別可能なROC曲線とAUCによって評価した。提案手法において定量化の範囲が異なる2つの手法を提案し評価を行ったが、これらの手法における最良のAUCは0.989と高い数値となった。このとき求められた最良の閾値により判別を行った場合、正答率96.08%、真陽性率は92.59%となり、真陽性率が100%となるように閾値を決めた場合の偽陽性率の最小値は16.67%となった。

参考文献

- [1] 窪田ら, "熱画像計測によるショウガ根茎腐敗病発病株の早期検出法の検討", パターン計測シンポジウム講演論文集, 2019年.
- [2] D.M.Woebbecke, *et al.*, "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions", Transactions of the ASAE, Vol. 38, No. 1, pp.259-269, (1995)