

エッジ検出を用いたこねぎ分岐部の抽出

安藤 拓翔 (指導教員 井上 優良)

令和5年1月24日

Extraction of Welsh Onion Branches using Edge Detection

TAKUTO ANDO (ACADEMIC ADVISOR YUSUKE INOUE)

概要:近年、こねぎ生産における最低賃金の上昇等雇用環境が変化しており、人件費を抑えるために人手の不要なこねぎ調製機の開発が求められている。現行の調製機では一度に不要な葉を全て除去できず、二次処理のために多くの人手を要する。正確な調製を行うためには、外葉最上部の分岐部位置に調製用ノズル位置を合わせることが有効であることが分かっている。したがって、こねぎ分岐部の位置を検出し、ノズルの位置を自動で合わせることができれば二次処理を必要としない調製機を開発できる。そこで本稿は、分岐部を検出するためにこねぎ分岐部における特有の斜線を抽出する手法を提案する。本手法は、エッジ検出による斜線抽出とラベリング処理を行うことで頑健な検出を行う。本手法を実際のこねぎ画像に適用した結果、分岐部斜線の検出率は92%であり、分岐部位置を検出できた。

キーワード: コンピュータビジョン, エッジ検出, 物体検出

1. 緒言

近年の国内における農業生産現場では、農業従事者の持続的な減少と高齢化が進みつつあることが問題になっている。これらの問題に対して、農作業における省力化・軽労化を進める目的とした農業機械の自動化の需要が高まっており、現在様々な研究及び開発が行われている[1][2]。

大分県でのこねぎ調製場でも、農業従事者の不足が深刻な課題になっている。こねぎは出荷する際に、主に鮮度保持の観点から「一芯一葉」(芯葉1枚+葉1枚)に調製する必要がある。しかし、現行のこねぎ調製機は皮むき処理の精度が低く、一度に全ての不要な葉を取り除くことができない。その結果、人手での二次処理に多くの人手を要する。

皮むき処理に関して、大分県農林水産部地域農業振興課での調査により、こねぎ外葉における最上部の分岐部の位置を揃えて調製機へ投入することで、不要な葉のみを正確に取り除く割合が大幅に増加することが確認されている。よって葉を過不足なく調製するには、分岐部の位置は個体によって異なるため分岐部の位置を判別し、位置を揃えて調製機に投入する必要がある。しかし、実用的なスピード(80本/分以上)で位置を揃える作業を人手で行うことは困難である。そのため、こねぎ外葉における分岐部の位置を判別し、位置を揃えて調製機に投入する装置の開発を行うことが求められており、分岐部における検出方法の確立が課題である。

そこで本研究では、分岐部の検出を目的とした、エッジ検出によるこねぎ分岐部特有の斜線を抽出する手法を

提案する。こねぎ外葉における分岐部には特有の斜線のような纖維(以下、分岐部斜線とする)があり、この分岐部斜線を抽出することで分岐部の位置を検出することができるという仮説を立てた。本手法では、ノイズ除去処理を施したのちエッジ検出を用いて分岐部斜線の検出を行う。検出したエッジには分岐部斜線エッジとノイズエッジが混在しているため、エッジ特微量を用いて分岐部斜線エッジとノイズエッジの分類をしてノイズを除去する。分類処理を行った結果、残ったエッジを分岐部斜線として出力する。

本論文の構成は以下の通りである。第2節では本研究で用いるエッジ検出手法の流れについて述べる。第3節では本研究の関連研究を紹介し、本研究との比較を行う。第4節ではこねぎ分岐部の検出手法について説明する。第5節では分岐部斜線検出における本手法の有効性の確認を目的として、こねぎ画像に対して本手法を適応する実験を行う。また、実験結果に対する評価を行う。最後に第6節で本論文をまとめ、今後の課題について述べる。

2. 理論

2.1 エッジ検出

エッジ検出とは、物体の輪郭を検出する画像処理のことである。エッジは、ある方向に対して輝度値が急激に変化する画素を表している。そのため、輝度値の変化(輝度勾配)を捉えるためのオペレータ(フィルタ)が多く提案されている。

微分フィルタ

微分フィルタは、局所領域内で画素の明るさの微分(差分)を用いた演算によって線や縁を強調する1次空間微分

フィルタであり、計算の容易さから最も広く用いられている。特に縦方向と横方向の方向別にエッジを検出することができるという特徴をもつ。また、両方向について別々にエッジ検出を行い、結果を合成することで輪郭を抽出することが可能である。微分フィルタをベースとした手法には、Prewitt フィルタや Sobel フィルタ、Laplacian フィルタなどの種類がある。

Prewitt フィルタ

Prewitt フィルタは、1次微分フィルタの1つであり、ノイズにロバストなエッジ検出が可能である[3]。縦方向のエッジを抽出したい場合には、まず横方向に対して微分したのち、直交する縦方向に対して平滑化を施す。このような処理を行うことで、縦方向のエッジは残しつつノイズを低減する仕組みである。

Sobel フィルタ

Sobel フィルタは、Prewitt フィルタより輝度差のが少ないエッジも非常に強調され、人が目で見てエッジと思うような場所が強調されやすいという特徴をもつ[4]。同時にノイズも強調されるため、耐ノイズ性は Prewitt フィルタより劣る。

Scharr フィルタ

Scharr フィルタは Sobel フィルタよりエッジを強調して検出するフィルタであるが、ノイズも加えて強調するため耐ノイズ性がかなり小さい。

本手法に用いるエッジ検出フィルタ

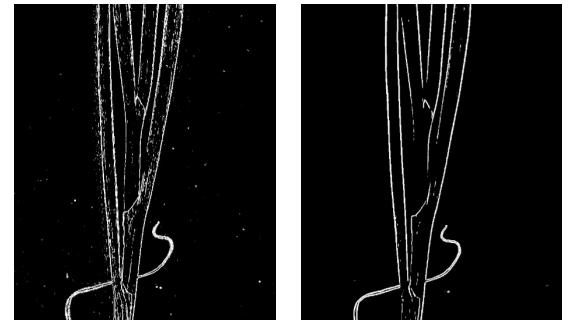
本手法では、分岐部斜線の抽出を目的としてエッジ検出を行う。分岐部斜線は輝度差が周囲の画素と比較して小さいため、エッジ検出能力の低い Prewitt フィルタでは検出することが困難である。そこで、本手法では、輝度差の小さいエッジ検出に頑健な Sobel フィルタを分岐部斜線の抽出手法とする。また、分岐部斜線は横方向のエッジであるため、微分方向を縦方向に限定した Sobel フィルタを用いている。

2.2 ノイズ除去

エッジ検出の前処理として、ノイズ除去を行うために入力画像に平滑化処理を適応する。平滑化処理は、画像に含まれるノイズなどの不要な濃淡の変動を軽減することができるが、同時に、画像にもともとあるエッジも滑らかにしてしまう。そこで、画像中のエッジは保つつ、ノイズなどによる細かな変動を平滑化する方法が提案されている。

Median フィルタ

Median フィルタとは、ある領域内における画素値の中央値(メディアン)を出力する平滑化フィルタのことである。Median フィルタはスパイク状ノイズの除去に効果がある[5]。



(a) エッジ検出画像 (b) Gausiann フィルタ適応
図 1 Gausiann フィルタでの平滑化処理例

Gausiann フィルタ

Gaussian フィルタとは、ガウス分布に従ってカーネル内に重みをつける平滑化フィルタのことである[6]。フィルタの中心座 (x, y) に対するガウスフィルタ $h_g(x, y)$ は、ガウス分布の広がりや重みを変化させる標準偏差 σ を用いて式(1) のように表す。

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

特徴として、処理対象となる中央の注目画素が最も重みが大きくなり、外側の画素ほど重みが小さくなる。この特徴により、注目画素付近の情報を残したまま画像をぼかすことが出来る。これにより、できるだけ元の画像に近い状態でノイズの影響を軽減している。図 1 にエッジ検出画像に Gaussian フィルタを適応結果を示す。

本手法でのノイズ除去は、計算コストが少なくかつある程度エッジや細部信号が保存される簡易なフィルタとして、エッジへの影響を抑えるため Gausiann フィルタを適応する。

2.3 輪郭検出

輪郭とは、画像内の曲線を表す点のリストのことである。輪郭検出では、抽出したエッジの情報を用いて輪郭線を検出する。輪郭検出のアルゴリズムは、二値画像(1がエッジで 0 が背景の色とする)をラスタスキャン(最初の列を左から右に見ていき、右端に到達したら、左から右に見ていく、以後繰り返し)していく、1を見つけるとその画素から始まる輪郭線を追跡していく。輪郭線の追跡はある画素の周りを時計回りに見ていき、初めて 1 となる画素にスキャン位置を移動するという操作を繰り返すことで行われる。端点に到達するか、元の位置の画素に戻ってきた場合、再びラスタスキャン順に値が 1 の画素で、どの輪郭にも含まれていない画素を探し、以後、同様の処理を繰り返していく[7]。図 2 に、最も外側の輪郭を抽出した例を示す。本手法では、輪郭マスク画像作成と分岐部推定領域を抽出するために用いた。

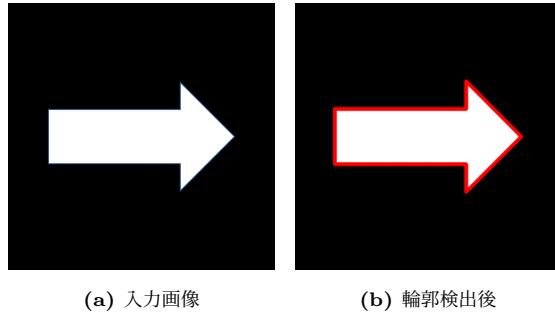


図 2 輪郭検出例

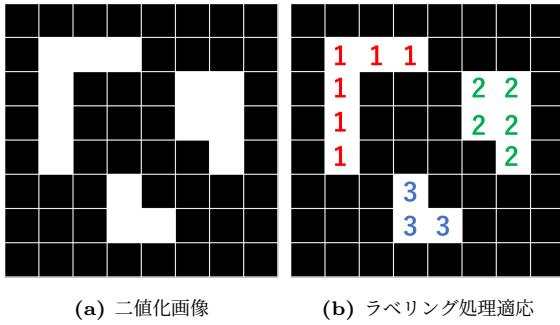


図 3 ラベリング処理適応例

2.4 ラベリング

ラベリング処理とは、二値画像中の黒画素の連結成分を抽出する処理のことであり、画像認識などで必要とされる基本的な操作である [8]。図 3 に 8 連結成分でのラベリング例を示す。中心画素に対して縦、横、斜め方向に連続している画素を 1 つのエッジとして扱う。本手法では連結していないエッジの区別とラベル付けを行うために用いた。

2.5 形状特徴パラメータ

二値化画像中の連結成分は、形状によって分類できる。その特徴を数値化したものを形状特徴パラメータとよび、代表的なものに重心、外接長方形、面積、周囲長、円形度、オイラー数がある [9]。これらのパラメータのうち、本研究では、重心、面積、周囲長を扱う。重心は、連結成分の画素に等しい重さがあると仮定した場合の図形全体の重さの中心である。面積は、連結成分を構成する画素の数である。周囲長は、輪郭追跡し一周する移動量のことである。8 連結の連結成分の場合、上下左右に追跡移動する数 C_1 と斜めに追跡移動する数 C_2 とがあり、周囲長は $C_1 + \sqrt{C_2}$ で計算する。4 連結の場合は、上下左右の移動だけのため、 C_1 の数となる。本手法での周囲長は、斜め方向のエッジにも対応するため 8 連結の連結成分として扱っている。本手法では、形状特徴パラメータのうち、面積と周囲長をノイズエッジ除去に用いる特徴量としている。また、本手法におけるエッジ位置出力に、エッジの重心位置を用いている。

2.5.1 モーメント特徴

モーメント特徴とは、画素の位置に重み付けをして合計した数値である。モーメント特徴によって、面積、重心が定義できる。モーメント特徴は、 $(p+q)$ 次モーメント $M(p,q)$ を用いて式 2 で表す [9]。

$$M(p,q) = \sum_i \sum_j f(i,j) i^p j^q \quad (2)$$

ここで、 i, j はそれぞれ x 軸、 y 軸で黒画素のある位置であり、 $f(i,j)$ はその位置に黒画像があるときは 1、ないときは 0 を出力する関数である。 $M(0,0)$ は、黒画素がある場合に 1 を加算したことから、図形の面積であることが分かる。 $M(1,0)$ は、 x 軸の 1 次モーメントで、 $M(1,0)/M(0,0)$ は重心の x 軸上の位置を示し、同様に $M(0,1)/M(0,0)$ は重心の y 軸上の位置を示す。本手法では、エッジの面積、重心を算出するために用いた。

3. 関連研究

3.1 エッジ検出によるコンクリート壁面のひび割れ検出

物体から線を抽出する有効な検出手法として、微分フィルタを用いたエッジ検出が挙げられる。石川らの、デジタルカメラ画像におけるコンクリート壁面のひび割れをエッジ検出手法を用いて抽出した事例を関連研究として紹介する [10]。この事例では、デジタルカメラ画像のコンクリート壁面のひび割れ抽出を目的として、線分断片の連結を基本アプローチとし、複数の手法に関して実画像を用いた評価実験を行われた。その結果、エッジ情報の利用が最も抽出精度の改善に効果的であることが分かった。しかし、エッジ情報の利用のみで抽出処理を行うと、かなりの処理時間を要する。そこで、複数の手法を組み合わせて速度改善を図る。まず、広い範囲を撮影した画像からモルフォロジー演算手法のような処理時間が短い手法により線分の発生領域を特定を行う。次に、ズーム撮影した画像に対してエッジ情報を用いる方法で抽出処理を適応する。この 2 つの処理を組み合わせた手法が有効であると提案された。

3.2 SSD をベースとした子実と花の検知システム

農作物を検出対象とした物体検出システムはいくつか提案されており、大村らの、SSD をベースとした子実と花の検知システムを開発した事例を関連研究として紹介する [11]。この事例では生育情報として大豆の花、子実に着目し、屋外圃場で得られた画像からこれらを認識するシステムを提案された。静止画をデータセットとした従来の検出システムにおいて、動画をデータセットとして適応した場合、処理に時間がかかることが課題であった。この提案手法では、動画をデータセットとした検出システムにおいて高速な処理を行うために、Convolutional Neural

Network (CNN)[12] の一種である Single Shot MultiBox Detector (SSD)[13] を利用している。深層学習モデルの一つである SSD は、画像内の物体の位置検出とクラス分類を同時に高速に行うことができる特徴であるため、圃場で花数や子実数のリアルタイム計測が可能となる。また評価実験の結果、子実検知、花検知では、それぞれ 0.586 (F 値)、0.646(F 値) という性能が示された。

3.3 本研究の立ち位置

石川らの手法では、方向や曲率が不規則に変化する線に対して頑健なエッジ検出手法が提案された。しかし、この手法での対象であるコンクリート壁面は検出対象以外の背景などの画素の変化が小さいため、エッジ検出でのノイズが小さい。対する本研究の対象であるこねぎ画像は、壁面、こねぎにおける葉、根、表面纖維(分岐部斜線を除く)、汚れ等エッジ検出でのノイズの原因になりうるものが多い。また、分岐部斜線はひび割れより輝度差が小さく、より抽出精度の高いエッジ検出手法を考案する必要がある。

大村らの手法では、SSD をベースとした子実と花の検出システムが提案された。この検出システムの検出対象である大豆の子実は緑色をしているため、色相情報のみで葉や茎と区別するのは困難である。また、部分的な形状も茎や葉と似通っており、勾配情報でも抽出することが難しい。ゆえに、茎や葉との位置関係や背景情報などの情報を総合的に捉えて物体検出が必要であるため、深層学習モデルである SSD が用いられた。対する本研究の検出対象は、こねぎ全体ではなく、こねぎ外葉における分岐部である。物体全体の検出ではなく物体の局所的な部位の検出を行うため、検出に必要な特微量は比較的限られ、複雑な処理を要しない。本手法では、分岐部の特微量としてエッジ情報のみを採用しており、簡易なアルゴリズムでの検出手法を提案する。

4. こねぎ分岐部の検出手法

現在、こねぎ外葉における最上部の分岐部の位置を揃えて調製機へ投入することで、正確に調製できることが分かっている。そこで、本稿では最上部の分岐部検出を行うためにこねぎ分岐部における特有の斜線を抽出する手法を提案する。一般的に、こねぎ外葉の分岐部には図 4 のような特有の斜線のような特有の斜線があり、この斜線を検出することで分岐部の位置を検出できるという仮説を立てた。分岐部検出のフローを図 5 に示す。2 種類のマスク処理と分岐部推定領域の抽出をした後で、Sobel フィルタを適応し、分岐部斜線のエッジを検出する。検出したエッジに対してラベリングを行い、各エッジの特微量を用いてノイズと分岐部斜線の分類を行う。分岐部斜線に分類されたエッジのうち、最上部に位置するエッジを出力する。



図 4 分岐部斜線

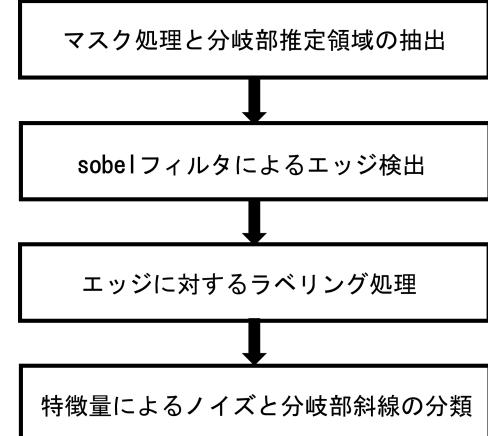


図 5 分岐部検出のフロー

マスク処理と分岐部推定領域の抽出

sobel フィルタによるエッジ検出

エッジに対するラベリング処理

特微量によるノイズと分岐部斜線の分類

ジを出力する。

マスク処理と分岐部位置推定領域の抽出

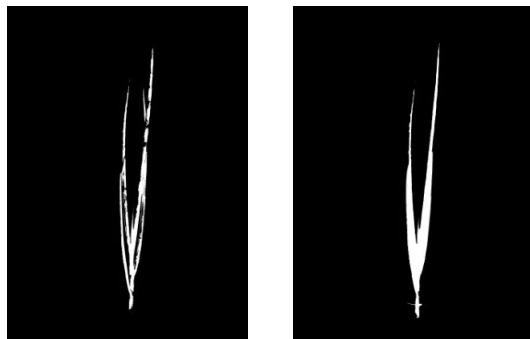
マスク処理

エッジ検出を行う際、分岐部斜線以外のエッジはノイズとして扱う。具体的には、壁面の汚れ、葉の輪郭、根、葉の表面の傷などが挙げられる。そこでロバストな分岐部斜線抽出を行うために、緑色の領域抽出マスク画像と葉の輪郭マスク画像を用いて 2 種類のマスク処理を行う。緑色の領域抽出マスク処理は、枯れ葉が後述するエッジ検出においてノイズになるため適応する。葉の輪郭マスク処理は、葉の輪郭をエッジとして検出することを防ぐために適応する。

緑色領域抽出マスク画像は、入力画像を HSV 座標系に変換し、緑色の領域を抽出することで作成できる。葉の輪郭マスク画像は、入力画像のエッジ検出を行い、輪郭を検出することで作成できる。以下に、葉の輪郭マスク画像の作成手順を示す。

- (1) グレースケール変換
- (2) Canny エッジ検出
- (3) 輪郭検出
- (4) 二値化
- (5) 収縮処理

Canny エッジ検出 [14] を行い、最も大きい面積を持つ輪郭をこねぎの輪郭として抽出する。また、輪郭二値化画



(a) 緑色領域抽出マスク
(b) 葉の輪郭マスク
図 6 2種類のマスク画像



図 7 マスク処理適応前
図 8 マスク処理適用後

像に対して収縮処理を行うことで葉の輪郭にあたる領域を除去している。図 6 に緑色領域抽出マスクと葉の輪郭マスクをそれぞれ示す。次に 2 つのマスク画像を用いてマスク処理を行う。入力画像を図 7 に、マスク処理を適応した結果を図 8 に示す。

4.1.2 領域抽出処理

処理範囲をさらに限定して、安定したエッジ検出を行うために領域抽出処理を行う。こねぎ外葉における最上部の分岐部の位置は、こねぎの個体によって多少のずれはあるが、およそその位置は変わらないと推定した。そこで、こねぎ画像 200 枚に対して最上部の分岐部の位置を調査した。図 9 に調査結果を示す。こねぎの根から葉の先の長さ (全長) に対して、葉の先からの距離との割合を算出した結果、割合 0.70 前後の位置を中心にして、0.55~0.80 の間に分布していることが分かった。したがって図 10 のように、この領域を分岐部推定領域として抽出する。以下に、領域抽出処理の流れを示す。葉の輪郭マスク作成処理と同様に、Canny エッジ検出を行い、最も大きい面積を持つ輪郭をこねぎの輪郭として抽出する。検出した輪郭点群データから外接矩形を導出し、外接矩形から分岐部推定領域を算出する。

- (1) 輪郭検出
- (2) 外接矩形検出
- (3) 領域範囲算出
- (4) 領域抽出

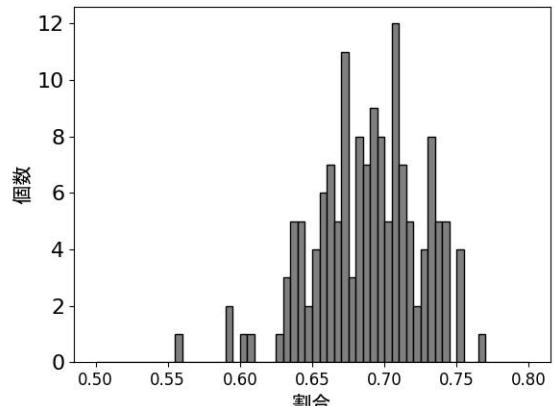


図 9 全長に対する最上部の分岐部の位置

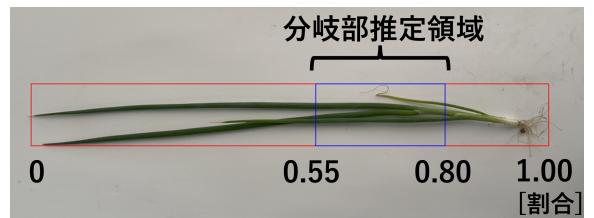


図 10 分岐部推定領域

4.2 エッジ検出とラベリング

4.2.1 Sobel フィルタによるエッジ検出

マスク処理と領域抽出処理を適応した画像に対し、エッジ検出を行う前に平滑化処理を適応し、ノイズ除去を行う。平滑化フィルタは Gausiann フィルタを用いる。分岐部斜線を検出するために縦方向に限定した Sobel フィルタを適応する。このエッジ検出では全方向の微分フィルタを適応すると葉の纖維を誤検出するため、微分方向を縦方向に限定する。また、エッジ検出画像に対して二値化処理を施す。

4.2.2 エッジのラベリング

検出したエッジには、分岐部斜線のエッジとそれ以外のノイズエッジが混在しており、ノイズを除去する必要がある。特にこねぎにおける葉の表面には薄い纖維があり、強いノイズとなる。また、マスク処理で除去できなかつた葉の輪郭などもノイズとなる場合もある。そこで、各エッジの特徴量を抽出し、分岐部斜線のエッジとノイズエッジを区別する。エッジの区別を行うため、二値化エッジ画像に対して 8 連結でのラベリング処理を適応し、エッジのラベル付けを行う。

4.3 エッジ特徴量によるノイズと分岐部斜線の分類

4.3.1 エッジ特徴量の抽出

ラベル付けされた各エッジに対して、以下の特徴量を抽出する。

- (1) 重心
- (2) 面積



(a) 角度の例 1

(b) 角度の例 2

図 11 エッジの角度

(3) 周囲長

(4) エッジの角度

各エッジの画素を二次元座標データとして扱い、この座標データから形状特徴パラメータである重心、面積、周囲長を算出する。エッジの角度は、図 11 のように斜線と画像の x 軸のなす角度として、角度の範囲は 0 度から 90 度の範囲と定義する。しかし、こねぎがカメラに対して斜めに設置されている場合であると、正面の位置と比べて分岐部斜線の角度も変化する。よって、こねぎの向きに対して正面から撮影していることを前提とする。

またエッジの 2 次元座標データに対して、主成分分析を行い、第一主成分軸と x 軸の回転角度を算出することでエッジの角度を出力する。主成分分析とは多次元データに内在する特徴間の線形的な共変関係（構造）に基づき、より低次元のデータに変換する多変量解析の手法の 1 つである [15]。

4.3.2 ノイズと分岐部斜線の分類

算出したエッジ特徴量（面積、周囲長、角度）によって分岐部斜線とノイズを分類する。各特徴量に基準値の範囲を設けて、各エッジが基準値の範囲に満たない特徴量が 1 つでもあればノイズと判断する。全ての条件を満たすエッジを分岐部斜線として出力する。

面積

分岐部斜線は一定の大きさの面積を持つため、面積の小さいエッジや、面積が大きいエッジはノイズとみなすことができる。そこで、 $30\text{px} < \text{面積} < 300\text{px}$ の範囲である面積を分岐部斜線として、この範囲の値ではないエッジをノイズとする。葉の表面の纖維などのノイズエッジは 30px に満たないため、除去できる。葉の輪郭は 300px を超えるため、同様に除去できる。

周囲長

点のようなエッジは、面積の条件を満たしてもノイズである場合がある。そこで、分岐部斜線は線エッジであるため一定の周囲長を持つという特徴を考慮して、周囲長から点のようなエッジは分岐部斜線ではなくノイズであると推測できる。周囲長が 30px に満たないエッジをノイズとして分類することで、ノイズエッジを除去できる。

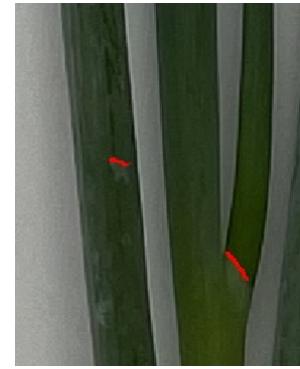


図 12 葉の纖維斜線と分岐部斜線

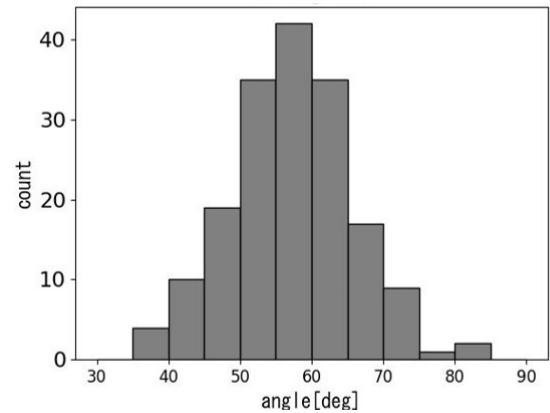


図 13 分岐部斜線における角度のヒストグラム

エッジの角度

図 12 のような分岐部斜線と似ている葉の纖維斜線が存在し、分岐部斜線と区別をして除去する必要がある。このような纖維斜線は、形状が分岐部斜線に似ているため、面積、周囲長の条件でノイズに分類することはできない。そのため、エッジ斜線の角度で分類する。こねぎ 175 個の最上部の分岐部斜線における x 軸に対する角度を調査した。図 13 に分岐部斜線の角度の調査結果を示す。角度が 55 度 60 度である分岐部斜線が最も多く、35 度未満の分岐部斜線はなかった。この結果より、分岐部斜線の x 軸を基準とした回転角度は概ね 30 度 < エッジの角度 < 75 度であると推定し、この範囲の角度ではないエッジはノイズであると判断する。実験では図 14 のような 75 度以上の角度である分岐部斜線もあったが、75 度以上の分岐部斜線は縦方向成分の強いエッジであるため、縦方向の Sobel フィルタで検出することが困難である。そのため、75 度以上のエッジは分岐部斜線として考慮せずノイズとして扱う。

4.3.3 最上部分岐部斜線における位置の出力

ラベル付けしたエッジからノイズエッジを除去した結果、分岐部斜線のエッジのみ残る。最上部における分岐部の位置を出力することが目的であるため、最上部に位置するエッジを最上部分岐部斜線として、重心座標の y

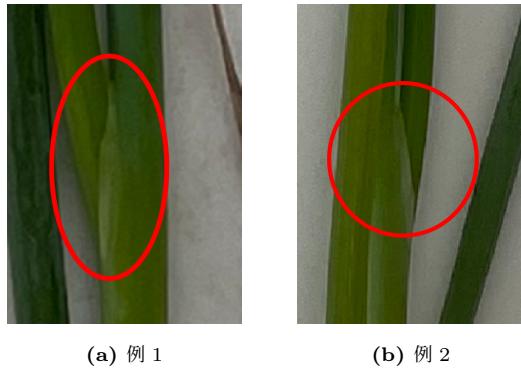


図 14 縦方向の分岐部斜線

座標の値を出力する。

5. 評価実験

5.1 実験と結果

5.1.1 実験の概要

本実験は分岐部斜線検出における本手法の有効性の評価を目的とする。175枚のこねぎ画像において、175本のこねぎに対して本手法を適用する実験を行った。実験に用いるこねぎ実画像は、2022年6月13日に大分県宇佐市北部こねぎ共同調製場にて調製される品種「大分味一ねぎ」を1本ずつデジタルカメラで撮影した。カメラは有効画素1200万画素であり、1枚の画像は3,024画素×4,032画素の解像度である。こねぎの設置の仕方により、エッジの角度が変化するため、こねぎに対するデジタルカメラの撮影位置は全て揃える。なお、入力画像中の長さは横方向43.2cm、縦方向57.6cmである。

本手法では、最上部のエッジの位置と事前に目測で入力した分岐部の位置を比較し、正解位置との誤差を出力する。本実験では、この正解位置との誤差が1.0cm未満である場合を検出成功とする。一方、誤差が1.0cmを超えると皮むきを失敗する可能性が高くなるため、検出失敗とする。また、検出に失敗した場合、出力した位置が最上部分岐部の位置と比較して、上部であるか下部であるかを確認する。最上部分岐部より下部である場合、人手による二次処理を行えば調製することが可能である。一方、上部である場合は必要な葉まで取り除き、商品にできない状態になる。よって検出に失敗した場合、出力位置が最上部分岐部より下部である場合のほうが好ましい結果となる。

5.1.2 実験結果

まず、実験結果について確認する。実験結果を表1に示す。検出成功率(誤差が1.0cm未満である割合)は92%であった。90%を超える成功検出率であるため、本手法が分岐部斜線検出に対して有効であることが分かる。なお、誤差が0.5cm未満である割合は86%であった。誤差を1.5cm未満まで許容すると割合は94%であるが、誤差が1.0cm以上1.5cm未満であれば正確に皮むきができる。

表1 出力位置と正解位置のずれ		
	割合	個数
0.5cm未満	84%	147
1.0cm未満	92%	161
1.5cm未満	94%	164
1.5cm以上	6%	11

るか否か判別できないため、誤差をより小さくする必要がある。また、検出に成功した場合において分岐部斜線ではなくノイズエッジを出力したが、偶然誤差が1.0cmであるため検出成功になったケースは見られなかった。

次に、検出に失敗した場合について結果を確認する。検出に失敗した場合の正解位置(最上部分岐部の位置)との位置関係と正解位置との誤差、誤検出原因を表2に示す。正解位置との誤差では、本手法における分岐部推定領域の抽出処理により検出可能範囲が限定されているため、6cmを超える誤差は見られなかった。加えて、偽陽性と偽陰性を考慮して正解位置との位置関係を比較する。偽陽性は、最上部分岐部斜線ではないノイズエッジを出力する場合である。図15に示す例のように、葉の表面における纖維斜線や葉の輪郭をノイズエッジとして検出することがある。このノイズエッジがラベル付けされたエッジの中で最上部にある場合、ノイズエッジを出力することが原因である。偽陰性は、検出すべき最上部分岐部斜線のエッジを見落とし、別のエッジを出力する場合である。図16中の赤い円で囲まれた分岐部のように分岐部斜線と葉の表面の輝度差が小さく、検出できないケースや、分岐部斜線が外葉に隠れているケースがある。加えて、分岐部斜線が縦方向であるため、縦方向のSobelフィルタで検出できないケースも該当する。さらに、偽陽性かつ偽陰性である場合もあった。これは、最上部分岐部斜線を見落とし、上部のノイズエッジを出力する場合が該当する。実験結果より、正解位置より上部の位置を出力する場合、偽陽性または偽陽性かつ偽陰性であることが確認できた。対して、正解位置より下部の位置を出力する場合は、偽陰性のみであることが確認できた。また、検出に失敗した場合において、出力位置が最上部分岐部より下部である場合は人手作業による二次処理の可能である。そのため実験結果より、偽陽性であるケースを削減する必要があると分かる。

5.2 実験結果に対する詳細解析

5.2.1 エッジ検出手法別の検出精度

本手法のエッジ検出で用いた縦方向のSobelフィルタの分岐部斜線検出に対する有効性を検証するため、フィルタ別による分岐部斜線検出の精度を比較する。kernelサイズを固定して縦方向と横方向を合成したSobelフィルタ、縦方向のPrewittフィルタ、縦方向のScharrフィ

表 2 出力位置と正解位置の比較

	正解位置との 比較	誤差 [cm]	誤検出原因
1	下側	4.03	分岐部斜線が縦方向
2	上側	3.40	葉の輪郭を誤検出
3	上側	5.04	葉の輪郭を誤検出
4	下側	1.38	分岐部斜線の隠れ
5	下側	1.59	分岐部斜線が薄い
6	上側	2.25	分岐部斜線の隠れ
7	上側	4.50	繊維斜線を誤検出
8	上側	1.50	繊維斜線を誤検出
9	上側	4.74	繊維斜線を誤検出
10	上側	1.44	繊維斜線を誤検出
11	下側	5.43	分岐部斜線の隠れ
12	下側	1.35	分岐部斜線が薄い
13	下側	2.72	分岐部斜線が薄い
14	上側	5.07	分岐部斜線が縦方向



(a) 葉の輪郭エッジ



(b) 葉の表面繊維斜線

図 15 偽陽性結果の例



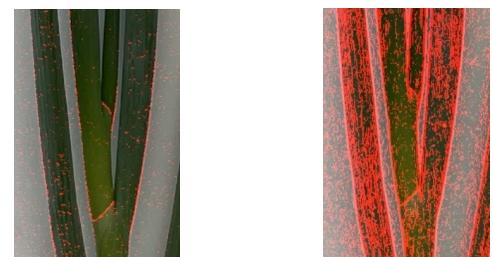
(a) 薄い分岐部斜線



(b) 分岐部斜線の隠れ

図 16 偽陰性結果の例

ルタとの検出精度を比較する。図 17 にそれぞれのフィルタを用いたエッジ検出結果を示す。縦方向と横方向を合成した Sobel フィルタは、微分方向を限定していない Sobel フィルタであり、一般的に用いられる。縦方向の分岐部斜線に対してもロバストな検出が可能であり、分岐部斜線の検出精度は向上する。しかし、葉の輪郭、葉の表面繊維なども検出するため、耐ノイズ性能が悪化する。最上部分岐部が縦方向である分岐部斜線は頻度が少なく、100 本に 1 本程度しかなかったため、本手法では耐ノイズ性能の良い縦方向の Sobel フィルタを採用した。縦方向の Prewitt フィルタは、縦方向の Sobel フィルタより分岐部斜線の検出精度が劣るが、エッジの強調と同時にノイズも強調する Sobel フィルタより耐ノイズ性能が高い。し



(a) 縦方向 Sobel フィルタ



(b) 全方向 Sobel フィルタ



(c) Prewitt フィルタ



(d) 縦方向 Scharr フィルタ

図 17 縦方向 Sobel フィルタと他のエッジ検出フィルタ

表 3 分類処理の組み合わせと精度比較

	割合	個数
分類処理なし	28%	49
面積の分類	68%	120
周囲長の分類	71%	124
面積と周囲長による分類	84%	149
面積と周囲長とエッジの角度による分類	92%	161

かし、こねぎの分岐部斜線は表面との輝度差が小さいため、エッジ強調処理を施していない Prewitt フィルタでは分岐部斜線に対してロバストに検出できない。縦方向の Scharr フィルタは、Sobel フィルタと比べて分岐部斜線の検出精度は向上するが耐ノイズ性能がかなり低いため、大量のノイズが生じる。

以上の比較より、縦方向の Sobel フィルタは分岐部斜線のエッジ検出精度と耐ノイズ性能のバランスのとれたエッジ検出手法であることが分かる。また他の種類のエッジ検出フィルタは、それぞれに適したノイズ除去処理や先鋭化処理を加える必要がある。

5.2.2 エッジ特徴量による検出精度

エッジ特徴量による分岐部斜線エッジとノイズエッジの分類処理の有効性を検証するため、分類処理の有無による精度を比較する。分類処理なし、面積の分類のみ、周囲長の分類のみ、エッジ角度の分類のみ、面積と周囲長の分類、面積と周囲長とエッジの角度を組み合わせた分類について、それぞれの分類手法を用いた場合の検出成功率を比較する。表 3 に各分類処理の精度を示す。分類処理なしでの検出率は 28% であり、かなり低い精度であった。分類処理なしでは、不連続なエッジであるスパイク状ノイズを削除できないためであると推測できる。面積の分類のみと周囲長のみによる分類では、それぞれ検出率は 68% と 71% であった。分類処理なしによる場合より

も検出率が向上した。さらに、この2つの分類を組み合わせることで検出率は84%に向上した。これは分岐部斜線は線エッジであり、一定の面積と周囲長を持つという特徴を持つため、分岐部斜線とノイズの分類の精度が向上していると考察できる。加えて、エッジの角度による分類を組み合わせることで検出率は92%に向上した。面積と周囲長の分類条件に加えてエッジの角度による分類を行うことで、葉の輪郭や葉の表面纖維斜線をノイズとして除去でき、検出精度が向上することを確認した。

6. 結言

本研究では、こねぎ外葉における最上部の分岐部を検出する手法の検討を目的とし、エッジ検出とエッジ特徴量による分類を用いたアルゴリズムを提案した。また、分岐部斜線検出における本手法の有効性の確認を行うため実験を行った。実験の結果、本手法による最上部分岐部斜線の検出精度が92%であることが明らかになり、本手法が分岐部斜線検出に対して有効であることが分かった。さらに、分岐部斜線とノイズの分類処理における検出精度比較により、面積、周囲長、エッジの角度が分岐部斜線の特徴量として有効であることを示した。

今後の課題としては、こねぎ概形の形状情報を用いた分岐部位置の推定による分岐部斜線隠れの対応や、エッジ検出手法のアルゴリズムの見直しによる分岐部斜線検出の精度の向上などが挙げられる。

謝辞

本研究を進めるにあたって、様々なご指導を頂きました井上優良講師に心から感謝申し上げます。また、この研究の機会をくださった情報工学科の先生方、同研究室の同期や先輩方の皆様に厚くお礼申し上げます。

参考文献

- [1] 井上吉雄, ”リモートセンシングのスマート農業への実装に向けた研究開発の最前線—SIP プログラムによるリモートセンシングイニシアティブの活動概要—,” 日本国リモートセンシング学会誌, 39巻5号 pp. 414-420, 2019.
- [2] 斎藤潤一. AIを活用した吊り下げ式の自動収穫ロボット, 野口伸監修, 農業ロボットの最前線: 生産性向上・人手不足解消による農業の持続的発展, シーエムシー出版, pp. 258-267, 2020
- [3] J.M.S. Prewitt, Object enhancement and extraction, eds. B.S. Lipkin and A. Rosenfeld, Academic Press, New York, 1970
- [4] L.S. Davis, “A survey of edge detection techniques,” Comput. Graph. Image Process., vol.4, no.3, pp.248–270, 1975.
- [5] P.M.Narendra: “A Separable Median Filter for Image Noise Smoothing”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-3 Issue 1, pp.20-29, 1981
- [6] 高木幹雄, 下田陽久(監修), 新編 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 2004.
- [7] S. Suzuki and K. Abe, “Topological structural analysis of digitized binary images by border following”, Computer Vision, Graphics and Image Processing”, 1985.
- [8] A. Rosenfeld and A.C. Kak, Digital Picture Processing, 2nd ed., vol.2, Academic Press, New York, 1982.
- [9] 谷口慶治(編), 画像処理工学-基礎編, 共立出版, 1996.
- [10] 石川 裕治, 布留川 信悟, 宮崎 早苗, ”デジタルカメラ画像からの不規則線分抽出手法の一検討,” 第67回全国大会講演論文集, pp.27-28, 2005.
- [11] 大村和暉, ”大豆の生育情報を自動取得する画像センシング手法の開発 Single Shot MultiBox Detector の導入,” 第32回人工知能学会全国大会論文集, 一般社団法人, 人工知能学会, 2018.
- [12] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E.: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, In Proc. of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vol. 1, pp. 1097–1105, 2012.
- [13] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S. E., Fu, C.-Y., and Berg, A. C.: SSD: Single Shot MultiBox Detector., CoRR, Vol. abs/1512.02325, 2015.
- [14] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.8,no.6, pp.679-698, Nov. 1986.
- [15] C. Chatfield and A.J. Collins, Introduction to Multivariate Analysis, Chapman & Hall, New York, 1980.