

令和元年度  
修士学位論文

深度情報と付加情報を用いた  
節類セグメンテーション

Segmentation of dried fish using depth information  
and additional information

1225118 小林 雅弥

指導教員 情報学群 栗原 徹

2020年3月10日

高知工科大学大学院 工学研究科 基盤工学専攻  
情報学コース

# 要 旨

## 深度情報と付加情報を用いた 節類セグメンテーション

小林 雅弥

近年、あらゆる産業においてロボットハンドによる機械化が進んでいる。そこで、本研究では、日本の食文化に欠かすことができない素材である魚を乾燥させて作られる節を対象として、ロボットハンドでピッキングするためのシステムを作成に取り組んできた。

しかし、これまでの手法では、節の検出領域が小さくなる欠点が存在した。そこで本研究では、検出領域を watershed アルゴリズムで補完することでより節らしい領域の検出を目指した。節については、初めに、深度情報を用い接触の分離を行う。この分離で得られた結果は、接触領域を大きく削っているため、深度情報と付加情報として距離変換画像を用いて watershed アルゴリズムを適用することで領域の補完を行った。この補完により、節の検索性能が向上したことがわかった。

しかし、サンプルごとに深度情報と距離変換画像の最適な重みは異なっており、重みの決定法が必要となっている。また、本論文では、付加情報として、距離変換画像を用いたが、節に基づいた正規分布等他の情報を付加することによる検討も必要である。

キーワード 深度情報, watershed アルゴリズム

# Abstract

## Segmentation of dried fish using depth information and additional information

Masaya KOBAYASHI

In recent years, mechanization by a robot hand has advanced in all industries. Therefore, in this research, we are working on the construction of a robotic hand picking system for dried fish made from dried fish that is indispensable for Japanese food culture. However, the traditional method has the disadvantage that the dried fish detection area is lost. Therefore, in this study, we aimed to detect more dried fish areas by supplementing the detection area with a watershed algorithm. For dried fish, contact separation is first performed using depth information. Since the result of this separation greatly reduces the contact area, the area was complemented by applying a basin algorithm that uses the distance transformed image as depth information and additional information.

It was found that the search performance of dried fish was improved by this complementation. However, the depth information and the optimal weight of the distance conversion image are different for each sample, and a method for determining the weight is needed. In this paper, we used distance-converted images as additional information, but it is necessary to consider adding other information such as normal distribution based on dried fish.

*key words*    Depth information, watershed algorithm

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	研究の背景と目的 . . . . .	1
1.2	本論文の構成 . . . . .	2
<b>第 2 章</b>	<b>関連技術</b>	<b>3</b>
2.1	深度情報 . . . . .	3
2.2	IntelRealSenseSR300 . . . . .	5
<b>第 3 章</b>	<b>提案手法</b>	<b>6</b>
3.1	前提条件 . . . . .	6
3.2	全体の処理手順 . . . . .	7
3.2.1	深度情報の取得 . . . . .	7
3.2.2	個数推定 . . . . .	9
3.2.3	接触の分離 . . . . .	9
3.2.4	分離領域の補完 . . . . .	12
	付加情報の追加 . . . . .	14
3.2.5	楕円フィッティングによる位置姿勢推定 . . . . .	17
<b>第 4 章</b>	<b>評価実験</b>	<b>19</b>
4.1	撮影環境 . . . . .	19
4.2	watershed 処理結果 . . . . .	19
4.3	F 値による評価 . . . . .	21
<b>第 5 章</b>	<b>結論・考察</b>	<b>24</b>
	謝辞	<b>25</b>

目次

参考文献

26

# 目次

2.1	同色物体のカラー画像	4
2.2	同色物体の深度情報	4
2.3	IntelRealSenseSR300	5
3.1	対象となる節	6
3.2	全体の処理手順	7
3.3	カラー画像	8
3.4	深度情報	8
3.5	閾値の変化による節分離の様子	10
3.6	分離処理前	11
3.7	分離処理後	11
3.8	不明領域とシード	13
3.9	深度情報のみ	13
3.10	距離変換画像	15
3.11	ローパスフィルタ画像	15
3.12	節の高さ変化	16
3.13	距離変換に偏った場合	16
3.14	深度情報に偏った場合	17
3.15	楕円フィッティングの結果	18
3.16	楕円フィッティングにより得られる情報	18
4.1	距離変換画像のみ	20
4.2	深度情報と距離変換画像	20
4.3	深度情報とローパスフィルタ画像	21

## 図目次

4.4 ラベルの割り当て . . . . .	22
------------------------	----

# 表目次

4.1	深度情報のみのラベル (px) . . . . .	22
4.2	深度情報と距離変換のラベル (px) . . . . .	23
4.3	深度情報とローパスフィルタのラベル (px) . . . . .	23



# 第 1 章

## はじめに

本章では，研究背景と目的を示し，本論文の全体構成についての説明を行う。

### 1.1 研究の背景と目的

魚を乾燥させて作成される節類は，主に料理をする際の出汁をとるために使われる．日本の食文化には欠かすことのできない素材の一つである．そこで本研究では，日本の食文化のなかで重要な役割を担う節類を対象に研究を行った．

また，近年の日本では，少子高齢化が進んでおり，労働者の減少に伴い，あらゆる産業においてロボットハンドの利用による機械化が進んでいる．そこで，鰹節に代表される節類の製造工程において，高温湿度の過酷な環境の中で良品である節をとり出す作業を人の手からロボットハンドへ代替えすることを最終的な目的としている．ロボットハンドによる安定的なピッキングを行うためには，複数の節を 1 度に掴むのではなく，ひとつひとつの節ごとに節を識別しピッキングを行う必要がある．そこで，本研究では，接触した節類に対して，深度情報を利用し，接触を分離する節のセグメンテーションについて取り組んだ．

深度情報を用いたピッキングの研究として対象の 3D-CAD のデータが既知であることをもとに計測したデータと 3D-CAD データのマッチングを行い位置姿勢を推定する研究がある [1][2]．しかし，対象となる節は自然物であり，ネジ等の工業製品とは異なり，一つひとつの形状や大きさに差異が現れる．そのため，ネジ等の 3D-CAD データが既知である工業製品の位置姿勢推定で用いられる方法を用いることができない．そのため，どのようにして自然物である節のセグメンテーション，位置姿勢推定を行うかが課題である．また，自然物

## 1.2 本論文の構成

であるトマトを対象とした研究が活発に行われており，トマトロボット競技会として 2014 年から毎年競技会が開催されている [3].

## 1.2 本論文の構成

本論文の構成について述べる.

2 章では，本研究に用いた深度情報とセンサデバイスについて述べる.

3 章では，本研究で提案する節のセグメンテーションについて述べていく.

4 章では，サンプルに提案手法のセグメンテーションを行った結果をまとめた.

5 章では，実験によって得られた結果から今後の課題となる点を述べ，本研究をまとめる.

## 第 2 章

# 関連技術

### 2.1 深度情報

深度情報は、センサからセンサの前に存在する物体までの距離データである。深度情報により、物体までの距離を測ることで、範囲内に存在する物体を立体的に捉えることができる。また、本研究で用いた IntelRealSenseSR300 は、赤外線と赤外線カメラによりパターンの投影を行い深度情報を導出している。この方式により得られる深度情報は、カラー画像に比べて、照明環境に左右され難く、図 2.1, 図 2.2 に示すように同色の立体が重なっている場合にも距離の差を取得できる。そのため、同色の立体的な物体についての物体認識に非常に有用である。

## 2.1 深度情報

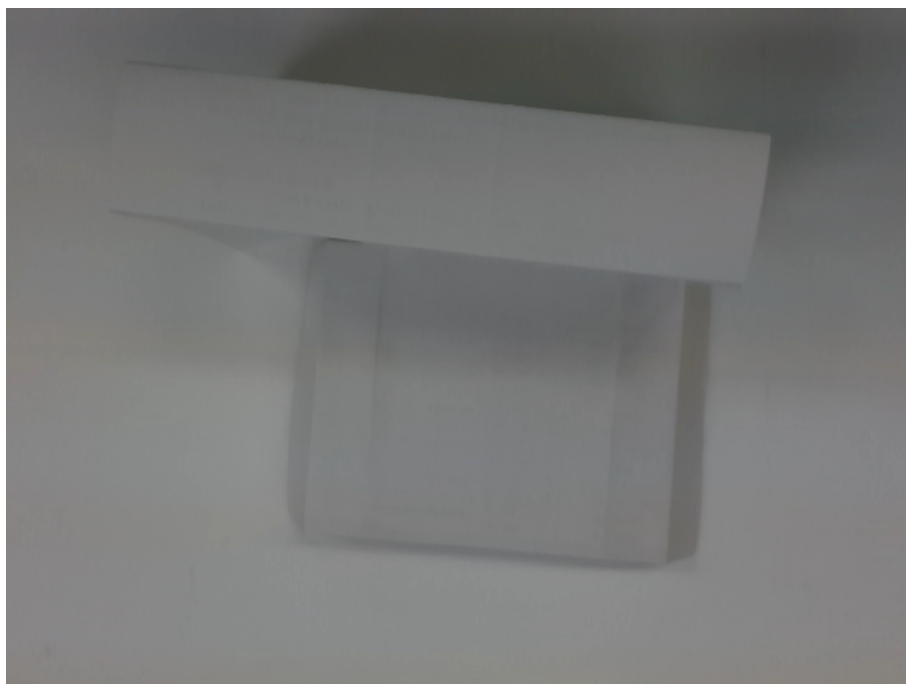


図 2.1 同色物体のカラー画像

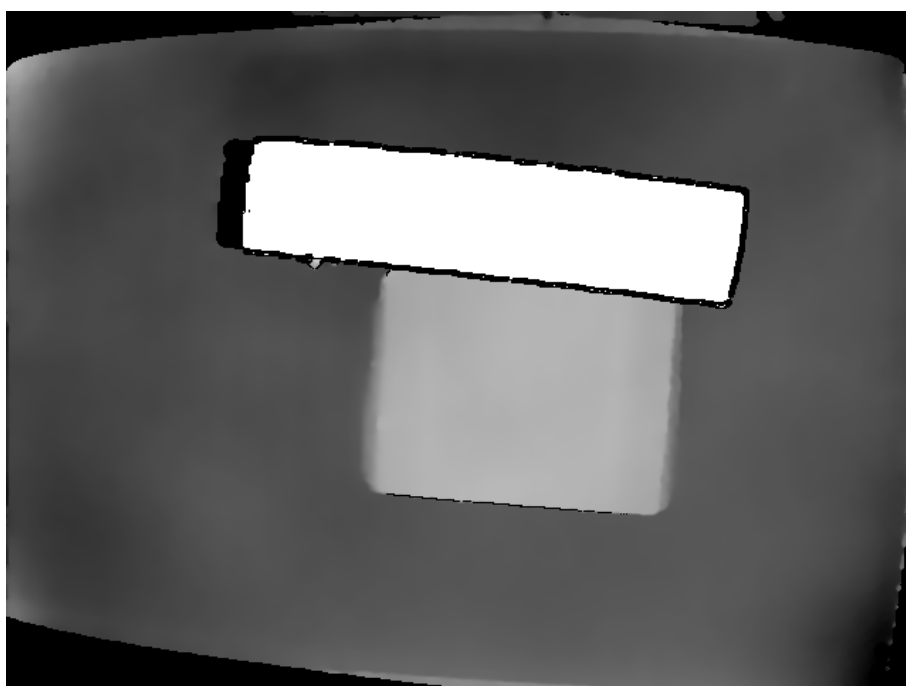


図 2.2 同色物体の深度情報

## 2.2 IntelRealSenseSR300

図 2.3 に示す IntelRealSenseSR300 は、カラー画像、深度情報を取得できるセンサデバイスである。赤外線を投影するプロジェクタからパターンを投影し、赤外線カメラから物体に投影された赤外線パターンを取得することで深度情報を導出している。Depth の解像度は VGA で 30fps まで対応している。また、深度情報の動作範囲は 0.2 -1.5m までを対象として深度情報を取得できる [4]。IntelRealSenseSR300 は、手のモーション検出や顔検出、表情検出、3D スキャンなど様々な SDK が用意され容易に深度情報を扱うことができる。



図 2.3 IntelRealSenseSR300

## 第 3 章

# 提案手法

本提案手法では，デプスカメラにより撮影された深度情報をもとに節のセグメンテーションを行う．提案手法の処理手順を説明する．

### 3.1 前提条件

本研究の対象となる節類は，図 3.1 に示す節である．節はおよそ縦 13cm，横 3cm，厚さ 2cm 程度である．節は似通った色をしており，カラー画像では接触領域の区分がつけにくいものとなっている．節については，ベルトコンベア上を接触を許した状態で流れてくることを想定し，提案手法でのセグメンテーションを行う．



図 3.1 対象となる節

## 3.2 全体の処理手順

### 3.2 全体の処理手順

本研究の全体の処理手順を図 3.2 に示す。本研究では、図 3.2 に示した手順で処理を行う。従来の手法では、図 3.2 の分離領域の補完処理が存在せず、接触の分離処理の結果を位置姿勢推定に用いていた。そのため、検出領域が本来の節の領域よりも小さくなってしまいますという問題点が存在していた。そこで本研究では補完処理として Watershed アルゴリズムを用い分離後の領域を手掛かりに分離処理で削った領域の補完を行った。

次に分離領域の補完処理までの各ステップについての説明する。

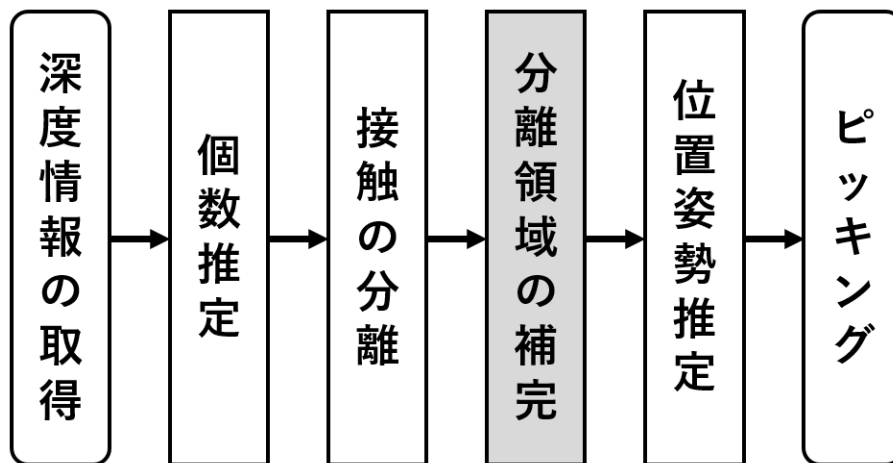


図 3.2 全体の処理手順

#### 3.2.1 深度情報の取得

図 2.3 に示したセンサデバイスからカラー画像と深度情報を取得する。取得した深度情報とカラー画像は図 3.3 と図 3.4 のようになる。本研究では、取得した深度情報を元にして以下の処理を行っていく。

### 3.2 全体の処理手順



図 3.3 カラー画像

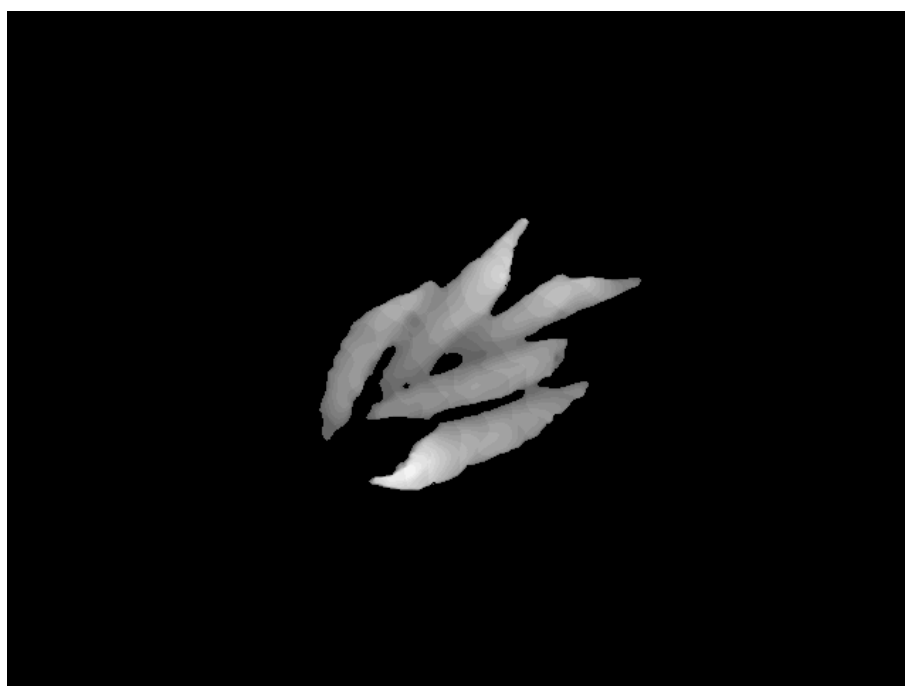


図 3.4 深度情報



## 3.2 全体の処理手順

### 3.2.2 個数推定

個数の推定では、次の処理である分離処理のため、取得した深度情報内に何個の節が映り込んでいるのかを推定する。

あらかじめ対象となる節について1つあたりの平均的ピクセル数を求めておき、取得した深度情報中の節が映り込んだ部分の面積をあらかじめ求めていた1つあたり平均的なピクセル数で割ることで導出する。

### 3.2.3 接触の分離

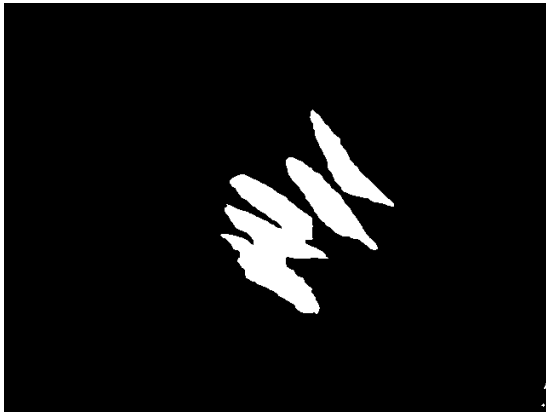
節をピックアップするには、一つひとつの節についての位置姿勢情報が必要となってくる。しかし、対象となる節はベルトコンベア上を接触した状態で流れてくる。そのため、接触した節を一つひとつに分離する必要がある。分離の対象となる節の形状に着目すると節の断面形状は楕円に近い形となっている。そのため、節同士が接触した箇所は谷のような形状になり節の重心付近よりも高さが低くなることが考えられる。

また、本研究で用いる深度情報では、得られる距離データをもとに物体の形状を3次元で捉えることができる。そのため、節同士の接触部と節の重心付近の高さ違いを比較することができ、分離が可能となる。そこで、本研究では、深度情報について閾値処理を施すことで、閾値以内の距離にある節の領域を抽出する。

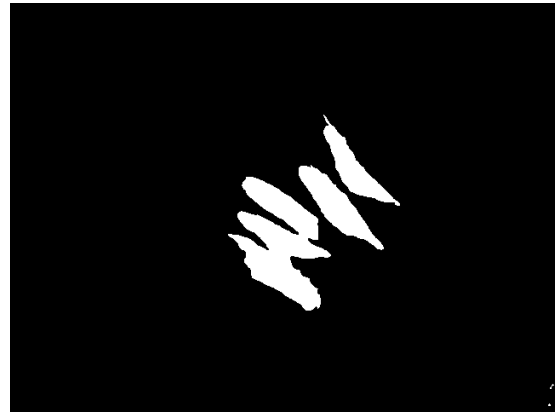
実際に接触した節の深度情報に対して閾値となる高さを変えながら分離を行った例を図3.5に示す。閾値である高さを変化させることで接触が分離され次第に領域が小さくなることを見て取れる。そのため、最適な閾値を定めることができれば接触を分離できる。

接触を分離するための節の高さである閾値の決定では、対象となる複数の節の深度情報について、閾値を1ミリずつ更新していき、前段階の処理で決定した節の推定数と分離された領域数が一致するように閾値を決定する。決定した閾値をもとに対象となる節の深度情報に閾値処理を行い分離を行った。分離処理の前後では図3.6と図3.7のようになり、接触が切り離されていることがわかる。

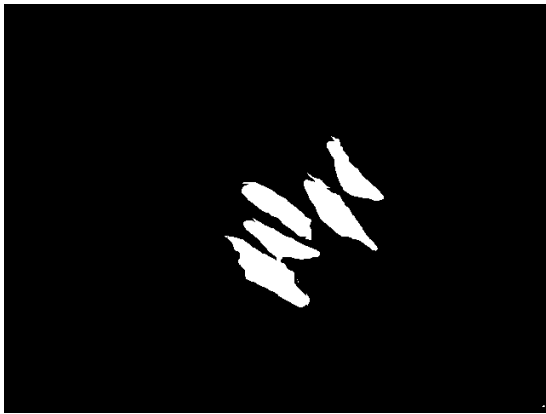
### 3.2 全体の処理手順



閾値 10



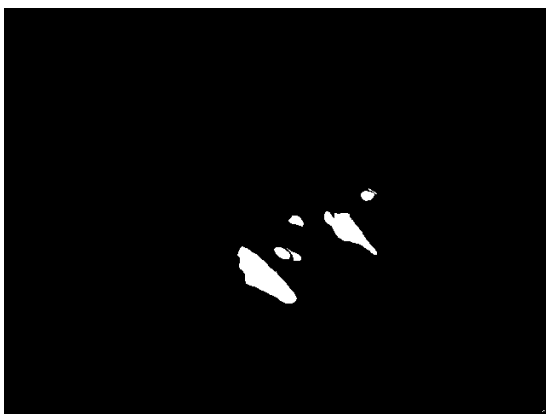
閾値 12



閾値 14



閾値 16



閾値 18



閾値 20

図 3.5 閾値の変化による節分離の様子

### 3.2 全体の処理手順



図 3.6 分離処理前

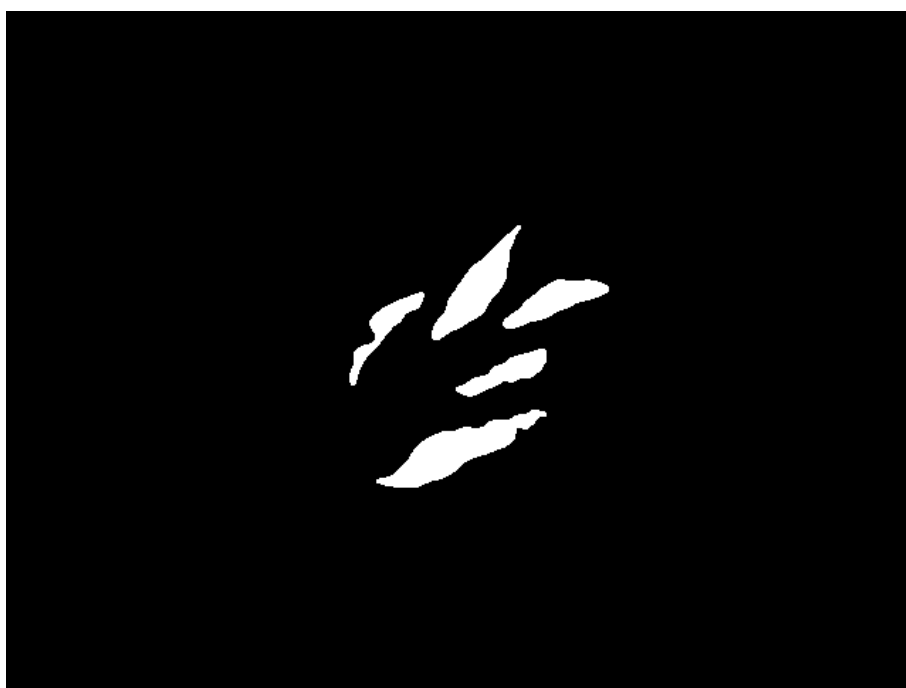


図 3.7 分離処理後

## 3.2 全体の処理手順

### 3.2.4 分離領域の補完

分離処理前後の結果である図 3.6 と図 3.7 をもとに 2 つを重ねた画像を図 3.8 を示す。図 3.8 の白い領域が分離前の領域であり、色のついた領域が分離後の領域である。このことから、分離処理後の画像が分離処理前に比べ、接触の除去には成功しているが領域が小さくなっていることがわかる。そのため、精度よく次の処理の位置姿勢推定を行うために、接触の分離処理により削がれた節領域を本来の節の形に近づくよう補完を行う。

領域の補完には watershed アルゴリズムを用いた。watershed アルゴリズムは分水嶺アルゴリズムとも呼ばれ、セグメンテーションでよく用いられる方法である。

このアルゴリズムは、シードと呼ばれる確実に分割された領域と不明領域と呼ばれるどの領域に属するかわからない領域を用意し、画像の輝度勾配を傾斜に見立てシードから水を流すようにラベル付けをしていき領域を分割するアルゴリズムである。分離処理によって削られた、どの節に属すかわからない節領域の分割を行った。

しかし、深度情報に対し watershed アルゴリズムを適用した際に図 4.1 に示すような領域の浸食の問題が生じる。

### 3.2 全体の処理手順



図 3.8 不明領域とシード



図 3.9 深度情報のみ

## 3.2 全体の処理手順

### 付加情報の追加

watershed アルゴリズムを使用した際の領域の浸食に対し本研究では、付加情報を用いることで解決を図っている。図 3.10 に示す距離変換画像と図 3.11 に示すような節形状のローパスフィルタ画像をそれぞれ用いている。

また、付加情報を追加する理由として、節の長軸上の高さを抜き出した図 3.12 を見るとわかるように節の領域内でも変化がなだらかであり、変化が乏しいため、深度情報のみでの watershed アルゴリズムの適用では、先ほど示した図 4.1 のように領域の分割を失敗するケースがある。そこで、変化の乏しい領域にも変化をつけるため、距離変換画像とローパスフィルタ画像の情報を付加した。これにより、深度情報変化の乏しい場所でも値に差ができ、watershed アルゴリズムの領域分割の失敗を減らすことが期待できる。

それぞれの付加情報の特徴として、距離変換画像では、対象とする画素から最も近い背景画素までの距離をその画素の値として持つ画像であり、本研究の対象としている節の場合、節の中心ほど値が高く、節の端ほど値が低くなる。これにより、節の形状に近い形の情報を付加できる。

ローパスフィルタ画像は、深度情報に対しフーリエ変換を行い、ローパスフィルタを適用したものである。ローパスフィルタを用いることで、大まかな節形状を保ったまま節形状をぼかすことができる。さらに、距離変換画像に比べ滑らかかつ細かな変化を持たせることができる。また、ローパスフィルタのカットオフ周波数は節の横幅から決定した。

深度情報に付加情報を加える際、深度情報、付加情報それぞれに重みを付けて加算している。重みの失敗例として図 3.13 と図 3.14 を示す。距離変換画像側に重みが偏りすぎた場合図 3.13 に現れる稜線に沿うような形で浸食が進んでしまう。また、深度情報側に重みが偏りすぎた場合、図 3.4 の画像中の高さが低く、変化が少ない領域すなわち、画像中の縞の間隔が大きく尻尾側領域で図 3.14 のような浸食がみられるようになる。そのため、最適な重みを見つける必要がある。今回は、双方の重みを変化させ、最も節領域に近しく分割されたものを実験に使っている。

### 3.2 全体の処理手順



図 3.10 距離変換画像



図 3.11 ローパスフィルタ画像

### 3.2 全体の処理手順

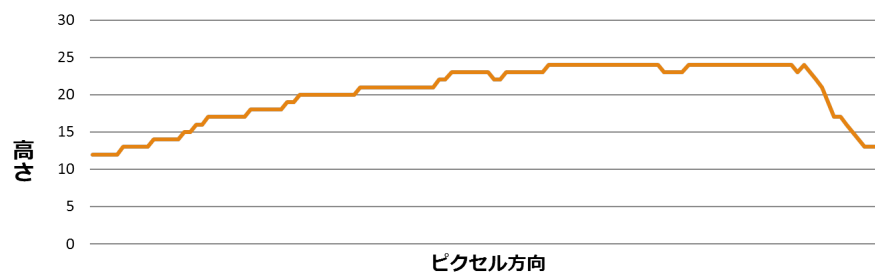


図 3.12 節の高さ変化



図 3.13 距離変換に偏った場合



## 3.2 全体の処理手順



図 3.14 深度情報に偏った場合

### 3.2.5 楕円フィッティングによる位置姿勢推定

分離処理によって得られた領域に対して位置姿勢推定として楕円フィッティングを行う。楕円フィッティングによって得られる楕円は図 3.15 のような形となる。これにより得られる楕円は、閾値処理による分離で得られたそれぞれの節の領域に対して、外接した楕円である。外接した楕円を得ることで、図 3.16 に示すような外接した矩形の重心位置、節の傾きである回転角、外接した矩形の頂点を得ることができる。またその頂点から求めることができる楕円の長軸と短軸と長軸と短軸から軸上の高さを求めることもできる。これらの情報が節をピックアップするための位置姿勢情報として用いることができると考えている。

### 3.2 全体の処理手順



図 3.15 楕円フィッティングの結果

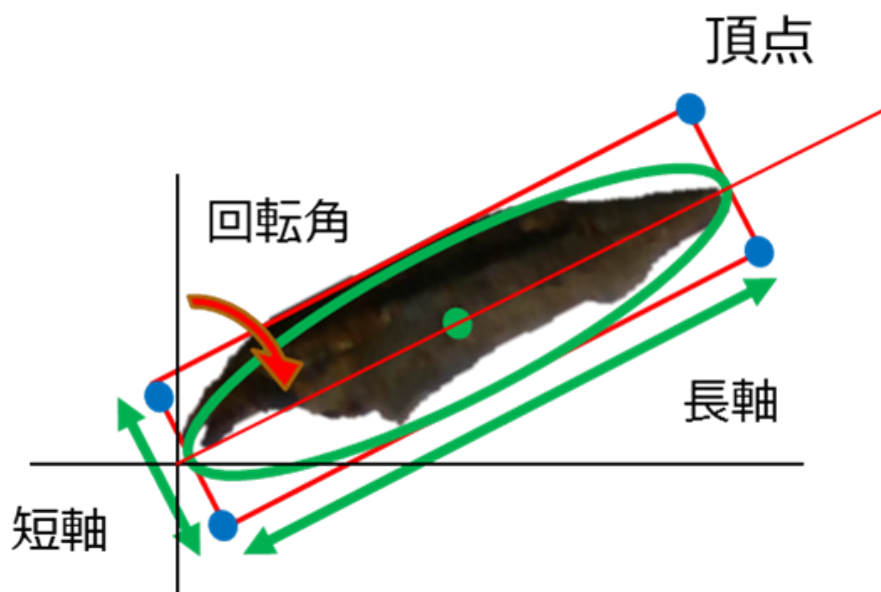


図 3.16 楕円フィッティングにより得られる情報

## 第 4 章

# 評価実験

評価実験として、watershed アルゴリズムを適用する際の情報として、深度情報のみと深度情報と距離変換画像を用いた場合の 2 つを比較する。

### 4.1 撮影環境

節の撮影環境について、示していく。使用するセンサデバイスは IntelRealSenseSR300 を用いる。節が流れるベルトコンベア面をおよそ 50cm 高さから撮り下ろすように撮影を行った。節の大きさは約縦 13cm，横 2cm，厚さ 3cm 程度の大きさである。

### 4.2 watershed 処理結果

深度情報のみを用いた場合と深度情報に加え距離変換画像を付加情報として加えた場合、深度情報とローパスフィルタ画像を付加情報として用いた場合の 3 つの条件での watershed アルゴリズムの適用結果を図 4.1 と図 4.2，図 4.3 に示す。図 4.1 の深度情報のみの場合、節の不明領域部分の分割の際、他の節領域へ対して浸食がみられ、いびつな形状となっていることがわかる。一方で、図 4.2 では、比較的浸食が抑えられ、節らしい形状となっていることがわかる。図 4.3 では、さらに図 4.2 に比べ接触部が滑らかなことがわかる。これらの 3 つの結果について、節形状をどれほど補完することができたのか比較評価する。

## 4.2 watershed 処理結果



図 4.1 距離変換画像のみ



図 4.2 深度情報と距離変換画像

### 4.3 F 値による評価



図 4.3 深度情報とローパスフィルタ画像

### 4.3 F 値による評価

深度情報のみの場合と深度情報に加え距離変換画像を付加情報として加えた場合の比較として F 値を比較する。正解画像として真のラベルを付けた画像を用意し、真のラベルと watershed アルゴリズムによるラベル付けで得られる予測ラベルを比較し、図 4.4 のように分類する。分類の結果から適合率と再現率を求め、F 値を求める。表 4.1 は深度情報のみを watershed アルゴリズムを用い分割した結果であり、表 4.2 は深度情報に加え距離変換画像を付加情報として用いた場合の watershed アルゴリズムを用い分割した結果であり、表 4.3 は深度情報に加えローパスフィルタ画像を付加情報として用いた結果である。表中の数値は各結果においての各節が図 4.4 の分類によって分けられた画素数である。

この表から適合率、再現率、F 値を算出すると、深度情報のみの場合、適合率は 0.919、再現率は 0.847、F 値は 0.882 となった。深度情報と距離変換画像を付加情報として用いた場合には、適合率は 0.957、再現率は 0.881、F 値は 0.917 となった。さらに、深度情報とロー

### 4.3 F 値による評価

パスフィルタ画像を付加情報として用いた場合には、適合率は 0.963, 再現率は 0.888, F 値は 0.924 となった。このことから、深度情報のみの場合より、付加情報を加え watershed アルゴリズムを用いたほうが適合率, 再現率ともに高くなり, 節本来の形状に近い形で領域の分割を行うことができたことがわかる。

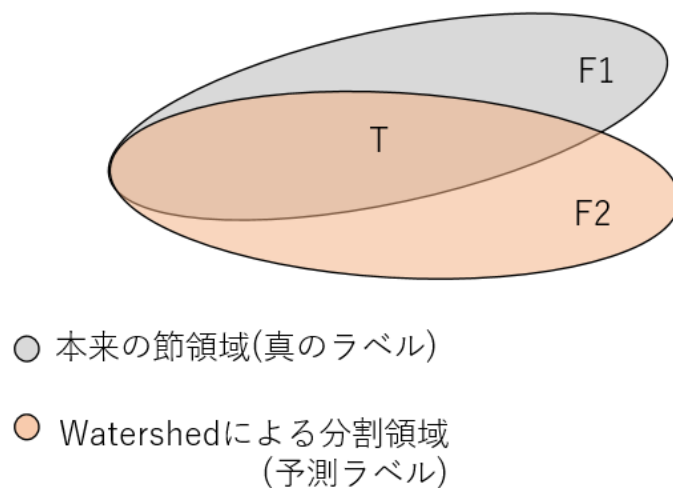


図 4.4 ラベルの割り当て

		真のラベル		
		節番号	T	F 1
予測ラベル	1	2938	221	726
	2	2947	1056	360
	3	2143	717	75
	4	3314	430	119
	5	3855	311	44
	総和	15197	2735	1324

表 4.1 深度情報のみのラベル (px)

### 4.3 F 値による評価

	節番号	真のラベル		
		T	F1	F2
予測ラベル	1	2923	236	140
	2	3330	673	97
	3	2654	206	400
	4	3045	699	0
	5	3855	311	71
	総和	15807	2125	708

表 4.2 深度情報と距離変換のラベル (px)

	節番号	真のラベル		
		T	F1	F2
予測ラベル	1	2838	321	140
	2	3443	560	82
	3	2633	227	303
	4	3201	543	76
	5	3811	355	0
	総和	15926	2006	601

表 4.3 深度情報とローパスフィルタのラベル (px)

## 第 5 章

### 結論・考察

本研究では，節のセグメンテーションにより欠けた領域に対して，watershed アルゴリズムによる補完に取り組んだ．補完に際し，付加情報として距離変換画像とローパスフィルタをかけぼかした画像のそれぞれを用い，節を撮影した撮影した深度情報に距離変換画像を加算することで深度情報の変化が乏しいなだらかな変化がある領域において，watershed アルゴリズムでの分割精度の向上を図った．結果として，深度情報のみでは，watershed アルゴリズムの適用による大きな浸食がみられたが，一方で距離変換画像とローパスフィルタをかけ節形状をぼかした画像をそれぞれと深度情報と加算したものに対しての watershed アルゴリズムの適用では，その浸食を抑え，本来の節に近い形での形状の補完を行うことができた．

しかし，深度情報と付加情報を加算する際，それぞれに重みを付けて加算しているが，重みによって watershed アルゴリズム分割結果が変化するため，最適な重みを見つけることが必要である．また，今回は付加情報として，距離変換画像とローパスフィルタによる節形状のぼかし画像を用いたが，節の形状に基づいた正規分布など他の付加情報による変化等を検討し，最適な付加情報を見つけることが今後の課題である．



# 謝辞

本研究を行うにあたって，多大なるご指導とご助言をいただいた高知工科大学情報学群栗原徹准教授に心より感謝申し上げます。

また，本研究の副査を引き受けていただきました高知工科大学情報学群吉田真一准教授ならびに高知工科大学情報学群妻鳥貴彦准教授には，丁寧なご指導をいただき，大変勉強になりました。

## 参考文献

- [1] 西卓郎ら, “ビンピッキングのための RGB-D カメラを用いた三次元位置姿勢推定, および把持可能性を考慮したスコアリング手法, ” 情報処理学会研究報告 Vol.2014-CVIM-194, pp.1-6, 2014.
- [2] 林俊寛ら, 三次元物体認識技術を応用したバラ積みピッキングシステムの開発, IHI 技報, p7-11, 2008
- [3] 松尾貴之ら, トマト収穫ロボット競技会へ向けたロボット開発, 第 59 回自動制御連合講演会, p936-939, 2016
- [4] <https://ark.intel.com/ja/products/99403/Intel-RealSense-Development-Kit-Featuring-the-SR300>