

## 深度情報と付加情報を用いた節類セグメンテーション

1225118 小林 雅弥 【画像情報工学研究室】

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

1225118 KOBAYASHI Masaya 【Image Processing and Informatics Lab.】

## 1 はじめに

近年、少子高齢化に伴う労働力の低下により、作業の効率化、労働力の代替が必要となっている。特に産業分野では、野菜の収穫や工業部品のピッキングなど、ロボットハンドを用いた作業の代替が進んでいる。そこで、本研究では、鰹節等の節類の製造工程において、工場内の高温多湿という過酷な条件下において、節のみを取り出すという作業を人の手からロボットハンドへ代替することを最終的な目的としている。しかし、本研究が対象とする節類は自然物であり、節ごとに大きさや形状、色がそれぞれ異なるため、それぞれの節を認識しピッキングを行う必要がある。

## 2 関連研究

関連研究として、本研究と同様に深度情報を用いた積み状態の工業部品に対するピッキングを行った研究がある [1][2]。この研究では、距離センサから得られた計測結果とピッキング対象部品の 3D-CAD モデルを参照しピッキングを行っている。しかし、本研究で扱う節は自然物であるため、ひとつひとつの形状や大きさ色などに違いが生じ、関連研究のように計測データと節を参照しピッキングを行うことができない。そのため、節ひとつひとつを認識しピッキング位置を求める必要がある。

## 3 実験環境

本研究では、センサとして IntelRealSenseSR300 を用いている。このカメラは、カラー画像と深度情報を同時に取得でき、カラー画像は FHD、深度情報は VGA 解像度でそれぞれ取得することができる。また、深度情報はカメラから 0.2~1.5m の範囲で有効となっている。このカメラを節が流れてくるコンベア面から約 50cm の高さに設置し、撮影を行った。本研究の対象となる節のカラー画像と深度情報を図 1 に示す。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。

## 4 本手法の全体の流れ

本手法の処理全体の流れを図 2 に示す。本研究では、特に分離領域の補完を行った。本研究では、節はベルトコンベア上での接触を許した状態で流れてくることを



[1] カラー画像

[2] 深度情報

図 1 対象となる宗田節

想定している。そのため、ロボットハンドでピッキングを行うためには、ひとつひとつの節の形状を認識し、ピッキング位置を決定しなければならない。また、各処理の説明として、個数の推定では、撮影により取得された深度情報と 1 つの節が占めるおよその面積をもとに、いくつもの節が映り込んでいるかを推定している。接触の分離では、深度情報に閾値処理を行うことで接触領域を除外し、節の分離している。位置姿勢推定では、分離後の結果に対して、楕円形状をフィッティングすることでおよその重心位置などピッキングに必要な情報を取得している。これまで手法では、個数推定、接触の分離、位置姿勢推定の順で処理を行っていたが分離処理の特性上、分離後の節領域が小さくなってしまっていた。そこで、本研究では新たに分離領域の補完を行う処理を追加し、節が持つ本来の領域に近い形で位置姿勢推定の処理を行えるよう改良した。

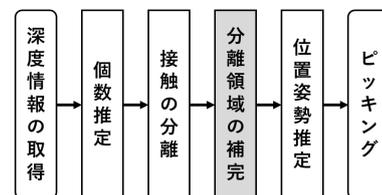


図 2 本手法の処理手順

## 5 節類のセグメンテーション

## 5.1 接触の分離

図 1 の深度情報では、白い部分ほど節の厚みがあり、黒に近いほど厚みが薄くなっている。そのため、節の形状的な特徴として、節は頭がついていた部分が最も厚みが

あり, 尻尾へかけてなだらかに厚みが変化していることがわかる。また, 節の端ほど厚みが薄く, 節の断面は楕円のような形状となっている。接触の分離での処理では, この断面が楕円形に近い形になることに着目し, 節同士との接触個所の厚みが薄いことを利用し, 深度情報に段階的に閾値処理を行うことで分離を行った。分離処理の結果は図3に示すような結果となる。



図3 分離処理後



図4 距離変換画像

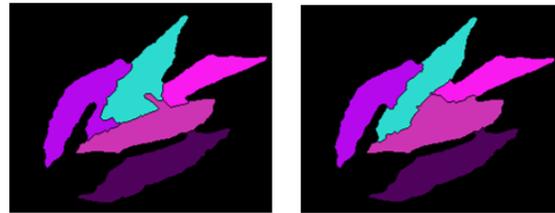
### 5.2 Watershed アルゴリズムによる補完

分離処理の結果である図3からわかるように, 分離処理の前後では分離処理後の方が節の領域が小さくなっていることがわかる。そのため, 本来の節の形状に近い形で位置姿勢情報を取得するため, watershed アルゴリズムを用い節形状の補完を行う。 watershed アルゴリズムは, 輝度などを勾配と見立て, 水を流し込むようにしてラベル付けをしていくアルゴリズムであり, 領域の分割で用いられる。本研究では, 分離処理の前後で削れてしまった領域を不明領域として watershed アルゴリズムを適用し, 不明領域がどの節に属した領域かを分割し統合することで補完を行っている。また, 勾配として本研究では, 深度情報と図4に示す距離変換画像の情報を用いている。深度情報に加え, 距離変換画像の情報を付加する理由として, 上記で述べたように, 節の形状の特徴として, 節の尻尾側の変化はなだらかであり, 場所によっては変化が乏しく, 深度情報のみでの watershed アルゴリズムの適用では, 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勾配を持たせるため距離変換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。

## 6 実験・考察

Watershed アルゴリズムによる不明領域の分割において深度情報のみを勾配として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を比較する。図5に深度情報のみの場合と深度情報と付加情報の場合に対しての watershed アルゴリズム適用結果を示す。深度情報のみの場合, 中心の節に対して左の節が領域を侵食し, いびつな形となっていることがわかる。また, 他の領域においても侵食がみられる。一方で深度情報と付加情報の場合は, 深度情報のみの場合に見られた左の節の侵食がなくなり, 比較的節らしい形状となった。しかし, 中心部の接触領域が大きな箇所に関しては,

まだ若干の侵食が残ってしまっている。また, 表1は付加情報の有無の場合におけるラベリングしたピクセルの正誤を示したものである。真のラベルとして, 正解として期待した領域を用意し, watershed アルゴリズムでラベリングした領域をラベルとして示す。この表1から  $F$  値を求めると付加情報なしでは  $F=0.877$ , 付加情報ありでは,  $F=0.910$  となり  $F$  値は付加情報ありの方が高いことがわかる。



[1] 深度情報のみ [2] 深度情報+付加情報

図5 Watershed の比較

	真のラベル	
	正例	負例
予測正例	15242	1556
予測負例	2690	1516512

[1] 付加情報なし

	真のラベル	
	正例	負例
予測正例	15922	1156
予測負例	2010	1516912

[2] 付加情報あり

表1 補完性能の評価 (px)

## 7 まとめ

本研究では, 節の接触の分離を行い, 分離によって削れた領域について watershed アルゴリズムを用いることで補完を行った。補完を行うことで本来の節に近い形で, ピッキングのための位置姿勢推定を行うことができるようになった。しかし, 接触領域が大きな場合など補完がうまくいかない箇所も存在するため, 今後は異なる付加情報の検討も行っていきたい。

## 参考文献

- [1] 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 [2] 西卓郎ら, ピ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, p1-6, 2012