

# 花の3次元形状推定のための CT画像を用いた花卉セグメンテーション

仲 勇樹<sup>1,a)</sup> 内海 ゆづ子<sup>1,b)</sup> 岩村 雅一<sup>1,c)</sup> 塚谷 裕一<sup>2,d)</sup> 黄瀬 浩一<sup>1,e)</sup>

**概要:** CTで撮影された花から3次元的花卉の形態情報を得るためには、CT画像の解析による各花卉の詳細なセグメンテーションが必要となる。しかし、手作業でのセグメンテーションは大変な労力を要する。また、花のCT画像のラベル付きデータは少ないため、大量の学習データによる深層学習ベースの手法を用いるのは困難である。そこで本研究では、スペクトラルクラスタリングを用いることで、手作業、学習を必要としない自動的な花卉セグメンテーション手法を提案する。実験の結果、花卉の接触部分を除いた花卉領域のセグメンテーションに成功した。

## 1. はじめに

花の全体的な外観は花托の形や大きさ、花器官の配置、数、種類、形、色などの多くの要因によって決定される [1]。そのため、花は複雑な構造をしていることが多い。このように複雑な構造をしている花においては、器官と器官の相互作用が形態形成に重要になる [2]。花器官の中でも花卉(花びら)は大きさや形、色が花の種類によって大きく異なるが [3]、植物の繁殖に不可欠であることから細胞分裂の制御、細胞の拡大、細胞や組織型の分化、器官全体のパターン形成などの花器官形成の過程を解明することに適している [4]。そのため、花卉を中心とした花の形態情報を収集し、花の形態形成の仕組みを明らかにすることが期待されている。

花の形態情報の調査は、花卉を1枚1枚分解することが多い [5-7]。この方法では花卉の大きさや形、遺伝子による形態形成への影響などが解明されている。しかし、花卉を分解することにより花卉が空間的にどのように配置され、どのように発生しているのかは調査することができない。そこで、花の空間的な形態情報を得る方法として、コンピュータ断層撮影 (Computed Tomography: CT) 装置

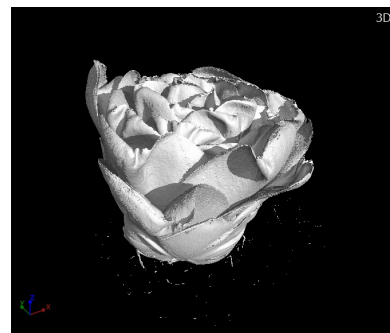


図1 解析に使用したツバキのCT画像から得られる3Dレンダリング画像。

で花の非破壊撮影が試みられている [2,8]。図1にVolume Graphics社製の三次元データ解析ソフト myVGL<sup>\*1</sup>を用いて作成された花のCT画像から得られる3Dレンダリング画像の例を示す。図1から分かるように、CTで撮影されたデータは花の概形は分かるものの、1枚の花びらがどの部分であるかといった部位が識別されているわけではない。そのため、花器官の3次元的花形態情報を得るためには得られたCT画像を解析し、花卉1枚1枚の詳細なセグメンテーションをすることが必要となる。しかし、花のCT画像から手動で1枚1枚の花びらのセグメンテーションするのは花卉の枚数が多く、時間を要することから困難である。

これまでにCT画像で花や花以外の物体の識別をした研究には、井尻らの研究 [9]がある。この手法では、花のモデリングを目的としてCT画像での花卉のセグメンテーションをしている。これは我々が知る限り唯一、花のCT画像のセグメンテーションをしている研究である。しかし、CT

<sup>\*1</sup> <https://www.volumegraphics.com/jp/products/myvgl.html>

<sup>1</sup> 大阪公立大学 大学院情報学研究所  
Graduate School of Informatics, Osaka Metropolitan University

<sup>2</sup> 東京大学 大学院理学系研究科  
Graduate School of Science, The University of Tokyo

a) sb22622q@st.omu.ac.jp

b) yuzuko@omu.ac.jp

c) masa.i@omu.ac.jp

d) tsukaya@bs.s.u-tokyo.ac.jp

e) kise@omu.ac.jp

ボリュームの断面における細長い形をした1つの花卉に対して、ユーザが花卉領域の中心線付近に沿って、数カ所に点を指定していくことを必要とする対話型のモデリングシステムであるため、手作業が多く時間を要する。また、花以外のCT画像におけるインスタンスセグメンテーションの研究の多くは、大量の学習データを必要とする深層学習ベースの手法が用いられている [10, 11]。しかし、花のCT画像のデータは少なく、データセットは我々の知る限り存在しないため、深層学習ベースの手法を用いるのは困難である。これらの解決方法として、少ないCT画像のデータでも自動でセグメンテーションできる手法が相応しい。

そこで本研究では、スペクトラルクラスタリングを用いることで、手作業、学習を必要としない自動的な花卉セグメンテーション手法を提案する。提案手法は、花を鉛直上向きに対して垂直にスライスした2次元画像において、スペクトラルクラスタリングを用いてセグメンテーションする。そして、3次元データとしてそれらのセグメンテーション結果を統合する。実験の結果、花卉の接触部分を除いた花卉領域のセグメンテーションに成功した。

## 2. 関連研究

本章では花卉のセグメンテーションの関連研究として、花を対象としたセグメンテーション、モデリングの例を紹介する。また、本研究ではCT画像を用いた花卉のセグメンテーションをすることから、CT画像を用いたセグメンテーションをしている関連研究も紹介する。

### 2.1 花のセグメンテーション

カメラで撮影された2次元画像上における花、花卉のセグメンテーションを実現するために様々な試みがされてきた。花を検出するための手法として、グラフカットを用いたマルコフ確率場に基づく手法 [12, 13] や Lab 色空間での閾値処理による手法 [14]、HSI 空間色閾値と局所領域クラスタリングを組み合わせた手法 [15] がある。また、イチゴ [16] やリンゴ [17–19]、トマト [20] の花を検出する手法など、農業に活用が期待されている手法も存在する。これらの手法は2次元のRGB画像から花を検出することで、花の空間的な位置関係を調査することができる。しかし、本研究のような各花卉の3次元的なインスタンスセグメンテーションによる花の内部構造の調査とは異なる。

### 2.2 花のモデリング

花はその複雑な構造と自己オクルージョンのため、花の形状を3次元でモデリングする研究は数少ない [9, 21, 22]。その中でも、Zhang らはRGB画像と3次元点群データから花卉を分割し、これに単一の花弁から事前に作成されたモーフィング可能な花弁形状モデルを適合させることで、花の形状を再構成する手法 [22] を提案している。また、井

尻らは花の構成を簡明に表現した模式図である花式図などを用いて、花を3次元モデリングするシステム [21] を提案している。これらの手法は、空間的な花の形態情報収集という点で本研究と共通しているが、より密接に配置された花のCT画像を用いて花卉のセグメンテーションをするような解析には向かない。

また、CT画像から花をモデリングした手法は我々が知る限り、井尻らの半自動の花のモデリングシステム [9] のみである。このシステムは花を茎などの軸と、花弁などの面の2つで構成されていると仮定し、動的曲線と動的面のエネルギー関数をそれぞれ定義する。そして、ユーザが指定した点を利用して茎や花弁を自動でフィッティングする。しかし、このシステムは手作業が多く、モデリングに時間がかかってしまう。そのため、手作業無しで全て自動化する手法について検討しなければならない。

### 2.3 CT画像のセグメンテーション

CT画像を用いたセグメンテーションは医療分野において盛んに研究されている。現在の医療CT画像のセグメンテーション研究は、アノテーションされたCT画像のデータセットから畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を学習する手法が主流となっている。冠動脈 [23] や胸部臓器 [24]、血管や膵臓管などの管状臓器や組織 [25]、椎骨 [26]、歯 [10] など様々な人体臓器や組織に対してセグメンテーションされている。また、患部に対してのセグメンテーション手法 [27–30] も存在している。近年ではCNN以外にも、Vision Transformer (ViT) [31] を用いて、臓器や脳腫瘍に対してセグメンテーションする手法 [32] も提案されている。医療分野以外では、短繊維強化プラスチック (Short-Fiber Reinforced Polymers: SFRP) を低解像度CT画像から自動的に抽出する手法 [11] が存在している。

人体臓器や組織、SFRP に対するセグメンテーションでは、ある程度似た形のものに対してセグメンテーションや識別をしている。しかし、花卉に対するセグメンテーションでは、花卉によって形は様々であり、形状に基づいた識別がしにくい。また、医療データは様々な学習データが公開されている一方で、花のCT画像のデータは充実しておらず、大量の学習データを用いた学習ができない。そのため、医療分野における人体CT画像のセグメンテーション手法を花卉の検出に適用することは困難である。

## 3. 提案手法

本章では、花のCT画像を用いて自動で花卉セグメンテーションする方法を述べる。提案手法の概要を図2に示す。提案手法では、花を鉛直上向きに対して垂直にスライスした2次元画像において、スペクトラルクラスタリングを用いてセグメンテーションする。ここで、花のCT画

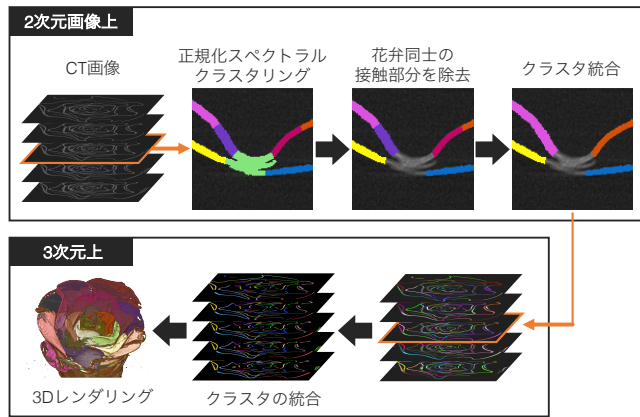


図 2 提案手法の概要.

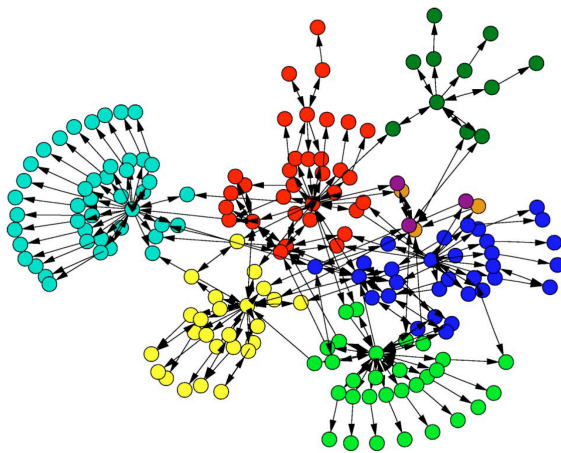


図 3 グラフ構造の例 [33]. 同一色が 1 つの連結部分グラフとなっている.

像における花卉同士の接触部分は、境界の輝度値の差がほとんどないため、クラスタリングが失敗する要因になる。そのため本研究ではセグメンテーションの最初の試みとして、接触部分を排除した上でクラスタリングし、3次元のデータ統合によってクラスタを統合することで花の3次元形状を推定する。

### 3.1 正規化スペクトラルクラスタリング

花卉同士の接触部分以外を分離するために、接触部分を排除する必要がある。そのために本研究では、最初に Ngらの正規化スペクトラルクラスタリング手法 [34] を用いて花卉領域を多数のクラスタに分割する。また、正規化スペクトラルクラスタリングで用いる  $k$ -means 法は Elkan のアルゴリズム [35] を用いる。

スペクトラルクラスタリングは図 3 に示すように、グラフ構造をしたデータから、リンクが密になっている連結部分グラフを 1 つのクラスタとし、リンクがない、もしくは疎な部分を別のクラスタとしてグラフを分割することで、クラスタに分解するクラスタリング手法 [36] である。スペクトラルクラスタリングでは、グラフのノード間の接続の

重みを成分とする類似度行列から得られるグラフラプラシアン行列に対して固有値問題を解くことによって、データを低次元で表現し、 $k$ -means 法などのクラスタリング手法により効率良くクラスタを発見することができる [37]。また、実装が非常に簡単で標準的な線形代数手法によって効率的に解くことができる [38] という利点がある。

$k$ -means 法や混合ガウスモデルのようなクラスタリング手法では、クラスタの中心からの距離によってクラスタ分割をする。しかし、本研究で用いる花の CT 画像では花卉断面の形が細長く、密接に配置されていることから、これらの手法は花の CT 画像の解析には向かない。一方で、スペクトラルクラスタリングではグラフのうち、リンクが密なノードを同じクラスとし、リンクが疎なもの、またリンクがないものを別のクラスとすることでクラスタ分割をする。そのため、背景部分を切り出した内の CT 画像の画素を 1 つのノードとし、同一花卉の画素値同士のリンクが密になり、異なる花卉にリンクができないよう、適切にグラフの連結を設定すると、CT 画像上での花卉を正確にクラスタリングできる可能性が高くなる。このことから、本研究ではスペクトラルクラスタリングを用いる。

スペクトラルクラスタリングにおいて、 $n$  個のノードの集合  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  とそれらをつなぐエッジの集合  $E$  を持つ無向グラフを  $G(V, E)$  とする。ここでグラフ  $G$  は重み付きであると仮定すると、2 つのノード  $v_i$  と  $v_j$  の間のエッジは類似度  $w_{ij} \in [0, 1]$  を持ち、 $w_{ij} = w_{ji}$  となる。また、 $w_{ij} = 0$  の場合、ノード  $v_i$  と  $v_j$  はエッジで接続されていないことを意味する。類似度行列  $W$  はこれらの類似度を用いて、グラフ  $G$  を表現する最も単純な表現方法である。スペクトラルクラスタリングにおいて解析する上では、類似度行列  $W$  から求められるラプラシアン行列が扱われており [39]、ラプラシアン行列の固有値 0 の多重度  $k$  は、グラフ内の連結部分グラフ  $A_1, \dots, A_k$  に等しくなるという性質を持つ [38]。正規化スペクトラルクラスタリングでは、非正規化ラプラシアン行列  $L$  と正規化ラプラシアン行列  $L_{\text{sym}}$  を用いる。 $L$  と  $L_{\text{sym}}$  は以下のように定義される。

$$L = D - W \quad (1)$$

$$L_{\text{sym}} = D^{-1/2} L D^{-1/2} = I - D^{-1/2} W D^{-1/2} \quad (2)$$

ここで、 $I$  は単位行列である。また、 $D$  は次数行列であり、対角成分を  $d_i (i = 1, \dots, n)$  とすると  $d_i$  はノード  $i$  から出ているエッジの重みの和を表し、次のように定義される。

$$d_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad (3)$$

これらを用いた正規化スペクトラルクラスタリングのアルゴリズムをアルゴリズム 1 に示す。

正規化スペクトラルクラスタリングによって適切に花卉

## アルゴリズム 1 正規化スペクトラルクラスタリング [34]

**Input:** 類似度行列  $W$ , クラスタ分割数  $k$ , ノード数  $n$   
**Output:** クラスタ  $A_1, \dots, A_k$  ( $A_i = \{j | y_i \in C_i\}$ )

- 1: 正規化ラプラシアン行列  $L_{\text{sym}}$  を計算
- 2:  $L_{\text{sym}}$  の最小固有値から  $k$  個の固有値に対応する
- 3: 固有ベクトル  $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_k$  を計算
- 4:  $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_k$  を列とする行列を  $U \in \mathbb{R}^{n \times k}$  とする
- 5:  $U$  の行をそれぞれノルム 1 に正規化し, 行列  $T \in \mathbb{R}^{n \times k}$  を形成  
( $t_{ij} = u_{ij} / (\sum_k u_{ik}^2)^{1/2}$ )
- 6: **for**  $i = 1$  to  $n$  **do**
- 7:   行列  $T$  の  $i$  行目の対応ベクトルを  $y_i \in \mathbb{R}^k$  とする
- 8: **end for**
- 9:  $y_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) を  $k$ -means 法により  $k$  個のクラスタ  $C_1, \dots, C_k$  にクラスタリング

を分割するために, 類似度行列  $W$  を適切に設定する必要がある. 本研究では CT 画像の 1 画素をノードとし, ノード  $i$  と  $j$  の間の類似度  $w_{ij}$  を行列の形にした類似度行列  $W$  を考える.

類似度  $w_{ij}$  の計算には, ユークリッド距離とガボールフィルタを用いた手法 [40] を改良したものをを用いる. この手法では, 画素  $i$  と  $j$  の画像上での距離  $r_{ij}$  (画像距離) と画素周辺テクスチャの特徴の距離  $s_{ij}$  (特徴距離) から定義されており, 距離と方向による類似度が得られる. 画像距離は画素の座標をそれぞれ  $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$  とすると, ユークリッド距離を用いて,

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (4)$$

と定義する. 特徴距離は以下のように定義する.

$$s_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^m (f_{il} - f_{jl})^2} \quad (5)$$

ここで  $f_{il}$  は, 角度  $\theta = \theta_l$  ( $l = 1, 2, \dots, m$ ) を持つガボールフィルタと CT 画像の畳み込み和によって得られた結果における, 画素  $i$  の値を表している. 画像距離  $r_{ij}$  と特徴距離  $s_{ij}$  を用いて, 以下のように類似度  $w_{ij}$  を定義する.

$$w_{ij} = e^{-\alpha r_{ij} - \beta s_{ij}} P_{ij} \quad (6)$$

ここで,  $\alpha$  は距離,  $\beta$  は方向に関する特徴における類似度の敏感さを決めるパラメータである. また, 花卉が近接している場合, 近接している画素間の類似度が高くなるため, 0 と 1 の 2 値を取る  $P_{ij}$  を導入する. これは, 画像距離が一定距離  $r$  を超えた場合と画像距離の直線上に輝度値が閾値以下になる画素が存在した場合に  $P_{ij} = 0$  とすることで, 類似度  $w_{ij} = 0$  とする. それ以外は  $P_{ij} = 1$  となる.

### 3.2 細線化画像による分岐点検出

花卉の接触部分を検出し, 正規化スペクトラルクラスタリングの結果を用いてそれらを排除する必要がある. 多くの場合, 細線化画像における分岐点が花卉の接触部分に当

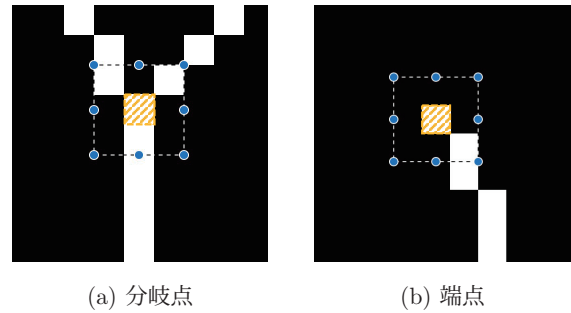


図 4 細線化画像における分岐点と端点. 斜線部が注目画素であり, 点線で囲われた  $3 \times 3$  の領域の前景画素の数により判別する.

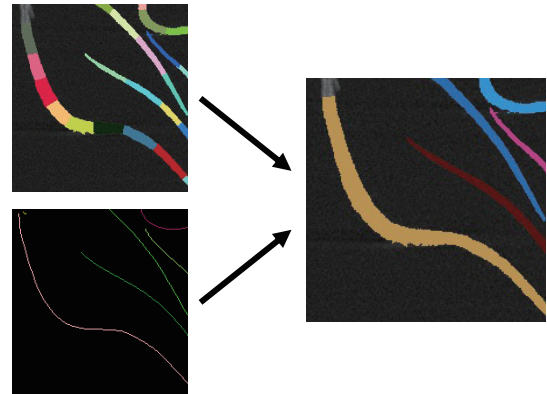


図 5 クラスタの統合. 左上: 分岐点が含まれるクラスタを除去した画像の一部, 左下: 分岐点を除去した細線化画像の一部, 右: 統合後の画像の一部である.

たるため, 本研究では細線化画像における分岐点を含むクラスタを排除することで花卉の接触部分を排除する.

細線化は Zhang-Suen のアルゴリズム [41] を用いる. 細線化画像における分岐点と端点は図 4 のようにそれぞれ表現されている. 前景の 1 画素を注目画素とした場合, 注目画素を中心とする  $3 \times 3$  に含まれる前景画素の数を数えることで検出する. 図 4(a) のように前景が 4 画素存在し, 注目画素を除く画素同士が接していない場合は分岐点である. 一方, 端点の場合は図 4(b) のように, 注目画素を中心とする  $3 \times 3$  に前景が 2 画素存在する. その性質により, ほとんどの分岐点と端点と検出することが可能になる. 本研究では, 分岐点として検出された画素が含まれるクラスタを除去する. また, 細線化画像においても分岐点の周辺  $7 \times 7$  の画素を削除する.

### 3.3 クラスタの統合

3.2 節までの手法では同一の花弁が複数のクラスタに分割されているため, クラスタの統合が必要になる. そこで, クラスタの統合には分岐点を除去した細線化画像にラベリング処理することで得られるラベルを用いる. 図 5 のように, 得られた細線化画像のラベルが含まれるクラスタを同一クラスタにすることで統合する. これを全ての CT 画像に対して適用する. 最後に, 各 CT 画像における結果を用

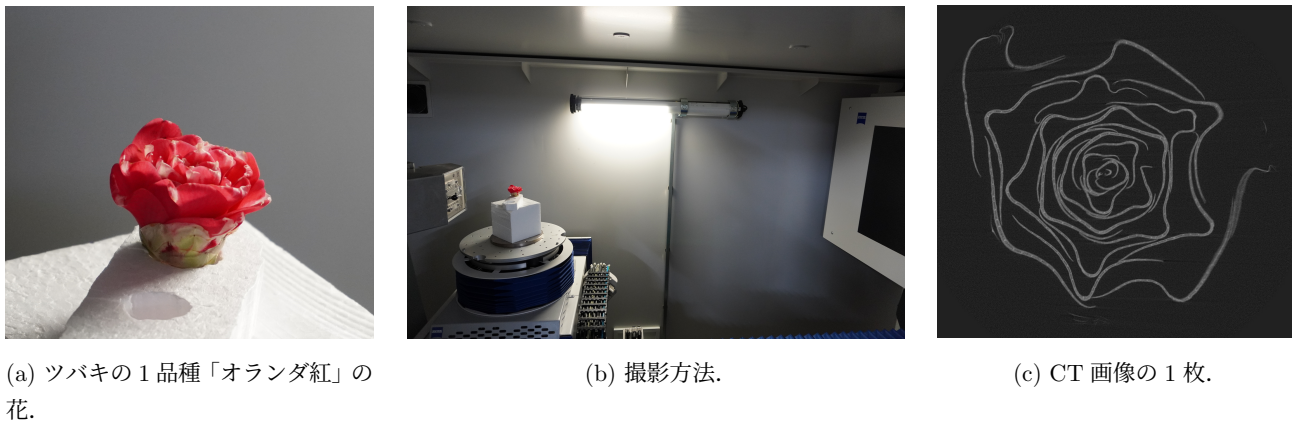


図 6 実験データ.

表 1 CT 撮影時の設定値

X 線管電圧	120 kV
X 線管電流	437 $\mu$ A
フィルタ	なし
各投影の露光時間	1000 ms
投影画像	1000 $\times$ 1000 pixels
ピクセルサイズ	0.4 mm
1 回転の投影数	1000 枚
拡大率	8.65 倍

いて 3 次元方向のクラスタを統合する. 3 次元方向のクラスタ統合では, 鉛直上向きに 1 枚ずつクラスタを伝播させ, クラスタごとに対応付けをすることで統合する.

## 4. 実験

本章では, 提案手法によって花卉の接触部分以外のセグメンテーションが可能であるかを検証するために実験をした. ここでは, 実験データの詳細と実験条件, 実験結果について説明する.

### 4.1 実験データ

解析した花の CT 画像のデータは, ツバキ (*Camellia japonica*) の CT 画像である. 解析したツバキの品種は図 6(a) のようなオランダ紅と呼ばれるものである. 解析したツバキのオランダ紅は Carl Zeiss 社製の工業用 Dimensional X 線 CT 装置 METROTOM 1500 Gen.1 \*2 を使用して図 6(b) のように 41 分かけて撮影された. また, 撮影時の設定は表 1 の通りである.

解析に用いた CT 画像 1 枚の解像度は  $915 \times 858$  pixels で, 枚数は 888 枚である. また, 体軸方向における断層画像の厚みであるスライス厚は  $46.252 \mu\text{m}$  である. CT 画像の 1 枚を図 6(c) に示す. 画像上に描画されている細い形状をした線が識別対象の花弁である.

前提として, 高解像度な CT 撮影をするには長時間の撮

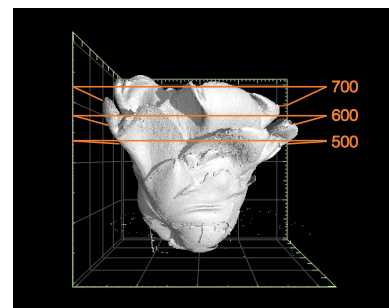


図 7 実験評価に用いた画像の 3 次元位置関係.

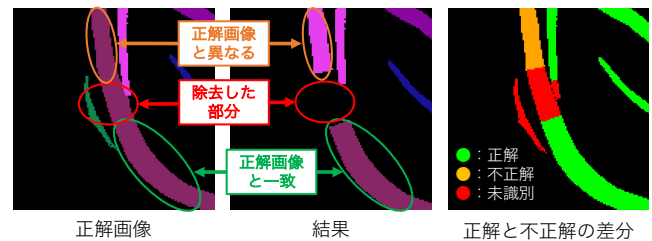


図 8 正解・不正解・未識別の定義.

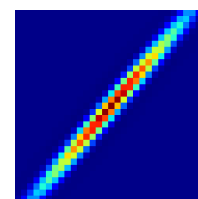


図 9 ガボールフィルタ例.

影が必要である. しかし, 花の CT 撮影では長時間の撮影になると花が乾燥し, 形が変わってしまう. そのため, 長時間撮影が難しく高解像度で撮影することが困難になっている. 画像のノイズを除去するため, 前処理としてパラメータを  $h = 6$  に設定したノンローカルミンフィルタ [42] を CT 画像に適用した後, 輝度値が 50 以下の画素の輝度値を 0 にした.

### 4.2 実験条件

ガボールフィルタは  $\theta = 0^\circ, 10^\circ, \dots, 170^\circ$  の 18 方向

\*2 <https://www.zeiss.co.jp/metrology/seihin/shisutemu/ct/metrotom.html>

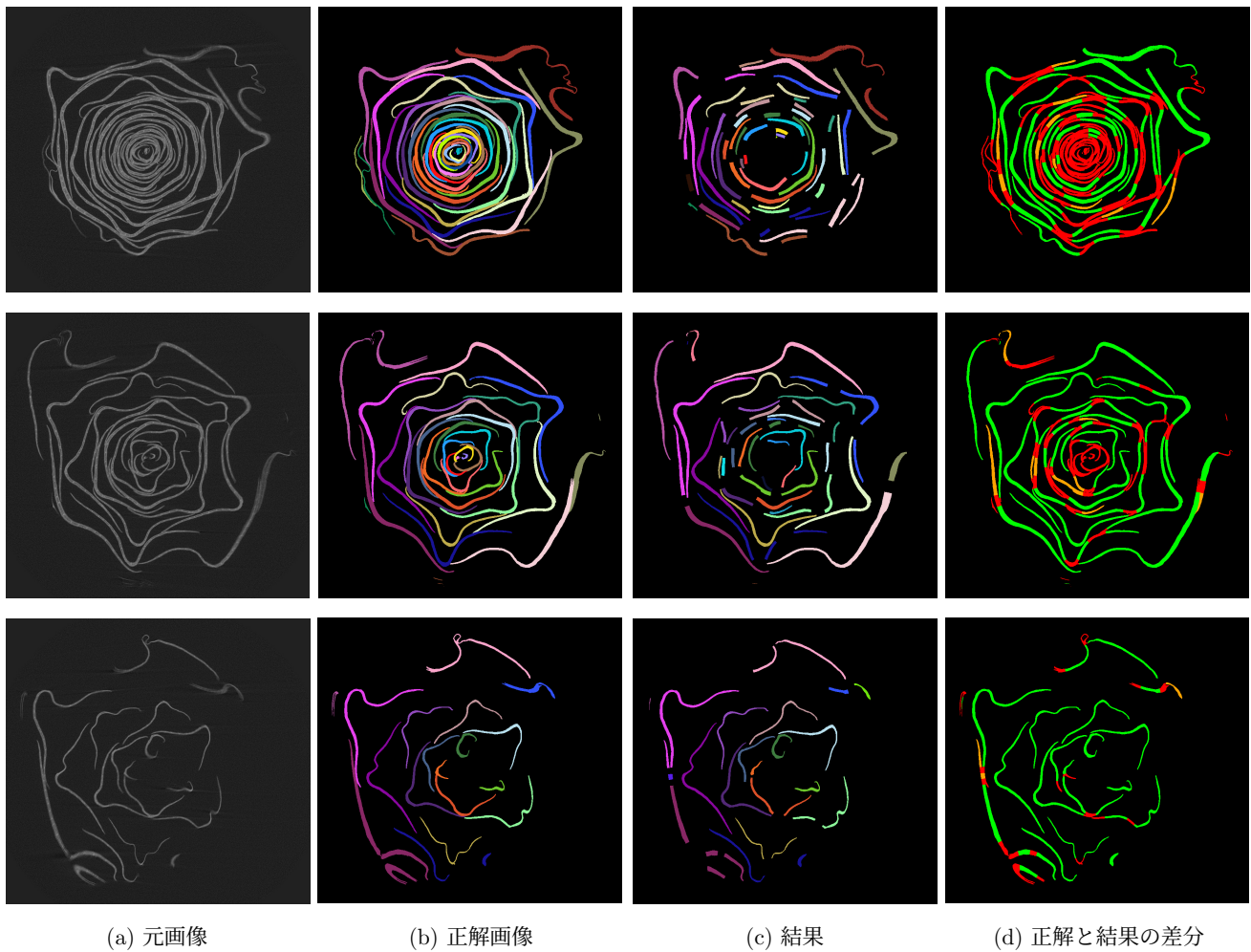


図 10 提案手法で得られた画像. 上段から順に画像番号 500 番, 600 番, 700 番に対応している.

用意し, 細長い花卉に対応するために図 9 のような概形を持つガボールフィルタを用いた. このパラメータは  $k = 30, \sigma = 1.11, \lambda = 10, \gamma = 0.09$  に設定した. また, 正規化スペクトラルクラスタリングで分割するクラスタ数は 200, 類似度の計算に必要な  $P_{ij}$  における一定距離は  $r = 15$ , 閾値は 50 に設定した.

実験結果の評価には画像番号 500 番, 600 番, 700 番の 3 枚の CT 画像に対して, 手動でアノテーションしたものを正解データとして用いた. これらの画像は図 7 に示すような 3 次元の位置関係にある.

実験結果は定性評価と定量評価により評価した. 定量評価では, 花卉の枚数の認識枚数と花卉の接触部分を除いた場合の平均正解率の 2 つを評価した. 平均正解率は 1 つの花弁ごとに正解率を求めた上で, 全花弁の平均により平均正解率を求める. ここで用いる正解, 不正解は 1 画素ごとに判別しており, 図 8 に示すように正解画像と一致する画素は正解, 正解画像と異なる画素は不正解としている. また, 花卉の接触部分として排除した画素を未識別としている. 本研究の評価では, 1 つの花弁領域内で未識別を除い

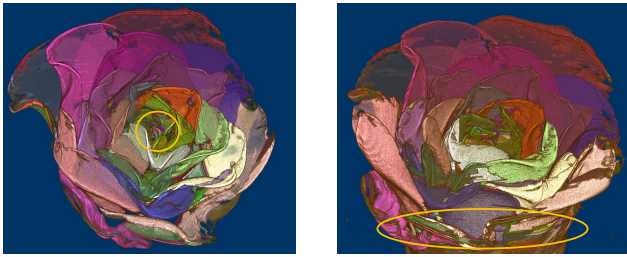
た領域における, 正解領域の割合を正解率としている.

### 4.3 実験結果

提案手法により得られた画像を図 10 に示す. 図 10(d) における色は, 図 8 と同様に緑色の部分が正解, オレンジ色の部分が不正解, 赤色の部分が未識別であり, 花卉の接触部分として排除された部分である.

画像番号 500 番と 600 番の結果 (図 10(c) の上 2 段) を大まかに見ると正解している部分が多くなっているが, 花卉同士の接触部分として排除されたことにより, 中央付近の花弁が密集している部分は未識別が多い結果となった. 一方で, 画像番号 700 番の結果 (図 10(c) の下 1 段) のように密集している部分が少ない場合は, 未識別は少ないことが分かる.

また, これらの結果から得られた画像により作成された 3 次元レンダリング画像を図 11 に示す. 図 11 から分かるように花卉が疎な部分は大まかな識別は可能であるが, 黄色の丸で囲まれている箇所のように花卉が密集している部分は失敗が多い結果となった.



(a) 上方方向 (b) 斜め上方方向

図 11 結果から作成された 3 次元レンダリング画像。

表 2 各 CT 画像の花弁枚数と平均正解率

画像番号	正解枚数 (枚)	推定枚数 (枚)	平均正解率 (%)
500	47	37	86.8
600	34	27	90.1
700	18	18	96.7

次に、各 CT 画像における花弁の正解枚数、花弁の推定枚数、セグメンテーションの平均正解率を表 2 に示す。花弁の接触部分以外の平均正解率は、比較的高く花弁の接触部分以外のセグメンテーションは可能である。一方で、CT 画像内の花弁の枚数が増えるごとにセグメンテーションされた花弁の枚数は正解と比べ減っている。これは花弁の枚数が増加するにつれて花弁同士が密集するため、接触部分として排除された部分が増加したことが原因である。また、一部で接触部分でない部分も排除されているパターンがあった。今後は、花弁の接触部分の検出方法の再考と接触部分のセグメンテーション手法の検討が必要である。

## 5. おわりに

花の CT 画像から手動で花弁をセグメンテーションするのは花弁の枚数が多く、時間を要することから困難である。そのため、本研究ではスペクトラルクラスタリングを用いた花弁の自動セグメンテーション手法を提案した。具体的には、花を鉛直上向きに対して垂直にスライスした 2 次元画像において、花弁同士の接触部分以外のセグメンテーションをした。その次に、3 次元データとしてそれらのセグメンテーション結果を統合した。提案手法では、花弁の接触部分以外の平均正解率は比較的高い結果となった。一方で、1 枚の CT 画像に含まれる花弁の枚数が増えるごとに、推定される花弁の枚数が少なくなることが明らかとなった。排除した花弁の接触部分のセグメンテーションは今後の課題である。

**謝辞** 本研究を遂行するにあたり、データを提供して頂いた東京大学工学系研究科 鈴木・大竹研究室に感謝の意を表す。本研究は JSPS 科研費 22H04732 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] Shan, H., Cheng, J., Zhang, R., Yao, X. and Kong, H.: Developmental mechanisms involved in the diversification of flowers, *Nature Plants*, Vol. 5, pp. 917–923 (2019).
- [2] Shimoki, A., Tsugawa, S., Ohashi, K., Toda, M., Maeno, A., Sakamoto, T., Kimura, S., Nobusawa, T., Nagao, M., Nitasaka, E., Demura, T., Okada, K. and Takeda, S.: Reduction in organ–organ friction is critical for corolla elongation in morning glory, *Communications Biology*, Vol. 4, pp. 1–8 (2021).
- [3] Huang, T. and Irish, V. F.: Gene networks controlling petal organogenesis, *Journal of Experimental Botany*, Vol. 67, No. 1, pp. 61–68 (2015).
- [4] Irish, V. F.: The Arabidopsis petal: a model for plant organogenesis, *Trends in Plant Science*, Vol. 13, No. 8, pp. 430–436 (2008).
- [5] Szlachetko, D., Mytnik, J. and Baranow, P.: *Telipogon szmiti* (Orchidaceae, Telipogoneae), a new species from Southern Ecuador, *Biodiversity: Research and Conservation*, Vol. 15, pp. 9–12 (2009).
- [6] Han, Y., Yong, X., Yu, J., Cheng, T., Wang, J., Yang, W., Pan, H. and Zhang, Q.: Identification of Candidate Adaxial–Abaxial-Related Genes Regulating Petal Expansion During Flower Opening in *Rosa chinensis* “Old Blush”, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 10, pp. 1–16 (2019).
- [7] Hayes, R. A., Rebolledo-Gómez, M., Butela, K., Cabo, L. F., Cullen, N., Kaufmann, N., O’Neill, S. and Ashman, T.-L.: Spatially explicit depiction of a floral epiphytic bacterial community reveals role for environmental filtering within petals, *MicrobiologyOpen*, Vol. 10, No. 1, pp. 1–19 (2021).
- [8] Hsu, H.-C., Wang, C.-N., Liang, C.-H., Wang, C.-C. and Kuo, Y.-F.: Association between Petal Form Variation and CYC2-like Genotype in a Hybrid Line of *Sinningia speciosa*, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 8, pp. 1–13 (2017).
- [9] Ijiri, T., Yoshizawa, S., Yokota, H. and Igarashi, T.: Flower Modeling via X-ray Computed Tomography, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol. 33, pp. 1–10 (2014).
- [10] Cui, Z., Li, C. and Wang, W.: ToothNet: Automatic Tooth Instance Segmentation and Identification From Cone Beam CT Images, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 6368–6377 (2019).
- [11] Konopczynski, T. K., Kröger, T., Zheng, L. and Hesser, J.: Instance Segmentation of Fibers from Low Resolution CT Scans via 3D Deep Embedding Learning, *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, pp. 1–12 (2018).
- [12] Nilsback, M.-E. and Zisserman, A.: Delving Deeper into the Whorl of Flower Segmentation, *Image Vision Computing*, Vol. 28, No. 6, pp. 1049–1062 (2010).
- [13] Zagrouba, E., Ben Gamra, S. and Najjar, A.: Model-Based Graph-Cut Method for Automatic Flower Segmentation with Spatial Constraints, *Image Vision Computing*, Vol. 32, No. 12, pp. 1007–1020 (2014).
- [14] Najjar, A. and Zagrouba, E.: Flower image segmentation based on color analysis and a supervised evaluation, *Proceedings of the IEEE Conference on Communications and Information Technology (ICCIT)*, pp. 397–401 (2012).
- [15] Zeng, J., Wang, X. and Sun, K.: Segmentation of Oilseed Rape Flowers Based on HSI Color Space and Local Re-

- gion Clustering, *Proceedings of the International Conference on New Developments of IT, IoT and ICT Applied to Agriculture*, pp. 227–232 (2021).
- [16] Lin, P. and Chen, Y.: Detection of Strawberry Flowers in Outdoor Field by Deep Neural Network, *Proceedings of the IEEE Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*, pp. 482–486 (2018).
- [17] Dias, P. A., Tabb, A. and Medeiros, H.: Multispecies Fruit Flower Detection Using a Refined Semantic Segmentation Network, *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, No. 4, pp. 3003–3010 (2018).
- [18] Tian, Y., Yang, G., Wang, Z., Li, E. and Liang, Z.: Instance segmentation of apple flowers using the improved mask R-CNN model, *Biosystems Engineering*, Vol. 193, pp. 264–278 (2020).
- [19] Sun, K., Wang, X., Liu, S. and Liu, C.: Apple, peach, and pear flower detection using semantic segmentation network and shape constraint level set, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 185, pp. 1–7 (2021).
- [20] Afonso, M., Mencarelli, A., Polder, G., Wehrens, R., Lensink, D. and Faber, N.: Detection of Tomato Flowers from Greenhouse Images Using Colorspace Transformations, *Proceedings of the EPIA Conference on Artificial Intelligence (AI)*, pp. 146–155 (2019).
- [21] Ijiri, T., Owada, S., Okabe, M. and Igarashi, T.: Floral diagrams and inflorescences: Interactive flower modeling using botanical structural constraints, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol. 24, pp. 720–726 (2005).
- [22] Zhang, C., Ye, M., Fu, B. and Yang, R.: Data-Driven Flower Petal Modeling with Botany Priors, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 636–643 (2014).
- [23] Yang, H., Zhen, X., Chi, Y., Zhang, L. and Hua, X.-S.: CPR-GCN: Conditional Partial-Residual Graph Convolutional Network in Automated Anatomical Labeling of Coronary Arteries, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3803–3811 (2020).
- [24] Zhou, Y., Li, Z., Bai, S., Wang, C., Chen, X., Han, M., Fishman, E. and Yuille, A. L.: Prior-Aware Neural Network for Partially-Supervised Multi-Organ Segmentation, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 10672–10681 (2019).
- [25] Wang, Y., Wei, X., Liu, F., Chen, J., Zhou, Y., Shen, W., Fishman, E. K. and Yuille, A. L.: Deep Distance Transform for Tubular Structure Segmentation in CT Scans, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3833–3842 (2020).
- [26] Masuzawa, N., Kitamura, Y., Nakamura, K., Iizuka, S. and Simo-Serra, E.: Automatic Segmentation, Localization, and Identification of Vertebrae in 3D CT Images Using Cascaded Convolutional Neural Networks, *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, pp. 681–690 (2020).
- [27] Lee, H. J., Kim, J. U., Lee, S., Kim, H. G. and Ro, Y. M.: Structure Boundary Preserving Segmentation for Medical Image With Ambiguous Boundary, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4817–4826 (2020).
- [28] Yu, Q., Yang, D., Roth, H., Bai, Y., Zhang, Y., Yuille, A. L. and Xu, D.: C2FNAS: Coarse-to-Fine Neural Architecture Search for 3D Medical Image Segmentation, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4126–4135 (2020).
- [29] Laradji, I., Rodriguez, P., Manas, O., Lensink, K., Law, M., Kurzman, L., Parker, W., Vazquez, D. and Nowrouzezahrai, D.: A Weakly Supervised Consistency-Based Learning Method for COVID-19 Segmentation in CT Images, *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 2453–2462 (2021).
- [30] Zhou, Y., Huang, L., Zhou, T. and Shao, L.: CCT-Net: Category-Invariant Cross-Domain Transfer for Medical Single-to-Multiple Disease Diagnosis, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 8260–8270 (2021).
- [31] Kolesnikov, A., Dosovitskiy, A., Weissenborn, D., Heigold, G., Uszkoreit, J., Beyer, L., Minderer, M., Dehghani, M., Houtsby, N., Gelly, S., Unterthiner, T. and Zhai, X.: An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale, *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, pp. 1–24 (2021).
- [32] Hatamizadeh, A., Tang, Y., Nath, V., Yang, D., Myronenko, A., Landman, B., Roth, H. R. and Xu, D.: UNETR: Transformers for 3D Medical Image Segmentation, *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 574–584 (2022).
- [33] Newman, M. E. J. and Girvan, M.: Finding and evaluating community structure in networks, *Phys. Rev. E*, Vol. 69, pp. 1–15 (2004).
- [34] Ng, A. Y., Jordan, M. I. and Weiss, Y.: On Spectral Clustering: Analysis and an Algorithm, *Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems: Natural and Synthetic (NIPS)*, pp. 849–856 (2001).
- [35] Elkan, C.: Using the Triangle Inequality to Accelerate K-Means, *Proceedings of the Twentieth International Conference on Machine Learning (ICML)*, pp. 147–153 (2003).
- [36] Bach, F. and Jordan, M.: Learning Spectral Clustering, *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 305–312 (2004).
- [37] 古瀬一隆, 石川雅弘, 陳漢雄, 大保信夫: 次元数のばらつきに対応した一般射影クラスターリング, 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 43, No. SIG02 (TOD13), pp. 193–202 (2002).
- [38] von Luxburg, U.: A Tutorial on Spectral Clustering, *Statistics and Computing*, Vol. 17, pp. 395–416 (2007).
- [39] Kawamoto, T.: Graph Partitioning and Eigenvalue Problems, *The Brain & Neural Networks*, Vol. 21, No. 4, pp. 162–169 (2014).
- [40] Maeda, C., Oba, S., Yukinawa, N. and Ishii, S.: Detection of multiple overlapping string-shaped objects using spectral clustering, *Proceedings of the 13th International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB)*, pp. 240–243 (2008).
- [41] Zhang, T. Y. and Suen, C. Y.: A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns, *Association for Computing Machinery*, Vol. 27, No. 3, pp. 236–239 (1984).
- [42] Buades, A., Coll, B. and Morel, J.-M.: A non-local algorithm for image denoising, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 60–65 (2005).