

# 樹木の立体構造把握のための 樹形に基づく点群の個体分割手法

仙田 薫<sup>1</sup> 繁田 亮<sup>1</sup> 郭 威<sup>2</sup> 川原 圭博<sup>1</sup>

概要：近年、ドローンを用いたリモートセンシングやレーザスキャナ（LiDAR など）を用いて植物の三次元構造を点群データとして把握し、農業生産に活用しようという取り組みが行われている。例えば、果樹を対象にドローンで空撮した二次元画像から三次元再構成を行い、得られた三次元点群データをもとに木の樹冠体積を推定し収穫量予測に活用する手法が検討されている。その際、ドローンによる測定では圃場全体を撮影するため、点群データには環境中の不必要な物体や複数の個体が含まれる。従って初めに点群データを個体ごとに分割する前処理が必要となる。この分割処理の精度は収穫量予想など後の作業の入力データとして直接影響するため、より高精度な分割アルゴリズムが求められている。既存の取り組みとして、三次元空間中のユークリッド距離に基づく一般的なクラスタリングが広く研究されている。しかし圃場中の個体どうしが互いに接近している場合、枝どうしが重なり合いうまく分割できない問題がある。そこで本稿では、樹形を考慮して三次元空間中の点群を探索し個体ごとに分割する手法を提案する。実際の測定データに提案手法を適用して分割性能を評価し、果樹の樹冠体積推定から収量を予測する手法を検討する。

## Individual Segmentation of Point Cloud Utilizing Tree Form for Analyzing 3D Structure of Trees

KAORU SENDA<sup>1</sup> RYO SHIGETA<sup>1</sup> WEI GUO<sup>2</sup> YOSHIHIRO KAWAHARA<sup>1</sup>

### 1. 研究背景

#### 1.1 点群の測定手法

近年ではレーザスキャナを用いて樹木表面の座標点を容易に収集できるようになった [1]。ただし、1回の測定ではレーザが直接届く表面上の点しか観測できず同じ樹木を囲むように何回も測定する必要があるため、全体の測定には時間を要する場合もある。また風などの外乱で測定中に対象の位置が変化する、地上に設置された測定機器から離れた上方の点群の密度が低下するなど、留意すべき点がある [2], [3]。植物を測定する場合には葉が生い茂っていると表面しか測定できない問題 [1] があるため、落葉している期間に測定するなどの対策が必要である。

一方で、平面画像から三次元空間中の位置を推定する手法もある。同じ対象物を異なる位置から撮影した複数の平面画像を入力とし、各画像中の特徴量を画像間でマッチン

グさせ三次元再構成を行う。ドローンによる空撮画像を利用する手法は屋外の大きな対象物の点群データも容易に取得できるため近年大きな注目を集めている [4]。樹木を含め、一般に植物を対象とする場合は、細い枝や茎・薄い葉・曲がりくねった幹や枝が互いに交差したり重なった複雑な立体構造のため、従来の手法をそのまま適用するのは難しく、工夫が必要になる [5]。

#### 1.2 樹木の点群の個体分割

果樹をドローンで撮影して点群を測定するとき、圃場全体の点群から個体分割する必要がある。そこで樹木の点群を対象に個体分割する既存手法をいくつか紹介する。

例えば研究 [6] では、低木の果樹（ブルーベリー）を対象として矩形範囲で領域を分割する手法を用いている。圃場の地面は平面である、圃場中の各個体は一直線上に整列している、個体どうしの範囲は重複していない、という仮定の下で適用できる手法である。また、点群の一般的な分割アルゴリズムとして Density-Based Spatial Clustering

<sup>1</sup> 東京大学大学院工学系研究科

<sup>2</sup> 東京大学大学院農学生命科学研究科

of Application with Noise (DBSCAN) と呼ばれる手法もある。同じクラスに属する点群どうしの距離は短くなる点に注目したアルゴリズムであり [7], 単純であるが応用範囲は広い。例えば, 森林の樹木を対象に LiDAR で測定した点群データを高さ方向に階層的に DBSCAN で分割する手法が提案されている [8]。主に針葉樹で構成される森林中の各個体は鉛直方向へ長く伸びている場合が多いため, 水平方向の切断面を見れば各個体の位置が容易に検出できる点に注目した手法である。

### 1.3 点群データから立体構造を調べる手法

多く採用される手法として, 幹・枝の各部分を円筒に近似する手法がある [9], [10], [11]。まずレーザスキャナで測定した点群に対し, 各点がどの幹・枝に属するか分類する。次に樹木の各パーツごとに点群が円筒表面上にうまくフィッティングするように円筒のパラメータを最小二乗法で推定する。最後に推定された円筒どうしの接続部を計算して樹木全体のモデルが完成する。実際の森林の樹木を対象に円筒近似によるバイオマス量の推定を行いその実用性を示した例 [11] では, 42本のサンプルに対しレーザスキャナで測定した点群からの推定と破壊的に測定した値を比較することで, 42本中40本において誤差10%未満の高い精度が得られることが実証された。

円筒近似とは別の戦略として, ボクセル空間を用いる手法がある。ボクセル空間とは, ボクセルと呼ばれる単位立方体を空間中に敷き詰めて, 図1のように点群を含むボクセルと含まないボクセルの2種類に分類し, 01の三次元配列として処理する手法である。三次元空間を離散化することで膨大な数の点群を効率よく計算できる利点がある。例えば, 樹木の点群をボクセル空間で表現すると, 図2のようになる。

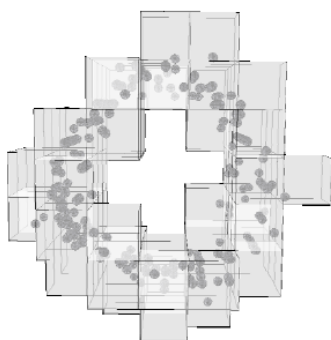


図1 点群とボクセル。点群を含むボクセルのみ表示している。

## 2. 個体分割アルゴリズム

ドローンによる撮影と三次元再構成の組み合わせは広範囲の点群データをまとめて測定できるため, 高速・高効率

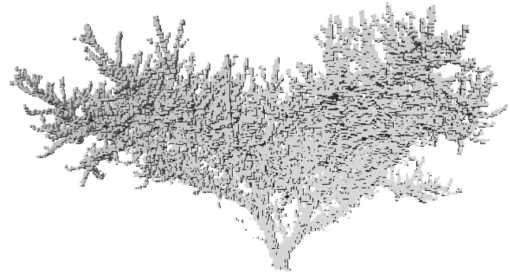


図2 ボクセルで表現されたモモの木の点群。

な点群取得方法として注目されている。しかし得られるデータには不要な物体や複数の個体を含むため, 解析の対象となる各個体に分割する必要がある。また従来の点群クラスタリング手法では, 圃場に個体が混み合っていると近接する個体どうしの境界をうまく見つけられない欠点がある。本章では, 果樹の樹形を考慮したヒューリスティックな近傍モデルを定義することで, 点群をより高精度に個体分割する手法を提案し, 実際のデータを適用してその分割性能を評価する。

### 2.1 樹幹構造を考慮した近傍モデルに基づく点群の個体分割アルゴリズム

提案手法を図3で示した過程ごとに説明する。各過程において点群の走査・特徴量推定には各点の近傍を定めておく必要があるが, 今回は実装の簡単と処理速度のため  $kd$ 木を用いる。このとき最近傍の点の数を指定するパラメータ  $k$  は点群の密度などに影響されるので, 各過程ごとに実験的に決めた。

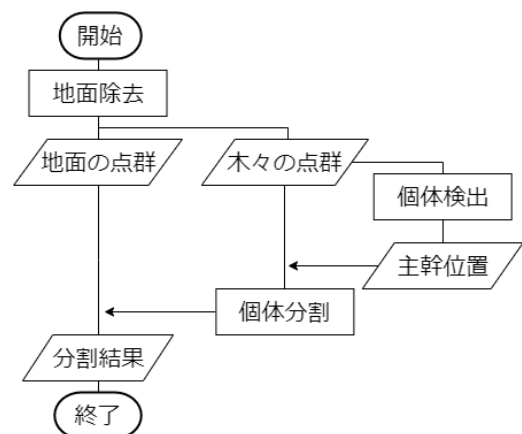


図3 提案手法のフローチャート。

#### 2.1.1 地面の除去

まず点群から地面の部分を除去する。測定された点群データの大半は地面に属するため, はじめに除去することで後の処理量を軽減できる。地面は局所的には平面と見なせるので各点の法線を推定 ( $k = 50$ ) し鉛直方向へ向いた法線を持つ点群を抽出する。

### 2.1.2 個体の検出

次に個体分割の基準とするために各個体の位置をボクセル空間において調べる。図4のように、樹木は一番太い1本の主幹から枝分かれし地面から離れながら伸びる形状を持つため、各個体の点群を探索するとき主幹位置を始点とすると都合がよい。

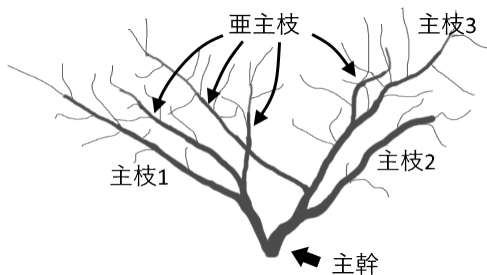


図4 果樹の樹幹構造。一般的な樹形を模式的に示した。

まず圃場全体の点群を0.2mごとに離散化してボクセル空間を用意する。次にクローリング処理をボクセル単位で行った後、互いに隣接するボクセルを探索してクラスタリングする。ノイズを除去するために、各クラスタを成すボクセルの個数(50)とそのボクセルに含まれる点群の総数(2000)に下限を設けておく。こうしてボクセル単位で分割された様子が図5であるが、互いに接近している個体どうしは枝や幹が重なっているため、ひとつのクラスタに複数の個体が含まれる場合がある。そこで、各個体は地面から生える1本の主幹から始まり枝が伸びる構造に注目し、各クラスタに対し高さ方向2mまでのボクセルを抽出して再度クラスタリングすると、図6のように主幹の部分を検出できる。

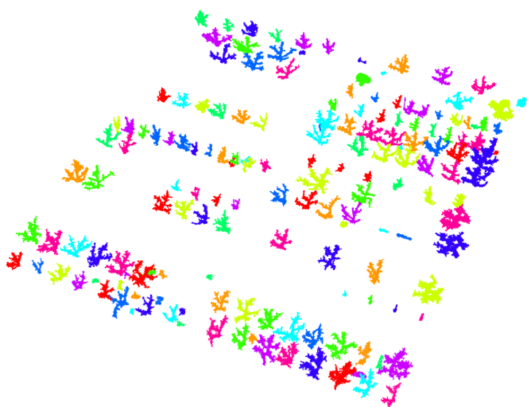


図5 ボクセル空間での分割結果。各ボクセルの位置に点をプロットし分割されたクラスタごとに色分けして示す。図の右上付近では個体が混雑しており、隣り合う複数の個体が分割できていない箇所が見える。

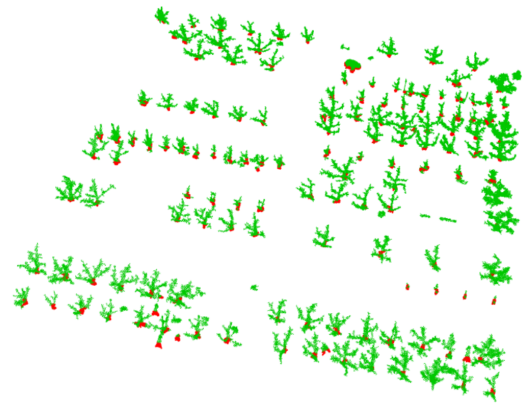


図6 主幹位置の検出の様子。緑色の樹木のボクセルに対し検出された主幹部分を赤色で示す。

### 2.1.3 点群の個体分割

最後に点群を個体分割する。図4のように果樹の立体構造は平面部分が少なく、細く直線上に伸びる幹や枝から構成される。そこで果樹の点群の空間座標 $x, y, z$ に対し主成分分析を行い第一主成分に注目すると、局所的に点群が一直線上に並んでいる方向として枝の伸びる方向を推定できる。単純なユークリッド距離の大小に加えて、推定された枝の伸びる方向に位置する点へより優先的に探索が進むように設計することで、果樹の幹や枝を選択的に探索し各個体の点群を検出できる。

具体的には、点群の探索のためkd木( $k = 50$ )を用いて近傍を探るとき、各点の主成分分析( $k = 100$ )を行い第一主成分の分散が十分に大きいことを条件に加える。先ほど得られた主幹位置を始点として探索すると、根本から先端の枝までを辿りひとつの個体を探索できる。多くの場合はこれで個体を判別できるが、個体どうしが接近していると複数の始点から同じ点へ到達可能な場合がある。圃場で計画的に栽培されている果樹を対象としているので、隣合う個体の樹形や大きさに極端な差はないと考え、そのような場合は主幹位置からの最短経路長が短い方へ分類する。これを疑似コードで表現したのがアルゴリズム1である。

2.1.1節で処理した点群 $P$ と2.1.2節で得られた主幹位置を入力として、関数Segment\_All(1行)が個体分割を行う。 $P$ の各点 $p$ に関して、あらかじめ計算した主成分分析の結果を分散(共分散行列の固有値)が大きい順に取めた配列を $p.v$ (固有ベクトル)、 $p.\lambda$ (固有値)とする。変数の初期化を終えたら関数Segment\_One(13行)を呼び出し主幹位置を始点として各個体の点群を探索する。幅優先で探索しながら三次元空間中のユークリッド距離(20行)を計算し、始点からの最短経路長を記録しておく。このとき関数Get\_Neighbors(25行)が定義する点の近傍を利用するが、指定された点 $c$ から距離が $k$ 番目に短い近傍点までをkd木で単純に探索する(27行)だけでなく、主成分

## アルゴリズム 1 個体分割

**Input:**  $P$ : すべての個体の点群,  $S$ : 各個体の主幹位置

**Output:**  $T_{\text{all}}$ : 分割された各個体の点群のリスト

```

1: function SEGMENT_ALL( $P, S$ )
2:   for  $\forall p \in P$  do
3:      $p$ .label := null
4:      $p$ .dist := FLT_MAX
5:    $T_{\text{all}} := []$ 
6:   for  $l = 1 \dots S$ .length do
7:     SEGMENT_ONE( $P, S[l], l$ )
8:      $T_{\text{all}}$ .add( $l$ )
9:   for  $\forall p \in P$  do
10:    if  $p$ .label  $\neq$  null then
11:       $T_{\text{all}}[p$ .label].add( $p$ )
12:   return  $T_{\text{all}}$ 
13: function SEGMENT_ONE( $P, s, l$ )
14:    $Q := [s]$ 
15:    $s$ .label =  $l$ 
16:    $s$ .dist = 0
17:   while  $Q$ .length > 0 do
18:      $q := Q$ .pop()
19:     for  $\forall p \in \text{GET\_NEIGHBORS}(P, q)$  do
20:        $d = |p - q|$ 
21:       if  $q$ .dist +  $d < p$ .dist then
22:          $p$ .dist =  $q$ .dist +  $d$ 
23:          $p$ .label =  $l$ 
24:          $Q$ .push( $p$ )
25: function GET_NEIGHBORS( $P, c$ )
26:    $L := []$ 
27:   for  $\forall p \in \text{KD\_SEARCH}(P, c, k)$  do
28:     if  $p$ . $\lambda[1]/p$ . $\lambda[2] > 1.5$  then
29:        $L$ .add( $p$ )
30:   return  $L$ 

```

分析の結果も近傍の条件に加えている。

## 2.2 分割対象の点群データと正解データ

岡山県赤磐市の農業試験場においてモモの圃場を測定した。DJI 社製のドローンを用いて圃場全体を空撮して、撮影された RGB 画像を基に三次元再構成した点群データが図 7 である。また、分割性能の評価のため手作業による分割結果 (計 135 本) も用意してある。

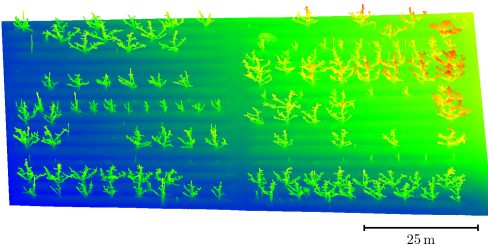


図 7 測定された点群データを高さ方向に応じて色付けして表示する。

## 2.3 実験と分割性能の評価

提案手法の実装には Point Cloud Library (PCL) [12] を利用する。PCL の提供する基本的な点群処理アルゴリズムと可視化ツールを活用できるため採用した。提案手法を適用し、図 8 のような分割結果を得られた。

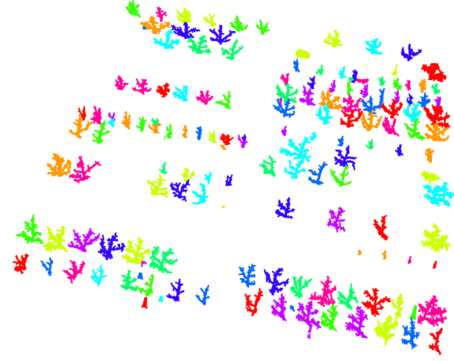


図 8 個体分割の様子。分割された個体ごとに色分けして示す。

分割アルゴリズムの評価方法として先行研究 [13] で言及されている方法を用いる。まず基準 [14] に従い正解データと提案手法による分割をマッチングしてクラス分けする。クラス分けを説明するため以下の変数を定義しておく。

$P$  入力として与えられたすべての点の集合。

$s$  正解データのクラス数 (135)。

$S_i$  正解データにおいて、ラベル  $i$  ( $i = 1 \dots s$ ) に属するクラス。各クラスは排他的と仮定する。

$$1 \leq \forall i < \forall j \leq s, S_i \cap S_j = \emptyset$$

なお  $P$  には地面など、どのクラスにも含まれない点群が存在する。

$$S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_s \neq P$$

$t$  提案アルゴリズムが分割したクラスの数。

$T_j$  提案アルゴリズムが分割したクラス ( $j = 1 \dots t$ )。互いに排他的と仮定する。

$r$  クラス分けに用いるパラメータ。値が 1 に近いほどクラスタのマッチングが厳しくなり、クラスタの一致判定で許される誤差が小さくなる。

文献 [14] には  $0.5 < r < 1.0$  が適切とある。

次の定義に従って各クラスを 5 クラスのうちどれかに分類する。

### (1) correct detection

正解データのクラス  $S_i$  と提案アルゴリズムが分割したクラス  $T_j$  がパラメータ  $r$  が許す誤差の範囲で一致しているとき、正しい分割と判断する。すなわち  $|S_i \cap T_j| \geq r|S_i| \wedge |S_i \cap T_j| \geq r|T_j|$  を満たすクラス。

### (2) over-segmentation

正解データにおいてひとつのクラスを提案アル

ゴリズムが複数のクラスに分割した場合は過剰な分割と判断する．すなわち正解データのクラス  $S_i$  と提案アルゴリズムが分割したクラス  $T_{j_1}, T_{j_2}, \dots, T_{j_M}$  ( $2 \leq M \leq t$ ) で

$$1 \leq \forall x \leq M,$$

$$|S_i \cap T_{j_x}| \geq r|T_{j_x}| \wedge \sum_{1 \leq x \leq M} |S_i \cap T_{j_x}| \geq r|S_i|$$

を満たすクラス。

(3) under-segmentation

正解データにおいて複数のクラスを提案アルゴリズムがひとつのクラスにしか分割できなかった場合は過少な分割と判断する．すなわち正解データのクラス  $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_N}$  ( $2 \leq N \leq s$ ) と提案アルゴリズムが分割したクラス  $T_j$  で

$$1 \leq \forall x \leq N,$$

$$|S_{i_x} \cap T_j| \geq r|S_{i_x}| \wedge \sum_{1 \leq x \leq N} |S_{i_x} \cap T_j| \geq r|T_j|$$

を満たすクラス。

(4) miss

正解データのクラスに対し提案アルゴリズムが分割したクラス中にマッチングするものが存在しない場合は失敗と判断する．すなわち正解データのクラス  $S_i$  で “correct detection”, “over-segmentation”, “under-segmentation” のどれにも分類されていないクラス。

(5) noise

正解データに対応するクラスが存在しないものの提案アルゴリズムが検出したクラスは雑音と判断する．すなわち提案アルゴリズムが分割したクラス  $T_j$  で “correct detection”, “over-segmentation”, “under-segmentation” のどれにも分類されていないクラス。

クラスをマッチングする際に許容する誤差の範囲を指定するパラメータは  $r = 0.6$  を用いた． $r \neq 1$  より上記に示した定義では複数のクラスに分類可能なクラスの存在も考えられる．そこで 1, 2, ..., 5 の順にクラスをマッチングしていき、一度クラスに分類されたら以降のマッチングの対象から外すことでクラス分けの一貫性を保証する．こうして得られた結果が図9であり、各クラス数を集計したのが表1である．(“correct detection”のクラス数) / (すべてのクラス数) で計算される精度は 83.3% である．

表1 クラスタ数に基づく分割アルゴリズムの評価結果

class	count
correct detection	130
over-segmentation	0
under-segmentation	0
miss	5
noise	21

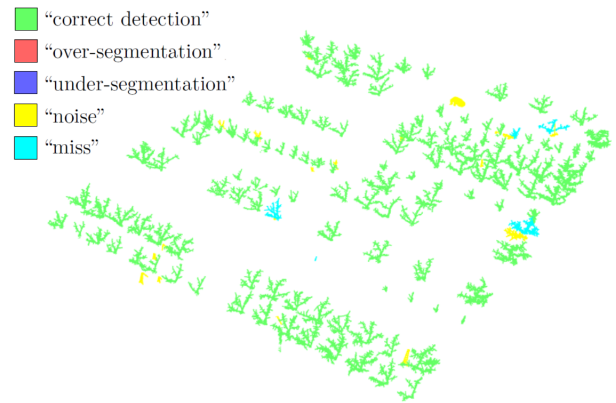


図9 提案アルゴリズムによる分割のクラス分類。

以上はクラスに基づく評価であり、次は点群の数に基づいた評価を行う．正解データ・提案アルゴリズムの分割において木々のクラスに属する点群を Positive、地面などそれ以外の点群を Negative と定義すれば、表2のような混同行列を得る．感度 (recall)  $TP/(TP + FN) = 95.9\%$ 、精度 (precision)  $TP/(TP + FP) = 92.2\%$  である． $F_1 \text{ score} = 2 \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$  の値を計算すると 0.94 である．

表2 点群数に基づく提案アルゴリズムの評価結果。

		Predicted	
		P	N
Actual	P	4.2%	0.18%
	N	0.36%	95%

### 3. 点群からの樹木の立体構造把握

個体ごとに分割された点群データを用いて、樹木の立体構造を把握する手法を考える．ここでは果樹の生育評価を行い、収量予測を行う手法を検討する．

#### 3.1 果樹の生育評価

果樹の生育評価量として、幹や枝の体積の総和として計算される樹冠体積に注目する．先行研究 [15] が示すとおり、点群をボクセル空間で処理することで樹冠体積を容易に計算できることが知られている．基本的に点を内包するボクセルを数え上げるが、3.1.1 節で点群の性質により外側からは見えない部分のボクセルを探索する方法を検討し、3.1.2 節で内包する点群に応じて各ボクセルの体積を計算し総和をとる方法を示す．

##### 3.1.1 空洞に位置するボクセルの探索

ドローン画像で作成された点群は幹や枝の表面に位置するため、太い幹の場合は内側が空洞な点群となる．測定点のみを用いて構成したボクセルの集合は表面の部分のみから成るので、空洞の部分を探査して追加する処理を行う．

ここでは研究 [16] でも言及されているクロージングと呼ばれるモルフォロジ処理を応用する。このときボクセル間の隣接関係の定義によって「穴を埋めるはたらき」が作用する方向が変化する。空洞が発生するような太い幹は鉛直方向に伸びている場合が多いと考えられるため、立方体の水平方向に面で接する4つを隣接していると定義した。隣接するボクセルへの膨張と収縮をこの順番で適用すると、図10のように空洞が水平方向へ埋められるのがわかる。

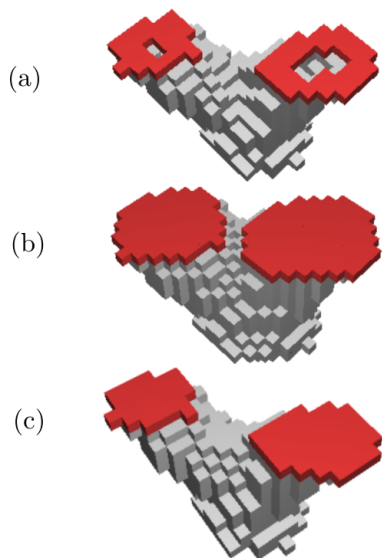


図10 ボクセル空間でのクロージング処理。(a)元のボクセル, (b)膨張した様子, (c)膨張したのち収縮した様子. 赤色で強調した平面に注目すると幹の中の空洞部分が埋まる。

### 3.1.2 体積の数え上げ

点を内包するボクセルとその内側の空洞に位置するボクセルが抽出されたので、それらの体積の総和をとる。樹木表面に位置するボクセルは点群の存在しない空間まで覆っており単純な立方体の体積で計算すると樹冠体積を過大に評価してしまう。そこで先行研究 [15] に倣って次のように計算する。

$$V_{\text{total}} = \sum_i V_i$$

ただし各ボクセルの体積  $V_i$  は内包する点群の有無により場合分けして計算する。

$$V_i = \begin{cases} S_{\text{voxel}}(X_{\text{max}} - X_{\text{min}})(Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}}) & (\text{内包する}) \\ S_{\text{voxel}}^3 & (\text{内包しない}) \end{cases}$$

$$X_{\text{max}}, X_{\text{min}} = \max, \min\{ \text{ボクセルに内包される点の } x \text{ 座標} \}$$

$$Y_{\text{max}}, Y_{\text{min}} = \max, \min\{ \text{ボクセルに内包される点の } y \text{ 座標} \}$$

点を内包する、つまり樹木の表面に位置するボクセルの場合はその内側の点群の分布範囲に応じた重みをつけることで過大な体積の計算を防いでいる。

### 3.2 樹冠体積と収量関係

図11に示す計12本のモモの木を対象に収量予測を行う。表3に推定された樹冠体積と観測された収量を示す。樹冠体積と収量をプロットしたのが図12であり、強い正の相関関係 ( $R^2 = 0.61$ ) が認められる。線形回帰モデルを使うことで樹冠体積から収量をよく推定できる。

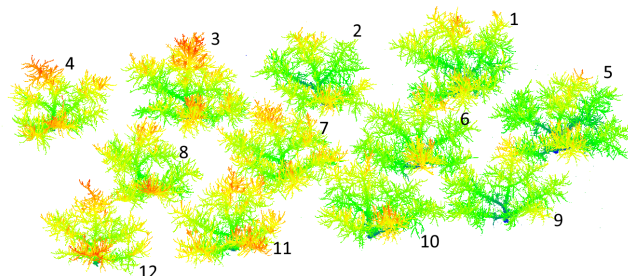


図11 収量予測の対象。

表3 樹冠体積推定量と収量のデータ。indexは図11中の数字に対応している。

index	樹冠体積推定量	収量
1	1.948	185.27
2	1.693	153.76
3	2.280	162.08
4	1.444	151.14
5	2.168	174.28
6	1.987	177.13
7	2.092	183.05
8	1.610	142.56
9	1.420	141.86
10	1.732	164.72
11	1.777	162.73
12	1.273	143.78

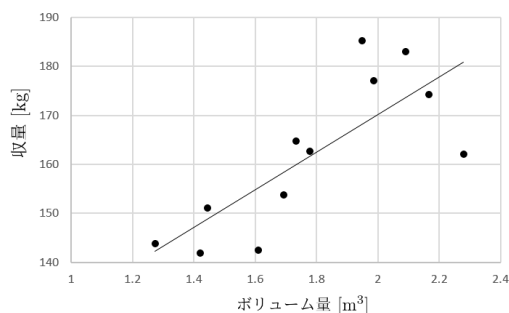


図12 モモの樹冠体積と収量の相関。

### 謝辞

本研究は JST ERATO 川原万有情報網プロジェクト (JPMJER1501) の一環として実施されました。また本研究に使われたデータは中部大学問題複合体を対象とするデジタルアース共同利用・共同研究 (IDEAS2018 - 1901) の助成を受けて収集したものです。

## 参考文献

- [1] X. Liang, V. Kankare, J. Hyypä, Y. Wang, A. Kukko, H. Haggrén, X. Yu, H. Kaartinen, A. Jaakkola, F. Guan, M. Holopainen, and M. Vastaranta, “Terrestrial laser scanning in forest inventories,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol.115, pp.63–77, 2016.
- [2] V. Kankare, E. Puttonen, M. Holopainen, and J. Hyypä, “The effect of tls point cloud sampling on tree detection and diameter measurement accuracy,” *Remote Sensing Letters*, vol.7, no.5, pp.495–502, 2016.
- [3] M. Dassot, T. Constant, and M. Fournier, “The use of terrestrial lidar technology in forest science: application fields, benefits and challenges,” *Annals of Forest Science*, vol.68, no.5, pp.959–974, 2011.
- [4] D. Mader, R. Blaskow, P. Westfeld, and H.G. Maas, “Uav-based acquisition of 3d point cloud – a comparison of a low-cost laser scanner and sfm-tools,” *ISPRS*, vol.XL-3/W3, pp.335–341, 2015.
- [5] F. Hui, J. Zhu, P. Hu, L. Meng, B. Zhu, Y. Guo, B. Li, and Y. Ma, “Image-based dynamic quantification and high-accuracy 3d evaluation of canopy structure of plant populations,” *Annals of Botany*, vol.121, no.5, pp.1079–1088, 2018.
- [6] Y. Jiang, C. Li, F. Takeda, E.A. Kramer, H. Ashrafi, and J. Hunter, “3d point cloud data to quantitatively characterize size and shape of shrub crops,” *Horticulture Research*, vol.6, no.43, 2019.
- [7] J. Sander, “Density-based clustering,” in *Encyclopedia of Machine Learning*, eds. C. Sammut, and G.I. Webb, pp.270–273, Springer US, 2010.
- [8] E. Ayrey, S. Fraver, J.A.K. Jr., L.S. Kenefic, D. Hayes, A.R. Weiskittel, and B.E. Roth, “Layer stacking: A novel algorithm for individual forest tree segmentation from lidar point clouds,” *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol.43, no.1, pp.16–27, 2017.
- [9] N. Pfeifer, B. Gorte, and D. Winterhalder, “Automatic reconstruction of single trees from terrestrial laser scanner data,” *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol.XXXV-B5, pp.114–119, 2004.
- [10] X. Liang, P. Litkey, J. Hyypä, H. Kaartinen, M. Vastaranta, and M. Holopainen, “Automatic stem mapping using single-scan terrestrial laser scanning,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, no.2, pp.661–670, 2012.
- [11] M. Dassot, A. Colin, P. Santenoise, M. Fournier, and T. Constant, “Terrestrial laser scanning for measuring the solid wood volume, including branches, of adult standing trees in the forest environment,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol.89, pp.86–93, 2012.
- [12] R.B. Rusu, and S. Cousins, “3D is here: Point Cloud Library (PCL),” *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011.
- [13] C. Wang, M. Ji, J. Wang, W. Wen, T. Li, and Y. Sun, “An improved dbscan method for lidar data segmentation with automatic eps estimation,” *Sensors*, vol.19, no.1, 2019.
- [14] A.W. Hoover, G. Jean-Baptiste, X. Jiang, P.J. Flynn, H. Bunke, D.B. Goldgof, K.W. Bowyer, D.W. Eggert, A.W. Fitzgibbon, and R.B. Fisher, “An experimental comparison of range image segmentation algorithms,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.18, no.7, pp.673–689, 1996.
- [15] A. Bienert, C. Hess, H.G. Maas, and G. von Oheimb, “A voxel-based technique to estimate the volume of trees from terrestrial laser scanner data,” *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol.XL-5, pp.101–106, 2014.
- [16] B. Gorte, and N. Pfeifer, “Structuring laser-scanned trees using 3d mathematical morphology,” *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol.XXXV-B5, pp.929–933, 2004.