

生長モデルを用いた欠損のある3次元点群からの作物の形質推定

Trait Estimation from Occluded Point Cloud Using Growth Model

農研機構 ○太田 薫平, 東京大学 ルイ笠原 純ユネス, 安琪
農研機構 ンジャネ スティーブン ンジェヒア, 東京大学 山下 淳

1. 序論

葉長, 葉幅等の葉の形態に関する形質の把握は作物の生育段階の把握において重要である. それらの計測には多大な労力を要することから, 近年は3次元データを用いて形質推定を行う方法が期待されている. しかし, 3次元データからの形質推定では, セルフオクルージョンの発生が問題となる. **Fig. 1** にセルフオクルージョンの例を示す. 植物の形状は一般的に分岐や葉の重なりが多い複雑なものであり, 加えて作物は地面に固定されているためセルフオクルージョンを完全になくすることは困難である. したがって, オクルージョンのある3次元データから形状推定し, 形質推定を行う手法が必要である.

この問題に対し, Sodhi ら¹⁾ は, 葉と節の対である phytomer のパラメトリック形状モデルを3次元点群にフィッティングすることで形状推定を行う方法を提案した. しかし, この方法では phytomer 単体の形状推定にしか対応できず, 複数の phytomer から構成される植物全体の形状推定には対応できない. Marks ら²⁾ は, セルフオクルージョンのある作物全体の3次元点群から個別の葉を検出し, 各葉に葉の形状モデルをフィッティングすることで作物全体の3次元形状を推定した. しかし, この方法では欠損部の割合が大きい場合に形状推定の精度が低下する問題がある. 欠損部の割合が大きい場合でも高い精度で形状推定が可能な方法が必要である.

そこで本研究では, 植物全体の形状推定が可能で, かつ3次元点群の欠損部割合が大きい場合でも高精度に形質を推定可能な手法の提案を目的とする.

2. 提案手法

2.1 コンセプトと概要

本研究では, 3次元点群の欠損部割合が大きい場合でも高精度に形質を推定するために, 作物の生長がある程度予測可能である点に注目した. 事前知識として作物の生長モデルを利用し, 複数時点の点群に対して生長の妥当性を考慮した制約を与え同時に形状推定を行うことによって精度の向上が可能と考えられる. 例えば, **Fig. 1(a)** の播種後32日においてセルフオクルージョンの発生している部分は, **Fig. 1(b)** の播種後30日においてはセルフオクルージョンの少ない状態で観測されている. したがって, 単に播種後32日のデータだけを用いて形状推定を行うのではなく, 播種後30日から播種後32日までの生長も合わせて考慮することで, 播種後32日の形状をより高精度に推定できると考えられる. 以上が提案手法のコンセプトである.

提案手法の概要を **Fig. 2** に示す. 提案手法では, 作物のパラメトリック形状モデルを定義し, 観測した3次元点群にフィッ

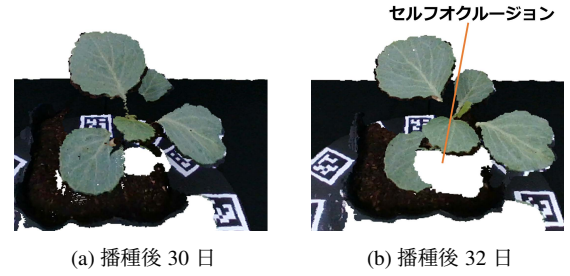


Fig. 1: セルフオクルージョンの例

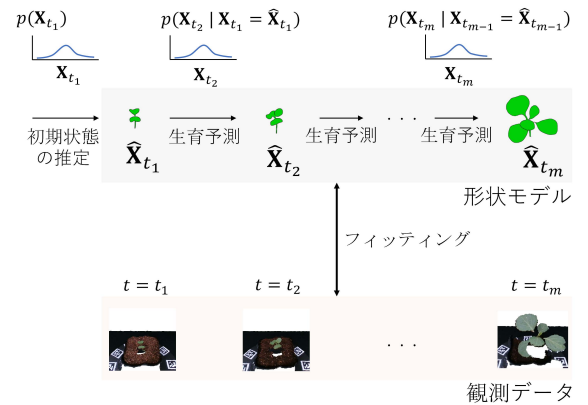


Fig. 2: 提案手法の概要

ティングすることで各時点の形状を推定する. フィッティングは, 全ての時点の3次元点群に対して同時に行う. Marks ら²⁾ がフィッティングに用いた損失関数をベースに, 生長を考慮するよう損失関数を改良する. 具体的には, 1時点における形状の一致度を評価する項だけでなく, 隣接する時点間の生長の妥当性を評価する項を加える.

2.2 作物形状の表現方法

時刻 t_i における作物形状 $\mathbf{X}_{t_i}$ は, 以下のように複数の要素を持つ配列として表される.

$$\mathbf{X}_{t_i} = \{\Theta_{t_i}, \Delta \mathbf{V}_{t_i}, \Phi, \mathbf{T}\}. \quad (1)$$

形状パラメータ Θ_{t_i} には, 葉の輪郭線を表すベジエ曲線のパラメータ, 葉柄長, 葉柄幅, 茎径, 節間長といった, 植物の形状を表すパラメータが phytomer ごとに含まれる. メッシュ頂点の変形 $\Delta \mathbf{V}_{t_i}$ は, 形状パラメータによって定義されるメッシュを変形させ, 観測した点群に対してより良く一致させるためのメッシュ頂点の変位を表す. Φ は隣接する phytomer 間の相対姿勢, $\mathbf{T}$ は根元の位置姿勢であり, これらは時間不変のパラメータである.

2.3 フィッティング

フィッティングは以下の式 (2) を最小化する作物形状 $\mathbf{X}_{t_1:t_m}$ を求めることで行う。最適化には確率的勾配降下法を用いる。

$$L = w_{cd}L_{cd} + w_eL_e + w_gL_g. \quad (2)$$

式 (2) において、 L は全体の損失関数を表し、 L_{cd} は形状モデルと観測した 3 次元点群の Chamfer 距離、 L_e はフィッティング前後の相対エッジ長の一貫性を表す。 L_{cd} 、 L_e は 1 時点の点群と形状モデルをフィッティングするための項であり、Marks ら²⁾ の方法で用いられている損失関数と同一である。 L_g は本研究で新たに追加した項であり、生長の妥当性を評価する役割を持つ。 w_{cd} 、 w_e 、 w_g は対応する項の重みである。それぞれの具体的な値は $w_{cd} = 1$ 、 $w_e = 0.01$ 、 $w_g = 0.1$ である。なお、Marks ら²⁾ の方法では隣接する面同士の法線の整合性 L_{nc} 、Laplacian 平滑化の損失 L_s も全体の損失に加えている。しかし、形状モデルが面的な広がりのある葉のみで構成される Marks らの方法と異なり、本研究の方法では茎や葉柄といった非面的な要素も含み、しかもそれらの接合部は実際の植物において必ずしも滑らかでないことから、本研究では L_{nc} 、 L_s を用いない。

L_g は全時点の形状パラメータ $\Theta_{t_1}, \Theta_{t_2}, \dots, \Theta_{t_m}$ の同時確率を用いて次の式で表される。

$$L_g = -\log p(\Theta_{t_1}, \Theta_{t_2}, \dots, \Theta_{t_m}) \quad (3)$$

$$= -\log (p(\Theta_{t_m} | \Theta_{t_{m-1}}) \cdots p(\Theta_{t_2} | \Theta_{t_1}) p(\Theta_{t_1})). \quad (4)$$

式 (3) から式 (4) の式変形では 1 次のマルコフ性を仮定した。 $p(\Theta_{t_i} | \Theta_{t_{i-1}})$ は、時点 t_{i-1} から時点 t_i への形状パラメータ変化についての確率である。植物の生長モデルではロジスティック関数が古くから使われている。そこで本研究ではロジスティック関数を用いて Θ_i の j 番目の要素 $\theta_{t_i,j}$ の変化確率 $p(\theta_{t_i} | \theta_{t_{i-1}})$ を以下のように表す。

$$p(\theta_{t_i,j} | \theta_{t_{i-1},j}) = \mathcal{N}(\mu_{t_i,j}, \sigma_j^2), \quad (5)$$

$$\mu_{t_i,j} = \theta_{t_{i-1},j} + f'_{\theta_j}(t_{i-1})\Delta t_{i-1}. \quad (6)$$

$f'_{\theta_j}(t_{i-1})$ は θ_j の時間変化を表すロジスティック関数 f_{θ_j} の時刻 t_{i-1} における微分である。ロジスティック関数のパラメータは過去のデータを用いて定める。

3. 実験

3.1 実験方法

提案手法の有効性を検証するため、人工的に生成した作物の点群を用いて実験を行った。点群は 0 日目、1 日目の 2 時点分を生成し、0 日目よりも 1 日目の作物のほうが生長した形状となるようにした。1 日目の点群では、上の葉によって遮蔽された部分の点群を削除し、セルフオクルージョンを再現した (Fig. 3(b))。生長予測にはある程度の誤差があることを想定し、式 (6) の $f'_{\theta_j}(t_{i-1})$ には、真の値よりも 10% 大きな値を用いた。

提案手法の主要なアイデアである、生長の考慮が有効であることを確かめるため、生長を考慮する場合 (提案手法) と、考慮しない場合 (比較手法) で結果を比較した。具体的には、生長を考慮しない場合では式 (2) において $w_g = 0$ とした。葉長、葉幅の推定値と真値の差によって形質推定結果を評価した。また、正解の点群と形状推定された点群の Chamfer 距離によって形状推定の精度を評価した。

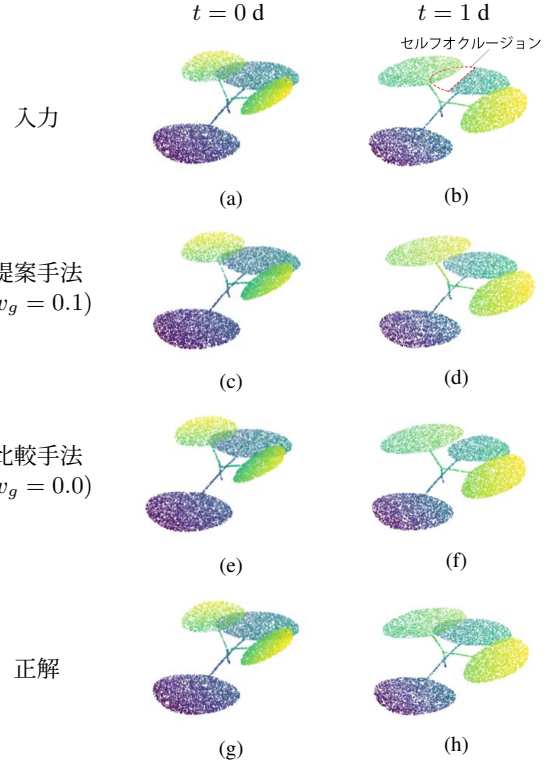


Fig. 3: 2 時点の作物点群に対する形状推定結果

3.2 実験結果

2 時点の作物点群に対する形状推定結果を Fig. 3 に示す。セルフオクルージョンのある Fig. 3(b) 右上の葉に対して、比較手法では欠損部に対応する葉の一部が大きく縮んだ形状で推定された (Fig. 3(f)) のに対し、提案手法ではおおむね正しい形状で推定された (Fig. 3(d))。それ以外の部分については、提案手法と比較手法の推定結果はほぼ同じであった。1 日目の点群全体における推定結果と正解の Chamfer 距離は、提案手法で 1.40 mm^2 、比較手法で 7.31 mm^2 であった。1 日目の点群におけるセルフオクルージョンのある葉の葉長推定誤差は提案手法で 1 mm 、比較手法で 3 mm であった。同じ葉の葉幅推定誤差は提案手法で 5 mm 、比較手法で 20 mm であった。作物全体の Chamfer 距離、セルフオクルージョンのある葉の葉長、葉幅推定誤差が提案手法のほうが小さかったことから、生長を考慮して形状推定を行う提案手法の有効性が示された。

4. 結論

植物全体の形状推定が可能で、かつ 3 次元点群の欠損部割合が大きい場合でも高精度に形質を推定可能な手法を提案し、実験によってその有効性を検証した。実験では、人工的に生成した作物の 3 次元点群を用い、形質推定を行った。その結果、提案手法では比較手法よりも欠損部を有する葉の葉長、葉幅推定誤差が小さかった。また、正解の点群との Chamfer 距離も提案手法では比較手法よりも小さかった。このことから、生長を考慮する提案手法の有効性が示された。

参考文献

- Sodhi, Paloma, Sun, Hanqi, Pócosz, Barnabás, Wettergreen, David, "Robust Plant Phenotyping via Model-Based Optimization," *Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2018)*, pp. 7689–7696, 2018.
- E. Marks, F. Magistri, C. Stachniss, "Precise 3D Reconstruction of Plants from UAV Imagery Combining Bundle Adjustment and Template Matching," *Proceedings of the 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA2022)*, pp. 2259–2265, 2022.