

3D Gaussian の時間的対応関係に基づく 植物器官の時系列追跡

今吉 嶺太^{1,a)} 内海 ゆづ子^{2,b)} 岩村 雅一^{2,c)}

概要

本研究では、収量予測や生育診断において重要となる、植物の 3 次元時系列データにおける個々の器官の追跡を目的とする。植物は非剛体で成長に伴うトポロジー変化を伴うため従来の物体追跡手法を適用できず、器官追跡は実現されていない。そこで本研究では、3 次元時系列植物データを 3D Gaussian で表現し、器官を表す Gaussian 群の時系列の変化によって、追跡を行う手法を提案する。

1. はじめに

現代のスマート農業や作物科学において、植物の形態的特徴を定量的かつ非破壊的に測定する植物フェノタイピングは、収量予測や栽培の自動化に不可欠な研究領域である。特に、葉・茎・花といった個々の器官の時系列変化を個体レベルで精密に追跡することは、動的な成長パターンの解明や環境ストレス評価において重要である。こうした計測を自動化することは、植物フェノタイピングの大規模化・高速化に向けた重要な課題である。

本研究は、3 次元データを用いて、こうした器官単位の時系列追跡の自動化を目指す。植物は、複雑な 3 次元構造をもち、成長に伴ってその形状を時間的に変化させる対象である。したがって、個々の器官の成長を正しく捉えるためには、3 次元形状を時系列で追跡することが求められる。このような 3 次元時系列追跡を人手で行うことは、莫大な作業コストが必要であることから、現実的ではない。植物フェノタイピングでは、多数の個体を長期間にわたり高頻度で観察する必要があるため、各時刻の 3 次元データに対して器官単位で対応付けを行う作業は膨大である。また、器官の数は成長とともに増加し、形状やトポロジーも時々刻々と変化するため、目視による追跡は誤りを生じやすく、観察者間で結果がばらつくという再現性の問題も伴う。したがって、大規模かつ客観的な計測を実現するためには、3

次元時系列データにおける器官追跡を自動化することが不可欠である。

時系列の 3 次元モデルから個別の器官を追跡することは依然として困難な課題である。近年は、3 次元計測技術の進展に伴い、3 次元点群やニューラル放射輝度場 (Neural Radiance Fields: NeRF) [6], 3D Gaussian Splatting (3DGS) [4] をベースとした植物の 3 次元構造の表現・解析 [8] が活発に行われている。加えて、3DGS を時間軸へ拡張した 4D 再構成技術 [1] は、複雑な植物の成長を高精度に追跡する手法として注目を集めている。しかし、これらの手法は、植物全体の形状の変化を表現はできているものの、個別の器官を識別し、時間経過に伴う変形や新器官の発生を追跡することはできていない。従来の 3 次元物体追跡は、対象となる物体を剛体と仮定し、位置のトラッキングや剛体変位を前提とした位置合わせにより実現されている [7]。しかし、植物の成長は非剛体変形であるため、従来の 3 次元物体追跡手法をそのまま適用することはできない。

この課題に対し、本研究では、器官を Gaussian の集合として表現し、その集合を時間方向に追跡することで、非剛体変形を伴う器官の追跡を実現する。そのためには、各 Gaussian が時刻間に対応づけられていることが前提となる。そこで本研究では、基盤研究として GrowFlow [5] を用いる。GrowFlow は、3DGS [4] とニューラル常微分方程式 (Neural ODE) [2] を組み合わせ、植物の成長を各 Gaussian のパラメータに対する連続的なフローとして表現する手法である。まず成熟した植物を 3D Gaussian で再構成し、そこから成長過程を逆向きにたどることで生育初期段階までの Gaussian を得る。これにより、各時刻の Gaussian が時間方向に対応づけられる。この対応関係を利用すれば、ある時刻で特定の器官を構成する Gaussian 群を選択するだけで、対応する Gaussian を全時刻にわたって追跡でき、器官単位の追跡が実現される。

本稿では、提案する手法を示すとともに、公開データを用いた予備実験によりその実現可能性を確認した結果を報告する。

¹ 大阪公立大学工学部情報工学科

² 大阪公立大学大学院情報学研究科

a) sa23674x@st.omu.ac.jp

b) yuzuko@omu.ac.jp

c) masa.i@omu.ac.jp

2. 関連研究

本節では、本研究に関連する従来研究を3つの観点から概観する．まず、画像を用いた非破壊の植物フェノタイピングにおける、2次元手法による器官計測の限界について述べる．次に、植物の3次元構造を取得・表現するための計測手法を整理する．最後に、成長する植物を3次元時系列で扱う手法と、器官単位の追跡における課題を述べる．

2.1 植物フェノタイピング

植物フェノタイピングでは、収量や生育の診断のために、個々の器官の形態や成長を非破壊で計測することが求められる．画像に基づく手法はその非破壊計測の有力な手段であり、たとえば LeTra [3] は、葉のセグメンテーションとマッチングにより、上からの視点の画像中の個別の葉を時系列で対応づける．しかし、こうした2次元画像に基づくアプローチは、葉同士の重なり（オクルージョン）や大きな形状変化のもとで追跡が破綻しやすく、植物の3次元構造を完全には捉えられない．器官単位の正確な計測のためには、3次元形状を時系列で扱う枠組みが必要となる．

2.2 3次元計測

植物の3次元構造を得る手段として、LiDAR や深度センサ、多視点ステレオによる点群計測がある．しかし、これらの手法では植物のような細く込み入った構造を正確に表す点群を得ることは難しい [10]．一方、多視点 RGB 画像から3次元表現を最適化する手法として、他にも NeRF [6] が提案されている．NeRF は3次元空間の各点の色と密度をニューラルネットワークによる陰関数として表現するため、特定の器官に対応する要素を取り出すことは難しい．これに対し、3DGS [4] は、シーンを独立した Gaussian の集合として明示的に表現することで、要素単位の操作を可能にする．

2.3 3次元時系列追跡

成長する植物を時系列に沿って3次元的に表現するには、時間方向の変化を扱う手法が必要となる．動的シーンの表現として4D Gaussian Splatting (4D-GS) [11] が提案されている．しかし、この手法は時刻ごとに異なる Gaussian で構造を表すため、各 Gaussian の時間的対応が保たれず、萌芽のように新たな構造が生成される対象には適さない．植物に特化した手法として、GrowSplat [1] は各タイムステップにおける3DGSによる3次元再構成とタイムステップごとの Gaussian 同士の位置合わせにより時系列のデジタルツインを構築している．これは植物の見た目や形状の時系列再構成を実現する一方で、得られた表現を用いて器官を個別に時系列追跡する枠組みは確立されていない．

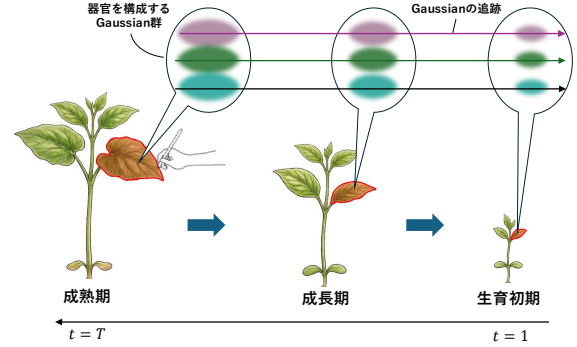


図 1: 提案手法の概要．オレンジで着色された葉を追跡対象とすると、葉は Gaussian で構成されている．これらの成熟期から成長期、生育初期にかけての Gaussian の変化の様子を、時刻を遡って Neural ODE によって学習し、追跡を実現する．

3. 提案手法

本研究では、GrowFlow [5] の時間的対応関係を利用した器官追跡の手法を提案する．図 1 に示すように成熟後段階の時刻 T の 3D Gaussian モデル上で、追跡したい器官を構成する Gaussian 群を選択する．GrowFlow では各 Gaussian が時刻間に対応づいたため、選択した Gaussian 群を全時刻にわたってそのまま追跡でき、器官の追跡が実現される．

3.1 GrowFlow

GrowFlow [5] は、時間的に変化する植物の3次元外観と幾何構造を、3DGS [4] と Neural ODE [2] を組み合わせることで連続的なフローフィールドとしてモデル化する手法である．GrowFlow ではまず、成熟しきった状態の植物を多視点画像から静的再構成し、この成熟状態の Gaussian の集合を起点として成長とは逆向きの時間方向へ各 Gaussian のパラメータがどのように変化するかを Neural ODE によって学習する．すなわち、植物の発生を逆方向にたどることで、成熟状態から成長初期の Gaussian の集合に至るまでの連続的な成長の逆向きの過程をモデル化する．4D-GS [11] や GrowSplat [1] では、同一の物理構造が時刻ごとに異なる Gaussian で表現されるため、時間的な対応関係が追跡できないという問題があった．GrowFlow では、植物の成長を成熟状態からの滑らかな変換による連続的な動的システムとして定義し、Gaussian のパラメータの変化を常微分方程式として定式化する．これにより、各 Gaussian がどのように位置・形状・向きを変化させるかが時間に関する連続的なフローとして学習され、同一の Gaussian を時刻間に対応づけたまま、任意の時刻 t における Gaussian の状態を得られるようになる．

各 Gaussian は、3次元空間における中心位置 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$,

形状の広がり定義する 3 方向のスケール $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^3$, 傾きを表現する回転クォータニオン $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^4$ を保持する. これらのスケールと回転から共分散行列 Σ が定義され, 楕円体状の Gaussian が決定される. さらに, 視点依存の色表現を可能にする球面調和関数 (Spherical Harmonics: SH) 係数 $\mathbf{c}$, および不透明度 α を保持する. 最適化では, Structure from Motion (SfM) [9] で得た初期点群をもとに Gaussian を配置し, 入力画像との画素ごとの誤差を最小化するように全パラメータを更新する. また, 勾配の大きさに応じて Gaussian を適応的に分割・複製する密度制御により, 複雑な幾何構造や細部を表現する.

GrowFlow において, 各 Gaussian を $G_i (i \in \{1, \dots, N\})$ とおく. 今, 時刻 $t = 1, 2, \dots, T$ で画像が取得されたとし, それぞれの時刻における 3D Gaussian を計算したとする. 時刻 t における G_i のパラメータを

$$\mathbf{G}_i(t) = \{\mathbf{x}_i(t), \mathbf{s}_i(t), \mathbf{q}_i(t), \mathbf{c}_i, \alpha_i\} \quad (1)$$

とし, 時刻 t におけるこれらのパラメータの微分をニューラルネットワーク f_ϕ で式 (2) の通り計算する.

$$\frac{d\mathbf{G}_i(t)}{dt} = f_\phi(\mathbf{G}_i(t), t) \quad (2)$$

任意の時刻 t における Gaussian の状態は, 成熟状態の基準時刻 T からの時間積分により決定される.

$$\mathbf{G}_i(t) = \mathbf{G}_i(T) + \int_T^t f_\phi(\mathbf{G}_i(\tau), \tau) d\tau \quad (3)$$

この連続的なベクトル場を学習することで, 離散的な撮影タイミングに依存せず, 任意の時刻における植物の形状・外観を補間できる. この定式化では同一の Gaussian が時間方向に追跡されるため, すべての Gaussian に対する時間的対応が保たれる. 本研究は, この時間的対応関係を利用する.

3.2 器官を構成する Gaussian 群の選択

提案手法では, 基準時刻 T において追跡対象とする器官を構成する Gaussian 群を選択する. 植物の器官数を M とし, 各器官を $O_k (k \in \{1, \dots, M\})$ で表す. 基準時刻 T において, O_k に対応する Gaussian のインデックス集合 $\mathcal{I}_k$ を

$$\mathcal{I}_k = \{i \mid G_i \in O_k\} \quad (4)$$

と定義する. 本稿の予備実験では, この選択を手動で行う. 具体的には, 3 次元空間上で対象器官に対応する Gaussian 群を選択し, そのインデックス集合 $\mathcal{I}_k$ を取得する.

3.3 時間的対応関係を用いた器官追跡

3.1 で述べたように, GrowFlow ではインデックス i が時刻間で保存され, 同一のインデックスは時刻によらず同一の Gaussian を指す. この性質により, 基準時刻 T で定め

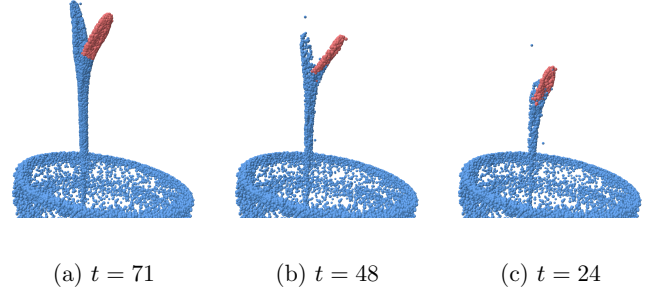


図 2: トウモロコシ ($T = 71$) の 3 次元再構成結果における時間変化する 3D Gaussian の中心位置の可視化. 赤色は選択した Gaussian を表す.

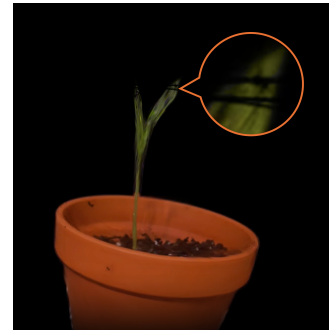


図 3: トウモロコシの 3D Gaussian モデルのレンダリング結果. 吹き出しはその部位の拡大を表す.

たインデックス集合 $\mathcal{I}_k$ は, 任意の時刻においても O_k を構成する Gaussian を指し続ける. したがって, 時刻 t における O_k を構成する Gaussian の集合 $\mathcal{G}_k(t)$ は, インデックス集合 $\mathcal{I}_k$ を用いて

$$\mathcal{G}_k(t) = \{G_i \mid i \in \mathcal{I}_k\} \quad (5)$$

と表される. 基準時刻で一度 $\mathcal{I}_k$ を定めれば, 全時刻にわたって O_k を構成する $\mathcal{G}_k$ が得られ, 器官の追跡が実現される.

4. 予備実験

提案手法の実現可能性を確認するため, GrowFlow [5] の公開コード^{*1}および公開データセット^{*2}を用いて予備実験を行った. 本検討の主目的は, 再構成された時間変化する 3DGS モデルにおいて Gaussian の時間方向の挙動を観察し, 提案手法の前提となる時間的対応関係の妥当性と, 器官追跡に向けた課題を把握することである.

4.1 実験設定

GrowFlow の公開コード^{*1}およびデータセット^{*2}中の, 実際に取得されたトウモロコシの多視点タイムラプス画像

^{*1} <https://github.com/weihan1/GrowFlow>

^{*2} https://huggingface.co/datasets/weihan1/GrowFlow_data/tree/main

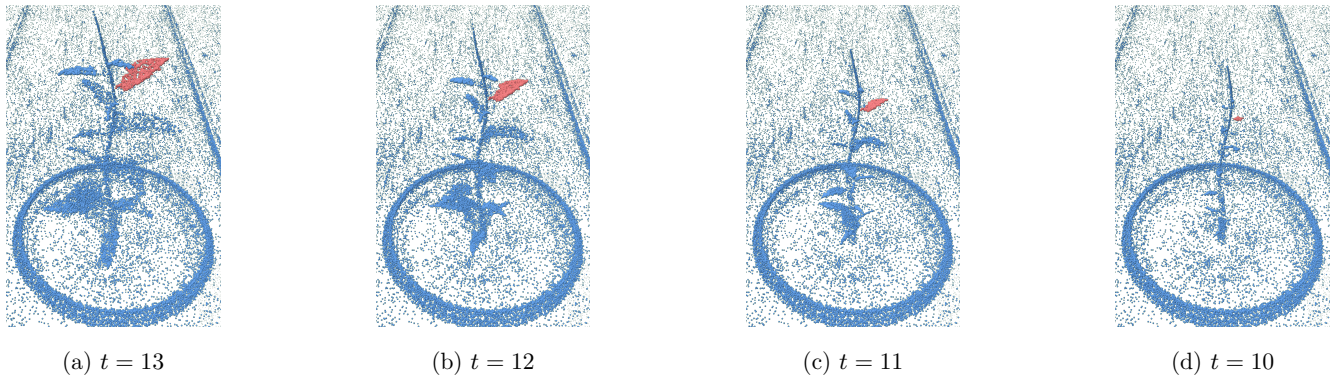


図 4: 合成データ ($T = 13$) の 3 次元再構成結果における時間変化する 3D Gaussian の中心位置の可視化. 赤色は選択した Gaussian を表す.

と, 人工の 3D モデル (合成データ) から取得した多視点タイムラプス画像に対して, 4D 再構成を行った. トウモロコシ, 合成データの再構成結果では, それぞれ 71, 13 フレームを用いて学習した時間変化する 3D Gaussian のモデルを対象とした. 可視化には Python の可視化ライブラリ Polyscope を用い, 各時刻の Gaussian を 3 次元位置にマッピングして表示した.

4.2 結果と考察

図 2 に示すようにトウモロコシの 3 次元再構成結果では, タイムステップを変化させながら選択した Gaussian の移動を観察した. 同一の Gaussian を時刻間で追跡できることから, 提案手法が前提とする時間的対応関係が保持されていることを確認した. 一方で, タイムステップを変化させた際に, 植物本体を構成する Gaussian 群から一部の Gaussian が孤立して離れていく現象が観察された. これらの離れた Gaussian のスケールを確認したところ, $(5.193 \times 10^{-5}, 4.951 \times 10^{-3}, 3.374 \times 10^{-5})^T$ であった. これは一方向のスケールのみが大きく他方向のスケールが小さい, 細長い形状をしていた. また, 図 3 に示すようにレンダリング結果には黒い筋状の部分が認められた. この原因として最初の静的再構成の段階で背景の黒色が前景に混入した状態で Gaussian が当てはめられたと考えられる. 式 (1) に示すように各 Gaussian のパラメータにおいて, 色を示す球面調和関数係数 c , 不透明度 α が時間に依存しない. そのため, 混入した色が補正されないまま Neural ODE による最適化を通して残存したものと考えられる. このような植物を表現していない Gaussian は器官追跡の精度低下を招きうるため, 前処理によるフィルタリングや静的再構成段階での背景分離が今後の課題となる.

これに対し, 合成データの 3 次元再構成結果では, 図 4 の拡大部分に示すように, 観察された範囲では植物本体の Gaussian 群から孤立する顕著な Gaussian は見られなかった. これは, 合成データが植物本体の画像と背景を明確に分離しており, 背景色の混入が生じにくいためと考えられ

る. 以上から, 提案手法の中核である時間的対応関係は実データ・合成データのいずれでも保持されることが明らかになった一方, 実データでは背景色の混入によって植物を表現しない Gaussian が含まれることが器官追跡の課題となることが示唆された.

5. まとめと今後の課題

本稿では, 植物フェノタイピングの自動化に向けて, GrowFlow の Gaussian の時間的対応関係を利用した植物器官追跡の手法を提案した. 提案手法は, あるタイムステップにおいて対象器官を構成する Gaussian を一度選択すれば, 器官を示す集合内の Gaussian 群を時間的対応関係を通じて全時刻へ伝播させることで, 器官を追跡できる点に特徴がある. 予備実験では, 実際に撮影されたトウモロコシのシーンと合成データのシーンに対して GrowFlow による 4D 再構成を行い, Polyscope を用いた可視化によって, 同一の Gaussian が時刻間で追跡可能であることを確認した. 同時に, 実データでは再構成時の背景の混入に起因して一部の Gaussian が植物本体を示す Gaussian 群から孤立する現象が観察された.

本手法に残されている課題は, 器官のセグメンテーションの自動化と追跡の精度の向上である. まず, 基準時刻における器官の選択は本稿では手動で行っており, これを自動化する必要がある. また, 予備実験では植物本体を示す Gaussian 群から孤立している Gaussian が, 3 次元再構成時に背景色 (黒) を保持したままで Neural ODE による最適化を行ったことで発生したものであると考察した. 前処理によるフィルタリングや静的再構成段階での背景分離を導入することで, 追跡の頑健性を高めることが求められる. また, 評価の面では, 新器官の出現時や器官同士が近接する状況においても追跡が破綻しないかを, 定量的に検証する必要がある. さらに, 追跡した器官の Gaussian 群から葉面積などの形態の特徴量を計測する手法を確立し, その計測値を実測値と比較して妥当性を検証することが, フェノタイピングへの応用に向けた課題となる.

参考文献

- [1] Adebola, S., Xie, S., Kim, C. M., Kerr, J., van Marrewijk, B. M., van Vlaardingen, M., van Daalen, T., van Loo, E., Susa Rincon, J. L., Solowjow, E., van Zedde, R. and Goldberg, K.: GrowSplat: Constructing Temporal Digital Twins of Plants with Gaussian Splats, *Procs. of CASE*, pp. 1766–1773 (2025).
- [2] Chen, T. Q., Rubanova, Y., Bettencourt, J. and Duvenaud, D.: Neural Ordinary Differential Equations., *Procs. of NeurIPS*, pp. 6572–6583 (2018).
- [3] Jurado Ruiz, F., Nguyen, T.-P., Peller, J., Aranzana, M., Polder, G. and Aarts, M.: LeTra: a leaf tracking workflow based on convolutional neural networks and intersection over union, *Plant Methods*, Vol. 20 (2024).
- [4] Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkuehler, T. and Drettakis, G.: 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering, *ACM Trans. Graph.*, Vol. 42, No. 4 (2023).
- [5] Luo, W., Goli, L., Bahmani, S., Taubner, F., Tagliasacchi, A. and Lindell, D. B.: Grow with the Flow: 4D Reconstruction of Growing Plants with Gaussian Flow Fields, arXiv preprint arXiv:2602.08958 (2026).
- [6] Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R. and Ng, R.: NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis, *Commun. ACM*, Vol. 65, No. 1, pp. 99–106 (2021).
- [7] Morkva, S., Patil, V., Tonioni, A., Oechsle, M., Wilder-Smith, M. and Hutter, M.: MOSAIC-GS: Monocular Scene Reconstruction via Advanced Initialization for Complex Dynamic Environments, *Procs. of CVPR*, pp. 1167–1176 (2026).
- [8] Ojo, T., La, T., Morton, A. and Stavness, I.: Splanting: 3D plant capture with gaussian splatting, *Procs. of SIGGRAPH Asia 2024 Technical Communications*, SA '24, pp. 30:1–30:4 (2024).
- [9] Snavely, N., Seitz, S. M. and Szeliski, R.: Modeling the World from Internet Photo Collections, *IJCV*, Vol. 80, No. 2, pp. 189–210 (2008).
- [10] Stuart, L. A. G., Wells, D. M., Atkinson, J. A., Castle-Green, S., Walker, J. and Pound, M. P.: High-fidelity wheat plant reconstruction using 3D Gaussian splatting and neural radiance fields, *GigaScience*, Vol. 14, pp. giae022: 1–18 (2025).
- [11] Wu, G., Yi, T., Fang, J., Xie, L., Zhang, X., Wei, W., Liu, W., Tian, Q. and Wang, X.: 4D Gaussian Splatting for Real-Time Dynamic Scene Rendering, *Procs. of CVPR*, pp. 20310–20320 (2024).