

頂点最適化による植物の時空間トラッキング

長原 稔樹¹ 大倉 史生¹ 八木 康史¹

概要: 本稿は、植物を撮影したタイムラプス画像群から、植物の3次元形状および構造をトラッキングする手法を提案する。画像ベースの植物の成長解析に関する従来手法の多くは、入力データを準備するために大規模な撮影設備を必要としているため、利用可能な環境が限られている。そこで、本研究では、簡易的な撮影設備での成長解析を可能にするため、少数のカメラによる時系列画像（タイムラプス画像）群の撮影を仮定した手法を提案する。提案手法は、ある時刻において正確に復元された植物の3次元形状および構造をもとに、その直前に撮影された少数視点の画像群に合致するような植物の3次元構造を推定し、これを繰り返すことで植物構造のトラッキングを実現する。本研究では、枝葉の長さや方向を表すグラフに基づく植物の構造表現を定義する。推定された植物構造に基づくシルエットを微分可能レンダラにより生成し、時刻の異なる観測画像に一致するようグラフ頂点の座標を最適化する。本研究では、CG植物を用いた実験を行い、提案手法における植物構造の推定精度を定量的に評価した。時間的に密な撮影を想定したCG画像群を入力とした場合に、植物丈の数%程度の平均誤差で枝葉の位置を推定でき、植物の成長解析などの応用分野への有用性が示唆された。

キーワード: 植物画像解析、植物フェノタイピング、構造トラッキング、微分可能レンダリング

1. はじめに

現在、植物の成長過程での変化を解析することが栽培や品種改良の分野における重要なタスクの1つとなっている。しかし、植物を手作業で計測することは非常に手間がかかるため、植物が成長し終わるまでの間、頻繁かつ正確に計測を行い続けることは非常に難しい。そこで、植物が成長している間の3次元形状および構造を自動で追跡することができるアプリケーションの需要が大きくなっている。

コンピュータビジョンの分野では、近年、植物を対象にしたセグメンテーションや3次元復元など、ある時刻における植物の形状や構造を画像から解析する手法が盛んに研究されており、撮影機器の発達も相まって、これらの形状解析手法の多くは正確かつ高精度に植物の形状を推定できるようになった [1, 2]。また、このような形状解析手法を用いて成長過程の各時刻において3次元形状を復元し、その後、隣接する時刻間で復元された3次元形状同士を対応付けし比較することで植物の時間経過による変化を解析する研究も行われている [3-5]。しかし、既存の形状解析手法の多くは数十台のカメラやターンテーブルといった大規模な撮影装置を使用している。植物解析にかかる大規模撮影装置の必要性は、植物の成長解析のスループット（一度

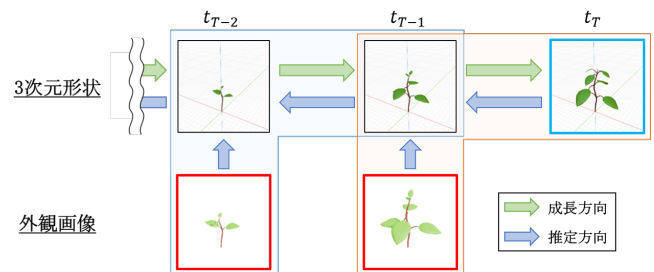


図 1: 提案手法のワークフロー。最も成長した時点 ($t = T$) での植物の3次元構造（青枠）を起点として、少数視点から成長過程を撮影した画像シーケンス（赤枠）に一致するように3次元構造の変形を繰り返す。

にどれだけ多くの植物を計測できるか）を低下させコストの増大を招くため、成長解析手法の導入の弊害になっている。そこで本研究は、追跡したい成長過程において枝葉の数が大きく変わることはない植物を対象とし、従来手法よりも単純な撮影環境下で植物の3次元構造を追跡できる手法を提案する。

図 1 に概略図を示すように、提案手法は、解析したい植物の成長過程における最終時刻 $t = T$ に得られた、正確な3次元形状および構造を起点とする。時刻 $t = T$ における3次元復元には、多視点からの撮影による手法 [2] や、半自動による復元手法 [6] などを活用できる。時刻 t における

¹ 大阪大学
Osaka University

既知の3次元構造を変形し、その直前の時刻 $t-1$ に（カメラパラメータが既知の）少数視点から撮影された画像に一致するよう最適化する操作を繰り返すことで、植物構造のトラッキングを実現する。

本研究では、植物構造の変形による推定を、植物を構成するグラフ上の頂点座標の最適化問題とみなす。構造情報から生成される植物のシルエットを微分可能レンダラによって生成し、観測画像上で得られるシルエットとの間の誤差を最小化するよう勾配ベースの最適化を行う。さらに、枝葉の長さや葉の向きの変化など、植物の成長特性に関連する制約を導入できるような構造表現および損失関数を設計することで、画像上では葉に隠れて見えない枝葉の形状など、シルエットを用いた最適化だけでは推定しきれない要素を補う。

CG植物を用いた実験では、提案手法における推定の正確性を定量的に評価した。枝および葉の位置を評価し、提案手法により妥当な三次元構造が得ることを確認した。

2. 関連研究

植物の形状（植物の高さや葉の面積など）や構造（枝が何本、葉が何枚あり、それぞれどこにあるかなど）、あるいは植物の成長に伴う形状・構造の変化を知ることが、植物栽培や育種（品種改良）において重要である。そのため、これらは長年、植物科学や農学、コンピュータビジョンなど多岐にわたる分野で研究されてきた。以下、植物の形状や構造の解析について、(1) 3次元形状復元 (2) 構造推定 (3) 時系列形状・構造推定に分けて概説する。

2.1 植物の3次元形状復元

最も徹底的な植物の形状復元手法として、破壊的な手法が挙げられる。Yinらは、一枚一枚の葉をもぎとり、スキャナで撮影することで、正確な形状復元を目指した [7]。しかし、植物の成長解析（あるいは、その他多くの農学的応用）を目的とした場合、非破壊的な手法を取る必要がある。

植物の形状復元に広く用いられる非破壊手法として、レーザスキャナによる観測 [8] や、多視点画像からの三次元復元手法の活用が挙げられる。特に、近年は多視点ステレオにより高品質な三次元復元を行うソフトウェアが一般化し、多視点ステレオ用の植物撮影システム [9–11] や多視点画像からの画像選択手法 [12] が研究されている。また、植物を取り囲むようにカメラを配置し、多視点画像からシルエットを用いたボリューム復元を行う手法も広く使われている。例えば、樹木の三次元復元においては、樹冠を透過性のあるボリュームであることと、三次元ボリュームを復元する手法がとられることが多い [13, 14]。

2.2 植物の構造推定

三次元復元によって得られた形状情報から構造を抽出す

る手法が研究されている。単純な手法として、葉のない植物や樹木を対象として、形状のスケルトン化によってグラフ構造を推定する手法 [15, 16] が挙げられる。また、遮蔽などで一部が不可視となった点群に対してスケルトンを抽出する手法 [17] や、グラフ構造の最適化によって高品質な構造を得る手法 [18] が提案されている。

葉がついた樹木などにおいては、単純なスケルトン化による枝構造の推定が難しい。このような環境においては、可視の幹や枝のみを正確に復元し、樹冠に隠れた枝は、樹冠の形状に大まかに合致するように生成する手法が広く用いられる [19–21]。一方、樹冠の群葉（葉のかたまり）の形状を解析することで、枝（および群葉）を配置する手法 [22–24] も提案されている。

一方、本研究で対象とするような小型の植物は、植物全体の大きさに対して相対的に葉が大きいと、葉によって枝の大部分が遮蔽されることも少なくない。葉の比較的少ない植物に対するスケルトン化の適用例はある [4] が、葉が多い、あるいは葉が比較的広い植物においては、スケルトン化による構造抽出が困難になる。この問題に対し、人の手による入力を用いた半自動の手法 [6] や、遮蔽された枝領域の画像修復に基づく枝構造の復元手法 [2] など、多視点画像からの小型植物の復元手法が提案されている。上述の多くの手法は、多視点からの撮影、あるいは3次元形状を直接取得可能な3Dスキャナの使用を前提としている。一方、本研究と同様の設定である、少数視点での撮影画像からの植物構造推定は非常に挑戦的な課題である。

2.3 植物の時系列形状・構造推定

植物の成長を解析するためには、ある時刻の3次元形状や構造のみならず、それらの時系列的な変化を知る必要がある。多くの手法は、各時刻で推定された3次元形状を時間ごとに対応付け（トラッキング）することにより、4次元（3次元+時系列）の構造復元を行う。Liらは、多視点から3Dスキャナで撮影した植物の形状を時系列対応付けする手法を提案した [3]。同様に、各時刻で欠損の少ない3次元点群を取得し対応付ける手法は、植物の成長解析 [25, 26] や葉のトラッキング [27] などに広く用いられている。上記の手法群は3次元点群（構造情報を含まない3次元形状）の対応付けを行っていたが、Panらは、各時刻で取得された3次元点群からスケルトン化により構造を抽出し、構造間の対応付けにより時系列解析を行う手法を提案した [5]。

しかし、これら時系列の対応付けに基づく復元手法は、各時刻で精度の高い植物の3次元形状（あるいは構造）を取得することを前提としている。各時刻で詳細な形状を取得するためには、一般に回転テーブル、複数台の3Dスキャナ、あるいは数十台のカメラが必要となり、撮影設備が大掛かりになる。本研究は、この問題を解決し、カメラ台数の少ない簡易的な撮影環境での成長解析を実現する。提案

手法は、成長解析の最終時刻（最も成長した時刻）における詳細な三次元形状および構造を初期値として、時系列を逆向きにトラッキングする。初期構造の取得には、2.2節で挙げた構造推定手法を使うことができる。提案手法は、成長解析対象の最終時刻においてスポット的に多視点撮影を行う、あるいは手作業を伴う手法を用いて正確な3次元構造を得ることを想定している。

3. 提案手法

図1に示したとおり、提案手法は、植物が最も成長した時刻 $t = T$ における正確な三次元構造を入力とし、時系列逆向きに構造トラッキングを行う。具体的には、植物の三次元構造をグラフを用いて定義し、時刻 $t - 1$ において撮影された少数視点から観測された植物のシルエット系列に合致するように、時刻 t における構造を変形する。このとき、植物の成長に関する制約をあわせて考慮する。

提案手法が前提とする入力は以下の通りである。

- (1) 最終時刻 $t = T$ における正確な3次元構造
- (2) 少数台のカメラ（内部・外部パラメータ既知）で時系列的に撮影された植物のシルエット系列

ここで、(1)は従来の多視点画像からの3次元復元手法 [2] や、半自動による3次元復元手法 [6] によって得られる。(2)における植物のシルエット抽出については、容易に除去可能な背景をもつ環境で撮影する [10] か、植物のセグメンテーションに関する従来手法（[4] など）を用いることができる。

本研究では、植物の3次元構造の記述を自動微分を行うライブラリ上で実装した。得られる構造情報に基づき、微分可能レンダラを用いて、シルエットの生成を行うことで、最適化に勾配ベースの最小化手法が活用できる。以下、各ステップについて詳述する。

3.1 植物の構造表現

本研究における植物の構造表現は、植物の根本をルートとした（グラフ理論の意味での）木構造をなす。ここで、グラフの各頂点は器官の種別および3次元形状に関する情報を保持する。最もナイーブな表現として、各頂点が3次元空間中に存在する位置（3次元座標）をパラメータとして持つような表現が考えられる。しかし、図2(a-c)に示すように、最適化処理において各頂点のパラメータを変更したときに、変形対象の頂点の子要素に対する影響がないような表現は避けるべきである。そこで、本研究では、各頂点におけるパラメータの多くを、その親要素に対する相対的な位置関係（角度および長さ）として定義する。本研究で用いる方法は、より高度な植物の表現（枝の太さや曲がり、葉の幅や厚みなど）に容易に拡張可能である。

提案手法において、ルートとなる頂点の座標は最適化

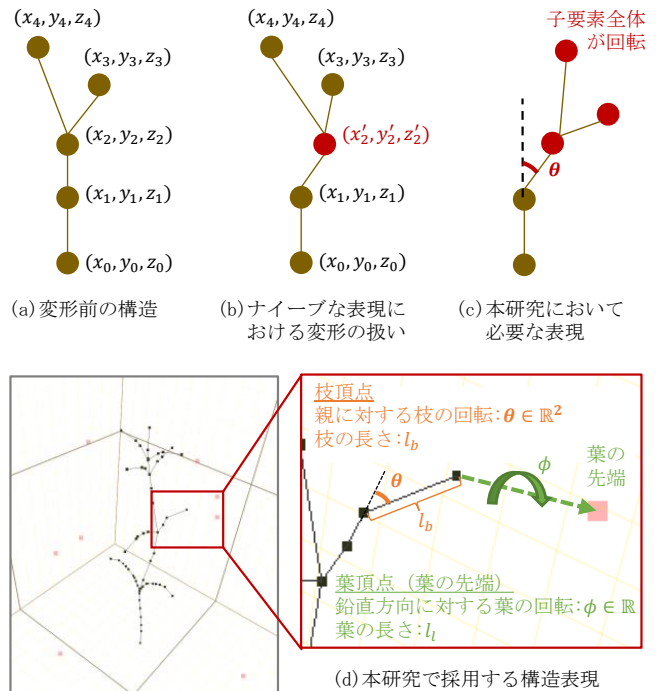


図2: 本研究における植物の構造表現。最適化処理における任意の頂点に対する操作が、その子要素に対しても影響を与える必要があるため、多くの頂点パラメータは親要素に対する相対的な方向や長さとして定義される。

中に変化しないものとする。以下、グラフ頂点の種別（枝・葉）それぞれの場合のパラメータの定義について詳述する。なお、ここでは構造に関するパラメータ（親頂点のIDなど）は省略し、最適化処理において最適化対象の変数として扱われるパラメータのみを説明する。

3.1.1 枝頂点のパラメータ

枝頂点は、枝の分岐に限らず、枝が通る任意の点に定義可能である。

枝の回転角 $\theta \in \mathbb{R}^2$: 親ノード（根元側の枝）に対する回転角を極座標で表現する。

枝の長さ l_b : 親ノード（根元側の枝）からの距離を表す。

3.1.2 葉頂点のパラメータ

葉頂点は、葉の先端に定義される。葉は必ず枝から出ているものとし、葉の付け根位置は指定された枝ノードと共有する。

葉の回転角 $\phi \in \mathbb{R}$: 葉の根本と先端をつなぐ直線周りの回転角として表現し、葉の表側が向く方向を指す。このパラメータは、親ノードからの相対的な回転角として定義せず、鉛直上方向を $\phi = 0^\circ$ とする。これは、葉の受光効率を上げるため、多くの植物において葉の向きは枝の向きによらず、表面を概ね上側に向けるような構造をなすからである。
葉の長さ l_l : 親ノード（葉の付け根点）からの距離を表す。

3.2 植物構造からのシルエット画像生成

提案手法における最適化処理では、植物のシルエットに

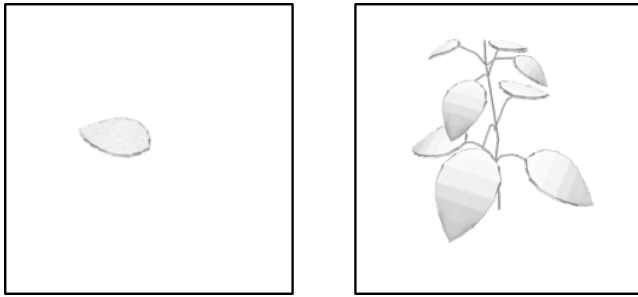


図 3: 葉のベースモデル (左) と再構築された植物全体のメッシュモデル (右)。可視化のため、一定の太さの枝オブジェクトを追加している。

基づく誤差の最小化を行う。本研究では、枝と葉のシルエットを別々に計算する。

3.2.1 枝シルエットの生成

前節における構造の定義において、枝は太さ情報を持たない。本研究では、枝を構成する各頂点および頂点間のエッジを各視点に投影し、これらが通る画素を枝のシルエットとして使用する。

3.2.2 葉シルエットの生成

構造の定義より、葉に関しては長さ d_l および回転角 ϕ が得られる。本研究では、葉の形状に関しては、観察対象の植物種を想定した葉のメッシュモデル (ベースモデルと呼ぶ) を用いる。ベースモデルは、最終時刻 $t = T$ における三次元復元結果から代表的な葉を手動で切り出す、あるいは事前に 3 次元モデリングソフトで作成しておくことで得られる。図 3 に示すように、長さ d_l から得られる葉のスケール、および、葉の位置と回転を反映することで、植物に含まれる全ての葉のメッシュモデルを生成する。ここで、葉のスケールは、長さ d_l をベースモデルの頂点の座標と根本の座標との距離で割った値で決まるものとし、葉の幅や厚み、曲がりの変化は表現していない。将来的には、構造表現に幅や曲率などのパラメータを追加するように拡張することで、これらの高度な表現が可能になる。

生成されたメッシュモデルについて、微分可能レンダラのひとつである Soft Rasterizer [28] を用いて各視点から見たシルエットを生成し、観測画像との比較に用いる。

3.2.3 損失関数

提案手法は、大きく分けて (1) 観測シルエットと推定シルエット間で計算される損失および (2) 成長特性に関する損失、を最小化するような頂点パラメータを求めることで、隣接時刻間の構造変化を推定する。それぞれの損失関数の重み付き和を計算し、最急降下法を用いて植物形状データのパラメータを最適化する。

3.2.4 シルエットに関する損失

シルエット間の誤差尺度としては、平均二乗誤差や Intersection over Union (IoU) などが広く用いられている。しかし、細い枝や薄い葉などを対象とした最適化において

は、画像上のごく小さな位置ずれによりシルエット間の重なりが 0 となり、勾配ベースの最小化が進まなくなることが想定される。

そこで、本研究では、画像上でのシルエット間の最短距離を表す双方向面取り距離 (chamfer distance) を損失関数として用いる。双方向面取り距離は、2 枚の画像があるときに、各画像上のシルエットの各画素に対して、もう一方の画像上のシルエットの画素のうち最近傍の画素を求め、それらの画素間の距離の 2 乗和を計算することで得られる。つまり、 $\{s\} = S$ を観測画像におけるシルエット画素の集合、 $\{\hat{s}\} = \hat{S}$ を推定されたシルエット画素の集合とすると、双方向面取り距離に基づく損失関数 L_{cham} は以下のよう表せる。

$$L_{cham}(S, \hat{S}) = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} \min_{\hat{s} \in \hat{S}} \|s - \hat{s}\|_2^2 + \frac{1}{|\hat{S}|} \sum_{\hat{s} \in \hat{S}} \min_{s \in S} \|s - \hat{s}\|_2^2$$

損失 L_{cham} は最近傍探索による対応付けを含むため、シルエットに含まれる全画素を対象とすると、最適化ループ内での計算が現実的ではない。そこで、本研究ではシルエットに含まれる点をランダムにサンプリングし、 L_{cham} を計算した。また、単一視点のみの入力では奥行き曖昧性が残り、カメラの光軸方向と平行な方向への頂点の移動を制限することができない。本研究では複数視点に対し同損失を計算し、和をとることで 3 次元空間上で頂点位置を制約する。

3.2.5 成長特性に関する損失

いくつかの植物種は、自身の葉によって葉や枝の一部が覆われて周囲から見えにくくなっており、少数視点からの撮影だけで隠れた部分全ての構造を明らかにすることは難しい。そこで、提案手法では植物の成長に関するヒューリスティックな特性を損失関数として導入する。様々な制約が考えうるが、ここでは比較的単純な損失として、枝の長さ (葉の大きさ)、枝の曲率、葉の回転角に関するものを採用し、遮蔽された部分の動きに関する制約として活用する。

3.2.5.1 枝の長さ (葉の大きさ)

本研究は、植物が最も成長した時の 3 次元形状を起点に成長とは逆方向にその形状をトラッキングしている。一般に、最適化による変形を行う前の時刻 t における植物構造に対し、変形後の時刻 $t - 1$ における枝は長くならないことが期待される。よって、本研究では、枝の分岐点間の距離が長くなる変形に対する損失を用いる。具体的には、枝頂点群を、枝の分岐点によって区切られた連続した辺に分け、それぞれを 1 本の枝とみなす。枝の長さは、分岐点間に含まれる辺の長さの合計で決定するものとする。

$\{b\} = B$ を枝の集合、 d_b^* と \hat{d}_b^* をそれぞれ入力時とパラメータ更新後の枝 b の長さとする、枝の長さに関する損失関数 L_{branch} は、

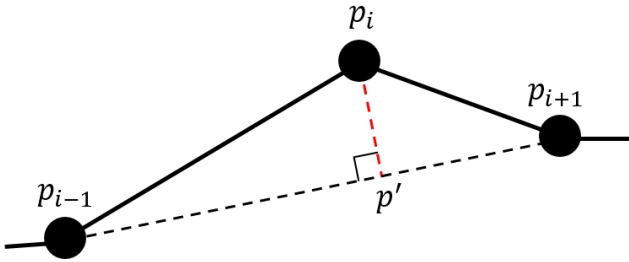


図 4: 提案手法における枝の曲がり具合の定義。赤色の破線の長さを使用する。

$$L_{branch} = \sum_{b \in B} \text{ReLU}(d_b^* - d_b^*)$$

となる。ここで、 $\text{ReLU}(\cdot)$ は Rectified Linear Unit (ReLU) 関数を表す。

葉についても枝と同様で、最適化後の葉は、最適化前の葉より大きくならないことを期待する。葉の大きさは葉の先端と根本の頂点間の距離 d_l で定義される。 \mathcal{L} を葉の集合、 d_l と \hat{d}_l をそれぞれ入力時とパラメータ更新後の葉 l の長さとする、葉の大きさに関する目的関数 L_{leaf} は、

$$L_{leaf} = \sum_{l \in \mathcal{L}} \text{ReLU}(\hat{d}_l - d_l)$$

と定義される。

3.2.5.2 枝の曲がり

枝が折れるなど、成長以外の要因により植物の形状が変形することは稀であることが期待できる。そのため、最適化の前後で枝の曲がり具合が大きく変わらないようにするための損失関数を設ける。

枝上のある頂点 p_i とそれに隣接する異なる 2 つの頂点 p_{i-1} 、 p_{i+1} があるとき、頂点 p_i から点 p_{i-1} と点 p_{i+1} を通る直線に下ろした垂線の長さは、枝の局所的な曲がり具合を評価するシンプルな指標である (図 4 参照)。 $\{[p_{i-1}, p_i, p_{i+1}], \dots\} = \{v\} = \mathcal{V}$ を連続した異なる 3 つの頂点の組み合わせの集合、 d_v と \hat{d}_v をそれぞれ入力時とパラメータ更新後の 3 頂点組 v における垂線の長さとする、枝の曲がり具合に関する損失関数 L_{curve} は、

$$L_{curve} = \sum_{v \in \mathcal{V}} (d_v' - d_v)^2$$

と定義される。

3.2.5.3 葉の回転角

本研究では、シルエット画像を用いた最適化を行う。一方、シルエット画像から葉のように平面状の物体の裏表を識別することは困難である。そこで、最適化の前後で葉の回転角の変化が小さくなるような損失関数を設ける。 $\{l\} = \mathcal{L}$ を葉の集合、 ϕ_l と $\hat{\phi}_l$ をそれぞれ入力時とパラメータ更新後の葉の回転角 [度]、 ϕ_t を許容する回転角 [度] とすると、葉の回転角に関する目的関数 L_{rot} は、

	カメラ1	カメラ2	カメラ3
001			
040			
080			
120			

図 5: CG 植物のアニメーション例 (植物 1)。縦軸はフレーム番号を示す。

$$L_{rot} = \sum_{l \in \mathcal{L}} \text{ReLU}(|\hat{\phi}_l - \phi_l| - \phi_t)$$

と定義される。

3.3 頂点統合

時刻 t および $t-1$ 間において、前節で述べた損失関数の重み付け和を最小化するような頂点パラメータを求める。提案手法は時系列逆向きにトラッキングを行うため、頂点間の距離はトラッキングが進むにつれ小さくなっていく。そこで、本研究では、各フレームにおける最適化終了後、グラフに含まれる辺の長さが閾値以下になった場合、その辺を構成する 2 つの頂点のうちより根本に近い頂点にもう一方の頂点を統合する。

4. 実験

本研究で提案する植物の 3 次元形状のトラッキング手法を評価するために CG 植物を用いて実験を行った。本章では、実験で使用したデータセットと提案手法の評価方法、結果について述べる。

4.1 データセット

提案手法の評価実験に用いるために、Blender^{*1}を用いて成長する植物を模した 2 種類の CG モデルを手作業で作成

*1 <https://www.blender.org/>, 最終アクセス 2022/2/8

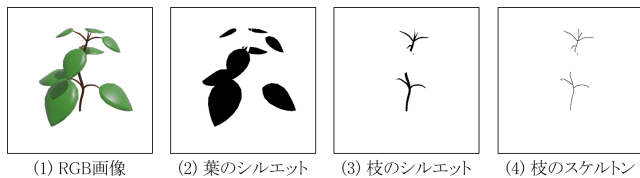


図 6: CG 植物のレンダリング例

した。各モデルは、葉の枚数や大きさが異なるように作成されている。図 5 に CG 植物例を示す。CG アニメーションは、植物の形状を模して作成した 3DCG モデルに対して、徐々に枝や葉が小さくなり、フレーム全体を通して回旋運動を続けるといった動きを付与することで作成した。提案手法の入力のうち、最終時刻における植物の 3 次元構造（枝位置と葉の先端・回転角）は、CG アニメーションの最初のフレームにおける CG 植物モデルから生成する。また、同様の方法で各フレームにおける 3 次元構造も生成し、評価用の真値として使用する。観測画像には、CG 植物モデルをレンダリングした画像を使用する。CG モデルのマテリアルとカメラの設定を調整することで、図 6 の例に示したような RGB 画像と葉と枝のシルエット画像をレンダリングすることができる。

4.2 実験設定

実験では、CG 植物のアニメーションの全てのフレームを複数視点からレンダリングし、提案手法への入力画像とした。視点数の違いによる提案手法への影響を調べるために、2 視点および 3 視点をを用いる結果を比較する。CG 植物のレンダリング例を図 5 に示す。

4.3 評価尺度

提案手法による精度評価のため、CG 植物に含まれる枝をさらに 2 つの部位、主茎と側茎に分割する（図 7 参照）。主茎は、枝の根元の頂点と、最も高い位置にある枝頂点をつなぐパスとして定義する。提案手法によるトラッキングによって、枝の根元の頂点の座標が動くことはないが、主茎のもう一方の頂点の座標は変化する。そのため、主茎は 3 次元形状のトラッキングの前に定義しておき、最適化により頂点の座標や数に変化しても、最初に主茎に属していた頂点群が主茎となるものとする。側茎は、主茎に含まれない枝の端点からトポロジ的に最も近い主茎上の頂点をつなぐパスとして定義する。主茎と側茎が交わる頂点はどちらにも属するものとする。

提案手法における最適化精度の評価は、各フレームの最適化された植物モデルと真値の植物モデルにおける対応する主茎と各側茎、各葉の先端座標の 3 次元の面取り距離を計算することで行う。最適化されたモデルの頂点の集合を \mathcal{P}_1 、真値モデルの対応する頂点の集合を \mathcal{P}_2 としたとき、3 次元面取り距離 e は以下のように定義される。

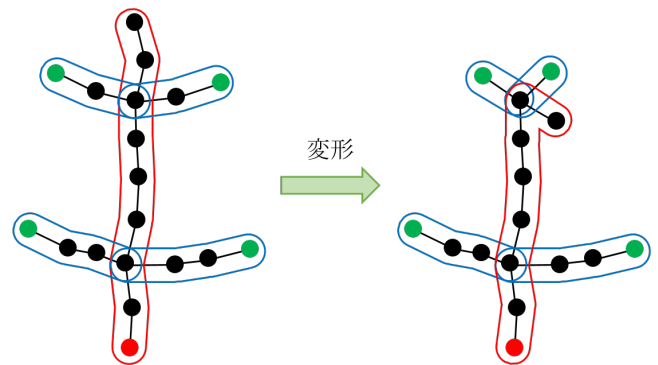


図 7: 主茎と側茎の定義。赤色の丸が枝の根本、緑色の丸が葉と接する頂点。赤色の枠で囲まれた頂点群が主茎で青色の枠で囲まれた頂点群が側茎。

$$e = \frac{1}{|\mathcal{P}_1|} \sum_{p_1 \in \mathcal{P}_1} \min_{p_2 \in \mathcal{P}_2} \|p_1 - p_2\|_2^2 + \frac{1}{|\mathcal{P}_2|} \sum_{p_2 \in \mathcal{P}_2} \min_{p_1 \in \mathcal{P}_1} \|p_1 - p_2\|_2^2$$

ただし、真値モデルには存在する枝葉の頂点が、最適化されたモデルには存在しない、あるいは真値モデルにはすでに消失した枝葉が最適化されたモデルでは消失せずに残っていることがある。前者の場合は、最適化後のモデルにおいて存在しなくなった葉が元々接していた頂点、または存在しなくなった枝頂点が統合された頂点の座標を、推定座標とする。後者の場合は、主茎の根元ではない側の先端の頂点座標を枝葉の先端の座標として扱う。このように扱う理由は、いくつかの植物は成長するにつれて主茎の先端から新しい葉が芽生え、その後葉の根元が伸び新たな枝となるためであり、実験に使用した CG 植物もこの性質に則って作成されているからである。

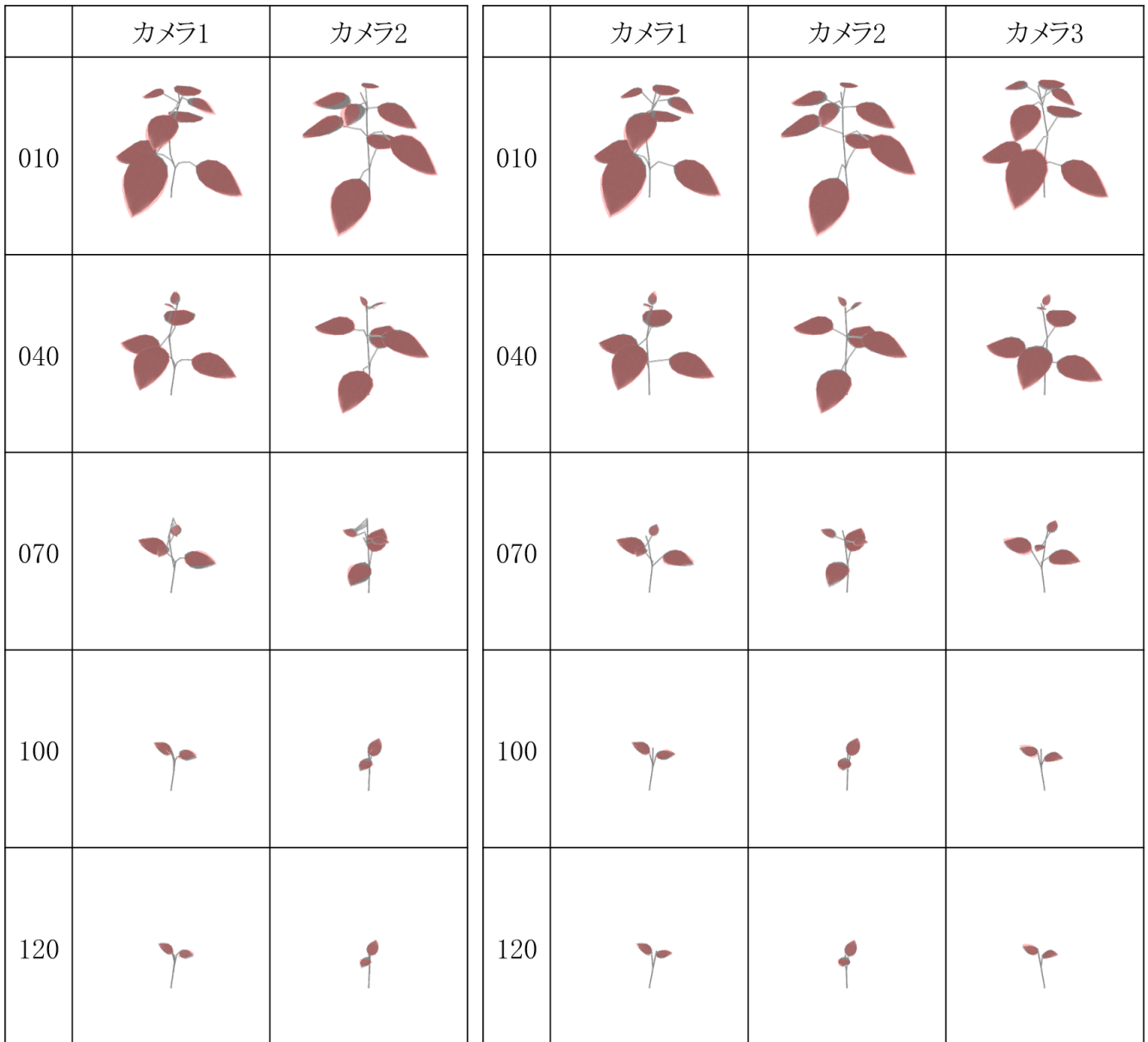
4.4 結果

CG 植物を用いたトラッキングの結果の中から、いくつかのフレームにおける最適化された植物モデルを図 8 に示す。図中の半透明の赤色の領域はそのフレームの外観画像で、灰色の領域が最適化されたモデルである。面が貼られていない枝はそのままではレンダリングができないため、均一に設定した枝の太さを用い、枝を円柱の集合に変換したのちにレンダリングすることで可視化した。定性的に妥当なトラッキング結果が得られていることがわかる。

表 1 に、頂点最適化の損失関数として使用された、画像上における枝と葉の 2 次元双方向面取り距離の平均を示す。この結果より、視点数を増やすことにより損失低下への寄与が確認される。

表 1: 最適化終了後の 2 次元双方向面取り距離 L_{cham} の平均値。赤色は枝、緑色は葉を表す。

	CG 植物 1	CG 植物 2
2 視点	123.6 / 7.3	169.5 / 17.2
3 視点	98.0 / 6.4	142.4 / 10.5



(a) 視点数 2

(b) 視点数 3

図 8: CG 植物のトラッキング結果 (植物 1)。赤色：観測画像におけるシルエット。灰色：最適化されたモデル。

表 2 は、各 CG 植物を用いた実験結果のうち 10 フレームおきにサンプリングし、推定された 3 次元構造と真値構造の間の 3 次元面取り距離の評価を行った結果である。2 視点および 3 視点による結果に顕著な違いはなく、提案手法の最小構成である 2 視点からの構造トラッキングが有効に機能していることがわかる。本実験で用いた CG 植物の草丈は、最も大きなきで 10 程度であるため、草丈の数%

表 2: 提案手法の定量評価 (3 次元面取り距離 e)。赤色は主茎、青色は側茎、緑色は葉の先端の平均を示す。

	CG 植物 1			CG 植物 2		
2 視点	0.355	0.360	0.442	0.143	0.245	0.660
3 視点	0.448	0.461	0.146	0.088	0.119	0.396

の平均精度で枝葉の 3 次元位置を推定できた。植物フェノタイピングをはじめとした成長解析用途への応用が期待できる。

5. まとめ

本稿では、簡易的な撮影環境における植物の時系列撮影を念頭に置いた、植物の 3 次元構造トラッキング手法について述べた。提案手法は、最終時刻における正確な 3 次元構造をもとに、少数のカメラで撮影された時系列画像に合致するように、時系列を逆向きにたどるように構造を変形する。植物の構造をグラフで表現して最適化に用いることで、観測画像における見た目の一致度のみならず、植物の成長に関する事前知識を導入した。CG 植物を用いた実験

より、妥当な精度での推定が可能であることが示された。

提案手法における構造表現および最適化手法は、様々な植物に関する事前知識を導入できる柔軟性を持つ。今後、実栽培環境に提案手法を応用するとともに、植物種によって異なる知識の導入を目指す。

謝辞 本研究の一部は、JST 創発的研究支援事業 JP-MJFR206F および JSPS 科研費 JP21H03466 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Doi, T., Okura, F., Matsushita, Y. and Yagi, Y.: Descriptor-free multi-view region matching for instance-wise 3D reconstruction, *Proceedings of Asian Conference on Computer Vision (ACCV)* (2020).
- [2] Isokane, T., Okura, F., Ide, A., Matsushita, Y. and Yagi, Y.: Probabilistic plant modeling via multi-view image-to-image translation, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2018).
- [3] Li, Y., Fan, X., Mitra, N. J., Chamovitz, D., Cohen-Or, D. and Chen, B.: Analyzing growing plants from 4D point cloud data, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 32, No. 6 (2013).
- [4] Chaudhury, A. and Godin, C.: Skeletonization of plant point cloud data using stochastic optimization framework, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 11, p. 773 (2020).
- [5] Pan, H., Hetroy-Wheeler, F., Charlaix, J. and Colliaux, D.: Multi-scale Space-time Registration of Growing Plants, *Proceedings of International Conference on 3D Vision (3DV)* (2021).
- [6] Quan, L., Tan, P., Zeng, G., Yuan, L., Wang, J. and Kang, S. B.: Image-based plant modeling, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 25, pp. 599–604 (2006).
- [7] Yin, K., Huang, H., Long, P., Gaissinski, A., Gong, M. and Sharf, A.: Full 3D plant reconstruction via intrusive acquisition, *Computer Graphics Forum*, Vol. 35, pp. 272–284 (2016).
- [8] Wang, Y., Wen, W., Wu, S., Wang, C., Yu, Z., Guo, X. and Zhao, C.: Maize plant phenotyping: Comparing 3D laser scanning, multi-view stereo reconstruction, and 3D digitizing estimates, *Remote Sensing*, Vol. 11, p. 63 (2018).
- [9] Gao, T., Zhu, F., Paul, P., Sandhu, J., Doku, H. A., Sun, J., Pan, Y., Staswick, P., Walia, H. and Yu, H.: Novel 3D imaging systems for high-throughput phenotyping of plants, *Remote Sensing*, Vol. 13, p. 2113 (2021).
- [10] Tanabata, T., Hayashi, A., Kochi, N. and Isobe, S.: Development of a semi-automatic 3D modeling system for phenotyping morphological traits in plants, *Proceedings of Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society (IECON)*, pp. 5439–5444 (2018).
- [11] Wu, S., Wen, W., Wang, Y., Fan, J., Wang, C., Gou, W. and Guo, X.: MVS-Pheno: A portable and low-cost phenotyping platform for maize shoots using multiview stereo 3D reconstruction, *Plant Phenomics*, Vol. 2020, p. 1848437 (2020).
- [12] Lou, L., Liu, Y., Han, J. and Doonan, J. H.: Accurate multi-view stereo 3D reconstruction for cost-effective plant phenotyping, *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR)*, pp. 349–356 (2014).
- [13] Shlyakhter, I., Teller, S., Rozenoer, M. and Dorsey, J.: Reconstructing 3D tree models from instrumented photographs, *IEEE Computer Graphics Applications*, Vol. 21, pp. 53–61 (2001).
- [14] Reche-Martinez, A., Martin, I. and Drettakis, G.: Volumetric reconstruction and interactive rendering of trees from photographs, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 23, pp. 720–727 (2004).
- [15] Bucksch, A. and Lindenbergh, R.: CAMPINO — A skeletonization method for point cloud processing, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 63, pp. 115–127 (2008).
- [16] Bucksch, A., Lindenbergh, R. and Menenti, M.: SkelTre: Robust skeleton extraction from imperfect point clouds, *Visual Computer*, Vol. 26, pp. 1283–1300 (2010).
- [17] Tagliasacchi, A., Zhang, H. and Cohen-Or, D.: Curve skeleton extraction from incomplete point cloud, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 28, p. 71 (2009).
- [18] Livny, Y., Yan, F., Olson, M., Chen, B., Zhang, H. and El-Sana, J.: Automatic reconstruction of tree skeletal structures from point clouds, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 29, p. 151 (2010).
- [19] Tan, P., Zeng, G., Wang, J., Kang, S. B. and Quan, L.: Image-based tree modeling, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 26, p. 87 (2007).
- [20] Xu, H., Gossett, N. and Chen, B.: Knowledge and heuristic-based modeling of laser-scanned trees, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 26, p. 19 (2007).
- [21] Côté, J.-F., Widlowski, J.-L., Fournier, R. A. and Verstraete, M. M.: The structural and radiative consistency of three-dimensional tree reconstructions from terrestrial lidar, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, pp. 1067–1081 (2009).
- [22] Livny, Y., Pirk, S., Cheng, Z., Yan, F., Deussen, O., Cohen-Or, D. and Chen, B.: Texture-lobes for tree modelling, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 30, p. 53 (2011).
- [23] Xie, D., Wang, X., Qi, J., Chen, Y., Mu, X., Zhang, W. and Yan, G.: Reconstruction of single tree with leaves based on terrestrial LiDAR point cloud data, *Remote Sensing*, Vol. 10, p. 686 (2018).
- [24] Guo, J., Xu, S., Yan, D.-M., Cheng, Z., Jaeger, M. and Zhang, X.: Realistic procedural plant modeling from multiple view images, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 26, pp. 1372–1384 (2020).
- [25] Chebrolu, N., Magistri, F., Läbe, T. and Stachniss, C.: Registration of spatio-temporal point clouds of plants for phenotyping, *PLoS ONE*, Vol. 16, p. e0247243 (2021).
- [26] Magistri, F., Chebrolu, N. and Stachniss, C.: Segmentation-based 4D registration of plants point clouds for phenotyping, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 2433–2439 (2020).
- [27] Gelard, W., Herbulot, A., Devy, M. and Casadebaig, P.: 3D leaf tracking for plant growth monitoring, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 3663–3667 (2018).
- [28] Liu, S., Li, T., Chen, W. and Li, H.: Soft Rasterizer: A Differentiable Renderer for Image-based 3D Reasoning—Supplemental Materials, *Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2019).