



Title	醸造用ブドウ栽培におけるせん定ロボットシステムに関する研究
Author(s)	膝館, 智明
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(農学)
Dissertation Number	甲第16764号
Issue Date	2026-03-25
DOI	https://doi.org/10.14943/doctoral.k16764
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/99609
Type	doctoral thesis
File Information	HIZATATE_Tomoaki.pdf, 全文



醸造用ブドウ栽培における
せん定ロボットシステムに関する研究

Research on Robotic Pruning Systems for
Grapevines

北海道大学 大学院農学院
農学専攻 博士課程
膝舘 智明

Research on Robot Pruning System for Grapevine



BY

Tomoaki Hizatate

Dissertation

*Submitted to Department of Environmental Resources in the Graduate
School of Agriculture*

*Hokkaido University, Sapporo, Japan, 060-8589 in partial fulfillment
of the requirements for the degree of
Doctor of Philosophy*

March 2026

目次

目次	i
謝辞	iv
図の一覧	v
表の一覧	vii
記号の一覧	viii
略語の一覧	xi
第 1 章 序論	1
1.1 果樹生産の現状と課題	1
1.2 せん定作業の役割	3
1.3 せん定作業自動化の現状と課題	4
1.4 農業ロボットに関する電動化の現状と課題	8
1.5 本研究の目的	9
1.6 論文構成	10
第 2 章 システム構成	12
2.1 供試圃場の栽培体系	12
2.2 ハードウェア構成	13
2.2.1 移動プラットフォーム	13
2.2.2 ロボットアーム	15
2.2.3 ビジョンシステム	17
2.2.4 機器の接続	21
2.3 ソフトウェア構成	22
2.3.1 自律走行ノード群	23
2.3.2 せん定ノード群	23
2.3.3 統合ノード	24
2.4 ロボットの運用方法	25

2.5 結論.....	25
第3章 RGB-D カメラを用いた樹体構造推定システムの開発.....	27
3.1 方法.....	29
3.1.1 取得データの前処理.....	29
3.1.2 木構造の推定	34
3.1.3 骨格情報を用いた構成部位の推定.....	38
3.2 結果と考察.....	39
3.2.1 各工程の性能評価	40
3.2.2 処理速度の評価.....	51
3.3 結論.....	52
第4章 果樹の三次元構造情報を用いたロボットアームの動作計画	53
4.1 方法.....	54
4.1.1 2つの動作方式.....	54
4.1.2 ロボットアーム動作計画の概要	55
4.1.3 ロボットアーム動作のための事前準備.....	56
4.1.4 各せん定位置におけるエンドエフェクタの姿勢最適化.....	59
4.1.5 ロボットアームの軌道計画	61
4.1.6 エンドエフェクタカメラを用いた位置補正	63
4.1.5. 実験の設定.....	66
4.2 結果と考察.....	67
4.2.1 作業精度の評価.....	67
4.2.2 サイクルタイムについての評価	71
4.2.3 軌道計画手法の評価.....	71
4.2.4 エンドエフェクタカメラを用いた位置補正システムの評価.....	72
4.3 結論.....	74
第5章 電動ロボットの作業計画最適化.....	76
5.1 方法.....	76
5.1.1 作業手法の定義.....	76

5.1.2 最適化問題として定式化.....	77
5.1.3 階層型遺伝的アルゴリズムを用いた作業計画の生成	82
5.2 結果と考察	85
5.2.1 単一ロボットに対する作業計画の生成.....	85
5.2.2 複数ロボットに対する作業計画の生成.....	90
5.3 結論.....	92
第 6 章 結論	94
参考文献	96

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方から温かいご支援とご協力を賜った。まず、北海道大学大学院農学研究院ビークルロボティクス研究室の野口伸教授には、実験や論文執筆といった研究活動の指導のみならず、研究者としての心構えや学問に向き合う姿勢に至るまで多大なご助言をいただいた。ここに深く感謝の意を表する。さらに、生物生産応用工学研究室の石井一暢准教授、ビークルロボティクス研究室楊亮亮准教授、オスピナ・リカルド助教授、退職された岡本博史准教授には、研究の進捗と共に複雑化していくロボットシステムの設計や運用に関して、ハードウェア・ソフトウェア両面で技術的なアドバイスと多大な支援をいただいた。加えて、山崎歓友特任助教授には、学生時代から現在に至るまで、同じ現場で作業をご一緒させていただき、研究者としての模範を示していただいた。その姿勢は私にとって大きな指針となり、研究活動を続けるうえでの励みとなった。ここに心より感謝申し上げる。また、チームとして共に活動した川向君にはロボットシステムの基礎開発において多大な協力をいただき、西尾君とは初めて実用的に動作するシステムの開発を共に進めることができた。彼らの貢献は本研究の進展に不可欠であった。ここに深く感謝の意を表する。さらに、現在作業を共にする修士課程 1 年の淡川君、学士課程 4 年の棚橋君には、今後のチームを担う存在として大いに期待したい。最後に、技術職員の佐藤さん、市川さん、立邊さん、尾島さん、和田さんには、技術的なご指導のみならず、実験の準備・遂行に至るまで多大なご支援をいただいた。日々の研究活動を円滑に進めることができたのは、皆様の献身的なご協力のおかげであり、ここに深く感謝申し上げます。

図の一覧

Figure 1 ブドウ栽培における作業別労働時間の占める割合	2
Figure 2 プレプルーニングマシン	4
Figure 3 せん定前後のブドウ樹の様子	4
Figure 4 対象圃場の様子	12
Figure 5 開発したロボットの外観.....	13
Figure 6 開発したはさみ状エンドエフェクタ	16
Figure 7 ベースカメラの画角とロボットアームのリーチの関係	20
Figure 8 ハードウェアの構成図	21
Figure 9 ROS ノードの構成図.....	24
Figure 10 ブドウ樹の樹体構造推定のためのワークフロー	28
Figure 11 ロボットアーム座標系とカメラ座標系の関係	32
Figure 12 誘引用ワイヤと結果母枝高さの推定手法.....	34
Figure 13 ブドウ樹の樹体構造を表現するための木構造	35
Figure 14 提案するコスト関数の概念図	36
Figure 15 「結果枝付け根からの距離」に対する「芽の番目」の分布.....	39
Figure 16 信頼度フィルタの効果	41
Figure 17 データ前処理における点群の変化	44
Figure 18 木構造の推定結果	45
Figure 19 パラメータによる最小全域木の変化.....	47
Figure 20 オクルージョンが発生した領域の評価	48
Figure 21 係数 α と <i>Precision</i> の関係	49
Figure 22 芽の分布モデルのための混同行列	51
Figure 23 ロボットアーム制御のワークフロー.....	56
Figure 24 せん定位置の巡回順.....	58
Figure 25 可視化したブドウモデルとせん定後にモデルが更新される様子.....	58
Figure 26 枝切断時の姿勢決定手法.....	60
Figure 27 台形状の軌道計画	63
Figure 28 エンドエフェクタに搭載したカメラを用いた位置補正機構	66

Figure 29 失敗要因の内訳.....	69
Figure 30 芽数制御の結果.....	70
Figure 31 各軌道計画手法による成功率とサイクルタイムの比較.....	72
Figure 32 エンドエフェクタ位置補正機構の性能評価	74
Figure 33 供試圃場の三次元マップとロボットの走行経路	77
Figure 34 作業計画を再構成するためのフローチャート	80
Figure 35 2 種類の旋回手法.....	81
Figure 36 LGA を用いた作業計画生成のためのフローチャート	83
Figure 37 各層で符号化された遺伝子	84
Figure 38 LGA 実行時における適応度収束の様子	86
Figure 39 下位層 GA を無効化した場合の実行結果との比較	87
Figure 40 生成された作業計画の様子	89
Figure 41 生成された作業計画を実行するロボットの軌跡	89
Figure 42 複数ロボットに対する作業計画を LGA によって生成した際の収束の様子	90
Figure 43 ロボットの台数と総作業時間の関係.....	91
Figure 44 ロボットの台数と各ロボットが負担する作業時間の関係.....	92

表の一覧

Table 1 移動プラットフォームの諸元	14
Table 2 航法センサの諸元	15
Table 3 自律走行用シングルボードコンピュータの諸元	15
Table 4 ロボットアームの諸元	16
Table 5 ビジョンシステム構成機器の諸元	18
Table 6 メイン処理用コンピュータの諸元	22
Table 7 結果母枝及び番線の高さ推定精度	44
Table 8 「結果枝付け根からの距離」と「芽の番目」の関係	50
Table 9 各工程における処理速度の一覧 (ms)	52
Table 10 YOLO の性能	65
Table 11 2つのせん定方式におけるサイクルタイムの比較	71
Table 12 ロボットモデルに用いたパラメータ	85
Table 13 総当たりによって得られた作業計画との比較	85
Table 14 LGA によって生成された作業計画	88
Table 15 複数ロボットに対する作業計画を生成した場合の総作業時間について提案 手法と焼きなまし法で比較した結果	90

記号の一覧

第 3 章及び第 4 章で用いられる記号の一覧

Parameters and variables	Description
x, y	2D coordinate
X, Y, Z	3D coordinate
i, j, k, n, m	Natural number
K	Intrinsic matrix of the camera
R	Extrinsic matrix of the camera (pose matrix)
$I(x, y)$	Image
w, h	Width and height of image
f_x, f_y	Focal length
c_x, c_y	Optical center
r	Rotation matrix
p	Transformation vector
P	Point cloud
$\mu(x, y)$	Average value of $I_{depth}(x, y)$
$\sigma(x, y)$	Standard deviation of $I_{depth}(x, y)$
$S_{confidence}(x, y)$	Confidence score at (x, y)
$\tau_{confidence}$	Threshold of the confidence filter
$\tau_{distance}$	Threshold of the binarization
X_r, Z_r, Z_r	3D coordinates in the robot coordinate frame
X_c, Z_c, Z_c	3D coordinates in the camera coordinate frame
P_r	Point cloud in the robot coordinate
P_c	Point cloud in the camera coordinate
P_r'	Extracted point cloud
P'	A point cloud obtained by merging point clouds from Camera 1 and 2
ε_{voxel}	Voxel size for Voxel Filter
ε_0	Scan step size along the Z-axis
ε_1	Height of each evaluation region

u_i	Bottom boundary of the i -th evaluation region
δ	Histogram of evaluation values along the Z-axis
τ_{OTSU}	Threshold value determined by Otsu's method for separating δ into two regions
$\hat{Z}_{cordon}, \hat{Z}_{wire}$	Estimated Z value of the cordon and wire
P''	Pre-processed point cloud
G	Undirected graph
V	Nodes
E_{graph}	Edges for undirected graph
φ	3D Vector from parent node
ω	Type of node
w	Weight of edge
$\tau_{nearest}$	Threshold for generating undirected graph
r_i	Distance between v_i and v_i 's child nodes
ΔZ_i	Increase in Z values from v_i to v_i 's child nodes
$\theta_{i,j}$	Angle between the vectors φ_i and φ_j
$\tilde{r}_{i,j}$	Scaled value of r_i
$\widetilde{\Delta Z}_{i,j}$	Scaled value of ΔZ_i
$\tilde{\theta}_{i,j}$	Scaled value of $\theta_{i,j}$
C	Cost function of compute weight
α	Coefficient of C
T_v	Tree with v as the root node
E_{tree}	Edges for tree
S_{tree}	Sum of the edge costs of the tree
T^*_v	Minimum spanning tree with v as the root node
E^*_{tree}	Edges for minimum spanning tree
τ_{cordon}	Threshold for deciding node types
d_i	Distances between cordon and i th bud

第 5 章で用いられる記号の一覧

Parameters and variables	Description
g	Gravity acceleration

M_v	EV robot's mass not including sprayer unit
M_0	Initial mass of the EV robot
V_0	Spray tank capacity
E_0	Battery capacity
P_s	Energy consumption of sprayer unit
Q_s	Spraying volume per minutes
γ	the specific gravity of pesticide relative to water
θ	Average slope angle of a path
C_r	Rolling resistance coefficient
η	Recharging efficiency of the battery
ρ	Turning radius of the EV robot
D_W	Work path length
D_R	Path length for replenish
D_T	Path length for transfer
v_W	Work speed of the EV robot
v_T	Transfer speed of the EV robot
w_i	Length between i-1-th to i-th path
T_d	Distance conversion value of the dead-time in headland turning
V_R	Remaining of pesticide
E_R	Remaining of battery
Q_R	Refill volume per minutes
P_R	Output of charger

略語の一覧

GPS	Global Positioning System
GNSS	Global Navigation Satellite System
LiDAR	Light Detection and Ranging
ECU	Electric Control Unit
CAN	Controller Area Network
RTK-GNSS	Real Time Kinematic Global Navigation Satellite System
IMU	Inertial Measurement Unit
ToF	Time of Flight
ROS	Robot Operating System
MST	Minimum Spanning Tree
TP	True Positive
FP	False Positive
mAP	mean Average Precision
AI	Artificial Intelligence
GA	Genetic Algorithm
TSP	Traveling Salesman Problem
STSP	Symmetric Traveling Salesman Problem
ATSP	Asymmetric Traveling Salesman Problem

第 1 章 序論

1.1 果樹生産の現状と課題

日本では、気候や土地条件の多様性を背景として、多種多様な果実の生産が行われてきた。戦後、国内の果実生産量は大幅に増加し、1979 年に 685 万トンでピークを迎え、現在は減少傾向にある(農林水産省, 2025)。一方で、消費者需要に対応した高品質化が進展し、生産額は増加傾向を示している。2023 年の果実産出額は 9,590 億円に達し、農業総産出額の約 1 割を占めている。品目別では、ブドウ (2,068 億円)、うんしゅうみかん (1,733 億円)、りんご (1,730 億円) が果実産出額の過半を占めており、果樹産業が日本農業において重要な地位を占めることを示している。

しかし、こうした果実生産は労働集約的な作業に大きく依存している。果樹園における農作業には、防除や草刈りといった一定の機械化が進んだ作業だけでなく、芽かきや整枝・せん定・摘果・収穫など機械化が困難な作業が含まれる。2023 年に農林水産省が実施した調査によるブドウ栽培における 10 a 当たりの作業時間割合を Figure 1 に示す。調査結果からは、耕うん・施肥や除草・草刈りといった機械化可能な作業に比べ、手作業を必要とする作業に多くの時間が割かれていることが明らかである。以上の状況から、果樹栽培は長時間労働と低い労働生産性という構造的課題を抱えていることがわかる。

加えて、果樹生産者の減少と高齢化は深刻な問題である。2020 年時点で果樹販売農家は約 17.3 万戸であり、10 年前から約 28%減少しているだけでなく、経営者の 80%以上が 60 歳以上を占めており、急速に高齢化が進展している。これらの状況は、果樹産業の持続可能性に大きな影響を及ぼす要因となっている(農林水産省, 2025)。

したがって、今後の果樹産業の維持・発展には、省力化と効率化を通じた労働生産性の向上が不可欠である。

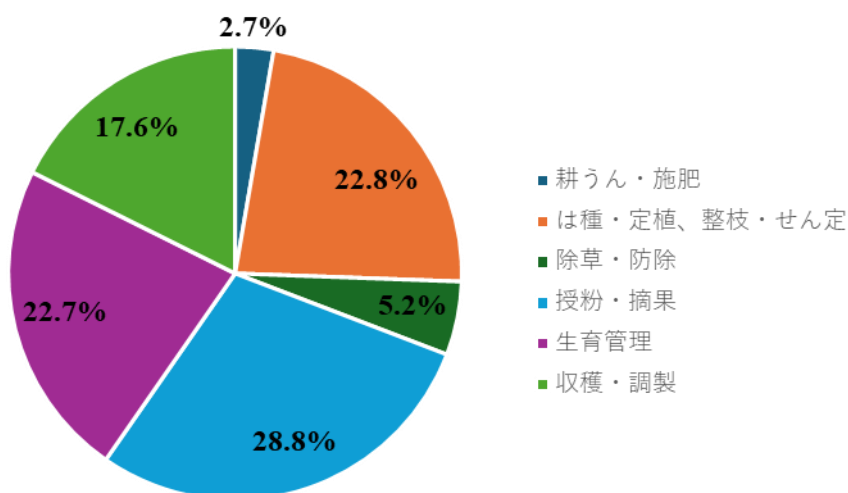


Figure 1 ブドウ栽培における作業別労働時間の占める割合

国際的な動向としても、果樹産業は共通の課題に直面している。近年、全世界の果実生産量は年間 8 億トンを超え、中国が最大の生産国である一方、欧州や米国では気候変動や生産コストの上昇により供給が減少している (Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2024)。さらに、消費者の嗜好変化に伴い、健康志向や持続可能性を重視した果実需要が拡大しており、環境負荷の低い生産方法や自動化技術の導入が世界的に求められている。

このように、果樹産業の持続可能性確保は国際的にも重要な研究テーマとなっている。こうした課題の中、本研究では醸造用ブドウのせん定作業の自動化に着目した。せん定は果樹の収量や品質を直接的に左右する基幹的な工程であり、機械化が困難なため依然として人力に大きく依存している。次節でせん定作業の役割とその技術的特徴について詳しく述べる。

1.2 せん定作業の役割

ブドウ栽培におけるせん定作業は、樹体の生理状態を制御し、安定した果実生産を実現するための基幹的管理技術である。多年生作物であるブドウは、無制限に伸びるを伸長させる性質を有するため、適切なせん定を行わなければ樹冠構造が過密化し、光環境の悪化や病害発生リスクの増大を招く。せん定は、これらの問題を未然に防ぐとともに、枝の配置を最適化することで、樹体の栄養生長と生殖生長のバランスを適正化し、樹体への過度な負担を避けつつ安定した収量を確保する。

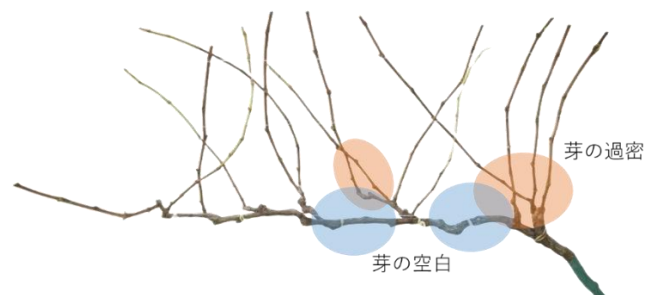
具体的には、冬季に実施される休眠期せん定における樹体の骨格形成と芽数調整が中心的な役割を担う。実作業においては、まず専用の作業機（Figure 2）でブドウを一定の高さで切り揃えたのち、作業者が一本ずつ手作業で枝を切除する。次年度に残した花芽から新梢が伸び果実をつけるため、せん定の際には芽の「過密」や「空白」を避けて芽を等間隔に分布させることが重要である（Figure 3）。

ブドウ栽培における枝の切除方法は、代表的な手法として短梢せん定、長梢せん定、そして枝を基部から除去する方法が挙げられる。短梢せん定は、前年枝を 3 芽程度残して切除する方法である。短梢せん定により結果位置が樹幹近くに集中し、樹体管理が容易になる。これに対し、長梢せん定は前年枝を 8 から 15 芽程度残す方法である。長梢を展張することで結果位置を広く確保するだけでなく、老化した結果母枝の更新という意味合いを持つ。さらに、老化した結果母枝や過年枝、過密化した結果枝は根元から除去し、樹冠構造を再構築する。これにより新梢の発生を促し、樹体の長期的な生産性維持が可能とする。これら 3 種のせん定手法は、品種特性、樹体の生育段階、栽培方式に応じて使い分けられ、樹体生理と収量・品質を総合的に制御するための基盤技術を構成している。

以上のように、せん定作業は単なる枝の切除ではなく、樹体生理、光環境、病害管理、収量・品質制御を総合的に調整する高度な栽培技術である。その適否は生産性に直結するため、科学的知見に基づく体系的な管理が求められる。



Figure 2 プレプルーニングマシン



(i) せん定前のブドウ樹の様子



(ii) せん定後のブドウ樹の様子

Figure 3 せん定前後のブドウ樹の様子

1.3 せん定作業自動化の現状と課題

せん定作業の自動化に向けた手段の一つとして、モバイルマニピュレータシステムの導入が挙げられる。モバイルマニピュレータシステムは移動体とロボットアーム

ムが統合されたシステムで、移動プラットフォームが有する空間的自由度と、ロボットアームによる精密な操作性を組み合わせることで、広範囲の作業領域を確保しつつ、対象物に対して高精度な操作を実現できる点に特徴がある。特に近年、コンピュータ処理能力やアクチュエータ性能の飛躍的向上を背景として、モバイルマニピュレータを農業分野に応用した研究が急速に発展し、国内外で注目を集めている (Adamides et al., n.d.; Gao et al., 2023; Hayashi et al., 2010; Hu et al., 2022; T. Li et al., 2023; Roshanianfard et al., 2019; Yang et al., 2024; Yuan et al., 2009)。

モバイルマニピュレータシステムを構成する主要技術は、自律移動、環境認識、およびロボットアームの操作に大別される。

農業分野における自律移動技術は、1990 年代に米国の Global Positioning System (GPS) が民間利用へ開放されたことを契機として急速に発展し、農業分野においても自動走行トラクタや作業ロボットの基盤技術として広く普及している (Kise et al., 2001)。特に衛星測位を活用した自律走行技術は高い測位精度と汎用性を有することから、現在では農業ロボット分野におけるデファクトスタンダードとして位置づけられている。さらに近年では、衛星測位が利用困難な環境下における自律航法が注目されており、ビジョンシステムや Light Detection and Ranging (LiDAR) を用いた自己位置推定や自律航法に関する研究が活発に進められている (Bayar et al., 2015; Saha & Noguchi, 2025; Usu et al., 2025)。

環境認識技術には、ロボットが作業対象とする環境を認識し、作業に必要な情報を抽出する機能が求められる。せん定作業の自動化を想定した場合、環境認識に求められるのは、作業対象である樹体構造の解析と、適切なせん定位置の決定である。果樹のせん定には果樹種や品種ごとに指標が定められており、一般に枝の長さや太さ、せん定後に残す芽数などが基準として用いられる。これらの指標に基づくせん

定を実現するためには、樹体構造を高精度に解析し、データ化する必要がある。これまでにも視覚センサを用いて果樹を撮影し、点群処理や機械学習によって樹体構造を推定する研究が多数報告されている。Churuvija et al., (2025)や Silwal et al., (2021)はステレオビジョンを用いて複数視点からブドウ樹を撮影し、高精細な三次元モデルを構築した。また、Gentilhomme et al. (2023)は骨格検出アルゴリズムを応用してブドウ樹の骨格推定を行い、高い精度を示した。さらに、深層学習の一手法であるグラフニューラルネットワークを用いて樹体構造を推定した例(Fourie et al., 2021)や、枝の長さ・直径・角度などの幾何情報を精密に推定した研究も報告されている(Tabb & Medeiros, 2017; Williams et al., 2023)。せん定位置の決定に関しては、データ化された樹体構造を基に最適化する手法が提案されている(Corbett-Davies et al., 2012a)。

ロボットアームの操作においては、環境認識によって得られた情報を用いて、ロボットアームの動作計画や制御を実施する。せん定の場合、環境認識によって得られた樹体構造情報を基に、樹体との接触を回避しつつ安定したマニピュレーションを実現することが求められる。特に複雑な樹冠内部での作業を想定すると、障害物回避を含む軌道生成のみならず、切断作業に適したエンドエフェクタ制御の高度化が不可欠である。これまでに、りんご、ブドウ、チェリー、かんきつ類、ライチなど多様な果樹を対象とした研究が行われている(Zahid et al., 2021)。特に You et al., (2020) は果樹せん定における動作計画手法を体系化し、汎用的なせん定ロボットフレームワークを提案した。

さらにこの 3 つの要素技術の研究・開発に留まらず、これらを統合したロボットシステムにより、実際にブドウのせん定作業を実施した例も報告されている。Botterill et al., (2017)は果樹を跨ぐ大型モジュール内に複数の単眼カメラを配置し、ブドウ樹の三次元モデリングとせん定を試みた。Vision-Robotics Corporation (2015)は同

様の大型モジュールをトラクターで牽引し、せん定作業を実施した。また、Silwal et al. (2021)は移動プラットフォーム上に並進 1 自由度アクチュエータと 6 自由度ロボットアームの組み合わせによる 7 自由度ロボットシステムを搭載し、自律移動とロボットアームによるせん定を実現している。

これらの研究の多くは、視覚センサの安定性を確保するために夜間あるいは遮光環境といった光環境を制御した条件下での運用を前提としており、屋外の自然光下における汎用的な適用には依然として大きな制約が存在する。自然光環境では、太陽光の強度変動、影の移動、反射光などが画像品質に直接影響し、深度推定や特徴抽出の信頼性を著しく低下させる要因となる。

さらに、既存手法はロボットアーム動作の直前に取得した環境情報に依存して動作を計画するシステム構成を前提としており、動作中の接触や風による枝の揺動、枝の切除に伴う樹体構造の変化、センサ固有の測定誤差、さらにはカメラパラメータのキャリブレーション誤差といった環境の不確実性に対して十分な頑健性を備えていない。これらの不確実性に適応できない場合、樹体モデルと実環境との乖離が生じ、せん定位置の決定精度やロボットアームの軌道生成に深刻な影響を及ぼす可能性が高い。

加えて、果樹の枝は細く複雑に交差・重畳するため、遮蔽による点群の欠損（オクルージョン）が頻発し、視覚センサによる完全な三次元再構成の大きな制約となっている。これに対し、先行研究では近距離かつ複数視点からの撮影により高解像度化とオクルージョン低減を図った例も見られるが(Silwal et al., 2021; Williams et al., 2023)、撮影に時間を要するため、作業精度と作業効率の間にトレードオフが存在する。

以上の要因が複合的に作用する結果、現時点では、屋外環境において汎用性と安定性を同時に満たすセン定作業用モバイルマニピュレータシステムの実用化には至っておらず、依然として克服すべき技術的課題が残されている。

1.4 農業ロボットに関する電動化の現状と課題

さらに、開発したロボットを実用化していくためには、車両の自律走行、ロボットアームの制御や環境認識のためのセンサ処理といった要素技術の発展だけでなく、それらを搭載する移動体の持続的な運用が不可欠である。近年注目される電動農用車両(John Deere, 2025; Kubota, 2024; KUBOTA Corporation, 2020; Monarch Tractor, 2025)は、環境負荷の低減に加え、燃料不要で構造が単純であることから燃料費およびメンテナンスコストを削減できるという利点を有する。さらに、内燃機関車両と比較して振動や騒音が少なく、センサや精密機器の安定性を確保しやすい点、バッテリーから直接電力供給が可能で制御系統設計が容易である点、電気モーターが低速域から最大トルクを発揮できるため精密な動力制御が可能である点など、モバイルマニピュレータシステム開発において多くの技術的優位性を備えている。

一方で、電動車両には航続距離や作業機への出力供給能力に制約があり、特に果樹園のような傾斜地ではエネルギー消費が大きく変動する。また、モバイルマニピュレータシステムは、ロボットアームの動作に多大な電力を要するだけでなく、アームやセンサを搭載することで車両重量が増加し、傾斜地走行時のエネルギー消費はさらに増大する。このため、電動車両の性能を最大限に引き出すには、走行経路の巡回順や充電を考慮した作業計画の最適化が不可欠となる。

こうした作業計画問題は Vehicle Routing Problem (VRP) と呼ばれ、複数地点を最適な順序・ルートで訪問することで総移動距離やエネルギー消費、時間等を最小化することを目的した問題として定義されている。既往研究では、複数車両の作業計

画最適化、協調作業、収穫ロボットと運搬ロボットの連携、車両性能を考慮した作業時間最適化などが報告されている(S. Li et al., 2023; Noguchi, 1999; Romero Schmidt & Auat Cheein, 2019; Surekha P & Sumathi, 2011; Utamima & Djunaidy, 2022; Vahdanjoo et al., 2024)。しかし、いずれもトラクタを対象としたケーススタディであり、作業中の充電を考慮したスケジューリング問題に取り組んだ研究例は多くない。今後の実用化に向けて、この課題に取り組むことが不可欠である。

1.5 本研究の目的

以上に述べたように果樹生産におけるせん定作業は、栽培体系において基幹的な作業のひとつである一方、高度な技能を要する労働集約的作業である。農業従事者の減少や高齢化が進展する状況で、せん定作業の自動化は果樹産業の持続性を確保するために喫緊の課題となっている。本研究では、果樹栽培における労働負担の軽減と作業効率の向上を図ることを目的として、醸造用ブドウ栽培を対象としたせん定作業のためのモバイルマニピュレータシステム、すなわちせん定ロボットシステムを開発する。本研究では、以下の 4 つの具体的目標を設定する。

1. ロボットシステムの構築
2. 外光に依存しない高速・高精度な樹体構造推定手法の開発
3. 樹体構造情報に基づく不確実環境下でのロボットアーム操作
4. 電力消費や補給を考慮した作業計画最適化アルゴリズムの設計と評価

これらの目標を通じて、樹体構造推定とロボットアームによるせん定動作を統合し、実環境において自律的にせん定作業を遂行できるロボットシステムの実現を目指す。さらに、移動体の電力消費および充電を考慮した作業計画の最適化にも取り組み、持続的に運用可能なせん定ロボットシステムの基盤構築を図る。最終的には、

果樹栽培の完全自動化に向けた技術的基盤を確立し、果樹産業における労働生産性の向上と持続可能性の確保に寄与することを目指す。

1.6 論文構成

本論文は、果樹せん定作業の自動化を目的としたロボットシステムの開発および評価に関する研究成果を体系的にまとめたものである。以下に第 2 章以降の構成を示す。

第 2 章では、本研究で構築したロボットシステムの概要を述べる。まず、対象とする圃場および栽培方法の特徴を整理したのち、移動プラットフォーム、ロボットアーム、ビジョンシステムから構成されるハードウェアの詳細を示す。続いて、自律走行ノード群、せん定ノード群、統合ノードから成るソフトウェア構成を説明し、システム全体の設計思想を明確化する。

第 3 章では、樹体構造推定システムの開発について述べる。ここでは従来の研究者が課題としてきた屋外の自然光下における運用や、作業精度と速度のトレードオフといった課題に対して取り組んだ。データ取得および前処理、樹体構造推定、骨格情報に基づく構成部位推定の各手法を順に説明し、さらに精度検証および処理時間評価を通じて提案手法の有効性を議論する。

第 4 章では、果樹の三次元構造情報を利用したせん定ロボットシステムの開発について述べる。環境の不確実性への適応を目的としてロボットアームの動作方式、エンドエフェクタ姿勢決定、軌道計画、エンドエフェクタ搭載カメラによる位置補正機構など、各要素技術を開発した。実験環境を整理したうえで、ロボットの動作性能、軌道計画手法の妥当性、エンドエフェクタ搭載カメラを用いた位置補正機構の有効性を評価し、成果を総括する。

第 6 章では、電動ロボットの作業計画問題を一般化し、重量変化を伴う複数台電動ロボットに対する作業計画最適化手法を検討する。作業手法の定義を通じて問題の定式化を行い、単一ロボットおよび複数ロボットに対する作業計画生成手法を示す。さらに、ロボット運用・設計問題への応用可能性を議論し、得られた知見を総合的に考察する。

第 7 章では、本研究の成果を総括するとともに、今後の展望を示す。

以上の構成により、本論文は、ブドウ樹せん定作業の自動化に向けたロボットシステムの開発を、基礎的背景からシステム設計、樹体構造推定、ロボットアームによるせん定、さらにはロボットの作業計画最適化に至るまで一貫して論じるものである。

第2章 システム構成

本章では、本研究で開発したせん定ロボットの適用対象となる圃場や栽培体系の説明、ハードウェアおよびソフトウェア構成について述べ、設計思想とシステム統合の概要を示す。

2.1 供試圃場の栽培体系

実験は北海道浦臼町に位置する鶴沼ワイナリー及び北海道仁木町に位置する後志ヴィンヤードで実施した。当該圃場は機械化に適した垣根仕立てを採用しており、樹列幅は 2.5 m、植栽間隔は 1.5 m 程度となっている。品種はロンド及びケルナーである。

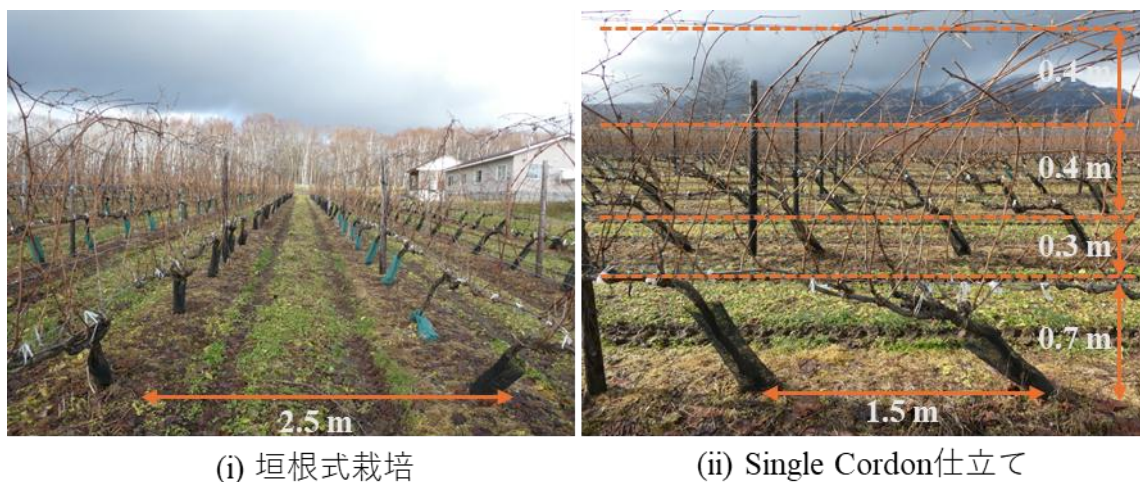


Figure 4 対象圃場の様子

仕立て方式は Single Cordon と呼ばれ、ブドウ樹の幹から片側に一本の結果母枝を水平方向に誘引し、その結果母枝上に短梢を一定間隔で配置する整枝法である (Figure 4)。本仕立て手法は、垣根栽培に適した簡潔な樹形を形成することを目的としており、ワイン用ブドウ栽培において広く採用されている。誘引用のワイヤは合計 4 本設置されており、それぞれ地面から 0.7 m、1.0 m、1.4 m、1.8 m の位置に配

置される。省力化の観点から、結果枝はワイヤに沿って誘引せず、巻きひげが自然にワイヤへ絡みつくことで支持されている。

2.2 ハードウェア構成

Figure 5 に開発したロボットの全体像を示す。ロボットは4輪車両の移動プラットフォーム上にロボットアームとビジョンセンサ、これらを制御するコンピュータを搭載し、モバイルマニピュレータシステムとして構成されている。以下にそれぞれの構成機器について説明する。

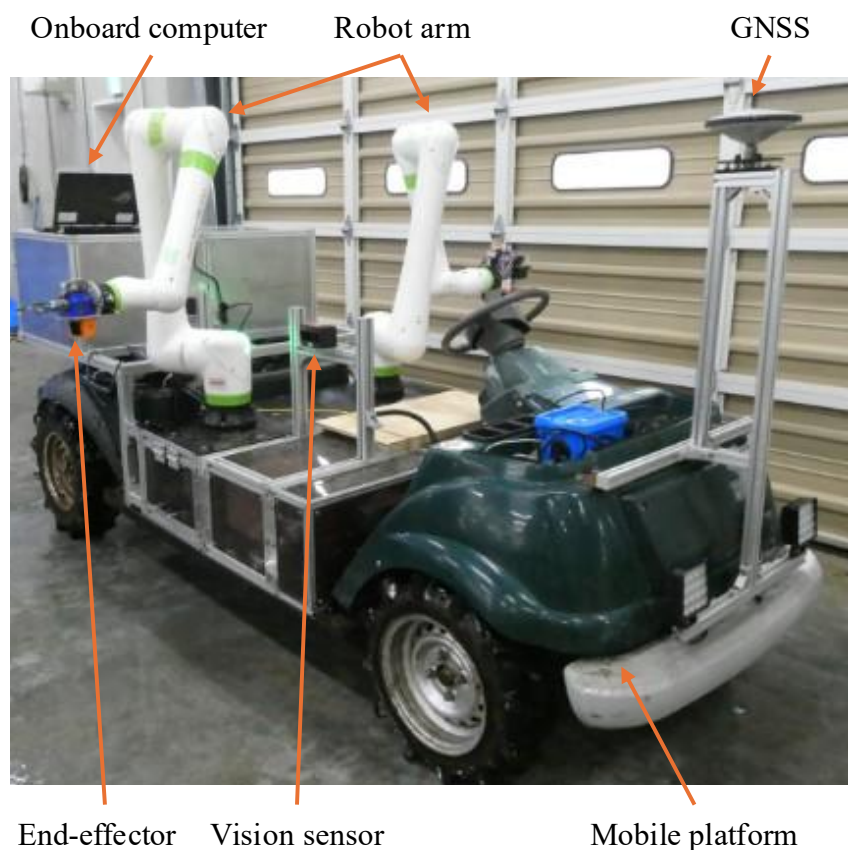


Figure 5 開発したロボットの外観

2.1.1 移動プラットフォーム

移動プラットフォームはゴルフカートを基盤とし、ハイブリッド車のモーターユニットを走行系に転用した電動車両である。車両は Controller Area Network (CAN)を

介してモーターのトルク制御や操舵角指令が可能である。車両には航法センサとして Real Time Kinematic Global Navigation Satellite System (RTK-GNSS) と Inertial Measurement Unit (IMU) を搭載した。また、自律走行用シングルボードコンピュータを内蔵し、各航法センサや CAN に接続することで自律移動プラットフォームとして構成した。移動プラットフォームを構成する機器の主要諸元を示す。

Table 1 移動プラットフォームの諸元

Name	Description
Mass	850 kg
Overall length	3.0 m
Overall width	1.4 m
Maximum motor output	45 kW
Maximum motor torque	169 Nm
Drive system	Rear Wheel Drive
Battery capacity	3.1 kWh
Controllable functions	Switching automatic/manual driving mode, driving torque, steering angle, brake levels
Communication interface	CAN

Table 2 航法センサの諸元

Name	Description
<i>RTK-GNSS</i>	
Model	AsteRx SB3 CLAS (Septentrio, Belgium)
Accuracy RTK	Horizontal: 0.6 cm + 0.5 ppm Vertical: 1 cm + 1 ppm
Communication interface	UART
<i>IMU</i>	
Model	VN100 (VectorNav、USA)
Accuracy	Yaw (Gyro): 2.0° Pitch, Roll: 1.0°
Communication interface	UART

Table 3 自律走行用シングルボードコンピュータの諸元

Name	Description
Model	Orange Pi 5 (Orange Pi, China)
OS	Ubuntu 22.04
CPU	Rockchip RK3588S
RAM	8 GB
Communication interface	GPIO, UART, SPI, I2C, CAN, USB, Ethernet

2.1.2 ロボットアーム

本研究では FANUC 社の協働ロボット CRX-10ia/L を採用した。諸元を Table 4 を示す。本ロボットアームは 6 自由度を有することから、有効リーチ内で任意の姿勢を実現できるため、複雑な樹体構造に対しても柔軟に対応可能である。また、防塵・防水性能に優れており、屋外農業用途にも適している。

ロボットアームの先端には、はさみ状のエンドエフェクタを搭載した。本研究では市販品の電動せん定はさみを基盤として開発した (Figure 6)。開口幅は 40 mm であり、枝の切断に十分な寸法を有する。さらにシリアル通信を介して外部システムと

連携可能なソフトウェアを開発し、外部からの制御信号に応じてはさみの開閉動作を実行可能とした。

Table 4 ロボットアームの諸元

Name	Description
Manufacturer	FANUC (Japan)
Model	CRX-10ia/L
Weight	40 kg
Payload	10 kg
Reach	1419 mm
Degrees of freedom	6
Positional accuracy	± 0.04 mm
Maximum speed (Cooperating mode)	1000 mm/s
Protection	IP67

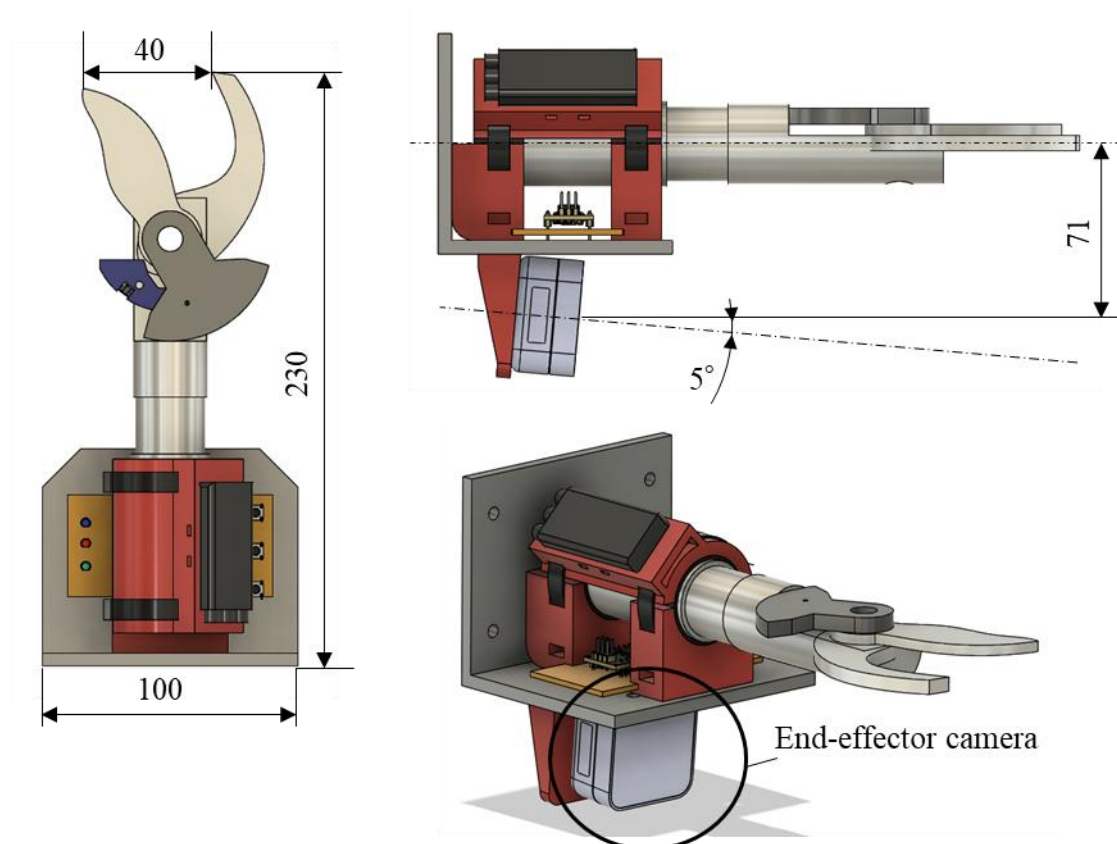


Figure 6 開発したはさみ状エンドエフェクタ

2.1.3 ビジョンシステム

本システムでは、ビジョンシステムとして移動プラットフォームに固定されたカメラ（ベースカメラ）と、エンドエフェクタに搭載されたカメラ（エンドエフェクタカメラ）の 2 種類を適用した。それぞれの諸元を

Table 5 に示す。

ベースカメラは樹体構造の推定を目的として設置した。一度の撮影で樹体全体を撮影するためにロボットアームを挟んで2台搭載している。Figure 7にロボットアームの可動範囲と2カメラの画角及び樹体の位置関係を示した。カメラの設置位置は樹体全体を捉え、かつロボットアームの可動範囲を十分に網羅する設置位置であることがわかる。なお、ベースカメラにはToF (Time of Flight) 方式の深度カメラを適用した。ToF方式では特定の波長を有する光を対象に向けて発射し、その反射光が戻るまでの時間を測定することによって距離を算出する。ToF技術はリアルタイムでの深度情報取得が可能であり、広範囲にわたる測定が適用できるため、多くの実用的な用途に対応している。さらに今回採用したDS77C Proは光源波長が940 nmであり、この波長帯は大気中の水蒸気による吸収が大きい。そのため、太陽光由来の赤外線の影響を受けにくく、屋外環境においても安定した検出が可能である。

エンドエフェクタカメラはステレオ方式のRealsense D405を採用した。本カメラのベースラインは18 mmと短く、近距離での高精度な深度推定に適したモデルである。Figure 6に示すようにエンドエフェクタ本体の下部に設置し、枝に近接した状態で位置や構造を詳細に把握するために利用する。

Table 5 ビジョンシステム構成機器の諸元

	Base cameras	End-effector camera
Manufacturer	Vzense technology (China)	Intel (USA)
Model	DS77C Pro	Realsense D405
Resolution (RGB)	1600x1200	848 x 480
FOV (RGB)	77° x 55°	84° x 58°
FPS (RGB)	30	90
Resolution (Depth)	640 x 480	848 x 480
FOV (Depth)	70° x 50°	84° x 58°
FPS (Depth)	25	90
Depth range	0.15 – 5.0 m	7 – 50 cm
Ranging method	ToF (Wavelength: 940 nm)	Stereo (Baseline: 18 mm)
Protection	IP67	N/A

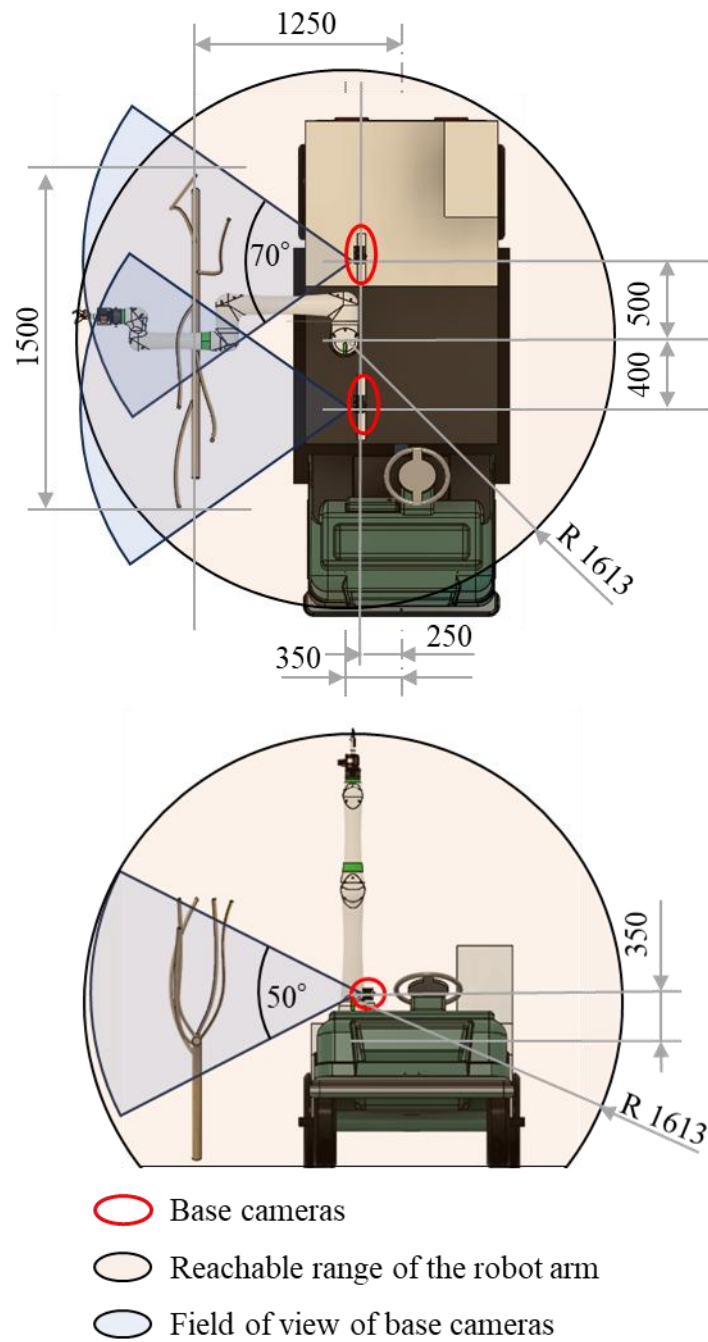


Figure 7 ベースカメラの画角とロボットアームのリーチの関係

なお、ロボットアームの制御および画像処理用のコンピュータとしてはゲーミングコンピュータを搭載した（Table 6）。

2.1.4 機器の接続

以上に示した構成機器は

Figure 8 に示すように接続した。構成機器は主にスイッチングハブを介して接続されることで、各機器間の通信を効率的に管理し、必要に応じて新たな機器を追加する拡張性を備えている。

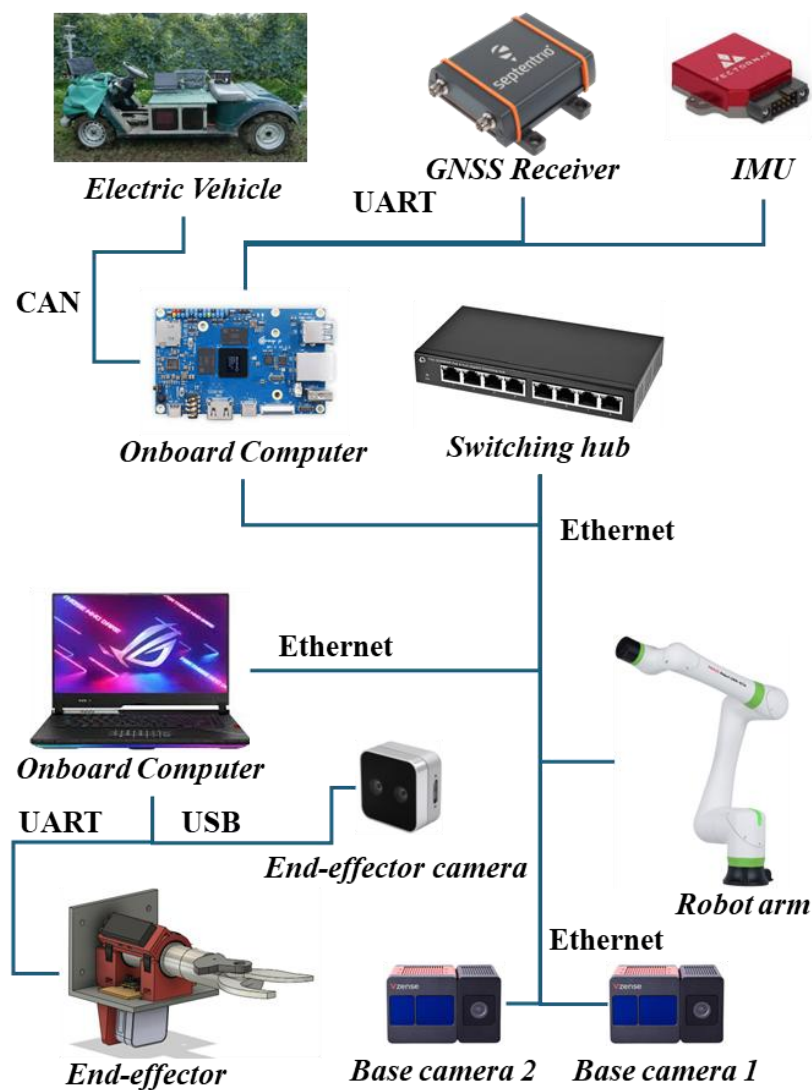


Figure 8 ハードウェアの構成図

Table 6 メイン処理用コンピュータの諸元

Name	Description
Model	ROG Strix Scar 15 (ASUS、Taiwan)
OS	Ubuntu 22.04
CPU	Intel Core i9 12900H
GPU	GeForce RTX 3080Ti
RAM	32 GB
Communication interface	USB、Ethernet、etc

2.3 ソフトウェア構成

本研究におけるロボットシステムのソフトウェア構成は、Robot Operating System (ROS) 2 Humble (Macenski et al., 2022) を基盤とし、Ubuntu 22.04 環境上に構築した。

ROS 2 は分散処理に適したノードベースのアーキテクチャを採用しており、複数の機能を独立したノードとして設計することで、拡張性と保守性を確保している。ROS 2 におけるノード間通信は大きく分けてトピック通信とサービス通信の 2 種類に分類される。トピック通信は非同期型のパブリッシュ／サブスクライブ方式を採用しており、センサデータや状態情報など継続的に更新される情報の伝達に適している。一方、サービス通信は同期型のリクエスト／レスポンス方式を採用し、特定の処理を呼び出す際に利用される。本研究では、走行中に常時更新される位置情報や姿勢情報はトピック通信を用いて伝達し、作業計画の読み込みや自律走行の再開・停止、センド処理の実施やロボットアーム動作計画の実施といった明示的な指令はサービス通信を用いて実現している。本システムでは、Figure 9 に示すように自律走行機能を担うノード群、センド作業を担うノード群、そして両者を統合する統合ノードを設け、全体として一貫した動作を実現している。

2.3.1 自律走行ノード群

自律走行用ノード群は、自律走行ノード、車両ハードウェアドライバノード、IMU ノード、GNSS ノードから構成される。自律走行ノードは GNSS ノードおよび IMU ノードからの情報をトピック通信によって受け取り、Kise et al.(2001)の手法を用いて位置推定と姿勢推定を行いながら、事前に設定された経路に従って走行する機能を有する。経路や経路走行順、作業速度はサービス通信を介して与えることが可能である。また、走行開始や停止といった指令も同様にサービスとして提供される。車両ハードウェアドライバノードは車両の駆動系を制御する役割を担い、CAN を介して車両に指令を送信する。

に示すように供試車両の速度はモーターのトルク制御を介して制御可能であることから、速度制御については車両に生じるピッチ角をフィードバックシステムに組み込んだ(Yamasaki et al., 2025)の手法を用いて実装した。

2.3.2 セン定ノード群

セン定ノード群は、ロボットアームハードウェアノード、カメラノード、樹体構造推定ノード、ロボットアーム動作計画ノードから構成される。セン定作業においては、まずカメラドライバノードがブドウ樹の画像を取得し、トピック通信を介して樹体構造推定ノードに送信する。樹体構造推定ノードはサービス通信を介して動作し、入力された画像から樹体構造を推定する。推定結果としてセン定対象位置が決定され、これが次段階のロボットアーム動作計画ノードに引き渡される。

ロボットアーム動作計画ノードは、樹体構造情報とセン定位置をサービスリクエストとして受け取り、ロボットアームの動作計画を生成する。本研究では、この動作計画の生成に ROS 2 対応の MoveIt フレームワークを利用している。MoveIt は逆運動学計算、軌道計画、衝突回避などの機能を備えており、柔軟なシステム設計が可能である。生成された動作計画はロボットアームハードウェアノードを介してロボ

ットアームに送信され、せん定動作が実行される。これにより、樹体構造に応じた精密かつ安全なせん定作業が可能となる。

2.3.3 統合ノード

統合ノードは、自律走行用ノード群とせん定ノード群を統合し、ロボットシステム全体を一貫して制御する役割を担う。統合ノードは各種サービスを適切に呼び出すことで、走行とせん定の連携を実現する。具体的には、自律走行ノードに対して作業計画を引き渡し、自律走行開始・停止を指令すると同時に、せん定対象となる樹体に到達した際には樹体構造推定ノードを呼び出し、せん定位置を決定する。その後、ロボットアーム動作計画ノードを呼び出し、MoveIt を用いた動作計画を生成してせん定動作を実行させる。この統合ノードの設計により、各機能は独立したノードとして保持されつつ、全体として統合的に動作することが可能となる。この構成は、システムの拡張性を高めると同時に、開発速度の向上、障害発生時の切り分けや再構成を容易にする利点を有している。

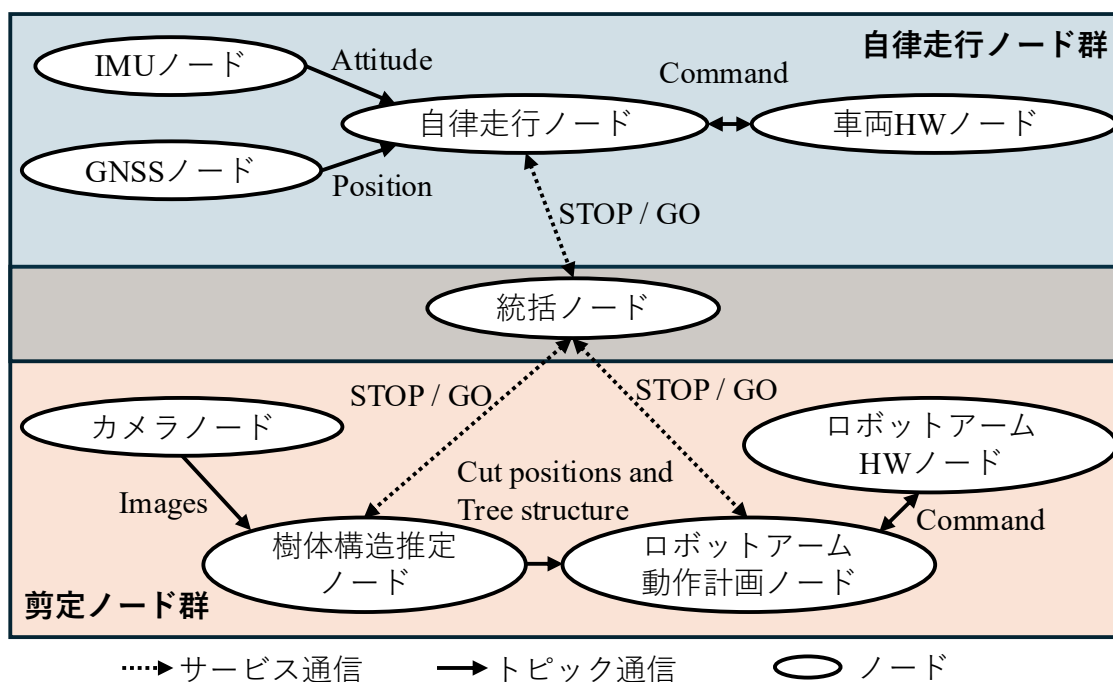


Figure 9 ROS ノードの構成図

2.4 ロボットの運用方法

研究で設計したロボットシステムは、利用者がロボットに作業対象となる圃場の作業計画を与えることで運用される。ロボットは与えられた作業計画に基づいて樹列間を自律走行し、作業対象の樹体前で停止する。停止後、ビジョンシステムを用いて樹体構造を推定し、その結果に基づいてロボットアームが自律的にせん定作業を実施する。作業終了後は自律走行を再開し、次の樹体前まで移動する。この一連の工程を繰り返すことで、圃場全体のせん定作業の自動化を図った。

2.5 結論

本章では、せん定作業の自動化を実現するために必要となる供試圃場の栽培体系、ロボットハードウェア・ソフトウェア設計について述べたうえでロボットの運用方法を定義した。

まず、供試圃場は機械化作業に適した垣根仕立てであり、ロボットが樹列間を安定して走行し、作業対象となる樹体構造を一貫して取得できる環境が整備されていることを示した。

次に、開発したロボットハードウェアは電動 4 輪車両を基盤とし、ロボットアームおよびビジョンセンサを搭載することで、走行・環境認識・アーム操作を単一プラットフォーム上で統合的に実行できる構成とした。このハードウェア設計により、圃場内での移動からせん定動作までを連続的に行うための物理的基盤が確立された。

さらに、ソフトウェア構成としては ROS 2 Humble を基盤とし、自律走行、環境認識、動作計画、アーム制御といった機能を分散ノードとして実装した。MoveIt を用いた逆運動学計算および軌道計画により、樹体周囲の複雑な環境に対しても安全かつ精密なせん定動作が可能となった。また、統合ノードによって走行とせん定が連

携され、ロボットが圃場内で自律的に作業を遂行できるシステムとして機能することを示した。

このように、設計されたロボットシステムは、作業計画に基づく自律走行、樹体構造の推定、ロボットアームによるせん定作業を一連の流れとして統合的に実行できるよう構築されており、本章で示した要素がその基盤を形成している。これらは、次章以降で述べる自律せん定アルゴリズムおよび評価実験を展開するうえでの重要な前提となる。

第 3 章 RGB-D カメラを用いた樹体構造推定システムの開発

本章では第 2 章で示したシステム構成に基づき、車体に固定した 2 台のベースカメラで取得したデータを用いた三次元樹体構造推定手法について説明する。

既往研究では、RGB 画像と機械学習による樹体構造の推定や、深度情報を用いた三次元空間におけるセンサ位置の決定などが提案されている(Fourie et al., 2021; Gentilhomme et al., 2023; Silwal et al., 2021; Williams et al., 2023)。しかし、RGB 画像を基盤とする手法では自然光や背景が処理精度に大きく影響することから、既往研究では、光条件を制御しやすい夜間の運用や、垣根を覆う大型モジュールの利用によって問題解決に取り組んできた。加えて、複雑な枝構造に起因するオクルージョン回避や、広範囲にわたる高解像度情報取得のため、複数視点から樹体を撮影する試みもあるが、処理速度と動作効率の間にトレードオフが生じている。

提案手法では、固定配置した 2 台のカメラによる同時撮影を用いることで、広範囲のデータを瞬時に取得するとともに、オクルージョンに起因する欠損の低減を図った。また、自然光や背景の影響を排除するため、点群処理を基盤とした解析手法を採用した。さらに、樹体構造の推定には階層的な分岐表現が可能なデータ構造の木構造を導入し、高精度な三次元再構築を実現した。

本章ではまず Figure 10 に示すワークフローに沿って各プロセスの詳細を説明する。そして提案手法を実環境に適用した結果を示し、手動による樹体構造解析結果との比較を通じて、推定精度および処理速度について検討する。さらに、先行研究で提案されたシステムとの性能比較を行い、それぞれの長所と短所について議論する。

本章の主な貢献は以下の通りである。

- ロボットによるセン定作業を目的とした三次元ブドウ樹構造推定システムを開発した。
- 複雑な樹形を表現するために、木構造および点群処理を用いてブドウ樹の形態をモデル化した。
- 骨格情報のみに基づく新たなノード分類手法を提案した。
- 実際のブドウ園における評価実験において、本システムは高精度かつ高速な処理性能を示した。

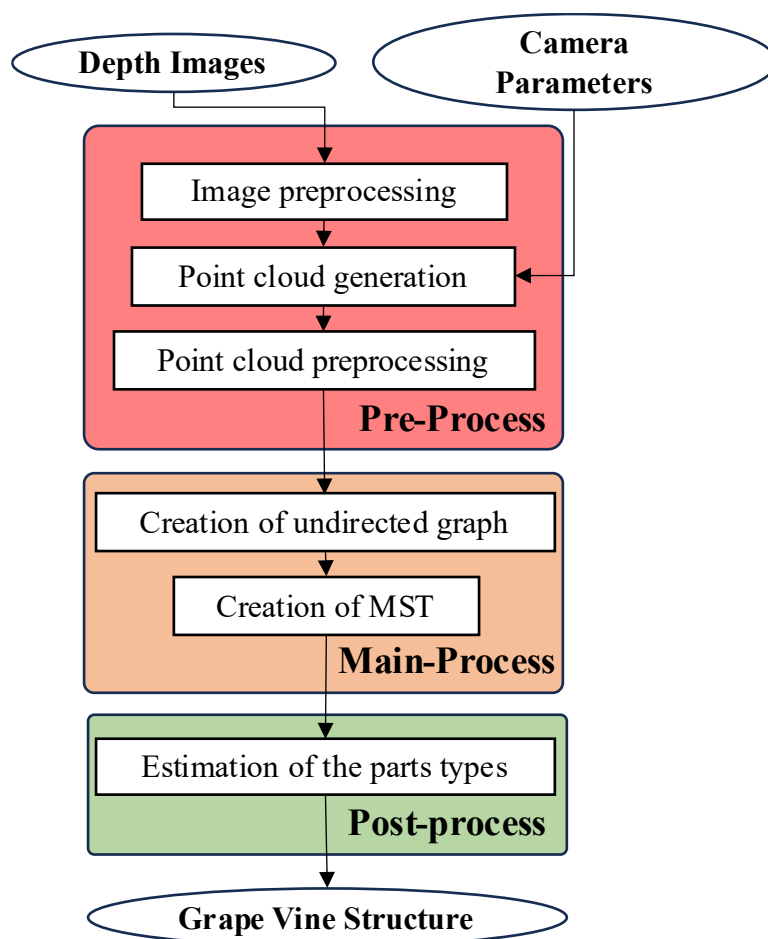


Figure 10 ブドウ樹の樹体構造推定のためのワークフロー

3.1 方法

システムは Figure 10 に示すように、(i) 深度画像の前処理、(ii) 点群の生成、(iii) 点群の前処理、(iv) 無向グラフの生成、(v) 木構造の探索、そして(vi) 果樹の部位推定の 6 プロセスで構成されている。各プロセスを取得データのノイズ除去やダウンサンプリングを行う Pre-Processing、木構造の探索を Main-Processing、さらに得られた木構造からパーツ推定をする Post-Processing に 3 段階に分類した。本節ではこの 3 段階のプロセスについてそれぞれ説明する。

3.1.1 取得データの前処理

ここでは RGB-D カメラから取得したデータからノイズ除去やダウンサンプリングを実施し、木構造の推定における処理負荷の軽減や精度向上を企図した。

まず RGB-D カメラで撮影した深度画像の前処理を行う。深度の推定方式に ToF を利用していることから撮影対象のエッジ部分の深度値にしばしばノイズが混入する。本研究では信頼度フィルタの適用によってこの問題の解決を試みた。

$$\mu(x, y) = \frac{1}{w' \cdot h'} \sum_{x'=x-\frac{w'}{2}}^{x+\frac{w'}{2}} \sum_{y'=y-\frac{h'}{2}}^{y+\frac{h'}{2}} I_{depth}(x', y') \quad (1)$$

$$\sigma(x, y) = \frac{1}{w' \cdot h'} \sum_{x'=x-\frac{w'}{2}}^{x+\frac{w'}{2}} \sum_{y'=y-\frac{h'}{2}}^{y+\frac{h'}{2}} \sqrt{(I_{depth}(x', y') - \mu(x, y))^2} \quad (2)$$

$$S_{confidence}(x, y) = \frac{1}{1 + \sigma(x, y)} \quad (3)$$

$$I'_{depth}(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } S_{confidence}(x, y) < \tau_{confidence} \\ I_{depth}(x, y), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

本研究で提案した信頼度フィルタは任意の領域が含む深度値のばらつきを用いてフィルタリングを行う。まず、Eq. (1)(2)に示すように深度画像 I_{depth} に含まれる任意の

位置 (x, y) を中心とした、任意サイズ (w', h') のパッチに含まれる画素値の平均、標準偏差をそれぞれ $\mu(x, y)$ 、 $\sigma(x, y)$ とした。Eq. (3)に示す信頼度スコア $S_{confidence}(x, y)$ は任意のピクセル (x, y) を中心としたパッチが含有するピクセル値のばらつきを示した値となる。計算値を用いて Eq. (4)に示す閾値処理を施し、信頼度の低いピクセルをゼロ埋めした。

次に処理された深度画像に対して細線化処理を施し、情報量の削減とノイズ除去をした。まず Eq. (5) のように一定の閾値 $\tau_{distance}$ によって深度画像を二値化した。 $\tau_{distance}$ は果樹とそれぞれのカメラとの距離から決定される値である。そして二値化画像を Eq. (6)で T. Y. Zhang & Suen (1984)の方法を用いて細線化し、 I'_{depth} に対してマスク処理を適用した。

$$I_{bin}(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } I'_{depth}(x, y) \geq \tau_{distance} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$I''_{depth} = I_{thin}(x, y) \cdot I'_{depth}(x, y) \quad (6)$$

以上のように処理された深度画像 I''_{depth} から、それぞれのカメラが有する内部パラメータと外部パラメータを用いて点群を生成した。一般にピンホールカメラを用いると三次元点群 P は、幅、高さがそれぞれ w 、 h の深度画像 $I_{depth}(x, y)$ 、カメラの内部パラメータ行列 K 及び外部パラメータ行列 R を用いて次のように表される。

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} r_{3 \times 3} & p_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$P = \{P_i = r \cdot K^{-1} \cdot I_{depth}(x_i, y_i) \cdot [x_i \ y_i \ z_i]^T + p \mid 0 < x_i \leq w \text{ and } 0 < y_i \leq h\} \quad (8)$$

Equation (7)中の f_x, f_y, c_x, c_y はそれぞれカメラの焦点距離と光学中心を示す。 $r_{3 \times 3}$ 及び $t_{3 \times 1}$ はワールド座標系、つまりロボットアーム座標系とカメラ座標系を変換する回

転行列と並進ベクトルである。本研究では外部パラメータの推定に Yang et al., (2024) の手法を適用した。

$$R = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 & d_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 & d_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 & d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, P_{ri} = \begin{bmatrix} X_{ri} \\ Y_{ri} \\ Z_{ri} \\ 1 \end{bmatrix}, P_{ci} = \begin{bmatrix} X_{ci} \\ Y_{ci} \\ Z_{ci} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$[P_{r1} \quad \cdots \quad P_{ri} \quad \cdots \quad P_{rN}] = R[P_{c1} \quad \cdots \quad P_{ci} \quad \cdots \quad P_{cN}] \quad (10)$$

$$R = P_r P_c^\dagger \quad (11)$$

同一平面に存在しない 4 点以上の三次元空間上の点について、カメラ座標系とロボット座標系においてそれぞれ三次元位置を求めると、2 座標系間の変換は Eqs. (10) のように成り立つ。Equation (10) 中の P_{ri} 、 P_{ci} 、 N はそれぞれロボット座標系における三次元位置、カメラ座標系における三次元位置、点の数を示す。 P_{ri} はロボットアームから直接求まり、 P_{ci} は深度とカメラの内部パラメータ K から求めることができる。Equation (11) のように P_c の逆行列を求めることでカメラの外部パラメータ R が計算できる。

カメラが持つ内部パラメータから生成された点群 P_c^1 、 P_c^2 と推定された外部パラメータ R_1 、 R_2 を用いてロボットアーム座標系の点群 P_r^1 、 P_r^2 が生成できる (Figure 11)。生成された点群 P_r^1 、 P_r^2 は Figure 7 より重複する領域を有する。枝が 2 重に投影される可能性や、点群数の増加に起因する処理負荷を考慮し、Eq. (12) のように領域を定め、Eq. (13) のように 2 点群を重畳し点群 P' とした。

$$\begin{cases} P_r^{1'} = \{p_{1i} = (X_i, Y_i, Z_i) \mid p_{1i} \in P_r^1, 0 \leq X_i\} \\ P_r^{2'} = \{p_{2i} = (X_i, Y_i, Z_i) \mid p_{2i} \in P_r^2, 0 > X_i\} \end{cases} \quad (12)$$

$$P' = P_r^{1'} \cup P_r^{2'} \quad (13)$$

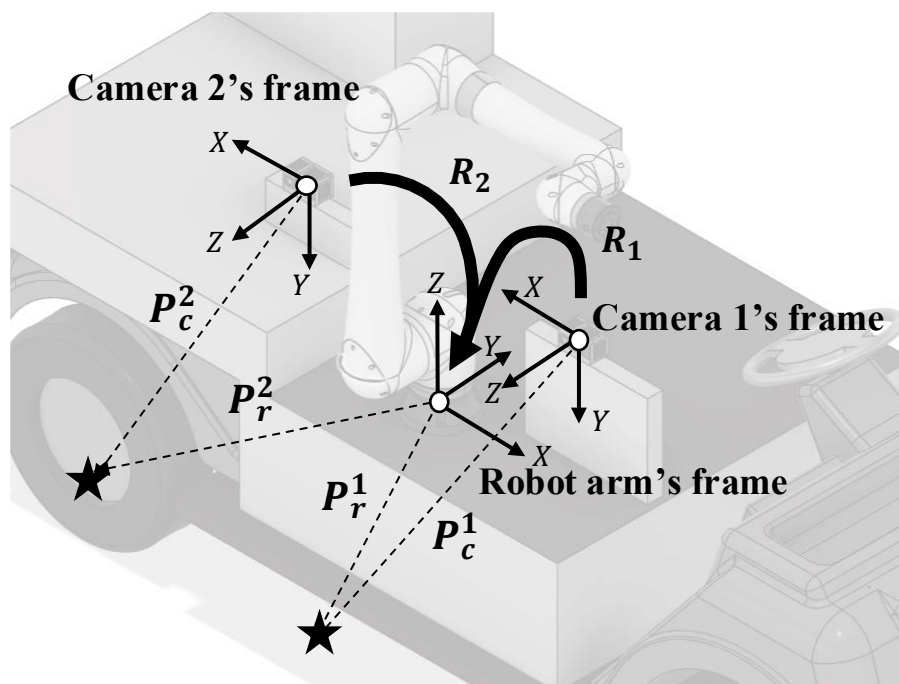


Figure 11 ロボットアーム座標系とカメラ座標系の関係

次に生成された点群 P' の前処理を行う。まず点群を Voxel Grid Filter (Rusu & Cousins、2011)を用いてダウンサンプリングした。続いてダウンサンプリングした点群から関心領域を抽出した。ブドウはつる性植物であり、つるの長さに比例して果樹の構造が複雑化する傾向にある。入り組んだ樹体構造は点群の測距精度にも影響を及ぼすことから、得られた点群全域を処理で用いるべきでない。加えて点群の数に従って処理負荷も増大することも想定されることや、ブドウのせん定の場合、一定の以下の高さでせん定される場合がほとんどであることから、関心領域の抽出は合理的である。本研究では関心領域の境界として供試圃場に設置された誘引用ワイヤを用いた。

ブドウ樹のつるが誘引用ワイヤに沿って生長する特徴を活かしてワイヤの高さを推定し、ワイヤより上部の点群を削除した。点群 P' のうち、ワイヤや結果母枝は地面に対して水平方向に、つるは垂直方向に広がることから、これらを示す点群はそれぞれ XY 平面、 XZ 平面へ分布すると考えられる。そこで点群 P' を Z 軸方向に沿って

走査し、任意の XY 平面に囲まれた領域に含まれる点群の数を算出した。点群に含まれる Z 座標の最大値及び最小値を Z_{max} 、 Z_{min} 、一度のスキャンで進む距離を ε_0 、領域の幅を ε_1 としたとき、Equation (14) から i 番目の領域の上端、下端はそれぞれ u_i 、 $u_i + \varepsilon_1$ と計算できる。これらから点群 P' に対して i 番目の領域に包含される点群 P'_i の数は Eq. (15) における δ_i で表される。

$$u_i = Z_{min} + (i - 1) \cdot \varepsilon_0 \quad \text{for } i < \frac{Z_{max} - Z_{min}}{\varepsilon} \quad (14)$$

$$P'_i = \{(X_i, Y_i, Z_i) \mid u_i \leq Z_i < u_i + \varepsilon_1\}, \delta = \left\{ \delta_i = |P'_i| \mid i < \frac{Z_{max} - Z_{min}}{\varepsilon} \right\} \quad (15)$$

δ は結果母枝とワイヤの位置でピークを有することから、 δ を二分するしきい値 τ_{OTSU} を Otsu, (1979)の方法で求めた。そして Eq. (16) のように分割された集合から最頻値 i_{cordon} 、 i_{wire} をそれぞれ算出し、結果母枝の高さ $\hat{Z}_{cordon}$ 、ワイヤの高さ $\hat{Z}_{wire}$ をそれぞれ推定した。

$$\begin{aligned} i_{cordon} &= \operatorname{argmax}_i(\delta_i), i_{wire} = \operatorname{argmax}_i(\delta_i) \\ \text{subject to } 0 &< i_{cordon} < \tau_{OTSU} \leq i_{wire} < \frac{Z_{max} - Z_{min}}{\varepsilon} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \hat{Z}_{cordon} = Z_{min} + (i_{cordon} - 1) \cdot \varepsilon \\ \hat{Z}_{wire} = Z_{min} + (i_{wire} - 1) \cdot \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

最後に Eq. (18) のように $\hat{Z}_{wire}$ を用いて点群 P' をトリミングし、処理後の点群を P'' とした。Figure 12 には以上の処理を図示した。

$$P'' = \{p_i = (X_i, Y_i, Z_i) \mid z_i \leq \hat{Z}_{wire}\} \quad (18)$$

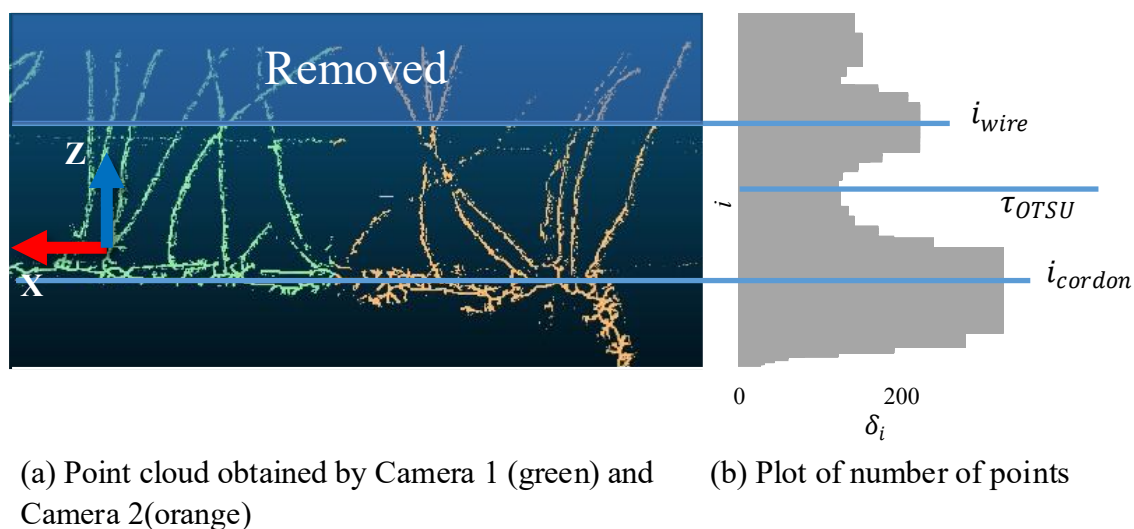


Figure 12 誘引用ワイヤと結果母枝高さの推定手法

3.1.2 木構造の推定

本研究では樹体構造を表現する方法として木構造を採用した。木構造は、階層的なデータを表現するためのグラフの一種であり、頂点（ノード）とノード間を接続する辺（エッジ）から成る。各ノードは単一の親ノードと複数の子ノードを持つことができ、全体として単一のルートノードから分岐する形を取る。ノードには任意の属性を付与することで様々な用途に応じた木構造を構成できる。また、木構造は再帰的な構造を有することからデータの探索、挿入などの操作が効率的に行うことが可能であるという特長を有する。本研究ではノードの属性として三次元位置、親ノードからの三次元ベクトル、種類（結果枝、結果母枝、芽）を与え、樹体構造を木構造として表現した(Figure 13)。

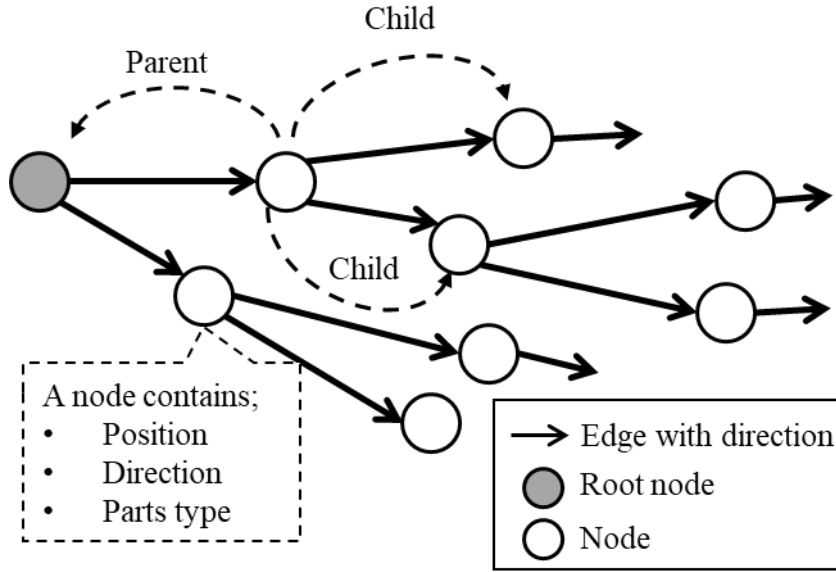


Figure 13 ブドウ樹の樹体構造を表現するための木構造

本研究では最小全域木（MST）を用いて木構造を探索した。MST とは木構造の一種で、ノード間を接続するエッジに重みの総和を最小にする木構造のことである。つまり重みを適切に設定することで任意の木構造を探索することができる。

MST の探索には、探索の対象となる無向グラフ、重みを計算するコスト関数が必要である。まず、点群から無向グラフ $G(V, E_{graph})$ を生成した。グラフ G に含まれるノード V とエッジ E_{graph} は Eq. (19) で表す。 p_i 、 φ_i 、 ω_i はそれぞれノードの位置、親ノードからのベクトル、ノードの部位を示す。エッジに含まれる v_i 、 v_j はエッジによって接続される 2 ノード、 w_{ij} はエッジコストである。エッジはユークリッド距離が $\tau_{nearest}$ 以下の点同士を隣接点とした。

$$\begin{cases} V = \{v_i = (p_i, \varphi_i, \omega_i) \mid p_i \in P''\} \\ E_{graph} = \{(v_i, v_j) \mid \|p_i - p_j\| \leq \tau_{nearest} \text{ and } i \neq j\} \end{cases} \quad (19)$$

次に無向グラフ G から MST を探索する。グラフに含まれる全てのエッジに重みを設定し、その重みの総和を最小化する木構造が MST である。重みを決定するコスト関数はブドウの形態的特徴を表す関数といえる。ブドウの形態的特徴を表現する要

素として本研究ではノード間の距離、重力屈性、ノード間の接続の滑らかさを用いた。

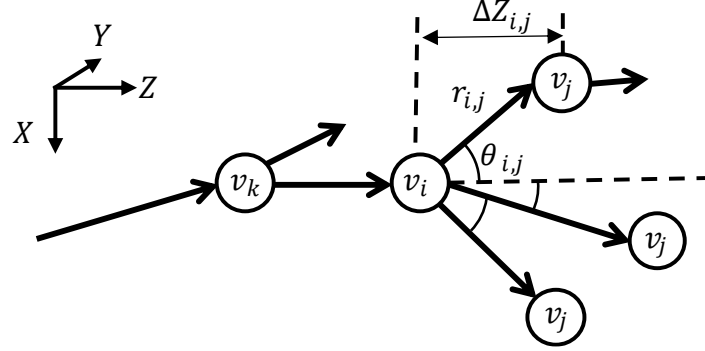


Figure 14 提案するコスト関数の概念図

コスト関数の概念図を Figure 14 に示す。ノード間の距離は直接計算し、重力屈性は親ノードから子ノードへのZ方向の変位、ノード間の接続の滑らかさは親ノードが有するベクトルから子ノードが有するベクトルへの偏角を用いた。しかし、これらの値は単位や取りうる範囲が異なる。そこで共通の親ノードをもつノードの情報を用いて値をスケールリングし、それぞれ0から1の範囲を取る無次元量に変換した。

$$r_i = \{r_{i,j} = \|\varphi_j\| \mid (v_i, v_j) \in E_{graph}\} \quad (20)$$

$$\Delta Z_i = \{\Delta Z_{i,j} = Z_j - Z_i \mid (v_i, v_j) \in E_{graph}\} \quad (21)$$

$$\theta_{i,j} = \cos^{-1} \frac{\varphi_i \cdot \varphi_j}{\|\varphi_i\| \cdot \|\varphi_j\|}, -\pi < \theta_{i,j} \leq \pi \quad (22)$$

$$\tilde{r}_{i,j} = \frac{\|p_i - p_j\|}{\max(r_i) - \min(r_i)} \quad (23)$$

$$\widetilde{\Delta Z}_{i,j} = \frac{Z_j - Z_i}{\max(\Delta Z_i) - \min(\Delta Z_i)} \quad (24)$$

$$\tilde{\theta}_{i,j} = \frac{|\theta_{i,j}|}{\pi} \quad (25)$$

$$C(v_i, v_j) = \frac{1}{\widetilde{\Delta Z}_{p,c}} \cdot \{\alpha \cdot \tilde{\theta}_{i,j} + (1 - \alpha) \cdot \tilde{r}_{i,j}\} \text{ for } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (26)$$

Equations. (20)の r_i は v_i を共通の親に持つノードと v_i の距離の集合、Eq. (21)の ΔZ_i は v_i を共通の親に持つノードと v_i のZ軸方向の増加分の集合、Eq. (22)の $\theta_{i,j}$ は親ノード v_i

が持つベクトルと、 v_j が有するベクトルの偏角である。 $\tilde{r}_{i,j}$ はノード v_i 、 v_j 間の距離を、 $r_{i,j}$ の最大・最小値を用いてスケーリングした値である。 $\tilde{\Delta Z}_{i,j}$ も $\tilde{r}_{i,j}$ 同様に ΔZ_i の最大・最小値を用いてスケーリングした。 $\tilde{\theta}_{i,j}$ は $\theta_{i,j}$ が $-\pi$ から π の値を取ることを用いてスケーリングした。スケーリングした値を Eq. (26) のように加重和を用いて計算し、コスト関数とした。 α はノード間接続の滑らかさを制御する重み係数である。これらの係数をブドウの品種や仕立て方に応じて調整することが望まれる。

設計されたコスト関数を用いてエッジ重みを算出し、MST を構築した。本研究では、MST の構築にプリム法(Prim, 1957)を適用した。プリム法は無向グラフを入力とし、任意のノードから木構造の探索を開始する。既に接続されたノード集合と未接続ノードを結ぶエッジのうち、最小コストのものを逐次選択し未接続となるノードが無くなるまで繰り返される。エッジコストは式 (26) に定義されたコスト関数に基づき算出される。この過程を繰り返すことにより、閉域を含まない接続構造が構築され、全エッジコストの総和を最小化する木、すなわち MST が得られる。

探索開始地点 v_{root} は果樹の根元に最も近いノードであることが望ましいため、果樹の生長方向を利用して Eq. (30) を用いて選択した。 v_{root} をルートノードに持つ木構造を $T_{v_{root}}(V, E_{tree})$ とすると、 E_{tree} は Eq. (28)で表される。また、エッジコストの総和 S_{tree} は Eq. (29)で表される。そのため v_{root} をルートノードに持つ最小全域木 $T^*_{v_{root}}$ は Eq. (31)で定式化される。

$$E_{tree} = \{(v_i, v_j, w_{ij}) \mid (v_i, v_j) \in E_{graph}, \text{ and } w_{ij} = C(v_i, v_j)\} \quad (28)$$

$$S_{tree}(T_v(E, V)) = \sum_{v_i \in V} w_{ij} \quad (29)$$

$$\begin{cases} v_{root} = \operatorname{argmin}_{v_i} \{\|p_i - (-\infty, 0.0, -\infty)\|\}, & \text{if tree grows to } -X \\ v_{root} = \operatorname{argmin}_{v_i} \{\|p_i - (\infty, 0.0, -\infty)\|\}, & \text{if tree grows to } +X \end{cases} \quad (30)$$

$$T^*_{v_{root}}(V_{graph}, E^*_{tree}) = \operatorname{argmin}_{T_v} \{S_{tree}(T_v)\} \quad (31)$$

3.1.3 骨格情報を用いた構成部位の推定

最後に生成された MST の後処理をした。ここまでの処理によって 2 つの設計目標のうち、果樹の三次元骨格推定が完了しているが、部位情報の推定が未完了である。ここでは推定した三次元骨格を用いて部位情報を推定することを目的として処理を実施した。

本研究ではブドウの部位を結果母枝、結果枝、芽の 3 種類に分類した。結果母枝、結果枝については Eq. (32) に示す骨格形状を用いたルールによって一意に決定した。

$$\omega_i = \begin{cases} CORDON, & \text{if } |Z_i - \hat{Z}_{cordon}| < \tau_{cordon} \text{ and } \left| \frac{\varphi_i \cdot [1 \ 0 \ 0]^T}{\|\varphi_i\|} \right| < \tau_{cordon}, \\ SHOOT, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (32)$$

芽の判別方法について、既往研究では RGB 画像に含まれる芽の特徴量を DNN で抽出した例(Gentilhomme et al., 2023; Silwal et al., 2021)や、インスタンスセグメンテーション(Williams et al., 2023)を用いた例がある。しかしながら開発したロボットのハードウェア構成では、一度の撮影で樹体全域を撮影することを優先したことから、撮影された RGB 画像に含まれる芽のサイズが小さく（画像の高さに対して芽の高さが 2% 程度）画像を用いた特徴量の抽出には不適切である。そこで芽の分布に関する植物学的な特徴に着目した。ブドウの結果枝上に存在する芽は、結果母枝に近い部分では栄養が集中し芽が密集する一方、枝先に向かうにつれて栄養が分散し、芽間距離が広がる傾向がある。この特徴を活かし、三次元骨格から得られる「結果枝の付け根からの長さ」と「芽の番目」との関係を用いて芽の位置推定を行った。

結果母枝からの i 番目の芽までの距離 d_i を Fig. 7(i) に示すように枝に沿った距離として定義し、圃場で採取した同一品種のブドウの RGB 画像、深度画像から、 d_i についてデータを収集した。データを解析したところ、Fig. 7(ii) に見られるような分布が確認された。この分布は対数正規分布に対して最も当てはまりがよく、Fig. 7(iii) のよう

に 5 番目の芽までの存在確率分布を得た。そして得られた分布から d_i の最頻値を i 番目の芽の位置予測に用いた。なお、ここでは処理速度向上のため点群のダウンサンプリングを実施した結果、MST に含まれるノードが疎となり、結果枝に沿った距離を正確に測定することが困難であったことから各結果枝において親ノードと子ノードの間に一定間隔で線形補間点を挿入している。最後に木構造に芽の情報を投影し、ブドウ樹の三次元骨格と部位情報を含んだ木構造が完成し、樹体構造が三次元再構成された。

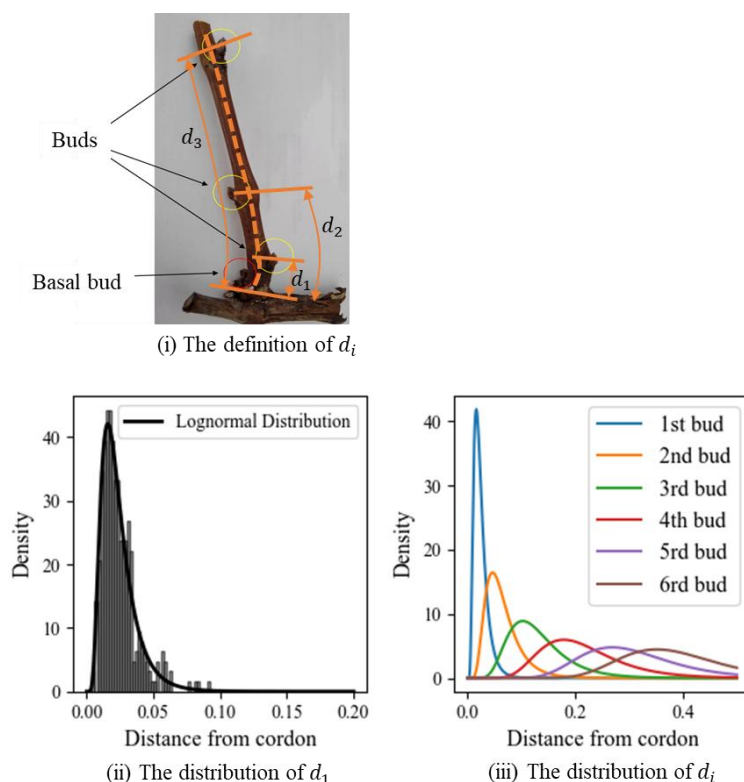


Figure 15 「結果枝付け根からの距離」に対する「芽の番目」の分布

3.2 結果と考察

提案手法を用いて実際のブドウの木 10 本の樹体構造を推定した。品種はロンドで、樹齢は 10 年であった。以下に推定に使用したパラメータを示す。ほとんどの値がカ

メラの設置位置や圃場の固定物、ブドウの栽培手法に依存するパラメータであり、固定値として扱うことができた。

Table 7. 評価に用いたパラメータの一覧

Parameters	Values
w', h'	3, 3
$\tau_{confidence}$	0.5
$\tau_{distance}$	1.3
ϵ_{voxel}	0.02
ϵ_0	0.01
ϵ_1	0.05
$\tau_{nearest}$	0.1
α	1.0
β	Optimized
τ_{cordon}	0.05

3.2.1 各工程の性能評価

提案手法ではまず、取得データの前処理として深度画像の処理、深度画像の三次元点群への投影、点群の前処理を実施し、情報を圧縮した。Figure 16 (a)には Eq. (3) で示した信頼度スコア $S_{confidence}$ を示す。狙い通り、枝と背景の境界部や凹凸、ノイズ部分など深度値が著しく変化する領域の信頼度が低く算出されていることが分かる。Figure 16 (b)(c)には信頼度フィルタ適用前後の深度画像を点群化したものを示した。Figure 16 (b)(c)中にオレンジの円で示すようにフィルタ適用前は枝と枝、枝とワイヤが交差する部分に膜状模様が投影されていることがわかる。この現象は実際には物体が存在しない部分に点群が投影されていることを意味する。一方フィルタ適用後は膜状模様がほとんど消失し、フィルタの効果が確認された。

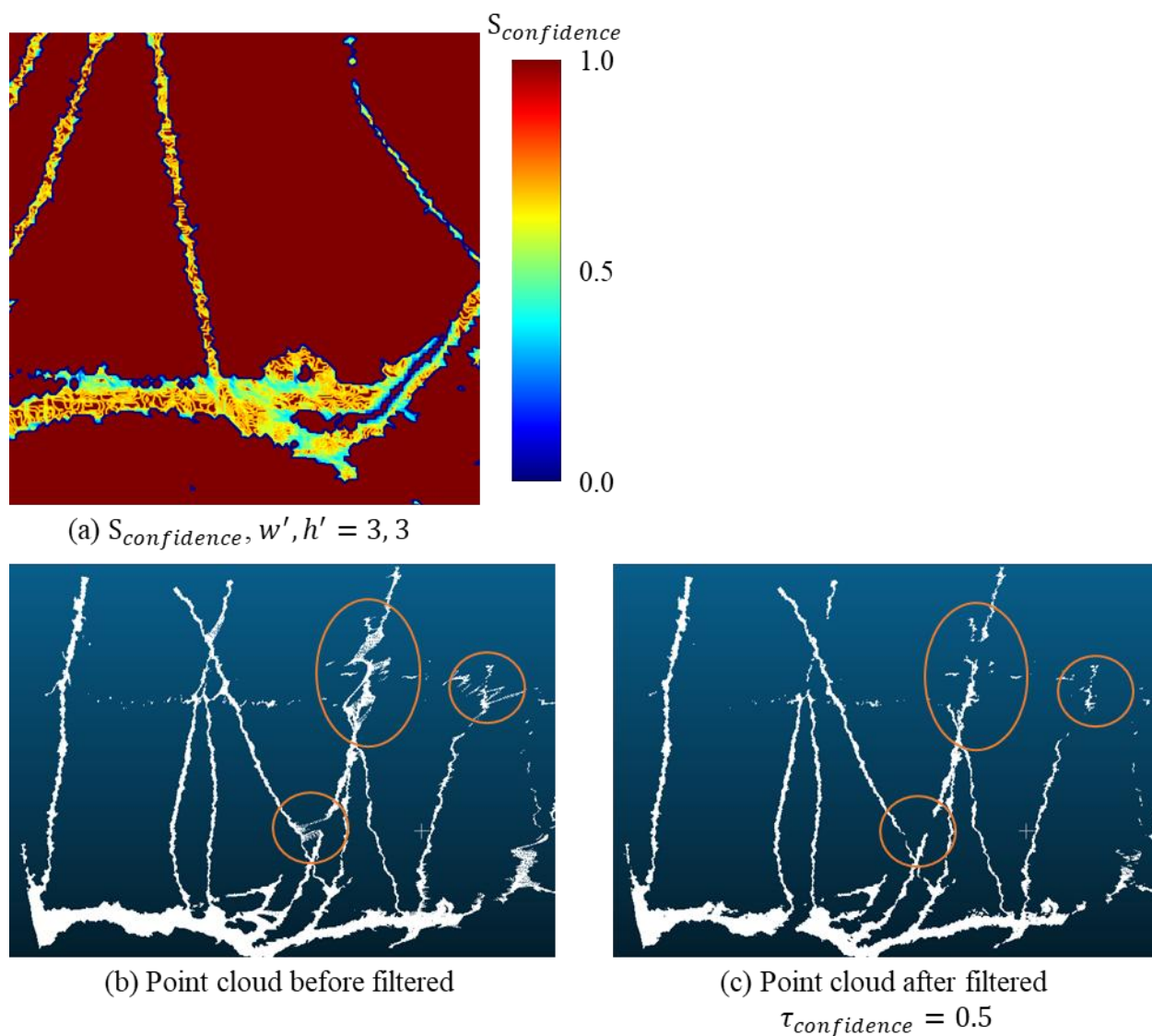


Figure 16 信頼度フィルタの効果

信頼度フィルタリング後、細線化処理を実施し、点群を生成した。各カメラで生成された点群をロボットアーム座標系へ統合するためにカメラパラメータを推定した。Z. Zhang (2000)の方法でカメラの歪みパラメータ、内部パラメータを取得し、外部パラメータは Yang et al. (2024)の方法で算出した。推定されたパラメータを用いて再投影誤差を計算したところ、平均誤差は2台のベースカメラについてそれぞれ0.28 mm、2.36 mmであった。ブドウの枝は直径 10 mm から 20 mm 程度であることから十分な精度が得られたものと考えられる。Figure 17 (i) and (ii)における緑色の点群は車

両前方に搭載されたカメラで取得した点群、オレンジ色の点群は車両後方のカメラから取得した点群である。取得したそれぞれの点群は重複領域を有することからロボット座標系 $X = 0$ を境界としてトリミングした点群を結合している。境界部分が重複なく結合され断面も適切に結合されているがわかる。この結果はカメラパラメータの推定精度に依存することから、内部・外部パラメータともに高精度で推定されたことを示している。

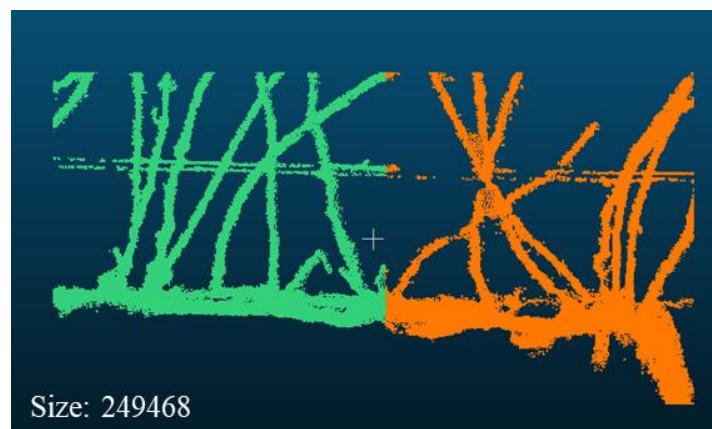
取得データ前処理の最終段階として、生成された点群から不要な領域を削除した。提案手法では点群密度の分布を用いてワイヤ及び結果母枝の高さを推定し、ワイヤより上部を取り除いた。

Table 7 に示すように結果母枝及びワイヤの高さの推定値である $\hat{Z}_{cordon}$, $\hat{Z}_{wire}$ の決定係数はそれぞれ 0.66、0.97 であった。ワイヤ高さの推定精度が非常に高いことを示す結果となった。提案手法は推定対象が一定の高さに存在するという仮定のうゑで成立しているため、多様な幅をもつ結果母枝への当てはまりが悪化したと考えられる。結果母枝の高さは骨格推定後の構成要素推定に用いることから更なる精度向上が必要である。本研究では背景や外光条件に依存しない点群のみを用いた手法を提案したが、今後は深度画像と共に取得できる RGB 画像の活用による精度改善を目指す。

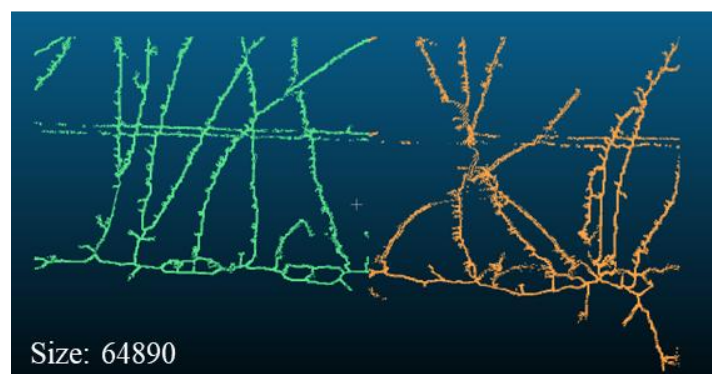
最後に Figure 17(i) (ii) (iii)には未処理の点群、画像処理後の点群、点群処理後の点群を示す。元の点群の形状を保持したまま、点群の数を 99%以上削減することができた。

Table 7 結果母枝及び番線の高さ推定精度

	Cordon height	Wire height
R^2	0.66	0.97
Avg.	0.11 m	0.43 m
Std.	0.05 m	0.03 m



(i) Raw point cloud

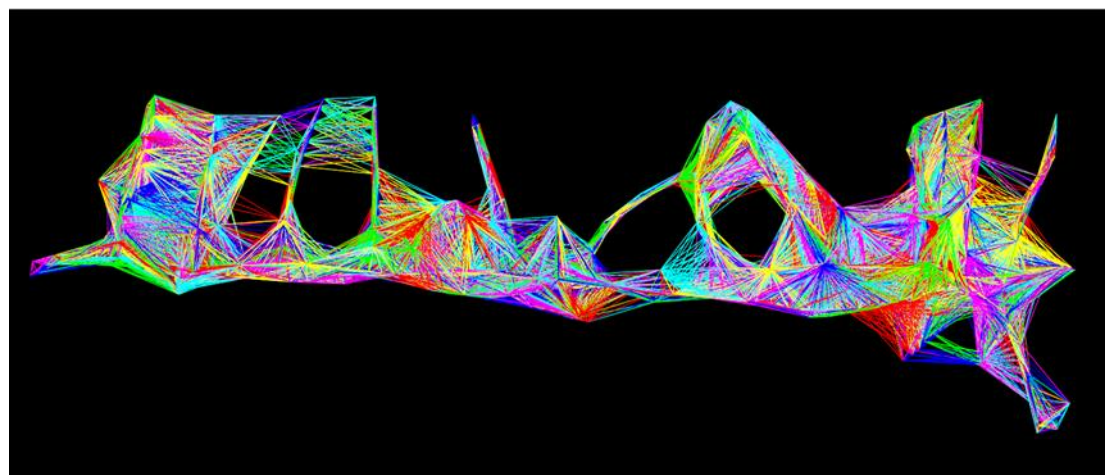


(ii) Point cloud after image pre-processing

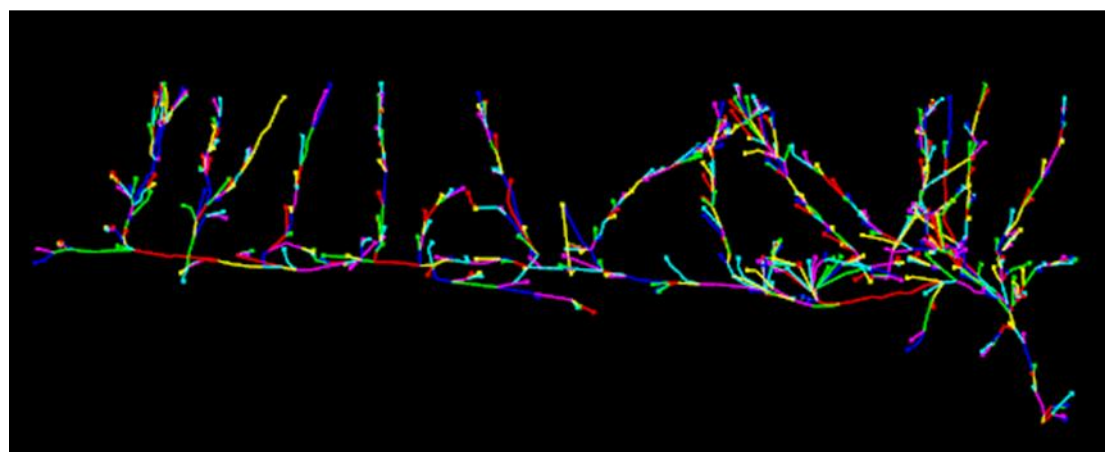


(iii) Point cloud after point cloud pre-processing

Figure 17 データ前処理における点群の変化



(a) Undirected graph



(b) Minimum spanning tree

Figure 18 木構造の推定結果

次にコスト関数の妥当性を評価するため、関数に含まれる係数 α についてその役割を調査した。Equation (26) によると、係数 α はノード間距離を示す $\tilde{r}_{p,c}$ とノード間接続の滑らかさを示す $\tilde{\theta}_{p,c}$ を線形結合するための重み係数である。ここでは係数 α を変化させたときの MST 全体の形状や、局所的な枝の形状、オクルージョンが発生した場合の挙動について調査した。Figure 19 には係数 α を変化させたときの MST (赤) と手動で作成した木構造 (白) の比較を示した。Figure 20 (a)にはオクルージョンが発生した部分、Figure 20(b)(c)(d)にはオクルージョン部分を拡大した図を示した。 $\alpha = 0.0$ のとき、Figure 19 (a)によるとノード間接続の滑らかさは無視され、最短距離

に存在するノードと接続するように MST が構成されている。構成された枝が鋸刃上に接続されていることが分かる。また、枝の交差部分についても Figure 20 (b)に示すようにノード同士の距離が優先された結果、先端部分が別の枝と接続された。 $\alpha = 1.0$ のとき、Figure 19 (b)によると木構造は手動で構成した樹体の形状から大きく変化した。ノード間距離を無視し、ノード間接続の滑らかさが最大になるような木構造が MST が構成された。オクルージョンが発生した場合、枝形状は保たれたものの、別の枝との結合が確認された(Figure 20 (c))。最後に $\alpha = 0.5$ のとき構成された MST は他の 2 パターンの中間のような形となり、手動で構成した木と近似した形となった。オクルージョンが発生したについても Figure 20(d)が示すようにほかの枝による干渉を受けず、一つの枝として木構造が構成された。

このように係数の適切なチューニングによってオクルージョンの有無にかかわらず、果樹の骨格を推定できることが示唆された。

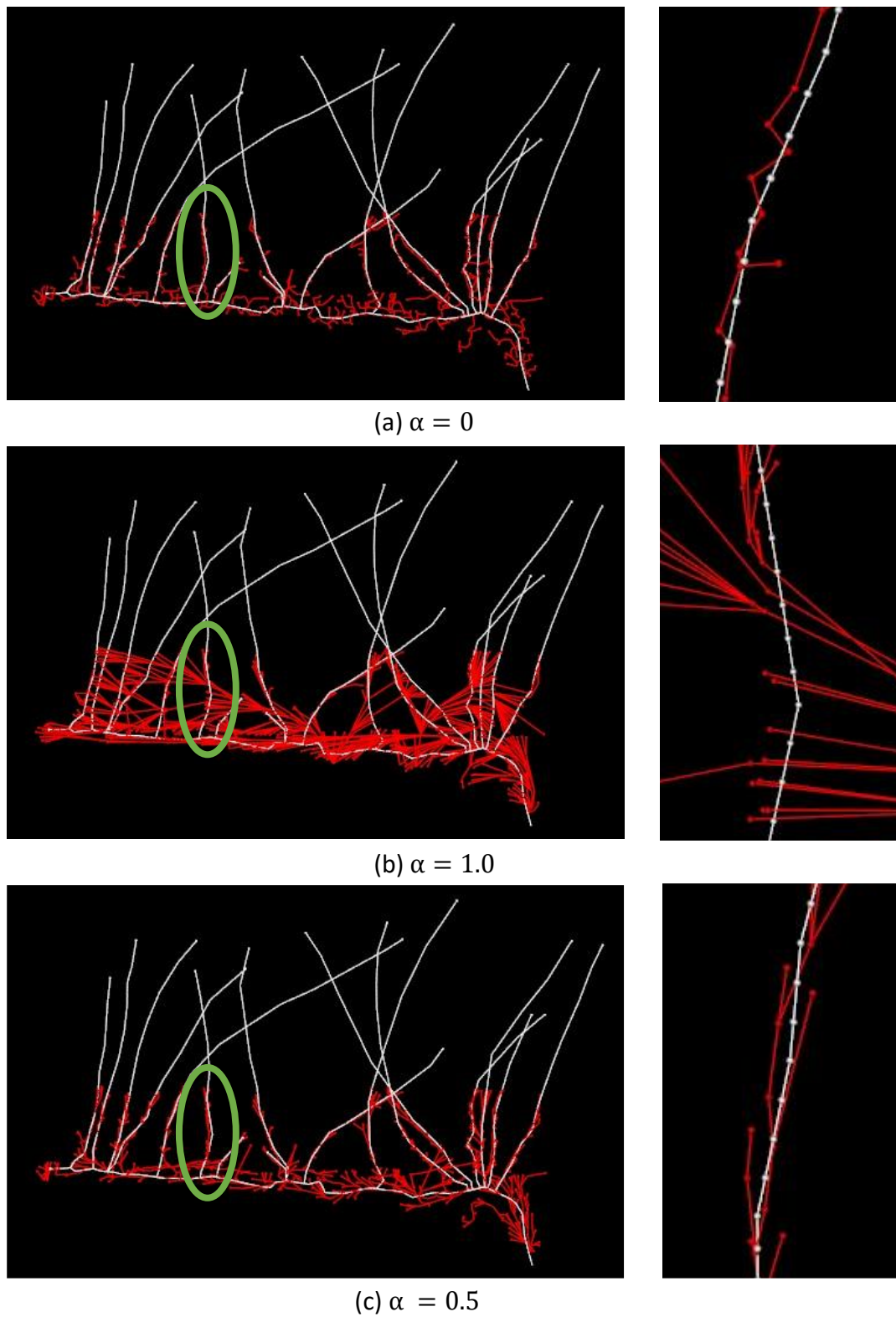


Figure 19 パラメータによる最小全域木の変化

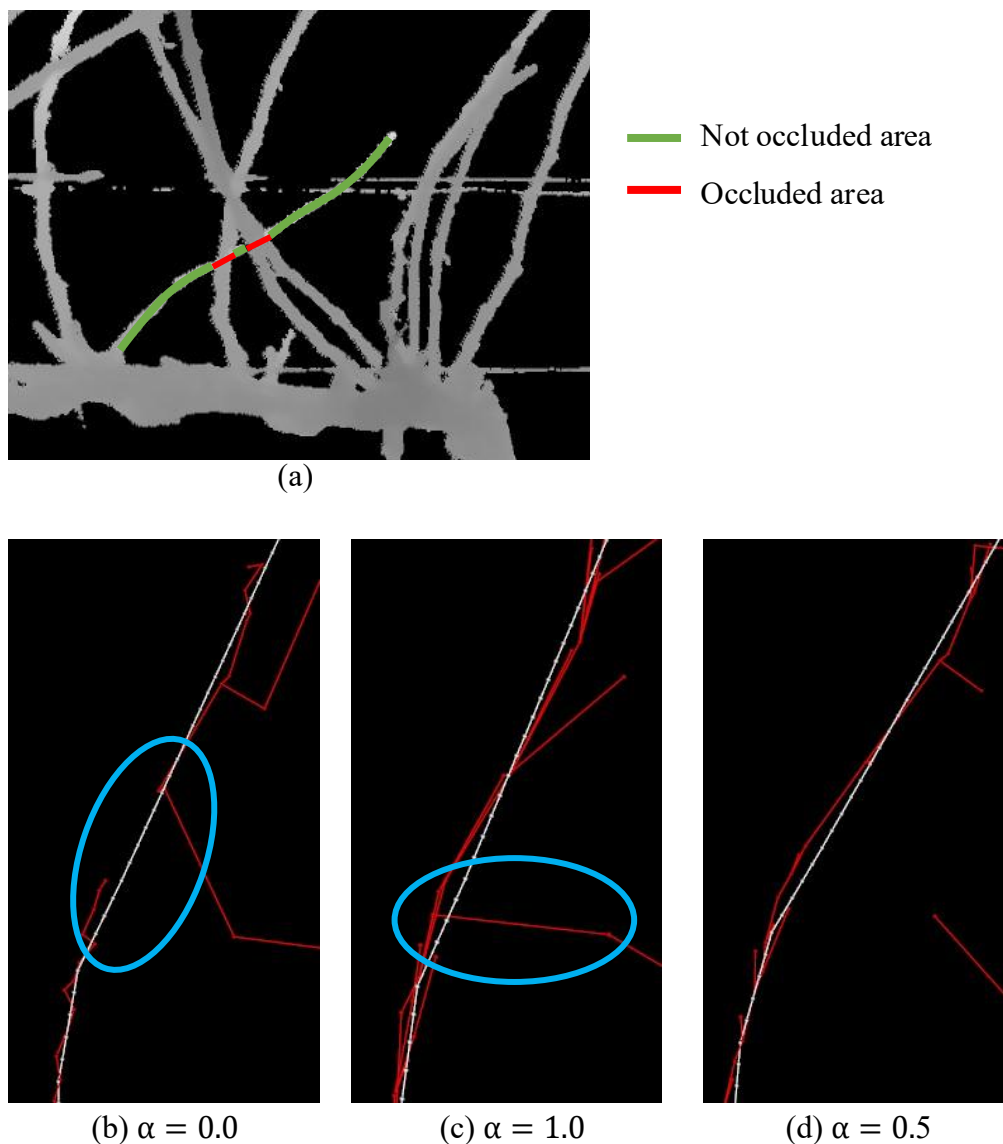


Figure 20 オクルージョンが発生した領域の評価

次に推定された三次元骨格の当てはまりを定量的に調査した。手動で作成した木構造 $T_{v_{root}}^{GT}(V^{GT}, E_{tree}^{GT})$ を正解とし、提案手法で推定した樹体構造 $\widehat{T_{v_{root}}^*}(V^*, \widehat{E_{tree}^*})$ と比較した。評価指標には木構造がもつ三次元形状の類似度として点群同士のユークリッド距離を用いた。Equation (36)で示すように $\widehat{E_{tree}^*}$ に含まれるノード v_i のうち、 E_{tree}^{GT} に含まれる任意のノード v_j が距離 τ_{match} 内に存在した場合の数を *True Positive (TP)*、存在しない場合を *False Positive (FP)* として数え上げ、推定結果の当てはまりの良さを示す *Precision* を Eq. (34) で計算した。提案手法では、推定さ

れた MST を最終的に線形補間している。したがって、位相的不整合が生じると空間的なずれが発生し、*Precision*が低下すると考えられる。

$$\begin{cases} TP = |\{v_i \mid \|v_i - v_j\| < \tau_{match}, v_i \in \widehat{E_{tree}^*}\}| \\ FP = |\{v_i \mid \|v_i - v_j\| \geq \tau_{match}, v_i \in \widehat{E_{tree}^*}\}| \end{cases} \text{ for } v_j \in E_{tree}^{GT} \quad (33)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (34)$$

$\tau_{match} = 0.02$ としたとき、 α と*Precision*の関係を Figure 21 に示す。図によると、曲線は $\alpha = 0.45$ で最大値 0.77 を取る、上に凸の曲線となり、*Precision*を最大化する係数 α を求めることができた。この結果は Figure 19 で得られた結果とも一致し、係数 α は統計的に最適な値が求まることがわかった。

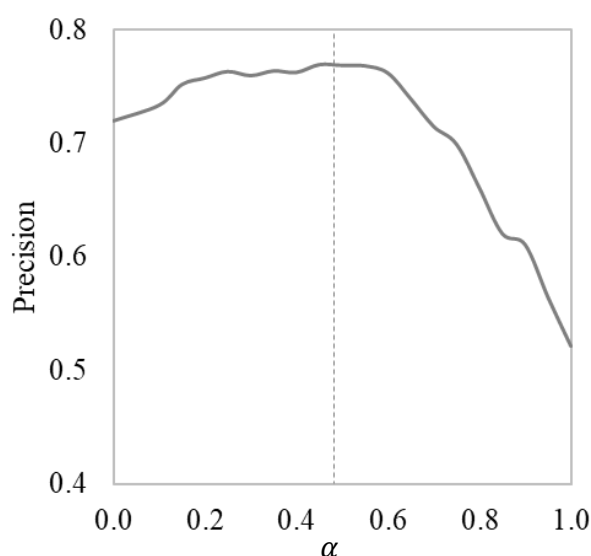


Figure 21 係数 α と*Precision*の関係

最後に MST の構築によって得られた三次元骨格を用いて部位情報を推定した。ここでは芽の位置推定手法について評価した結果を述べる。圃場で採取した同一品種 316 本の枝を用いて統計データを作成した。データから得られた最頻値と標準偏差を Table 8 に示す。Figure 15(iii)からもわかるように番目に従って標準偏差が拡大していることがわかる。これはブドウの植物学的特徴を捉えたデータであるといえる。

Table 8 「結果枝付け根からの距離」と「芽の番目」の関係

Buds index	Mode [cm]	Std. [cm]
1	1.6	1.3
2	4.6	3.2
3	10.2	5.5
4	17.8	7.8
5	26.8	9.3

統計データ作成に用いたデータとは異なる枝 63 本分のデータを用いて分布パラメータの妥当性を評価した。順序ロジスティック回帰を用いて各番目の芽について根本からの長さのしきい値を算出し、その正誤を判定した。順序ロジスティック回帰は、目的変数に順序関係が存在するときに説明変数からその分類を予測する手法である。予測対象とするのは目的変数がある階級より上位であるという事象であり、回帰によりその発生確率を出力する。この確率が 0.5 となる説明変数の値を正誤のしきい値に設定した。評価結果を示す混同行列を Figure 22 に示す。短梢せん定において用いられることが多い 3 番目の芽の推定精度は、Precision が 0.61、Recall が 0.65 となった。得られた結果は高い精度を示すものではなかったが、検出が困難であった芽の位置をおおよそ推定可能であることが明らかにすることができた。現状の精度ではせん定ロボットシステムへの直接的な適用は困難であるが、エンドエフェクタに搭載したカメラを用いた樹体構造の更新など、せん定ロボットシステムに包含される他システムに工夫を加えることで、提案手法とロボット動作との相乗効果を図る方針である。この点については、次章にてロボットアームシステムの設計および制御に関する研究成果を報告する。

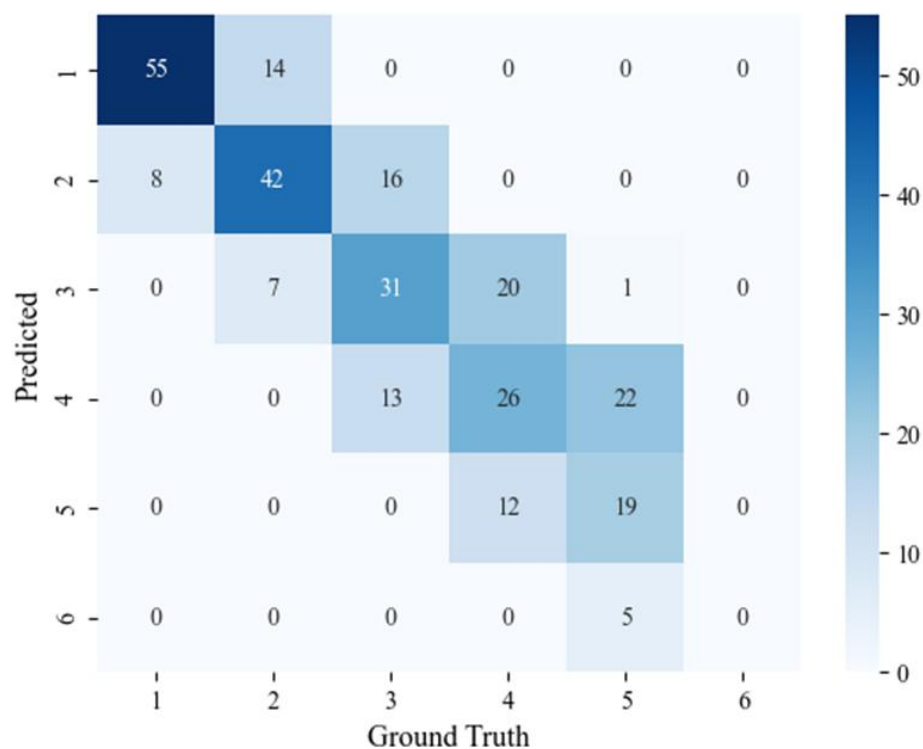


Figure 22 芽の分布モデルのための混同行列

3.2.2 処理速度の評価

各プロセスに要した平均時間、最小時間、最大時間、そして標準偏差を Table 9 に示した。平均処理時間は 619 ms であった。画像の前処理や点群の生成、MST の探索に処理時間の多くを割いていた。既往研究で提案された手法のように撮影視点の変更や点群のマッチングといった処理を含まないことから処理速度に優れた方法であると言える。

Table 9 各工程における処理速度の一覧 (ms)

Process	Avg.	Min	Max	Std.
Image preprocessing	203.2	87.6	582.0	139.8
Point cloud generation	183.3	75.3	246.2	43.6
Point cloud preprocessing	19.1	11.1	29.8	4.9
Creation of undirected graph	4.0	2.5	7.4	1.5
Creation of MST	206.0	81.1	511.1	134.0
Pruning MST	2.4	1.7	3.6	0.6
Estimation of the parts types	1.2	0.8	1.7	0.2
Total	619.1			

3.3 結論

本章では、せん定ロボットシステムの一部として、樹体構造推定手法を提案した。本システムは、ブドウ樹の三次元骨格および構成要素の推定を目的として開発された。

本研究では、2 台の RGB-D カメラを用いることで広い視野を確保し、一度の撮影で大域的なデータ取得を可能とした。さらに、点群処理を用いることで、従来の研究が課題としていた背景干渉や照明条件の変動に対する頑健性を向上させた。ブドウ樹の骨格を木構造データとして表現することで、効率的なデータ操作および再帰的計算が可能となった。構成要素の推定においてはブドウ樹特有の植物学的特徴を活用した新しい手法を提案し、ロボットアームの動作に必要な性能を示した。さらに MST コスト関数のパラメータ最適化により三次元骨格推定の精度が向上することが確認された。加えて、従来研究で用いられてきた視点移動や点群のレジストレーションといった時間を要する処理に依存することなく、提案システムは大幅に高速な処理を実現し、実用化における主要な障壁を克服した。これらの成果は、提案手法がせん定ロボットシステムの実装に向けた実用的な道筋を提供することを示唆している。

第4章 果樹の三次元構造情報を用いたロボットアームの動作計画

本章は研究目的(3)「推定された構造情報に基づくロボットアームの動作計画およびセン定動作の自動化」に対応する。

第3章では、移動プラットフォームに固定したビジョンセンサによって取得された点群データをもとに、点群間の近接性および接続の円滑さに基づいて最小全域木(MST)を構築し、果樹の骨格構造を木構造として表現した。さらに、得られた骨格情報を活用して、結果枝、芽、結果母枝といった各部位を推定し、それぞれの形状や空間的位置を定量的に把握する手法を提案した。

こうした構造情報を基に実施されるロボットアームの動作計画は、セン定ロボットシステムにおける最終工程であり、作業の精度や速度を左右する極めて重要な要素である。この段階では、樹体構造推定やセンシング結果に起因する不確実性や誤差の影響を受けるため、セン定精度に加えて、安全性や不確実要素を含む環境への適応性といった多面的な性能が求められる。特にセン定作業においては、エンドエフェクタの刃の間に対象枝を高精度に挟み込む必要がある。加えて、セン定対象の枝は他の枝と複雑に交差・重なっている場合が多く、動作中に不要な接触や衝突が生じると、果樹やロボットの損傷にもつながるおそれがある。したがって、ロボットアームの動作計画はセン定作業全体の信頼性を支える中核的な処理工程として位置づけられる。

本章では、得られた樹体の構造情報に基づいたロボットアームの動作計画及び制御システムを開発した。特に樹体構造推定手法の不確実要素を補強するためにロボットアームとの協調制御を組み合わせ、システム全体としての性能向上を目指した。

具体的には、ロボットアームによるせん定動作の直前にエンドエフェクタに搭載されたカメラから取得される局所的な RGB-D 画像を用い、AI による枝及びせん定位置の認識を通じてエンドエフェクタの位置補正を行うことで、樹体構造の推定誤差に起因する枝の位置ずれや認識誤差に対応し、実環境における成功率の向上を図った。提案手法は、従来の研究で課題とされてきた実環境の不確実性に対するシステムの頑強性に対する一つの有効な解決策を提示するものである。

本章における主な貢献は以下の 3 点である。

- 果樹の三次元構造に基づいて抽出されたせん定位置に対し、ロボットアームの動作方式を設計した。
- エンドエフェクタ視点から取得した視覚情報に基づき、AI によってせん定対象枝を認識しエンドエフェクタの位置を補正する手法を提案した。
- 垣根式ブドウ栽培の実環境においてロボットシステムを試験し、作業精度および作業時間に関する比較評価を行うことで、提案手法の有効性を実証した。

4.1 方法

4.1.1 2 つの動作方式

本研究では、ロボットの動作方式として、垣根の片側から全ての剪定位置にアクセスする一括せん定方式と、はじめにロボットに近い側のみを処理し、奥側の剪定は反対側から行う分割せん定方式の 2 方式を提案する。一括せん定方式はせん定後の構造変化を一貫して追跡でき、樹体構造推定やロボットアームの動作におけるデータの統一性および処理の整合性を保ちやすい利点がある。一方で、複雑な枝構造に起因するオクルージョンや点群の欠損によって樹体構造の推定精度が低下し、結果としてロボットアームの動作計画に影響を及ぼす点が課題となる。これに対し、

分割せん定方式では、樹体構造推定時の可視性や作業空間の安全性を確保しやすく、せん定成功率の向上が期待できる利点がある。しかしながら、左右から独立に剪定を行うため、情報の一貫性が損なわれる。以上のように、両方式にはそれぞれ特有の利点と課題が存在するため、方式に依存せず安定して動作可能な動作計画手法を構築することが重要となる。

4.1.2 ロボットアーム動作計画の概要

本研究において動作計画は、移動順序・エンドエフェクタ姿勢決定・軌道生成・環境変化への適応といった複数の要素が強く相互依存する点に特徴がある。例えば、移動順序の違いはエンドエフェクタ姿勢および軌道計画の可否に直接影響し、さらにせん定による枝の切除は樹体形状を変化させるため、以降の軌道生成における拘束条件そのものが変動する。このように、計画中の行動が環境を変化させ、その変化が次の計画に影響を及ぼすという構造を持つため、問題は複合的かつ動的である。

こうした問題に対しては本来、移動順序・姿勢決定・軌道生成を同時に最適化する複合的な最適化問題として扱うことが望ましい。しかし、せん定枝数の増加に伴い探索空間は指数関数的に拡大し、これらを大域的に最適化することは計算コストの観点から現実的ではない。そこで本研究では、計算効率と計画の柔軟性を両立するため、動作計画を Figure 23 に示す手順に分割し、逐次的に処理するヒューリスティックなアプローチを採用した。

提案手法ではまず、全体のせん定位置に対する巡回順序を事前に決定する。次に、樹体構造情報から生成したブドウモデルを解空間内の障害物として配置する。各位置へ移動する際には、エンドエフェクタ姿勢を逐次最適化する。続いて、最適化された姿勢に基づき、周辺構造物との干渉を回避する軌道を生成し、その軌道に沿っ

てロボットを移動させる。その後、エンドエフェクタカメラを用いて位置補正を行い、実際に枝を切除する。最後に、切除によって変化した樹体形状を反映するため、障害物モデルを更新する。これらの処理を繰り返すことで、環境変化に適応しつつ効率的な動作計画を実現する。次節以降に詳細を記述する。

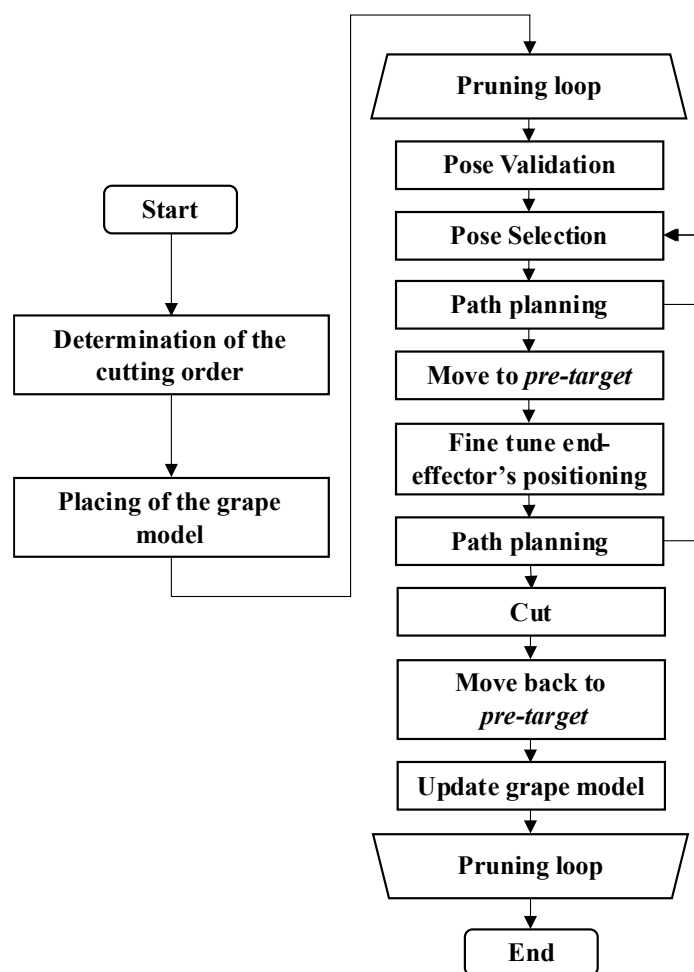


Figure 23 ロボットアーム制御のワークフロー

4.1.3 ロボットアーム動作のための事前準備

まず、ロボットアームの動作のための事前準備として、推定された樹体構造を用いた巡回順の決定及びブドウモデルの配置を行った。

巡回順の決定については、一括せん定方式と分割せん定方式でそれぞれ異なる手法を適用した。一括せん定の場合、Figure 24(i)に示すようにまずせん定位置の三次元

直交座標を用いて4区画に分割し、各区画内で貪欲法(Geng et al., 2011)に基づいて巡回順を決定する方式を採用した。ロボット側に位置する区間を事前に処理することで、結果的に全体の成功率が向上するもことを企図した。分割せん定の場合はFigure 24(ii)のようにロボットに近いせん定位置のみを抽出し、X座標順にせん定する手法を採用した。

続いて、ロボットが樹体と衝突しない動作計画を生成するために、作業対象となる樹体の障害物モデルを軌道計画解空間に配置した。本研究では、推定された樹体構造を基に障害物モデルを構築した。推定された樹体構造は木構造として整理されているものの、この木構造は線的な表現であり体積情報を持たないため、そのままでは衝突判定に利用できない。そこで、3次元ブドウモデルを生成する際には、パーツ種類ごとに平均的な寸法を付与し、各枝に体積を与えることで立体的な障害物モデルとして構築した (Figure 25)。さらに本研究では、剪定が成功した段階で障害物モデルを更新し、切除済みの枝をモデルから除去する機構を導入した (Figure 25(i)(ii))。これにより、ロボットアームの軌道計画における拘束条件を逐次的に緩和しつつ、環境変化を反映した柔軟な動作計画を可能とした。

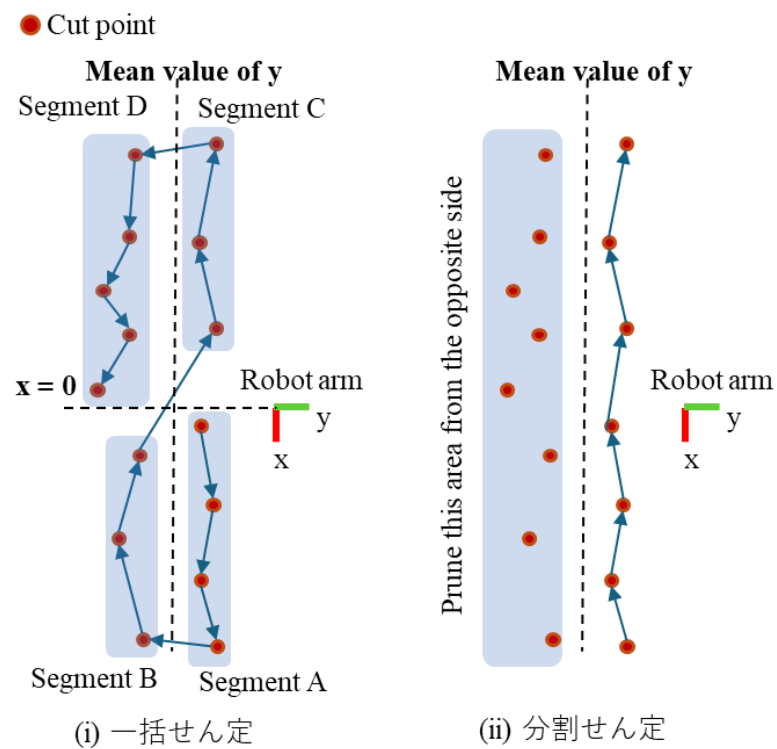


Figure 24 せん定位置の巡回順

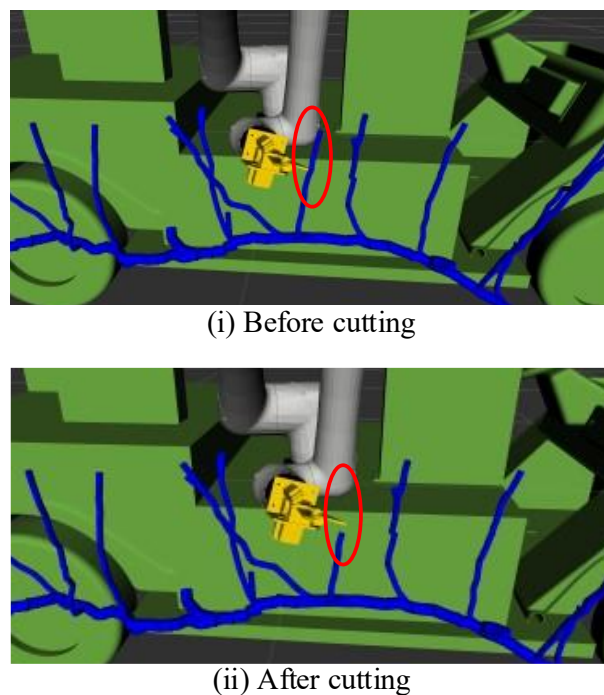


Figure 25 可視化したブドウモデルとせん定後にモデルが更新される様子

4.1.4 各せん定位置におけるエンドエフェクタの姿勢最適化

本研究では、使用するロボットアームが 6 自由度を有することから、関節角の制御のためには、枝切断時におけるエンドエフェクタの位置だけでなく、姿勢を与える必要がある。ここでは樹体構造情報を用いて姿勢を決定する手法について説明する。

まず、枝切断時のエンドエフェクタ姿勢について議論する。エンドエフェクタへの物理的な負荷を考慮すると、切断時の姿勢は、刃の開閉方向が枝に対して垂直になる姿勢であることが望ましい。そこで推定された樹体構造から得られるせん定位置の生長方向ベクトル φ を、エンドエフェクタ座標系 Z 軸（刃の開閉方向に対して垂直な軸）に対応させることで、切断時のエンドエフェクタ姿勢が持つ回転成分のうち一軸を決定した。このとき、 Z 軸まわりには回転自由度が残るため、切断時の姿勢 R_{target} の候補は Z 軸まわりの回転角 ψ を自由変数として表すことができる (Figure 26(ii))。以上より、ロボットアーム座標系におけるエンドエフェクタ姿勢の回転成分 $r(\psi)$ は以下のように表される。

$$r(\psi) = r_z(\varphi) \cdot r_{xy}(\psi) \quad (35)$$

よって R_{target} の候補集合 $\Omega_{pruning}$ は以下のように定義される。

$$\Omega_{pruning} = \{R_{target} | R_{target} = (r(\psi_i), p_{target})\} \quad (36)$$

また、エンドエフェクタがはさみ状の機構を持つ本システムでは、せん定対象枝に正面から進入する必要がある。切断姿勢に至る直前に経由する姿勢を準備姿勢 $R_{pre-target}$ とすると、この姿勢は切断姿勢からエンドエフェクタ座標系 X 軸方向に l_{offset} 後退した姿勢として定義でき、 $R_{pre-target}$ は R_{target} から従属して一意に決定されることが分かる。

$$\begin{aligned}
 R_{target} &= (r_{target}, p_{target}), R_{pre-target} = (r_{pre-target}, p_{pre-target}) \\
 r_{pre-target} &= r_{target}, \quad p_{pre-target} = r_{target} \cdot \begin{bmatrix} -l_{offset} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + p_{target}
 \end{aligned} \tag{37}$$

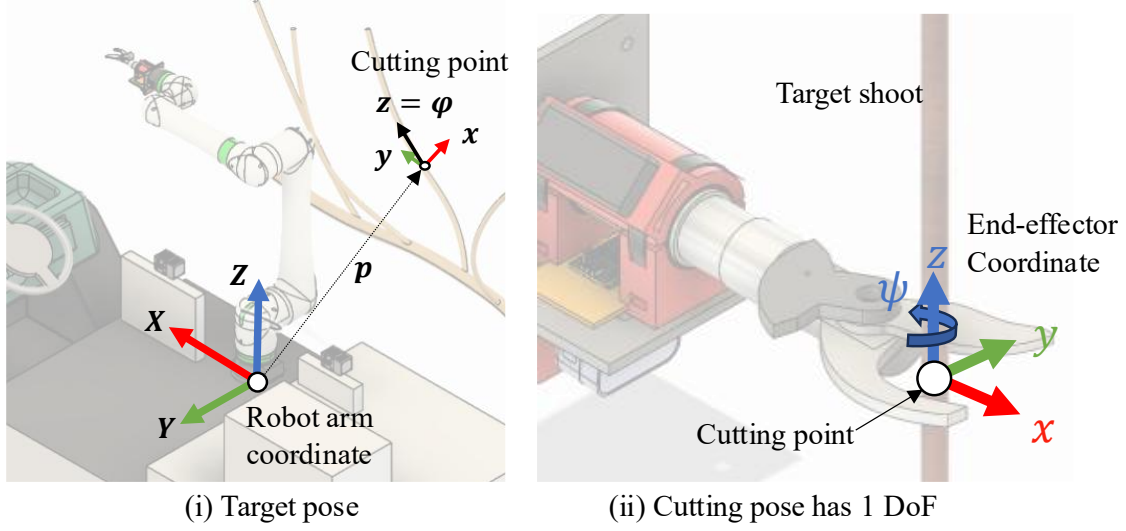


Figure 26 枝切断時の姿勢決定手法

次に、得られた切断姿勢 R_{target} の候補集合 $\Omega_{pruning}$ について移動コストを評価した。本研究で評価指標としたのは(1) 姿勢が実現可能であること、(2) 関節角移動量が小さいことの2点である。ここで、姿勢の実現可能性の評価には、ロボットアームの自由度に基づく逆運動学的実現可能性と、周囲環境との干渉を判定する幾何学的実現可能性の2種類を用いた。よって評価関数は、現在のロボットの関節角ベクトルを $\theta^{current}$ 、評価対象の姿勢 R_{target} 、 $R_{pre-target}$ に対する関節角ベクトル θ 、 θ' を用いて、

$$\begin{aligned}
 \theta &= IK(R_{target}), \quad \theta' = IK(R_{pre-target}) \\
 E(\theta^{current}, \theta) &= \begin{cases} \|\theta^{current} - \theta\| & \text{if } \theta \text{ and } \theta' \text{ are feasible} \\ \infty & \text{else} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{38}$$

となる。この評価関数を $\Omega_{pruning}$ に含まれる全ての切断姿勢とその準備姿勢に適用し、評価値の昇順に整列した姿勢候補列 L を得た。

$$L = [(R_{target\ 1}, R_{pre-target\ 1}), (R_{target\ 2}, R_{pre-target\ 2}), \dots, (R_{target\ n}, R_{pre-target\ n})] \tag{39}$$

次節で述べる軌道計画では、選択されたせん定姿勢に至る干渉のない軌道を生成する必要がある。しかし、周囲の枝や樹体構造の複雑さにより、終端姿勢自体は実現可能であっても、その姿勢に至る途中経路が実現不可能となる場合が想定される。そこで本研究では、姿勢候補列 L をコストの昇順で保持し、最適姿勢に加えて、次善の候補をバックアップとして利用可能とすることで、軌道計画失敗時にも柔軟に代替姿勢を選択できるようにした。

4.1.5 ロボットアームの軌道計画

本研究では、Figure 23 に示すように、1 サイクルにおいて、(1) 前サイクルの準備姿勢から現在のせん定対象枝に対して決定された準備姿勢までの移動経路、(2) 準備姿勢から切断姿勢までの経路、の2種類の軌道計画が必要となる。

まず、準備姿勢までの移動経路について述べる。多自由度ロボットアームの動作計画に関しては、自己干渉や障害物回避、特異姿勢の回避を目的とした多様な手法が提案されてきた(Gurve et al., 2025)。これらの手法は汎用性や最適性を重視している一方で、計算コストが高くリアルタイム性に乏しい、あるいは計算コストを抑えられるが実用性に課題が残るなどの問題を抱えている。本研究で対象とするせん定作業では、障害物情報の根拠となる樹体構造推定に不確実性が存在すること、さらに実用的な速度で動作するためリアルタイム性が不可欠であることから、従来の全空間探索型の軌道生成手法を直接適用することは計算コストの面で適切ではない。

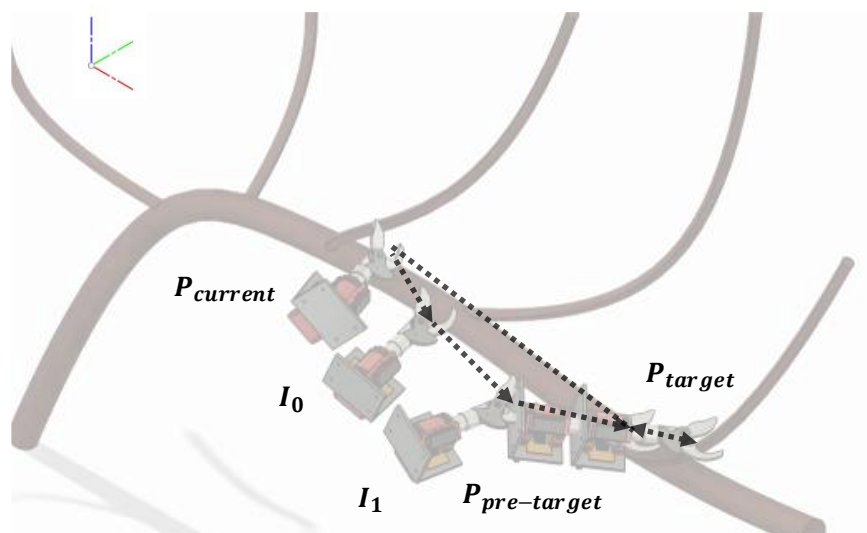
そこで本研究では、計算効率と環境適応性のバランスを考慮したハイブリッドな軌道生成手法を採用した。まず、Figure 27 に示すような台形状の経路を生成する。この経路は、始点と終点付近で奥行き方向への退避・進出動作を加え、中間区間では水平方向に直線移動する構成となっている。このような台形状経路は、せん定対

象領域における枝の密集などの空間的制約に対応するため、奥行き方向に一定量のオフセットを付与して構築したものである。

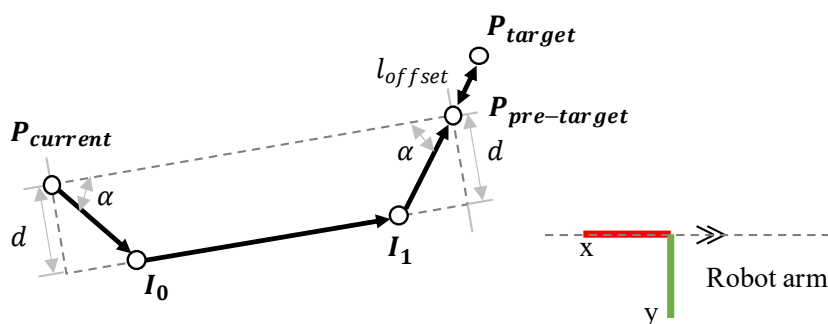
経路上の各点では逆運動学および幾何学的な観点から干渉判定を行っており、樹体構造が密集している場合や狭い隙間を通過する必要がある場合には、台形状経路では枝との干渉が生じ、軌道が成立しないケースが発生する。この問題に対処するため、本研究では台形状軌道計画に失敗した場合の代替手法として、サンプリングベースの軌道生成法である RRT-Connect(Kuffner & Steven LaValle, 2000) を導入した。RRT-Connect は最適性保証を持たない一方で、冗長性と高速な軌道計画を可能とし、バックアップ手法としては有効である。以上のような2段階の軌道計画により、セン定動作における成功率と安全性を確保しつつ、計算効率とのバランスを実現した。

さらには、いずれの手法でも軌道生成に失敗した場合に備え、前節で構築した姿勢候補列 L から次に評価コストの小さい候補を選択し、再度軌道生成を試行することで、システムの冗長性を高めた。

最後に、準備姿勢から終端姿勢までの経路は直線的に補間した。



(i) The illustration of trapezoidal completion



(ii) Trajectory plotted to X-Y plane

Figure 27 台形状の軌道計画

台形状経路の頂点にあたる姿勢を I_0 、 I_1 とし、これらを通過することで果枝との干渉を回避する。パラメータ d は退避距離、 α は退避角度を示し、これらにより台形の形状を調整している。

4.1.6 エンドエフェクタカメラを用いた位置補正

本節では、準備姿勢に到達した後に実施するエンドエフェクタ位置補正手法について述べる。

せん定対象枝や枝上のせん定位置は、樹体構造推定における点群欠損やオクルージョン等に起因する誤差が含まれるため、推定結果と実際の枝位置にずれが生じることがある。この課題に対処するために、エンドエフェクタに搭載されたステレオ

カメラによる局所的な視覚情報と、推定された樹体構造情報の統合によってエンドエフェクタの位置補正を行い、全体としてのシステム安定性を高めることを目指した。

まず、エンドエフェクタに搭載されたステレオカメラから画像を取得し、YOLOv11n-seg(Jocher et al., 2023)を用いて枝領域を検出した (Figure 28 (i)青線に相当)。

次に、樹体構造推定システムから得られたせん定対象枝の骨格情報を用いて枝インスタンスからせん定対象枝を同定した。せん定対象枝の三次元幾何形状エンドエフェクタカメラ座標系に投影し (Figure 28 (i)緑線に相当)、これをセグメンテーションにより得られた各結果枝インスタンスの形状と比較した。この比較のために曲線形状の類似度を評価できる Dynamic Time Warping (DTW) アルゴリズム(Sakoe & Chiba, 1978)を適用した。

さらに、予測されたインスタンスの中から同定されたせん定対象枝 (Figure 28 (i)赤線に相当) から芽を検出し、せん定位置を再認識した。芽検出には YOLOv11n を適用した。モデルの入力にはインスタンス領域外をゼロ埋めした画像を用いた (Figure 28 (ii))。

最終的に、検出された芽の位置に基づいてせん定位置を再決定し、この位置を目標としてロボットアームのサーボ制御を行った。

エンドエフェクタカメラ座標系における補正後のせん定位置を (x, y) 、深度値を s とすると、ピンホールカメラモデルを用いて t'_{target} は以下のように表される。式中の R はロボットアーム座標系とエンドエフェクタカメラ座標系間の外部パラメータ行列である。 c 、 f はそれぞれエンドエフェクタカメラの光学中心と焦点距離を表す。

$$p'_{target} = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = R_{3 \times 4} \cdot \begin{bmatrix} \frac{u - c_x}{f_x} & \frac{v - c_y}{f_y} & 1 & \frac{1}{s} \end{bmatrix}^T \cdot s \quad (40)$$

これらより、補正後の終端姿勢 P_{target}' と $P_{pre-target}'$ は、

$$P'_{target} = (r_{target}, p_{target}'), \quad P_{pre-target}' = (r'_{pre-target}, p_{pre-target}') \quad (41)$$

$$r'_{pre-target} = r_{target}, \quad p_{pre-target}' = r_{target} \cdot \begin{bmatrix} -l_{offset} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + p_{target}' \quad (42)$$

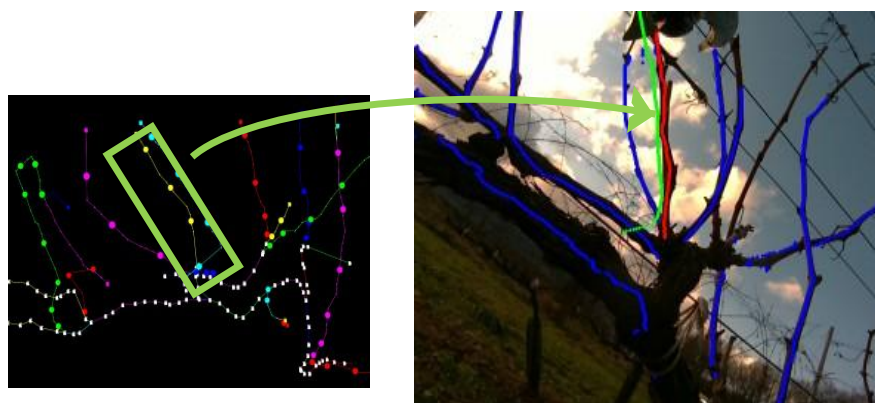
で表される。 $P_{pre-target}$ と $P_{pre-target}'$ 間は直線補間を用いて経路を生成し、エンドエフェクタを移動させた。

使用したインスタンスセグメンテーションモデル及び物体検出モデルについて定量評価指標 Precision、Recall、mAP の各値を Table 10 に示す。

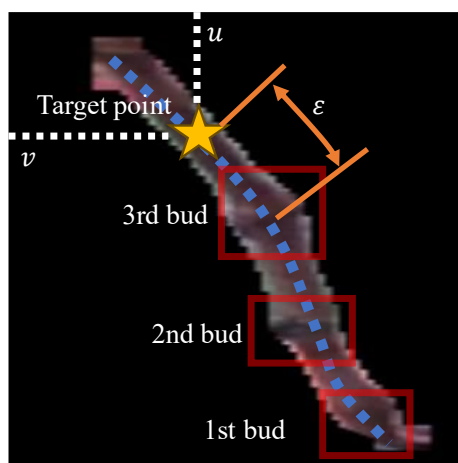
Table 10 YOLO の性能

(i) Performance of the instance segmentation model				
	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
Box	0.86	0.82	0.87	0.71
Mask	0.86	0.84	0.88	0.57

(ii) Performance of the object detection model				
	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
	0.79	0.64	0.70	0.24



(i) Find a target shoot instance in EE camera frame



(ii) Compute true target point from instance area

Figure 28 エンドエフェクタに搭載したカメラを用いた位置補正機構

4.1.5. 実験の設定

本研究では、提案システムの有効性を評価するために、一括せん定方式で 17 本、分割せん定方式で 6 本の果樹をロボットによるせん定作業を実施した。提案した動作計画手法の評価指標としては、せん定成功率、せん定処理時間、および失敗要因の 3 点に着目した。せん定成功率は、樹体構造推定システムによって決定されたせん定対象枝の本数に対し、ロボットのエンドエフェクタによって実際に切断された枝の本数の割合として定義した。また、せん定処理時間は、個々の枝のせん定に要する平均時間および果樹 1 本あたりのせん定完了までに要した合計時間の 2 種類を測

定・記録した。さらに、せん定に失敗したケースについては原因を分類し、以下の3つに大別した：

- (i) 枝や幹との接触によってロボットが緊急停止する Collision
- (ii) 軌道計画が成立せず対象枝をスキップせざるを得なかった Path planning
- (iii) エンドエフェクタのはさみ部分に枝が正しく進入せず、切断に至らなかった End-effector

加えて、エンドエフェクタカメラによるせん定位置補正機構の性能を定量的に評価するため、せん定後に残った芽の数と、せん定前に指定された目標芽数との関係も評価指標とした。具体的には、せん定結果において残存した芽の数が目標より多かった割合、少なかった割合、ちょうど一致した割合を算出し、単に枝が切断されたか否かに加え、せん定品質の観点からもシステム全体の性能を多角的に検証した。

またロボットアームの軌道計画、エンドエフェクタの位置補正手法については単体で評価した。これらの評価を通じて、せん定ロボットシステムの現状の性能と課題を明らかにした。

4.2 結果と考察

4.2.1 作業精度の評価

一括せん定および分割せん定におけるせん定成功率は、それぞれ 69.3%および 83.1%であった。成功率における差異は、せん定対象枝の密度や視界の制限、樹体構造推定の精度に起因すると考えられる。失敗要因の詳細は Figure 29 の円グラフに示すとおり、一括せん定では Collision が 24%、Path planning が 50%、End-effector が 26% を占めていた。一方、分割せん定では Collision が 5%にとどまる一方で、Path planning が 80%と大半を占め、End-effector は 15%であった。この結果は、分割せん

定がロボットに対して奥側にある枝にアプローチせずにあえて残すことにより、オクルージョンなどによる樹体構造推定誤差が大きい部分を避け、衝突リスクが低減されたことを示唆している。

また、一括せん定ではすべての対象枝を順にせん定する一方で、分割せん定では対象枝のうち Y 座標が平均 Y 座標より大きいもののみを選択することでせん定範囲を制限し、作業の効率化及び安定性の向上を図っている。しかし、分割せん定では両側で独立して樹体構造の推定を行うため、データの一貫性を失い同じ枝を複数回せん定してしまう場合もあり、この点は現状の課題である。さらに、現状のシステムでは、一周すなわち一度の巡回で対象枝のせん定を完結させており、再挑戦を行わない運用であることも成功率に影響していると考えられる。

さらに、提案システムでは Figure 23 に示したワークフロー中の枝切断まで達した段階で実際の枝切断成否にかかわらずブドウモデルを更新している。こうした仕様により、何らかの理由によって切断に失敗し、実際には枝が切り落とされていないのにも関わらず障害物モデルが更新されたために樹体と接触するケースが散見された。

今後の展望としては、まず優先順位を考慮した巡回順決定の導入が挙げられる。本研究では区間分割や貪欲法に基づいた巡回順決定を行ったが、例えばせん定しやすい枝から優先的に処理し、切りにくい枝は 2 巡目以降に回すなど、動的かつ最適化された計画の実現を目指す。また、分割せん定の利点を活かしつつ、樹体構造の推定に一貫性を持たせるための統合的な手法の開発も必要である。そして実際の枝切断成否を判定する手法の開発によって、干渉判定の精度が向上し作業精度の向上に結びつくものと考えられる。一方でせん定ロボットシステムの根幹をなす樹体構

造推定システムの改善も求められ、これにより、せん定成功率のさらなる向上と処理効率の改善が期待される。

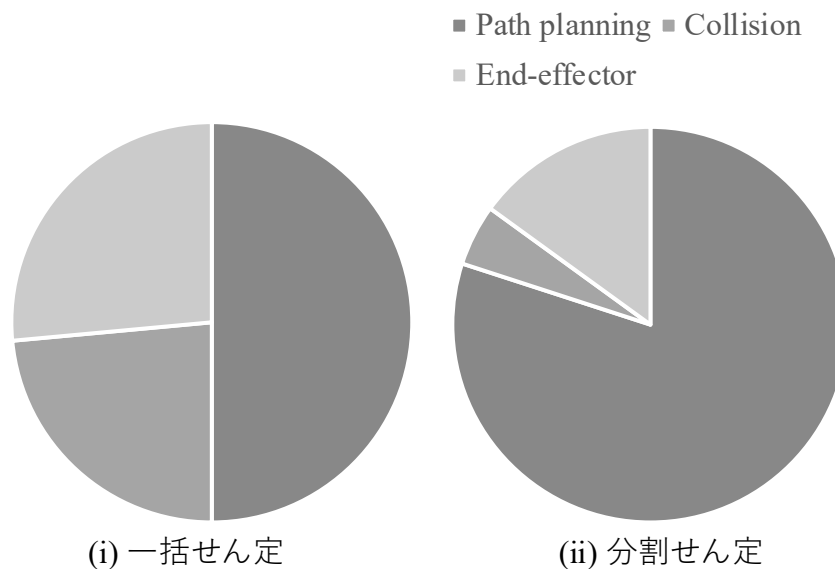


Figure 29 失敗要因の内訳

次に、ロボットシステムによる芽数制御の精度について述べる。Figure 30(i)に示すとおり、目標とちょうど同じ数の芽が残された割合は、一括せん定・分割せん定のいずれにおいても 61%であった。一般に、果樹への影響という観点では、目標よりも多く芽を残すことは大きな問題とはならない。そのため、目標数と一致する場合に加え、目標より多くの芽を残したケースを含めると、それぞれ 91%、86%と高い割合を示し、果樹に対して過度なせん定を行うことなく処理できたといえる。

樹体構造システムにおいては、車両に固定されたベースカメラによって取得された三次元点群を用いて骨格構造および各点群が属する部位（芽、結果母枝、結果枝）について推定した。当該手法では枝ごとの画像解像度が限定的であったため、物体検出やセグメンテーションを用いた部位推定は実施せず、骨格情報を用いた部位情報の推定を実施した。骨格情報に依存した方法であったため推定精度に課題が残る

状況であったが、本研究ではせん定直前にエンドエフェクタカメラから得られる高解像度な画像を用いて局所視点から芽や枝の位置を認識し、せん定位置を補正する手法を導入した。これにより、多くのケースで芽数の制御に成功し、せん定精度の向上が確認された。

しかし一方で、目標よりも芽数が少なくなる場合も一部に見られた。主な要因は、エンドエフェクタカメラによる芽の認識に失敗したことである。Table 10 に示すように、使用した物体検出モデルの精度は十分とはいえなかった。特に、せん定対象枝のインスタンス画像をアスペクト比を無視して入力画像したことで、芽の形状や特徴量が損なわれ、検出性能が低下した可能性がある。なお、本タスクは、芽が必ず存在することが前提であるという点で、一般的な物体検出とは異なる性質を持つ。このような特徴を活かしたタスク特化型の検出手法を導入することで、今後さらなる精度向上が期待できる。

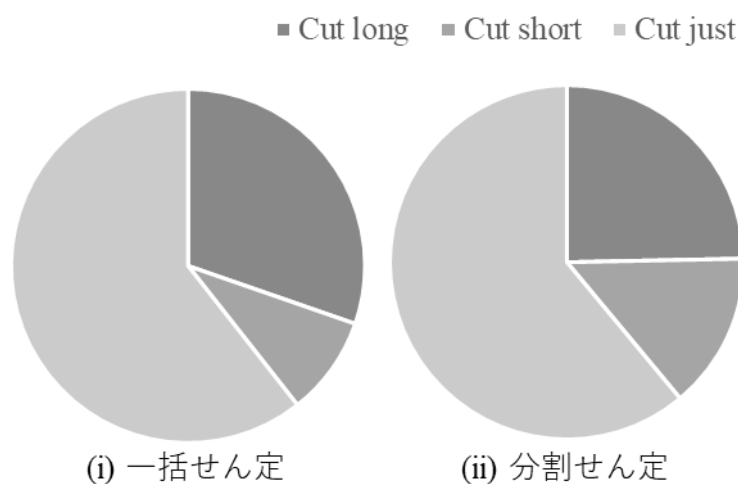


Figure 30 芽数制御の結果

4.2.2 サイクルタイムについての評価

せん定作業における処理時間について評価した。Table 11 に示すように枝一本あたりのせん定時間は、一括せん定と分割せん定で大きな差は認められなかったが、果樹一本全体をせん定する際に要する総時間は異なり、一括せん定が平均 122.9 秒に対し、分割せん定は 183.5 秒と約 1.5 倍となった。この差異は、分割せん定において左右の枝群をそれぞれ独立した果樹として処理するため、同一の枝を複数回せん定するケースが生じることが主な要因である。また、せん定対象の枝選択や巡回順決定が最適化されておらず、効率的なせん定経路の構築に改善の余地がある。今後は、枝の切断しやすさやせん定の優先順位を考慮した巡回順の工夫によって、さらなる処理時間の短縮が期待される。なお、この結果は搭載したロボットアームの一本を用いて得た結果であることから 2 本のロボットアームを同時運用することで処理速度が向上するものと考えられる。

Table 11 2つのせん定方式におけるサイクルタイムの比較

せん定戦略	サイクルタイム[s/cane]	サイクルタイム[s/tree]
一括せん定	11.2	122.9
分割せん定	10.2	183.5

4.2.3 軌道計画手法の評価

本研究では 2 段階の軌道計画により、せん定動作における成功率と安全性を確保しつつ、計算効率とのバランスを狙った。ここでは(i)台形状経路のみの適用、(ii)RRT-Connect のみの適用、(iii)提案手法の 3 つの手法について成功率と処理時間について比較検証した。Figure 31 に結果を示す。台形状経路は処理時間に優れるが、成功率は低い傾向にある。これは台形状経路が直交座標空間で姿勢間を直線補間するため、処理が高速である一方、関節角空間における角度制約や可動範囲を陽に考

慮しないため、逆運動学的に解が存在しない、あるいは関節の可動域を超えるような実現不可能な経路を生成してしまう場合があるためである。一方でRRT-Connectは、ロボットの運動学を踏まえた探索を行うため成功率は高いが、冗長な経路を生成しやすく経路生成や動作に伴う時間を要する場合が目立った。提案手法は、両手法の長所を両立させる結果を得ることができた。軌道計画において85%のケースで台形状経路を利用し、残りの失敗ケースでのみRRT-Connectを用いていたことが分かった。これにより速度と成功率のバランスを両立することができたものと考えられる。結果として提案手法が最も効率的かつ安定した軌道計画を実現した。

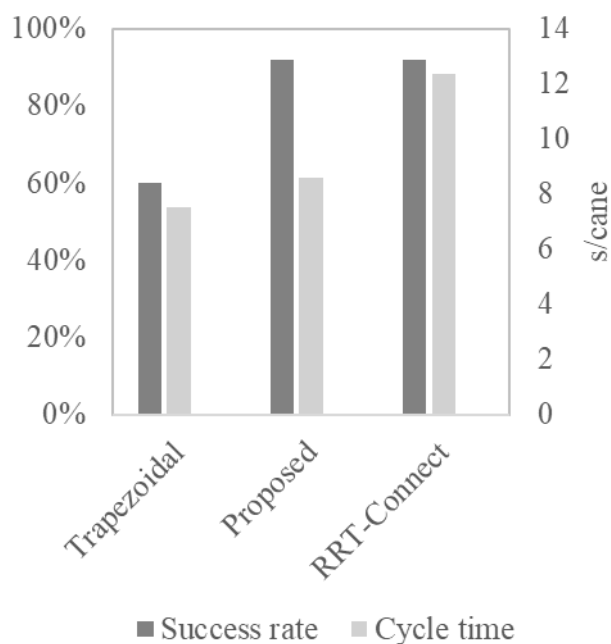


Figure 31 各軌道計画手法による成功率とサイクルタイムの比較

4.2.4 エンドエフェクタカメラを用いた位置補正システムの評価

本研究で提案した位置補正システムの有効性について検証を行った。一括せん定において、位置補正システムを有効化した場合と無効化した場合の結果をそれぞれFigure 32(i)(ii)に示す。せん定成功率は位置補正システム無効時の68%から、有効時

には 82%へと大幅に向上しており、位置補正システムの効果が示された。特に、枝との接触によるせん定失敗や、はさみの間に枝が正しく入り込まなかったケースが大幅に減少していることが確認された。これにより、位置補正システムがせん定動作の精度向上において極めて重要な役割を果たすことが示唆された。

一方で、位置補正システムを有効にした場合の軌道計画の失敗割合が、無効時よりも若干高くなる結果となった。これはロボットアームの関節が伸びた状態における操作自由度の低下減少によるものと考えられる。

さらに、位置補正システム単体の性能評価も実施した。位置補正システム処理自体は全体の 90%の割合で正常に動作していることが確認された。失敗の主な要因は以下の通りである。まず、エンドエフェクタに搭載されたカメラの深度情報が不正確である場合、せん定対象枝の位置推定に誤差が生じたケースが確認された。また、推定された樹体構造の三次元位置情報（枝の座標変換を含む）が破綻していることによってパターンマッチングの精度低下を招くケースも見られた。これらの失敗要因の詳細は Figure 32 (iii)にまとめて示す。位置補正に要する処理時間は平均で 0.98 秒であり、この処理時間は、全体のサイクルタイムの約 8.8%とわずかで、速度と精度の両面で非常に優れた方式であると評価できる。また、提案手法について特筆すべき点として、切断後に垣根に残留した枝に対する誤動作の少なさが挙げられる。動作試験中、せん定後に枝が自由落下せずに残留する場合があったが、本手法では推定された樹体構造とパターンマッチングを活用することで、位置補正システムは残留枝に惑わされることなく正しい枝をせん定対象として認識し、せん定することが可能であった。

総じて、位置補正システムはせん定ロボットシステムに対して補助的に作用し、全体のせん定成功率を実用的なレベルまで引き上げる重要な役割を果たしているこ

とが本検証から明らかとなった。至近距離から高解像度で植物情報を取得できることの恩恵が確認された。

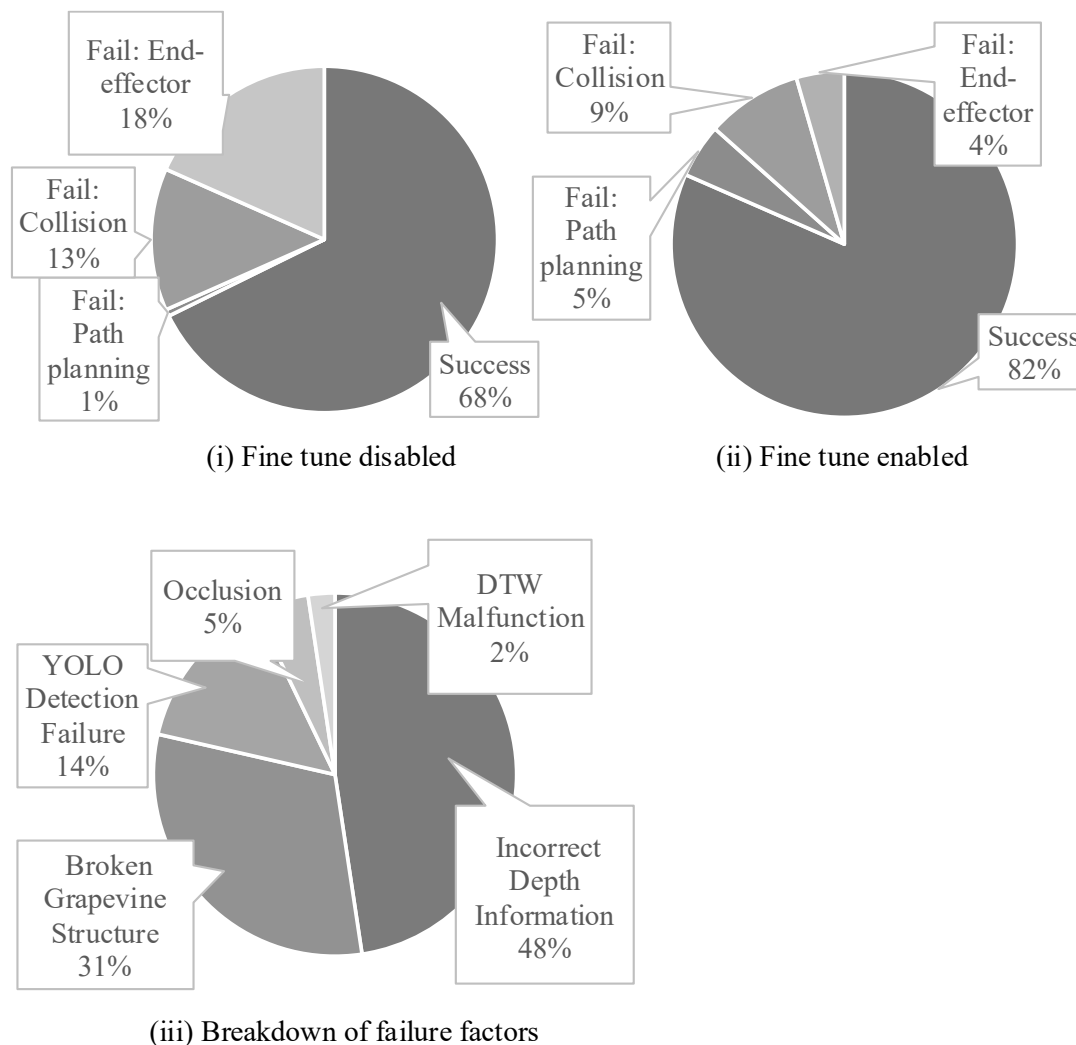


Figure 32 エンドエフェクタ位置補正機構の性能評価

4.3 結論

本研究では、樹体の三次元構造情報とエンドエフェクタカメラによる AI 補正を統合したセン定ロボットシステムを構築し、その有効性を実環境下で検証した。提案システムは、セン定位置の決定、軌道計画、セン定動作の実行までを一連の処理として統合的に実現しており、複雑な樹体構造に対しても高い適応性を示した。

実環境試験では、せん定成功率 83%、せん定後の芽数制御精度 91%を達成し、せん定位置補正の有無による性能差も明確に確認された。特に、エンドエフェクタ視点の局所画像に基づくせん定位置補正は、せん定精度と動作安定性の向上に大きく寄与した。また、軌道計画においては、台形状の軌道生成と **RRT-Connect** を組み合わせたハイブリッド手法により、処理速度と成功率のバランスを効果的に実現できた点も特筆される。

一方で、本システムの性能は樹体構造推定の精度に大きく依存しており、とりわけ枝密度が高く視界が制限される環境では構造推定誤差がせん定精度を低下させる要因となっている。また、芽の検出精度にも課題が残っており、せん定精度のさらなる向上には物体認識モデルの改良が不可欠である。

今後の展望としては、エンドエフェクタカメラ補正システムにおける物体検出モデルの強化、せん定の優先度を考慮した巡回順最適化の導入、エンドエフェクタによる枝切断の成否判断システムの開発が挙げられる。さらに、せん定動作の安定性や対象枝への追従性を向上させるため、エンドエフェクタの設計最適化も重要である。

第 5 章 電動ロボットの作業計画最適化

本章は研究目的(4)「電力消費や補給を考慮した作業計画最適化アルゴリズムの設計と評価」に対応する。電動農業車両のエネルギー消費特性を考慮した作業計画最適化手法を提案し、傾斜地での運用を対象とした評価を行う。

果樹園における自律電動ロボットの運用では、作業効率と省力化を両立するために、走行経路や補給タイミングを含む計画の立案が不可欠である。本研究では、問題を一般化し、作業中にロボットの質量変化を伴うスプレーヤを題材として作業計画最適化の枠組みを構築した。具体的には、圃場の地形や作業経路の配置、走行及び作業に伴うエネルギー消費を考慮し、総作業時間を最小化するスケジューリング問題として定式化し、遺伝的アルゴリズム (GA) を応用した階層型 GA (LGA) による解法を提案する。

本章における主な貢献は以下の通りである。

- 電動農業ロボットの作業計画最適化アルゴリズムを提案
- 傾斜地におけるロボットの作業スケジューリング問題に対する提案手法の有効性
- ロボットの運用および設計問題への応用可能性

5.1 方法

5.1.1 作業手法の定義

Figure 33 には、鶴沼ワイナリーにおける供試圃場の三次元マップを示す。マップは 43 本の走行経路から構成され、試験圃場の面積は約 1.0 ha である。各作業経路の長さは 70 m から 120 m で、西側に向かうにつれて短くなる傾向を示す。また、圃場の標高は北側から南側にかけて約 5 m の標高差がある。図中の実線及び点線は、それぞれ作業経路と、補給拠点と作業経路間を結ぶ移動経路を示している。

各ロボットは、作業経路走行順と作業速度を与えられ、全作業経路を重複なく走行する。さらに、作業中にバッテリー残量や農薬残量が不足する事態を回避するため、ロボットは必要に応じて作業途中で補給拠点へ帰還するものとした。

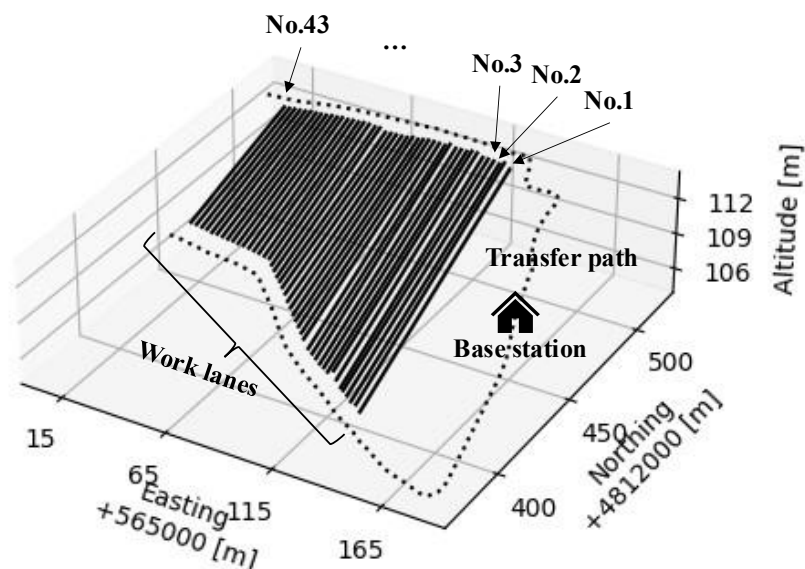


Figure 33 供試圃場の三次元マップとロボットの走行経路

5.1.2 最適化問題として定式化

本研究では、複数台のロボットを同時に運用する際の総作業時間を最小化することを目的とした。ロボット k が有する作業時間 T_k は作業経路における作業時間 T_{Wk} と作業経路間移動の時間 T_{Tk} 、さらに充電や農薬補給に要する時間 T_{Rk} の総和である。そのため、各ロボットに対して作業経路の巡回順が与えられたとき、作業経路数および補給回数をそれぞれ n 、 m とすると T_k 及び総作業時間 T は以下の 2 式で表される。

$$T_k = \sum_{i=1}^n (T_{Wk}(i) + T_{Tk}(i)) + \sum_{j=1}^m T_{Rk}(j) \quad (43)$$

$$T = \max\{T_1, T_2, \dots, T_k\} \quad (44)$$

各ロボットが作業経路で作業に要する時間は、作業経路の走行順に依存せず一定である。一方、補給に要する時間および経路間の移動時間は、作業経路の走行順に

大きく左右される。そのため、本研究では提案手法によりこれらの時間を最小化することを目指した。総作業時間 T を算出するためには、以下の3ステップを要する。

1. ロボットに与えられた作業経路巡回順の再構成

ロボットの消費エネルギー量および農薬消費量を予測する。そのうえで、作業途中で停止が生じないように必要に応じて補給工程を挿入し、作業計画を再構成する。

2. 各ロボットの作業時間の算出

再構成された作業経路走行順に基づき作業時間を算出する。

3. 総作業時間の算出

各ロボットの作業時間から全作業工程終了に要する時間を算出する。

以下にそれぞれのステップについて説明する。

まず、ロボットに与えられた作業経路巡回順を再構成する。ロボットの総重量が散布量に比例して線形に減少するものとする、ロボットの総重量の時間変化 $M(t)$ は初期状態のロボット総重量 M_0 、車両のみの重量 M_v 、タンク容量 V_0 、農薬の比重 γ を用いて以下のように表される。

$$M_0 = M_v + V_0\gamma \quad (45)$$

$$M(t) = M_0 - \int_0^t \frac{Q_s\gamma}{60} dt \quad (46)$$

また、作業経路の傾斜角が一様に θ である場合、ロボットに作用する外力 $F(t)$ は以下の通りである。ここで、 θ は上り坂に対して正、下り坂に対して負と定義する。また、力の方向は走行方向を正とする。

$$\zeta = C_r \cos\theta + \sin\theta \quad (47)$$

$$F(t) = M(t)g\zeta \quad (48)$$

ロボットが一定速度 v で走行する場合、ロボットに作用する外力と駆動力は釣り合うため、時刻 t における消費エネルギー $E(t)$ は、車両に作用する外力による仕事量に等しくなる。したがって、 $E(t)$ は Eq. (49) によって表される。なお、車両に作用する外力が負、すなわち下り坂走行時には、ロボットが回生電力を生成するためバッテリーが充電されるものとする。この場合、外力が負であるときの消費エネルギーは、充電効率 η を乗じて評価される。

$$\begin{cases} E(t) = \int_0^t (F(t)v + P_S)dt & (F(t) \geq 0) \\ E(t) = \eta \int_0^t (F(t)v + P_S)dt & (F(t) < 0) \end{cases} \quad (49)$$

$$E(t) = \begin{cases} g\zeta vt \left(M_0 - \frac{Q_s \gamma}{60} \cdot \frac{1}{2} t \right) + P_S t & (\zeta \geq 0) \\ \eta g\zeta vt \left(M_0 - \frac{Q_s \gamma}{60} \cdot \frac{1}{2} t \right) + P_S t & (\zeta < 0) \end{cases} \quad (50)$$

これらのエネルギー消費モデルは経路の長さ d および速度 v を用いて次のように表される。

$$E(d, v) = \begin{cases} \left(M_0 - \frac{Q_s \gamma \cdot d}{60 \cdot 2 \cdot v} \right) g d \zeta + P_S \cdot \frac{d}{v} & (\zeta \geq 0) \\ \eta \left(M_0 - \frac{Q_s \gamma \cdot d}{60 \cdot 2 \cdot v} \right) g d \zeta + P_S \cdot \frac{d}{v} & (\zeta < 0) \end{cases} \quad (51)$$

得られたエネルギー消費モデル、農薬消費モデルを用いて作業経路走行順を再構成する。以下の2式は、バッテリー残量と農薬残量を考慮して作業継続可否を判定する。

$$S_E(j) = \sum_{i=1}^j (E_{work}(D_{Wi}, v_W) + E_{transfer}(D_{Ri}, v_T)) > E_0 \quad (52)$$

$$S_V(j) = \sum_{i=1}^j \frac{Q_s \cdot D_{Wp}}{60 \cdot v_W} > V_0 \quad (53)$$

E_{work} および $E_{transfer}$ は、それぞれ作業時および移動時のエネルギー消費量を表す。

$S_E(j)$ および $S_V(j)$ は、それぞれ第 j 番目の経路終了時までの総エネルギー消費量およ

び総農薬消費量を表す。したがって、Eq. (52) または Eq. (53)が成立した場合には、作業計画を再構成し、第 $j - 1$ 番目の経路終了時点で元の作業工程に補給工程を挿入する (Figure 34)。

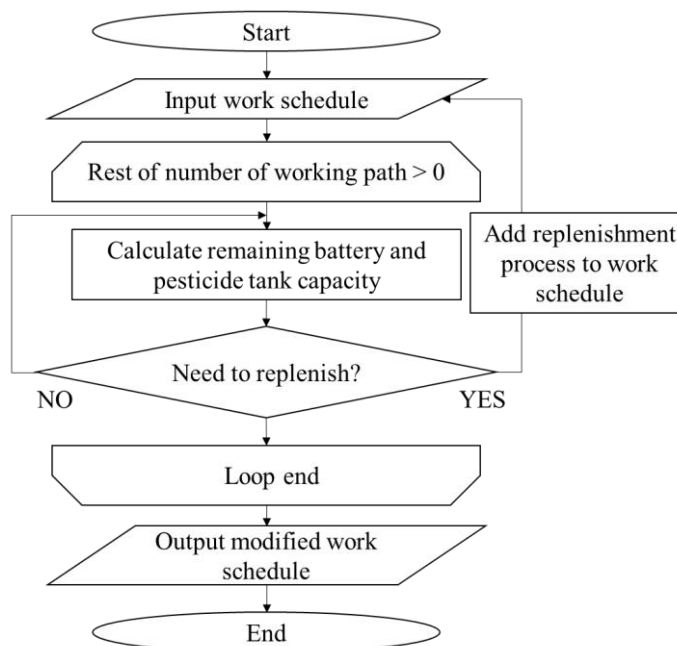


Figure 34 作業計画を再構成するためのフローチャート

次に、再構成された作業経路走行順に対して各ロボットの総作業時間を計算する。各ロボットの作業時間は農薬散布作業時間、作業経路間および経路間の移動時間、補給の時間の 3 つに大別される。経路巡回順第 i 番目の経路における農薬散布作業に要する時間は、以下の通りである。

$$T_w(i) = \frac{D_{wi}}{v_w} \quad (54)$$

供試圃場における作業経路間の巡回経路には、Figure 35 に示すようにスイッチバックターンとスキップパスターンの 2 つの方法が想定できる。である。両巡回方法はいずれも以下の 3 段階から構成される。(i) 車両を前進させ、作業経路に対して横向きとなるまで操舵する。(ii) 車両を前進または後退させ、次の経路へ直進で進入可

能な位置に移動する。(iii) 車両を前進させ、次の経路へ直進で進入する。両者の違いは、第(ii)段階において前進か後退かを選択する点にある。以上の情報に基づき、巡回経路の長さ $D_T(i)$ は Eq. (53) によって近似的に算出される。ここで、 T_d は巡回中の進行方向切替や操舵操作によって生じる無駄時間を距離換算した値である。

$$D_T(i) = \left| w_i - r \left(\tan \frac{\theta_1}{2} + \tan \frac{\theta_2}{2} \right) \right| + \rho(\theta_1 + \theta_2) + T_d \quad (55)$$

したがって、第 $i-1$ 経路から第 i 経路への移動時間 $T_T(i)$ は次のように表される。

$$T_T(i) = \frac{D_T(i)}{v_T} \quad (56)$$

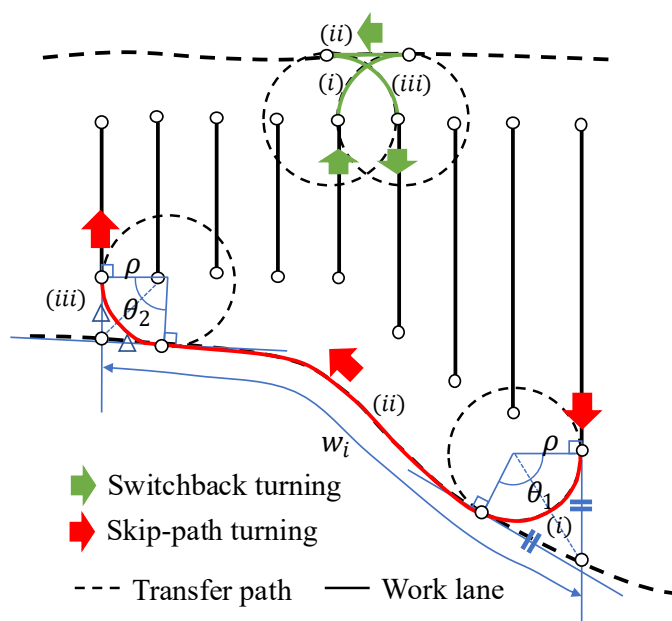


Figure 35 2種類の旋回手法

最後に、補給に要する時間を定義する。補給時間は、第 i 回目の補給時における残存バッテリー量 $E_R(i)$ および農薬タンク容量 $V_R(i)$ を用いて、Eq. (57)(58)(59)によって表される。ここで、 T_{RE} はバッテリー充電に要する時間、 T_{RP} は農薬タンク補給に要する時間を表す。

$$T_{RE}(i) = \frac{E_0 - E_R(i)}{P_R} \quad (57)$$

$$T_{RP}(i) = \frac{V_0 - V_R(i)}{Q_R} \cdot 60 \quad (58)$$

$$T_R(i) = \min\{T_{RE}(i), T_{RP}(i)\} \quad (59)$$

本研究で用いたモデルでは、バッテリー充電と農薬タンク補給を同時に行う。ロボットの農薬タンク容量はバッテリー容量に比べて著しく小さいため、総作業時間を最小化する観点から、バッテリーの完全充電とタンクの完全補給を同時に待機することは合理的ではない。そこで、本研究では農薬タンクが満杯となった時点で充電を終了し、バッテリーの完全充電を待たない方針を採用した。

最後に総作業時間 T を算出する。総作業時間 T は数台のロボットを同時に運用する際の総作業時間であることから Eq.(43)(44)で求められる。本研究の目的は、この総作業時間 T を最小化する作業計画を探索することである。

5.1.3 階層型遺伝的アルゴリズムを用いた作業計画の生成

本研究では問題の解法として遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた。GA は生物の進化過程を模倣したメタヒューリスティック解法であり、候補解を遺伝子として符号化し、適応度の高い個体を優先的に選択しつつ、交叉・突然変異・選択といった遺伝的操作を繰り返すことで解を探索する。各個体の適応度は適応度関数によって与えられる。GA の利点は、適応度関数の微分可能性や単峰性が未知であっても適用可能である点にある。したがって、今回の問題のように評価値が非対称であるような複雑な環境下においても GA を用いることで準最適解を求められる可能性がある。

さらに、本研究で扱う問題は経路の走行順だけでなく、経路への進入方向も考慮する必要がある。Figure 33 に示すように、試験圃場におけるロボットの作業経路進入方向は北側と南側の 2 通りが存在する。このため、問題は「作業経路の巡回順決定」と「各作業工程における進入方向の決定」という 2 つの部分問題に分けて考えることができる。これらを単一の遺伝子に符号化すると問題が複雑化し、計算負荷

も増大する。そこで本研究では、階層型遺伝的アルゴリズム（LGA）を用いて解を探索した（Figure 36）。上位層 GA はロボット群全体の作業計画を決定し、下位層 GA は各ロボットに割り当てられた作業計画における経路進入方向を決定する。下位層 GA の結果を上位層 GA の適応度計算に組み込むことで、上位層 GA に符号化された作業計画に対して最適な進入方向が決定される。

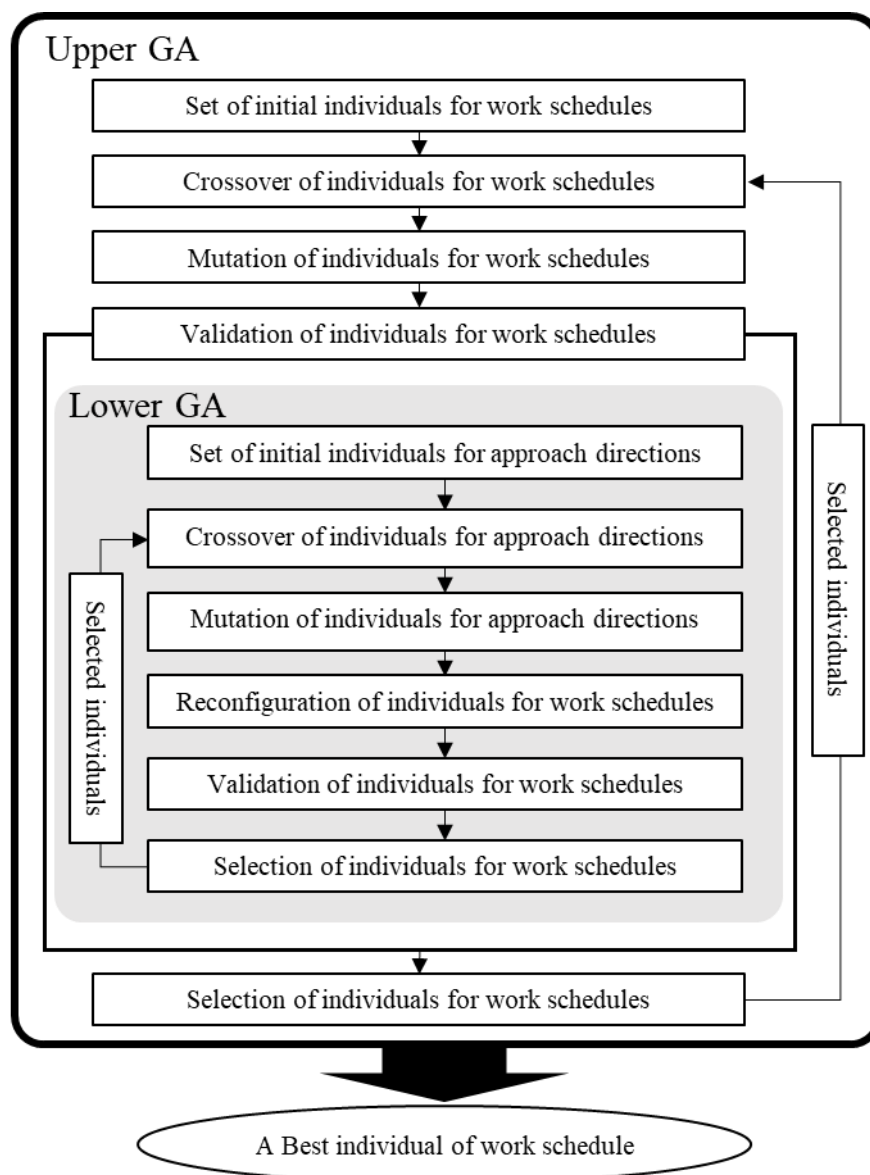


Figure 36 LGA を用いた作業計画生成のためのフローチャート

Figure 37 には、各階層における個体に符号化された「遺伝子」を示す。Figure 37(i) (ii)に示される数値は作業経路番号を表し、0 は補給拠点への入出経路を、X は複数

のロボットに割り当てられた作業経路を区切るマーカを示す。上位層 GA によって提案された作業計画 (Figure 37(i)) は、マーカによって分割され、各ロボットに対応する作業経路走行順へと分割される (Figure 37(ii))。各作業計画に対して、下位層 GA によって提案された進入方向 (Figure 37(iii)) が各ロボットに付与される。試験圃場の作業経路には2つの進入方向が存在するため、下位層 GA における遺伝子符号化は二値表現で表すことが可能である。補給の要否が判定された後、作業計画は Figure 37(iv)に示すように再構成され、評価値である作業時間が算出される。

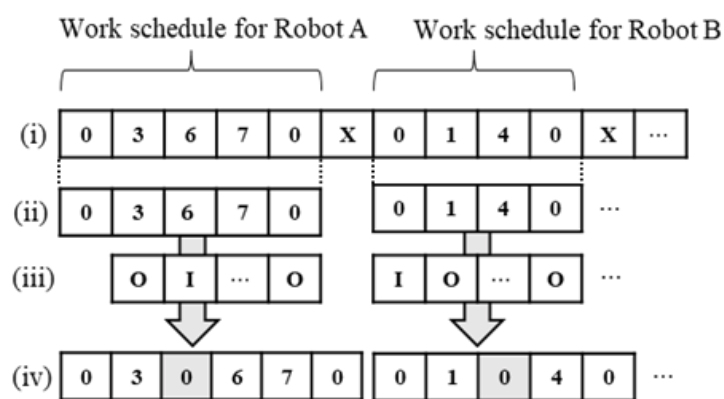


Figure 37 各層で符号化された遺伝子

次に本研究で適用した遺伝的オペレータについて説明する。GA を TSP に適用するための遺伝的オペレータは多数提案されている (Otman, 2011)。本研究では上位層 GA の交叉に PMX (D.E. Goldberg, 1989) を用い、突然変異では遺伝子内の 2 つのランダムな位置を入れ替えた。選択にはトーナメント選択を採用した。交叉確率は 95%、突然変異確率は 5% に設定した。下位層 GA では 2 点交叉を用い、突然変異ではランダムに選択された位置の符号を反転させた。交叉確率は 60%、突然変異確率は 30% に設定した。ロボットモデルに使用したパラメータは Table 12 に示す。

プログラムの作成には Python 3.9.10 およびオープンソースライブラリ DEAP 1.3.1 (Fortin et al., 2012) を用いた。DEAP は進化的計算の迅速なプロトタイピングとアイ

デア検証を可能にするフレームワークである。プログラムは、CPU に AMD Ryzen5 Pro 5650GE (3.5 GHz)、RAM に 8 GB を搭載したデスクトップ PC 上で実行した。

Table 12 ロボットモデルに用いたパラメータ

Parameter	Value
v_W	1.0
v_T	2.0
r	4.0
M_v	650
ε	20 (switchback turn) 0 (path-skip turn)
μ	0.1
E_0	11160000
P_S	500
P_R	1540
V_0	500
Q_S	30
Q_R	40

5.2 結果と考察

5.2.1 単一口ットに対する作業計画の生成

まず、提案手法の妥当性を検証するため、総当たりアルゴリズムによって得られる最適解との比較を行った。総当たりアルゴリズムを用いて供試圃場全域を対象とした問題を現実時間内に解くことは困難であるため、本研究では 8 本の作業経路と 1 台の車両による作業計画を作成した。結果を Table 13 に示す。

Table 13 総当たりによって得られた作業計画との比較

Algorithm	Traveling order	Total work time (s)	Calculation time (s)
Brute-force	0, 5, 1*, 6, 2*, 7, 3*, 8, 4*, 0	1057	164
GA	0, 5, 1*, 6, 2*, 7, 3*, 8, 4*, 0	1057	11

Table 13 における整数値は経路番号を示し、0 は補給拠点を表す。アスタリスクは南側から作業経路へ進入した場合を示す。LGA による結果は総当たりアルゴリズムによって得られた最適解と一致し、提案手法が作業経路数が 8 以下の場合に最適解を導出できることを示した。さらに、提案手法は総当たりアルゴリズムの 11% の計算時間で解を得ることができた。総当たりアルゴリズムの計算時間は作業経路数に依存して指数的に増加するため、提案手法は計算時間の観点からも評価可能である。Figure 38 には LGA の収束過程を示す。世代数とともに適応度値が収束後し、最適解が得られたことを示唆している。

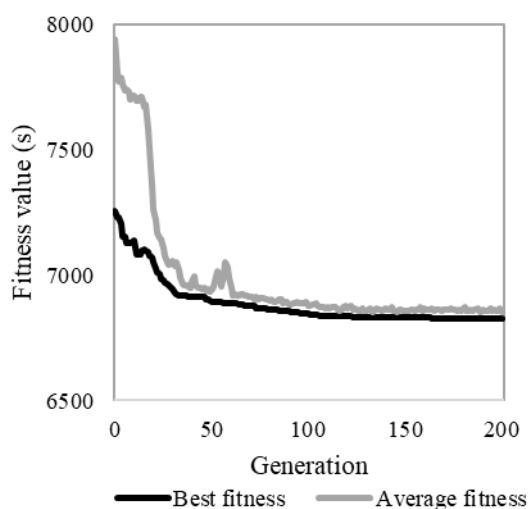


Figure 38 LGA 実行時における適応度収束の様子

次に、下位層 GA の有効性について、下位層 GA を無効化した場合と有効化した場合の作業計画を比較することで検討した。シミュレーション結果を Figure 39 に示す。結果として、総作業時間は進入方向を北側に固定した場合 6819 s、LGA 適用で 6827 s、南側に固定した場合で 6999 s となった。試験圃場では南側の移動経路長が北側の約 2 倍であり、消費エネルギーも約 2 倍となるため、走行順序に依らず北側から進入する方が総作業時間は短くなると考えられる。

さらに、本研究で設計した LGA では、上位層 GA の適応度関数に下位層 GA が含まれる。すなわち、上位層 GA で提案された作業計画に対して、下位層 GA で提案された進入方向を適用して総作業時間を算出するため、上位層 GA の適応度関数は一意に定まらない。このため、上位層 GA の解の収束性が低下し、総作業時間の観点で劣る作業計画が生成される可能性があると推測される。しかしながら、LGA によって生成された作業計画はすべて北側からの進入に設定されており、下位層 GA が適切に機能していることが示唆された。すべての農業圃場が本研究の試験圃場と同様に北側進入が最適であるとは限らないが、LGA アルゴリズムはそのような場合にも有効に機能すると考えられる。

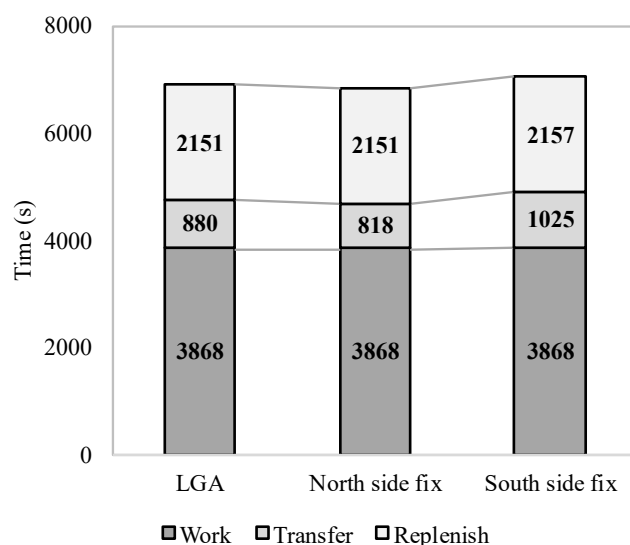


Figure 39 下位層 GA を無効化した場合の実行結果との比較

次に、LGA によって作成された試験圃場全域を対象とする単一口ボットの作業計画内容について検討する。本研究では、作業開始からロボット EV が補給のために帰還するまでの作業計画を一つの「作業ブロック」と定義した。各作業ブロックにおける走行順序、作業時間、移動時間、補給時間を Table 14 に示す。なお、移動時間は

巡回時間と補給拠点への移動時間の和として算出される。走行順序および経路番号を Figure 40、各作業ブロックにおけるロボットの軌跡を Figure 41 に示す。

これらの図から明らかなように、作成された作業計画には以下の特徴が認められる。

- 一つの作業ブロックは近接する経路群から構成される。
- 作業ブロック内の走行順序は、補給拠点に近い経路から開始し、徐々に補給拠点から遠ざかる経路へ移動し、最後に再び補給拠点に近い経路へ戻る。

散布作業に要する時間は走行順序に依存せず一定であるため、移動時間および補給時間を最小化する個体の適応度が高くなる。その結果、上記の特徴を有する作業計画が生成された。

Table 14 LGA によって生成された作業計画

Traveling order	Work time (s)	Transfer time (s)	Replenish time (s)
0, 8, 3*, 9, 14*, 24, 33*, 29, 21*, 15, 11*, 0	966	185	725
0, 5, 20*, 27, 23*, 18, 22*, 17, 13*, 7, 2*, 0	981	167	736
0, 26, 30*, 34, 43*, 39, 35*, 40, 25*, 16, 6*, 1, 0	921	246	691
0, 12, 19*, 28, 32*, 38, 42*, 37, 41*, 36, 31*, 10, 4*, 0	999	209	0
Summary (s)	3868	808	2151
Total work time (s)		6827	

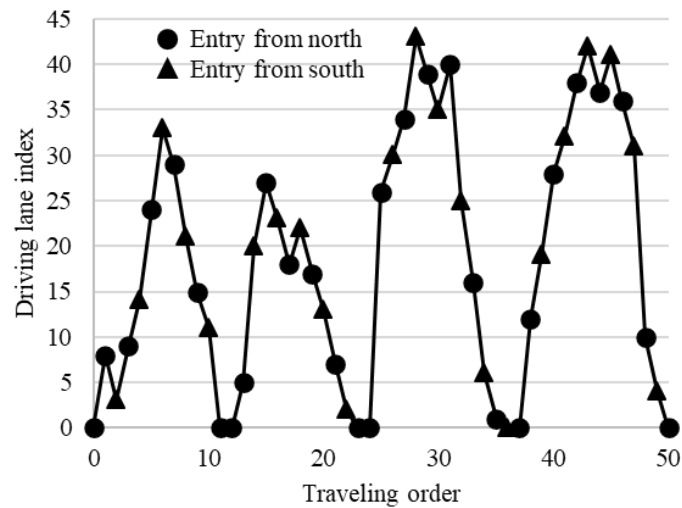


Figure 40 生成された作業計画の様子

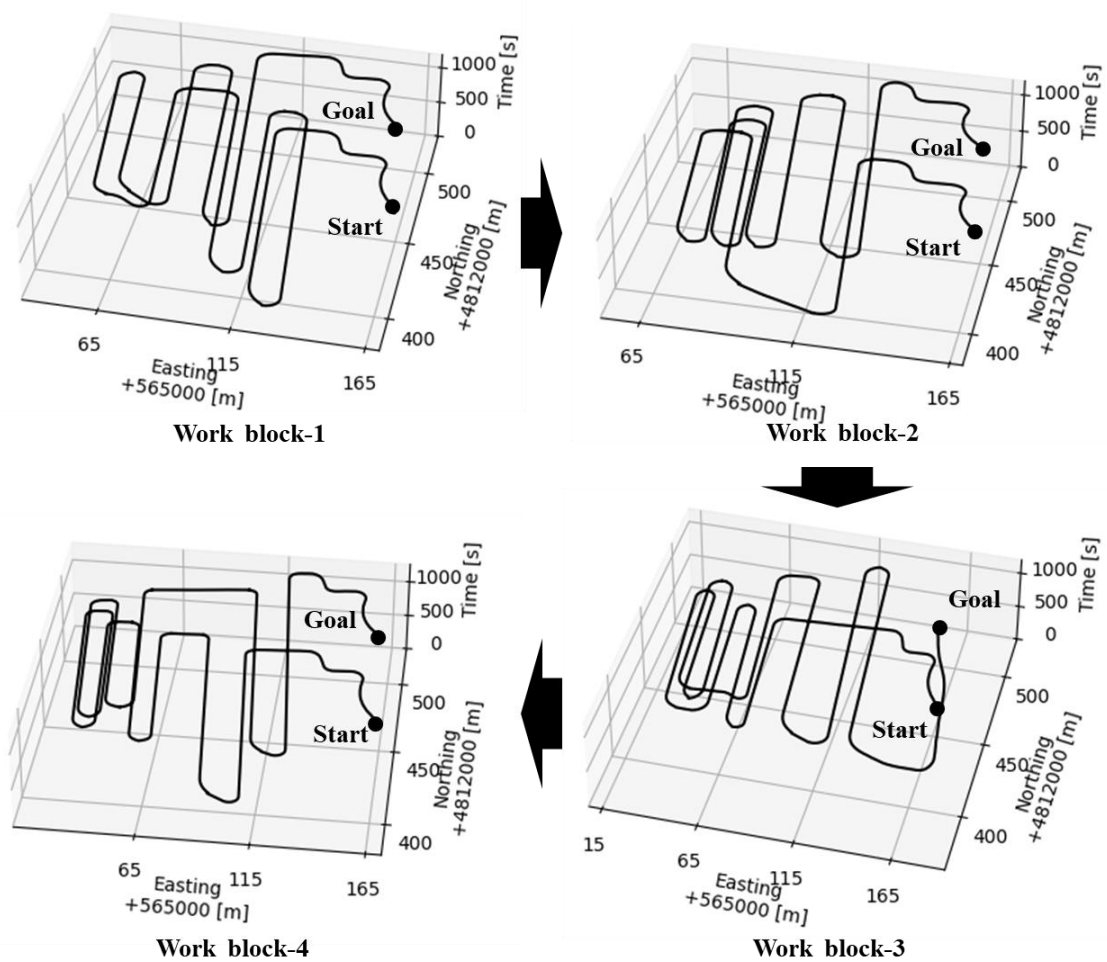


Figure 41 生成された作業計画を実行するロボットの軌跡

5.2.2 複数ロボットに対する作業計画の生成

圃場全域（43 経路）を 5 台のロボットで作業する場合について、作業計画を生成した。本節では、GA と同様にメタヒューリスティック解法の一つである焼きなまし法(Kirkpatrick et al., 1983)によって最適化された作業計画と、LGA によって得られた作業計画を比較し、複数ロボット環境においても提案手法が適切に機能するかを検証した。Figure 42(i) (ii)には、それぞれ LGA と焼きなまし法における適応度の時間変化を示す。また、Table 15 には両手法によって生成された作業計画の総作業時間を示した。

なお、焼きなまし法による手法では、適用時の制約により経路進入方向を北側に固定している。両手法の結果はほぼ同一であり、このことから提案手法によって良好な解が得られていることが確認できる。

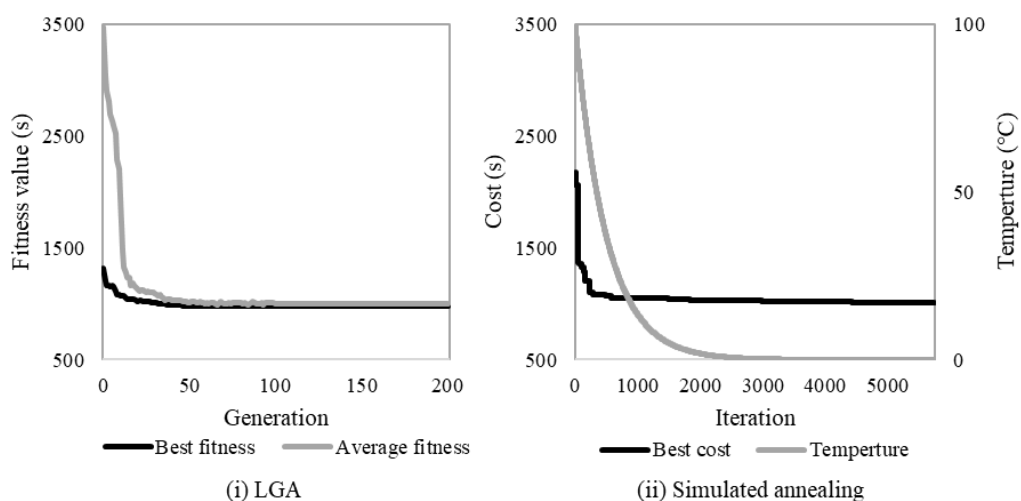


Figure 42 複数ロボットに対する作業計画を LGA によって生成した際の収束の様子

Table 15 複数ロボットに対する作業計画を生成した場合の総作業時間について提案

手法と焼きなまし法で比較した結果

Algorithm	Total work time (s)
LGA	977
Simulated annealing	1006

次に、43 本の作業経路全域を対象として、ロボット台数を 1 台ずつ増加させた場合の作業計画を LGA により作成した。Figure 43 には、補給回数、総作業時間、およびロボット台数の関係を示す。補給回数の減少に伴い、総作業時間が大幅に短縮されることが確認された。

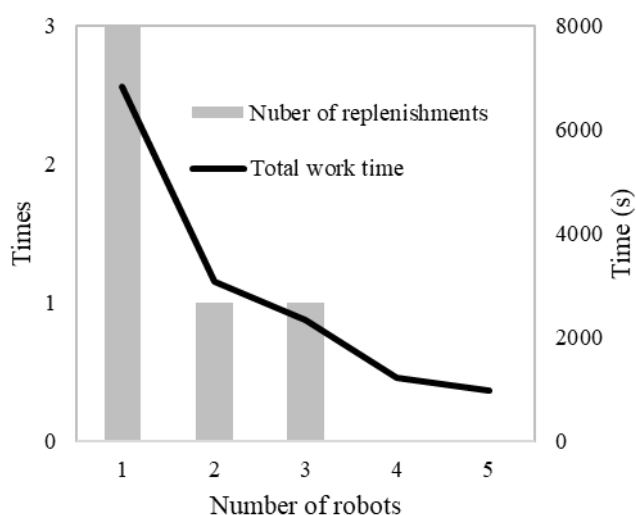


Figure 43 ロボットの台数と総作業時間の関係

さらに、Figure 44 にはロボット台数と各ロボットに割り当てられた作業時間を示す。作業時間はほぼ均等に分配されており、全ロボットに均等な作業負荷を割り当てることで総作業時間を削減する方向に解が収束したことが分かる。このような収束傾向は、提案手法の妥当性をさらに裏付けるものである。

さらに、提案アルゴリズムは総作業時間やロボット仕様などの制約条件を設定することで、必要なロボット台数をシミュレーションすることも可能である。これにより、ロボット運用計画の立案だけでなく、バッテリー容量・タンク容量・走行速度といったロボットの設計仕様を逆算的に検討するための設計問題にも応用できる。例えば、所望の作業時間内に散布作業を完了させるために必要なバッテリー容量やタンク容量を推定することができ、ロボットの設計要件を定量的に導出できる。

一方で、本研究では複数ロボットが同一経路上に存在することによる衝突の可能性を考慮していない。複数ロボットを用いる場合には、他ロボットの通過を待機する必要や、衝突回避のために走行速度を調整する必要が生じる。この点は今後の重要な検討課題である。

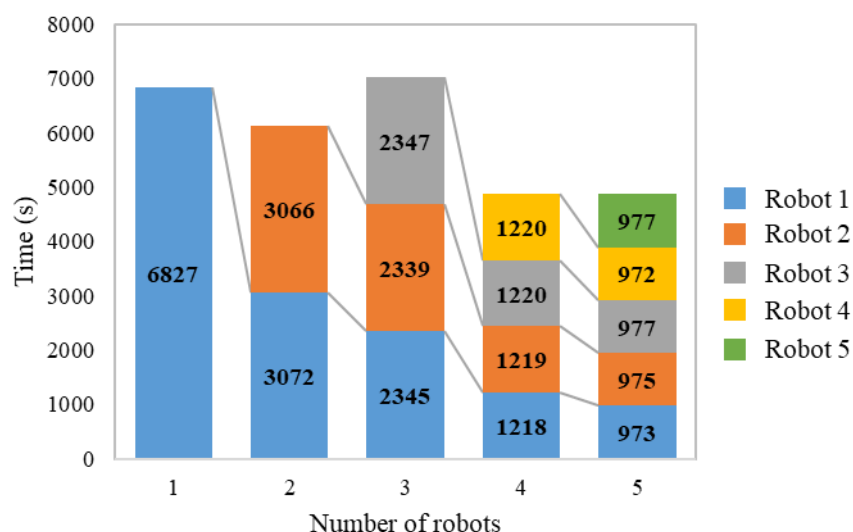


Figure 44 ロボットの台数と各ロボットが負担する作業時間の関係

5.3 結論

本章では、ロボットの運用問題を一般化し、質量変化を伴う複数台の電動ロボットを題材として、作業計画を作成するアルゴリズムを開発した。提案手法では総作業時間を評価指標として階層型 GA (LGA) を用いて作業計画を最適化した。総当たり法および焼きなまし法によって作成された作業計画との比較結果から、提案手法によって得られる解が最適解または準最適解であることが確認された。

また、複数のロボットを用いたシミュレーションを行い、提案アルゴリズムが総作業時間やロボット仕様を制約条件として、必要なロボット台数を推定できることを確認した。複数ロボットを運用する際には、他の EV の通過を待機させる、あるいは走行速度を増加させるなど、衝突を防止する方法を考慮する必要がある。さらに、

実際の圃場において提案アルゴリズムを適用する場合には、モデル化誤差が大きな影響を及ぼす可能性があり、その補償方法を検討する必要がある。

第 6 章 結論

果樹のせん定は、樹体の状態を判断しながら枝を 1 本ずつ切除する高度な技能を要する作業であり、熟練労働者の減少が進む現代の農業において大きな課題となっている。本研究では、この課題に対してモバイルマニピュレータシステムを適用し、圃場内の移動から樹体構造の認識、せん定動作の実行、さらにはロボットの作業計画の最適化までを一貫して行う総合的なシステムを構築した。提案システムは、電動自律移動プラットフォーム、RGB-D カメラ、ロボットアームを統合して設計された。以下に主要な成果をまとめる。

まず、RGB-D カメラから得られる深度情報のみを用いてブドウ樹の三次元構造を推定する新しい手法を開発した。本手法では、取得した点群データから最小全域木を構築し、ノード間距離、重力屈性、接続の滑らかさを考慮したコスト関数に基づいて樹体の位相構造を推定した。さらに、植物学的特徴と圃場データに基づく統計解析を組み合わせることで、結果母枝・結果枝・芽といった構造要素を三次元骨格情報のみから分類するアルゴリズムを実現した。提案手法によって、従来の RGB 画像依存型手法では困難であった外光条件に依存しない安定した構造推定を達成した。実際の圃場における 10 本の樹木を対象とした評価実験では、手動で構築した構造モデルとの高い一致度が確認され、枝の重なりやオクルージョンが存在する条件下でも安定した推定性能を示した。また、1 本あたり平均 619 ms という高速処理を達成し、リアルタイム処理への適用可能性を示した点は、せん定ロボットの実用化に向けた重要な成果である。

次に三次元樹体構造を利用したロボットアーム動作計画を実現した。推定された樹体の構造情報を用いて、せん定位置の移動順、エンドエフェクタの姿勢決定、経路計画から構成されるロボットアームの動作計画を行った。さらに、三次元構造か

ら枝や幹を障害物としてモデル化し、切断後の構造変化を逐次反映することで、衝突回避と拘束条件の緩和を両立した動作計画を可能とした。また、せん定直前にエンドエフェクタ搭載カメラで取得した局所視覚情報を用いた位置補正機構を提案し、構造推定誤差や環境変化に対応した。既往研究が抱えていた屋外環境下での精度低下問題を克服する技術的貢献となった。実際の圃場試験では、最大でせん定成功率 83%、芽数制御精度 91%を達成し、局所視点情報を用いたエンドエフェクタ位置補正機構の有効性が確認された。本研究は、果樹せん定作業の完全自動化に向けた重要なステップとなった。

さらに開発したロボットの持続的な運用を見据え、複数台電動ロボットの作業計画最適化アルゴリズムを開発した。電動ロボットの運用において重要となるエネルギー制約や作業機による制約を考慮した作業計画最適化手法を提案した。本手法では、走行順序の最適化、経路への進入方向の決定、充電や補給を含む作業計画の再構築といった複数の要素を統合的に扱った。最適化には多層型遺伝的アルゴリズムを採用し、総当たり法や焼きなまし法と比較して効率的に最適あるいは準最適な作業計画を生成できることを示した。また、開発手法はロボットの運用・設計問題にも適用可能であることを確認し、果樹園全体の作業効率を向上させるための基盤技術としての有用性を示し、将来的な大規模ロボット運用への展開が期待された。

以上の成果により、本研究は果樹産業におけるせん定作業の自動化に向けた技術的基盤を確立した。本研究は、果樹産業の省力化と持続可能性向上に向けた重要なステップであり、今後の農業ロボット技術の発展に寄与するものである。

参考文献

- Adamides, G., Katsanos, C., Constantinou, I., Christou, G., Xenos, M., Hadzilacos, T., & Edan, Y. (n.d.). *Design and development of a semi-autonomous agricultural vineyard sprayer: Human-robot interaction aspects * Human-robot interaction, agricultural robot, user interface design, usability, user experience*. <https://doi.org/10.1002/rob.21721>
- Bayar, G., Bergerman, M., Koku, A. B., & Konukseven, E. I. (2015). Localization and control of an autonomous orchard vehicle. *Computers and Electronics in Agriculture*, 115, 118–128. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.05.015>
- Botterill, T., Paulin, S., Green, R., Williams, S., Lin, J., Saxton, V., Mills, S., Chen, X. Q., & Corbett-Davies, S. (2017). A Robot System for Pruning Grape Vines. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1100–1122. <https://doi.org/10.1002/rob.21680>
- Churuvija, M., Sapkota, R., Ahmed, D., & Karkee, M. (2025). A pose-versatile imaging system for comprehensive 3D modeling of planar-canopy fruit trees for automated orchard operations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 230, 109899. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2025.109899>
- Corbett-Davies, S., Botterill, T., Green, R., & Saxton, V. (2012). An expert system for automatically pruning vines. *ACM International Conference Proceeding Series*, 55–60. <https://doi.org/10.1145/2425836.2425849>
- D.E. Goldberg. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2024). *Agricultural production statistics 2010–2023*. <https://www.fao.org/statistics/highlights-archive/highlights-detail/agricultural-production-statistics-2010-2023/en>
- Fourie, J., Bateman, C., Hsiao, J., Pahalawatta, K., Batchelor, O., Misse, P. E., & Werner, A. (2021). Towards automated grape vine pruning: Learning by example using recurrent graph neural networks. *International Journal of Intelligent Systems*, 36(2), 715–735. <https://doi.org/10.1002/INT.22317>
- Gao, C., He, L., Fang, W., Wu, Z., Jiang, H., Li, R., & Fu, L. (2023). A novel pollination robot for kiwifruit flower based on preferential flowers selection and precisely target. *Computers and Electronics in Agriculture*, 207, 107762. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2023.107762>
- Geng, X., Chen, Z., Yang, W., Shi, D., & Zhao, K. (2011). Solving the traveling salesman problem based on an adaptive simulated annealing algorithm with greedy search. *Applied Soft Computing*, 11(4), 3680–3689. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2011.01.039>
- Gentilhomme, T., Villamizar, M., Corre, J., & Odobez, J. M. (2023). Towards smart pruning: ViNet, a deep-learning approach for grapevine structure estimation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 207. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2023.107736>
- Curve, V., Mahajan, S., & Wagle, S. A. (2025). Robot motion planning: methods, challenges, and future directions. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 1–12. <https://doi.org/10.1007/S41315-025-00455-1/METRICS>

- Harandi, N., Vandenberghe, B., Vankerschaver, J., Depuydt, S., & Van Messem, A. (2023). How to make sense of 3D representations for plant phenotyping: a compendium of processing and analysis techniques. *Plant Methods* 2023 19:1, 19(1), 1–46. <https://doi.org/10.1186/S13007-023-01031-Z>
- Hayashi, S., Shigematsu, K., Yamamoto, S., Kobayashi, K., Kohno, Y., Kamata, J., & Kurita, M. (2010). Evaluation of a strawberry-harvesting robot in a field test. *Biosystems Engineering*, 105(2), 160–171. <https://doi.org/10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2009.09.011>
- Hornung, A., Wurm, K. M., Bennewitz, M., Stachniss, C., & Burgard, W. (2013). OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees. *Autonomous Robots*, 34(3), 189–206. <https://doi.org/10.1007/S10514-012-9321-0/METRICS>
- Hu, G., Chen, C., Chen, J., Sun, L., Sugirbay, A., Chen, Y., Jin, H., Zhang, S., & Bu, L. (2022). Simplified 4-DOF manipulator for rapid robotic apple harvesting. *Computers and Electronics in Agriculture*, 199, 107177. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2022.107177>
- Jocher, G., Qiu, J., & Chaurasia, A. (2023). *Ultralytics YOLO*. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- John Deere. (2025). *All Quiet on the Farm*. <https://www.deere.com/en/stories/featured/electric-tractor/>
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598), 671–680. <https://doi.org/10.1126/SCIENCE.220.4598.671>
- Kise, M., Noguchi, N., Ishii, K., & Terao, H. (2001). Field Mobile Robot navigated by RTK-GPS and FOG (Part 1) Estimation of Absolute Heading Angle by Sensor-fusion with RTK-GPS and FOG. *Journal of JSAM*, 63(5), 74–79.
- KISE, M., NOGUCHI, N., ISHII, K., & TERAHO, H. (2001). Field Mobile Robot navigated by RTK-GPS and FOG (Part 2) Autonomous operation by applying navigation map. *JOURNAL of the JAPANESE SOCIETY of AGRICULTURAL MACHINERY*, 63(5), 80–85. https://doi.org/10.11357/JSAM1937.63.5_80
- Kubota. (2024). *Compact Tractors Kubota LXe series*. <https://kuk.kubota-eu.com/groundcare/series/lxe-series/>
- KUBOTA Corporation. (2020). *Kubota Concept Tractor*. <https://www.kubota.co.jp/innovation/concept-tractor/index.html>
- Kuffner, J. J., & Steven LaValle, J. M. (2000). *RRT-Connect: An Efficient Approach to Single-Query Path Planning*.
- Li, S., Zhang, M., Wang, N., Cao, R., Zhang, Z., Ji, Y., Li, H., & Wang, H. (2023). Intelligent scheduling method for multi-machine cooperative operation based on NSGA-III and improved ant colony algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107532>
- Li, T., Xie, F., Zhao, Z., Zhao, H., Guo, X., & Feng, Q. (2023). A multi-arm robot system for efficient apple harvesting: Perception, task plan and control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 211, 107979. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2023.107979>

- Macenski, S., Foote, T., Gerkey, B., Lalancette, C., & Woodall, W. (2022). Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild. *Science Robotics*, 7(66). <https://doi.org/10.1126/SCIROBOTICS.ABM6074>
- Monarch Tractor. (2025). *World's First Electric Autonomous Tractor* | Monarch Tractor. <https://www.monarchtractor.com/>
- Noguchi, N. (1999). Work schedule creation for agricultural mobile robots using genetic algorithms. *IFAC Proceedings Volumes*, 32(2), 5587–5591. [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)56952-9](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)56952-9)
- Otman, A. (2011). A Comparative Study of Adaptive Crossover Operators for Genetic Algorithms to Resolve the Traveling Salesman Problem. *International Journal of Computer Applications*, 31(11), 975–8887.
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, SMC-9(1), 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Prim, R. C. (1957). Shortest Connection Networks And Some Generalizations. *Bell System Technical Journal*, 36(6), 1389–1401. <https://doi.org/10.1002/J.1538-7305.1957.TB01515.X>
- Romero Schmidt, J., & Auat Cheein, F. (2019). Assessment of power consumption of electric machinery in agricultural tasks for enhancing the route planning problem. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104868>
- Roshanianfard, A., Noguchi, N., & Kamata, T. (2019). Design and performance of a robotic arm for farm use. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 12(1), 146–158. <https://doi.org/10.25165/IJABE.V12I1.3721>
- Rusu, R. B., & Cousins, S. (2011). 3D is here: Point Cloud Library (PCL). *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980567>
- Saha, S., & Noguchi, N. (2025). Smart vineyard row navigation: A machine vision approach leveraging YOLOv8. *Computers and Electronics in Agriculture*, 229, 109839. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2024.109839>
- Sakoe, H., & Chiba, S. (1978). Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 26(1), 43–49. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1978.1163055>
- Silwal, A., Yandun, F., Nellithimaru, A., Bates, T., & Kantor, G. (2021). Bumblebee: A Path Towards Fully Autonomous Robotic Vine Pruning. *Field Robotics*, 2(1), 1661–1696. <https://doi.org/10.55417/fr.2022051>
- Surekha P, & Sumathi, S. (2011). Solution To Multi-Depot Vehicle Routing Problem Using Genetic Algorithms. *World Applied Programming*, 1(3), 118–131. www.waprogramming.com
- Tabb, A., & Medeiros, H. (2017). A robotic vision system to measure tree traits. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2017-September*, 6005–6012. <https://doi.org/10.1109/IROS.2017.8206497>

- Usu, K., Yamasaki, Y., Ishii, K., & Noguchi, N. (2025). Global self-localization and navigation using 3D-LiDAR for headland turning in vineyards. *Smart Agricultural Technology*, 12, 101296. <https://doi.org/10.1016/J.ATECH.2025.101296>
- Utamima, A., & Djunaidy, A. (2022). Agricultural routing planning: A narrative review of literature. *Procedia Computer Science*, 197, 693–700. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2021.12.190>
- Vahdanjoo, M., Gislum, R., & Sørensen, C. A. G. (2024). Three-dimensional area coverage planning model for robotic application. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108789>
- Vision-Robotics Corporation. (2015). *Intelligent Autonomous Grapevine Pruner*. <https://www.visionrobotics.com/vr-grapevine-pruner>
- Williams, H., Smith, D., Shahabi, J., Gee, T., Nejati, M., McGuinness, B., Black, K., Tobias, J., Jangali, R., Lim, H., Duke, M., Bachelor, O., McCulloch, J., Green, R., O'Connor, M., Gounder, S., Ndaka, A., Burch, K., Fourie, J., ... MacDonald, B. A. (2023). Modelling wine grapevines for autonomous robotic cane pruning. *Biosystems Engineering*, 235, 31–49. <https://doi.org/10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2023.09.006>
- Yamasaki, Y., Ishii, K., & Noguchi, N. (2025). Speed control of an autonomous electric vehicle for orchard spraying. *Computers and Electronics in Agriculture*, 236, 110419. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2025.110419>
- Yang, L., Noguchi, T., & Hoshino, Y. (2024). Development of a pumpkin fruits pick-and-place robot using an RGB-D camera and a YOLO based object detection AI model. *Computers and Electronics in Agriculture*, 227, 109625. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2024.109625>
- You, A., Sukkar, F., Fitch, R., Karkee, M., & Davidson, J. R. (2020). An Efficient Planning and Control Framework for Pruning Fruit Trees. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 3930–3936. <https://doi.org/10.1109/ICRA40945.2020.9197551>
- Yuan, Y., Zhang, X., & Zhao, H. (2009). Apple harvesting robot picking path planning and simulation. *Proceedings - 2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science, ICIECS 2009*. <https://doi.org/10.1109/ICIECS.2009.5366245>
- Zahid, A., Mahmud, M. S., He, L., Heinemann, P., Choi, D., & Schupp, J. (2021). Technological advancements towards developing a robotic pruner for apple trees: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 189, 106383. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2021.106383>
- Zhang, T. Y., & Suen, C. Y. (1984). A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM*, 27(3), 236–239. <https://doi.org/10.1145/357994.358023/ASSET/5729DC7A-0AF4-4431-B5E1-2BDC240B789E/ASSETS/357994.358023.FP.PNG>
- Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11), 1330–1334. <https://doi.org/10.1109/34.888718>
- 農林水産省. (2025). 果樹をめぐる情勢. <https://www.maff.go.jp/j/seisan/ryutu/fruits/attach/pdf/index-245.pdf>