

地図作成効率化のための
MMS 点群の構造化と道路地物抽出

高橋 元気

電気通信大学大学院
情報理工学研究科
機械知能システム学専攻
博士（工学）学位論文

2022 年 3 月

地図作成効率化のための
MMS 点群の構造化と道路地物抽出

博士論文審査委員会

主査	増田	宏	教授
副査	久保木	孝	教授
副査	高田	昌之	教授
副査	森重	功一	教授
副査	千葉	一永	教授
副査	小泉	憲裕	准教授

著作権所有者

高橋 元氣

2022 年

Structuring MMS Point Clouds and Extracting Road Features for Efficient Mapping

Genki Takahashi

Abstract

Maps are an indispensable infrastructure for recording location information and presenting it to people in an easy-to-understand manner. In recent years, various surveying methods for mapping have been put to practical use. In particular, the Mobile Mapping System (MMS) can measure 3D information around roads with high accuracy using cameras and laser scanners mounted on a vehicle.

The mapping operator plots the features of the map manually after displaying the MMS point clouds on CAD software or special mapping software. Labeling is the process of identifying the type of geographic feature indicated by the point clouds. The manual procedure is cumbersome and requires a lot of skill, resulting in a large amount of labor and high cost for mapping. In recent years, laser scanners have become more sophisticated, and the amount of data obtained by surveying has become enormous.

In this paper, to solve these problems, we study a method to reduce the cost of mapping and maintenance. First, we propose a new point clouds structuring method to handle large MMS point clouds efficiently. In addition, we introduce features specific to MMS point clouds to automatically extract objects to be mapped from the structured point clouds, and investigate a general-purpose labeling method using machine learning. Through these processes, we identify suitable and unsuitable geographic features for general-purpose automatic mapping. We introduce a general labeling method for geographic features that cannot be handled by general-purpose automatic mapping. We examine a dedicated labeling method that provides high-precision labeling for roadside tree extraction, which requires periodic maintenance, and for road edge detection, which requires a particularly large amount of work in the mapping process. For other geographic features, we discuss methods to improve the efficiency of manual mapping. Through these investigations, we systematize the methods to improve the efficiency of mapping.

地図作成効率化のための MMS 点群の構造化と道路地物抽出

概要

地図は、位置情報の記録手段として、また人にわかりやすく提示するものとして、欠くことのできない重要なインフラである。地図を作成することを図化と呼ぶ。近年では、図化のためのさまざまな測量方法が実用化されており、特に、車載移動計測装置 (Mobile Mapping System; MMS) では、車両に搭載されたカメラやレーザスキャナによって、道路周辺の 3 次元情報を高精度に計測することができる。

MMS 点群からの図化作業は、図化オペレータが CAD ソフト、あるいは専用の図化ソフト上に MMS 点群を表示した上で、手動で地図の要素をプロットしている。点群が示す地物の種類を同定する作業をラベリングと呼ぶ。手動での作業手順は煩雑であり、熟練を要するため、図化に要する労力が大きく、コストが大きいという課題があった。さらに、近年ではレーザスキャナの高性能化により、測量によって得られるデータが膨大なものとなっており、大量データを効率的にハンドリングできる手法や、自動処理する手法が求められている。

本論文では、こうした課題を解決するために、地図作成・整備の低コスト化を実現するための方法について検討する。まず、大規模な MMS 点群を効率的に扱うための、新しい点群構造化手法を提案する。さらに、構造化点群から、図化すべき地物を自動抽出するために MMS 点群に特有の特徴量を導入し、機械学習による汎用的なラベリング手法を検討する。これらの処理を通して汎用の自動図化に適した地物と適さない地物を同定する。汎用の自動図化で対応できない地物については、専用のラベリング手法を導入する。本論文では、定期的な保全が必要な街路樹抽出、図化作業で特に作業量の大きい道路縁の検出、MMS での対応が難しかった高速道路での標識検出において、高精度のラベリング手法を行う専用のラベリング手法を検討する。また、それ以外の地物については、手動図化を効率化する方法について論じる。これらの検討を通して、地図作成を効率化する方法を体系化する。

目次

第1章 序論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 本研究の目的.....	5
1.3 本論文の構成.....	5
第2章 既往研究.....	8
2.1 点群の構造化に関する既往研究.....	8
2.2 点群のラベリングに関する既往研究.....	11
2.3 街路樹の抽出に関する既往研究.....	13
2.4 道路縁の抽出に関する既往研究.....	14
2.4.1 道路縁石の抽出に関する既往研究.....	14
2.4.2 U字溝の抽出に関する既往研究.....	15
2.4.3 その他の道路縁の抽出に関する既往研究.....	15
2.5 道路標識の抽出に関する既往研究.....	16
第3章 MMS点群の構造化.....	18
3.1 はじめに.....	18
3.2 軌跡ベースの点群画像.....	20
3.2.1 概要.....	20
3.2.2 MMS点群のスキャンライン.....	21
3.2.3 軌跡参照点の定義.....	21
3.2.4 軌跡参照点の有無の判定.....	22
3.2.5 軌跡参照時刻の計算.....	23
3.2.6 点群の画像化.....	24
3.2.7 点群画像に表示する属性.....	28
3.3 可逆点群画像.....	30
3.3.1 軌跡ベースの点群画像の問題点.....	30
3.3.2 点群と点群画像の対応.....	30
3.3.3 欠損点の検出.....	31
3.3.4 可逆点群画像の生成.....	33
3.4 軌跡ベースの可逆点群画像.....	36
3.4.1 概要.....	36
3.4.2 生成手法.....	36
3.5 点群画像による手動図化の支援.....	38
3.5.1 点群の手動図化における課題.....	38

3.5.2	点群画像上での地物の見え方.....	38
3.5.3	図化の効率化に関する評価実験.....	41
3.6	まとめ.....	42
第4章	MMS 点群の自動ラベリングに適した点群特徴量.....	43
4.1	はじめに.....	43
4.2	既往研究.....	43
4.3	提案手法.....	44
4.4	マルチスケール特徴量.....	44
4.4.1	3次元近傍による3次元近傍特徴量.....	46
4.4.2	2次元近傍による2次元近傍特徴量.....	48
4.4.3	XY平面で格子分割したグリッドによるグリッド特徴量.....	49
4.5	MMS固有の特徴量.....	50
4.6	点群画像特徴量.....	51
4.6.1	画像の深層学習モデル.....	51
4.6.2	点群画像の前処理.....	51
4.6.3	入力画像の特徴量削減.....	53
4.6.4	点群特徴量の算出.....	54
4.7	評価実験.....	55
4.7.1	実験方法.....	55
4.7.2	評価結果.....	56
4.7.3	地物ごとの抽出性能に関する考察.....	58
4.8	まとめ.....	60
第5章	自動ラベリングをベースとした地物抽出.....	61
5.1	はじめに.....	61
5.1.1	提案方法の用途.....	61
5.1.2	街路樹について.....	61
5.2	提案手法.....	62
(1)	点群分類.....	65
(2)	ワイヤフレーム変換.....	66
(3)	連結成分の分割.....	68
(4)	柱状箇所抽出.....	69
(5)	街路樹判定.....	70
(6)	位置・胸高直径の計算.....	71
5.3	実証実験.....	73
5.3.1	評価方法.....	73
5.3.2	評価結果(抽出率).....	75

5.3.3	評価結果（胸高直径）	77
5.4	まとめ	79
第6章	スキャンラインの正規化による地物抽出	80
6.1	はじめに	80
6.2	スキャンラインの正規化	81
6.3	正規化されたスキャンラインの特性	83
6.4	正規化スキャンラインによる縁石の検出	84
6.5	実証実験	86
6.5.1	評価に使用した MMS	86
6.5.2	計測データ	88
6.5.3	評価基準	88
6.5.4	評価結果（定量的評価）	88
6.5.5	評価結果（定性的評価）	89
6.5.6	抽出に失敗するケースの類型化	91
6.6	まとめ	93
第7章	特徴が少ない地物の抽出	95
7.1	はじめに	95
7.2	蓋付き U 字溝検出のためのアプローチ	97
7.2.1	蓋付き U 字溝	97
7.2.2	蓋付き U 字溝の測定手段	97
7.2.3	MMS とレーザスキャナ	98
7.2.4	点群からの蓋付き U 字溝の検出	99
7.2.5	切り欠き穴検出の条件	101
7.3	提案手法	102
7.3.1	処理手順	102
7.3.2	道路領域点群の抽出	103
7.3.3	特徴点の抽出	104
7.3.4	側溝点の抽出	105
7.3.5	U 字溝の 3D モデル	106
7.4	実証実験	107
7.4.1	検証データ	107
7.4.2	評価方法	107
7.4.3	結果と考察	108
7.5	計算時間の評価	112
7.6	まとめ	113
第8章	疎な点群からの地物抽出	114

8.1	はじめに	114
8.2	道路標識について	115
8.2.1	道路標識の図化における課題	115
8.2.2	道路標識の形状とサイズ	115
8.3	提案手法	116
(1)	道路標識テンプレートの用意	116
(2)	反射強度が高い点群の抽出	116
(3)	スキャンラインへの変換	117
(4)	スキャンライングループの作成	117
(5)	近似平面の計算	118
(6)	最適配置の決定	118
(7)	標識種別とサイズの決定	118
8.4	実証実験	119
8.4.1	評価方法	119
8.4.2	評価結果	119
8.5	まとめ	120
第9章	結論	122
9.1	本研究のまとめ	122
9.2	今後の課題	124
(1)	図化オペレータの支援	124
(2)	機械学習における精度向上	124
(3)	専用処理における精度向上	124
(4)	地物対象の拡大	124
(5)	汎用化	125
(6)	点群と画像の融合	125
(7)	複数レーザスキャナへの対応	125
参考文献	126
本論文に関する研究報告	131
謝辞	132

図目次

図 1-1	社会における地図や測量の効果	1
図 1-2	多様な計測センサによる測量	2
図 1-3	MMS 外観	3
図 1-4	MMS 点群の例	3
図 1-5	各章の位置付けと関連性	6
図 2-1	地上レーザスキャナの点群画像	9
図 2-2	レーザスキャナ回転周波数の偏差	10
図 2-3	MMS 点群画像における横方向のずれ	10
図 2-4	柱状物を用いずに設置された道路標識	17
図 3-1	点群画像の比較	20
図 3-2	MMS レーザの照射模式図	21
図 3-3	MMS 走行軌跡とスキャンラインの模式図	22
図 3-4	スキャンラインと撮影軌跡の交差	23
図 3-5	点群画像（軌跡中心モード）上の画像座標の計算	25
図 3-6	点群画像（地物中心モード）上の画像座標の計算	26
図 3-7	軌跡ベースの点群画像	27
図 3-8	様々な属性で表示した点群画像	28
図 3-9	同じ点が1つの画素に入るケース（衝突）	30
図 3-10	空ピクセルが発生するケース（欠落）	31
図 3-11	停車ケースと欠損ケースを含む点群画像	32
図 3-12	停車ケースの前後における点群画像の圧縮処理と分割処理	33
図 3-13	画像化の手順	34
図 3-14	従来の点群画像と可逆点群画像	35
図 3-15	軌跡ベースの可逆点群画像化の作成手順	36
図 3-16	軌跡ベースの可逆点群画像	37
図 3-17	街灯	39
図 3-18	道路交通標識	39
図 3-19	街路樹	39
図 3-20	ガードレール	40
図 3-21	ガードパイプ	40
図 3-22	道路標示（止まれ）とマンホール蓋	40
図 3-23	道路標示（横断歩道）とマンホール蓋	40
図 3-24	信号機	41

図 3-25	歩行者用信号機	41
図 4-1	本研究の手法の全体像	44
図 4-2	近傍特徴量の取得範囲のイメージ	45
図 4-3	MMS の走行軌跡から算出される特徴量	50
図 4-4	スキャンライン長とスキャンライン曲率	50
図 4-5	実際の点群でのグルーピング結果	51
図 4-6	空ピクセルを含む学習データによる推論結果と真値の比較	52
図 4-7	ラベル画像における空ピクセルの補間	52
図 4-8	空ピクセルを補間した学習データによる推論結果	53
図 4-9	DeepLabv3+ の中間特徴量抽出	55
図 4-10	標識の裏面が計測された例	57
図 4-11	各手法での分類結果（移動体の比較）	58
図 5-1	街路樹抽出フロー	64
図 5-2	マルチスケール特徴量を用いた点群分類結果の例	65
図 5-3	点群分類前後の比較	65
図 5-4	点群画像によるワイヤフレーム化	66
図 5-5	MMS で計測した点群の点間距離	67
図 5-6	生成手法によるワイヤフレームの違い	68
図 5-7	連結成分の分割	69
図 5-8	柱状箇所抽出	69
図 5-9	Taubin フィルタによるワイヤフレームのスージングの有無の比較	71
図 5-10	胸高直径の算定手順	72
図 5-11	コブのある街路樹と抽出された円	72
図 5-12	計算方法による胸高直径の差異	73
図 5-13	計測エリアの状況写真	73
図 5-14	2 台のレーザスキャナによる計測イメージ	74
図 5-15	実験エリアにおける街路樹抽出の可視化結果	75
図 5-16	駐車車両によるレーザ欠測と未抽出となった街路樹の例	76
図 5-17	複数の樹木が連結している例	76
図 5-18	複数の円抽出の適用有無の比較	76
図 5-19	胸高直径のプロット結果	77
図 5-20	支木を含む街路樹	78
図 6-1	異なる計測条件で取得した MMS 点群	80
図 6-2	正規化されたスキャンラインの生成フロー	81
図 6-3	点群画像を用いたメッシュ生成	82
図 6-4	直交断面のイメージ	82

図 6-5	正規化されたスキャンラインの生成における入出力	83
図 6-6	スキャンラインの比較	83
図 6-7	縁石抽出手順	85
図 6-8	MMS 外観 (Leica Pegasus:Two)	87
図 6-9	抽出された道路縁石	89
図 6-10	異なる車両・計測環境で取得した点群からの縁石検出結果	90
図 6-11	直線箇所とカーブ箇所の縁石検出結果	90
図 6-12	駐車車両による縁石の誤抽出	91
図 6-13	並走車両による縁石の誤抽出	91
図 6-14	MMS 後方の死角	92
図 6-15	MMS 車両のターン時の死角によるレーザ欠測	92
図 6-16	切り下げ部の縁石検出結果	93
図 6-17	二重計測	93
図 7-1	代表的な側溝	95
図 7-2	U 字溝の蓋の形式	95
図 7-3	実際の U 字溝の画像	96
図 7-4	蓋付き U 字溝の点群 (右破線枠内)	96
図 7-5	実環境における U 字溝の状態	97
図 7-6	U 字溝部のスキャンラインの例	99
図 7-7	パターン 1: U 字溝の蓋を通過	100
図 7-8	パターン 2: U 字溝の蓋側面を照射	100
図 7-9	提案手法全体の処理手順	102
図 7-10	道路領域点群の抽出	103
図 7-11	路面上特徴点の位置の算出	105
図 7-12	グレーチング蓋の画像	105
図 7-13	路面上特徴点分類の具体例	106
図 7-14	U 字溝のモデリング結果	109
図 7-15	穴が隠れているため抽出されなかった U 字溝の例	111
図 7-16	位置・サイズが不規則なため抽出されなかった U 字溝	111
図 7-17	車道からの距離が大きいため抽出されなかった U 字溝	112
図 7-18	誤って U 字溝として抽出された地物	112
図 8-1	道路標識を照射した MMS 点群とスキャンライン	115
図 8-2	標識抽出の手順	117
図 8-3	複数の標識が 1 つのスキャンライングループと誤認識された例	120

表目次

表 3-1	一般的な構造化手法が持つ課題	18
表 3-2	点群画像の体系化 (✓：利点 x：欠点)	19
表 3-3	GPS 時刻の間隔が一定以上空くケース	32
表 3-4	点群画像上での地物の認識性能	38
表 3-5	手動図化に要した時間	42
表 4-1	特徴量の寄与率	54
表 4-2	エリアごとの走行距離とデータ区分	55
表 4-3	データ数 (点群)	56
表 4-4	データ数 (点群画像, データ拡張後)	56
表 4-5	定量評価結果 (評価指標: F-measure)	57
表 4-6	地物ごとの精度	59
表 5-1	街路樹抽出のための調査方法の比較	62
表 5-2	街路樹の抽出結果	75
表 5-3	胸高直径の統計誤差	78
表 6-1	抽出のための閾値	86
表 6-2	VQ250 の仕様	87
表 6-3	Z+F Profiler 9012 の仕様	87
表 6-4	縁石抽出の定量評価結果	88
表 7-1	蓋付き U 字溝の測定手段	98
表 7-2	U 字溝のサイズ一覧	107
表 7-3	パラメータ値の一覧	108
表 7-4	評価結果	110
表 7-5	L レーザ, R レーザ, LR 統合での評価結果	110
表 7-6	処理時間	113
表 8-1	道路標識の寸法 (単位: cm)	116
表 8-2	道路標識の抽出結果 (全数: 135 基)	120

第1章 序論

1.1 研究背景

地図は、位置情報の記録手段として、また人にわかりやすく提示するものとして、欠くことのできない重要なインフラである。図 1-1 に示すように、地図や測量が社会において果たす役割は、幅広く、かつ大きい[1]。

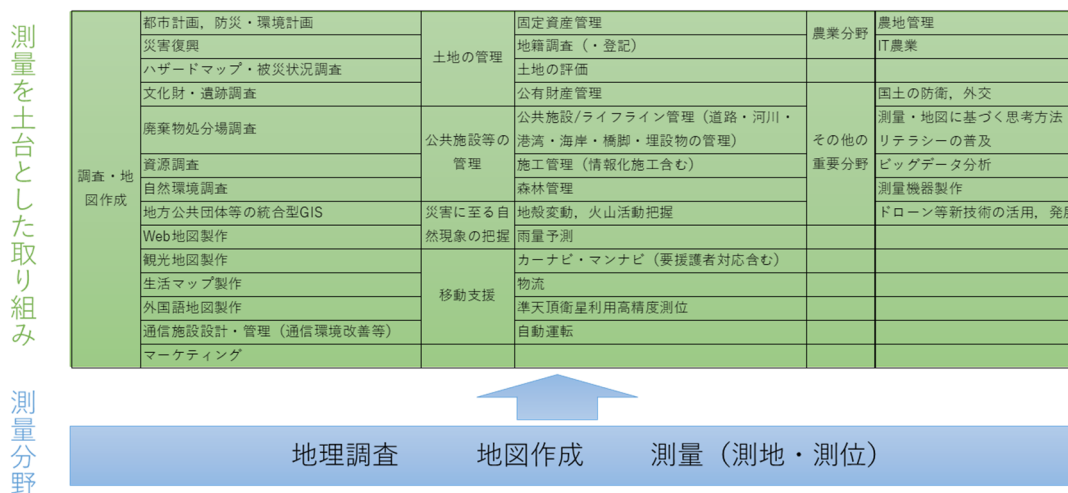


図 1-1 社会における地図や測量の効果

地図の作成主体は、主に2つに大別できる。国や地方自治体と、民間企業・団体である。自治体が管理する地図には、都市計画基本図や道路台帳図などがある。都市計画基本図は、計画的な都市開発のために使われる。また道路台帳図は、道路管理者である国や地方自治体が、道路周辺の工事や地方交付税の交付金の算定基準要素など、適切な道路の管理を行うために使われるものである。この他にも、土地の境界を明示するための地籍図、防災や国土開発、資源開発のための地質図、環境問題の対策などに資する植生図、また近年では災害に備えるためのハザードマップなどがある。

民間が作る地図には、住宅地図やカーナビに搭載するための道路地図、自動運転用の地図などがある。特に自動運転用の地図は、近年の自動運転技術の進展とともに、自動運転用の地図の整備の重要性が増してきている。特に自動運転用の地図は、これまでの2次元地図ではなく、高さ情報も保持した3次元地図が必要である。本論文で対象とする地図は、国や地方自治体が管理する道路台帳図などの地図と、民間が作る自動運転用の地図の両方である。

また、地図には、地図情報レベルが定められている。地図情報レベルは、地図の縮尺に相当する。地図は、縮尺によって、小縮尺、中縮尺、大縮尺に分類される。小縮尺は1:100,000以下、中縮尺は1:50,000以上1:10,000以下、大縮尺は1:2,500以上とする場合が一般的である。例えば国土地理院が提供する電子地形図25000は、縮尺1:25,000に相当する情報が

含まれており、中縮尺の地図である。一方、道路台帳図は縮尺 1:500 に相当しており、このような大縮尺の地図にはさらに細かな情報が含まれている。近年では高精度な地図作成の需要と同様、大縮尺の地図を整備する必要があることから、本論文で対象とする地図の縮尺も大縮尺としている。

これらの地図では、要求される精度が地図ごとに定められている。所定の精度を満たす高精度な地図を作成するためには、測量作業が必須となる。ある地点の位置を求めるために何らかの計測をしたとき、そこには必ず誤差が含まれる。この誤差を最小にするために、誤差論に基づいた測量技術が進展してきた。

地図を作成するための測量方法は、平板測量から始まり、その後、永らくの間、空中写真測量と呼ばれる航空機から写真を撮影する方法が一般的であった。しかし近年では、様々な測量方法が実用化されている。航空レーザ測量は、航空機から写真を撮影するのではなく、レーザを照射して 3 次元座標を持つ点群を取得する測量方法である。車載移動計測装置 (Mobile Mapping System; 以後、MMS と記す) は、車両に搭載されたカメラやレーザスキャナによって、上空からではなく地上から測量を行う方法である。移動体による計測では、車両だけではなく、鉄道や船舶、自転車などを用いることがあり、目的や対象エリアによって使い分けられる。地上レーザスキャナによる測量は、三脚にレーザを据えて、一箇所から周囲 360 度の点群を取得する。その他、台車やバックパック、手持ちなどによってセンサを移動させる測量方法もある。また、近年急速に進展している測量方法として、ドローンにカメラやレーザスキャナを搭載した方法も登場している。さらには人工衛星や水中計測などもあり、測量を行うためのセンサは多岐にわたる。これらの計測センサによる測量を図 1-2 に示す。



図 1-2 多様な計測センサによる測量 (国際航業株式会社資料[2])

これらの測量方法は、目的や対象範囲の大きさ、制約条件などによって適切に使い分ける必要がある。例えば空中写真測量は、広範囲を一度に計測できるという利点があるため、広範囲な地図の作成において採用される測量方法である。特に建物の状況を把握する場合には、上空からの計測が適している。一方で、空中写真による地図作成にはいくつか課題もある。一つ目に、道路の地図を作成する際には、街路樹や建物によって遮蔽される場合も多く、そのような場合は、測量作業者が現地補測を行う必要がある。二つ目に、より高精度に地図を作成する必要がある場合に、十分な精度が得られない場合がある。三つ目に、近年は位置情報の計測・管理を3次元化する社会的な要請があるが、空中写真測量では地物の3次元情報を十分に捉えられない場合がある。こうした問題を解決する手段として、地上計測が用いられている。特に、自動運転用の地図や道路台帳図の作成においては、基本的に道路周囲を測量する必要がある。道路に沿って測量するために広く用いられている測量方法は、MMSを用いた方法である。MMSの外観を図1-3に示す。



図 1-3 MMS 外観

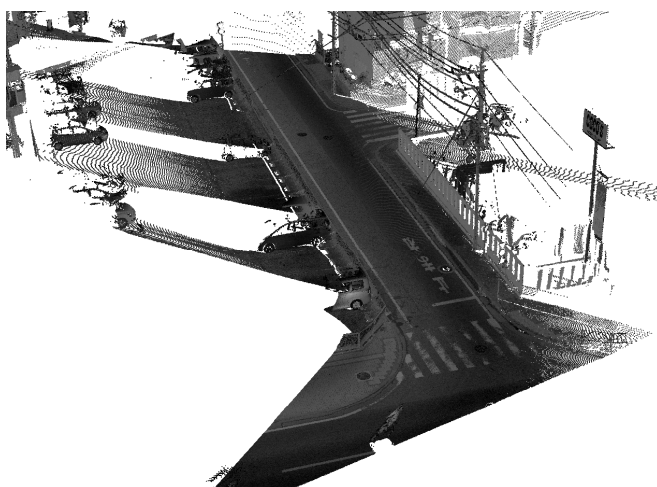


図 1-4 MMS 点群の例

MMS は、車両に自己位置を計測するためのセンサと周辺情報を計測するためのセンサを搭載している。自己位置計測センサには、GNSS (Global Navigation Satellite System), IMU (Inertial Measurement Unit), オドメトリなどがあり、自己位置を cm オーダーで推定できる。周辺情報計測センサとして、レーザスキャナやカメラを搭載する。図 1-3 に示した高密度レーザスキャナを搭載した MMS では、毎秒 30 万発のレーザを照射し、道路周辺の 3 次元情報を高精度に計測可能となっている。具体的には、MMS から 150m 先の地点を計測した際の計測誤差が 10mm であり、十分な再現性を持っている。MMS で取得した点群の例を図 1-4 に示す。ここでは、MMS を用いて取得した点群データを MMS 点群と呼ぶ。

測量分野では、地図を作成することを図化と呼ぶ。従来の空中写真測量では、オペレータが 2 枚の写真を専用のソフトで表示し、専用のメガネをつけることで、立体的に表示（立体視）して建物の外形などをトレースすることで図化を行う。立体視は、上空からの視点であることから急激な高さの変化がない場合に有効な方法である。

一方で MMS 点群からの図化作業は、地上から側面方向、あるいは斜め下方向を表示するため、立体視による図化とは異なる方法を用いる。現状においては、図化オペレータが CAD ソフト、あるいは専用の図化ソフト上に MMS 点群を表示した上で、手動で地図の要素をプロットしている。より具体的には、まず CAD ソフト上で点群データを 3D 表示し、視点を変えながら地物頂点をプロットする。その後、地物が、奥行き方向の正しい位置にプロットされているかを、視点を変えたり MMS で同時取得した画像上にプロットしたりすることで確認する。これらの手順は煩雑であり、熟練を要する。そのため図化に要する労力が大きく、コストが大きいという課題があった。

近年では、レーザスキャナの高性能化により、測量によって得られるデータは膨大なものとなっており、以前の状況とは大きく変わってきている。膨大なデータを処理して地図データを作成する必要があることから、大量データを効率的にハンドリングできる手法や、自動処理する手法が求められている。

図化に要するコストの削減は、自治体の地図整備・管理に要するコストの削減につながる。また低コスト化することで、地図の更新頻度を上げることも可能となり、その結果、より現況を反映した地図インフラを使用できる社会が実現する。MMS はこのような社会の実現に寄与できる可能性を有しており、そのためには MMS 点群からの図化を効率化するための包括的な研究が不可欠である。

図化の効率化には、大きく分けて二つのアプローチがある。一つ目は、図化の自動化である。MMS 点群から特徴量を抽出し、それぞれの点が表す地物を自動で分類することによって、地物の位置や形状をベクタライズすることができれば、図化作業が飛躍的に効率化できる。地物によっては、自動処理でも十分実用的な精度が得られることが期待できる。二つ目は、手動図化の効率化である。ユーザは、誤りのない完全で高精度な図化を求めているが、自動図化だけでこのような要求に応えることは現実的には困難である。そのため、自動図化では実用的な精度が得られない地物については、オペレータの手動図化が必要である。その

ため、手動図化においても、できる限り効率化することが求められる。具体的には、点群の可視性や俯瞰性を向上させる方法や、プロットの誤りを避ける方法の検討が考えられる。また、これらの方法に加えて、地物の情報を付加できると望ましい。具体的には、街路樹の胸高直径などが地図や台帳の整備の上で必要な情報となる。

1.2 本研究の目的

本論文では、社会的なニーズが高まっている、大量の MMS 点群を用いた大縮尺地図の図化作業のための効率的なハンドリングと自動化を、点群の構造化と地物抽出によって解決する方法を提案する。これによって、地図作成や地図整備を効率化し、地図に関するコストを削減するための方法を体系化することを目的とする。MMS 点群の構造化については、点群を画像化する新たな方法を提案する。この構造化は、可視性を高めるので手動図化の効率性を高めることにも寄与する。地物抽出については、MMS 点群のラベリングに適した特徴量について提案する。地物によっては、自動ラベリングの結果をベースとした追加処理によって抽出性能を高める手法を検討する。さらに、作業頻度の高い地物については、抽出の成功率を向上させるために、地物ごとの専用手法を検討する。具体的には、スキャンラインを正規化することによるパラメータ調整の抑制、特徴が少ない地物の抽出、疎な点群からの事前知識を用いた地物抽出である。これらの方法を適用し、評価を行った地物は、定期的な保全が必要な街路樹抽出、図化作業で作業量の大きい道路縁の検出、MMS での対応が難しかった高速道路での標識検出である。また、手動図化を効率化する方法についても検討する。これらを通して、地図作成を効率化する方法を体系化する。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

1 章の序論では、本論文の社会的な意義と本研究の目的について示した。

2 章の既往研究では、既往研究について示し、本論文が対象とする図化や MMS 点群処理に関して、既往研究の問題点と本論文の位置付けを明らかにする。

3 章の点群の構造化では、3次元の点群を構造化して、点群画像を構築する新しい手法を提案する。本手法では、MMS の走行軌跡を基軸とした点群画像生成手法を導入することで、地物が端部で分断されない点群画像が生成できることを示す。また、従来手法では、隣接関係を保持し、かつ損失のない点群画像は生成できていなかったが、この問題を解決できる手法についても提案する。さらに、点群画像を用いて効率的に手動図化を行う方法についても論じる。

4 章の MMS 点群の自動ラベリングに適した点群特徴量では、MMS 点群の自動ラベリングに適した、機械学習のための点群特徴量について論じる。さらに実証実験を行うことで、

機械学習によるラベリングで図化できる地物、付加的な処理で自動図化ができる地物、自動図化が難しい地物を同定する。

5章の自動ラベリングをベースとした地物抽出では、前章のラベリング結果に、さらに付加的な処理を行うことで、より高精度に地物を抽出する手法について論じる。地物によっては、対象物に特化した処理を追加することで自動図化が期待できる。本論文ではこの手法を定期的な管理が必要となる街路樹に適用し、その位置と胸高直径の情報を高精度に取得することで、その有効性を確認する。

6章のスキャンラインの正規化による地物抽出では、正規化されたスキャンラインの生成方法を提案する。一般的な点群処理では、計測ごとに異なる車両速度やMMSの種類、地物までの距離によってオペレータが適応的にパラメータを調整する必要があった。スキャンラインを正規化することで、パラメータ調整をすることなく、地物を安定して抽出できる手法が実現できることを示す。本論文では、この手法を縁石に適用し、図化で重要となる道路縁を安定して検出することで、その有効性を確認する。

7章の特徴が少ない地物の抽出では、形状的な特徴が乏しいという理由でこれまで抽出対象として扱われてこなかった地物を対象とした、新たな抽出手法を提案する。また、本手法をU字溝に適用したときの抽出率を評価することで、本手法の有効性を評価する。U字溝は蓋で覆い被された排水溝であり、道路縁として地図に落とし込む必要がある。本研究では、蓋に空いた水抜き用切り欠き穴に照射された点を抽出し、さらに蓋が等間隔に並んでいるという事前知識を用いることで抽出精度を向上させる方法を提案する。なお、6章と7章で取り上げる地物は、いずれも道路縁として使用されることが多く、地図において大きなウェイトを占めるものである。

8章の疎な点群からの地物抽出では、点密度が低い場合にも、事前知識を用いて地物を抽出する手法について検討する。また、この手法を用いて、自動運転や、円滑な交通のために欠かせない道路標識の正確な位置を取得することで、その有効性を評価する。道路標識は、表面に記載されている文字や記号、色に多くの情報が含まれていることから、大まかな位置と種別はカメラ画像から取得する。しかし、カメラでは正確な3次元座標を計算することが難しい。位置の同定にはMMS点群が有用であるが、高速道路での高速走行の場合、道路標識に照射される点の密度が低くなり、標識の検出が難しいという問題があった。そこで、点密度が低い場合にも適用可能な手法について検討する。

9章では結論を示し、本研究のまとめと今後の展望について述べる。

本論文の各章で提案する手法の位置付けと関連性を図1-5に示す。3章は、ほぼ全ての地物抽出において基礎となる部分である。また、点群を構造化することで、3.5節で述べる手動図化の効率化にも寄与する。4章では、地物に依存しない汎用的な手法として機械学習によるラベリングを行う。この結果に対して手動図化を行うことで、一般的な地物の図化の効率化が可能となる。5章では、自動ラベリングをベースとして追加処理を行うことで地物抽

出の性能を向上させる方法を述べ、街路樹を対象とした抽出性能の向上と、付加的な情報の取得と評価を行う。6章と7章で提案した方法によって評価を行う縁石とU字溝は、道路縁として地図に落とし込まれる。道路縁は地図において大部分を占めることから、専用処理によって抽出性能の向上をはかる。また、8章で論じる事前知識を用いる方法では、道路標識を対象として、カメラ画像から得られた大まかな位置と種別の情報をもとに、専用の点群処理によって正確な3次元位置を求める。

3.5 地物の 手動図化	(一般地物)	街路樹	縁石	U字溝	道路標識
	汎用+手動図化	5章 自動ラベリングをベースとした地物抽出	6章 スキャンラインの正規化による地物抽出	7章 特徴が少ない地物の抽出	8章 疎な点群からの地物抽出
	4章 点群のラベリング (汎用手法)				
3章 点群の構造化					

図 1-5 各章の位置付けと関連性

第2章 既往研究

本章では、既往研究について示し、本論文が対象とする図化や MMS 点群処理に関して、既往研究の問題点と本論文の位置付けを明らかにする。

2.1 点群の構造化に関する既往研究

点群は、3次元空間における離散的な点の集合であり、一般には、個々の点の間には関係が付与されていない。それに対して、複数の点を関連付けたり、点群を複数の構成要素に分割して構成要素間に関係付けを行ったりすることを、点群の構造化と呼ぶ。点群において最もよく用いられる関係は、近接性である。多くの点群処理では、最近傍点や一定距離以内の点集合を効率よく求めることが求められる。

3次元点群の構造化には、いくつかの手法が提案されている。航空レーザ計測を用いた図化においては、平面投影による画像化（ラスタ化）が広く用いられている。この方法は、水平面上に画像の格子を定義し、点群をその水平面上に投影する。Hernández と Marcotegui [3][4]や Serna と Marcotegui [5][6]は、点群が投影された格子に標高を持たせたラスタ化を行い、大きな平面セグメントを地面と仮定することで、地面を抽出している。しかし、この方法を MMS 点群に適用する場合、MMS 撮影軌跡の近傍では点密度が高く、逆に遠方では点密度が低くなるため、適切な画素サイズの設定が難しい。特に点密度が低い箇所では、点群が含まれない画素があるため、画素の補間が必要である。Yang ら[7]は逆距離重み付け（IDW）補間を使用して点群から標高画像を生成しているが、この手法においても、センサの機種や計測条件に応じて、画素サイズを慎重に設定することが必要である。さらに、道路周辺には、垂直な地物が多数存在するため、ラスタ化は適切な手法とは言えない。

ボクセル化は、3次元空間を立方格子に分割し、点群が含まれる格子を求めることによって、点群を構造化する方法である。ボクセル化は、高さ方向に地物が重なっている場合でも対応が可能であり、対象物の大まかな形状を把握するのに適していることから、点群処理では広く用いられている。Xu ら[8]は、道路縁石の検出において、点群のボクセル化を行い、各ボクセル内の点の個数を考慮した3Dボクセル勾配分析を提案した。この方法では、固有値に基づくエネルギー関数を用いてボクセルから縁石を抽出し、縁石のエッジ候補を最小コスト経路分析を用いて接続する。しかしながら、ボクセル化においては、ラスタ化と同様、適切なボクセルサイズの設定が課題である。特に、MMS が対象とする広域環境においては、ボクセルのメモリ量はボクセルサイズの逆3乗で増加するため、画像のような高い解像度を設定することは困難である。また、3次元形状をボクセル格子によって記述した場合、点群が本来持つ解像度が犠牲になるという問題がある。

木構造化は、点群を2分木や8分木を用いて分割することで、構造化する方法である。2分木は、X, Y, Z 座標のそれぞれを順番に2分割していく手法であり、8分木は、各軸に

沿った分割を一度に行う手法である。Yang ら[9][10]は点群から2分木(kdtree)[11]を作成し、道路周辺の地物の抽出・分類を試みている。また、Cheng ら[12]は点群から8分木を作成し、道路標示を抽出している。Markus [13]は、8分木を改良した Potree を開発し、高速に点群を描画する方法を提案している。木構造は、ラスタ化やボクセル化とは異なり、グリッドサイズの設定が不要である。一方で、2次元平面に投影するわけではないため、点群の可視性そのものの向上には寄与しない。また、MMS 点群のように広域を計測した大規模点群においては、木構造のアクセスには、次に述べる点群画像に比べて、多くの計算時間を要する。木構造を用いた点群構造化を行なった場合、近傍点群を得るための処理時間が、大規模点群処理における計算時間の多くを占めることが多い。

本論文では、3次元点群を2次元格子に写像することで構造化した点群を、点群画像と呼ぶこととする。最初に述べたラスタ化との違いは、水平面への投影ではなく、レーザスキャナのパラメータで定義される2次元空間への写像を行うことにある。

地上レーザスキャナにおいては、点群画像は一般的に使われており、ほとんどの商用ソフトウェアに標準的に実装されている（例えば Armonicos [14]）。この手法の原理は、図 2-1 に示すように、地上設置型レーザスキャナの垂直方向の回転角を θ 、水平方向の回転角を ϕ として θ - ϕ 平面に点をプロットするというものである。地上レーザスキャナでは、点群のサンプリング間隔 Δt において、垂直方向と水平方向のそれぞれにおいて、等角度で座標値を算出する。そのため、点群における各点の回転角 (θ, ϕ) を用いて θ - ϕ 平面に写像すると、点群は θ 軸、 ϕ 軸のそれぞれにおいて等間隔に並ぶ。この性質を利用して、点群を2次元の格子に対応させた点群画像を生成できる。地上設置型レーザスキャナでは、設置した地点の周囲 360 度を計測するため、この手法で作成した画像はパノラマ画像と同じく視点中心の球面に投影した画像となる。

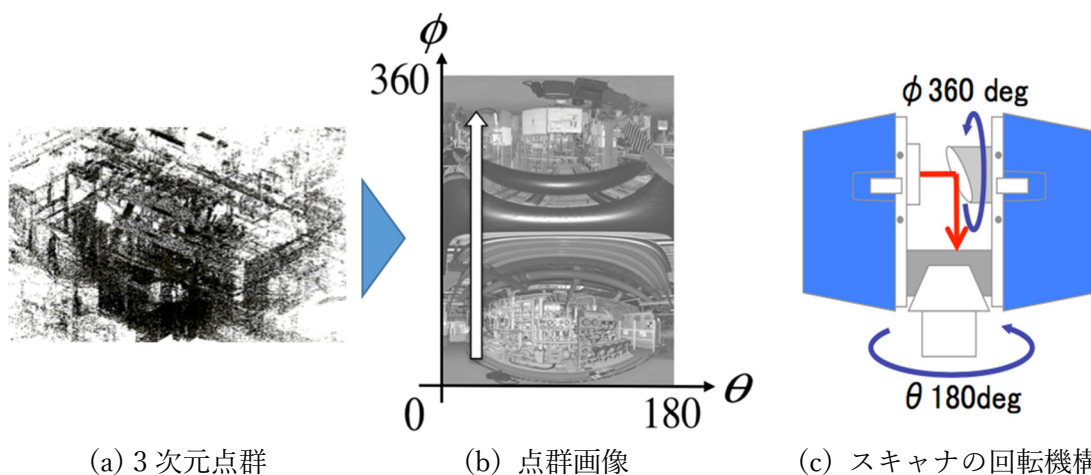


図 2-1 地上レーザスキャナの点群画像

これに対し、MMS は車両の走行によりスキャナ自体が移動するため、地上レーザスキャナのように、ある 1 点からパノラマ投影された点群画像を生成することはできない。MMS

点群から点群画像を生成するためには、地上レーザスキャナとは異なる方法が必要である。Valletら[15]は、MMSで計測した点群に記録されたレーザスキャナの回転角度を量子化し、回転角度を横軸、回転数を縦軸とする点群画像を作成する手法を提案している。しかし、通常のMMSにおいては、この回転角度はユーザがアクセスできないことが多いため、一般的な方法とは言えない。回転角を後計算によって求める方法は、計算時間を要すること、計測誤差を含むこと、正確なGPS時刻が必要であることを踏まえると、現実的ではない。KohiraとMasuda[16]は、点群に記録されたGPS時刻と、センサ固有の回転周波数とパルス繰り返し周波数を使用することで、より一般的なMMSの点群画像生成方法を提案した。これらのパラメータは、MMSの基本的な仕様として公開されていることから、一般的なMMSに適用できる手法である。しかしながら、レーザスキャナの回転周波数などの値は、仕様値とはわずかに異なっていることがわかっている。レーザスキャナの偏差量を測定した結果を図2-2に示す。この図は、仕様値に対する実際の値の偏差のヒストグラムである。この非常に小さな偏差に起因して、点群画像は、図2-3のように横方向に徐々にずれていく。図2-3の下部において、道路周辺の地物が左端から右端にはみ出しており、この付近の地物の判読を困難にしている。

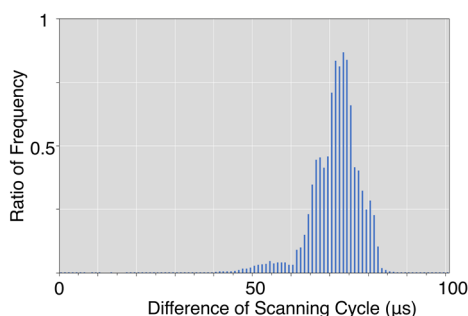


図 2-2 レーザスキャナ回転周波数の偏差

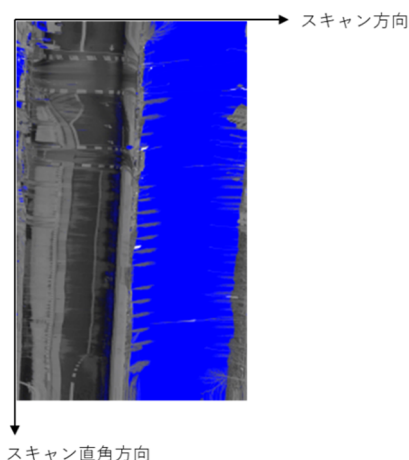


図 2-3 MMS 点群画像における横方向のずれ

点群画像における横方向のずれは、手動処理と自動処理の両方において問題となる。点群画像は、オペレータが 3 次元点群を俯瞰的に把握するのに適しているが、横方向のずれによって視認したい地物が画像の左右端で分割されるので、オペレータが認識しづらくなる。自動処理においても、画像端部で地物が分離するので、処理が複雑になる。

地上設置型レーザスキャナによる点群画像は、点群をスキャナ中心の球面に投影したものであるため、MMS のような横方向のずれは発生しない。これに対し MMS の点群画像は MMS の移動軌跡を中心軸とする円筒面への投影である。そのため、Vallet らの手法と、Kohira と Masuda の手法の共通の課題として、円筒面投影に起因する点群画像の歪みの発生が問題となる。MMS では、レーザスキャナの回転周波数とパルス繰り返し周波数のばらつきに加えて、レーザスキャナが車両とともに移動し、また、MMS 車両の走行速度が一定ではないことが歪みの要因となる。こうした問題を解決できる点群画像の生成方法は、これまで提案されてこなかった。

そこで本論文では、これらの課題を解決する新たな点群画像を提案する。本論文で提案する方法は、大きく分けて 2 つある。1 つは軌跡に沿った点群画像の生成である。これによって、点群画像の歪みを解消し、地物の可視性を向上させることができる。もう 1 つは、点と画素の対応付けである。対応付けによって点に対する点群画像の画素の衝突や欠落が排除できるので、点群画像上でセグメンテーションなどの情報の追加を行った後に、情報を点にフィードバックさせることができる。なお本論文では、衝突とは同じ点が 1 つの画素に入ることによる点の消失を表し、欠落とは連続した点にも関わらず点群画像上で余計な空ピクセルが発生した状態を表すものとする。

2.2 点群のラベリングに関する既往研究

MMS 点群をラベリングするための既往研究は数多く存在する。ラベリングとは、点群を構成する各点に、道路や樹木のような意味的な属性を与える処理である。

点群をラベリングする研究における古典的な方法として、手作業でのルールベースによる分類が挙げられる。例えば Bremer ら [17] は、抽出した幾何学的特徴量を用いて、事前に定義されたルールに基づいて分類している。しかしこの方法は、ルールの設定が対象物に依存し、設計者の技能にも大きく依存する。そのため、設定したルールは、道路の形状や道路施設の配置が異なるケースには適用できないことが多い。一般に、ルールベースによる方法は、適用範囲が限定的であり、また閾値を慎重に設定する必要があるため、ロバストな方法ではない。

こうした問題に対応するために、機械学習を用いた分類方法が提案されている。これらの方法では、点群から様々な特徴量のベクトルを算出し、この特徴量ベクトルを用いてラベリングを行う。ルールは、自動的に算出される。Weinmann ら [18] は、アンサンブル機械学習の一種である Random Forests [19] に点のマルチスケール特徴量を入力することで、点群のラベリングを行なった。マルチスケール特徴量とは、点の特徴量を計算する際に、複数の近

傍探索距離を用いて、複数の形状特徴を取得する手法である。しかしながら、我々が行なった MMS 点群による評価実験では、ラベリングの成功率は高いとは言えず、図化の目的に用いるには、実用的に十分とは言えない。実用的な性能を得るためには、マルチスケール特徴量以外の MMS 特有の特徴量も考慮する必要がある。

近年では深層学習によって点群に含まれる各点をラベリングする研究も盛んである。点群のための深層学習では、3次元点群を直接扱う手法と、2次元に投影して画像の深層学習に帰着させる方法がある。3次元点群を直接扱う手法として、PointNet [20] , SPGraph [21], ConvPoint [22]などが知られている。これらの手法は、地上レーザスキャナのベンチマークデータセットである Semantic3D [23]や MMS のデータセットである Paris-Lille-3D [24]での評価において一定の性能が得られている。しかしながら、蘇ら[25]が、国内で取得した MMS 点群に ConvPoint を適用した結果では、必ずしも高い性能が得られていない。また、Weinmann [26]は、MMS で取得した点群を用いて、5種類の点群の深層学習の評価を示しているが、この場合も高い性能は得られていない。

点群を2次元に投影する手法においては、例えば、MV3D [27]では、点群を鳥瞰表示した画像と、レーザ照射位置から水平方向に投影した画像の2種類の画像を作成した上で、深層学習によって地物抽出を行っている。しかし、点群を投影する方法は、投影中心、投影方向、画角を決める必要があり、地物を分類するために適切な画像を作ることは容易ではない。また、柱状物などのサイズが大きいものは投影が困難である。

点群に加え、RGB画像を使う方法もある。例えばFrustum PointNets [28]は、車両に搭載されたカメラで取得したRGB画像上で地物認識を行った後、カメラの撮影範囲から、3次元空間における四角錐の領域を計算し、この四角錐で切り出した点群を分類する。しかしながら、RGB画像は奥行き情報を持っていないため、地物を適切に切り出すのは容易ではなく、画像からの地物認識の精度が必ずしも高くないという問題がある。

本研究では、Weinmannらの機械学習による方法を発展させ、画像による深層学習の方法を取り入れることで、ラベリング結果を図化に実用的に適用する方法を提案する。Weinmannらは点群のマルチスケール特徴量のみを使用した。本研究ではさらに2種類の特徴量を追加する。1つはMMSに特有の特徴量、もう1つは点群画像を用いたセマンティックセグメンテーションを行うことで得られる特徴量である。MMS固有の特徴量とは、MMSの計測方法に依存する特徴量で、走行軌跡やレーザ光の照射軌跡、レーザ光の反射強度の特徴量などがある。点群画像による特徴量とは、3章で述べる点群を2次元に再配置した画像の特徴量である。画像形式に再配置することで、画像処理の分野で発展している深層学習のフレームワークを取り入れることができる。これらの特徴量を追加することで、自動ラベリングの高精度化が期待できる。

2.3 街路樹の抽出に関する既往研究

MMS 点群から街路樹を抽出したり、それらの直径を算出したりすることは、市街地の保全において重要である。航空測量における樹木位置の抽出は Dralle と Rudemo [29]などによって行われているが、上空からは樹冠部が邪魔をして樹幹部を把握できないため、胸高直径を推定することは困難である。

森林測量の分野では、地上レーザスキャナによって地上から取得された点群から樹木と胸高直径を高精度に抽出する方法について、数多く研究されている（例えば Olofsson ら [30] や Pitkänen ら [31] など）。点群から樹木の胸高直径を計算する方法としては、RANSAC [32] による円筒抽出や、胸高付近の高さの点群を 2 次元平面に投影して円抽出を行う手法が一般的である。ただし、これらの手法を MMS 点群に適用することは容易ではない。一つの理由は、MMS 点群の点密度が、地上レーザスキャナでの計測と比べて非常に小さいため、利用できる手法に限られるためである。もう一つの理由は、森林では、柱状物体が樹木に限られるのに対して、MMS が計測する市街地では、電柱などの多数の柱状物体から樹木を識別する必要があるため、異なる手法が要求されるためである。

MMS 点群による樹木計測については、研究例は少ないが、いくつか提案されている。街路樹の位置を自動抽出した研究では、Weinmann ら [33] は、MMS で取得した点群に対して、3 次元特徴量を用いて樹木の抽出とセグメンテーションを実施した。しかしながら、抽出結果については、誤抽出や過抽出が少なからず含まれており、実用的には十分でない。

Michikawa ら [34] は、MMS 点群から柱状物を従来手法で抽出した後、点群を水平面に投影したときの最小スパニングツリーの長さによって樹木とそれ以外を区別する手法を提案している。この結果、123 本の街路樹を対象に評価を行い、True Positive が 108, False Positive が 12, False Negative が 15 という結果が得られている。しかしながら、2 次元に投影することで高さ方向の情報が失われており、複数の柱状物が近接する場合の扱いなど、抽出性能を改善する余地がある。

Fukano と Masuda [35] は、平面投影による方法の問題点を解決するために、切断面ベースの方法を提案した。この方法では、点群から、近接した点をエッジで連結したワイヤフレームを生成し、任意の高さの水平面との切断面を算出することで、柱状物を検出する。点が存在しない高さにおいても適切に補間した断面を得ることができるといったメリットがある。ただし、この研究では、円柱や円錐の柱状部を持つ電柱などの人工物の保全に焦点を当てており、樹木は除外すべき対象となっている。そのため、樹木検出の評価や胸高直径の計算は行っていない。

街路樹の胸高直径を推定する研究として、Herrero-Huerta ら [36] は、MMS で取得した市街地の点群から、胸高直径などの樹木のパラメータを計算・評価を実施している。この研究では、高さ 1.3m の直径を得るために、ある範囲（1.2m 以上 1.4m 以下や、1.0m 以上 1.6m 以下など）を指定して、その範囲内の点を 2 次元に投影することで胸高直径を計算している。

しかしながら、これらの範囲は、計測条件（レーザスキャナの種類や車両速度）によって適切な値を決める必要がある。そのため実用際には試行錯誤が必要となる。

Forsman ら[37]は、森林において MMS を用いて樹木の胸高直径を取得している。Forsman らは複数の手法を比較評価しており、その中でも 2 次元平面上で円にフィッティングする方法が最も精度が良かったと報告している。ただし、森林では低速走行となるため、十分に高い点群密度が得られており、市街地での計測とは条件が異なっている。

本研究では、MMS 点群からの街路樹の位置の抽出において、汎用手法を初期値として追加の処理を行うことで、高性能に街路樹を抽出する方法を論じる。これによって、Weinmann ら[18]のような汎用手法によるラベリング結果を用いることで実用性能が得られない課題を解決する。また、街路樹の位置抽出と胸高直径の算定の両方において、点群画像によって生成したワイヤフレームを用いる方法を提案する。本手法で生成したワイヤフレームは、胸高直径を高精度に算定する上で有用な方法である。これによって、Michikawa ら[34]や、Herrero-Huerta [36]らの方法で生じた、2次元投影による情報の損失や試行錯誤を回避することができる。

2.4 道路縁の抽出に関する既往研究

道路縁は、道路縁石や U 字溝など、複数の地物によって構成されている。この節では、それぞれの地物に関する既往研究を示し、本論文で検討対象とする地物について論じる。

2.4.1 道路縁石の抽出に関する既往研究

街路樹などの柱状物は、道路面より上部に位置しているため、路面の点群とそれ以外の点群を分離することで、対象物の抽出を行っている。一方、道路面とほぼ同じ高さに位置する道路縁の検出においては、Xu ら[38]、久保ら[39]、宮崎ら[40]、Miyazaki ら[41]、Chhatkuli ら[42]による研究がある。

Serna ら[43]は、点群を画像としてラスタ化し、画素内の最大高さと最小高さを画素値として保持した。そして、最小の標高画像を用いて道路縁石を検出した。Kumar ら[44]は、点群の高さ、反射率、パルス幅を画像としてラスタ化し、スネークモデルを用いて画像から道路境界を抽出している。しかし、これらの手法では、画像の品質がピクセルサイズに大きく依存するため、ピクセルサイズを慎重に決定する必要がある。ピクセルサイズが大きいと詳細な形状が失われる一方で、小さいと画像が非常に断片的になり、計算コストも大きくなるためである。

一方、レーザスキャナで取得された点群の順序を利用した、スキャンラインベースの手法も提案されている。スキャンラインとは、点群を計測順に繋げたポリラインのことである。Miyazaki ら[41]は、連続する点の角度を用いてスキャンラインから直線部を検出し、領域成長法を適用することで道路縁石の検出を行なった。Cabo ら[45]は、点間の距離などの幾

何的な情報に基づき、スキャンラインをグルーピングした。道路面のスキャンライングループの端点を順に接続し、直線に近い部分の頂点を間引く[46]ことで、道路縁を取得している。この方法による道路縁抽出の成功率は99%と報告している。しかしながら、Caboらは、本手法の抽出性能が、スキャンライン方向の点密度の影響を受けることが課題であるとしている。

これらの方法は、いずれも適切なパラメータの設定が必須であり、計測ごとに異なる車両速度やMMSの種別を踏まえ、適応的にパラメータを調整する必要があった。パラメータの調整作業は試行錯誤が必要であり、経験や熟練を要するため、地図作成のコストを増加させる要因となる。そこで本論文では、この課題を解決するために、計測条件に依存したパラメータ調整を必要としない方法について論じる。具体的には、スキャンラインを撮影軌跡に直角かつ任意の間隔に正規化した、正規化スキャンラインを生成し、それを用いて道路縁石を抽出する。これによって、地図の大きな部分を占める道路縁石の図化のパラメータ調整が不要となる。

2.4.2 U字溝の抽出に関する既往研究

道路縁は、地図における重要な要素の1つである。道路縁を構成する代表的な地物として、道路縁石以外にU字溝が挙げられる。U字溝の中でも割合が多いのは、蓋を被せた蓋付きU字溝である。図化においては、道路縁の同定は、最も重要な作業の一つであるため、オペレータが画像などを参照しながら、U字溝の存在を確認してきた。しかし、点群にはU字溝が明示的に現れていないため、画像と点群を照合する作業は容易ではなかった。

我々の知る限り、MMS点群から蓋付きU字溝を抽出する方法は、これまで研究事例が存在していない。蓋付きU字溝は、従来手法が用いてきた形状的な特徴を有しておらず、従来手法による自動抽出が困難である。さらに、オペレータが点群を見ながら手動で抽出することも難しいため、蓋付きU字溝を検出するためには、従来とは異なるアプローチが必要となる。

本論文では、MMS点群からU字溝を抽出する全く新しい手法として、蓋付きU字溝に設けられた水抜き用切り欠き穴に着目し、この穴に照射された点を抽出する方法について論じる。

2.4.3 その他の道路縁の抽出に関する既往研究

道路縁石やU字溝の他に、白線(区画線)やガードレールなども道路縁の構成要素となる。白線の抽出は、点群をラスタ化することで抽出する手法が多く、高い性能が得られている(例えばGuanら[47])。また、ガードレールの抽出は、MoriとMasuda[48]がMMS点群とカメラ画像を併用することで高精度に抽出している。

これらの道路縁の抽出については、既存手法により十分な検出精度が達成できると考えられるため、本論文の検討対象外とした。

2.5 道路標識の抽出に関する既往研究

道路標識には、いくつかの特徴がある。反射強度が大きい材質であること、平面であること、ポールに取り付けられていることである。それ以外にも、標識には、色、形、大きさ、高さにも特徴がある。MMS 点群から道路標識を検出する既往研究は数多く存在するが、既往研究の多くはこれらの特徴を用いて抽出・分類を行っている（例えば Soilán ら[49]）。しかしながら、既往研究では、道路標識に十分な点が照射されている前提となっている。Yu ら[50]は、MMS 点群を一定の高さごとに分割した上で、円フィッティングすることで、道路標識と、その標識を支える柱状物を抽出しているが、分割時の点が少ない場合はそもそもフィッティングさせることができない。

また、一般的な道路標識は柱状物に設置されているので、既往研究では柱状物を抽出し、柱状部に付属する道路標識を取得する方法もよく用いられる（例えば Fukano と Masuda[35]）。しかしながら、道路標識によっては図 2-4 のように柱状物を用いずに設置されたものもある。そのため、これらのケースにも対応できるよう、柱状物の有無に左右されない方法が必要である。また、これらの研究でも、十分な点群密度が得られていることが前提となっている。

一方で、近年では深層学習をフレームワークとした画像からの地物抽出が活発に研究されている（例えば林ら[51]）。このため、画像によって道路標識の大まかな位置を推定し、MMS 点群でその位置を高精度化する方法の必要性が高まっている。このようなアプローチの例として、Frustum PointNets [28]がよく知られている。この方法では、カメラ画像上で地物を抽出した後、カメラ中心を頂点として、画像上の地物の範囲を含む形状の四角錐（Frustum）を作成し、その点群内において地物を抽出している。このように、計測した点群全体ではなく、限定された範囲の点群を使用する方法は、実用的な物体検出に寄与する内容である。しかし、点群特徴量を算出する PointNet は、点群が十分に密でないと適切な特徴が得られないため、高速道路で取得される疎な MMS 点群に適用することは難しい。

以上を踏まえ、本論文では、高速道路で取得した MMS 点群でも適用できる手法として、カメラ画像による初期位置算出と、テンプレートマッチングを組み合わせた点群処理手法を提案する。これによって、点密度が低い場合でも適用でき、かつ柱状物の有無に左右されず道路標識の判定が可能である。



図 2-4 柱状物を用いずに設置された道路標識

第3章 MMS 点群の構造化

本章では、MMS 点群を構造化して、点群画像を構築する新しい手法を提案する。また、点群画像を用いて効率的な手動図化を行う手法についても論じる。

本章の構成では、3.1 節で全体概要について触れた後、3.2 節、3.3 節、3.4 節において、提案する新たな点群画像についてそれぞれ述べる。また、3.5 節では点群画像を用いた手動図化について論じる。

3.1 はじめに

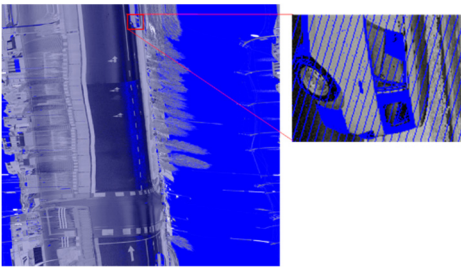
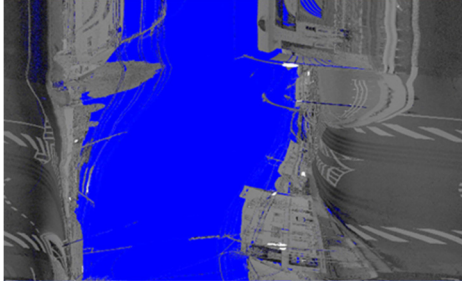
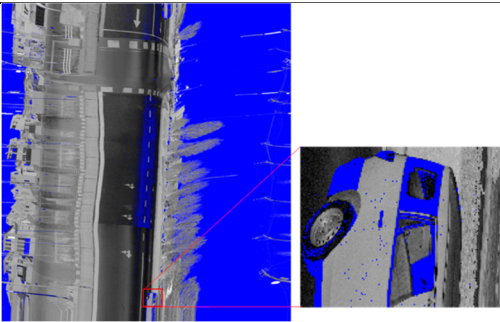
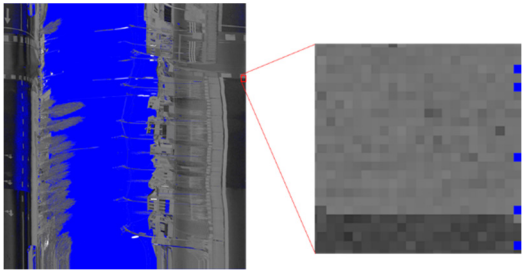
点群は離散的な点の集合であり、個々の点の間には関係が付与されていない。そのため、点群の構造化によって、二つの点を関連付けたり、点群を複数の構成要素に分割し、構成要素に関係付けを行ったりする必要がある。点群の構造化には、いくつかの手法が提案されている。一般的な構造化方法は、平面投影による画像化（ラスタ化）、立方格子への分割（ボクセル化）、2分木や8分木を用いた分割（木構造化）である。しかしながら、いずれの方法も課題がある。表3-1に示すように、適切なグリッドサイズの設定が難しいこと、点群の可視性そのものの向上には寄与しないこと、計算時間を要することなどである。

表3-1 一般的な構造化手法が持つ課題

ラスタ化	<ul style="list-style-type: none">適切なグリッドサイズ（画素サイズ）の設定が難しい画素の補間が必要
ボクセル化	<ul style="list-style-type: none">適切なグリッドサイズの設定が難しいメモリ量を要するため、高い解像度を設定することが難しい可視性が著しく損なわれる
木構造化	<ul style="list-style-type: none">点群の可視性そのものの向上には寄与しない多くの計算時間を要する

これに対し、点群画像による構造化は、3次元点群を重複させることなくレーザスキャナのパラメータで定義される2次元格子に写像するため、これらの構造化の課題を解決することができる。しかしながら、従来の点群画像は、レーザスキャナの仕様値からのずれに起因した横方向のずれが発生し、点群画像上の隣接性が損なわれるなどの課題があった。本研究では、既往研究における点群画像が持つ課題を解決するための、新たな点群画像の作成方法を提案する。これらの点群画像の概要と特徴を表3-2に示す。

表 3-2 点群画像の体系化 (✓: 利点 ✕: 欠点)

	軌跡を考慮しない表示	軌跡に沿った表示
点と画素が対応していない	 <p>従来の点群画像 ✕ 横方向のずれが含まれる ✕ 画素と点が適切に対応付けられない</p>	 <p>軌跡ベースの点群画像 (3.2) ✓ 地物が判読しやすい ✕ 画素と点が適切に対応付けられない</p>
点と画素が対応している	 <p>可逆点群画像 (3.3) ✓ 特定の画素に対応する点が存在する ✕ 横方向のずれが含まれる</p>	 <p>軌跡ベースの可逆点群画像 (3.4) ✓ 地物が判読しやすい ✓ 特定の画素に対応する点が存在する ✕ 画像の幅が一定ではない</p>

本論文で提案する方法は、大きく分けて2つある。1つは軌跡に沿った点群画像の生成である。これによって、点群画像の横方向のずれを解消し、地物の可視性を向上させることができる。もう1つは、点と画素の対応付けである。対応付けによって点に対する点群画像の画素の衝突や欠損が排除できるので、点群画像上でセグメンテーションなどの情報の追加を行った後に、情報を点にフィードバックさせることができる。

これらの方法は、それぞれ利点と欠点があるので、目的によって使い分けることを想定している。

軌跡ベースの点群画像は、軌跡に沿った表示のみを適用した点群画像である。軌跡に沿った表示であるので、点群画像上で地物が判読しやすいというメリットがある。そのため、点群画像上で地物の分類を行う作業である、手動ラベリングのタスクに適用できる。ただし、特定の点に対応する画素が必ずしも存在しないため、点群の自動分類を画素の自動分類問題に帰着させるには不向きである。

可逆点群画像は、点と画素の対応付けを衝突や欠損なく行った点群画像である。特定の画素に対応する点が存在するので、画素単位で分類するタスクに有用である。しかしながら、画像に横方向のずれが含まれるので、画像上で地物が分割される可能性がある。

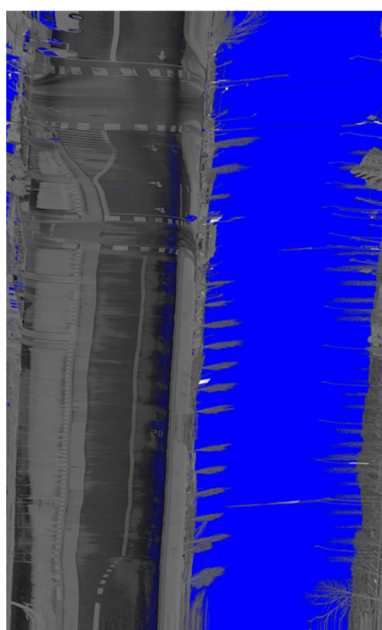
軌跡ベースの可逆点群画像は、軌跡に沿った表示と、点と画素の対応付けの両者を適用した点群画像である。特定の画素に対応した点が存在し、かつ画像の横方向のずれも含まれないため、画素単位で分類するセグメンテーションなどのタスクに最適な点群画像である。ただし画像の幅が一定ではないので、画像の概念を拡張した可変長配列として定義する必要がある。

それぞれの点群画像について、以降の節で順次説明する。

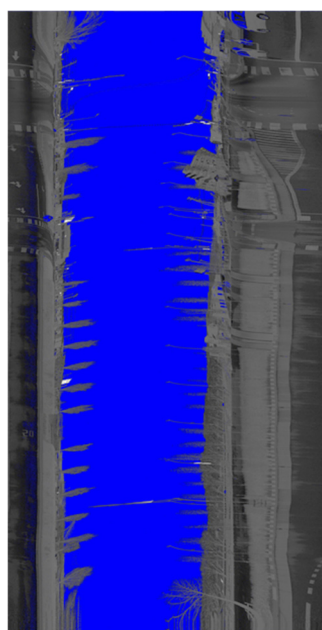
3.2 軌跡ベースの点群画像

3.2.1 概要

従来手法では、レーザスキャナの回転周波数などのパラメータの値を固定した上で、点群画像を生成していた。しかしながら、実際の計測では、レーザスキャナのパラメータは一定ではなく、計測とともにわずかに変化していく。この変化や、固定したパラメータの値のわずかなずれに起因して、画像に横方向のずれが含まれていた。従来の点群画像と、本節で提案する軌跡ベースの点群画像を比較した図を、図 3-1 に示す。



(a) 従来手法の点群画像



(b) 軌跡ベースの点群画像（提案手法）

図 3-1 点群画像の比較

このような横方向のずれが含まれると、手動処理において視認したい地物が画像の左右端で分割されるので、オペレータが地物を認識しづらくなるという課題がある。また自動処理においても、画像端部で地物が分離するので、処理が複雑になるという課題がある。

軌跡ベースの点群画像は、従来の点群画像に含まれる横方向のずれを解消することができる。この手法では、MMS 車両の走行軌跡を用いることで、レーザスキャナの周波数のわずかな誤差を修正し、可視化することが可能である。仮に計測中に回転周波数がずれたとしても、計測中の走行軌跡を用いるので、点を規則的に配置することができる。

提案手法は、MMS 撮影軌跡とレーザのスキャンラインの交点（軌跡参照点）を計算するステップと、軌跡参照点の GPS 時刻（軌跡参照時刻）を基に 2D 画像にプロットするステップに分けられる。以下に詳細を述べる。

3.2.2 MMS 点群のスキャンライン

軌跡に沿った点群画像の作成方法を論じるにあたって、まず MMS 走行軌跡とレーザスキャナの関係性を踏まえる必要がある。MMS に搭載されたレーザスキャナによるレーザの照射模式図を図 3-2 に示す。レーザスキャナでは、内部でミラーが回転している。その結果、図 3-2(a)に示すように、レーザスキャナから円を描くようにレーザが照射される。その間に MMS が前進するため、車両走行時のスキャンラインは図 3-2(b)に示すように螺旋状になる。

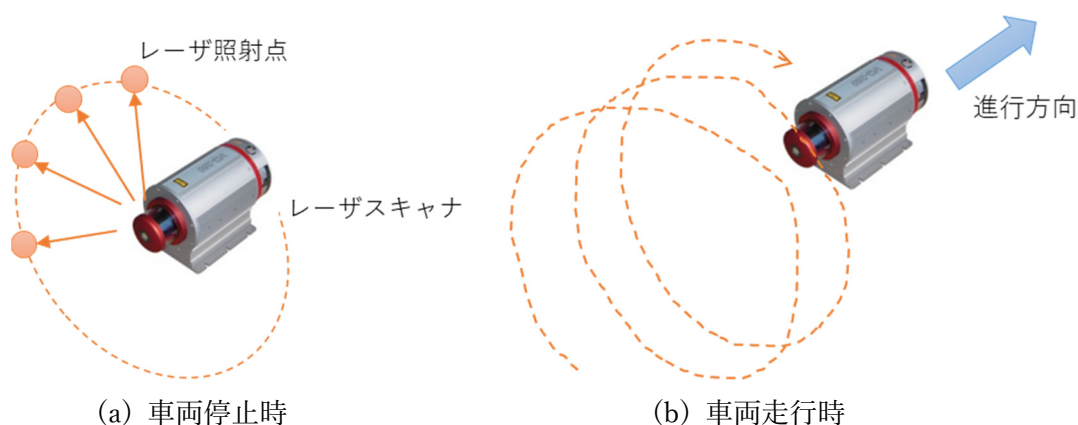


図 3-2 MMS レーザの照射模式図

3.2.3 軌跡参照点の定義

軌跡ベースの点群画像は、MMS 走行軌跡を基準とするので、スキャンラインと MMS 走行軌跡を交差する点を計算する必要がある。しかしながら、MMS 走行軌跡とスキャンラインはいずれも 3 次元のポリラインであるため、これらが 3 次元空間上で交差することはほぼない。そこで、これらのポリラインを 2 次元平面に投影することで、平面上で交差する点

を求める。模式図を用いて、以下に具体的に説明する。

MMS 走行軌跡とスキャンラインの模式図を図 3-3 に示す。図 3-3(a)に示すように、スキャンラインは MMS 走行軌跡のまわりを 1 周するように描く。スキャンラインと MMS 走行軌跡は 3 次元のポリラインであるが、これを平面図で表すと図 3-3(b)のようになり、スキャンラインが円を 1 周描く間に、水平面に投影したスキャンラインと MMS 走行軌跡は 2 回交差する。2 回の交差はそれぞれ、図 3-3(b)の白丸で示したようにスキャンラインが MMS 走行軌跡の鉛直下方において交差する場合と、青丸で示したようにスキャンラインが MMS 走行軌跡の鉛直上方で交差する場合である。取得する必要がある交差点は、下方と上方のいずれかのみで良い。本論文では、下方の点のみを軌跡参照点と呼び、取得の対象とした。この軌跡参照点が、軌跡ベースの点群画像を生成するための基準の点となる。MMS は天空が開けている屋外を計測する場合がほとんどであり、上方はレーザが取得されない場合が多い。一方で下方は地面があるため、レーザが取得されている場合がほとんどである。そのため下方を対象としたほうが望ましいといえる。

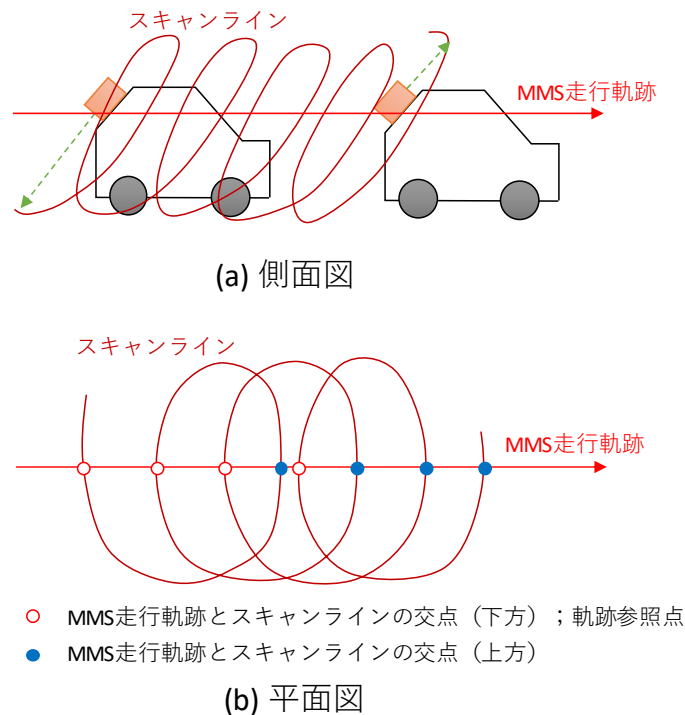


図 3-3 MMS 走行軌跡とスキャンラインの模式図

3.2.4 軌跡参照点の有無の判定

軌跡参照点の計算方法について説明する。MMS 走行軌跡周辺を平面に投影した模式図を図 3-4 に示す。平面に投影したスキャンラインは、図中の黒丸で示した 2 次元点群 $\{\mathbf{p}_i\}$ を頂点としたポリラインで構成され、平面に投影した MMS 走行軌跡は、図中の赤丸で示した点列 $\{\mathbf{q}_j\}$ を頂点としたポリラインで構成されるものとする。このとき、軌跡参照点 $\{\mathbf{r}_k\}$

は2つのポリライン $\{\bar{\mathbf{p}}_i\}$ と $\{\bar{\mathbf{q}}_j\}$ の交差する点である。それぞれのポリラインが交差するかどうかの判定は、2次元の線分同士の交差判定を行えば良い。任意の i, j に対して、以下の式(3-1)を満たすとき、その線分同士が交差している、すなわち軌跡参照点があると判定できる。

$$\begin{aligned} \{(\bar{\mathbf{p}}_{i+1} - \bar{\mathbf{p}}_i) \times (\bar{\mathbf{q}}_j - \bar{\mathbf{p}}_i)\} \{(\bar{\mathbf{p}}_{i+1} - \bar{\mathbf{p}}_i) \times (\bar{\mathbf{q}}_{j+1} - \bar{\mathbf{p}}_i)\} < 0 \\ \{(\bar{\mathbf{q}}_{i+1} - \bar{\mathbf{q}}_i) \times (\bar{\mathbf{p}}_j - \bar{\mathbf{q}}_i)\} \{(\bar{\mathbf{q}}_{i+1} - \bar{\mathbf{q}}_i) \times (\bar{\mathbf{p}}_{j+1} - \bar{\mathbf{q}}_i)\} < 0 \end{aligned} \quad (3-1)$$

ただし、 i は2次元点群の添字、 j は2次元スキャンラインの添字である。

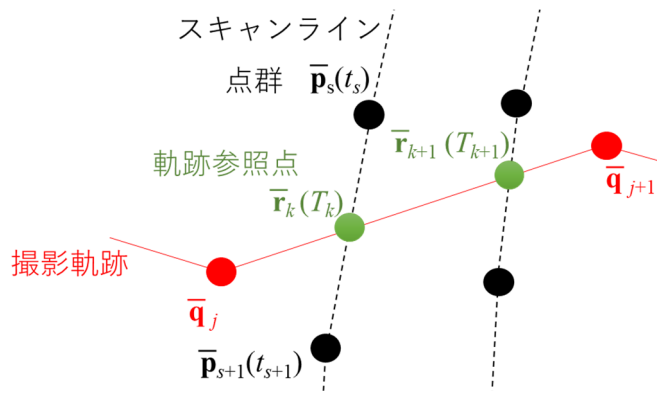


図 3-4 スキャンラインと撮影軌跡の交差

3.2.5 軌跡参照時刻の計算

本論文では、軌跡ベースの点群画像の生成において、点群が保持する GPS 時刻を使用する。GPS 時刻とは、レーザを照射したときの時刻情報である。MMS は GPS 衛星から自車の位置情報と時刻情報を取得しており、各点の識別情報として利用できる。そのため、ほぼ全ての MMS において、MMS 点群や、MMS 走行軌跡への属性として GPS 時刻を付与している。

点群が持つ GPS 時刻情報から、軌跡参照点における GPS 時刻を計算する。これを軌跡参照時刻と呼ぶこととする。2次元に投影した平面において、点 $\bar{\mathbf{p}}_s$ と点 $\bar{\mathbf{p}}_{s+1}$ の間に軌跡参照点 $\bar{\mathbf{r}}_k$ があるとき、 $\bar{\mathbf{r}}_k$ の軌跡参照時刻 T_k は、交点の内分比を用いて、以下の式(3-2)で計算できる。

$$T_k = \frac{|\bar{\mathbf{p}}_{s+1} - \bar{\mathbf{r}}_k| t_s + |\bar{\mathbf{p}}_s - \bar{\mathbf{r}}_k| t_{s+1}}{|\bar{\mathbf{p}}_s - \bar{\mathbf{r}}_k| + |\bar{\mathbf{p}}_{s+1} - \bar{\mathbf{r}}_k|} \quad (3-2)$$

ここで、 t_s, t_{s+1} はそれぞれ、 $\bar{\mathbf{p}}_s, \bar{\mathbf{p}}_{s+1}$ の GPS 時刻である。

全ての軌跡参照時刻について、時系列順にソートしたものを軌跡参照時刻列と呼ぶこととする。

3.2.6 点群の画像化

本手法による画像化は2つのモードを設定している。1つは軌跡中心モードで、もう一つは地物中心モードである。軌跡中心モードは走行軌跡が画像中心に垂直に配置される。道路面が分断なく表現できるため、道路標示などの道路面の確認に適している。地物中心モードは、走行軌跡が画像左端に配置される。建物、電柱、樹木、電線など、道路のそばの高い位置にあるオブジェクトの表示に適している。以下、それぞれの計算方法を示す。

(1) 軌跡中心モードの画像化

点群画像（軌跡中心モード）上の画像座標の計算方法を、図 3-5 に模式的に示す。以下、この図に沿って説明する。図 3-5(a)は、スキャンラインが横方向になるように点群を配置した上で、1 周期ごとに枠で囲って示している。軌跡中心モードでは軌跡が中心となるため、この図においても軌跡参照点が中心となるように配置する。両端部の時刻、すなわち 1 周期の開始時刻と終了時刻は、図 3-5(b)に示すように軌跡参照点同士の中点として計算できる。その後、図 3-5(c)に示すように両端部の時刻の差分を計算することで、1 周期分の時間が計算できる。

ここで、ある MMS 点群の点 \mathbf{p}_i の GPS 時刻を t_i とするとき、図 3-5(d)に示すように左端から点 \mathbf{p}_i までの時刻差分も計算できる。一方、最終的に取得したいのは点群画像上での画像座標である。点群画像の幅を W 、点 \mathbf{p}_i の点群画像上の座標 (u_i, v_i) とすると、 W と u_i が表す距離は図 3-5 (e)に示す通りとなる。図 3-5 (d)と図 3-5 (e)の対比は、点群と点群画像の対比と捉えることができる。そのため両者を対比することで、 u_i を計算することができる。また、 v_i は、図 3-5(a)のように1周期ごとに分割したとき、何周期目に当たるかを示している。これらを踏まえた定式化について以下に述べる。

時刻順にソートされた軌跡参照時刻を $\{T_i\}$ とする。軌跡参照点は画像の中心に位置しており、その軌跡参照時刻は T_{k-1}, T_k, T_{k+1} のように表される。このとき、画像の k 行目、すなわち軌跡参照点 \mathbf{r}_k を含む行にプロットされる点の GPS 時刻は、 $\frac{T_{k-1}+T_k}{2}$ 以上 $\frac{T_k+T_{k+1}}{2}$ 未満となる。これを定式化したものが式(3-3)である。これを満たす k を求める。この k は、点群画像において、その点が含まれる行を表している。

$$\frac{T_{k-1} + T_k}{2} \leq t_i < \frac{T_k + T_{k+1}}{2} \quad (3-3)$$

このとき、点 \mathbf{p}_i の点群画像上の座標 (u_i, v_i) は以下の式(3-4)によって計算される。

$$u_i = \text{INT} \left(\frac{2t_i - (T_{k-1} + T_k)}{T_{k+1} - T_{k-1}} \cdot W \right) \quad (3-4)$$
$$v_i = k$$

ここで、点 $\text{INT}(x)$ は x の整数部分を返す関数である。

点群画像の幅 W は、レーザスキャナが1回転する間の測定回数 N と同じか、それ以下に設定する。 N の値は、回転周波数とパルス繰り返し周波数から算出できる。なお、 $W = N$ とすると、回転周波数やパルス繰り返し周波数のばらつきのため、同一画素に複数の点が投影されたり、画像に縞状の欠落が生じたりすることがある。欠落の問題は、 W の値を N よりわずかに小さくすることで防ぐことができるが、同一の画素に複数の点群が投影される頻度は増加する。応用によっては、こうした問題が好ましくない場合があるが、その場合には、3.5節で述べる可逆点群画像を用いる必要がある。

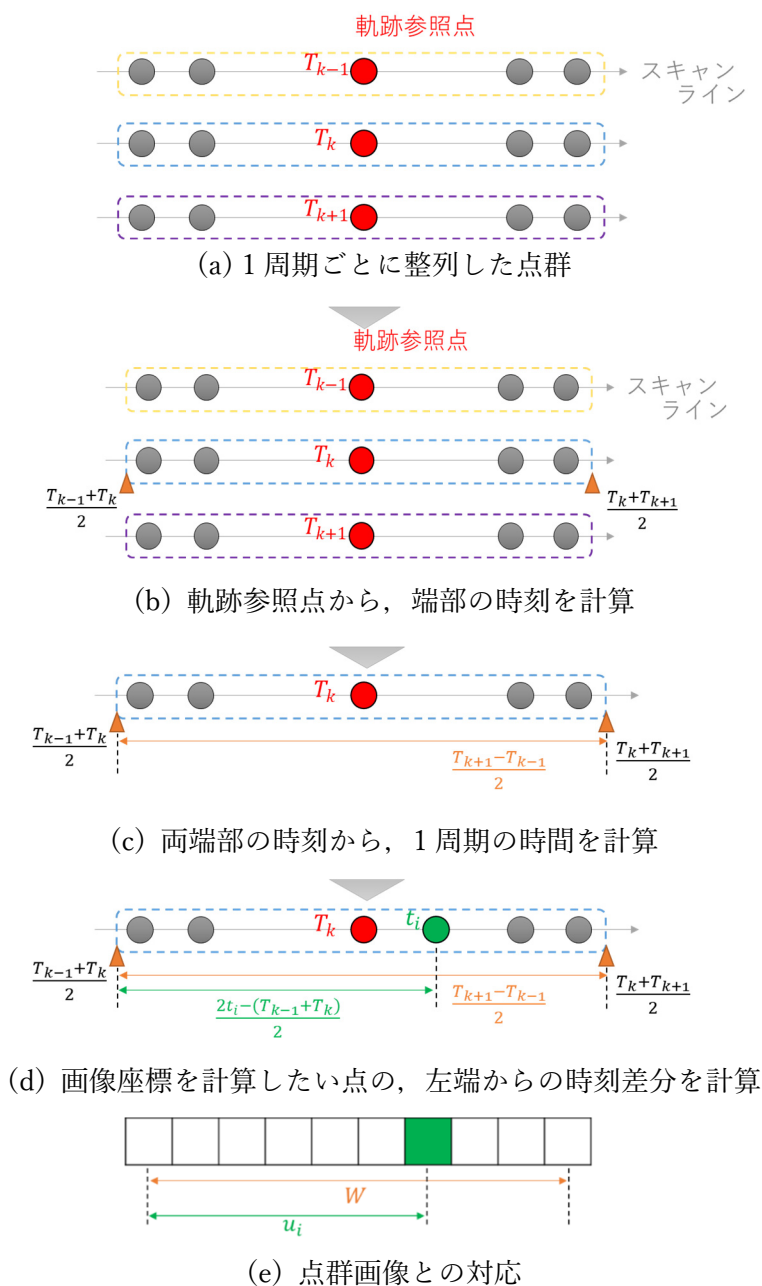


図 3-5 点群画像（軌跡中心モード）上の画像座標の計算

(2) 地物中心モードの画像化

点群画像（地物中心モード）上の画像座標の計算方法を、図 3-6 に模式的に示す。以下、この図に沿って説明する。図 3-6(a)は、スキャンラインが横方向になるように点群を配置した上で、1 周期ごとに枠で囲っている。地物中心モードでは軌跡が画像端に配置されるため、軌跡参照点が左端となっている。このとき、図 3-6(b)に示すように、両端部の時刻の差分は前後の軌跡参照点の時刻の差分と等しい。また、GPS 時刻 t_i である MMS 点群の点 \mathbf{p}_i と軌跡参照点の時刻差分は $t_i - T_k$ となる。点群画像の幅を W 、点 \mathbf{p}_i の点群画像上の座標 (u_i, v_i) とすると、 W と u_i が表す距離は図 3-6(c)に示す通りとなる。図 3-6(b)と図 3-6(c)の対比は、点群と点群画像の対比と捉えることができる。そのため両者を対比することで、 u_i を計算することができる。また、 v_i は図 3-6(a)における上からの枠の通し番号に相当する。これらを踏まえ、点 \mathbf{p}_i の点群画像上の座標 (u_i, v_i) を計算する式が式(3-5)、式(3-6)である。

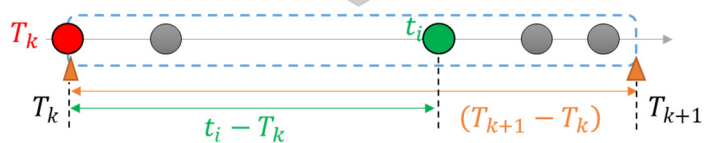
$$T_k \leq t_i < T_{k+1} \quad (3-5)$$

$$u_i = \text{INT} \left(\frac{t_i - T_k}{T_{k+1} - T_k} \cdot W \right) \quad (3-6)$$

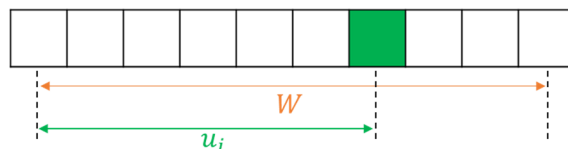
$$v_i = k$$



(a) 1 周期ごとに整列した点群



(b) 1 周期の時間と、画像座標を計算したい点の左端からの時刻差分を計算



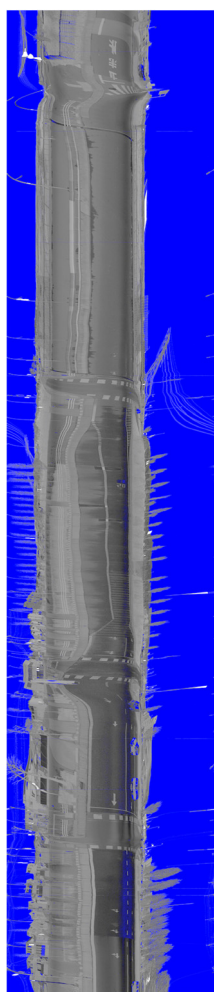
(c) 点群画像との対応

図 3-6 点群画像（地物中心モード）上の画像座標の計算

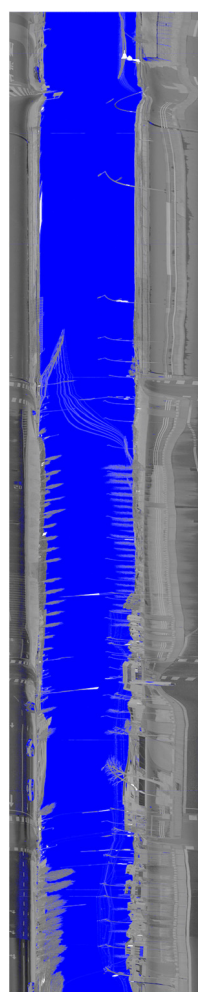
MMS 点群に対して、軌跡中心モードと地物中心モードのそれぞれで作成した点群画像を図 3-7 に示す。この図は、点群画像の各画素にレーザ反射強度を与えた画像である。レーザ反射強度とは、レーザの反射光の強さを明度に置き換えたもので、多くの MMS では、GPS 時刻とともに、点群の属性として出力される。

図 3-7(a)は、軌跡中心モードで描画された点群画像である。走行軌跡が画像中心に配置されるため、道路面が中心付近に描画されている。道路標示やガードレールなど、道路面とその近くにある地物が判読しやすい。一方で街灯や案内標識などは画像の左右で分断されている場合があり、そのような地物の判読にはこのモードは向いていない。

図 3-7(b)は、地物中心モードで描画された点群画像である。走行軌跡が画像の左右両端に配置されるため、道路面は左右に分断されている。一方、街灯や案内標識、道路を跨ぐようになっている電線などは分断されずに表示されるため、これらの地物の判読に有利なモードである。



(a) 軌跡中心モード



(b) 地物中心モード

図 3-7 軌跡ベースの点群画像

3.2.7 点群画像に表示する属性

点群画像の各画素には、座標や反射強度以外にも、RGB や法線など複数の属性情報を持たせることができる。点群画像では、これらの複数の属性値を用途によって置き換え、画像の表示を変えることができる。様々な属性で表示した点群画像を図 3-8 に示す。

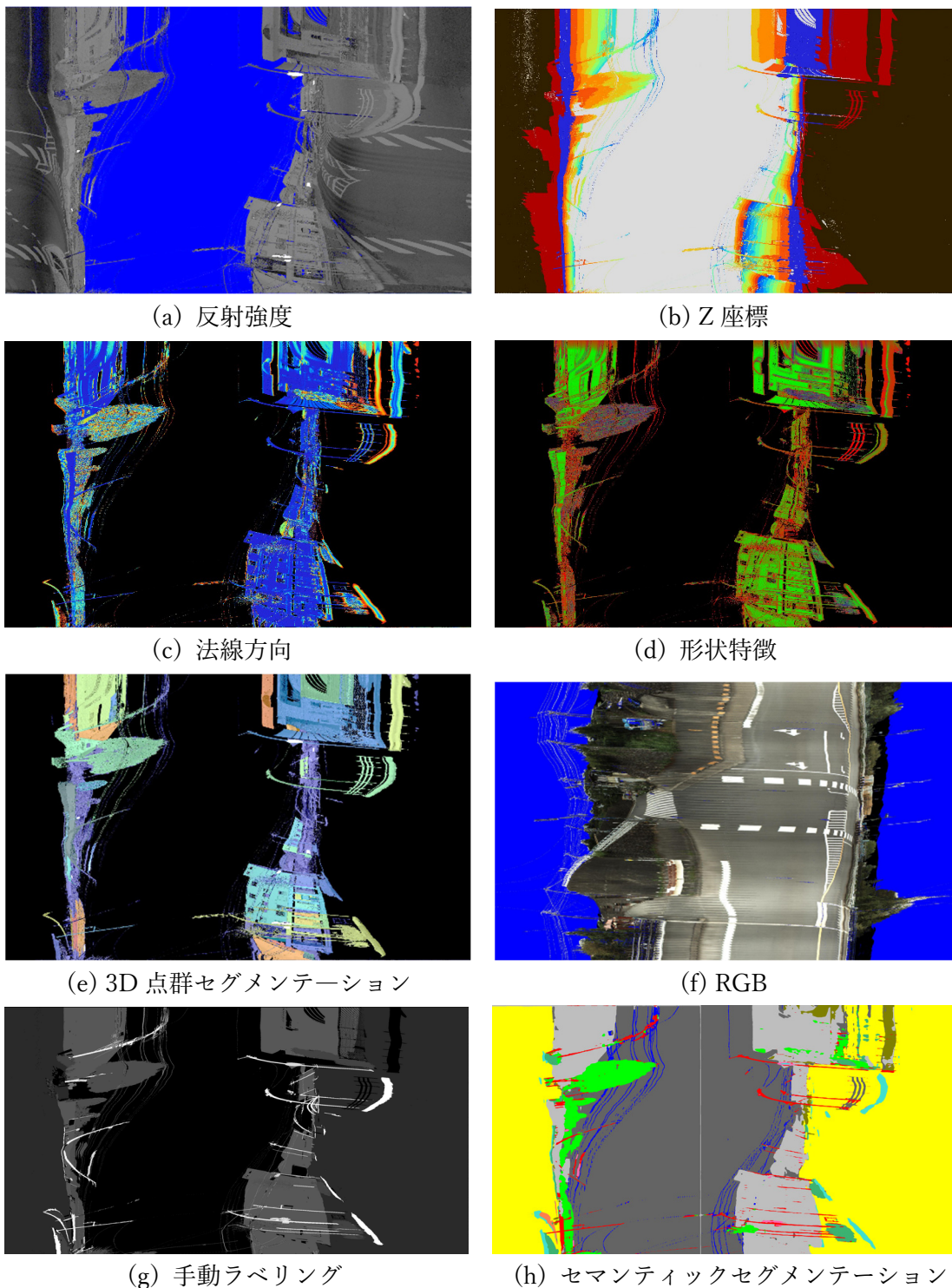


図 3-8 様々な属性で表示した点群画像

それぞれの図について、順番に説明する。

図 3-8(a)は、点を持つ反射強度をグレースケールに変換して表示した点群画像である。点がない部分は空のピクセルとして、青色で表示している。

図 3-8(b)は、点を持つ Z 座標を段彩的に変換した点群画像である。高さによって色が異なるため、地面や電線、建物などの高さ関係が判読しやすい。

図 3-8(c)は、点の法線方向で色付けした点群画像である。点の法線方向は、近傍計算によって周囲の点を見つけ、主成分分析を行なうことで、その第三成分を法線方向として取得することができる。このような法線計算は、点群処理において一般的に行われている手法である。この図において、法線が水平に近い点の画素は青色、垂直に近い点の画素は赤色としている。建物壁面は法線が水平となるためほぼ青色、緑石は法線が垂直となるため赤や黄色、街路樹の葉部分は法線が様々な方向であるためこれらが混合した色で表現されていることが読み取れる。

図 3-8(d)は、点の形状特徴で色付けした点群画像である。法線と同様に近傍計算を行った後に、その固有値から点を持つ形状特徴のうち、線形性、平面性、散乱性を計算し、それぞれ画像の R、G、B のチャンネルに割り当てて表示している。これらの計算方法の詳細は 4 章で述べる。線状の地物である電線は赤色、面状の地物である建物壁面は緑色、そのどちらでもない街路樹の葉部分は青に近い色で表現されていることが読み取れる。

図 3-8(e)は、点群を 3 次元空間上で自動セグメンテーション処理を行い、セグメントごとにユニークな色を付与して表示している。この点群画像から、同じセグメントに判定されたい建物壁面が異なるセグメントと判定されていたり、逆に異なるセグメントに判定されたいガードレールと街灯が同一のセグメントと判定されていたりすることが確認できる。点群画像は一覧性が高いので、このように何らかの自動処理を行った結果を確認する際にも有効である。

図 3-8(f)は、点を持つ色情報 (RGB) を表示した点群画像である。MMS にはカメラも搭載されており、レーザスキャナとカメラの位置関係がわかっている。レーザスキャナで計測した時点では RGB を保持していないが、ピンホールカメラモデルによってカメラ画像と点を重ね合わせることで、MMS 点群にカメラの RGB を付与することができる。

図 3-8(g)は、手動で付与したラベルを表示した点群画像である。また、図 3-8(h)は、図 3-8(g)のラベルを教師データとして、点群画像上でセマンティックセグメンテーションを行い、自動的に付与したラベルを表示した点群画像である。点群画像は画像形式であるため、画像の深層学習手法を適用させることができる。自動ラベリングについては、次章で詳しく述べる。

なお、本論文では、特に明記しない限り、点群画像は反射強度を用いた図を用いるものとする。

3.3 可逆点群画像

3.3.1 軌跡ベースの点群画像の問題点

MMS 点群を点群画像に置き換えることで、3次元点群の処理を2次元画像の処理に置き換えることができる。それにより、アルゴリズムが簡略化され、処理時間も大幅に削減できる。

一方で、3次元点群の処理を、点群画像上の処理に置き換えるためには、以下の二つの条件が必要となる。

(条件1) 連続して計測された点は、点群画像上でも隣接する。

(条件2) 点群画像の各画素には、複数の点が投影されない。

これらの性質が満たされていれば、点群画像上での近接性を用いてセグメンテーションなどの画素単位での分類を行った後に、3次元点群のすべての点にその情報をフィードバックさせることができる。

一方、前節で述べた軌跡ベースの点群画像は、厳密には、これらの性質は満たしていない。その理由は、点群が持つ角度情報とGPS時刻の計測時のばらつきにより、点に対する画素の衝突や欠落などが発生するためである。3.2.6では、(条件1)を満たすために、点群画像の幅 W をわずかに小さくして欠損を減少させているが、その場合、同一画素に複数の点が投影され、画素に対応しない点が発生する。 W の値を大きくすれば、同一画素に複数の点が投影されることはなくなるが、点群画像での隣接性は保証されなくなる。

そこで、点群解像度を損なうことなく、上記の2条件を満たす点群画像について考える。

3.3.2 点群と点群画像の対応

まず、点群の各点と、点群画像の画素との関係について整理しておく。対応関係における問題には、衝突と欠落がある。これらについて、順次説明する。

(1) 衝突

図3-9に示すように、点群から画像に写像する際に、同じ点が1つの画素に入ることによって、点が消失することがある。以降、これを衝突と呼ぶ。衝突を回避するために、画素に複数の点が入るようなデータ構造とすることもできる。しかしこれは、必要となる画像配列が増大することにより、使用メモリやデータ量が増大するという欠点がある。

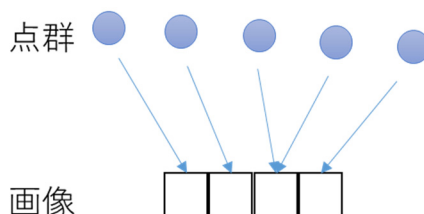


図3-9 同じ点が1つの画素に入るケース (衝突)

(2) 欠落

衝突を回避するもう一つの方法として、点群画像の幅を大きめに設定する方法がある。例えばレーザ 1 回転あたりに照射するレーザを 3000 発とする。この設定にフィットする点群画像の幅は 3000 ピクセルである。しかしながら、計測途中に回転周波数が変化するので、幅 3000 ピクセルの点群画像は衝突が発生する可能性が高い。そこで、幅を 3010 ピクセルとすることで、衝突が発生する可能性を低くすることができる。ところがこの方法では、図 3-10 に示すように画像に余計な空ピクセルが発生させる（欠落）可能性がある。欠落を含む画像では、本来つながっている画素が離れることで、適切にセグメンテーションができないという問題がある。

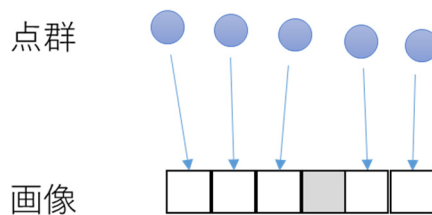


図 3-10 空ピクセルが発生するケース（欠落）

3.3.3 欠損点の検出

MMS 点群として保持されるのは、発射したレーザが受光部に戻って来た場合のみなので、点群の GPS 時刻は等間隔ではない。ここでは、計測できなかった点を、欠損点と呼ぶ。

MMS で取得した点群には、一般に、GPS 時刻が記録されている。点群に記録された GPS 時刻は、レーザを発射あるいは受信した時刻を表している。点群データは一定間隔で計測されるので、MMS 点群の GPS 時刻の間隔は一定となるはずである。そのため、GPS 時刻が一定になっていない場合、その箇所に欠損点があることが推定できる。

MMS 計測中に GPS 時刻の間隔が一定以上に空くケースは二つある。一つは、レーザが発射されない場合である。MMS は通常、MMS 車両が走行しているときのみレーザを発射するよう設計されている。これは、停車中に同一箇所を繰り返し計測しないようにするためである。そのため、信号待ちなどで MMS 車両が停車した際に、数秒から数分の単位で GPS 時刻が空く。これを停車ケースと呼ぶ。

もう一つは、発射したレーザが受光部に戻って来ない場合である。レーザの反射光が得られない物体として、車などの光沢のある物体、水部、ガラス、信号機の LED 部分、速度可変式標識などがある。その他、物体のエッジ部でレーザが割れる場合もある。また、空に照射されたレーザも反射光が得られない。これを欠損ケースと呼ぶ。欠損ケースでの GPS 時刻の空きは、基本的にレーザ 1 周期分を超えることはないため、おおよそ 1 ミリ秒以内である。

GPS 時刻の間隔が一定以上に空くケースを表 3-3 にまとめる。また、停車ケースと欠損ケースの両者を含む点群画像を図 3-11 に示す。

表 3-3 GPS 時刻の間隔が一定以上空くケース

ケース名	停車ケース	欠損ケース
状態	レーザが発射されない	発射したレーザが受光部に戻って来ない
原因	MMS 車両が停車	<ul style="list-style-type: none"> ・レーザを反射しない物体（車などの光沢のある物体、水部、ガラス、信号機の LED 部分、速度可変式標識）を照射 ・物体のエッジ部でレーザが割れる ・レーザが空を照射し、物体に当たらない
GPS 時刻の空き	数秒～数分	おおよそ 1 ミリ秒以内

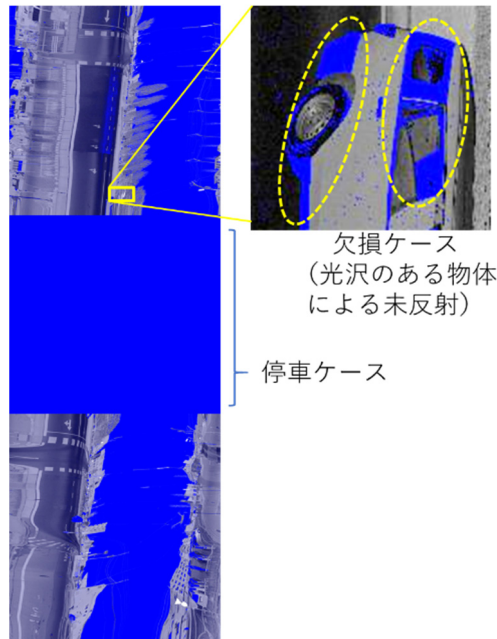


図 3-11 停車ケースと欠損ケースを含む点群画像

連続して取得された点に関して、GPS 時刻の差分をレーザの発射レートで割ることで、受信できなかったレーザ点が何点あるかを推定することができる。欠損ケースと停車ケースの両方について、GPS 時刻の差分から同定できるが、停車ケースでは、図 3-12 に示すように、多くの空ピクセルが発生する。これらの画素は意味のある情報を含んでいないため、圧縮または分割を行うことが望ましい。圧縮は、点群画像のうち、空ピクセルのみの行を削除する処理である。分割は、停車ケースの前後で別々の点群画像を作成する処理である。それぞれの処理を実施した結果を図 3-12 に示す。

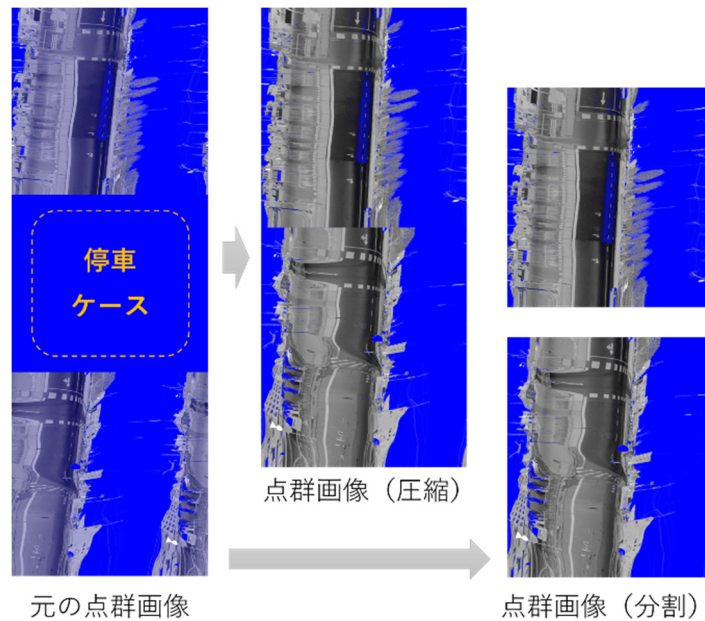


図 3-12 停車ケースの前後における点群画像の圧縮処理と分割処理

圧縮処理と分割処理は、点群画像を使う目的によって使い分けることが望ましい。圧縮処理が適しているのは、オペレータが点群画像を見ながら地物の位置を手動でプロットする場合である。オペレータは点群画像をスクロールしながらプロット作業を行うため、停車ケースによる空白が含まれていたり、画像が停車の度に分割されたりしていない方が望ましい。なお、このプロット手法の詳細と評価については、3.5 節で述べる。分割処理が適しているのは、点群画像でのセグメンテーションなどの自動処理を目的とする場合である。圧縮後の点群画像は、図 3-12 に示すように、不連続になる箇所が発生している。このような不連続は、画像上で分離されていることに起因し、自動処理においても分離した地物として判定される可能性がある。このため、自動処理では圧縮よりも分割を行う方が望ましい。

3.3.4 可逆点群画像の生成

欠損点を含めた点群から点群画像を生成することで、3.3.2 項で述べた、衝突、欠落が発生させることなく、点群をただ一つの画素に割り当てるのが可能になる。それにより、点群画像から点群への逆変換が可能となる。この点群画像は可逆性があることから、この点群画像を可逆点群画像と呼ぶことにする。可逆点群画像は、軌跡ベースの点群画像で発生していた情報損失が発生しない、すなわちデータの縮退がないという利点がある。

可逆点群画像の生成手順は以下の通りである。まず、MMS 点群は、GPS 時刻の順に並んでいるものとする。そうでない場合には、GPS 時刻によって、点群をソートする。次に欠損点を追加する。欠損点は、前節で述べた通り、前後の点の GPS 時刻の差分から判定する。その後、欠損点を含む点列を一定の点数で折り返す。折り返す点数は、レーザスキャナが一

回転する間にレーザを発射する回数である回転周波数とする。最後にこれを画像化する。一連の流れのイメージを、図 3-13 に示す。

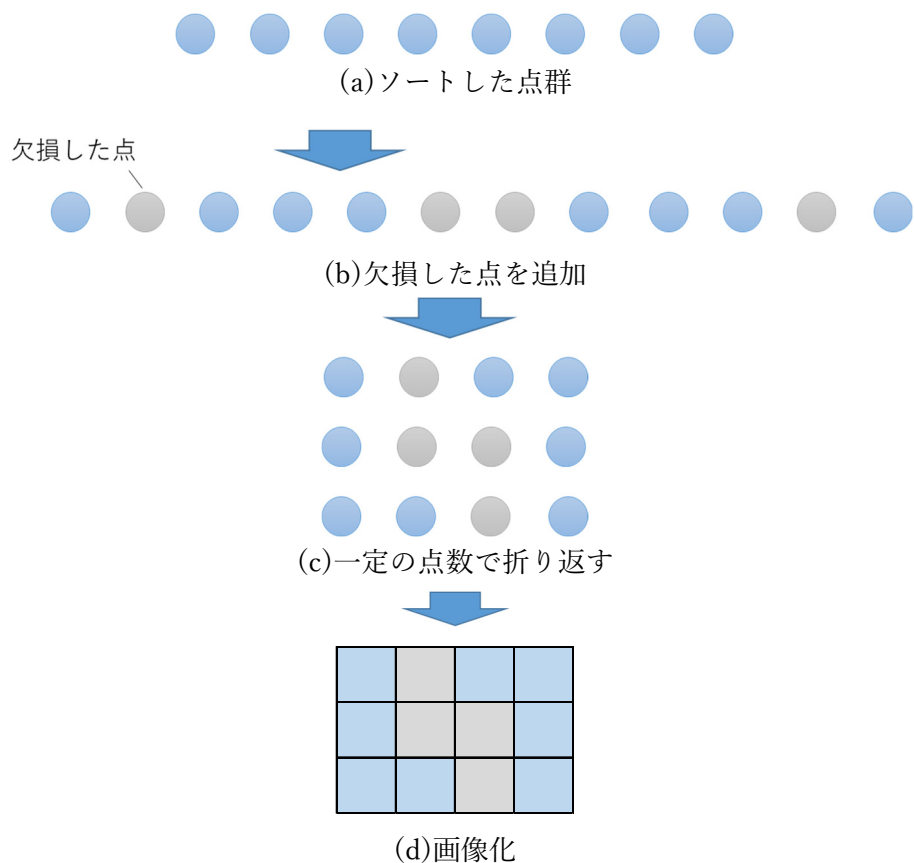
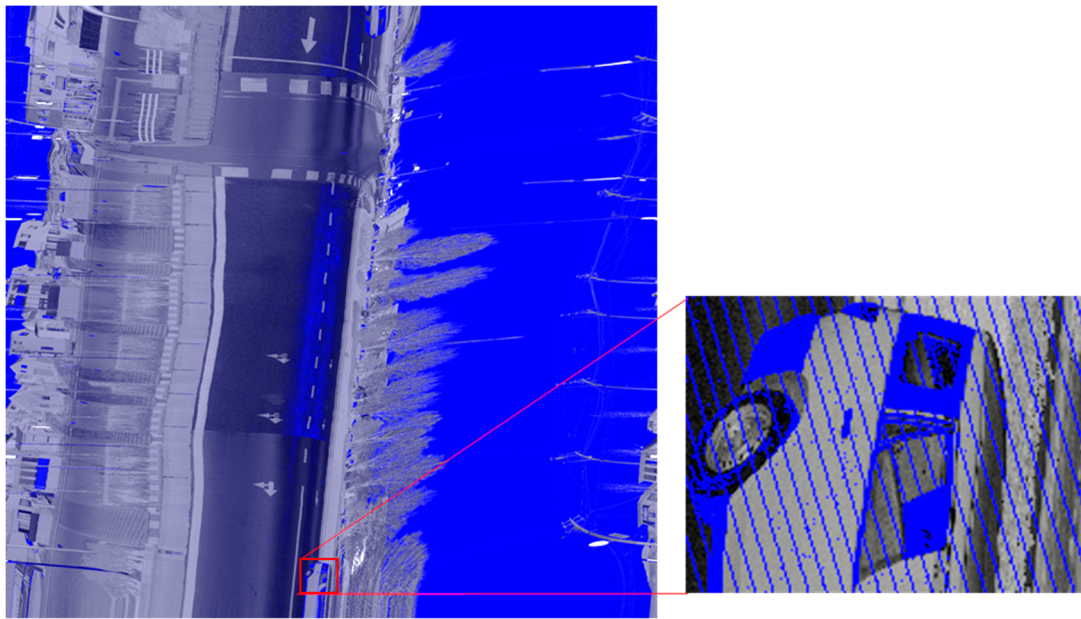


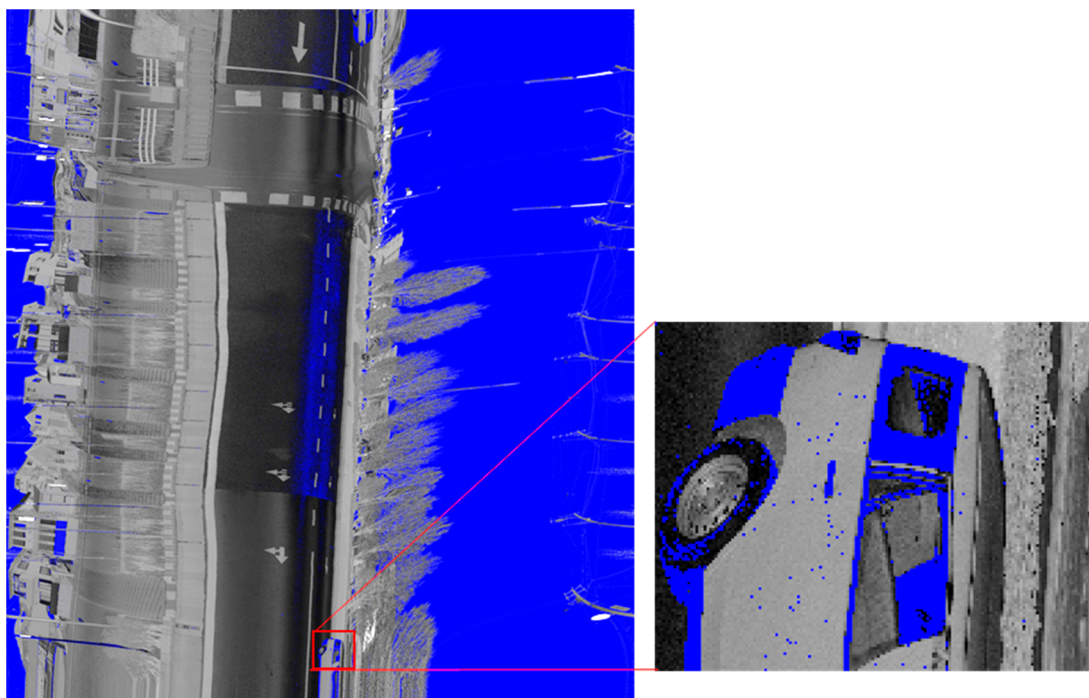
図 3-13 画像化の手順

この手法で生成した点群画像を図 3-14 に示す。可逆点群画像は、衝突、欠落のいずれも発生しない。そのため、従来の点群画像ではできなかった逆写像が可能である。

一方で、一定の点数で折り返すことによって、既存の点群画像と同様に、横方向のずれが発生する。そこで、点と画素が対応し、かつ軌跡ベースとなる点群画像（軌跡ベースの可逆点群画像）を生成することで、これらの全ての課題の解決を図る。生成方法について次節で述べる。



(a) 従来の点群画像



(b) 可逆点群画像

図 3-14 従来の点群画像と可逆点群画像

3.4 軌跡ベースの可逆点群画像

3.4.1 概要

軌跡ベースの可逆点群画像は、軌跡ベースの点群画像のような軌跡に沿った表示と、可逆点群画像のような点と画素の対応付けの両特性を併せ持った点群画像である。この点群画像の利点は、特定の画素に対応した点が存在すること、そして画像の横方向のずれが含まれないことである。一方、1枚の画像内で、各行における幅が一定ではないので、画像の概念を拡張した可変長配列として点群画像を定義する必要がある。

3.4.2 生成手法

軌跡ベースの可逆点群画像の生成は、点群のソート、欠損点の追加、軌跡参照点の計算、画像化のステップで構成される。一連の流れを図 3-15 に示す。

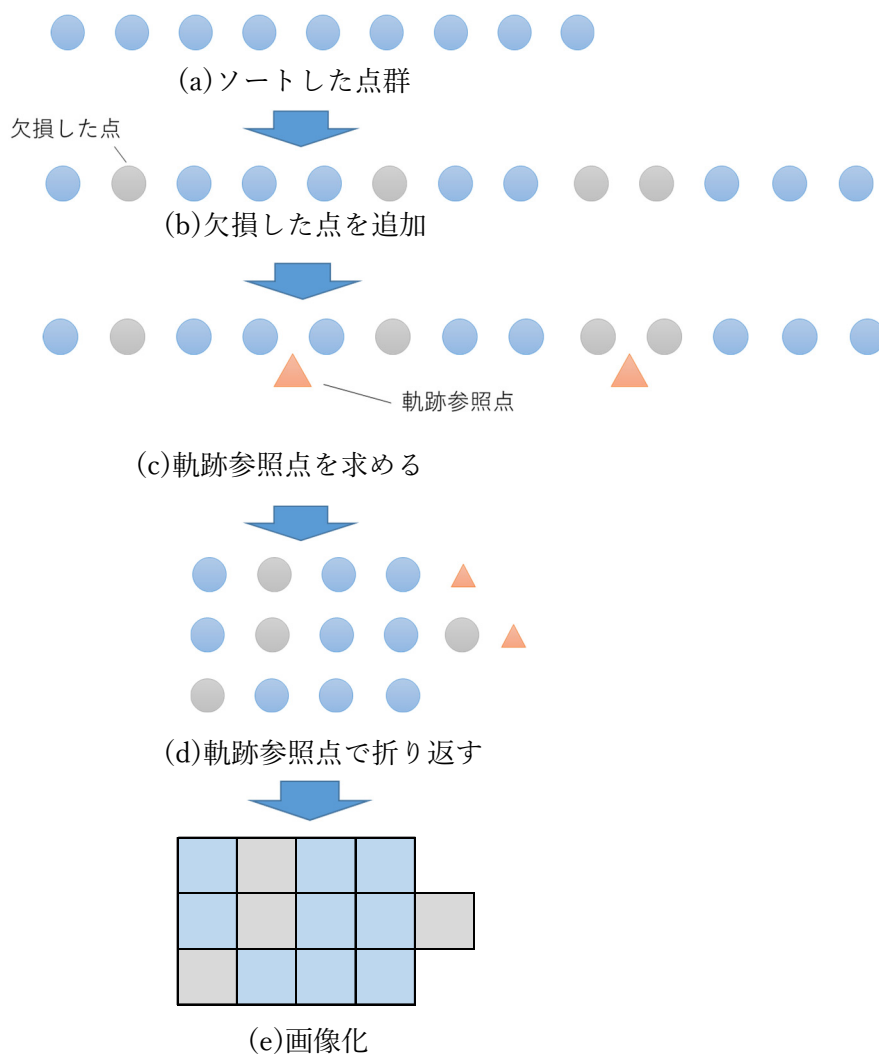


図 3-15 軌跡ベースの可逆点群画像化の作成手順

まず点に記録された GPS 時刻によって、点群をソートする。次に GPS 時刻が空いている箇所に、欠損した点を追加する。ここまでは可逆点群画像の生成と同様の手順である。その後、軌跡に沿った表示のために、点群のスキャンラインと MMS 走行軌跡の平面的な交点である軌跡参照点を計算する。そして、点群に折り返しを挿入し、二次元配列にする。本点群画像での折り返し点は、軌跡参照点の位置とする。この二次元配列は、折り返しまでの点数が一定でないことから、可変長の配列となる。そのためこの二次元配列自体を、拡張された画像形式と見なすこととする。

図 3-15(e)のように、軌跡ベースの可逆点群画像は、行によって幅が異なる場合があるため、本点群画像では画像の概念を拡張した可変長配列の配列としている。このデータ構造では、逆変換ができるように、あえて画像の正規性を犠牲にしている。その代わり、この拡張では、計測途中で周波数が変わった場合にも対応できる利点がある。

軌跡ベースの可逆点群画像の例を図 3-16 に示す。図右側の一部拡大からわかる通り、可変長の幅を持っている。しかしながら、画像を対象としたセグメンテーションを実施する場合には、通常の画像形式に変換する必要がある。このとき、各行の幅の最頻値を固定幅に設定して画像化するなどの対応が必要である。このとき、固定幅に足りない部分の画素は空ピクセルとする。また、固定幅を超過した部分の画素は除外する。除外した画素に対応する点については、セグメンテーション結果を反映する際には固定幅の範囲内にある直近の画素の結果を複製するなどの対応を行なう必要がある。

軌跡ベースの可逆点群画像を用いた点群ラベリング手法については、次章で述べる。

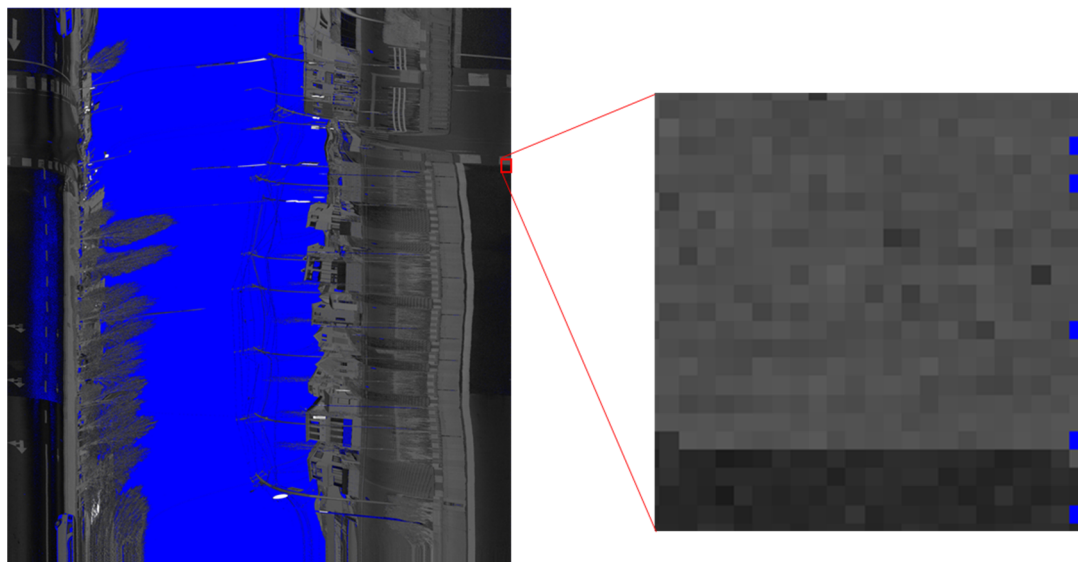


図 3-16 軌跡ベースの可逆点群画像

3.5 点群画像による手動図化の支援

本節では、点群画像を用いることで、効率的に手動図化を行う方法について説明する。また、点群画像上での地物の見え方と、手動図化の効率化に関する評価実験を行った結果についても述べる。

3.5.1 点群の手動図化における課題

MMS 点群の手動図化方法の概要と、その課題について述べる。MMS 点群からの手動図化では、CAD ソフト上で点群データを 3D 表示した上で地物頂点をプロットする。このとき、プロットしやすいように事前に画面上の視点を変えたり、奥行き方向が異なる位置にプロットされていないかを確認するために、プロット後に視点を変えてチェックしたりする。これらの手順は煩雑であり、熟練を要する。そのため図化に要する労力が大きく、コストが大きいという課題があった。そのため点群の可視性や俯瞰性を向上させる方法や、プロットの誤りを避ける方法が求められている。そこで、点群画像によって点群を 2 次元的に可視化し、点群画像上でプロットする方法を提案する。これによって、手動図化の効率化を図る。

3.5.2 点群画像上での地物の見え方

オペレータが、点群画像を用いて、画面を見ながら手動で図化を行う場合、点群画像中の物体を正しく認識する必要がある。ここでは、主要な道路周辺地物について、点群画像に投影した結果と、MMS に搭載されたスチルカメラによって取得した画像を比較することで、それぞれの地物の見え方を定性的に評価した。点群画像上での主要な地物の認識性能を表 3-4 に示す。

表 3-4 点群画像上での地物の認識性能

地物	認識性能	備考
街路灯	○	
道路交通標識	○	
案内板	△	MMS 直上
街路樹	○	
ガードレール	○	
ガードパイプ	○	
道路標示	○	
マンホール	△	点群が欠損
信号機	△	MMS 直上・遠方

それぞれの地物の比較結果を順次説明する。通常のカメラ画像と点群画像を比較表示した結果を図 3-17 から図 3-25 に示す。なおカメラ画像や点群画像は、比較しやすいように適宜回転や反転処理を施して示している。

図 3-17, 3-18, 3-19 は街灯, 交通標識, 街路樹などの柱状物である。路面からの高さがある街灯は湾曲して表示される傾向にあるものの, 識別は容易である。



図 3-17 街灯



図 3-18 道路交通標識

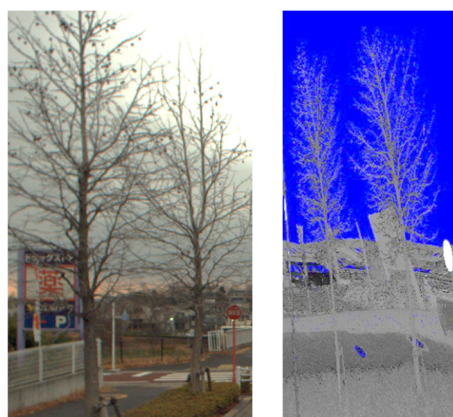


図 3-19 街路樹

図 3-20, 3-21 に示すガードレールやガードパイプも明確に識別できる。

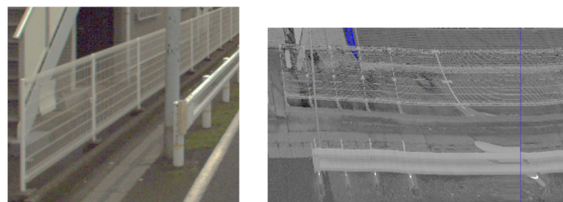


図 3-20 ガードレール

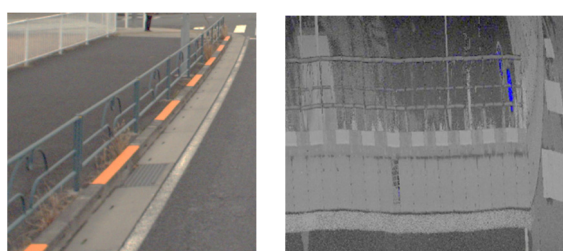


図 3-21 ガードパイプ

図 3-22, 3-23 は道路標示とマンホールである。本点群画像は点群の反射強度を使用しているため、反射強度が明確に異なる道路標示は容易に認識できる。一方で、マンホールはレーザ点群が欠落しているため認識が困難な場合がある。なお、この欠落の原因は、マンホールの溝に水が溜まっているため、またはマンホールにレーザが照射される角度が影響しているためと考えられる。



図 3-22 道路標示（止まれ）とマンホール蓋

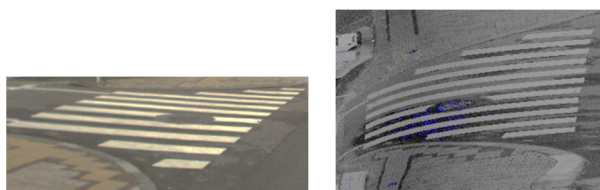


図 3-23 道路標示（横断歩道）とマンホール蓋

図 3-24, 3-25 の信号機は、信号上のレーザ点群が欠落しているため認識性能は落ちるものの、フレームの形状によってある程度認識することができる。

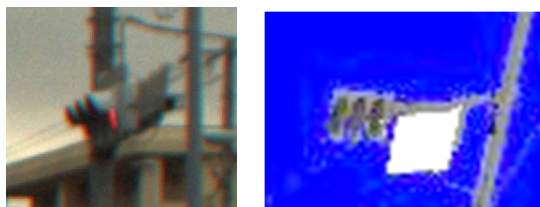


図 3-24 信号機



図 3-25 歩行者用信号機

これらの結果から、点群画像からほとんどの物体を認識できることが確認できた。ただし発光している物体や光を反射していない物体など、一部の物体は認識が困難な場合があることもわかった。

3.5.3 図化の効率化に関する評価実験

(1) 実験条件

本手法による手動図化の効率化の効果について定量的な評価を実施した。評価は、オペレータが 2D カメラ画像、3D 点群、点群画像のそれぞれについて地物の代表点をプロットすることで、図化作業を実施し、要した時間を比較することで行った。なお抽出対象地物は、街灯と道路交通標識の 2 種類とした。

実証実験に使用したデータは、東京都稲城市における計測データである。使用した MMS は、Trimble 製の MX-8 である。MX-8 は車両の左右に 2 つのレーザスキャナ (RIEGL 製 VQ-250) が斜め方向に搭載されている。今回は左側のレーザスキャナのみを使用した。カメラ画像は、MMS に搭載された前方のステルカメラによるものである。なおカメラの主な仕様は、焦点距離が 5mm、素子サイズが $3.45 \mu\text{m}/\text{pixel}$ 、解像度が約 500 万画素である。

(2) 定量評価

今回の評価では、オペレータがカメラ画像、点群画像、および点群画像から街灯と道路標識を検索し、検出された位置にプロットを行った。それぞれの手法で手動図化に要した時間を表 3-5 に示す。

表 3-5 手動図化に要した時間

カメラ画像	3D 点群	点群画像
11m 27s	11m 4s	6m 51s

この結果から、点群画像が最も効率的に手動図化が可能であることが示された。この理由としては、カメラ画像については同一地物が連続した画像上で複数回表示されるため、それぞれにおいて図化する時間が必要だったことが挙げられる。また 3D 点群については、3D 上での対象地物の探索や、前面に他の地物が表示されないよう適切なビューア操作が必要であったために時間を要したことが挙げられる。一方で提案した点群画像は、2D 表示であったこと、地物が点群画像上で鉛直方向に並んでいたこと、カメラ画像のように同一地物が複数回表示されることがなかった。そのため、効率的な図化が可能であった。

(3) 定性評価

定性的評価として、オペレータにインタビューを行い、以下のコメントを得た。

- ・ カメラ画像では、同じ物体が複数の画像に写っていることがある。そのため一つ一つの対象物にアノテーションがされているかどうかを確認する必要があった。この確認作業が非常にストレスだった。一方で、点群画像では、1 枚の画像にすべての物体が表示されるので、確認が非常に楽だった。
- ・ 3D 点群上では、物体が隠れていることが多く、目的の物体を検出するために 3D シーンを回転させる必要があった。物体の位置関係を把握することが困難な場合もあった。
- ・ 点群画像では、同じ種類の物体が近傍に表示される傾向があるため、目的の地物を見つけるのに役立った。

以上のコメントを踏まえると、点群画像が MMS データの図化に有用であると言える。

3.6 まとめ

本章では、MMS 点群を構造化して、点群画像を構築する新たな手法を提案した。提案した点群画像は、MMS の走行軌跡を基軸とした点群画像である軌跡ベースの点群画像、隣接関係を保持した損失のない点群画像である可逆点群画像、そしてこの両者の特徴を併せ持った軌跡ベースの可逆点群画像の 3 つである。さらに、点群画像を用いて効率的に手動図化を行う方法についても論じ、実証実験によってその有効性を示した。

第4章 MMS 点群の自動ラベリングに適した点群特徴量

本章では、MMS 点群を自動でラベリングするための適切な特徴量について論じる。また、前章で提案した点群画像を用いた特徴量についても提案する。さらに、自動ラベリングが有効な地物、有効ではない地物について体系化する。4.1 節では全体概要、4.2 節で既往研究について述べる。4.3 節では提案手法の概要にふれる。4.4 節、4.5 節、4.6 節でそれぞれの特徴量について具体的に述べ、4.7 節で評価実験について論じる。

4.1 はじめに

点群からの道路地図の自動作成（自動図化）については、様々な研究が行われている。これらの研究の共通事項は、点群から何らかの特徴量を計算することで、その点がどの地物を計測しているかを判定し、それによって対象の地物の図化に利用しているということである。いずれの方法においても、まず点群への地物属性の付与（ラベリング）が行われており、点群への自動ラベリングが高精度で実現できれば、様々な地物の自動図化に有用である。

本章では、点群の自動ラベリングに着目し、既往研究による方法を発展させ、さらに2種類の特徴量を追加する方法を提案する。1つはMMSに特有の特徴量、もう1つは点群を2次元に再配置した画像（点群画像）を用いたセマンティックセグメンテーションを行うことで得られる特徴量である。また、これらの方法によって得られる自動ラベリングの性能について、実データを用いて評価を行う。

4.2 既往研究

Weinmannら[18]はRandom Forestsに点のマルチスケール特徴量を入力することで、点群のラベリングを行っている。Random Forestsとは、アンサンブル学習を行なう機械学習手法である。彼らは点群の座標だけから特徴量を算出しているが、我々が国内で計測したMMS点群で評価を行なったところ、十分に正確なラベリング結果を得ることはできなかった。点群座標だけを用いた局所的な位置情報だけでは、地物の相対的な位置などの情報が欠落しており、認識精度に限界があると思われる。

一方で、MMSで取得した点群においては、MMS固有の特徴量を考えることができる。例えば、MMSの走行軌跡やレーザー光の照射軌跡を利用した特徴量が考えられる。また、多くのMMSでは、点群の座標に加えてレーザー光の反射強度が出力される。本研究では、MMSを対象としているので、これらの特徴量が利用可能であり、それによりラベリング性能が向上する可能性がある。

また、近年では深層学習によってセグメンテーションを行う方法が、特に2次元画像の分野で盛んである。そこで本論文で提案する点群画像に深層学習を適用し、特徴量を抽出する方法についても検討する。

4.3 提案手法

本研究では、Weinmann ら[18]の提案したマルチスケール特徴量に加えて、MMS 固有の特徴量と点群画像特徴量について検討する。ここで、MMS 固有の特徴量は、MMS 走行軌跡やレーザ光の照射軌跡、レーザ光の反射強度を用いた特徴量である。点群画像特徴量は、前章で述べた点群画像について、画像を対象とした深層学習を適用することで得られる特徴量である。

本研究で提案する手法の全体像を図 4-1 に示す。この図では、比較のために、既存手法と二つの提案手法の計 3 通りの方法の点群ラベリング手法を示している。ここでは、それぞれの方法を、マルチスケールラベリング、MMS ラベリング、点群画像ラベリングと呼ぶこととする。マルチスケールラベリングでは、既存手法であるマルチスケール特徴量のみを用いて、Random Forests でラベルを決定する。MMS ラベリングでは、マルチスケール特徴量に MMS 固有の特徴量を加えた上で、同じく Random Forests でラベルを決定する。点群画像ラベリングでは、点群画像を生成して、画像の深層学習手法である DeepLabv3+[52]を用いたセマンティックセグメンテーションを行い、それによって得られた中間特徴量を画像特徴量として追加して、ラベリングを行う。それぞれの手法の詳細を次節以降で述べる。

また、それぞれのラベリング手法で得られた結果を、ラベル M、ラベル M & A、ラベル M & A & I と呼ぶこととする。ラベル M はマルチスケールラベリングで得られた結果、ラベル M & A は MMS ラベリングで得られた結果、ラベル M & A & I は点群画像ラベリングで得られた結果である。

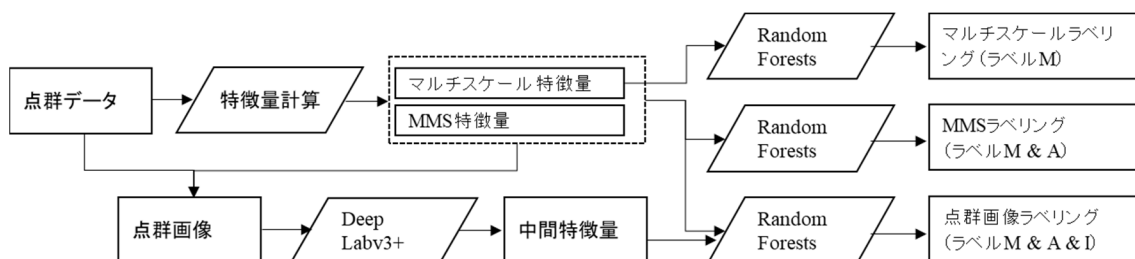


図 4-1 本研究の手法の全体像

4.4 マルチスケール特徴量

マルチスケール特徴量は、MMS 点群以外においても適用可能な、汎用的な点群特徴量であるため、本研究では、3 通りのラベリング手法のいずれでも用いる。

点群から近傍特徴量を計算する場合、近傍距離をパラメータとして与え、その範囲内にある点集合を使用して特徴量を計算する。近傍距離の値によって特徴量は異なる。たとえば、路面は、近くから見ると小さな凹凸があるが、もう少し広い範囲で見れば、ほぼ平面である。

さらに広い範囲を見ると、排水を考慮して上に凸の面になっている。こうした特徴は、近傍距離をどのように設定するかによって決まってくる。適切な近傍距離は、認識したい対象に依存するため、対象物に応じて近傍距離を適切に設定しないと、ラベリング精度が低下することが課題であった。

マルチスケール特徴量は、この近傍距離を複数用いて計算した近傍特徴量である。近傍特徴量の設定方法には複数の方法が存在し、また、特徴量としても様々な計算方法が提案されてきた。近傍取得方法としては、既往研究では、3通りの近傍取得方法によって特徴量を算出している。本研究でも同様の方法によってマルチスケール特徴量を計算する。ここで用いる近傍特徴量は、以下の通りである。

- (a) 3次元近傍による3次元近傍特徴量
- (b) 2次元近傍による2次元近傍特徴量
- (c) XY平面で格子分割したグリッドによるグリッド特徴量

それぞれの近傍特徴の取得範囲のイメージを、図4-2を用いて説明する。図4-2(a)は3次元近傍の範囲を示している。3次元空間において、注目点から一定距離範囲内の点を近傍点として取得する。3次元空間であるので、この一定距離範囲は球形状となる。

図4-2(a)と同じ範囲を、XY平面に投影したものが図4-2(b)である。図4-2(b)は、2次元近傍の範囲を示している。2次元平面において、注目点から一定距離範囲内の点を近傍点として取得する。これは、Z座標を無視してXY座標のみで近傍計算を行うのと等価である。2次元平面であるので、この一定距離範囲は円形状となる。なお、点群画像は画像形式であるものの、それぞれの画素が3次元の情報を持っているので、3次元近傍、2次元近傍ともに、近傍距離の単位はピクセルではなくメートルである。

図4-2(c)は、XY平面で格子分割したグリッドを示している。3次元近傍特徴や2次元近傍特徴とは違い、注目点からの距離は使用しない。そのかわり、注目点が含まれるグリッドについて、そのグリッドに含まれる全ての点を用いて、特徴量を計算する。

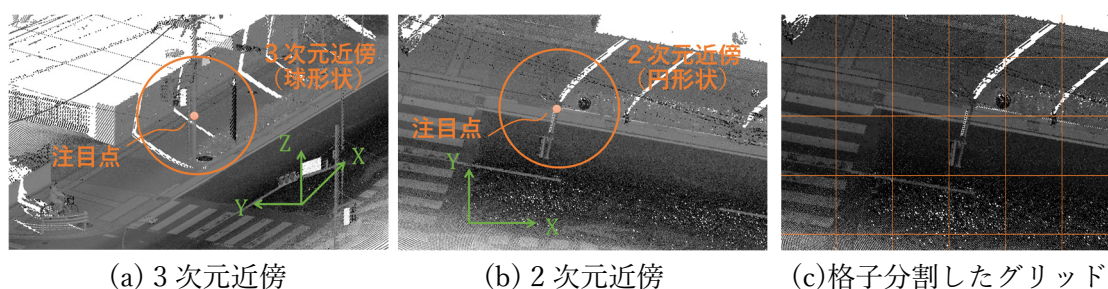


図4-2 近傍特徴量の取得範囲のイメージ

4.4.1 3次元近傍による3次元近傍特徴量

3次元近傍特徴量は、主成分分析で算出される固有値を用いることが多い。主成分分析の固有値から計算される点群特徴量として、以下を用いる。

(1) 直線性(Linearity)

形状特徴が直線的であることを表す指標である。以下の式で表す。0から1の間の値を取る。形状が直線に近いほど、1に近い値となる。

$$L_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \quad (4-1)$$

ここで、 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ は分散共分散行列の固有値であり、 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ とする。

(2) 平面性(Planarity)

形状特徴が平面的であることを表す指標である。以下の式で表す。0から1の間の値を取る。形状が平面に近いほど、1に近い値となる。

$$P_{\lambda} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad (4-2)$$

(3) 散乱性(Scattering)

形状特徴が直線的でも平面的でもないことを表す指標である。以下の式で表す。0から1の間の値を取る。形状が直線および平面から離れているほど、1に近い値となる。

$$S_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \quad (4-3)$$

(4) 全方性(Omnivariance)

点のばらつきが大きいことを表す指標である。以下の式で表す。

$$O_{\lambda} = \sqrt[3]{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3} \quad (4-4)$$

(5) 異方性(Anisotropy)

直線または平面にどれだけ近いかを表す指標である。以下の式で表す。

$$A_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad (4-5)$$

(6) 固有性(Eigentropy)

直線性、平面性、散乱性がどれだけ顕著に出ているかを示す指標であり、エントロピーに相当する量を示す特徴量である。以下の式で表す。

$$E_{\lambda} = - \sum_{i=1}^3 \lambda_i \ln(\lambda_i) \quad (4-6)$$

(7) 固有値の合計(Sum of eigenvalues)

固有値の和である。以下の式で表す。

$$\Sigma_{\lambda,3D} = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 \quad (4-7)$$

(8) 曲率の変化(Change of curvature)

曲率の変化を示す量である。以下の式で表す。

$$C_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (4-8)$$

また、主成分分析を用いない特徴量として、以下を用いる。

(1)近傍半径

自身の点から、近傍距離の範囲内にある点のうち最も遠い点までの距離である。以下の式で表される。

$$r_{k-NN,3D} = \max(|v_k - v|) \quad (4-9)$$

ここで、 v_k は v の近傍点である。

(2)点群密度

自身の点を中心、近傍半径を半径とした球と、その球に含まれる点から計算できる点群の密度である。以下の式で表される。

$$D_{3D} = \frac{k + 1}{\frac{4}{3}\pi r_{k-NN,3D}^3} \quad (4-10)$$

(3)垂直度

自身の点が垂直に近いかどうかを示す指標である。点の法線ベクトルを求めた上で、点の単位法線ベクトルのZ成分 n_z を用いて、以下の式で表す。

$$V = 1 - n_z \quad (4-11)$$

垂直度は1から-1の間の値をとる。1または-1に近いほど水平に近く、0に近いほど垂直に近い。

(4) Z 座標の平均

近傍点の Z 座標の平均値として計算できる。

(5) Z 座標の最大差

近傍点の Z 座標の最大値として計算できる。

(6) Z 座標の標準偏差

近傍点の Z 座標の標準偏差として計算できる。

本研究において、3次元特徴量の計算に用いた近傍距離は、固定の 5m, 3m, 2m, 1m に加え、エントロピー E_D が最小となる近傍距離 r_{Emin} の5種類の距離を用いた。なお、エントロピーとは、Shannon [53]が提案した指標であり、式(4-12)によって、直線性、平面性、散乱性がどれだけ顕著に出ているかを示すために用いることができる。

$$E_D = -L_\lambda \ln(L_\lambda) - P_\lambda \ln(P_\lambda) - S_\lambda \ln(S_\lambda) \quad (4-12)$$

ある点に関して、エントロピー最小の近傍距離 r_{Emin} は、以下の手順で求める。まず、対象の点の近傍計算を行う。次に、近傍点の数を10点から1000点まで変えながら、エントロピー E_D を計算する。最後に、最小のエントロピーが得られたときの、対象の点から近傍点までの距離を r_{Emin} とする。なお、近傍点数の最小値10点と最大値1000点という数値は、予備実験によって決定した。

4.4.2 2次元近傍による2次元近傍特徴量

2次元近傍特徴量は、2次元平面における近傍特徴量である。3次元点群をXY平面に投影し、2次元の点群として近傍計算を行う。2次元特徴量として用いた特徴量は、以下の通りである。

(1)固有値の合計

固有値の和である。以下の式で表す。

$$\Sigma_{\lambda,2D} = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (4-13)$$

(2)固有値比

固有値の第一成分に対する第二成分の比である。以下の式で表す。

$$R_{\lambda,2D} = \frac{\lambda_{2,2D}}{\lambda_{1,2D}} \quad (4-14)$$

(3)近傍半径

自身の点から、近傍距離の範囲内にある点のうち最も遠い点まで2次元の距離である。

以下の式で表される。

$$r_{k-NN,2D} = \max(|\bar{v}_k - \bar{v}|) \quad (4-15)$$

ここで、 \bar{v}_k と \bar{v} は3次元点を2次元平面に投影した点であり、 \bar{v}_k は \bar{v} の近傍点である。

(4) 点群密度

自身の点を中心、近傍半径を半径とした円と、その円に含まれる点から計算できる点群の密度である。以下の式で表される。

$$D_{2D} = \frac{k+1}{2\pi r_{k-NN,2D}^2} \quad (4-16)$$

本研究において、2次元特徴量の計算に用いた近傍距離は、5m, 3m, 2m, 1mの4種類とした。

4.4.3 XY平面で格子分割したグリッドによるグリッド特徴量

グリッド特徴量として用いた特徴量は、以下の通りである。本研究において、グリッド特徴量の計算に用いたグリッドサイズは、0.25m四方とした。

(1)点群数

グリッドに含まれる点の数である。同一グリッドに含まれる点は、全て同じ値となる。

(2)Z座標の最大差

グリッドに含まれる点のZ座標に関する、最大値 Z_{\max} と最小値 Z_{\min} の差である。同一グリッドに含まれる点は、全て同じ値となる。

(3)Z座標の標準偏差

グリッドに含まれる点のZ座標の標準偏差である。同一グリッドに含まれる点は、全て同じ値となる。

(4)地面からの相対Z座標

グリッドにおける相対的なZ座標である。地面はグリッド内の点のZ座標の最小値と見なす。そのため、グリッド内に含まれる各点のZ座標と最小値 Z_{\min} の差として計算できる。上記のパラメータとは異なり、同一グリッドに含まれる点でも、同じ値になるとは限らない。

4.5 MMS 固有の特徴量

Weinmann ら[18]が用いたマルチスケール特徴量は、点群の取得方法に依存しない汎用的な特徴量であり、MMS 特有の特徴量は考慮されていない。そこで、本研究では追加の特徴量として反射強度、軌跡相対高さ、軌跡相対距離、スキャンライン長、スキャンライン曲率を特徴量として追加する。

MMS の走行軌跡から算出される特徴量は、図 4-3 に示すように、各計測点に関して、走行軌跡の最近傍点までの水平距離と垂直距離の二つである。

スキャンライン特徴量は、図 4-4 に示すように、計測点の軌跡から算出する。スキャンライン長は、スキャンライン上の点をグルーピングした上で、グループの点を順番に接続した連続線分の合計距離として計算する。グルーピングは、2 点間の距離のしきい値を 0.3m とし、これ以下の距離の点を 1 つのグループとした。

スキャンライン曲率は、スキャンラインの湾曲度であり、図 4-4 に示すようにグループの始点と終点を結ぶ線分の長さを L 、その線分から最も離れた点の離隔距離を D としたときの比率 D/L として表される。スキャンライン長とスキャンライン曲率は、グループのすべての点に対して同じ値となる。実際の点群でグルーピングした結果を図 4-5 に示す。柱状物を計測した点群について、斜めのスキャンラインがグルーピングされていることが読み取れる。

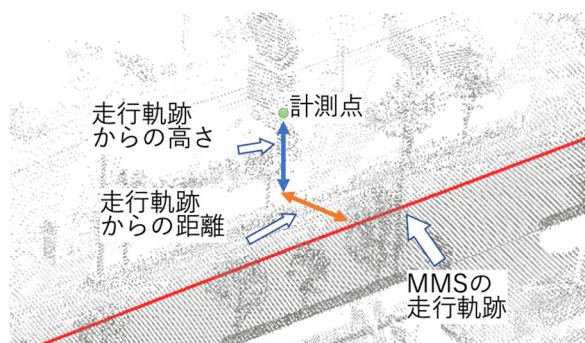


図 4-3 MMS の走行軌跡から算出される特徴量

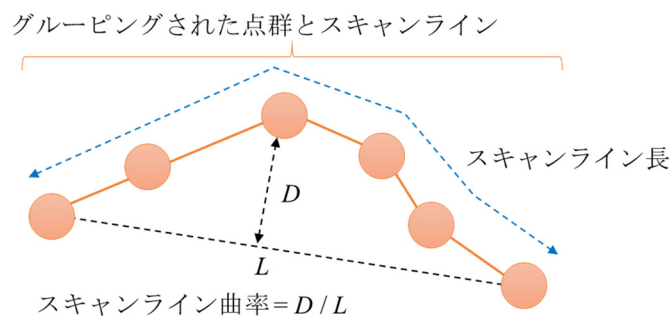


図 4-4 スキャンライン長とスキャンライン曲率

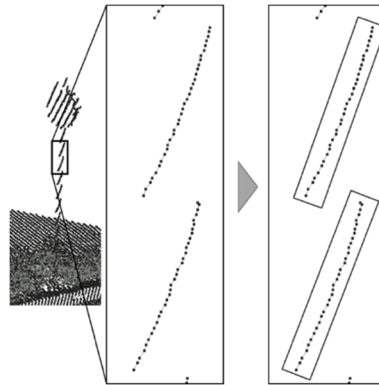


図 4-5 実際の点群でのグルーピング結果

4.6 点群画像特徴量

4.6.1 画像の深層学習モデル

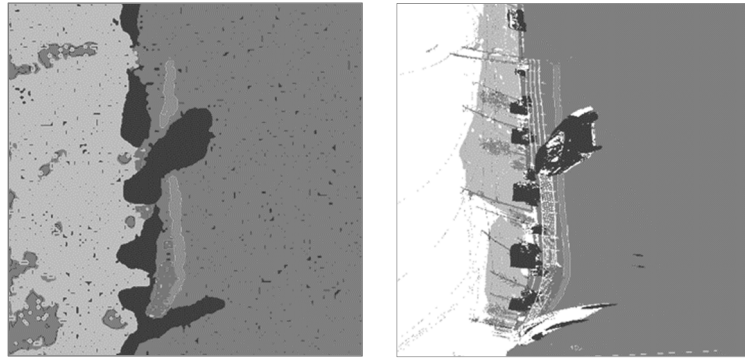
前節で述べた点群画像に対し、セマンティックセグメンテーションによって画素ごとにクラス分類を行う。本研究で利用したネットワークは、2018年に提案された DeepLabv3+ [52]である。このネットワークは、エンコーダ/デコーダ構造と、空間ピラミッドプーリング (Spatial Pyramid Pooling) と呼ばれる複数の解像度での畳み込み構造を持っており、高い性能が得られている。セグメンテーションタスクにおいて広く利用されていることから、本ネットワークを採用した。

なお、このネットワークでは、backbone と呼ばれる特徴抽出ネットワークを持っており、このモデルとして MobileNet[54], ResNet[55], Xception[56]などが使用できる。また、これらの事前学習モデルも使用することができる。しかしながら、本研究で用いた画像のチャンネル数は、通常の画像のような RGB の 3 チャンネルではなく、複数の特徴量によるマルチチャンネルである。そのため、事前学習モデルは使用しなかった。なお、予備実験において、特徴量の一部を RGB のチャンネルに当てはめた上で、事前学習モデルありとなしで性能比較を行ったが、性能に大きな違いは見られなかった。

DeepLabv3+における入力画像サイズは 513pixel×513pixel とする必要がある。そのため点群画像をこのサイズにタイル分割した上で、入力画像とした。ただし、点群画像を重複なしでタイル分割すると、境界部において不連続性が生じる。そこで、画像を重複させてタイル分割することで、境界部で不連続性を生じさせないようにした。ここでは、予備実験を踏まえて、その重複を 50pixel とした。

4.6.2 点群画像の前処理

点群画像上では、欠損ケースは空のピクセルとなる。我々の予備実験では、この空ピクセルが学習の過程において悪影響を与えることがわかった。空のピクセルを含んだ学習データによる推論結果と、同箇所の真値を比較した結果を図 4-6 に示す。



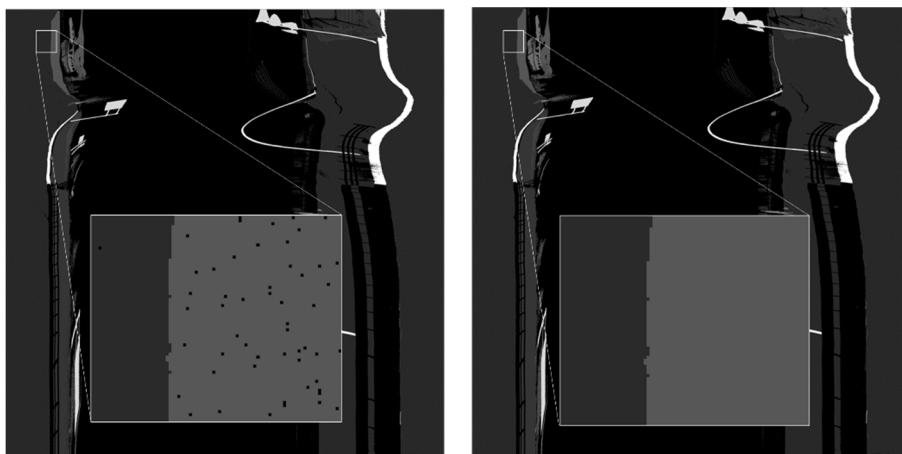
(a)推論結果

(b)真値

図 4-6 空ピクセルを含む学習データによる推論結果と真値の比較

図 4-6(a)において、ノイズが多く発生していることが読み取れる。本セグメンテーションで利用している畳み込みニューラルネットワークでは、層が深くなるにつれて入力ピクセルの情報が隣接ピクセルに伝播していく。このため本来消失してほしい空のピクセルについても、自分の領域を拡大したセグメントを作ったと考えられる。

そこで、ノイズによる微小な空ピクセルを防ぐため、学習に使用した画像に対して、補間による穴埋めを行った。穴埋め方向は、画像上の横方向（計測スキャンライン方向）とし、穴埋めを行う穴の最大長さは2画素とした。ラベル画像において、穴の両端が同じラベルであるものを対象とし、穴には両端と同じラベルを付与した。なお穴の両端が電線であった場合は、穴が空（そら）である可能性が高いため、対象外とした。特徴量の補間方法は、1次元のバイリニア補間とした。穴埋め前後の画像を図 4-7 に示す。補間前には多くの空ピクセルが見られるのに対し、補間後の画像では空ピクセルがなくなっていることが読み取れる。



(a)補間前

(b)補間後

図 4-7 ラベル画像における空ピクセルの補間

また、空ピクセルを補間した学習データによる推論結果を図 4-8 に示す。図 4-6(a)に見られたノイズが、図 4-8 ではなくなっており、補間の有効性が確認できた。

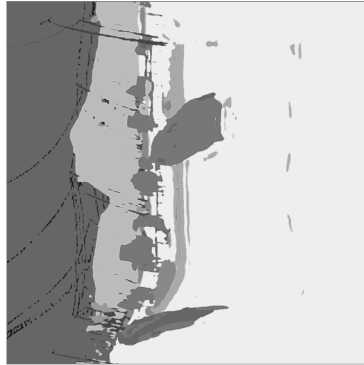


図 4-8 空ピクセルを補間した学習データによる推論結果

4.6.3 入力画像の特徴量削減

本研究において計算した点群特徴量の個数は 102 である。したがって、点群から生成された点群画像においては、各画素に 102 個のチャンネルを持つことになる。この特徴量を全て、DeepLabv3+の入力データにすると、学習に要する計算時間が非常に大きくなるため、使用する特徴量を削減する必要がある。

そこで本研究では、Random Forests によって得られる特徴量の寄与率を用いて特徴量を削減した。Random Forests はアンサンブル学習を行なう機械学習手法であり、学習を行った際にそれぞれの特徴量がどれだけ分類に寄与したかを表す指標として、寄与率を取得することができる。

特徴量削減の具体的な手順について以下に説明する。まず検証データの点群に対して、4.3 節で述べたマルチスケール特徴量と 4.4 節で述べた MMS 特徴量を計算する。その後、Random Forests による分類を行う。この際に、各特徴量の寄与率が得られる。最後に、寄与率が低い特徴量を削減する。

上記の手順で得られた特徴量の寄与率を表 4-1 に示す。本研究では、寄与率が 1.50%以上となっている 17 の特徴量を採用することとし、点群と点群画像の両方に対し、特徴量を 17 に削減した。

なお特徴量の選択方法は、Random Forests の寄与率以外に、特徴量選択の 1 つの手法である Boruta パッケージ[57]を使用する方法もある。Boruta パッケージは、元の特徴量から判別に寄与しない偽特徴量を擬似的に作成し、元の特徴量のみによって学習したモデルでの推論結果と偽特徴量を含めて学習したモデルでの推論結果を比較することで、元の特徴量が重要であるかどうかを検定する手法である。Boruta パッケージによる出力は棄却、保留、受容の 3 種類である。しかしながら、本ケースでは、Boruta パッケージで棄却された特徴量はわずかであった。これは、全ての特徴量が万遍なく寄与しているためと考えられる。そのため、Boruta パッケージではなく Random Forests による寄与率を使用した。

表 4-1 特徴量の寄与率

M: マルチスケール特徴量（既往研究） A: 追加の MMS 特徴量

順位	種類	次元	距離	特徴量	寄与率
1	A	-	-	軌跡相対高さ	7.14%
2	A	-	-	軌跡相対距離	5.70%
3	A	-	-	高さ	5.19%
4	M	グリッド	-	Z 座標の最大差	4.17%
5	A	-	-	スキャンライン長	3.86%
6	A	-	-	反射強度	3.82%
7	M	グリッド	-	Z 座標の標準偏差	3.29%
8	M	グリッド	-	地面からの相対 Z 座標	2.68%
9	M	3D	2m	垂直度	2.17%
10	M	3D	5m	Z 座標の最大差	1.99%
11	A	-	-	スキャンライン曲率	1.88%
12	M	3D	5m	垂直度	1.81%
13	M	3D	5m	Z 座標の標準偏差	1.76%
14	M	3D	1m	Z 座標の最大差	1.75%
15	M	3D	3m	Z 座標の最大差	1.75%
16	M	3D	3m	垂直度	1.74%
17	M	3D	1m	垂直度	1.65%
18	M	3D	3m	Z 座標の標準偏差	1.46%
19	M	3D	1m	Z 座標の標準偏差	1.45%
20	M	3D	2m	Z 座標の最大差	1.37%

4.6.4 点群特徴量の算出

本手法では、点群のマルチスケール特徴量、MMS 特徴量、点群画像のセマンティックセグメンテーションにおける中間の特徴量の三者を融合した特徴量ベクトルを考える。点群画像の画像特徴量としては、DeepLabv3+が、点群のラベリングに用いるために使用した特徴量を抽出する。

図 4-9 は、DeepLabv3+のデコーダ部分において、ネットワークの中間層で得られる特徴量（中間特徴量）を抽出する方法を示している。まず、出力値の合計が 1 とする活性化関数である Softmax でクラス数に集約する直前の、サイズ 129×129、特徴量パラメータ数 256 の状態を抽出する。次に、これを線形補間によって、入出力画像サイズと同じ 513×513 とする。これが中間特徴量となる。なお、分類に寄与する特徴量パラメータを抽出するために、前述した Boruta パッケージによって特徴量パラメータを削減する。特徴量数を削減することで、この後の計算時間や計算機リソースが削減できる。最後に、これによって得られた特

微量と、マルチスケール特徴, MMS 特徴を全て入力とし, Random Forests で分類することで, 最終的なラベルを得る.

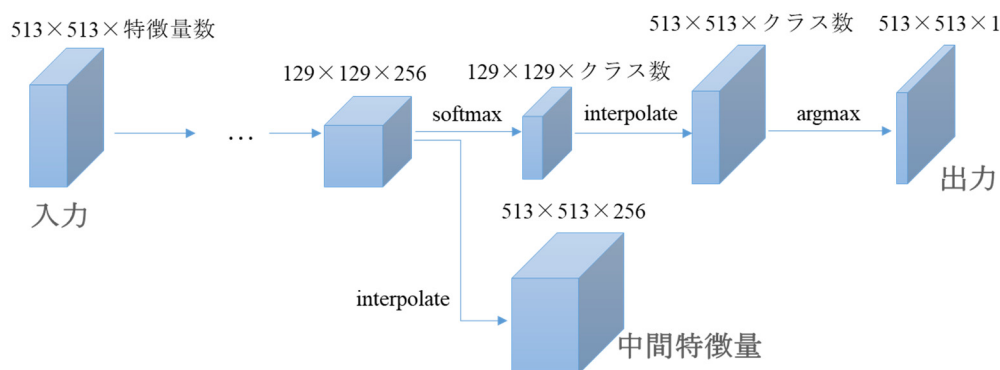


図 4-9 DeepLabv3+ の中間特徴量抽出

4.7 評価実験

提案した特徴量によって, 自動ラベリングがどこまで可能であるか確認するために, 実環境において MMS で計測したデータを用いた評価実験を行った.

4.7.1 実験方法

計測に使用した MMS は, Trimble 社製 MX-8 である. この MMS には, RIEGL 社製のレーザスキャナである VQ-250 を左右に 2 台搭載している. 2 台のレーザスキャナは, それぞれ独立してレーザを発射する. この評価実験では, キャリブレーション誤差の影響を避けるために, 左右のレーザスキャナで取得したデータを統合せず, それぞれを独立した点群として扱った.

計測エリアは, 東京都内の市街地の 3 地区を選定した. それぞれエリア A, エリア B, エリア C と呼称する. エリア A はさらに, 駐車ケースによって A-1, A-2, A-3 に分割されている. これらの区分は, 表 4-2 に示すとおり, エリア A-1, エリア C を学習データ (train), エリア A-2 を検証データ (valid), エリア A-3, エリア B をテストデータ (test) とした. それぞれのエリアの走行距離についても, 表 4-2 にあわせて示している.

表 4-2 エリアごとの走行距離とデータ区分

エリア	走行距離 (m)	train	valid	test
A-1	1,402	○	-	-
A-2	414	-	○	-
A-3	228	-	-	○
B	176	-	-	○
C	162	○	-	-

ラベルは、道路、芝生、低木、高木、建物、移動体、電線、標識、柱状物、緑石の10種類とした。低木と高木の分類については、点群上で樹木の1本1本が識別できるものを高木、樹木がまとまっており識別が困難であるものを低木とした。高木のうち、樹幹の部分は柱状物として分類した。また移動体は、車、自転車、歩行者を含んでいる。上記のいずれにも含まれないものは、その他として分類し、評価からは除外した。真値は、点群を手動でラベリングすることで取得した。

点群画像については、データ拡張による学習データの追加を行った。具体的には、水平反転、ランダムスケールクロップ、ガウシアンブラー、スキュー、ランダムノイズ追加をランダムに加えている。点群と点群画像のそれぞれのデータ数を表4-3、表4-4に示す。なお、点群画像のデータ数は、データ拡張後の数量である。

表 4-3 データ数 (点群)

	train	valid	test
道路	1,004,421	366,682	341,047
芝生	1,035,032	176,770	64,265
低木	1,332,924	207,532	164,052
高木	1,363,597	209,607	473,088
建物	906,611	350,237	660,182
移動体	1,070,558	448,229	631,168
電線	371,591	163,245	326,124
標識	264,593	45,151	87,078
柱状物	1,122,651	360,882	518,784
緑石	1,164,935	397,407	340,691
合計	9,636,913	2,725,742	3,606,479

表 4-4 データ数 (点群画像, データ拡張後)

	train	valid	test
画像枚数 (枚)	216	340	313
合計画素数 (画素)	56,844,504	89,477,460	82,371,897

4.7.2 評価結果

評価実験の結果をまとめたものを表4-5に示す。Mは4.3で述べたマルチスケール特徴量, Aは4.4で述べたMMS固有の特徴量, Iは4.5で述べた点群画像による特徴量である。なお、ここでの評価指標はF-measureを用いた。エリアBでは芝生と低木がほとんど含まれていないため、評価対象から除外した。

ほぼ全てのケースにおいて、従来手法 (M) よりも提案手法 (M & A または M & A & I)

が優れているという結果が得られた。全地物の平均についても、エリア A では 81.18%から 85.51%に改善しており、エリア B では 71.65%から 85.12%に改善している。

特に認識性能が大きく改善したクラスは、芝生、建物、標識であった。特にエリア B の標識は、M において 36.86%であったのに対し、M & A において 70.94%まで改善している。M & A の特徴量では、表 4-2 に示したように、MMS 固有の特徴量の寄与度が高い。そのため、これらを追加したことにより、認識性能が大きく向上したものと考えられる。

ただし標識については、図 4-10 に示すように、反射強度を追加することで認識性能が低下するケースが見られた。これは、標識の裏面が影響していると考えられる。標識の表側の面は、特殊塗料が用いられているために、反射強度は非常に大きくなる。一方で MMS レーザ計測では標識の裏面が計測されることもあり、その場合にはこのような性質は現れない。このことから、図 4-10 のような誤分類が発生したと考えられる。

表 4-5 定量評価結果（評価指標：F-measure）

M: マルチスケール特徴量（既往研究） A: MMS 固有の特徴量 I: 点群画像特徴量

地物	エリア A			エリア B		
	M	M & A	M & A & I	M	M & A	M & A & I
地面	91.17	93.92	86.47	89.80	89.47	86.24
芝生	81.35	89.53	86.50			
低木	81.16	84.38	87.10			
高木	88.52	90.15	91.56	80.52	85.26	87.56
建物	73.44	80.63	85.92	62.12	83.39	85.81
移動体	76.07	80.76	89.59	47.89	60.63	92.08
電線	85.56	87.04	88.40	85.10	90.74	90.42
標識	64.16	73.01	72.28	36.86	70.94	66.37
柱状物	83.38	83.37	81.36	83.03	84.17	84.28
縁石	86.99	92.28	82.07	87.88	89.33	88.20
(平均)	81.18	85.51	85.13	71.65	81.74	85.12

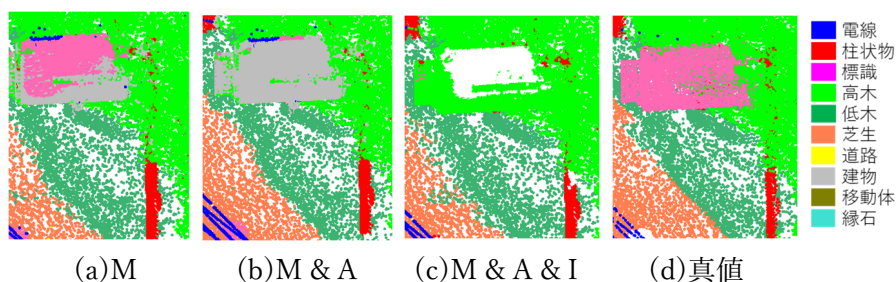


図 4-10 標識の裏面が計測された例

M & A と M & A & I を比較すると、抽出性能が相対的に高いクラスと低いクラスの傾向が分かれる結果となった。M & A での抽出性能が高い地物として、地面、芝生、標識縁石、M & A & I での抽出性能が高い地物として、低木、高木、建物、移動体が挙げられる。このような結果となった要因については明確な理由が得られていないが、エリア A とエリア B で、電線と柱状物以外では同じ傾向となっていることから、対象物に応じて、M & A と M & A & I のどちらの結果を採用するかを選択する方法が有効であると考えられる。その妥当性については、今後、より多くの地域で検証することによって検討していきたい。

それぞれのエリアで M と M & A と M & A & I を比較したとき、エリア A では M & A が 85.51% で最も高い認識性能であり、エリア B では M & A & I が 85.12% で最も高い認識性能であった。エリア B は学習データに含まれないエリアであり、深層学習を適用したことによって汎化性能が向上した可能性がある。また、M & A & I では、移動体の認識性能が 47.89% から 92.08% となり、大幅に認識性能が向上している。図 4-11 に、3次元表示によるエリア B における移動体の認識結果の比較を示す。図 4-11 (a)(b) では移動体に関して、移動体以外のラベルが多く混在しているのに対し、図 4-11 (c) では移動体が一体としてラベルが付与されている。これは、点群画像上での特徴量が分類に寄与したためと考えられる。

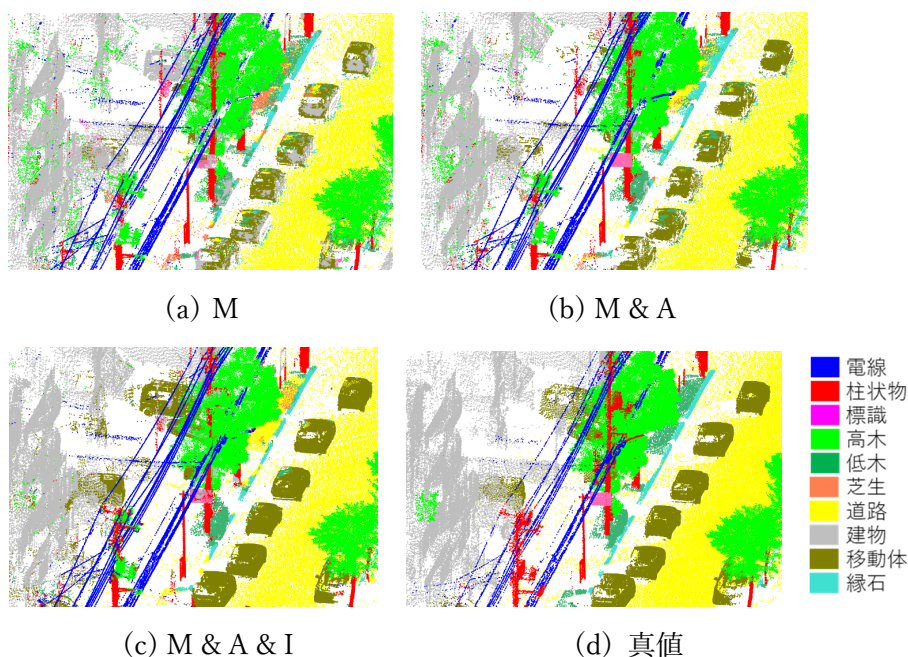


図 4-11 各手法での分類結果（移動体の比較）

4.7.3 地物ごとの抽出性能に関する考察

表 4-5 をもとに、地物ごとの精度について整理した結果を表 4-6 に示す。精度の数値は F-measure であり、エリア A と B の平均としている。また、M & A と M & A & I のうち、精度が高い方を太字としている。

表 4-6 地物ごとの精度

	M & A	M & A & I
地面	91.70	86.36
移動体	70.70	90.84
縁石	90.81	85.14
高木	87.71	89.56
芝生	89.53	86.50
電線	88.89	89.41
低木	84.38	87.10
建物	82.01	85.87
柱状物	83.77	82.82
標識	71.98	69.33

地図作成において、誤りを全てなくすことはできない。これは、たとえ手動処理であっても、オペレータの判断ミスや見落としなどが生じるためである。そのため通常の地図にはそれぞれ要求精度が定められており、要求精度以上であれば誤りが含まれていても許容される。この要求精度は地図の種類や使用目的などによって異なるが、90%程度が一つの目安とされている。

この観点においては、提案手法は、十分に高い精度を達成しているものの、地図の品質を確保するためには十分とはいえない。そのため、オペレータがその結果を確認し、問題があれば修正する作業が必要となる。修正の作業量は、精度と出現頻度によって決まる。そのため、精度が低い地物や、出現頻度が高い地物の抽出性能を向上させることができれば、オペレータが修正する作業量を減らすことができる。

そこで、本研究では、オペレータが修正する作業量を減らすために、作業量が多い地物を対象として、精度を高めるための手法を検討する。

街路樹については、伐採などの業務を定期的に行う必要があり、計測頻度が高い。今回の検証では、幹部分を柱状物、葉部分を高木として分類しているが、建物が混同したことで十分な精度が得られなかった。しかしながら、混同した地物が限られているので、この結果に追加処理をかけることで、分類性能を向上させられる可能性がある。この方法の詳細は5章で論じる。

図化においては、道路縁の抽出が重要である。出現頻度が高い道路縁石については、専用手法によって自動抽出の精度を向上させる方法の検討が必要である。専用手法による道路縁石の抽出については、6章で詳しく論じる。また、道路縁のうち、U字溝は蓋で覆い被された排水溝であり、形状的な特徴が乏しいため、これまで点群からの抽出対象として扱われてこなかった。今回の検証では、検出できる見込みがなかったため、ラベリング対象に含めなかった。しかし、オペレータにとっては、U字溝の道路縁は、ゼロからラベリング作業

を行う必要があり、その作業量は非常に大きい。U字溝の抽出を自動化するためには、U字溝に特化した新しい特徴量を導入する必要がある。それについては、7章で論じる。

道路標識は、本手法において十分な精度が得られなかった。標識は、その表面に記載されている文字や色に多くの情報を含んでいるため、MMS点群ではなく、画像で認識をさせる場合が一般的であり、標識の種別によっては実用的な精度が得られている[51]。ただし、画像からは3次元空間における正確な位置を求めることは難しい。このことを踏まえ、8章において、画像から抽出した道路標識の位置などを踏まえ、MMS点群を用いて正確な位置を計算する方法について述べる。特に本論文では、点の密度が低い場合においてもテンプレートを用いることで性能を低下させないための工夫についても論じる。

なお、最も出現頻度の高い道路については、今回のラベリング対象に含めてはいるが、地面の高さはMMSの走行軌跡から容易に算出できるため、単純な手法で高精度な検出が可能である。路面の検出は、多くの既往研究で前処理として用いられており、その手法は広く知られていることから、本論文では扱わないものとする。また、車や歩行者などの移動体は、地図に反映するものではなく、ノイズとして除去する対象である。そのため、これらの高精度化するための専用処理についても、ここでは考えないものとする。

4.8 まとめ

本章では、点群のラベリングを自動化するための方法として、従来手法であるマルチスケール特徴量に加え、反射強度や撮影軌跡などのMMS固有の特徴量と、点群を画像化してセマンティックセグメンテーションを適用した際の間特徴量を用いる方法を提案した。実際のMMS計測データを用いて比較評価を行った結果、提案手法を用いることで、従来手法よりも高い性能が得られることがわかった。ただし、地物によっては、実用的に要求される精度に達していないため、オペレータによる修正作業、もしくは専用手法によるさらなる精度向上が必要となることがわかった。

第5章 自動ラベリングをベースとした地物抽出

本章では、4章で提案した自動ラベリングの結果に、追加の処理を施すことで、地物を高精度に抽出する方法について論じる。ここでは、本章での提案方法を効果的に適用できる地物として街路樹を例に挙げ、位置と胸高直径を高精度に抽出する方法を述べる。本章では、5.1節で提案方法の用途と街路樹の概要について述べる。5.2節では、提案手法について説明する。5.3節では実証実験による評価結果について述べる。

5.1 はじめに

5.1.1 提案方法の用途

4章で提案した自動ラベリングは、汎用的な手法であり、様々な地物にラベルを付与することができる。しかしながら、特定の地物をより高精度に抽出するためには、汎用手法をベースとして専用手法を追加で実施する必要がある。この方法が適用できる地物として、街路樹が挙げられる。街路樹は幹の部分と葉の部分で形状特徴が大きく異なっているため、これらを同一のラベルにすることは適切ではない。そのため、学習データにおいて幹は柱状物、葉は高木としてラベルをつけている。また、街路樹の幹と建物の柱は、形状が似ているため混同しやすい。その一方で、街路樹の幹は建物以外には誤分類されにくい。そこで、高木、柱状物、建物の3クラスに分類された点を、街路樹が含まれる可能性のある点とすることで、街路樹の抽出漏れを回避した上で点群の絞り込みを行うことが可能となる。

5.1.2 街路樹について

街路樹は、街路景観の形成や夏季の気温上昇抑制などの効果があるため、様々な自治体において植樹されている。樹木は他の道路周辺インフラと異なり、年を経て成長していくため、その大きさを把握し、管理をしていく必要がある。自治体によっては街路樹を管理する台帳を作成し、毎年更新を行うなどしているが、十分にされていない自治体も存在する。例えば台風などの自然災害によって倒壊した街路樹を撤去したものの、それが台帳に反映されず実際の状況と管理台帳に不整合が起きる場合などである。こうした理由から、ある時点の街路樹の状況を把握するために、現地調査によって街路樹の数量やサイズを取得することが行われてきた。しかし、この現地調査にはコストや時間がかかる。また、現地調査を伴うことから作業者の安全性や、作業員による計測の精度のばらつきや見落としが課題であった。

現地調査の課題を解決するために、現地調査の代替手段が検討されてきた。航空写真を使うことで、樹木の位置や高さ、枝葉の広がり把握することが可能である。しかしながら、航空写真は垂直に近い方向を撮影した画像であるため、街路樹の重要なパラメータである胸高直径を計測することは困難である。街路樹は、その数量や大きさによって維持・管理にかかるコストが変わってくるため、これらのパラメータの取得が特に重要である。中でも胸

高直径は、その樹木のサイズの指標となるものであるため、取得が必須である場合が多い。そのため、航空写真を使う場合であっても、別途胸高直径を計測するために現地調査をする必要があった。

従来の航空写真を使う方法に対し、地上レーザスキャナを使って、樹木を計測する方法が提案されている。地上レーザスキャナは、地上に三脚で据え置き、その周囲を計測するため、胸高直径が計測できる点群を取得することができる。地上レーザスキャナは一箇所に固定して設置して計測を行う必要がある。そのため、樹木が密集した森林では効果を発揮するが、街路樹のように広い範囲に分散している場合には、計測効率が著しく落ちるという課題がある。また、設置箇所によっては道路占有許可を取ったり、交通規制をかけたりする必要があるという課題もある。

MMS は、道路周辺を広い範囲に測量できる。特に高密度レーザスキャナを搭載した MMS は、高密度な点群データとして道路周辺の情報を取得できるため、地図作成や道路周辺のインフラ管理に広く使用されている。MMS を使うことで、従来の現地調査よりも正確かつ効率的に調査を行うことが可能である。MMS は法定速度での走行が可能であるため、道路占有許可や交通規制も不要である。また地上レーザスキャナと同様に、樹木を側面から計測することができるため、取得した点群から胸高直径を推定することも可能と考えられる。

表 5-1 に示すように、MMS は街路樹の計測手段として適している。しかしながら、地上レーザスキャナに比べると MMS の点密度は小さい。そのため、MMS 点群で胸高直径を推定した既往研究は少なく、また提案されている手法は、樹木や計測条件に応じたパラメータの調整が必要で、汎用性に欠けるという課題がある。これらを踏まえ、本研究では、高密度レーザスキャナを搭載した MMS で取得した点群から、街路樹位置の自動抽出と、胸高直径の自動算定を行う手法を検討した。また、自動抽出結果と現地調査による結果を比較することで、定量的な評価を実施した。

表 5-1 街路樹抽出のための調査方法の比較

調査方法	計測効率	胸高直径の取得
現地調査	-	○
航空写真	○	-
地上レーザスキャナ	-	○
MMS	○	○

5.2 提案手法

本論文では、MMS 点群を画像化した点群画像を用いた街路樹の抽出方法と、胸高直径の計算方法を提案する。本手法の特徴は 4 つある。第一に、前章で提案した自動ラベリングの結果を初期値として用いていること、第二に、点群画像上でワイヤフレームを作成している

こと、第三に、非柱状箇所のエッジのバイアス値を計算することで街路樹の判定を行っていること、第四に、一定の高さ範囲で抽出した円から胸高直径を計算していることである。

本研究で提案する街路樹抽出と胸高直径の計算の手順を、図 5-1 に示すフロー図を用いて説明する。

計測した全ての点群は膨大であるので、最初に(1)の点群分類を行い、街路樹が含まれる点群をある程度絞り込む。次に、(1)で絞り込んだ点群について、(2)のワイヤフレーム変換を行う。適切なワイヤフレーム化は、街路樹の幹部分である柱状箇所の抽出や、胸高直径の計算を精度よく行なうために有効な方法である。ワイヤフレーム化において、本論文では点群画像を用いた方法を提案している。その後、それぞれの地物を分離するために、ワイヤフレームについて(3)の連結成分の分割を行う。次に、ワイヤフレームをある高さで切断して得られる断面点から、(4)の柱状箇所の抽出を行う。この抽出結果には、街路樹の幹以外に、電柱などの柱状物も含まれている。そこで、(5)の街路樹判定を行うことで、街路樹かそれ以外かを判定する。最後に、街路樹と判定された連結成分について、(6)の位置と胸高直径の計算を行う。

それぞれの手順について、以下の各節で詳細を述べる。

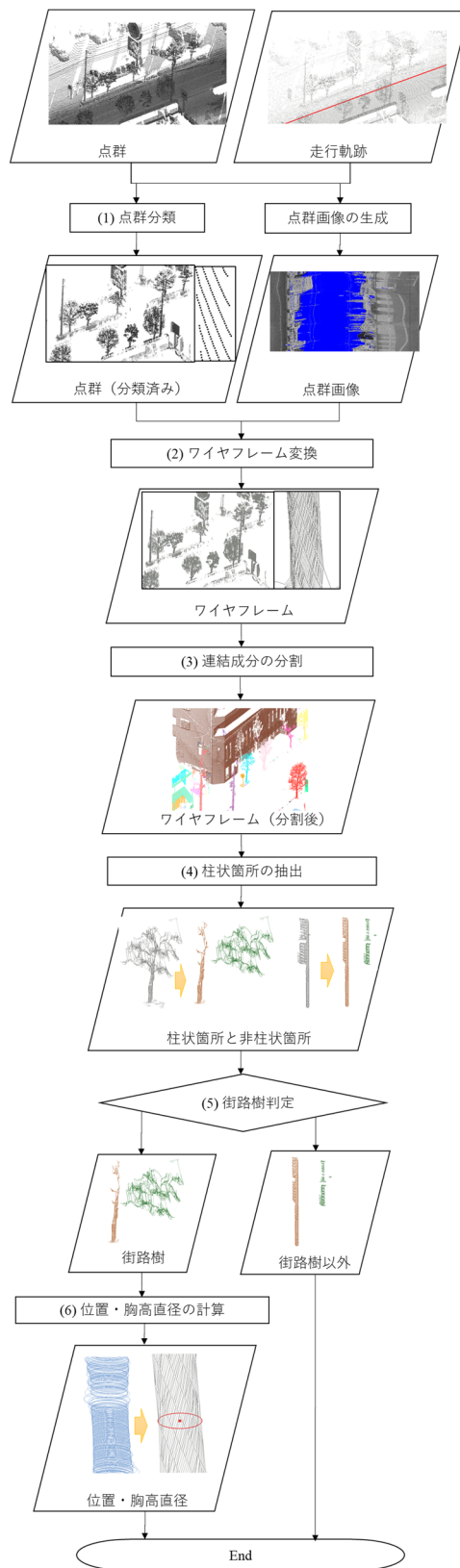


図 5-1 街路樹抽出フロー

(1) 点群分類

MMS で計測した全ての点群は膨大であるので、全ての点群から街路樹が含まれる点群をある程度絞り込む必要がある。本論文では、この絞り込みに点群の自動ラベリングを利用する。4章で述べた点群の自動ラベリング手法によって分類した結果の例を図5-2に示す。なお、街路樹は幹の部分と葉の部分で形状特徴が大きく異なっているため、これらを同一のラベルにすることは適切ではない。そのため、学習データにおいて幹は柱状物、葉は高木としてラベルをつけている。図5-2を見ると、街路樹の葉の部分は正しく分類されているが、柱状物は建物と一部混同している。これは、建物においても柱の部分が含まれるためである。そこで、高木、柱状物、建物の3クラスに分類された点を、街路樹が含まれる可能性のある点とすることで、街路樹の抽出漏れを回避した上で点群の絞り込みを行う。

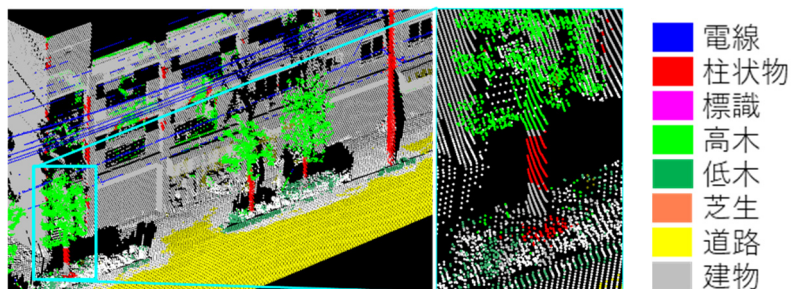


図5-2 マルチスケール特徴量を用いた点群分類結果の例

この処理によって、図5-3(a)の点群から、図5-3(b)に示す点群を得ることができる。なお、自動ラベリングでは機械学習手法である Random Forests を用いているが、この分類器を作成するための学習データは、対象エリアと異なるエリアの計測データで作成した。



図5-3 点群分類前後の比較

(2) ワイヤフレーム変換

次のステップにおいて柱状物の抽出を高性能に行うために、点群をワイヤフレームに変換する。点群は離散的であるので、ワイヤフレームに変換することで補間処理を行い、任意の箇所での断面を取得することができるようになる。一般的な点群のワイヤフレーム化では、kd-tree による近傍探索に基づき、ある点とその近傍点をワイヤ接続する。しかしながら、MMS 点群はスキャン方向とスキャン直角方向の間に点密度の偏りがあることに起因して、kd-tree による近傍探索によるワイヤフレーム化結果は端部の切り欠きなどの不具合が発生する。

本論文におけるワイヤフレーム化は、3章で述べた軌跡ベースの点群画像を用いる方法とする。点群画像によるワイヤフレーム化は小平と増田[58]によって提案されているが、軌跡ベースではない従来の点群画像は、対象地物が画像上で分断される可能性がある。このため、従来の点群画像ではなく軌跡ベースの点群画像を使用することが望ましい。

ワイヤフレーム化の手順について、図 5-4 を用いて説明する。オレンジ色で示した起点となる画素に対して、画像上における 1 つ上の行と、1 つ下の行におけるそれぞれの最近傍点を取得する。ここでの最近傍とは、画像上の 2 次元近傍距離ではなく、3 次元空間における最近傍距離によって算定する。点群画像の各画素は、点群の 3 次元座標も保持しているため、各画素に対して 3 次元座標を取得することができる。

次に、起点となる画素に対して、画像上の 1 つ右の画素と 1 つ左の画素を近傍点として取得する。図 5-4 における左の画素のように、対象の画素が空ピクセルだった場合、さらにその 1 つ先の画素を対象とする。なお、画像上の左右方向はスキャンライン方向であるので、この左右の近傍探索は、点群を計測した順番に近傍点とする操作と等しい。

ここまでで取得した近傍点その後、起点の画素と最近傍の各画素をワイヤ接続する。この操作を、点群画像上の全ての画素に対して行うことで、点群をワイヤフレーム化することができる。

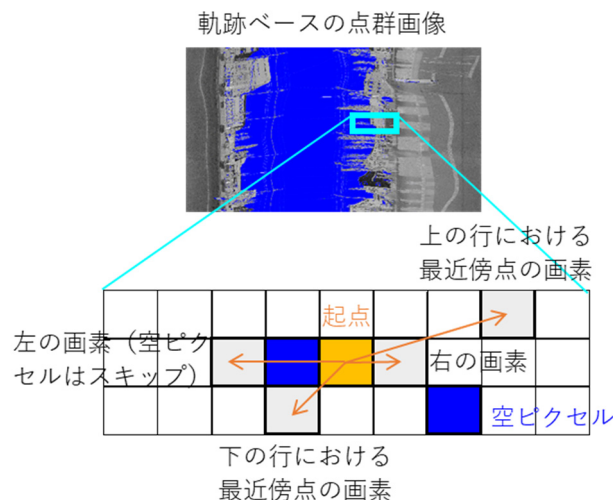


図 5-4 点群画像によるワイヤフレーム化

MMS で計測された点の点間距離は、図 5-5 に示すように、同一スキャンライン上の点間距離が小さいのに対して、スキャンライン間の距離は大きいという特徴がある。そのため kdtree を用いた近傍探索によって生成したワイヤフレームは、同一スキャンライン上の点の接続割合が高くなり、スキャンラインの間にはワイヤが生成されにくい。

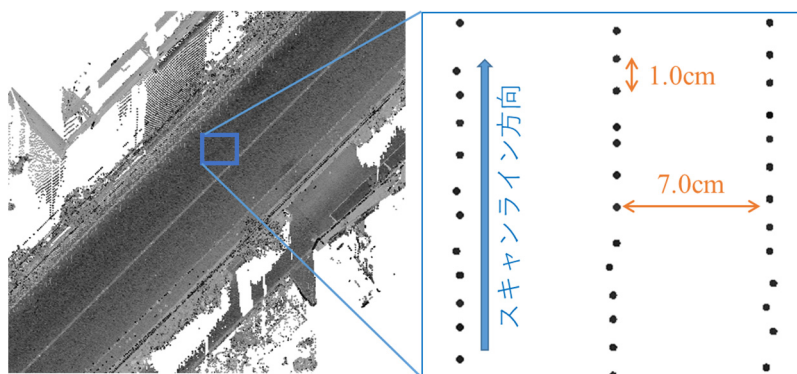
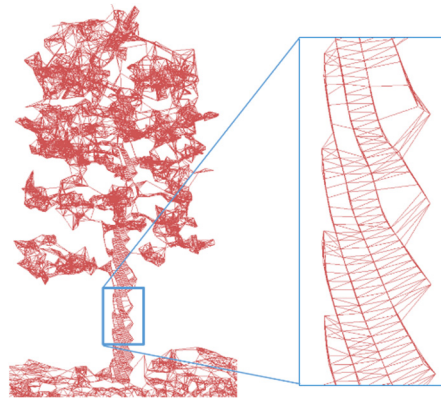


図 5-5 MMS で計測した点群の点間距離

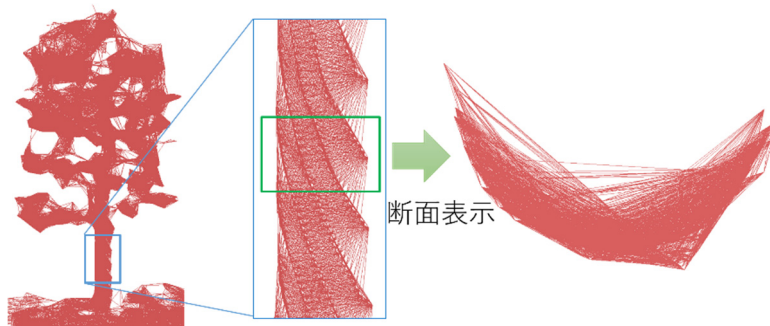
kdtree によるワイヤフレームと本手法によるワイヤフレームを比較した結果を図 5-6 に示す。図 5-6 (a)は kdtree の近傍点数 8 ($k=8$)で計算した結果であるが、内側の接続抜けや、ポール両端の切り欠きが多く発生している。また図 5-6 (b)は kdtree の近傍点数 32 ($k=32$)で計算した結果である。 $k=8$ と比べ内側のワイヤが密になっているが、ポール端部の切り欠きは若干残っている。また、図 5-6 (c)に示すように、スキャンライン方向にもワイヤが多く張られている。この結果、図 5-6(b)の断面図のように、ポールの内側にワイヤが入り込んでいる。このワイヤは、次の処理で胸高直径計算のための円抽出に使われる。よって、このような内側に入り込んだワイヤは、円の抽出性能と胸高直径の算定精度に悪影響を与えるため望ましくない。図 5-6(d)は、本手法で作成したワイヤフレームである。内側の接続漏れやポール両端の切り欠きは非常に少なくなっている。また図 5-6(c)に見られたようなスキャンライン方向への多重ワイヤ接続もない。そのため断面図においても内側に入りこむようなワイヤも見られない。

なお、Kohira と Masuda [16]が提案する軌跡ベースではない点群画像は、画像に横方向のずれが含まれるため、街路樹が画像の左右で分断されることがある。分断されていると適切なワイヤフレーム化ができないため、軌跡ベースではない点群画像は不適切である。

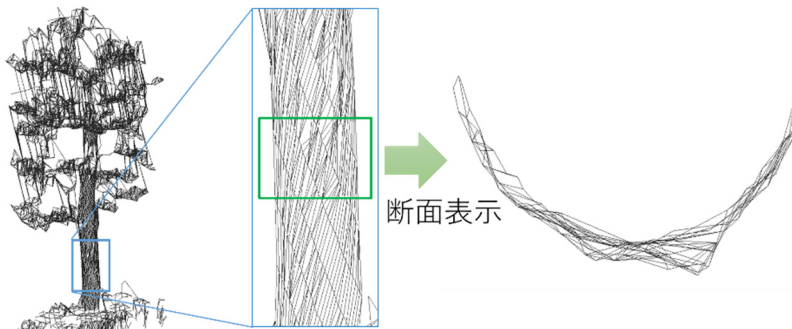
さらに、ワイヤフレーム化において点群画像を用いる利点として、計算コストが挙げられる。kdtree による方法は、全点を入力することによる近傍探索であるため、点の数が増えると探索のためのコストが大幅に増加する。これに対し、点群画像を用いた近傍探索は、構造化された画像上での近傍探索とみなせるため、点の数が増加しても、探索コストの増加は線形時間で済む。これらの理由を踏まえ、本研究では軌跡ベースの点群画像によるワイヤフレーム化を採用した。



(a) kdtree ($k = 8$)によるワイヤフレーム



(b) kdtree ($k = 32$)によるワイヤフレーム



(c) 提案手法 (点群画像)によるワイヤフレーム

図 5-6 生成手法によるワイヤフレームの違い

(3) 連結成分の分割

次のステップで柱状物を抽出するために、複数の街路樹や、街路樹と電柱など、複数の柱状物が含まれたワイヤフレームを、単一の柱状物のみが含まれるワイヤフレームに分割する必要がある。一般的な分割方法は、図 5-7 に示すように、ワイヤフレームが連結している単位ごとに分割する方法である。

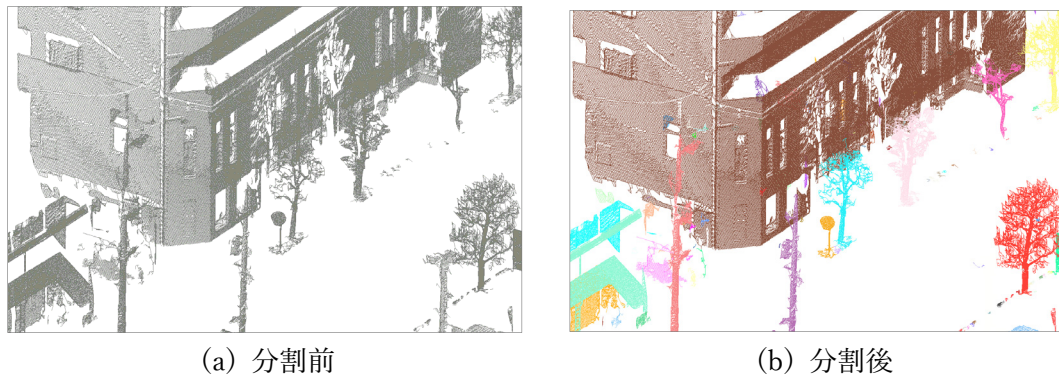


図 5-7 連結成分の分割

(4) 柱状箇所の抽出

街路樹の幹の形状は柱状であるので、柱状箇所の抽出を行うことで街路樹を抽出する。柱状箇所を含む地物は、街路樹以外に電柱や道路標識のポールなどもあるため、柱状物を抽出するとこれらの地物も抽出される。これらについては次のステップで判定を行うことで除外する。

柱状箇所の抽出手順は以下の通りである。まず図 5-8(a)のように、生成したワイヤフレームについて、ある高さで切断する。これによって、図 5-8(b)のような断面点を生成できる。断面点に対して RANSAC [32] による 2 次元円抽出を行う。これを一定間隔で複数の高さに対して実施することで、図 5-8(c)のような複数の円が抽出できる。複数断面に対してある一定割合以上で円が抽出できる場合、そこに柱状物が含まれると判断できる。前段でワイヤフレーム化しているため、切断間隔を密にすることが可能である。断面間隔は任意に設定できる。本研究では断面間隔を 5mm とした。

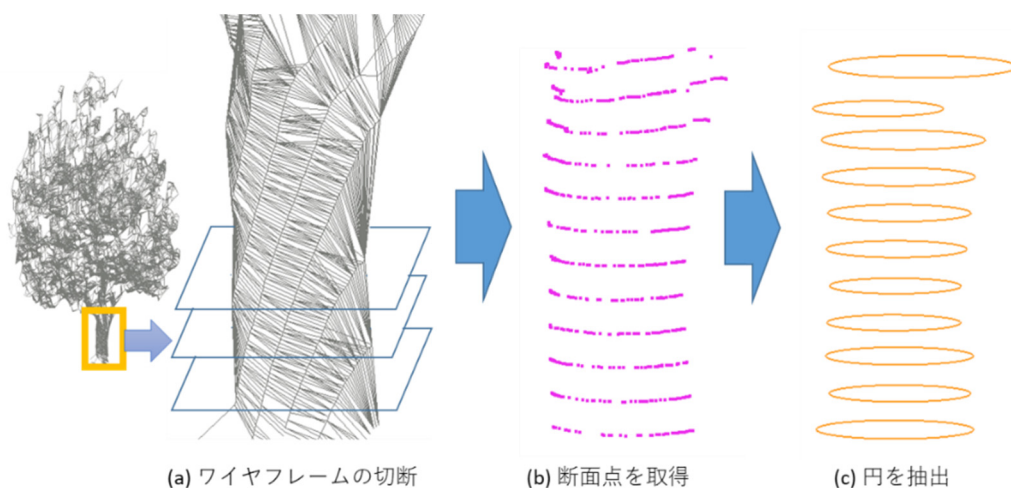


図 5-8 柱状箇所の抽出

MMS 点群にはノイズが含まれる。このノイズは、物体のエッジでレーザが割れるなどの理由で発生する。このようなノイズを含んだ点群や、柱状物以外を照射した点群から円を抽出すると、実際の柱状物ではないので、街路樹の直径とはなり得ない直径の円が抽出される。そこで、抽出された円の直径が、街路樹の直径にはなり得ない値の場合、その円は不採用とした。本研究では、直径が 3cm 未満、または 40cm 以上の場合は不採用としている。なお、柱状物の抽出方法として RANSAC による円筒抽出も考えられるが、本研究の対象は樹木であり、高さによって太さが非一様に変化するため、この方法は採用していない。

(5) 街路樹判定

前節で抽出された柱状物には、街路樹の幹の他に電柱、交通標識、カーブミラーなども含まれる。そこで、街路樹以外の柱状物を除外するために、スムージング処理を施したワイヤフレームの角度のヒストグラムによる分類を実施する。

まず、ワイヤフレームを、前のステップで抽出した円の近傍の点を柱状箇所、それ以外を非柱状箇所とすることで、柱状箇所と非柱状箇所に分離する。

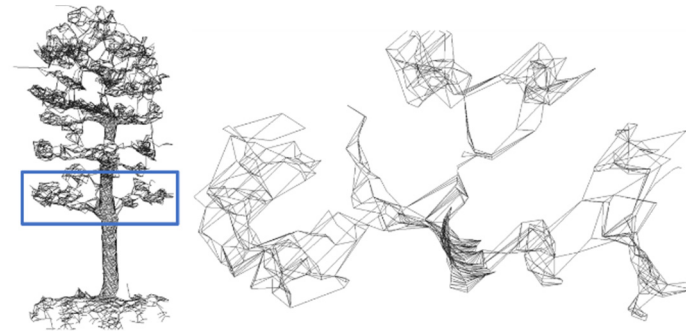
次に、非柱状箇所について、2つの条件を用いて地物の判定を行なう。一つ目の条件は、非柱状箇所の構成頂点数である。電柱などは非柱状箇所をほとんど持たず、柱状部分の占める割合が多いので、非柱状箇所のワイヤフレームの構成頂点が一定以下である場合、街路樹ではない地物と判断できる。

二つ目の条件は、ワイヤフレームを構成するエッジの角度分布である。この条件は、Fukano と Masuda [35]が柱状物から街路樹を除外するために導入した指標であるが、ここでは、街路樹を検出するための条件として追加する。道路標識や看板などの人工構造物は、平らであったり、直方体など規則的な形状であったりするため、非柱状箇所のエッジは、どれも似たような角度となる。その結果、角度の分布には偏りが生じる。一方、街路樹は自然物であるので、非柱状箇所、つまり葉部分のエッジは様々な角度を持っている。その結果、街路樹の角度分布は均一化する傾向となる。そのため、エッジの角度分布にしきい値を設けて分類することで、街路樹か、街路樹以外かの判定ができる。ただし、点群はわずかな測量誤差を持っていることから、ワイヤフレームのエッジ角度にも本来の角度からのばらつきが生じる。このばらつきによって、本来エッジ角度が一様となるはずの人工構造物であっても、エッジ角度が非一様となる。そのため、エッジのスムージング処理が必要となる。本論文では、エッジに含まれるわずかな方向のばらつきのスムージングに、Taubin フィルタ [59]を用いた。これによって、図 5-9 に示すように、測量誤差によるエッジの角度のばらつきを除外したワイヤフレームを生成することができる。なお、本論文ではフィルタ処理の繰り返し回数を 20 回とした。

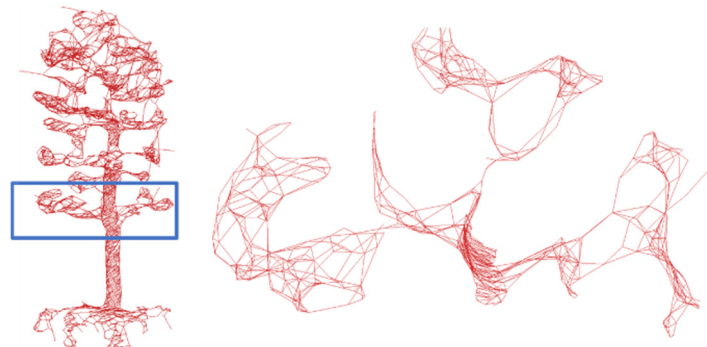
エッジ角度の分布の評価では、角度をヒストグラム化し、その偏りを計算した。本研究ではこのヒストグラムの偏り b を、式(5-1)のように定義し、評価を行った。

$$b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \left| h_i - \frac{n}{m} \right| \quad (5-1)$$

ただし n はエッジの総数, h_i はヒストグラムの bin の投票数, m は bin の総数である. なおヒストグラムの分割は 5 度区切りとした. なお, ここでの角度は, 鉛直軸からの角度である.



(a) スムージング前 (左: 側面図 右: 断面図)



(b) スムージング後 (左: 側面図 右: 断面図)

図 5-9 Taubin フィルタによるワイヤフレームのスムージングの有無の比較

なお, 図化において必要なのは, 次節で述べる胸高直径を計算した位置の中心と, 胸高直径の情報である. そのため街路樹の枝 1 本 1 本までを取得する必要はないが, 枝や葉があるという情報から街路樹の判定を行う必要があることから, 連結成分に枝葉が含まれている必要がある.

(6) 位置・胸高直径の計算

前のステップで街路樹と判定された地物について, 位置と胸高直径を計算する. 胸高直径は, 地面から 1.2m の高さにおける幹の直径である. なお, 地面の高さは, MMS の走行軌跡が地面から一定の高さであることを利用することで, 容易に計算できる. 本論文では, (4)

において等間隔に円を抽出した結果を使用して、1.2mの位置の直径をロバストに算出することを考える。推定手順を、図5-10を用いて説明する。まず、図5-10(a)のように、横軸を抽出した円の直径 D 、縦軸を高さ Z とする平面に、抽出した円のパラメータをプロットする。次に、図5-10(b)のように、この D - Z 平面において、RANSACを用いて直線を抽出する。その後、図5-10(c)のように、抽出した直線の精度を高めるために、最小二乗法によって直線から一定の距離にある点の近似直線を計算する。最後に、図5-10(d)のように、この近似直線と直線 $Z = 1.2$ の交点を求め、胸高直径とする。

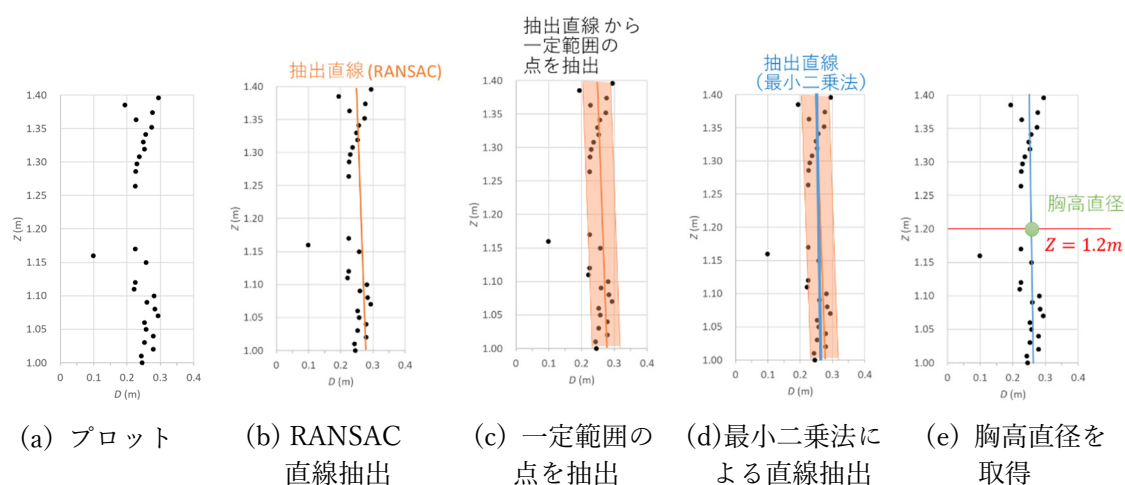


図 5-10 胸高直径の算定手順

一般に、胸高直径の計測では、 $Z = 1.2\text{m}$ の高さにコブや枝などの幹の太さが変化する要因がある場合には、その要因を避けて胸高直径を計測することが求められる。従来の一般的な方法では、 $Z = 1.2\text{m}$ あるいは最も近い高さの D を胸高直径としていた。しかしながら、この方法では、図5-11に示すようなコブのある街路樹の胸高直径を適切に計算することができない。提案手法では、こうした場合でも、適切な胸高直径を算出することが可能である。

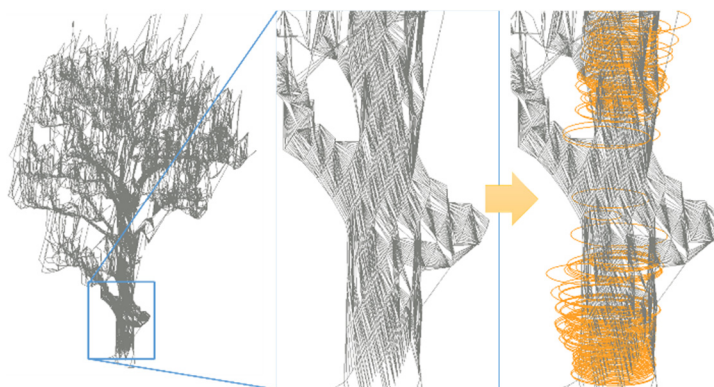


図 5-11 コブのある街路樹と抽出された円

コブのある街路樹のケースにおいて、従来の一般的な方法と、提案手法により計測した胸高直径の差異を図 5-12 に示す。ノイズのあるケースにおいても、提案手法では適切な胸高直径を取得することができている。なお、街路樹の位置については、抽出した複数の円の中心座標の中央値として算出する。

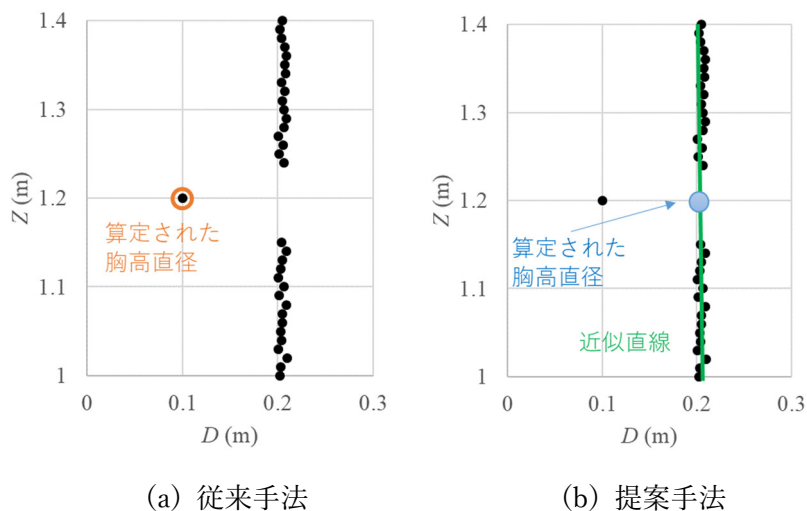


図 5-12 計算方法による胸高直径の差異

5.3 実証実験

5.3.1 評価方法

本手法の妥当性を定量的・定性的に評価するため、実計測データによる評価を実施した。計測エリアは、東京都内の市街地である。対象路線として、街路樹が特に多い路線を選定した。計測延長は約 600m、片側 1 車線の直線道路である。対象の街路樹の本数は 102 本である。計測エリアの風景写真を図 5-13 に示す。本エリアにおける街路樹の樹種はハナミズキである。



図 5-13 計測エリアの状況写真

MMSでの計測時期は、2020年1月である。使用したMMSは、Trimble社製のMX-8である。MX-8は、レーザスキャナをLとRの2台搭載しており、お互いのスキャンラインがクロスする形状となっている。計測のイメージを図5-14に示す。時刻 t のときにLレーザで計測した樹幹は、時刻 $t + dt$ のときにRレーザで再度計測される。

LとRのレーザスキャナでの計測タイミングが異なることから、これらを統合すると、MMSの位置の誤差が含まれる可能性がある。そのため、本研究ではLのレーザスキャナで計測したデータのみを用いて評価を行った。

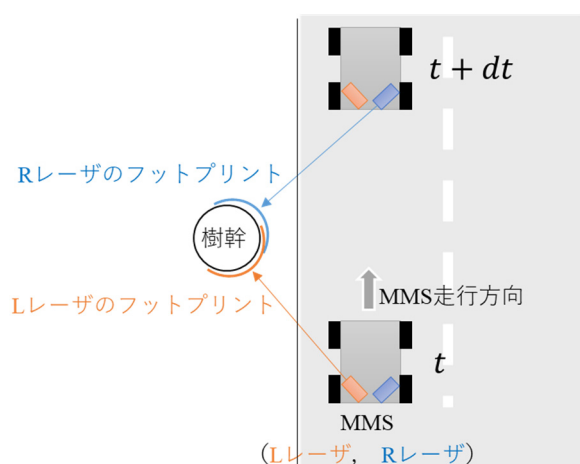


図 5-14 2 台のレーザスキャナによる計測イメージ

評価は、街路樹の抽出率と、胸高直径の真値に基づいて行う。街路樹の存在有無についての真値は、航空写真から樹木位置をプロットし、さらに現地調査による状況確認を行って航空写真から求めた樹木位置を確認し、誤判読や未判読の箇所を修正することで取得した。

胸高直径の真値は、現地において巻き尺で計測した幹周から計算した。なお、現地調査の時期は2020年8月であり、MMSでの計測時期と7ヶ月の差異がある。対象の街路樹であるハナミズキは成長速度が遅いため、MMSでの計測時期と現地調査時期の違いによる胸高直径の変化は十分小さいものとして評価した。また、MMSでの計測時に存在していた街路樹のうち数本は、現地調査時には伐採されていたため、これらの街路樹については評価対象外とした。

街路樹の位置については、航空写真によるプロット位置と、MMSによる計測データは、どちらも誤差を含んでいる。真位置を取得することは困難であるため、位置の精度については本研究では評価対象外とした。

本研究における抽出の成否は、本手法によって計算された樹木位置の近傍に航空写真によるプロットが存在する場合を True Positive、計算された位置の近傍にプロットが存在しない場合を False Positive、プロットの近傍に計算された位置がない場合を False Negative とした。近傍探索の範囲は、位置誤差を考慮して、2m とした。

5.3.2 評価結果 (抽出率)

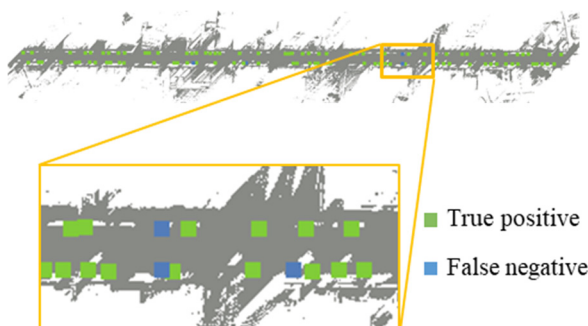
本手法による街路樹の抽出率を表 5-2 に示す。また、評価エリア全体の抽出結果を図 5-15 に示す。

表 5-2 街路樹の抽出結果

True Positive (TP)	97
False Positive (FP)	0
False Negative (FN)	5
Precision (TP/(TP+FP))	100.00
Recall (TP/(TP+FN))	95.10
F-measure (2*Precision*Recall/(Precision+Recall))	97.49



(a) 点群



(b) 抽出結果

図 5-15 実験エリアにおける街路樹抽出の可視化結果

Precision は 100%, Recall も 95.1% であり, 非常に良い抽出性能が得られた。False Negative となったのは, 図 5-16 に示すように, 駐車車両によってレーザが欠測あるいは照射点数が極端に少なくなった場合と, 図 5-17 に示すように複数樹木が 1 つの連結成分になっている場合の 2 種類であった。

後者の問題は, 断面ごとに複数の円を抽出することで解消することができる。図 5-18 を用いて説明する。この図は, 上記評価において未抽出となった, 複数の樹木が連結した箇所を横から示している。断面ごとに単一の円を抽出した場合, 抽出した円は, 図 5-18(a) に示すように 3 本の樹木の幹に分散される。このとき, どの樹木も抽出されないか, 円が最も多い樹木のみが抽出される。一方で断面ごとに複数の円を抽出した場合, 図 5-18(b) に示すように 3 本の樹木の幹に対して十分な円が抽出されていることから, 本手法が有効であるこ

とが確認できる。ただし、樹木以外の箇所も円が抽出されているように、全体に本手法を適用すると誤抽出が含まれる可能性があり、適切なしきい値の設定が必要である。これは、今後の課題としたい。

なお同様に街路樹の抽出率の定量評価を行った Michikawa ら [34] の既往研究においては、123 本の街路樹を対象に評価を行い、True Positive が 108, False Positive が 12, False Negative が 15 という結果が得られているが、本研究ではそれを上回る結果が得られている。

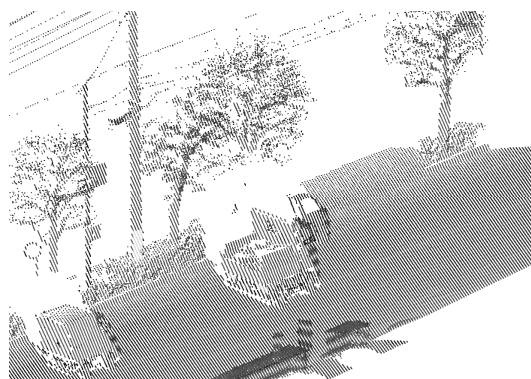


図 5-16 駐車車両によるレーザ欠測と未抽出となった街路樹の例

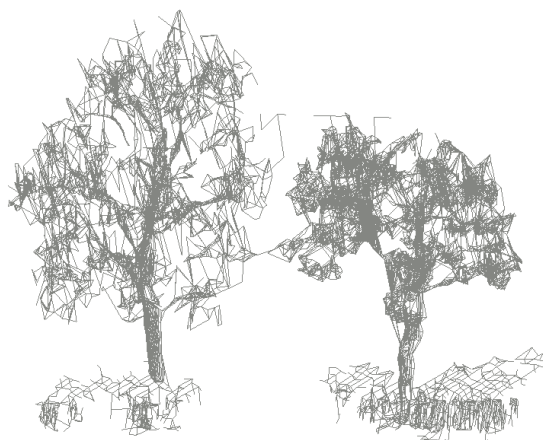
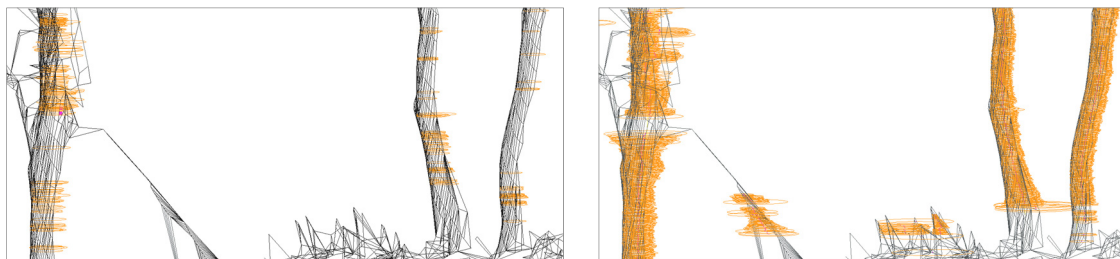


図 5-17 複数の樹木が連結している例



(a) 断面ごとに単一の円を抽出

(b) 断面ごとに複数の円を抽出

図 5-18 複数の円抽出の適用有無の比較

なお本研究では、MMS に搭載された 2 台のレーザスキャナ L と R のうち、L のレーザスキャナで計測したデータのみで評価を行った結果を示したが、R のレーザスキャナで計測したデータを使用した際の評価結果も、L とほぼ同等であった。L のレーザスキャナで欠測となった街路樹と R のレーザスキャナで欠測となった街路樹を比較したところ、他方のレーザスキャナでは、計測できたものが存在した。これは、図 5-14 のように、L のレーザスキャナと R のレーザスキャナの計測タイミングと計測方向が異なることによって、障害物による遮蔽の状況が変わったためと考えられる。そのため、統合の誤差を調整した上で、適切なタイミングで L と R のデータを統合することができれば、抽出性能の向上が見込める。これについては、今後の課題である。

5.3.3 評価結果（胸高直径）

ここで、本論文で提案するワイヤフレームの断面から胸高直径を算定する手法をワイヤ切断法と呼び、既存手法として Herrero-Huerta ら[36]による平面に投影して胸高直径を算定する手法を平面投影法と呼ぶこととする。平面投影法では、切り出す範囲(1.2m 以上 1.4m 以下や、1.0m 以上 1.6m 以下など)を指定して、その範囲内の点を 2 次元平面に投影し、その二次元平面上で RANSAC によって幹を表現する円を抽出し、胸高直径を計算する方法である。ここでは、切り出す範囲を 1.0m から 1.4m で固定した。なお、[36]に代表されるような平面投影法は、既存手法において典型的な方法である。

ワイヤ切断法（提案手法）と平面投影法（既存手法）のそれぞれを用いて算定した街路樹の胸高直径を、図 5-19 に示す。本図では、真値（実測値）を横軸、各手法による推定値を縦軸としてプロットしている。図 5-19(a)のように、ワイヤ切断法ではプロットが算定値と真値に近い形となっている。これに対して、図 5-19(b)のように、平面投影法ではばらつきが大きい結果が得られた。図 5-19(b)の表示範囲の上部にもプロット点が存在したが、値が大きく乖離しているため、表示を省略している。図 5-19 の(a)と(b)を見比べると、ワイヤ切断法によって、胸高直径の算定精度が大きく改善していることが読み取れる。

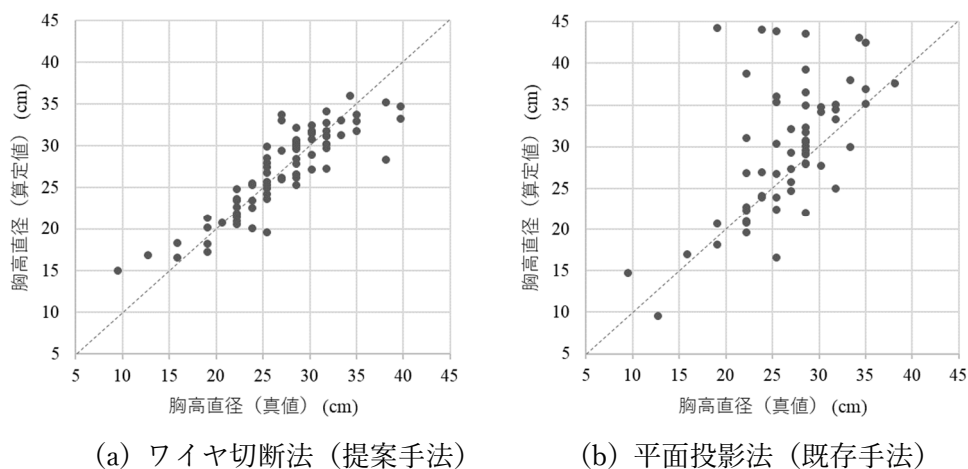


図 5-19 胸高直径のプロット結果

胸高直径の統計誤差は、表 5-3 に示す通りである。ワイヤ切断法では、平均が 2.0cm、二乗平均誤差 RMSE が 2.6cm で胸高直径を算定できている。平面投影法での算定では、平均が 17.2cm、RMSE が 47.4cm であり、ワイヤ切断法において大きく改善されていることが統計誤差からも読み取れる。なお、平面投影法では切り出し範囲を、1.0m 以上 1.4m 以下に固定せず、パラメータを調整することで精度が改善する可能性がある。しかしながら、平面投影法を提案した Herrero-Huerta ら[36]の論文内では、本研究と同じ性能のレーザスキャナを使用しており、もっとも良い条件での胸高直径の RMSE が 4.9cm と報告している。また、Forsman ら[37]の論文内では、森林内の樹木を対象に胸高直径を自動計算し、その RMSE が 3.7cm であったと報告している。これらの値も、表 5-3 に併せて示している。本研究では、それらの方法よりも高い精度で推定ができています。以上のことから、パラメータを調整した平面投影法よりも、ワイヤ切断法は精度が高く胸高直径を算定できることが示された。

表 5-3 胸高直径の統計誤差

	Average (cm)	RMSE (cm)	Max (cm)
ワイヤ切断法 (提案手法)	2.0	2.6	9.9
平面投影法 (既存手法)	17.2	47.4	351.5
既存論文での報告値 [36]	-	4.9	-
既存論文での報告値 [37]	-	3.7	-

一方で、図 5-20 に示すような支木がある場合は、支木まで含めた胸高直径が計算されてしまう。支木がある街路樹は数量が多くないため、本評価においては支木がある街路樹は評価対象から除外している。今後は、支木のある街路樹の割合が多いエリアでも適用できるよう、検討する必要がある。



図 5-20 支木を含む街路樹

5.4 まとめ

本章では、前章で提案した自動ラベリングの結果に追加の処理を施すことで、地物を高精度に抽出する方法について論じた。この方法を効果的に適用できる地物として街路樹を例に挙げ、MMS 高密度レーザスキャナで取得したデータから、街路樹の位置と胸高直径を計測する手法について提案した。実際に計測したデータを用いて評価を行った結果、102本の街路樹に対して、Precision が 100%, Recall が 95.1%という高い抽出性能が得られた。また胸高直径の推定精度は平均 2.0cm, RMSE 2.6cm であった。これらは既往研究よりも高い性能であり、自治体の街路樹の効率的な管理に寄与できる有益な結果であると言える。

今後は、本手法で未抽出となった街路樹のうち、複数の樹木が 1 つの連結成分としてつながっているケースについての対応が必要である。また、レーザの L と R を統合した抽出についても検討する必要がある。胸高直径の計算では、支木があるケースでの精度の向上に向けた検討を行う予定である。

本手法は自動ラベリングの結果を用いているので、街路樹以外の地物にも同様に適用可能である。その対象として、例えば自動ラベリングで分類した電線や建物が挙げられる。また、街路樹抽出において柱状物の抽出を行っているので、電柱や街路灯、カーブミラーなど街路樹以外の柱状物やその付属物への抽出も可能であると考えられる。

第6章 スキャンラインの正規化による地物抽出

地物によっては、4章で述べた自動ラベリングによる汎用のアプローチではなく、点群画像を利用した専用のアプローチを用いる方が有効な場合もある。本章では、地物抽出において、スキャンラインを正規化することでパラメータ調整を抑制する方法を提案する。また、提案方法によって高精度に道路縁石を抽出する方法について論じる。道路縁石は、道路に沿って連続的に存在する地物であることから、道路縁石の図化は、地図作成において大きなウェイトを占める。高精度で自動抽出できれば、地図作成の効率化に大きく寄与する。

本章では、6.1節で全体概要について触れた後、6.2節、6.3節でスキャンラインの正規化とその特性について述べ、6.4節で正規化スキャンラインを用いた縁石の検出手法を述べる。6.5節では実証実験による評価結果を論じる。

6.1 はじめに

地物の抽出には、ラスタ化による方法（例えば[43][44]など）やスキャンラインによる方法（例えば[41][45]など）が使われている。特にスキャンラインに基づく方法は有用である。この方法は、図6-1に示すように、連続的に取得される点群を連結したポリラインの形状が特徴的に変化する箇所を検出する。例えば道路縁石であれば、ポリラインの折れ曲がりや、道路縁石の段差で折れ曲がる地点として検出する。

しかし、スキャンラインに基づく手法は、スキャンラインの間隔に大きく依存する。図6-1に示すように、MMSで取得した点群では、同一のスキャンライン上では点が比較的密に並ぶが、スキャンライン間では、点の間隔が大きくなる。スキャンラインの間隔が大きくなるのは、レーザスキャナの回転数が大きい場合、パルス繰り返し周波数が小さくなる場合、車速が大きくなった場合などである。また、レーザスキャナからの距離が大きくなると、点密度が低くなる。また、レーザビームと照射された物体表面の角度によっても点密度は変化する。

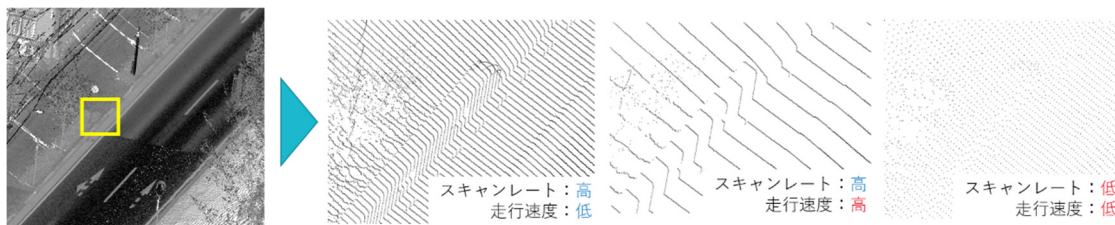


図 6-1 異なる計測条件で取得した MMS 点群

このようにスキャンラインの間隔は様々な要因で変化するのので、従来の手法を用いて安定した抽出結果を得るためには、レーザスキャナの仕様や測定条件に応じてパラメータを微調整する必要があった。

本研究ではこの課題を解決するため、様々な測定条件で得られた点群から、点群画像の隣接関係を用いて、正規化されたスキャンラインを生成する手法を提案する。提案手法では、任意の間隔でスキャンラインを生成することができるので、パラメータ調整のためのコストを抑制することができる。

6.2 スキャンラインの正規化

レーザスキャナの仕様や測定条件に応じてパラメータを変更しなくても良いように、スキャンラインの正規化を行う。正規化されたスキャンラインの作成には、MMS 点群と車両走行軌跡を入力データとして使用する。

まず図 6-2(a)に示すように、MMS 点群からメッシュモデルに変換する。次に、図 6-2(b)に示すように、MMS の軌跡に直交する面（直交断面）を等間隔で作成する。最後に、図 6-2(c)に示すように、メッシュモデルと直交断面から正規化されたスキャンラインを作成する。各ステップの詳細を以降に述べる。

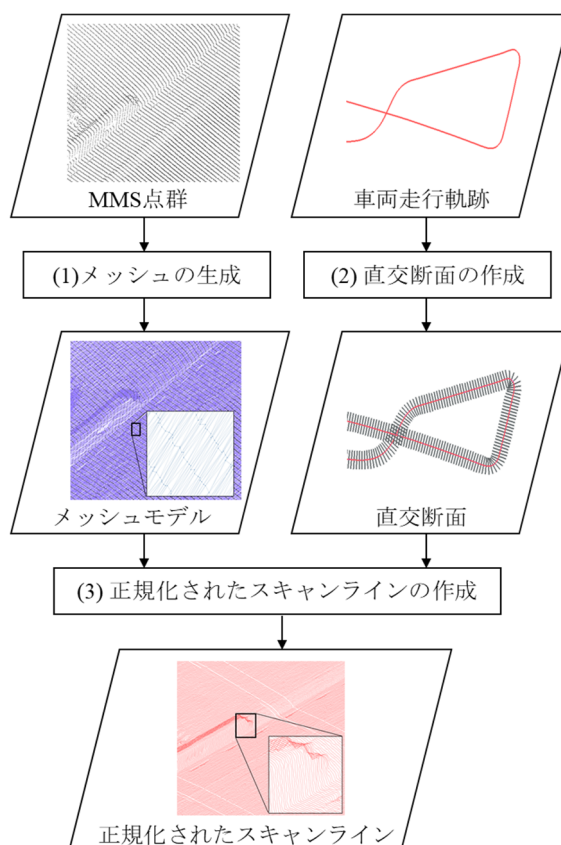


図 6-2 正規化されたスキャンラインの生成フロー

(1) メッシュの生成

後のステップにおいて、適切な補間が行えるよう、MMS 点群をメッシュモデルに変換する。MMS 点群は、スキャン方向とスキャン直角方向で点密度に偏りがあるため、点群画像を用いて変換する方法を提案する。提案手法の手順について、図 6-3 を用いて説明する。図 6-3(a)の点群画像のうち、6 画素分を抽出したものが図 6-3(b)である。各画素について、空ピクセルかどうかを判定する。図 6-3(c)では、 $(i+2, j+1)$ の画素が空ピクセルとなっている。次に、空ピクセル以外の画素について、図 6-3(d)のような三角形メッシュを作成する。ただし、三角形メッシュのいずれかの辺において、2つの画素に対応する2点の3次元距離が大きく離れている場合は、三角形メッシュを生成しないものとする。なお、3次元距離は、それぞれの画素が持つ3次元座標を用いて計算できる。この手順を点群画像の全ての画素で行うことで、メッシュモデルを作成できる。

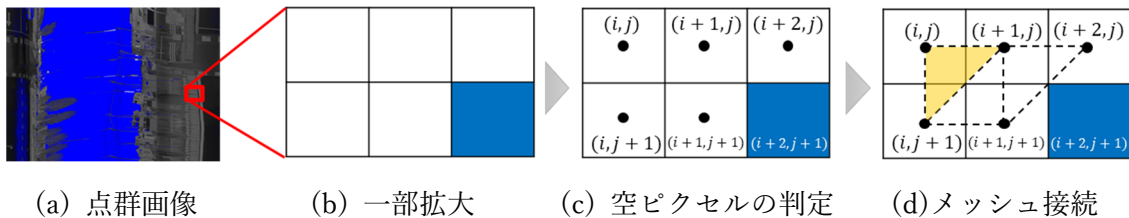


図 6-3 点群画像を用いたメッシュ生成

(2) 直交断面の作成

正規化されたスキャンラインは、走行軌跡と直交して配置される。そこで、まずその基準となる直交断面を作成する。MMS の車両走行軌跡のポリラインから、等間隔で点を抽出する。この間隔は任意に設定できる。次に、抽出した点における軌跡ポリライン方向と垂直になる面を生成する。直交断面のイメージは、図 6-4 に示す通りである。この面の間隔が正規化スキャンラインの間隔となる。

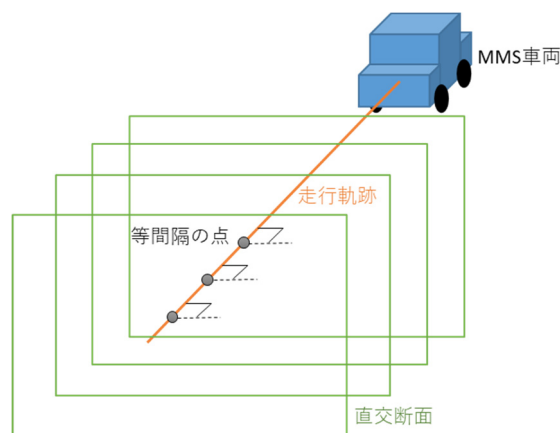
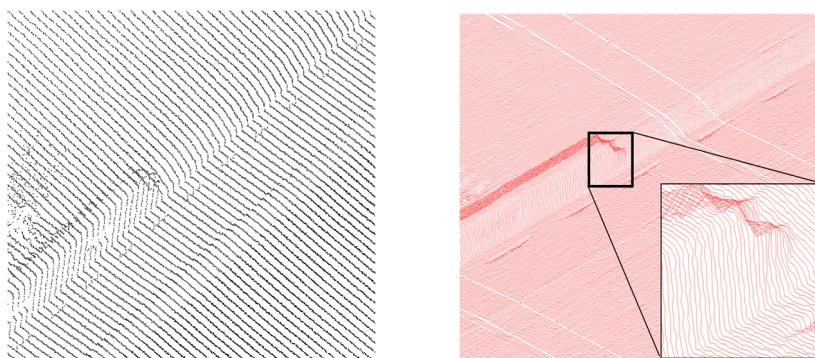


図 6-4 直交断面のイメージ

(3) 正規化されたスキャンラインの生成

(1)で得られたメッシュモデルと、(2)で得られた直交断面の交線を計算することで、正規化されたスキャンラインを得る。正規化されたスキャンラインは、メッシュの各断面平面上的線分を結んだポリラインとして表現される。これによって、図 6-5(a)で示すような点群とスキャンラインから、図 6-5(b)で示すような撮影軌跡と直交する一定間隔のスキャンラインを出力することができる。



(a) 元の点群とスキャンライン (b) 正規化されたスキャンライン

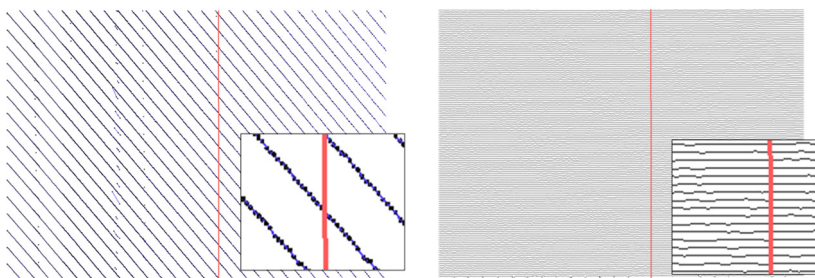
図 6-5 正規化されたスキャンラインの生成における入出力

6.3 正規化されたスキャンラインの特性

正規化されたスキャンラインは、地物検出やセグメンテーションなどにおいて有用な特性を持っている。それは、垂直特性、一定間隔のスキャンライン、点群のアップサンプリングである。以下に、それぞれの詳細を述べる。

(1) 垂直特性

正規化されたスキャンラインの方向は、レーザスキャナの設置角度に関わらず、MMSの軌跡に対して垂直になる。図 6-6 は、オリジナルのスキャンラインと正規化されたスキャンラインの上面図である。赤い線が MMS の軌跡である。本特性は、道路に沿って配置された特徴を抽出するのに有効である。



(a) オリジナルのスキャンライン (b) 正規化されたスキャンライン

図 6-6 スキャンラインの比較

(2) 一定間隔のスキャンライン

正規化されたスキャンラインの間隔は、測定条件にかかわらず任意に指定できるため、一定間隔にすることができる。このため、近傍探索や、隣接したスキャンラインを用いる処理において、パラメータの調整を省略できる。一方で、オリジナルのスキャンラインの間隔は、測定時の車速によって変化するため、パラメータ調整が都度必要となる。

(3) 点群のアップサンプリング

正規化されたスキャンラインの間隔を小さく設定することで、点密度が低い領域の点群をアップサンプリングすることができる。点密度は、計測条件に依らず、任意に設定することができる。この特性により、特徴抽出アルゴリズムの開発が容易になる。

6.4 正規化スキャンラインによる縁石の検出

本節では、正規化されたスキャンラインを用いた地物抽出について述べる。正規化されたスキャンラインが特に有効な地物は、道路縁石、側溝、ガードレール、植栽、フェンス、電線、道路標示、建物などの道路境界である。今回は道路縁石を対象とする。道路縁石は、道路縁として地図に落とし込む必要があることから、重要な道路地物の一つである。なお、縁石以外への適用については、性能評価を行っていないため、今後の検討課題である。

道路縁石の抽出手順について、図 6-7 を用いて説明する。なお、本閾値と、以降で述べる閾値やパラメータについては表 6-1 にまとめて記載している。

図 6-7(a)は、道路横断方向が横方向、高さ方向が縦方向になるように表示した断面図である。走行軌跡は、正規化されたスキャンラインの上部に位置している。

図 6-7 (b) に示すように、走行軌跡から最も近い正規化されたスキャンライン上の点をシード点とする。このシード点から、正規化されたスキャンラインに沿って高さが増える箇所を検出する。なお、この高さ変化の閾値は、抽出する縁石の高さ（縁石最小高）に基づいて設定する。本論文で使用した値は、3cm とした。高さが変化した箇所を抽出する際に、ガードレールや植生を誤って抽出することを避ける必要がある。本論文では、ガードレールや植生は縁石に比べて高い位置にあることに着目し、地面から一定以上の高さにある点を除外した。この閾値（縁石最大高）は 45cm とした。路面の高さは、MMS の軌跡からレーザスキャナ高を引くことで求めることができる。

次に、図 6-7(c)に示すように、縁石候補点を抽出する。縁石候補点の抽出対象は、前のステップで探索したスキャンライン以外も含む近傍領域である。この領域範囲の閾値は、道路延長方向に±50cm、道路直角方向に±40cm としている。

その後、図 6-7(d)に示すように、縁石候補領域から RANSAC を用いて平面を抽出する。抽出平面と点の距離の許容値は 5mm としている。縁石候補点は、縁石上面の水平部と、縁石側面の垂直部と、縁石近傍の車道箇所の水平部の計 3 箇所の平面領域を持つため、3 つ

の平面が検出された場合、それらを縁石の水平方向の2平面と垂直方向の1平面とみなすことができる。抽出した面と、鉛直軸のなす角度を計算することで、抽出した面が水平面か垂直面かそれ以外かを判別することができる。ここでは、鉛直軸から 30° 以内である平面を垂直面、 70° 以上である平面を水平面としている。

抽出した平面に、元の直交断面を追加して重ねると図6-7(e)に示す位置関係となる。そこで、水平面、垂直面、直交断面の3平面の交点を計算することで、図6-7(f)に示すような交点を得られる。これが、道路縁石の上端と下端となる。

ここまでのステップを、複数の正規化されたスキャンラインに対して実施することで、複数の交点を得られる。図6-7(g)に示すように、縁石上端の交点と縁石下端の交点をそれぞれ順番に連結することで、最終的に図6-7(h)に示すような道路縁石のポリラインを得ることができる。

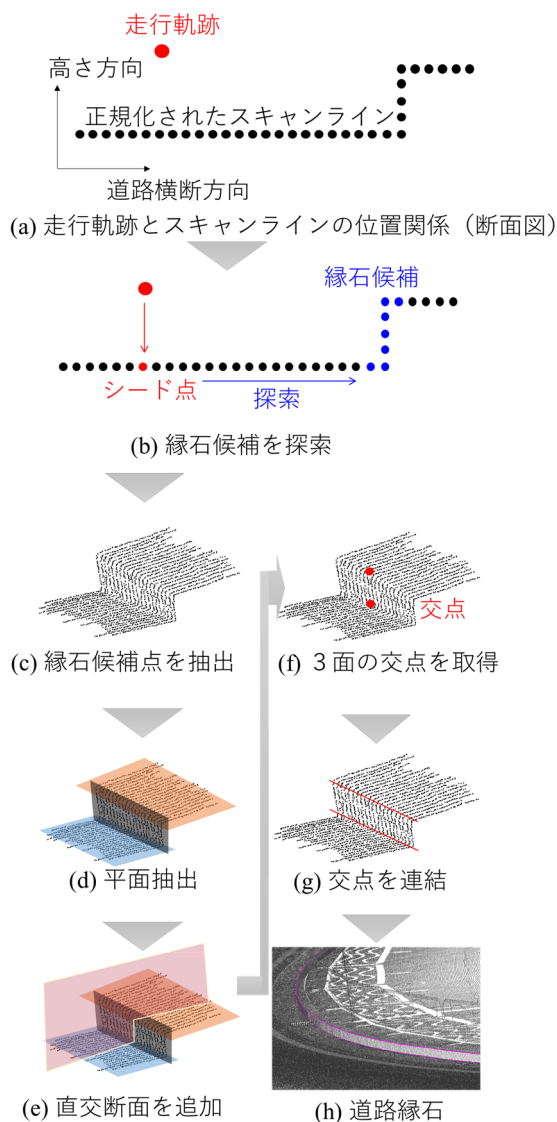


図 6-7 縁石抽出手順

表 6-1 抽出のための閾値

ステップ	パラメータ名	値
(b)	レーザスキャナ高	2.6 m
	縁石最大高（地面より）	45 cm
	縁石最小高（地面より）	3 cm
(c)	探索範囲（道路延長方向）	50 cm
	探索範囲（道路横断方向）	40 cm
(d)	抽出平面と点の距離の許容値	5 mm
	垂直面の角度（鉛直軸より）	30°
	水平面の角度（鉛直軸より）	70°
(g)	交点接続距離	2.5 m

なお、縁石部に雑草が生えているなど、障害物やノイズが含まれる場所において、図 6-10(d)のステップで平面が抽出できない箇所がスポット的に発生する場合がある。そのため、交点を連結する際には前後の点の間の距離が、設定したしきい値である 2.5m 以内であれば、連結対象とした。これによって障害物やノイズが含まれているケースにおいても、その範囲が小さければ、適切に縁石を抽出することができる。

6.5 実証実験

提案手法による縁石の抽出性能を、MMS データを用いた実証実験によって評価した。

6.5.1 評価に使用した MMS

評価には、2 種類の MMS を使用した。一つ目は Trimble 社製の MX-8 である。この MMS には、車両の左右に 2 つの VQ-250 レーザスキャナが搭載されている。レーザスキャナの仕様[60]を表 6-2 に示す。この MMS には 2 台のレーザスキャナが搭載されているが、左右のレーザスキャナの測定タイミングの違いによる測定誤差を避けるため、評価には左側のレーザスキャナのみを使用した。

二つ目は、ライカジオシステムズ社製の Leica Pegasus:Two である。この MMS には、1 台の Zoller + Fröhlich 社製レーザスキャナ Z+F Profiler 9012 が搭載されている。この MMS の外観を図 6-8 に、このスキャナの仕様[61]を表 6-3 に示す。

表 6-2 と表 6-3 の比較から分かる通り、VQ250 はより離れた対象を計測できる。一方、Z+F Profiler 9012 は、1 秒間あたりの計測点数が多く、また高精度であるという特徴を持っている。これらの性能差があるため、従来のアルゴリズムにおいて、適切にパラメータを調整する必要があった。

表 6-2 VQ250 の仕様

スキャナ名	VQ250
メーカー	RIEGL
計測可能角度	360°
最大レーザパルス	300 kHz
スキャニングレート	100 Hz
最大計測距離	300 m
計測可能距離	75 m (反射強度 10%) 200 m (反射強度 80%)
計測誤差 (150 m 先)	10 mm
角度分解能	0.001°
2 点間距離 (5m 先)	7 -15 cm (走行方向) 2 cm (直角方向)



図 6-8 MMS 外観 (Leica Pegasus:Two)

表 6-3 Z+F Profiler 9012 の仕様

スキャナ名	Z+F Profiler 9012
メーカー	Zoller + Fröhlich
回転数	200Hz
データ取得レート	1,016Hz
相対精度 (反射精度 80%,50m 以内)	0.2mm~0.98mm
取得方式	位相差
スキャン点数	最大 100 万点/秒
計測可能距離	0.3m~119m

6.5.2 計測データ

計測エリアは、東京都稲城市である。MX-8 によって同じルートで異なる車速で 2 回、Leica Pegasus:Two で 1 回、計測を行った。MX-8 の 1 回目の計測で得られた MMS 点群を点群 A、2 回目を点群 B とする。また、Leica Pegasus:Two による MMS 点群を点群 C とする。MMS の種類や計測条件の違いがあるため、点群 A、B、C は異なる箇所を持つデータとなっている。

6.5.3 評価基準

本手法について、定性評価と定量評価を行った。定性評価では、抽出された縁石を画面に表示し、縁石検出に失敗するケースについて原因を調査した。定量評価では、MMS の軌跡に沿って横断線を発生させ、点群を 2m 間隔で分割し、分割した範囲で抽出した縁石を評価した。この評価は、異なる車両、測定条件を含む 3 種類の点群に対して行った。

縁石抽出の成否は以下の基準で判断した。第一に、歩道の切り下げ部は、縁石として抽出されたかどうかに関わらず、評価の対象外とした。第二に、駐車車両や走行車両によって縁石部分が計測されていなかったとしても、縁石が検出されない場合は失敗と評価した。第三に、縁石の位置が実際のものとは異なる場合は誤抽出と評価した。

6.5.4 評価結果（定量的評価）

本手法によって、点群 A と点群 B から縁石を抽出した定量評価結果を、表 6-4 を用いて説明する。この表には Precision, Recall, F measure が示されている。点群 A と点群 B から道路縁石を抽出した精度はほぼ同じであった。違いのほとんどは、後述する路上駐車車両、並走車両によるものであり、測定時の車速や対象物までの距離による違いは見られなかった。この結果から、異なる条件下で撮影された点群からの縁石抽出において、正規化スキャンラインを用いた方法が有効であることが明らかになった。また、全体平均の F 値は 93.94% であった。4 章で述べた汎用手法である自動ラベリングの 90.81% であり、本専用手法によって抽出性能を向上させられる可能性が示された。

表 6-4 縁石抽出の定量評価結果

データ	道路左右	Precision	Recall	F measure
点群 A	左側	95.37	93.71	94.53
	右側	94.96	93.62	94.29
点群 B	左側	96.50	92.45	94.43
	右側	92.80	92.41	92.60
平均		94.89	93.01	93.94

道路の左右を比較すると、左側の抽出精度が右側の抽出精度よりも高くなっている。これは、MMS 車両が二車線道路の左側車線を走行したことにより、並走する車両が右側に多かったためである。これにより、右側の縁石の抽出率が低下したと考えられる。

6.5.5 評価結果（定性的評価）

本手法を用いて道路縁石を抽出した例を図 6-9 に示す。図 6-9(a)のように、断面図において道路縁石の上端と下端が抽出されていることが読み取れる。またこれらの抽出点を連結し、縁石のポリラインにした結果は、図 6-9(b)の通りとなる。ポリラインが縁石の形状をよく表していることが読み取れる。

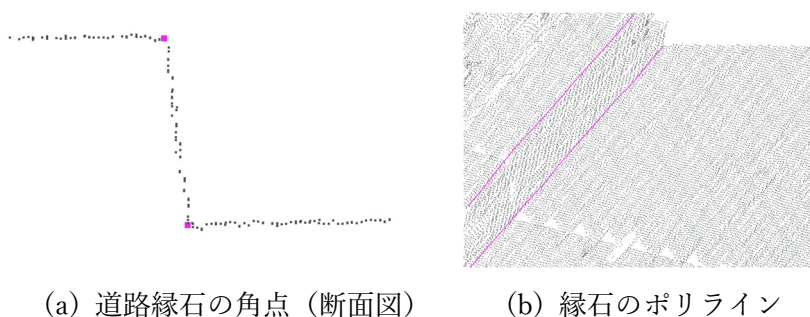


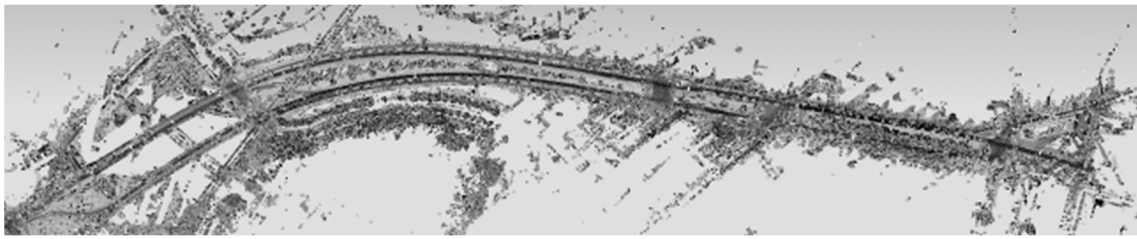
図 6-9 抽出された道路縁石

計測エリア全体における抽出結果を、図 6-10 を用いて説明する。

図 6-10(a)は、計測エリア全体の点群である。カーブや交差点を含むエリアとなっている。点群 A から縁石を抽出した結果を図 6-10(b)、点群 B から縁石を抽出した結果を図 6-10(c)、点群 C から縁石を抽出した結果を図 6-10(d)にそれぞれ示している。いずれの処理も、同一のパラメータを用いて処理を行っているが、同様の結果が得られている。

また、本手法では、図 6-11 に示すように直線区間であっても、カーブ区間であっても、縁石を安定して検出することができた。

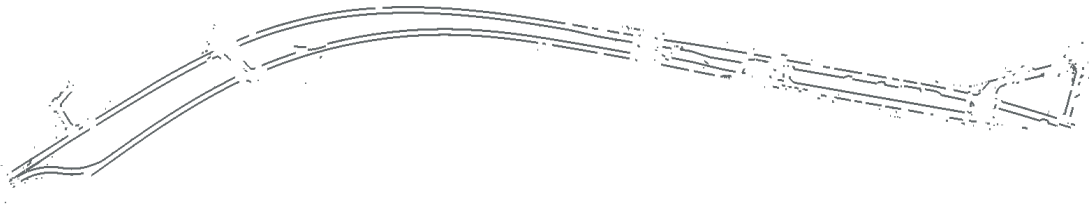
なお、点群 A と点群 B は同一日に計測しているが、点群 C は全く別の時期に計測しているため、交通状況の違いが縁石検出結果に影響を与えた。点群 C は、交差点手前の左車線において、左折待ちの車両が多く停車していた区間があった。そのため、その周辺では停車車両によって道路左側の縁石の抽出漏れが発生した。



(a) 計測エリアの点群



(b) 点群 A による縁石検出結果

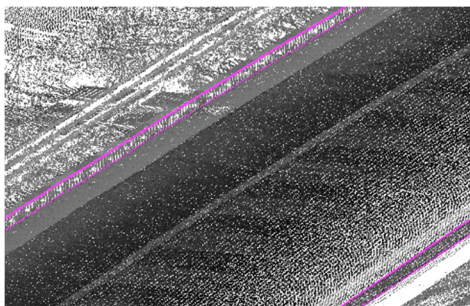


(c) 点群 B による縁石検出結果

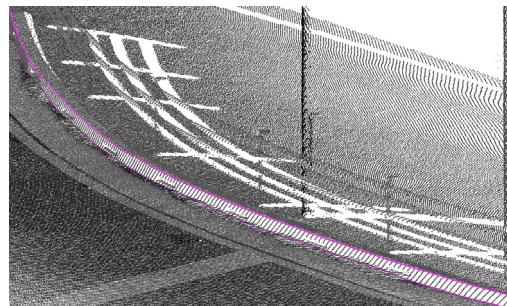


(d) 点群 C による縁石検出結果

図 6-10 異なる車両・計測環境で取得した点群からの縁石検出結果



(a) 直線箇所



(b) カーブ箇所

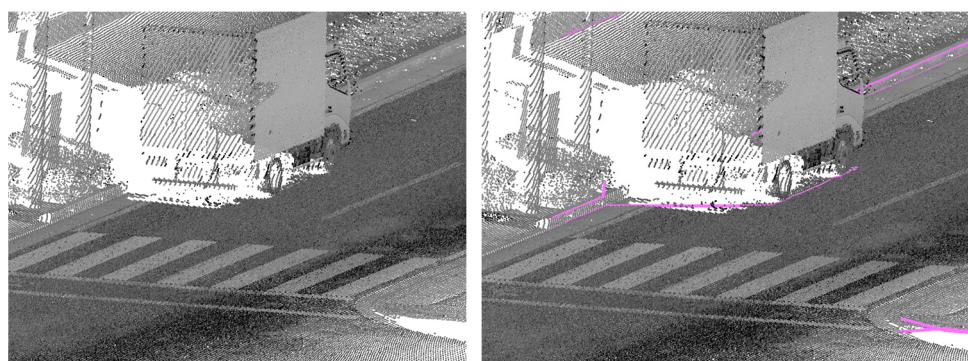
図 6-11 直線箇所とカーブ箇所の縁石検出結果

6.5.6 抽出に失敗するケースの類型化

抽出に失敗するケースを類型化した結果について述べる。失敗するケースの原因は、5つに分類された。一つ目は、車両によるオクルージョンである。二つ目は、右折・左折による未計測領域の発生である。三つ目は、縁石の小さな段差である。四つ目は、縁石以外の段差の誤抽出である。五つ目は、異なる方向からの重複した測定である。それぞれのケースの詳細を以下に説明する。

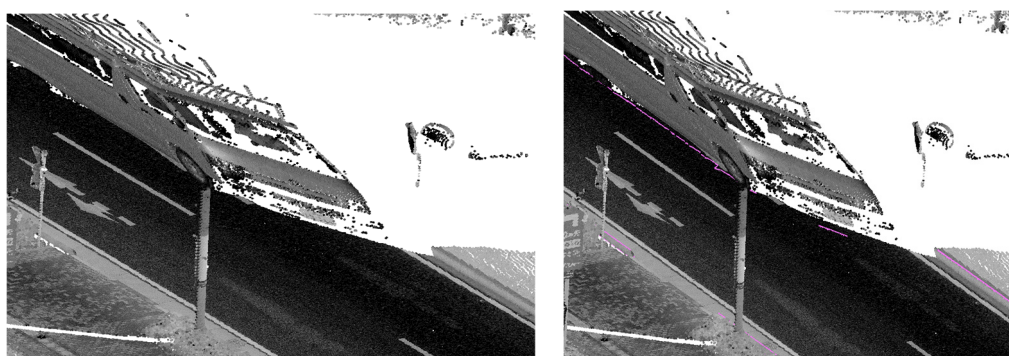
(1) 車両による遮蔽

駐車中や走行中の車両によって縁石が遮られた場合、点群の欠落が発生する。このとき、図 6-12 と図 6-13 に示すように、地面と車両の境界が縁石として誤って抽出される。図 6-12(a)は路上駐車車両の点群であり、図 6-12(b)は、点群から抽出した縁石を示している。駐車車両に遮られた縁石は検出できなかった。図 6-13(a)は、MMS と並行して走行する車両を含む点群であり、図 6-13(b)は、抽出した道路縁石を示している。遮蔽された縁石が検出されず、車両の点から誤った道路境界が検出されていることがわかる。



(a) 点群 (b) 車両境界が縁石として誤抽出された結果

図 6-12 駐車車両による縁石の誤抽出



(a) 点群 (b) 車両境界が縁石として誤抽出された結果

図 6-13 並走車両による縁石の誤抽出

(2) 交差点での計測不能領域

本評価で使用した MMS のレーザスキャナは、設置角度の関係で、図 6-14 に示すように、車両後方にレーザが照射されない死角箇所が存在する。直線的に走行している際には、ある時点で死角箇所があっても、MMS が前方に進むことで計測され、死角ではなくなる。一方、MMS が交差点などにおいて角度をつけて曲がったりターンしたりした際には、死角がそのまま計測されず、欠測となる場合がある。ターンによって欠測が発生した例を図 6-15 に示す。赤い線が MMS の軌跡を示しており、黄色の破線の部分に計測不能な領域があることがわかる。この死角に含まれている縁石は抽出することができない。

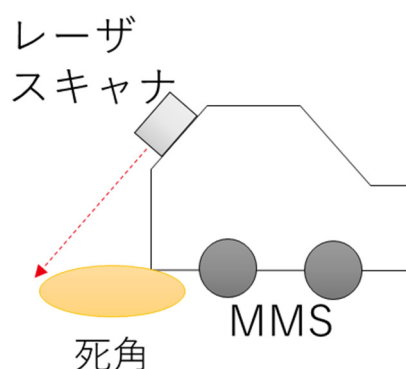


図 6-14 MMS 後方の死角

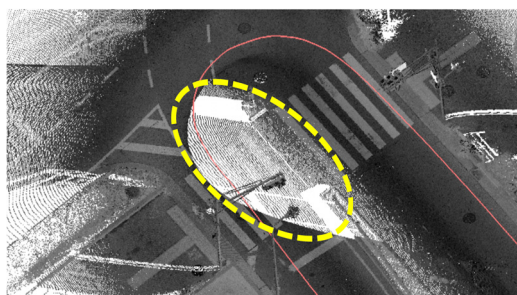


図 6-15 MMS 車両のターン時の死角によるレーザ欠測

(3) 切り下げ部

交差点や建物の入り口などでは縁石の高さが小さくなる。今回の評価では、高さの閾値を 3cm に設定しており、段差の小さい切り下げ部の縁石は検出できない場合があった。図 6-16 に段差の小さい縁石の検出成功例と失敗例を示す。本評価においては、切り下げ部は対象外としているが、切り下げ部まで含めて検出する必要がある場合、高さのしきい値をさらに小さくするなどの対応が必要である。

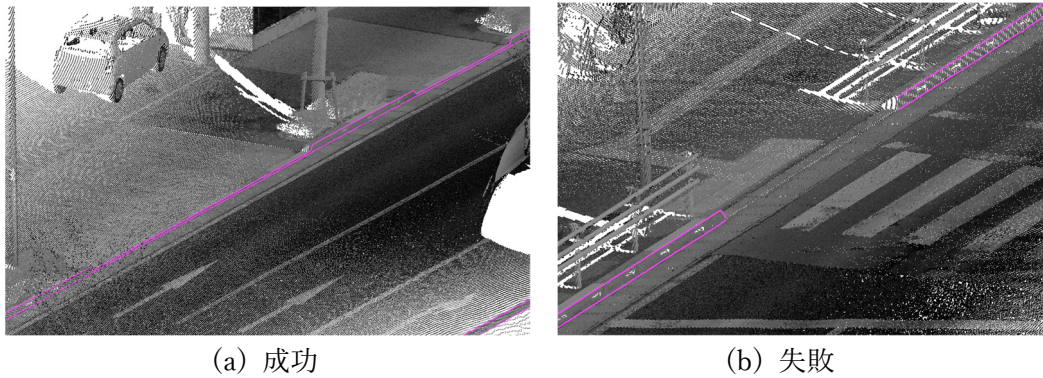


図 6-16 切り下げ部の縁石検出結果

(4) 縁石以外の段差

本手法は、段差を抽出することで縁石を抽出している。そのため、縁石と同様の段差を持つ地物である、私有地の境界線や植栽などが誤って抽出されることがあった。

(5) 重複した測定

同じ物体を異なる方向から計測すると、図 6-17(b)のようにそれぞれの点群の位置がずれることがある。このずれに起因し、本来そこはない段差があると判定されてしまう。この結果、図 6-17(a)のピンク色の線で示すように、本来縁石ではない道路中心付近が縁石として誤抽出される場合がある。

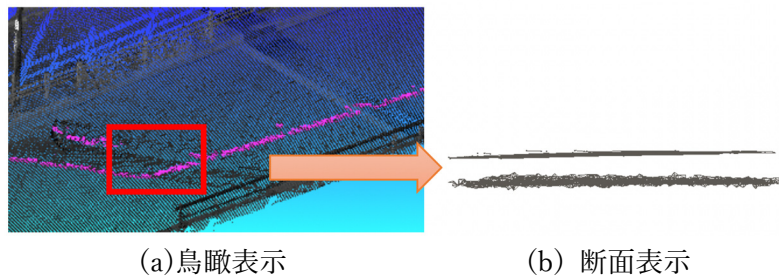


図 6-17 二重計測

6.6 まとめ

本章では、パラメータを調整することなく特徴抽出を可能にする正規化スキャンラインを提案した。本手法では、MMS 点群をメッシュモデルに変換し、直交断面とメッシュモデルとの交点として正規化されたスキャンラインを生成する。正規化されたスキャンラインの間隔は、MMS の走行速度や MMS の軌跡からの距離に関係なく、任意に設定することができる。正規化されたスキャンラインを用いて道路縁石を抽出した結果、93.94%の精度で抽出可能であることが示された。また、縁石の検出に失敗するケースの類型化も行った。今後は、今回対象外とした切り下げ部の安定した抽出についても検討する必要があると考えている。また、正規化スキャンラインを用いることで側溝、ガードレール、植栽、フェンス、

電線, 道路標示, 建物なども高精度に抽出できると考えられる. これらは本論文では検討していないので, 今後の検討課題である.

第7章 特徴が少ない地物の抽出

本章では、極端に特徴が少ない地物を抽出する方法について論じる。また、本方法を適用し、U字溝を抽出する方法を述べる。6章で代表的な道路縁である道路縁石の抽出方法について述べたが、道路縁石以外にU字溝も道路縁として用いられている。そのため地図作成においてU字溝の抽出は重要である一方、特徴が少ないことから、既存手法による自動検出は難しかった。本章の構成では、7.1節で全体概要に触れた後、7.2節でアプローチ方法、7.3節で提案手法の手順、7.4節で実証実験についてそれぞれ述べる。また7.5節では計算時間についても評価する。

7.1 はじめに

6章で述べた道路縁石は、段差になっており、形状的な特徴を用いることで抽出することができた。一方で、形状的な特徴が少ない地物としてU字溝がある。地方の小規模な道路においては、U字溝が道路縁とされている場合が多く、また道路台帳平面図の図化要素となっているため、その抽出は重要である。道路側溝として代表的なものは、図7-1に示したL字溝とU字溝である。L字溝は車道に対して切り上げ形状になっており、道路縁石と一体化されたものが多い。一方、U字溝は切り下げ形状になっており、多くの場合、図7-2に示すような蓋で溝が覆われた「蓋付きU字溝」となっている。

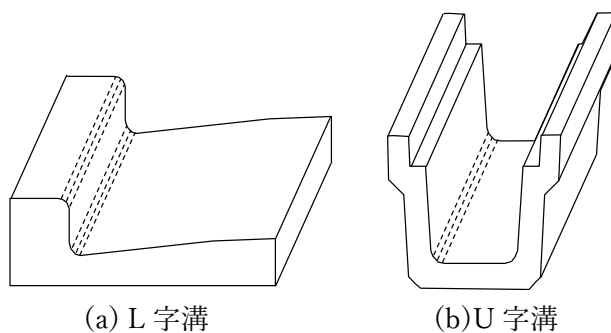


図7-1 代表的な側溝

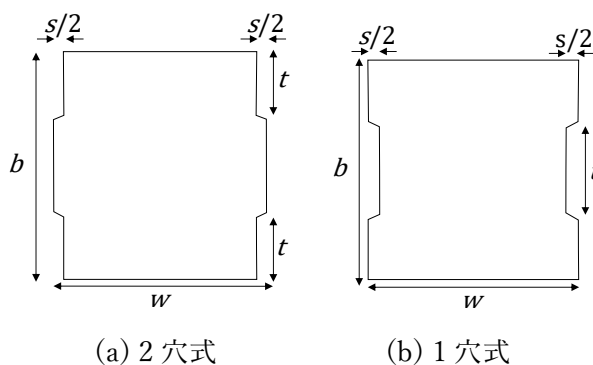


図7-2 U字溝の蓋の形式

また、実際の蓋付き U 字溝の画像を図 7-3 に示す。



図 7-3 実際の U 字溝の画像

MMS 計測データから自動で地図を作成するための研究は数多く存在する。特に道路面とほぼ同じ高さに位置する道路縁の検出においては、図-1(a) に示した道路縁石と L 字溝を自動で抽出する手法が提案されており、主に L 字溝の段差に着目して検出を行っている。

一方で、MMS データから蓋付き U 字溝を自動抽出する方法についてはこれまで研究されてこなかった。蓋付き U 字溝には、図 7-4 に示すように、L 字溝のような段差がなく、また突起物もないため、従来手法が検出の手掛かりとしてきた形状的な特徴を有していない。そのため、従来手法による自動抽出が困難であるのみならず、オペレータが点群を見ながら手動で抽出することも容易ではない。蓋付き U 字溝を自動検出するためには、従来の L 字溝検出とは異なるアプローチが必要となる。

本章では MMS を用いて蓋付き U 字溝を自動抽出し、モデリングする方法について提案する。さらに、実証実験によって提案手法の精度を評価し、その有効性を検証する。

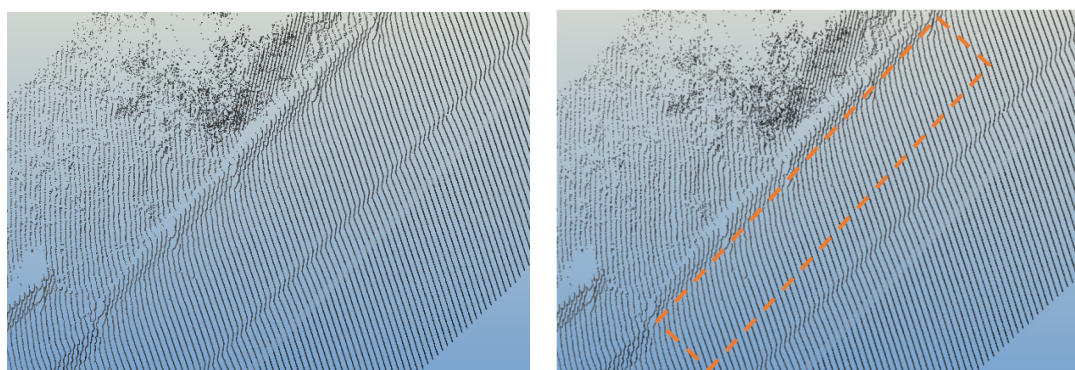


図 7-4 蓋付き U 字溝の点群（右破線枠内）

7.2 蓋付き U 字溝検出のためのアプローチ

本節では、抽出対象である蓋付き U 字溝の特徴について考察し、その特徴を踏まえた測定手法について考える。その上で、今回選定したセンサである MMS の特徴について論じる。

7.2.1 蓋付き U 字溝

蓋付き U 字溝の蓋の材質はコンクリートであり、それ以外の場所はアスファルトまたはコンクリートである。一般に、U 字溝は道路部の外側に位置している。

蓋付き U 字溝は、図 7-2 に示すように、水抜き用切り欠きと呼ばれる穴が空いている。1 穴式と 2 穴式がある。この穴の大きさは、種類によって異なっているが、おおよそ幅が 75 ～ 200mm、長さが 30 ～ 50mm である。これは、標準規格[62][63]に定められており、また、我々が実際に現地で確認した結果に基づくものである。

同一形状の蓋付き U 字溝が多数連結されて設置されるため、穴は直線状に等間隔で並んでいる。ただし、実環境においては、経年劣化などのために、蓋付き U 字溝の現況は多様である。劣化した U 字溝の例を図 7-5 に示す。U 字溝の材質はコンクリートであるが、蓋表面が変色したり、土砂や植物で覆われていたりすることもある。また、亀裂が発生していることもあるため、蓋表面は必ずしも平坦ではない。水抜き用切り欠きについても、土砂が詰まるなどで、部分的に穴が認識できないことがある。

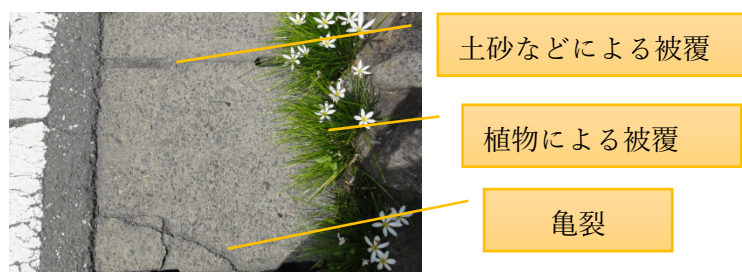


図 7-5 実環境における U 字溝の状態

7.2.2 蓋付き U 字溝の測定手段

U 字溝を測定するための手段として、現地調査、MMS が挙げられる。現地調査は、作業者が直接現地で確認する方法であり、どこに U 字溝があるかを正確に把握できる。ただし、その正確な位置を同定するには専用の機器が必要であり、また、広い範囲での計測には多大な調査時間とコストが必要なため、現実的な手段とは言えない。

これらの特徴を表 7-1 にまとめて示す。

表 7-1 蓋付き U 字溝の測定手段

現地調査	○ 確実な検出ができる ✕ 広範囲での調査は非現実的
MMS (画像)	○ 一定の条件下では検出可能 ✕ 計測環境の影響を受けやすい ✕ 正確な座標取得が難しい
MMS (レーザ)	○ 正確な座標取得ができる ○ 計測環境の影響を受けにくい ✕ 従来手法では検出困難

MMS は、道路周辺の情報を取得するための有力な手段である。MMS による計測には、画像による方法とレーザによる方法がある。U 字溝は、劣化が進んでいない場合には、道路面と明度が明確に異なるため、画像からの検出が可能である。しかし、劣化が進んだ場合や、上部が土砂で覆われた場合、画像から安定的に検出することは難しい。また、夜間は計測ができないことや、複数画像から高精度に 3 次元座標を算出することが難しいという課題がある。

MMS によるレーザ計測は、対象物の 3 次元座標を直接算出する方法であり、夜間でも計測が可能である。高密度の点群が取得できるレーザスキャナを用いれば、経年による変色が生じたり、蓋の表面が土砂で覆われた場合でも、水抜き用切り欠き穴が完全に土砂で覆われたりしていない場合であれば、この穴の有無によって識別は可能である。ただし、MMS で取得した点群から、作業者が目視により U 字溝を識別するには、3 次元ビューア上で様々な角度から点群を確認し、微小な穴を見つける操作が必要となる。そのため、MMS による点群を用いる場合には、自動抽出などにより作業者の負担を軽減する必要がある。

7.2.3 MMS とレーザスキャナ

上記の考察から、本研究では、MMS によるレーザ計測を用いて計測を行い、作業者の負荷を低減するための自動検出手法について検討を行うものとする。

本研究で用いた MMS は、Trimble 社製の MX-8 である。MX-8 は RIEGL 社製レーザスキャナ VQ250 を 2 台搭載している。VQ250 から照射されるレーザは、視野角が 360° で、毎秒 100 回転する。車両が走行することで、レーザの照射対象がシフトするため、3 次元での環境計測が可能となる。U 字溝をレーザスキャナで取得した座標を順番に接続すると、図 7-6 のようなスキャンラインが得られる。

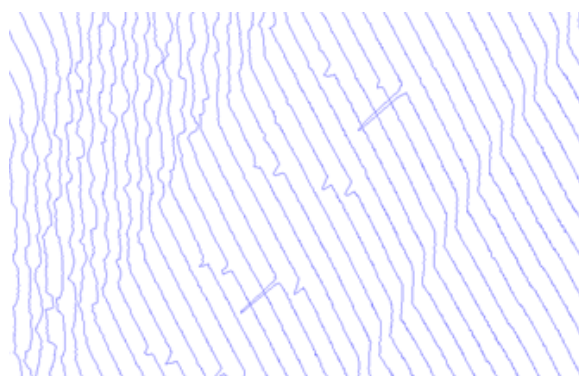


図 7-6 U 字溝部のスキャンラインの例

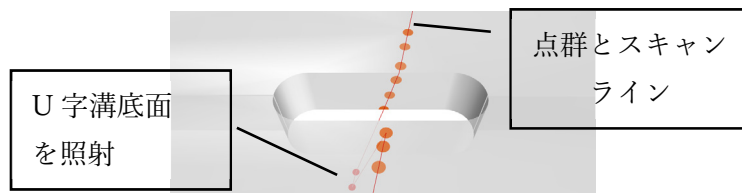
7.2.4 点群からの蓋付き U 字溝の検出

MMS で計測された点群は、座標と反射強度を持つ。反射強度とは、照射されてレーザ受光部に返ってくるレーザの強さを数値化したものであり、物体の色や材質などによって変化する。U 字溝の蓋の材質はコンクリートであり路面のアスファルトとは異なるため、反射強度に違いが出ると考えられる。しかしながら、我々が実データを用いて検証したところ、比較的新しい U 字溝の場合には、反射強度が路面よりも大きくなることが確認されたが、経年により変色した U 字溝を評価した場合には、反射強度に明確な差異を認めることはできなかった。実際には、劣化、土砂、植物などの影響で U 字溝の表面特性は多様であり、反射強度によって安定的に検出することは難しい。そこで、本研究では、座標のみを用いて U 字溝を抽出することを考える。

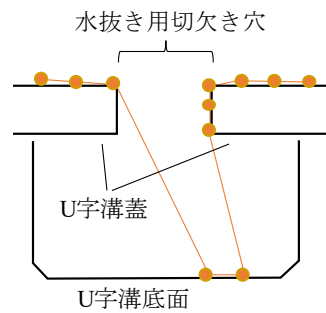
本研究では、U 字溝が道路の外縁部に存在し、同一形状の部材が多数連結されて設置されているために、水抜き用切り欠き穴がほぼ直線状に等間隔で並んでいることに着目する。この穴は、変色や土砂などによる蓋表面の特性に影響されることが少なく、また、直線状に等間隔で並ぶため、一部が塞がれていても、他の穴から補間することで、安定的に検出できることが期待できる。

近年のレーザスキャナでは最大有効測定レートが向上しており、スキャンライン上の 2 点間距離は、U 字溝の蓋の水抜き用切り欠き穴よりも十分小さい。そのため、切り欠き穴を検出することで、U 字溝をロバストに検出することが期待できる。

切り欠き穴へのレーザの照射パターンは、大きく 2 種類に分けられる。一つ目のパターンは、U 字溝の切り欠き穴から入射し、U 字溝の底面または側面に当たる場合である。以降、これをパターン 1 と呼ぶ。パターン 1 の計測点を図 7-7 に示す。図 7-7(a)は点群とスキャンラインを模式的に示した図、図 7-7 (b)は断面表示した図である。パターン 2 は、U 字溝の蓋側面までしか当たらない場合、および水抜き用切り欠き穴に土砂などが蓋の上面よりも低い高さまで堆積している場合である。ただし図 7-5 に示すような土砂の堆積で穴が完全に覆われたケースについては、本手法での抽出は困難である。パターン 2 の計測点を図 7-8 に示す。

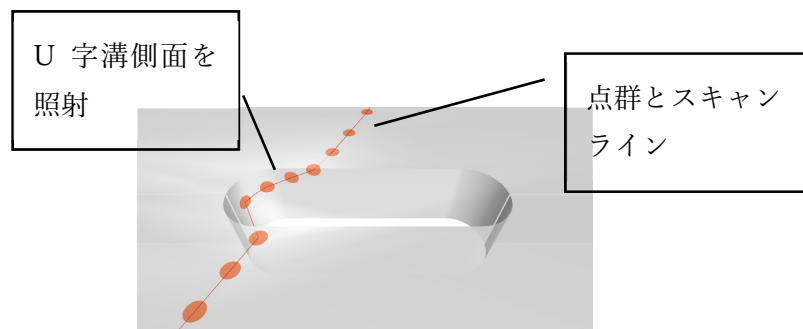


(a) 切り欠き穴の周辺の計測点

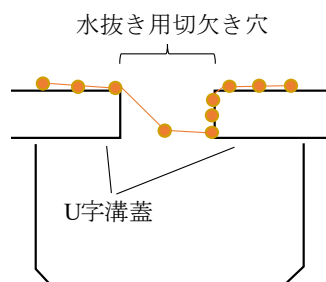


(b) 断面図

図 7-7 パターン 1 : U 字溝の蓋を通過



(a) 切り欠き穴の周辺の計測点



(b) 断面図

図 7-8 パターン 2 : U 字溝の蓋側面を照射

ただし、切り欠き穴は小さく、特徴検出に用いる点の個数は多くないため、図 7-7、図 7-8 のパターンを検出では、ノイズや異常値の影響を受けやすい。また、路面のくぼみなど、U 字溝でない対象が検出される可能性もある。このため、パターンに合致すると判定された点群に対して、U 字溝かどうかを判定するための処理が必要である。本研究では、同型の U 字溝が等間隔に配置されていることを利用する。

7.2.5 切り欠き穴検出の条件

本手法の適用にあたっては、水抜き用切り欠き穴にレーザ点が照射されなければならない。このための条件は、最大有効測定レートやセンサ設置角度などの MMS に搭載されたレーザスキャナの性能と、走行速度や U 字溝までの距離などの計測環境に依存する。通常、MMS による計測では、進行方向の点群密度を高めるために、スキャンラインが進行方向に対して斜めになるようにレーザスキャナを設置する。今回用いた MX-8 は標準的なセッティングであり、スキャンラインは、図 7-8(a) のように、切り欠き穴に対して斜めになっている。

ここで、切り欠き穴が計測できるかどうかを検討する。MX-8 は測定レートが 300 kHz、回転周波数が 100 Hz であることから、スキャナ 1 回転あたりの計測点数は 3,000 点である。よって、スキャン回転方向の計測角度ステップは 0.12° である。このことから、レーザスキャナからの垂直距離が 2.65 m、水平距離が 3 m の地点における計測点間距離は 1.27 cm と算定される。一方、今回用いた MMS によるスキャンラインと道路進行方向のなす角度は 45 度である。そのため切り欠き穴の長さが 3.0 cm の場合、スキャンラインに沿った切り欠き穴の長さはその $\sqrt{2}$ 倍の 4.24 cm となる。よって、切り欠き穴の長さが最小の 3.0 cm の場合、3~4 点が切り欠き穴に照射されると計算される。切り欠き穴の長さが最大の 5.0 cm であれば、5~6 点が照射される。

また、MMS 車両が秒速 11.1 m (時速 40 km) で走行する場合、回転周波数が 100 Hz であることから、軌跡直交方向のスキャンライン間の距離は 11.1 cm となる。切り欠き穴の幅が 11.1 cm 以上である場合、スキャンラインは切り欠き穴を少なくとも 1 回は横切る。切り欠き穴の幅が最小の 7.5 cm である場合、スキャンラインが切り欠き穴を横切る可能性は 68%程度である。しかしながら、切り欠き穴が等間隔に並んでいることから、部分的な切り欠き穴の欠測があったとしても前後の切り欠き穴の検出結果からの補間が可能である。以上のことから、切り欠き穴の安定的な検出が期待できる。

また、今回検証で用いた MX-8 以外にも、Teledyne Optech 製 Lynx SG, 3D Laser Mapping 社 (現 GeoSLAM 社) 製 StreetMapper IV についても切り欠き穴を検出可能な仕様値か検証した。これらについても、公開されている仕様値[64]であれば、切り欠き穴の検出が可能である。

7.3 提案手法

7.3.1 処理手順

本論文における提案手法の処理手順を図 7-9 に示す。まず MMS レーザ点群から道路領域の点群を抽出する (図 7-9 (a))。次に、水抜き用切り欠き穴に照射されたレーザ点を、特徴点として抽出する。2 種類の照射パターンそれぞれについて特徴点を抽出する (図 7-9 (b))。抽出された特徴点には、U 字溝以外の微小なくぼみなども含まれている。そこで、側溝が等間隔に並んでいるという条件を用いて、側溝の条件を満たす特徴点集合を側溝点として抽出する (図 7-9 (c))。最後に、側溝点から U 字溝の 3D モデルを作成する (図 7-9 (d))。以降、各ステップについて詳しく述べる。

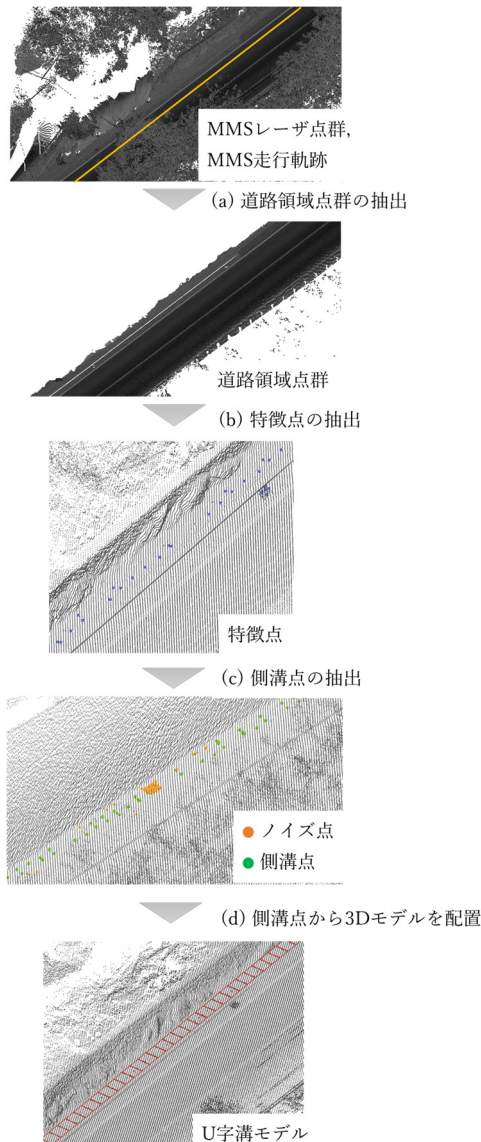


図 7-9 提案手法全体の処理手順

7.3.2 道路領域点群の抽出

MMS レーザ点群全体から、道路領域点群を抽出する。道路領域点群を抽出する手順を図 7-10 に示す。まず各点の法線ベクトルを計算する。法線ベクトルは、近傍点の座標に対して主成分分析を施し、分散が最小となる方向として算出する。また、道路面から MMS レーザスキャナまでの高さは一定であるため、MMS の走行軌跡から道路面の高さを算出できる。これらの結果から、法線ベクトルが垂直に近く、道路面の高さ付近の点を、道路領域点群とすることができる。

なお、この基準では、道路領域の凹凸がある箇所や、U 字溝内部に照射された点群は道路領域点群には含まれない可能性がある。そこで、図 7-10(b)(c) のように、スキャンラインの点列において、路面より低い位置にあり、連続する点の個数が閾値以下となる点列も道路領域点群に追加する。ここでは、連続点の個数を 5 とした。

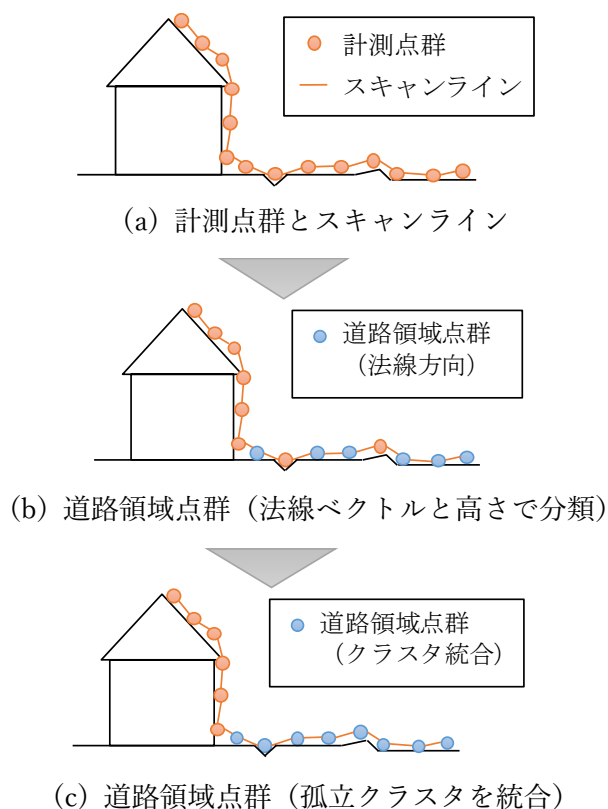


図 7-10 道路領域点群の抽出

7.3.3 特徴点の抽出

a) 特徴点の抽出

U字溝の切り欠き穴に照射された点は、特にパターン1のとき、他の箇所 비해、スキャンライン上で垂直方向と水平方向の距離が大きく変わる。スキャンラインの点列の2階差分は、直線であれば0となるが、直線からのずれが大きくなると大きな値をとる。そこで、スキャンラインの点列の2階差分によって、この特徴点を抽出する。

スキャンラインの点列を $\{p_i\}$ とし、 $p_i = \{x_i, y_i, z_i\}$ とする。このとき、点列の2階差分は、以下の式(7-1)の通りとなる。

$$p_i^{(2)} = p_{i+1} - 2p_i + p_{i-1} \quad (7-1)$$

本研究では、 h_t , z_t をそれぞれ水平、鉛直方向の閾値とすると、式(7-2)を満たす点を特徴点として抽出する。

$$\sqrt{(x_i^{(2)})^2 + (y_i^{(2)})^2} \geq h_t \quad \text{かつ} \quad |z_i^{(2)}| \geq z_t \quad (7-2)$$

一方、パターン1と比べると、パターン2は水平方向、鉛直方向ともに変化量の差が小さい。そのため、鉛直方向に関する2点先との変化量のみで抽出する。この抽出式は式(7-3)で表される。

$$|z_{i+1} - z_{i-1}| \geq z_{t2} \quad (7-3)$$

ここで、 z_i は p_i の鉛直成分、 z_{t2} は閾値である。

b) 路面上特徴点の位置の算出

抽出された特徴点は、側溝内に照射された点である。レーザが側溝に対して斜めに照射されるため、特徴点の位置は実際の切り欠き穴の位置よりも斜め下方となる。一方、抽出対象は路面上のU字溝の位置であるため、特徴点に対応した切り欠き穴付近の点（以降、路面上特徴点と呼ぶ）の位置を算出する必要がある。

算出法を図7-11に示す。図7-11(a)は、特徴点を示している。水平、鉛直方向のそれぞれで2階差分が閾値以上となる点のみを特徴点として抽出する。そのため、この例のようにU字溝内に計測点が3点照射されていたとしても、抽出される特徴点が1点のみとなることもある。

次に、図7-11(b)のように、道路領域点群を抽出した際に使用した点群の高さの中央値を z_m とするとき、特徴点付近の点群から、 z 座標が $z_m - \delta$ 以上となる点群を選択する。 δ は閾値である。その後、図7-11(c)のように、高さが閾値以上の点群の両端点を算出する。最後に、図7-11(d)のように、両端点の中点を算出し、路面上特徴点とする。

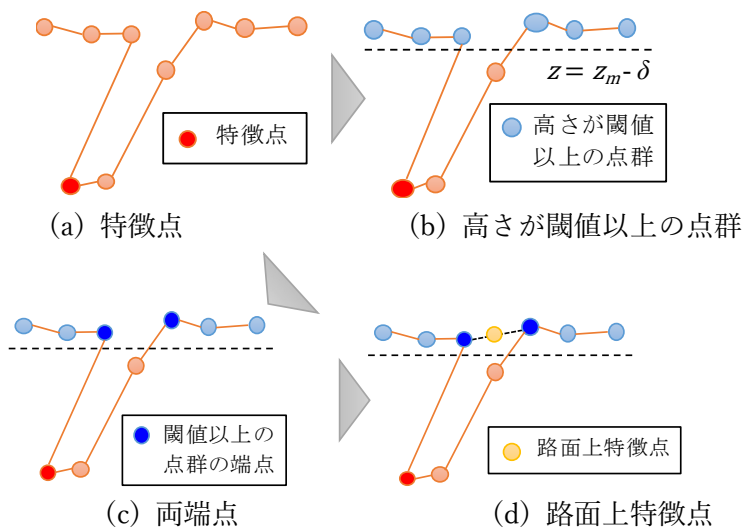


図 7-11 路面上特徴点の位置の算出

7.3.4 側溝点の抽出

a) グレーチング蓋の除外

実環境では、U字溝のコンクリート蓋以外に、鉄格子状となったグレーチング蓋が存在する。グレーチング蓋の画像を図 7-12 に示す。グレーチング蓋は、排水性・通気性・採光性・耐荷重性に優れていることから幅広い分野で使用されている[65]。グレーチング蓋は貫通穴の割合が大きいため、レーザ点も多く透過する。これによって 1 枚のグレーチング蓋において、多数の特徴点が抽出される。本研究ではコンクリート蓋を対象としているため、これらを除外する。

ここでは、路面上特徴点の各点に対して近傍探索を施し、近傍点が 25cm 以内に 8 点以上ある場合、グレーチング蓋の点として除外した。本研究で対象とする U 字溝のコンクリート蓋の水抜き用切り欠き穴の場合、同一の穴を通過するスキャンラインは走行速度にもよるが、おおよそ 1~3 本程度である。対になる切り欠き穴も考慮すると、25cm 近傍における特徴点数は多くとも 6 点程度となる。一方、グレーチング蓋の場合には、特徴点数がこれよりも著しく多くなるため、U 字溝の候補から除外することができる。なお、砂利や植物、土砂の計測点にもグレーチング蓋と同様の特徴が見られることがあり、この手法には、これらを除外する効果もある。



図 7-12 グレーチング蓋の画像

b) 等間隔に並んだ点の抽出

実際の U 字溝の蓋の配置は、道路と平行し、直線上に等間隔で並んでいることが一般的である。そのため、検出された路面上特徴点が切り欠き穴であるならば、MMS の走行軌跡に沿って等間隔に並んでいるはずである。そこで、この条件を満たす路面上特徴点の集合を側溝点とする。側溝点として取得されなかった路面上特徴点は除外する。

側溝点の算出方法を図 7-13 を用いて示す。ここで、切り欠き穴として算出された位置を c_i ($i = 1, 2, \dots$) とする。また、走行軌跡から算出された直線を L とし、 c_i から直線 L に下ろした垂線の足を q_i とする。また、U 字溝の蓋の幅を b 、長さを w 、切り欠き穴の長さを s とする。

図 7-13 は 2 穴の U 字溝を示しており、この例では c_4 , c_5 は、同じ U 字溝の組み合わせからなる対となる切り欠き穴である。このとき、直線上への投影点 q_4 , q_5 は十分近い位置となる。ここでは、式(7-4) を満たすとき、 c_i , c_j は同じ切り欠き穴、もしくは、対となる切り欠き穴とする。

$$|q_i - q_j| \leq s \quad (7-4)$$

同じ寸法の U 字溝の蓋が重なっているとき、隣り合う投影点 q_i , q_j は U 字溝の蓋の長さ w の整数倍となる。そこで、式(7-5) を満たすとき、それらを側溝点の候補とする。

$$nw - s \leq |q_i - q_j| \leq nw + s \quad (7-5)$$

ここで、 n は整数であり、切り欠き穴の欠落がなければ、 $n = 1$ である。土砂などのために切り欠き穴が検出できないときは、 n が 1 より大きい整数となる。 n の最大値をどこまで許容するかは、検出時にパラメータとして与える。

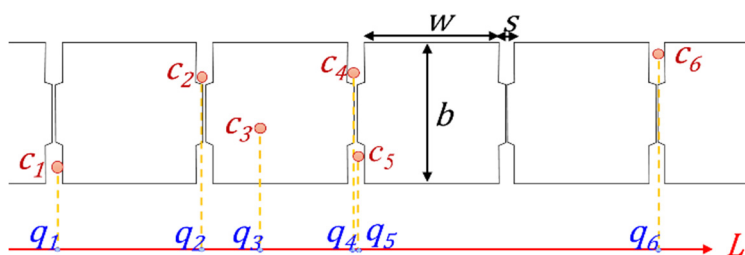


図 7-13 路面上特徴点分類の具体例

7.3.5 U 字溝の 3D モデル

U 字溝の蓋の多くは規格品であるため、切り欠き穴の位置が決まれば、その 3D モデルを配置することができる。配置する U 字溝の形状の種類については、オペレータが指定するものとする。本研究では、典型的な複数種類の U 字溝のモデルが用意されており、オペレータが地域ごとにそれらから選択できるようにしている。側溝点の検出で算出された直線に沿って、選択した U 字溝のモデルを配置する。

7.4 実証実験

7.4.1 検証データ

検証用のデータとして、東京都奥多摩町の国道411号線をMMSで計測したデータを用いる。計測時期は2018年6月である。この地域は蓋付きU字溝が多く存在する。本研究での評価対象として、特にU字溝が多く分布している2区間を用いた。この2区間の延長の合計は3.6kmである。

現地確認によって得られたU字溝のサイズを表7-2に示す。この地域におけるU字溝は、総数が3,801枚であり、穴の個数、大きさが異なる9種類のタイプが確認された。水抜き用切り欠き穴が2箇所空いているタイプ(2穴式)と1箇所空いているタイプ(1穴式)の2種類が存在し、さらに穴の長さは15~25mmで5通り、穴の幅は100~190mmで6通りが確認された。いずれの場合も、蓋の長さ w は600mmであった。

表7-2 U字溝のサイズ一覧

穴の 個数	サイズ (mm)				全体に 占める割合 (総数 3801)
	長さ w	幅 b	穴の 長さ s	穴の幅 t	
2	600	380	30	100	66.5%
2	600	440	30	105	15.6%
2	600	530	37	190	8.9%
2	600	660	30	185	4.5%
2	600	530	30	185	0.9%
2	600	380	37	110	0.3%
1	600	400	50	180	3.2%
1	600	400	30	100	0.1%
1	600	390	40	100	0.1%

7.4.2 評価方法

定量的な評価は、本手法によって抽出されたU字溝を、真値と比較することで行った。真値とは、撮影軌跡に沿ったU字溝の有無であり、現地調査によって確認した。

使用したMMSは、LレーザとRレーザの2台を搭載している。本手法はスキャンラインを使用するため、片方のレーザのみで本手法を適用することができる。本評価においては、L、Rのレーザをそれぞれ単体で評価した場合と、統合して評価した場合の比較も実施した。

評価指標は、一般的な評価指標である適合率、再現率、F値を用いた。これらの元になる値は、実際にU字溝が存在し、かつ本手法によってU字溝があると判断された場合をTrue Positive、U字溝が存在せず、かつU字溝がないと判断された場合をTrue Negative、U字溝が存在せず、かつU字溝があると判断された場合をFalse Positive、U字溝が存在し、か

つ U 字溝がないと判断された場合を False Negative として算定した。

抽出の際に使用したパラメータ値の一覧を表 7-3 に示す。抽出に使用したパラメータは一つ目の区間のデータに基づいて、実際に U 字溝に照射されたレーザ点群とそれ以外のレーザ点群を定量的に比較することで実験的に決定した。二つ目の区間では、パラメータ値の汎用性を評価するため、一つ目の区間で決定したパラメータ値をそのまま使用した。

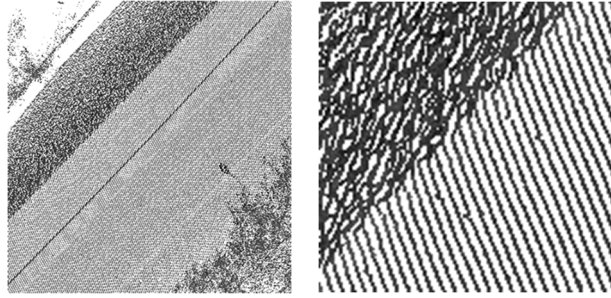
なおこれらの閾値に関して、 n の最大値、切り欠き穴の長さ s については、本研究では、ほとんどの U 字溝に当てはまる典型的な数値を用いている。ただし、これに当てはまらない地域があれば、U 字溝の連続性や U 字溝のサイズに応じて閾値を調整する必要がある。それ以外の閾値については、本研究で用いたレーザスキャナの諸元を基準に決定している。従って、同一のレーザスキャナを搭載した MMS であれば、同じ閾値を適用できる。ただし異なる仕様のレーザスキャナの場合には、スキャンラインの間隔や点間隔が異なるため、それに合わせて閾値を調整する必要がある。

表 7-3 パラメータ値の一覧

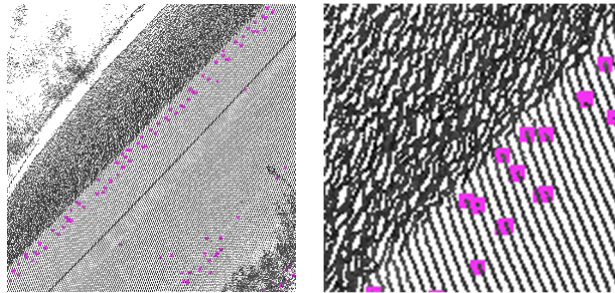
水平からの法線方向 (度)	88.2
MMS 高さ (m)	2.65 ± 1.5
道路領域連結閾値 (点)	5
h_t (m)	0.02
z_t (m)	0.01
z_{t2} (m)	0.1
n の最大値	5
路面上特徴点の閾値 δ (m)	0.1
グレーチング判定の探索範囲 (m)	0.25
グレーチングと判定する最小点数	8
切り欠き穴の長さ s (m)	0.04

7.4.3 結果と考察

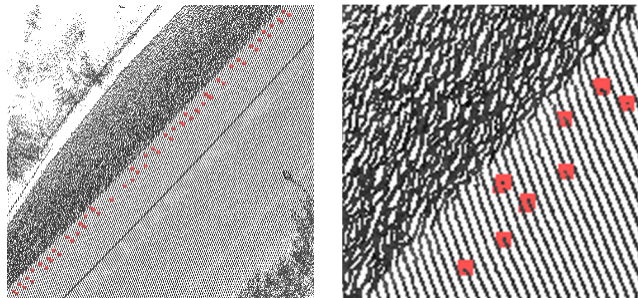
MMS レーザ点群データと、本手法によって U 字溝を自動抽出・モデリングした結果を図 7-14 に示す。図 7-14(a)が入力した点群である。図 7-14(b)において特徴点が過抽出されているが、図 7-14(c)の分類処理において誤検出点が適切に除外されている。図 7-14(d)において最終的に適切な位置に U 字溝がモデリングされている。モデルの位置については、目視での検証により、適切な位置に配置されていることを確認した。なお、この確認方法は、現状においてオペレータが目視によって点群から U 字溝を検出していることに基づいている。モデル位置の定量的な評価については今後の課題である。



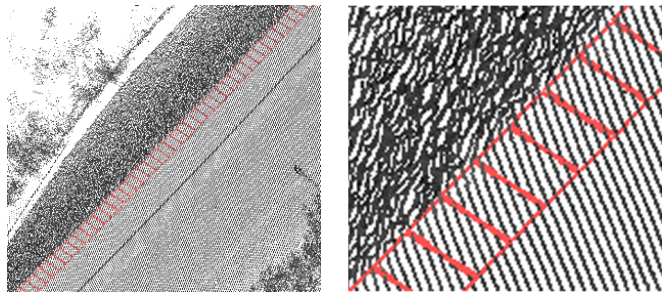
(a) 点群データ



(b) 特徴点抽出結果



(c) 特徴点分類結果



(d) モデリング結果

図 7-14 U字溝のモデリング結果

抽出された U 字溝蓋の枚数と割合について定量的に評価した結果を表 7-4 に示す。本手法による全体の適合率は 77.4%，再現率は 81.2%，F 値は 79.3%であった。また、表 7-4 では区間ごとに算出した値も示している。区間 1 の再現率は 81.9%，区間 2 の再現率は 80.0%であり、ほぼ同等の値である。一方、適合率は区間ごとに若干の差が出ており、区間 2 の適合率が劣る結果となった。これは、区間 2 において U 字溝に類似した微細な段差が長距離に渡って存在し、それらが U 字溝として認識されたことが原因であった。

表 7-4 評価結果

	区間 1	区間 2	全区間
True Positive (TP)	1,994	1,094	3,088
True Negative (TN)	527	676	1,203
False Positive (FP)	513	387	900
False Negative (FN)	440	273	713
実際の数量 (TP+FN)	2,434	1,367	3,801
適合率(TP/(TP+FP))	79.5	73.9	77.4
再現率(TP/(TP+FN))	81.9	80.0	81.2
F 値	80.7	76.8	79.3

また、全区間について、より道路縁に近い L レーザのみで評価を行った場合と、R レーザで抽出・分類を行った場合と、L レーザと R レーザのそれぞれで抽出した結果を統合して分類した場合について併せて評価を行った。その定量評価結果を、表 7-5 に示す。

表 7-5 L レーザ, R レーザ, LR 統合での評価結果

	L レーザ	R レーザ	LR 統合
True Positive (TP)	3,088	2,870	3499
True Negative (TN)	1203	1065	718
False Positive (FP)	900	1038	1385
False Negative (FN)	713	931	302
実際の数量 (TP+FN)	3,801	3,801	3,801
適合率(TP/(TP+FP))	77.4	73.4	71.6
再現率(TP/(TP+FN))	81.2	75.5	92.1
F 値	79.3	74.5	80.6

L レーザ単独や LR 統合において 80%前後の F 値が得られている。特に LR 統合では True Positive の数量が増えていることが確認できる。これは、L または R 単独では照射できなかつた切り欠き穴に対し、LR 統合では補間しあうことで、抽出できたケースが増えたためと

考えられる。しかしながら False Positive の数量も増えてしまっているため、今後は誤抽出の低減の検討が必要である。一方で R レーザ単独では、やや性能が低下した。これは、対象エリアにおける U 字溝は、走行方向に対して左側に集中していたことから、より U 字溝から離れた配置の R レーザにおいて抽出率が低下したためと考えられる。

抽出されなかった U 字溝の例を図 7-15 に示す。未抽出の原因として最も多かったのは、図 7-15(a)(b)(c)に示したような植物や土砂による被覆であった。本手法は、水抜き用切り欠き穴に照射されたレーザ点を抽出するため、穴の形状が取れない本ケースは抽出が困難である。このような未抽出の連続する枚数が、設定した閾値未満であれば、水抜き用切り欠き穴が等間隔に並んでいるという条件を用いて補間する。一方、閾値以上であれば、その区間には切り欠き穴が存在しないと見なす。

また、同一のパターンが連続しているという条件を満たさない図 7-16 のようなケースにおいても、検出性能が低下した。



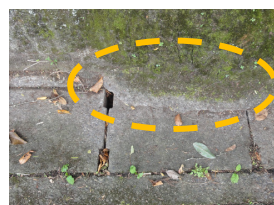
(a) 落ち葉による被覆



(b) 土砂堆積による被覆



(c) 植物繁茂による被覆



(d) 斜面補強モルタルのせり出し

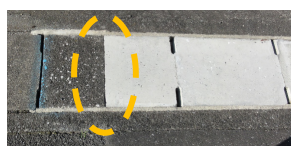
図 7-15 穴が隠れているため抽出されなかった U 字溝の例



(a) U 字溝間に生じた隙間



(b) 木材埋め込み



(c) 切断された蓋のつなぎ合わせ

図 7-16 位置・サイズが不規則なため抽出されなかった U 字溝

図 7-17 は、車道と U 字溝の距離が大きいため、穴に十分なレーザが当たらず、抽出できなかったケースである。図 7-17 内の両矢印で示した区間の距離は 3.5m であり、MMS 車両からの距離は約 5m である。この区間においては、MMS 車両からの距離が 3.8m 以内の U 字溝であれば検出できている。

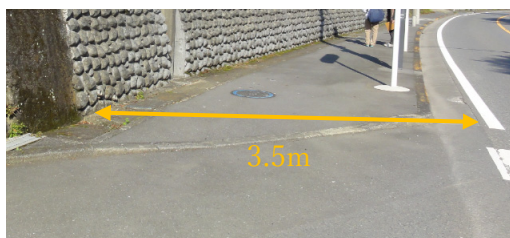


図 7-17 車道からの距離が大きいため抽出されなかった U 字溝

一方、False Positive と判定された数量、すなわち誤抽出された U 字溝数は 900 枚であった。誤抽出された U 字溝の例を図 7-18 に示す。図 7-18(a)に示すような歩道と民地の境界付近の縁石跡と見られる地物は、長さが U 字溝とほぼ同一で、かつ地物間には微細な段差やくぼみが存在する。そのため、この地物が U 字溝として誤抽出された。図 7-18(b)に示した砂利や、図 7-18(c)に示した道路に沿って継続的に存在する段差も、微細な段差が U 字溝として認識され、誤抽出された。



(a) 等間隔にくぼみがある地物 (b) 砂利 (c) 継続的に段差が存在

図 7-18 誤って U 字溝として抽出された地物

7.5 計算時間の評価

本処理にあたっては、U 字溝の種類を指定するオペレーションを除き、対象地域の U 字溝の蓋の長さがわかっているならば、自動的に処理が行える。後処理では未抽出の U 字溝の手動追加と誤検出の除外が必要であるが、追加は自動抽出の差分のみであるため作業量が削減され、除外は追加に比べて作業に要する手間が小さい。そのためトータルでの作業量は、全て手動処理の場合と比べて大幅な削減が期待できる。

点群データ 1 ファイル (レーザ点群数 300 万点、計測距離 174m) あたりの処理に要した時間を表 7-6 に示す。これを換算すると、1 日での MMS 計測距離を 20km としたとき、処

理に要する時間は約 44 分であるため、十分実用的な処理時間と言える。なお、処理時間計測に用いた PC は、CPU が Intel Core i5-7600K @3.80GHz × 4、メモリ 62.8GiB、OS Ubuntu 16.04 LTS 64bit である。

表 7-6 処理時間 (単位: 秒)

ファイル読み込み	4.78
候補点の抽出	18.26
候補点の分類～モデリング	0.17
合計	23.20

7.6 まとめ

本章では、MMS レーザを用いて、特徴が少ないものの抽出ニーズが高い地物である U 字溝を自動抽出する方法を検討した。本方法は、スキャンラインに沿って U 字溝の水抜き用切り欠き穴に照射された点を抽出し、それが等間隔に並んでいる条件を踏まえて分類するものである。実証実験を通じて、本手法による適合率、再現率、F 値はそれぞれ 77.4%、81.2%、79.3%であることを示した。また 300 万点あたりの処理時間は 23.2 秒であり、実環境中の U 字溝が抽出可能であることを示した。本結果は、本手法が十分実用的であることを示しているため、本手法の早期実用化が可能である。これにより手動図化が自動化され、図化に要する労力やコストの削減が期待できる。

なお、本研究では、同一地域の複数の区間において評価を行い、その有効性の検証を行った。今後はさらに別の地域のデータを用いて、蓋付き U 字溝の形状や、閾値設定の妥当性について検証する必要がある。また、モデリング位置や種別の定性的な評価についても今後検証する必要がある。

特徴が少ない地物として、U 字溝以外にも、マンホールや段差のない歩道などがある。これらはいずれも特徴が少なく、微細な段差や材質の違いを検出する必要があることから、提案手法と同様のアプローチによる抽出が必要となる。これについては、今後の検討課題である。

第8章 疎な点群からの地物抽出

本章では、点密度が十分に得られない場合、すなわち疎な点群からの地物抽出方法について論じる。提案方法は、対象物の初期位置や形状などの事前知識を用いることで、点密度が低い場合でも適切に地物を抽出することを考える。本章では、この方法を用いて、MMS 点群から道路標識の位置を高精度に求め、その有効性を確認する。

本章では、8.1 節で全体概要に触れた後、8.2 節で道路標識の概要、8.3 節で提案手法の内容について述べる。また 8.4 節では実証実験とその結果について述べる。

8.1 はじめに

疎な点群の場合、4 章で述べた手法を用いても、対象とする地物に十分な MMS 点群が照射されないなどの理由で、実用において十分な精度が得られなかった。この課題は、特に、高速道路などで MMS が高速に走行している場合に顕著である。そこで本章では、この課題を解決するために、事前知識を用いる方法を提案する。本方法で用いる事前知識は、カメラ画像からの情報と、形状に関するテンプレートの 2 種類である。それぞれについて説明する。

MMS にはカメラが搭載されており、点群と合わせて、カメラ画像も取得できる。カメラ画像には色の情報が含まれており、MMS 点群からは得られない情報を得ることができる。特に近年では、深層学習を用いた画像からの地物抽出が活発に研究されている。カメラのみで図化を行う場合、複数の視点から撮影した画像を使い、前方交会法によって 3 次元座標を取得する。この方法は、ステレオ計測と呼ばれる。しかし、この方法では、奥行き方向の誤差が大きくなりやすく、地物の位置とサイズのそれぞれにおいて、誤差が大きくなる。そこで本研究では、カメラ画像によって取得した地物の位置を初期位置として用いて、MMS 点群によって、図化の精度を高めることを考える。

また、規格化された地物においては、取得対象の地物の形状やサイズを事前にテンプレートとして準備することができる。道路標識を例にとると、道路標識の形状とサイズは規格化されているため、想定される標識の形状・サイズのテンプレートを用意しておき、フィットするものを選択することで、点密度が低い場合でも適切に道路標識を抽出することができる。本章では、提案方法を用いて高速道路沿いの道路標識の抽出を行う。

道路標識は、規制指示や案内によって円滑な交通を実現するために、国や地方自治体、公安委員会によって設置・管理されている。このため、国や地方自治体が管理する地図には、道路標識の位置も地図上に表現する必要がある。また、運転時における規制や指示を示すことから、自動運転用地図においても欠くことのできない図化要素である。しかしながら、道路標識の面積は小さいため、特に高速走行の場合に、標識面上の点群が疎らになり、標識の位置やサイズの同定は容易ではないという問題がある。そこで、本手法を適用することで、疎な点から道路標識の位置とサイズの同定を試みる。

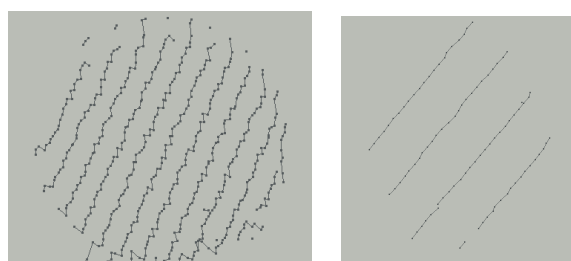
8.2 道路標識について

8.2.1 道路標識の図化における課題

道路標識を図化する際は、特に道路台帳図や自動運転用の地図においては、道路標識に記載された内容を読み取り、種別を分類する必要がある。種別の判別には、カメラ画像が適しているが、ステレオ画像による位置算出では、十分な精度を得ることができない。高精度な位置算出のためには、MMS 点群が利用できることが望ましい。

しかしながら、道路標識は面積が小さいため、道路標識に照射される点が疎らなことが問題となる。特に高速道路では MMS が高速で走行しながら計測しているため、スキャンライン間の間隔が広がる。図 8-1 は一般道における低速走行時の MMS 点群と、高速道路における高速走行時の MMS 点群を比較表示している。図 8-1(b)において、スキャンラインの間隔が 2 倍以上開いている。MMS 点群は、スキャン方向には十分密であるが、その直交方向は極端に疎らになるという特徴がある。既往研究では、このような性質の点群に対応することは想定されていない。

実用的な要求に応えるには、図 8-1(b)のような点群であっても、十分な精度で位置やサイズの算出ができることが求められる。図 8-1(b)に示すような疎な点群から、対象物の形状を正確に推定することは難しい。そこで、本研究では、画像認識によって、対象物が標識であることがわかっていることを前提として、この課題に対応する方法を検討する。



(a) 低速走行時

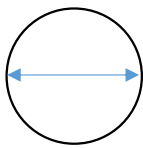

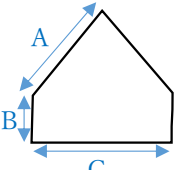
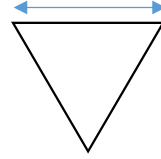
(b) 高速走行時

図 8-1 道路標識を照射した MMS 点群とスキャンライン

8.2.2 道路標識の形状とサイズ

道路標識の形状とサイズは、表 8-1 に示すように規格化されている [66]。例えば円形の標識の直径は 400mm, 600mm, 900mm, 1200mm のいずれかと決められており、直径が 500mm や 1000mm の円形標識は基本的に存在しない。稀に、規格外の標識も存在するが、数量はごくわずかである。そのため、事前知識として規格形状・サイズのテンプレートを用意しておき、MMS 点群にフィッティングさせることができれば、点密度が低い MMS 点群であっても、適切に道路標識を抽出することが期待できる。

表 8-1 道路標識の寸法 (単位: cm)

形状	円	正方形	五角形	逆三角形	
寸法基準	直径	一辺	A×B×C	一辺	
図示					
倍率	2/3	40	60	40×13.3×40	53.3
	1.0	60	90	60×20×60	80
	1.5	90	135	90×30×90	120
	2.0	120	180	120×40×120	160

8.3 提案手法

本論文で提案する方法は、スキャンラインごとに点群をグルーピングし、そのグループの平面方向を点群から求め、その平面上でテンプレートを当てはめた際の位置評価スコアと種別評価スコアによって道路標識の位置と種別・サイズを決定するものである。提案手法の具体的な手順を、図 8-2 を用いて説明する。

(1) 道路標識テンプレートの用意

道路標識の形状・サイズのテンプレートを用意する。テンプレートの例として、直径 60cm の円、1 辺 90cm の正方形などである。日本の道路標識の形状とサイズは、規格によって細かく決められているため、事前にテンプレートを作成することが有効である。

(2) 反射強度が高い点群の抽出

道路標識の表面は、ガラスビーズが敷き詰められているタイプのものが多い。これは、車のフロントライトで照射したときに照射元の方に光を反射し、視認性を高めるためである。このため、道路標識を照射した MMS 点群の反射強度も通常より高くなる。そこで、図 8-2(a) に示すように、道路標識の候補として、反射強度が高い点群のみを抽出する。なお、反射強度は物体の材質に依存したレーザの跳ね返りの強さによる影響が大きい。物体への照射角度による減衰もあるが、道路標識は反射強度が極端に高いので、角度は大きな影響を与えない。また、道路標識は車両と正対するよう設置されているので、照射角度が浅くなることはほとんどない。

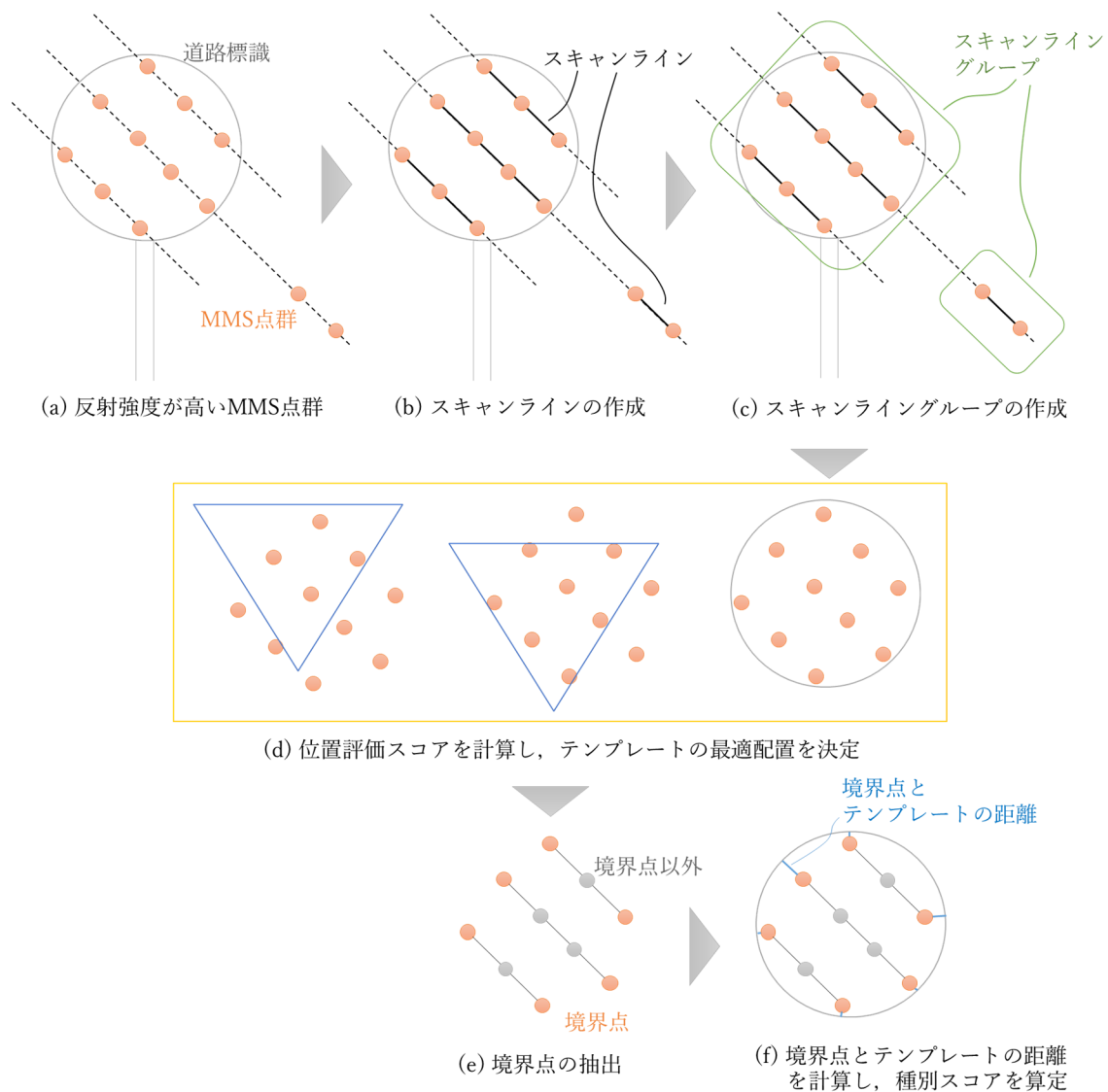


図 8-2 標識抽出の手順

(3) スキャンラインへの変換

前のステップの MMS 点群を、点群の持つ GPS 時刻情報を用いて順番に接続し、ポリラインであるスキャンラインに変換する。ポリラインとして接続するのは、点間距離が十分小さい場合のみとする。この結果、図 8-2(b)に示すようなスキャンラインを得ることができる。

(4) スキャンライングループの作成

点群画像の近接情報を用いることで、図 8-2(c)に示すようなスキャンライングループを作成する。グルーピングのルールは2つある。一つ目は、スキャンラインの向きがほぼ同じであること、二つ目は、ライン間の距離が小さいことである。これらはいずれも、道路標識

のような平面構造であることを表す特徴である。

(5) 近似平面の計算

標識の近似平面を計算するために、スキャンライングループの構成頂点について、主成分分析を行う。第一主成分と第二主成分を含む平面を、そのグループの近似平面とする。

(6) 最適配置の決定

ステップ 1 で定義したテンプレートから 1 つを選択し、ステップ 4 で計算した近似平面上に配置する。テンプレートの配置位置は、位置評価スコアが最大となるように設定する。位置評価スコアは、グループに属する各点について、配置したテンプレートの内側にあるときにスコアを+1 し、外側にあるときにスコアを-1 とすることで計算する。

図 8-2(d) 左は、逆三角形のテンプレートを配置した状態を示している。テンプレートの内側に 4 点、テンプレートの外側に 6 点あるため、このスコアは-2 となる。同じテンプレートで配置を変えたものが図 8-2(d)中央である。このとき、スコアは $7-3=4$ となる。スコアが最大となる配置であるため、このテンプレートについてはこの配置を最適とする。この操作をすべてのテンプレートに適用する。たとえば、円形のテンプレートを選択した場合、図 8-2(d)右のような配置のときに、スコアが 10 で最大となる。どのテンプレートを採用するかは、次のステップで行う。

(7) 標識種別とサイズの決定

もっとも正しいと考えられる標識種別とサイズを、種別スコアを計算することによって決定する。種別スコアは、以下の手順で計算する。

まず、図 8-2(e)に示すように、スキャンラインの端点を境界点とする。次に、図 8-2(f)に示すように、すべての境界点についてテンプレートの境界線との距離 d を計算する。その後、距離が閾値以下であれば最大値が 1 になるように補正された相対 2 乗誤差を、距離が閾値以上であれば 1 を個別種別スコアとする。個別種別スコアの総和を種別スコアとする。数式で表すと、種別スコア s は以下の式(8-1)で計算できる。

$$s = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\min(d, d_{th})}{d_{th}} \right\}^2 \quad (8.1)$$

ここで、 d は距離、 d_{th} は距離の閾値、 n は境界点の総数である。

最後に、すべてのテンプレートに関して種別スコアを算出する。種別スコアが最小となるテンプレートの種別とサイズを、このグループが表している道路標識の種別とサイズとして決定する。

8.4 実証実験

8.4.1 評価方法

本手法の評価を行うために、MMS で走行して取得したデータから道路標識の抽出を行なった。使用した MMS は、Trimble 社製の MX-8 である。対象とした道路標識は、日本国内の、あるエリアに含まれる道路標識 135 基である。このエリアの大部分は高速道路または自動車専用道路である。

初期位置は、MMS に搭載されたカメラによる画像から取得した。2 枚の画像上で道路標識の位置を計測するステレオ計測によって、道路標識の 3 次元座標を取得することができる。ただし、この方法は奥行き方向の誤差が大きくなりやすいため、あくまで初期位置とする。なお、カメラ画像から道路標識を取得する際に、標識のサイズと種別もあわせて取得する。

点群は、画像から抽出された道路標識を用いて取り出す。ここでは、画像から算出された初期位置を中心とした半径 3m の 2 次元の円を作成する。この円の内側の MMS 点群を、道路標識を抽出するための点群とする。我々の予備実験では、真位置からの初期位置のずれは大きくとも 2m 程度であったため、半径 3m の円で MMS 点群を切り出すことで、点群に道路標識を含めることができる。

本手法は、事前にカメラ画像から道路標識を抽出している。カメラ画像からは、ステレオ計測によって初期位置が算出できるが、それ以外にも、カメラ画像から、形状タイプやサイズを算出することが可能である。道路標識のサイズについては、飛び飛びの値を取るため、カメラ画像からの算出精度が低いことは大きな問題にはならない。

ここでは、点群からの標識抽出において、カメラ画像から抽出される情報が以下の 3 パターンであると仮定して、手法の評価を行なった。

- (1) カメラ画像から道路標識の初期位置のみが算出されており、点群からは、正確な位置、形状、サイズを算出する。
- (2) カメラ画像から道路標識の初期位置と形状が算出されており、点群からは、正確な位置、サイズを算出する。
- (3) カメラ画像から道路標識の初期位置、形状、サイズが抽出されており、点群からは、正確な位置のみを算出する。

なお、評価は、点群から自動抽出した結果が正しい位置・形状・サイズであるかどうかは、点群と抽出形状を比較して、目視で確認した。

8.4.2 評価結果

抽出結果は、表 8-2 に示す通りである。

表 8-2 道路標識の抽出結果 (全数：135 基)

条件	抽出に成功した数量	割合
(1) 初期位置	114	84.4%
(2) 初期位置+形状	120	88.9%
(3) 初期位置+形状+サイズ	130	96.3%

初期位置に加え、形状、サイズまで指定した場合を含めると、96.3%の道路標識を正しく抽出することができている。これは、実用においても十分な精度である。初期位置のみの場合は、抽出成功割合は84.4%にとどまった。これは、複数標識が近接して存在する場合に混同した場合、または円形とひし形のように近い形状が混同した場合などが主な要因であった。

なお、抽出に失敗したケースは、図 8-3 に示すように、複数の標識が近接しているため、本来分離されるはずのスキャンライングループが 1 つに結合していることで、正しく抽出できなかった場合などであった。このようなケースにおいても、適切に道路標識を抽出する方法としては、複数の標識として出現するパターンをテンプレートに追加する対応が考えられる。



(a) 画像

(b) 点群とスキャンライン

図 8-3 複数の標識が 1 つのスキャンライングループと誤認識された例

8.5 まとめ

本章では、事前知識としてカメラ画像とテンプレートを用いることで、疎な点群から地物を抽出する方法を論じた。提案方法を用いて、道路標識位置の 3 次元座標を、高精度に算定することを試みた。本方法は、カメラ画像から初期位置、形状、サイズを取得した上で、テンプレートを用いてフィッティングを行う。そのため既往研究では検討の対象外であった点密度が低いケースでも適切に抽出することができる。実証実験によって、初期位置、形状、

サイズを指定することで96.3%の道路標識を正しく抽出できることを確認した。

点群密度が低い状態で地物抽出が必要となるケースとして、道路標識以外にも、MMS車両が高速で走行する高速道路沿いのガードレールや柵、街路灯などの地物がある。これらの地物においても、本章で提案した手法の適用が期待できる。

第9章 結論

本論文では、地図作成効率化のための MMS 点群の構造化方法と、それをを用いた地物の抽出方法について包括的に検討した。本章では、本研究の総括と今後の課題について述べる。

9.1 本研究のまとめ

3章の点群の構造化では、3次元の点群を構造化して、点群画像を構築する手法を提案した。この手法は、本論文で提案する点群処理手法の基盤となるものである。得られた結論は、以下の通りである。

- (1) MMS 点群を構造化し、点群画像を構築する手法として、以下の手法を提案した。
 - ・ MMS の走行軌跡を基軸とした軌跡ベースの点群画像の生成手法を提案した。それにより、端部で地物が切断されることのない点群画像が生成できることを示した。
 - ・ 可逆点群画像によって、隣接関係を保持し、かつ損失のない点群画像の生成手法を提案した。それにより、点群と画素との間で、重複のない対応付けが実現できることを示した。
- (2) 本手法を、本論文で提案する点群処理手法の基盤技術として用いることにより、点群画像が MMS 点群処理において有効であることを示した。
- (3) 軌跡ベースの点群画像を用いることによって、手動図化を支援する手法について示した。また、実証実験によって、本手法が、手動図化の効率化に有効であることを示した。

4章の MMS 点群の自動ラベリングに適した点群特徴量では、MMS 点群の自動ラベリングに適した、機械学習のための点群特徴量を提案した。得られた結論は以下の通りである。

- (1) 既往研究で提案されたマルチスケール特徴量に加え、MMS 固有の特徴量と、点群画像にセマンティックセグメンテーションを行った際の間特徴量を新たに提案した。これらの特徴量を用いることで、85%以上のラベリング性能が得られ、これらの特徴量が自動ラベリングに有効であることが示された。
- (2) 地物ごとの抽出性能は十分に高く、図化支援に利用可能である。一方で、実用的な品質として求められる 90% の精度には届いていないため、現状では、オペレータによる確認作業が必要か、もしくは、専用の処理を導入して精度を高めることが必要である。

5章の自動ラベリングをベースとした地物抽出では、MMS 点群から街路樹の位置と胸高直径を取得する手法を提案した。得られた結論は以下の通りである。

- (1) 4章のラベリングでは、街路樹の幹部分に建物が混同したことにより、十分な精度が得られなかった。そこで、ラベリング結果に追加処理として点群画像によるワイヤフレイ

ム変換と水平切断面への円フィッティングを行うことで、分類性能を向上させる方法を示した。実証実験では、102本の街路樹に対して、Precisionが100%、Recallが95.1%という高い抽出性能が得られた。

- (2) 胸高直径の算定において、ワイヤ切断法を提案した。提案手法による推定精度は平均2.0cm、RMSE 2.6cmであり、既往手法よりも高い性能が得られた。

6章のスキャンラインの正規化による地物抽出では、図化で重要となる道路縁の検出のために、スキャンラインを正規化する手法と、それを用いて縁石を安定して検出する手法を提案した。得られた結論は以下の通りである。

- (1) 正規化されたスキャンラインを生成することで、従来は必要であったパラメータ調整をすることなく、道路縁石を安定して抽出できることを示した。
- (2) 本手法では適切に抽出できないケースを類型化し、車両による遮蔽、交差点での計測不能、切り下げ部、縁石以外の段差の誤抽出、重複した測定によるものがあることを明らかにした。

7章の特徴が少ない地物の抽出では、形状的な特徴が少ない蓋付きのU字溝を道路縁として検出する方法を提案した。得られた結論は以下の通りである。

- (1) 本論文では、U字溝の蓋に空いた水抜き用切り欠き穴に照射された点を抽出し、さらに蓋が等間隔に並んでいるという事前知識を用いることで抽出精度を向上させる手法を提案した。
- (2) U字溝が多く存在する道路において実証実験を行い、単一のレーザーでF-measureが79.3%、2台のレーザーでF-measureが80.6%という抽出性能が得られた。
- (3) 本手法では適切に抽出できないケースとして、植物や土砂などにより水抜き用切り欠き穴が覆われた場合、U字溝間の隙間などにより連続性がない場合、車道から離れている場合、砂利や連続的な段差がある場合があることを明らかにした。

8章の疎な点群からの地物抽出では、事前知識を用いることで高速走行時などの点群密度が低い状態においても地物を抽出する方法を提案し、自動運転や、円滑な交通のために欠かせない道路標識の正確な位置を取得した。得られた結論は以下の通りである。

- (1) 提案手法は、大まかな位置と種別はカメラ画像から取得し、テンプレートを用いてフィッティングを行うものである。テンプレートを用いるため、既往研究では検討の対象外であった点密度が低いケースでも適切に抽出することができた。
- (2) 実証実験によって、初期位置、形状、サイズを指定することで96.3%の道路標識を正しく抽出できることを示した。

本論文において、地物抽出のために提案した手法の根幹となる考え方は、補間と事前知識の2つである。5章で述べた点群画像を用いたワイヤフレームや、6章で述べたスキャンラインの正規化は、点群を適切な近傍に基づいて補間することで得られている。そしてその適切な近傍は、レーザスキャナがどのように点群を取得しているかの事前知識を踏まえている。また7章で述べたU字溝の連続性や、8章の道路標識の形状やサイズは、その地物に対する事前知識を与えることで性能を向上することができている。これらのことから、本論文では対象としていない地物についても、レーザスキャナと対象地物を踏まえた適切な補間と事前知識の活用によって、同様に抽出性能の向上が期待できる。

9.2 今後の課題

本論文で十分に議論ができなかった点を、今後の課題として挙げる。

(1) 図化オペレータの支援

3章で、点群画像を用いて手動図化を効率化する方法を論じた。しかしながら、信号など、点群画像からの認識が難しい地物もある。将来的には、点群画像に含まれる歪みを補正するなどの方法で可視性を高めるなど、認識性能を向上させる工夫が必要である。

(2) 機械学習における精度向上

4章で述べた機械学習において、既往手法と比べて良い精度が得られているが、十分に実用的な精度とまでは言えない。そのため、学習データの追加、特徴量の見直しなどによる、さらなる精度向上が望まれる。

(3) 専用処理における精度向上

機械学習における精度向上と同様の理由で、5～8章で述べた専用手法においても、さらなる精度向上が望まれる。例えば、街路樹の抽出と胸高直径算定において、円フィッティング以外に楕円フィッティングも含めることで、より精度を向上させられる可能性がある。

また、本論文では対象外としているが、相補的な地物抽出方法も考えられる。例えば道路面の抽出結果を用いて道路縁石の抽出性能を向上させるなどである。このような方法についても精度向上のために検討が望まれる。

(4) 地物対象の拡大

本論文では、地物抽出において、支木のある街路樹を対象外とするなど、対象を制限していた。地物対象を拡大することで、地図作成のさらなる効率化が期待できる。具体的には、以下の対象拡大が考えられる。

- ・ 支木を含む街路樹：本論文において、街路樹では、支木があるケースにおいて胸高直径を正しく算定できなかった。事前に支木の有無を判定するなどの検討が必要である。
- ・ 道路縁石の切り下げ部：本論文において、車道と歩道の段差が小さくなる切り下げ部は、自動抽出の対象外としていた。段差が小さい場合でも適用できる手法の検討が望まれる。
- ・ 複数隣接した道路標識：本論文において、複数の標識が隣接しているケースでは抽出が難しかった。複数標識を抽出可能なテンプレートの追加が必要である。

(5) 汎用化

本論文で提案した手法の実用性は、実証実験によって評価を行った。しかしながら実証実験では限られたエリアで行っているため、汎用化の検討が必要である。例えば、街路樹の抽出性能を評価した際には、街路樹の種別はハナミズキのみであったので、他の樹種についても同様の性能で抽出できるか評価が必要である。

(6) 点群と画像の融合

本論文では、MMS 点群を点群画像によって構造化し、地物を抽出する手法について論じた。一方で、MMS に搭載されたカメラによる画像を融合する手法については検討していない。カメラ画像は色情報を保持しており、地物によっては抽出において非常に有効である。カメラ画像を構造化し、点群画像と融合することができれば、カメラ画像の色情報を付加した、より高精度な地物抽出が実現する可能性がある。

(7) 複数レーザスキャナへの対応

複数のレーザスキャナに対応した点群の構造化が、長期的な視点で見たときの課題である。本論文で提案した点群画像は、単一のレーザスキャナで取得した MMS 点群を構造化・可視化することができる。しかしながら、本論文でも取り扱った MX-8 をはじめとして、2 台のレーザスキャナを搭載した MMS も多い。また、往復走行をした場合や、同一箇所を複数回走行した場合などにおいても、複数のレーザスキャナによる MMS 点群が存在する。現状では、それぞれの点群画像から別々に地物を抽出した後、結合するなどの対応をしているが、構造化の時点で結合をすることができれば、より安定した地図作成が期待できる。これによって、複数のデータや複数のスキャナによるデータを統合する、データフュージョン・センサフュージョンという考え方に発展的につながる可能性がある。

参考文献

- [1] 国土地理院 Web サイト, <https://www.gsi.go.jp/common/000134409.pdf>, 2021 年 8 月
アクセス
- [2] 国際航業株式会社：事業紹介パンフレット
- [3] Hernández, J., Marcotegui, B. Point cloud segmentation towards urban ground modeling.
In Proceedings of the 2009 Joint Urban Remote Sensing Event, 1-5.
- [4] Hernández, J., Marcotegui, B. Filtering of artifacts and pavement segmentation from
mobile lidar data. In Proceedings of the 2009 ISPRS Workshop on Laser Scanning.
- [5] Serna, A., Marcotegui, B. Detection, segmentation and classification of 3D urban objects
using mathematical morphology and supervised learning. ISPRS J. Photogramm. Remote
Sens. 2014, 93, 243–255.
- [6] Serna, A., Marcotegui, B. Urban accessibility diagnosis from mobile laser scanning data.
ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2013, 84, 23–32.
- [7] Yang, B., Wei, Z., Li, Q., Li, J. Automated extraction of street-scene objects from mobile
lidar point clouds. Int. J. Remote Sens. 2012, 33, 5839–5861.
- [8] Xu, S., Wang, R., Zheng, H. Road Curb Extraction from Mobile LiDAR Point Clouds.
IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2017, 55, 996–1009.
- [9] Yang, B., Liu, Y., Dong, Z., Liang, F., Li, B., Peng, X. 3D local feature BKD to extract
road information from mobile laser scanning point clouds. ISPRS J. Photogramm. Remote
Sens. 2017, 130, 329–343.
- [10] Yang, B., Dong, Z., Liu, Y., Liang, F., Wang, Y. Computing multiple aggregation levels
and contextual features for road facilities recognition using mobile laser scanning data.
ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2017, 126, 180–194.
- [11] Jon Louis Bentley, 1975, Multidimensional binary search trees used for associative
searchin, Commun. ACM 18, 9, 509-517.
- [12] Cheng, M., Zhang, H., Wang, C., Li, J. Extraction and classification of road markings
using mobile laser scanning point clouds. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote
Sens. 2017, 10, 1182–1196.
- [13] Markus, S., 2016. Potree: Rendering Large Point Clouds in Web Browsers, Diploma
Thesis.
- [14] Armonicos Web サイト , [https://www.armonicos.co.jp/mgr/wp-
content/uploads/2020/03/ClassNK-PEERLESS_2019_1_VersionUp_News_Jp.pdf](https://www.armonicos.co.jp/mgr/wp-content/uploads/2020/03/ClassNK-PEERLESS_2019_1_VersionUp_News_Jp.pdf) ,
2021 年 8 月アクセス
- [15] Vallet, B., Brédif, M., Serna, A., Marcotegui, B., Paparoditis, N., 2015.

- TerraMobilita/iQmulus Urban Point Cloud Analysis Benchmark. *Computers & Graphics*, 49.
- [16] Kohira, K. and Masuda, H., 2017. Point-cloud compression for vehicle-based mobile mapping systems using portable network graphics. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, IV-2/W4, 99-106.
- [17] Bremer, M., Wichmann, V., Rutzinger, M., 2013. Eigenvalue and graph-based object extraction from mobile laser scanning point clouds. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 2013, 5, W2.
- [18] Weinmann, M., Jutzi, B., Mallet, C., Weinmann, M., 2017. Geometric Features and Their Relevance for 3D Point Cloud Classification. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, IV-1/W1, 157-164.
- [19] Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning*, Vol.45, 5-32.
- [20] Qi, C.R., Su, H., Mo, K., Guibas, L.J., 2017. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- [21] Loic, L., Martin S., 2018. Large-scale Point Cloud Semantic Segmentation with Superpoint Graphs, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- [22] Alexandre B., 2020. ConvPoint: Continuous convolutions for point cloud processing. *Computers & Graphics*, Vol.88, 24-34.
- [23] Hackel, T., Savinov, N., Ladicky, L., Wegner, J. D., Schindler, K., Pollefeys, M., 2017. SEMANTIC3D.NET: A new large-scale point cloud classification benchmark, *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-1-W1, 91-98.
- [24] Roynard, X., Deschaud, J.E., Goulette, F., 2018. Paris-Lille-3D: A large and high-quality ground-truth urban point cloud dataset for automatic segmentation and classification. *The International Journal of Robotics Research*, 37, 6, 545-557.
- [25] 蘇しゅう, 中野一也, 白井正孝, 大伴真吾, 2020. 機械学習を用いた MMS 点群データから道路地物の抽出について. *日本写真測量学会令和 2 年度秋季学術講演会発表論文集*, 89-90.
- [26] Weinmann, M., 2019. Semantic Segmentation of Dense Point Clouds. *2nd International Workshop Point Cloud Processing*.
- [27] Chen, X., Ma, H., Wan, J., Li, B., Xia, T., 2017. Multi-view 3D Object Detection Network for Autonomous Driving. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 6526-6534.
- [28] Qi, C.R., Liu, W., Wu, C., Su, H., Guibas, L.J., 2018. Frustum Pointnets for 3D Object Detection from RGB-D Data. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 918-927.

- [29] Dralle, K. and Rudemo, M., 1996. Stem number estimation by kernel smoothing of aerial photos. *Canadian Journal of Forest Research*, 26(7), 1228-1236.
- [30] Olofsson, K., Holmgren, J. and Olsson, H., 2014: Tree stem and height measurements using terrestrial laser scanning and the RANSAC algorithm. *Remote Sens.*, 6 (2014), 4323-4344.
- [31] Pitkänen, T. P., Raunonen, P. and Kangas, A., 2019. Measuring stem diameters with TLS in boreal forests by complementary fitting procedure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 294-306.
- [32] Fischler, M. A. and Bolles, R. C., 1981. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, 381-395.
- [33] Weinmann, M., Mallet, C. and Brédif, M., 2017. A Classification-Segmentation Framework for the Detection of Individual Trees in Dense MMS Point Cloud Data Acquired in Urban Areas. *Remote Sens.*, 9-277.
- [34] Michikawa, T., Moriwaki, K., Yabuki, N., Fukuda, T., Motamedi, A., Hara, K. and Kurimoto, S., 2015. Automatic Extraction of Roadside Trees from MMS Data Using Minimum Spanning Tree, The 9th international symposium on Mobile Mapping Technology.
- [35] Fukano, K. and Masuda, H., 2015. Detection and Classification of Pole-like Objects from Mobile Mapping Data, *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, II-3/W5, 57-64.
- [36] Herrero-Huerta, M., Lindenbergh, R. and Rodríguez-González, P., 2018. Automatic tree parameter extraction by a Mobile LiDAR System in an urban context. *PLOS ONE*, 13(4), e0196004, 1-23.
- [37] Forsman M, Holmgren J and Olofsson K., 2016. Tree Stem Diameter Estimation from Mobile Laser Scanning Using Line-Wise Intensity-Based Clustering. *Forests* 2016,7,206.
- [38] Xu, S., Wang, R. and Zheng, H., 2017. Road curb extraction from mobile LiDAR point clouds, *IEEE Geosci. Remote Sens.*, Vol. 2, 996-1009.
- [39] 久保大輔, 石川貴一朗, 天野嘉春, 2018. MMS データからの縁石車両出入口部の認識 [第二報], 精密工学会学術講演会講演論文集, 2018S 巻, 2018 年度精密工学会春季大会, 551-552.
- [40] 宮崎龍二, 山本真, 金高靖典, 2014. 高密度移動計測データを用いた道路モデル生成 (第 3 報), 精密工学会学術講演会講演論文集, 2014S 巻, 2014 年度精密工学会春季大会, 381-382.
- [41] Miyazaki, R., Yamamoto, M., Hanamoto, E., Izumi, H., Harada, K., 2014. A line-based approach for precise extraction of road and curb region from mobile mapping data. *ISPRS*

- Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2, 243-250.
- [42] Subas, C., 坂元光輝, 佐藤俊明, 2018. Deep learning based road edge detection directly from point cloud, 日本写真測量学会平成 30 年度年次学術講演会発表論文集, 5-6.
- [43] Serna, A., Marcotegui, B., 2013. Urban accessibility diagnosis from mobile laser scanning data, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume 84, 23-32.
- [44] Kumar, P., McElhinney, C.P., Lewis, P., McCarthy, T., 2013. An automated algorithm for extracting road edges from terrestrial mobile LiDAR data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume 85, 44-55.
- [45] Cabo, C., Kukko, A., García-Cortés, S., Kaartinen, H., Hyyppä, J., Ordoñez, C., 2016. An algorithm for automatic road asphalt edge delineation from mobile laser scanner data using the line clouds concept. Remote Sens., 8, 740.
- [46] Douglas, D.H., Peucker, T.K., 1973. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature, Cartogr. Int. J. Geogr. Inf. Geovisualization 1973, 10, 112-122.
- [47] Guan, H., Li, J., Yu, Y., Chapman, M., Wang, C., 2015. Automated road information extraction from mobile laser scanning data. IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 2015, 16, 194-205.
- [48] Mori, Y. and Masuda, H., 2019. Extraction of guardrails on roads using point clouds and images from mobile mapping systems, ACDDE Asian Conference on Design and Digital Engineering.
- [49] Soilán, M., Riveiro, B., Martínez-Sánchez, J., Arias, P., 2016. Traffic sign detection in MLS acquired point clouds for geometric and image-based semantic inventory. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2016, 114, 92-101.
- [50] Yu, Y., Li, J., Wen, C., Guan, H., Luo, H., Wang, C., 2016. Bag-of-visual-phrases and hierarchical deep models for traffic sign detection and recognition in mobile laser scanning data. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2016, 113, 106-123.
- [51] 林雨亭, 武田浩志, 鈴木久美子, 高橋元気, 中村和弘, 2018. 深層学習を用いた全方位カメラ画像からの物体認識の検討. 応用測量論文集第 29 巻, 95-106.
- [52] Chen, L., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H., Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C., Weiss, Y., 2018. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. Computer Vision - ECCV, 833-851.
- [53] Shannon, C. E., 1948. A mathematical theory of communication. The Bell System Technical Journal, vol. 27, no. 3, 379-423.
- [54] Howard, A., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., Adam, H., 2017. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile

Vision Applications.

- [55] He, K., Zhang, X., Ren S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, 770-778.
- [56] Chollet, F., 2017. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions. 1800-1807.
- [57] Miron, B. K., Witold, R. R., 2010. Feature Selection with the Boruta Package, Journal of Statistical Software, 36, 11, 1-13.
- [58] 小平圭祐, 増田宏, 2016. 移動計測データからのロバストなメッシュ生成手法, 精密工学会学術講演会講演論文集, 2016A 巻, 2016 年度精密工学会秋季大会, 465-466.
- [59] Taubin, G., 1995. A signal processing approach to fair surface design. Proc. SIGGRAPH' 95, 351-358.
- [60] RIEGL 社ウェブサイト, http://www.riegl-japan.co.jp/product/pdf_1/DataSheet_VQ-250_rund_25-09-2012.pdf, 2020 年 4 月アクセス
- [61] Zoller + Fröhlich 社ウェブサイト, <https://www.zofre.de/en/laser-scanners/2d-laser-scanner/z-f-profilerr-9012>, 2021 年 9 月アクセス
- [62] 日本産業標準調査会 : プレキャスト鉄筋コンクリート製品規格, <https://www.jisc.go.jp/app/jis/general>, 2020 年 1 月アクセス
- [63] 林屋コンクリート工業株式会社 : 製品情報 JIS 規格 上ぶた式 U 形側溝, http://www.hayasiya.jp/wp_db/images/photo_u_02.pdf, 2020 年 1 月アクセス
- [64] Ma, L., Li, Y., Li, J., Wang, C., Wang, R. and Chapman, M., 2018. Mobile laser scanned point-clouds for road object detection and extraction: A review, Remote Sensing, Vol. 10, 1531.
- [65] 株式会社宝機材 : グレーチングとは, https://www.takarakizai.com/information_grating/, 2020 年 1 月アクセス
- [66] 国土交通省 : 道路標識, 区画線及び道路標示に関する命令, <https://www.mlit.go.jp/road/sign/kijyun/kukaku/ss-kukaku-index.html>, 2021 年 9 月アクセス

本論文に関する研究報告

学術雑誌および国際会議（査読有）

- [1] 高橋元気, 増田宏: 移動計測車両に搭載されたレーザスキャナによる蓋付き U 字溝の自動抽出, 2020. 日本土木学会論文誌, Vol.76, No.1, 63-73. https://doi.org/10.2208/jscejcei.76.1_63 (第7章)
- [2] Takahashi, G., Masuda, H., 2021. Roadside Tree Extraction and Diameter Estimation with MMS Lidar by Using Point-Cloud Image. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, V-2-2021, 67-74. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-2-2021-67-2021> (第5章)
- [3] 高橋元気, 増田宏, MMS 点群データの自動ラベリングに適した点群特徴量, 写真測量とリモートセンシング (日本写真測量学会論文誌) vol.60, No.5, pp.266-275, 2021 (第4章)

参考論文

- [4] Takahashi, G., Masuda, H., 2019. Trajectory-based Visualization of MMS Point Clouds. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-2/W13, 1127-1133. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-1127-2019> (第3章)
- [5] Takahashi, G., Masuda, H., 2020. Scanline Normalization for MMS Data Measured under Different Conditions. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B2-2020, 325-331. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2020-325-2020> (第6章)

謝辞

電気通信大学 増田宏教授には、突然の申し出にも関わらず博士課程として快く受け入れて頂きました。先生には、点群処理の技術、研究者としての心構え、論文の文章の書き方から、プログラムのデバッグに至るまで、無知な自分に対して懇切丁寧にご助言・ご指導を賜りました。深く感謝申し上げます。

博士論文の審査をお引き受け頂きました、電気通信大学 久保木孝教授、高田昌之教授、森重功一教授、千葉一永教授、小泉憲裕准教授には、論文執筆において多くの有益な助言を頂きました。深く感謝申し上げます。

本論文は、筆者が国際航業株式会社に在籍しながら執筆したものです。社会人博士課程への進学を推薦頂き、また通学中にも様々なご配慮を頂きました国際航業株式会社 先端技術・事業開発部 中村和弘氏、村木広和博士をはじめとする皆さまに、厚く御礼申し上げます。国際航業株式会社の同僚には、研究に際してご助言を頂いたり、精度評価のための現地調査に同行して頂いたり、様々な面でお世話になりました。誠にありがとうございます。

増田研究室の小平圭祐氏、森悠真氏には、共同研究を通して様々な知見を頂くとともに、点群処理に関するご助言・ご指導を頂きました。感謝申し上げます。

最後に、長期間に渡って夜中や休日にも研究に没頭する自分を支え、また良き相談相手となってくれた妻と、日々の活力を与えてくれた子どもたちに感謝いたします。

2022年3月
高橋 元気