

(11) 3次元点群データを用いた機械学習による 道路の白線劣化部の抽出

江守 央¹・佐田 達典²・岡島 正哲³

¹正会員 日本大学准教授 理工学部交通システム工学科 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台 7-24-1)

E-mail: emori.hisashi@nihon-u.ac.jp

²正会員 日本大学教授 理工学部交通システム工学科 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台 7-24-1)

E-mail: sada.tatsunori@nihon-u.ac.jp

³非会員 アジア航測株式会社 社会インフラマネジメント事業部 (〒215-0004 神奈川県川崎市麻布区万福寺 1-2-2)

E-mail: mak.okajima@ajiko.co.jp

既存研究では機械学習アルゴリズムを用いることで、高精度な白線の抽出を可能にしたが、劣化部分については抽出できず、今後の課題とされていた。本研究では、ダイナミックマップ作成の効率化のため、MMS にて取得した3次元点群データから白線劣化部を抽出する手法の検討を行った。方法として、既存研究でも用いられてきた Random Forest 法と併用して、機械学習手法に SVM (Support Vector Machine) を用いることで、劣化部分の抽出が再現率、適合率、F 値ともに6割以上となることを示した。

Keywords : 3D point clouds, white line degraded part, automatic extraction, machine learning

1. はじめに

近年注目を集める自動運転¹⁾²⁾は、搭載されたセンサによる周辺環境認識と、ダイナミックマップ³⁾(高度デジタル地図)による高精度な自車位置推定により運転操作を行う。このダイナミックマップに含まれる情報である車線、道路地物などは、MMS (Mobile Mapping System) にて計測した3次元点群データから抽出してデータ化されている。しかし、点群データは容量が大きいことに加え、ダイナミックマップは1ヶ月に1度以上の更新が求められており、今後の運用を考えれば、処理の自動化が不可欠である。

そのなかでも白線は、ダイナミックマップ作成の際に参照されるため、的確に認識することが必要である。しかし、一般道では劣化などにより不明瞭である場合があり、自動処理を行う場合には対策が必要である⁴⁾。

このようななか、Wen Chenglu ら⁵⁾は、点群データの反射強度に着目し、機械学習を行った。反射強度を元にグリット化したものを、2次元画像のように認識させ、

3個のアルゴリズムを用い抽出を行った。矢印や横断歩道など、白線が点群データ上の何を示すのかといった分類まで行える自動抽出手法を提案している。今後の課題として、完全なアルゴリズムの作成を目標としている。

また、Lingfei Ma ら⁶⁾は、ボクセル化というグリット化を三次元で抽出処理を行う方法を活用し、ラインの抽出を行っている。アルゴリズムの完成度の指標である F 値は97%以上となっており有用としている。しかし、文字などの特殊な路面標示の判別を今後の課題として、挙げている。

一方、江守ら⁷⁾、斎藤ら⁸⁾の研究は機械学習の手法である Random Forest 法を用い、白線の自動抽出アルゴリズムの構築を行った。この結果、白線の劣化が少ない区間については自動抽出が可能であることを示すとともに、既存の手動での抽出手法との比較を行い、アルゴリズムの優位性を確認した。課題として、点群同士の位置や色等の関連性の学習には至っておらず、白線の劣化が多い部分においては予測抽出が不可能であることが挙げられている。

そこで、本研究では、市街地での自動運転を見据え、ダイナミックマップの車線情報を効率的に作成するための手法として劣化部分を抽出する方法として、機械学習アルゴリズムである Random Forest 法と SVM (Support Vector Machine) によって検討することを目的とする。

2. 研究方法

(1) 使用するデータ

道路面の 3 次元点群データ取得のため、図-1 に示す MMS にて道路計測を行った。計測場所は図-2 に示す千葉県船橋市習志野台近辺で、白線の劣化が多い区間 1 と劣化が少ない区間 2 の 2 区間にて計測を行った。研究で用いる際に、取得データを las データから txt データに変換しており、データには XYZ 座標、RGB 値、レーザーの反射強度値が 1 点ごとに含まれているものを使用データとして用いる。

(2) 解析手順^{9) 10)}

解析は図-3 に示した研究フローのように、大きく分けて①データのラベル付け、②機械学習、③アルゴリズムを用いた判別の順に行う。また機械学習に関しては手法の違う Random Forest 法と SVM (Support Vector Machine) の 2 通りで行った。

a) 教師データの作成とデータのラベル付け



図-1 使用した MMS(Trimble MX9)

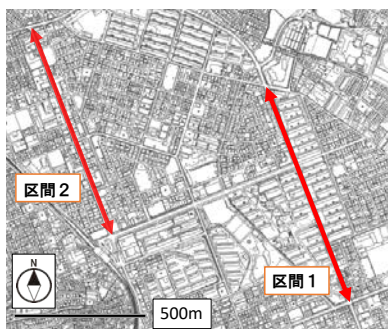


図-2 道路計測区間 (Google Map より作成)

点群データの道路面上を白線の劣化部のみを正解、その他の劣化していない白線や舗装部分を不正解としたデータに分割し、それぞれに①データのラベル付けを行う。更に学習用データと判別用データに 1 : 9 の割合で分割する。図-4 のようにデータの正解、不正解の分割は REGLE 社の RiSCAN PRO にて手作業で行い、5 セット製作した。

学習データにて、江守ら⁷⁾が用いた Random Forest 法にて機械学習を行い、特徴量などを学習させ、学習済みアルゴリズムを作成する。学習には、江守らの研究において抽出率の高い特徴量である RGB 値、反射強度と、XYZ の座標値を組み合わせ使用した。このアルゴリズムを基に判別データを判別し、白線劣化部の抽出を行う。

b) 機械学習の手法を変更した解析

既存研究⁷⁾に基づいた Random Forest 法による解析と、SVM (Support Vector Machine) による解析を行う。SVM は異なるクラスをもつデータの線形・非線形分類を行う手法である。Random Forest 法と SVM による解析の抽出結果比較を行う。

c) 評価手法

本研究の評価には、再現率、適合率、F 値の 3 つの指標を用いて評価を行い、アルゴリズムの性能を検証する。

この混合行列は機械学習アルゴリズムにより「予測されたクラス」と、正解である「実際のクラス」を比較することで、アルゴリズムにどのような特徴があるのか、またどの程度抽出することできるのかを判断することができる。この混合行列を本研究の条件に合わせたものが図-5 である。

ここで再現率とは、白線劣化部をどの程度抽出できたかを、適合率とは抽出結果に学習した白線劣化部がどの

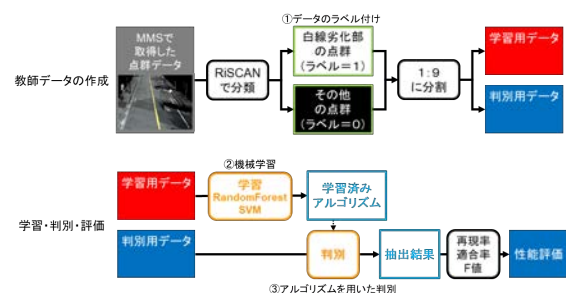


図-3 研究フロー図



図-4 白線の劣化部 RiSCAN PRO 選択した例 (赤部分)

程度含まれるかを示す。また総合的な評価として、適合率と再現率の調和平均である F 値を用いる。F 値は再現率、適合率とのバランスを示す指標である。また、図-5 において、「実際のクラス」とは、取得した点群データを白線劣化部とその他部分にて分類し、ラベル付けを行ったデータの値である。「予測のクラス」とはアルゴリズムを用いて判別を行った後の抽出結果の値である。

図-6 に示すように、再現率は元データ（＝実際）の白線劣化部を正しく予測することができたかの割合を示し、網羅性を判断する指標である。実際の白線劣化部を基準にしている。一般的に予測に見逃しがあってもいい（＝より正確な判断を行いたい）場合に重視する。一方、適合率は白線劣化部として判別した抽出結果の中で、実際に白線劣化部であるものの割合を示し、正確性の指標である。一般的に予測、判別ミスが多くても、データの抜けをなくしたい（＝可能性があるなら一旦抽出してほしい）場合に重視する。

また、F 値は再現率と適合率の調和平均の値である。再現率と適合率ではアルゴリズムの異なる部分を評価しており、総合的な評価としては成り立たないため、再現率と適合率のバランスを見ることで、アルゴリズムの評価を行う。それぞれの式は (1) ～ (3) 式に示す。

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (3)$$

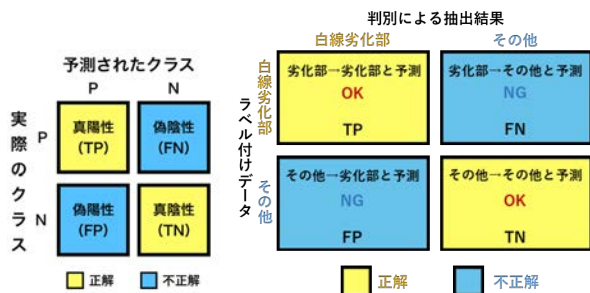


図-5 本研究の条件を適応した混合行列

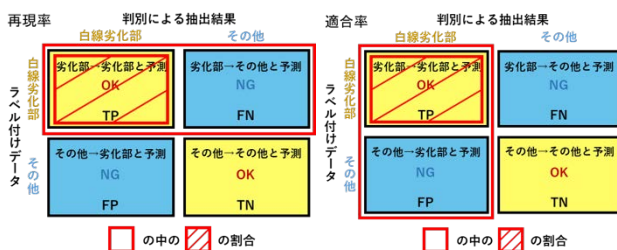


図-6 再現率（左）適合率（右）の考え方

3. 解析結果

(1) Random Forest 法による解析

機械学習を行う際に、学習データと判別データの割合を考慮し、白線を含めた道路面全体のデータでは、正解とした白線部分とその他部分のデータ数の違いが顕著であり、過学習している可能性がある。そのためデータを、白線を中心とした小さい範囲にして学習させた。機械学習 Random Forest 法による白線劣化部抽出を行った結果を以下に示す。図-7 の（学習データ）の青で示した部分が目視にて白線劣化部と判断し、正解と学習させた部分である。また（判別データ）の赤で示した部分は、学習済みアルゴリズムを用い、抽出を行った結果の例である。学習データ（図-7 中の（学習データ）の青部分）と抽出結果（図-7 中の（判別データ）の赤部分）が類似しているほど、アルゴリズムの評価が高い。

図-7 の解析結果より、目視では劣化部分を学習用データと類似して抽出できている。評価値の平均は表-1 のより、再現率 16%、適合率 79%、F 値 26%となった。抽出できた点群は 2 割以下と少ないが、正解の点群を 7 割以上抽出できている。しかし、別地点の学習データを用いて学習・解析を行った場合、図-7 の抽出結果（別学習での判別データ）のように、正しく抽出できなかった。

(2) SVM による解析

機械学習の手法を SVM に変更して、白線劣化部の抽出を行った。図-8 は図-7 の同様、（学習データ）の青で示した部分が目視にて白線劣化部と判断し、正解と学習させた部分、（判別データ）の赤で示した部分は、アルゴリズムを用い判別した抽出結果の例である。（別学習

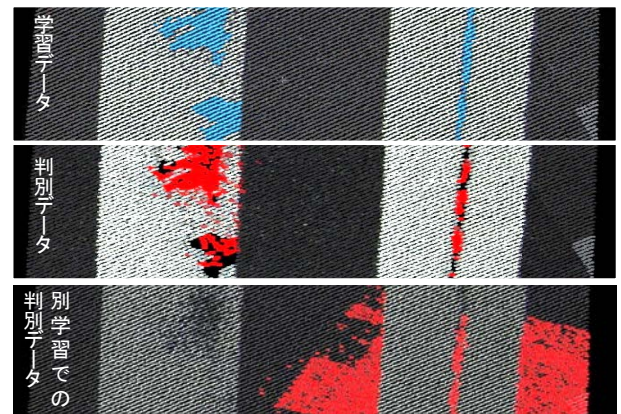


図-7 Random Forest 法による解析結果例

表-1 各解析の評価値（単位：％）

	再現率	適合率	F 値
Random Forest	16	79	26
SVM（同地点）	64	66	64
SVM（別地点）	66	32	43

での判別データ) は別地点で学習を行い、解析した場合の抽出結果の例である。

図-8 の解析結果より、目視では中心部分を含め誤抽出が目立つが、概ね抽出された。評価値の平均は表-1 より、再現率 64%、適合率 66%、F 値 64% となった。6 割以上の点群が抽出できたが、間違っ て抽出する割合は Random Forest 法と比べて 13% ほど増えている。また、(別学習での判別データ) で学習・解析を行った場合には、抽出可能な部分も確認できた。評価値は再現率 66%、適合率 32%、F 値 43% となっており、抽出したい点群を 6 割以上抽出できたが、間違っ て点群を抽出した割合は 70% 近くになった。

4. おわりに

本研究では、白線の劣化部分を正解として解析を行うことで、劣化の抽出が可能であることを示した。また機械学習手法に SVM を用いることでも、劣化部分の抽出が可能であることを示した。

SVM と Random Forest 法と比較すると、SVM が F 値では優位だが、間違えて抽出する割合が増加する傾向にある。白線の劣化部分を網羅的に抽出する場合には、Random Forest の方が適している。

今後の課題として、本研究のアルゴリズムでは、1 回の学習で参照できるのは 1 地点のみである。今後は 1 つのアルゴリズムに複数地点を学習させることが望ましい。

また、本研究では同地点のデータにて学習、解析を行った場合に適合率が高かったが、今後のダイナミックマップ更新を見込めば、別地点でも同様の抽出を行うことが出来る汎用性のあるアルゴリズムが求められる。今後は現在学習に用いている特徴量だけでなく、2 次元・3 次

元の位置情報や点群同士の位置関係から把握可能な特徴量を用い、解析に用いることができないか検討が必要である。

謝辞：実験にご協力いただいた、株式会社ニコン・トリンプルの岩上弘明氏に心より謝意を表す。

参考文献

- 1) 三井物産戦略研究所：自動運転の実現に必要なダイナミックマップの開発動向と産業基盤としての展開可能性、
<https://www.mitsui.com/mgssi/ja/report/detail/_icsFiles/afidfile/2018/07/17/.pdf>, (入手 2019.7.5).
- 2) Response：高速道路単一車線向けの自動運転技術 新型セブに初搭載, <<https://response.jp/article/img/2016/07/13/278387/1075026.html?from=arrow-prev>>, (入手 2019.12.20).
- 3) ダイナミックマップ 基盤株式会社：提供サービス / データの特徴, <<https://www.dynamic-maps.co.jp/service/feature.html>>, (入手 2019.6.10).
- 4) 空間情報クラブ：MMS による道路の 3D モデル構築とその応用, <<http://club.informatix.co.jp/?p=2466>>, (入手 2020.1.13).
- 5) Chenglu Wen, Xiaotian Sun, Jonathan Li, Cheng Wang, Yan Guo, Ayman Habib : A deep learning framework for road marking extraction, classification and completion from mobile laser scanning point clouds, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.147, pp.178-192, 2019.
- 6) Lingfei Ma, Tianyu Wu, Ying Li, Jonathan Li, Yiping Chen, Michael Chapma : Automated Extraction of Driving Lines from Mobile Laser Scanning Point Clouds, 29th International Cartographic Conference, pp.1-6, 2019.
- 7) 江守央, 齋藤幹貴, 佐田達典, 岡島正哲：道路区画線を対象とした機械学習による 3 次元点群データの自動抽出に関する研究, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), 75 巻 2 号, pp. I 114-I 122, 2019.
- 8) 齋藤幹貴, 佐田達典, 江守央：機械学習を用いた 3 次元点群データの属性付与に関する研究, 平成 30 年度日本大学理工学部学術講演会予稿集, pp.375-376, 2018.
- 9) Aidemy：機械学習概論 混合行列を理解する, <<https://aidemy.net/courses/2010/exercises/Sy2YnLsLeG>>, (入手 2019.9.15).
- 10) そうだ!研究しよう：サポートベクターマシン(SVM) とは, <https://kenyu-life.com/2019/02/11/support_vector_machine/>, (入手 2019.11.1)

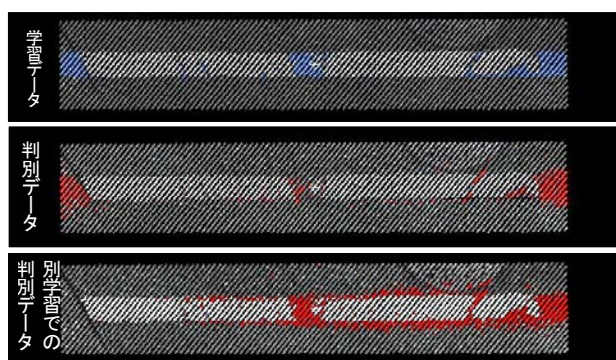


図-8 SVM による解析結果例