

F1-19

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

—道路区画線を対象として—

Study on Attribute Assignment of 3D Point Cloud Data Using Machine Learning
-Targeting Road Marking-○齋藤幹貴¹, 佐田達典², 江守央²*Motoki Saito¹, Tatsunori Sada², Hisashi Emori²

Abstract : Dynamic maps used for automatic driving are based on point cloud data obtained by MMS. It is required to realize efficient data processing and labor saving. In this research, we have studied algorithms for automatically extracting road lane lines from point cloud data. The method employed the random forest method of machine learning. As the result, it became clear that it has high discrimination performance for data similar to the learning contents.

1. はじめに

国内の自動運転は、総務省が主導する技術開発を目的とした戦略的イノベーションプログラムの一環として開発が行われている。搭載センサーを用いた周辺車両認識の技術に加えてダイナミックマップ（高度な地図情報）を活用した自車位置推定を実現することで、より安全な運用を目指している^[1]。ダイナミックマップにはMMS（モバイルマッピングシステム）で取得された3次元の点群データを処理した3次元道路地図が用いられるが、路線ごとの点群は数千万～数億点、データサイズは数GBに及ぶ大容量であり、今後のダイナミックマップ運用を前提とすれば処理の効率化、省力化が求められる。

一方、野田ら^[2]今村ら^[3]は、3次元点群データのうちRGB値、反射強度値に適切な上下限の閾値を設定し、対象となる道路地物を抽出した。また小林ら^[4]は、RGB値から付随する色彩情報である色相、彩度、明度を算出し、その特徴から人工物（信号機、看板、ポールなど）の抽出を行った。しかし、いずれにおいても自動抽出のアルゴリズム構築を今後の課題としている。よって、本研究では道路上の白線（区画線や中央線、停止線など）を対象として、3次元点群データから特徴量をもとに、機械学習によって対象に属性付与、抽出するアルゴリズムの検討を目的とする。

2. 実験概要

(1) 機械学習と Randomforest 法

機械学習とはAI（人工知能）の一種で、コンピュータで膨大なデータを学習し、潜在的なパターンを見つけ出す方法である。予め正解（すなわち対象物）と不正解（それ以外）に分類した教師データを用意し、そのパターンを機械に学習させることによって判別を行う。

Randomforest 法は機械学習の一つで、識別や回帰に用いられる。特徴量をパラメータとした学習データからランダムに変数をサンプリングすることで、複数の決定木を作成するアルゴリズムである。精度が低い複数の結果を組み合わせることで最終的に精度を向上させるアンサンブル学習に分類され、他の手法よりも計算速度が速く、外れ値やノイズに対して比較的強いことが挙げられる。MMSにより計測されるデータはノイズや欠損箇所を多く含むため、様々な機械学習の中でも特に適した方法と考えられる。

(2) 実験手法

点群データを取得するため街路計測を行った。Figure 1 は実験に使用した MMS である。千葉県習志野市習志野台付近において、道路区画線が塗布されている主要道路を中心に計測を行った。



Figure 1. Mobile Mapping System (Trinble MX9)

取得した対象道路の 3 次元点群データを、正解（ここでは区画線と認識してほしい部分）、不正解（それ以外）に分類し、これを教師データとして読み込ませ、特徴量をパラメータとして学習させる。これを基にテスト用の

データを判別し、正誤を照らし合わせることにより判別性能を評価する。今回の実験では北習志野の街路の一部を切り取り、学習用、テスト用3か所として計4か所の点群データを用意した。学習データと隣接した類似データ、別箇所の非類似データを用意した。各条件を **Table 1** に示す。なお、学習データは道路区画線の設置基準を基に手作業によって分類を行っている。

Table 1. Types of samples

	点群数	道路形状 (類似)
学習データ	4,213,530	単路
サンプル1	4,964,271	単路 (類似)
サンプル2	3,911,158	単路 (非類似)
サンプル3	7,228,528	交差点 (非類似)

抽出した地物の評価及び考察に関しては、特異度・正解率・再現率・適合率・F 値を用いる。再現率は抽出したい点群をどの程度抽出できたのかを示す。適合率は抽出した点群の中にどの程度正しい点群が抽出できたのかを、特異度は誤りを正しく誤りと判定したかを示す。なお、サンプル同士の総合的な評価は再現率と適合率の調和平均である F 値を用いる。F 値は以下の式 (1) によって求められる。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (1)$$

3. 実験結果

Figure 2 は抽出結果の各評価値である。学習データの評価値は学習時の判別性能であり参考として示す。

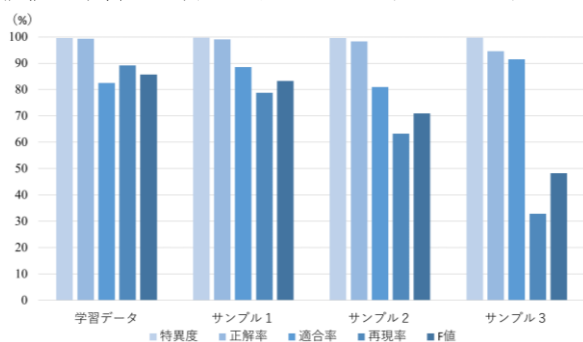


Figure 2. Evaluation value of extraction

すべての結果において、正解率、特異度は 90%以上、適合率は 80%以上である。しかしながら、再現率は学習データとの類似度が低いほど低く、サンプル 3 においては約 33%程度であった。このことより、抽出結果の精度は学習データとの類似度に依存していると考えられる。同様に、学習データとの類似度が高いほど F 値が高く、

類似度の依存が高いことが考えられる。加えて正解率、特異度、適合率はどの判別結果でも高い精度であり、誤って区画線と認識することは少ないと考えられる。以上のことから、今回の機械学習は類似しているデータに対して高い判別性能を有するものと考えられる。

4. おわりに

機械学習による区画線の抽出において、学習内容と類似するデータに対して高い判別性能を有していることが確認できた。参考としてサンプル1の元データと抽出結果を **Figure 3** に示す。道路区画線を抽出できているが、ガードレールや電線などを誤認識している。また再現率が低く、区画線の見落としが多いこと、未知のデータに対する判別性能が発揮されていないことも改善の余地がある。そのため色彩や明度などの情報を増やす、特徴量の次元を増やす、学習データの内容を増強するなどして多くの検証を行う必要がある。



Figure 3. Extraction result (Sample1)

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・引用文献

- [1]葛巻清吾：SIP 自動走行システム；ダイナミックマップ、戦略的イノベーション創造プログラム・システム基盤技術検討会、資料3-1, p. 3, 2016.
- [2]野田圭宏, 佐田達典, 江守央：3次元道路地図の整備のための3次元点群データの処理に関する研究, 平成29年度日本大学理工学部学術講演会予稿集 F1, 2017.
- [3]今村一紀, 佐田達典, 江守央：MMSによる3次元点群データを用いた道路構造物抽出に関する研究, 土木学会論文集 F3, Vol. 71, No. 2, pp. 106-113, 2015.
- [4]小林一郎, 藤田陽一, 杉原浩実, 山本一浩：色彩情報による点群データの属性分析, 土木学会論文集 F3, Vol. 67, No. 2, pp. 95-102, 2011.