

3D LiDARの反射強度を用いた自律ロボットの ための車線追従アルゴリズムに関する研究

久保田, 航揮 / KUBOTA, Koki

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学研究科編

(巻 / Volume)

65

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2024-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00030771>

3D LiDAR の反射強度を用いた自律ロボットのための 車線追従アルゴリズムに関する研究

A STUDY ON LANE FOLLOWING ALGORITHM BASED ON 3D LIDAR INTENSITY FOR MOBILE ROBOTS

久保田 航揮

Koki KUBOTA

指導教員 小林一行 教授

法政大学大学院理工学研究科システム理工学専攻修士課程

Intelligent Ground Vehicle Competition (IGVC) is an annual competition for autonomous mobile robots held in the U.S. One of the vital functions of this competition is autonomous lane-following tasks that require lane recognition while avoiding obstacles and following within lanes. The most popular approach for lane recognition employs the image sensor such as the camera. However, such an approach essentially has weaknesses due to outdoor lighting condition changes, that are caused by image sensor dynamic range limitations. To overcome the weaknesses of image sensor-based lane recognition, we newly utilize the intensity of the point cloud acquired by 3D LiDAR. The combination of point clouds and intensity enables both to detect lanes and obstacles without the effect of lighting condition change. In this paper, we propose a novel safer, and robust lane-following algorithm that only uses 3D LiDAR without the use of the image sensor. The lane detection is performed by extracting a group of points intensity within a certain range while estimating the direction of the lane and using a threshold value. Detected lanes and obstacles are represented as a one-dimensional cost function, and a local target destination is determined in the direction with the lowest cost, enabling robust control regardless of the outdoor lighting conditions. Lane following, obstacle avoidance, and real-time performance were evaluated in a simulation environment.

Key Words : mobile robot, 3D LiDAR, lane follower

1. はじめに

私たちは法政大学自律ロボット実験室に所属しており、屋外環境化で活動することを想定した自律ロボットの研究開発を行っている。この活動の一環として、毎年アメリカで開催される IGVC(Intelligent Ground Vehicle Competition)[1]に参加している。大会の主要な競技として、Auto-Nav Challenge がある。この競技では、屋外の広大な駐車場を利用し、2本の白線で表現される車線を追従するエリアと、緯度経度で与えられる地点を通過するナビゲーションを行うエリアの二つを、所定のルールに基づき自律走行しなければならない。Fig.1 は、2022 年大会参加時の、車線を追従している自律ロボットの写真である。

車線の途中には、高さ約 1 メートル、直径約 0.5 メートルの円柱のような障害物が多数配置されており、ロボットは車線を追従しながら障害物を回避しなければならない。



Fig.1 Autonomous robot in lane following.

上記の課題に対し、私たちも含めた多くのチームが、車線の認識にカメラを利用し、障害物の認識に LiDAR を利用している。また、近年関心が高まっている自動運転技術の発展においても、車線と障害物の認識にそれぞれカメラと LiDAR、または 2 つの組み合わせが主に利用されている。しかし、カメラを利用した車線の認識には、照明条件の影響を受けやすく、影による局所的な変化に弱いという問題点がある。また、2 つの組み合わせによる欠点を補うことはできるが、データ量の増加やリアルタイム性の低下などが欠点として挙げられる[2-4]。

これに対し、LiDAR の反射強度を利用した車線認識の手法が提案されている[5-6]。反射強度は一般的に材質に依存するため、前述のカメラの問題点の解決が期待できる。また、かねてより障害物の認識に利用しているため、センサの削減や、画像データを必要としなくなることによる計算機のコストを削減できるメリットがある。そこで、本研究では、LiDAR を用いた車線の検出と、障害物回避を含む車線の追従をリアルタイムで行なう方法を提案する。

2. センサと移動ロボットの概要

使用する 3D LiDAR と、設置したロボットの外観を Fig.2 に、3D LiDAR の主な仕様を Table 1 に示す。本研究では、点群座標と反射強度が測定可能な Velodyne Lidar 社の VLP-16 を用いた。

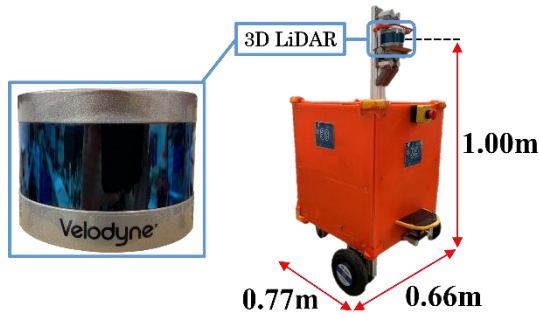


Fig.2 Appearance of LiDAR and robot used.

Table 1 Specifications of 3D LiDAR.

Term	Spec.
Detectable range	100 m
Sampling time	10 Hz
Field of view (horizontal)	360°
Field of view (vertical)	30° (+15° ~ -15°)
Angle resolution (horizontal)	0.1° ~ 0.4°
Angle resolution (vertical)	2.0°

3D LiDAR は地面から 1m の高さに設置する。設置の関係上、3D LiDAR のデータのうち後方の約45°の範囲のものは使用しない。

3. 仮定と問題の定義

LiDAR の反射強度を用いて車線の認識と追従を行なうため、以下の仮定を設ける。

- A1) 車線とその他の領域の反射強度には十分な差があるものとする。
 - A2) 車線の幅や方向に急な変化はないものとする。
 - A3) 動作開始時、車線は正面にあるものとする。
- これらの仮定は、大会のルールや当時の LiDAR のデー

タを基に設けた。

以上の仮定のもと、解決すべき問題として以下の問題を考える。

- P1) 反射強度データで車線の検出ができるか。
- P2) 障害物を回避しながら車線を追従できるか。

4. 提案手法

Fig.3 に提案するシステムの概要を示す。システムは、大きく 2 つのステップに分けられる。1 つめは、追従する車線を検出するステップ、2 つめは、検出した車線と障害物を考慮して、動作計画をするステップである。

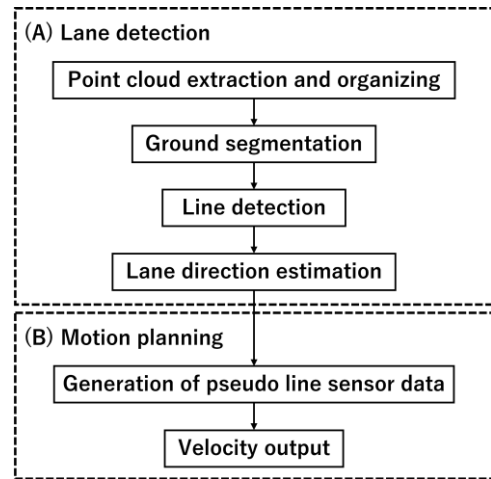


Fig.3 Flow of the proposed algorithm.

(A)では、3D LiDAR から取得した点群データを処理しやすく加工し、地面と障害物に分ける。その後、地面に該当する点群の反射強度を用いて、車線の検出と車線の方向推定を行なう。

(B)では、検出した車線と障害物の位置情報を用いて、疑似的なラインセンサを作成する。これは、車線と障害物をコストとして 1 次元のデータとして表現したものである。これを用いて目標とする地点を算出し、ロボットを制御するための並進速度と角速度の出力を行なう。

(1) 点群の抽出と加工

3D LiDAR の点群データは、一般的にスパースであり欠損がある場合もある。そのため、効率的に処理するために行列形式のデータに変換する[7]。まず、点群の x, y, z 座標から各点の水平距離 r と、水平方向の角度 θ 、垂直方向の角度 ϕ を以下の式(1)で計算する。

$$\begin{aligned} r &= \sqrt{x^2 + y^2} \\ \theta &= \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \\ \psi &= \arctan\left(\frac{y}{r}\right) \end{aligned} \quad (1)$$

次に、使用した LiDAR の測定視野と角度分解能を考慮し、水平方向 360° を 512 分割、垂直方向 30° を 16 分割し、式(1)で計算した各点群の θ, ψ から、16 × 512 の行列を得

ることができる. Fig.4 は, 行列の値に, 水平距離 r と, 反射強度 i を適用したときの行列データを示している.

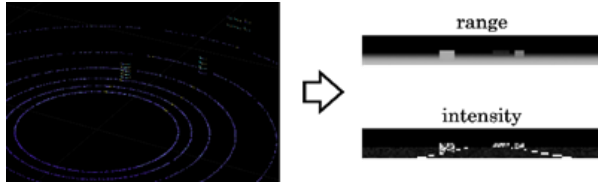


Fig.4 Point cloud transformation.

また, 車線や障害物の検出は一定の範囲にある点群のみで十分なため, θ の値が車線方向の一定範囲内, かつ ψ が一定の値以下の点群のみを抽出する. 後述の処理により推定される車線方向を $\hat{\theta}_l$ とし, 水平方向の抽出する角度範囲を Θ , 垂直方向の最大角度を Ψ としたとき, 抽出の条件は以下の式(2)で表せる. なお, 仮定(A3)より初期状態で $\hat{\theta}_l = 0$ とする.

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_l - \frac{\Theta}{2} < \theta < \hat{\theta}_l + \frac{\Theta}{2} \\ \psi < \Psi \end{aligned} \quad (2)$$

本研究においては, ノイズが少なく車線が十分に収まる範囲として, $\Theta = 120^\circ, \Psi = -10^\circ$ とした. これにより, 抽出後の各点群の座標や反射強度, 水平距離などのデータは, それぞれ 3×171 の行列で表現され, データサイズの削減と処理の効率化が可能となる.

(2) 地面と障害物のセグメンテーション

地面上の車線を正確に検出するために, 抽出後の点群に対し, 地面と障害物のセグメンテーションを行なう. これについては多くの研究があるが, 今回は抽出により点群の規模が限られるため, 先行研究[8]のアルゴリズムの一部を適用する.

Fig.5 に示すように, 同じ水平方向の点群の中で, 垂直方向に隣接する 2 つの点の勾配 α と, LiDAR の足元からの高さ h を計算する.

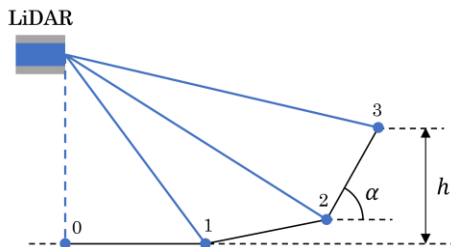


Fig.5 Slope between point clouds and height from ground.

図中の各点群に添えられた数字を $n (= 1, 2, 3)$ とすると, 勾配 α_n と高さ h_n は以下の式(3)で与えられる.

$$\begin{aligned} \alpha_n &= \arctan\left(\frac{z_n - z_{n-1}}{r_n - r_{n-1}}\right) \\ h_n &= z_n - z_0 \end{aligned} \quad (3)$$

z_0 は LiDAR の座標系における足元の z 座標であり, $r_0 = 0$ である. 事前に設定するそれぞれのしきい値 α_{MAX}, h_{MAX} に対し, $\alpha_n > \alpha_{MAX}$ または $h_n > h_{MAX}$ を満たす点群を障害物と判定する. また, 点 n が障害物と判定されたとき, 点 $n-1$ が一定距離以内にある場合, これも障害物と判定する.

(3) 車線の推定

セグメンテーションにより得られた地面上の点群から, 白線を検出し, 車線方向を推定する. Fig.6 に, 車線上にいるロボットと, 抽出後の地面上の点群を真上から見た図を示す. 前のステップで推定された車線方向 $\hat{\theta}_l$ を用いて抽出された点群を点線で表している.

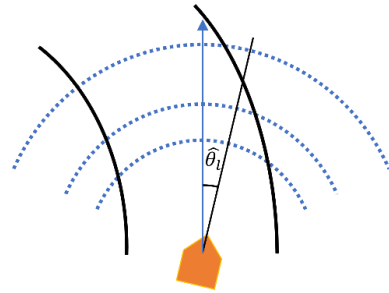


Fig.6 Top view of the robot in the lane.

このとき, 各垂直方向の点群, すなわち行列形式のデータにおける各行の反射強度データをプロットすると, 以下の Fig.7 のようになる.

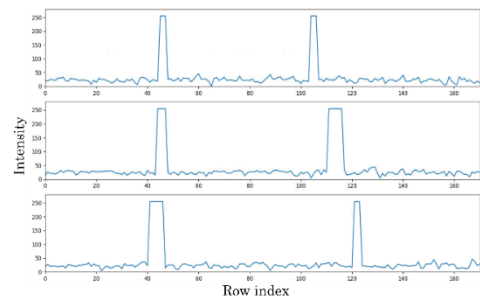


Fig.7 Graph plotting intensity.

仮定(A1)のもとで, 反射強度に適切なしきい値 I を設け, Fig.8 に示すように行ごとに両側に向けて走査し, 最初に I を超えた点を車線上の点だとみなす. このとき, 走査は最終行から, つまりロボットに近い点群から行なう. 最終行は, $\hat{\theta}_l$ の方向から両側に向けて走査し, 反射強度が I を超える点が 2 点あった場合, その中点の方向を θ_{l1} とする. そして, 次の行ではこの θ_{l1} の方向から両側に走査し同様の処理を行なう. これを繰り返すことで, 3 つの垂直方向それぞれで, 車線方向 $\theta_{l1}, \theta_{l2}, \theta_{l3}$ を得ることができる.

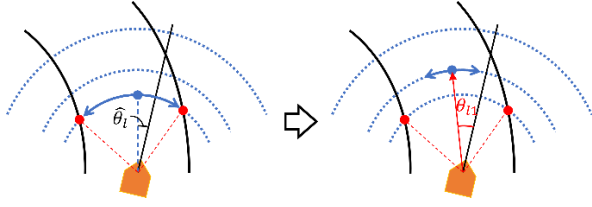


Fig.8 Lane direction estimation process.

しかし、本研究では障害物が配置されている車線を対象としているため、障害物に遮蔽されて車線が検出できない場合がある。そのため、Fig.9に示すように、各垂直方向における車線の角度幅を保持しておき、車線の片側が検出できなかった場合、この値を用いて推定する。

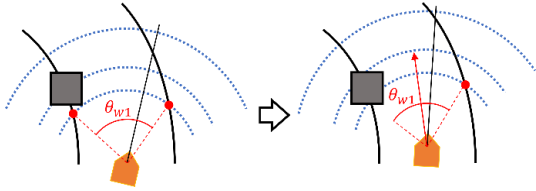


Fig.9 Situation where one side of the lane is undetectable.

また、両側が検出できなかった場合は、前のステップの車線方向か、1つ前の行の車線方向を用いる。最終的に、車線方向 θ_l は以下の式(4)に示すように、各車線方向の平均値とする。

$$\theta_l = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 \theta_{lk} \quad (4)$$

(4) 疑似サインセンサ

移動ロボットの行動計画には、2次元の地図情報にコストを表現し、最適な経路を計算するものが多い[9-10]。しかし、本研究ではよりリアルタイム性能に重点を置き、1次元のデータをもとに行動計画を行なう。

Fig.10 に疑似ラインセンサの作成のイメージを示す。前述の手順により検出した車線と障害物を、1次元上にコストとして表現する。

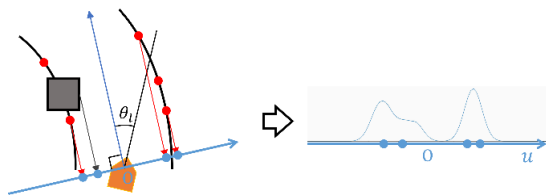


Fig.10 Image of pseudo line sensor data generation.

本研究では、車線と障害物を同時にとらえるため、Fig.2に示したように3D LiDARを地面から離れた位置に水平に設置することを前提としている。そのため、ロボットの足元付近は死角となり、疑似ラインセンサにコストとして表現できず、足元の車線を考慮できない。この問題に対処するため、オドメトリによるロボットの移動量を

用いて、検出した車線の位置を一定範囲内のみ保持しておく。以下のFig.11にイメージを示す。

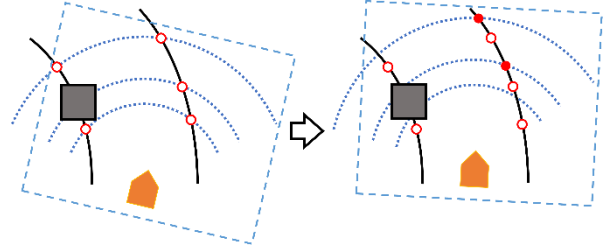


Fig.11 Detected lane points holding.

このように保持した車線や、検出された障害物の座標から、疑似ラインセンサを作成する。ロボット座標系における車線や障害物の平面座標を x_c, y_c とすると、疑似ラインセンサ上の座標 u は以下の式(5)で得られる。

$$u = -(x_c \sin(-\theta_l) + y_c \cos(-\theta_l)) \quad (5)$$

これは、 y_c を車線方向 θ_l の逆方向に回転したときの座標に、軸反転のため-1をかけたものに等しい。軸反転は必ずしも必要ではないが、可視性のため行なう。

次に、疑似ラインセンサ上の座標 u に、障害物と車線それぞれでコストを与える。今回は正規分布をベースにしたFig.12に示す3つのコストでこれを表現した。順に詳細を述べる。

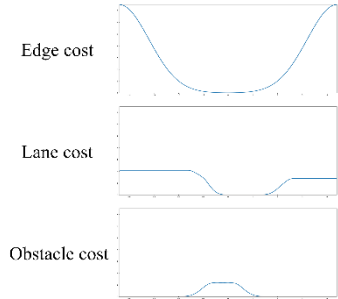


Fig.12 3 cost models.

a) エッジコスト

ラインセンサの両端に近いほど車線がある可能性が高いため、検出の有無に関わらず両端にコストを与える。最大コスト M と正規分布の幅を決める σ_e をパラメータとして、以下の式(6)で表現する。

$$c_e = Me \left(-\frac{u^2}{2\sigma_e^2} \right) \quad (6)$$

b) 車線コスト

検出した車線の位置にコストを与える。パラメータとして、重み w_l と σ_l をもち、以下の式(7)で表現する。ロボットからの距離が近いほどコストを大きく評価するため、距離で除算をする。また、コストを与える座標 u から外

側には正規分布の最大値をコストとして与える.

$$c_l = \frac{w_l e\left(-\frac{u^2}{2\sigma_l^2}\right)}{\sqrt{x_c^2 + y_c^2}} \quad (7)$$

c) 障害物コスト

検出した障害物の位置にコストを与える. パラメータは車線コストと同様, w_o, σ_o をもち, 以下の式(8)で表現する.

$$c_o = \frac{w_o e\left(-\frac{u^2}{2\sigma_o^2}\right)}{\sqrt{x_c^2 + y_c^2}} \quad (8)$$

最終的なコストは, これらの3つの和で表現する. これにより, 車線の逸脱と障害物との衝突を防ぐ.

(5) 動作計画

以下の Fig.13 に示すように, 3つのコストの和をとった疑似ラインセンサの最小値をとる座標から, ロボット座標系での目標地点を決定する. 疑似ラインセンサの最小コストをとる座標を u_{min} , 最も近い点群までの距離を r_o として, 目標地点の座標 x_g, y_g と, ゴールの方位 ϕ を, 以下の式(9)で決定する. s は疑似ラインセンサの軸から目標地点までの距離を表している. この値と u_{min} の値を式(5)のときと逆回転することで, ロボット座標系の目標地点を得られる.

$$s = \begin{cases} \sqrt{r_o^2 - u_{min}^2} & \text{if } r_o < |u_{min}| \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} x_g &= s \cos \theta_l + u_{min} \sin \theta_l \\ y_g &= s \sin \theta_l - u_{min} \cos \theta_l \end{aligned} \quad (9)$$

$$\phi = \arctan\left(\frac{y_g}{x_g}\right)$$

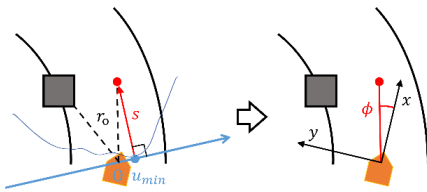


Fig.13 Determination of local goal.

次に, 目標地点に向かうための並進速度 v と角速度 ω を決定する. 本研究では, 現在も多くを経路計画アルゴリズムのベースとして使われている Pure Pursuit 法[11]をアレンジして適用する. v_{std}, r_{dec} の2つをパラメータとして, 以下の式(10)で v と ω を計算する.

$$\begin{aligned} v &= v_{std} \frac{r_o}{r_{dec}} \cos \phi \\ \omega &= \frac{2|v| \sin \phi}{r_o} \end{aligned} \quad (10)$$

Pure Pursuit 法は並進速度一定のアルゴリズムだが, 本研究では v_{std} を基準となる並進速度とし, これに補正係数をかけて加速と減速を実現する. Fig.13 に示したように, 目標地点までの距離は最も近い点群までの距離 r_o である. これを r_{dec} で除算することで, 障害物が r_{dec} 以内にあるときは減速し, そうでなければ加速することができる. さらに $\cos \phi$ をかけることで, ゴールの方向が正面からずれているほどその場回転に近い行動をとることができる. 角速度 ω は, Pure Pursuit 法のオリジナルの式に, r_o の逆数をかけるものとした. これは, 検出された車線がロボットから数メートル離れていることを考慮し, ゴールの距離が遠いときほど徐々にゴールの方向を向き滑らかに車線を追従することを期待してのものである. また, 障害物が近くにある場合は小回りの利いた行動が可能になる.

5. シミュレーションでの検証

2章で述べた 3D LiDAR とロボットの仕様をシミュレーションで実装し, 提案するアルゴリズムの検証を行った. Fig.14 にシミュレーション環境の鳥瞰図を示す. 車線の幅は 3.5m とし, 直径 0.5m, 高さ 1m の赤い円柱を障害物として配置した. 左下の青丸からロボットをスタートさせ, 提案するアルゴリズムにより移動したロボットの軌跡を黄線で表している. また, 3秒ごとの位置を黄点でプロットしている.

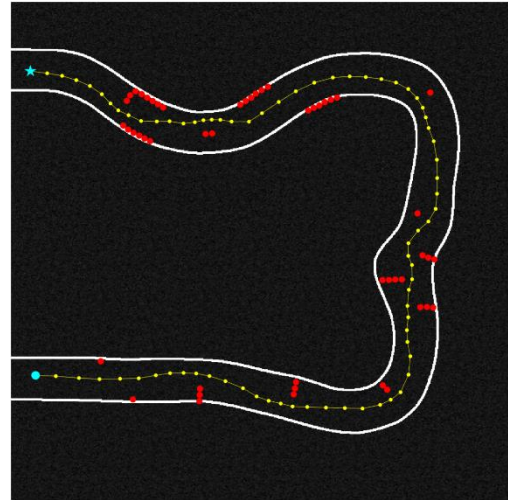


Fig.14 Top view of the simulation environment and results.

軌跡から, 滑らかに車線を追従できていることが分かる. また, 障害物の付近では黄点の間隔が小さくなっていることから, 速度制御が期待通りの出力をしていることが分かる. オドメトリを用いて検出した車線を保持することにより, 3D LiDAR の死角の問題が解決され, 障害物と車線の間の狭い幅を通る際も, 足元の車線を踏むことなく移動することが可能になっている. アルゴリズムのプロセスはセンサデータの周波数に対して倍以上の速

度で実行できていたため、リアルタイム性能を十分担保できていると考えられる。

6. むすび

本研究では、3D LiDAR の反射強度を用いて車線を検出し、障害物回避も含めた車線追従のアルゴリズムを提案した。3D LiDAR の点群情報は、オーガナイズド点群に変換し、簡易的な手法で地面と障害物にセグメンテーションを行なった。地面の点群から反射強度のしきい値により車線を検出し、オドメトリ情報を利用して一定範囲内で検出した車線を保持することで、3D LiDAR の死角の問題に対処した。経路計画は、車線と障害物をコストとして表現した疑似的なラインセンサを生成し、既存手法をアレンジしたアルゴリズムで並進速度と角速度を算出した。

シミュレーションでの検証から、車線追従と障害物回避を滑らかな軌道でリアルタイムに行なうことができることが確認できた。

今後の展望として、より多様なコースと実環境での検証による汎用性と安定性の評価を検討している。また、本稿では反射強度による車線の検出にしきい値を利用している。しかし、これには車線とその他の領域の反射強度の値を事前に知る必要がある。そのため、ピーク検出を利用してしきい値を自動で決定する、またはしきい値に依存せずに車線を検出する方法も検討する必要がある。

参考文献

- [1] Intelligent Ground Vehicle Competition, <<http://www.igvc.org/>> (参照 2023/06/26)
- [2] YH Wu, HW Liang, ZL Wang, T Mei and Y Xin: Lane Marking Detection of Adaptive Threshold Based on Echo Signal of Lidar, Robot., pp.37451-458, 2015.
- [3] W Liu and JT Li: Lane keeping and lane line detection methods for unmanned vehicles, Technology and market, vol.10, pp.92-94, 2019.
- [4] LL Chang: Research on Lane Detection Method Based on Lidar, Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, pp.1-47, 2019.
- [5] 小川高志, 高木聖和: レーザレーダによる車線認識技術, デンソーテクニカルレビュー, Vol.12, No.1, pp.40-44, 2007
- [6] 菅沼直樹, 魚住剛弘: レーザレンジファインダを用いた白線検出および白線線形推定, 自動車技術会秋季大会学術講演会前刷集, No.145-10, 2010
- [7] Wu. Bichen, Alvin Wan, Xiangyu Yue, and Kurt Keutzer: “SqueezeSeg: Convolutional Neural Nets with Recurrent CRF for Real-Time Road-Object Segmentation from 3D LiDAR Point Cloud”, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Brisbane, QLD, Australia, 2018, pp.1887-1893, 2018
- [8] Z. Leng, S. Li, X. Li, and B. Gao: An Improved Fast Ground Segmentation Algorithm for 3D Point Cloud, Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Hefei, China, 2020, pp.5016-5020, 2020
- [9] D. Fox, W. Burgard and S. Thrun: The dynamic window approach to collision avoidance, IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol.4, No.1, pp.23-33, 1997
- [10] 彌城祐亮, 江口和樹, 岩崎聡, 山内由章, 中田昌宏: ポテンシャル法によるロボット製品の障害物回避技術の開発, 三菱重工技法, 新製品・新技術特集, Vol.51, No.1, 2014
- [11] Coulter, R.: Implementation of the Pure Pursuit Path Tracking Algorithm, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania, 1990