

車両前方映像に基づく輝度特徴を用いた位置推定

日大生産工 (院) ○柏原 一真 日大生産工 風間 恵介
日大生産工 丸茂 喜高

1. 緒言

自動運転車両が一般に普及するためには、その安全性が事前に保証されなければならない¹⁾²⁾。シミュレーションを用いて自動運転システムの安全性評価を行うためには、安全に行動すれば事故を回避できるヒヤリハット状況の再現が必要である。しかしながら、現状では合理的に人身事故が予見される状況を再現したデータは整備されていない。ヒヤリハット状況をシミュレーション空間に再現するためには、車両の走行軌跡と走行可能な道路領域、回避すべき対象などのデータを用いる。そこで、ヒヤリハットデータが記録されているヒヤリハットデータベースを用いて、自動運転システムの安全性評価指標となる走行シナリオを作成する。ヒヤリハットデータベースは、タクシーに搭載したイベント記録型ドライブレコーダを用いて、前後左右加速度の合成値が $\pm 0.45G$ に達した場面を記録・収集したものである³⁾。走行シナリオの作成のため、ドライブレコーダに記録される車両前方映像やGNSS(Global Navigation Satellite System)の測位データ、IMU(Inertial Measurement Unit)により計測した加速度情報を用いて車両の走行軌跡と走行可能領域を推定する必要がある。

GNSSを用いた自己位置推定は構造物の多い都市部において、マルチパスより誤差を含む⁴⁾⁵⁾。普及型GNSSの誤差は3m以上であり、GNSS単体で車両の軌跡を推定することは難しい。また、IMUから得られる加速度と角速度を積分して自己位置を推定すると、積分誤差が累積することが一般的に知られている。

そのため、近年開発が行われている自動運転車両は、車載カメラの映像やLiDAR(Light Detection and Ranging)を用いた自己位置推定が主流となっている。代表的な手法には、前方映像の特徴点を検出し自己位置推定を行うVisual SLAM(Simultaneous Localization and

Mapping)がある⁶⁾⁷⁾。しかし、単眼カメラを用いたVisual SLAMには、平行移動量の大きさを求めることができないという問題がある⁸⁾。そこで、Noda et al.は車両前方面像を鳥瞰図化した画像と航空画像の誤差を最小化することで車両の位置推定を行った⁹⁾。2枚の画像間の誤差は、画像内のSURF(Speeded-Up Robust Features)特徴量に対してICP(Iterative Closest Point)アルゴリズムを用いることで最小化した。しかし、SURF特徴量を用いると画像内に道路標示が無い場合に画像間の対応付けが難しいという課題がある。また、Kazama et al.は、Google Mapのような2次元地図画像と3次元LiDARを用いて作成した2次元の道路領域画像を比較することで自己位置推定を実現した¹⁰⁾。2種類の地図画像の対応関係を求める手法には輝度を用いた画像位置合わせを用いた。輝度を用いることで画像内にSURF特徴量のような特徴がない環境でも位置推定が可能となる。しかし、ドライブレコーダにはLiDARのデータが記録されていないため、他の方法で道路領域画像を作成する必要がある。既存の研究を踏まえると車両前方映像から俯瞰画像を作り、2次元地図との対応関係を求めることで位置推定が可能になると考えられる。

そこで本研究では、ドライブレコーダに記録されるデータより、道路標示が無くとも、車両の位置推定が可能な手法を提案する。また、提案手法の原理確認としてシミュレーション環境内でドライブレコーダに記録されるデータを再現し、車両の位置推定を行った。

2. 位置推定手法

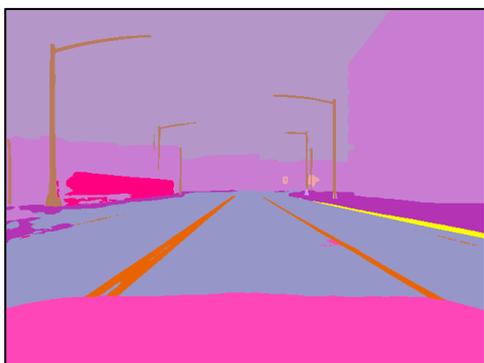
ここでは位置推定の流れについて述べる。IMUより得られる前後横加速度および角速度を積分して車両の位置を推定した。また、画像位置合わせを用いて車両の位置を推定した。

IMUを用いた推定位置の積分誤差を軽減するために、IMUを用いた推定位置と画像位置合わせを用いた推定位置に対し、拡張カルマンフィルタを用いて車両の位置推定を行った。

道路領域検出の流れについて説明する。初めに、図1(a)の車両前方画像に対し、Semantic Segmentationを用いて道路領域の検出を行う。その結果を図1(b)に示す。検出した道路領域とそれ以外の領域に分けることで2値の道路領域画像を作成した。作成した画像を図1(c)に示す。



(a) RGB image



(b) Semantic segmentation image



(c) Binarized image

Fig. 1 Road area detection procedure

この2値画像を車両のピッチ角を用いて射影変換し、図2に示す俯瞰画像を作成した。また、道路領域を白色、それ以外の領域を黒色で表したGNSS測位位置における2次元地図画像を作成した。

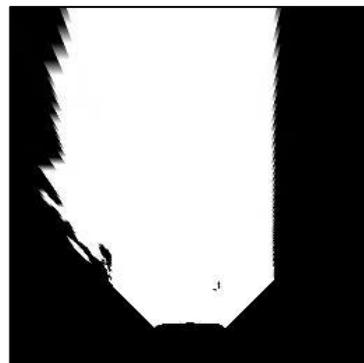


Fig. 2 Bird's eye view image

俯瞰画像と地図画像に対して輝度の平均二乗誤差を求めることで画像間の誤差を算出する。輝度の平均二乗誤差 Q は式(1)によって計算される。

$$Q = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{x=0}^{N_x} \sum_{y=0}^{N_y} (f(x, y) - m(x, y))^2 \quad (1)$$

ただし、俯瞰画像の横方向のピクセル数を N_x 、俯瞰画像の縦方向のピクセル数を N_y とする。また、任意のピクセル位置座標を x, y における俯瞰画像の輝度値を $f(x, y)$ 、地図画像の輝度値を $m(x, y)$ とする。

輝度の平均二乗誤差が最小になるように全探索的に画像位置合わせを行うことで、2次元地図上における車両の位置推定を行った。

3. シミュレーション

シミュレーション空間にドライブレコーダのデータを再現するためにオープンソースのシミュレータである CARLA¹¹⁾を用いた。CARLAはカメラやLiDARなどのセンサデータを出力することができる。実際に CARLAを動かしている画面を図3に示す。



Fig. 3 Image of running CARLA simulator

CARLA を用いて信号交差点で一時停止し、交差点を通過する走行データを作成した。シミュレーション時における車両の最高速度は 30km/h であった。車両前方映像を記録するカメラは、ドライブレコーダの取り付け位置を再現するために、車両の重心位置より前方に 1m、地上より 1.3m の位置に設置した。設置したカメラの内部パラメータは既知とし、視野角 90deg、解像度 640x480pixel の動画を 15fps で記録した。記録した動画をもとに作成した 2 値の俯瞰画像および 2 次元地図の解像度は 0.1m/pix. である。また GNSS の測位データは、車両の位置座標の真値に平均 0、分散 1 の正規分布雑音を付加して作成した。IMU により計測される加速度と角速度は車両の位置座標の真値を微分し、平均 0、分散 1 の正規分布雑音を付加して作成した。

車両位置の真値を黒色、IMU を用いた推定位置を青色、提案手法による推定位置を赤色とし、位置推定結果を図 4 に示す。このとき、車両の前後方向を X、車両の横方向を Y とする。ここで、車両の前後方向 X、車両の横方

向 Y における推定位置の二乗平均平方根誤差 (RMSE) を図 5 に示す。

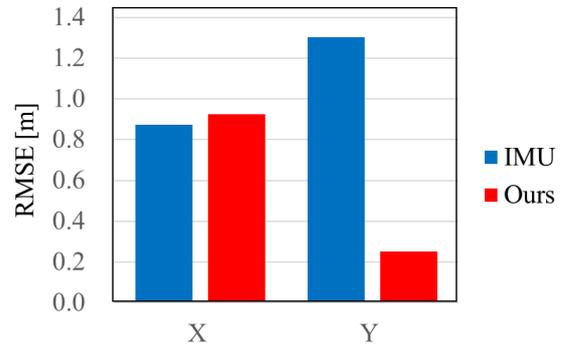


Fig. 5 Comparison of estimated position errors

車両の前後方向において、IMU 単体を用いた推定位置の RMSE は 0.88m であり、提案手法の RMSE は 0.93m と値に大きな差異は認められなかった。しかし、車両の横方向において、IMU 単体を用いた推定位置の RMSE は 1.31m であり、提案手法の RMSE は 0.26m であり、提案手法において位置推定精度が高いことがわかる。提案手法では画像位置合わせを用いた位置推定結果の影響を受ける。画像位置合わせでは輝度値の平均二乗誤差を用いたため、道路領域とその他の領域の境界の情報をもとに位置が推定される。そのため、画像内の輝度勾配が多くみられる車両の横方向の RMSE が小さくなったものと考えられる。

提案した手法では、道路領域の情報を用いることで、道路標示の有無にかかわらず IMU のみを用いた位置推定手法より高精度に自己位置を推定することができた。

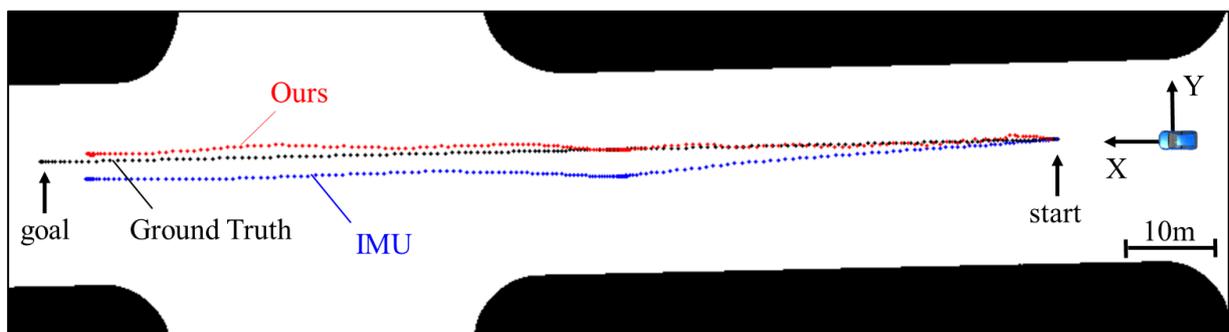


Fig. 4 Results of position estimation

4. 結語

本研究ではドライブレコーダに記録されるデータより、シミュレーション空間で、車両の位置を推定する手法の検討を行った。その結果、道路標示が無くとも、IMU単体を用いた位置推定手法よりも精度よく自己位置を推定することができた。

今後は、車両前方映像に他車両や歩行者などが含まれる場合において検証するとともに、実際にドライブレコーダに記録されたデータを用いた場合の検証を行う。

参考文献

- 1) 一般社団法人日本自動車工業会AD安全性評価分科会, “自動運転の安全性評価フレームワーク Ver1.0”, (2021).
- 2) Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, “PEGASUS METHOD An Overview”, (2019).
- 3) 永井正夫, “ドライブレコーダ・データベースの現状と活用可能性”, 自動車技術, Vol.67, No.2, (2013) pp. 47-53.
- 4) 目黒淳一, 竹内栄二郎, 鈴木太郎, “ロボティクスにおけるGNSS失敗学”, 日本ロボット学会誌, Vol. 37, No. 7, (2019) pp. 585-592.
- 5) Xie, P. and Petovello, M. G., “Measuring GNSS Multipath Distributions in Urban Canyon Environments”, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol.64, No2, (2015) pp. 366-377.
- 6) Kundu, A., Krishna, K. M., and Jawahar, C. V., “Realtime multibody visual SLAM with a smoothly moving monocular camera”, 2011 International Conference on Computer Vision, (2011) pp. 2080-2087.
- 7) Pumarola, A., Vakhitov, A., Agudo, A., Sanfeliu, A., and Moreno-Noguer, F., “PL-SLAM: Real-time monocular visual SLAM with points and lines”, 2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), (2017) pp.4503-4508
- 8) Chekhlov, D., Pupilli, M., Mayol, W. and Calway, A. “Robust Real-Time Visual SLAM Using Scale Prediction and Exemplar Based Feature Description”, 2007 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, (2007) pp. 1-7.
- 9) Noda, M., Takahashi, T., Deguchi, D., Ide, I., Murase, H., Kojima, Y. and Naito, T., “Vehicle Ego-Localization by Matching In-Vehicle Camera Images to an Aerial Image”, Computer Vision - ACCV 2010 Workshops, Vol.6469, (2011) pp.163-173.
- 10) Kazama, K., Kawakatsu, T., Akagi, Y. and Mouri, H., “Estimation of Ego-Vehicle's Position based on Image Registration”, International Journal of Automotive Engineering, Vol.9, No.3, (2018) pp.151-157.
- 11) A. Dosovitskiy, G. Ros, F. Codevilla, A. Lopez, and V. Koltun, “CARLA: An open urban driving simulator,” Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning, (2017) pp. 1-16.