

都市環境における線分特徴の方向性分布を利用した SLAM

上原 啓[†] 斎藤英雄[†] 原孝介[‡]慶應義塾大学[†] デンソーアイティラボラトリ[‡]

1. はじめに

Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)は画像のみをインプットとして自己位置と周辺環境の推定を行う手法であり、自律型自動車の実現に向けて盛んに研究されている。しかしながら、特徴が十分に検出されない環境下では精度が低下するため、その問題を解決するために多くの研究がなされている。例えば、マルチカメラを用いた研究^[1]や、点だけではなく線分を特徴量として検出し推定する研究^[2]などがあげられる。本研究は、川崎らによる非重複のマルチカメラシステムを用いた手法^[3]をベースとして、線分の方角に関する制約を加えることにより、従来手法が苦手としていたカーブシーンにおける SLAM 精度の向上を目的とした。

2. 提案手法

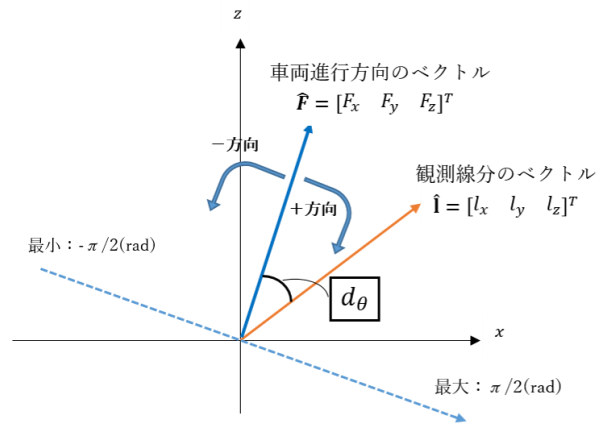
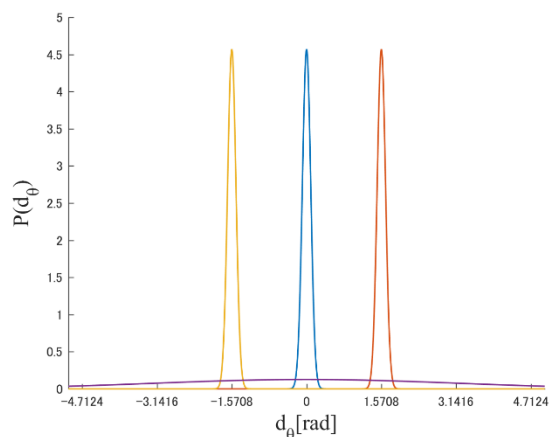
本研究では、車載カメラの位置姿勢と検出した特徴量の3次元位置を、事前分布を考慮したバンドル調整で最適化することで、車両の運動推定と路面地図の生成を行う手法を提案する。

2.1. 初期値推定

最適化対象パラメータの初期値を推定する。今回、カメラの位置姿勢の初期値として、車輪の回転角から自己位置を推定する手法であるオドメトリを用いる。また川崎らによる都市の3次元構造を用いた手法^[3]を用いて、検出した特徴量の初期位置を推定する。

2.2. 事前分布を考慮した最適化

初期値をバンドル調整によって最適化することにより、より正確なパラメータ推定を行うことが可能となるが、本 SLAM はマンハッタンワールド仮説に基づく都市環境を前提としているため、カーブシーンにおいて誤差が大きく生じてしまう。そこで最適化に新たな制約を加えることで、その誤差を減らすことを考える。本研究では路面上の道路標示を構成する多くの線分が、車両の進行方向に対して平行、もしくは垂直であることに着目する。本来、平行であるはずの観測線分が誤差により傾いた時、平行であることを満たすような制約を最適化に加えることにより推定精度が増すと考えられる。こ

図 1 d_{θ} の概略図図 2 ガウス分布を用いた d_{θ} の事前分布

で観測線分ベクトルの誤差がガウス分布に則ると仮定し、車両進行方向ベクトルと観測線分ベクトルのなす角度 d_{θ} (図 1) の分布を図 2 に示すようなモデルで考える。 $d_{\theta} = 0, \pm \frac{\pi}{2}$ (rad) を平均とする突起状のガウス分布は、それぞれ車両進行方向に平行、垂直な線分の存在確率が高いことを表す。また道路標示中に含まれる斜めの線分は、分散の大きいガウス分布により、斜めに保持されることが期待される。以上より d_{θ} の誤差を表すコスト関数は

$$E = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_m (d_{\theta,m} - \mu_{\alpha,m})^2$$

と表現され、これを最小化することにより観測線分ベクトルを最適化する。なお $\mu_{\alpha,m}$ は各観測線分において、 $P_{\alpha}(d_{\theta,m})$ を最も高くするガウス分布 $\alpha = 1 \sim 4$ によって決定される。

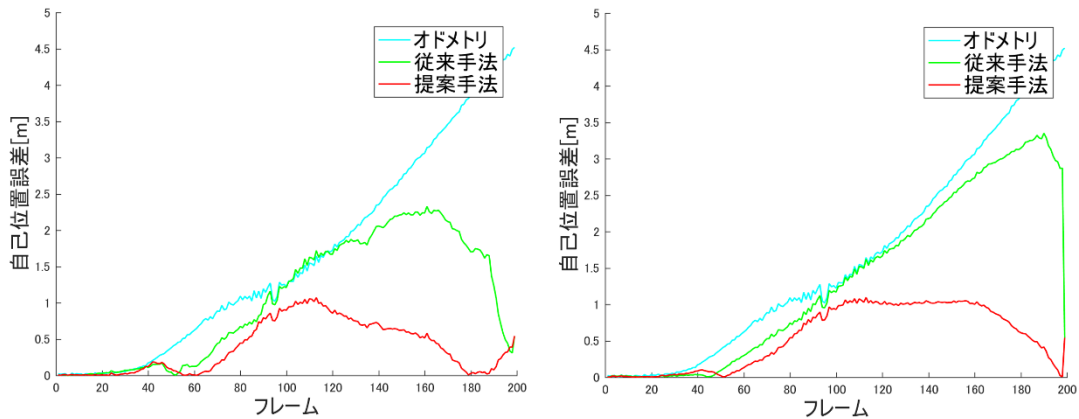


図 3 各フレームにおける自己位置誤差(左:線のみ 右:点+線)

3. 評価実験

本章では提案手法を評価するために行った実験について示す. 本研究の有効性を明示するため, 特徴として線のみを用いた場合と線と点の両方を用いた場合について, 本手法を導入し実験を行った. 実験で用いたデータセットは, 前方と後方を向いた 2 台のカメラと RTK-GPS を取り付けた実車を新川崎周辺で走行させ, 収集した.

3.1. 自己位置推定

本研究では, RTK-GPS によるデータを真値として, 算出した自己位置から真値への射影距離を自己位置誤差と定義した. 図 3 に各フレームにおけるオドメトリ, 従来手法, 提案手法の自己位置誤差を, 表 1 に全てのフレームにおける自己位置誤差の合計と, 従来手法と比較した提案手法の改善率を示す. 図 3 を見ると, どちらの実験においても提案手法により自己位置誤差が大きく減少しているのが分かる. フレームを追うごとに誤差が蓄積されるオドメトリの結果が, 従来の SLAM によって改善され, 提案手法によりさらに改善されている. 表 1 を見ると, 従来手法に比べ 60%前後の誤差が改善されていることから, 提案手法の有効性を確認できる. 都市環境を前提としたことにより生じた誤差が道路標示線分の方角に関する事前分布を考慮したことにより減少したためだと考えられる.

3.2. 周辺環境推定

図 4 に提案手法により生成した路面地図の結果を, 表 2 に業者が作成した地図と比較して算出した各線分の正対応の割合を示す. なお検出線分の端点から業者による地図中線分への射影距離が 100[mm]未滿のものを正対応とした. 方角に関する事前分布を加えたことにより傾いた線分が補正され, 表 2 に示すような改善が見られた. しかし一部の路面標示において, 車両進行方向とのずれがあり大幅な改善には至らなかった.

表 1 各手法における自己位置誤差とその改善率

	従来手法[m]	提案手法[m]	改善率[%]
線	205.56	76.51	62.8
点・線	267.91	109.17	59.3

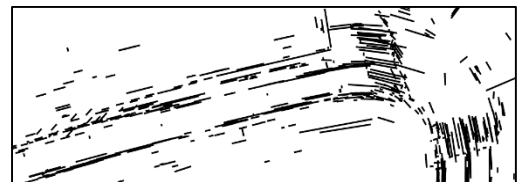


図 4 検出線分から作られた路面地図(点・線)

表 2 各手法における正対応の割合とその改善率

	従来手法[%]	提案手法[%]	改善率[%]
線	39.6	44.1	4.5
点・線	42.2	45.3	3.1

4. 結論

本稿では, 従来手法である都市の 3 次元構造を利用した線分 SLAM に, 道路標示線分の方角に関する事前分布を加えた手法を提案した. 本提案手法により, 従来手法に比べ 60%ほど自己位置精度に改善がみられ, 生成した路面地図の精度も向上した. 今後の課題として, より精度の高い事前分布を導入することがあげられる.

5. 参考文献

- [1]. G. H. Lee, F. Faundorfer, and M. Pollefeys, Motion estimation for self-driving cars with a generalized camera. Proc. CVPR2013
- [2]. T. Koletschka, L. Puig, and K. Daniilidis, MEVO: Multi-environment stereo visual odometry. Proc. IROS2014
- [3]. A. Kawasaki, H. Saito, and K. Hara, Motion estimation for non-overlapping cameras by improvement of feature points matching based on urban 3D structure. Proc. ICIP2015