

GNSS 測位のバイアス誤差を考慮した 屋外移動ロボットの自己位置推定

Localization for Outdoor Mobile Robot Considering GNSS Bias Error

○学 椎谷 優貴 (筑波大) 正 萬 礼応 (筑波大)
正 大矢 晃久 (筑波大) 正 坪内 孝司 (筑波大)

Yuki SHIYA, University of Tsukuba, shiya-y@roboken.iit.tsukuba.ac.jp
Ayanori YOROZU, University of Tsukuba
Akihisa OHYA, University of Tsukuba
Takashi TSUBOUCHI, University of Tsukuba

The bias error of GNSS may occur around trees and buildings, which may cause a decrease in the accuracy of localization. This paper focuses on a method to estimate position, azimuth and the bias error of GNSS. However, to estimate the bias error with unknown size and timing of occurrence, a large number of particles are required. To solve the problem, a particle filter with integrating multiple bias error models, a model assumed jump of bias error, a model similar to that of a moment ago, and a model in which there is no bias error, depending on the positioning status is proposed. The proposed method is verified by simulations and GNSS observation experimental data.

Key Words: Localization, Mobile robot, GNSS, Particle filter

1. 序論

自律移動ロボットや自動車の自動運転などにおいて、目的地に到達するために自己位置を取得することは重要な課題である。屋外では、衛星測位システム GNSS (Global Navigation Satellite System) により、高精度での測位が可能である。図 1 に屋外移動ロボットに搭載した GNSS 測位結果の一例を示す。図 1 の赤の破線で囲んだ①、②のように建物や樹木の周囲などでは測位精度が低下し、突然実際の位置から離れた場所に測位結果が出力されて、その誤差が継続して載り続けることがある。このような誤差を本研究では GNSS 測位のバイアス誤差と呼ぶ。GNSS を用いた自己位置推定では、加速センサやジャイロセンサ、LiDAR (Light Detection and Ranging) やカメラなど他のセンサを組み合わせる自己位置推定を行う研究 [1][2] が行われている。しかし、GNSS のバイアス誤差の大きさや発生するタイミングは未知のため、バイアス誤差による影響を抑制することは自己位置推定における課題である。

本研究では、GNSS 測位に未知のバイアス誤差が発生する場合においても、精度の低下を抑制できる自己位置推定手法の開発を目指す。観測値に含まれるバイアス誤差を除去するために、位置と姿勢に加えてバイアス誤差の大きさを含めた状態量の推定を行う。本研究では、パーティクルフィルタを利用する。しかし、観測値がジャンプしてしまうことを常に仮定して推定を行うためには、多数のパーティクルが必要になり、計算時間を要する。そこで本研究では、GNSS 測位誤差の挙動に基づき、観測値がジャンプすることを考慮するモデル、一時刻前の状態と同じバイアス誤差が継続するモデル、バイアス誤差が載っていないモデルの 3 つのモデルを GNSS の測位状態に応じて統合することで、少ないパーティクル数でもバイアス誤差の影響を抑制可能な手法を提案する。提案手法の有効性を、実データを模擬した数値シミュレーションにより検証する。また、移動ロボットの屋外走行時の GNSS の測位データに提案手法を適用し、評価する。

2. 関連研究

GNSS に生じるバイアス誤差を考慮した自己位置推定の関連研究として、巢山ら[3]、大橋ら[4]は GNSS、LiDAR、カメ

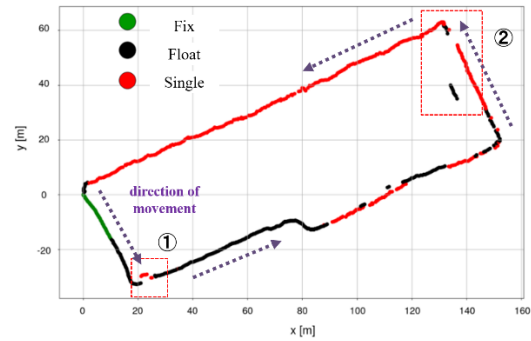


Fig. 1 GNSS data

ラを用いてセンサフュージョンを行い、バイアス誤差の影響を排除する手法を提案した。この研究では、異なるセンサから得られる位置情報が同時に同一のバイアス分布となる可能性は低いという仮定のもと、3つのセンサから得られる自己位置のパーティクルの分布を比較し、他のセンサから得られる分布と類似しないものをバイアス分布として排除することにより、センサに含まれるバイアス誤差の自己位置推定への影響を抑制している。しかし、LiDAR やカメラに十分な特徴が得られない環境において、LiDAR とカメラからの自己位置推定の精度が低下し、3つのセンサのから得られる自己位置の分布に類似性が存在しなくなることでバイアス分布の排除が困難となる。

また、山崎ら[5]は、GNSS とジャイロオドメトリのパーティクルフィルタでの統合時に、3次元地図による地形情報により衛星の可視性の判定を行い、不可視衛星から反射波や回折波を受信している場合と、可視衛星からの直接波を受信している場合とで位置のパーティクルに対する観測モデルを切り替えることによって、反射波や回折波などのマルチパスによって生じる誤差を考慮した自己位置推定手法の提案をした。しかし、自己位置推定に必要なパラメータの事前計測が必要であり、未知の場所では有効でないことの問題がある。

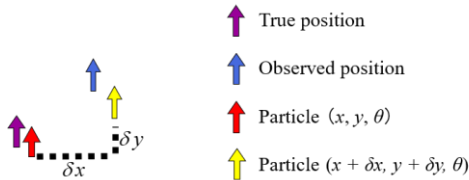


Fig. 2 Image of observation prediction

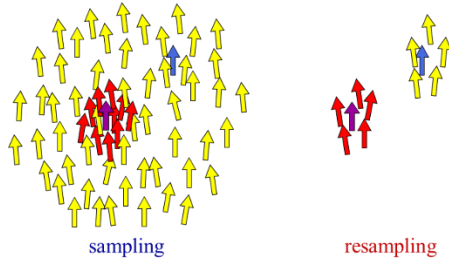


Fig. 3 Image of resampling

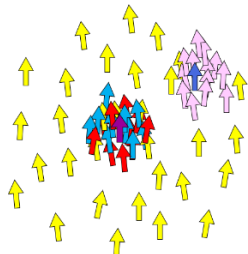


Fig. 4 Image of particle distribution

3. GNSS 測位とバイアス誤差

本研究では、準天頂衛星からの CLAS (Centi-meter Level Augmentation Service) 情報を用いた高精度な測位が可能な GNSS を利用する。CLAS 情報を用いた RTK 測位の衛星からの搬送波の波数が絞り込まれた Fix 状態、絞り込む途中の Float 状態、CLAS 情報を使わない Single 状態の 3 つが存在し、Fix 状態では数 cm、Float 状態では数十 cm、Single 状態では数 m 程度の誤差が生じるとされる。

図 1 に GNSS 測位実験の結果の一例を示す。図 1 内には赤い破線①、②で囲まれた箇所に GNSS の観測値が大きくジャンプする場所がある。このように、突然実際の位置から離れた場所に観測値がジャンプして、その後しばらく誤差が継続して載り続ける特徴がある。また、観測値のジャンプは測位状態が切替わった際に生じやすい。本研究では、このような GNSS バイアス誤差の特徴を考慮して、3 つのモデルを測位状態に応じて統合し、ロボットの位置姿勢およびバイアス誤差を少ないパーティクル数で推定する手法を提案する。

4. バイアス誤差を考慮した自己位置推定

4.1 コンセプト

本研究では、パーティクルフィルタを用いて、3 つのバイアス誤差のモデルを GNSS の測位状態に応じて統合することで、ロボットの位置姿勢および GNSS バイアス誤差を推定する手法を提案する。

4.1.1 バイアス誤差を状態量に含めた推定

提案手法では推定する状態量としてロボットの位置・姿勢 (x, y, θ) とバイアス誤差の量 (δ_x, δ_y) とする。事前情報として与えることの難しい GNSS のバイアス誤差を推定し、GNSS のバイアス誤差が自己位置推定に与える影響を抑制する。

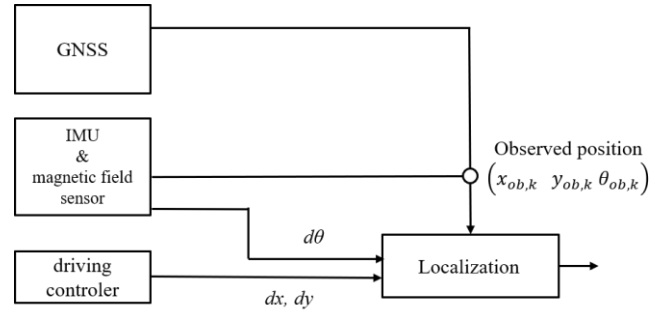


Fig. 5 Block diagram of system

Table 1 Probability of each bias models

Positioning status	Bias error with jump in observed values	Bias error same as last step	No bias error
Fix	34%	33%	33%
Float	34%	33%	33%
Single	68%	16%	16%

図 2 にあるパーティクルにおいて、位置姿勢、バイアス誤差の状態量から観測値を算出するイメージを示す。また、図 3 にパーティクルのリサンプリングのイメージを示す。赤矢印で示される i 番目パーティクルの位置の状態量 (x^i, y^i, θ^i) にバイアス誤差の状態量 (δ_x^i, δ_y^i) を加えたものをバイアス誤差の状態量を含めた観測の予測とし、黄色の矢印で表す。このように位置・姿勢の状態量とバイアス誤差の状態量を組み合わせることで観測値の予測を行うことで、図 3 に示すように、バイアス誤差を含めて尤もらしい位置、姿勢のパーティクルが残るようになる。

しかし、GNSS バイアス誤差の大きさや生じるタイミングは未知のため、バイアス誤差が生じる可能性がある範囲を想定した多数のパーティクルが必要となり、計算時間が必要になってしまう。

4.1.2 複数のノイズモデルの測位状態による統合

図 1 に示すように、観測値のジャンプは頻繁に生じないため、観測値がジャンプすることを想定して多数のパーティクルをバイアス誤差が生じる可能性がある広い範囲に分布させる方法は、バイアス誤差が大きく変動しない場合などにおいて非効率であると考えられる。そのため、図 4 に示すように、GNSS バイアス誤差が生じる挙動を考慮して、観測値にバイアス誤差が発生し、観測値がジャンプすることを想定した広い範囲のバイアス誤差のモデル、一時刻前の状態と同じようなバイアス誤差がのり続けるモデル、バイアス誤差がないモデルの 3 つを測位状態に応じて統合する手法を提案する。図 4 の黄色矢印は観測値がジャンプすること、桃色矢印は一時刻前と同じバイアス誤差がのること、水色矢印はバイアス誤差がないことを表すパーティクルを示す。

4.2 ロボットのシステム構成とフロー

ロボットには GNSS と地磁気センサ、IMU が搭載され、位置と姿勢、角速度のデータが取得可能であると想定する。ロボットは走行制御器によって与えられた指令値にしたがって走行する。システムのブロック図を図 5 に示す。パーティクルフィルタによる自己位置推定の処理は以下の通りである。

- 1) 時刻 k ステップでの走行制御器の指令値と IMU の角速度情報からロボットの運動モデルと、バイアス誤差のモデ

- ルに従ってパーティクルを動かす
- 2) 時刻 k ステップでの位置・姿勢の観測値から各パーティクルの尤度を計算する
 - 3) 尤度に従いリサンプリングを行い、パーティクルの重み付き平均によって推定結果を出力する

4.3 システム方程式

システム方程式では、時刻 $k+1$ ステップ目の i 番目のパーティクルの状態 $(x_{k+1}^i, y_{k+1}^i, \theta_{k+1}^i, \delta_{x,k+1}^i, \delta_{y,k+1}^i)$ を時刻 k ステップ目の i 番目のパーティクルの状態から求める。位置と姿勢の変化量はそれぞれ、 $(dx, dy, d\theta)$ とし、速度が速いほど誤差が大きいため速度・角速度の大きさに比例するシステムノイズ $(Noise_x, Noise_y, Noise_\theta)$ を付与する。また、バイアス誤差の状態量は、バイアス誤差が発生し観測値がジャンプするモデル、一時刻前の状態と同じようなバイアス誤差が載り続けるモデル、バイアス誤差のないモデルの3つを統合してバイアス誤差のモデルを設計する。観測値がジャンプすることを想定したシステム方程式を以下に示す。

$$x_{k+1}^i = x_k^i + dx + Noise_x \quad (1)$$

$$y_{k+1}^i = y_k^i + dy + Noise_y \quad (2)$$

$$\theta_{k+1}^i = \theta_k^i + d\theta + Noise_\theta \quad (3)$$

$$\delta_{x,k+1}^i = \delta_{x,k}^i + Noise_{\delta x} \quad (4)$$

$$\delta_{y,k+1}^i = \delta_{y,k}^i + Noise_{\delta y} \quad (5)$$

一時刻前と同じバイアス誤差を想定したモデルのバイアス誤差の式を以下に示す。

$$\delta_{x,k+1}^i = \delta_{x,k}^i + N(0, \sigma_1^2) \quad (6)$$

$$\delta_{y,k+1}^i = \delta_{y,k}^i + N(0, \sigma_1^2) \quad (7)$$

また、バイアス誤差がないことを想定したモデルのバイアス誤差の式を以下に示す。

$$\delta_{x,k+1}^i = N(0, \sigma_2^2) \quad (8)$$

$$\delta_{y,k+1}^i = N(0, \sigma_2^2) \quad (9)$$

観測値がジャンプするモデルのシステム方程式では、バイアス誤差の状態量に一樣分布のノイズ $(Noise_{\delta x}, Noise_{\delta y})$ を与え、多様なパターンバイアス誤差の状態量をもつパーティクルを発生させて推定を行う。次に、一時刻前の状態と同じようなバイアス誤差が載るモデルでは、式(4),(5)を式(6),(7)に変更し、一時刻前のバイアス誤差に対して、ノイズをガウス分布 $N(0, \sigma_1^2)$ で与える。最後にバイアス誤差がないモデルでは、式(4),(5)を式(8),(9)に変更し、ノイズをガウス分布 $N(0, \sigma_2^2)$ で与える。

4.4 観測方程式

状態量 $(x_k^i, y_k^i, \theta_k^i, \delta_{x,k}^i, \delta_{y,k}^i)$ 、観測値 $(x_{ob,k}, y_{ob,k}, \theta_{ob,k})$ 、観測ノイズ $(Noise_{x_{ob}}, Noise_{y_{ob}}, Noise_{\theta_{ob}})$ から観測方程式をたてる。

$$x_{ob,k} = x_k^i + \delta_{x,k}^i + Noise_{x_{ob}} \quad (10)$$

$$y_{ob,k} = y_k^i + \delta_{y,k}^i + Noise_{y_{ob}} \quad (11)$$

$$\theta_{ob,k} = \theta_k^i + d\theta + Noise_{\theta_{ob}} \quad (12)$$

4.5 尤度計算

得られた位置と姿勢の観測値に基づいて各パーティクルの尤度を計算する。実際にGNSSや地磁気センサなどで観測することで得られる観測ベクトル $(x_{ob,k}, y_{ob,k}, \theta_{ob,k})$ を \mathbf{z}_k 、パーティクルによる観測値の予測のベクトル $(x_k^i + \theta_k^i, y_k^i + \delta_{x,k}^i, \delta_{y,k}^i)$ を \mathbf{x}_k^i 、 Σ を観測値の共分散行列とすると、パーティクルの尤度 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$ を次式で算出する。

Table 2 Mean \pm standard deviation
(single bias model, particle number: 500)

Error	Section A	Section B	Section C
x error [m]	0.24 ± 0.18	0.71 ± 0.41	1.49 ± 0.78
y error [m]	0.14 ± 0.11	0.55 ± 0.44	1.02 ± 0.69
θ error [rad]	0.05 ± 0.04	0.20 ± 0.15	0.14 ± 0.12
δ_x error [m]	0.26 ± 0.20	0.79 ± 0.50	1.52 ± 0.79
δ_y error [m]	0.17 ± 0.13	0.66 ± 0.49	1.01 ± 0.73

Table 3 Mean \pm standard deviation
(multiple bias model, particle number: 500)

Error	Section A	Section B	Section C
x error [m]	0.20 ± 0.13	0.55 ± 0.49	0.52 ± 0.39
y error [m]	0.11 ± 0.12	0.31 ± 0.26	0.51 ± 0.32
θ error [rad]	0.02 ± 0.01	0.03 ± 0.03	0.02 ± 0.03
δ_x error [m]	0.21 ± 0.12	0.56 ± 0.50	0.50 ± 0.31
δ_y error [m]	0.10 ± 0.06	0.33 ± 0.29	0.50 ± 0.33

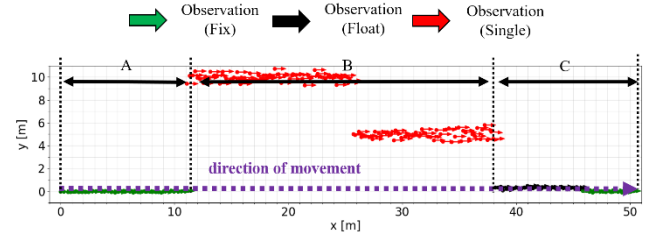


Fig. 6 GNSS data for simulation

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \frac{\exp\left\{-\left(\mathbf{x}_k^i - \mathbf{z}_k\right)^T \Sigma^{-1} \left(\mathbf{x}_k^i - \mathbf{z}_k\right)\right\}}{\sqrt{(2\pi)^3 |\Sigma|}} \quad (13)$$

式(13)から求めたパーティクルの尤度を用いてパーティクルの重みの更新を式(14)で行う

$$w_{k+1}^i = w_k^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (14)$$

5. シミュレーションによる検証

5.1 検証条件

実データを模擬した観測値によるシミュレーションにより提案の自己位置推定手法を評価する。図6に実データを模擬して作成した観測値のデータを示す。ロボットは図6中の紫の破線矢印で示された方向に原点から x 軸正方向に 0.5 m/s で移動する。図6の緑矢印がFix状態、黒矢印がFloat状態、赤矢印がSingle状態での観測値を表す。図6の区間AのFix状態ではバイアス誤差が発生せず、区間BのSingle状態では 10 m 程度のバイアス誤差が発生し、その後 5 m 程度のバイアス誤差に変化し、区間CでFloat状態となり、さらにバイアス誤差の量が小さくなり、Fix状態に戻るというデータを想定する。図6の観測値を生成する際、バイアス誤差以外の観測ノイズは、ガウス分布 $N(0, 0.3^2)$ に従うものとした。また、 x, y, θ のシステムノイズは速度・角速度の10%に比例する値を標準偏差としたガウス分布で与える。

観測値がジャンプすることを想定するモデルのみを使用し、常に広い範囲のバイアス誤差を考慮する手法と、提案の複数のバイアス誤差モデルを統合する手法の比較検証を行う。それぞれの手法のパーティクル数は500とする。

ジャンプを想定するバイアス誤差モデルではFix状態では大きなバイアス誤差は発生しないとして、 $\delta x, \delta y$ を $\pm 3 \text{ m}$ の

範囲で一様分布させる。Float, Single 状態では大きなバイアス誤差が発生する可能性があるとして±12m の範囲の一様分布とした。

提案手法では GNSS の測位状態に応じてバイアス誤差モデルの発生確率を設定した。表 1 に各モデルの確率を示す。一時刻前と同じバイアス誤差を想定する場合、バイアス誤差がないことを想定する場合は $\sigma_1 = 0.3$, $\sigma_2 = 0.3$ としてパーティクルを分布させる。

5.2 結果と考察

表 2, 3 に各手法でそれぞれ 5 回シミュレーションを行った際の位置, 姿勢, バイアス誤差の推定値の誤差の平均と標準偏差を示す。

表 2 より, ジャンプを想定したバイアス誤差モデルのみの手法では, 区間 B で大きなバイアス誤差を考慮しようとしたとき, 観測値がジャンプすることのみを想定する場合は, 分布範囲に対してパーティクルの数が少なく, 推定精度が低下してしまい, 区間 C で GNSS の観測値の誤差が小さくなった場合にも, 誤差が大きく残ったままの状態になってしまった。

これに対して, 提案の複数のバイアス誤差を統合する手法では, 一時刻前と同じバイアス誤差やバイアス誤差がない状態など, 可能性の高い状態のパーティクルを集中させて分布させたため, リサンプリング後も多くのパーティクルが残り, 区間 B, C においても推定精度の低下を抑制することができた。

6. 実験データへの適用

屋外移動ロボットを使って取得した図 1 のデータに対して, 提案の自己位置推定手法を適用する。各誤差モデルの分布やパーティクル数はシミュレーションと同じ設定とした。ロボットのセンサ構成は図 5 に示す通り, GNSS アンテナと IMU, 地磁気センサが搭載されている。図 7, 8 にバイアス誤差が発生した箇所①, ②付近の推定結果を示す。

図 7, 8 に示すように, GNSS にバイアス誤差が生じて観測値がジャンプした場合にも, 誤った観測値の影響を抑制して自己位置を推定できることを確認できた。

7. 結論

本研究では, 屋外移動ロボットの自己位置推定に対して, GNSS 測位にバイアス誤差が発生し, 自己位置推定精度が低下する問題を解決するために, 複数のバイアス誤差モデルを GNSS 測位状態に応じて統合し, 位置・姿勢とバイアス誤差を同時に推定する手法を提案した。GNSS のバイアス誤差の大きさおよび生じるタイミングは未知のため, 観測値がジャンプすることを想定したモデルで推定を行う場合には, 想定するバイアス誤差の大きさに対してパーティクルが少ないと推定精度が低下することを確認した。これに対して, GNSS のバイアス誤差の特徴を考慮して, バイアス誤差が発生し観測値がジャンプすることを想定したモデル, 一時刻前と同じバイアス誤差を想定したモデル, バイアス誤差がないモデルの 3 つを測位状態に応じて統合した推定により少ないパーティクル数でもバイアス誤差の影響を抑制して自己位置を推定できることをシミュレーションおよび実機データで確認した。

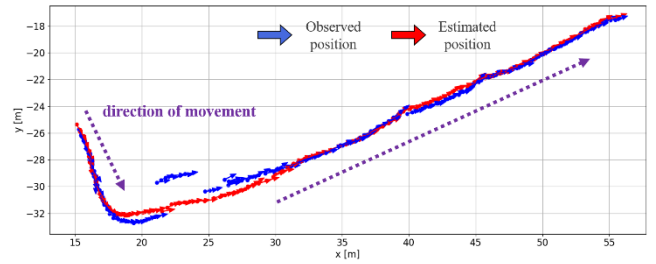


Fig. 7 Estimated trajectories ①

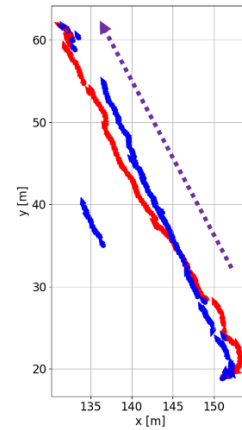


Fig. 8 Estimated trajectories ②

8. 謝辞

本研究は株式会社 DONKEY との共同研究であり, ロボットおよび実験環境の提供に謝意を示す。

参考文献

- [1] 木瀬道夫, 野口伸, 石井一暢, 寺尾日出男, "RTK-GPS と FOG を使用したほ場作業ロボット (第 1 報, センサフュージョンによる絶対方位の確定)", 農業機械学会誌, vol. 63-5, pp. 74-79, 2001.
- [2] Aboutaleb, A., El-Wakeel, S.A., Elghamrawy, H. and Noureldin, A., "LiDAR/RISS/GNSS Dynamic Integration for Land Vehicle Robust Positioning in Challenging GNSS Environments" *Remote Sensing*, vol. 12-14, 2020.
- [3] 巢山慶太, 舟洞佑記, 道木慎二, 道木加絵, "パーティクルフィルタを用いた自己位置推定のロバスト性向上を目指した確率分布の類似性に基づく動的なセンサ統合", 計測自動制御学会論文集, vol. 53-2, pp. 169-177, 2017.
- [4] 大橋臨, 舟洞佑記, 道木慎二, 道木加絵, "自律移動ロボットのロバストな位置推定のための相関係数による多数決センサ選択と統合", 計測自動制御学会論文集, vol. 55-7, pp. 439-446, 2019.
- [5] 山崎将史, 竹内栄二郎, 大野和則, 田所諭, "三次元地形情報および GPS を用いたパーティクルフィルタによるマルチパスを考慮した自己位置推定", 日本ロボット学会誌, vol. 29-8, pp.702-709, 2011