

GNSS 測位状態に応じた 複数誤差モデルの統合による自己位置推定

Localization by integrating multiple error models according to GNSS positioning condition

○学 椎谷 優貴^{*1}, 正 萬 礼応^{*1}

正 大矢 晃久^{*1}, 正 坪内 孝司^{*1}

Yuki SHIYA^{*1}, Ayanori YOROZU^{*1},
Akihisa OHYA^{*1}, and Takashi TSUBOUCHI^{*1}

^{*1} 筑波大学 University of Tsukuba

The bias of GNSS may cause a decrease in the accuracy of localization. This paper focuses on a method to improve the robustness to GNSS bias of localization. Proposed method improves robustness to GNSS bias by integrating multiple error models, one is a model assumes that the observed values are not biased, and the other is a model assumes that there is a bias, depending on the positioning status. The proposed method is verified by GNSS observation experimental data.

Key Words : Localization, Mobile robot, GNSS bias, 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。LiDAR (Light Detection and Ranging) やカメラを用いて、周辺の環境の形状や特徴から事前に環境地図を構築し、対応付けを行うことで自己位置を推定する手法がある。また屋外では、衛星測位システム GNSS (Global Navigation Satellite System) が用いられることが多い。特に、農地など開けた場所では、LiDAR で計測可能な物体などが少なく、自己位置精度が低下する場合があります。GNSS を活用することが有効である。しかし、農地などの地面が整地されていない場所では、GNSS アンテナが揺れて測位の状態や、測位に用いられる衛星が切り替わり、測位精度が低下する場合があります。例えば、Fig.1 に屋外移動ロボットに搭載した GNSS によって測位した結果の一例を示す。Fig.1 の赤の破線で囲んだ①、②のように、突然それまで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。本研究では、GNSS 観測位置がこれまでの位置から大きく離れた場所に出力されることを観測値のジャンプ、その後継続して真値から外れた位置に値が出力される誤差を GNSS 測位のバイアスと呼ぶ。カルマンフィルタやパーティクルフィルタなどを用いて自己位置推定を行う手法が提案されているが、観測誤差をガウス分布などで表現することが一般的で、GNSS にバイアスが生じた場合に、と誤った位置を推定値としてしまう問題がある。これに対して、観測値のジャンプが生じやすい場所をあらかじめ地図上に記録することで観測モデルを切替えて対応する方法も提案されているが、初めて移動する場所では、観測のジャンプが生じるタイミングや場所をあらかじめ把握することはできないため適用することは困難である。また、GNSS に加えて、加速センサやジャイロセンサなど慣性計測装置 IMU (Inertial Measurement Unit), LiDAR 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が行われている。複数のセンサを用いて、センサ情報と推定方法を観測の状況に応じて切り替える手法^[1]は、GNSS の誤差に影響されずに推定することが可能である。しかし、本研究では広い農地など、LiDAR やカメラでは自己位置推定に十分な特徴を得られない可能性のある環境も対象とするため、GNSS と IMU を用いて、GNSS のバイアスにロバストな自己位置推定手法を提案する。

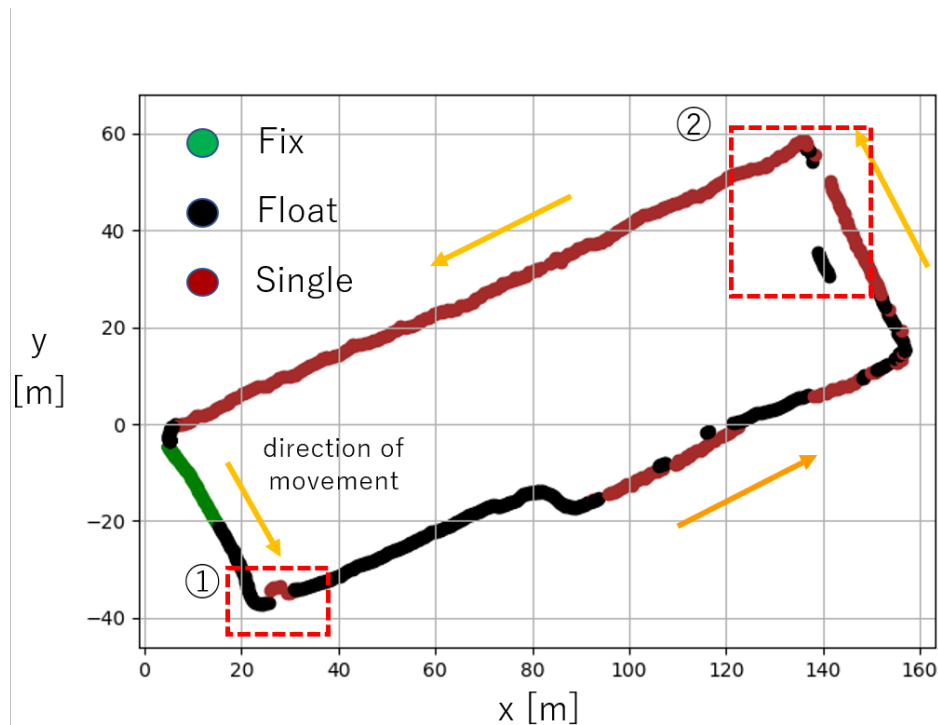


Fig.1 GNSS observation results when a mobile robot moved in the field

本研究では、GNSS 観測値がバイアスを含むことを想定するモデルと、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にあることを想定する 2 つのモデルを統合して自己位置を推定する手法を提案する。ロボットの位置・姿勢に加えて、GNSS のバイアスを GNSS の位置の変化量とロボットの速度指令値に基づく移動量の差分から推定するモデルによって、GNSS 観測値にバイアスが含まれる場合にも、自己位置推定結果が誤った位置に収束することを抑制する。圃場走行データに対して提案手法を適用し、その効果を検証する。2 章では関連研究について紹介し、3 章では提案手法について説明する。4 章では GNSS を搭載したロボットの圃場走行データに対して、提案手法の検証を行う。

2. 関連研究

GNSS に生じるバイアスを考慮した自己位置推定の関連研究として、巢山ら^[2]、大橋ら^[3]は GNSS、LiDAR、カメラを用いてセンサフュージョンを行い、バイアスの影響を排除する手法を提案した。これらの研究では、異なるセンサから得られる位置の分布が同時に同一バイアスをもつ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に影響されたものとして排除することにより、センサに含まれるバイアスの自己位置推定への影響を抑制している。しかし、広い農地など LiDAR やカメラで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の排除が困難となる。

また、山崎ら^[4]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を提案した。しかし、自己位置推定に必要な 3 次元地図を生成するために事前計測が必要であり、未知の場所には適用できない。

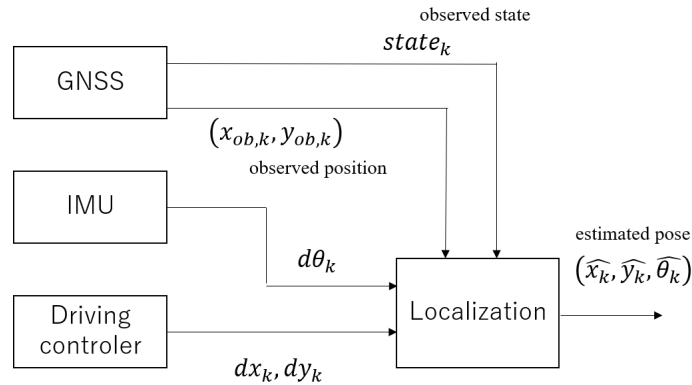


Fig.2 Block diagram of system

3. 複数誤差モデルの統合による自己位置推定

3.1 コンセプト

本研究では、GNSS 観測値がバイアスを含むことを想定するモデルと、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にある（GNSS 観測値にバイアスがない）ことを想定する 2 つのモデルを統合して自己位置を推定する手法を提案する。推定する状態量をロボットの位置・姿勢、GNSS のバイアスとする。GNSS 観測値がバイアスを含むことを想定するモデルでは、GNSS の位置の変化量とロボットの速度指令値に基づく移動量の差分から推定することで、GNSS 観測値がジャンプして、しばらくバイアスが含まれている間に自己位置推定結果が誤った観測値に収束することを抑制する。また、衛星の測位状態が改善して GNSS のバイアスがなくなった場合には、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にあることを想定するモデルに基づいて推定する。本研究では、パーティクルフィルタを用いて、以上のように 2 つのモデルを統合することで、GNSS 観測値にジャンプが生じた場合にも、シームレスに自己位置を推定可能な手法を提案する。

3.2 システム構成

ロボットシステムのブロック図を Fig.2 に示す。ロボットには GNSS と 9 軸 IMU が搭載され、位置と角速度、GNSS 測位状態のデータが取得可能である。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。搭載した GNSS 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であり、GNSS 測位状態は、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。

3.3 GNSS バイアスを状態量に含めた推定

本研究ではパーティクルフィルタを用いて自己位置推定を行う。時刻ステップ $k+1$ 、パーティクル番号 i のロボットの位置・姿勢 $(x_{k+1}^i, y_{k+1}^i, \theta_{k+1}^i)$ は、それぞれ時刻ステップ k での速度指令値 v_k と IMU で計測した角速度 ω_k 、サンプリング周期 Δt から、移動量 Δd_k と角度変化量 $\Delta \theta_k$ を算出して更新する。GNSS 観測値のバイアス $(\delta x_{k+1}^i, \delta y_{k+1}^i)$ は、GNSS 観測位置がバイアスを含むことを想定するモデルでは、GNSS 観測位置 $(x_{ob,k}, y_{ob,k})$ の時刻差分から、時刻ステップ k での推定姿勢 θ_k と速度指令値によって計算される、 x 方向、 y 方向の移動量を差し引いたものとする。また、バイアスには雑音を加わるとして、標準偏差 $\sigma[m]$ のガウス雑音を考慮して更新する。GNSS 観測位置がバイアスを含むことを想定するシステム方程式を以下に示す。

Table.1 Probability of occurrence of bias model according to GNSS positioning status

Positioning	Probability of occurrence	Probability of occurrence
Fix	0%	100%
Float, Single	40%	60%

$$\begin{aligned}
x_{k+1}^i &= x_k^i + \Delta d_k \cos \theta_k^i \\
y_{k+1}^i &= y_k^i + \Delta d_k \sin \theta_k^i \\
\theta_{k+1}^i &= \theta_k^i + \Delta \theta_k \\
\delta x_{k+1}^i &= \delta x_k^i + N(bias_{x,k}, 0.1) \\
\delta y_{k+1}^i &= \delta y_k^i + N(bias_{y,k}, 0.1)
\end{aligned} \tag{1}$$

ここで、バイアス誤差更新量 $bias_{x,k}$, $bias_{y,k}$ は以下により算出する.

$$\begin{aligned}
bias_{x,k} &= (x_{ob,k+1} - x_{ob,k}) - v_k \Delta t \cos \theta_k \\
bias_{y,k} &= (y_{ob,k+1} - y_{ob,k}) - v_k \Delta t \sin \theta_k
\end{aligned} \tag{2}$$

また、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にあることを想定するモデルではバイアス誤差の状態量を 0 にリセットする. システム方程式を以下に示す

$$\begin{aligned}
x_{k+1}^i &= x_k^i + \Delta d_k \cos \theta_k^i \\
y_{k+1}^i &= y_k^i + \Delta d_k \sin \theta_k^i \\
\theta_{k+1}^i &= \theta_k^i + \Delta \theta_k \\
\delta x_{k+1}^i &= 0 \\
\delta y_{k+1}^i &= 0
\end{aligned} \tag{2}$$

Fig.1 で紹介したようなバイアス誤差は、GNSS の測位状態が比較的悪い Float や Single のときに発生し、測位状態がよい Fix ではほとんど発生しない. そのため、Fix の状態で GNSS 観測位置がジャンプしていることを想定するモデルのパーティクルが存在すると、誤ってバイアス誤差が推定される可能性がある. そのため、GNSS の測位状態に応じて各モデルの生起確率を変更する. 本研究では、実験データから試行錯誤的に各モデルの生起確率を表 1 のように設計した.

3・4 尤度計算と位置・姿勢推定

GNSS の観測モデルはロボットの位置・姿勢とバイアスの状態量を用いて表現する. 時刻ステップ k , パーティクル番号 i のパーティクル $\mathbf{x}_k^i = (x_k^i, y_k^i, \theta_k^i, \delta x_k^i, \delta y_k^i)$ から予測される観測値 $\mathbf{z}_k^i = (x_{ob,k}^i, y_{ob,k}^i)$ は以下ようになる.

$$\begin{aligned}
x_{ob,k}^i &= x_k^i + \delta x_k^i \\
y_{ob,k}^i &= y_k^i + \delta y_k^i
\end{aligned} \tag{3}$$

観測モデルから計算される観測予測値と実際の観測値 $\mathbf{z}_k = (x_{ob,k}, y_{ob,k})$ を用いて、各パーティクルの尤度 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$ は以下の式で計算する.

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \frac{\exp \left\{ (\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_k^i)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_k^i) \right\}}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma|}} \tag{4}$$

ここで、 Σ は観測誤差の共分散行列である. 式(4)を用いて、パーティクルの重み w_k^i は以下の式で更新する.

$$w_{k+1}^i = \eta p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) w_k^i \tag{5}$$

ここで、 η は正規化を含めた係数である. そして、位置・姿勢の推定値 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{\theta}_k)$ はパーティクルの重み付平均により算出する. そして、リサンプリングを行い、重みの大きいパーティクルを残す.

4. 園場走行データによる検証

園場走行データに提案手法を適用して、検証を行う。適用する園場走行データは Fig.1 のデータを用いる。Fig.1 のデータでは、ロボットは人の操作で、青色矢印方向に約 0.7 m/s の速度指令値で移動した。赤色破線①、②の箇所でバイアスが発生した。比較手法として、バイアスを考慮せずに GNSS 観測値に対して、式(4)の尤度計算を行い、自己位置を推定する方法を適用した。推定結果を Fig.3 に示し、①、②のバイアス発生箇所を拡大した結果をそれぞれ Fig.4 と Fig.5 に示す。

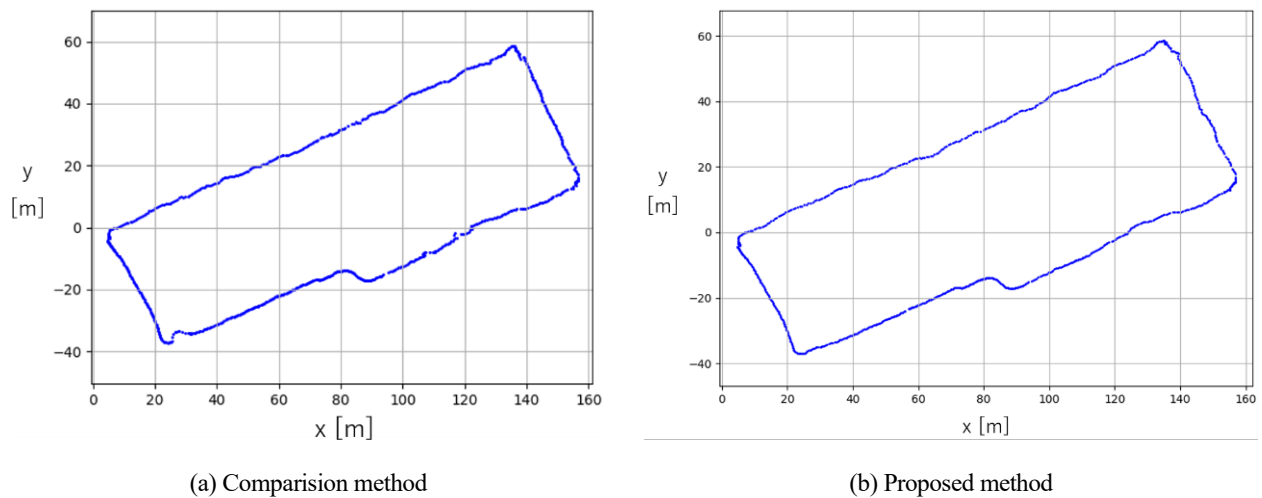


Fig.3 Estimated results of overall view

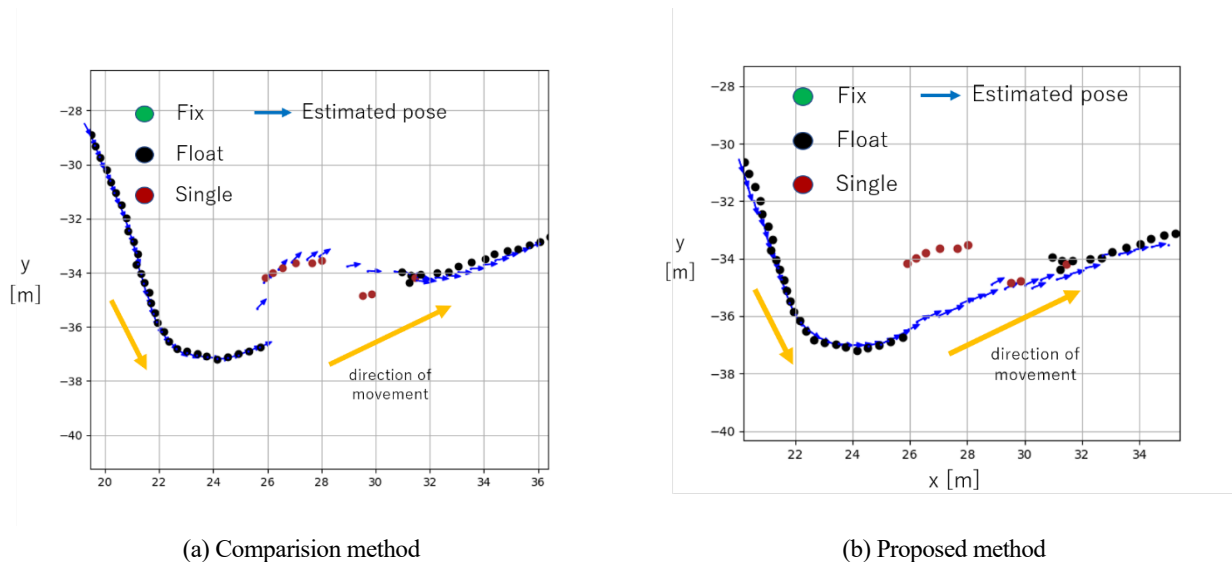


Fig.4 Expanded view of the range of ①

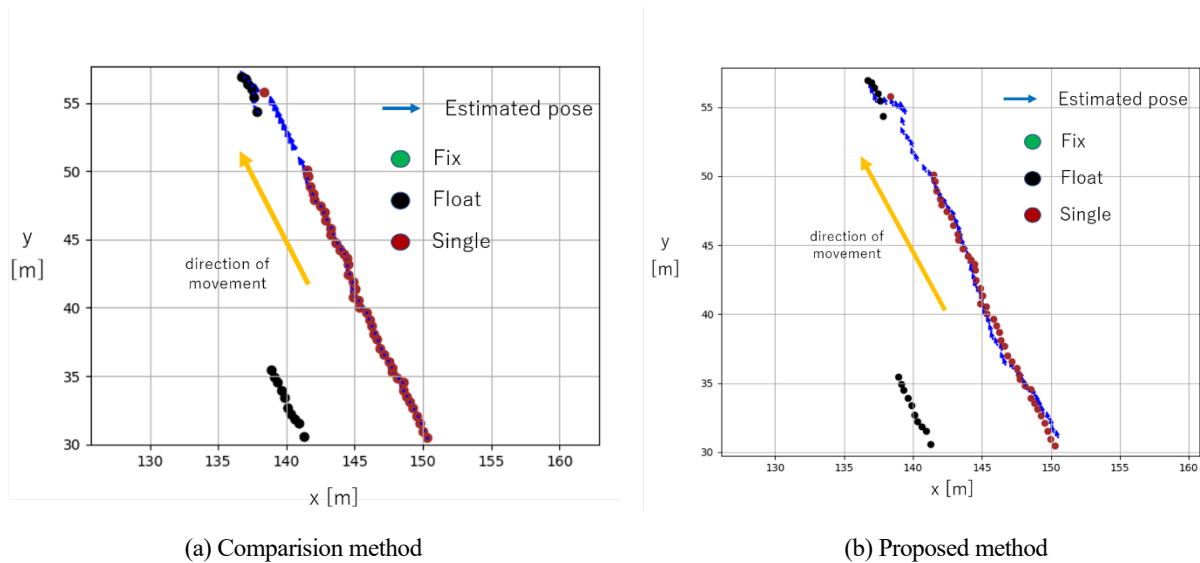


Fig.5 Expanded view of the range of ②

Fig.4(a)に示すように、比較手法ではバイアス発生箇所①において、GNSS 観測値周辺のパーティクルの尤度が高くなるように計算するため、推定値はバイアスを含む GNSS 観測値に追従し、誤った位置に収束してしまうことが確認できる。これに対して、Fig.4(b)に示すように、提案手法では、バイアスを含むことを想定したモデルにより、GNSS 観測値がジャンプしてしばらくバイアスを含む場合にも、誤った観測値に影響されずに自己位置を推定できていることが確認できる。また、測位状態が改善してバイアスがなくなった場合にも、バイアスがないと想定したモデルに切り替わることで、シームレスに自己位置を推定できていることが確認できる。

Fig.5(a)に示すように、比較手法ではバイアス発生箇所②において、観測値のジャンプが想定した観測誤差分布に対して非常に大きいため、全てのパーティクルの尤度が小さな値でほぼ同じ程度の値となり、パーティクルが観測値による更新されず、速度指令値により移動したような推定結果となった。今回使用した圃場走行データでは、②の期間、ロボットはほぼ速度指令値通りの移動をしたため、Fig.5(a)のように、バイアスが発生している間も位置・姿勢をある程度推定することができた。また、Fig.5(b)に示すように、提案手法では、観測値にバイアスが含まれる場合にはバイアスがあると想定するモデル、バイアスがなくなった場合にはバイアスが無いと想定するモデルに切り替わることで、Fig.5(a)同様にシームレスに自己位置推定できていることが確認できる。

5. 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 にバイアスが発生した際に、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推定する手法を提案した。圃場走行データに提案手法を適用し、GNSS 観測値がバイアスを含むことを想定するモデルと、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にあることを想定する 2 つのモデルを統合することで、観測値がジャンプしてしばらくバイアスが含まれる場合においては、GNSS 観測値がバイアスを含むことを想定するモデルにより、誤った観測値に収束することを抑制することを確認した。また、衛星の測位状態が改善して GNSS のバイアスがなくなった場合には、GNSS 観測値がロボットの真の位置付近にあることを想定するモデルに基づいて推定することで、GNSS 観測値にジャンプが生じた場合にも、シームレスに自己位置を推定可能であることを確認した。

謝 辞

本研究は、株式会社 DONKEY との共同研究であり、ロボットの利用および実験環境の提供に協力いただいたことを記し、謝意を表す。

文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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