

# 反射回折波を含む GPS 信号を利用する移動ロボットの状態推定

西田 健<sup>\*1</sup>, 井上 創造<sup>\*2</sup>, 相良 慎一<sup>\*1</sup>

## State Estimateion of Mobile Robot using GPS Signal that Includes Reflected and Diffracted Waves

Takeshi NISHIDA<sup>\*1</sup>, Sozo INOUE<sup>\*2</sup>, Shinichi SAGARA<sup>\*1</sup>

<sup>\*1</sup> Department of Mechanical and Control Engineering, Kyushu Institute of Technology

<sup>\*2</sup> Department of Basic Sciences, Kyushu Institute of Technology

**Abstract** : GPS (Global Navigation Satellite System) 信号の反射波および回折波の統計的性質を用いることで、周囲に高い建造物が存在する都市部などでの移動ロボットの状態推定精度を改善する手法を提案する。まず、反射波および回折波を含む GPS 計測は、真のロボットの位置と時変ガウス分布に従うノイズの和で表せると仮定する。次に、この仮定に基づき、カルマンフィルタを利用して GPS 計測の時変バイアスを推定し、それを利用するサンプリングと尤度評価を実行する PF を構成する。さらに、提案手法を組み込んだ移動ロボットの走行制御系を構築する。そして最後に、従来棄却されていた反射波および回折波の含む GPS 信号の利用が本手法によって可能になり、その結果、移動ロボットの状態推定精度と制御性能が向上することをシミュレーションにより示す (本稿は文献 [1] を日本語に翻訳し、一部を修正したものである)。

## 1. はじめに

GPS (Global Navigation Satellite System) は屋外における自己位置計測に広く利用される [2, 3]。理論的には、GPS アンテナで信号を直接受信できる 4 基以上の GPS 衛星が上空に存在すれば位置計測が可能であり [3]、さらにより多くの GPS 衛星からの信号が受信できれば計測精度は向上する [4]。一般に、GPS アンテナで直接信号を受信できる GPS 衛星を可視衛星、それ以外を不可視衛星と呼び、4 基以上の可視衛星が存在しない地上領域を衛星の陰と呼ぶ。都市部などの周囲に高い建造物が存在する状況では、Fig.1(b) に示すように GPS 信号に反射や回折が発生し、それに伴って様々な領域が衛星の陰となる。

移動ロボットや自動車が衛星の陰に入った場合に自己位置推定を継続する最も一般的な手法は、デッドレコニングや地図情報の参照による状態推定であり、車載ナビゲーションシステムにも広く用いられている [5, 6, 7]。この手法では、まず直接波と反射波や回折波 (マルチパス) が分別される。十分な数の直接波が得られない場合に GPS 信号の利用が停止され、オドメトリと地図情報の参照による慣性航行システムが実行される [8]。しかし慣性航行には、計測誤差の累積と、それをキャンセルする手段が無いという問題があるため、長時間の利用は困難である [9]。

この問題の解決のために様々な手法が提案されており、最新の手法には 3 次元地図を利用する GPS 計測の高精度化手法 [4] がある。この手法では、高さ方向の情報を有する市街地地図を利用することで、GPS 衛星の可視もしくは不可視を判定する。さらに、自己位置推定に十分な数の可視衛星からの信号が得られない衛星の陰でのロボットの動作をパーティクルフィルタ (PF: particle filter) によって推定する。しかしこの手法では、ロボットは 3 次元地図の情報と GPS 衛星の天空位置を正確に把握し、衛星の陰がどこに存在するかを算出する必要があるため、汎用性の面で課題が残る。

本論文では、想定される GPS 信号の反射波および回折波の統計的性質を用いることで、上述の問題を解決する手法を提案する。まず、多数の屋外移動ロボット実験 [5] の経験より、GPS 信号の反射波および回折波を含む計測は、真のロボットの位置情報と時変のバイアスと分散を持つガウス分布に従うノイズの和として表せると仮定する。この仮定に基づき、GPS 信号の時変バイアスをカルマンフィルタを利用して推定し、さらにそれを利用したサンプリングと尤度評価を実行する PF を構成する。このような状態推定機構により、従来は棄却されていた反射波および回折波を含む GPS 信号の効果的な利用が可能になり、衛星の陰におけるロボット状態量の推定も可能になる。

## 2. 移動ロボットの確率モデル

### 2.1 キネマティクスモデル

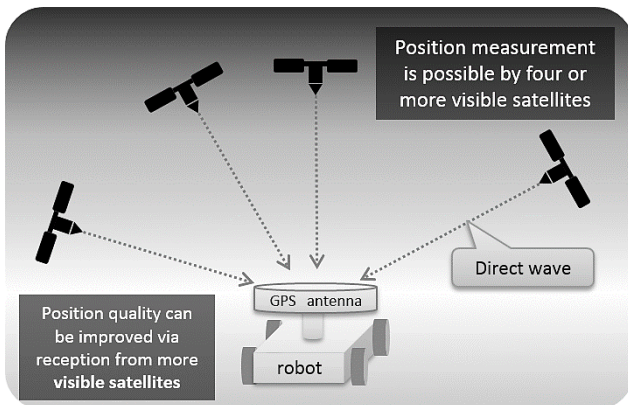
前輪操舵後輪駆動型の4輪移動ロボットを制御対象とする。このロボットはディファレンシャル式の駆動輪を有し、回転運動における後輪の滑りが発生しない。このロボットの状態量を慣性座標系における位置と角度で定義する。

$$\mathbf{x}_k \triangleq [x_k \ y_k \ \theta_k]^T = [z_k^T \ \theta_k]^T \quad (1)$$

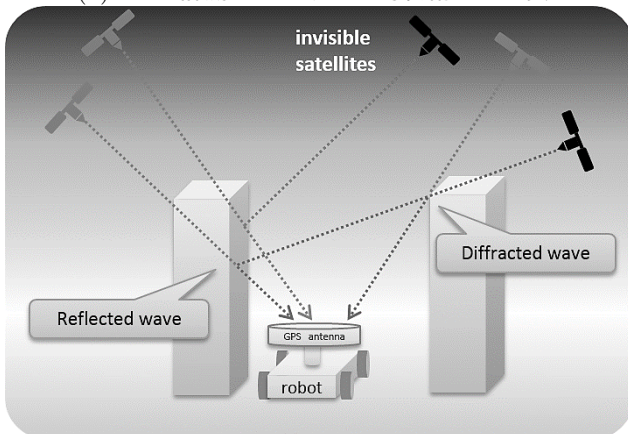
ここで、 $k = 0, 1, 2, \dots$  は離散時刻、 $z_k \triangleq [x_k \ y_k]^T$  はロボットの後輪車軸中央に設定されたロボットの中心の位置、 $\theta_k$  はロボットの進行方向と  $X$  軸との角度、 $l$  は前後車輪軸間の距離を表す。次に、動作指令入力を

$$\mathbf{u}_k \triangleq [v_k \ \phi_k]^T \quad (2)$$

とする。ここで  $v_k$  は駆動輪の回転によって発生する進行方向速度であり、 $\phi_k$  は反時計回りを正とする前輪の操舵



(a) GPS 計測には4以上の可視衛星が必要。



(b) 衛星の陰が発生する様子。

Fig. 1 移動ロボットのアンテナがGPS信号を受信する様々なケース。

角を表す。これらのロボットのパラメータと座標系の関係を Fig.2 に示す。

車体に横滑りが発生しないことを仮定すると、このロボットの離散状態方程式は次のように表せる。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \frac{v_k}{\omega_k} \{ \sin(\theta_k + \omega_k \Delta) - \sin \theta_k \} \\ -\frac{v_k}{\omega_k} \{ \cos(\theta_k + \omega_k \Delta) - \cos \theta_k \} \\ \omega_k \Delta \end{bmatrix} \triangleq \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (3)$$

ここで、

$$\omega_k \triangleq (v_k/l) \tan \phi_k \quad (4)$$

であり、 $\Delta$  はサンプリング周期である。

### 2.2 離散状態空間モデル

現実的なロボットでは、駆動系のバックラッシュや劣化、さらに路面の傾きや滑りなどの影響により、制御入力にノイズが加わる場合がある。したがって、平均値が0の正規分布に従う外乱が制御入力に混入するとして以下のようにモデル化する [7]。

$$\hat{v}_k \triangleq v_k + \varepsilon_v, \quad \varepsilon_v \sim \mathcal{N}(0, \alpha_1 v_k^2 + \alpha_2 \phi_k^2) \quad (5)$$

$$\hat{\phi}_k \triangleq \phi_k + \varepsilon_\phi, \quad \varepsilon_\phi \sim \mathcal{N}(0, \alpha_3 v_k^2 + \alpha_4 \phi_k^2) \quad (6)$$

ここで、 $\alpha_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) はノイズの性質を決定する正の定数である。また同様に、路面凹凸などによってロボットの方角角に外乱が加わることを考慮し、以下のように方位角の推移をモデル化する。

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + (\hat{\omega}_k + \varepsilon_\gamma) \Delta, \quad \varepsilon_\gamma \sim \mathcal{N}(0, \alpha_5 v_k^2 + \alpha_6 \phi_k^2) \quad (7)$$

ここで、 $\hat{\omega}_k \triangleq (\hat{v}_k/l) \tan \hat{\phi}_k$ 、 $\alpha_j$  ( $j = 5, 6$ ) はノイズの性質を決定する正の定数である。また、記述の簡単のために  $\varepsilon_k \triangleq [\varepsilon_v \ \varepsilon_\phi \ \varepsilon_\gamma]^T$  と記述する。

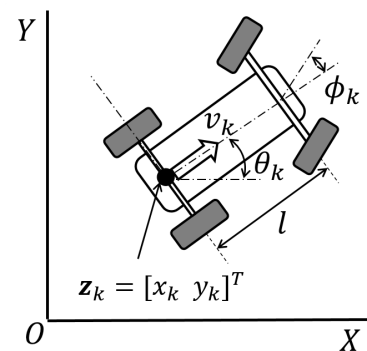


Fig. 2 State of a mobile robot in the world coordinate system.

以上の関係を用いると、式 (3) は確率遷移モデルとして次のように記述できる。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_k + \begin{bmatrix} \frac{\hat{v}_k}{\hat{\omega}_k} \left\{ \sin(\hat{\theta}_k + \hat{\omega}_k \Delta) - \sin \hat{\theta}_k \right\} \\ -\frac{\hat{v}_k}{\hat{\omega}_k} \left\{ \cos(\hat{\theta}_k + \hat{\omega}_k \Delta) - \cos \hat{\theta}_k \right\} \\ (\hat{\omega}_k + \varepsilon_\gamma) \Delta \end{bmatrix} \sim p_f(\hat{\mathbf{x}}_{k+1} | \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k) \quad (8)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{x}}_k \triangleq [\hat{x}_k \ \hat{y}_k \ \hat{\theta}_k]^T$  は確率的に推移する要素を含む状態量を表す。

### 2.3 観測モデル

移動ロボットは、搭載した GPS アンテナによって各離散時刻における自己位置  $z_k^{\text{GPS}} \triangleq [x_k^{\text{GPS}} \ y_k^{\text{GPS}}]^T$  を次のように観測する。

$$z_k^{\text{GPS}} = z_k + \xi_k \quad (9)$$

ここで

$$\xi_k \sim \begin{cases} \mathcal{N}(r_k, \Sigma_s) & \text{if in a shadow area} \\ \mathcal{N}(0, \Sigma_b) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

であり、ロボット周囲の環境によって中央値と分散が変化する正規分布に従うノイズである。すなわち、衛星の陰では中央値  $r_k$  および分散  $\Sigma_s = \text{diag}[\sigma_s^2, \sigma_s^2]$  の正規分布に従い、GPS 信号が直接観測できる領域では中央値 0 および分散  $\Sigma_b = \text{diag}[\sigma_b^2, \sigma_b^2]$  の正規分布に従うと仮定する。一般に GPS の陰領域では直接波よりも分散が大きくなることから  $\det(\Sigma_b) < \det(\Sigma_s)$  であるとする。概要を Fig.3 に示す。

次に、方位角の計測は GPS 信号に含まれないため、ロボットの方位角は以下のように算出し、これを観測値とする。

$$\theta_k^{\text{GPS}} = \tan^{-1} \left( \frac{y_k^{\text{GPS}} - \hat{y}_{k-1}}{x_k^{\text{GPS}} - \hat{x}_{k-1}} \right) + \omega_{k-1} \Delta \quad (11)$$

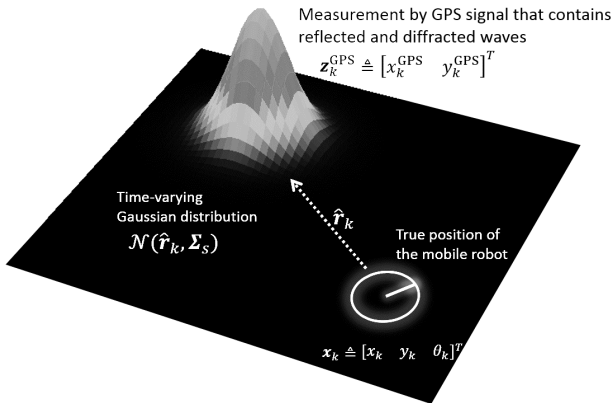


Fig. 3 Relationship of the robot position and noise distribution.

これらの観測値をまとめて観測ベクトルとする。

$$h(\hat{\mathbf{x}}_k) = \mathbf{y}_k^{\text{GPS}} \triangleq [x_k^{\text{GPS}} \ y_k^{\text{GPS}} \ \theta_k^{\text{GPS}}]^T \quad (12)$$

## 3. 状態量推定と制御

### 3.1 PF による状態推定と制御

本研究で構成するロボット走行制御系の状態変数線図を Fig.4 に示す。これは、ロボットの速度一定のもとで操舵角のみを制御することにより、指定された領域を順に通過することを目的として構成された制御系である。この制御系では、ロボットの状態推移は非線形モデルで表され、GPS 信号には時変化ガウス分布に従うノイズが混入する。

PF による状態推定を行う多くの従来研究では、運動モデルに基づくサンプリングと GPS 信号に基づく尤度評価を行う。その場合、運動モデルに基づくサンプリングと GPS 信号の観測に突発的に大きな差異が発生する状況では、その時点で粒子が数多く存在する領域、すなわち運動モデルに従うサンプリングが行われる領域における推定が継続して実行され、観測の変動は無視される。短時間の内に、GPS 信号の中央値が運動モデルの中央値の付近に戻る場合には、このような粒子分布の推移は有効に作用する。しかし、時間の経過に伴って運動モデルに誤差が累積し、有効サンプル数の低下に伴ってリサンプリングが実行されると、GPS 信号の観測領域に粒子が突発的に移動し、推定に大きな誤差が発生する。また、大きな誤差を含み不連続に変動する状態推定を用いるフィードバック制御系は不安定化するため、移動ロボットの走行制御が破綻する。

そこで、GPS 信号の中央値と分散が大きく変化する場合にも制御系を安定に駆動し続けるために、衛星の影における GPS 信号の統計的性質を事前知識として状態推定器に組み込むことを考える。そのためにまず、出力信

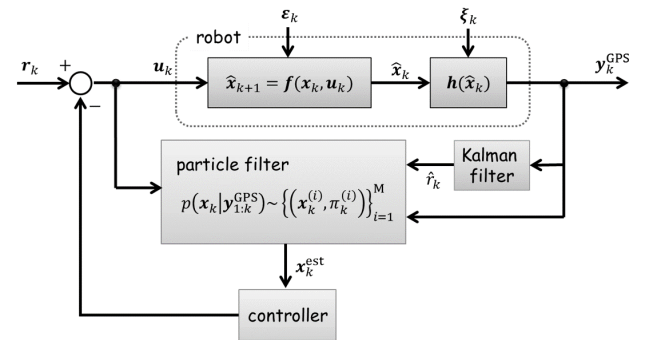


Fig. 4 State variable diagram of the regulator with a PF observer.

号から GPS 信号のバイアスを推定するためにカルマンフィルタを利用する。さらに、事前知識として組み込まれた大きな分散と推定されたバイアスを利用して構成する時変尤度関数を用いる PF により、ロボットの状態量推定を行う。その PF の推定に基づいた制御入力を算出し、ロボットを制御する。

### 3.2 カルマンフィルタによる GPS 信号のバイアス推定

GPS 計測の中央値の推定にカルマンフィルタを適用する。そのために、次のような離散状態方程式を考える。

$$\boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{A}\boldsymbol{\eta}_{k-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{z}_k^{\text{GPS}} = \mathbf{C}\boldsymbol{\eta}_k + \mathbf{w}_k \quad (14)$$

ここで

$$\boldsymbol{\eta}_{k-1} \triangleq [\hat{x}_{k-1}^{\text{GPS}} \quad \hat{v}_{xk-1}^{\text{GPS}} \quad \hat{y}_{k-1}^{\text{GPS}} \quad \hat{v}_{yk-1}^{\text{GPS}}]^T$$

は前時刻の GPS 計測の推定の中央値を表し、 $\hat{v}_{xk}^{\text{GPS}}$  と  $\hat{v}_{yk}^{\text{GPS}}$  はそれぞれ  $x$  軸および  $y$  軸方向のロボットの速度を表す。また、

$$\mathbf{A} \triangleq \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{C} \triangleq \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}), \quad \mathbf{R} \triangleq \begin{bmatrix} \sigma_c^2 & 0 \\ 0 & \sigma_c^2 \end{bmatrix}^T$$

である。この系に対して次のように KF を適用する。

$$\boldsymbol{\eta}_k^- = \mathbf{A}\boldsymbol{\eta}_{k-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_k^- = \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{P}_k^- \mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\eta}_k = \boldsymbol{\eta}_k^- + \mathbf{K}_k^- (\mathbf{z}_k^{\text{GPS}} - \mathbf{C}^T \boldsymbol{\eta}_k^-) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^- \mathbf{C}) \mathbf{P}_k^- \quad (19)$$

ここで、 $\sigma_b^2 < \sigma_s^2$  を仮定して  $\sigma_c^2 = \sigma_s^2$  とおく。以上で得られる  $\boldsymbol{\eta}_k$  を利用すると、GPS の計測の中央値までの距離を以下のように推定できる。

$$\hat{r}_k = \sqrt{\hat{x}_k^{\text{GPS}2} + \hat{y}_k^{\text{GPS}2}} \quad (20)$$

反射波や回折波によって、真の位置と異なる場所に GPS 計測が成される場合、その方位は一定で無いことが多い。これは、GPS 衛星は静止衛星でないため、日時によって天空中の位置が異なるためである。一方で、GPS 計測が指す計測位置までの距離は、反射回折波の混入によって数十メートル程度までしか変動しないことが知られて

いる。したがって本研究では、KF による推定情報を距離  $\hat{r}_k$  に集約して以降の処理に用いることにする。この値を、以下に説明する PF のサンプリングと尤度評価に用いる。

### 3.3 サンプリング

PF は  $M$  個の重み付けされた粒子集合  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, \pi_k^{(i)}\}_{i=1}^M$  により状態推定を行う。ここで、 $\mathbf{x}_k^{(i)}$  は仮説を表す粒子の状態空間中の位置、 $\pi_k^{(i)} \geq 0$  は粒子の重みである。PF による推定の手続きは、サンプリング、粒子の尤度評価、リサンプリングの 3 ステップから成る。ここでは、サンプリングについて詳細に述べる。

本研究では、粒子の移動と分布のための提案分布を次のように設計する。

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} &\sim p_q(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \\ &= \begin{cases} p_f(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) & (95\% \text{ of particles}) \\ p_r(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) & (5\% \text{ of particles}) \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

このサンプリングにおいて、 $p_f(\cdot)$  は全体の 95% の粒子は前時刻  $k-1$  の粒子分布と入力、システムノイズを考慮した式 (8) に基づくサンプリングを行う。一方、全体からランダムに選択された 5% の粒子は、以下に示すような  $p_r(\cdot)$  に従うサンプリングを行う。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k^{(i)} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}^{\text{est}}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{R}_\psi \rho(\hat{r}_k) \\ &\sim p_r(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \end{aligned} \quad (22)$$

ここで、 $\mathbf{x}_{k-1}^{\text{est}}$  は前時刻の事後推定、

$$\rho(\hat{r}_k) \triangleq [\rho(\hat{r}_k) \ 0]^T, \quad \rho(\hat{r}_k) \sim \mathcal{N}(\hat{r}_s, \sigma_b^2) \quad (23)$$

$$\mathbf{R}_\psi \triangleq \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix}, \quad \psi \in \text{rand}[-\pi, \pi] \quad (24)$$

であり、 $p_q(\cdot)$  でサンプリングされた粒子の重みは次のように与える。

$$\pi_k^{(i)} = \frac{1}{M\sqrt{2\pi\sigma_s^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{\rho(\hat{r}_k)^2}{\sigma_s^2}\right\} \quad (25)$$

すなわち、式 (3) のロボットの運動モデルに基づいて推定された状態を基準として、 $\mathcal{N}(\hat{r}_k, \sigma_b^2)$  に従ってサンプリングされた粒子を半径  $\hat{r}_k$  の同心円状にランダムに回転座標変換する。これは、衛星の陰におけるロボットの状態推定の精度を向上させるためのサンプリングの工夫である。すなわち、式 (9) と式 (10) から分かるように、GPS 衛星の陰にロボットが位置する場合にも、GPS 信号は真の状態と観測ノイズの合成で表される。したがって、観測ノイズに関する先見知識を利用することで衛星の陰に

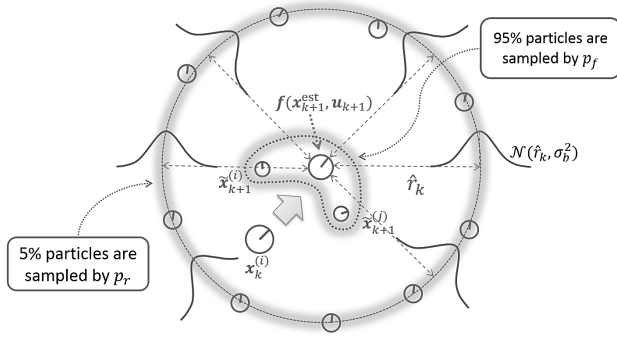


Fig. 5 Overview of the proposed sampling procedure.

における GPS 信号も状態推定に利用可能になる．本研究では，GPS 信号の反射波や回折波は真の状態量を中心とする同心円状で観測される場合が多いという経験的知識を  $p_r(\cdot)$  として表現し，PF の手順に組み込む．これらのサンプリング手法の概要を Fig.5 に示す．ただし， $p_f$  と  $p_r$  によって分布される粒子の比率は任意であり，試行錯誤によって求める．

### 3.4 尤度評価

GPS 衛星の直接波が観測できる領域での GPS 信号に基づく尤度関数を以下のように与える．

$$p_{\text{direct}}(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{2\pi\sigma_b^2} \left\{ \exp\left(-\frac{d_x^2}{2\sigma_b^2}\right) + \exp\left(-\frac{d_y^2}{2\sigma_b^2}\right) \right\} + \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2\pi\sigma_p^2} \exp\left(-\frac{d_\theta^2}{2\sigma_p^2}\right) \quad (26)$$

ここで，

$$d_x = \delta(x_k^{(i)} - x_k^{\text{GPS}}) \quad (27)$$

$$d_y = \delta(y_k^{(i)} - y_k^{\text{GPS}}) \quad (28)$$

$$d_\theta = \delta(\theta_k^{(i)} - \theta_k^{\text{GPS}}) \quad (29)$$

であり， $\delta(\cdot)$  はディラクのデルタ関数である．さらに，衛星の陰領域での GPS 信号に基づく尤度関数を以下のように与える．

$$p_{\text{shadow}}(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \exp\left(-\frac{d_{xy}^2}{2\sigma_s^2}\right) + \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2\pi\sigma_p^2} \exp\left(-\frac{d_\theta^2}{2\sigma_p^2}\right) \quad (30)$$

ここで，

$$d_{xy} = |\delta(z_k^{(i)} - z_k^{\text{GPS}})| - \hat{r}_k \quad (31)$$

である．

これらのモデルの合成により，計測誤差  $\xi_k$  を考慮した GPS 信号の観測モデルを以下のように構築する．

$$p_h(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \frac{1}{2} \left\{ p_{\text{direct}}(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}) + p_{\text{shadow}}(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}) \right\} \quad (32)$$

また，これを利用して粒子  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}$  の重み  $\tilde{\pi}_k^{(i)}$  を次のように更新する．

$$\tilde{\pi}_k^{(i)} \propto \pi_{k-1}^{(i)} p_h(\mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)}), \quad (\forall i) \quad (33)$$

ただし  $\sum_{i=1}^M \tilde{\pi}_k^{(i)} = 1$  となるように正規化する．

さらに，この段階で PF の推定を以下のように算出する．

$$\mathbf{x}_k^{\text{est}} = \sum_{i=1}^M \pi_k^{(i)} \delta(\mathbf{x}^{(i)}) \quad (34)$$

また，この推定を用いて制御入力を以下のように導出する [10] ．

$$\phi_{k+1} = K(\phi_k^* \ominus \phi_k) \quad (35)$$

$$v_k = \text{const.} \quad (36)$$

ここで，

$$\phi_k^* = \tan^{-1} \frac{y_i^{\text{target}} - y_k^{\text{est}}}{x_i^{\text{target}} - x_k^{\text{est}}} \quad (37)$$

および  $\phi^*, \phi \in [0, 2\pi)$  であり， $\ominus$  は  $[0, 2\pi)$  における小さい方の角度差を表す．

### 3.5 リサンプリング

有効サンプルサイズ (ESS: effective sample size) に基づきリサンプリングの実行を判断する．

$$ESS = \frac{1}{\sum_{i=1}^M (\tilde{\pi}_k^{(i)})^2} \quad (38)$$

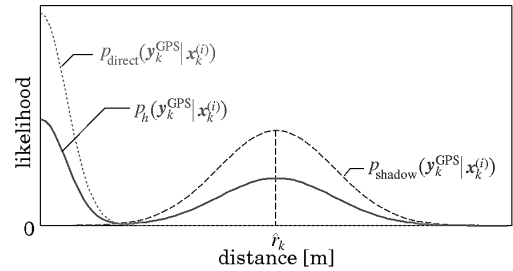


Fig. 6 Likelihood function of a measurement model.

この値は、全粒子の重みが均等である場合に  $ESS = M$  となり、重みの偏りが最も大きい場合に  $ESS = 1$  となる。適当なしきい値  $ESS_{th}$  を設け、 $ESS$  の値がそれを下回ればリサンプリングを実行する。すなわち、 $\tilde{\pi}_k^{(i)}$  の確率で  $x_k^{(i)}$  を復元抽出する。

$$\mathbf{x}_k^{(i)} \sim \begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(1)} & \text{with prob. } \tilde{\pi}_k^{(1)} \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_k^{(M)} & \text{with prob. } \tilde{\pi}_k^{(M)} \end{cases}, \quad (\forall i) \quad (39)$$

その後、重みを均等化する。

$$\pi_k^{(i)} := 1/M, \quad (\forall i) \quad (40)$$

ここで “:=” は代入を意味する。リサンプリングを行わない場合には、

$$\mathbf{x}_k^{(i)} := \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}, \quad \pi_k^{(i)} := \tilde{\pi}_k^{(i)}$$

とする。以上の処理によって新しい時刻の粒子の集合

$$\left\{ \left( \mathbf{x}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$$

が獲得される。この後に  $k := k + 1$  としてサンプリング手順に戻る。

## 4. シミュレーション

以下では、GPS 信号の影領域においても提案手法により適切な状態推定を継続できることを、数値シミュレーションにより示す。

### 4.1 条件

本シミュレーションでは、ロボットは Fig.7 に示すようなフィールドにおいて、フィールド上に設定された 8 つのターゲットを順番に通過するよう制御される。ただし、ターゲットから 0.5[m] の距離にロボットの推定位置が達したら、目標とするターゲットが次のターゲットに移る。走行速度は  $v_k = 10[\text{m/s}]$  一定とした。さらに、ロボット固有の各パラメータは次のように定めた：車体の長さ  $l = 1[\text{m}]$ 、移動における速度成分の雑音パラメータ  $\alpha_1 = \alpha_3 = \alpha_5 = 3.0$ 、操舵角成分の雑音パラメータ  $\alpha_2 = \alpha_4 = \alpha_6 = 0.3$ 、サンプリングおよび制御周期  $\Delta = 0.01[\text{s}]$ 。

次に、GPS 信号の雑音に関する各パラメータは次のように定めた： $\sigma_b^2 = 0.0025$ 、 $\sigma_s^2 = 0.1$ 、 $\sigma_p^2 = 0.01$ 。さらに、フィールドの  $x < 0$  の領域が GPS 信号の影領域であるとし、そこでの GPS 信号に発生する真の状態からの偏差を次のように発生させた。

$$r_k = \begin{cases} x_k & \text{if } r_k \leq 5.0 \\ 5.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (41)$$

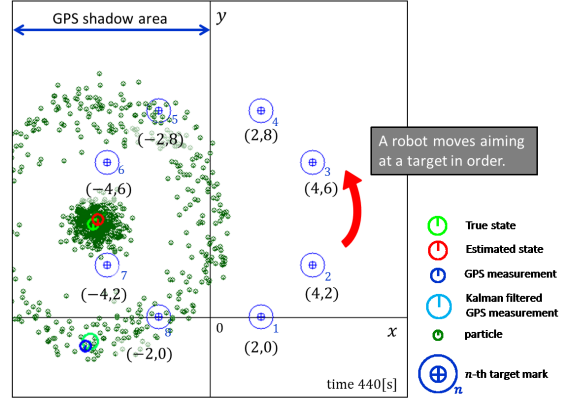


Fig. 7 Conditions of the simulation.

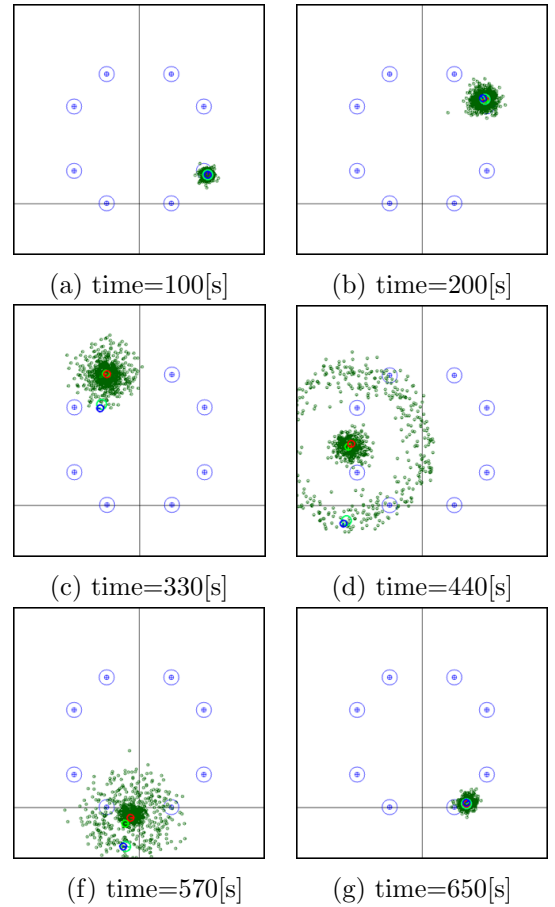


Fig. 8 State variable diagram of the regulator with RBF.

PF の粒子数は  $M = 1000$ 、ESS のしきい値は  $ESS_{th} = 5.0$  とした。

### 4.2 結果

提案手法による走行制御の結果の一部を Fig.8 に示す。次に、比較対象として、次のような一般的な PF の構成

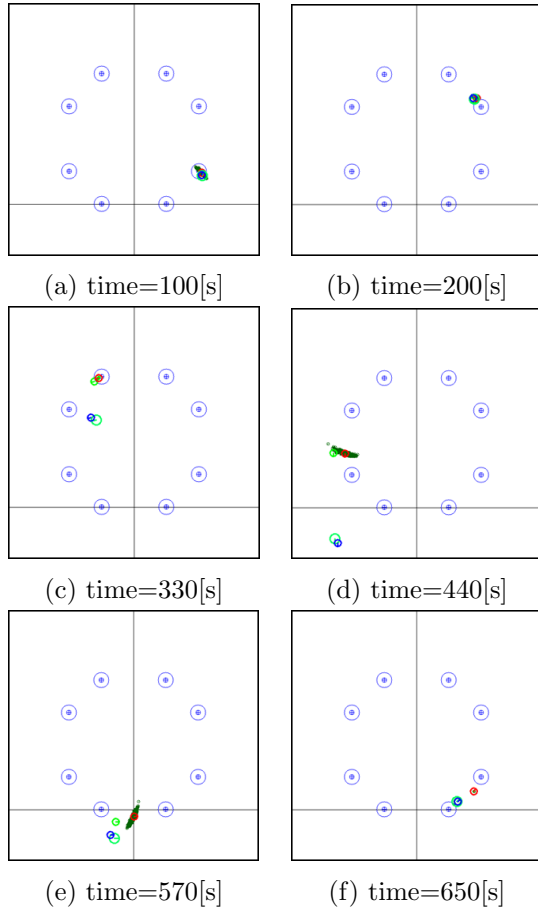


Fig. 9 State variable diagram of the regulator with RBPF.

によるシミュレーションを行った．すなわち，サンプリングはシステムモデルのみに従う．

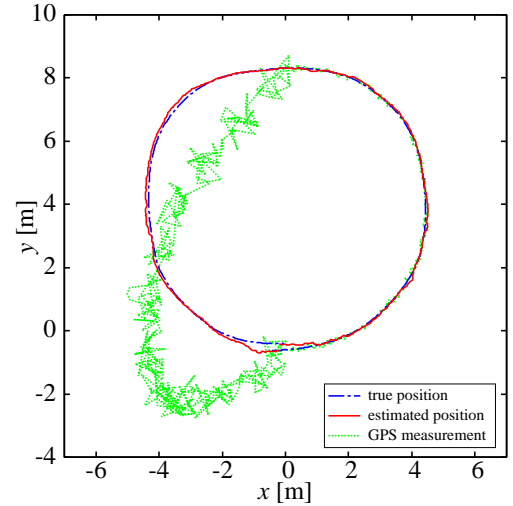
$$\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} \sim p_q \left( \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \right) = p_f \left( \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \right) \quad (42)$$

さらに，尤度関数は GPS 信号が直接観測できる場合の尤度関数のみを利用する．

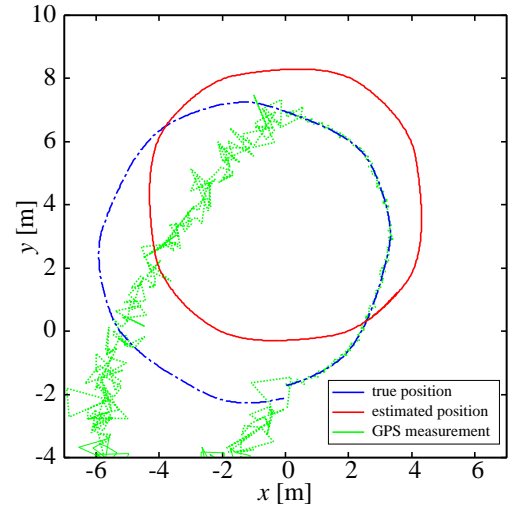
$$p_h \left( \mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)} \right) = p_{\text{direct}} \left( \mathbf{y}_k^{\text{GPS}} | \mathbf{x}_k^{(i)} \right) \quad (43)$$

これらの構成で駆動させた場合のロボットの走行制御の結果の一部を Fig.9 に示す．これらの結果より，提案手法では GPS 信号が直接受信できる領域においてもパーティクルがより広く分布し，さらに，影の領域では推定に基づいて，推定の同心円状にパーティクルが分布している様子が見られる．一方で，従来手法では粒子分布の領域が狭く，影領域においても GPS 信号の周囲にはひとつも粒子が配置されていない様子が見られる．

次に，提案手法と従来手法によるロボットの走行軌跡を，それぞれ Fig.10 に示す．更に，各パラメータの推定誤差の時間推移を Fig.11 に示す．これらよりわかるよう



(a) Proposed method



(b) Conventional method

Fig. 10 Trajectory of the estimation, measurement, and true state values on the third track using (a) proposed method and (b) conventional method.

に，提案手法による走行制御では，時間が経過した後も状態量が精度良く推定され，走行軌跡の摂動が少ない．一方で従来手法による走行軌跡は，時間の経過に伴い誤差が累積し，走行を不安定化させつつあることがわかる．

## 5. おわりに

本論文では，GPS による計測に PF を適用し自己位置の推定精度を向上させる手法を提案した．提案手法は，地形の 3 次元情報を必要としない手法であり汎用性が高い．さらに，本手法を状態フィードバック系に組み込むことにより，PF の性能を活かしたロボット制御系が有効

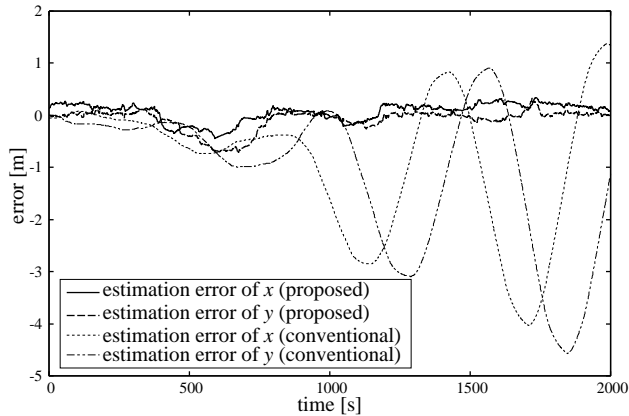
に駆動することをシミュレーションにより示した。

今後の課題として、実験による本手法の有効性を検証することが挙げられる。

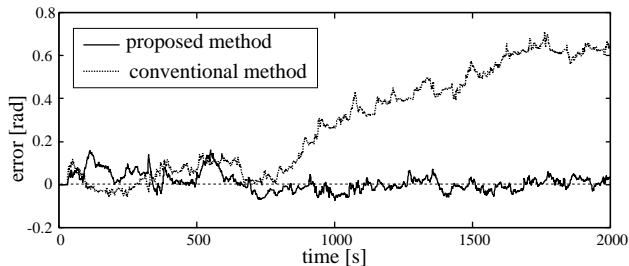
## 参考文献

- [1] T. Nishida, S. Inoue, S. Sagara, “State Estimation of Mobile Robot using GPS Signal that Includes Reflected and Diffracted Waves”, *Artificial Life and Robotics*, Vol. 18, 2013.
- [2] M. Tomono: “Probabilistic Approaches to Localization and Mapping for Mobile Robots”, *JRSJ*, Vol. 29, No. 5, pp. 423–426 (2011)  
友納正裕: 「移動ロボットのための確率的な自己位置推定と地図構築」*日本ロボット学会誌*, Vol. 29, No. 5, pp. 404–407 (2011)
- [3] B. Hofmann-Wellenhof, H. Lichtenegger, J. Collins “GPS: theory and practice, 5th revised edn. Springer, NewYork, pp 125–129 (2001)
- [4] M. Yamazaki, E. Takeuchi, K. Ohono, and S. Tadokoro: “GPS Based Particle Filter Localization Method with Multipath Model using 3D-Map”, *JRSJ*, Vol.29, No.8, pp. 702-709 (2011)

- 山崎将史, 竹内英二郎, 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, No.8, pp.702-709 (2011)
- [5] 油田信一, 水川真, 橋本秀紀: 「つくばチャレンジのねらいと成果」*計測と制御*, Vol. 49, No. 9, pp. 572–578 (2010)
  - [6] Ryuichi Ueda: “Evolving Probabilistic Robotics”, *JRSJ*, Vol. 29, No. 5, pp. 404–407 (2011)  
上田龍一: 「確率ロボティクスの展望」*日本ロボット学会誌*, Vol. 29, No. 5, pp. 404–407 (2011)
  - [7] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: *Probabilistic Robotics*. MIT Press, Cambridge, pp. 117–234 (2005)  
(翻訳) 上田隆一: 「確率ロボティクス」*毎日コミュニケーションズ* (2007)
  - [8] D. Maier and A. Kleiner, “Improved GPS Sensor Model for Mobile Robots in Urban Terrain”, *Int. Conf. on Robotics and Automation* (2010)
  - [9] GA. Bekey, “Autonomous robots: from biological inspiration to implementation and control”, MIT Press, Cambridge, pp 57–71 (2005)
  - [10] P. Corke: “Robotics, Vision and Control Fundamental Algorithms in MATLAB”, Springer-Verlag (2011)



(a) estimation error of the robot position.



(b) estimation error of the robot direction.

**Fig. 11** State variable diagram of the regulator with RBPF.