センサの柔軟な選択・設置を可能とする
移動ロボットのプラグアンドプレイ型自己位置推定法*菅 沼 直 樹^{*1}, 林 雄 一^{*2}Plug and Play Type Ego-Motion Estimator of Mobile Robot
for Flexible Sensor Selection and InstallationNaoki SUGANUMA^{*3} and Yuichi HAYASHI^{*3} Institute of Science and Engineering, Kanazawa University,
Kakuma-machi, Kanazawa-shi, Ishikawa, 920-1192 Japan

In this paper, for an ego-motion estimating problem of mobile robot, we propose plug and play type ego-motion estimator that user can freely select sensor type and flexibly install the sensor. In this algorithm, each sensor is dealt as a sensor unit that has computing equipment, and each sensor unit estimate ego-motion and the sensor parameter. Moreover, sensor units are connected via network, ego-motion estimate of each unit are exchanged each other. Then the exchanged information is fused by Covariance Intersection method, which is one of a decentralized estimator. By this, this algorithm can estimate ego-motion not affected by number of sensors and sensor type. Furthermore, user can flexibly install the sensors by this algorithm because sensor parameters are estimated in each unit and compensated information are exchanged each other. In addition to this high flexibility, an experimental results denotes that our method estimate ego-motion with adequate accuracy.

Key Words: Plug and Play, Sensor Fusion, Decentralized Estimator, Covariance Intersection, Moving Robot, Ego-Motion, Filter

1. 結 言

近年, 多種多様の自律移動ロボットが開発され, 幅広い分野での活躍が期待されている。例えば, 人では作業が困難な災害現場などの危険な環境で作業を行う危険作業ロボット⁽¹⁾や, 人の代わりに作業を行う事により人の生活を便利にする自律掃除ロボット⁽²⁾, 人間をサポートする知能車椅子⁽³⁾などが挙げられる。このようなロボットが自律的もしくは半自律的に移動し, 作業を行うためには様々な技術が必要となる。その中でもロボットの自己位置姿勢を推定することは重要な共通基盤技術のうちの一つである。

従来, 移動ロボットの自己位置推定問題に対して, 複数のセンサ情報を統合する事によりロバストかつ精度よく自己位置を求める多くの手法が提案されている。例えば, GPS, ジャイロ, オドメトリをカルマンフィルタに基づき統合し自動車の自己位置を推定する手法⁽⁴⁾や, 既知の位置に設置されたランドマークを移動ロボット上のカメラで計測し, オドメトリと統合する手法⁽⁵⁾などがある。一方, 多種多様のロボットの自己位置推定に適切なセンサは, ロボットの種類, 環境などに依存し, 様々なものが考えられる。このため精度, 確実性, 経済性等を考慮し, 専門的知識を

有する設計者がセンサの選択・設置を行うと同時に, これらのセンサに適した推定アルゴリズムを個々に設計する必要があった。また, センサ設置位置のキャリブレーション(校正)も必要であった。このためユーザが使用環境に応じて柔軟にセンサを選択し, 柔軟にレイアウトを変更することが極めて困難であるという問題があった。そこで本研究では次世代型のセンサフュージョンアルゴリズムとして, ユーザによるセンサの柔軟な選択・設置を可能とする移動ロボットのプラグアンドプレイ型自己位置推定法を提案する。

2. 中央集中型位置推定法

本章では, 従来の一般的な自己位置推定手法である中央集中型位置推定法について述べ, その問題点を指摘する。

2-1 移動ロボット 図1に本研究で使用した移動ロボットを示す。本ロボットは我々が開発した左右独立駆動(Power Wheeled Steering : PWS)の車輪型移動ロボットであり, 最大2.0[m/s]の速度で走行が可能である。本ロボットの左右両輪には光学式エンコーダが設置しており, 100[Hz]の周期で左右両輪の進行距離を計測することができる。また本移動ロボットには, RTK-GPS受信機(Novatel社製 OEM4 G2-RT20)が設置されており, 上空が開けている場合約20cm程度の精度でロボットの絶対位置を計測することができる。また同受信機からは, GPS搬送波信号のドップラー効果により, ロボットの進行方向を計測することが可能となつて

* 原稿受付 2009年9月3日。

^{*1} 正員, 金沢大学理工研究域(〒920-1192 金沢市角間町)。^{*2} 金沢大学大学院自然科学研究科。

E-mail: suganuma@puma.ms.t.kanazawa-u.ac.jp

Fig.1 Overview of mobile robot

いる。ただし図2に示すように、RTK-GPS アンテナはロボットの左右両輪の中心位置(以降簡単にロボット中心と述べる)からずれた位置に設置されている。

2.2 拡張カルマンフィルタを用いた位置推定 次に、前節で述べた移動ロボットに搭載したセンサの情報を統合し、移動ロボットの位置姿勢を推定することを考える。

いま、移動ロボットが二次元平面内を移動すると仮定する。また図2に示すように、移動ロボットの位置姿勢を $\mathbf{x} = [x \ y \ \theta]^T$ で表し、左右両輪のノリス変化率(ノリス速度)を $\mathbf{u} = [u_L \ u_R]^T$ とする。このとき微小時間 τ において、移動ロボットは

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \\ &= \begin{bmatrix} x_{t-1} + V_{t-1} \tau \cos(\gamma_{t-1} \tau) \\ y_{t-1} + V_{t-1} \tau \sin(\gamma_{t-1} \tau) \\ \theta_{t-1} + \gamma_{t-1} \tau \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

の運動を行うと近時できる。ただし、 V および γ はロボットの進行方向速度、回転角速度を示し、

$$\begin{aligned} V &= (\mu_R u_R + \mu_L u_L) / 2 \\ \gamma &= (\mu_R u_R - \mu_L u_L) / T \end{aligned} \quad (2)$$

で得られる。ただし μ_L, μ_R はそれぞれ左右輪のノリス係数(ノリス数に対する進行距離の比)であり、 T はトレッドである。いま式(1)で示す運動モデルに、車輪速計測誤差に起因する誤差 $\mathbf{w} = [w_L \ w_R]^T$ が加わると仮定すれば、誤差を考慮したシステムモデルは

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}) \quad (3)$$

と記述できる。このときシステム誤差 $\mathbf{w}$ が、平均値 $\mathbf{0}$ 、共分散行列 $\mathbf{Q}$ なる正規分布に従うとすると、移動ロボットの位置姿勢の予測推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1}$ および予測誤差共分散行列 $\hat{\mathbf{P}}_{t/t-1}$ は

$$\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1/t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{t/t-1} = \mathbf{F}_{t-1} \hat{\mathbf{P}}_{t-1/t-1} \mathbf{F}_{t-1}^T + \mathbf{G}_{t-1} \mathbf{Q}_{t-1} \mathbf{G}_{t-1}^T \quad (5)$$

と近似できる。ただし、 $\mathbf{F} = \partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{x}$ 、 $\mathbf{G} = \partial \mathbf{f} / \partial \mathbf{w}$ である。

Fig.2 Geometry of mobile robot

一方、移動ロボットには RTK-GPS アンテナが設置されており、絶対位置 $\mathbf{z}^1 = [z^x \ z^y]^T$ を観測できる。また、本移動ロボットで用いた RTK-GPS 受信機では、GPS 搬送波信号のドップラー効果により進行方向ベクトル $\mathbf{z}^2 = z^\theta$ が観測できる。これらの観測値に対して、それぞれ $\mathbf{v}^1 = [v^x \ v^y]^T$ および $v^2 = v^\theta$ の観測誤差が加わると仮定すれば、観測モデルは

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_t^1 &= \mathbf{h}^1(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t^1 \\ &= \begin{bmatrix} x_t + \Delta x \cos \theta - \Delta y \sin \theta + v^x \\ y_t + \Delta x \sin \theta + \Delta y \cos \theta + v^y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

$$z_t^2 = \mathbf{h}^2(\mathbf{x}_t) + v_t^2 = \theta_t + v^\theta \quad (7)$$

と記述できる。ただし Δx 、 Δy は、ロボット中心と GPS アンテナの設置位置との間のずれである(図2)。このとき観測誤差 $\mathbf{v}^1$ が、平均値 $\mathbf{0}$ 、共分散行列 $\mathbf{R}^1$ なる正規分布に従うとすると、拡張カルマンフィルタのフレームワークにより、移動ロボットの位置姿勢推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{t/t}$ および誤差共分散行列 $\hat{\mathbf{P}}_{t/t}$ は

$$\hat{\mathbf{x}}_{t/t} = \hat{\mathbf{x}}_{t/t-1} + \mathbf{K}_t \{ \mathbf{z}_t - \mathbf{h}^1(\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1}) \} \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{t/t} = \hat{\mathbf{P}}_{t/t-1} - \mathbf{K}_t^T \mathbf{S}_t^1 (\mathbf{K}_t^1)^T \quad (9)$$

として求めることができる。ただし、行列 $\mathbf{S}$ 、 $\mathbf{K}$ はそれぞれ観測予測誤差共分散行列およびカルマンゲインであり、

$$\mathbf{S}_t^1 = \mathbf{H}^1 \hat{\mathbf{P}}_{t/t-1} (\mathbf{H}^1)^T + \mathbf{R}_t^1 \quad (10)$$

$$\mathbf{K}_t^1 = \hat{\mathbf{P}}_{t/t-1} (\mathbf{H}^1)^T (\mathbf{S}_t^1)^{-1} \quad (11)$$

で計算される。ただし、 $\mathbf{H}^1 = \partial \mathbf{h}^1 / \partial \mathbf{x}$ である。

具体的な統合手順としては、一定周期で車輪速度を計測し、式(4)、(5)を用いて移動ロボットの位置姿勢を予測する。そして各観測値が得られたら、各観測値について順次式(8)および(9)を適用することで、各センサ情報を統合した推定値を得ることができる。

2.3 センサパラメータと自己位置の同時推定 前節

で述べた方法では、センサパラメータが既知であると仮定して推定を行った。しかし、センサの柔軟な設置を可能とするためにはセンサパラメータを自動的に推定できることが望ましい。この方法として、未知パラメータを状態変数の一部として定義し、自己位置と同時にセンサパラメータを求める適応カルマンフィルタがある。

いま、移動ロボットの観測値に含まれるパラメータはGPSアンテナ位置 $\xi^{\text{prm}} = [\Delta x \ \Delta y]^T$ である。これらのパラメータは、センサの設置位置に関するものであるから時間的に変化しない。このことから、観測パラメータと移動ロボットのシステムモデルの拡大系を構成すれば、式(3)のシステムモデルは

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_t \\ \xi_t^{\text{prm}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}) \\ \xi_{t-1}^{\text{prm}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

と記述し直すことができる。従って、前節における式(3)を上式に読み替え、式(6)における Δx , Δy が状態変数となることに注意して式(4)~(11)を再設計することで、拡張カルマンフィルタのフレームワークとしてロボットの自己位置とセンサパラメータを同時に推定することができる。

一方、上述の手法でセンサパラメータを同時推定する場合、センサパラメータを状態変数の一部として組み入れるため、使用するセンサの種類・数を変更するためにはフィルタ全体を再設計する必要が生じる。このため、あらゆる状況を想定し、接続するセンサの種類・数を予め設計しておかない限り、ユーザが自由にセンサを変更することができないという問題がある。この問題に対し、分散型の位置推定手法に基づき情報統合を行う手法も提案されている⁽⁶⁾が、センサパラメータが存在する場合の自動校正手法については未検討であった。

そこで本研究では、ユーザによるセンサの柔軟な選択を可能とし、自己位置及びセンサパラメータを同時推定することでユーザによる柔軟なセンサ設置を可能とする Plug and Play 型位置推定法を提案する。

3. Plug and Play 型位置推定法

3.1 Plug and Play 型自己位置推定法の概要

図3(b)に本論文で提案する Plug and Play (PnP) 型自己位置推定法の概略を示す。図3(a)に示すようなセンサ情報を1つの演算器に集約して情報統合を行う中央集中型統合手法とは異なり、PnP 型位置推定法は分散型の情報統合手法に基づいている。また各センサは、センサ単体としてではなく演算器を有するセンサユニットとして取り扱われる。移動ロボットおよび各センサユニットはネットワークを介して接続され、移動ロボットから各センサユニットには移動ロボットの運動情報(オドメトリ)が伝達される。また各センサユ

ニットでは、ユニットに接続されたセンサ情報とロボットから送信された運動情報を統合して、ユニット毎に位置姿勢の推定値を生成する。そして各センサユニットはネットワークを介してお互いの位置姿勢推定値を送受信し、情報統合を行うことで、センサの数に依存せず全てのセンサ情報を加味した位置姿勢推定値を生成することができる。一方、各センサ固有のセンサパラメータはセンサユニット内で自動的に推定される。このため、センサパラメータを補正した後の位置姿勢推定値が各ユニット間で送受信されるため、センサパラメータに依存しない汎用的な情報統合手法となっている。またユニット間で送受信する情報は、センサの種類に依存せず常に位置姿勢推定値とすることで、各センサの種類に依存しない情報統合手法となっている。

このように PnP 型位置推定法では、接続されるセンサの数・種類・センサ固有のパラメータに依存せず情報統合が可能であるため、ユーザによるセンサの柔軟な選択・設置を可能とすることができる。以下、具体的な手法について述べる。

3.2 センサユニット内の情報統合

各センサユニット内では、基本的に前節で述べた適応カルマンフィルタに基づいて、移動ロボットの位置姿勢およびセンサパラメータの同時推定を行う。なお本研究では、2章で述べた RTK-GPS の位置観測値および姿勢観測値が異なる原理で計測されたものであり、観測値間の誤差に相関性がないこ

(a) Centralized type estimator

(b) Plug and play (decentralized) type estimator

Fig.3 Overview of sensor fusion method

とから、便宜的にこれらを別々のセンサであると仮定し、それぞれを異なるセンサユニットとして取り扱う。

まず、GPS 位置観測値をセンサ情報として取り扱うユニット(以後 GPS 位置ユニットと呼ぶ)について考える。2 章でも述べたように、GPS 位置ユニットではセンサパラメータとして GPS アンテナ設置位置が存在している。このため、移動ロボットの位置姿勢 $\mathbf{x} = [x \ y \ \theta]^T$ および GPS アンテナ設置位置 $\xi^{POS} = [\Delta x \ \Delta y]^T$ を状態変数 $\mathbf{x}^{POS} = [x \ y \ \theta \ \Delta x \ \Delta y]^T$ とし、移動ロボットから送信された運動情報 $\mathbf{u} = [u_L \ u_R]^T$ に基づき、システムモデルを構築すると、

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t^{POS} &= \mathbf{f}^{POS}(\mathbf{x}_{t-1}^{POS}, \mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}) \\ \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{t-1} \\ \xi_{t-1}^{POS} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}) \\ \xi_{t-1}^{POS} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

となる。また、観測モデルは

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_t^{POS} &= \mathbf{h}^{POS}(\mathbf{x}_t^{POS}) + \mathbf{v}_t^{POS} \\ &= \begin{bmatrix} x_t + \Delta x \cos \theta - \Delta y \sin \theta + v^x \\ y_t + \Delta x \sin \theta + \Delta y \cos \theta + v^y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (14)$$

と表される。

次に、GPS 姿勢観測値をセンサ情報として取り扱うユニット(以後 GPS 姿勢ユニットと呼ぶ)について考える。GPS 姿勢観測値にはセンサパラメータが存在しない。このため、GPS 姿勢ユニットの状態変数は $\mathbf{x}^{ALT} = [x \ y \ \theta]^T$ となる。このため、システムモデルおよび観測モデルは 2 章と同一の形となり

$$\mathbf{x}_t^{ALT} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t^{ALT}, \mathbf{u}_{t-1} + \mathbf{w}_{t-1}) \quad (15)$$

$$\mathbf{z}_t^{ALT} = \mathbf{h}^{ALT}(\mathbf{x}_t^{ALT}) + \mathbf{v}_t^{ALT} = \theta_t + v^\theta \quad (16)$$

と記述できる。

これらの式を基に、各ユニット毎に拡張カルマンフィルタを用いてロボットの位置姿勢およびセンサパラメータの同時推定を行う。

3・3 センサユニット間の情報統合 次に、各センサユニットで推定した移動ロボットの位置姿勢情報を、ネットワークを介してユニット間で情報統合する方法について述べる。

本論文で提案する PnP 型位置推定法では、図 3(b)に示すように、センサネットワークを介してセンサユニット間で推定情報を送受信し合うことで情報統合を行う。いま、ある 1 つのユニット i に着目して情報の流れを考える。このとき、PnP 型位置推定法では、時刻 t においてユニット i で推定した情報が他ユニットに送出され、他ユニットの情報と統合される。このため時刻 $t+1$ 以降では、他ユニットから送出された情報には時刻 t においてユニット i が持っていた

誤差に起因する誤差が少なからず含まれていることになる。従って、ユニット間で統合する情報には、お互いが所有する誤差に相関関係が存在しており、これを無視して統合すると正しい推定値を得ることができない。そこで本研究では、統合する情報間に相関関係が存在する場合でも情報統合を行うことが可能な Covariance Intersection (CI) 法⁽⁷⁾を用いてセンサユニット間の情報統合を行うこととした。以下に CI 法の概略を述べる。

いま、同一の次元を持つ n 個の情報 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$ と、それに対応した誤差共分散行列 $\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_n$ が得られたとする。このとき、CI 法ではこれらの情報を統合した推定値 $\hat{\mathbf{x}}$ および誤差共分散行列 $\hat{\mathbf{P}}$ を次式により求める。

$$\hat{\mathbf{P}}^{-1} = \omega_1 \mathbf{P}_1^{-1} + \omega_2 \mathbf{P}_2^{-1} + \dots + \omega_n \mathbf{P}_n^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{P}}^{-1} \hat{\mathbf{x}} = \omega_1 \mathbf{P}_1^{-1} \mathbf{x}_1 + \omega_2 \mathbf{P}_2^{-1} \mathbf{x}_2 + \dots + \omega_n \mathbf{P}_n^{-1} \mathbf{x}_n \quad (18)$$

ただし、 $\omega_i (i=1, 2, \dots, n)$ は重み係数であり、 $0 < \omega_i < 1$ かつ $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = 1$ となる値をとり、 $\det[\hat{\mathbf{P}}]$ を最小とするように選ぶ。

図 4 は、CI 法の情報統合フレームワークに基づきユニット間の情報統合を行う PnP 型位置推定法の情報統合の概略を示したものである。各センサユニットは、一定の間隔でセンサネットワークから運動情報(オドメトリ)を受信し、システムモデルに基づき予測推定値および予測誤差共分散行列を計算する(Time update)。そして、各ユニットに接続したセンサ情報から拡張カルマンフィルタに基づき一時的な状態推定値及び誤差共分散行列を計算し(Partial estimate)、センサネットワークに送信する。次に、他ユニットから送信された Partial estimate を受信し、式(17)および(18)に基づき自ユニットおよび他ユニットの情報を統合する(Inter-unit fusion)。最後に、各ユニットに接続したセンサ情報から拡張カルマンフィルタに基づき最終的な状態推定値及び誤差共分散行列を計算する(Final estimate)。これにより、全てのセンサ情報を加味しつつ、各センサユニットが自律分散的に位置姿勢を推定することが可能となる。

Fig.4 Overview of PnP estimator

Fig.5 Reduction and expansion of information

3.1節で述べたように、PnP型位置推定法では任意の種類のセンサユニットを接続可能とするため、各ユニット間で送受信する情報はどんなセンサユニットであったとしても位置姿勢情報としている。しかし実際には、各センサユニットの推定値にはセンサパラメータが存在するため、センサネットワークへ情報を送信する際はセンサパラメータを除いた位置姿勢情報を送信する必要がある(情報の縮小)。例えば本研究で用いているGPS位置ユニットの場合、図5(a)に示すようにユニット内の推定値は5次元である。このうち、位置姿勢に関する推定値およびそれに対応する誤差共分散行列の部分行列のみをネットワークへ送信する。

一方、センサネットワークから受信する情報にはセンサパラメータが含まれていない。このため、自ユニットのセンサパラメータを含む推定値と、他ユニットから送信される位置姿勢推定値をCI法に基づき統合するためには、他ユニットから送信された情報を自ユニットのセンサパラメータを含む次元に合わせる必要がある(情報の拡大)。例としてGPS位置ユニットがセンサネットワークからGPS姿勢ユニットの情報を受信した場合について考えれば、受信したGPS姿勢ユニットの推定値にはGPS位置ユニットのセンサパラメータが含まれていないため、図5(b)に示すようにセンサパラメータに該当する部分を便宜的に0で拡張する。一方誤差共分散については、受信した誤差共分散行列の逆行列を計算し、センサパラメータに該当する要素は0で拡張する。これは、誤差共分散行列のセンサパラメータに対応する要素を ∞ とすることに相当しており、0で拡張したセンサパラメータに対応する推定値には、なんら情報が存在していないことを意味する。このように縮小・拡張された他

Table 1 Specification of mobile robot

Tread T		0.48[m]
GPS antenna offset	Δx	-0.040 [m]
	Δy	0.135 [m]
Pulse coefficient	Left tire μ_L	8.03×10^{-5} [m/pulse]
	Right tire μ_R	8.06×10^{-5} [m/pulse]
Standard deviation	Encoder pulse	0.03[pulse/s]
	GPS position	0.1~0.3[m]
	GPS attitude	20~40[deg]
Sampling period	Odometry τ	0.01[s]
	GPS position	0.05[s]
	GPS attitude	0.05[s]

ユニットの情報と自ユニットの情報を式(17)、(18)を用いて推定値を計算することで、CI法に基づきセンサユニット間の情報統合を行う。ただし、本研究では式(17)、(18)における重み係数を粗密探索により最適解を求めた。

式(17)、(18)からも分かるように、CI法では任意の数の情報を統合可能なため、PnP型位置推定法では任意の数のセンサユニットを接続した場合においても柔軟に情報統合を行うことが可能となっている。

4. 実験

本章では、2章で述べた中央集中型自己位置推定手法と、本論文で提案したPnP型自己位置推定手法を比較することでその有効性を確認する。本実験で用いた移動ロボット・搭載センサのパラメータを表1に示す。なお、本実験は上空が開けておりGPSが比較的精度よく観測可能な著者の大学構内の広い駐車場構内で行った。またGPS位置計測値および姿勢計測値の標準偏差は、GPS受信機から得られる計測精度情報を用いる。

本実験では、移動ロボットから得られるオドメトリ情報およびGPSから観測される位置情報・姿勢角情報を、それぞれEthernetを介してUDPマルチキャスト通信で送信する。そしてGPS位置ユニット、GPS姿勢ユニットは、UDPマルチキャスト通信によりEthernetから送信された対応する情報を取得し、各ユニットで推定した情報をUDPマルチキャスト通信で送出することで、本論文で提案したPnP型システムを実装した。

図6(a)は移動ロボットを8の字状に走行させた時のPnP型位置推定システムの位置推定結果とRTK-GPS位置観測値を示したものであり、図6(b)は図6(a)の(A)点付近および(B)点付近を拡大したものである。図6(b)から、PnP型位置推定システムの位置推定結果がRTK-GPS位置観測値よりも移動ロボットの進行方向に対して常に右側に存在している。これはGPSアンテナがロボット中心に対して左側にずれて設置されているためであり、PnP型位置推定システムが正しい位置推定を行っていることが定性的に確認できる。

図7はGPSアンテナ取り付け位置(センサパラメータ)を、(a)従来型の中央集中型位置推定システムおよび(b)PnP型位置推定システムにより推定した結果である。これらの結果より、PnP型位置推定システムを用いた場合、中央集中型と比較すると推定精度が1~2割程度劣化していることが分かる。一方で、表1よりそもそもGPS位置計測値の標準偏差が10~30cm程度であったことを勘案すれば、PnP型位置推定システムによる推定結果も十分に実用的なレベルであると考えることができる。またPnP型自己位置推定の処理時間は、Intel Pentium 4 1.6GHzのPCを用いた場合1[ms]以下であり、中央集中型と比べてもほとんど処理コストの増加が見られなかった。

これらのことから、提案したPnP型位置推定手法は、従来型の中央集中型位置推定手法に対して若干の精度劣化が生じるものの、実用的なレベルで位置姿勢推定が可能であることが確認できた。

5. 結 言

本論文では、ユーザによる柔軟なセンサの選択・自由なセンサ設置を可能とするPlug and Play(PnP)型自己位置推定手法を提案し、従来手法との比較によりその有効性を確認した。本論文の提案事項は下記の通りまとめられる。

- ・ 各センサを、演算器を有するセンサユニットとして取り扱い、分散型の情報統合手法に基づき情報統合を行うことで、センサの種類・数に依存せず自己位置推定を行うことが可能である。
- ・ センサ設置位置を自動推定可能なため、ユーザによるセンサの自由な設置が可能である。
- ・ 従来手法である中央集中型の自己位置推定手法と比較すると若干の精度劣化が見られるものの、使用するセンサの精度と比較し十分に高い精度で自己位置を推定することが可能である。

謝 辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(若手研究(B) 20700155)によって行われた研究である。記して謝意を示す。

文 献

- (1) Tsumaki, T., Robots for Dangerous Operation, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.18, No.7 (2000), pp.946-950.
- (2) Tajima, S., Aoyama, H., Seki, T., Ishikawa, K., Yokota, K., Ozaki, K., and Yamamoto, S., Development of Robotic Floor Cleaning System for High-Rise Buildings, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.22, No.5 (2004), pp.595-602.

(b) Enlarged trajectory
Fig.6 Position estimate by PnP estimator

(b) PnP estimator
Fig.7 Comparison of sensor parameter estimate

- (3) Mori, H., Intelligent Wheelchair toward Practical Use, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.22, No.7 (2004), pp.856-859.
- (4) Omae, M., Fujioka, T., Differential GPS-Based Position Measurement and Steering Control for Automatic Driving, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol. 65, No.634 (1999), pp.2371-2378.
- (5) Moon, I., Miura, J., and Shirai, Y., Online Viewpoint and Motion Planning Method under Uncertainty, *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol.17, No.8 (1999), pp.1107-1113.
- (6) Hashimoto, M., Ishida, Y., and Oba, F., 3D Dead Reckoning for Modular Vehicle Based on Decentralized Data Association, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol. 69, No.677 (2003), pp.164-171.
- (7) Julier, S.J., and Uhlmann, J.K., A Non divergent Estimation Algorithm in the Presence of Unknown Correlations, *Proceedings of the American Control Conference*, Vol.4 (1997), pp.2369-2373.