

移動様態に応じたパーティクルフィルタによる歩行者自律測位方式の提案と評価
Pedestrian Dead Reckoning Using Adaptive Particle Filter to Human Moving

秋山 高行[†] 中原 豪[‡] 山崎 勝也[‡] 大橋 洋輝[†] 佐藤 暁子[†]
Takayuki Akiyama Goh Nakahara Katsuya Yamasaki Hiroki Ohashi Akiko Sato

1. はじめに

スマートフォンの急激な普及と共に、位置情報サービス市場が拡大している。従来の地図/ナビゲーションサービスに加え、位置情報を基軸にしたコミュニティ系サービス、AR (Augmented Reality) 系サービスなど国内外において適用サービス分野が多様化している。

これらの位置情報サービスは、端末が搭載する GPS (Global Positioning System) による測位をベースに実現されてきたため、屋外空間をサービス対象としていた。しかし、近年のスマートフォンの普及、無線 LAN スポットのエリア拡大により、GPS 信号の届かない屋内における常時測位が可能となりつつあり、建物内や地下街などへも対象範囲を広げたサービスが提供され始めている。

屋内の位置を推定するには、無線 LAN のような信号強度を利用する環境設置型方式が広く利用されている。しかしながら、無線 LAN の電波は揺らぎが大きく、高精度な位置推定を実現するには、無線 LAN 基地局を密に設置する必要があり、精度向上に対して設置コストが増大する問題がある。そこで、低コストで高精度な屋内位置推定を実現するため、Android 端末などの汎用的なスマートフォン機器に内蔵された加速度・ジャイロセンサを利用する“歩行者自律測位 (Pedestrian Dead Reckoning: PDR)”に注目が集まっている。

PDR は、センサを利用して既知の位置からの移動分を連続的に推定することで、現在の位置を推定する方式である。連続的に推定するために、センサノイズが後の推定にまで累積することが問題となる。この問題を解決するために、歩行者位置の確率分布を逐次的に近似することで位置推定するパーティクル・フィルタと呼ばれる方式が広く用いられている。精度良く位置推定するためにはパーティクル数を十分に多く取る必要があり、パーティクル数増大に応じて計算量が増大する。本研究が対象とするスマートフォンでは、位置推定機能以外にもユーザは様々な機能を同時に利用することが考えられ、測位用アプリケーションの計算負荷を削減することが、サービス利用の成否に非常に大きく関わるため、重要な課題となっている。

また、実用上は、無線 LAN などの環境設置型方式では、測位環境における測位機器の網羅性が課題となり、PDR では、初期位置・方向の取得方法と定期的なノイズのリセットが必要であるため、両者を組合せた測位環境の構築が現実的であると考えられる。つまり、初期位置・方向を環境設置型方式で取得し、設置された測位機器間を PDR によって補間し、常時測位を可能とする。

本論文では、高速かつ高精度な位置推定を実現する歩行者自律測位方式について述べる。各センサノイズの位

置推定精度への影響が歩行者の移動様態に応じて異なることに着目し、歩行者移動様態に応じてサンプリング範囲を動的に変更することで、計算負荷を低減しながら推定誤差を抑える方式を検討し、プロトシステムを構築した。これを鉄道博物館における実験により評価し、計算負荷の低減と、環境設置型測位との組合せ可能性について検証した。

2. 関連研究

“歩行者自律測位 (Pedestrian Dead Reckoning: PDR)”は、既知の位置からの移動分を、移動体が携行する加速度センサ、角速度を計測するジャイロセンサ、方位センサから得られるデータによって連続的に推定することで、現在の位置を推定する測位方式であり、移動速度/距離を推定する技術と、移動方向を推定する技術により構成される[1]。技術課題は、歩行者の移動距離の推定・積算による誤差の除去と、センサの姿勢(方位)角の推定誤差の除去、の二つである。人間の歩行動作は高度に統制された運動であるため、人に装着されたセンサ群から得られる出力データに含まれる歩行固有の特徴的なパターンに着目することによって、歩行動作を検出することが可能である。PDR は、携行端末のみで測位可能で、環境側の設置コストは少ない一方、過去のセンサデータの誤差がその後の測位結果に累積するため、安定した測位を行うためには、累積誤差の除去が大きな課題となっている。また、歩行者による歩行パターンの違い、地磁気の乱れ、ジャイロセンサの温度特性などによる様々な要因による誤差が存在することも問題となっている。

こうした累積誤差の問題を解決するために、パーティクル・フィルタを利用した方式が広く利用されている[2][3]。パーティクル・フィルタは、確率分布を多数のサンプルで近似し、位置推定する方式で、非線形性を有する確率分布にも適用可能であり、また、導入が容易であることからロボットの自己位置推定でも一般的に利用されるアルゴリズムである[4][5]。各センサのノイズを確率分布に基づいてサンプリングして与え、それぞれのノイズが付加されたセンサ値に基づき、次のパーティクル(座標と方向)を更新し、確率分布との誤差に応じてパーティクルに重みづけを実施し、重みに応じてパーティクルを選択する。パーティクル・フィルタでは、位置推定に必要な計算量はパーティクルの数が多いほど増大する。パーティクルは推定している地点の尤度によって分布が拡大・縮小し、パーティクル数はパーティクルの分布する空間の大きさに決まってくることが知られている[6]。

スマートフォンのような情報端末を利用する場合、他にも複数のアプリケーションが動作しており、従来のフィーチャフォンに比べてバッテリー消費が問題となっている。そのため、位置推定に係る計算負荷の低減が必要となっている。

位置推定の計算負荷を低減するために、パーティクル

[†] (株) 日立製作所中央研究所, Hitachi, Ltd., Central Research Laboratory

[‡] (株) 日立アドバンスドシステムズ, Hitachi Advanced Systems Co., Ltd.

数を適応的に調整する手法が提案されている。Heinemann ら [6] は、パーティクル数を位置推定精度に応じて変化させる方式を提案し、計算時間を減少することに成功している。Kwok らは、KLD (Kullback-Leibler Divergence) サンプルングを利用してパーティクル数を動的に調整する方式を提案している [4] [5] [6]。KLD サンプルングは真の確率分布に対するパーティクルによる近似誤差が一定値以下になるように各ループでのパーティクル数を決定する手法である。上記の方式では、常にサンプルング範囲は一定であり、パーティクル数のみが変化する。しかしながら、センサノイズが推定歩行者位置に与える誤差は、歩行者の直進時、屈折時で異なる。例えば、歩行者が直進時には方位誤差の推定位置の誤差における割合は、屈折時のそれよりも小さく、歩行距離の誤差の割合は、直進時の方が屈折時よりも大きい。また、屈折時には、感度依存の誤差が直進時よりも発生する。つまり、歩行者の移動様態に応じて発生する誤差の分布が異なると考えられる。そのため、パーティクル数やサンプルング範囲は調整することが有効であると考えられ、従来では、このような計算の効率化は考慮されていない。

本研究では、各センサノイズの位置推定精度への影響が歩行者の移動様態に応じて異なることに着目し、歩行者移動様態に応じてサンプルング範囲を動的に変更する方式を提案する。

次章以降にて詳細に説明する。

3. 提案方式

本章では、屋内空間において Android 端末に搭載された加速度センサ・ジャイロセンサを利用して屋内測位を実現可能とする方式について説明する。磁気方位センサは、環境内に設置された鉄製物体などに起因する磁場の乱れに影響を受けるため、本研究では、ジャイロセンサを利用している。

パーティクル・フィルタは、状態のセンサによる観測後の事後分布を重み付けされたサンプルで近似する。重み付けされたサンプルを”パーティクル”と呼んでいる。

$$S_t = \{s_t^i, w_t^i\} \quad i = 1, \dots, n \quad \dots (1)$$

s_t^i は状態変数を表し、 w_t^i は i 番目のパーティクルの重みである。パーティクル・フィルタはこのような状態変

数セット S_t を前の状態変数セット S_{t-1} から生成し更新する。更新処理は、大きく 3 つの処理で構成される。

- a. サンプルング：状態変数の事前分布に基づき、状態変数のサンプルングを行う
- b. 重み計算：サンプルングされた状態変数に対して観測モデルを利用して重み付けする
- c. パーティクル選択：ステップ b. で付与された重みに応じて状態変数を選択する

この手続きは n 回繰り返され、 n がパーティクル数である。

本論文では、それぞれのパーティクルの時刻 t における S_t は以下の変数で構成される。

$$s_t = (x_t, y_t, \theta_t, \text{behavior}) \quad \dots (2)$$

(x_t, y_t) は水平方向の座標であり、 θ_t は移動方向、behavior は移動様態を表す。

更新処理フローを図 1 に示し、以下で詳細に述べる。

前の状態変数セット S_{t-1} から新しいパーティクルを生成するサンプルング処理について述べる。処理フローを図 2 に示す。

まず、加速度センサから歩行距離を算出し、ジャイロセンサから相対歩行方向を算出する。加速度センサから歩行距離を算出する処理では、歩数のみを推定し、以下の関係式を利用することで、歩行速度に応じた歩幅の調整を実施している。

$$l = \text{pace} \cdot \text{Pitch}_t - 0.1 \quad \dots (3)$$

l は、時刻 t における歩行速度であり、pace は、平均的な歩幅を表す定数で、本論文では 0.4 を利用する。

Pitch_t は、時刻 t におけるピッチ（1 秒当たりの歩数）を表し、加速度センサによって推定される推定値である。

次に、観測された加速度・ジャイロセンサを利用して、移動様態を直線的な歩行/屈折する歩行/滞留のどれであるかを判定する。滞留/歩行判定は、歩行距離算出に利用した歩数検知処理によって判定する。歩行と判定された後、直進/屈折判定を実施する。これは、ジャイロセンサを利用して、歩行方向の変化量から判定する。本論文では、リアルタイム性を考慮し、歩行方向が 8 秒間で 30 度以上変化した場合に屈折と判定するようにしきい値処理とする。

判定された移動様態に基づいて、歩行距離と歩行方向

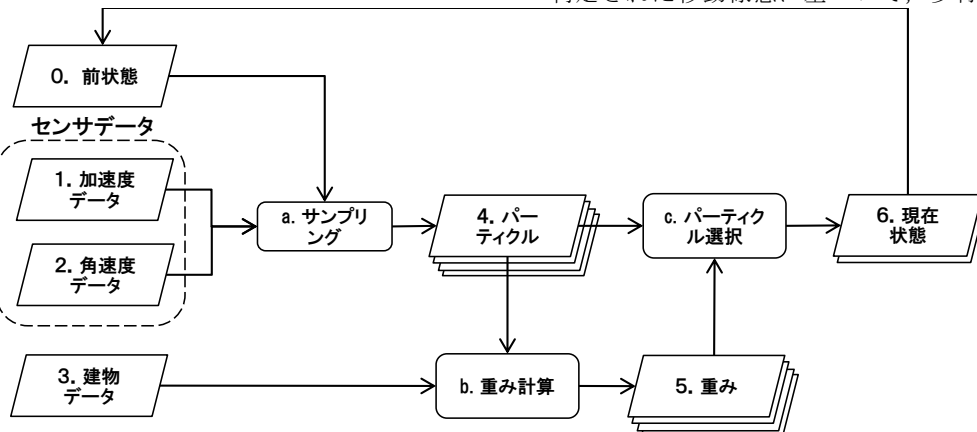


図 1. パーティクル・フィルタの更新処理フロー図

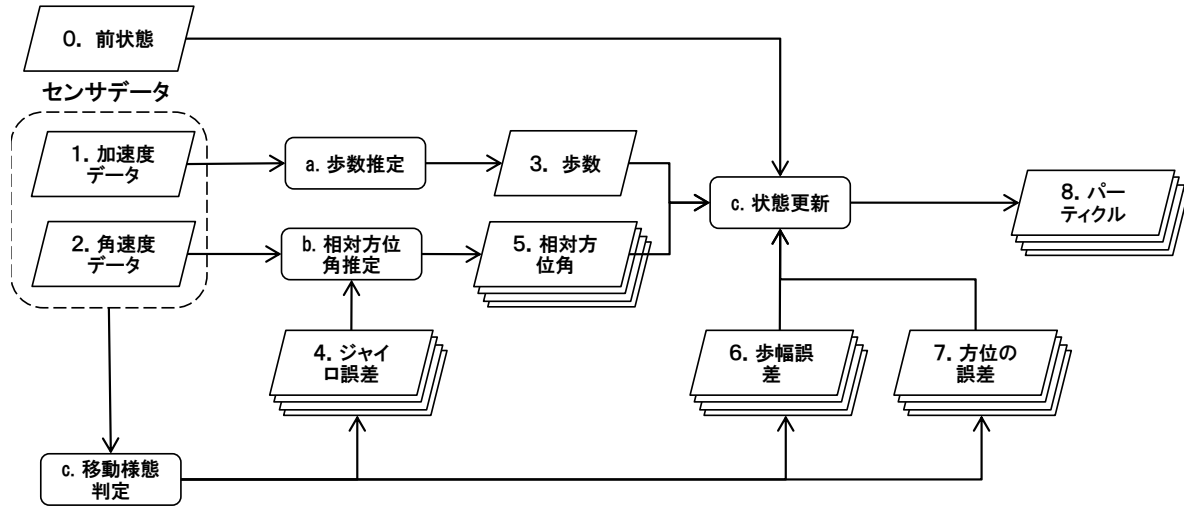


図2. 移動様態に基づいたサンプリング処理フロー図

に摂動を与える。

$$l' = l + X_{behavior} \quad \dots (4)$$

$$\delta\theta' = \delta\theta + Y_{behavior} \quad \dots (5)$$

$X_{behavior}$ と $Y_{behavior}$ は、移動様態毎に異なる分布からサンプリングする。本研究ではそれぞれを分散の異なるガウス分布 $N_{0,\sigma l_{behavior}}$ 、 $N_{0,\sigma\theta_{behavior}}$ とした。直進時はジャイロセンサの感度に起因する誤差の発生が、屈折時に比べて、少なくなるため、分散の誤差を直進時では小さく、屈折時では大きくする。また、本論文では、滞留時は歩行距離・方向共に、センサの値は位置推定に関係しないものとした。この際、パーティクル数も移動様態に応じて変更する。直進時に10、屈折時に20とした。

摂動された歩行距離と歩行方向に基づき、前回状態から更新座標と方向が以下のように算出される。

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \delta\theta' \quad \dots (6)$$

$$x_t = x_{t-1} + l' \cdot \cos \theta_t \quad \dots (7)$$

$$y_t = y_{t-1} + l' \cdot \sin \theta_t \quad \dots (8)$$

更新されたそれぞれのパーティクルの重みを算出し、重みに応じてパーティクルを選択し、次のステップに残す。

パーティクルの重みを算出する処理について述べる。建物内における歩行者の束縛条件として、壁などの通過不可能な物体を利用する。前回パーティクルと更新パーティクルを結ぶ歩行軌跡が壁と衝突するかどうかを算出し、衝突する場合は更新パーティクルの重みを0とし、衝突しない場合は1とする。

$$w_t = \begin{cases} 0 & \text{if intersection} = \text{true} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (9)$$

更新座標は重み付きの平均値を算出し表示する。

パーティクル更新間隔が短ければ、建物内壁の影響を十分に考慮できず、また、間隔が長ければ、ユーザが受け取る情報の更新頻度が少なくなり、ユーザビリティが

損なわれてしまうため、本論文では、更新間隔は8秒間とした。

以上のように、歩行者位置の束縛条件を利用してパーティクルの重みを計算することにより、自律測位時に発生する累積誤差を除去することを可能にしている。また、歩行者の移動様態に応じてサンプリング範囲を変更することで、位置推定に要する計算時間の削減を実現している。提案方式の実フィールドにおける検証結果について、次の章で述べる。

4. 評価実験

4.1 データセットと評価方法

まず、測定機器、実験方法、測定環境について述べる。実験は、鉄道博物館にて実施した。鉄道博物館ヒストリーゾンの様子を図3に示す。様々な鉄道車両が展示されている。

実験は、2012年10月から11月の2ヶ月の間に4回実施し、通常の来客者の見学の妨げにならないよう、休館日に実施した。測定に使用したAndroid端末はサムスン製NexusS(OS: Android2.3.3)で、図4のように手持ちに固定して歩行した。実験は、測定者がフロア内の決められた経路を歩行し、装着した端末から得られるセンサデータによって、歩行軌跡を推定する。加速度データは50Hz、ジャイロセンサデータは100Hzで取得した。位置推定に利用する地図情報は、CAD図面と現地実測によって生成した。

推定結果の歩行軌跡を評価するために、2つの指標を利用する。1つ目は、各時刻の歩行軌跡が正解軌跡とどれほどずれているのかを定量的に評価する指標である。実際に歩行した正解ルートと推定ルートの各時刻における誤差の平均値を算出する。ただし、正解ルートの記録は人手による。2つ目は、推定にかかる計算時間である。移動様態を利用する提案方式が、移動様態を利用しない方式に比べ、どの程度計算時間を削減したのかを評価する。本実験に使用した計算機のスペックを表1に示す。

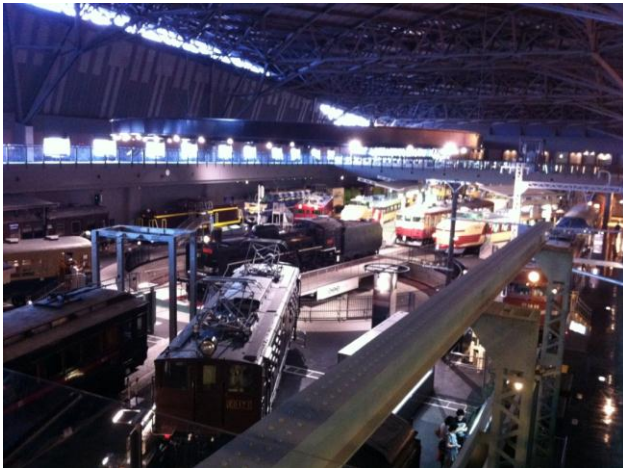


図3．鉄道博物館ヒストリーゾーン内の様子



図4．端末の携行形態

表1．計算機のスペック

OS	Windows 7 Professional 64bit
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-2600K (RAM 16.0 GB, 3.40GHz)

4.2 評価結果

まず、40m 程度を歩行した場合の推定位置の評価結果について述べる。4通りの歩行経路での推定軌跡を図5に、正解軌跡との誤差評価結果を表2に、提案方式の計算時間を表3に示す。

図5、表2より、ノイズフィルタの無い推定結果から、ジャイロセンサによる歩行方向の推定誤差が累積していくことが分かる。それに対して、パーティクル・フィルタを利用した推定結果では、建物内壁の補正により誤差の累積を抑えることに成功していることが分かる。さらに、移動様態に応じたサンプリングを行う提案方式では、位置推定精度を落とすことなく、計算速度を向上した。直進歩行時では、サンプル数が少なくなり、屈折歩行時には十分な数のサンプリングをする効果が表れたためである。

次に、同様の歩行経路を、実際の来客者と同様に見学などの自由な行動を模擬して移動した場合の結果について述べる。位置推定結果を図6に、推定精度を表4、計算時間を表5に示す。

図6、表4より、単純歩行経路の場合と同様に、パーティクル・フィルタを利用することによる位置推定精度の向上を確認した。一方、移動様態を利用する提案方式が、利用しない方式よりも推定精度が下がる場合があった。展示物を見回すような見学行動時には、滞留行動と細かい転回運動が繰り返されるために、直進/屈折運動判定が失敗したことによって、実際の屈折移動時に十分にサンプリングできなかったものと思われる。今後、移動判定の更なる精度向上が必要である。



図5．単純歩行経路での位置推定結果

(左から経路1～4、赤線：ノイズフィルタなしの推定結果、青線：パーティクル・フィルタでの推定結果、緑線：提案方式での推定結果、実線：建物内壁、太線：正解軌跡)

表2. 提案方式の位置推定精度（平均誤差[m] / 最大誤差[m]）

歩行経路	1	2	3	4
ノイズフィルタなし	5.2 / 11	4.6 / 10	4.9 / 9.2	5.8 / 14
パーティクル・フィルタ	2.3 / 2.8	3.3 / 5.7	2.9 / 5.5	3.0 / 4.8
提案方式	2.4 / 3.2	3.1 / 5.1	2.4 / 3.8	2.7 / 7.1

表4. 提案方式の位置推定精度（平均誤差[m] / 最大誤差[m]）

歩行経路	1	2	3	4
ノイズフィルタなし	10 / 26	3.2 / 13	6.8 / 15	11 / 24
パーティクル・フィルタ	3.6 / 8.6	2.4 / 7.7	4.7 / 9.5	6.8 / 9.9
提案方式	12 / 33	1.7 / 4.9	5.6 / 11	6.7 / 9.3

表3. 計算時間（単位: sec）

歩行経路	1	2	3	4
ノイズフィルタなし	0.027	0.0050	0.0060	0.0060
パーティクル・フィルタ	1.4	1.5	1.7	0.66
提案方式	0.43	0.72	1.0	0.54

表5. 計算時間（単位: sec）

歩行経路	1	2	3	4
ノイズフィルタなし	0.044	0.019	0.017	0.030
パーティクル・フィルタ	2.0	1.9	2.0	4.9
提案方式	0.71	0.50	1.3	2.0

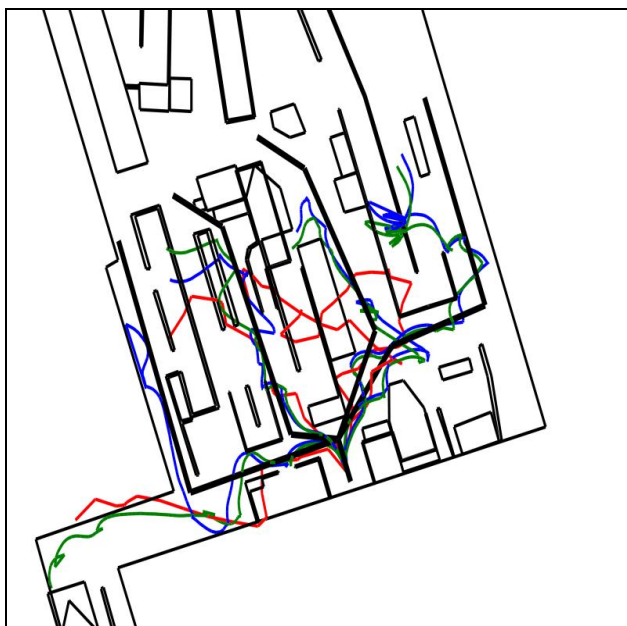


図6. 自由歩行での位置推定結果

（左から経路1～4，赤線：ノイズフィルタなしの推定結果，青線：パーティクル・フィルタでの推定結果，緑線：提案方式での推定結果，実線：建物内壁，太線：正解軌跡）

次に、環境設置型測位による歩行者自律測位の誤差の定期的なリセットとの連携について評価する。20m 間隔でリセットポイントを設置すると仮定し、歩行データ計測時に想定リセットポイント位置に到達した時刻を記録し、後で記録した時刻に基づいて位置と方向を補正した。リセット時の方向は、リセットポイント間の相互関係を考慮して、前回リセット時の位置から予め定められた方向を与えるものとした。リセットポイントは通路上に設置し、歩行方向は前後2方向とした。想定環境での位置推定結果を図7に、推定精度を表6、計算時間を表7に示す。

図7より、パーティクル・フィルタで発生する累積誤差を定期的なリセットすることで、鉄道博物館内での歩行位置を推定できていることが分かる。また、提案方式では精度を保ったまま、計算時間を従来のパーティクル・フィルタに対して2分の1に低減している。

実際にはリセットポイントに用いる機器の計測感度や外乱の影響により、リセット時刻に誤差が生じる。そこで、図7の実験データに対して、計算機上でリセット時刻に誤差を与えることで、位置推定精度がどの程度変化するのか評価した。リセット時刻の誤差を-5秒から5秒まで与えて評価した結果を図8に示す。図より、誤差3秒の範囲では、推定誤差に大きな変化は見られないが、4秒以上の誤差が発生した場合には、平均誤差が5mを超え始めることが分かった。これより、リセットポイントとして設置する機器には、誤差3秒以内で最近接時刻を検知できる性能を備えたものを用いることが望まれる。

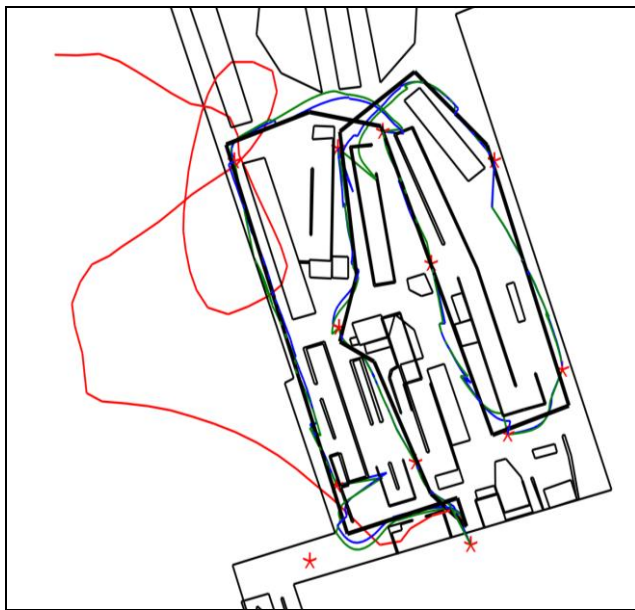


図7. リセット成功時の位置推定結果

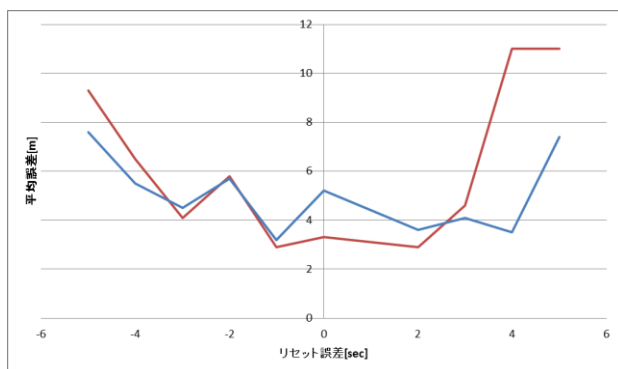
(赤線：ノイズフィルタ・リセットなしの推定結果，青線：パーティクル・フィルタでの推定結果，緑線：提案方式での推定結果，実線：建物内壁，太線：正解軌跡，*印：リセットポイント)

表6. 提案方式の位置推定精度（平均誤差[m] / 最大誤差[m]）

ノイズフィルタなし	35 / 84
パーティクル・フィルタ	3.3 / 8.1
提案方式	5.2 / 15

表7. 計算時間（単位: sec）

ノイズフィルタなし	0.076
パーティクル・フィルタ	6.0
提案方式	3.2

図8. リセット成功時の位置推定結果
(赤線：パーティクル・フィルタ，青線：提案方式)

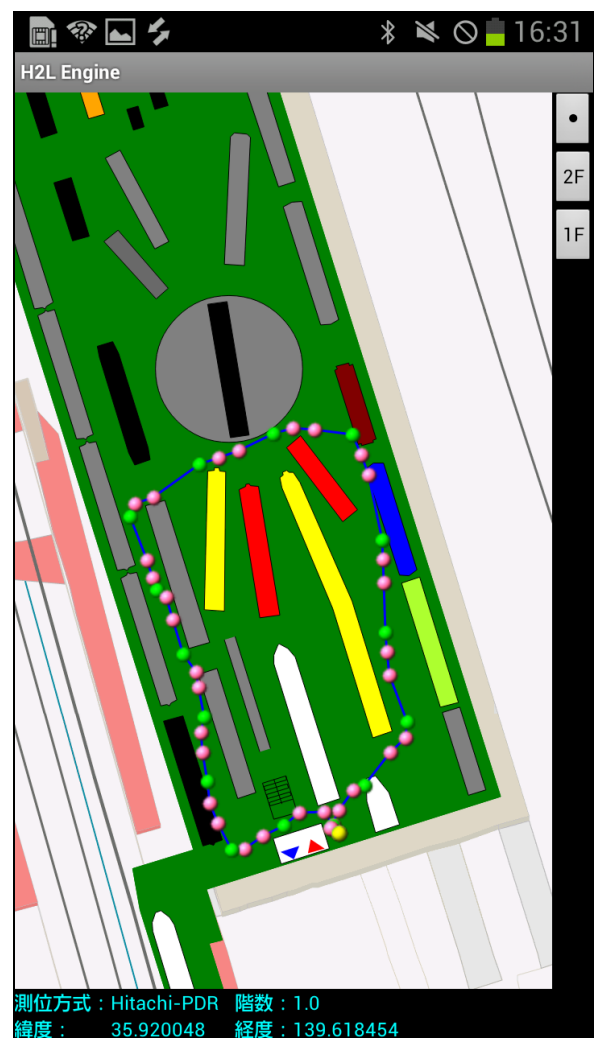
以上より，提案方式が，従来のパーティクル・フィルタ方式よりも2倍程度高速な計算方式であることを確認した．本方式を利用することにより，ユーザに負荷をかけることなく，屋内位置情報サービスを実現可能であると考えられる．

4.3 プロトシステムによる端末内動作の確認

提案方式をAndroid端末で動作するように実装し，端末内での動作を評価した．Android2.3以降で動作するように実装し，端末はサムスン製 Galaxy S3(OS: Android4.0)を使用した．

パーティクル・フィルタの更新間隔は8秒間ではあるが，ユーザへの情報更新間隔は3秒として，パーティクルが更新される間は，ノイズフィルタなしの推定によって推定位置を補間するものとした．

図4と同様の携帯形態により，ヒストリーゾーン内を1周した場合の測位結果の表示結果を図9に示す．実際の歩行経路との誤差は1m程度であり，Android端末内でリアルタイムにパーティクル・フィルタによる位置推定計算が実行されたことを確認した．

図9. プロトシステムの表示結果
(赤点：ノイズフィルタなしの推定結果，緑点：提案方式での推定結果，黄点：初期位置)

5. 結論と今後の課題

本論文では、従来よりも高速な屋内位置推定を実現することを目的として、歩行者移動状態に応じてサンプリング範囲とパーティクル数を動的に変更するパーティクル・フィルタを利用した歩行者自律測位方式を提案した。デスクトップ PC 上でプロトシステムを構築し、鉄道博物館における歩行実験により評価した結果、測位時間 256 秒に対して計算時間 3.25 秒を達成した。また、Android 端末内で動作するプロトシステムを実装し、端末内でのリアルタイム計算が十分に実行できることも確認した。これにより、スマートフォンを利用した高速な屋内測位方式を実現することを確認した。

本研究で検討した屋内位置推定方式には、いくつかの課題が残されている。以下、詳細に説明する。

まず、多様な環境・行動状態への対応可能性と汎用性の向上が挙げられる。鉄道博物館は、幅 5 m 程度の通路によって主に構成されているために、建物内壁を利用するパーティクル・フィルタの効果が得られやすい側面があった。例えば、10m 以上開けたオープンスペースがある場合には、建物内壁の情報が利用できないために、誤差の累積を抑えることが難しくなるものと考えられる。そのため、そのような環境下では、無線 LAN の電波などの情報や歩行者の行動予測などを利用して誤差を低減する方式が必要となる。また、今回の実験では、擬似的な歩行データを収集し評価したが、実際の歩行者は行先を間違えて引き返したり、休憩のために滞留したり、といった様々な行動状態が発生するものと考えられる。その際には、センサノイズが増大するものと考えられ、歩行者の行動状態に合わせた位置推定のチューニングも必要となる。また、本研究では、環境測位による測位誤差のリセットに誤差が存在しないものとしたが、4 章の末尾で述べたように、リセットポイントに誤差が発生することにより、屋内自律測位への誤差を与えることがわかった。今後は、環境測位の誤差をある程度は吸収するような仕組みが必要と考えられ、最適な環境測位の選定と、環境測位と自律測位方式を統合したトータルな測位システムの検討が必要である。今後、様々なフィールドでサービス適用性の検証を行い、環境測位とのハイブリッド化、歩行者行動モデルの検討を進める予定である。

次に、端末携行形態への依存性を低減することが求められる。本研究では、ユーザがスマートフォンの画面を見ながら移動することを想定して、端末を固定して携行するものとした。しかし、実際には、ポケットの中に入れたり、カバンの中に入れたりして、持ち歩くものと考えられる。その際には、位置推定に利用するセンサデータの座標系が変化するために、地球の重力方向を利用してセンサの座標系を推定することも必要である。本研究では使用していない磁気センサや気圧センサを活用することで端末携行形態に柔軟な位置推定方式の確立を今後目指す。

※本文に掲載されている Android は、Google Inc. の登録商標です。NexusS, Galaxy S3 は、SAMSUNG 社の製品名です。

謝辞

本研究の実験データは、2012 年度 JAXA オープンラボ「駅等大型施設や商業施設における屋内外シームレス測位の技術実証及び LBS 利用コンテンツの事業化」(取り纏め企業: 北海道ジェイ・アール・サイバネット株式会社) の一環として実施した。ここに謝意を表します。

参考文献

- [1] C. D. Cliff Randell and H. L. Muller, "Personal position measurement using dead reckoning," in Proceedings of the Seventh International Symposium on Wearable Computers, C. Narayanaswami, Ed. IEEE Computer Society, October 2003, pp. 166-173.
- [2] H. Wang, H. Lenz, A. Szabo, J. Bamberger, and U. Hanebeck, "WLAN-Based Pedestrian Tracking Using Particle Filters and LowCost MEMS Sensors," Proceedings of Workshop on Positioning, Navigation and Communication, pp. 1-7, 2007.
- [3] O. Woodman and R. Harle, "Pedestrian localization for indoor environments," Proc. 10th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp), pp. 114-123, 2008.
- [4] K. Morisaki, M. Takahashi and K. Yoshida, Line Based Self-Localization for Autonomous Omnidirectional Soccer Robot, 26th Annual Conference of the Robotics Society of Japan, 2008.
- [5] C. Kwok, D. Fox, M. Meila, Adaptive Real-time Particle Filters for Robot Localization, Proc. ICRA '03. IEEE Int. Conference on Robotics and Automation, pp. 2836-2841, 2003.
- [6] P. Heinemann, J. Hasse and A. Zell, A Combined Monte-Carlo Localization and Tracking Algorithm for RoboCup, Proc. Of Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS06), pp. 1535-1540, 2006.