

アクティブ RFID 技術を用いた 移動体位置推定アルゴリズムに関する研究

長坂 康史*・金子 尚人**

(平成 20 年 10 月 31 日受理)

A Study on Position Estimation Algorithm of Moving Objects with Active RFID Technology

Yasushi NAGASAKA and Naoto KANEKO

(Received Oct. 31, 2008)

Abstract

In order to realize the ubiquitous network society, many kinds of technologies are studied. The RFID technology is one of the important technologies to get the position information of moving objects such as human beings and robots. An active RFID technology is especially important for this field because of the communication distance of a few meters. The RFID tag position is calculated using its signal intensity, but the signal is not always stable because the signal is transferred with the radio wave and its intensity depends on the environment around it. We have studied the position estimation algorithm in order to reduce the dependencies from the environment. The particle filter has been introduced to estimate the position in our proposed algorithm. The accuracy of the position estimation by use of the proposed method is better than that of the existing methods.

Key words: position estimation, active RFID, particle filter

1. はじめに

ユビキタス社会の実現に向け、コンテキストウェアネスが注目されている。コンテキストウェアネスとは、コンピュータが現実世界の状況を把握し、自律的に処理を行う技術や、それに関連する概念のことを言う。特に、ヒトやモノなどの移動体を対象とした位置を検出・追跡する技術は、重要な技術の1つであり、研究や開発が盛んに行われている。その中で、近年注目されているのが、アクティブ RFID タグを利用した移動体の位置推定技術である。ア

クティブ RFID タグ (以下、タグと呼ぶ) は、電波に固有の ID 情報を乗せて発信するため、タグを付与したヒトやモノを識別可能である。また、特定対象には、タグを付与するだけでよいため、複雑な端末操作を伴わない。一方、位置推定では、実位置と推定位置の精度の問題がある。RFID 技術を用いた位置推定で高い精度を実現するためには、アクティブ RFID タグリーダ (以下、タグリーダと呼ぶ) を多数用いる必要がある。これは、タグリーダ設置の手間やコスト増大といった問題を引き起こす。

そこで本研究では、少数のタグリーダで精度の高い位置

* 広島工業大学情報学部情報工学科

** パナソニックアドバンステクノロジー株式会社

推定を実現するアルゴリズムを考案し、その性能を評価した。本研究における移動体位置推定システムでは、2台のタグリーダのセンサフュージョンにより、位置測位を行う。この測位結果に対し、本研究で考案した移動体位置推定アルゴリズムを適用する。この位置推定アルゴリズムには、位置推定における精度向上を目的とし、パーティクルフィルタの考え方をを用いた。パーティクルフィルタは、不安定な観測値を得た場合でも、過去の状態量を考慮した時系列フィルタリングにより、精度の高い推定が可能なることで知られている^(1, 2)。本位置推定アルゴリズムには、位置推定の精度向上を目的とし、このパーティクルフィルタの運動モデルに対し、統計的制御を盛り込んだ。

2. 移動体位置推定システム

本研究における移動体位置推定システムでは、2台のアクティブRFIDタグリーダを用いて、移動体の2次元平面上的位置をリアルタイムで推定する。本システムにおける位置推定概念を図1に示す⁽³⁾。

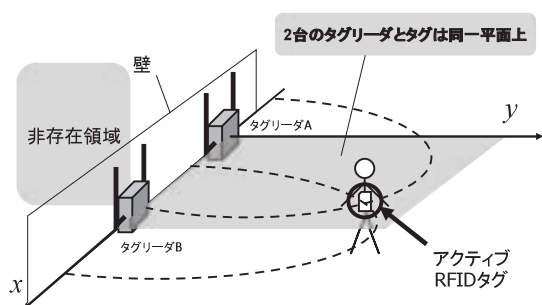


図1 移動体位置推定システムによる位置推定の概念

本位置推定システムでは、2台のタグリーダを地面に対し、同じ高さに設置する。また、移動体に付与するタグは、タグリーダと同じ高さに装着すると仮定する。このように本位置推定システムでは、地面に平行で、2台のタグリーダが存在する2次元平面を、移動体の位置を推定する領域とする。タグリーダA、Bでは、移動体に付与したタグから受信した電波強度（SSI（Signal Strength Indication））値を基に移動体との距離を計測する。図1において、破線で描いた半円は、この計測した距離を半径とする円を示したものである。この半円の交点が、移動体に対する推定位置となる。

2点測位手法を用いた場合、2つの候補点が生じる。そこで、本手法では、候補点を1つに絞るため、2台のタグリーダを結ぶ直線を境界線とし、境界線で分割された2つの領域の片側を、移動体の非存在領域とした。図2に本手法における位置推定領域を示す。

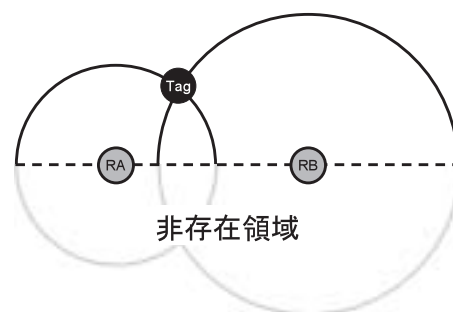


図2 2点測位手法における位置推定領域

図2では、タグリーダA（RA）、タグリーダB（RB）を繋ぐ線を境界線とし、位置推定領域内に居る移動体（Tag）の位置推定を行う様子を示している。

3. 移動体位置推定アルゴリズム

3.1 パーティクルフィルタ（Particle Filter）

パーティクルフィルタは、予め構築した学習データと以前の状態量に基づいて推定を行う手法である。パーティクルフィルタでは、推定対象の状態量に対する「仮説」を表すパーティクルを用いて推定を行う。このパーティクルは、自らの状態量と尤度の2つの情報を保持する。位置推定処理においては、座標を状態量として、また、そのパーティクルの位置に推定対象が存在する確率を尤度として表す。図3にパーティクルフィルタの概念を示す。図3では、状態空間（Status）上にある6つのパーティクルをフィルタリングする様子を示している。まず、状態空間におけるパーティクルを拡散（Transition）する。この拡散後のパーティクルに対し、確率密度関数（Probability Density Function）によって、重み付け（Evaluation）を行う。この重み付け後のパーティクルの大きさは、重みの大きさを表す。最後に、最初状態空間にあったパーティクルの重みの大きさを単位として分割し、再抽出（Resampling）する。この時、最初のパーティクルの重みよりも値の小さな重みを持つパーティクルは、消滅（Death）する。パーティクルフィルタでは、ここまでの処理を、観測毎に隣り合う時刻間で繰り返し行う。

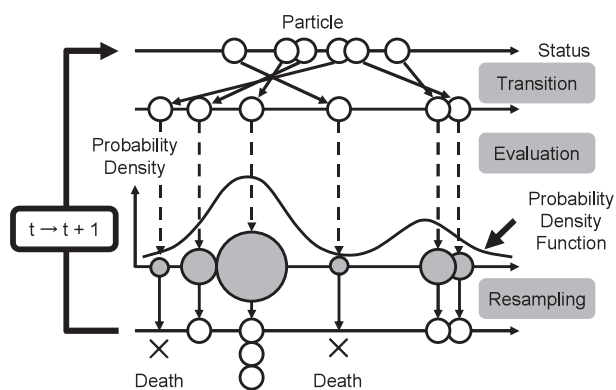


図3 パーティクルフィルタ

時刻 t における状態ベクトルを s_t 、観測値を o_t 、また観測値の集合を $O_t = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ とするとき、パーティクルフィルタにおける状態推定とは、確率密度関数 $P(s_t | O_t)$ を求めることである。パーティクルフィルタによる状態推定式を式(1)に示す。

$$P(s_t | O_t) = P(o_t | s_t) \int P(s_t | s_{t-1}) P(s_{t-1} | O_{t-1}) ds_{t-1} \quad (1)$$

式(1)が示すように、パーティクルフィルタでは、現在の状態ベクトル s_t を、これまで得られた観測値の集合 O_t を基に推定する。まず、一時刻前 $t-1$ の状態量を基に再抽出されたパーティクル群 $P(s_{t-1} | O_{t-1})$ に対し、運動モデル $P(s_t | s_{t-1})$ で移動と拡散を行う。運動モデルでは、予め定義された規則に従って、パーティクルを移動させる。さらに、移動後のパーティクルに対し、ランダム雑音を加えることで拡散を行う。運動モデルによるパーティクル群の移動と拡散は、現時刻 t における推定対象の状態量の予測に当たる。次に、個々のパーティクルに対し、その尤度を現時刻 t で観測された値とともに観測モデル $P(o_t | s_t)$ を用いて決定する。最後に、パーティクルのリサンプリングを行う。パーティクルフィルタでは、この予測と観測、リサンプリングのサイクルを繰り返すことで尤度の高いパーティクルが集中する場所を推定値としている。

3.1.1 運動モデル

パーティクルフィルタでは、運動モデルにより、パーティクルの移動及び拡散を行う。運動モデルは、推定対象の動作特性をモデル化したものである。現時刻 t における i 番目のパーティクルの状態ベクトル s_t^i 、予め定義された隣り合う時刻間における移動量を表すベクトルを α 、拡散による移動量を表すベクトルを β とする時、運動モデルは以下に示す式(2)で表せる。

$$s_t^i = s_{t-1}^i + \alpha + \beta \quad (2)$$

運動モデルは、隣り合う時刻間で一定の規則で移動すると仮定した「移動」と、ランダム雑音を加える「拡散」で構成される。まず、式(2)において、移動を示す α では、一時刻前の状態ベクトルに対し、予め定義された規則に従い、パーティクルを移動させる。これは、位置推定において、移動体が、隣り合う時刻間で等速度・等角速度運動を行うと仮定していることになる。移動後のパーティクルに対し、拡散を示す β では、推定対象の動作特性を考慮したランダム雑音を加える。

3.1.2 観測モデル

パーティクルフィルタでは、観測モデルを用い、パーティクルの重みを評価する。観測モデルは、予め状態空間内で観測される値の分布状況を測定し、これを学習データとしてモデル化したものである。観測モデルでは、現時刻における観測値と、パーティクルが示す状態量を入力する。入力した状態量において、入力した観測値が観測される確率密度を求める。この確率密度から、そのパーティクルが示す状態量における移動体の存在尤度を決定し、重みに反映する。

3.2 本研究における移動体位置推定アルゴリズム

本研究では、電波を用いて位置推定を行う。そのため、マルチパスやフェージングといった雑音による影響を受け易い。これは、リアルタイム位置推定において、精度に影響を及ぼす。そこで、本研究における位置推定アルゴリズムでは、精度向上を目的とし、パーティクルフィルタを用いた。本位置推定アルゴリズムの概要を図4に示す⁽⁴⁾。図4では、パーティクル数を15個とし、位置推定を行う様子を示している。まず、初期パーティクルを生成し、位置推定領域に格子状に等間隔で配置する(a)。次に、運動モデルに従い、パーティクルを拡散する(b)。拡散後の各パーティクルに対し、観測モデルを用いて重み付けを行う(c)。ここでは、重みの大きさを各パーティクルの大きさで示している。そして、各パーティクルに対し、その重みを初期パーティクルの重みの値で分割(d)し、新パーティクル群を復元抽出する(e)。(b)~(e)の処理を、電波を観測する隣り合う時刻間で繰り返し行い、位置推定を行う。

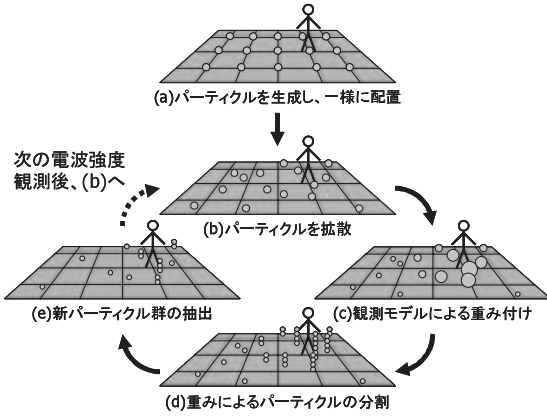


図4 位置推定処理の流れ

本研究では、(b)で用いる運動モデルとして、伝統的な考え方に基づくものと、本研究で考案した、統計的拡散制御に基づくものを構築し、これらを比較する。

3.2.1 伝統的な考え方に基づく運動モデル

本位置推定システムでは、移動体に向いている方向は検知しない。そのため、本研究における伝統的な考え方に基づく運動モデルには、ランダムウォークを仮定した。ランダムウォークは、次に現れるものの確率が予測不可能な場合に有用な考え方である。本研究では、移動体としてヒトやモノを想定している。特にヒトの移動方向や速度は不規則に変化し、予測が困難である。そのため、本運動モデルでは、一時刻前の推定位置に対し、式(2)における「移動」は行わず、拡散だけを行う。式(7)に本運動モデルの式を示す。また、式(7)の拡散による移動量を表すベクトル ω の成分を式(8)に示す。以下、拡散による移動量を表すベクトルを拡散制御ベクトルと呼ぶ。

$$s_t^i = s_{t-1}^i + \omega \quad (7)$$

$$\omega = \begin{bmatrix} l_{Normal} \cos(\theta_{Uniform}) \\ l_{Normal} \sin(\theta_{Uniform}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

ただし、 $l_{Normal} \sim N(0, \sigma^2)$

本運動モデルは、一時刻前の状態ベクトルを s_{t-1}^i を、 $\theta_{Uniform}$ 方向に、 l_{Normal} の距離だけ拡散させる。拡散距離 l_{Normal} は、平均を0、分散を σ^2 とする正規乱数である。この σ は、実際にはRFIDタグの電波発信間隔時間に、移動体が移動する距離に対応する定数である。この定数は、推定対象によって適当な値を設定する。また、移動体の移動方向は、どの方向にも同じ確率で進むと考える。そこで、パーティクルの拡散方向 $\theta_{Uniform}$ は、一様乱数を生成することで実装した。

3.2.2 統計的拡散制御に基づく運動モデル

伝統的な考え方に基づく運動モデルでは、標準偏差を定数 σ とする正規乱数 l_{Normal} を拡散させる距離としていた。これは、 σ に設定した値が、実際の移動速度と適合しない場合や、移動速度が不規則に変化する状況では、位置推定精度の低下を招く。この問題に対し、移動体の移動方向や速度を時系列データから学習し、動的に拡散を制御することで、移動体のリアルタイムな運動特性を考慮した位置推定が可能と考えられる。

そこで、本研究では、これまでの伝統的な考え方に基づく運動モデルに、パーティクルの統計的拡散制御を盛り込んだ運動モデルを構築した。本運動モデルにおける拡散制御ベクトル ω_t の成分を式(9)に示す。

$$\omega_t = \begin{bmatrix} l_t \cos(\theta_t) \\ l_t \sin(\theta_t) \end{bmatrix} \quad (9)$$

ただし、 $l_t \sim N(0, \bar{l}^2)$, $\theta_t \sim N(\bar{\theta}, \sigma_\theta^2)$

本運動モデルは、式(7)の拡散制御ベクトル ω を式(9)の ω_t に置き換えた式で拡散を行う。式(9)において、 t は時刻を示す。時刻 t における拡散制御ベクトル ω_t は、時刻 $t=1$ から時刻 $t-1$ までに移動した距離と方向の平均を用いて拡散する。式(10)に移動した距離と方向の平均 \bar{l} 、 $\bar{\theta}$ を求める式を示す。

$$\bar{l} = \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} l_i, \quad \bar{\theta} = \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} \theta_i \quad (10)$$

ただし、 $(i = 1, 2, \dots, t-1)$

統計的拡散制御に基づく運動モデルでは、一時刻前と現時刻の推定位置のユークリッド距離を、隣り合う時刻間における移動距離として算出する。この処理を時刻 $t=1$ から推定毎に行い、時刻 $t=1$ から一時刻前 $t-1$ までの移動距離の平均値の二乗を分散とし、平均を0とする正規分布に従う乱数を生成する。この正規乱数を現時刻 t における拡散距離に設定する。

一方、移動方向は、時刻 $t=1$ から推定毎に、隣り合う時刻間の推定位置を用いて求める。時刻 $t=1$ から一時刻前 $t-1$ までの移動方向の平均 $\bar{\theta}$ を平均とし、分散を σ_θ^2 とする正規分布に従う乱数を生成する。この正規乱数を現時刻 t における拡散方向に設定する。ここで、 σ_θ は、パーティクルを拡散する角度を制御する値である。本運動モデルでは、 $\bar{\theta}$ を正面方向とし、現時刻において $\pm\sigma_\theta$ 方向の範囲内を中心としてパーティクルを拡散する。これは、移動体の移動方向を統計的に把握し、その方向を中心としてパーティクルを拡散させることで、精度の向上を図ることを目的としている。

4. 性能評価

本研究では、位置推定アルゴリズムの性能を評価するため、シミュレーションと実験を行った。シミュレーション及び実験では、運動モデルによる拡散制御を行わない(A)パーティクル固定バージョンと、(B)伝統的な考え方に基づく運動モデルバージョン、(C)統計的拡散制御に基づく運動モデルバージョンの3つの条件を設定し、その性能を比較した。

シミュレーションでは、精度検証シミュレーションと頑健性検証シミュレーションを、それぞれ10回行った。精度検証シミュレーションは、(B)や(C)のように、運動モデルで確率的に拡散するパーティクルで推定した時の精度を調べる目的で行った。本シミュレーションでは、SSI値を観測すると仮定した、仮想的な観測点を複数設定し、これらの点を繋ぐ線を、移動体の移動軌跡とした。また、シミュレーションで各観測点に与えるSSI値は、仮想軌跡上の各観測点に対し、観測モデルから逆算した値とした。さらに、パーティクル数を495個とした。各観測点とその観測点に対する推定位置の誤差平均と標準偏差を表1に示す。ここで、誤差とは、観測点と、その点に対し、本位置推定アルゴリズムで推定した点との距離のことである。

表1 精度検証シミュレーション結果 (単位[m])

	誤差平均	標準偏差
(A)	0.156970	0.045754
(B)	0.047305	0.031337
(C)	0.051454	0.028047

表1より、(B)と(C)では、(A)よりも高い精度で位置推定が可能であるという結果が得られた。

本位置推定システムでは、観測における隣り合う時刻間で、少数のパーティクルでリアルタイム位置推定を行う。そのため、頑健性検証シミュレーションは、パーティクル数削減に伴う精度低下に対する頑健性を調べる目的で行った。本研究における頑健性とは、雑音に対し、どれだけ精度を維持できるかを表す性質を意味する。ここでは、前述の仮想軌跡に対し、雑音観測点を1つ設定する。この雑音観測点において、観測モデルから逆算したSSI値に対し、擬似的に雑音を加える。本シミュレーションでは、パーティクル数495個の場合と、136個の場合で生じる誤差を検証した。それぞれの誤差平均と標準偏差を、表2に示す。

表2 頑健性検証シミュレーション結果 (単位[m])

	パーティクル数 495 個		パーティクル数 136 個	
	誤差平均	標準偏差	誤差平均	標準偏差
(A)	1.010587	0.301515	2.031105	0.639014
(B)	0.771358	0.257547	0.575651	0.175033
(C)	0.488690	0.155827	0.175630	0.053231

表2より、(C)は、いずれのパーティクル数においても、最も高い精度で位置推定可能という結果を得た。この結果から、実測値を用いた場合でも、(C)が最も高い頑健性で位置推定可能であると予測した。

実験では、シミュレーションで検証した精度と頑健性に対する予測を実証するため、実測値を用いて検証を行った。実験では、新たに設けた軌跡に対し、観測点を複数設定した。そして、この隣り合う観測点間を、タグの電波発信間隔時間で移動させた。この時観測したSSI値を用いて、各観測点に対して位置推定を行い、誤差及び標準偏差を求めた。パーティクル数495個の結果を表4、136個の結果を表5に示す。

表3 実験結果 (単位[m])

	パーティクル数 495 個		パーティクル数 136 個	
	誤差平均	標準偏差	誤差平均	標準偏差
(A)	0.808643	0.627509	1.570221	0.781866
(B)	0.356552	0.166231	0.443082	0.158446
(C)	0.415337	0.292127	0.342340	0.237895

表3より、(B)と(C)が、(A)よりも高い精度で位置推定可能という予測通りの結果を得た。また、パーティクル数が少ない場合、(C)が、最も高い精度で位置推定可能という予測通りの結果が得られた。

5. まとめ

本研究では、パーティクルフィルタの考え方を採用し、アクティブ RFID 技術を用いた移動体位置推定アルゴリズムを提案し、その精度と頑健性を検証した。本位置推定アルゴリズムでは、精度向上を目的とし、パーティクルフィルタにおける、伝統的な考え方に基づく運動モデルに対し、統計的拡散制御を盛り込んだ。

性能評価より、本位置推定アルゴリズムでは、パーティクル数が少ない場合、最も高い精度で位置推定が可能であるという結果が得られた。この結果より、本位置推定アルゴリズムは、特にリアルタイム性が要求される場合、有効であると考えられる。

参考文献

- (1) 樋口：「粒子フィルタ」, 電学論, Vol.88, No.12 pp.989-994 (2005)
- (2) 岡, 佐藤, 中西, 小池：「適応的拡散制御を伴うパーティクルフィルタを用いた頭部姿勢推定システム」, 電学論 D, Vol.88, No.8, pp.1601-1613 (2005)
- (3) 金子, 長坂：「アクティブ RFID 技術を用いた 2 点測位による移動体位置推定手法」, FIT2007 第 6 回情報科学技術フォーラム (2007)
- (4) 金子, 長坂：「アクティブ RFID 技術を用いた 2 点測位による移動体位置推定アルゴリズム」, 第 9 回 IEEE HISS (2007)