

Gaussian Mixture Modelを用いた 無線 LAN 位置推定手法

藤田 迪^{†1} 梶 克彦^{†1} 河口 信夫^{†1}

モバイル端末の普及や、家庭や公共施設などへの無線 LAN アクセスポイントの設置個所の増加にともない、屋内・屋外を問わず電波を受信可能な無線 LAN 情報を利用した位置推定手法が注目されている。一般に屋内における位置推定のアプリケーションでは屋外に比べて高い精度が細かい時間幅で要求される。しかし従来の無線 LAN 位置推定手法では、推定精度を向上させるためには非常に大規模なデータベースが必要であり、かつ膨大な計算量が必要であるという課題がある。そこで本研究では、まず大規模な無線 LAN データベースを Gaussian Mixture Model (GMM) によって表現することで、無線 LAN 情報のデータ量を従来の 95%以上削減する手法を提案する。次に、計算量を調整可能な Particle Filter を用いた位置推定手法を提案する。評価実験を実施した環境では、本手法により 6~10m 程度の精度でのリアルタイム位置推定が可能であった。

A Wireless LAN Location Estimation Method Based on Gaussian Mixture Model

SUSUMU FUJITA,^{†1} KATSUHIKO KAJI^{†1}
and NOBUO KAWAGUCHI^{†1}

Recently, location estimation systems using WLAN are getting popular, because WLAN access points are widely introduced to general houses and public facilities. We can receive the signal of WLAN regardless of indoor and outdoor, so that WLAN is available for indoor location estimation. Conventional researches of location estimation have a problem that needs a huge WLAN database and a large computation. In this paper, we propose a modeling method of WLAN database using Gaussian Mixture Model (GMM) and a location estimation method using particle filter. Consequently, we succeeded in reducing the amount of WLAN data to about 5%. In this time's experiment environment, accuracy of realtime location estimation was about 6~10m.

1. はじめに

近年、モバイル端末の普及やユビキタス環境の整備にともない、ユーザや端末のリアルタイムでの位置情報を用いたサービスやアプリケーションの需要が高まってきている。従来、屋外にいるユーザや端末の位置を推定するには GPS が用いられてきたが、屋内では電波が弱くなるため GPS を用いることができない場合が多い。そこで、屋内でも位置推定を可能にするために、無線 LAN、RF タグ、赤外線、IMES などを用いた研究が進められている^{1)–3),5),7),8),10),12)–14),16)–20)}。

本研究では、主に屋内における位置推定のためのインフラとして無線 LAN を用い、屋内にいるモバイル端末ユーザの位置をリアルタイムで高精度に推定することを目的とする。位置推定に求められる精度はアプリケーションにより異なるが、一般に屋内では屋外に比べて高い精度が求められることが多い。位置推定精度とインフラ設置コストはトレードオフの関係にあるが、無線 LAN 基地局はすでに家庭や公共施設に広く設置されていることから、無線 LAN による位置推定はインフラ設置コストの面で他より有利といえる。

モバイル端末でリアルタイムに高精度の位置推定を行うためには、軽量のデータベースを用い、計算量をリアルタイム処理が可能な程度に抑える必要がある。しかし従来手法で高精度な位置推定を実現するためには、膨大なデータ量と計算量を必要とする。屋内における無線 LAN の電波は、障害物や壁の存在により一様には減衰しないことから、位置推定精度を向上させるためには、あらかじめ可能な限り狭い間隔で無線 LAN 電波環境を測定しておくことが望ましい。このとき収集されるデータ量は観測点の数に比例して増加してしまう。また、従来の位置推定手法では、利用する無線 LAN 基地局の数や推定範囲が大きくなるほど多くの計算量を必要とするため、モバイル端末の負担は大きくなってしまふ。

本論文ではこれらの問題を以下のアプローチにより解決する。まず無線 LAN 電波情報を Gaussian Mixture Model (GMM) を用いたモデル化によって軽量化する手法を提案する。モデル化の手法には EM アルゴリズムを用いる。次に、無線 LAN 電波情報モデルに基づき、モバイル端末の位置をリアルタイムに推定する手法を提案する。位置推定アルゴリズムには Particle Filter⁶⁾を用いる。また、評価実験を行い提案手法の位置推定精度とリアルタイム性を検証する。

^{†1} 名古屋大学大学院工学研究科
Department of Engineering, Nagoya University

2. 従来研究

本章では、既存の無線 LAN 情報を用いた位置推定手法について述べ、屋内位置推定への適用可能性と問題点について述べる。

無線 LAN を用いた既存の位置推定方式の多くは、Triangulation^{1),8),19)}、Proximity^{3),7)}、Scene Analysis^{5),10),16),18)} に大別されるが、この中で屋内の高精度な位置推定に有効であると考えられるのは Scene Analysis である。Triangulation は位置が既知である基準点からの相対的な位置関係と無線の距離特性を用いて位置推定を行う方式である。屋内では障害物や壁が多いため反射波や散乱波が影響し、電波は距離特性どおりに減衰しないことが多く、本方式を適用することは困難といえる。Proximity は位置推定対象がどの基準点の近くに存在するかを大まかに推定する方式である。屋内の位置推定には一般に高い精度が必要であるため、本方式では不十分であるといえる。Scene Analysis は、位置推定を行う領域中の複数の地点でシーンの観測を行い、各シーンとそのシーンを観測した場所を対応付けるデータを学習データとして事前に構築し、構築した学習データを用いて位置推定を行う方式である。各地点で収集する情報の種類は、各位置推定システムにより異なるが、各基地局からの受信電波強度を収集するのが一般的である。本方式では反射波や散乱波の影響をふまえたデータベースが作成でき、かつ観測地点の間隔を狭くすれば他の方式よりも高精度な位置推定が可能であることから、屋内での位置推定手法に適しているといえよう。そこで本研究では Scene Analysis に基づいて位置推定を行うことにする。

リアルタイムかつ高精度な屋内位置推定を実現するためには、Scene Analysis を用いた既存の位置推定手法では以下の 2 点を解決する必要がある。1 つめはデータ量の問題である。高精度な位置推定のためには多くの地点で観測する必要があるが、データ量は観測した地点数に応じて大きくなってしまふ。また観測していない地点のシーンを、距離特性をもとに推定して補完する¹⁶⁾ とさらにデータ量は増加してしまう。2 つめは計算量の問題である。Scene Analysis に基づいた位置推定手法としてベイズ推定が提案されているが^{2),14),16)}、ベイズ推定では、すべての候補地点での尤度を計算し最も尤度の高い位置を推定結果とするため、広いフロアの位置推定を行う際には計算量が大きくなってしまふ。

3. 無線 LAN 電波情報のモデル化

本章では、データ量の問題を解決するための無線 LAN 電波情報のモデル化手法について述べる。

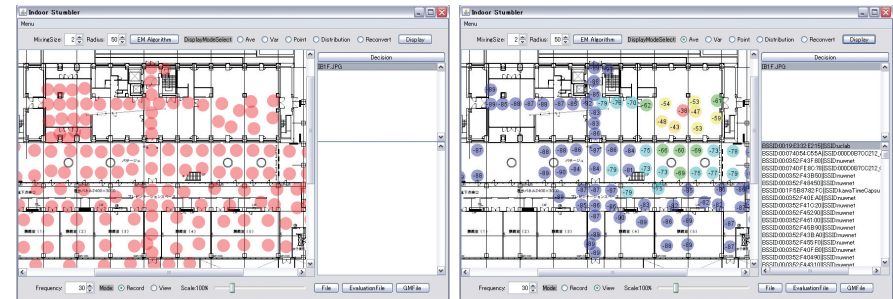


図 1 無線 LAN 電波情報収集ツール。左：観測地点表示モード、右：基地局ごとの電波強度表示モード
Fig.1 WLAN information collecting tool. (Left) Observation point mode, (Right) RSSI mode.

3.1 屋内における無線 LAN 電波情報の収集

本研究では特に屋内の位置推定を対象とするが、現時点で屋内における無線 LAN 電波強度の情報を集約した統一的なデータベースは存在していない。また、屋外における無線 LAN 電波情報の収集時には、GPS への接続により位置（緯度、経度）を取得することができる¹⁷⁾ が、屋内では GPS を利用できない。そこで、まず屋内において無線 LAN 電波情報を容易に収集できる機能を持つツールを構築した。

以下の手順によって屋内での無線 LAN 電波情報を収集する。まず前準備として、対象となるフロアの間取りが二次元で表現された構内図の画像を、図面やデジカメでフロア図を撮影するなどしてツールに登録する（フロア画像）。複数のフロアにわたって位置推定を行う場合は、各フロア画像をツールに登録し、かつ各フロアから移動可能なフロアを入力しておく^{*1}。次に、ツールから観測を行うフロア画像を選択すると、図 1 左のようにフロア画像が表示される。ここで、観測を行う地点に立ち、フロア画像上の現在の自身の位置をクリックすると、無線 LAN 電波情報が記録される。受信される電波強度には揺らぎがあるため、1 つの観測地点において複数回の測定を行い、その平均を用いる。図 1 左において赤い丸が表示されている箇所が、すでに観測を行った地点である。ここで図 1 右のように、ある基地局の BSSID を右側のリストから選択することで、その基地局の電波強度（RSSI）が観測地点ごとに数字と色（赤：強い、青：弱い）で表示される。

各観測地点では次の 6 つの情報が収集される：BSSID、SSID、フロア画像名、観測地点

*1 エレベータのある建物では、各フロアからエレベータで移動可能なフロアすべてを列挙する。

の座標 (x - y 座標), 電波強度 (RSSI), 計測時刻. 本研究では, このうち BSSID, フロア画像名, 観測地点の座標, 電波強度のみを利用するが, SSID や計測時刻は今後のモデル化への利用を考慮して収集している. これらのデータはすべてテキストデータとして保存される.

3.2 GMM によるモデル化

収集した無線 LAN 電波情報を 2 次元の GMM によってモデル化する. GMM とは, 複数の正規分布を線形結合したものである. GMM の定義を以下に示す.

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}|\mu, \Sigma) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mu)\right\} \quad (1)$$

式 (1) は 1 つの 2 次元正規分布を表し, 平均 μ と分散共分散行列 Σ を持つ. この正規分布を K 個重ね合わせた GMM は以下の式 (2), (3) で表される.

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}|\mu_k, \Sigma_k) \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K \pi_k = 1 \quad (3)$$

π_k は混合係数と呼ばれ, 各混合要素 (正規分布) の重みを表す. 式 (3) のように, 全混合係数の総和は 1 となる. 2 次元の GMM の形状は, 個々の正規分布の平均, 分散共分散行列, 混合係数により決まる. 十分な数の正規分布を用い, 各正規分布の平均, 分散共分散, 線形結合する際の重み係数を調整すれば, ほぼ任意の連続な密度関数を近似できる.

無線 LAN の電波伝搬特性は図 2 左に示す模式図のように基準点 (基地局の位置) 付近では大きく電波強度が変化することが知られている^{9),13)}. 一方正規分布は図 2 右のように平均値付近では密度が大きく変化することはない, ゆえに GMM では無線 LAN の電波伝搬特性を完全には表現することができない. しかし, 近似による影響が大きいのは基地局にきわめて近いエリアのみである. LaMarca らが用いた Seidel モデル¹³⁾ のパラメータ設定によれば, 電波強度 α は距離 r を用いて式 (4) のように表される⁹⁾. ここで, 式 (5) のように, 正規分布 \mathcal{N} (平均: 0 m, 標準偏差: 8 m) と距離 r を用いて式 (4) を近似した場合, 基地局から半径 50 m までの範囲において 5 dBm 以上の誤差が出る範囲は基地局から 1.3 m 以内の範囲に限られる. フロア全体において, このようなエリアが占める割合は非常に小さいため, 正規分布により電波伝搬特性を近似しても, 位置推定を行ううえではほとんど

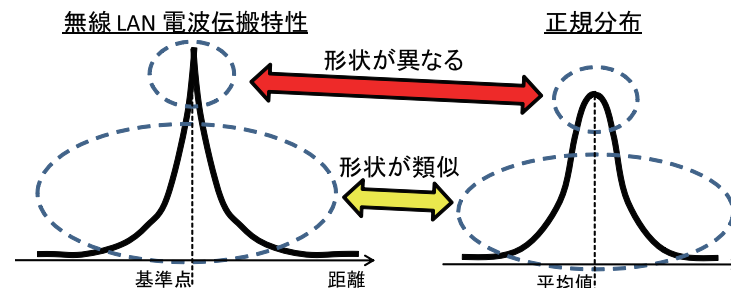


図 2 無線 LAN 電波伝搬特性と正規分布の模式図

Fig. 2 Difference of the shape between WLAN path loss model and Gaussian distribution.

ど問題ないと考える.

$$\alpha = -32 - 25 \log_{10} r \quad (4)$$

$$\alpha = \mathcal{N}(r|0, 8) * 600 - 70 \quad (5)$$

提案するモデル化の手順は以下のとおりである. あるフロアの, ある BSSID を持つ基地局の無線 LAN 電波強度データ (図 3 左) を, まず二次元平面上で点の分布 (図 3 中央) に変換する (3.2.1 項). 次に EM アルゴリズムを用いて, 二次元点分布から GMM (図 3 右) を推定する (3.2.2 項). この手順を, すべてのフロア, すべての基地局について行うことで, 前節で収集した無線 LAN 電波情報データのモデル化が完了する. ただし, 観測された電波が微弱な BSSID に関してはモデル化の際に除外する.

3.2.1 電波強度データから二次元点分布への変換

収集された無線 LAN 電波強度情報をモデル化するために, 各観測地点の受信電波強度に基づいて, 図 3 中央のような二次元上の点の分布に変換する. ここでは, まず観測地点ごとに支配領域を分割し, 次に各支配領域に電波強度の値に応じた数の点を撒くことで, 点の分布への変換を行う.

各観測地点の支配領域は, それぞれの支配領域が重ならず, かつ領域間に空白ができないように分割できるポロノイ分割¹¹⁾ を用いた. ある BSSID について以下のように観測したとする.

$$O = \{o_1, \dots, o_N\} \quad (6)$$

$$o_n = (x_n, y_n, \alpha_n) \quad (7)$$

N は観測地点数, x_n, y_n は観測座標, α_n は電波強度である. ここで領域分割を行い, 各

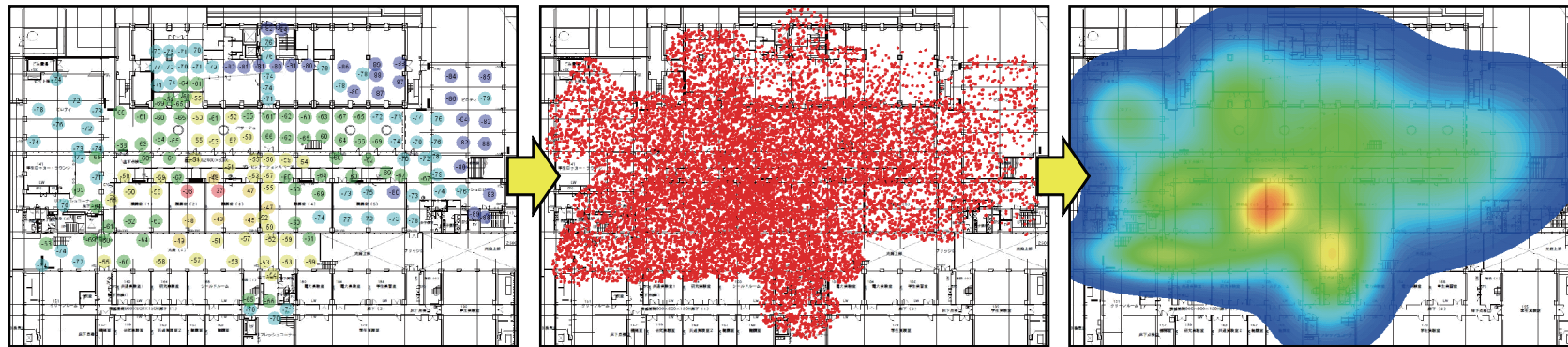


図 3 モデル化の手順．左：ある基地局についての電波強度．中央：二次元点分布への変換，右：GMM への変換（混合数 8）

Fig. 3 Procedure of modeling. (Left) RSSI, (Center) Convergence of points, (Right) GMM (8 mixture).

観測地点が持つ多角形領域 V_n を決定する．ただし，基準となる観測点からの距離が閾値より大きくなる座標については領域内に含まないようにした．

$$V_n = \{v_1, \dots, v_{M_n}\} (n = 1, \dots, N) \quad (8)$$

ここで， $v_1 \sim v_{M_n}$ は式 (9) のように，その領域内に含まれる座標であり， M_n がその領域 V_n の面積となる．

$$v_m = (x_m, y_m) (m = 1, \dots, M_n) \quad (9)$$

領域 V_n 中に配置する点の数 S_n は電波強度 α_n と領域の面積 M_n に基づき以下の式 (10) で求める．

$$S_n = (\alpha_n + R) \frac{M_n}{\text{Min}_{i=0}^N M_i} \quad (10)$$

本論文では，考慮する電波強度の最小値を経験的に -90 dBm とし， a_n が -90 dBm よりも大きい場合のみ点を分布させることにした．式 (10) における R は電波強度を正数に換算するための定数であり，電波強度の最小値の絶対値である 90 とした．また Min は，全観測点の中で最も小さいポロノイ領域の面積を返す関数とする．最終的に，領域 V_n 中の座標をランダムに v_m 個選択し，その座標に点を配置することで，図 3 中央に示すような点の分布に変換される．

3.2.2 二次元点分布から GMM への変換

点の分布から GMM を推定する手法には EM アルゴリズムを用いる．EM アルゴリズム

は，確率モデルのパラメータを最尤法に基づいて推定することができる強力な手法として知られている．

前項で求めた二次元点分布を $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ とすると，この行列は第 n 行を \mathbf{x}_n^T とする $N \times D$ 行列 \mathbf{X} となり，式 (2) より，対数尤度関数は以下のように表される．

$$\ln p(\mathbf{X} | \pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (11)$$

ここでは，GMM の各正規分布のパラメータ（平均 μ_k ，分散共分散行列 Σ_k ，混合係数 π_k ）について，式 (11) を最大にすることで GMM が推定される．ただし，GMM の混合数 K は手で設定するものとする．EM アルゴリズムは，E ステップと M ステップと呼ばれる 2 つの更新手続きが存在し，式 (11) の対数尤度関数を計算し，収束基準を満たすまで E ステップと M ステップを繰り返す．

最初に，各正規分布の平均，分散共分散行列，混合係数を初期化する．収束基準を満たすまでの繰り返し回数を減少させるために，初期値をランダム値にせず，K-means アルゴリズムを用いて初期値を設定する．二次元点分布を K-means（クラスタ数： K ）であらかじめクラスタ化しておき，各クラスタのサンプル平均とサンプル共分散を，各正規分布の平均と分散共分散行列の初期値として用いる．また，混合係数には各クラスタに属する点の数の割合を用いる．

次に, E ステップにおいて, その時点での各混合要素の平均, 分散共分散行列, 混合係数を用いて負担率の計算を行う. 負担率とは, 混合要素 k が収集データ \mathbf{x}_n を負担する度合いを示したものであり, 以下の式 (12) で表される.

$$\gamma(z_{nk}) = \frac{\pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{i=1}^K \pi_i \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_i, \Sigma_i)} \quad (12)$$

そして, M ステップでは, 式 (12) で計算した負担率を用いて各正規分布の平均, 分散共分散行列, 混合係数を更新する. 更新式を以下に示す.

$$N_k = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \quad (13)$$

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \mathbf{x}_n \quad (14)$$

$$\Sigma_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) (\mathbf{x}_n - \mu_k)(\mathbf{x}_n - \mu_k)^T \quad (15)$$

$$\pi_k = \frac{N_k}{N} \quad (16)$$

E ステップと M ステップのパラメータ更新手続きは常に式 (11) の対数尤度関数を増加させる. 対数尤度関数または各パラメータの変化量が, ある閾値より小さくなったときに EM アルゴリズムが収束したと判定する. この収束条件を満たしていなければ, 再び E ステップと M ステップを行う. 本研究では, 対数尤度関数の変化量が 10% 以下になることを収束条件とした.

実際に図 3 中央の二次元点分布を用いて GMM に変換したものが図 3 右である. ここでは混合数 K は 8 に設定している. 混合数をうまく設定することで, 図のように通路や部屋に沿った電波モデルが表現される.

3.3 無線 LAN 電波情報のモデル化によるデータ量の変化

モデル化前と後のデータ量の変化について考察する. モデル化前のデータは, 各フロアの各観測地点において観測された複数の基地局について, 以下の 6 つの情報の列挙により表現される: フロア画像名, BSSID, 観測地点の座標 (x - y 座標), 電波強度. 一方モデル化したデータは, 各フロアで観測された複数の基地局について, 以下の情報の列挙により表現される: 正規分布の混合数, 各正規分布の平均・分散共分散行列・混合係数. これより, モデル化前のデータ形式は観測地点数が直接データ量に影響するが, モデル化後のデータ量は

表 1 モデル化前後のデータ量比較
Table 1 Comparing of the amount of data.

	全基地局数	微弱電波基地局 削除後基地局数	モデル化前 データ量	微弱電波基地局 削除後データ量	モデル化後 データ量	データ量 削減率
1F	207	22	45,288 KB	12,169 KB	22 KB	99.82%
2F	241	12	50,663 KB	5,643 KB	13 KB	99.77%
合計	448	34	95,951 KB	17,812 KB	35 KB	99.81%

観測地点数には依存せず, 主に基地局の数に依存することが分かる. 高精度な位置推定のためには狭い間隔で電波環境を観測する必要があるが, GMM でのモデル化によってデータ量の増加を抑制できるといえる.

名古屋大学 IB 電子情報館の 1F と 2F で実際に電波強度情報を観測した. 各フロアの敷地面積は約 5,000 m² である. 観測地点は 5 m 程度の間隔で設け, 1F で 187 地点, 2F で 139 地点を観測し, 各地点では 1 秒ごとに 30 回の観測を行った. 無線 LAN 観測に費やした時間は 1 フロアにつき約 1 時間 30 分程度であった. ここで, 1 カ所も閾値以上の電波強度で観測されなかった基地局はモデル化の前に除外した. 本論文ではモデル化前に除外する基地局の電波強度の閾値を経験的に -70 dBm に設定した. モデル化の際, GMM の混合係数は手作業で決定する. 指定した混合係数で GMM を生成したら, その GMM をフロア画像中に表示して (図 3 右), 目視によって正常にモデル化されているかを確認する. 正常にモデル化できていない場合は混合数を増減させて再度 GMM を生成する. 1F の 22 個の基地局の GMM 変換には約 30 分を要した.

モデル化前後の基地局数やテキストデータ量の比較を表 1 に示す. データ量削減率の項目は, 微弱電波基地局の情報を削除後のデータ量と, それをモデル化した後のデータ量を比較した削減率を表している. これより, モデル化によって 99.81% 程度にデータ量を削減できるといえる. ただし, 本論文では 1 つの観測地点において無線 LAN 電波を 30 回計測し, その平均を用いてモデル化を行っている. もし 1 地点での観測を 1 回にすればモデル化前のデータ量は 30 分の 1 になり, この場合モデル化によるデータ量の削減率は 95% 程度になる.

4. 無線 LAN 電波情報を用いた位置推定

本章では, 前章で生成された GMM を用いて位置推定を行う手法について述べる. ある地点で観測された無線 LAN 電波情報と GMM をもとに現在位置の最適解を推定する手法として, Particle Filter⁶⁾ を用いることにした. Particle Filter は, 任意の確率密度関数を

扱うことができる時系列フィルタリング手法の一種であり、多数の次状態を数百～数千の Particle に見立て、全 Particle の尤度に基づいて重みつき平均を次状態として予測しながら追跡を行う。

モバイル端末でのリアルタイムな位置推定を実現するためには計算量を抑える必要があるが、Particle Filter はこの制約を満たすことができる。Particle Filter の計算量は、Particle の数 N に依存し、 $O(N)$ で表されることから、Particle の数によって計算量を調整可能である。ただし、Particle の数が少なすぎると十分な推定精度が得られず、数が多すぎると計算量が大きくなるため、推定精度を高く保ちながら計算量をなるべく少なく抑えることが必要である。予備実験の結果、屋内の位置推定には Particle の数は 200～300 程度が最も適切であった。

時刻 t における無線 LAN の観測データ O^t は、BSSID β^t と受信電波強度 α^t の組で表される。

$$O^t = \{o_1^t, \dots, o_M^t\} \quad (17)$$

$$o_m^t = (\beta_m^t, \alpha_m^t) \quad (18)$$

また、時刻 t における N 個の Particle 集合 A^t は、Particle a_n^t 、フロア画像 $Floor_n^t$ 、座標 \mathbf{p}_n^t 、重み $Weight_n^t$ を用いて以下の式で表される。

$$A^t = \{a_1^t, \dots, a_N^t\} \quad (19)$$

$$a_n^t = (Floor_n^t, \mathbf{p}_n^t, Weight_n^t) \quad (20)$$

Particle Filter を用いた位置推定アルゴリズムは次の 1～5 の手順で行われる。

手順 1. Particle の初期化 (初回のみ)

ここでは、モバイル端末を持ったユーザの初期位置に関する情報は保持していないものとして、各 Particle のフロア (画像) と座標をランダムに決定する。各 Particle の存在確率をすべて均等にするため、時刻 0 における重み $Weight_n^0$ を以下の式のように設定する。

$$Weight_n^0 = \frac{1}{N} \quad (21)$$

手順 2. Particle の移動

次に各 Particle をランダムな方向に $0 \sim D$ のランダムな距離 d だけ移動させ、座標 \mathbf{p}_n^t を更新する。 D はユーザの移動速度と推定ステップの間隔に応じて適切に設定する必要がある。たとえば、人の歩行を前提とし、1 秒ごとに位置推定を行う場合、 D は 1 秒間で早足で移動できる 5～6 m 程度に設定することで、止まっている状態から早足の状態までをカバーできる。ここで、時刻 t における重み $Weight_n^t$ が閾値以下の Particle a_n^t について、その

Particle が属しているフロア $Floor_n^t$ から遷移可能なフロアのランダムな座標に移動させる。遷移可能なフロアが複数ある場合はランダムに決定する。なお、遷移可能なフロアには現在のフロアも含めるものとする。これにより、複数フロアをまたがった位置推定と、Particle が極地につかまって正確な位置に移動できなくなることを防ぐことができる。本論文ではフロア間移動の重みの閾値を 10% とした。

手順 3. 重みの更新 (無線 LAN 電波情報の観測)

ここでは、移動後の各 Particle a_n^t の重み $Weight_n^t$ を、尤度関数 e_n^t を用いて更新する。

図 2 より、無線 LAN の電波強度が大きい (基地局からの距離が近い) 地点では、距離による電波強度の変化量が大きくなるので、受信電波強度の大きな基地局のみを用いて位置推定を行えば推定精度を向上させることができる。また、無線 LAN の電波は、携帯端末や他の基地局の影響により干渉が起こる場合があり、つねに安定して無線 LAN の電波を受信できるわけではない。そのため、本来観測できるはずの基地局からの電波が受信されなかったり、極端に弱い電波しか受信できなかったりする場合がある。そこで、閾値以上の強度で安定して受信できている基地局のみの電波強度とモデルを利用して位置推定を行うことで、電波干渉の影響を軽減することができる。そこで、まず、観測データ O^t の中で電波強度が閾値 R 以上のもの (o_0^t, \dots, o_i^t) から、それらの BSSID ($\beta_0^t, \dots, \beta_j^t$) を抽出する。閾値以上のものがない場合は最も受信電波強度の強い BSSID を 1 つ選ぶ。予備実験の結果、電波強度の閾値 R は -70 dBm 付近に設定すると位置推定精度が最も良くなった。

次に、各 Particle a_n^t について、抽出した BSSID β_i^t ごとに、前章で生成した GMM での推定電波強度 γ_{ni}^t を求める。

$$\gamma_{ni}^t = GMM(a_n^t, \beta_i^t) \quad (22)$$

これより、BSSID β_i^t に関する GMM における Particle a_n^t の存在確率 p_i^t が求められる。尤度関数 e_n^t には 1 次元の正規分布を用いる。この正規分布の標準偏差が小さすぎると、 e_n^t のピークが尖りすぎ、その結果ある極地に Particle がつかまって正しい位置に移動できなくなってしまうことがあるが、予備実験の結果、標準偏差を 5 付近に設定することでこの現象を抑えることができた。

ここで、抽出された BSSID の数は j であるので、尤度関数 e_n^t は以下のように求める。

$$e_n^t = \prod_{i=1}^j p_i^t \quad (23)$$

最後に、Particle の重みを正規化し、すべての Particle の重みの総和を 1 にする。重み

の更新には、定数 C を用いて以下のように更新する．

$$Weight_n^t = \frac{e_n^t + C \cdot Weight_n^{t-1}}{\sum_{i=1}^N (e_i^t + C \cdot Weight_i^{t-1})} \quad (24)$$

式 (24) における定数 C は、前ステップの重みを引き継ぐ度合いである．本論文では、Particle が特定の極地に収束してしまった場合にその地点から抜け出しやすくするため、 C の値を $1.0 \cdot 10^{-15}$ と小さく設定した．

手順 4. Particle のリサンプリング

Particle のリサンプリングでは、全 Particle を他の Particle の座標に移動させる．移動先の Particle を決定するために、各 Particle の重みを、その Particle が移動先として選出される確率として扱う．次に多くの Particle が同一の座標に存在するのを避けるため、微小距離だけランダムウォークを加える．以上により、重みの大きな Particle の周囲には多くの Particle が再配置されることになる．

手順 5. 推定位置の提示

以上により算出された各 Particle の座標を、フロア画像とともにユーザに提示する (図 4)．大きな青い点が実際に端末の存在している位置であり、無数の小さな赤い点が Particle である．図 4 より、ほとんどの Particle が実際の端末の位置の付近に存在していることから、正常に位置推定を行えていることが分かる．提示後にはまた手順 2 の Particle の移動に戻り、時刻 $t+1$ における位置推定を行う．

本手法は、付加情報を用いることで以下のような拡張が可能である：ユーザの初期位置情

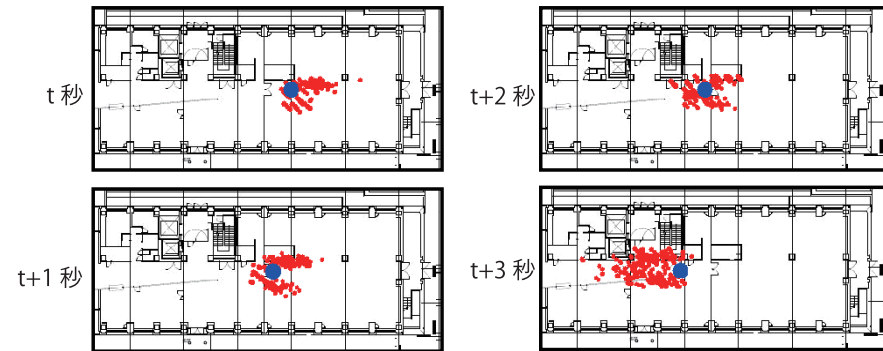


図 4 位置推定結果の提示 (一部)

Fig. 4 Visualization of the location estimation.

報が既知の場合には初期化の段階でその周辺に Particle を配置し推定開始時刻付近の位置推定精度を向上させる、建物内の壁や扉の情報を用いて Particle の移動可能範囲を制限する、Particle の移動をランダムウォークにせず加速度などのセンサ情報から移動方向や距離を限定する．

5. 予備実験

Particle Filter による位置推定での適切なパラメータの値を決定するために、本実験では、以下の 4 つのパラメータについて条件設定を変化させて推定精度の比較を行い、予備実験で用いるパラメータの設定は表 2 のとおりであり、変化させるパラメータ以外はこの値を用いる．

- 位置推定に利用する Particle の数．
- ランダムウォークの最大移動距離 D (前章 “Particle の移動”)
- 尤度関数 e_i^t の標準偏差 σ (前章 “重みの更新”)
- 位置推定に使用する基地局を決定する電波強度の閾値 R (前章 “重みの更新”)

5.1 Particle の数

リアルタイム位置推定の際、計算量が多く推定結果の提示に時間がかかってしまうことは好ましくない．したがって、推定精度を高く保ちながら、計算量をなるべく少なく抑えることが必要となる．本実験では位置推定に用いる Particle の数を 10 ~ 1,000 個まで 10 ずつ変化させて、Particle 数と位置推定精度の関係を調査した．他のパラメータの設定は表 2 のとおりである．

実験結果を図 5 に示す．図より、誤差平均は、Particle の数が 200 を超えたあたりからほとんど変化がないことが分かる．Particle の数が少なすぎる場合には、うまく推定できずに誤差平均や標準偏差が極端に大きくなってしまいう間がある．計算量を考慮して Particle の数はできるだけ少なくしたいため、単一フロアで推定を行う場合、Particle の数は 200 ~ 300 程度で十分であると考えられる．

表 2 実験の条件設定

Table 2 Parameters of experiments.

Particle 数	300
ランダムウォークの最大移動距離	6 m
尤度関数の標準偏差	5
電波強度の閾値	-70 dBm

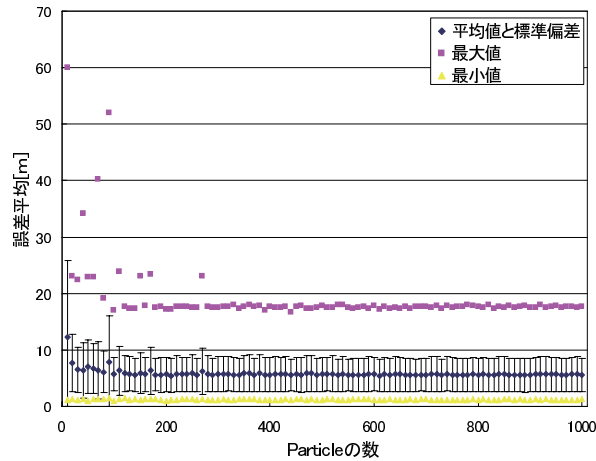


図 5 Particle 数と位置推定精度の関係

Fig. 5 Relationship of particle size and accuracy of location estimation.

5.2 ランダムウォークの最大移動距離

ランダムウォークの最大移動距離と位置推定精度の関係を調査した。本実験では、Particle のランダムウォークでの最大移動距離を 0.5 m から 10 m まで変化させて比較を行った。他のパラメータの設定は表 2 のとおりである。

実験結果を図 6 に示す。図より、ランダムウォークの最大値を 6 m から 10 m に変えても、ほとんど誤差平均と標準偏差に変化はなかった。そのため、ランダムウォークの最大値は 6~10 m 程度に設定するのが適切といえる。ただし、この最大移動距離は位置推定を行うユーザや物体の移動速度によって適切に設定する必要がある。

5.3 尤度関数の標準偏差

Particle の重みの更新の際に用いている尤度関数 e_t^n に関する実験を行った。この尤度関数には 1 次元の正規分布を用いている。この尤度関数の標準偏差 σ (分散の平方根) を変化させることにより、推定精度にどのような影響があるのかを検証する。この標準偏差は、モデル化したデータと位置推定時に観測した電波強度との間のばらつきを示している。本実験では、この標準偏差 σ を 1~20 まで 1 ずつ変化させて結果を比較した。他のパラメータの設定は表 2 のとおりである。

実験結果を図 7 に示す。図より、最も精度が良いのは、尤度関数の標準偏差が 5 の付近

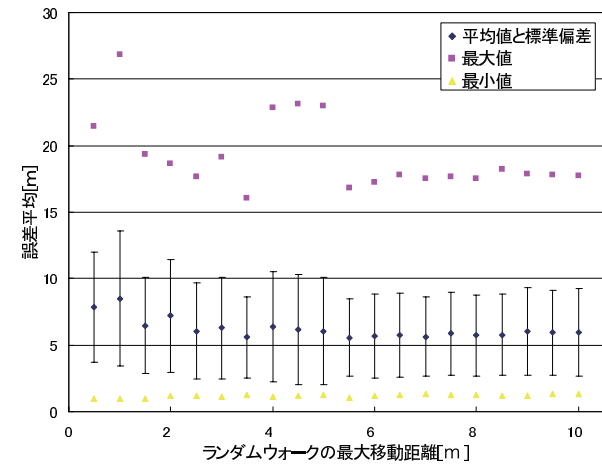


図 6 ランダムウォークの最大移動距離と位置推定精度の関係

Fig. 6 Relationship of distance of maximum random move and accuracy of location estimation.

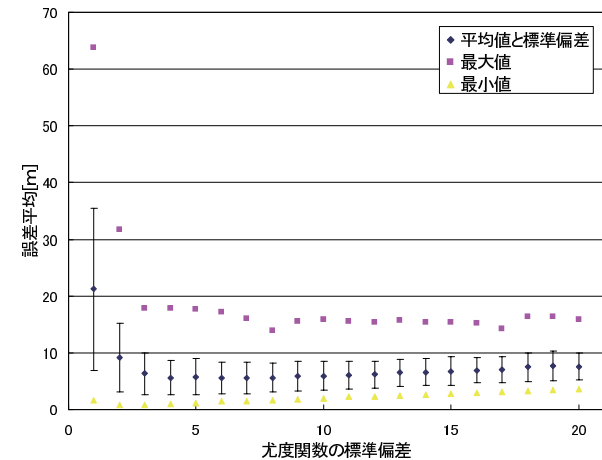


図 7 尤度関数の標準偏差と位置推定精度の関係

Fig. 7 Relationship of standard deviation of likelihood function and accuracy of location estimation.

である．標準偏差が 2 や 3 のように小さくなると誤差平均は極端に精度が悪くなる．これは，尤度関数のピークが先鋭化し，極地に Particle が捕まってしまう正しい位置に移動しないためと考えられる．また，標準偏差を大きくした場合は小さくした場合に比べて精度はあまり落ちていない．標準偏差を大きくすると，位置による Particle の重みの違いが少なくなり，Particle が様々な場所に移動しやすくなる．このため，標準偏差を小さくした場合に比べ，精度が高くなるものと考えられる．これより，標準偏差は 5 付近に設定することが望ましいことが分かる．

5.4 電波強度の閾値

無線 LAN は基地局からの距離が大きくなるほど電波強度が小さくなるが，電波強度が大きくなるほど距離によるその変化量が大きくなる．したがって，なるべく現在位置に近い基地局からの電波情報のみを用いて位置推定を行うことで推定精度を向上させることができる．しかし，その閾値 R を大きくしすぎると推定に利用できる基地局数が少なくなってしまい，推定精度の低下を招くことになる．そこで，適切な電波強度の閾値 R を設定するための実験を行った．本実験では，電波強度の閾値 R を -90 dBm から -50 dBm まで変化させて，Particle の誤差平均を比較する．他のパラメータの設定は表 2 のとおりである．

実験結果を図 8 に示す．図より，電波強度の閾値 R が -70 dBm 付近のときに最も精度

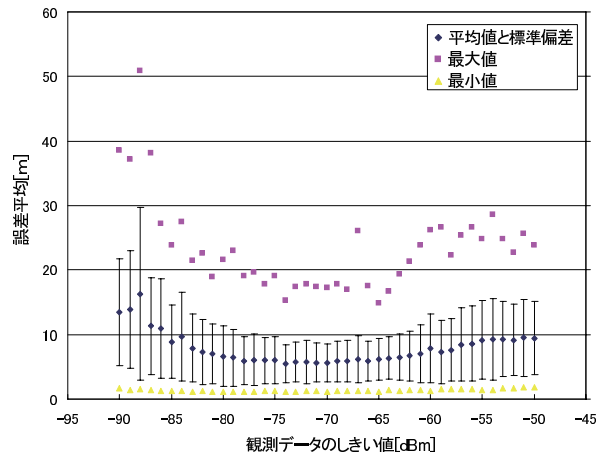


図 8 位置推定に使用する基地局の電波強度閾値と位置推定精度の関係

Fig. 8 Relationship of particle size and accuracy of location estimation.

が良くなっているのが分かる．閾値 R がそれより小さくなると，無線 LAN の電波伝搬特性より候補位置が広範囲になり，推定精度が低下したものと考えられる．また，閾値 R が大きくなりすぎると，推定に利用できる基地局数が少なくなり，推定精度が低下する．このことから，22 個程度の基地局がモデル化されているフロアにおける適切な電波強度の閾値 R は -70 dBm 程度であることが分かる．

6. 評価実験

6.1 実験設定

屋内のリアルタイムな位置推定に関する評価実験を行った．実験場所は名古屋大学 IB 電子情報館の 1 階と 2 階である．館内には多数の無線 LAN 基地局が設置されており，どの地点でも 10 個程度の基地局からの電波を観測できる．実験環境の基地局のチャンネル設定の分布は表 3 のとおりであり，1-13 までのチャンネルがほぼ平均的に使用されていた．位置推定を行うための GMM データとして，3.3 節で収集してモデル化したデータを用いた．予備実験の結果をふまえ，Particle Filter のパラメータは表 2 のように設定した．また無線 LAN 電波受信と位置情報の提示を行う端末にはノート PC を用い，ノート PC を持って構内を歩行することとした．

上記の設定で，以下のように歩行場所を変えて 2 回の実験を試行した．1 回目は 1 階のみの移動であり，116 秒間 (116 ステップ) の位置推定を行った．2 回目は 1 階と 2 階のフロア間移動を 2 回含む移動であり，50 秒間 (50 ステップ) の位置推定を行った．この際，正解座標はフロア画像内の現在位置をクリックして入力した．また位置推定精度は，位置推定結果の Particle と正解座標の距離から求めた．

6.2 位置推定精度

位置推定の精度を以下に示す．1 回目の試行 (1 階のみの移動，全 116 ステップ) の各 Particle の正解座標との誤差平均は 4.63 m，標準偏差は 2.46 m であった．また，2 回目の試行 (1 階と 2 階の移動，全 50 ステップ) の各 Particle の正解座標との誤差平均は 5.80 m，標準偏差は 5.55 m であった．ただし，Particle の初期位置をランダムに設定していることから，位置推定開始時刻から 3 秒 (3 ステップ) までのデータ誤差測定には使用していない．

表 3 無線 LAN チャンネル分布

Table 3 Distribution of channel setting of Wireless LAN access point.

チャンネル	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
割合 (%)	10.8	9.8	7.8	8.8	8.8	4.9	6.8	5.9	4.9	8.8	6.8	4.9	10.8

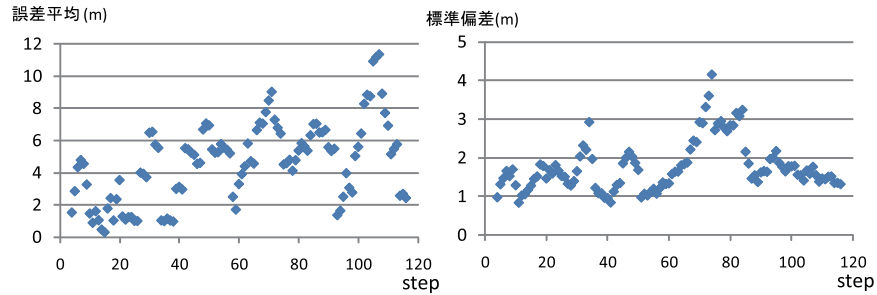


図 9 各ステップにおける位置推定の誤差平均とパーティクル分布の標準偏差 (試行 1 回目)
 Fig. 9 The average of error of location estimation and the standard deviation of particle distribution in each step (1st trial).

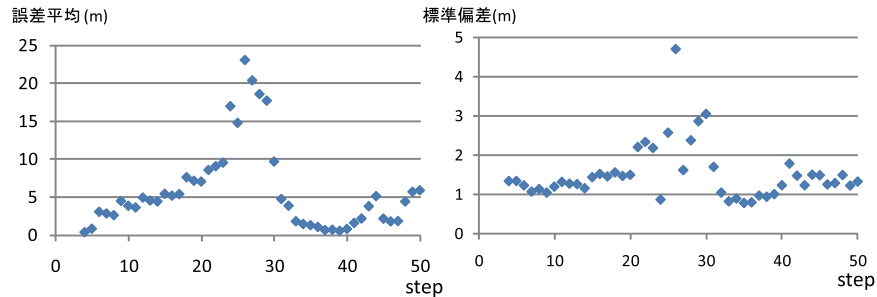


図 10 各ステップにおける位置推定の誤差平均とパーティクル分布の標準偏差 (試行 2 回目)
 Fig. 10 The average of error of location estimation and the standard deviation of particle distribution in each step (2nd trial).

この結果から、提案手法はフロア間移動の有無にかかわらず、本実験環境では 6~10 m 程度の誤差での位置推定が可能であったといえる。

1 回目の試行の各ステップでの位置推定の誤差平均とパーティクル分布の標準偏差を図 9 に、2 回目の試行のものを図 10 に示す。1 回目の実験の 70 ステップ前後では、ドアを開けて別の部屋に移動しているが、このとき、誤差平均と標準偏差が一時的に大きく上昇している。また 110 ステップ前後では一時的に誤った位置に Particle が収束してしまい、標準偏差は比較的低いまま、誤差平均が大きくなってしまっている。2 回目の試行での 25 ステップ目前後ではフロア間移動を行っているが、ここでも一時的に誤差平均と標準偏差が大きくなっている。

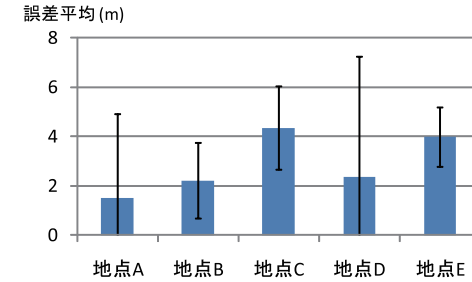


図 11 静止時における位置推定精度
 Fig. 11 Accuracy of location estimation of still user.

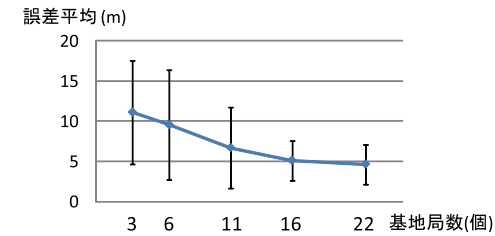


図 12 基地局数と推定精度の関係

Fig. 12 Relationship between accuracy of location estimation and the number of access points.

6.3 静止時の位置推定精度

Particle Filter による位置推定が、ユーザが静止している場合に有効であることを確認するため、1 回目の試行のデータを用いて、ランダムな 5 地点 (地点 A~E) で 30 秒ずつ静止した場合の推定精度を求めた。ただし、初めから 3 ステップ (3 秒間) の推定精度は評価対象から除外している。図 11 より、どの地点でも推定精度が 5m 以内に収まっており、静止している場合でも正常に位置推定することができることが示された。

6.4 基地局数と推定精度の関係

基地局数と推定精度の関係についての評価を行うため、GMM にモデル化された基地局データ数を制限して推定精度を評価する。前節の 1 回目の試行の評価データ (1 階のみの移動、全 116 ステップ) を用いて、モデル化されている 22 個の基地局をランダムに 16 個、11 個、6 個、3 個に削減して位置推定を行った。位置推定精度の散布図を図 12 に示す。基地局数を 6 個や 3 個にしたときは推定精度が大きく低下しているが、16 個を使用したとき

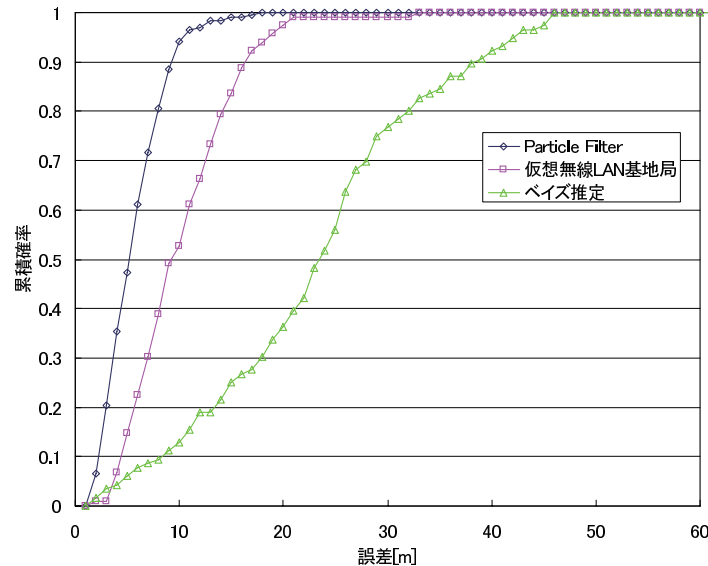


図 13 位置推定精度の比較

Fig. 13 Comparing graph of the accuracy of each location estimation method.

と 22 個を使用したときでは大きな差はみられず、5 m 程度の誤差平均であることが分かる。これより、本実験環境と同等の広さのエリアであれば、モデル化可能な基地局^{*1}が 16 個程度存在すれば同等の精度で位置推定できるといえる。

6.5 既存手法との位置推定精度比較

既存の位置推定手法と提案手法とで推定精度の比較を行った。既存手法としては 2 つの手法を選択した。1 つは、無線 LAN 基地局の仮想的な位置を推定し、その位置情報を用いて端末の位置を推定する間瀬らの手法¹⁹⁾である。もう 1 つは、ベイズ推定を用いた手法^{2),14),16)}である。

図 13 に各手法の推定精度を比較したグラフを示す。横軸は推定結果と実際の位置との誤差、縦軸は位置推定を行った行程全体に対する割合を表す。各手法について推定誤差が 10 m 以内に収まっている割合を比較すると、ベイズ推定が最も低く約 15%、仮想無線 LAN 基地

局を用いた手法が約 50%、提案手法が最も高く約 88%であった。これより、屋内位置推定において、提案手法が他の手法と比較して高精度の位置推定が可能であることが示された。

実験結果として得られた各位置推定手法の精度に関して考察する。ベイズ推定を行う前段階として、観測した電波強度を用いて観測していない地点の電波強度を補完しているが、建物の壁などの制約をふまえずに距離特性のみを用いてシーン補完をしたため低い精度になってしまったと考えられる。また、ベイズ推定では推定ステップごとの連続性を表すことができないため精度の低下につながったのではないかと推測される。一方提案手法では、時系列フィルタリング手法である Particle Filter を採用しているため、推定ステップ間の連続性が表現できており、高精度の位置推定につながったと考えられる。仮想無線 LAN 基地局を用いた手法の精度が低くなった理由は、壁や障害物による反射の影響が考慮されていないことがあげられる。一方提案手法では Scene Analysis 方式を採用することで壁や障害物の影響が考慮されているため、精度の高い推定を実現できる。

6.6 リアルタイム性評価実験

Particle Filter による位置推定機能を実機に実装し、リアルタイムの位置推定が可能であるかを検証した。携帯端末として iPad (プロセッサ: A4, メモリ: 256 MB) を用いた。このとき、Particle 数 2,000 個程度までは 1 秒ごとの推定が可能であった。適切な Particle 数は 200 ~ 300 程度であることから、十分にリアルタイムでの計算処理が可能であるといえる。

一方従来の一般的な位置推定手法であるベイズ推定では、フロア画像をメッシュ化し、メッシュの各交点での存在確率を推定することから、計算量はメッシュ数に依存する。1 秒ごとに位置推定できる Particle 数の上限が 2,000 個程度であることから、本実験で使用した iPad を用いてベイズ推定で 1 秒ごとの位置推定を行うには、メッシュの交点を 2,000 個程度に抑えなければならない。そのためには、1 フロアの画像を横 50 本、縦 40 本程度の荒いメッシュにする必要がある。ただし、このメッシュ設定は位置推定エリアを 1 フロアに限定した場合であり、ベイズ推定でリアルタイムに複数フロアの推定を行うためには、さらに各フロアのメッシュをさらに粗くする必要がある。メッシュの間隔が大きくなるほど推定精度は低下することから、携帯端末でリアルタイム位置推定を行うためには、ベイズ推定よりも Particle Filter の方が有利であるといえる。

7. 考 察

本手法により、6 ~ 10 m 程度の精度で屋内位置推定が可能になった。現在提供されている位置情報ベースのコミュニケーションサービスの多くでは、今どの店舗にいるのかを識別す

*1 そのエリア内で 1 カ所でも閾値 (-70 mDb) 以上の電波強度で電波を観測できた基地局 (3.3 節)。

ることが必要である^{4),15)}。10 m 程度の推定精度であれば、両隣までの3店舗程度に絞り込むことができ、ユーザはそこから実際に今いる店舗を選択することになる。また6 m 程度の推定精度なら店舗を一意に決定できることが多くなる。このように、推定精度が良くなるほど、ユーザが選択する項目が減るため、位置情報ベースのコミュニケーションサービスのユーザビリティは向上させることができよう。一方、ユーザの現在位置からの視野を3次元で表現するウォークスルー的なナビゲーションシステムを実現するには、6~10 m の推定精度では不十分であり、さらに高精度な位置推定が求められる。ただし、6~10 m 程度の推定精度でも、表示方法の工夫によっては有用なナビゲーションシステムを実現することができると思われる。

電波環境は、人の多さ、時刻、ドアの開閉など、動的な状況変化によって大きく変化する。実際、実験中でもドアの開閉時に一時的に大きく位置推定精度が低下した場面があった。現在の手法ではこのような動的な状況変化に対応することができないため、モデル化と位置推定アルゴリズムの両面から対応策を検討する必要がある。

8. おわりに

本論文では、屋内のリアルタイムで高精度な位置推定を実現するため、無線 LAN 情報のデータベースの軽量化手法と、それに基づく位置推定手法を提案した。従来の無線 LAN を用いた位置推定手法では大量の無線 LAN 情報データを必要としていたが、GMM によって無線 LAN 情報をモデル化することでデータ量を95%以上削減することができた。また、従来のベイズ推定による位置推定アルゴリズムでは、前候補位置での計算が必要となり、計算量が膨大になるという問題があったが、本論文では位置推定手法に Particle Filter を用いることで計算量の調節を可能にした。評価実験環境において、提案手法は6~10 m 程度の精度で位置推定を行うことができ、かつ既存の位置推定手法であるベイズ推定や仮想無線 LAN 基地局従来手法に比べて高精度な位置推定が可能であることが示された。

今後の課題として以下の点をあげる。

- GMM への変換の自動化
本研究では、各基地局について手動で GMM の混合数を設定しているため、非常にコストが高く、より大規模なエリアで本手法によるモデル化を行う際に問題となる。基地局ごとに適切な GMM の混合数を自動設定する手法が必要である。
- 位置推定精度の向上と評価
ドアの開閉のような動的な状況変化に対応し、フロア間移動時にも安定して位置推定で

きる手法を検討し、地下街などの実環境で詳細な評価実験を行う必要がある。

- 屋内位置推定の応用システムの実現
屋内位置推定が利用可能になれば、たとえばショッピングセンターにおける単なる店舗案内だけでなく、現在のユーザの状況に応じた経路案内をしたり、また屋外での位置情報サービスと連携させた総合的なサービスを提供したりできるだろう。

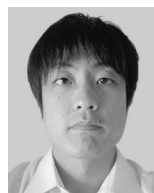
参考文献

- 1) Bahl, P. and Padmanabhan, V.N.: RADAR: An In-Building RF-based User Location and Tracking System, *Proc. IEEE Infocom 2000*, pp.775-784 (2000).
- 2) Chai, X. and Yang, Q.: Reducing the Calibration Effort for Location Estimation Using Unlabeled Samples, *Proc. 3rd IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom2005)*, pp.95-104 (2005).
- 3) Cheverst, K., Davies, N., Mitchell, K. and Friday, A.: Experiences of developing and deploying a context-aware tourist guide: The GUIDE project, *Proc. 6th Annual International Conferences on Mobile Computing and Networking (MOBICOM 2000)*, pp.20-31 (2000).
- 4) foursquare. <http://foursquare.com/>
- 5) Hansen, R., Wind, R., Jensen, C.S. and Thomsen, B.: Seamless Indoor/Outdoor Positioning Handover for Location-Based Services in Streamspin, *Proc. 10th International Conference on Mobile Data Management*, pp.267-272 (2009).
- 6) Hightower, J. and Borriello, G.: Particle Filters for Location Estimation in Ubiquitous Computing: A Case Study, *UbiComp 2004: Ubiquitous Computing*, Vol.3205, pp.88-106 (2004).
- 7) Krumm, J. and Hinckley, K.: The NearMe Wireless Proximity Server, *Proc. 6th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2004)*, pp.283-300 (2004).
- 8) LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., et al.: Place Lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild, *3rd International Conference PERVASIVE 2005*, Lecture Notes in Computer Science (LNCS) 3468, pp.116-133 (2005).
- 9) LaMarca, A., Hightower, J., Smith, I. and Consolvo, S.: Self-Mapping in 802.11 Location Systems, *Proc. 7th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2005)*, pp.87-104 (2005).
- 10) Lim, H., Kung, L.C., Hou, J.C. and Luo, H.: Zero-configuration indoor localization over IEEE 802.11 wireless infrastructure, *Wireless Networks*, Vol.16, No.2, pp.405-420, Springer Netherlands (2010).
- 11) MacQueen, J.: Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proc. 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probabil-*

- ity, Vol.1, pp.281–297 (1967).
- 12) Manandhar, D., Kawaguchi, S., Uchida, M., et al.: IMES for Mobile Users Social Positioning and Experiments based on Existing Cellular Phones for Seamless Positioning, *International Symposium on GPS/GNSS* (2008).
 - 13) Seidel, S. and Pappert T.: 914Mhz Path Loss Prediction Model for Indoor Wireless Communications in Multifloored Buildings, *Proc. IEEE Trans. Antennas and Propagation*, pp.207–217 (1992).
 - 14) Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.: Adaptive Temporal Radio Maps for Indoor Location Estimation, *Proc. 3rd IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom2005)*, pp.85–94 (2005).
 - 15) コロプラ . <http://pc.colopl.jp/pages/wl/welcome.html>
 - 16) 伊藤誠悟, 河口信夫: アクセスポイントの選択を考慮したベイズ推定による無線 LAN ハイブリッド位置推定手法とその応用, *電気学会論文誌 C*, Vol.126, No.10, pp.1212–1220 (2006).
 - 17) 伊藤誠悟, 吉田廣志, 河口信夫: locky.jp: 無線 LAN を用いた位置情報・測位ポータル, *情報処理学会研究報告モバイルコンピューティングとコピキタス通信研究会*, No.90, pp.25–31 (2005).
 - 18) 伊藤誠悟, 吉田廣志, 河口信夫: 無線 LAN を用いた広域な位置情報システムに関する検討, *情報処理学会論文誌*, Vol.47, No.12, pp.3124–3136 (2006).
 - 19) 間瀬貴彦, 平野 靖, 梶田将司, 間瀬健二: 仮想無線 LAN 基地局を用いた位置推定の精度向上, *電子情報通信学会総合大会講演論文集*, Vol.2007, p.300 (2007).
 - 20) 中村嘉志, 並松祐子, 宮崎伸夫, 松尾 豊, 西村拓一: 複数の赤外線タグを用いた相対位置関係からのトポロジカルな位置および方向の推定, *情報処理学会論文誌*, Vol.48, No.3, pp.1349–1360 (2007).

(平成 22 年 5 月 17 日受付)

(平成 22 年 11 月 5 日採録)



藤田 迪

2008 年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業 . 2010 年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了 .



梶 克彦 (正会員)

2002 年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業 . 2007 年同大学大学院情報科学研究科博士課程修了 . 博士 (情報科学) . 同年 NTT コミュニケーション科学基礎研究所リサーチアソシエイトを経て, 2010 年より 名古屋大学大学院工学研究科助教 . 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, ヒューマンインタフェース学会各会員 . 実世界コミュニケーション, Web コンテンツ処理, 音楽情報処理に関する研究に従事 .



河口 信夫 (正会員)

1990 年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業 . 1995 年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了 . 同年同大学工学部助手 . 同大学講師, 准教授を経て, 2009 年より同大学大学院工学研究科教授 . モバイルコミュニケーション, コピキタスコンピューティング, 行動センシングの研究に従事 . 博士 (工学) . ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員 .