

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、家庭や公共施設等への無線 LAN アクセスポイントの設置個所の増加に伴い、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 WLAN GMM. Consequently, we succeeded in reducing the amount of WLAN data to about 5%. In this time's experiment environment, accuracy of location estimation was about 6 ~ 10 m.

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伴い、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)~4),6),7),9),11)~18)}。

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 基地局は既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。この時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う。

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 Filter⁵⁾ を用いる。また、評価実験を行い提案手法の位置推定精度を検証し、従来手法との精度の比較を行う。

^{†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),7),17)}、Proximity^{3),6)}、Scene Analysis^{4),9),14),16)} 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踏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¹⁴⁾ 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),13),14)}、ベイズ推定では、全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。

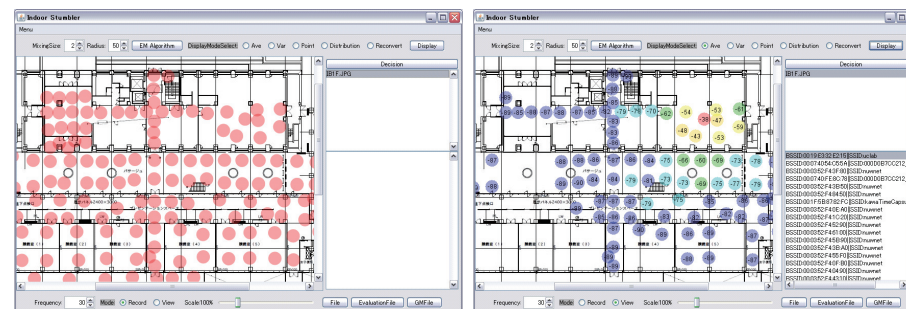


図 1 無線 LAN 電波情報収集ツール。左：観測地点表示モード、右：基地局ごとの電波強度表示モード。
Fig.1 WLAN information collecting tool. (Left) Observation point mode, (Right) RSSI mode.

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¹⁵⁾ 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ツールの機能を構築した。

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、既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全てを列挙する

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^{8),12)}. 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, 影響があるのは極めて基地局に近い位置のみであり, GMM で近似しても位置推定を行う上ではほとんど問題ないと考える.

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 をもつ基地局の無線 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 節). 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 節). 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.

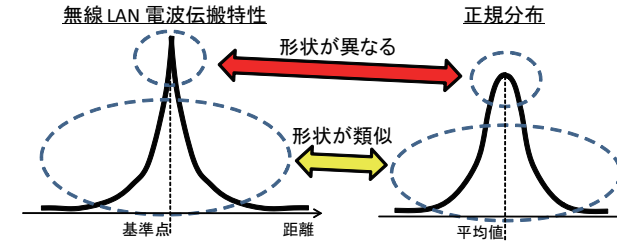


図 2 無線 LAN 電波伝搬特性と正規分布の模式図

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

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¹⁰⁾を用いた. ある BSSID について以下のように観測したとする.

$$O = \{o_1, \dots, o_N\} \quad (4)$$

$$o_n = (x_n, y_n, \alpha_n) \quad (5)$$

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めないようにした.

$$V_n = \{v_1, \dots, v_{M_n}\} (n = 1, \dots, N) \quad (6)$$

ここで, $v_1 \sim v_{M_n}$ は式 (7) 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.

$$v_m = (x_m, y_m) (m = 1, \dots, M_n) \quad (7)$$

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 (8) で求める.

$$S_n = (\alpha_n + C) \frac{M_n}{\text{Min}_{i=0}^N M_i} \quad (8)$$

式 (8) における C は電波強度を正数に換算する定数である. 本研究ではこの値を経験的

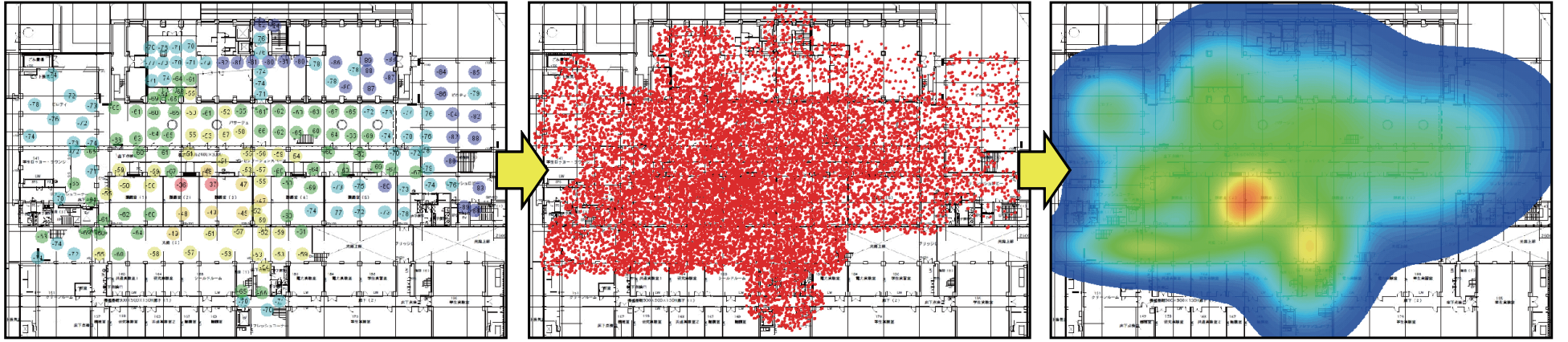


図 3 モデル化の手順．左：ある基地局についての電波強度．中央：二次元点分布への変換，右：GMM への変換（混合数 8）
Fig. 3 Procedure of modeling. (Left) RSSI, (Center) Convergence of points, (Right) GMM (mixture number: 8)

に設定した．また Min は，全観測点の中で最も小さいボ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．

前節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．

$$\ln p(\mathbf{X}|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (9)$$

ここでは，GMM の各正規分布のパラメタ（平均 μ_k ，分散共分散行列 Σ_k ，混合係数 π_k ）について，式 (9) 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 は手動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 (9) 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 (10) で表される．

$$\gamma(z_{nk}) = \frac{\pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{i=1}^K \pi_i \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_i, \Sigma_i)} \quad (10)$$

そして，M ステップでは，式 (10) 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．

$$N_k = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \quad (11)$$

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \mathbf{x}_n \quad (12)$$

$$\Sigma_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) (\mathbf{x}_n - \mu_k)(\mathbf{x}_n - \mu_k)^T \quad (13)$$

$$\pi_k = \frac{N_k}{N} \quad (14)$$

E ステップと M ステップのパラメタ更新手続きは常に式 (9) 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% 以下になったときに収束条件とした．

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：BSSID, SSID, フロア画像名，観測地点の座標 (x-y 座標)，電波強度，計測時刻．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わかる．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 $5000m^2$ である．観測地点は 5m 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．表 1 に，モデル化前とモデル化後のテキストデータ量，それぞれを ZIP 形式で圧縮したデータ量，ZIP 圧縮したモデル

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

	モデル化前データ	モデル化前データ (ZIP)	モデル化後データ	モデル化後データ (ZIP)	データ量削減率
1F	45288KB	1551KB	22KB	8.43KB	0.54%
2F	50663KB	1767KB	13KB	4.81KB	0.28%
合計	95951KB	3318KB	35KB	13.24KB	0.40%

化前後のデータ量を比較したデータ量削減率を示す．これより，モデル化によって 0.4% 程度にまでデータ量を削減できていることが分かる．モデル化によるデータ量削減率は観測地点数と観測回数に大きく依存するが，5% 程度までの削減が可能であると考えられる．ただし，モデル化前のデータには，電波強度が弱くモデル化していないデータも含まれている．2F の方が 1F よりも多くの基地局からの電波を観測できたため，モデル化前データは大きくくなっているが，その多くが微弱な電波のため，モデル化後データは 1F よりも小さくなっている．

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 Filter⁵⁾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．

$$O^t = \{o_1^t, \dots, o_M^t\} \quad (15)$$

$$o_m^t = (\beta_m^t, \alpha_m^t) \quad (16)$$

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。

$$A^t = \{a_1^t, \dots, a_N^t\} \quad (17)$$

$$a_n^t = (Floor_n^t, \mathbf{p}_n^t, Weight_n^t) \quad (18)$$

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。

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 の存在確率を全て均等にするため、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。

$$Weight_n^0 = \frac{1}{N} \quad (19)$$

2. Particle の移動

次に各 Particle をランダムな方向に 0~ 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 秒おきに位置推定を行う場合、 D は 1 秒間で早足で移動できる 5~6m 程度に設定する。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。

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、電波強度の閾値は -70dBm 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。

$$\gamma_{ni}^t = GMM(a_n^t, \beta_i^t) \quad (20)$$

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、その結果ある地点に 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。

$$e_n^t = \prod_{i=1}^j p_i^t \quad (21)$$

最後に、Particle の重みを正規化し、全ての 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。

$$Weight_n^t = \frac{e_n^t + C \cdot Weight_n^{t-1}}{\sum_{i=1}^N (e_i^t + C \cdot Weight_i^{t-1})} \quad (22)$$

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。

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

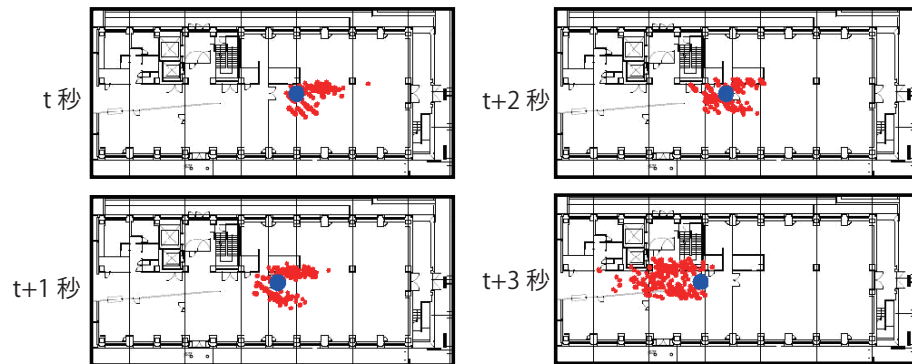


図 4 位置推定結果の提示 (一部)

Fig. 4 Visualization of the location estimation.

る, Particle の移動をランダムウォークにせず加速度等のセンサ情報から移動方向や距離を限定する.

5. 評価実験

5.1 実験設定

屋内のリアルタイムな位置推定の精度を測定するための実験を行った. 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, どの地点でも複数の基地局からの電波を観測できる. 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. また Particle Filter のパラメタは以下のように設定した.

- 推定ステップの間隔: 1 秒ごと
- Particle 数: 300 個
- 尤度関数の標準偏差: 5
- 電波強度の閾値: -70dBm
- ランダムウォークの最大値: 6m

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, 本稿の第一著者がノート PC を持って構内をランダムに歩行する.

上記の設定で, 以下のように歩行場所を変えて 2 回の実験を施行した. 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.

5.2 実験結果

位置推定の精度を以下に示す. 1 回目の施行 (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 6.00m, 標準偏差は 3.38m であった. また, 2 回目の施行 (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 6.57m, 標準偏差は 4.13m 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. この結果から, 提案手法はフロア間移動の有無では推定精度に大きな変化はなく, 本実験環境では 6 ~ 10m 程度の誤差での位置推定が可能であったといえる.

5.3 比較実験

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¹⁷⁾である. もう 1 つは, ベイズ推定を用いた手法^{2), 13), 14)}である.

図 5 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 10m 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踏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.

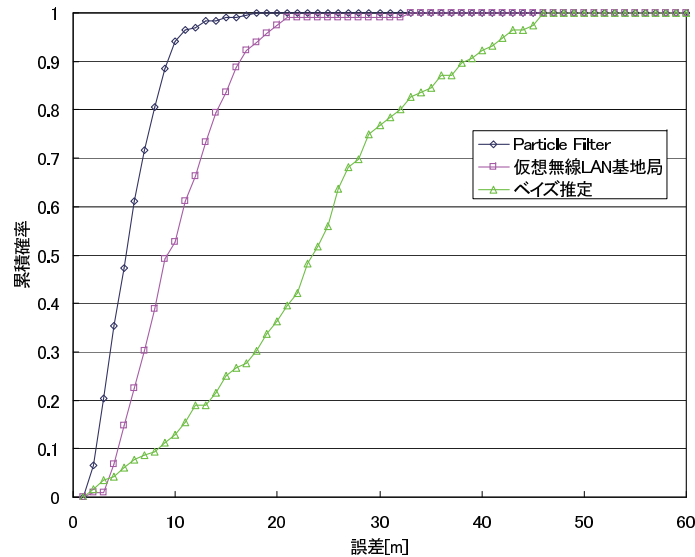


図 5 位置推定精度の比較

Fig. 5 Comparing graph of the accuracy of each location estimation method

6. 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 5% 程度に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 6~10m 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挙げる。

- 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。

- 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、現在のユーザー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, *Proceedings of IEEE Infocom 2000*, pp.775-784 (2000).
- 2) Chai, X., and Yang, Q.: Reducing the Calibration Effort for Location Estimation Using Unlabeled Samples, *Proceedings of The Third 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, *Proceedings of the Sixth of an Annual International Conferences on Mobile Computing and Networking (MOBICOM 2000)*, pp.20-31 (2000).
- 4) Hansen, R., Wind, R., Jensen, C.S., Thomsen, B.: Seamless Indoor/Outdoor Positioning Handover for Location-Based Services in Streamspin, *Proceedings of the Tenth International Conference on Mobile Data Management*, pp.267-272 (2009).
- 5) 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).
- 6) Krumm, J., and Hinckley, K.: The NearMe Wireless Proximity Server, *Proceedings of the Sixth International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2004)*, pp. 283-300 (2004).
- 7) LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., et al.: Place Lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild, *Third International Conference Pervasive 2005, Lecture Notes in Computer Science(LNCS3468)*, pp.116-133 (2005).
- 8) LaMarca, A., Hightower, J., Smith, I., and Consolvo, S.: Self-Mapping in 802.11 Location Systems, *Proceedings of the Seventh International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2005)*, pp.87-104 (2005).
- 9) Lim, H., Kung, L.C., Hou, J.C., and Luo, H.: Zero-configuration indoor localization over IEEE 802.11 wireless infrastructure, *Wireless Networks, Springer Netherlands*, Vol.16, No.2, pp.405-420 (2010).
- 10) MacQueen, J.: Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Ob-

servations, *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Vol.1, pp.281–297 (1967).

- 11) Manandhar, D., Kawaguchi, S., Uchida, M., et al.: IMES for Mobile Users Social Implementation and Experiments based on Existing Cellular Phones for Seamless Positioning, *International Symposium on GPS/GNSS* (2008).
 - 12) Seidel, S., and Pappert T.: 914Mhz Path Loss Prediction Model for Indoor Wireless Communications in Multifloored Buildings, *Proceedings of IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, pp.207–217 (1992).
 - 13) Yin, J., Yang, Q., and Ni, L: Adaptive Temporal Radio Maps for Indoor Location Estimation, *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom2005)*, pp.85–94 (2005).
 - 14) 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).
 - 15) 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ユビキタス通信研究会, No.90, pp.25–31 (2005).
 - 16) 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).
 - 17) 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).
 - 18) 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).
-