

# Fingerprintとデッドレコニングを併用した 屋内位置推定手法に関する検討

上田 紘平<sup>†1</sup> 鈴木 瑛識<sup>†1</sup> 重野 寛<sup>†1</sup>

**概要:** 近年、無線 LAN 機器の低価格化に伴い、さまざまな場所において無線 LAN 機器が使われている。また、スマートフォンに普及に伴い、これを利用した屋内における位置情報を用いたサービスが増えていく。屋内位置推定手法に関する既存研究として Fingerprint とデッドレコニングを併用した隠れマルコフモデルを用いた手法が挙げられる。しかしこの手法は長距離直進時に誤差が蓄積し、推定精度が低下してしまうという問題点が挙げられた。そこで本稿では、Fingerprint とデッドレコニングの評価値を正規化する位置推定手法 LEIFD (Location Estimation method that Integrates Fingerprint and Dead reckoning) を提案し、プロトタイプを実装し提案手法の評価し、既存手法と比較し平均誤差距離を 13%以上低減した。

**キーワード:** 位置推定, Fingerprint, デッドレコニング

## Indoor Location Estimation integrated Fingerprint and DeadReckoning

**Abstract:** In recent years, with the price reduction of Wi-Fi devices, Wi-Fi devices be used in various places. In addition, with the spread of smartphone, Indoor location-based service by smartphone is increasing. As an existing approach about Indoor location estimation, there is a Hidden Markov Model, the hybrid method using Fingerprint and DeadReckoning. But this method has a problem that heap up the accident error when running in the long term, and estimate a greatly different location and location estimation accuracy worsens. In this paper, We proposed the method, LEIFD (Location Estimation method that Integrates Fingerprint and Dead reckoning) that treats Fingerprint and DeadReckoning evaluation in normalizing, and evaluated this method in experience by implementing prototype. In comparison to existing approach, LEIFD decreased average error distance 13% or more.

**Keywords:** Indoor Localization, Fingerprint, DeadReckoning,

### 1. はじめに

近年、無線 LAN 機器の低価格化に伴い、空港や駅構内、オフィスなどさまざまな場所において無線 LAN が使われるようになりつつある。そのため、屋内に配置されている AP (Access Point) を使用して MN の位置を推定する技術が数多く提案されている。また、スマートフォンの普及に伴い、スマートフォンを用いた空港や駅構内などの歩行者ナビゲーションのような、位置情報を用いたサービスの需要が増加している。近年行われているスマートフォンを

用いた屋内位置推定手法の研究例として、Fingerprint やデッドレコニングが挙げられる。Fingerprint は事前に各座標において取得できる各 AP の RSSI (Received Signal Strength Indicator) をデータベースに登録し、位置推定時に取得した各 AP の RSSI をデータベースと照合することで位置推定を行う。デッドレコニングはスマートフォンに標準搭載された加速度センサや地磁気センサを使用することで MN (Mobile Node) の位置を推定する。具体的には加速度センサを使用することで移動距離を算出し、地磁気センサによって移動方向を算出することで、MN の軌跡を推定する。Fingerprint やデッドレコニングは既存のインフラおよびスマートフォンで位置を推定できるため、コストの観点で優れている。

<sup>†1</sup> 現在、慶應義塾大学大学院理工学研究科  
Presently with Graduate School of Science and Technology,  
Keio University

しかし、Fingerprint やデッドレコニングにはそれぞれ問題がある。Fingerprint では複数の AP の特徴を照合することで位置を推定するため、周囲の AP 数が少ない場合に推定精度が低下する。また、RSSI の特徴をデータベースと比較するため、マルチパスや干渉の影響が大きい屋内においては実在する位置から遠い位置を推定位置として選択してしまう可能性がある。デッドレコニングでは現在の位置から移動方向・移動距離を一步步ずつ足し合わせていくため、時間経過とともに誤差が蓄積する問題がある。

無線 LAN の RSSI とデッドレコニングによる移動方向・移動距離を統合した位置推定手法として、隠れマルコフモデルを用いた位置推定手法が挙げられる。隠れマルコフモデルを用いた手法では事前に各座標における各 AP からの RSSI 取得確率を登録する。位置推定時には、各座標に対してその座標が推定位置である確率を移動データや RSSI データから算出し、最も確率が高い位置を推定位置とする手法である。しかしこの手法はデータベースに登録する RSSI の取得確率を正確に算出する必要がある。さらに、移動距離や移動方向に関する確率はガウス分布を使用するため、時間経過とともに誤差が蓄積する問題が解決できない。

そこで本稿では Fingerprint とデッドレコニングを統合した屋内位置推定手法 LEIFD (Location Estimation method that Integrates Fingerprint and Dead reckoning) を提案する。本手法では各位置において Fingerprint による評価値とデッドレコニングによる評価値を評価し、双方の手法による評価値を考慮することで位置を推定する。そして、プロトタイプシステムの実装を行い、その性能評価を行う。

以下、第 2 章では代表的な屋内位置推定手法について述べる。第 3 章では本稿の提案手法 LEIFD について説明する。第 4 章ではプロトタイプシステムを実装し実験評価する。最後に第 5 章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 TOA, TDOA, AOA

無線 LAN を用いた位置推定手法として TOA (Time of Arrival) や TDOA (Time Difference of Arrival) [1], AOA (Angle of Arrival) [2] 等が挙げられる。TOA の原理は GPS のそれとほぼ等しく、あらかじめ AP と MN の間で時間を同期し、AP からの電波を MN が受信するタイミングにより位置推定を行う。TDOA ではあらかじめ既知の位置に設置された AP から MN が受け取る信号の時刻の差から MN の位置を推定する手法である。しかしこれらの手法はノード間の正確な時間同期が必要があるので、機器の設置コストの観点から実用的ではない。

AOA 方式は位置推定を行う MN が AP へと信号を送り、AP 側で電波がどの方向から発信された事を測定することで位置推定を行う。この手法は最低 2 台の AP があれば位置推定が行えるが、AP に指向性アンテナを設置する必要

があるため他の手法に比べコストの観点で問題がある。

### 2.2 電波伝播モデルを用いた位置推定

MN が AP から受信する RSSI を電波伝播モデルを作成し、それに応じて得た RSSI を距離に置き換える手法である。これを使用した研究では Locky.jp [3], Loki [4] 等があり、3 台以上の AP からの RSSI が得られればそれにより距離がわかり、三辺測量によって位置が推定できる。

この手法の問題点は電波伝播環境をモデル化する必要がある、同じ信号を同じ位置において受信した場合でも障害物や測定環境や時刻の変化により伝播モデルの作成が困難であるという問題点が挙げられる。

### 2.3 Fingerprint

Fingerprint[5][6][7][8] はあらかじめ位置推定を行う周辺で事前に確認できる AP から RSSI を収集し、位置推定時に収集した RSSI がデータベースに登録を行った場所における RSSI とどれだけ類似しているかパターンマッチングを行い位置を推定する手法である。この手法はデータベースに登録した場所に限定してしまうため、推定精度向上のためには多くの位置で RSSI を登録しておく必要があるといった問題が挙げられる。

### 2.4 デッドレコニング

デッドレコニング [9][10][11] は MN に搭載された加速度センサ、地磁気センサを利用した位置推定手法である。MN は加速度センサを用いる事で MN の歩行のリズム等の運動状況がわかり、地磁気センサにより進行方向が推定できる。

今進行距離を  $D$ 、進行方向を  $\theta$  とするとき、推定位置  $\hat{l} : (\hat{x}, \hat{y})$  は以下のように記述できる。

$$(\hat{x}, \hat{y}) = (x + D \cos \theta, y + D \sin \theta) \quad (1)$$

座標  $(x, y)$  は MN の進行前の座標であり、値の更新を一定間隔ごとに行う事で推定位置が決定される。しかしデッドレコニングは座標を移動毎に更新し、過去の座標が誤っている場合、推定位置に大きな影響が出る問題が挙げられる。

### 2.5 隠れマルコフモデルを用いた位置推定

隠れマルコフモデルを用いた位置推定手法 [12] とは無線 LAN とデッドレコニングを併用した位置推定手法であり、移動方向、移動距離、取得した RSSI から位置を推定する手法である。この手法は座標毎に MN の存在確率を算出し、その確率が最大となる位置を推定位置とする手法である。図 1 は隠れマルコフモデルを用いた位置推定手法のフローチャートであり、ある位置  $p_0$  における存在確率を求める過程を示している。動作によるアップデートフェイズにおいては、状態推移、位置の変更はデッドレコニングに基づく。動作によるアップデートフェイズでは、

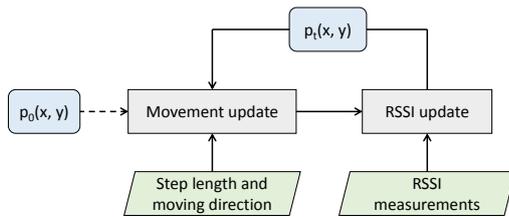


図 1 隠れマルコフモデルのフローチャート

$p(L_t|M_t, R_{t-1})$  からの確率分布である  $p(L_{t-1}|M_{t-1}, R_{t-1})$  を計算する。ここで確率分布  $p(L_{t-1}|M_{t-1}, R_{t-1})$  とは、時刻  $t-1$  において位置  $L_{t-1}$  であらかじめ計算されたものである。 $M_{t-1}$  は測定された動作のセットであり、 $R_{t-1}$  は RSSI 測定結果のセットである。マルコフ過程に基づいて  $p(L_t|M_t, R_{t-1})$  は以下のように計算できる。

$$p(L_t|M_t, R_{t-1}) = \sum_{l'} p(L_t|L_{t-1} = l', D_t, \Phi_t) \cdot p(L_{t-1} = l'|M_{t-1}, R_{t-1}) \quad (2)$$

$D_t, \Phi_t$  はそれぞれ時刻  $t$  における移動距離、移動方向であり、確率はガウス分布になる。この手順は時刻  $t$  における位置  $L_t$  は過去の位置  $L_{t-1}$  と移動距離、移動方向にのみに基づくというマルコフ過程に基づく。

RSSI のデータセットに関しては、MN の存在確率  $p(L_t|M_t, R_{t-1})$  は以下の式によりアップデートされる。

$$p(L_t|M_t, R_t) = p(r_t|L_t) \cdot p(L_t|M_t, R_{t-1}) \quad (3)$$

$r_t$  は時刻  $t$  における RSSI の取得確率である。また各々の位置で取得される RSSI の取得確率は正規分布になると考えられる。標準偏差  $\sigma_i$  と平均 RSSI はデータベースに登録される。また、確率  $p(r_t|L_t)$  は以下のように計算される：

$$p(r_t|L_t = l) = \prod_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \int_a^b e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}(r-r_i(l))^2} dr \quad (4)$$

この手法では一般的な無線機器の RSSI はおよそ 1dB 間隔で定量化されるため、 $a = r_{t,i} - 0.5dB$ 、 $b = r_{t,i} + 0.5dB$  の正規確率分布で考える。そして MN の位置は式 3 によって得られた確率  $p(L_t = l|M_t, R_t)$  が最大となる位置とする。

隠れマルコフモデルを用いた位置推定の問題点として、過去の位置における存在確率に依存するため、誤差が徐々に蓄積してしまい長距離歩行時に手前側の位置を推定してしまう問題が挙げられる。また、移動距離、移動方向の確率は正規分布による。移動距離に関しては歩数を重ねるごとに平均値に収束するが、移動方向に誤差が生じた場合中和できない。これにより、図 3 のように、手前側の位置を推定する。

### 3. 提案

第 2 章にて隠れマルコフモデルを用いた場合の誤差が蓄



図 2 隠れマルコフモデルの移動確率

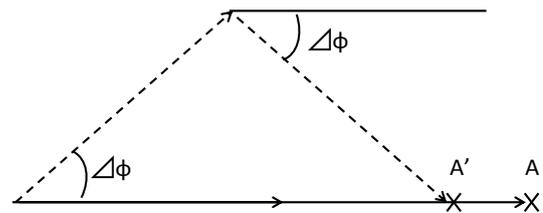


図 3 隠れマルコフモデルの問題点

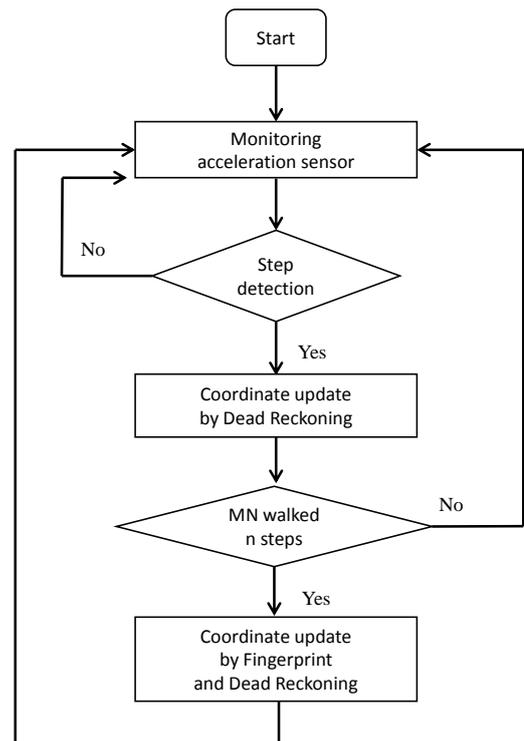


図 4 LEIFD のアルゴリズム

積する事を述べた。それはデッドレコニングのセンサの性質で、一定歩数以上経過すると平均移動距離は収束するが、移動方向に誤差がでるため、誤差に分散があると手前側に位置を推定してしまう。そこで本稿では Fingerprint とデッドレコニングを統合した屋内位置推定手法を提案する。

### 3.1 概要

提案手法は MN が各々の位置で、Fingerprint とデッドレコニングにおいての値を計算する。次に、MN は Fingerprint とデッドレコニングの評価値が最大になる位置を計算する。提案手法は校正段階と、位置推定段階の二つの段階から成る。

本稿の目的は、既存のインフラである無線 LAN やスマートフォンに標準搭載されたセンサのみを使用し、歩行者ナビゲーションアプリケーションを実現するために歩行者の現在位置の推定精度を向上することである。既存手法として無線 LAN を用いた Fingerprint やデッドレコニング、またそれらを統合した手法が提案されているが、遠い位置を推定したり、時間経過によって推定精度が低下したりしてしまう問題を抱えている。

Fingerprint による評価値とデッドレコニングによる評価値を計算しその値が最大となる位置を推定位置として決定する手法である。LEIFD では、Fingerprint とデッドレコニングに対して評価値を設定し、Fingerprint とデッドレコニングの両方の観点から最適な位置を推定位置として選択する。LEIFD はオンラインフェイズとオフラインフェイズに大別される。オンラインフェイズでは、各座標において周囲に確認できる AP の RSSI を測定し、その平均値を座標とともにデータベースに登録する。オフラインフェイズでは、各座標において Fingerprint とデッドレコニングの評価値を算出し、その評価値が最大となる位置を推定位置とする。これにより Fingerprint とデッドレコニングの両方の観点から最適な位置を推定位置として選択する。Fingerprint とデッドレコニングを併用することで、以下の問題点を改善できると考えられる。

### 3.2 Fingerprint の位置推定の誤差の抑止

Fingerprint では各 AP の RSSI の特徴をデータベースと照らし合わせて位置を推定するため、実際の位置から遠い場所を推定位置として選択してしまう。図5に Fingerprint の問題点を示す。Fingerprint では、各 AP の RSSI をデータベースと照合し、最も特徴の近い位置を推定位置として決定する。しかし、屋内環境においてはマルチパスや壁などの影響を受けて RSSI が変動するので、図5では、MN-1 は AP-A に近いが、壁の影響を受けて -60 と低い RSSI を取得する。このように、RSSI は AP の近くにいっても小さい値をとる場合がある。実際には離れた位置:MN-1, MN-2 においても同等の RSSI: RSSI-A, RSSI-B を取得し、実際の位置から遠い位置を推定位置として選択してしまう。

そこで LEIFD ではデッドレコニングによる推定位置から近い位置の評価値を高く設定することで、Fingerprint のみでは実際の位置から遠い場所を推定位置として選択される場合でも、実際の位置に近い位置を推定することが可能となり、この問題を改善できる。

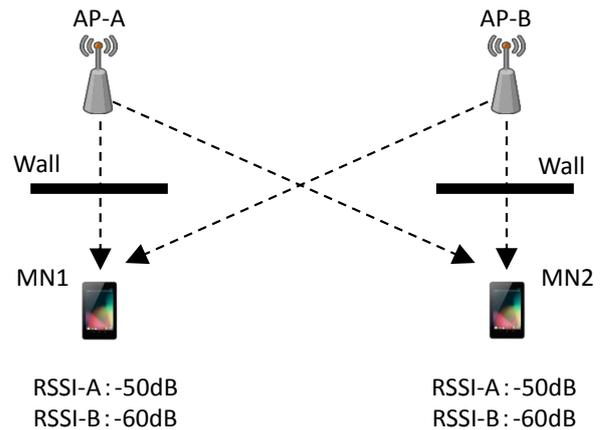


図5 Fingerprint による誤差要因

### 3.3 長距離歩行の際の位置推定精度の軽減

デッドレコニングでは、時間経過に伴い推定精度が低下する問題がある。デッドレコニングでは現在位置に対して移動方向・移動距離を加算し、ユーザの相対位置を推定する。まず、初期位置に対して移動方向・移動距離を加算し、 $t=1$  のときの推定位置を決定する。次に、 $t=1$  のときの推定位置に対して移動方向・移動距離を加算し、 $t=2$  のときの推定位置を決定する。これを繰り返すことで推定位置を更新していく。しかし、この方法では移動方向・移動距離の誤差が徐々に蓄積され、推定精度が低下してしまう。

そこで提案手法では定期的に Fingerprint とデッドレコニングの観点から最適な位置を選択することでデッドレコニングの時間経過による推定精度の低下を軽減するを目的としている。

このように、LEIFD では Fingerprint とデッドレコニングに対して適切に評価値を設定することで、前述した2点の問題を改善する。

### 3.4 評価値の計算方法

LEIFD では、オフラインフェーズで登録した各座標  $l_i$  に対して評価値を算出し、その評価値が最大となった座標を推定位置として、位置の補正を行う。その際的评价値は以下の通りである。

$$\hat{l} = \operatorname{argmax}_{l_i} \alpha \operatorname{Fin}(l_i) + \beta \operatorname{DR}(l_i) \quad (5)$$

ここで  $\operatorname{Fin}(i)$  は位置  $i$  における Fingerprint の評価値を示し、 $\operatorname{DR}(i)$  は位置  $i$  におけるデッドレコニングの評価値を示している。そして  $\alpha, \beta$  はそれぞれの評価値の重みである。5式により、Fingerprint とデッドレコニングの両方の観点で最適な位置を推定する。Fingerprint の評価値  $\operatorname{Fin}(i)$  とデッドレコニングの評価値  $\operatorname{DR}(i)$  を算出するために、各座標において以下の式を用いて誤差距離を算出する。Fingerprint の誤差距離  $\operatorname{Fin}_d(l_i)$  とデッドレコニングの誤差距離  $\operatorname{DR}_d(l_i)$  は以下のように計算する。

$$Fin_d(l_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^N (\tilde{r}_{j,l_i} - r_j)^2} \quad (6)$$

$$DR_d(l_i) = \sqrt{(DR_x - l_{i_x})^2 + (DR_y - l_{i_y})^2} \quad (7)$$

ここで、 $\tilde{r}_{j,l_i}$  はデータベースに登録されている各 AP $j$  の平均 RSSI を示し、 $r_j$  は位置推定時に取得した各 AP $j$  の RSSI を示している。また、 $DR_x$ 、 $DR_y$  はデッドレコニングによる推定位置の  $x$  座標、 $y$  座標を示し、 $l_{i_x}$ 、 $l_{i_y}$  は位置  $l_i$  の  $x$  座標、 $y$  座標を示している。

次に、Fingerprint とデッドレコニングの 2 つの評価値を同等に扱うため、各手法において誤差距離が最小の評価値を 1、誤差距離が最大のもを 0 として評価値を設定する。次に、以下の式を用いて各座標の評価値を 0 から 1 の間に分布させる。

$$Fin(l_i) = -\frac{Fin_d(l_i) - Fin_{mind}}{Fin_{maxd} - Fin_{mind}} + 1 \quad (8)$$

$$DR(l_i) = -\frac{DR_d(l_i) - DR_{mind}}{DR_{maxd} - DR_{mind}} + 1 \quad (9)$$

$Fin_{mind}$  と  $Fin_{maxd}$  は Fingerprint の誤差距離の最小値と最大値であり、 $DR_{mind}$  と  $DR_{maxd}$  はデッドレコニングの誤差距離の最小値と最大値である。式 8、式 9 を用いることで、Fingerprint と DR の評価値を足し合わせて評価することができる。そして、式 5 を用いて評価値が最大の位置を推定位置として決定する。

また、提案手法 LEIFD では Fingerprint とデッドレコニングの重みづけを同等にするために、 $\alpha$  および  $\beta$  をそれぞれ 1 として計算する。各手法の重みづけを変化させた場合である、 $\alpha > \beta$  の場合と  $\alpha < \beta$  の場合の問題点について以下に説明する。

(1)  $\alpha > \beta$  の場合、つまり Fingerprint の重みが大きい場合、RSSI の特徴による評価が相対的に大きくなる。そのため、測定位置から遠い位置で同等の RSSI が登録されている場合、その位置に補正される可能性がある。そのため、Fingerprint の問題点である、実在する位置より遠い位置を推定してしまう問題が改善できない。

(2)  $\alpha < \beta$  の場合、つまりデッドレコニングの重みが大きい場合を考える。提案手法では、一定歩数の間はデッドレコニングによる位置の更新を行い、その際に蓄積した誤差を提案手法によって補正する。評価値を算出する際、デッドレコニングの重みが大きい場合では、位置修正前の誤差が蓄積した位置の評価が高くなってしまいうため、位置の補正ができなくなる。そのため、デッドレコニングの問題点である、誤差が徐々に蓄積していく問題が改善できないと考えられる。

以上のように、重み付けが 1:1 の場合に Fingerprint とデッドレコニングの双方の問題点を改善できるため、提案手法では  $\alpha$  および  $\beta$  を 1 として計算する。

### 3.5 アルゴリズム

LEIFD はオンラインフェーズとオフラインフェーズから成る。

#### オンラインフェーズ

オンラインフェーズでは Fingerprint と同様に、周囲に確認できる各 AP の MAC アドレスと RSSI を位置情報と共に登録する。RSSI に関しては、登録を行う際と同じ位置において複数回の測定を行い、その平均値を登録する。

#### オフラインフェーズ

図 4 に LEIFD の位置推定段階のアルゴリズムを示す。まず、位置推定を行う MN はデッドレコニングによる座標更新を行う。MN は自身の加速度センサを監視することで歩行を検知し、地磁気センサを使用することで、移動方向を決定する。これらを組み合わせることで一歩あたりの移動座標を更新する。MN の初期位置は与えられているものとし、MN が数歩歩いた際、その位置において周囲の AP の RSSI を測定する。そして、データベースに登録されている各座標に対し、Fingerprint による評価値を式 8 より算出する。同様に、各座標に対してデッドレコニングによる評価値を式 9 を使用して求める。最後に、各座標における Fingerprint とデッドレコニングによる評価値を式 5 によって決定し、MN の座標を更新する。これを繰り返すことで MN の座標を定期的に修正する。

## 4. プロトタイプシステムの実装

3 章で述べた LEIFD アルゴリズムを評価するため、Android 端末に実機実装し各々の手法を評価した。以下では実装と評価について述べる。ハードウェアとして Android: TOSHIBA REGZA Tablet AT500 の地磁気センサ、加速度センサ、Wi-Fi センサを使用した。Android\_OS は 4.0 を使用しその環境の基で Java を用いたプログラミング実装した。

RSSI の登録データは測定点の個数、タイムスタンプ、登録座標、SSID の 6 つの要素から成る。

これらのデータを保存した後、MN は RSSI の平均値、分散を登録位置において計算する。RSSI の平均値は Fingerprint や LEIFD において使用され、RSSI の分散値は隠れマルコフモデルの計算で使用される。

LEIFD では 3 章で述べたように、基本的にはデッドレコニングでの座標更新を行い、数歩歩いた後に LEIFD による位置の補正を行う。

MN が一定速度で歩く時、MN の位置は Fingerprint やデッドレコニングの評価値を各々位置に対して計算する事で位置を更新できる。本アプリケーションでは LEIFD による補正位置および歩行の軌跡がわかるように、図 6 のように GUI の実装を行った。

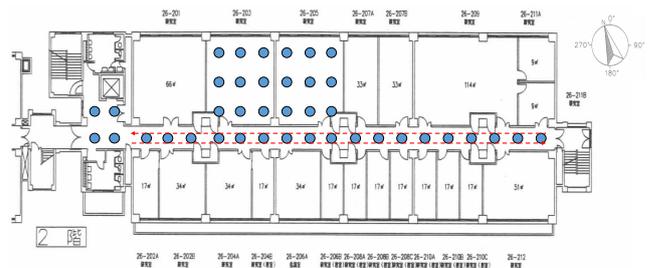


図 7 実験環境

#### 4.1 実験評価

本節では、LEIFD による推定精度の検証を行う。以下に評価環境、評価対象、評価結果について述べる。

#### 4.2 実験環境

図 7 に、評価実験における実験環境を示す。実験環境は慶應義塾大学矢上キャンパスの研究室棟である。黒丸部分はデータベース登録位置を示している。研究室周辺では 10 台～20 台程度の AP が確認できる。しかし、想定環境は数台～10 台程度の AP 数であるため、今回は使用する AP 数を制限して実験を行った。そして研究室内および研究室周辺でデータベースに対する登録を 20 回ずつ行った。そして位置推定段階では廊下の端から端までを往復することで評価を行った。今回の実験では Fingerprint, 隠れマルコフモデルによる位置推定手法を提案手法 LEIFD と比較する。評価項目は位置推定精度であり、パラメータは表 1 である。

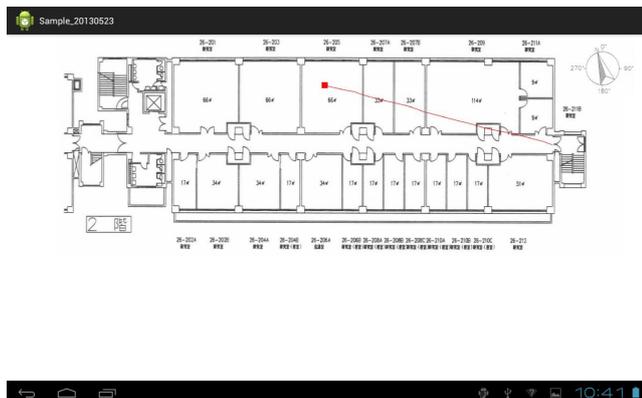


図 6 MN の座標のアップデート

表 1 実験パラメータ

パラメータ	値
AP 数	3, 5, 10, 15
更新間隔	10 歩毎
角度分散 $\phi_i$	45°
一步の距離 D	60cm
データベースの登録回数	20 回
測定回数 (Fingerprinting, LEIFD)	3 回
歩行距離	90m

#### 4.3 実験手順

4.2 節で述べた環境で実験を行った。実験手順はオンラインフェイズとオフラインフェイズに分けられる。オンラインフェイズでは Android 端末を用いて周囲の AP の電波状況を登録する。オフラインフェイズでは Android 端末の加速度センサと地磁気センサを用いて位置推定を行う。以下にその詳細を述べる。

オンラインフェイズでは Android 端末を用いて全ての位置において測定し、測定したデータを Android 端末内に保存する。Android 端末は AP に関する情報を測定し、測定データは測定回数、タイムスタンプ、登録座標、SSID、RSSI と MAC アドレスである。登録位置において同じ位

置における測定回数は 20 回とした。次に存在確率やそれぞれの手法の評価値を計算するために、RSSI の平均や分散を登録されたデータベースから計算する。

オフラインフェイズでは、図 7 に示す経路を往復し、各手法を用いて端末の位置を推定する。そしてその誤差距離を評価した。以下に各手法の位置更新の手順について述べる。この実験では全ての手法において初期位置は与えられているものとし、最初に MN はデッドレコニングによって座標を更新する。

(1) Fingerprint を用いた位置推定この手法では、最初に MN はデッドレコニングによって座標を更新する。MN の座標は式 1 によって更新され、MN が 10 歩歩いた後、MN は Fingerprint によって位置を修正される。MN の座標は式 6 によって計算される。これを反復して繰り返していき、MN の位置を定期的に更新していく。

(2) 隠れマルコフモデルを用いた位置推定この手法では各々の位置についての MN の存在確率  $p(L_{t-1}|M_{t-1}, R_{t-1})$  は与えられている。次に MN が歩行を検知し、RSSI や移動データが更新されたとき、MN の存在確率  $p(L_t|M_t, R_t)$  は式 2 と式 3 によって計算される。そして、MN の位置は存在確率  $p(L_t|M_t, R_t)$  が最大になる位置と推定される。これを反復して繰り返していき、MN の位置を定期的に更新していく。

(3) LEIFD では MN の座標の更新はデッドレコニングを用いる。MN の座標は式 1 によって更新され、MN が 10 歩歩いた後、MN の位置は各々の位置における Fingerprint とデッドレコニングの評価値によって更新される。Fingerprint とデッドレコニングの評価値である  $Fin(l_i)$ 、 $DR(l_i)$  は各々の位置において式 8 と式 9 によって計算される。そして MN の位置は式 5 によって推定される。これを反復して繰り返していき、MN の位置を定期的に更新していく。

このように、各位置の座標を更新し、それぞれの誤差距離の推移と平均誤差距離を評価した。

#### 4.4 実験結果

各手法において、実際の位置と推定位置における誤差距離を図 9 に示す。この図より LEIFD は、MN の位置を平均 6m 以内で推定し、隠れマルコフモデルを使用した位置推定と比較して LEIFD の推定精度が高いことが確認できた。Fingerprint では MN の位置は RSSI の特徴の比較のみを行うため、使用する AP の数に関わらず 6m 以上の誤差が発生している。加えて、隠れマルコフモデルの誤差距離は AP の数が増加するにつれて増える。

隠れマルコフモデルを用いた位置推定では、RSSI の確率分布は算出するためにデータベースに登録された RSSI の平均、分散から RSSI の分布を式 4 により正規分布に近

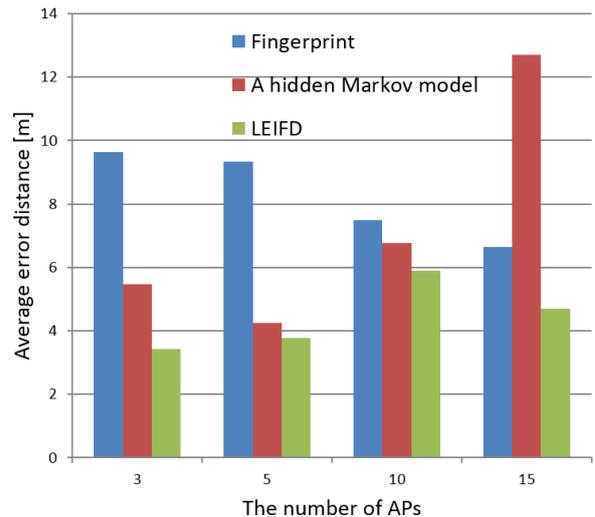


図 8 平均誤差距離

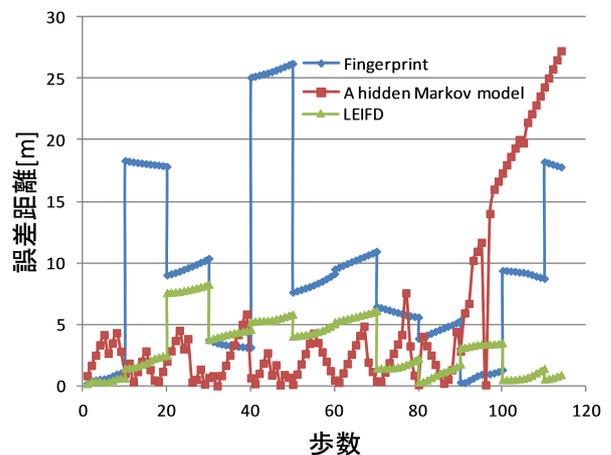


図 9 各手法と誤差距離の推移 (使用 AP 数 5 台)

似することで算出している。データベース登録回数が 20 回と少ない数だったために、RSSI の分布を正確に算出することができないと考えられる。そのため、隠れマルコフモデルを用いた位置推定では、使用する AP 数が増えることで RSSI の確率の誤差による影響を受け、推定精度が低下したと考えられる。

また、隠れマルコフモデルでは直進時に移動距離・移動方向に関する確率分布を誤ってしまうために、誤差が蓄積してしまう問題があった。図 9 に各手法の誤差距離の推移を示す。この図より LEIFD では 90 歩歩いた場合でも初期の状態と同程度の誤差距離で位置を推定できている。長距離移動した場合でも初期の状態と同程度の誤差距離で推定することができ、移動するたびに誤差が増加する問題を改善できたと考えられる。そのため、LEIFD では移動距離・AP 数にかかわらず 6m 以内で推定することができていることが確認できた。

## 5. おわりに

本稿では、Fingerprint とデッドレコニングを併用した手法 LEIFD を提案した。この手法は Fingerprint のような校正段階、位置推定段階の二つの段階から成る。校正段階においては MN は校正位置の座標と AP 毎の MAC アドレスのデータを取得する。そしてこれらのデータをデータベースに登録し、各々の位置における平均 RSSI を算出する。位置推定段階において、MN はデッドレコニングを用いた位置座標を更新する。MN が一定間隔で歩行した後、MN は RSSI のデータと、デッドレコニングによって計算された座標を取得する。次に Fingerprint とデッドレコニングによる評価値を計算する。Fingerprint の評価値は MN から得られた RSSI の値から算出され、デッドレコニングの評価値は推定された MN の座標によって算出される。その計算を各々の位置において行い、上記二つの評価値が最大になる位置を推定位置として校正する。

既存手法、Fingerprint、隠れマルコフモデルを用いた手法と提案手法を比較し、スマートフォンを用いた実機実装し実験を行った。実験の結果として、Fingerprint による位置推定は使用する誤差が増大し、隠れマルコフモデルを用いた手法の場合、RSSI の確率分布は正確に計算できないため、AP 数が増加するに従い推定精度は低下することが確認できた。提案手法 LEIFD は使用する AP の数、歩数に関わらず約 5m 前後の位置を推定する事ができ、平均誤差距離を 6m 以内に抑制し、他の手法に比べ平均誤差距離を 13%以上低減した。

## 参考文献

- [1] Liu, J., Cui, Q., Tao, X. and Zhang, P.: A Method to Enhance the Accuracy of Location Systems Based on TOA-Location Algorithms, *6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings*, pp. 979–982 (online), DOI: 10.1109/ITST.2006.288717 (2006).
- [2] Shan, Z. and Yum, T.-S.: Precise Localization with Smart Antennas in Ad-Hoc Networks, *IEEE International Conference on Global Telecommunications (GLOBECOM)*, pp. 1053–1057 (online), DOI: 10.1109/GLOCOM.2007.203 (2007).
- [3] Locky.jp: <http://locky.jp> (8 January 2014).
- [4] Loki: <http://loki.com> (8 January 2014).
- [5] Youssef, M. and Agrawala, A.: The Horus location determination system, *Wireless Networks*, Vol. 14, No. 3, pp. 357–374 (2008).
- [6] Cypriani, M., Lassabe, F., Canalda, P. and Spies, F.: Open Wireless Positioning System: A Wi-Fi-Based Indoor Positioning System, *70th IEEE International Conference on Vehicular Technology Conference (VTC)*, IEEE, pp. 1–5 (2009).
- [7] Leppakoski, H., Tikkinen, S. and Takala, J.: Optimizing radio map for WLAN fingerprinting, *International Conference on Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS)*, pp. 1–8 (online), DOI: 10.1109/UPINLBS.2010.5654332 (2010).
- [8] Shum, K., Cheng, Q. J., Ng, J. and Ng, D.: A Signal Strength Based Location Estimation Algorithm within a Wireless Network, *IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*, pp. 509–516 (online), DOI: 10.1109/AINA.2011.80 (2011).
- [9] Beauregard, S. and Haas, H.: Pedestrian dead reckoning: A basis for personal positioning, *Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*, pp. 27–35 (2006).
- [10] Pratama, A., Widyawan and Hidayat, R.: Smartphone-based Pedestrian Dead Reckoning as an indoor positioning system, *International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)*, pp. 1–6 (online), DOI: 10.1109/ICSEngT.2012.6339316 (2012).
- [11] Gusenbauer, D., Isert, C. and Krosche, J.: Self-contained indoor positioning on off-the-shelf mobile devices, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–9 (online), DOI: 10.1109/IPIN.2010.5646681 (2010).
- [12] Seitz, J., Vaupel, T., Jahn, J., Meyer, S., Boronat, J. and Thielecke, J.: A Hidden Markov Model for urban navigation based on fingerprinting and pedestrian dead reckoning, *13th Conference on Information Fusion (FUSION)*, pp. 1–8 (2010).