

無線 LAN による位置推定のためのオンライン生成可能な電波環境地図とその特性

加 治 充^{†1} 原 隆 浩^{†2} 西 尾 章 治 郎^{†2}

無線 LAN の信号を用いた位置推定では、アクセスポイントの位置データベースもしくはその信号の地図を必要とする。本論文では、アクセスポイントの地図を端末自身で構築する手法を提案する。提案手法では、構築済みの地図からの逸脱を無線 LAN の信号を用いて検出し、その間に移動したと推定される経路と検出したアクセスポイントの情報を地図に追加する。構築した地図を用いることで、過去に訪れた任意の場所までの到達時間や、その場所に至る経路に存在する交差点などを認識可能であることを評価実験により確認した。

On-line Radio Map Generation for WiFi Localization and Its Characteristics

MITSURU KAJI,^{†1} TAKAHIRO HARA^{†2}
and SHOJIRO NISHIO^{†2}

WiFi localization techniques require a radio map to estimate the position of a mobile terminal from WiFi signals. This paper proposes an algorithm for on-the-fly mapping while the map is used to localize the terminal. Our implementation observes WiFi signals to make decisions about whether the terminal is revisiting a previously mapped area or is moving in a new region, and incrementally constructs the map using sequences of the WiFi signals while moving along new paths. The map built with our algorithm allows an application to estimate travel times to places that the terminal has visited previously. The experimental results show that the map also provides useful information about the topology of environments such as road networks.

^{†1} パナソニック株式会社
Panasonic Corporation

^{†2} 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

1. はじめに

近年、ユーザのコンテキストを利用するアプリケーションの研究がさかんである。このようなアプリケーションを実現する際に、位置情報システムは重要な役割を果たす。たとえば、「駅に近づいたら時刻表を表示する」というアプリケーションは、現在位置から一定半径以内に駅があることが分かれば容易に実現可能となる。

位置情報システムには GPS (Global Positioning System) が広く利用されているが、初期位置の取得に時間を要する、生活空間の大部分を占める屋内などでは利用できないという問題がある。また、追加のデバイスが必要であり、さらにそれによる消費電力も小型の端末では問題になることがある。そこで無線 LAN の急速な普及に着目し、遍在する無線 LAN のアクセスポイントを用いた位置情報システムの構築が進められている^{1),2)}。無線 LAN の信号は屋内でも利用可能であり、無線 LAN 端末であれば追加のデバイスを必要としないという特徴がある。一方で、アクセスポイントの位置データベースなどの構築に、トレーニングデータの収集を必要とする¹⁾⁻³⁾。その収集のコストのため、現状では主要都市の商業地域を中心に構築が進められており、一般の住宅地などでは利用できないことが多い。

したがって、GPS もしくは無線 LAN を用いるいずれの位置情報システムも、現状では通常の生活空間の多くで利用できない可能性が高い。この問題を解決する方法がいくつか考えられる。たとえば、ユーザがあるとき、ある場所で時刻表を検索したとすると、そのユーザが別のときにその場所に近づいたことが無線 LAN の信号により分かれば、前述のアプリケーションは時刻表を表示することができる。なぜなら、ユーザが過去に時刻表を検索した場所は駅である可能性が高いためである。

そこで本論文では、遍在する無線 LAN の信号を用いることで、ユーザの移動範囲の一定間隔に対して一意な識別子を与え、次にその場所へ訪れたことを検出もしくは現在位置からその場所までの所要時間を取得可能にすることを目的とし、端末自身で無線 LAN のアクセスポイントの地図 (電波環境地図) を構築する手法を提案する。提案手法では、新たに訪れた場所の地図を逐次構築するため、初めて訪れた場所で「時刻表を検索する」などの行動を行った場合でも、その場所を記憶することができる。また提案手法では、ユーザの移動経路の重複部分や交差点での分岐を認識しながら地図を構築する。そのため過去に移動した道順ではなく、最適な経路での所要時間を求めることができる。提案手法の性能評価のために行った評価実験の結果、約 17 分先の到着時刻を 1 分以下の誤差で予測できた。さらに、構築した電波環境地図から道路地図を推定する実験を行い、道路や交差点の接続関係が実際の

移動経路と一致することを確認した。

なお提案手法では、簡易な加速度センサなどでユーザが一定速度で移動していることを検出する必要がある。所要時間ではなく地理的な距離が必要な場合には、ユーザの移動速度に関する知識が別途必要となる。また提案手法は、既存の位置情報システムが利用できない環境を想定しており、それらと競合するものではない。特に無線 LAN を利用する位置情報システムとは互いに補完し合う関係と考える。

以下、2 章では課題の検討と事前実験の結果について述べる。3 章では既存の無線 LAN を用いた位置推定手法について述べる。4 章ではそれまでの議論をふまえて提案手法の設計を行い、5 章で実環境での評価実験によりその特性を示す。最後に、6 章でまとめと今後の課題を述べる。

2. 課題の検討と事前実験

端末自身で電波環境地図を構築する場合には、次の 3 点が課題となる。

- (1) 地図を構築済みの場所からの逸脱・復帰の検出法
- (2) 逸脱を検出した場合の電波環境地図の拡張法
- (3) 構築した電波環境地図の位置推定精度

ここで、次の 2 つの前提条件を設定する。1 つ目は、端末の移動は道路地図などのグラフ構造上の移動に近似できるとする。無線 LAN のアクセスポイントが設置されるのは建物の内部が大半であり、その信号が利用できる環境は屋外であっても建物間の道路上に移動が制限される。また、屋内の位置推定においても廊下と部屋で構成されるグラフ構造上の移動を仮定する場合も少なくない^{4)–6)}。したがって、この前提条件が実用上の問題となることは少ない。2 つ目は、端末はユーザが徒歩もしくは一定速度で移動していることを検出し、移動中は連続的にアクセスポイントの信号を観測するものとする。なお、ユーザのコンテキストの取得には位置情報に加えて加速度センサの情報を利用することが多く、またカメラ機能を有する携帯端末では写真の向きを判別するために加速度センサが搭載されている。これらの加速度センサを用いて検出すれば、追加のデバイスは必要ない。

この 2 つの前提条件を用いれば、(1) を解決することにより (2) は容易に実現可能である。逸脱した場所から復帰した場所まで一本道を仮定して地図を拡張すればよいのである。ただし、その一本道が直線道路か曲がっているのか、曲がっているとすればどのあたりかは分からない。このため、地図の構築および位置推定に座標情報を用いることができない。したがって (2) については、次章で既存の無線 LAN を用いた位置推定手法について述

べた後に検討する。(3) については、本論文で提案する (1) および (2) の方法を実装し実験により確認する。本章では、まず (1) について検討し事前実験の結果を示す。

2.1 逸脱の検出法

地図を構築済みの場所から逸脱後、再び復帰した場合の検出法は、時間を逆に考えれば逸脱の検出と同じである。ここでは逸脱に絞って検討する。提案手法では、新たに訪れた場所の地図を逐次構築するため、過去に訪れたことのある場所の地図は構築済みと判断できる。したがって逸脱の検出は、端末が観測したアクセスポイントの信号を用いて、現在の端末位置が過去に訪れたことのある場所かを判断することで行う。

実環境ではアクセスポイントの密度は一定ではないため、過去に訪れたことがあるかの判断にはその密度に依存しない指標を用いる必要がある。そこで、集合間の類似度を示す tanimoto 係数⁷⁾ による次の指標を考える。

$$TC(o_s, o_t) = \frac{n(o_s \cap o_t)}{n(o_s \cup o_t)} \quad (1)$$

ここで、観測 o_s, o_t は時刻 s, t に端末が検出したアクセスポイントの集合、 $n()$ は集合の要素数を表す。検出したアクセスポイントの個数の比は、アクセスポイントの信号を受信可能なエリアの面積比に比例すると考えられる。したがって式 (1) は、時刻 s と時刻 t での受信可能なエリアの重なり具合を示しており、すなわちアクセスポイントの密度に依存せずどれだけ近い場所にいたかの指標を与える。時刻 s と時刻 t で同じ場所にいた場合には 1 に近い値となり、無線 LAN 信号の到達距離以上に離れていれば 0 となる。よって、現在時刻を t とし、直近を除く時刻 $(t - D)$ までに訪れた場所の地図は構築済みと仮定すれば、

$$TC(t) = \max_{s < t-D} TC(o_s, o_t) \quad (2)$$

は、時刻 t において構築済みの場所を移動しているかを判断する指標となる。

2.2 事前実験

事前実験を行い、実環境において式 (2) を用いて過去に訪れた場所を判断できるかについて確認した。事前実験では、IEEE802.11b を搭載した PDA (DELL 社 Axim X50v) で、11b および 11g のアクセスポイントが送信するビーコン信号を受信しながら徒歩で住宅地内を移動した。住宅地内の移動はおよそ 32 分間で、6 分 20 秒後にスタート地点の交差点を横切るように通過し、その後 10 分 20 秒に再度スタート地点の交差点に戻ってきた後は断続的に 1 度以上通過した道路上を 4 回移動した (10 分 20 秒から 11 分, 18 分 20 秒から 20 分 50 秒, 26 分 30 秒から 28 分 40 秒, 30 分から 31 分 40 秒)。

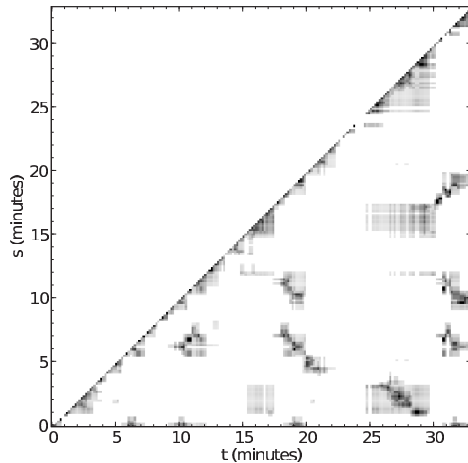


図 1 アクセスポイント検出履歴の類似度行列

Fig. 1 A similarity matrix, between observations of WiFi signals at time s and t .

図 1 は、横軸を現在時刻 t 、縦軸を過去の時刻 $s (< t)$ として、32 分間の観測データに対する式 (1) の値を白 (= 0) から黒 (= 1) のグレイスケールで表示したものである。検出したアクセスポイントの個数の集計と式 (1) の計算は 10 秒ごとに行っている。図 1 の右下部に特に値が高い部分が斜線状に並んでいる領域が 7 つ存在するが、これは縦軸と横軸で示される 2 つの時間帯で同じ道路を通過していることを示す。たとえば、 $(t, s) = (10.3, 6.3)$ 付近から $(11, 7)$ 付近までに斜線状の領域が存在している。これは 10 分 20 秒から 11 分までは、6 分 20 秒から 7 分までと同じ道路を通過したためである。また、横軸の値が 18 分 20 秒から 20 分 50 秒と、26 分 30 秒から 28 分 40 秒の範囲にある右斜め下向きの斜線状の領域は、それぞれ 4 分 30 秒から 7 分と、1 分から 3 分 10 秒にかけて通過した道路を逆向きに移動したためである。

一方で、初めて通過する道路上を移動している時間帯においては、横軸をそのときの時刻 t とすると対角線より下側 ($s < t - D$) に式 (1) の値が高い部分が存在していないことが確認できた。たとえば、6 分 20 秒と 10 分に 1 度も通過したことがない道路からスタート地点の交差点に進入している。そのため、点状に値が高い部分が $(t, s) = (6.3, 0)$ と $(10, 0)$ 付近に、斜線状の先端が $(10, 6.3)$ 付近に存在しているが、その直前の時刻の位置には値が高い部分が存在していないことを確認できる。したがって、式 (2) を用いることで現在位置

が初めて訪れる場所かどうかを判断できるということを事前実験より確認できた。

また、事前実験のデータから、端末がアクセスポイントの信号を受信可能なエリアの形状を調べたところ、直進方向の道路に沿って大きく広がるが、建物がある方向や交差する道路方向には非常に狭いことが分かった。交差点で直進した場合と右折もしくは左折した場合で受信可能なエリアの重なりは急激に減少する。そのため、式 (2) の値が 1 に近い値から 0 に変化するタイミングは逸脱するタイミングをほぼ正確に示すことが分かった。たとえば、7 分、11 分、18 分 20 秒および 31 分に同じ交差点を通過している。そのため $t = 11, 18.3, 31$ と $s = 7, 11$ の交線の右下部すべて (5 つ) に斜線状の領域の先端がある。斜線状の領域の先端が同じ交差点を分岐した時刻で縦横に整列していることから、式 (2) の値が 1 に近い値から 0 に変化するタイミング (およびその逆) に再現性があることが確認できる。なお、30 分から 31 分 40 秒までは 17 分 20 秒から 19 分までと同じ経路を移動したため、18 分 20 秒と 31 分とではまったく同じ方向に交差点を通過した。そのため $(t, s) = (31, 18.3)$ は、斜線状の領域の先端ではなく途中にある。

3. 無線 LAN による位置推定方式

無線 LAN を用いた位置推定方式は、利用する電波の特性によって三点測量方式、近接方式、学習方式の 3 つに大別される。

三点測量方式 (Triangulation 方式) は、基準点となるアクセスポイントからの距離を電波の距離特性を用いて測定し、基準点の座標と距離を用いて端末の座標を推定する。

近接方式 (Proximity 方式) は、電波の到達範囲は有限という特性のみを仮定する。アルゴリズムが簡単になるという特徴があるが、位置の推定精度は信号の到達範囲とほぼ同等であるため最も精度が低い。このため提案手法への適用は検討外とした。

学習方式 (Sence Analysis, Fingerprinting 方式) は、主に複雑な電波伝搬環境を想定し、位置を推定しようとする範囲の各場所における無線信号のパターンを直接学習する。各場所が識別子などにより識別できれば座標情報を必要としない。学習方式のうちベイズ推定を用いる手法は、アクセスポイントの数が一定でなくてもよいなど、推定に用いる情報に対する柔軟性が高い⁸⁾。

3.1 ベイズ推定による位置推定手法

提案手法では、逸脱の検出とその場所の特定のため、連続的なアクセスポイントの観測と位置推定を行う。そのため、直前の推定位置からの予測が利用でき、座標情報が不要なベイズ推定を利用する。連続的な位置推定を行う場合、直前の端末の推定位置から現在位置の候

補を絞り込むことで推定精度が向上することが、無線 LAN による位置推定の先駆的な研究である RADAR⁹⁾ システムの関連研究¹⁰⁾ において示されているためである。これをベイズ推定の枠組みで行う手法は、ロボティクス分野ではベイズフィルタ¹¹⁾ と呼ばれ、無線 LAN による位置推定への適用もさかんである^{5),6),12)}。

ベイズフィルタを含む従来のベイズ推定による位置推定手法では、オフラインフェーズと呼ばれる事前準備が必要である⁶⁾。事前準備のオフラインフェーズに対して、端末位置の推定はオンラインフェーズと呼ばれる。以下、従来手法の手順に沿って説明し、提案手法との違いを次章で説明する。

3.1.1 オフラインフェーズ

オフラインフェーズでは、まず位置を推定しようとする範囲の多数の場所 S_1, S_2, \dots, S_N でアクセスポイントの電波を測定し、トレーニングデータとする。測定した場所が端末位置の候補となるためできるだけ多くの場所で測定する必要がある。次に、トレーニングデータを用いて、場所 S_n で観測 o が得られる確率 $b_n(o)$ の計算式のパラメータを学習する。

$$b_n(o) = P(o|S_n) \quad (3)$$

観測 o に用いる物理量や $b_n(o)$ の計算式およびそのパラメータの決定方法は、要求される推定精度や想定する環境の伝搬モデルなどによって異なる。ここでは、トレーニングデータを用いた学習によって任意の観測 o の値および場所の候補 S_n に対して $b_n(o)$ が計算可能になると仮定する。なお、従来手法の多くは、屋内向けアプリケーションが必要とする精度（誤差 1~2m）の位置推定を行うため、各アクセスポイントからの信号の電波強度を測定し、それらのベクトルを観測 o として観測確率を計算する^{4)-6),8),12)}。提案手法では、検出したアクセスポイントの組合せを用いて観測確率を計算するが、詳細は次章で説明する。

次に、フロアの見取図や道路地図などから移動の制約情報を抽出する。ベイズフィルタでは、移動の制約情報をマルコフモデルの遷移確率 a_{ij} で保持する。

$$a_{ij} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i) \quad (4)$$

場所 S_i と場所 S_j は連続して直接移動可能であれば $a_{ij} \neq 0$ とされる。自己遷移確率 a_{ii} はその場所の広さなどを表す。なお、本論文の提案手法では、各場所の平均滞在時間のパラメータを K とすると、自己遷移確率を $a_{ii} = 1/K$ とし、その他の遷移先には $(1 - 1/K)$ を均等に分割している。

3.1.2 オンラインフェーズ

オンラインフェーズでは、端末はまずアクセスポイントからの信号をオフラインフェーズと同じ形式で測定する。現在時刻 t に測定したデータを観測 o_t とすると、ベイズフィルタ

では観測データ全体 $o_{1:t} = o_1, o_2, \dots, o_t$ を用いて端末位置を推定する。時刻 t の端末位置 q_t が場所 S_j である確率を $f_t(j)$ とすると、ベイズの定理より、

$$\begin{aligned} f_t(j) &= P(q_t = S_j | o_{1:t}) \\ &= \frac{P(o_t | q_t = S_j) P(q_t = S_j | o_{1:t-1})}{P(o_t | o_{1:t-1})} \\ &= \frac{1}{Z} b_j(o_t) f_t^-(j) \end{aligned} \quad (5)$$

である。 Z は正規化定数であり、確率の総和が 1 であることから $Z = \sum_{j=1}^N b_j(o_t) f_t^-(j)$ である。また $f_t^-(j)$ は予測分布と呼ばれ、

$$\begin{aligned} f_t^-(j) &= P(q_t = S_j | o_{1:t-1}) \\ &= \sum_{i=1}^N P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i) P(q_{t-1} = S_i | o_{1:t-1}) \\ &= \sum_{i=1}^N a_{ij} f_{t-1}^-(i) \end{aligned} \quad (6)$$

で計算される。 $f_{t-1}^-(i)$ は直前の時刻に式 (5) で計算された確率である。総和記号の右側は時刻 $(t-1)$ に場所 S_i を通過して時刻 t に場所 S_j に到達する確率を意味し、すべての通過点 S_i に対して足し合わせることで場所 S_j に到達する確率を予測している。

4. 提案手法の設計

構築した地図上での位置推定に前述のベイズフィルタを適用する場合、残る課題は観測確率の計算と地図の拡張手順である。本章ではそれらの設計を示す。また、それを基本方式とした拡張方法についても述べる。

4.1 観測確率の計算

従来手法の多くと同様に観測確率の計算に電波強度を用いる場合、その平均値や分散を学習するために同じ場所を複数回通過する必要がある⁶⁾、地図の構築に長期間の観測データの蓄積と複雑な手順が必要になる。

そこで提案手法では、逸脱の判定と同様に検出したアクセスポイントの組合せを観測データとして位置推定を行う。図 1 の斜線状の領域の中心を追跡することで、過去に 1 度しか通過していなくても同じ場所を通過した時刻を特定できるためである。なお、数式での表記を簡単にするため、各時刻において検出したアクセスポイントの組合せをベクトルで表記する。

$$\mathbf{o}_{1:t} = \mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_t \quad (7)$$

$$\mathbf{o}_t = (o_{1,t}, o_{2,t}, \dots, o_{M,t}) \quad (8)$$

ここで、変数 $o_{m,t}$ は時刻 t にアクセスポイント m ($1 \leq m \leq M$) を検出した場合は 1、できなかった場合は 0 とする変数である。また、時刻 t は観測周期 T を単位時間とする。

次に、場所 S_n でアクセスポイント m が検出される確率を b_{nm}^* とする。それぞれのアクセスポイントが検出される確率は独立しているため、場所 S_n で観測 \mathbf{o}_t が得られる確率 $b_n(\mathbf{o}_t)$ は、

$$\begin{aligned} b_n(\mathbf{o}_t) &= \prod_{m=1}^M P(o_{m,t} | q_t = S_n) \\ &= \prod_{m=1}^M [b_{nm}^* o_{m,t} + (1 - b_{nm}^*)(1 - o_{m,t})] \end{aligned} \quad (9)$$

となる。提案手法では確率 b_{nm}^* を過去の観測データから推定するため、時刻 t において場所 S_n に再び訪れた際には、アクセスポイントの移設や故障もしくは新設などで b_{nm}^* が変わっている可能性がある。特に、0 もしくは 1 と推定したパラメータが変化していると、正しい位置においても観測確率が 0 となり位置の推定に大きな影響を与える。そこで、観測確率が 0 にならないように式 (9) を次のように平滑化する。

$$b_n(\mathbf{o}_t) = \prod_{m=1}^M [(b_{nm}(1 - P_a) + P_a) o_{m,t} + \{(1 - b_{nm})(1 - P_b) + P_b\} (1 - o_{m,t})] \quad (10)$$

ここで、 b_{nm} は b_{nm}^* の推定値である。 P_a は過去に 1 度も検出されなかったアクセスポイントが新たに検出される確率、 P_b は検出されていたアクセスポイントが故障などにより検出されなくなる確率と見なせる。提案手法では、移動しながら測定した観測データを用いてオンラインで学習するため、それぞれの b_{nm} の計算に利用できる学習データは非常に少ない。そのため P_a, P_b は、環境変化だけでなく、学習データの少なさによる過学習を低減するよう実験的に決定する。

4.2 端末での処理手順

次に、端末の処理手順について述べる。なお、端末自身で地図を構築するため、提案手法にはオフラインフェーズに相当する手順はない。また、初期状態 ($t = 1$) は、

$$a_{11} = 1 \quad (11)$$

$$b_{1m} = E[o_{m,t} | q_t = S_1]$$

$$= o_{m,1}, \quad 1 \leq m \leq M \quad (12)$$

として場所 S_1 のみの地図を生成し、時刻 $t = 1$ の端末位置を場所 S_1 とする。

4.2.1 端末位置が構築済みの地図上の場合

直前の時刻において地図上を逸脱していないと推定された場合、まずベイズフィルタを用いて現在位置の候補を推定する。

$$\bar{q}_t = S_n, \quad n = \operatorname{argmax}_n f_t(n) \quad (13)$$

次に、現在時刻において逸脱していないかの判定を行う。式 (2) で判定できることは説明したが、これを直接計算するには観測データをすべて保存しなければならない。そこで、観測確率のパラメータを用いて次のように近似する。

$$\begin{aligned} TC(t) &\simeq \max_n E[TC(\mathbf{o}_s, \mathbf{o}_t) | q_s = S_n] \\ &\simeq \max_n \frac{\sum_{m=1}^M b_{nm} o_{m,t}}{\sum_{m=1}^M (b_{nm} + o_{m,t} - b_{nm} o_{m,t})} \end{aligned} \quad (14)$$

1 つ目の近似は、特定の観測に対する最大値を、各場所の観測データ集合 $\{\mathbf{o}_s | q_s = S_n\}$ に対する期待値の最大値に置き換えている。2 つ目の近似は、

$$E[n(\mathbf{o}_s) | q_s = S_n] = \sum_{m=1}^M b_{nm} \quad (15)$$

であることを利用している。さらに、式 (14) の最大値を与える場所 S_n は、式 (13) で推定される現在位置と考えられる。そこで、

$$TC'(t) = \frac{\sum_{m=1}^M b_{nm} o_{m,t}}{\sum_{m=1}^M (b_{nm} + o_{m,t} - b_{nm} o_{m,t})}, \quad n = \operatorname{argmax}_n f_t(n) \quad (16)$$

を計算し、この値が 30 秒間 0 が続いた場合に逸脱していると判定する。逸脱する直前の場所 S_A と時刻 T_A は、最後に式 (16) の値が 0.6 以上だった場所および時刻とする。判定の閾値は、図 1 のデータから決定した。

4.2.2 新規経路上を移動している場合

地図上から逸脱後は、平均滞在時間のパラメータ K で与えられる時間ごとに場所の候補を追加する。たとえば、新たに追加する場所の候補を S_{N+1} 、平均滞在時間を $K = 2$ とする場合、時刻 $(T_A + 2)$ の端末位置は場所 S_{N+1} 、その前後の端末位置は隣接する場所との

中間位置とする．

$$\begin{aligned} P(q_{T_A+1} = S_{N+1}) &= 0.5 \\ P(q_{T_A+2} = S_{N+1}) &= 1 \\ P(q_{T_A+3} = S_{N+1}) &= 0.5 \end{aligned} \quad (17)$$

他の K の値の場合については、 K が整数であれば $P(q_{T_A+K} = S_{N+1}) = 1$ とし、単位時間ずれるごとに確率が $1/K$ 減少すると考える．追加する場所 S_{N+1} の観測確率のパラメータ $b_{(N+1)m}$ は、 $K = 2$ の場合、次式ようになる．

$$\begin{aligned} b_{(N+1)m} &= E[o_{m,t} | q_t = S_{N+1}] \\ &= \frac{1}{2} o_{m,(T_A+2)} + \frac{1}{4} \{o_{m,(T_A+1)} + o_{m,(T_A+3)}\} \end{aligned} \quad (18)$$

遷移確率は、追加する場所 S_{N+1} と直前の場所 S_A は連続して移動可能であるため、3.1.1 項で説明したように設定する．追加した場所 S_{N+1} および時刻 $(T_A + K)$ を新たな S_A および T_A とし、地図上のどこかに復帰するまで追加を続ける．

復帰の判定は、逸脱時刻の特定と同様に式 (14) の値が 0.6 以上になった場合とするが、直近 (1 分程度) に追加した場所は計算から除外する必要がある．復帰した場所と最後に追加した場所は、移動可能であるため同様に遷移確率を変更する．

4.3 基本方式の拡張

以上を基本方式とし、性能改善のための 2 種類の拡張方法を提案する．

4.3.1 右側通行モデル

基本方式の遷移確率は、一定時間後に到達可能な範囲を示すのみで移動の方向性は持っていない．人の移動には明確な進行方向があり、予測分布 $f_t^-(j)$ を人の移動に近づけることで位置推定精度を向上させることができる．マルコフ移動モデルに移動方向を持たせるには、二重マルコフモデルとする方法¹³⁾があるが、ベイズフィルタの計算において総和記号が 1 つ増え、計算量が位置候補数 N の二乗オーダーとなる．そこで、移動方向を持たせても計算量が 2 倍程度ですむ右側通行モデルを提案する．

基本方式では平均滞在時間 K ごとに場所の候補を 1 個ずつ追加したが、道には右側と左側があるとして 2 個ずつ追加することにする．そして、右側しか通行しないとして 1 方向のみに移動可能になるように遷移確率を設定する．追加した 2 つの場所の候補間は、方向転換確率のパラメータ P_c で与えられる小さな確率で移動可能とする．なお、道の右側と左側は概念的なもので、実際の移動を制限する必要はなく、また観測確率は右側と左側で同じとする．

評価においては、基本方式を M_1 、右側通行モデルを M_2 とする．加えて、直前の位置の情報を利用せず、現在の観測 o_t のみで位置を推定する場合を M_0 とする． M_0 は、式 (5) の予測分布 $f_t^-(j)$ を定数とした場合に相当する．

4.3.2 パラメータの更新

各観測確率のパラメータ b_{nm} は、式 (18) で示されるように少数の観測データから生成される．そのため、場所の生成時のみだけでなく、再度通過したときの観測データを用いて更新するのが望ましい．文献 6) では、教師なし学習の代表的なアルゴリズムである EM (Expectation Maximization) 法を用いて更新する手法が提案されている．

屋外において遍在するアクセスポイントを利用する場合、アクセスポイントの新設や消滅が逐次発生する．EM 法は、過去の観測データ全体を利用してパラメータを再計算するため、本来の観測確率 b_{nm}^* に変化がない場合にその推定値 b_{nm} の精度を高めることができるが、環境変化には追従できない．提案手法の地図と同じ構造を有する HMM (Hidden Markov Model) のオンライン学習を行ういくつかの従来研究^{14)–16)}において、このような学習対象の確率自体が変化する場合には LMS (Least Mean Squares) 型の更新アルゴリズムのほうが優れることが示されている．LMS 型では、観測 o_t の推定位置 S_n のパラメータを学習係数 λ を用いて少しずつ更新する．

$$b'_{nm} = b_{nm} + \lambda(o_{m,t} - b_{nm}) \quad (19)$$

消滅したアクセスポイントなどの情報は徐々に忘れられ、また観測データ全体を保存しておく必要がない．LMS 型の更新を M^+ 、EM 法による更新を M^* とし実験により効果を比較する．

5. 評価

評価には、屋外を移動した観測データ 2 種類と、屋内を移動した観測データ 1 種類の計 3 種類の観測データを利用する．評価に用いた 3 種類の観測データを図 2 の (a) から (c) に示す．各グラフの横軸は時間 t 、縦軸は最初に検出したタイミングの順で割り当てたアクセスポイントの番号 m で、グラフの各点は $o_{m,t} = 1$ のところである．

図 2 (a) は、住宅地内および国道沿いを含む片道約 1.5 km を往復した際の観測データで、2 往復分を表示している．スペースを節約するために 20 分ずらして 1 つのグラフに表示しているが、なるべく多様な場所と時間帯を含むように片道 17 分の各観測データは別々のタイミングで測定している．行きは朝に帰りは夜に測定したもので、検出されるアクセスポイントは夜のほうが若干多い．最初の 1 往復と 2 往復目の帰りは同じ経路を通過している

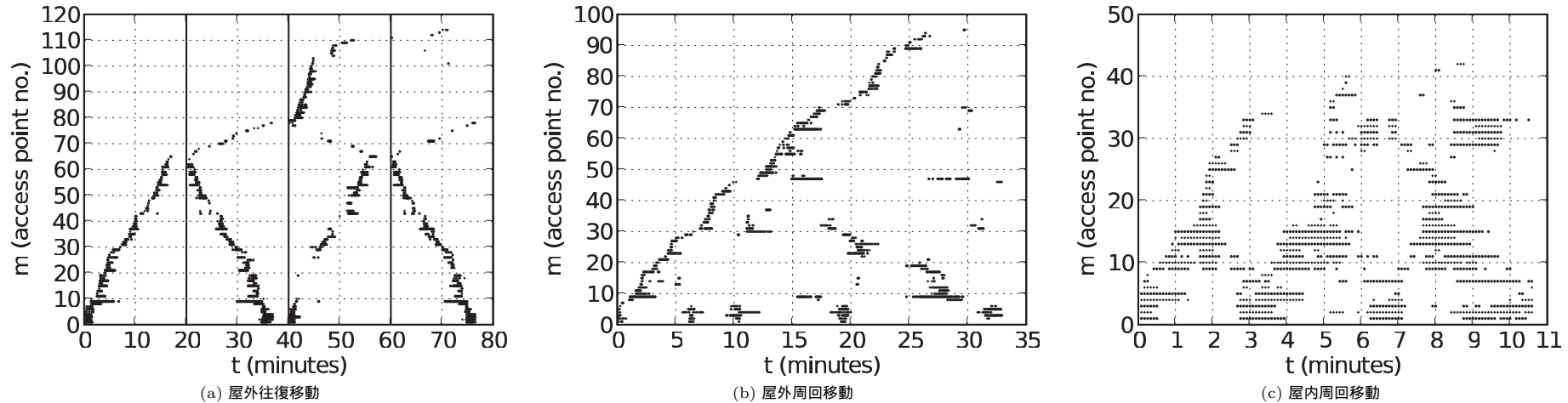


図 2 評価に用いた観測データ

Fig. 2 Observation sequences of WiFi signals in each experimental environment.

が、2 往復目の行きは 2 力所で別の経路を通過している．およそ 79 から 103 個目までが 1 回目の逸脱で 104 から 110 個目が 2 回目の逸脱で新たに検出されたアクセスポイントである．観測データの収集には、事前実験と同じ PDA (X50v) を用いている．

図 2(b) は、事前実験で収集した観測データで、およそ 32 分間で 95 個のアクセスポイントを検出している．

図 2(c) は、鉄筋コンクリート三階建てのオフィス内を階段を使って周回したもので、メインの建物の 3 フLOOR と 3 階の渡り廊下でつながれている建物の 1 フLOOR をおよそ 10 分 30 秒で移動し、42 個のアクセスポイントを検出している．検出されたアクセスポイントが特に多い時間は階段ホールを移動中で、延べ 7 回ある．各フロアの移動にかかる時間は階段からもう一方の階段まで約 1 分である．屋内の観測データの収集には、IEEE802.11g を搭載した別の PDA (HP 社 iPAQ rx5965) を用いている．オフィス内のアクセスポイントには Hidden-SSID の設定がされており、前述の PDA (X50v) ではそれらを検出することができなかったためである．

IEEE 802.11b/g の 13 チャンネル分のアクセスポイントの検出にかかる時間は、使用した端末ではいずれも実測で 5 秒であった．そのため、単位時間の標準値を $T = 5$ 秒とした．また、平均滞在時間のパラメータの標準値は $K = 2$ とした．この場合、各場所の候補 S_n

の間隔は 10 秒で移動する距離に相当する．

5.1 位置推定精度の評価

パラメータの影響および構築した電波環境地図の位置分解能を把握するため、GPS を用いて評価を行った．評価は、まず図 2(a) の最初の行きのデータを用いて電波環境地図を構築した．そして、2 往復目の帰りで各時刻の位置 S_n を推定し、そのときの GPS 座標と場所 S_n を構築したときの GPS 座標との差を推定誤差として評価の指標とした．ただし、多数の GPS 衛星が補足できるタイミングを選んだが、平均して 3m 程度の誤差が GPS の座標自体に含まれている．

5.1.1 位置推定方式 (M_1, M_2, M_0) の評価

はじめに、通常のベイズフィルタ M_1 、右側通行モデルのベイズフィルタ M_2 、現在の観測 o_t のみで推定を行う M_0 の位置推定精度を比較した． M_0 は、通常のベイズフィルタの効果を示すため比較に用いた．横軸が誤差 (m) で縦軸が累積確率密度である． M_0 と M_1 の平滑化パラメータは $P_a = 0.01, P_b = 0.1$ とした場合が最も誤差が少なかったため、その値を利用している． M_2 の場合は $P_a = 0.2, P_b = 0.4$ であった． M_2 のほうが最適な平滑化パラメータが大きいのは、予測分布の影響を大きくしたほうが誤差が少なくなるからと考えられる． M_1, M_2 とともに P_a より P_b の値を大きくする必要があったが、これはあるアク

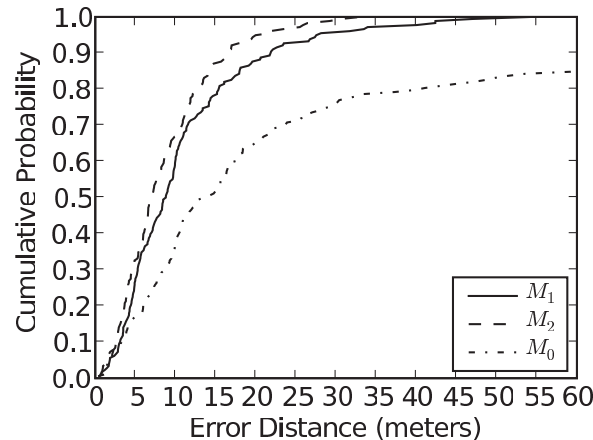
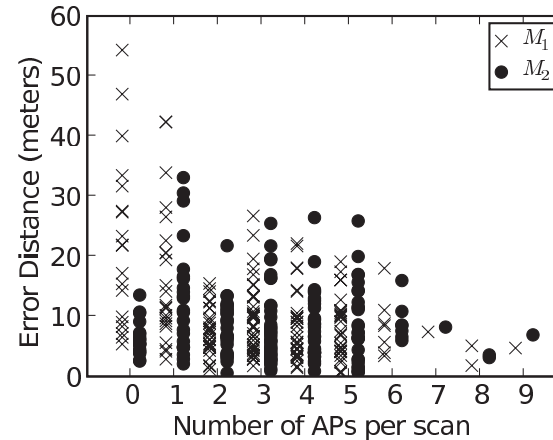
(a) M_1 , M_2 , M_0 の誤差の累積確率密度(b) M_1 と M_2 との比較

図 3 位置推定方式の比較

Fig. 3 Comparison of localization methods.

セスポイントから受信できたという情報は、受信できなかったという情報より重要であることを示している。 M_2 の方向転換確率は、大きいと M_1 との差がなくなり、小さくしすぎると実際に方向転換をした場合に誤差が大きくなる。方向転換した場合にも精度が大きく劣化しない範囲の最小値は $P_c = 0.01$ であったのでこの値を用いる。

図 3 (a) に各推定方式における誤差の累積確率密度を示す。誤差の中央値 (50%値) は M_1 が 8.8m, M_2 が 7.1m, M_0 が 11.3m であった。評価に用いた GPS の誤差を考えると M_0 を除いて有意な差がない。95%値で比較すると, M_1 の 28.1m に対して M_2 が 21.7m と約 6.4m 改善されている。 M_0 の 95%値はグラフから大きく外れたところにあるが, これは検出アクセスポイント数が 0 の時間が全時間の 11%あるためである。現在の観測 α_e のみで位置を推定する M_0 ではアクセスポイントを 1 つ以上検出する必要がある。アプリケーションが位置情報を利用する場合には一時的に大きく外したとしてもその後修正されれば問題が少ないため 50%値で評価されることが多いが, 提案手法では逸脱地点の推定位置のずれは構築した電波環境地図のトポロジのずれとして残りその後の推定精度にも影響を与えるため 95%値も重要である。

図 3 (b) は M_1 と M_2 とでアクセスポイント数に対する誤差の分布を示すグラフである。縦軸は誤差, 横軸はそのときに検出されているアクセスポイント数を示している。学習方式

は少数のアクセスポイントでフロア全体をカバーする屋内環境への適用が多く, 検出できるアクセスポイントと推定誤差の関係は筆者らの知る限りこれまで報告されていない。そのため本論文では詳細に検討する。まずアクセスポイント数が 0 の場合, M_1 は推定位置がその場にとどまるため, その状態が続くと時間に比例して誤差が増える。 M_2 は, 予測分布により推定位置が進行方向に向かって移動するため, その状態が続いても M_1 のように誤差が大きくなる。アクセスポイント数が 1 の場合には M_1 と M_2 の両方で誤差が大きな場合が存在するが, これはばらつきを特徴として学習してしまういわゆる過学習の状態と推定される。国道沿いに低い確率で広範囲に検出されるアクセスポイントが存在し, 通行するたびに検出される場所が大きく変わるためである。アクセスポイント数 2 から 5 では誤差の分布があまり変わっていない。アクセスポイント数が増えるにつれて情報量が増え誤差が少なくなることが予想されるが, 住宅地内でアクセスポイント数が多い場所は見通しがよい場所が多く特徴が学習しにくいためにそうはならなかった。アクセスポイント数 7 から 9 の誤差が少ないのは, いずれも交差点であるために 2 方向に視界が開け, 周辺に比べて多くのアクセスポイントが検出されることで特徴が学習しやすいためである。

5.1.2 パラメータ更新方式 (M^+ , M^*) の評価

図 4 (a) に, 1 往復目の帰りのデータで観測確率のパラメータを更新した場合の誤差の累

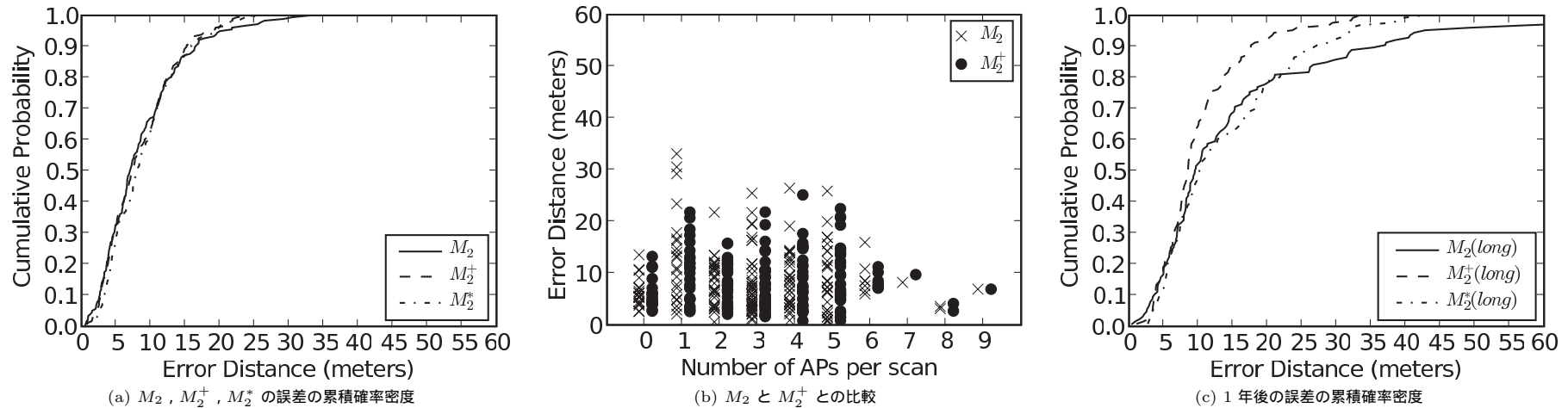


図 4 パラメータ更新による誤差の改善
Fig. 4 Improvement in accuracy using update methods.

積確率密度を示す。比較は、右側通行モデルの M_2 に対して LMS 型で更新した M_2^+ と EM 法で更新した M_2^* で行っている。LMS 型の学習係数は $\lambda = 0.5$ とした。50%値は、更新しない場合に相当する上記の M_2 の 7.1 m に対して M_2^+ は 7.4 m, M_2^* は 8.1 m である。95%値は、 M_2 の 21.7 m に対して M_2^+ は 19.3 m, M_2^* は 19.4 m である。50%値および 95%値ともあまり変化はないが、グラフからは少数のはずれ値 (95%以上のところ) が改善されていることが分かる。

図 4(b) に、 M_2 と M_2^+ のアクセスポイント数別の誤差の比較を示す。アクセスポイント数 1 の場合の大きな誤差が改善されているのは国道沿いのアクセスポイントへの過学習が改善されているためである。その他の部分で大きな変化がないことから、広範囲に低い確率で検出されるアクセスポイントが存在しなければ、1 度の通行で収集したデータで十分な学習ができると考えられる。

図 4(c) は、更新と推定に 1 年後のデータを用いた場合の誤差の確率密度である。この間にアクセスポイントは 65 個から 102 個に増えたが、17 個が消滅しており 1 年前から残っているのは 48 個である。1 年前に生成したパラメータのままの場合の 50%値は 9.6 m, 95%値は 42.9 m であった (M_2)。1 年後のデータで 1 回更新することで、50%値が 8.5 m, 95%値が 23.6 m に改善される (M_2^+)。EM 法を用いる M_2^* では 50%値が 10.3 m, 95%値が 32.1 m

で、環境変化がある場合には M_2^+ に比べて改善度合いが少ない。

5.1.3 観測周期と平均滞在時間のパラメータの影響

図 5(a) は、 M_2^+ の平均滞在時間のパラメータ K と単位時間 T を変更した場合の誤差の確率密度である。平均滞在時間 K は、たとえば観測データ 6 個ごとに状態を 5 つ追加するなどの工夫を行えば整数でなくてもよい。右側通行モデルでは、 K を小さくすると予測分布での移動速度の分散が小さくなるため、実際の移動速度のばらつきと同等になるようにすることで推定精度が向上する。本実験では $K = 1.2$ に変更した場合、デフォルト値の $K = 2$ に対して 50%値が 7.1 m から 4.9 m に、95%値が 21.7 m から 13.3 m と改善された。図 5(b) にアクセスポイント数ごとの誤差を示す。予測分布の精度が向上した結果、アクセスポイント数によらず全体的に改善している。なお、移動速度の上限も学習時の K 倍に制限されるため、小走りしたときなどを考慮するとあまり小さくするのは望ましくない。

K を大きくした場合には場所の候補数が少なくなりメモリの節約効果が期待できるが、 K をそのまま単位時間 T を大きくすることでメモリだけでなく計算量も減らすことができる。 $T = 10$ 秒の場合、50%値が 9.45 m, 95%値が 18.9 m で、50%値は若干悪化しているが 95%値は若干改善されている。図 5(c) にこのときのアクセスポイント数ごとの誤差を示す。50%値が悪化しているのは、もともと精度の良かったアクセスポイント数が多い場合の

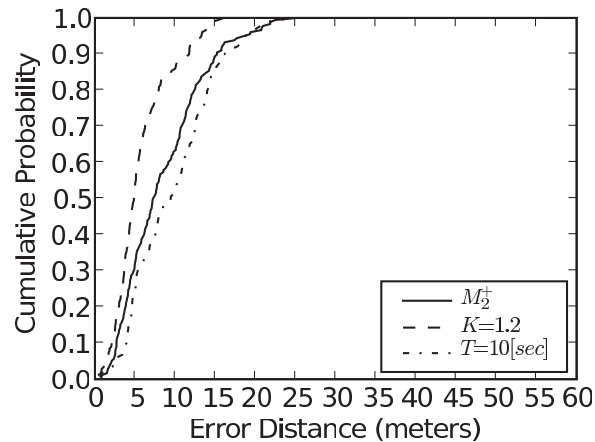
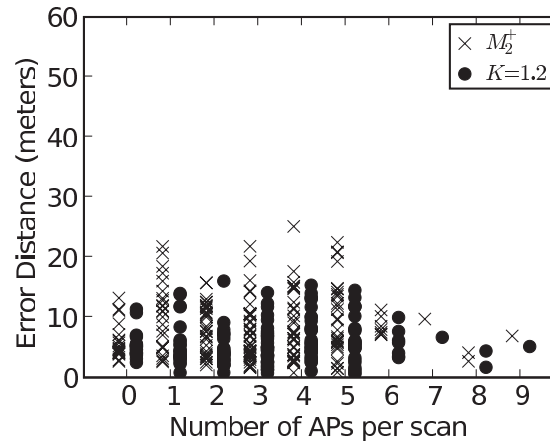
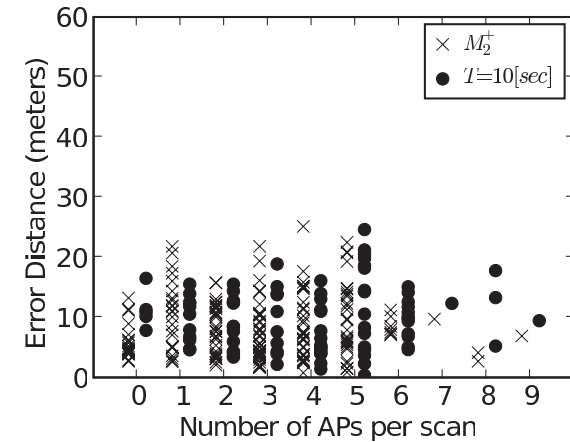
(a) パラメータ T と K の影響(b) M_2^+ のデフォルト値と $K = 1.2$ にした場合との比較(c) M_2^+ のデフォルト値と $T = 10$ 秒にした場合との比較

図 5 平均滞在時間のパラメータと単位時間の影響
Fig. 5 Impact of parameters K and T on accuracy.

誤差が大きくなっているためである。これは、 T を大きくした結果、場所の候補の間隔が 2 倍になったためと考えられる。特にアクセスポイント数 8 の場合が悪化しているが、この場所は交差点であるため誤差が増えるのは望ましくない。95%値が改善しているのは、特に誤差が大きかったアクセスポイント数 1 の場合が改善されているためである。これは、学習対象のモデルの精度が落ちたことにより過学習状態が緩和されたためと考えられる。

5.2 道路地図の推定

本研究の目的は過去に訪れた場所との位置関係を時間的な距離により取得することにあるが、さらに道路地図のような物理的な位置関係が得られることはアプリケーションにとって有用である。また、複雑な移動した場合にも正しく電波環境地図が構築されているか議論するためには構築した地図を可視化する必要がある。図 2(a), (b) に示した 2 種類の屋外の観測データに対して提案手法 (M_2^+) を用いて電波環境地図を構築し、さらに道路地図を推定する実験を行った。

ネットワークトポロジなどの論理的な位置関係から物理的な配置を推定する場合には、ばねモデル^{17),18)} が利用されることが多い。このため、場所の候補を質点とし、遷移確率が 0 でない質点間をばねで結んだ力学モデルのエネルギーが最小になるように各質点の配置を求める方法がまず考えられる。しかし、道路地図のトポロジには大きな隙間があり、ばねだ

けで構造を支えるのは難しい。そこで、すべての質点間に斥力を持たせる文献¹⁹⁾ のアルゴリズムを利用することにした。なお、実験には上記アルゴリズムを実装した汎用のグラフ構造可視化ツール²⁰⁾ を利用した。

図 6(a) は、図 2(a) の 2 往復分の観測データに別経路の移動を追加した観測データに対して、上記の手法を適用した結果と、そのときの GPS の軌跡 (左上枠内) である。論理的な構造はよく一致しているが物理的な配置はねじれている。地図の中央部分に川があり近くには橋が一カ所しかないため配置の自由度が大きいためである。このような場合、遷移確率だけでなく電波の到達範囲もばねに置き換えることで配置の精度が向上する可能性がある。たとえば、橋を挟んだ両側の経路で共通して受信できるアクセスポイントがあれば、その経路が近づくように配置されるため物理的な配置に近づくと考えられる。しかし、今回は距離があるためそのようなアクセスポイントはなかった。

図 6(b) は、図 2(b) の観測データに対して適用した結果と、そのときの GPS の軌跡である。一番短い交差点間の距離はおよそ 60 m である。まず図 6(b) の右端上から 2 番目の交差点で左方向と下方向の道路が実際より長くなっている。交差点の直前で検出アクセスポイント数が 0 となり、最後に式 (16) の値が大きかった場所が 15 秒ほど手前にずれたためである。このような場合、最初の推定で正確に交差点位置を特定するのは難しい。しかし、

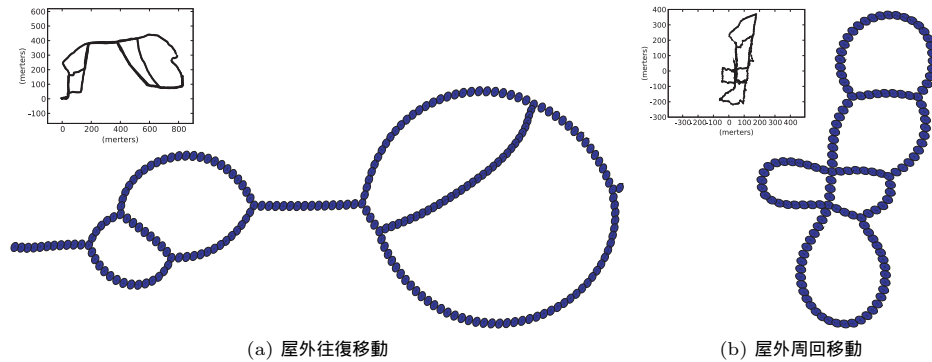


図 6 GPS 軌跡と推定した道路地図

Fig. 6 GPS traces and road networks estimated from radio maps, which constructed from observation sequences of WiFi signals.



図 7 可視化した屋内実験の電波環境地図

Fig. 7 Estimation of the topology of an indoor environment from the radio map.

構築した地図にこのようなずれがある場合、地図上での平均移動速度が交差点の進入方向により異なってくるため、これを集計すれば交差点のずれの認識と修正が可能と考えられる。なお、筆者らが想定するアプリケーションでは 15 秒のずれはまったく問題ない精度である。推定した道路地図の配置は、鏡像のあいまいさは残るが、トポロジが閉ループのみで構成されているため GPS の軌跡とよく似ている。直線道路が波打っているのは、斥力を持たせたためである。

5.3 屋内実験

提案手法は主に屋外での利用を想定しているが、鉄筋コンクリートの建物であれば床を透過して電波が到達することはないため適用可能と予想される。そこで、屋内環境への適用実験を行った。

図 7 は、図 2(c) の屋内周回移動の観測データから電波環境地図を構築し、前節と同様に可視化したものである。この結果から、各フロアの認識はできていることが分かる。4 フロア

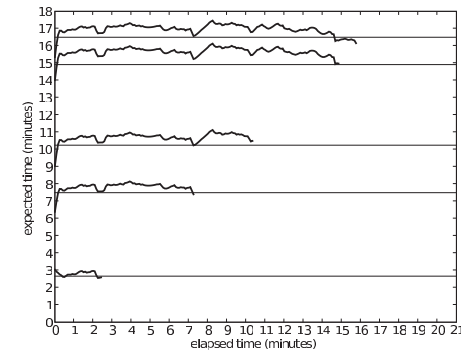


図 8 到達時刻の予測

Fig. 8 Estimation of arrival times to a destination and intersections in the path.

アのうち 3 フロアは同じ建物の 3 階分で 1 フロアは別の建物であるが、提案手法で構築した地図からそこまでの立体構造を推定するのは難しい。

なお、予想と反し各フロアで共通に検出できるアクセスポイントが 4 割近くあった。そのため、逸脱判定の式 (16) の閾値は屋外の場合の 0 から 0.4 に変更する必要があった。複数のフロアで検出されたアクセスポイントは、主に向かいの建物に設置されたアクセスポイントと推定している。

5.4 アプリケーション例：到達時刻の予測

提案手法の有用性を示すため簡単なアプリケーションを作成した。作成したアプリケーションは、現在の推定位置と目的地との最短経路を Dijkstra 法により特定する。そして、目的地および途中の各交差点までの残り時間を途中にある場所の候補を数えることで予測する。

図 8 は、図 3(a) の最初の 1 往復半で構築された電波環境地図を用いて、2 往復目の帰りの観測データに対して上記アプリケーションを適用した結果である。目的地は最初に観測データの収集を開始した場所 (S_1) とした。横軸は出発してから経過時刻、縦軸は経過時刻に残り時間の予測値を加えた到着時刻の予測値である。一番上の折れ線が目的地に対する予測時刻で、下 4 つの折れ線は途中 4 つの交差点に対する予測時刻である。到達したと推定した時刻に、それぞれ予測を終了している。各水平の直線は、GPS の軌跡から求めた実際の到達時刻である。信号待ちなどにより 1 分程度のずれはあるが安定して予測できている。また、各交差点の予測を終了した時刻と実際の到達時刻のずれは 20 秒程度であった。目的地では実際の到達時刻の 40 秒前に予測を終了している。これは、目的地の直前は

車椅子用のスロープを折り返しながら登るようになっているが、そのスロープの下で目的地に到達したと認識したためである。

上記の例において目的地とした場所を過去に時刻表を調べた場所などに置き換えれば、1章で述べたアプリケーションは実現可能である。ほかにも子供の見守りシステムへの適用が考えられる。たとえば、端末の電源を最初に入れた場所 (S_1) を自宅、平日の昼間に滞在することが多い場所を学校として認識する。学校と認識した場所を離れた場合、自宅にまっすぐ帰るのが通常であるため、自宅への到達時間の予測を時系列的に見て大幅にずれていくようであれば子供に何かあったと推定できる。また、途中の交差点までの到達時刻を予測することができるため、子供の端末間で通信することで1人になる時刻を予測し親などにももって通知することができる。

6. おわりに

本論文では、位置情報システムが提供されていない環境を想定し、端末自身で遍在する無線 LAN アクセスポイントの電波環境地図を構築する手法を提案した。提案手法では、構築済みの地図上から逸脱したタイミングと場所を推定し、その場所から地図を拡張する。一時的であっても大きな位置推定誤差は、交差点のずれとして地図に固定される可能性があるため、それを低減するためにベイズフィルタの適用と、さらに右側通行モデルの提案を行った。その効果は評価実験により確認し、構築した地図の交差点のずれは 20 秒以内であった。また、アクセスポイントの新設や消滅などの環境変化がある場合の評価を行い、そのような場合には LMS 型のアルゴリズムでパラメータを更新する手法が有効であることを確認した。住宅地内などの電波伝搬が複雑な環境下では、電波の距離特性を用いた座標推定を電波環境地図のオンライン生成手法に適用することができないが、ループ状の移動を行うことで物理的な位置関係を推定できることを道路地図の推定実験で示した。さらに、簡単なアプリケーションを作成し、提案手法の有用性を示した。

今後、筆者らは提案手法を子供見守りシステムに適用する計画である。小学生が身につける小型の端末において、IEEE802.11 などのデバイスを常時稼働させる必要があるアドホックネットワーク機能に加えて GPS を搭載するのは電源消費の面から難しいため、提案手法は有効と考えられる。アドホックネットワーク機能は、アプリケーション例で述べたような子供の端末間の通信に加えて、保護者などの端末との通信にも用いて防犯パトロールの協調作業を支援する。見守りシステムをユースケースとして、各端末が独自に構築した地図を利用して協調作業を行う場合の課題について取り組む予定である。

謝辞 貴重なご指導、ご支援をいただきました大阪大学ゆらぎプロジェクト関係各位の方々、ならびに西尾研究室アドホックネットワーク研究グループの皆様にご心より感謝いたします。

参考文献

- 1) 曆本純一, 塩野崎敦, 末吉隆彦, 味八木崇: PlaceEngine: 実世界集合知に基づく WiFi 位置情報基盤, インターネットコンファレンス 2006, pp.95-104 (2006).
- 2) 伊藤誠悟, 吉田廣志, 河口信夫: 無線 LAN を用いた広域位置情報システム構築に関する検討, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.12, pp.3124-3136 (2006).
- 3) LaMarca, A., Hightower, J., Smith, I.E. and Consolvo, S.: Self-mapping in 802.11 location systems, *Proc. UbiComp 2005*, pp.87-104 (2005).
- 4) Haeberlen, A., Flannery, E., Ladd, A.M., Rudys, A., Wallach, D.S. and Kavraki, L.E.: Practical robust localization over large-scale 802.11 wireless networks, *Proc. ACM MobiCom 2004*, pp.70-84 (2004).
- 5) Gentile, C. and Klein-Berndt, L.: Robust location using system dynamics and motion constraints, *Proc. IEEE ICC 2004*, Vol.3, pp.1360-1364 (2004).
- 6) Chai, X. and Yang, Q.: Reducing the calibration effort for probabilistic indoor location estimation, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.6, No.6, pp.649-662 (2007).
- 7) Duda, R.O., Hart, P.E. and Stork, D.G. (著), 尾上守夫 (監訳): パターン識別, 新技術コミュニケーションズ (2001).
- 8) 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, Vol.126, No.10, pp.1212-1220 (2006).
- 9) Bahl, P. and Padmanabhan, V.: RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system, *Proc. IEEE INFOCOM 2000*, Vol.2, pp.775-784 (2000).
- 10) Bahl, P., Balachandran, A. and Padmanabhan, V.: Enhancements to the RADAR user location and tracking system, Technical Report, MSR-TR-2000-12, Microsoft Research (2000).
- 11) Fox, V., Hightower, J., Liao, L., Schulz, D. and Borriello, G.: Bayesian filtering for location estimation, *IEEE Pervasive Computing*, Vol.2, No.3, pp.24-33 (2003).
- 12) Ladd, A.M., Berkis, K.E., Rudys, A., Kavraki, L.E. and Wallach, D.S.: Robotics-based location sensing using wireless Ethernet, *Wireless Networks*, Vol.11, No.1-2, pp.189-204 (2005).
- 13) 石井貴幸, 吉田 裕: 二重マルコフ連鎖に基づくマルコフ移動モデルの拡張, 電子情報通信学会論文誌 B, Vol.2007, No.7, pp.705-707 (2007).
- 14) Stenger, B., Ramesh, V., Paragios, N., Coetzee, F. and Buhmann, J.: Topology free hidden Markov models: Application to background modeling, *Proc. IEEE ICCV*

2001, Vol.1, pp.294–301 (2001).

- 15) Fonollosa, J. and Vidal, J.: Application of hidden Markov models to blind channel characterization and data detection, *Proc. IEEE ICASSP '94*, Vol.4, pp.185–188 (1994).
- 16) Yin, G. and Krishnamurthy, V.: LMS algorithms for tracking slow Markov chains with applications to hidden Markov estimation and adaptive multiuser detection, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.51, No.7, pp.2475–2490 (2005).
- 17) 佐藤雅幸, 松尾啓志: 統計的近似とばねモデルを用いたアドホックネットワークにおける端末位置決定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.46, No.12, pp.2892–2902 (2005).
- 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).
- 19) Kamada, T. and Kawai, S.: An algorithm for drawing general undirected graphs, *Information Processing Letters*, Vol.31, No.1, pp.7–15 (1989).
- 20) North, S.C.: *Drawing graphs with NEATO* (2004).

(平成 20 年 3 月 30 日受付)

(平成 20 年 10 月 7 日採録)



加治 充 (正会員)

1995 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。同年松下電器産業株式会社 (現パナソニック株式会社) 入社, マルチメディアシステム研究所にてデジタル放送システムに関する方式開発を担当。現在, 同社ネットワーク開発センターにて, 生活の安全安心の確保を目的とするネットワークシステムの研究開発に従事。2007 年大阪大学大学院情報科学研究科博士後期課程入学。2008 年本学会第 70 回全国大会大会優秀賞受賞。



原 隆浩 (正会員)

1995 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1997 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院工学研究科博士後期課程中退後, 同大学院工学研究科情報システム工学専攻助手, 2002 年同大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻助手, 2004 年より同大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻准教授となり, 現在に至る。工学博士。1996 年本学会山下記念研究賞受賞。2000 年電気通信普及財団テレコムシステム技術賞受賞。2003 年本学会研究開発奨励賞受賞。データベースシステム, 分散処理に興味を持つ。IEEE, ACM, 電子情報通信学会, 日本データベース学会の各会員。



西尾章治郎 (正会員)

1975 年京都大学工学部数理工学科卒業。1980 年同大学院工学研究科博士後期課程修了。工学博士。京都大学工学部助手, 大阪大学基礎工学部および情報処理教育センター助教授, 大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻教授を経て, 2002 年より大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻教授となり, 現在に至る。2000 年より大阪大学サイバーメディアセンター長, 2003 年より大阪大学大学院情報科学研究科長, その後 2007 年より大阪大学理事・副学長に就任。この間, カナダ・ウォータールー大学, ビクトリア大学客員。データベース, マルチメディアシステムの研究に従事。現在, Data & Knowledge Engineering 等の論文誌編集委員。本会理事を歴任。電子情報通信学会フェローを含め, ACM, IEEE 等 8 学会の各会員。