

GPS衛星見通し判定を用いた位置推定法の 地域特性に基づく精度向上の検討

上嶋 祐紀^{1,a)} 内山 彰^{1,b)} 山口 弘純^{1,c)} 東野 輝夫^{1,d)}

概要：GPS は多くの携帯端末に搭載され、我々の生活に欠かせないものとなっているが、都市部においてはビルなどの障害物による遮蔽や反射・回折の影響を受け、測位誤差が大きくなる。そこで我々の研究グループでは GPS の見通し状況と建物の3次元モデルを利用した位置精度向上法を提案している。衛星の見通し状況は、GPS 信号の Signal to Noise Ratio に基づき学習データから構築した判定モデルを用いて推定する。また、建物の3次元モデルに基づき、各地点における衛星の見通し状況を計算し、フィンガープリントを構築する。提案手法ではフィンガープリントと、推定見通し状況とのマッチングを行うことで存在領域を絞り込み、位置精度向上を図る。本研究では、提案手法のさらなる精度向上の可能性を検討するため、学習データ収集環境の違いによる影響を調査した。その結果、学習データの収集環境が提案手法の提供対象環境と異なる場合でも、パラメータを調節することで同等の精度を達成できることが分かった。

1. はじめに

スマートフォンなどの携帯端末の普及とともに、位置情報を用いた数多くのサービスが提供されている。これらのサービスにおける位置情報の取得には、Global Positioning System (GPS) や WiFi, 加速度センサなどが利用される。中でも GPS は衛星を利用した方式であるため、衛星からの電波を受信可能な屋外における測位方式として幅広く使われている。しかし、多くの高層ビルが存在する都市部や屋内では GPS 信号の反射、回折によるマルチパスや遮蔽の影響により電波到達時間が増加し測位誤差が数十 m 以上に増加したり、雑音が増加することで復号ができなくなる場合がある [1]。

都市部におけるこのような問題を解決するため、「みちびき」のように新たな準天頂衛星を打ち上げ、衛星数を増やして都市部での GPS 精度を向上させる取り組みも世界各国で進められている [2] が、GPS の測位精度は衛星の幾何的な配置が偏ると低下するため、ビルの多い都市部では本質的な精度の問題が残る。このため衛星数を増やすだけでなく、測位方式の工夫も併用して精度向上を目指すこと

が望ましい。一方で携帯電話や WiFi の基地局からの電波強度に基づき位置を推定する手法 [3] も存在するが、誤差は基地局の配置と推定対象の位置によって数十 m から数百 m に及ぶため、道路セグメント単位での推定が失敗する場合もある。その他にも加速度センサや電子コンパスを用いた自律航法 [4] では、推定された移動距離と方向の積み重ねによって相対位置を求める。また、測位結果から得られる移動軌跡を移動可能な領域情報と組み合わせることで位置を補正するマップマッチング [5], [6], [7] なども提案されている。これらの手法はいずれも GPS などを用いて基準となる位置情報を断続的に取得し、併用することで位置精度の向上を図っている。測位手法は環境によって精度が異なるため、都市環境で常に高い測位精度を実現するためには、このように様々な測位手法の併用が重要となる。

そこで我々の研究グループでは文献 [8] において、都市部における GPS 測位精度の向上を目標に、都市部の3次元モデルを利用した手法の提案を行っている。前述のように都市部では建物による遮蔽のために直接波を受信可能な衛星数が減少し、測位精度が低下する。しかし逆にこの欠点を利用して、建物の形状と配置が分かっているならば、どの地点なら特定の位置にある GPS 衛星からの信号を直接受信できるかを見通し計算により求めておくことができる。以降では、直接波が受信可能であることを **LOS**(Line-Of-Sight)、そうでないことを **NLOS**(None-Line-Of-Sight) と記述する。提案手法では GPS の受信状況から各衛星が LOS/NLOS のどちらであるかを推定し、事前に3次元モデルから求め

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science & Technology,
Osaka University,
1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871, Japan

a) y-uejima@ist.osaka-u.ac.jp

b) utiyama@ist.osaka-u.ac.jp

c) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

d) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

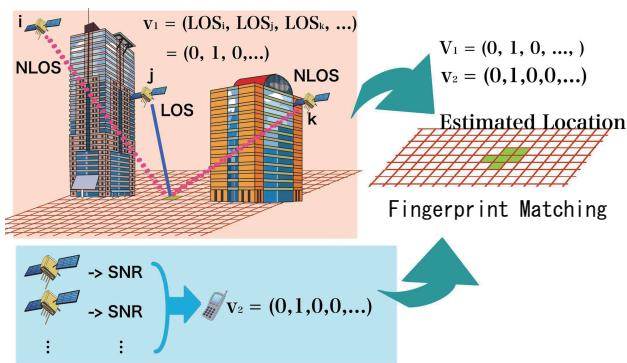


図 1 提案手法の概要

ておいた地点ごとの LOS/NLOS 状況（フィンガープリント）と照らし合わせ、LOS/NLOS 状況が最も近い地点に端末が存在しているを見なす。GPS 衛星の見通し状況は、スマートフォンなどに搭載されている GPS モジュールで一般に取得可能な Signal to Noise Ratio (SNR) に基づき推定する。このため提案手法では、事前に収集した GPS データを学習データとし、SNR 値が得られた時にその衛星が LOS, NLOS である確率を決定する見通し判定モデルを統計的に構築する。

文献 [8] では、大阪大学構内で収集した学習データに基づく見通し判定モデルを用いて大阪駅周辺における提案手法の精度を評価することで、提案手法の基本性能を明らかにしている。本研究では提案手法のさらなる精度向上の可能性を追究するため、学習データの収集環境の違いによる影響について実験に基づく検討を行った。実験の結果、評価環境と異なる環境で構築したモデルでも、パラメータを調節することによって同一環境で構築したモデルと同等の精度を達成できることが分かった。

2. GPS の見通し状況を用いた位置精度向上法

2.1 提案手法の概要

提案手法では GPS によりおおよその測位結果が得られるものと仮定し、フィンガープリントと GPS の見通し状況のマッチングにより位置精度の向上を図る。事前に計算したフィンガープリントはサーバで保持しても良いし、ユーザー側で保持し、サーバを介さずにマッチング処理を行っても良い。まず、ユーザーは測位結果 \tilde{l} と受信した GPS 衛星 $1, 2, \dots, n$ の SNR を表すベクトル $\vec{S} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ を記録する。次に、 \vec{S} から各衛星 i の見通し状況 LOS_i を判定し、見通し状況ベクトル \vec{v} を得る。見通し状況 LOS_i は衛星 i が LOS/NLOS のどちらであるかを表すバイナリ変数であり、以下の式で定義される。

$$LOS_i = \begin{cases} 1 & (\text{iff } i \text{ is LOS}) \\ 0 & (\text{iff } i \text{ is NLOS}) \end{cases}$$

SNR に基づく見通し状況の判定は事前に収集した学習デー

タを用いて判定モデルを構築することで行う。

図 1 に示すように、提案手法では対象領域のビルの高さや配置を再現した 3 次元モデルに基づき、地点 c における見通し状況ベクトル \vec{v}_c を事前に計算しておく。事前に計算した見通し状況ベクトルのうち、GPS の受信状態から判定した見通し状況ベクトル \vec{v} に最も近いものが \vec{v}_c である時、ユーザーの現在位置は地点 c であると考えられる。しかし、衛星の見通し状況は周辺の建物の配置及び高さによって決まるため、そのような地点 c は一般に複数存在する。そこで本研究では、GPS 測位結果 \tilde{l} を中心とした誤差円の範囲内に存在する領域を推定対象領域とし、GPS 測位で得られた存在可能性のある領域の絞り込みを図る。

2.2 SNR に基づく衛星の見通し状況判定

提案手法では事前に収集した学習データに基づき、LOS と NLOS を区別可能な SNR の範囲を決定する。フィンガープリントの構築では、各地点 c 、各衛星位置 p について、 c, p 間に障害物が存在するかどうかを計算しておくだけで良く、都市の 3 次元モデルとレイトレーシング法 [9] などを用いることで容易に計算が可能である。都市の 3 次元モデルは Trimble 3D Warehouse[10] で公開されている建物の 3 次元モデルなどが利用できる。

提案手法では衛星の SNR 値 s に対して、見通し状況 $v(s)$ とその確からしさ（判定成功率） $p(s)$ を決定する見通し判定モデルを構築する。そのうえで、判定成功率が閾値 p_{TH} 以上となるような SNR 値は、LOS/NLOS の区別が可能と見なし、フィンガープリントとのマッチングに利用する。

学習データのうち、LOS の衛星に対して SNR が s となった回数、および NLOS の衛星に対して SNR が s となった回数をそれぞれ L_s, NL_s とする。LOS, NLOS のサンプル数は異なるため、LOS, NLOS の全サンプル数について L_s, NL_s をそれぞれ正規化する。すなわち、正規化した値を $\tilde{L}_s, \tilde{NL}_s$ とすれば、

$$\tilde{L}_s = \frac{L_s}{\sum_s L_s}$$

$$\tilde{NL}_s = \frac{NL_s}{\sum_s NL_s}$$

である。 $v(s), p(s)$ は以下の式 (1), (2) で定義される。

$$v(s) = \begin{cases} 1 & (\text{if } \tilde{L}_s \geq \tilde{NL}_s) \\ 0 & (\text{if } \tilde{L}_s < \tilde{NL}_s) \end{cases} \quad (1)$$

$$p(s) = \max\left\{\frac{\tilde{L}_s}{\tilde{L}_s + \tilde{NL}_s}, \frac{\tilde{NL}_s}{\tilde{L}_s + \tilde{NL}_s}\right\} \quad (2)$$

なお、一度も観測されなかった SNR 値 s について、 $p(s)$ は未定義とし、推定には利用しないものとした。この理由は、十分な回数の観測を行っても観測されなかった SNR 値は、観測に用いた GPS 受信機の実用上、出力されないものと考えられるためである。

2.3 フィンガープリントの構築

対象領域の各地点において、特定の位置にある衛星の見通し状況の計算は、衛星を光源と見なした時の光（可視領域）と影（不可視領域）の計算に等しい。したがって、フィンガープリントの構築はコンピュータグラフィックスの分野で光源と物体に対する光と影を計算するレイトレーシング法 [9] などのアルゴリズムを用いて実現可能である。フィンガープリントの計算は各衛星の位置に対して一度だけ実行すれば良く、事前にサーバでの計算が可能であるため、本研究ではフィンガープリントの計算アルゴリズムの詳細は扱わない。

以下に大阪駅周辺におけるフィンガープリントの構築例を示す。図2は大阪駅周辺のビル群の3次元モデルを真上から見た状況を示している。3次元モデルには Trimble 3D Warehouse[10] で公開されている物を用いた。この領域に対して、図2(a), 2(b)は衛星 g_1, g_2 について NLOS, LOS になる領域をそれぞれ示したものである。 g_1, g_2 の見通し状況を重ねることで、図2(c)のように対象領域は4つの領域に分割されることになる。すなわち、対象領域内の任意の位置における見通し状況ベクトル $\vec{v} = (LOS_{g_1}, LOS_{g_2})$ は、

$$\{(0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1)\}$$

のいずれかとなる。同様にして n 個の衛星が存在する場合には、対象領域は最大で 2^n 個の領域に分割される。

なお、仰角が低い衛星は簡易的な3次元モデルでは再現できないような小さな障害物や人体による遮蔽の影響を受けやすい。従って3次元モデルで計算した衛星の見通し状況が実際と合わない場合が多くなるため、仰角が閾値 ϕ_{TH} 以下の衛星は利用しないものとする。実験では経験的に仰角閾値 ϕ_{TH} は20度に設定した。

2.4 フィンガープリントとのマッチング

見通し判定成功率が p_{TH} 以上である衛星数を n とすれば、見通し状況 \vec{v} は n 次元のベクトルである。領域 r におけるフィンガープリントを \vec{v}_r とすれば、 \vec{v} とフィンガープリントとのマッチングは、 \vec{v} に含まれる衛星のみを対象としたハミング距離 $H(\vec{v}, \vec{v}_r)$ が最小となるような領域 r を決定することにより行われる。

すなわち、判定モデルの式 (1) により得られる見通し状況の推定結果を

$$\vec{v} = (LOS_1, LOS_2, \dots, LOS_n)$$

とすれば、ハミング距離 $H(\vec{v}, \vec{v}_r)$ は以下の式によって計算される。

$$H(\vec{v}, \vec{v}_r) = \sum_{i=1}^n LOS_i \oplus LOS_{r,i}$$

このとき、取得した見通し状況 \vec{v} とフィンガープリント

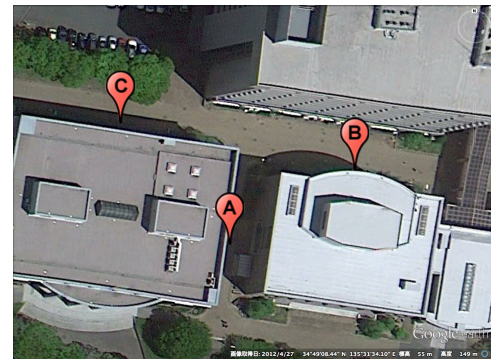


図3 大阪大学構内学習データ取得場所

のマッチングは、全セルのフィンガープリント集合を FP とすれば、以下のようにハミング距離最小となる領域 r を特定することで行う。

$$\arg \min_{r \in FP} H(\vec{v}, \vec{v}_r) \quad (3)$$

以降では、上記式で決定された領域 r と実位置 t とのハミング距離 $H(\vec{v}_r, \vec{v}_t)$ が許容ハミング距離 M_h 以下であるとき、推定結果は正しいと呼ぶ。提案手法の目標は、できるだけ小さく、かつ正しい推定結果を得ることである。式 (3) を満たす領域 r は一般に複数存在するため、2.1節で述べたように、本研究ではGPS測位結果 \tilde{l} を中心とした誤差円の範囲内の領域 D について、推定した領域 r の共通領域 $D \cap r$ を推定結果とする。

3. 地域特性による影響の分析

3.1 分析の概要

文献 [8] では、大阪大学構内で収集した学習データに基づく見通し判定モデルを用いて大阪駅周辺における提案手法の基本性能を評価している。しかし学習データを収集する環境の違いによる影響は考慮されていない。また、見通し判定モデルを構築するための学習データを収集した実験環境と判定モデルを適用する評価環境が異なっている。一般に場所が異なればビルによるGPS信号の反射や回折による影響の度合いが異なると考えられるため、適用する環境ごとに最適な見通し判定モデルを構築することは精度の向上につながると考えられる。そこで本研究では環境の異なる場所にて学習データを収集して見通し判定モデルを構築することで実データに基づく精度向上の検討を行う。

3.2 実験環境

見通し判定モデルを構築するための学習データとして大阪大学構内 (図3) と大阪駅周辺 (図4) にてGPS SNRのサンプルを取得した。

大阪大学構内では図3の3地点にNexus Sを1台ずつ設置し、サンプリングレート1Hzで約26時間計測を行った。大阪駅周辺では図4の4地点にNexus Sを10台ずつ設置

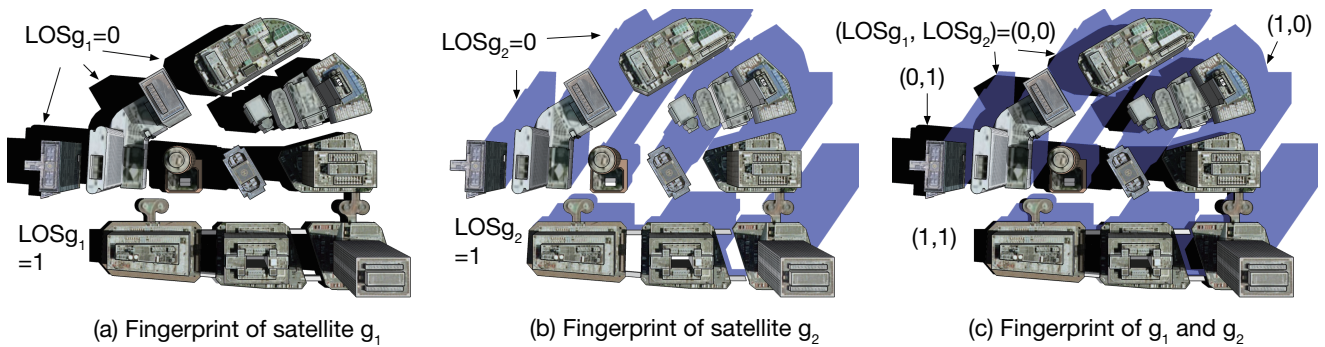


図 2 大阪駅周辺の 3次元モデルとフィンガープリントの例

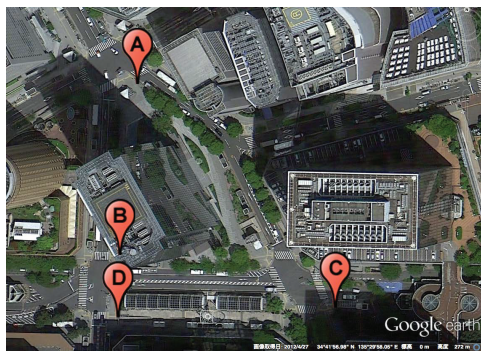


図 4 大阪駅周辺学習データ取得場所

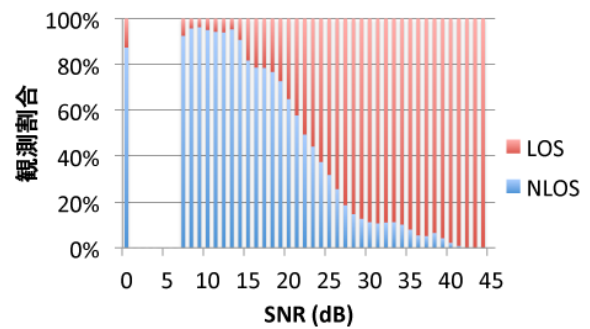


図 7 大阪大学構内における LOS/NLOS SNR 構成比



図 5 大阪駅周辺の A 地点における天空図

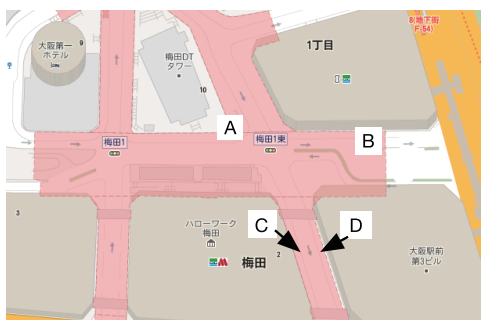


図 6 評価データ取得場所

し、サンプリングレート 1Hz で約 1 時間計測を行った。
衛星の正しい見通し状況を与えるために各地点における 3次元モデルを用いて天空図 (天空中の LOS, NLOS の領域を表す図) を求め、これを用いることとした。天空図の導出にあたり 3次元モデルの精度や計測位置のずれによる誤差の影響を小さくするため建物の境界付近において仰

角・方位角ともに ± 2 度の領域は学習データから除外した。また 2.3 節で述べたように、仰角 20 度未満の衛星のデータも除外した。図 5 は大阪駅周辺の A 地点における天空図であり、白の領域が LOS を、黒の領域が NLOS を、赤の領域が除外領域をそれぞれ表している。

性能評価用データは大阪駅周辺の図 6 の 4 地点にて取得したものうち各々 25 サンプル、合計 100 サンプルを用いた。提案手法では、推定領域が大きいかほど推定結果が正しい可能性は高くなるため、提案手法の性能は推定結果の正しさと推定領域の大きさのトレードオフを考慮して評価する必要がある。そこで性能評価では以下の式で定義される正解率および縮退率を用いる。

$$\text{正解率} = \frac{\text{正しい推定結果数}}{\text{全推定数}} \quad (4)$$

$$\text{縮退率} = 1 - \frac{\text{推定領域 } r \text{ の面積}}{\text{GPS 誤差円の面積}} \quad (5)$$

縮退率は提案手法による領域絞り込みの効果を表しており、1 に近いほど推定領域が小さく、良い結果であることを意味する。ここで GPS 誤差円の中心座標は、GPS 測位座標の中心である。また、GPS 誤差円の半径には衛星の幾何的配置から決まる測位精度の指標 HDOP とユーザー測距誤差 UERE (User Equivalent Range Error) により決定される 2dRMS (distance Root Mean Square の 2 倍) を用いた。

3.3 見通し状況判定モデルの地域差

得られた学習データを LOS および NLOS に分類後、正

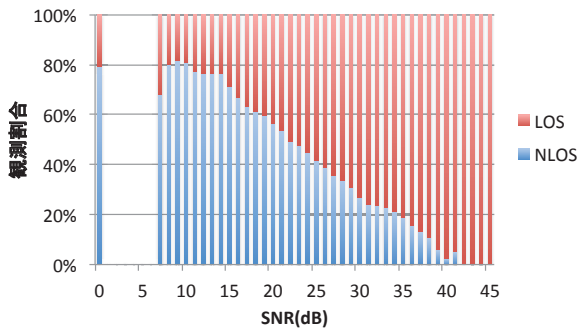


図 8 大阪駅周辺における LOS/NLOS SNR 構成比

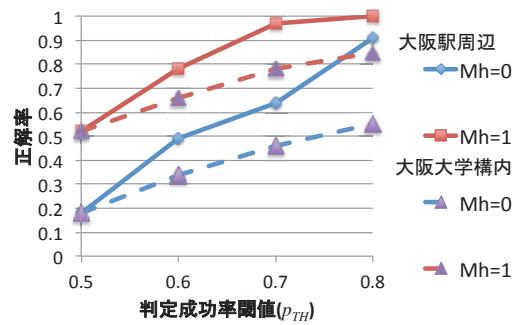


図 11 判定成功率閾値に対する正解率

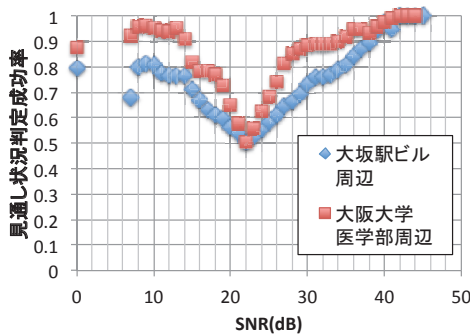


図 9 SNR に対する見通し状況判定成功率

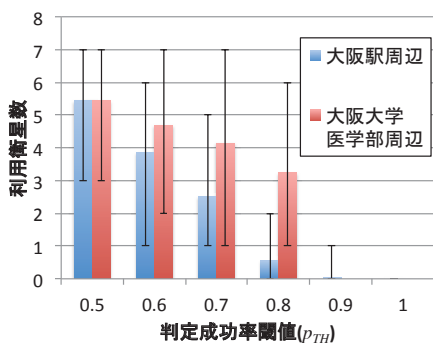


図 10 利用衛星数 (誤差棒は最大・最小値)

規化を行い SNR に対する LOS/NLOS の構成比率をグラフ化したものが図 7 および図 8 である。またこの学習データから算出した見通し判定成功率を図 9 に示す。2つの見通し判定モデルを比べると、大阪駅周辺で取得した学習データを用いた場合に見通し状況判定成功率が全体的に低くなっている。この結果は、大阪駅周辺においては大阪大学構内と比べて SNR 値の分散が大きく、見通し判定が曖昧になることを示している。これは、大阪大学構内と比べて大阪駅周辺は高いビルが密集しており、反射や回折の影響が大きいためと考えられる。

3.4 環境別判定モデルの影響

3.3 節で構築した見通し判定モデルを用いて、環境が異なる場所で構築した判定モデルの影響を調べた。対象環境のフィンガープリントは 2.3 節で示したモデルを用いた。

図 10 は判定成功率閾値 p_{TH} を変化させたときの利用可能衛星数を示している。グラフより大阪駅のモデルでは大阪大学構内のモデルに比べ、利用可能衛星数が減少していることがわかる。特に判定成功率閾値 $p_{TH} = 0.8$ においては大阪大学構内のモデルでは約 4 個の衛星が利用可能であるのに対し、大阪駅周辺のモデルでは利用可能衛星数が 1 未満となっており、 $p_{TH} = 0.8$ では衛星を用いた推定領域の絞り込みはほとんどの場合で行えない。これは大阪駅の判定モデルが大阪大学のモデルよりも判定成功率が低くなっていることが原因である。以降の評価では、利用衛星数が極端に少ない $p_{TH} = 0.9, 1.0$ の場合を除外し、 $p_{TH} = 0.5 \sim 0.8$ での結果を示す。

図 11 は判定成功率閾値に対する正解率の変化を表している。この結果より、評価環境と同じ大阪駅のモデルを用いた方が大阪大学のモデルを用いるよりも正解率が改善されていることが分かる。これは、評価環境と同じ大阪駅周辺で構築した判定モデルが評価環境における反射や回折の影響をより正確に反映できているためと考えられる。

次に、図 12 は推定領域が実位置を含む (正しい) 場合の縮退率を示している。縮退率は評価データのうち正解となるもののみを用いて計算されるため、正解率の異なる大阪大学のモデルを用いた縮退率 (図 12(a)) と大阪駅周辺のモデルを用いた縮退率 (図 12(b)) の値は直接比較できない。双方に共通の傾向として、判定成功率閾値 p_{TH} が増加するにつれて縮退率が減少していることが分かる。これは p_{TH} を増加させることにより除外される衛星が増え、フィンガープリントの粒度が粗くなるためだと考えられる。また、許容ハミング距離 M_h が増加するにつれて縮退率は減少する傾向も共通している。これは見通し状況の判定誤りを許すことによって推定領域が拡大するためである。

以上の結果より、評価環境と同じ環境において収集した学習データを用いて見通し判定モデルを構築することで、曖昧な衛星を除外し正解率を向上できることが分かった。しかし、対象環境と異なる環境で構築したモデルでも、フィンガープリントとのマッチングに利用される衛星集合が同様になるように判定成功率閾値 p_{TH} を調整することは可能である。例えば、大阪大学構内で構築した見通し判

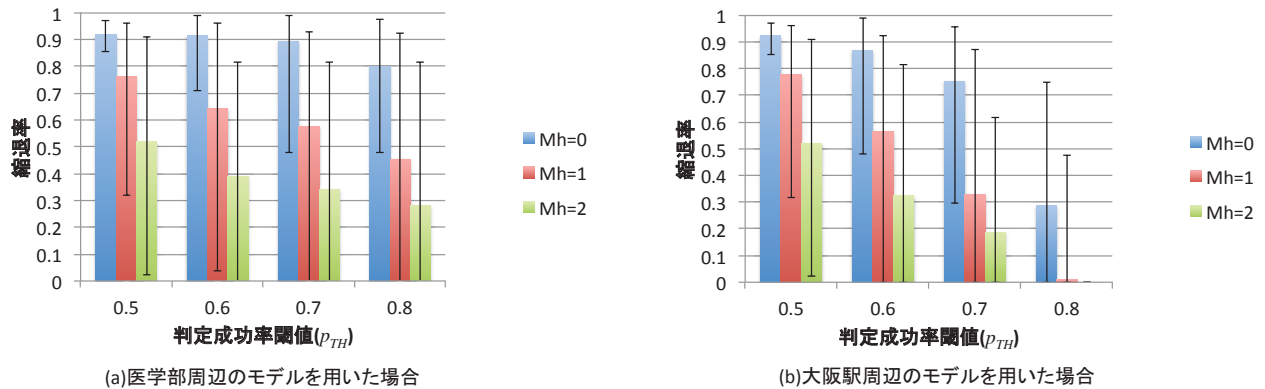


図 12 判定成功率閾値に対する縮退率

定モデルにおいて、 $p_{TH} = 0.7, M_h = 1$ とすれば、正解率 0.8 で縮退率 0.6 を達成できている。これに対して、評価環境と同じ大阪駅周辺で構築した見通し判定モデルでは、 $p_{TH} = 0.6, M_h = 1$ でほぼ同様の正解率 0.8、縮退率 0.6 を達成できている。このようにパラメータ設定によって、同様の性能を示している理由として、2 種類の見通し判定モデルについて、モデルの判定成功率が最低となる SNR 値が同一であることや、その最低値より離れるにつれて判定成功率が上昇する傾向にあることなど、見通し判定モデルの形状が似ていることが挙げられる。このため、見通し判定の成功率閾値 p_{TH} を調整することによって、判定に利用する衛星集合をほぼ同一にでき、モデルが異なる場合でもほぼ同様の性能が実現される。このことから、学習データが提案手法の適用環境と異なる場合でも、事前実験により成功率閾値および許容ハミング距離を調節することで、共通のモデルを利用しつつ要求される正解率および縮退率を実現できることが分かった。

4. まとめ

本研究では、我々のグループで提案している GPS の見通し状況を利用したフィンガープリント位置推定法における地域特性を考慮した精度向上について検討を行った。このため、高層ビルの密集する大阪駅周辺および高いビルの少ない大阪大学構内で学習データを収集し、2 種類の見通し判定モデルを構築した。モデルの構築環境が提案手法に与える影響を調べるため大阪駅周辺での性能評価を行った結果、異なる環境で構築したモデルでも、パラメータを調節することで同一環境で構築したモデルと同等の精度を達成できることが分かった。

今後は本研究で得られた知見に基づき、見通し判定の尤度に基づく位置推定法を設計する。また、フィンガープリントの時系列を利用することで、さらなる精度向上の可能性を追究する予定である。

参考文献

- [1] Modsching, M., Kramer, R. and ten Hagen, K.: Field Trial on GPS Accuracy in a Medium Size City: The Influence of Built-up, *In Proc. of Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 209–218 (2006).
- [2] Kawano, I., Mokuno, M., Kogure, S. and Kishimoto, M.: Japanese Experimental GPS Augmentation using Quasi-Zenith Satellite System (QZSS), *In Proc. of Int. Tech. Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2004)*, pp. 175–181 (2004).
- [3] Rekimoto, J., Miyaki, T. and Ishizawa, T.: LifeTag: WiFi-based Continuous Location Logging for Life Pattern Analysis, *In Proc. of Int. Symp. on Location- and Context-Awareness (LOCA2007)*, pp. 35–49 (2007).
- [4] Agarwal, A. and Das, S. R.: Dead Reckoning in Mobile Ad Hoc Networks, *In Proc. of Wireless Communications and Networking*, pp. 1838–1843 (2003).
- [5] Kim, S. and Kim, J.-H.: Adaptive Fuzzy-Network-Based C-Measure Map-Matching Algorithm for Car Navigation System, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 48, No. 2, pp. 432–441 (2001).
- [6] Arikawa, M., Konomi, S. and Ohnishi, K.: Navitime: Supporting Pedestrian Navigation in the Real World, *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 6, No. 3, pp. 21–29 (2007).
- [7] Beauregard, S., Widyawan and Klepal, M.: Indoor PDR Performance Enhancement Using Minimal Map Information and Particle Filters, *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pp. 141–147 (2008).
- [8] 内山彰, 勝田悦子, 上嶋祐紀, 山口弘純, 東野輝夫: 都市区画における GPS 衛星の見通し判定を用いた位置精度向上法の提案, *情報処理学会論文誌*, Vol. 55, No. 1 (2014). 採録決定.
- [9] Glassner, A. S.(ed.): *An Introduction to Ray Tracing*, Academic Press, 1st edition (1989).
- [10] Trimble: Trimble 3D Warehouse, Trimble Navigation Limited (online), available from <http://sketchup.google.com/3dwarehouse/> (accessed 2013-04-01).