

複数地点の位置指紋を使った 非線形回帰モデルによる屋内位置推定

高山智史^{†1} 梅澤猛² 大澤範高²

概要：携帯端末を用いた屋内測位手法として、無線を用いた手法やデッドレコニングが利用されている。既存の手法である、無線ビーコンを用いた三角測量法では、一般に屋内環境ではマルチパスフェージングの影響を受けるため推定誤差が大きくなるという課題がある。それに対し、同じ無線ビーコンを利用する位置指紋法では、マルチパスフェージングによる局所的な RSSI (Received Signal Strength Indicator) 値の増減を特徴として利用できるため比較的精度よく推定可能であることが知られている。また、デッドレコニングを単独で用いた場合には、加速度の二重積分を使うため、移動距離が長くなると誤差が蓄積されるという課題がある。そこで本研究では、近傍にある複数地点において計測した電波強度からなる位置指紋と、短時間デッドレコニングで得られる地点間の相対位置の2つを組み合わせた合成位置指紋に基づく位置推定手法を提案する。近距離での移動に限定する事でデッドレコニングの誤差蓄積を抑えることができ、既設ビーコンを活用して屋内のマルチパスフェージング影響下においても精度よく位置を推定できる位置指紋法と組み合わせることで、互いを補完し位置推定誤差を抑えることが可能であると考える。

1. はじめに

計算機システムの高性能化と小型化に伴い、利用者の置かれている状況を常時把握し、その時と場所に適切な情報を提供するサービスへの要求が高まっている。とりわけ、多くの人が携行している携帯端末を活用して、屋外だけでなくオフィスや工場などの屋内環境下でも有効な測位手法はこうしたサービスの実現に欠かすことができない。

携帯端末を用いた屋内測位手法として、無線を用いた手法やデッドレコニングが利用されている。既存手法の一例である無線ビーコンを用いた三角測量法では、一般に屋内環境ではマルチパスフェージングの影響を受けるため推定誤差が大きくなるという課題がある。それに対し、同じ無線ビーコンを利用する位置指紋法では、マルチパスフェージングによる局所的な RSSI 値の増減を特徴として利用できるため比較的精度よく推定可能であることが知られている[1]。また、デッドレコニングを単独で用いた場合には、加速度の二重積分を使うため、移動距離が長くなると誤差が蓄積されるという課題がある。

そこで本研究では、近傍にある複数地点において計測した電波強度からなる位置指紋と、短時間デッドレコニングで得られる地点間の相対位置の2つを組み合わせた合成位置指紋に基づく位置推定手法を提案する。近距離での移動に限定する事でデッドレコニングの誤差蓄積を抑えることができ、既設ビーコンを活用して屋内のマルチパスフェージング影響下においても精度よく位置を推定できる位置指紋法と組み合わせることで、互いを補完し位置推定誤差を抑えることが可能であると考える。

2. 屋内位置推定手法

2.1 位置指紋法

位置指紋法では、事前に推定対象区域内の多数の地点において RSSI 値を計測し、計測した場所と対応付けて位置指紋データベース構築する(事前計測フェーズ)。実際に位置推定を行う時には、その場で計測された RSSI 値をデータベースで照合し、対応する場所を推定する(推定フェーズ)。位置指紋法は、三角測量法と比較してマルチパスフェージングによる局所的および時間的な RSSI 値の増幅・減衰を近接する観測点を判別するための特徴として活かすことが可能であるため、特に屋内位置推定に有用であると考えられる。

事前に計測されたデータベースと推定時に計測した RSSI 値とを照合する際には、決定論的手法または確率的手法が用いられる。決定論的手法では、推定時に計測した位置指紋に含まれる RSSI 値と学習データの位置指紋に含まれる RSSI 値を直接比較し、ユークリッド距離などの類似度指標を用いてパターンマッチングを行うことで位置を推定するのに対し、確率的手法では、事前計測フェーズにおいて計測した RSSI 値をもとに作成した位置推定エリア内の RSSI 分布を算出しておき、全ての候補地点に対してベイズ推定を行うことで位置の推定を行う[5]。存在確率を求めて推定時フェーズにおける RSSI 値の変動に対して頑健となるため、時間とともにマルチパスフェージングによる RSSI 値の増減が発生する場合等には、決定的手法よりも確率的手法のほうが有効である。反面、推定エリアの範囲が大きくなると RSSI 分布モデル作成の計算コストが増大するという課題がある。また、どちらの手法でも、推定結果は事前に計測した観測地点のいずれかとなり、離

¹ 千葉大学大学院融合科学研究科

² 千葉大学大学院工学研究院

†現在、日本ヒューレット・パッカード株式会社

散的な値をとることになるため、推定精度を高く保つには観測地点間を小さく設定する必要がある。

2.2 デッドレコニング

デッドレコニングは、初期位置からの相対的な移動量および移動方向を累積的に推定することで自己位置を求める手法であり、測位対象地点に新たなインフラを設置する必要がない点が最大の特徴である[6]。端末に搭載された加速度センサから取得した加速度を2回積分することで進行距離を、地磁気センサやジャイロスコープから取得した方角から進行方向を推定する。 x 軸方向を北、 y 軸方向を西とした場合に、 k 回目の更新時に算出した進行距離を D_k 、進行方向を θ_k とするとき、推定位置 x_{k+1}, y_{k+1} は次のように記述できる。

$$x_{k+1} = x_k + D_k \sin \theta_k$$

$$y_{k+1} = y_k + D_k \cos \theta_k$$

座標 x_k, y_k は進行前の座標であり、一定時間ごとにこの値を更新することで位置の推定を行う。しかし、過去の推定座標が誤っている場合、デッドレコニングを利用する時間が増えるほど誤差が蓄積してしまい、推定誤差が指数関数的に増大してしまうという問題がある。

2.3 領域判定と座標値推定

利用者の位置情報を用いた情報サービスでは、利用者がある特定の領域にいるかどうかを判定したい場合（領域判定）と、利用者の位置座標を把握したい場合（座標値推定）がある。屋内位置推定ではどちらの需要も高く、さまざまな技術が研究されているものの、現状では、これらを両立て精度よく推定できる位置推定手法が存在しないため、求める用途に応じて使い分けることが一般的である。

位置推定手法のうち、あらかじめ推定候補の位置情報を取得しておく位置指紋法は主に領域判定に用いられる。利用者が現在いる街や公共施設、店舗といった領域に紐づけられた情報を得たい場合や、逆にサービス提供者が店舗のセールス情報などを対象領域内にいる利用者に配信したい場合に用いられる。推定候補の位置情報を細かく取得しておくことで座標値推定に近づけ、推定誤差を抑えることが可能であるが、計測コストが大きくなってしまう。本研究では位置指紋法における推定候補の位置情報を擬似的に詳細化することで座標値レベルでの推定を試みる。

距離と角度、時間差から解析的に位置を推定する推定手法である三角測量法とデッドレコニングは、主に座標値推定に用いられる。センサネットワークにおけるセンサ位置の推定や、移動型ロボットの自己位置推定などに用いられる。確率的手法により存在確率を求ることで領域判定に近づけることができる。領域判定よりも詳細な位置情報を取得できるが、環境やセンサ自身のノイズに弱いため、誤差補正の仕組みを要することが課題である。本研究では、誤差補正の仕組みとして、デッドレコニングを短時間の利用に限定することで、誤差を抑えつつ座標値推定を行う。

3. 関連研究

3.1 電波強度を用いた位置指紋法

久保田らは、位置指紋法を構成する RSSI 値に着目し、RSSI 値の平均値だけでなく最頻値も特徴量として採用することで、外部インフラを増やすことなく推定に利用する特徴量を増やしている[7]。代表値により1つの位置指紋を構成してパターンマッチングを行うのではなく、ある1地点において、各ビーコン電波から強い相関を示す RSSI 値を複数取得し、それらすべての組み合わせを考慮して複数の位置指紋を1地点に割り当てることで、推定誤差の抑制に成功している。1地点あたりの特徴量である位置指紋を増やすことで、ビーコンの設置数を抑えながら推定誤差を抑制している。

また、小柳らは位置指紋法にスプライン補間を用いることで、実際には測定を行っていない地点にも、疑似的に RSSI 値を算出して割り当て、未知の地点の推定も可能とする手法[8]を提案している。しかし、RSSI 値の推定精度の検証に留まっており、実際に位置を推定した場合について検討が必要である。

そこで本研究では、特徴量を増やすために相関ではなく、複数地点で観測した RSSI 値と観測地点間の相対位置を用いることで特徴量を増やし、スプライン補間ではなく非線形回帰モデルを用いることでビーコンの数を増やすことなく推定精度の向上を目指す。

3.2 デッドレコニング

歩行者デッドレコニング (Pedestrian Dead Reckoning, PDR) では、測定機器である携帯端末をユーザの腰部等、重心に近い部位に固定できる場合には、ユーザの進行方向を精度良く推定することができる。しかし、測定距離と測定時間の増加とともに、累積誤差が指数関数状に増加することが確認されている[9]。そのため、推定誤差を抑えるためには、測定時間を短時間に限定するなどの工夫が必要となる。興梠らは、この累積誤差を回避するために、GPS で得られる絶対位置と、デッドレコニングから得られる、一歩ごとの短い歩行周期に限定した相対位置情報を組み合わせることで、推定精度の向上を実現している[10]。この手法では、GPS とデッドレコニングから、絶対位置と相対距離をそれぞれ単独で推定し、これらを統合することで位置推定を行っているが、あらかじめ絶対位置と相対距離を一つにまとめたモデルを構築することができれば、より推定精度が向上できると考える。

そこで本研究では、位置推定モデルにあらかじめ相対位置情報を組み合わせ、相対位置を推定するデッドレコニングを短時間のみに限定することで累積誤差の影響を抑えることで、推定精度の向上を図る。

3.3 位置指紋法とデッドレコニングの併用

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[11]。事前に各座標における RSSI 取得確率を登録しておく、位置推定時に移動データや RSSI データを基にして距離と方向の確率分布をそれぞれ算出する。これらを各座標に対し行い移動者の存在確率を算出し、最も確率が高い位置を推定位置として決定する手法である。位置指紋法で起りうる、実在する位置から遠い位置を推定結果として選択してしまう可能性を抑制できるが、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という課題がある。

上田ら[12]は、位置指紋法における評価値とデッドレコニングにおける独自の評価値を設け、それらを比較してより高い評価値を持つ位置を推定位置として決定する手法を提案している。位置指紋法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値として選択することで、位置推定誤差の低減を図っている。デッドレコニングで発生する大幅な累積誤差を位置指紋法で矯正でき、また、位置指紋法で発生する推定位置が飛んでしまう現象をデッドレコニングで補完できるため、それぞれの手法単体で用いるよりも有効であるが、平均誤差距離は 6m と精度に難がある。この手法でも基本的にデッドレコニングでの座標更新を行っているため、デッドレコニングの使用を短時間に限定するなどの、時間経過による累積誤差の改善が必要であると考えられる。

これらの研究から、位置指紋とデッドレコニングを組み合わせる場合には、時間経過ごとに誤差が蓄積するというデッドレコニング特有の問題を回避または軽減する必要があると考える。そこで本研究では、時間経過ごとに座標更新を行うのではなく、あらかじめ地点間の相対位置情報を特徴量の一つとして位置推定モデルに組み込むことで、時系列変化における誤差の蓄積の抑制を図る。

4. 提案手法

本研究では、携帯端末を用いた屋内位置推定手法として、位置指紋法にデッドレコニングによる相対位置を組み合わせて作成した合成位置指紋を基に、座標値推定を行う手法を提案する。座標値推定を行う際には、推定候補の位置情報を擬似的に細かく用意することが可能な非線形回帰モデルを利用する。ユーザが持ち歩く携帯端末で、ある地点およびそこから短時間で移動した地点の位置指紋を観測し、2 地点間の相対座標と共にモデルに適用することで位置を推定する。デッドレコニングの利用を短時間に限定することで、誤差蓄積を抑えることができ、相対座標を位置指紋法の特徴に組み入れることで、特徴量を増やし位置推定誤差を抑えることができると考えられる。また、非線形回帰モデルを適用することで、観測点以外の位置指紋からも座標値の推定を可能とともに、推定精度の向上が期待

できる。

4.1 事前計測フェーズ

計測者は、あらかじめ座標がわかっている観測地点集合 $L = \{L_i | 1 \leq i \leq N\}$ の各点において、受信可能な全ビーコンから電波の受信信号強度を示す RSSI 値を計測し、受信した複数ビーコンの RSSI 値を要素とする位置指紋ベクトル \mathbf{s} を収集する。ある地点で計測した B_m の RSSI 値を R_m とすると位置指紋ベクトルは $\mathbf{s} = (R_1, \dots, R_M)$ と表すことができる。地点 L_i において観測した位置指紋ベクトルを \mathbf{s}_i とするとき、地点 L_i で K 回の観測を行ったときの $K (1 \leq k \leq K)$ 回目の観測における位置指紋ベクトルを $\mathbf{s}_{i,k}$ とすると、 L_i におけるすべての観測によって位置指紋集合 $S_i = \{\mathbf{s}_{i,1}, \dots, \mathbf{s}_{i,K}\}$ を得ることができる。

4.2 モデル構築フェーズ

事前計測フェーズでの観測データから非線形回帰モデルを作成する。地点 P で観測した位置指紋 \mathbf{s}_P と、そこから相対座標 $\mathbf{d}_{PQ} = (d_x, d_y)$ 離れた地点 Q で観測した位置指紋 \mathbf{s}_Q を組み合わせた合成位置指紋 $\mathbf{s}_{PQ} = (\mathbf{s}_P, \mathbf{s}_Q, \mathbf{d}_{PQ})$ を考える。すべて位置指紋の組み合わせから構成される合成位置指紋集合 $S_{PQ} = \{\mathbf{s}_{PQ} | P \in L, Q \in L\}$ を基に、回帰モデルを構築する。その際各座標に対し、座標値を目的変数、合成位置指紋 \mathbf{s}_{PQ} を説明変数ベクトルとするモデルを構築する。3 地点以上の位置指紋を合成する場合も、同様の手順でモデルを構築することができる。

4.3 推定フェーズ

ユーザが持ち歩く携帯端末で、ある地点およびそこから短時間で移動した地点の位置指紋を観測する。また、その移動前後の相対変位をデッドレコニングにより推定する。取得したデータからなる合成位置指紋をモデル構築フェーズで構築した推定モデルに適用することで各座標値を推定する。

5. 評価実験

提案手法の有効性を評価するために、実際にビーコン電波の RSSI 値を計測し、得られたデータを基に構築したモデルを用いて屋内の位置を推定する実験を行った。

対象区域は本学の研究室（鉄筋コンクリート造り、11m × 5m）で、室内は計測者以外無人としたが、机や書庫などの障害物は存在する。さらに、計測者がビーコンと受信端末との間に入ることで生じる電波の遮蔽や反射・干渉の影響を極力排除するため、ビーコンは天井に設置し、ビーコンの電波を測定する端末はキャスター付きポールを使用して床面から 185cm の高さに固定して計測を行った。ビーコンには Estimote Beacon、測定端末には Android 5.1 を搭載した Nexus 7 (2013) を使用した。

実験では、单一地点の位置指紋のみを利用した位置推定（従来手法）と、2 地点の位置指紋とその相対変位を利用した手法（提案手法）による位置推定誤差を求めて比較し

た。位置推定誤差は、事前計測フェーズにおいて実際に観測した座標と、回帰モデルから推定された座標との距離として求めた。2 地点での RSSI 値を利用した場合の有効性を評価するため、従来手法においても領域判別ではなく、回帰モデルに基づく座標値推定の評価を行った。

5.1 事前計測

Bluetooth ビーコンを部屋の四隅および長辺の中点の計 6ヶ所に配置した。推定対象区域を 1m 間隔の格子状に区切ってできた交点 40 点のうち、大きな障害物のある地点や部屋の構造上観測不可能な地点を除く 28 地点で RSSI 値の計測を行った。1 つの観測地点あたり計測を 10 回を行い、RSSI 値が計測できなかった場合は推定に影響を与えないよう定数値 -200 とした。これは実験全体を通して観測された RSSI の最小値が -107 であったことから、これを大きく下回る値を選択した。観測地点の座標表現として、本稿では図 1 に示すように部屋の短辺を x 軸、長辺を y 軸とし、ビーコン番号②の設置位置を原点とする。

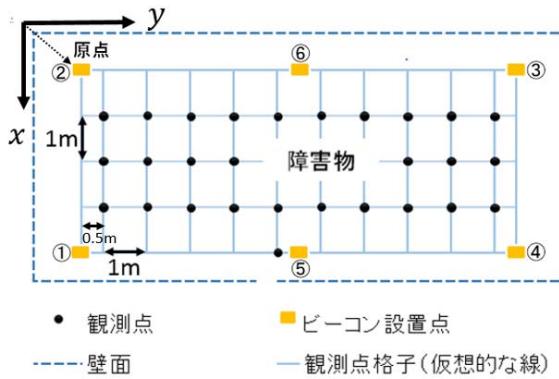


図 1 推定対象区域の見取り図

5.2 モデル構築

計測した有効な位置指紋データ 272 件を使い、観測地点 2 点の組み合わせを生成し、相対変位を組み合わせた合成位置指紋 73,984 件を得た。この合成位置指紋集合を 2 組に分け、それぞれ機械学習における訓練データとテストデータとし、訓練データを基に回帰モデルを構築した。分析を詳細に行うため、目的変数を x 座標と y 座標に分け、合成位置指紋に含まれる RSSI 値とそれぞれの座標の変位を説明変数としてモデルを構築した。

モデル構築にはサポートベクタマシン (SVM)，およびランダムフォレスト (RF) による回帰分析を利用した。SVM には、R 言語の *kernlab* パッケージ[13]を利用した。SVM では、非線形カーネルを用いたサポートベクトル回帰 (SVR) によって ϵ を 0.01, σ を 16 とした。RF には、同様に R 言語の *randomForest* パッケージ[14]を利用した。RF におけるパラメータとしては、決定木作成時の特徴量の数 $mtry$ はグリッドサーチにより最適化し、決定木の数を表す $ntree$ は規定値である 500 とした。

5.3 既知の地点の推定誤差評価

提案手法の推定精度を評価するため、ビーコン 6 個を用いて観測した 1m 格子ごとの位置指紋データを利用した際の正答率と RMS 誤差（平均二乗誤差）を求めた。1m 格子ごとに観測したデータを推定したときの SVM と RF における許容誤差に対する累積正答率を図 2 に示す。正答率の差が比較的大きく出現した許容誤差 0.5m における累積正答率は、従来手法に比べ、 x 座標では SVM で 26.3pp (パーセントポイント) 向上し 52.4%，RF で 57.6pp 向上し 84.9%， y 座標では SVM で 13.7pp 向上し 25.5%，RF で 72.9pp 向上し 79.2% となった。最良の正答率を得た RF による提案手法において、 x 座標での正答率は許容誤差 0.5m で 84.9%，許容誤差 1.0m で 97.3%， y 座標での正答率は許容誤差 0.5m で 79.2%，許容誤差 1.0m で 88.4% となった。

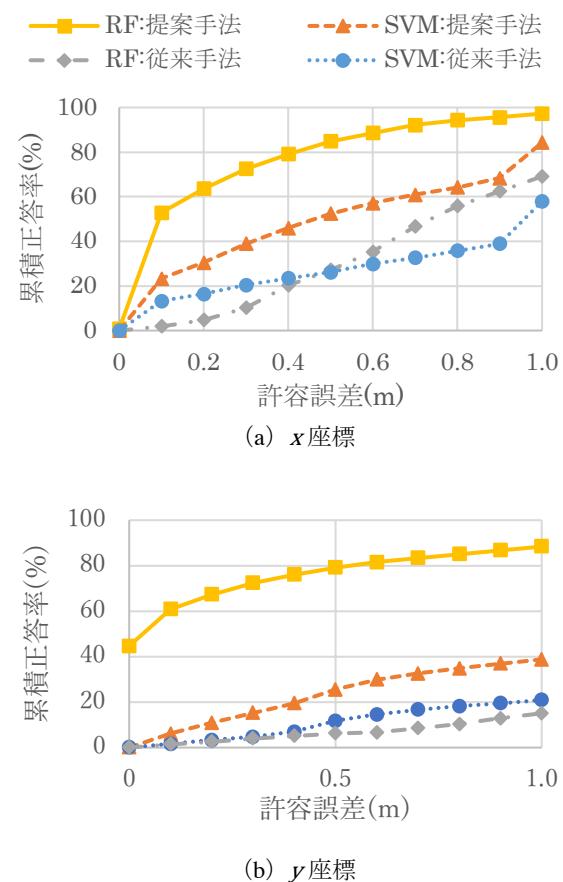


図 2 許容誤差に対する累積正答率

提案手法を用いた推定結果と正答値との RMS 誤差を図 3 に示す。従来手法に比べ、SVM による提案手法において、 x 座標では 0.20m 低減し 0.69m, y 座標では 0.10m 低減し 2.24m, x 座標と y 座標を組み合わせた座標値全体では 0.16m 低減し 2.35m となった。RF による提案手法において、 x 座標では 0.54m 低減し 0.36m, y 座標では 3.08m 低減し 0.71m, 座標値全体では 3.11m 低減し 0.80m となった。

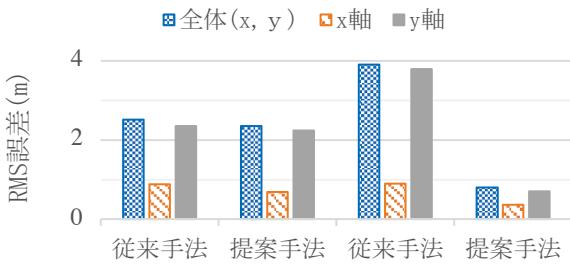


図 3 RMS 誤差

また、2点間の相対変位が位置推定結果に及ぼす影響を調査するため、相対変位の距離ごとの RMS 誤差の変化を求めた。変位に対する RMS 誤差の変化を図 4 に示す。変位のない 0mにおいては、 x 座標では、SVM で 0.80m、RF では 0.50m となり、 y 座標では、SVM で 2.58m、RF で 0.51m となった。

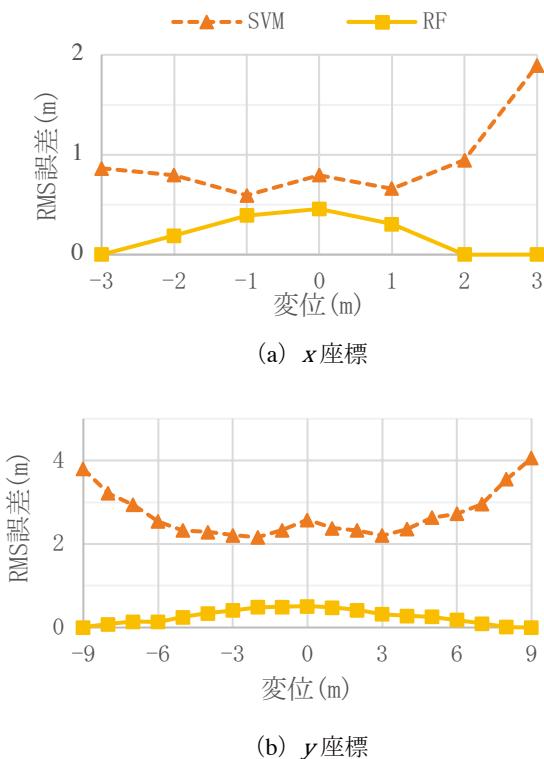


図 4 変位に対する RMS 誤差の変化

5.4 未知の地点の推定誤差評価

回帰モデルによって、観測点ではない未知の地点の位置推定を行うことを想定し、2m 格子の交点のデータのみを用いたモデルを用意し、この 2m 格子の中点を仮想的な未知の地点として位置を求めた。観測点データのうち、2m 格子の交点上の観測点データのみを用いて合成位置指紋集合を構成し、そのうち半数を訓練データとして、残りの半数と 2m 格子の中間点となる 1m 格子の交点上の観測点データをテストデータとして精度を評価した。

2m 格子を利用した訓練データと同じ地点のテストデータ

を用いた場合（既知の地点の推定）と、訓練データには含まれない地点のテストデータを用いた場合（未知の地点の推定）の許容誤差ごとの累積正答率を図 5 に示す。既知の地点に比べ、未知の地点では、許容誤差 0.5mにおいて、 x 座標では、SVM で 21.6pp 大きい 41.2%，RF で 27pp 小さい 71.7% となった。 y 座標では、SVM で 20.0pp 小さい 4.15%，RF で 79pp 小さい 20.6% となった。

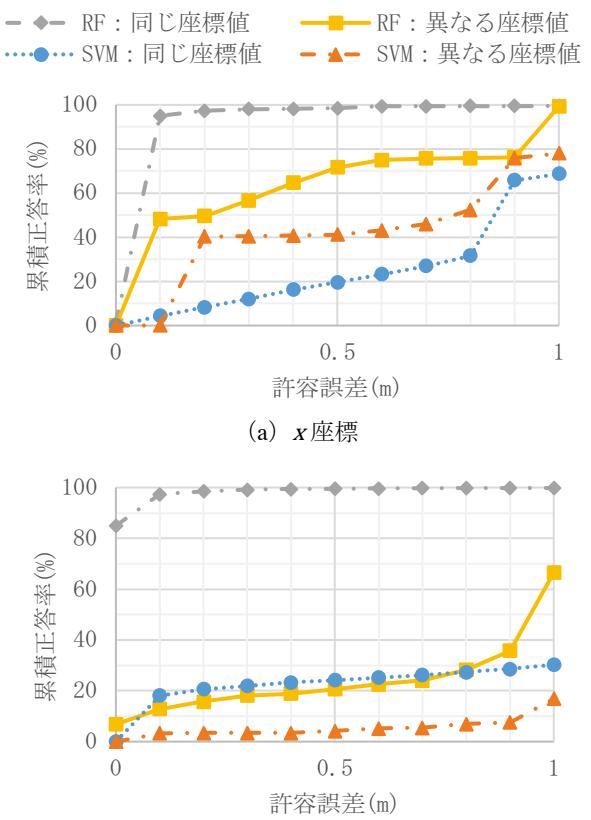


図 5 訓練データの観測地点を減らした場合の累積正答率

また、未知の地点を推定した場合と、既知の地点を推定した場合の RMS 誤差を図 6 に示す。既知の地点に比べ、未知の地点では、SVM において、 x 座標では 0.06m 大きい 0.80m、 y 座標では 0.51m 大きい 2.98m、 x 座標と y 座標を組み合わせた座標値全体では 0.47m 大きい 3.09m となった。RF による提案手法において、 x 座標では 0.39m 大きい 0.52m、 y 座標では 1.47m 大きい 1.54m、座標値全体では 1.47m 大きい 1.62m となった。

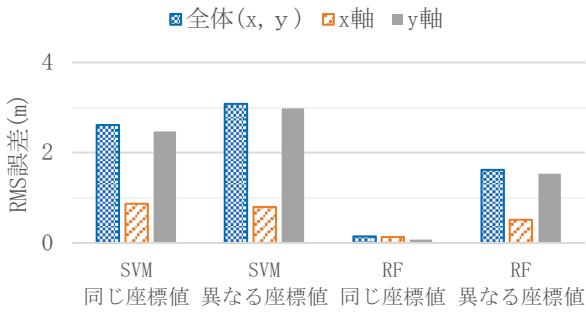
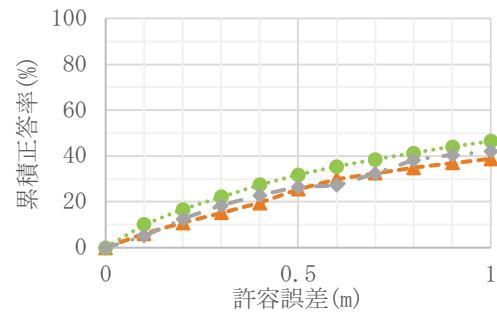
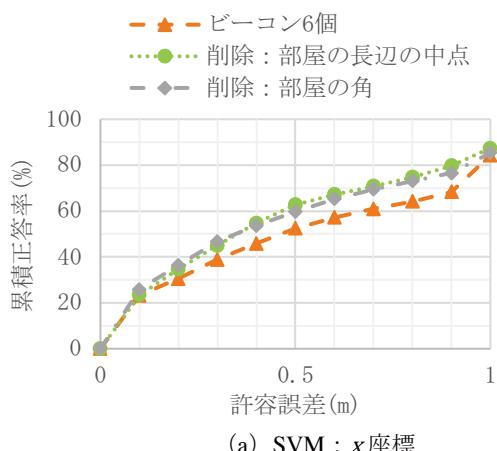


図 6 訓練データの観測地点を減らした場合の RMS 誤差

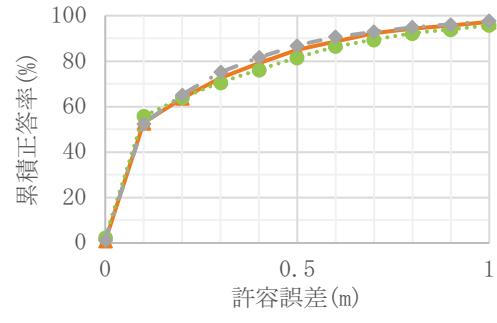
5.5 ピーコン数の影響評価

ピーコンを適切な位置に設置することで少ないピーコンで位置推定ができればコスト削減につながる。その可能性を検証するために位置指紋に利用するピーコン数を減らした場合について評価した。まず、ピーコンを 1 つ取り除いた場合の推定を行った。部屋の対称性から、部屋の長辺の中点のピーコンを 1 つ除いた場合と、部屋の角のピーコンを 1 つ除いた場合をそれぞれ評価した。次に、得られた結果から推定に影響が小さいと考えられる順に、ピーコン番号①から⑤までを取り除いていった場合について評価した。

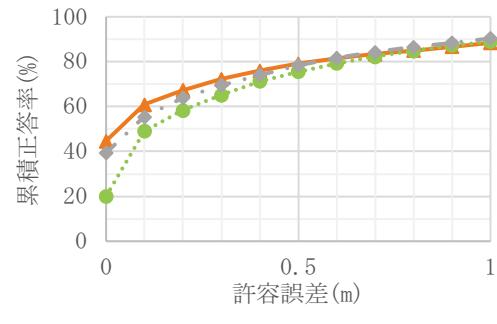
推定に使用するピーコン数を変化させた場合の推定を行った。まず、提案手法において、ピーコンを 1 つ取り除いて 5 個を用いて推定した場合の許容誤差ごとの累積正答率の変化を図 7 に示す。グラフには比較対象として、ピーコン 6 個を用いて提案手法で推定した結果を記載した。ピーコン 6 個を用いた推定に比べ、部屋の長辺の中点のピーコンを除いた場合は、許容誤差 0.5m において、*x* 座標では、SVM で 10.3pp 増加し 62.7%，RF で 3.28pp 減少し 81.6% となった。*y* 座標では、SVM で 6.26pp 増加し 31.8%，RF で 3.63pp 減少し 75.6% となった。また、部屋の角のピーコンを除いた場合には、ピーコン 6 個を用いた推定に比べ、*x* 座標では、SVM で 7.33pp 増加し 59.7%，RF で 2.09pp 増加し 87.0% となった。*y* 座標では、SVM で 8.49pp 増加し 34.0%，RF で 0.78pp 減少し 78.4% となった。



(b) SVM : *y* 座標



(c) RF : *x* 座標

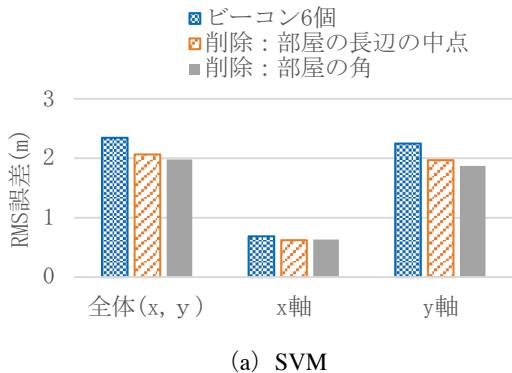


(d) RF : *y* 座標

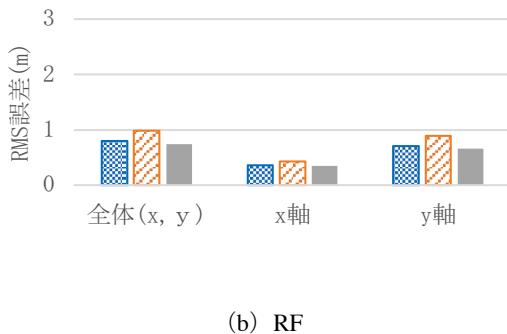
図 7 ピーコンを 1 つ取り除いたときの累積正答率

また、部屋の長辺の中点のピーコンを除いた場合と、部屋の角のピーコンを除いた場合の RMS 誤差を図 8 に示す。ピーコン 6 個を用いた場合に比べ、部屋の長辺の中点のピーコンを除いた場合では、SVM において、*x* 座標では 0.07m 減少し 0.62m、*y* 座標では 0.27m 減少し 1.97m、*x* 座標と*y* 座標を組み合わせた座標値全体では 0.28m 減少し 2.07m となった。RF による提案手法において、*x* 座標では 0.07m 増大し 0.43m、*y* 座標では 0.18m 増大し 0.89m、座標値全体では 0.19m 増大し 0.98m となった。部屋の角のピーコンを除いた場合には、ピーコン 6 個を用いた場合に比べ、SVM において、*x* 座標では 0.06m 減少し 0.63m、*y* 座標では 0.37m 減少し 1.87m、*x* 座標と*y* 座標を組み合わせた座標値全体では 0.37m 減少し 1.98m となった。RF による提案手法に

において、 x 座標では 0.01m 減少し 0.35m、 y 座標では 0.05m 減少し 0.66m、座標値全体では 0.05m 減少し 0.75m となつた。



(a) SVM

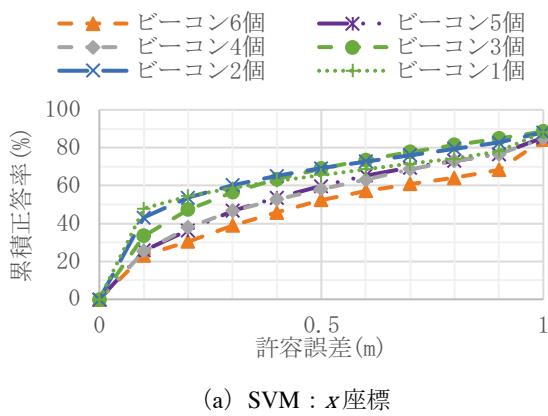


(b) RF

図 8 ビーコンを 1 つ取り除いたときの RMS 誤差

次に、ビーコンの数を徐々に減らした場合の許容誤差ごとの累積正答率の変化を図 9 に示す。許容誤差 0.5m における累積正答率は、 x 座標で最も正答率が高かったのは RF によるビーコン 5 個を移用した推定で 86.9%、 y 座標では RF によるビーコン 4 個を利用した推定で 84.3% となった。

さらにビーコンの数を徐々に減らした場合の RMS 誤差を図 10 に示す。最も良い結果となった RF によるビーコン 5 個を利用した推定では、 x 座標で 0.35m、 y 座標で 0.66m、座標値全体では 0.75m となった。



(a) SVM : x 座標

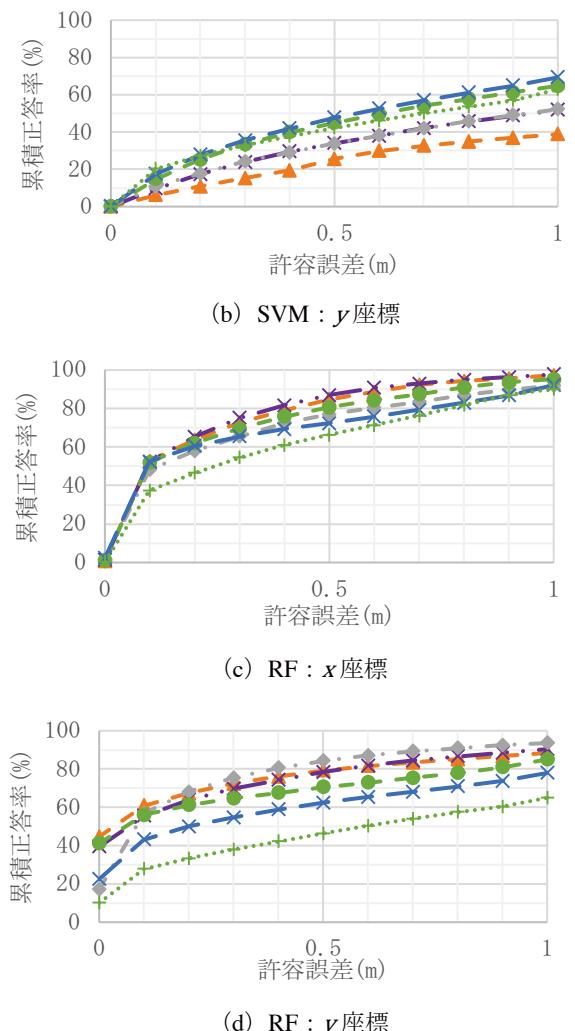


図 9 ビーコンの数を減らしたときの累積正答率

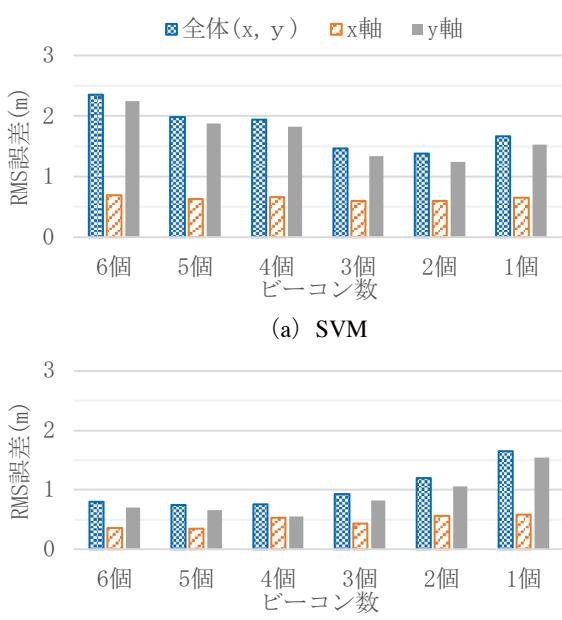


図 10 ビーコンの数を減らしたときの RMS 誤差

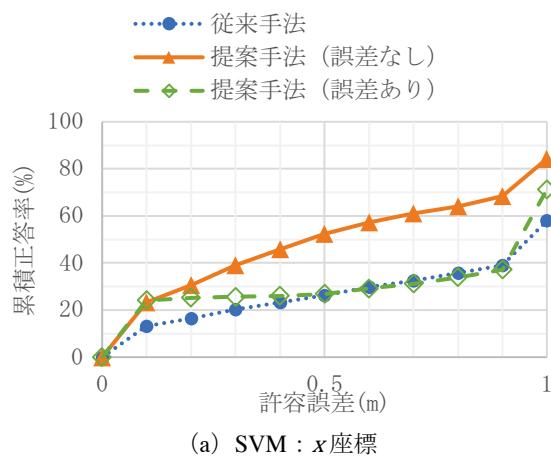
5.6 相対位置に誤差を含むときの影響

提案手法ではデッドレコニングにより変位を取得するが、測定距離が長くなるとその変位を取得する際に生じるデッドレコニングの誤差は指數関数的に大きくなると予想される。提案手法が、デッドレコニングにより変位を取得する際にどの程度頑健であるかをシミュレーションにより調査した。合成位置指紋に含まれる変位に対して、擬似的に生成した誤差を加えたデータを用いて位置を推定した。本研究では位置情報を2次元座標で表現していることから、2次元正規分布に従う誤差を生成した。

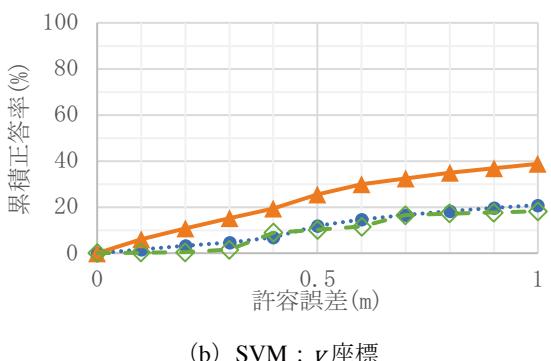
合成位置指紋の特徴量の1つである相対位置に、擬似的に誤差を加えた場合のSVMとRFにおける許容誤差に対する累積正答率を図11に示す。

SVMでは、誤差を与えずに提案手法を用いて推定した場合と比較すると、許容誤差0.5mにおける累積正答率はx座標では25.6pp低下し26.8%，y座標では0.5pp減少し10.1%となった。従来手法と比較するとほぼ同程度の正答率となり、許容誤差0.5mにおける累積正答率は、x座標では0.6pp向上し、y座標では0.5pp減少となった。

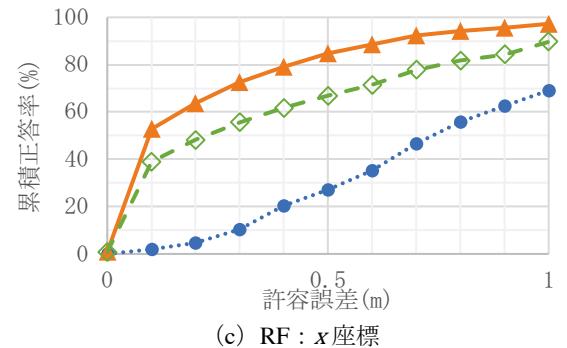
RFでは、誤差を与えずに提案手法を用いて推定した場合と比較すると、許容誤差0.5mにおける累積正答率はx座標では18.0pp低下し66.8%，y座標では1.8pp向上し81.3%となった。従来手法と比較すると正答率が大きく向上し、許容誤差0.5mにおける累積正答率は、x座標では39.4pp向上し、y座標では75.0ppの向上となった。



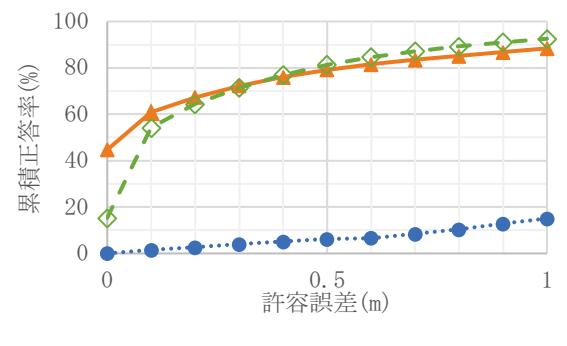
(a) SVM : x座標



(b) SVM : y座標



(c) RF : x座標

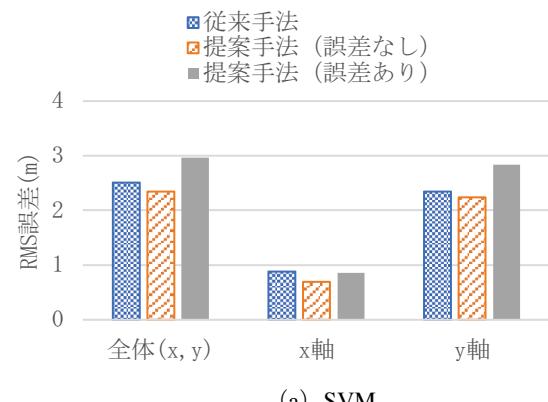


(d) RF : y座標

図11 相対位置誤差を加えた場合の累積正答率

誤差を付与した場合のRMS誤差を図12に示す。SVMでは、誤差を与えずに提案手法を用いて推定した場合と比較すると、x座標では0.18m増加し0.86m、y座標では0.59m増加し2.83m、x座標とy座標を組み合わせた座標値全体では0.62m増加し2.96mとなった。従来手法と比較すると、x座標では0.02m減少、y座標では0.38m増加し、x座標とy座標を組み合わせた座標値全体では0.45m増加となった。

RFでは、誤差を与えずに提案手法を用いて推定した場合と比較すると、x座標では0.27m増加し0.63m、y座標では0.16m減少し0.55m、x座標とy座標を組み合わせた座標値全体では0.03m増加し0.83mとなった。従来手法と比較すると、x座標では0.27m減少、y座標では3.16m減少し、x座標とy座標を組み合わせた座標値全体では3.07mの低減となった。



(a) SVM

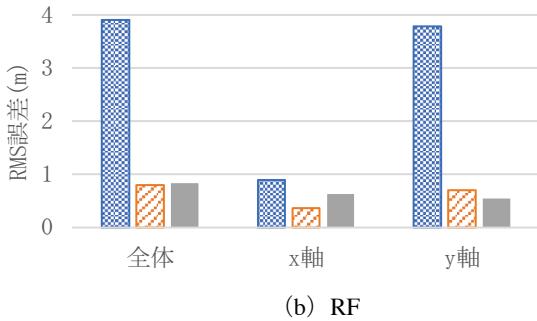


図 12 相対位置誤差を加えた場合の RMS 誤差

6. 考察

6.1 従来手法との比較

図 2 から、2 地点の位置指紋を用いた提案手法では、単一地点の位置指紋を用いた従来手法と比較して正答率が向上していることがわかる。回帰分析による推定では、特に RF の正答率の改善が顕著に現れている。特に許容誤差 1mにおいては、 x 座標、 y 座標どちらも正答率約 90% を示しており、従来の推定精度を大きく上回る結果となった。図 3 からも RF を用いた場合に RMS 誤差が大きく抑えられており、正答値とのずれが総合的に低減できていることがわかる。これは、訓練データやテストデータに部屋の構造に基づく欠損値があることと、RF の欠損値やノイズに強い特徴が上手く合致したためであると考えられる。しかし、モデル構築に使っていない地点データを使うと誤差が大きくなることから、RF で過学習が生じている疑いがある。また、 x 座標の累積正答率の増加が y 座標に比べて大きいのは、今回の実験で利用した x 座標の範囲が、 y 座標の範囲の半分以下であり、同じデータ数を割り振ったときに単位長あたりのデータ量が異なってしまったためであると考えられる。

図 4 を見ると、変位の絶対値が大きくなるにつれ、SVM では RMS 誤差が次第に大きくなっているが、RF では逆に RMS 誤差が徐々に小さくなっている。変位ごとの RMS 誤差を抑えることに成功したことが、SVM に比べ、RF を用いた場合の正答率が勝っていた要因の 1 つであったと考えられる。

逆に今後より多くのデータによって検証すべき点として、 y 座標の RF を用いた提案手法における許容誤差 0m の値が 0% でない点があげられる。学習データとテストデータで同じ位置指紋ベクトルはなかったが、類似性が影響した可能性も考えられるので、今後検証を行う必要がある。

6.2 訓練データの観測地点を減らした場合の推定

図 5 から特に RF では、モデル構築に利用した地点を推定した場合には正答率が 100% に近いが、モデル構築に利用しなかった地点の推定では誤差が大きくなっている。モデルが訓練データに沿い過ぎたため、汎化性が低下したためにこのようなことが起こったと考えられ、過学習が生じ

ている疑いがある。学習木を少なくするなど、過学習を抑制できるようにした検証が必要である。また、モデル構築に利用した地点の推定結果として、SVM による提案手法を用いた推定が、SVM と RF 両方の従来手法の推定結果を上回っていることから、2m 格子に対しても同様の結果が得られると考えられる。これを考慮に入れると、RF を用いたモデル構築に利用しなかった地点を推定した場合にも、SVM の推定結果と同程度かそれ以上の結果となつたため、ビーコンを減らしたり、観測地点を減らしたりした場合にも RF を用いた提案手法が有効であると考えられる。

モデル構築に利用しなかった地点の推定精度が、モデル構築に利用した地点の推定精度を下回ると予想していたが、 x 座標の SVM による推定では前者の推定精度が後者を上回る結果となった。原因として、ビーコンから離れた地点では電波伝搬損失の影響が大きく現れたためではないかと考えられるが、より多くのデータを用いた検証が必要である。

6.3 ビーコンの数を減らした場合

図 7 から、ビーコンを 1 個取り除いた場合でも、ほぼ同程度の精度で推定できていることが確認できる。図 8 から、最も推定誤差を抑えることができた RF による推定を見ると、部屋の角のビーコンを取り除く方が有効であると考えられる。また、SVM による x 、 y 座標の推定と RF による x 座標の推定では、ビーコンを 1 個取り除いた場合の推定が、ビーコンを 6 個使用した場合に比べ若干精度が上回る結果となった。このことからビーコンの数が多ければ精度が良くなるとは限らないと考えられる。

ビーコンの数がどの程度推定精度に影響を与えるかを調べたところ、図 9、図 10 から、SVM による推定ではビーコンの数が少ないほど良い結果となり、2 個を利用した場合に最も良い数値を示した。RF による推定ではビーコンの数がある程度あった方が良い結果となり、5 個を利用した場合に最も良い値を示した。また RF においては、座標値全体を見るとビーコンを 4 個以上設置した場合は一定の精度で安定しているのがわかる。これらから提案手法による推定では、SVM では部屋の長辺の中点付近にビーコンを設置するのが最も適しているのではないかと考えられ、RF ではある程度ビーコンを設置するのが適していると考えられる。より適切なビーコンの設置場所の知見を得るために、異なる条件下での検証が今後の課題として挙げられる。

6.4 デッドレコニングの誤差に対する頑健性調査

図 11 から誤差を擬似的に加えた場合、SVM では誤差を加えなかった場合に比べて正答率が大幅に下がってしまい、従来手法とほとんど変わらない精度となってしまった。それに対し、RF では、誤差を加えなかった場合に比べて正答率がそれほど大きく低下することなく、従来手法よりも良い精度を保つことができた。このことから RF を提案手法に適用した場合、実環境でデッドレコニングを用いて変位

を取得した場合にも精度良く推定できると期待できる。誤差を加えた場合には、条件 A で現れていた RF を用いた際の y 座標での許容誤差 0m での正答率の不自然な上昇がなくなると考えていたが、減少はしたが 0%にはならなかった。提案手法の特徴量のうち、変位部分だけが距離をそのまま表している部分であるため、この変位を仮想的に計算していたことが過学習の原因ではないかと考えていたが、その他にも原因があると考えられる。

7. まとめ

本研究では、動経路上の複数地点において観測した位置指紋情報と、短時間デッドレコニングにより推定した観測点間の相対位置関係を基に位置推定を行う手法を提案した。ビーコン 6 個を用いて、2 地点の RSSI 値を利用した場合の有効性を検証し、許容誤差を 0.5m としたときの正答率では、既存手法と比較して、 x 座標では SVM で 26.3pp (パーセントポイント) 向上し 52.4%, RF で 57.6pp 向上し 84.9%, y 座標では SVM で 13.7pp 向上し 25.5%, RF で 72.9pp 向上し 79.2%となり提案手法の有効性が示された。また、訓練データの観測地点を減らした場合と、設置するビーコンを減らした場合にも精度が保てるかどうかをそれぞれ評価した結果、観測地点をある程度減らした場合や、ビーコンをある程度減らした場合でも精度の維持が可能という示唆が得られた。

参考文献

- [1] 横田山都, 廣安知之, 三木光範, 横内久猛, 吉見真聰. WLAN の RSSI 分布を用いた室内位置推定手法の提案と利用. 第 24 回人工知能学会全国大会. no.3C2-2, pp.1-4.
- [2] Hui Liu, Student Member, IEEE, Houshang Darabi, Member, IEEE, Pat Banerjee, and Jing Liu. "Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Review s, vol.37, No6, pp.1067-1080 (2007).
- [3] Jun Liu, Qimei Cui, Xiaofeng Tao and Ping Zhang. "A Method to enhance the Accuracy of Location Systems Based on TOA-Location Algorithms", 6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp.979-982 (2006).
- [4] Zhilong Shan, Tak-Shing P. Yum. "Precise Localization with Smart Antennas in Ad-Hoc Networks", Global Telecommunications Conference(GLOBECOM), pp.26-30 (2007).
- [5] 新田優介, 大野成義. 無線 LAN のアクセスポイントを利用した位置推定方法の比較検討. 職業能力開発総合大学校紀要 第 41 号 A (2013 年 3 月), pp.51-56
- [6] Ling Pei, Zou Danping, Ruizhi Chen, Yuwei Chen. "A Survey of Crowded Sensing Opportunistic Signals for Indoor Localization", Hindawi Publishing Corporation Mobile Information Systems Volume 2016, Article ID 4041291, 16 pages.
- [7] 久保田真一郎, 石丸正人, 杉谷賢一. 相関ルールにより生成された FingerPrint を利用した無線 LAN 位置推定手法の検討. 情報処理学会研究報告 インターネットと運用技術 (IOT) . vol. 2013-IOT-20, no.39, pp.1-4.
- [8] 小柳健吾, 吉田博哉. 位置指紋法における電波強度マップ構築の効率化検討. 第 76 回全国大会講演論文集. 2014(1), pp.17 9-180.
- [9] 金岡諒, 柏木幸俊, 荒川豊, 戸辺義人. 屋内高精度位置測位に向けたデッドレコニングの累積誤差補正モデル. 情報処理学会第 77 回全国大会講演論文集. vol2015, no.1, pp.293-294.
- [10] 興梠 正克, 蔵田 武志. 組み込み型 GPS・自蔵式センサシステムによる屋内外歩行者ナビ. 電気情報通信学会技術研究報告, PRMU, パターン認識・メディア理解 2006-33, pp.75-80.
- [11] Jochen Seitz, Thorsten Vaupel, Jasper Jahn, Steffen Meyer, Javier Gutiérrez Boronat, Jorn Thielecke. "A Hidden Markov Model for Urban Navigation Based on Fingerprinting and Pedestrian Dead Reckoning", 13th Conference on Information Fusion (FUSION), pp.1-8 (2010).
- [12] 上田紘平, 鈴木瑛識, 重野寛. 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. 情報処理学会研究報告, 研究報告マルチメディア通信と分散処理(DPS), 2014-DPS-160, pp.1-8.
- [13] Karatzoglou, A., Smola, A. and Hornik K.: Kernel-based Machine Learning Lab. R package version 0.9-26. <<https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf>> (参照 2018-05-10)
- [14] Breiman, L., Cutler, A., Liaw, A., and Wiener, M.: Breiman and Cutler's Random Forests for Classification and Regression. R package version 4.6-14. <<https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf>> (参照 2018-05-10)