

屋内における BLE ビーコンを用いた 移動ユーザの自己位置推定手法の検討

梅澤 猛¹

概要： 屋内位置推定においては、屋外で一般的な GPS の代替となる位置推定手法が求められる。位置指紋法による位置の推定は、機器設置コストが小さくて済むメリットがあるが、対象領域内での事前計測の作業コストが大きいという課題があった。そこで、本稿では、室内で BLE ビーコンを用いて位置推定を行うときの、観測点密度と地点あたりの観測量の増減が推定結果に与える影響について調査する。また、設置するビーコンの数の増減が推定結果にあたる影響についても調査を行う。

1. はじめに

BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコンを利用した屋内における位置測位は、低消費電力かつ安価であることから一時的な位置情報サービスの提供に適している。学会や展示会などのイベントの間だけ当該の空間内で位置情報を利用したいという場合、電池駆動で電源の取り回しや配線の必要のない BLE は Wi-Fi など他の測位用インフラに比べて作業的な導入コストの点で優位である。学会プログラムやイベントスケジュールに応じて会場内を移動するユーザに対し、スマートフォンなどの携帯端末を通して自己位置を推定する機能を提供することで、その部屋内での現在実施中の発表内容に関する情報や、現在位置を基準としたインフォメーションデスクやトイレ、次の移動先となる場所への経路情報を提供することが可能となる。

BLE や Wi-Fi の電波を利用した位置測位の中でも、筆者らは位置指紋法に注目している[1][2]。三角測量法などの手法とは異なり、基準となる電波発信源の位置を正確に把握する必要がなく、電波発信機器の設置自由度が高いためである。一方で、位置指紋法は事前収集の作業コストが高いという課題がある。精度よく位置を推定するためには、多くの地点で十分な位置指紋を観測・収集する必要があり、対象空間が広い程、また観測点の密度が高いほど、収集にはより多くの手間が掛かる。

本稿では、室内で BLE ビーコンを使った位置指紋方式の位置推定を行う際に、観測点の密度と地点あたりの観測量が測位精度にどの程度影響を与えるのかを調査した。また、ビーコンの設置数についても検討を行うため、位置推定に用いるビーコン情報を増減したときの影響についても調査を行った。

2. 位置指紋収集

2.1 測定環境

測定は、大学内の学生居室にて行った。部屋は RC 造で、広さは約 11.8m×4.8m である(図 1)。室内は机や椅子、キャビネットなどの什器の配置はそのままとして、部屋の中央部を広く開けて測定領域を設けた。なお、測定時の室内からは測定者を除く人物は排除した。

2.2 使用ビーコン

BLE ビーコンには、Aplix 社製の MyBeacon 汎用型 MB004 Ac-DR1 を用いた。送信出力強度は 0dBm とした。ビーコンは部屋の天井部分に約 2m の間隔で設置した。BLE ビーコンを取り付けたときの、直下の床から BLE ビーコンまでの距離は約 260cm であった。

2.3 測定端末

測定には、スマートフォン FREETEL FTJ152A Prio3i3 を使用した。Android 5.1 上で動作する BLE ビーコン収集アプリを実装した。スマートフォンは、ホルダーを付けたスタンドを使い、垂直に立てた状態で端末の上端が床から 160cm となる高さに固定した状態で測定した。これは身長約 180cm の筆者が把持したスマートフォンを顔前に持ってきた状態を意図している。

2.4 位置指紋

位置指紋には、室内に設置したビーコンの発する電波の受信電波強度 (RSSI 値) を用いた。部屋の中で BLE ビーコンの設置位置を基準として、1m 間隔の格子を設定し、机等で立ち入ることのできない箇所を除いた 34 点を位置指紋観測地点とした。便宜上、図 1 の左下の隅を原点 O とし、横 (長辺) 方向を x、縦 (短辺) 方向を y とした。($0 \leq x \leq 10, 0 \leq y \leq 4$)

A, B2 つの異なる日時に 34 の観測点で位置指紋の収集を行った。BLE ビーコンはアドバタイズに間隔が設けられているため、一度に全てのビーコンの RSSI を取得すること

¹ 千葉大学
Chiba University †

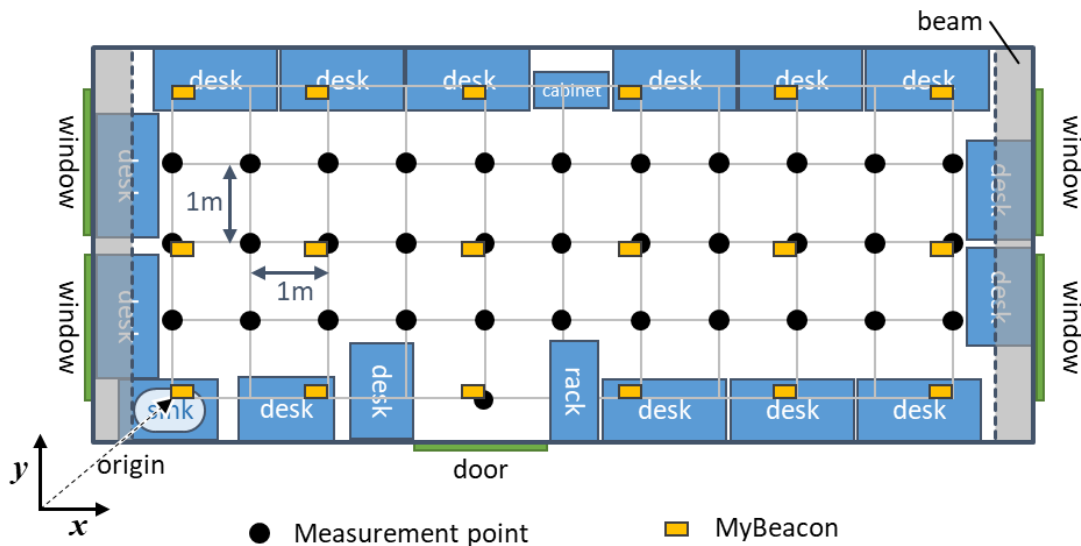


図 1 測定環境

はできない。そこで、各観測点で一定時間ビーコン信号を観測し、収集したデータの中で任意の時間のウインドウ幅の個々のビーコンの RSSI 値の平均をこのときの取得値として、スライディングウインドウ方式でデータセットを作成した。各観測点において、日時 A は 60 秒間の観測を、日時 B は 30 秒間の観測をそれぞれ行い、ウインドウ幅は共に 5 秒間とした。

3. 位置推定

3.1 学習と推定

得られたデータセットを使い、ランダムフォレストおよび勾配ブースティングの回帰モデルによる機械学習により位置の推定を行った。学習と推定には Python 言語 scikit-learn を用い、ランダムフォレストには

RandomForestRegressor を、勾配ブースティングには GradientBoostingRegressor を利用した。

3.2 推定結果

ランダムフォレスト回帰モデルによって、データセット A を学習データに、データセット B をテストデータとしたときの推定位置を図 2 に、データセット B を学習データに、データセット A をテストデータとしたときの推定結果を図 3 に示す。同様に、勾配ブースティング回帰モデルによる推定結果を、図 4、図 5 に示す。また、このときの推定位置と実際の測定位置とのユークリッド距離が許容誤差に収まっていたら正解とみなしたときの累積正答率を図 6 に示す。



図 2 ランダムフォレストによる推定結果 (学習: データセット A, テスト: データセット B)

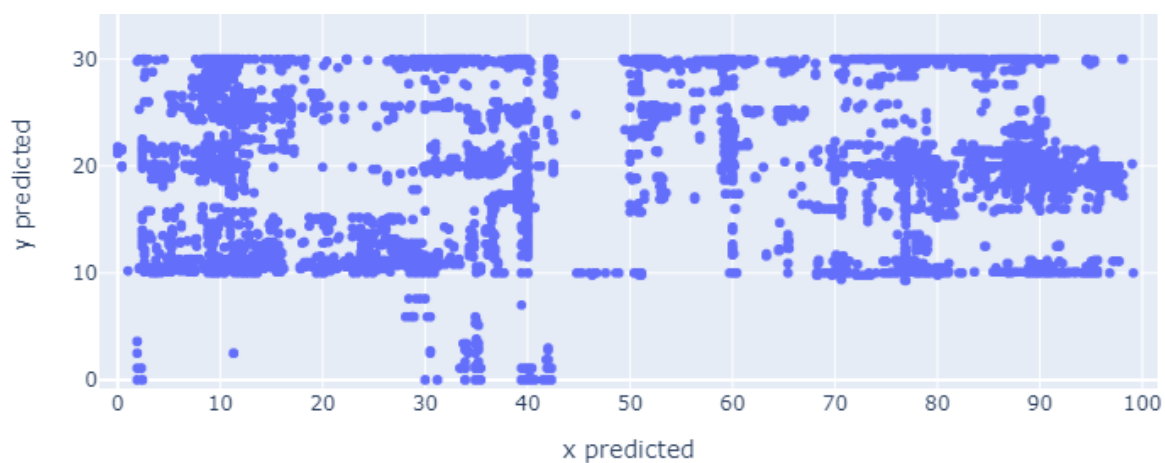


図 3 ランダムフォレストによる推定結果（学習：データセット B，テスト：データセット A）

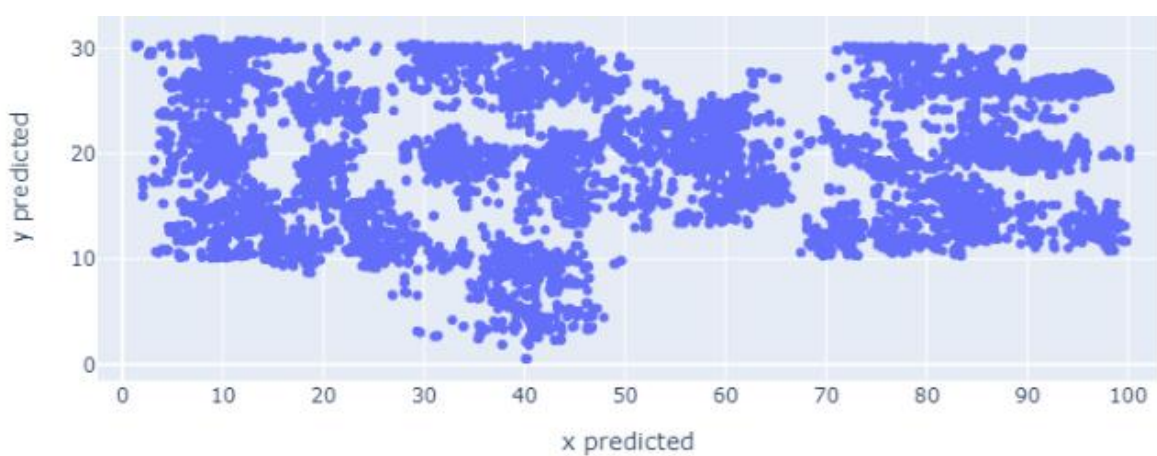


図 4 勾配ブースティングによる推定結果（学習：データセット A，テスト：データセット B）

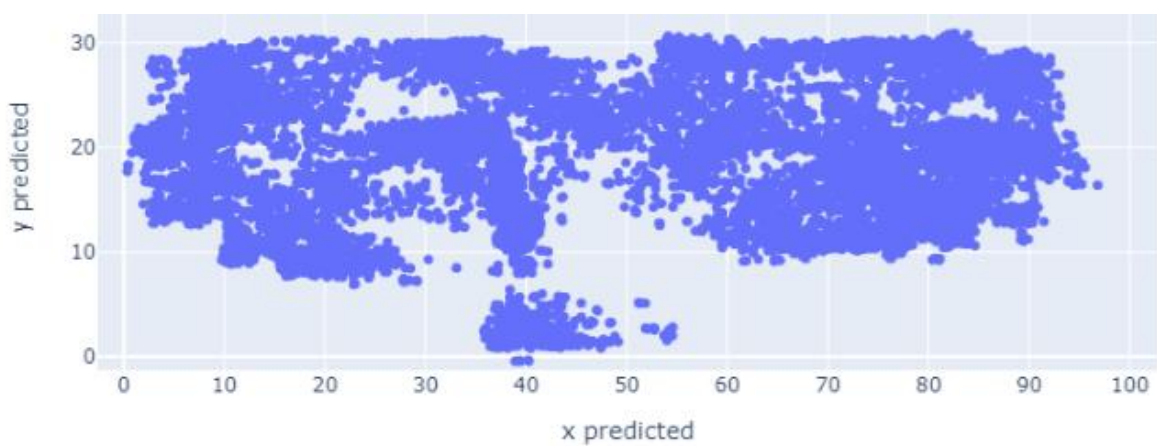


図 5 勾配ブースティングによる推定結果（学習：データセット B，テスト：データセット A）

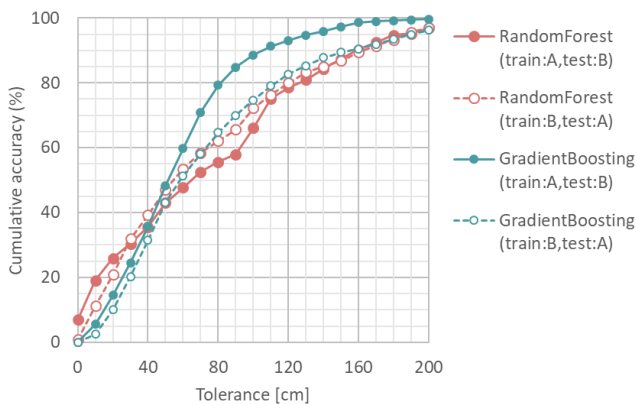


図 6 累積正答率

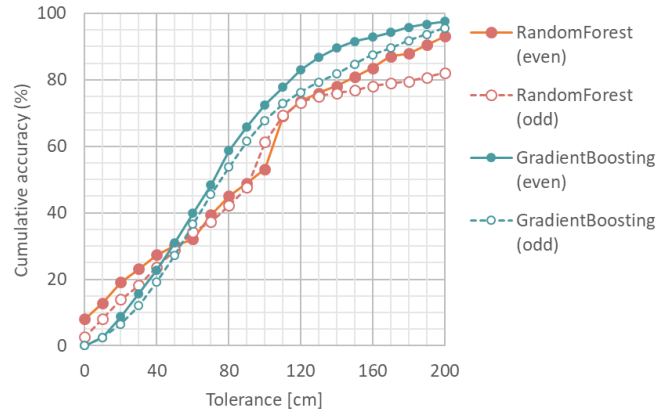


図 8 観測点の減少と累積正答率

3.3 観測点の増減

観測点の密度が推定結果に与える影響を確かめるために、学習に使用する測定点を絞った状態で位置の推定を行った。ランダムフォレストおよび勾配ブースティングの回帰モデルを用い、学習データとして利用する観測点は、図 7 に示した黒丸と白丸の 2 グループとした。便宜上、黒丸の観測点群を even、白丸の観測点群を odd と呼称する。なお、学習データにはデータセット A を、テストデータにはデータセット B を使用した。

3.4 観測点密度の推定結果への影響

ランダムフォレストおよび勾配ブースティングを用いて、観測点群 even または観測点群 odd を学習データとする位置推定を行った時の、累積正答率を図 8 に示す。

観測点の減少に伴い、全体として累積正答率に低下傾向が確認できる。

更に、累積正答率低下の要因を調べるため、勾配ブースティングの観測点群 even による推定を取り上げ、観測点群 even に属するテストデータを元に推定したときと、観測点群 odd に属するテストデータを元に推定したときの累積正答率を図 10 に示す。

観測点群 even で学習し、観測点群 odd を元に推定したときの累積正答率は、観測点群 even、odd 全てを元に推定した結果と似た傾向となった。これと比較して、観測点群 even で学習し、観測点群 even を元に推定したときの累積正答率は若干優位な傾向を示した。観測点の減少による累積正答率の低下は、学習データに含まれない観測点の位置予測精度が低下することが要因である可能性が示唆される。

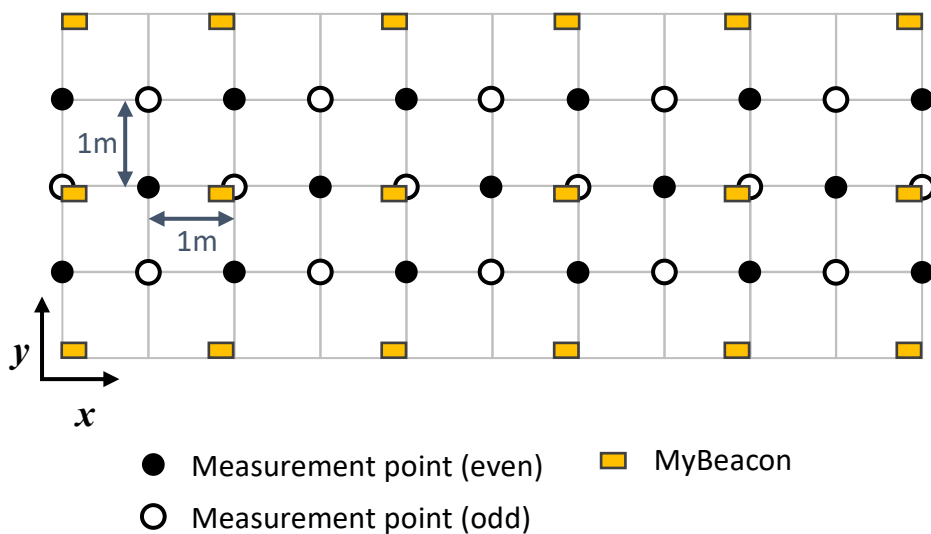


図 7 観測点の分割利用による位置推定

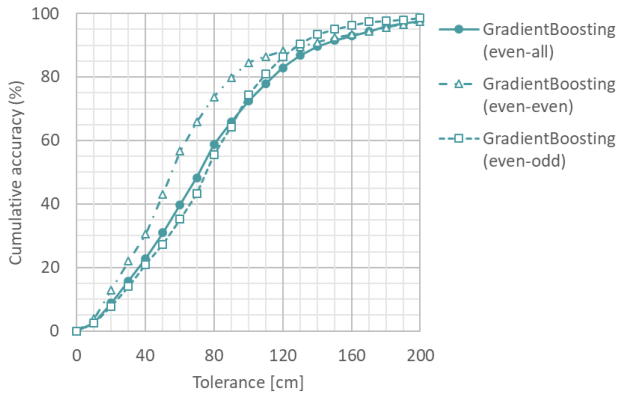


図 10 観測点群別の累積正答率

3.5 設置ビーコン数の増減

室内に設置された BLE ビーコンの数が推定結果に与える影響を確かめるために、学習・推定に使用するビーコン信号を絞った状態で位置の推定を行った。回帰モデルにはこれまでと同様にランダムフォレストおよび勾配ブースティングを用い、学習・推定に利用するビーコンを、図 10 に示したビーコン群を元に限定した。便宜上、橙色で示した部屋の四隅の 4 つのビーコンをビーコン群 *corners*、緑色で示した長辺・短辺それぞれの中程の 4 つのビーコンをビーコン群 *sides*、ビーコン群 *corners*、*sides* の 8 つに加え、白色で示された 6 つを含めた計 14 のビーコンをビーコン群 *surround* と呼称する。なお、学習データにはデータセット A を、テストデータにはデータセット B を使用した。

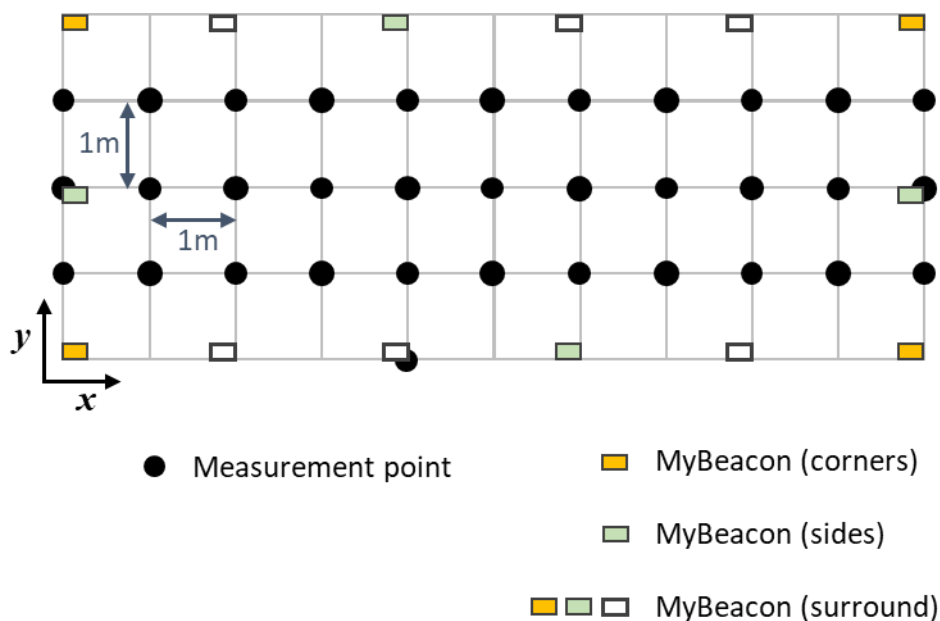


図 11 ビーコン数の限定利用による位置推定

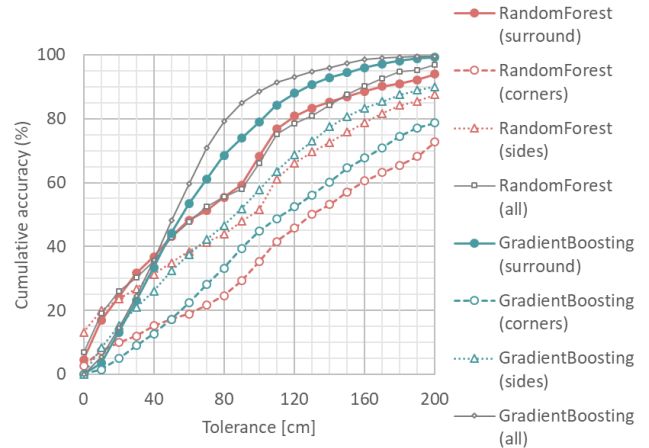


図 9 ビーコン数の減少と累積正答率

3.6 ビーコン数の推定結果への影響

ランダムフォレストおよび勾配ブースティングを用いて、ビーコン群 *surround*、*corners*、*sides* を学習・テストデータとする位置推定を行った時の、累積正答率を図 11 に示す。

概ね、ビーコン数の減少に伴い累積正答率が低下する傾向が確認されたが、ランダムフォレストに関しては全てのビーコンを使用したとき (*all*) と、ビーコン群 *surround* を使用したときで大きな差は確認できなかった。今回の測定条件下においては、ランダムフォレストによる推定に関しては、部屋の中程のビーコンは精度向上に寄与していなかったと考えられる。

ビーコン群 *corners* とビーコン群 *sides* で比較すると、ランダムフォレストと勾配ブースティングの両方において、ビーコン群 *corners* の方が累積正答率の低下傾向が大きく、

同じ 4 つのビーコンを使用する場合にはビーコン群 sides の配置をする方が位置推定に優位であるといえる。

4. 事前計測の負荷軽減について

位置指紋法の課題の一つは事前計測に掛かる作業負荷が高いことにある。精度のよい推定を期待するためには、多くの観測地点を巡回して、地点ごとに多くの位置指紋を収集する必要がある。BLE ビーコンの場合、省電力化のためにアドバタイズ間隔が比較的大きくなることがある。このため、必要なビーコンの RSSI 値を一通り揃えるためには一定の時間を要する。観測地点数を多くする必要性と相まって位置指紋収集に掛かる作業コストが増大する。データセット A と B を使った実験と、観測地点を減少させる実験からは、どちらも推定精度の低下につながる傾向が確認された。観測条件と要求される推定精度から必要な観測地点数と観測時間を見積もるためには、更なる調査が必要である。このほか、指紋収集時に観測地点の正確な位置を把握すること、あるいは正確な計測により観測地点を設定することにも多くの労力がかかるため、簡易に収集作業ができる仕組み作りや、小型ドローンを使った自動収集など事前計測に掛かる担当者の負荷軽減を図る必要があると考える。

また、今回は個々のビーコンの発する RSSI を使った単純な位置推定手法を用いたため、地点あたりのデータ数や観測地点が少ない場合にも推定精度を保てるような手法についても検討を進める。筆者らが取り組んでいる、移動前後の地点の位置指紋を使い、デッドレコニングで求めた移動変位と共に推定を行う合成位置指紋による位置推定[1]は、地点ごとの位置指紋収集数が少ない場合にも、推定精度の低下を軽減することが可能であるため、その効果の検証も行う予定である。

設置ビーコン数の影響については、個数の減少によって推定精度にも影響は確認されたが、同じビーコン数であっても設置レイアウトによって精度への影響が大きく変わることが示唆された。今後は、少ないビーコン数で効率的な位置推定が可能な設置レイアウトや、部屋の形状・大きさと要求される推定精度から、必要なビーコン数を見積もることができる手法についても検討を行う。

参考文献

- [1] Tomofumi Takayama, Takeshi Umezawa, Nobuyoshi Komuro, Noritaka Osawa, A regression model-based method for indoor positioning with compound location fingerprints, *Geo spatial Inf. Sci.* 22. 2. pp.107-113, 2019.
- [2] Yuto Oue, Takeshi Umezawa, Noritaka Osawa, Indoor Location Estimation Based on Inverse Fingerprints at Multiple Points in Time and Moving Distance, *AICCC 2020: 2020 3rd Artificial Intelligence and Cloud Computing Conference*, pp.70-75, Dec. 2020.