

複数の Bluetooth ビーコンに基づくデバイスフリーな 屋内測位におけるキャリブレーションについて

杉野 恭兵[†] 大園 忠親[†] 新谷 虎松[†]

[†] 名古屋工業大学 大学院情報工学専攻 〒466-8555 愛知県名古屋市昭和区御器所町
E-mail: †{sugikyo,ozono,tora}@toralab.org

あらまし 遠隔地のユーザの様子を屋内測位によって見守る, 遠隔介護のような場面においてデバイスフリーな測位は, 遠隔介護支援の分野をはじめとして, 遠隔地のユーザの様子を見守るために重要である. Bluetooth ビーコンは既存のデバイスフリー測位用の機器と比較して, 安価, 省電力, 設置が容易という利点があるため, カメラ機器などよりも柔軟な配置が可能である. 本稿では複数の Bluetooth ビーコンからの電波強度を利用して, 被験者の位置を検出するデバイスフリー屋内測位機構を提案する. 既存のフィンガープリント法に基づく測位では, ユーザの負担となるキャリブレーションが課題である. キャリブレーションを自動化するために, 測位データに対するクラスタリングにより, ユーザ識別のための閾値を定める. 本稿では, 本手法の有効性を実験によって検証し, 95%の精度でユーザの有無を検出可能であることを示した.

キーワード Bluetooth, デバイスフリー測位, 教師なし学習, RSSI

On Calibration for Device-free Localization based on Multiple Bluetooth Beacons

Kyohei SUGINO[†], Tadachika OZONO[†], and Toramatsu SHINTANI[†]

[†] Department of Computer Science and Engineering,
Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology
Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya-shi, Aichi, Japan
E-mail: †{sugikyo,ozono,tora}@toralab.org

Abstract Device-free Indoor Localization is important to detect abnormality of elderly people of distant place. Bluetooth beacons have two advantages; cheap and driving for long time without exchange of batteries. Therefore, we can set its more flexibly than other devices, e.g. camera devices. We propose a Device-free Indoor Localization method using multiple Bluetooth beacons. Existing Device-free Localization techniques require to calibrate a threshold of received signal strength. To realize an automatic calibration method, we applied obtained data clustering by the unsupervised learning. We verified the efficacy of the proposed method by experiments, and we show that our method realized Device-free Localization with 95% by the unsupervised learning.

Key words Bluetooth, Device-free Localization, unsupervised learning, RSSI

1. はじめに

ユーザがスマートフォンなどの測位用端末を携帯する必要のないデバイスフリー測位 (Device-free Localization : DFL) が, 屋内でのユーザ測位に有用であるため注目されている [1]. 一般的に, ユーザが測位用端末を携帯することを想定した屋内測位手法は, ショッピングモールなどの施設でユーザにサービスを提供することに適している. しかし, 在宅しているユーザは測

位用端末を携帯せずに屋内を移動するので, 屋内ではデバイスフリーな測位が望まれる. 屋内でのデバイスフリー測位を必要とする問題の一つに, 高齢者の遠隔介護支援が挙げられる. 子世帯と別居している遠隔地の高齢者の様子を見守る場合, 高齢者が測位用端末を携帯して自宅内を移動することは難しい (測位用端末の携帯を忘れて, 習慣を変えることに抵抗がある). 高齢者に限らず, 誰もが自宅や勤務地にて短時間存在する場合, 測位用端末の携帯を忘れて, 携帯の必要がないと判断して移

動したりすることがある．本研究では，屋内の特定の位置に在室するデバイスフリーなユーザの測位を対象とする．

既存の DFL 手法にはプライバシー侵害もしくは設置位置の制約という問題がある．例えば，カメラを用いた映像の画像処理によるユーザ測位が挙げられる．撮影した時系列順の画像から差分をとることでユーザの在室状況を推定することができるが，カメラを屋内に設置することでユーザがプライバシーを侵害されると感じる可能性がある．特に，認知症患者が監視されていることを嫌がり，機器を除去するという可能性が考えられる．ユーザに嫌悪感を与えない測位のためには，測位用機器を見えないようにして配置することが有効である．例えば，赤外線や超音波センサを用いた測位は，指向性を必要とする点で人を検出する範囲は狭くない．ユーザが特定の位置にいることを測位するためには，対応する場所に機器を設置する必要がある．

安価かつ省電力で駆動する Bluetooth ビーコンは，屋内に柔軟に設置可能であるという利点がある．我々はこれまでに，近年注目されている Bluetooth ビーコンの電波強度を用いた DFL 手法を提案し，遠隔介護支援システムを開発した [2], [3]．Bluetooth ビーコンから発する電波を測位用端末で受信したときの受信電波強度 (Received Signal Strength Indication: RSSI) の減衰から，人の有無を検出することができる．

しかし，RSSI が設置環境に依存するため，人検出のための RSSI の閾値のキャリブレーションが課題である．本稿では，複数の Bluetooth ビーコンの RSSI をベクトルとしてクラスタリングを行うことで，システム設置者のキャリブレーションの負担を軽減するための手法を検討する．以降，2. では本研究で利用する Bluetooth ビーコンと，電波強度に基づく既存のデバイスフリー技術について述べる．3. で Bluetooth ビーコンに基づく DFL 手法を説明し，キャリブレーションの方法を提案する．4. では，提案するキャリブレーション手法の有効性を検証するための実験とその評価を示す．5. では得られた結果から本手法による DFL の展望について考察し，6. にて本稿の結論を述べる．

2. 関連研究

既存の DFL 手法は，精度，経済的なコストおよび設置者の負担といった点において利点と欠点がある．本章では，各 DFL における問題を示して，それらを解決するための Bluetooth ビーコンの利点を述べる．

2.1 デバイスフリー測位

DFL 手法の例として，カメラや圧力，赤外線センサを利用したものがある [4]．カメラによる測位の課題として，測位対象のプライバシーを保護する必要がある．画像処理の過程でプライバシーが保護されるとしても，カメラのレンズを自分に向けられることで測位対象は嫌悪感を抱く．また，長期間動作させる場合に，カメラは電源に接続する必要があるものが多く，設置位置が電源の位置に依存する．これらの問題を考慮すると，測位対象の映像を取得することがなく，外部からの電源供給を必要としないセンサが DFL において有効であるといえる．圧力センサは電源付近から床下を通して設置することで，カメラ

表 1 Bluetooth 電波を反射・吸収する物質

Table 1 Materials reflect/absorb Bluetooth signals.

障壁の種類	干渉の可能性
木材	低
合成物質	低
ガラス	低
水	中
煉瓦	中
大理石	中
土壁	高
コンクリート	高
防弾ガラス	高
金属	非常に高い

による測位の問題を解決できる．しかし，測位対象とする範囲を広くするとその面積だけコストがかかる．また，一般的に床下に設置されるため，設置の負担が大きい．赤外線センサは指向性を持ち，前方数 m の範囲の障害物を検出する．認知症患者を対象とした遠隔介護において，患者は自宅の環境の変化を嫌うため，なるべく機器を隠すことが望まれる．赤外線は透明な物質以外を通過しないので，センサ部分を露出させる必要がある．その際，設置方法によって赤外線の放射範囲が制限され，人検出の範囲が小さくなる可能性がある．

電波強度を利用した DFL として，Wi-Fi アクセスポイントなどの無線 LAN 機器を利用する研究が進められている [5], [6]．ユーザが機器を携帯する測位の場合，複数の地点で各機器が発信する電波を受信し，その地点の RSSI を記録するフィンガープリント方式に基づく手法が普及している．フィンガープリント方式は，キャリブレーション段階で記録した電波強度と位置をひもづけ，運用段階では測定した RSSI の組み合わせと近い RSSI と対応する位置を推定位置とする手法である [7]．電波強度に基づく DFL の多くはフィンガープリント方式に基づいており，キャリブレーション段階で位置推定の対象とする地点に人がいる場合の RSSI の分布を記録する [8]．あとは同様に RSSI の対応する地点を人の推定位置と定める．フィンガープリント方式による DFL は，推定位置ごとに RSSI を測定する必要があり，キャリブレーション作業が負担となる点が問題となる．

寺本らは，教師データを用いた電界強度分布モデルの学習によって，障害物の多い屋内でのデバイス携帯型の測位手法を提案した [9]．提案手法は，少量の教師データからデータの選び方によらずに平均測位誤差を約 3m に抑えることを実現した．電界強度分布モデルは，障害物による反射波による影響を考慮している．機器が発信する電波強度から，モデルのパラメータを学習することでユーザの測位誤差を軽減できることを示した．しかし，在宅しているユーザを測位対象とする場合，部屋の広さによっては 3m の誤差は十分でない場合がある．また，少量とはいえ人手による教師データの収集および入力が必要なので，キャリブレーション作業が管理ユーザの負担となる．本研究では教師データなしの学習によって，電波強度のゆらぎを利用したデバイスフリー測位を試みる．

2.2 Bluetooth ビーコン

本研究では、Bluetooth 4.0 で駆動する Bluetooth ビーコンを用いる。Bluetooth Low Energy (BLE) とも呼ばれている Bluetooth 4.0 は省電力性を追求した規格であり、電池の交換がなくとも数年間稼働することを可能にしている。Bluetooth ビーコンは数種類の情報を含むパケットを数百ミリ秒の間隔で送信する。Bluetooth ビーコンは 2.4GHz 帯の電波を用いており、基本的に無指向性である。近年、BLE 対応のモバイル端末が普及しており、BLE 規格の Bluetooth 電波を送受信することができる。BLE 非対応の PC の場合、USB ドングルを接続することによって BLE に対応させることが可能になる。

Apple 社が提供する iBeacon をはじめとして、BLE 対応機器が BLE 規格の電波を受信すると、距離の推定値とその精度が同時に提供される仕組みが普及しつつある。一般的な Bluetooth ビーコンの利用方法として、スマートフォンを携帯しているユーザが Bluetooth ビーコンに近づくと、端末のアプリケーションを介してクーポンなどのサービスが提供されることが挙げられる。Bluetooth 電波は距離によって減衰するため、受信機であるモバイル端末が測定した RSSI が大きければ機器同士が近く、RSSI が小さければ遠いと推定できる。Bluetooth ビーコンが発信する電波に含まれる情報は 3 種類の ID であり、これらを工夫することで Bluetooth ビーコンの個体やシステムを区別する。

遠隔地のユーザの様子を屋内測位によって見守る、遠隔介護のような場面において、Bluetooth ビーコンの利点は 3 つ挙げられる。1 つ目は価格が数百円という安価であるため、複数個利用してもコストが抑えられること。2 つ目は電池交換無しで数年間という長期間動作するため、メンテナンスの手間が少なく済むことである。3 つ目は、小型であり電池による電源供給で動作するため、屋内に柔軟に配置できることである。現状、受信機としてスマートフォンやタブレットなどのモバイル機器、および PC が対応する。Bluetooth ビーコンは小型であり、首にかけて携帯するペンダント型のモデルが存在する。既存の DFL 手法には無線機器を利用する手法が多い。小型かつ安価であり、2.4GHz 帯の電波を発するという点で他の無線機器と同等の機能を有する Bluetooth ビーコンは、価格が数千円の Wi-Fi アクセスポイントの代替品にできると考えられる。

Bluetooth をはじめとした 2.4GHz の電波は、周囲の障害物によって干渉を受ける。表 1^(注1) に Bluetooth 電波を反射および吸収する物質の例を示す。Bluetooth 電波は水によって干渉を受けるため、人体中の水分でも同様のことがいえる。Bluetooth 送受信機間に人がいる場合、受信機に到達する電波は減衰して RSSI は低下する。周囲の壁の材質によって電波が反射および吸収されるため、障害物のない室内でも RSSI は変動する。先行研究では、人体による Bluetooth 電波の減衰を利用して Bluetooth ビーコンによる DFL を実現したが、湿度などの環境変化に対応するために、キャリブレーションが必要な点が課

表 2 測位の環境および設定

Table 2 Positional environment and setting.

測定場所	6m × 10m の会議室
送信機	MyBeacon MB004
受信機	MacBook Pro Retina 13
送受信機間の距離	1m
測定回数	各 100 回
被験者	20 代男性
被験者の位置	機器間の中央

題であった。

3. Bluetooth ビーコンに基づく DFL のためのキャリブレーション

複数の Bluetooth ビーコンの発信する電波の RSSI から人を測位する手法と、そのためのキャリブレーション手法について提案する。

3.1 Bluetooth ビーコンに基づく DFL のための予備実験

Bluetooth ビーコンによる人検出のために、Bluetooth 電波の人体による減衰について予備実験を示す。実験結果から、3m 程度の距離であれば機器間の人間を 80% で認識できることを明らかにした (図 2)。測位による実験を行った環境とその際の設定を表 2 に示す。Bluetooth 電波の周囲の環境によるゆらぎを抑えるために、連続する 3 つのサンプル値を平均して RSSI を平滑化した。図 1 に、送受信機間に人がいる場合といない場合の RSSI の分布を示す。図から、2 つの分布は乖離しており、それぞれの RSSI の最頻値は 10dB 程度離れている。

上記の結果から、2 つの RSSI の分布の平均値 -56.5dB を閾値に設定して、人検出の認識率を求めた。同時に、本手法が適用可能な Bluetooth 機器間の距離を知るため、機器間の距離を変化させた場合の認識率を求めた。実験環境と設定は表 2 に示す通りである。認識率は「送受信機間に人がいるとき、人を検出する割合」とした。送受信機間の距離を 1~5m の範囲で 1m ずつ変化させたときの認識率を図 2 に示す。図から、送受信機間の距離が 3m 以内であれば、80% 以上の認識率で人を検出できるといえる。受信機を中心に半径 3m の範囲内のユーザを検出することができるので、5m 四方の広さの部屋において適用できると考えられる。

上記の実験結果から、Bluetooth ビーコンと受信機が 1 対 1 の場合での DFL が、10 畳程度の部屋において 80% の精度で実現できることを示した。同じ場所に置く Bluetooth ビーコンの数を増やすことで、単位時間あたりのサンプル数が増えるので、より精度が向上すると考えられる。Bluetooth 電波は距離によって指数関数的に小さくなる。機器間の距離が遠いと認識率が低下する原因として、人がいる場合といない場合の両方の RSSI が小さくなるため、区別が難しくなるのだと考えられる。

3.2 複数の Bluetooth ビーコンによるキャリブレーション手法の提案

複数の Bluetooth ビーコンから構成されるベクトルからなるクラスタが、測位対象の有無で分けられると仮定した。すなわち、

(注1): Wi-Fi および Bluetooth : ワイヤレス通信を妨げる要因について、<https://support.apple.com/ja-jp/HT201542>

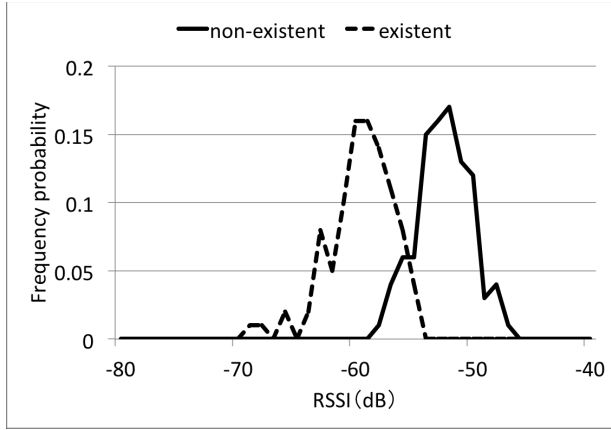


図 1 送受信機間の人の有無による RSSI の分布
Fig.1 Distribution of RSSI by the presence of a subject.

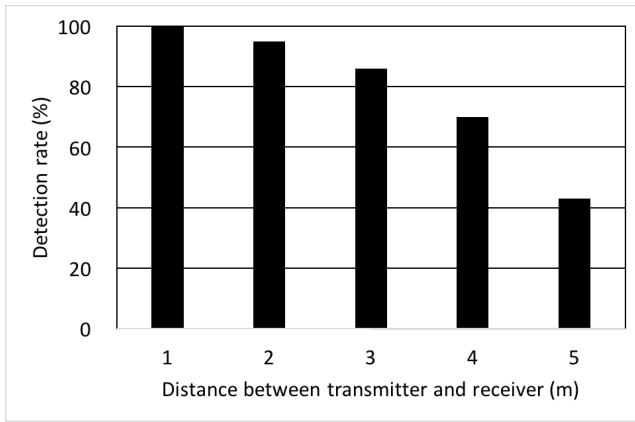


図 2 送受信機間の距離ごとの認識率
Fig.2 Detection rate with distance between devices.

得られた RSSI のベクトルが属するクラスタにより人の有無を判別可能であると考えた．具体的には，5m 四方程度の部屋に設置された， N 個の Bluetooth ビーコンの RSSI を参照する手法を提案する． N 個の Bluetooth ビーコンから得られる RSSI を，Bluetooth 受信機側で定期的（今回は 1 秒ごと）に更新する． N 個の Bluetooth ビーコンの RSSI から成るベクトルを 1 つの RSSI ベクトルとする．環境変化に対応した測位のために，キャリブレーションを一定時間 T ごとに行う必要があるため， T 個の RSSI ベクトルを 1 回のクラスタリングに用いるデータとする．一定間隔で RSSI の観測を行い， T 個の RSSI ベクトルの測定で得られた $N \times T$ 個のデータから，人を検出するための閾値を決定する．3.1 で示したように，Bluetooth 機器間にユーザが存在することで RSSI は著しく減衰する．よって， N 次元の RSSI ベクトルの場合は，人が存在する場所に対応する Bluetooth ビーコンの RSSI のみが小さくなると考えられる．そのような特徴を検出するために，測定した RSSI ベクトルの集合に対してクラスタリングを行い，人がいる場合といない場合のクラスタに分類する．本手法で目指すのは，測位対象の有無を教師データとして入力せずに，RSSI ベクトルから閾値を求めることである．本手法では，教師なし学習として非階層型クラスタリングを用いる．Bluetooth ビーコンによる DFL の

Algorithm 1 K-means 法

- 1: k 個のクラスタの中心点 c_1, \dots, c_k をランダムに選択する．
- 2: 全てのデータに対して，各データ点 $x_j, j \in \{1, \dots, n\}$ から最も近いクラスタ i に割り当てる．
- 3: 各クラスタごとに，式 1 からクラスタの中心点を求める．

$$c = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x_j \in C_i} x_j \quad (1)$$

C_i は各クラスタ i に含まれるデータ集合であり， $|C_i|$ はクラスタ C_i に含まれるデータ数である．

- 4: クラスタに変化がなくなるまで，ステップ 2, 3 を繰り返す．

キャリブレーションを自動化するための基礎として，ユーザがいるかないかの 2 状態に分類する．具体的には，クラスタ数を 2 つに設定して，K-means 法によって RSSI ベクトルを分類する．K-means 法のアルゴリズムを Algorithm 1 に示す．

本稿で実施した実験では，測位対象が Bluetooth 機器間にいる場合と居ない場合と同じ回数の測位を行った．K-means 法は各クラスタ内のデータ集合がおよそ同じ数になる場合を想定しているので，本実験手法に適しているといえる．K-means 法において，測位地点の総数のみを入力することで，データ集合を測位地点に適するように分類できると考えている．受信機が測定する RSSI は，周囲の水分量や測位対象が身につけている服の材質などによって変動する．本手法によって，定期的にキャリブレーションを行うことで，環境の変化に伴い，適切な RSSI の閾値を決めることが可能になる．例えば，現在の RSSI が RSSI の大きなクラスタに含まれればユーザは存在しないと判定するように閾値を定めればよい．

4. 実験および評価

本章では，本キャリブレーション手法の有効性を実験によって検証する．複数の Bluetooth ビーコンを用いて取得したデータを元にクラスタリングを行い，その分類の精度を評価する．

4.1 実験内容と結果

3 個の Bluetooth ビーコン (A, B, C) を用いて，図 3 に示すように Bluetooth 送受信機および被験者を配置した．Bluetooth 送受信機は表 2 と同じものである．測位回数は，被験者が機器間にいる場合といない場合にそれぞれ 1,000 回とした．3 個の Bluetooth ビーコンから取得した RSSI から，測位対象が機器間にいる場合といない場合の測定回数ごとの RSSI の平均と分散を表 3 に示す．表から，Bluetooth ビーコンごとに RSSI の平均値には個体差があり，壁による反射や吸収によって RSSI は全体的にゆらぎがあるとわかる．被験者が機器間にいるとき，障害物の存在によってゆらぎが更に大きくなっており，被験者がいないときと比べて RSSI 平均値は全体的に小さい．上記の合計 2,000 の RSSI ベクトルを K-means 法によって 2 つのクラスタに分類した結果を図 4 に示す．図では，クラスタ 1 が機器間に測位対象がいないときの RSSI ベクトルの集合であり，クラスタ 2 が測位対象がいる場合である．クラスタは RSSI ベクトルの大きさによって分類されており，平面

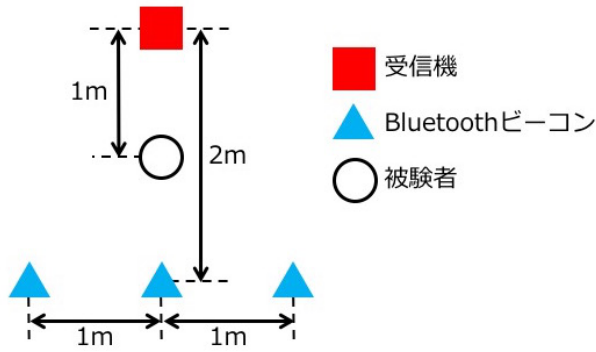


図3 実験環境

Fig. 3 Experimental environment.

表3 Bluetooth ビーコンごとの RSSI の平均値と標準偏差

Table 3 Average and standard deviation with Bluetooth beacons

測位対象の状態	平均 (dB)		標準偏差	
	不在	存在	不在	存在
ビーコン A	-71.1	-73.6	1.14	1.96
ビーコン B	-70.7	-73.6	1.13	1.21
ビーコン C	-73.2	-76.6	0.73	1.67

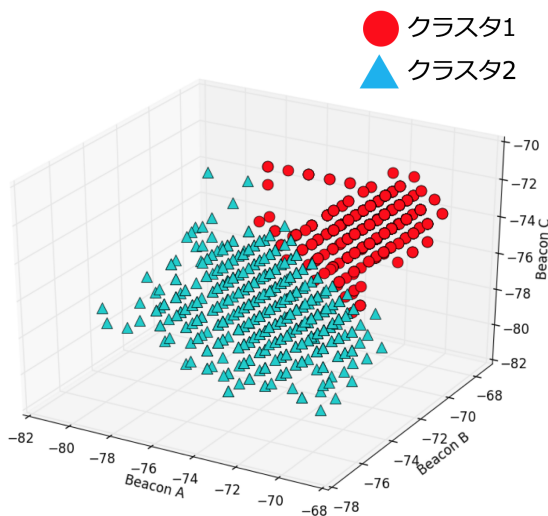


図4 クラスタリング結果

Fig. 4 Result of clustering.

によって分けられている。本環境において RSSI は整数型で取得されるため、クラスタ 1 にプロットされた点は多くが同一の空間上に重なって表示されている。各クラスタにおけるデータの数はおよそ同じであり、測位対象がない場合のクラスタは中心点近くにまとまっている。

4.2 クラスタリングの評価

実験結果から、測定する Bluetooth ビーコンの組み合わせごとのクラスタリングの精度を評価した。また、参照する Bluetooth ビーコンの RSSI の組み合わせを変え、複数の Bluetooth ビーコンを用いることで測位精度が向上することを確かめた。Bluetooth ビーコンの組み合わせを (A), (B), (C), (A, B), (A,

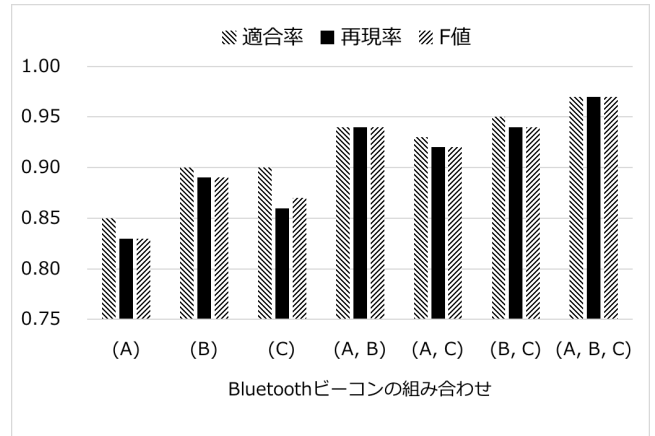


図5 Bluetooth ビーコンの組み合わせごとの評価

Fig. 5 Evaluation result with combinations of Bluetooth beacons.

C), (B, C), (A, B, C) の 7 通りとして、ベクトルの次元と参照する RSSI を変化させた。それぞれの組み合わせでクラスタリングを行い、得られた適合率と再現率から算出した F 値を図 5 に示す。

各ビーコンの RSSI の平均値は、測位対象がいる場合とない場合で、全体的におよそ 2~3dB 離れていた。端に配置したビーコン C からの RSSI が中央に配置したビーコン B の RSSI よりも小さい。ビーコン A とビーコン B の RSSI はほぼ同じであった。Bluetooth 機器間の中に被験者が存在することだけでなく、周囲の環境や Bluetooth ビーコンの個体差によってこのような結果になったと考えられる。

図 5 に示す適合率と再現率から、1 個の Bluetooth ビーコンではクラスタリングの精度が低い。Bluetooth ビーコンを 3 個に増やすことで、精度が 5~10 ポイント程度向上した。1 個の Bluetooth ビーコンでは RSSI のゆらぎがそのまま分類の精度に影響するが、複数の Bluetooth ビーコンの RSSI を参照することで、1 個のビーコンのゆらぎを緩和できていると考えられる。3 個の Bluetooth ビーコンを用いて、F 値 0.97 という十分な精度で教師なし学習によるクラスタリングが行えた。フィルタやスムージングを用いることで、わずかな不正解データも対処することが可能になると考えられる。以上の結果から、本キャリブレーション手法によって、95%以上の精度で Bluetooth ビーコンによる DFL が実現可能であると考えられる。

5. 考 察

本キャリブレーション手法によって、ユーザの状態を機器間にいるかいないかの 2 状態に分類することが可能であることを明らかにした。図 4 において、ユーザがいないときのクラスタに属する RSSI ベクトルは各 RSSI が大きく、ゆらぎが比較的小さいため、狭い範囲にまとまっている。クラスタのサイズが小さいことは、属するデータにはある程度の特徴があるので、良い分類ができているといえる。一方、ユーザが機器間にいる場合の Bluetooth 電波のベクトルは人体によって吸収、反射されているため、ゆらぎが大きくなり広範囲に分布している。本クラスタリングでは、ユーザが存在していないときの RSSI ベ

クトルの分布が集中しているため、測位対象がいない場合のクラスタが定まりやすいと考えられる。本手法での分類では、測位対象がいるときのクラスタは測位対象がいないときのクラスタの異常値として扱われていると考えられる。本稿ではキャリブレーションの自動化の基礎的な検証を行ったが、設置する Bluetooth ビーコンを増やすことで、測位精度を向上でき、測位位置を複数の箇所に拡張することができる。本手法では、Bluetooth 送受信機を結ぶ線上にユーザがいる場合、対応する Bluetooth ビーコンからの RSSI が最も減衰すると想定している。測位対象がいる位置ごとのデータの特徴を学習によって獲得することで、屋内の複数箇所にユーザの位置を推定できると考えられる。今後、利用する Bluetooth ビーコンを増加して測位地点を増やす場合、ユーザの位置による RSSI の特徴を検出することが重要になる。そのために取得する RSSI のゆらぎを抑え、それぞれの位置でのクラスタはなるべく小さくすることが望ましい。

本手法を用いて DFL を実現することで、測位システムにおけるキャリブレーションの自動化が実現できれば、ユーザの負担を軽減することが可能となる。既存の DFL におけるフィンガープリント法と異なり、教師データを入力する必要がないので、キャリブレーション段階ではシステムを動作させておくだけで自動で RSSI の閾値を算出する。測位対象とするユーザの自宅の部屋は多様であり、家具などの配置によって RSSI は変動する。さらに、空気中の水分量や測位対象の身につけているものに RSSI は依存するので、定期的にキャリブレーションを行うことで閾値を最適化できる。本手法を利用したシステムを実際に運用する場合、夜中などの時間帯にユーザがいない場合の RSSI の分布を測定することができる。キャリブレーションの間に RSSI を測定するだけで、測位対象の有無を識別することが可能になる。

本研究では、Bluetooth 電波が水によって干渉を受ける性質を利用した。RSSI は空気中の水分によっても影響を受けると考えられるので、時刻ごとの湿度の変化などに対応することで適切な DFL が実現できる。湿度による RSSI の変化が大きい場合のキャリブレーションの自動化は、一定間隔でキャリブを行うことで、その時点で最適な閾値を作成することで実現できる。環境に適応可能な測位技術は、測位用システムの設置の簡易化につながるので、ユーザ測位に必要な負担をさらに軽減することになる。今後は、測位対象や測位位置を増やした場合や、測位対象が誰であるかを識別可能かどうかという点について研究したい。また、Bluetooth 電波を阻害する他の要因による RSSI の変動に対して、他の学習方法によって対応できるかを今後検証する必要がある。

6. おわりに

本稿では、Bluetooth ビーコンに基づく DFL のためのキャリブレーション手法について提案し、その有効性を示した。複数の Bluetooth ビーコンから取得した RSSI ベクトルから、ベクトル集合に対して K-means 法でクラスタリングを行った。本稿で実施した実験では、測位対象がいるかいないかを判定する

ため、ベクトルを 2 つのクラスタに分類した。クラスタリングの結果、ベクトルは各 Bluetooth ビーコンの RSSI の大きさによって分類されており、そのクラスタリング精度は 95% 以上であった。教師なし学習によって、ユーザの測位を実施するために十分な精度が得られたといえる。本手法はフィンガープリント法と比較して、キャリブレーションの手間が少ないので、DFL におけるユーザの負担の軽減が可能になる。さらに、Bluetooth ビーコンの個数および配置を変更した場合や、湿度や障害物によって RSSI が変動した場合にも、逐次キャリブレーションを行うことで検出のための閾値を最適化できると考えられる。今後、設置環境を変化させたり、ユーザの検出位置や検出人数を増やしたりした場合のキャリブレーションの有効性について検証する。

文 献

- [1] N. Pirzada, M. Nayan, F. Subhan, M. Hassan, and M. Khan, "Device-free Localization Technique for Indoor Detection and Tracking of Human Body: A Survey," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol.129, No.15, pp.422-429, 2014.
- [2] 杉野 恭兵, 丹羽 佑輔, 白松 俊, 大園 忠親, 新谷 虎松, "Bluetooth に基づく人感センサを利用した遠隔介護支援システムの試作," *電気学会論文誌 C*, Vol.136, No.2, p.1-8, 2016 (探録済).
- [3] K. Sugino, S. Katayama, Y. Niwa, S. Shiramatsu, T. Ozono, and T. Shintani, "A Bluetooth-based Device-Free Motion Detector for a Remote Elder Care Support System," 6th International Conference on E-Service and Knowledge Management, pp.91-96, 2015.
- [4] T. Kivimäki, T. Vuorela, P. Peltola, and J. Vanhala, "A Review on Device-Free Passive Indoor Positioning Methods," *International Journal of Smart Home*, Vol.8, No.1, pp.71-94, 2014.
- [5] 川村 諒, 久保田 真一郎, 副島 慶人, 古川 誠一, 杉谷 賢一, "既設アクセスポイントを利用した屋内位置情報取得システムのための位置推定精度による分析," *情報処理学会論文誌*, Vol.52, No.3, pp.1357-1364, 2011.
- [6] 伊沢 亮一, 毛利 公美, 森井 昌克, "無線 LAN 端末を利用した移動体位置推定法," *情報処理学会論文誌*, Vol.52, No.9, pp.2841-2852, 2011.
- [7] J. Wang, Q. Gao, Y. Yu, P. Cheng, Lifei. Wu, and H. Wang, "Robust device-free wireless localization based on differential RSS measurements," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol.60, No.12, pp.5943-5952, 2013.
- [8] J. Hong and T. Ohtsuki, "Signal Eigenvector-Based Device-Free Passive Localization Using Array Sensor," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.64, No.4, pp.1354-1363, 2015.
- [9] 寺本やえみ, 浅原彰規, "鏡像法による電界強度分布モデリングに基づく位置推定手法," *情報処理学会論文誌*, Vol.54, No.1, pp.116-124, 2013.