

デバイスフリー行動認識に向けたドップラーセンサを用いた 位置推定手法に関する一検討

Investigation on Indoor Positioning Estimation Method Using Doppler Sensor Toward Device Free Human Activity Recognition

馬越 圭介[†] 三崎 慎也[†] 藤本 まなと[†] 安本 慶一[†]
Keisuke Umakoshi Shinya Misaki Manato Fujimoto Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、宅内での人の行動を推定し、その推定結果を元に家電を制御するサービスや高齢者の見守りを行うサービスが開発されている。これまでにカメラやウェアラブルデバイスを活用したサービスが多数提案されている。しかし、プライバシーを侵害する恐れがあり、デバイスを常に身に付けることによる装着負担が問題である。そこで、居住者のプライバシーを侵害することなく、居住者が宅内で何も身に付けずに、行動を推定可能であるデバイスフリーによる行動認識に関する研究が提案されている。例えば、人感センサや家電の電力使用状況を活用した行動認識では、キッチンで行われる料理や寝室で行われる睡眠等の場所に依存する行動や家電使用状況等を高い精度で認識できることが報告されている [1, 2]。

一方で、そのような場所に依存しない行動、例えば、読書、スマートフォン操作や家電を使用しない行動等は認識が難しいという課題があった。この課題を解決するため、ドップラーセンサを活用した行動認識システムが提案されている [3]。ドップラーセンサの出力信号は、人体の動きとその速さ、また距離に応じて周波数成分が変化する特性を有する。この特性を利用し読書やスマートフォン操作等における出力信号の差から行動を推定する。しかし、読書における手の動き等の特徴量を正確に捉えることが難しく認識精度は低い。また、これらの行動認識システムは位置情報を考慮することなく行動を推定している。例えば、リビングのソファで行われる行動に対して、キッチンで行われる行動のデータが使用されることがある。この原因として、デバイスフリーによる行動認識システムでは、センサの出力信号のみでは対象物の位置を正確に推定することができていないことが挙げられる。その結果、すべての行動に対する学習モデルから現在行われている行動の推定を行う必要がある。対象物の位置をある程度正確に把握できれば、対象物の位置によって学習モデルを適切に選択できるようになり、認識精度が向上すると考えられる。

本研究では、デバイスフリー行動認識の精度向上に向

け、ドップラーセンサを用いた新たな位置推定手法の提案・検討を行う。これまで、ドップラーセンサを用いた位置推定では、「センサと対象物との距離」や「対象物の静止/運動状態の違い」などの様々な要因により、対象物の位置を正確に推定することは困難であった。本稿では、ドップラーセンサの出力信号と対象物の位置関係を比較し位置を正確に推定可能かどうかの検討を行った結果を報告する。

2. 関連研究

本章では、本研究に関連する既存研究について述べる。

2.1 位置推定に関する研究

宅内における位置推定システムでは、Wi-Fi/BLE の受信強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator)[4, 5] を利用した研究が数多く行われている。Wi-Fi/BLE の RSSI による位置推定の多くは、フィンガープリンティング方式が使用されている。しかし、フィンガープリンティング方式は、高精度な位置推定を実現できる一方、アクセスポイントや BLE タグを設置するコストやデータベースを作成するために多量のデータを集める必要があり、非常に多くの労力を費やす必要がある。また、ユーザも常にデバイスを持ち歩く必要があり負担が大きい。そのため、デバイスフリーな位置推定技術の確立が求められている。

2.2 デバイスフリー行動認識に関する研究

佐々木ら [1] は、人感センサと家電の使用状況によるデバイスフリー行動認識システムを提案している。人感センサにより、位置を推定し、その結果と家電の使用状況を活用することにより、風呂に関する行動 (入浴や掃除) や料理、PC 操作、睡眠等 8 種類の行動を認識している。このシステムでは、キッチンで料理や寝室で睡眠等の場所依存の行動の認識精度が高く、また、家電の使用状況から PC 操作やテレビ視聴等の行動を認識可能である。しかし、読書やスマートフォン操作等の場所に依存しない生活行動の認識はできていない。また、この研究では、位置測定を行うために人感センサを利用している。しかしながら、人の位置を高精度に推定するには、

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

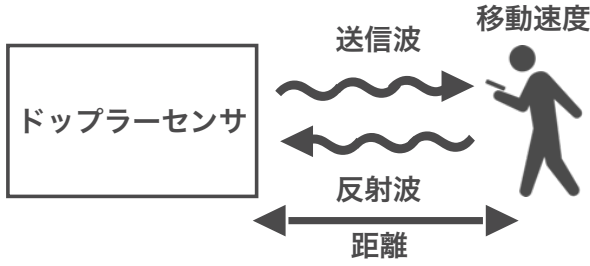


図 1: ドップラーセンサの概要

宅内のありとあらゆる箇所に人感センサを取り付ける必要があり、設置コストが大きい。

2.3 ドップラーセンサを用いた行動認識に関する研究

デバイスフリー行動認識の問題点を解決するため、藤原ら [3] は、ドップラーセンサの出力特性に着目した行動認識システムを提案している。ドップラーセンサはセンサと対象物の移動速度によって出力信号の振幅が変化する。藤原らはこのドップラーセンサの特性を利用してスマートホーム内での行動認識システムを提案している。この研究では、4つのドップラーセンサを利用して、PC操作、読書、スマートフォン操作の行動を認識するシステムを提案している。しかし、この手法はドップラーセンサの出力信号のみを特徴量としているため、位置情報を考慮した学習モデルを適切に選択できず、平均認識精度が45.9%と低い。高精度なデバイスフリー行動認識を実現するには、ドップラーセンサによる位置推定方式を早急に確立し、位置情報を考慮した学習モデルを適切に選択できるデバイスフリー行動認識の実現が必要不可欠である。

3. ドップラーセンサの出力特性

本章では、ドップラーセンサの仕組みについて記述する。ドップラーセンサはセンサからマイクロ波を送信する。図1に示すように、センサから送信されたマイクロ波は、対象物が存在すれば、その対象物に衝突・反射する。ドップラーセンサはその反射波を受信波として受けとる。対象物が移動している場合、ドップラー効果により送信波と反射波の周波数成分に差が表れる。ドップラーセンサは、対象物とセンサとの距離が遠くなるにつれ、出力信号の振幅が小さくなる特性を有している。一般的にドップラーセンサの特性は、以下の式(1)で表すことができる。

$$f_d = \frac{2v f_0 \cos\theta}{c} \quad (1)$$

ここで、ドップラー周波数 f_d 、対象物の移動速度 v 、送信周波数 f_0 、光速 c 、対象物の移動する方向と観測する方向との角度を θ とする。式(1)より、ドップラー周

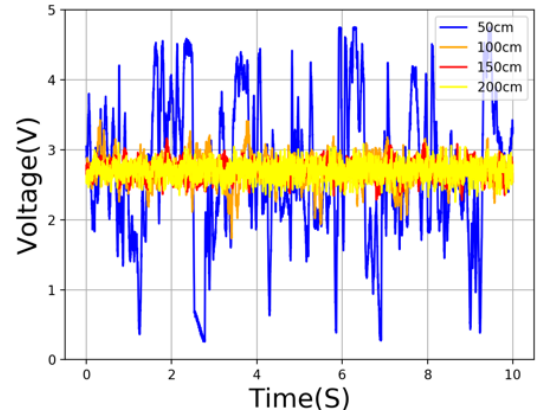


図 2: センサ-対象物間距離の違いによる出力信号の変化

波数は速度 v に比例することがわかる。しかし、式(1)を見る限りでは、センサと対象物との距離によって出力信号の振幅に差が表れることが定義されていない。そこで、ドップラーセンサの出力特性をより詳細に見てみると、先行研究により、ドップラーセンサと対象物との関係は、以下の式(2)から式(4)のように定義されている[6]。

センサがマイクロ波を送信し、反射波を受信するまでの往復時間は式(2)で表される。ただし、往復時間中の対象物の距離変化は考慮していない。

$$Tr(t) = \frac{2D(t)}{c} = \frac{2}{c} \left(l_0 + \int_0^t v(t) dt \right) \quad (2)$$

ここで、 $D(t)$ はセンサと対象物との距離、 l_0 はセンサと対象物との初距離（送信波が初めて対象物に当たった時のセンサから対象物までの距離）、 $v(t)$ は速度である。また、位相を ϕ_d として、送信波と受信波の位相差を $\phi_s - \phi_r$ とすると、式(3)のように表せる。これらの結果より、ドップラー周波数 f_d は式(4)で表すことができる。

$$\phi_d = \phi_s - \phi_r = 2\pi f_0 Tr(t) = \frac{4\pi f_0}{c} D(t) \quad (3)$$

$$f_d = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi_d}{dt} = \frac{2f_0 v(t) \cos\theta}{c} \quad (4)$$

式(3)、(4)より、ドップラーセンサの出力信号の振幅は距離に比例していることがわかる。

図2にセンサ-対象物間距離の違いによる出力信号の変化を示す。青線で示す波形はセンサと対象物（今回は人で測定）の距離が50cmの場合の出力信号を示し、橙線で示す波形はセンサと対象物の距離が100cmの場合の出力信号を示し、赤線で示す波形はセンサと対象物の距離が150cmの場合の出力信号を示し、黄線で示す波形はセンサと対象物の距離が200cmの場合の出力信号を示している。これら信号の測定は、対象物に椅子に座っ

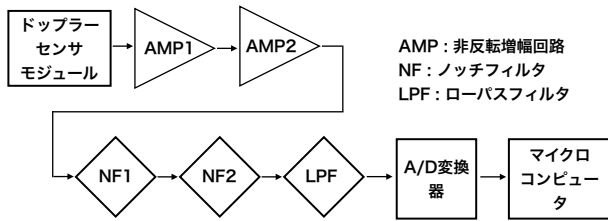


図 3: ドップラーセンサの回路構成

てもらい、その場で動かないように指示を行い実施した。図 2 のように、対象物が同じ動作を行っている場合（今回は静止状態）、ドップラーセンサの出力信号は、センサと対象物間の距離の違いによって、振幅に変化が表れることを示している。本研究では、この出力特性に着目し、検証実験を通じて、対象物の位置を推定可能かどうかの検討を行う。

4. 提案手法

本章では、デバイスフリー行動認識の実現に向けたドップラーセンサを用いた新たな位置推定手法について述べる。

4.1 概要

第 3 章で述べたように、ドップラーセンサの出力特性に注目すると、対象物が動いている場合、センサと対象物との距離によって振幅に大きな差が表れる。本章では、センサ-対象物間距離の違いによって生じる出力信号の振幅差に焦点を当て、その振幅差から生成される距離-振幅モデルを利用することで、宅内における対象物の位置を推定可能な、三点測量ベースの新たな位置推定手法を提案する。

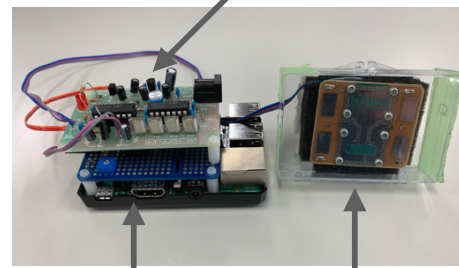
4.2 ドップラーセンサの回路設計

本研究はドップラーセンサモジュールとして新日本株式会社 の NJR4178J¹ を使用する。図 3 に本研究において使用するドップラーセンサの回路構成を示し、図 4 に実際に使用するデバイスを示す。このセンサは 10.5GHz 帯のマイクロ波を利用している。ドップラーセンサの出力信号は非常に微弱であるため、オペアンプにより信号を増幅する必要がある。信号を増幅する際にノイズが含まれるため、ノッチフィルタによって蛍光灯ノイズと家庭電源用ノイズを除去しなければならない。最後にローパスフィルタによって、ノッチフィルタで取り除けなかった、ノイズとその他の高周波数ノイズを除去する。今回は、ドップラセンサと対象物が 5m 程度離れている状態においても呼吸成分を捉えられるようにオペアンプの倍率を調整している。

¹NJR4178J:

<https://www.njr.co.jp/micro/sensor/doppler/analog/x-band/njr4178.html>

A/D変換器と回路モジュール



Raspberry pi 3 ドップラーセンサ

図 4: 使用するデバイス

4.3 位置推定フロー

本手法は、ドップラーセンサから得られる出力信号を異なる距離において取得し、得られた出力信号を解析・処理することによって生成可能な距離-振幅モデルを利用することで、宅内における対象物の位置を推定する。本節では、本手法の位置推定フローについて述べる。

4.3.1 出力信号の取得

対象物の位置を推定するために必要な距離-振幅モデルを生成するには、まずはじめに異なるセンサ-対象物間距離における出力信号データの取得が必要となる。本手法では、使用するドップラーセンサの出力信号データを取得するため、ドップラーセンサのデータを取得するマイクロコンピュータとして、Raspberry pi 3²を利用する。また、ドップラーセンサの出力信号は、アナログ信号であるため、デジタル信号に変換するための A/D 変換器として、MCP3208³を利用する。

本手法では、図 5(a) に示すように、1kHz のサンプリングレートを用いて、センサ-対象物間距離を徐々に離して行きながら、各距離において出力信号データを取得する。この時、被験者（対象物）にはセンサに対して真正面になるように椅子に座ってもらうよう指示し、静止状態で呼吸のみをしている状態でデータの取得を行なった。これは、次節で説明する FFT 解析とフィルター処理において、呼吸の周波数成分を用いるためである。これら取得したデータは、CSV 形式のファイルで保存される。

4.3.2 FFT 解析とフィルター処理

出力信号の取得後、静止状態でのセンサ-対象物間距離の違いにおける出力信号の振幅の違い（振幅差）を求

²Raspberry pi 3: <https://www.raspberrypi.org/>

³MCP3208: <https://www.microchip.com/>

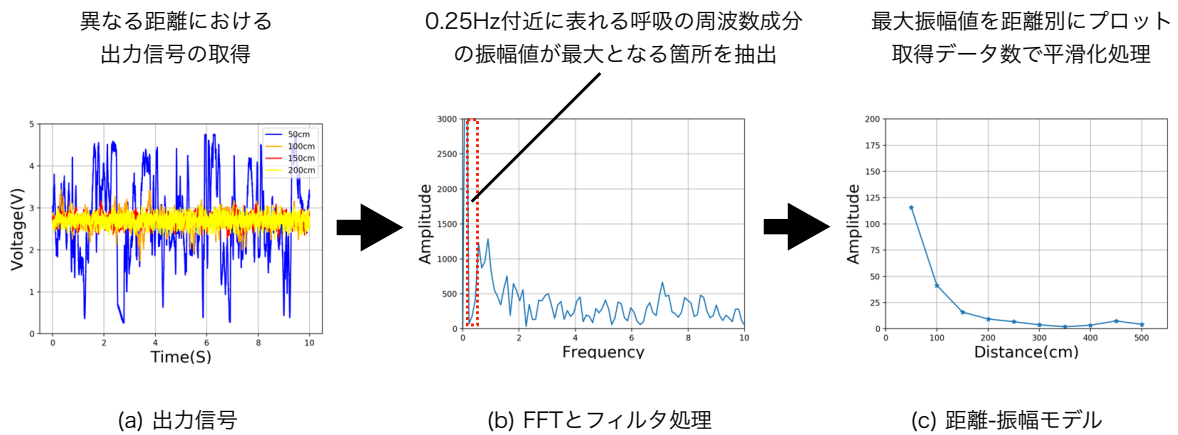


図 5: 距離-振幅モデルの生成

める必要がある。本方式では、4.2節でも述べたように、センサと被験者が5m程度離れている状態においても、呼吸の周波数成分を捉えられることができるよう、ドップラーセンサの倍率を調整している。しかしながら、アナログフィルタによってノイズ除去を施しているが、それでも取り除くことが困難なノイズも存在し、それら残されたノイズが倍率調整によって増幅されることが原因で、図2に示すようにセンサ-対象物間距離が離れるにつれ、出力信号波形のみの単純な比較では、それらの差分を確認することが難しくなる。

そこで、取得した出力信号データのノイズ除去を行い、センサ-対象物間距離による振幅差を求めるため、FFT (Fast Fourier Transform) を適用する。FFT を適用することで、出力信号を周波数成分に分解でき、ノイズ成分である周波数をローパスフィルタやハイパスフィルタを用いて除去することが可能となる。図5(b)に示すように、一般的に人の呼吸の周波数成分は0.25Hz付近に表れる[7]ため、本手法では、ローパスフィルタを用いて0.35Hzより大きい周波数成分を除去し、ハイパスフィルタにより0.20Hzより小さい周波数成分を除去する。

4.3.3 距離-振幅モデルの生成

FFT を適用し、フィルター処理を行なった加工データは、ノイズの除去が施されている。そのため、これらデータを利用して対象物の位置を推定するために必要な距離-振幅モデルを生成する。呼吸の周波数成分は、4.3.2項でも説明したように、0.25Hz付近に表れるため、本手法では図5(b)に示すように、0.25Hz付近の周波数成分の最大値(振幅値)をセンサ-対象物間距離における呼吸の周波数成分として抽出する。この処理を各センサ-対象物間距離において行い、図5(c)に示すような距離-振幅モデルを生成していく。サンプル数が増えるごとに最小二乗法を用いて平滑化していくことで、距離-振幅モデルの誤差を小さくしていき、精度向上を行う。

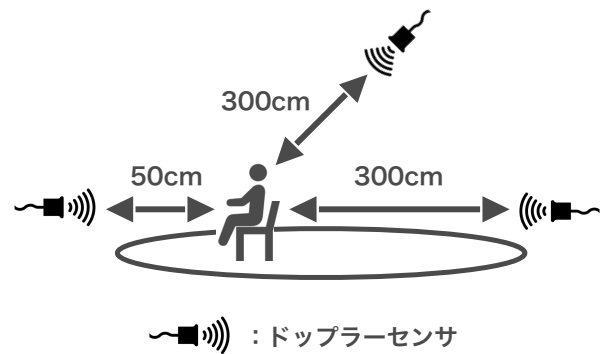


図 6: ドップラーセンサを用いた対象物の位置推定

4.3.4 三角測量方式に基づく位置推定

最後に、図6が示すように、複数のドップラーセンサを用いて対象物の位置を推定する。4.3.3項で生成した距離-振幅モデルを適用することで、各ドップラーセンサから対象物までの距離の近似解を取得できる。取得した近似解を用いて、三点測量方式を実行することで、対象物の位置を推定できると考えられる。

5. 検証実験

5.1 実験目的

本実験の目的は、ドップラーセンサを利用した対象物の位置推定手法の確立に向けた第一段階として、対象物の位置を推定するために必要な距離-振幅モデルが、ドップラーセンサにより得られる出力信号から生成可能かどうかの検証を行うことである。

5.2 データ収集

本実験は、7人の被験者にドップラーセンサに対して真正面になるように椅子に座ってもらうよう指示し、図7に示すように、静止状態で呼吸のみをしている状態で測定を行なった。ドップラーセンサと被験者との距離は、50cmから500cmの範囲を対象として、ドップラーセン

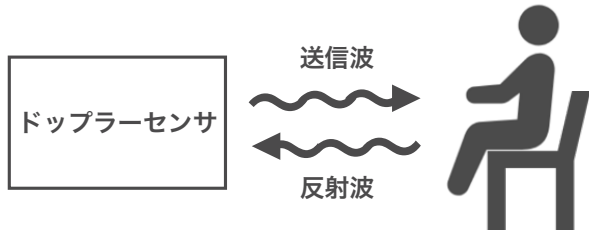


図 7: データ取得

サからの距離を 50cm ずつ被験者に移動してもらい、それぞれの位置で 10 秒間データを取得した。

5.3 評価方法

ドップラーセンサの出力特性により、被験者ごとに各距離における振幅値を抽出し、距離により差があるか検証を行う。また、データ解析を行い、作成した距離-振幅モデルに対して、距離によって差が表れるのか検証を行う。

6. 実験結果

図 8 に被験者 7 人分のセンサ-対象物間距離における振幅値の差を示し、それらのデータに対して最小二乗法を用いて平滑化した距離-振幅モデルを示す。図 8 に示すように、各被験者において、出力信号の振幅値はセンサ-対象物間距離が遠くなるにつれて小さくなっていることがわかる。具体的に見ると、200cm 程度までであれば振幅値に大きな差が表れやすいことが確認できるが、それ以上距離が離れると振幅値がほとんど同じ大きくなり、はっきりとした差が表れにくくなることが確認できる。つまり、本実験から、センサ-対象物間距離が 200cm 程度までは、対象物の位置を推定できる可能性があることが示唆されたが、それ以上の距離になると、位置推定ができない可能性があることがわかった。

さらに、センサ-対象物間距離が大きい場合であっても、振幅値が大きく出力される場合もあることが見て取れる。この原因として考えられるのが、ドップラーセンサの感度とノイズが関係していると考えられる。被験者の静止状態における呼吸の周波数成分を取得するため、ドップラーセンサの感度を高めており、様々なノイズが増幅されている。被験者に静止状態を依頼し、データ測定を行なっているが、ドップラーセンサの感度が高く設定されているため、被験者の僅かなゆらぎにもドップラーセンサが敏感に反応し、大きなノイズとして表れている。

本実験で使用したドップラーセンサは、モノラルタイプのセンサモジュールであるため、距離情報を信号的に取り出すことは難しい。しかし、ドップラーセンサの出力特性を考慮すると、ドップラー周波数の振幅は距離に

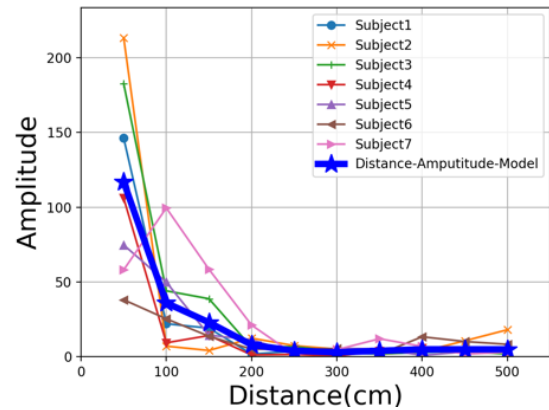


図 8: センサと被験者の距離による振幅差

比例することが示された。一方で、測定環境や行動によって、振幅も異なることが考えられ、行動ごとに距離関係を求める必要がある。また、静止状態のように動きの変化が少ない動作の場合は、ドップラーセンサの感度が非常に重要であることがわかった。

7. まとめと今後の展望

近年、宅内における人の行動を認識する研究が盛んに行われている。その中でも、デバイスフリーにおける行動認識システムを実現することによって、家電制御や高齢者の見守りサービス等における使用者の負担を減らすことが期待される。これまでにデバイスフリーにおける行動認識システムは、座るや動く等の大きな動作の行動を認識可能であったが、スマートフォン操作や読者等の行動は認識精度が低く課題が残されている。また、行動推定と位置推定を両立することができていなかった。

本研究では、上記の課題を解決することを目的として、ドップラーセンサの出力特性に着目した位置推定システムを提案した。ドップラーセンサを被験者の真正面に設置し、センサから取得したデータを周波数成分に分解して呼吸成分を抽出し、呼吸の周波数成分の振幅値が距離において差が表れるかを検証した。その結果、ドップラーセンサと被験者の距離が 200cm 程度までであれば振幅差がはっきりと表れることがわかった。そのため、ドップラーセンサを利用した位置推定手法の実現性が高まったと考えられる。今後の課題として、ドップラーセンサの回路構成を見直し、ノイズを極限まで取り除ける回路を設計する必要がある。そして、距離-振幅モデルで位置推定が可能であるか、実験を行う必要がある。

謝辞

本研究の一部は、科研費基盤研究 (C)(No.16K00126) の助成によって行った。

参考文献

- [1] 佐々木渉, 藤原聖司, 諏訪博彦, 藤本まなと, 荒川豊, 木村亜紀, 三木智子, 安本慶一ほか. Echonet lite 対応家電と人感センサの時系列データ分析による宅内行動認識. *SIG-SAI*, Vol. 31, No. 5, pp. 1–8, 2018.
- [2] 柏本幸俊, 秦恭史, 中川愛梨, 諏訪博彦, 藤本まなと, 荒川豊, 繁住健哉, 小宮邦裕, 小西健太, 安本慶一. エナジハーベスト焦電型赤外線・ドア開閉センサと家電消費電力に基づいた宅内生活行動認識システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 2, pp. 409–418, feb 2017.
- [3] 藤原聖司, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一. ドップラーセンサを活用した宅内行動認識システムの開発と評価. 行動変容と社会システム vol.03, 第 2018 巻, mar 2018.
- [4] Wondimu Zegeye, Seifemichael Amsalu, Yacob As-tatke, and Farzad Moazzami. Wifi rss fingerprinting indoor localization for mobile devices. pp. 1–6, 10 2016.
- [5] Filippo Palumbo, Paolo Barsocchi, Stefano Chessa, and Juan Carlos Augusto. A stigmergic approach to indoor localization using bluetooth low energy beacons. In *2015 12th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, pp. 1–6. IEEE, 2015.
- [6] 永沼暁, 大草孝介. マイクロ波ドップラーセンサを用いたモデルベースの転倒状態推定に関する研究. 計算機統計学, Vol. 30, No. 1, pp. 17–30, 2017.
- [7] 早野順一郎. 研究会 第 31 回理論心電図研究会 テーマ: 心拍変動と自律神経機能心拍変動による自律神経活動の評価. 心臓, Vol. 29, No. 4, pp. 342–350, 1997.