

部屋毎の滞在時間特性を考慮した頑健な滞在場所推定手法

鈴木 凌斗¹ 村上 弘晃¹ 西山 勇毅¹ 川原 圭博¹ 瀬崎 薫¹

概要: 屋内での滞在情報を正確に把握することで、混雑度の推定や集客情報、人流の把握など、様々なサービスを提供できる。Bluetooth ビーコンや WiFi の信号強度を用いた滞在場所推定手法では、低コストに滞在推定システムを導入できる。しかしながら、受信信号強度の不安定さや隣接した部屋から漏れる信号などが原因となり、単純な信号強度のみを用いた判定では、受信環境によっては滞在場所の誤判定が頻繁に発生する。本稿では、部屋ごとの滞在時間特性の違いを考慮に入れることにより誤判定を抑制する手法を提案する。提案手法では、部屋ごとの滞在時間の分布をワイブル分布にフィッティングし、生存時間解析を適用することによりユーザの状態を推定する。信号強度の強弱のみに基づく既存手法との比較のため、正解ラベル付きのデータを収集し評価実験を行った。

1. はじめに

近年、社会全体の DX 化や COVID-19 に伴う滞在位置の把握等、ナビゲーション以外にも様々な場面において位置情報を求められる動きが強まっている。広く使われている位置推定システムに global navigation satellite system (GNSS) があるが、屋内では GNSS 信号が遮蔽され利用できない。人類は 1 日の 88.9% を屋内で過ごすと言われる調査報告 [10] があり、屋内測位技術に関する研究が盛んに取り組まれている。本論文では、ユーザの滞在履歴の追跡や、施設の混雑情報の把握といった応用を想定し、部屋スケールでの測位を目標とする。屋内施設への測位システムの展開を考えると、機材や設置、運用のコストが低いことが望ましい。近年では、多くのユーザが複数のセンサを搭載したスマートフォンを所持しており、特別な機材をユーザに所持してもらわないスマートフォン測位に注目が集まっている。GNSS のようにスマートフォンで受信可能な信号として、現在、いくつかの施設にて Wi-Fi や Bluetooth low energy (BLE) を活用した電波強度による測位システムが展開されている。

Wi-Fi と比較し、BLE はチャンネルホッピングによる電波干渉へのロバスト性や、消費電力の低さ、高いスキャンレートといった利点 [14] から、本研究では BLE による測位を行う。我々は、BLE を用いた測位手法の中でも特に設置や維持管理のコストが小さい手法として Proximity 方式に注目し大学構内での位置情報インフラの構築に利用している [15]。しかし、この手法では電波の受信環境によって

滞在場所の誤判定が発生することが課題となっている。そこで本稿では、場所ごとにユーザの滞在時間特性の違いに着目し、観光地の滞在時間の解析にも応用されている生存時間解析 [2] を用いて誤判定を抑制することを目的とする。

本研究の貢献は以下の通りである。

- 生存時間解析を応用した屋内位置推定手法の提案
- 実環境に設置された Bluetooth ビーコンの信号を使用した提案手法の評価

2. 関連研究

2.1 スマートフォンをベースとした位置推定手法

本論文で利用する BLE や Wi-Fi を含む無線通信を用いた測位以外にもスマートフォンをベースとした多くの測位手法がある。

慣性センサを用いる pedestrian dead reckoning (PDR) では、ユーザの歩数と歩幅、方位角を推定することで、相対位置を算出する [5], [11]。そのため、PDR では屋内施設に測位用ビーコンを設置する必要がないことが利点として挙げられるが、初期位置が必要がある点、時間経過とともに誤差が累積する点から PDR 単体での利用が難しい。

既存の屋内インフラを測位用ビーコンとして活用する測位手法には、照明光を活用したカメラベースの可視光測位 [6], [8] やスピーカを活用したマイクベースの音響測位 [3], [7] がある。いずれもデシメートルレベルの高精度な測位が可能であるが、変調信号を用いるため既存システムを置き換える必要がある。

¹ 東京大学
The University of Tokyo

2.2 無線通信の電波情報を用いた位置推定手法

スマートフォンでは、Wi-Fi や BLE の channel state information (CSI) を取得することができないため、各ビーコンの received signal strength indicator (RSSI) を用いる手法が一般的である。これらの手法は下記に述べる3つの方式に分類することができる。

2.2.1 Trilateration 方式

各ビーコンで得られる RSSI から各ビーコンとスマートフォン間の距離を推定する。このとき、3台以上の位置が既知なビーコンを利用することで、三辺測量の原理からスマートフォンの位置を一意に定めることができる [12], [13].

一方で、近接した領域に複数のビーコンを設置し、各ビーコンの位置を事前に計測する必要がある。また、RSSI は障害物等の環境ノイズの影響を強く受けることが知られており、高精度な測位は難しい。

2.2.2 Fingerprint 方式

Fingerprint 方式では、事前に任意箇所で各ビーコンからの RSSI を測定し、測位時に得られたデータとマッチングすることで、測位を行う [1], [14]. この方式では、事前計測した Fingerprint に静的オブジェクトで生じる反射や吸収等のノイズが反映されるため、Trilateration 方式よりも頑健であるという利点がある。一方で、事前に Fingerprint を作成する必要があり、また環境が変化するたびに Fingerprint を再計測する必要がある。

2.2.3 Proximity 方式

Proximity 方式は本研究が対象とする測位方式である。この方式では、スマートフォンが受信する信号のうち、RSSI が最大となるビーコンの位置をスマートフォンの推定位置とする。Fingerprint 方式のように事前にデータベースを作成する必要がない。また、ビーコンが位置している部屋は既知である必要があるが、Trilateration 方式とは異なり、ビーコンの位置を計測する必要がない。Trilateration 方式や Fingerprint 方式と比較し、測位精度の粒度が下がるという欠点があるが、本研究が目標とする部屋スケールの測位には十分有用である。

山下らは、大学キャンパス内での位置情報インフラを構築するシステム「MOCHA」の内部でユーザの位置推定をする方法として Proximity 方式を採用している [15]. そこでは単に1分間の RSSI の時間平均をとっているが、受信信号の不安定さや電波環境の問題によって滞在位置を誤判定することが課題となっている。

3. 提案手法

提案手法では、Proximity 方式をもとに、場所ごとの滞在時間特性を考慮に入れることにより推定結果の誤判定を抑制する。RSSI を用いた Proximity 方式では、障害物の影響を受けるため同じ場所で電波の測定を行っても RSSI に誤差が生じる。この誤差を吸収するためにある一定の時

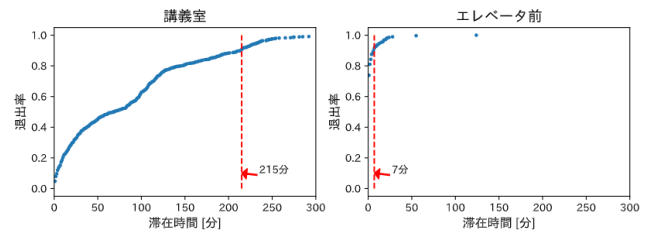


図1 講義室とエレベータ前での滞在時間の分布。横軸は入室してから経過した時間、縦軸はその時間までに退出した人の割合を表す。

間 T の平均値をとるなどして平滑化を行うことが望ましい。しかし、 T として適切な値は場所によって異なる。例えば、ユーザが長時間滞在する傾向がある部屋では長い時間の平均を取ることで誤差の影響を小さくし測定精度を高めることができるが、すぐに退出する傾向のある部屋で同様に長時間の平均を取った場合、その部屋の前後に滞在していた部屋の RSSI の方が大きくなり正しく判定できないことがあるため、短い時間の平均を取るのが適切であると考えられる。本研究では、以下の手順で部屋ごとに適した T の値を決定する。

- (1) 位置推定を行う各部屋における滞在時間の分布を測定する。
- (2) 滞在時間の分布をワイブル分布へフィッティングする。
- (3) ハザード関数を求める。
- (4) ユーザが現在滞在している部屋のハザード関数とこれまでの滞在時間からユーザの状態を推定し、 T を決定する。

3.1 各部屋の滞在時間分布の調査

まず、事前に各部屋におけるユーザの滞在時間の分布を調査する。本研究では、既存の Proximity 方式により推定したユーザの滞在履歴を使用した。前述の MOCHA は、2021年8月3日時点で5400名以上のユーザが利用し、MOCHA 用の Bluetooth ビーコンは本郷・駒場キャンパスを中心に1500か所以上もの教室や研究室、廊下に設置されている。また MOCHA では、滞在场所の検知精度向上に関する研究での利用を目的に、MOCHA の利用規約に同意したユーザのスマートフォンが検知したビーコン情報とその RSSI を生データとしてサーバに蓄積している。本調査では、2020年11月より蓄積しているビーコンの生データを用いて、設置場所における滞在時間の分布を調査する。例として、図1に大学構内の講義室とエレベータ前での滞在時間の分布を示す。9割のユーザが退出する滞在時間は講義室では215分、エレベータ前では7分となっている。このことから講義室ではユーザは長時間滞在する傾向があり、エレベータ前では短時間で退出する傾向がある、というように、場所によって滞在時間の傾向に違いがあることが分かる。

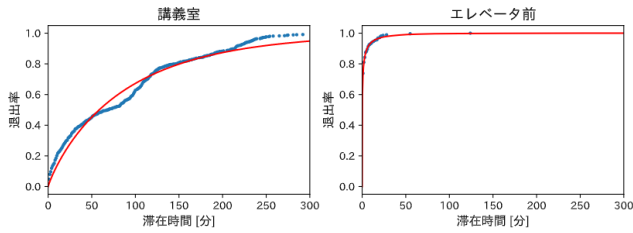


図2 講義室とエレベータ前での滞在時間の分布をワイブル分布へフィッティングした結果。

3.2 ワイブル分布へのフィッティング

次に、3.1 で得た滞在時間の分布をワイブル分布へフィッティングする。ワイブル分布とは指数分布の一般化であり、生物の死亡や機械の故障といったイベントが起こるまでの時間を分析する生存時間解析でよく用いられる。ワイブル分布の累積分布関数 $F(t)$ 、確率密度関数 $f(t)$ はそれぞれ以下の式で表される。

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha} \quad (1)$$

$$f(t) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha} \quad (2)$$

指数分布はワイブル分布において $\alpha = 1$ とした特殊な場合であるといえる。

本研究では、ある部屋に入室した時点から退出するまでの時間を分析するためにワイブル分布を用いる。3.1 で得た滞在時間の分布をもとに、式1に対して Levenberg-Marquardt 法 [9] によるフィッティングを行うことでパラメータ α, β を決定する。図2にフィッティングの結果を示す。

3.3 ハザード関数の計算

2で求めたワイブル分布の関数をもとに、ハザード関数を計算する。ハザード関数とは、ある時点 t におけるイベントの発生確率を表す関数であり、式3で表される。

$$h(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = \alpha t^{\alpha-1} \beta^{-\alpha} \quad (3)$$

本研究では、ユーザがある時間 t まで滞在したという条件のもとで、ちょうど時間 t で退出する確率を表す。

3.4 ユーザの状態推定

ユーザが現在滞在している部屋のハザード関数とこれまでの滞在時間 t より、これからユーザが退出する確率 $h(t)$ を求める。 $h(t)$ が大きい場合はこれから退出する確率が大きいので RSSI の移動平均をとる時間 T を小さくし、 $h(t)$ が小さい場合は現在の部屋に滞在し続けると推定できるため、 T を大きくとる。このような条件を満たす関数として、本研究では $h(t)$ の逆数を採用した。ただし、 $h(t)$ の値によっては T が極端に小さい、あるいは大きい値をとることが考えられるため、10秒から600秒という下限・上限を設

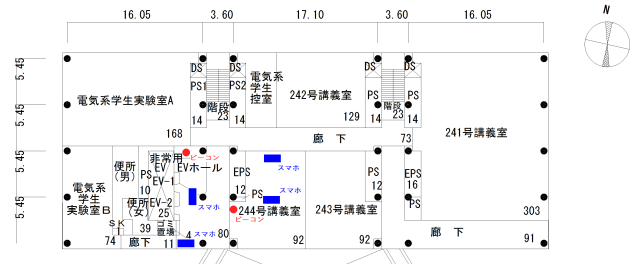


図3 測定対象のスペースを含む4Fの見取り図。赤い円がビーコンを、青い長方形が受信端末であるスマートフォンを表す。

定した。すなわち、 T の値を次式で定める。

$$T = \begin{cases} 10 & \left(\frac{1}{h(t)}\right) < 10 \\ \frac{1}{h(t)} & 10 \leq \frac{1}{h(t)} \leq 600 \\ 600 & \left(\frac{1}{h(t)}\right) > 600 \end{cases} \quad (4)$$

4. 評価実験

提案手法の有効性を評価するため、Bluetooth ビーコンが設置されている大学内の4か所のスペースにて電波測定を行い、既存の Proximity 方式と提案手法で位置推定を行った。

4.1 実験環境

4.1.1 Bluetooth ビーコン

Bluetooth 電波を発するデバイスとして、Feasycom 社の Bluetooth ビーコン (モデル: FSC-BP104) を使用した。本ビーコンは Apple 社が定めた iBeacon 形式でのブロードキャストに対応しており、定期的に iBeacon 形式の BLE アドバイズメントパケットをビーコン電波として発信できる。iBeacon 形式は、iOS・Android の両端末において、アプリがバックグラウンド状態であっても受信可能なフォーマットであり、ビーコンの識別子として UUID (16 バイト)、Major (2 バイト)、Minor (2 バイト) の情報が含まれている [4]。ビーコン電波は、教室・研究室用ビーコンは1秒ごと、廊下用ビーコンは750ミリ秒ごとに発信した。またビーコンが発する信号の強さを示す TxPower は、教室・研究室用ビーコンは-12 dBm、廊下用は-15dB に設定した。

4.1.2 ビーコン電波受信端末

Bluetooth 電波の受信端末として、Apple iPhone SE と Google Pixel 3a を3台ずつ、計6台を使用した。

4.1.3 測定場所

電波測定を行う場所として、東京大学本郷キャンパス工学部2号館内のスペースから以下の4か所を選択した。

- 2F 講義室 (221 講義室)
- 4F 講義室 (244 講義室)
- 4F エレベータ前 (非常用 EV)
- 11F 研究室 (川原研究室)

さらに、各スペース内で中央と部屋の端 (窓際または廊下側) の2か所に4.1.2の端末を設置した。各スペースにおけ

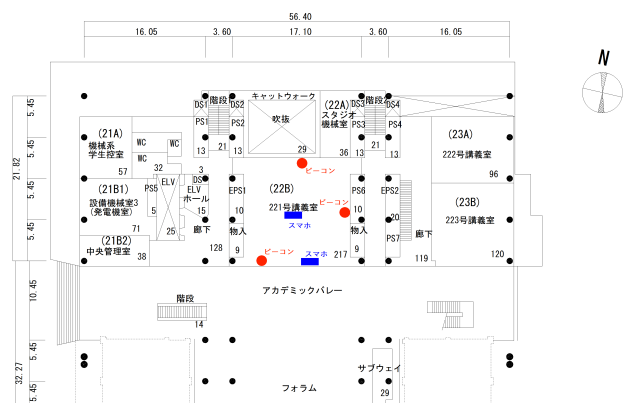


図 4 測定対象のスペースを含む 2F の見取り図. 赤い円がビーコンを, 青い長方形が受信端末であるスマートフォンを表す.

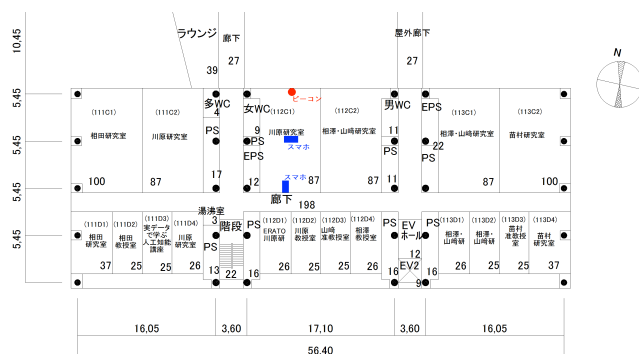


図 5 測定対象のスペースを含む 11F の見取り図. 赤い円がビーコンを, 青い長方形が受信端末であるスマートフォンを表す.

るビーコン・受信端末の位置を図 3, 4, 5 に示す.

4.1.4 ビーコン電波強度の測定・記録

iOS / Android 用の電波強度測定アプリを実装し, 4.1.2 で用意した端末にインストールした. 本アプリでは, 受信信号強度 (RSSI), 受信時刻, ビーコンの識別子 (UUID, Major, Minor) を記録する. 各測定場所に 30 分間・105 分間・180 分間の 3 パターンで滞在し, 受信信号のログを記録した.

iOS 版計測アプリは, iOS SDK の CoreBluetooth フレームワーク*1, Android 版計測アプリはオープンソースのビーコンライブラリ*2を用いて RSSI とビーコンの識別子を収集した. 収集データはリアルタイムに端末内に保存し, 実験終了後に取り出した. Bluetooth のスキャンは, Android 側計測アプリは 1 秒に一回スキャンするよう設定した. iOS の CoreBluetooth フレームワークは開発者側で Bluetooth のスキャン間隔を調整することはできないが, ビーコンを検知した場合は, 1 秒間ごとに検知した全てのビーコン情報がリスト形式でアプリに提供される.

4.2 推定精度の比較

各条件において 1 分おきに位置推定を行い, 正しく推定

*1 <https://developer.apple.com/documentation/corebluetooth>

*2 <https://altbeacon.github.io/android-beacon-library/>

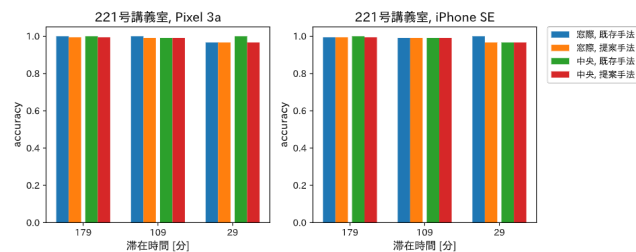


図 6 221 講義室において各条件で位置推定を行った結果の精度.

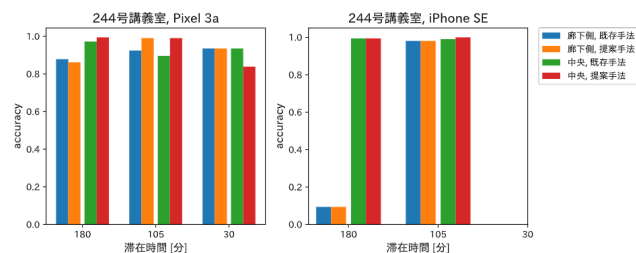


図 7 244 講義室において各条件で位置推定を行った結果の精度.

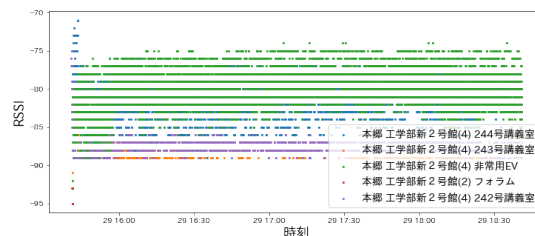


図 8 244 講義室の廊下側に iPhone SE を 3 時間設置したときの受信信号の散布図.

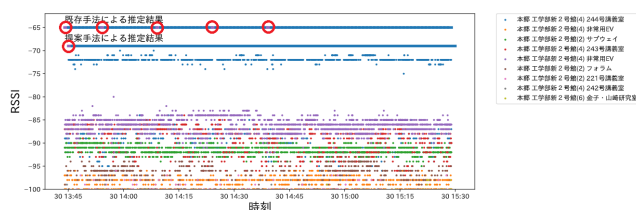


図 9 244 講義室の中央に Pixel 3a を 105 分設置したときの受信信号の散布図と, 既存手法・提案手法による推定結果. 上側の実践が既存手法による推定結果を, 下側の実践が提案手法による推定結果を表す. また, 誤判定が発生している箇所を赤い丸で囲っている.

された回数を滞在時間の分数で割ることにより精度を算出した.

4.2.1 2F 講義室 (221 講義室)

図 6 に, 221 講義室での各条件における推定精度を示す. 221 講義室では, 既存手法・提案手法ともにすべての条件において推定精度が 96% を上回り, 大きな違いは見られなかった.

4.2.2 4F 講義室 (244 講義室)

図 7 に, 244 講義室での各条件における推定精度を示す. なお, iPhone SE を 30 分間設置した際の記録が欠損して

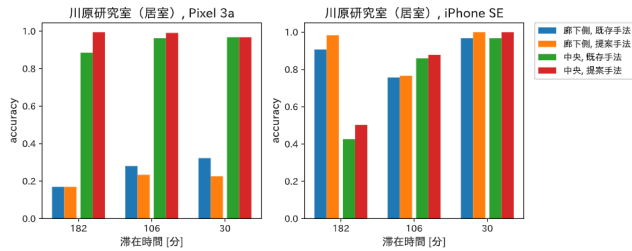


図 10 川原研究室において各条件で位置推定を行った結果の精度。

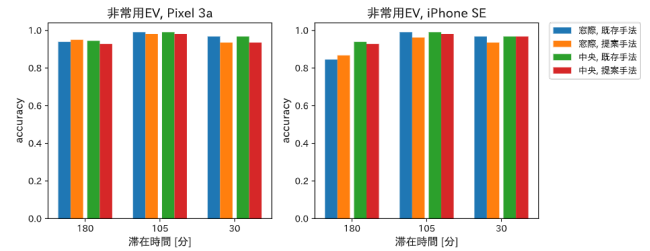


図 11 非常用 EV において各条件で位置推定を行った結果の精度。

いたため、グラフに反映していない。廊下側に iPhone SE を 180 分設置したときの推定精度が既存手法・提案手法ともに非常に低い結果となっている。図 8 に示す受信信号の散布図の通り、エレベータ前（非常用 EV）のピーコンからの信号を 244 講義室のものよりも大きい RSSI で受信していることが誤判定の原因であると考えられる。また、中央に Pixel 3a を 105 分設置したときの推定精度は、既存手法では 89.62%、提案手法では 99.06% と改善されている。図 9 に受信信号の散布図と、既存手法・提案手法による推定結果をし、誤判定が発生している箇所を赤い丸で示す。既存手法では 5 か所で誤判定が発生しているが、提案手法では平滑化が働き、そのうちの 4 か所で誤判定を抑制できていることが分かる。一方、中央に Pixel 3 を 30 分設置したときの推定精度は、既存手法では 93.55%、提案手法では 83.87% と悪化している。この原因として、提案手法ではある部屋に入室したときの T の値が直前まで滞在していた部屋の影響を受けるため、 T として不適切な値をとり、現在滞在している部屋でなくその一つ前に滞在していた部屋を推定結果として出力してしまうということが考えられる。

4.2.3 4F エレベータ前（非常用 EV）

既存手法と提案手法の間で大きな違いは見られなかった。

4.2.4 11F 研究室（川原研究室）

Pixel 3a を廊下側に設置したときは、どの滞在時間でも既存手法・提案手法ともに低い精度となった。研究室がある階では、講義室の階と比べて部屋と部屋の距離が小さいため、他の部屋から漏れた信号を受信しやすいということが原因として考えられる。部屋の中央に Pixel 3a を 180 分間設置したときは、既存手法では 88.52%、提案手法では 99.45% と改善された。これは、244 講義室での改善と同じように、受信信号のゆらぎに対して平滑化が働き誤判定が抑制された例であるといえる。また、廊下側に 30 分間 Pixel 3a を設置したときは既存手法では 32.26%、提案手法では 22.58% と悪化した。これも 244 講義室で推定精度が悪化したのと同様に、ユーザの状態推定の結果が直前に滞在していた部屋の影響を受けたことが原因として考えられる。このような影響はある部屋に入室したタイミングでのみ発生するため、滞在時間が短ければ短いほど悪化の度合いも大きくなると推測される。

5. おわりに

本稿では、生存時間解析を適用することにより、部屋ごとの滞在時間特性を考慮して屋内位置推定を行う手法を提案した。1 分間の RSSI の平均値に基づいて位置推定を行う既存手法との比較のため評価実験を行った結果、RSSI の揺らぎが原因で誤判定が疎らに発生する場合には平滑化が働き推定精度が改善され、滞在時間が短い場合や、他の場所から漏れた信号の RSSI が大きい場合などは提案手法が有効に働かない可能性が示唆された。本研究で行った実験では、各実験条件につき 1 つのデータのみを用いて測定精度を算出したため、提案手法の性能を定量的に評価することが難しい。そのため、より多くのデータを用いた大規模な実験を行うことを今後の課題とする。また、本研究では RSSI の平均をとる時間 T を一律にハザード関数の逆数としたが、より適切な T を決定する手法についても今後の課題とする。

参考文献

- [1] Ramsey Faragher and Robert Harle. Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons. *IEEE journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 33, No. 11, pp. 2418–2428, 2015.
- [2] Ummuhan Gokovali, Ozan Bahar, and Metin Kozak. Determinants of length of stay: A practical use of survival analysis. *Tourism Management*, Vol. 28, No. 3, pp. 736–746, 2007.
- [3] Fabian Höflinger, Rui Zhang, Joachim Hoppe, Amir Bannoura, Leonhard M Reindl, Johannes Wendeberg, Manuel Bühner, and Christian Schindelbauer. Acoustic self-calibrating system for indoor smartphone tracking (assist). In *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–9. IEEE, 2012.
- [4] Apple Inc. ibeacon - apple developer. <https://developer.apple.com/ibeacon/>. last accessed on 2021/08/01.
- [5] Wonho Kang and Youngnam Han. Smartpdr: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization. *IEEE Sensors journal*, Vol. 15, No. 5, pp. 2906–2916, 2014.
- [6] Ye-Sheng Kuo, Pat Pannuto, Ko-Jen Hsiao, and Prabal Dutta. Luxapose: Indoor positioning with mobile phones and visible light. In *Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking*, pp. 447–458, 2014.

- [7] Patrick Lazik, Niranjini Rajagopal, Oliver Shih, Bruno Sinopoli, and Anthony Rowe. Alps: A bluetooth and ultrasound platform for mapping and localization. In *Proceedings of the 13th ACM conference on embedded networked sensor systems*, pp. 73–84, 2015.
- [8] Xiangyu Liu, Xuetao Wei, and Lei Guo. Dimloc: Enabling high-precision visible light localization under dimmable leds in smart buildings. *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 6, No. 2, pp. 3912–3924, 2019.
- [9] Donald W Marquardt. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 11, No. 2, pp. 431–441, 1963.
- [10] Carlyn Matz, David Stieb, Karelyn Davis, Marika Egyed, Andreas Rose, Benedito Chou, and Orly Brion. Effects of age, season, gender and urban-rural status on time-activity: Canadian human activity pattern survey 2 (chaps 2). *International journal of environmental research and public health*, Vol. 11, No. 2, pp. 2108–2124, 2014.
- [11] Deepak Pai, Inguva Sasi, Phani Shekhar Mantripragada, Mudit Malpani, and Nitin Aggarwal. Padati: A robust pedestrian dead reckoning system on smartphones. In *2012 IEEE 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*, pp. 2000–2007. IEEE, 2012.
- [12] Mohd Ezanee Rusli, Mohammad Ali, Norziana Jamil, and Marina Md Din. An improved indoor positioning algorithm based on rssi-trilateration technique for internet of things (iot). In *2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE)*, pp. 72–77. IEEE, 2016.
- [13] Maxim Shchekotov. Indoor localization method based on wi-fi trilateration technique. In *Proceeding of the 16th conference of fruct association*, pp. 177–179, 2014.
- [14] Xiaojie Zhao, Zhuoling Xiao, Andrew Markham, Niki Trigoni, and Yong Ren. Does btle measure up against wifi? a comparison of indoor location performance. In *European Wireless 2014; 20th European Wireless Conference*, pp. 1–6. VDE, 2014.
- [15] 陸山下, 勇毅西山, 寛弥小松, 圭博川原. Ble ビーコンを用いた屋内位置推定システムの設計と実装. Technical Report 8, 東京大学, 東京大学, 東京大学, 東京大学, dec 2020.