

物流倉庫におけるソーラー式BLEビーコンとPDRを用いたハイブリッド測位

加納 一馬¹ 吉田 拓人¹ 林田 望海¹ 片山 晋¹ 松山 仁¹ 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹ 河口 信夫¹

概要：物流倉庫では、電子商取引の需要の拡大に伴い業務量が増加し、労働力不足が問題となっている。作業員の位置情報を活用することで、生産性の向上が期待できる。本研究では、ソーラー式 Bluetooth Low Energy (BLE) ビーコンと Pedestrian Dead Reckoning (PDR) を用いた統合的な測位手法を提案する。ソーラー式 BLE ビーコンは電源が不要であるため導入が容易でメンテナンスフリーである。しかし、それらのアドバタイズ間隔は照度に依存し不安定である。加えて、倉庫には棚や商品などの遮蔽物が多く存在し、それらは信号の減衰や干渉、パケットロスを引き起こす。そこで、頑健性と精度を向上させるためパーティクルフィルタ、マップマッチング、深層学習による歩行速度推定を適用する。倉庫に 114 個のビーコンを導入してデータを収集した。測位手法の精度を評価したところ、提案手法はベースライン手法と比較して高精度であることを確認した。

Hybrid Localization with Solar-Powered BLE Beacons and PDR in Logistics Warehouse

KAZUMA KANO¹ TAKUTO YOSHIDA¹ NOZOMI HAYASHIDA¹ SHIN KATAYAMA¹
HITOSHI MATSUYAMA¹ KENTA URANO¹ TAKURO YONEZAWA¹ NOBUO KAWAGUCHI¹

1. はじめに

近年、電子商取引の需要拡大により、物流倉庫での業務量が増加している。少子高齢化も相まって、倉庫での労働力不足が問題になっている。この問題を解決するために、現在、作業員とロボットの協調作業や作業効率の更なる向上が求められている。実空間の倉庫を再現したデジタルツインを作成することは、それらを実現する上で有効である。作業員とロボットは互いの位置を把握できるようになり、事故の防止や作業の効率化が期待できる [1]。また、業務の流れをシミュレートできるようになり、作業工程の見直しが容易になる。そこで本研究では、デジタルツインに欠かせない作業員の位置情報の取得に取り組む。本研究を通して得られた知見は、工場や商業施設など他の屋内環境でも役立つと考えられる。

屋内倉庫において Global Navigation Satellite System (GNSS) による測位は正確でない。画像認識や Light De-

tection and Ranging (LiDAR) などのビジョン系手法は高精度であるが、棚などの遮蔽物が多くある倉庫の全体をカバーするには大量のセンサと電源を要する。一方、慣性センサデータを用いて初期位置からの相対位置を推定する Pedestrian Dead Reckoning (PDR) はインフラ整備が不要であるが、時間経過で誤差が蓄積してしまうため長時間測位を続けるには他の絶対測位手法と組み合わせて誤差を補正する必要がある。また、多くの従来 PDR 手法にとってしゃがみや脚立の昇り降りなどの実践的な動作を追従するのは難しい。いくつかの先行研究は無線ベースの手法と PDR を組み合わせて相補的に測位精度を向上させた。本研究では、Bluetooth Low Energy (BLE) による三辺測量と深層学習による PDR に注目する。

BLE は、Wi-Fi や Ultra Wide Band (UWB) など他の無線技術と比較して低消費電力・低コストである。本研究では、電源やバッテリーが不要であるため導入が容易でメンテナンスフリーなソーラー式 BLE ビーコンを使用する。照度とそれらのアドバタイズ間隔の関係を調査し、アドバ

¹ 名古屋大学 大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

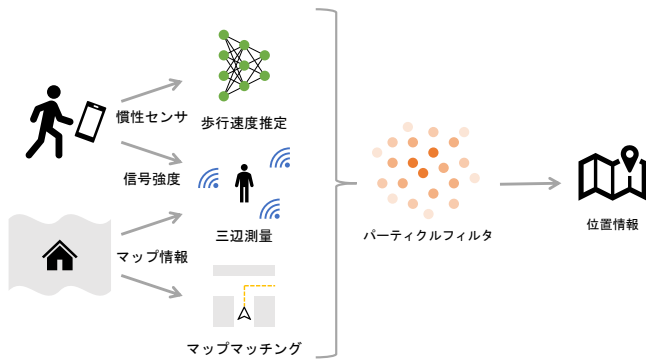


図 1 提案手法のコンセプト

タイズ間隔が不安定であることや、動作に必要な最低限の照度について確認した。ビーコンが一定時間内にアドバタイズするとは限らないため、時系列を考慮して軌跡を推定する必要がある。三辺測量ベースの手法は、フィンガープリンティングと異なり電波強度地図の管理が不要なため、低コストで運用できる。一方、信号減衰の影響を受けやすいという課題もある。そこで、倉庫環境における信号減衰についても調査した。これらの調査結果を受けて、ビーコンの適切な設置位置を検討し、114 個のビーコンを倉庫に導入した。

本研究では、ソーラー式 BLE ビーコンと PDR を用いた統合的な測位手法を提案する。図 1 は提案手法のコンセプトである。パケット受信の不確かさや信号強度のノイズに対する頑健性を向上させるため、パーティクルフィルタのアルゴリズムを適用する。また、マップマッチングを適用し、柵などの障害物の配置を考慮する。深層学習による歩行速度推定を適用し、被験者の歩行速度を反映する。実際の倉庫でデータを収集し測位精度を評価したところ、提案手法はシンプルなベースライン手法と比較して高精度であることを確認した。本研究の貢献を以下にまとめる。

- 照度とソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔の関係を調査した。
- 倉庫環境での信号減衰について調査した。
- ソーラー式 BLE ビーコンと PDR を用いた統合的な測位手法を提案した。
- 実際の倉庫にビーコンを導入し収集したデータで測位精度を評価した。

2. 関連研究

BLE を用いた測位手法はよく研究されてきた [2], [3], [4]. BLE を用いた測位手法の多くは、三辺測量をベースとする方式とフィンガープリント方式に分類される。フィンガープリントによる測位は比較的高精度であるが電波強度地図を必要とする。商品の配置が頻繁に変化する倉庫において、電波強度地図を作成・保守するのは労力を要する。Zhao らは、要求される精度に応じてフィンガープリントと簡素な三辺測量を使い分けつつ、倉庫においてフォーク

リフトの位置を推定した [5]. しかし、三辺測量の精度向上については十分議論されていない。いくつかの先行研究はパーティクルフィルタを適用して三辺測量の頑健性を向上させた [6]. 浦野らは、パーティクルフィルタを適用して、BLE タグとタンデムスキャナを用いて大規模展示会での来場者の移動軌跡を推定した [7], [8]. この手法は同じく信号が減衰しやすい環境である倉庫においても有効であると考えられる。

PDR はスマートフォンのみで実現可能な相対測位手法である。相補的に測位精度を向上させるため、しばしば無線ベースの手法と組み合わせられる [9], [10]. 坂らは、磁気と Wi-Fi のフィンガープリントと PDR を統合した [11], [12]. Dinh らは、BLE ビーコンのフィンガープリントと PDR を統合した [13]. 従来のルールベースの PDR 手法の多くは、歩幅が常に一定であったり横方向には歩かないなどの仮定に基づいており、倉庫での作業員の動作を追従するのは難しい。本研究では、複雑な動作や長時間の測位に対する頑健性を向上させるため、データ駆動型のアプローチに注目した。Herath らは、ResNet, LSTM, TCN をベースとした深層学習モデルを用いて、被験者の位置と体の向きを end-to-end に推定した [14]. 河口らは、DualCNN-LSTM モデルを用いて、被験者の歩行速度を推定した [15], [16], [17], [18].

3. 課題の検証

ソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔は照度に依存する。倉庫では、柵や柱などの遮蔽物によって信号が減衰し、これにより三辺測量の精度が低下する。倉庫環境でのソーラー式 BLE ビーコンを用いた測位の課題を明らかにするため、予備実験を行った。3.1 節では、ビーコンの基本仕様を説明し、照度とパケット受信間隔に関する実験結果をまとめる。3.2 節では、十分な照度を確保するためのビーコンの適切な設置位置について述べる。3.3 節では、倉庫環境における信号の減衰に関する調査結果をまとめ、本論文でのビーコンの配置を示す。

3.1 ビーコンの仕様と実際のアドバタイズ間隔の調査

図 2 は私たちが採用したソーラー式 BLE ビーコン（富士通製 PulsarGum TM-010）である*1。大きさは $72 \times 19 \times 3$ [mm] であり、重さは約 3 [g] である。Bluetooth 4.2 及び iBeacon に準拠している。本研究では送信強度を 1 [mW] に固定する。アドバタイズ間隔は照度に依存する。

照度とアドバタイズ間隔の関係を調査するため、300, 400, 500, 550, 600, 650, 700, 750, 800, 900, 1000 [lx] の各照度において、アドバタイズパケットを 1 分間スキャンした。環境光の影響を抑えるため、暗室で輝度可変な

*1 <https://www.fujitsu.com/jp/solutions/industry/manufacturing/monozukuri-total-support/products/list-view/pulsargum/>



図 2 ソーラー式 BLE ビーコン (富士通製 PulsarGum TM-010)

表 1 各照度におけるパケット受信間隔の最頻値, 中央値, 平均値とアドバタイズ間隔の公称値

照度 [lx]	最頻値 [s]	中央値 [s]	平均値 [s]	公称値 [s]
300	2.35	2.26	2.35	—
400	0.50	1.00	1.50	—
500	0.51	0.51	0.88	—
550	0.50	0.51	0.81	1.0
600	0.50	0.51	0.82	1.0
650	0.50	0.51	0.77	1.0
700	0.51	0.76	0.94	1.0
750	0.50	0.51	0.93	1.0
800	0.50	0.51	0.93	1.0
900	0.50	0.51	0.91	0.5
1000	0.50	0.51	0.82	0.5

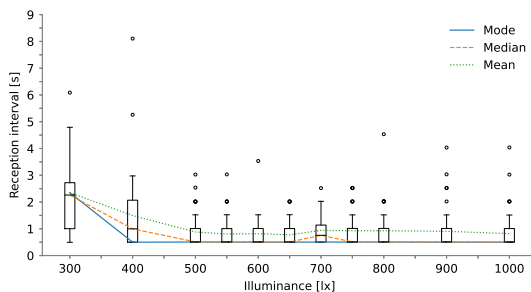


図 3 300 ~ 1000 [lx] における照度とパケット受信間隔の関係

LED 照明を使用した。各照度におけるパケット受信間隔の最頻値, 中央値, 平均値とアドバタイズ間隔の公称値を表 1 に示す。550 [lx] 未満の照度におけるアドバタイズ間隔の公称値は公開されていない。照度と受信間隔の関係を図 3 に示す。受信間隔は約 0.5 [s] 刻みに分布した。照度が 500 [lx] 以上のとき, 多くのパケットは約 0.5 [s], 平均すると 0.77 ~ 0.94 [s] の間隔で受信された。一部のパケットは 2.0 ~ 4.5 [s] の間隔で受信された。パケットロス時刻に依らず確率的に発生すると仮定すると, これらの外れ値の多くがパケットロスに起因するとは考えにくい。アドバタイズ間隔は不安定であると考えられる。照度が 500 [lx] 未満のとき, 受信間隔は広く分散した。これらの結果から, 本研究では可能な限り照度が 500 [lx] 以上の場所にビーコンを設置した。



図 4 棚の上部側面に設置したビーコン



図 5 三脚で固定したスマートフォン

3.2 倉庫へのビーコンの設置

ソーラー式 BLE ビーコンは電源が不要であり, 両面テープで簡単に設置できる。しかし, 駆動するには十分な照度を要するため, 設置位置には以下の制約がある。

- 照明からの距離が短く, パネルが照明の方向を向いている。
- 埃が溜まりにくい。
- 商品に覆われにくい。

十分な照度を確保するため, 照明の近かつ光の入射角が小さくなるように設置する必要がある。また, 遮光されるのを防ぐため, 埃が溜まりにくく, 頻繁に入れ替わる商品によって覆われにくい場所が望ましい。これらの点を考慮し, 図 4 に示すように, 約 3 [m] の高さの棚や柱の上部側面に設置した。照度を測定しながらビーコンの位置を選定したところ, その多くは 500 ~ 800 [lx] であった。

3.3 信号の減衰の調査

倉庫環境における信号伝搬の振る舞いを調査するため, 以下の手順に従ってパケットをスキャンした。

- (1) 図 5 に示すように, 通路中央の 0.8 [m] の高さの位置に, パケットスキャン用のスマートフォンを三脚で固定する。
- (2) 30 [s] の間パケットをスキャンする。

人体による信号の遮蔽を防ぐため, スマートフォンを三脚で固定した。スマートフォンを腰に装着した状態を模倣するため, 高さを 0.8 [m] に設定した。図 6 に示す手動で選定した 69 地点について, これらの手順を繰り返し行った。

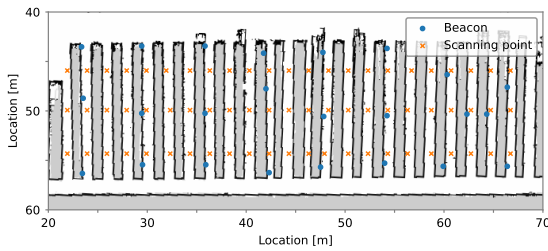


図 6 ビーコンとスキャン地点の位置

表 2 平均パケット受信間隔が 1 [s] 未満であるビーコンとスキャン地点の組の割合

グループ名	通路	水平距離 [m]	割合 [%]
A	同一	0.5 ~ 1.5	91.7 (22/24)
B	同一	2.5 ~ 6.5	96.9 (31/32)
C	同一	6.5 ~ 11.0	50.0 (8/16)
D	隣	1.5 ~ 3.5	87.0 (40/46)
E	隣	3.5 ~ 7.0	51.6 (32/62)
F	隣	7.0 ~ 11.5	3.3 (1/30)
G	又隣	3.5 ~ 5.0	21.4 (9/42)
H	又隣	5.0 ~ 8.0	10.7 (6/56)
I	又隣	8.0 ~ 12.0	0.0 (0/28)

ここで、ビーコンとスキャン地点の組を通路の位置関係と水平距離に応じて表 2 に示す 9 グループに分類した。ただし、間に 3 つ以上の棚が存在する組については考慮しない。図 6 に示す 24 個のビーコンと 69 箇所のスキャン地点について、パケットを 31 回以上受信した（すなわち、平均受信間隔が 1 [s] 未満であった）組の割合をグループごとに算出した。同じ通路かつ距離が 6.5 [m] 以下（A, B）または隣の通路かつ距離が 3.5 [m] 以下（D）の多くの組において、パケットは平均 1 [s] 未満の間隔で受信された。一方、又隣の通路の組（G, H, I）においてはパケットロスが頻発した。

これらの結果から、1 個以上のビーコンからのパケットを 1 [s] 以下の間隔で安定的に受信することが期待されるエリアのビーコンの配置は以下の要件を満たす必要があると言える。

- 3 つ以下の通路毎に配置する。
- $6.5 \times 2 = 13$ [m] 以下の間隔で配置する。

三辺測量を行うには少なくとも 3 個のビーコンの情報が必要であるため、より密な配置が望ましい。本論文でのビーコンの配置を図 7 に示す。照明の間隔とその輝度は不均一であるため、それに応じてビーコンの間隔も不均一になっている。

3.1 節と 3.3 節の予備実験により以下の課題を確認した。これらの課題を解決するための手法を 4 章で提案する。

- ソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔は不安定である。

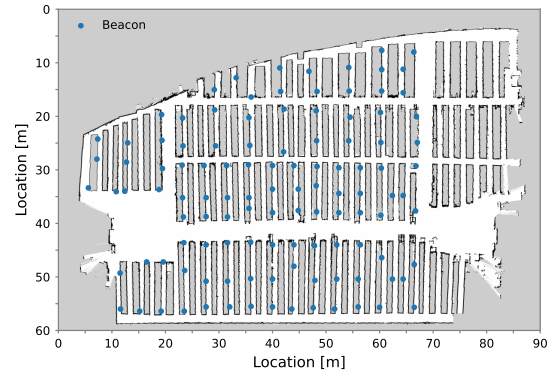


図 7 ビーコンの配置

- 倉庫環境では信号が減衰し、パケットロスが頻繁に起こる。

4. 提案手法

三辺測量は受信信号強度の指標である Received Signal Strength Indicator (RSSI) と距離の関係に基づいて被験者の位置を推定する手法である。しかし、信号の干渉や減衰により、この関係は時と場所によって変化する。また、ソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔は不安定であり、しばしばパケットロスも発生するため、パケットを恒常的に受信できるとは限らない。そこで、パーティクルフィルタ、マップマッチング、歩行速度推定からなる統合的な測位手法を提案する。4.1 節では、提案手法のあらましを述べる。4.2 節では、本研究におけるパーティクルフィルタの実装を説明する。4.3 節では、どのように通路ネットワークを構築しマップマッチングを組み込むのかについて説明する。4.4 節では、歩行速度推定のための深層学習モデルを導入し、それをどのように組み込むのかについて説明する。

4.1 概観

パケットの受信の不確かさや信号の減衰、干渉などに対する頑健性を向上させるため、パーティクルフィルタのアルゴリズムを適用する。マップマッチングをパーティクルの尤度の計算に組み込み、棚や柱などの障害物の配置を考慮する。深層学習による被験者の歩行速度推定を組み込み、パーティクルの移動幅に反映させる。図 8 は提案手法におけるデータフローである。必要な入力データは以下である。

- ウィンドウ $t - W \sim t$ [s] の間に受信した最大 RSSI のリスト $(r^{0,t}, r^{1,t}, \dots)$ 。
- ビーコンの座標のリスト。
- 通路ネットワーク。
- ウィンドウ $t - W \sim t$ [s] における 100 [Hz] でリサンプリングされた加速度と角速度。

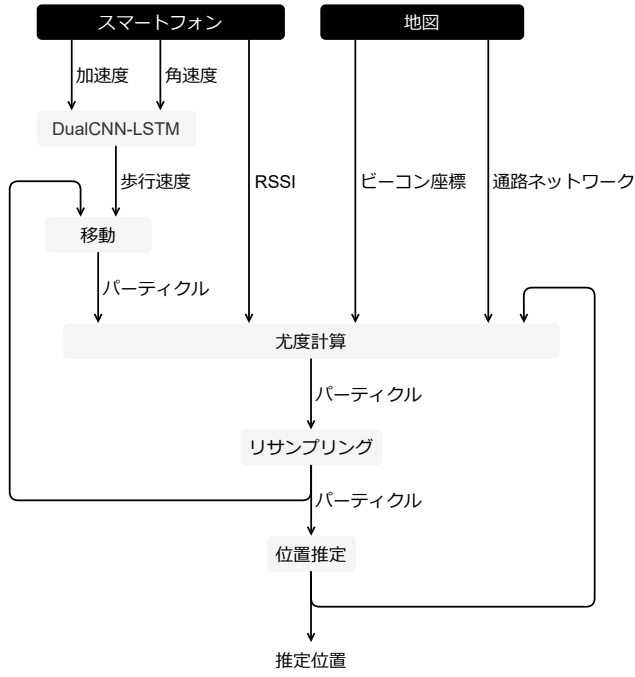


図 8 提案手法におけるデータフロー

パーティクルフィルタは尤度の計算時に RSSI とビーコンの座標のリストを使用する。マップマッチング適用時は通路ネットワークも併せて使用する。歩行速度推定には加速度計と角速度計のセンサデータを使用する。ビーコンの座標のリストと通路ネットワークは測位の実行前にあらかじめ用意する。

4.2 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタの時系列を考慮した確率的な推定により、頑健性の向上が期待できる。浦野らはパーティクルフィルタを適用して、BLE タグとタンデムスキャナを用いて大規模展示会での来場者の移動軌跡を推定した [7], [8]。本研究では彼らの実装を拡張している。以下の手順に従って被験者の移動軌跡を推定する。

- (1) パーティクルの初期位置及び向きを指定する。
- (2) 各パーティクルを移動する。
- (3) 各パーティクルの尤度を計算する。
- (4) パーティクルをリサンプリングする。
- (5) 被験者の位置を推定する。
- (6) ステップ 2 から繰り返す。

ステップ 1 では、被験者の初期位置及び向きをパーティクルの初期位置及び向きとして与える。本論文におけるパーティクル数 N_p は 128 個である。パーティクルフィルタの計算量は $O(N_p)$ のオーダーに従う。

ステップ 2 では、パーティクルをランダムに移動する。式 1, 2, 3 は時刻 t [s] でのランダムウォーク後のパーティクル p の位置 (x_p^t, y_p^t) [m] と向き θ_p^t [°] を与える。 S_{max} [m] はパーティクルの最長移動幅を表すパラメータである。本

論文では、 $S_{max} = 2$ [m] (すなわち、平均移動幅は 1 [m]、平均移動速度は 1 [m/s]) とする。 α と β はそれぞれ一様分布と標準正規分布に従う。パーティクルは前回位置の前方に移動しやすい。

$$x_p^t = x_p^{t-1} + \alpha S_{max} \cos \theta_p^{t-1} \quad (1)$$

$$y_p^t = y_p^{t-1} + \alpha S_{max} \sin \theta_p^{t-1} \quad (2)$$

$$\theta_p^t = (\theta_p^{t-1} + 20 \beta) \bmod 360 \quad (3)$$

$$\alpha \sim U(0, 1)$$

$$\beta \sim N(0, 1)$$

ステップ 3 では、距離ギャップ重みと信号強度重みの 2 つの重みから尤度を計算する。距離ギャップ重みは基準ビーコンからパーティクルまでの距離が RSSI と距離の関係式にどれだけ合致するかを示す。パーティクル p とビーコン b 間の水平距離 $d_{est}^{b,t}$ [m] はフリスの伝達公式から導かれる式 4 から推定される。 $r^{b,t}$ [dBm] はウィンドウ $t - W \sim t$ [s] の間に受信したビーコン b からのパケットの最大 RSSI を表す。最大 RSSI を使用するの RSSI が大きいデータほど信頼性が高いと考えられるためである。 C_{att} は減衰定数に相当するパラメータである。ビーコンから 1 [m] 離れた地点における RSSI を -80 [dBm] とする。この値は、ビーコンから 1 [m] 離れた地点において、スマートフォンをズボンのポケットに入れた状態で RSSI を測定し、その平均を求めることで得た。鉛直距離は 2 [m] とする。

$$d_{est}^{b,t} = \begin{cases} \sqrt{(10^{-\frac{r^{b,t}+80}{10 C_{att}}})^2 - 2^2} & \text{if } r^{b,t} \leq r_0 \\ 0 & \text{if } r^{b,t} > r_0 \end{cases} \quad (4)$$

$$r_0 = -80 - 10 C_{att} \log_{10} 2$$

パーティクル p と位置 (x_b, y_b) に設置されたビーコン b 間の実際の距離 $d_{true}^{b,t}$ [m] は式 5 から計算される。

$$d_{true}^{b,t} = \sqrt{(x_b - x_p^t)^2 + (y_b - y_p^t)^2} \quad (5)$$

距離ギャップ重み $w_{gap}^{b,t}$ は確率密度関数 P によって与えられる。この関数は標準偏差が σ_{gap} [m] の正規分布に従う。本論文では、経験的に $\sigma_{gap} = 3$ [m] とする。この重みは推定距離と実際の距離の差が短いほど増加する。

$$w_{gap}^{b,t} = P(d_{true}^{b,t} - d_{est}^{b,t}) \quad (6)$$

$$P \sim N(0, \sigma_{gap})$$

信号強度重みは信号がどれだけ強いを示す。式 7 は信号強度重み $w_{str}^{b,t}$ を与える。この重みは RSSI が小さいほど減少し、RSSI が -100 [dBm] 以下のとき 0 をとる。

$$w_{str}^{b,t} = \frac{100 + \max(r^{b,t}, -100)}{10} \quad (7)$$

パーティクル p の尤度 l_p^t は全ビーコンについての距離ギャップ重みと信号強度重みの積の総和で与えられる。

$$l_p^t = \sum_b w_{gap}^{b,t} w_{str}^{b,t} \quad (8)$$

ステップ4では、パーティクルをリサンプリングする。全パーティクルを並べて、一定の累積尤度ごとに重複を許して取り出す。このとき、リサンプリング前後でパーティクル数が等しくなるように取り出す間隔を定める。尤度が正であるパーティクルがない（すなわち、ウィンドウ $t - W \sim t$ [s] の間に RSSI が -100 [dBm] より大きいパケットが受信されていない）場合、パーティクルを再初期化する。再初期化の際は、前回の被験者の推定位置を中心とした 30 [m] 四方のエリア内の通路上にランダムに配置する。

ステップ5では、被験者の位置 (x_s^t, y_s^t) を全パーティクルについての尤度による加重平均位置として推定する。

$$x_s^t = \frac{\sum_p l_p^t x_p^t}{\sum_p l_p^t} \quad (9)$$

$$y_s^t = \frac{\sum_p l_p^t y_p^t}{\sum_p l_p^t} \quad (10)$$

ステップ6では、時刻 t [s] を更新し、ステップ2から繰り返す。本論文では、スライディングウィンドウのスライド幅を 1 [s]（すなわち、推定レートを 1 [Hz]）とする。

4.3 マップマッチング

倉庫にはたくさんの棚がある。私たちの実験環境における隣り合う通路間の距離は約 2 [m] である。マップマッチングを適用し、棚などの障害物の配置を考慮する。まず、以下の手順に従って通路ネットワークを作成する。

- (1) 地図上にノードを配置する。
- (2) ノード間に障害物がなく距離が 6 [m] 以下であるノードの組をリンクで結ぶ。ノード間の距離をそのリンクのコストとする。
- (3) 複数のリンクを介して 6 [m] 以下のコストで到達可能なノードの組をリンクで結ぶ。コストの和をそのリンクのコストとする。

ステップ1では、地図上にノードを配置する。たくさんのノードを配置すると、精度は向上する可能性があるが、計算量が増加する。ステップ2では、ノード間の線分上に障害物がなくノード間の距離が 6 [m] 以下であるノードの組をリンクで結ぶ。私たちは地図画像の画素値を参照することで障害物の有無を自動的に確認した。ノード間の水平距離をそのリンクのコストとする。ステップ3では、複数のリンクを介して 6 [m] 以下のコストで到達可能なノードの組をリンクで結ぶ。複数の到達経路のうちコストの和が最小となる経路におけるコストの和をそのリンクのコストとする。測位時の計算量を減らすため、あらかじめ通路ネットワークのルックアップテーブルを作成する。リンクのコストの最大値はノードの配置間隔よりも大きくする必要がある。

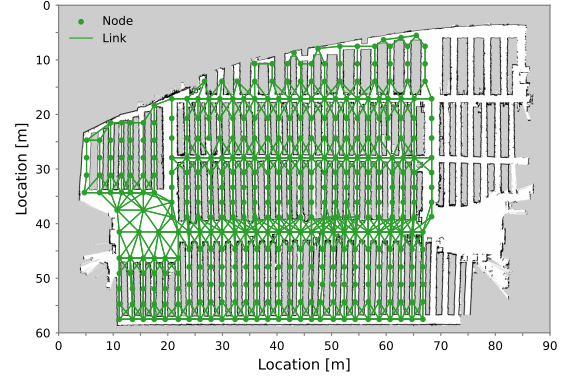


図9 通路ネットワーク

ある。リンクのコストの最大値が大きいほど、マップマッチングによる制約は弱まり、パーティクルは自由に動けるようになる。本論文では、リンクのコストの最大値を 6 [m] とした。作成したノードとリンクを図9に示す。

マップマッチングをパーティクルフィルタのステップ3における尤度の計算に組み込むため、マップマッチング重みを導入する。マップマッチング重みは前回の被験者の推定位置からパーティクルの位置までどれだけ到達しやすいかを示す。式11は時刻 t [s] でのパーティクル p のマップマッチング重み w_{match}^t を与える。 f_n は与えられた座標に最も近いノードを返す関数である。 f_l は与えられたノードとリンクで結ばれているノードのリストを返す関数である。この重みはパーティクルに最も近いノードと前回の被験者の推定位置に最も近いノードがリンクで結ばれていない場合半減する。局所的に尤度が最大となる誤った場所にパーティクルが留まることを防ぐため、リンクで結ばれていない場合も正の値とする。

$$w_{match}^t = \begin{cases} 1 & \text{if } f_n(x_p^t, y_p^t) \text{ in } f_l(f_n(x_s^{t-1}, y_s^{t-1})) \\ 0.5 & \text{if } f_n(x_p^t, y_p^t) \text{ not in } f_l(f_n(x_s^{t-1}, y_s^{t-1})) \end{cases} \quad (11)$$

マップマッチング適用時のパーティクル p の尤度 l_p^t はマップマッチング重み w_{match}^t を乗じて与えられる。

$$l_p^t = w_{match}^t \sum_b w_{gap}^{b,t} w_{str}^{b,t} \quad (12)$$

4.4 歩行速度推定

従来の PDR 手法の多くは strap-down 方式や step-and-heading 方式に分類される。これらは特定の動作のみを想定するため、作業員の様々な動作を長時間追従することは難しい。河口らは DualCNN-LSTM モデルを用いて被験者の歩行速度を推定した [15], [16], [17], [18]。本研究では、彼らのモデルをパーティクルフィルタに組み込む。学習済みモデルで被験者の歩行速度を推定し、パーティクルフィルタのステップ2におけるランダムウォークの代わりに用い

る．式 13, 14 は歩行速度推定適用時のパーティクル p の移動後の位置 (x_p^t, y_p^t) [m] を与える． v^t [m/s] は推定歩行速度を表す． γ は標準偏差が σ_s [m] である正規分布に従う．

$$x_p^t = x_p^{t-1} + (v^t + \gamma) \cos \theta_p^{t-1} \quad (13)$$

$$y_p^t = y_p^{t-1} + (v^t + \gamma) \sin \theta_p^{t-1} \quad (14)$$

$$\gamma \sim N(0, \sigma_s)$$

5. 評価

倉庫で収集したデータに対して、シンプルなベースライン手法と提案手法による測位を行い、それぞれ精度を評価した．5.1 節では、データの収集方法を説明する．5.2 節では、評価指標を説明する．5.3 節では、ベースライン手法を導入し、その測位結果をまとめる．5.4 節では、提案手法における適切なパラメータの値を示し、測位結果をまとめる．測位結果についての考察は 6 章で行う．

5.1 データ収集

以下のデータを含むログを収集した．

- RSSI.
- 加速度計とジャイロスコープのセンサデータ.
- 被験者の正解位置データ.

RSSI と慣性センサデータのログの収集にはスマートフォン (TONE e21, Android 10) を用いた．スマートフォンに搭載されている Micro Electro Mechanical Systems (MEMS) センサは誤差が大きいが、将来的にはセンシングとハンディターミナルなど他の機能を一体化できると考えられるため理に適っている [19]．正解位置データのログの収集には別のスマートフォン (Lenovo PHAB2 Pro, Android 6) に実装されている Google Tango を利用した．RSSI と慣性センサデータ用のスマートフォンをズボンのポケットに入れ、正解位置データ用のスマートフォンを胸の前に持ちながら倉庫内を移動し、ログを収集した．作業員のピッキングを模倣するため、時折歩行を停止した．2 つのログを合わせて評価し、その合計時間は 688 [s]、合計歩行距離は 617 [m] であった．

5.2 評価指標

本論文では、以下の評価指標を採用する．

- Circular Error Probable (CEP) [m]
- Circular Error 90 (CE90) [m]
- Circular Error 95 (CE95) [m]

CEP は測位の研究において広く用いられている評価指標の 1 つである．CE90 と CE95 は誤差の分布についてより詳細に評価するために時折用いられる [20]．これらの値は被験者の推定位置と正解位置の誤差の累積分布関数から求められる．CEP, CE90, CE95 はそれぞれ累積分布関数が 0.5, 0.9, 0.95 をとるような誤差に相当する．例えば CEP

は、正解位置を中心としたとき推定位置を 50 [%] の確率で含むような円の半径（すなわち、全時刻における誤差の中央値）を示す．これらの値は小さいほど望ましい．

5.3 ベースライン手法の測位結果

まず、ベースライン手法を導入し測位精度を評価した．ベースライン手法は、被験者の位置をウィンドウ $t-W \sim t$ [s] の間に受信した最も RSSI の大きいパケットの送信元のビーコンの位置として推定する．ただし、ウィンドウ $t-W \sim t$ [s] の間に RSSI が -100 [dBm] より大きいパケットが受信されなかった時刻 t における位置は、その前後の推定位置から線形補間して推定する．推定レートは 1 [Hz]、ウィンドウサイズ W は 2 [s] とする．ベースライン手法による測位結果の CEP, CE90, CE95 を表 3 に示す．また、時系列誤差を図 10 に示す．ただしここでは、評価に用いた 2 つのログの中の 1 つに対する測位での時系列誤差を示している．灰色の鉛直線は、その時刻 t についてウィンドウ $t-W \sim t$ [s] の間に RSSI が -100 [dBm] より大きいパケットが受信されなかったことを示しており、全時間の 11.0 [%] を占める．

5.4 提案手法の測位結果

続いて、提案手法の測位精度を評価した．パーティクルフィルタのみ (PF)、マップマッチング適用 (PF + MM)、歩行速度推定適用 (PF + SP)、両者適用 (PF + MM + SP) の場合についてそれぞれ評価した．ベースライン手法と同様、ウィンドウ $t-W \sim t$ [s] の間に RSSI が -100 [dBm] より大きいパケットが受信されなかった時刻 t における位置は、その前後の推定位置から線形補間して推定する．推定レートは 1 [Hz]、ウィンドウサイズ W は 2 [s] とする．その他のパラメータ N_p , S_{max} , σ_{gap} は 128, 2 [m], 3 [m] とする．減衰定数 C_{att} を 2, 3, 4, 5, 6, 歩行速度推定を適用する際の σ_s を 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1 [m] とする場合について、それぞれ 5 回ずつ測位を行い、平均誤差を求めた．PF + SP は $\sigma_s = 0.4$ [m] のとき最も精度が良かった．PF + MM + SP は $\sigma_s = 1$ [m] のとき最も精度が良かった．このときの CEP, CE90, CE95 の平均値を表 3 に示す．減衰定数 $C_{att} = 3 \sim 6$ のとき、提案手法による測位結果の CEP, CE90, CE95 の平均値はベースライン手法のものより小さくなった．注目する評価指標によって最適な C_{att} の値は異なり、CEP は $C_{att} = 6$ のとき最も小さくなった．PF + MM または PF + MM + SP は、PF と比較して、特に CEP が向上したが、 C_{att} の値によっては CEP90 や CEP95 が悪化した．PF + SP は、PF と比較して、全ての評価指標において全体的に向上した．

$C_{att} = 6$ のときの PF + MM + SP による 5 回の測位の中のある試行での時系列誤差を図 10 に示す．また、図 10 と同じ試行での推定位置と正解位置の軌跡を図 11 に示す．

表 3 ベースライン手法の CEP, CE90, CE95 及び各減衰定数 C_{att} における提案手法の CEP, CE90, CE95 の平均値

測位手法	C_{att}	CEP [m]	CE90 [m]	CE95 [m]
ベースライン	—	3.17	6.64	8.31
PF	2	3.27	5.90	7.11
	3	3.05	5.86	6.75
	4	3.09	5.77	<u>6.51</u>
	5	3.09	<u>5.70</u>	6.56
	6	<u>3.04</u>	5.80	6.64
PF + MM	2	3.51	6.76	7.99
	3	3.04	5.66	<u>6.45</u>
	4	3.04	<u>5.60</u>	6.47
	5	3.05	5.93	6.92
	6	<u>3.03</u>	5.72	6.64
PF + SP	2	3.34	6.00	6.98
	3	3.03	<u>5.66</u>	<u>6.47</u>
	4	3.01	5.68	6.51
	5	3.01	5.67	6.50
	6	<u>2.92</u>	5.74	6.55
PF + MM + SP	2	3.51	6.65	7.74
	3	3.09	5.77	6.76
	4	3.06	<u>5.73</u>	<u>6.66</u>
	5	3.02	5.86	7.11
	6	<u>2.98</u>	5.75	<u>6.66</u>

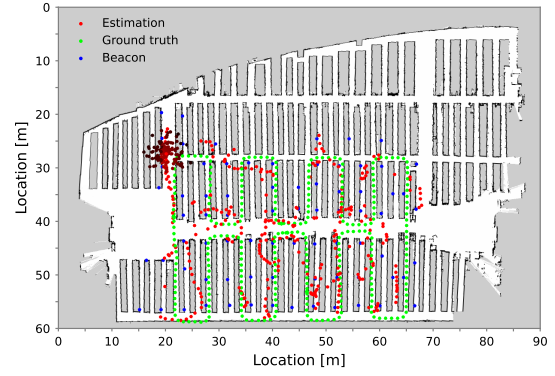


図 11 提案手法での推定位置と正解位置の軌跡

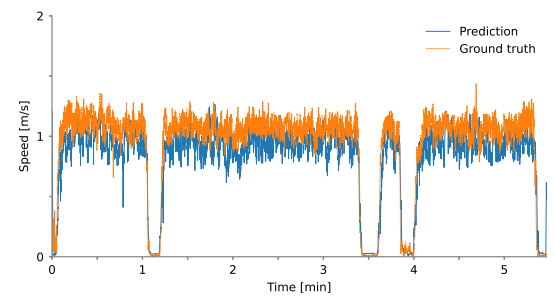


図 12 推定歩行速度と正解歩行速度

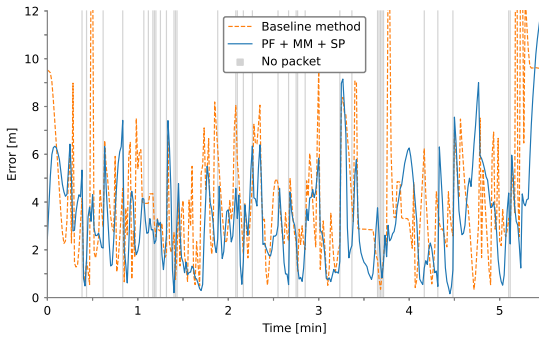


図 10 ベースライン手法と提案手法での時系列誤差

青色の点は1つ以上のパケットが受信されたビーコンの位置を示す。深層学習モデルで推定した歩行速度と正解位置データのログから算出した正解歩行速度を図 12 に示す。推定歩行速度と正解歩行速度の平均値はそれぞれ 0.830, 0.931 [m/s] であった。

6. 考察

6.1 節では、減衰定数の適切な設定について論じる。6.2 節では、ベースライン手法と提案手法の測位結果を分析・比較する。6.3 節では、マップマッチングと歩行速度推定を適用することによる効果について考察する。また、今後の展望についても検討する。

6.1 減衰定数

減衰定数は理想環境で2をとり、減衰性であるほど大きくなる値である。表 3 より、CEP, C90, CE95 は $C_{att} = 2$ のときより $C_{att} = 3 \sim 6$ のときの方が小さくなる傾向があることがわかる。このことから、倉庫は減衰性の環境であることが確かめられた。しかしながら、現在の手法における C_{att} の最適値が実環境における真の減衰定数と一致しているとは限らない。CEP は $C_{att} = 6$ のとき最も小さいにも関わらず CE90 や CE95 がそうでないのは、 C_{att} が場所によっては実環境と乖離することがあるためだと考えられる。本来、 C_{att} は受信場所が Line-of-Sight (LOS) (受信場所と送信元ビーコンの間に遮蔽物が無い) であるか、あるいは No-Line-of-Sight (NLOS) (受信場所と送信元ビーコンの間に遮蔽物がある) であるかによって補正されるべきである。LOS のときには小さく NLOS のときには大きくすることで、実環境での信号の伝搬をより忠実にモデル化できる。現在の手法では C_{att} は常に一定であるため、LOS のときには実際のビーコンからの距離よりも近く、NLOS のときには実際のビーコンからの距離よりも遠く推定されてしまう可能性がある。倉庫のように遮蔽物が密集した環境では、ビーコンが設置されている通路の隣の通路のように、受信場所が NLOS かつビーコンからの距離が短いケースが多いため、測位精度に悪影響を及ぼすと考えられる。図 11 を観察すると、確かにビーコンが設置されていない通路では精度が低下しているように見える。今後は、LOS

と NLOS を区別し、 C_{att} を場所によって補正することで、測位精度の向上を図る。

6.2 ベースライン手法と提案手法の比較

表 3 より、提案手法の CEP, CE90, CE95 はベースライン手法より小さいことがわかる。このことから、提案手法はベースライン手法と比較して高精度であると言える。図 10 を観察すると、提案手法はベースライン手法と比較して誤差の変動が小さく、外れ値が抑制されていることがわかる。一方で、提案手法の誤差が大きい時刻ではベースライン手法の誤差も大きい傾向がある。これは、パケットロスなどによりウィンドウ内に受信したパケットの数が少なくなり、正解位置から遠いビーコンからのパケットが支配的になってしまったためだと考えられる。

6.3 マップマッチングと歩行速度推定の効果

表 3 より、マップマッチングを適用すると特に CEP が小さくなる傾向があることがわかる。このことから、通路の形状を考慮することで、局所的には被験者の移動をより忠実に追従できていると考えられる。一方で、減衰定数が適切でない場合に測位精度が急激に悪化する。棚などの障害物を通過しにくい場合、誤った位置に留まりやすくなっていると考えられる。パーティクルの個数を増やしたりサンプリング時に尤度の低いパーティクルを生き残りやすくすると、パーティクルが広範囲に分布するようになり、誤った位置から復帰しやすくなる。しかし同時に、データの情報量や正確さが低下したときに測位精度が悪化しやすくなってしまうため、測位に使用するデータを補強したり信頼性を高めるなどの工夫が必要である。

歩行速度推定を適用すると全体的に測位精度が向上した。このことから、被験者の歩行速度をパーティクルの移動に反映することで、被験者の動きをより忠実に追従したり、データの正確さが低下したときにパーティクルが不自然な移動をしてしまうのを抑えられていると考えられる。しかしながら、歩行速度推定を適用するとパーティクルの移動速度が制限されるため、誤った位置から復帰しにくくなる可能性がある。これにより、マップマッチングと歩行速度推定の両者を適用しても測位精度が相乗的に向上することはなかったと考えられる。現在の手法では、 σ_s の値によって推定歩行速度を重視する度合いを決めているが、本来は RSSI データの信頼性に応じて重視する度合いを変化させるのが望ましい。また、歩行速度だけでなく方向の情報も用いることで、さらなる測位精度の向上が期待できる。加えて、本論文ではウィンドウ内にパケットが受信されなかった場合に前後の位置から線形補間して位置を推定したが、方向の情報も活用することで RSSI の情報が無い時間も PDR 単体での測位結果で補間できるようになる。

7. おわりに

本論文では、照度とソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔の関係や倉庫環境における信号の減衰について調査し、ソーラー式 BLE ビーコンのアドバタイズ間隔は不安定であることや、倉庫では棚などの障害物によりパケットロスが頻繁に起こることなどの課題を検証した。ビーコンの適切な設置場所や配置について議論し、実際の倉庫に 114 個のビーコンを導入した。三辺測量をベースにパーティクルフィルタ、マップマッチング、深層学習による歩行速度推定を組み合わせた統合的な測位手法を提案した。この手法は導入が比較的容易でメンテナンスフリーである。データを収集して測位精度を評価し、提案手法は CEP, CE90, CE95 の全ての評価指標においてベースライン手法よりも優れていることを確認した。LOS と NLOS の区別や方向推定など、残課題と今後の展望についても議論した。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST (JPMJCR21F2), NICT 委託研究, 科学研究費補助金 (22H03696), トラスコ中山株式会社の支援を受けています。

参考文献

- [1] Halawa, F., Dauod, H., Lee, I. G., Li, Y., Yoon, S. W. and Chung, S. H.: Introduction of a real time location system to enhance the warehouse safety and operational efficiency, *International Journal of Production Economics*, Vol. 224, p. 107541 (online), DOI: 10.1016/j.ijpe.2019.107541 (2020).
- [2] Ayyalasomayajula, R., Vasisht, D. and Bharadia, D.: BLoc: CSI-Based Accurate Localization for BLE Tags, *Proceedings of the 14th International Conference on Emerging Networking EXperiments and Technologies*, CoNEXT '18, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 126–138 (online), DOI: 10.1145/3281411.3281428 (2018).
- [3] Ji, M., Kim, J., Jeon, J. and Cho, Y.: Analysis of positioning accuracy corresponding to the number of BLE beacons in indoor positioning system, *2015 17th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, pp. 92–95 (online), DOI: 10.1109/ICACT.2015.7224764 (2015).
- [4] Xiao, C., Yang, D., Chen, Z. and Tan, G.: 3-D BLE Indoor Localization Based on Denoising Autoencoder, *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 12751–12760 (online), DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2720164 (2017).
- [5] Zhao, Z., Fang, J., Huang, G. Q. and Zhang, M.: iBeacon enabled indoor positioning for warehouse management, *2016 4th International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI)*, pp. 21–26 (online), DOI: 10.1109/ISCBI.2016.7743254 (2016).
- [6] Zafari, F. and Papapanagiotou, I.: Enhancing iBeacon Based Micro-Location with Particle Filtering, *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1–7 (online), DOI: 10.1109/GLOBECOM.2015.7417504 (2015).
- [7] Urano, K., Kaji, K., Hiroi, K. and Kawaguchi, N.:

- A Location Estimation Method Using Mobile BLE Tags with Tandem Scanners, *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, UbiComp '17, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 577–586 (online), DOI: 10.1145/3123024.3124405 (2017).
- [8] 浦野健太, 廣井慧, 梶克彦, 河口信夫: 配布型 BLE タグとタンデムスキャナを用いた屋内位置推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 60, No. 1, pp. 58–75 (2019).
- [9] Liu, J., Chen, R., Pei, L., Guinness, R. and Kuusniemi, H.: A Hybrid Smartphone Indoor Positioning Solution for Mobile LBS, *Sensors*, Vol. 12, No. 12, pp. 17208–17233 (online), DOI: 10.3390/s121217208 (2012).
- [10] Röbesaat, J., Zhang, P., Abdelaal, M. and Theel, O.: An Improved BLE Indoor Localization with Kalman-Based Fusion: An Experimental Study, *Sensors*, Vol. 17, No. 5 (online), DOI: 10.3390/s17050951 (2017).
- [11] Ban, R., Kaji, K., Hiroi, K. and Kawaguchi, N.: Indoor positioning method integrating pedestrian Dead Reckoning with magnetic field and WiFi fingerprints, *2015 Eighth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU)*, pp. 167–172 (online), DOI: 10.1109/ICMU.2015.7061061 (2015).
- [12] 坂涼司, 梶克彦, 河口信夫: 磁気と WiFi 電波強度を含んだマップ情報に歩行者デッドレコニングを併用した屋内位置推定手法, 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, Vol. 113, No. 399, pp. 23–28 (2014).
- [13] Dinh, T.-M. T., Duong, N.-S. and Sandrasegaran, K.: Smartphone-Based Indoor Positioning Using BLE iBeacon and Reliable Lightweight Fingerprint Map, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 20, No. 17, pp. 10283–10294 (online), DOI: 10.1109/JSEN.2020.2989411 (2020).
- [14] Herath, S., Yan, H. and Furukawa, Y.: RoNIN: Robust Neural Inertial Navigation in the Wild: Benchmark, Evaluations, and New Methods, *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 3146–3152 (online), DOI: 10.1109/ICRA40945.2020.9196860 (2020).
- [15] Kawaguchi, N., Nozaki, J., Yoshida, T., Hiroi, K., Yonezawa, T. and Kaji, K.: End-to-end walking speed estimation method for smartphone PDR using DualCNN-LSTM., *IPIN (Short Papers/Work-in-Progress Papers)*, pp. 463–470 (2019).
- [16] Yoshida, T., Nozaki, J., Urano, K., Hiroi, K., Kaji, K., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: Sampling Rate Dependency in Pedestrian Walking Speed Estimation Using DualCNN-LSTM, *Adjunct Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers*, UbiComp/ISWC '19 Adjunct, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 862–868 (online), DOI: 10.1145/3341162.3343765 (2019).
- [17] Yoshida, T., Nozaki, J., Urano, K., Hiroi, K., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: Gait Dependency of Smartphone Walking Speed Estimation Using Deep Learning (Poster), *Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '19, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 641–642 (online), DOI: 10.1145/3307334.3328667 (2019).
- [18] 吉田拓人, 野崎惇登, 廣井慧, 梶克彦, 米澤拓郎, 河口信夫: 歩容に頑健な PDR のための深層学習を用いた歩行速度推定手法, 研究報告高齢社会デザイン (ASD), Vol. 2019, No. 3, pp. 1–7 (2019).
- [19] Octaviani, P. and Ce, W.: Inventory Placement Mapping using Bluetooth Low Energy Beacon Technology for Warehouses, *2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, pp. 354–359 (online), DOI: 10.1109/ICIMTech50083.2020.9211206 (2020).
- [20] Moayeri, N., Li, C. and Shi, L.: PerfLoc (Part 2): Performance Evaluation of the Smartphone Indoor Localization Apps, *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8 (online), DOI: 10.1109/IPIN.2018.8533860 (2018).