

長時間の動体管理に適した屋内測位手法

浅井 宏斗¹ 梅村 和希¹ 西尾 信彦¹

概要：近年、屋内における測位のニーズが多様化している。従来は目的地へ向かうためのナビゲーションが主体であったが、最近では施設の利用状況の把握、マーケティングといった調査や分析のための測位が求められるようになった。このように将来的に屋内測位を行う状況が多様化していくと考えられる。しかし、既存の屋内測位手法は着席や食事などを想定しておらず、測位誤差の発生に繋がる。また、動態管理で測位対象となるオフィス等では通路幅および通路どうしの間隔が狭い狭隘空間であり、マップマッチングを用いたとしてもリンク間距離が狭いためリンクの誤選択が起きやすく、測位誤差の影響がその他の空間と比較して大きくなる。加えて、近年注目されている PDR は高頻度に慣性センサのデータを取得する必要があり、電力消費の観点から長時間の稼働には適していない。

そこで本研究では、PDR と状態認識を並行して稼働させ、状況に応じた補正や計算処理の最適化を施すことで、狭隘空間に対応した長時間稼働が可能な動態管理向け屋内測位の実現を目指す。

2 種類の認識機構を用いてユーザの状態を識別する。1 つ目は機械学習による状態識別機構、2 つ目は極値判別を用いた動作検出機構である。状態識別機構では機械学習、動作検出機構では極値判別を用いてユーザの状態を認識した後、状態機械へ入力して現在の状態を確定する。その状態に応じてシステムの挙動を変化させる。特に着席状態においては推定位置の更新を停止し、各種センサのサンプリングレートを低下させ、状態認識機構を軽量動作するものに切り替えことで測位誤差と電力消費を抑制する。評価の結果、通常の PDR と比較して平均測位誤差を 51%、電力消費を 40% 低減することができ、提案手法は長時間の動態管理に適用が可能であることを示した。

HIROTO ASAI¹ KAZUKI UMEMURA¹ NOBUHIKO NISHIO¹

1. はじめに

近年、屋内商業施設や地下街の複雑化に伴い屋内測位の需要が高まっている。一般的に測位に使用されている GNSS (Global Navigation Satellite System) は遮蔽物がある場所には電波が伝搬しづらく、屋内での測位が困難である。そのため、屋内における自己位置推定手法として Wi-Fi や BLE (Bluetooth Low Energy)、UWB (Ultra Wide Band) 等の電波を利用した測位手法が研究されている [1], [2], [3], [4]。これらの手法では測位を行う環境に基地局やビーコン等の機器を設置したうえで、地点ごとの電波強度を記録した電波マップの作成や複数地点で信号強度や電波の到達時間をサンプリングする必要があり、準備のコストが大きいという問題がある。その他にも地磁気を利用した手法 [5], [6] が存在するが、自動販売機等のモータを搭載した機器が環境

に設置されると事前に作成した磁気マップと観測値の間に誤差が発生し、正しく測位できない現象が生じる。これらの手法の欠点を考慮した測位手法の 1 つに歩行者自律航法 (PDR: Pedestrian Dead Reckoning) [7], [8] がある。この手法はスマートフォン等に搭載された慣性センサを用いて測位を行うことが可能である。そのため、周囲の環境への機器設置が不要で準備のコストが小さいという利点がある。

また、屋内における自己位置推定の目的が多様化している。従来はナビゲーション目的が主体であったが、近年では施設の利用状況把握やマーケティングのための分析等への活用が期待されている。マーケティングでは店舗内の顧客の位置情報に基づいたレコメンド、導線改善、施設の利用状況把握では、利用者の位置情報や密度等をもとに、空調や照明等を自動的にコントロールし、電力消費を抑制することなどが構想されている。ゆえに、今後 PDR で測位を行う状況が多様化していくと考えられる。このような需要をも

¹ 立命館大学 情報理工学部 環境情報研究室

つ商業施設やビル内部のテナントは通路間隔が小さい狭隘空間である。測位のためのマップ情報は屋外や大規模施設等のものと比較して細密になり、マップマッチング [9] 等の補正を行う際においても測位誤差の影響が大きくなる。そのため、より高精度な測位が求められる。行動分析や動態管理を行う場合は歩行以外の動作が多く発生するため測位誤差の発生率が高まる。また、常に継続してシステムを稼働させる必要があるためナビゲーションと比較して測位時間が大幅に長くなる。そのような状況下では、移動を伴わない状態の時間が分析対象時間の大半を占めると考えられる。実際にデスクワークを行う労働者は執務時間の80%以上を着席して過ごすことが活動量計を用いた統計調査により判明している [10], [11]。それに加えて、既存のPDRは測位時にセンサデータの高頻度な取得が必要であり、電力消費の観点からも長時間の稼働には適していない。

そこで本研究では、オフィス等における労働者の動態管理を例として、行動の多様性に耐えるPDR測位の実現に向け、PDRに状態認識を組み合わせることで狭隘空間に対応した長時間稼働が可能な高精度な測位を目指す。

本研究の貢献は、PDRを動態管理に適用する際に生じる課題に対処し、以下の観点から行動の多様性に耐える屋内測位を実現したことである。

- 移動と停留を繰り返す断続的な移動に対応
- 長時間の連続稼働の実現
- 狭隘空間においても利用可能な測位精度の実現

2. 関連技術・関連研究

本章では、本研究に関連する技術や研究について述べる。

2.1 関連技術

2.1.1 PDR

PDRはスマートフォンなどのセンサデバイスから得られるセンサデータ(主に加速度や角速度センサ等の慣性センサ)をもとに、人の自己位置を推定する測位技術である [7], [8]。加速度センサから得られる情報を用いてステップの検知を行い、角速度センサからのセンサ値を時間で積分して進行方向の変化量を計算する。ステップが検知される度に、進行方向に向けて歩幅の大きさだけ現在位置を移動させる処理を繰り返すことで初期位置からの相対的な変位を求める測位手法である。

ステップ検知を行う際には、加速度データに含まれるノイズを除去するためフィルタリングによる平滑化を行い、その補正後の合成加速度の波形から極値を検出する手順をとる。

進行方向は角速度の値を単純に積分するだけでは求めることはできない。これはスマートフォンのセンサの軸(端末座標系)と鉛直方向を下向きとした世界座標系で座標系が一致しないためである。また、端末の保持姿勢が一定で

はないことも要因の1つである。ズボンのポケットに入れる場合や手に持つ場合、かばんに入れる場合などがあり、これらの保持状態によって得られるセンサ値が変化するためである。進行方向推定では、鉛直方向に垂直に交差する平面(水平面)における回転(ヨー軸方向の回転)を知る必要がある。そこで静止状態での端末座標系における重力方向を推定することで、端末の姿勢を把握し、端末座標系から世界座標系に座標変換をする。これをもとに世界座標系におけるヨー軸の回転を計算し、進行方向を推定する。

上記の技術をもとに、PDRはスマートフォンに搭載されたセンサから測位することができ、外部インフラに頼らないという利点も持つ。しかし、前述の通りこの測位手法は相対的な位置を推定するものである。そのため、初期位置や初期進行方向を与える必要がある。さらに、センサのドリフト誤差や推定された歩幅と実際の歩幅の誤差などが生じ、累積してしまう。これを軽減する手法として、Wi-FiやBLE、GNSSなどの絶対測位を併用すること [12] や後述のマップマッチング [13]、歩行状態による歩幅の調整 [14], [15] などが挙げられる。

2.1.2 マップマッチング

マップマッチングはGNSSやデッドレコニング等によって得られた位置推定結果を通路情報と照らし合わせ、尤もらしい位置へ補正する技術である。通路情報は歩行空間ネットワークデータ [16] と呼ばれ、通路をリンク、交差点や曲がり角をノードで表現したものである。マップマッチングの基本アルゴリズムはBrakatsoulasら [17] が提案し、リンクの角度と進行方向がどれだけ一致しているか、リンクと現在測位された地点がどれだけ離れているかの2種類をスコアにし、最小スコアのリンクにマッチングするというものである。これにより、移動軌跡がリンク上に補正される。その他にも、壁の情報を用いたマップマッチングの技術がYoshimiら [18] によって提案された。Yoshimiら以前の手法で広い通路においてリンク上に補正した場合、通路のどちら側を歩いていたかの情報が失われ、その後の測位に影響が出る恐れがある。そのため、この手法では現在位置が壁に入り込む状態となった際に、壁への侵入を回避するよう直近の移動軌跡を尤もらしい形状に変形させる処理を行っている。

2.2 関連研究

2.2.1 状態を認識して歩幅を調整する手法

Kanaguら [14] らは歩行中の歩幅が一定でないことに着目し、歩行を移動状態、検索状態、観察状態の3状態に細分化した。機械学習で認識した状態に応じて歩幅を動的に切替えることにより、測位誤差を低減した。また、Martinelliら [15] は歩行の他に走りや階段昇降などを認識し、各状態であるかを表す確率の値を用いて、事前に状態ごとに定義

された歩幅を重み付けして合成することで確率に基づいた歩幅推定を提案した。これらは移動状態のみを対象としており、停留状態（非移動状態）で発生する測位誤差には対応できないという問題がある。

2.2.2 他の測位手法を併用して誤差を補正する手法

PDR 測位に電波を用いた絶対測位を組み合わせて、累積誤差に対応する手法が研究されている。Evennouら [12] は PDR と Wi-Fi 測位の結果をカルマンフィルタで統合し、PDR の累積誤差を軽減した。Tongら [19] は PDR と UWB を用いた手法を組み合わせて、互いの欠点を補う手法を提案した。UWB を利用した測位は壁や金属による遮蔽が起こった際に精度が低下するため、遮蔽を検知した場合は PDR の推定した現在位置を反映するように切り替え、特定時点において信頼度の高い手法が採用されるようにした。この手法は複数の測位手法を並行して動作させる必要があり、ユーザ側端末の処理の負荷が大きいため電力消費の観点で長時間の測位には適していない。

3. 問題意識・研究目的

3.1 問題意識

PDR を動態管理に適用する際の課題は測位精度、電力消費の 2 種類に大別される。測位精度の観点での課題は、空間の規模の違いに対応できていない点、通常の歩行のみを想定しており、それ以外の動作には対応できない点である。従来のようにナビゲーションを目的とした場合は、通路幅および通路間隔が広い空間において、最短距離で短時間に目的地へ向かう定常的な移動を行う。一方で動態管理を目的とした場合は、通路幅および通路間隔が狭い狭隘空間である執務空間において、継続して長時間の測位を行う必要がある。後者は移動状態と停留状態が交互に繰り返される断続的な移動であり、歩行以外の動作が多く発生し、停留状態においてもステップの誤検知により推定位置の更新が行われてしまう。また、狭隘空間においては通路幅および通路どうしの間隔が一般的な商業空間と比較して小さくなっている。そのため、マップマッチング等の補正を適用する際に測位誤差の影響が大きく現れる。一般的な広さの空間であれば許容される誤差であっても、狭隘空間では異なる通路にマッチングされてしまい、動態管理等の屋内位置情報の活用を目的とした状況に適したデータを得ることができない。電力消費の観点では、PDR での測位にはステップを検知するために慣性センサデータの高頻度な取得が必要であり、長時間稼働させることが難しいことが挙げられる。しかし、動態管理を行う状況においては、測位対象者が常に移動状態にあるわけではなく、停留時に余分な電力消費が生じている。すなわち、移動を開始したことを認識できればよく、常時高頻度にデータを取得する必要はないといえる。

3.2 研究目的

前述の課題に対処し、行動の多様性に耐える PDR 測位の実現を図る。特にオフィス等における動態管理を例として、移動状態と停留状態が混在する断続的な移動への対応、長時間の稼働、狭隘空間においても使用可能な測位精度の実現を目指す。

4. 提案手法

本章では、第 3 節で説明した課題に対処する手法である、ユーザの状態に動的に対応する PDR 測位システムについて述べる。本手法を構成する 3 つの要素について 4.2 節ではユーザの状態の認識、4.3 節では状態遷移、4.4 節では状態に即した処理の切り替えについて説明する。

4.1 システム概要

動態管理に必要なのは位置情報とユーザの状態である。また、歩行以外の動作による誤差を抑制する必要がある。そのため、PDR 測位とユーザの状態認識を並行して動作させることでこれらの要件を達成する。認識した状態に応じて PDR 測位結果やデータ取得方法に介入し、システムを最適化する。システムの概要図を図 1 に示す。

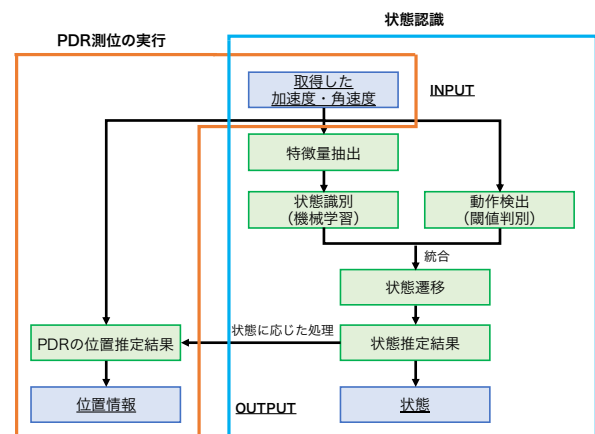


図 1 システム概要図

4.2 ユーザの状態の認識

2 種類の認識機構を用いてユーザの状態を認識する。1 つ目は機械学習による状態識別機構、2 つ目は閾値判別を用いた動作検出機構である。4.2.2 節にて状態識別について、4.2.3 節にて動作検出について述べる。

状態、動作の定義については以下に示す通りである。

- 状態：特定の動きが継続的に発生するもの。大きなタイムウィンドウで取得が可能
- 動作：特定の動きが突発的に発生するもの。小さなタイムウィンドウで取得が可能

4.2.1 動態管理を行う際の前提

本研究では、オフィス労働者が執務をする際にとり得る主な状態は以下の4種類であると考え、これらを認識対象とする。

- 歩行 (通常) : 進行方向と身体の向きが同じ移動
- 歩行 (イレギュラー) : 進行方向と身体の向きが異なる移動
- 停止 : 立位で作業や立ち話など
- 着席 : デスクで作業

4.2.2 状態識別

スマートフォンに搭載されたセンサのデータを用いて学習を行い、識別器を作成する。作成した識別機は測位システム用スマートフォンアプリに組み込み、リアルタイムに状態を推論するために用いる。

データ収集

6名の被験者から歩行、停止、着席の3状態における慣性センサ(3軸加速度, 3軸角速度), 気圧センサのデータを取得した。スマートフォン(Google Pixel4a [20])を胸ポケットに入れ実験を行った。各種センサのサンプリングレートはAndroid OSで設定可能な最大の区分(SENSOR_DELAY_FASTEST)に設定しデータを収集した。また、実験の様子を動画で撮影し、データのラベル付けを行った。

識別器作成

3軸加速度, 3軸角速度, 気圧のそれぞれについて、以下に示す7種類の特徴量を採用した。ウィンドウ幅は1000[ms]に設定する。構成されたベクトルを教師データとする。

- (1) 平均 (avg)
- (2) 標準偏差 (sd)
- (3) 最大値 (max)
- (4) 最小値 (min)
- (5) 歪度 (skw)
- (6) 尖度 (krt)
- (7) 振幅の最大値 (DFT)

それらにスケーリング処理を施した後、学習を行う。識別器の分類アルゴリズムには多層パーセプトロンを用い、中間層は3層用意する。それぞれ正規化はL1, 活性化関数にはReLUを採用したネットワークを作成し、精度および損失関数が収束するまで学習を続ける。

測位システムへの組み込み

作成した識別器をスマートフォン端末で実行可能な形式でエクスポートし、システムにデプロイする。端末上で特徴量抽出および状態の推論をリアルタイムに行い、ユーザーの現在の状態を識別する。

4.2.3 動作検出

離席, 着席動作は鉛直方向の加速度のピークに着目することで識別可能である。着席については、極小値が訪れた後に極大値が検出される。これは腰を椅子の座面方向へ下ろす際に極小値, 座面に接触する際に極大値をとるためである。離席については立ち上がり時の膝が伸び切る直後に極小値をとるため、ピークの順序が反転する。また、この関係性は離着席動作の速度や強弱に関わらず保たれることが複数回の試行によりわかっている。加えて、着席時に発生する姿勢変更動作の影響が少ない点も鉛直方向加速度を利用する理由であるといえる。離着席動作時の鉛直方向加速度の例を図2に示す。ウィンドウ内で検出した2種類のピークが共に閾値を満たしていれば、その順序を確認し、動作が離席, 着席であるか、またはそのどちらでもないかを判別する。複数の離着席動作データの収集および分析を経て、ウィンドウ幅およびピーク値の閾値を決定した。その結果、ウィンドウ幅は750[ms], スライド幅は250[ms]が最適であると判断し採用した。動作検出は鉛直方向加速度1軸のピーク検出のみを用いて行うため状態識別器と比較して少ない計算量で実現可能であり、電力消費の抑制につながる。

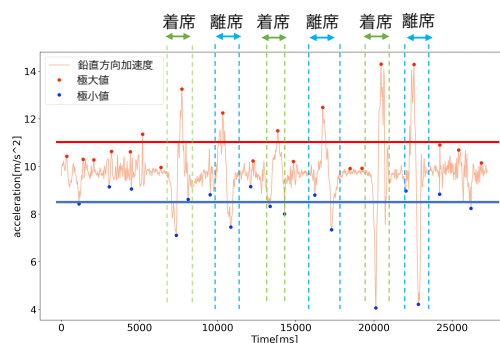


図2 離着席動作時における鉛直方向加速度のピーク例

4.3 状態遷移

状態機械を導入し、状態識別器と動作検出器の出力結果を統合してユーザーの現在の状態を確定させる状態遷移を行う。状態遷移の概要図を図3に示す。状態識別結果や動作検出結果をユーザーの状態に直接反映させるのではなく、状態遷移モデルに入力をした結果を用いるため、起こり得ない状態の変化を防止することができる。これにより測位誤差発生を抑制する。さらに、状態遷移の誤りによる意図せぬ測位の開始と停止の切り替わりを防ぐため、着席状態に関わる遷移には中間状態を設ける。各状態と状態識別、動作検出結果の対応関係を表す状態遷移表を表1に、状態遷移図を図4に示す。

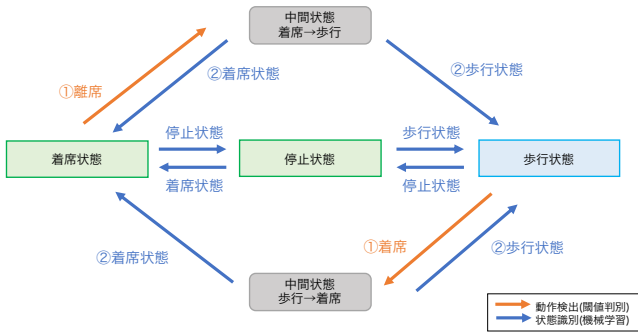


図 3 状態遷移概要図

表 1 状態遷移表

入力状態 \ 出力状態	着席 (動作検出)	離席 (動作検出)	その他 (動作検出)	着席 (状態識別)	停止 (状態識別)	歩行 (状態識別)
着席	着席	(中間状態) 着席→歩行	着席	識別器停止 入力なし	識別器停止 入力なし	識別器停止 入力なし
停止	停止	停止	停止	着席	停止	歩行
歩行	(中間状態) 歩行→着席	歩行	歩行	歩行	停止	歩行
(中間状態) 歩行→着席	(中間状態) 歩行→着席	(中間状態) 歩行→着席	(中間状態) 歩行→着席	着席	(中間状態) 歩行→着席	歩行
(中間状態) 着席→歩行	(中間状態) 着席→歩行	(中間状態) 着席→歩行	(中間状態) 着席→歩行	着席	(中間状態) 着席→歩行	歩行

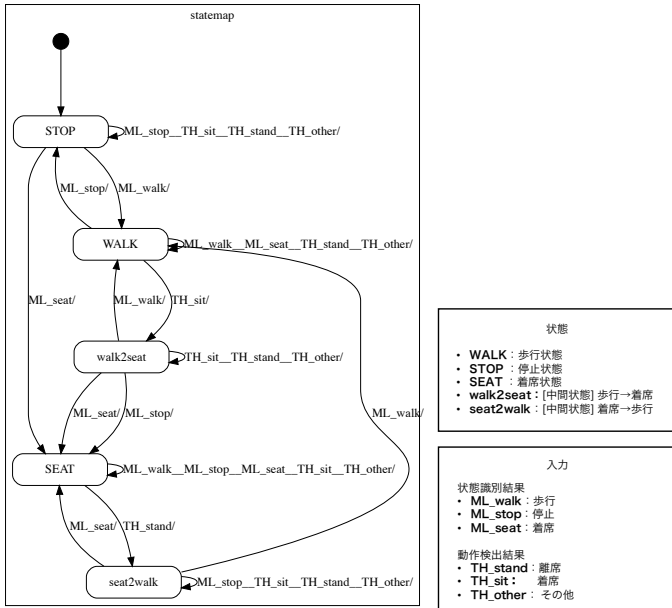


図 4 状態遷移図

4.4 状態に即した処理の実行

状態遷移を経て決定した状態に応じてシステムの動作を変更する。一般的に着席状態になるとその後しばらくはその状態が継続する。オフィス労働者は執務時間の大半を着席状態で過ごすため、この状態における電力消費の抑制を図る。着席状態時は停留状態であり測位を行なう必要がないため、位置情報の更新を停止する。これにより、着席状態時の身体の動きをステップと捉えて推定位置が移動してしまう既存の PDR の課題に対応する。また、慣性センサのサンプリングレートを低減し、計算量の多い状態推定のため

表 2 各状態におけるシステム設定

状態	センサ取得頻度	ステップ	状態識別	動作検出	動作モード
歩行	高	採用	○	○	通常モード
停留(停止)	高	棄却	○	○	
停留(着席)	低	棄却	×	○	省電力モード

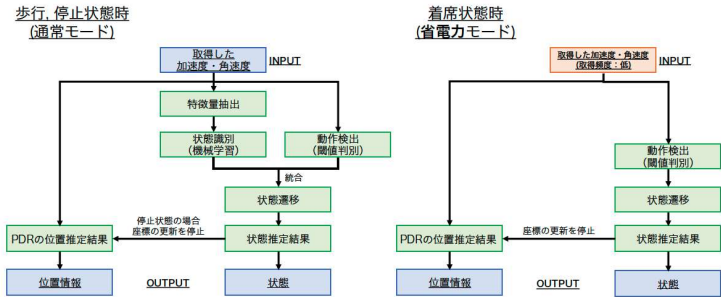


図 5 状態に即した処理フロー

表 3 Android OS のセンサ API におけるサンプリングレート区分

区分	説明	遅延時間 [ms]
SENSOR_DELAY_FASTEST	get sensor data as fast as possible	0
SENSOR_DELAY_GAME	rate suitable for games	20
SENSOR_DELAY_NORMAL	rate (default) suitable for screen orientation changes	60
SENSOR_DELAY_UI	rate suitable for the user interface	200

の特微量抽出および推論を停止することで省電力稼働を実現する。各状態におけるシステムの挙動を表 2 に、動作フローを図 5 に示す。

4.4.1 電力消費の抑制

歩行、停止状態のシステムの挙動を通常モード、着席状態時の挙動を省電力モードとする。省電力モードでは、状態識別機構の停止、各種センサの取得頻度の低減により電力消費の抑制を図る。センサの取得頻度の低減については、Android OS におけるサンプリングレートの区分(表 3 参照)を通常モード時 (SENSOR_DELAY_FASTEST) より 1 段階下のも (SENSOR_DELAY_GAME) に変更する処理を適用する。なお、本システムでは着席状態時においても進行方向推定とステップ検知を動作させ続ける必要がある。前者は、ユーザが席を立てて再び歩き出す際の方位を推定するためである。後者は離席動作を検知できなかった際に、ステップが検知されたタイミングに状態を遷移させることで、その後の測位への影響を最低限に抑えるためである。したがって、それらが可能な最低限度のサンプリングレートである”SENSOR_DELAY_GAME”を採用する。

4.4.2 ユーザの状況に即した位置補正

非移動状態である着席状態に状態遷移した際には、ユーザは歩行をやめ、座席に座っていると考えられる。そのような状況においても、通常のマップマッチングによる補正では、最近傍のリンク上への位置補正が行われるのみである。その場合、リンクと座席の距離の分だけ測位誤差が生じる。移動と着席が繰り返されるとその誤差が累積していき、正しいユーザの位置推定ができなくなると考えられる。その問題を解決するため、着席状態が確定した時点で推定位置を尤もらしい座席の位置へマッチングする補正を行う。ユーザの推定位置と周辺の座席との距離、進行方向と周辺座席の方位の差分の和をスコアとし、スコアが最小となる座席にユーザの推定位置を移動させる。加えて、事前に登録した自分の座席が存在する場合は、他の座席よりも優先してマッチングする。補正アルゴリズムを図6に示す。

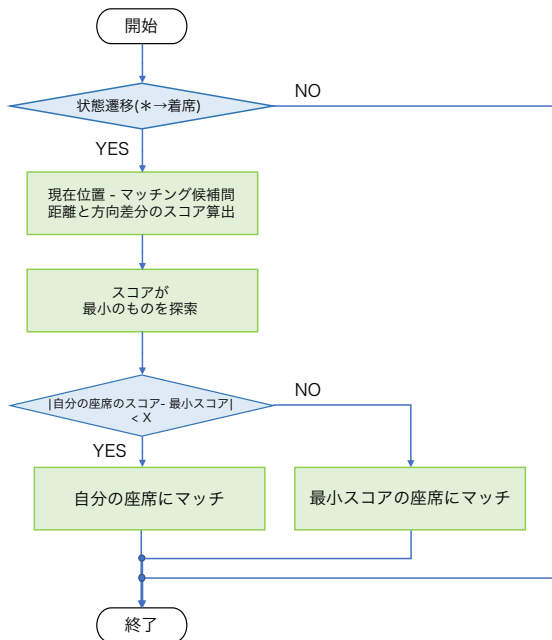


図6 座席に対する推定位置補正のフロー

5. 評価

本章では、第4節で述べた提案手法の有用性を評価する。5.1節では状態認識の精度を評価し、5.2節では電力消費への影響を評価する。最後に5.3節にて、実際の環境を想定した状況や長時間の実験を行った際の状態認識、測位精度、省電力性能の評価を行う。

5.1 状態認識の精度

本節では状態認識、動作検出の精度について述べる。

5.1.1 状態識別精度

本研究では、状態識別器を複数作成して精度を比較し、最高精度のものを測位システムにデプロイした。特徴量を変

表4 状態識別精度 (加速度+角速度)

状態	F 値
歩行	0.96
停止	0.70
着席	0.66

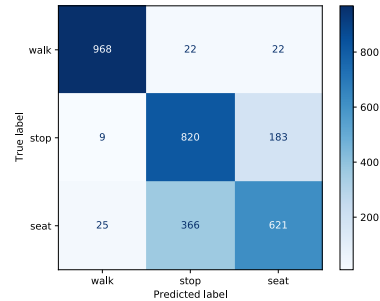


図7 状態識別結果の混同行列 (加速度+角速度)

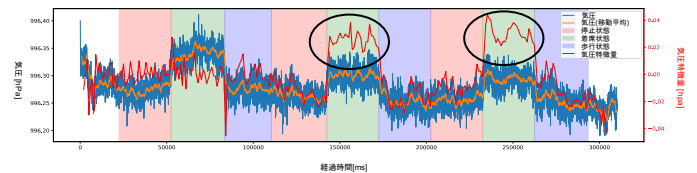


図8 気圧差を用いた独自の特徴量

更した背景を交えながら各識別器の評価について述べる。以降すべての識別器に対して、ランダムサンプリングにより収集したデータの90%をトレーニングデータ、10%をテストデータとして分割し学習と評価を行った。そして、そのパターンをすべて試す10分割交差検証を行い、識別精度とした。

加速度、角速度のみを用いて学習した場合

状態認識をするにあたり、まずはじめに一般的に状態認識に用いられることの多い加速度、角速度の値を採用し、各軸に対して4.2.2節の7種の値を算出した42次元のベクトルを特徴量として学習、評価を行った。表4に歩行、停止、着席の3状態の分類結果のF値を、図7に混同行列を示す。歩行については概ね正しく分類できているといえるが、着席のF値が0.66と低く、混同行列からも停止と着席を区別できず、混同していることがわかる。

加速度、角速度、気圧を用いて学習した場合

前述の課題を解決するため、特徴量に気圧を加えて再度学習を行った。さらに図8に示す、気圧差を用いた新たな特徴量を追加した。これは、歩行および停止のグループと着席の状態の間にある地面に対する端末の高さの違いに着目し、直近ウィンドウ内の気圧の平均と過去の歩行時気圧の平均の差分を求めたものである。これら合計50次元の

表 5 状態識別精度 (加速度+角速度+気圧)

状態	F 値
歩行	0.97
停止	0.75
着席	0.73

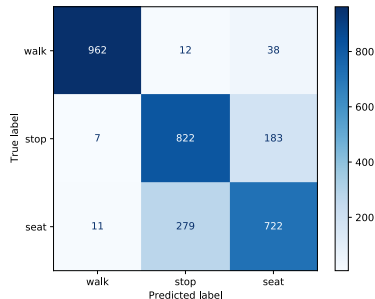


図 9 状態識別結果の混同行列 (加速度+角速度+気圧)

ベクトルを入力として学習と評価を行った。表 5 に示す 3 状態の分類結果の F 値, 図 9 の混同行列より, 加速度と角速度のみを用いた場合と比較して, 停止および着席状態の識別精度が向上したことが確認できる。

特徴量選択

上記の 50 種の特徴量の重要度を調査し, 次元削減を行うことでさらなる識別精度の向上を図った。今回使用した分類アルゴリズムは決定木ベースのものではないため, Future Importance を得ることができない。そこで, *Permutation Importance* を利用することにした。Permutation Importance とは, ある 1 つの特徴量をランダムに並べ替え, その状態で推論を行った際の予測力の低下具合から特徴量の重要度を算出するものである。ここでは, ゲーム理論に基づいた貢献度を表す指標である SHAP (*SHapley Additive exPlanations*)[21] を用いて特徴量の重要度を調査した。各状態の SHAP 値の和を降順にプロットしたものを図 10 に示す。図 10 より停止および着席状態においては気圧独自の特徴量 (*press_diff.offset*) が重要度の上位に位置していることから, 両者の識別に効果的であると考えられる。最後に, 重要度が下位の特徴量から順に除外して学習と評価を繰り返し, 分類精度が最高となる組み合わせを探索した。その結果, 上位 40 種の特徴量を採用した場合が最も分類精度が高くなることがわかった。分類結果の F 値を表 6, 混同行列を図 11 に示す。これをシステムに組み込む識別器とした。

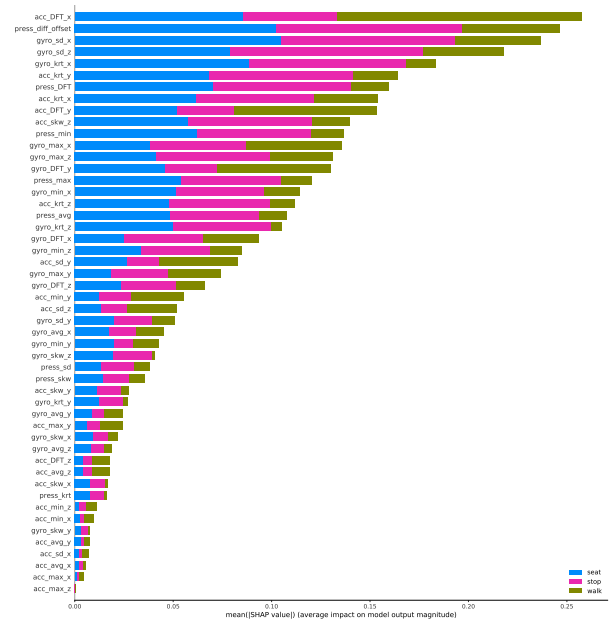


図 10 各特徴量毎の平均 SHAP 値

表 6 状態識別精度 (特徴量選択版)

状態	F 値
歩行	0.97
停止	0.75
着席	0.75

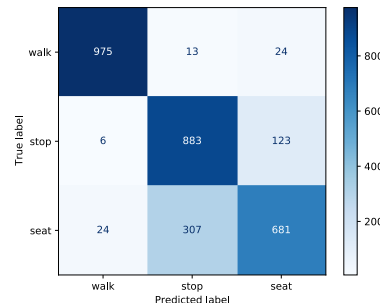


図 11 状態識別結果の混同行列 (特徴量選択版)

5.1.2 動作検出精度

離席動作と着席動作の判別結果の精度を算出した。F 値を表 7 に示す。データ内には, 実際の離席や着席を伴わない動作である座り直し動作 (椅子の座面と腰の位置関係を調整するために僅かに腰を上げた後下ろすような動作) が含まれているが, それに対しても誤認識することは極めて稀であった。

表 7 動作検出精度

動作	F 値
離席	0.97
着席	0.81

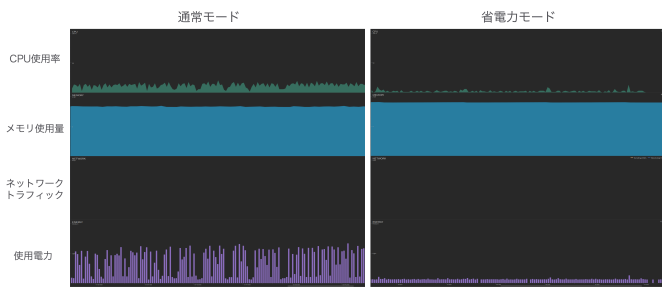


図 12 各モードにおけるリソース使用状況



図 13 各モードにおける CPU 割当て状況

5.2 省電力性能

5.2.1 システム負荷

通常モード、省電力モードにおける端末への負荷を調べるため、アプリ統合開発環境 Android Studio に搭載されたシステム解析ツールである Profiler を用いて各モードにおけるシステムリソースの使用状況を取得、可視化した。各モードで同じ時間稼働させた際の各種リソース使用状況を図 12 に、CPU の割当て状況を図 13 に示す。図 12 中の CPU 使用率に着目すると、通常モードでは常時 10%以上であるのに対し、省電力モードでは大半部分がその 3分の1 未満であることがわかる。図 13 においても CPU が割当てられている時間が省電力モードは通常モードと比較して大幅に少ないことが確認できる。このことから、省電力モードは通常モードと比べて低負荷かつ短時間で実行可能であり、電力消費の低減を実現できているといえる。図 12 中の使用電力の項目にもそれが反映されている。

5.2.2 電力消費

作成した動態管理アプリをインストールしたスマートフォン 2 台を身に着け、オフィス労働者の実際の状況を考慮して状態が移動: 着席=2:8 の割合となるよう行動し、省電力モードありの場合となしの場合で 1 時間あたりの CPU 使用時間 (CPU UserTime) およびバッテリー減少量を比較した。

実験の結果、表 8 に示す通りとなり、CPU 使用時間比では 51.2%、バッテリー減少量比では 24.0%の削減を実現した。

表 8 1 時間あたりの CPU 使用時間とバッテリー減少量

	CPU 使用時間 [s]	バッテリー減少量 [%]
省電力対応版 (省電力モードへの切替あり)	291.00	3.80
通常版 (省電力モードへの切替なし)	597.00	5.00

環境情報研究室内 俯瞰図

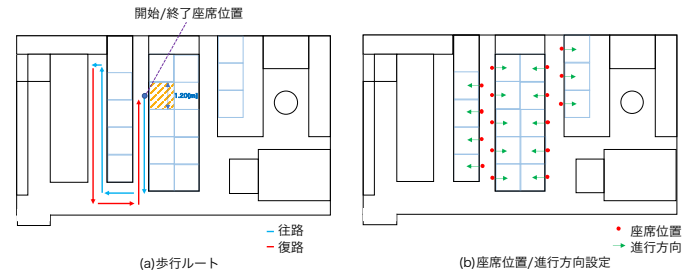


図 14 実験環境

5.3 統合評価

本節では、提案手法の全ての機能を統合した状態において測位精度、状態認識精度、省電力性能の評価について述べる。

5.3.1 短時間稼働時の評価

「座席に着席した状態から用事のため離席して目的地へ向かい、その後座席へ戻って着席する状況」を再現した短いシーケンスの実験を行い、4.4.2 節で述べた座席への位置補正の評価、測位精度の評価を行った。

実験

実験環境を図 14 に示す。立命館大学 BKC クリエーションコア 5 階の環境情報研究室 (13.80[m] × 7.90[m] の空間) においてデータを取得した。動態管理システムのアプリケーションをインストールした端末 (Google Pixel4a) を胸ポケット内に収める形で装着し、図 14 内に示すルートに従って移動した。合計 20 回分のデータ取得を行った。また、測位精度については通常の PDR (ステップ検知と進行方向推定による基本的な手法) と提案手法を比較した。

結果

座席への位置補正の評価は図 15 に示すどの位置関係のマッチング候補に補正されたかを確認した。マッチング対象ごとの選択された回数を表 9 に示す。

座席への位置補正については、全試行の 75%が正しい座席位置にマッチングされ、マッチングを誤った場合は全て奥の座席が対象として選択される結果となった。これは、歩幅推定の誤りが累積し、目的地に到達した際には推定位置が補正の許容範囲外になったためであると考えられる。

続いて、推定位置と歩行全体の平均測位誤差、目的地である座席の位置と推定位置との平均測位誤差を表 10 に、通常の PDR と提案手法のそれぞれの移動軌跡を図 16 に示す。移動軌跡を比較をすると、通常の PDR では目的地に到達

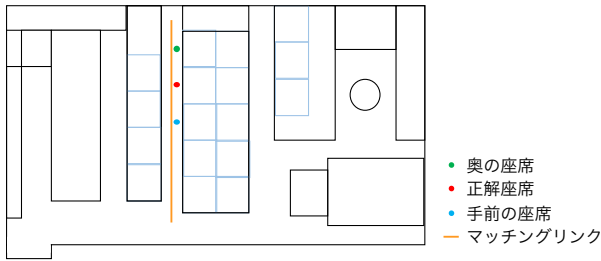


図 15 マッチング候補

表 9 マッチング候補ごとの選択回数

候補	回数
正解	15
手前	0
奥	5
リンク上	0

表 10 平均測位誤差

提案手法	軌跡全体を通した誤差 [m]	目的地との誤差 [m]
通常 PDR	1.90	0.80
通常 PDR	2.59	2.66

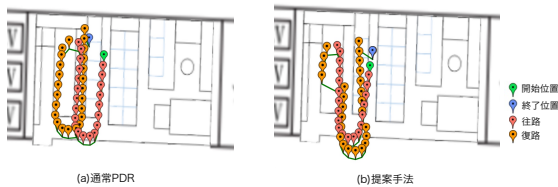


図 16 移動軌跡

できていない状態であるのに対し、提案手法では正しくもとの座席位置へ帰着できている。なお、提案手法の移動軌跡の形状の尤もらしさについてはマップマッチングの影響によるものである。測位精度の観点では、特に目的地との平均測位誤差について 58%の低減が見られ、状態に即した補正の有効性を示す結果となった。

5.3.2 長時間稼働時の評価

本節では執務時の状況を再現した長時間のデスクワークを伴う生活を行い、提案手法の状態認識精度、測位精度、省電力性能の評価を行った。

実験

実験環境には 5.3.1 節と同様に立命館大学 BKC クリエーションコア 5 階の環境情報研究室を使用した。移動や着席に加え PC やスマートフォンの使用、食事など様々な日常行動が含まれる状況において提案手法である動態管理アプリを稼働させ、状態および位置情報、計算リソース使用状況やバッテリー残量のログを取得した。実験に際して室内にカメラを設置し、状態および位置の正解ラベル用データも併せて取得した。5 時間のデータを取得、解析した。

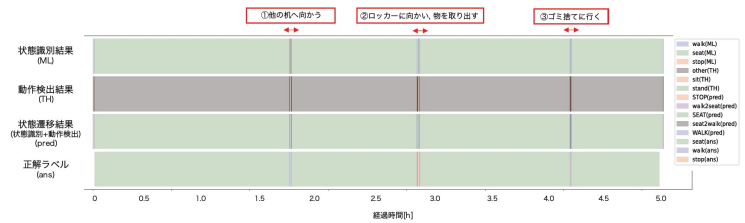


図 17 状態認識結果の時系列表示

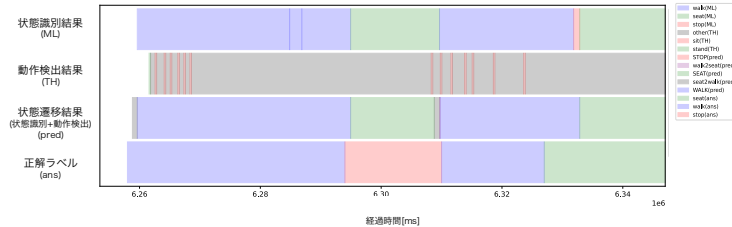


図 18 状態認識結果の時系列表示 (拡大版)

表 11 長時間移動時の測位誤差

提案手法	平均誤差 [m]
通常 PDR	6.64
通常 PDR	13.06

状態認識精度

状態識別、動作検出、状態遷移結果と正解ラベルを時系列順に表示したものを図 17 に示す。図内赤枠で囲われた部分は移動を伴う状態であった時で、状態遷移結果も移動状態であると推定していることがわかる。その中の 1 つ (図内”他の机に向かう”部分) を拡大したものを図 18 に示す。状態遷移の結果は概ね正解ラベルと一致していることが確認できる。しかし、席を離れ、別の机に向かい、立ち止まった時点の遷移結果が着席と誤認識されている。これにより 4.4.2 節で述べた状態に即した位置補正が適用され、位置および進行方向がその座席に事前に設定されたものに置き換えられてしまう。そのため、今後の対策が必要であると考えられる。

測位精度

平均測位誤差を表 11 に示す。提案手法は通常の PDR を用いて測位をした場合と比較して測位誤差を 51%低減させた。提案手法のほうが通常 PDR よりも座標の更新回数が少ないことから、前者で発生していた歩行以外の動きによるステップの誤検知を低減できているといえる。しかし、依然として実験環境の規模に対して測位誤差の値が大きい状態であるため、さらなる精度向上が必要である。

省電力性能

省電力性能評価の指標には CPU 使用時間、バッテリー減少量を使用する。Android OS 用電源関連解析ツールである Battery Historian[22] を使用し、システムレポートを解析することでそれらの値を取得する。CPU 使用時間 (CPU

表 12 5 時間稼働時の CPU 使用時間とバッテリー減少量

	CPU 使用時間 [s]	バッテリー減少量 [%]
省電力対応版 (省電力モードへの切替あり)	2873.90	15.00
通常版 (省電力モードへの切替なし)	8292.60	25.00

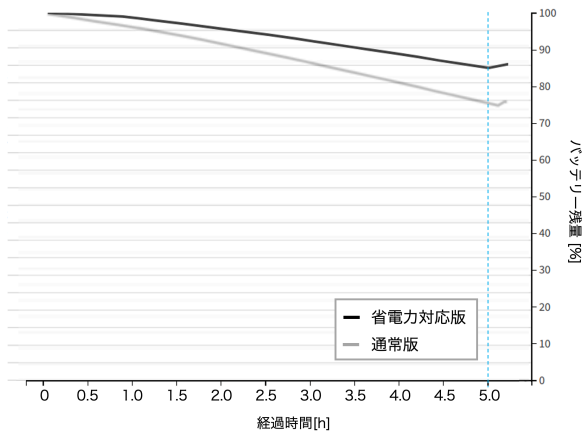


図 19 バッテリー残量の推移

UserTime) およびバッテリー減少量を表 12 に、バッテリー残量の時系列グラフを図 19 に示す。省電力対応版は通常版と比較して CPU 使用時間比では 65.3%、バッテリー減少量比では 40.0%の削減を確認した。

6. 結論

本研究では、屋内における長時間の動態管理の実現に向け、PDR と状態認識を並列して稼働させる屋内測位・動態管理システムを提案した。状態認識と状態機械を用いてユーザーの状態を推定し、その結果に応じて位置の補正、センサーデータの取得方法やシステムの動作フローを変更することで、移動と停留を繰り返す断続的な移動への対応、長時間の連続稼働、狭隘空間においても利用可能な測位精度の3点の実現を図った。また、状態の認識ミスがあった場合にも状態を回復させる処理を設け、測位への影響が最小限となるようにした。

評価の結果、提案手法は測位精度については、ステップ検知と進行方向推定からなる通常の PDR と比較して 51%測位誤差を低減し、電力消費については処理の最適化を行わない場合と比較して 40%の省電力化を実現した。

今後は状態認識の精度を向上させることによる更なる省電力性能の向上、イレギュラー動作への対応による測位精度向上を目指す。

参考文献

- [1] Chouchang Yang and Huai-Rong Shao. Wifi-based indoor positioning. *IEEE Communications Magazine*, Vol. 53, No. 3, pp. 150–157, 2015.
- [2] Atreyi Bose and Chuan Heng Foh. A practical path loss model for indoor wifi positioning enhancement. In *2007 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing*, pp. 1–5. IEEE, 2007.
- [3] Yapeng Wang, Xu Yang, Yutian Zhao, Yue Liu, and

- Laurie Cuthbert. Bluetooth positioning using rssi and triangulation methods. In *2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pp. 837–842. IEEE, 2013.
- [4] Syed Naveen Altaf Ahmed and Yonghong Zeng. Uwb positioning accuracy and enhancements. In *TENCON 2017-2017 IEEE Region 10 Conference*, pp. 634–638. IEEE, 2017.
- [5] William Storms, Jeremiah Shockley, and John Raquet. Magnetic field navigation in an indoor environment. In *2010 Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service*, pp. 1–10. IEEE, 2010.
- [6] Binghao Li, Thomas Gallagher, Andrew G Dempster, and Chris Rizos. How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning? In *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–9. IEEE, 2012.
- [7] Stephane Beauregard and Harald Haas. Pedestrian dead reckoning: A basis for personal positioning. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 27–35, 2006.
- [8] 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.
- [9] L’ubica Ilkovičová, Pavol Kajánek, Alojz Kopáček, et al. Pedestrian indoor positioning and tracking using smartphone sensors step detection and map matching algorithm. In *International Symposium on Engineering Geodesy*, pp. 20–22, 2016.
- [10] Sharon Parry and Leon Straker. The contribution of office work to sedentary behaviour associated risk. *BMC public health*, Vol. 13, No. 1, pp. 1–10, 2013.
- [11] Alicia A Thorp, Genevieve N Healy, Elisabeth Winkler, Bronwyn K Clark, Paul A Gardiner, Neville Owen, and David W Dunstan. Prolonged sedentary time and physical activity in workplace and non-work contexts: a cross-sectional study of office, customer service and call centre employees. *International journal of behavioral nutrition and physical activity*, Vol. 9, No. 1, pp. 1–9, 2012.
- [12] Frédéric Evennou and François Marx. Advanced integration of wifi and inertial navigation systems for indoor mobile positioning. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Vol. 2006, pp. 1–11, 2006.
- [13] Arto Perttula, Helena Leppäkoski, Martti Kirkko-Jaakkola, Pavel Davidson, Jussi Collin, and Jarmo Takala. Distributed indoor positioning system with inertial measurements and map matching. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 63, No. 11, pp. 2682–2695, 2014.
- [14] Kohei Kanagu, Kota Tsubouchi, and Nobuhiko Nishio. Colorful pdr: Colorizing pdr with shopping context in walking. In *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8. IEEE, 2017.
- [15] Alessio Martinelli, Han Gao, Paul D Groves, and Simone Morosi. Probabilistic context-aware step length estimation for pedestrian dead reckoning. *IEEE Sensors journal*, Vol. 18, No. 4, pp. 1600–1611, 2017.
- [16] 歩行空間ネットワークデータ等整備仕様案 - 国土交通省. [https://www.mlit.go.jp/common/001177504.pdf\(2021.12.1access\)](https://www.mlit.go.jp/common/001177504.pdf(2021.12.1access)).
- [17] Sotiris Brakatsoulas, Dieter Pfoser, Randall Salas, and Carola Wenk. On map-matching vehicle tracking data. In *Proceedings of the 31st international conference on*

- Very large data bases*, pp. 853–864, 2005.
- [18] Shun Yoshimi, Kohei Kanagu, Masahiro Mochizuki, Kazuya Murao, and Nobuhiko Nishio. Pdr trajectory estimation using pedestrian-space constraints: Real world evaluations. In *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 1499–1508, 2015.
 - [19] Haibin Tong, Ning Xin, Xianli Su, Tengfeng Chen, and Jingjing Wu. A robust pdr/uwb integrated indoor localization approach for pedestrians in harsh environments. *Sensors*, Vol. 20, No. 1, p. 193, 2020.
 - [20] Google Pixel 4a - Google Store. https://store.google.com/jp/product/pixel_4a_specs(2021.12.1access).
 - [21] Scott M Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions. In *Proceedings of the 31st international conference on neural information processing systems*, pp. 4768–4777, 2017.
 - [22] Profile battery usage with Batterystats and Battery Historian - Android Developers. <https://developer.android.com/topic/performance/power/setup-battery-historian>(2021.12.1access).