

Wi-Fi によるマルチターゲットの屋内位置トラッキング及び活動認識システムの開発

研究代表者

Choi Hyuckjin

九州大学大学院 システム情報科学研究院 助教

1 はじめに

日常生活動作 (Activities of Daily Living, ADL) の認識は、高齢者の見守りやホームオートメーションへの応用が期待されている。これまで、屋内での行動認識には、カメラを用いたコンピュータビジョンベースの手法や、スマートフォン・スマートウォッチなどのウェアラブルデバイスを活用した手法が多く研究されてきた[1-7]。カメラを用いる方法では高精度な認識が可能である一方、プライバシー保護への懸念や設置環境への依存、さらには照明条件に影響されやすいことから、住宅環境には適さないという課題がある。また、ウェアラブルデバイスによる手法では、個人の動作を取得できる利点はあるが、装着の煩わしさや充電といったメンテナンス負担が伴い、さらにサーバ上で行動を解析する際にはセンサデータの処理や通信にかかるコストも考慮する必要がある。

近年注目されているのが、WiFi のチャネル状態情報 (Channel State Information, CSI) を利用した行動認識である。この手法は非接触でのセンシングが可能であり、照明条件に左右されず、プライバシーにも配慮できるという利点を持つ[8]。そのため、転倒検知や呼吸推定といった屋内での行動認識への応用が活発に研究されている[9-12]。しかしながら、CSI ベースの手法は、家具の配置や部屋の構造の変化に敏感であり、環境の違いに対する汎用性が低い。また、複数人が同時に存在する場面では、それぞれの行動を正確に識別することが難しいという課題も存在する。このような課題を踏まえ、本研究では、周波数シフト型ボックスキャッタータグを用いた ADL 認識手法を提案する。ボックスキャッタータグは、周囲の WiFi 信号を反射または吸収することで通信を行い、自らは電波を発信しない。この特徴により、超低消費電力で長時間の安定動作が可能であり、加速度データと比べてもセンサデータ処理や通信コストを大幅に削減できる[13]。さらに、既存の WiFi CSI ベースの行動認識システムと組み合わせることも可能である。提案手法では、データ収集時に被験者に周波数シフト型ボックスキャッタータグを装着し、行動に応じて変化するタグの状態を利用して行動を認識する。本研究では、Nakagawa らによって開発されたボックスキャッタータグを活用した[14]。このタグは、内部の傾斜スイッチにより ON/OFF が切り替わり、ON 状態のときにのみ周波数シフトが発生する。このため、周波数シフトの有無を検出することでタグの状態を識別でき、タグ自体をセンサとして機能させることができる。

一方で、検出可能なのは ON/OFF の状態のみであり、これによって以下のような制限が生じる：動作中の不安定な状態を捉えにくいこと、タグが OFF のときには「不在」なのか単にタグが OFF なのか区別が困難であること、そして1つのタグから得られる情報量が少ないために多様な行動の識別が難しいことである。これらの課題を解決するため、本研究では、WiFi ボックスキャッタータグによる周波数シフトの検出頻度を活用し、タグが動いている状態を推定することで、動的行動と静的行動の分類を可能とする手法を提案する。さらに、複数のタグの状態の組み合わせを解析することで、多種類の行動に対応できるシステムを構築した。提案システムを大学内のスマートホーム実験環境に設置して評価を行った結果、「歩く」「座る」「立つ」「寝る」の4種類の行動に加えて、「部屋にいない」状態を含めた5つの状態を、91.4%の精度で分類できることが明らかとなった。

加えて、本研究では WiFi ボックスキャッターセンシングを用いた行動認識と、従来の WiFi センシング技術を統合するアプローチも提案する。従来の CSI ベースの行動認識手法は機械学習・深層学習に基づいており、大量のラベル付きデータが必要とされる。しかし CSI データは環境変化に弱く、家具の移動や部屋の間取りが変わると認識精度が低下する。そのため、環境に応じて再びデータを収集しモデルを再学習する必要があり、その度にアノテーションのコストが発生する。近年では、カメラ映像から得られる行動認識結果を擬似ラベルとして活用し、手動アノテーションなしで CSI データを学習可能とする手法も提案されている[15]。しかしこの手法は、画像から行動を高精度に認識できる事前学習済みモデルを必要とし、またカメラの設置位置に依存しやすく、プライバシーに対する懸念から住宅環境には不向きである。さらに、アノテーションと認識処理が別システムで構成されるため、全体のシステム構成が複雑化する。そこで本研究では、

提案手法による行動認識結果を擬似ラベルとして利用し、それと同時に収集した CSI データを学習に用いることで、データ収集およびアノテーションの手間を軽減できることを示した。実際に、提案システムと同時に取得した CSI データを用いて学習したモデルは、手動アノテーションによって学習したモデルと比較して、分類精度において 2%未満の差で行動認識が可能であることが確認された。

2 WiFi CSI とバックスキッター

2-1 WiFi CSI（チャンネル状態情報）

WiFi は、IEEE802.11 規格に基づいて電波を用いて情報を伝送する無線通信方式である。送信機から発せられた電波は、壁や天井などの構造物に反射したり、障害物の周囲を回折して通過することで、最終的に受信機に到達する。こうした反射や回折によって、複数の経路を通じて信号が伝播する現象は「マルチパス」と呼ばれる。マルチパスにより、同一の信号が時間差を伴って重なって受信されるため、信号の強度や位相、遅延に影響が生じる可能性がある。そのため、通信の信頼性を向上させるには、送受信機間の環境条件や干渉状況など、チャンネルの特性を把握することが重要となる。WiFi 通信におけるチャンネルの状態を定量的に表現する情報として、CSI（Channel State Information, チャンネル状態情報）がある。WiFi センシングにおいては、送信機（Tx）と受信機（Rx）の間に存在する障害物やその動きによって CSI の値が変化するという特性を利用し、人の存在や動作を識別する。CSI は、特定のデバイスを用いることで取得可能であり、取得した CSI に機械学習を適用することで、人間の行動を認識することができる。CSI の振幅は、電波が送信機から受信機へと伝播する過程で、信号がどの程度減衰したかを示す指標である。また、CSI の位相は、信号が伝播する際に生じる時間的な遅延やずれを表している。図 1 には、一定時間ごとに CSI の振幅をプロットしたグラフを示しており、このように可視化することで CSI の特性を把握することが可能である。

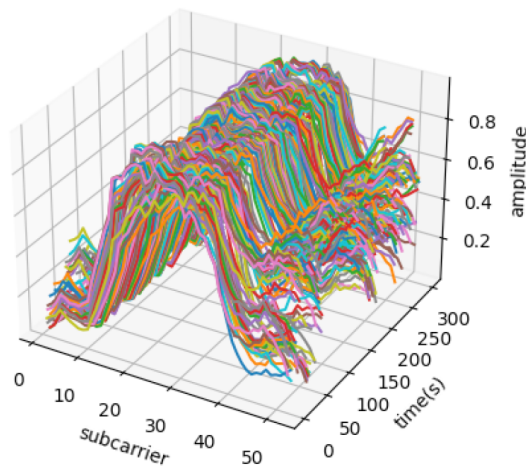


図 1. CSI の可視化

2-2 WiFi バックスキッター（後方散乱）通信とセンシング

近年では、WiFi、Bluetooth、LoRa など、既存の RF 信号を活用したバックスキッター通信に関する研究が進められている[13, 16, 17]。バックスキッター（後方散乱）通信とは、アンテナによって電波を反射・吸収する動作を切り替えることで、まるで鏡の反射のようにデータを伝送する通信方式である。具体的には、WiFi など周囲に存在する電波を利用し、アンテナで電波の反射・吸収を制御することで、電波の ON/OFF に相当する変調をかけ、データの送信を実現する。この通信方式は、自身で電波を発信しないため、送信時に高周波の信号を増幅する回路が不要であり、極めて低消費電力で動作する[16]。また、外部の電波を利用して通信を行うことができるため、バックスキッター通信に必要な回路を備えたバックスキッタータグは、マイクロコンピュータや FPGA のような複雑な処理装置を用いずに通信を実現できる。

近年では、バックスキッター通信を単なる低消費電力な通信手段としてだけでなく、センシング技術として活用する研究も進められている。バックスキッター通信は、WiFi や Bluetooth などの既存の無線信号を利用するため、従来の WiFi センシング技術と統合したシステムの提案が行われている[18]。例えば、Ryoo らは、環境中に配置された複数のパッシブ型バックスキッタータグからチャンネル情報を取得し、それを用

いてセンシングを行うシステム「Barnet」を開発した[19]。また、Xiao らは、CSI に加えてパッシブなバックスキッタータグから得られる情報を利用することで、複数のユーザーの行動を同時に認識できるシステム「Motion-Fi」を提案している[20]。また、Nakagawa らは、モーションスイッチと発振器から構成され、物体や人の動作に応じて周波数シフトを発生させるバックスキッタータグを設計し、それを用いたセンシングシステム「BAAS」を開発した[14]。さらに、このバックスキッタータグを活用した非接触型の生活行動認識システムに関する研究も進められている[21]。本研究では、Nakagawa らが開発した周波数シフト型バックスキッタータグを被験者に装着し、日常生活動作（ADL）を認識するシステムを提案する。バックスキッタータグを用いることで、カメラベースの手法と比べて、カメラの設置が不要である点、照明条件に依存せず利用可能である点、さらにプライバシーへの配慮が可能である点など、多くの利点がある。加えて、バックスキッタータグは WiFi の電波を活用して通信を行うため、非常に低消費電力で動作し、充電などのメンテナンスを必要としない。これにより、CSI を活用する既存の WiFi センシングシステムへの統合も期待できる。

本研究では、周波数シフト型バックスキッタータグと、無線信号の送受信を行うための SDR（Software Defined Radio）装置である SD-WiFi を用いてデータ収集を行った。SD-WiFi は、ソフトウェア制御によって通信規格や周波数帯域を柔軟に設定できる、SDR ベースの無線通信装置である。装置には、送信用アンテナが 1 本、および受信用アンテナが 2 本備えられており、2 台の SD-WiFi を使用することで、ソフトウェア制御による双方向の無線通信が可能となる。なお、周波数シフト型バックスキッタータグは、発振器、RF スイッチ、アンテナ、傾斜スイッチ、バッテリーで構成されている。その構造を図 2 に示す。本タグは、角度の変化によって内部の傾斜スイッチの ON/OFF が切り替わるように設計されており、傾斜スイッチが ON になると発振器に電流が供給される。これにより RF スイッチが作動し、アンテナのインピーダンスが変化することで周波数シフトが発生する。SD-WiFi の送信機から送信された電波に対し、タグが後方散乱信号を加えることで、SD-WiFi の受信機はその信号中に含まれる周波数シフトを検出できる。また、タグ内部の可変抵抗を調整することで、発振器の出力周波数を変更し、周波数シフトの量を任意に設定することが可能である。例として、タグ内の可変抵抗を調整し、発振周波数を 1.0 MHz に設定して周波数シフトを発生させた結果を図 3 に示す。図を見ると、1.5 MHz および 3.5 MHz 付近に周波数シフトによるピークが確認できることがわかる。

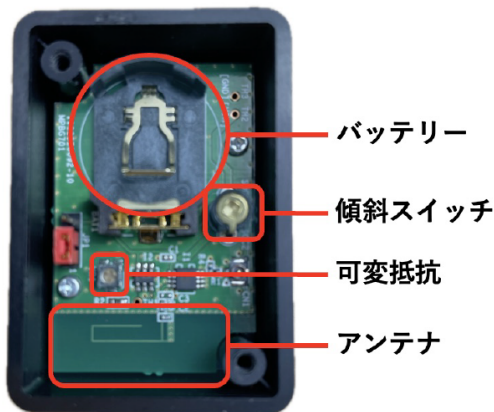


図 2. バックスキャッタータグの構成

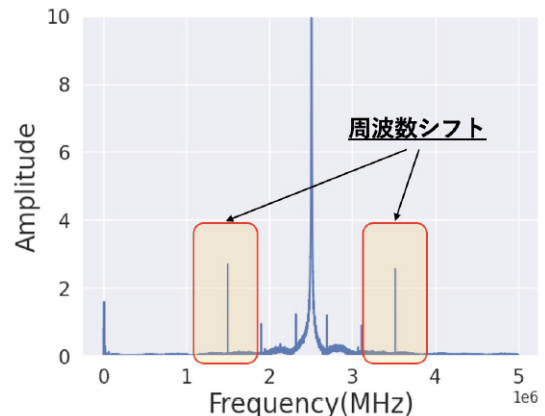


図 3. 周波数シフトの可視化

3 提案システム

3-1 バックスキャッタータグによる行動認識システム

(1) システム構成

提案システムの構成図を図 4 に示す。SD-WiFi の送信機から発せられた無線信号は、複数の経路（マルチパス）を通して受信機に到達する。送受信機の上にバックスキッタータグが存在する場合、タグが生成する後方散乱信号が加わった状態で信号が受信される。受信機で取得された生データはサーバー PC に送信され、解析されることで、バックスキッタータグによる後方散乱の有無を観測できる。また、タグを装着した人物の動作によってタグの角度が変化し、それに伴って内部の傾斜スイッチの ON/OFF が切り替わる。本システ

ムでは、バックスキッタータグからの後方散乱信号の有無を検出することでタグの状態を識別し、その時系列データをもとに人物の行動を分類する。

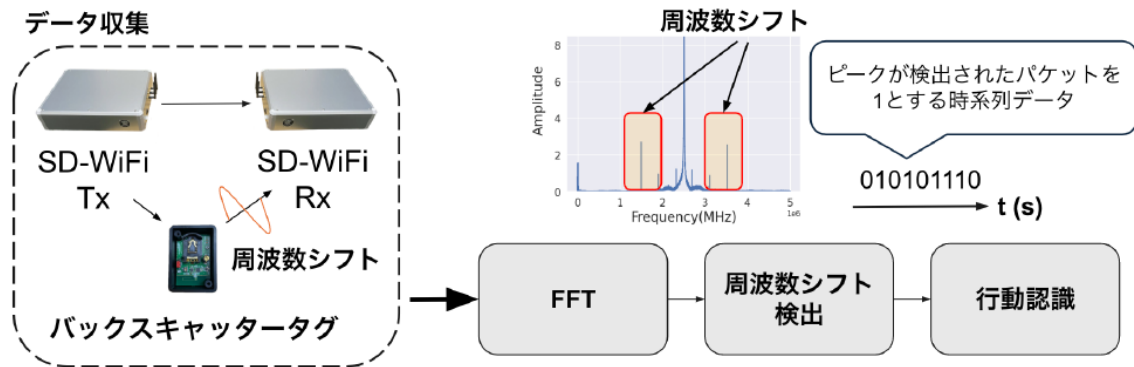


図 4. システム構成図

(2) 周波数シフト検出アルゴリズム

データの事前処理として、SD-WiFi の受信機で取得した生データに対して FFT を適用し、バックスキッタータグによる周波数シフトが現れる周辺の周波数成分を抽出する。各タグの発振周波数と SD-WiFi が送信する CW (連続波) の周波数はあらかじめ設定されており、周波数シフトによるピークの出現位置を特定することができる。周波数シフトにより生成される成分は、CW の周波数を中心にその上下に対称的に現れるため、両側の成分を個別に取り出す必要がある。また、バックスキッター信号が微弱な場合にはノイズとの区別が困難になるため、複数パケット分の振幅スペクトルを重ね合わせることで信号の明瞭化を図る。

次に、取り出したスペクトルデータに対してピーク検出アルゴリズムを適用し、ピークの有無を判定する。このアルゴリズムは重畳された振幅スペクトルに基づいてピークを検出するが、ノイズに起因する偽ピークが含まれる可能性もある。そのため、本手法ではピークの「突出度 (prominence)」に基づいて真のピークを判別する。突出度とは、検出されたピークがその周囲のピーク群と比べてどれほど際立っているかを示す指標であり、あるピークの高さが、それを含む中で最も低い等高線 (ベースライン) からどれだけ離れているかによって定義される。ピークの突出度が設定した閾値 THP を超える場合に限り、そのピークを周波数シフトによるものとして検出する。

なお、SD-WiFi の受信機には 2 本のアンテナが備えられており、それぞれから独立したデータが取得できるため、同様の処理を両方に適用する。最終的には、各アンテナのピーク検出結果に基づいて周波数シフトの存在を判定する。突出度に基づくピーク検出を行った後でも、ノイズの影響で複数のピークが出現することがあるが、ノイズのない場合には周波数シフトによるピークのみが検出されるため、この特性を活用してノイズの有無を判断する。周波数シフトの最終的な判定には、2 本のアンテナから得られたデータのうち、ノイズの影響がないと判断された方のピーク検出結果を用いた。

(3) 行動分類アルゴリズム

次に、ピーク検出によって得られた時系列データに対して、行動分類アルゴリズムを適用し、人物の行動を推定する。本研究では、日常生活動作のモニタリングを目的とするアプリケーションを想定し、「座る」「立つ」「眠る」の 3 種類の静的行動に加えて、室内を移動する「歩く」動作、さらに「部屋にいない」状態を含めた、計 5 つの状態を分類対象としている。

まず、動的行動と静的行動の分類方法について説明する。人が静止している場合、バックスキッタータグは装着位置や姿勢に応じて、ON または OFF のいずれかの安定した状態をとる。タグが ON の状態では、時系列データにおける周波数シフトの検出頻度が高くなる。一方、人が動作している際にはタグが振動し、ON/OFF の状態が頻繁に切り替わるため、検出頻度は低下する。タグが OFF で安定している場合には、周波数シフトは検出されない。このような周波数シフトの検出頻度に基づき、タグの状態は図 4 に示すように、「OFF で安定している状態」、「ON/OFF が切り替わる状態」、「ON で安定している状態」の 3 つに分類される。検出頻度は、タイムウィンドウ内に含まれるパケットのうち、周波数シフトが検出されたパケットの割合として算出される。

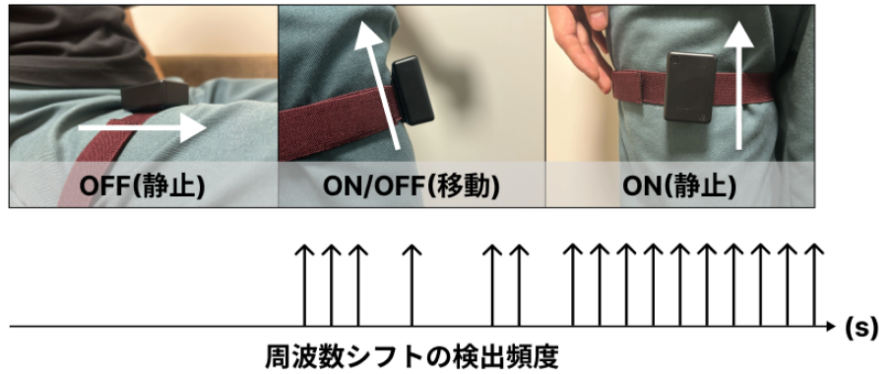


図 4. 周波数シフトの検出頻度と行動の関係

本研究では、検出頻度に対して2つの閾値（THDR1, THDR2）を設定し、それぞれの範囲に応じて3つの状態に分類した。分類された状態のうち、「ON/OFF が切り替わる状態」を動的行動、「ON で安定している状態」と「OFF で安定している状態」を静的行動として扱う。

本システムでは、バックスキッタータグを人に装着するために、2種類のデバイスを使用した。各デバイスの構造を図5に示す。

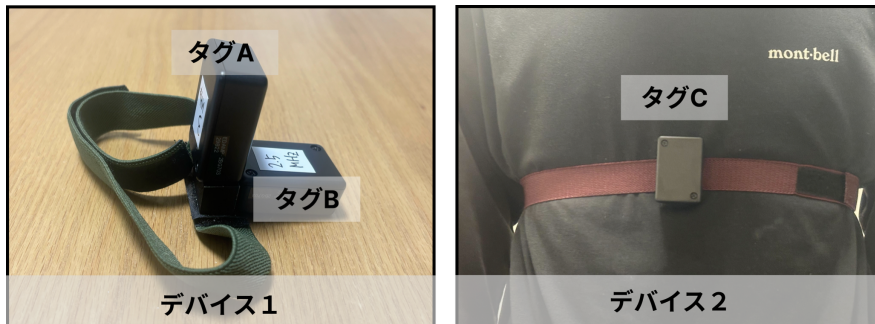


図 5. バックスキッタータグを装着するためのデバイス

デバイス1は、大腿部に装着することを想定したもので、2つのタグを互いに直角となるように配置している。この配置により、片方のタグがONのときはもう一方がOFFとなるように動作し、1つの部位から2つのタグの情報を取得することが可能となる。さらに、いずれか一方が常にONとなるように設計することで、デバイスが装着されていない＝「部屋にいない」状態との判別が可能となる。一方、デバイス2は、胸部への装着を想定したものである。デバイス1のみでは、静的行動のうち「座る」と「寝る」の識別が困難であるため、それらの区別を目的としてデバイス2を追加で使用している。

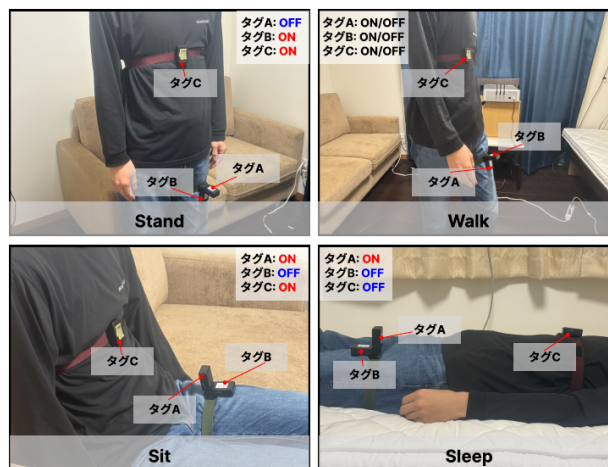
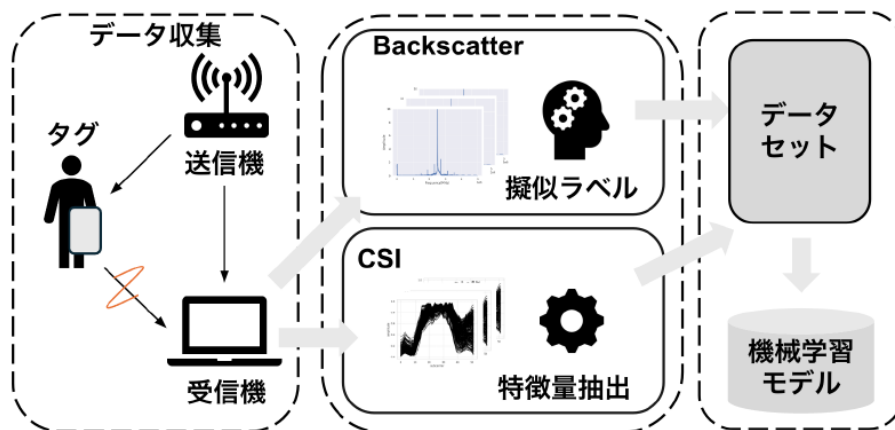


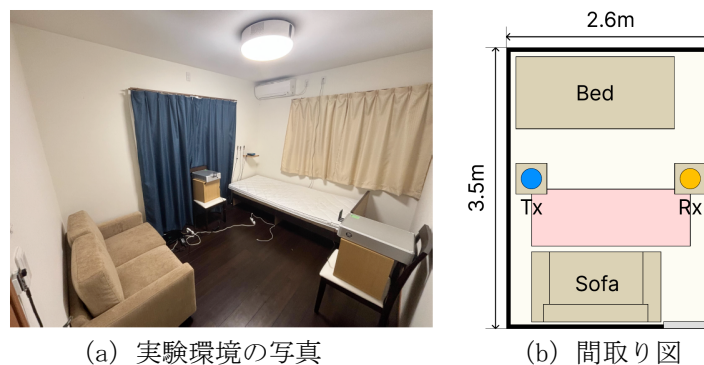
図 6. 各行動と装着したタグの位置関係

以上のように、3つのタグを搭載した2つのデバイスを、各静的行動に応じて反応するタグが異なるように装着することで、行動ごとの識別精度を向上させている。人の行動とタグの装着位置との関係を図6に示す。以上をまとめると、推定する行動と各タグの状態を下記のように紐づけることができる。

3-2 バックスキャッタータグによる行動認識システム



4 システムの評価



データ収集は、「立つ」「座る」「寝る」「歩く」の各動作をランダムかつ連続的に繰り返す形で実施した。「歩く」動作は、「立つ」「座る」「寝る」という3つの静的行動間の移行時に行われる動作である。さらに、各動作の実施タイミングを把握するため、動作開始時にタイムスタンプを記録した。データ収集は約60分間を1セッションとし、日を変えて2セッション実施した。

4-2 周波数シフトの検出頻度によるタグの状態推定

まず、各行動時においてタグからの信号が確実に検出可能であることを確認した。特に、静的行動の分類を正確に行うためには、被験者が静的行動を実施している間、バックスキッタータグからの信号が安定的に検出されることが重要である。そこで、各行動における各タグの信号検出率を評価した。

(1) タグの検出率の評価

収集したデータのうち、静的行動が実施されている区間を抽出し、各行動中にONとなるように装着されたタグからの信号が適切に検出されているかを評価した。また、ピーク検出アルゴリズムにおいて用いるピークの突出度に対する閾値 THP を変化させ、検出率との関係を比較することで、ピーク検出における最適な閾値を検討した。セッションごとの各タグにおける検出率を図9に示す。結果より、閾値 TH_P を0.6とした場合、各タグの検出率は平均して90%を超えており、タグからの信号が安定的に検出されていることが確認された。

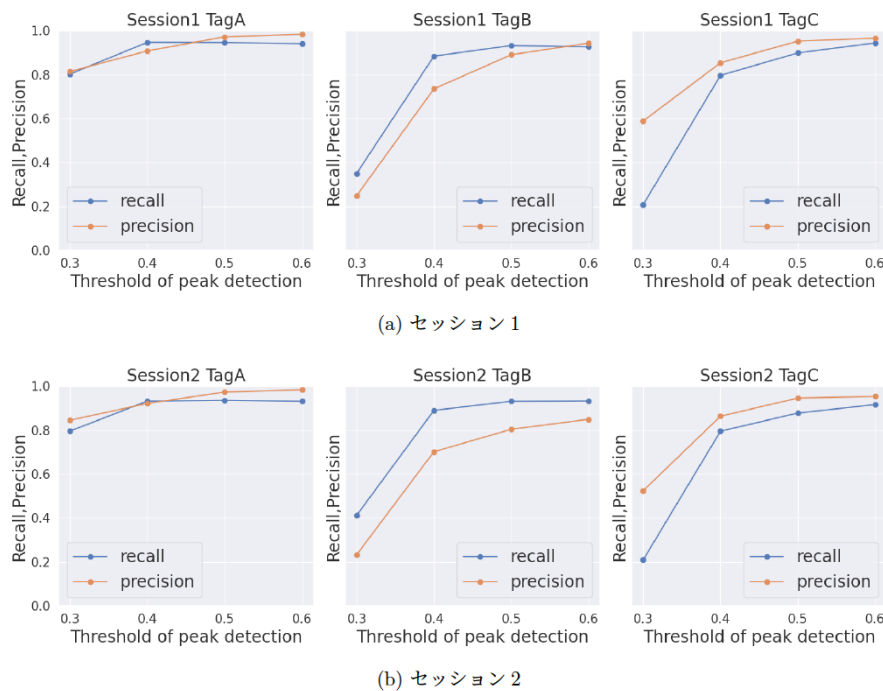


図9. TH_P による各タグの検出率

(2) 周波数シフトの検出頻度とタグの状態の関係

次に、周波数シフトの検出頻度とタグの状態との関係について検討した。周波数シフトの検出頻度は、タイムウィンドウ内に含まれる全パケットのうち、周波数シフトを検出したパケットの割合として定義した。動的行動と静的行動の違いが周波数シフトの検出頻度にどのように表れるかを確認するため、各行動における検出頻度を累積密度分布 (CDF) としてプロットし、その結果を図10に示す。

静的行動におけるCDFを観察すると、行動中にタグがONとなっている場合には、検出頻度が0.8~1.0の範囲に多数のサンプルが分布していることが確認できる。一方で、タグがOFFとなっている場合には、0~0.2付近に分布が集中していることが分かる。これに対し、歩行動作における検出頻度の分布は、これらの中間に位置しており、静的行動とは異なる分布特性を示している。このことから、周波数シフトの検出頻度を用いることで、動的行動と静的行動を識別できる可能性が示唆される。また、TagA・TagBとTagCの分布には異なる傾向が見られた。この違いは、タグの装着角度によるものと考えられる。具体的には、TagAおよびTagB

は歩行中に垂直な向きとなるのに対し、TagC は水平に装着されており、バックスキッタータグは水平方向では信号を反射しにくいいため、動作中に ON となる頻度が低くなる傾向がある。その結果、TagC における検出頻度の分布は TagA・TagB と比較して左側（低頻度側）に偏っていると考えられる。

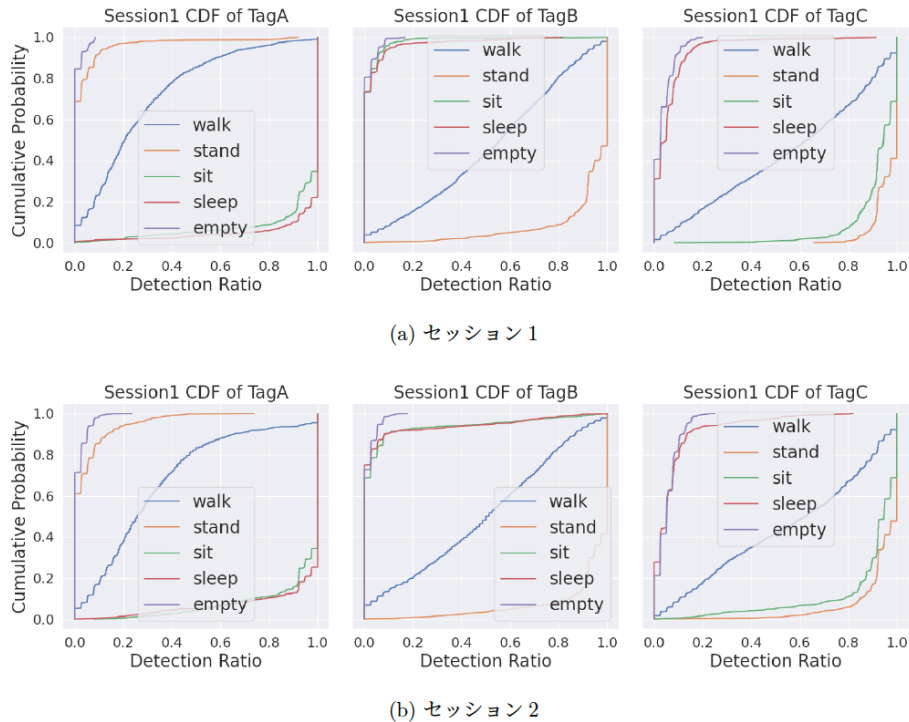


図 10. 周波数シフトの検出頻度の累積密度分布

4-3 行動分類精度の評価

本節では、提案システムにおける行動分類の精度を評価した。行動分類の精度に影響を与える主なパラメータとしては、周波数シフトの検出頻度に基づいてタグの状態（ON/OFF）を分類するための閾値 TH_DR1 および TH_DR2、周波数シフト検出時のピーク突出度の閾値 TH_P、前処理時に重畳するパケット数、および検出頻度を算出する際のウィンドウサイズが挙げられる。これらのパラメータのうち、TH_P については図 9 の結果より、閾値 0.6 が最適であることが確認されている。本評価では、TH_P を 0.6 に固定した上で、残りのパラメータに関して最適な値を検討した。

（１）TH_DR による行動認識精度の評価

まず初めに、周波数シフトの検出頻度に対する閾値 TH_DR1 および TH_DR2 によって行動認識の精度を比較し、最適な閾値を検討した。セッション 1 においては、TH_DR1 を 0.15、TH_DR2 を 0.8 とした条件で最も高い行動認識精度が得られた。また、セッション 2 では、TH_DR1 を 0.2、TH_DR2 を 0.85 とした条件で最高精度を示したが、TH_DR1 が 0.15～0.2、TH_DR2 が 0.8～0.85 の範囲では、いずれの組み合わせにおいても同程度の精度が得られた。これらの結果を踏まえ、TH_DR1 を 0.15、TH_DR2 を 0.8 とする設定が、タグの状態を分類する上での最適な閾値であると判断した。

（２）パケットの重畳数とウィンドウサイズによる行動分類精度の評価

次に、前処理時におけるパケットの重畳数が行動分類精度に与える影響について評価を行った。図 11 に示す通り、重畳したパケット数ごとの周波数シフトの検出率に関する結果から、最適な TH_P を選択した場合には、重畳数の違いによる検出率への大きな影響は見られなかった。しかしながら、重畳数が増加すると、周波数シフトの検出頻度を算出する際にタイムウィンドウ内に含まれるパケット数が減少するため、行動分類精度に影響を及ぼす可能性がある。この点を踏まえ、パケットの重畳数およびウィンドウサイズの違いが行動分類精度に与える影響について検証を行った。まず、パケットの重畳数ごとの行動分類精度を図 4.6 に示す。結果より、重畳数が 3 のときに最も高い行動分類精度が得られた。また、重畳数をさらに増やすと精度

が低下する傾向が見られた。これは、重畳数の増加により、タイムウィンドウ内に含まれるパケット数が減少し、検出頻度の算出が不安定になることが一因と考えられる。

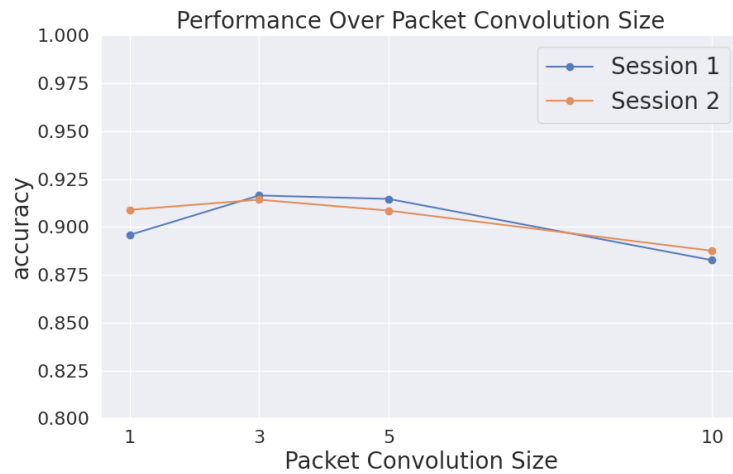


図 11. パケットの重畳数による行動分類精度

次に、周波数シフトの検出頻度を算出する際のウィンドウサイズによる分類精度への影響を評価した。図 12 にその結果を示す。結果から、ウィンドウサイズが 2 秒の場合に最も高い分類精度が得られた。ウィンドウサイズが大きくなると、ウィンドウ内で行動が変化するタイミングにおいて誤判定が生じやすくなり、それに伴って精度が低下するものと推察される。

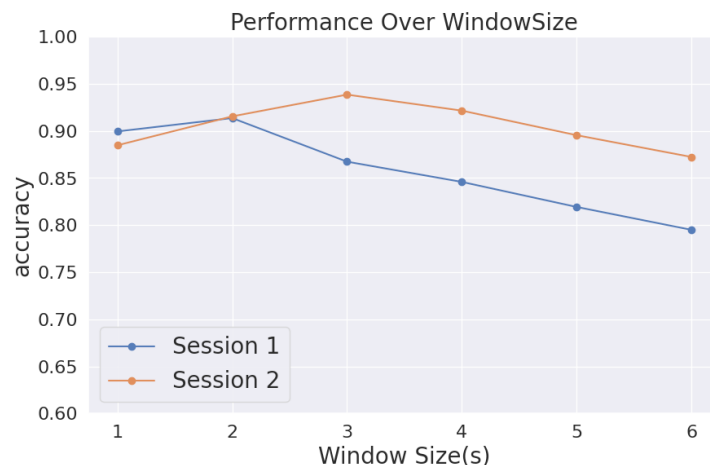


図 12. ウィンドウサイズによる行動分類精度

(3) 最適パラメータにおける行動分類精度の評価

次に、最適なパラメータを用いた場合における行動分類精度を評価した。具体的には、行動分類に関する各種パラメータを、 $TH_DR1 = 0.15$, $TH_DR2 = 0.8$, $TH_P = 0.6$, 重畳パケット数を 3, およびウィンドウサイズを 2 秒に設定した。本条件下における各セッションの行動分類精度は、セッション 1 から 91.4%、セッション 2 から 91.4%で、平均精度 91.4%が得られた。分類結果の詳細を示すため、5 種類の行動の混同行列を図 13 に示す。ラベルごとのサンプル数の偏りが結果に与える影響を低減するため、各ラベルのサンプルからランダムにデータを抽出し、サンプル数を均等化した上で分類精度を算出する処理を 10 回繰り返し、その平均値を用いて評価を行った。混同行列の結果から、誤判定の多くは動的行動である「歩く」と、その他の静的行動との間で発生しており、一方で静的行動間における誤判定はほとんど見られなかった。さらに、誤判定が生じたラベルの時間的推移を確認したところ、多くの場合、行動の遷移タイミングで誤判定が発生していることが分かった。したがって、行動が安定している区間では、高い分類精度が維持されており、提案手法が静的行動の識別において有効であることが確認された。

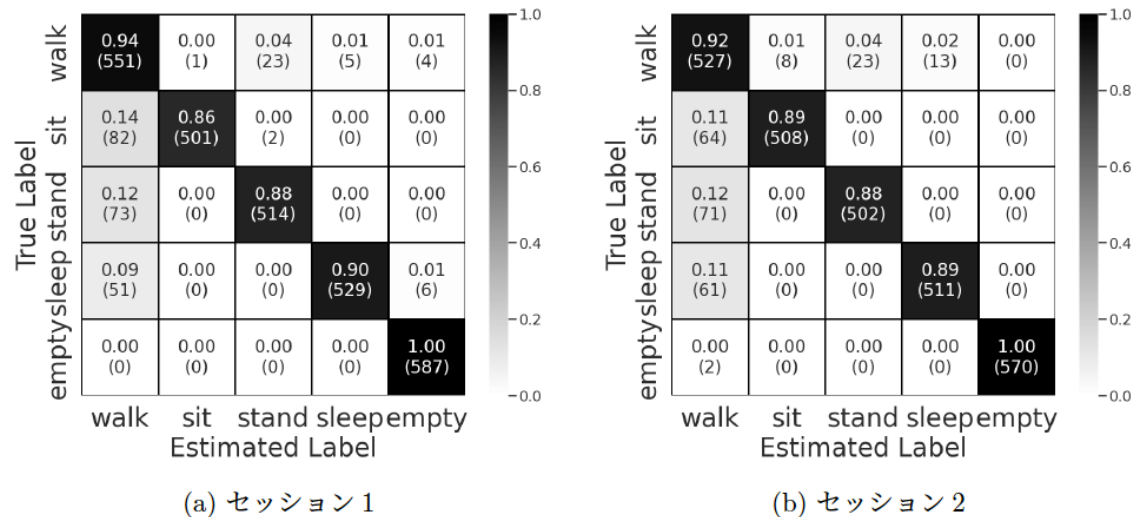


図 13. 提案システムによる行動分類の混同行列

4 おわりに

本研究では、バックスキッターセンシングを用いた屋内環境における日常生活動作 (ADL: Activities of Daily Living) の認識を目的とし、複数のバックスキッタータグを組み合わせたデバイスを被験者に装着することで、「歩く」「座る」「立つ」「寝る」の4つの行動に加え、「部屋にいない」状態を含む5種類の状態を分類可能なシステムを実装した。

本研究の主な貢献は以下の3点である。(1) バックスキッタータグからの周波数シフト検出頻度を活用し、動的行動と静的行動を区別する手法の実装、(2) 複数のタグ状態を効果的に組み合わせることで、多様な行動を識別可能な行動分類手法の提案、(3) 提案システムを WiFi CSI (Channel State Information) ベースの行動認識手法と組み合わせる応用例として、CSI の自動アノテーションシステムの構築とその有効性の提示である。提案システムを大学内に設置されたスマートホーム環境に実装し、その性能を評価した結果、5種類の状態を平均 91.4% の精度で分類可能であることが確認された。また、装着するタグの数や位置を調整することで、今回対象とした以外の行動や、より複雑な行動への拡張が可能であることも示された。本システムは、カメラや加速度センサを用いた従来の ADL 認識手法と比較して、バックスキッタータグの特性により、低消費電力かつ長時間動作が可能である点で優位性を持つ。さらに、バックスキッタータグが既存の WiFi インフラを利用して動作するという特性を活かし、WiFi センシング技術と組み合わせることで、より包括的な ADL 認識システムの構築が期待される。

一方で、提案システムにはいくつかの制約も存在する。バックスキッター信号の到達範囲が限定的であるため、本研究では 3.5m × 2.6m の範囲に限定した実験環境で評価を行ったが、今後は住宅全体への適用を見据え、より広い空間での検証が必要である。また、バックスキッタータグは発生する周波数シフト量に基づき個別に識別可能であるため、将来的には複数人を対象とした行動認識への応用も考えられる。今後の展望として、この点についてさらなる実証実験を通じて、提案システムの適用範囲を拡張していくことが課題となる。

【参考文献】

- [1] T. Van Kasteren, G. Englebienne, and B.J. Krose, "An activity monitoring system for elderly care using generative and discriminative models," *Personal and ubiquitous computing*, vol.14, no.6, pp.489-498, 2010.

- [2] A. Fleury, M. Vacher, and N. Noury, "Svm-based multimodal classification of activities of daily living in health smart homes: sensors, algorithms, and first experimental results," *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, vol.14, no.2, pp.274-283, 2009.
- [3] Y. Chen and C. Shen, "Performance analysis of smartphone-sensor behavior for human activity recognition," *IEEE Access*, vol.PP, pp.1-1, 03 2017.
- [4] S. Balli, E. Sagbas, and M. Peker, "Human activity recognition from smartwatch sensor data using a hybrid of principal component analysis and random forest algorithm," *Measurement and Control*, vol.52, pp.37-45, 01 2019.
- [5] F. Attal, S. Mohammed, M. Dedabrishvili, F. Chamroukhi, L. Oukhellou, and Y. Amirat, "Physical human activity recognition using wearable sensors," *Sensors*, vol.15, no.12, pp.31314-31338, 2015.
- [6] K. Ohnishi, A. Kanehira, A. Kanezaki, and T. Harada, "Recognizing activities of daily living with a wrist-mounted camera," *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.3103-3111, 2016.
- [7] S. Chernbumroong, S. Cang, A. Atkins, and H. Yu, "Elderly activities recognition and classification for applications in assisted living," *Expert Systems with Applications*, vol.40, p.1662-1674, 04 2013.
- [8] H. Jiang, C. Cai, X. Ma, Y. Yang, and J. Liu, "Smart home based on wifi sensing: A survey," *IEEE Access*, vol.6, pp.13317-13325, 2018.
- [9] J. Ding and Y. Wang, "A wifi-based smart home fall detection system using recurrent neural network," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.66, no.4, pp.308-317, 2020.
- [10] Y. Hu, F. Zhang, C. Wu, B. Wang, and K.J.R. Liu, "Defall: Environment independent passive fall detection using wifi," *IEEE Internet of Things Journal*, vol.9, no.11, pp.8515-8530, 2022.
- [11] Y. Gu, X. Zhang, Z. Liu, and F. Ren, "Wifi-based real-time breathing and heartrate monitoring during sleep," *2019 IEEE Global Communications Conference(GLOBECOM)*, pp.1-6, 2019.
- [12] Q. Gao, J. Tong, J. Wang, Z. Ran, and M. Pan, "Device-free multi-person respiration monitoring using wifi," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol.69, no.11, pp.14083-14087, 2020.
- [13] B. Kellogg, A. Parks, S. Gollakota, J.R. Smith, and D. Wetherall, "Wi-fi backscatter: internet connectivity for rf-powered devices," *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol.44, no.4, p.607-618, Aug. 2014.
- [14] Y. Nakagawa, T. Maeda, A. Uchiyama, and T. Higashino, "Baas: Backscatter as a sensor for ultra-low-power context recognition," *Journal of Information Processing*, vol.30, pp.130-139, 2022.
- [15] X. Lu, L. Wang, C. Lin, X. Fan, B. Han, X. Han, and Z. Qin, "Autodlar: A semi-supervised cross-modal contact-free human activity recognition system," *ACM Transactions on Sensor Networks*, vol.20, no.4, pp.1-20, May 2024.
- [16] V. Liu, A. Parks, V. Talla, S. Gollakota, D. Wetherall, and J.R. Smith, "Ambient backscatter: Wireless communication out of thin air," *ACM SIGCOMM computer communication review*, vol.43, no.4, pp.39-50, 2013.
- [17] V. Iyer, V. Talla, B. Kellogg, S. Gollakota, and J. Smith, "Inter-technology backscatter: Towards internet connectivity for implanted devices," *Proceedings of the 2016 ACM SIGCOMM Conference*, p.356-369, SIGCOMM '16, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2016.
- [18] U.S. Toro, B.M. El Halawany, A.B. Wong, L. Wang, and K. Wu, "Backscatter communication-based wireless sensing (bbws): Performance enhancement and future applications," *Journal of Network and Computer Applications*, vol.208, p.103518, 2022.
- [19] J. Ryoo, Y. Karimi, A. Athalye, M. Stanacevic, S.R. Das, and P. Djuric, "Barnet: Towards activity recognition using passive backscattering tag-to-tag network," *Proceedings of the 16th annual international conference on mobile systems, applications, and services*, pp.414-427, 2018.

- [20] N. Xiao, P. Yang, Y. Yan, H. Zhou, X.-Y. Li, and H. Du, “Motion-fi++: Recognizing and counting repetitive motions with wireless backscattering,” IEEE Transactions on Mobile Computing, vol.20, no.5, pp.1862-1876, 2021.
- [21] 伊勢田氷琴, 安本慶一, 内山彰, 東野輝夫,
 “Wifi バックスキャッタータグを用いた非接触生活行動認識システムの提案,”
 マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2023 論文集, 第 2023 巻, pp.1193-1203, June 2023.

〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
軽量 Wi-Fi センシングによるデスクワーク 行動認識システムの検討	研究報告モバイルコンピューティ ングと新社会システム (MBL)	2024 年 5 月
WiFi CSI を用いた屋内行動認識のためのバ ックスキャッタータグを用いたアノテーシ ョン手法の検討	マルチメディア, 分散, 協調とモ バイルシンポジウム 2024 論文集	2024 年 6 月
Poster: Desk Activity Recognition Using On-desk Low-cost WiFi	Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (ACM MobiSys 2024)	2024 年 6 月
Poster: Annotation Assist System Using Backscatter Tags for WiFi CSI-based Indoor Activity Recognition	Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (ACM MobiSys 2024)	2024 年 6 月
バックスキャッタータグを用いた多種類の 行動に対応可能な ADL 認識手法の提案	研究報告ユビキタスコンピューテ ィングシステム (UBI)	2025 年 2 月
WiADL: Efficient WiFi CSI-Based ADL Recognition with WiFi Backscatter-Based Pseudo-Labeling	The 39th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA 2025)	2025 年 4 月