

Compressed Beamforming Report を用いた 運動回数推定システムの構築に関する検討

加藤 空知¹ 村上 友規² 藤橋 卓也¹ 渡辺 尚¹ 猿渡 俊介¹

概要: 電波情報によるワイヤレスセンシング技術の研究開発は近年活発に進んでおり, 人物位置の推定や行動状態の識別, 生体情報の取得などに応用されている. 一般的に電波情報を用いたセンシングの既存研究では, IEEE 802.11n で規定された Channel State Information (CSI) を利用して, 高い精度でのセンシングを実現している. しかしながら, CSI を用いた既存の研究では, CSI を取得するために特定のハードウェアおよびソフトウェアを使用することが前提となっているため, 実環境でのシステム構築が困難となっている. そこで, 本稿では IEEE 802.11ac/ax で規定された CSI を圧縮した形式である VHT Compressed Beamforming Report (CBR) を用いた CBR 活動数モニタリングシステムを提案する. CBR 活動数モニタリングシステムは, 多くのデバイスで簡単に CBR を取得できるようにする WiPiCap と, 取得した CBR から活動数を推定するアルゴリズムである KACE4CBR の 2 つから構成される. WiPiCap は, 外部ノードとして Raspberry Pi を導入するだけで, 既存のデバイスやアクセスポイントに直接的な変更を加えることなくセンシングを実行できる仕組みである. WiPiCap はオープンソースで公開している. また, CSI を用いた既存の信号処理手法のうち, 代表的なものにストリームの分散を用いて推定値を決定する手法があるが, KACE4CBR (Kernel density Activity Counting Estimation for CBR) はこの手法に代わり, CBR を用いた反復動作回数の推定に特化した信号処理手法としてカーネル密度分布を用いた手法である. CBR 活動数モニタリングシステムを実装して実環境下において複数のデバイス・動作に対する回数推定の性能を評価した. 評価の結果として, KACE4CBRE が Raspberry Pi という省資源のデバイス上で動作すること, スマートフォンを含む市販のデバイスのみで活動数構築できるシステムであること, KACE4CBR による運動回数推定が最良の場合で平均絶対誤差 0.97 回を達成できることを示す.

1. はじめに

人物や物体の位置を検出・トラッキングする技術は, カメラやセンサを用いる形ですでに実用化されている [1, 2]. しかしながら, カメラを用いる場合には, 光源や障害物の有無に挙動が左右されるほか, 潜在的なプライバシーに関する問題がある. またセンサを用いる場合は, センサを設置する場所や方法によって精度が影響されるだけでなく, スタンドアロンで動作させる場合にバッテリー交換の必要があることから, 長期間にわたる連続利用が難しいという課題が存在する.

これらの課題を解決しながら高い精度でセンシングを行うことができる新たな手段として, ワイヤレスセンシングの研究が進んでいる. 特に, 無線通信可能な端末の普及に伴い, Wi-Fi を用いたセンシングの研究が活発になっている. Wi-Fi を用いたセンシング手法において精度の高いセ

ンシングを実現するために利用される情報として, Channel State Information (CSI) がある. CSI は複数アンテナ対での無線通信における電波伝搬情報を表している. 具体的には, 各送信アンテナから各受信アンテナへ無線信号が伝搬するときに生じる振幅と位相の変位を複素数の絶対値と偏角で表現した多次元行列である. CSI を用いたセンシング手法では, センシング対象となる人物や物体の位置が変化したときに生じる CSI の変動を利用して, 無線端末間の距離測定や人物の行動認識を実現している.

CSI を用いることで高精度なセンシングが実現可能になる一方で, 多くの既存研究では CSI の取得に特定のハードウェアおよびソフトウェアを前提としている. 特に, ワイヤレスセンシングの研究で多く用いられている CSI Tool [3] や Atheros CSI Tool [4] は通信規格 IEEE 802.11n での動作が前提となっている. 市販される無線端末の多くは IEEE 802.11ac/ax に準拠しており, また多様なハードウェア実装を持っている. したがって, 既存研究の内容を広く一般の機器に適用することは容易ではない. 市販の無

¹ 大阪大学 情報科学研究科

² NTT アクセスサービスシステム研究所

線端末を用いたセンシングを実現するためには、1) 電波伝搬情報を容易に取得できること、2) スペック制約が緩いこと、3) IEEE 802.11ac/ax に準拠した電波伝搬情報を利用することの3要件を満たす必要がある。「1) 電波伝搬情報を容易に取得できること」とは、電波伝搬情報を得るために専用のハードウェアやソフトウェアを用意する必要がないことを意味している。「2) スペック制約が緩いこと」とは、無線端末には IEEE 802.11ac/ax 準拠以外の制限を設けないこと、無線端末に新たな変更を加える必要がないこと、既存のネットワーク構成を変更する必要がないことを意味している。「3) IEEE 802.11ac/ax に準拠した電波伝搬情報を利用すること」とは、同規格にしたがってやり取りされる電波伝搬情報を利用することを意味している。

IEEE 802.11ac/ax に準拠した無線端末は通常、CSI をそのまま伝送する代わりに、CSI を圧縮した VHT Compressed Beamforming Report (CBR) を利用して電波伝搬情報を伝送している。CBR は、通常の通信のために授受されるパケットに載積されてデバイス間で共有されるため外部から容易に取得することができる。CBR は CSI に基づいて算出された情報であることから、既存研究が抱えるハードウェアおよびソフトウェアの制約から脱却しつつ、IEEE 802.11ac/ax 環境でセンシングシステムを構築する際に利用できると考えられる。しかしながら、CBR から得られる電波伝搬情報は CSI と大きく形式が異なり、CSI を前提とした従来のセンシング手法をそのまま適用できるかについての知見が未だ確立されていない。

このような観点から、本稿では、CBR を利用することで多くのデバイスで簡易に動作する CBR 活動数モニタリングシステムを提案する。CBR 活動数モニタリングシステムは、WiPiCap と KACE4CBR (Kernel density Activity Counting Estimation for CBR) の2つから構成される。WiPiCap は、市販の無線 LAN アクセスポイントやスマートフォンを含む Wi-Fi 通信可能なデバイス間でやり取りされる CBR を取得するシステムで、Raspberry Pi 上で動作する。WiPiCap はオープンソースとして公開している [5]。KACE4CBR は Raspberry Pi 上でも動作可能な CBR を用いた軽量の活動数推定アルゴリズムである。提案システムの評価として、複数のデバイスと複数の運動に対して運動回数推定を実施して推定誤差について既存研究との比較を行った。評価の結果、提案システムによる推定が最良で 0.97 回、平均で 1.73 回の絶対誤差を達成できることが分かった。

本稿の構成は以下の通りである。2 節では、関連研究について述べる。3 節では、CSI および CBR の詳細について述べると共に、CSI を用いたセンシングの課題について議論する。4 節では、提案手法である CBR 活動数モニタリングシステムについて述べる。5 節で CBR 活動数モニタリングシステムの評価について述べて、最後に 6 節でま

とめとする。

2. 関連研究

本研究はワイヤレスセンシングに関連する。ワイヤレスセンシングは、主にレーダや超広域無線を用いるものと、Wi-Fi・Bluetooth 等商用に広く利用されている規格を用いるものに分類される。本研究は IEEE 802.11ac を前提としている点で前者と異なる。また後者に関しては、特に IEEE 802.11n の CSI を情報源とする既存研究に対し、IEEE 802.11ac/ax で規定される CBR を情報源に用いている点で異なっている。

2.1 ワイヤレスセンシング

無線信号は動いている人物や物体に反射することで、送信側から受信側へ直接進行する以外の経路を複数生ずる。これらの経路は運動の種類や速度、方向に応じて変動する。この現象を利用して、無線の伝搬状態を解析することで物理空間の情報を取得するのがワイヤレスセンシングの基本的なアイデアであり、すでに複数の研究が存在している。

センシングの対象はデバイスの位置推定 [6–10]、デバイスフリーの人物位置推定 [11–15]、ジェスチャ認識 [16–19]、モーショントラッキング [20–22]、イメージング [23–25]、混雑度推定 [26]、行動認識 [27, 28]、呼吸監視 [29, 30]、感情推定 [31] など多岐にわたる。無線の発生源としては、独自に設計されたハードウェア [15, 18, 24, 30–32] やミリ波 [22, 33]、超広帯域無線 (UWB) [23, 25] を用いるものがある。USRP [17, 34] や WARP [35]、FMCW レーダ [36] など広帯域を利用する手法ではより詳細な情報を取得することができるが、特殊に設計されたハードウェアが必要となることが課題である。

一方で、RFID [12, 37, 38]、IEEE 802.15.4 [26]、Bluetooth [39, 40]、IEEE 802.11n [10, 11, 16, 27, 28, 41–44] など商用利用されている規格を用いた研究も存在する。商用製品に採用されている規格を用いたものは、導入の容易さと研究内容の再現性の面で利点がある。とりわけ、すでに広く普及している規格でありシステムの導入が容易であるという点から、Wi-Fi を用いた研究が多く存在する。Wi-Fi を用いたセンシングは主に受信信号強度 (RSSI) を情報源にするもの [45–47] と、CSI を用いるもの [10, 11, 19, 27, 41] に大別される。CSI は、単一チャンネルから一度に一つの整数値しか得られない RSSI と比較して、対象物の変化をより詳細に反映した情報であり、心拍数測定 [48] やキーストローク [49] 検知など微細な動きのセンシングの実現に利用されている。ただし、後の節で詳しく述べるが、CSI を用いたセンシングにはシステムを構築する機器に制約が存在する。

2.2 CBR

CBR を用いたセンシングの研究は国内外を通して数例存在する。[50] では取得した角度情報 ϕ と ψ を特徴量としてサポートベクタマシンを学習して、事前に指定された室内位置のいずれに人物が立っているかを 95 % の精度で推定している。また [51] では CBR をニューラルネットワークで学習することで、屋外での人物位置推定を行っている。[52] では CBR から復元した V 行列の要素をサブキャリアと時間の二方向に積み重ねて画像化した上で二次元離散フーリエ変換を適用して、周波数領域に変換した画像を畳み込みニューラルネットワークにて学習することで、室内で歩行している人数を推定している。[53] では敵対生成ネットワーク (GAN) を用いて、事前に取得した室内画像と CBR の関係を学習し、CBR から直接室内画像を復元するシステムを実現している。さらに復元した画像から、物体の分類と人物位置推定を実現している。いずれの研究も取得したデータを直接モデルの学習に用いており、事前にフィルタを適用するなどはしていない。

3. CSI・CBR の理論と既存研究の課題

3.1 CSI

IEEE 802.11 の通信規格では、IEEE 802.11n 以降の規格において、送受信器ともに複数のアンテナを用いて情報を並列伝送する MIMO と呼ばれる方式が採用されている。MIMO では、無線伝送においてノイズの原因となるマルチパスフェージングの影響を考慮した通信モデルを構築することで、高スループットで安定した通信が可能になるほか、特定のデバイスに向けて伝送利得を最大化する、いわゆるビームフォーミングが可能になる。

MIMO における通信路は以下の式によってモデル化される。

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1)$$

ここで $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{m \times 1}$ は送信信号ベクトル、 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{n \times m}$ は通信路の特性を表す通信路行列、 $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^{n \times 1}$ は加算性白色雑音であり、 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{n \times 1}$ は受信信号ベクトルである。通信路行列は複素行列であり、以下のように表される。

$$\mathbf{H}_{m,n} = \begin{pmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,m} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n,1} & h_{n,2} & \cdots & h_{n,m} \end{pmatrix} \quad (2)$$

ただし、 m, n はそれぞれ送信アンテナ数、受信アンテナ数を表す。通信路行列の各要素は、それぞれの送受信アンテナ対で伝搬する信号の伝達関数に相当する。通信路行列は複数のサブキャリアを内包する通信チャネルにおいて、各サブキャリアごとに算出される。そのため、 k 個のサブキャリアを内包するチャネルの通信における通信路行列は、 $n \times m \times k$ の形状のテンソルで表現される。無線伝送

路を通して送信されたデータ列は、通信路におけるマルチパスフェージングの影響と、様々な要因から発生するノイズの影響を受け、それらに干渉されて変形したデータ列として受信されることになる。信号を受信したデバイスにおいて通信路行列 \mathbf{H} が既知であれば、式 (1) のモデルに基づき、受信信号からノイズを除去して通信路行列の逆行列を乗じることで、送信された原信号を得ることができる。この方式は空間分割多重 (SDM) と呼ばれる。

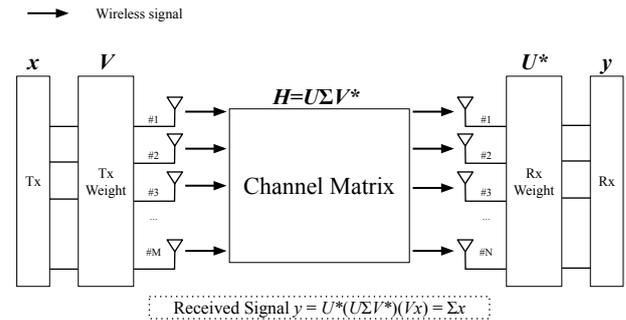


図 1 MIMO 通信における電波伝搬の模式図

SDM では、比較的単純な数学的処理によって受信信号から送信された信号ベクトルを復元することが可能である。しかしながら、送信機のアンテナ自体が無指向であるとすると、理論上各アンテナから送出された信号を分離することができても、実際の伝送路上で無線信号が混合するため伝送特性は劣化してしまう。そのため、通信路行列を送受信器双方にとって既知のものとして、原信号を送信する前に処理を施すことで固有ビーム空間を形成する技術が利用される。これを、固有ビーム空間分割多重方式 (E-SDM) という。E-SDM では、まず特異値分解によって通信路行列を以下のように分解する。

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^* \quad (3)$$

ただし、式中のアスタリスクは、随伴行列を意味する。 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ と $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ はそれぞれ左特異行列、右特異行列と呼ばれ、いずれも複素ユニタリ行列である。また $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ は、 $\sigma_1, \sigma_2, \dots$ なる要素を対角成分を持つ対角行列であり、これらの要素は特異値と呼ばれる。

E-SDM では、送信する原信号ベクトル \mathbf{x} に、右特異行列 \mathbf{V} を左から乗じて送信する。通信路が式 1 に従うとするならば、受信信号ベクトルは以下のように表現される。

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{H}\mathbf{V}\mathbf{x} \\ &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^*\mathbf{V}\mathbf{x} \\ &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{x} \end{aligned} \quad (4)$$

表 1 VHT MIMO Control Field

Nc Index	Nr Index	Channel Width	Grouping	Codebook Information	Feedback Type	Remaining Feedback Segments	First Feedback Segment	Reserved	Sounding Dialog Token Number
Bits: 3	3	2	2	1	1	3	1	2	6

通信路行列とその分解が送受信器双方にとって既知であるならば、受信器は受信信号ベクトル \mathbf{y} に対して左特異行列 \mathbf{U} の随伴行列を左から乗じることで、 $\Sigma\mathbf{x}$ なるベクトルを得ることができる。特異値は、注水定理 [54] に従って通信容量を最大化できるように電力を配分するための、各アンテナからの信号に対する係数となる。したがって、受信側は、通信路特性に合わせて利得が最大化された信号を行列演算のみで分離して得ることが可能になる。

送信器は通信路特性として、右特異行列 \mathbf{V} を知っていれば、適切な信号送信が可能になる。そのため、受信器は送信器から送出された NDP(Null Data Packet) の受信状態から通信路行列を推定して、右特異行列 \mathbf{V} を送信器に返却する。

3.2 Compressed Beamforming Report

IEEE 802.11ac および ax では行列 \mathbf{V} を返却する際のオーバーヘッド軽減を目的として、行列にギブンス回転と呼ばれる演算を施してごく少数の角度情報に圧縮する。圧縮方法と、圧縮後の情報のバイナリへの格納順は [55] で定義されている。

行列 \mathbf{V} はギブンス回転を用いて、以下のように分解される。

$$\mathbf{V} = \left[\prod_{i=1}^{\min(m,n-1)} \left[D_i(\phi_i) \prod_{l=i+1}^n G_{li}^T(\psi_{li}) \right] \right] \mathbf{I}_{n \times m} \quad (5)$$

式中の G_{li} と D_i は以下のように定義される。

$$G_{li}(\psi) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{i-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\psi_{l,i}) & 0 & \sin(\psi_{l,i}) & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_{l-i-1} & 0 & 0 \\ 0 & -\sin(\psi_{l,i}) & 0 & \cos(\psi_{l,i}) & 0 \\ \mathbf{I}_{i-1} & 0 & 0 & 0 & \mathbf{I}_{n-1} \end{bmatrix}$$

$$D_i(\phi) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{i-1} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \exp(j\phi_{i,i}) & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & 0 & \exp(j\phi_{n-1,i}) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

j は虚数単位を示す。また \mathbf{I}_k は k 次の単位行列を表す。

上式による行列 \mathbf{V} の分解から、角度 $\phi \in [0, 2\pi]$ と $\psi \in [0, \pi/2]$ を得ることができる。これらの角度は、送受信器のアンテナの個数に応じた数だけ取得できる。式 5 に従えば角度情報から行列 \mathbf{V} を復元できることから、CBR としてこの角度情報が受信器から送信器へ返却される。

CBR の伝搬に関する詳細を以下に示す。CBR は VHT Compressed Beamforming Frame と呼ばれる属性を持つパケットによって伝送される。

表 1 に VHT MIMO Control Field の構造を示す。このフィールドでは、通信しているチャンネルの帯域幅やアンテナの本数を通知して、角度情報 ϕ および ψ を量子化する際のビット数を規定する。角度情報は Codebook Information フィールドで規定されたビット数 b_ϕ, b_ψ にしたがって、以下の式を満たす自然数 k に変換される。

$$\begin{cases} \psi = \frac{k\pi}{2^{b_\psi+1}} + \frac{\pi}{2^{b_\psi+2}} \\ \phi = \frac{k\pi}{2^{b_\phi-1}} + \frac{\pi}{2^{b_\phi}} \end{cases} \quad (6)$$

CBR は通信路行列 \mathbf{H} に演算を施すことで得られる。したがって、送信アンテナ m 本、受信アンテナ n 本で、 k 個のサブキャリアを内包する通信チャンネルにおいて、一つの通信路行列から p 個の角度が得られるならば、全部で kp 個の値を得ることができる。すなわち、CSI から CBR への変換は、 $n \times m \times k$ のテンソルを、長さ kp のベクトルに変換する処理とみなすことができる。例として送信アンテナ 3 本、受信アンテナ 3 本、帯域幅 80MHz のチャンネルを想定すると、上記の方法によって CSI の共有に必要な情報量は約 20 % に圧縮される。

CBR は通常の通信の過程で、アクセスポイントなどの送信機と無線デバイスなどの受信機の間で Wi-Fi のパケットに載積されて共有されるため、通信しているハードウェアの種類によらず外部から容易に取得することができる。また、スマートフォンを含む IEEE 802.11ac/ax 準拠の多くのデバイスが CBR を共有する実装を持っている。

3.3 CSI を用いた既存研究の課題

2 節で述べた通り、CSI を用いたセンシングは微細な運動の測定を含めたアプリケーションの実装に用いられている。しかしながら、これらの既存研究では CSI を取得するために特定のハードウェアおよびソフトウェアの使用が前提になるという課題が存在する。多くの既存研究では、CSI 取得のために Linux 802.11n CSI Tool [3] や Atheros CSI Tool [4] が利用されている。これらのツールの課題として、Intel 5300 や Atheros 社製の一部の Network Interface Card (NIC) 上のみでしか動作しないことが挙げられる。さらに上記のツールはどちらも、通信規格 IEEE 802.11n での動作が前提となる。

現在市販されている無線端末には多様な NIC が具備されている上、大半の無線端末は通信速度や安定性の観点から、

後継規格 IEEE 802.11ac および ax を利用している。Cisco の年次白書 [56] によれば、2023 年までに WLAN 端末の 66.8 % は IEEE 802.11ac 準拠に、27.4 % は IEEE 802.11ax 準拠のものになると予想されている。Wi-Fi 機器に関するこれらの動向と前述のツールの動作要件を考慮すると、既存研究の内容を市販機器に広く展開することは困難であると考えられる。

IEEE 802.11ac/ax のデータ形式に準拠する形でワイヤレスセンシングを実現するために、CBR を情報源に用いることが考えられる。3.2 節で述べた通り、CBR は CSI を起源とする情報であり、CSI と同じく Wi-Fi から得られる他の電波伝搬情報よりも高次元であるという特性を持っている。また CBR は IEEE 802.11ac/ax 準拠のデバイスから容易に取得できることから、システム構築に用いるデバイスの種類を問わず、デバイス自体にいかなる改造も加える必要がない。CBR を情報源に用いたセンシングシステムは、通常の通信を妨げない形で既存のネットワーク環境に導入することができるため、既存研究のハードウェア・ソフトウェア両面の課題を解決しながら、より簡易で低コストなシステム構築を可能にすることができると考えられる。一方で、CBR は形式が CSI と大きく異なり、CBR から CSI への逆算を行うことは原則的に不可能である。2 節に挙げた先行研究はすべて機械学習およびニューラルネットワークによる学習を利用して、取得した CBR や CBR から復元した行列 V を直接学習データとして与えている。これらの先行研究によって CBR がセンシングの情報源として利用できることは示されたものの、複数の場所や対象物に対してロバストに機能するアプリケーションの開発のためには、CBR の特性についてさらに議論し、機械学習の手法に頼らないアルゴリズムで CBR の解析を行う必要がある。

4. 提案手法: CBR 活動数モニタリングシステム

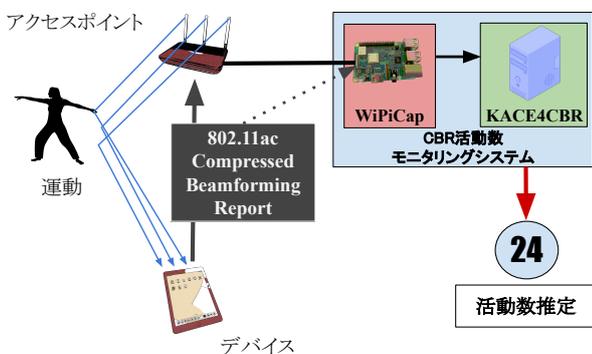


図 2 CBR 活動数モニタリングシステムの構成図

3 節での議論を基に、CBR の V 行列の要素を用いた CBR

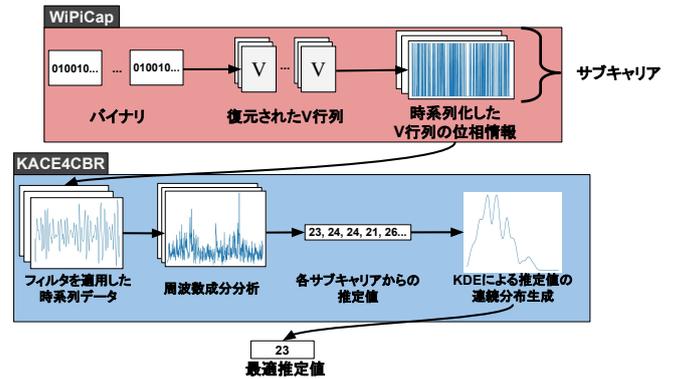


図 3 CBR 活動数モニタリングシステムの処理の概要

活動数モニタリングシステムを設計した。CBR 活動数モニタリングシステムは、人物の反復運動の回数推定を対象としたシステムである。一定間隔で同じ動作が繰り返される周期的な運動であれば、その種類を問わず回数をデバイスフリーに推定することが可能である。また、Raspberry Pi、市販のアクセスポイント、スマートフォンを含む無線通信可能なデバイスの 3 つがあれば既存のネットワーク構成やデバイスに変更を加えることなく CBR 活動数モニタリングシステムを構築することができる。

CBR 活動数モニタリングシステムは機械学習やディープラーニングによらない手法で推定を行うため、Raspberry Pi など低レベルの計算資源を持つデバイスでも処理を実行できる。また事前の学習やモデル生成を必要としないため、異なる環境で動作させることが容易である。このことは、CBR を用いた先行研究においてニューラルネットワークを用いている [52] や [51] と対比できる。

図 2 に、CBR 活動数モニタリングシステムの基本構成を示す。Raspberry Pi は、対象となるデバイスへのトラヒックの発生とパケットの取得、取得したパケットに含まれる情報の処理を担う。Raspberry Pi とアクセスポイントは有線で接続されており、デバイスとアクセスポイントは無線で接続されている。

図 3 に、CBR 活動数モニタリングシステムの処理の概要を示す。CBR 活動数モニタリングシステムは大きく分けて、WiPiCap と KACE4CBR の二つのサブシステムから構成されており、サブシステムの処理は独立して動作している。WiPiCap は CBR の取得から時系列信号への変換を、KACE4CBR は時系列信号からの運動回数推定を担う。以降の節で WiPiCap と KACE4CBR の動作について詳細に示す。

4.1 WiPiCap

WiPiCap は Raspberry Pi 上で動作するシステムで、Wi-Fi パケットのキャプチャ、トラヒックの意図的な発生、CBR の抽出、 V 行列の復元を行う。

Wi-Fi パケットを外から取得するためには、取得しよ

表 2 Compressed Beamforming Report に格納される ϕ と ψ

$N_c \times N_r$	Number of angles	The order of angles
2×1	2	ϕ_{11}, ψ_{21}
2×2	2	ϕ_{11}, ψ_{21}
3×1	4	$\phi_{11}, \phi_{21}, \psi_{21}, \psi_{31}$
3×2	6	$\phi_{11}, \phi_{21}, \psi_{21}, \psi_{31}, \phi_{22}, \psi_{32}$
3×3	6	$\phi_{11}, \phi_{21}, \psi_{21}, \psi_{31}, \phi_{22}, \psi_{32}$
4×1	6	$\phi_{11}, \phi_{21}, \phi_{31}, \psi_{21}, \psi_{31}, \psi_{41}$
4×2	10	$\phi_{11}, \phi_{21}, \phi_{31}, \psi_{21}, \psi_{31}, \psi_{41}, \phi_{22}, \phi_{32}, \psi_{32}, \psi_{42}$
...

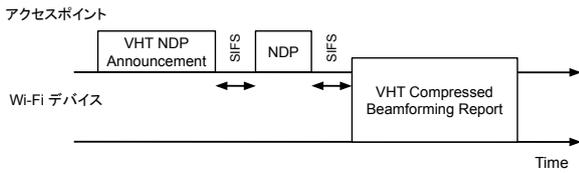


図 4 Compressed Beamforming Report によるチャネルサウンディングの手順

うとするデバイスの NIC がモニターモードで動作しなければならない。モニターモードは IEEE 802.11 で規定された NIC の動作形態の一つであり、特定のアクセスポイントやアドホックネットワークに接続せず、近傍で通信されている全ての無線パケットを取得することができる。ただし、Raspberry Pi において標準のオペレーティングシステムである Raspbian は、モニターモードに変更するオプションを実装していないため、WiPiCap では Nexmon [57] によるファームウェアパッチを導入することで、Raspberry Pi でパケットキャプチャできる環境を構築している。Nexmon は C 言語実装のファームウェアパッチであり、Raspberry Pi 3B+ を含む Broadcom 製の NIC を具備するデバイスをモニターモードで動作可能にする。パケットの取得には tcpdump を利用した。

図 4 に、CBR を共有する際のチャネルサウンディングプロトコルを示す。チャネルサウンディングを開始するために、まずアクセスポイントはデバイスに向けて、後続の Null Data Packet (NDP) の形式を指定した VHT NDP Announcement を送信する。続けて NDP を送信し、クライアントはこれに対して CBR を返却する。

通常の通信時にも CBR は図 4 の手順に従ってデバイスからアクセスポイントに向けて送信されているが、送信頻度はデバイスで利用しているコンテンツによって変動するため、安定したレートで CBR を取得するためには、常にデバイスからアクセスポイントに向けてトラフィックが発生している状態を意図的に作り出す必要がある。そのため WiPiCap では Raspberry Pi から対象となるデバイスの IP アドレスに向けて UDP パケットを送信することで、トラフィックを意図的に発生させている。トラフィックの発生には

iperf を利用した。

WiPiCap では CBR を取得するために、以下の手順でパケットを処理する。まず、Raspberry Pi によって取得したパケットのうち、CBR を含むサブタイプ Action No Ack のフレームのみを抽出する。次に、パケットデータから、続く解析に必要な情報を取得する。WiPiCap で利用する情報は、送信アンテナ数 (N_c)、受信アンテナ数 (N_r)、Compressed Beamforming Report のバイナリ、Codebook information および帯域幅である。

表 2 に、送受信アンテナの個数と、取得できる Compressed Beamforming Report の角度情報の組み合わせを示す。上記の組み合わせは [55] によって定義されている。角度情報 ϕ と ψ を表現するビット数は表 1 に示される Codebook Information によって規定されており、そのビット数でバイナリに変換されたものが、表 2 で定義された順序に従って格納される。さらにこのバイナリはサブキャリアの個数分あり、これらを全て直列に表現したものが Compressed Beamforming Report のバイナリである。これらの定義に従って角度情報 ϕ と ψ をバイナリから実数値に変換する。

最後に、角度情報 ϕ と ψ を V 行列に復元する。復元は式 5 に従う。出力の際、V 行列は全てのサブキャリアで平坦化されて直列に結合され、Compressed Beamforming Report Field と呼ばれる領域にバイナリとして格納されている。このフィールドには表 3 に示されるように各ストリームの SNR も含まれるので除外しておく。なお表 3 中の N_a は、一つのサブキャリアから得られる角度情報 ϕ と ψ の総数を表す。例えば、送信アンテナ 3 本、受信アンテナ 2 本で、234 個のサブキャリアを内包するチャンネルでの通信であれば、角度情報から 3×2 の V 行列を得ることができるので、全てのサブキャリアにおける V 行列を平坦化して直列すれば、一つのパケットから 1404 要素のベクトルを得ることになる。V 行列の復元をパケットを取得した全ての時間にわたって行うことで、V 行列の各要素ごとに時系列データを得ることができる。

表 3 VHT Compressed Beamforming Report Field の内容 [55]

Field	Size (bits)
Average SNR of Space-Time Stream 1	8
Average SNR of Space-Time Stream 2	8
...	...
Average SNR of Space-Time Stream N_c	8
Compressed Beamforming Feedback for subcarrier 1	$N_a \times (b_\psi + b_\phi) / 2$
Compressed Beamforming Feedback for subcarrier 2	$N_a \times (b_\psi + b_\phi) / 2$
...	...
Compressed Beamforming Feedback for subcarrier 234	$N_a \times (b_\psi + b_\phi) / 2$

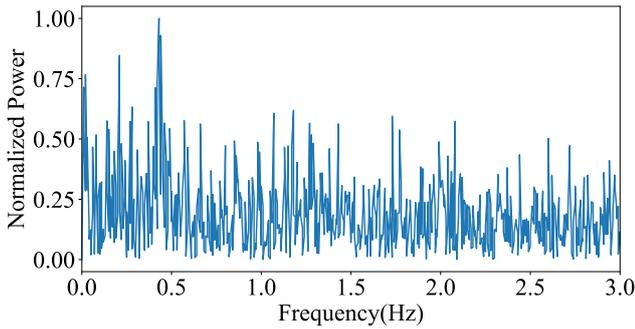


図 5 V 行列から得た時系列信号の周波数成分の例

4.2 KACE4CBR

KACE4CBR は、人物の反復運動回数を、フーリエ変換を用いて推定するシステムである。WiPiCap によって復元された V 行列の時系列データを用いて推定を行う。推定は、周波数成分分析と、カーネル密度推定を用いた最適推定値の決定から構成される。また特徴量としては、V 行列の要素の位相を利用する。

図 5 に、V 行列から得た時系列信号の周波数成分の例を示す。この図では 0.5 Hz 付近にピークが存在することが確認でき、この場合における真の運動頻度に相当する。しかしながら、それ以外の周波数成分も乱雑に含まれており、場合によっては真の運動回数に対応する周波数成分より大きいパワーを持つ場合もある。WiPiCap で得られる信号に種々のノイズが含まれていることがその要因で、これらのノイズを取り除くために時系列信号にフィルタを適用する必要がある。CBR に含まれるノイズは、主にアクセスポイントや Wi-Fi デバイスのハードウェアに起因するノイズと、対象とする人物の運動以外の物体に起因するノイズである。まず、ハードウェアに起因するノイズはバースト的であり、かつ振幅が大きいため [58]KACE4CBR では指数移動平均 (EMA) フィルタを用いてこのノイズを除去する。フィルタのウィンドウサイズは 5 パケット、250 ms とする。次に、対象とする人物の運動以外の物体に起因するノイズを除去するために、Butterworth バンドパスフィルタを用いる。本稿で対象とする反復運動の周波数は 1 Hz 付近に収まることから、バンドパスフィルタの通過帯域は

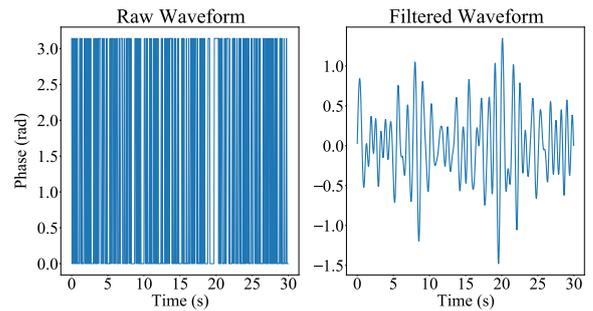


図 6 V 行列から得た時系列信号 (左) と提案手法で採用したフィルタ類を適用した信号 (右)

0.5 Hz から 1.5 Hz として設計した。図 6 に、フィルタ類を適用する前後の信号の例を示す。

続いて、EMA フィルタとバンドパスフィルタを適用した時間領域信号をフーリエ変換し、周波数領域信号に変換する。人物が一定の頻度で同種の動作を反復していれば、その運動に相当する CBR の周波数成分のパワーが他の周波数成分より大きくなると考えられる。したがって、KACE4CBR では CBR の周波数領域信号において最大の振幅を持つ周波数を運動の推定周波数とし、これに運動時間を乗じることで推定回数を得る。フィルタの適用と最大パワー周波数の決定は、通信チャンネルに含まれる全てのサブキャリアのそれぞれに対して行われるため、推定される運動回数の候補がサブキャリアの個数分得られる。

4.3 カーネル密度推定による推定値の決定手法

3 節で述べたように、CSI および CBR は通信を行っていないチャンネルに含まれているサブキャリアに比例した要素数を得ることができる。CSI を用いた既存研究では、サブキャリアを選択的に利用するものがある [48, 59, 60]。これは異なるサブキャリアが異なる中心周波数を持っており、人物の運動や周囲の環境変化に対する感度がサブキャリアによって異なるという仮定に基づくもので、一般に分散の大きいサブキャリアは環境変化により鋭敏に反応しているとされる。

この仮定が本稿で扱う CBR に対しても適切かを確認

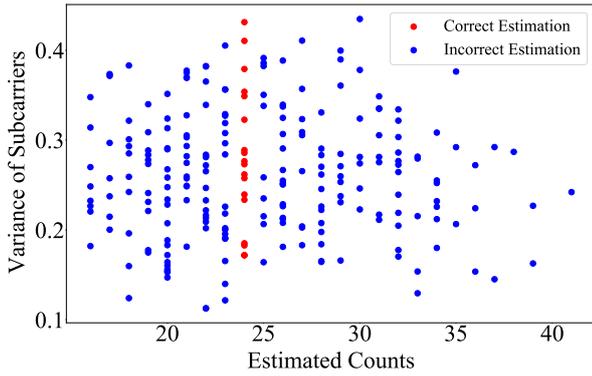


図 7 各サブキャリアの推定値と分散の相関

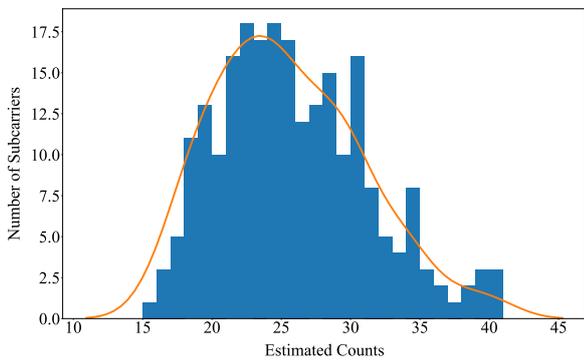


図 8 各サブキャリアの推定値の離散分布と KDE によって推定される母集団分布

するため、各サブキャリアから算出される推定値と各サブキャリアの分散の相関を検証する予備実験を行なった。図 7 に予備実験の結果を示す。各点はサブキャリアに相当し、横軸は各サブキャリアで算出された推定値、縦軸は各サブキャリアの時間領域信号の分散である。また赤い点は真の運動回数を推定できたサブキャリアを示し、この予備実験では 24 回が真値である。図より真値を推定したサブキャリアは必ずしも他のサブキャリアと比較して大きい分散を有していないことが分かる。この結果から、本稿で扱うデータに対し分散を基準としたサブキャリアの選択的利用は適さないと結論する。

一方で、各サブキャリアの推定値が完全に乱雑に与えられるのではないことが予備実験より確認できた。図 8 に予備実験における各サブキャリアの推定値のヒストグラムを示す。図より明らかなように、分布は真値近傍に極値を持つように広がっている。したがって、各サブキャリアからの推定値が特定の母集団から生起する確率変数であるとすれば、母集団分布を予測して活用することで、もとの離散分布から得られる統計量を用いるより良い精度を達成できると仮定した。そこで、KACE4CBR ではカーネル密度推定 (KDE) を用いて、各サブキャリアの推定値から得た離散分布を連続分布に変換し、これを最適推定値の決定に用

いる手法を実装している。

KDE は離散サンプルが生起した確率密度分布についていかなる前提も置かず推定を行う、いわゆるノンパラメトリックな手法の一つである。KDE の理論について説明する。まず、 $x_1, x_2, \dots, x_n \in \mathbb{R}$ を独立同一な n 個のサンプルであるとし、これらは未知の確率分布関数 $f(x)$ から生起したと仮定する。ここで、カーネル関数 $K(x, t)$ を導入し、

$$\hat{f}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(x_i, t) \quad (7)$$

によって確率密度分布の推定 $\hat{f}(t)$ を与える。ただしカーネル関数は

$$\int_{-\infty}^{\infty} K(x, t) dt = 1$$

を満たす任意の関数である。すなわち観察された全ての離散的なサンプルを中心とする任意の分布を足し合わせることで、全体の分布の形状を推定するのがカーネル密度推定の基本的なアイデアである。本稿ではカーネル関数として下式 (8) に示されるガウス分布を用いた。

$$K(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} \quad (8)$$

カーネル関数には、各々のサンプルを中心とするカーネル関数の分布をどれだけ平滑にするかを定めるパラメータ h を与えることができ、これをバンド幅と呼ぶ。バンド幅 h を伴って、カーネル関数はしばしば式 (9) のように表される。

$$\hat{K}(x, t) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x-t}{h}\right) \quad (9)$$

したがって、式 (7) と式 (9) から、カーネル密度推定を与える式は

$$\hat{f}(t) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-t}{h}\right) \quad (10)$$

となる。

バンド幅を小さくしすぎると必要以上に先鋭な極値が複数現れ、反対にバンド幅を大きくしすぎると極度に滑らかに近似された分布が現れるため、いずれの場合も真の分布を正しく推定することができない。したがって、最適なバンド幅を選択することが重要である。本稿ではグリッドサーチを行うことで最適なバンド幅を決定した。具体的には 1 から 10 まで 0.1 刻みでバンド幅を与えて KDE を実行し、推定された分布と離散サンプルとの誤差を最小化するバンド幅を最適なバンド幅として採用する。誤差は下式の平均積分二乗誤差で与えられる。

$$ISE(h) = \int_{-\infty}^{\infty} (\hat{f}(x) - f(x))^2 dx \quad (11)$$

グリッドサーチによるバンド幅の決定と KDE の実行は、sklearn モジュール [61, 62] を用いて行った。

図 8 における橙色の線は KDE によって推定した各サブ

キャリアからの推定値の母集団分布である。KACE4CBRではKDEによって算出された分布から最適推定値を決定する。具体的にはKDEで算出した分布を累積分布関数に変形したのち、50パーセンタイル点に相当する回数を最適推定値とする。50パーセンタイル点を用いた最適推定値の決定は、もとの離散分布における単純な中央値や平均値を用いる場合より低い平均絶対誤差を達成できることが示されている。この詳細については以降の実験評価の節で説明する。

5. 評価

5.1 実験環境

実験では、アクセスポイントとしてTP-Link社のArcher C6を使用した。また、アクセスポイントに接続するデバイスとして、MacBook Pro(2020)、iPad(5th Generation)、Galaxy Note 10 Liteを使用した。通信は5GHz、80MHz帯チャンネルで行った。トラフィックの発生とWi-Fiパケットのキャプチャには、Raspberry Pi 3 Model B+にWiPi-Capを適用したものを使用した。送信機のアンテナ数は2本、受信デバイスのアンテナ数は全て2本であった。

実験中、CBRを含むパケットは平均9.7Hzで取得できた。実験に使用した通信チャンネルと同じチャンネルで通信するデバイスの干渉などにより、CBRの取得間隔は一定ではないため、取得したデータを線形補間することによって50ms間隔のデータ列になるよう調整した。

5.2 データ取得

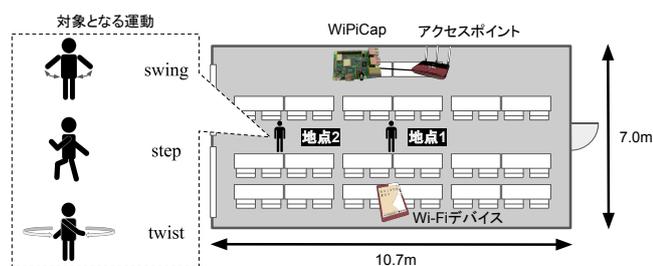


図9 3種の反復運動を対象とした実験環境

図9に実験環境の模式図を示す。実験は、大阪大学情報科学研究科A棟608号室で行った。被験者は図9に示される地点1または地点2のいずれかに立ち、その場所で定められた運動を30秒間反復した。対象となる運動はSwing, Step, Twistの三種類であった。Swingは両腕を左右に振る運動、Stepはその場で足踏みする運動、Twistは下半身を前方向きに固定したまま上半身を左右に繰り返しひねる運動である。地点1は、アクセスポイントとWi-Fiデバイスの位置を結ぶ線上に、地点2は線外になるよう定められた。実験は10月12日から10月30日まで、同一被験者に対して890回実施された。

5.3 フィルタとKDEの有効性

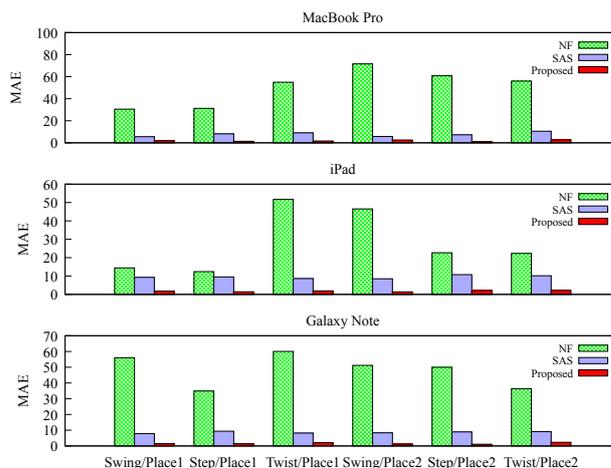


図10 フィルタおよびKDEを用いた場合の推定精度の向上

4節で述べた通り、KACE4CBRはEMAフィルタとバンドパスフィルタによって人物の運動以外に起因する雑音除去して、さらにKDEを用いて最適な推定値を決定する。推定におけるフィルタとKDEの有効性について検証するため、フィルタとKDEの有無による推定精度の違いを評価した。具体的には、時系列データに対していかなるフィルタも適用しないパターン(NF)、フィルタは適用するが全てのサブキャリアでの推定値を単純に平均したパターン(SAS)、そしてCBR活動数モニタリングシステムによる推定を行ったパターン(Proposed)の、三つのパターンにおける推定精度を比較した。図10は三つのパターンでの推定による平均絶対誤差(MAE)を、各デバイスと各地点ごとに示したものである。フィルタを適用しない場合、平均で42.43回の誤差が生じた。フィルタを適用して、全てのサブキャリアの推定値を単純に平均した場合、平均で8.6回の誤差が生じた。一方でCBR活動数モニタリングシステムを用いた推定は平均で1.73回の誤差を達成していた。このことから、CBRに対する信号処理として、本稿で適用したフィルタが有効であることが確認できた。また、全てのサブキャリアから得られた推定値を単純に平均した場合と比較してKDEを用いる手法がより良い精度を達成できることも示された。

5.4 分散を用いた既存手法との比較

提案手法との比較として、分散の大きな順にサブキャリアを選択して推定に用いる手法を実装した。本稿では[48]における手法に着想を得て、2番目に分散の大きなサブキャリアを推定に用いる実装を行った。KDEを用いる手法とその他の条件を統一するため、時系列データに施すフィルタとそのパラメータは[48]によるものではなく、KDEを用いた本稿での手法の実装と同じものを用いた。

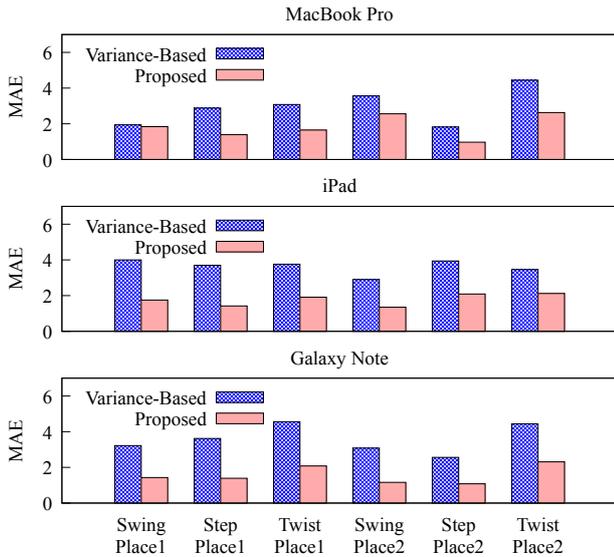


図 11 分散を基準とする手法と CBR 活動数モニタリングシステムの精度比較

図 11 に、分散を用いた手法 (Variance-based) と提案手法 (Proposed) による推定誤差を、各デバイスごとに示す。すでに 4 節で示したように、本稿での実験による観察では、分散の大きさと推定精度に結びつきはないため、提案手法により全てのサブキャリアの推定値を用いた場合の方が、全てのケースで分散を基準とする手法より良い精度を達成した。また、この結果より、以下のことが分かった。

- 運動の種類によって、推定精度の優劣にわずかながら違いがあった。とりわけ Twist は他の二つの運動と比較して推定誤差が大きくなる傾向にあった。これは、上肢の運動が比較的自由度の高い動きであること、運動頻度に幅があることが要因として考えられる。一方でどのデバイスでも、Step の推定誤差は低い傾向にあった。これは、足踏みの運動において四肢の動きが固定的であることによると考えられる。
- 運動する地点による推定精度の差は明確には現れなかった。本稿での実験環境は中程度の広さの室内で行われたため、一般的な家屋の室内ではアクセスポイントとデバイスの設置位置にかかわらず精度を保証できると考えられる。

提案手法は最良の場合で、地点 1 では 1.39 回、地点 2 では 0.97 回の推定誤差を達成した。最悪の場合、地点 1 では 2.09 回、地点 2 では 2.63 回の推定誤差があった。全デバイス・全運動での平均絶対誤差は地点 1 で 1.65 回、地点 2 で 1.81 回であった。

5.5 極小サンプルにおける推定

推定値を算出するサブキャリア数増加に伴って KDE による推定分布は実際の離散分布に近づき、離散分布の中央値と KDE による推定分布の 50 パーセンタイル点のい

れを用いてもほぼ同様の結果を得ると考えられる。一方で限られた推定値から最適推定値を決定しなければならない場合には、KDE による母集団推定を行った方がばらつきのない最適推定値決定を行うことができると予想される。そこで、限られたサンプル数が与えられた場合の KDE の有効性を検証するため、サブキャリアを意図的に間引いたデータに対して、KDE の 50 パーセンタイル点と離散分布の中央値のそれぞれを用いた場合の反復運動回数推定のシミュレーションを行った。具体的には、本稿で行った実験データから 300 件を選択し、80 MHz 帯のチャンネルが内包する 234 個のサブキャリアから 10 個および 20 個を抽出する。その上で、各サブキャリアから得た推定値の中央値を用いる場合と KACE4CBR を用いて運動回数推定を行う場合とで、平均絶対誤差ならびに誤差の標準偏差を比較した。

表 4 サブキャリアを間引いたデータでの手法比較: KDE と中央値

サブキャリア数	手法	MAE(回)	標準偏差(回)
10	KDE	2.38	1.79
	中央値	3.03	2.37
20	KDE	2.04	1.58
	中央値	2.80	2.34

表 4 にサブキャリア数を間引いたデータにおける平均絶対誤差と、誤差の標準偏差を示す。サブキャリア数がごく少ない状況下では、KDE を用いた手法が単純に中央値を用いた場合と比較して約 0.7 回少ない平均絶対誤差を達成した。また標準偏差についても KDE を用いた場合、中央値を用いた場合より小さくなった。これらの結果から、20 MHz 帯の通信路など、より少ないサブキャリアを内包するチャンネルや得られる情報に欠損がある場合に推定精度を担保する方法として KDE が有効であることが示唆された。

6. おわりに

本稿では、CBR を用いたセンシングシステムが構築可能であることを示し、基礎的実装として人物の反復運動回数を非接触にセンシングする CBR 活動数モニタリングシステムを開発した。CBR を情報源に用いることで、普及の広がる IEEE 802.11ac/ax 準拠のデバイスを活用したセンシングシステムを構築できることを示している。システムの特徴として、主な処理を Raspberry Pi で行うことで、既存のネットワーク環境やデバイスに変更を加えることなく導入できる。また CBR の特性について、サブキャリアの分散と推定精度の相関の面から議論し、CSI センシングで用いられてきた従来手法に代わって、KDE による最適推定値の決定アルゴリズムを提案した。

一方で、CBR 活動数モニタリングシステムによって実

現できるアプリケーションは未だ限定的であり、さらに応用範囲を広げるための研究が遂行されるべきであると認識している。CBRはCSIに基づいて算出された情報であることから、これまでCSIを用いて実現されてきたアプリケーションの多くはCBRを用いても同様に実現できると考えられるが、そのために必要な信号処理及び理解すべきCBRの特性については研究の余地が残されている。具体的には、無圧縮のCSIとCBRを時間軸、周波数軸の両面から比較し、CBRを情報源に用いる上で補填すべき箇所を同定していく取り組みが求められる。また理論面での解析とともに、実機を用いた際、CBRが機械的特性にどの程度影響を受けるかについても定量的に分析を進めていく必要がある。

謝辞

本研究はJSPS科研費(JP19H01101)、さきがけ(JP-MJPR2032)、NTTアクセスサービスシステム研究所の支援の下で行った。

参考文献

- [1] B. Ayhan, C. Kwan, B. Budavari, J. Larkin, D. Gribben, and B. Li, "Video Activity Recognition With Varying Rhythms," *IEEE Access*, vol.8, pp.191997–192008, 2020.
- [2] V. Dyo, S.A. Ellwood, D.W. MacDonald, A. Markham, C. Mascolo, B. Pásztor, S. Scellato, N. Trigoni, R. Wohlers, and K. Yousef, "Evolution and sustainability of a wildlife monitoring sensor network," *SenSys 2010 - Proceedings of the 8th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.127–140, 2010.
- [3] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, "Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information," *Computer Communication Review*, vol.41, no.1, p.53, 2011.
- [4] Y. Xie, Z. Li, and M. Li, "Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi," *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, p.53–64, New York, NY, USA, 2015.
- [5] "WiPiCap: Capturing Wi-Fi CSI frames using RaspberryPi," <https://github.com/watalabo/WiPiCap>.
- [6] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, "SpotFi: Decimeter level localization using WiFi," *Proceedings of the ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication (ACM SIGCOMM'15)*, pp.269–282, New York, NY, USA, August 2015.
- [7] D. Vasisht, S. Kumar, and D. Katabi, "Decimeter-level localization with a single WiFi access point," *Proceedings of the USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (USENIX NSDI'16)*, pp.165–178, Santa Clara, CA, March 2016.
- [8] T.C. Tai, K.C.J. Lin, and Y.C. Tseng, "Toward reliable localization by unequal AoA tracking," *Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (ACM MobiSys'19)*, pp.444–456, June 2019.
- [9] K. Chen, Y. Mi, Y. Shen, Y. Hong, A. Chen, and M. Lu, "Sparseloc: Indoor localization using sparse representation," *IEEE Access*, vol.5, pp.20171–20182, 2017.
- [10] Y. Jing, J. Hao, and P. Li, "Learning spatiotemporal features of csi for indoor localization with dual-stream 3D convolutional neural networks," *IEEE Access*, vol.7, pp.147571–147585, 2019.
- [11] J. Wang, H. Jiang, J. Xiong, K. Jamieson, X. Chen, D. Fang, and B. Xie, "LiFS: Low human-effort, device-free localization with fine-grained subcarrier information," *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'16)*, October 2016.
- [12] L. Shanguan, Z. Yang, A.X. Liu, Z. Zhou, and Y. Liu, "Relative localization of RFID tags using spatial-temporal phase profiling," *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (USENIX NSDI'15)*, pp.251–263, May 2015.
- [13] K. Ohara, T. Maekawa, Y. Kishino, Y. Shirai, and F. Naya, "Transferring positioning model for device-free passive indoor localization," *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (ACM UbiComp'15)*, pp.885–896, September 2015.
- [14] Y. Xie, J. Xiong, M. Li, and K. Jamieson, "MD-Track: Leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking," *Proceedings of the 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'19)*, pp.8:1–8:16, August 2019.
- [15] F. Adib, Z. Kabelac, and D. Katabi, "Multi-person localization via RF body reflections," *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (USENIX NSDI'15)*, pp.279–292, May 2015.
- [16] J. Zhang, Z. Tang, M. Li, D. Fang, P. Nurmi, and Z. Wang, "CrossSense: Towards cross-site and large-scale WiFi sensing," *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'18)*, pp.305–320, October 2018.
- [17] T. Zhang, T. Song, D. Chen, T. Zhang, and J. Zhuang, "WiGrus: A Wi-Fi-Based Gesture Recognition System Using Software-Defined Radio," *IEEE Access*, vol.7, pp.131102–131113, 2019.
- [18] Q. Pu, S. Gupta, S. Gollakota, and S. Patel, "Whole-home gesture recognition using wireless signals," *Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'13)*, pp.27–38, October 2013.
- [19] H. Abdelnasser, K. Harras, and M. Youssef, "A ubiquitous WiFi-based fine-grained gesture recognition system," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol.18, no.11, pp.2474–2487, November 2019.
- [20] L. Sun, S. Sen, D. Koutsonikolas, and K.H. Kim, "WiDraw: Enabling hands-free drawing in the air on commodity Wi-Fi devices," *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'15)*, pp.77–89, September 2015.
- [21] K. Joshi, D. Bharadia, M. Kotaru, and S. Katti, "WiDeo: Fine-grained device-free motion tracing using RF backscatter," *Proceedings of the 12th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation (USENIX NSDI'15)*, pp.189–204, May 2015.
- [22] M. Raja, Z. Vali, S. Palipana, D.G. Michelson, and S. Sigg, "3D head motion detection using millimeter-wave doppler radar," *IEEE Access*, vol.8, pp.32321–32331, 2020.

- [23] X. Zhunge, and A.G. Yarovoy, "A sparse aperture MIMO-SAR-Based UWB imaging system for concealed weapon detection," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.49, no.1, pp.509–518, January 2011.
- [24] F. Adib, C.Y. Hsu, H. Mao, D. Katabi, and F. Durand, "Capturing the human figure through a wall," *ACM Transactions on Graphics*, vol.34, no.6, pp.219:1–219:13, October 2015.
- [25] N.M. Iya, A.H. Muqaibel, and U.M. Johar, "Ultra wide-band wall compensation for through-wall tracking and imaging," *2011 IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB)*, pp.81–85, 2011.
- [26] N. Matsumoto, J. Kawasaki, M. Suzuki, S. Saruwatari, and T. Watanabe, "Crowdedness estimation using RSSI on already-deployed wireless sensor networks," *Proceedings of the IEEE 89th Vehicular Technology Conference (IEEE VTC'19-Spring)*, pp.1–7, April 2019.
- [27] W. Wang, A. Liu, M. Shahzad, K. Ling, and S. Lu, "Understanding and modeling of Wi-Fi signal based human activity recognition," *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'15)*, pp.65–76, September 2015.
- [28] W. Jiang, C. Miao, F. Ma, S. Yao, Y. Wang, Y. Yuan, H. Xue, C. Song, X. Ma, D. Koutsonikolas, W. Xu, and L. Su, "Towards environment independent device free human activity recognition," *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'18)*, pp.289–304, October 2018.
- [29] P. Hillyard, A. Luong, A.S. Abrar, N. Patwari, K. Sundar, R. Farney, J. Burch, C. Porucznik, and S.H. Pollard, "Experience: Cross-technology radio respiratory monitoring performance study," *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'18)*, pp.487–496, October 2018.
- [30] F. Adib, H. Mao, Z. Kabelac, D. Katabi, and R.C. Miller, "Smart homes that monitor breathing and heart rate," *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (ACM CHI'15)*, pp.837–846, April 2015.
- [31] M. Zhao, F. Adib, and D. Katabi, "Emotion recognition using wireless signals," *Communications of the ACM*, vol.61, no.9, pp.91–100, August 2018.
- [32] D. Vasisht, G. Zhang, O. Abari, H. Lu, J. Flanz, and D. Katabi, "In-body backscatter communication and localization," *Proceedings of the 2018 Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication (ACM SIGCOMM'18)*, pp.132–146, August 2018.
- [33] T. Koike-Akino, P. Wang, M. Pajovic, H. Sun, and P.V. Orlik, "Fingerprinting-based indoor localization with commercial mmwave WiFi: A deep learning approach," *IEEE Access*, vol.8, pp.84879–84892, 2020.
- [34] E. Research, "USRP," <https://www.ettus.com>.
- [35] A. Khattab, J. Camp, C. Hunter, P. Murphy, A. Sabharwal, and E.W. Knightly, "Warp: A flexible platform for clean-slate wireless medium access protocol design," *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, vol.12, no.1, pp.56–58, January 2008.
- [36] S. Yue, H. He, H. Wang, H. Rahul, and D. Katabi, "Extracting multi-person respiration from entangled rf signals," *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, vol.2, no.2, July 2018.
- [37] Y. Ma, X. Hui, and E. Kan, "3D real-time indoor localization via broadband nonlinear backscatter in passive devices with centimeter precision," *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'16)*, pp.216–229, October 2016.
- [38] Y. Ma, N. Selby, and F. Adib, "Minding the billions: Ultra-wideband localization for deployed RFID tags," *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'17)*, pp.248–260, October 2017.
- [39] D. Chen, K.G. Shin, Y. Jiang, and K.H. Kim, "Locating and tracking BLE beacons with smartphones," *Proceedings of the 13th ACM International Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (ACM CoNEXT'17)*, pp.263–275, November 2017.
- [40] R. Ayyalasomayajula, D. Vasisht, and D. Bharadia, "BLoc: CSI-based accurate localization for BLE tags," *Proceedings of the 14th International Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (ACM CoNEXT'18)*, pp.126–139, December 2018.
- [41] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, "SpotFi: Decimeter level localization using Wi-Fi," *Proceedings of the 2015 Conference on the ACM Special Interest Group on Data Communication (ACM SIGCOMM'15)*, pp.269–282, August 2015.
- [42] D. Zhang, J. Wang, J. Jang, J. Zhang, and S. Kumar, "On the feasibility of Wi-Fi based material sensing," *Proceedings of the 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'19)*, pp.41:1–41:16, October 2019.
- [43] J. Ding, and R. Chandra, "Towards low cost soil sensing using Wi-Fi," *Proceedings of the 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'19)*, pp.39:1–39:16, October 2019.
- [44] K. Ali, A. Liu, W. Wang, and M. Shahzad, "Keystroke recognition using Wi-Fi signals," *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom'15)*, September 2015.
- [45] H. Abdelnasser, M. Youssef, and K.A. Harras, "Wigest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system," *2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pp.1472–1480, 2015.
- [46] M. Youssef, M. Mah, and A. Agrawala, "Challenges: device-free passive localization for wireless environments," *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Mobile computing and networking*, pp.222–229, New York, NY, USA, Sept. 2007, Association for Computing Machinery.
- [47] S. Sigg, S. Shi, F. Buesching, Y. Ji, and L. Wolf, "Leveraging RF-channel fluctuation for activity recognition: Active and passive systems, continuous and RSSI-based signal features," *Proceedings of International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia*, pp.43–52, New York, NY, USA, Dec. 2013, Association for Computing Machinery.
- [48] X. Wang, C. Yang, and S. Mao, "PhaseBeat: Exploiting CSI Phase Data for Vital Sign Monitoring with Commodity Wi-Fi Devices," *Proceedings - International Conference on Distributed Computing Systems*, pp.1230–1239, 2017.
- [49] K. Ali, A.X. Liu, W. Wang, and M. Shahzad, "Keystroke recognition using WiFi signals," *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.90–102, New York, NY, USA, Sept. 2015, Association for Computing Machinery.

- [50] T. Fukushima, T. Murakami, H. Abeysekera, S. Saruwatari, and T. Watanabe, "Evaluating indoor localization performance on an IEEE 802.11ac explicit-feedback-based CSI learning system," *IEEE Vehicular Technology Conference*, vol.2019-April, 2019.
- [51] M. Miyazaki, S. Ishida, A. Fukuda, T. Murakami, and S. Otsuki, "Initial Attempt on Outdoor Human Detection using IEEE 802.11ac WLAN Signal," *SAS 2019 - 2019 IEEE Sensors Applications Symposium, Conference Proceedings*, no.March, 2019.
- [52] N. Suraweera, A. Winter, J. Sorensen, S. Li, M. Johnson, I. B. Collings, S. V. Hanly, W. Ni, and M. Hedley, "Passive Through-Wall Counting of People Walking Using Wi-Fi Beamforming Reports," *IEEE Systems Journal*, pp.1–7, 2020.
- [53] S. Kato, T. Fukushima, T. Murakami, H. Abeysekera, Y. Iwasaki, T. Fujihashi, T. Watanabe, and S. Saruwatari, "CSI2Image: Image reconstruction from channel state information using generative adversarial networks," *IEEE Access*, vol.9, pp.47154–47168, 2021.
- [54] T.M. Cover, and J.A. Thomas, *Elements of Information Theory*, John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [55] IEEE Computer Society, "Part 11: Wireless Lan Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications," *IEEE Std 802.11-2007*, vol.2007, no.June, 2007.
- [56] "Cisco annual internet report (2018–2023) white paper," <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/executive-perspectives/annual-internet-report/white-paper-c11-741490.html>.
- [57] M. Schulz, D. Wegemer, and M. Hollick, "Nexmon: The c-based firmware patching framework," <https://nexmon.org>, 2017.
- [58] T. Zhang, T. Song, D. Chen, T. Zhang, and J. Zhuang, "WiGrus: A Wi-Fi-Based Gesture Recognition System Using Software-Defined Radio," *IEEE Access*, vol.7, pp.131102–131113, 2019.
- [59] Y. Xu, W. Yang, J. Wang, X. Zhou, H. Li, and L. Huang, "WiStep," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol.1, no.4, pp.1–23, 2018.
- [60] J. Liu, Y. Wang, Y. Chen, J. Yang, X. Chen, and J. Cheng, "Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf Wi-Fi," *Proceedings of the International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*, vol.2015-June, pp.267–276, 2015.
- [61] "sklearn.model_selection.gridsearchcv," https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html.
- [62] "sklearn.neighbors.kerneldensity," <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KernelDensity.html>.