

Wi-Fi チャンネル状態情報を用いた教師無し学習によるドアの開閉検知手法

尾原 和也¹ 前川 卓也¹ 村上 友規² アベセカラ ヒラント²

概要: ドア等の屋内日常物の開閉検知は加速度等のセンサを各日常物に設置することで実現されてきたが、そのような分散センシングシステムは導入・管理コストが大きいという問題がある。そこで、本研究では屋内環境において広く普及している Wi-Fi 電波に注目し、Wi-Fi 電波を用いてドアの開閉操作を教師無し学習技術によって検知することを目的とする。環境内に 1 台ずつ設置した Wi-Fi 電波送受信機で送受信される Wi-Fi 電波のチャンネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を用いて、部屋内の物体の移動によるドップラー効果とその物体による反射波の受信機に対する到来方向を推定し、それらの情報を用いてドア操作時に特有のドップラー効果の時系列パターン (motif) を発見する。motif 発見後は発見した motif との類似度を計算することでドアの開閉を検知する。

1. はじめに

これまでにドア等の屋内日常物の開閉を検知する手法の研究が盛んに行われてきた。日常物の開閉検知は、人の侵入を検知する防犯システムや空調、照明の制御のようなホームオートメーション、高齢者の見守り等の幅広い分野に応用できる。これまでの研究ではそれぞれの日常物に加速度センサやジャイロセンサ、振動センサ、スイッチセンサを設置し、無線通信によって情報を集約することで実現されてきた [1], [2], [3]。しかし、これらの手法は日常物それぞれにセンサを設置する必要があり、バッテリーの交換やセンサ故障時の取り替え等の点で手間がかかるため、導入・管理コストが大きいという問題がある。

そこで本研究では、それぞれのドアにセンサを設置せずに、環境 (部屋) 内に 1 台ずつ設置された市販の Wi-Fi 電波送受信機で送受信される Wi-Fi 電波を用いることでドアの開閉を検知する手法を提案する。近年の無線 LAN 通信の普及により Wi-Fi 機器はオフィスや一般家庭等の様々な屋内環境に設置されているため、Wi-Fi 電波は安価に利用できる。日常物の操作や人の動き等の環境の変化によって Wi-Fi 電波の伝搬に変化が生じるため、Wi-Fi 電波の伝搬変動情報から環境の変化を推定することができる。しかし、屋内環境において、Wi-Fi 電波は家具や壁等の様々な障害物に反射・遮蔽されるため、Wi-Fi 電波の伝搬環境は複雑となる。これまでの多くの Wi-Fi 電波を用いた人の屋

内位置推定、行動認識等の研究分野では環境変化と Wi-Fi 電波の伝搬特徴の変化を対応付け、教師あり機械学習を用いて推定が行われてきた [4]。しかし、これらの手法は事前に対象とする環境において多くのラベルが付与された学習データの収集を必要とするため、システム導入時のコストが大きいという問題がある。そこで本研究ではラベルが付与された学習データを必要としない教師無し機械学習技術を用いて、Wi-Fi チャンネル状態情報を用いたドアの開閉検知手法を提案する。

近年の無線通信技術の発展によって、Wi-Fi 電波の伝搬情報として Wi-Fi チャンネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を取得できるようになった。CSI は Wi-Fi 電波の伝搬損失や反射・回折等のマルチパスの影響による振幅と位相の変化を複素数の絶対値と偏角で表す。Wi-Fi の規格である 802.11a/g/n では直交周波数分割多重方式 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing: OFDM) を用いてデータを変調している。OFDM はデータを周波数が直交する異なった複数のサブキャリア (搬送波) に乗せる方法である。さらに、802.11n では複数の送受信アンテナを用いる Multiple Input Multiple Output (MIMO) という技術が使われている。各サブキャリアは周波数が異なるため、その減衰や反射の仕方が異なり、各送受信アンテナ間では異なった伝搬路によって電波が送られるため、各送受信アンテナ間のサブキャリアごと異なった振幅変化と位相変化が起こる。すなわち CSI は送信アンテナ数を N_T 、受信アンテナ数を N_R 、サブキャリア数を N_S とすると、 $N_T \times N_R \times N_S$ 次元の複素数データとして Wi-Fi パケット

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科

² NTT アクセスサービスシステム研究所

ごとに得られる。

近年の CSI を用いた人の位置推定の研究では人の動きによるドップラー効果や人に反射した Wi-Fi 電波の到来方向を推定することで、事前学習を必要としない位置推定が検討されている [5], [6], [7]。物体が動くことでその物体に反射した電波の経路長が変化し、受信機で観測される CSI の位相成分に変化が生じるため、CSI の位相成分の時間変化から物体の動きによるドップラー効果を推定することができる。また、受信アンテナが直線状に並んでいるようなアンテナアレイを用いることで、電波の到来方向に応じて各受信アンテナで受信される電波の経路長に差が生じるため、各受信アンテナで観測された CSI を用いてアンテナアレイに対する Wi-Fi 電波の到来方向を推定することができる。本研究でも Wi-Fi 電波の伝搬特徴として CSI を用いることで、ドアが操作されるときに生じるドップラー効果からドアが操作された時刻を推定し、ドア操作時の反射波の到来方向から操作されたドアの識別を行う。

CSI から得られるドップラー効果はドアに限らず様々な物体の動きによって生じるため、推定されたドップラー効果の時間変化から直接ドアの操作を推定することは難しい。しかし、人等の動きと比較し、ドアの操作によるドップラー効果の時間変化は互いに類似していると考えられる。また、ドアは固定されているため、ドアに反射した電波の到来方向も一定である。そこで、本研究では CSI から推定されたドップラー効果の時系列データから Matrix profile [8] を計算することで、繰り返し生じる類似度が高いドップラー効果の時系列パターンを motif 候補として発見する。Matrix profile については 3.5 節において詳細に述べる。そして、発見した motif 候補を反射波の到来方向情報と組み合わせてクラスタリングし、一定の方向で繰り返し発生している類似したドップラー効果の時系列パターンをドア操作による motif として発見する。

2. 関連研究

2.1 屋内日常物の開閉状態変化検知

各日常物にスイッチセンサや RFID タグ、振動センサ、加速度センサといった小型のセンサを取り付けた屋内日常物の開閉状態変化検知の研究は数多く行われてきた [1], [2], [3]。このような手法は日常生活をきめ細やかに観測できるが、バッテリーの交換等の必要があるため、導入・管理コストが大きい。この問題に対処するため、Campbell らはビルの監視を行うためのエナジーハーベスティングセンサを提案している [9]。提案されたセンサでは、太陽光等で生み出した電力によってピエゾフィルム振動センサが振動を検知したことを伝えるパケットを送出する。このセンサをドアや窓等に設置すると開閉を検知することができる。

気圧計によってドアの開閉を検知する研究も行われている。Patel らは、空調のフィルタに気圧計を設置することで

ドアの開閉によって起こる気圧の変化を検知している [10]。Wu らは、空調システムが導入されているビルにおいてドアを開いたときに起こる気圧の大きな変化をスマートフォンの気圧計を用いて検知している [11]。

ドアにセンサを直接添付しない手法として Shi らは、環境の変化によって FM 電波の状態が変化することを用いて、FM 電波受信器で「空部屋」、「ドアが開いている」、「人が歩いている」という状況を識別している [12]。一方で、本研究では、市販されている Wi-Fi のアクセスポイントと Wi-Fi モジュールによって得られる CSI を用いることで、ドアの開閉を検知する。

2.2 Wi-Fi チャンネル状態情報

CSI は Wi-Fi 通信における物理層で抽出される送受信機間の伝搬路の状態を表す情報として知られている。CSI は送信された電波の伝搬損失や反射・回折等のマルチパスの影響による振幅変化、位相変化を表し、OFDM における互いに直交した異なる周波数を持つサブキャリアごとに得られる。\$\mathbf{x}_i\$ と \$\mathbf{y}_i\$ をそれぞれ \$i\$ 番目のサブキャリアで得られる \$N_T\$ 次元の送信ベクトルと \$N_R\$ 次元の受信ベクトルとするとそれらの関係は次式で表せる。

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

ここで \$\mathbf{n}_i\$ は \$N_R\$ 次元のノイズベクトルであり、\$\mathbf{H}_i\$ は \$i\$ 番目のサブキャリアで得られる \$N_R \times N_T\$ 次元の行列である。\$\mathbf{H}_i\$ は \$i\$ 番目のサブキャリアで得られる CSI であり、次式で表せる。

$$\mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1N_T} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2N_T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_R1} & h_{N_R2} & \cdots & h_{N_R N_T} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで \$h_{mn}\$ は \$m\$ 番目の受信アンテナと \$n\$ 番目の送信アンテナ間の伝搬路における CSI の値である。\$h_{mn}\$ は複素数であり、次式で表される。

$$h_{mn} = \|h_{mn}\| e^{j\angle h_{mn}} \quad (3)$$

\$\|h_{mn}\|\$ は CSI の振幅であり、\$\angle h_{mn}\$ は CSI の位相である。

2.3 CSI を用いた行動認識

Wang らは CSI を入力とする多クラス SVM によって単純な行動を識別している [13]。[14] では、CSI の変化と人の動く速度の関係をモデル化し、人の部位ごとの速度と行動との関係のモデルを HMM によって構築している。

CSI を用いた高齢者見守りの研究として転倒検知の研究が多く行われている。WiFall では、CSI の時間的変化を用いて様々な環境で転倒検知を行っている [15]。Anti-Fall では、転倒時と転倒に似た行動における CSI の位相と振幅の

違いからそれらを識別している [16].

Liu らは呼吸のリズムと関連のあるパターンを CSI から抽出することで、呼吸等のユーザの睡眠情報を捉えることを試みている [17]. Ali らはキーストロークにおいて、CSI の時系列データから各キーを入力したときの特徴を抽出することによってどのキーが押されたかを識別している [18].

2.4 CSI を用いた位置推定

Li らは CSI の位相情報を用いて人体に反射した Wi-Fi 電波の到来方向を推定し、屋内における人の位置を推定している [5]. Multiple Signal Classification (MUSIC) アルゴリズムを用いて CSI から電波の到来方向と到達時間を同時に推定し、静的な伝搬路と人の動きによる動的な伝搬路を分離することで、各受信機に対する人が動いている方向を求めている. また、同様に MUSIC アルゴリズムを用いて CSI の位相情報から人の歩行速度に対応したドップラー効果を推定することで人の移動方向を推定し、1 台の送信機と 2 台の受信機で高い位置推定精度を達成している [6]. Qian らは EM アルゴリズムの拡張である Space Alternating Generalized Expectation Maximization (SAGE) アルゴリズムを用いて、CSI から Wi-Fi 電波の到来方向、到来時間、ドップラー効果を同時に推定し、人の位置を推定している [7]. 推定したドップラー効果を用いて到来時間の推定結果を修正し、推定した到来方向と組み合わせることで 1 台の送信機と 1 台の受信機を用いた位置推定を実現している.

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

提案手法は、事前に収集したラベルが付与されていないデータから motif を発見する探索フェーズと発見した motif を用いてドアの操作を検知する推定フェーズから構成される. 探索フェーズの概要を図 1 に示す. 探索フェーズでは、まず CSI の時系列データからドップラー効果と反射波の到来方向を推定する. そして、Matrix profile を用いて推定されたドップラー効果から繰り返し発生している類似度の高いパターンを motif 候補として発見する. ドアは部屋内に固定されているため、ドア操作によるドップラー効果は互いの類似度が高いと考えられる. ドアが複数設置されている場合や motif 候補に人等の動きが含まれることがあるため、ドップラー効果の類似度や到来方向の情報を用いて motif 候補のクラスタリングを行い、ドア操作時の motif を決定する. 推定フェーズでは、推定用データからドップラー効果と到来方向を推定し、発見した motif と推定用データとの間の類似度を計算することで、どのドアがいつ開閉されたのかを推定する.

3.2 探索フェーズ

探索フェーズでは、まず Qian ら [7] が提案した手法を用いて、ドア操作によるドップラー効果とドアを操作した時の反射波の到来方向を推定する.

3.3 前処理

CSI の各要素 h は次式で表される.

$$h = \sum_i^P A_i \exp(-j\phi_i) \quad (4)$$

ここで P は伝搬路の総数であり、 A_i , ϕ_i はそれぞれ i 番目の伝搬路の振幅変化と位相変化である.

しかし、Wi-Fi 電波の送受信機は互いに同期していないため、実際に観測される CSI にはパケットごとにランダムな位相オフセット θ_o が含まれ CSI の各要素は、 $h \exp(-j\theta_o)$ として得られる. そこで、前処理として二つのアンテナで観測される CSI 同士で複素共役乗算を行うことで位相オフセットを相殺する.

h_1 , h_2 をそれぞれ受信アンテナ 1, 受信アンテナ 2 で得られた CSI とすると、複素共役乗算を行った CSI は $h_c = h_1 \bar{h}_2$ と表される. ここで受信機で観測される CSI には直接波や壁に反射した電波等の静的成分と移動している物体に反射した電波による動的成分が存在するため、各アンテナ i で得られる CSI を静的成分 h_{si} と動的成分 h_{mi} に分割すると、 h_c は次式で表される.

$$h_c = h_{s1} \bar{h}_{s2} + h_{m1} \bar{h}_{s2} + h_{s1} \bar{h}_{m2} + h_{m1} \bar{h}_{m2} \quad (5)$$

式 5 の右辺第一項は静的成分同士の乗算である. ドア操作による動的成分と比べ直接波等の静的成分の影響は大きいいため、ドア操作によるドップラー効果や反射波の到来方向を正確に推定するために h_c から静的成分 $h_{s1} \bar{h}_{s2}$ を減算する必要がある. このとき静的成分として、複数のパケットにわたって観測した h_c の平均値を用いる. 式 5 の右辺第四項は動的成分同士の乗算であり、絶対値が小さいことからドップラー効果推定への影響は少ない. このことから h_c から静的成分を減算した h_{cm} は次式のように近似できる.

$$h_{cm} \approx h_{m1} \bar{h}_{s2} + h_{s1} \bar{h}_{m2} \quad (6)$$

ここで式 6 の右辺第二項 \bar{h}_{m2} の位相成分は複素共役をとっているため本来の位相成分と正負が逆である. そこで、 h_1 から定数 α を減算し、 h_2 に定数 β^2 を加算することで $h_{s1} \bar{h}_{m2}$ の影響を小さくする.

提案手法では振幅の絶対値が最も大きく、分散が小さい受信アンテナの CSI を h_2 として複素共役をとり、各受信アンテナの CSI を h_1 として全受信アンテナに対し前処理を行う.

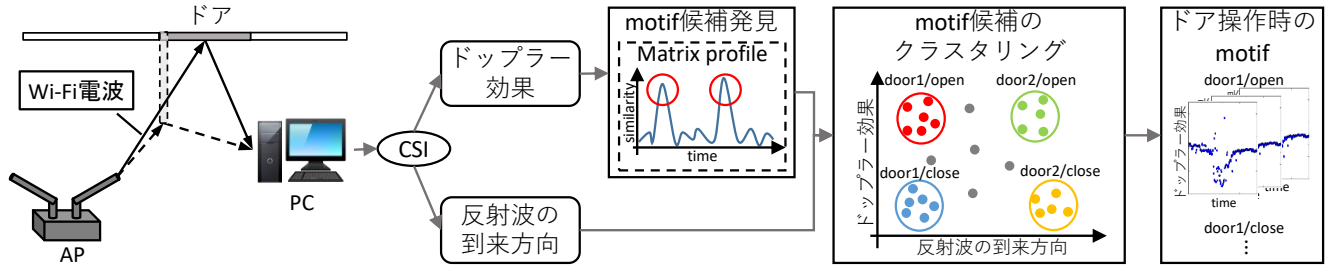


図 1 探索フェーズの概要

3.4 ドップラー効果・到来方向推定

i 番目の伝搬経路の到来方向, 到達時間, 経路長の変化速度をそれぞれ θ_i , τ_i , v_i とする. 1 番目の受信アンテナ, 1 番目のサブキャリア, 時刻 0 の CSI を基準として, r 番目の受信アンテナ, s 番目のサブキャリア, 時刻 t の CSI の値 $h_r(r, s, t)$ は次式で近似される.

$$h_r(r, s, t) = \sum_{i=0}^L A_i(r, s, t) \exp(-j\phi_i(r, s, t)) \quad (7)$$

ここで $\phi_i(r, s, t) = 2\pi \left((s-1)f_\delta\tau_i + \frac{f_c v_i t}{c} + \frac{f_c(r-1)d \sin \theta_i}{c} \right)$ である. また, f_c は Wi-Fi 電波の中心周波数であり, f_δ はサブキャリア間の周波数の差である.

簡易化のために $\mathbf{x} = (r, s, t)$, $\Theta = (A_i, \tau_i, \theta_i, v_i)_{i=1}^L$ とすると, 到来方向の推定では次式で表される対数尤度関数が最大になる Θ を SAGE アルゴリズムによって求める.

$$\Lambda(\Theta; h) = - \sum_{\mathbf{x}} \left| h_r(\mathbf{x}) - \hat{h}_r(\mathbf{x}, \Theta) \right|^2 \quad (8)$$

ここで $h_r(\mathbf{x})$ は観測された CSI の値であり, $\hat{h}_r(\mathbf{x}, \Theta)$ は推定されたパラメータを用いて計算された CSI の理論値である.

SAGE アルゴリズムでは E ステップと M ステップを各伝搬経路について順番に行い, これを収束するまで繰り返す. E ステップでは次式によって注目している伝搬経路の CSI の値を計算する.

$$\hat{P}_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta}) = P_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta}) + (h_r(\mathbf{x}) - \hat{h}_r(\mathbf{x}, \hat{\Theta})) \quad (9)$$

ここで $\hat{\Theta}$ は前のステップにおける推定値である. M ステップでは次式を用いて注目している伝搬経路のパラメータを最適化する.

$$\hat{\tau}_i' = \operatorname{argmax}_{\tau} \left\{ \left| z(\tau, \hat{\theta}_i, \hat{v}_i; \hat{P}_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta})) \right| \right\} \quad (10)$$

$$\hat{\theta}_i' = \operatorname{argmax}_{\theta} \left\{ \left| z(\hat{\tau}_i', \theta, \hat{v}_i; \hat{P}_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta})) \right| \right\} \quad (11)$$

$$\hat{v}_i' = \operatorname{argmax}_{v} \left\{ \left| z(\hat{\tau}_i', \hat{\theta}_i', v; \hat{P}_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta})) \right| \right\} \quad (12)$$

$$\hat{A}_i' = \frac{z(\hat{\tau}_i', \hat{\theta}_i', \hat{v}_i'; \hat{P}_i(\mathbf{x}, \hat{\Theta}))}{N_R N_S M} \quad (13)$$

ここで

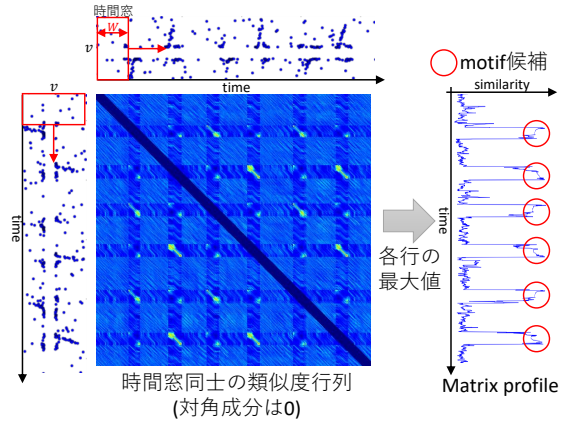


図 2 Matrix profile を用いた motif 候補発見の概要

$$z(\tau, \theta, v; P_i) = \sum_{\mathbf{x}} P_i(\mathbf{x}) \exp(j\phi_i(\mathbf{x}; \tau, \theta, v)), \quad (14)$$

M はパケット数である. 最終的に求められた v_i をドア操作によるドップラー効果, θ_i をドアによる反射波の到来方向とする.

3.5 motif 候補の発見

Matrix profile を用いて 3.4 節において推定されたドップラー効果の時系列データから繰り返し発生する motif 候補を発見する. Matrix profile を用いた motif 候補発見の概要を図 2 に示す. まず, 3.4 節で推定したドップラー効果の時系列データを窓幅 W の時間窓によって分割し, 各時間窓同士のユークリッド距離の逆数を類似度として計算することで類似度行列を求める (図中左). 類似度行列の各行について対角成分以外の類似度の最大値が Matrix profile である (図中右). Matrix profile の値が大きい行 (時間窓) はその時系列パターンが 2 回以上繰り返し発生していることを意味するため, Matrix profile の値が特定の閾値より大きい時間窓が motif 候補である. 特にドアは反射波の経路長が大きく変化し, 部屋内に固定されているため, 窓等の他の日常物の操作や椅子等の家具の移動と比較し, ドア開閉時の類似度は大きくなる.

ドアの開閉操作を繰り返し行った際の Matrix profile を図 3 に示す. 各ドア操作の間には部屋内を自由に歩行している. 図 3 から, 人が歩行した時には類似度が小さく, 開閉操作を行った時に類似度が大きくなっていることが分

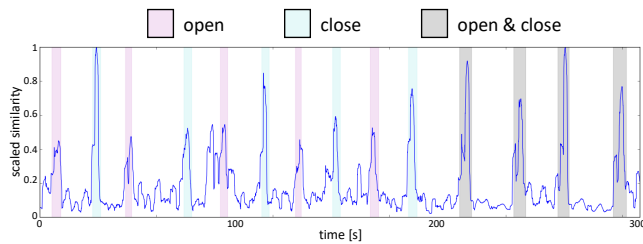


図 3 ドア開閉時の Matrix profile

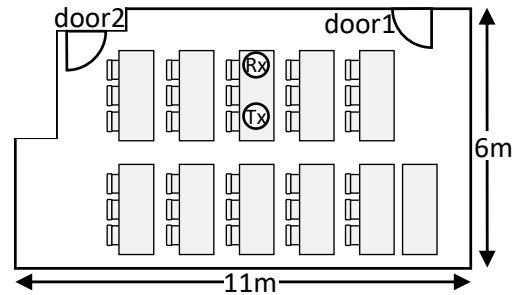


図 4 実験環境

かる。

3.6 motif 候補のクラスタリング

まず 3.5 節で計算した Matrix profile が最も大きな motif 候補と各時間窓の類似度を計算し、その motif 候補と最も類似度が大きい時間窓をクラスタとする。そしてクラスタに選ばれていない中で Matrix profile が最も大きな motif 候補について同様の処理を行い、既存のクラスタ内の時間窓との類似度が最も大きければその motif 候補は既存のクラスタに併合し、そうでなければその motif 候補と最も類似度が大きい時間窓で新たなクラスタを形成する。上記処理をクラスタに選ばれていない中で Matrix profile の最大値が閾値以下になるまで繰り返すことでドア操作時の motif を発見する。

しかし、環境内に複数のドアが存在する場合、上記処理によって発見した motif ではどのドアが開閉されたかを見分けることができない。さらに、類似した motif をもつ異なるドア同士のイベントが同じクラスタに含まれてしまう可能性もある。そこで、3.4 節で推定された各時刻ごとの反射波の動的成分の到来角を用いることで、到来角を考慮した再クラスタリングを行う。ここで 3.4 節で推定された到来方向はノイズが大きいため、クラスタリングの過程で用いる motif 候補間の到来方向の差としてユークリッド距離ではなくヒストグラム間の差を用いる。具体的な手順としては、クラスタ内の到来方向の差の分散値が大きいクラスタから順にスペクトラルクラスタリングによってクラスタを分割する。そして環境内のドアの数の 2 倍の数のクラスタが形成されるまで分割を行う。

間取り図からドアの開く方向と受信機に対するドアの方向を求め、それぞれのドアの開閉に対応したクラスタを定める。具体的には、ドアが内開きの場合、開く操作をすると反射波の経路長が短くなるため負のドップラー効果が生じ、閉じる操作をすると反射波の経路長が長くなるため正のドップラー効果が生じる。そこで負のドップラー効果が強い motif は開操作、正のドップラー効果が強い motif は閉操作とする。ドアが外開きの場合はその逆である。また、クラスタ内の到来方向の平均値からどのクラスタがどのドアに対応するかを定める。

3.7 推定フェーズ

推定フェーズでは、まず推定用データからドップラー効果と反射波の到来方向を推定する。そして、推定用データの各時間窓が 3.6 節で形成したどのクラスタに属するか、もしくはどのクラスタにも属さないかを求める。そのために、ドアごとにクラスタをまとめクラスタ群を形成し、推定用データの時間窓と各クラスタ群内の各 motif (時間窓) との到来方向の差の平均値を計算する。そして、到来方向の差が最も小さいクラスタ群と推定用データの時間窓の組み合わせについてドップラー効果の類似度の平均値を計算する。ドップラー効果の類似度が閾値より大きければ、推定用データの時間窓は最もドップラー効果の類似度が大きいクラスタに属するとする。また、クラスタ群内のどのクラスタに対してもドップラー効果の類似度が閾値より小さければ、その時間窓はどのクラスタにも属しないと。これにより、推定用データの時間窓があるクラスタに属すると推定された場合、そのクラスタが対応するドアの操作とドアの位置から、どのドアがいつ開けられたのか、もしくは閉められたのかを推定することができる。

4. 評価実験

4.1 データセット

本実験では図 4 に示す二つのドアが設置された実験環境においてデータを取得した。環境内にはテーブルが 11 台、椅子が 30 脚設置されている。Wi-Fi 電波の送受信機として Intel 5300 NIC を搭載した PC を使い、Halperin らによって改造された NIC のデバイスドライバをインストールした [19]。通信に用いた送信アンテナ数は 1、受信アンテナ数は 3、サブキャリア数は 30 であり、CSI を取得するために毎秒約 4000 パケットを送受信した。また受信アンテナ間の距離は 2.5cm とした。

被験者は環境内を歩き回りながら各ドアを 10 回ずつ開閉した。また、実際に各ドアを開閉した時刻を計測するためにビデオによる撮影を行った。

4.2 実験結果

4.3 クラスタリング結果

3.6 節において Matrix profile からクラスタを形成する

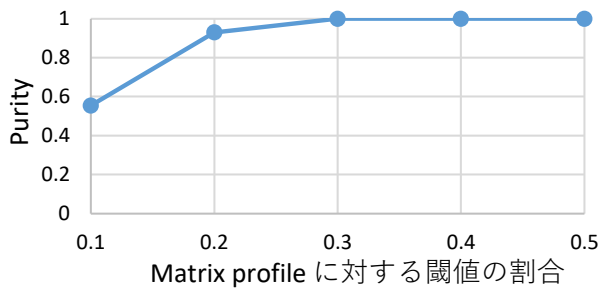


図 5 閾値を変化させたときの Purity

ときの処理を終了する閾値を変化させたときの Purity を図 5 に示す。閾値は Matrix profile の最大値の 0.1 倍から 0.5 倍まで変化させ、各クラス内の要素を真値を用いてラベル付けし、次式によって Purity を求めた。

$$purity = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^4 \max_j n_{i,j} \quad (15)$$

ここで N は全クラス内の要素数の合計値であり、 $n_{i,j}$ はクラス i においてラベル j に属する要素の数である。また、ラベルにはドア 1 開操作、ドア 1 閉操作、ドア 2 開操作、ドア 2 閉操作、それ以外の 5 種類のラベルを用いた。図 5 から Matrix profile において大きい時間窓を用いる場合は各ドアの各操作に対応する motif を区別できていることがわかる。

4.4 開閉検出結果

3.7 節において推定用データの時間窓をクラスに追加する際のドップラー効果の類似度の閾値を変化させたときのドア開閉の検出結果を図 6 に示す。閾値は各クラス内の motif 同士のドップラー効果の類似度の平均値に対して 0.1 倍から 1 倍まで変化させた。評価指標には開閉を検出した時に実際にそのドアが開閉された割合（適合率）と、実際にドアが開閉された時に開閉が検出された割合（再現率）の二つを用いる。

図 6 から、閾値を各クラス内のドップラー効果の類似度の平均値の 0.5 倍としたときでも再現率が 90% 程度であり、検出が難しい開閉が存在することが分かる。これはドア開閉時の速度の差やドア開閉時の人の動きによってドップラー効果にばらつきが生じてしまうからだと考えられる。ドップラー効果のばらつきに対応した類似度計算を行うことでこの問題に対処することが今後の課題である。また、閾値をドップラー効果の類似度の平均値の 0.3 倍とすると、ほとんどのドアの開閉を検知できる一方で、20% 程度の誤検出が生じることが分かる。誤検出の原因は人の動き方によってはドアの開閉と類似したドップラー効果の変化をする場合があるため、ドップラー効果による motif との比較ではドアの動きか人の動きかを識別することが難しいためである。また、そのような人の動きがドアの付近で

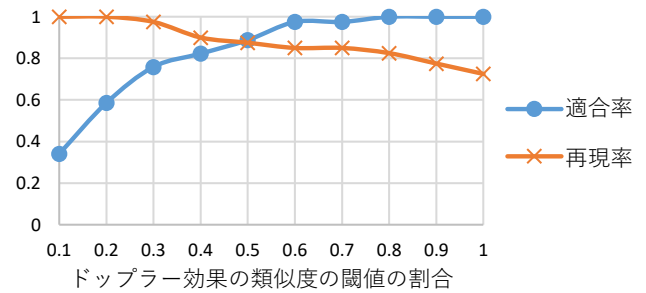


図 6 閾値を変化させたときの開閉検出率

行われた場合、到来方向を用いてもドアの動きか人の動きかを識別できないことも考えられる。現在は時間窓ごとに独立した検出を行っているが、ドアの開閉状態の時系列性を考慮し開く操作が連続して検出される等の誤検出を減らすことで精度が改善できると考えられる。

5. おわりに

本研究では市販の Wi-Fi 機器で取得することができる Wi-Fi 電波の伝搬路情報である CSI を用いて教師無し学習技術により、ラベル付き学習データを必要としないドアの開閉検知手法を提案した。CSI からドア開閉によるドップラー効果とドアによる反射波の到来方向を推定し、ドアの開閉は一定の方向から類似した変化が繰り返し生じることを用いて、ドア操作時の CSI の変化を motif として発見し、motif との類似度を計算することでドアの検出を行った。

謝辞本研究の一部は JST CREST JPMJCR15E2, JSPS 科研費 JP16H06539, JP17J06602, JP17H04679 の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] Philipose, M., Fishkin, K. P., Perkowitz, M., Patterson, D. J., Fox, D., Kautz, H. and Hähnel, D.: Inferring activities from interactions with objects, *Pervasive Computing, IEEE*, Vol. 3, No. 4, pp. 50–57 (2004).
- [2] Tapia, E. M., Intille, S. S. and Larson, K.: Activity recognition in the home using simple and ubiquitous sensors, *Proceedings of Pervasive* (2004).
- [3] Van Kasteren, T., Noulas, A., Englebienne, G. and Kröse, B.: Accurate activity recognition in a home setting, *Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing*, ACM, pp. 1–9 (2008).
- [4] Ohara, K., Maekawa, T. and Matsushita, Y.: Detecting State Changes of Indoor Everyday Objects using Wi-Fi Channel State Information, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 3, p. 88 (2017).
- [5] Li, X., Li, S., Zhang, D., Xiong, J., Wang, Y. and Mei, H.: Dynamic-music: accurate device-free indoor localization, *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 196–207 (2016).
- [6] Li, X., Zhang, D., Lv, Q., Xiong, J., Li, S., Zhang, Y. and Mei, H.: IndoTrack: Device-Free Indoor Human Track-

- ing with Commodity Wi-Fi, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 3, p. 72 (2017).
- [7] Qian, K., Wu, C., Zhang, Y., Zhang, G., Yang, Z. and Liu, Y.: Widar2. 0: Passive human tracking with a single wi-fi link, *Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, pp. 350–361 (2018).
 - [8] Yeh, C.-C. M., Zhu, Y., Ulanova, L., Begum, N., Ding, Y., Dau, H. A., Silva, D. F., Mueen, A. and Keogh, E.: Matrix profile I: all pairs similarity joins for time series: a unifying view that includes motifs, discords and shapelets, *Proceedings of the 16th International Conference on Data Mining*, pp. 1317–1322 (2016).
 - [9] Campbell, B. and Dutta, P.: An energy-harvesting sensor architecture and toolkit for building monitoring and event detection, *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*, pp. 100–109 (2014).
 - [10] Patel, S. N., Reynolds, M. S. and Abowd, G. D.: Detecting human movement by differential air pressure sensing in HVAC system ductwork: An exploration in infrastructure mediated sensing, *Pervasive Computing*, Springer, pp. 1–18 (2008).
 - [11] Wu, M., Pathak, P. H. and Mohapatra, P.: Monitoring building door events using barometer sensor in smartphones, *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 319–323 (2015).
 - [12] Shi, S., Sigg, S. and Ji, Y.: Passive detection of situations from ambient fm-radio signals, *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 1049–1053 (2012).
 - [13] Wang, Y., Jiang, X., Cao, R. and Wang, X.: Robust Indoor Human Activity Recognition Using Wireless Signals, *Sensors*, Vol. 15, No. 7, pp. 17195–17208 (2015).
 - [14] Wang, W., Liu, A. X., Shahzad, M., Ling, K. and Lu, S.: Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition, *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp. 65–76 (2015).
 - [15] Han, C., Wu, K., Wang, Y. and Ni, L. M.: WiFall: Device-free fall detection by wireless networks, *INFOCOM, 2014 Proceedings IEEE*, pp. 271–279 (2014).
 - [16] Zhang, D., Wang, H., Wang, Y. and Ma, J.: Anti-fall: A Non-intrusive and Real-Time Fall Detector Leveraging CSI from Commodity WiFi Devices, *Inclusive Smart Cities and e-Health*, Springer, pp. 181–193 (2015).
 - [17] Liu, X., Cao, J., Tang, S. and Wen, J.: Wi-Sleep: Contactless sleep monitoring via WiFi signals, *Real-Time Systems Symposium (RTSS), 2014 IEEE*, pp. 346–355 (2014).
 - [18] Ali, K., Liu, A. X., Wang, W. and Shahzad, M.: Keystroke recognition using wifi signals, *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp. 90–102 (2015).
 - [19] Halperin, D., Hu, W., Sheth, A. and Wetherall, D.: Tool release: gathering 802.11 n traces with channel state information, *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, Vol. 41, No. 1, pp. 53–53 (2011).