

Nexmon による CSI ベースの人物通過検出システムに関する研究

原田 海斗^{†1} 寺本 京祐^{†2} 野村 祐一郎^{†3} 峰野 博史^{†3†4}

静岡大学情報学部^{†1} 静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻^{†2}

静岡大学学術院情報学領域^{†3} 静岡大学グリーン科学研究所^{†4}

1. はじめに

監視社会としての側面が強まる現代で、個人のプライバシーを尊重したセンシング技術の発展が喫緊の課題である。近年、Wi-Fi電波の通信媒体波及しにおける、チャネル状態情報(CSI)から振幅・位相情報を分析することで、非接触型人間活動認識(HAR)を行う技術が注目を集めている。

これはカメラベースの手法に比べ、明暗の変化に強く、かつプライバシー侵害が少ない特長がある。また、赤外線ベースの手法よりも温度変化に強く、対象者の移動方向に対する脆弱性も低減している。さらには、センサの装着が不要であるため、対象者のストレスを最小限に抑えられる。今後、多様なデバイスやプラットフォームが普及していく中で、Wi-Fi電波(CSI)の利用は実用面において優れている。

しかし、Wi-Fiチップの大半は、CSIへのアクセスが制限されており、アクセスが可能なハードウェアとソフトウェアは高価であるため、完全なCSIの取得が困難である。

先行研究[1,2]では、オープンソースのCSI収集用ファームウェアパッチであるNexmon[3]を用いて、CSI制限に依存せず、導入コストを抑えたセンシングの可能性を示したが、実現手法やシステムアーキテクチャの性能の検証・評価が十分に実施されているとは言えない。本研究では、NexmonによるCSIベースの人物通過検出システムの実現手法を示し、その性能の検証・評価によって、NexmonによるCSIベースの人物通過検出システムにおける可能性を示す。

2. 人物通過検出手法

NexmonによるCSIベースの人物通過検出システムの実現手法を提案する。提案手法は「データ収集」「信号処理」「学習・評価」の3フェーズから構成される。

「データ収集」フェーズでは、Nexmonを対応Wi-Fiチップを備えたデバイスに適用し、IEEE 802.11n規格以降の無線通信におけるサブキャリアの振幅情報を取得する。

「信号処理」フェーズでは、収集した生のCSIデータに対して前処理を行う。具体的には、未使用サブキャリアを閾

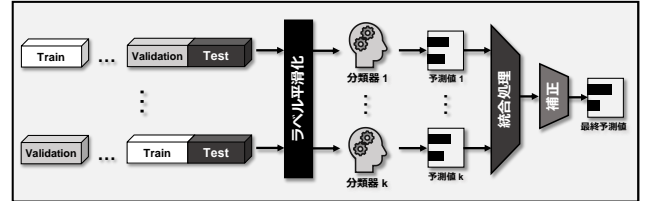


図 1：学習・評価フェーズ：アーキテクチャ

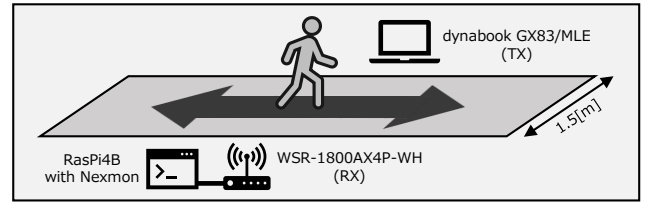


図 2：基礎評価：CSI 収集環境

値によって除去する。残ったサブキャリア $S=\{S_1, \dots, S_n\}$ に対して、中央値 \tilde{X}_i 、長さ t のウィンドウ $X_i=\{x_{i-t+1}, \dots, x_i\}$ を作成し、*hampel* フィルター(式 1)を適用することでノイズ除去を行う。さらに、*difference* フィルター(式 2)を適用し、トレンド非定常性や、スケールの差異を解消する。

$$hampel(X_i) = \begin{cases} \tilde{X}_i & |x_i - \tilde{X}_i| > \alpha \sigma_i \\ x_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad \forall i \geq t \quad (1)$$

$$difference(x_i) = \left(\sum_{k=-m}^m w_k x_{i+k} \right) m \in \mathbb{N} \quad (2)$$

最後に、形状ベースの時系列クラスタリング手法である *k-s hape* を用いて、全サブキャリアクラスター重心を抽出し、代表値として使用することで、計算コスト・過学習を低減する。

図1に「学習・評価」フェーズのアーキテクチャを示す。具体的には、ラベル平滑化と *k-Fold* アンサンブル学習により、 k 個の分類器を構築する。また、全 k 個の予測値は相加平均で統合し、補正処理により分類器の検出性能を向上させる。

3. 基礎評価

3.1 データ収集フェーズ

図2に、NexmonによるCSIの収集環境を示す。CSI収集用デバイスとしては、安価で入手容易なRaspberryPi4Bを使用した。また、Wi-Fi送受信機としては、IEEE 802.11n/ac規格対応のWi-Fiルーター(WSR-1800AX4P-WH)とラップトップPC(dynabook GX83/MLE)を使用した。通信条件は、送受信

Research on CSI-based human passage detection system by Nexmon

^{†1} KAITO HARADA, Faculty of Informatics, Shizuoka University

^{†2} KYOSUKE TERAMOTO, Graduate School of Science and Technology, Shizuoka University

^{†3} YUHICHIRO NOMURA, HIROSHI MINENO, College of Informatics, Academic Institute, Shizuoka University

^{†4} HIROSHI MINENO, Research Institute of Green Science and Technology

機間距離を1.5[m]の距離で屋内に設置し、2.4[GHz]帯の帯域幅20[MHz]で通信間隔を20[Ping/s]として通信を行った。

収集条件は、単体の通過を想定し、教師信号は「通過と非通過」の2値とし、通過速度はSlow:約0.5[m/s], Normal:約1.0[m/s], Fast:約2.0[m/s]の3パターンで収集を行った。

3.2 信号処理フェーズ

収集したサブキャリア数は64個であり、IEEE 802.11n規格の20[MHz]帯では、内56個が通信に使用されるため、8個の未使用サブキャリアの除去を行った。また、*hampel*フィルタ($t=20$, $\alpha=2$)、および*difference*フィルタ($m=1$, $w_l=-1$, $w_0=1$, $w_l=0$)を適用し、ノイズ除去、トレンド非定常性、スケールの差異を解消した。信号処理フェーズは、非通過区間の分散を抑え、通過区間をより明確にする効果がある。そのため、各処理を適用した際の分散(標準偏差)の変化から、信号処理フェーズの効果を定量的に評価する。

図3に、収集された全3パターンのCSIデータに対して、信号処理フェーズのパイプラインを適用した際の、標準偏差の変化を示す。各サンプルで標準偏差は減少傾向を示し、信号処理フェーズの有効性を確認した。

3.3 学習・評価フェーズ

データの预处理後、第2章で示したアーキテクチャ(図1)に基づいて、目的変数をシーケンス内のラベル割合としてソフトな(One-Hot でない)状態で使用した。また、k-Fold($k=3$)とし、アンサンブル学習モデルを構築する際の分類器は、複数の時系列モデル(1D-CNN, LSTM, LSTM-FCN, ResNet, Transformer, RandomForest)で試行した。今回は、統合された予測値の補正方法として、誤分類箇所がスパイク状に出現することから、*hampel* フィルタを使用した。

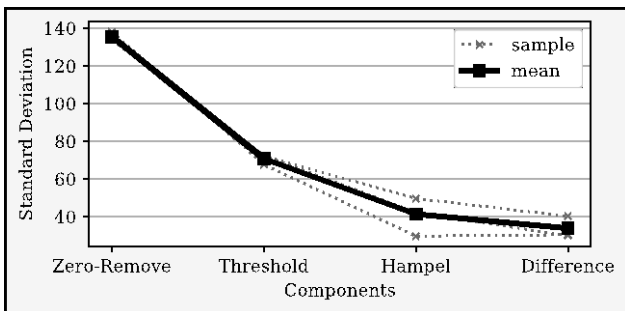


図3：ノイズ除去による標準偏差の変化

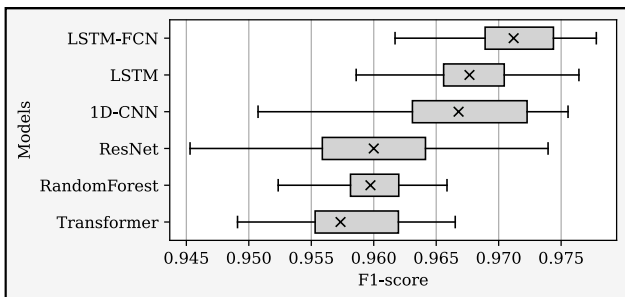


図4：各分類モデルの評価結果(F 値)

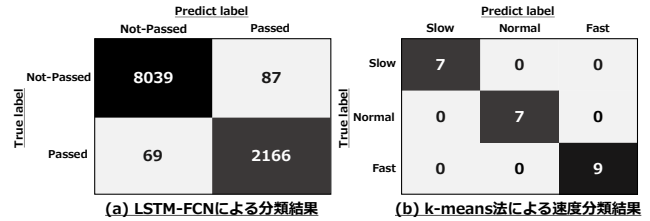


図5：混同行列

図4に、各学習モデルへの入力時点数を10~30、*hampel*フィルタのパラメータを $t=10\sim50$, $\alpha=1.5$ として試行した際の、F値の分布を示す。図5(a)の分類器:LSTM-FCNで、Accuracy:0.985, F1-score:0.978を、最良の結果として確認した。

4. 人物通過検出システムの応用

人物通過検出システムを応用し、人物通過速度分類を行う。これは、通過速度と検出区間幅に、有意な相関が存在するという仮説に基づいている。モデルの予測値から検出区間幅を得る。基礎評価で使用したテストデータには23回(Slow:7回, Normal:7回, Fast:9回)の通過区間が存在している。

図5(b)に、得られた検出区間幅データに対して、k-means法でクラスタリングを行った際の、分類結果を示す。全通過区間で適切な通過速度分類が可能なことを確認した。

5. おわりに

NexmonによるCSIベースの人物通過検出システムの実現手法を示し、その性能の検証・評価によって、NexmonによるCSIベースの人物通過検出システムの可能性を示した。第3章の基礎評価では、第2章の提案手法を用いて、高精度に人物通過検出を行えることを示した。また、第4章では、人物通過検出システムを応用し、通過速度の分類が可能なことを示した。

今後の展望としては、さまざまな内外的要因(通過人数や通信条件、環境差、個人差など)に対し、より広範な調査を行う。また、農業分野などの他のドメインに対して実用的なアプリケーションとしての運用を検討する。

謝辞

本研究の一部は、JST 創発的研究支援事業(JP-MJFR201B)の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Shahverdi, H., Nabati, M., Moshiri, F.R., et al.: Enhancing CSI-Based Human Activity Recognition by Edge Detection Techniques, *Information*, Vol.14.7, No.404, (2023).
- [2] Xia, Z. and Chong, S.: WiFi-based indoor passive fall detection for medical Internet of Things. *Computers and Electrical Engineering*, Vol.109, No.108763, (2023).
- [3] Gringoli, F., Schulz, M., Link, J., et al.: Free your CSI: A channel state information extraction platform for modern Wi-Fi chipsets, *Proc. International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization*, pp.21-28 (2019).