

# 電波センシングを用いた動作に基づく個人特定技術

代表研究者 佐保賢志 富山県立大学 工学部 知能ロボット工学科 講師  
共同研究者 間邊哲也 埼玉大学大学院 理工学研究科 数理電子情報部門 助教

## 1 はじめに

COVID-19の流行による衛生観念変化の影響もあり、指紋等と異なり非接触で個人認証可能な、動作に基づく個人特定が注目されている [1], [2]。特に、動作による個人特定は、顔認証等と比較して遠距離から適用可能な次世代セキュリティシステムの有望技術である。この中で最も研究されているのは歩行により個人特定する歩容認証である [3]。しかし歩容認証用のセンサは主にカメラや深度センサであり、精度が服装や照明条件に依存することが問題である。

上記問題点を解決するため、カメラ等と異なり服装や照明の影響を受けないドップラーレーダが有望視されており、例えば代表研究者らの先行研究では、同レーダによる起立着座計測に基づく99%の精度での個人特定を実証されている [4], [5]。ドップラーレーダは服装や照明に依存せずに運動速度計測が可能のため、運動認識への応用が盛んに検討されている。しかしこの分野の研究の多くは、対象が座ったか転倒したか等の運動分類を主対象としており [6]、個人特定に関する研究は相対的に著しく少ない。2010年代後半以降、カメラと同様に歩容認証に関する研究報告がなされているが [7]、歩行以外の動作による個人特定の研究は殆どなされていない。さらに被験者の人数・レーダ設定・使用する機械学習法の影響なども十分に考察されていない。また個人特定に用いる動作に関して、上述の起立着座等によるものもいくつかの研究で示されているが [8]、歩行以外を用いる研究例は少なく、どの動作が個人特定に有効か十分に調査されていない。

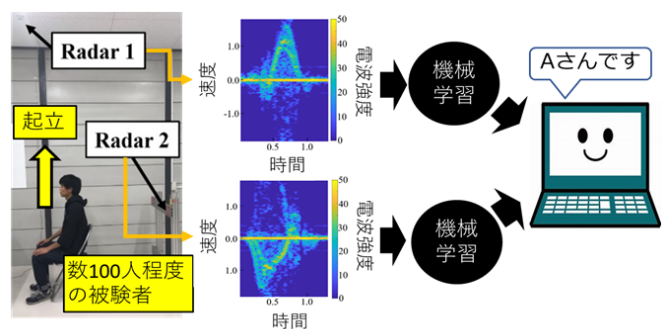
また、レーダのような新機器設置でなく、既存のWi-Fi電波で個人特定可能であれば導入障壁の低いシステムが実現すると考えられる。Wi-Fiチャンネル状態情報に基づく測位技術は無線の主要技術の一つであるが、ドップラーレーダと同様の原理での運動計測については2016年にその可能性が初めて報告され [9]、近年になり運動分類等への応用が報告されている [10]。しかし個人特定に必要な高分解能運動情報を得る技術は未確立である。

本研究調査では、犯罪捜査や今般の新しい生活様式に適する非接触個人認証への応用を想定し、人の動作(歩行、起立等)の電波センシングに基づく個人特定技術を探求した。ドップラーレーダ及びWi-Fi計測の2種の計測法の応用を試み、以下の2つを目的とした。

- 目的1. ドップラーレーダを用い、歩行・ピースサイン・拍手など様々な動作計測による個人特定を試み、個人特定可能な動作を徹底的に究明する。
- 目的2. Wi-Fi電波による動作計測法を開発し、歩行等に基づく個人特定を試みることで、レーダ等の特殊な機器の追加を必要としない個人特定技術を開発する。

図1に目的1における研究の概要を示す。上述の各種動作をドップラーレーダで計測し、時間-速度分布の画像を取得する。そして、得られた画像の機械学習により個人を特定するモデルを構築する。さらに、動作ごとに個人特定に適切な時間-速度分布や機械学習の設定を解明する。高精度な個人特定を狙うのみでなく、個人特定に有用な新たな動作の究明も目指す。

目的2では目的1(下図)におけるレーダをWi-Fiアクセスポイント及び受信機に置き換えたシステムの実現を目指す。Wi-Fiチャンネル状態情報からレーダと同等の時間速度分布を得る手法を開発する。



※対象となる動作を変えながら実施

図1. 電波センシングと機械学習による個人識別の概要

## 2 ドップラー効果に基づく動作の電波センシング法

### 2-1 ドップラー速度計測システム

歩行計測に用いられるレーダ信号及びWi-Fi信号は1~100GHz程度の比較的高い周波数を用いる。ドップラー速度計測では送信及び受信信号間の位相偏移を検出することで、目標との相対速度を測定することができる。また、電波の受信強度からある程度距離を推測できる。

送信信号は次式で表される。

$$s_T(t) = Ae^{j(2\pi f_0 t + \Phi_0)} \quad (1)$$

ただし、 $A$ は送信器の出力強度、 $f_0$ は送信周波数、 $\Phi_0$ は初期位相である。目標表面の $N$ 個の散乱点から反射波を受信することを想定すると、受信信号は時変位相 $\Phi_i(t)$ を用いて以下の式で表される。

$$s_R(t) = \sum_{i=1}^N \eta_i A e^{j\Phi_i(t)} \quad (2)$$

ここで $\eta_i < 1$ は $i$ 番目の散乱点の送受信振幅比である。 $i$ 番目の散乱点に対応する位相 $\Phi_i(t)$ は、レーダによる伝搬距離 $R_i$ とその視線方向速度の速度 $v_{di}$ により、以下の式で表される。

$$\Phi_i(t) = -2\pi \left( \frac{2R_i}{\lambda} - \frac{2v_{di}t}{\lambda} \right) \quad (3)$$

ただし、 $\lambda$ は送信波長であり、 $\lambda = c/f_0$ はドップラーレーダ周波数と表される。以上より、受信信号のフーリエ変換は以下となる。

$$s_R(f) = \sum_{i=1}^N \eta_i A \delta(f - f_{di}) \quad (4)$$

ただし、 $\delta(f)$ はディラックのデルタ関数、 $f_{di}$ はドップラー周波数と呼ばれる目標の運動速度に対応する周波数であり、以下の式で表される。

$$f_{di} = \frac{2v_{di}}{\lambda} \quad (5)$$

即ち、ドップラーレーダの受信信号のフーリエ変換により、各目標のドップラー周波数に対応するスペクトルのピークが検出可能となる。検出したピークに対応するドップラー周波数と式(5)により、物体の視線方向、即ち運動情報を計測することができる。

### 2-2 ドップラー速度スペクトラム及びスペクトログラム算出のための信号処理

レーダ信号に含まれるドップラー周波数変動を把握する周波数解析手法として、一般的な信号処理と同様にフーリエ変換が用いられる。受信信号 $s(t)$ のフーリエ変換及び逆変換は以下の式で表される。

$$S(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j\omega t} dt \quad (14)$$

$S(\omega)$ をドップラー周波数スペクトルと呼ぶ。ただし、フーリエ変換で得られるドップラースペクトルは、

各レンジにおける観測時間中に得られたすべての視線方向速度成分を含んでいる。そのため、一つの目標の視線方向速度が観測時間中に変化した場合、それらのすべてのピークとして検出される可能性がある。そこで、乾燥時間中のドップラースペクトルの時間遷移を捉えることのできる時間周波数解析を用いる。時間周波数解析は各微小時間毎に周波数スペクトルを求める手法であり、本手法を用いて移動体の視線方向速度の変化を検出することで、目標の速度変化を取得可能であると考えられる。信号が複数の周波数成分を持つ場合に最も使用される手法が短時間フーリエ変換 (Short-Time Fourier Transform; 以降 STFT と略す) である [8]。STFT で与えられた信号を短い区間毎に離散フーリエ変換する手法である。時間・周波数スペクトルは次式で与えられる。

$$S(t, \omega) = \int s(t')g^*(t' - t)e^{-j\omega t'} dt' \quad (17)$$

ここで、 $g(t)$ は窓関数である。窓関数を幅 $T$ の矩形窓とすると式(17)は以下のようになる。

$$S(t, \omega) = \int_{t-\frac{T}{2}}^{t+\frac{T}{2}} s(t')e^{-2j\omega t'} dt' \quad (18)$$

このように、得られたデータを分割してそれぞれのフーリエ変換を求めるのみであり実装が容易であり、計算時間も短い。短時間フーリエ変換により得られた  $S(t, \omega)$  について、 $\omega$  を式(5)を用いて速度  $v_d$  に変換した上で得られる  $|S(t, \omega)|^2$  をドップラースペクトログラムと呼ぶ。ドップラースペクトログラムに個人差に対応する運動の詳細な違いの情報が含まれているため、これを機械学習の方法で認識することで個人識別を実現する。

なお、上記はドップラーレーダ信号を例に説明したが、Wi-Fi 信号についても全く同様の処理によりドップラースペクトログラムを得ることができる。

### 2-3 ドップラー速度スペクトラム及びスペクトログラム算出のための信号処理

計測によって得られた電波センシングデータを時間-周波数解析して得られたスペクトログラムに畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を適用した研究事例は、近年数多く報告されている。個人識別への応用に関しては、起立着座動作のドップラーレーダデータに CNN を適用することによる個人認証 [4], [5] が挙げられる。

図 2 に、ドップラースペクトログラムを入力とする CNN の基本的な構造を示す。CNN の入力は時間-周波数分布から作成された画像である。入力した画像は畳み込み層によって次元が削除される。畳み込み層では、複数のフィルタを入力画像に対して畳み込みを行うことで、入力画像の特徴を強調された特徴マップに変換する。ここで、画像には各ピクセルが近傍のピクセルと強い関連性を持つ局所性という性質がある。畳み込み層は、このような画像の局所性を利用して画像の特徴を検出する。畳み込み層では、複数のフィルタを用いるが、各フィルタはそれぞれ異なる特徴を検出する。図 3 に畳み込み層におけるフィルタを用いた畳み込み処理の例を示す。図 3 では、入力画像のサイズを  $4 \times 4$ 、フィルタのサイズを  $2 \times 2$  とした。ここで、各ピクセル内に数値が表されているが、この値が画像の画素値に相当する。畳み込み処理では、フィルタを入力画像の各位置にずらし、重なったピクセル同士の値を掛け合わせる。そして、掛け合わせた値をフィルタの位置ごとに足し合わせて、新たなピクセルを生成する。結果として、畳み込みにより元画像より画像サイズの小さな新たな画像が生成される。CNN では畳み込みを行った後にプーリング処理を行う。プーリング層では画像を各領域に区切り、各領域を代表する値を抽出し並べて新たな画像とプーリング処理が行われる。図 4 にプーリング処理の例を示す。図 4 は各領域の最大値を各領域を代表する値とするマックスプーリングの方法の例を示している。マックスプーリング以外にも領域の平均をとる平均プーリングなどの方法がある。図 11 で示されるように  $6 \times 6$  ピクセルの画像に対して  $2 \times 2$  の領域でプーリングを行なうと、画像サイズは  $3 \times 3$  となり、縮小される。プーリングは画像をぼかす様な処理であるため、特徴の位置の感度が低下する。このため、画像内で特徴が表れている位置が多少変化しても同様な結果が得られる。この変化に対する高いロバスト性のことを移動不変性と呼ぶ。また、プーリングにより画像サイズが縮小されるため、計算量が削減される効果もある。これらの畳み込み、プーリングを繰り返し行うことで特徴量を自動抽出するニューラルネットワークである。最終的に 1 列の特徴ベクトルとなり、全結合層を経てソフトマックス層へと出力さ

れる。出力はソフトマックス層から得た分類クラスの類似性を示す確率であり、最も確率が高いラベルが予測する結果となる。

本研究では、CNNのアーキテクチャとしてResNet-18 [11]を用いた。図5に本研究で用いたResNet-18構造のCNNを示す。入力画像にはRGBに対応する3つのカラーチャンネルがあるため、入力レイヤーの次元は $224 \times 224 \times 3$ となる。Resnetブロックは、バッチ正規化(BN)-正規化線形ユニット(ReLU)-畳み込み(Conv)-BN-ReLU-Convの順序で構成されている。グローバル平均プーリング、全結合層(Fully Connect)が、確率的勾配降下法を使用したクラス予測に適用された。損失関数としてクロスエントロピー関数を使用した。ハイパーパラメータは各問題ごとに経験的に最適化したものを用いた。

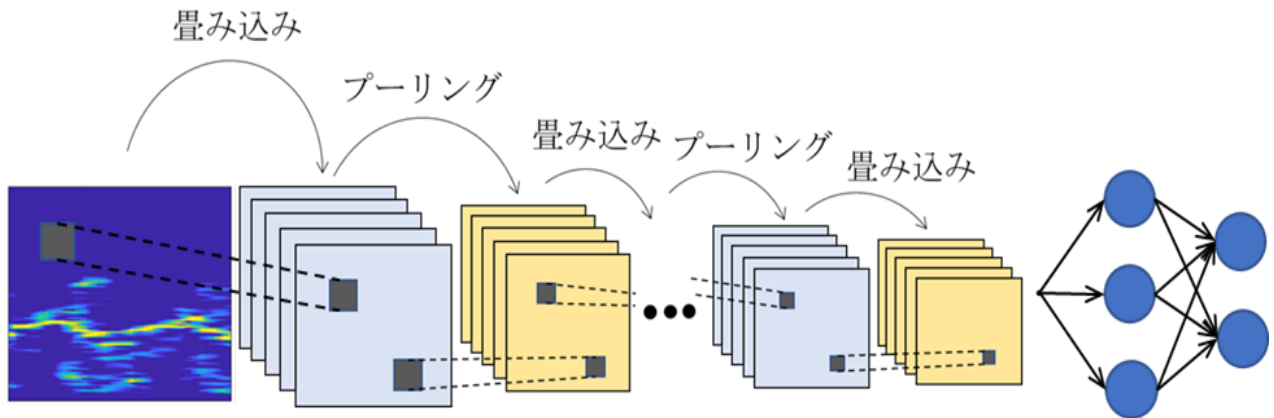


図2. ドップラースペクトログラムが遺贈を入力とするCNN

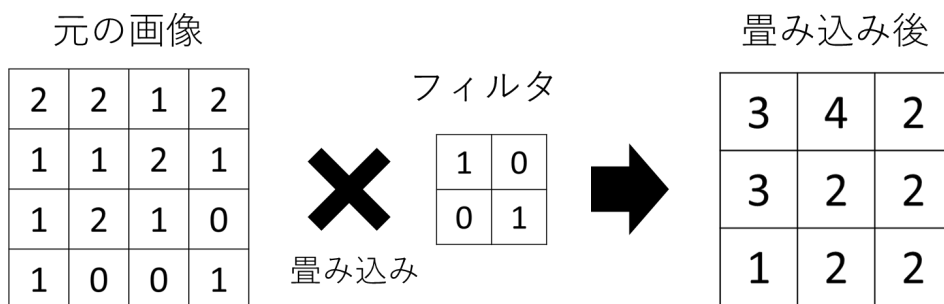


図3. フィルタを用いた畳み込みの例

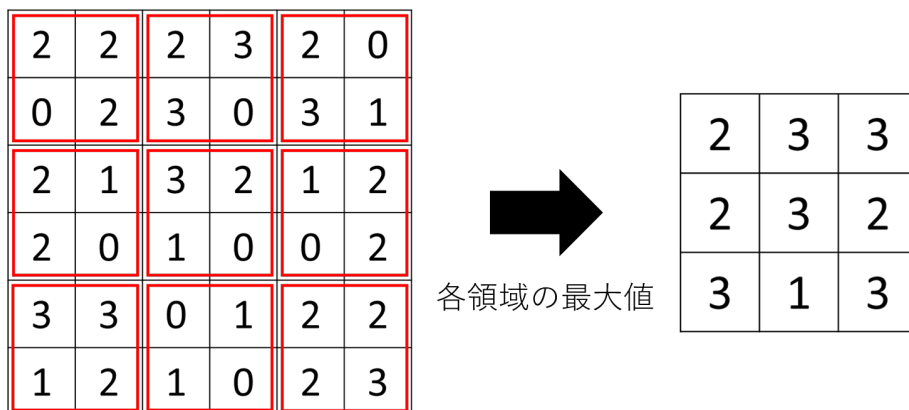


図4. プーリング処理の例

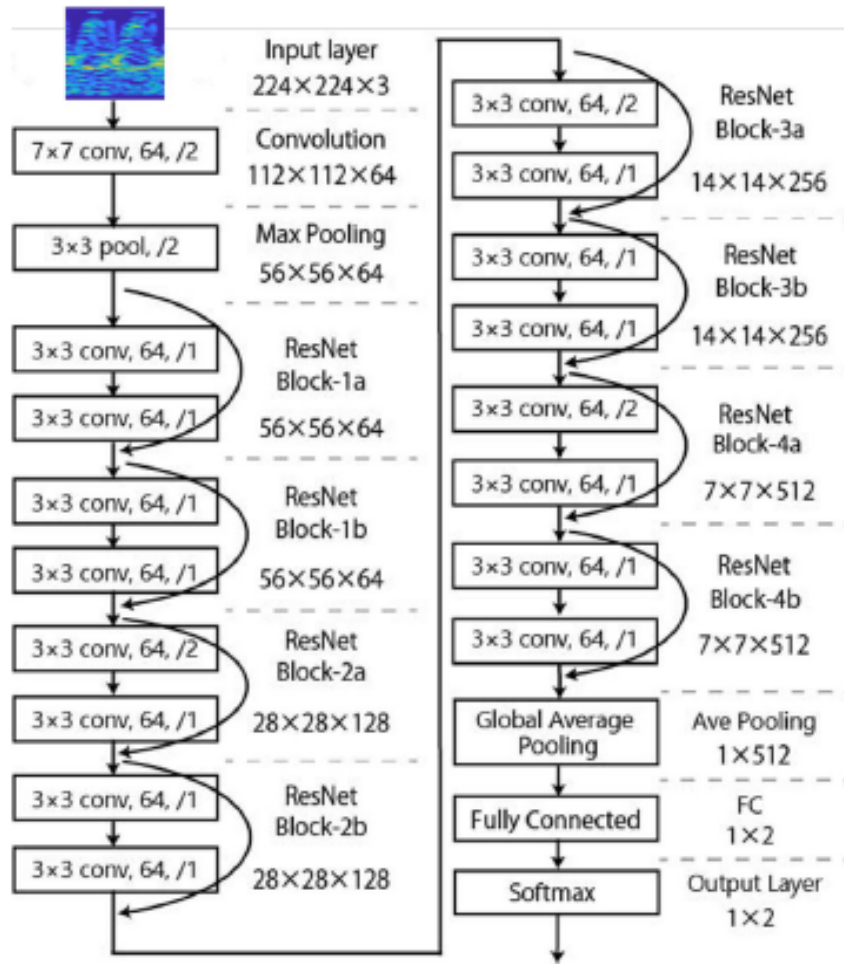


図 5. ResNet-18 の内部構造

### 3 研究調査結果

#### 3-1 レーダを用いた個人識別に関する研究調査

##### (1) 概要

本研究調査では電波センシングにより個人識別可能な動作を解明するため、多様な動作によるドップラーレーダを用いた個人識別について検証した。具体的には、歩行に基づく個人識別の高精度化、拾得動作による個人識別、ピースサイン動作による個人識別、及び拍手動作による個人識別の4つの課題に取り組んだ。このためにドップラーレーダを用いた実験系を構築し、個人識別のための実験と信号処理法の検討を行った。

本研究で用いるマイクロドップラーレーダを図6に示す。ドップラーレーダは、大きさ  $60\text{mm} \times 70\text{mm}$  と小型であり、レーダの周波数  $24\text{GHz}$ 、サンプリング周波数は  $100\text{Hz}$  から  $600\text{Hz}$  まで  $100\text{Hz}$  間隔で任意に設定できる。また、指向性は図6のようになっている。図7にドップラーレーダのブロックダイアグラムを示す。発振回路により周波数  $24\text{GHz}$  の連続波信号を発生し、TXで送信する。RXで反射波を受信し、低ノイズアンプにより信号を増幅する。発信機からの信号を遅延させた信号と受信信号を掛け合わせ同期検波し、ローパスフィルタにより雑音除去をすることで、同期検波により抽出する受信信号を取得する。以下の節では、各研究課題における方法と成果を述べる。

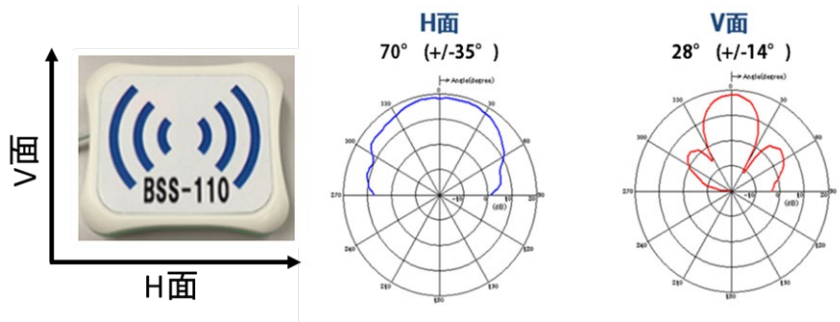


図 6. ドップラーレーダの外観および指向性

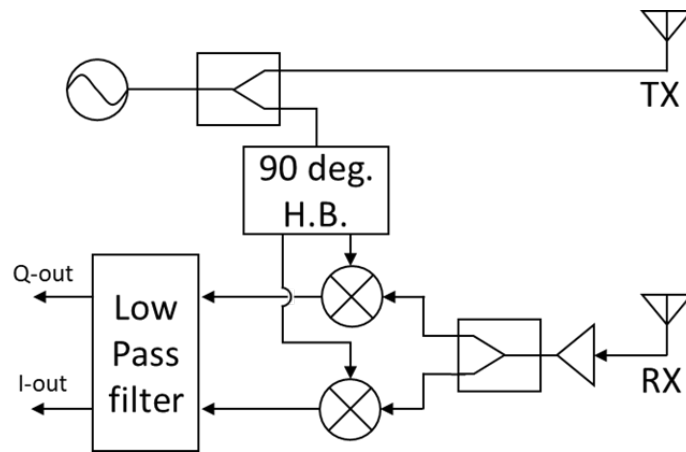


図 7. ドップラーレーダのブロックダイアグラム

## (2) 歩行に基づく個人識別の高精度化

図 8 の実験系を構築し、25 名の被験者を対象に歩行計測を行った。24GHz の連続波ドップラーレーダを被験者正面に設置した。レーダの仕様は図 1 内の表の通りである。個人識別においては、まずドップラーレーダ受信信号の時間-速度分布を計算し、時間-速度分布画像（スペクトログラム画像）を生成する。そして、スペクトログラム画像を深層学習法の一つである畳み込みニューラルネットワークに入力し、個人識別モデルを構築する。畳み込みニューラルネットワークのアーキテクチャは、ドップラーレーダ画像の認識に有効と報告されている ResNet-18 を用いた。データ数は 100 スペクトログラム画像/人とし、70 画像をモデル構築のためのトレーニングデータとして用い、残りの 30 画像をテストデータとして個人識別精度評価に用いた。トレーニングデータの選択はランダムに選定しながら 30 回テストを繰り返し、その分類精度の平均と標準偏差を計算した。

スペクトログラムによる個人識別の高精度化を狙い、本研究調査では用いるスペクトログラム画像の分解能を変化させ、個人識別精度を評価した。まず短時間フーリエ変換によりスペクトログラム画像を得る際に、フーリエ変換に用いる窓関数の幅を変化させることで分解能を変化させることとした。図 9 に各窓関数の幅に対応するスペクトログラム画像を示す。窓関数幅が短いほど時間分解能が改善するが、速度分解能は低くなる。即ち、窓関数幅を調整することで、個人識別に最適な窓関数幅を探った。

表 1 に個人識別精度の評価結果を示す。識別人数が 5 人、15 人、25 人の場合について評価した。いずれの人数の場合も窓関数幅が 53.3 ms の場合が最適であり、25 人の識別においても 99% を超える精度を達成した。この窓関数幅は従来のレーダ歩行計測に基づく個人識別の先行研究よりも大幅に短く、高い時間分解能が個人識別に有用であることを示した。

続いて短時間フーリエ変換より高分解能な時間周波数解析法として知られる Wigner 分布、及びその信頼度を改善するために平滑化を行う平滑化疑似 Wigner 分布を適用し、スペクトログラム画像を生成した。図 10 に Wigner 分布及び平滑化疑似 Wigner 分布により生成したスペクトログラム画像を示す。図 9 の短時間フーリエ変換と比較して分解能が高いことが分かる。表 2 にこれらの分布を用いて個人識別した結果を示す。

平滑化疑似 Wigner 分布を用いて 95 %を超える精度であったものの、スペクトログラム画像より識別精度が低いことがわかった。これは Wigner 分布は高分解能である反面、虚像も多く発生するため、虚像によりモデル構築における学習が適切に行われなかったと考えられる。

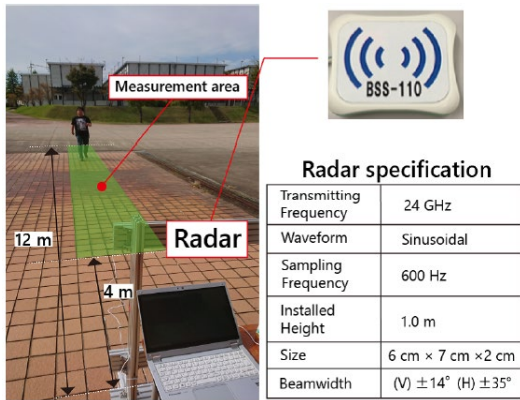


図 8. レーダ歩行計測実験及びレーダの仕様

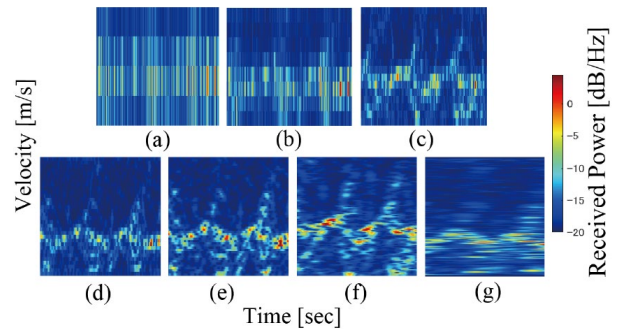


図 9. 各窓関数幅に対応するスペクトログラム画像。横軸は時間、縦軸は速度。窓関数幅は(a)4, (b)8, (c)16, (d)32, (e)64, (f)128, (g)256 サンプル。

表 1. 分解能の異なるスペクトログラム画像による個人識別結果

Window length $N$	No. of participants $N$		
	5	15	25
4 samples (6.67 ms)	88.0 ± 2.2 %	76.0 ± 2.0 %	70.4 ± 1.7 %
8 samples (13.3 ms)	94.6 ± 1.8 %	93.6 ± 1.1 %	93.4 ± 0.7 %
16 samples (26.7 ms)	98.4 ± 1.1 %	98.2 ± 0.3 %	98.8 ± 0.6 %
<b>32 samples (53.3 ms)</b>	<b>98.8 ± 0.3 %</b>	<b>99.3 ± 0.2 %</b>	<b>99.1 ± 0.4 %</b>
64 samples (0.107 s)	98.2 ± 0.9 %	98.9 ± 0.4 %	98.5 ± 0.4 %
128 samples (0.213 s)	98.7 ± 0.8 %	98.0 ± 0.5 %	98.5 ± 0.2 %
256 samples (0.427 s)	91.8 ± 1.4 %	92.8 ± 1.3 %	94.3 ± 0.6 %

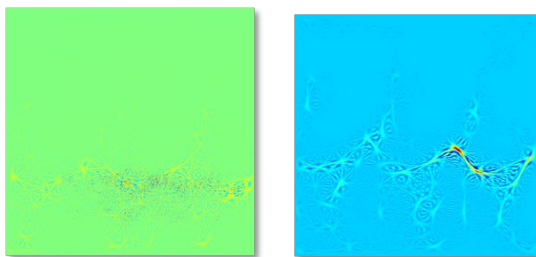


図 10. Wigner 分布(左)と平滑化疑似 Wigner 分布(右)

表 2. Wigner 分布による個人識別結果

	No. of participants $N$		
	5	15	25
Wigner 分布	94.2 ± 1.5 %	92.0 ± 1.1 %	92.9 ± 1.0 %
平滑化疑似 Wigner 分布	95.6 ± 1.0 %	95.1 ± 0.9 %	95.0 ± 0.6 %

### (3) 拾得動作に基づく個人識別

本研究では床に落ちているものを拾う動作により個人識別が可能かを調べた。なお、レーダ以外のセンサも含め、この動作による個人識別は本研究が初の試みである。図 11 に実験の概観を示す。被験者の正面にレーダを設置した。レーダは歩行による個人識別と同様のものを用いた。

図 12 に拾得動作のスペクトログラム画像の例を示す。ものを拾う際にレーダに近づく動作に対応する正の速度と、拾った後元の体勢に戻る運動に対応する負の速度が確認できる。この画像を用いて、歩行計測と同様の ResNet-18 を用いて 6 人の個人識別を行った。結果を表 3 に示す。識別が困難な個人も含まれているものの、おおむね高い精度で個人識別ができている。平均識別精度は 85.9 % であり、拾得動作による個人識別の可能性を示した。

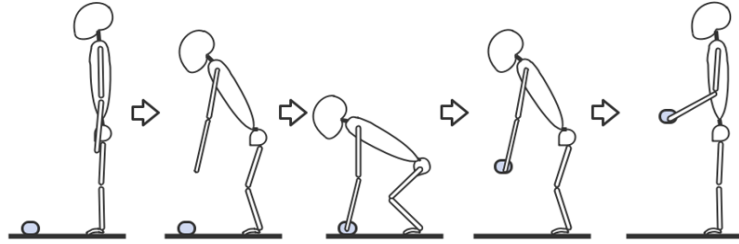
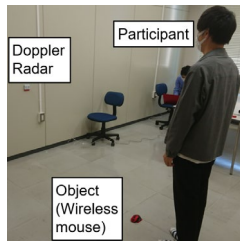


図 11. 拾得動作のレーダ計測実験

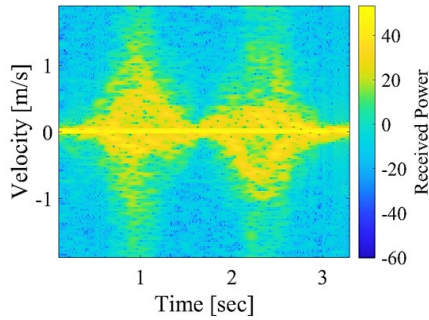


図 12. 拾得動作のスペクトログラム画

表 3. 拾得動作による 6 人の個人識別結果(混同行列)

		Actual Person					
		A	B	C	D	E	F
Estimated Person	A	86.8	2.9	10.7	0.0	0.7	0.5
	B	6.8	93.5	9.3	0.3	0.1	0.0
	C	6.1	3.5	79.3	0.0	0.3	0.0
	D	0.0	0.1	0.3	86.8	2.3	8.8
	E	0.3	0.0	0.1	3.1	87.6	12.0
	F	0.0	0.0	0.3	9.9	9.1	78.7

#### (4) ピースサインに基づく個人識別

本研究ではピースサインを出す動作及びじゃんけんの動作により個人識別が可能かを調べた。なおこの動作についても、レーダ以外のセンサも含め、これらの動作による個人識別は本研究が初の試みである。図 13 に実験の概観を示す。レーダの正面でこぶしの状態からピースサインを出す動作を計測した。被験者は 2 名として計測した。

図 14 に各被験者のスペクトログラム画像の例を示す。2 名のスペクトログラム画像に差異があり、この動作に個人差があることが示唆されている。表 4 に 2 名の個人識別結果を示す。概ね 70 % 程度の精度であるものの、ランダム 2 名を分類した場合よりは有意に高い精度となったため、2 名の識別の可能性が示唆された。



図 13. ピースサインを出す動作の計測実験

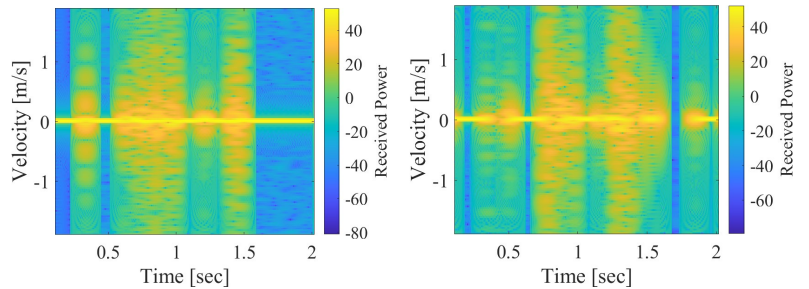


図 14. 各被験者のピースサイン動作のスペクトログラム画像

表 4. ピースサインによる 2 人の個人識別結果(混同行列)

	A	B
A	75%	33%
B	25%	67%



### (5) 拍手動作に基づく個人識別

拍手動作を利用した個人識別を検討した。本実験のシステムを図 16、実験風景を図 17 に示す。レーダを手の正面と横に設置し、手の中心から 30 cm の距離に設置した。使用したマイクロドップラレーダの送信周波数はこれまでと同様に 24 GHz である。本実験の被験者は合計 10 人の成人男性であった。被験者は手を閉じた状態から 10 回拍手を行う動作を 50 回ずつ計測した。

実験で得られたレーダの受信信号を STFT に適用しスペクトログラムが得られる。ここで、拍手を横レーダと前レーダで測定した時のスペクトログラムの導出例をそれ図 17 に示す。同図において、横軸は時間、縦軸は周波数、色は受信電力の強度に対応しており、スペクトログラムは被験者の拍手動作の様子を表している。横レーダにおいて手の運動に対応する周期的な動作が明瞭に確認できる。

10 人の拍手の分類器として CNN を用いた。実験で得られた全データ (500 データ) をランダムに 80% を学習用データ、20% をテスト用データとして分割した。学習用データを CNN に入力し、学習後テスト用データを適用し 10 人の個人識別を行う。それを 5 回実行した際の平均正解率を CNN の分類正解率とした。また、CNN のモデルは Lenet、AlexNet、VGG16、Resnet18 を用いそれぞれのモデルで比較評価する。各モデルのハイパーパラメータはグリッドサーチを実行した際に最も精度が高くなったものを適用した。

各モデルの分類正解率の評価結果を図 18 に示す。横レーダ使用時の Lenet、AlexNet、VGG16、Resnet18 の分類正解率はそれぞれ 89.7%、91.5%、90.3%、87.1%、前レーダ使用時はそれぞれ 77.2%、72.7%、58.6%、79.2% である。各モデルにおいて横レーダ使用時の個人識別を約 90% の精度で達成した。また、前レーダ使用時の個人識別を約 70% の精度で達成した。横レーダ使用時が前レーダ使用時と比べ全モデルにおいて高い精度を示している。これは、横レーダは拍手動作中の掌の動きを測定しているため、各被験者の掌の大きさや拍手の周期的な変化を捉えられていると推察できる。一方、前レーダは拍手動作の際の腕や胴体の動きを測定しているため、被験者間の差が少ないことが要因と考えられる。

図 19 に Grad-CAM 適用前後の画像を示す。Grad-CAM には各 CNN モデルの最後の畳み込み層を利用した。LeNet でスペクトログラムの速度変化が少ない部分を特徴として捉えていることが分かる。図 17 の受信電力の大きい部分と一致しているため、拍手動作における掌の動きを特徴として捉えていると考えられる。また、AlexNet では拍手をする前の予備動作の部分の特徴として捉えていることが分かる。VGG16 では 10 回の拍手の内、開始の数回と終わりの数回の動作部分の特徴として捉えていることが分かる。これは、拍手を始める行動に個人差が表れていると考えられる。ResNet18 では拍手動作の全体を特徴として捉えていることが分かる。以上の結果より、レーダを用いた拍手動作の個人識別を高い精度で可能であるが、CNN の層の深さや構造の差で識別の特徴としている部分が異なっていることが示唆された。

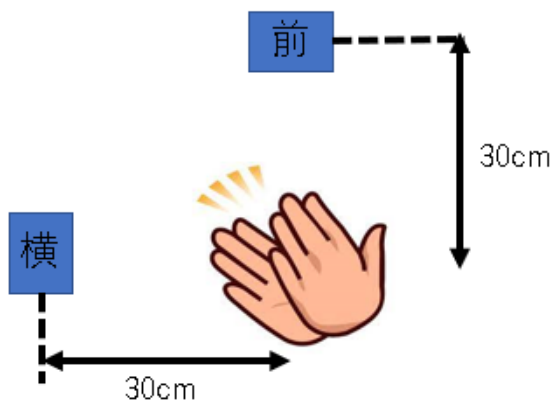


図 15. 実験レイアウト



図 16 実験の外観

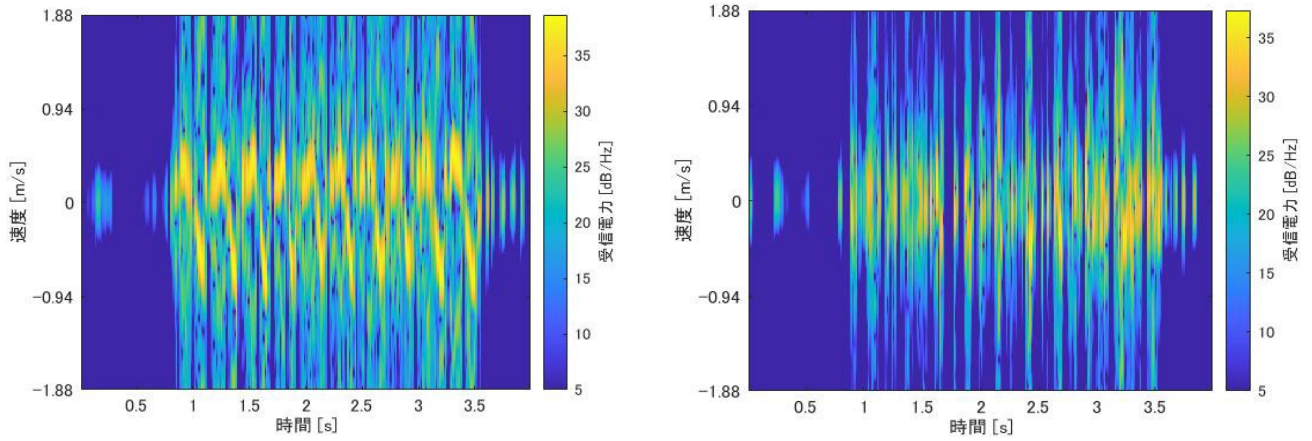


図 17 拍手スペクトログラム(左: 横, 右: 前)

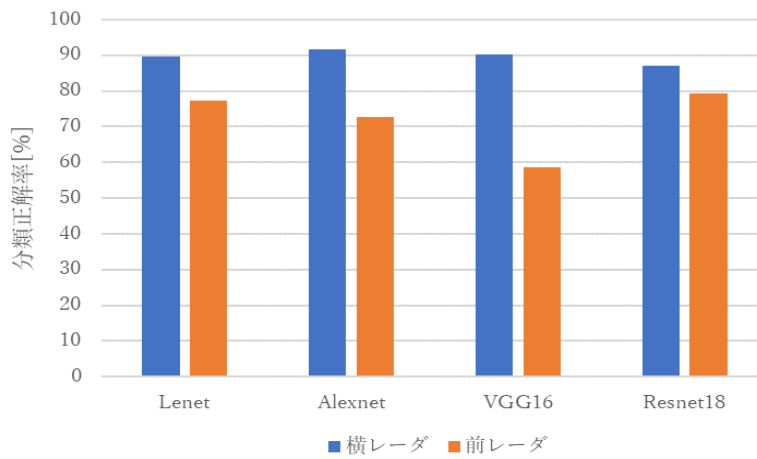


図 18. 分類精度

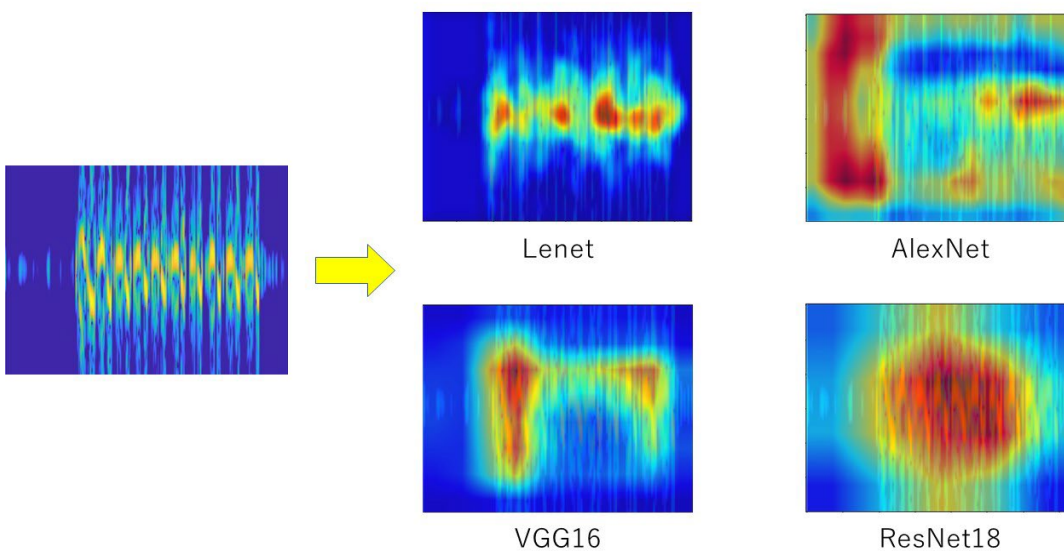


図 19 Grad-Cam 適用結果

### 3-2 Wi-Fi 電波を用いた個人識別

#### (1) 概要

レーダを用いて行った検討を同様に Wi-Fi 電波にて行うことを目的とし、実験環境の構築及び基礎実験データの取得を目指した。図 20 に構築した実験系を示す。適切なデータを取得するためのルータ及びデータ受信器（スペクトルアナライザ）の配置を試行錯誤的に設定し、妥当なデータが取得できる状況となった。このため、Wi-Fi 電波においても同様に個人識別を試みた。本研究ではその第一段階として、レーダにおいて個人識別可能と判明している歩行及び起立動作について検討した。

#### (2) 歩行に基づく個人識別

図 21 に 2 名の被験者について取得したデータの受信電力時系列の例を示す。両被験者の歩行に対応する振幅や周波数が異なることが確認できる。また、図 21 の時系列 100 データ/1 名を 5 名分取得し、リカレントニューラルネットワークの一つである Long-Short Term Memory に入力した結果、歩行動作により 5 名の被験者を 84% の精度で分類できた。



図 20. Wi-Fi 動作計測実験の概観

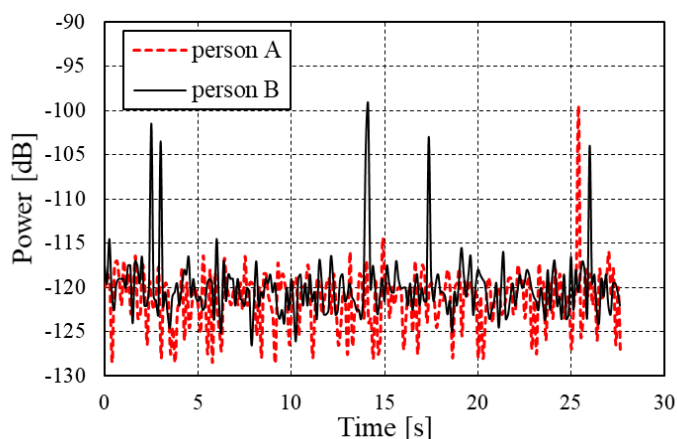


図 21. 各被験者の受信電力時系列の例

以上より十分な精度の電波情報計測が出来ていることが確認されたので、レーダの場合と同様に得られた時系列の時間-周波数分布を生成し、個人識別を試みた。図 22 にスペクトログラムの一例を示す。ドップラーレーダの場合と比較して歩行に対応する明瞭な成分が確認できないものの、歩行の周期性などが確認でき、歩容情報を含んでいると考えられる。5 名の被験者について、1 台の受信機のデータのみを用いた場合と、3 台の受信機のデータを結合した画像を用いた場合のそれぞれについて歩容識別制度を評価した。機械学習法はドップラーレーダスペクトログラムの場合と同様に CNN (ResNet-18) を用いた。

分類結果の Confusion matrix を表 5 に示す。同表中のアルファベットは被験者のラベルを示す。受信機 1 台の場合と 3 台の場合の平均識別精度はそれぞれ 89% 及び 96% であった。この結果から受信機 1 台のみの場合はドップラーレーダの場合と比較して精度が低下するものの、複数台の受信機のデータを組み合わせることで Wi-Fi の場合でも高精度な歩容認証が可能であることが示唆された。

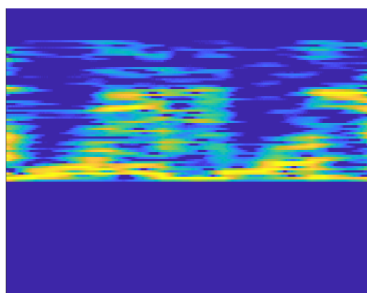


図 22. Wi-Fi 信号から計測したスペクトログラム画像の例

表 5. Wi-Fi 電波を用いた歩行に基づく個人識別での受信機数ごとの Confusion matrix (1 台/3 台)

True/Est.	A	B	C	D	E
A	<b>0.8056/</b> <b>0.8421</b>	0.0556/ 0.0000	0.0278/ 0.0000	0.0833/ 0.0000	0.0278/ 0.1579
B	0.0000/ 0.0000	<b>1.0000/</b> <b>1.0000</b>	0.0000/ 0.0000	0.0000/ 0.0000	0.0000/ 0.0000
C	0.0000/ 0.0000	0.0303/ 0.0455	0.7879/ <b>0.9545</b>	0.1515/ 0.0000	0.0303/ 0.0000
D	0.0000/ 0.0000	0.0714/ 0.0000	0.0000/ 0.0000	<b>0.9286/</b> <b>1.0000</b>	0.0000/ 0.0000
E	0.0000/ 0.0000	0.0263/ 0.0000	0.0000/ 0.0000	0.0000/ 0.0000	<b>0.9737/</b> <b>1.0000</b>

### (3) 起立着座に基づく個人識別

Wi-fi 電波を用いた個人識別について、起立着座についても同様に検討した。各被験者は椅子の前に立ち、いつも通りに起立及び着座の順に行うことを指示された。本研究では簡単のため、起立・着座する被験者の上部にルータ及びスペクトルアナライザの両方を設置することにより、上下方向の運動を計測することに特化したシステムとした。図 23 に取得したデータの受信強度時系列の例を、図 24 にスペクトログラムを計算した例を示す。起立及び着座の双方に対応する速度変動が明確に得られているなど、ドップラーレーダで得るスペクトログラムと遜色のない画像が得られている。前節の歩行の場合と同様の被験者及び分類手法により起立着座に基づく個人識別を検討した。

5名の被験者分類結果の Confusion matrix を表 6 に示す。96%の精度での個人識別ができています。ただし、本実験ではドップラーレーダと同様の信頼度の高いデータが得られるように計測機器の配置を特殊なものとしたため、実際の環境における任意の配置のルータ及び受信機でも同様に検討することが今後の課題である。

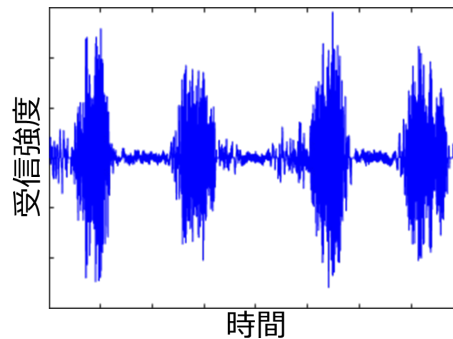


図 23. 起立・着座動作の受信強度時系列の例

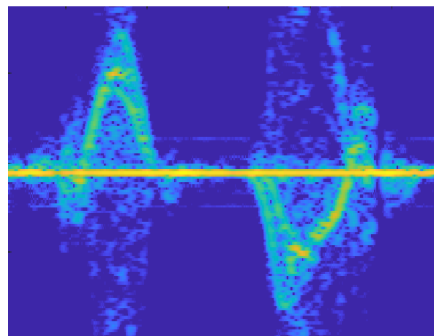


図 24. 起立・着座動作の時間-速度分布画像の例

表 6. Wi-Fi 電波を用いた起立着座に基づく個人識別での Confusion matrix

T \ E	A	B	C	D	E
A	93.7	0.1	0.0	0.2	2.8
B	0.0	99.0	0.8	0.0	0.0
C	0.0	0.0	97.7	0.0	0.0
D	3.4	0.0	0.1	97.0	1.9
E	2.9	0.0	1.4	2.8	95.3

#### 4. まとめ

本研究の主要な貢献は以下の3つである。

- 電波センシングを用いた個人識別において、これまで検討されていなかった拾得動作、ピースサイン、拍手動作においても可能であることを示唆した。歩行による個人識別である歩容認証は実用化が進んでいるものの、その他の動作による個人の特定についても実現可能であることを示す結果である。
- ドップラーレーダを用いた歩容認証において、最適なスペクトログラムの設定を見出し、99%の制度という現在実用化されているカメラによる歩容認証も超える精度を示した。
- Wi-Fi 信号を用いた個人識別について実験系を構築し、従来ドップラーレーダによる識別が成功していた歩行及び起立着座動作について同様に高い精度を実現できることを示した。

上記の成果は電波センシングに基づく個人特定技術の発展に有益なものである。しかし、Wi-Fi を用いた個人特定において多くの被験者数や現実的なルータ・受信機配置を検討することが今後の重要な課題である。またほかの様々な動作についても個人情報を含むかを継続して検討する必要がある。

#### 【参考文献】

- [1] Abuhamad, M., Abusnaina, A., Nyang, D., & Mohaisen, D. (2020). Sensor-based continuous authentication of smartphones' users using behavioral biometrics: A contemporary survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(1), 65-84.
- [2] Hernández-Álvarez, L., De Fuentes, J. M., González-Manzano, L., & Encinas, L. H. (2021). SmartCAMP- Smartphone-based continuous authentication leveraging motion sensors with privacy preservation. *Pattern Recognition Letters*, 147, 189-196.
- [3] Iwashita, Y., Uchino, K., & Kurazume, R. (2013). Gait-based person identification robust to changes in appearance. *Sensors*, 13(6), 7884-7901.
- [4] Saho, K., Shioiri, K., & Inuzuka, K. (2020). Accurate person identification based on combined sit-to-stand and stand-to-sit movements measured using doppler radars. *IEEE Sensors Journal*, 21(4), 4563-4570..
- [5] Saho, K., Inuzuka, K., & Shioiri, K. (2020). Person identification based on micro-Doppler signatures of sit-to-stand and stand-to-sit movements using a convolutional neural network. *IEEE Sensors Letters*, 4(3), 1-4.
- [6] Li, X., He, Y., Fioranelli, F., Jing, X., Yarovoy, A., & Yang, Y. (2020). Human motion recognition with limited radar micro-Doppler signatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(8), 6586-6599.

- [7] Cao, P., Xia, W., Ye, M., Zhang, J., & Zhou, J. (2018). Radar-ID: human identification based on radar micro-Doppler signatures using deep convolutional neural networks. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 12(7), 729-734.
- [8] Yamada, M., Kamiya, K., Kudo, M., Nonaka, H., & Toyama, J. (2009). Soft authentication and behavior analysis using a chair with sensors attached: hipprint authentication. *Pattern Analysis and Applications*, 12, 251-260.
- [9] Wang, W., Liu, A. X., & Shahzad, M. (2016, September). Gait recognition using wifi signals. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing* (pp. 363-373).
- [10] Gao, R., Li, W., Xie, Y., Yi, E., Wang, L., Wu, D., & Zhang, D. (2022). Towards Robust Gesture Recognition by Characterizing the Sensing Quality of WiFi Signals. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 6(1), 1-26.
- [11] Ou, X., Yan, P., Zhang, Y., Tu, B., Zhang, G., Wu, J., & Li, W. (2019). Moving object detection method via ResNet-18 with encoder-decoder structure in complex scenes. *IEEE Access*, 7, 108152-108160.

### 〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
スペクトログラムの分解能調節によるドップラーレーダを用いた歩容識別精度の改善	電子情報通信学会論文誌B	2021年7月
Personal Identification Based on the Picking-Up Movement Measured Using a Doppler Radar	IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering	2021年9月
Exploration of Effective Time-Velocity Distribution for Doppler-Radar-Based Personal Gait Identification	Sensors	2023年1月