

# 時系列WiFiイメージを用いた 深層学習によるタグ識別法の検討

森田 幸歩<sup>1</sup> 内山 彰<sup>1,2</sup> 東野 輝夫<sup>1</sup>

**概要:** 近年、メンテナンス不要な行動認識手法として、WiFi電波を使ったセンシング（ワイヤレスセンシング）が注目を集めている。ワイヤレスセンシングは複数の対象が同時に存在する場合に、それらの識別が困難という課題を持つ。本稿では、対象識別の実現のため、銅テープなどの導電性素材により形状に固有のパターンを持たせた導電性タグを作成し、対象に付与する。このタグに電波を照射すると、固有パターンに応じた反射波が生じる。本研究では、WiFiイメージングと呼ばれる手法を用いて、到来方向ごとの電波強度を推定し、タグごとに固有の反射パターンを捉え、識別に利用する。実際には、タグの位置が変化するとマルチパスフェージングの影響により、イメージング結果は変化する。これに対して、我々は扉や通路などの対象が一定方向に移動する環境を想定し、その際に取得される時系列イメージを用いて、深層学習によりタグを識別する。シミュレーションによりWiFiイメージングの時系列データを再現し、評価を行った。8×8の受信アレイによる識別を行った結果、タグの位置が学習データと同じ場合は正解率100%となった。一方、学習データと異なる位置においては正解率56.75%となり、位置変化による性能低下はあるものの、時系列データを利用することの有効性が確認できた。

## 1. はじめに

近年、WiFi電波を使った行動認識（ワイヤレスセンシング）が注目を集めている。ワイヤレスセンシングは、人やモノの動きに伴う電波変動を利用して行動やモノの状態といったコンテキストを認識する手法である。充電やバッテリー交換に伴うメンテナンスが不要であることに加え、広く普及しているWiFi設備を利用できるため、導入コストが削減できるという利点がある。多くのワイヤレスセンシングでは、既存のWiFiデバイスで取得可能なChannel State Information (CSI) を利用する [1]。CSIは電波伝搬により生じる位相および振幅の変化を表しており、その時間変動を観測することで、電波変動を捉える。しかし、従来のワイヤレスセンシングでは人やモノなどの対象が複数ある場合、それらの識別が困難という本質的な課題を持つ。これに対して、本質的にタグの識別が可能なRFIDを利用した手法 [2] も存在するが、RFIDリーダーを追加で設置する必要がある。これらの課題に対し、本研究では既存設備であるWiFiを利用した人やモノの識別法の設計を目標としている。

WiFi電波を利用した人やモノの認識を実現するための基礎技術として、WiFiイメージングと呼ばれる手法が存在する [3]。WiFiイメージングでは、受信アンテナアレイを利用した電波の到来角推定と同様の原理に基づき、到来方向ごとの電波強度をカメラのように可視化することで、物体の大まかな形状を捉えられる。Wision[3]は代表的なWiFiイメージング手法であり、人や物が存在する場合にそれらのおおよその位置を捉えられることが分かっている。一方で、個々の人や物を識別する方法は検討されていない。WiFiイメージングは波長に応じた空間分解能を持つため、大まかな物の大きさや形状は識別可能である。しかし、イメージングの解像度は波長に依存するため、WiFiでは解像度が低く、ほとんどの人や物は大きさや形状が類似することとなり、それらの識別は困難である。

これに対して我々は、電波に対して明確な影響を与える銅テープや導電性の糸などの導電性素材を用いて反射波に固有のパターンを作り出すことで、対象識別の実現を目指している。具体的には、図1のように導電性素材により形状に固有のパターンを有するタグ（以降、**導電性タグ**または**タグ**と呼ぶ）を作成し、識別対象となる人やモノに付与することで、明確な電波反射特性を持たせる。これによって、WiFiイメージング結果に特有のパターンを生じさせ、対象を識別することが可能と考えている。

<sup>1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science & Technology, Osaka University

<sup>2</sup> JST さきがけ

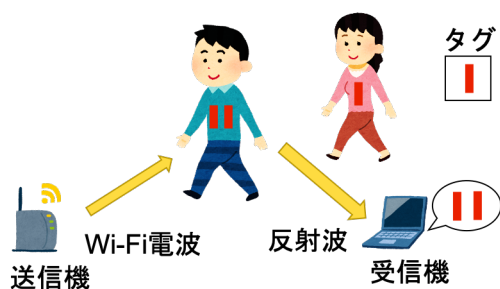


図 1 WiFi イメージングによる対象識別

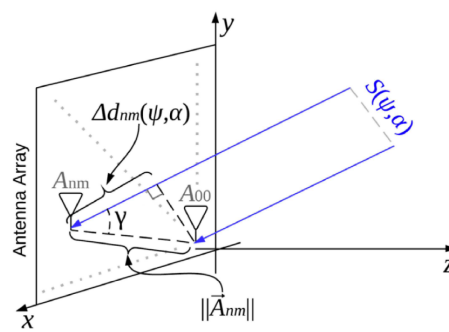


図 2 2次元アンテナアレイ [3]

本稿では、WiFi イメージングによる導電性タグの識別を実現するため、イメージングの時系列データに対して、深層学習を用いる。イメージング結果はマルチパスフェージングの影響を大きく受けるため、タグと受信アンテナアレイの位置関係によってイメージング結果が変化する。従って、正確なタグの位置が分からなければ、イメージング結果からタグを識別することは難しい。このため、本研究では扉や通路など、対象が特定の方向に移動する環境を想定し、その際の時系列イメージング結果に対して、深層学習によりタグを識別する。

性能評価のため、電磁界シミュレータ EMPPro2020 を用いて9種類のタグを再現し、 $8 \times 8$ の受信アレイによる識別を行った。その結果、タグの位置が学習データと同じ場合には、時系列イメージングを利用することで向上が見られ、正解率100%となることが分かった。一方、受信アレイに対するタグの位置（仰角，方位角）が学習データと異なる場合、正解率は56.75%となった。これらの結果より、位置変化による性能低下はあるものの、時系列データを利用することの有効性が確認できた。

## 2. 関連研究

### 2.1 電波を利用したセンシング

電波を利用したセンシングには人の行動認識，人や物の位置推定などの用途がある。例えば，WiFiのCSIを利用した手法では，サブキャリアごとの位相および振幅に基づき，様々な行動を認識できることが報告されている [1], [4]。また，RFIDを利用したセンシングも近年では盛んに研究が行われている。RFIDタグはリーダからの電波により給電され，電波を反射することで通信を行うことにより，IDなどのデータをリーダに送信する。このため，電池交換に伴うメンテナンスの手間がかからないというワイヤレスセンシングの利点は保持したまま，電波を反射しているタグの識別が実現できるという点で，WiFiによるワイヤレスセンシングと比べて姿勢や心拍などのより詳細な動きの認識が可能である [5]。WiFiを用いたワイヤレスセンシングでは新たな設備の導入が不要というメリットがあるが，複数の人による影響を分離できないという課題がある。一方で，RFIDを用いたワイヤレスセンシングでは，複数の人

による影響を分離できるが，センシングのために新たな設備を導入する必要がある，導入コストの面で課題がある。

### 2.2 物体識別

空間情報を処理することができる物体識別はセキュリティや材料識別，位置推定など様々な用途に応用されている。物体識別にはRFIDタグを用いて物体ごとにID付けを行うアプローチや空間情報をキャプチャすることで物体を識別する空間イメージングのアプローチが存在する。空間イメージングには，カメラ [6] やWiFiを始めとした電波 [7] など様々なアプローチが採用されている。

電波は暗い環境でも機能する点，非金属素材を貫通できる利点がある。電波の中でも，既存の設備を利用してデータ取得が可能なWiFiイメージングの研究は注目を集めている [3], [8], [9]。WiFiイメージングでは，物質ごとに電波の反射の仕方が異なる性質を利用している。受信アンテナに対する到来方向ごとの電波強度を観測することで方向ごとの物体の情報といった空間情報を取得する。

従来のWiFiイメージングでは，イメージングそのものに重点が置かれている。これに対して本研究では，導電性素材の形状的なパターンを変えることにより，イメージング結果に明確な影響を作り出すことで，対象識別の実現を目指している。

## 3. WiFi イメージング [3]

### 3.1 概要

本研究では，文献 [3] で提案されているWislonと呼ばれるWiFiイメージング手法を用いる。本節では，Wislonの基本原理について，文献 [3] を引用して説明する。

Wislonでは，受信アンテナに到来する電波の強度を方位角・仰角ごとの方向別に算出する。受信電波には直接波や反射波など様々な方向からの電波が重畳されている。これらを方向別に分離するため，受信アンテナを複数用いることで生じる位相差を利用する。

### 3.2 イメージングアルゴリズム

受信された信号は，異なる方向（つまり方位角と仰角）

からのマルチパス反射の線形結合である。方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  から受信機に到達するマルチパス反射  $S(\psi, \alpha)$  を考える。これらの反射は, 受信機のアンテナ間の特定の位相差に対応している。

これを確認するために, 図2に示すように x-y 平面上のアンテナアレイを考える。アンテナ  $A_{00}$  を位置の基準(原点)とし, 隣り合うアンテナは距離  $d$  だけ離れている。x 軸と y 軸に沿ってそれぞれ  $N$  本と  $M$  本のアンテナがあるとする。アンテナペア  $A_{nm}$  と  $A_{00}$  の間の位相差を計算する。基本的な物理学から, 波長  $\lambda$  の波が距離  $\Delta d$  を伝わる時に生じる位相差は  $e^{j\frac{2\pi\Delta d}{\lambda}}$  で表せる。したがって, 信号  $S(\psi, \alpha)$  がアンテナ  $A_{00}$  と  $A_{nm}$  に到達するまでの距離の差を  $\Delta d_{nm}(\psi, \alpha)$  とすると,  $A_{00}$  と  $A_{nm}$  の位相差は式(1)で表せる。

$$e^{j\frac{2\pi\Delta d_{nm}(\psi, \alpha)}{\lambda}} \quad (1)$$

また, 図2より三角関数を用いて以下の式が得られる。

$$\Delta d_{nm}(\psi, \alpha) = \|\overrightarrow{A_{nm}}\| \cos(\gamma) \quad (2)$$

$$\cos(\gamma) = \frac{\overrightarrow{S(\psi, \alpha)} \cdot \overrightarrow{A_{nm}}}{\|\overrightarrow{S(\psi, \alpha)}\| \|\overrightarrow{A_{nm}}\|} \quad (3)$$

ここで,  $\overrightarrow{A_{nm}}$  は原点からアンテナ  $A_{nm}$  へのベクトル,  $\overrightarrow{S(\psi, \alpha)}$  は方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  からアンテナアレイ平面に到来する信号のベクトル, 演算子  $(\cdot)$  はベクトルの内積を表している。ここで, アンテナ  $A_{nm}$  は座標  $(nd, md, 0)$  にあり,  $d$  はアンテナ間の距離であるため,  $\overrightarrow{A_{nm}}$  は次のように表せる。

$$\overrightarrow{A_{nm}} = [nd, md, 0]^T \quad (4)$$

同様に, 信号  $S(\psi, \alpha)$  はアンテナアレイ平面に対して方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  の方向から到来するため, 信号  $S(\psi, \alpha)$  に対応する単位ベクトルは次のように表せる。

$$\frac{\overrightarrow{S(\psi, \alpha)}}{\|\overrightarrow{S(\psi, \alpha)}\|} = [\cos \alpha \cos \psi, \sin \alpha, \cos \alpha \sin \psi]^T \quad (5)$$

以上の式より, 式(1)のアンテナ  $A_{00}$   $A_{nm}$  間の位相差は以下のように書き換えられる。

$$e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(nd \cos \alpha \cos \psi + md \sin \alpha)} \quad (6)$$

ここで, 方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  から到来する信号の基底関数  $B_{\psi, \alpha}$  を次の行列で定義できる。基底関数は座標  $(nd, md, 0)$  にあるアンテナ  $A_{nm}$  と基準アンテナ  $A_{00}$  との位相差を表す。

$$B_{\psi, \alpha} = [e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(nd \cos \alpha \cos \psi + md \sin \alpha)}]_{n,m} \quad (7)$$

式(7)より, 方位角と仰角によって基底関数に変化することが分かる。上記の説明は受信信号を分解してそれぞれが特定の方位角と仰角から到達する基底関数の線形結合に分解できることを示している。Wisision は各基底関数に対応す

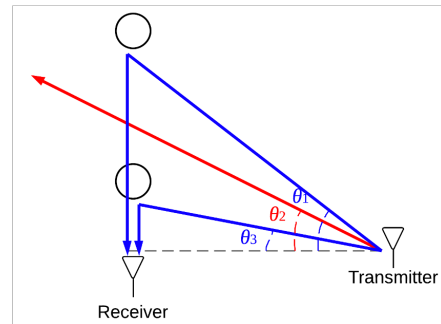


図3 ビームフォーミングによる深度ごとのイメージング [3]

る強度値を抽出して画像を作成する。各方位角と仰角が特定の基底関数に対応することを考えると, 対応する基底関数と関連させることで強度を取得する。具体的には, 方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  から到来する信号強度は次の式で得られる。

$$I(\psi, \alpha) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) B_{\psi, \alpha}(n, m) \\ = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} x(n, m) e^{-j\frac{2\pi d}{\lambda}(n(\cos \alpha \cos \psi) + m(\sin \alpha))} \quad (8)$$

ここで,  $x(n, m)$  はアンテナ  $A_{nm}$  で受信した信号の複素表現であり,  $B_{\psi, \alpha}$  は方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  に対応する基底関数である。式(8)では基底関数で表される位相差に応じて各アンテナの受信信号の位相を調整することで, 受信信号を到来方向  $\psi, \alpha$  のみに対応する信号に分離した後に, 合成している。最終的に,  $I(\psi, \alpha)$  の絶対値を取ることで方位角  $\psi$ , 仰角  $\alpha$  から到来する信号の強度を得ることができる。

また, 式(8)は2次元フーリエ変換(2D-FFT)と等価であることが知られているため[3], 本研究では2D-FFTによりイメージング結果を得る。

### 3.3 深度ごとのイメージング

上記のアルゴリズムでは方位角および仰角に対応する強度値は算出可能だが, 受信機と反射物体間の距離の推定や, 同一方向にある複数の物体の区別はできない。この問題に対して, 送信機で角度を変化させながらビームフォーミングを行うことで, 電波照射方向に存在する物体のイメージングを行うことができる[3]。すなわち, 受信アンテナアレイからの深度(距離)ごとにイメージングを行うことができる。これによって, 電波照射方向を変化させて空間を走査し, 異なる深度(距離)にある同一方向の複数物体を認識するとともに, それらの深度も推定することが可能となる。

例えば図3に示される青い線のように, 送信機からの信号が反射物体に向いている場合は受信機で強い反射波を観測できるが, 赤い線のように物体に向いていないときは強い反射波は観測されない。このようにして, 深度を変えたイメージングを実現できる。

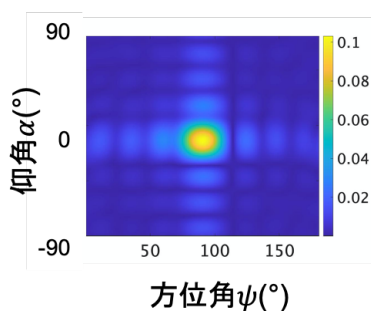


図4 イメージング例

### 3.4 直接波や静的物体による反射波の除去

送信アンテナからの直接波は物体からの反射波よりも強いいため、対象となる物体を検出するにはこれら直接波の影響を除去する必要がある。Wislon では、interference mulling [10] により直接波の除去を実現している。しかし、現実環境では家具などの電波に影響を与える物体が存在しているため、これらの影響を除外することも必要となる。そこで、本研究では、画像処理の分野でよく用いられる背景差分法と同じアイデアを適用することとした。背景差分法では、タグの影響がない場合を背景として取得し、差分を取得することで直接波や環境に設置されている机やディスプレイなどの静的物体からの反射波を除去する。背景差分法を適用後に、前述のイメージングアルゴリズムを用いることで、対象物体のイメージングが可能になると考えられる。

実際には、上記の静的な物体や直接波の影響に加えて、人体や金属製のモノといった元々電波に影響を与える物体に対してタグを付与した場合に、元の物体の影響を除外しつつ、付与したタグの影響だけを抽出する方法も必要となる場合がある。これを実現するための手法は、本稿における検討の対象外とする。

## 4. WiFi イメージングの基本性能調査

### 4.1 評価環境

WiFi イメージング性能の調査を行うため、キーサイト・テクノロジー社製の電磁界シミュレータ EMPPro2020 を使用し、評価を行った。送信アンテナには無指向性のモノポールアンテナを使用し、5GHz の正弦波を送信する。今回のシミュレーションでは受信アンテナの特性によらない評価を行うため、8 × 8 の受信アンテナアレイに相当する位置での電界強度を直接用いてイメージングを行うものとした。

### 4.2 イメージング例

方位角 90 度、仰角 0 度の方向に銅板を配置した場合のイメージング結果を図 4 に示す。横軸がアンテナアレイに対する方位角、縦軸が仰角を表しており、ほぼ銅板が存在

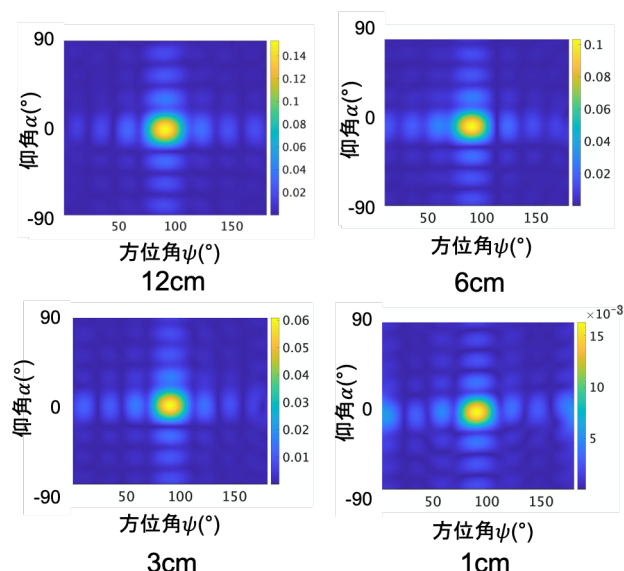


図5 銅板の大きさを変えた場合のイメージング結果（結果ごとにスケールは異なる）

する位置に強い反射波が観測されていることから、正しくイメージングできていることがわかる。

### 4.3 物体の大きさの影響

物体の大きさがイメージング性能に与える影響を調べるため、正方形の銅板の 1 辺の長さを 12cm から 1cm まで変化させてシミュレーションを行った。結果を図 5 に示す。なお、結果ごとに反射強度が異なるため、電波強度のスケールが異なっている。この理由は、イメージングにおいて物体の形状を捉える場合、強度の絶対値よりも、画角内の相対的な強度が重要であるためである。

この結果より、銅板が小さくなくてもイメージングができていくことがわかる。しかし、銅板の大きさが異なる場合に、図 5 では反射強度の絶対値が異なっており、銅板が小さいほど反射強度が弱くなっている。したがって、現実的には周辺に存在する机などの影響を受けることから、微弱な反射波をイメージングすることは難しいと考えられる。一方で、銅板の大きさが変わってもイメージング結果の電波強度が強い部分の大きさには大きな変化が見られない。この理由として、送信アンテナからの電波が銅板の全面に均一に照射されていないことが考えられる。シミュレーションで使用した送信アンテナはダイポールアンテナであり、送信アンテナからの電波は高さ方向に円上に広がる。したがって、同じ銅板面であっても、高さ方向について考えると、送信アンテナから離れるほど、照射される電波強度は弱くなる。このような理由で、図 5 における全てのイメージング結果において、送信アンテナと同じ高さである仰角 0 度付近が最も強い反射強度を示していると考えられる。

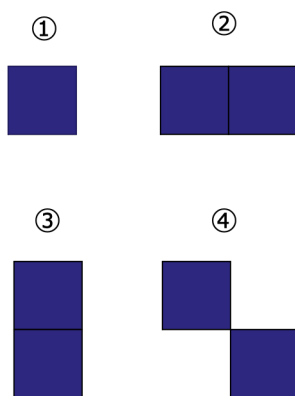


図 6 物体の配置パターン

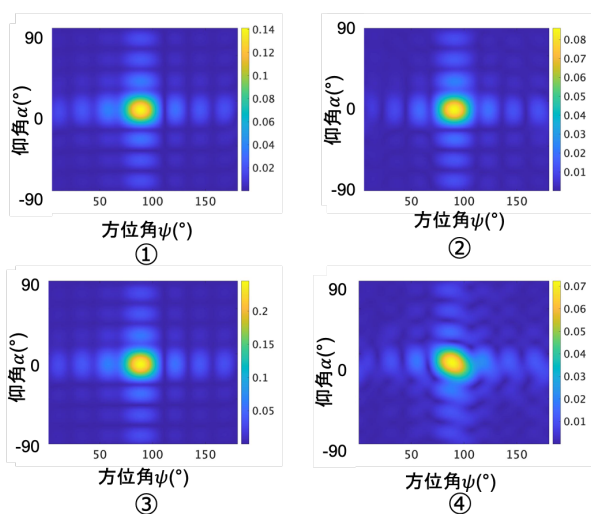


図 7 物体の配置パターンを変えた場合のイメージング結果

#### 4.4 物体の配置パターンを変えた場合

タグとして識別可能な物体の配置パターンを考える。図 6 に示す 4 種類の配置パターンでイメージングを行う。1 辺の長さが 6cm の正方形の銅板を 1 つないしは 2 つ並べている。受信アンテナアレイから物体までの距離は 120cm としている。イメージング結果を図 7 に示す。④ のように斜めに並べた場合に関しては変化が分かりやすいが、他の 3 つのパターンに関してはわずかな違いのみとなっている。

#### 4.5 アンテナアレイと物体間の距離の影響

続いて、受信アンテナアレイと物体間の距離を変えたときのイメージング結果の変化について考える。図 6 の①と②の場合において、受信アンテナアレイと物体間の距離を 150cm から 90cm に変化させてイメージングを行う。結果を図 8, 9 に示す。距離によってイメージング結果が変化していることがわかる。したがって、タグの識別を行うためには距離によるイメージング結果の変化も考慮する必要がある。

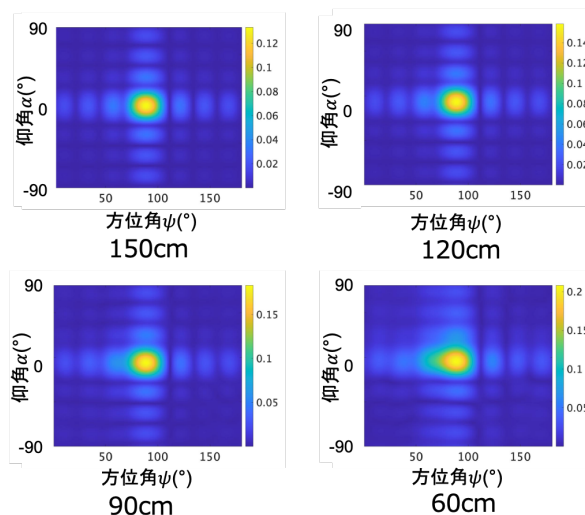


図 8 アンテナアレイと物体間の距離を変えた場合①

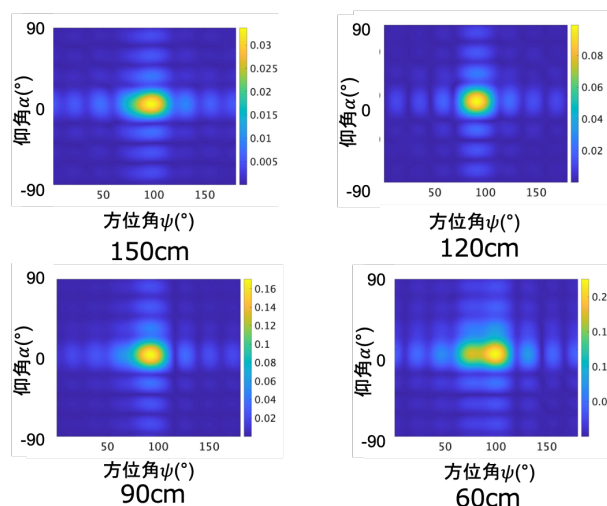


図 9 アンテナアレイと物体間の距離を変えた場合②

### 5. 時系列イメージを用いたタグ識別手法

4 章の結果より、アンテナアレイに対する物体の位置と距離によって、マルチパスフェージングの影響によりイメージング結果に変化が生じることがわかった。このため、対象までの位置や距離が不明な場合に、それを識別することは容易でない。そこで本研究では、イメージング結果の時系列（時系列イメージ）を用いて、深層学習によるタグの識別手法を提案する。

タグを付与した対象が移動していることを仮定し、タグとアンテナアレイの位置関係の変化に伴うイメージング結果の変化に基づき、タグを識別する。このため本研究では、部屋の入り口付近や廊下など、対象が一定方向に動くような場所を想定し、イメージングを行う。対象の動き方ごとに学習データを収集する必要があるが、入口付近や廊下であれば、対象の動きは前後方向にほぼ限定される。また、環境が変化した場合に周囲の壁などによる反射の影響が変化するため、イメージング結果が変化する可能性もある。

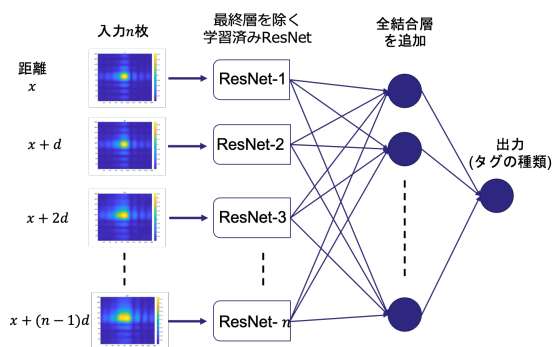


図 10 タグ識別手法の概要

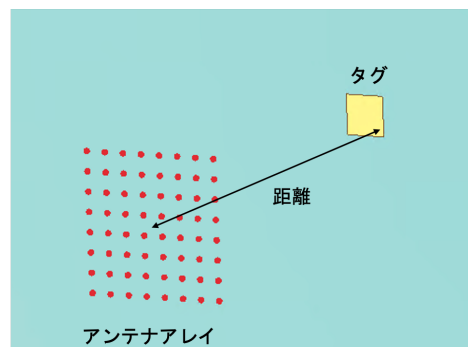


図 12 アンテナアレイとタグの位置関係

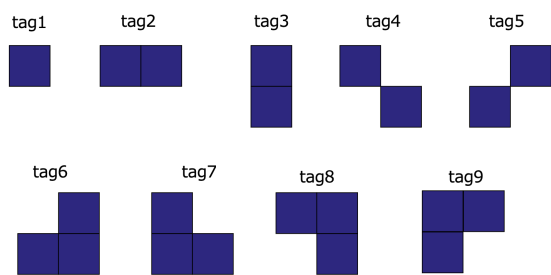


図 11 タグの種類



図 13 タグの位置

一方で、タグの動きによるイメージング結果の変化は、環境が変化しても類似すると考えられるため、タグが前後方向に動く場合の学習データを収集すれば、同様の動き方をする環境で同じ識別モデルが利用できる可能性がある。

タグ識別手法の概要を図 10 に示す。定期的にイメージングを行うことで、一定速度で移動するタグに対して、アンテナアレイからの位置が異なる複数枚のイメージング結果を得ることができる。そこから連続する  $n$  枚のイメージング結果を取り出し、入力として用いる。シミュレーションにおいて十分な学習データ量を確保することが困難なため、本研究では転移学習を用いた。転移学習には、画像認識で使われる Pytorch の学習済みネットワーク ResNet18 を用いる。時間的に連続する  $n$  枚の入力イメージに対し、 $i$  番目 ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) のイメージを入力とする  $i$  番目の ResNet を用意する。転移学習のため、 $n$  個の ResNet の各全結合層に代わり、新たな 1 つの全結合層を用意し、ノード数をタグの種類数  $T$  とする。これによって、転移学習による時系列イメージからのタグ識別モデルを構築する。

## 6. タグ識別性能の評価

### 6.1 評価環境

識別対象として、図 11 に示す 9 種類のタグを作成した。4 章と同じシミュレーション環境を使用し、タグの素材は銅板とした。1 辺の長さが 6cm の正方形を 1 セルとして、 $2 \times 2$  セルのグリッドに対して、各セルの銅板の有無を変えて 9 種類のタグを作成した。なお、銅板配置の全組み合わせは  $4^2 - 1$  通り存在するが、形状が同じ場合は区別が困難

であるため、除外している。例えば、左上セルに銅板を配置した tag1 と、全てのセルに銅板を配置した場合は、大きさが異なるだけで形状は同一である。この場合、反射強度は異なるが、イメージング結果の形状は非常に類似した物となる。反射強度はタグとアンテナアレイ・送信機間の距離によっても変化するため、正確なタグの位置が分からない状況では、同一形状のタグは区別が困難と考えられる。

時系列イメージを得るため、アンテナアレイからの距離及びタグの位置を変えて、イメージングを行った。図 12 に示すように、タグはアンテナアレイの正面に配置した。図 13 に示すように、タグの位置 (仰角・方位角) はアンテナアレイ正面 (位置 5) を中央として 12cm ずつ上下左右にずらした 9 カ所のいずれかとした。これらの位置において、タグとアンテナアレイ間の距離を 10cm 刻みで 12 段階変化させ、合計で 108 枚のイメージを取得した。各位置において、距離が異なる 12 枚のイメージを指定した枚数だけ距離順に並べることで、時系列イメージを再現した。

### 6.2 時系列イメージの効果

時系列イメージの効果を確認するため、単一の入力イメージのみを用いた場合 ( $n = 1$ ) と連続するイメージを用いた場合 ( $n = 6$ ) で比較を行った。

単一の入力イメージを用いた場合、利用可能なイメージはタグごとに 108 枚である。これらのイメージを、クラスごとに学習データ 87 枚、テストデータ 21 枚にランダムで

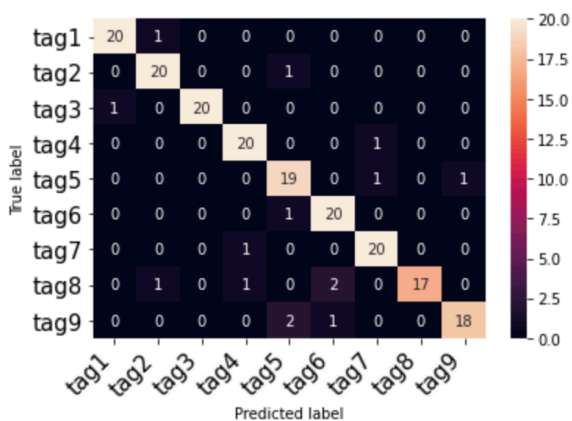


図 14 単一入力イメージの混同行列 (ランダム分割)

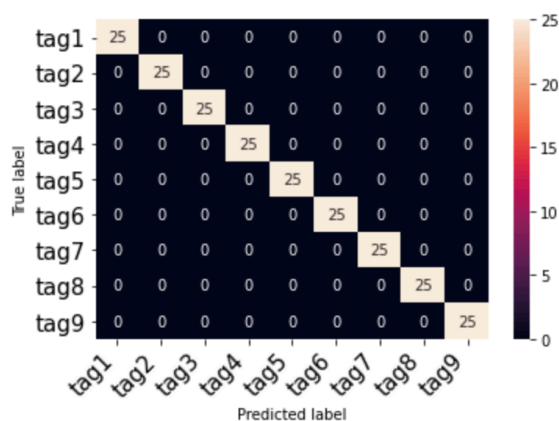


図 16 時系列イメージを用いた場合の混同行列 (ランダム分割)

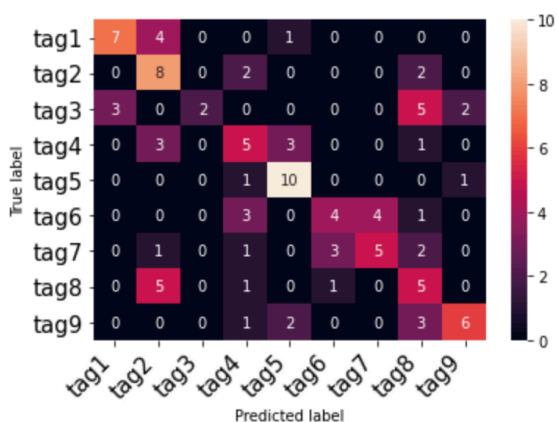


図 15 単一入力イメージの混同行列 (テストデータ: 位置 9)

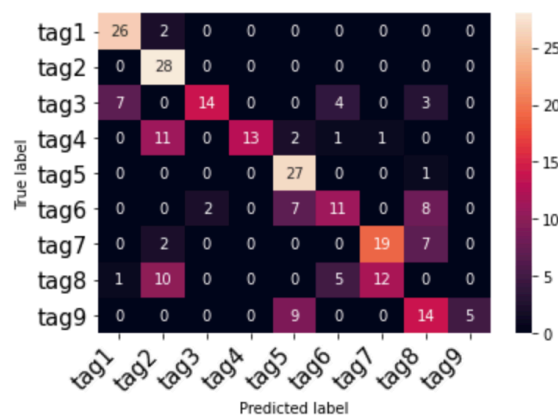


図 17 時系列イメージを用いた場合の混同行列 (テストデータ: 位置 9)

分割し、評価を行った。結果を図 14 に示す。正解率は約 92.06%となり、非常に高いことが分かった。この理由として、距離がわずかに異なるだけで、テストデータに類似する学習データが含まれていることが考えられる。

そこで、タグが図 13 の 9 の位置におけるデータをテストデータとし、それ以外の全データを学習データに用いて評価を行った。結果を図 15 に示す。このとき、正解率は約 48.15%と大きく低下している。このことから、タグとアンテナアレイの距離よりも、タグの位置変化によるイメージングへの影響が大きいこと、識別性能が落ちてしまうことが分かる。

次に、時系列的に連続する 6 枚のイメージを用いて識別を行った。学習データとテストデータをランダムに分割した場合の結果を図 16 に示す。正解率は 100%となった。一方、位置 9 のデータをテストに用いた場合の結果を図 17 に示す。正解率は約 56.75%と大きく低下している。いずれの場合も単一入力イメージよりも時系列データを用いた方が正解率が高くなっている。しかし、位置変化による精度低下は依然として大きい。したがって、位置の変化に対応するためには、アンテナアレイを動かすことで、特定の位置でタグをスキャンしたり、複数位置によるスキャンを

行い、その結果を総合的に判断するといったアプローチが必要と考えられる。

## 7. おわりに

本研究では、WiFi イメージングによる導電性タグの配置パターン識別を実現するため、WiFi イメージングの再現を行うとともに、シミュレーションによる性能評価を行った。その結果、タグの配置パターンやアンテナアレイからの距離によってイメージング結果に違いが生じることがわかった。そこで、距離による違いを考慮するため、時系列データを用いた深層学習によるタグ識別法を考案した。シミュレーションにより、時系列データを用いた場合に識別性能が向上し、同一位置で異なる距離のデータを学習している場合には、正解率が 100%となることが分かった。一方で、学習データに含まれない位置の識別においては、正解率が 56%と低下することが分かった。

今回の結果より、今後、位置の変化に対してより堅牢な識別方法を考案する必要がある。また、現在はシミュレーション上でタグのみが存在する状況でデータ収集を行っている。しかし実際には対象の人やモノにタグを付与するこ

とを想定しているため、タグ以外からの反射も考慮する必要がある。よって、そのような環境でのシミュレーションや実機実験でのデータ収集も行う予定である。

## 謝辞

本研究の一部は東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究, JSPS 科研費 19K11941, JP20K20398, JP19H05665, および, JST, さきがけ, JPMJPR1932 の助成をうけたものです。

## 参考文献

- [1] Zeng, Y., Pathak, P. H. and Mohapatra, P.: WiWho: WiFi-Based Person Identification in Smart Spaces, *Proceedings of ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*, pp. 1–12 (online), DOI: 10.1109/IPSNS.2016.7460727 (2016).
- [2] Wang, C., Liu, J., Chen, Y., Xie, L., Liu, H. and Lu, S.: RF-Kinect: A Wearable RFID-based Approach Towards 3D Body Movement Tracking, *ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, pp. 1–28 (online), DOI: 10.1145/3191773 (2018).
- [3] Huang, D., Nandakumar, R. and Gollakota, S.: Feasibility and Limits of Wi-Fi Imaging, *Proceedings of the 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems (SenSys)*, pp. 266–279 (2014).
- [4] Pu, Q., Gupta, S., Gollakota, S. and Patel, S.: Whole-Home Gesture Recognition Using Wireless Signals, *Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing & Networking*, p. 27–38 (online), DOI: 10.1145/2500423.2500436 (2013).
- [5] Wang, C., Xie, L., Wang, W., Chen, Y., Bu, Y. and Lu, S.: RF-ECG: Heart Rate Variability Assessment Based on COTS RFID Tag Array, *Proceedings of the ACM Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, No. 2, pp. 1–26 (2018).
- [6] Socher, R., Huval, B., Bhat, B., Manning, C. D. and Ng, A. Y.: Convolutional-Recursive Deep Learning for 3D Object Classification, *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, pp. 656–664 (2012).
- [7] Zhu, F., Gao, S., Ho, A., Brown, T., Li, J. and Xu, J.-D.: Low-Profile Directional Ultra-Wideband Antenna for See-Through-Wall Imaging Applications, *Progress in Electromagnetics Research*, Vol. 121, pp. 121–139 (online), DOI: 10.2528/PIER11080907 (2011).
- [8] Li, C., Liu, Z., Yao, Y., Cao, Z., Zhang, M. and Liu, Y.: Wi-fi see it all: generative adversarial network-augmented versatile wi-fi imaging, *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp. 436–448 (2020).
- [9] Karanam, C. R. and Mostofi, Y.: 3D through-wall imaging with unmanned aerial vehicles using WiFi, *2017 16th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, IEEE, pp. 131–142 (2017).
- [10] Lin, K. C.-J., Gollakota, S. and Katabi, D.: Random Access Heterogeneous MIMO Networks, *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, Vol. 41, No. 4, p. 146–157 (online), DOI: 10.1145/2043164.2018454 (2011).