パッシブRFIDタグアレイを用いたDeep Learningによる輪郭画像の復元手法の検討

大嶋 政親[1]　沼尾 雅之[1]

概要：本研究では，RFID による行動・姿勢認識における既存技術の課題である認識モデルの構築までのコストを抑え，RSSI や位相の特徴量を選択・解析をすることなく認識するための手法として，2 次元状に配置した RFID タグアレイから電波強度や位相を 2 次元画像として捉え正解データとしてカメラ画像を学習しモデルを構築することで，電波画像から輪郭画像の復元を行う手法を提案した．提案システムには RFID タグをアレイ状に配置したタグアレイを作成，設置を行い人の粗い輪郭が現れた電波情報を取得することができた．学習データの構築として RSSI や位相の値に対して線形近似を行い入力用電波画像の算出を行った．さらに画像から画像への変換技術の一つである Pix2Pix を用いて入力画像と正解画像の特徴を学習しモデルを構築することで入力画像のみで人体の姿勢を出力した．モデルを構築したあとは入力画像と出力画像の比較実験を行い正解画像と同じような姿勢を生成することを確認した．

To Study of Contour Image Restration Method by Deep Learning Using a Passive RFID Tag Array

MASACHIKA OSHIMA[1]　MASAYUKI NUMAO[1]

1. はじめに

1.1 背景

経済産業省は 2025 年までに「コンビニ電子タグ 1000 億枚宣言」を策定をするなど近年 RFID（Radio Frequency Identifier）に対する社会の関心が高まっている [1]．RFID のユースケースとして研究分野では RFID タグを人体や物に貼り付け居住者の位置推定や行動認識に繋げる提案が行われている [5], [10], [11]．行動認識にあたって，施設にカメラを設置することはプライバシーの面で懸念があり，人に加速度センサーなどのデバイスを装着することの問題点としてつけ忘れ，デバイスの携帯を嫌がるなどが挙げられる．そのため無負荷・無侵襲の行動認識システムが求められる．

1.2 関連研究

無線通信技術を用いた行動認識・姿勢認識・位置推定の研究は盛んに行われており，Wi-Fi の CSI（Channel State Information）を使用した行動認識や位置推定がある [8], [9]．Zheng.X ら [7] が提案した Smokey では，デバイスフリーで喫煙活動の検知を行うシステムを提案し，Wi-Fi の CSI 変動を解析し機器間にいる人の喫煙活動を抽出し 92.8%と高い精度で検出した．また，RFID の信号をもとにした無負荷の行動認識・姿勢認識の研究も行われており Y.Zou ら [3] が提案した研究では，16 枚の RFID タグを利用して 6 種類のハンドジェスチャーを同じ位置から 96.5%の精度で分類している．L.Yao ら [2] は，RFID タグを 9 枚設置して 12 種類の姿勢と姿勢変化の検知を研究室環境で 99%と 72% と高い精度で分類している．さらに，RFID タグとアンテナを服の上や内部に装着し 85.0%の精度で，さらにスマートフォンを追加で使用することで 93.6%の精度で 8 つの活動を分類する研究もある [4]．

これらの認識の研究では予め分類しておきたい行動を定めて，その RSSI(Received Signal Strength Indication) や位相の電波情報を解析して独自に計算モデルを定義して構築を行っているため計算モデルの構築までのコストが高

[1] 電気通信大学大学院 情報理工学研究科 情報・ネットワーク工学専攻
The University of Electro-Communications

© 2019 Information Processing Society of Japan

い．また，新たに認識したい行動を追加する際には再度電波情報を解析して計算モデルを構築し直す必要がある事やデータのラベル付を行う作業が追加で必要になるという問題がある．

1.3 目的

既存技術の課題である認識モデルの構築コストを抑え，電波情報の解析をすることなく姿勢認識を行うにあたって，有用な方法としてカメラを設置して，その画像から人体を検出し姿勢を認識する手法が挙げられる．しかし，カメラ自体を設置する事はプライバシーの観点から問題がある可能性が高い．そのため，カメラのような擬似的な画像を RFID タグの電波情報から再現することができれば姿勢認識や行動認識に繋げやすい．ここで，2 次元状に配置した RFID タグアレイから電波強度や位相を 2 次元画像として捉え正解データとしてカメラ画像を学習し，電波画像からカメラ画像の復元を行うことで前述したカメラのような擬似的画像を生成する．その後姿勢認識や行動認識に繋げる．

本研究では居住者の行動認識・姿勢認識を行うために，カメラ画像の再現を目的としパッシブ RFID タグアレイから得られた電波強度や位相の情報を用いて正解カメラ画像を学習しモデルを構築することで，カメラなしで輪郭画像の復元を検討する．

2. 提案

2.1 タグアレイ

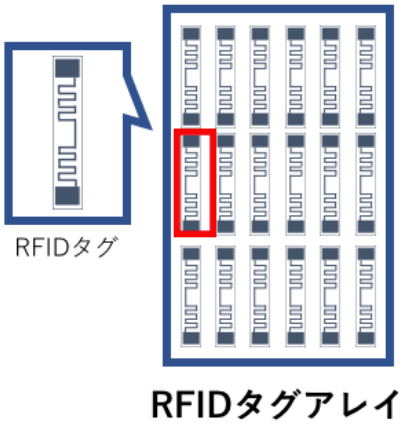

図 1 タグアレイの概要図

タグアレイとは，図 1 のように複数の RFID タグを 2 次元状に配置し構成されたものである．タグアレイを背景に設置することで，人体のパーツごとに対応するタグの電波情報を見ることで認識がしやすいということが挙げられる．人体の頭部に遮られている場合では上部にあるタグの電波強度が低下しやすく，足に遮られている場合は下部にあるタグの電波強度が低下しやすくなる．それぞれのパーツに割り振られたタグの情報を見ることで学習器が特徴をつかみやすくなる効果がある．それらを考慮すると人体の細かい部分に対応するよう横にも縦にも配置されたアレイ状の RFID タグは姿勢認識に適していると考えられる．

2.2 タグの遮蔽性

UHF 帯の RFID タグは水分の影響を受けやすく水分が多く含まれている対象に貼り付けると読み取りにくくなる性質を持つ．タグとリーダー間に水分を含んだ障害物がある場合も同じく電波強度が低下したり，読み取れなくなる．本研究ではその性質を利用して人の背後に大量に RFID タグを配置し一定間隔で読み取り続けることで読み取れないタグや電波強度の低いタグがある場合は人体の一部がその区画を遮っていると判断する．

2.3 予備実験

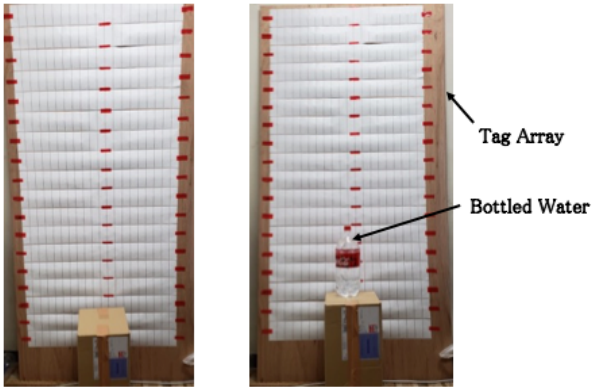

図 2 実験風景

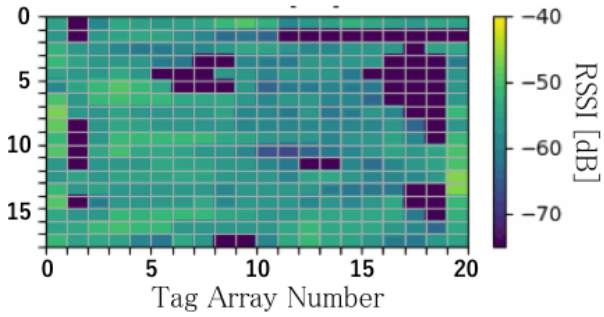

図 3 オブジェクトがなにもない場合の RSSI

輪郭画像の再現を行うにはアレイ状の RFID タグであるタグアレイとアンテナ間から取得できる電波情報が遮蔽物の影響を受け，輪郭を捉えることのできる程度に細かいものである事が理想的である．そこで，予備実験としてタグアレイとアンテナの間に簡易的な物体をおいた場合とそうでない場合とで取得できる RSSI の比較を行う．今回は図

© 2019 Information Processing Society of Japan

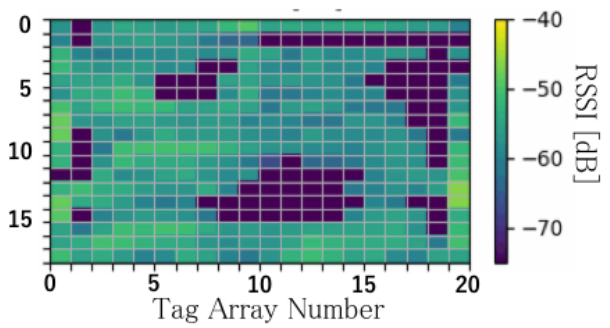

図 4　遮蔽物をおいた場合の RSSI

2 のように，遮蔽物体として UHF 帯の電波を吸収する水の入った 2L ペットボトルを設置した場合と設置しない場合とで実験を行った．アンテナは約 2[m] の距離においてあり，RFID リーダーが 1 秒間測定し検出したタグの RSSI を図のタグアレイの配置に合わせてプロットしたものが図 3,4 となる．2 次元プロットの一つのグリッドが図 2 の背景にあるタグアレイを構成する RFID タグと対応している．また，タグアレイの中で検出することのできなかったタグの RSSI 値は-80[dB] として処理を行う．尚，図 3 において，既に検出することのできないタグが存在しているが室内にある反射物による影響やアンテナの配置から作り出されるヌル点が読み取れない理由として考えられる．

図 2 のペットボトルの実際の位置は，タグアレイの上から 13-16 行目で左から 9-12 列目あたりである．図 4 を見ると，上から 11-15 行目で左から 9 − 15 列目のタグが検出されていない．これらの結果から，プロットの図だけを見て何が置かれているかはわからないものの，それらしい大きさの遮蔽物体が置かれていると推測することはできる．つまり，遮蔽物を人体に拡張してもある程度の輪郭は得ることができるが，RSSI 値をそのまま姿勢認識に用いたとしても人体の細部を再現することは難しいと考える．

2.4　電波情報からの入力用電波画像生成

RFID リーダーから読み取りを行ったタグアレイの各タグについての RSSI と Phase が取得できるが，これらの電波情報を加工して深度画像が取る値域や性質に対応させることで，入力と正解の乖離を少なくする．取得できる深度画像は最も近い場合に 255，最も遠い場合に 0 を画素値とする．RSSI 値はアンテナとの距離が近いと高くなるため，その性質に合わせて線形近似を行った．予めタグアレイとアンテナの間に障害物がない状態の RSSI の平均値を meanRSSI として測定しておく．次に取得したすべての電波情報の中でその環境において観測された最も小さい RSSI の値を minRSSI とする．タグアレイの数として N，タグの番号として i=[0...N], 各タグの RSSI と位相を $RSSI_i$,$PHASE_i$，画素値を V_i とすると

$RSSI_i \geqq -80$

$$a_i = \frac{249}{minRSSI - meanRSSI} \tag{1}$$

$$b_i = minRSSI * a_i \tag{2}$$

$$V_i = max(a_i * RSSI_i + b_i + \frac{PHASE_i}{60}, 255) \tag{3}$$

else

$$V_i = 0 \tag{4}$$

となる．(3) 式や (4) 式をもとに RSSI や位相から画素値 V_i を算出して入力用電波画像の一つの画素に対応させる．読み取ることのできなかったタグに対しては便宜上-80[dB] と扱うことにする．そのため画素値は 0 となる．この近似をタグアレイに含まれている全てのタグに対して行う．

2.5　入力画像からの正解画像の再現手法

一つの入力画像から異なる特徴を持つ出力画像を生成するために，GAN（Generative Adversarial NetWork）と呼ばれる識別器を騙すように画像を生成する Generator とそれが正解画像かどうか識別する Discriminator を同時に学習させ，モデルを成長させていくものがある．Pix2Pix とは，Isola ら [6] が提案した GAN の一つであり，線画の着色，モノクロ画像からのカラー画像への変換，地図から航空画像への変換など様々な用途に応じて画像変換を行うものである．入力画像と正解画像をペアにして学習することで，画像同士の特徴を掴んだモデルを構築することができる．

そのため，入力画像と正解画像を用意するだけで学習器が生成に関しての特徴を掴む作業を代わりに行わせることができる．

3.　システム構成

実装を行ったシステムの構成を述べる．

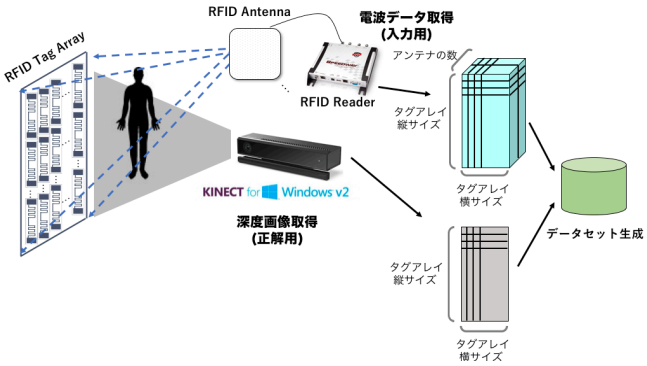

図 5　データセット取得までの概要図

提案システムのデータセット生成までの概要を図 5 に示す．アンテナはタグアレイに含まれている各タグを読み取

© 2019 Information Processing Society of Japan

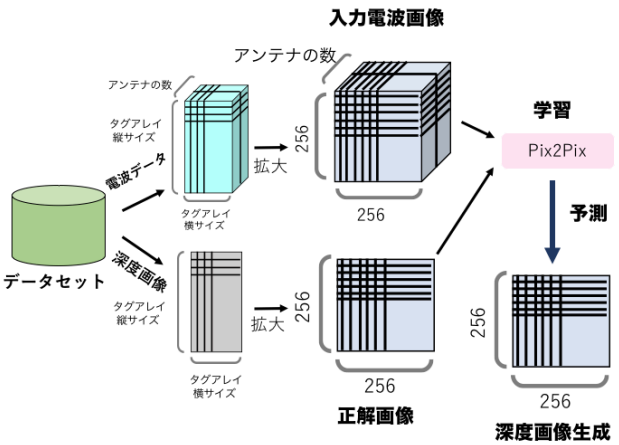

図 6　出力画像生成までの概要図

り RSSI と位相を取得し電波データとして保存する．同時に深度画像を取得するために，Kinect for Windows v2 を設置し，画角内のタグアレイの部分のみを切り取って正解深度画像として保存を行う．また，使用するアンテナの数によって入力の次元は増減し，今回の実装ではアンテナを 2 個使用したためタグアレイ縦サイズ × タグアレイ横サイズ ×2 の次元となっている．今回用いている画像変換手法である Pix2Pix では入力画像と正解画像が対になっている必要があり，作成するデータセットもこれに従う．

データセットから出力画像生成までの概要を図 6 に示す．今回使用しているタグアレイは 18 行 20 列であり，一般的に画像変換に使用されるサイズより小さい．そのため Pix2Pix に入力する際には一定のサイズに配列の拡大を行っている．今回は 256 行 256 列のサイズに拡大を行い，Pix2Pix による学習に進みモデルを構築する．その後入力画像をモデルに入力して深度画像の出力を行う．

3.1　処理の流れ

- データセットの構築

本研究では，入力にはタグアレイからアンテナが取得した電波情報をもとに提案 2.4 で定義された変換式を用いて求めた電波画像をデータセットとして保存し同時に正解画像の取得をカメラから行う．正解画像にはタグアレイを覆うように深度画像の取得を行い，タグアレイとカメラの間で人がたくさんの姿勢を取ることでデータセットを自動的に増やしていく．

- 学習

学習にはデータセットから入力画像と正解画像を Pix2Pix を用いて生成モデルを構築する．また，アンテナが増えるごとに入力画像のチャネルが増加しデータの次元が変わる．Pix2Pix に入力する場合には元々画像の RGB が入る次元にアンテナ数のチャネルとして入力するため，数が増えることによっての手間はかからない．

4.　実験

提案手法の有効性を示すために，以下の実験を行った．

- 入力・生成画像と正解画像の比較

4.1　実験の目的

認識する姿勢として，タグアレイの前で取ることのできる代表的な姿勢として右手・左手・両手を上げる，足を上げる，座っている，人がいない場合などの姿勢を取り入力データ用の RSSI と位相，正解データとして深度画像データを取得した後学習を行い検証用の画像を出力し正解画像との比較を行う．

4.2　実験環境

実験環境の正解画像取得用のカメラから撮影したものを図 7 に示す．アンテナを左右に 2 つ配置して，壁にタグアレイを立てかけている．タグアレイを遮るようにして人がその間で姿勢を取り，電波データを取得する．

尚，今回タグアレイは，ベニヤ板にユニークな ID が振られた RFID タグを複数貼り付けた. また，18 行 20 列の計 360 枚であった．使用した RFID タグは，ロングレンジである Alien 社の ALN-9770 を用いた．RFID リーダーは Impinj 社の Speedway Revolution R420-JP2 を，アンテナには Yeon Technologies 社の YAP-101CP を用いた．アンテナ同士の距離は 150[cm]，タグアレイからのアンテナの距離 160[cm]，カメラとの距離 308[cm], アンテナの高さ 112[cm] であった．

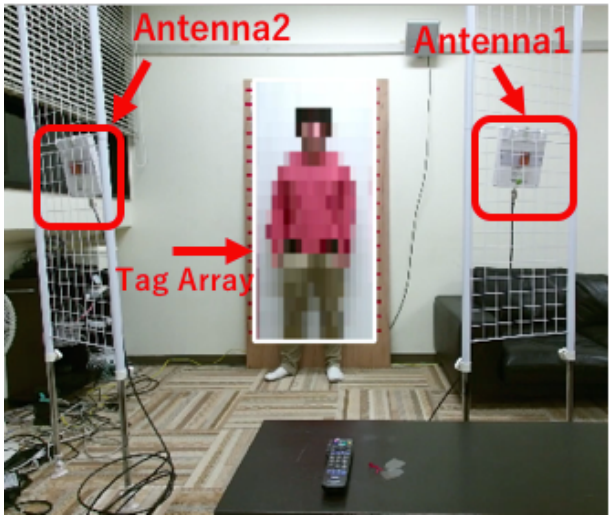

図 7　実験環境

4.3　正解画像と生成画像の比較

学習用の入力電波画像と正解画像を Pix2Pix を用いて学習を行い生成モデルを構築し，検証用の入力画像をそのモ

© 2019 Information Processing Society of Japan

デルにかけ，最終的に出力された生成画像とその正解画像との比較を行う．

4.3.1 取得データ

今回使用したリーダーは C#の SDK を用いてタグの情報を取得している．RFID リーダーの読み取りモードには種類があり時間がかかりすぎると学習データの取得効率が悪くなり，速く読み取る設定にすると読み取りできるタグが少なくデータの質が落ちる．中間のスループットを提供するモードを使用した．

タグアレイに含まれている RFID タグは計 360 枚でありすべての電波情報を取得するのにかかった時間は大体 3-4[s] を要した．この時間が学習データ一つを生成するのにかかる時間となる．

4.3.2 学習条件

学習の条件としては，

- データ総数 672 個 (検証用 101 個)
- バッチサイズ:32
- エポックサイズ:3200
- エポック数:80

で行い，GPU は Google Colaboratory のサービスで割り当てられた Tesla T4 を用いて行った．

4.3.3 実験結果

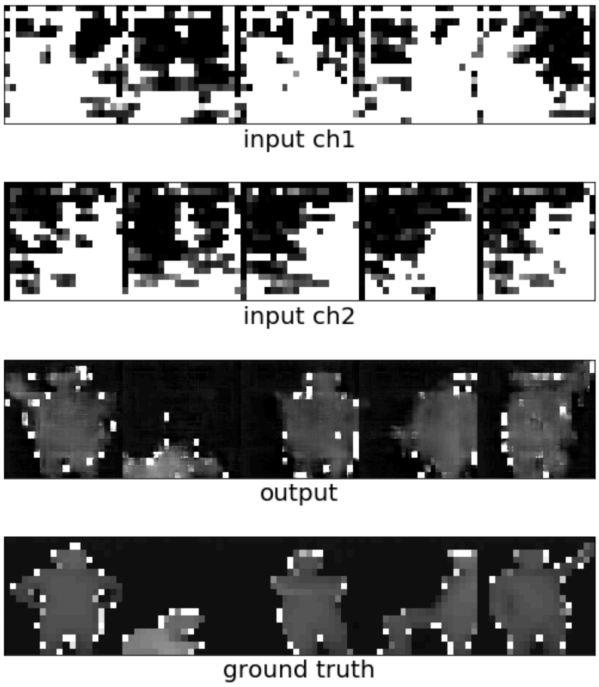

図 8 生成結果比較その 1

図 8,9 に比較結果を示す．上からアンテナ 1，アンテナ 2 の入力用電波画像，生成画像，正解画像の 5 枚組となっている．表示上の都合で図を 2 つに分けているが，データに差異があるわけではないことに注意されたい．表示に用いたデータには，右手・左手・両手を上げる，足を上げる，

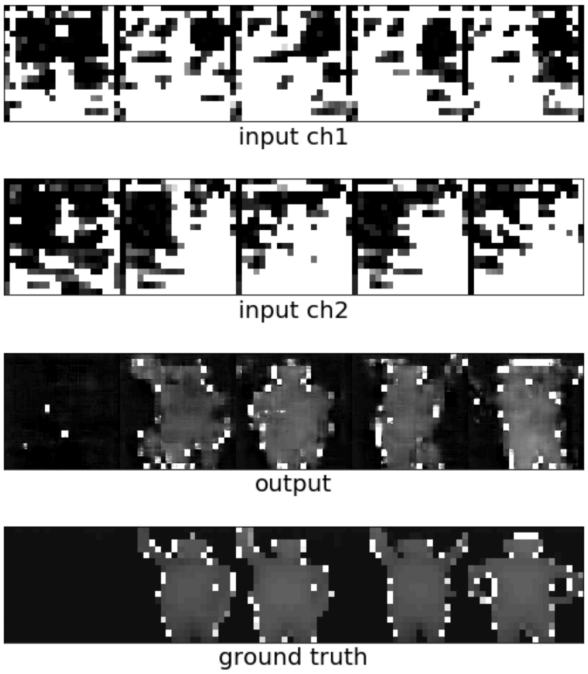

図 9 生成結果比較その 2

座っている，人がいないなどの代表的な姿勢の中でよく類似しているものと間違った姿勢として生成しているものを選出した．

図 8 の左から一番目，図 9 の右から一番目では，正解画像としては腰に手を当てているものの出力画像には異なるものが出力されている．

図 9 の左から一番目では，タグアレイの前に人間が存在していないが出力としても何も生成されておらず良い結果となっている．人物がいない電波データの特徴を学習することはできていると考える．

5. 考察

実験 4.3.1 でも述べたが，学習データ一つを取得するのにかかる時間が平均 4[s] と仮定すると学習データを 1000 個用意するのに約 67 分かかる計算となる．読み取り時間は読み取りタグの枚数に依存している．例えばアンテナの数を一つから二つに増やすとリーダーが読み取りにかかる時間は倍になる．実用的には少なくとも 1[s] 以下であることが望ましいので読み取りスループットの向上については取り組むべき問題であると考える．

実験 4.3.3 の生成画像については正解画像では手を上げているのに対して，生成画像は何もしていない等の誤生成があるものの，全体的に見て入力した画像から変換をして人のシルエットを認識できる程度の出力になっており，入力の姿勢が変われば何らかの姿勢に出力も変化していることから概ね結果は良好であったと判断する．この理由として入力画像の一部に学習器でなくとも判断可能な特徴が出ていたことが挙げられる．例えば図 9 の右から二番目の足

© 2019 Information Processing Society of Japan

を上げている画像では，アンテナ 2 の白い部分を見ると人が足を上げているようなシルエットを認識することができる．そのため学習器が分類できる特徴は十分含まれているということになる．反対に腰に手を当てる姿勢と左手を上げる姿勢のような誤生成しやすい姿勢同士については入力画像を見ても両者に違いが見られないことが一つの要因としてあげられる．入力画像の時点で差異が見られない姿勢同士についてはアンテナの位置を変えたり，アンテナを増設したりするなど RFID タグから読み取れる電波データの質の向上に努めたほうが良いと考える．

6. おわりに

本研究では，既存技術の課題である認識モデルの構築コストを抑え，電波情報の解析をすることなく姿勢を認識するための手法として，RFID タグアレイから得られた電波強度や位相の情報を用いて正解カメラ画像を学習しモデルを構築することで，カメラなしで輪郭画像の復元手法を提案した．提案システムには RFID タグをアレイ状に配置したタグアレイを作成，設置することでタグアレイを構成する一部分のタグと人体のパーツを対応させることで人の粗い輪郭が現れた電波情報を取得し入力用の電波画像へと変換を行った．さらに画像から画像への変換技術の一つである Pix2Pix を用いて入力画像と正解画像の特徴を学習しモデルを構築することで入力画像のみで人体の姿勢を特定できる出力画像を生成することに成功した．

今後の予定として，正解画像と生成画像の誤差を少なくしていくこと．また，実験環境以外の場所でのモデルの環境変化への強さや，タグアレイの効率的な配置・数の検証などを行っていく．

謝辞

本研究は，JSPS 科研費 JP17H01823「無負荷センサ統合による見守りシステムの構築法」の助成を受けたものです．

参考文献

[1] 経済産業省:「コンビニ電子タグ 1000 億枚宣言」を策定しました～サプライチェーンに内在する社会課題の解決に向けて～, 入手先 ⟨https://www.meti.go.jp/press/2017/04/20170418005/20170418005.html⟩（参照 2019-05-11）.

[2] Yao, L.,Sheng,Q., Ruan, W., et al.: RF-Care: Device-Free Posture Recognition for Elderly People Using A Passive RFID Tag Array., *Proc.MobiCASE*, pp.120 - 129, (2015).

[3] Zou,Y. Xiao,J. Han,J.,et al.: GRfid: A Device-Free RFID-Based Gesture Recognition System., *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol.16, No.2, pp.381 - 393 (2017).

[4] Wang, L., Gu, T., Tao, X. and Lu, J.: Toward a Wearable RFID System for Real-Time Activity Recognition Using Radio Patterns., *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol.16, No.1, pp228 - 242 (2017).

[5] Bouet, M. and Dos Santos, A.L.: RFID tags: Positioning principles and localization techniques., *Proc.WD*, pp.1-5 (2008).

[6] Isola P., Zhu, J.-Y., Zhou, T., et al.: Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks., *Proc.CVPR*, pp.1125-1134 (2017).

[7] Zheng, X., Wang, J., Shangguan, L., et al.: Smokey: Ubiquitous smoking detection with commercial Wi-Fi infrastructures., *Proc.IEEE INFOCOM*, pp.1 - 9, IEEE (2016).

[8] Chowdhury, T. Z., Leung, C. and Miao, C. Y.: WiHACS: Leveraging WiFi for human activity classification using OFDM subcarriers' correlation., *Proc.IEEE GlobalSIP*, pp.338 - 342 ,IEEE (2017).

[9] Wang, W., Liu, A. X., Shahzad, M., et al.: Device-Free Human Activity Recognition Using Commercial WiFi Devices. IEEE J. Sel. Areas Commun., *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* Vol.35, No.5 pp.1118 - 1131 (2017).

[10] Ni, L., Zhang, D. and Souryal, M.: RFID-based localization and tracking technologies., *IEEE Wireless Communications* Vol.18, No.2, pp.45 - 51 (2011).

[11] Brchan, J. L., Zhao, L., Wu, J., et al.: real-time RFID localization experiment using propagation models., *IEEE RFID* pp.141 - 148, IEEE (2012).

© 2019 Information Processing Society of Japan