

人間行動を活用したRFIDによるモノの位置と種別推定

扇田 幹己¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要：スマートホームやオフィスなどでは、人の位置や行動、コミュニケーションを把握することに加え、その空間内におけるモノの位置や動きなどのコンテキスト情報をシステムが理解することで、より精度の高い行動認識や健康生活支援といったユビキタスサービスも実現できる。近年、特にパッシブ RFID タグを付与したモノの位置推定技術が注目を集めつつある。それらは数 m から 10m 程度の範囲における RFID タグの反射波を複数アンテナや指向性アンテナで捕捉し、その位置を推定する。しかし、それらは理想的な電波環境を想定したものがほとんどであり、オフィス・ラボなど家具やパーティションがある環境では精度の担保が難しい。また、RFID タグが添付されたモノが何であるかを人間がシステムに与える必要があるため、例えばタグが付与された食品や食器などを購入した際にはその都度登録が必要となる。本研究では、オフィスや倉庫といった空間において、RFID タグを添付したモノの絶対位置およびモノの種別の推定手法を提案する。提案手法では空間内の人の位置情報、ならびに人の移動により生じる RFID の電波変動から、モノ同士の空間内における位置や使われ方の類似性を導出し、これらの情報から RFID タグが添付されたモノの種別を推定するとともに、人の位置情報とモノの使用状況のタイミング同定により、実環境において RFID タグが添付されたモノの絶対位置の推定を行う。1 人の居住者が活動する 45m² オフィス環境で 10 属性のモノの 4 日間のデータを取得する実験を実施した結果、モノの種別推定精度 86.9%、位置推定平均誤差 1.27m を達成した。

1. はじめに

モノのインターネット (IoT) の概念が浸透し、すべてのモノがネットワークに接続され、管理や制御される世界の実現も近づきつつある。スマートホームやスマートオフィスなどでは、人の位置や行動、コミュニケーションに加えて、その環境の設備や空間内のモノの位置や動きなどのコンテキスト情報を理解し、人間の社会活動や生活を支援することが重要となる。例えば、家庭において家電や家具、食料品などの日常物の位置や移動属性が情報システム側で理解できれば、それをもとにした行動認識と健康生活支援、高齢者の自然な見守りといったユビキタスサービスも実現できる。オフィスや倉庫における人とモノの位置管理は、作業行動計画や業務の最適化に繋がると期待される。

RFID が技術の発展と低価格化により再び注目を集めている。RFID システムは以前より図書館の本の管理などでも利用されていたが、コンビニやドラッグストアにおいても、「コンビニ電子タグ 1000 億枚宣言 [1]」や「ドラッグストア スマート化宣言 [2]」が策定され、2025 年までにすべての取扱商品に RFID タグを貼付け、商品の個品管理の実

現がなされようとしている。安価な RFID タグを大量に活用し、モノの管理を変える RFID システムが普及すれば、経済への好影響や新サービスの創出なども期待される。

RFID タグとリーダーを用いた家庭やオフィスにおけるモノの位置管理についてはこれまでに多数の手法が提案されているが、特に近年、リーダーやアンテナ技術の大幅な発展により、パッシブ RFID タグを用い、高精度を目標とした位置推定に関する研究が増えてきている [3, 4]。しかし、これらの手法はいずれも環境変化に堅牢でない RSSI や位相の絶対値に依存しているため、実サービスとしての展開に至らないことを指摘する報告が最新の MobiSys2019 の論文 [5] 等でなされている。また、食品や小物といった様々なモノたちを多数管理する場合、タグとモノの種別の対応付けを人が逐一入力する必要があるため、モノの管理の簡易化やヒューマンエラーの観点からは望ましくない。我々は文献 [6] において、モノの種別推定のための基本手法を提案している。しかし同手法は属性理解を目的としており、モノの位置管理を目指したものではない。

本研究では、オフィスや倉庫といった空間において、RFID タグを添付したモノの絶対位置およびモノの種別の推定手法を提案する。提案手法では空間内の人の位置情報、ならびに人の移動により生じる RFID の電波変動から、

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

モノ同士の空間内における位置や使われ方の類似性を導出し、これらの情報から RFID タグが添付されたモノの属性を推定するとともに、人の位置情報とモノの使用状況のタイミング同定により、実環境において RFID タグが添付されたモノの絶対位置の推定を行う。

提案手法は様々なケースでの活用が考えられる。高齢化社会においては家庭内における行動認識への需要がますます高まっている。RFID タグを日用品に貼付し、その動きを把握することで、より高精度な行動推定が非侵襲的に可能となる。高齢者への IT システムの導入は障壁が高いが、独居の高齢者が食器や食品などの日用品を購入した場合、提案手法によりモノの位置と種別を自動把握できることで、高齢者の家庭内行動推定も可能となる。また、家庭やオフィスにおける消耗品や食料品の在庫管理を RFID タグによって行えば、適切なタイミングでの購入推薦や自動発注も可能となる。ビジネスパーソンは年間 150 時間もの時間を探し物に費やしているといった報告もあり、多くの人がモノを探すという行為に時間を奪われている。こういった多くの事例において提案手法が有効であると考えられる。

1 人の居住者が活動する、45m² のオフィス環境で 10 属性のモノの 4 日間のデータを取得する実験を実施した結果、それらの種別推定において精度 86.9% を達成し、空間内のモノの位置推定については平均誤差 1.27m を達成した。

2. 関連研究

2.1 RFID タグの位置推定

RFID タグの屋内位置推定技術についてはこれまでに多くの研究がなされてきている。SpotOn [7] はリーダーにおける電波受信強度 (RSSI) を距離に換算し、RFID タグの位置推定を行う。LANDMARK [8] は、環境内にアンテナとの距離が既知の参照タグを複数配置し、それらのタグと RSSI の関係を繰り返し参照することで環境に応じた位置推定を実現している。また、Chen らは送信電力レベルが調整可能な RFID リーダーを用い、同様のアイデアで高精度な 3 次元位置推定を実現している [9]。これらは少なくとも 3 アンテナを必要とする三角測量ベースの位置推定技術であるが、Manzoor らは AoA (Angle of Arrival) 推定に基づき、1 つのアンテナと複数の参照タグに対する位置推定を実現している [3]。PinIt [4] は移動式のアンテナを用いて、対象タグと参照タグのマルチパス電波到来角を推定し、その類似性から障害物のある屋内環境での高精度な位置推定を実現している。こういった技術の実現には、近年の RFID タグリーダおよびアンテナ技術の向上が大きく寄与している。しかし、よく知られているように、RSSI は障害物の影響を受けやすく、距離と強度の相関のモデル化が難しいために高精度な位置推定は容易でなく、その意味でいずれの位置推定技術も障害物のない理想的な屋内環境

を想定している。また、AoA は一般的な RFID リーダーでは取得が容易でない。

Wang ら [5] はこれら RFID 位置推定研究が、研究のプロトタイプレベルにとどまり、実サービスへの展開に至らないことに注目し、その原因を指摘している。具体的には、既存の RFID 位置推定研究は信号の RSSI や位相測定の絶対値に依存しており、それらは環境変化に敏感であるために実環境において推定誤差が大きくなりアプリケーション要件を満たすことができないと述べている。したがって、RFID のみに頼るのではなく、合理的な範囲で他の情報を併用し、実環境における精度や可用性を高めることが求められている。

2.2 RFID タグによる人やモノの状況推定

RFID タグを人やモノ、環境に貼付し、それらの電波状況を把握することでそれらの様々なコンテキスト (状況) を推定する技術が提案されている。

例えば Lee らは [10] において、RSSI の分散情報に基づき救急蘇生室での医療器具の使用検知を行う技術を提案している。また、Li らは CNN を用いて 5 つの医療段階と 11 種類のアクティビティの認識を行っている [11]。IDSence [12] では日用品に RFID タグを貼付し、モノの使用情報に基づく活動認識の可能性を提案している。CBID [13] はドップラー周波数の変化を利用し、RFID タグが貼付されたモノの移動を検知している。また、Gyro [14] では 1 つのモノに複数のタグを貼付し、各タグから得られる電波の位相差からモノの回転の情報を取得している。RF-IDraw [15] では 1 つのタグからの電波を複数のアンテナで取得し、その位相差からタグの高精度なトラッキングを行うことで、バーチャルタッチスクリーンを実現している。Shangguan らは [16] でモノに複数のタグを貼付し、1 つのアンテナでモノによるジェスチャ認識を実現し、新たなコミュニケーション手段を提案している。

RFID タグを壁などの環境に貼付することで、間接的に人やモノのコンテキストを取得する手法も研究されている。Yao らは壁に貼付した RFID タグの RSSI の変動から 23 種類の人の状態や行動の識別を行っている [17]。TagFree [18] では壁や机などにランダムに配置した RFID タグからの電波の到来角の変化を利用し、7 種類の人の活動を高精度に認識している。また、RFree-ID [19] では壁に RFID タグアレイを配置し、アンテナとタグの間を通過した 10 人の人を識別している。

また、人体に貼付した複数の RFID タグから人の行動や状態を解析する手法も研究が活発に行われている分野である。[20] [21] では腕や胴体などに貼付された RFID タグにより人の身体の動きを正確にトラッキングしており、RF-Kinect [20] では RFID により疑似的に Kinect 相当の機能を実現する手法を提案している。RF-ECG [22] では衣

服の胸部付近に貼付した RFID タグにより人の心拍変動を高精度に推定している。

2.3 映像や LiDAR トラッキングデータにおける人の同定手法

動画像や LiDAR から得られる匿名の来訪情報あるいは軌跡情報と RFID タグを併用し、それらの人物がどのタグを所持するかを同定する手法もいくつか知られている。文献 [23] では、RFID タグを所持した歩行者がリーダの近傍を通過した際に LiDAR から高精度匿名軌跡との対応付けを行い、その軌跡の ID を同定するアプローチを提案している。森下ら [24] は、美術館のような不特定多数の訪問者がある環境で、動画像中の人物とその訪問者が保持する RFID タグを同定する手法を提案している。また、RFID タグではなく、スマートフォンなどを所持する歩行者を動画像や LiDAR のデータにおいて同定する手法も知られており [25]、我々の研究グループにおいても LiDAR とスマートフォンの同定手法を提案している [26, 27]。これらは現実環境における人の ID を同定することを目的としており、オフィスやラボ環境におけるモノの位置とその自動管理といった概念は提唱されていない。

2.4 提案手法の位置付け

提案手法では、RFID タグが付与された、オフィスや倉庫・ラボなどにおけるモノの位置とその種別を、人の移動情報と市販レベルの RFID リーダー、ならびに複数台のアンテナを活用して推定する方法論を提案している。人の移動により生じるタグ間の RSSI の変動の類似性、およびモノが人により利用されることで得られる位相値の変化の類似性を利用し、モノを種類別に分類することで、空間内で RFID タグが貼付されたモノが何かを推定する試みはこれまでにない。加えて、RFID タグの位置推定について、Wang ら [5] の報告にあるように RFID タグから得られる RSSI や位相の絶対値を利用する手法は環境変化に弱く、実際に我々が実施した予備実験からも同様の知見が得られている。そこで、我々は人の移動情報が得られるといった前提のもとで、実環境において RFID タグが添付されたモノの位置を、RSSI や位相の絶対値に紐づけることなく推定する手法を提案している。

3. 提案手法の概要

提案手法では、モノの位置推定と種別推定を並列に行う。まず、モノの位置推定では、モノが「静止しているかどうか」を複数アンテナからの位相値変化の分散を用いて検出する。同時に、例えば全天球カメラや赤外線センサー等で同空間内の人の移動をトラッキングし（これについては多くの既存技術があるためそれらを用いるものとする）、対象空間のフロアプランにおける人の移動シーケンスを検

出する。モノが「静止していなかった期間」すなわち「人により使われていた期間」がわかれば、その期間に人がどこにいたか、あるいはどこからどこに移動したかを求め、最後に使われなくなった時刻における人の位置がそのモノの最新の位置とみなす。次に、モノの種別推定では、同じ生活空間内であれば同じ種別のモノは同じように使われるであろうといった経験則を前提とする。これに基づき、空間内に新たに導入されたモノの「使われ方」と、種別が既知であるモノの「使われ方」の類似性から、モノの種別を推定する。ただし、この使われ方の類似性をどのように定量的に定義するかが課題となる。提案手法では、モノの使われ方の特徴量として、モノの使用頻度、使用 1 回あたりの平均使用時間、他のモノとの相対的な位置近接性、ならびにいくつかの固定タグを基準とした移動パターン、の組で表現し、これらの類似性をクラスタリング解析して同じ種別のモノのグループ化を行う。この際は、前述の位相変化による静止判定に加え、使われていないモノ間の位置の近接関係を検出する必要がある。提案手法では人の移動が RSSI に及ぼす変化を用いて近接関係を検出する。図 1 に提案手法の概要を示す。

4. 提案手法の詳細

まず位置推定および種別推定に用いる、モノの静止判定手法について述べる。基本的にはモノが人間により動かされていることを位相値の変動で検知するが、モノが静止しているときでも前章で述べた不確実性により値が一定しない場合があるため、その影響を排除し、高精度で検出する手法を述べる。また、それを用いてモノの位置推定を行う手法について述べる。

次に、モノの種別判定において、人の移動に伴い生じる RSSI のゆらぎを用いてモノ間の近接性を求める方法を述べる。また、位相値変化によるモノの静止判定から、モノの種別判定のための 4 項組の特徴量ベクトルを構成する方法、ならびにクラスタリングによりモノの種別判定を行う方法を述べる。

4.1 位相値変化によるモノの静止判定

RFID システムでは、リーダーアンテナが電波を送信することによって、空間内の RFID タグに問い合わせを行う。RFID タグはリーダーからの電波をアンテナで受けることで動作電力を得て、受けた信号に基づいて情報を変調し、それをリーダーアンテナに戻す。図 2 に、RFID リーダーとパッシブ RFID タグの間の電波伝搬の概念図を示す。

市販の多くの商用 RFID リーダーでは RFID アンテナが受信した信号の RSSI (dBm) と位相値を取得できる。RSSI は受信信号の信号強度であり、位相は、送信信号と受信信号との間の位相差として計算される。通常、周波数 f (Hz) の RF 搬送波の場合、周波数と波長の関係は次のようになる。

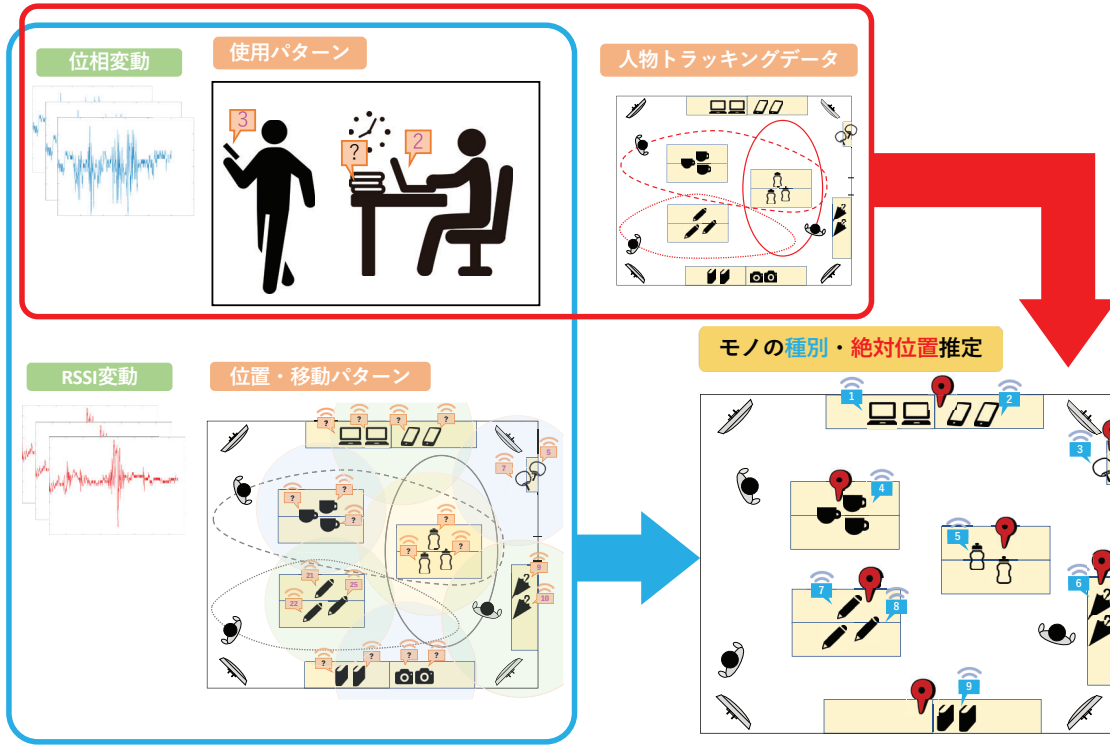


図 1: 提案システム概要図

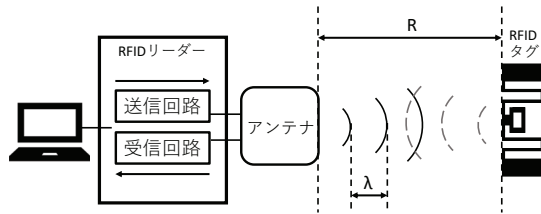


図 2: RFID システム概念図

$$\lambda = \frac{c}{f} \text{ (m)} \quad (1)$$

ここで、 c は通信媒体中の電磁波の速度であり、空気中の光の速度 ($3 \times 10^8 \text{ m/s}$) に等しい。RFID システムの位相モデルは伝統的に以下のように表される。

$$\theta = 2 \cdot \pi \cdot \left(\frac{2R}{\lambda} \right) + \theta_r + \theta_R + \theta_{TAG} \quad (2)$$

R はアンテナとタグの距離であり、一度の通信で信号が通過する距離は $2R$ である。アンテナとタグとの通信距離による位相回転に加えて、リーダーの送信回路 (θ_r)、受信回路 (θ_R)、タグの反射特性 (θ_{TAG}) によってそれぞれ追加の位相回転が起きる。一般にこれらの追加の位相回転は定数として扱われる。また、位相は周期 2π の周期関数であるため、位相値は波長の半分の整数倍の間隔で繰り返される。RFID リーダーが取得する電波の位相推定値は全ての場合において受信信号から導出されなければならない、推定値は

信号対雑音比の関数となる。リーダーからの熱雑音や、外部干渉などの他の雑音源も報告された RF 位相に影響を与える。

先に述べたように、RF 位相は周期関数であり、 $\text{mod } 2\pi$ で推定される。しかし、市販の商用 RFID リーダーの多くは、受信した信号からの位相推定値にハードウェアに依存した π の曖昧さを持つため、推定される位相値は、真の位相 (θ) または真の位相 $+\pi$ radians ($\theta + \pi$) の可能性がある。位相値の検出はこういった曖昧さが伴うため、位相値の絶対値に依存する位置推定には課題が残る。

図 3(a) に RFID リーダーが受信する信号の位相値を示す。位相の安定値が π の間隔で 2 つ出力されていることが確認できる。提案手法では、この位相の曖昧さを除去するためのデータ処理を行う。報告された位相値を 100 秒単位のウィンドウに分割し、各ウィンドウごとに最頻位相値 (θ_{mode}) を求める。そして、以下の規則に基づいて報告された位相値 (θ) を処理する。

$$\theta = \begin{cases} \theta - 2\pi & \theta \geq \theta_{mode} + \frac{3}{2}\pi \\ \theta - \pi & \theta_{mode} + \frac{3}{2}\pi > \theta \geq \theta_{mode} + \frac{1}{2}\pi \\ \theta & \theta_{mode} + \frac{1}{2}\pi > \theta \geq \theta_{mode} - \frac{1}{2}\pi \\ \theta + \pi & \theta_{mode} - \frac{1}{2}\pi > \theta \geq \theta_{mode} - \frac{3}{2}\pi \\ \theta + 2\pi & \theta_{mode} - \frac{3}{2}\pi > \theta \end{cases} \quad (3)$$

この処理により、 π の曖昧さで報告されていた位相値を統一する。次に、各ウィンドウでの位相の平均値を個々の位相値から減算することにより、位相ストリームの DC オ

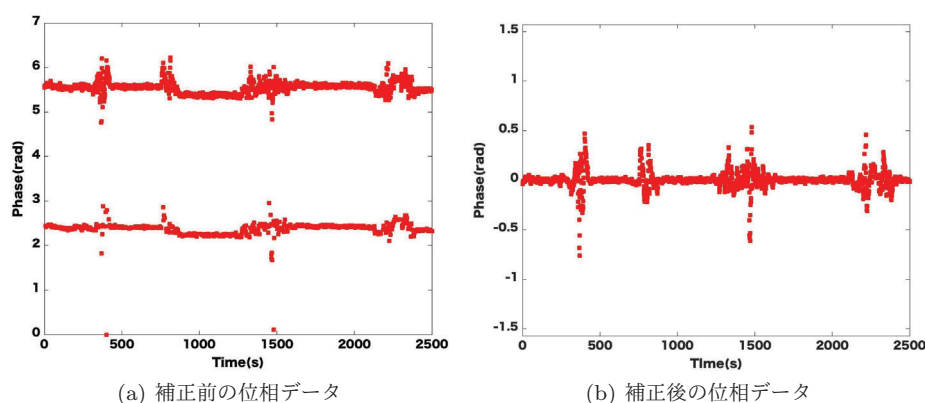


図 3: 位相値の補正

フセット（直流成分）を除去する．最後に Hampel 識別子を使用し，あるサンプルがそのサンプルの周囲 20 個のサンプルから構成されるウィンドウの中央値から標準偏差の 3 倍以上離れている場合はそのサンプルを中央値に置換して，外れ値の除去を行う．

この処理後の位相を図 3(b) に示す．位相変化が $[-\pi, \pi]$ となっていることがわかる．なお，後述する実験により，我々が用いた RFID システムでは，1 つのアンテナが 1 つの RFID タグから信号を受信する頻度は 6 回/s 程度であることがわかっている．このことと，916.8MHz の周波数を利用した時の信号波長はおおよそ 33cm であることをあわせると，おおよそ 99cm/s の等速で RFID タグが移動すると，RFID タグは移動しているのにも関わらず，同一位相値が検出されることになる．しかし，日常生活において，そういった動きはほとんどないといえる．

前述のように，アンテナが取得する電波の位相値はタグとアンテナとの距離に依存するため，タグが静止している場合は，連続して取得できる位相値はおおよそ均一である．タグが動くとき位相値は不均一となり，我々はこの位相値の変動を検知してモノの使用を推定するが，位相値はアンテナと RFID タグの間を人が移動したりした場合には見通し（Line-of-Sight, LoS）がかわり，位相値に影響を与えるため，位相値の変化が人の移動によるものか，モノの移動によるものかを判別し，モノの移動のみを正確に検出する必要がある．これに対し提案手法では，領域を囲むように設置したアンテナ（矩形状の部屋であれば四隅に設置した 4 アンテナ）で取得できる位相値が同時にばらつきを示した時にモノが使用されていると判定する．これはアンテナが例えば 4 台である場合，各アンテナと RFID タグの 4 つの LoS が単独の人物によって同時刻に遮断されることはほとんど生じえないことを用いる．また，不均一性が発生するか否かは位相値の時系列データをスライディングウィンドウで分割し，各ウィンドウ内での位相の分散値がある閾値を超えるか否かで判定する．本研究では事前実験によりウィンドウ幅を 1s, 2s, 5s, 8s, 15s, 閾値を 0.2, 0.3, 0.5 で試行し，環境変動による誤検出が最も少ないことから，

ウィンドウ幅として 1s, 閾値として 0.5 を使用している．こちらの使用検知性能とウィンドウ幅，閾値の関係については 5 章にて評価している．

実際に取得した 4 アンテナの位相分散値の変化を図 4 に示す．矢印はモノが使用された時間の真値を指している．どのアンテナもモノが使用された時間には位相値が大きく変動していることが確認できる．しかし，モノが使用された時間にのみ位相値が変動しているのは図 4(d) で示されたアンテナ 4 だけである．他の 3 つのアンテナではモノの使用時以外の時間にも位相値の分散が大きく変動する時があり，特に図 4(b) で示されたアンテナ 2 ではほとんどの時間において位相値が大きく変動していることが確認できる．しかし，アンテナ 4 のようなアンテナを用いて人による LoS の遮断と区別する．

4.2 モノの絶対位置の推定

これまでに数多く提案されている RFID タグの位置推定手法はいずれも RFID の RSSI や位相の絶対値の情報が利用されてきた．しかし，Wang らの報告 [5] にあるように，RSSI や位相の値はわずかな環境の変化（気温や湿度，タグの向きや障害物の位置）に対し敏感であり，理想環境での位置推定を高精度に行うことができて，実際の生活環境においては主要な誤差要因となる．提案手法では，モノの静止判定から得られる使用検知情報と，人の 2 次元移動軌跡のトラッキングデータを利用することでモノの位置を推定する．モノが人によって動かされている状態から静止状態に変化した時，そのモノを使用している人の位置情報がわかれば，動かされていたものがどこに置かれたかを把握することができる．まず，カメラや赤外線センサのような人の 2 次元位置のトラッキングが可能なデバイスを環境に設置し，空間内における人の位置情報を把握する．そして，RFID タグの位相値の変動情報から RFID タグが添付されたモノが人によって動かされている状態から，静止状態に変化したことを検知した時，その瞬間の人の位置の周辺にモノが置かれたと判定する．最後にモノが置かれた場所の情報を保持することで，空間内にあるモノの位置情報

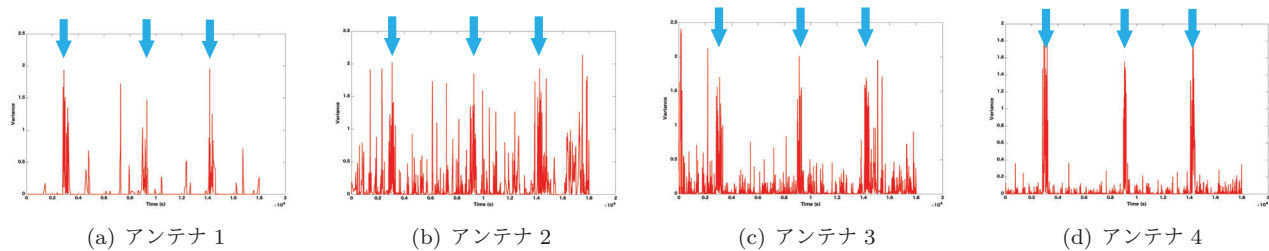


図 4: モノの使用時の各アンテナの位相分散値

を常に把握できるようになる。

なお、カメラ等を用いることへのプライバシー懸念については、例えば家庭では赤外線センサーや深度カメラなどを用いることも考えられる。

4.3 人の通過による RSSI 変化の検出方法

次に、モノの種別判定においては、位相に加えて、タグが貼付されたモノの前を人が通過したことを RSSI の変化を用いて検出し、モノ間の近接性判定に利用する。本節ではこの変化を検知する手法について述べる。

人の通過を検出するために実施した予備実験から、アンテナがタグから受信する RSSI は、LoS が人の移動によって遮断された時に変動することに加えて、アンテナ、タグ、人の位置関係によってはタグから離れた位置にいる人の行動の影響によっても変動することがわかっている。こういった影響を考慮し、高精度に人の通過を検出するために、部屋の 4 隅のアンテナのうち、隣接する 2 アンテナでの RSSI がほぼ同時刻に変動した場合に、人が RFID タグの近くを通過したと判定するような検出方法を採用する。これにより、アンテナと RFID タグ間の LoS が遮断されたことによる RSSI 変動のみをとらえることができ、人体での反射などマルチパスによる RSSI 変動を LoS 遮断と誤認識することを抑制する。RSSI 変動については RSSI の移動分散により求められる分散値が閾値を超えたか否かで判定する。

なお、モノの使用検知における位相値変化の検出には固定の閾値を利用したが、人の通過検出においては各ウィンドウの平均値+標準偏差 $\times 2$ で得られる動的な閾値を利用する。これは、アンテナと RFID タグの距離によって RSSI の変動の程度が異なるためである。また移動分散のウィンドウ幅は 1s, 2s, 3s, 5s, 10s を試行し、もっとも高精度であった 1s をウィンドウ幅とした。

4.4 モノの種別推定

提案手法では、位相値によるモノの使用検知を用いて、モノ T_i の使用頻度 $use_count(T_i)$ 、 T_i の使用時間 $use_time(T_i)$ を得る。また、人の通過による RSSI の変化検出を用いて、モノ T_i と T_j 間の位置類似度 $sim_loc(T_i, T_j)$ を導出する。さらに、提案手法では、壁等に貼付し動かしにくい

くつかのタグ（固定タグ） A_j を活用する。タグ T_i が位相値の変動により使われていることがわかっている時間帯に、 A_j と近接していたことを表す固定タグ近接利用回数 $use_loc(T_i, A_j)$ を用いる。これにより、タグ T_i がどの固定タグの近くでよく使われるかがわかり、使用場所や移動パターンの特徴を把握できる。同一環境におけるモノはその種類によって使用される場所や移動が類似すると考えられる。例えば、食器は食器棚と台所と食卓の間を移動することが多く、本は本棚と本がよく読まれる場所（例えばソファや勉強机）を移動する可能性が高い。我々はこういった使用場所や移動パターンの特徴を固定タグを用いて把握する。

これらに対し、タグ T_i の特徴量ベクトルを

$$\begin{aligned} &\langle use_time(T_i), use_count(T_i), \\ &sim_loc(T_i, T_1), \dots, sim_loc(T_i, T_N), \\ &use_loc(T_i, A_1), \dots, use_loc(T_i, A_M) \rangle \end{aligned} \quad (4)$$

（ただし、 N はモノのタグの総数、 M は固定タグの総数であり、各要素は正規化されるものとする。詳細は後述）で表し、このベクトルに対し、最近傍法を適用することで、空間内のタグの種別を区分する。同一の種別のモノのうちの一つの種別がわかっているならば、それをもとに他のモノの種別を同定できる。

以下ではタグの特徴ベクトルの生成方法を述べる。

タグ T_i の利用回数 ($use_count(T_i)$) とその総利用時間 ($use_time(T_i)$) は以下で得られる。まず、タグ T_i が取得する位相の分散値が設定した閾値を超えているか否かを前述の方法で判定する。閾値を超えた場合にモノを使用しはじめたと判定し、その後に閾値を下回ってから 1 分間経過しても再度閾値を上回ることがなければモノの使用が終了したと判定する。これは、例えばペンのようにモノは使われ方によってはモノの使用開始を示すピックアップ動作の後、定期的に動きが微小になり十分な位相変動を起こさないことがあるため、そういった動作については複数の使用とみなさず、単一の利用として扱うためにこういった処理を行う。上記に基づいて得られた使用開始回数を $use_count(T_i)$ 、また使われていた各時間ウィンドウ数を $use_time(T_i)$ とする。 $use_count(T_i)$ および $use_time(T_i)$ についても、最大値を 1 とする正規化を行う。

表 1: 特徴ベクトル例

		位置類似度 (sim.loc)				移動類似度 (use.loc)		使用頻度 (use.count)	平均時間 (use.time)
		T1	T2	T3	T4	A1	A2		
モノ	T1	-	0.8	0.2	0	0.7	0.3	0.7	1
	T2	0.7	-	0.2	0.1	0.8	0.2	1	0.4
	T2	0.1	0.2	-	0.7	0.8	0.2	0.8	0.3
	T3	0.2	0.1	0.7	-	0.9	0.1	0.1	0.5

次に、タグの組 (T_i, T_j) について、 T_i で人の通過が検出されてから 2 秒以内に T_j で人の通過が検出された場合、同時刻に人が通過したと判定し、この総判定回数を $sim.loc(T_i, T_j)$ とする。なお、クラスタリングの際には、人が通過する場所の偏りを除去するため、 T_i と同時刻に通過が検出された、他のタグの総通過回数が 1 になるように正規化した値を用いる。

最後に $use.loc(T_i, A_j)$ は、タグ T_i が貼付されたモノが使用されていると判定された時間帯に、通過検出によって A_j と近接していたことがわかった場合に 1 を加える。

(正規化した) 特徴ベクトルの例を表 1 に示す。モノに貼付された全てのタグについて、このようなベクトルをタグごとに生成し、それらの特徴ベクトルを用い、ユークリッド距離に基づく最近傍法を適用する。クラスター毎にその種別を決定することができれば、同一クラスターに属するモノを同じ種類のモノとして分類できる。これにより、例えば空間内に新たに導入されたモノが何かを推定することができる。

5. 実験と評価

提案手法の評価を行うため、1 人の居住者が活動する 45m^2 のオフィス環境で、10 種類のモノを 4 日間使用したデータを取得し、本手法による位置推定および種別分類を試みた。その結果を述べる。なお、文献 [6] で実施した簡易実験よりも広い空間において、より長期の実験データを取得することで、より現実的な環境下での実験を実施することを目標とした。

5.1 実験環境

RFID リーダーとして Impinj 社の Speedway Recolution R420 (図 5(a)), RFID タグとして SMARTRAC 社の ShortDipole (図 5(b)), アンテナはマスプロ電工社の RFID 平面アンテナ RAF2031 (図 5(c)) を利用した。周波数は 916.8Hz で固定し、リーダーに接続された 4 つのアンテナが時分割で動作する。また、アンテナの通信範囲はおおよそ 10m であり、偏波面は右旋円偏波である。

これらの測定機器を、一人の居住者が活動する 45m^2 のオフィス環境 (図 6) に設置した。本環境は本実験のために専用に構築したものであり、他に居住者はいないため、他の人物の影響を受けずに性能検証が可能である。複数人

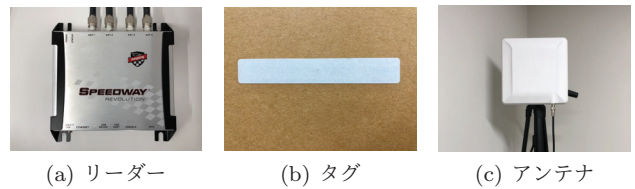


図 5: ハードウェア



図 6: 実験環境

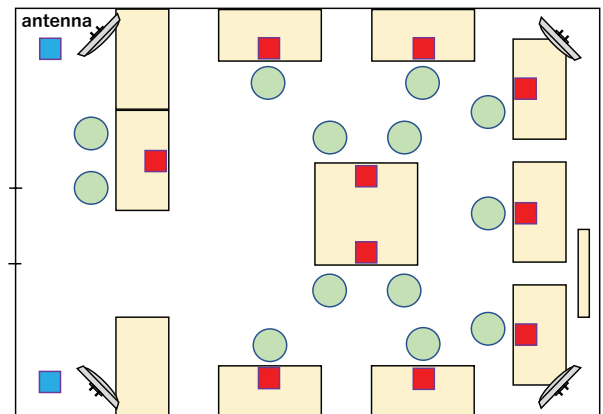


図 7: オフィスレイアウト

が存在する環境での手法ならびに性能評価は今後の研究とする。

本環境のレイアウトを図 7 に示す。アンテナは部屋の四隅に中央を向くように配置している。また、部屋の家具など図 7 に赤色で示す 10 箇所に固定タグを固定した。さらに、青色で示す箇所に人物トラッキング用に 2 台のカメラを設置し、画像内での人物の Mask R-CNN による検出とステレオカメラの原理で簡易な人物位置推定を行うシステムを構築した。モノの数と貼付した RFID タグの ID を表 2 に示す。

このもとで、1 人の居住者がオフィスで活動する 4 日間のデータを取得した。実験期間中に全てのアンテナでタグから取得された RFID システムによる通信の総サンプル数は約 3 千万 (30,965,800) であった。

表 2: 推定対象物の数と割り当てた ID

	対象物	数	ID
1	ペットボトル	5	1,2,3,4,5
2	本	5	6,7,8,9,10
3	布巾	4	11,12,13,14
4	ハンガー	4	15,16,17,18
5	マグカップ	3	19,20,21
6	ペン	3	22,23,24
7	椅子	4	25,26,27,28
8	スリッパ	6	29,30,31,32,33,34
9	貴重品	3	35,36,37
10	うちわ	3	38,39,40

5.2 実験結果

5.2.1 使用検知性能

まずモノの使用検知の性能を評価した。我々は実験期間中にカメラによって撮影された4日間の動画データから、人がどのモノをいつ使っていたかの真値を毎秒生成し、それをもとに使用検知精度の評価を行った。モノの使用検出には、位相値の移動分散を求める際のウィンドウサイズおよび使用判定の閾値が影響するため、それらを様々に変えた場合の精度を評価する。また、我々の手法はモノの動きによる位相値の変動をベースに使用の検出を行っているため、例えば読書中の本のように、使用されているものの、使用開始と使用終了時以外はほとんど動きのない場合については、読書中の多くの時間で静止と判定されることになる。しかし、我々が想定するアプリケーションでは、それらのモノが使用されているかどうかを判定する時間単位は日常生活での行動を表現する適切な時間単位であればよく、その時間単位で一度でも使用検知がなされれば、その時間単位ではモノは使われていたとみなすことが妥当である。したがってこの時間単位を変化させることにより、使用検知精度がどのように変化するかも評価した。

図8, 図9, 図10にそれぞれ再現率, 適合率, F値を示す。それぞれの図において, (a)~(c)は閾値をそれぞれ0.2, 0.3, 0.5とした場合に対応する。各グラフでは、移動分散ウィンドウサイズを1s, 2s, 5s, 8s, 15sとして横軸にプロットし、各プロットには使用判定時間単位をそれぞれ1s, 5s, 10s, 30s, 60sとした場合の値を棒グラフで表している。

図8, 図9から、移動分散ウィンドウサイズおよび閾値を増加させると、再現率が低下し、適合率は向上することが確認できる。閾値や移動分散ウィンドウサイズが小さいと、モノの微細な動きを捉えることができ、再現率は高くなるが、人の移動などによる電波伝搬への影響をモノの使用と誤検知してしまうことにより、偽陽性が増加し、適合率が低下する。一方、閾値や移動分散ウィンドウサイズが大きいと環境変動を誤って使用と検出することは少なくなるが、本やペンといった、使用中は微細な動きしか発生し

ないモノの使用検知ができなくなるため、再現率低下と適合率向上につながる。F値は図10で示しており, (b)の閾値0.3で最大値74.2を示した。

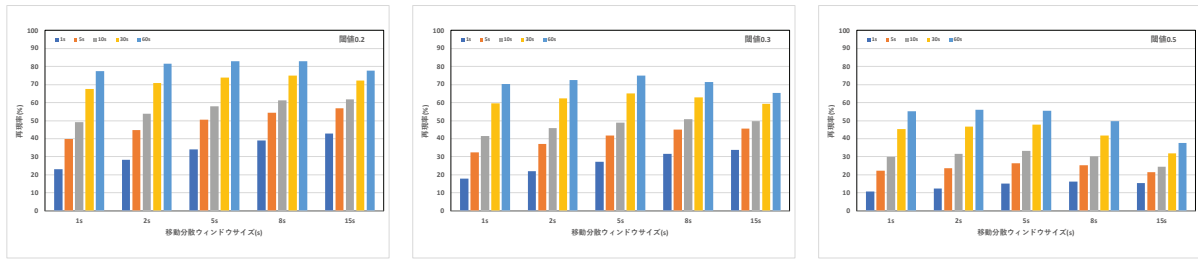
5.2.2 位置推定精度

提案手法を適用したことによる位置推定精度について評価する。提案手法では、モノが人によって使われている状態から、モノが静止状態に遷移した時に、モノの位置情報の更新を行うため、この状態変化が提案している使用検出手法によって検出された時のモノの推定位置を真値と比較することで評価を行う。本稿で実施した実験では、環境に設置した2台のカメラによって撮影される動画データから、人物の位置を図11のように1辺が1.5mの正方セルのどれに属するかでトラッキングしている。人物がセル内に存在する場合にはそのセル内の任意の1点にいるものとし、この位置情報を用いてセル単位でモノの位置推定を行った。真値についてもセル単位で決定しており、位置誤差は位置推定されたセル内の任意の1点と真値のセル内の任意の1点の2点の距離の期待値によって算出されている。その平均誤差の累積分布を図12に示す。最大位置誤差は4.78mであったものの、平均位置誤差は1.27mであり、モノのおおよその位置を把握するには十分な精度を達成できている。なお、本実験では1.5mセルでの人物位置推定結果を用いているため、モノの位置は常にその人物が存在したセルの中心としている。したがって、本質的にはセルの中心からセル内の任意の点までの距離の期待値分の誤差を有することになる。我々が開発している「ひとなび」や、あるいは天井設置のカメラのように高精度に人の位置をトラッキング可能なデバイスを利用することで、この期待値を下げることができ、さらに位置推定精度を向上できると考えられる。

5.2.3 モノの種別分類精度

提案手法を適用したことによるモノの種別推定精度について、交差検証により評価した結果を図13に示す。ここでは、いくつかのモノの種別がわかっている場合に他のモノの種別を正しく推定できるかを評価している。なお、交差検証は3分割交差検証を行っているが、解析に利用したMATLABによる交差検証では解析用データとテスト用データの選び方に網羅性がない。そこで、解析用データとテスト用データの選び方に依存しない精度を評価するため、MATLABにおいて100回の交差検証を実施し、その平均を全体の精度としている。また、図13の各セルには全体のサンプル数(1回あたり40サンプルを100試行分)に対する割合が示されている。

全体の種別推定精度は83.3%となっており、多くのモノを高精度に種別推定できているが、椅子については52.2%と低い推定精度となっている。椅子同士は互いの位置類似度(近接性)が低いため、位置類似性の特徴量が影響した結果になったと考えられる。提案手法では最近傍法により、最

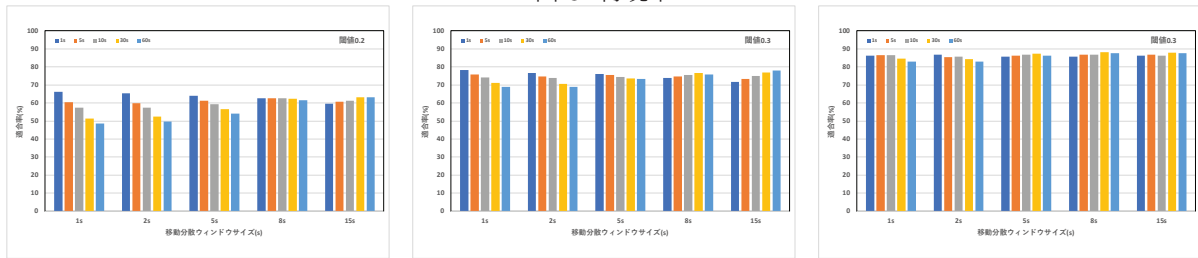


(a) 閾値 0.2

(b) 閾値 0.3

(c) 閾値 0.5

図 8: 再現率

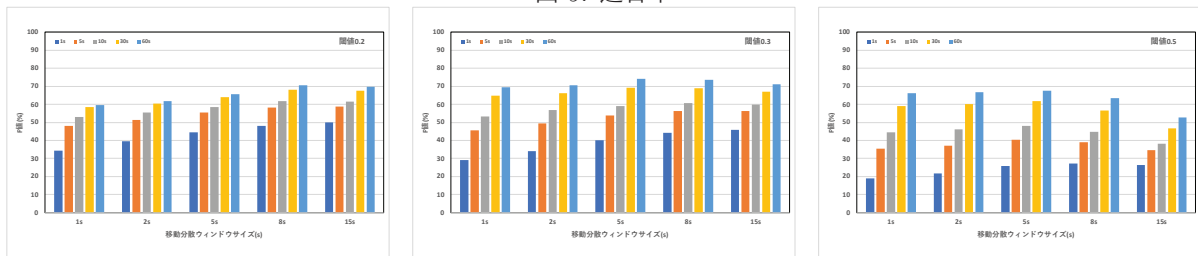


(a) 閾値 0.2

(b) 閾値 0.3

(c) 閾値 0.5

図 9: 適合率



(a) 閾値 0.2

(b) 閾値 0.3

(c) 閾値 0.5

図 10: F 値

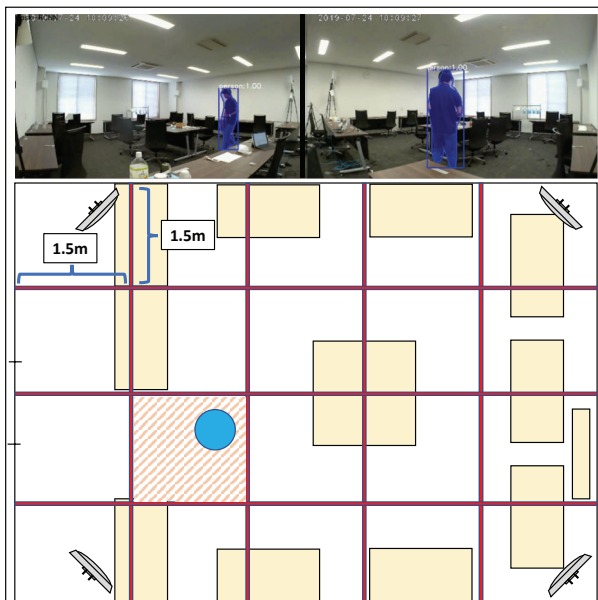


図 11: 動画像による人物トラッキング

も使われ方の類似性が高いモノを同種別と判定しており、同種別で位置が近接した関係にあるものが1つも存在しない場合、その属性のモノについての推定は難しくなる。こういった事例に対する手法改善を行うことが必要となる。

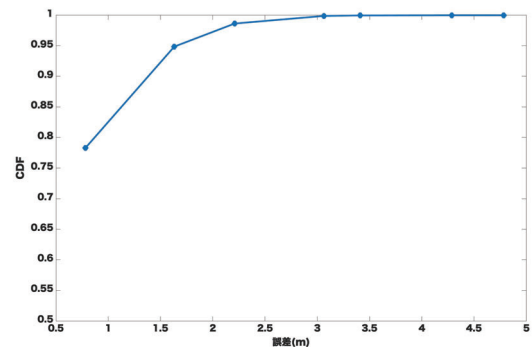


図 12: 位置誤差

また、モノの絶対位置推定結果を位置類似性に与えて種別分類を行った結果を図 14 に示す。推定精度は 86.9% となっており、絶対位置の推定を行うことで、位置類似性の信頼度が増し、全体としての精度の向上につながったと考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、オフィスやラボなどにおいて、人がモノを使う活動や移動により発生する RFID の位相変化や RSSI

Confusion Matrix										
Output Class	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	500 12.4%	17 0.4%	2 0.0%	0 0.0%	12 0.3%	0 0.0%	127 3.1%	0 0.0%	0 0.0%	76.0% 24.0%
	0 0.0%	322 8.0%	3 0.1%	7 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	8 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	77.8% 22.2%
	0 0.0%	27 0.7%	378 9.4%	39 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	84.6% 15.4%
	0 0.0%	4 0.1%	21 0.5%	352 8.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	93.4% 6.6%
	5 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	291 7.2%	0 0.0%	15 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	93.6% 6.4%
	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	279 6.9%	122 3.0%	0 0.0%	0 0.0%	69.2% 30.8%
	0 0.0%	68 1.7%	0 0.0%	6 0.1%	0 0.0%	24 0.6%	108 2.7%	0 0.0%	4 0.1%	51.4% 48.6%
	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 0.1%	606 15.0%	0 0.0%	99.0% 1.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	303 7.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	64 1.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	16 0.4%	0 0.0%	225 5.6%	73.8% 26.2%
	99.0% 1.0%	63.8% 36.2%	93.6% 6.4%	87.1% 12.9%	96.0% 4.0%	92.1% 7.9%	26.7% 73.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	74.3% 25.7%
Target Class										

図 13: RFID のみを利用した種別推定結果

Confusion Matrix										
Output Class	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	505 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.6% 0.4%
	0 0.0%	353 8.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	83 2.1%	86 2.1%	0 0.0%	0 0.0%	67.6% 32.4%
	0 0.0%	15 0.4%	404 10.0%	32 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	89.6% 10.4%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	372 9.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	303 7.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	56 1.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	216 5.3%	36 0.9%	0 0.0%	0 0.0%	70.1% 29.9%
	0 0.0%	44 1.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.1%	273 6.8%	0 0.0%	25 0.6%	78.9% 21.1%
	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	606 15.0%	72 1.8%	89.1% 10.9%
	0 0.0%	11 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	177 4.4%	94.1% 5.9%
	0 0.0%	24 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	7 0.2%	0 0.0%	29 0.7%	83.5% 16.5%
	100% 1.0%	69.9% 30.1%	100% 0.0%	92.1% 7.9%	100% 0.0%	71.3% 28.7%	67.6% 32.4%	100% 0.0%	58.4% 41.6%	100% 0.0%
Target Class										

図 14: RFID と位置推定による種別推定結果

変化を利用し、当該場所におけるモノの位置と種別の推定を行う手法を提案した。提案手法では、モノ同士の位置や使用パターンなど、モノの使われ方の類似性からモノの属性を推定し、カメラなどで得られる人の位置情報を組み合わせることで、モノの位置を推定する。

提案手法の有効性を確かめるために、居住者が活動する45m²のオフィス環境で10種類のモノの4日間に渡るデータを取得した。それを用いた精度検証の結果、種別推定については精度86.9%を達成し、モノの特性が推定に与える影響についても考察することで、タグIDとモノの対応付けの自動化が実現可能である見込みがたった。また、モノの位置推定についても人の位置情報にも誤差が含まれる環境において平均誤差1.27mを達成した。

なお、提案手法ではRSSIや位相変動からモノの位置や使用される回数といった情報を抽出したが、モノが使用される時の位相の変動パターンなどを詳細に解析することでモノの使用時の回転や移動量といった特徴も活用することもできる。さらに実験では人の位置情報をカメラから取得したが、居住者のプライバシーを考慮し、今後は深度カメラ等の利用も考えていきたい。

謝辞

本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構(NICT)の委託研究「未来を創る新たなネットワーク基盤技術に関する研究開発」により得られたものです。

参考文献

- [1] : 「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～(METI/経済産業省), <https://www.meti.go.jp/press/2017/04/20170418005/20170418005.html>. (Accessed on 05/12/2019).
- [2] : 「ドラッグストアスマート化宣言」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～(METI/経済産業省), <https://www.meti.go.jp/press/2017/03/20180316002/20180316002.html>. (Accessed on 05/12/2019).
- [3] Manzoor, F., Huang, Y. and Menzel, K.: Passive RFID-based Indoor Positioning System, An Algorithmic Approach, *2010 IEEE International Conference on RFID-Technology and Applications*, pp. 112–117 (online), DOI: 10.1109/RFID-TA.2010.5529871 (2010).
- [4] Wang, J. and Katabi, D.: Dude, Where's My Card?: RFID Positioning That Works with Multipath and Non-line of Sight, *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, Vol. 43, No. 4, pp. 51–62 (online), DOI: 10.1145/2534169.2486029 (2013).
- [5] Wang, J., Chang, L., Abari, O. and Keshav, S.: Are RFID Sensing Systems Ready for the Real World?, *Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys '19*, New York, NY, USA, ACM, pp. 366–377 (online), DOI: 10.1145/3307334.3326084 (2019).
- [6] 扇田幹己, 梶田宗吾, 山口弘純, 東野輝夫: 人の移動によるRFIDの位相とRSSI変化を用いたモノの属性推定, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム2019論文集, Vol. 2019, pp. 1000–1010 (2019).
- [7] Hightower, J., Borriello, G. and Want, R.: SpotON: An Indoor 3D Location Sensing Technology Based on RF Signal Strength (2000).
- [8] Ni, L. M., and Patil, A. P.: LANDMARC: indoor location sensing using active RFID, *Proceedings of the First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, 2003. (PerCom 2003)*, pp. 407–415 (online), DOI: 10.1109/PERCOM.2003.1192765 (2003).
- [9] Chen, H., Ma, G., Wang, Z., Yu, J., Shi, L. and Jiang, X.: Efficient 3-dimensional localization for RFID systems using jumping probe, *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 41, pp. 300 – 318 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2016.12.002> (2017).
- [10] Lee, Y. H. and Marsic, I.: Object motion detection based on passive UHF RFID tags using a hid-

- den Markov model-based classifier, *Sensing and Bio-Sensing Research*, Vol. 21, pp. 65 – 74 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2018.10.005> (2018).
- [11] Li, X., Zhang, Y., Marsic, I., Sarcevic, A. and Burd, R. S.: Deep Learning for RFID-Based Activity Recognition, *Proceedings of the 14th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems CD-ROM*, SenSys '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 164–175 (online), DOI: 10.1145/2994551.2994569 (2016).
- [12] Li, H., Ye, C. and Sample, A. P.: IDSense: A Human Object Interaction Detection System Based on Passive UHF RFID, *CHI* (2015).
- [13] Han, J., Ding, H., Qian, C., Xi, W., Wang, Z., Jiang, Z., Shangguan, L. and Zhao, J.: CBID: A Customer Behavior Identification System Using Passive Tags, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, Vol. 24, No. 5, pp. 2885–2898 (online), DOI: 10.1109/TNET.2015.2501103 (2016).
- [14] Wei, T. and Zhang, X.: Gyro in the air: tracking 3D orientation of batteryless internet-of-things, pp. 55–68 (online), DOI: 10.1145/2973750.2973761 (2016).
- [15] Wang, J., Vasisht, D. and Katabi, D.: RF-IDraw: Virtual Touch Screen in the Air Using RF Signals, *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, Vol. 44, No. 4, pp. 235–246 (online), DOI: 10.1145/2740070.2626330 (2014).
- [16] Shangguan, L., Zhou, Z. and Jamieson, K.: Enabling Gesture-based Interactions with Objects, *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '17, New York, NY, USA, ACM, pp. 239–251 (online), DOI: 10.1145/3081333.3081364 (2017).
- [17] Yao, L., Sheng, Q. Z., Li, X., Gu, T., Tan, M., Wang, X., Wang, S. and Ruan, W.: Compressive Representation for Device-Free Activity Recognition with Passive RFID Signal Strength, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 17, No. 2, pp. 293–306 (online), DOI: 10.1109/TMC.2017.2706282 (2018).
- [18] Fan, X., Gong, W. and Liu, J.: TagFree Activity Identification with RFIDs, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 2, No. 1, pp. 7:1–7:23 (online), DOI: 10.1145/3191739 (2018).
- [19] Zhang, Q., Li, D., Zhao, R., Wang, D., Deng, Y. and Chen, B.: RFree-ID: An Unobtrusive Human Identification System Irrespective of Walking Cofactors Using COTS RFID, *2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)(PERCOM)*, Vol. 00, pp. 1–10 (online), DOI: 10.1109/PERCOM.2018.8444599 (2018).
- [20] Wang, C., Liu, J., Chen, Y., Xie, L., Liu, H. B. and Lu, S.: RF-Kinect: A Wearable RFID-based Approach Towards 3D Body Movement Tracking, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 2, No. 1, pp. 41:1–41:28 (online), DOI: 10.1145/3191773 (2018).
- [21] Jin, H., Yang, Z., Kumar, S. and Hong, J. I.: Towards Wearable Everyday Body-Frame Tracking Using Passive RFIDs, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 1, No. 4, pp. 145:1–145:23 (online), DOI: 10.1145/3161199 (2018).
- [22] 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, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 2, No. 2, pp. 85:1–85:26 (online), DOI: 10.1145/3214288 (2018).
- [23] Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People Tracking with Anonymous and ID-sensors Using Rao-Blackwellised Particle Filters, *Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, IJCAI'03, San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 921–926 (online), available from <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1630659.1630792> (2003).
- [24] 森下壮一郎, 福田一郎, 新井義和, 山下 淳, 浅間 一: UHF 帯 RFID を用いた動画像中の人物同定, 精密工学会誌, Vol. 81, No. 6, pp. 589–597 (オンライン), DOI: 10.2493/jjspe.81.589 (2015).
- [25] Teixeira, T., Jung, D. and Savvides, A.: Tasking Networked CCTV Cameras and Mobile Phones to Identify and Localize Multiple People, *Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing*, UbiComp '10, New York, NY, USA, ACM, pp. 213–222 (online), DOI: 10.1145/1864349.1864367 (2010).
- [26] Wada, Y., Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Accurate positioning of mobile phones in a crowd using laser range scanners, *2013 IEEE 9th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pp. 430–435 (online), DOI: 10.1109/WiMOB.2013.6673395 (2013).
- [27] 高藤巧, 藤田和久, 樋口雄大, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 下條真司: トラッキングスキャナとモーションセンサを用いた高精度屋内位置推定手法の提案, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 1, pp. 353–365 (オンライン), 入手先 (<https://ci.nii.ac.jp/naid/170000130837/>) (2016).