

RFIDを用いたリアルタイム状態検知システムの提案

増田 周弥[†] 沼尾 雅之[‡]

[†]電気通信大学情報・通信工学科沼尾研究室 〒182-0021 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

[‡]電気通信大学大学院情報工学専攻 〒182-0021 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: [†]uec.m1211164@gmail.com [‡]numao@cs.uec.ac.jp

あらまし 2015年時点の65歳以上の高齢者の人口は総人口の1/4にあたり、これに付随して高齢者の介護人員不足が深刻化してきている。この問題に対し、さまざまなセンサを用いた人物の状態認識をする研究が盛んに行われており、RFIDタグを用いた医療に関する研究も行われている。本研究では、RFIDを用いた検出において、リアルタイムに位置・姿勢を検出するシステムを提案する。分類にはオンライン機械学習を用いることで、リアルタイムに姿勢を検出するだけでなく、周りの環境に応じて学習モデルを更新することを可能にした。提案システムによる評価実験では、再学習によるモデルの更新において少量のデータ数で精度を向上させることができることを確認した。

キーワード RFID, 状態推定, オンライン機械学習, ストリームデータ処理

1. はじめに

近年、日本の少子高齢化問題が深刻化してきている。総務省統計局が発表したデータ[1]によると、2014年における65歳以上の総人口比が25.9%に達している。この数字は総人口の1/4にあたり、世界的に見ても2位のイタリア21.7%、3位のドイツ21.5%と大きく差をつけている[2]。また少子化の面においても、WHOの発表したデータ[3]によると、2013年における15歳未満の人口の割合が194ヶ国中192位(2ヶ国はデータなし)となっている。少子高齢化に付随して起こる問題としては様々あるが、高齢者の介護者不足の問題がある。厚生労働省の2025年に必要とされる介護人員の推計データ[4]によると、必要とされる介護人材は253万人に対し、さまざまな施策によって実際に供給できる人材は215万人になるというデータがある。介護人員の不足により、介護者の目が隅々まで届かず常に見守ることができないことに加え、事故が起こった場合の早期発見が遅れる原因にもなっている。この問題を改善するために人手の不要な高齢者の見守りシステムの開発が盛んに行われている。

本研究では充電の必要がないRFIDタグを体に張り付けて、アンテナでそのタグを読み込み続けることで人物の状態検出を行う。その際に、従来手法のRFIDによる状態分類の精度を維持したまま、リアルタイムな分類を可能にすることにより、実

用的な状態分類システム、更には異常行動認識システムを提案する。

2. 関連研究

人の状態検出を行うものは様々あるが、空間上にセンサを設置して検出を行うものとして、赤外線センサや Kinect などがある。また、人に装着して状態検出を行うものとしては、加速度センサや RFID タグの通信デバイスとセンサを組み合わせたものがある。本研究の趣旨である、充電や電池交換の必要のない RFID タグを利用した人の状態検出に関する研究について紹介するとともに、RFID タグを用いた組込医療システムの研究について述べる。

2.1 物品・人物の位置検出

金子ら[5]はパッシブ型 RFID タグを物品に貼り RFID リーダライタが取得する電波強度のログから物品の位置推定をするシステムを設計している。実環境による実験において、位置の誤差がおよそ 70 cm 以内に抑えられるとしている。

ユーザが RFID リーダライタを持ち、天井に等間隔に貼られたパッシブ型 RFID タグを読み取り、そのパターンからユーザの位置推定を行う方法が小室ら[6]によって提案されている。アルゴリズムは重心法とクラスタ法を用いられており、位置の誤差を 60 cm 以内に抑えることに成功している。

2.2 人物の姿勢検出

アクティブ型RFIDタグを用いた閉所空間における転倒状態を検出する方法が鍛冶ら[7]によって提案されている。この研究では、実際の生活環境において転倒事故が多いとされる洗面所を実験環境とし、電波強度データを継続的に取得している。得られた時系列データをヒストグラムで分析し、運動時状態と静止状態の電波強度の特徴域の幅を検出することにより、転倒状態を検出する。具体的には、無人、正常状態、転倒状態の3つを分類している。

パッシブ型RFIDタグを用いて、2.5m×2.5mの環境内で4つのアンテナによるタグの読み取りを行い、4つの状態を検出する研究が安藤[8]らによって行なわれている。この研究では直接異常状態を認識するのではなく、読み取ったRFIDタグの読み取りの組み合わせにより、人の姿勢分類を行う。温度や湿度によって電波強度は変化するので、ここでは電波強度を2値化し1か0で機械学習を行っている。タグは人の衣服の上から貼り、環境内において行動をとった場合として、4つの姿勢を平均89.6%の精度で分類することに成功している。

2.3 RFIDを用いた組み込み医療機器

中島ら[9]は、RFIDを用いて医療に応用したリアルタイムモニタリングを提案している。これは、点滴針の自己抜去が行われる際に、それを固定しているテーピングにRFIDタグを貼付し、点滴チューブにRFIDアンテナを装着することで、腕からテーピングを外した場合にタグが読み取れなくなることを利用している。このシステムではリアルタイムでモニタリングすることで、刺入部からの出血や不必要な刺入部周辺への抵触、点滴台転倒などの効果が期待出来るとしている。

被介護者の紙オムツ後部にパッシブ型RFIDタグを埋め込み、ベッドのマットレスにアンテナを設置することで、排尿後の尿によるタグの読み取り変化を利用しリアルタイムに排尿を検知する研究も中嶋ら[10]に行われている。作成した排尿検知用のRFID装置を用いれば、マットレスから人体の方向へ向かって最大30cm、横25cmの範囲で通信が行える。今後このシステムを拡張することにより、排尿後すぐにオムツ交換が可能になることに加え、排尿の周期も把握することができると述べられている。

3. オンライン機械学習

機械学習とは、データ解析から有用な規則を抽出し、アルゴリズム化することである。機械学習の処理には大きく2種類存在し、学習用データを貯めて全てまとめて処理する手法をバッチ処理という。バッチ処理による機械学習は蓄積したデータに対する処理には適しているが、姿勢分類システムにおいては以下のような問題点が存在する。

- ログファイルに格納する必要があるため、異常状態があったとしても発見が遅れてしまう。
- 温度や湿度、周りの環境が変わるたびにデータを取得し、モデルを再構築する必要がある。

これと対比して、データを1つ受け取るたびに学習、処理を行うものをオンライン機械学習という。本研究では、Jubatus[11]というNTT SICとPreferred Infrastructureにより共同開発されたオンライン機械学習フレームワークを用いている。Jubatusの処理はUpdate, Mix, Analyzeの3段階に分かれ、Update、学習処理に相当し、Analyzeは予測処理、Mixは全マシンからローカルモデルの重みを集め、その平均を取る処理を行う。今回の実装では位置・姿勢の分類を行うためJubatusで実装されている多クラス分類器を用いる。Jubatusの多クラス分類には主に以下の4つが実装されている。

- Perceptron[12]
- Passive Aggressive(PA)[13]
- Confidence Weighted Learning(CW)[14]
- Adaptive Regularization of Weight vectors(AROW)[15]

Perceptronは現在の分類器が学習データと違う推定をした場合に重みベクトルを更新する。PAはデータの損失がゼロになるように重みを更新する。JubatusではPAを改良したPA1とPA2も実装されている。CWは重み更新時に書く特徴ごとの更新幅を変えることができ、確信度が高い特徴については更新幅を小さくし、低い特徴については更新幅を大きくする。AROWはCWのノイズに弱いという問題を克服した手法である。福元ら[16]はJubatusの言語処理における多クラス分類精度の比較として、これら4つのアルゴリズムの比較検討を行っており、AROWの優位性が確認されている。

4. オンライン学習を用いた位置・姿勢検出

本研究では、Jubatus で実装されているオンライン機械学習を用いることで既存研究での非リアルタイム性を改善したシステムの提案を行う。図1にシステム全体の概要を示す。

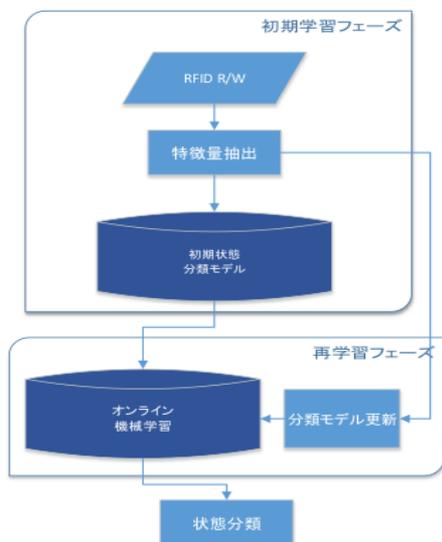


図1 システム全体の概要

4.1 RFID システム

RFID(Radio Frequency Identification)とは、電波を利用して人やものを非接触に識別、管理するシステムを指す。タグやラベルという形に加工された RFID タグを商品や人に付与し、そのタグに対して情報の読み取り書き込みを行うリーダ/ライタを利用して情報をやり取りする。身の回りで RFID を利用しているモノには、Felica や Suica などの電子マネーがある。企業が利用しているモノにも、本、衣類に貼るモノや、リストバンド形式や首から掛けるモノなど、人の流れや物流を管理する用途に利用されている。RFID リーダライタは、アンテナに電源を供給するとともに、アンテナを経由して RFID タグの読み取りや書き込みを可能にする端末である。リーダライタは読み取ったログをホスト側の端末に送信することもできる。

4.2 タグの設置

タグは被験者の衣服に貼り付けて読み取りを行う。被験者 1 人分に使用するタグは、腹部に 1 枚、背中に 1 枚、左右の肩に 1 枚ずつ、両膝の表裏に 1 枚ずつ の計 8 枚である。貼り付け位置は図2の黄色に示す。これは、分類する状態を明確にするために各状態の理想的な読み取り状態を想定しており、

例えば俯せ状態では前面のタグが読み取れないことから俯せの状態の分類が行える。

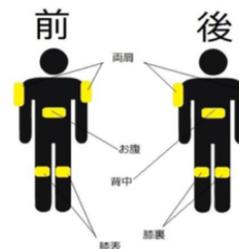


図2 タグの設置

4.3 特徴量抽出

部屋の複数箇所に方向を異なって設置された複数アンテナにたいして、人の複数箇所に異なる向きに装着された複数タグのRSSIを比較することによって特徴量抽出を行う。リーダライタからの1回の読み取りで 取得するデータの次元はアンテナの数とタグ枚数から以下のように決定することが出来る。

$$D = T_{Antenna} \times M_{tag}$$

D : 特徴ベクトルの次元, T : アンテナ数, M : タグ数

機械学習の学習データには取得したデータに対して目的変数を設定する必要があるため、更に説明変数の次元を足した次元数を持ったデータを用いることになる。

表 1 データの定義

説明変数				位置変数	姿勢変数	
0	63	54	...	0	Area 1	起立
60	0	0	...	67	Area 2	転倒

4.4 Jubatus

Jubatus API を用いて学習と分類を行う。位置・姿勢分類を行う前に trainAPI を利用し、予め教師あり学習を行う。その学習モデルをもとに、環境が異なる場合のデータに Update 処理を行い、学習モデルに再学習させる。Jubatus サーバに送られてきたデータはフィルター、特徴抽出という 2 段階のデータ変換を経て解析される。フィルター処理では、学習に不要なものを取り除き、特徴抽出ではフィルタリング後のデータから特徴を抽出する。今回は両方の設定をデフォルトにして実装を行った。分類に使用するアルゴリズムは AROW を用いた。設定するパラメータは 1.0 に設定し分類を行う。

5. 評価

5.1 実験環境

2人の被験者に対して2日間にわたってデータを取得した。リーダーライタは2つ使い、それぞれRFIDアンテナを4つ接続させた。実験空間は2.5m×3.5m×6.0mの空間で図3のような空間を用い、アンテナ6つは壁に地上2.0mの高さに、2つは地上0.6mの高さに固定した。

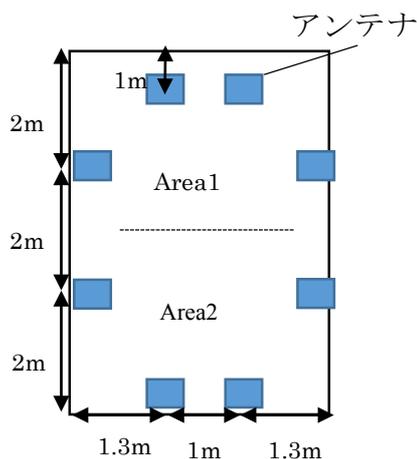


図3 実験環境

5.2 実験目的

日付や被験者の違いなど周りの環境により精度の変化を観察するとともに、再学習の有無による精度向上を評価する。さらに、再学習の回数によりどのように精度が変化するか観察する。

5.3 評価項目

従来手法と提案手法とで分類率を計算し評価を行う。分類率の定義は以下の式にて行う。

$$\text{分類率} = \frac{\text{正解したテストケース数}}{\text{全てのテストケース数}}$$

また、2日間のデータをどのように学習・テストに使うかで4つのケースを作成し、それぞれ評価を行う。

- **Setting 1:** 教師データセットは1日目の1人目の被験者のデータから選択し、テストデータは教師データから選択する。
- **Setting 2:** 教師データセットは1日目の1人目の被験者のデータから選択し、テストデータは2日目の1人目のデータから選択する。

- **Setting 3:** 教師データセットは1日目の1人目の被験者のデータから選択し、テストデータは1日目の2人目のデータから選択する。
- **Setting 4:** 教師データセットは1日目の1人目の被験者のデータから選択し、テストデータは2日目の2人目のデータから選択する。

表2 分類ケース

	同一日	別日
同一人物	Setting 1	Setting 2
別人	Setting 3	Setting 4

5.4 実験結果

実験結果を図にまとめた。全体の分類精度を見ると、分類器に再学習をさせることにより分類精度が90%を超える精度まであがる結果になった。分類回数が少量の場合においても90%を超えることが可能であることから、教師データ数に比べて少ない数で精度を向上させることが可能になったことがわかる。また、再学習を繰り返すことにより一部精度が下がってしまっているものが見受けられた。これは環境が異なるデータ同士で矛盾が生じ、過学習が生じてしまっているのだと考えられる。

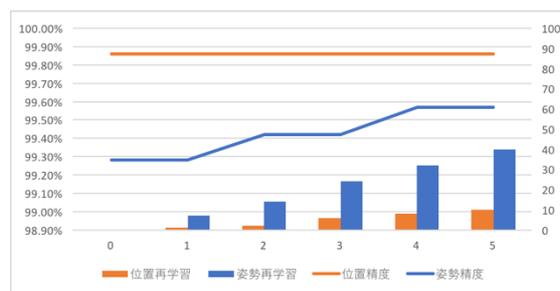


図4 Setting 1

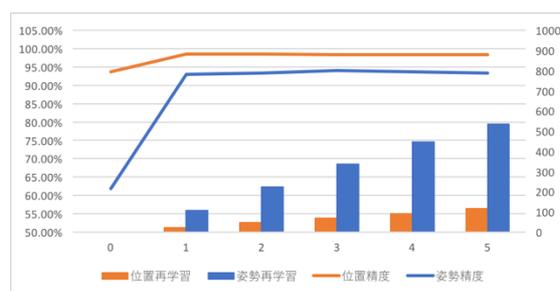


図5 Setting 2

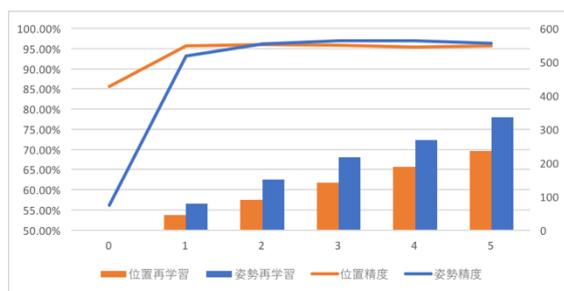


図 6 Setting 3

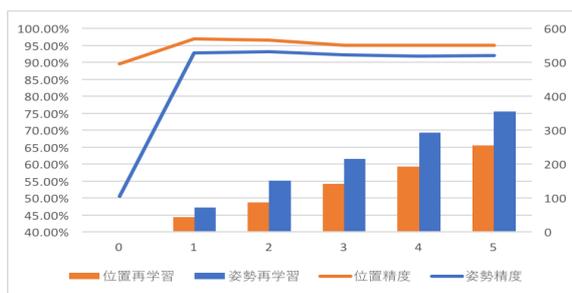


図 7 Setting 4

6. 終わりに

実用的な状態検知システムを実装する場合、バッチ型の機械学習を用いた状態検知システムでは異常状態があった場合に発見が遅れてしまう問題がある。また、温度や湿度、周りの環境が変わるたびにデータを取得し、モデルを一から再構築する必要がある。本稿では、オンライン機械学習を用いて状態分類器を作成することにより、リアルタイムに状態を検知することを可能にした。同時に、少量のデータを再学習させることにより分類精度を保てることを示した。評価実験では、2名の被験者の2日分のデータにより複数の環境においても、90%を超える精度で分類精度を維持できることを確認した。

今後の課題としては、より複雑な状態分類の認識が考えられる。提案手法ではRFIDを人体に貼ることにより状態を検出することを可能にしたが、家具などの物にRFIDを貼ることにより位置情報の分類範囲を広げるとともに、姿勢状態の分類精度を上げることも可能になると考えられる。さらに、RFID以外のセンサを用いることによりさらに複雑な状態検知システムを実装することができるはずである。また、より実装的なシステムを考慮し複数人の状態検知による分類も考慮に入れる必要がある。

文献

- [1] 総務省統計局 統計データ 人口推計 - <http://www.stat.go.jp/data/topics/topi841.htm>
- [2] 国際統計・国別統計専門 - <http://www.globalnote.jp/post-3770.html>
- [3] Memorva - http://memorva.jp/ranking/unfpa/who_whs_2015_population_15_60.php
- [4] 厚生労働省 統計データ 推定 - http://www.mhlw.go.jp/file/04-Houdouhappyou-12004000-Shakaiengokyoku-Shakai-Fukushikibanka/270624houdou.pdf_2.pdf
- [5] 金子祥貴, 藤原国久, 富井尚志: "UHF 帯 RFID を用いたセンサログに基づく物品位置情報推定手法", DEIM Forum 2012 C6-3
- [6] 小室信喜, 六田智之, 待井一樹, 白石剛大, 上田裕巳: "UHF 帯RFIDを用いる屋内位置推定の推定精度向上法", IEICE Technica lReport CS2009-20
- [7] 鍛冶良作, 廣田清美, 西村拓一: "RFID タグシステムによる閉空間における転倒状態検出法の提案", 情報処理学会研究報告 情報処理学会論文誌 Vol. 51 No. 3 1129-1140 (Mar. 2010)
- [8] 安藤勇, 沼尾雅之: "複数の RFID を用いた電波強度による異常容態認識システムの提案", 電子情報通信学会技術研究報告
- [9] 中嶋宏昌, 高橋応明: "RFID技術を用いた点滴自己抜去に関するモニタリングに関する検討", 電子情報通信学会論文誌 2015/2 Vol. J98-B No2
- [10] 中嶋宏昌, 高橋応明, 斎藤一幸, 伊藤公一: "RFIDを用いたリアルタイム排尿検知システムにおけるアンテナ設計", 一般社団法人電子情報通信学会 B-1-117
- [11] オンライン機械学習フレームワーク Jubatus - <http://jubat.us/ja/>
- [12] F. Rosenblatt: "The perception: a probabilistic model for information storage and organization in the brain", Neuro- computing: foundations of research MIT Press, pp. 89-114 (1988).
- [13] K. Crammer, O. Dekel, J. Keshet, S. Shalev-Shwartz and Y. Singer: "Online passive-aggressive algorithms", The Journal of Machine Learning Research, 7, pp. 551-585 (2006).
- [14] M. Dredze, K. Crammer and F. Pereira: "Confidence-weighted linear classification", Proceedings of the 25th international conference on Machine learning ACM, pp. 264-271 (2008).
- [15] K. Crammer, A. Kulesza and M. Dredze: "Adaptive regularization of weight vectors", Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 414-422 (2009).
- [16] 福元伸也, 澁田孝康: "単語の共起関係を利用した概念的特徴ベクトルの生成", DEIM Forum 2015 B4-4