

複数の RFID を用いた電波強度による異常状態認識システムの提案

Proposal of the usual behavior recognition system by the radio field strength using RFID

安藤 勇†
Yuu Andoh

沼尾 雅之‡
Masayuki Numao

1. はじめに

1.1 研究背景

近年、日本の少子高齢化問題が信仰化してきている。総務省統計局の統計データ[1]によると、2010年に65歳以上の人口が総人口の1/5を超えたが、更に2020年には1/4までに増加するという予測が出ている。

少子高齢化の問題に付随して起こる問題には、高齢者の介護人員の不足が挙げられるが、これは過度の負担によるヒューマンエラーなど重要な問題を内包している。介護事故の中でも最も多いのが転倒やベッドなどからの転落事故であり、これらが介護事故全体の約8割ほどを占めるとの報告結果[2]も出ている。介護人員の不足により、被介護者への満足な見守りを行えないことに加え、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見守る側に負担の少ない高齢者の見守りシステムの開発が盛んにおこなわれている。

1.2 目的

すでに実用化されている見守りシステムの例としては、家電製品の利用履歴による見守りや、セコムなどの高齢者見守りサービスなどが挙げられる。これらの緊急を知らせる方法は様々だが、これは利用者の自発的行動が求められるものが多く、咄嗟の行動が取れない状況下でこのシステムを利用することは難しいと考えられる。したがって、緊急事態を知らせる手段として物理的な行動を伴わない色々な見守りシステムの提案がなされている。現在では物理手段を用いないシステムの代表的な例として、監視カメラが挙げられる。見守りシステムとしては、広域を少人数で見守ることが出来るため一般的に普及しているものであるが、一方で居住空間など常時監視するシステムとしてはプライバシーの観点から用いられることは少ない。被介護者一人一人に加速センサやGPSを用いた位置測定装置を携帯させる提案もなされているが、定期的な充電が必要であり、更に移動に制限がかかってしまう問題を抱えている。

そこで、本研究では充電の必要がない受動型素子であるRFIDを衣服に貼り付けて、アンテナでそのタグの電波強度を読み取り続けて状態の検出を行う。数値データのみ取得するため見守られる側の実状態を把握しづらいという点でプライバシーに考慮しつつ、自発的な行動をとらなくても状態検出ができるシステムの提案を行う。

2. 関連研究

人の状態を検出する方法としては、カメラやセンサを用いたものが多く使われている。空間上に設置して状態

検出を行うものには、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 などの距離通信デバイスを組み合わせたものなどがある。本研究の趣旨である、プライバシーに考慮しつつ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。

2.1 閉空間における転倒状態検出

アクティブ型 RFID タグを用いた閉空間における人の転倒状態を検出する方法が鍛冶ら[3]によって提案されている。この研究では、閉空間(トイレ)に予め複数のアクティブ型 RFID タグとリーダライタを設置し、リーダライタがタグからの電波を読み込んだ際の電波強度を分析することで人の転倒状態を検出する。具体的には、閉空間にアクティブタグとリーダライタを複数設置し、無人・正常な状態・異常状態の3状態を取得したタグの電波強度の時間変化によって分類している。時間変化からの転倒状態の検出には、時間変化のヒストグラムからの静止状態の抽出により乖離率の閾値の設定や、タグやリーダライタの配置によって特徴域が大きく分離することを利用して、転倒状態の識別に成功している。

2.2 複数の RFID を用いた人の状態検出

パッシブ型 RFID タグを用いて、環境に即して設置したアンテナでタグの読み取りを行い複数の状態を検出する研究が、薬師寺ら[4]によって行われている。この研究では直接異常状態を認識するのではなく、行動と位置を認識しその組み合わせ(パターン)で異常状態を検出する。衣服の適切な位置に RFID タグを貼り付けて、リーダライタによりその読み取りを行っている。リーダライタの読み取り範囲内でタグを付けた人が何かしらの行動をとった場合、タグの読み取り状況により姿勢が分類される。取得するデータは電波強度を示す RSSI 値での取得であり、学習モデルを用いて取得したデータの分類を行う。結果として、学習モデルと認識対象の人が異なる場合に行動分類精度として「座る」「寝る」の動作を 60%、位置を 57%で認識することに成功している。

2.3 課題

鍛冶らの研究は、閉空間のみで利用できるシステムであるのに加え、倒れた時の異常状態のみを検出する方法であるため、例えば長時間トイレに座ったままの状態が異常であるといったような倒れる以外の異常を検出できない。したがって、考える異常状態を何種類も定義した、より実用的なシステムの構成が必要であると考えた。

また、薬師寺らの研究において、実験におけるアンテナやタグの設置個所や被験者の体格、測定日時などによって取得する RSSI 値は異なるため、複数人のデータをまとめたものに対しクロスバリデーションを行って学習データとするにはデータ数が足りなかった点で精度が下が

† 電気通信大学大学院 情報システム学研究所

‡ 電気通信大学大学院 情報理工学研究所

ったものと思われる。したがって、更に測定環境を限定的にした学習データを作成し実験する必要があると考えた。

主にこの 2 つの研究の問題点と課題を解決することを目的とし、更により実用的なシステムの開発を目指して研究を行う。

3. 姿勢分類システムの提案

3.1 RFID システム

RFID システムとは、電波を利用して人や物を認識する非接触型自動認識技術である。具体的にはタグやラベルに加工された IC チップを物や人に付与し、チップのメモリに対して読み取りや書き込みを行うシステムであるが、主に物流などに使われている。身近なものでは、suica など挙げられる。

本研究で使用する RFID システムは図 3.1 である。アンテナから放射される電波をタグが受け、タグのメモリ内容を電波に乗せて返す。リーダライタはアンテナの出力などの設定を行い、読み取ったデータは接続された PC へと送られる仕組みになっている。

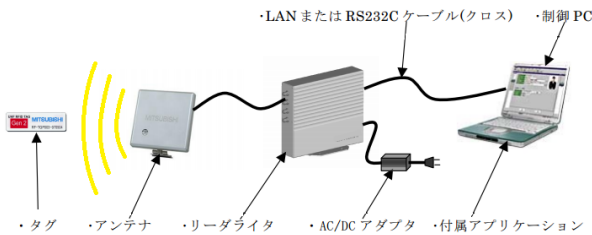


図 3.1 本研究の RFID システム

3.2 姿勢の定義

本研究では、分類する姿勢を「立つ」「座る」「仰向け」「うつ伏せ」の 4 状態に定める。またこの 4 状態を、取得した学習データのクラスデータ(目的変数)として扱う。

3.3 RFID タグの設置

本実験では、RFID タグの中でも電源の必要のないパッシブ RFID タグを使用する。これは、アンテナからの電波により電源を供給するため充電が不要であり、かつ強い指向性を持つので空間の大きさよりもタグの設置次第でタグの読み取りへの影響が大きいからである。このタグを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、それぞれ腹部に 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。貼り付けるタグの位置は図 3.3 の黄色に示す位置である。この貼り付け位置は、分類する 4 状態を明確に分類するために各状態の理想的なタグの読み取られ方を想定して決定している。

3.4 取得データの定義

タグから取得するデータをすべて 0 と 1 で統一する(理由は 4 章で説明)。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大きさはアンテナの数とタグの枚数から以下のように決定することが出来る。

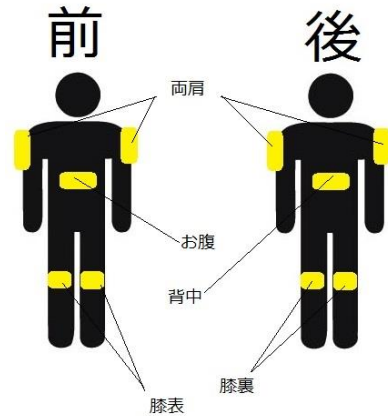


図 3.3 RFID タグの貼り付け箇所

$$D = T_{\text{antenna}} \times M_{\text{Tag}} \quad (4.1.1)$$

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(クラス)を設定する必要があるため、表 4.1.1 に示すように更に説明変数の次元に 1 を足した次元数を持ったデータを用いることになる。

表 4.1.1 データの定義

説明変数 (D 次元)									目的変数
0	1	1	1	0	0	1	...	0	立つ
0	1	0	0	0	1	1	...	1	座る

4. 機械学習による状態の分類

機械学習による姿勢検知は薬師寺らの研究でも行われていたが、測定状況によって変化する電波強度(RSSI 値)を機械学習しても分類精度は低いままであった。そこで本件研究では、RSSI を 2 値化して 0 と 1 で分類したデータを用いて機械学習を行う。

4.1 クロスバリデーション

先に述べたとおり、まず 0 と 1 の学習データを作成する際にクロスバリデーションを用いてデータの妥当性を検証する。クロスバリデーションには、ホールドアウト検証、k-分割交差検証、leave-one-out 交差検証などが挙げられるが、本研究では k-分割交差検証を用いて学習データの妥当性を検証する。

4.2 Random Forest

本研究では、機械学習による姿勢分類を行うアルゴリズムに Random Forest (以下、RF) を用いる。クロスバリデーションはデータの妥当性の検証を行う方法であり、目的変数など未知データの分類を行うことはできなかった。RF を用いることで、学習データを用いて、目的変数のない未知データを分類することが可能になる。

機械学習には SVM や決定木、ベイジアンネットワークなどがあるが、本研究において RF を利用した理由として以下が挙げられる。

- ・説明変数が多数でもうまく働く
- ・学習・評価が高速である

- ・クロスバリデーションの様な評価が可能である
- ・説明変数の重要度が算出可能である

特に、タグや人の数が増えた場合、1回で取得するデータは膨大なものになるので、説明変数が多数でもうまく働き評価が高速であるのはとても重要である。

5. 姿勢分類システムの予備実験

既存研究にアンテナの設置個所の最適化やデータの取り扱いに問題があったことを踏まえ、人間で実験を行う前に、人間に模した人形にタグを貼り付けて正しい状態分類が行われるか実験を行った。

5.1 実験空間

予備実験に使用した空間は、2方向を壁に囲まれた2.5m四方の空間で、それぞれの辺の中央にアンテナを4本設置した。(図5.1) また、アンテナは地上から1.5m付近に地面に対し少し下を向けるように設置した。

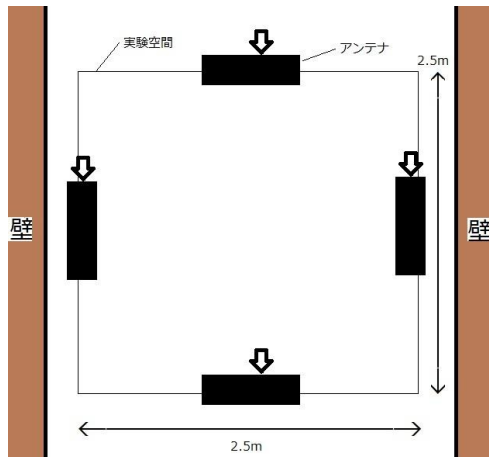


図 5.1 予備実験空間

5.2 データの取得

3章で述べたが、体に貼り付けたタグはアンテナにより0と1のデータとして取得される。データ取得を行う際のアプリケーション(図5.2)を開発し、取得を行った。取得するタイミングとして、各アンテナから1回電波を放射するのを1セットとして4秒おきに取得を行う。この時、各アンテナから同時に電波を放射すると電波干渉が起きるので、15msほどタイミングをずらしながら放射するようにした。

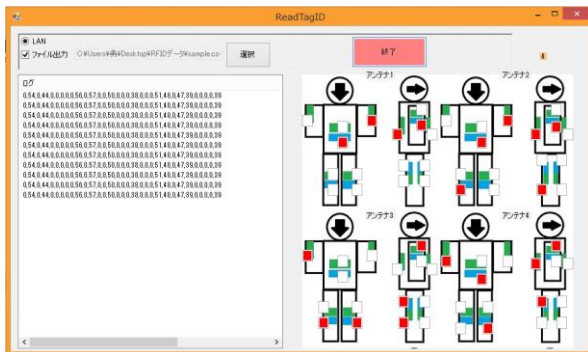


図 5.2 開発したアプリケーション画面

5.3 予備実験

以下の4つの実験を行った。

- ① 学習データとして用いるデータのクロスバリデーションによる妥当性の検証(実験1)
- ② 学習に利用した位置以外の場所での状態分類(実験2)
- ③ 実験空間内に電波放射を妨害する遮蔽物を設置した場合の被験体の状態分類(実験3)
- ④ アンテナが欠損した場合の状態認識(実験4)

5.3.1 実験1

図5.3.1における丸の箇所に被験体を置き、データの取得を行った。被験者は一人で、それぞれの丸の箇所で色々な向きを向け最初に定義した4状態に対し合計14000個のデータを取得した。この取得したデータは同じクラス内に測定日時の異なるデータを複合したデータである。この取得したデータに対しクロスバリデーションを用いて教師データとしての有用性を検証した。

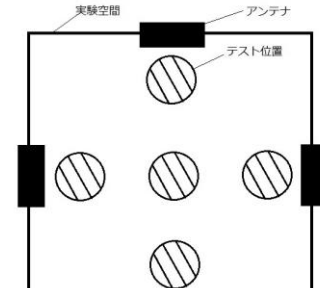


図 5.3.1 実験1の空間

5.3.2 実験2

学習データとして用いた空間以外の場所(図5.3.2の丸の位置)での状態分類を行った。更に、アンテナから出る電波は放射状に広がるので、この位置は電波が届きづらい。この箇所に被験体を設置した場合の精度を検証した。

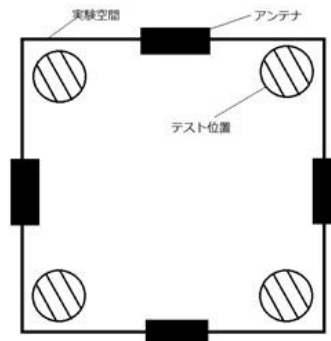


図 5.3.2 実験2の空間

5.3.3 実験3

実空間にはたくさんの障害物があるが、できるだけそれに近い状態で実験を行うため、図 5.3.3 のように障害物を実験空間内に設置して状態分類を行った。被験体の位置は実験1と同様である。

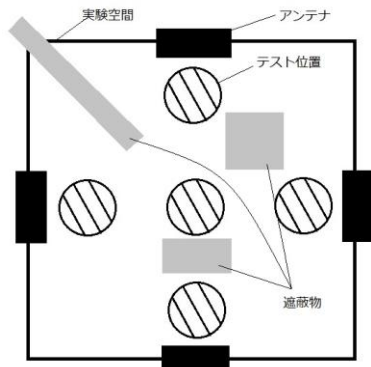


図 5.3.3 実験3の空間

5.3.4 実験4

実験1～3ではアンテナを4本使用していたが、このアンテナが欠損した場合の状態認識率を、「立つ」状態のみに限定してアンテナの鳳雛を変えて検証を行った。

5.4 予備実験の結果と考察

5.4.1 実験1の結果

表 5.4.1 が結果である。制度が平均で 99.9%と高い確率を示したことから、この空間内のどこにいてどの向きを向いても正しく状態分類が行われていることが分かった。したがって、実験②③④においてこのデータを教師データとして扱うことにする。

表 5.4.1 実験1の結果のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	3497	2	1	0	99.9
座る	2	3498	0	0	99.9
立つ	0	3	3497	0	99.9
うつ伏せ	0	0	0	3500	100

※単位：%

5.4.2 実験2の結果

実験1で計測された学習データを元に、この実験で計測されたデータをテストデータとして RF に入力して与えた結果、表 5.4.2 のようになった。これより、あるアンテナから読めないタグが出たとしても他のアンテナからの読み取りにより状態が正しく分類できたと思われる。

表 5.4.2 実験2の結果のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	400	2	1	0	100
座る	0	400	0	0	100
立つ	0	33	367	0	90.2
うつ伏せ	0	0	0	400	100

※単位：%

5.4.3 実験3の結果

障害物を置いて計測したデータをテストデータとして、実験1から作成した random forest に入力したところ、表 5.4.3 の結果になった。実験2と同様に、ある位置に関して読めないアンテナが出てきても他のアンテナと補完しあうことで状態分類が高い精度で行えたものと思われる。

表 5.4.3 実験3の結果のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	300	0	0	0	100
座る	0	300	0	0	100
立つ	0	1	923	76	92.3
うつ伏せ	0	0	0	250	100

※単位：%

5.4.4 実験4の結果

アンテナの欠損数は1～3であるが、それぞれの認識率は表 5.4.4～5.4.6 のようになり、アンテナ欠損数2以上ではほぼ正しく分類できない結果となった。アンテナが欠損した状態で教師データを作成すれば、各欠損数でも認識率は高いものになると予測するが、本実験では4本のアンテナで取得したデータを教師データとして利用した時点で認識率が下がったものと思われる。また、アンテナ4本で計測した教師データを用いて状態認識を行う場合、1本まで読めないアンテナが存在しても高い分類率を示すと思われるが、実際にアンテナを設置して人間の状態を分類する時はアンテナの設置個所に注意する必要がある。

表 5.4.4 欠損数1のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
立つ	0	34	166	0	83.0

表 5.4.5 欠損数2のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
立つ	50	95	63	92	21.0

表 5.4.6 欠損数3のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
立つ	100	0	0	0	0

6. 人間を用いた姿勢分類実験

予備実験結果より、実験空間内の 5 か所でデータ取得を行ったので、空間内のどこにおいても高い確率で分類が行えることが分かった。更に分類率の高さより最初に設定したタグの貼り付け位置や枚数に問題がないことも分かった。これらを踏まえ、実際の人間を用いて姿勢分類実験を行った。

6.1 実験空間

予備実験では 2.5m 四方の空間であったが、本実験では 5m 四方空間で実験を行った (図 6.1)。データの取得方法は予備実験 1 と同様で、空間の辺の真ん中にアンテナを設置し、図の丸の位置で各状態の色々な向きのデータ計 2000 個を取得する。アンテナは地上高 1.5m で予備実験と変わっていない。

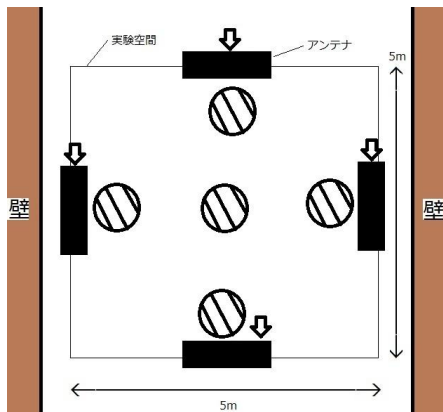


図 6.1 人間を用いた状態分類実験の空間

6.2 実験結果と考察

実験より取得したデータに対しクロスバリデーションを用いて検証を行った。クロスバリデーションを行った結果は表 6.2 になる。これより、実際に人間にタグを貼り付けた場合でも平均で 90% 近くの分類精度を示し、実用的なシステムに利用可能であることが分かった。しかし、仰向けにおいてうつ伏せとの状態間違いが多いなど、ノイズデータも多少乗っていることも同時に分かった。これは、アンテナに近づいて計測した場合、電波の放射角に入りきらずタグの読み取りが全くできない状況がいくつか存在したためだと思われる。更に、地面近くにタグがあると、電波反射や干渉により読み取られない場合もあると考えられる。

表 6.2 実験 3 の結果のコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	419	18	15	48	83.8
座る	28	446	9	14	89.2
立つ	7	9	475	9	95.0
うつ伏せ	5	14	24	457	91.4

単位: %

また同時に、各アンテナから読んだ各タグが、状態分類にどのくらい寄与しているか (主成分分析) のグラフを作成した (図 6.2.1)。主成分分析を行うことで不必要なタグやアンテナを割り出すことが出来るため、今後の実験の取り扱いデータを少なくし学習の高速化が見込めると考える。

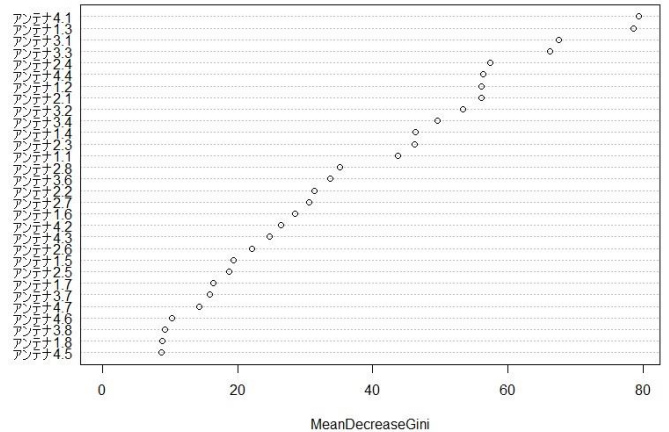


図 6.2.1 タグとアンテナに関する主成分分析

更に、random forest において学習データから作成する決定木の数によるエラー率の収束を確認する。図 6.2.2 より、決定木の作成数を増やしてもエラー率は変わらず、決定

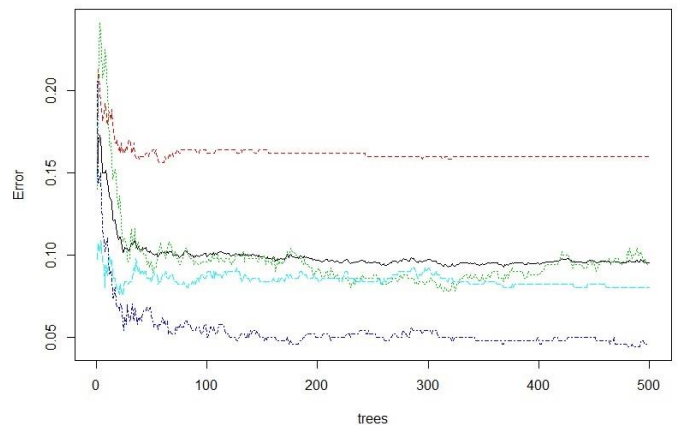


図 6.2.2 タグとアンテナに関する主成分分析

木 50 本くらいからエラー率はほぼ横ばいになっていることがわかった。したがって、決定木を作成する際に作成数を限定することで、過学習を防ぎ更に高速な学習が可能になると考える。

7. 人間を用いたノイズあり姿勢分類実験

実験空間内に被験者以外の人間を設定した場合の姿勢分類実験を行った。まず実験空間を見直し、更に空間内に 1 人だけ被験者がいる場合の教師データの作成を行った。これに対し、予備実験で行った実験空間内に電波の遮蔽物を設置した実験同様、今度は被験者のほかに実験空間内に人間を 2 人入れ歩き回るなど電波を遮る行為を取ってもらった。ノイズデータとしてこれらを行った際のデータをテストデータとし、教師データを用いて分類を行った。

7.1 実験空間

前章の実験ではアンテナの高さを 1.5m に指定していたが、アンテナと人間が重なった場合、後ろに位置してい

る被験者のタグが読み取られない場合が出てしまうので、今回はアンテナの高さを 1.9m とし、人の頭上から見下ろすようにアンテナの向きを設置した。また、アンテナを傾けることで地面に平行な電波放射距離が短くなったため、実験空間を 4m 四方とした。

7.2 実験結果と考察

まず、教師データを作成するために取得したデータのクロスバリデーションを行った。この結果は表 7.2.1 の通りである。

表 7.2.1 学習データのコンフュージョンマトリックス

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	212	25	7	6	84.8
座る	35	210	4	1	84.0
立つ	5	2	242	1	96.8
うつ伏せ	134	13	10	93	37.2

単位：%

これより、「うつ伏せ」以外の状態で平均 88.5%と高い確率になった。しかし、「うつ伏せ」状態において「仰向け」状態と間違え精度が 37.2%と大幅に下がる結果となった。この理由として、アンテナを高くした分アンテナに近い場所でデータ取得を行う場合に、電波の届き辛い地面付近で読めないタグが、前章の実験以上に増えた可能性があるためと考えられる。更に、取得したデータを見るとタグがどのアンテナからも読み取られない場合が「うつ伏せ」状態にいくつか見られた。これも精度が落ちた原因であると考えられる。

更に、この教師データから random forest を作成しテストデータの分類を行った。表 7.2.2 はその結果である。

表 7.2.2 テストデータの状態分類率

	仰向け	座る	立つ	うつ伏せ	精度※
仰向け	72	5	19	4	72.0
座る	39	41	20	0	41.0
立つ	17	21	58	4	58.0
うつ伏せ	66	20	1	13	13.0

単位：%

これより、72%の分類率が最大となり、精度が高く分類された状態が少なくなった。この原因として、まず学習データのうつ伏せ状態の分類率が悪かったことが理由としてあげられる。また、アンテナを高くしたことで常時読み込めるタグの枚数が前章の実験より減ったことに加え、ノイズとして人が被験者のタグ読み込みを遮ったことにより、より少ないタグで状態分類を行わなければならない、結果として低い分類率になったものと思われる。

精度の向上として、タグの貼り付け位置はアンテナが地面から 1.5 m の高さの場合を考慮して考えられたものである。これを 1.9 m (高い位置から電波を放射する場合) の基準に合わせたタグの貼り方を考える必要があると思われる。

8. おわりに

RFID を用いて体に貼り付けたタグの読み取りを行い、random forest を用いた機械学習を行って状態の分類を行った。この実験において、実験空間内 5 か所でデータの取得を行ったことで、この空間内のどこにいても状態分類を

高い確率で行えることが分かった。更にタグが読めないアンテナが存在しても、他のアンテナにより高い確率で状態分類を行えることも分かった。しかし、複数人がいる空間内での状態分類では、読み取られるタグが少なすぎる為、分類精度が低くなる場合が存在した。今後タグの貼り付け位置を見直すことで状態分類率の精度向上を目指す。

ここで、人間の状態分類をストリームデータ処理することで、読み取った状態の連続するパターンを定義し、異常状態を検出できると考える。例えば「うつ伏せ」状態が 2 時間以上続いたり、「立つ」状態から急に「仰向け」になって 2 時間以上経つなど、考えうる異常状態のパターンを定義することで状態認識システムを用いた異常状態検出ができると推測する。

したがって、今後の課題としては、

- ① タグの貼り付け箇所の見直し
- ② ストリームデータ処理によるリアルタイムでの状態分類システムの作成
- ③ アンテナ増設による実験空間拡大
- ④ 重要度の低いタグの削除

が挙げられる。これを行うことで、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作成できると考える。

参考文献

- [1] 総務省統計局 統計データ 人口推計 - 全国
<http://www.stat.go.jp/data/jinsui/2011np/>
- [2] 介護総合情報サイト 介護のリスクマネジメント
<http://www.my-kaigo.com/pub/carers/risk/hiyari/0010.html>
- [3] 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. UBI, ユビキタスコンピューティングシステム 2008 (110), 73-80, 2008-11-06
- [4] 薬師寺駿介, 沼尾雅之: 「複数の RFID を用いた人の状態検出」 情報処理学会研究報告. UBI, ユビキタスコンピューティングシステム 2011-UBI-32 (3), 1-8, 2011-11-17