

RFID タグ付き浴室物品の使用履歴からの入浴行動推定

大西 諒^{*1} 平井 重行^{*2}

Estimation of Bathing Activities from Use of Bath Items Using HMM.

Ryo Onishi^{*1} and Shigeyuki Hirai^{*2}

Abstract – We have a research project of a bathroom as an ubiquitous computing environment.

In order to measure bathing activities, we have studied availability of RFID equipped into bath items in a bathroom with water. From some experiments, we confirmed to be able to detect primitive actions of bathing person by picking up or putting bath items and their positions. However, meta-level bathing activities, for instance washing body or hair, are more useful than primitive actions for various applications. This paper describes three trial estimations of meta-level bathing activities from primitive activities using Hidden Markov Model (HMM). This paper also describes data of bathing activities for HMM, and a simulation using actual bath items equipped RFIDs.

Keyword : User Activity, HMM, Ubiquitous Computing, RFID, Bathroom, SmartHome

1. はじめに

スマートホーム分野の研究として、我々は浴室を対象に様々な研究を行っている^{[1][2][3]}。それらのうち、RFID 付き浴室物品を用いる研究^[3]では、水場でシャワーなどを利用していても、入浴者の使用物品の識別が可能であることがわかってきた。これにより、電子機器の設置が容易でなく、プライバシーの都合上カメラ設置が困難な浴室で、入浴者の行動計測を行うための手段としてRFIDが利用できることを示した。しかし、この手段で得られる情報は、各物品の置き場所の変化から「・・・を持ち上げた」「・・・を・・・へ置いた」といった物品の使用に関する情報（プリミティブ情報）のみである。浴室内の状況を遠隔地へ伝達するなどの応用を考えると、個々の物品に関する情報ではなく、「頭を洗っている」「身体を洗っている」などの人が行う入浴行動（メタレベル行動）の情報を扱うほうが良いと言える。

そこで、我々はメタレベル行動情報の取得および伝達を目的とし、プリミティブ情報（RFID 付き物品の使用履歴）に対し、隠れマルコフモデル（以下 HMM）を適用してメタレベルの入浴行動推定を試みた。ここでは、本物の浴室と物品を使用して模擬的に入浴動作を行う被験者実験の集計データと、アンケートによる浴室物品の使用履歴の集計データ、2つのデータに対して入浴行動推定を試みた。本稿ではそれら行動データの収集について、および HMM のいくつかの適用法と各結果について述べ、考察を行う。

2. 入浴行動データの収集

次章で HMM の適用については詳しく述べるが、HMM を構築するための大量の入浴行動データ（物品使用履歴および行動履歴）が必要となる。そこで、次の2つの行動データ収集を行った。

2.1 統制浴室環境による行動データ収集

本物の浴室（図1）および浴室物品を用いて、被験者による模擬的な入浴行動のデータ収集を行った。被験者は44名（男性20名、女性24名、年齢19～60歳）である。各被験者においては普段の自宅の浴室環境とは異なる環境での模擬動作となるが、この浴室における物品を用いて入浴するという前提で行動してもらった。実験は、行動の様子をビデオで撮影し、模擬行動終了後に実験内容に関するアンケートを行った。ここでは、アンケート回答を考慮して、行動8種と浴室物品13種（表1、2参照）に分類して集計した。このデータを「調査データ1」とする。表2においては浴槽やカランなどRFIDでは使用検出不可なものも含まれているが、他センサから使用情報が得られるという前提で、浴室物品と同等の扱いをしている。表3には、入浴行動に対する使用物品の履歴の例を示す。

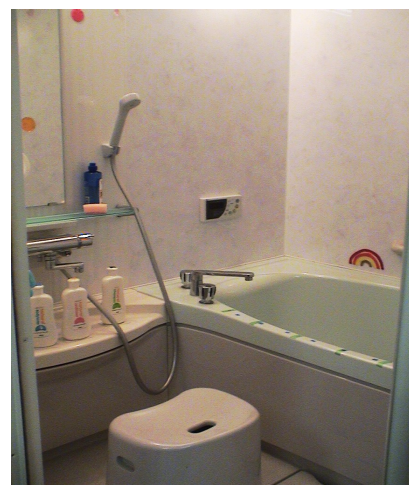


図1 浴室
Fig.1 An Bathroom

*1: 京都産業大学大学院理学研究科

*2: 京都産業大学コンピュータ理工学部

*1: Division of Science, Graduate School of Kyoto Sangyo University

*2: Faculty of Computer Science and Engineering, Kyoto Sangyo University

表1 調査データ1の行動

Table 1 Bathing Activities of Questionnaire Data1

記号	行動
A	かけ湯
B	顔を洗う
C	髪を洗う
D	髪をケアする
E	体を洗う
F	あがり湯
G	その他
H	浴槽につかる

表2 調査データ1の浴室物品

Table 2 Bath Items of Questionnaire Data1

記号	浴室物品
a	シャワー
b	ボディークリーム
c	シャンプー
d	コンディショナー
e	石鹸
f	桶
g	椅子
h	洗面器
i	歯ブラシ
j	スポンジ
k	カラシ
l	浴槽
m	洗顔剤

表3 入浴行動と浴室物品の履歴例

Table 3 Example Bathing Activities And Using Bath Items

入浴行動	浴室物品の使用履歴
ACDEBHF	a, gca, da, jba, hkma, l, a
BEHCHGF	gma, kheja, l, gca, l, a, a
ACDBEH	ga, ca, da, ma, jba, l

※物品履歴のカンマは入浴行動の区切り

2.2 アンケートによる行動データ収集

前節の調査データ1は、浴室・物品が統制された環境依存のデータである。そこで、様々な浴室環境や物品があることを想定したアンケート調査を行い、各家庭での浴室や物品による鼓動データの収集を行った。このアンケートでは、正確で詳細な情報が得られるよう、30分以上の回答時間を費やしてもらうことを想定して作成した。このアンケートによって135名(男性59名、女性76名、年齢6~84歳)のデータを得た。ここでは、行動9種、浴室物品31種(表4、5参照)に分類している。しかし、135名のうち23名が、3.2節で述べる行動推定手法において、行動推定の計算時間の都合上、推定が行えなかったため、本稿では、データ数を103名として議論する。このデータを「調査データ2」とする。

3. 入浴行動推定処理へのHMM適用

本章では、浴室物品の使用履歴を基にした入浴行動推定の手法および各推定結果について述べる。一般的に、時系列情報から行動推定する手法として、ベイジアンネットワ

表4 調査データ2の行動

Table 4 Bathing Activities of Questionnaire Data2

記号	行動
A	頭を洗う
B	身体を洗う
C	顔を洗う
D	髭剃り
E	クレンジング
F	かかり湯
G	シャワーを浴びる
H	浴槽につかる
I	その他

表5 調査データ2の浴室物品

Table 5 Bath Items of Questionnaire Data2

記号	浴室物品	記号	浴室物品
a	シャンプー	q	たわし
b	リンス	r	掃除用洗剤
c	ボディークリーム	s	あかすくい
d	洗顔石鹸	t	掃除用スポンジ
e	歯ブラシ	u	髭刀
f	歯磨き粉	v	石鹸
g	手桶	w	石鹸皿
h	床マット	x	鏡
i	椅子	y	浴槽のふた
j	混ぜ棒	z	シェービングクリーム
k	タオル	[トリートメント
l	洗面器	¥	クレンジングオイル
m	軽石]	クレンジングクリーム
n	あかすり	^	その他
o	シャンプーハット	-	浴槽
p	シャワーヘッド		

ーク^[4]や、HMM^{[5]-[7]}がよく用いられる。ベイジアンネットワークは、非循環有向グラフとして表現するため、ある行動をとった後に、再び同じ行動をとる可能性のあるデータには適応しにくいという特徴がある。しかし浴室行動では、頭を洗う際にシャンプーを2回使う可能性があったり、顔を2回以上洗う可能性があるなど、同一物品の複数回使用や同一行動の複数回実施が起こりうる。そのため、我々はベイジアンネットワークの利用は困難と判断し、まずHMMを用いて研究を行うこととした。

HMMを構築するための行動および使用履歴の情報は前章で述べた調査データを用いる。HMMの適用については3.1-3.5節で述べる。各適用法における推定率の結果は「一致率」と「類似率」で示す。一致率は、実行行動に対する推定行動の個数・並びとも完全一致を元とする比較指標である。一方で類似率は、推定結果の順序がどれほど実行行動に類似しているかを表す比較指標である。また、本章で述べる各適用法における推定率は収集データ全体でHMM構築したクロステストである。未知データを扱うオープンテスト方式での行動推定は次章で述べる。HMM構築したクロステストである。未知データを扱うオープンテスト方式での行動推定は次章で述べる。

3.1 適用法1

単純に、状態を「入浴行動」、遷移記号を「使用物品」としたHMMを構築した(図2)。この適用法では、使用物品列を基に状態に対するビタビ・アルゴリズムを解くことで、物品(記号)に対する行動(状態)遷移の推定を行う。この適用法による推定結果を表6に示す。

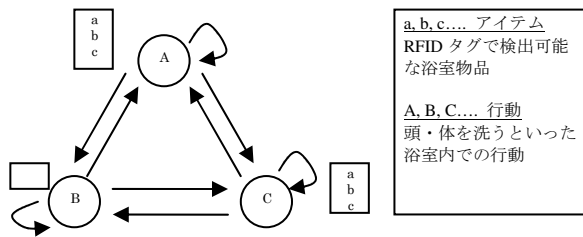


図2 適用法1のHMMモデル概要
Fig.2 HMM Model of Method 1

表6 適用法1における推定率の平均と標準偏差
Table 6 Estimation Rate Using Method 1

調査データ	一致率	類似率
調査データ1	83.06%(9.73%)	89.32%(11.58%)
調査データ2	79.01%(12.24%)	81.21%(13.76%)

※ ()内は標準偏差

2つの調査データにおける推定率を比較すると、推定率は調査データ1の方が高い。これは統制環境で物品が限定されていることにより、調査データ2に比べて推定率が高くなったと考えられる。

3.2 適用法2

適用法2では、メタレベルの入浴行動毎の使用物品列を調査データから抜き出して作成し、それを基に「使用物品」を状態とする入浴行動毎のHMM（物品HMM）を構築した。使用物品列の情報を入力としてすべての入浴行動HMMで確率計算を行い、その中で確率の高いものを個別行動の推定結果として扱う（前段処理）。さらにこの適用法2では、調査データから入浴行動の順序も抜き出して、その「入浴行動」を状態とするHMM（行動HMM）を構築し、先の個別行動の推定結果を基に行動順序の確率を求め、最も高いものを行動列の推定結果とする（後段処理）。これは、適用法1が、各行動に対する使用物品列のセグメンテーションを考慮しない処理であるのに対し、入浴行動に対する使用物品列のセグメンテーションが既知であることを仮定した処理と言える。しかし実際にはRFIDを基にした使用物品列のセグメンテーションは既知ではないため、物品列から得られるすべてのセグメンテーションパターンに対して前段処理、後段処理を行うこととなる。これらの組合せを考慮すると、この適用法2における計算時間は物品列の数と共に指数関数的に増加する欠点がある。一方で、この適用法は行動毎に推定を行うため、入浴行動の取りこぼしが少なくなることが期待でき、入浴行動の流れをより良く推定できると考えられる。

この適用法2に対する調査データ1での前段処理結果を表7に、調査データ2での前段処理結果を表8に示す。第一候補だけでは確実な推定が行えないことから、これらの表は複数候補の計算結果を載せている。

表7の調査データ1の結果からは「かけ湯」行動の場合に、第一候補の推定率が60%と他に比べてかなり低い値となっているのに対し、第2候補までを考慮すると100%の推定率となる。また、表8の調査データ2に対する結果を見ると、「かかり湯」の推定率が第七候補にならないと100%ではないという問題が起こっている。前述の通り、この適用法では前段処理で全てのセグメンテーションを探索し、後段ではそれら結果の組合せすべてで処理を行うので、「かかり湯」のような第七候補まで処理すると計算時間の問題が発生する。そのため、表7,8を参考にほぼ90%以上の推定率が得られている第二候補のデータを基

表7 物品HMMの推定率(調査データ1)
Table 7 Estimation Rate of Item HMM(Questionnaire Data 1)

HMM	推定率(%) (左から第一候補)	
	第一候補	第二候補
かけ湯	60	100
顔を洗う	100	
髪を洗う	100	
髪をケアする	97.06	100
体を洗う	100	
上がり湯	100	
その他	100	
浴槽につかる	100	

表8 物品HMMの推定率(調査データ2)
Table 8 Estimation Rate of Item HMM(Questionnaire Data 2)

HMM	推定率(%) (左から第一候補)				
	第一候補	第二候補	第三候補	第四候補	第五候補
かけ湯	98.46	98.46	98.46	100	
身体を洗う	93.85	99.23	99.23	99.23	100
顔を洗う	70	95	97.5	100	
髪を剃る	91.67	91.67	100		
クレンジング	87.5	91.67	100		
かかり湯	86.27	86.27	86.27	86.27	86.27
シャワーを浴びる	100				
浴槽につかる	100				
その他	100				

※掛かり湯は第七候補で100%

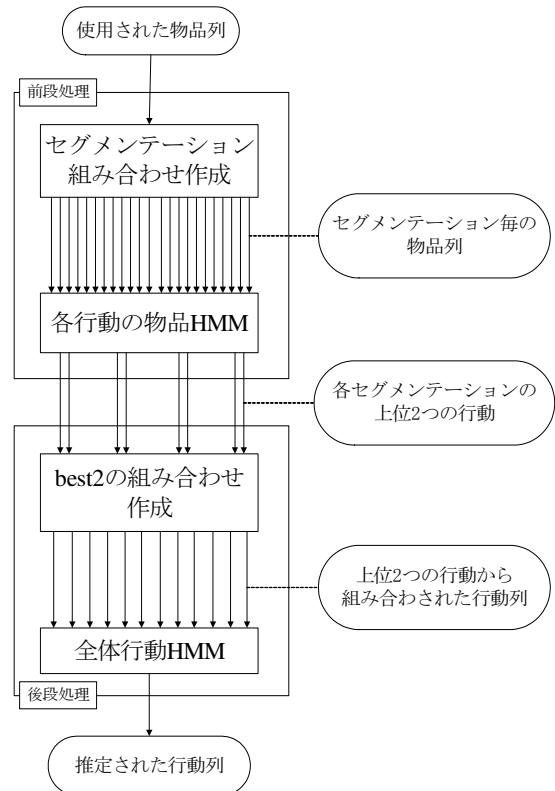


図3 適用法2の流れ
Fig.3 Stream of Method 2

に計算する Best2 方式を採用して、後段処理を行うこととした(図 3). その結果を表 9 に示す.

表9 適用法 2 における推定率の平均と標準偏差
Table 9 Estimation Rate Using Method 2

調査データ	一致率	類似率
調査データ 1	76.81%(9.14%)	93.68%(8.04%)
調査データ 2	66.24%(15.48%)	73.31%(15.47%)

※ ()内は標準偏差

表 9 を見ると、適用法 1 に比べて調査データ 1 の類似率が向上している. 適用法 1 では、使用物品列のみによる行動推定のため、物品によっては行動推定が頻繁に変化する場面があるのに対し、適用法 2 では行動列に注目していることから、行動推定が頻繁には変わらずうまく推定できていると考えられる.

一方で、他の推定率は低下しており、一致率が両調査データとも低いのが目立つ. その理由を考察すると、例えば使用物品列 "abcdef" に対する推定行動列として "ABC" が推定された時に、物品列に対するセグメンテーションが、"abc/de/f" や "a/bcde/f" と別であるのに同じ行動列として推定する場合がある. 後段処理の行動 HMM は、あくまで行動のみを確率値として返すので、どのセグメンテーション分けが尤もらしいかを判断しないことが要因である. また、調査データ 2 に対する適用法 2 の類似率が適用法 1 よりも低い結果となったことは、前段処理による間違っただけのセグメンテーションに対しても後段処理が行われ、行動 HMM が推定を誤ったことが原因だった. このことから、調査データ 2 のような不特定多数の浴室環境に基づくデータを用いた場合、適用法 2 は有効に働かないと言える. このことから、様々な浴室環境を想定したモデルを構築する際には、学習データの偏りをなくすことが必要と考えられる. また、入浴行動の偏りのない学習データを作成することは、入浴行動についてより詳しく解析することが必要になるとも言える.

3.3 適用法 3

適用法 3 では、ある浴室を想定した推定、ある人の行動だけを想定した推定といった局所性のある推定を試みた. ここでは適用法 2 に追加して入浴行動コーパスを導入した推定を行う. 適用法 2 では、後段処理にて行動 HMM による全体の行動の流れを推定する処理を行うが、適用法 3 ではその処理に加え入浴行動コーパスとの比較を動的計画法によるマッチング処理を行い、尤度最大を行動推定の解とすることにした. コーパスは調査データ 1, 2 の実行行動を基に作成した. 適用法 3 の結果を表 10 に示す.

表10 適用法 3 における推定率の平均と標準偏差
Table 10 Estimation Rate Using Method 3

調査データ	一致率	類似率
調査データ 1	92.76%(7.85%)	95.39%(6.97%)
調査データ 2	72.87%(14.68%)	76.02%(14.97%)

※ ()内は標準偏差

表 10 を見ると、適用法 2 の結果(表 9)と比べて、全体的な推定率の向上が見られた. 調査データ 1 での一致率が約 16%向上となっている. これはコーパスによって使用物品の適切なセグメンテーションが設定されたことが要因である. 調査データ 2 でも一致率、類似率共に向上しているが、調査データ 1 に比べて共に低い値のままである. こ

れは調査データ 2 が様々な浴室環境のデータ集合であることから、局所性のない行動データをコーパスとして用いていることが要因だと考えられる. 逆に、調査データ 1 で推定率が大幅に向上したのは、浴室環境が統制されており、局所性があったからだと考えられる. これらの考察から、コーパスはある場面のみでの適合性を重視した推定に有効に働くと考えられる.

4. 各適用法に対するオープンテスト

前章の各適用法の処理結果は調査データすべてを HMM の学習データとして用いて、推定処理にも適用するクローズテストの形式であった. しかし実際には学習データに対して未知のデータを処理する必要があることから、本章では、前章の適用法に対して、オープンテストとして入浴行動推定を行い、未知データの推定について検証する. ここでは、調査データの一部から十分学習できたと推測できるデータ数で HMM の学習に使い、残りを未知データとして検証目的の推定処理を行う. 未知データの推定問題を解くため、Baum-Welch アルゴリズムを、10 回を上限にパラメータが収束するまで行った.

4.1 調査データ 1 のオープンテスト

調査データ 1 を用いた適用法 1 について、学習データ数に対する一致率のグラフを図 4 に示す.

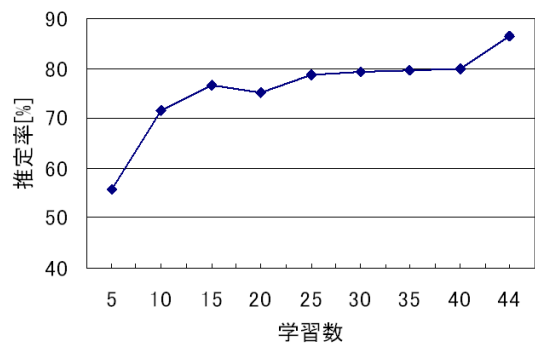


図4 調査データ 1 における学習データと推定率
Fig.4 Learning Data and Estimation Rate from Questionnaire Data1

図 4 より、十分学習できているという学習数を 30、未知データ数を 14 とした. このデータセットを「未知データ 1」とし、適用法 1~3 を適用した結果を表 11 に示す.

表11 未知データ 1 による推定率の平均と標準偏差
Table 11 Estimation Rate Using Unknown Data1

適用法	一致率	類似率
適用法 1	74.03%(6.52%)	76.02%(9.08%)
適用法 2	79.01%(6.24%)	86.53%(7.74%)
適用法 3	80.66%(11.23%)	87.40%(7.08%)

※ ()内は標準偏差

未知データ 1 では、これまで行ってきたクローズドデータと比べて、どの適用法も 10%前後推定率が低下した. 十分学習できているとはいえない状態でモデルを構築したことが原因と考えられる.

4.2 調査データ 2 のオープンテスト

調査データ 2 を用いた適用法 1 について、学習データ数に対する一致率のグラフを図 5 に示す.

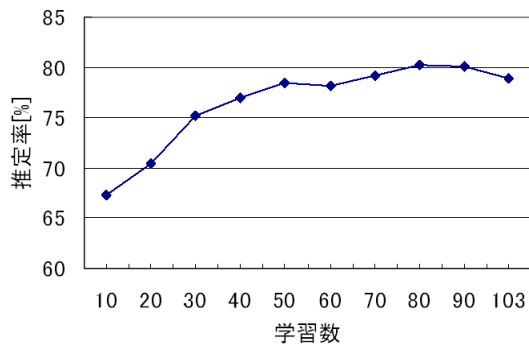


図5 調査データ2における学習データと推定率
Fig.5 Learning Data and Estimation Rate from Questionnaire Data2

このグラフより、十分学習できているという学習数を80、未知データを23として推定を行う。このデータセットを「未知データ2」と定義し、適用法1~3を適用した結果を表12に示す。

表12 未知データ2による推定率の平均と標準偏差
Table 12 Estimation Rate Using Unknown Data2

適用法	一致率	類似率
適用法1	81.18%(21.19%)	85.99%(16.73%)
適用法2	69.41%(17.01%)	74.45%(23.17%)
適用法3	71.76%(13.96%)	71.23%(20.69%)

※ ()内は標準偏差

前章で述べた調査データ2の結果と比べると、適用法1, 2では推定率が若干向上し、適用法3では推定率は低下した。しかし、低下の割合は6~7%程度であり、十分な学習数を得ることができれば、未知データに対してもクローズテストと同程度の推定が行えると考えられる。

これらの結果から、入浴行動推定に未知データが対象であってもある程度の推定が行えると言える。ただし、そのために十分な学習データを用意し、HMMを構築する必要がある。

5. RFIDシステムと模擬動作による入浴行動推定の試み

次に、我々が構築した浴室用RFIDシステム^[3]を用いて、被験者による模擬入浴行動で得られた使用物品列から行動推定した結果について述べる。前章までのデータはビデオやアンケートから書き起こされたものであるのに対し、本章ではRFIDの読み取りデータを基に処理を行う。これは、RFIDの性質上、読み取りミスが発生して、得られる使用物品列に誤りを含む可能性があることから、RFIDシステムの動作検証も兼ねた行動推定の試みと言える。

5.1 実験環境

図6に示すYAMAHA製AX1616を被験者実験用浴室として用いた。この浴室は、半分の面積が浴槽であり、残りが床となっている。床部分に接する壁には照明、鏡、シャワーフック(上下2ヶ所)、シャワーとカランの複合水栓、洗面器が置けるカウンタ、シャンプーなどを置く棚がある。この浴室のシャワーフックの壁裏、カウンタ下部、および床下にRFID用の読み取りアンテナを設置している(図6丸部分)。また、浴室物品(シャワーヘッド、シャンプーボトルなど)にはRFIDタグを取り付けている。

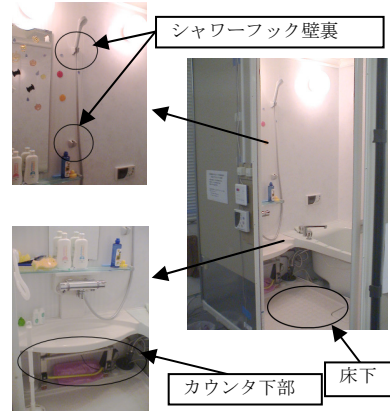


図6 実験用浴室

Fig.6 An Bathroom for Experiments

5.2 実験概要

被験者が模擬入浴動作でRFIDタグ付きの物品を手にとると、タグがRFIDリーダの読み取り範囲から外れて読み取れなくなる。この状態を物品を使用したと検出する。ただし、3回連続で読み取れなかった場合に物品使用として検出することにし、連続2回までの読み取りミスは許容させた。また、被験者の模擬動作はビデオ撮影も行い、そのビデオを基に実行動も書きとめRFID情報を基にした推定結果と比較する。

5.3 RFIDデータを基にした入浴行動推定

被験者は9名(男性8名、女性1名、年齢20~25歳)で模擬入浴動作による実験を行った。また、この被験者実験は調査データ1と同じ環境で行ったことから、推定処理のHMMは調査データ1から作成したものをすべてを利用し、今回の被験者9名ぶんを未知データとして推定処理を行った。各適用法における結果を表13に示す。

表13 RFIDデータにおける推定率の平均と標準偏差
Table 13 Estimation Rate Using RFID Data

適用法	一致率	類似率
適用法1	57.94%(17.50%)	74.68%(10.77%)
適用法2	63.55%(11.21%)	80.98%(13.12%)
適用法3	59.81%(16.57%)	71.21%(11.26%)

※ ()内は標準偏差

4.1節の未知データ1と比べると全体を通し約2~20%程度推定率が低下した。これはタグの読み取りミスによって実際は物品を使用していないのに使用したと誤った検出がされ、その情報も含めて推定したことが誤推定の原因である。

また、適用法1に対して適用法2の推定率が高いのは3章、4章の結果からも予想できることだが、適用法3が適用法2に対して推定率が下がっている。この原因については、今のところ明確ではないので今後の検討課題とする。

今回の実験で確認できたことは、HMMによって柔軟に行動推定ができる一方、タグの読み取り誤りに起因する誤推定は、入浴行動の特徴として処理される可能性がある、ということである。このことから、入浴行動推定は使用物品の履歴を基にした推定率向上の他に、RFIDの読み取り精度を向上させてより正確な情報として推定処理に利用する必要があると言える。

6. おわりに

本研究では、入浴者が使用した浴室物品の種類や履歴から「頭を洗う」といったメタレベルの行動推定を行う手法について検討し、実験を行っている。本報告では、入浴者が使用した物品を基にHMMを用いた入浴行動推定手法について述べた。ここでは3つのHMM適用法を示し、模擬行動やアンケートによるデータで処理を行ったところ、HMMによる入浴行動推定はある程度可能であるという結果が得られている。しかし、物品の使用情報をRFIDで取得する場合、RFIDの性質上、読み取りミスなどの要因で、履歴に誤りを持つことがあり、5章の結果から誤った情報を含む場合に推定率が低下することも確認できた。そのため、RFIDシステムの改良を行って、より精度の高いデータ取得ができるようにする必要がある。一方で、適用法3の入浴行動コーパスは、様々な人や浴室環境について収集したデータだが、個人や環境を特定したコーパスを用いると、その個人or環境に対する行動推定がより良くなると考えられる。今後は、適用法およびHMM構成を改良することでより推定率を向上させると共に、リアルタイム処理へ向けた処理の高速化手法についても取り組んでいく予定である。

参考文献

- [1] 平井, 藤井, 左近田, 井口: 新たなアメニティ空間を目指した浴室一入浴状態を音で表現する風呂システム, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.6, No.3, pp.287-294 (2004)
- [2] 林, 大西, 平井: 一般住宅浴室におけるミストを利用した立体的映像表現, EC2007, pp.75-76 (2007)
- [3] 大西, 平井: RFIDを用いた浴室内行動計測の基礎検討, 情報処理学会論文誌 Vol.49, No.6, pp.1932-1941 (2008)
- [4] 西田, 木村: ベイズ推定における事前分布のグラフ構造モデリングと実生活行動理解, 情報処理学会論文誌, Vol48, No. SIG9, pp.43-56 (2007)
- [5] T. Mori, K. Tsujioka, M. Shimosaka, and T. Sato: Human-like Action Recognition System Using Features Extracted by Human, Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1214-1220 (2002)
- [6] 青木, 大西, 小島, 福永: HMMによる行動パターンの認識, 電子情報通信学会論文誌, Vol.85-D-II, No7, pp.1265-1270 (2002)
- [7] 青木, 岩井, 大西, 小島, 福永: 人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J87-D-II, No5, pp.1083-1093 (2004)