

RFID 付き浴室物品使用履歴と HMM による入浴行動推定 - 推定処理のリアルタイム化とその評価 -

大西 諒[†] 平井 重行[‡]

[†] 京都産業大学大学院理学研究科 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山
[‡] 京都産業大学コンピュータ理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山
E-mail: [†] ryo611@cc.kyoto-su.ac.jp, [‡] hirai@cse.kyoto-su.ac.jp

あらまし 浴室をユビキタス環境として機能させるべく, RFID 付き浴室物品の位置を床下や壁裏から読み取り, それら物品の使用状況から行動推定を行う研究を行っている。「身体を洗っている」などの行動を推定する処理については, 使用物品の情報から HMM を用いる手法を提案してきた. 本稿では, それら行動推定処理をリアルタイムに行う手法も提案する. そして, 入浴模擬動作やアンケート調査に基づく物品使用データを用いて推定処理の評価を行ったので, その結果と考察についても述べる.

キーワード 行動推定, HMM, ユビキタスコンピューティング, RFID, 浴室, スマートホーム

HMM Based Estimation of Bathing Activities with Used Bath Items Equipped RFIDs - Real Time Estimation Methods and Their Evaluations

Ryo ONISHI[†] and Shigeyuki HIRAI[‡]

[†] Division of Science, Graduate School of Kyoto Sangyo University
Kamigamo-Motoyama, Kita-ku, Kyoto-Shi, Kyoto, 603-8555 Japan

[‡] Faculty of Computer Science and Engineering, Kyoto Sangyo University
Kamigamo-Motoyama, Kita-ku, Kyoto-Shi, Kyoto, 603-8555 Japan
E-mail: [†] ryo611@cc.kyoto-su.ac.jp, [‡] hirai@cse.kyoto-su.ac.jp

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. And we proposed some estimation methods of meta-level bathing activities, for instance washing body, using information of used bath items and HMM. This paper describes technique to make their estimation methods in real time and evaluation of technique based on bathing activities on simulation or information of used bath items which we collected by a questionnaire.

Keyword Estimation of Activity, HMM, Ubiquitous Computing, RFID, Bathroom, SmartHome

1. はじめに

スマートホーム研究として, 我々は浴室を対象としたユビキタス研究を行っている^{[1]-[3]}. これらのうち, RFID 付き浴室物品を用いる研究^[3]では, シャワーなどの水場でも 13.56MHz 帯以下の RFID が利用できることを確認し, 壁裏や床下に設置した RFID リーダで入浴者の使用物品の識別が可能であることが分かった. これにより, 電子機器の設置が容易ではなく, プライバシーの都合上カメラ設置も困難な浴室で, 入浴者の行動理解を行う手段に, 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, 物品使用に関するプリミティブな情報と言える. 浴室内の状況を遠隔地へ伝達したり, BGM 制御などのインタラクティブなアプリケーションへの応用を考えると, プリミティブな情報だけでなく, 「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) の情報も扱うほうが良いと考えられる. そこで, 我々はプリミティブ情報 (RFID 付き物品の使用情報) に対して, 隠れマルコフモデル (以下 HMM) による処理を施し, メタレベルの入浴行動を推定する手法についても提案した^[4]. こ

ここで提案した 3 つの行動推定手法（HMM 適用法）のうち 2 つは推定処理のアルゴリズム上、リアルタイム処理には向かないものであった。

本稿では、これら 3 つの行動推定手法に加え、リアルタイム処理に向けた手法 2 つを提案する。そして、入浴模擬動作実験やアンケート調査によって収集した、入浴中の物品使用データを元に、5 つの行動推定手法それぞれの評価を行った。その評価結果と共に、学習データの在り方などに関する考察も述べる。

2. 入浴行動データの収集

HMM の学習には、大量の入浴行動データ（様々な行動に対する使用物品の情報）が必要である。どのような環境でのデータ収集が我々の提案する推定手法に向いているのか確認するために、次の 2 種類のデータ収集を行った。

2.1. 統制浴室環境における行動データ収集

図 1 に示す浴室において、模擬的な入浴動作や行動のデータ収集を行った。各被験者においては普段利用する浴室とは異なる環境で模擬行動を行うこととなるが、この特定の環境（統制環境）で入浴するという前提で模擬行動を行ってもらった。被験者数は 91 名(男性 56 名, 女性 35 名, 年齢 13~63 歳)である。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(表 1)と浴室物品 13 種(表 2)に分類して集計した。以降、このデータを「調査データ 1」と呼ぶ。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、他センサで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

表1 調査データ 1 の行動
Table 1 Bathing Activities of 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 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	石けん
f	桶
g	椅子
h	洗面器
i	歯ブラシ
j	スポンジ
k	カラン
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 Used 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 とは別に、特定環境に依存せず、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、アンケート回答者の各自宅での浴室と物品による行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依頼している。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(表 4)、浴室物品 31 種(表 5)に分類している。これによって得られたデータを以降「調査データ 2」と呼ぶこととする。

表4 調査データ 2 の行動
Table 4 Bathing Activities of 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	かけ湯
G	シャワーを浴びる
H	浴槽につかる
I	その他

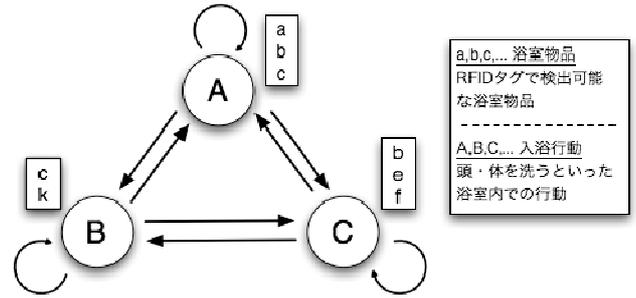


図2 適用法 1 の HMM モデル概要

Fig.2 HMM Model of Method1

表5 調査データ 2 の浴室物品
Table 5 Bath Items of 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	洗顔石けん	T	掃除用スポンジ
E	歯ブラシ	U	髭刀
F	歯磨き粉	V	石けん
G	手桶	W	石けん皿
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	シャンプーヘッド	-	浴槽
P	シャワーヘッド		

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に対し HMM を適用した入浴行動推定の、これまでの提案手法 3 つ^[4]と、今回提案するリアルタイム向きの処理手法 2 つについて述べる。

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ーク^{[5],[6]}や、HMM^{[7]-[9]}がよく用いられる。しかし、前者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用しにくい。本研究で扱う入浴という場面では、頭を洗う際にシャンプーを 2 回使う、顔を 2 回以上洗うといった、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、そのような行動でもモデル化が容易な HMM を用いている。

3.1. これまでに提案した HMM 適用法

3.1.1. 適用法 1

単純に、状態を「入浴行動」、出力記号を「使用物品」とした HMM を構築し(図 2)、使用物品列を基に状態に対するビタビ・アルゴリズムを解いて、物品(記号)に対する行動(状態)遷移の推定を行う。

3.1.2. 適用法 2

適用法 2 では、入浴行動毎の使用物品列を調査データから作成し、それらを基に「使用物品」を状態とする入浴行動毎の HMM (物品 HMM) を構築する。これらの HMM に対しては、使用物品を入力情報としてすべての物品 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、調査データから入浴行動の順序のデータを作成し、「入浴行動」を状態とする HMM (行動 HMM) も構築する、前段処理の個別行動の推定結果を基に行動順序の確率を求め、最も高い確率の行動列を推定結果とした(後段処理)。これらの処理概要は図 3 に示す。この適用法は前段処理で行動毎に独立して推定を行うため、取りこぼし(誤推定)が少なくなることが期待でき、後段処理によって入浴行動の流れをより良く推定する手法と考えている。

しかし、この HMM 適用法は、各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。実際には RFID によって得られる使用物品列データ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を行う必要が出てくる。また前段処理の結果すべての組合せに対しても後段処理を行う必要がある。そのため、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ことになる。この適用法に対する先の報告^[4]では、調査データ 1 で第二候補までに、調査データ 2 で第七候補までに正しい行動があることを確認している。しかし、第七候補までを考慮すると計算時間の問題が発生することが容易に想像できる。そこで、第二候補までを考慮すると、調査データ 1 では 100%、調査データ 2 では約 90%、正しく行動推定ができていたことがわかっている。本稿では、とりあえず第二候補までの結果を基に計算する Best2 方式として、後段処理を行って評価を行っている。

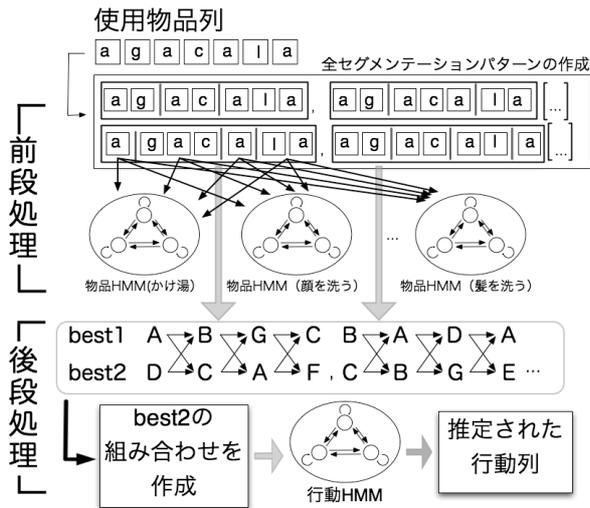


図3 適用法 2 の流れ

Fig.3 Process of Estimation Method 2

3.1.3. 適用法 3

適用法 3 は、適用法 2 の計算処理結果に対して入浴行動コーパスと比較を行う処理を加えたものである。物品が使用される度に図 3 の後段処理結果が出力されるが、その結果に対し、コーパス上のデータと動的計画法によるマッチング処理を行い、尤度最大のものを行動推定の解とする。これは、適用法 2 の後段処理で行われる行動列の推定において稀な行動列が正しく推定されない可能性があることをコーパスによって補正しようという考えに基づいている。入浴行動コーパス自体は調査データ 1 および 2 の実行動を基に作成する。

3.2. リアルタイム処理へ向けた推定手法の提案

適用法 2 および 3 は、適用法 1 に比べ、入浴行動の流れに注目していることから、より正しく推定できると考えていたが、計算時間が浴室物品の数が増えるに従って指数的に計算時間が増大するという問題がある。推定された行動を元にインタラクティブに動作するアプリケーションを想定するならば、リアルタイム性を持たせた推定処理についても検討する必要がある。そこで、以下に示す 2 つの推定手法を提案する。

3.2.1. 適用法 4

適用法 2 および 3 は、使用物品が 1 つ増える度に前段処理で全てのセグメンテーションパターンを作成して各 HMM の計算処理を行い、その結果の組み合わせに対して後段処理を行っている。適用法 4 では、前段処理で得られたセグメンテーションの尤もらしいものだけを探して入浴行動推定を行う処理を考える。

まず、適用法 2 で述べた前段処理の推定結果を保持して有向グラフ（ラティス構造）を構築する（図 4）。ラティス構造の構築にかかる計算量は、使用物品数 N 、行動 HMM の数 M に対して N^2M となる。

図 4 のような、ループを含まない有向グラフの最適経路探索は、トポロジカルソートを行った後に、動的計画法を用いることで高速に解くことができる。行動の遷移確率は 3.1.2 節で述べた行動 HMM を用いる。経路探索には、各セグメントで選ばれた行動の確率も考慮し、確率が低い行動は経路探索から除外する。これにより全セグメンテーションパターンでの推定処理を行わないようにし、計算時間を軽減させる。

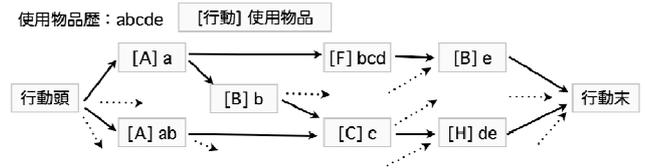


図4 ラティス構造の例

Fig.4 Example of Lattice Structure

3.2.2. 適用法 5

適用法 5 では、適用法 4 にコーパスを導入したもので、適用法 3 の処理をリアルタイム化したものと言える。これは、適用法 4 で紹介したラティス構造の最適経路から上位 k 個を k -最適経路として行動推定結果の候補とする。その候補とコーパスを比較し、尤度最大を推定行動の解とする。 k -最適経路を計算するには、動的計画法で保存しておく値を、第 k 経路まで保存し計算する。次章に述べる評価では、 $k=3$ 、つまり第 3 経路までを候補とした。

4. 各適用法に対する行動推定の評価

HMM を構築するための行動および使用履歴の情報は、2 章で述べた調査データ 1 と 2 をそれぞれ用いて評価を行う。各適用法における行動推定は「類似率」が高いほど、正しく推定できているとした。類似率は、推定結果の順序がどれほど実行動に類似しているかを表す比較指標であり、動的計画法を用いて算出する^[4]。

4.1. クローズドテストによる評価

入浴行動推定を行う際は、与えられる情報(物品履歴)は未知データであるため、オープンテストによる検証が重要と言える。しかし本節では、既知データでどの程度推定が行えるか確認するため、クローズドテストを行った結果について述べる。

各 HMM 適用法に対する調査データ 1 と 2 による推定結果を図 5 に示す。適用法 2 と 3 は推定計算の時間の都合上、物品数が 18 以下のデータに限定している。調査データ 1 については、適用法 1, 4, 5 で 91 名ぶんの結果、適用法 2, 3 では 82 名ぶんの類似率の平均と標準偏差である。一方、調査データ 2 については適用法 1, 4, 5 では 135 名ぶん、適用法 2, 3 では 108 名ぶんの類似率の平均をグラフ化している。

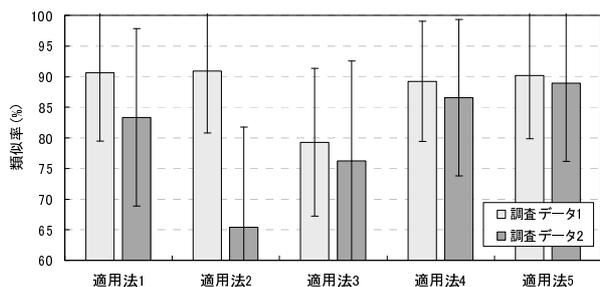


図5 クローズドテストの結果

Fig.5 Result of Closed Test for Each Method

この図から、調査データ1については、適用法3の類似率が低く、他は90%付近で同程度であることがわかる。適用法3については、確率の低いセグメントを除外せずにコーパスと比較しても効果がないことを示している。

一方、調査データ2については、適用法2、3に比べ、適用法4、5の類似率が高い。確率の低いセグメントの行動を除外することが、より正しい行動推定に繋がると考えられる。

また、適用法4と5は、調査データ1と2両方においても適用法1と同程度かそれ以上の類似率であることから、これらはリアルタイム処理である利点だけでなく様々な収集データにおいても一定の結果が出せる柔軟な適用法であることを示唆している。

4.2. オープンテストによる評価

前節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たが、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。本節では、各適用法に対して、オープンテストとして入浴行動推定を行い、未知データの推定結果によって評価する。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の学習に用い、残りを未知データとして推定処理を行う。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。

4.2.1. 調査データ1に対するオープンテスト

調査データ1に対する適用法すべての結果を図6に示す。未知データ数は21、学習データ数は5~70の5刻みで設定した。未知データ・学習データの選択はランダムで、10パターン用意しており、図6の類似率はその平均である。適用法2、3は計算時間の都合上、未知データは使用物品数が13以下に限定してデータを選択している。

この図を見れば、適用法2、3での類似率が全体的に低い。未知データに対して全てのセグメンテーションパターンで推定するのは不向きと考えられる。一方で

適用法1、4、5では、最も高い類似率は約87%であり、クローズドテストに比べ3%ほど低い結果であった。これらの適用法はグラフの勾配からすれば今回以上の学習データがあれば、未知データでもクローズドテストと同程度の推定は行えることが予想できる。

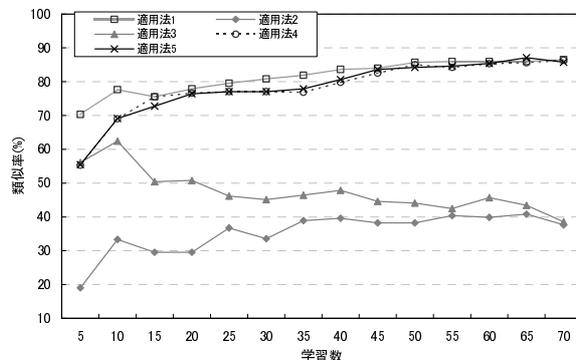


図6 調査データ1に対するオープンテストの結果

Fig.6 Result of Open Test for Data1

4.2.2. 調査データ2に対するオープンテスト

調査データ2に対する各適用法の結果を図7に示す。ここでの未知データ数は35、学習データ数は5~100の5刻みで設定した。未知データ・学習データの選択はランダムで、10パターン用意しており、図7の類似率はその平均である。適用法2、3は計算時間の都合上、未知データは使用物品数が13以下に限定してデータを選択している。

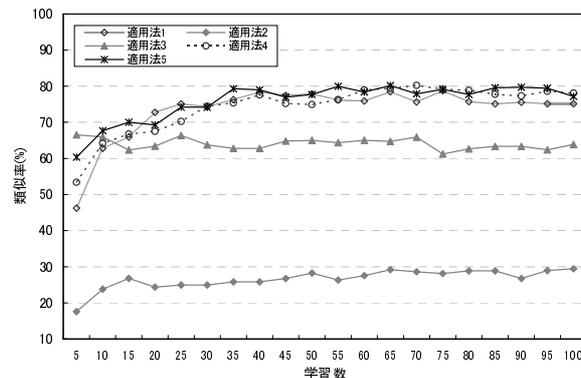


図7 調査データ2に対するオープンテストの結果

Fig.7 Result of Open Test for Data2

図7をみると図6の結果と同様に、適用法2の類似率が全体的にかなり低く、適用法3も少し低い結果になっている。適用法1、4、5で最も高い類似率は約80%で、クローズドテストと比べ低下は7%ほどである。ただし、これらの適用法は学習数35を超えると類似率がほぼ横ばいとなっており、調査データ1に比べて学習データを増やしてもあまり類似率向上が見込めない

ことが読み取れる。このことから、HMM モデル構築に利用するデータは、様々な浴室環境で収集するよりも、特定の浴室で収集する方がよいと考えられる。

5. 誤推定に関する考察

HMM は確率モデルによる計算であることから、稀な行動を正しく推定できない可能性が元々ある。その例として、「髪を洗う」「顔を洗う」といった行動をする際に、ほとんどの学習データは「シャンプー」「洗顔剤」を用いているが、1名だけ、「石けん」のみで全身を洗うデータがあり、正しく推定できなかった。そもそも物品が稀な場合は適用法2から5では前段処理の時点で正しく推定できていないと考えられる。その場合は適用法3と5のコーパスも全く役に立たない。RFID で判別された個別の物品情報を元に HMM の学習や処理に利用するのではなく、使用目的や内容によって物品を種別情報で扱って、HMM に利用することを検討する必要があると言える。

別の誤推定の例としては、「椅子」を1つ使用しただけで「髪を洗う」と誤推定した例が見られた。これは学習データに「髪を洗う」行動に対し、「椅子」の使用を含むデータがあることに起因している。調査データ2はアンケートを元に作成したデータであり、そのような例は存在しないが、調査データ1は実際に髪を洗う場合に椅子を移動させる例が含まれていた。本来、髪を洗うことに椅子の移動は絶対必要ではないため、このようなデータはノイズに相当すると言える。調査データ1での各行動における使用物品の内容を精査する必要があると言える。

他には、適用法4では正しく推定できたのに、コーパスを導入した適用法5では誤推定となったデータがあった。これはコーパスとのマッチング処理を行うことで別の行動順序を選択してしまったことになる。現状では、各調査データで得られた行動順序データすべてでコーパスを構築しており、適用法4で正しく推定されていれば適用法5でも正しくなるはずだが、コーパス内に似た行動列のデータがあれば、処理上そちらを選択してしまう可能性がある。そのため、コーパスのマッチング処理について見直す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履歴から、「頭を洗う」といったメタレベルの行動を HMM によって推定する手法を検討している。本報告では、これまでに提案した手法3つのうち2つに対してリアルタイム処理向けに改変した手法を提案した。その評価結果からは、元になる推定手法2つよりも高い類似率となり、有効であることが確認できた。また、様々な浴

室環境から集めたデータで構築した HMM モデルでも高い類似率であることが確認できた。学習データの在り方に関しては、統制環境で集めたデータの方が良いことが分かった。ただ、一番単純に HMM を適用する手法の類似率と同等であることから、処理手法やデータの形式など、まだまだ改良が必要であるとも言える。

一方で、使用物品の情報を RFID で取得した場合、タグの読み取りミスなどの要因で、使用履歴に誤りを持つことがある。誤った使用履歴情報で行動推定をおこなうと、類似率が低くなることを確認している^[4]。そのため、推定処理の類似率向上も重要であるが、RFID システムの改良を行って、より精度の高い使用履歴データ取得ができるようにする必要もある。その上で、リアルタイムな行動推定と共にアプリケーションへの応用にも取り組んでいきたいと考えている。

7. 問合せ先

京都産業大学

603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

TEL : (075) 705-1613 FAX : (075) 705-1640

E-mail : hirai@cse.kyoto-su.ac.jp

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] 大西, 平井: RFID タグ付き浴室物品の使用履歴からの入浴行動推定, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, pp.279-282 (2008)
- [5] 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)
- [6] 西田, 木村, 中山: 乳幼児事故防止のための日常行動モデリング, 情報処理学会誌, Vol46, No.12, pp.1373-1381(2005)
- [7] 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)
- [8] 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)
- [9] 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)