

HMM による行動パターンの認識

青木 茂樹† (学生員) 大西 正輝† (学生員)
 小島 篤博†† (正員) 福永 邦雄† (正員)

Recognition of Behavioral Pattern Based on HMM
 Shigeki AOKI†, Masaki ONISHI†, Student Members,
 Atsushi KOJIMA††, and Kunio FUKUNAGA†, Regular Members

† 大阪府立大学大学院工学研究科, 堺市
 Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University,
 1-1, Gakuen-cho, Sakai-shi, 599-8531 Japan
 †† 大阪府立大学 総合情報センター, 堺市
 Library and Science Information Center, Osaka Prefecture
 University, 1-1, Gakuen-cho, Sakai-shi, 599-8531 Japan

あらまし 近年, 人物の行動の規則性や習慣性などのパターンを認識, 理解する研究が盛んに行われている. 本論文では, 人物の行動に伴って観測される軌跡に注目し, 軌跡をもとに人物の行動パターンを学習・認識する手法を提案する. 実験では八つのシーンの行動パターンを学習し, 日常的な行動と日常的に行わない行動を認識する.

キーワード 行動パターン, HMM, 軌跡

1. ま え が き

一般に, 人物の行動には規則性や習慣性が存在すると考えられ, 人物の行動の規則性や習慣性などのパターンを認識, 理解する研究が盛んに行われている.

文献 [1] ~ [3] では, 独居高齢者などの要介護者を対象とした監視システムとして, 居間や風呂, トイレなどに設置した赤外線センサから得られる情報や, 家庭用電気機器のオン・オフなどの情報をもとに人物の日常的な行動のパターンを学習し, 独居高齢者が日常的な行動から逸脱した場合に, 介護者に異常を通知するシステムが提案されている. また, 文献 [4] では, 電気機器のオン・オフのパターンを学習し, 高齢者の QOL (Quality of Life) の向上を支援する手法が提案されている. これらの研究では, 特定の時間に特定のスイッチを操作するなどという情報のみを取り扱っているため, 精度良く人物の日常的な行動のパターンを検出できる反面, 人物が部屋の中で行う詳細な行動を把握することは難しいという問題があった.

これに対して文献 [5] では, 人物の行動に伴って観測される軌跡を行動と考慮し, 軌跡を記号列で表現し, ある注目している時間帯に行う行動を Hidden Markov Model (HMM) で学習し, 日常的に行う行動が現れなかった場合や, 日常的に行わない行動が現れた場合に, 人物行動の非日常性を通知するシステムを提案し

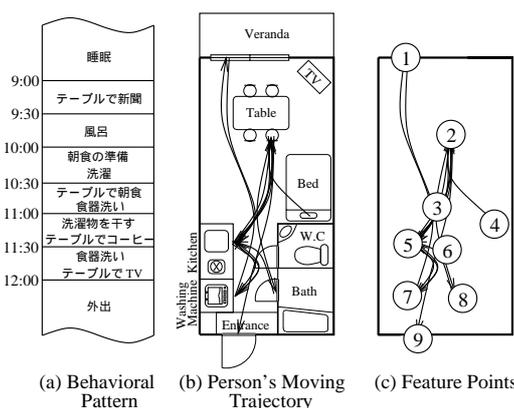


図 1 行動パターン
 Fig. 1 An example of a behavioral pattern.

ている. このシステムでは, 一定時間内に出力される HMM を調べることで, 人物が非日常的な状態にあることを認識していた. 本論文では, 人物の非日常性だけでなく, 部屋の中でどのような行動を行っているかについても学習・認識する手法を提案する.

2. 行動パターン

本研究では, 人物の行動に伴って観測される軌跡を記号列で表し, 得られる記号列を保持しておくことによって人物の日常的な行動を表現する. そして, これらの記号列を行動パターンと呼ぶ. 次の例をもとに人物の行動パターンを説明する.

ある人物の日常の行動が図 1 (a) であるとき, 人物の行動の軌跡を家の間取り図に重ねると, 図 1 (b) のようになる. そして, 図 1 (b) から軌跡の始点と終点や軌跡が何度も交差するような点を特徴点として抽出し, それらの特徴点にラベルを与えていくと, 図 1 (c) が得られる. 人物が図 1 (a) のように行動しているとき, 9:30 ~ 10:00 の間には「テーブルから風呂に移動する」という行動が観測される. 観測された人物の行動を図 1 (c) を用いて記号化すると「2 3 6 8」という記号列が得られる. そして, この記号列「2 3 6 8」を行動パターンとして保存する. この処理を観測されたすべての行動に対して行い, 人物の日常行動を行動パターンとして保存する. そして保存した行動パターンの蓄積データによって人物の日常行動を表現する.

3. 人物行動の記号化

人物の行動をカメラを用いて監視するとき, 広範囲の情報を一度に観測できることが望ましい. そこで,

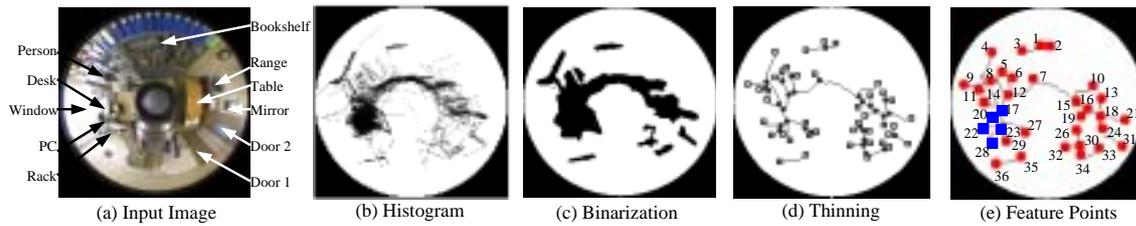


図2 特徴点の抽出

Fig. 2 Extracting feature points.

周囲 360 度の画像を一度に撮影することができる全方位センサ (HyperOmni Vision) [6] を用いてシステムを構築する。

HyperOmni Vision から得られる入力画像中の動領域をフレーム間差分で求め人物領域とする。そして、人物領域の軌跡の端点や軌跡が分岐する点、及び人物が長くとどまっている点 (滞留点) などの特徴点をラベル付けし、抽出した人物領域の軌跡をラベルの系列で表す [5]。

3.1 端点及び分岐点の抽出

人物が頻繁に通る経路を調べるために、人物の軌跡を画素ごとに蓄積し、ヒストグラムを生成する。生成したヒストグラムをガウスマルタで平滑化した後に 2 値化し、細線化処理を施す。その後、抽出された各点の連結数をもとに端点、分岐点を抽出する。ここで連結数とは、注目している点の連結 8 近傍で抽出されている画素の画素数を示しており、連結数が 1 の点を端点、3 以上の点を分岐点とする。

図 2 に端点及び分岐点の抽出過程を示す。(a) は入力画像を示しており、(b) は人物の軌跡を蓄積したヒストグラムで、ヒストグラムの度数が高いほど濃度値を高く表示している。頻繁に通る通路が濃度値の高い領域として抽出されていることが確認できる。(c) は (b) のヒストグラムを平滑化して 2 値化した結果を示しており、抽出した画素を黒で表示している。また、(d) は (c) を細線化し、端点、及び分岐点を抽出した結果であり、抽出された端点を“四角”、分岐点を“丸”で表示している。

以上で抽出したすべての端点や分岐点を用いて行動を記号列で表現した場合、一つの特徴点の近傍に複数の特徴点が存在するため、人物が同一の行動を行った場合でも異なる記号列となる可能性が考えられる。そこで、抽出した端点や分岐点、滞留点の近傍 20×20 画素の領域に複数の点が抽出されている場合は、連結

数が最大の点を特徴点とする。ただし、連結数が最大の点が近傍に複数存在する場合は、それらの重心を特徴点とする。

3.2 滞留点の抽出

人物領域の重心を蓄積したヒストグラムを作成する。作成したヒストグラムに対して、端点、分岐点の抽出と同様の処理を行うことによって滞留点を抽出する。

3.3 特徴点の選択と行動の記号列表現

人物が長くとどまる箇所は、行動の始点や終点になることが多いため、滞留点は端点、分岐点の近傍に存在することが多いと考えられる。そこで、滞留点の近傍 20×20 画素の領域内に存在する端点、分岐点を削除し、それ以外の端点、分岐点と滞留点を行動の記号化に用いる特徴点とする。以上の処理で抽出した特徴点を図 2(e) に示す。図 2(e) では、端点及び分岐点として抽出された点を“丸”で、滞留点として抽出された点を“四角”で表示し、それらに与えたラベルを抽出した特徴点の近傍に記している。

人物行動の記号化は、人物領域が検出されてから検出されなくなるまでの間、抽出した人物領域の重心に最も近い特徴点を求め、その特徴点のラベルを順に出力することにより行う。

4. 行動パターンの学習と認識

3. で記号化した人物の行動をもとに、人物の行動パターンを記述する。人物の行動が登録した行動パターン中のどの行動であるかを判断するとき、観測された記号列と過去に得られたすべての記号列との類似度を測定する方法が考えられる。しかし、長期間のモニタリングを行う場合、得られる行動の数が膨大であるため、計算量や記憶容量の点から考えて現実的ではない。そこで本研究では、記号列パターンの認識でよく用いられる HMM [7] ~ [9] を用いて行動パターンを学習・認識する。HMM は、時間軸方向の移動・伸縮にロバストなため、本手法のように個人差の大きい記号列の

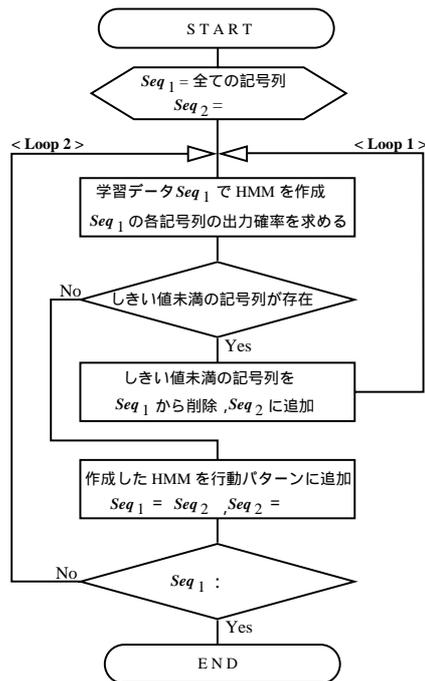


図3 行動パターンの学習アルゴリズム

Fig.3 An algorithm of learning of the behavioral pattern.

学習に適している。

4.1 行動パターンの学習

人物の行動を記号列で表現したとき、人物が同じ行動を行った場合には類似した記号列が観測され、異なる行動を行った場合は異なる記号列が観測される。例えば、人物がベッドからテーブルに向かう行動を複数回行った場合には、類似した記号列が観測されるが、テーブルから風呂に向かう行動を行うと、ベッドからテーブルに向かう行動とは異なる記号列が観測される。これらすべての記号列を単一のHMMに学習させると、学習に用いた記号列以外の記号列も出力してしまう可能性が高くなる。この種の問題を回避するには、行動の種類数だけHMMを用意することが望ましい。しかし、一般には人物が何種類の行動を行っているかは個人差があるため既知ではない。そこで、図3に示すアルゴリズムを用いて人物の行動パターンを学習する。

このアルゴリズムは二つのループで構成されており、図3中の<Loop 1>で単一の行動に対応するHMMを作成し、<Loop 2>で注目している時間帯に人物が行った各行動に対応するHMMを作成する。<Loop 1>で

は、まず曜日、時間帯ごとにまとめたすべての記号列の集合 Seq_1 を学習データとしてHMMを作成する。このHMMで学習に用いた全記号列の出力確率を求め、最も高い出力確率で各記号列の出力確率を割った値が、しきい値以上となるような記号列のみで Seq_1 を更新し、改めてHMMを作成する。以上の処理を Seq_1 のすべての学習記号列が出力可能になるまで繰り返すことによって、人物の一つの行動に対応するHMMを作成する。<Loop 2>では、<Loop 1>で削除した記号列の集合 Seq_2 を学習データ Seq_1 として、同様の処理を繰り返すことによって人物の各行動に対応したHMMを作成している。そして、以上の処理で作成したすべてのHMMを行動パターンとして保存しておく。

4.2 日常行動の表現

4.1で学習した行動パターンを用いて、人物の日常行動を表現する。HMMを用いて人物の行動を表現するとき、ある行動の記号列が別の行動の部分記号列である場合には、両方の行動に対応するHMMから観測された記号列が出力され、人物がどちらの行動を行っているかを判断できない場合があった。そこで、4.1で行動パターンの学習に用いたすべての記号列を行動パターンのすべてのHMMで出力し、各記号列ごとにしきい値以上の確率で出力するHMMを調べる。そして、出力するHMMの集合により人物の日常行動を表現する。つまり、HMM 1, 2 で同時に出力される記号列はすべて同一の行動と考え、HMM 2, 3 で同時に出力される記号列は、HMM 1, 2 で同時に出力する行動とは異なる行動であると考え。そして、出力するHMMの集合 $\{1,2\}$, $\{2,3\}$ を保存し、これをHMMの出力パターンと呼ぶ。

以上のように一つの記号列で同時に出力するHMMの集合を保存しておくことによって、部分記号列の影響を受けずにどの行動が行われたかを認識することができる。

4.3 日常行動の認識

人物の行動を、4.2で調べたHMMの出力パターンを用いて認識する。まず、観測された記号列を行動パターンのすべてのHMMで出力し、観測記号列を出力するHMMの集合 N を調べる。次に、得られたHMMの集合 N と保存しておいた日常行動 i の出力パターン M_i を次式で比較する。

表 1 行動パターンの学習結果
Table 1 Result of learning of behavioral pattern.

		HMM																				
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
学 習 系 列	シーン 1								1	23									5			1
	シーン 2						19							11								
	シーン 3				30																	
	シーン 4									24					6							
	シーン 5			19									6			3						2
	シーン 6	17	11								1	1										
	シーン 7				15	2		4			1	4					1	1			2	
	シーン 8			30																		
系列数	17	11	49	45	2	19	4	1	47	2	5	6	11	6	3	1	1	5	2	2	1	

$$\gamma_i = \begin{cases} \frac{|M_i \cap N|}{|M_i|} & \text{if } N \subset M_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $|M_i|$ は集合 M_i の要素数を示している。例えば、保存している HMM の出力パターンが $M_i = \{1, 2, 3, 5\}$ で観測記号列を出力する HMM の集合が $N = \{2, 3, 5\}$ の場合、 $|M_i| = 4$ 、 $|M_i \cap N| = 3$ であり、 γ_i は 0.75 となる。

そして、保存しているすべての出力パターンについて γ_i を求め、 γ_i が最大の行動 i を認識結果とする。ただし、最大の γ_i が 0.6 以下の場合には、人物が日常的に行わないような行動を行ったと判断する。

5. 実験及び考察

5.1 実 験

本手法の有効性を確認するため、主に男性 1 人が利用する研究室の中央に HyperOmni Vision を設置して行動パターンの学習・認識実験を行った。処理は 320×240 画素で取り込んだ画像の中央部 230×230 画素を用いており、処理速度は毎秒 6 フレーム程度である。

まず、研究室に HyperOmni Vision を 1 か月間設置して特徴点を抽出した。次に、抽出した特徴点を用いて人物の行動を記号化し、それを 4. の手法で学習した。HMM の出力シンボル数は抽出した特徴点数、状態数は 16 とした。また、HMM の学習には Baum-Welch アルゴリズムを用い、記号列の出力確率は Viterbi アルゴリズムで算出したシンボル出力確率を系列長で正規化した値を用いた。

本手法で行動パターンの学習が可能であることを確認するために、通常の生活での行動を想定して、図 4 に示す 8 シーンの行動パターンを学習した。

シーン 1：ドア 1 から部屋に入りテーブルの左側を通り、本棚の前を通過して机の前に行き、同じ経路を通過して部屋の外に出る行動

シーン 2：ドア 2 から部屋に入りテーブルの右側を通り、本棚の前を通過して机の前に行き、同じ経路を通過して部屋の外に出る行動

シーン 3：ドア 1 から部屋に入りテーブルの左側を通り、ガスレンジの前を通過してドア 2 から部屋の外に出る行動

シーン 4：ドア 1 から部屋に入りテーブルの左側を通り、本棚の前を通過して机の前に行き、机の前から本棚の前、ガスレンジの前を通過してドア 2 から部屋の外に出る行動

シーン 5：ドア 1 から部屋に入りテーブルの右側を通過してガスレンジの前に行き、同じ経路を通過して外に出る行動

シーン 6：鏡の前で作業する行動

シーン 7：鏡と棚を使って作業をする行動

シーン 8：机で作業をする行動

以上、8 シーンの行動をそれぞれ 30 回ずつ行い、学習用系列として計 240 個の記号列を用いた。

行動パターンの学習結果を表 1 に示す。表は、横方向に学習された HMM を出力順に示し、縦方向に学習に用いたシーンを示している。八つのシーンが 21 の HMM で学習されたことが分かる。表中の“23”、“30”

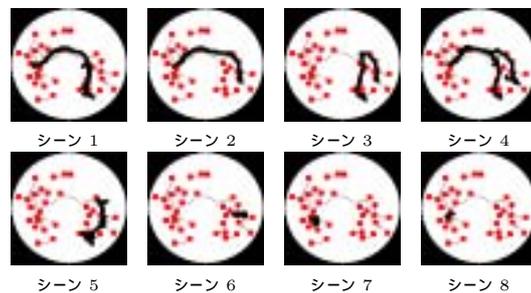


図 4 行動パターンの軌跡の例

Fig. 4 Examples of trajectory of behavioral pattern.

表 2 HMM の出力パターンと日常行動の検出結果
Table 2 Result of patterns of HMM and recognition of daily behavior.

学習シーン	HMM の出力パターン	検出シーン
1	{8,9,18,21} (1) {9,18,21} (28) {18,21} (1)	— 1(20) —
2	{6,13} (24) {13} (5) {6,13,14} (1)	2(11) 2(9) —
3	{4,9,14} (30)	3(20)
4	{9,14} (27) {14} (3)	4(14) 4(6)
⋮	⋮	⋮
8	{3} (26) {3,5} (4)	8(15),5(1) 8(5)
—	{16}	7(1)
—	{1,2,14}	6(2)

などの数字は HMM の学習に用いた各シーンの記号列数を示している．例えば HMM 3 は，シーン 5 の記号列 19 個とシーン 8 の記号列 30 個から学習されている．

表 1 の 21 個の HMM で学習用記号列 240 個をすべて出力し，HMM の出力パターンを調べた．その結果，八つのシーンが 34 個の出力パターンで学習された．結果の例を表 2 の 1, 2 列目に示す．表には，1 列目に学習に用いたシーン，2 列目に学習用記号列の HMM の出力パターンと，括弧内に出力した記号列数を示す．例えば，HMM の出力パターン {9,18,21} に注目すると，シーン 1 の 28 個の記号列を HMM 9, 18, 21 が同時に出力したことがわかる．

次に，新たに各シーンについて 20 回ずつの行動を行い，得られた観測系列 160 個をすべての HMM で出力させて出力する HMM の集合を調べ，人物の行動を認識した．表 2 の 3 列目に認識結果の例を示す．また，どの行動にも当てはまらないと認識した結果を太線の下に示している．表中の {9,18,21} の出力パターンに注目すると，観測系列 160 個中の 20 個で出力する HMM の集合が {9,18,21} であり，それらはすべてシーン 1 の観測系列であることを示している．実験の結果，全 160 個の記号列中，異なるシーンの行動に誤認識した行動 1 回，どの行動にも当てはまらない行動 3 回を除く 156 回の行動を正しく認識することができた．誤認識した行動は表 2 中に太字で示している．

更に，人物が普段行かない所へ行くなど，通常行わないことを行った時を想定したシーン三つを設定し，人物の非日常性が検出できることを調べた．実験に用いた人物の非日常的な行動は以下の 3 シーンである．

シーン A：テーブルの周りを周回する行動

シーン B：普段立ち止まらない箇所立ち止まる行動

シーン C：普段行かないところに行く行動

実験では，シーン A～C の行動をそれぞれ 6 回ずつ行い，その行動から抽出される記号列をすべての HMM で出力し，出力する HMM の集合と保存している HMM の出力パターンを比較した．その結果，すべてのシーンで保存している HMM の出力パターンと異なる HMM の集合が得られたため，人物が日常的に行わない非日常的な行動を行ったことを正しく認識できた．

5.2 考 察

以下，実験で明らかになった提案手法の特徴，問題点について考察する．

● 人物行動の記号化

人物がどこからどこまでの経路を通って移動したかを表現することは，人物の行動を認識する上で重要だと考えられる．本手法では全方位センサから得られる人物の軌跡を，人物の行動を表す特徴点のラベルを用いて記号列で表現し，人物行動を記号化した．

特徴点の抽出処理では，端点，分岐点は，行動の始点や終点となる箇所や通路が分岐している箇所抽出され，滞留点は，机やテーブルなどのように人物が作業するために頻繁にとどまる箇所抽出されている．これらの特徴点は，人物の行動を記号化する上で重要と思われる箇所正しく抽出されている．

全方位センサから得られる特徴点を用いて人物の軌跡を記号化することにより，赤外線センサなどを用いて部屋にいるかどうかを判定する手法に比べて，少ないセンサで詳細な行動の表現が可能である．

● 行動パターンの学習と日常行動の検出

最も高い出力確率をもつ HMM を調べることで，行動パターンを認識するのではなく，HMM の出力パターンにより人物の日常的な行動を認識する手法を明らかにした．本手法を用いることにより，実験で行った 160 回の行動のうち 97.5% の行動を正しく認識することができた．特に，シーン 3 はシーン 4 の部分記号列になっているために，最も高い出力確率の HMM を調べる手法では認識が難しい．しかし，本手法ではこのような場合にも正しく行動を認識することができた．

誤認識した 4 回の行動は，これらの記号列を出力する HMM が，保存している HMM の出力パターンよ

りも少なかったために、異なる行動と認識している。これらはHMMの出力パターンを調べるときのしきい値の設定に大きく依存する。これらの誤認識は、しきい値を適切に変化させることにより解決できると考えられるが、いかなる状況に対しても、ロバストなしきい値を決めるのは難しい。しきい値の設定方法に関しては今後の課題とする。

- 非日常的行動の検出とその応用

実験の結果より、行動パターンに登録されていない非日常的な行動を行った場合には、日常行動の出力パターンと一致するHMMの集合が得られないため、正しく非日常的行動を検出できることが確認できた。

本手法を用いて人物の行動パターンを学習し、人物が行動を行う時間を調べて、日常と異なる時間帯に行動を行った場合や、日常行わない行動を行った場合に人物の非日常性を検出し、検出した非日常性を介護者に通知する機能を付加することで、独居老人などの被介護者を対象としたモニタリングシステムなどに応用できると考えられる。

6. むすび

本論文では、人物の行動に伴って観測される軌跡に注目し、記号列で表現した人物の軌跡をHMMで学習させて行動パターンを保存し、そのHMMの出力パターンで人物の行動を認識する手法を提案した。実験では八つのシーンの行動パターンを学習し、日常的な行動と日常的に行わない行動を正しく認識できることを確認した。今後の課題としては、行動の順番などを

考慮した行動パターンの学習などが挙げられる。

文 献

- [1] 太田 茂, “高齢者のためのモニタリングシステム,” 情報処理, vol.41, no.6, pp.639-643, June 2000.
- [2] 上山直浩, 山口晃史, 山越憲一, 菅原康博, 八木沢博史, 金戸正人, “人感センサによる行動モニタリングシステム,” 第38回日本ME学会大会要項集, p.376, April 1999.
- [3] 山口晃史, 上山直浩, 山越憲一, 菅原康博, 八木沢博史, 金戸正人, “高齢者の生活支援情報計測・運用システムの開発,” 第38回日本ME学会大会要項集, p.134, April 1999.
- [4] 松本 勉, 嶋田泰幸, 柴里毅生, 大塚弘文, 川保茂保, “人の在宅行動モデルと非日常性行動判断について,” 第19回計測自動制御学会九州支部学術講演会論文集, pp.231-234, Oct. 2000.
- [5] 青木茂樹, 大西正輝, 小島篤博, 岩橋由雄, 福永邦雄, “人物の行動パターンに注目した異常通知システム,” 信学技報, PRMU2000-220, March 2001.
- [6] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦, “移動ロボットナビゲーションのための全方位視覚センサ,” 信学論(D-II), vol.J79-D-II, no.5, pp.698-707, May 1997.
- [7] A.D. Wilson, and A.F. Bobick, “Parametric hidden Markov models for gesture recognition,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.21, no.9, pp.884-900, Sept. 1999.
- [8] 間瀬健二, ブライアン クラークソン, 米澤朋子, “幼児期からのウェアラブルとToy型インタフェース,” 情処研報, HI92-1, Jan. 2001.
- [9] B. Clarkson, K. Mase, and A. Pentland, “Recognizing user context via wearable sensors,” ISWC2000, pp.69-76, Oct. 2000.
(平成13年8月20日受付, 14年1月15日再受付)