

DBによって管理される電子タグ付き空間でのウェアラブルセンサを用いた利用者活動の取得

猿田 芳郎[†] 山田 陽彦^{††} 富井 尚志^{†††}

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻

^{††} 横浜国立大学工学部電子情報工学科

^{†††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院

〒 240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

E-mail: †{d07hc018,b0544157,tommy}@ynu.ac.jp

あらまし 近年の計算機技術の発達により、自然に身につけられる小型センサなどを用いて、背後にあるシステムを意識させないアンビエントコンピューティングの考え方が広まりつつある。我々は安価である RFID タグを生活環境内に多数埋め込んだタグあふれ空間を構築し、利用者はタグを検知するリーダを装着することで、計算機システムの存在を意識することなく、物体接触ログを取得する。本研究では、タグ反応列と利用者に取り付けた加速度センサから得られるデータを入力として、まずタグ反応列から利用者が空間上でどこで、何のオブジェクトを使用していたかを取得する。それに加え、あらかじめ DB に蓄えられた情報と加速度データの特徴量を用いることで利用者がどのような活動をしたのかを推定する。これらについて、評価実験を行うことで有効性を評価した。

キーワード アンビエントコンピューティング、ウェアラブル、時空間 DB

Acquisition of User Activity using Wearable Sensors in RFID-tagged Space Managed by DB

Yoshiro SARUTA[†], Akihiko YAMADA^{††}, and Takashi TOMII^{†††}

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

^{††} Division of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Yokohama National University

^{†††} Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: †{d07hc018,b0544157,tommy}@ynu.ac.jp

Abstract Numerous studies of ubiquitous environments have been undertaken recently because of rapid development of computer and sensor technologies. This study examines a method for users' activity estimation in a ubiquitous environment. Information of objects is managed using RFID tags and an RFID reader attached to the user. Because many tags are attached to objects, the user can detect objects without being conscious of the system. Users' activity estimation uses feature vectors extracted from time series data obtained from an acceleration sensor also attached to the user; the vectors are combined with reading of the tags for analyses. We create a classifier using information described above and discuss the user activity estimation method herein. Furthermore, we evaluate its feasibility using system experiments.

Key words Ambient Computing, Wearable, Spatio-temporal DB

1. はじめに

近年のセンサ技術、計算機技術の発達により、ユビキタスコンピューティングが現実的となってきた。さらに、自然に身に

つけられる小型センサなどを用いて、背後にある計算機システムを意識させないアンビエントコンピューティングの考え方も広まりつつある。この実現により、日常の生活に制限を加えることなく計算機の恩恵が受けられることが期待される。

一例として、人間が行う活動を識別するため、加速度センサを用いた研究が行われている [1], [2] . それらは特に人間の姿勢や移動に関する活動において、高精度で取得可能となってきた。一方で、日常の活動には何らかのオブジェクトが関わることが多い。具体的には、「雑誌を読む」「コーヒーを飲む」などである。このような活動ををより高い精度で識別するため、我々は先行研究 [3] として、加速度データに加え、使用オブジェクトや DB に記述された知識情報を合わせて用いることで認識を行う手法を提案した。これにより精度の向上が認められたが、利用者は RFID システムを常に意識する必要があった。

この点の改善のため、我々は安価なパッシブ型 RFID タグを生活環境内に多数埋め込んだタグあふれ空間 (Tag-Flooded Space) を構築する。利用者はタグを検知するリーダを装着することで、計算機システムの存在を意識することなく、物体接触ログを取得する。本研究では、タグ反応列と利用者に取り付けた加速度センサから得られるデータを入力として、まずタグ反応列から利用者が空間上でどこで、何のオブジェクトを使用していたかを取得する。それに加え、あらかじめ DB に蓄えられた情報と加速度データの特徴量を用いることで利用者がオブジェクトに関して具体的にどんな操作をしたのかを推定する。これらをオフィス形式の空間に適用し、実証実験を行うことで有用性を評価した。

2. 研究背景

2.1 概念共有環境 CONSENT

近年、RFID のような安価で大量に利用できるセンサ類の普及により、ユビキタス環境に関する研究が盛んに行われてきた [4] . 本節では、その一例である、我々が提案してきた概念共有環境 CONSENT [3], [7] ~ [11] (以下 CONSENT) について概説する。

CONSENT は、複数の人々が協調作業をするような空間において、オブジェクトの位置や形状だけでなく、その空間に存在する「知識」や「常識」といったセンサのみからは取得できない「概念」をも管理することで、利用者の支援を行おうとするものである。「概念」はオントロジとして DB に蓄積することで、共有・検索を行う。さらに、視覚的な支援のため VR による形状データを関連付ける。これらによって行動支援 [7], [8] が可能となる。

概念を共有し効率的に利用するには、意味情報やマルチメディアデータと、実際に空間上に存在する事物を関連付けて管理するモデルが必要である。そこで CONSENT では、意味情報をオントロジによって記述する「意味層」、センサデータや形状データを蓄積する「マルチメディアデータ層」、それらを関連付けた実体を管理する「存在エンティティ層」の 3 種に分けて管理する基本モデルを導入した [9] . 基本モデルに基づいた CONSENT の論理スキーマを図 1 に示す。

- 関係オントロジ

対象物同士の間事前に決められた関係が存在する場合がある。たとえば、本 A が机 B の上で利用されることがあらかじめ想定されている場合は、クラス本とクラス机の間に関係

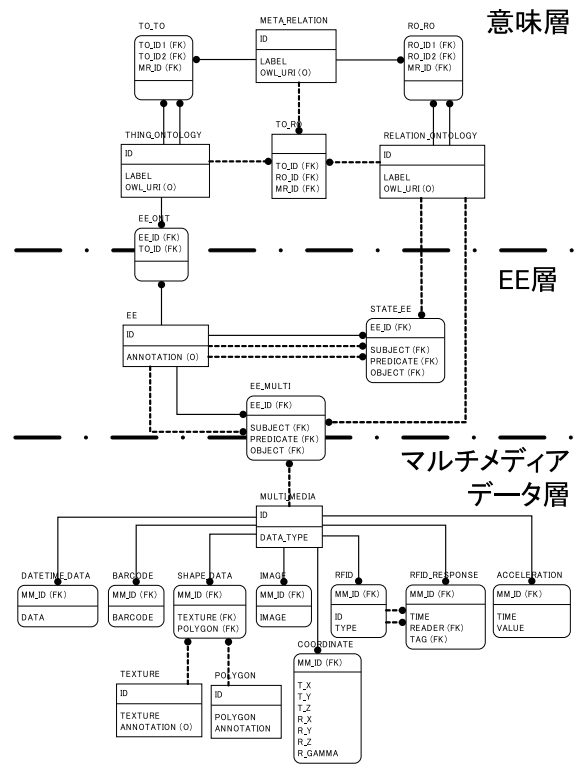


図 1 論理スキーマ
Fig. 1 The Schema

「置く」を付与ができるようにしておく。このように、オブジェクトのクラス間に対して、あらかじめ定義できる関係を本研究では関係オントロジと呼ぶ。関係オントロジは、事前にオントロジ作成者によって定義が行われ、データベースに登録しておく [10] .

空間の共有を実現するには、実空間中のオブジェクトの状態や、人がオブジェクトに対して行った操作である関係オントロジとして定義した利用者の活動を、DB に蓄積する必要がある。その際、利用者の負担を抑えるため、これらは可能な限り無意識的に行われることが望ましい。そのため CONSENT では RFID を用いて空間情報の取得を行ってきた。

特に利用者の活動の取得について、先行研究 [3] では、CONSENT 上で加速度センサとスキーマ化された多数のデータを用いた解決手法を提案した。そこでは DB 上に蓄積した物体同士の関係を用い、使用物体から空間上で可能な操作を取得する。具体的には「本は机で読める」といった表現を関係オントロジとしてあらかじめ蓄積する。利用者は RFID の一反応によって得られる使用物体の組から DB より関係オントロジを抽出する。このとき、利用者が装着した加速度センサから得られる特徴量を利用し、妥当な操作を特定する。これにより、利用者の負担を少なく現実の活動が取得可能となったが、この手法は必ずしも無意識的に行われるものとはいえなかった。そこで本研究は、利用者が RFID などによるシステムを意識せず、関係オントロジに記述された活動をなるべく正確に推定し、DB に蓄積することに主眼を置く。それを実現する手段の一つである「タグあふれ空間」について 2.2 節で述べる。

2.2 タグあふれ空間 (Tag-Flooded Space)

本節では、本研究において CONSENT 上に導入した、タグあふれ空間 (Tag-Flooded Space) について述べる。一般に、RFID システムによってオブジェクトの管理をしようとする場合、1 つのオブジェクトに対し 1 枚の RFID タグを関連付ければ目的は達成される。実際、これまで先行研究ではその考えに基づき設計されていた。これに対し、タグあふれ空間は、意味のある物体や場所といったオブジェクトに多量の RFID タグを関連付け、貼付した空間である。この空間を利用者が RFID リーダを装備して活動することで、利用者は RFID タグや計算機システムの存在を意識することなく、オブジェクトとの接触状況の把握が可能となる。この接触状況から、あらかじめデータベース上に記述されている関係オントロジを抽出し、利用者の活動を推定する。

2.3 関連研究

Bao ら [1] は「階段を昇る」「読書する」「歯を磨く」といった活動について、複数の加速度センサを装着することにより、高い認識率が得られることを示した。Maurer ら [5] もまた、加速度センサなどを搭載した eWatch [6] と呼ばれる手軽に着用できる腕時計型センサノードを開発し、利用者の行動や場所を認識する手法を提案している。これらの研究に代表されるように、加速度センサを用いた活動推定は盛んに行われ [12]、特に利用者自身の姿勢や移動といった活動について多くの研究がなされ、高精度での認識が可能となりつつある。

楓ら [13] は、生活空間内に多数設置した RFID タグと対応付けたオブジェクトの接触履歴から、その順序対を利用して個人のパターンを作成し、「外出する」などの行動を確率的に予測している。Hodges ら [14] は、1 オブジェクトに多数のタグを貼り付け、オブジェクトへの接触位置情報から利用者ごとの特徴を導き、利用者自身の識別を行った。これらのように、多数のタグを用いて何らかの事象を識別しようとする試みも行われ始めている。

3. 活動取得の設計

本章では、利用者の活動を取得するための手法設計について述べる。

3.1 活動区間の抽出

利用者が何らかの活動を行っているとき、その区間の加速度データを読み取ることから識別は可能となる。つまり、はじめに利用者が活動を行っていると考えられる区間を抽出することが必要である。本研究では、時系列に並ぶタグ反応列、すなわちオブジェクト接触列に対し Sliding Window を適用し、利用者がオブジェクトに関わる活動をしたと考えられる区間を切り出す。この区間は、ある Window の中に、タグ反応によって得られたオブジェクトの組が関係オントロジを有するとき、その活動が行われた可能性があるともなし、活動候補区間として切り出される。固定長の Window をスライドさせ、当該関係オントロジを構成するオブジェクトが Window 内に検出されなくなった時点が、活動候補区間の終端となる。これにより様々な長さの活動区間を抽出する。

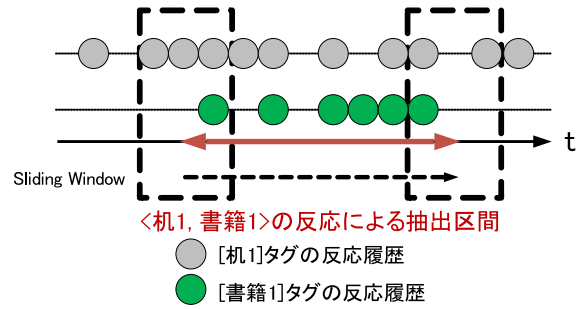


図 2 活動区間の抽出例 <机, 雑誌>

Fig. 2 example Extraction

表 1 関係オントロジと実際の活動

Table 1 Relation Ontology and Real Activity

		実際の活動	
		あり	なし
ウィンドウ内に	あり	正常	過剰なタグ検知
関係オントロジ	なし	タグ検知漏れ	-

区間抽出の例として、「読む」などの関係オントロジを有する <机 1, 雑誌 1 > のオブジェクト組に対し適用した場合を図 2 に示す。

3.2 加速度センサと RFID リーダの利用

3.1 節の手法によって抽出した区間は、利用者のごく近傍で確かに関係オントロジを有するオブジェクトが存在した区間である。この区間に対し、加速度データによる特徴量を用い、実際に関係オントロジと適合した活動が行われていたかどうかを識別する。

抽出区間のサイズが不定であることから、それとは別に加速度データを読み取る区間を定める。このとき、抽出区間が長大になった場合などに備え、加速度データをまんべんなく取得するため、抽出区間内において、別の固定長 Window を半分ずつ重ねながらし、それぞれの Window 内で特徴量を算出する。また、活動の内容によって最適なデータ読み取り時間が異なることが予想される。そのため、読み取り Window サイズを変えて評価する。最適な読み取り時間を関係オントロジに関連付けて DB に蓄積し、とくに重要視される活動などに適用することで、実運用上での有効な識別が見込まれる。実装の環境などは、4 章で述べる。

3.3 先行研究 [3] との比較

過去、我々が活動取得の対象としていたのは、表 1 の「関係オントロジあり-実際の活動あり」の場合のみであった。これは、一つの RFID 反応そのものが関係オントロジに対応するよう設計していたためである。また、この反応は利用者が意識的に発生させていた。本研究では、タグあふれ空間を利用することにより、「タグ検知漏れ」を極力減らしながら、利用者の自然なふるまいの中でタグ反応を発生させる。実際の活動と無関係に起こりうる「過剰なタグ検知」については、「正常」の場合と同様に、加速度センサから得られる特徴量によりそれが実際の活動であったのかどうかを判別する。

表 2 実装環境

Table 2 Implementation environment

サーバ OS	Microsoft Windows Server 2003
クライアント OS	Microsoft Windows Vista Business
DBMS	Microsoft SQL Server 2005
開発環境	Microsoft Visual Studio 2005
RFID タグ	OMRON V207-D13P01, V207-D13P02
RFID リーダ	FUJITSU F3972T130 Welcat WIT-120-T, WIT-150-T
加速度センサ	ワイヤレステクノロジー WAA-001

4. 活動取得の実装

4.1 予備実験

はじめに、オブジェクトが関わる活動について、Web カメラを用いて観察し、実験環境下で、利用者はどんな活動を行うのか、また、その活動の始まりと終わりの時刻を記録し、どのような活動がどの程度の時間を要するかについて調査した。その結果、「読む」「飲む」などひとつの活動につき数秒程度のものから、あるいはさらに長いものまで、様々な時間を要していることが観測された。また、ある活動の最中、使用しているオブジェクトの RFID タグを常に検知し続けるわけではなく、検知したりしなかったりを繰り返していた。ここで、先行研究では加速度データ読み取り時間を 2 秒程度としており、それに合わせて Window サイズを設定した場合、上述のことを考慮すると、検出漏れにより抽出ができなくなるおそれがある。そこで本稿においては区間抽出における Window サイズを、4 秒とした。この区間において、関係オントロジを有するオブジェクト組の RFID タグ反応が得られた時、加速度データによる特徴量を算出し、利用者の活動を推定する。

一方、観察において「置く」「取る」などといったオブジェクトの移動に関わる活動も見受けられた。これらの活動に関しては、加速度センサの特徴量を用いず、タグあふれ空間で検知されるタグ反応列を用い、過去連続して検知されたオブジェクト位置の情報を利用するなどして推定すべきと考え、加速度データを用いる本手法の範囲外とする。

4.2 ウェアラブルセンサの利用

本稿では、予備実験において頻繁に観測された、「(歯を)みがく」「飲む」「食べる」「読む」「拭く」「書く」の 6 種の活動について取得を行った。データ取得ののち、抽出区間に対して被験者あるいは観察者が正解である活動をラベリングを行い、設計に基づき加速度データの特徴量を算出した。先行研究 [3] に準じ、用いる加速度データの特徴量は、平均、分散、mean crossing rate の 3 種で、それぞれ 3 軸加速度センサの各軸について算出する。加速度センサのサンプリング周波数は 33[Hz]、装着箇所は利き手手首である。RFID タグを読み取る RFID リーダも、加速度センサと同様に利き手側に装着した。センサを着用しながら日常の活動を行っている様子を図 3 に示す。

また、実装環境は表 2 の通りである。

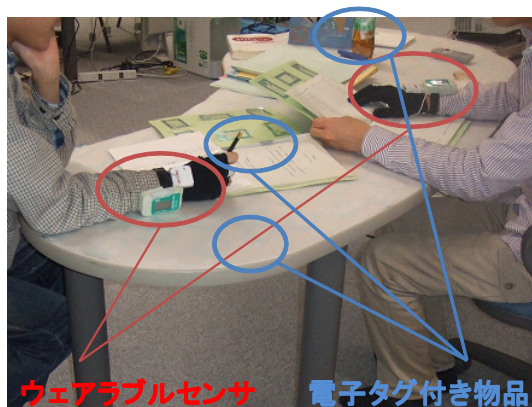


図 3 ウェアラブルセンサとタグあふれ空間

Fig. 3 Wearable Sensors and Tag-Flooded Space

表 3 加速度特徴量のみ

Table 3 Acceleration Features

a	b	c	d	e	f	z	← Classified as
69	8	2	1	0	6	11	a= 飲む
1	212	1	9	4	10	38	b= 食べる
3	7	236	0	0	0	29	c= 書く
3	10	3	287	2	4	50	d= 読む
0	3	1	1	79	1	15	e= 拭く
14	20	0	3	3	136	20	f= みがく
12	42	29	67	21	26	346	z= その他

5. 活動取得の評価

本章では、設計・実装に基づき、評価実験を行う。

5.1 本実験

4 章により取得した特徴量セットに対し、WEKA 3.6.0 [15] を使用し C4.5 決定木で分類を行い、10 分割交差検定により分類モデルの性能を評価した。

5.2 評価

- 「過剰検知」部分への対応

読み取り時間を 3 秒としたときの結果を、表 3,4 に示す。この表は、現実に行われた活動が分類モデルによってどう分類されたかを表している。被験者数は 5 人、総インスタンス数は 1845 件である。表 3 は、抽出区間に対し、加速度データによる特徴量のみで分類したもので、表 4 は、さらに関係オントロジによる絞り込みを特徴量として加えたものである。これにより、同じインスタンス間で関係オントロジの有無による取得精度を比較する [3]。両者を比較すると、後者において絞り込みが有効に機能しており、先行研究における結果と合致している。

ここで、抽出区間に対して、実際は関係オントロジに該当する活動が行われていなかったなど、6 種の活動以外のラベルをまとめて「その他」として分類している。この「その他」は偶発の接触により誤って関係オントロジが抽出された場合などを含む。つまりセル (z, z) は、関係オントロジに記述されていない活動を分離できたことを表すものといえる。表 4 により、提案手法において多くの「その他」を分類できていることがわかる。

表 4 提案手法

Table 4 All Features

a	b	c	d	e	f	z	← Classified as
84	0	0	0	0	0	13	a= 飲む
0	232	0	0	0	0	43	b= 食べる
0	0	253	0	0	0	22	c= 書く
0	0	0	348	0	0	11	d= 読む
0	0	0	0	89	0	11	e= 拭く
0	0	0	0	0	183	13	f= みがく
6	27	20	34	10	16	430	z= その他

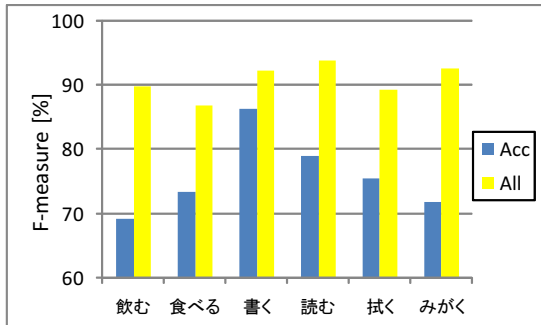


図 4 過剰反応への対応

Fig. 4 The accuracy

• 多人数での評価

被験者自身の学習データを用いない場合の評価を行う。これにより、例えばその環境へ新規人員が入ってきた場合などに、すでにある他人の学習データを用いることができれば、ゼロからのスタートでなく環境に入り込め、結果として手入力の必要に迫られる期間が少なく済むといったことが考えられる。

評価方法として、まず n 人分のデータセットについて、ある 1 人と $n-1$ 人のものに分割する。それぞれ A, T とおくと、 A をテストデータ、 T を学習データとして評価を行う。 A のデータセットを順に入れ替え、 n 回繰り返し、結果を合計する。すべての学習データは他人によるものである。ここで、前述したように $n=5$ である。一方、ある利用者 A について自分自身のみのデータを用い、10 分割交差検定により評価する。これを人数分繰り返し、結果を合計する。

両者の結果を単純に比較すると、全体としてみれば、自分自身の学習データを用いた場合と比べて、他人の学習データを用いた場合、ある程度分離は行っているものの、図 5 で示すように、誤り (False Positive, False Negative) が増える傾向がみられる。これは個々人の特徴が分類に影響を与えているためと考えられ、この結果より、新規人員が入ってきた場合などは、まず他メンバーの学習データを用いて活動を取得し、その中で自分自身の正解データを蓄積しながら、徐々に段階を経て最終的には自分に最適化されたデータセットを作っていくという方針が立てられる。その一方で、個々の操作を基準にみると、図 6 で示すように、「飲む」のように両者でほぼ差のない場合がある。つまり操作の種類によっては他人のデータであることの影響が少ないものがある。このような操作に関しては、学習デー

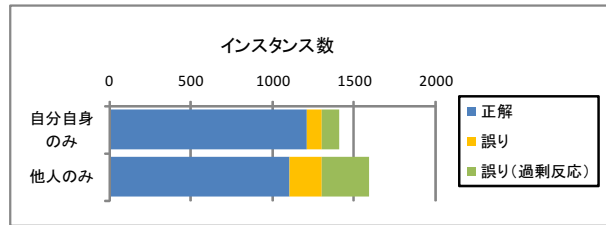


図 5 自分自身のみと他人のみの比較

Fig. 5 Comparison of oneself and others

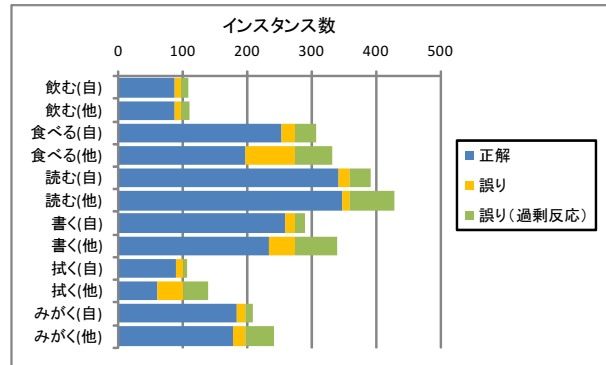


図 6 自分自身のみと他人のみの比較 (操作オントロジごと)

Fig. 6 Comparison of oneself and others (every action ontology)

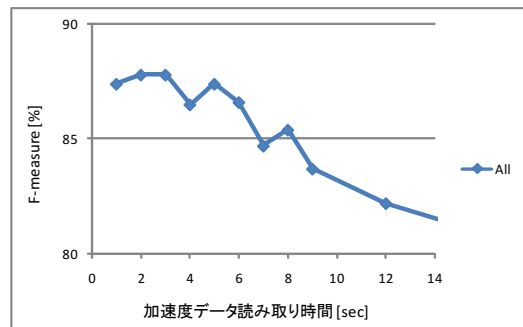


図 7 加速度データ読み取り時間

Fig. 7 Reading Time of Acceleration Data

タ収集を削減することが見込めるため、有効である。

• 加速度データ読み取り時間の検証

個々の活動にはそれぞれ異なる特徴があると予測され、最適な加速度データ読み取り時間も異なることが考えられる。読み取り時間を 1 秒ずつ変えて評価した結果を図 7 に示す。

全体としては 3 秒間読み取るとき精度が最も高かったが、図 8 に示すように、個々の活動で見ると、最適値にはばらつきがある。このことは操作ごと、あるいは関係オントロジごとに異なったデータ読み取り時間を設定することで精度が増す可能性があることを示唆している。

• 様々な活動に関する検証

前項までは頻繁に行われた活動を中心に評価を行ったが、ある環境下には、行われる回数との関連無しに、ひとつひとつの関係オントロジレベルで重要とされるもの [7] など、様々な活動が存在する。具体的には、「(換気のため) 窓を開ける」などである。ここでは、我々の環境で重要とされる活動を中心に、

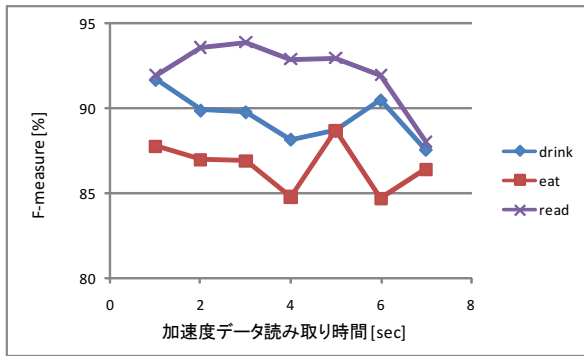


図 8 読み取り時間 (抜粋)

Fig. 8 Reading Time (extracts)

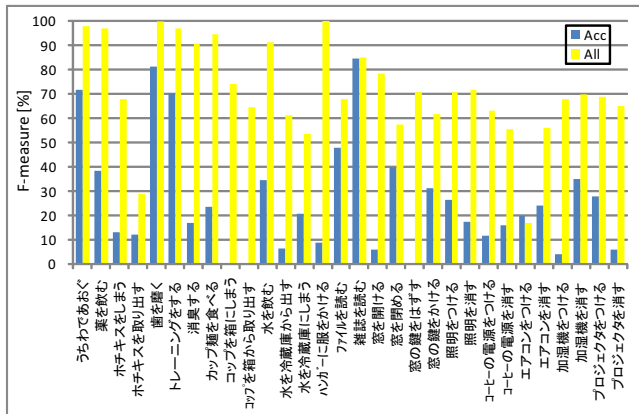


図 9 様々な活動についての評価

Fig. 9 Various Actions

本手法を適用した場合どのような精度が得られるかを被験者 1 名が実験を行うことで評価した。ここでは関係オントロジレベルで、30 種類について評価した。

図 9 で示される結果をみると、活動が多数にのぼるため、加速度特徴量のみでは概して正解率は低い。一方、関係オントロジを利用し絞り込みを行った場合、「うらわであおぐ」のように、ある程度特徴的な動きがあるものに関しては前項までと同様に高確率で正解している。一方で、「電源をつける」「電源を消す」や「窓を開ける」「窓を閉める」といったものは、オブジェクト集合に対し活動候補が複数にわたることに加え、利用者の動き自体が同一である、または大きな差がないことから、総じて高い正解率は得られなかった。このような活動に対しては、新たに何らかの手法を検討する必要があるものと考えられる。また、実験において、「過剰なタグ検知」に該当する反応がほとんど無かった活動については、高い確率で正解する結果となった。

6. まとめと今後の展望

本論文では、利用者が計算機システムを意識しないことに主眼を置き、利用者によるオブジェクトが関わる活動を取得する一手法について述べ、有効性を評価した。今後の展望として、例えば両手両足に RFID リーダを装着すれば、より詳細な接触履歴、移動履歴が取得可能と考えられる。しかし、この場合は表 1 の「過剰なタグ検知」も増大することが想定され、その

点での識別にさらなる工夫が必要となってくることが考えられる。また、本稿の評価でも行ったように関係オントロジごと、あるいは利用者ごとなどの条件で、加速度データ読み取り時間を変えることを実験の評価から実装し、その効果は得られるかといった検討が考えられる。この場合、各関係オントロジに対して正解セットが大量に必要となってくるため、長期継続的に運用を行うことが必要不可欠である。このとき、正解セットを容易に蓄積できるようなラベル付け手法などについても検討する必要がある。

謝 辞

本研究は、平成 19 年度・平成 20 年度横浜国立大学教育研究高度化経費および平成 20 年度横浜国立大学大学院環境情報研究院共同研究プロジェクト経費の助成を受けて行った。

文 献

- [1] L. Bao, S. Intille, Activity recognition from user-annotated acceleration data, Proceedings of PERSASIVE 2004, pp.1-17, 2004.4
- [2] Lester J, Choudhury T, Borriello G, A practical approach to recognizing physical activities, Proceedings of PERSASIVE 2006, pp.1-16, 2006
- [3] 猿田芳郎, 富井尚志, 加速度センサと RFID を用いたユビキタス環境での利用者コンテキスト推定手法, 日本データベース学会 Letters, Vol.6, No.3, pp.13-16, 2007.12.
- [4] Riekkij J, Salminen T, Alakaerppae I, Requesting pervasive services by touching RFID tags, Proc. IEEE Pervasive Computing 5(1-2) pp.40-46, 2006.12.
- [5] U Maurer, A Smailagic, Daniel P. Siewiorek, M Deisher, Activity Recognition and Monitoring Using Multiple Sensors on Different Body Positions, International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN'06), pp.113-116, 2006.6.
- [6] U Maurer, A Rowe, A Smailagic, Daniel P. Siewiorek, eWatch: A Wearable Sensor and Notification Platform, International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN'06), pp.142-145, 2006.6.
- [7] 表嶋慎也, 清水隆司, 富井尚志, ユビキタス環境 DB における利用者の概念を利用した行動支援手法, 日本データベース学会論文誌, Vol.7, No.1, pp.221-226, 2008.6.
- [8] 河村愛, 富井尚志, オフィス環境におけるセンサ付き家電製品のセンサデータを利用した行動内容改善支援モデルの提案, 電子情報通信学会技術研究報告書, Vol.108, No.93, DE2008-18, pp.97-102, 2008.6.
- [9] 富井尚志, マルチメディアデータベースに基づく高度コミュニティ空間の実現, 電子情報通信学会誌, Vol.89, No.6, pp.511-517, 2006.6.
- [10] 三玉政喜, 富井尚志, ユビキタス環境における概念階層と行動履歴を用いた意味層構築支援, 情報科学技術フォーラム (FIT2007), 情報科学技術レターズ Vol.6, LD-004, pp.95-98, 2007.9.
- [11] 渡邊優作, 佐々木貴司, 富井尚志, クエリフィードバックによる意味情報推奨機構を有する成長型ユビキタス環境データベースの実装と評価, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.48, No.SIG20 (TOD36), pp.1-13, 2007.12.
- [12] N Kern, B Schiele, A Schmidt, Recognizing context for annotating a live life recording, Personal and Ubiquitous Computing, Volume 11, Number 4, pp251-263, 2007.4
- [13] 楓仁志, 山原裕之, 野口豊司, 島田幸廣, 島川博光, 接触物体から個人の行動を認識するための確率的手法, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.3, pp.1479-1490, 2007.3.
- [14] Mark R. Hodges, Martha E. Pollack, An 'Object-Use Fingerprint': The Use of Electronic Sensors for Human Identification, Ubicomp 2007, pp.289-303, 2007.9
- [15] Weka 3, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>