

DBによって管理される電子タグ付き空間における 利用者の行動取得と空間支援

山田 陽彦[†] 田邊 靖貴[†] 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: [†]{d09hc043, d10hc026}@ynu.ac.jp, ^{††}tommy@ynu.ac.jp

あらまし 本研究では、複数人が同一の目的を持って生活を行なう空間（コミュニティ）において、環境維持などを目的としたやって欲しい（有意な）行動の情報共有の実現を目指す。有意な情報として、そのコミュニティにおける目的、空間固有の知識や常識、他の人間の行動といった空間の概念を扱うことを考えた。行動の有意性をモデル化してDBに蓄積する。一方で、有意な行動を収集する際には、できるだけ利用者に負担をかけないことも重要である。大量のRFID タグを環境に埋め込み、利用者が加速度センサを装着する環境を構築することで、センサを意識せずに利用者の行動認識を行いその行動データを蓄積した。そして、この大量にデータの生成される環境において、この環境を実装し行動支援の効果を検証した。

キーワード ユビキタスコンピューティング、時空間DB、行動認識、RFID、加速度センサ

Acquisition of User Activity and Support for Users' Environment using RFID-tagged Space Managed by DB

Akihiko YAMADA[†], Yasutaka TANABE[†], and Takashi TOMII^{††}

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

^{††} Research Institute of Environment and Information Sciences, Yokohama National University
79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: [†]{d09hc043, d10hc026}@ynu.ac.jp, ^{††}tommy@ynu.ac.jp

Abstract We propose a system of sharing users' significant activities in a space where ten or more people have common purpose. It is important that users can get information without being conscious. In our system, significant activities are accumulated into a database by proposed modeling method. Furthermore, we implemented activity recognition system by building an environment in which thousands of RFID tags are embedded and acceleration sensors attached to each users. We evaluated practical utility of this system by implementing efficient applications.

Key words Ubiquitous Computing, Spatial-temporal DB, Action recognition, RFID, Accelerometer

1. はじめに

近年、安価で高性能な計算機やネットワークが容易に利用できるようになってきた。さらにRFIDのような実空間情報を容易に取得できるセンサ類の技術的進歩と低価格化が進んでいる。大量のセンサを環境に埋め込み、常に大量のデータを集めることが可能なユビキタス環境が現実味を帯びてきた。このようなユビキタス環境では空間の物体の位置や状態、空間利用者の行動などをセンサデータとして取得することが容易となり、計算

機を用いた日常行動の支援が可能になる。そのような例の一つとして、我々は複数人が実際の日常生活をおくるコミュニティの中で有用なサービスが得られたことを報告した[1]。

一般的にコミュニティでは、複数人が特定の目的を達成するためにやって欲しい（有意な）行動が存在する。本論文では、コミュニティにおける目的を達成するような行動を有意な行動と定義する。例えば、医療看護においては、治療のために看護師が患者の話を聞いたり、その話の内容を看護師たちで共有する。また、研究室では、研究内容を深めるために論文や参考書を読

んだり、ホワイトボードを用いて話し合う。同時に研究室は生活の場でもあるため、生活環境を良い状態で維持するために、加湿器やエアコンの管理を行ったり、窓を開けたりする。

しかし、このような有意な行動は概念的に存在するものであるため、忘れてしまう、気が付かない、他者に明に示されない、といったことが生じやすい。また、コミュニティの目的に対する意識の差から、有意な行動を行う人は特定の人に偏ってしまいがちである。

このような状況は、コミュニティに所属する人がどのような行動が有意な行動であり、その行動を誰がどの程度行っているかを把握することで解決され则认为した。すなわち、有意な行動の「見える化」によって、コミュニティの目的に対する個人の意識が向上し、結果としてコミュニティ全体への支援につながる。そこで、以上の情報の可視化を行う行動支援システムを提案する。そのためには、上記の誰が何回有意な行動を行ったかを記録しておく必要がある。また、記録をする際できるだけ利用者に負担をかけないことも重要である。

そこで、本研究ではコミュニティにおいて有意な行動をデータベースに蓄積するモデルの導入と加速度センサと RFID を利用して利用者の行動を取得する手法を提案する。提案手法の応用事例としてオフィス環境に適用し、十数名の利用者で日常生活実験を行った。この結果、有意な行動の周知や負担の分散化などの効果が得られた。

2. 背景

2.1 ユビキタス環境

計算機や様々なセンサ類の技術的発達と普及により、ユビキタス支援の研究が盛んに行われている [2]~[5]。

環境の状態として、Kim らは、センサを複数用いて家電の状態を認識することで、家電ごとの消費電力量を高精度で推定可能であることを示した [2]。Stikic らは、SlidingWindow を用いて加速度センサの連続値から特徴量を算出し行動の候補を抽出し、その行動候補に対し、RFID タグ検知を用いてどの行動が行われたかを一意に推定する行動認識を行った [3]。また、Logan らによって RFID タグ、スイッチセンサ、光センサ、ガスセンサ、温度センサなど多種のセンサを用いて、“食べる”、“読む”などの行動が F 値 0.7~0.8 で認識できることが報告されている [4]。加速度センサと温度センサが内蔵された IC タグの例として WISP [5] が開発されている。この IC タグを物体に貼付することで、“コーヒーを作る”、“本を読む”などの行動が F 値 0.8~0.9 と高精度で認識できると報告されている。これらの手法は学習データをシステムの運用前にあらかじめ登録しておく必要があり、システムの初期構築コストが高く、システムの柔軟性が低い。この問題に対し、我々はセンサから得られるセンサデータを全て蓄積しておくことで、運用中であっても環境情報の定義（センサデータと意味情報の結び付け）を行うためのフレームワークの実現性を示した [6]。

我々は RFID 等によって取得したセンサデータから実空間の物体の状態を取得し、それらを蓄積するユビキタス環境 DB を持つ“概念共有環境 CONSENT(Concept Sharing Environ-

ment)”を提案してきた [7]。このユビキタス環境 DB は効果的なモデルとインデックスを付与したデータベース化によって、効率的な蓄積・管理を実現している。さらに、現実の状態や物に関する知識をデータベース化することで、複数の利用者でそれらの情報の共有が可能である。

2.2 概念共有環境 CONSENT

RFID などのセンサ類によって、利用者が意識することなく、実空間の大量のセンサデータを容易に取得できるようになった。2.1 節で述べたように、それらのセンサデータを用いることで、利用者の行動を高精度に認識できるようになった。

しかし、センサデータを集めたり、行動認識だけでは認識した行動は意味を持たない。物体の意味や行動の意図などをセンサでは取得することができない。

そこで、センサデータに加え、そのセンサデータが何を表しているのかという意味情報を DB に蓄積した。このようにすることで、意味を考慮した空間情報の活用や行動支援が可能となる。

2.3 大量に情報を扱う上での課題

本研究では、複数人が同一の目的をもって業務活動を行う小規模サエティとして、数人~数十人程度が参加する典型的なオフィス/研究室環境をターゲットとする。このような空間に RFID などのセンサ類を埋め込んでユビキタス環境化した場合に、センサから取得されるデータだけでなく、実際にはそのコミュニティにおける目的、空間固有の知識や常識といったあらゆる有意なエンティティ情報が大量に存在している。つまり、利用者の実生活環境において、利用者が把握できないほど大量の空間固有の有意な行動が存在する。そのため、ほとんどの有意な行動は忘れてしまう、他者に明に示されない、といったことがあるために環境はうまく維持できていない。これらの有意な行動の情報を扱う上で生じる課題の例として以下のようなものが挙げられる。

仕事の管理: 議論に参加する、その議論内容のメモをノートに書く、議論に向けて準備を行う、などの行動が重要である。しかし、実際には特定の人ばかりが行っているため、負担が偏ってしまう。

環境の管理: エアコンの電源をつける、加湿器のタンクの水を補充する、窓の開閉、などの行動が重要である。しかし、実際には特定の人ばかりが行っているため、負担が偏ってしまう。

効率よく仕事ができる環境を維持するためには、上記のような有意な行動が何であり、誰が何回有意な行動を行っているか共有できる仕組みが必要である。

また、誰が何回有意な行動を行っているかを共有するには、空間利用者の有意な行動を検索可能な形で記録しておく必要がある。観測者が常に利用者の動きを観測し記録する方法や、利用者が自身の行動を常に記録する方法が存在する。しかし、このように人が手動で全て記録していく方法は非常に手間がかかる。

3. 行動認識と行動支援の設計

本研究では、RFID と 3 軸加速度センサによって構成される

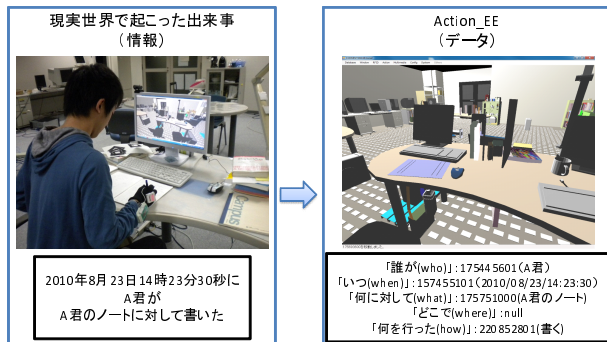


図 1 Action_EE の定義
Fig.1 definition of Action_EE

ユビキタス環境を想定した。

3.1 CONSENT の基本モデル

本節では 2.2 節で述べた DB モデルについて述べる。現実空間における行動を CONSENT の DB モデルにおいてどのように表現するか以下に述べる。

定義: Action_EE

Action_EE とは、現実空間の利用者の行動のアトミックな要素であり、以下の 5 つの属性の組から成る。

Who(誰が)

What(なにを)

Where(どこで)(null 許容)

When(いつ)

How(なにをする)

現実の状態と Action_EE の対応を図 1 に示す。

これらの現実状態の情報を効率的に蓄積・利用するために、CONSENT では以下の 3 種に分けて管理する基本モデルを導入した。CONSENT の論理スキーマを図 2 に、概念図を図 3 に示す。

意味層

意味層では、物体や行動の意味情報をオントロジによって明示的・体系的に記述する。物体に関する概念を表す Thing-Ontology、行動に関する概念を表す Action-Ontology、そしてオントロジ間の関係を表す Relation-Ontology から成る。また、各々が汎化されたクラスのノードから特化されたクラスのノードへ階層化された is-a 関係のクラス階層構造をとる。以上のオントロジはそれぞれ一意に識別する為の ID によって管理される。これらを参照する形で、空間内の知識や常識を表現できる。

例えば図 3 では、“ノートに書く”という概念表現は、“Action-Ontology: 書く”から派生した“Action-Ontology: ノートに書く”と“Relation-Ontology: What”“Thing-Ontology: ノート”間の関係付けによって可能となる。ここで、ある物体に対して予め設定した可能な行動(Action)の候補群を Action-Ontology 候補と定義する。これらの設計はオントロジ編集集が適用する環境に合わせて行う。

EE 層 (存在エンティティ層)

実空間に存在する事物や利用者が実際に行われた行動の一つ一

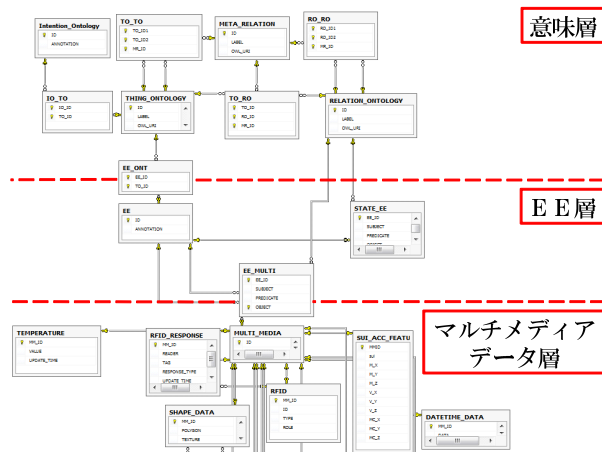


図 2 データベーススキーマ
Fig.2 DataBaseSchema

つをエンティティとして捉え、存在エンティティ (Existing Entity: EE) と呼ぶ。EE 層では EE を意味情報及びマルチメディアデータと関連付けて蓄積する。この EE は、Thing-Ontology のインスタンスを表わす Thing_EE と Action-Ontology のインスタンスを表わす Action_EE とに大別される。Thing_EE は実空間に存在する物体を表し、これにより実空間上の各物体がどういった意味情報を持つかが定義される。Action_EE は実際に空間利用者によって行われた行動、すなわち行動履歴となる。

図 3 では、Thing_EE“A のノート”は Thing-Ontology“ノート”という意味情報を持ち、マルチメディアデータである RFID タグの ID と関連付けられている。

マルチメディアデータ層

検知タグと検知時間や加速度等の他のセンサ値を生データとして意味層とは独立して蓄積する。

以上のモデルを基に実在のオブジェクトには RFID タグを取り付け、物体の存在エンティティとして DB 内の EE に対応付ける。利用者の行動は“Action_EE(行動の存在エンティティ)”として DB 内の EE に対応付ける。これにより、現実状態の取得を実現できる。このモデルにより、空間に存在する情報や RFID から得られた状態をデータベース化することが可能となる。

3.2 行動認識の設計

2.3 節で利用者の行動のログが必要であり、これらの情報を手動で記録していくことは非常に手間がかかると述べた。この問題に対し、本節では RFID タグと加速度センサを用いて行動認識を行うことで Action_EE を DB に挿入する方法を提案する。利用者は RFID リーダと加速度センサを装着して、自然に日常生活を行う。物体を伴う行動を行ったとき、RFID リーダが物体に貼付された RFID タグを検知する。このとき、利用者と装着している RFID リーダを関連付けておくことによって“Who”を取得することができる。物体に貼付された RFID タグの ID からどの物体に触れどの場所にいたか、つまり、“What”, “Where”を取得することができる。また、RFID 検知が生じた

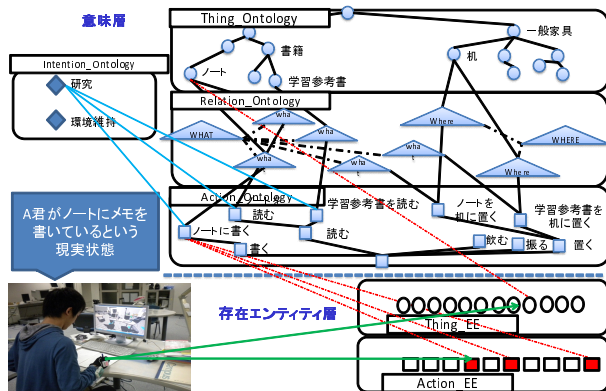


図 3 CONSENT における DB 概念図
Fig. 3 Conceptual Design of CONSENT



図 4 行動認識の流れ
Fig. 4 Flow of action Recognition

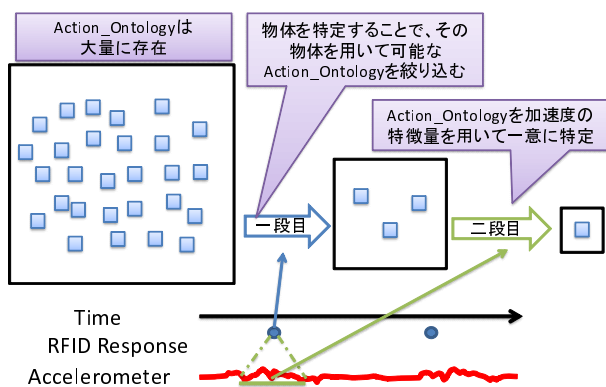


図 5 Action Ontology の絞り込み
Fig. 5 narrowing of Action Ontology

時刻から “When” が取得できる。しかし，“How” は触れた物体が特定できても行った行動の候補が複数あるため，RFID 検知だけでは取得することができない。この問題に対し，一意の Action Ontology を推定する手法を提案する。提案手法では，RFID タグの検知をトリガとし，検知した RFID タグの ID を基にオントロジに予め記述されている知識情報を問い合わせる。問い合わせの結果，検知した物体が何であるかとその物体を使用して行うことが可能な Action Ontology 候補群を取得する一段目の絞り込みを行う。次に，その候補群の中から加速度データの特徴量を属性とした分類器を用いて Action Ontology を一意に推定する二段階絞り込みを行う。上記の全体の流れを図 4 に二段階絞り込みの流れを図 5 に示し，以下では “ノート” の検知を例に詳しく説明する。

(1) 一段階目の絞りこみ

① RFID タグの検知

検知タグが持つタグ ID 及びタグ検知時間を生データとして DB に挿入する。

② 検知タグが示す物体の Thing_EE の問い合わせ

利用者が装着したリーダがある物体に貼付された RFID タグを検知すると，検知した RFID が貼付された物体が何を示すのかを DB に問合せる。例えば，RFID タグに関連付けられた物体が “(Thing_EE) ノート” であることを得る。

③ Action Ontology 候補と分類器の問い合わせ

検知した物体に関連付けられた可能な Action Ontology 群を取得する。図 3 では，RFID タグに関連付けられた物体 “(Thing_EE) ノート” が “(Thing Ontology) ノート” という物体オントロジを実体化したものであるという情報を取得できる。次に，その物体を用いてどのような行動ができるのか Action Ontology の有無を問合せる。図 3 では，“物体 (Thing Ontology) ノート” を用いて可能な Action Ontology が “ノートに書く”，“ノートを読む” であることが取得できる。

以上の処理を行うことで，Action Ontology 候補群を取得する。これらは，物体の組み合わせごとに異なる Action Ontology を持っており，例えば，“(Thing Ontology) ノート” と “(Thing Ontology) 机” であれば “(Action Ontology) 置く”，“(Action Ontology) 取る”，“(Thing Ontology) 本” であれば “(Action Ontology) 読む” などがある。以上の処理は図 5 の一段目の絞り込みにあたる。ここでの絞り込みは物体に関連付けられた Action Ontology 候補群を DB に検索によって取得することなので誤って取得することはない。

(2) 二段階目の絞りこみ

④ Action Ontology 候補群から Action Ontology を一意に絞りこむ

物体ごとに行うことが可能な Action Ontology は複数ある。この Action Ontology 候補群の中から一意の Action Ontology を推定するために，加速度データの特徴量と物体ごとに生成した分類器を用いる。

例えば，ノートであれば可能な Action Ontology 候補は “書く”，“読む” がある。これらの候補に対し，その時の加速度データの特徴量とノートに対する分類器を用いることで “書く” という一意の Action Ontology を推定する。

⑤ Action EE を DB に挿入する

“誰が (Who)，なにを (What)，どこで (Where)(null 許容)，いつ (When)，なにをする (How)”，つまり，Action EE を DB に挿入する。

以上の処理をすることで Action EE を DB に挿入する。このとき，加速度センサのみで一意に行動を推定すると，動作の似た Action Ontology 候補群が増えるため，認識率は下がると一般的には考えられる。しかし，RFID を用いて物体を特定することにより，Action Ontology 候補群を絞ることができる [8]。更に，分類器を物体ごとに作成することによって，同じ意味を持つ行動であっても，物体ごとの異なる動作の差を有効に利用することができる。そうすることによって，物体ごとに適した分類器を用いることができ，加速度データが有効に働くことが

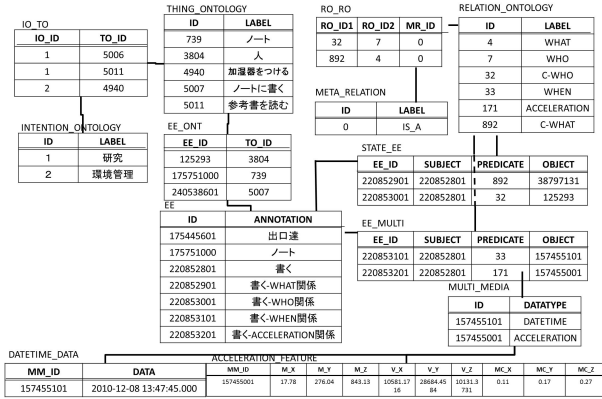


図 6 概念を表すインスタンス集合

Fig. 6 A Set of Instances of Conceptual Data

先行研究よりわかっている [9].

3.3 行動支援の設計

複数人が同一の目的を持って生活を行なう空間において、環境維持などを目的とした行動が存在する。このような行動を有意な行動と定義する。しかし、これらの行動は概念的に存在するものであるため、忘れてしまう、気が付かない、他者に明に示されない、といったことが生じやすい。また、他者に明に示されないという理由から、これらの行動は特定の人ばかり行っており負荷が集中しやすい。

これらの点について、どのような行動が有用であり、だれが何回実施したかを利用者に表示するような支援を試みる。そのため、モデルとして図 3 のように行動 (Action.Ontology) と有意性 (Intention.Ontology) とを結びつける。そうすることで、誰が何回有意な行動を行っているかを数え上げることができる。ただし、前提条件として、この環境においてはノートに書くという行動は常に研究を目的として行われる、つまり、有意な行動は必ずその目的のために行われるとする。図 3 では、Action.EE の赤く塗りつぶされた 3 つのエンティティが“ノート (ID: 175751000) を書いた”という回数が 3 回であるということを示している。行動ごとに集約して得られた結果とどの行動が有意なものであるかを利用者に表示する。利用者が自己と他者との業務負担数の状況とコミュニティにおける有意な行動を知ることが可能になる。

図 6 は、図 3 のモデルを関係 DB のスキーマとインスタンスとして表現したものである。この例では、“ノート (ID: 175751000) を 2010-12-08 13:47:45.000 に書いた”というインスタンスを示している。このインスタンスは“研究”という目的のために行われていることを表している。

4. 行動認識と行動支援の実装

4.1 行動認識の実装

本節では、Action.Ontology 候補群から Action.Ontology を一意に絞りこむための分類器の作成方法について述べる。分類器は加速度データの特徴量を属性とした決定木を作成する。分類器の作成には学習用正解データセットとして、Action.EE と加速度データの特徴量を用いる。RFID 検知をトリガに、その

時の利き手の動きを加速度センサより加速度データとして取得する。得られた加速度データはあるサンプリング周波数の連続データとなる。この連続データに対し、適度な長さのウィンドウ幅を設定し、そのウィンドウ幅内の値から加速度データの特徴量を算出する。

ここで、本研究では用いた加速度センサのサンプリング周波数とウィンドウ幅について述べる。田淵らの研究 [12] より、行動認識に必要な加速度センサのサンプリング周波数が 12.5Hz 以上あれば良いことがわかっている。また、先行研究よりウィンドウ幅は 3 秒が有効であることがわかっている [12]。そこで、本研究ではサンプリング周波数を 12.5Hz 以上より大きい 33Hz、ウィンドウ幅を 3 秒とした。また、加速度データの特徴量として、XYZ 軸三軸それぞれの平均値、分散値、mean crossing rate(波形が平均値を交差した回数) の 9 つを用いた [13]。分類器として、C4.5 アルゴリズム [14] を用いた。C4.5 アルゴリズムは候補群の中から一つを抽出する特徴を持つ。

本研究の行動認識手法は RFID タグの検知をトリガに行動認識を行う。RFID タグの検知が生じる状況として以下の二つの状況が考えられる。

- 利用者が特定の行動を行うために意図的に触れた物体のタグがリーダの検知範囲内になり、RFID タグの検知が生じる状況。
- 利用者の意図と関係なくリーダの近くに物体が存在したという理由から物体のタグがリーダの検知範囲内になり、RFID タグの検知が生じる状況。

そこで、行動を行うために意図的に物体に触れた以外の後者の状況を想定し、分類先を“Action.Ontology 群+それ以外の検知”とした“それ以外の検知”を“該当 Action.Ontology 候補なし (該当なし)”と定義する。

4.2 行動支援の実装

2.3 節で述べた環境を維持するには、コミュニティにおいて目的に沿った有意な行動を可視化することで可能となる。そこで、本研究では、目的、つまり有意な Action.Ontology ごとに検索できるスキーマを構築した。

そして、どの行動が有意であり誰が何回その行動を行っているかを利用者に表示する支援方法を構築した。この支援によって以下の二点の効果が得られると考えた。

- (1) 利用者が有意な行動を意識し、有意な行動が以前より多く行われるようになる。
- (2) 特定の利用者のみに偏っていた有意な行動が分散する。

これらの仕組みにより、複数の利用者が生活する中で有意な行動が偏ることなく環境の維持などを可能にすることを目指す。

4.3 有意な行動

表 1 に、研究室において有意な行動の一部を示す。例えば、研究内容を進めるために、“ホワイトボードにマーキングペンで書きながら議論する”、“その議論の内容をノートにメモをする”などが考えられる。また、環境維持のために“窓を開けて換気する”、“加湿機をつけて加湿する”などが考えられる。

表 1 有意な行動

Table 1 Conceptual Action Data

目的	具体的な行動
研究のため	ノートにメモする ノートを読む マーキングペンで書く 学習参考書を読む
環境維持	窓を開ける 加湿器の電源を入れる 加湿器の給水タンクを補充する カップで飲む 蛍光灯をつける エアコンをつける プリンタの紙を補充する



図 7 実験環境

Fig. 7 Experimental environment

5. 行動支援と行動認識の実験と評価

3.2 節と 3.3 節で述べた支援の検証を行うために、オフィス（研究室）を対象とした日常生活実験を実施した。図 7 に実験環境を示す。また、以下に実験環境と使用機器を示す。

- 対象空間面積実験参加者: $164m^2$
- サーバ OS: Windows Server 2008 R2
 - DBMS: Microsoft SQL Server 2008
- クライアント OS: Windows 7 Professional
 - 開発環境: Microsoft Visual Studio.Net 2008
- 3 軸加速度センサ: ワイヤレステクノロジー社 小型無線加速度センサ WAA-001
 - RFID リーダ: Welcat 社 ウェアラブル RFID リーダライタ WIT-150-T

- RFID タグ: OMRON 社 RFID タグ V730S-D13P01

5.1 行動認識の実験・評価

- 実験参加者
 - 人数: 10 人
 - 行動: 対象の行動をできる限り自然に複数回行う
- 実験観測者
 - 人数: 1 人
 - 行動: 実験参加者を観察し、学習用正解データとして被験者の行動を登録する

学習用正解データの収集方法を述べる。実験観測者が口頭で実

表 2 confusion matrix: ノートに対する行動認識

Table 2 confusion matrix: Action recognition of Note

書く	読む	該当なし	← Classified as
12	1	0	書く
0	12	0	読む
0	2	3	該当なし

表 3 confusion matrix: マーキングペンに対する行動認識

Table 3 confusion matrix: Action recognition of MarkingPen

書く	該当なし	← Classified as
33	1	書く
0	6	該当なし

表 4 confusion matrix: 参考書に対する行動認識

Table 4 confusion matrix: Action recognition of ReferenceBook

読む	該当なし	← Classified as
10	3	読む
2	14	該当なし

験参加者に対象の行動を自然に行うように指示する。実験参加者はその指示に従って、対象の行動を行う。そのときの実験参加者 (Who) の物体に添付された RFID 検知 (Thing_EE) のトリガに対し、実験観測者がその時の行動 (Action_Ontology) を学習用正解データとして登録する。また、RFID 検知のトリガが生じたときを起点とした Window 幅 3 秒の加速度のセンサの特徴量も学習用正解データとして共に登録する。学習用正解データとは、“Who”, “Thing_EE”, “Action_Ontology”, “M_x”, “M_y”, “M_z”, “V_x”, “V_y”, “V_z”, “Mcr_x”, “Mcy_Y”, “Mcr_Z” を組とした一意のタプルとする。ここで, “M_x”, “M_y”, “M_z” は xyz 軸に対する加速度の平均値, “V_x”, “V_y”, “V_z” は xyz 軸に対する加速度の分散値, “Mcr_x”, “Mcy_Y”, “Mcr_Z” は xyz 軸に対する mean crossing rate を表すものとする。

分類器の認識精度を、10 分割交差検定を用いて物体の分類器ごとに Recall, Precision, F-measure を求め評価を行った。表 2~5 に本研究で有意な行動の対象となった“ノート”, “マーキングペン”, “参考書”, “カップ” に対する confusion matrix を示す。図 8 に Recall, Precision, F-measure を示す。これらより、この提案手法により、高精度に行動が認識できていることがわかった。ここで, “ノート” と “マーキングペン” に着目したとき “書く” 動作は、誤認識が少ない。その理由は、手の動きが激しく加速度データの特徴量が大いいためと考えられる。“ノート” と “参考書” に着目したとき, “読む” 動作は誤認識が多い。その理由は、手の動きが小さいので加速度データの特徴量が小さいためと考えらる。同様の理由から “カップ” に対する認識精度も低いと考えられる。

5.2 行動支援の実験・評価

- 実験参加者
 - 人数: 9 人
 - 実験条件: 自然に日常生活をおくってもらう

本節では、3.3 節で実装した支援の効果の検証を行うために、

表 5 confusion matrix:カップに対する行動認識

Table 5 confusion matrix : Action recognition of Cup

飲む	該当なし	← Classified as
12	3	飲む
2	6	該当なし

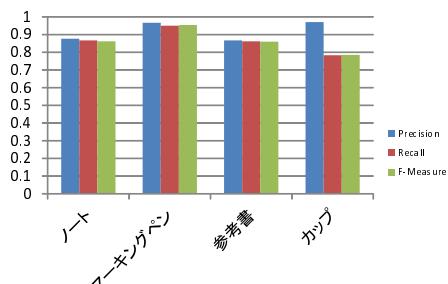


図 8 対象行動の Recall, Precision, F-measure による評価

Fig. 8 Evaluation by F-measure

利用者に RFID リーダと加速度センサを利き手首に装着した状態で、自然に日常生活をおくってもらった。

運用を行った空間では次のような日常の流れがあった。朝一番早く来た人が蛍光灯や加湿器の電源をつける。12時に換気のために窓を開ける。13時に会議のための準備を行う。会議後は会議に用いたコーヒーメーカーやプロジェクタなどの電源を消す。その後は人それぞれ様々な行動をとるが、加湿器の水が不足すれば足したり、決まった時間の会議とは別に、研究のために話し合いが発生する。

次に本研究で述べた支援の効果を確認するため、実験を前半と後半に分けることにした。2011/01/06～2011/01/12 までの一週間を前半とし、行動支援は利用せず、センサを装着し実験開始前と同じ生活を行ってもらい、その現実状態を登録した。2011/01/13～2011/01/19 までの一週間を後半とし、行動支援は利用し、センサを装着し実験開始前と同じ生活を行ってもらい、その現実状態を登録した。ここでの行動支援とは、どの行動が有意であり、誰が何回その行動を行っているかを利用者に提示することである。図 9 に示すように研究室の奥の壁にプロジェクタを用いて、上記の情報の提示を行った。

図 10、図 11 に研究を目的とした人ごと、行動の種類ごとの行動の支援導入前後の Action.EE 数を示す。ここで被験者を A～I と英数字で表現する。次に、図 12、図 13 に環境維持を目的とした人ごと、行動ごとの種類ごとの支援導入前後の Action.EE 数を示す。図 10、図 12 の英字は同じ被験者を表すとする。

研究を目的とした行動は約 3 倍、環境維持を目的とした行動は約 1.5 倍と、どちらの目的であっても Action.EE 数が増加したことがわかる。

図 10 より、この支援導入により B, F, G が研究にとって大量な有意な行動を行うようになったことがわかる。支援以前から研究にとって有意な行動を行っていた A, C, D は、支援導入前後で行動数の変化があまり見られないことがわかる。これらのことより、支援前から有意な行動を行っていた人は、

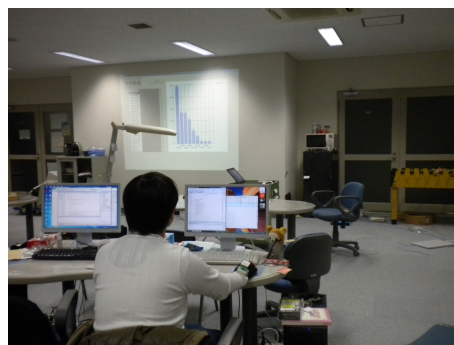


図 9 実験環境図

Fig. 9 Experiment

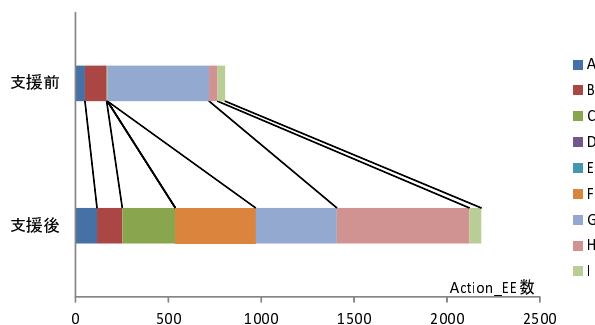


図 10 研究に対する総インスタンスの変化:人

Fig. 10 Change of Research Actions Frequency: Person

支援の影響が小さい傾向があることがわかった。

図 11 より、“ノートに書く”、“ノートを読む”という行動が支援前に多く行われていることがわかる。また、“ノートに書く”、“ノートを読む”という行動が支援後に大量に行われるようになったことがわかる。これらのことより、支援導入前から頻繁に行われていた行動は、その行動を行っていなかった人もその行動を頻繁に行う傾向があることがわかった。

また、図 12 より、環境維持を目的とした有意な行動は研究を目的とした有意な行動と比べてとき、行動数は増加に大きな変化が見られなかった。一方で、図 13 から、どれか特定の行動が支援導入前後で頻繁に行われるようになっていないことがわかる。以上のことより、環境維持を目的とする行動はそのコミュニティに所属する人の誰かが行えば良く、一日に行われる回数が限定されているため、大きな変化がみられなかったことがわかる。

6. まとめと今後の課題

加速度センサと RFID を用いることにより高精度に行動が取得できることがわかった。さらに認識精度を上げられるためには、先行研究 [9] の方法を用いて、分類器を作る物体の階層を細分化することで認識精度が上がると考えられる。本手法では、物体ごとに分類器を作成しているが、物体ごとに切り出し時間と特徴量と分類器の最適化を行っていない。そこで、Instant Learning Sound Sensor [15] のように、物体ごとに予め最適な切り出し時間と特徴量と分類器を総当たりで求めることでさらに認識精度が上がると考えられる。今後の課題としては学習用

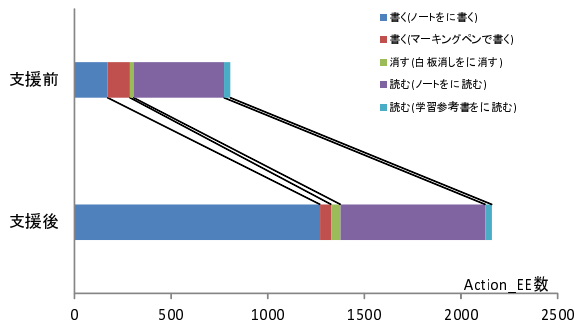


図 11 研究に対する総インスタンスの変化:行動
Fig. 11 Change of Research Actions Frequency:Action

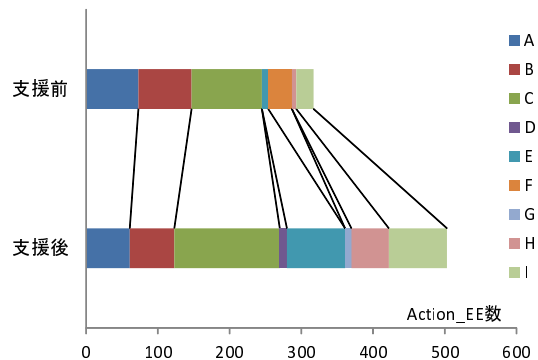


図 12 環境維持に対する総インスタンスの変化:人
Fig. 12 Change of Space maintenance Actions Frequency:Person

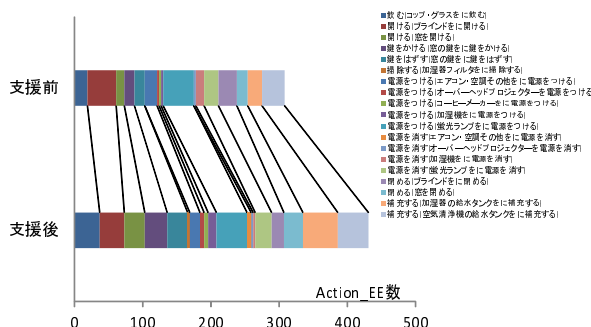


図 13 環境維持に対する総インスタンスの変化:行動
Fig. 13 Change of Space maintenance Actions Frequency:Action

正解データを増やして評価を行う。また、評価対象の行動を網羅的に評価することで、RFID と加速度センサを用いた認識を行える行動の範囲を評価する。

一方で、有意性を可視化することによる行動支援を生活実験をする中で、有用性の検証をした。今後の課題としては、蓄積した情報を定量的に評価できる有用なアプリケーションの構築が考えられる。

謝 辞

本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金（若手研究（B）：課題番号 21700102, および特定領域研究（情報爆発 IT 基盤）：課題番号 21013023）の助成を受けて行った。

文 献

- [1] 清水隆司, 古賀浩史, 富井尚志, “大量の RFID データを扱う概念共有環境 CONSENT の運用による実用性の評価”, 日本データベース学会論文誌, Vol.8, No.1, pp.41-46, 2009.6.
- [2] Younghun Kim, Thomas Schmid, Zainul M. Charbiwala, and Mani B. Srivastava, “ViridiScope: Design and Implementation of a Fine Grained Power Monitoring System for Homes”, Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing, pp.245-254, Orlando, Florida, USA, 2009.
- [3] Maja Stikic, Tam Huynh, Kristof Van Laerhoven and Bernt Schiele, “ADL Recognition Based on the Combination of RFID and Accelerometer Sensing”, Pervasive Computing Technologies for Healthcare, pp.258-263, 2008.1.
- [4] Beth Logan, Jennifer Healey, Matthai Philipose, Emmanuel Munguia Tapia, Stephen Intille, “A Long-Term Evaluation of Sensing Modalities for Activity Recognition”, UbiComp 2007, pp.483-500, 2007.
- [5] Michael Buettner, Richa Prasad, Matthai Philipose, David Wetherall, “Recognizing Daily Activities with RFID-Based Sensors”, UbiComp 2009, pp.51-60, 2009.
- [6] 田邊靖貴, 富井尚志, “複合センサ環境における行動オントロジ編集フレームワーク”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.110, No.107, DE2010-6, pp.27-32, 2010.6.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 山田陽彦, 富井尚志, “DB によって管理される電子タグ付き空間における空間利用者の行動取得”, 情報処理学会創立 50 周年記念全国大会, 6ZP-2, 2010.3.
- [10] L. Bao, S. Intille, “Activity recognition from user-annotated acceleration data”, Proceedings of PERSASIVE 2004, pp.1-17, 2004.4.
- [11] 田淵勝宏, 納谷太, 大村廉, 野間春生, 小暮潔, 岸野文明, “加速度センサを用いた日常行動識別におけるデータ収集条件の識別性能への影響評価”, Technical report of IEICE. PRMU, pp.43-48, 2006
- [12] 猿田芳郎, 山田陽彦, 富井尚志, “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による利用者活動の取得”, DEIM2009 - 第 1 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, B4-5, 2009. 3.
- [13] Uwe Maurer, Asim Smailagic, Daniel P. Siewiorek, Michael 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.
- [14] Ross Quinlan, C4.5, <http://www.rulequest.com/> (最終アクセス 2011 年 1 月 7 日)
- [15] 根岸佑也, 河口信夫, “高度な実世界イベント認識を手軽に利用可能にする Instant Learning Sound Sensor の提案”, 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.4, pp.1272-1286, 2009.4.