

# HASC2010corpusを用いた被験者数と 人間行動認識率の相関分析

小川 延宏<sup>†1</sup> 梶 克彦<sup>†1</sup> 河口 信夫<sup>†1</sup>

近年、人間行動認識に関する研究は多くの研究者によって取り組まれている。これらの研究の多くでは、各研究で提案された行動認識アルゴリズムを評価する際に、少数の被験者のみを対象とした実験を行っており、評価用データの大きさが十分であるとはいえない。また、各々の研究室で被験者から収集した行動データや被験者情報は公開されていない場合が多く、これらの情報が研究室間で共有されることはほとんどない。上記の問題を解決するために、我々は、500名程度の被験者情報、6000以上の行動データファイルを含む人間行動データコーパス“HASC2010corpus”を構築した。本論文では、被験者数と人間行動認識率の相関に関する知見を得ることを目的とし、HASC2010corpusを対象として、被験者数を変化させた場合の認識率について評価を行った。評価の際には、行動認識分野の多くの研究で用いられている基本的な認識手法を参照し、特徴量の数と被験者数を変化させながらユーザ依存/ユーザ独立認識を行った。実験結果から、被験者数が大規模になるにつれ認識率が向上することが確認された。特に、ユーザ独立認識を行った際の認識率の向上が顕著であった。被験者60名を対象とし、決定木を用いた機械学習手法を適用したユーザ依存認識を行ったところ、73%程度の認識率が得られた。尚、本論文ではのべ13000回を超える評価実験を行った。評価実験の結果から、特にユーザ独立認識において、大規模行動データが重要であることを確認することができた。また、より高度な認識アルゴリズムとより大規模な被験者データを用いれば、実環境における行動認識率の向上が期待されることが分かった。

## Effects of Number of Subjects on Activity Recognition -HASC2010corpus-

NOBUHIRO OGAWA,<sup>†1</sup> KATSUHIKO KAJI<sup>†1</sup>  
and NOBUO KAWAGUCHI<sup>†1</sup>

In recent years, there are many researches about the human activity recognition. In the most of these researches, the activity recognition experiments are performed with only a small number of subjects. Additionally, there is no pub-

lic database of activity data or reference information about the suitable number of subjects. To overcome the situation, we have collected “HASC2010corpus” with more than 6000 activity data from more than 500 test subjects. In this paper, we report the result of the experiments on the effects of the number of subjects as a basic reference for the field of activity recognition research. By using the part of HASC2010corpus, we performed a large number of evaluations with the user-dependent / user-independent data, different number of the features, and the different number of subjects. In the case of using user-dependent data, decision tree classifiers showed the activity recognition results with an overall accuracy rate of 73% targeted 13869 description subjects. The result of experiments shows the importance of the large number of subjects especially on the user-independent data. The result also suggests that by using more advanced features and more large number of subjects, the activity recognition rate might be improved.

### 1. はじめに

これまでのMEMS技術の進歩により、様々な種類や大きさの情報機器に対して、加速度センサや角速度センサを設置できるようになった。これらの行動を記録するセンサの使用により、対象とした人やモノの姿勢や状態を推定することが可能となる。しかし、実際には、これらのセンサを搭載したデバイスのほとんどでは、閾値を用いた単純な歩数測定器や、ジェスチャー認識程度しか行われていない。センサを活用した人間行動の理解、認識をより深めることにより、次世代の人間指向型コンピューティングを実現することができる。装着可能なセンサによる実環境のアプリケーションを実現するためには、人間行動認識技術のさらなる発展が必要とされる。人間の行動は、人によって様々なため、ロバストな行動認識を実現するための特徴を、行動によって得られるセンサ信号から見つけ出すことは容易ではない。[1]-[15]のような行動認識に関する多くの研究では、少数の被験者のみを対象としており、実環境アプリケーションにうまく適合することができない。また、各々の研究室で収集した行動データや被験者情報は公開されていない場合が多く、これらの情報が研究室間で共有されることはほとんどない。

これらの問題を解決するために、我々は、人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築を目的とした研究団体“HASC: Human Activity Sensing Consortium”

<sup>†1</sup> 名古屋大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Nagoya University

を立ち上げ、“HASC Challenge 2010”を開催した。HC2010でのデータ収集の結果、500名程度の被験者情報、6000以上の行動データファイルを含む人間行動データコーパス“HASC2010corpus”<sup>\*1</sup>を構築することができた<sup>18)17)</sup>。

実環境において行動認識を行う場合、多人数のユーザを対象とすることになるため、多様な行動データに対応した行動認識技術の基盤構築が必要となる。しかし、行動認識を目的とした既存の研究では、少数の被験者から収集した行動データを対象としているものがほとんどであった。そこで、本論文では被験者数と人間行動認識率の相関に関する知見を得ることを目的とし、被験者数を増加させた場合の認識率について評価を行った。評価用データとしてHASC2010corpusを対象とし、行動認識分野の多くの研究で用いられている基本的な、特徴量を用いた機械学習手法を認識手法として使用した。評価の際には、特徴量の数と被験者数を変化させながらユーザ依存/ユーザ独立認識を行った。

次章以降では、まず、行動認識分野における関連研究の紹介を行い、HASC Challengeの結果について報告する。更に、4章では、被験者数を増加させた場合の認識率評価実験の結果を示すと共に、今後の課題について述べ、5章でまとめる。本論文の主な主張点は、HASC2010corpusを対象とし、被験者数を増加させた場合での、ユーザ依存/ユーザ独立認識により、被験者数と認識率の関係についての相関について調査を行い、多様な行動データを対象とした行動認識についての知見を得たことである。共有可能な行動コーパスとHASC Toolの使用によって、誰でも容易に我々の結果に続くことができる。したがって、本論文で得られた知見は行動認識分野において有用な参考情報となる。

## 2. 関連研究の紹介

行動認識分野における研究は、これまでに多くの研究者によって取り組まれてきた。本章では、行動認識分野に関する研究のうち、代表的なものをいくつか紹介し、表1にまとめる。

Baoらの研究<sup>4)</sup>では、手首、肘、腰、足首、膝の5箇所に2軸加速度センサを取り付け、歩く、走る、自転車に乗る、掃除をする、食事をするといった20種類の人の日常行動を対象とした行動認識を行っている。また、行動データは、被験者20名を対象とし、計測周波数76.25Hzの加速度センサを用いて、104分間収集されている。認識の際には、平均、エネルギー、エントロピー、相関が特徴量として使用されている。Baoらは、特定の被験者から得られたデータで学習し、同一の被験者データに対して認識を行った場合(ユーザ依

存認識)と、19名の被験者から得られたデータで学習し、残りの1名の被験者データに対して認識を行った場合(ユーザ独立認識)といった2つの手法に対して、認識率の評価を行っている。評価の結果、認識率はユーザ独立認識の場合73~81%、ユーザ独立認識の場合65~82%であり、ユーザ依存認識はユーザ独立認識と比較して、平均的に4%程度認識率が高かった。

Changらの研究<sup>3)</sup>では、ユーザがバランスよくウェイトトレーニングを行えるように、9種類のダンベルを用いた動作を認識し、各々の動作に対して、実行回数を自動的に数え上げるシステムを提案している。Changらは、サンプリング周波数80Hzの3軸加速度センサを手首、腰の2箇所に取り付け計測を行っており、動作毎に、3軸のなかで加速度の変化量が最大となる主軸を決定し、加速度信号の主軸成分から特徴量を抽出している。特徴量としては、切り出した窓ごとの速度、正方向のピーク値の平均、負方向のピーク値の平均を用いている。認識率に関する評価の結果、8種類の動作に対して90%以上、1種類の動作に対して約82%の認識率を得ている。

Leeらの研究<sup>12)</sup>では、2種類のセンサデバイスを用いた位置と行動に関する認識手法が提案されている。1つは、2軸加速度センサが搭載されており、被験者の腰ポケットに装着され、もう一方には、地磁気センサが搭載されており、被験者の腰ベルトに装着されている。立つ、座る、歩くの3種類の行動を対象とした評価実験を行った結果、すべての行動に対して90%以上の認識率を得ている。

Lesterらの研究<sup>5)</sup>では、多数のセンサが組み込まれたデバイスを使った行動認識を行う際に、状況に応じて最良の行動信号や特徴量を自動的に選択するシステムの構築を目的としている。Lesterらは、加速度センサ、音センサ、照度センサ、磁気センサ等の8種類のセンサが組み込まれたセンサボードを用いて、歩く、立つ、階段上る、階段下るといった8種類の行動を対象とした認識に加え、腰、腕、肩を対象としたセンサ取付箇所の推定も行っている。12名の被験者を対象とした評価実験を行った結果、85.6%の認識率を得ている。更に、被験者の数を変化させた場合の評価も行っており、被験者数を1名から12名まで増加させた場合の認識率への影響についても示している。

Berchtoldらの研究<sup>8)</sup>では、ズボンのポケット、机の上、手といった、センサデバイスの取付箇所を認識対象としている。取り付け箇所が、ズボンのポケットであった場合、座る、立つ、寝ころぶを対象とし、机の上であれば、歩く、階段昇降、自転車を対象とし、手であれば、電話を掛ける、メールを打つ、持つを対象とした認識を行っている。また、Berchtoldらは、行動認識を携帯端末だけで行うシステム“ActiServ”を提案している。提案システム

\*1 HASC corpus についての詳細は <http://hasc.jp/ja> に記載されております。

を使った評価実験では、被験者 20 名に対して、計測周波数 100Hz で、一つの行動の最低継続時間を 2 分間とし、トータル行動時間 500 分で行動データ収集を行っており、評価の結果、97%の認識率を得ている。

Ravi らの研究<sup>9)</sup>では、立つ、歩く、走る、階段上る、階段下る、腹筋運動、掃除機をかける、歯磨きといった 8 種類の日常行動を認識対象としている。行動データ収集は、計測周波数 50Hz の 3 軸加速度センサを用いて行われている。認識の際には、特徴量として、窓幅 5.12 秒毎の平均、標準偏差、エネルギー、相関が用いられており、学習器として、k 近傍法 (K-NN 法)、サポートベクターマシーン (SVM)、ナイーブベイズ識別器 (NBC) が利用されている。各々の学習器で認識を行った結果に対して、多数決を適用し、推定結果を求めている。対象とした行動の認識率は、高いものから順に、立つ、掃除機をかける、歩く、腹筋運動、走る、階段上る、階段下る、であった。更に、認識率に影響しやすい特徴量は、エネルギーであり、以下、平均 > 相関 > 標準偏差であることが分かった。

倉沢らの研究<sup>14)</sup>では、センサデバイスの取付箇所に依存しない行動認識手法を提案している。倉沢らの提案アルゴリズムでは、認識を行う際に、まず、鞆の中、ズボンのポケット、上着の(胸)ポケットといった、センサデバイスの取付箇所を認識し、その後、各々の取付箇所において、歩く、走る、座る、立つといった行動の認識を行っている。また、認識はリアルタイムで行われている。評価実験は、被験者 4 人を対象とし、計測周波数 20Hz の加速度センサを使用しており、各々の被験者に対して、各動作を 20 秒間ずつおよそ 10 分間繰り返すことで、評価用データ収集を行っている。結果、認識率は 97%以上であった。

池谷らの研究<sup>13)</sup>では、センサデバイスから得られる時系列加速度信号から重力成分を除去した後の各種統計量を特徴量とし、三層のニューラルネットを用いて、立つ、歩行、走行、乗車中(バス・電車)の 4 状態を認識している。評価は、被験者 5 名に対して、センサデバイスの計測周波数 50Hz で行っており、認識率は 81%であった。

関連研究の紹介から分かるように、これらの行動認識に関する各々の研究では、センサの種類や、センサの数、センサの取付箇所、被験者数が異なるため、認識アルゴリズムを研究毎に比較・検討することができない。更に、目的としたターゲット毎に必要なとされる行動データのデータサイズや多様性に関する知見についても得られていない。

### 3. HASC Challenge 2010

これらの問題を解決するために、我々は、人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築を目的とした研究団体“ HASC: Human Activity Sensing Consortium ”

表 1 センサを用いた行動認識に関する関連研究  
Table 1 Related Works of Activity Recognition using Sensors

	対象とした行動	センサ数	被験者数	認識精度
Bao <sup>4)</sup>	歩く、走る、自転車などの 20 種類の日常行動	5	20	80%以上
Chang <sup>3)</sup>	9 種類のダンベル を用いた動作	2	10	90%程度
Lee <sup>12)</sup>	立つ、座る、歩く	2	8	92%以上
Lester <sup>5)</sup>	立つ、座る、歩く、階段上る などの 8 種類の日常行動	8	2	96%程度
Berchtold <sup>8)</sup>	立つ、歩く、自転車などの 10 種類の日常行動	2	20	97%程度
Ravi-05 <sup>9)</sup>	歩く、走る、立つ、歯磨き、 掃除機をかけるなどの 8 種類の行動	1	-	90%程度
倉沢-06 <sup>14)</sup>	歩く、走る、 立つ、座る	1	4	97%以上
池谷-08 <sup>13)</sup>	歩く、走る、 立つ、乗り物	1	5	81%程度

を立ち上げた。しかし、データベースを構築する上で、使用するセンサの種類や、センサ数、計測周波数、センサ取付箇所、対象とする行動を安易に規定することはできない。目的とする応用例があらかじめ決まっていれば、行動データ収集時のこれらのパラメータは、簡単に決定することができる。しかし、本論文では行動認識の研究を向上させることを目的としているため、データ収集のターゲットは明確ではなく、パラメータの決定は容易ではない。議論を重ねた結果、我々は、シンプルな行動を対象とし、単一の加速度センサを用いて計測された行動データを収集することを決定した。一方、センサデバイスの種類や、センサ取付箇所、計測周波数に関しては特に規定せず、行動データ提供者には、様々な条件で計測してもらった。我々は、様々な条件で計測されたデータを公開することで、行動計測に関するよりよい知見が得られると期待している。上記の構想を実行に移すため、我々は、データ収集や技術の評価を目的とした“ HASC Challenge 2010 ”を企画した。

#### 3.1 HASC2010Corpus

HASC Challenge 2010 では、我々はセンサの種類や、センサ取付箇所、計測周波数が異なる多様な行動データ“ HASC2010corpus ”を構築した。HASC2010corpus を構築する際には、被験者毎に、“ learning data ”と“ sequence data ”の両方を合わせて収集した。learning data とは、今回認識対象とした行動である、静止、歩く、走る、スキップ、階段上る、階

段下の 6 種類の行動に関して、各々の行動のみから構成される 6 種類のファイルである。learning data は、被験者毎に、6 種類の行動を 5 セットずつ収集してもらった。尚、1 セットは 20 秒分の計測データとした。sequence data とは、対象とした 6 種類の行動全てを含んだデータであり、被験者毎に、120 秒分の計測データを 1 セットずつ収集した。尚、sequence data に含まれる各々の行動は 5 秒以上続けて計測してもらった。

HASC2010corpus には、被験者 540 名分の行動データが含まれており、learning data と sequence data が全て揃っている行動データは 96 名分であった。また、HASC2010corpus に含まれる行動データファイルの数は、6791 ファイルであり、データ計測回数は 2580 万ポイント、計測時間は 30.1 時間分であった。尚、HASC2010corpus のデータサイズは、966Mbytes であった。収集した行動データは、主に iPhone/iPod Touch や、ATR の WAA シリーズによって計測されていた。

### 3.2 HASC Tool

収集した行動データの処理やインタラクティブな信号処理を容易に可能とするために、我々は、新しい行動情報処理ツール“ HASC Tool ”<sup>\*1</sup>を開発した。HASC Tool は Eclipse と呼ばれる有名な IDE に基づいており、WEKA Toolkit <sup>\*2</sup>と連携している。HASC Tool では、信号処理や機械学習を行う際の個々の処理をブロック化し、ビジュアル的に編集を行う機能を実装している。したがって、本論文の次章で紹介するような行動データの処理についても、HASC Tool の使用により、誰でも容易に行うことが可能となる。

## 4. 被験者数を变化させた場合の行動認識率に関する評価実験

本章では、基本的な行動認識アルゴリズムを用いた場合の被験者数と人間行動認識率の相関に関する分析結果について述べる。評価実験では、HASC2010corpus に含まれる行動データの一部を用い、特徴量の数と被験者数を变化させながらユーザ依存 / ユーザ独立認識を行った。

### 4.1 行動データセット

我々は、HASC2010corpus を使った人間行動認識について評価実験を行った。本評価実験では、被験者毎に収集された learning data を機械学習の学習用データとして用い、sequence data を認識率のテスト用データとして用いた。また、センサを腰につけた状態で計測され

<sup>\*1</sup> HASC Tool は Apache 2.0 ライセンスのオープンソースソフトウェアです。HASC Tool は、<http://sourceforge.jp/projects/hasc/> から入手することができます。

<sup>\*2</sup> WEKA Toolkit は、Waikato 大学によって開発された、データ解析 / 機械学習を行うツールです。

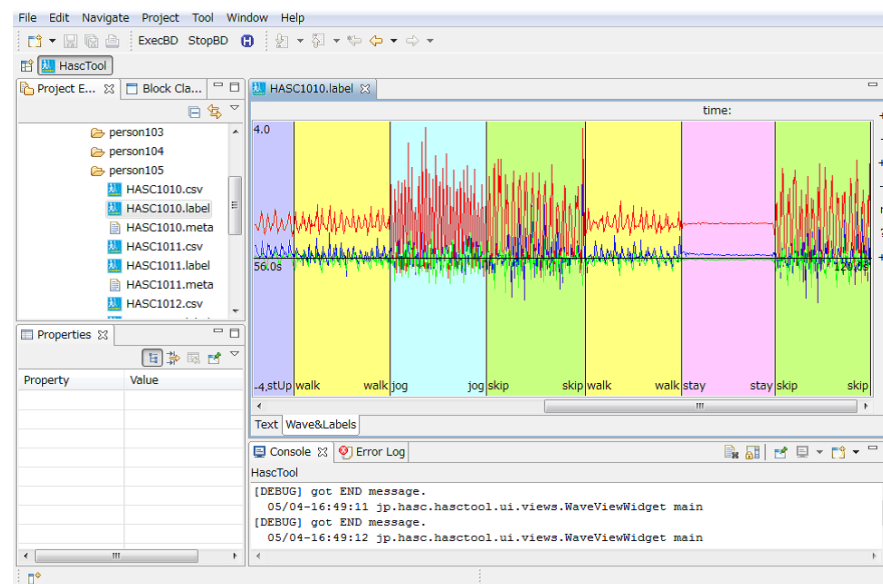


図 1 HASC Tool (ラベル付け機能)

Fig. 1 HASC Tool (labeling mode)

た行動データを HASC2010corpus から選択し、得られた被験者 67 名分の行動データを評価用データとした。

### 4.2 特徴量

前章で紹介した行動認識に関する既存の研究では、行動データから得られるいくつかの特徴を行動データから抽出し、得られた特徴量を用いた機械学習を行っている。これらの研究では、平均や、分散、標準偏差、エネルギー、相関といった様々な特徴量を使用している。本論文では、行動認識に関するこれらの研究で主に使用されている特徴量を用いた場合や、これらの特徴量に新たに特徴量を加えた場合の機械学習アルゴリズムを行動認識アルゴリズムとして使用した。尚、本論文で扱う特徴量は、行動認識に関する多くの研究で用いられている基本的なものを主に選択した。

HASC2010corpus に含まれる行動データは、すべて 3 軸加速度センサによって計測されており、3 軸加速度情報が時系列で記録されている。我々は 3 軸加速度情報からノルムを計算し、得られた波形の平均と分散を特徴量として抽出し、2 つの特徴量を用いた行動認識に

関する評価実験を行った。また、加速度のノルムに対して、平均、分散、周波数帯域毎のエネルギー（3.91～6.25Hz, 7.03～12.50Hz, 13.28～25.00Hz, 25.78～50.00Hz）、零点交差率の7つの特徴量を用いた行動認識に関する評価実験も行った。更に、上記7つの特徴量に加え、加速度の積分値を8つ目の特徴量とした場合の評価実験を行った。得られた加速度信号のノルムに各々の評価実験を行う際には、時系列加速度データに窓幅2.56秒、ずらし幅0.64秒分の窓を適応し、窓ごとに特徴量の計算を行った。また、周波数解析を行う際には、窓関数としてハニング窓を用いており、各窓毎に短時間フーリエ変換を適用した。加速度の積分値を求める際には、時系列加速度のノルムに対してIIRフィルタ（フィルタ係数:0.01）を利用したハイパスフィルタを適用し、得られた波形に対して各窓毎の積分値を求めた。また、機械学習を行う際には、WEKAツールキットに含まれるC4.5決定木<sup>15)</sup>を使用した。

#### 4.3 ユーザ依存認識

ユーザ依存認識では、被験者数を1名から60名まで増やしながら、行動認識率に関する評価を行った。被験者数が1名の場合は、選択される全ての場合について評価を行い、被験者数が5名、10名、20名、30名、40名、50名、60名の場合は被験者をランダムに選択した。被験者数が5～60名の場合は、選択されるグループの数がとても大きくなるため、作成するグループの数は各々の被験者数で20セットずつ作成した。

図2は、ユーザ依存認識によって得られた、行動認識率(overall)の結果を示している。横軸は被験者数であり、縦軸は認識率である。また、図2の折れ線グラフは試行したすべての場合で得られた行動認識率の平均、各被験者数における垂直線は標準偏差を表している。

行動認識率は、2Featuresの場合は58～63%であり、7Features, 8Featuresの場合は70～73%であった。全ての被験者数において、評価実験の結果得られた認識率は、8Features > 7Features > 2Featuresであった。表2は、特徴量を8つ用い、被験者数を60名とした場合のConfusion Matrixであり、ユーザ依存認識によって得られた行動認識率が20セットのうち最もよかった場合の結果を示している。

#### 4.4 ユーザ独立認識

ユーザ依存認識では、認識対象となる人の学習データを必要とするため大勢のユーザに対応させるのが容易ではなく、実環境における行動認識に対して十分に適用することができない。そこで、我々はユーザ独立認識を行った。

ユーザ独立型認識では、被験者数を1名から60名まで増やしながら、行動認識率に関する評価を行った。被験者数が1名の場合は、選択される全ての場合について評価を行い、被験者数が5名、10名、20名、30名、40名、50名、60名の場合は被験者をランダムに選

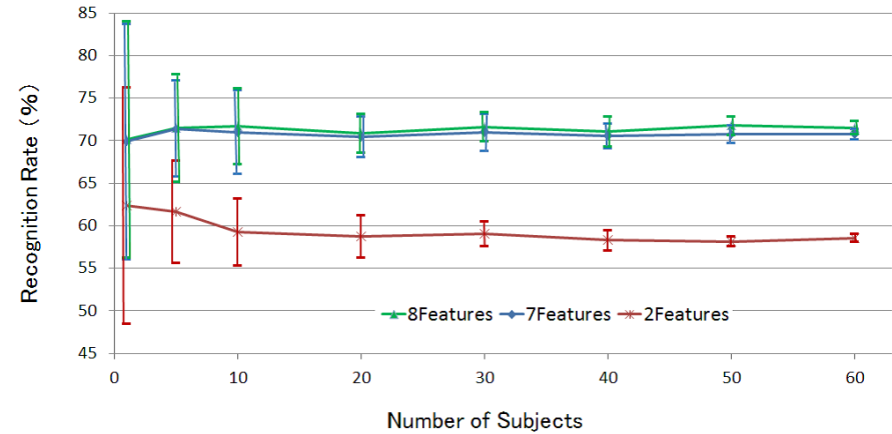


図2 ユーザ依存認識

Fig.2 Activity Recognition Using User-dependent Data

表2 被験者60名、特徴量を8つ用いた場合のユーザ依存認識によるConfusion Matrix  
Table 2 Confusion Matrix of 60 Subjects with 8 Features On User-dependent Data

%	静止	歩く	走る	スキップ	階段上る	階段下る
静止	<b>90.23</b>	1.46	1.23	1.12	3.57	2.39
歩く	1.14	<b>52.04</b>	3.05	1.46	24.20	18.11
走る	0.84	2.39	<b>75.91</b>	12.40	2.03	6.43
スキップ	1.47	0.74	11.63	<b>82.10</b>	0.58	3.48
階段上る	1.88	17.21	0.45	0.99	<b>61.58</b>	17.89
階段下る	2.73	5.18	1.52	1.47	14.40	<b>74.69</b>
OverAll	<b>72.76</b>					

択した。被験者数が5～60名の場合は、選択される被験者グループの数がとても大きくなるため、作成するグループの数は各々の被験者数でランダムに20セットずつ作成した。尚、本評価実験では、対象とする被験者数が“n”名であった場合、テストデータとして“67-n”名分の行動データを使用した。

図3は、ユーザ独立認識によって得られた、行動認識率(overall)の結果を示している。横軸は被験者数であり、縦軸は認識率である。また、図3の折れ線グラフは試行したすべて



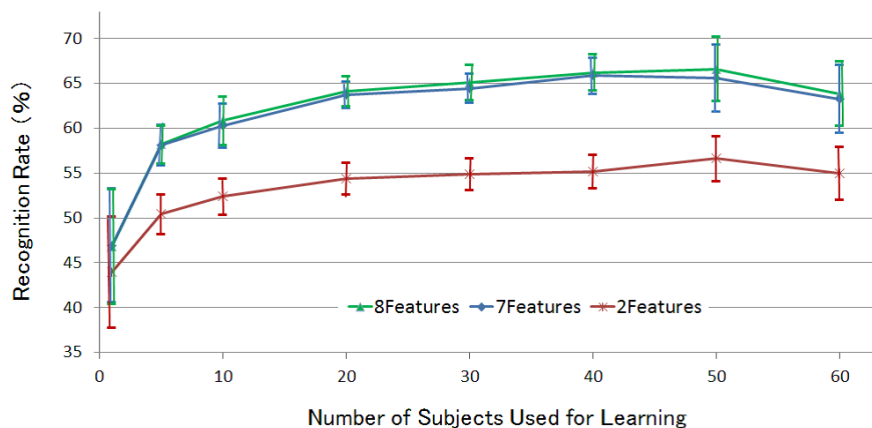


図3 ユーザ独立認識による行動認識

Fig. 3 Activity Recognition Using User-independent Data

の場合で得られた行動認識率の平均，各被験者数における垂直線は標準偏差を表している。

行動認識率は，2Features の場合は 57%以下であり，7Features の場合は 66%以下，8Features の場合は 67%以下であった。全ての被験者数において，評価実験の結果得られた認識率は，8Features > 7Features > 2Features であった。ユーザ独立認識によって得られた行動認識率は，ユーザ依存認識の場合よりも低かった。また，2Features，7Features，8Features の全ての場合において，被験者数の増加に伴い認識率が向上した。しかし，被験者数が 50 名を超えてからは，認識率が低下した。表 3 は，特徴量を 8 つ用い，被験者数を 60 名とした場合の Confusion Matrix であり，ユーザ独立認識によって得られた行動認識率が 20 セットのうち最もよかった場合の結果を示している。

#### 4.5 評価実験結果に関する考察

我々は，大規模な人間行動データに対する必要性について議論<sup>16)</sup>，HASC Challenge2010 の開催<sup>18)17)</sup> により，大規模人間行動データベース“ HASC2010corpus ”を構築した。HASC2010corpus を対象としたユーザ依存認識の結果から，ユーザ依存認識では，被験者数と行動認識率に相関が見られないことが分かった。これはユーザ依存認識を行う際には，学習用データに各々のユーザの行動データが含まれるため，被験者の特徴が学習用決定木に反映されてしまったためであると考えられる。また，ユーザ依存認識によって得られた認識率は 73%程度であり，本論文 2 章で紹介した関連研究で得られた認識率と比較して

表 3 被験者 60 名，特徴量を 8 つ用いた場合のユーザ独立認識による Confusion Matrix  
Table 3 Confusion Matrix of 60 Subjects with 8 Features on User-independent Data

%	静止	歩く	走る	スキップ	階段上る	階段下る
静止	<b>92.15</b>	4.23	1.06	0.94	0.46	1.18
歩く	1.08	<b>60.77</b>	3.37	2.32	20.19	12.27
走る	1.17	0.25	<b>93.08</b>	2.61	0.43	2.47
スキップ	0.97	1.38	40.12	<b>56.98</b>	0.00	0.85
階段上る	3.71	14.18	0.00	0.00	<b>56.98</b>	25.13
階段下る	2.21	18.90	2.43	4.55	17.69	<b>54.22</b>
OverAll	<b>68.98</b>					

低い値を示している。認識率低下の原因としては，本論文で評価対象とした行動データが複数の研究室で収集されているためであり，実際に関連研究と同様に単一の研究室，計測環境で収集された 5 名分の行動データを対象とし，ユーザ依存認識を行った結果，認識率は 87%程度であった。

ユーザ依存認識については行動認識に関するこれまでの研究で盛んに取り組まれてきたが，実環境においてユーザ依存認識を行う場合，各々のユーザから行動データを収集する必要が生じるため，ユーザに対する負担が大きくなってしまう。したがって，我々はユーザ依存認識の他にユーザ独立認識に関する評価実験も行った。ユーザ独立認識では，被験者数が 50 名以下の場合，行動認識率は被験者数の増加に伴い上昇した。しかし，被験者数が 50 名を超えると行動認識率は下降した。本論文で対象とした被験者数 67 名分の行動データの中に，今回選択した特徴量を用いた機械学習手法では行動認識の精度が 30~50%程度になってしまう行動データが数名含まれており，評価対象とする被験者数の数が 60 名の場合は 50 名の場合と比較して，これらのデータが評価用データに含まれる可能性が高いためであると考えられる。尚，これらの被験者の行動データでは，学習データに歩く，階段上る，階段下るの違いがほぼないものや，“静止”が認識されなかったという事実があったため，行動認識率が低くなってしまったのではないかと考えられる。

本論文の評価実験の結果では，ユーザ独立認識によって得られた行動認識率は，ユーザ依存認識の場合よりも低かったが，特徴量の選択によって認識率が向上されていることを示すことができた。評価実験の結果から得られた知見により，我々は，より高度な特徴量を用い，より大勢の被験者を対象とすることにより行動認識率の向上が期待されると考えている。

## 5. ま と め

本論文において、我々は、学習データに対する被験者数の影響を確認するためにのべ13000回を超える評価を通じて、被験者数を変化させた場合でのユーザ依存認識とユーザ独立認識を行った。評価実験の結果より、特にユーザ独立認識を行った際に、被験者数の大規模化に対する重要性を確認できた。実環境において行動データのオープン化はとても重要であるといえる。実験結果はまた、より高度な特徴量を選択し、より多くの被験者数を用いれば行動認識精度は向上するという可能性を示している。今後は、多様な行動データの収集を継続すると共に、多様な行動データを対象とした場合における特徴量の組み合わせと認識率に関する相関調査を行う。

## 参 考 文 献

- 1) David Bannach, Kai Kunze, Jens Weppner, and Paul Lukowicz. Integrated Tool Chain for Recording and Handling Large, Multimodal Context Recognition Data Sets. ACM Ubicomp 2010, 2010.
- 2) S. S. Intille, K. Larson, E. Munguia Tapia, J. Beaudin, P. Kaushik, J. Nawyn, and R. Rockinson. Using a Live-in Laboratory for Ubiquitous Computing Research. Pervasive 2006, vol.3968, pp. 349-365, 2006.
- 3) Chang, K., Chen, Y. M. and Canny, J. Tracking Free-Weight Exercises. Proc of ACM UbiComp 2007, pp. 19-37, 2007.
- 4) Bao, L. and Intille, S. S. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data. Proc of PERVASIVE 2004, pp. 1-17, 2004.
- 5) Lester, J., Choudhury, T., Borriello, G. A Practical Approach to Recognizing Physical Activity. Proc of PERVASIVE 2006, Vol.3968, pp. 1-16, 2006.
- 6) Madan A., Cebrian M., Lazer D. and Pentland A. Social Sensing to Model Epidemiological Behavior Change. Ubicomp 2010, pp. 291-300, 2010.
- 7) Stikic, M., Laerhoven, V. K. and Schiele, B. Exploring Semi-Supervised and Active Learning for Activity Recognition. Proc of ISWC 2008, pp.81-88, 2008.
- 8) Berchtold, M., Budde, M., Gordon, D., Schmidtke, H. R. and Beigl, M. Actiserv: Activity Recognition Service for Mobile Phones. Proc of ISWC 2010, 2010.
- 9) Ravi, N., Dandekar, N., Mysore, P. and Littman, L. M. Activity Recognition From Accelerometer Data. Proc of IAAI, pp. 1541-1546, 2005.
- 10) Kern, N., Schiele, B. and Schmidt, A. Multisensor Activity Context Detection for Wearable Computing. Ambient Intelligence Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2875, pp. 220-232, 2003.
- 11) Reddy, S., Mun, M., Burke, J., Estrin, D., Hansen, M. and Srivastava, M. Using Mobile Phones to Determine Transportation Modes. Proc of ACM TOSN 2010, Vol. 6, No. 2, pp. 13-27, 2010.
- 12) S. W. Lee and K. Mase. Activity and Location Recognition Using Wearable Sensors. IEEE Pervasive Computing, 1(3), pp.24-32, 2002.
- 13) 池谷直紀, 菊池匡晃, 長健太, 服部正典. 3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式. 信学技報, Vol. 108, No. 138, USN2008-24, pp.75-80, 2008.
- 14) 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀. センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法. 情報研報 2006-UBI-11, pp.15-22, 2006.
- 15) J. R. Quinlan. C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers Inc. San Francisco, CA, USA, 1993.
- 16) 河口信夫. 人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築にむけて. 情報処理学会マルチメディア分散協調とモバイル (DICOMO 2010), pp. 579-581, 2010.
- 17) 河口信夫, 小川延宏, 岩崎陽平, 梶克彦, 寺田努, 村尾和哉, 井上創造, 川原圭博, 角康之, 西尾信彦. HASC Challenge2010 :人間行動理解のための装着型加速度センサデータコーパスの構築. 情報処理学会マルチメディア分散協調とモバイル (DICOMO 2011), 2011.
- 18) Kawaguchi, N., Ogawa, N., Iwasaki, Y., Kaji, K., Terada, T., Murao, K., Inoue, S., Kawahara, Y., Sumi, Y. and Nishio, N. HASC Challenge: Gathering Large Scale Human Activity Corpus for the Real-World Activity Understandings. Proc of ACM AH 2011, pp.27:1-27:5, 2011.