

物を基準とした ADL 認識における教師データ管理手法の設計と アプリケーション上での評価

田邊 靖貴[†] 高橋 晴花^{††} 富井 尚志^{†††} 飯塚 由紀^{††††} 山末耕太郎^{††††}

[†] 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 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{††} 横浜国立大学工学部電子情報工学科 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5

^{†††} 横浜国立大学大学院環境情報学研究院 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{††††} 横浜市立大学大学院医学研究科疫学・公衆衛生学 〒236-0004 横浜市金沢区福浦 3-9

E-mail: ^{†,††,†††}{tanabe-yasutaka-sg,takahashi-haruka-fj,tommy}@ynu.ac.jp,

^{††††}{t106001a,yamasuek}@yokohama-cu.ac.jp

あらまし 本研究では物を基準とした日常生活動作を、ADL(Activity of Daily Living:日常生活動作) に対して、OADL(Object-based ADL) と呼ぶ。性能の高い OADL 認識を実現するためには、行動認識と同じく大規模なデータに基づく機械学習的アプローチが有効である。しかし現状では、行動認識や OADL 認識用の教師データを管理する共有データベースやコーパスが整備されていない。そのため、アプリケーションごとに多種多様な教師データを収集・管理する必要が生じ、アプリケーションが小規模になってしまう傾向にある。そこで本研究では、OADL 認識における教師データの収集と管理を簡略化する方法を提案する。提案手法として、物体と動作に関するカテゴリ分類とクラス分類を用いて OADL を管理する。この手法を用いることで、OADL 間で教師データの再利用が容易 になり、各 OADL に対して大量の教師データを収集する手間が軽減されると考える。この手法を、服薬支援システムとコンテキストウェアな電力可視化システムに適用し、評価を行った。

キーワード ユビキタス環境 DB, ADL 認識, 加速度センサ, 機械学習

Design and an Experimental Evaluation of Training Data Managment Method for Object-based ADL Recognition

Yasutaka. TANABE[†], Haruka. TAKAHASHI^{††}, Takashi. TOMII^{†††}, Yuki. IIZUKA^{††††}, and
Kotaro. YAMASUE^{††††}

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama, Japan

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

^{†††} Faculty of Environment and Infomation Sciences, Yokohama National University

^{††††} Department of Epidemiology and Public Health, Yokohama City University Graduate School of Medicine
3-9 Fukuura, Kanazawa-ku, Yokohama, 236-0004 Japan

E-mail: ^{†,††,†††}{tanabe-yasutaka-sg,takahashi-haruka-fj,tommy}@ynu.ac.jp,

^{††††}{t106001a,yamasuek}@yokohama-cu.ac.jp

Abstract In this paper , we propose a data management method for recognizing “ OADL, ” standing for “ Object-based Activities of Daily Living. ”The supervised learning based on large-scale data is effdaective to recognize OADLs with high precision. However, training databases or corpuses for OADL recognition are not available in public. Therefore it is necessary to make training data for each applications, and applications tend to become small. To solve this problem, we designed a training data management method for OADL recognition. We applied this method to taking medicine support system and an electricity consumption visualization system, and also evaluated this method on these systems.

Key words Ubiquitous Database, ADL Recognition, Accelerometer, Supervised Learning

1. はじめに

近年、計算機技術とネットワーク技術は指数関数的な発展を遂げ、あらゆる電子デバイスからインターネットへのストレスフリーな無線接続が可能になりつつある。さらに物体の状態を取得できる加速度センサやジャイロセンサ等の小型化が進み、RFID等の物体を特定するためのセンサも広く普及し始めている。こういった背景から、無線センサが埋め込まれた様々な物体がインターネットに接続し、物体の情報や周辺の状況を共有する、Internet of Things [1] の時代が到来しつつある。

Internet of Things は Cyber-Physical Computing [2] の構成技術と捉えることもできる。これらが実現されれば、医療や介護分野をはじめとして、交通、産業、教育、マーケティングなどの分野で、高度なサービスを提供することが可能になる。

ところで、Internet of Things や Cyber-Physical Computing を実現するためには、物体に無線センサを埋め込むだけでなく、そのセンサ値から物体の状態や物体がどのように使用されたかを認識する必要がある。物の使用状態を認識できてはじめて、コンテキストウェアなサービスを提供できる。ここで、本研究では「物がどのように使用されたか」を、ADL (Activity of Daily Living: 日常生活動作) に対して、OADL (Object-based ADL) と呼び、物の使用状態を基準として人間の日常生活動作を表現することとする。

OADL を認識するためには、行動認識と同じく 3 軸加速度センサを使用し、大規模なデータに基づく機械学習のアプローチを行うことが有効であると考えられる [3]。機械学習（教師あり学習）には教師データが必要であるが、行動認識や OADL 認識における教師データの収集は、音声認識や画像認識における収集と比較して手間が大きい。そうであるにもかかわらず、行動認識の分野では、教師データを管理する共有データベースが整備されていない [3]。そのため、アプリケーションごとに多種多様な教師データを収集・管理する必要が生じ、その莫大な手間がネックとなってアプリケーションが小規模になってしまう。このような理由により、行動認識、特に物を伴う行動の認識は、音声認識や画像認識と比較して発展が遅れている。

そこで本研究では、OADL 認識における教師データの収集と管理を簡略化する方法を提案する。提案手法として、物と動作のカテゴリ分類を用いることで教師データの管理を簡略化することとした。具体的には、物のカテゴリ分類として、JICFS [4] のような商品分類を用意し、OADL と JICFS を関連付けた上で教師データを管理する。同様に、動作に関するカテゴリ分類を考案し、OADL と紐付ける。また物体・動作のそれぞれに、クラス分類を取り入れる。このクラス分類とカテゴリ分類、さらにはセンサの取り付け位置を OADL と関連付けて管理し、OADL 間での教師データの再利用を可能にすることで、教師データ取得の工手の軽減を図る。同時に、類似検索によって特性が類似した教師データを検索することで、再利用に最適な教師データを選別可能にする。

この手法を、服薬支援システムとコンテキストウェアな電力可視化システムに適用し、評価を行う。特に服薬管理システムについては小規模な被験者実験を実施し、実験的検証をもって有効性を示す。

2. 研究背景

2.1 物を基準とした ADL 認識のニーズ

Internet of Things が実現されれば、様々な分野で現在よりも高度で多種多様なサービスが提供可能になる。例えば医療分野において、センサ付き薬箱がインターネットに接続されれば、患者の服薬状況を担当医をはじめとしたステークホルダーが把握できるようになり、服薬コンプライアンス率の向上を期待できる。また、日常生活に使用する物品の挙動をセンサで取得することで、独居高齢者の見守りも可能になる。生活分野では、

インターネットに接続された家電や生活用品の振る舞いから、電力が無駄なく使用されたかどうかを判断し、ユーザにフィードバックすることで省エネを図る省電力支援システムも考えられる。

ところで、先に述べた高齢者の見守りや省電力支援システムなどでは、「物がどのように使用されたか」、すなわち OADL を認識することが重要になる。例えば省電力支援システムにおいて、電気ケトルでお湯を沸かした場合、お湯が冷めないうちに何かに注がれてはじめて、使用された電力が無駄でなかったと判断できる。高齢者の見守りの場合には、生活用品が普段通り使用されていることが、高齢者の安否の判断基準となる。従って「物がどのように使用されたか」すなわち OADL を認識することのニーズが今後ますます高まっていくと考えられる。

2.2 OADL と OADL 認識

OADL は、以下構成要素からなることとする。

- What (何が)
- How (どうされた)

例えば「カップ (What) が何かを飲むような使われ方 (How) をした」という組を、本研究では OADL として扱う。

この OADL は単項の組で表記されるアトミックな単位である。しかしこのアトミックな OADL であっても、DB に大量に蓄積することで物体ごとの比較や複合イベントの検出など、さまざまな処理が実現可能になる。また、統計モデルなどを用いることで、より定義があいまいな OADL や ADL (e.g. 掃除をしている) を推定することも可能になる。したがって本研究ではこのアトミックな OADL のみを対象として扱う。

OADL を認識するために用いるセンサとしては、行動認識と同じく 3 軸加速度センサが適している [5]。本研究では、加速度センサのデータに対して「How」のラベル付けをし、「What」と紐付けることを「OADL 認識」と呼ぶ。

ところで河口ら [3] は、行動認識分野における言葉の整理を提唱している。その理由として、行動認識では各種センサを用いるため、単に行動の種類を区別してラベル付けするだけでなく、その際の行動の強さ（運動量や消費エネルギー）や周辺の状況などを計測することが可能である点を挙げている。そこで、従来「行動認識」と呼ばれてきた、センサデータへのラベル付けを「行動識別」と呼び、この行動に関連する情報の抽出を「行動解析」と呼ぶことを提案している。本研究における「OADL 認識」とは、文献 [3] における「行動識別 (OADL 識別)」に相当する。

2.3 OADL 認識用教師データの作成の手間

行動認識や OADL 認識を行うためには、大規模なデータに基づく機械学習のアプローチが有効とされる [3]。機械学習（教師あり学習）を行うためには教師データの作成が必須となるが、行動認識や OADL 認識における教師データの作成は非常に手間のかかる作業となる。

その理由としてまず、行動認識や OADL 認識で用いる教師データは、音声認識や画像認識で用いる教師データに比べて収集が困難であることが挙げられる。例えば音声データや画像データはインターネット上に公開されているものが多いが、行動認識や OADL 認識で用いる加速度データが公開されていることは希である。また、加速度センサの取り付け（埋め込み）方法が統一されていないため、公開されている教師データを取得できたとしても、加速度データの特性が大きく異なる場合がある。

また別の理由として、行動認識や OADL 認識に使用する教師データは、極力自然な動作を行った際の加速度データが適切とされるが [6]、自然な動作を行った際の加速度データを取得するためには、その取得方法に工夫をする必要がある。例えば Bao ら [6] は Semi-Naturalistic Protocol と呼ばれる方法を提案し、その方法によって取得したデータの有効性を示した。Semi-Naturalistic Protocol とは、被験者（行動データ提供者）

に簡易的で大まかなシナリオを提示し、シナリオ実行時の加速度データの中から、所望の動作を行った際の加速度データを教師データとして取得するというものである。例えば「コーヒーメーカーのポットからコーヒーを注ぐ」ときの、コーヒーポットに貼付された加速度センサの加速度データを取得したいと考えた場合、被験者に「コーヒーを作って飲んでください」といった大まかな指示を与え、カメラ等でその様子を撮影しておき、後からその映像を確認しながら教師データを作成するというものである。このような学習データ収集方法は、音声データや画像データを自力で作成する場合と比較して、大きな手間がかかると考える。

2.4 OADL 認識アプリケーション

本節では、OADL 認識技術を適用できるアプリケーションを2つ想定する。本研究では、これらのアプリケーション内で用いられる OADL を対象として評価を行う。

服薬支援システム

慢性疾患を持つ患者は、医師から処方された薬の服用を忘れてしまいがちである。服薬支援システムとは、日々の服薬ログを収集・蓄積し、ステークホルダー間で共有することで、患者が日々の服薬を忘れないよう支援するシステムを指す。服薬支援システムの詳細に関しては第6章で述べる。

このようなシステムにおいて、OADL 認識技術は有効に働くと考ええる。例えば、いつも服薬時に使用するカップに対して OADL 認識を行うことで、医師は患者がその日正しく服薬したかどうかを把握することができる。

本研究ではカップに対する OADL を認識対象とする。

電力消費可視化システム

近年、消費エネルギー削減に対する社会的要求が増加する中で、HEMS/BEMS といった消費電力削減に関する研究がさかんに行われている [7]。その中の効果的な消費電力削減手法の一つに消費電力の可視化がある。ところで、現状の消費電力可視化手法の問題点として、電化製品が使用された際の「人の行動」、「物の状態」、「環境の状態」といったコンテキストまでは知ることができないという点がある。従って、消費電力を可視化してもそれが意図した状況で使用された電力か、削減すべき電力使用なのかを判断することは難しい。

そこで、本研究では電力使用と共にコンテキストも蓄積、検索、可視化することを可能にするシステム想定する [8]。これを電力消費可視化システムと呼ぶ。電力消費可視化システムにおいても、OADL 認識技術は有効に働く。例えば、電気ケトルで沸かしたお湯や、コーヒーメーカーで淹れられたコーヒーが、冷めないうちに消費されたことがわかれば、電力が意図したとおりに使用されたと判断できる。本研究では以下の物体に対する OADL を認識対象とし、その教師データの管理と共有の実現を目指す。

・ドア・冷蔵庫・冷凍庫・電子レンジ・コーヒーメーカー
・電気ケトル・掃除機・加湿器・加湿空気清浄器

2.5 関連研究

物体にセンサノードを取り付け、物体の状態を推定する研究は広く行われている [5], [9]。

Buettner ら [5] は、新たに開発した複合センサと確率モデルを用いて、オブジェクトの状態と人間の行動を推定する手法を提案し、その実現性を示した。前川ら [9] は、物体に加速度センサや床圧センサなどで構成されたセンサノードを取り付け、あらかじめ作成しておいた状態遷移図との整合をとることで、センサが貼り付けられた物体が何であるのか、そしてその物体が現在どのような状態にあるのかを推定するフレームワークを提案した。

内藤ら [10] は、センサやカメラ、システムログから生成される多量なストリームデータの効果的な管理を、追記参照型データ管理システム [11] に再フィルタを追加することで実現した。内藤らの研究はセンサ等から生成される生データを管理対象と

したものであり、本研究が対象としている教師データとは性質が異なる。具体的には、生データは取得コストが低くデータ量が膨大であるのに対して、教師データは取得コストが高くデータ量はそれほど多くはない。

一方、OADL 認識が特に役立つアプリケーションとして、在宅での介護や医療支援、特に服薬の見守りが挙げられる。服薬コンプライアンス向上のための研究は、以前から広く行われてきた [12], [13]。MEMS [12] や Agarawala ら [13] の研究は、薬瓶の開閉や所定の位置からの移動を専用のデバイスで検知することで、服薬イベントの取得を実現している。これに対して本研究は、日用品に対する OADL を認識することで服薬イベントを検出するため、導入コストや利便性に関して優位であると考ええる。

また OADL 認識の他のアプリケーションとして、電力消費の情報化・可視化の研究が、近年特に盛んに行われている [7], [14]。

村上ら [14] はスマートタップを利用して、電化製品ごとあるいはコンセントごとの消費電力の可視化を行うことで、100 人規模のオフィスで約 15% の電力削減を達成した。しかし村上らの研究では、どの電力が無駄であるのか、削減された電力が本当に無駄であったのかを判断することができない。OADL 認識技術などを用いて、電力使用時のコンテキストを取得することで、最も効率の良い電力の削減が可能になると考える。

3. OADL 認識用教師データ管理手法の設計

本章では、提案手法である OADL 認識用教師データ管理手法の設計を行う。

3.1 条件設定

本研究において、アプリケーションで必要となる物体には無線通信機能付きセンサデバイスが埋め込まれていることとする。そしてそのセンサデバイスには、OADL を認識するために必要な加速度センサが必ず含まれていることとする。また、近年バッテリーの長寿命化やセンサの省エネ技術の向上さらには無線電源供給技術の発達が著しいため、電源の管理はユーザの手間をかけずに行われることとする。

3.2 学習フェーズと認識フェーズ

機械学習（教師あり学習）には、人間が未知データに概念のラベリングを行い教師データを作成する「学習フェーズ」と、計算機が教師データ群と分類アルゴリズムを元に未知データの識別を行う「認識フェーズ」がある。前述したとおり、OADL 認識において学習フェーズにおける教師データの作成は、非常に手間のかかる工程である。そこで本研究では、認識フェーズにおける精度を維持しつつ、学習フェーズにおける手間を軽減させることを目指す。本研究における認識フェーズでは、教師データを用いて構築した分類器によって未知データの識別（OADL のラベル付け）を行う。ここで、本研究において分類器は物体ごとに構築することとする。例えば、ある物体 A に対して 4 種類の OADL が関連付けられている場合は、その 4 種類の OADL の教師データを用いて分類器（認識エンジン）を構築する。

3.3 教師データの管理

本節では教師データを管理する際の方法について述べる。

図 1 に OADL 認識における教師データ管理手法のインスタンス図を示す。

Class Layer には物体のカテゴリ分類（Categorized Objects）と動作のカテゴリ分類（Categorized Actions）、およびセンサの取り付け位置を管理するクラス群（Mounting Positions）が存在する。物体のカテゴリ分類とは、物に関する概念を階層化クラスで表現したものであり、JICFS（JAN Item Code File Service）[4] や物に関するオントロジを想定した。動作のカテゴリ分類も同様に、動作に関する概念を階層化クラスで表現したものである。動作に関しては JICFS のような一般的な分類体系が普及していないため、今回は 4.1 節に示す分類を考案し

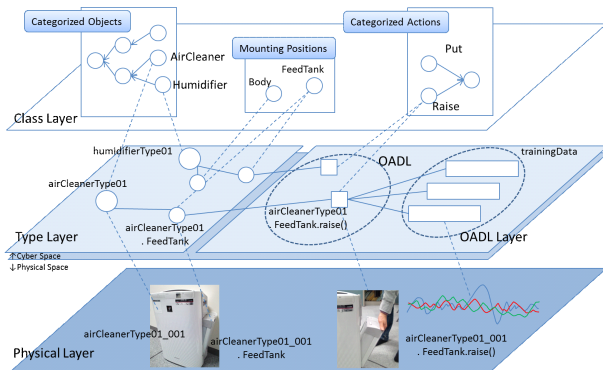


図 1 OADL 認識における教師データの管理

た。Mounting Positions はセンサの取り付け位置を列挙したものであり、Categorized Objects に属するクラスを実装する際、同時にセンサの取り付け位置を指定する。Mounting Positions は OADL 認識システムの作成を担当するエキスパートが、各ドメインやアプリケーションによって基準を設け、独自に構築する。

Type Layer には物体の型式と、物体に対するセンサの取り付け位置を格納する。例えば、A 社の新型空気清浄器（型式：airCleanerType01）を OADL 認識システム内に導入した場合、そのエンティティを Type Layer に格納し、Class Layer のセンサの Categorized Objects 内のクラスと紐付けをする。さらに、センサを取り付けた位置を型式に対して紐付ける。「airCleanerType01」の「FeedTank」部分にセンサを取り付けた場合、これを「airCleanerType01.FeedTank」と表記する。

OADL Layer にはセンサを取り付けた箇所と、Categorized Actions 内のクラスのリレーションを格納する。この物体（へのセンサの取り付け位置）と動作のリレーションを OADL とする。同時に、教師データの実態である加速度センサの特徴量等は、OADL に 1:1 で紐付けて OADL Layer に格納する。「airCleanerType01.FeedTank」と「Raise」からなる OADL を「airCleanerType01.FeedTank.raise()」と表記する。

Physical layer は現実世界そのものを表す。Type Layer では物体の型式を格納したのに対し、実世界ではシリアルナンバーを持つ物体が存在する。従って Type Layer 上の型式エンティティと実世界における物体は 1:N の対応となる。実在する物体に対して何らかの動作が行われた場合、その際の加速度センサデータ（から算出される特徴量）を教師データとして取得することができる。

この管理方法を用いることで、OADL を物体と動作の直積の部分集合で表現することが可能になり、教師データの検索を行う際に有効に働くと考ええる。

3.4 教師データの再利用とその判断基準

OADL の教師データを作成する際、他の OADL から教師データを再利用できれば、学習フェイズにおける教師データ作成の手間を大きく削減することができる。しかし、再利用した教師データを用いて構築した OADL 認識用分類器（以後、再利用認識エンジンと呼ぶ）の精度が、手間をかけて独自に作成した教師データを用いて構築した OADL 認識用分類器（以後、オリジナル認識エンジンと呼ぶ）の精度と比較して極端に低下してしまうと、使い物にならないシステムとなってしまう。すなわち、教師データを再利用できるか否かは、再利用認識エンジンがオリジナル認識エンジンと同等の精度を維持できるか否かによる。

ところで、教師データの再利用を考えたとき、何を基準に再利用する教師データを選択すべきか、自明にはわからない。例えば「airCleanerType01.FeedTank.raise()」の教師データの収集を、他の OADL の教師データを再利用することで省略したいと考えた場合、「airCleanerType01.FeedTank.raise()」

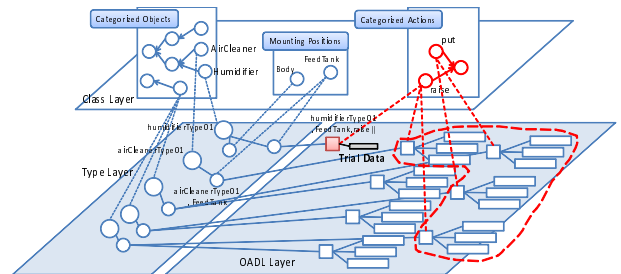


図 2 トライアルデータを用いた類似教師データの検索

としての OADL の教師データを再利用すべきかわからない。そこで、3.3 節において述べた管理手法を用いることが、再利用に適した教師データ選択の一助となると考える。具体的には、次に示す 2 つのアプローチによって、再利用に適した教師データの選択ができると考える。

- トップダウンアプローチ
 - － 「物体クラス・カテゴリ」、「動作クラス」、「センサの取り付け位置」を基準とした教師データの再利用
- ボトムアップアプローチ
 - － トライアルデータを用いた類似検索と再利用

トップダウンアプローチは、本管理手法の構造をもとにしたカテゴリ検索であると言える。ボトムアップアプローチに関しては 3.5 節で詳述する。

第 5 章において、これらの基準がそれぞれ妥当なものであるか、実験的検証を行う。

3.5 トライアルデータを用いた類似検索と再利用

トップダウンアプローチ、すなわちカテゴリやクラスの構造に基づいて教師データの再利用の可否を決めても、実際に教師データが類似しているかは、カテゴリの作り方に依存する。JICFS のような一般的なカテゴリ分類を用いている以上、教師データが類似するか否かはインスタンス依存であると考えられる。そこで、一度（または数回）だけ、所望の OADL の教師データ（以後トライアルデータと呼ぶ）を作成し、そのデータをもとに類似検索を行うことで、再利用に適した教師データを発見する方法が考えられる。

図 2 を用いてトライアルデータを用いた類似検索に関して具体的に説明する。例えば、humidifierType01.FeedTank.raise() の教師データを再利用によって補いたいと考えたとする。このとき、まず humidifierType01.FeedTank.raise() のトライアルデータを作成する。次に動作カテゴリや物体カテゴリ、センサの取り付け位置を基準として、再利用教師データを提供し得る OADL を限定する。この絞り込みは、教師データの種類が多くなればなるほど有効に働くと考えられる。図 2 では、同一動作カテゴリに属する OADL のみを抽出している。最後に、抽出した OADL に対してトライアルデータを用いて類似検索を行い、類似している OADL の教師データを、humidifierType01.FeedTank.raise() の教師データとして再利用する。

類似検索の方法は様々存在するが、本研究では抽出された OADL を用いて認識エンジンを作成することを考えた。これを類似 OADL 検索エンジンと呼ぶ。類似 OADL 検索エンジンにトライアルデータを投入し、その結果分類された OADL を、類似 OADL であるとする。

4. 実 装

本章では使用した物体のカテゴリ分類や動作のカテゴリ分類をはじめ、開発環境や使用したセンサ、認識エンジン等について詳述する。

4.1 対象 OADL とそのカテゴリ分類

本研究における物体のカテゴリ分類は、JICFS という JAN コード用商品情報の中の、商品分類の項目を利用した。また、本研究で使用する全ての物体とその上位カテゴリを図 3 の左側

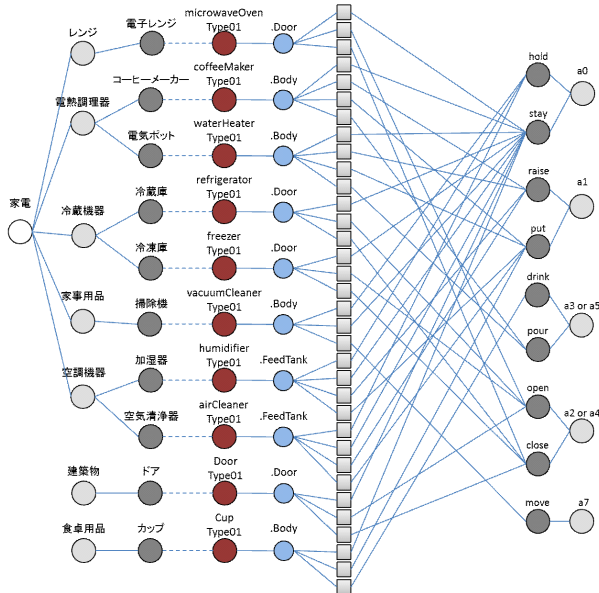


図 3 本研究で対象とする全ての OADL

表 1 動作カテゴリ 1

Category ID	Right-Left	Front - Back	Upper-Lower
a0	0	0	0
a1	0	0	1
a2	0	1	0
a3	0	1	1
a4	1	0	0
a5	1	0	1
a6	1	1	0
a7	1	1	1

に示す。これらは 2.4 節において想定したアプリケーション上で使用する物品である。

動作のカテゴリ分類は、JICFS のように一般的に使用されているものが無いため、本研究では物に対して行われる動作の方向を基準とした分類を独自に作成した。具体的には、本研究では 3 軸加速度センサを使用して OADL 認識を行うため、その 3 軸を基準とした分類を考案した。ジャイロセンサを用いていないため、回転に関しては考慮しないこととした。

表 1 に示すように、物体を基準として「左右方向」,「前後方向」,「上下方向」の 3 要素を軸としたカテゴリを作成した。表 1 において、0 はその方向に動きが無いことを示し、1 はその方向に動きがあることを示す。例えば「cupType01.Body.put()」という OADL は、「上下方向」に動きがあり、「左右方向」と「前後方向」には変化が少ないため、Category ID a1 に分類される。

本研究で扱う動作を、表 1 に示すカテゴリに当てはめたものを図 3 右側に示す。ところで、ほとんどの物体には正面 (front) という概念がなく、物体を基準に考えた場合、「前後方向」と「左右方向」に明確な境界が無い。そのため表 1 における Category ID a2 と a4 および、Category ID a3 と a5 の判別が困難である。そこでこれらは統一して同一カテゴリとした。

図 3 中央部に、本研究で対象とする OADL をすべて挙げ、それらと各カテゴリ分類、クラス、および取り付け位置との関係を示した。OADL は物体 (へのセンサの取り付け位置) と動作の直積の部分集合として表現することができている。

4.2 センサ環境

OADL 認識対象物体に対して 3 軸加速度センサを貼付した。図 4 に使用したセンサと、貼付した物体を示す。使用した 3 軸加速度センサは Bluetooth による通信が可能であるため、取得したセンサデータは Bluetooth によって瞬時に接続されたホストに送られる。加速度センサとしては以下のものを使用した。



図 4 3 軸加速度センサと加速度センサを貼付した物体

- 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 (10bit, $\pm 3G$, Wireless)

4.3 OADL 認識エンジン

本研究における OADL 認識は、加速度センサから算出される特徴量と分類器を用いて行う。まず以下に、加速度データの取得に関する条件を挙げる。これらに用いた数値は、文献 [6] や先行研究実において実験的に求めた最適値をもとに設定した。

- 加速度センサのサンプリング周波数：33Hz
- OADL 認識時の加速度データウィンドウ幅：3.0 秒

次に、上述した加速度データから特徴量を算出し、教師データあるいはテストデータとする。特徴量は 9 種類の値から構成され、その要素は以下の式から算出される 3 値を x 軸, y 軸, z 軸ごとに算出したものである。

$$mean = \sum_{k=1}^N sample_k / N \quad (1)$$

$$vari = \sum_{k=1}^N (sample_k - mean)^2 / N \quad (2)$$

$$mcr = \sum_{k=1}^{N-1} \frac{|\text{sgn}(sample_k - mean) - \text{sgn}(sample_{k+1} - mean)|}{2} \quad (3)$$

OADL 認識用分類アルゴリズムとして C4.5 [15] の決定木を用いた。また、機械学習用ワークベンチとして WEKA [16] を利用した。

5. 評価実験

本章では各種 OADL 間で教師データの再利用を行い、そのデータから構築される再利用認識エンジンと、オリジナル認識エンジンの精度の比較を行う。その結果から、教師データの再利用の実現性を示す。

5.1 実験環境

以下に、実験環境を示す。また、本実験で認識対象とした OADL をすべて挙げる。

- 学習フェイズ
 - 教師データ作成者：10 名
 - OADL 毎に作成する教師データ数：30
 - 教師データ収集方法：Semi-Naturalistic Protocol [6]
- 認識フェイズ
 - 分類アルゴリズム：C4.5 [15]
 - ワークベンチ：WEKA 3.6 [16]
- 対象 OADL
 - cupType01.Body：drink, put, stay
 - doorType01.Door：open, close, stay
 - refrigeratorType01.Door：open, close, stay
 - freezerType01.Door：open, close, stay
 - microwaveOvenType01.Door：open, close, stay
 - coffeeMakerType01.Body：raise, pour, put, stay
 - waterHeaterType01.Body：raise, pour, put, stay

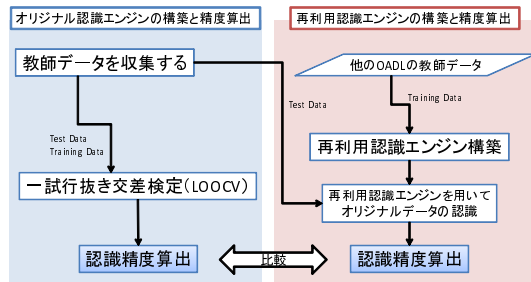


図 5 実験方法概要

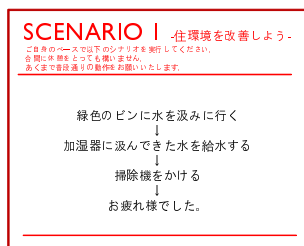


図 6 SCENARIO 1

- vacuumCleanerType01.Body : move, hold, stay
- humidifierType01.Feedtank : raise, hold, put, stay
- airCleanerType01.Feedtank : raise, hold, put, stay

5.2 実験方法

実験方法の概要を図 5 に示す。実験方法を学習フェイズと認識フェイズに分けて詳述する。

学習フェイズ

学習フェイズでは、Semi-Naturalistic Protocol [6] を用いて教師データを収集する。図 6 に、被験者に提示したシナリオのうちの一つを示す。

被験者がシナリオを実行している際、その様子を web カメラで撮影する。シナリオ終了後、実験者が web カメラで取得した映像を見ながら、OADL が実行されたタイミングを確認し、4.3 節で述べた方法で教師データを作成する。

認識フェイズ

学習フェイズで作成した教師データを用いて、教師データの再利用に関する評価を行う。

具体的な実験方法として、まず各物品ごとにオリジナル認識エンジン (C4.5 によって作成される決定木) を作成する。例えば「cupType01.Body」の認識エンジンを作成する場合は、「cupType01.Body.raise()」、「cupType01.Body.drink()」、「cupType01.Body.put()」、「cupType01.Body.stay()」の教師データを用いて作成し、その他の OADL の教師データは使用しない。

オリジナル認識エンジンを作成したら、それに対して一試行抜き交差検定 (LOOCV) を行い、オリジナル認識エンジンの精度を求める。

次に、オリジナル認識エンジンを構成する教師データを、他の OADL の教師データに置き換える。置き換える教師データを決定する際に、トップダウンアプローチとボトムアップアプローチを使い分ける。また、認識エンジンを構成する教師データのうち、一部だけ再利用教師データで構成するのではなく、そのすべて (全種類) を他の教師データで構成する^(注1)。このように作成した認識エンジンを、再利用認識エンジンと呼ぶ。

再利用認識エンジンを作成したら、オリジナル認識エンジンで使用した教師データを再利用認識エンジンにテストデータとして投入し、精度を求める。最後にオリジナル認識エンジンの

(注1)：これは予備実験により、一部の教師データだけ再利用したものを使用すると、上手くバランスのとれた決定木を作成できなくなってしまうケースが多いという結果に基づく。

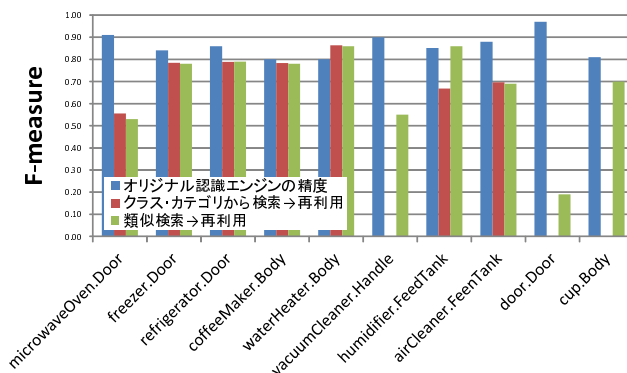


図 7 各再利用認識エンジンの認識精度

精度と再利用認識エンジンの精度を比較して、評価を行う。

5.3 実験結果

図 7 に実験結果を示す。図 7 において、各項目 (物体) の左端の青色で示した棒グラフは、オリジナル認識エンジンの認識精度を示す。

中央の赤色の棒グラフはトップダウンアプローチによって決定した再利用教師データをもとに構築した再利用認識エンジンの認識精度を示す。具体的には、「動作クラス」、「センサの取り付け位置」、「物体クラス・カテゴリ」のそれぞれが同一である OADL を再利用教師データとして使用した。この棒グラフが無い項目 (物体) は、「動作クラス」、「センサの取り付け位置」、「物体クラス・カテゴリ」のそれぞれが同一である OADL が存在しない物体である。

右端の緑色の棒グラフは類似検索によって類似しているとされた教師データを用いて作成した再利用認識エンジンの認識精度を示す。

まず本実験結果から、教師データ再利用の実現性を示すことができたと考えられる。その根拠として、冷蔵庫や電気ケトルの再利用認識エンジンが、オリジナル認識エンジンと同等の精度を保つことができた点が挙げられる。この結果から、教師データの再利用には、トライアルデータを作成する手間や、センサの取り付け位置の管理、カテゴリやクラスの導入・構築等の手間が必要であるが、それでも Semi-Naturalistic Protocol のように、ゼロから教師データを作成する方法と比較すると、格段に手間を省くことが可能であるといえる。

次に、図 7 の結果から、赤色の棒グラフと比較して緑色の棒が極端に下がるケースが無いことから、類似検索は正しく機能していることがわかる。特に加湿器 (humidifierType01) の場合、中央の棒グラフ (空気清浄器の教師データを加湿器の教師データとして再利用した場合) と比較して類似検索を用いて作成した認識エンジンの精度が格段に向上している。これは「加湿器 (給水タンク) を持ち上げる」という OADL の加速度特性が、「空気清浄器 (給水タンク) を持ち上げる」という OADL の加速度特性ではなく「電気ケトルを置く」という OADL の加速度特性に類似していることが、類似検索によって判明したからである。実環境におけるこれらの OADL を図 8 に示す。

図 8 左上の写真に示すように、「空気清浄器 (給水タンク) を持ち上げる」は特殊な OADL であり、鉛直方向への動きだけでなく、平面方向への動きを含む OADL である。これに対して「加湿器 (給水タンク) を持ち上げる」と「電気ケトルを置く」は平面方向への加速度の変化が小さい OADL である。この理由から、「電気ケトルを置く」の教師データを「加湿器 (給水タンク) を持ち上げる」のものとして再利用した結果、認識精度が改善したと考えられる。

一方で空気清浄器や電子レンジなど、一部の物体の認識精度は、類似検索によって教師データを検索しても全く精度が改善しなかった。これは単純に、本研究で用いた OADL 群の中に

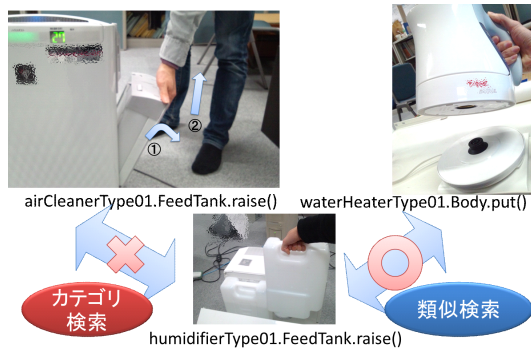


図 8 3つの OADL の加速度特性

表 2 IT によるノンコンプライアンスへの対処

原因	対策
飲み忘れ	センサによる服薬状況の把握と適切な音声案内
薬への理解不足	薬の情報を端末上に表示
医師とのコミュニケーション不足	服薬状況に応じて医師からフィードバック

類似した加速度特性を有する OADL が存在しなかったためであると考えられる。「空気清浄器（給水タンク）を持ち上げる」という OADL がまさにその例である。この問題に関しては、より多種多様な教師データを有する OADL 認識用 DB を構築すれば解決できると考える。

最後に、やはり物体や動作のカテゴリ分類に基づくトップダウンアプローチによって再利用に適した教師データを選ぶことは難しいことがわかった。上手くいくケースも多くあるが、「空気清浄器（給水タンク）を持ち上げる」という OADL のように、ちょっとした物体の構造の差異が、大きな加速度特性の差異を生んでしまうことがあるからである。従ってトップダウンアプローチによって再利用に適した教師データを正確に決定するためには、JICFS のような一般的なカテゴリ分類を使用するのではなく、物体の形状や重量、材質など細部まで考慮した、OADL 認識のためのカテゴリ分類をドメインやアプリケーションごとに作成する必要があると考える。

6. 服薬支援システムにおける評価

本章では、OADL 認識アプリケーションの一つである服薬支援システムを構築し、OADL 認識技術の有用性を示す。

6.1 服薬支援システム開発背景

医学分野では、処方された薬が正しく服用されている状態を「コンプライアンス良好」、そうでない正体を「ノンコンプライアンス」と呼ぶ。ノンコンプライアンスであることは、患者の病状の悪化を招くだけでなく、医療費の増大の原因ともなる。従ってコンプライアンス率向上を目的とした研究が広く行われてきた [17]。

ノンコンプライアンスの原因として多く挙げられるのが、飲み忘れや飲みすぎである [17]。また同時に、薬への理解不足や、医師とのコミュニケーション不足も大きな原因となる。そこで我々は、これらノンコンプライアンスにおける問題を情報システムの支援によって解決することを目指す。

6.2 システム設計

前節で挙げたノンコンプライアンスの原因に対して表 2 の方法で対処する。具体的には、服薬状況の把握のために加速度センサを貼付したカップを用意し、OADL 認識を行うことで服薬ログを取得する。薬情報の提示のためには、まず服用する薬の特定をすることが必要である。そこで薬袋に RFID タグを貼付し、服薬の際にリーダにかざしてもらうこととした。RFID タグによ

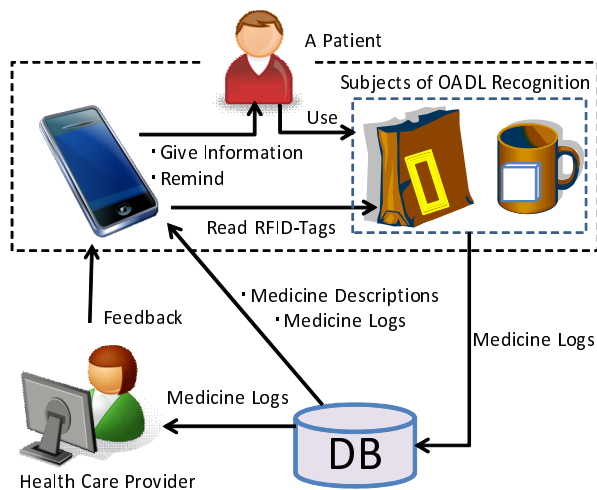


図 9 服薬支援システムの設計



図 10 実装デバイス

て特定された薬の情報を DB から取得し、端末上に表示する。服薬ログを、医師をはじめとした Health Care Provider (HCP) が閲覧し、適宜患者に対してフィードバックを行う。

さらに、煩雑なシステムの導入は、それ自体がノンコンプライアンスの原因となる場合もあるので、情報の提示や RFID タグのリードはスマートフォン（あるいはそれに準ずるデバイス）上で実装することで一元化し、ユーザビリティの向上を図る。以上の設計を図 9 にまとめた。

6.3 システムの実装

以下に服薬支援システムを実装した環境を記す。また、図 10 に使用したデバイスを示す。今回はスマートフォンの代わりにタブレット型 PC 上で実装し、RFID リーダは USB 接続できるものを使用した。タブレット型 PC を用いることで、スマートフォンと同等のユーザビリティを維持できると考える。

- 情報提示部
 - 情報提示端末: acer 社製 ICONIATAB-W500
 - OS: Microsoft Windows7 Home Premium
 - センサ
 - RFID-Tag: 大日本印刷社製 Accuwave 2812F-iS-A
 - RFID-Reader: 富士通社製 F3972T130
 - 3 軸加速度センサ: ワイヤレステクノロジー社製 WAA-001
- 患者が RFID タグ付き薬袋を RFID リーダにかざすとタブレット型 PC 上に薬に関する情報（用法用量、効能、副作用）が提示されるこの画面で薬に関する情報を確認しながら、加速度センサ付きカップで服薬してもらうこととした。

カップが使用されたことを認識するために、OADL 認識技術を用いる。教師データは 5.2 節において収集したカップ用の教師データを全て用いた。具体的には cupType01.Body.raise() の教師データを正例として用い、cupType01.Body に紐付けられたその他の教師データを負例として用いた。

RFID タグを読み取ったことや加速度センサを用いた OADL 認識の結果は、服薬ログとして DB に蓄積される。

6.4 OADL 認識の精度評価

2 名の慢性疾患を持つ被験者に本システムを約一か月間使用

表 3 服薬支援システムにおける OADL 認識精度

		実際の状態	
		服薬した	服薬していない
認識結果	服薬した	True Positive 81	False Positive 0
	服薬していない	False Negative 0	True Negative 7

表 4 本システムのユーザビリティ (SUS により測定)

	被験者 A	被験者 B
SUS Score	65	42.5

してもらい、OADL 認識の精度とシステムのユーザビリティについて評価を行った。

実験方法

- 被験者数：2 名
 - 被験者 A：高血圧症患者，2 回服薬/日
 - 被験者 B：高血圧症患者，1 回服薬/日
- 実験期間：2011 年 10 月～11 月のうち約 4 週間

上記被験者に対し、服薬時に本システムを使用してもらった。同時に、簡易的な日記をつけてもらうことで正解データを収集した。

実験終了後に、簡易的なアンケートを用いて SUS(System Usability Scale) [18] を測定した。

実験結果

表 3 に OADL 認識の精度評価結果を示す。また、表 4 に、SUS を用いて測定した本システムのユーザビリティを示す。

考察

まず認識精度に関して考察する。表 3 の結果から、精度としては十分な結果を得ることができた。この要因の一つとして、認識対象となる OADL が単純なものであることが挙げられる。

また別の要因として、本システムの設計上の利点が挙げられる。具体的には、本システムではカップの OADL 認識を一日中に行っているのではなく、RFID タグが読み込まれた後にのみ行っている。そのため、服薬後にカップを片づけるときの OADL や、カップを洗っているときの OADL 認識は行っていない。患者が「これから服薬しよう」という意思を持っている、限定的な期間のみの OADL 認識であるため、誤認識がきわめて少なくなると推定される。

しかし、高い精度にもかかわらずユーザビリティは低い結果となった。SUS では Score が 60 に達してはじめて、ユーザビリティが許容範囲内であるとされる [18] ため、本システムのユーザビリティは実用レベルに達していないという結果であった。実験後のアンケートからこの原因を推察すると、電源の管理の問題が挙げられる。本システムで使用した加速度センサの連続稼働時間は 6～8 時間程度 (33Hz サンプリング時) であるため、電源の管理を被験者に行ったもらった。具体的には、RFID タグが読み込まれた際に加速度センサの電源を投入するように音声案内をし、電源が投入され次第 OADL 認識を開始させた。さらに OADL 認識終了後にも、センサを充電プラグに接続するよう指示をした。こういった普段の服薬にはない作業を強いたことが、ユーザビリティの低下を招いたと考えられる。

7. まとめと今後の課題

OADL 認識における教師データの管理手法を提案し、2 つのアプリケーションを想定した上で評価実験を行った。

教師データの再利用によってある程度の精度を維持しつつ、教師データ収集のコストを軽減させることができた。また、類似検索やカテゴリ検索によって再利用に適した教師データを検索できることを示した。しかし、一部の教師データは再利用す

ることで著しく精度が下がってしまった。これは類似する教師データを持つ OADL が存在しなかったことが主な原因であると考えられる。この問題に関しては、より多種多様な教師データを有する、大規模な OADL 認識用 DB やコーパスを構築できれば、解決可能であると考えられる。

また OADL 認識技術を組み込んだ服薬支援システムを開発し、小規模被験者実験を行ったうえで、その精度とユーザビリティを評価した。結果として高い OADL 認識精度を示すことができ、OADL 認識アプリケーションの実現性を示した。一方でユーザビリティが低く、実用するためにはセンサの電源管理に関する改良が必要との結論に至った。

謝辞 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金 (課題番号 2330003530) による。また、横浜国立大学大学院環境情報研究院基軸プロジェクト「信頼と納得の情報学」の支援を受けた。

文 献

- [1] Dave Evans, “The Internet of Things”, Cisco IBSG White Paper, April 2011.
- [2] 喜連川優, 情報爆発のこれまでとこれから, 電子情報通信学会誌, Vol.94, No.8, pp.662-666, 2011.
- [3] 河口信夫, 大規模データベースと装着型センサで人間行動を理解する, 情報処理, Vol.52, No.1, pp.32-36, 2011.
- [4] 流通システム開発センター, JICFS/IFDB, <http://www.dsri.jp/company/jicfisdb/top.htm>
- [5] Michael Buettner, Richa Prasad, Matthai Philipose, David Wetherall, “Recognizing Daily Activities with RFID-Based Sensors”, UbiComp 2009, pp. 51-60, 2009.
- [6] L. Bao, S. Intille, “Activity recognition from user-annotated acceleration data”, Proceedings of Pervasive 2004, pp. 1-17, 2004. 4.
- [7] “特集「エネルギーの情報化」”, 情報処理, Vol.51, No.8, pp.926-985, 2010-08-15
- [8] 川口智基, 田島周平, 富井尚志, “SEE-Con: 電力使用時のコンテキストを考慮した多数の電化製品を使用するオフィス空間における電力消費可視化システム”, 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2012), C6-2, 2012.3.
- [9] 前川卓也, 柳沢豊, 岡留剛, “Tag and Think: センサネットワークを前提としたモノ自身とその状態の推定”, IPSJ SIG technical reports 2007(14), 211-218, 2007-02-22.
- [10] 内藤一兵衛, 赤間浩樹, 長谷川知洋, 毛受崇, 山室雅司 “追記・参照データ管理システムにおける分散蓄積データの再フィルタ方式”, 日本データベース学会論文誌, Vol.7, No.4, pp.43-48, March, 2009.
- [11] 赤間浩樹, 内山寛之, 西岡秀一, 内藤一兵衛, 谷口展郎, 長谷川知洋, 兵藤正樹, 三浦史光, 山室雅司, 櫻井紀彦 “追記・参照型データ管理システムの設計と評価”, 情報処理学会論文誌, Vol.49 No.2, pp.749-764, 2008.
- [12] MEMS. <http://www.aardexgroup.com>
- [13] Anand Agarawala, Saul Greenberg, Geoffrey Ho, “The Context-Aware Pill Bottle and Medication Monitor”, ACM Proc. of the 6th Int. Conf. on Ubiquitous Computing (UbiComp2004), video, 2004.
- [14] 村上雅彦, 壺井修, 岩川明則, 中澤文彦, “節電意識を高めるスマートコンセント”, FUJITSU.62, Vol 6, pp.659-664, 2011.
- [15] Ross Quinlan. C4.5. <http://www.rulequest.com/>.
- [16] Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann, and Ian H. Witten. The WEKA data mining software: an update. SIGKDD Explorations, 11(1):10-18, 2009.
- [17] Cramer J. Identifying and improving compliance patterns. In: Cramer JA, Spilker B, eds. Patient compliance in medical practice and clinical trials. New York: Raven Press, 1991:387-92.
- [18] Aaron Bangor, Philip T. Kortum and James T. Miller. An Empirical Evaluation of the System Usability Scale. International Journal of Human-Computer Interaction, Vol 24, pp.574-594, 2008.