

ウェアラブルセンサと知的日常物の連携によるユーザ特定

藤波 香織[†]

ピルティカンガス スサンナ^{††}

中島 達夫[†]

概要

イスやドアのような日常物はそれぞれ役割を持って存在している。その使用状況をセンサを通じて取得することで様々なコンテキスト情報を取得することができ、我々は「知的日常物」と呼ぶ枠組みでそのコンテキスト取得方法や連携方法を研究している。また将来において、時計やネックレス、靴や服といった普段身につけるものにもセンサを埋め込むことが可能になると考える。このとき、これらを融合することでそれぞれの特徴を生かすことができると考える。すなわち、長期間にわたる自然なコンテキスト取得と、日常物使用者の特定である。本論文では、日常物を「使用」する際の体の特定部位と日常物の動作パターンの近さに着目して、両者を結合するための基盤システム(Kuka)を提案する。Kukaは知的日常物の種類においてスケラブルであるとともに、空間内に特定のサーバを必要としない分散型アーキテクチャを特徴とする。

Linking a Person and a Sentient Artefact with Wearable Sensors

Kaori Fujinami[†]

Susanna Pirttikangas^{††}

Tatsuo Nakajima[†]

Abstract

An artefact, such as, a chair or a door can provide the context of the user in an implicit and natural way, since its state-of-use is closely related to the user's activity. In the future, our accessories and clothes will have sensing capabilities and utilizing both the sensor augmented artefacts and wearables, a seamless link between the artefact and the person (wearer) can be established. The integration allows a smart environment to know who uses the artefact, and the person's terminal to know what she/he is using. Furthermore, the acquired user context can be much more specific than a context derived from only wearables, for example. In this paper, we propose an architecture named "Kuka" for identifying the user of an artefact. We study the proximity of the acceleration signal patterns from wearable sensors on different parts of the body and sensor augmented artefacts. Kuka supports various types of artefacts in an extensible manner. We describe the design and implementation, as well as statistical analysis. Finally, the approach and prototype are tested with real world situations by actual users.

1 はじめに

ユビキタスコンピューティングを実現する上で、コンテキストウェアネスは重要な役割を担う。このとき、ユーザやデバイスが置かれた状況を表すコンテキスト情報はユーザの介入なしに取得できることが望ましい。これまで我々は、イスやドアのような日常物にセンサを取り付けることで通常の使用を介して自然にコンテキスト情報を抽出する試み(知的日常物)に取り組んできた[18, 5]。また同時に、空間内に分散するこれら日常物を統合したアプリケーション開発のための基盤システム構築に取り組んできた[7]。知的日常物は、その使用状況を自ら判定することができ、こ

れと日常物本来の意味や役割といった情報を組み合わせることで、使用者のコンテキストを推定することを狙っている。そして単なる使用状況だけでなく、冷蔵庫のような場所が固定的なものについてはユーザの場所に関する情報を、歯ブラシのように他人と共有しないものに関してはその所有者情報から「使用者」をも推定できる。

さらに将来においては、時計やネックレス、靴や服といった普段身につけるものにもセンサを埋め込むことが可能になると考える(ウェアラブルセンサ)。このとき、これらを融合(連携)することでそれぞれの特徴を生かすことができると考える。すなわち、ウェアラブルセンサの特徴である長期間にわたる自然なコンテキスト取得と、知的日常物の特徴である「モノ」から推定できるより特化したコンテキストの取得である。また、装飾品や衣類が個人の所有物として扱われることが多いことから、その装着者を知的日常物の使用者として関連づけることができると考える。これにより、「誰がイスを使っているのか?」や「私が使って

[†]早稲田大学理工学術院
Department of Computer Science, Waseda University
^{††}オウル大学電気・情報工学科
Department of Electrical and Information Engineering, University of Oulu, Finland
fujinami@dcl.info.waseda.ac.jp

いるのは何か？」といった問いにシステムが答えることが可能になり、より特化したコンテキストを用いたサービスが提供可能になると考えている。

本論文では、日常物を「使用」する際の体の特定部位と日常物の動作パターンの近さに着目して、両者を結合するための基盤システム (Kuka) を提案する*。Kuka は知的日常物の種類においてスケーラブルであるとともに、空間内に特定のサーバを必要としない分散型アーキテクチャを特徴とする。以下では、Kuka の設計および実装と基礎実験結果について述べる。また、現状を踏まえた今後の展開についても述べる。

2 研究背景

2.1 日常物を用いたコンテキスト取得

前述のように、我々は知的日常物によるコンテキスト取得に取り組んできた [5, 7, 18]。そこでは、イスやドア、歯ブラシや鏡といった日常物をセンサにより拡張し、それらから得られる役割に特化した情報や常識や知識を活用して、カメラのような計算パワーを要し、かつプライバシーの侵害感を与えずに、コンテキストを取得している。しかし、歯ブラシのような他人と共有しないものを除き、使用状況から使用者を特定することは困難である。また、指紋や声紋といったバイオメトリクス認証に関しては、多かれ少なかれ認証行為を意識する必要があるために、知的日常物のコンセプトからは外れる。

MediaCip[3] とそれに続く SmartITs プロジェクト [14] ではセンサや計算機能による日常物拡張のプロトタイプ環境と様々な拡張例を示しており、我々の知的日常物の考え方に影響を与えている。この中では、コンテキストの近さによるグルーピングが提案され、ドアノブと手首の動きの近さを用いた「ドアの開閉」というアクセス制御が例として上げられており [1]、Kuka の応用として捉えることができる。

2.2 ウェアラブルセンサによるアプローチ

ウェアラブルセンサによる行動認識に関する研究は多い [2, 4, 9, 10, 11]。共通するコンセプトは体の動きを直接取得することによる自然で継続的なコンテキスト取得である。その多くは、歩く、走る、座るといった基本行動をパターン認識のアプローチにより認識するものである。一方で、歯磨きや掃除機による掃除といった日常物の使用が関係する行動認識も対象とされることがある [2]。しかしながら、モノと人が関連づいていないが故に、たまたま複数人が歯磨きをしていた場合などには、どの歯ブラシが誰に使われているのかを識別することはできない。さらに、認識モデルを日常物毎に構築するのはその種類において拡張性に欠ける。

我々は、すでに知的日常物とウェアラブルセンサを

*「Kuka」はフィンランド語で「誰」を表す。

連携するにあたっての基本検討を行い、オフラインでの実験を通して基本的な枠組みを構築している [6]。これに基づき、本論文では具体的なアーキテクチャの実現について報告する。

3 Kuka システム設計

3.1 課題とアプローチ

Kuka はウェアラブルセンサにより知的日常物とその使用者をタイムリーかつ軽量な手法で特定することを目的とする。さらに、屋内外を問わず動作することを目指す。両者を結びつけるにあたり、携帯電話や PDA のような個人端末の存在とその帯同を前提とする。これは、個々のウェアラブルセンサはその装着部位に特化した情報を与えるために、全身の状態を鑑みて行動認識を行うためには、情報を統合する機能が必要であるからである。

また、我々は使用するモノと人の動作パターンの近さを結合指標として用いる。バイオメトリクスによる認識では、ユーザ側の明示的な指示や個人パターンの事前登録が必要であるということ、マッチングのための計算コストをモノあるいは環境側に求めることが現実的ではないという考えによる。一方で動作パターンの近さは、複数人が存在する空間においてある時点の日常物の動作パターンと最も近い体の動作パターンを持った人物を特定するという点で相対的な概念であるといえる。よって、この近さを表す何らかの指標が必要となり、関連する全ユーザのものと比較する必要が生じる。

そして、知的日常物側はもちろんのことユーザ端末側のソフトウェアについても軽量である必要がある。よって、上述の「近さ」の評価のために、知的日常物が常時センサの生データを提供し続けることは現実的でない。これは、日常物が一般的に使われていない時間と比較して使われている時間が短いためである。さらに、多くの知的日常物が多くのユーザとともに存在する環境では、知的日常物が使用されるたびにこの評価処理が走ることは無駄が多いために、その対象を極力しぼることが望ましい。

システム適用可能領域の点では、ウェアラブルセンサの特徴を生かす上で屋内外問わずシームレスに利用可能であることが求められる。従って、環境側のサーバやインフラストラクチャに依存するピア・ツー・ピア (P2P) で知的日常物や他者の端末と通信することが必要である。特に後者の場合は、近さの指標を全ユーザ間で比較する際に必要となる。よって、ZigBee[17] や Smart-Its Particle コンピュータ [15] で用いられているような近距離無線通信により実現される共有媒体を介した通信を用いる。しかしながら、このことで任意の日常物についての他者の使用に関する情報が共有されるために、プライバシーの暴露について考慮する必要がある。よって、匿名の上でこの指標を配布する必要がある。以上を踏まえ、図 1 に Kuka のシステム概念図を示す。

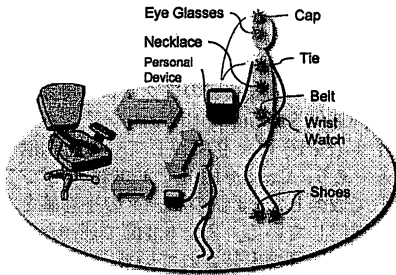


図 1: Kuka システム概念図

3.2 動作パターンの近さ

使用者を特定するにあたり、日常物とそれを使用している体の部位の動作パターンの近さを用いることは直感的である。近さを表す指標として相関係数や周波数成分が考えられるが、Kuka では相関係数を用いることにした。これは、周波数成分を算出するのに用いられる FFT の計算量と必要なデータサイズの多さからくる処理遅延を考慮したためである。

図 2 (左図) は、右手に持った白板消しで白板を消したときの 4 秒間 (40 サンプル) の波形を示す。白板消しと右手首にそれぞれ 3 軸加速度センサが装着されており、各 3 軸同士の全ての組み合わせ ($3 \times 3 = 9$ 通り) に対して相関係数を計算した際に、その絶対値が最も大きい軸の波形を表しており、これらは同図上から順に a) および b) である。また比較として c) に、全く関係ない動作 (歯磨き) 時の右手首のデータに関しても同様に最も相関が強い軸の波形を掲載している。また、同図右は白板消しおよび歯ブラシ使用時の右手首の相関係数の絶対値を示している。この図よりモノとその使用者を関連づける際の指標としての相関係数の有用性がうかがえる。

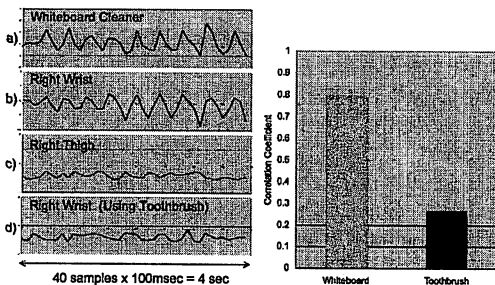


図 2: 白板消しとその使用時の右手首、および歯磨き時の右手首の波形 (左図)、相関係数 (右図)

なお、握り方や装着の仕方によりウェアラブルセンサと知的日常物側のセンサの軸の相対的な関係は時々刻々と変化することが予想されるために、予め計算に用いる軸を指定することは困難であるために全ての

組み合わせについて計算する必要がある。よって、装着するウェアラブルセンサノードの数を N とすると、 $3 \times 3 \times N$ 回の計算が必要になる。しかしながら、直感的に分かるように、あるモノの使用に関係ない体の部位もあることから特定しようとしているものに合わせて相関係数の計算に用いるノードを指定することで計算量を減らせると考える。

3.3 端末側基本機能構成

はじめに図 3 に知的日常物、ユーザ端末、ウェアラブルセンサ間の関係を端末内部の基本構成要素と合わせて示す。

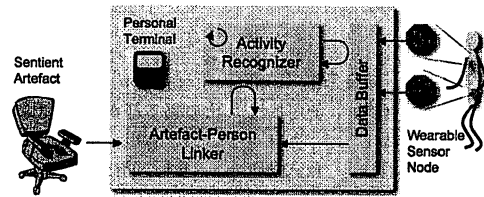


図 3: 知的日常物・端末・ウェアラブルセンサの関係

端末側では一定期間毎にウェアラブルセンサから得られるデータを基に行動認識処理が Activity Recognizer により実行されている。これとは独立に知的日常物とその使用者を関連づけるためのモジュール (Artefact-Person Linker) が存在し、知的日常物からの使用開始を受けて動作する。ここで、上述の相関係数による動作パターンの近接性判断がなされる。ウェアラブルセンサからの生データは一定サイズのバッファ (ウィンドウ) に格納され認識処理と近接性判断処理で使用される。

3.4 知的日常物の使用者の特定手法

つぎに Artefact-Person Linker の動作を中心に、知的日常物と使用者の特定手法について説明する。図 4 に手順を示す。手順は 5 段階に分かれており、知的日常物からの使用開始が契機となる (1)。なお、3.1 節で述べたように、この通信を含め以降の全ては無線到達範囲内の全ての端末が受信する。使用開始を受けて「結合条件 (Linkage Condition)」を評価する (2)。「結合条件」とは、知的日常物と基本行動のペアを表現したルールであり、ある日常物の使用時にとり得る基本行動を表したものであり、予め設定されている。イベントに内包されている知的日常物の種別と使用状況をキーとして、条件を満足するためにとり得る基本行動を取得し、最新の行動認識結果に照らし合わせて判断を行う。表 1 に例を挙げる。例えば、1 行目については「イスが占有されている」という使用状況は、一般に「着座」に関連していると考えられるためにこれらがルールとして記されている。なお、基本行動としては複数定義可能である。

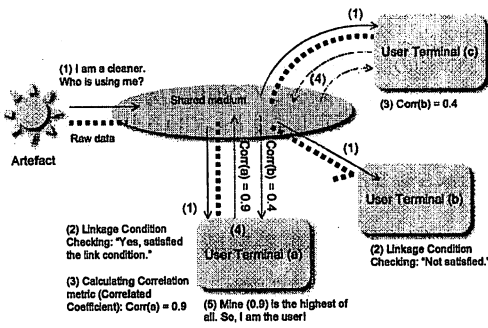


図 4: 知的日常物の使用者の特定手法

表 1: 「結合条件 (Linkage Condition)」の例

| 知的日常物 | 使用状況 | とり得る基本行動 |
|-------|------|----------|
| イス | 占有 | 着座 |
| 白板消し | 垂直動作 | 歩行, 清掃 |

この結合条件により近傍の全ての端末が以降の処理を行う必要がなくなる。すなわち、条件を満足して当該知的日常物を使用している可能性がある人の端末のみが相関係数の算出を行うことができる。知的日常物はイベント送出と同時に相関係数算出のための生データを送出し、条件を満足した端末側ではウェアラブルセンサからの生データとともに一定期間分蓄積する。その後、このウィンドウ内のデータに対して相関係数を算出する(3)。その後各端末は相関係数を送出し、一定期間後に締め切ったうえで最大値を見いだす(4)。ここで、センサの軸の向きがはじめから逆の場合(負の相関)も考慮し、絶対値を対象とする。

最後に、自身が算出した相関係数を最大値として選択した端末が、最も当該日常物とセンサ装着者の行動パターンが近いとして、両者の結合が成立する(5)。そして、この段階で知的日常物からの生データ送出は停止され、通信帯域と計算リソースの消費を抑える。一連の過程で、端末の識別情報は流通しないために、処理に関連した人の行動に関する情報は他者に流れない。また一度結合が成立すると、知的日常物からの「不使用」を表すイベント受信まで当該人物は「使用者」として見なされる。

4 プロトタイプ開発

4.1 実装

図6にプロトタイプ実装環境を示す。ウェアラブルセンサノードとしては、ノキアジャパン東京リサーチセンターと早稲田大学中島研究室で共同開発したCookieと呼ぶデバイスを用いている。Cookieは図5に示すように、10円玉大の超小型デバイスであり、

光(可視光, 赤外・紫外光), 生体情報(心拍, 皮膚抵抗, 皮膚温度), 力, 3軸加速度, 3軸地磁気といった様々なセンサを装着可能である。さらに、パイプレーションモータ稼働などのアクチュエーションが可能な双方向通信をBluetooth v1.1シリアルポートプロファイル(SPP)により実現している。通信速度は9600bpsであり、Cookie内部で200kHzのサンプリングレートで取得した64個のデータの平均値を100ミリ秒毎に送信している。また3.3節で述べた端末機能は、J2SE1.4以降で実装されている。

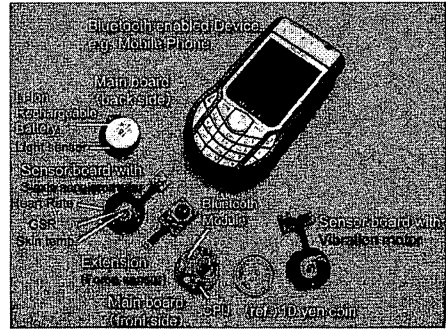


図 5: 無線センサノード Cookie

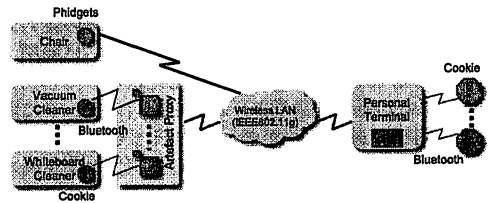


図 6: プロトタイプ実装環境

知的日常物側は、ユーザの動きに同期した値を出力するセンサであることが条件であるが、ここでは前述のCookieやPhidgets[12]を用いている。「使用開始・停止」の検出にあたっては、各日常物によって定義が異なるが、ここでは各系列(軸)の値の分散値に対してヒューリスティックに求めた閾値を適用して得られた「動作・停止」情報を要素数3のウィンドウ内に保有し、2 out-of-3のルールにより最終的に決定するという簡易な手法をとっている。最終的に製品として実現される場合には、電源のON/OFFや特徴的な動作パターンの検出などより精度の高い方式が個別に実装されることになると考える。

知的日常物と端末間の通信に関しては、3.1節で述べたように近距離無線で通信することを想定しているが、現状では無線LAN(IEEE802.11g)上でのUDPマルチキャストにてこれを代用している。特にCookieの場合にはBluetoothを使用しているために、予め通信相手(ユーザ端末)を指定した通信形態となり、Kuka

のシステムモデルに反する。よって、ArtefactProxyと呼ぶコンポーネントを介して無線 LAN 上で通信を行っている。

また、実行状態を可視化するために図7のようなGUIを作成した。ここでは、ユーザ情報(名前、写真)と、ウェアラブルセンサにより判断された現在の行動情報(図では「白板消去」)、相関係数算出のための生データ取得状態、「使用中」と判定された知的日常物の情報、最も相関が高かった2軸のグラフが表示される。図では右手の X 軸と白板消去 (ID=002) の X 軸が表示されている。

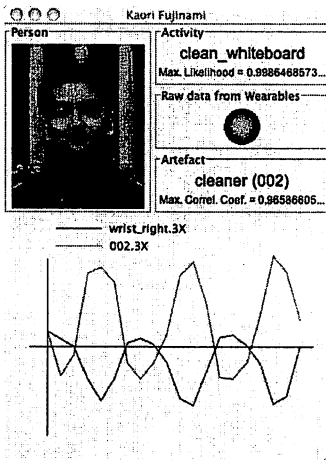


図 7: 実行状態可視化のための GUI

4.2 行動認識機能

本機能は 3.3 節にて述べたように、ウェアラブルセンサからのデータを一定時間毎に評価して基本行動の判定を行っている。実装に先立ちデータ収集実験を行い、ニューラルネットワークによる行動認識モデルを構築した。モデル構築の際のポイントは、高い認識率はもちろんであるが、高速動作することを重視した。第 5 節にて改めて述べる。

4.3 Kuka 動作パラメータ

Kuka の動作に必要なパラメータには表 2 に挙げるものがあり、大別して行動認識用と結合判定用に分けられる。そしてこれらはファイルとして与えられる。前者は認識モデルを実装したクラス名、必要な特徴量、データウィンドウサイズ、ActivityRecognizer の処理間隔である。必要な特徴量に関しては、「ノード装着部位、センサ種別、特徴量」といった情報を指定できる。Kuka 自体と認識モデルを分離することができ、認識対象の基本行動の増加や使用するウェアラブルセンサノードの増加・装着場所の変化、処理速度を柔軟に変更することができる。

また、結合判定用パラメータとしては、結合条件とこの条件を満たした際に行われる相関係数算出に必要なノード(装着場所)とデータ数、また複数端末からの処理結果を待ち合わせるための時間、が挙げられる。「結合条件」に関しては、左辺が対象となる日常物の種別とその「使用」を表現する文字列を、右辺がとりうる基本行動を表しており、これは表 1 の第 2 行に対応している。また、コップから飲み物を飲むような場合には、歩きながら、座って、立って、... と様々な行動があてはまるために、全ての行動を対象とするワイルドカード「*」を導入する。この場合には、基本行動によるフィルタリングが行われずに、相関係数のみで評価されることになる。基本行動の粒度と結合判定の正しさに関しては、7 節にて検証する。パラメータは「待ち合わせ時間」を除き、最適なデータ数や必要なノードは対象毎に異なるという考えに基づき、結合判定対象とする日常物の種類ごとに作成される。これについては 6 節にて検証する。結合判定用パラメータや結合判定対象自体は、認識用パラメータと同様に柔軟に定義することができる。

表 2: Kuka 動作パラメータ一覧

| 名称 | 例 |
|------------|--|
| 行動認識モデルクラス | kuka.NineClassifier |
| 認識特徴量 | wrist_right.3X.average, thigh.3X.sd |
| 認識ウィンドウサイズ | 7 |
| 認識間隔 | 1000 msec |
| 結合条件 | wb.vertical=walk,clean |
| 相関係数算出データ数 | 20 |
| 相関係数算出ノード | wrist_right,thigh |
| 待ち合わせ時間 | 1000 msec |

5 行動認識モデル構築

本節では、行動認識モデル構築にあたってのデータ収集実験と構築されたモデルに関して述べる。詳細に関しては、文献 [13] を参考されたい。

5.1 データ収集実験

データ収集は、左右手首、右太もも、首(首掛けの名札の中)の 4 カ所に装着した Cookie と、白板消し、イス、掃除機、TV リモコン、歯ブラシ、コップ、自転車、の 7 つの知的人工物に装着した Cookie を用いた。体における装着場所は文献 [2] に基づき首を除く 3 つを選択し、首に関しては将来的なネックレスやバッジなどへの組み込みを想定し、体幹の動きを取得するものとして新たに導入した。

また認識対象の行動は日常生活の中で見られる 3 に示す 17 種類を選択した。

データ収集にあたっては、上述の 17 種類の基本行動を「タスク」として被験者に提示し、被験者が自律

表 3: 認識対象の行動

| | |
|----------------|-----------------|
| (1) 白板を消す | (2) 座って新聞を読む |
| (3) 直立 | (4) リラックスして座る |
| (5) 座って TV を見る | (6) コップで水を飲む |
| (7) 歯を磨く | (8) 横になる |
| (9) 掃除機による床掃除 | (10) キーボード打鍵 |
| (11) 歩行 | |
| (12,13) 階段昇降 | (14,15) エレベータ昇降 |
| (16) 走行 | (17) 自転車に乗る |

的に開始と終了のタイムスタンプをファイルに出力できるようなインタフェースを持った独自の記録システムを構築した。これにより、被験者はタスクの実行中に紙と鉛筆でメモを取る必要もなく、また文献 [8] で課題となっているような記録用の PDA を手に持つが故に動作が不自然になるといったことを防ぐことができていた。なお、被験者は 13 人（男性 9 人、女性 4 人；年齢：22～32 歳）であり、全員右利きである。

5.2 モデル

ニューラルネットワークのモデルとして、多層パーセプトロン (MLP) と Kohonen ニューラルネットワーク (kNN) を検討した。それぞれに対して様々な特徴量の組み合わせを用いて認識率を比較した。また同時に特徴量を算出するのに用いるウィンドウサイズについても 1 (0.1 秒) から 15 (1.5 秒) まで変更した。

結果として、17 種類の行動の認識率に関しては MLP と kNN ではそれぞれ 80.77% (7)、90.61% (10) という結果を得た。(括弧内はウィンドウサイズを表す。) 認識率は劣るものの、我々は最終的に MLP を用いた。これは実行速度を意識したためである。すなわち、kNN の場合には入力値と複数の点で表現されたクラス間の近さを計算するために膨大な計算が必要となるためである。ここではモデルを表現するパラメータの数は MLP の 866 に対し、kNN が 106,682 であった。

また特徴量に関しては、ウィンドウ内のデータの平均値、標準偏差、といった比較的算出が容易なものを用いた。高速フーリエ変換 (FFT) による行動認識手法も報告されているが、計算が複雑になり処理遅延が発生することから除外した。(文献 [2] では 6.7 秒、文献 [16] では 10 秒以上。) なお、4 つの部位のノード毎に 3 軸分のデータがあり、トータルで 24 個 (=4*3*2) の特徴量があるが、このうち首に装着されたノードから得られる Y 軸の標準偏差についてはモデル構築の段階で寄与が低いと判明したために除外された。

6 相関係数の検証

基礎実験として、1) 相関係数算出時に用いる最適データサイズの日常物の種別毎の違いと、2) 装着部位毎の寄与の有無の存在、を検証した。5.1 節で述

べたデータ収集実験時に得られた白板消し (タスク No. 1) と掃除機 (同 No. 9) 使用時の左右手首と右太腿、および当該日常物の生データに対して、ウィンドウサイズを 5, 10, 20, 30 (0.5 秒～3 秒) と変化させた際の相関係数をまず算出した。つづいて、有意水準 5% の検定を行うことで相関の有無を統計的に検証した。図 8 は、横軸にウィンドウサイズを、縦軸にトータル 45 個 (日常物側 3 軸*ボディ側 3 軸*5 人) の相関係数の中で有為であると認められたものの割合を表している。

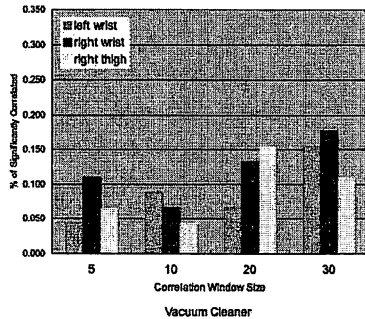
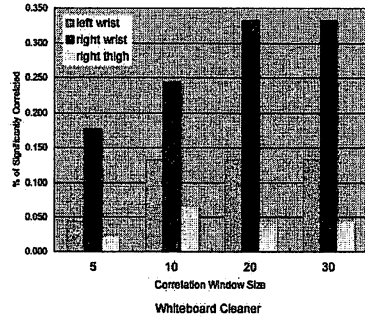


図 8: 相関係数に対する有意水準 5% 検定 (上図: 白板消し, 下図: 掃除機)

この図から、白板消しの場合は右手に対して相関が認められることが多く、またウィンドウサイズが 20 程度が良いことが分かる。一方で掃除機の場合は、白板消しと比べると左右手首および太腿ともに相関が認められる傾向があり、ウィンドウサイズは 20 から 30 程度が良いということが分かる。このことから、日常物毎に適切なサイズと計算に有効な装着部位が異なることが確認された。

7 評価

7.1 実験

結合条件および相関係数による判定能力を評価するために、「白板消し」と「掃除機」の 2 種類の掃除に関する日常物を取り上げ、表 4 に示す 3 ケース (5 項

目)について実験を行った。ここでT1は1人が使用, T2は2人が異なる日常物を使用, T3は2人が同じ種類のものを使用するケースを意味する。

表 4: テストケース

| ケース | 被験者 1 | 被験者 2 |
|-----|-------------|-------------|
| T1 | 白板消し 掃除機 | — — |
| T2 | 白板消し 掃除機 | 掃除機 白板消し |
| T3 | 白板消し 1 | 白板消し 2 |

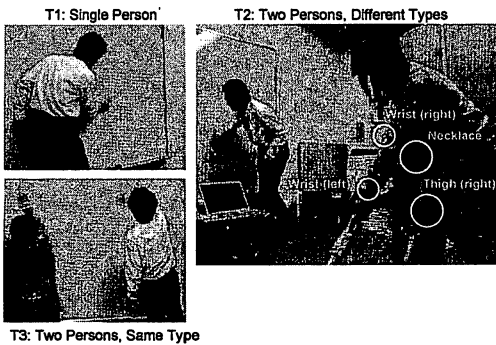


図 9: テスト風景とセンサ取り付け位置

結合条件は白板消しと掃除機毎に作成するが、5.2節で構築した認識モデルにより得られる17種類の詳細な「基本行動」(表3の1および9)を右辺に記述した。これに加え、この「基本行動」の粒度と判定能力の関係を見るために、無条件で相関係数の計算を行う「ワイルドカード」と、類似した行動を統合して17種類から9種類に減らした「基本行動」を右辺に用いた。この9種類の行動に対応したMLPによる認識モデルの認識率は90.97%であった。実施にあたっては試行回数を減らすために、この2つは「ワイルドカード」として実行した後でログ出力を解析し、どの行動で「結合条件」が満足されていたかを見ることで、「基本行動」の方で満足されるはずであったか否かを判定した。なお、「白板を消す」と「掃除機による床掃除」は「掃除」に統合されている。6節の検証を踏まえ、白板消しについては右手首を、掃除機については両手首と右太腿を使用した。

また相関係数算出に使用するデータ数は、白板消しは20、掃除機は30をとした。ユーザ端末に相当するものとしては、ノートPC (Macintosh Powerbook G4, OS: MacOSX 10.4.5, CPU:1GHz, Memory:1.25MB, J2SE1.4.2.09)を用い、この上で2人分のKukaシテムとArtefactProxyを動作させた。

7.2 識別能力

図10に2名の被験者によるテストケース毎の識別率を示す(左端は総合を表す)。識別率とは、使用者が決定された総数に対して人物と使用者が一致した割合を表す。よって、1から各系列の値をひいたものは誤って別の人が使用したものと判定された割合を示している。

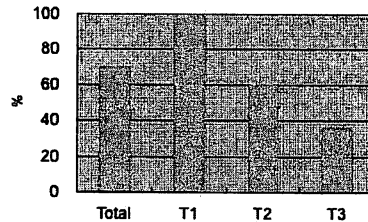


図 10: テストケース毎の識別率

総合では70%の識別率であった(N=60)。当然のことながら一人しか使用者がいないT1のケースでは100%の識別率である。異なる日常物を使っているT2のケースでは61%、同一種のものを使用しているT3では36%と落ち込む。誤判定の理由はたまたま他者の体の動きが本来の使用者以上に、当該日常物の動きと強い相関を持ってしまったことによる。特に、T3のように同一種別の場合には必然的に体の動作パターンが似ることからT2に比べて識別能力が落ちるといえる。

7.3 基本行動の粒度と判定能力

上述の結果において正答したものに対して、粒度が異なる3種類の結合条件の充足状況を表5に示す(N'=60*0.7=42)。ここで「*」はワイルドカードを表す。「統合」とは9種類に統合されたカテゴリが基本行動になり、2つの日常物の使用は「掃除行為」として認識される。一方で「フル」は17種類が対象となり、それぞれ異なる行動として認識される。

双方ともに「統合」での充足数が8あるが、これは基本行動を17種類に詳細化せずとも、「掃除」を基本行動として右辺に指定するだけで、白板消しと掃除機の使用をそれぞれの使用状況を組み合わせることで識別できることを意味している。これにより、行動認識モデルを認識行動数を減らすことで簡略化することができ、表2(下部)で挙げた結合条件、相関係数算出データ数およびノードを追加するだけで新たな日常物に対応することができ、容易に対応することができる。すなわち、日常物の種類においてスケラブルである。また、認識すべき基本行動数が減ることで個々の識別率を向上でき、より高信頼な行動認識が可能となる。

なお、掃除機においてワイルドカードでの充足が13

例があるが、この内訳は「走行」:8,「歩行」:1,「白板を消す」:4であった。「フル」モデルの場合には、「白板を消す」は結合条件を満たさないために、最終的に結合に至らないが、「統合」の場合には「掃除」として扱われ、相関係数算出・比較を経て正しく使用者が特定される。基本行動が詳細であればある程、同時にその行動状態にいる人物が少なくなり、結果として相関係数の比較時に誤って他人の行動と高い相関を持つ危険性を下げることができる。一方で、上述のように結合条件の評価時にはじかれる可能性も高まる。

表 5: 正答例における結合条件充足実績

| | * | 統合 | フル |
|------|----|----|----|
| 白板消し | 3 | 8 | 7 |
| 掃除機 | 13 | 8 | 4 |

7.4 処理速度

知的日常物から「使用開始」を表すイベントを受信してから、最終的に使用者が決定されるまでの処理時間は掃除機と白板消しのそれぞれについては平均で12.31秒, 10.12秒であった。これには、システムパラメータとして指定される相関係数算出用データ収集時間(それぞれ30サンプル分, 20サンプル分)と他端末の計算結果の待ち合わせ時間(1秒)を含む。知的日常物の使用を契機にコンテキストを反映したサービスを提供する場合には、テレビのスイッチを入れてから映像が現れるまでの時間を目安にすると2~3秒程度に抑える必要があると考えており、一層の高速化が必要である。

8 まとめと今後の課題

本論文では、知的日常物とその使用者をその通常の使用を通して関連づけるための手段と拡張性を意識したアーキテクチャ(Kuka)を提案し、基礎実験を行った。関連づけにあたっては、使用に伴う体の特定部位と日常物の動作のパターンの近接性を相関係数を用いて表現した。また、特定のインフラストラクチャに依存しないよう完全分散型のアーキテクチャをとっている。基礎実験から、同一種の日常物を使用している場合に偶然、他者の相関係数の方が高くなることが多くなり認識に失敗するケースが多く見られた。また、実行速度に関しても目標数値からは離れている。

以上を踏まえ今後の課題としては、相関係数の扱い方の再検討と高速化が挙げられる。特に前者に関しては、現状では各端末で計算された相関係数の最大値しか比較対象となっていないため、「他者の偶然の一致」に見舞われる可能性が高いと言える。また、相関係数自身ではなく、検定の考えを導入し有為な相関を持った組み合わせの数や平均値といった総合的な値を「近接性」の指標として用いることを検討中である。

謝辞

本研究は Academy of Finland および Finnish Funding Agency for Technology and Innovation の支援を受けている。

参考文献

- [1] Antifakos, S., et al.: Grouping Mechanisms for Smart Objects Based On Implicit Interaction and Context Proximity, *In Adjunct Proc. of Ubicomp2003*, pp. 207-208 (2003).
- [2] Bao, L., et al.: Activity recognition from user-annotated acceleration data, *In Proc. of Pervasive 2004*, Vol. LNCS 3001, pp. 1-17 (2004).
- [3] Beigl, M., et al.: MediaCups: Experience with Design and Use of Computer-Augmented Everyday Objects, *Computer Networks, Special Issue on Pervasive Computing*, Vol. 35, No. 4, pp. 401-409 (2001).
- [4] Farrington, et al.: Wearable Sensor Badge and Sensor Jacket for Context Awareness, *In Proc. of ISWC99*, pp. 107-113 (1999).
- [5] Fujinami, K., et al.: Sentient Artefact: Acquiring User's Context Through Daily Objects, *In Proc. of UISW2005*, LNCS 3829, pp. 335-344 (2005).
- [6] Fujinami, K., et al.: Who opened the door?: Towards the implicit user identification for sentient artefacts, *In Adjunct Proc. of Pervasive2006* (2006). (to appear).
- [7] Fujinami, K., et al.: Bazaar: A Conceptual Framework for Physical Space Applications, *In Proc. of UCS2004*, LNCS 3598, pp. 174-191 (2004).
- [8] Kern, N. et al.: Multi-Sensor Activity Context Detection for Wearable Computing, *In Proc. of EUSAI2003*, (2003).
- [9] Laerhoven, K. V., et al.: What Shall We Teach Our Pants?, *In Proc. of ISWC'00*, pp. 77-83 (2000).
- [10] Laerhoven, K. V., et al.: Multi-Sensor Context Aware Clothing, *In Proc. of ISWC'02*, pp. 49-56 (2002).
- [11] Lee, S.-W. et al.: Activity and Location Recognition Using Wearable Sensors, *IEEE Pervasive Computing*, No. July-September, pp. 24-32 (2002).
- [12] Phidgets Inc.: Web site. URL: <<http://www.phidgets.com/>>.
- [13] Pirttikangas, S., et al.: Feature Selection and Activity Recognition from Wearable Sensors. (submitted for publication).
- [14] The Smart-ITs project: The Smart-ITs. URL: <<http://www.smart-its.org/>>.
- [15] University of Karlsruhe: Particle Computer. URL: <<http://particle.teco.edu/>>.
- [16] Yamabe, T., et al.: Citron: A Context Information Acquisition Framework for Personal Devices, *In Proc. RTCSA'05*, pp. 489-495 (2005).
- [17] ZigBee Alliance: ZigBee Home Page. URL: <<http://www.zigbee.org/>>.
- [18] 藤波香織, et al.: 知的空間構築における日常物の意義と課題, 情報処理学会研究報告 2005-UBI-9, pp. 1-4 (2005).