

人の行動情報を地球規模で集めて活用する

井上 創造†

†九州工業大学大学院工学研究院
〒804-8550 北九州市戸畑区仙水町 1-1
E-mail: †sozo@mns.kyutech.ac.jp

あらまし 加速度センサを備えたスマートフォンのような携帯情報端末を用いて、人間の行動情報を大規模に集め活用するシステムを述べる。我々は200台以上の端末を用いて約13ヶ月で35,000件以上の行動情報を集めた。本稿では、システムの設計理念および、集まった情報の性質や、機械学習による行動認識の結果を示す。示された結果は、大規模な行動情報に基づく行動認識には大きな研究課題が存在することを示唆している。

キーワード 人間行動センシング, 行動認識, スマートフォン

Gathering and Utilizing Human Activity Data Globally

Sozo INOUE†

† Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology
Sensuicho 1-1, Tobata-ku, Kitakyushu, 804-8550 Japan
E-mail: †sozo@mns.kyutech.ac.jp

Abstract In this paper, we show a large-scale activity gathering system with mobile sensor devices such as smart phones and accelerometers. We gathered over 35,000 activity data points from more than 200 people over approximately 13 months. We describe the design rationale of the system, and analyze the gathered data through statistics, clustering, and application of an existing activity recognition method. Our results show that there is a challenging field for activity recognition in larger-scale activity data.

Key words Human activity sensing, activity recognition, smart phones

1. はじめに

人間の行動を客観的かつ自動的に認識することができれば、様々な応用が考えられる。特に生活習慣病医療分野に関しては、人々の日常の行動を把握し、生活の場におけるアドバイスを安全に効率良く行うためにこの技術が期待できる。日本においては世界最速で少子高齢化社会が到来しており、労働生産性を確保し国力を維持するには、最先端のヘルスケア技術が重要である。

我々は、生活習慣病予防医療分野において行動センサをはじめとするセンサを用いた生体情報を収集し、それに基づいたアドバイスを患者にフィードバックする実証実験を2008年度から行ってきた。この中で、人間の行動を計測できれば、生活における運動量の改善や、特定保健指導の効率化に有用であることを示すことができた [1]。

行動センサを高精度化するためには、行動を機械学習させるために多くの種類の行動データを集める必要がある。ところが、多様な行動データを多くの人から集めることは容易ではない。

一つにはデータを集める際の、データ管理や時刻同期、ラベル付けといった作業に多大な労力がかかる問題があり、また一つには多くの参加者を集め、何らかのデータ提供意欲を持ってもらうしくみが必要となってくる。

我々は、これらの問題を解決する、大規模行動情報システム「ALKAN」を開発し、実際に運用して大量のデータを集めた [2], [3]。ALKANは、Apple社製iPhoneやiPodTouch、Android OSといったスマートフォン上のソフトウェアおよび、サーバソフトウェアからなる。参加者はスマートフォンを用いて行動を行い加速度センサ情報を蓄積し、ネットワークにつながった時点で行動情報収集サーバに送信する。サーバは、行動情報を蓄積するとともに、参加者の履歴と、被験者全体におけるランキングを作成し参加者に提示する。参加者は、スマートフォンからこれらの情報を閲覧することができ、一日の行動履歴やカロリー消費といった付加機能をサーバ側で追加することもできる。このため、参加者への様々なフィードバックを動的に追加することができ、参加の意欲も高めることができる。

本稿では、大規模行動情報システムALKANおよび、これを

用いた行動データ収集およびその解析について述べる。我々は200人以上の被験者から35,000件以上の行動データを集めた。これらを分析した結果、行動認識の研究分野にはまだその現実性や多様性といった側面で未だ課題が存在することを示す。

以下では、2節でALKANシステムについて述べ、3節で収集した行動データの特徴を述べる。4節で行動認識の精度を示すことで得られたデータの特徴に津市で議論する。5節はまとめである。

2. ALKAN システム

本節ではALKANシステムに求められるの要件およびシステム設計を述べる。

2.1 要件

行動データを大規模に集めるために、システムの設計にあたり以下のような要件を定義した。

- (1) 正確性: **行動クラス**, つまり行動の種類や端末の取り付け位置といった、**ラベル**情報が正確に付加されること。
- (2) ユーザビリティ: 利用者は、行動データをいつでもどこでも、ストレス無く記録できること。
- (3) 動機付け: 利用者へ行動データ記録のための動機付けが用意されること。
- (4) 柔軟性: ラベルは、新しい行動クラスや取り付け位置に対して拡張可能であること、また、行動データを利用した応用システムが柔軟に変更可能であること。
- (5) スケーラビリティ: システムは多くの利用者からの大量のデータを収集可能なこと。

要件1のために、われわれはミッションという概念を導入した。**ミッション**とは、行動クラスを選択する、取り付け位置を選択する、そして行動を行うという一連の動作のことである。このように意図的に行う行動を対象とすることで、利用者は地震が都合のいいときに行動を行い、その時にラベルは数秒の時刻ずれの範囲内で正確に与えられることになる。もちろん利用者が意図的に嘘の行動を行うことも考えられ、これについては別途対策が求められる。

要件2のために、携帯型センサデバイスとしてスマートフォン、つまり高性能携帯電話を対象とした。ほとんどのスマートフォンは、3軸加速度センサ、データ保存媒体、そして無線通信機能を備えており、これらにより、利用者は行動データをいつでも行い、ネットワークに接続したときにアップロードすることができる。

要件3のために、我々はランキングや履歴表示といったいくつかの利用者向けのサービスを用意した。これらは要件4のために、全てWebサービスとして構成されているため、後で動的にサービスを拡張または変更することができる。

要件4については同時に、ラベルはサーバで設定またはクライアント側で自由記述が可能とした。

また要件5に関して、スマートフォンのためのアプリケーション公開サービスを利用することで、ソフトウェアを容易に広めることができる。またサーバも既存の分散Web技術を用いて容易にスケーラビリティを確保することができる。

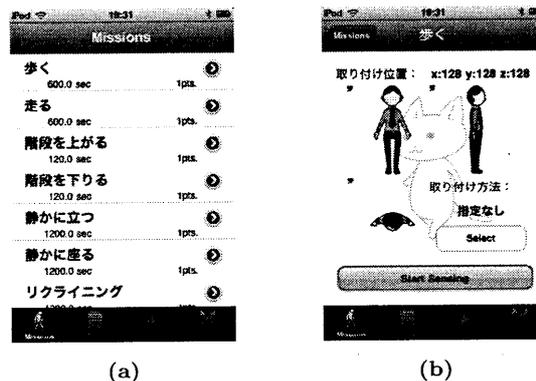


図1 Mission views in ALKAN: (a) select activity class, (b) select device position, and start sensing.

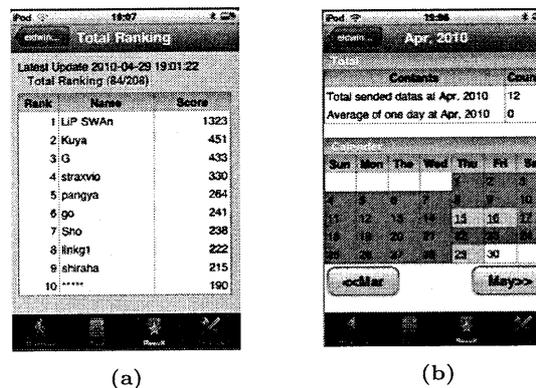


図2 Statistical information viewed in a web browser in ALKAN: (a) ranking of the number of activities, and (b) calendar of activity history.

2.2 システム構成

ALKANシステムは、スマートフォン端末上のクライアントソフトウェアと、サーバ上のソフトウェアからなる。利用者はスマートフォンを用いてミッションを実施する。その際の行動データは、端末がネットワークにつながったときにサーバに送信され蓄積される。利用者は、アップロードしたデータについて、その履歴やランキングといった統計情報を、クライアントソフトウェアに埋め込まれたWebブラウザまたは一般のWebブラウザを通して閲覧することができる。

クライアントソフトウェアは、Apple社製iOS用およびAndroid OS用のソフトウェアを用意した。これは下記のような機能を持つ。

- ミッション実行: 利用者はまず図1(a)において行動クラスを選択し、図1(b)において取り付け位置を選択する。その後、行動を行う。センサーはGPS情報と、20Hzでの3軸加速度データを記録できる。
- ミッション履歴の閲覧と送信: 利用者は最近実行し、サーバに送信する前のミッション一覧を閲覧し、それぞれのミッションにコメントを付記することができる。ここで利用者はミッションを削除することもできる。
- サーバの統計情報表示: クライアントソフトウェアはWebブラウザを表示し、サーバに接続し図2(a)のようなランキングや図2(b)のようなカレンダー情報を表示する。

サーバはクライアントからの行動データを受け取り、データベースに保存すると同時に、統計情報を計算し Web サーバとして表示する。統計情報の例としては、全体でのランキングや、行動毎のミッション数ランキング、ミッションの履歴と行った物である。ミッションの履歴では、開始時刻、終了時刻、行動クラス、取り付け位置といった情報をカレンダー形式のフォーマットから閲覧することができる。これは、生活習慣病予防医療において、患者が毎日の行動履歴を記録する形式に似通っている。

クライアントとサーバの間の通信は、HTTP プロトコルで行われる。接続されると、クライアントは利用者アカウントにより認証され、XML および CSV 形式のデータがクライアントとサーバ間でやり取りされる。XML 形式では、行動クラスや取り付け位置のリストがサーバからクライアントに渡され、クライアントからはミッション情報のメタデータがサーバに送られる。CSV 形式ではセンサ情報が送られるが、現時点では 3 軸加速度データと GPS 座標が送られる。

3. 収集した行動データ

2009 年 12 月 3 日以降、216 台の Apple 社製 iPodTouch を大学の学生およびスタッフに配布し、一日に平均 1 回ミッションを実施するようお願いした。以下では、集まったデータの性質を述べる。

用意した行動クラスは、運動強度と換算できる厚生労働省エクササイズガイドに掲載された行動に加え、「電車に乗る」などの乗り物や「バーベキュー」のようなレクリエーション行動を追加し 46 種類を用意した。取り付け位置については 19 種類を用意した。

実験を継続した結果、2011 年 2 月の段階でミッション数は 35,310 件に達した。図 3 はそれぞれの行動クラス毎のミッション数を示す。図より、歩くや座るといった簡単な行動が多いことがわかる。

図 4 は、各取り付け位置毎のミッション数を示す。図より、ラベルなしと同時に、s ズボンポケットやジャケットポケットが主である。当初の予想通り、膝、腕、ベルトといった取り付け位置は少ない。首ストラップも少なかったが、もしオフィスを対象としていたら結果は異なると考えられる。学生にはリュックサックが身近だと思われるがその数が多くないのは、端末をリュックサックに出し入れするのは面倒であったからだと予想される。

次に、行動クラス毎にミッションの時間がどう変わるかを調べるため、ユークリッド距離およびワード法を用いた階層的クラスタリングをミッション時間に対して適用した。図 5 がその結果のデンドログラムである。ただし 100 ミッション以下の行動クラスは除外した。図より、まず行動クラスは無視できない距離で 2 つのクラスタに分割されることが分かる。このことより、ミッションは長時間の行動クラスと、短時間の行動クラスに分類できることが推測できる。

3.1 得られた知見

長期間で大規模なデータ収集実験により、下記の知見が得ら

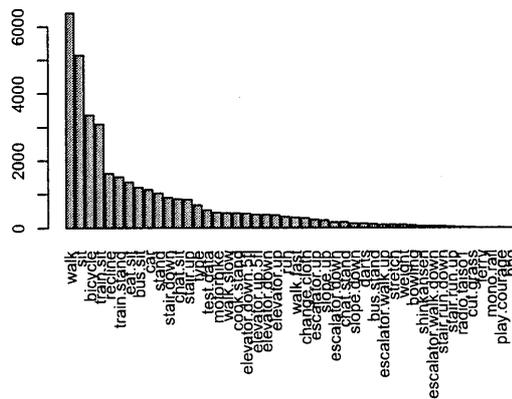


図 3 Histogram of collected activity classes

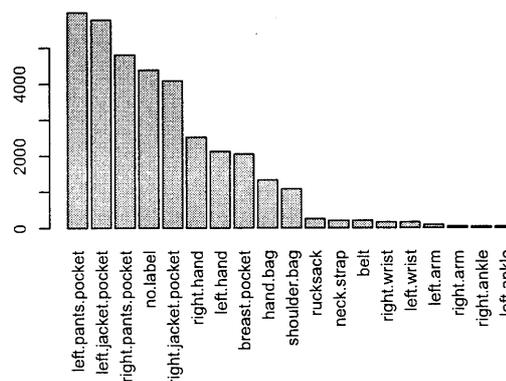


図 4 Histogram of collected device positions on the body

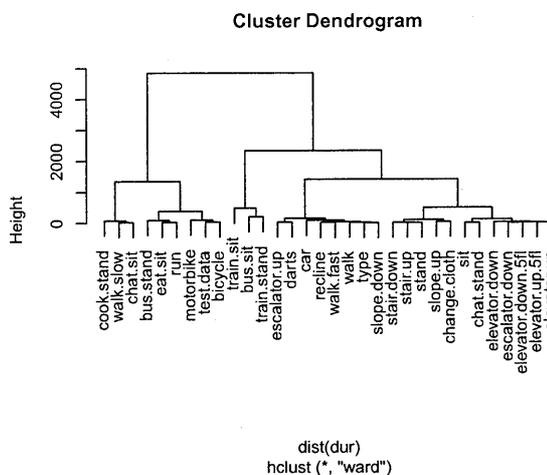


図 5 Dendrogram of hierarchical clusters of activity classes by durations

れたと言える。

(1) ALKAN システムの設計には一定の安定性と完成度が認められる。システムは安定して動作し、またデータは継続して収集できているため、2.1 節であげたユーザビリティや動機付け、スケーラビリティと行った要件を満たしていることが類推できる。

(2) 行動クラスや取り付け位置により、集まったミッション数には大きく偏りがある。これらのデータを行動認識モデルのための教師データと用いた場合、この偏りが日常生活での発生確率に基づく物であれば問題ないが、今回はミッションの実施しやすさなどのシステムに依存した要因が多いと思われるため、これらの偏りをなくす方法が必要となる。

(3) ミッション実施時間はある程度のばらつきはある物の、行動クラスをクラスタリングするために用いることはできる。これは、時間情報を行動認識の精度向上のために援用することができることを示唆している。

4. 行動認識

本節では、ALKAN システムで得られたデータに対し、Bao らの手法 [4] による行動認識を適用した例を示す。ただし、ここでの目的は行動認識の精度を向上させることではなく、最も知られた行動認識アルゴリズムの機械学習手法を ALKAN システムに適用することにより、集められた行動情報の性質を示すことにある。

3.1 節に示した通り、集まったデータには偏りがある。そのために、我々は集まったミッションに対して、取り付け位置、取り付け位置ごとの行動クラス数、取り付け位置と行動クラスの組毎の利用者数、そして取り付け位置、行動クラス、利用者の組におけるミッション数において同数になるよう工夫してミッションのサンプリングを行った。今回は、ズボンの左ポケットの取り付け位置で、40 人の利用者に対し、行動クラスと利用者の組に対して 1 つのミッションをサンプリングした。このサンプリングにより得られた 8 種の行動クラスを対象とした。

サンプリングされたミッションの 3 軸加速度センサデータから、特徴量ベクトルを計算した。まず、端末操作や取り付け取り外し動作を行っているであろうミッションの最初と最後の 10 秒を除外した。これに伴い、20 秒以下のミッションも除外した。次に、5 秒の時間を 2.5 秒ずつずらしながら複数抽出した。各時間窓に対し、Bao らの手法と同様に平均、周波数領域におけるエネルギーおよびエントロピーを計算した。加えて軸間の相関も計算したが、Bao らの手法では体に取り付けられた複数のセンサ間の相関を計算しており、単一センサ内で計算する我々の方法とは異なっている。

次に、機械学習のために、1) 決定木、2) 単純ベイズ分類器、3) 最近傍法、4) RBF カーネルを用いたサポートベクターマシンの学習アルゴリズムを特徴量ベクトルに対して適用した。

これにより行動認識アルゴリズムができあがるが、この精度の評価のために、重交差検定に若干の修正を施した。具体的には、行動クラス毎に、その利用者を n グループに分割し、その分割を用いて重交差検定を行った。これは行動クラスと利用者

表 1 F-measures(%) for each activity recognition algorithm

Activity Class	Rpart	NB	1-NN	SVM
eat.sit	10.74	5.19	17.58	22.40
bicycle	40.91	46.61	36.64	45.10
car	37.69	16.82	25.38	44.65
sit	33.77	55.09	30.42	35.76
stand	2.64	1.71	11.11	7.68
train.sit	36.77	8.79	23.83	22.48
train.stand	48.89	62.67	38.12	44.56
walk	54.16	50.95	42.03	53.09

数を均等に保つためであるが、同時に学習データとテストデータにおける利用者が異なるという結果になる。今回は 3 重交差検定を行った。表 1 が各行動クラスと機械学習アルゴリズム毎の F 値である。

表より、Bao らと同様の特徴量ベクトルを用いたにも関わらず、Bao らの精度より悪い値が出ている。これは単一のセンサを用いたことの他に、以下のような理由が考えられる。

- 端末は体に固定しなかったため、ポケットの中などでは揺れたこと。
- 40 人という比較的多い利用者数であり、特徴量ベクトルが行動クラスをうまく分離できなかったこと。
- 行動クラスが、「座る」「座位での食事」のように、互いに類似したものの集まりであったこと。
- 実際の行動がばらつきを持っている可能性があること。利用者はそれぞれの生活の中で行動を行ったため、各ミッションにおいて行動およびその環境が大きく異なっていた可能性がある。
- 行動クラスが利用者に曖昧に理解されていた可能性があること。

これらの要因は行動認識の精度を悪化させるが、これらのデータはこれまでの研究で集められてきたいわゆる実験によるデータより現実的な物であることは確かであるため、行動認識という研究分野において新たな課題を提示するものと言える。

5. まとめ

本稿では、スマートフォンを用いた行動情報収集システム ALKAN について述べ、収集したデータの特徴および、行動認識の精度への影響を示した。

ALKAN のデータはオープンである。被験者は既にデータを公開することに同意している。既にいくつかの行動認識手法が提案されている今、このようなオープンデータは、それらを客観的かつ公平に比較評価するために必須だと考えられる。

国内の同様の取り組みに HASC [5] がある。ここでは複数の研究者が集まり、540 人の被験者から 6,700 件の加速度データを集めている。この取り組みは ALKAN と違ってスケーラブルなシステムの提案ではないが、我々は HASC にも貢献しており、今後も協力しながら行動認識分野を活性化したいと考える。

現在我々は、ALKAN システムを応用し、病院における医療従事者の治療・看護の行動識別データ収集システムの構築を行っている。センサデバイスを、医師・看護師の胸ポケット・右腕・腰の 3 か所に取り付け、治療・看護行動の自動識別に必

要な加速度データを収集するとともに、医師・看護師の作業中の音声を録音することで、治療・看護活動のラベリング情報を得ることができる。作業者本人に手書きでラベリングしてもらう従来のやり方では、記録忘れなどからデータの抜けが多く存在したが、本方式では、医師・看護師が作業内容を患者に説明する内容を録音することで、医師・看護師に負担をかけることなく治療・看護活動を漏れなく収集することが可能となる。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省特定領域研究「情報爆発に向けた新しいIT基盤技術の研究」、および若手研究(A)「ユビキタス環境におけるコンテキスト適応トレーサビリティの研究(21680009)」による。また、実験には多くの企業や医療機関に協力いただいた。東京大学の須藤 修氏、喜連川 優氏には多くの助言をいただいた。ここに深く感謝する。

文 献

- [1] 井上 創造, 中島 直樹, "情報爆発時代のヘルスケア (Healthcare in the Info-plosion Era)", 電子情報通信学会誌, to appear.
- [2] Yuichi Hattori, Sozo Inoue, Go Hirakawa, Osamu Sudoh, "Gathering Large Scale Human Activity Information Using Mobile Sensor Devices", Proc. International Workshop on Network Traffic Control, Analysis and Applications (NTCAA-2010), pp.708-713, 2010.
- [3] Go Hirakawa, Yuichi Hattori, Masato Nakamura, Sozo Inoue, "Activity Information Sharing System with Video and Acceleration Data", Proc. Int'l Conf. Pervasive and Embedded Computing and Communication Systems, pp. 557-561, 2011.
- [4] L. Bao and S. Intille, Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, Inter'l Conf. Pervasive 2004, pp. 1-17, Springer-Verlag GmbH, 2004.
- [5] N. Kawaguchi, N. Ogawa, Y. Iwasaki, K. Kaji, T. Terada, K. Murao, S. Inoue, Y. Kawahara, Y. Sumi, N. Nishio, "HASC Challenge: Gathering Large Scale Human Activity Corpus for the Real-World Activity Understandings", Proc. Augmented Human Conference, No.27, pp. 1-5, March, 2011.