

スマートフォン行動情報 収集と看護行動センシング

基
専
応
般

井上 創造 九州工業大学大学院工学研究院

ここでは、スマートフォンを用いた行動データの大規模な収集について述べ、その経験から得られた知見および実用的な行動認識のための課題を述べる。特にアノテーションにおける問題について触れ、補完情報の重要性を指摘する。また、実際の病棟で行った看護行動センシングを紹介し、その中で加速度と音声から看護師が看護を行った区間を検出しアノテーションに活用する手法について述べる。

スマートフォン行動情報収集

我々は、スマートフォンを用いて行動情報を大規模に収集することのできるシステム ALKAN を開発し、実際に運用して大規模なデータを集めた¹⁾。

ALKAN では、アノテーションを正確に行うため、1つの種類の行動を行うことをミッションと呼び、利用者が行動を行う前にその種類、つまり行動クラスを宣言してもらうことを想定する (図-1)。これにより利用者は行動を好きなききに記録でき、アノテーションも数秒の誤差で記録できる。

携帯センサに記録されたセンサデータは、ネットワークに接続されたときにサーバに送られ、蓄積される。利用者は Web インタフェースを通じて、1日の行動履歴やカロリー消費、ほかの利用者と比較したランキングといった付加機能を見ることができ、利用者の動機付けにも配慮している。

この ALKAN システムには、音声記録機能を付加した上で、後に述べる医療行動センシング実験においても、看護師の連続行動センシングのために用いた。

運用から得られた知見

我々は 216 台の iPod Touch を大学の学生とスタッフに配布し、ALKAN を 14 カ月運用した。利用者には、平均 1 日 1 回は行動を記録するよう依頼し、結果として 35,310 ミッションの行動データを取得した。

これらのデータに対して、よく知られた行動認識手法²⁾を適用したところ、この文献に示されたよりも認識精度が低下した。この理由としては以下のような点が考えられる。

- 現実の携帯センサは体に密着する物ではなく、ポケットの中などで揺れる可能性があること。
- 非常によく似た行動クラスが存在すること。我々の行動クラスは、厚生労働省のエクササイズガイドという、行動認識の難易度を考慮していないものから「座って食事」「座る」「電車で座る」のようによく似た行動も列挙していて、誤判別が増えた。
- 同じ行動クラスでも利用者数が増えればばらつきも大きくなる可能性がある。
- 行動クラスが利用者に曖昧に理解されていたり、場合によっては虚偽の行動をしていたりした可能性も考えられる。

これらは当然認識精度を低下させるが、現実の行動における行動認識はこれだけ難しいということを示したという点で、チャレンジングかつ現実的なデータセットと考えることができる。

現実的な行動認識のための課題

ここまでの知見から、現実的な行動認識のための

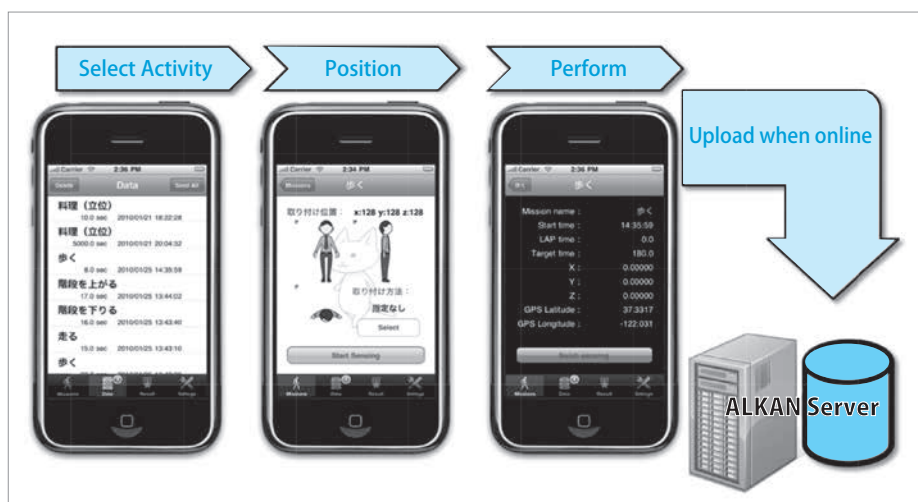


図-1 行動情報収集システム ALKAN の画面

課題を議論する。

■ 連続行動のアノテーション

ALKAN システムでは、1つ1つの行動にアノテーションをする、ミッションという概念を採用したが、現実のデータ収集においては、連続した行動を取得するほうが自然であり、また行動ごとの生起確率も獲得することができる。場合によっては想定しなかった新しい行動クラスが発見されることもある。このような連続行動に対しては、アノテーションはその場ではできないし、後で行おうとしても不正確になるし、観察者を用いるとコストが高くなり、非常に難しくなる。以下ではその難しさについて議論を深める。

■ セグメンテーション

連続行動データを行動ごとに分割することをセグメンテーションと呼ぶ。セグメンテーションは、アノテーションの重要な一部として捉えることができる。アノテーションが不正確である大きな要因の一部は、手動で時刻印をつけるとずれが発生したり、後で時刻印を付けようとして失念などにより欠損したりすることが考えられるため、自動セグメンテーションとアノテーションの残りのステップを組み合わせることで、アノテーションを正確にすることができると考えられる。

■ 複合行動クラス

一時点の行動をとっても、それを観察する人によって、異なる行動クラスだと見なされる恐れがある。

たとえば、「料理」を「立っている」と見なす人もいるかもしれない。また、料理は「包丁を使う」「煮る」のように細かい行動から、それらは「手を動かす」のようにさらに細かい行動から構成される。このように、行動クラスは本来、多義的かつ複合的なものである。そのため行動クラスを階層化することが望ましい。一方、それができれば、行動クラス間の階層構造を用いて、行動クラス候補を提示するなどのアノテーション支援をすることも可能である³⁾。

補完情報の重要性

ここまで、現実的な行動認識のためのアノテーションの難しさについて述べたが、実験時に考慮すべき点として、補完情報、つまり対象となるセンサデータと同時に得られる別の情報の重要性を指摘したい。たとえば、音声情報はスマートフォンなどでは加速度センサなどのセンサと同時に記録することが可能である。映像も、空間やプライバシーなどの条件が許す場合には有用である。Microsoft Kinect のような深度情報も最近では手軽に利用できる。これらは客観的な情報のため、時刻さえ同期されていればアノテーションのために解析して用いることができ、GPS を利用した位置情報を用いることができる。また、特に医療応用では、個人の身体特徴や健康情報のようなより静的な情報も、行動認識の際の入力変数に用いて精度を上げることも考えられる。

次章では音声を活用して看護行動区間を検出する

例を紹介するが、大事なことは、実験計画の際にこのような補完情報を、利用者のストレスやプライバシーの懸念を減らしながら上手に導入することであろう。

携帯センサを用いた 看護行動センシング

本章では、病棟における看護行動センシング実験を紹介する。看護行動をすべて行動認識するには至っていないが、その一段階として、看護師の持つ携帯センサの加速度と音声から看護行動区間を検出し、アノテーションに活用する手法を述べる。

医療行動センシング実験

我々は、データに基づく医療プロセスの改善を目的とし、中規模病院の循環器病棟において、患者と看護師に関するセンサデータを1年以上に渡って収集した。看護師には、iPod Touchを胸ポケットに入れてもらい、音声と加速度を記録した。同時に右手首と腰背部に加速度センサを付けてもらった(図-2)。同時に、セミパッシブ型のRFIDタグを胸ポケットに入れてもらい、病室の入り口に設置したRFIDリーダアンテナによって看護師の入退室を記録した。

同時に、経皮的冠動脈形成術(PCI)または冠動脈バイパス移植(CABG)での個室入院患者のうち同意を得られた70名(2012年3月時点。後に100名に達した)の、心拍、呼吸、体動を測ることができるベッドセンサおよび、心電図、腕時計型加速度センサ、騒音・温度・湿度・照度という環境センサデータを取得した。

看護師のセンサデータに関しては、7,400時間の音声と加速度を蓄積するに至っている。

この実験においては、どの看護師がいつどの患者にどのような看護行動を行ったのかを知る必要がある。看護活動は患者の病室で主に行われるため、RFIDのデータが有用であると考えられるが、RFIDリーダアンテナをすべての病室の入り口に設置することは、どの病院にでも可能なわけではない。



図-2 看護師のセンサ装着の様子
iPod Touchを胸ポケットに、加速度センサを右手首と腰背部に装着。

看護師の携帯センサのみで看護師の入室を知ることができれば、システムの導入および運用コストの面からも望ましい。

そこで我々は、看護師の携帯センサ上の加速度センサおよびそのアノテーションデータから教師あり機械学習を行い、看護師の行動を認識するアルゴリズムを開発することに取り組んでいる。実際の医療現場で取得したセンサデータにアノテーションをすることは、極度の困難が伴う。先に述べたように補完情報が重要であるが、ビデオ撮影や観察者が同行するのはプライバシーやコストの面から敷居が高い。そこで我々は、患者、看護師から可能な限り同意をとった上でiPod Touchで音声も記録し、その音声については取扱いを厳重に管理することで補完情報とすることにした。これにより、看護作業に負担をかけることなく補完情報を収集することが可能となる。

看護行動区間の検出

ここでは、看護師の携帯するiPod Touchの音声と加速度データから、看護行動を行った区間を検出する手法を紹介する⁴⁾。我々は、看護行動における以下の2つの特徴に着目した。

1. 看護師は看護行動を始める際に、患者に話しかける。つまり看護師が発話する区間を発見できれば、看護行動が行われる区間を推定できる。

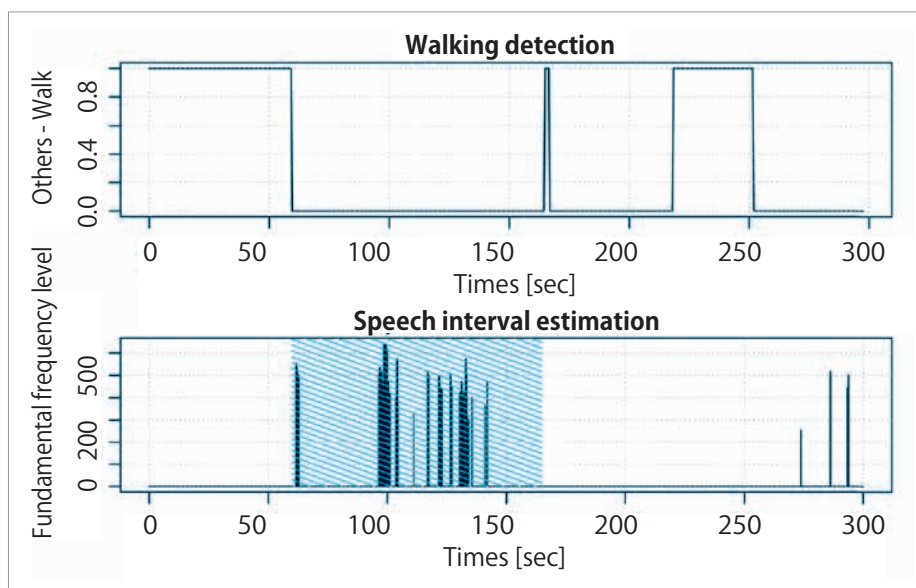


図-3 看護行動区間検出の例

2. 看護師は病室に移動する際に、一定時間の歩行を行う。一定時間の歩行によって在室時間とそれ以外の時間を区切ることができる。さらに、音声から得られる環境ノイズレベルから、どこに滞在しているかを知ることができるであろう。

以下では、上記手法および実験結果を述べる。

■ 歩行区間検出

加速度センサを用いた行動認識技術を用いて歩行区間検出を行う。2秒の時間窓を0.5秒ずつずらしながら、時間窓ごとに3軸加速度の強度の分散と周波数領域でのエントロピーを特徴量ベクトルとし、サポートベクトルマシン (SVM) を用いて機械学習を行った分類器を用いる。さらに、15秒以内の歩行以外の区間は歩行と見なし平滑化する。

精度の評価のためにある看護師の1日のデータのうち300秒を取り、学習データとした。同じ1日の別の区間の300秒に適用し評価したところ、93.6%の検出精度を得た。

■ 滞在場所推定

歩行区間の直後の30秒間を用いて滞在場所を推定した。音声は16ビットで量子化されていたため、振幅は-34,768から+32,767の値を取る。我々は実験的に、声や金属音を含む絶対値が1,500を超えるサンプルを除去し、残りの値の中央値を取りその値から病室内とそれ以外を区別できるしきい値を学習

した。

精度の評価のために、4日の音声データから43点を無作為に抽出し、それらを上記しきい値により滞在場所推定をできるかを検証したところ、75%の精度を得た。

■ 発話区間検出

室内と推定された区間から、今度は音声データを用い、ケプストラム法⁵⁾により発話区間を検出する。ここではケプストラム法の詳述は避けるが、言語に左右されない基本周波数から発話区間を検出できる一般的な手法である。我々は0.04秒間の時間窓を0.02秒ずつずらしながらケプストラム法を適用した。

精度の評価のために、ある看護師の1日の300秒の音声データを用い、発話区間検出を行った。その結果、発話区間推定の精度は98.6%だったが、これには看護師の声だけでなく患者の声も含まれていた。ただし患者の声は看護師の声よりも小さいためあまり記録されておらず、患者の声を不正解と見なしても、96.9%という高い精度であった。

■ 統合

上記3つの手法を統合してある300秒間に適用した結果を図-3に示す。図において上段は、歩行区間検出の結果であり、歩行区間が1で示されている。次に滞在場所推定を行うと、下段網掛けの部分のみが病室と判定された。さらにこの網掛けの区間

に発話区間検出を適用すると、24秒が発話であると検出された。厳密な看護行動区間の検出にはさらなるステップが必要であるが、そのステップを人手で行うとしてもこの時点までで300秒間のデータを約8%にまで圧縮できたことになる。この検出区間のみを聞くことで、看護行動に対するアノテーションを、正確性を犠牲にせずに効率化できると考えられる。

まとめ

ここでは、スマートフォンを用いた行動データの大規模な収集と実用的な行動認識のためのアノテーションの課題を指摘し、実際の病棟で行った看護行動センシングにおいて加速度と音声から看護師が看護を行った区間を検出する手法について述べた。

行動認識においては、機械学習の手法とそのためのデータセットは車の両輪であり、そのどちらも軽んじることはできない。学習の手法については触れなかったが、睡眠とジャンプのように極端に時間の違いがある行動を学習するような学習手法が、今後望まれると考える。データセットについては、我々も <http://alkan.jp/> や <http://first.hasc.jp/> のようにデータセットを公開する活動を進めており、今後も同様の取り組みが必要と考える。

参考文献

- 1) Hattori, Y. and Inoue, S. : A Large Scale Gathering System for Activity Data using Mobile Devices, Journal of Information Processing, Vol.20, No.1, pp.177-184 (Sep. 12, 2011).
- 2) Bao, L. and Intille, S. : Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, Proc. Pervasive, pp.1-17 (2004).
- 3) Hattori, Y., Tanaka, S. and Inoue, S. : Hierarchical Annotation Management Method for Activity Information Collecting System, International Workshop on Network Traffic Control, Analysis and Applications (NTCAA-2012), pp.662-667, Victoria, Canada (Nov. 12, 2012).
- 4) Nakamura, M., Inoue, S., Nohara, Y. and Nakashima, N. : Finding Nursing in the Room from Accelerometers and Audio on Mobile Sensors, IUI Workshop on Location Awareness for Mixed and Dual Reality (LAMDa), to Appear, Santa Monica, USA (Mar. 19, 2013).
- 5) Bogert, B. P., Healy, M. J. R. and Tukey, J. W. : The Frequency Analysis of Time Series for Echoes : Cepstrum, Pseudo-auto Covariance, Cross-cepstrum, and Shaft Cracking, Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis (M. Rosenblatt, Ed), Chapter15, pp.209-243. New York : Wiley (1963).
(2013年2月22日受付)

謝辞 看護行動センシングの実験を共同で進めた九州大学病院の野原康伸氏、中島直樹氏、実験に協力いただいた済生会熊本病院の諸氏に感謝の意を表す。また実験の一部は、最先端研究開発支援プログラム「超巨大データベース時代に向けた最高速データベースエンジンの開発と当該エンジンを核とする戦略的社会サービスの実証・評価（代表 喜連川優）」の支援を受けた。

井上創造（正会員） | sozo@mns.kyutech.ac.jp

九大・工・情報工卒業。同大システム情報科学研究科博士後期課程修了。博士（工）。同大助手、図書館助教授を経て、2009年より九工大・工・准教授。Web / ユビキタス情報システム、携帯センサによる人間行動認識、センサ医療応用に興味を持つ。