

科学研究費助成事業（学術研究助成基金助成金）研究成果報告書

平成25年 6月 6日現在

機関番号：13904
 研究種目：若手研究(B)
 研究期間：2011～2012
 課題番号：23700230
 研究課題名(和文) 欠損データにロバストなウェアラブルセンサを用いた行動認識技術の開発
 研究課題名(英文) Development of Accelerator-based Activity Recognition Technique Robust for Missing Data
 研究代表者
 大村 廉(OMURA REN)
 豊橋技術科学大学・大学院工学研究科・講師
 研究者番号：10395163

研究成果の概要(和文)：

本研究では、センサデータに欠損が生じた場合にも適切に行動の推定を行うことが可能な行動認識手法の検討を行った。行動認識で用いられるパターン認識のプロセスから、欠損センサデータの補完、欠損特徴量の補完、識別処理での対応、を検討した。具体的には、センサデータの補完にはARARモデルによる系列データ予測を用いた。欠損特徴量の補完には重回帰およびカーネル回帰による予測を用いた。識別処理での対応には、あらかじめ人工的にセンサデータを欠損させたデータにより学習させた識別器を欠損部位ごとに作成し、欠損状況に併せて選択するようにした。実験の結果、識別器で対応するよりも、センサデータおよび特徴量を補完する方が多くの場合性能がよくなることがわかった。また、欠損部位によって適切な対応方法が異なることがわかった。欠損部位に適した補完方法を用いることで、欠損が無い場合にほぼ匹敵するか、あるいは0.03ポイント(F値)程度の性能低下で欠損データへの対応が可能であることがわかった。

研究成果の概要(英文)：

This study examined the activity recognition technique that can perform even when a part of sensor data is missing. From the process of pattern recognition technique, which is used in most existing activity recognition techniques, completion of missing sensor data, completion of missing feature value, classification with remaining features are examined. For the completion of missing sensor data, the sequential data prediction with the ARAR model is used. For the completion of missing feature value, multiple regression and kernel regression are exploited. For the classification with remaining features, multiple classifiers are learned with sensor data artificially omitted on each sensor, and are selected appropriately in the situation of the loss of sensor. From some experiments, the completion of missing sensor data or feature value achieves better performance than coping with the selection of classifiers in many cases. In addition, the appropriate method differs depending on the position of missing sensor. Then, it was found that using appropriate method for the position of missing sensor achieves almost same performance as no missing case or degradation of about 0.03 point in f-measure for coping with missing sensor data.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
交付決定額	3,400,000	1,020,000	4,420,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知覚情報処理・知能ロボティクス

キーワード：行動認識, ロバスト性向上, ウェアラブルコンピュータ, センサネットワーク,

欠損データ補完, パターン認識

1. 研究開始当初の背景

行動認識技術は「ユーザが何を行っているか」を自動で推定する技術であり、コンテキスト・ウェアサービスを実現する上で非常に重要な技術である。特に携帯電話や腕時計などの常に身につけるデバイス（「ウェアラブルコンピュータ」）に加速度センサなどを仕込み、これらから得られるセンサデータを利用した行動認識は、特別なインフラを必要としないことや、プライバシーの問題に比較的容易に対処しうることから、特に注目がなされている。また、これまでの研究から、加速度センサを複数利用し、教師付き学習によるパターン認識技術を用いることで、多種類の行動を高精度で識別可能であることが分かっている。このようななか、我々は、これまで医療過誤防止のための看護業務におけるコンテキスト・ウェアサービスの構築、ならびにそのための行動認識技術に従事してきた。そして、4個の加速度センサを用いて28種類の看護行為を88%以上の認識率で認識することに成功している。

多数のセンサを装着する場合、着脱の容易さの確保や、装着者の行動を妨げないようにするため、センサ間のデータ通信は有線ではなく無線で接続されることが望ましい。このため、前述の実験では、4つのセンサを無線（Bluetooth）によって接続した。そして、実病院におけるのべ16人の看護師を対象とした行動認識実験を行い、合計約13時間半のデータ取得時間のデータを取得した。しかしながら、このとき、全データ収集時間のうち約5時間半のデータについて1つ以上の加速度センサとの接続が切断し、完全なセンサデータを取得することができない、という状況が発生した。これは全体の約40%の時間にあたり、特にひどい場合（実験トライアル）はデータ取得時間に対して65%もの時間について、完全なデータを取得することができないという状況が発生した。

現在多く用いられている行動認識手法は、事前に学習されたセンサデータの特徴量と識別対象となるセンサデータの特徴量を比較・照合してそのセンサデータが属するクラス（行動）を識別する。このため、原則として、学習に用いたセンサデータ（もしくは特徴量）と同じデータが識別時に揃わなければ識別アルゴリズム自体が動作しなくなってしまう。つまり、現在の行動認識技術によるユーザの行動推定システムは、前述の実験のような状況では、計測時間に対して約40%（ひどい場合には約65%）もの時間、全くユーザの行動が取得できなくなる状況に陥る可能性が生じることになってしまう。

2. 研究の目的

そこで、本研究ではセンサデータに欠損が生じた場合にも適切に行動の推定を行うことが可能な行動認識手法を開発することを目的とした。なお、本研究に於いてセンサデータの欠損は主に通信切断が生じる事によって生じるものとして研究を進めた。つまり、センサデータの欠損はバースト的に生じ、単純に欠落する（誤ったデータを送らない）ものと仮定した。

前述の通り、行動認識技術は機械学習によるパターン認識技術を応用したものである。このため、識別の処理は、1)「センサデータ」を取得する。2)センサデータの「特徴量」を計算する。3)特徴量を過去のデータと「照合」し、結果適切と考えられるラベル（行動）を出力する。という手順で行われる。本研究では、この1)～3)の各段階において、欠損データに対応するというアプローチで研究をおこなった。

具体的には、1)については、欠損したセンサデータの補完、2)については（センサデータ欠落の結果として）欠損した特徴量の補完、3)欠損した特徴量に依存せず照合を行う方法の検討を行った。

3. 研究の方法

上記の1)から3)の処理において、特に重要となるのは2)の特徴量の計算、と3)の識別処理、である。このため、まず「特徴量の補完」の検討、ならびに、「識別処理での対応」の検討、から着手した。

「特徴量の補完」については、空間的な相関（同時に取得できる他のデータとの相関）関係から欠損した特徴量を補完する手法を検討した。つまり、あるセンサからのデータが通信切断によって途絶えた場合、それによって欠損値となる特徴量を目的変数とおき、欠損値とはならない値を説明変数として回帰モデルを生成する。これを全ての特徴量、および、各々全てのセンサからのデータが途絶えた場合について行っておき、センサデータが途絶えた場合はこの回帰モデルを用いて欠損した特徴量を補完するようにした。具体的には、重回帰（線形回帰）による回帰モデル、並びに、カーネル回帰（非線形回帰）による回帰モデルについて検討を行った。なお、カーネル回帰にはWekaのSMOregを用いた。

この他、特徴量の補完において、時間的な相関関係から欠損データを補完する方法も考えられる。しかし、前述のように、センサデータはバースト的に生じ、比較的長時間連続してセンサデータが欠損する事が考えられる。このため、時間的な相関関係を用いた

手法では、センサデータの補完が困難となる可能性が生じる。このため、本研究では、特徴量に関する補完について時間的な相関関係を用いた方法は検討からは除外した。

次に、3)の識別処理での対応、では、単純な方法として、あらかじめセンサデータが欠損した状態の識別器を複数作成することによって対応する方法を検討した。具体的には、全てのセンサから得られたセンサデータがそろった状態の学習データを用いて、通常の識別器(全てのデータを用いた学習)と同時に、いずれかのセンサからデータ取得できなかった状態を仮定し、そのセンサデータを抜いた学習データを人工的に作成して用いて識別器を作成するようにした。そして、これを各々全てのセンサが欠損した状態について行い、識別時には、実際のセンサデータの欠損状態に併せて、同センサが欠落した状況を仮定して作成した識別器を利用するようにした。

そして、まず、これら2)と3)における欠損データへの対応として、評価実験を行った。

その後、1)のセンサデータの補完について検討を行った。このとき、まずは前述の3)での対応と同じように空間的な相関関係による補完を検討した。この場合、センサデータの欠損を回帰によって補おうとすると、各データサンプルについて補完を行う必要が生じてくる。しかし、(前述の特徴量の補完において実施し、確認したことであるが)回帰モデルの作成の計算量は非常に大きく、膨大な量の計算を行う必要が生じる。また、作成される回帰モデルについても、センサデータ1サンプルが対象となり、あらゆる状況が盛り込まれたデータから回帰モデルを作成することとなる。つまり、相関がほとんどみられないデータからモデルが作成される可能性が高く、残差が非常に大きいモデルとなることが予想される。これらのことから、センサデータの補完については空間的な相関関係による補完は現実的ではない、と考え、時間的な相関関係に基づく手法を検討した。

なお、時間的な相関関係に基づく手法は、前述のように欠損が連続して長期にわたった場合に補完が困難となる可能性があるが、一方で、欠損が生じたセンサデータ自身から欠損データを推定するため、単体のセンサに完結した補完を行うことができる。つまり、複数のセンサを前提とするような環境ではなく、例えば携帯電話に搭載された加速度センサのみを用いるような行動認識の場合でも適用可能となる、という利点がある。

時間的な相関によるセンサデータの補完として、具体的には、ARARモデルによる時系列データ予測法を用いて、センサデータを補完することを検討した。なお、ARARモデルは

ARARMAモデルを改変したものであり、系列データの記憶短期化を行うと共に、短期化されたデータにARモデルの当てはめを行う。ARARモデルはデータに対してモデル構成の依存度が比較的少ないこと、および、幅広い実データに対して有効であることが知られていることから、モデル化が困難な人の行動のセンサデータ補完手法として採用した。

そして、上記の1)における欠損データへの対応として、評価実験を行った。また、前述の2)や3)での対応で行った方法の結果と比較し、全体の結果の検討を行った。

4. 研究成果

実験では、5名の被験者に両手首、両足首、胸、腰の6カ所にセンサを装着してもらい、加速度および角速度を100Hzで取得した。行動の種類は日常行動8種類とし、各々約30分のシーケンスデータを取得した。そして、人工的に各センサについて欠損状態を作り出して実験を行った。また、識別は窓幅2560msec、ずらし幅1280msecのスライディング・ウィンドウによって得られる部分系列毎に行うものとし、識別アルゴリズムにはWekaのSMOを用いた。

まず、2)と3)における欠損データへの対応(特徴量の補完と識別処理)について、評価を行った。図1に全体の適合率、再現率、F値の結果、図2に欠損部位ごとのF値を示す。なお、図中”normal”は欠損が全く無い場合である。”reduced”はセンサの欠損状態に対応する識別器をあらかじめ用意しておき、欠損状態に対応する識別機選択して使用する場合(「識別処理での対応」以下、「欠損センサを抜いた識別器」と呼ぶ)である。また、”multi-reg”は重回帰を用いた特徴量補完の場合、”kern-reg”はカーネル回帰を用いた特徴量補完の場合である。図2の放射軸は”normal”を基準としたときの相対値である。

図1から、適合率、再現率では個々に多少の前後はあるものの、F値は、「欠損が無い場合」、「カーネル回帰による特徴量補完を行った場合」、「重回帰による特徴量補完を行った場合」、「欠損センサを抜いた識別器を用いた場合」の順となっていることがわかる。このことから、「欠損センサを抜いた識別処理での対応」では不十分であり、重回帰、あるいはカーネル回帰による特徴量補完を行った方が良いことがわかった。また、図2では、欠損センサを抜いた識別器、重回帰による特徴量補完、カーネル回帰による特徴量補完で、それぞれ欠損部位に対する得手、不得手があることが見て取れる。

例えば、多くの場合カーネル回帰を用いるのが良いが、右手が欠損した場合はわずかではあるものの重回帰を用いた方が結果がよ

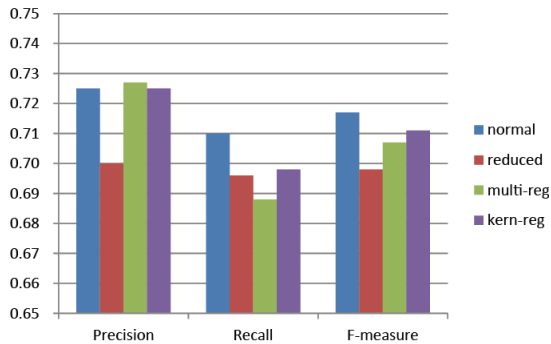


図 1 特徴量補完による結果 (全体)

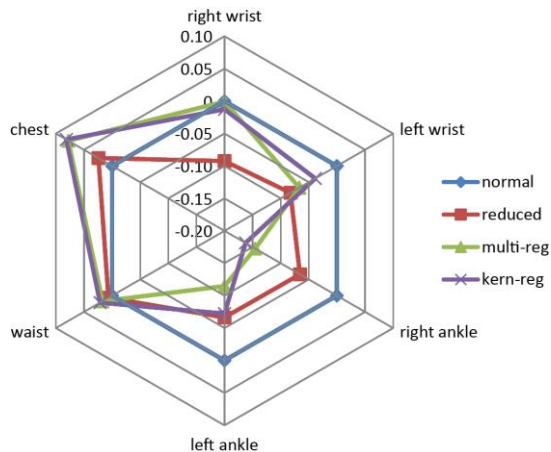


図 2 特徴量補完による結果 (F 値, 欠損部位ごと)

く、右足首や左足首のセンサが欠損した場合には特徴量補完を行うよりも、欠損センサを抜いた識別器を用いた方が結果がよい。つまり、欠損部位によって、その対応方法を変更することで、全体としてより高い精度を見込みながら欠損データへ対応することが可能であることが示唆された。

次に、1) のセンサデータの補完について、評価を行った。図 3 に F 値の結果を示す。図 3 の横軸はセンサデータが欠損し始めてからの何 window 分の補完を行ったか、を示しており、1window は欠損直後の 1window 分 (2560ms 分) を ARAR モデルによって補完してその window に関する識別率を評価した場合、5window は、欠損が生じてから 5window 目 (開始 $1280 \times (5-1) = 5120\text{ms}$ 後から 2560ms 分) を ARAR モデルによって補完し、その window の識別率を評価した場合を示している (この場合、同時に、1window から 4window 目も ARAR モデルにより補完している)。図中、“normal”、“reduced”、“kern-reg”などの各ラベルは、図 1、図 2 の時と同様であり、“ARAR”が ARAR モデルによってセンサデータを補完した場合を示している。

図 3 より、最初 1window 目、2window 目については、センサデータを補完した方が、カーネル回帰によって特徴量を補完する場合

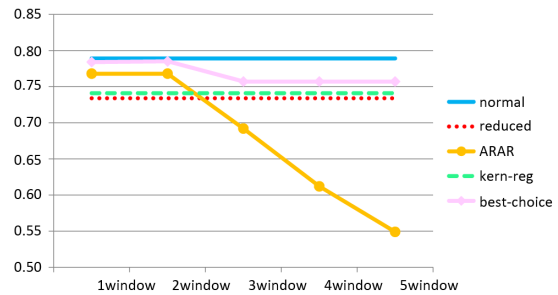


図 3 センサデータ補完による結果 (全体)

や、欠損センサを抜いた識別器で識別するよりも、F 値が高くなっている。一方で、3window 目以降は ARAR モデルによるセンサデータ補完の F 値は低下し、他 2 つの対応方法より大幅に F 値が低くなるのがわかる。つまり、ごく短い期間でのセンサデータ欠損であれば、特徴量を補完して対応する場合や、欠損センサを抜いた識別器で対応する、センサデータを直接補完した方がよい性能が得られるが、一方で、長期 (約 3 秒以上) にわたる場合は、特徴量を補完したほうが性能がよいことがわかった。

また、詳細な結果は割愛するが、ARAR モデルによる補完においても、特徴量の補完や識別器での対応と同様、欠損した部位によって得手、不得手がみられた。このことから、各部位の欠損について、最も性能よく対応可能な方法を、欠損部位ごとに選択した場合の評価を行い、結果を図 3 に “best-choice” として示した。この結果から、各部位ごとに適切な対応方法を選択することによって、1window 目、2window 目については、欠損が無い場合にほぼ匹敵する程度の性能が得られ、3window 目以降でも約 0.03 ポイント (F 値) 程度の性能低下で欠損データに対する対応が可能となることがわかった。

5. 主な発表論文等

[学会発表] (計 9 件)

①内田 稜真, 堀野 豊人, 大村 廉, ARAR アルゴリズムによる欠損データ補完を用いたウェアラブルセンサ行動認識技術の耐故障性向上, 第 37 回情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会 (UBI), 情処研報, 2013-UBI-37, 3 月 15 日, 2013 年, 東京大学 駒場リサーチキャンパス

②Ryoma Uchida and Ren Ohmura, Preliminary Evaluation of Feature Level Compensation for Missing Data in Multi-sensor Activity Recognition, The 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp'12), Sep. 5, 2012, David L. Lawrence Convention Center, Pittsburgh,

Pennsylvania, The United States

③内田 稜真, 大村 廉, ウェアラブルセンサを用いた行動認識技術の欠損特徴量補完による耐故障性向上, 第 34 回情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会 (UBI), 情処研報, 2012-UBI-34, 5 月 18 日, 2012 年, 豊橋技術科学大学

④Ren Ohmura and Wataru Takasaki, Response Time Improvement in Accelerometer-Based Activity Recognition by Activity Change Detection, In Proc. of the 2011 ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp'11), pp. 589-590, Sep. 19, 2011, Tsinghua University, Beijing, China

⑤高崎 航, 大村 廉, 行動の変化点検出による加速度ベース行動認識のレスポンス時間短縮, 第 31 回情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会 (UBI), 情処研報, 2011-UBI-31, 7 月 15 日, 2011 年, 九州大学西新プラザ

ほか 4 件

〔その他〕

解説記事

大村廉, ユビキタスセンシング技術による看護業務サポートシステム実現への取り組み, 映像情報インダストリアル 3 月号 / 映像情報メディカル 3 月号, pp. 54-59, 2 月, 2012 年

ホームページ等

<http://www.usl.cs.tut.ac.jp>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

大村 廉 (OMURA REN)

豊橋技術科学大学・大学院工学研究科・講師

研究者番号 : 10395163

(2) 研究分担者

なし

(3) 連携研究者

なし