

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 30 年 6 月 14 日現在

機関番号：33302

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00367

研究課題名(和文) 多様な応用のための装着型センサを使用する行動識別の研究

研究課題名(英文) Activity recognition using wearable sensors for various applications

研究代表者

小暮 潔 (KOGURE, Kiyoshi)

金沢工業大学・工学部・教授

研究者番号：50395159

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,700,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、多様な応用のための装着型センサを使用する行動識別技術の開発を目指した。特に、特徴抽出方法の開発に注力した。具体的には、いかに加速度データからの行動識別の性能が、雑音除去自己符号化器を使用する特徴抽出方法に依存するのを実験的に評価した。加速度データの取得部位の組み合わせ、加速度データの積層雑音除去自己符号化器への与え方、出力層のノード数、時間窓幅の行動識別の正解率への影響を示した。

研究成果の概要(英文)：This research aims at developing activity recognition techniques using wearable sensors for various applications. It focuses on the feature extraction phase. It has experimentally evaluated how the performance of activity recognition from acceleration data depends on the ways of extracting features using denoising autoencoders. The experimental results show the effects on classification accuracy of the combinations of the body parts from which the acceleration data are obtained, the ways of providing a stacked denoising autoencoder with the acceleration data, the different numbers of nodes in the output layer of each stacked denoising autoencoders, and the different sizes of the time windows from which the acceleration data are extracted.

研究分野：知能ロボティクス

キーワード：パターン認識 行動識別 特徴抽出 雑音除去自己符号化器 加速度

### 1. 研究開始当初の背景

日常生活を支援する技術にコンテキストウェアコンピューティングがある。ユーザのコンテキストの重要な側面として、ユーザの行動がある。ユーザの行動に関する情報は当該行動や予測される後続行動を支援すること(たとえば、それらの行動に関するアドバイスや警告などを提供すること)を可能にする。そうした行動に関する情報を使用するコンテキストウェアコンピューティングを広範囲の応用領域で信頼性高く実現するためには、それらの応用領域に出現する行動を高精度で識別する技術が重要である。

行動識別への主要なアプローチの1つとして、加速度センサなどの身体に装着されるセンサ(装着型センサ)によって取得される身体の姿勢や動作の情報に基づくものがある。このアプローチには、環境に設置されるカメラからの映像情報に基づくアプローチと比較して、(1) 取得される情報が装着者に関するものに限定され、他者のプライバシーを保護することが容易であること、(2) オクルージョンなどの環境要因の影響を受けにくいことといった利点がある。このアプローチに沿って、装着型センサのみの使用、あるいは装着型センサと環境設置型センサの併用による行動識別の研究が行われている。

研究代表者は、看護現場での看護師の業務などの日常生活を支援するための技術の開発を推進し、その一環として、小型装着型センサや環境設置型センサから構成されるセンサネットワークを使用して看護師の行動を識別する技術を開発してきた。

本研究開始当初の行動識別技術は広範囲の応用領域に出現する行動を高い精度で識別する段階には至っておらず、さらなる研究開発が望まれていた。

### 2. 研究の目的

本研究では、前述の行動に関する情報を使用するコンテキストウェアコンピューティングを広範囲の応用領域で信頼性高く実現するといった多様な応用のための装着型センサを使用する行動識別技術の開発を目指すこととした。

行動に関する情報を使用するコンテキストウェアコンピューティングを広範囲の応用領域で実現するためには、そうした応用領域に含まれる行動を識別可能な方法が要求される。行動を識別する際に有用な特徴は行動の種類によって異なることがある。そこで、特に、多様な応用のための特徴抽出方法の開発に注力することとした。

### 3. 研究の方法

本研究では、行動識別技術の対象とする行動に関するデータを収集し、収集したデータから特徴を抽出し、抽出した特徴を分類器に与えたときの性能で特徴抽出方法を評価した。

識別対象行動に関するデータとしては、具体的には、家事に関するシナリオを作成し、シナリオに沿った指示に従った被験者の行動に関するものを収集した。被験者への指示としては、「テーブルの上の雑誌を机の上の本棚に順に並べてください」や「ハンディモップで本棚と時計を叩いてください」といったものが与えられ、詳細は被験者に任された。そのような被験者の行動に関して、被験者の両手首、両足首、胸部、腰部の6ヶ所に装着されたセンサによって各部位の3軸の加速度と角速度をサンプリング周期1msで計測し、それらのデータを収集した。識別対象行動には、「本の運搬および整頓」、「ハンディモップを用いた掃除」、「ハンディモップの片付け」、「雑巾を用いた掃除」、「雑巾の片付け」などの14種類の行動が含まれる。

本研究では、特徴を構成する問題に対して、データに基づいて特徴を学習させるアプローチを採用した。具体的には、特徴抽出において、図1に示す雑音除去自己符号化器を使用した。雑音除去自己符号化器は、雑音を付加したデータを入力として与えられると、雑音付加前のデータを復元し出力する自己符号化器の一種である。雑音除去自己符号化器の符号化器を2段積層したネットワーク、すなわち積層雑音除去符号化器に対して、加速度データを時間窓で切り出したものを入力したときの出力、あるいは出力を組み合わせたものを特徴とする。このような特徴抽出方法に関して、出力の特徴を分類器に与えたときの性能で評価した。

### 4. 研究成果

第1に、積層雑音除去自己符号化器を使用した特徴抽出における加速度データの取得部位の組み合わせ、入力データの与え方、出力層のノード数の識別性能への影響を評価した。具体的には、正解率を評価した。

加速度データの取得部位の組み合わせに関しては、手首と足首の2つの部位以上の組み合わせ(たとえば、左手首と左足首の組み合わせ、両手首と左足首の組み合わせなど)を基本として、それらに胸部、腰部のいずれ

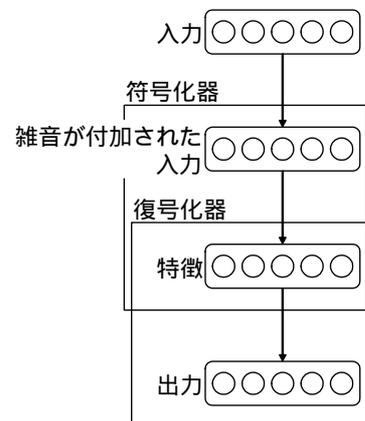


図1 雑音除去自己符号化器

か、あるいは両方を追加したものの計 44 種類を評価対象とした。

複数の身体部位の 3 軸加速度データを対象とする場合、雑音除去自己符号化器への入力としては、(1) 単一の身体部位の 1 軸加速度データ、(2) 単一の身体部位の 3 軸加速度データ、(3) 複数の身体部位の 3 軸加速度データを与えることが考えられる。本研究では、これらの入力の与え方を評価対象とした。

積層雑音除去自己符号化器の学習段階において、1 段目の雑音除去自己符号化器の入力は、時間窓で切り出した加速度データである。このときの時間窓幅は 512 に固定した。加速度データにはガウス雑音を付加する。ガウス雑音の標準偏差の値は 0.05 G である。中間層の活性化関数、すなわち符号化器の活性化関数はロジスティックシグモイド関数であり、加速度データを復元するための出力層の活性化関数、すなわち復号化器の活性化関数は恒等関数である。損失関数は、雑音付加前の入力と出力の間の平均二乗誤差である。雑音除去自己符号化器の中間層のノード数は入力層のノード数の 1/16, 1/8, 1/4, 1/2, 1 倍とした。

2 段目の雑音除去自己符号化器の学習段階において、入力は 1 段目の雑音除去自己符号化器の符号化器の活性化関数であるロジスティックシグモイド関数の出力である。これにもガウス雑音を付加する。その標準偏差は 0.0125 である。中間層と出力層の活性化関数は 1 段目と同一である。損失関数も 1 段目と同一である。また、中間層のノード数は 1 段目の中間層のノード数と同一とした。すなわち積層雑音除去自己符号化器の出力層のノード数が入力層のノード数の 1/16, 1/8, 1/4, 1/2, 1 倍となる場合を評価対象とした。

たとえば、加速度データの取得部位の組み合わせが両手首で、積層雑音除去自己符号化器への入力が単一部位の 1 軸の加速度データで、出力層のノード数が入力層の 1/4 倍の場合、両手首の各軸に対応する 6 個の積層雑音除去自己符号化器それぞれの入力層のノード数が各軸の時間窓幅 512 となり、出力層のノード数がその 1/4 倍の 128 となるため、768 次元の特徴ベクトルが得られることになる。同じ取得部位の組み合わせで、雑音除去自己符号化器への入力が単一部位の 3 軸の加速度データで、出力層のノード数が入力層の 1/4 倍の場合、両手首に対応する 2 個の積層雑音除去自己符号化器それぞれの入力層のノード数が各軸の時間窓幅 512 の 3 倍の 1536 となり、出力層のノード数がその 1/4 倍の 384 となるため、同様に 768 次元の特徴ベクトルが得られることになる。

なお、複数の身体部位の 3 軸の加速度データを与える場合に関しては、6 部位すべての組み合わせのみを対象とした。したがって、入力層のノード数は時間窓幅 512 の 18 倍の 9216 となる。

特徴抽出方法の評価に使用した分類器は

サポートベクトルマシンであり、カーネル関数はラジアル基底関数である。なお、サポートベクトルマシンの学習時には、訓練データ中の各行動クラスのサンプル数の逆数に比例した重みを与えた。

加速度データの取得部位の組み合わせが正解率に与える影響に関しては、以下の結果を得た。単一部位の 1 軸加速度データを入力として与える場合に関しては、いずれの出力層のノード数においても、正解率の上位 3 位までの組み合わせは、両手首の組み合わせ、両手首と胸部の組み合わせ、両手首と右足首の組み合わせである。単一部位の 3 軸加速度データを入力として与える場合に関しては、出力層のノード数が 96 と 384 の場合に正解率の上位 3 位までの組み合わせは同一であり、出力層のノード数が 768 の場合にも正解率が最も高い組み合わせは同一である。以上のように、両手首の組み合わせの正解率が一般的に高いという結果を得た。

入力の与え方が正解率に与える影響に関しては、単一部位の 1 軸加速度データを与える場合と 3 軸加速度データを与える場合の比較においては、一般的には、1 軸加速度データを与えるほうが優位である。ただし、3 軸加速度データを与える場合の中でも正解率が高い出力層のノード数が 96 の場合と 384 の場合に限定すると、3 軸加速度データを与える場合のほうが優位である。実際、正解率が最も高いのは、加速度データの取得部位が両手首で、単一部位の 3 軸加速度データを入力として与えた場合の出力層のノード数が 384 の場合である。

出力層のノード数が正解率に与える影響に関しては、以下の結果を得た。単一部位の 1 軸加速度データを入力として与える場合に関しては、出力層のノード数による正解率の変化に顕著な一定の傾向が見られない。一例として、加速度データの取得部位の組み合わせが両手首の場合の出力層のノード数の正解率への影響を図 2 に示す。これに対して、

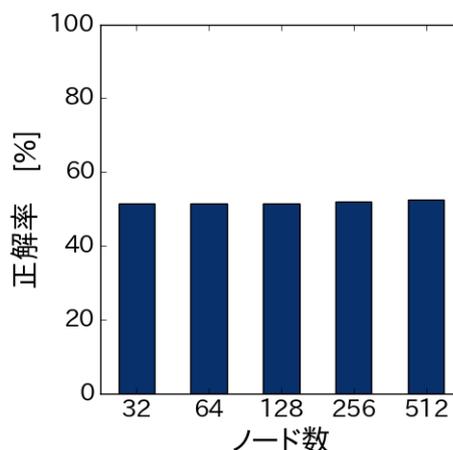


図 2 両手首それぞれの単一部位の 1 軸加速度データを入力として与えた場合の出力層のノード数の正解率への影響

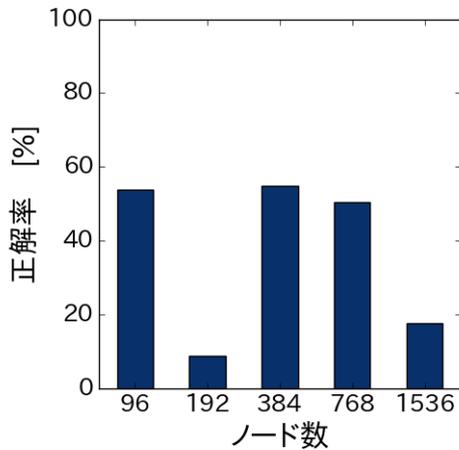


図3 両手首それぞれの単一部位の3軸加速度データを入力として与えた場合の出力層のノード数の正解率への影響

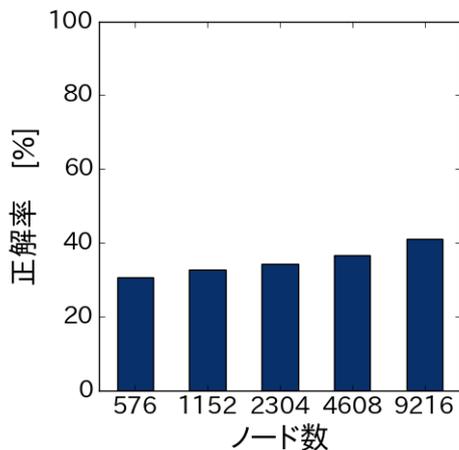


図4 6部位の3軸加速度データを入力として与えた場合の出力層のノード数の正解率への影響

単一部位の3軸加速度データを入力として与える場合に関しては、出力層のノード数による正解率の変化に顕著な傾向が見られる。出力層のノード数が192と1536の場合の正解率が低い。特に出力層のノード数が192の場合、96と384の場合が高いのにも関わらず、顕著に低い。一例として、加速度データの取得部位の組み合わせが両手首の場合の出力層のノード数の正解率への影響を図3に示す。6部位の3軸加速度データを入力として与える場合に関しては、図4に示すように、入力層のノード数以下の範囲で出力層のノード数が増加するにつれて正解率が単調に増加するという結果を得た。

第2に、積層雑音除去自己符号化器を使用した特徴抽出における時間窓の影響を評価した。

加速度データの取得部位の組み合わせは両手首とし、雑音除去自己符号化器には入力として単一部位の1軸加速度データを与える

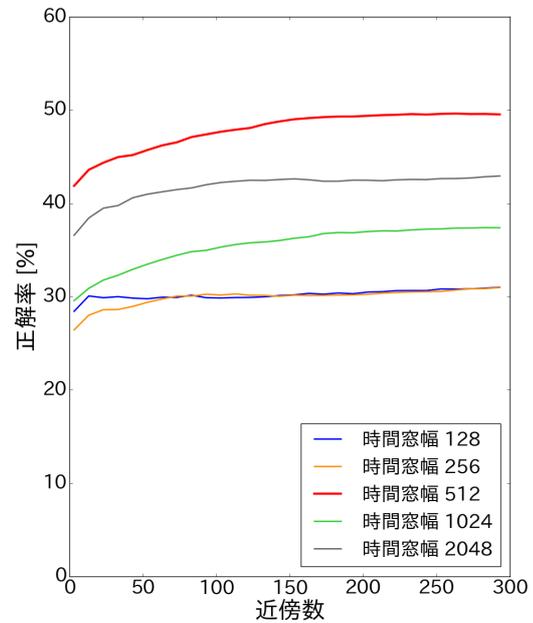


図5 時間窓の正解率への影響

こととした。

積層雑音除去自己符号化器の学習段階において、1段目の雑音除去自己符号化器の入力は時間窓で切り出した加速度データである。時間窓幅は128, 256, 512, 1024, 2048とした。この加速度データにガウス雑音を付加する。その標準偏差は0.2 Gである。中間層の活性化関数はleaky ReLU関数であり、加速度データを復元するための出力層の活性化関数は恒等関数である。損失関数は平均二乗誤差である。中間層のノード数は128に固定した。

2段目の雑音除去自己符号化器の学習段階においても、入力にガウス雑音を付加する。その標準偏差は1.6である。中間層と出力層の活性化関数、損失関数は1段目と同一である。中間層のノード数は入力層のノード数、すなわち1段目の中間層のノード数と同一の128に固定した。

特徴抽出方法の評価に使用した分類器はk近傍分類器であり、近傍数を変化させた。

時間窓幅128, 256, 512, 1024, 2048の中では、図5に示すように、512のときに最も高い正解率が得られるという結果を得た。また、時間窓幅が512から大きくなるにしたがい正解率が単調に低くなるというのではなく、1024のときよりも2048のほうが高いという結果を得た。

本研究では、上述のように、いかに加速度データからの行動識別の性能が、雑音除去自己符号化器を使用する特徴抽出方法に依存するのを実験的に評価した。加速度データの取得部位の組み合わせ、加速度データの積層雑音除去自己符号化器への与え方、出力層のノード数、時間窓幅の行動識別の正解率への影響を示した。

## 5．主な発表論文等

〔学会発表〕(計 1 件)

武山徹，小暮潔，加速度データからの行動識別のための雑音除去自己符号化器を用いた特徴抽出，電子情報通信学会パターン認識・メディア理解研究会，信学技報，PRMU2017-58，2017年9月16日，東京大学

## 6．研究組織

(1)研究代表者

小暮 潔 (KOGURE, Kiyoshi)  
金沢工業大学・工学部・教授  
研究者番号：50395159