

令和元年6月5日現在

機関番号：12601

研究種目：研究活動スタート支援

研究期間：2017～2018

課題番号：17H06644

研究課題名（和文）離床予測に向けた高密度体圧センシングを活用した離床前動作パターン分類

研究課題名（英文）Pre-getting up movement pattern classification using high density body pressure sensing for bed moving prediction

研究代表者

荒木 大地（Araki, Daichi）

東京大学・大学院医学系研究科（医学部）・客員研究員

研究者番号：10799787

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,100,000円

研究成果の概要（和文）：本研究は離床感知・動作分類の新たなアルゴリズムを開発し、予測的に患者の動作を捉えることでベッドからの転落を予防することが目的である。期間内の主課題としては、動作分類のアルゴリズムの開発であり、圧力センサを使用してベッド上の動作についてデータを取得した後、機械学習を行う事で動作の判別可能性の検討を行った。9種類の姿勢・動作に対して機械学習を用いた交差検証で分類適中率を算出した結果、SVMでは77.5%、Random Forestでは80.5%の適中率を示した。離床の予兆検知に向け、姿勢・動作の分類を捉える段階として適応を確認したが、今後、より細かな動作の分類にむけた検討が必要となる。

研究成果の学術的意義や社会的意義

転倒・転落に伴う外傷が患者に与える影響は大きく、長期臥床へと繋がり、QOL・ADLの低下へと至ることが報告されている。予防策としての離床感知センサが対象とするのは主にベッドを起点とした転落であるが、誤報や転落の危険性が少ないケースでの呼び出しも多く、患者側だけでなく、看護師の負荷増加および拘束感に対する看護師の葛藤が存在することも報告されている。本研究は、ベッド上での詳細な動作を分類することで、離床に繋がりがやすい動作の同定や転落のリスクなどを判定するアルゴリズムを開発することで、新しい予防方法に関しての知見を導いている。

研究成果の概要（英文）：The purpose of this research is to develop a new algorithm for bed departure detection and movement classification, and prevent falling from the bed by capturing patient movement predictively. The main task in the period was the development of an algorithm for motion classification. After obtaining data about motion on the bed using the pressure sensor, we examined the discriminability of motion by performing machine learning. As a result of calculating classification accuracy that it shows 77.5% in SVM and 80.5% in Random Forest by cross-validation using machine learning for 9 kinds of postures and motions. Although adaptation has been confirmed as a stage of capturing postures and motions classification for detecting signs of getting up, it will be necessary to study for finer motion classification in the future.

研究分野：看護学

キーワード：転倒・転落 離床センサ 動作分類 機械学習 予測

様式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19（共通）

1. 研究開始当初の背景

日本医療機能評価機構の平成 27 年の報告書では、転倒・転落が医療事故およびヒヤリハットの原因の第一位として挙げられ、患者・看護師の大きな負荷となっている現状が伺える。転倒・転落に伴う外傷が患者に与える影響は大きく、長期臥床へと繋がり、QOL・ADL の低下へと至ることが報告されている。予防策としては入院時の患者状態から判定を行うリスクアセスメントスコアが用いられることが多いが、リスクの高い患者の病室に看護師の訪室を促す対策のみでは対応しきれないのが現状である。海外ではベッドサイドにスタッフを配置し、患者の話しを聞き、離床時に補助を行ったりすることで、転倒・転落を予防する対策が行われている場合もあるが、経済的な負荷が大きく、維持が難しい状況となっている。そこで、ナースコールシステムを通じて看護師に離床を通知する離床感知センサが対策として用いられることが多い。離床感知センサが対象とするのは主にベッドを起点とした転落であるが、誤報や転落の危険性が少ないケースでの呼び出しも多く、看護師の負荷増加および拘束感に対する看護師の葛藤が存在することも報告されている。この問題を解決するために、新たな離床感知センサの開発が行われ、様々な感知方式が存在する。しかし、ベッド上の患者を対象とした離床感知センサの研究では、仰臥位・端座位といった特定の姿勢状態のみを分類した研究が多く、姿勢変化に伴う動作に焦点を当てている研究は少ない。

2. 研究の目的

本研究の目的は、ロボット・AI を活用した新たな看護ケアに向けて、今まで得られてこなかった臨床における患者の離床前動作を捕らえ、パターン分類および評価することで、状態変化を予測する分類指標を作成することである。研究者が行ってきた研究では、姿勢変化に伴う動作を対象としたが、先行研究から抽出した転落のリスク動作を模擬的に再現しており、実際に臨床現場で離床前にどのような動作が行われているか詳細な検討をしたデータは得られていない。患者の離床前動作を捉えて分類するためには、臨床での縦断的な調査が必要であり、患者・看護師に影響が少なく、患者の全身状態を反映した詳細なデータを得ることが重要である。そこで本研究では、患者の全身の体圧分布に新たに着目し、重心情報に加えることで、患者の全身状態を包括的に捉え、有効な特徴量を算出する手法を検討する。しかし、ベッド脚下に設置する圧力センサでは、患者の全身状態を十分に反映できるとは言えず、設置・再設置における利便性に欠けるため、臨床における縦断研究には適しているとは言えない。そこで、高密度の体圧センサを内蔵したエアマットレスであるレイオス MLES80（株式会社モルテン）を活用しデータサンプリングを行うことで、全身の体圧分布を可視化し有効な特徴量の算出を行う。ベッドからの転落に関して調査を行った研究は多くあるが、本研究のように、離床前の動作に焦点を当てた研究は少なく、全身の高密度な体圧分布が取得可能であるセンサを用いることで、プライバシーの影響を抑えて包括的なデータの解析を行うことが可能であると考えられる。

3. 研究の方法

圧力センサ内蔵型エアマットレスを用いたベッド上姿勢・動作分類の学習手法間比較

1-1. 測定手順と使用機器

本研究では、圧力センサ内蔵型エアマットレスである LEIOS(株式会社モルテン)を用いてベッド上の対象者の圧力分布を取得した。圧力分布は 22×61 のセルで取得可能であり、サンプリング周波数は 0.5Hz であった (Fig1)。対象者は成人男性 1 名で、試行回数は 15 回であった。実験では、腹部に加速度センサ (TSND151, 株式会社 ATR-Promotions) を装着した後、ベッド全体を撮影可能な位置でビデオカメラによる撮影を開始した。その後、ベッド上で仰臥位の姿勢を保持した状態で圧力分布および加速度の記録を開始した。計測した姿勢・動作は 9 種類で、仰臥位から離床までの一連のストーリーを作成し実施させた。各姿勢・動作は 1 分間計測を行った。

1-2. 計測した姿勢および動作

①仰臥位→②寝返りを繰り返す動作→③膝を立てて仰臥位→④右側臥位→⑤左側臥位→仰臥位→⑥腹臥位→仰臥位→⑦もじもじ動作→起き上がり→⑧ベッド上座位→⑨端座位→離床

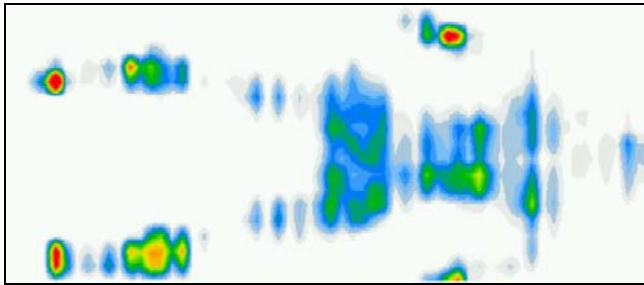


Fig1. Pressure distribution map

1-3. 解析手法

まず、得られた体圧分布の時系列データを加速度データと時刻を同期させ、加速度データをリファレンスとすることで、各姿勢・動作時間帯を分割し、姿勢・動作に分類に用いるためのラベルを添付した (Table1)。分類したのは、下記の9種類の姿勢・動作である。測定によって得られた体圧分布の時系列データはPython3.6によって作成されたプログラムにて解析を行った。まず、体圧分布から重心位置を算出し、長軸方向をx軸、短軸方向をy軸とした時の、重心座標の時系列データを算出した。算出した重心座標の時系列データを、10秒間の時間窓で分割し、単位時間辺りの重心軌跡面積、x軸y軸変移、パワースペクトル密度 (Power Spectral Density: PSD) を算出した。パワースペクトル密度を算出するにあたって、スペクトル帯域をLow(0.00-1.66Hz), Middle(1.67-3.33Hz), High(3.34-5.00Hz)に分割し、帯域ごとに、平均値 (Mean)、最大値 (Peak)の2種類の値を用いた。その後、ラベルを添付された姿勢・動作ごとに算出した特徴量を割り当て、教師データを作成した。作成された教師データは、Support Vector Machine (SVM)およびRandom Forestのプログラムに読み込ませ、交差検証を実施することで、適中率 (Accuracy) を算出し、結果を比較した。本研究ではOne-vs-restを適応し、正解ラベル以外が提示された場合に、不適中として適中率を算出した。

Table1. Labels and motions correspondence table

Label Number	Motions name
Label1	Supine
Label2	Turn over
Label3	Knee stand
Label4	Right lateral
Label5	Left lateral
Label6	Prone
Label7	Shaking
Label8	Sitting on bed
Label9	Sitting on side of bed

4. 研究成果

9種類の姿勢・動作に対して機械学習を用いた交差検証で分類適中率を算出した結果、SVMでは77.5%、Random Forestでは80.5%の適中率を示した。また、各動作の特徴量の平均を比較した図を以下に示す (Fig3、Fig4、Fig5、Fig6、Fig7)。

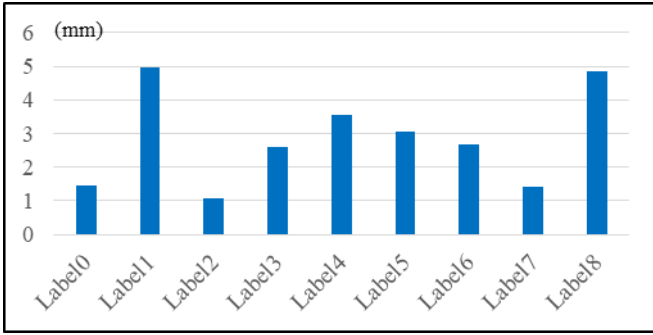


Fig3. Total locus length / unit time

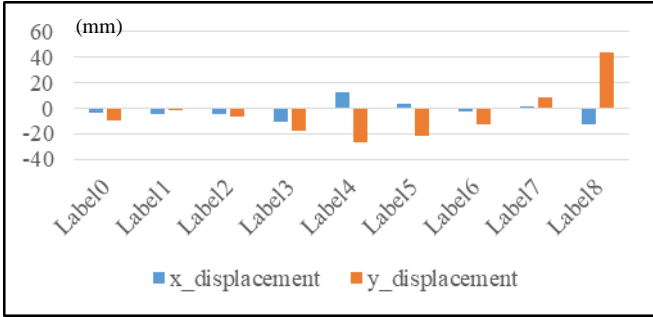


Fig4. X and Y axis displacement

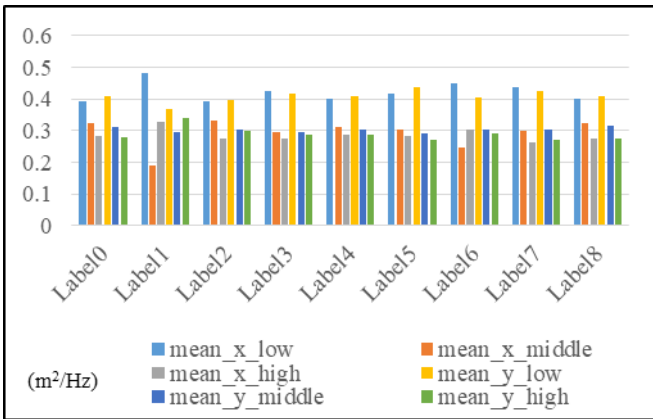


Fig5. PSD mean value across 3 spectral bands

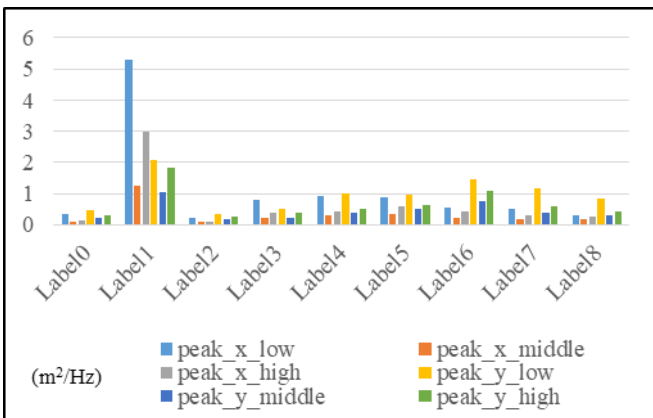


Fig6. PSD peak value across 3 spectral bands

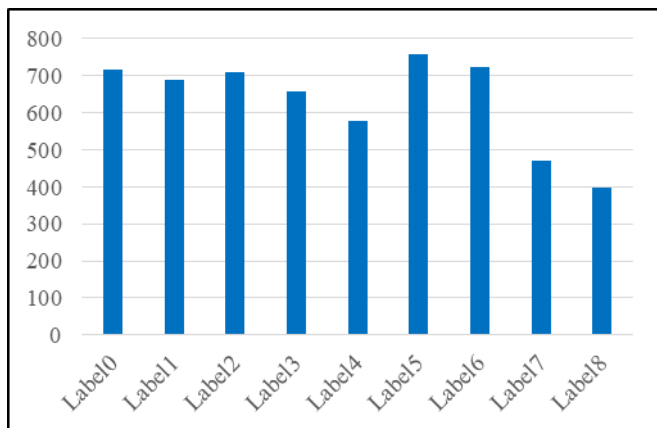


Fig7. Numbers of pressure sensor cells

本研究では SVM および Random Forest を機械学習の手法として用いて、それぞれ 77.5% および 80.5% と高精度とは言えないが、適応可能なレベルでの適中率を示した。適中率の上昇を阻害する要因として考えられるのは、適切な特徴量を設定できていない場合、または、分類動作の特徴が類似している可能性である。

本研究で用いた特徴量に関して、単位時間当たりの重心軌跡面積は、寝返り動作および端座位姿勢で高値を示しており不安定で比較的大きな動きを反映していると思われる。仰臥位、座位といった安定した姿勢は低値を示すため、分類の特徴量として有効に働いていると思われる。X 軸・Y 軸の変移については、側臥位、腹臥位、端座位の項目で高値を示した。変移に関しては、時間窓における座標の移動を示しており、変移が大きいことは、姿勢・動作のブレが大きいことを反映していると思われる。しかし、ブレが大きいと思われた寝返り動作やモジモジ動作では、大きく変化は見られず、特徴量としての取り扱いを検討すべき項目であると考えられる。PSD の mean の項目に関して、寝返り動作およびモジモジ動作において、x 軸の Low frequency エリアにパワー値が集中している様子が見られた。また、Peak の項目では、寝返り動作において著しく高値を示し、モジモジ動作においても他の姿勢に比べ、高値を示した。姿勢間における比較では、右側臥位、左側臥位、腹臥位の項目において x 軸の Low frequency エリアで高値を示したのに比べ、座位、端座位では y 軸の Low frequency エリアで高値を示しており、揺れのベクトルの方向性が姿勢によって異なることが見て取れる。圧力分布の面積に関しては、側臥位、座位、端座位などのマットレス面に対する表面積の小さくなる項目で低値を示しており、分類の 1 つの指標として有効に機能していることを確認した。しかし、重心動揺に関しては多くの研究が 0.02Hz~2Hz 帯域を対象として解析しており⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾、本研究で用いたセンサの 0.5Hz というサンプリング周波数では、十分に高周波数成分のデータを扱いきれていないとは言えない。だが、多くの姿勢・動作で特徴が多く見られたのは低周波数帯域のデータであり、分類への影響は少ないと考えられる。

以上より、本研究では、仰臥位、膝立て仰臥位、腹臥位の姿勢が類似していると考えられ、適中率が低下する要因となったと考えられる。また、姿勢間の分類においては有効である特徴量が限られており、適中率を低下させる要因となったと考えられる。Random Forest に比べ、SVM の適中率が低く算出されたのは、分類するクラス数が多く、超平面の作成が困難であったことが推測される。今後は、複数人の教師データを収集した後に分類精度を算出し、特徴量を調整することで、本システムの汎化性の検証を進めていくことが求められる。また、姿勢・動作の移り変わりのパターンを認識させ、予兆の検出に向け調整を行うことが必要となる。

本研究は、圧力センサ内蔵型エアマットレスを用いて、9 種類の姿勢・動作の圧力分布変化

を捉え、SVMおよびRandom Forest を活用し、適中率を算出した。それぞれ 77.5%、80.5%と適応可能なレベルでの分類が可能であることを示した。離床の予兆検知に向け、大きな姿勢・動作の分類を捉える段階として適応を確認したが、今後、より細かな動作の分類にむけた検討が必要となる。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕（計 0 件）

〔学会発表〕（計 3 件）

① 荒木 大地, 野口 博史, 川口 孝泰, 真田 弘美, 森 武俊. OS-5-3 看護と工学. 圧力センサ内蔵型エアマットレスを用いたベッド上姿勢・動作分類の学習手法間比較. LIFE2017. 2017.

② 荒木 大地, 野口 博史, 真田 弘美, 森 武俊. 一般演題 口演発表 O6-6 計測と開発 2 圧力センサ内蔵型エアマットレスを用いたベッド上動作分類精度の検証. 第 5 回看護理工学会学術集会. 2017.

③ 荒木 大地, 野口 博史, 森 武俊, 真田 弘美, 川口 孝泰. 第 12 群 看護技術 O12-3 ベッドからの転落予測に向けた重心変動解析による動作分類. 第 37 回 日本看護科学学会学術集会. 2017.

〔図書〕（計 0 件）

〔産業財産権〕

○出願状況（計 0 件）

名称：

発明者：

権利者：

種類：

番号：

出願年：

国内外の別：

○取得状況（計 0 件）

名称：

発明者：

権利者：

種類：

番号：

取得年：

国内外の別：

〔その他〕

ホームページ等

6. 研究組織

(1) 研究分担者

なし

(2) 研究協力者

なし

※科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。