

衣類型圧力センサ上の衝撃検知モデル設計のための 検証データ拡張手法の検討

小野瀬 良佑¹ 榎堀 優¹ 間瀬 健二¹

概要: 我々のプロジェクトでは、過去に提案した衣類型圧力センサを用いて、その着用者が受けた衝撃の身体の部位と発生時刻を検知可能とすることを目指している。しかし、衣類型圧力センサで計測される日常生活の圧力変化パターンは無数にあり、正常値だけであってもモデル化するのは難しい。発生頻度がごく稀な異常衝撃圧の網羅はより困難である。そこで、衝撃検知モデルに必要な検証データ中の異常データを擬似的に作成するデータ拡張手法を検討している。本稿では、衝撃検知課題を考察した上で、擬似的な異常データを出力するデータセットを試作した結果を報告する。

Data Augmentation Method for Designing Shock Detection Model on Garment-Type Pressure Sensor

Abstract: Our project aims to detect the part of the body that the user received an impact and the time of its occurrence by using a garment-type pressure sensor proposed in the past. However, there are innumerable patterns of pressure changes in daily life measured by garment-type pressure sensors, and it is difficult to model only the pressure values. It is more difficult to cover the anomaly shock pressures that occur very rarely. Therefore, a data extension method to pseudo-create anomalous data in the verification data necessary for the shock detection model is being studied. This paper reports the results of a prototype data set that outputs pseudo-anomaly data based on a consideration of the shock detection problem.

1. はじめに

認知症高齢者の介護において、受傷理由不明の打撲が問題となっている。三田谷らの報告によると、介護保険施設における転倒事故について、介助行為や見守りを行っていない状況下での事故が多く確認されている [1]。特に、転倒事故は要介護度が低く、日常生活自立度が高い利用者で多く発生している。事故の発生時刻や、衝撃を受けた箇所がわかれば、受傷理由を特定するための有用なヒントになりうる。

近年、安価に入手できるようになったセンサや、携帯端末を用いて利用者の行動を認識しようとする研究が行われてきた。大内らは、携帯電話に搭載されている加速度センサとマイクのみを活用し、生活行動をリアルタイムで認識する手法を提案した [2]。このような研究では、生活行動の見守りに応用可能だが、発生頻度がごく稀な転倒事故のような異常検知や、衝撃を受けた箇所の特定は難しい。

衝撃を受けた箇所を検知するには、体表圧を計測する必要がある。体表圧を計測し、体表圧のデータから行動認識に応用する研究も行われてきた。Skach らは、圧力センサ機能を有するズボン型のセンサを用いて、利用者の会話状態の推定を行なった [3]。我々の過去の研究でも、衣類型圧力センサを作成し、圧力検出力の評価を行なった [4]。これらの研究は、圧力値のパターンから動作状態の識別を行うことで生活行動の見守りに応用可能であるが、これらを利用した衝撃のような異常検知の研究は行われていない。

そこで、圧力センサ上の衝撃を教師なし異常検知課題として解く手法を検討している。一般的な機械学習を用いた異常検知手法では、正常・異常ラベルを基に二値識別モデルを作成する。しかし、図 1 (a) に示すように、衣類型圧力センサで計測される圧力変化パターンは無数にあり、正常値だけであってもモデル化するのは難しい。図 1 (b) に示すような発生頻度がごく稀な異常衝撃圧の網羅はより困難である。未知の衝撃を検知可能にするためには、教師なし異常検知手法を用いることが適当と考えられる。教師な

¹ 名古屋大学大学院情報学研究科

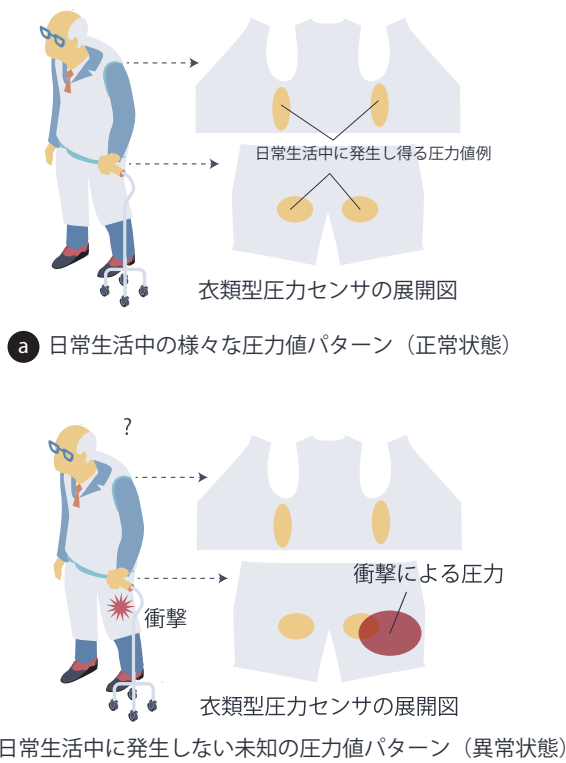


図 1 衣類型圧力センサを用いた衝撃検知課題

Fig. 1 Impact detection issue using a garment-type pressure sensor

し異常検知手法には、敵対性生成ネットワーク (GAN) [5] や畳み込みオートエンコーダ [6] を用いた画像再生成を用いる方法がある。これらの手法では、学習に用いていないパターンのデータは、画像の再生成に失敗する特性を教師なし異常検知に応用している。

衣類型圧力センサの衝撃検知に対して教師なし異常検知手法を応用するには、着用者の日常生活の圧力データを正常状態として訓練したモデルを用いる。モデルは、日常生活に発生し得るデータと入力データとの距離を、部位ごとに異常スコアとして出力する。正常データと異常データを分離可能な異常スコアを出力するモデルを設計することで、衣類型圧力センサの着用者の衝撃を受けた身体の部位とタイミングを推定可能になると考えられる。

しかしながら、モデルを適切に評価するためには、実際の転倒事故のような異常データが必要である。しかし、衣類を着用した被験者に、故意に多量の衝撃を受けるように指示するのは倫理的に問題がある。ゆえに、転倒事故時の衝撃圧を大量に収集するのは難しい。

そこで、本研究では、擬似的にデータを増やすアイデアを基に、検証データ中の異常データを擬似的に作成するデータ拡張手法を提案する。学習データが大量に必要な機械学習では、画像を回転したり切り抜くことによって擬似的に学習データを増やすデータ拡張 (Data Augmentation) 手法が用いられる。提案手法では、データ拡張のアイデアを

基に、別撮りした衝撃圧データを衣類から取得した日常生活の圧力データに重ね合わせることで、擬似的に衣類上の様々なパターンの衝撃圧データを作成する。擬似衝撃データの妥当性を検証するために、GAN の生成ネットワークによる生成画像と本物の画像を識別するアプローチを応用し、教師あり学習による真偽識別器を用いて、実際の衝撃データと比較し、評価した。

2. 関連研究

2.1 認知症高齢者の受傷理由不明の打撲

認知症高齢者の介護において、受傷理由不明の打撲が問題となっている。三田谷らの報告によると、介護保険施設における転倒事故について、介助行為や見守りを行っていない状況下での事故が多く確認されている [1]。特に、転倒事故は要介護度が低く、日常生活自立度が高い利用者で多く発生している。また、河野らによる研究では、一日の時系列に沿った事故発生状況の分析から、起床や就寝、朝食やお茶、夕食などの移動を伴う活動の際に、転倒事故が発生していると報告されている [7]。事故の発生時刻や、衝撃を受けた箇所がわかれば、受傷理由を特定するための有用なヒントになりうる。

2.2 体表圧を計測するためのセンサ

体表にかかる圧力の知覚は利用者と環境間の重要なインタフェースの一つである。体表圧を計測可能になることで、利用者の知覚機能を助けたり、利用者の行動を認識することが可能になる。例えば、Leong らは、義足に圧力センサを設置することで、義足利用者に知覚フィードバックを与えることに成功している [8]。また、Skach らは、ズボン型の圧力センサのデータから、着用者の姿勢を推定し、さらに、会話の集中状態といった推定を行った [3]。我々も同様に、着用者の体表圧を計測しようとしている。過去の研究では、計測する範囲が限られていたが、我々の研究では、胴体と脚部を丸ごと計測可能な衣類を設計した。胴体と脚部全体を計測可能になることにより、例えば、着用者が受けた衝撃を捉えることができるようになる。具体的な用途には、認知症の高齢者の原因不明の打撲の原因特定への活用が挙げられる。

2.3 教師なし異常検知

一般的な機械学習を用いた異常検知手法では、正常・異常ラベルを基に二値識別モデルを作成する。しかし、工業製品の欠陥の検出課題のような、異常の発生頻度が小さく、様々なパターンの異常が発生しうる課題に対し、二値識別モデルを設計するのは難しい。そこで、既知のデータパターンと未知のデータパターンを分離可能な異常スコアを出力するモデルを設計することで、未知のデータに対して異常判定できる。教師なし異常検知手法には、敵対性生成



図 2 衣類型圧力センサの外観

Fig. 2 Appearance of garment-type pressure sensor

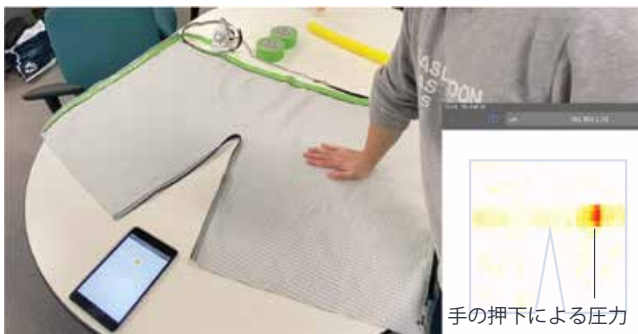


図 3 衣類型圧力センサの圧力値計測例

Fig. 3 Example of pressure measurement using garment-type pressure sensor

ネットワーク (GAN) [5] や畳み込みオートエンコーダ [6] を用いた画像再生成を用いる方法がある。これらの手法では、学習に用いていないパターンのデータは、画像の再生成に失敗する特性を教師なし異常検知に応用している。また、再生成損失の大きい空間方向位置を算出することで、異常箇所の特定も可能である。これらの研究では異常検知の対象を画像としているが、ニューラルネットワークの2次元畳み込み部分を3次元に置換することで、時系列の2次元画像にも拡張可能であると考えられる。

3. 時系列圧力データの収集手法

3.1 衣類型圧力センサを用いた体表圧計測

本稿で提案する衣類型圧力センサを 図 2 に示す。本センサは、シャツとズボンの2つからなる。それぞれのセンサはそれぞれ、格子状に 28×40 , 31×40 の計測点を持つ。計測点は約 2cm 四方である。着座時や、就寝時には、背面や側面に圧力がかかりやすいと考えられるため、背面から胴回りを覆うようにセンサが構成されている。衣類のパターンとなる展開図と、その圧力可視化例を 図 3 に示す。衣類の圧力センサ部分は、榎堀らが提案した布圧力センサ [9] を利用している。図 3 に示した可視化例では、手で押下した部分と対応した箇所がヒートマップにより高圧であることが推測できる。前見頃は身体への密着間を高めるため、伸縮性のある素材を用いた。前見頃と布センサを

ファスナーにより繋ぎ合わせることで、衣類に変形できる。静電容量計測デバイスを接続することで、圧力値を読み取り、Bluetooth 経由で PC に送信できる。圧力値の計測間隔は最大でおよそ 6Hz である。

4. 検証データ拡張のため擬似異常データの作成手法

検証データ拡張を目的とした擬似異常データ作成のため、異なる時系列圧力データを重ね合わせる手法を検討する。提案手法の流れを 図 4 に示す。

4.1 基準値の異なる計測値の合成手法

本稿で扱う布圧力センサは、導電糸間の静電容量の変化値を圧力値として計測している。そのため、圧力値の可視化などを行う際は、基準値を差し引いて可視化する値のレンジを調整する。例えば、時刻 t のときの計測値 $y(t)$ に対して、真値 $x(t)$ 、基準値 $b(t)$ 、誤差 $e(t)$ は、

$$y(t) = x(t) + b(t) + e(t)$$

と表される。基準値の変動の要因には、ヒステリシスや値のドリフト、衣類の形状変化による状態変化が考えられる。基準値の変動が十分小さいとき、 $b(t)$ は定数 b に近似でき、

$$y(t) \simeq x(t) + e(t) + b$$

である。

2つの異なる計測値 $y_A(t), y_B(t)$ を重ね合わせるとき、合成計測値

$$\begin{aligned} y_{AB}(t) &= y_A(t) + y_B(t) \\ &= x_A(t) + x_B(t) + e_A(t) + e_B(t) + (b_A + b_B) \end{aligned}$$

と表される。合成計測値を微分し、圧力変化量に変換すれば、衝撃を受けたときの圧力変化は残しつつ、基準値を無視できる。合成計測値 $y_{AB}(t)$ に対して、合成圧力変化量は、

$$\begin{aligned} y'_{AB}(t) &= y'_A(t) + y'_B(t) \\ &= x'_A(t) + x'_B(t) + e_A(t) + e_B(t) \end{aligned}$$

と表される。以上の式変形から、2つの異なる計測値の変化値を合成することで、圧力の基準値の変動が十分小さい時に基準値を考慮せずに合成値を表現でき、擬似衝撃データの作成に活用可能であると考えられる。

5. 擬似衝撃データの妥当性検証

5.1 擬似衝撃データの作成

5.1.1 データの取得方法

擬似圧力データ作成と、その評価のために、衣類型圧力センサと布片センサを用いた。データ取得に用いた衣類型圧力センサは 3.1 節で説明したものがある。重ね合わせる圧力値を取得するための布片センサは、衣類型圧力センサ

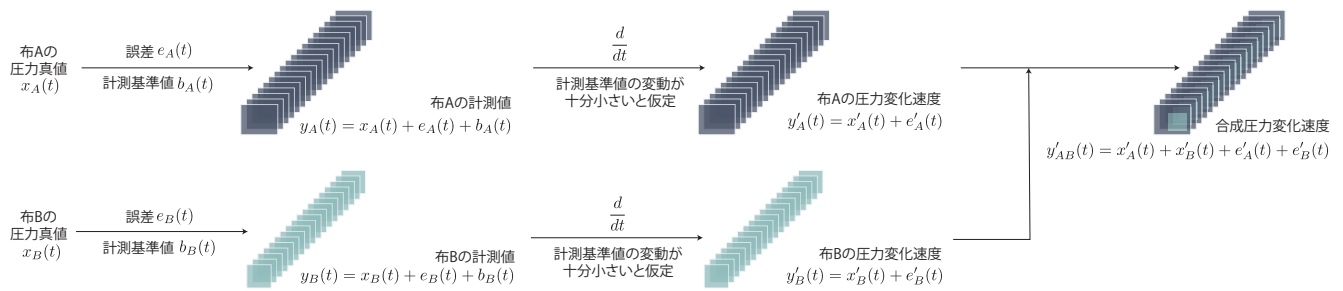


図 4 基準値の異なる計測値の合成手法

Fig. 4 Combining two different measured pressure values

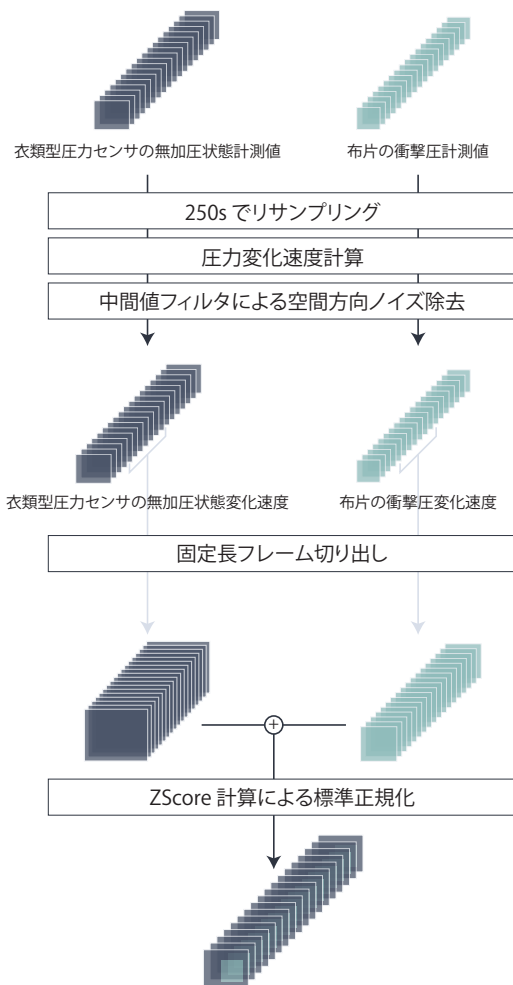


図 5 擬似衝撃データの作成

Fig. 5 A method for creating pseudo-shock data

と同じ布圧力センサを利用しており、 20×20 の計測点を持つ。

まず、重ね合わせるための圧力値を取得するため、布片センサをチャンバラ棒で叩くことで衝撃圧データを得た。20 回叩き、衝撃を与えた時刻のタイムスタンプをラベルづけた。

次に実際の衝撃圧と比較し、擬似的な衝撃圧データの妥当性を評価するためには、衣類型圧力センサの着用者が受

けた実際の衝撃圧データを取得した。衣類型圧力センサの着用者に、実際の衝撃を加えることは困難であるため、マネキンに衣類型圧力センサを装着し、衝撃を与えることで、衝撃圧データを取得した。布片圧力センサで衝撃圧を取得した時と同様に、チャンバラ棒で叩くことで再現した。衣類のランダムな位置に、20 秒間隔で 90 回衝撃を与えた。

5.1.2 データの前処理

データの前処理の流れを図 5 に示す。収集したデータはそれぞれ、250ms 間隔でリサンプリングした。次に、空間方向のノイズ除去のために中間値フィルタを適用した。また、基準値の差異に対処するため、4.1 節で提案した手法を用いて圧力変化量を計算した。

機械学習モデルに入力可能な時系列データに加工するため、時系列方向 16 フレーム (8 秒間) の圧力変化量値を出力する出力器 D を作成する。5.1.1 節で取得した圧力値のうち、20 秒間隔の衝撃圧がない 8 秒間の無加圧状態の圧力変化量値を出力する出力器を D_n とする。5.1.1 節で取得した圧力値のうち、衝撃圧を含む圧力変化量値を出力する出力器を D_a とする。4.1 節で提案した 2 つの異なる圧力値を合成する手法を用いて、布片圧力センサから取得した圧力変化量値を D_n の出力ごとにランダムな位置に重ね合わせて出力する出力器 D_f を作成した。

マネキンに与えた 90 回与えた衝撃のうち、9 回は計測の圧力値が欠損していた。そのため、 D_n, D_a, D_f が出力するデータはそれぞれ 81 個ずつとした。

5.2 実際の衝撃と擬似衝撃の統計量比較

D_n, D_a, D_f が出力する圧力加速度の統計量の分布形状をみることで、圧力速度成分の傾向を比較可能だと考えられる。衣類型圧力センサのシャツ部分の D_n, D_a, D_f の平均値と分散の分布を図 6 (a), (b) に、衣類型圧力センサのズボン部分の D_n, D_a, D_f の平均値と分散の分布を図 7 (a), (b) に示す。図 6 のシャツ部分から作成した圧力変化量の平均と標準偏差に着目すると、衝撃圧を擬似的に加算した D_f は、実際に衝撃圧を与えた D_a に分布形状が近似できている。図 7 のズボン部分から作成した圧力変化量

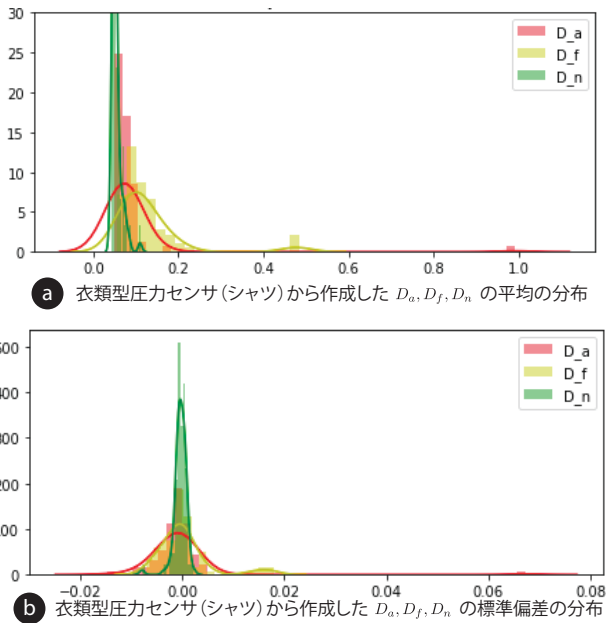


図 6 衣類型圧力センサ (シャツ) から作成した圧力変化量の統計量分布
 Fig. 6 Statistical distribution of pressure change velocity created from a garment-type pressure sensor (shirt)

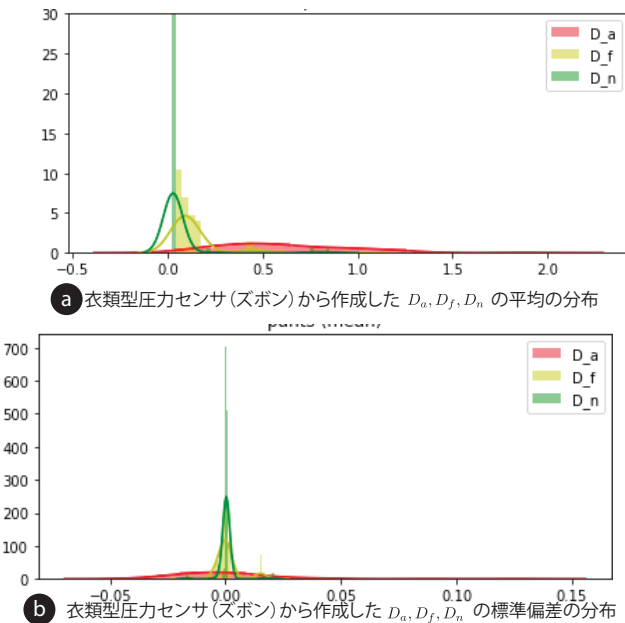


図 7 衣類型圧力センサ (ズボン) から作成した圧力変化量の統計量分布
 Fig. 7 Statistical distribution of pressure change velocity created from a garment-type pressure sensor (pants)

の平均と標準偏差に着目すると、衝撃圧を擬似的に加算した D_f は、無加圧状態の D_n と比較して、実際に衝撃圧を与えた D_a に分布形状が近づいている。以上の比較から、擬似衝撃圧データに実際の衝撃と同様の圧力変化量成分を加算できていると考えられる。

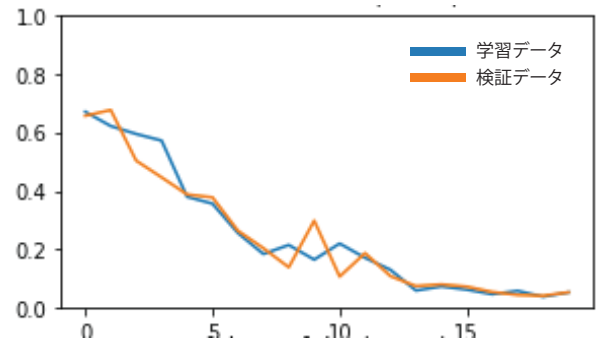


図 8(a) 衣類型圧力センサ (シャツ) から取得した衝撃圧データの真偽識別の損失変化

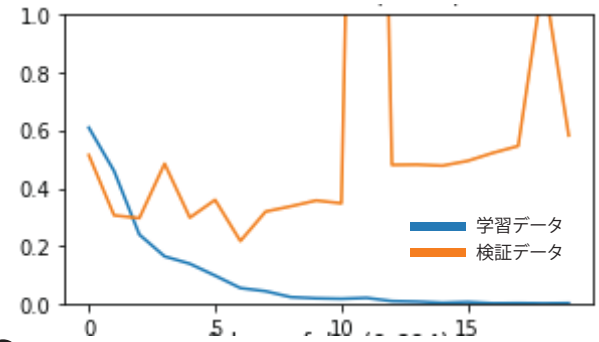


図 8(b) 衣類型圧力センサ (ズボン) から取得した衝撃圧データの真偽識別の損失変化

図 8 実際の衝撃圧と擬似衝撃圧の真偽識別における損失変化
 Fig. 8 Losses in discrimination between actual and pseudo-impact pressure

5.3 畳込み真偽識別器による擬似衝撃圧データの評価

擬似衝撃データの妥当性を検証するために、GAN の生成ネットワークによる生成画像と本物の画像を識別するアプローチを応用し、教師あり学習による真偽識別器を用いて、実際の衝撃データと比較し、評価した。

畳込みニューラルネットワークを用いて、実際の衝撃圧と擬似衝撃圧を真偽識別可能なモデルを作成した。畳込み層の隠れ層の次元数は、128、256 とした。続いて、畳込み層の出力を線形に変換し、さらに Sigmoid 関数を使って出力が 0~1 に収まるよう出力するようにした。二値交差エントロピーを損失関数とし、無加圧状態を 0、衝撃状態を 1 として学習した。実際の衝撃圧のデータ数が 81 枚と少数であることから、学習データと検証データ数を可能な限り多くするために、学習データと検証データの分割割合を 5:5 とした。

実際の衝撃圧と擬似衝撃圧の真偽識別の損失の変化を示したグラフを、衣類型圧力センサのシャツ部分、ズボン部分別に 図 8 (a), (b) に示す。衣類型圧力センサのシャツ部分の真偽識別損失は、学習データ、検証データともに学習ステップを経て低下した。実際の衝撃と擬似衝撃を判別可能なように学習したと考えられる。一方、衣類型圧力センサのシャツ部分の真偽識別損失は、学習データのみ 0 まで下がった。検証データの識別損失は上昇したため、学習データに対して過学習してしまったと考えられる。衣類

型圧力センサのズボン部分のみで過学習が発生したのは、シャツ部分と比較して、次元数が多いからだと考えられる。

6. 考察

擬似衝撃データの妥当性を検証するために、実際の衝撃データとの真偽識別により評価した。4節で提案した手法により、衝撃の速度成分は加算できたと考えられるが、ランダムな位置に加算したため、実際の衝撃と識別可能だった可能性が考えられる。衝撃圧を加算する位置を調整することで、より実際の衝撃に近似させる手法の検討を今後の課題とする。

本研究の目標としている衝撃検知課題では、未知の衝撃圧パターンを検知する必要があるため、教師なし異常検知手法を用いることを検討している。教師なし異常検知手法の場合は、学習データに異常データである衝撃圧データを含める必要はない。しかし、異常検知モデルを適切に設計し、評価するためには、様々なパターンの衝撃圧データが必要であると考えられる。本稿で提案した擬似的に衝撃圧を生成する手法は、異常検知モデルを適切に設計と評価にも応用可能と考えられる。その検証を今後の課題としたい。

7. まとめ

本稿では、圧力センサ上の衝撃を教師なし異常検知課題として解く手法を検討した。擬似的に学習データを増やすデータ拡張のアイデアを基に、検証データ中の異常データを擬似的に作成するデータ拡張手法を提案した。提案手法では、別撮りした衝撃圧データを衣類から取得した圧力データに重ね合わせることで、擬似的に衣類上の様々なパターンの衝撃圧データを作成した。擬似衝撃圧データの妥当性を検証するために、実際の衝撃圧と擬似衝撃圧データの圧力変化量の平均と標準偏差の分布を見ることで、それぞれのデータに含まれる圧力変化量成分を比較した。提案手法を適用した無加圧状態のデータから、実際の衝撃圧に含まれる圧力変化量成分を含むデータを作成できることが確認された。また、教師あり学習による真偽識別器を用いて、実際の衝撃データと比較した。提案手法により、衝撃の速度成分は加算できたと考えられるが、ランダムな位置に加算したため、実際の衝撃と識別可能だった可能性が考えられる。衝撃圧を加算する位置を調整することで、より実際の衝撃に近似させる手法の検討を今後の課題とする。

謝辞 本研究は栢森情報科学振興財団の研究助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 裕治三田寺, 宏平赤澤. 介護保険施設における介護事故の発生状況に関する分析. 第 30 巻, pp. 123–130. 日本社会医学学会事務局, jun 2013.
- [2] 大内一成, 美和子土井. 携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システム. 第 53 巻, pp. 1675–1686. 情報

- 処理学会, jul 2012.
- [3] Sophie Skach, Rebecca Stewart, and Patrick G. T. Healey. Smart arse: Posture classification with textile sensors in trousers. In *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimodal Interaction, ICMI '18*, p. 116–124, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
 - [4] 小野瀬良佑, 榎堀優, 間瀬健二. 褥瘡看護ケア支援に向けた体表圧を計測可能な衣類型圧力センサの研究. 情報処理学会論文誌, pp. 1827–1836, 2018.
 - [5] Houssam Zenati, Chuan Sheng Foo, Bruno Lecouat, Gaurav Manek, and Vijay Ramaseshan Chandrasekhar. Efficient gan-based anomaly detection. *CoRR*, Vol. abs/1802.06222, , 2018.
 - [6] Sungzoon Cho Jinwon An. Variational autoencoder based anomaly detection using reconstruction probability.
 - [7] 河野禎之, 山中克夫. 施設入所高齢者における転倒・転落事故の発生状況に関する調査研究. 老年社会科学, Vol. 34, No. 1, pp. 3–15, 2012.
 - [8] Joanne Leong, Patrick Parzer, Florian Perteneder, Teo Babic, Christian Rendl, Anita Vogl, Hubert Egger, Alex Olwal, and Michael Haller. procover: Sensory augmentation of prosthetic limbs using smart textile covers. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 335–346. ACM, 2016.
 - [9] Yu Enokibori, Akihisa Suzuki, Hirotaka Mizuno, Yuuki Shimakami, and Kenji Mase. E-textile pressure sensor based on conductive fiber and its structure. In *Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication, UbiComp '13 Adjunct*, pp. 207–210, New York, NY, USA, 2013. ACM.