

寝姿体圧画像からの3次元関節位置推定の検討

加藤 寛貴^{1,a)} 榎堀 優¹ 吉田 直人² 間瀬 健二¹

概要: 寝姿勢時における褥瘡発生危険部位の特定には、関節位置まで含めた姿勢推定が重要である。カメラ画像を用いて推定する手法には、布団によるオクルージョン問題・プライバシー問題が存在するため、我々は寝姿勢時のベッド面にかかる体圧画像（以降、寝姿体圧画像）からの関節位置推定を研究している。既存研究では、寝姿体圧画像からの2次元関節位置推定に注力してきた。しかし、2次元関節位置では手足の交差状況などが不明であり、自重による過剰圧迫の評価や浮いている関節点の対応不要箇所などの抽出が行えない。そこで本稿では、推定された2次元関節位置から3次元関節位置を推定する手法を検討する。本稿ではGANを用いて2次元関節位置から3次元関節位置を推定する手法に、寝姿勢種別を考慮するネットワーク構造の拡張と寝姿勢らしい推定を行うための2種類の損失を組み合わせることで推定精度の向上を試みた。SLP データセットで交差検証を行い、誤差を17.091 から9.825へ約42.5%の誤差低減を実現した。これは、日本人の標準肩幅42.696cmにスケールした場合に約5.171cmの誤差改善に相当する。

キーワード: 寝姿勢, 体圧画像, 3次元関節位置推定, 姿勢推定

1. はじめに

近年、急速な高齢化に伴う医療・介護の需要の増加から、看護師の不足、負担の増加が問題となっている。厚生労働省 [1] によると、令和元年時点で、全ての都道府県においてナースセンターにおける看護職員の求人倍率が1.0を下回る県は1つもない。また、医療・介護の需要のピークを迎えるとされる2025年には、看護職員の必要人数は約180万人とされるのに対し、供給人数は約175万人と約5万人もの看護職員が不足すると予測されている。

さらに、病室の巡視などの深夜業務は看護師への負担が大きいとされる。公益財団法人日本看護協会が行った研究 [2] によると、月72時間を超える夜勤を行った看護師は、72時間以内の看護師に比べ、情動ストレスが高まるとともに、起床時の疲労感が有意に高くなった。特に、褥瘡発症のリスクを持つ患者に対しては、夜間を含む巡視に加え体位変換をする必要があり、看護師への負担がより大きくなる。

一般社団法人日本褥瘡学会発表の褥瘡ガイドブック第2版 [3] によると、褥瘡の発症の原因の一つとして長時間の同部位への圧力が挙げられる。特に、高齢者や骨盤骨折・

脊髄損傷患者は健常者が無意識に行っている体位変換を自身で十分に行えないため、褥瘡の発症リスクが高いとされている。ベッド上の被看護者の褥瘡予防には、2時間を超えない間隔で体位変換を行う看護が推奨されており、これを24時間継続して行う必要がある。

このような看護師の負担を、情報技術の活用により軽減する試みが成されている。褥瘡介護においては、センサ等を用いてベッド上の患者の姿勢や体位変換を測定し、褥瘡の発症リスク推定を把握する試みが成されている [4]。これにより巡視等の看護業務負担の軽減が試みられている。

Enokiboriらは、布圧力センサで構成したシート型圧力センサを用いて褥瘡の発症リスクの推定や低減を試みてきた [5]。また、姿勢によって異なる褥瘡好発部位の発症リスク推定のため、関節位置を含めた寝姿勢の推定を実現してきた [6]。岩瀬らは関節位置推定モデルの一つであるConvolutional Pose Machine (CPM) [7] に推定人物領域や推定姿勢情報の活用機構を組み込み、寝姿勢時のベッド面にかかる体圧画像（以降、寝姿体圧画像）から高精度に2次元関節位置を推定するモデルを提案した。しかし、2次元関節位置のみでは、手足の重なり具合などが判別できない問題があり、3次元関節位置の推定が褥瘡発症リスク推定の高精度化に求められている。そこで、本研究ではベッド上の患者の3次元関節位置を推定する手法について検討した。具体的には、体圧画像はRGB画像に比べて解像度が低く、3次元の関節位置を直接推定するのは難しいため、

¹ 名古屋大学 情報学研究科
Graduate School of Informatics, Nagoya university

² 名古屋大学 未来社会創造機構
Institute of Innovation for Future Society, Nagoya university

a) hkato@cmc.is.i.nagoya-u.ac.jp

体圧画像から2次元関節位置を推定し、推定した2次元関節位置を入力とする3次元関節位置推定を目指す。

多くの推定モデルでは、3次元の推定関節位置と正解関節位置との誤差を損失として学習を行っている[8][9]。しかし、多くのドメインで3次元の正解関節位置を含むデータセットが少なく、収集が困難であるという問題がある。この問題に対して、2次元関節位置データのみでの学習で3次元関節位置を推定する手法が研究されている。KudoらはGANと類似したDNN構造により2次元関節位置から3次元関節位置を推定するモデルを提案した[10]。本研究でも、3次元関節位置を含むデータセットをDNNの学習に十分な量を収集することは困難であることから、2次元関節位置を入力とした3次元関節位置推定手法の利用を検討した。

一方で、Kudoらの研究は立位による姿勢推定を想定しており、寝姿勢の推定精度は芳しくない。そこで、我々は以下の拡張をKudoらの手法に加えることで、寝姿勢の3次元関節位置推定精度の向上を試みた。まず、SENet[11]を参考に、寝姿勢種別を考慮した推定ができるようネットワークに改良した。次に寝姿勢種別の損失関数 Sleeping Posture Lossを導入した。また、横臥時の四肢関節位置がベッド平面付近に集中する制約を表現する Limb Restriction Lossを導入した。提案手法により、既存手法のみで学習した場合と比較して、約42.5%の精度向上を達成した。

本論文の構成は以下のとおりである。第2章では、関連研究を挙げることで本研究の立ち位置を明確にする。第3章では、提案手法の検討・評価に用いたデータセットについて述べる。第4章では、SENetを参考にしたネットワーク拡張、Sleeping Posture Loss、Limb Restriction Lossを用いた2次元関節位置から3次元関節位置を推定する提案手法について述べる。第5章では、評価実験と結果について述べる。最後に第6章では、本研究の総括および、今後の研究課題を述べる。

2. 関連研究

RGB画像からの2次元・3次元関節位置推定する研究や、圧力分布からの2次元の姿勢・関節位置を推定する研究、2次元関節位置から3次元関節位置の推定する研究は既に多く存在する。本章ではそれぞれについて述べ、本研究の立ち位置を示す。

2.1 RGB画像からの関節位置推定

人物の関節位置推定は、DNNとカメラ画像を利用する手法が高精度であり、広く研究されている。まず、2次元関節位置推定の関連研究について紹介する。ToshevらはCNN構造を用いることで、特徴量の抽出から関節位置の推定までをEnd-to-Endで行うネットワークによる推定手法を提案した[12]。Weiらは同一構造のCNNを直列に複

数つなげることで、画像のより広い範囲の特徴から関節を推定する手法を提案した[7]。Caoらは多段のCNNで関節位置推定と関節の連関を算出することで複数人の関節位置推定を可能とした[13]。

次に、3次元関節位置推定の関連研究について紹介する。Tekinらは、畳み込みニューラルネットワークに画像を入力して関節点の3次元座標を回帰により推定する手法を提案した[9]。Zhouらは、RGB画像からの3次元関節位置推定のタスクを、2次元関節位置推定と奥行き推定の2つのタスクに分割し、単純な2つのタスクにより推定する手法を提案した[14]。

2.2 圧力画像からの2次元の姿勢・関節位置推定

RGB画像から人物の関節位置を推定する研究は既に多く研究されているが[7][9][12][13][14]、本研究の目的とするベッド上の患者の関節位置推定においては、プライバシー問題やオクルージョン問題により適していない。そこで、ベッド上の患者に対してそのような問題を解決する、寝姿勢体圧画像からの関節位置推定を検討した。ベッドにかかる圧力画像のみを用いた姿勢推定は広く研究されている。西田らは、221個の圧力センサから呼吸及び体位を監視するシステムを提案した[15]。また、Mineharuらは、計測点が32×54点の圧力センサを用いて9種類の寝姿勢を77.1%の精度で推定し[16]、Xuらは、計測点が64×128点の圧力センサを用いて6種類の寝姿勢を90.8%の精度で推定している[17]。Enokiboriらは224個の体圧データを最適なパラメータでData Augmentationし、3種類の寝姿勢を99.7%の精度で分類した[18]。寝姿勢体圧画像から関節位置を推定する手法も研究されている。岩瀬らは寝姿勢体圧画像からの関節位置推定において、人物領域と姿勢情報を用いることで推定精度を改善出来ることを示した[6]。圧力画像から2次元関節位置推定を行えること、3次元関節位置から寝姿勢状態をよりわかりやすく把握できることから、我々は、岩瀬らによって提案された手法を用いて2次元関節位置を推定した後に、推定した2次元関節位置から3次元関節位置の推定を行う。

2.3 2次元関節位置からの3次元関節位置推定

本章では、広く研究されている2次元関節位置から3次元関節位置を推定する研究について紹介する。Martinezらは、画像を入力とする場合は関節位置推定とは関係ない部分によって推定精度が落ちてしまうという考えのもと、推定難易度が低いRGB画像から2次元関節位置推定をしたのちに、3次元関節位置を推定する手法を提案し、2次元関節位置から3次元関節位置の推定にはシンプルなネットワークでも高い精度で推定できることを示した[8]。

しかし、画像などを入力とした3次元関節位置推定と同様に、2次元関節位置からの3次元関節位置推定において

も、学習に3次元関節位置を必要とするモデルが多く、3次元関節位置データの希少性問題が存在している。そこでKudoらは、2次元関節位置のみを用いた3次元関節位置推定手法を提案した[10]。この研究では、推定した3次元関節位置を胴回りで無作為に回転させて2次元に再投影したものが2次元関節位置らしいかどうかを損失として学習を行う。2次元関節位置らしさの判別は、GAN[19]のDiscriminator部分の構造を応用している。2次元関節位置のデータから正しい分布を学習し、破綻のない3次元関節位置を推定できることを示した。しかし、これらの手法は立位に対する研究が多く、寝姿勢に対する推定についてはあまり研究されていない。そこで我々は、2次元寝姿勢、寝姿勢種別情報、寝姿勢に基づく損失関数を作成することで、寝姿勢の3次元関節位置推定を向上させる手法を提案する。

3. データセット

本研究では、大規模な寝姿勢データセットであるSimultaneously-Collected Multimodal Lying Pose (SLP) データセットを使用した[20]。しかし、SLP データセットには3次元関節位置データは含まれていない。そこで、SLP データセットに含まれる2次元関節位置と深度画像により3次元関節位置データを作成し、追加した。以下に詳しく述べる。

3.1 SLP データセット

本研究の評価用データセットにはSLP データセットを使用した。SLP データセットには合計13,770個の寝姿勢データが含まれる。

収集されたデータは以下の2種類ある。

- 画像データの種類：1つの寝姿勢につきRGB画像、圧力画像、深度画像、IR画像(図1)。
- 2次元関節位置：右尻、右膝、右足首、左尻、左膝、左足首、喉、頭、左肩、左肘、左手首、右肩、右肘、右手首の14点

収集されたデータの計測条件は以下の3種類の方法である。

- 布団カバーの有無：薄い毛布がかけられている場合、厚い布団がかけられている場合、何もかけられていない場合の合計3種類
- データ収集環境の種類：家庭環境下で収集されたデータと病院環境下で収集された2種類
- 寝姿勢の種類：仰臥位、左側臥位、右側臥位の3つ。各被験者、各計測条件毎に、1姿勢あたり15個の計測データ

提案手法は、2次元関節位置を入力に用いる。しかし、SLP データセットには14点の2次元関節位置が含まれているが3次元関節位置は含まれていないため、推定精度の

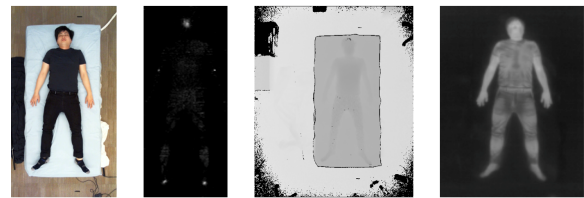


図1 SLP データセットに含まれている画像(左からRGB, 圧力, 深度, IR 画像)

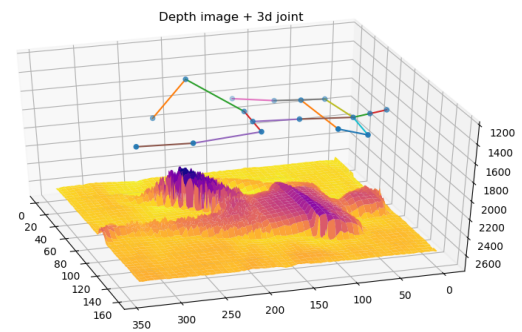


図2 深度画像のメッシュ表示と深度画像から推定した3次元関節位置

評価をすることができない。そこで、3次元関節位置を追加した。次節にてその詳細を述べる。

3.2 SLP データセット拡張

本研究では、Kudoらの手法を拡張した3次元関節位置推定手法を、SLP データセットを用いて推定精度の評価を行うために、関節点の追加及び3次元関節位置の追加を行った。その方法について述べる。まず、関節点の追加について、Kudoらの手法では17点の関節位置を用いているが、SLP データセットには14点のみが含まれている。従って、まず、不足している尻、鼻、骨盤の2次元関節位置を新たに導出した。尻は右尻と左尻の中間値、鼻は喉と頭の間値、骨盤は右肩、左肩、右尻、左尻の4点の中間値として追加した。

次に3次元関節位置の追加について、拡張した2次元関節位置を基準として、正解データとなる3次元関節位置データを以下の手順で作成した。まず、2次元関節位置と深度画像の座標を合わせ、2次元関節点の周辺3×3 pixelの中央値を3次元関節位置の奥行きとしてラベル付けを行った(図2)。次に、手足の重なりなどにより関節の深度値が直接計測できない関節点については手動で修正した。修正の方針は、以下の通りである。

- 首の関節点の奥行きは左肩・右肩の中間値
- 尻の関節点の奥行きは左尻・右尻の中間値
- ベッド面に接している関節点は同じ奥行きの値

以上のように作成したデータを3次元の正解関節位置とし、精度評価に用いた。

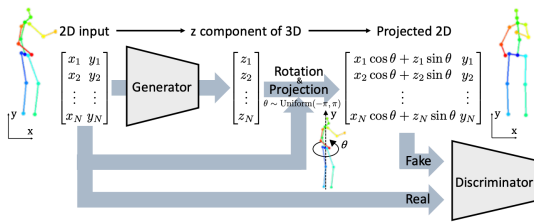


図 3 既存手法のフレームワーク ([10] の図 1 から引用)

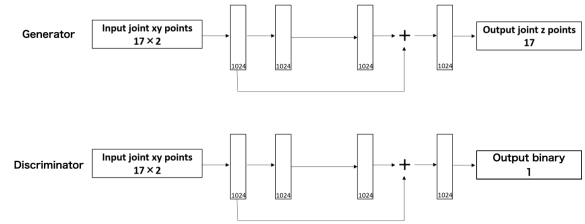


図 4 図 3 における Generator, Discriminator のネットワーク図

3.3 SLP データセットに対する前処理

SLP データセットに対する前処理としてスケールとデータの正規化を行った。まず、2次元関節点の x, y 座標それぞれで平均を 0, 分散を 1 にする正規化を行った。次に尻の関節点が原点になるように関節点を平行移動した。以上のように作成したデータを推定を行うネットワークの入力とする。また、作成した 3次元関節位置も同様にスケールを行った。精度評価の際には、推定した関節位置にも同様のスケールを行った。また、データの水増しは y 軸対称で反転を行い、左右関節点を付け替え、学習データの量を増やした。

4. 提案手法

本章では、本稿で我々が提案している、寝姿勢種別情報を用いた特徴量への重み付け、3種類の寝姿勢に応じた損失関数である Sleeping Posture Loss, 横臥時の四肢関節位置がベッド平面付近に集中する制約を表現する損失関数である Limb Restriction Loss, 3つの手法を用いて既存手法 [10] を拡張した関節位置推定方法、それぞれの手法を述べる。ただし、ベッド面の短辺、長辺、鉛直方向をそれぞれ x 軸, y 軸, z 軸とする。実験は、Human3.6M データセット [21][22] で学習を行った後に SLP データセットでファインチューニングを行った。

4.1 寝姿勢種別情報を用いた特徴量への重み付け

関節位置の推定を行う Generator に、寝姿勢種別情報を SENet[11] の構造を参考にネットワーク内にて特徴量を足し合わせることで重み付けする。寝姿勢種別による重み付けを行うことで、姿勢の種類の見間違いによる大きな推定のずれの抑制を期待した。既存手法のネットワーク概要を図 3, 図 4, 提案拡張部分のネットワーク概要を図 5 に示す。寝姿勢種別情報は 3 要素の 1 次元配列とし、仰臥位の場合 $[1,0,0]$, 左側臥位の場合 $[0,1,0]$, 右側臥位の場合 $[0,0,1]$ とした。寝姿勢種別情報の配列を全結合層の入力とし、出力は中間層の特徴量のチャンネル数である 1024 とした。その全結合層の出力を Kudo らのネットワーク内で 2 層目の全結合層後に足し合わせることで、姿勢情報ラベルの重み付けを行った。

4.2 Sleeping Posture Loss

ネットワーク学習時の損失に、3種類の寝姿勢に応じた個別の損失関数である Sleeping Posture Loss を作成し、追加した。仰臥位には、頭、喉、左肩、右肩、骨盤、左尻、尻、右尻の奥行きが同じになるような損失、左側臥位と右側臥位には尻、骨盤、喉、頭の奥行きが同じであるような損失、加えて左側臥位には、左肩、左尻、左膝の奥行きが同じになるような損失、右側臥位には、右肩、右尻、右膝の奥行きが同じになるような損失を追加した。計算式を (1) に示す。

$$L_{\text{SPL}} = \begin{cases} \text{RMSE}(\text{hp}, J_s) & (\text{Supine}) \\ \text{RMSE}(\text{hp}, J_c) + \text{RMSE}(\text{lh}, J_l) & (\text{Left}) \\ \text{RMSE}(\text{hp}, J_c) + \text{RMSE}(\text{rh}, J_r) & (\text{Right}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{RMSE}(u, J) = \sqrt{\frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} (z_j - z_u)^2}$$

where:

$$J_s = \{\text{hd}, \text{th}, \text{ls}, \text{rs}, \text{pl}, \text{lh}, \text{rh}\}$$

$$J_c = \{\text{pl}, \text{th}, \text{hd}\}$$

$$J_l = \{\text{ls}, \text{lk}\}, J_r = \{\text{rs}, \text{rk}\}$$

$$\text{hp} = \text{Hip}, \text{hd} = \text{Head}, \text{th} = \text{Throat},$$

$$\text{ls} = \text{L.Shoulder}, \text{rs} = \text{R.Shoulder},$$

$$\text{pl} = \text{Pelvis}, \text{lh} = \text{L.Hip}, \text{rh} = \text{R.Hip},$$

$$\text{lk} = \text{L.Knee}, \text{rk} = \text{R.Knee}$$

4.3 Limb Restriction Loss

ネットワークの学習時の損失に、横臥時の四肢関節位置がベッド平面付近に集中する制約を表現する損失関数である Limb Restriction Loss を作成し、追加した。これは、横臥位の四肢関節点とベッド平面の距離を損失とし、追加した。また、仰臥位において四肢関節点の奥行きはベッド面と一定以上離れることはないため、ベッド面から頭と喉の距離以上離れると損失を追加する。側臥位の四肢関節点は、左右の尻、肩関節点の奥行きの間が存在すると考えられるため、四肢関節点とその外側にある時、損失を追加する。計算式を (2) に示す。

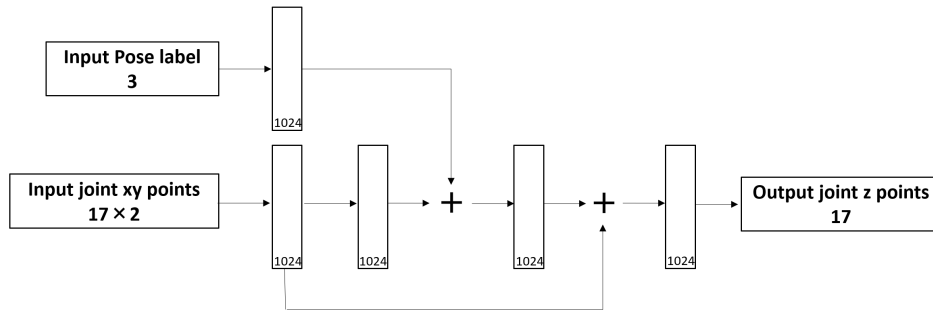


図 5 寝姿勢種別情報を用いた関節位置推定手法ネットワーク図 (Generator)

表 1 MPJPE による評価結果

Pattern	MPJPE±SD
Human3.6M Baseline	17.237 ± 0.830
SLP Baseline	17.091 ± 0.721
FW	16.697 ± 0.660
SPL	12.820 ± 0.403
LRL	12.743 ± 0.584
FW+SPL	12.717 ± 0.507
FW+LRL	12.686 ± 0.748
SPL+LRL	9.853 ± 0.451
FW+SPL+LRL (提案手法)	9.825 ± 0.395

$$L_{LRL} = \begin{cases} L_{LRL}^{\text{Supine}} & (\text{Supine}) \\ L_{LRL}^{\text{Left}} & (\text{Left}) \\ L_{LRL}^{\text{Right}} & (\text{Right}) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} L_{LRL}^{\text{Supine}} &= \frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} \max\{0, z_j - z_{hp}, z_{hp} - d - z_j\} \\ L_{LRL}^{\text{Left}} &= \frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} \max\{0, \frac{z_{rh} + z_{rs}}{2} - z_j, z_j - \frac{z_{lh} + z_{ls}}{2}\} \\ L_{LRL}^{\text{Right}} &= \frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} \max\{0, \frac{z_{lh} + z_{ls}}{2} - z_j, z_j - \frac{z_{rh} + z_{rs}}{2}\} \end{aligned}$$

where:

$$\begin{aligned} J &= \{\text{lk}, \text{la}, \text{le}, \text{lw}, \text{rk}, \text{ra}, \text{re}, \text{rw}\} \\ \vec{p}_{hd} &= (x_{hd}, y_{hd}, z_{hd}) \\ \vec{p}_{th} &= (x_{th}, y_{th}, z_{th}) \\ d &= |\vec{p}_{hd} - \vec{p}_{th}| \\ \text{hp} &= \text{Hip}, \text{th} = \text{Throat}, \text{ls} = \text{L.Shoulder}, \\ \text{rs} &= \text{R.Shoulder}, \text{lh} = \text{L.Hip}, \text{rh} = \text{R.Hip}, \\ \text{lk} &= \text{L.Knee}, \text{la} = \text{L.Ankle}, \text{le} = \text{L.Elbow}, \\ \text{lw} &= \text{L.Wrist}, \text{rk} = \text{R.Knee}, \text{ra} = \text{R.Ankle}, \\ \text{re} &= \text{R.Elbow}, \text{rw} = \text{R.Wrist} \end{aligned}$$

5. 評価実験

本章では、第4章にて述べた手法による関節位置推定精度を評価し、寝姿勢種別情報の特徴量への重み付け、Sleeping Posture Loss, Limb Restriction Loss が、関節位置推定精度の向上に有効であるかを検証した。その方法と結果について述べる。

5.1 評価方法

第4章の手法における、寝姿勢種別情報と2つの損失関数が推定精度向上に有効であるか検証するため、寝姿勢種別情報を用いた特徴量重み付け (FW:Feature Weighting) と2つの損失 (SPL:Sleeping Posture Loss, LRL:Limb Restriction Loss) それぞれの有無8条件でモデルの学習と評価を行った。加えて、Human3.6Mのデータのみで学習したモデルでも評価を行った。SLPデータセットによる学習・評価では、102人分のデータを同一人物のデータが学習データとテストデータの両方に存在しないような、被験者単位で分割する10分割交差検証を行い、関節位置推定精度を評価した。

関節位置推定の評価指標は、Mean Per Joint Position Error (MPJPE) を用いた。MPJPEは、推定した関節点座標と正解座標との距離を全ての関節点およびデータで平均することにより算出される。また、各関節点の誤差を確認するために関節点毎の平方平均二乗誤差 (RMSE:Root Mean Squared Error) を評価した。

5.2 結果と考察

各条件における推定精度を表1に示す。SLPデータセットでファインチューニングを行ったモデルと、Human3.6Mのみでの学習モデルの推定精度はほぼ変わらなかった。FWを単体で用いたときは0.4ポイントほどの改善であった。SPL, LRLをそれぞれ単体で用いたときは4ポイント以上改善した。3つの拡張手法の内、2つを組み合わせた結果では、FWが含まれている2条件では4ポイントほどの改善であるが、SPLとLRLを用いた条件は7ポイント以上改善した。3つの追加手法すべてを用いたFW+SPL+LRLでは、MPJPE指標で他のいずれの条件よりも良い推定精度である9.825となり、Human3.6M Baselineから43.0%の改善、SLP Baselineから約42.5%の改善が見られた。SLP Baselineと比較して、DNN出力である肩幅60ポイントモデルでは、約7.266ポイントの誤差を改善した。これは、人間生活工学研究センターによる調査[23]より日本人の標準肩幅42.696cmにスケーリングした場合に約5.171cmの誤差改善に相当する。

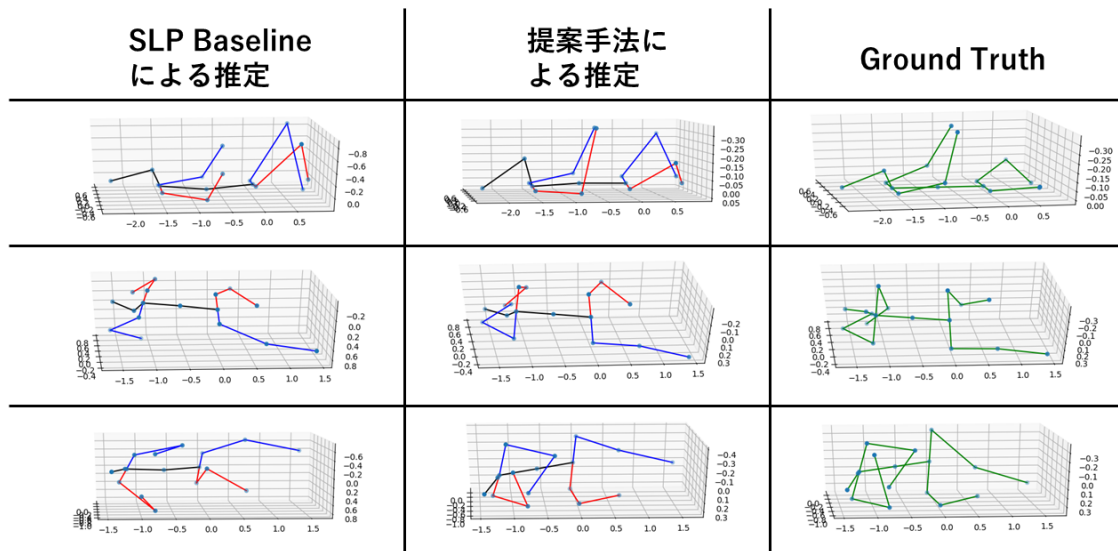


図 6 提案手法による SLP データセットの推定結果例

表 2 各関節点の評価結果 (RMSE±SD)

pattern	R-Hip	R-Knee	R-Ankle	L-Hip
SLP Baseline	8.511 ± 0.458	26.551 ± 1.711	31.433 ± 1.248	8.388 ± 0.534
FW	8.817 ± 0.726	25.795 ± 1.692	30.230 ± 2.561	8.811 ± 0.823
SPL	10.167 ± 1.340	12.870 ± 0.578	15.879 ± 1.866	10.407 ± 1.317
LRL	10.211 ± 0.512	15.272 ± 1.324	17.144 ± 0.598	8.252 ± 0.249
FW+SPL+LRL (提案手法)	8.218 ± 0.972	11.659 ± 0.591	12.438 ± 1.048	7.496 ± 0.833
pattern	L-Knee	L-Ankle	Pelvis	Throat
SLP Baseline	24.325 ± 1.787	30.899 ± 0.634	4.943 ± 0.347	6.178 ± 0.847
FW	22.995 ± 1.836	31.215 ± 0.994	4.898 ± 0.483	6.075 ± 0.760
SPL	16.086 ± 1.935	20.263 ± 0.580	2.079 ± 0.610	3.326 ± 1.259
LRL	18.917 ± 0.936	14.654 ± 1.085	5.160 ± 0.485	7.920 ± 0.668
FW+SPL+LRL (提案手法)	12.925 ± 1.159	11.089 ± 0.595	1.706 ± 0.676	2.717 ± 1.333
pattern	Nose	Head	L-Shoulder	L-Elbow
SLP Baseline	10.111 ± 1.814	9.869 ± 0.667	9.466 ± 0.643	19.35 ± 1.874
FW	10.413 ± 2.017	10.634 ± 1.208	9.342 ± 0.742	18.266 ± 2.027
SPL	7.834 ± 1.739	5.882 ± 0.932	11.048 ± 0.326	15.687 ± 1.506
LRL	11.522 ± 1.901	13.279 ± 1.000	8.058 ± 1.085	12.566 ± 0.731
FW+SPL+LRL (提案手法)	6.146 ± 1.569	4.869 ± 1.183	7.358 ± 0.438	11.733 ± 0.556
pattern	L-Wrist	R-Shoulder	R-Elbow	R-Wrist
SLP Baseline	32.777 ± 1.946	9.458 ± 0.569	26.087 ± 2.304	32.219 ± 2.448
FW	31.038 ± 1.630	9.737 ± 0.465	24.977 ± 2.778	30.473 ± 2.370
SPL	28.906 ± 0.710	9.948 ± 0.315	17.949 ± 2.233	29.691 ± 1.994
LRL	25.893 ± 1.595	8.293 ± 1.040	12.363 ± 1.429	26.849 ± 1.303
FW+SPL+LRL (提案手法)	22.598 ± 1.715	7.922 ± 0.493	12.508 ± 0.957	25.339 ± 1.471

関節点毎の評価結果、寝姿勢種別毎の評価結果を表 2, 3 に示す。表 2 より、提案手法は既存手法に比べ、尻の関節点を除いた 16 関節点全ての関節点の精度が向上した。また、提案拡張 SPL と LRL は、足の関節点に対して 10 ポイント以上改善されており、特に効果があることがわかる。表 3 より、提案手法は全ての寝姿勢種別において精度が向上し、特に仰臥位の寝姿勢に対して効果があることがわかる。

最後に提案手法による推定結果の例を図 6 に示す。左 2 列が推定結果、右列が GT である。上から順に仰臥位、左側臥位、右側臥位の順である。推定結果は、左半身を青色、右半身を赤色、それ以外を黒の直線で関節点を繋いだ。提案手法では 3 つの寝姿勢において、GT と似た推定結果となっている事がわかる。

各条件での精度評価 (表 1, 2) より、FW を組み合わせた拡張が他の 2 つの提案拡張に比べて改善量が少ない。こ

表 3 寝姿勢種別の評価結果 (MPJPE±SD)

pattern	仰臥位	左側臥位	右側臥位
SLP Baseline	17.989 ± 1.004	17.093 ± 0.746	16.186 ± 1.251
FW+SPL+LRL (提案手法)	7.776 ± 1.233	11.211 ± 0.359	10.487 ± 0.435

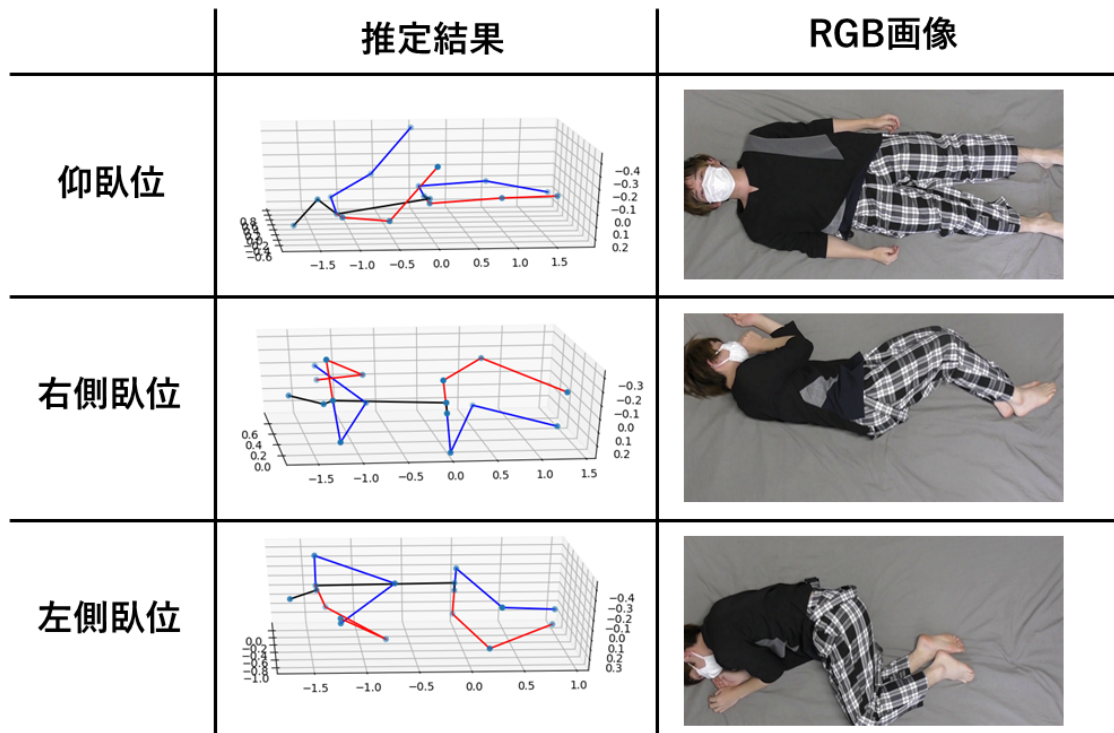


図 7 岩瀬らの推定 2 次元関節位置からの 3 次元関節位置推定結果

これは、入力 of 2 次元関節位置で姿勢の向きが十分認識されているため、それほど改善がされなかったためだと考える。提案手法では右肘以外の関節点において最高の精度を達成したが、関節点毎でみると左右の手の推定精度が良くない。左右の手に制約をつけることでより精度の向上に期待できる。

5.3 シーツ型布圧力センサによる横臥時 3 次元関節位置推定

我々のプロジェクトで実装することを想定し、3 次元正解関節位置が無い場合推定精度は出せないが、岩瀬らの研究で推定された 2 次元関節位置から 3 次元関節位置を推定した。結果を図 7 に示す。SLP データセット以外の寝姿勢からも、3 次元関節位置の推定ができることが確かめられた。各寝姿勢で左右の手が浮いている関節点があるものの、概ね正しく推定されていることが確認できた。

6. おわりに

本研究では、ベッド上の患者の褥瘡の発症リスクが上昇している部位を特定するために、寝姿勢の 3 次元関節位置を推定する手法を検討した。寝姿体圧画像から 2 次元関節位置を推定する手法を用いて、推定した 2 次元関節位置か

ら 3 次元関節位置を推定する手法を提案した。

2 次元関節位置のみのデータで学習できる推定モデルに、寝姿勢種別情報、および、寝姿勢らしさを示す 2 つの損失関数 (Sleeping Posture Loss と Limb Restriction Loss) を追加する拡張を提案し、寝姿勢における 3 次元関節位置推定精度を評価した。結果より、各提案拡張により推定精度を改善することを示し、全拡張を組み合わせた場合、拡張前と比較して、約 42.5% の精度改善が見られた。

本研究では、寝姿勢毎の損失と横臥時の四肢関節位置がベッド面付近であることを示す損失を用いた。しかし、これ以外にも、横臥時姿勢の物理制約に基づく制約は存在する。例えば、足の交差が無い場合、踵が接地していることが妥当だと推定できる。それらの制約に基づく距離損失を追加することによる推定精度の改善を検討する予定である。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 21H03481 の助成ならびに 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] 厚生労働省：医療従事者の需給に関する検討会看護職員需給分科会中間とりまとめ, <https://www.mhlw.go.jp/content/10805000/000567572.pdf> (最終閲覧:2021/04/20).
- [2] 公益社団法人日本看護協会：安全、健康、生活を念

- 頭において看護師の1ヶ月72時間夜勤規制に関する研究報告書, <https://www.nurse.or.jp/nursing/shuroanzen/yakinkotai/chosa/pdf/report1.pdf>(最終閲覧:2021/04/20).
- [3] 一般社団法人日本褥瘡学会: 褥瘡ガイドブック 第2版褥瘡予防・管理ガイドライン(第4版) 準拠, 照林社(2015).
- [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, Vol. 59.10, pp. 1827-1836 (2018).
- [5] Enokibori, Y., Suzuki, A., Mizuno, H., Shimakami, Y. and Mase, K.: E-textile pressure sensor based on conductive fiber and its structure, *Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication*, pp. 207-210 (2013).
- [6] 岩瀬慶, 榎堀優, 吉田直人, 間瀬健二: 姿勢情報による特徴量の重み付けを用いた寝姿体圧画像からの関節位置推定の精度向上, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム(UBI), Vol. 2020-UBI-66(2), pp. 1-7 (2020).
- [7] Wei, S.-E., Ramakrishna, V., Kanade, T. and Sheikh, Y.: Convolutional pose machines, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4724-4732 (2016).
- [8] Martinez, J., Hossain, R., Romero, J. and Little, J. J.: A Simple yet Effective Baseline for 3D Human Pose Estimation, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2017).
- [9] Tekin, B., Katircioglu, I., Salzmann, M., Lepetit, V. and Fua, P.: Structured Prediction of 3D Human Pose with Deep Neural Networks, *BMVC* (2016).
- [10] Kudo, Y., Ogaki, K., Matsui, Y. and Odagiri, Y.: Unsupervised adversarial learning of 3d human pose from 2d joint locations, *arXiv preprint arXiv:1803.08244* (2018).
- [11] Hu, J., Shen, L. and Sun, G.: Squeeze-and-Excitation Networks, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 7132-7141 (2018).
- [12] Toshev, A. and Szegedy, C.: Deeppose: Human pose estimation via deep neural networks, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1653-1660 (2014).
- [13] Cao, Z., Simon, T., Wei, S.-E. and Sheikh, Y.: Real-time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 7291-7299 (2017).
- [14] Zhou, X., Huang, Q., Sun, X., Xue, X. and Wei, Y.: Towards 3D Human Pose Estimation in the Wild: a Weakly-supervised Approach, *ICCV* (2017).
- [15] 西田佳史, 武田正資, 森武俊, 溝口博, 佐藤知正: 圧力センサによる睡眠中に呼吸・体位の無侵襲・無拘束な計測, 日本ロボット学会誌, Vol. 16, No. 5, pp. 705-711 (1998).
- [16] Mineharu, A., Kuwahara, N. and Morimoto, K.: A study of automatic classification of sleeping position by a pressure-sensitive sensor, *International Conference on Informatics, Electronics & Vision*, pp. 1-5 (2015).
- [17] Xu, X., Lin, F., Wang, A., Song, C., Hu, Y. and Xu, W.: On-bed sleep posture recognition based on body-earth mover's distance, *Biomedical circuits and systems conference*, pp. 1-4 (2015).
- [18] Enokibori, Y. and Mase, K.: Data Augmentation to Build High Performance DNN for In-bed Posture Classification, *Journal of Information Processing*, Vol. 26, pp. 718-727 (2018).
- [19] Mirza, M. and Osindero, S.: Generative Adversarial Nets, *NIPS* (2014).
- [20] Liu, S., Huang, X., Fu, N., Li, C., Su, Z. and Ostadabbas, S.: Simultaneously-Collected Multimodal Lying Pose Dataset: Towards In-Bed Human Pose Monitoring under Adverse Vision Conditions, *arXiv preprint arXiv:2008.08735* (2020).
- [21] Ionescu, C., Papava, D., Olaru, V. and Sminchisescu, C.: Human3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2014).
- [22] Catalin Ionescu, Fuxin Li, C. S.: Latent Structured Models for Human Pose Estimation, *International Conference on Computer Vision* (2011).
- [23] 人間生活工学研究センター: 人間特性基盤整備事業, <https://www.hql.jp/research/063.html> (最終閲覧:2021/04/20) .