

# 拡張寝姿圧力画像の色差成分削減による 関節位置推定精度改善効果の確認

岩瀬 慶<sup>1,a)</sup> 榎堀 優<sup>1</sup> 吉田 直人<sup>2</sup> 間瀬 健二<sup>1</sup>

**概要:** 我々は、1チャンネルのグレースケールで示される、寝姿体圧画像のみからの人物関節位置推定手法について検討している。我々が提案した、推定人物領域と姿勢情報を用いた関節位置推定手法において、多チャンネル拡張をした寝姿体圧画像に対しJPEG圧縮をすることで関節位置推定精度が改善した。本稿では、その要因について調査した結果について述べる。JPEG圧縮のうち、推定人物領域と姿勢情報による多チャンネル化の拡張を行った圧力画像に対して色差成分削減を行い、拡張したチャンネルが変化することによって推定精度の改善効果があることが分かった。色差成分削減を行うことで、RMSE指標で約4.98%の精度改善効果がみられた。

**キーワード:** 寝姿勢、体圧画像、関節位置推定、JPEG圧縮、色差成分削減

## 1. はじめに

褥瘡の原因の一つとして、長時間身体の同じ部位に圧力がかかるとが挙げられる。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 [1] によると、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。そのため、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いる。しかし、2時間以内の間隔で体位変換を行う看護は24時間継続して行う必要があり、看護者の負担が大きい。実際には個人によって圧力のかかり方は異なるため、センサ等を用いて褥瘡の発症リスクを推定することで体位変換の間隔を個人で最適化し、看護負担を軽減できると考えられる。

我々は、布圧力センサで構成したシーツ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 [2]。しかし、褥瘡の発症しやすい箇所は身体の向きや姿勢によって異なるため、褥瘡発症リスクが上昇している箇所を特定を行うには患者の関節位置を含めた寝姿勢を把握する必要がある。そこで、ベッド上の患者の関節位置推定手法について検討した。

従来カメラ画像を用いた関節位置推定手法 [3][4][5] をベッド上の患者の寝姿勢推定に用いた場合における、プライバシー問題やオクルージョン問題を回避するために、寝姿体圧画像のみからの関節位置推定手法を検討した。しかし、寝姿体圧画像はカメラ画像に比べ情報が少なく、人物領域外からもシーツやマットレスのよれなどによって圧力値が計測されるため、関節位置推定に利用するのが難しい。そこで我々は関節位置推定モデルの一つであるConvolutional Pose Machine (CPM) [4] に、人物領域推定によるノイズ圧力抑制と姿勢情報を用いた元画像拡張及び特徴量の重み付けを組み込んだ、寝姿勢体圧画像のみから高精度に関節位置を推定する手法を提案した [6]。

我々が先行研究 [6] にて提案した関節位置推定手法図 1 では、人物領域推定、姿勢分類、関節位置推定は別のプログラムであった。人物領域推定及び姿勢分類の結果をファイル出力し、圧力画像の拡張処理を行った後、関節位置推定時にファイル入力としていた。そこで圧力値の測定から推定関節位置の出力までをEnd-to-Endのプログラムで行えるように改変した。すると、別々のプログラムで動作させていた場合に比べ、関節位置推定精度の低下が見られた。その要因を調査したところ、関節位置推定器の入力としている、人物領域と姿勢情報を用いて拡張した圧力画像に対し、関節位置推定器への入力として、メモリ上の画像をそのまま入力するか、JPEGファイルとして書き出した画像を再度読み込んで入力するかによって、関節位置推定精度に変化が生じることが分かった。拡張後の圧力画像を

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

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

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

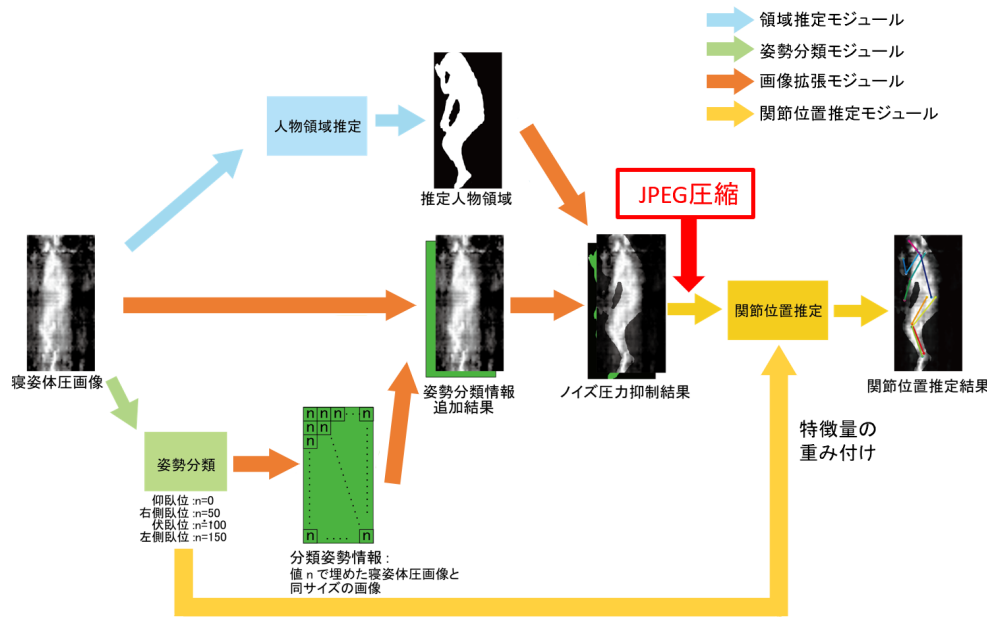


図 1 関節位置推定手法概要

Fig. 1 Overview of proposed method

JPEG ファイルとして書き出し、再度読み込んだ場合、メモリ上の画像をそのまま読み込んだ場合に比べ約 1.69%の精度改善が見られた。本稿では、提案手法における JPEG 圧縮による関節位置推定精度の改善効果の要因を調査した結果について述べる。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 節にて、関連研究についてまとめる。第 3 節にて、我々が先行研究 [6] にて提案した、寝姿体圧画像からの関節位置推定手法の概要について述べる。第 4 節にて関節位置推定精度の評価方法について述べる。第 5 節にて、JPEG 圧縮による推定精度改善の要因を調査した結果を述べる。第 6 節にて、まとめを述べる。

## 2. 関連研究

人物の関節位置を推定する研究や、寝姿勢を圧力分布から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。

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。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 [3]。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 [4]。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 [5]。しかし、これらのカメラ画像を用いた関節位置推定手法をベッド上の患者の関節位置推定に用いる場合、プライバシー問題や布団などによるオクルージョ

ン問題が発生する。そこで、本稿ではプライバシー問題やオクルージョン問題が少ないベッド面にかかる寝姿体圧画像のみからの関節位置推定手法について検討した。

ベッドにかかる圧力分布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 [7]。また、Mineharu らは、計測点が  $32 \times 54$  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 [8]、Xu らは、計測点が  $64 \times 128$  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 [9]。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 [10]。しかし、これらの手法はいずれも姿勢の推定や分類であり、関節位置の推定までは行われていない。圧力画像は RGB 画像に比べ情報量が少なく、またベッド面のしわやよれなどの計測環境によって、人物領域外にも圧力値が計測されノイズとなる。そのため、既存手法では姿勢分類や推定は可能であるが関節位置の推定は難しい。

そこで我々は、寝姿体圧画像から推定した人物領域と分類した姿勢情報を用いて高度に関節位置を推定する手法を検討し、その過程において JPEG 圧縮による関節位置推定精度の変化を発見した。JPEG 画像として書き出すことにより、画質が劣化しブロックノイズやモスキートノイズが生じることが知られているが、画像中の物体認識や関節位置推定において精度改善効果があることを示す既存研究は、現在知る限り見つかっていない。そこで、本研究ではその改善要因を調査した。

### 3. 人物領域と姿勢情報を用いた関節位置推定

本節では、我々の先行研究 [6] にて提案した、人物領域と姿勢情報を用いた、寝姿体圧画像からの関節位置推定手法と推定精度の確認方法について述べる。関節位置推定モデルの一つである Convolutional Pose Machine (CPM) [4] に、人物領域を用いたノイズ抑制と姿勢情報を用いた元画像拡張及び特徴量の重み付けを追加し、寝姿体圧画像からの関節位置推定精度の向上を図った。手法の概要を図 1 に示す。

ノイズ抑制について、寝姿体圧画像から領域推定モデルの一つである U-Net[11] を用いて人物領域を推定し、計測された圧力値のうち推定人物領域外の圧力値に 0.2 の重みを掛け、領域の内外で重み付けをしノイズ圧力を抑制した。

元画像拡張について、寝姿体圧画像を多チャンネル化し、その一つに圧力情報を、別の一つに姿勢情報を格納し、DNN による畳み込み時には RGB 画像と同様に全チャンネルを合わせて畳み込み処理を実施することで、姿勢情報を追加した。姿勢分類には VGG16[13] を用い、分類した姿勢の種類によって異なる値 (仰臥位: 0, 右側臥位: 50, 伏臥位: 100, 左側臥位: 150) で姿勢情報チャンネルの全ての値を埋めた。これにより R チャンネルに圧力値, G チャンネルに分類した姿勢の種類による値, B チャンネルに 0 の値が入った 3 チャンネル画像となる。

特徴量の重み付けについて、SENet[14] の構造を参考にし、寝姿勢分類情報を用いて CPM 内で特徴量の重み付けを行った。これにより、姿勢の種類毎に重視されるチャンネルを選別し、強調することで精度の改善を図った。

本手法において、CPM 入力前の、元画像拡張により 3 チャンネルとした後ノイズ抑制を行った圧力画像に対し JPEG 圧縮をすることで、推定精度の改善が見られた。本研究ではこの JPEG 圧縮による改善効果の要因の検証を行った。

### 4. 関節位置推定精度の評価方法

本節では、関節位置推定精度を評価するためのデータセット及び学習・評価方法について述べる。関節位置推定精度の評価には先行研究 [6] と同じデータセットを用いた。8名の被験者の図 2 に示す 7 種類の姿勢について計測した、1 被験者あたり 140 個、合計 1120 個のデータセットである。各データは、寝姿体圧画像、図 3 に示す 16 点 (0:r-ankle, 1:r-knee, 2:r-hip, 3:l-hip, 4:l-knee, 5:l-ankle, 6:pelvis, 7:thorax, 8:upper neck, 9:head top, 10:r-wrist, 11:r-elbow, 12:r-shoulder, 13:l-shoulder, 14:l-elbow, 15:l-wrist) の関節位置座標、人物領域、姿勢情報ラベル (仰臥位, 右側臥位, 伏臥位, 左側臥位) を持つ。データは被験者毎に分割し S1~S8 とした。

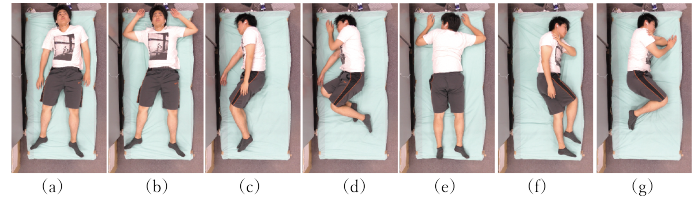


図 2 参考計測姿勢

Fig. 2 Reference measurement posture

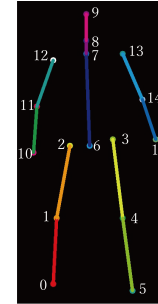


図 3 推定する関節位置

Fig. 3 Estimated joint position

表 1 データ選択方法

Table 1 Data selection method

Pattern	学習データ	検証データ	テストデータ
$DS_{t8}^{y7}$	S1,S2,S3,S4,S5,S6	S7	S8
$DS_{t7}^{y6}$	S1,S2,S3,S4,S5,S8	S6	S7
$DS_{t6}^{y5}$	S1,S2,S3,S4,S7,S8	S5	S6
$DS_{t5}^{y4}$	S1,S2,S3,S6,S7,S8	S4	S5
$DS_{t4}^{y3}$	S1,S2,S5,S6,S7,S8	S3	S4
$DS_{t3}^{y2}$	S1,S4,S5,S6,S7,S8	S2	S3
$DS_{t2}^{y1}$	S1,S2,S3,S4,S7,S8	S1	S2
$DS_{t1}^{y8}$	S2,S3,S4,S5,S6,S7	S8	S1

関節位置推定モデルの学習、推定精度の評価を行う際、学習用データを被験者 6 名分、検証用データを被験者 1 名分、テスト用データを被験者 1 名分とし、表 1 のデータ選択方法に従い、被験者単位でデータを選択しモデルの学習及び推定精度の評価を行った。以降データの選択パターンを  $DS_{t8}^{y7}$  のように表記する。これは S7 を検証データ, S8 をテストデータ, 残りを学習データとしたパターンを示す。

関節位置推定に用いる人物領域及び分類姿勢情報は、 $DS_{t8}^{y7}$  から  $DS_{t1}^{y8}$  のデータ選択方法に従って学習を行ったモデルによる推定値を用いた。領域推定モデルと姿勢分類モデルを  $DS_{t8}^{y7}$  から  $DS_{t1}^{y8}$  のデータ選択方法に従って評価した結果、領域推定の精度は正解画素比率が  $0.855 \pm 0.012$  であり、姿勢分類の精度は分類成功比率が  $0.944 \pm 0.028$  であった。

関節位置推定の評価指標には、回帰問題に用いられる平方平均二乗誤差 (RMSE:Root Mean Squared Error) と、関節位置推定に用いられる正解関節点割合 (PCK:Percentage of Correct Key-points) を用いた。RMSE は数値が小さい

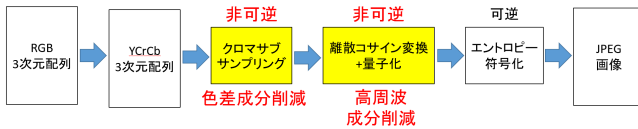


図 4 JPEG 圧縮概要

Fig. 4 Overview of JPEG compression

ほど精度が高いことを示す。対して PCK は数値が大きいほど精度が高いことを示し、RMSE と比べ外れ値に影響されにくい小さな精度改善を捉えることには向かない。なお、PCK は許容誤差を 10 pixel から 100 pixel まで 10 pixel 毎に導出し、その AUC (Area Under the Curve) を評価に用いた。これは、本実験では 1 pixel あたり約 0.2 cm の誤差であるため、許容誤差は 2 cm から 20 cm まで 2 cm 毎に評価したこととなる。以降では、本指標を PCK-AUC@2-20cm とする。

## 5. JPEG 圧縮による精度改善効果

本節では、第 3 節にて述べた手法において、CPM 入力前の画像に対し JPEG 圧縮を用いることで見られた推定精度改善効果の要因を調査した結果を述べる。第 5.1 節にて、JPEG 圧縮における配列に対する操作の概要を説明する。第 5.2 節にて、JPEG 圧縮における非可逆変換である色差成分削減と高周波成分削減に注目し、それらによる精度改善効果を検証した結果を述べる。次に第 5.3 節にて、第 5.2 節の結果を受け、より詳細な色差成分削減による効果を検証した結果を述べる。第 5.4 節にて、JPEG 圧縮における色差成分削減の特性から、各チャンネルに入れる特徴量の違いによる精度の違いを検証した結果を述べる。

### 5.1 JPEG 圧縮概要

本節では、RGB 配列に対する JPEG 圧縮時の操作の概要を述べる。RGB 配列を JPEG 画像として書き出す場合の JPEG 圧縮による操作の概要を図 4 に示す。RGB 配列を JPEG 圧縮する際には、主にクロマサブサンプリングによる色差成分削減、離散コサイン変換及び量子化による高周波成分削減、エントロピー符号化の 3 つの操作を行う。このうち、エントロピー符号化は可逆であるが、色差成分及び高周波成分削減は非可逆である。そのため、この非可逆の操作のどちらかに推定精度改善効果の要因があると考えた。

クロマサブサンプリングによる色差成分削減について。RGB 配列を輝度 (Y) と色差 (Cb, Cr) で示す YCbCr 表色系に変換し、色差成分を間引くことで、人間の目では知覚しにくい色差の情報量を削減する。本研究では、2 次元配列で示される色差成分を、縦横方向共に 1/2 に削減する方法を用いた。

表 2 JPEG 圧縮による精度改善 (RMSE)

Table 2 Improved by JPEG compression(RMSE)

平均差, 改善率: JPEG 圧縮なしからの平均差 (pixel), 改善率 (%)

色差成分削減	高周波成分削減	RMSE	平均差	改善率
OFF	OFF	82.0 ± 15.3	-	-
ON	OFF	80.6 ± 13.5	1.37	1.67
OFF	ON	82.5 ± 14.6	0.54	-0.66
ON	ON	80.9 ± 14.1	1.13	1.13
JPEG 圧縮		80.6 ± 14.3	1.38	1.69

表 3 JPEG 圧縮による精度改善 (PCK-AUC@2-20cm)

Table 3 Improved by JPEG compression(PCK-AUC@2-20cm)

平均差, 改善率: JPEG 圧縮なしからの平均差, 改善率 (%)

色差成分削減	高周波成分削減	PCK-AUC	平均差	改善率
OFF	OFF	0.648	-	-
ON	OFF	0.652	0.0044	0.68
OFF	ON	0.643	0.0045	-0.69
ON	ON	0.653	0.0048	0.74
JPEG 圧縮		0.653	0.0057	0.88

離散コサイン変換及び量子化による高周波成分削減について。YCbCr の各成分に対し、離散信号を周波数領域へ変換する、離散コサイン変換を行った後、人間の目では知覚しにくい画像の高周波成分を削減するための量子化テーブルを用いて量子化を行う。

### 5.2 色差成分, 高周波成分削減による推定精度評価

本節では、JPEG 圧縮のうち非可逆な変換である色差成分削減、または高周波成分削減を個別に行い、推定精度に変化があるか検証した結果を述べる。

色差成分削減及び高周波成分削減を行うか否かと、OpenCV による JPEG 圧縮を行った場合の 5 条件を、第 4 節で述べた評価方法を用いて比較評価した。RMSE 指標による結果を表 2、PCK-AUC@2-20cm 指標による結果を表 3 に示す。表 2、表 3 では各条件における評価結果、JPEG 圧縮なしの場合との平均差、改善率を示している。結果より RMSE 指標では JPEG 圧縮をしない場合に比べ、色差成分削減のみを用いた場合には RMSE 約 1.67% の精度改善が見られ、JPEG 圧縮による精度改善効果とほぼ同じ改善率となった。対して高周波成分削減のみを用いた場合、約-0.66% の精度改善率となり、推定精度が僅かに低下した。PCK-AUC@2-20cm 指標についても同様に、色差成分削減のみを用いた場合には、JPEG 圧縮を用いた場合とほぼ同じ精度となったが、高周波成分削減のみを用いた場合には僅かに精度低下が見られた。よって、JPEG 圧縮の精度改善効果の要因は色差成分削減であったことが考えられる。

次に、色差成分削減により RGB 配列にどのような変化により、精度改善が起きたかを検討する。図 5 に色差成分削減前後の RGB 配列及びその減少量及び増加量を見やす

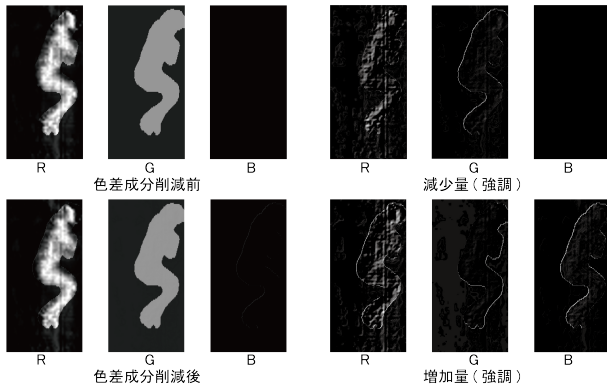


図 5 色差成分削減による RGB 配列の変化

Fig. 5 Change in RGB by reduction of color difference

いように強調したものの一例を示す。図 5 より全チャンネルについて人物領域のエッジ部分に変化が生じたことが分かる。また R チャンネルでは特に圧力値部分に変化が生じている。色差成分削減により、以上のような変化が起きたことが分かるが、どのチャンネルの変化により精度改善が起きたか分からない。そこで第 5.3 節にてどのチャンネルの変化に精度改善効果があるかを検証する。

本節では、第 3 節にて述べたように拡張後の圧力画像は、R チャンネルに圧力値、G チャンネルに分類した姿勢の種類による値、B チャンネルに 0 の値を入れている。JPEG 圧縮によるクロマサブサンプリングによる色差成分削減では、第 5.1 節にて述べたように RGB 配列を YCbCr 表色系に変換し、色差成分 Cb, Cr を削減している。従って、RGB の各チャンネルに入れる特徴量を入れ替えることで、色差成分削減による特徴量の変化が異なると考えられるため、推定精度に違いが生じることが予測でき、より推定精度が改善する可能性がある。そこで第 5.4 節にて RGB の各チャンネルに入れる特徴量を入れ替えることにより精度変化が起きるか検証する。

### 5.3 色差成分削減による精度改善効果検証

本節では、色差成分削減により RGB 配列に起きた変化のうち、どの変化に精度改善効果があるかを検証した結果を述べる。

色差成分削減による RGB 配列に起きた変化のうち、どの変化に精度改善効果があるかを検証するために、色差成分削減を行った RGB チャンネルのうち、1 チャンネルを色差成分削減前に置き換え、第 4 節で述べた評価方法を用いて推定精度を評価した。RMSE 指標による結果を表 4、PCK-AUC@2-20cm 指標による結果を表 5 に示す。表 4、表 5 では、色差成分削減前に置き換えたチャンネル、各条件において各指標における評価結果、色差成分削減前のチャンネルに置き換えを行わない場合との平均差、改善率を示している。変化前のチャンネルとの置き換えを置き換えない場合に比べ、R チャンネルを変化前に置き

表 4 各チャンネルによる精度改善 (RMSE)

Table 4 Improved by each channel(RMSE)

平均差, 改善率: 置き換えなしからの平均差 (pixel), 減少率 (%)

変化前 CH	RMSE	平均差	改善率
-	80.6 ± 13.5	-	-
R	80.2 ± 14.7	0.37	0.47
G	82.8 ± 15.4	2.21	-2.75
B	82.1 ± 14.5	1.13	-1.82

表 5 各チャンネルによる精度改善 (PCK-AUC@2-20cm)

Table 5 Improved by each channel(PCK-AUC@2-20cm)

平均差, 改善率: JPEG 圧縮なしからの平均差 (pixel), 減少率 (%)

変化前 CH	PCK-AUC	平均差	改善率
-	0.652	-	-
R	0.653	0.0003	0.05
G	0.647	0.0051	-0.79
B	0.650	0.0026	-0.40

換えた場合には、精度の改善率が RMSE 指標で約 0.47%、PCK-AUC@2-20cm 指標で約 0.05% となり殆ど精度は変化しなかった。対して、G チャンネル変化前に置き換えた場合は、改善率が RMSE 指標で約-2.75%、PCK-AUC@2-20cm 指標で約-0.79%、B チャンネル変化前に置き換えた場合は、改善率が RMSE 指標で約-1.82%、PCK-AUC@2-20cm 指標で約-0.40%と精度の低下が見られた。したがって、図 5 にて示した、色差成分削減により RGB チャンネルに起きた変化のうち、G チャンネルと B チャンネルに起きた変化により精度が改善したことが分かった。

次に、精度改善に効果があることが分かった G チャンネルと B チャンネルに起きた色差成分削減による変化について考察する。まず、B チャンネルについて、図 5 から分かるように、色差成分削減により人物領域のエッジのうち主に左側面のエッジの値が増加している。G チャンネルについて、B チャンネルにて増加している人物領域のエッジ部分と同部位の値が減少し、人物領域のエッジ部分のうち右側面の値が増加していることが分かる。B チャンネルにおける増加量と G チャンネルにおける減少量を比べると、B チャンネルにおける増加量の方が大きいことが分かった。従って、G チャンネルと B チャンネルの変化により人物領域のエッジ部分の値が増加しており、この変化により推定精度に改善が起きたと考えられる。

### 5.4 特徴量の入力順の違いによる精度変化

JPEG 圧縮のクロマサブサンプリングでは、RGB 配列を YCbCr 表色系に変換したのち色差成分を削減するため、RGB チャンネルに入れる特徴量の順により精度に変化が生じると考えた。本節では、RGB に入れる特徴量を入れ替えることによる精度変化を検証した結果を述べる。

RGB に入れる特徴量を入れ替えることによる精度変化

表 6 チャンネル特徴量の入れ替えによる精度変化 (RMSE)

Table 6 Result by changing feature of channels(RMSE)

平均差, 改善率: JPEG 圧縮なしからの平均差 (pixel), 減少率 (%)

	RMSE	平均差	改善率
削減なし	82.0 ± 15.3	-	-
$P_{PL0}^{RGB}$	80.6 ± 13.5	1.37	1.67
$P_{OLP}^{RGB}$	80.9 ± 14.4	1.05	1.28
$P_{LP0}^{RGB}$	83.2 ± 20.0	1.19	-1.46
$P_{0PL}^{RGB}$	82.1 ± 20.7	0.07	-0.09
$P_{LOP}^{RGB}$	80.4 ± 13.0	1.63	1.99
$P_{POL}^{RGB}$	<b>77.9 ± 14.1</b>	4.08	4.98

を検証するため, RGB の各チャンネルに, 圧力値, 姿勢ラベル, 0 のどの特徴量を入れるかの 6 条件による推定精度の比較を, 第 4 節で述べた評価方法を用いて行った. RMSE 指標による結果を表 6, PCK-AUC@2-20cm 指標による結果を表 7 に示す. 表 6, 表 7 では, 各チャンネルに入れる特徴量, 各条件において各指標における評価結果, 色差成分削減を行わない場合との平均差, 改善率を示している. 入力特徴量は圧力値 (P), 分類姿勢による値 (L), 0 の値 (0) の 3 種類であり, R チャンネルに圧力値, B チャンネルに分類姿勢による値, B チャンネルに 0 の値を入れる場合を  $P_{PL0}^{RGB}$  と表記する. 結果より, RMSE 指標と PCK-AUC@2-20cm 指標ともに, 色差成分削減を行わない場合に比べ, G チャンネルに分類姿勢による値または 0 を入れた場合は精度改善が見られたが, 圧力値を入れた場合は精度改善が見られなかった. 最も精度がよい条件は, 両指標共に R チャンネルに圧力値, G チャンネルに 0, B チャンネルに分類姿勢による値を入れた場合であり, 色差成分削減を行わない場合に比べ RMSE 指標で約 4.98%, PCK-AUC@2-20cm 指標で約 1.41% の精度改善率であった.

結果より, 第 5.1 節にて予測した通り, RGB の各チャンネルに入れる特徴量を入れ替えることで推定精度に違いが生じることが確認できた. また, 先行研究 [6] の RGB 各チャンネルに入れる特徴量のパターンよりも, 色差成分削減により大きく推定精度が改善する, RGB の各チャンネルに入れる特徴量のパターンを見つけることが出来た.

## 6. まとめ

本稿では, 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, 寝姿勢の関節位置を推定する手法として, プライバシーの問題などが少ない寝姿体圧画像から関節位置を推定する手法を検討している.

我々の先行研究 [6] である, 関節位置推定モデルの一つである CPM に人物推定領域によるノイズ圧力抑制と姿勢情報による元画像拡張及び特徴量の重み付けを組み込む手法において, 人物領域と分類姿勢情報により多チャンネルに拡張した画像に対し, JPEG 圧縮を行うことで関節位置

表 7 チャンネル特徴量の入れ替えによる精度変化 (PCK-AUC@2-20cm)

Table 7 Result by changing feature of channels (PCK-AUC@2-20cm)

平均差, 改善率: JPEG 圧縮なしからの平均差 (pixel), 減少率 (%)

	PCK-AUC	平均差	改善率
削減なし	0.648	-	-
$P_{PL0}^{RGB}$	0.652	0.0044	0.68
$P_{OLP}^{RGB}$	0.650	0.0020	0.31
$P_{LP0}^{RGB}$	0.639	0.0089	-1.37
$P_{0PL}^{RGB}$	0.643	0.0047	-0.73
$P_{LOP}^{RGB}$	0.649	0.0011	0.17
$P_{POL}^{RGB}$	<b>0.657</b>	0.0091	1.41

推定精度の改善が見られた. 精度改善の要因を調査した結果, JPEG 圧縮のうち色差成分削減に精度改善効果があることが分かり, 加えて特徴量を入れる順を変更することで最大で RMSE 指標で約 4.98%, PCK-AUC@2-20cm 指標で約 1.41% の精度改善が見られた.

今後は, より詳細な精度改善要因の調査や, 色差成分削減による精度改善効果が, 他の推定手法やカメラ画像などの他のデータセットについても起こる効果であるかを検討する.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 15H02736 の支援, 総務省 SCOPE 地域 ICT 振興型の支援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] 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.
- [2] Yu Enokibori, Akihisa Suzuki, Hiroataka 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, New York, NY, USA, ACM, pages 207-210, 2013.
- [3] A. Toshev and C. Szegedy. Deeppose: Human pose estimation via deep neural networks. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, pages.1653-1660, 2014.
- [4] S.-E. Wei, V. Ramakrishna, T. Kanade, and Y. Sheikh. Convolutional pose machines. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, pages.4724-4732, 2016.
- [5] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S. Wei, Y. Sheikh: Real-time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, pages.7291-7299, 2017
- [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. ユビキタスコンピューティングシステム研究会 (UBI), IPSJ. 2020.
- [7] 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, pages.705-711, 1998.

- [8] Aya Mineharu, Noriaki Kuwahara, and Kazunari Morimoto. A study of automatic classification of sleeping position by a pressure-sensitive sensor. In 2015 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), IEEE, pages.1-5, 2015.
- [9] Xu X, Lin F, Wang A, Song C, Hu Y, Xu W. On-bed sleep posture recognition based on body-earth mover's distance. In Biomedical circuits and systems conference 2015(BioCAS), IEEE, pages. 1-4, 2015
- [10] Yu Enokibori and Kenji Mase. Data Augmentation to Build High Performance DNN for In-bed Posture Classification, Journal of Information Processing, Vol. 26, pages.718-727, 2018
- [11] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox.U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation.In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351, pages.234-241, 2015
- [12] M. Andriluka, L. Pishchulin, P. Gehler, and B. Schiele. 2D human pose estimation: New benchmark and state of the art analysis. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, pages.3686-3693, 2014.
- [13] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE-SCALE IMAGE RECOGNITION. International Conference for Learning Representations, IEEE, 2015.
- [14] Jie Hu, Li Shen, Samuel Albanie, Gang Sun, Enhua Wu. Squeeze-and-Excitation Networks. Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), IEEE, pages.7132-7141, 2018.