

# 高齢者の個別性を考慮した自立支援リハビリシステム

Rehabilitation Support System Considering Elderly People's Abilities in Activities of Daily Living

奥谷 聡  
Satoshi Okutani

真田 明生  
Akio Sanada

河上 日出生  
Hideo Kawakami

## 要 旨

通所介護施設は高齢者の自立支援を目的としたリハビリテーション（リハビリ）の提供が求められており、高齢者に最適なりハビリを実施するうえで、高齢者が実施した訓練回数や時間などの定量的な訓練データの取得や、リハビリ前後の高齢者の動作能力評価が重要になる。介護現場での訓練データの取得、動作能力評価を容易にすることを目的に、カメラ画像からリハビリ中の人物動作を推定する技術を開発した。本技術は、画像内の人物の人体骨格を検出するPose Estimation技術と、人体骨格から人物の姿勢を判別するパターン認識技術を組み合わせ、人物姿勢の時系列変化の分析から人物動作を評価するものである。人物動作推定による動作能力評価や訓練データの取得は、データドリブンなりハビリの提供を可能とし、リハビリの質向上に貢献する。

## Abstract

For providing effective rehabilitation services at day-care facilities for the elderly, it is important to obtain quantitative data on rehabilitation. We have developed a technology that quantitatively evaluates rehabilitation data, such as the number and times of training of elderly persons by analyzing camera images. This technology is achieved by combining pose estimation technology that estimates body joints from images, and pattern recognition technology that estimates human postures from body joints and human behavior from human pose transition. The evaluation of physical ability and automatic measurement of the training contribute to the improvement of the quality of rehabilitation.

## 1. はじめに

2030年には少子高齢化が進み、65歳以上の高齢者は全人口の30%を超える水準となり、介護保険費の増大、認知症高齢者の増加、介護職員の不足など、介護にかかわる社会課題がより深刻になる懸念がある。そのため、行政では、高齢者の介護予防・健康管理と自立支援に軸足を置いた介護制度の整備を進めており、アウトカム評価制度の導入や科学的介護への取り組みを行っている。

アウトカム評価制度とは、介護サービスを利用する高齢者（利用者）の食事や入浴、排泄（はいせつ）のような日常生活動作（ADL：Activities of Daily Living）レベルが、介護事業者の提供した介護サービスにて維持・改善された場合、介護事業者の介護報酬も加算される仕組みである。利用者のADLレベルが維持・改善されることは、利用者本人の在宅での自立した生活に貢献するだけでなく、介護事業者の増収、さらには社会保障費の削減にも繋（つな）がる制度である。今後、介護事業者は介護サービスの提供による利用者のADLレベルの維持・改善状況を定量的に把握することが重要になる。

また、科学的に妥当性のあるエビデンスを介護現場から収集・蓄積・分析し、分析結果を現場にフィードバックすることで介護の質を向上させることを目的とした科学的介護への取り組みがなされている。厚生労働省は、2020年度より介護ケアデータベースCHASE（Care, HeAlth Status & Event）を本格稼動し、介護現場でのエビデンス

取得を開始する。今後、介護事業者はアウトカム評価に加え、提供しているケアやリハビリに関する定量的なデータを現場のエビデンスとして取得することが重要になる。

本稿では、通所介護の現場で提供される自立支援リハビリサービスのうち、生活機能改善による自立支援を目的とする個別機能訓練加算IIを対象に、ADLレベルの状況把握に繋がる動作能力評価や、リハビリ中のエビデンスとして訓練動作の回数や時間などの定量的なデータ取得を目的とする評価技術について述べる。この技術は、2次元画像から、人物動作を推定することで、上記データを簡易かつ定量的に評価することを可能にした。

## 2. 高齢者の個別性把握の課題

個別機能訓練加算IIは、利用者の日常生活において課題となる機能動作を把握し、課題のある生活機能動作を改善することを目的とするリハビリである。

通所介護施設が提供する個別機能訓練加算IIのワークフローを第1表に示す。実際には、利用者ごとに心身状況や生活状況が異なるため、生活機能動作の改善を目指したりハビリでは、利用者ごとに課題となる生活機能動作を正しく把握する必要があり、アセスメントのプロセスが重要になる。

また、利用者ごとに訓練の実施量や、訓練によるリハビリ効果が異なるため、測定・分析が重要になる。

第1表 個別機能訓練加算IIのワークフロー

Table1 Rehabilitation workflow at a day care facility

	アセスメント	計画立案	訓練	測定・分析	フィードバック
リハビリ業務	ヒアリング (ニーズ/課題)	目標設定/ プログラム選定	訓練指導	効果分析	利用者へのフィードバック/ 訓練計画見直し
マネジメント業務	アセスメント シート作成	訓練計画書 作成	訓練グループ 割り付け	実施記録	報告書作成/ 評価レポート作成

## 2.1 アセスメントの課題

アセスメントは、生活相談員などが利用者の居宅に訪問し、ヒアリングや観察を通じて利用者の生活状況を確認するとともに、排泄や入浴など日常生活でのお困り事から課題となる生活機能動作を抽出するプロセスである。ただし、利用者本人が自身の心身状況を正しく把握しているとは限らず、加えてアセスメント実施者の観察スキルによってアセスメント結果が異なるという課題がある。

アセスメント実施者のスキルによらず、利用者の個別性を考慮したアセスメントを実施するためには、課題のある生活機能動作を構成する基本的な動作能力を客観的に評価する必要がある。Time Up & Go<sup>(注1)</sup> やファンクショナルリーチ、開眼片足立ちなど、判定基準を有する動作能力評価を実施することで、利用者の生活機能動作改善に向けボトルネックとなっている動作能力を正しく把握することができる。また、動作能力評価は、リハビリに対する効果の判断にも活用できる。

## 2.2 測定・分析の課題

測定・分析は、機能訓練指導員が利用者の訓練状況や実績を記録・分析するプロセスであり、結果は利用者やケアマネージャーへのフィードバック、訓練計画の更新に活用される。ただし、機能訓練指導員は訓練中の利用者に対して、指導・見守りを行っているため、訓練実施の有無や、実施状況は記録するも、利用者が一定時間内に実施した訓練動作の繰り返し回数や、1つの訓練動作に要した時間など定量的な訓練データの取得は困難である。また、訓練の実施状況に関する記録も機能訓練指導員の主観評価に基づくため、機能訓練指導員のスキルによってリハビリの効果分析が異なるという課題がある。

機能訓練指導員のスキルによらず、利用者の個別性を考慮したリハビリの効果分析を行うためには、機能訓練指導員の負担を増やさず、利用者の定量的な訓練データ

(注1) Time Up & Goは、椅子から立ち上がり、3m先の目印を回って、再び椅子に座るまでの時間を測定するものである。測定された時間は、下肢筋力、バランス、歩行能力、易転倒性といった日常生活機能との関連性が高く、高齢者の動作能力評価として広く用いられている。

を取得する必要がある。利用者の訓練中の動作評価を実施することで定量的に把握することができる。

## 3. 2次元画像による人物動作の推定

前述の基本的な動作能力評価や訓練中の動作評価を行うために、2次元(2D)画像より人物動作を推定する技術を開発した。本技術は、2D画像から画像内の人物の人体骨格を推定するPose Estimation技術と、人体骨格から人物の姿勢を推定するパターン認識技術を組み合わせたものであり、人物姿勢の時系列変化を分析することで、人物の動作を推定するものである。

人物動作の推定には、ウェアラブルな加速度センサや、距離画像カメラを活用した技術が提案されているが、いずれも専用のハードウェア機器が必要となり施設側の費用負担が発生する。さらに加速度センサは使用前後の装着・脱着の手間が発生することもあり、いずれの技術も普及には至っていない。本技術は、通所介護施設が保有するタブレットなど既存のハードウェアで容易に取得できる2D画像から人物動作を推定するソフトウェア技術であり、施設側の費用負担や、準備の手間という観点で先行技術に対し優位性がある。

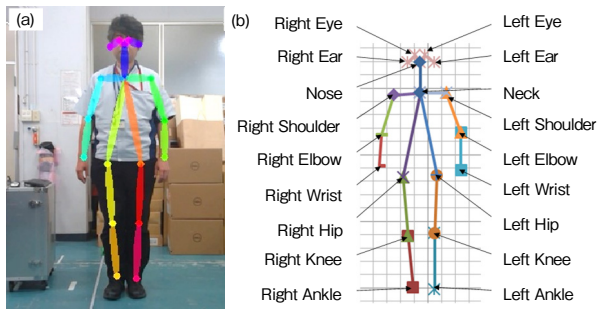
### 3.1 Pose Estimationによる人体骨格の推定

Pose Estimationは、2D画像と2D画像中の人体骨格・関節位置情報からなる学習データを大量に深層学習することで、任意の2D画像中に存在する人物の骨格を検出する技術であり、近年、オープンソースソフトウェアとしてさまざまな分野で活用されている[1]。第1図にPose Estimationを用いた人体骨格の推定例を示す。

第1図(a)は2D画像中の人物に人体骨格推定結果を重畳した結果を示している。第1図(b)は、Pose Estimationによって取得できる部位を示しており、18箇所の部位に対し、2D画像サイズでの $x, y$ 座標情報が取得される。

Pose Estimationは、背景の有無によらず画像中に存在する人物の骨格情報が取得でき、画像中に複数人が存在しても同時に人体骨格を検出可能である。また、人物の動作を動画として取得すると、フレーム単位で人体骨格を

取得できる.



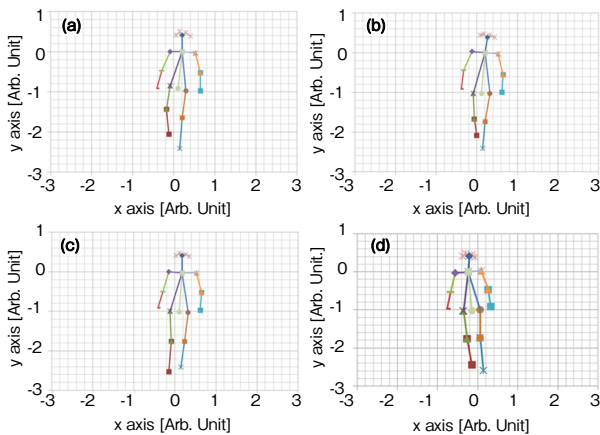
第1図 Pose Estimationによる人体骨格推定例  
Fig. 1 Body joints estimated by pose estimation technology

### 3.2 人体骨格を用いた人物動作推定の課題

人体骨格を活用し人物動作を推定するためには、座位姿勢や立位姿勢といったフレーム単位での人物姿勢の特定と、座位姿勢から、立ち上がり、立位姿勢になるといった人物姿勢の時系列変化を分析する必要がある。

また、Pose Estimationで推定される人体骨格の大きさは、カメラと被写体との距離に依存する。第2図は片足立ちの姿勢をとった際の人体骨格の推定結果を示す。ただし、第2図の横軸xおよび縦軸yは、原点補正（立位時のNeck位置座標を原点）および、規格化（立位時のRight Hip位置とLeft Hip位置の midpointであるCenter Hip位置とNeck位置の距離で規格化）されたものである。

第2図 (a) ~ (c) は右足を上げる片足立ち、第2図 (d) は左足を上げる片足立ち姿勢を示している。また、第2図 (a) は太股部の持ち上げ、第2図 (b) は後方への下肢部の持ち上げ、第2図 (c), (d) は前方への下肢部の蹴り出した時の姿勢を示している。第2図 (a), (b) と



第2図 片足立ち姿勢における人体骨格の比較  
Fig. 2 Comparison of body joints in standing on one leg postures

第2図 (d) は持ち上げる足が左右で異なる姿勢であるにも関わらず、足先の関節 (Left AnkleとRight Ankle) のy方向の相対位置関係は同じであり、足先の相対位置関係のみでは一意に姿勢を特定できないことがわかる。これは、カメラと下肢部との距離によって撮影される下肢部の大きさが異なるためであり、Pose Estimationで推定される人体骨格は画像上の関節位置から人体骨格を推定するためである。

一方、第2図に示すように、全身の関節位置情報をもつ人体骨格として比較すると、膝関節の曲がりや、上半身の傾き方向などにも違いがある。そのため、人体骨格が人物姿勢の特徴を反映していると捉え、特定の関節位置ではなく、人体骨格に基づき判別することで人物姿勢の推定が可能であることが予測された。

### 3.3 パターン認識による人物姿勢の推定

本技術では、人体骨格のパターン認識から人物姿勢を推定するために、Maharanobis Taguchi法の1つであるRecognition Taguchi (RT) 法を用いた[2]。RT法は、基準となるパターン (人物姿勢が既知の人体骨格) 群から特徴空間を導出し、未知のパターン (人物姿勢が未知の人体骨格) の特徴量を特徴空間で評価することでパターンを認識・判別する手法である。

RT法と同じく特徴空間を用いたパターン認識方法であるArtificial Neural Network (ANN) との比較を第2表に示す。

第2表 パターン認識手法の比較

Table 2 Comparison of pattern recognition methods

項目	RT法	ANN
特徴空間の導出原理	分散共分散行列に基づく計算	学習理論に基づく教師データの学習
特徴空間作成に必要なデータ数	2セット以上	1セット以上
特徴空間の性質	感度、S/N比に相関のある2変数に集約	ブラックボックス
計算時間	小	大

RT法はANNに比べ、特徴空間が2変数に集約されることによる認識結果の解釈の容易さと、計算リソースが少ない点で優位性がある。

RT法による特徴量の導出を示す。特徴空間の基準となるパターンがn個あり、i番目のパターンにおいて、k個からなる全身の人体骨格の座標位置を $x_{ij}$  ( $j=1, 2, \dots, k$ )とした場合、特徴空間における平均値 $m_j$ 、および有効除数rは (1) 式、(2) 式より求められる。

$$m_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (j=1, 2, \dots, k) \quad \dots \dots \dots (1)$$

$$r = \sum_{j=1}^k m_j^2 \dots\dots\dots (2)$$

特徴空間における $m_j$ ,  $r$ を用い,  $i$ 番目のパターンにおける特徴量 $Y_1(i)$ , および $Y_2(i)$ は(3)式, (4)式より求められる.

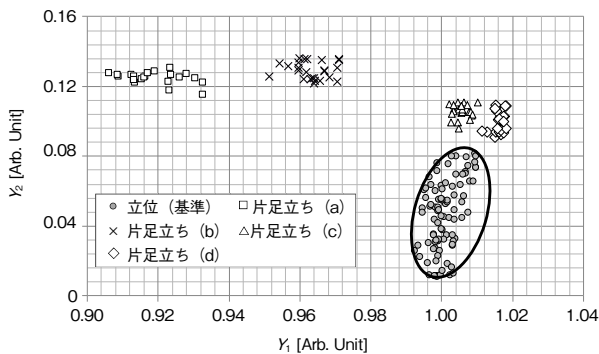
$$Y_1(i) = \frac{L(i)}{r} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \dots\dots\dots (3)$$

$$Y_2(i) = \sqrt{V_e(i)} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \dots\dots\dots (4)$$

$$L(i) = \sum_{j=1}^k m_j x_{ij}, \quad V_e(i) = \frac{\sum_{j=1}^k x_{ij}^2 - L(i)^2 / r}{k-1}$$

$Y_1$ は特徴空間の感度に比例する特徴量,  $Y_2$ は特徴空間のS/N比に反比例する特徴量である[2].

RT法を用いた人物姿勢のパターン認識例として, 立位姿勢を特徴空間とする片足立ちの姿勢の評価結果を第3図に示す.



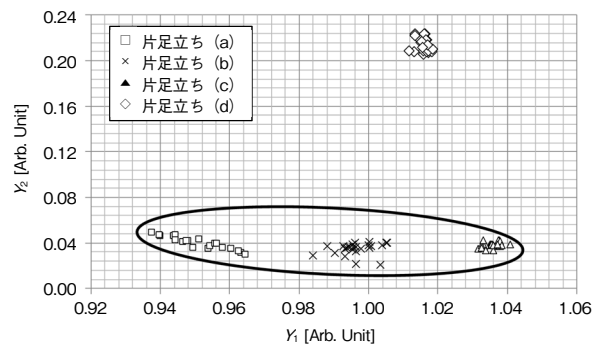
第3図 片足立ち姿勢の特徴量プロット (特徴空間: 立位)  
Fig. 3 Feature value plots of standing on one leg postures on the feature space defined by standing postures

第3図において, 横軸 $Y_1$ , および縦軸 $Y_2$ はRT法にて求められた特徴量である. 第3図中の楕円(だえん)は立位姿勢を基準とする特徴空間を示しており, 特徴空間の中心から $2\sigma$ のばらつきで規定している. また, 第3図の片足立ち(a) ~ (d)は第2図の(a) ~ (d)に示す片足立ち姿勢に対応している.

第3図より, 片足立ち姿勢時の特徴量の分布位置は, いずれも立位姿勢を基準とする特徴空間から離れており, 片足立ち(a), 片足立ち(b), 片足立ち(c)と(d)では特徴量の分布位置も異なっている. 一方, 片足立ち(c)と(d)は, 持ち上げる足が左右で異なるものの, 特徴量の分布位置は近接している結果となった. これは, 特徴空間である立位姿勢に対し, 片足立ち(c)と(d)が左右対称の関係にあることに起因すると考えられる.

そこで, 右足を上げた片足立ち姿勢(a), (b), (c)を特徴空間とする片足立ち姿勢の評価結果を第4図に示

す. 第4図中の楕円は右足上げた片足立ち姿勢を基準とする特徴空間を示しており, 特徴空間の中心から $2\sigma$ のばらつきで規定している. また, 第4図の片足立ち(a) ~ (d)は第2図の(a) ~ (d)に示す片足立ち姿勢に対応している.



第4図 片足立ち姿勢の特徴量プロット (特徴空間: 右足上げ)  
Fig. 4 Feature value plots of standing on one leg postures on the feature space defined by right side Standing on one leg postures

第4図より, 片足立ち姿勢において, 右足上げと左足上げで特徴量の分布位置が大きく離れており, 右足上げの特徴空間との距離から左右どちらの足が上がっているかを容易に判別できることがわかる.

以上より, RT法を用いたパターン認識で人体骨格から人物姿勢が推定できることが確認された. 特に, 1つの人体骨格に対し, 複数の特徴空間で評価することで, より詳細な人物姿勢の推定が可能であることがわかった.

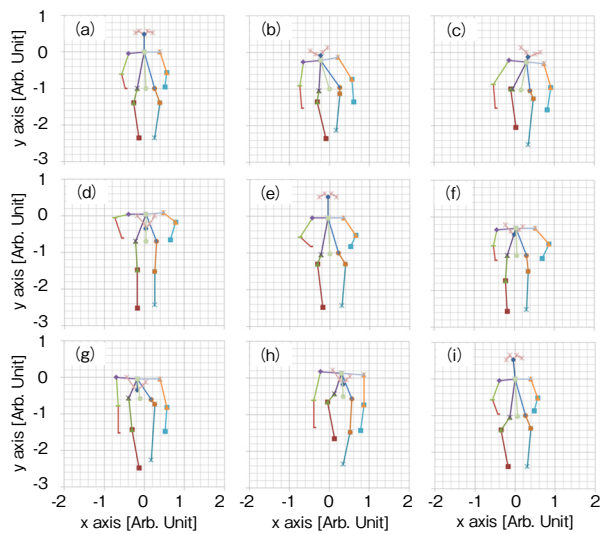
### 3.4 人物動作の推定

人体骨格推定と人物姿勢推定を応用し, 人物姿勢の時系列変化の分析から人物動作の推定を行った.

訓練動作の一例として, ズボン上げ下げ訓練時の一連動作の代表的な人体骨格を時系列順にて第5図に示す. 第5図(a), (e), (i)は座位姿勢であり, 第5図(a) ~ (e)がズボンをはく動作, 第5図(f) ~ (i)がズボンを脱ぐ動作に対応している.

第5図(b)と(g), 第5図(c)と(h), 第5図(d)と(f)は, それぞれズボンを上げる, 下げるという違いはあるも, 人物姿勢は類似性が高く, ある瞬間の人物姿勢推定だけでは人物動作を推定できない場合があることがわかる.

そこで, 人物姿勢の推定を時系列に行い, 人物姿勢の時系列変化から人物動作の推定を行った. まず, 対象となる訓練動作の代表的な人物姿勢を特定し, 代表的な人物姿勢の特徴空間を導出した. 次に, 訓練中の人物姿勢を代表的な人物姿勢に分類した. ここで, 人物姿勢の分



第5図 ズボン上げ下げ訓練時の人体骨格の変化

Fig. 5 Changes in body joints when training to raise and lower pants

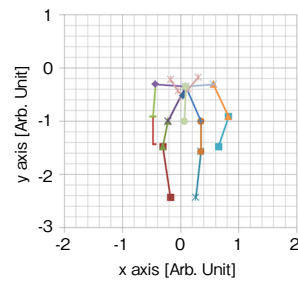
類は、代表的な人物姿勢の特徴空間においてRT法で算出されるマハラノビス距離 $D^2$ を比較することで行った[2].  $D^2$ は特徴空間の中心から評価パターンまでの距離を表しており、 $D^2$ が小さいほど特徴空間の基準となる人物姿勢に近い傾向になる。

ズボン上げ下げ訓練において、人物姿勢が未知の評価パターンに対し人物姿勢を分類した例を第6図に示す。ズボン上げ下げ訓練の一連動作では、代表的な人物姿勢として、①座位(第5図(a), (e), (i)), ②右足上げ(第5図(b), (g)), ③左足上げ(第5図(c), (h)), ④中腰(第5図(d), (f))の4種類を特定し、各特徴空間を導出した。また、各特徴空間に対し、特徴空間の中心から $2\sigma$ のばらつきで規定されるマハラノビス距離 $D_0^2$ を算出した。

第6図は、人物姿勢が未知の評価パターンと、未知の評価パターンの各姿勢の特徴空間の中心からの距離 $D_1^2$ と、規格化距離( $D_1^2/D_0^2$ )を示している。4種類の規格化距離の比較から、未知の評価パターンの人物姿勢は規格化距離が最も小さい、右足上げ姿勢と推定した。

ズボン上げ下げ訓練の人物姿勢の時系列変化の評価結果を第7図に示す。第7図の縦軸は、分類した人物姿勢を示しており、1:座位, 2:左足上げ, 3:右足上げ, 4:中腰に対応する。

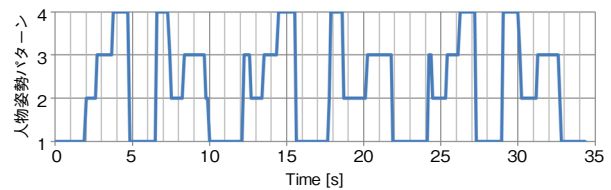
第7図より、1.9s~4.8s区間では、座位姿勢から、左足上げ、右足上げ、中腰、座位姿勢へと変遷しており、ズボンを上げる一連動作に対応している。また、6.4s~10.1s区間では、座位姿勢から、中腰、左足上げ、右足上げ、座位姿勢へと変遷しており、ズボンを下げる一連動作に対応している。また、12.1s~15.6s区間、および区間24.1s



特徴空間		評価パターン		
姿勢	$D_0^2$	$D_1^2$	$D_1^2/D_0^2$	
1 座位	$5.01 \times 10^{-7}$	$4.18 \times 10^{-5}$	83.4	
2 左足上げ	$1.00 \times 10^{-5}$	$5.63 \times 10^{-5}$	5.6	
3 右足上げ	$3.43 \times 10^{-5}$	$6.03 \times 10^{-5}$	1.8	
4 中腰	$6.83 \times 10^{-6}$	$1.75 \times 10^{-4}$	25.6	

第6図 マハラノビス距離を用いた人物姿勢の推定

Fig. 6 Estimation of human posture by using mahalanobis distances



第7図 ズボン上げ下げ訓練の人物姿勢の時系列変化

Fig. 7 Estimated human posture transition when training to raise and lower pants

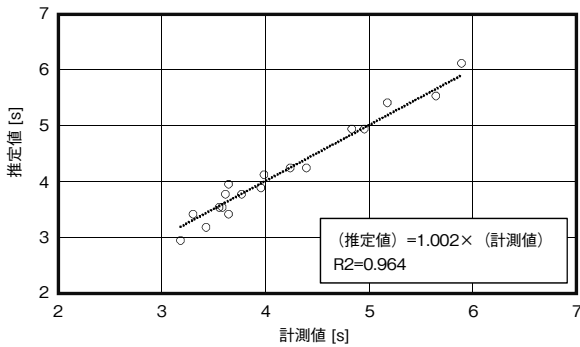
~27.5s区間は、いずれも座位姿勢から、右足上げ、左足上げ、右足上げ、中腰、座位姿勢へと変遷しているが、座位姿勢から中腰姿勢へ間で少なくとも左右の足上げ姿勢が認識されており、ズボンをはいて、上げる一連動作に対応していると判断できる。第7図より、0s~35s区間において、ズボン上げ下げ動作の実施回数は3回であり、ズボン上げ動作の平均実施時間は3.2s、ズボン下げ動作の平均実施時間は3.9sと評価した。

健常者3名によるズボン上げ下げ訓練の人物動作推定を行い、ズボン上げ下げ動作の実施時間の推定値と実測値の比較結果を第8図に示す。

第8図より、人物動作推定にて推定された動作実施時間は実測値と高い正の相関(相関係数 $>0.98$ )を有していることが確認された。また、実測値との比較より、推定値の誤差は $2\sigma$ で $\pm 0.34$ sであった。ストップウォッチを用いた手動計測では、習熟した評価者であっても0.3s程度のずれがあることが報告されており、本技術による推定精度は習熟した評価者と同程度と判断できる[3]。そのため、人物動作推定による評価は、機能訓練指導員ごとのスキル差によらず安定した評価を可能とするものであ

る。

以上より、人物姿勢の時系列変化を分析することで人物動作を推定し、訓練中の動作回数や動作時間を評価できることを確認した。



第8図 ズボン上げ下げ動作時間の実測値と推定値比較

Fig. 8 Comparison of measured and estimated time when training to raise and lower pants

### 執筆者紹介



奥谷 聡 Satoshi Okutani  
 ライフソリューションズ社  
 エイジフリービジネスユニット  
 Age-Free Bussiness Unit, Life Solutions Company  
 工学博士



真田 明生 Akio Sanada  
 ライフソリューションズ社  
 エイジフリービジネスユニット  
 Age-Free Bussiness Unit, Life Solutions Company



河上 日出生 Hideo Kawakami  
 ライフソリューションズ社  
 エイジフリービジネスユニット  
 Age-Free Bussiness Unit, Life Solutions Company

## 4. まとめ

2次元画像から人物動作を推定する本技術は、通所介護施設の利用者のADLレベルに関連する動作能力評価や生活機能改善を目的としたリハビリ中の訓練動作の回数や時間を簡易かつ定量的に評価することを可能にした。

動作能力評価や訓練データの取得は、データに基づいたりハビリ計画の作成、リハビリ効果の確認に寄与するものであり、通所介護施設で提供されるリハビリの質向上に貢献するものである。

今後は、リハビリのワークフローに本技術を組み込んだりハビリ支援システムとして介護事業者向けのリハビリソリューションを提供する。将来的には、介護現場で蓄積したビッグデータを用い、利用者の自立支援に最適なリハビリ提供を支援するシステムの提供を目指していく。

### 参考文献

- [1] Z. Cao et al., "Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.7291-7299, 2017.
- [2] 手島昌一 他, 入門MTシステム, 立林和夫(編), (株)日科技連出版社, 東京, 2008.
- [3] 登藤大輔 他, "ストップウォッチを用いた50 m 走タイム手動計測における系統誤差・偶然誤差の定量," 体育測定評価研究, 18巻, pp. 27-33, Mar. 2019.