

# 時系列骨格画像のCHLAC 特徴量を用いた人の転倒検知

著者	曹 梅芬, 金子 拓光
雑誌名	東京都立産業技術高等専門学校研究紀要
巻	11
ページ	40-44
発行年	2017-03
URL	<a href="http://id.nii.ac.jp/1282/00000208/">http://id.nii.ac.jp/1282/00000208/</a>

# 時系列骨格画像の CHLAC 特徴量を用いた人の転倒検知

## Human Fall Detection using CHLAC Features with Skeletal Image Sequences

曹 梅芬<sup>1</sup>  
Meifen CAO

金子 拓光<sup>1</sup>  
Takumi KANEKO

*Abstract* – This paper describes a human fall detection approach using CHLAC features with skeletal image sequences obtained from Kinect on a mobile robot. In the proposed approach, the spatio-temporal local geometric features of moving-image sequences are extracted with CHLAC (the cubic higher-order local auto-correlation) method firstly. Then the 251-dimensional CHLAC feature vectors are projected to a low-dimensional eigenspace by principal components analysis method. The skeletal image sequences of 3 kinds of motions (walking and lying down as normal motion, fall as abnormal motion) are learned in the low-dimensional eigenspace and the basis of the eigenspace can be obtained in off-line. The CHLAC feature vectors of skeletal image sequences obtained in real time are projected to the eigenspace obtained off-line. The degree of similarity to the 3 kinds of motions is evaluated and the motion is classified by  $k$ -Nearest Neighbor algorithm. The performance of the classification is evaluated with  $F^2$ -measure.

Key Words: human fall detection; cubic higher-order local auto-correlation; eigenspace;  $k$ -Nearest Neighbor;  $F^2$ -measure; Kinect; mobile robot

### 1. はじめに

近年、厚生労働省の調査により家庭内における一人暮らし高齢者の転倒による死亡数は増加傾向にある (<http://www.mhlw.go.jp>). 転倒を早期発見・処置することができれば、転倒による死亡率を低減することが期待できる。

転倒を検知する手法は多く提案されている。例えば、利用者に身につけた加速度センサ[1]や部屋に設置した固定カメラ[2]から高齢者の行動を見守る方法などがある。前者は、センサが身体から取り外されると、機能しなくなる。また、利用者の身体が制限されているため、不便である。後者は、利用者がカメラの死角に入ると、見守りシステムが機能しなくなる。

これらの問題点を解決する手法として、私たちは特定の人物を認識し追従する自律移動ロボットの開発を進めている[3-4]。現在は高齢者のための見守り機能を開発している。本稿では、移動ロボットに搭載された Kinect から得られた時系列骨格画像による人の転倒検知手法を提案する。

Kinect は Microsoft 社によって開発されたモーション検知入力装置であり、3次元で人の行動を観察できる。利用者はオープンソースドライバを開発することが可能である。Kinect によるモーションキャプチャは人の行動の位置や姿勢を 3次元の骨格モデルにより表現される。Kinect は他の RGB-Depth カメラと比べて安価である。

Kinect から得られる骨格関節位置[5]もしくはその 1 次微分[6]に基づく人の転倒検知手法はいくつか提案されている。[5]では、関節間の距離を閾値処理することによって転倒を検知する。この方法では、“転倒”と“横になる”の

区別が難しい。[6]では、Kinect を移動体ロボットに搭載した場合、ノイズが発生し、検知率に影響する。

立体高次局所自己相関特徴 (CHLAC: cubic higher-order local auto-correlation) [7]は、時系列画像から時空間局所的特徴が抽出できる。本稿では、時系列骨格画像の CHLAC 特徴量を用いた人の転倒検知手法を提案する。人の行動は Kinect から得られた骨格座標を平面画像に投影することによって得られた時系列骨格画像から識別できると考えられる。まず、私たちは“転倒”と“横になる”を区別することが可能かどうかを確認するため、正常動作としての“歩行”、“横になる”と異常動作としての“転倒”の 3 種類の行動のみを検討する。提案手法では、最初に時系列画像の時空間局所的特徴を CHLAC 特徴抽出法により抽出し、主成分分析により 251 次元の CHLAC 特徴ベクトルを低次元の固有空間 (以後、“CHLAC 特徴固有空間”と呼ぶ) へ写像する。次に 3 種類の動作の時系列骨格画像は CHLAC 特徴固有空間へ写像し、オフラインで固有空間の基底を得る。リアルタイムで得られた 3 種類の動作の時系列骨格画像はオフラインで得られた CHLAC 特徴固有空間へ写像し、3 種類の動作の類似度を  $k$  最近傍法により評価し、動作の分類を行う。

### 2. 提案手法

提案手法のフローを Fig.1 に示す。

#### 2.1. 骨格情報

Kinect は Microsoft 社により開発されたモーション検知入力装置である。Kinect for Windows SDK を用いることにより骨格トラッキングができ、リアルタイムで 25 個の関節の 3次元座標 (Depth 座標系) が取得できる (Kinect V2 の場合) [8]。

<sup>1</sup> 東京都立産業技術高等専門学校 電気電子工学コース

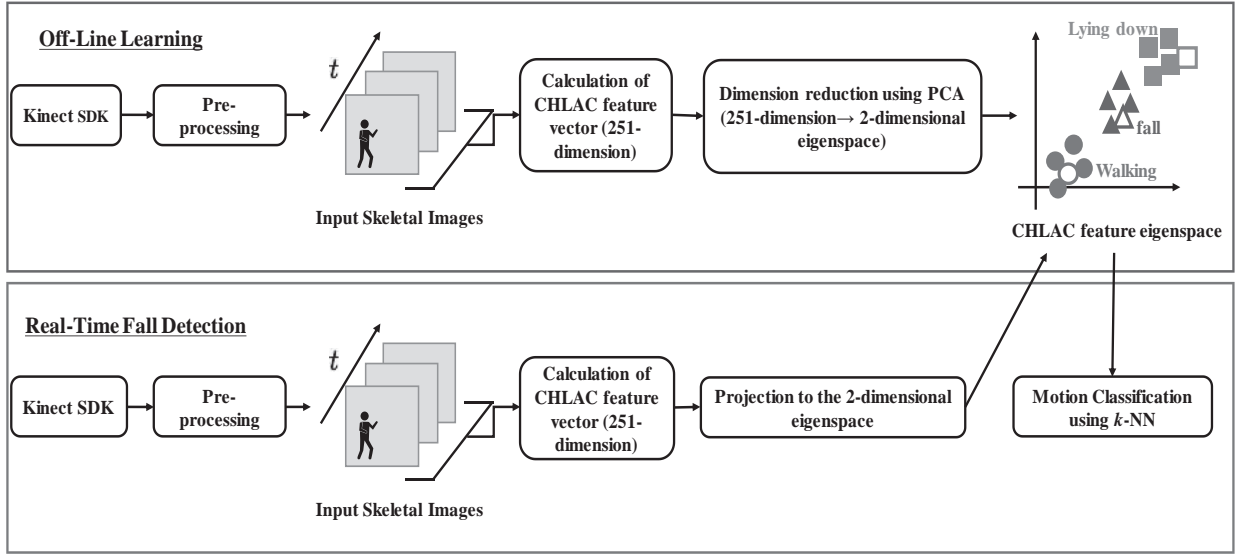


Fig. 1 Flow of the proposed approach

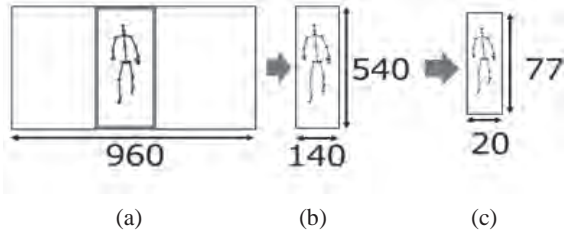


Fig. 2 Pre-processing

## 2.2. 前処理

Fig.2(a)に示すカメラ座標系の骨格画像は、Kinect から得られた Depth 座標系の関節座標を平面画像に写したものである。この間で背景が除去され、画像のサイズが540x940ピクセルとなる。このサイズの骨格画像をそのまま用いると、大規模な行列計算が必要となり、リアルタイムで転倒を検知することは難しい。計算コストと計算時間を低減するために、本研究では Fig.2(b)と(c)のように骨格画像をトリミングし、20x77ピクセルのサイズに圧縮する。

## 2.3. CHLAC 特徴固有空間

画像特徴量の一つは位置不変性と加法性を有するHLAC (higher-order local auto-correlation) 特徴量[9]である。空間的特徴を持つHLAC 特徴量は2次元の静止画像から抽出することができる。HLAC 特徴量に時間軸を追加し、3次元に拡張したCHLAC 特徴量[7]は時系列画像から時空間局所的特徴を抽出できる。

$N$ 次自己相関関数は式(1)で定義される。ここで、 $D_s$ は $W \times H \times T$  ( $W$ と $H$ は画像の幅と高さである。 $T$ は時系列画像の時間である。)の3次元積分範囲である。 $f(\mathbf{r})$ は参照点 $\mathbf{r}$  ( $\mathbf{r} = [x \ y \ t]^T$ )の濃度値である。 $\mathbf{a}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )は $\mathbf{r}$ 周辺の相対変位である[7]。

$$\mathbf{y}(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_N) = \int_{D_s} f(\mathbf{r})f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_1) \cdots f(\mathbf{r} + \mathbf{a}_N) d\mathbf{r} \quad (1)$$

$\mathbf{y}$ は $N$ 次のCHLAC 特徴ベクトルである。 $N$ と $\mathbf{a}_i$ の変化により、 $\mathbf{y}$ の次数は指数関数的に大きくなる。通常、相関度は2 ( $N \leq 2$ )を限度とし、 $\mathbf{a}_i$ は参照点 $\mathbf{r}$ の周囲の $3 \times 3$ の領域に限定する。 $\mathbf{a}_i$ のパターンから等価のものを除くと、251次元のベクトル $\mathbf{y}$ が得られ、使用する画像は2値画像のみとする[7]。

本研究では、固有空間法[10]の主成分分析により251次元のCHLAC 特徴ベクトルを低次元のCHLAC 特徴固有空間に写像する。CHLAC 特徴ベクトル $\mathbf{y}_i$  ( $i = 1, \dots, M$ ;  $M$ は訓練データに含まれる画像の数)は式(2)で示される。ここで、各成分は式(1)で得られたCHLAC 特徴量を表す。式(3)で示されるように平均 $\mathbf{c}$ はすべてのCHLAC 特徴ベクトルから算出される。行列 $\mathbf{Y}$ は式(4)で示すように各 $\mathbf{y}_i$ と平均 $\mathbf{c}$ の差をとることで得られる。そして、共分散行列 $\mathbf{Q}$ は式(5)で示すように決定される。

共分散行列 $\mathbf{Q}$ の固有値 $\lambda = [\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_{251}]^T$ は式(6)に示す固有方程式を解くことにより得られる。固有空間の次元数 $K$ は式(7)により決定される。ここで、 $C_k$ は固有値奇与率であり、 $T$ は閾値である。一般的に $T$ は0.8や0.9が用いられる。

$$\mathbf{y}_i = [y_1^{(i)}, y_2^{(i)}, \dots, y_{251}^{(i)}]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{c} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{y}_i \quad (3)$$

$$\mathbf{Y} \equiv [\mathbf{y}_1 - \mathbf{c}, \mathbf{y}_2 - \mathbf{c}, \dots, \mathbf{y}_M - \mathbf{c}] \quad (4)$$

$$\mathbf{Q} \equiv \mathbf{Y} \cdot \mathbf{Y}^T \quad (5)$$

$$\det(\mathbf{Q} - \lambda \mathbf{I}) = 0 \quad (6)$$

$$C_K = \frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i}{\sum_{j=1}^N \lambda_j} \geq T \quad (7)$$

TABLE 1. A Confusion Matrix for Binary Classification

Results \ Truth	Fall (Positive)	Non-fall (Negative)
Fall (as Positive)	$TP$	$FP$
Non-fall (as Negative)	$FN$	$TN$

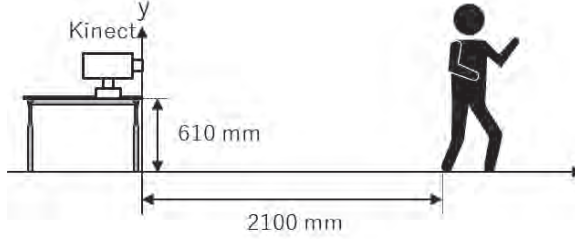


Fig. 3 Measurement experiment setting

式(8)を解くことにより、値の大きい $K$ 個の固有値 ( $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_K \geq \dots \geq \lambda_{251}$ ) に対応する固有ベクトル  $\mathbf{v}_i$  ( $i = 1, \dots, K$ ) が得られる。固有ベクトル  $\mathbf{v}_i$  は、値の大きい $K$ 個の固有値に対応する固有空間の基底でもある。したがって、251次元の CHLAC 特徴ベクトル  $\mathbf{y}_i$  は式(9)により $K$ 次元の固有空間へ写像できる。

$$(\mathbf{Q} - \lambda_i \mathbf{I})\mathbf{v}_i = \mathbf{0} \quad (8)$$

$$\mathbf{g}_i = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_K]^T (\mathbf{y}_i - \mathbf{c}) \quad (9)$$

本研究では、“歩行”と“横になる”(正常な動作)と“転倒”(異常な動作)の時系列骨格画像を実験から収集する。上記の方法を用いて、訓練データから CHLAC 特徴固有空間と3種類の動作(歩行, 横になる, 転倒)の固有空間の基底を作成する。

#### 2.4. $k$ 最近傍法による動作判別

$k$ 最近傍法 ( $k$ -nearest neighbor algorithm;  $k$ -NN) は未知データの近傍 $k$ 個の既知データのクラスから多数決により、未知データのクラスを判別する教師あり学習である。通常、クラス判別のためにデータ間のユークリッド距離が用いられる。

提案手法では、クラス判別の性能を F 値により評価する。2値判別の統計的分析では、F スコア(もしくは F 値)は試験の正確性の指標である。それは試験の適合率 $P$ と再現率 $R$ の両方を考慮して計算される。

Table 1 は本研究での2値判別のための混同行列を示している。ここで、 $TP$ は真陽性、 $FP$ は偽陽性、 $FN$ は偽陰性、 $TN$ は真陰性である。適合率 $P$ と再現率 $R$ および F スコアは式(10)から(12)で示される。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$Fscore = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R} \quad (12)$$

ここで、適合率 $P$ は正しく“転倒”と判別された数を全体

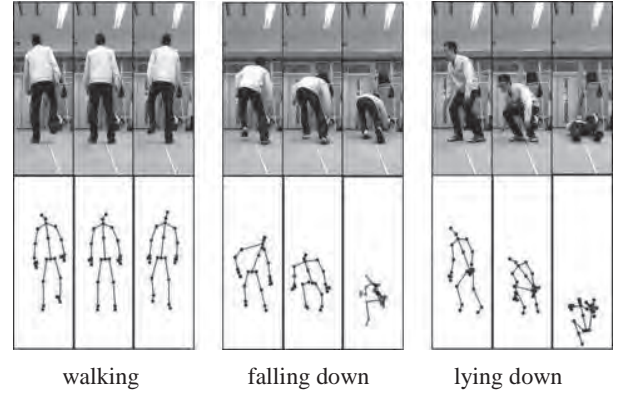
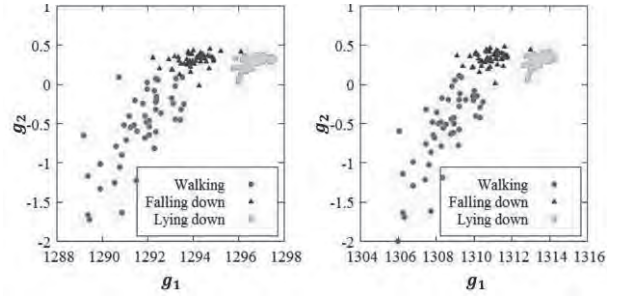
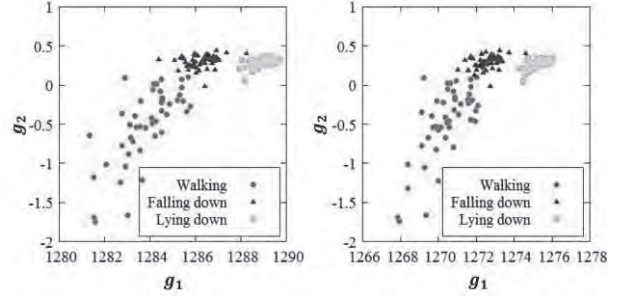


Fig. 4 One example of experiments



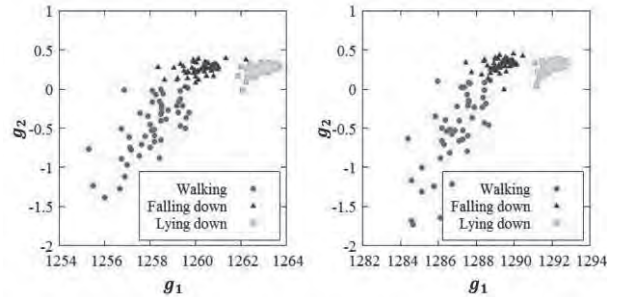
(1) Eigenspace 1 (from the training data of participants B, C, D, E, F)

(2) Eigenspace 2 (from the training data of participants A, C, D, E, F)



(3) Eigenspace 1 (from the training data of participants A, B, D, E, F)

(4) Eigenspace 2 (from the training data of participants A, B, C, E, F)



(5) Eigenspace 1 (from the training data of participants A, B, C, D, F)

(6) Eigenspace 2 (from the training data of participants A, B, C, D, E)

Fig. 5 Projection points of CHLAC feature vectors of training data to different CHLAC feature eigenspaces

の“転倒”と判別された数の商である。再現率 $R$ は正しく“転倒”と判別された数と実際の“転倒”の数の商である。

### 3. 実験検証

### 3.1. 3種類の動作の時系列骨格画像の取得

提案手法の転倒検知性能を調査するために、6人の被験者の時系列骨格画像を実験により収集した。固定されたKinectの視界に入る場所で、被験者毎に“歩行”と“歩行状態から転倒”、“直立した状態から横になる”の動作を10回（5回×2）行い、それぞれ異なる場所（部屋の中、もしくは廊下）で実施した。測定実験の条件はFig.3に示す。また、実験の様子の一つをFig.4に示す。

### 3.2. 3種類の動作のCHLAC特徴固有空間の生成

5人の被験者の収集された時系列骨格画像はCHLAC特徴固有空間の基底を生成するために用いる。残りの被験者の時系列骨格画像は動作判別のために用いる。得られた時系列骨格画像に前処理を施した後、第3節の3.3で説明する方法を用いて、5人の被験者の3種類の動作のCHLAC特徴固有空間の基底を作成した。式(7)で $K$ が2であるとき、固有値寄与率は0.99を超えることがわかった。そこで本研究では、251次元のCHLAC特徴ベクトルを次元削減し、2次元の特徴ベクトルにした。Fig.5に6つのCHLAC特徴空間に対する3種類の動作の訓練データのCHLAC特徴ベクトルの投影点を示す。Fig.5の(1)は被験者B, C, D, E, Fのデータから生成された固有空間1を、Fig.5の(2)は被験者A, C, D, E, Fから生成された固有空間2を示し、(3)から(6)も同様である。Fig.5から3種類の動作の投影点は6つのCHLAC特徴固有空間すべてが判別可能であることがわかった。

### 3.3. 動作判別の結果

動作判別のテストのために用いられる時系列骨格画像の251次元CHLAC特徴ベクトルを第3節の3.2で生成したCHLAC特徴固有空間へ写像した。動作は第2節の2.4で述べたように $k$ -NNにより判別した。本研究では、 $k$ （最近傍データの数）は1から15に設定した。Fig.6は6つのCHLAC特徴空間に対する3種類の行動のテストデータのCHLAC特徴ベクトルの投影点を示している。Fig.6の(1)は固有空間1に対する被験者Aのテストデータの投影点を示しており、Fig.6の(2)は固有空間2に対する被験者Bのテストデータの投影点を示している。動作判別とF値の詳細な結果をFig.7に示す。Fig.7で“A”は参加者Aの固有空間1へ写像した結果を示し、“B”は参加者Bの固有空間2へ写像した結果を示し、“C”から“F”も同様である。すべての場合でFスコアは0.87以上であることがわかった。

## 4. 考察

本稿では、時系列骨格画像によるCHLAC特徴量を用いた人の転倒検知手法を提案した。提案手法では、3種類の動作（通常動作としての“歩行”と“横になる”および異常動作としての“転倒”）の骨格画像はKinect for Windows SDKを用いてKinectから得られた骨格座標を平面画像に投影することで取得する。得られた時系列骨格画像に前処理を施した後、時系列骨格画像の時空間局所の特徴をCHLAC特徴抽出法により抽出する。そのとき、251次元

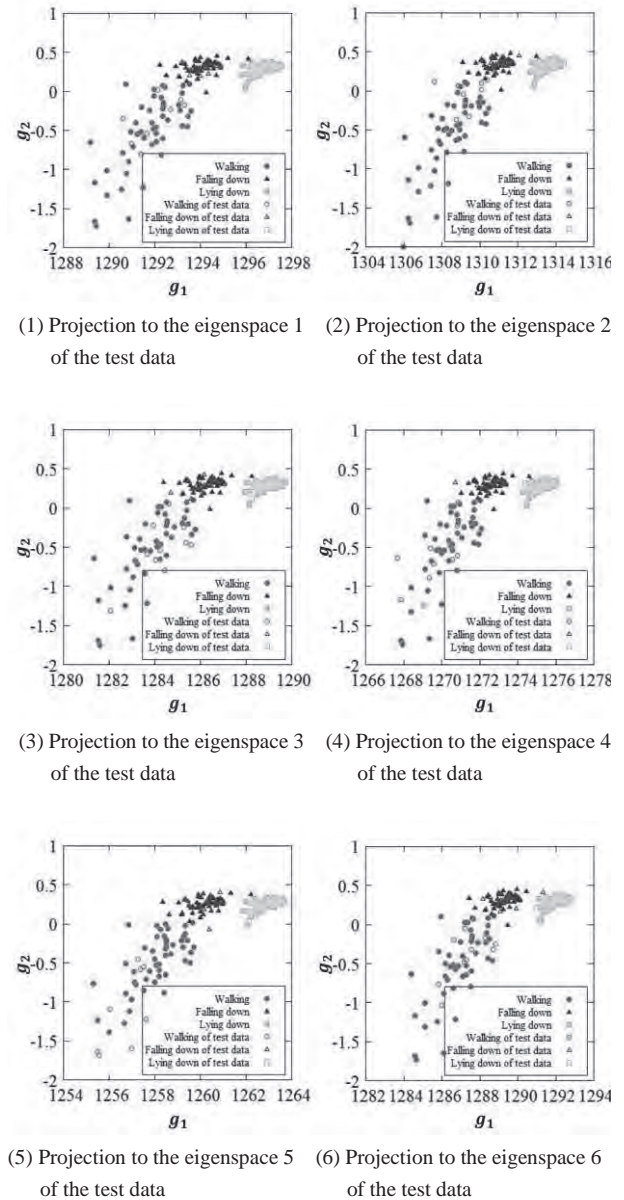


Fig. 6 Projection points of CHLAC feature vectors of test data to different CHLAC feature eigenspaces

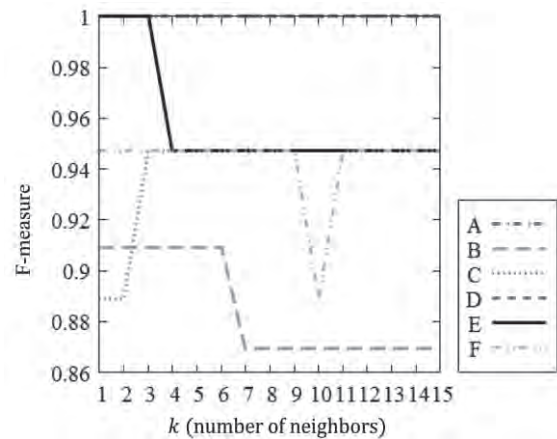


Fig. 7 F-measure results of motion classification (“A” is the case when the test data of participant A are projected to the CHLAC feature eigenspace 1 shown in Fig. 5(1) and et al.)

の CHLAC 特徴ベクトルは主成分分析により 2 次元の固有空間へ写像する。また、固有空間の基底はオフラインで得らる。リアルタイムで得られた時系列骨格画像の CHLAC 特徴量はオフラインで得られた固有空間に写像することにより、3 種類の動作は  $k$  最近傍法により判別する。判別の性能は F 値を用いて評価する。

検証実験の結果から、次に示す事実が明らかになった。(1)3 種類の動作の投影点は 6 つの CHLAC 特徴固有空間のすべてで判別が可能である。これは、提案手法が個人差に依存しないことを意味する。そのため、訓練データを得るための“転倒”実験に高齢者を必要としない。(2) $k$  (最近傍データの数) を 1 から 15 まで設定し、どの固有空間でテストするにもかかわらず判別精度は高い (F スコアは 0.87 以上)。また、この手法は被験者の体が Kinect の視界にあれば被験者の身長や体重に関係なく効果的であることがわかった。

今後は、判別精度を向上させるために、Kinect に対する被験者の位置や角度のキャリブレーションを検討する。さらに、提案手法の実用性を向上させるために、教師なし学習による行動判別を検討する。また、リアルタイムでの検証実験による本提案法の有効性を確認する。

#### 参考文献

- [1] Bluetooth Type Fall Detection Transmitter EXH-BTTK1, (Exsight, Inc., Japan), [http://www.exsight.co.jp/download/Cat\\_EXH-BTTK1.pdf](http://www.exsight.co.jp/download/Cat_EXH-BTTK1.pdf)
- [2] T. Iio, M. Shiomi and N. Hagita, “Fall Detection System by using Range Sensors for Elderly People”, IEICE Technical Report, PRMU2014-136, CNR2014-51(2015-2)
- [3] M. Cao and H. Hashimoto, “Specific Person Recognition and Tracking of Mobile Robot with Kinect 3D Sensor”, IECON2013, pp. 8315- 8320 (2013)
- [4] E. Machida, M. Cao, T. Murao and H. Hashimoto, “Human Motion Tracking of Mobile Robot with Kinect 3D Sensor”, SICE Annual Conference 2012, pp. 2207- 2211
- [5] Z. A. Mundher and J. Zhong, “A Real-Time Fall Detection System in Elderly Care Using Mobile Robot and Kinect Sensor”, International Journal of Materials, Mechanics and Manufacturing, Vol. 2, No. 2, May 2014
- [6] V. Bevilacqua, N. Nuzzolese, “Fall detection in indoor environment with kinect sensor”, Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) Proceedings, 319 – 324, (2014)
- [7] T. Kobayashi and N. Otsu, “Three-way auto-correlation approach to motion recognition”, Journal Pattern Recognition Letters, Vol. 30, Issue 3, February, 2009, Pages 212-221
- [8] Microsoft Research Kinect for Windows SDK Programming Guide.
- [9] N. Otsu, and T. Kurita, “A new scheme for practical, flexible and intelligent vision systems,” Proc. IAPR Workshop on Computer Vision, pp.431-435, 1988
- [10] H. Seki and Y. Hori, “Detection of Abnormal Movement of Industrial Robot Based on Eigenspace Representation of Image Sequence”, IEEJ Trans. IA, Vol. 123, No.7, pp. 856-862, 2003