

In order to develop intelligent system it is necessary to develop the robot ability to understand non-verbal communication. In this research we propose a framework to recognize individuals and emotions from motion data. The approach is based on the use of feature vectors and PCA decomposition. We use the first two or three principal components to position each data in 2D or 3D space and from that information define a cluster that belongs to an individual or an emotional state. From the computation of the feature value, which is a new method for clustering using a function of the distance to the barycenter of a cluster and the distance to the linear regression of the cluster, we identify to whom or which state the tested data belongs to. Our experiments are split in two. First the whole-body motion data from four professional actors were collected for the test of both emotion recognition and individual recognition. Then the motion data of 7 non actors are collected with two IMU sensors for the test of only individual recognition. In both cases the performances of the recognition algorithm are tested.

**Keywords:** Inverse kinematics, Feature vector, PCA, Recognition

1. 緒言

近年、産業だけでなく医療やエンターテインメントなどの様々な分野において、ロボットは広く普及しており、現代社会に欠かせない人の身近な存在となっている。これらのロボットは人との共存社会を実現する上で、コミュニケーション能力が重要となる。しかし、現在のロボットはコミュニケーションに必要となる知能技術の開発が不十分であり、ロボットの言動が不自然に感じられ、人とロボットとの HRI (Human-Robot Interaction) が不十分であると考えられる。そこで、本研究は歩行パターンから個人と感情を認識する手法を提案する。そして、ロボットに既知の人とその人の感情を認識させることにより HRI の向上を目的とする。

2. 実験 A (モーションキャプチャ・感情を含めた歩行実験)

本実験は College de France にて行った。4 人(C1~C4)のプロの役者にそれぞれ 41 個のマーカを取り付けた状態で通常、喜び、怒り、悲しみの 4 種類の感情を表現しながらモーションキャプチャエリアを 5 回繰り返して歩かせた。その間、光学式モーションキャプチャを用いて 80 回分の歩行データを計測した。

3. モーションデータの特徴ベクトル

特徴ベクトルの構築に使ったデータはベースリンク (下胴部) の座標 $q_0$  (6 自由度), 腰の関節角度 $q_w$  (3 自由度), 首の関節角度 $q_n$  (3 自由度)のデータ, 合計 12 自由度のデータである。これらの時系列データの自己相関による共分散行列<sup>(1)</sup>を求め、行列の各要素を一列に並び替えて特徴ベクトルとする。そして、特徴ベクトルを可視化するために主成分分析(PCA: Principal Component Analysis)を行った。歩行時の動作は個人の情報だけではなく、感情の情報も伝達しており、感情に大きく影響される。従って認識率を高めるには被験者、感情どちらかが一定の状態でもう一方を認識する必要があると考えられる。本稿では生活上で最も顕著である通常状態で個人識別、個人範囲内で感情認識を行うことにした。通常状態での個人を観測データとした 2 次元の特徴ベクトル空間を Fig. 1 に示す。PCA により可視化された特徴ベクトル空間上にクラスタ構造が現れており、それぞれのクラスタの中心点及び最小二乗法による近似直線も Fig. 1 に示す。また、感情を観測データとして、4 人の被験者のうち C1 の全ての状態の 3D 特徴ベクトル空間と中心点及び近似直線を Fig. 2 に示す。

4. 認識アルゴリズム

特徴ベクトル空間に基づいた認識アルゴリズムの解析について述べる。まず、任意のデータ点 $i$ とクラスタ中心点との距離 $d_{ij}$ 及びデータ点 $i$ と近似直線との距離 $h_{ij}$ をそれぞれ求めた<sup>(2)(3)</sup>。そして、 $i$ のクラスタ $j(1\sim n)$ への特徴値 $S_{ij}$ を式(1)のように定義する。

$$S_{ij} = h_{ij} + d_{ij} \tag{1}$$

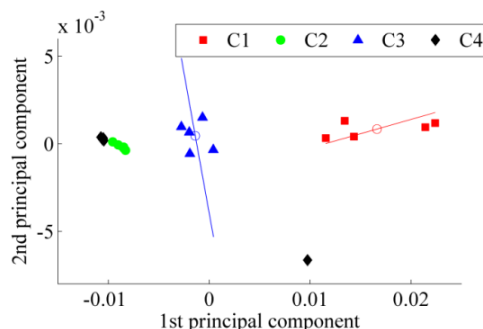


Fig. 1 Feature vector space in the neutral attitude visualized by PCA, with barycenter and linear approximation of each cluster.

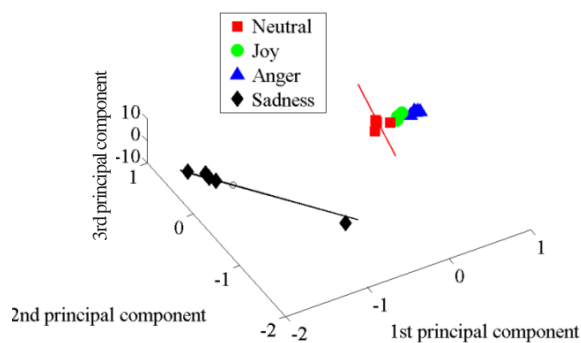


Fig. 2 Feature vector space of C1 visualized by PCA, with barycenter and linear approximation of each cluster.

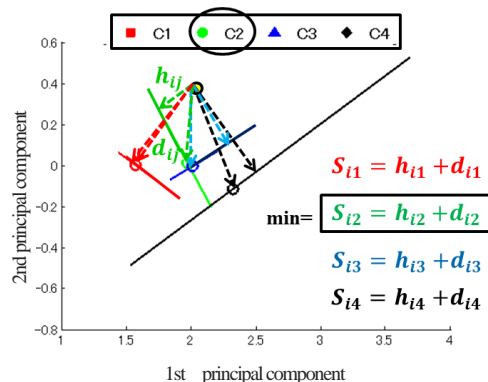


Fig. 3 Image of the clustering algorithm based on feature vector space.

識別を行う際、特徴ベクトルを PCA で解析処理し、主成分で構成された 2 次元或いは 3 次元特徴ベクトル空間において、Fig. 3 が示し

たようにデータ点  $i$  を用いて求めた特徴値  $S_{ij}$  が最小となる時、 $i$  が  $j$  番目の被験者に当てはまる。これらの手順をまとめたフローチャートを Fig. 4 に示す。この認識手法では低次元空間上で直接クラスタリングするため、計算量が少なく、リアルタイム認識に向いていると考えられる。また、PCA で特徴ベクトル空間を可視化することでクラスタの全体的な構造と相関を直感的に把握できるメリットがある。

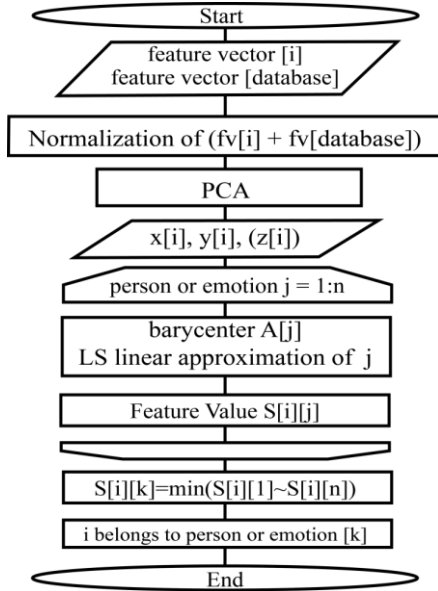


Fig. 4 Flowchart of the recognition algorithm

## 5. 実験 A の結果を用いたアルゴリズムのパフォーマンス評価

提案した認識アルゴリズムの有効性を検証するために、特徴ベクトル空間内の全てのデータ点を逐次にテストデータとして  $i$  に代入し、Fig. 4 のフローチャートにより構成されたプログラムを実行した。Fig. 1 から得られた個人識別結果を Table 1 に、Fig. 2 および他の被験者から得られた感情認識結果を Table 2 に示す。

Table 1 Individual recognition rate in the neutral attitude

Candidate	C1	C2	C3	C4	Average
Rate	100%	100%	100%	80%	95%

Table 2 Emotion recognition rate of each candidate

Recognition rate	Neutral	Joy	Anger	Sad	Average
Rate of C1	80%	100%	100%	100%	97%
Rate of C2	60%	100%	100%	100%	90%
Rate of C3	100%	100%	100%	100%	100%
Rate of C4	80%	80%	80%	100%	85%

## 6. 実験 B (IMU・通常状態の歩行実験)

モーションキャプチャエリアのような限られた空間だけではなく、任意の環境でデータ取得できるようにするため、モーションキャプチャの代わりに IMU を計測装置として導入し、個人識別の歩行実験を行った。本実験ではベンチャー研究室の 7 人のメンバー (C1~C7) を被験者とし、それぞれの被験者にベースリンクと腰に IMU を装着し、通常状態で 10 回 6 歩程度のスペースを歩行させた。よって 70 回分のモーション時系列データが得られた。今回は IMU のデータのうち、3 軸の回転角速度のみ抽出し、2 つの IMU で合計 6 自由度の時系列データを用いて特徴ベクトルを算出した。

## 7. 実験 B の結果を用いたアルゴリズムのパフォーマンス評価

まず、本実験の特徴ベクトルに対して PCA で可視化した特徴ベクトル空間を Fig. 5 に示す。今回 1 人あたりのデータは実験 A の時より多いため、認識アルゴリズムのパフォーマンスを評価する時にテストデータとデータベースが被らないように 70 個のデータ点のうちテストする 1 個の点を取り除いた 69 個の点をデータベースにして認識アルゴリズムを適用した。また、テスト用の点は 1 から 70 まで変化することで全てのデータ点を評価した。その検証結果を Table 3 に示す。Table 3 から全てのデータ点が正しく認識されたことが確認できた。

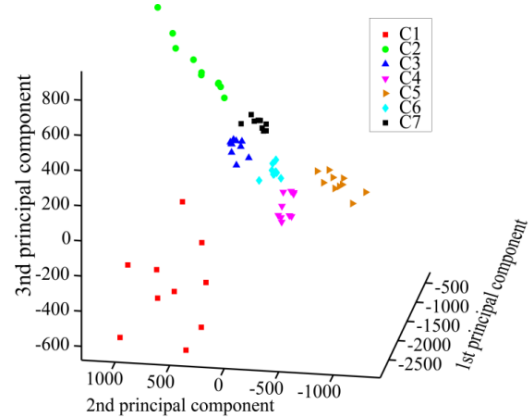


Fig. 5 Feature vector space visualized by PCA, calculated from IMU sensors' local data

Table 3 Individual recognition rate from 2 IMU sensors

Candidate	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	Average
Rate	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

## 8. 結言

本稿では統計学を基とした歩行パターンから個人と感情を認識する手法を提案した。この認識手法の開発に関して、次のようなことを検討した。

- モーションキャプチャで取得した役者の動作データと IMU で取得した非役者の動作データを用いて提案した認識アルゴリズムの高いパフォーマンスを確認できた。
- PCA で特徴ベクトル空間を可視化することで、歩行時、個人や感情ごとにそれぞれ動作が違うことが確認できた。
- IMU で計測したデータで高い認識率を得られたため、限られたモーションキャプチャエリアだけではなく、任意の環境で個人識別できるように画期的な進捗を達成した。

実験 B のほうは女性被験者が不足であるため、今後は女性のデータを増やして性別による影響を評価することを考えている。また、個人と感情を一度に認識することはまだ難しいため、今後は SVM(Support Vector Machine)法を参考にしつつ、個人と感情を一度に認識できるように学習アルゴリズムを入れることを計画している。

## 参考文献

- (1) H. Kadone and Y. Nakamura, "Symbolic memory of motion patterns by an associative memory dynamics with selforganizing nonmonotonicity," *Current Biology*, vol. 18, no. 8, pp. R329-R330, 2008.
- (2) 張天翔, ベンチャー・ジェンチャン, "歩行パターンに基づいた人間識別", *RSJ2011AC1N1-1*, 東京, 2011.
- (3) Tianxiang Zhang, Gentiane Venture, "Emotion Recognition from Walk Pattern," 21st An. Conf. of the Japanese Neural Network Society, pp196-197, Okinawa, Japan, December, 2011.