

感性を伴ったダンスステップの識別

伊藤健太郎¹, 鶴田清也¹, 崔雄², 関口博之³, 八村広三郎⁴

¹ 立命館大学 理工学研究科, ² 立命館大学グローバル・イノベーション研究機構

³ 立命館大学 衣笠総合研究機構, ⁴ 立命館大学 情報理工学部

本研究では、ダンスの身体動作に伴って表現される感性的特徴を抽出するための手法について検討を行った。モーションキャプチャシステムで取得した3次元身体動作データを用いて、演技者が表現している感性とその動作の物理的特徴との関係を学習し識別を行う。ヒップホップダンスの基本ステップである「2 Step」「Crab」「Runingman」を、「基本」「明るい」「暗い」「激しい」「緩やか」という5つの感性情報で踊り分けた動作を対象とする。「基本」とは感性情報を付与していないことを意味している。学習と識別には人工ニューラルネットワーク(ANN)を用いる。識別実験として同一ステップでの識別と全てのステップにおける識別を行う。構築したANNでの識別率は高く、身体動作で表現される感性を抽出するために有用な方法であることが分かった。

Recognition of Dance Steps with KANSEI Information

Kentarō Ito¹ Seiya Tsuruta¹ Woong Choi² Hiroyuki Sekiguchi³ Kozaburo Hachimura³

Graduate School of Science and Engineering¹ Global Innovation Research Organization, Ritsumeikan²

Kinugasa Research Organization³ College of Information Science and Engineering⁴

In this research, we aim at extracting KANSEI information from physical movements. We are able to use the motion data of these movements captured by optical motion capture system. We used KANSEI information of “basic”, “bright”, “dark”, “hard” and “calm” in the basic steps of HIP-HOP dance. “basic” means the steps without KANSEI information. The discrimination is carried out with Artificial Neural Network (ANN). We conducted the experiment of discrimination of 2 types; under case of dictionary with the motion data of each emotion in same motions, under case of with the motion data of each emotion in different motions. We verified that there is effective method to extract KANSEI information from physical movements.

1 はじめに

表現芸術としての舞踊では、その身体動作に、作品自体の有する感性的要素と舞踊家の作り出す感性的要素が込められている。作品自体の感性的要素とは振付に伴われるもののことであり、舞踊にとって基本となる感性的要素である。舞踊家の作り出す感性的要素とは舞踊家の身体動作や表情のことであり、舞踊家が振付に付与する舞踊家個人の感性的表現である。その中で、身体動作の特徴から、それがどのような感性的情報を表現しているのかを情報処理により推し量ることは、舞踊という芸術の基本を探る意味で興味深い課題である。

本研究は演技者の感性的表現と物理的特徴量との関連を抽出することを目的とし、そのための試みとして演技者が舞踊動作により表現しようとしているの感性

的要素の識別を試みる。

Sakata らの研究 [1] では基本的な感性情報とされる「寂しい」「楽しい」「厳かな」「鋭い」「流れるような」「躍動的な」「さりげない」という感性表現を持っている7つの振りを日本舞踊のある作品から選定し、感性評価で得られた主観的な情報と、振り動作との関連性を重回帰分析を用いて検討している。

本研究はこの [1] の研究に類似の感性情報に関するアプローチであるが、ここでは3次元の身体動作データを与えて、人工ニューラルネットワーク(ANN)を用いて、その感性的表現と動作との関係を直接求めようとするところに違いがある。

ANNを身体動作の認識に使う例には、Hui らの研究 [2] がある。ここでは2次元の動画像から、各時点での人体像のシルエットの重心からシルエットの境界までの距離の情報を元にして特徴量を求め、歩行動作と走

行動作などの単純な動作の識別を行っている。これは、動画像を使っているという点で、3次元の動作データを扱う本研究とは異なるものである。

本研究では前述のような目的のため、今回は初歩的な試みとして、日本舞踊のような微妙な感性表現でなく、演技者にも、観察者にも判断しやすい感性表現を伴ったヒップホップダンスを取り上げ、演技者が表現しようとしている感性要素の識別を試みる。

2 対象動作と動作特徴量

本研究では MotionAnalysis 社の光学式モーションキャプチャシステムでダンス動作を取得した。演技者は図1のように身体に32個のマーカを貼付し、17台のカメラで動作を計測する。取得したデータには Frame(frame rate 1/60) ごとに各マーカの時系列の xyz 座標値が記録される。

演技者はダンス経験3年のダンスサークル所属の男子大学生であり、動作に感性的な表現をつけ、踊り分けることができるレベルにある。著者側から言葉で提示した感性情報に対して、演技者自身が判断した感性的な表現を身体動作で表現し、これをモーションキャプチャで計測する。

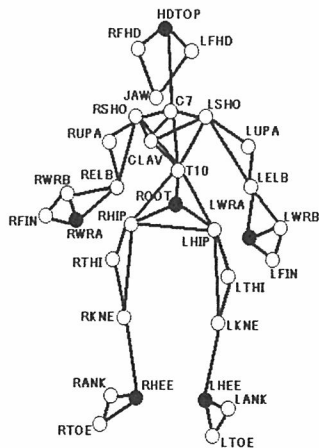


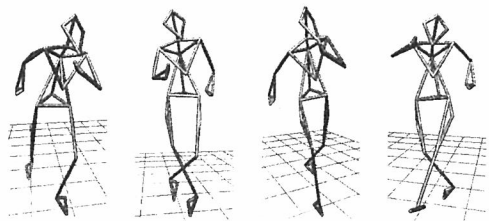
図1: 使用したマーカの位置

2.1 対象ダンス動作

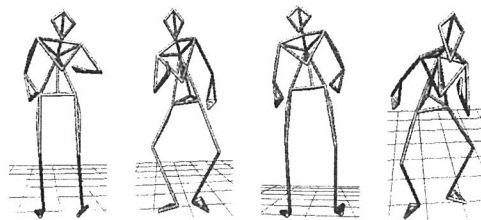
対象とする動作はヒップホップダンスの基本的な動作(ステップ)である。「2 Step」「Crab」「Runningman」の3種類である。「2 Step」は片足を前方にクロスさせ、逆の足を後ろに下げる動きを交互に行う動き、「Crab」

はカカトとつま先を両足で交互につき変えるようにしてハの字のように動かす動き、「Runningman」はその場で走っているようにリズムをとる動きである。図2に対象としたステップを示す。

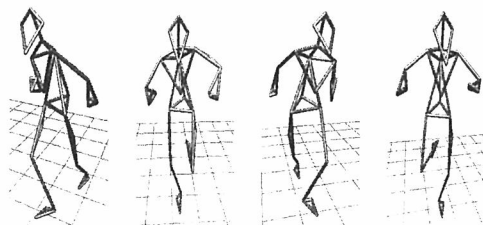
それぞれのステップに対して「明るい」「暗い」「激しい」「緩やか」の4つの感性的要素を付与したものと、感性的要素を特に付与していない「基本」を対象とする。それぞれの感性情報で各ステップ5個の動作を取得する。以上より、 $3 \times 5 \times 5 = 75$ 個の動作データを得る。それぞれのステップの1サイクルあたりのフレーム数の平均値と平均所要時間を表1に示す。



(a) : 2 Step



(b) : Crab



(c) : Runningman

図2: 対象としたヒップホップダンス

表1: 各ステップの平均フレーム数と時間

ステップ名	平均フレーム数 (Frame)	平均所要時間 (sec)
2 Step	143.3	2.39
Crab	74.9	1.25
Runningman	73.7	1.23

2.2 動作特徴量

2.1 で述べた各ダンスステップの動作データから、以下のようにして動作に関する特徴量を求める。まず、演技者の、頭頂 (HDTOP)、両手 (LWRA, RWRA)、両足 (LHEE, RHEE)、腰 (ROOT) の6点のそれぞれのマーカ座標値データから、それぞれの、速度の絶対値、加速度の絶対値について、平均値と標準偏差を求める。さらに、人体の外接直方体の体積変動についての、平均値と標準偏差を求める。速度、加速度は動作の時間成分、体積変動は空間成分に相当する。以上の結果、 $6 \times 4 + 2 = 26$ 個の特徴量を得ることができる。

各ダンスステップ、各感性表現動作における物理的特徴量の傾向の違いを示すため、図3-8に速度、加速度、体積変動の平均値と標準偏差を示す。6つのマーカごとの平均値と標準偏差を求めた上で、さらに全体の平均値を求め、これを表示している。

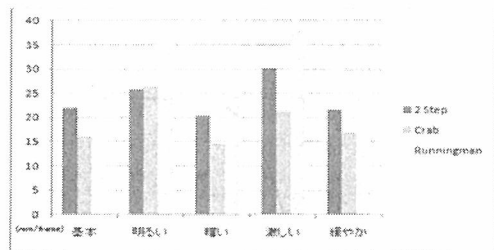


図3：速度の平均

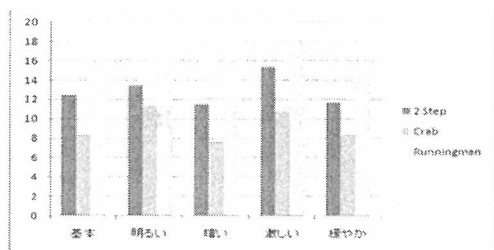


図4：速度の標準偏差

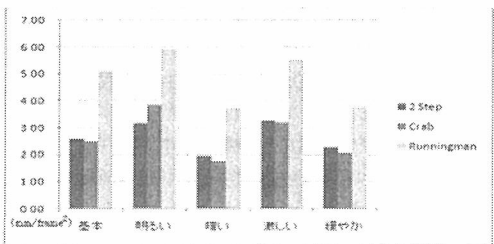


図5：加速度の平均

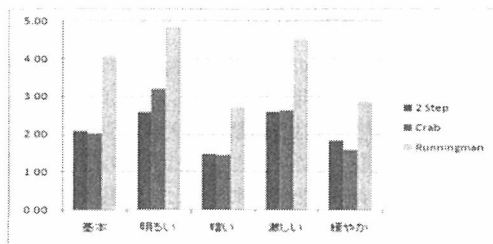


図6：加速度の標準偏差

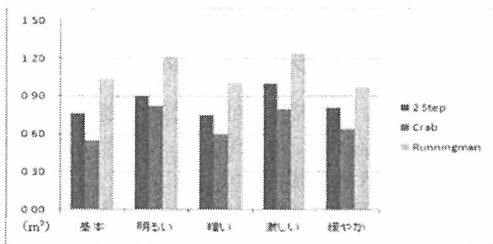


図7：体積変動の平均

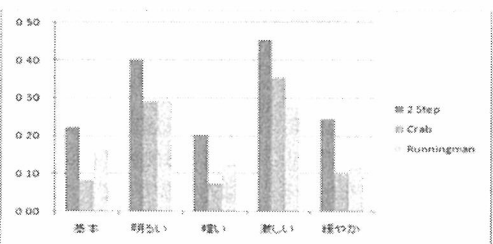


図8：体積変動の標準偏差

図3-8より、物理的特徴量と動作の感性的要素との関係に以下の課題があることがわかる。

1) 同一ステップにおいて、動作特徴量が類似しているが異なる感性情報をもつ場合がある。例えば、図3、図4でRunningmanの「暗い」と「緩やか」は速度の平均値と標準偏差は類似している。

次に、2) 異なるステップにおいて、動作特徴量は類似しているが異なる感性をもつ場合がある。例えば、図3、図4でRunningmanの「緩やか」と2 Stepの「明るい」は速度の平均値と標準偏差は類似している。

このように、以上の処理だけでは、物理的特徴量による感性情報の違いは判断できない。そこで、今回はANNを用いて、1)、2)のような場合においても識別が可能となるかどうかを検討する。

3 ANNを用いた識別

本研究では表現者の感性表現と物理的特徴量との関連を抽出することを目的としている。2.2より、表現者の意図した感性表現は身体動作の大きさや動きの速さに由来している。そこで、ここでは人間の脳の働きをモデル化したANNを使用することで、感性的要素を持つ舞踊動作の識別を試みる。

つまり、物理的特徴量を入力データとし、感性表現を出力とし表示することができれば、未知の動作から感性的要素を推定できる。

3.1 3層ニューラルネットワーク

本研究では、動作特徴量から、感性的要素を求めるために3層の階層型ANNを用いる。階層型ANNは信号の伝播処理を繰り返すことにより、与えられた問題に対する望ましい入出力パターンを得ることができる。図9に用いたANNの構成を示す。本研究では2.2で述べた動作特徴量を入力データとし、2.1で述べた5つの感性情報を出力とすることで、直接的に動作の表現する感性的要素を識別する。

各ユニットにおける処理について図10に示す。各ユニットは入力値 X_j^{n-1} に結合荷重 $W_{i,j}^{n,n-1}$ を乗じたものの総和 u_i^n をとる。そこから閾値 h_i^n を引いた値が伝達関数 f の入力となる。さらに、伝達関数がユニットの出力値 X_i^n となる [5]。本研究では関数 f にシグモイド関数 (式 (3)) を用いる。 a は適当な実数で、本研究では0を用いる。

ここで u_i^n は第 n 層の i 番目の総和であり、 $W_{i,j}^{n,n-1}$ は第 $n-1$ 層の j 番目から第 n 層の i 番目のユニットへの結合荷重である。図11に $\alpha = 0$ の時のシグモイド関数のグラフを示す。

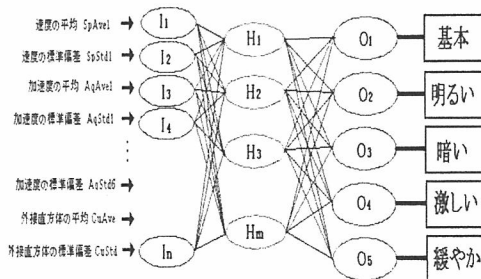


図9：用いたニューラルネットワークのモデル

$$u_i^n = \sum_j W_{i,j}^{n,n-1} X_j^{n-1} \quad (1)$$

$$X_i^n = f(u_i^n - h_i^n) \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(a - x)} \quad (3)$$

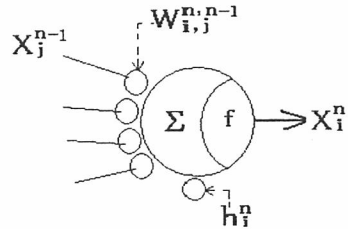


図10：ユニット内の処理

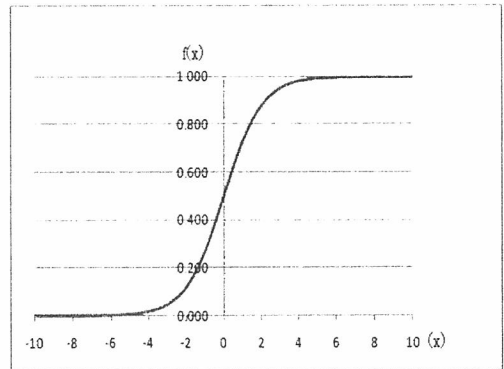


図11：シグモイド関数

3.2 学習

本研究では、学習アルゴリズムとして誤差逆伝播法 (BP法) を用いる。BP法は出力ユニットの値と教師信号との誤差を計算し、それを学習信号として入力層の方へ伝播させながら結合荷重を改善していく手法である。出力層のユニット i から戻される学習信号 δ_i^N は出力層からの出力値 O_i^N と教師信号 d_i を使って式 (5) により算出する。ここで $O_i^N(1 - O_i^N)$ は式 (6) に示すようなシグモイド関数の1次微分の性質から導かれる。

出力値はそれぞれの感性情報を示している。例えば、「基本」を学習させるときには、 O_1^N に1を、それ以外には0を与える。図12に出力層と中間層の間の学習信号の模式図を示す。

$$\delta_i^N = (d_i - O_i^N) O_i^N (1 - O_i^N) \quad (4)$$

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (5)$$

次に中間層から入力層への学習信号を求める。中間層から入力層への学習信号は出力層から中間層への学習信号と異なるため、出力層から中間層への学習信号を用いて新たな学習信号を決める。中間層 (n) のユニット i から入力層 ($n-1$) のユニットへ向かって戻される学習信号 δ_i^n は次の式で求める。図 13 に n 層と $n-1$ 層の間の学習信号の模式図を示す。

$$\delta_i^n = f'(u_i^n) \sum_k \delta_k^{n+1} W_{k,i}^{n+1,n} \quad (6)$$

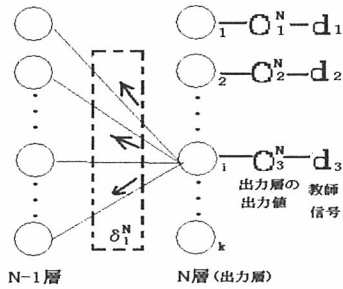


図 12：教師信号からの学習信号の逆伝播

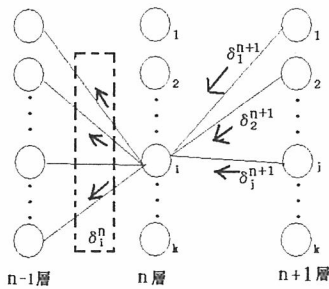


図 13： $n+1$ 層から n 層への学習信号の逆伝播

以上のようにして学習信号が計算され、逆方向に伝播される。次に、結合荷重の修正量を式 (7) により求める。[5]

$$\Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t) = \eta \delta_i^n X_j^{n-1} + \alpha \Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t-1) \quad (7)$$

$\Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t)$ は $n-1$ 層のユニット j と n 層のユニット i の間の結合荷重に対する修正量を示す。 $\Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t-1)$ は 1 つ前の修正量を示す。 η は収束の速さに関する学習定数、 α は収束時の抑制に影響を与える安定化係数である。次の式で結合荷重を修正する [5]。

$$W_{i,j}^{n,n-1}(t+1) = W_{i,j}^{n,n-1}(t) + \Delta W_{i,j}^{n,n-1}(t) \quad (8)$$

入力データは $[0, 1]$ の範囲に正規化する。識別の際には、出力層のそれぞれのユニットの出力値の中で最大のものを結果とする。学習の流れを図 14 に、入力から識別までの流れを図 15 に示す。

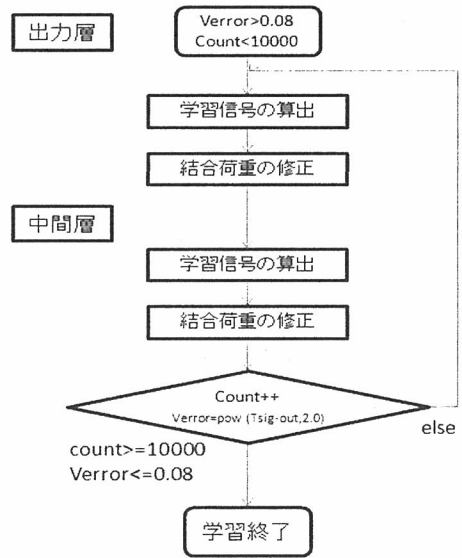


図 14：学習のフローチャート

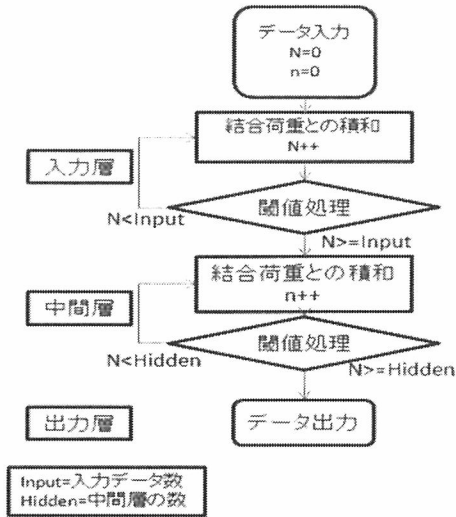


図 15：識別のフローチャート

4 識別実験

ここでは、ANN を用いた識別実験の方法とその結果について述べる。

本研究では leave-one-out 法を用いて、ANN の性能の評価を行う。leave-one-out 法とはテストデータ以外のデータを学習させ、残りの 1 つのデータを識別し、それを全てのデータで繰り返し結果を評価する手法である。

4.1 同一ステップの識別

1) については、同一ステップを学習し、識別を行って、性能を評価する。図 16 に 2 Step の動作を対象としたときの実験を例示し、このようにして行った各ステップでの識別結果を図 17 に示す。また、表 2-4 に各感性情報ごとの識別結果を示す。

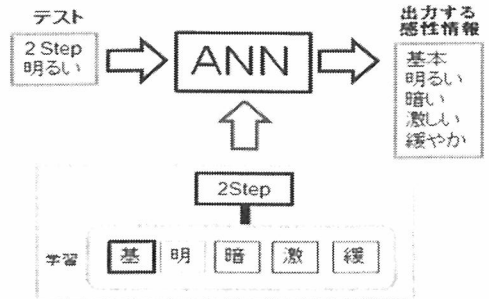


図 16：同一ステップを対象とした場合の識別実験

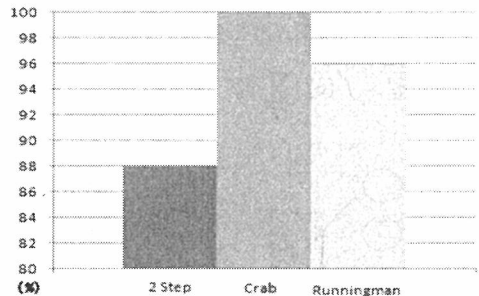


図 17：同一ステップを対象とした場合の識別率

表 2：学習と識別に同一ステップのデータを用いた場合の識別結果 (2 Step の場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	5	0	0	0	0
明るい	0	5	0	0	0
暗い	0	0	4	0	2
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	1	0	3

表 3：学習と識別に同一ステップのデータを用いた場合の識別結果 (Crab の場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	5	0	0	0	0
明るい	0	5	0	0	0
暗い	0	0	5	0	0
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	0	0	5

表 4：学習と識別に同一ステップのデータを用いた場合の識別結果 (Runningman の場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	4	0	0	0	0
明るい	1	5	0	0	0
暗い	0	0	5	0	0
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	0	0	5

表2より、2 Stepでは5つの「暗い」のうち1つを「緩やか」と誤識別し、5つの「緩やか」のうち2つを「暗い」と誤識別した。表3に示すようにCrabでは誤識別はなかった。表4のRunningmanでは5つの「基本」をのうち1つを「明るい」と誤識別している。

4.2 全てのステップの識別

次に、2) に対しては全てのステップを学習して識別を行い、性能を評価する。図18に実験の方法を示し、各ステップのテストデータを与えた場合の識別結果を図19に示す。また、表5-7に各感性情報ごとの識別結果を示す。

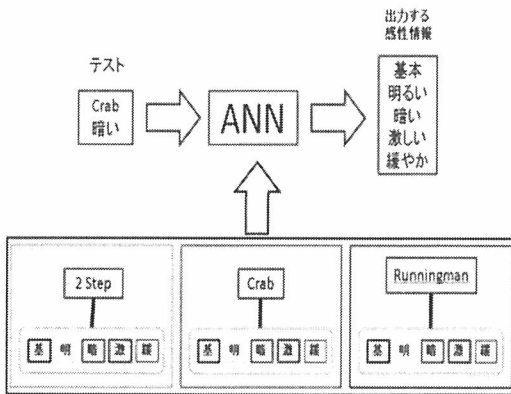


図18：全てのステップで学習した場合の識別実験

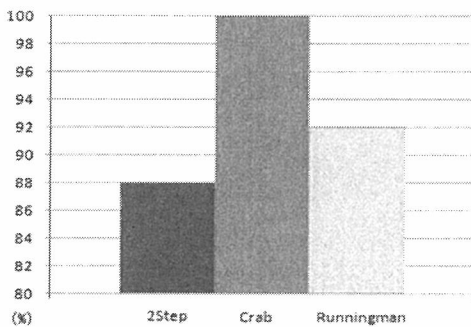


図19：全てのステップを用いて学習した場合の識別率

表5：全てのステップで学習した場合の識別結果
(2 Stepの場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	5	1	0	0	0
明るい	0	4	0	0	0
暗い	0	0	4	0	1
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	1	0	4

表6：全てのステップで学習した場合の識別結果
(Crabの場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	5	0	0	0	0
明るい	0	5	0	0	0
暗い	0	0	5	0	0
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	0	0	5

表7：全てのステップで学習した場合の識別結果
(Runningmanの場合)

識別した感性 \ 入力した感性	基本	明るい	暗い	激しい	緩やか
基本	5	1	0	0	0
明るい	0	4	0	0	0
暗い	0	0	4	0	0
激しい	0	0	0	5	0
緩やか	0	0	1	0	5

表5より、2 Stepでは「明るい」を5つ入力したうちの1つを「基本」と誤識別し、「暗い」を5つ入力したうちの1つを「緩やか」と誤識別し、「緩やか」を5つ入力したうちの1つを「暗い」と誤識別した。表6のCrabでは誤識別はなかった。また、表7のRunningmanでは「明るい」を5つ入力したうちの1つを「基本」と誤識別し「暗い」を5つ入力したうちの1つを「緩やか」と誤識別した。

4.3 実験の評価

4.1, 4.2の識別実験の結果をまとめたものを表8に示す。ここから、両方の識別手法において90%を超える高い識別率を得られたことが分かる。Crabでは誤識別はなかったが、2 Step, Runningmanにおいては誤識別があった。このことから、Crabは感性的な表現の演じ分けがしやすいダンス動作であると想像される。

表8：識別率の比較

	識別率 (成功数/データ数)
同一ステップ	94.67%(71/75)
全てステップ	93.33%(70/75)

5 まとめ

本研究では、演技者が表現したいと考える感性的動作表現と結果として得られる身体動作の物理的特徴との関係を求めることを目的とした。そのため、ANNを用いて動作データから演技者が表現する感性情報の識別を行うことを試みた。物理的特徴量を用いた同一のステップでの感性情報による識別と全てのステップにおける識別の識別率の差は1.3%であり、全てのステップにおいても同じ感性情報をもつのであれば識別ができた。

また、誤識別した感性情報は物理的特徴量が類似しているものである。このことから、他の物理的特徴量を利用することも検討することが必要である。

本研究は演技者の表現する感性的情報を抽出するための基礎的な研究であり、今後伝統芸能で表れるような微妙な感性的表現を抽出するためには更に多くの検討課題がある。また、演技者が表現する感性的な表現にだけでなく、観察者側から見た場合の感性的表現を抽出し評価することも必要である。

謝辞

日ごろ、舞踊における感性表現についてご議論いただく同志社大学・阪田真己子准教授に感謝する。本研究の一部は、文部科学省科学研究費基盤研究(B)19300031、および、文部科学省グローバル COE プログラム「日本文化デジタル・ヒューマニティーズ拠点」の援助により行われた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- [1] Mamiko Sakata, Mieko Marumo, Kozaburo Hachimura : An Analysis of Motion Features of Different Characters in Nihon-Buyo Dance Using Motion Capture, Proc.17th IEEE RO-MAN Conf., pp.273 -278(2008).
- [2] Hui Yu, Guang-min Sun, Wen-xing Song, Xiao Li : Human Motion Recognition Based on Neural Network, Proc. IEEE CCS2005, Vol.2, pp.979 - 982(2005).
- [3] 井上正之, 岩館祐一他 : ダンスにおける身体動作表現に関わる物理量と印象との関係; 社団法人映像情報メディア学会技術報告 Vol.25, No. 35, pp.61 -66(2001).

- [4] Bahman Kermanshahi : ニューラルネットワークの設計と応用, 昭晃堂.
- [5] 平野廣美 :C++とJava でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア株式会社.