原著論文

感情を付与した人型ロボット動作自動生成システム

竹越 智也, 萩原 将文

慶應義塾大学大学院

An Automatic Motion Generating System for Humanoid Robots with Emotions

Tomoya TAKEGOSHI and Masafumi HAGIWARA

Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan

Abstract : This paper proposes a motion generating system that determines the parameters to the reference motion to generate motions for each emotion. In the proposed system, first the reference motion data are mapped to another space and feature vectors are obtained. After that, the feature vectors are transformed and emotional motions are generated. The parameters of the transform coefficient are determined based on the preliminary experiment. The contributions of the paper are the following two points; a proposal of the system that generates emotional motions automatically using reference motion: some finding concerning the relation between emotion and robot motion: for example, difference of degree to express each emotion, relation between the movement degree and the expressed emotion, features of motions for each emotion. We confirmed the effectiveness of the two points by experiments.

Keywords : *Humanoid robot, Motion generation, Emotional expression*

1. 序 論

1961年にUnimation社のUnimateロボットが、1962年にAMF社のVersatranロボットが誕生して以降、人間とロボットの関係は日に日に密接になっている[1-3]。近年はその中でも特にSoftBank社のPepper[4]を始めとしたサービスロボットが注目を集めている[5-7]。サービスロボットは大きく二種類に分けられる[8]。一つは娯楽、教育、家事といったパーソナルサービスを行うロボット[9]、もう一つは危険な場所や窮屈な場所でのパブリックサービスを行うロボットである[10]。

パーソナルロボットの用途は多岐にわたるが、いかなる場合においても人間とのコミュニケーションを欠かすことはできない。Mehrabianは、コミュニケーションにおける三大要素として言語情報、聴覚情報、視覚情報を挙げている[11]。そして実験の末、人間が重要視する要素の割合は言語情報が7%、聴覚情報が38%、視覚情報が55%という結果を報告している。したがって、コミュニケーションにおいては視覚情報が重要であると考えることができる。ロボットにおける視覚情報としては身体動作や表情などがある。身体動作は全身を使う必要がある、コミュニケーションにおける影響が大きいと考えられる。また、ロボットにおいては身体動作が必要不可欠であるという知見も得られている[12]。

ロボットの動作に関しては現在まで様々な研究が行われている。例えば、Kinectを用いて人間の動きをトレースするもの[13]、ゲーミングコンソールを用いるもの[14]、オノマトペの語感を用いるもの[15]などがある。また、ロボット用のフレームワークとしては、ROS[16]やV-Sido OS[17]、

Naoqi[18]などが広く用いられている。APIを使用することで専門家以外でも容易に操作できるというメリットがあり、前述のPepperではNaoqiが使われている。

コミュニケーションにおいては感情表現が重要であるという知見も得られている[19-21]。動作においては、感情の種類により動作に変化が発生することが考えられる[22]。ロボットの動作生成に感情表現を使用している研究としてはMasudaらによるもの[23]、Okiらによるもの[24]、Xuらによるもの[25]などがある。Masudaらはラバン特徴量[26]を用いて動作特徴量と表現感情の関係性から動作を生成した。しかしこれは、ラバン特徴量を独自に定義する必要があり一般性に問題がある。Okiら是对話型遺伝的アルゴリズムを用いることで被験者の嗜好を動的に反映した動作の生成を行った。しかし被験者のコストが大きく、動作も被験者に特化したものになり一般性に欠けていた。Xuらは被験者のアンケートから得られた結果から24個のパラメータを調整することで一般的な感情を持つ動作の生成を行った。しかし、人手でパラメータを決めている他、対象動作が2つのみと非常に少ない。

感情表現を使用したロボット動作生成には、感情のみを表す動作生成[24]と、基本動作に感情を付与する動作生成[23, 25]の二種類がある。感情のみを表す動作生成は汎用性に長けるが動作の多様性に問題があると考えられる。一方、基本動作に感情を付与する動作生成はロボットの種類や感情ごとに付与するパラメータを手動で調整する必要がありコストが大きい。現状では前者のアプローチが大半であり、後者を行っている研究は少ない。しかし、動作の多様性や実用性などの観点から考えると後者は非常に有用である。

そこで、本論文では感情ごとに基本動作に付与する係数を決定し、新たな動作を生成するシステムを提案する。元となる動作データを別のベクトル空間へ写像し、得られた特徴ベクトルに適切な変換を行うことで感情を表現する動作を生成する。特徴ベクトルの変換には、複数の被験者に共通して行う予備実験の結果を用いる。これにより、一般的な感情を表現する動作の生成が行われる。本システムは動作のデータ化と同様の予備実験を行えば、多様なロボットに適用可能である。

以下、第2章で提案システムの概要について、第3章で予備実験について述べる。第4章で評価実験、第5章で結論を述べる。

2. 提案システムの概要

図1に提案システム全体の流れを示す。システムには、基本動作とそれに付与したい指定感情が入力される。基本動作は指定感情に応じて変換され、新しい動作の生成が行われる。最初に、入力されたロボットの基本動作が動作ベクトル形式に変換される。動作ベクトルを別のベクトル空間に写像することで特徴ベクトルが求められる。特徴ベクトルから元データへの寄与率が高い N 要素が選択され、指定感情に応じた変換が施される。その後動作ベクトルに戻され、動作が生成される。各感情での特徴ベクトルの変化は、予備実験の結果に基づいて決定される。

2.1 入力：指定感情

まず、基本動作に付与したい指定感情がシステムに入力される。感情をモデル化したものとしてはRussellの感情円環モデル [27] やLarsenとDienerの8分割モデル [28] などがある。Russellは、人間の感情を快－不快と覚醒－睡眠の2次元の座標上のベクトルの方向と大きさとして表現した。Larsenらはこの円環モデルを活性、不活性を考慮して8つに分割した。これは非常にシンプルなモデルであり、本論文ではこのモデルを参考にした。これらの8感情のうち日本人にとって馴染みの深い4感情（喜、怒、哀、楽）を入力感情として扱う。

図1 提案システムの流れ

図2 ヒューマノイドロボットNao

2.2 入力：基本動作

パーソナルロボットには様々な形状が存在する。その中でも、人間とのコミュニケーションには人間に近い形状のものが有用であるといわれている [29, 30]。そのため、本論文では実際に動作を行うロボットとしてAldebaran製のNao [31]を使用する。Naoは頭と腕、脚を動かすことができ、人間らしい動作を行うロボットとして広く用いられている [32-34]。図2にNaoの外見を示す。

本論文では、ユーザはロボットにプリインストールされている動作群から基本動作を選択する。これらには、名詞や動詞を表す動作の他、感情を表す動作など合計430動作あり、それぞれに名前が付けられている。なおユーザは、この動作群に限らず、他の任意の動作も用いることができる。

2.3 動作ベクトル群への変換

ロボットの動作を定量的に扱うには数値データへの変換が必要である。本論文で用いたロボットの動作はポーズの遷移により生成される。ポーズは、頭が2次元、両腕がそれぞれ6次元、両脚がそれぞれ6次元の計26次元の関節ベクトルにより表現されている。このベクトルをロボットの動作ベクトルとする。これを動作時間分重ねたものを動作ベクトル群として定義する。

2.4 別ベクトル空間への写像

動作ベクトルは各次元がそれぞれ独立しており、26次元の要素全てを変換するのはコストが大きい。そのため、別のベクトル空間への写像を行い、寄与率が高い次元の要素のみに変換を施すことで動作を変化させる。本論文では、主成分分析 [35] およびAutoEncoder [36]を用いて動作ベクトル群を別ベクトル空間へ写像する。主成分分析は教師データに対して直交変換を行い、新しい次元軸で表現する線形手法である。新次元軸は、教師データの分散が最大になるように決定される。AutoEncoderはニューラルネットワークの一種である。入力層と出力層に共通のデータを用いた教師あり学習により非線形変換が行われる。いずれも次元圧縮のためのアルゴリズムとして広く用いられている。

感情を付与した人型ロボット動作自動生成システム

図3 AutoEncoderネットワーク構成図

主成分分析の場合は、教師データでフィッティングを行い変換後の次元軸が決定される。その後、テストデータを入力して決定された次元軸へ変換を行ったものが特徴ベクトルとなる。式(1)に特徴ベクトル F の導出方法を示す。 M は動作ベクトルであり、 E は動作ベクトルの分散共分散行列の固有ベクトルからなる行列である。

$$F = EM \quad (1)$$

AutoEncoderの場合は、まず教師データによる学習が行われ、テストデータを入力したときの中間層の各ニューロンの内部状態が特徴ベクトルとなる。図3にAutoEncoderのネットワーク構成図を示す。 x, y, z がそれぞれ入力層、中間層、出力層のニューロンである。なお、 N_I は入力層のニューロン数、 N_H は中間層のニューロン数である。 y_1 の値を特徴ベクトルの第1要素、 y_2 の値を特徴ベクトルの第2要素…として扱う。なお、予備実験として5層構造のネットワークを用いた実験も行ったが、3層構造と大きな差がなかった。そこで今回は3層構造を用いた。

2.5 特徴ベクトル変換

指定感情を基本動作に反映させるため、特徴ベクトルが変換される。まず26次元の特徴ベクトルから寄与率が高い N 次元の要素が選択される。選択された要素は寄与率が高い順に第1特徴要素、第2特徴要素…とする。入力感情に応じて、これらの要素にそれぞれ固有の変換係数を乗算することで感情を表す特徴ベクトルに変換される。変換係数は、後述する予備実験で得られた知見を元に決定される。図4に特徴ベクトルの変換例を示す。 f_k が特徴ベクトルの各要素である。この例では f_1, f_4 が特徴要素であり、 α_i, α_j が各要素の変換係数である。 G が変換後の特徴ベクトルである。

図4 特徴ベクトルの変換例

感情を表現する動きは、複数の関節の動きによる総合的なものと考えられる。したがって提案システムにおける主成分、中間層の値のいずれも、関節の回転角との単純な対応関係にはないと考えられる。そこで提案システムでは、変換係数の乗算による感情の表現をめざしている。

2.6 動作ベクトル群生成

動作を出力するためには、ロボットの動作ベクトル群に戻す必要がある。主成分分析およびAutoEncoderを用いて、特徴ベクトルは動作ベクトルに変換される。主成分分析の場合は、変換時に使用した分散共分散行列の固有ベクトルを用いて復元する。式(2)に動作ベクトル O への変換方法を示す。

$$O = E^{-1}G \quad (2)$$

AutoEncoderの場合は特徴ベクトルを中間層の各ニューロンに入力し、出力層へと伝搬させる。出力層のニューロンの値が動作ベクトルとなる。

感情を表現する動きは、前述のように複数の関節の動きによる総合的なものと考えている。したがって提案システムでは動きそのものに注目しており、目標座標や軌道などを直接的には扱っていない。

3. 予備実験

提案システムでは、入力感情に応じて特徴ベクトルの変換を行う。その変換係数を決定するために以下のような予備実験を行った。

3.1 実験概要

本実験の目的は、感情ごとの適切な特徴要素の分析である。まず、提案システムに指定感情を入力せずに特定のベクトル変換を行った動作を被験者に見せた。被験者は動作がどの感情を表しているかを推定し、喜怒哀楽の合計が1.0となるように評価を行った。

主成分分析、AutoEncoder共に教師データおよびテストデータは共通のものを使用した。教師データは、ロボットにプリインストールされている動作群から構築した180,000個の動作ベクトルである。テストデータには、ロボットにプリインストールされている動作群から“happy”, “angry”, “sad”, “laugh”という名前が付いている動作群を使用した。ベクトル変換を施す特徴要素は、寄与率が高い上位4要素とした。主成分分析の場合は変換係数を1.00, 10.00, 0.10の3種類、AutoEncoderの場合は1.00, 4.00, 0.25の3種類に限定した。被験者は、20代の男性12名、女性6名である。

3.2 実験結果

表1に、主成分分析を用いた場合の結果から、怒の感情のみに注視した一部を示す。値増動作数とは、変換係数を変えたときに基準動作に比べて怒の評価値が増加した動作数であり、最大は4である。値変化量は、変換係数を変えたときの

怒の評価値の変動量の合計である。これらは、特徴要素変換係数が全て1.00のときを基準とした。各動作の評価値は、動作ごとの全被験者の回答の平均値を用いた。

3.3 特徴要素の変換係数の決定法

得られた結果を基に、感情ごとの特徴要素の変換係数の組み合わせを決定する。まず、値増動作数が最大となる特徴要素変換係数の組み合わせをその感情の変換係数の組とする。複数個ある場合は、その中から値変化量が最も大きいものをその感情の変換係数の組とする。

表1において値増動作数の最大値は3であるが、そのようになる変換係数の組は複数存在する。そこで、その中で値変化量が最大のものを探す。この例では、太字で示されている組み合わせのときに、値増動作数が3でかつ値変化量が1.00と表内で最大になっている。

このようにして、動作に主成分分析を用いて怒を付与する場合の特徴要素の変換係数について、第1係数1.00、第2係数10.00、第3係数10.00、第4係数1.00と決定する。同様に怒以外の3感情、およびAutoEncoderの場合についても特徴要素の変換係数を決定する。表2に、このようにして決定された特徴要素の変換係数の組み合わせを示す。

表1 予備実験の結果（主成分分析・怒）

特徴ベクトル変換係数				怒値変化量	
第1	第2	第3	第4	値増動作数	値変化量
1.00	1.00	1.00	1.00	0	-0.45
10.00	1.00	1.00	1.00	0	-0.35
0.10	1.00	1.00	1.00	2	-0.20
1.00	10.00	1.00	1.00	2	-0.20
10.00	10.00	1.00	1.00	2	0.15
0.10	10.00	1.00	1.00	2	0.45
1.00	0.10	1.00	1.00	2	0.40
10.00	0.10	1.00	1.00	1	0.00
0.10	0.10	1.00	1.00	2	-0.20
1.00	1.00	10.00	1.00	2	-0.05
10.00	1.00	10.00	1.00	1	-0.25
0.10	1.00	10.00	1.00	2	0.50
1.00	10.00	10.00	1.00	3	1.00
10.00	10.00	10.00	1.00	3	0.65
0.10	10.00	10.00	1.00	1	-0.05
1.00	0.10	10.00	1.00	3	0.23
<< *省略*>>					
1.00	0.10	0.10	0.10	1	-0.33
10.00	0.10	0.10	0.10	1	-0.08
0.10	0.10	0.10	0.10	0	-0.60

表2 特徴要素の変換係数の組み合わせ

	感情	第1	第2	第3	第4
主成分分析	喜	1.00	1.00	1.00	10.00
	怒	1.00	10.00	10.00	1.00
	哀	0.10	0.10	0.10	0.10
	楽	10.00	0.10	1.00	10.00
AutoEncoder	喜	4.00	4.00	1.00	1.00
	怒	4.00	4.00	0.25	1.00
	哀	1.00	1.00	0.25	0.25
	楽	1.00	1.00	1.00	4.00

4. 評価実験

提案システムの有効性を検証するために評価実験を行った。

4.1 実験概要

本実験の目的は、出力動作が指定感情を適切に表現できているかの検証である。被験者は、システムの入力動作と出力動作を比較して喜怒哀楽のどの感情が強まっているかを評価した。このとき、被験者にはシステムに入力した指定感情を伝えていない。

主成分分析、AutoEncoder共に教師データおよびテストデータは共通のものを使用した。教師データは、予備実験で使ったものと同一である。テストデータには、教師データに使用した動作群から関節角の変化量が大きかった3動作、小さかった3動作、平均程度だった3動作の計9動作を使用した。これは事前アンケートの結果、関節角の変化量と人間の視覚上での動きの大きさに正の相関が見られたためである。被験者は、20代の男性12名、女性6名であり、予備実験と同一の被験者である。

4.2 実験結果

表3に主成分分析を用いた場合の評価実験の結果を示す。動作Aから動作Iはシステムに入力した基本動作であり、指定はシステムに入力した指定感情である。

また、図5に動作Aを基本動作として入力したときの出力動作例を示す。(a)が基本動作であり、(b)～(e)がそれぞれシステムの出力動作である。(b)は主成分分析を用いて喜の感情を、(c)は哀の感情を付与した動作である。同様に(d)はAutoEncoderを用いて喜の感情を、(e)は哀の感情を付与した動作である。

4.3 考察

表4にシステム全体の評価結果を示す。個別正答率は、各被験者の回答がどの程度正解と一致していたかを表している。もう一つの評価指標として全体正答率を使用した。これは、被験者全員を1集団として見なした場合の評価である。被験者全員の回答を多数決した結果がどの程度正解と一致していたかを表している。

個別正答率、全体正答率はランダムの場合には共に25%程度と考えられる。主成分分析およびAutoEncoderの場合共に個別正答率はそれよりも高いが、大きな差は見られない。一方、全体正答率は約60%と高い値が出ている。これは、予備実験において被験者全員の結果を基に特徴要素の変換係数を決定したためと考えられる。つまり、被験者一人一人に適応させたわけではなく、全員の結果を集合知として扱った。それにより、一般的な感性の学習に成功したと考えられる。

表5に各感情の正解率、適合率、再現率、F値を示す。これらは、該当感情か否かの二値判断で算出した値である。表5を見ると、主成分分析、AutoEncoder共に哀のF値が他感情に比べて高くなっている。被験者らに行ったアンケート調査でも、

感情を付与した人型ロボット動作自動生成システム

図5 出力動作例

表3 評価実験の結果(主成分分析)

	指定	被験者の回答									
動作A	喜	怒	怒	怒	喜	楽	怒	哀	怒	喜	
	怒	喜	怒	哀	楽	怒	哀	喜	喜	怒	
	哀	哀	楽	哀	哀	哀	楽	怒	哀	哀	
	楽	楽	怒	楽	楽	哀	喜	楽	楽	楽	
動作B	喜	喜	喜	哀	哀	喜	怒	喜	喜	楽	
	怒	哀	哀	哀	怒	哀	喜	哀	哀	怒	
	哀	楽	哀	喜	哀	楽	楽	楽	怒	喜	
	楽	怒	哀	楽	怒	怒	哀	怒	楽	哀	
動作C	喜	怒	楽	哀	楽	怒	怒	楽	喜	楽	
	怒	哀	楽	楽	楽	怒	怒	怒	怒	怒	
	哀	喜	楽	怒	楽	楽	哀	哀	哀	哀	
	楽	楽	楽	喜	楽	喜	楽	喜	楽	喜	
動作D	喜	怒	楽	楽	楽	喜	楽	怒	喜	楽	
	怒	喜	喜	喜	楽	怒	哀	喜	怒	楽	
	哀	哀	哀	哀	怒	怒	怒	哀	哀	怒	
	楽	楽	喜	哀	楽	楽	喜	楽	楽	喜	
動作E	喜	怒	楽	楽	楽	怒	怒	楽	怒	怒	
	怒	楽	怒	怒	楽	怒	喜	怒	喜	喜	
	哀	哀	哀	哀	喜	喜	哀	哀	哀	哀	
	楽	喜	怒	喜	楽	楽	楽	喜	楽	喜	
動作F	喜	怒	怒	喜	楽	楽	喜	楽	哀	怒	
	哀	哀	喜	哀	怒	怒	楽	喜	喜	哀	
	怒	喜	哀	怒	喜	喜	怒	怒	楽	楽	
	楽	怒	楽	楽	楽	喜	喜	楽	怒	喜	
動作G	喜	喜	喜	楽	楽	喜	喜	楽	楽	喜	
	怒	怒	怒	怒	楽	怒	楽	怒	怒	喜	
	哀	怒	哀	哀	哀	楽	喜	楽	哀	怒	
	楽	楽	楽	喜	喜	喜	怒	怒	喜	喜	
動作H	喜	喜	怒	喜	楽	喜	楽	喜	喜	喜	
	怒	喜	楽	怒	哀	怒	怒	楽	怒	喜	
	哀	哀	哀	哀	怒	楽	楽	哀	哀	怒	
	楽	怒	喜	楽	喜	怒	楽	怒	楽	喜	
動作I	喜	怒	哀	喜	怒	喜	怒	喜	喜	喜	
	怒	哀	楽	怒	怒	哀	怒	楽	哀	哀	
	哀	哀	喜	哀	哀	怒	哀	楽	怒	怒	
	楽	喜	怒	楽	怒	喜	哀	怒	楽	楽	

表4 システム全体の評価結果

	個別正答率	全体正答率
主成分分析	41.4%	60.1%
AutoEncoder	38.9%	58.3%

表5 正解率・適合率・再現率・F値

		喜	怒	哀	楽	合計
主成分分析	正解率	0.676	0.679	0.787	0.685	0.707
	適合率	0.350	0.368	0.588	0.382	0.422
	再現率	0.346	0.395	0.494	0.420	0.414
	F値	0.348	0.381	0.537	0.400	0.416
AutoEncoder	正解率	0.673	0.694	0.707	0.703	0.694
	適合率	0.295	0.400	0.420	0.412	0.382
	再現率	0.222	0.444	0.457	0.432	0.389
	F値	0.254	0.421	0.438	0.422	0.384

哀は比較的わかりやすいという答えが多く得られた。同様に、喜と楽の区別が難しいという意見もあった。これは、喜と楽が共に正の感情であることが原因と考えられる。

そこで、喜と楽をまとめて1感情として扱い、計3感情とした場合の精度の算出を行った。さらに、怒と哀をまとめて負の感情として扱い、計2感情とした場合の評価結果も行った。図6にこれらの結果を示す。

図6を見ると、主成分分析を用いた場合は感情を統合すると個別正答率、全体正答率の両項目で精度が上がっている。つまり、4感情では判別が難しい場合でも正負の水準ならば判別可能な動作の生成が可能になっていることがわかる。これは、感情的に近い動作の動きが似ていることを示唆している。

一方、AutoEncoderを用いた場合の全体正答率は4感情から2感情にしてもほぼ変化がない。つまり、AutoEncoderでは4感情で判別が難しい場合は2感情でも判別が難しくなっている。このことから、AutoEncoderは主成分分析を用いた場合に比べて、人間の感情を上手く学習できていない可能性が考えられる。この要因としては学習データの不足が考えられる。一般的にニューラルネットワークには膨大な教師データが必要であることが知られている。しかし、本実験ではロボットに標準搭載されているもののみしか使用できなかった。そのため、教師データの多様性が十分でなかった可能性がある。

次に、動作の大きさと個別正答率の関係の考察を行う。表6に動作ごとの関節角の変化量、個別正答率、個別正答率の順位を示す。表6を見ると、主成分分析を用いた場合は、関節角変化量が大きい動作のほうが小さい動作に比べ個別

図6 感情を統合した場合の評価結果

表6 動作の関節角変化量と個別正答率

関節変化量	動作名	主成分分析		AutoEncoder	
		正答率	順位	正答率	順位
小	動作B	30.6%	9	41.7%	3
	動作F	33.3%	8	41.7%	3
	動作I	41.7%	4	30.6%	7
中	動作G	47.2%	2	63.9%	1
	動作D	38.9%	7	33.3%	5
	動作E	41.7%	4	27.8%	9
大	動作A	47.2%	2	47.2%	2
	動作C	41.7%	4	33.3%	5
	動作H	50.0%	1	30.6%	7

感情を付与した人型ロボット動作自動生成システム

図7 特徴要素の内訳

正答率が高くなる傾向が見られる。関節角の変化量と人間の視覚上での動きの大きさに正の相関が見られたと4.1において述べた。それを基に考えると、人間は動きが大きい動作ほど、感情を受け取りやすい可能性があることが示唆された。

一方、AutoEncoderは個別正答率が高い動作と低い動作の差が大きい。これには、学習の不完全さが表れていると考えられる。前述の通り、本実験では学習データの多様性が不足していた可能性がある。そのため、学習に成功している動作Gのような動作では高い値になっている一方、学習に失敗している動作では低い値になってしまっていると考えられる。

最後に、感情ごとの動作の特徴の分析を行う。まず、各特徴要素がどのような動作を表しているかを分析した。特定の特徴要素の変換係数のみを大きくすることで、各特徴要素を強めたときに、ロボットのどの関節に強く影響を及ぼしているかを調べた。図7に各特徴要素の内訳を示す。

図7より、第1特徴要素は膝と腰の動きが占める割合が大きいことが分かる。この要素を強めると、ロボットは屈んで前傾姿勢になる。同様に、第2特徴要素は肘と膝の動きが占める割合が大きいことが分かる。この要素を強めると、腕を伸ばして屈むような姿勢になる。また、第3特徴要素は手首の動きが占める割合が大きいことが分かる。この要素を強めると、手の甲を外へ向けるように動く。最後に、第4特徴要素は両腕の動きが占める割合が大きいことが分かる。この要素を強めると、右腕を上げて左腕を下げる。

以上を踏まえて各感情の動作的特徴をまとめる。表2より、喜の感情を表現するには第4特徴要素を強める必要がある。つまり、片腕を上げて反対の腕を下げると喜の感情が発現しやすいと考えられる。同様に、腕を外へ突き出すように伸ばしながら屈み方を大きくすると怒の感情が現れやすいと考えられる。また、身体の動きを全体的に小さくすると哀の感情が、屈み方を大きくして片腕を上げて反対の腕を下げると楽の感情が発現しやすいと考えられる。

5. 結論

本論文では、感情を用いたロボット動作自動生成システムを提案した。提案システムには、元となるロボット動作と付与したい感情を入力する。元となる動作データを別のベクトル空間へ写像し、得られた特徴ベクトルに適切な変換を施すことで感情を表現する動作を生成する。特徴ベクトルの変換には、複数の被験者に共通して行う予備実験の結果を用いる。提案システムはロボット動作のデータ化と予備実験を行えば、多様なロボットに適用可能である。

本論文の主旨として、以下の2点がある。1つ目は、基本動作と指定感情を入力すると自動で感情を表現する動作を生成するシステムを作成した点である。2つ目は、ロボット動作と感情との関係についていくつかの知見を見出した点である。具体的には、感情ごとの動作での表しやすさ、動作の大きさと感情の受け取りやすさの関係、感情ごとの動作の特徴からの知見を得た。提案システムに関して評価実験を行い、有効性が確認された。

感情表現に関しては、動作以外に、表情や発話、声などが大きく関わっていると考えられる。今後は表情や発話なども含めたマルチモーダルな感情表現による特性向上も考慮する必要があると考えている。

参考文献

- [1] J. H. Kim, S. H. Choi, I. W. Park, and S. A. Zaheer: Intelligence Technology for Robots That Think, IEEE Computational Intelligence Magazine, 8(3), pp.70-84, 2013.
- [2] L. Lynn: Japanese Robotics: Challenge and-Limited-Exemplar, The Annals of the American Academy of Political and Social Science, 470(1), pp.16-27, 1983.
- [3] W. Heginbotham, A. Sengupta, and E. Appleton: An ASEA robot as an open-die forging manipulator, In Proceedings of the Second IFAC/IFIP Symposium, pp.83-193, 1979.
- [4] “Pepper”.
<https://www.ald.softbankrobotics.com/en/coolrobots/pepper>.
- [5] H. Masuta, Y. Tamura, and H.-o. Lim: Self-Organized Map Based Learning System for Estimating the Specific Task by Simple Instructions., Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 17(3), pp.450-458, 2013.
- [6] H. Moradi, K. Kawamura, E. Prassler, G. Muscato, P. Fiorini, T. Sato, and R. Rusu: Service robotics (the rise and bloom of service robots), IEEE Robotics & Automation Magazine, 20(3), pp.22-24, 2013.
- [7] M. Ying, and L. Zhentao: An emotion-driven attention model for service robot, In 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), pp.1526-1531, 2016.

- [8] J. K. C. Chen, A. Jong, B. J. C. Yuan, and J. H. J. Liu: A Study of Personal Service Robot Future Marketing Trend with The Foresight of Technological Innocation, In IAMOT 2006 16th International Conference on Management of Technology in China, pp.1-21, 2006.
- [9] G. Bekey, and J. Yuh: The status of robotics, IEEE Robotics & Automation Magazine, 15(1), pp.80-86, 2008.
- [10] B. Moon, S. Kim, S. Hong, and J. Kim: Development of public service robot ARO for commercialize, In 2010 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts, pp.57-58, 2010.
- [11] A. Mehrabian: Silent messages, Wadsworth Publishing Company, 1971.
- [12] 竹越智也, 萩原将文: ロボット漫才自動生成システム, 日本感性工学会, 15(1), pp.47-54, 2016.
- [13] S. Mukherjee, D. Paramkusam, and S. K. Dwivedy: Inverse kinematics of a NAO humanoid robot using kinect to track and imitate human motion, In 2015 International Conference on Robotics, Automation, Control and Embedded Systems (RACE), pp.1-7, 2015.
- [14] B. Henze, A. Werner, M. A. Roa, G. Garofalo, J. Engelsberger, and C. Ott: Control applications of TORO – a Torque controlled humanoid robot, In 2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, p.841, 2014.
- [15] J. Ito, M. Kanoh, T. Nakamura, and T. Komatsu: Editing Robot Motion Using Phonemic Feature of Onomatopoeias, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 17(2), pp.227-236, 2013.
- [16] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng: ROS: an open-source Robot Operating System, In ICRA Workshop on Open Source Software, 3, p.5, 2009.
- [17] 吉崎航: 人型ロボットののための演技指導ソフト「V-Sido」の開発, コンピュータ ソフトウェア, 28(4), pp.35-40, 2011.
- [18] E. Pot, J. Monceaux, R. Gelin, and B. Maisonnier: Choregraphe: a graphical tool for humanoid robot programming, In RO-MAN 2009-The 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, pp.46-51, 2009.
- [19] K. Vicsi, and D. Sztahó: Recognition of Emotions on the Basis of Different Levels of Speech Segments, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 16(2), pp.335-340, 2012.
- [20] Y. Dendo, and K. Kamei: An Agent System Using Basic Emotions as Communication Method, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 7(1), pp.40-46, 2003.
- [21] T. S. Polzin: Verbal and non-verbal cues in the communication of emotions, In 2000, ICASSP '00, Proceedings, 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 6, pp.2429-2432, 2000.
- [22] M. Karg, A.-A. Samadani, R. Gorbet, K. Kühnlenz, J. Hoey, and D. Kulić: Body movements for affective expression: A survey of automatic recognition and generation, IEEE Transactions on Affective Computing, 4(4), pp.341-359, 2013.
- [23] M. Masuda, and S. Kato: Motion rendering system for emotion expression of human form robots based on laban movement analysis, In 19th International Symposium in Robot and Human Interactive Communication, pp.324-329, 2010.
- [24] S. Oki, and M. Hagiwara: An automatic motion generation system for humanoid-like robot based on Interactive GA, In 2013 IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), pp.116-117, 2013.
- [25] J. Xu, J. Broekens, K. Hindriks, and M. A. Neerincx: Mood expression through parameterized functional behavior of robots, In 2013 IEEE RO-MAN, pp.533-540, 2013.
- [26] M. Masuda, S. Kato, and H. Itoh: Emotion Detection from Body Motion of Human Form Robot Based on Laban Movement Analysis, In Principles of Practice in Multi-Agent Systems, pp.322-334, 2009.
- [27] J. A. Russell: A circumplex model of affect., American Psychological Association Journal of Personality and Social Psychology, 39(6), pp.1161-1178, 1980.
- [28] R. J. Larsen, and E. Diener: Promises and problems with the circumplex model of emotion, in Review of Personality and Social Psychology, pp.25-29, 1992.
- [29] T. Kanda, H. Ishiguro, T. Ono, M. Imai, T. Maeda, and R. Nakatsu: Development of Robovie as a platform for everyday-robot research, Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science), 87(4), pp.55-65, 2004.
- [30] K. Kaneko, K. Harada, F. Kanehiro, G. Miyamori, and K. Akachi: Humanoid robot HRP-3, In 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.2471-2478, 2008.
- [31] “Nao”.
<https://www.ald.softbankrobotics.com/en/cool-robots/nao>.
- [32] C.-H. Chang, S.-C. Wang, and C.-C. Wang: Exploiting Moving Objects: Multi-Robot Simultaneous Localization and Tracking, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 13(2), pp.810-827, 2016.
- [33] W. Sheng, A. Thobbi, and Y. Gu: An Integrated Framework for Human-Robot Collaborative Manipulation, IEEE Transactions on Cybernetics, 45(10), pp.2030-2041, 2015.
- [34] K. Teachasrisaksakul, Z.-Q. Zhang, G.-Z. Yang, and B. Lo: Imitation of dynamic walking with BSN for humanoid robot, IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 19(3), pp.794-802, 2015.

感情を付与した人型ロボット動作自動生成システム

- [35] I. Jolliffe: Principal component analysis, Springer, 2002.
- [36] G. E. Hinton, and R. R. Salakhutdinov: Reducing the dimensionality of data with neural networks, Science, 313(5786), pp.504-507, 2006.

竹越 智也（非会員）

2015 年 慶大・理工・情報工学卒, 2017 年 同大学院修士課程修了. 在学中, 感性情報処理, ロボット動作生成の研究に従事. 現在, エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社に勤務.

萩原 将文（正会員）

1982 年 慶大・工・電気卒, 1987 年 同大学院博士課程修了, 工博. 同年同大助手. 現在, 同大教授. 1991-92 年度スタンフォード大学訪問研究員. 視覚・言語・感性情報処理とその融合の研究に従事. 1990 年 IEEE Consumer Electronics Society 論文賞, 1996 年日本ファジィ学会著述賞, 2004 年, 2014 年 日本感性工学会論文賞, 2013 年 日本神経回路学会最優秀研究賞受賞. 2015-17 年 日本知能情報ファジィ学会会長.