

ラッセルの円環モデルを導入したRNNを用いた情動推論・情動表現生成学習システム

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2016-10-27 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 辻本, 拓也, 高橋, 泰岳, 竹内, 昇平, 前田, 陽一郎 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10098/10006

ラッセルの円環モデルを導入した RNN を用いた情動推論・情動表現生成学習システム[†]

辻本 拓也*¹・高橋 泰岳*¹・竹内 昇平*¹・前田 陽一郎*²

近年、ペットロボットやサービスロボットといった、様々な場所で人とコミュニケーションをし、人を支えることを目的としたロボットが増加している。それに伴い、ヒトと円滑な意思疎通を図ることができるロボット技術が求められている。そこで筆者らは、人とロボットが情動を伴う行動を基に双方向コミュニケーションを図る「インタラクティブ情動コミュニケーション」(Interactive Emotion Communication: IEC) を提案してきた。IEC は「情動認識」、「情動生成」、「情動表現」の3つのプロセスから構成されており、人とロボットが相互にインタラクティブな情動を伴う行動をコミュニケーションをすることによって、ロボットの対人親和性を高めることを目的とする。筆者らの以前の研究では、特に「情動認識」のプロセスに重点を置き、人間の身体動作特徴量をラバン理論を基に解析し、ファジィ推論によって基本心理尺度値を求め、ラッセルの円環モデルに適用することで情動を推論する「ファジィ情動推論システム」を提案してきた。しかし、「情動推論」のファジィルールや「情動表現」のプロセスは設計者の直感に基づいて設計し、または別々に構築してきた。そこで、本研究では通常の RNN (Recurrent Neural Network) にラッセルの円環モデルを導入し、「情動認識」と「情動表現」を同時に学習するモデルである RNNRCM (Recurrent Neural Network with Russell's Circumplex Model) を提案する。これを IEC のプロセスの「情動認識」、「情動表現」の部分に組み込むことで、ヒトの動作観察からの情動推論とロボットの情動表現を双方向に学習できる。実際に RNNRCM を用いた情動動作の学習・認識・生成実験を行い、本手法の有効性を確認する。

キーワード：情動，コミュニケーション，インタラクション，リカレントニューラルネットワーク

1. はじめに

近年、産業用ロボットだけでなくペットロボットやサービスロボット、介護ロボットといった人とコミュニケーションを取る必要があるロボットの研究や開発が盛んに行われてきている。それに伴い、人とロボットが接する機会は増加しており、ロボットにおける対人親和性を高めるためのコミュニケーション能力やヒトとのインタラクション技術の向上が求められている。

ロボットがヒトの情動を認識する研究は、人間共生システム (Human Symbiotic System: HSS) やヒューマン・エージェント・インタラクション (Human-Agent Interaction: HAI) と呼ばれる分野で盛んに研究されている。例えば、廣澤ら [1] はニューラルネットワークを用いた機械学習を行うことで情動を推

定するモデルを提案しており、後藤ら [2] は感性会話型ロボットを用いることで情動表情生成に関する研究を行っている。筆者らはロボットがヒトの表現した情動を認識し、両者が情動を伴う行動を基に双方向のコミュニケーションを図る「インタラクティブ情動コミュニケーション」(Interactive Emotion Communication: IEC) の実現を目指してきた [3]。この研究の中で、ヒトの情動認識のために FEIS (Fuzzy Emotion Inference System) を提案した。しかし FEIS は時系列情報を用いず、瞬間の動作を基に推論を行うため、時系列として与えられる人の動作に対して、推定する情動が不安定で変動的になるという問題があった。これを解決するため、リカレントニューラルネットワーク (RNN) [4] を用いた新しい情動推論システムの提案も行ってきた [5]。しかし、これらの研究は情動推論と情動表現を別々に扱っている。情動認識と情動表現は密接に関連しているため、これらを包括的に扱うことが出来るシステムが必要だと考えられる。

RNN を用い、時系列データだけではなく、与えられるデータの構造を反映した出力をも学習する手法として、谷ら [6] は RNN に Parametric Bias (PB) 層を追加したモデルを提案し、自己組織化された PB 空

[†] Learning System for Emotion Estimation and Emotional Expression Motion Generation based on RNN with Russell's Circumplex Model

Takuya TSUJIMOTO Yasutake TAKAHASHI Shouhei TAKEUCHI and Yoichiro MAEDA

* 1 福井大学大学院工学研究科
Department of Human and Artificial Intelligent Systems
Graduate School of Engineering, University of Fukui

* 2 ものつくり大学
Institute of Technologists

間上の座標値を用いることで、ロボットの行動の認識・生成の両方を実現するモデルを提案した。しかし、RNNPBはPBに特に制約を加えないため、RNNPBに情動行動を学習させてもPBに情動の情報が表現されるように学習されるとは限らない。

そこで本研究では、ヒトの動作の観察を通じた情動推論とロボットがヒトに提示する情動表出のための動作生成を同時に学習する新しい情動推論・表出システムとして、RNNにラッセルの円環モデル [7] で情動を表現する情動層を付加したRNNRCM (Recurrent Neural Network with Russell's Circumplex Model) を提案する。RNNRCMを用いることにより、一つのモデルでIECにおける「情動認識」、「情動表現」の2つのプロセスを実行可能なシステムを構築できる。本報告では提案するRNNRCMを実装し、実際に情動動作における学習・認識・生成実験を行い、その有効性を示す。

2. IEC(Interactive Emotion Communication)

ヒトが行うコミュニケーションは、情報伝達手段がバーバル(言語的)かノンバーバル(非言語的)かで大きく2種類に分類することができ、特に非言語コミュニケーションは、情報量全体の約90%を占めるとされている。そのため、筆者らはヒトとロボットのインタラクションにおいて「情動」を伴った身体動作によって、対人親和性の向上を図るIECを提案してきた。

図1にIECの概念図を示す。IECを実現するには(1)情動認識、(2)情動生成、(3)情動表現の3つのプロセスをロボットに実装する必要がある。(1)情動認識ではヒトが表現した情動行動からロボットがその

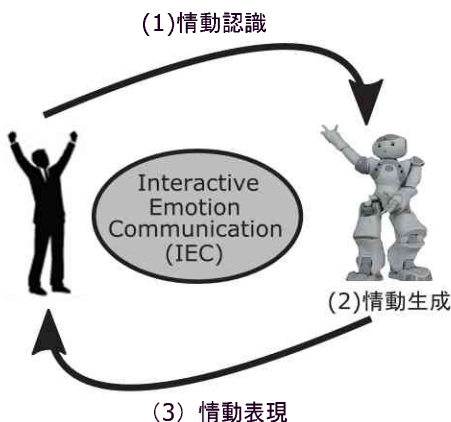


図1 IECの概念図

ヒトの情動を認識する。(2)情動生成ではヒトの情動に対してロボットが増幅、抑制させるような情動を決定する。(3)情動表現では生成された情動をロボットがヒトに対して行動で表現する。

3. RNNRCM

提案するヒトとロボットの間での情動コミュニケーションシステムを図2に示す。まずヒトがロボットに対し「情動」を伴った身体動作を呈示する。深度カメラKinectにより身体動作特徴量を計測し、RNNに情動層と呼ぶ層を加え、情動層にラッセルの円環モデルを導入したRNNRCMを用いて人の情動を推定する。ロボットは何らかの方法で表現する情動を決定し、その情動を同じRNNRCMに入力し、出力として身体動作を生成し、実際のアクチュエータ等を使って動きを人に呈示する。

図3にRNNRCMに入力する人間の身体動作特徴量の時系列データの例を示す。ここで、 P_t, V_t はKinectで得られる各時刻における身体の部位(肩、肘、手首、腰、膝、足首、首等)のカメラ座標系での正規化された位置および速度情報である。

図4に本実験で用いたRNNRCMの構造図を示す。 R_x, R_y は各情動に対応するラッセルの円環モデルの情動値である。RNNRCMでは、情動層に入力する教師データを基本4情動各種のラッセルの円環モデルを基にした x, y 座標値(図5参照)とし、これを情動値と呼ぶ。 R_x はラッセルの円環モデルにおける快-不快軸、 R_y は興奮-陶酔軸の値に対応している。各情動を学習させる際に情動層に常に同一の情動値を入力し続けて学習を行う。この値を各情動動作の各ステッ

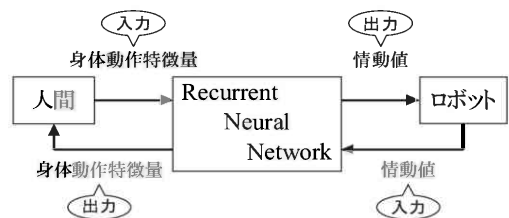


図2 人とロボットの間での情動コミュニケーションシステム

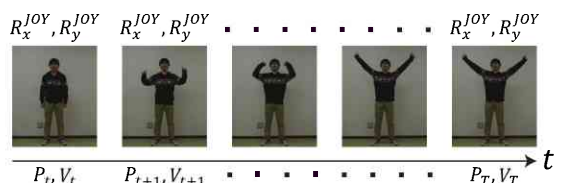


図3 RNNRCMに用いる時系列データ (JOY)

づごとに同じ値を入力し続けることで、各情動動作ごとに対応する情動値を設定することができる。また、 \hat{R}_x , \hat{R}_y は情動層からの出力であり、 C_t は各ステップにおけるコンテキスト層の入出力値である。

本実験では、4種類の情動動作を RNNRCM の入力として用い、それらを BPTT (Back Propagation Through Time) 法 [8] を用いて学習を行う。

RNNRCM を用いて各情動動作を学習させると、各情動動作毎に情動層の情動値が一定の値を取るように収束させることができる。したがって、学習後の RNNRCM には一つの動作パターンに対して任意の情動値を個々に設定できるようになる。ヒトに呈示され

た動作から情動を認識する場合は、各情動動作を学習させた RNNRCM を用い、認識に用いる情動動作の位置情報と速度情報を時系列毎に順次入力として用いると、情動層から情動値が出力され、認識している情動値に進んでいく。任意の情動値に対する情動動作を生成する場合は、指定した情動に対応する情動値を情動層に常に入力することで、対応する時系列情動動作が生成される。

4. RNNRCM 動作実験

4.1 実験設定

RNNRCM は学習パラメータによって学習結果が異なる。本稿では表 1 に示す 2 つの条件で実験を行った。条件 1 で用いた情動動作の時系列データは 20 代前半の女子大学生 1 名が、条件 2 では 20 代前半の男子大学生 1 名が深度カメラ Kinect の前で JOY (喜び), ANG (怒り), SAD (悲しみ), REL (安らぎ) の基本 4 情動を各動作約 2 秒程度で表現して取得した位置座標情報を用いた。それぞれの情動動作に対応する情動値は図 5 に示した値を用いる。本実験ではこの 4 種類の情動動作と情動値を RNNRCM の入力として用いる。

4.2 情動認識実験

RNNRCM の学習に利用した教師データと同一の被験者によって別に取り直した情動動作の時系列データを用い、情動認識実験を行った。図 6 にその実験結果を示す。条件 1 で学習を行った RNNRCM を使った情動認識実験 (図 6 (a)) では、各動作に対する情動認識が情動空間上の中心付近から最初は SAD の値へと向かうが、最終的には各情動動作に対応した情動値に時系列ごとに進んでいることが確認できる。条件 2 で学習を行った RNNRCM を用いた情動認識実験 (図 6 (b)) では、条件 1 に比べ各情動認識結果共に 2 次元座標上の中心付近から目標とする値へと直接時系列ごとに進んでいることが確認でき、認識の向上が確認出来る。このことから中間層の素子数が性能に影響を与えることがわかる。

4.3 情動動作生成実験

学習時に用いた基本 4 情動値を基に情動動作生成実験を行なった。用いた基本 4 情動値は、ラッセルの円

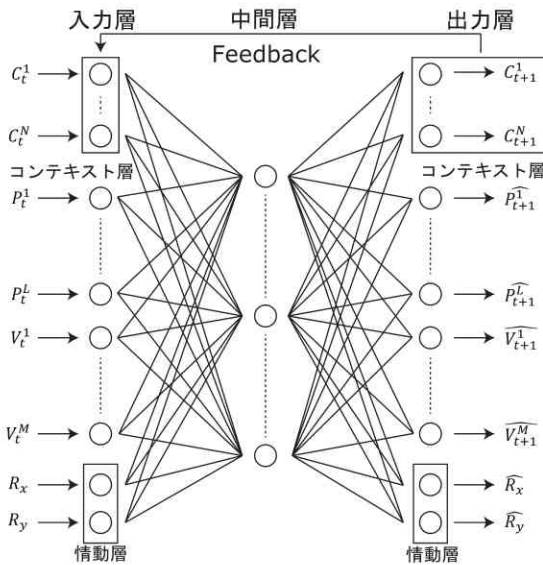


図 4 RNNRCM の構造図

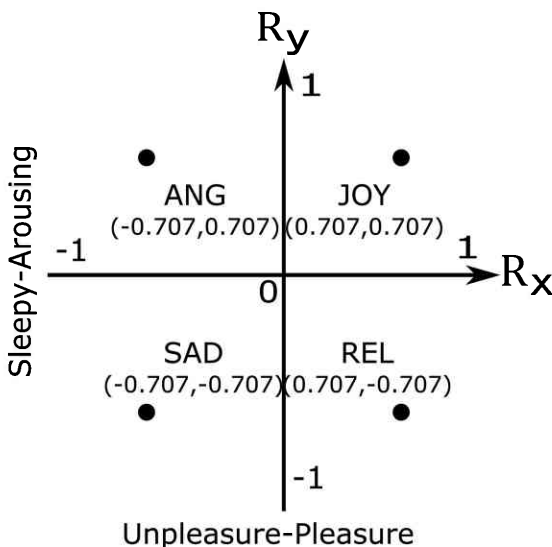


図 5 情動層の入力に用いる基本 4 情動の目標値

表 1 RNNRCM のパラメータ設定

	条件 1	条件 2
中間層素子数	10 個	100 個
コンテキスト層素子数	10 個	10 個
学習ゲイン	0.01	0.01
学習終了条件 (出力誤差)	≤ 0.005	≤ 0.01

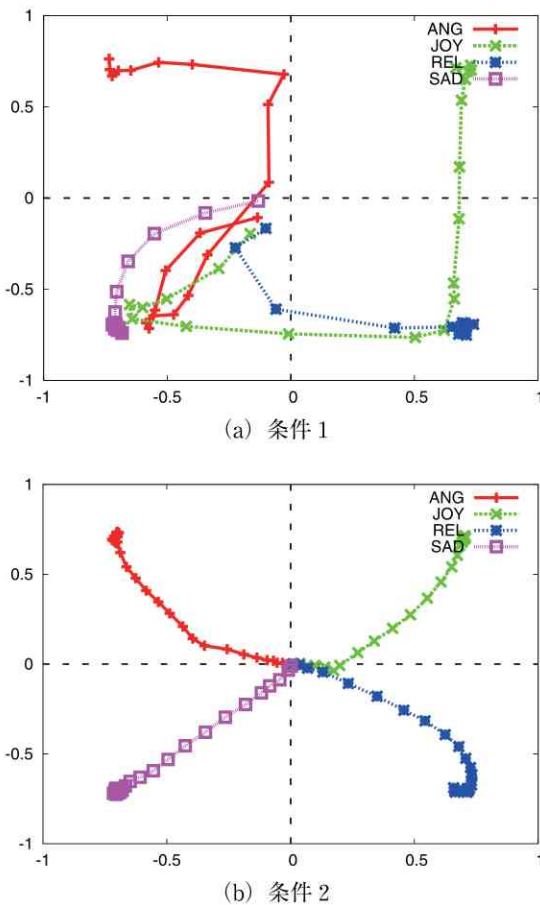


図6 基本4情動動作の認識結果

環モデルを基にした2次元座標上の点で条件1・2共に図5に示した値を用いる。

図7に生成された情動動作の時系列グラフを示す(図の20個の点は人間の関節位置を表す)。条件1,2共にJOY, ANG, SAD, RELの全てにおいて、教師データとして用いた時系列データの情動動作に類似した動作を生成していることが確認できた。このように、学習させたRNNに情動動作の初期値と情動値を入力するだけで、目標とする情動動作を自動的に生成することができる。

条件1では腕の長さが長くなる場合があり、また他の情動動作が少し混在して見られるのに対し、条件2では、腕の長さはほとんど同じで、学習に用いた動作がより良く表現されていることが確認できた。これらの結果は、学習終了条件の出力誤差の値を変えることにより過学習を減らし、中間素子数の数を増やすことにより、よい学習結果となったと考えられる。

しかし、条件2のRELでは腕を広げたままの姿勢で維持しているという結果になった。これは、時系列データとして入力される情報が同じような動作が続く

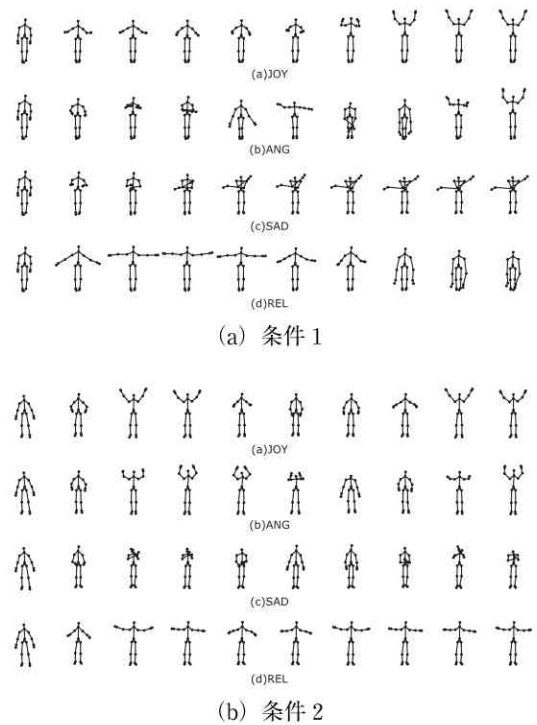


図7 情動動作生成結果(基本4情動)

場合、次時刻の入力情報としてフィードバックされる位置座標情報や速度情報に変化が起こらず、前時刻と同じような動作を次時刻の情動動作として出力してしまっていることが原因として考えられる。これらに関しては、更に今後、教師データの数を増やしたり、RNNRCMのパラメータを調節することで、より安定した動作生成を行うことが可能であると考えられる。

以上の結果から、学習後のRNNRCMを用いることで、指定された情動に対する情動層の入力値を固定し、身体的特徴量を初期値として与えれば情動動作を自動的に生成することができることが確認できた。今後、生成された情動動作の有効性について、実際にロボットに組み込み、インタラクション実験を通して検証していく必要がある。

5. 結言

RNNに情動層としてラッセルの円環モデルを導入した、RNNの新しいモデルであるRNNRCMの提案を行った。これにより、学習によって生成されたラッセルの円環モデルを基にした2次元座標平面上の任意の点を入力として用いれば、様々な情動動作を自動的に生成させることが可能となり、一つのRNNを用いてIECにおける「情動認識」と「情動表現のための動作生成」の2つの過程を実行することができた。更に、中間素子数や学習終了条件を変更することによ

て「情動認識」と「情動表現のための動作生成」の改善が確認できた。

今後の課題としては、より多くの情動と情動表現のデータを学習させ、同じ情動値から複数の情動表出動作を生成させる、また、ヒトの様々な情動表現から適切な情動値をその度合いも含めて推定することを検証することが挙げられる。最終的には実際にヒトとロボットとのインタラクティブコミュニケーション実験を行い、ヒトとのより円滑な意思疎通が可能なロボットの実現を目指したい。

参 考 文 献

- [1] 廣澤一輝, 長名優子. ニューラルネットワークを用いた mac モデルに基づく感情生成システム. 知能と情報, Vol. 22, No. 1, pp. 25-38, 2010.
- [2] 後藤みの理, 加納政芳, 加藤昇平, 國立勉, 伊藤英則. 感性ロボットのための感情領域を用いた表情生成. 人工知能学会論文誌, Vol. 21, No. 1, pp. 55-62, 2006.
- [3] 滝僚平, 前田陽一郎, 高橋泰岳. インタラクティブ情動コミュニケーションにおける自己組織化マップによる混合情動生成手法. 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol. 24, No. 5, pp. 933-943, 2012.
- [4] Michael I. Jordan. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, pp. 531-546, 1986.
- [5] 竹内昇平, 前田陽一郎, 高橋泰岳. 人間とロボットとの双方向コミュニケーションにおける rnn を用いた情動推論システム. 第 30 回ファジィ・システム・シンポジウム, pp. 336-341, 2014.
- [6] Jun Tani, Masato Ito, and Yuuya Sugita. Self-organization of distributedly multiple behavior schemata in a mirror system: Reviews of robot experiments using rnnpb. *Neural Networks*, Vol. 24, No. 5, pp. 1273-1289, 2004.
- [7] James A. Russell. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 36, pp. 1161-1178, 1980.
- [8] Ronald J. Williams and Jing Peng. An efficient gradient-based algorithm for on-line training of recurrent network trajectories. *Neural Computation*, pp. 490-501, 1990.

(2015 年 11 月 30 日 受付)

(2015 年 12 月 24 日 採録)

[問い合わせ先]

〒910-8507 福井県福井市文京 3 丁目 9 番 1 号
 福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻
 高橋 泰岳
 TEL : 0776-27-8540
 E-mail : yasutake@ir.his.u-fukui.ac.jp

— 著 者 紹 介 —



たけもと たくや
辻本 拓也 [学生会員]

2016年福井大学工学部知能システム工学科卒業。現在、福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻博士前期課程。



たかはし たけし
高橋 泰岳 [正会員]

1996年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2000年同大学院博士後期課程中退、同年同大学院工学研究科助手となり助教を経て、2009年から福井大学大学院研究科講師、2012年同大准教授となり現在に至る。テザー係留飛行ロボットやパワーアシストシステム、ロボットの模倣学習やSLAM等、主に知能ロボットの行動獲得に関する研究に従事。博士(工学)、人工知能学会、日本ロボット学会など各会員。



たけうち のぶひこ
竹内 昇平 [非会員]

2013年福井大学工学部知能システム工学科卒業。2015年福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻博士前期課程修了。現在、株式会社福井村田製作所勤務。



やまだ ひろのぶ
前田 陽一郎 [正会員]

1981年大阪大学基礎工学部機械工学科卒業。1983年同大学院修士課程修了。同年三菱電機(株)中央研究所入社、その後、産業システム研究所主事。1989年から3年間、国際ファジィ工学研究所へ出向。1995年より大阪電気通信大学総合情報学部情報工学科助教授。博士(工学)。1999年から1年間、カナダ・プリティッシュコロンビア大学客員研究員。2002年福井大学工学部知能システム工学科助教授、2007年同大学院教授、2013年大阪工業大学工学部ロボット工学科教授、2015年ものづくり大学技能工芸学部製造学科教授となり現在に至る。主として、人とロボットの双方向インタラクションに関する人間共生システム研究に従事。計測自動制御学会、日本ロボット学会、人工知能学会、電子情報通信学会などの会員。

Learning System for Emotion Estimation and Emotional Expression Motion Generation based on RNN with Russell's Circumplex Model

by

Takuya TSUJIMOTO, Yasutake TAKAHASHI, Shouhei TAKEUCHI and Yoichiro MAEDA

Abstract :

Recently, various robots trying to communicate with and support for human beings, for example, pet-type and service robots, have been increasing. It is required to realize smooth communication skills with human beings for the robots. In this research, we aim to realize Interactive Emotion Communication (Interactive Emotion Communication : IEC) – which is a bidirectional communication based on emotional behaviors between a human and a robot. IEC consists of three processes – (1) inferring human emotion, (2) generating robot emotion, and (3) expressing robot emotion. The purpose of IEC is to raise the personal anity which the robot gives to the human by interactive emotional behaviors. In our previous research, the authors have proposed the “Fuzzy Emotion Inference System (FEIS).” The FEIS particularly focuses only on the process of “human emotion inference” by analyzing the human body motion values based on Laban's theory. It measures the basic psychological value by fuzzy reasoning and infers the emotion based on Russell's circumplex model. The “human emotion inference” should be tightly related to the “expressing robot emotion”, however, the conventional methods do not take it into account. This paper proposes “Recurrent Neural Network with Russell's Circumplex Model (RNNRCM)” – which introduces Russell's circumplex model to a Recurrent Neural Network that learns human emotion inference through motion and robot emotional motion generation bidirectionally. The RNNRCM realizes the process of “recognizing human emotion” and “expressing robot emotion” in the IEC. We confirm the efficacy of the proposed method with experiments.

Keywords : Emotion, Communication, Interaction, Recurrent Neural Network

Contact Address : **Yasutake TAKAHASHI**

Department of Human and Artificial Intelligent Systems Graduate School of Engineering, University of Fukui, 3-9-1, Bunkyo, Fukui, Fukui, 910-8507, Japan

Phone : 0776-27-8540

E-mail : yasutake@ir.his.u-fukui.ac.jp