

FACS に基づく感情推定による転倒予防システムの改良

林 辰宜[†] 鈴木 雅人[†] 北越 大輔[†] 西村 亮[†]東京高専情報工学科[†]

1. はじめに

現在わが国において、対話型ロボットの普及は目覚ましく、著者らの研究室では利用者と対話ロボットが「じゃんけん」を行うことによる転倒予防システム[1]を開発している。本システムは、利用者の意欲促進を目的として、ロボットが自ら発話する機能を有している。発話内容は、強化学習によって利用者の趣向に即したものに遷させることが可能であるが、利用者が関心のない話題を回避できる反面、長期利用においては継続意欲の低下が生じることが課題となっている。

本稿では、利用者の感情に応じて、継続意欲を鼓舞する発話を行うため、利用者の顔画像から感情を推定する手法を提案する。提案する感情推定法では、顔の表情分析手法である FACS (Facial Action Coding System) [2]を用いるが、従来の方法[3]では十分な感情分類ができなため、SVM を用いて更に詳細な感情分類を行うものである。これらの感情推定により、継続意欲を鼓舞する発話が可能になると考えられる。

2. じゃんけん型転倒予防システムの概要

本研究室で開発している、じゃんけん型転倒予防システムは、図 1 のように上半身を大きく動かす特殊な「じゃんけん」をロボットと行うことにより、利用者に娯楽性の伴う運動機会を提供するシステムである。

ロボットには富士ソフト社の Palro を使い、Microsoft 社の Kinect を用いてモーションキャプチャを行う。利用者は図のように上半身を

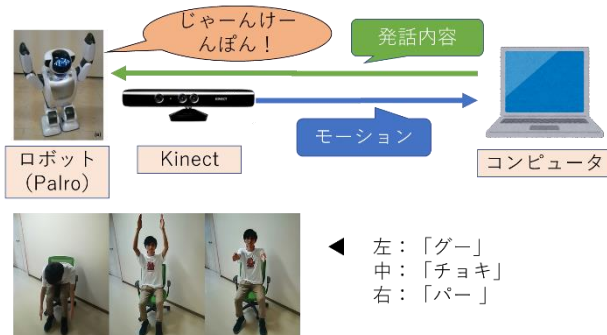


図 1: システム概要図

An Improvement of the Fall-Prevention System using FACS-based Emotional Estimation

[†]Tatsugi Hayashi [†]Masato Suzuki [†]Daisuke Kitakoshi
[†]Nishimura Makoto [†]National Institute of Technology,
 Tokyo College

動かす、じゃんけんや発話への応答を行う。高齢者を対象とした利用実験の結果、本システムにより転倒予防に貢献し得る分量の運動を確保できることが確認されている。

各試合の合間に行うロボットの発話の内容は、発話に対する利用者の応答を報酬とし、強化学習手法である Sarsa 法を用いて学習する。また、直前の試合の勝敗に応じて区分された発話辞書を用いて、ルーレット選択方式により発話内容を決定する。

3. Facial Action Coding System (FACS)

FACS とは、精神医学において開発された表情の記述法である。FACS では、解剖学的に独立し、視覚的に識別可能な表情動作の最小単位を AU (Action Unit) といい、44 種類の AU の動作量および組み合わせにより表情を定量的に記述する。本稿では、OpenFace というツールを用いて利用者の顔映像から AU を推定する。本稿で取り扱う AU 番号およびその動作を、表 1 に示す。また、FACS では特定の AU 動作の組み合わせから感情への変換規則が定義されている[2]。本稿で取り扱う変換規則を表 2 に示す。

表 1: AU 番号表

AU番号	表情の動き	AU番号	表情の動き
1	眉の内側を持ち上げる	7	瞼を緊張させる
4	眉を内側に下げる	12	唇端を張り上げる
5	上瞼を上げる	15	唇端を下げる
6	頬を持ち上げる	23	唇を突き出す

表 2: AU 動作から感情への変換規則

感情	AU番号の組み合わせ
喜び	6+12
悲しみ	1+4+15
怒り	4+5+7+23

4. じゃんけん型ゲームの改良

4.1 変換規則に基づく分類アルゴリズム

表 2 に則り、利用者の喜び・悲しみ・怒りの強弱を推定した。推定対象の映像は、感情の起伏を鑑みて、じゃんけんの勝敗が決定する付近のものとした。じゃんけんの勝敗決定時付近における AU 動作量を正規化して、総和を求め、最大値となるものを利用者の感情とし、いずれの総

和も設定した閾値より小さい場合には「無感情」と判断する。また、発話内容の適切化のため、怒り及び悲しみは、「悔しさ」に分類するものとした。

4.2 SVMによる無感情区分の細分化

4.1 で無感情と推定された場合、利用者の継続意欲が低下している可能性が高い。そこで、その場合は利用者の感情を、疲れた・退屈・眠い・その他の4区分に細分化する。その他区分は、継続意欲に重大な支障が出ていない状態と考える。教師・試験データとして、それぞれの区分に対応するシステム利用時の顔映像から推定された各フレームにおける AU 動作量を用い、Python の scikit-learn モジュールを用いて SVM による分類を行う。各データは 35 次元×700 フレーム (約 23 秒) の全 24500 次元により構成される。

4.3 新規システム概要

利用者の顔映像を取得するカメラを図 1 に追加し、発話辞書を 4.1 及び 4.2 に基づいて構成し、システムの改良を行った。なお発話は、感情推定で得られた区分、その試合におけるじゃんけんの勝敗の全組み合わせに対して 2 種類 (その他のみ 4 種類) ずつ発話パターンを設けルーレット選択を行うことを想定している。

5. 実験

5.1 変換規則に基づく分類アルゴリズムの検証

学生 3 人に 5 試合ずつシステムを利用してもらい、顔の映像から喜び・悲しみ・怒りの 3 区分に感情を分類した。同時に、試合ごとの学生による感情の自己申告も記録した。申告された感情に対する感情推定結果の一致率を表 3 に示す。

表 3: 変換規則に基づく分類実験の結果

	累計正答率	誤分類に占める「無感情」の割合
喜び	87.5%	100.0%
悔しさ	80.0%	100.0%
無感情	100.0%	

本実験では、誤分類により不自然な発話が生じる確率を低下させるため、汎用的な発話を含む無感情区分の閾値を高く設定している。そのため、誤答は全て無感情に分類された。

5.2 無感情 SVM 分類器の性能検証

ある学生に、疲れた・退屈・眠い・その他の状態でシステムを利用してもらい、それぞれの状態における AU 特徴量を教師データとする SVM 分類器を生成した。生成された分類器の試験データに対する分類精度は 82% であった。教師・試験データは表 4 のような構成になっており、その

比は 7:3 である。これらの高次元データを主成分分析により 2 次元に圧縮し、正解ラベルおよび分類器により色分けした散布図を図 2 に示す。

表 4: SVM に与えたデータの構成

	教師データ数	試験データ数	合計
疲れた	14件	6件	20件
退屈	5件	2件	7件
眠い	5件	2件	7件
その他	15件	7件	22件

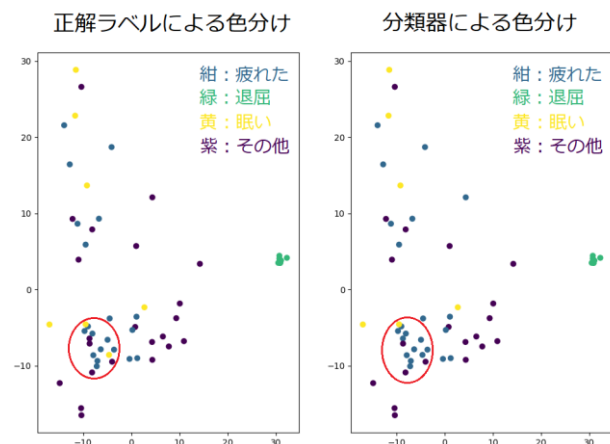


図 2: PCA 圧縮後データの散布図

図に示すように「退屈」は特徴が明瞭であり、分類が容易である。一方、他の区分は赤丸で囲まれた範囲に誤分類が集中している。当該範囲に関連する特徴を適切に処理することで、汎用的な発話を含むその他区分を正しく分類できると考えられる。

5. まとめ

転倒予防システムの発話機構を改良するため、FACS に基づくユーザの感情推定を試みた。実験により、提案アルゴリズムの有効性・課題が確認された。今後は、提案アルゴリズムの改善の後、発話機構の改良効果の検証を行う。尚、本研究の一部は科研費基盤研究(C) (18K02971) の補助によるものである。

参考文献

- [1] D. Kitakoshi, et al., "A Study on Fall-Prevention System for Older Adults with Communication Robot", International Conference on Biometrics and Kansei Engineering, 2017
- [2] 福原悦子, "FACS を用いた笑顔の表情分析: 社交的笑顔と本能的笑顔の違いの抽出", 慶応義塾大学修士論文, 2007
- [3] P. Ekman, et al., "表情分析入門: 表情に隠された意味をさぐる", 誠信書房, 1987