

コミュニケーションエージェントにおける感情コーパスの生成

橋本 智己

埼玉工業大学工学部機械工学科

tomomi@sit.ac.jp

Generation of Emotional Corpus in a Communication Agent

Tomomi HASHIMOTO

Department of Information Systems, Faculty of Engineering, Saitama Institute of Technology

Abstract

In this paper, I suggest a method of generating an emotional corpus customized according to the speaker. The emotional corpus is a database expressed with the word and the emotion values by fuzzy membership grade. The generation method is as follows. First, the system generates a basic emotional corpus by using the bag-of-words model. Then, by linearly transforming the basic emotional corpus, it generates an emotional corpus customized according to the speaker.

Key Words: Emotional corpus, Communication agent

1. はじめに

ロボット工学の発展により、人間とコミュニケーションするロボットの開発が進められている。例えば、石黒は人間型ロボットのジェミノイドを開発した¹⁾。ソフトバンクロボティクス（株）は自然言語で会話できるPepperを開発した²⁾。富士ソフトは会話のできる癒し系コミュニケーションロボット・パルロ（PALRO）を開発した³⁾。

しかし、ロボットが定型的な反応しかしない場合があり、人間との円滑なコミュニケーションの実現には障害となっている。

これらのコミュニケーションエージェントは、自然言語で人間とコミュニケーションすることが多い。その場合、エージェントは、入力された音声情報をテキストに変換して、単語や文章から話者の感情を推測する。このときに使用する、単語や文章に付随する感情

値をデータベース化したものは感情コーパスと呼ばれている⁴⁾。例えば、山本らは一つの文に対し一つの感情タグをつけた⁴⁾。高村らは、単語の感情極性を自動的に抽出する手法を提案した⁵⁾。

これらの感情コーパスに設定された感情値は一定であった。しかし、ある人が発した「こんにちは」という単語の感情値と、別の人が発した「こんにちは」という単語の感情値は同じではない。そのため、話者ごとの感情コーパスの充実が期待されていた。

本稿では、自然なコミュニケーションの実現を目指し、話者ごとに異なる感情コーパスの生成方法を提案する。まず、Bag-of-wordsによって基本となる感情コーパスを生成する。そして、その感情コーパスを線形変換することによって、話者ごとに感情コーパスを生成する。

以降第2章ではシステム構成を、第3章では生成方法について述べる。

2. 感情コーパスの構成

2.1 コミュニケーションエージェント LEI (artificial Life of Emotion and Intelligence) の構成

エージェントの概要を Fig. 1 に示す。

エージェントはマイク, OKAO Vision, Kinect といったセンサを持っている。そして, 感情モデル, シナリオ選択, エピソード記憶, パーソナルスペースといった個々のプログラムが非同期的に並列動作している。個々のプログラム間での情報のやり取りは, ファイルの読み書きによってやりとりしている。

本システムは, 感情モデルによって動的にエージェントの表情や音声を変えることができ, エピソード記憶によって仮想的な人格を作ることができ, 話者認識とシナリオ選択によって同じ質問であっても話者ごとに回答を変えることができる。

本システムは次の手順で動作する。

まず, OKAO Vision (オムロン社製, HVC-P) を通して話者を認識する。そして KINECT によって話者との深度を計測し, エージェントのパーソナルスペースに基づく感情値を決定する。

次に, ユーザが発した声をマイクで拾い, 音声認識によって音声をテキストデータに変換する。この変換したデータと感情モデル内にあらかじめ用意した感情コーパスとでマッチングを行い, 話者に対する感情値を計算する。さらに, シナリオファイルと呼ばれるテキストデータともマッチングを行い, 合致したシナリオを決定する。

最後にそれぞれのデータを 2D モデルやロボットに送り, 音声やモーションとして出力する。

本稿では, Fig. 1 の灰色で描かれた感情モデルと感情コーパスについて詳細に報告する。

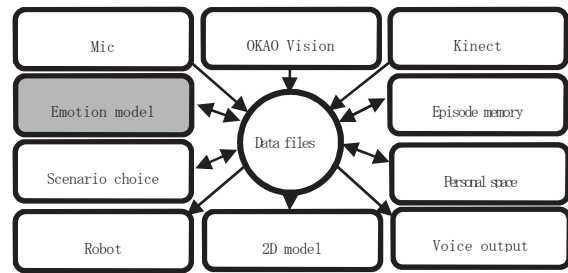


Fig. 1 Structure of LEI

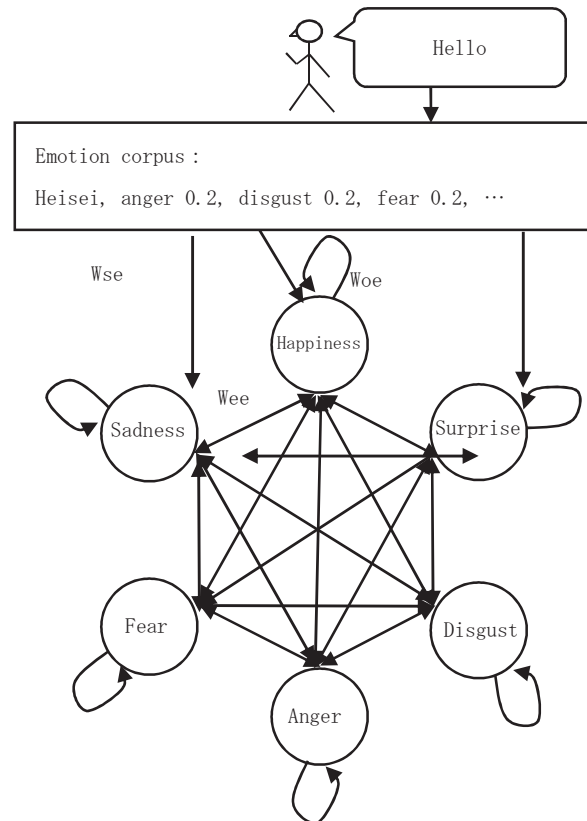


Fig. 2 Structure of emotion model and emotion corpus

2.2 感情コーパスと感情モデルの関係

P. Ekman は, 怒り, 嫌悪, 恐れ, 悲しみ, 幸福, 驚きの 6 感情を表す表情には万国共通性が見られると指摘した⁶⁾。本稿では Fig. 1 のエージェントにおいて 6 感情モデルを利用した。1 つの単語につき 6 感情それぞれを独立に設定した⁷⁾⁸⁾。

本エージェントで使用している感情モデルの構造を Fig. 2 に示す。Fig. 2 では, まず, 入力された発話に対して感情コーパスに登録された式(1)の 6 感情の値を感情値として読

み込む。

単語名: 怒り, 嫌悪, 恐れ, 悲しみ, 幸福, 驚き … (1)

例えば,

平成 : 0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.7, 0.7 … (2)

である。

本稿の感情コーパスとは、単語とその単語が表す感情の程度を 0.0-1.0 のファジィメンバーシップグレードで表したものである。そのファジィメンバーシップグレードを感情値と呼び、1.0 に近いほどその感情の程度は大きく、0.0 に近いほど小さい。例えば、幸福の感情値が 0.7 の場合、その単語はとても幸福であることを意味していて、感情値が 0.2 の場合、あまり幸福ではないという意味である。

次に、エージェントの 6 感情の値を求める。それぞれのノードは全結合している。さらにフィードバック結合することで、過去の感情が現在の感情に影響するようにしている。このように接続することで、幸福だが悲しいというような複数の感情が同時に励起している状態を表現できる。最終的に、6 感情の感情値にもとづいてエージェントの表情や動作を変化させる。

2.3 基本感情コーパス

話者に対して個々の感情コーパスを設定するために、もととなる感情コーパスを生成する。このコーパスを本稿では基本感情コーパスと呼ぶこととする。

基本感情コーパスは Bag-of-words の手法を応用した。Bag-of-words とは、文章に単語が含まれているかどうかのみを考え、単語の並び方などは考慮しないモデルのことである。

手順は次の通りである。

まず、学習元のテキストデータを「怒り」、「嫌悪」、「恐れ」、「悲しみ」、「幸福」、「驚き」の 6 つのグループに分類する。

次に、それぞれのグループごとにテキスト

マイニングを行う。学習元のデータに形態素解析を行い、単語ごとの出現回数を数え上げる。そこから助詞や動詞を除去し、名詞と複合名詞のみを基本感情コーパスで使用する。続いて、各単語の出現回数ののべ総数を算出し、各単語の出現回数を総数で割って各単語の出現頻度を求める。

最終的に、式(3)によって、単語の出現頻度からファジィメンバーシップグレードによる感情値(Emotion value)を算出した。

Emotion value=

$$\frac{(0.7-0.1)}{(max-min)} \times f + \left(0.1 - \frac{(0.7-0.1)}{(max-min)} \times min\right) \dots (3)$$

f は対象とする単語の出現頻度であり、 max は最も多い出現頻度であり、 min は最も少ない出現頻度である。式(3)では、感情値の値を 0.1~0.7 に正規化した。

6 感情は独立しているものとして、6 感情すべてに同様の作業をした。最後に各単語について、6 次元ベクトルとして感情値を表現した。

2.4 感情コーパスの多様化

基本感情コーパスを線形変換して、話者それぞれの感情コーパスを生成した。今、6 感情を 6 次元ベクトルで

$$E(A(t), D(t), F(t), S(t), H(t), P(t)) \dots (4)$$

というように表す。

式(4)において、 A は時刻 t のエージェントの怒り (Anger) の感情値である。同様に D は嫌悪 (Disgust)、 F は恐れ (Fear)、 S は悲しみ (Sadness)、 H は幸福 (Happiness)、 P は驚き (Surprise) を意味している。また、時刻 t の怒りの感情値は、

$$E(A(t)) = 0.2 \dots (5)$$

というように表現する。

線形変換することで個々の話者の感情コーパスに変換する.たとえば,怒りの感情値は,

$$E'(A(t)) = aE(A(t)) + b \quad \dots (6)$$

というように変換する.式(6)において, a は比例係数であり, b は定数であり, E' は変換された話者ごとの感情コーパスの感情値である.

3. シミュレーション結果

3. 1 基本感情コーパスの生成

6 感情の学習元データとしてそれぞれ 100 件ずつ使用した. 使用した学習元データは 2014 年 8 月-2016 年 8 月までの, 産経ニュース⁹⁾, yahoo ニュース¹⁰⁾, livedoor ニュース¹¹⁾, ノアドット株式会社¹²⁾である.

2.2 節の手法によって, 怒りでは 2488 個の単語を, 嫌悪では 2451 個の単語を, 恐れでは 2327 個の単語を, 悲しみでは 2376 個の単語を, 幸福では 3160 個の単語を, 驚きでは 3323 個の単語を抽出した. 重複があるが, 全部で 11418 単語を基本感情コーパスとした. それぞれの単語について, 式(3)によって感情値を求めた.

表 1 に抽出した基本感情コーパスを示す. 表中で単語に付随する (52) といった数値は, その単語の出現頻度である. たとえば, 怒りの項目では, 疑いが 52 回出現して, ファジィメンバシップグレードは 0.7 という意味である.

最終的に, 個々の単語を 6 次元ベクトルにして感情コーパスを生成した. 例えば, 平成という単語は, 式(2)のように表現することができる.

3. 2 感情コーパスの多様化

基本感情コーパスを線形変換することで, 個々の話者に対する感情コーパスを生成した.

本稿では, 線形変換として, 比例係数を掛けて重み付けをした. なお, 式(6)における定数 b は Bag-of-words によって抽出した単語の抜粋

FMG	怒り	嫌悪	恐れ	悲しみ	幸福	驚き
0.7	疑い (52)	疑い (53)	男性 (63)	男性 (59)	平成 (22)	平成 (21)
0.6	女性 (42)	男 (43)	該当無	該当無	今回 (17)	男 (18)
0.5	同署 (38)	同署 (39)	同署 (39)	同署 (37)	今後 (16)	男性 (16)
0.4	男性 (30)	男性 (29)	死亡 (35)	同署 (37)	日本 (13)	今後 (13)
0.3	殺害 (18)	県警 (22)	現場 (22)	病院 (24)	化石 (9)	検討 (9)
0.2	平成 (13)	平成 (9)	平成 (8)	平成 (10)	利用 (6)	建設 (6)
0.1	拘束 (5)	角材 (5)	身元 (6)	付近 (5)	現状 (2)	同僚 (2)

*FMG : ファジィメンバシップグレード

表 2 線形変換した感情コーパスの例

基本感情コーパス	E(0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.7, 0.7)
兄	E(0.1, 0.1, 0.0, 0.1, 0.6, 0.2)
先生	E(0.1, 0.1, 0.2, 0.1, 0.4, 0.5)
その他	E(0.2, 0.2, 0.1, 0.1, 0.2, 0.5)

数 b は 0 とした. 今回は話者をエージェントの兄, 先生, その他に対する 3 パターンとして生成した.

ここで, 比例定数の集合も感情ベクトルと同様に,

$$a(A, D, F, S, H, P) \quad \dots (7)$$

というように表現する. 本稿では, 比例定数をヒューリスティックに決定した.

兄,

$$a(A, D, F, S, H, P) = (0.5, 0.5, 0.2, 0.6, 0.9, 0.3) \dots (8)$$

先生,

$$a(A, D, F, S, H, P) = (0.7, 0.6, 0.9, 0.7, 0.6, 0.7) \dots (9)$$

その他,

$$a(A, D, F, S, H, P) = (0.9, 0.9, 0.7, 0.6, 0.3, 0.7) \dots (10)$$

とした.

例として, 平成という単語を線形変換した感情コーパスを表 2 に示す.

4. おわりに

本稿では、自然なコミュニケーションの実現を目指し、話者ごとの感情コーパスの生成方法を提案した。まず、Bag-of-wordsによって基本感情コーパスを生成した。そして、基本感情コーパスを線形変換することによって、話者ごとに感情コーパスを生成した。

今後はエージェントに組み込み、印象評価を行う。

参考文献

- 1) 石黒浩,「アンドロイドを造る」, オーム社, 2011
- 2) ソフトバンク : <https://www.softbank.jp/robot/> , 2017.10
- 3) 会話のできる癒し系コミュニケーションロボット・PALRO : <https://palro.jp/> , 2017.10
- 4) 山本麻由, 土屋誠司, 黒岩眞吾, 任福継 : 感情コーパス構築のための文中の語に基づく感情分類手法, 電子情報通信学会技術研究報告. NLC, 言語理解とコミュニケーション, 第107巻, 第158号, pp.31-35, 2007
- 5) 高村大也, 乾孝司, 奥村学 : スピンモデルによる単語の感情極性抽出, 情報処理学会論文誌, 第47巻, 第2号, pp.627-637, 2006
- 6) Paul Ekman, Wallace V. Friesen : 表情分析入門—表情に隠された意味を探る, 誠信書房, 第19版, 2015
- 7) Tomomi Hashimoto, Yuuki Munakata, Ryusuke Yamanaka, and Akinari Kurosu : Proposal of Episodic Memory Retrieval Method on Mood Congruence Effects, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII), Vol.21, No.4, 2017
- 8) 黒須亮成, 清水博貴, 橋本智己 : コミュニケーションエージェントにおける感情モデルの提案, 知能と情報 (日本知能情報フレンジイ学会誌), 第29巻, 第1号, pp.501-506, 2017
- 9) 産経ニュース, <http://www.sankei.com/> , 2017.10
- 10) Yahoo ニュース , <https://news.yahoo.co.jp/> , 2017.10
- 11) livedoor ニュース , <http://news.livedoor.com/> , 2017.10
- 12) ノアドット株式会社 , <http://this.kiji.is/> , 2017.10

