

対話システムのための感情判断器の検討

大澤 泰我[†] マッキン ケネスジェームス[†] 永井 保夫[†]

[†]東京情報大学 総合情報学科

1. 序論

近年, コミュニケーションロボットの需要が高まる中, 人とロボットの自然なコミュニケーションの実現が求められている. 人とロボットの自然な対話の実現において, 感情情報は必要不可欠である. 深層学習を利用してテキストから感情を判断し, 会話内容と感情パラメータから受け取った感情値により, ロボットに咄嗟の発言や行動をさせることで, 人とロボットの自然なコミュニケーションを実現することを考える. 本研究では, 対話システムが自然な対話を実現するのに必要な感情判断器の検討を行う.

2. 関連研究

Ptaszynski [2] らによる感情的要素/感情表現分析システム ML-Ask は, 約 2,100 語の辞書によるパターンマッチングにより求められた「喜, 怒, 哀, 怖, 恥, 好, 厭, 昂, 安, 驚」の 10 クラスの感情分類方法を採用している. 山下[1]らは Plutchik の感情の輪[5]における基本感情を感情モデルとして用いている. この感情モデルは 8 つの基本感情があり, 各感情がペアとなって互いに反対の感情を持つという特性がある. 本研究では, この Plutchik の感情の輪を元に 8 つの感情分類の特性を, システムとの親和性の高さから感情分類モデルとして採用する.

2.1 日本語の感情分析手法の比較

盛[4]らは英語と日本語の感情分析手法の比較を行っている. その結果は, LSTM 及び GRU が CNN より精度が高いことが示されている. このことから RNN (LSTM と GRU を含む) が感情分析に適すると判断した. また, 構造が複雑な Bidirectional LSTM と多層 LSTM はより多くのテキストの特徴を学習する能力を持つため単純な LSTM より精度が高い値を示している.

本研究では, GRU は長期学習における損失関数の減少が早くなるが, 結果的に LSTM の方が精度は高くなるため, LSTM の中でも比較的精度の高い多層 LSTM を用いる.

3. 対話システムのための感情判断手法

3.1 対話システム

本手法の人とロボットの, 会話から感情判断までの流れを図 1 に示す.

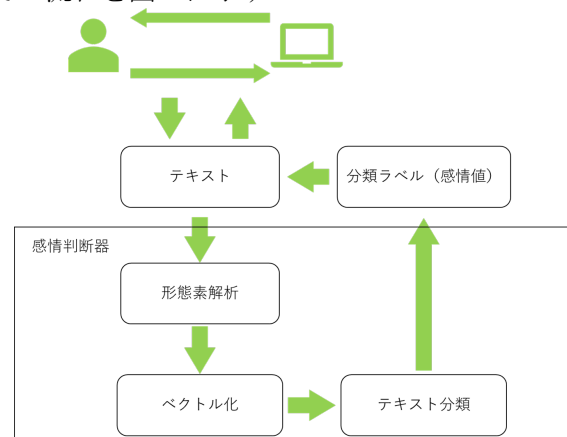


図 1 対話システムと感情判断器の関係

人とロボットの自然な対話の実現において, 感情情報は必要不可欠である. 例えば, お互いに言い争いをしている中で, イライラしたり, うんざりすることもある. その時の感情に応じて, 「もう話したくない」, 「文句を言う」など会話の流れは異なる. 表 1 は, その時の感情値の違いによる対話の例を示したものである. そこに至るまでの過程が重要であり, その時の感情の変化によって会話が進行する.

表 1 感情値の違いによる対話の例

嫌悪	人>大嫌い! もう、消えて! ロボット>分かりました。
怒り	人>大嫌い! もう、消えて! ロボット>なんで消えないといけないの!
悲しみ	人>大嫌い! もう、消えて! ロボット>ごめんなさい。 ロボット>何か気に障ることはしましたか?

3.2 感情判断手法

本研究の手法では, まずデータセットを作成, モデル化を行い, 感情判断器を作成する. 感情判断器の評価実験は, 学習時にテストデータを用意して評価する. また, 実際の入力に対する結果を感情判断実験に示す. 本研究では, Plutchik の感情の輪を元に 8 つの感情「喜び, 信頼, 恐れ, 驚き, 悲しみ, 嫌悪, 怒り, 期待」に分類を行う. 顔文字

付きの文章を集め、顔文字に対応する感情を正解データとし学習させる。つまり顔文字や絵文字付きの文章から感情情報を取得する。

3.3 事前準備（データセット作成）

Twitter API を利用し Twitter から、各感情に対応する顔文字付きの文章を取得する。取得した文章は、形態素解析を行い単語ごとに区切る。形態素解析したデータを入力用データ（データセット）とする。収集したデータは各感情に対して 4 千の文章、合計 3 万 2 千の文章となっている。

表 2 データセットの加工

原文	#test @you ありがとうございます！(^^) http://test.com
加工後	ありがとうございます！

本研究では、データセットの 20% をテストデータとし、残りの 80% を学習データとする。

3.4 ベクトル化手法

本研究では、テキストから辞書を作る。ベクトル化は、Keras[6]のトークナイズを用いて、テキストをトークン列に分離して辞書を作り、各単語のインデックスに変換したベクトルを作る。

3.5 感情判断処理手法の実装

本研究では、図 2 のネットワーク構造を用いる。単語をベクトル化したものを 100 次元にパディングし入力する。単語埋め込み層では One-hot 表現を用いる。LSTM 層は 32 次元で設定し可変長で扱う。また、本研究では最後のセルの出力のみを LSTM 層の出力とする。全結合層で最後の LSTM セルの出力を全結合して、最終的に 8 クラスに分類を行う。活性化関数にはソフトマックスを用いる。

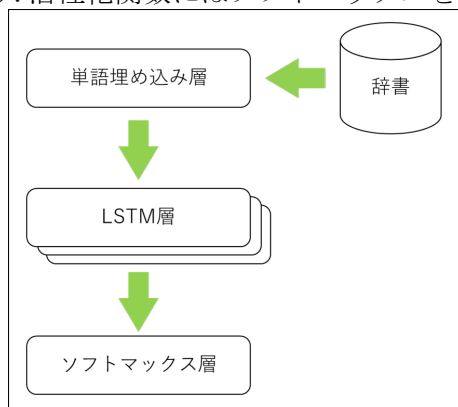


図 2 LSTM 構造

4. 感情判断実験

4.1 流れ

作成した感情判断器を使って、会話文章から感情を出力させる。入力文は、中村[3]らの研究で使

用されている「ありがとう」、「馬鹿は馬鹿だから馬鹿なのです」、「大嫌い!もう、消えて」の 3 つの文章と、「ありがとうございます」、「大嫌いなんだからね!」、「これからもよろしくね!」、「なんでやねん!」の 4 つの文章を合計した 7 つの文章となっている（表 3）。

4.2 実験結果

表 3 実験結果

実験番号	入力	出力
1	ありがとう	0=喜び
2	馬鹿は馬鹿だから馬鹿なのです	6=怒り
3	大嫌い!もう、消えて	2=恐れ
4	ありがとうございます。	0=喜び
5	大嫌いなんだからね!	7=期待
6	これからもよろしくね!	7=期待
7	なんでやねん!	3=驚き

実験での入力と出力結果を表 3 に示す。出力数値がラベル番号であり、それに対応した感情を表示している。

感情判断実験では、表 3 の実験番号 1, 2, 3 の 3 つの文章の出力は関連研究[3]と同じ結果を示しており、正しく判断されている。

5. 結論

本研究の感情判断器は、一般的な会話文章から 8 つの感情を判断することは可能であることを示した。本研究で提案した手法においては、対話システムから入力された会話文に対して、会話文から感情を判断し、正しい感情値を返すことに成功した。これにより対話システムは、感情を踏まえた会話が可能になると考えられる。

今後、対話システムに感情判断器を組み込み、人が入力した会話内容と感情判断器から受け取った感情値により、表 1 のように、その時の感情値の違いによる文章生成を行い、より会話の中で人に近い言動を行うシステムを作成していく。

参考文献

- [1] 山下紗苗, 上泰, 奥村紀之. 日本語文章からの感情推定難易度判定. 人工知能会第 33 回全国大会, 4M3-J-9-03 (2019)
- [2] Michal Ptaszynski, Pawel Dybala, Wenhan Shi, Rafal Rzepka, Kenji Araki. A system for affect analysis of utterances in Japanese supported with web mining. 日本知能情報ファジイ学会誌, vol. 21, No. 2, pp. 194-213 (2009)
- [3] 中村純平, 池田剛, 乾伸雄, 小谷善行. 対話システムにおける顔文字の学習. 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会, 154-24 (2003)
- [4] 盛舒峰, 渡辺裕. コミックのセリフの感情分析. 電子通信学会基礎・境界ソサイエティ/NOLTA ソサイエティ大会, A-10-18 (2018)
- [5] Robert Plutchik. "The nature of emotions". American Scientist, Vol. 89, Iss. 4, pp. 344-350 (2001)
- [6] テキストの前処理-Keras Documentation. <https://keras.io/ja/preprocessing/text/>