

# 遺伝的アルゴリズムを用いた獲得した変数内の再帰的学習による雑談システムの性能評価

黒田翔悟<sup>1</sup> 荒木健治<sup>2</sup>

**概要:** 近年, 深層学習を用いた雑談システムは Long Short Term Memory(LSTM) や Bidirectional Encoder Representations from Transformer(BERT) など, 大量のデータを用いての研究が盛んに行われている。しかし, 目標となるタスクによっては大量のデータを収集することが困難な場合が見られる。そこで, 本研究では少数のデータから再帰的に学習を行い, 雑談システムを構築して評価実験を行った。

**キーワード:** 文生成, 雑談対話システム, 遺伝的アルゴリズム

## Performance Evaluation of Chat Dialogue System using Recursive Learning in Acquired Variables with Genetic Algorithms

SYOUGO KURODA<sup>†1</sup> KENJI ARAKI<sup>†2</sup>

**Abstract:** In recent years, chat systems using deep learning(such as LSTM and BERT) have been actively researched using a large amount of data. However, it is difficult to collect a large amount of data depending on the target task. Therefore, in this study, we recursively learned from a small amount of data, constructed a chat system, and conducted an evaluation experiment.

**Keywords:** Sentence Generation, Chat Dialogue System, Genetic Algorithms

### 1. はじめに

近年, 深層学習を用いた雑談システムの研究は, Long Short Term Memory(LSTM)[1]を用いた雑談対話システムの構築や Bidirectional Encoder Representations from Transformer(BERT) [2]を用いた雑談対話システムの構築など, 様々な試みがなされている。これらの研究では, 大量のデータを用いて雑談の内容を学習し, システムの構築を行う。しかし, 目標となるタスクによっては大量のデータを収集することが困難な場合が見られる。例えば, 少数言語と呼ばれるものは大量のデータを入手することが難しく, 十分な学習が行えないことが考えられる。

そこで, 本研究では文の共通部分と差異部分に着目し, 少数のデータからルールの生成を行う雑談システム Spoken Dialogue System using Inductive Learning in with Genetic Algorithms and Word2Vec(以下, GAW-ILSDと呼ぶ)の構築を行った。GAW-ILSDでは学習によって共通ルールと差異ルールと呼ばれるルールを獲得し, 形態素情報などの文法的情報と Word2Vec[3]を用いた分散表現などの意味的情報を付加する。

また, 獲得したルールに遺伝的アルゴリズム[4](Genetic Algorithms)を適用することで, 新たなルールの生成も行った。前述したアルゴリズムで構築した GAW-ILSDと LSTMで構築した深層学習型の雑談システムを比較し, 予備実験[5]を行った。

さらに, 予備実験によって得られた結果から, 獲得したルールの応答率が低いことが問題点として挙げられたため, 変数部分を可変長に学習して, その内部で再帰的に学習をおこなうことで獲得したルールの応答率向上を試みた。改良したシステムを Chat Dialogue System using Recursive Learning in Acquired Variables with Genetic Algorithms(以下, GA-RLCDと呼ぶ)システムと呼ぶ。

本稿では予備実験で用いた GAW-ILSDと GA-RLCDを「どちらの応答が自然であるか」という点に着目し, ユーザとの対話により比較実験を行い, その結果応答が自然と評価された割合において 0.34 ポイントの向上が確認された。また, Semantic Differential method[4](以下, SD法と呼ぶ)を用いてそれぞれのシステムに対するユーザの印象を計り, 可変長学習により獲得した応答率の向上がユーザにどのような印象の変化をもたらしたか分析を行い, その結果「単調な一多様な」において 0.9 ポイント「人工的な一自然な」項目においても 0.8 ポイントの向上が確認され, より多様で自然な応答の生成が可能となったことが示された。

### 2. GAW-ILSD

木村らの研究[5]では, 対話の実例に対し, 形態素解析結果の単語単位での共通部分, 差異部分を探索し, 差異部分を変数化

1 北海道大学大学院情報科学院  
Graduate School of Information Science and Technology  
Hokkaido University  
2 北海道大学大学院情報科学研究院  
Graduate School of Information Science and Technology  
Hokkaido University

することで応答ルールの生成を行っている。また、荒木らの研究 [6] では性淘汰処理を導入し、質の低いルールを淘汰することで精度の向上を計った。

そこで、本稿では雑談対話コーパス [7] から文節単位の学習を行い、変数部分に単語の分散表現による情報の付加を行うことで応答率と応答精度の向上を図った。なお、獲得されたルールにより応答できない場合はキーワード型の応答システム ELIZA を用いて応答を行う。以下に各ルールの定義とルールの生成例を示す。

## 2.1 対話の実例からの学習

対話の実例から共通部分と差異部分を探索し、ルールの学習を行う。ルールの学習では 1 箇所以上の共通部分が存在する実例から共通ルールと差異ルールの 2 種類を生成し、それぞれに文法的情報と意味的情報を付加する。以下では、共通ルールと差異ルールそれぞれの定義を示す。

### 2.1.1 共通ルール

対話例から文節の差異部分を変数化したものを共通ルールと呼ぶ。変数部にはどのような文節が代入される可能性があるかを特徴づけるため、差異部分の文法的特徴と意味的特徴を記録する。文法的特徴は以下の 2 つに分けられる。

- i. 差異部分の形態素
- ii. 差異部分の係り先

意味的特徴は以下の 3 つに分けられる。

- iii. 差異部分自身の意味的特徴  
 parson, location, time タグを付与
- ii. 差異部分同士の意味的特徴  
 差異部分同士の類似度を算出し、閾値以上となる文節を記録する。類似度計算には Word2Vec を用い、閾値は 0.7 以上とする。
- iii. 差異部分と共通部分内の各文節との関係性  
 差異部分と共通部分内の各文節の類似度を算出し、閾値以上となる文節を記録する。類似度計算には Word2Vec を用いて閾値は 0.7 以上とする

これらの定義のもと、対話の実例から共通ルールを学習する。共通ルールの獲得例を図 1 に示す。

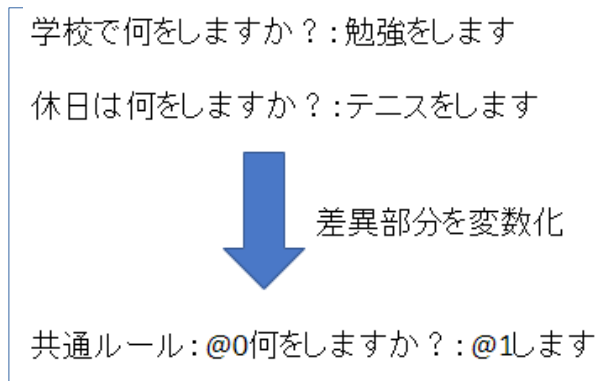


図 1 共通ルール獲得例

図 1 では共通部分「何をしますか: します」と、差異部分「学校で: 勉強を」「休日は: テニスを」に分けられる。ここから、差異部分を変数化して得たルール「@0 何をしますか: @0 します」を共通ルールと呼ぶ。

### 2.1.2 差異ルール

対話例の差異部分の文節の組み合わせを差異ルールと呼ぶ。差異ルールでは入力文側の差異部分と応答文側の差異部分に対応付け、文法的特徴と意味的特徴を記録する。なお、文法的特徴と意味的特徴の付与は 2.1.1 の共通ルールの変数部と同様の方法で行う。差異ルールの獲得例を図 2 に示す。

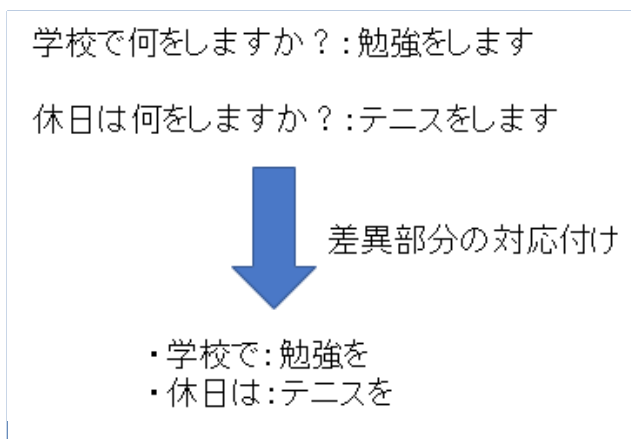


図 2 差異ルール獲得例

図 2 では、差異部分「学校で: 勉強を」と「休日は: テニスを」に対応付けてルールを獲得している。これらの差異ルールに対しても共通ルールと同様に文法的情報と意味的情報を付加し、差異ルールの知識として記録する。

## 2.2 遺伝的アルゴリズムを用いたルールの生成

遺伝的アルゴリズム [3] を用いたルール生成は、交叉処理、突然変異、淘汰処理に分けられる。それぞれの処理についての定義を以下に示す。

### 2.2.1 交叉処理

1 サイクルで得た対話と共通ルールを選択し、一点交叉を行う。一点交叉では各対話の文節を 1 つ選択し、入れ替えることで新しいルールを獲得する。共通ルールの中で交叉処理の対象となる文節の選択優先度は以下のように定義する。

- i. 各ルールの文節のうち、文法的特徴を満たし、Word2Vec による類似度が 0.7 以上の文節
- ii. 各ルールの文節のうち、Word2Vec による類似度が 0.7 以上の文節
- iii. 各ルールの文節のうち、文法的特徴を満たす文節

### 2.2.2 突然変異

2.2.1 の交叉処理で定義した優先度を無視してランダムに交叉を行う処理を突然変異と呼ぶ。突然変異は文法的制約や意味的制約を受けずに交叉処理を行ってルールを獲得するため、通常の交叉処理に比べ淘汰対象になる可能性が高い。したがって突然変異率は 5% とした。

### 2.3.3 淘汰処理

淘汰処理では、使用頻度の低いルールを淘汰を行う。淘汰処理を行うために各ルールの適応度を式(1)で定義する。適応度が75%未満のルールを淘汰対象とした。また、式(1)中の変数  $a$  は適応度を調整するパラメータとして扱う。変数  $a$  を式(2)で定義する。対話例から獲得したルールは応答精度が高いことが予想されるため、 $a = 1$  とした。GA により獲得したルールは対話例から獲得したルールに比べ応答精度が低いことが予想されるため「 $a = 1 - 0.8 \times$  連続未使用回数」として、対話例から獲得したルールよりも淘汰対象になりやすいよう定義した。

$$\text{適応度} [\%] = \frac{\text{正応答回数}}{\text{正応答回数} + \text{誤応答回数}} \times a \times 100 [\%] \quad (1)$$

$$a = \begin{cases} 1 & (\text{対話例から獲得したルール}) \\ 1 - 0.8 \times \text{連続未使用回数} & (GA \text{ 処理により獲得したルール}) \end{cases} \quad (2)$$

## 3. GA-RLCD

GAW-ILSD は差異部分の文節数を固定長としていたため、学習によって得られるルールの総数が少ないという問題が存在した。そこで、GA-RLCD では差異部分の文節数を制限せず学習するよう構成した。また、文節数の制限がなくなったことで変数部内の語彙が長くなってしまったため、変数部内の語彙同士で再帰的に共通部分と差異部分を探索することで、文法的情報や意味的情報の付加を行った。

### 3.1 差異部分の可変長化

GAW-ILSD は差異部分の文節数を固定長に設計していたため、共通部分が存在してもルールを獲得できない場合がみられた。そこで差異部分の制限を可変長に変更して学習を行う。差異部分を可変長に拡張した学習例を図3に示す。

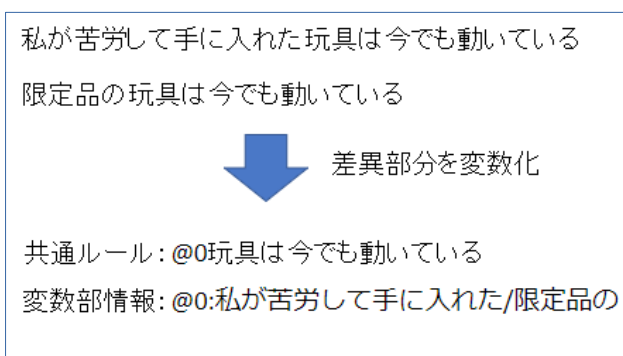


図3 変数部内情報

図3では差異部分の文節数を制限せず「私が苦勞して手に入れた」(文節数4)、「限定品の」(文節数1)を差異部分としてルールの生成を行っている。

### 3.2 変数部内の再帰的学習

図3のようにして差異部分を可変長化した学習を行うと、変数部内の語彙長が大きくなってしまふ。そこで変数部内の語彙同士で再帰的に共通部分、差異部分を探索することで、変数部内で新たな共通ルール、差異ルールを生成する。再帰的学習のフローチャートを図4に示す。

変数部に新たな差異部分が入ってきた場合、既に存在している差異部分であれば学習を終え、存在していなければ@を含む適合ルールの探索に移る(図4,①)。変数部内の@を含む適合ルールの探索を行い(図4,②)、ルールが見つかった場合一つの階層に変数部情報として記録し(図4,③)、見つからなかった場合共通文節の探索に移る(図4,④)。@を含む適合ルールが存在しなければ、共通の文節が存在する差異部分を探索し、新たな共通ルールを生成を行い(図4,⑤)、共通文節も存在しない場合は、差異部分を追加して学習を終える(図4,⑥)。

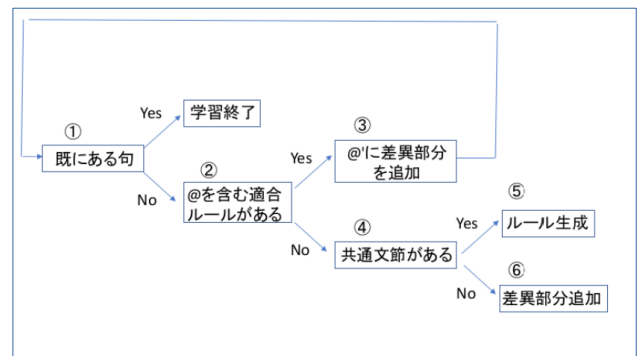


図4 再帰的学習フローチャート

これらの処理に関して、変数部内の語彙同士の再帰的学習例を図5に示す。

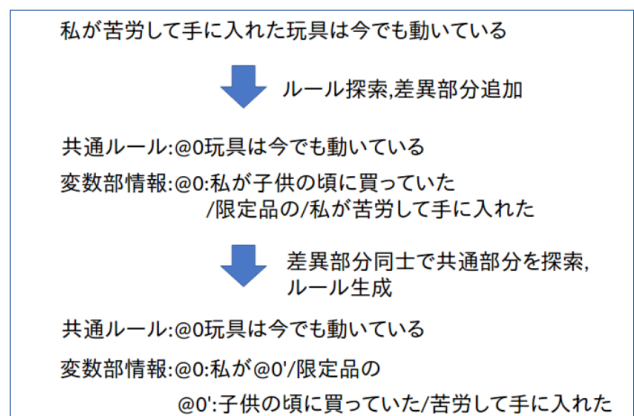


図5 変数部内の語彙同士の再帰的学習例

図5では,文章「私が苦勞して手に入れた玩具は今でも動いている」に対し,差異部分である「私が苦勞して手に入れた」を抽出している.その後差異部分として入ってきた「私が苦勞して手に入れた」と変数部情報「私が子供の頃を買っていた」から共通ルール「私が@0'」を生成し,@0'の変数部情報として「子供の頃を買っていた」と「苦勞して手に入れた」を記録している.

## 4. 実験 I : 深層学習型雑談システムとの比較

### 4.1 実験概要

GAW-ILSD と LSTM[1]による雑談対話システム(以下, LSTMCD と呼ぶ)を用いて SD 法[4]による実験を行った.以降, GAW-ILSD と LSTMCD の比較を実験 I と呼ぶ.6 名の評価者の入力に対し GAW-ILSD と LSTMCD の両方を出力することで,どちらの出力が自然であったか 1 対話ごとに評価する.これを各評価者に対し,20 ターン行った.なお,評価者の負担と評価される対話数のバランスを考慮し対話は 20 ターンとした.評価項目は,各出力文に対し評価者が

- i. GAW-ILSD の応答の方が自然だった
- ii. LSTMCD の応答の方が自然だった
- iii. どちらの応答も自然だった
- iv. どちらの応答も自然でなかった

のいずれかに分類してもらうことで評価を行う.なお, GAW-ILSD と LSTMCD による出力順はランダムに出力することでバイアスによる評価の偏りを避け,公平性を保つこととした.

### 4.2 比較対象

GAW-ILSD による雑談対話システムとの比較実験を行うため, LSTM による雑談対話システムを構築した.学習データには雑談対話コーパス[7]を使用した.雑談対話コーパスは, NTT ドコモが一般公開している雑談対話 API[8]を用いた雑談対話システムとユーザが 21 発話からなるやりとりを行った対話データで, 116 名の話者による 1,146 対話が収録されている.本実験では,このコーパスを利用し seq2seq モデル[9]を使用してシステムの構築を行った.LSTM のモデル構築におけるパラメーターを以下に示す.

- ・単語ベクトル
- ・隠れ層:1024 次元
- ・損失関数:クロスエントロピー
- ・最適化:Adam

### 4.3 実験結果

表 1 に SD 法実験結果を,表 2 に各システムの応答が自然と選択された割合を示す.なお,表中の「応答が自然と選択された数」は GAW-ILSD の場合は評価項目の i と iii の総数, LSTMCD の場合は評価項目の ii と iii の総数を指し,「選択率」は全応答数の中で応答が自然と選択された数の割合を指す.

表 1 : GAW-ILSD と LSTMCD の SD 法実験結果

|          | 応答が自然と 選択された数 | 選択率  |
|----------|---------------|------|
| GAW-ILSD | 61/120        | 0.51 |
| LSTMCD   | 55/120        | 0.46 |

表 2 : 各システムの応答が自然と選択された割合

|          | ユーザ 1 | ユーザ 2 | ユーザ 3 | ユーザ 4 | ユーザ 5 |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| GAW-ILSD | 0.75  | 0.25  | 0.65  | 0.4   | 0.4   |
| LSTMCD   | 0.6   | 0.35  | 0.45  | 0.55  | 0.4   |

実験 I の SD 法を用いた実験では評価者によって最大値 0.75,最小値 0.25 とばらつきが見られた( $\kappa = -0.203$ )が, GAW-ILSD による応答の平均値ではベースラインとなる深層学習型システムを 0.05 ポイント上回った.なお,実験結果の有意差検定を行ったところ  $p < 0.05$  より有意差は見られなかった.統計的な有意性が得られなかった原因は, GAW-ILSD 内の獲得したルールによる応答と ELIZA による応答の割合によるものと考えられる.そこで,獲得したルールと ELIZA の応答数,応答が自然と選択された数について分析を行った.表 3 に GAW-ILSD 内の応答数と応答が自然と選択された数の内訳を示す.

表 3: GAW-ILSD 内の応答内訳

|         | 応答数 | 応答が自然と 選択された数 | 選択率  |
|---------|-----|---------------|------|
| 獲得したルール | 27  | 17            | 0.63 |
| ELIZA   | 93  | 44            | 0.47 |

表 3 では, GAW-ILSD 内の獲得したルールによる応答と ELIZA による応答の応答数,応答が自然と選択された数,選択率を示している.表 3 から, GAW-ILSD の応答に関する内容を考察したところ, ELIZA による応答よりも獲得したルールによる応答の選択率が 0.16 ポイント高いことが示された.また,任意でもらったコメントには「シンプルな回答が多かった」のようなものが散見されたため, ELIZA の単調な応答が GAW-ILSD 全体の選択率を低下させていることが明らかとなった.

## 5. 実験 II : GAW-ILSD と GA-RLCD の比較

### 5.1 実験概要

実験 I の結果から,獲得したルールによる応答率の改善をした GA-RLCD を構築した.以降, GAW-ILSD をによる雑談対話システムと GA-RLCD による雑談対話システムの比較を実験 II と呼ぶ.実験 II では, GAW-ILSD による雑談対話システムと GA-RLCD による雑談対話システムを用いて SD 法[4]による実験を行った.10 名の評価者の入力に対し GAW-ILSD と GA-RLCD の両方を出力することで,どちらの出力が自然であったか 1 対話

ごとに評価する。これを各評価者に対し、20 ターン行った。なお、評価者の負担と評価される対話数のバランスを考慮し対話は 20 ターンとした。各出力文に対し評価者が

- i .GAW-ILSD の応答の方が自然だった
- ii .GA-RLCD の応答の方が自然だった

のいずれかに分類してもらうことで評価を行う。なお、GAW-ILSD と GA-RLCD による出力順は、ランダムに出力することでバイアスによる評価の偏りを避け、公平性を保つこととした。

## 5.2 実験結果

表 4 に実験結果を示す。

表 4 : GAW-ILSD による雑談対話システムと GA-RLCD による雑談対話システムの SD 法実験結果

|          | 応答が自然と 選択された数 | 選択率  |
|----------|---------------|------|
| GAW-ILSD | 67/200        | 0.33 |
| GA-RLCD  | 133/200       | 0.67 |

表 4 より、GA-RLCD の選択率が 0.34 ポイント向上していることがわかる。これは変数部分を可変長としたことにより学習によって得られたルールが増え、獲得ルールの応答率が上昇したことによるものと考えられる。表 5 に各システムの応答内訳を示す。

表 5 : 各システム応答内訳

|          | ELIZA<br>応答数 | 獲得ルール<br>応答数 |
|----------|--------------|--------------|
| GAW-ILSD | 158/200      | 42/200       |
| GA-RLCD  | 96/200       | 104/200      |

表 5 より、獲得ルール応答数において GA-RLCD が 62 回上回っていることがわかる。このことから、学習によって得られたルールを用いることで選択率の向上が確認された。

## 5. 実験 III : 文脈を考慮した比較

### 5.1 実験概要

実験 I と実験 II では、学習したルールと ELIZA の応答を分析するため、1 応答ごとに「どちらの応答が自然か」を評価した。ここでは、GAW-ILSD と GA-RLCD に対し、文脈を考慮してそれぞれのシステムにどのような印象を持つか分析するため、SD 法[4]を用いて対話終了後に「明るい - 暗い」など対立する形容詞の対を 5 段階の尺度で設け、各システムの持つ印象を評価した。以降、文脈を考慮した GAW-ILSD を用いた雑談対話システムと GA-RLCD を用いた雑談対話システムの比較を実験 III と呼ぶ。実験 III で用いる SD 法の形容詞対の項目を図 6 に示す。



図 6 SD 法における形容詞対の項目

実験 III では、10 名の評価者に対して GAW-ILSD と GA-RLCD それぞれ対話行ってもらい、その後図 6 の各項目に従って評価をした。実験の手順を以下に示す。

- i .評価者はシステム 1 と 20 ターン対話する
- ii .評価者はシステム 1 と行った対話を図 7 の各項目ごとに評価する
- iii .評価者はシステム 2 と 20 ターン対話する
- iv .評価者はシステム 2 と行った対話を図 7 の各項目ごとに評価する

なお、対話順から生じる評価の偏りを避けるため、10 名の内 5 名はシステム 1 を GAW-ILSD、システム 2 を GA-RLCD とし、残りの 5 名はシステム 1 を GA-RLCD、システム 2 を GAW-ILSD とした。また、評価者の負担と評価される対話数のバランスを考慮し対話は 20 ターンとした。

### 6.2 実験結果

図 7 に各システムの SD 法の結果を示す。図 7 では、各システムごとの印象を図 6 の 15 項目ごとに評価したものを示している。

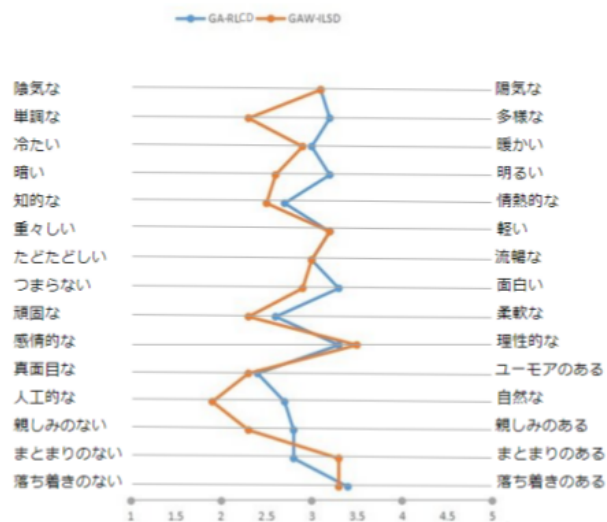


図 7 文脈を考慮した GAW-ILSD と GA-RLCD の SD 法実験結果

図7より、「単調な一多様な」項目において0.9ポイントの向上が確認された。また、「人工的な一自然な」項目においても0.8ポイントの向上が確認された。これらが向上した要因として、ELIZAの応答数が起因していると考えられる。そこで、各システム内でELIZAによる応答と獲得したルールによる応答の分析を行った。

表6に、各システムの応答内訳を示す。表6では、各システム内のELIZAによる応答数と獲得したルールによる応答数を示している。

表6: 各システム応答内訳

|          | ELIZA<br>応答数 | 獲得ルール<br>応答数 |
|----------|--------------|--------------|
| GAW-ILSD | 165/200      | 35/200       |
| GA-RLCD  | 99/200       | 101/200      |

表6より、GAW-ILSDとGA-RLCDを比較するとGA-RLCDのELIZA応答数が66回少ないことがわかる。ELIZAの応答の特徴として、相槌や話題を促す応答内容が多数存在するため、本実験においてもELIZAの応答率が高すぎると単調な応答が続き、不自然な会話と捉えられてしまった。したがって、獲得したルールでの応答率が高いGA-RLCDの方が「単調な一多様な」項目において0.9ポイント、「人工的な一自然な」項目において0.8ポイント高いスコアになったと考えられる。

## 7. まとめ

本稿では、遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習にWord2Vecを組み込み変数部の情報を付加した雑談対話システムGAW-ILSDとLSTMを用いた深層学習型の対話システムの比較実験により、応答が自然と選択された割合で0.05ポイントの向上を確認した。さらに、GAW-ILSDの獲得したルールによる応答率が22%であったことから、応答率の向上を目標として差異部分の可変長の学習が可能なシステムGA-RLCDを構築した。加えて、差異部分を可変長化した学習を行うと、変数部内の語彙長が大きくなってしまったため、変数部内の語彙同士で再帰的に共通部分、差異部分を探索して学習を行うことで変数部内で新たな共通ルール、差異ルールの生成を行った。その結果、GAW-ILSDに比べて獲得したルールによる応答数が62回上回り、印象評価実験から応答が自然と選択された割合が0.34ポイント増加した。

今後はELIZAと獲得したルールによる応答比率が与える印象の変化をより詳細に分析すると共に、データの少ない少数言語に対し雑談システムを構築するため、形態素などの情報が欠損している場合の学習機構を構築する予定である。

## 参考文献

- [1] Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber: "Long Short-Term Memory", *Neural Computation*, Volume 9, Issue 8, November 15, pp.1735-1780, 1997.
- [2] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT: "Pre-training of deep bidirectional transformers for language", *understanding*. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [3] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean: "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space", 1st International Conference on Learning Representations (ICLR2013), available from (<http://arxiv.org/abs/1301.3781>), 2013.
- [4] 北野 宏明: "遺伝的アルゴリズム" *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence* 7, pp. 27-35, 1992
- [5] 黒田翔悟, 荒木健治: "遺伝的アルゴリズムと Word2Vec を用いた帰納的学習による雑談システムの性能評価", 第82回全国大会講演論文集 2020, pp.427-428, 2020.
- [6] Osgood, C.E., Suci, G.J., Tannenbaum, P.H. , "The Measurement of Meaning", the University of Illinois, 1957.
- [7] 木村泰知, 荒木健治, 桃内佳雄, 柄内香次: "遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による雑談を対象とした音声対話システム", *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol. J84-D-II, No.9, pp.2079-2091, 2001.
- [8] Kenji Araki, Michitomo Kuroda: "Generality of Spoken Dialogue System Using SeGA-IL for Different Languages", *Proceeding of the IASTED International Conference COMPUTATIONAL INTELLIGENCE*, pp.70-75, San Francisco, CA, U.S.A., Nov. 20-22, 2006.
- [9] 東中竜一郎, 船越孝太郎: "Project Next NLP 対話タスクにおける雑談対話データの収集と対話破綻アノテーション", *人工知能学会言語・音声理解と対話処理(第72回)研究会資料*, pp.45-50, 2014.
- [10] 雑談対話 API: [https://www.nttdocomo.co.jp/service/developer/smart\\_phone/analysis/chat/](https://www.nttdocomo.co.jp/service/developer/smart_phone/analysis/chat/)
- [11] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, Quoc V. Le: "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks", *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'14)*, pp.3104-3112, December 2014.