

会話分析の相互作用とその役割に基づく対話生成に関する一考察 A Study on Interaction Generation Based on Interaction and Conversation Analysis of Conversation Analysis

太田 博三[†]
Hiromitsu Ota

[†]放送大学
The Open University of Japan
otanet123@gmail.com

Abstract

There is remarkable thing about penetration into daily life by deep learning technology such as Pepper and AI speaker as a voice assistant. However, there is a big gap quality or feeling between human speech and its dialogue system. I tried approaching by incorporating the viewpoint of conversation analysis by sociology's ethnomethodology into deep learning technology. As a result, dialogue generation with a more human-like deep learning framework is expected. It is an interdisciplinary approach.

Keywords — **Conversation analysis, Ethnomethodology, Deep learning, Dialogue generation**

1. はじめに

本研究は、音声対話システムや対話応答サービスがスマートフォンの Siri だけでなく、スマートスピーカーの Alexa などが 2017 年に発売され、日常生活の中心となり、これらを経由して、目覚まし時計から出前の注文、そしてエアコンや家電製品の制御をするまでに普及してきている。

ここで、今後の成熟の鍵となるのは、人間の発話に対して機械/ コンピューターの発話が成立しているか、対応関係にあるかが、根幹的なポイントのひとつであることには変わりがない。本稿では、この対話応答の継続性を向上させることに着眼したものである。

社会学のエスノメソドロジー(ethnomethodology)や会話分析(conversation analysis)があり、ハーベイ(Harvey)やサックス(Sacks)らの 1970 年代の定性的な研究から生まれたものでもある。これらの中に、[質問]-[応答]や[申し出]-[受諾/ 拒否]、[呼びかけ]-[応答]などの隣接対のフレームワークがあり、対話生成に有用であると考え、着目したものである。

最終的には、対話の自動生成に適用し、その継続性や適切な応答などの精度向上に資することが目標である。ここで、文章自動生成と同様に、対話文を(0, 0, 1, 0, 0)などのベクトルに変換する分散表現と言われる表現学習も大きく関わってくる。深層学習における対話

応答のモデルとして Neural Conversation

Model(Vinyals, 2015)が挙げられる。会話分析の隣接対の概念を、これらに適用することが第一義的であるが、本研究では隣接対が日本語学習者の初級者と上級者とで違いがあるかを考察したものである。隣接対がある程度、実証されれば、隣接対以外の会話分析の概念も適用できる可能性が少なくない。従って、今後の研究の基盤となるものでもあり、あらゆる角度から検討したものである。ぜひ、実務につなげられるようにしたい。

【検索画面】

OPILレベル	性別	年齢	出身国	母語
初級-下	男女	15(参考データ) 17(参考データ) 18 19	インドネシア インドネシア? ウクライナ ロシアベキスタン	韓国語 ロシア語 中国語(台湾語) 中国語
職業等	日本語在期間	日本語学習期間	日本語能力試験	
日本語学校生 大学・大学院生 専門学校生 会社員	~3ヶ月未満 ~6ヶ月未満 ~1年未満 ~2年未満	~3ヶ月未満 ~6ヶ月未満 ~1年未満 ~1年6ヶ月未満	1級 2級 3級 4級	検索 検索条件クリア

データID	OPILレベル	年齢	性別	出身国	母語	職業等	日本語在期間	日本語学習期間(参考)	日本語能力試験(参考)	TEXT	MP3
1	上級-中	29	男	韓国	韓国語	日本語学校生	18ヶ月	18ヶ月		表示 DL	
2	中級-下	22	女	韓国	韓国語	大学生	3ヶ月	11ヶ月		表示 DL	
3	上級-下	37	女	韓国	韓国語	日本語学校生	1年	18ヶ月		表示 DL	
4	中級-上	24	女	韓国	韓国語	日本語学校生	6ヶ月	1年6ヶ月		表示 DL	
5	中級-上	28	女	韓国	韓国語	専門学校生	2年	23ヶ月		表示 DL	
6	中級-中	24	女	韓国	韓国語	日本語学校生	3ヶ月	7ヶ月		表示 DL	
7	中級-中	25	女	韓国	韓国語	日本語学校生	2ヶ月	12ヶ月		表示 DL	
10	超級	28	女	韓国	韓国語	会社員	5年	7年		表示 DL	
11	中級-上	28	女	韓国	韓国語	日本語学校生	6ヶ月	9ヶ月		表示 DL	
12	中級-下	25	男	韓国	韓国語	日本語学校生	3ヶ月	3ヶ月		表示 DL	
13	上級-中	31	男	韓国	韓国語	日本語学校生	1年	3年		表示 DL	

図 1. 属性別の日本語教育会話データベースの検索画面

2. 先行研究

対話破綻検出プロジェクトや DSTC7 などの国内外の催しから、類似したペーパーがあるが、視点が異なり、明確に会話分析の概念を用いているとは限らない。

また、Seq2Seq などの深層学習のモデルを単体で用いたり、そのモデルをアーキテクトの面で進化させたものはあるが、対話応答へ根差したものとまで言える研究は極めて少ない。

最後に、使用データとその属性について説明する。

国立国語研究所の提供する日本語学習者会話データを用いたものである。本会話データは、ACTFL(全米外国語協会)による OPI(Oral Proficiency Interview Test)に基づいており、日本語 OPI は 1993 年に発足し、15 年近く経過している。ここでの判断尺度は、次の 4 つに区分されている。

1. 超級 (Superior) , 2. 上級 (Advanced) , 3. 中級 (Intermediate) , 4. 初級 (Novice)

これは「日本語学習者会話データベースの利用手引き (平成 22 年 5 月 国立国語研究所)」によれば、言語運用能力は 10 種類の階級に区分されている(表 1)。対話のスク립トは、インフォーマント (日本語学習者/ データ提供者) とテスター (面接者) とからなり、30 分ほどの対話形式で構成されている。

また上記の 10 段階の OPI レベルや性別、年齢、出身国などを選択することができる。検索条件を設定してダウンロードすると、文字化 (一部、音声化) されたスク립トが入手でき、有用である (図 1)。

対話応答の自動生成に関しては、ICML 2015 Workshop で Vinyals (2015) らの Google のチームが NIPS2014 で発表した Sequence to Sequence model を基としている。多層の LSTM を用いて文章をベクトル化 (エンコード) し、別の多層 LSTM を用いてベクトルをデコード (復元) するものである。これは「日本語-英語」間の機械翻訳でよく用いられている。

表 1. OPI 能力区分表

区分	OPIレベル	階級	OPI評価
1	超級 (Superior)	1	超級
2	上級 (Advanced)	2	上級-上
	"	3	上級-中
	"	4	上級-下
3	中級 (Intermediate)	5	中級-上
	"	6	中級-中
	"	7	中級-下
4	初級 (Novice)	8	初級-上
	"	9	初級-中
	"	10	初級-下

3. まとめ

日本語学習者の会話データから、エスノメソドロジーや会話分析における隣接対が多ければ多いほど、継続性のある日本語対話文の自動生成につながることを確認された。これに年齢に応じた単語の言

い換えが加わると、流暢な日本語になり得る可能性がある。この言い換えも、属性から推測されうる。

本考察から、事前に学習データの隣接対を計量化した結果、ある一定の基準を超えていれば、Seq2Seq による対話自動生成は比較的、自然な対話が生成される可能性が考えられると言える。さらに、源データに隣接対を追加・修正するなどによって、ターンテイキングの数を増やすことも考えられ、対話の継続性が増すという改善が期待できる。

今後は、隣接対の他に話者交替で多用されるパターンや対話の中の修復を当てはめ、同じように対話自動生成に有効かを検証してみたい。

4. 参考文献

- [1] Oriol Vinyals, Quoc Le. A Neural Conversational Model, arXiv last revised 22 Jul 2015.
- [2] Marjan Ghazvininejad. A Knowledge-Grounded Neural Conversation Model. Microsoft, 2018
- [3] 喜連川他 「暗黙の発話状況を考慮したニューラル対話モデル」. 言語処理学会 第 23 回年次大会 発表論文集 2017
- [4] 串田, 平本, 林 「会話分析入門」 勁草書房 2017
- [5] 国立国語研究所 日本語学習者会話データ <https://nknet.ninjal.ac.jp/kaiwa/>
- [6] 対話破綻検出チャレンジ 2015 <https://sites.google.com/site/dialoguebreakdown-detection/>
- [7] 船越・東中他(2016) 「対話破綻検出チャレンジにおける対話破綻データと破綻検出結果の分析」 言語処理学会 第 22 回年次大会
- [8] 前川・小磯他(2015) 「話し言葉コーパス: 一設計と構築— (講座日本語コーパス)」 朝倉書店
- [9] DSTC7 Dialog System Technology Challenges <http://workshop.colips.org/dstc7/index.html>
- [10] EMCA 研究会 エスノメソドロジー・会話分析とはなにか - <http://emca.jp/learn>
- [11] 狩野(2017) 「コンピューターに話を通じるか 対話システムの現在」 情報管理 Vol.59 no.10
- [12] 石崎・伝(2001) 「談話と対話」 東京大学出版会
- [13] 藤田 自然言語表現の言い換え <http://paraphrasing.org/~fujita/paraphrasing-j.html>