

修士学位論文

論文題目 対話システム研究のための
目標指向対話計画タスクの提案

提出者 東北大学大学院情報科学研究科

システム情報科学 専攻

学籍番号 C1IM2013

氏名 岸波 洋介

指 導 教 員 Advising Professor at Tohoku Univ.	乾 健太郎 教授	
学位論文指導教員 Dissertation Advisor	教授 講師 准教授 助教	
審 査 委 員 (○ 印 は 主 査) Dissertation Committee Members Name marked with "○" is the Chief Examiner	○ 乾 健太郎 教授 1 伊藤 彰則 教授 2 鈴木 潤 教授 3 _____ 4 _____ 5 _____ 6 _____	

提 出 者 略 歴 Author's Profile			
フリ 氏 名 Name	きしなみ ようすけ 岸波 洋介	昭和・平成 西 暦	10 年 7 月 29 日生 Year / Month / Day
本 籍	福島 都 道 府 県	国 籍 Nationality ()	
履 歴 事 項 Curriculum Vitae			
平成 29 年 4 月 1 日 Year / Month / Day	東北大学 Undergraduate	工学部 Faculty	電気情報物理工学科入学 Division Entrance
令和 3 年 3 月 25 日	同 卒 業 The School Completion		
令和 3 年 4 月 1 日	東北大学大学院情報科学研究科 Graduate School of Information Sciences		システム情報科学専攻 Department
	博士課程前期 2 年の課程入学 Two-Year Master's Program (Master's Course) Entrance		
令和 5 年 3 月 24 日	同 修 了 The School Completion		
年 月 日			
年 月 日			
年 月 日			
年 月 日			

備考(1) 履歴事項は、大学入学から年次にしたがって記入してください。

Note(1) Please fill in personal history from Undergraduate entrance in chronological order.

(2) 修了年月日は、9月修了、3月修了の場合は、学位記授与式年月日を記入してください。

(2) Students who graduate in September or March, Please fill in your date of degree conferment.

(3) 留学生は、生年月日を西暦で記入し、国籍を記入してください。

(3) For Foreign Students, Please fill in your nationality and date of birth in the Christian era.

*

Abstract

Dialogue systems interact with a user by returning the appropriate response to the user’s utterance. Recently, with the development of deep learning technology, neural dialogue systems have achieved great success, and there are various research directions toward generating higher-quality responses. One of the hot topics is achieving proactive behavior in dialogue systems. Previous studies have addressed goal-oriented dialogue tasks, in which a system is given a goal and interacts with a human to achieve it. However, it is not easy to directly measure the planning ability of a system because humans influence the results of existing tasks.

In this study, we propose the Target-Guided Open-Domain Conversation Planning (TGCP) task to evaluate whether neural dialogue systems have goal-oriented dialogue planning abilities. Using the TGCP task, we investigate the planning abilities of existing retrieval models and recent strong generative models. The experimental results reveal the challenges facing current technology.

Keywords:

Dialogue, Dialogue system, Evaluation, Planning

*Master’s Thesis, System Information Sciences, Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, C1IM2013, February 6, 2022.

*

内容梗概

雑談対話応答生成システムとは、ユーザから入力された発話に対して適切な応答を返すことによりユーザと対話をおこなうシステムのことである。近年、深層学習技術の発展により、ニューラルネットワークを用いた対話応答生成システムが大きな成功を収めており、より高品質な応答を生成するために様々な方向性で研究が進められている。その中の主流なトピックの一つに、対話システムにおける能動的な振る舞いを実現するという方向性がある。このトピックでは、多くの先行研究は対話システムに目標を与え、その達成を目指して人間と対話するといった目標指向対話タスクに取り組んでいる。しかしながら、このような既存のタスクはいずれもタスクの実施結果が対話相手の人間の影響を受けることから、システムのプランニング能力を直接測定することは難しい。

そこで本研究では、ニューラル雑談対話応答生成システムが目標指向対話におけるプランニング能力を保有しているかどうかを評価するためのタスク、「Target-Guided Open-Domain Conversation Planning」（以降 TGCP）を提案する。このタスクは、事前に定義された目標を達成するような対話計画をシステムが一人二役となって生成することを要求するものである。システムは自身の発話だけでなく対話相手の発話も生成するため、対話相手の影響を受けずにシステムのプランニング能力が測定できる。さらに、提案するタスクを用いて既存の対話モデルや近年提案された高性能な対話モデルのプランニング能力について調査し、これらのモデルが現在直面している課題を明らかにする。

キーワード

対話, 対話システム, 評価, プランニング

*東北大学 大学院情報科学研究科 システム情報科学専攻 修士学位論文, C1IM2013, 2022年2月6日.

目次

1	はじめに	1
2	関連研究	4
2.1	目標指向対話システム	4
2.2	プランニングと対話システム	5
3	提案タスク	6
3.1	タスク定義	6
3.2	評価指標	6
4	実験	8
4.1	TGCP における設定	8
4.1.1	データセット	8
4.1.2	評価	8
4.2	既存の対話モデル	9
4.3	近年の高性能な対話モデル	10
4.3.1	PREDES. の詳細設定	11
4.3.2	BLENDER の学習設定	11
4.4	アブレーションモデル	12
4.5	人間によるタスクの実施	12
5	実験結果	13
5.1	目標達成率	13
5.2	対話の自然性と実現可能性	13
5.3	総合評価	16
6	分析	17
6.1	人手評価における作業間の一貫性	17
6.2	目標達成に要したターン数	17
6.3	対話の自然性と実現可能性の関係	17

6.4	On-the-fly 戦略の課題	18
7	議論: 今後の課題	20
7.1	本タスクでの性能向上に向けて	20
7.2	他の目標指向対話タスクへの応用について	20
7.3	Target-Guided Open-Domain Conversation との関連	21
8	おわりに	22
	謝辞	23

目 次

1	目標指向対話計画タスクの概要図	3
2	人手評価の説明画面	9
3	BLENDER+PREDES. による対話計画生成	10

表 目 次

1	TGCP における対話モデルの性能	13
2	DKRN によって生成された対話計画. () 内はモデルによって予測されたキーワードと, そのキーワードとターゲット単語との類似度を示す. (ターゲット単語: <i>shirt</i>)	14
3	BLENDER+PREDES. によって生成された対話計画. 予測されたキーワード系列は <i>remember</i> → <i>picture</i> → <i>landscape</i> である. (ターゲット単語: <i>landscape</i>)	15
4	人間によって生成された対話計画. (ターゲット単語: <i>vegetarian</i>)	18
5	RETRIEVAL-ST. によって生成された対話計画の一部. (ターゲット単語: <i>chase</i>)	19

1 はじめに

雑談対話応答生成システム（以降対話システム）とは、ユーザから入力された発話に対して適切な応答を返すことによりユーザと対話をおこなうシステムのことである。このようなシステムは外国語学習支援 [1, 2, 3] や高齢者の話し相手、介護支援 [4, 5, 6] などさまざまな応用先が考えられることから盛んに研究が進められている。特に近年は深層学習技術の発展により、ニューラルネットワークを用いた対話システムの研究・開発が盛んにおこなわれている。これらの研究では、システムがより高品質な応答を生成できるよう、様々な方向性で研究に取り組んでいる。例えば、知識の活用 [7, 8, 9, 10, 11], 感情 [12, 13, 14, 15, 16] やペルソナ情報の考慮 [17, 18, 19, 20, 21], 大規模な事前学習モデルの利用 [22, 23, 24, 25, 26] などが挙げられる。

しかしながら、一般的にこれらの対話システムは与えられた対話文脈に対して自然な応答を返すことのみに着目しており、システムが能動的に対話を主導するような振る舞いをするのは少ない。そのため、近年は対話システムにおける能動的な振る舞いの実現を目指す研究がおこなわれるようになってきている。例えば、Tang ら [27] は「Target-Guided Open-Domain Conversation」というタスクを提案している。このタスクは対話システムに対して、事前に定義したターゲット単語が対話中に言及されるよう、対話を積極的に主導することを要求するというものである。また、Wu ら [28] は対話システムに対して、事前に定義した目標エンティティが対話中に言及されるよう、知識グラフを利用しながら対話を積極的に主導することを要求するタスクを提案している。様々な研究がシステムに対して目標指向な対話を課すこれらのタスクに取り組んでおり、能動的な振る舞い実現に向けて研究が進められている [29, 30, 31, 32, 33]。このように、対話システムに目標を与え、その目標を達成できるような対話を生成していくという課程は、人工知能における重要な研究分野の一つである「プランニング」 [34, 35, 36, 37] に類似していると考えられる。プランニングは、与えられた初期状態と目標から、その目標を達成するまでの行動計画を生成するような問題を扱う分野であり、近年対話システムの研究領域にも取り入れられつつある [38, 39, 40]。したがって、Tang ら [27] や Wu ら [28] が提案しているような目標指向対話タスク

は、対話におけるプランニングが必要なタスクと捉えることもできる。

しかしながら、既存の目標指向対話タスクは、いずれも対話相手の人間の影響によりシステムのプランニング能力を直接測定することは難しい。例えば、人間が偶然目標の単語やエンティティに言及した場合、システムのプランニング能力に関係なく目標達成と判定されてしまう。一方、システムが目標達成のためにどんなに計画立てて対話をおこなっていても、人間が対話に非協力的な場合（「そうですね」のような発話の多用など）、目標を達成することは難しい。このような背景から、本研究ではニューラル雑談対話応答生成システムが目標指向対話におけるプランニング能力を保有しているかどうかを評価するためのタスク、「Target-Guided Open-Domain Conversation Planning」（以降 TGCP）を提案する。図 1 は TGCP の概要を示している。TGCP とは、事前に定義されたターゲット単語が最終的に言及されるような対話計画を生成するというタスクである。システムは、自身の発話だけでなく対話相手の発話も生成することによって対話計画の生成を行う。このタスクの特徴は、システムが次に言うべき発話だけでなく、その先に続く数ステップ先までの未来の対話の生成を考えている点である。これは「Target-Guided Open-Domain Conversation」のような目標指向な対話タスクの文脈においてこれまで取り組まれていなかった問題設定である。この設定は、本来であれば予測不可能であるはずの対話相手の発話をシステム自身が自由に生成できるという点で、実世界の対話における設定とは異なっている。しかしながら、システム自身で目標を達成できるような対話を計画することにより、対話相手の影響を受けることなくシステムのプランニング能力を測定することが可能になると考える。

本研究の貢献は以下の 3 点である。

- 目標指向対話におけるプランニング能力を評価するタスクである TGCP を提案し、タスクを実施するためのスクリプトおよびデータセットを公開した¹。
- 既存の対話モデルや近年の高性能な対話モデルを用いて提案する TGCP を実施した。

¹<https://github.com/y-kishinami/TGCP>

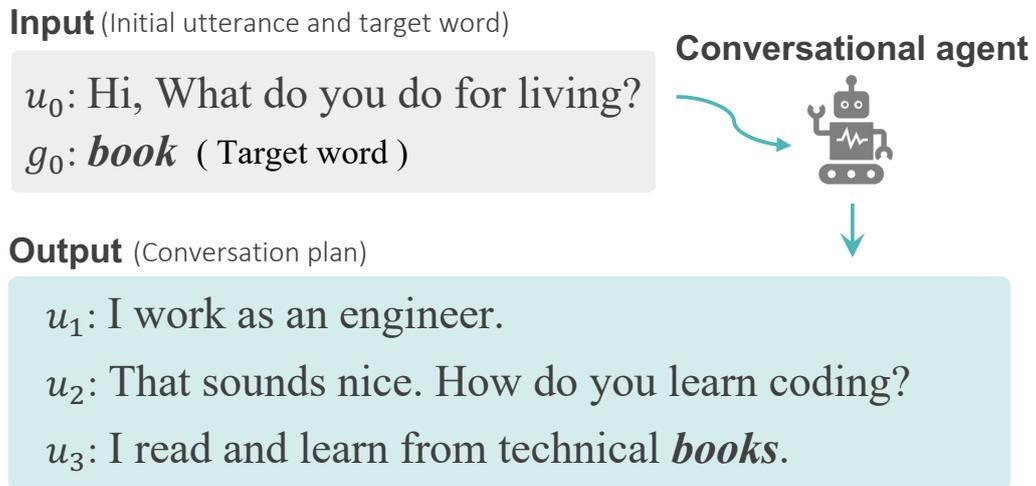


図 1: 目標指向対話計画タスクの概要図

- 現在のモデルの性能および直面している課題を明らかにした.

2 関連研究

本章では目標指向対話システム，プランニングに関する論文と，それらと本研究の関連性について述べる．

2.1 目標指向対話システム

近年，対話システムにおける能動的な振る舞いの実現を目指す研究が盛んにおこなわれるようになってきている．この研究領域には，大きく二つの主要な目標指向対話タスクが存在し，さまざまな研究がこれらのタスクを解くことを通して能動的な振る舞い実現のための技術を醸成している．一つは，Tang ら [27] が提案している「Target-Guided Open-Domain Conversation」というタスクである．このタスクは対話システムに対して，事前に定義したターゲット単語が対話中に言及されるよう，対話を積極的に主導することを要求するタスクである．Tang ら [27] はタスクを提案するだけでなく，このタスクを解くためのシステムも複数提案し，実験でそれらのシステムの性能を評価している．その後，より高性能にタスクを解くことができるよう，複数の研究が Tang ら [27] のシステムを改良している [30, 32]．

もう一つは，Wu ら [28] が提案しているタスクである．このタスクは対話システムに対して，事前に定義した目標エンティティが対話中に言及されるよう，知識グラフを利用しながら対話を積極的に主導することを要求するタスクである．Wu ら [28] はこのタスクを人間におこなわせることで DuConv というデータセットを構築している．さらにこのタスクを解くためのシステムも提案しており，その後複数の研究でより高性能にタスクを解けるようなシステムが提案されている [29, 31, 33]．

これらの主要なタスクはどちらも事前に与えられた目標を達成できるような人間との対話を生成するというものである．一方，本研究ではこのようなタスク，特に Tang ら [27] が提案しているタスクについて，対話相手の人間を切り離し，システム自身で目標を達成できるような対話を計画させることで，システムのプランニング能力を測定するタスクを提案する．

2.2 プランニングと対話システム

プランニングは人工知能における伝統的な分野の一つであり [34, 35, 36, 37], 近年対話システムの研究分野にも取り入れられつつある [38, 39, 40]. Jiang ら [40] はプランニングの概念に触発され, 未来に続く発話を予測するようなモジュールを適用することにより, 効率的にタスク指向対話を遂行できる対話システムを提案している. 既存の研究では主にレストランの予約などといったタスク指向対話をおこなうシステムにプランニングの概念が適用されている. 一方本研究では 2.1 節で述べたような目標指向対話システムの研究領域で取り組まれているタスクに対してプランニングの概念を導入する.

3 提案タスク

本研究では「Target-Guided Open-Domain Conversation Planning」(TGCP)と名づけるタスクを提案する。このタスクは、目標指向対話システムがプランニング能力を保有しているかを評価するためのタスクである。本章ではこのタスクの定義および評価指標について述べる。

3.1 タスク定義

図1はTGCPの概要を示している。本研究では対話の目標として、dogやpizzaのようなターゲット単語を与えることとする。ターゲット単語 g_0 と初期発話 u_0 が与えられた時、TGCPはシステムに対し、最終発話にターゲット単語 g_0 が含まれるような対話全体の計画 (u_1, \dots, u_N) を生成することを要求する。つまり、 M 単語で構成される最終発話 $u_N = (w_{N,1}, \dots, w_{N,M})$ のいずれかの $m \in M$ について $w_{N,m} = g_0$ が成立する。このタスクはTangら [27] が提案したタスクと入出力の形式は同一である。しかしながら、これらの設定は対話相手として人間が関与しているかどうか異なる。Tangら [27] が提案したタスクはシステムと人間の対話を考えている一方で、TGCPではシステムが対話全体の全ての発話を生成する。

3.2 評価指標

TGCPの評価は以下の3つの指標で行われる。

- 目標達成率: 対話計画でターゲット単語が言及されているかどうか
- 対話の自然性: 対話計画における発話の遷移が自然であるかどうか
- 対話の実現可能性: 対話計画が実際の対話で発生し得るかどうか

本研究では、目標指向対話におけるプランニングには、これらの3つの観点全てを満たすことが重要であると考えている。例えば、ターゲット単語として *computer*、初期発話として “*What sports do you like?*” が与えられた時、“*I love computer.*”

のような発話は目標を達成しているが、対話として不自然であり、かつ対話においてもそのようなやりとりは滅多に発生しないと考えられる。同様に、“*I don't like sports because my friend who likes sports broke my computer.*”のような発話は目標を達成し、かつ発話遷移としても自然であるが、実際の対話では滅多に発生しないと考えられる。本研究ではシステムによるこのような発話生成はシステムがプランニング能力を保有していることを示していないと考える。各指標の評価方法について、目標達成率は、生成された対話計画でターゲット単語そのものが言及されているかどうかを自動で算出する。Tang ら [27] はターゲット単語の言及だけでなく、ターゲット単語の同義語の言及についても目標の達成として許容している。しかしながら、Zhong ら [32] は目標達成率を測る上で同義語は信頼できないものと指摘し、Tang ら [27] が目標達成判定に使用しているスクリプト²を一部修正したものを使用している。したがって、本研究でも Zhong ら [32] に倣い、ターゲット単語そのものの言及のみを目標の達成として扱う³。また、対話の自然性および実現可能性については、人手評価を実施する。

²<https://github.com/zhongpeixiang/CKC/blob/master/util/data.py>

³Zhong ら [32] が目標達成の判定に使用しているスクリプトは、いくつかの設定においてターゲット単語が適切に言及されているにもかかわらず失敗と判定されてしまっていた。従って本研究ではこれらの設定でも目標達成と判定されるようスクリプトを一部修正した。

4 実験

TGCP を用いて、いくつかの既存の対話モデルと、近年対話応答生成分野において提案されている高性能な対話モデルのプランニング能力を調査する。

4.1 TGCP における設定

4.1.1 データセット

TGCP のデータセットとして、ターゲット単語と初期発話のペアで構成される 1000 設定を用意した。Tang ら [27] が提案したタスクに取り組んでいる先行研究に従い、本研究では ConvAI2 データセットの対話における初期発話、および各発話に含まれるキーワード集合から無作為に抽出することによってこれらのペアを作成した⁴。

4.1.2 評価

3.2 節で述べたように、TGCP では、対話モデルによって生成された対話計画は目標達成率、対話の自然性、対話の実現可能性の 3 つの指標で評価される。目標達成率は自動で算出される。モデルは逐次的に次の発話を生成するため、目標単語が生成されない場合、永遠に対話計画を生成し続けることになってしまう。これを防ぐために、本研究では対話計画の最大ターン数を 8 に設定した⁵。対話の自然性と対話の実現可能性については、Amazon Mechanical Turk⁶ を用いて人手評価を実施した。各モデルに対し、無作為に抽出された 100 個の対話計画⁷ が英語母語話者によって評価された。評価の際、チェック設問を使用することで低品質な作業者を除去した。各対話に対して 5 人の作業者が対話の自然性 (5 is *Strongly good* and 1 is *Strongly bad*) および対話の実現可能性 (5 is *Frequently* and 1 is

⁴先行研究 [27, 30, 32] に従った方法である。加えて、ConceptNet5 [41] に概念として存在しない単語はキーワードから除外した。

⁵Tang ら [27] が提案するタスクに取り組んでいる先行研究 [30, 32] と同一の設定である。

⁶<https://www.mturk.com/>

⁷4.5 節で述べる人間については 50 個の対話計画全てを評価した。

Evaluation of the transition smoothness and probability of the conversation

You are provided conversations between person (A) and person (B).

Please answer the following two questions.

- How smooth are the transitions during the conversation?
- How likely is the conversation to occur?

This HIT contains 11 evaluations (#01-#11).

Task description

First, you are given the conversation between person A and person B

```
A: I like cookies. What about you?  
B: I like it. I like cookies that taste like vegetables.  
A: Really? I don't like vegetables, but I like games about growing them.  
B: I see. I didn't know there was such a game.
```

Then, you are asked the following two question:

Question1: How smooth are the transitions during the conversation?

Please rate transition smoothness during the conversation on the five-point scale:

- Score 5: Strongly Good
- Score 4: Good
- Score 3: Unsure
- Score 2: Bad
- Score 1: Strongly Bad

In the above example, Overall the utterance transitions are smooth, so the score is 5.

Question2: How likely is the conversation to occur?

Please rate conversation probability on the five-point scale:

- Score 5: Frequently
- Score 4: Often
- Score 3: Sometimes
- Score 2: Occasionally
- Score 1: Rarely

In the above example, The score is 1 because conversations about "cookies that taste like vegetables" and "games about growing vegetables" are rarely likely to occur.

* Please read and evaluate the meaning of the entire utterance, without considering minor issues such as grammar or spelling errors.

図 2: 人手評価の説明画面

Rarely) を 5 段階で評価した。1 人の作業者には無作為に抽出された合計 10 個の対話計画の評価と 1 個のチェック設問への回答を要求した。したがって、合計の作業者は 525 人となる⁸。実際に作業者に提示された説明画面を図 2 に示す。

4.2 既存の対話モデル

本研究では、Tang ら [27] が提案する Target-Guided Open-Domain Conversation に取り組む先行研究で使用されていた 7 個の対話モデル (RETRIEVAL [42], Tang ら [27] の RETRIEVAL-St., PMI, NEURAL, KERNEL, Qin ら [30] の DKRN, Zhong ら [32] の CKC) を用意した。RETRIEVAL を除くすべてのモデルは対話の各ターンに次に言及するべきキーワードを予測し、予測したキーワードと対話履

⁸チェック設問によって除去された低品質な作業者の人数を除く。

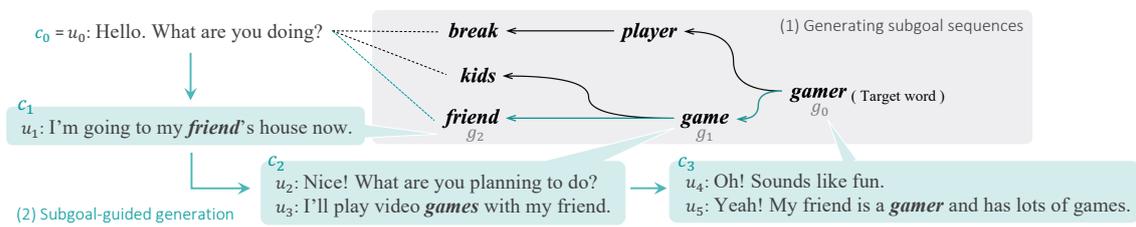


図 3: BLENDER+PREDES. による対話計画生成

歴に基づいて次の発話を決定する On-the-fly 戦略を用いている⁹. これらの実行には先行研究の著者らが公開しているコードを用いた^{10,11}. キーワード予測モデル, および発話選択モデルの学習はそれぞれ著者らの設定に従った. 具体的には, CKC は Zhong ら [32] によって前処理された ConvAI2 のデータセットを, それ以外のモデルは Tang ら [27] によって前処理された ConvAI2 のデータセットを用いた.

4.3 近年の高性能な対話モデル

既存のモデルに加え, 本研究では, 近年対話応答生成分野で高性能な応答生成モデルとして知られている BLENDER [24] と, 目標に辿り着くまでに対話中で言及すべきキーワード系列を事前に設計する Pre-design 戦略 (PREDES.) を結びつけたモデル (BLENDER+PREDES.) を用意した. このモデル (図 3) は本研究で新たに導入するモデルである. 本論文では TGCP というタスクが本研究で提案する新規タスクであるためにこのモデルを新規モデルとして言及しているが, TGCP を解くためのモデルを設計する方法は多数存在することに注意されたい. しかしながら, 本研究で用意した BLENDER+PREDES. のような, 現状の対話応答生成分野における最新技術を使用したモデルの性能を調査することは, TGCP というタスクの性質を知る上でも有益であると考え.

BLENDER+PREDES. では, はじめに ConceptNet5 [41] を使用してキーワード

⁹RETRIEVAL はキーワード予測モデルを使用しないモデルである.

¹⁰<https://github.com/James-Yip/TGODC-DKRN>

¹¹<https://github.com/zhongpeixiang/CKC>

系列 (*subgoal sequence*) を生成する. 具体的には, ターゲット単語 g_0 を表現する概念から初期発話 u_0 に関連する概念まで知識グラフのエッジを辿ることによって通過した n 個の概念の系列を, キーワード系列 $G = g_0, g_1, \dots, g_{n-1}$ として取得する. n はターゲット単語 g_0 を含むキーワード系列の長さである. このように事前にキーワード系列を設計することは, 部分最適なキーワードを選択することによって特定の地点からターゲット単語に近づくことができなくなるような場合を防ぐことができる. キーワード系列を生成したのち, BLENDER を用いて以下のように部分対話の系列 $C = c_0, c_1, \dots, c_n$ を生成する.

$$c_i = f(g_{n-i}, (c_0, \dots, c_{i-1})) \quad (1 \leq i \leq n) \quad (1)$$

ここで, c_i はその直前の対話 c_{i-1} に続く部分対話を示し, c_i の最終発話内にはキーワード g_{n-i} が含まれる. $f(\cdot)$ は与えられた部分対話とキーワードから, キーワードを含む部分対話を生成する関数である.

4.3.1 PreDes. の詳細設定

本論文では, $n = 3$, つまり, ConceptNet を 3 段階まで辿ることによってキーワード系列を生成した¹². ConceptNet を辿ることによって生成されたキーワード系列のうち, キーワード系列の末尾 g_{n-1} が初期発話 u_0 と関連度合いが高い上位 30 個を保持した. 関連度合いには, u_0 の SIF embedding [43] と g_{n-1} の Glove word embedding [44] のコサイン類似度を使用した. 30 個のキーワード系列から生成された対話計画の中から, BLENDER によって部分対話を生成する際の生成確率の平均が最も高い対話計画を最終的な出力として選択した.

4.3.2 Blender の学習設定

BLENDER として, HuggingFace transformers ライブラリによって一般公開されている BlenderBot-3B を使用した¹³. Blender は入力された対話履歴に対して

¹²キーワード系列の生成に不要な単語を包括的に除去するために, NLTK および spaCy ライブラリにおけるすべてのストップワードを除外した. 加えて, wordfreq によって算出されるスコアがターゲット単語のスコアを下回る概念についても除外することとした.

¹³<https://huggingface.co/facebook/blenderbot-3B>

次に続く応答を生成するモデルであるため、入力された部分対話とキーワードに基づきそれに続く部分対話を生成する f として使用するためにファインチューニングを実施した。Blender の学習データとして、Zhong ら [32] によって前処理された ConvAI2 データセットを使用した。さらに、このデータセットにおける各対話を、入出力がそれぞれ複数発話から構成されるように分割し、出力の発話列から無作為に抽出したキーワードを入力に付加した¹⁴。最終的に、学習データは 117877 ペア、検証データは 6425 ペアとなった。学習時のハイパーパラメータについては、バッチサイズを 32、学習率を 7.0×10^{-6} 、warmup steps を 100、評価ステップ数を 1,000、最大更新回数を 50,000 とした。その他のパラメータについては HuggingFace transformers の初期設定を採用した。学習終了後、検証データにおける損失が最小となるチェックポイントを f として採用した。

4.4 アブレーションモデル

本研究で新たに導入した Pre-design 戦略の効果を分析するために、対話戦略を持たない Blender (BLENDER)、既存モデルの On-the-fly 戦略を持つ Blender も用意した。特に、On-the-fly 戦略として、CKC によって使用されていた On-the-fly 戦略を適用することとした (BLENDER+CKC)。これらの 2 つのモデルは BLENDER+PREDES. で使用されているものと同様の Blender を使用した。ただし、BLENDER、つまり対話戦略を持たない Blender については、学習時および推論時の入力にキーワードを付加しないこととした。

4.5 人間によるタスクの実施

タスクの上限値として、4.1 節で述べたデータセットから無作為に抽出した 50 ペアについて、3 人の作業者にタスクを実施させた。

¹⁴Zhong ら [32] に従ってキーワードを抽出した。出力側の発話列からキーワードを一つも抽出できなかったペアについては学習データから除外することとした。

モデル名	対話戦略	発話生成	目標達成率	ターン数	自然性	可能性
RETRIEVAL [42]	-	抽出	0.034	3.71	3.52	3.37
RETRIEVAL-St. [27]	on-the-fly	抽出	0.851	5.04	3.50	3.29
PMI [27]	on-the-fly	抽出	0.531	4.97	3.33	3.17
NEURAL [27]	on-the-fly	抽出	0.535	2.83	3.14	3.00
KERNEL [27]	on-the-fly	抽出	0.596	2.79	3.24	3.05
DKRN [30]	on-the-fly	抽出	0.968	2.91	3.28	3.12
CKC [32]	on-the-fly	抽出	0.353	3.60	2.81	2.69
BLENDER [24]	-	生成	0.024	5.04	3.99	3.90
BLENDER+CKC	on-the-fly	生成	0.247	7.00	3.90	3.71
BLENDER+PREDES.	pre-design	生成	0.425	6.29	4.05	3.90
Human	-	-	1.000	3.50	4.11	3.89

表 1: TGCP における対話モデルの性能

5 実験結果

表 1 に TGCP による評価結果を示す。

5.1 目標達成率

表 1 から、抽出ベースの対話モデルについては目標達成率が高い傾向にあることが確認できる。特に、DKRN の目標達成率は人間と同等の水準となっている。また、生成ベースの対話モデルは抽出ベースの対話モデルと比較して目標達成率が低めである。しかしながら、BLENDER+PREDES. は BLENDER+CKC と比較して目標達成率が高いことが確認できる。この結果は、On-the-fly 戦略を Pre-design 戦略に置き換えることが生成ベースの対話モデルの目標達成率向上に有効であることを示している。

5.2 対話の自然性と実現可能性

抽出ベースの対話モデルは、人間と比較しても対話の自然性、実現可能性が低いことが確認できる。表 2 は、人間を除くすべての対話モデルのうち最も目標

u_0 hey how is it going ?

u_1 i'm doing ok . i have mass this week (*school*: 0.64)

u_2 i just got done sewing a new *shirt* (*shirt*: 1.00)

表 2: DKRN によって生成された対話計画. () 内はモデルによって予測されたキーワードと, そのキーワードとターゲット単語との類似度を示す. (ターゲット単語: *shirt*)

達成率が高かったモデルである DKRN の生成した対話計画例である. この例において, モデルはターゲット単語の言及には成功しているものの, u_1 から u_2 への発話遷移が明らかに不自然である. 一方, 生成ベースの対話モデルの対話の自然性および実現可能性は抽出ベースの対話モデルよりも高いことが確認できる. 特に, 同一の戦略を使用している CKC と BLENDER+CKC を比較すると, BLENDER+CKC が両方の指標で上回っていることがわかる. したがって, 最近の高性能な対話応答生成モデルの使用は自然性や対話の実現可能性の向上に有効であると考えられる. 表 3 は, 人間を除くすべての対話モデルのうち最も対話の自然性, 実現可能性が高かった BLENDER+PREDES. によって生成された対話計画例を示している. この例において, モデルは適切なキーワード系列を生成し, さらにそれに従って自然な対話計画を生成することができている.

*u*₀ hello how are you ?

*u*₁ not too bad, how about you?

*u*₂ i am good thanks for asking

*u*₃ what do you do for a living, if you don't mind me asking? i am a nurse

*u*₄ that's cool. i work in a grocery store.

*u*₅ do you like it

*u*₆ yeah, it pays the bills, but i want to be a dental hygienist

*u*₇ wow that's a great career choice. how long have you been doing that

*u*₈ for as long as i can *remember*

*u*₉ what do you like to do in your spare time

*u*₁₀ i love to take *pictures* and photography is a hobby of mine

*u*₁₁ what kind of pictures do you take?

*u*₁₂ mostly *landscapes*, i love nature

表 3: BLENDER+PREDES. によって生成された対話計画. 予測されたキーワード系列は *remember* → *picture* → *landscape* である. (ターゲット単語: *landscape*)

5.3 総合評価

本研究で提案した TGCP は既存の抽出ベースの対話モデルや、本研究で新たに導入した対話モデルのプランニング能力を明らかにした。抽出ベースの対話モデルは、目標達成率が高いが、対話の自然性や実現可能性は低い傾向にあった。一方で、生成ベースの対話モデルはその逆の傾向を示していた。これらの結果は、現在の技術が直面している目標達成率と対話の自然性・実現可能性とのトレードオフを示していると考えられる。一方で、Pre-design 戦略を持つ生成ベースの対話モデルは、On-the-fly 戦略を持つモデルと比較して、高い自然性、実現可能性を保持したまま目標達成率を向上させることを確認した。この結果から、本研究で導入した Pre-design 戦略をより洗練させていくことは、現状の技術が直面するトレードオフの解消に効果的である可能性が示唆される。

6 分析

6.1 人手評価における作業者間の一致度

対話の自然性と実現可能性の人手評価における作業者間の一致度について、Liuら [45] の手法に倣い調査した。具体的には、同一の対話計画について評価した5人を無作為に2人と3人のグループに分割し、それぞれの評価値に基づいて比較するモデル群の順位を作成したときの2グループ間のスピアマン順位相関係数を算出した。グループの分割方法には複数選択肢が存在するため、100回の試行の平均値を算出した。その結果、対話の自然性については0.971、対話の実現可能性については0.970となり、どちらの評価指標も作業者間で一定の合意が取れていることが確認できた。

6.2 目標達成に要したターン数

本研究では、各モデルが目標達成に要したターン数についても調査した。その結果、生成ベースの対話モデルと人間は対話の自然性や実現可能性の観点では同等であったが、ターン数の観点では大きな差があることを確認した。表1から、BLENDER+CKCやBLENDER+PREDES.が目標達成に要したターン数の平均は、人間よりもかなり多いことがわかる。このことから、人間は高い自然性、実現可能性を保ちながら、効率的に目標を達成していることがわかる。表4は、人間によって生成された対話計画例を示している。この例では、短いターン数にもかかわらず目標を達成する自然な対話計画を生成することができている。仮に人間を模倣するようなモデルの実現を目指していく場合には、このようなターン数の観点が今後の課題の一つとなる可能性がある。

6.3 対話の自然性と実現可能性の関係

本節では、実験結果における対話の自然性と実現可能性の相関関係について調査する。これら2つの観点の評価値のピアソン相関係数は0.828であり、強い相

u_0 Not a big fan of talking face to face . How about you?

u_1 Me too. I prefer texting.

u_2 I truly understand. People love to comment on your behaviors when talking face to face. But talking online does not have such problems.

u_3 It sounds like you have experienced such comments. What did people accuse you of?

u_4 Well, I am a *vegetarian*, but they said vegetarians are incomprehensible. Rude people, aren't they?

表 4: 人間によって生成された対話計画. (ターゲット単語: *vegetarian*)

関を示していた。したがって、少なくとも本研究で実施した実験においては、対話の実現可能性という観点是对話の自然性に内包されている可能性が考えられる。そのため、対話の自然性を評価することは対話の実現可能性の傾向もおおよそ指し示す可能性がある。

6.4 On-the-fly 戦略の課題

表 5 は、On-the-fly 戦略を持つ既存の対話モデルである RETRIEVAL-ST. の生成した対話計画例を示している。この例では、 y_6 のタイミングで catch というキーワードを予測したのち、 u_7 から u_{16} まで同じ発話を繰り返し生成し続けている。そして、最終的に目標の達成に失敗している。このように、On-the-fly 戦略が部分最適を選択することによってそれ以上目標に近づくことができなくなるという課題が、実際の例から確認することができた。

u_0	Today I am annoyed about not being able to drive.
u_1	That's <i>horrible</i> . My friend is also paralyzed. (<i>horrible</i> : 0.20)
u_2	I am sorry to <i>hear</i> of your injury. (<i>hear</i> : 0.43)
u_3	I feel like dump and skeleton but just <i>wasting</i> my hours here. (<i>waste</i> : 0.48)
u_4	I don't understand <i>people</i> with egos. (<i>people</i> : 0.50)
u_5	I think happiness is an illusion which <i>money</i> can help with. (<i>money</i> : 0.53)
u_6	I don't lie, it's bad when you get <i>caught</i> . (<i>catch</i> : 0.54)
u_7	I guess that's why the constantly keep calling me. (<i>catch</i> : 0.54)
u_8	I guess that's why the constantly keep calling me. (<i>catch</i> : 0.54)
	⋮
u_{16}	I guess that's why the constantly keep calling me. (<i>catch</i> : 0.54)

表 5: RETRIEVAL-ST. によって生成された対話計画の一部。(ターゲット単語: *chase*)

7 議論: 今後の課題

7.1 本タスクでの性能向上に向けて

本研究では現状の対話応答生成分野における最新技術を用いたモデルとして BLENDER+PREDES. を導入した。したがって、より TGCP を高性能に解くために改善できる点は多数存在すると考える。その一つとして、Pre-design 戦略におけるキーワード系列の生成方法の洗練が挙げられる。本研究ではキーワード系列をターゲット単語から知識グラフのエッジを辿ることによって生成していたが、自然なキーワード系列の生成方法として最適かどうかは議論の余地がある。例えば、既存の対話データの共起情報や単語分散表現の類似度に基づいて作成することも可能である。このような手法も含め、より自然なキーワード系列の生成方法について模索することは、より高性能なシステムの実現に有効である可能性がある。

また、より最近ではタスクに関する少数の事例を提示することによって、追加学習せずともさまざまなタスクを解くことができる大規模言語モデルが注目されている [46]。したがって、このようなシステムの本タスクへの適用も今後の課題の一つである。

7.2 他の目標指向対話タスクへの応用について

本研究で提案した TGCP における対話の目標は、Tang ら [27] の提案するタスクに倣い dog や pizza のような事前に定義されたターゲット単語への言及としていた。率直にはこの目標をタスクに応じて置き換えることで、他の目標指向対話タスクへの応用が可能である。そのため、他の目標指向対話タスクのために提案されているシステムのプランニング能力も評価することができる。また、既存タスクでなくとも、例えば「対話相手から健康状態を聞き出す」などのように、より実应用到に近いような目標に置き換えることも可能である。したがって、仮に本研究で扱ったような目標を人間と同程度に達成できるようなシステムが実現した場合でも、より難易度の高い目標を設定することにより、実应用到に向けてシステムのプランニング能力を測定するタスクとして機能し続けることが期待できる。

7.3 Target-Guided Open-Domain Conversation との関連

本研究で提案した TGCP は、システムが事前に定義されたターゲット単語へ言及できるような対話を生成することで、システム自身で目標を達成する対話をプランニングする能力の評価が可能である。一方で Tang ら [27] が提案する Target-Guided Open-Domain Conversation というタスクは、システムが人間との対話のなかでターゲット単語への言及を目指すため、人間の発話にうまく対応しながらプランニングをおこない、目標を達成する能力の評価が可能である。この点で、両タスクは異なる観点でシステムの能力を測定していると捉えることができる。本研究では複数の対話モデルの TGCP における性能を調査したが、これらのモデルの Target-Guided Open-Domain Conversation における性能の調査まではおこなっていない。したがって、本研究の実験で用いた対話モデルの Target-Guided Open-Domain Conversation における評価、分析を実施することも今後の課題の一つである。

8 おわりに

本研究では、ニューラル雑談対話応答生成システムの目標指向対話におけるプランニング能力を直接評価することが可能なタスクとして「Target-Guided Open-Domain Conversation Planning」(TGCP)を提案した。本研究は目標指向対話システムの研究領域において、人間の影響を排除した状態でシステムが将来の複数発話の計画、つまり対話計画を生成する能力を測定した初の研究である。さらに、提案したTGCPというタスクを用いて実験を行った結果、現状の対話モデルは対話の自然性、実現可能性を保ちつつ目標も達成するにはまだ課題が残ることを明らかにした。また、実験結果から、生成ベースの対話モデルに対して、目標達成までに言及すべきキーワード系列を事前設計するような戦略を適用することは、現状のモデルが抱える課題を克服するのに効果的である可能性が示唆された。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々のご協力、ご助言をいただきました。お忙しいなか、研究活動だけでなく進路や学生生活に関するご指導やご助言をいただいた主指導教員である乾 健太郎教授、鈴木 潤教授に心から感謝申し上げます。また、本論文の審査をお引き受けくださいました、本学の伊藤 彰則教授に深く感謝申し上げます。鈴木研究室の赤間 怜奈さん、乾研究室の佐藤 志貴さん、徳久 良子さんには、日々の研究活動の際のご助言やご協力に加え、学生生活を送るうえでの多くのご助言をいただきましたことに、心から感謝申し上げます。最後に、研究会や日々の議論のなかで多くのご助言をいただきました乾研究室、鈴木研究室、松林研究室の皆様、これまで学生生活や研究活動においてお世話になったすべての皆様に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Diane Litman, Steve Young, Mark Gales, Kate Knill, Karen Ottewell, Rogier van Dalen, and David Vandyke. Towards using conversations with spoken dialogue systems in the automated assessment of non-native speakers of English. In *Proceedings of the 17th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 270–275, 2016.
- [2] Vikram Ramanarayanan, Matthew Mulholland, and Yao Qian. Scoring interactional aspects of human-machine dialog for language learning and assessment using text features. In *Proceedings of the 20th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 103–109, 2019.
- [3] 佐伯真於, 松浦瑠希, 鈴木駿吾, 宮城琴佳, 小林哲則, 松山洋一. Intella : 適応的な質問戦略を有するスピーキング能力判定会話エージェント. 第93回人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会 (第12回対話システムシンポジウム), pp. 15–20, 2021.
- [4] 大竹裕也, 萩原将文. 高齢者のための発話意図を考慮した対話システム. 日本感性工学会論文誌, Vol. 11, No. 2, pp. 207–214, 2012.
- [5] 浅尾仁彦, Julien Kloetzer, 水野淳太, 齊木大, 門脇一真, 鳥澤健太郎. 介護用対話システムのための高齢者の発話理解. 言語処理学会第26回年次大会 発表論文集, pp. 125–128, 2020.
- [6] 浅尾仁彦, 水野淳太, 呉鍾勲, Julien Kloetzer, 大竹清敬, 福原裕一, 鎌倉まな, 緒形桂, 鳥澤健太郎. 介護支援対話システム micsus のための意味解釈モジュール. 言語処理学会第28回年次大会 発表論文集, pp. 952–956, 2022.
- [7] Xueliang Zhao, Wei Wu, Can Xu, Chongyang Tao, Dongyan Zhao, and Rui Yan. Knowledge-Grounded Dialogue Generation with Pre-trained Language Models. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 3377–3390, 2020.

- [8] Sixing Wu, Ying Li, Dawei Zhang, Yang Zhou, and Zhonghai Wu. Diverse and Informative Dialogue Generation with Context-Specific Commonsense Knowledge Awareness. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 5811–5820, 2020.
- [9] Xiexiong Lin, Weiyu Jian, Jianshan He, Taifeng Wang, and Wei Chu. Generating informative conversational response using recurrent knowledge-interaction and knowledge-copy. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 41–52, 2020.
- [10] Hyundong Cho and Jonathan May. Grounding conversations with improvised dialogues. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 2398–2413, 2020.
- [11] Sixing Wu, Ying Li, Ping Xue, Dawei Zhang, and Zhonghai Wu. Section-aware commonsense knowledge-grounded dialogue generation with pre-trained language model. In *Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics (COLING)*, pp. 521–531, 2022.
- [12] Chenyang Huang, Osmar Zaïane, Amine Trabelsi, and Nouha Dziri. Automatic dialogue generation with expressed emotions. In *Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL)*, pp. 49–54, 2018.
- [13] Hannah Rashkin, Eric Michael Smith, Margaret Li, and Y. Lan Boureau. Towards Empathetic Open-domain Conversation Models: A New Benchmark and Dataset. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 5370–5381, 2019.
- [14] Peixiang Zhong, Chen Zhang, Hao Wang, Yong Liu, and Chunyan Miao. Towards Persona-Based Empathetic Conversational Models. In *Proceedings of*

the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pp. 6556–6566, 2020.

- [15] Zhenqiao Song, Xiaoqing Zheng, Lu Liu, Mu Xu, and Xuanjing Huang. Generating responses with a specific emotion in dialog. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 3685–3695, 2019.
- [16] Sahand Sabour, Chujie Zheng, and Minlie Huang. Cem: Commonsense-aware empathetic response generation. In *Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 11229–11237, 2022.
- [17] Jiwei Li, Michel Galley, Chris Brockett, Georgios P. Spithourakis, Jianfeng Gao, and Bill Dolan. A Persona-Based Neural Conversation Model. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 994–1003, 2016.
- [18] Saizheng Zhang, Emily Dinan, Jack Urbanek, Arthur Szlam, Douwe Kiela, and Jason Weston. Personalizing Dialogue Agents: I have a dog, do you have pets too? In *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 2204–2213, 2018.
- [19] Andrea Madotto, Zhaojiang Lin, Chien-Sheng Wu, and Pascale Fung. Personalizing dialogue agents via meta-learning. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 5454–5459, 2019.
- [20] Qian Liu, Yihong Chen, Bei Chen, Jian-Guang Lou, Zixuan Chen, Bin Zhou, and Dongmei Zhang. You impress me: Dialogue generation via mutual persona perception. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 1417–1427, 2020.
- [21] Haoyu Song, Yan Wang, Wei-Nan Zhang, Xiaojiang Liu, and Ting Liu. Generate, delete and rewrite: A three-stage framework for improving persona

- consistency of dialogue generation. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 5821–5831, 2020.
- [22] Yizhe Zhang, Siqu Sun, Michel Galley, Yen-Chun Chen, Chris Brockett, Xiang Gao, Jianfeng Gao, Jingjing Liu, and William B. Dolan. DIALOGPT : Large-Scale Generative Pre-training for Conversational Response Generation. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL): System Demonstrations*, pp. 270–278, 2020.
- [23] Daniel Adiwardana, Minh-Thang Luong, David R. So, Jamie Hall, Noah Fiedel, Romal Thoppilan, Zi Yang, Apoorv Kulshreshtha, Gaurav Nemade, Yifeng Lu, and Quoc V. Le. Towards a Human-like Open-Domain Chatbot. In *aiXiv preprint arXiv:2001.09977*, 2020.
- [24] Stephen Roller, Emily Dinan, Naman Goyal, Da Ju, Mary Williamson, Yinhan Liu, Jing Xu, Myle Ott, Kurt Shuster, Eric M. Smith, Y. Lan Boureau, and Jason Weston. Recipes for Building an Open-Domain Chatbot. In *Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL)*, pp. 300–325, 2021.
- [25] Romal Thoppilan, Daniel De Freitas, Jamie Hall, Noam Shazeer, Apoorv Kulshreshtha, Heng-Tze Cheng, Alicia Jin, Taylor Bos, Leslie Baker, Yu Du, Yaguang Li, Hongrae Lee Huaixiu, Steven Zheng, Amin Ghafouri, Marcelo Menegali, Yanping Huang, Maxim Krikun, Dmitry Lepikhin, James Qin, Dehao Chen, Yuanzhong Xu, Zhifeng Chen, Adam Roberts, Maarten Bosma, Vincent Zhao, Yanqi Zhou, Chung-Ching Chang, Igor Krivokon, Will Rusch, Marc Pickett, Pranesh Srinivasan, Laichee Man, Kathleen Meier-Hellstern, Meredith Ringel, Morris Tulsee, Doshi Renelito, Delos Santos, Toju Duke, Johnny Soraker, Ben Zevenbergen, Vinodkumar Prabhakaran, Mark Diaz, Ben Hutchinson, Kristen Olson, Alejandra Molina, Erin Hoffman-John, Josh Lee, Lora Aroyo, Ravi Rajakumar, Alena Butryna, Matthew Lamm,

- Viktoriya Kuzmina, Joe Fenton, Aaron Cohen, Rachel Bernstein, Ray Kurzweil, Blaise Aguera-Arcas, Claire Cui, Marian Croak, Ed Chi, and Quoc Le Google. LaMDA: Language Models for Dialog Applications. In *aiXiv preprint arXiv:2201.08239*, 2022.
- [26] Kurt Shuster, Jing Xu, Mojtaba Komeili, Da Ju, Eric Michael Smith, Stephen Roller, Megan Ung, Moya Chen, Kushal Arora, Joshua Lane, Morteza Behrooz, William Ngan, Spencer Poff, Naman Goyal, Arthur Szlam, Y-Lan Boureau, Melanie Kambadur, and Jason Weston. BlenderBot 3: a deployed conversational agent that continually learns to responsibly engage. In *arXiv:2208.03188*, 2022.
- [27] Jianheng Tang, Tiancheng Zhao, Chenyan Xiong, Xiaodan Liang, Eric P. Xing, and Zhiting Hu. Target-Guided Open-Domain Conversation. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 5624–5634, 2019.
- [28] Wenquan Wu, Zhen Guo, Xiangyang Zhou, Hua Wu, Xiyuan Zhang, Rongzhong Lian, and Haifeng Wang. Proactive Human-Machine Conversation with Explicit Conversation Goal. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 3794–3804, 2019.
- [29] Zelin Dai, Weitang Liu, and Guanhua Zhan. Multiple Generative Models Ensemble for Knowledge-Driven Proactive Human-Computer Dialogue Agent. In *aiXiv preprint arXiv:1907.03590*, 2019.
- [30] Jinghui Qin, Zheng Ye, Jianheng Tang, and Xiaodan Liang. Dynamic Knowledge Routing Network for Target-Guided Open-Domain Conversation. In *Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 8657–8664, 2020.

- [31] Hao Yuan and Jinqi An. Multi-Hop Memory Network with Graph Neural Networks Encoding for Proactive Dialogue. In *Proceedings of the 2020 6th International Conference on Computing and Artificial Intelligence (ICCAI)*, pp. 24–29, 2020.
- [32] Peixiang Zhong, Yong Liu, Hao Wang, and Chunyan Miao. Keyword-Guided Neural Conversational Model. In *Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 14568–14576, 2021.
- [33] Yutao Zhu, Jian Yun Nie, Kun Zhou, Pan Du, Hao Jiang, and Zhicheng Dou. Proactive Retrieval-based Chatbots based on Relevant Knowledge and Goals. In *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pp. 2000–2004, 2021.
- [34] Peter Norvig and Stuart J Russell. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 1995.
- [35] Bart Kuijpers and Kris Dockx. An Intelligent Man-Machine Dialogue System Based on AI Planning. *Applied Intelligence*, Vol. 8, No. 3, pp. 235–245, 1998.
- [36] Amanda Stent, Rashmi Prasad, and Marilyn Walker. Trainable Sentence Planning for Complex Information Presentations in Spoken Dialog Systems. In *Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 79–86, 2004.
- [37] Marilyn Walker, Amanda Stent, Francois Mairesse, and Rashmi Prasad. Individual and Domain Adaptation in Sentence Planning for Dialogue. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 30, pp. 413–456, 2007.
- [38] Adi Botea, Christian Muise, Shubham Agarwal, Oznur Alkan, Ondrej Bajgar, Elizabeth Daly, Akihiro Kishimoto, Luis Lastras, Radu Marinescu, Josef Ondrej, Pablo Pedemonte, and Miroslav Vodolan. Generating Dialogue

- Agents via Automated Planning. In *The Second AAI Workshop On Reasoning And Learning For Human-Machine Dialogues (DEEP-DIAL)*, 2019.
- [39] Zhuoxuan Jiang, Jie Ma, Jingyi Lu, Guangyuan Yu, Yipeng Yu, and Shaochun Li. A General Planning-Based Framework for Goal-Driven Conversation Assistant. In *Proceedings of the 33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 9857–9858, 2019.
- [40] Zhuoxuan Jiang, Xian Ling Mao, Ziming Huang, Jie Ma, and Shaochun Li. Towards End-to-End Learning for Efficient Dialogue Agent by Modeling Looking-ahead Ability. In *Proceedings of the 20th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 133–142, 2019.
- [41] Robyn Speer, Joshua Chin, and Catherine Havasi. ConceptNet 5.5: An Open Multilingual Graph of General Knowledge. In *Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 4444–4451, 2017.
- [42] Yu Wu, Wei Wu, Chen Xing, Zhoujun Li, and Ming Zhou. Sequential Matching Network: A New Architecture for Multi-turn Response Selection in Retrieval-Based Chatbots. In *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 496–505, 2017.
- [43] Sanjeev Arora, Yingyu Liang, and Tengyu Ma. A Simple but Tough-to-Beat Baseline for Sentence Embeddings. In *Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2017.
- [44] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. GloVe: Global Vectors for Word Representation. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1532–1543, 2014.
- [45] Chia-Wei Liu, Ryan Lowe, Iulian Serban, Mike Noseworthy, Laurent Charlin, and Joelle Pineau. How NOT to evaluate your dialogue system: An

empirical study of unsupervised evaluation metrics for dialogue response generation. In *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 2122–2132, 2016.

- [46] Tom B. Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Child, Aditya Ramesh, Daniel M. Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Christopher Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever, and Dario Amodei. Language Models are Few-Shot Learners. In *arXiv:2005.14165*, 2020.

発表文献一覧

受賞一覧

- 人工知能学会 第96回 言語・音声理解と対話処理研究会 (SLUD2022) 対話システムライブコンペティション5 オープントラック 優秀賞 (2位)
- 人工知能学会 第93回 言語・音声理解と対話処理研究会 (SLUD2021) 対話システムライブコンペティション4 オープントラック 優秀賞 (3位)
- 令和3年度 情報処理学会東北支部学生奨励賞
- 人工知能学会 第90回 言語・音声理解と対話処理研究会 (SLUD2020) 対話システムライブコンペティション3 オープントラック 優秀賞 (2位)

国際会議論文

1. Shiki Sato*, Yosuke Kishinami*, Hiroaki Sugiyama, Reina Akama, Ryoko Tokuhisa and Jun Suzuki. Bipartite-play Dialogue Collection for Practical Automatic Evaluation of Dialogue Systems. In Proceedings of the 2nd Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 12th International Joint Conference on Natural Language Processing (AAACL-IJCNLP 2022) Student Research Workshop (SRW), online, November 2022. (*equal contribution)
2. Yosuke Kishinami, Reina Akama, Shiki Sato, Ryoko Tokuhisa, Jun Suzuki and Kentaro Inui. Target-Guided Open-Domain Conversation Planning. In Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2022), Korea, October 2022.

国内会議・研究会論文

1. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 徳久良子, 鈴木潤, 乾健太郎. 人間同士の雑談における話題遷移モデリング. 言語処理学会第 29 回年次大会, 沖縄, March 2023 (to appear) .
2. 守屋彰二, 岸波洋介, 佐藤志貴, 徳久良子, 乾健太郎. 程度を考慮したフォーマリティ変換のためのデータセットの収集と分析. 言語処理学会第 29 回年次大会, 沖縄, March 2023 (to appear) .
3. 守屋 彰二*, 塩野 大輝*, 岸波 洋介, 藤原 吏生, 木村 昂, 松本 悠太, 曾根 周作, 赤間 怜奈, 鈴木 潤, 乾 健太郎. aoba.v3 bot: 多様な応答生成モデルとルールベースを統合したマルチモーダル雑談対話システム. 第 96 回人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会 (第 13 回対話システムシンポジウム), 東京, December 2022. (*貢献は同じ)
4. 守屋彰二, 岸波洋介, 徳久良子, 乾健太郎. 能動的な対話システム実現に向けた談話マーカーの利用の検討. NLP 若手の会 (YANS) 第 17 回シンポジウム, オンライン, August 2022.
5. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 徳久良子, 鈴木潤, 乾健太郎. 人の話題遷移モデリングのための基礎分析. NLP 若手の会 (YANS) 第 17 回シンポジウム, オンライン, August 2022.
6. 佐藤志貴*, 岸波洋介*, 杉山弘晃, 赤間怜奈, 徳久良子, 鈴木潤. 多様な話者との自動対話に基づく雑談システムの自動評価. 言語処理学会第 28 回年次大会, オンライン, March 2022. (*貢献は同じ)
7. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 徳久良子, 鈴木潤, 乾健太郎. 目標指向対話のためのサブゴール設計に基づく発話系列生成. 第 93 回人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会 (第 12 回対話システムシンポジウム), オンライン, November 2021.

8. 長澤春希*, 工藤慧音*, 宮脇峻平, 有山知希, 成田風香, 岸波洋介, 佐藤志貴, 乾健太郎. aoba_v2 bot: 多様な応答生成モジュールを統合した雑談対話システム. 第93回人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会 (第12回対話システムシンポジウム), オンライン, November 2021. (*貢献は同じ)
9. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 鈴木潤, 徳久良子, 乾健太郎. 対話システムの先読み能力実現に向けた未来の展開まで生成する学習戦略の提案と分析. 2021年度人工知能学会全国大会, オンライン, June 2021.
10. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 鈴木潤, 乾健太郎. 対話システムの先読み能力を分析可能なタスクの検討. 言語処理学会第27回年次大会, オンライン, March 2021.
11. 藤原吏生*, 岸波洋介*, 今野颯人, 佐藤志貴, 佐藤汰亮, 宮脇峻平, 加藤拓真, 鈴木潤, 乾健太郎. ILYS aoba bot: 大規模ニューラル応答生成モデルとルールベースを統合した雑談対話システム. 第90回人工知能学会 言語・音声理解と対話処理研究会 (第11回対話システムシンポジウム), オンライン, November 2020. (*貢献は同じ)
12. 岸波洋介, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 鈴木潤, 乾健太郎. 未来の文脈を利用した対話応答生成. NLP若手の会 (YANS) 第15回シンポジウム, オンライン, September 2020.