

ユーザが共感できる悩みの対話コンテンツ生成

橋口 友哉[†] 山本 岳洋^{††} 藤田 澄男^{†††} 大島 裕明^{†,††}

[†] 兵庫県立大学 応用情報科学研究科 〒 650-0047 兵庫県神戸市中央区港島南町 7-1-28

^{††} 兵庫県立大学 社会情報科学部 〒 651-2197 兵庫県神戸市西区学園西町 8-2-1

^{†††} ヤフー株式会社 〒 102-8282 東京都千代田区紀尾井町 1-3

E-mail: [†]{aa19j508,ohshima}@ai.u-hyogo.ac.jp, ^{††}t.yamamoto@sis.u-hyogo.ac.jp, ^{†††}sufujita@yahoo-corp.jp

あらまし 本研究では、悩みを抱えているユーザの悩みの環境やその時の感情を含んだ文を入力し、入力からシステム同士がその悩みについて会話を行う悩みの対話コンテンツの生成に取り組む。ピア・サポートは同じ悩みを持っている人同士が経験などを伝え合うことで、お互いを支えあうものであり、悩みを抱える人への重要な支援といわれている。本研究では、キャラクタ同士による会話をユーザが観察することでピア・サポートに似た効果が得られるのではないかと考えた。本研究では、悩みの対話コンテンツの生成のためにマルチターンの会話データセットを作成し、事前学習モデルの GPT を既存手法である TransferTransfo と同様の手法でファインチューニングする。本研究における貢献は既存の対話データセットやコミュニティサイトからマルチターンの会話データセットを作成したことである。本研究では、マルチターンの会話データセットを作成するために、EmpatheticDialogues と Reddit の悩みが投稿されている r/offmychest を利用した。また、生成される対話コンテンツの会話が長く続くようにするモデルを作成した。学習したモデルで生成を行い、生成結果の分析、BLEU と ROUGE といった自動評価を行った。

キーワード 対話生成, GPT

1 はじめに

同じ悩みや病気を抱える人同士で支え合うピア・サポートは、アルコール依存症や禁煙などのコミュニティで活用されている。例えば、Alcoholics Anonymous は、アルコール依存症者の自助グループとして知られている¹²。ピア・サポートについて小野らは、同じ悩みを持っている人がいることを知ることは重要であると報告している [27]。さらに、「患者にとって本当の意味での共感とはピア（同じ立場の人間）だからこそ成しえるものであり、非常に重要なサポートである」と述べている。また、白井らによると、ピア・サポートの効果の一つとして「相手の悩みを聞いて、気持ちの共有ができるようになる」と述べている [25]。

本研究では、図 1 に示すように、悩みを抱えている人と同じ悩みを持っているキャラクタが悩み相談を行うシステムを提案する。本研究のシステムはキャラクタ同士が悩み相談を行うことで、擬似的なピア同士の会話をユーザに提供する。

システム同士の会話をユーザに提供するというインタラクションは珍しくない。林らはシステムとユーザのインタラクションの形式は図 2 に示すように 3 つあるとしている [30]。また、林らは「システムからの一方的な情報よりもシステム同士のやりとりを観察する方が自然で分かりやすい」と仮説を立てている。本研究では、この仮説にしたがって、システム同士の悩み相談のやりとりをユーザに提供する。また、ユーザがシステムに具体的な悩み相談を行うよりも、自分と同じ悩みを抱え

入力：最近、職場での人間関係が上手く
いってなくて、会社を辞めたい。

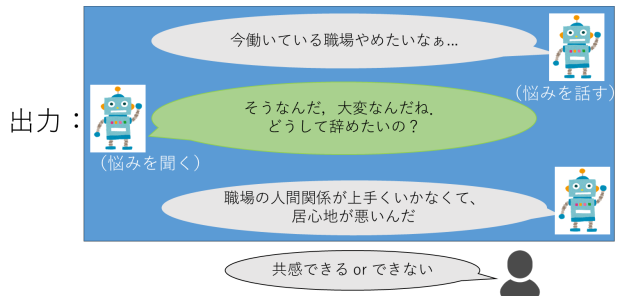


図 1 対話コンテンツのイメージ図。

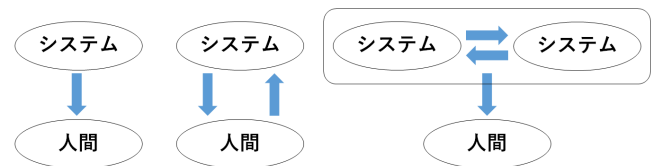


図 2 人とシステムのインタラクション (図は林ら [30] を基に作成)。

ている人同士の会話を観察することでピア・サポートに似た効果が得られるのではないかと考えた。

本研究では、「システム同士によるマルチターンの悩み相談を行い、ユーザが観察する」対話コンテンツに取り組む。対話コンテンツのイメージ図を図 1 に示す。入力となる悩みの状況は「修士論文のメ切に追われてしんどい。」や「人見知りで悩んでいる。」、「旦那が育児に非協力で最近では会話もしなくなってきた。」といったユーザが抱えている悩みの環境やその時の感情を含む文である。まず、ユーザは悩みの状況を入力する。その

1 : <https://aajapan.org/>

2 : <https://aa.org/>

後、システム内のキャラクタ同士が入力された悩みについて会話をを行う。例えば、「最近、職場での人間関係が上手くいってなくて、会社を辞めたい。」といったユーザが抱えている悩みの状況をテキストで入力する。話し手のキャラクタが「今働いている職場やめたいなあ...」と出力し、その出力に対して、聞き手のキャラクタが「そうなんだ、大変なんだね。どうして辞めたいの?」と出力を行う。さらに、この出力に対して、話し手のキャラクタが「職場の人間関係が上手くいなくて、居心地が悪いんだ」と出力を行う。本研究では、このようにキャラクタ同士が会話をを行うことで、ユーザが共感できると感じる悩みの対話コンテンツの生成を目指す。また、本研究における「ターン」は話し手聞き手どちらかの話者による1発話であり、「マルチターン」は話者が交互に発話を行うことで形成される会話である。

深層学習生成モデルを利用した対話システムの問題点として、以下のものが挙げられている [7] [8] [9] [15] [16] [17]。

- 多数の異なる話者の対話データで学習されるため、一貫性のある人格にならず、発言に一貫性がない。
- 与えられた入力のみで正解の発話を生成するように学習するため、長期的な履歴を扱わない。
- 「分からない」などの会話として、特に意味がなく、汎用的な内容を発話する傾向にある。

これらの問題点によって、対話システムを利用するユーザに対して、満足感が得られないといわれている。本研究では、システムと具体的な悩み相談をするのではなく、自分と同じ悩みを抱えている人同士の会話を聞くというインタラクションになるため、この問題が軽減されると考えた。

深層学習生成モデルは事前学習モデルの GPT を用いることで、精度向上が達成されている。Wolf らは GPT モデルを用いて、コンペティションで最高精度を達成した [22]。また、Zhang らは GPT を改良した GPT2 を用いて、対話生成に応用している [23]。このように、GPT を利用する効果は大きく、生成の目的となるデータが重要であると考えられる。

しかし、目的となる悩み相談を行っているマルチターンの会話データセットは比較的少ない。本研究で目的とする悩みの対話コンテンツ生成に適用できるデータの1つとして、EmpatheticDialogues [12] がある。EmpatheticDialogues は対話システムが共感的な応答を示しているのかを評価するためにクラウドソーシングで作成されたデータセットである。しかし、クラウドソーシングを用いた対話データセットの問題点として、ワークはタスクを完了すればいいので、簡潔な応答をすることがあげられる。一方で、CQA コンテンツでの悩み相談は、興味があるユーザしかコメントしないため、親身な応答が行われていると考えられる。そこで、本研究では、CQA コンテンツの悩み相談が行われているデータからマルチターン会話データを作成する。

本研究では、悩みの対話コンテンツ生成に用いるデータセットを検討するために EmpatheticDialogues と、Reddit の悩み相談コンテンツ r/offmychest からそれぞれマルチターンの会話データを作成し学習する。また、生成を行う際に、より長く会

話を行うための聞き手に悩みの状況を入力しないことで、より会話が長く続くようになるのかを比較する。本研究では、マルチターン会話生成モデルの手法として、GPT をファインチューニングする TransferTransfo を利用した。

本研究の貢献は以下の2点である。

- 悩みの対話コンテンツ生成のためのデータセットの検出
- 学習データと生成を行う時の工夫

2 関連研究

2.1 ピア・サポートに関する研究

医療分野ではピアとは「同じ病気にかかっている、あるいは同じ身体障害をもっている人同士」と規定されている [26]。1節でも述べたように、ピア・サポートを行うことで、患者同士は精神面や QOL により影響があるといわれている [14] [27]。Social comparison 理論では、人は自分と似た経験をもつ他者と自分を比較することで、その経験を常態化し、肯定的なロールモデルを獲得し、自尊心を高めるとされている [1]。

ピア・サポートを情報技術の視点から行う研究としては Ribak らの研究や Peng らの研究がある。Ribak らはピア・サポートのコミュニティ構築のためのチャットツールである ReachOut を用いて、ReachOut の機能がどのように知識共有やコミュニティ構築に影響があるかを議論している [13]。Peng らはチャットボットを用いることで、精神的な問題を抱えている人に対する支援を行っている [10]。

2.2 共感に関する研究

本研究では、悩み相談者が共感できる対話コンテンツを生成するという問題に取り組む。本研究で用いるデータの1つとして、Rashkin らが構築した共感を評価するデータセットを利用する [12]。Rashkin らはクラウドソーシングによって、対話データを収集した。具体的には、クラウドソーシングのワーカー2名のうち1名は特定の感情を抱いた状況を想定し、会話を始める。もう1名がその内容に沿って会話をを行うことで共感的な対話データセットを構築している。Zhong らは共感のためには、感情だけでなく、ユーザの情報となるペルソナも重要と考え、感情とペルソナ2つを付与したマルチターンの対話データセットとして PEC (Persona-based Empathetic Conversation) を作成した [24]。また、雑談において、感情的な反応を理解し、思いやりのある態度を示すのは多くのタスクで成果を向上させるといわれている [6] [21]。

Kim らはうつ病患者への偏見によって適切な支援が出来ない問題に取り組んでいる [5]。Kim らは支援者に関連するトピックの悩みを話す仮想キャラクタを作成している。また、Kim らは仮想キャラクタとの対話によって、得られる効果としてキャラクタの悩みに共感し自身の悩みや問題に再構築、困っている人を助けようとする意欲の向上、うつ病に対する偏見の軽減などを示した。一方で、ネガティブな話題による支援者の負担についても課題として考えている。本研究では、悩みを抱えるキャラクタとその悩みを聞くキャラクタの対話によって、自身の悩

みを話してもらうことで、ユーザは負担になることなく、利用することが出来ると考えている。

橋口らは Yahoo!知恵袋から悩みを抱えたユーザが共感できる質問を検索する問題に取り組んでいる [29]。本研究との差異は、インタラクションである。本研究では、ユーザは共感できる文書を閲覧するのではなく、共感できる対話コンテンツを閲覧する。

2.3 インタラクションに関する研究

本研究では、システム同士の会話をユーザに提供する。このようなシステムとユーザのインタラクションを用いた研究はいくつかある。1節でも述べたように、林らはユーザとシステムのインタラクションとして以下の3つを定義している。

- システムから一方的に情報を受け取るインタラクション
- システムと互いにやりとりを行うインタラクション
- システム同士のやりとりを観察するインタラクション

林らはポケとツッコミを行うロボットを作成することで、ユーザに漫才を観察してもらっている。

真下らは、文の感情とは対照的な感情表現を行い、ポケを行う漫才ロボットを開発している [28]。鈴木は Web に公開されている小説データを用いて、小説内のキャラクタ同士のやりとりを自動生成している [31]。

2.4 深層学習モデルを用いた自然言語の生成

深層学習モデルを利用した自然言語生成は RNN を利用した Sequence to Sequence (Seq2Seq) モデルが代表的である [2] [18]。Vinyals らは対話生成に Seq2Seq モデルを利用し、有効性を示した [20]。

Sordoni らは単純な Seq2Seq で扱えない文脈を考慮する層を追加した HRED (Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder) を提案した [17]。Sordoni らが提案した HRED によって、単純な応答ではなく、過去の履歴を用いた生成が可能になった。また、Serban らは HRED を改良したモデルとして、VHRED (Latent Variable Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder) を提案した [16]。Serban らは HRED にノイズである潜在変数を加えることで、同じ入力に対して、多様な出力を行えるようにした。

Vaswani らは RNN や CNN ではなく、Attention メカニズムのみで生成を行うモデルとして Transformer を提案し、最高精度を達成した [19]。Radford らは Transformer のモデルを利用した生成モデルとして GPT (Generative Pre-Training) を提案した [11]。Wolf らは GPT モデルを対話生成のためにファインチューニングし、NeurIPS2018 で開催された対話コンペティションの ConvAI2 にて最高精度を達成した [22]。本研究では、TransferTransfo の学習方法を利用する。また、Zhang らは GPT を改良した GPT2 で対話生成にファインチューニングしたモデルとして、DialoGPT を提案している [23]。

3 対話コンテンツ生成手法

本研究における入出力形式を図3に示す。1節でも述べたよ

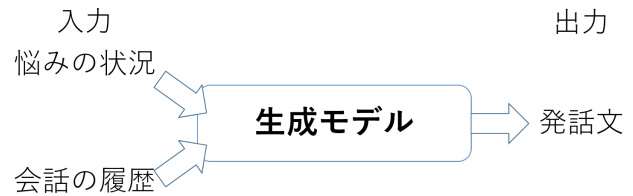


図3 対話コンテンツ生成のための入出力。

うに、入力となる悩みの状況はユーザが抱えている悩みの環境やその時の感情を含んだ文である。また、生成される会話の履歴も入力する。本研究では、出力された発話文を順に並べることで、対話コンテンツを生成する。

3.1 自然言語生成モデル GPT

Radford らが提案した GPT (Generative Pre-Training) は Transformer の Decoder 層を多層に重ねた事前学習モデルである [11]。GPT は言語生成で用いられるモデルである。GPT の事前学習は 7000 冊以上のアドベンチャー、ファンタジー、ロマンスなど様々なジャンルのデータが収録された BooksCorpus を用いて、次の単語を予測する学習が行われる。

また、GPT は Transformer の Encoder 層を重ねた BERT [3] 同様ファインチューニングを行うことでモデルをタスクに適用することができる。GPT を用いたファインチューニングは次の単語を予測する言語モデルタスクとファインチューニングしたい固有タスクのロス値を最適化する。GPT をファインチューニングする際のマルチタスクのロス値の計算は

$$\text{loss} = \text{rate}_{lm} \cdot \text{loss}_{lm} + \text{rate}_{task} \cdot \text{loss}_{task} \quad (1)$$

となる。

本研究では、TransferTransfo と同様の固有タスクを用いる。発話文の生成タスクの loss 値を loss_{lm} とし、発話が文脈的に正しいかを判別するタスクの loss 値を loss_{task} とすることで、loss を計算する。また、 rate_{lm} と rate_{task} はハイパーパラメータとしてそれぞれ設定した。

3.2 GPT をファインチューニングする手法

TransferTransfo は NeurIPS2018 で開催された対話コンペティション ConvAI2 で最高精度を達成したモデルである [22]。本研究では、図4の Situation を入力し、Speaker と Listener の会話を生成するために TransferTransfo を利用する。本研究での TransferTransfo は Situation で条件付けされた発話を生成する。TransferTransfo を学習するための GPT のファインチューニングは図5のように行う。悩みの状況と会話の履歴を入力し、発話文の次の単語を予測する言語モデルタスクと発話が適切であるかを分類する固有タスクを学習する。会話の履歴は Speaker と Listener2 つの発話ペアを1履歴とし、ハイパーパラメータとして設定した。

4 データセット

本研究のデータセットは、TransferTransfo の入出力形式で

Label	Afraid	Label	Proud
Situation	I've been hearing noises around the house at night.	Situation	I finally got that promotion at work!
Conversation	Speaker: tells their story, Listener: other worker	Conversation	Speaker: tells their story, Listener: other worker
<p>Speaker: I've been hearing some strange noises around the house at night.</p> <p>Listener: oh no! That's scary! What do you think it is?</p> <p>Speaker: I don't know, that's what's making me anxious.</p> <p>Listener: I'm sorry to hear that. I wish I could help you figure it out.</p>		<p>Speaker: I finally got promoted today at work!</p> <p>Listener: Congrats! That's great!</p> <p>Speaker: Thank you! I've been trying to get it for a while now!</p> <p>Listener: That is quite an accomplishment and you should be proud!</p>	

図 4 EmpatheticDialogues データセット。(図は Rashkin ら [12] を基に作成)

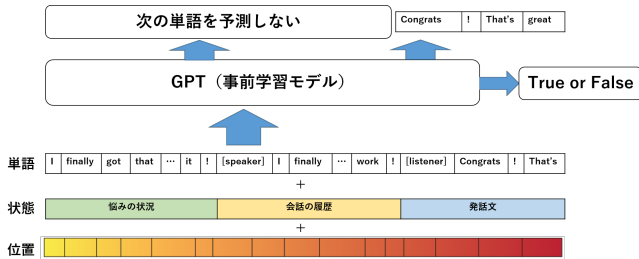


図 5 悩みの対話コンテンツ生成のための学習。

GPT をファインチューニングするために 2 つのデータセットを利用する。既存の共感のための対話データセットとして EmpatheticDialogues, 悩みに親身なデータセットとして悩み相談が行われている Reddit のサブカテゴリ r/offmychest の投稿とコメントを利用した。

4.1 EmpatheticDialogues データセット

EmpatheticDialogues はユーザの発言に共感を行う対話システムの評価のために作成された英語データセットである。EmpatheticDialogues は感情的な状況として、1~3 文入力するというタスクがあり、その状況に基づいたテキスト上の会話を収録している。話し手が感情的な状況について話し、聞き手が話を聞いて、相槌や返答などを行っている。また、データセットは訓練・検証・テストに分けられている。本研究では感情的な状況をユーザの入力とし、入力された状況に基づいた会話を生成するという問題設定でこのデータセットを用いる。

4.2 Reddit の r/offmychest データセット

EmpatheticDialogues のデータセットはクラウドソーシングによって収集されている。そのため、聞き手の対応として、適切ではない可能性がある。そこで、本研究では、ユーザコミュニティサイトとして Reddit のデータも用いた。ここで、投稿者はスレッドを立てたユーザ、投稿は投稿者のスレッドを立てた際の文章、コメントはその投稿に送られた文章とする。

Reddit のサブカテゴリ r/offmychest はユーザが抱えている知人に話にくい悩みが投稿されている。また、このような投稿に対して興味を持った他のユーザがコメントを行い、そのコメントに対して投稿者がコメントを行うマルチターンのやりとりがされている。本研究では、マルチターンのデータとして、図 6 の赤枠で示している投稿とコメントのデータを利用する。

サブカテゴリ r/offmychest はユーザのネガティブな感情に対する共感を行うためとして既存研究で広く用いられている。本研究では、Jaidka らが収集した Reddit の r/offmychest の

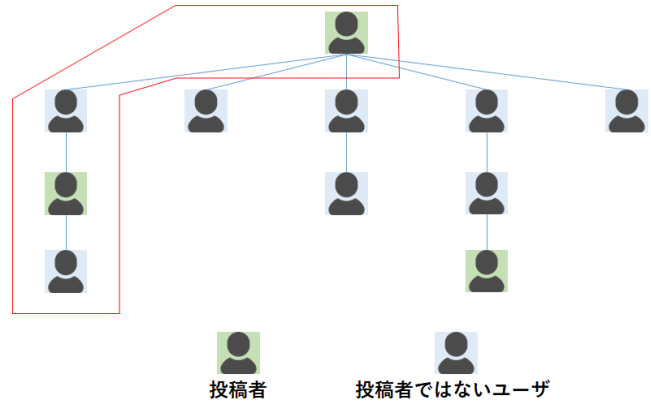


図 6 Reddit を用いたマルチターンの会話データ。

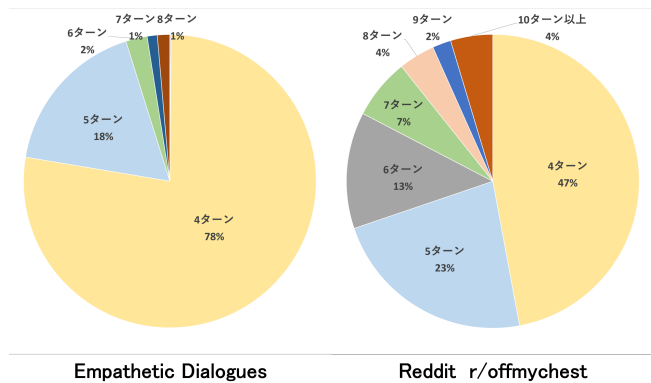


図 7 マルチターン会話データのターン数ごとの割合

データ³を利用する [4]。また、既存研究のデータは投稿に対するコメントがなかったため、追加で収集した。

入力となる状況は投稿者の 1 番初めの投稿から取得した。本研究では、spaCy⁴を用いて、投稿を文単位に分割し、投稿の先頭 3 文を状況の文とした。

4.3 データセットのマルチターン数

それぞれのデータセットにおけるマルチターンの会話数の割合を図 7 にしめす。それぞれのデータセットにおけるマルチターンの総数は EmpatheticDialogues が 19,532 件、Reddit が 6,636 件である。

4.4 対話コンテンツ生成のためのデータ作成

訓練データは TransferTransfo を利用するために同様の入出力形式とする。本研究の TransferTransfo の入出力形式はユーザの抱える状況と会話の履歴が入力、その次に行われる発話が出力である。

また、会話の内容を生成するために状況を入力として使うが、聞き手に状況を入力することで、話し手の発話内容をあまり考慮しない生成が行われる可能性がある。その結果、話し手の発話に沿わない会話が行われる可能性がある。一方、入力することで、より悩みに沿った応答が行われる可能性もある。そのた

3 : <https://github.com/kj2013/claff-offmychest>

4 : <https://spacy.io/>

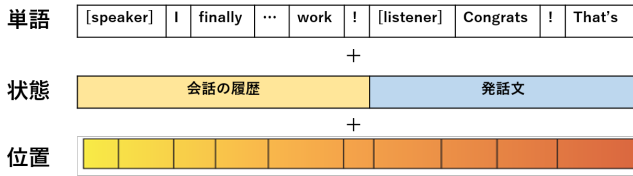


図 8 聞き手に状況を入力しない場合の入力。

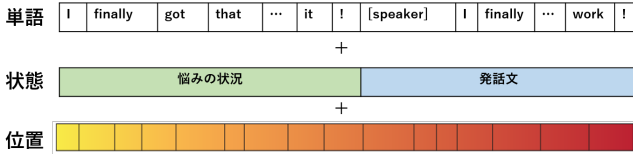


図 9 会話の履歴がない場合の入力。

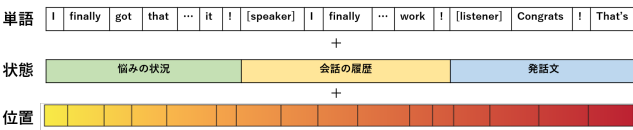


図 10 会話の履歴がある場合の入力。

め、聞き手に状況を入力するモデルと入力しないモデルそれぞれを学習し、評価する。聞き手が状況を入力しない場合のモデルは図 8 のような入力が行われる。

TransferTransfo の訓練データの一部を図 9 と図 10 に示す。作成されたデータは

$$\text{convs} = (\text{situation}_1, \text{conv}_1) \cdots (\text{situation}_n, \text{conv}_n)$$

となる。ここで、 $\text{situation}_i = \{s_1 \cdots s_n\}$ は入力として与えるユーザが抱える状況であり、 s_1, \dots, s_n は situation_i に含まれる複数文である。また、

$$\text{conv}_i = (\text{None}, u_1), (u_1, u_2) \cdots (u_{1,n-1}, u_n)$$

は situation_i で行われた会話であり、 u_n は n ターン目に行われた発話であり、 $u_{1,n-1}$ は n ターン以前に行われた会話の履歴である。はじめの発話には履歴がないため、None とした。さらに、発話は

$$u_i = (u_{\text{false}}, \dots, u_{\text{false}}, u_{\text{true}})$$

となっている。 u_{false} はランダムに取得された発話であり、 u_{true} は正解の発話である。

学習データは以下の手順で作成した。まず、会話単位にデータを分割し、状況と会話のペアを作成する。その後、状況と会話のペアを訓練、検証、テストとして 8:1:1 に分ける。次に、会話をターン単位で分割し、会話の履歴と正解の発話に分け、負例として、データ内にあるランダムな発話を抽出することで作成する。

5 評価

生成文の評価には自動評価として BLUE, ROUGE 値を用いる。また、生成された対話コンテンツを評価するために、生成文

表 1 ファインチューニングに用いたハイパーパラメータ

ハイパーパラメータ	数値
最大入力履歴数	2
バッチサイズ	2
学習率	6.25×10^{-5}
エポック数	3
rate_lm	2.0
rate_task	1.0

の種類、同一の発話を生成し始めたターンを評価する。ユーザの悩みの状況を入力として、生成された結果を評価する。ユーザの悩みの状況は EmpatheticDialogues のテストデータを用いる。

5.1 実験に用いた比較手法

本研究では、比較する生成手法として、既存のデータセットである EmpatheticDialogues で学習したモデルと、ユーザ投稿型のコミュニティサイト Reddit の投稿とコメントで学習したモデルで比較する。さらに、提案手法の TransferTransfo を用いた対話コンテンツ生成として聞き手に状況を入力するかどうかとも比較する。

学習に用いたハイパーパラメータを表 1 に示す。その他のハイパーパラメータは TransferTransfo の実装のデフォルト値を用いた。TransferTransfo の学習の実装には PyTorch (バージョン 1.3), GPU には Tesla V100(16GB) を 4 枚用いた。本研究の TransferTransfo は Wolf らの実装⁵を用いた。

5.1.1 TransferTransfo_EmpatheticDialogues

本研究で作成した EmpatheticDialogues のデータセットで学習した TransferTransfo のモデルを用いた手法である。聞き手の学習と生成に状況を入力する場合と入力しない場合それぞれで学習した。太字は各手法のラベル名である。

- **EmpatheticDialogues[状況あり]**: EmpatheticDialogues で学習した聞き手に悩みの状況を入力するモデル
- **EmpatheticDialogues[状況なし]**: EmpatheticDialogues で学習した聞き手に悩みの状況を入力しないモデル

5.1.2 TransferTransfo_Reddit

本研究で作成した Reddit の r/offmychest のデータセットで学習した TransferTransfo のモデルを用いた手法である。聞き手の学習と生成に状況を入力する場合と入力しない場合それぞれで学習した。太字は各手法のラベル名である。

- **Reddit[状況あり]**: Reddit で学習した聞き手に悩みの状況を入力するモデル
- **Reddit[状況なし]**: Reddit で学習した聞き手に悩みの状況を入力しないモデル

5.2 悩みの対話コンテンツ生成

EmpatheticDialogues と Reddit それぞれで学習したモデルで生成を行った。生成には Top-K サンプルングを用いた。生成に用いたパラメータは以下のように設定した。top_k は 30, top_p

5: <https://github.com/huggingface/transfer-learning-conv-ai>

は 0, temperature は 0.7, max_length は 30, min_length は 1, max_history は 2 である。モデルにはユーザが抱える悩みの状況を入力する。全く同一の発話が行われた場合に生成を終了した。

5.3 生成結果

EmpatheticDialogues と Reddit それぞれで学習したモデルを用いて、対話コンテンツの生成を行った。生成は全く同一の発話が行われた場合に終了した。入力に用いた状況は Yahoo! 知恵袋の質問から第一著者が複数文を抜粋し、DeepL で翻訳した。対象にした質問 ID は q11225464071, q14131981724, q13220589143 であり、それぞれの結果を図 11, 図 12, 図 13 に示す。Input situation は学習を行ったモデルへの入力である。また、Speaker は入力された状況について話しを行い、Listener は Speaker の話しを聞く。

まず、全体の結果をみると、はじめに入力された状況の文を使って生成している。また、会話が進むと、Speaker, Listener それぞれが繰り返し同じ内容の生成を行っている。このため、訓練データの違いによって、対話コンテンツとして生成の傾向は大きく変わらないと考えられる。

次に、結果を個別に分析する。図 11 は「私は同じミスを繰り返し、いつも怒られて精神的に参っている。職場では孤立して居場所がない。」という悩みである。この悩みに対して、EmpatheticDialogues のモデルの Listener は「別の職場を見つけよう」と生成している。一方で、Reddit のモデルの場合は「別の職場でいい友達を見つけよう」と生成している。また、図 12 は「育児で子供と上手くやっけていけない。最近は家事などのやるべきことも出来ていない。」という悩みである。EmpatheticDialogues のモデルの Listener は「いい方法を探そう」と生成している。一方で、Reddit のモデルの場合は「子供の扱いが上手な人を探そう」と生成している。これらの結果は Reddit の方がより悩みに寄り添う親身な返答をしているように見える。図 13 は「人間関係に不安があるため、社会人ではなく、フリーランサーとして働きたい」という悩みである。EmpatheticDialogues のモデルの Speaker は「フリーランサーになりたくない」と生成している。一方で、Reddit のモデルの場合は「人付き合いを経て、フリーランサーになりたい」と生成している。この結果から、Reddit はフリーランサーになりたいと内容を含んでおり、2 回目の生成では人間関係に不安があるという入力に沿った生成をしているように見える。

今回行った結果から EmpatheticDialogues と Reddit どちらも対話コンテンツとしては入力に沿った生成を行っている。また、今回の結果から Reddit を用いることで、より悩みに寄り添うような返答が得られる可能性があることが分かった。これは 4.2 節で述べたように、Reddit のコメントは投稿者が共感することができる内容になっていることが考えられる。

5.4 評価指標

生成された結果を自動評価によって評価する。自動評価は

BLUE, ROUGE を用いた⁶。また、対話コンテンツの生成時にどのモデルを使うと同一文が生成されにくいのかを評価する。評価は、話し手と聞き手それぞれに対して行う。1 つ目が生成される文の種類数を評価する。2 つ目が一つ前の生成と全く同一の文を生成するのが何回目の発話なのかを評価する。

5.5 BLEU, ROUGE

EmpatheticDialogues のテストデータの悩みの状況を用いた BLEU, ROUGE 値の評価結果を表 2 に示す。表 2 をみると、BLEU と ROUGE とともにすべての手法で比較的低い結果になった。これは、単語のマッチングを評価するため、会話のような複数の出力が考えられるような評価には適さなかったと考えられる。

5.6 対話コンテンツの自動評価

EmpatheticDialogues のテストデータの悩みの状況を用いて、話し手聞き手それぞれ 10 回ずつ生成された対話コンテンツの評価結果を表 3 に示す。表 3 をみると、Reddit[状況なし]のモデルが長く会話を行うことが確認できる。一方で、本研究では、[状況なし]にすることで会話が長くなると考えたが、EmpatheticDialogues の結果は会話が短くなっている。

6 まとめ

本研究では、ユーザが共感できるような悩みの対話コンテンツ生成に取り組んだ。悩みの対話コンテンツは、生成モデルに悩みの状況と会話の履歴を入力し、生成される結果を順に並べることで生成した。入力となる悩みの状況は「修士論文のメ切に追われてしんどい。」や「人見知りで悩んでいる。」、「旦那が育児に非協力で最近は会話もしなくなってきた。」といったユーザが抱えている悩みの環境やその時の感情を含む文である。

本研究では、非常に少ないマルチターンの会話データセットを既存の対話データセットやコミュニティサイトから作成した。また、生成される対話コンテンツが長くなるために聞き手の生成時に悩みの状況を入力しないモデルを考え、データセットとモデルの違いによる生成結果を分析、評価した。生成結果を分析することで、データの違いによる生成のパターンに大きな違いはないことが分かった。一方、Reddit を用いる場合、EmpatheticDialogues よりも悩みに寄り添うような返答をしているようにみえた。このことから、Reddit は投稿に興味があるユーザがコメントを行っているため、より質の高いデータになっていると考えられる。

また、生成された対話コンテンツを自動評価するため、生成される文の種類や同一の生成が行われるターンを評価した。評価の結果、Reddit を用いて、聞き手に悩みの状況を入力しないモデルが一番長く、多様な会話をする事が分かった。今後は、クラウドソーシングなどを用いた人手評価と自動評価を行い、有用性を検証する予定である。

6: <https://github.com/chakki-works/sumeval>

Input situation : the job itself isn't very complicated, but i keep making the same mistakes and the leader is always yelling at me. i know it's my fault, but it's obvious that they have a different attitude towards me than the others. to be honest, i've never disliked someone so much before. i have no one to talk to in the company and i'm completely isolated and have no place to be. for some reason, i get anxious from sunday night. when i commute to work, i sigh a lot more and feel like i'm having a mental breakdown.

Speaker : the job itself isn't very complicated,
but i'm usually so self - centered and have no one to talk to.
Listener : i'm sorry to hear that. i'm sure you'll make a lot of new friends
in your new job.
Speaker : i hope so, but i'm not sure if i'll be able to get over it.
i'm not sure if i'll
Listener : i'm sure you'll make new friends in your new job.
Speaker : i hope so, too. i'm just not sure if i'll be able to get over it.
Listener : i'm sure you will.
Speaker : i hope so, too.
Listener : i hope you do too.
Speaker : thank you!
Listener : i hope you do too!

Speaker : the job itself isn't very complicated, but i'm constantly making
the same mistakes and the leader is always yelling at me.
Listener : i'm sorry to hear that. i hope you get a better job.
Speaker : i hope so too. i'm just so frustrated.
Listener : i'm sorry to hear that. i hope you get a better job.
Speaker : thank you. i hope so too.
Listener : i hope you get a better job.
Speaker : i hope so too. i'm just so frustrated.
Listener : i'm sorry to hear that. i hope you get a better job.

図 11 「職場の悩み」の生成結果 左:Reddit[状況あり], 右:EmpatheticDialogues[状況あり]

Input situation : i don't think he's a handful of kids because people often tell me he's so quiet and unkempt. lately, no matter how much i've fussed over him, he won't stop giggling and crying, he's been in a bad mood most of the afternoon around noon and finally calms down after i give him a bath around 7 : 00. he's just a kid and he's only 5 months old and doesn't know what to do, but i'm so sad and miserable that i have to raise my hand to him. i've been lazy lately because i don't feel like doing anything. i can't even do the bare minimum of housework and i skip cooking at least once a week.

Speaker : i don't think he's a handful of kids because people often tell
me he's so quiet and unkempt. lately, no matter how
Listener : that is sad. i hope you find someone who is better with kids.
Speaker : i'm not sure yet. i'm just worried about him being so quiet
and unkempt. i'm worried about him being so unkempt.
Listener : i am too. i hope you find someone who is better with kids.
Speaker : me too. i'm just worried about him being so quiet and unkempt.
Listener : i am too. i hope he gets better.
Speaker : i'm worried about him being so quiet and unkempt.
Listener : me too. i'm worried about him being so unkempt.

Speaker : i don't think he's a handful of kids because he's so quiet
and unkempt. he's just a kid and he '
Listener : that's a good way to look at it.
Speaker : i'm just so sad that he's so quiet and sad.
i'm just so sad that he's so quiet and sad.
Listener : i'm sorry to hear that. i hope you find a new friend.
Speaker : me too. i'm just so sad that he's so quiet and sad.
i'm just so sad that he's so quiet
Listener : i hope you find a new friend.
Speaker : me too. i'm just so sad that he's so quiet and sad.
i'm just so sad that he's so quiet
Listener : i'm sure you will find someone.
Speaker : i hope so. i'm just so sad that he's so quiet and sad.
i'm just so sad that he's so
Listener : i'm sure you will. i'm sure you will find someone.

図 12 「育児の悩み」の生成結果 左:Reddit[状況なし], 右:EmpatheticDialogues[状況なし]

Input situation : " i don't want to work! i want to be a student for the rest of my life,
and i'm fine with living at home and being a freelancer ".
a part time job is incomparably harsher than that, and i'm worried about my relationships with others.
am i too immature to be a part of society after all?

Speaker : i don't want to work! i want to be a freelancing job after all of
my relationships with other people. i'm too immature
Listener : i'm sorry to hear that. i hope you can find a new job soon.
Speaker : me too! i'm just worried about my relationships with other people.
i'm worried about my relationships with other people.
Listener : i'm sure you'll find a good one soon.
Speaker : thank you! i hope so too!
Listener : i hope so too!
Speaker : i'm sure you will.
Listener : thank you!

Speaker : i don't want to work! i don't want to be a freelancer after all,
and i'm fine with living at
Listener : i understand. i'm sure you will do fine.
Speaker : i hope so. i'm not a good student, and i'm not a good student,
and i'm not a good student,
Listener : i'm sure you will do fine.
Speaker : i hope so. i'm just not a good student.
Listener : i'm sure you will do fine.
Speaker : i'm just trying to be positive.
Listener : i hope you do well in school.
Speaker : thank you. i'm trying to be positive.
Listener : i hope you do well in school.

図 13 「将来の悩み」の生成結果 左:Reddit[状況なし], 右:EmpatheticDialogues[状況なし]

表 2 EmpatheticDialogues のテストデータを用いた BLEU, ROUGE 値

	BLEU	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-BE
EmpatheticDialogues[状況あり]	5.84	0.177	0.086	0.168	0.088
EmpatheticDialogues[状況なし]	5.84	0.178	0.086	0.169	0.088
Reddit[状況あり]	5.97	0.180	0.088	0.171	0.089
Reddit[状況なし]	5.99	0.180	0.088	0.172	0.089

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科学研究費助成事業 JP18H03494, JP18H03243, JP17H00762 による助成を受けたものです。また、本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスによりヤフー株式会社から提供を受けた「Yahoo!知恵

袋データ (第 3 版)」を利用しました。ここに記して謝意を表します

文 献

- [1] H. Campbell, Marie Phaneuf, and Karen Deane. Cancer peer support programs - Do they work? *Patient education and counseling*, Vol. 55, pp. 3–15, 2004.

表 3 EmpatheticDialogues のテストデータを用いた対話コンテンツの評価

	生成文の種類 (話し手)	生成文の種類 (聞き手)	ターン数 (話し手)	ターン数 (聞き手)
EmpatheticDialogues[状況あり]	0.545	0.472	4.23	3.50
EmpatheticDialogues[状況なし]	0.556	0.454	3.65	3.21
Reddit[状況あり]	0.523	0.456	4.05	3.30
Reddit[状況なし]	0.559	0.492	4.61	3.75

- [2] Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, and Yoshua Bengio. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. In *Proceedings of EMNLP'14*, pp. 1724–1734, 2014.
- [3] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proceedings of NAACL'19*, pp. 4171–4186, 2019.
- [4] Kokil Jaidka, Iknoor Singh, Jiahui Lu, Niyati Chhaya, and Lyle Ungar. A report of the CL-Aff OffMyChest Shared Task: Modeling Supportiveness and Disclosure. In *Proceedings of the AAAI'20 Workshop on Affective Content Analysis*, pp. 1–12, 2020.
- [5] Taewan Kim, Mintra Ruensuk, and Hwajung Hong. In helping a vulnerable bot, you help yourself: Designing a social bot as a care-receiver to promote mental health and reduce stigma. In *Proceedings of CHI'20*, pp. 1–13, 2020.
- [6] Wendy Levinson, Rita Gorawara-Bhat, and Jennifer Lamb. A Study of Patient Clues and Physician Responses in Primary Care and Surgical Settings. *JAMA*, Vol. 284, No. 8, pp. 1021–1027, 2000.
- [7] Jiwei Li, Will Monroe, and Dan Jurafsky. A Simple, Fast Diverse Decoding Algorithm for Neural Generation. *arXiv:1611.08562*, 2016.
- [8] Jiwei Li, Will Monroe, Tianlin Shi, Sébastien Jean, Alan Ritter, and Dan Jurafsky. Adversarial Learning for Neural Dialogue Generation. In *Proceedings of EMNLP'17*, pp. 2157–2169, 2017.
- [9] Yishu Miao, Lei Yu, and Phil Blunsom. Neural Variational Inference for Text Processing. In *Proceedings of ICML'16*, pp. 1727–1736, 2016.
- [10] Zhenhui Peng, Qingyu Guo, Ka Wing Tsang, and Xiaojuan Ma. Exploring the Effects of Technological Writing Assistance for Support Providers in Online Mental Health Community. In *Proceedings of CHI'20*, pp. 1–15, 2020.
- [11] Alec Radford, Karthik Narasimhan, Tim Salimans, and Ilya Sutskever. Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. pp. 1–12, 2018.
- [12] 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 ACL'19*, pp. 5370–5381, 2019.
- [13] Amnon Ribak, Michal Jacovi, and Vladimir Soroka. “Ask before You Search”: Peer Support and Community Building with Reachout. In *Proceedings of CSCW'02*, pp. 126–135, 2002.
- [14] Carolyn E. Schwartz and Rabbi Meir Sendor. Helping others helps oneself: response shift effects in peer support. *Social Science & Medicine*, Vol. 48, No. 11, pp. 1563–1575, 1999.
- [15] Iulian Vlad Serban, Chinnadhurai Sankar, Mathieu Germain, Saizheng Zhang, Zhouhan Lin, Sandeep Subramanian, Taesup Kim, Michael Pieper, Sarath Chandar, Nan Rosemary Ke, Sai Mudumba, Alexandre de Brébisson, Jose Sotelo, Dendi Suhubdy, Vincent Michalski, Alexandre Nguyen, Joelle Pineau, and Yoshua Bengio. A Deep Reinforcement Learning Chatbot. *arXiv:1709.02349*, 2017.
- [16] Iulian Vlad Serban, Alessandro Sordoni, Ryan Lowe, Laurent Charlin, Joelle Pineau, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. A Hierarchical Latent Variable Encoder-Decoder Model for Generating Dialogues. In *Proceedings of AAAI'17*, pp. 3295–3301, 2017.
- [17] Alessandro Sordoni, Yoshua Bengio, Hossein Vahabi, Christina Lioma, Jakob Grue Simonsen, and Jian-Yun Nie. A Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder for Generative Context-Aware Query Suggestion. In *Proceedings of CIKM'15*, pp. 553–562, 2015.
- [18] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. In *Proceedings of NIPS'14*, pp. 3104–3112, 2014.
- [19] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, undefinedukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is All You Need. In *Proceedings of NIPS'17*, pp. 6000–6010, 2017.
- [20] Oriol Vinyals and Quoc Le. A Neural Conversational Model. In *Proceedings of ICML'15 Deep Learning Workshop*, pp. 1–7, 2015.
- [21] Kathryn Wentzel. Student motivation in middle school: The role of perceived pedagogical caring. *Journal of Educational Psychology*, Vol. 89, pp. 411–419, 1997.
- [22] Thomas Wolf, Victor Sanh, Julien Chaumond, and Clement Delangue. TransferTransfo: A Transfer Learning Approach for Neural Network Based Conversational Agents. In *Proceedings of NIPS'18*, pp. 1–6, 2018.
- [23] Yizhe Zhang, Siqi Sun, Michel Galley, Yen-Chun Chen, Chris Brockett, Xiang Gao, Jianfeng Gao, Jingjing Liu, and Bill Dolan. DialoGPT: Large-Scale Generative Pre-training for Conversational Response Generation. In *Proceedings of ACL'2020 system demonstration*, pp. 270–279, 2020.
- [24] Peixiang Zhong, Yan Zhu, Yong Liu, Chen Zhang, Hao Wang, Z. Nie, and Chunyan Miao. Towards Persona-Based Empathetic Conversational Models. In *Proceedings of EMNLP'20*, pp. 6556–6566, 2020.
- [25] 白井香苗. 地域で暮らしリンパ浮腫セルフケアを必要とする人々を支える仕組みづくり. *京都府医大誌*, Vol. 124, pp. 415–421, 2015.
- [26] 高村寿子, 松本清一. 性の自己決定能力を育てるピアカウンセリング. 小学館, 1999.
- [27] 小野美穂, 高山智子, 草野恵美子, 川田智恵子. 病者のピア・サポートの実態と精神的健康との関連. *日本看護科学会誌*, Vol. 27, No. 4, pp. 23–32, 2007.
- [28] 真下遼, 梅谷智弘, 北村達也, 灘本明代. 文の感情を考慮した漫オロボット台本自動生成手法の提案. *データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム*, pp. 1–8, 2015.
- [29] 橋口友哉, 山本岳洋, 藤田澄男, 大島裕明. CQA コンテンツからの状況が類似する悩みの検索. *人工知能学会論文誌*, Vol. 36, pp. 1–13, 2021.
- [30] 林宏太郎, 神田崇行, 宮下敬宏, 石黒浩, 萩田紀博. ロボット漫才: 社会的受動メディアとしての二体のロボットの利用. *日本ロボット学会誌*, Vol. 25, pp. 381–389, 2007.
- [31] 鈴木惇. TULIP: Web 小説を学習に用いた三段階 LSTM による台本形式小説 (SS) 生成. *人工知能学会全国大会論文集*, pp. 1–4, 2018.