



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	ナラティブ・セラピー及び対話の文脈情報を考慮したユーモア処理を有する対話処理システムの開発及び精神医療への応用
Author(s)	花房, 竜馬
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(情報科学)
Dissertation Number	甲第16515号
Issue Date	2025-03-25
DOI	https://doi.org/10.14943/doctoral.k16515
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/95191
Type	doctoral thesis
File Information	Ryoma_Hanabusa.pdf



令和六年度 博士論文

ナラティブ・セラピー及び対話の文脈情報
を考慮したユーモア処理を有する対話処理
システムの開発及び精神医療への応用

**Development of Dialogue Processing Systems
with Narrative Therapy and Context-Aware
Humor Processing and Its Application for
Psychiatric Therapy**

学籍番号 46225017

花房 竜馬

指導教員 ジェプカ・ラファウ 准教授

北海道大学大学院 情報科学院 メディアネットワークコース

言語メディア学研究室

目次

第 1 章	はじめに.....	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究概要	3
1.3	本論文の構成	4
第 2 章	悩み文及び心情文抽出システムの実現.....	6
2.1	ナラティブ・セラピー.....	6
2.2	カウンセリング対話の分析.....	8
2.3	悩み相談における相談者発話分析.....	10
2.4	相談者発話コーパス.....	12
2.4.1	アノテーション.....	12
2.4.2	相談者発話コーパスの作成.....	12
2.4.3	相談者発話コーパスの信頼性評価実験.....	13
2.5	悩み文及び心情文抽出システム.....	14
2.5.1	ルールベースによる抽出システム.....	14
2.5.2	類似性による抽出システム.....	16
2.5.3	分類器による抽出システム.....	19
2.6	各抽出システムの性能評価実験.....	24
2.6.1	実験方法	24
2.6.2	実験結果	25
2.7	各抽出システムの抽出結果の考察.....	25
2.7.1	ルールベースによる抽出システム.....	25
2.7.2	類似性による抽出システム.....	26
2.7.3	分類器による抽出システム.....	28
2.8	まとめ	30
第 3 章	カウンセリング対話システムの実現.....	31
3.1	カウンセリングの進行方法.....	31
3.1	カウンセリング対話システム.....	31
3.2	対話実験	35
3.2.1	実験環境	36
3.2.2	実験手順	37
3.2.3	評価方法	38
3.2.4	実験結果	39
3.3	考察	39

3.4 まとめ	40
第 4 章 駄洒落を含む対話の面白さの評価及び分析	42
4.1 駄洒落について	42
4.2 駄洒落を含む対話の構成.....	43
4.3 収集方法	44
4.4 収集結果	45
4.5 駄洒落を含む対話の面白さの評価.....	45
4.6 評価結果の分析	48
4.6.1 評価者間の一致度.....	49
4.6.2 評価者間の一致数と割合.....	50
4.7 対話文脈による面白さの変化.....	51
4.8 対話文脈における話者反応の分析.....	53
4.9 面白さが変化した対話の話者反応の考察.....	56
4.9.1 面白さが増加した対話の話者反応.....	56
4.9.2 面白さが減少した対話の話者反応.....	58
4.10 まとめ	60
第 5 章 おわりに.....	62
謝辞	64
参考文献	65
研究業績	68
査読付き学術論文	68
国際会議（査読有り）	68
国内会議	68

目次

図 2.1	カウンセリング対話の分析例.....	7
図 2.2	ルールベースによる抽出システムの処理過程.....	15
図 2.3	類似性による抽出システムの悩み文抽出処理過程.....	17
図 2.4	類似性による抽出システムの心情文抽出処理過程.....	18
図 2.5	3 クラス分類器のネットワーク構造.....	20
図 2.6	分類器による抽出システムの悩み文抽出処理過程.....	22
図 2.7	分類器による抽出システムの心情文抽出処理過程.....	23
図 2.8	ルールベースによる抽出システムによる抽出システムの抽出結果.....	26
図 2.9	類似性による抽出システムの抽出結果.....	27
図 2.10	類似性による抽出システムの出力分析.....	27
図 2.11	分類器による抽出システムの出力分析.....	28
図 2.12	分類器による抽出システムの出力分析.....	29
図 3.1	カウンセリング対話システムの処理の流れと各処理の出力例.....	32
図 3.2	相談者情報の要約におけるプロンプト.....	33
図 3.3	悩みの情報におけるテーマ，状況，心境の説明文.....	33
図 3.4	質問技法の選択におけるプロンプト.....	34
図 3.5	質問及び共感生成におけるプロンプト.....	34
図 3.6	質問及び共感発話の選択におけるプロンプト.....	35
図 3.7	いずれかの項目が不明となる場合の発話生成におけるプロンプト.....	35
図 3.8	実験開始時のチャット画面.....	37
図 4.1	Twitter 上の駄洒落を含む対話の構成.....	43
図 4.2	駄洒落を含む対話の面白さの評価の例（U1, U2 は話者を示す記号）.....	47
図 4.3	評価者全員のスコアの分布.....	48
図 4.4	評価者 3 名が全て一致したもののスコア分布.....	50
図 4.5	評価者 3 名が全て異なったもののスコアの組み合わせの分布.....	51
図 4.6	対話文脈の有無による駄洒落の面白さの変化量の分布.....	52
図 4.7	アノテータ間で意見が分かれた駄洒落を含む対話の例.....	55
図 4.8	面白さが増加した対話の高度なノリの例.....	57
図 4.9	面白さが増加した対話の単純なノリの例.....	57
図 4.10	面白さが増加した対話の無反応の例.....	58
図 4.11	面白さが減少した対話の無反応の例.....	58
図 4.12	面白さが減少した対話のその他の例.....	59
図 4.13	面白さが減少した対話の高度なノリの例.....	60

表目次

表 2.1	相談者の発話種類分析と出現位置分析.....	10
表 2.2	相談者発話コーパスの詳細.....	11
表 2.3	アノテーター一覧.....	12
表 2.4	アノテータ間の一致率.....	13
表 2.5	心情文抽出に用いる形態素の一覧.....	15
表 2.6	学習用データセットの内容例.....	20
表 2.7	各抽出システムによる性能評価実験.....	25
表 3.1	対話実験における被験者の属性.....	36
表 3.2	対話実験における評価指標及び各指標に対応する質問内容.....	38
表 3.3	カウンセリング対話システムの実験結果.....	39
表 4.1	収集結果の件数及び割合.....	45
表 4.2	評価者の属性及び評価番号.....	46
表 4.3	面白さのスコア.....	47
表 4.4	評価者間の一致数と割合.....	49
表 4.5	話者反応の定義と例.....	53
表 4.6	話者反応の分類におけるアノテーター一覧.....	54
表 4.7	話者反応の分析結果.....	56

第1章

はじめに

1.1 研究背景

近年，日本社会におけるメンタルヘルスの状況は深刻化の一途を辿っている．厚生労働省の2022年の調査によれば，仕事に対して強い不安を感じる労働者は82.2%に達し，特に若い世代では失敗や責任に関するストレスが高い傾向にある[1]．さらに，新型コロナウイルス感染拡大に伴う急激な社会情勢の変化は，従来の地縁・血縁による支援関係を希薄化させ，孤独や生きづらさを感じやすい状況を生み出している．このような社会的背景において，不安や孤独を緩和するメンタルケアの重要性は一層高まっている．

従来のメンタルケアとして，精神医療におけるカウンセリングなどの支援が挙げられる．しかし，経済的負担や心理的障壁により，必要な支援を十分に受けられない層が存在する．その一方で，対人関係における対話自体が心理的な癒しをもたらすことが注目されており，対話中に生じる笑いや共感がストレスを解消する効果が医学的に報告されている[2]．さらに，心理治療にユーモアを活用することで，相談者の緊張や治療への不安を和らげ，治療者への信頼を高める事例も確認されている[3]．しかし，相談者の心境や状況に応じて適切に笑いや楽しさを生み出すことは容易ではない．これらのことから，心の健康を守るための新たな支援として，心理療法士と同等の治療技術および人間と同等以上の面白さや楽しさを与える対話システムの実現が緊急の課題となっている．

これまでに，認知行動療法（Cognitive Behavioral Therapy, CBT）[4]のような心理療法によるカウンセリングを再現する対話エージェントの研究が進められている．このような対話エージェントとして，Woebot [5]，Wysa [6]，iCBT-AI [7]が挙げられる．これらのエージェントは CBT の治療方法をもとに作成されたシナリオに沿って対話を進行し，相談者の問題に対する認知の修正を行う．しかし，これらのエージェントは事前に設計された固定的なシナリオやテンプレートベースの発話生成に依存している．そのため，心理療法士のように相談者の問題を逐次認識し，対話の文脈に沿って認知を改善するための質問や相談者の感情を引き出す発話を生成することができない．これは，従来の技術において対話中の文脈に沿って多様な発話を生成しながら治療を進行することが困難であることを意味する．このため，ナラティブ・セラピー[8]のような対話技法をシナ

リオ化することが困難な心理療法によるカウンセリングを再現するシステムは存在しない。それに加えて、認知行動療法などの手法が適さない相談者も存在する。このことから、ナラティブ・セラピーなど他の心理療法の手法をシステムで再現する研究が必要だと考えられる。

また、ユーモア処理を併用したシステムによる相談者への介入も行われていない。この介入を行うためには、システムが対話中の文脈情報を踏まえてユーモアを理解し、相談者が面白さや楽しさを感じるユーモアを適切なタイミングで生成する処理が必須である。しかし、これまでのユーモアに関する研究は、人間のように、対話中のユーモア表現を適切に理解し、適切なタイミングで面白さや楽しさを与えるというレベルには達していない。

ユーモアに関するこれまでの研究として、まず、なぞなぞの答えを駄洒落として生成するビンステッドと滝澤の研究[9]がある。彼らは、手作業で小規模な辞書を作成し、駄洒落を自動生成する実験を行った。その結果、システムの性能は使用する辞書に大きく依存することが確認された。次に、画像からユーモア表現を含む発話を自動生成する二又らの研究[10]がある。二又ら是对話システムにおける対話継続欲求を向上させるために、画像からユーモアを生成する手法を導入した。結果として、ユーモアを生成することで対話が途切れた場合でも、対話を継続したいという欲求が向上することを確認している。しかし、これらの研究では実験に使用されたユーモアが少数であり、一般的なユーモアの性質を議論することが困難である。

北海道大学の言語メディア学研究室ではユーモアに関する研究を多数行っている[11-14]。文献[11]では駄洒落の自動生成手法、[12]および[13]では、対話システムと駄洒落生成システムを組み合わせたシステム、[14]では、子音の音韻類似性および SVM を用いた駄洒落検出手法を提案している。しかし、これらの研究では面白さの評価を行うための大規模なデータセットが存在せず、他の手法との正確な比較が困難であるという問題があった。この点を踏まえ、荒木らは 67,000 件の駄洒落を収録した大規模なデータベースを構築[15,16]した。さらに、駄洒落の面白さを評価する手法を確立するために、複数人による駄洒落の面白さの評価と分析[17]も行った。しかし、これらの研究において、文脈情報は一文内に限定されており、対話中の文脈が駄洒落の面白さに与える影響についての分析は行われていない。

また、英語圏におけるユーモアのデータセット構築に関する研究として、Weller と Seppi の研究[18]が挙げられる。彼らは、Reddit の r/Jokes サブレディットから 573,335 件

のジョークを収集し、ユーザのフィードバックをもとに、ジョークの面白さを定量化した大規模なデータセットを構築した。この研究では、ジョークを本文とパンチラインに分けて収録し、ジョークの構造や内容を分析している。しかし、このデータセットに収録されているユーモアの文脈情報は 2 文以内となっており対話形式ではない。そのため、対話の文脈情報がユーモアの面白さにどのような影響を与えるのかについては、さらなる研究が求められる。

このような背景のもと、OpenAI が公開した ChatGPT¹をはじめとする大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) が注目を集めている。LLM は大規模なテキストデータから言語パターンを学習することで、従来の手法では困難とされてきた自然な対話能力を獲得している。

しかし、メンタルヘルスケアのための対話システムとして LLM を活用するには、いくつかの課題がある。第一に、LLM は統計的手法に基づいているため、メンタルヘルスケアにおいて危険な応答をする危険性がある。これを最小化するためには、心理療法の専門的知見に基づいた適切な対話制御が必要となる。第二に、LLM は一般的な対話能力は高いものの、人間と同等以上の面白さや楽しさを与えるようなユーモア生成については依然として課題が残っている[19]。ユーモアは、背景情報や文外文脈など、多岐にわたる要因によって左右される。そのため、LLM が状況に応じて適切にユーモアを認識及び生成するためには、対話の文脈情報を考慮したユーモアの評価基準を確立し、それを基にした学習データを拡充することが必要となる。

1.2 研究概要

本研究では、ナラティブ・セラピーの対話技法と対話の文脈情報を考慮したユーモア処理を有する対話処理システムの基盤技術の確立を目的として、ナラティブ・セラピーの対話技法を再現する対話制御及び発話生成手法の提案及び対話の文脈情報によるユーモア表現の面白さへの影響に関する分析を行った。

第一に、ナラティブ・セラピーの対話技法を再現する方法として、カウンセリングにおける問題の認識を実現する必要がある。このことから、対話システムによる問題の認識に必要な知見を得るべく、ナラティブ・セラピーのカウンセリング対話例と悩み相談における相談者の発話を分析した。ここで、カウンセラーによる問題の認識を対話シス

¹ <https://chat.openai.com/>

テムで実現するための指標として、悩み文、心情文、物語文を定義した。これらの定義に基づき、システムによる問題の認識は、相談者の発話から悩み文と心情文を抽出し、応答文を生成することとした。

また、11,049 件の悩み相談の相談者発話に対して、悩み文と心情文のアノテーションを行い、相談者発話コーパスを作成した。その後、相談者の発話から悩み文および心情文を自動抽出するシステム（悩み文・心情文抽出システム）を構築し、評価を行った。次に、ChatGPT を用いて、対話制御と発話生成を行うシステムを構築した。構築したシステムがナラティブ・セラピーにおけるカウンセラーとして必要な能力をどの程度有しているかを評価するための実験を行い、システムの改善点を考察した。その結果、システムがユーザの悩みを適切に理解できたかを示す共感性の評価値が他の評価値と比べて 4.1 ポイントと最も高い値を示した。

第二に、ユーモアの一種である駄洒落を対象に、駄洒落を含む対話の収集を行った。その後、収集した対話に対して複数人が対話の面白さを評価し、対話の文脈情報が駄洒落の面白さにどのような影響を及ぼすのかについて分析した。その結果、駄洒落に対して駄洒落に関連した表現や別の駄洒落を返すといった対話の文脈が駄洒落の面白さを増加させることが確認された。

本論文の貢献は、まずナラティブ・セラピーの対話構造を工学的観点から形式化し、ウェブから収集・作成したコーパスを用いて問題・心情の自動抽出システムを構築したこと。次に、ナラティブ・セラピーによるカウンセリングを行う対話システムの開発における手法を提案し、ChatGPT を用いてその実現可能性を示した点である。それに加えて、対話文脈を考慮したユーモア処理の評価基盤として、ユーモアを含む対話データを構築・分析した点である。これらの成果は、新たな心理支援のための対話処理システム実現に向けた重要な知見を提供するものであり、心理療法士と同等の治療技術および高度なユーモア処理を有する対話システムの開発に寄与すると考えられる。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のようになっている。2 章では、ナラティブ・セラピーによるカウンセリング対話を分析し、その知見に基づいて開発した抽出システムについて概説する。この章で示す文章及び図表は、著者の研究業績である精神治療対話のための悩み文及び心情文抽出システム[20]の内容を加筆したものである。3 章では ChatGPT を用いて構築したカウンセリング対話システムの対話制御及び発話生成手法について詳述し、7 名の

被験者を対象に実施した対話実験の結果と考察を通じてシステムの改善点について議論する。4章では駄洒落を含む対話の面白さを分析するために行ったデータ収集と評価方法を概説する。また、収集した対話データを用いて文脈情報が駄洒落の面白さにどのように影響するのかを検証し、その結果と考察について報告する。この章で示す文章及び図表は、著者の研究業績である対話文脈付き駄洒落データセットの構築のための駄洒落を含む対話の評価及び分析[21]の内容を加筆したものである。5章では、本研究の成果を総括し、今後の展望について議論する。

第2章

悩み文及び心情文抽出システムの実現

2.1 ナラティブ・セラピー

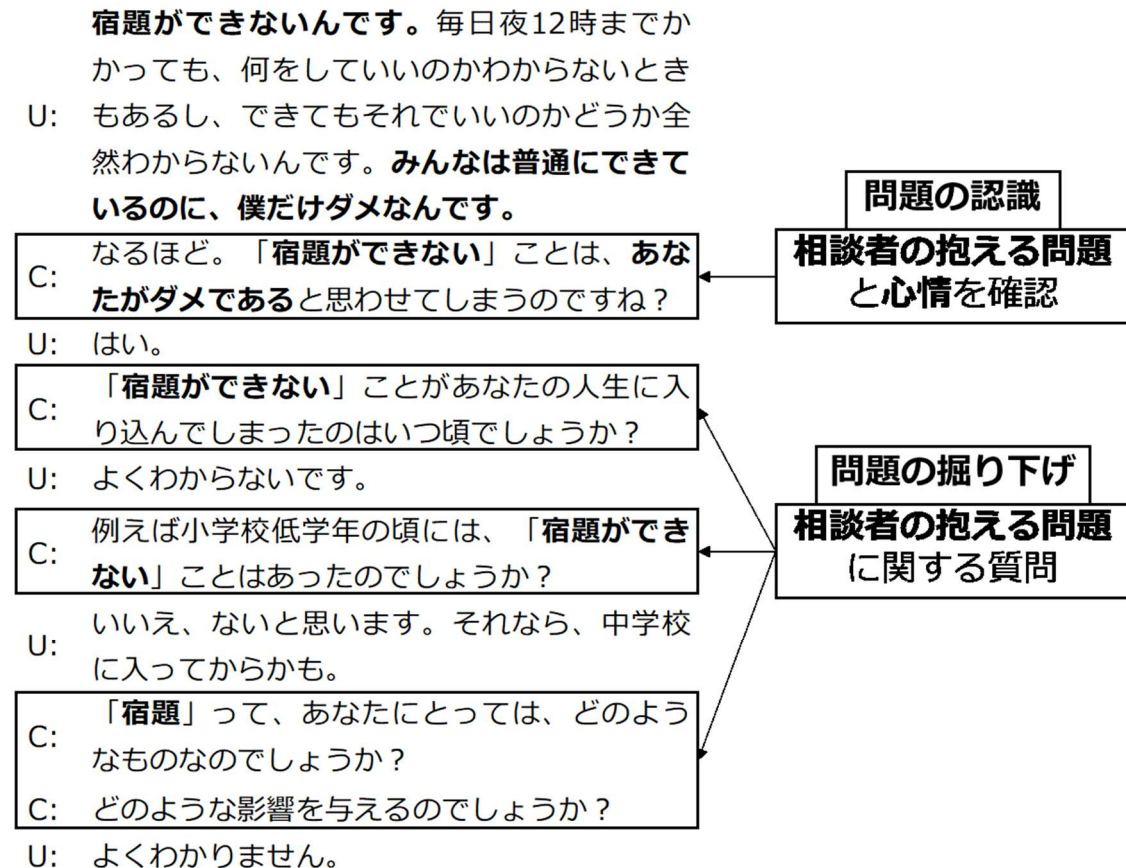
ナラティブ・セラピーは、問題の在外化、影響相対化、脱構築、再著述、再著述の強化といった特徴的な質問技法を駆使しながら、相談者の抱えている問題の改善・解決に取り組む心理療法である。この心理療法は、問題を相談者の内面から切り離し、独立した存在として捉えることで、新たな視点を提供する。これは、相談者の認知や行動パターンの修正を目指す CBT とは治療過程における相談者の問題の取り扱い方が異なる。CBT では相談者の中に存在する問題を認知させて、それに対する思考パターンの改善を行うのに対して、ナラティブ・セラピーでは、問題は「相談者の外部に存在する」という認知を促し、相談者自身の力で問題を解決する思考を養う。

ナラティブ・セラピーは、精神医療だけでなく、キャリア・カウンセリングやスクール・カウンセリングなど、さまざまな場面に応用されている。

以下に、ナラティブ・セラピーにおけるカウンセリングの流れ[22]を示す。

- ① 相談者の話の要点、サマリーを返す
- ② 相談者の感情や気持ちを確認する
- ③ 問題の影響を描写していく
- ④ 問題に対するユニークな結果や例外を見つける
- ⑤ 相談者の好みを確認していく
- ⑥ 問題に対するユニークな描写を求めていく
- ⑦ 問題に対するユニークな物語の再描写を求めていく
- ⑧ 問題に対するユニークな可能性を探求していく
- ⑨ 再描写された問題を定着させていく

①、②、⑤はナラティブ・セラピーのカウンセリングにおいて、相談者の立場を尊重し、信頼関係を作り上げていく上で最も重要な段階である。③は問題の在外化・影響相対化の質問技法を用いて行われる。問題の在外化・影響相対化は、問題によって生じる自身または周囲への影響を探る。これにより、相談者の「自分自身に問題がある」とい



(U: 相談者の発話 C: カウンセラーの発話)

図 2.1 カウンセリング対話の分析例

う自己否定的な認識を「問題自体が問題である」という客観的なものに变化させる。

④、⑥は脱構築の質問技法を用いて行われる。脱構築とは、相談者の問題に対する客観的な認識から問題に対するユニークな結果及び例外を探るカウンセラーの姿勢である。ここで、ユニークな結果及び例外とは、相談者が問題に対処できていた経験や問題として認知していなかった過去を意味する。これにより、客観的な認識を問題に対して回避あるいは対処できるという肯定的な認識へ变化させる。

⑦、⑧は再著述の質問技法が用いられる。再著述とは、問題に対する肯定的な認識から問題に対する適切な対処あるいは回避方法を探るカウンセラーの姿勢である。これにより、これまで自己否定的な認識から語られた物語を肯定的な認識に適した物語に書き換える。

⑨は再著述の強化の質問技法を用いて行われる。再著述の強化は、問題に対する認識の変化や肯定的な未来の可能性について探る。これにより、相談者自身が問題解決を行

うことができるといった肯定的な認識に適した物語を定着させる。以上の流れによって、相談者の抱える問題を解決へと導く。

2.2 カウンセリング対話の分析

対話システムによる問題の認識に必要な知見を得るために、心理療法の一種であるナラティブ・セラピーによるカウンセリングの対話例を分析する。分析対象としては、参考文献[22]に掲載されている対話例および実際に行われたナラティブ・セラピーのカウンセリングをテキスト化した書籍[23]に収録されている対話の計 10 対話を扱う。

図 2.1 に、カウンセリング対話の分析例を示す。図 2.1 では、はじめに相談者が自身の抱える問題について述べている。次に、カウンセラーは相談者の発話を受け取り、相談者が抱える問題と心情を確認する発話を返している。この返答をカウンセラーによる問題の認識とみなす。以降の対話では、カウンセラーが認識した問題について質問を投げかけることで、問題を深く掘り下げる。これにより、問題に対する影響の描写とユニークな結果及び例外を発見するための対話が進行する。分析した 10 対話のうち、7 対話においてカウンセラーによる問題の認識が行われていた。残り 3 対話はカウンセリングの途中段階であり、問題に対する影響を掘り下げていく対話であった。そのため、これらはすでに問題の認識が行われた後の対話であると考えられる。

本章では、カウンセラーによる問題の認識を対話システムで実現するための指標として、悩み文、心情文、物語文を定義する。これらの文は、相談者の発話内容を整理し、システムが問題を把握して応答を生成するために必要な最小要素である。

以下に、悩み文、心情文、物語文の定義を示す。

- 悩み文

相談者の発話において、相談者が最も主張している問題が述べられている文。1 つの発話に対して、複数の悩み文が存在することはない。

- 心情文

相談者の発話において、問題に対する相談者の心情、感情、願望が述べられている文。1 つの発話において、悩み文が存在する場合のみ出現する。また、対話において、悩み文のみを含んだ発話が存在しない場合、心情文のみを含んだ発話は出現しない。また、1 つの発話に対して、複数の心情文が存在することはない。

● 物語文

相談者の発話において、問題が発生した経緯や問題に関する疑問が述べられている文．1つの発話に対して、複数の物語文が存在する場合がある．

これらの定義を図 2.1 の相談者 (U) の最初の発話に当てはめると、「宿題ができないんです。」は悩み文、「毎日 12 時までかかっても～全然わからないんです。」は物語文、「みんなは普通にできているのに、僕だけダメなんです。」は心情文に該当する．このことから、カウンセラーによる問題の認識は、相談者の発話から悩み文と心情文を抽出し、それらに基づいて応答文を生成しているとみなすことができる．

以上のことから、相談者の発話内にある悩み文と心情文を正確に抽出するシステムを構築することで、対話システムにおける問題の認識の実現できると考えられる．

相談者が抱える問題には相談者の周囲で生じた出来事や相談者自身の自己否定的な思考など、多種多様な問題が想定される．そのため、悩み文は相談者の発話において、相談者が最も主張している問題が述べられている文と定義した．

一般的に複数の悩みを同時に話すような場面は存在する．カウンセリングではその中から最も主張されている問題を主題として取り上げ、その影響を丁寧に探っていく．その過程で、発話内に含まれていた他の問題と主題との関係性について検討していく．これらのことから、悩み文は相談者が最も主張している問題が述べられた文に限定し、1つの発話に複数の悩み文が存在することはないと定義した．

また、1つまたは複数の悩みに対して複数の心情を同時に話すことも考えられる．問題を明確化する段階では主題の問題に最も関連する相談者の心情を扱うことが必要である．このことから、システムによる問題の認識では、1つの悩み文に対応する1つの心情文を抽出することが適切であると考えられる．したがって、発話内で複数の心情文があっても同時抽出は行わないこととした．

相談者の発話内で主題となる問題が発生した経緯は時系列的に語られることが多い．そのため、複数の文を用いて述べられることが想定される．したがって、物語文の定義では、複数の物語文が存在する場合があるとした．

本章では対話システムによる問題の認識に必要な要素を悩み文及び心情文の 2 つの文としている．しかし、一般的に悩み文及び心情文以外の文にも、問題の経緯が述べられた文や問題の原因について述べられた文など、カウンセリングに必要な情報が述べられた文の存在も想定される．そのため、悩み文、心情文以外をノイズとして扱うのでは

表 2.1 相談者の発話種類分析と出現位置分析

発話種類	悩み文及び心情文の出現位置	件数	割合[%]
悩み文及び心情文を含んだ発話	悩み文が先頭文付近に出現，心情文が最終文付近に出現	358	35.8
	悩み文が先頭文付近に出現，心情文が最終文付近に出現しない	115	11.5
	悩み文が先頭文付近に出現しない，心情文が最終文付近に出現	102	10.2
悩み文のみを含んだ発話	悩み文が先頭文付近に出現	190	19.0
	悩み文が先頭文付近に出現しない	77	7.7
単純応答，質問及び雑談の発話		158	15.8

なく，物語文は経緯や疑問といった広義的な定義とした。

2.3 悩み相談における相談者発話分析

Web 上で行われている悩み相談として Yahoo!知恵袋²が挙げられる。Yahoo!知恵袋では様々な物事に関する質問や相談をユーザが気軽に投稿することができる。Yahoo!知恵袋の悩みに関連するカテゴリの投稿は明確な答えが存在しないものが多い。そのため、投稿者は回答者の意見を基に答えを探ることで、問題の解決を行う。この形式はカウンセリングで行われる問題の解決と類似している。ナラティブ・セラピーにおけるカウンセリングでは、相談者が対話の最初に相談者の問題をカウンセラーに打ち明けることで対話が進行する。これらのことから、Yahoo!知恵袋の悩みに関連するカテゴリの投稿をナラティブ・セラピーにおけるカウンセリングの1発話目と捉えることができる。よって、Yahoo!知恵袋の悩みに関連するカテゴリの投稿内には悩み文、心情文、物語文が含まれていると考えられる。これらのことから、Yahoo!知恵袋の悩みに関連する投稿（カテゴリ：ストレス）1,000 件に対して、悩み文及び心情文を含んだ発話、悩み文のみが含まれた発話、単純応答、雑談及び質問の発話の3種類に分類し、それらの割合を分析した。それに加えて、悩み文及び心情文の出現位置についての分析を行った。

分析対象とした1,000 件の投稿は、スクレイピングにより、2020 年6月3日以前の

² <https://chiebukuro.yahoo.co.jp/>

表 2.2 相談者発話コーパスの詳細

カテゴリ	カテゴリごとの発話件数	悩み文及び心情文を含んだ発話	悩み文のみを含んだ発話	単純応答，質問及び雑談の発話	悩み文数	心情文数
ストレス	930	503	198	229	701	503
家庭	961	501	139	321	640	501
将来	1,025	504	191	330	695	504
学校	1,111	502	105	504	607	502
不登校	940	503	60	377	563	503
子育て	1,184	501	133	550	634	501
近所	1,221	501	175	545	676	501
友人	1,020	500	96	424	596	500
うつ病	1,211	502	161	548	663	502
職場	1,446	500	188	758	688	500
全体	11,049	5,017	1,446	4,586	6,463	5,017

Yahoo!知恵袋の投稿（カテゴリ：ストレス）を収集したものである．また，悩み文，物語文，心情文のいずれかが含まれた発話をできるだけ多く分析するために，3 文以上で構成されるものを対象として抽出した．

出現位置分析では，発話全体の 3 分の 1 以下の位置に出現していれば先頭文付近，3 分の 2 以上の位置に出現していれば最終文付近とした．7 文以下で構成される発話に関しては，先頭文または最終文から 3 文以内を先頭文付近，最終文付近とした．

表 2.1 に相談者の発話種類分析と出現位置分析の結果を示す．表 2.1 から，悩み文及び心情文を含んだ発話は 575 件（57.5%），悩み文のみを含んだ発話は 267 件（26.7%），単純応答，質問及び雑談の発話は 158 件（15.8%）となった．

悩み文及び心情文を含んだ発話と悩み文のみを含んだ発話において，悩み文の出現位置を分析したところ，842 件中，663 件（78.7%）で悩み文が先頭文付近に出現した．また，悩み文及び心情文を含んだ発話では，575 件中，460 件（80.0%）の発話で心情文が最終文付近に出現した．これらの結果から，悩み相談における相談者の発話には文の出現位置に関する特徴があることが確認された．

表 2.3 アノテーター一覧

作業者名	年代	経歴
アノテータA	20代前半男性	工学系大学院生
アノテータB	20代前半男性	工学系大学院生
アノテータC	20代前半男性	会社員
アノテータD	50代前半女性	その他職種

以下に、相談者発話の構造的特徴を示す。

- 相談者発話の構造的特徴

悩み文は発話内の先頭文付近に 78.7%の割合で出現する。また、心情文は発話内の最終文付近に 80.0%の割合で出現する。

2.4 相談者発話コーパス

2.4.1 アノテーション

Yahoo!知恵袋の悩みに関するカテゴリの 3 文以上で構成される投稿をスクレイピングし、悩み文及び心情文を含んだ発話、悩み文のみを含んだ発話、単純応答、雑談及びの発話の 3 種類に人手で分類した。その後、発話内の悩み文、心情文の文頭に記号 (N, S) を人手で付与することでアノテーションを行った。また、単純応答、質問及び雑談の発話には悩み文及び心情文が存在しないため、悩み文及び心情文なしとした。

コーパスの作成におけるアノテーションは第一著者 1 名で行った。そのため、コーパスの客観的信頼性における懸念がある。このことから、2.4.3 ではアノテータを 4 名追加し、第一著者が行ったアノテーションとの一致度を評価した。

2.4.2 相談者発話コーパスの作成

表 2.2 に相談者発話コーパスの詳細を示す。コーパス作成の際、Yahoo!知恵袋の悩みに関する投稿のカテゴリ 10 項目を対象に悩み文、心情文のアノテーションを行った。全 11,049 件の投稿に対して、発話種類の分類を行ったところ、悩み文及び心情文を含んだ発話が 5,017 件、悩み文のみを含んだ発話が 1,446 件、単純応答、質問及び雑談の発話が 4,586 件となった。また、悩み文及び心情文を含んだ発話と悩み文のみを含んだ

表 2.4 アノテータ間の一致率

アノテータ	κ 係数
第一著者 $\cap A \cap B \cap C \cap D$	0.58
第一著者 $\cap B \cap C \cap D$	0.58
第一著者 $\cap A \cap B \cap D$	0.63
第一著者 $\cap A \cap B \cap C$	0.60
第一著者 $\cap B \cap C \cap D$	0.56
$A \cap B \cap C \cap D$	0.51

発話内の悩み文及び心情文に対してアノテーションを行ったところ、悩み文が 6,463 文、心情文が 5,017 文となった。

2.4.3 相談者発話コーパスの信頼性評価実験

相談者発話コーパスの作成において、11,049 件の投稿に対する悩み文と心情文のアノテーションは第一著者 1 名で行った。しかし、人によって選択する悩み文及び心情文が異なる恐れがある。この点を踏まえ、相談者発話コーパスの 1/10 にあたる 1,000 件の Yahoo!知恵袋の悩みに関する投稿に対して、アノテータ 4 名によるアノテーションを行い、第一著者が行ったアノテーションとの一致度を評価した。1,000 件の投稿は Yahoo!知恵袋の悩みに関する投稿のカテゴリ 10 項目から、項目ごとに 100 件ずつランダムサンプリングした。

表 2.3 にアノテータの属性を示す。4 名のアノテータには 2.4.1 で示した方法と同様のアノテーションを依頼した。また、アノテータ 4 名には事前に悩み文、心情文、物語文の定義と 2.3 で示した相談者発話の構造的特徴について説明した。また、アノテーションを行うことで得られた知識や経験として、人の持つ悩みの多様性を知ることができたという意見が多かった。

第一著者を含めた 5 名のアノテータの一致度を評価する指標として、フライスの κ 係数を用いる。ここで、評価する一致度は投稿内の 1 文に対して悩み文または心情文の記号を付与するか、あるいはしないかという 3 つの選択肢の一致度とする。

表 2.4 に、フライスの κ 係数を用いて 5 名及び 4 名のアノテータ間の一致度を評価した結果を示す。第一著者とアノテータ A, B, C, D の 5 名の κ 係数は 0.58 であることから適度な一致という結果となった。それに加えて、第一著者を含めた 4 名のアノテータ

タ間の κ 係数はいずれも 0.50 以上となった．その中でも第一著者とアノテータ A, B, D の 4 名の κ 係数は 0.63 であることから，かなりの一致という結果となった．これらのことから，人によって選択する悩み文及び心情文が異なることは少ないと考えられる．したがって，相談者発話コーパス作成における第一著者 1 名によるアノテーションの信頼性は比較的高いと考えられる．

2.5 悩み文及び心情文抽出システム

ルールベースによる抽出システム，類似性による抽出システム，分類器による抽出システム，各抽出システムの抽出方法について概説する．3 つの抽出システムは独立したものである．

2.5.1 ルールベースによる抽出システム

本論文では，悩み文および心情文の抽出システムのベースラインとして，2.3 で示した相談者発話の構造的特徴に基づき，発話の先頭文と最終文に着目するルールベースの抽出方法を考案し，システムを開発した．

図 2.2 にルールベースによる抽出システムの処理過程を示す．図 2.2 に示すように，ルールベースによる抽出システムでは，はじめに発話内から文末に“?”が付いた文を削除する．発話内から文末に「?」が付いた文を前処理として削除する．一般的に「?」で終わる文は物事に対する疑問を示す文であり，物語文(物事の経緯や疑問に関する文)とみなせるため，悩み文および心情文の候補から除外する．次に，発話の先頭文，最終文を抽出し，先頭文を悩み文として保持する．その後，最終文に対して，日本語形態素解析ツール JUMAN [24] で解析し，あらかじめ設定した特定の形態素が含まれるかの判定(心情文判定)を行う．

相談者が抱える問題には多様な語彙が用いられるため，特定の文を悩み文と直接判定するルールを設けることは困難である．このため，どのような内容であっても先頭文を悩み文として扱う．一方，心情文は問題に対する悲観的思考や願望などの表現を含むことが多く，悩み文よりも使用される語彙が限定的だと考えられる．このことから，50 個の心情文内で多く用いられた形態素を選出し，心情文判定のルールとして設定した．

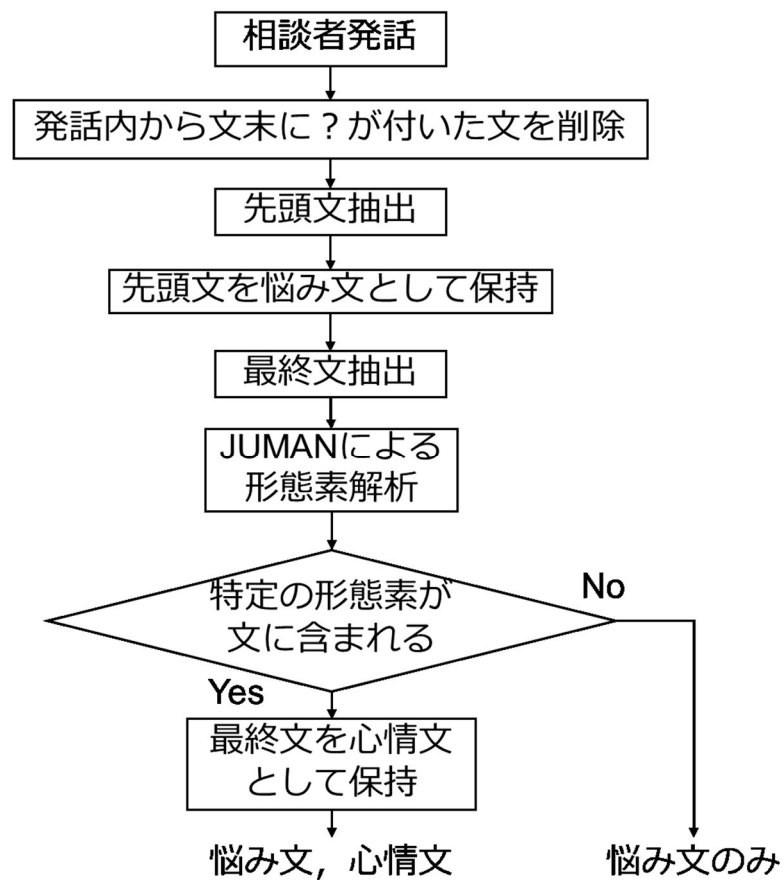


図 2.2 ルールベースによる抽出システムの処理過程

表 2.5 心情文抽出に用いる形態素の一覧

動詞	思う, 感じる, 考える, 困る, 苦しい
形容詞	不安だ, 嫌だ, 辛い, 欲しい, めんどくさい, 面倒くさい, 苦しい, 怖い
接尾辞	しまう, たい

表 2.5 に心情文判定に用いる形態素の一覧を示す. 最終文に表 2.5 で示した形態素が含まれる場合は心情文として保持し, 悩み文と併せて出力する. 含まれない場合は悩み文のみ出力して処理を終了する.

本抽出方法には, 2.4 で示した相談者発話コーパスのような専用のデータセットを必要としないという利点がある. また, 2.3 で述べた構造的特徴から推定すると, 本手法によって最大約 7 割の悩み文および心情文を抽出できることも挙げられる.

2.5.2 類似性による抽出システム

ルールベースによる抽出システムでは、先頭文と最終文のみに着目した抽出方法を用いた。しかし、この抽出方法では先頭文、最終文以外に出現した悩み文、心情文を抽出することができない。さらに、悩み文及び心情文が出現しないような発話に対しても抽出が行われる。これらの問題点を改善するために発話内の文と人手で収集した悩み文、心情文との Cos 類似度により対象文(悩み文, 心情文)の判定を行う抽出方法を考案し、類似性による抽出システムを開発した。

対象文の判定において cos 類似度を用いるために、相談者発話コーパスから悩み文データベース（悩み文 DB）、心情文データベース（心情文 DB）を作成した。悩み文 DB 及び心情文 DB は相談者発話コーパスから悩み文、心情文を投稿のカテゴリごとに 500 文ずつ取得し、それぞれ 5,000 文を収録した。また、cos 類似度算出時の計算コスト削減のため、あらかじめ悩み文 DB、心情文 DB の全文を Sentence-BERT の符号化器に入力し、文の分散表現に変換した悩み文分散表現 DB、心情文分散表現 DB を作成した。

文単位の分散表現を取得するモデルとして、文の類似性に関する種々のタスクに対して精度が高い Sentence-BERT [25]を使用した。Sentence-BERT は、言語モデルの一種である BERT[26]の符号化器に Siamese Network の構造を導入し、自然言語推論（NLI）のデータセットで再訓練したモデルである。

Sentence-BERT は類似文検索など、文の類似性を予測するタスクにおいて有効性が高い。これらは類似性による抽出システムにおける処理と似たタスクである。そのため、Sentence-BERT の有効性が期待できると考える。本章では、Sentence-BERT の学習済みモデルとして、日鉄ソリューションズ株式会社がウェブ上で公開している Sentence-BERT の日本語モデル を使用した。

図 2.3、図 2.4 に類似性による抽出システムの悩み文抽出及び心情文抽出処理過程を示す。図 2.3、図 2.4 において、Sentence-BERT の符号化器は“SBERT”と表記する。

図 2.3 に示す悩み文抽出では、文末に「？」が付いた文を除外するための前処理として、発話内から該当文を削除する。その後、各発話を順次 Sentence-BERT に入力し、文中の単語数と同数の分散表現の集合が得られる。そこから、mean pooling により、分散表現集合の各次元の平均値を要素とする分散表現が得られる。次に、得られた分散表現を、あらかじめ構築した悩み文分散表現 DB 内の全要素と cos 類似度で比較し、最も高い類似度を「文の代表値」として候補配列を作成する。閾値は 0.70 に設定し、最上位の値が 0.70 未満の場合は当該要素を 0.00 とする。この閾値は未知データに対する抽出を考慮し、悩み文 DB 作成時に用いた発話 100 件における悩み文の文の代表値の最低値

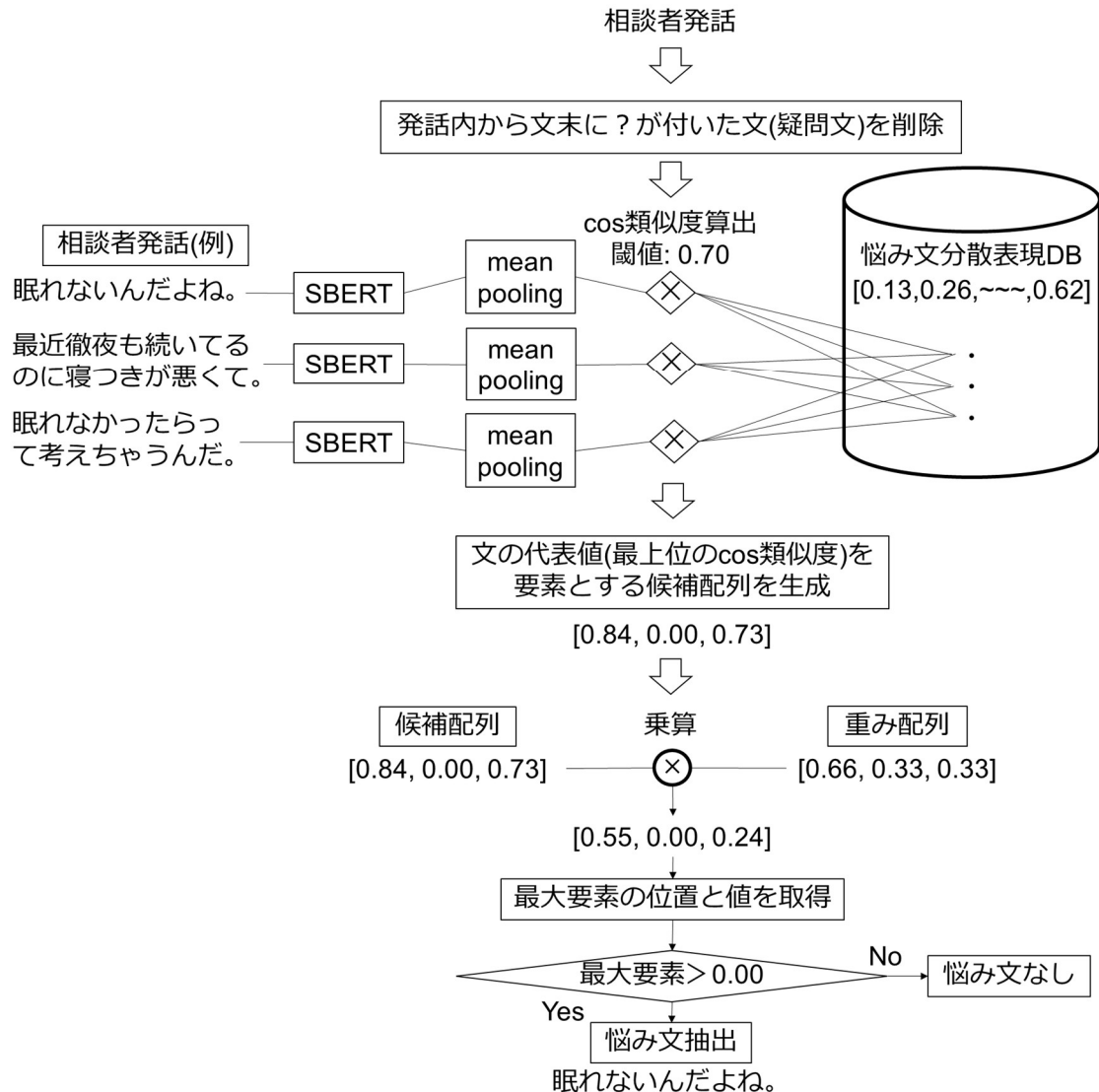


図 2.3 類似性による抽出システムの悩み文抽出処理過程

(0.70) を設定している。ここで、2.3 で示した悩み文は先頭文付近に出現しやすいという相談者発話の構造的特徴を考慮し、候補配列に「先頭文を優先する重み配列」を乗算する。その後、候補配列内で最大要素をもつ値とその位置を取得し、最大要素が 0.00 を超えれば該当文を悩み文として抽出し、図 2.4 に示す心情文抽出処理へ移行する。ここで、候補配列内の最大要素が 0.00 の場合は悩み文・心情文なしとみなし、処理を終了する。図 2.4 では、相談者発話が悩み文抽出処理で抽出された文が取り除かれた状態で Sentence-BERT の符号化器に入力される。悩み文抽出処理同様、Sentence-BERT の符号化器に入力された相談者発話内の各文を分散表現に変換する。その後、発話内の文の分散表現ごとに心情文分散表現 DB 内全の要素との cos 類似度を算出し、候補配列を生成

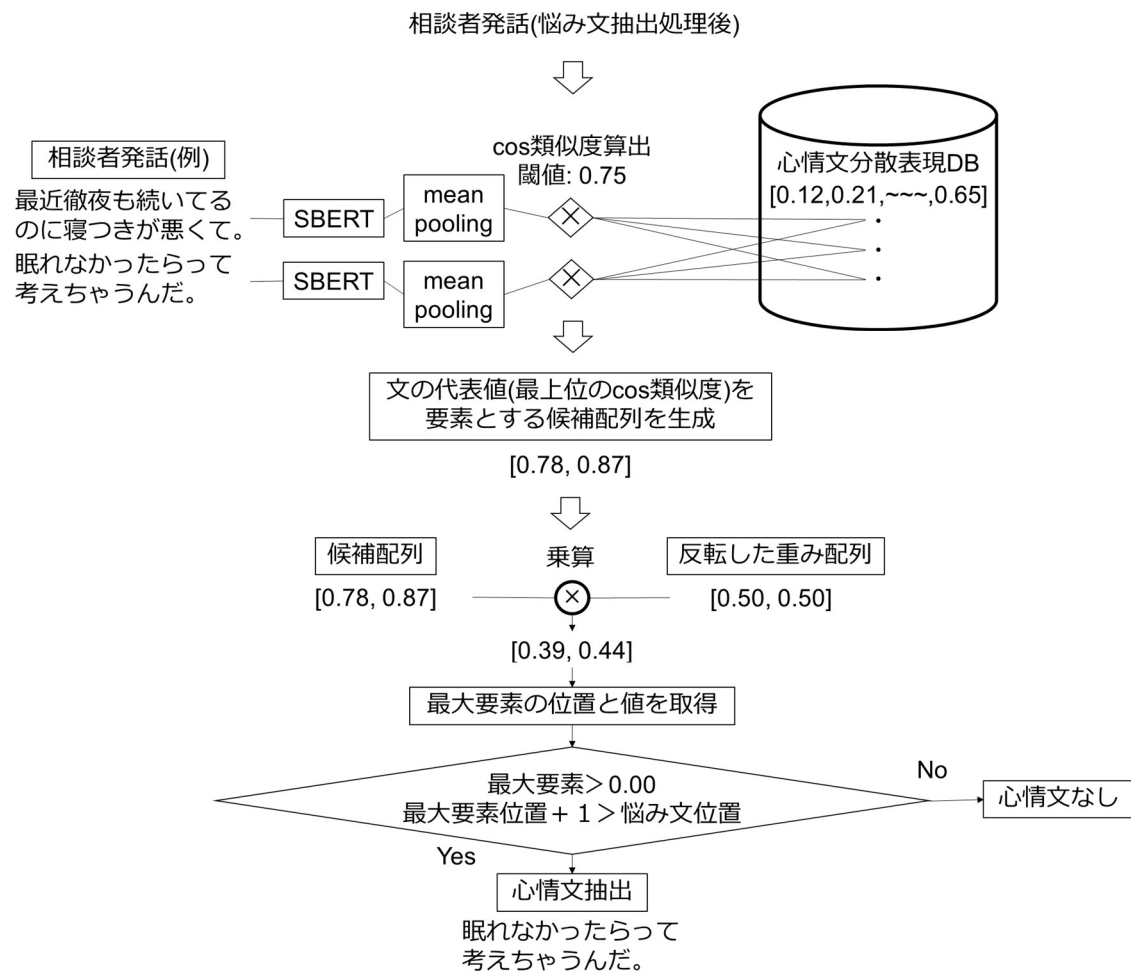


図 2.4 類似性による抽出システムの心情文抽出処理過程

する。閾値は 0.75 とし、最上位の値が閾値未満の場合、要素は 0.00 となる。この閾値は未知データに対する抽出を考慮し、心情文 DB 作成時に用いた発話 100 件における心情文の文の代表値の最低値 (0.75) を設定している。ここでも 2.3 で示した心情文は最終文付近に出現しやすいという相談者発話の構造的特徴を考慮し、候補配列に「最終文を優先する重み配列」(要素順序を反転させたもの) を乗算する。その後、候補配列内の最大要素が 0.00 より大きく、その要素位置が悩み文の位置よりも後である場合のみ、心情文として抽出する。条件を満たさない場合は心情文なしとして悩み文のみを出力し、処理を終了する。

2.3 の相談者発話の構造的特徴から、悩み文は先頭文、心情文は最終文付近に出現しやすいことが確認されている。このことから、悩み文抽出処理では先頭文を優先し、心情文抽出処理では最終文を優先するようにそれぞれ重み配列を乗算している。

式 (1), (2) に構造的特徴を考慮した重み配列の算出式を示す.

$$w[i] = 1 - \frac{i}{n} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

$$w[n] = 0 \text{ の場合, } w[n] = w[n-1] \quad (2)$$

式 (1), (2) における $w[i]$ は要素 i の重みの値, n は相談者発話内の文数を示す. 式(2) は w の値が 0 となる場合, w は 1 つ前の重みの値を参照するという条件を示している. 式(1), (2) により, 任意の文数に応じて柔軟に重み配列を生成できる.

2.5.3 分類器による抽出システム

類似性を用いた抽出システムでは, $\cos$ 類似度によって各 DB (悩み文 DB 及び心情文 DB) の文との類似度を評価し, 一定の閾値を満たすかどうかで抽出対象文を判定する. しかし, この方法では, 類似した語彙や表現をもつ物語文が誤って抽出されるという課題が残る. これは, 悩み文 DB や心情文 DB が有する語彙や表現と物語文が部分的に一致する場合に, 類似度が高く算出されてしまうためである. この問題を解消するには, 類似度評価だけでなく, 分散表現から悩み文および心情文と物語文を明確に区別する処理が必要となる. このことから, 各 DB 内の文と物語文を学習した悩み文・心情文・物語文分類器の予測により文の判定を行う抽出方法を考案し, 分類器による抽出システムを開発した.

悩み文と心情文の双方で用いられる語彙や表現は類似している. そのため, 文単位の分散表現を特徴量とした単体の分類器では悩み文と心情文を分類することは困難である. また, 5 文以上で構成される相談者発話には悩み文及び心情文と比べて物語文が多く含まれる. そのため, システムには発話内から物語文である可能性の高い文を抽出候補としない処理が必要となる. この処理を実装することで, 物語文を抽出するような誤抽出の減少が期待できる. これらのことから, 悩み文と物語文を区別する 2 クラス分類器と心情文と物語文を区別する 2 クラス分類器の 2 つを作成する方法が挙げられる. しかし, トークン単位の分散表現を特徴量として, 複数の 2 クラス分類器を並行して動かすと, 計算時間が大幅に増加する懸念がある. そこで, Sentence-BERT の学習方式を応用し, 文の分散表現を特徴量とする 3 クラス分類器を用いて, 上記 2 つの 2 クラス分類器を同時に実現するネットワーク構造と学習用データセットを作成した.

表 2.6 学習用データセットの内容例

分類ラベル	抽出目的単語	対象文
0 (悩み文)	"悩み"	昔から自傷行為があり限界が来たら手をひっかいてしまいます.
1 (心情文)	"心情"	そんな中, 自傷行為をしていると知ったら嫌われるのでは…と思い不安です.
2 (物語文)	"悩み"	二面性のある人をどう思いますか?
2 (物語文)	"心情"	二連休明け, 出勤しようと職場に向かいました.

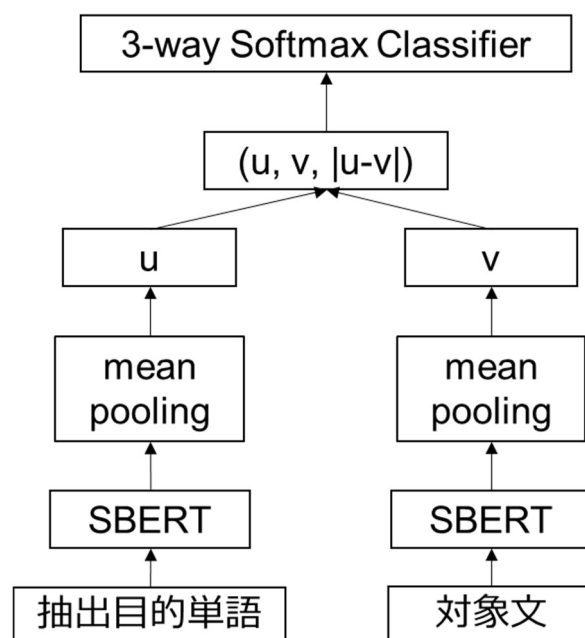


図 2.5 3クラス分類器のネットワーク構造

図 2.5, 表 2.6 に, 3 クラス分類器のネットワーク構造と学習用データセットの内容例を示す. 図 2.5 においても, Sentence-BERT の符号化器は“SBERT”と表記する. 図 2.5 のネットワーク構造では, はじめに図 2.5 に示した抽出目的単語と対象文が Sentence-BERT の符号化器に入力される. 次に, 符号化器から抽出目的単語の分散表現と対象文内に含まれる単語数と同じ数の分散表現を持つ集合がそれぞれ得られる. さらに, mean pooling により, 集合内にある分散表現の各次元の平均値を要素とする分散表現 v が得られる. また, 抽出目的単語の分散表現にも mean pooling が行われ, 分散表現 u が得られる. ここで, 抽出目的単語の分散表現は単一であるため, mean pooling による分散表

現の変化はない. そのため, 分散表現 u と抽出目的単語の分散表現は同様のものである. `mean pooling` の後, u , v の要素と u , v の要素差の絶対値 $|u-v|$ を連結したベクトル $(|u,v,|u-v|)$ を入力とし, 3 クラス分類器による分類が行われる. 分類結果として, 分類ラベルの確率分布が算出される. その後, 算出された分類ラベルの確率分布と正解の分類ラベルの確率分布との交差エントロピー誤差が算出され, 誤差を最小化するよう 3 クラス分類器の重みが更新される. ここで `Sentence-BERT` の符号化器の再訓練も行われる.

式 (3), (4) に確率分布の算出式と学習により更新される重みの次元数を示す. 式 (3) において, o は `softmax` 関数によって算出される分類ラベルの確率分布である. また, 式 (4) において, n は分散表現の次元数 (786 次元), k はラベル数である.

$$o = \text{softmax}(W_t(u, v, |u - v|)) \quad (3)$$

$$W_t \in \mathbb{R}^{3n \times k} \quad (4)$$

以上の学習を行うことで, 抽出目的単語の切り替えにより, 3 クラス分類器単体で 2 つの 2 クラス分類器を用いることができる. 悩み文抽出時には, 抽出目的単語を“悩み”に設定することで, 3 クラス分類器の出力は悩み文 vs. 物語文の 2 クラス分類器として機能する. 同様に心情文抽出時には抽出目的単語を“心情”に変更することで, 心情文 vs. 物語文の 2 クラス分類器として働く. これにより, 物語文を効率的に排除しながら, 悩み文や心情文を正確に抽出できる.

表 2.6 に, 3 クラス分類器を学習するためのデータセットの内容例を示す. このデータセットは相談者発話コーパスから悩み文・心情文・物語文の各 5,000 個をランダムサンプリングし, 抽出目的単語との組として作成した. このうち, 各 4500 個を学習データ, 各 500 個を検証データとして学習に用いた.

他のシステム同様, 分類器による抽出システムでも物語文を抽出におけるノイズとして扱っている. これについては, 今後カウンセリング対話システムを実現する過程で, カウンセリングに必要な情報が述べられた文について吟味し, 物語文の利用についても検討する必要がある.

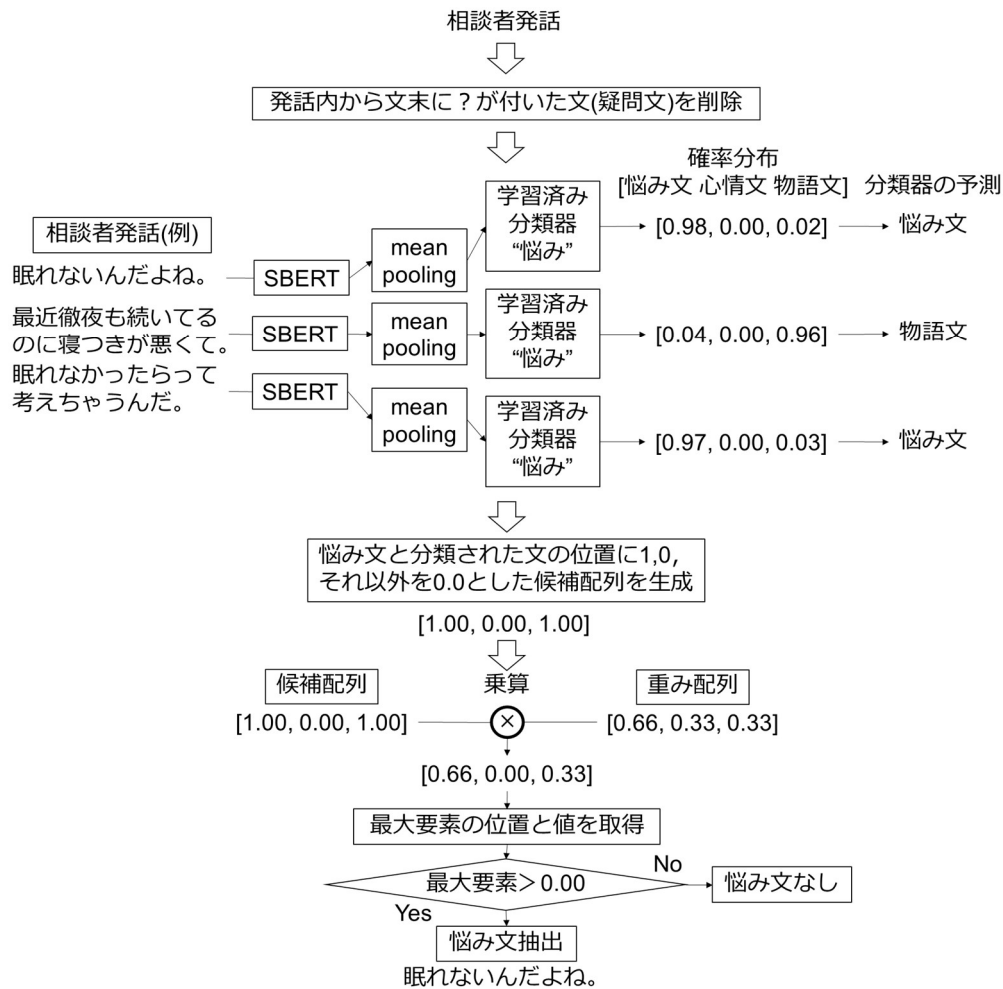


図 2.6 分類器による抽出システムの悩み文抽出処理過程

図 2.6, 図 2.7 に分類器による抽出システムの悩み文及び心情文抽出処理過程を示す。図 2.6, 図 2.7 においても Sentence-BERT の符号化器は“SBERT”と表記する。

図 2.6 では前述した 2 つのシステム同様、文末に「？」が付いた文を抽出対象外とするため、事前に該当文を発話内から削除する前処理を行う。続いて、相談者発話内の各文を Sentence-BERT に入力し、それぞれ文中の単語数と同数の分散表現を得る。これらの分散表現集合に対して mean pooling を適用し、各次元の平均値を要素とする単一の分散表現を取得する。次に、抽出目的単語を“悩み”に設定した学習済み分類器に分散表現を入力することで、分類器の予測結果が出力される。その予測結果から、悩み文と分類された文の要素を 1.00、それ以外を 0.00 とした候補配列を生成する。その後、相談者発話の構造的特徴を考慮し、先頭文が優先する重み配列と乗算する。最後に、候補配列内の最大要素の位置と値を取得し、最大要素が 0.00 を超えれば該当文を悩み文として抽

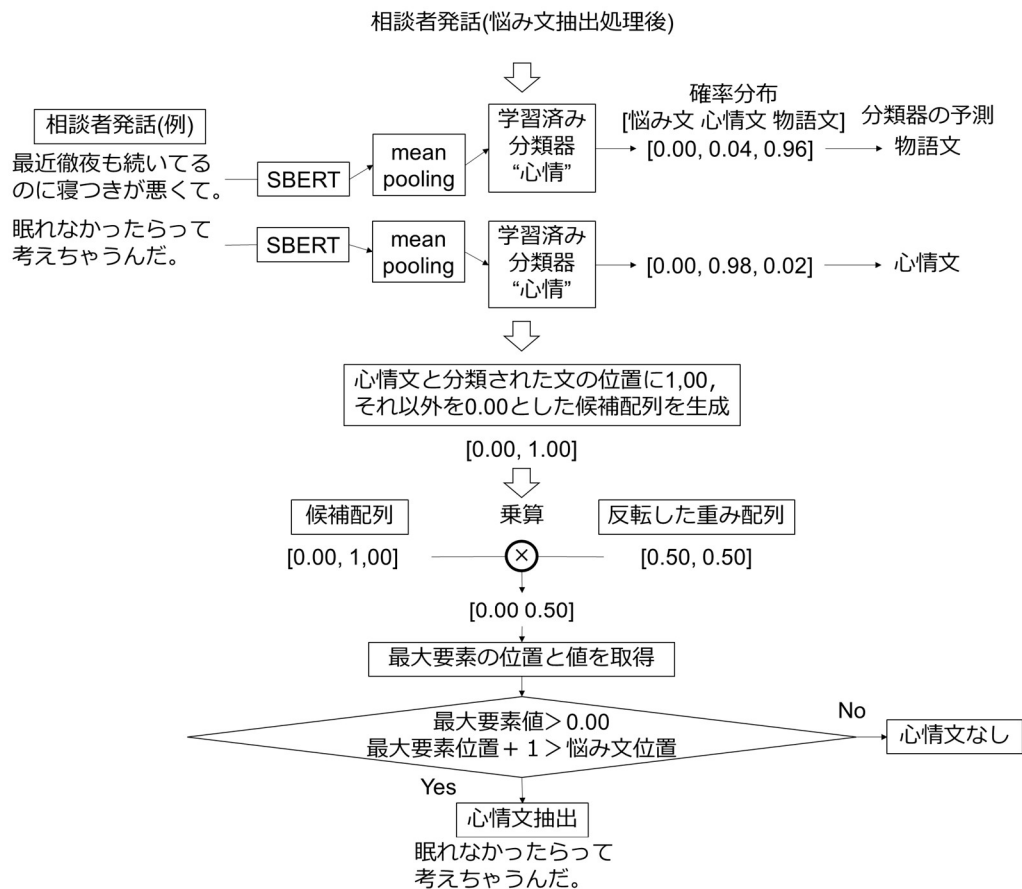


図 2.7 分類器による抽出システムの心情文抽出処理過程

出する。最大要素が 0.00 の場合は該当する悩み文がないと判断し、処理を終了する。ここで、抽出された悩み文は、図 2.7 の心情文抽出処理に入力される相談者発話から削除される。図 2.7 では、悩み文抽出処理と同様、Sentence-BERT の符号化器に入力した相談者発話内の各文をそれぞれ分散表現に変換する。その後、各分散表現を抽出目的単語“心情”に設定された学習済み分類器に入力し、予測結果を得る。その予測結果が「心情文」と判定された分の位置に 1.00 を割り当て、それ以外は 0.00 とする候補配列を生成する。その後、相談者発話の構造的特徴を考慮し、悩み文抽出時に使用した重み配列の要素順序を反転させたものを乗算する。その後、候補配列内の最大要素の値が 0.00 よりも大きく、その要素の位置が先に抽出した悩み文よりも後方の文であれば、心情文として抽出する。その条件を満たさない場合は心情文が存在しないと判断し、悩み文のみを出力して処理を終了する。各抽出処理に用いる分類器は悩み文と物語文、心情文と物語文の 2 クラス分類である。そのため、候補配列の要素に反映されるよう候補配列の要素は 1.00 と 0.00 の 2 値とした。

2.6 各抽出システムの性能評価実験

2.6.1 実験方法

Yahoo!知恵袋の悩みに関する投稿（カテゴリ：ストレス）300件をランダムサンプリングし，悩み文及び心情文を含んだ発話，悩み文のみを含んだ発話，単純応答，質問及び雑談の発話の3種類に人手で分類する．次に，投稿内に含まれる悩み文および心情文に対して，人手による文単位のアノテーションを行う．最後に，各抽出システムにより悩み文と心情文の自動抽出を行い，発話種類分類と抽出の2つの指標を用いてシステムの性能を評価する．ここで，人手での分類，アノテーション及び評価は第一著者1名で行った．

カウンセリング対話を想定した場合，1発話目に悩み文と心情文の両方が含まれるとは限らない．相談者が最初に悩み文のみを述べた場合，対話システムは心情文を引き出すための質問を返す必要がある．また，相談者が悩み文，心情文の双方が含まれない発話を行った場合にも相槌など，対話を継続するための適切な応答が求められる．これらのことを考慮し，評価を行うには単純応答及び雑談の発話に対して，抽出システムが文を抽出しない処理を正解に含めた評価が必要となる．このことから，発話種類ごとに抽出システムが適切な対応を取れるかどうかを評価する発話種類分類という指標を設定する．また，抽出では，発話内の悩み文，心情文に対して，システムがアノテーションされた文を正確に抽出できているのかを評価する．

発話種類分類は，実際の発話種類とシステムによる分類結果との混同行列をもとに，各発話種類における再現率・適合率・F値を算出し，それらの平均をシステム全体の性能とする．抽出についての評価は式(5)，(6)，(7)を用いて再現率，適合率，F値を算出し，システムの性能とする．ここで，システムの正解件数はシステムが人手でアノテーションされた文を正確に抽出できた件数とする．また，正解件数の総数は単純応答，質問及び雑談の発話以外の発話件数とする．

$$\text{再現率} = \frac{\text{システムの正解件数}}{\text{正解件数の総数}} \quad (5)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{システムの正解件数}}{\text{システムが抽出した件数}} \quad (6)$$

$$\text{F値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (7)$$

表 2.7 各抽出システムによる性能評価実験

	発話種類分類			抽出		
	再現率	適合率	F 値	再現率	適合率	F 値
ルールベースによる抽出システム	0.54	0.75	0.63	0.54	0.43	0.48
類似性による抽出システム	0.60	0.57	0.58	0.47	0.46	0.47
分類器による抽出システム	0.73	0.81	0.77	0.74	0.71	0.73

2.6.2 実験結果

表 2.7 に各抽出システムによる性能評価実験の結果を示す。表 2.7 の評価結果から、分類器による抽出システムの性能が発話種類分類において、再現率 0.73、適合率 0.81、F 値 0.77 と他のシステムを上回る性能を示した。また、抽出において、再現率 0.74、適合率 0.71、F 値 0.73 と他の抽出システムを大幅に上回る性能となった。

表 2.7 の結果から、類似性による抽出システムの性能が発話種類分類及び抽出の評価において最も低い F 値を示した。また、ルールベースによる抽出システムは非常に単純な抽出方法であるため、性能は分類器による抽出システムの性能より劣っていた。これらの結果から、悩み文及び心情文抽出に対して、分類器による抽出システムの有効性が確認された。

2.7 各抽出システムの抽出結果の考察

各システムの長所と短所を抽出結果から分析し、分類器による抽出システムの有効性について考察する。また、分類器システムの性能向上のために、改善点を検討する。

2.7.1 ルールベースによる抽出システム

図 2.8 にルールベースによる抽出システムの抽出結果を示す。図 2.8 において、悩み文及び心情文を含んだ発話内の文で悩み文を示す文頭に「n:」、心情文を示す文頭に「s:」が付けられている文が、それぞれ正解としてアノテーションされた文である。

ルールベースによる抽出システムは先頭文に悩み文、最終文に心情文判定に用いられている形態素が存在する発話に対して非常に有効である。しかし、図 2.8 のように先頭文、最終文のどちらにも悩み文、心情文が出現しない発話や単純応答、雑談及び質問の発話など、システムの仕組みに合致しない発話に対して、300 件中、175 件 (58.0%) と

・ 悩み文及び心情文を含んだ発話(n:悩み文, s:心情文) 禁煙して3日目になります。 n:眠れません。 今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。 s:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。 すでに、2日寝ていません。 ・ ルールベースによる抽出システムの出力 悩み文抽出:禁煙して3日目になります。 心情文抽出:抽出なし
--

図 2.8 ルールベースによる抽出システムによる抽出システムの抽出結果

誤抽出が多い結果となった。これらのことから、先頭文、最終文に着目することで 42.0% の発話に対して悩み文、心情文を抽出できることが確認された。

2.7.2 類似性による抽出システム

図 2.9 に類似性による抽出システムの抽出結果を示す。図 2.9 において、文頭に「n:」が付けられている文が悩み文、「s:」が付けられている文が心情文の正解である。図 2.9 において、悩み文及び心情文を含んだ発話内から正解である悩み文 (n:)、心情文 (s:) を抽出していることが確認できる。

図 2.10 に類似性による抽出システムの出力分析を示す。図 2.10 において、閾値処理によって文の代表値が 0 となった文には閾値処理前の文の代表値の値を括弧内に示している。図 2.10 の悩み文抽出の出力分析において、発話内の悩み文 (n:) や心情文 (s:) は高い類似度 (0.99 や 0.76 など) で抽出されている一方、物語文は閾値処理によって 0 となる場合が多い。しかし、元の類似度を見れば、物語文の代表値が心情文 (s:) と近い数値をとるなど、類似度の差がわずかであるケースも多く確認された。そのため、物語文の出現位置によって誤抽出する発話が多数ある。この要因として、対象文の文内文脈情報の欠如が挙げられる。対象文の文内文脈情報は各 DB 内の文の文内文脈情報によって cos 類似度に変換される。対象文が物語文の場合にも DB 内にある収集された悩み文または心情文との cos 類似度が文の代表値となる。そのため、DB 内に 1 つでも物語文と類似した文があると物語文の代表値は悩み文または心情文より高い値となる。これは対象文本来の文脈情報が DB 内の 1 文との cos 類似度に変換されたことで欠如し、抽

・ 悩み文及び心情文を含んだ発話(n:悩み文, s:心情文) 禁煙して3日目になります。 n:眠れません。 今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。 s:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。 すでに、2日寝ていません。
・ 類似性による抽出システムの出力 悩み文抽出:眠れません。 心情文抽出:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。

図 2.9 類似性による抽出システムの抽出結果

・ 悩み文抽出の出力分析	文の代表値 (閾値処理前の値)
禁煙して3日目になります。	0 (0.64)
n:眠れません。	0.99
今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。	0.74
s:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。	0.76
すでに、2日寝ていません。	0.73
・ 心情文抽出の出力分析	文の代表値
禁煙して3日目になります。	0 (0.63)
今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。	0 (0.74)
s:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。	0.76
すでに、2日寝ていません。	0 (0.73)

図 2.10 類似性による抽出システムの出力分析

出対象文と物語文の明確な区別が困難になることを意味する。対照的に、分類器による抽出システムでは、対象文の文内文脈情報から抽出対象文と物語文を分類する。これは学習データである各 DB に格納された文全体を考慮し、対象文本来の文内文脈情報が欠

・ 悩み文及び心情文を含んだ発話(n:悩み文, s:心情文) 禁煙して3日目になります。 n:眠れません。 今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。 s:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。 すでに、2日寝ていません。 ・ 分類器による抽出システムの出力 悩み文抽出:眠れません。 心情文抽出:禁煙してから、1日が延々と続くようで、寝るタイミングがまったく分かりません。
--

図 2.11 分類器による抽出システムの出力分析

如することなく判定に用いられている. これらのことから, 対象文の文内文脈情報を DB 内の 1 文との $\cos$ 類似度に変換し, 抽出対象文の判定に用いることは悩み文, 心情文抽出に適さなかったと考えられる.

2.7.3 分類器による抽出システム

図 2.11 に分類器による抽出システムの抽出結果を示す. 図 2.11 において, 悩み文及び心情文を含んだ発話内から正解である悩み文 (n:), 心情文 (s:) を抽出していることが確認できる.

図 2.12 に分類器による抽出システムにおける悩み文及び心情文抽出の出力分析を示す. 図 2.12 の悩み文抽出の出力分析における確率分布に着目すると, 発話内の悩み文 (n:) を 99.9% と高い確率で悩み文として分類している. ここで, 悩み文抽出の出力分析における心情文 (s:) の確率分布は 99.8% と高い確率で悩み文として誤分類している. 誤分類の要因として, 2.5.3 で述べた「悩み文と心情文の双方で用いられる語彙は類似している」ことが挙げられる. 誤分類によって 2 つ以上の文が悩み文と分類された場合, 悩み文及び心情文抽出では文の出現位置を基に判定を行う. 2.3 における相談者発話の構造的特徴から悩み文は発話内の先頭文付近に 78.8%, 心情文は発話内の 80.0% の割合で出現することが明らかとなっている. これを基に, 悩み文抽出では, より先頭文に近い位置の文を悩み文と判定する. そのため, 図 2.11 の分類器による抽出システムの出力における悩み文抽出では, 誤分類された心情文 (s:) よりも出現位置が先頭文に近い

・悩み文抽出の出力分析	確率分布:[悩み文 心情文 物語文]
禁煙して3日目になります。	[0.06201 0.00001 0.93798]
n:眠れません。	[0.99919 0.00003 0.00078]
今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。	[0.00203 0.00000 0.99797]
s:禁煙してから、1日が延々と続くよう	
うで、寝るタイミングがまったく分かり	[0.99837 0.00003 0.00160]
りません。	
すでに、2日寝ていません。	[0.00669 0.00001 0.99330]
・心情文抽出の出力分析	確率分布:[悩み文 心情文 物語文]
禁煙して3日目になります。	[0.00002 0.00022 0.99976]
今までは寝る前に、一服して1日に区切りをつけていました。	[0.00000 0.00054 0.99946]
s:禁煙してから、1日が延々と続くよう	
うで、寝るタイミングがまったく分か	[0.00001 0.99939 0.00059]
りません。	
すでに、2日寝ていません。	[0.00001 0.00042 0.99957]

図 2.12 分類器による抽出システムの出力分析

悩み文 (n:) を抽出している。

また、図 2.12 の心情文抽出の出力分析内の確率分布においても分類器が心情文(s:)を 99.9%と高い確率で心情文として分類している。また、物語文（記号なし）を高い確率で物語文として分類していることが確認できる。

結果として、分類器による抽出システムは 300 件中、240 件（80.0%）の発話で正解文を抽出した。また、他のシステムの抽出における性能（F 値）からそれぞれ 0.25, 0.26 ポイントの改善が確認できた。この要因として、各システムが悩み文、心情文、物語文の判定に用いた要素の違いが挙げられる。分類器による抽出システムは文の細かな文脈情報を悩み文、心情文、物語文の判定に用いている。それに対して、類似性による抽出システムは DB 内の文との Cos 類似度の情報のみ、ルールベースによる抽出システムは先頭文を悩み文として抽出し、心情文を特定の形態素の有無で判定していた。

これらのことから、文の細かな文脈を用いた抽出対象の判定が悩み文、心情文抽出に適していたと考えられる。

2.8 まとめ

本章では、はじめにナラティブ・セラピーによるカウンセリング対話例分析について述べた。分析では、カウンセラーによる問題の認識を対話システムで実現するための指標として、悩み文、心情文、物語文を定義した。これらの指標から、カウンセラーによる問題の認識は相談者の発話から悩み文、心情文を抽出し、応答を生成する処理であるとみなし、悩み文及び心情文抽出システムの開発により、対話システムによる問題の認識を実現できると考えた。このことから、3つの抽出方法を考案し、ルールベースによる抽出システム、類似性による抽出システム、分類器による抽出システムを開発した。その後、各抽出システムの性能評価実験の結果と考察について述べた。性能評価実験の結果から、分類器による抽出システムが発話種類分類において、再現率 0.73、適合率 0.81、F 値 0.77、抽出において再現率 0.74、適合率 0.71、F 値 0.73 と他の抽出システムを大幅に上回る性能となった。このことから、悩み文及び心情文抽出における分類器による抽出システムの有用性が示された。

第3章

カウンセリング対話システムの実現

2章では、相談者の悩み文および心情文を自動的に抽出するシステムを提案し、特にカウンセリング開始時の発話に対する有効性を示した。しかし、実際にカウンセリングを行うシステムを構築するには、相談者の発話に応じた対話制御や適切な質問を生成する発話生成手法について検討する必要がある。本章では、ナラティブ・セラピーにおけるカウンセリングの技法を対話システムで再現することを目指し、2章で提案した悩み文・心情文抽出における手法を活用しながら、ChatGPTを用いた対話制御と発話生成の仕組みを構築する。本章では、このシステムをカウンセリング対話システムと呼ぶ。また、このシステムがナラティブ・セラピーにおけるカウンセラーとしてどの程度の能力を備えているのかを評価するために対話実験を行い、結果と改善点について考察する。

3.1 カウンセリングの進行方法

2.1 で述べたように、ナラティブ・セラピーでは相談者の抱える問題に対する認識の深まりに応じて質問技法を段階的に使い分けることが重要である。また、カウンセラーは問題の共同解決者として相談者に寄り添う姿勢を示しながら対話を進める必要がある。これらをシステム上で実現するためには、(i) 相談者の悩みに関する情報を逐次取得する処理、(ii) 相談者の問題に対する認識に応じた質問技法を使い分ける処理、(iii) 各質問技法に対応する質問及び共感を生成する処理がそれぞれ必要であると考えられる。本章では、(i)、(ii)、(iii)の要件を満たすために、2章で提案した悩み文・心情文抽出に基づく発話制御の枠組みに、ナラティブ・セラピーで活用される質問技法をChatGPTのプロンプト設計によって切り替える仕組みを導入する。

3.1 カウンセリング対話システム

ChatGPTは、人間のフィードバックをもとに随時モデルが更新されるため、使用時期によって出力結果が変動するおそれがある。本章では、2023年6月13日時点のスナップショットモデルである gpt-3.5-turbo-16k-0613 を利用し、モデルのハイパーパラメータとして temperature を 0 に設定することで出力の安定性を高めている。

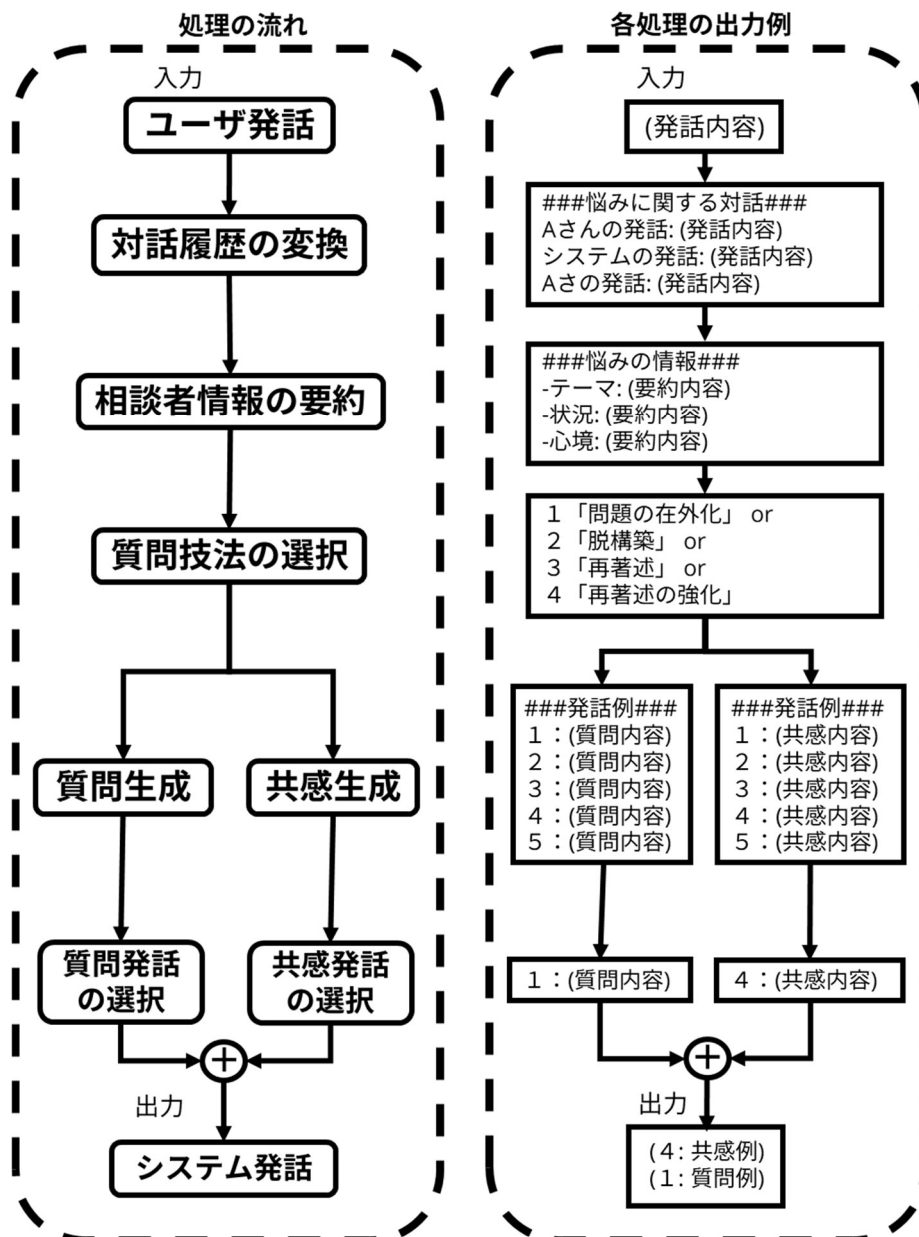


図 3.1 カウンセリング対話システムの処理の流れと各処理の出力例

図 3.1 にカウンセリング対話システムの処理の流れと出力例を示す。各処理で使用するプロンプトは、図 3.1 に示すような出力が 10 回以上得られたものを採用する。カウンセリング対話システムは、まず入力されたユーザ発話を含む対話履歴をプロンプトに連結するための形式に変換する。本章では変換した対話履歴を悩みに関する対話と呼ぶ。悩みに関する対話は、後述する質問技法の選択の処理において、対話の進行状況を示す文脈情報として機能する。次に、この悩みに関する対話を相談者情報の要約におけるプロンプトの文末に連結する。

悩みに関する対話中のAさんの発話を以下の項目に従って要約してください。

テーマは悩みを記述してください。

状況は悩みに関する具体的な状態を記述してください。

心境はテーマや状況に対する気持ちを記述してください。

文章中の悩みが不明確な場合はテーマの項目に「不明」と記述してください。文章中の悩みに関する状況が抽象的な場合は状況の項目に「不明」と記述してください。

文章中の悩みに対する心境が抽象的な場合は心境の項目に「不明」と記述してください。

・項目
 テーマ:
 状況:
 心境:

図 3.2 相談者情報の要約におけるプロンプト

テーマはAさんの悩みの内容を示しています。

状況はAさんの悩みに関する具体的な状態を示しています。

心境はAさんのテーマや状況に対する気持ちを示しています。

図 3.3 悩みの情報におけるテーマ、状況、心境の説明文

図 3.2 に相談者情報の要約におけるプロンプトを示す。相談者情報の要約では、悩みに関する対話をもとにテーマ、状況、心境の3項目に要約した文章を生成する。これら3項目はそれぞれ、2章の悩み文、物語文、心情文に対応する情報を文単位の抽出から対話全体の要約へと拡張したものとなっている。この要約結果と図 3.3 に示すテーマ、状況、心境の説明文を連結したものを悩みの情報と呼ぶ。悩みの情報は対話の中心となっているユーザの相談内容を把握するための情報である。図 3.3 における説明文は後述する処理において、ChatGPT に要約内容を解釈させるために項目の意味を明示した文字列である。この処理において、ChatGPT の出力から文頭に「- テーマ」、「- 状況」、「- 心境」の文字列が存在する行をそれぞれ抽出し、図 3.1 に示す出力例と同じ構造で悩みの情報を保持する。その後、これらの処理によって得られた悩みに関する対話及び悩みの情報を質問技法の選択におけるプロンプトの文末に連結する。

図 3.4 に質問技法の選択におけるプロンプトを示す。この処理において、ChatGPT に出力形式を指示するために、プロンプトの文末に「###選択した質問技法を出力###」という文字列を追加する。この文字列における「###」は ChatGPT に対して指示内容を明

あなたはナラティブ・セラピーを専門とするカウンセラーを演じてください。

ナラティブ・セラピーの質問技法は1「問題の在外化」、2「脱構築」、3「再著述」、4「再著述の強化」の4種類があります。

1「問題の在外化」はAさんが抱える問題によって生じる影響を探ることです。

2「脱構築」はAさんが抱える問題を客観的に見るための価値観を探ることです。

3「再著述」はAさんが持つ問題に対する客観的な価値観から対抗策や改善策を模索することです。

4「再著述の強化」はAさんの考える対抗策や改善策を行うことで得られる影響を探ることです。

悩みに関する対話とAさんの情報をもとに、最後のAさんの発言に対して4種類のうち、どの質問技法を用いますか？

図 3.4 質問技法の選択におけるプロンプト

あなたはナラティブ・セラピーを専門とするカウンセラーです。Aさんの悩みの情報をもとに、あなたはAさんが抱えている悩みをナラティブ・セラピーの質問技法を用いて解決に導きます。

(質問生成: そのために、Aさんが抱えている悩みを

[1: 在外化, 2: 脱構築, 3: 再著述, 4: 再著述を強化]※

するための質問の例を5つ列挙してください。)

(共感生成: そのために、Aさんの心境に寄り添うような発言の例を5つ列挙してください。)

※太字は質問技法の選択で出力された番号に対応

図 3.5 質問及び共感生成におけるプロンプト

示するための記号である。質問技法の選択では、対話の進行状況を示す悩みに関する対話と対話の主題を示す悩みの情報に基づいて、最新のユーザ発言に対する質問技法の番号と名称の1組を出力する。ここで、プロンプトで指定した質問技法の番号と名称の1組との完全一致を用いて、図 3.1 の出力形式に成形する。質問及び共感生成のプロンプトの文頭に悩みの情報を連結する。

図 3.5 に質問及び共感生成におけるプロンプトを示す。図 3.5 における太字は質問技法の選択において出力された番号に対応した文である。質問及び共感生成では悩みの情報をもとに、各質問技法における質問及び共感の発言例を 5 つ生成する。ここで、ChatGPT の出力から文頭に 1 から 5 の番号が付いた行を抽出することで、生成された 5 つの発言例の文字列のみを取得する。その後、5 つの発言例と悩みに関する対話を質問

あなたはナラティブ・セラピーを専門とするカウンセラーです。
あなたはAさんが抱えている悩みをナラティブ・セラピーの質問技法を用いて解決に導きます。

(質問発話の選択: 悩みに関する対話の続きとして、あなたが適切だと思うAさんについて質問する発話を以下の発話例から1つだけ出力してください。)

(共感発話の選択: 悩みに関する対話の続きとして、あなたが適切だと思うAさんの心に寄り添う発話を以下の発話例から1つだけ出力してください。)

図 3.6 質問及び共感発話の選択におけるプロンプト

あなたはナラティブ・セラピーを専門とするカウンセラーです。

(テーマが不明の場合:Aさんの発話に対して、Aさんが悩みを打ち明けやすくなるような発話を5つ列挙してください。)

(状況が不明の場合: 悩みに対するAさんの状況と心境について、具体的に質問する例を5つ列挙してください。)

(心境が不明の場合: 悩みに対するAさんの心境について、具体的に質問する例を5つ列挙してください。)

図 3.7 いずれかの項目が不明となる場合の発話生成におけるプロンプト

及び共感の選択プロンプトの文末へと連結する。

図 3.6 に質問及び共感発話の選択におけるプロンプトを示す。この処理においても、プロンプトの文末に「###選択した発話例を出力###」という文字列を追加する。質問及び共感発話の選択では、悩みに関する対話の続きに適した発話を質問及び共感生成における各 5 つ発話例からそれぞれ 1 つ選択する。ここで、出力された発話例の文字列に対して、文頭の番号と記号「:」を除去する。その後、選択された質問及び共感の発話例を連結し、カウンセリング対話システムの発話として出力する。

相談者情報の要約において、テーマ、状況、心境がいずれか不明と出力される場合がある。その際は、図 3.7 のプロンプトを用いて、不明項目に関する詳細を尋ねるための発話例を 5 つ生成する。そして、図 3.6 のプロンプトと同様の処理によって質問発話を 1 つ選択し、システムの発話として出力する。

3.2 対話実験

本実験では、カウンセリング対話システムがナラティブ・セラピーにおけるカウンセ

表 3.1 対話実験における被験者の属性

被験者	年代	性別	職業
A	20 代	男性	学生
B	20 代	男性	学生
C	20 代	男性	自営業
D	20 代	女性	看護師
E	50 代	女性	パート
F	60 代	男性	公務員
G	20 代	男性	学生

ラーとして必要な能力をどの程度有しているのかについて評価する。そのため、被験者にカウンセリングシステムを利用していただき、対話を通して感じたことに関するアンケートを実施することで、印象評価を行う。

表 3.1 に被験者の属性を示す。本実験では 4 名の被験者に対して、カウンセリング対話システムと自身の悩みについて最低 15 ターンの対話を行った上で、対話に関するアンケートに回答することを依頼した。被験者には事前に 3.3.2 で述べる実験手順に関するマニュアルを提供した。ここで、被験者の事前知識をできる限り統一するために、マニュアル中には実験目的とナラティブ・セラピーにおけるカウンセリングの概要についても記載した。また、本実験は被験者自身の悩みという個人情報扱う。そのため、個人情報の取扱いと対話中の注意点について、被験者に以下の項目を承諾していただいた。

- 被験者の属性を論文や学会発表などで公表する
- 実験で得られた情報は研究利用以外の用途で使用しない
- 対話内容の一部を論文や学会発表などで公表する場合、該当者に公表の可否について確認する
- 対話中に気分の落ち込みが強いと感じた場合は速やかに対話を中断する

3.2.1 実験環境

対話を行う環境はシステムに対する被験者の印象を左右する要素である。そのため、被験者が利用しやすい環境を設定する必要がある。このことから、本実験では、日本での全年代の利用率が 94.9% [27]と最も高い SNS である LINE³を使用する。そのため、カ

³ <https://line.me/ja/>

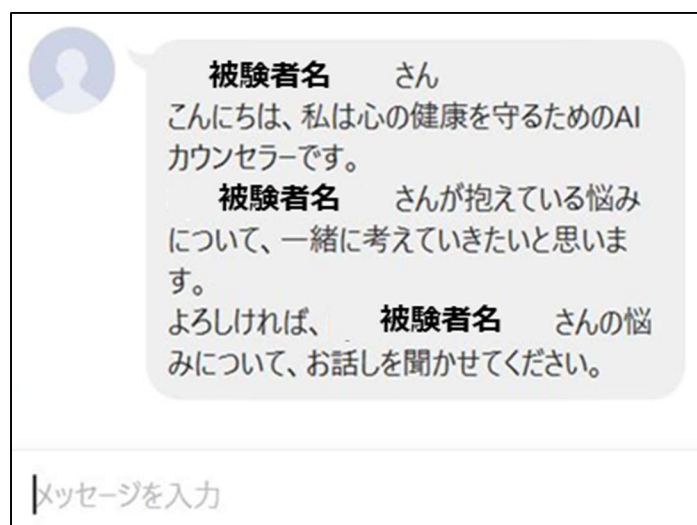


図 3.8 実験開始時のチャット画面

ウンセリング対話システムは LINE 上で動作するボットとして開発し、被験者は LINE を介してシステムと対話を行うこととした。

作成したボットは被験者のメッセージを受け取り、LINE 社が提供する Messaging API を通じて、著者が管理するサーバ上のカウンセリング対話システムに問い合わせる。その後、サーバ側で応答が生成され、LINE メッセージとして返される。また、システムの改善に活用する目的で、ユーザ情報や対話内容、システム内部の各処理で出力される情報はサーバ上のデータベースに保存する。

3.2.2 実験手順

被験者は LINE アプリ上から QR コードボットを読み取り、3.3.1 で述べたボットを友達として追加する。その後、ボットのチャット画面内で対話を開始する。

図 3.8 に実験開始時のチャット画面を示す。ここで、被験者が自身の悩みについて相談することを容易にするために、図 3.8 におけるメッセージをシステムの第一発話とした。これは LINE 上のボットの機能である「あいさつメッセージ」によって第一著者が作成したテンプレートメッセージを設定した。本実験における対話は図 3.8 のシステム発話から始まり、システムと被験者が交互に発話を行う。システムが 16 発話、被験者が 15 発話行った段階で、チャット画面内に「対話を続けるか」を問うボタンが表示される。「はい」が選択された場合、被験者が「対話終了」というメッセージを送信するまで対話を継続する。そのため、対話を終了するターンは被験者に一任される。一方、「いいえ」を選択、あるいは「対話終了」というメッセージが送信された場合には、シ

表 3.2 対話実験における評価指標及び各指標に対応する質問内容

評価指標	質問内容
自然性	システムとの対話は自然だったか
共感性	システムはあなたの悩みについて、理解を示し、適切に共感で来ていたか
開示性	システムとの対話中、悩みについての状況や心境を打ち明けやすかったか
意外性	システムとの対話を通して、あなたはこれまでとは異なる視点から悩みについて考えることができたか
継続性	システムともう一度対話したいか

システムは「それではここまでにしましょう！対話後のアンケートに回答してください。」というメッセージとともに評価用アンケートの URL を送信する。被験者は対話を終了した後、この URL から評価用アンケートに回答する。

3.2.3 評価方法

ナラティブ・セラピーにおけるカウンセラーに必要な能力として、(1)悩みについての適切な理解、(2)悩みを相談できる相手としての関係性、(3)悩みに対する新たな解釈の提供の3点が考えられる。これらの能力をシステムがどの程度有しているのかについて評価するために、本章では表 3.2 に示す 5 つの評価指標とそれらに対応した質問内容を設定する。

表 3.2 における共感性はシステムが被験者の悩みについて適切に理解することができていたかを示す指標である。次に、自然性、開示性、継続性は悩みを相談できる相手としての関係性を築けたかを示す指標である。最後に、意外性は被験者の悩みに対して、システムが新たな解釈を提供できたかを示す指標である。これらの指標を用いてシステムの印象評価を行うために、対話終了後の評価用アンケートに表 3.2 の質問内容を提示する。被験者は各質問内容に対して、1.「まったくそう思わない」、2.「そう思わない」、3.「どちらとも言えない」、4.「そう思う」、5.「とてもそう思う」の5つから選択する。本章ではこの1から5の選択肢の番号を各指標の評価値とする。この評価値の決定方法は対話システムライブコンペティション 4 [28]における対話システムの評価方法を参考に設定する。また、5つの評価指標以外の点からシステムの改善点を考察するために、システムを利用して感じたことについての感想を自由記述で回答していただいた。

表 3.3 カウンセリング対話システムの実験結果

	A※	B※	C※	D※	E※	F※	G※	平均
自然性	3	2	2	3	5	1	5	3.0
共感性	4	5	4	5	5	1	5	4.1
開示性	2	3	2	4	5	1	5	3.1
意外性	1	1	4	4	4	1	4	2.7
継続性	4	2	2	4	5	1	4	3.1

※：列は各指標における被験者ごとの結果と平均の評価値

3.2.4 実験結果

表 3.3 に対話実験の結果を示す。ここで、表 3.3 の列は各指標におけるそれぞれの被験者と平均の評価値である。表 3.3 に示すように、共感性の平均評価値は 4.1 ポイントとなり、他の指標と比べて最も高い値を示した。一方、意外性については各被験者の評価値が 1 と 4 に極端に分かれたため、平均スコアは 2.7 ポイントと最も低い値となった。残り 3 つの指標は被験者間で 1 から 5 の評価値にばらつきが生じている。そのため、自然性の平均は 3.0 ポイント、開示性、継続性は 3.1 ポイントとなった。

3.3 考察

対話実験における被験者の感想をもとに、実験結果とカウンセリング対話システムの改善点について考察する。はじめに、被験者の感想では 7 名のうち、4 名がシステムの共感について肯定的な印象を抱いていた。それに加えて、表 3 における被験者 6 名の共感性の評価値も 4 及び 5 に集中している。これらのことから、カウンセリング対話システムは 6 名の被験者が語った悩みに対して理解を示すように適切な共感を行うことができたと考えられる。

次に、被験者 7 名のうち 5 名の被験者はシステムが同じ質問の繰り返すことについて、「自分の発話がシステムに正しく伝わっていないのではないか」というネガティブな印象を抱いていた。この要因として、相談者情報の要約、発話生成及び発話選択の処理が挙げられる。カウンセリング対話システムはユーザの発話に対して、相談者情報の要約によって悩みの情報を取得し、その情報をもとに質問及び共感を生成する。このことから、悩みの情報が 1 つ前のユーザ発話の状態から変化しない場合、発話生成処理によって同じ質問内容が生成されることがある。また、ユーザから質問の内容に関する意図を聞かれた場合についても 1 つ前のユーザ発話から悩みの情報が変化せず、同じ内容

の発話を生成・選択しやすいと考えられる．それに加えて，ユーザからの質問に対しては質問及び共感を生成するため，ユーザの質問を無視したような応答を行う．これによって，被験者に「システムが自分の発話内容を理解していない」という印象を与えたと考えられる．このような問題は，実験結果にも影響を与えており，被験者 F はすべての指標において，1 ポイントとなった．この被験者は対話開始から 4 発話目までの間に同じ内容の質問が繰り返された後，システムからの応答が得られない誤動作も発生したため，感想では「回答するのに苦痛を覚えた」と述べていた．

システム発話の誤動作に関しては，図 1 におけるいずれかの処理の出力が出力例の形式と大きく異なった場合に生じるものであり，実験中に計 3 回発生した．それに加えて，「あなたの発話:」のように内部の処理で除去すべき文章を含んだシステムの発話が計 9 個存在した．これらのことから，カウンセリング対話システムの改善点として，ユーザの要求に対して質問及び共感以外の応答を生成する処理を実装することが考えられる．また，システムの処理中にエラーが生じた場合の対話破綻回復の処理を実装することが挙げられる．

3.4 まとめ

本章では，はじめに対話システムでナラティブ・セラピーによるカウンセリングを実現するために必要な処理として，(i) 相談者の悩みに関する情報の逐次取得，(ii) 相談者の問題に対する認識に応じた質問技法の使い分け，(iii) 各質問技法に対応する質問及び共感の生成の 3 つが必要であると考えた．このことから，(i)，(ii)，(iii) の処理を有するシステムとして，ChatGPT と複数のプロンプトを組み合わせたカウンセリング対話システムを構築した．

次に，カウンセリング対話システムの印象評価のための対話実験を行った．実験では 7 名の被験者にカウンセリング対話システムを利用していただき，対話を通して感じたことについてアンケートに回答することを依頼した．ここで，カウンセラーとして必要な能力を示す評価指標として，自然性，共感性，開示性，意外性，継続性の 5 つの指標を設定した．アンケートでは 5 つの評価指標に対応する質問内容を提示し，各質問内容に対して 1. 「全くそう思わない」から 5. 「とてもそう思う」の 5 つの選択肢を被験者に選択していただくことで回答を得た．本章ではこの選択肢の番号を印象評価における各指標の評価値とした．

対話実験の結果，印象評価における指標の平均評価値は共感性が 4.1 ポイントと最も

高い値となった。自然性，開示性，継続性については被験者間で評価値にばらつきがあったため，それぞれ平均 3.0 から 3.1 ポイントとなった。また，意外性については被験者間で評価値が 1 と 4 に極端に分かれたため，平均 2.7 ポイントと最も低い値を示した。

第4章

駄洒落を含む対話の面白さの評価及び分析

3章では、ChatGPTを用いた対話制御及び発話生成手法を提案し、ナラティブ・セラピーの対話技法を有する対話システムの実現可能性を示した。しかし、実際のカウンセリングでは、心理療法による対話だけでなく、カウンセラーと相談者間の信頼関係を深める取り組みも不可欠である。特に、カウンセリングの中で、カウンセラーと相談者が共に笑い合うことは、相談者にカウンセラーの温かみのある人間性を感じさせ、信頼して治療に取り組むことができる効果もある[29]。対話システムにこのような処理を持たせるためには、対話中の文脈情報を踏まえてユーモアを適切に理解し、相談者にとって楽しさや面白さを感じる発話を適切なタイミングで行うといった高度なユーモア処理が必要となる。

1章で述べたように、従来のユーモアに関する研究では、対話中の文脈情報がユーモアの面白さにどのような影響を及ぼすかについて、分析はなされていない。対話文脈を含むユーモアの面白さを評価するための手法の確立は、対話システム上に高度なユーモア処理を実現するために必須である。このことから、本章では、対話文脈を含む駄洒落の面白さを評価するデータベースを構築するために、駄洒落を含む対話の文章を収集する。その後、収集した対話に対して複数人が対話の面白さを評価し、対話文脈が駄洒落の面白さにどのように影響するかを分析する。

4.1 駄洒落について

本章では、日本語におけるユーモア表現として、駄洒落を対象とする。日本語には同音異義語が数多く存在する。そのため、駄洒落は日本語のユーモア表現において大きな割合を占めている。

駄洒落は通常、1つの文の中で2つの語とその文脈によって構成される。これら2つの語は音韻的に類似している一方で、意味的には異なるものである。本章では、駄洒落を構成する語を種表現と変形表現の2種類に区分する。種表現とは駄洒落のもととなる単語やフレーズであり、変形表現は種表現の発音に類似性をもたせたうえで生成される別の表現を指す。

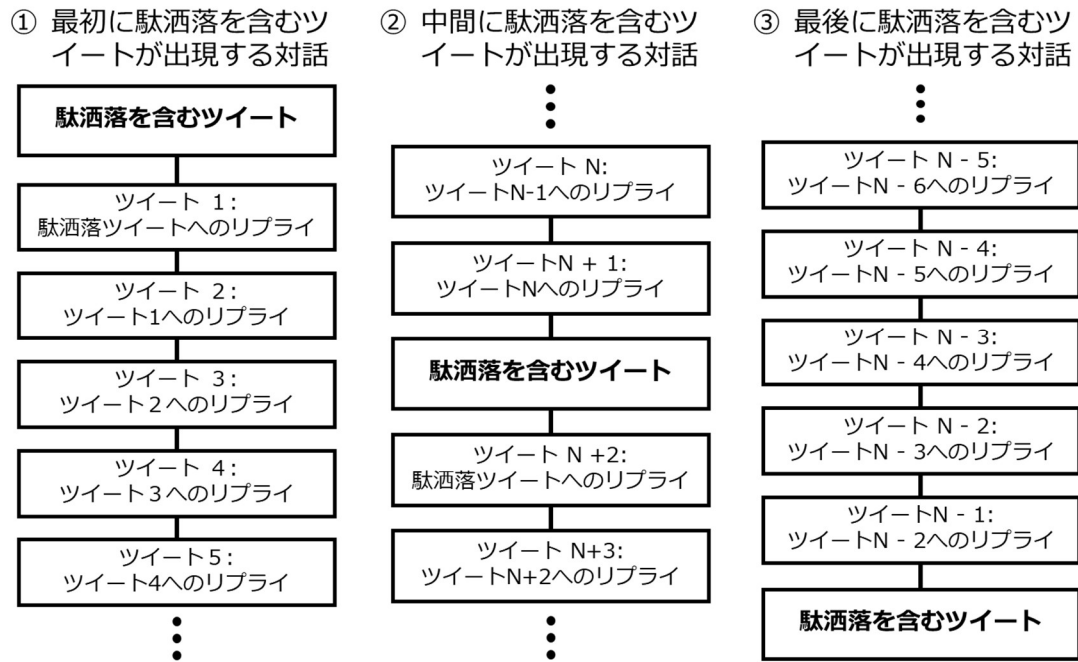


図 4.1 Twitter 上の駄洒落を含む対話の構成

4.2 駄洒落を含む対話の構成

現在 Web 上で公開されている人同士の雑談対話を収録したコーパスとして、日本語日常会話コーパス[30]や名大会話コーパス[31]が挙げられる、しかし、これらのコーパスは一般的な対話を扱っているため、駄洒落を含む対話はごくわずかであると考えられる。そのため、既存のコーパスから駄洒落を含む対話を大量に収集することは困難であると考えられる。

ユーザ同士の対話が Web 上で公開されている SNS として、Twitter（現在 X）⁴が挙げられる。Twitter は日本国内において、2021 年時点で約 5,310 万人に利用されており、多種多様な話題のもとユーザ同士の対話及び会話が行われている。そのため、既存のコーパスと比べて、Twitter には駄洒落を含む対話が比較的多く存在すると考えられる。これらのことから、本論文では駄洒落を含む対話を大量に収集するための手段として、Twitter を利用する。

図 4.1 に示すように、一般的に Twitter 上の駄洒落を含む対話の構成は以下の 3 種類の分類が考えられる。

⁴ <https://twitter.com>

- ① 最初に駄洒落を含むツイートが出現する対話
- ② 中間に駄洒落を含むツイートが出現する対話
- ③ 最後に駄洒落を含むツイートが出現する対話

駄洒落を含む対話の面白さは、該当するツイートの前後に投稿されたツイートの内容によって変化すると考えられる。また、駄洒落を含むツイートから前後 5 件以上離れたツイートでは、駄洒落と無関係の話題が展開されている可能性が高い。これらのことから、本章では駄洒落を含むツイートを中心に、前後それぞれ 0 から 5 件のツイートを含む範囲を駄洒落を含む対話とする。また、駄洒落を含むツイートの前後ツイート数が 0 のものについては、駄洒落を含むツイート単体とする。

4.3 収集方法

駄洒落を含む対話を収集するにあたり、はじめに 10,000 件の駄洒落を用いて Twitter 上で完全一致検索を行い、ヒットした投稿群をクロールする。ここで、駄洒落を含む対話の基準となるツイートは、完全一致検索に使用した駄洒落を含むツイートである。そのため、対話中に複数の駄洒落が存在する場合についても、対話の範囲の基準となるツイートは検索対象の駄洒落によって一意に定まる。完全一致検索に用いる駄洒落は駄洒落データベース⁵に収録されている 1 ~ 10,000 番の駄洒落を使用する。

駄洒落データベースは 67,000 件の駄洒落が収録された大規模なデータベースであり、Web サイト上で一般公開されている。収録された駄洒落には面白さの度合いを 5 段階で示す面白さのスコアが付与されている。駄洒落データベースにおける面白さのスコアの評価はクラウドソーシングによって雇用した 3 名の評価者によって行われている。クロールには Twitter から提供されている学術研究向け API である Twitter API for Academic Research⁶を使用する。ここで、駄洒落を含む対話の内容とその対話中のツイートごとに含まれるユーザ情報、いいね、リツイートの数を収集する。

⁵ <http://arakilab.media.eng.hokudai.ac.jp/~araki/dajare.htm>

⁶ <https://developer.twitter.com/ja/products/twitter-api/academic-research>

表 4.1 収集結果の件数及び割合

	件数	割合[%]
駄洒落を含む対話	26,739	5.7
駄洒落を含む会話	81,454	17.2
1 者による連続発話	1,758	0.4
画像が含まれる対話	20,300	4.3
引用リツイートが含まれる対話	555	0.1
駄洒落を含むツイート単体	341,902	72.3
総計	472,708	100.00

4.4 収集結果

表 4.1 に収集結果の件数及び割合を示す。本章における対話は「2 者による言葉の掛け合い」、会話は「3 者以上による言葉の掛け合い」と定義する。表 4.1 に示すように、駄洒落を含む対話は 26,739 件となった。また、駄洒落を含むツイート単体の件数は 341,902 件となった。このことから、Twitter 上の駄洒落に関する投稿は単発で終わるものが多く、対話として発展するケースは比較的少ないことが確認された。

また、駄洒落を含む会話は 81,454 件 (18.0%)、1 者による連続発話は 1,758 件 (0.4%) 含まれていた。さらに、引用リツイートや画像を含む対話は 20,855 件 (4.4%) となった。これらは Twitter 特有の表現形式が含まれるため、一般的な駄洒落対話とは異なる文脈を持つと考えられる。なお、完全一致検索に用いた駄洒落 10,000 件のうち、収集された駄洒落は 1,147 件 (11.5%) であった。

4.5 駄洒落を含む対話の面白さの評価

対話文脈による駄洒落の面白さの変化を分析するためには、駄洒落単体の面白さを示す指標と、対話文脈を含む駄洒落の面白さを示す指標が必要である。駄洒落単体の面白さについては、駄洒落データベースの駄洒落に付与された評価者 3 名分の面白さのスコアがある。しかし、これまでのユーモアに関する研究において、対話文脈を含む駄洒落の面白さの指標は存在しない。このことから、収集した駄洒落を含む対話に対して、クラウドソーシングを用いて雇用した評価者に面白さの評価を行っていただいた。

4.4 で述べたように Twitter 特有の表現である引用リツイートや画像を含む対話は一般

表 4.2 評価者の属性及び評価番号

作業者名	年代	性別	経歴	評価番号
評価者1	30代前半	女性	自営業	1~3,000
評価者2	30代前半	女性	その他職種	1~3,000
評価者3	30代前半	男性	営業職	1~3,000
評価者4	50代前半	女性	請負	3,001~4,000
評価者5	30代後半	女性	専業主婦	4,001~6,000
評価者6	30代前半	女性	薬剤師	3,001~6,000
評価者7	30代後半	男性	事務職	3,001~6,000
評価者8	50代後半	女性	プログラマ	6,001~9,000
評価者9	20代後半	女性	事務職	6,001~9,000
評価者10	30代前半	男性	その他職種	6,001~9,000
評価者11	40代前半	女性	専業主婦	9,001~11,000
評価者12	40代後半	女性	旅行業	11,001~12,000
評価者13	20代後半	男性	その他職種	9,001~12,000
評価者14	30代前半	女性	事務職	9,001~10,000
評価者15	20代後半	女性	学生	10,001~11,000
評価者16	40代前半	女性	専業主婦	11,001~12,000

的な駄洒落を含む対話とは異なる文脈を持つと考えられる。このことから、評価対象は駄洒落を含む対話 26,739 件からランダムサンプリングした 12,000 件とする。

12,000 件の駄洒落を含む対話に対して、クラウドソーシングで雇用した 16 名の評価者に 1 人あたり 1,000~3,000 件の対話の面白さを評価していただいた。各評価者には雇用前に 1,000 件単位の作業希望件数と評価者の年代、性別、経歴について聴取した。

駄洒落データベース内の駄洒落に付与されている駄洒落単体の面白さとの比較を行うために、駄洒落を含む対話 1 件に対して 3 名の評価者による対話の面白さの評価を付与した。駄洒落を含む対話の面白さの評価には 200 件あたり 1 時間前後が必要である。そのため、12,000 件の作業には膨大な時間的コストがかかる。それに加えて、駄洒落単体の面白さの評価[16]では、膨大な量の駄洒落を評価すると駄洒落に対する飽きが生じ、

◆対話番号（1 - 12,000）：	8030
◆ID（1 - 472,708）：	378933
◆対話に含まれる駄洒落：	敗者は歯医者
~~~~~	~~~~~
U1:	虫歯稀なら滅多に蝕まれないよ
U2:	今虫歯に蝕まれてるっぽくて厳しい
U1:	敗者は歯医者にかかるしかねえな
U2:	敗者なのでオイオイ泣いてる
~~~~~	~~~~~
☆対話の面白さの評価：	4
----	----

図 4.2 駄洒落を含む対話の面白さの評価の例（U1, U2 は話者を示す記号）

表 4.3 面白さのスコア

スコア	説明
5	とても面白い
4	面白い
3	普通
2	面白くない
1	非常に面白くない (駄洒落ではないと思うものを含む)

面白さが低く評価されることも確認されている。これらのことから、12,000 件の駄洒落を含む対話を 1,000 件単位で分割し、評価者が希望する作業件数に応じて 3 名による評価が実施されるように割り当てた。ここで、1,000 件単位の対話に対する評価者の割り当ては評価者の雇用順に沿って行った。

表 4.2 に評価者の属性及び評価を実施した作業番号を示す。クラウドソーシングの Web サイト上には、作業員に対して業務の依頼者から返信速度・納品実績などを 5 段階で評価した数値が与えられている。今回の評価者はこの値が 5.0 であるため、一定レベルの能力を満たしているものと考えられる。

図 4.2、表 4.3 に駄洒落を含む対話の面白さの評価の例と 5 段階の面白さの度合いの

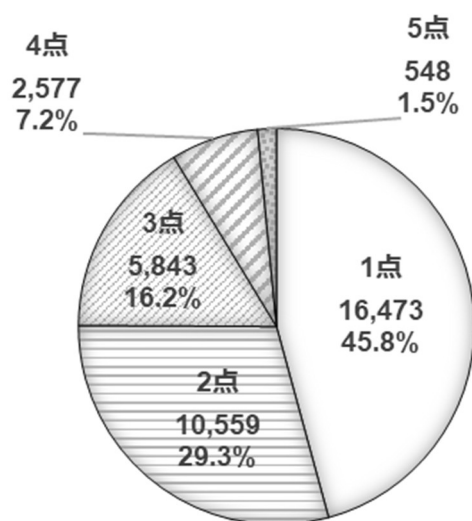


図 4.3 評価者全員のスコアの分布

スコアを示す。図 4.2 における対話番号は 1~12,000 件の駄洒落を含む対話の番号，ID は収集した駄洒落を含む対話及びツイート単体に付与された番号である。

この ID を用いることで駄洒落を含む対話及びツイート単体に付与されたいいねの数，リツイートの数などを参照できる。

U1, U2 はそれぞれ対話中の話者を示す記号である。対話の面白さの評価は評価者によって表 4.3 に示す面白さのスコアが付与される。面白さのスコアは面白さの度合いを示す 1~5 の整数値である。

各評価者に対して，図 4.2 に示すように対話に含まれる駄洒落と U1, U2 の 2 者による対話文章を提示し，可能な限り直感的に面白さを評価していただいた。

4.6 評価結果の分析

4.5 で述べた方法に基づいて行った 12,000 件の駄洒落を含む対話に対する面白さの評価の結果を分析する。図 4.3 に評価者全員のスコアの分布を示す。ここで，4.5 で述べたように駄洒落を含む対話 1 件に対して 3 名分の評価が付与されているため，全体の件数は 36,000 件となる。図 4.3 に示すようにスコア 1 点から 3 点が全体の 91.3% と大多数を占めている。一方，4 点は 7.2%，5 点は 1.5% と極端に少ない。そのため，評価者全員のスコアの平均は 1.89 ポイントとなった。

スコア 1 点から 3 点の割合が 91.3% と比較的多い要因として，Twitter 上の対話には第三者から面白さを評価される前提がない点が挙げられる。Twitter における対話はユー

表 4.4 評価者間の一致数と割合

	件数	割合[%]
3名一致	2,956	24.6
2名一致	6,709	55.9
3名不一致	2,335	19.5

ザ同士のコミュニケーションを目的としており、ユーザは必ずしも第三者から面白いと感じられるような対話をするという意図がない。そのため、駄洒落についてもユーザ同士の親睦を深めるための用途で用いられることが多い。これらのことから、駄洒落を含む対話に対して第三者が対話の面白さを評価した場合、面白くないまたは普通と感じるものが比較的多いと考えられる。

4.6.1 評価者間の一致度

駄洒落を含む対話に対して、人の感じる面白さの捉え方の異なりについて、評価者間の面白さのスコアの一致度を用いて分析する。一致度を評価するための指標として、コーエンの重み付き κ 係数を用いる。ここで、分析する一致度は駄洒落を含む対話に対して 5 段階の面白さの度合いを付与するという順序尺度に基づいた評価に対する一致度である。4.5 で述べたように、12,000 件の対話はいずれも 3 名分の面白さのスコアが付与されるように構成されている。そのため、一致度の算出はまず 1,000 件ごとの 2 者間の一致度を算出する。ここで、評価者の組み合わせは 3 通りであるため、1,000 件ごとに 3 つの一致度が算出される。その後、36 個の一致度の平均を面白さの評価における全体の一致度として算出する。この手順で求めた 12,000 件の駄洒落を含む対話の面白さの評価に対する一致度は 0.29 となり、おおむね一致という結果となった。

駄洒落単体の面白さの評価[16]における評価者間の一致度は 0.10 以下となっている。このことから、駄洒落を含む対話の面白さの評価は駄洒落単体の評価に比べて、評価者間で一致する割合が高い結果となった。

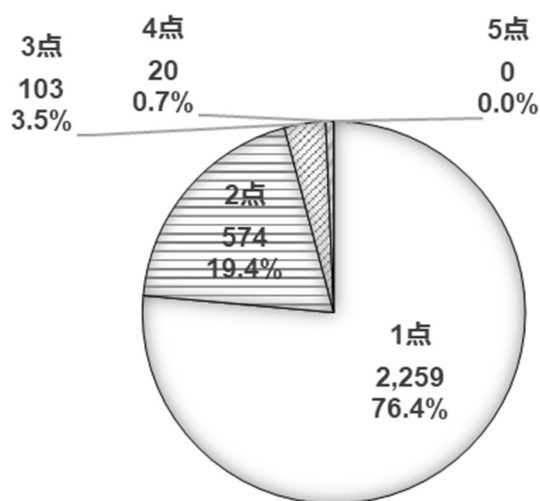


図 4.4 評価者 3 名が全て一致したもののスコア分布

4.6.2 評価者間の一致数と割合

表 4.4 に評価者間の一致数と割合を示す。表 4.4 に示すように、評価者 3 名のスコアが一致した件数は 2,956 件 (24.6%)、2 名で一致した件数は 6,709 件 (55.9%) となった。これらのことから、文章に 5 段階の面白さの度合いを付与するような全く主観的な評価においても、比較的一致したものが多いと考えられる。一方、3 名のスコアが全て異なるものの件数は 2,335 件 (19.5%) となった。これは 3 名が一致した件数と同程度の件数であり、それぞれ全く異なる評価を付与した件数が少ないことを示していると考えられる。

図 4.4 に評価者 3 名のスコアが全て一致したものの分布を示す。図 4.4 に示すように、評価者 3 名でスコアが一致した 2,956 件のうち、スコア 1 点及び 2 点で一致した件数が 2,833 件 (95.8%) と最も多い結果となった。また、3 点以上で一致した件数は 123 件 (4.2%) となった。1 点及び 2 点の一致件数が最も多い要因として、普通以上の面白さに比べて、評価者全員の面白くないと感じる感性は比較的一致することが考えられる。

図 4.5 に 3 名の評価が異なったもののスコアの組み合わせを示す。図 4.5 に示すように、1 点、2 点、3 点の組み合わせは 1,010 件と最も多く、3 点、4 点、5 点の組み合わせは 32 件と最も少ない。これらは 4.6 で述べたように評価者全員のスコアの分布において、1 点、2 点及び 3 点が 91.3%を占めていることが要因として考えられる。

次に多い組み合わせは 1 点、2 点、4 点で 403 件となった。この組み合わせは評価者間で最大 3 点の差があり、4 点の面白い、1 点の非常に面白くないで意見が分かれている。このように評価者間で面白い、面白くないで意見が分かれたものは 1,293 件確認された。

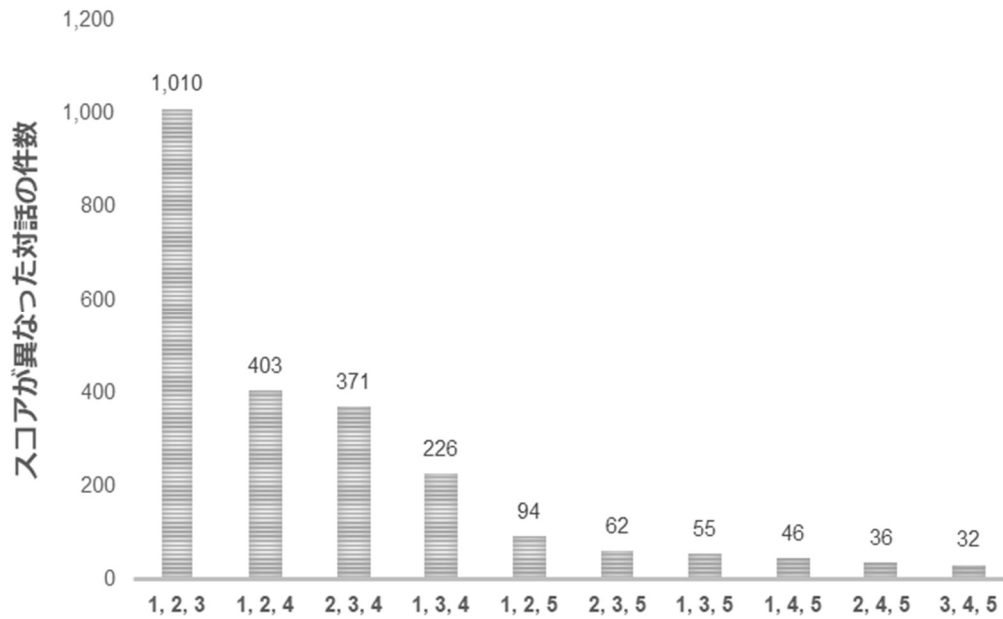


図 4.5 評価者 3 名が全て異なったもののスコアの組み合わせの分布

4.7 対話文脈による面白さの変化

対話文脈によって駄洒落の面白さがどの程度変化するかについて分析する．ここで、対話文脈による駄洒落の面白さの変化の度合いを示す指標として、面白さの変化量を定義する．面白さの変化量は 4.5 で述べた駄洒落を含む対話の面白さの指標から文献[16]における駄洒落単体の面白さの指標を減算したスコアとする．

対話番号に対応する駄洒落を含む対話の面白さを CP_n ，対話に含まれた駄洒落単体の面白さを P_n として、式(8)に面白さの変化量 HD_n の算出式を示す．

$$HD_n = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a CP_{n,i} - \frac{1}{b} \sum_{j=1}^b P_{n,j} \quad (8)$$

式(8)における n は 1 から 12,000 の駄洒落を含む対話の番号である． a 、 b はそれぞれ対話及び駄洒落単体に付与された面白さのスコアの数であり、どちらも 3 名分の評価が付与されているため、 $a=b=3$ となる．式(8)に示すように、面白さの変化量は駄洒落を含む対話における評価者 3 名分の平均スコアから対話に含まれている駄洒落単体における 3 名分の平均スコアを減算することで算出される．また、駄洒落を含む対話 12,000 件中複数の駄洒落が含まれるものが 971 件 (8.1%) 存在する．このような場合は、対話

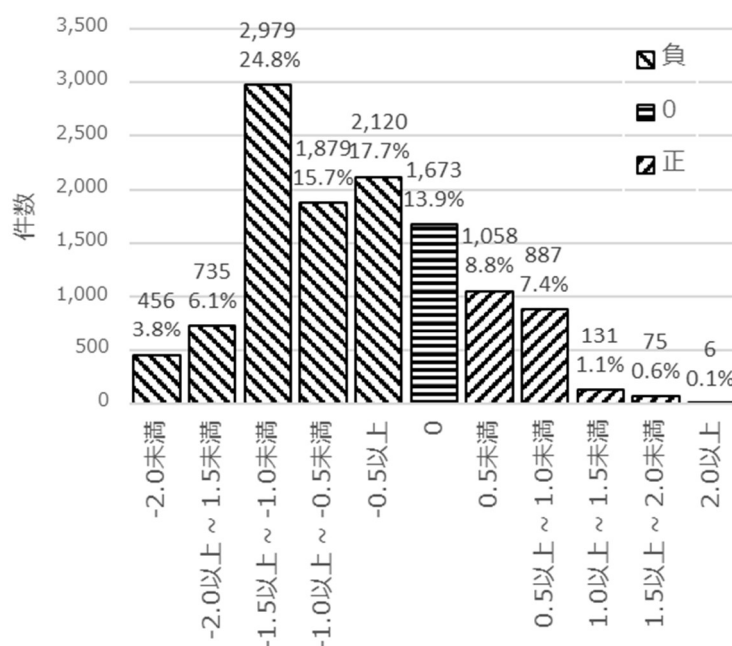


図 4.6 対話文脈の有無による駄洒落の面白さの変化量の分布

収集時に基準とした駄洒落のみを対象とし、その駄洒落単体の面白さを参照する。

以上の点を踏まえ、12,000 件の駄洒落を含む対話に対して式(8)により面白さの変化量を算出する。ここで、面白さの変化量が正の値となる場合は対話文脈によって駄洒落の面白さが増加、負の値となる場合は減少したことを示す。

図 4.6 に面白さの変化量の分布を示す。図 4.6 に示すように、対話文脈によって駄洒落の面白さが増加したものの件数は 2,157 件（18.0%）、変化しなかったものは 1,673 件（13.9%）となった。また、面白さが減少した件数は 8,169 件（68.0%）と比較的多い結果となった。

Twitter では、多種多様なジャンルに関するコミュニティが形成されている。そのため、コミュニティ外の第三者には文面上読み取ることができない特有の文脈や前提知識が含まれている対話が多い。文脈を理解することができない対話に対して、評価者が面白いまたは非常に面白いと感じることは困難である。このことから、駄洒落の面白さが減少したものの割合が 68.0%と比較的高い要因は Twitter 上に第三者が理解できない文脈を持つ対話が多いことだと考えられる。

表 4.5 話者反応の定義と例

種類	説明	例
高度なノリ	駄洒落に対して関連性のある表現またはその駄洒落に関連した別の駄洒落を返す発話によって展開する対話	U1: モンブランに変なもんぶらーん※
		U2: 変なもんぶらーんしてたのでびっくりした訳ですね
		U1: これは一本取られてしまった(^ ω ^)\
単純なノリ	駄洒落に対して関連性のない駄洒落または同じ駄洒落を返す発話や駄洒落を認識した旨を示す発話によって展開する対話	U1: アルミ缶の上にあるミカン※
		U2: 廊下を走ろうか※
		U1: 布団が吹っ飛んだ※
無反応	駄洒落に対して関連性のない話題を返すような発話によって展開する対話	U1: 海藻を買いそう w※
		U2: お誕生日おめでとうございます！
		U1: ありがとうございます！
その他	支離滅裂な対話, センシティブな内容を含む対話, 文面上から文脈を理解することが困難な発話を含む対話	U1: イランはいらんのころ？※
		U2: そうかあ. 10 才でこのくらい可愛くないとサエルみたくなれないのかあむむむ.

※：太字は駄洒落における種表現と変形表現

4.8 対話文脈における話者反応の分析

対話文脈によって駄洒落の面白さが変化する要因として、駄洒落に対する話者の反応が考えられる。このことから、話者反応に着目した対話文脈の分析を行う。一般的に、駄洒落を含む発話に対する話者の反応は、(a)駄洒落に関連する表現や別の駄洒落を含む発話を返す、(b)駄洒落を認識した旨を示す発話や駄洒落に関連性のない別の駄洒落を含む発話を返す、(c)駄洒落を無視し、駄洒落とは無関係な話題に関する発話を返すことが挙げられる。このことから、(a)、(b)、(c)を基に、4種類の駄洒落に対する話者の反応を定義する。

表 4.5 に駄洒落に対する話者反応の定義と例を示す。表 4.5 の例における U1, U2 はそれぞれ対話中の話者を示す記号である。表 4.5 において、第一に、高度なノリは駄洒落に対して関連性のある表現や駄洒落を返す発話によって展開される対話と定義する。

表 4.6 話者反応の分類におけるアノテーター一覧

作業者名	年代	性別	経歴
アノテータA	20代後半	男性	工学系大学院生
アノテータB	20代後半	男性	工学系大学院生
アノテータC	20代前半	男性	工学系大学院生
アノテータD	50代前半	女性	その他職種
アノテータE	50代後半	男性	その他職種

表 4.5 の高度なノリの例では、U1 の駄洒落「モンブランに変なもんぶらん」の発話に対して、U2 がモンブランの栗と関連づけた表現「びっくり」で応じている。第二に、単純なノリは駄洒落に対して関連性のない駄洒落または同じ駄洒落を返す発話や駄洒落を認識した旨を示す発話によって構成される対話と定義する。表 4.5 の単純なノリの例では、「アルミカンの上にあるみかん」という U1 の駄洒落に、U2 がその駄洒落に関連のない「廊下を走ろうか」という駄洒落を返し、さらに U1 が「布団が吹っ飛んだ」という駄洒落を発話する。第三に、無反応は駄洒落に対して関連性のない話題を返すような発話によって展開する対話と定義する。表 4.5 の無反応の例では「海藻を買いそう」という U1 の駄洒落に対して、U2 が駄洒落とは無関係な発話をすることで、対話が進行している。第四に、その他は支離滅裂な対話など、Twitter 上にのみ存在する話者の反応として定義する。表 4.5 のその他の例では U1 の「イランはいらんころ？」という駄洒落に対して、U2 は文面上から内容を理解することができない発話を返している。

これらの定義をもとに、対話文脈によって駄洒落の面白さがどのように変化するかを分析する。そのために、面白さの変化量が正の値となる対話上位 1,000 件と、面白さの変化量が負の値のうち-2.0 未満から-1.0 以下となる対話 1,000 件を無作為に抽出する。その後、抽出した対話計 2,000 件に対して、4 種類の話者反応に分類する。4.5 の面白さの評価と同様に、話者反応についても人によって分類が異なる可能性がある。このことから、5 名のアノテータによるアノテーションを実施した。

表 4.6 に話者反応の分類におけるアノテータの属性を示す。各アノテータには表 4.5 に示した話者反応の定義と例について説明し、面白さの変化量が正の値、負の値となる対話の計 2,000 件に対する話者反応の分類を依頼した。5 名による話者反応の分類結果

・対話に含まれる駄洒落: **犬がいぬ**
 ・5名の分類結果: 高度なノリ: 2名, 単純なノリ: 3名
 U1: **犬がいぬ**
 U2: **駄洒落を言うたんは誰じゃ**
 U1: **おらんだ**
 U2: **今居ませんでした?**
 U1: **今いました**
 U2: (……勝てる気がしねえ)

図 4.7 アノテータ間で意見が分かれた駄洒落を含む対話の例

について, 駄洒落を含む対話に対して 4 種類の話者反応に分類するという名義尺度に基づいた一致度を評価する. 一致度を評価するための指標として, フライスの κ 係数を用いる. その結果, 5 名間の話者反応の分類における一致度は 0.22 となり, おおむね一致となった.

図 4.7 にアノテータ間で分類が分かれた対話の例を示す. 図 4.7 の例に対して, 2 名が高度なノリ, 3 名が単純なノリに分類している. 高度なノリに分類した 2 名は U1 と U2 がそれぞれ発話した駄洒落に対して関連性のある別の駄洒落を返していると感じたことが考えられる. 一方, 単純なノリに分類した 3 名は U1 と U2 の駄洒落がそれぞれ関連性のない駄洒落を返していると感じたことが考えられる. このように, アノテータの駄洒落に対する関連性の感じ方によって意見が分かれたものが散見された.

本章の分析では, 話者反応の分類で意見が異なるケースを考慮し, 5 名のアノテータによる多数決で決定した話者反応を対象とする. ここで, 同数票で話者反応の分類が確定しなかった対話は, アノテータ間で意見が完全に分かれたものとして分析対象から除外する.

表 4.7 に話者反応の分析結果を示す. 表 4.7 の左から面白さの変化量が負の値となる対話 918 件のうち, 高度なノリは 7 件 (0.8%), 単純なノリは 94 件 (10.2%), 無反応及びその他は 817 件 (89.0%) となった. また, 表 5.7 の右から正の値となる対話 905 件のうち, 高度なノリは 126 件 (13.9%), 単純なノリは 486 件 (53.7%), 無反応及びその他は 293 件 (32.3%) となった. これらの結果から, 駄洒落の面白さを増加させる対話には話者反応における高度なノリ, 単純なノリが 67.6%の割合で含まれていることが確認された. また, 面白さを減少させる対話の 89.0%が無反応及びその他であることも確認された.

表 4.7 話者反応の分析結果

	面白さの変化量			
	負の値		正の値	
	件数	割合[%]	件数	割合[%]
高度なノリ	7	0.8	126	13.9
単純なノリ	94	10.2	486	53.7
無反応	480	52.3	193	21.3
その他	337	36.7	100	11.0

4.9 面白さが変化した対話の話者反応の考察

対話文脈により駄洒落の面白さが増加及び減少した対話における話者の反応について考察する。

4.9.1 面白さが増加した対話の話者反応

図 4.8, 図 4.9 に面白さが増加した対話における高度なノリ及び単純なノリの例を示す。図 4.8, 図 4.9 における U1, U2 はそれぞれ対話中の話者を示す記号である。また, 図 4.8, 図 4.9 における面白さの変化量はそれぞれ+2.00 ポイント, +1.33 ポイントとなっている。図 4.8 の例では, はじめに U1 が「糖分は当分控えなさい」という駄洒落を発話する。その後, U2 がその駄洒落に関連した別の駄洒落「塩分に関しては言えん分」を含む発話をしている。また, 図 4.9 の例では, はじめに U1 が「ダジャレを言うのは誰じゃ」という駄洒落を発話し, U2 がその駄洒落と関連性のない別の駄洒落「たいようが目にいたいよう」を発話する。それ以降の発話は U1, U2 が互いに発話された駄洒落に関連性のない駄洒落を発話している。

図 4.8, 図 4.9 のような対話には駄洒落に関連する発話や, 駄洒落をもとに別の駄洒落を返すといった話者同士の掛け合いは, お笑いの分野におけるノリと類似しており, 駄洒落の面白さを引き立たせる。そのため, 駄洒落単体に比べて対話全体をより面白していると考えられる。

・ 対話に含まれる駄洒落: **糖分**は**当分**控えなさい
 ・ 駄洒落単体の面白さのスコア: 2.33
 ・ 駄洒落が含まれる対話の面白さのスコア: 4.33
 ・ 面白さの変化量: +2.00
 U1: **糖分**は**当分**控えなさい
 U2: **塩分**に関しては言**えん分**、糖分については言うんだ…
 U1: 、 、 、

図 4.8 面白さが増加した対話の高度なノリの例

・ 対話に含まれる駄洒落: **ダジャレ**を言うのは**誰**じゃ
 ・ 駄洒落単体の面白さのスコア: 2.67
 ・ 駄洒落が含まれる対話の面白さスコア: 4.00
 ・ 面白さの変化量: +1.33
 U1: **ダジャレ**を言うのは**誰**じゃ！！
 U2: **たいよう**が**目**に**たいよう**！！ (?)
 U1: **アルミカン**の上にある**ミカン**！！
 U2: **ハゲ**を**はげ**ます！！
 U1: **おちゃ**が**おっちゃん**にかかった！！！！
 U2: **イクラ**は**いくら**！！！！

図 4.9 面白さが増加した対話の単純なノリの例

面白さの変化量が正の値となる対話は負の値となる対話と比べて、高度なノリ、単純なノリの割合は 67.6%と比較的高い。これらのことから、高度なノリ、単純なノリのような対話文脈は駄洒落の面白さを増加させることが考えられる。

図 4.10 に面白さが増加した対話における無反応の例を示す。図 4.10 においても対話中の話者を U1, U2 と表記する。また、面白さの変化量は+1.00 ポイントとなっている。図 4.10 の例では、U1 の発話に対して、U2 が駄洒落「しょーゆうことよ」などのユーモア表現を多用している。U1 は駄洒落に対して反応を示していないが、ユーモア表現を多用していることに反応を示している。このように駄洒落を含む発話に対する反応がない場合でも対話自体の面白さによって面白さが増加したものが 32.3%の割合で存在した。

- ・対話に含まれる駄洒落: **しょーゆうこと**
- ・駄洒落単体の面白さのスコア: 1.33
- ・駄洒落が含まれる対話の面白さのスコア: 2.33
- ・面白さの変化量: +1.00

U1: え！おい！どゆこと！

U2: **しょーゆうこと**よ、笑笑

U1: ココはちょっとあれやから
また話し聞かせて？
てかなんで今日どしたんよー。

U2: みて！みて！みてひかる！
ひかる！みて！
ミードボール！！！！！！
んー。体調悪かったってことにしといて💔

U1: 朝から笑うやんけ爆笑

図 4.10 面白さが増加した対話の無反応の例

- ・対話に含まれる駄洒落: **勝手に買って**
- ・駄洒落単体の面白さのスコア: 3.00
- ・駄洒落が含まれる対話の面白さのスコア: 1.67
- ・面白さの変化量: -1.33

U1: いや、もうタピオカ奢らせて下さい！！笑

U2: そっか！買いたいもの買えるといいねー！そちらも熱中症にはお気をつけて！

U2: いやいや、いいですよ！（笑）

U1: ポイントカード溜まってるし奢る、てか奢らせてください！！笑

U2: い、いらんですよ！

U1: いんや、**勝手に買って**押し付けるから！！笑

U2: うーん、でしたらありがたく頂きます...！
すみません！

U1: いや、こちらこそごめんよ！！

図 4.11 面白さが減少した対話の無反応の例

4.9.2 面白さが減少した対話の話者反応

図 4.11, 図 4.12 に面白さが減少した対話における無反応及びその他の例を示す. 図 4.11, 図 4.12 においても対話中の話者を U1, U2 と表記する. また, 面白さの変化量はそれぞれ-1.33 ポイント, -2.34 ポイントとなっている.

・対話に含まれる駄洒落: **アラスカを荒らすか**
 ・駄洒落単体の面白さのスコア: 3.67
 ・駄洒落が含まれる対話の面白さのスコア: 1.33
 ・面白さの変化量: -2.34
 U1: Edition Steamにて大好評発売中
 U2: 私メリーさん。今駅にいるの
 U1: Edition Steamにて大好評発売中！！
 U2: 私メリーさん。お前達に名乗る名はないッ！
 U1: 金をくれないか？
 U2: 私メリーさん。アラスカなう。**アラスカを荒らすか？**
 なんちゃって
 U1: 今どの時代だ？
 U2: 私メリーさん。今、墓場にいるの・・・ゆ、幽霊なんてこ、怖くないもんっ！
 U1: いいよ
 U2: 私メリーさん。花子かと思った？私だよ！
 U1: もっと町の人を作れ

図 4.12 面白さが減少した対話のその他の例

図 4.11 の例では U1 が U2 に対してタピオカを奢るという話題から駄洒落「勝手に買って」を含む発話を行っている。この対話において、U1 の発話内容が偶然駄洒落になっていた可能性がある。また、U2 も U1 の駄洒落に対して、反応を示していない。この要因として、U2 も U1 の発話内容が駄洒落であることを認識していないことが挙げられる。このような対話は話者同士が駄洒落をユーモア表現として認識していないため、駄洒落単体から面白さが 1.33 ポイント減少したと考えられる。

図 4.12 の例は対話内容及び文脈を第三者から理解することができない。この例における U2 は人口無能 (Bot) である。Twitter における Bot はユーザの投稿またはリプライに対して、あらかじめ設定されたテキストをランダムに返す。そのため、対話全体が支離滅裂なものとなっている。このことから、駄洒落単体の面白さから 2.34 ポイント減少したと考えられる。

面白さの変化量が負の値となる対話のうち、89.0%が無反応、その他の話者反応を含んでいた。この割合は正の値となる対話における無反応及びその他の割合よりも 56.7% 高いものとなっている。これらのことから、無反応、その他のような対話文脈は駄洒落の面白さを減少させることが考えられる。

- ・対話中に含まれる駄洒落: **露骨な肋骨**
- ・駄洒落単体の面白さスコア: 3.00
- ・駄洒落を含む対話の面白さスコア: 1.33
- ・面白さの変化量: -1.67

U1: 秋葉原のゲーセンのグッズ、ほとんど鬼滅の刃にするのやめてほしい。これじゃオタクの街じゃなくて鬼滅の街だし、大人の全力な商法が**露骨な肋骨**で笑っちゃう。あ、SEGA2号店、電気街Laviに続き、アドワーズも今月閉店。。誰か秋葉原を復興せよ。.

U2: 憎き肉片的な感じってことね。
了解

U1: もはや使命感を背負いゲーセンを徘徊してますからね、私。

図 4.13 面白さが減少した対話の高度なノリの例

図 4.13 に面白さが減少した対話における高度なノリの例を示す。図 4.13 においても対話中の話者を U1, U2 と表記する。また、面白さの変化量は-1.67 ポイントとなっている。図 4.13 の例では、U1 の「**露骨な肋骨**」という駄洒落を含む発話に対して、U2 が駄洒落「憎き肉片」という駄洒落を返すことで対話が進行している。これらの駄洒落はジョジョの奇妙な冒険というアニメに登場する技名であり、技名自体が駄洒落となっている。そのため、U1 の駄洒落に対して、U2 はその駄洒落に関連した別の駄洒落を返していると考えられる。図 4.13 のような対話には 4.7 で述べたようにコミュニティ外の人 が文面上理解することができない前提知識が含まれている。このように高度なノリを持つ対話でも文脈を理解するために前提知識が必要となる場合は、面白さが減少することが考えられる。

4.10 まとめ

本章では対話の文脈によるユーモアの面白さへの影響を分析するために、Twitter 上に存在する 26,739 件の駄洒落を含む対話を収集した。収集したものうち、駄洒落を含む対話 12,000 件に対して対話の面白さの評価を行った。ここで、評価にかかる時間的コストの高さと評価者の駄洒落を含む対話に対する飽きを考慮し、クラウドソーシングを用いて 16 名の評価者を雇用した。評価者 16 名には 1 件の対話に対して、3 名の評価が付与されるように 1,000~3,000 件の作業を割り当てた。

評価の結果として、第一に、評価者 16 名のスコアの 91.3%は 1 点, 2 点及び 3 点であることが確認された. この要因として, Twitter 上の対話には第三者から面白さを評価される前提がないことが考えられる. 第二に, 人によって異なる面白さの度合いについて分析を行った. 評価者間の一致度をコーエンの重み付き κ 係数を用いて算出した結果, κ 係数 0.29 となり, おおむね一致していることが確認された. それに加えて, 評価者組間の一致数と割合についても分析を行った. その結果, 2 者一致しているものが約 5 割, 3 者一致しているものが約 2 割, 3 者一致していないものが約 2 割であることが確認された.

次に, 面白さに影響を及ぼす対話文脈がどのような特徴を持つかについて, 駄洒落に対する話者の反応に着目した分析を行った. ここで, 一般的な駄洒落に対する話者の反応をもとに, 高度なノリ, 単純なノリ, 無反応, その他の 4 種類の話者反応を定義した. これらの定義をもとに, 面白さが増加及び減少した対話 2,000 件に対して話者反応の分類を複数人で行い, 多数決によって定めた話者反応の割合を分析した. ここで, アノテータ間で完全に意見が分かれたものを分析対象から除外した.

分析の結果, 面白さが増加した対話 918 件のうち, 67.6%が高度なノリ, 単純なノリの話者反応を含む対話となった. このことから, 駄洒落を含む発話に対して, 関連性のある表現または駄洒落を返すような対話文脈は駄洒落の面白さを増加させることが考えられる. また, 面白さが減少した対話 905 件のうち, 89.0%は無反応, その他の話者反応を含む対話となった. このことから, 対話中の駄洒落に対して反応がないまたは対話内容の解釈が困難な対話文脈は駄洒落の面白さを減少させることが考えられる.

第5章 おわりに

本研究では、ナラティブ・セラピーの対話技法と対話の文脈情報を考慮したユーモア処理を有する対話処理システムの基盤技術の確立を目的として、以下の成果を得た。

第一に、対話システムによる問題の認識を実現するため、ナラティブ・セラピーによるカウンセリング対話例を分析し、カウンセラーによる問題の認識を実現する指標として、悩み文、心情文、物語文を定義した。これらの指標に基づき、相談者の発話から悩み文と心情文を抽出し、応答を生成する処理が問題の認識に相当すると考え、悩み文および心情文抽出システムを開発した。3つの抽出方法を考案し、ルールベース、類似性ベース、分類器ベースの抽出システムを構築した。性能評価の結果、分類器ベースの抽出システムが発話種類分類および抽出において他のシステムを大幅に上回る性能を示した。

ナラティブ・セラピーによるカウンセリング対話システムの実現に向けて、(i) 相談者の悩みに関する情報の逐次取得、(ii) 相談者の問題認識に応じた質問技法の使い分け、(iii) 各質問技法に対応する質問および共感の生成の3つの処理が必要であると考えた。このため、ChatGPTと複数のプロンプトを組み合わせたカウンセリング対話システムを構築した。対話実験を行い、7名の被験者にシステムを利用してもらい、自然性、共感性、開示性、意外性、継続性の5つの評価指標に基づくアンケートを実施した。結果として、共感性が最も高い4.1ポイントの評価となった。その一方で、自然性、開示性、継続性には被験者間で評価のばらつきが見られ、意外性は最も低い2.7ポイントの評価となった。これらの結果および被験者の感想を踏まえ、システムの改善点を考察した。

第二に、対話の文脈がユーモアの面白さに与える影響を分析するため、Twitter上から26,739件の駄洒落を含む対話を収集した。そのうち12,000件の対話について、クラウドソーシングを用いて16名の評価者により対話の面白さの評価を行った。分析の結果、対話文脈において話者が駄洒落に対して高度なノリや単純なノリで反応する場合、駄洒落の面白さが増加し、無反応やその他の反応の場合は面白さが減少する傾向が見られた。

以上のことから、本研究では、これまで存在しなかったナラティブ・セラピーの対話技法を再現するカウンセリング対話システムの実現可能性を示した。また、ユーモアに関する研究では、筆者の知る限り初めてとなるユーモアを含む対話の評価及び分析を行い、対話の文脈情報が駄洒落の面白さを左右する要因を明らかにした点である。

今後の展望として、まず、カウンセリング対話システムの応答品質を向上させるため

に、質問及び共感生成プロンプトのバリエーションを増やすことが必要である。誤動作を防ぐための処理フローの最適化も重要な課題である。また、ユーザの個別の状況や過去の相談内容を長期的に保持・解釈し、システムの発話内容をパーソナライズ化する機構も必要だと考える。対話データの拡充と品質向上も必要である。カウンセリング対話システムにおいては、実験から得られる対話データと 2 章で述べた相談者発話コーパスを用いて、新たな対話データを作成することが挙げられる。これにより、ChatGPT などの LLM の学習を行い、多種多様な悩みに対して適切な応答を生成できると考えられる。

駄洒落を含む対話データについては、まず、駄洒落データベースの 10,001 番以降の駄洒落を含む対話の追加収集を行うことが挙げられる。また、第三者から見て面白いと感じられるものをより多く収集するために、駄洒落が好きな方やコメディアンなど、ユーモアの専門家に駄洒落を含む対話を作成していただくことが必要である。その後、収集した対話をもとに、対話文脈を含む駄洒落の面白さを評価する標準データベースを構築する必要がある。また、本研究で行った対話形式のユーモア表現に関する収集及び評価方法を用いて、駄洒落以外のユーモア表現を対象とした標準データベースを構築することも考えられる。

最後に、これらの結果から得られた対話データを用いて、学習及び改善を施したカウンセリング対話システムに高度なユーモア処理を実現することが挙げられる。これにより、心理療法士と同等の治療技術および高度なユーモア処理を有する対話システムを開発することで、多くの人にとって有用な心理支援の方法として確立することを願う。

本研究におけるデータおよびシステムを扱う上で、倫理的・社会的な側面への配慮が不可欠である。本研究で取り扱ったデータ及びシステムは、ユーザのプライバシー保護やセキュリティ、誤った情報提供による心的加害など、多くの課題を抱えている。これらの課題に対応するために、心理学者、法学者などの専門家とも連携し、適切なガイドラインや規制を策定することが求められる。

謝辞

本研究の遂行のみならず、あらゆる面においてご指導と高配を賜りました荒木健治元教授に深謝いたします。

また、研究全般におけるご指導、ご協力を頂きました北海道大学大学院情報科学研究
院メディアネットワーク専攻情報メディア学講座言語メディア学研究室 Rafal Rzepka
准教授、伊藤敏彦准教授に深謝いたします。

ご多忙の中、快く副査をお引き受けくださいました、北海道大学大学院情報科学研究
院メディアネットワーク専攻情報メディア学講座メディア創生学研究室坂本雄児教授
に深謝いたします。

ご多忙の中、快く副査をお引き受けくださいました、北海道大学大学院情報科学研究
院メディアネットワーク専攻情報メディア学講座メディアダイナミクス研究室長谷山
美紀教授、小川貴弘教授に深謝いたします。

ご多忙の中、快く副査をお引き受けくださいました、北海道大学大学院情報科学研究
院メディアネットワーク専攻情報メディア学講座情報メディア環境学研究室土橋宜典
教授に深謝いたします。

ご多忙の中、快く副査をお引き受けくださいました、北海道大学大学院情報科学研究
院メディアネットワーク専攻情報メディア学講座言語メディア学研究室伊藤敏彦准教
授に深謝いたします。

最後に、研究期間中、公私にわたりご協力いただいた研究室の学生諸氏に心よりお礼
申し上げます。

本研究は、JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2119 の支援を受けたもの
である。

参考文献

- [1] 厚生労働省, “令和 6 年版厚生労働白書－こころの健康と向き合い, 健やかに暮らすことのできる社会に－(本文)”, <https://www.mhlw.go.jp/stf/wp/hakusyo/kousei/23/index.html>, (参照 2024-4-5).
- [2] 森田亜矢子, 心理的援助への笑いとユーモアの適用に関する研究の動向と課題: 心理療法, 精神疾患, ユーモアと笑いのセラピーに焦点をあてて, 笑い学研究, Vol.25, pp.17-41, 2018.
- [3] Walter M, Hänni B, Haug M, Amrhein I, Krebs-Roubicek E, Müller-Spahn F and Savaskan E, Humour therapy in patients with late-life depression or Alzheimer's disease: A pilot study. International journal of geriatric psychiatry, Vol.22, pp.77-83, 2007.
- [4] Beck, J. S., Beck, A. T., Cognitive behavior therapy: New York: Basics and beyond, Guilford Publication, 2011.
- [5] Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., Vierhile, M., Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (Woebot): a randomized controlled trial, JMIR mental health, Vol. 4(2), e19, 2017.
- [6] Inkster, B., Sarda, S., and Subramanian, V., An empathy-driven, conversational artificial intelligence agent (Wysa) for digital mental well-being: real-world data evaluation mixed-methods study, JMIR mHealth and uHealth, Vol.6(11), e12106, 2018.
- [7] 宗未来, 関沢洋一, 竹林由武, 人工知能で, 人の心は癒せるか?:人工知能(自然言語処理)フィードバック機能搭載型のインターネット認知科学療法(iCBT-AI)の抑うつ者に対する世界初の効果検証(無作為統制試験), RIETI ディスカッションペーパー, 2016.
- [8] Drewrey, W, Winslade, J, Narrative therapy in practice: The archaeology of hope, San Francisco: Jossey-Bass, 1997.
- [9] キム・ビンステッド, 滝澤修, 日本語駄洒落なぞなぞ生成システム” BOKE”, 人工知能学会誌, Vol.13, No.6, pp.920-927, 1998.
- [10] 二又航介, 藤倉将平, 菊池英明, 対話システムにおける画像からのユーモア発話の自動生成とそれによる対話継続欲求の向上, 言語処理学会第 24 回年次大会,発表論文集, pp.520-523, 2018.
- [11] Jonas Sjobergh and Kenji Araki, Robots Make Things Funnier, New Frontiers in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol.5447, pp.306-313, 2009.
- [12] Pawel Dybala, Rafal Rzepka and Kenji Araki, Humor Prevails! - Implementing a Joke Generator

- into a Conversational System, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 5360, pp.214-225, 2008.
- [13] 谷津元樹, 荒木健治, 話題遷移に適応した駄洒落ユーモア統合型対話システムの性能評価, 人工知能学会第 2 種研究会, ことば工学会資料, SIGLSE-B601-3, pp.23-27, 2016.
- [14] 谷津元樹, 荒木健治, 子音の音韻類似性及び SVM を用いた駄洒落検出手法, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.28, No.5, pp.833-844, 2016.
- [15] 荒木健治, 内田ゆず, 佐山公一, 谷津元樹, 駄洒落データベースの構築及び分析, 人工知能学会第 2 種研究会, ことば工学会資料, SIG-LSE-B702-3, pp.13-24, 2017.
- [16] 荒木健治, 佐山公一, 内田ゆず, 谷津元樹, 駄洒落データベースの拡張及び分析, 人工知能学会第 2 種研究会, ことば工学会資料, SIG-LSE-B803-1, pp.1-15, 2018.
- [17] 荒木健治, 内田ゆず, 佐山公一, 谷津元樹, 駄洒落データベースを用いた面白さの評価及び分析, 人工知能学会第 2 種研究会 ことば工学会資料, SIG-LSE-B902-4, pp.63-76, 2019.
- [18] Orion Weller and Kevin Seppi, The rJokes Dataset: a Large Scale Humor Collection, In Proceedings of the 12th Language Resources and Evaluation Conference, pp.6136-6141, 2020.
- [19] Sophie Jentzsch and Kristian Kersting, ChatGPT is fun, but it is not funny! Humor is still challenging Large Language Models. In Proceedings of the 13th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, pp.325-340, 2023.
- [20] 花房竜馬, 荒木健治, 精神治療対話における問題認識のための悩み文及び心情文抽出システム, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.33, No.4, pp.860-871, 2021.
- [21] 花房竜馬, 荒木健治, 対話文脈付き駄洒落データベース構築のための駄洒落を含む対話の面白さの評価及び分析, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.35, No.3, pp.683-692, 2023.
- [22] 国重浩一, ナラティブ・セラピーの会話術, 金子書房, 2013.
- [23] 国重浩一, 横山克貴, ナラティブ・セラピーのダイアログ: 他者と紡ぐ治療的会話, その<言語>を求めて, 北大路書房, 2020.
- [24] 日本語形態素解析システム JUMAN, <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?JUMAN>, (参照 2014-12-22).
- [25] Nils, R. Iryna, G., Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese Network, Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, pp. 3982-3992, 2019.

- [26] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K., BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Vol.1, pp. 4171-4186, 2019.
- [27] 総務省, 令和 5 年度 情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査, https://www.soumu.go.jp/iicp/research/results/media_usage-time.html, (参照 2024-6-21)
- [28] 東中竜一郎, 船越孝太郎, 高橋哲朗, 稲葉通将, 赤間怜奈, 佐藤志貴, 堀内颯太, ドルサテヨルス, 小室允人, 西川寛之, 宇佐美まゆみ, 対話システムライブコンペティション 4, 第 93 回言語・音声理解と対話処理研究会, 人工知能学会研究会資料, pp. 92-100, 2021.
- [29] Poland, W. S., The place of humor in psychotherapy, The American Journal of Psychiatry, Vol.128(5), pp.635-637, 1971.
- [30] Itsuko Fujimura, Shoji Chiba and Mieko Ohso, Lexical and Grammatical Features of Spoken and Written Japanese in Contrast: Exploring a lexical profiling approach to comparing spoken and written corpora, Proceedings of the VIIth GSCP International Conference. Speech and Corpora, pp.393-398, 2012.
- [31] Hanae Koiso, Haruka Amatani, Yasuharu Den, Yuriko Iseki, Yuichi Ishimoto, Wakako Kashino, Yoshiko Kawabata, Ken'ya Nishikawa, Yayoi Tanaka, Yuka Watanabe and Yasuyuki Usuda, Design and Evaluation of the Corpus of Everyday Japanese Conversation, Proceedings of LREC2022, pp.5587-5594, 2022.

研究業績

査読付き学術論文

1. 花房竜馬, 荒木健治, 精神治療対話における問題認識のための悩み文及び心情文抽出システム, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.33, No.4, pp.860-871, 2021.
2. 花房竜馬, 荒木健治, 対話文脈付き駄洒落データベース構築のための駄洒落を含む対話の面白さの評価及び分析, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.35, No.3, pp.683-692, 2023.

国際会議 (査読有り)

1. Ryoma Hanabusa, Kenji Araki, Construction and Analysis of Contextual Pun Database in Japanese Using Twitter, Proceedings of the Twenty-Seventh International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 27th ONLINE), pp.1233-1237, 2022.

国内会議

1. 花房竜馬, 荒木健治, ナラティブ・セラピーの工学的実現のための悩み文及び心情文抽出システム, 情報処理学会第 246 回自然言語処理研究会予稿集 (第 7 回自然言語処理シンポジウム), Vol.2020-NL-246, No.12, pp.1-11, 2020.
2. 花房竜馬, 荒木健治, ナラティブ・セラピーにおける対話段階予測のための素性設計, 第 37 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS2021 オンライン), pp.425-430, 2021.
3. 花房竜馬, 荒木健治, 駄洒落を含む対話における可読性と面白さの相関分析, 言語処理学会第 29 回年次大会発表論文集, Q4-4 (WEB ONLY), 2023.
4. 花房竜馬, 荒木健治, ChatGPT を用いたナラティブ・セラピーによるカウンセリングのための対話システム, 電子情報通信学会技術研究報告, 言語理解とコミュニケーション研究会, NLC2023-7, pp.35-40, 2023.