

大規模言語モデルを基盤とする高度な対話タスク実現方式の研究

代表研究者	宇 津 呂 武 仁	筑波大学 システム情報系 知能機能工学域	教授
共同研究者	西 崎 博 光	山梨大学大学院 総合研究部	教授
共同研究者	星 野 准 一	筑波大学 システム情報系 知能機能工学域	准教授

1 はじめに

本研究調査では、人間並の常識的知識のもとで応答生成を行う能力を持つ ChatGPT 等の大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) を活用し、大規模言語モデルへの指示(プロンプト)や fine-tuning を入念に設計することにより、「接客訓練対話」および「インタビュー対話」における高度な対話タスクを効率的に実現する方式を開発した。本方式により、これまで人手で行っていた情報分析過程の自動化が促進され、高度な情報通信実現の基礎技術を実現した。

本研究では、以下の手順で研究を進めた。

- (1) 準備段階として、LLM による汎用基盤技術の開発・性能評価を行った。
- (2) LLM が対話タスクを実施する対話制御の枠組を開発した。
- (3) 対話タスクを通して LLM の性能評価を行った。

(1) では、本研究の基盤となる LLM の汎用能力について、多様なタスクを解く LLM の開発・性能評価を行った。汎用タスクとして、対話システム構築時のキャラクター性の知識源として、小説中の発話の発話者自動同定、小説中のキャラクターの自動分類・識別、小説中のキャラクターの人間関係分析、各種 SNS での投稿文を対象とする評判分析、等を対象とする LLM の開発・性能評価を行った。

(2), (3) では、顧客役・インタビュー役の LLM が対話タスクを実施する対話制御の仕組みを開発しその評価を行った。具体的には、対話事例の蓄積、対話ドメインでの知識体系の構築、不測の事態への対応、等の仕組みを開発しその評価を行った。

2 状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた半構造化インタビュー

本研究では、半構造化インタビュー [Fielding 03a, Fielding 03b, Wengraf 01] を対象として、状態遷移モデルと大規模言語モデル (Large Language Models: LLM) [Brown 20] を組み合わせた対話制御の枠組を提案する。提案する枠組みでは、LLM をインタビュー役エージェントとして発話の生成やスロットの生成、スロットフィリングを担わせる。また、インタビュー対話の対話制御は状態遷移モデルによってモデル化する。本研究では [Hashimoto 25] とは異なり、半構造化インタビューにおいて、複数のインタビュー対象者と順次対話する過程で生成されるスロットを蓄積する仕組みを導入し、さらにペルソナ属性の収集に関連性が高い質問を優先的に生成する「ペルソナ属性予測」機能を組み込んだ。本研究の貢献は以下の三点である。

1. 対話制御の難易度の高い半構造化インタビューを対象として、状態遷移モデルおよび LLM を統合した対話制御の枠組みを適用する。
2. 提案手法により、複数人を対象とした半構造化インタビューにおいて、インタビュー対話の話題構造が漸進的に構築される仕組みをモデル化できることを示す。
3. インタビューの過程で生成された質問項目のスロットを蓄積する手法が、スロットを蓄積しないベースライン手法と比較して、半構造化インタビューを通じて収集されるペルソナ属性の数において優れていることを示す。

2-1 関連研究

近年のインタビュー対話システム [Zeng 23, Nagasawa 24] に関する研究の一例として、スロットフィリング型対話システムに LLM を活用し [Hudeček 23, Jacqmin 22], GPT の高い言語理解能力を活用する取り組みが行われている [Sun 24, Feng 23]. [Hashimoto 25] は、看護管理者が行うキャリア面談の効率化と質の向上を目的として、インタビュー対象者の状況に応じてスロットを生成しながら情報を詳細に掘り下げる半構

造化インタビューのモデル化を行った。[Hashimoto 25]の成果をふまえて、本研究では、状態遷移モデル・LLMを組み合わせた枠組みによって、複数のインタビュー対象者を対象とした半構造化インタビューにおいて、インタビュー対話の話題構造が漸進的に構築される仕組みを実現する点に取り組む。

2-2 構造化・半構造化インタビュー

代表的なインタビュー形式には、構造化インタビューと半構造化インタビューがある。これらは、インタビュー開始前に質問項目が確定しているか否かの点が大きく異なる。図 1 に、構造化インタビューと半構造化インタビューのイメージ図を示す。

(1) 構造化インタビュー

構造化インタビューは、事前に設計された質問項目に基づき、すべてのインタビュー対象者に同じ内容・順序で質問を行う(図 1, 左)。本研究で扱うキャリア面談の例(図 1)では、インタビュアが「業務内容」「目標」「身につけたいスキルや知識」について、この順に質問を進める。

(2) 半構造化インタビュー

半構造化インタビューにおいては、あらかじめ基本的な質問項目を用意しつつ、インタビュアがインタビュー対象者の回答内容に応じて質問順序を変更したり、新たな質問を追加できる(図 1, 右)。インタビュアは、インタビュー対象者全員との対話を通じて、話題構造を漸進的に構築していく。この形式は、質問の自由度が高く、インタビュー対象者に合わせて詳細に掘り下げる質問ができるため、構造化インタビューでは得られない話題構造を得ることが可能である。

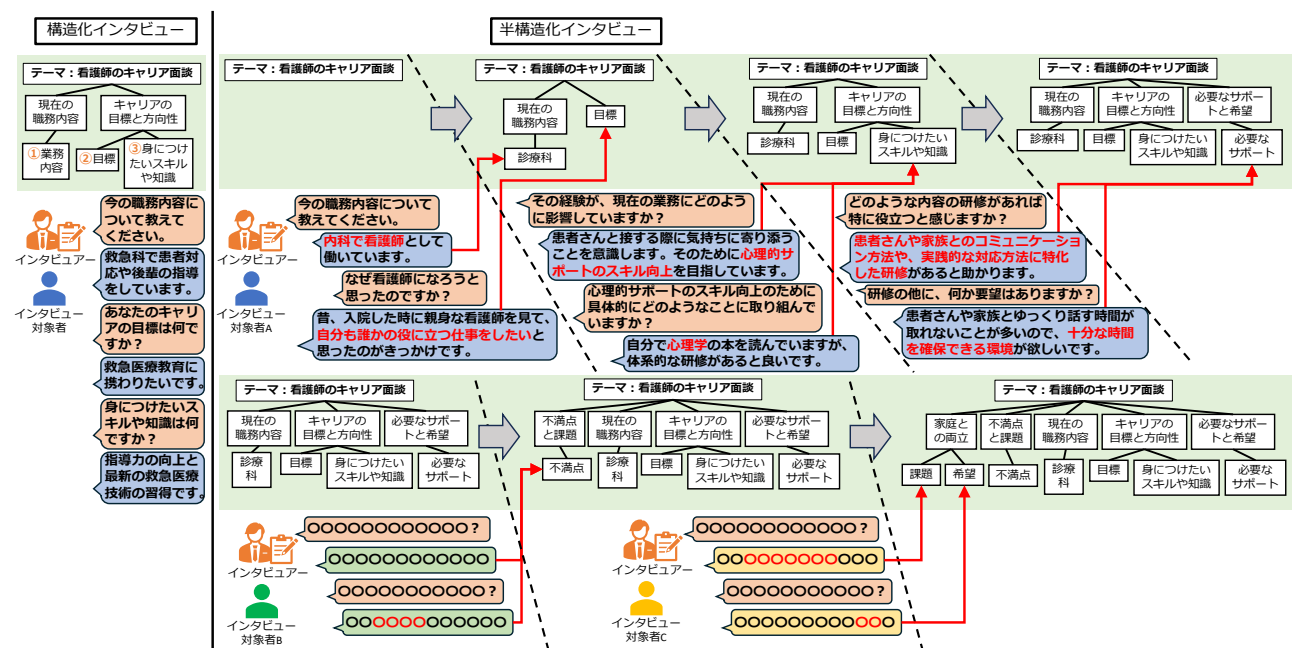


図 1 構造化インタビュー・半構造化インタビューのイメージ図

2-3 状態遷移モデル

本研究では、図 2 に示す状態遷移モデルを用いて、半構造化インタビューにおける対話の進行を制御する。まずインタビュアはインタビュー対象者との対話の前に、インタビュー対象者と距離を縮めるための雑談を行う。インタビュアは雑談の中でキャリアの話題が出たと判断すると、最初のスロットフィリングを行う。以降は次のサイクルを繰り返す。1) インタビュー対象者の発話からいずれかのスロットに値が埋められた場合、そのペルソナ属性はインタビュー対象者のペルソナに含まれる情報だと予測し、「予測ペルソナ属性」として記録する。2) 対話を終了するかどうかを判定する。3) 対話を終了しないと判定した場合、イ

インタビューはインタビューで質問していない「予測ペルソナ属性」に対応するスロットがあれば、そのペルソナ属性に関する質問を生成する。4a) 3)に該当するスロットがない場合は、既存の「予測ペルソナ属性」に関連する新たなスロットを生成し、そのスロットに関する質問を生成する。または4b)「ペルソナ属性の候補」のうち、まだ質問しておらず、かつ「予測ペルソナ属性」にも含まれていないペルソナ属性を選ぶ。次に、その属性に対応するスロットを生成し、そのスロットに対する質問を生成する。5) インタビュー対象者が質問に回答すると、インタビューはその発話を受け取る。6) 空のスロットを埋める（スロットフィリング）。インタビューを終了する判定が出るまで、1)から6)のサイクルを継続する。

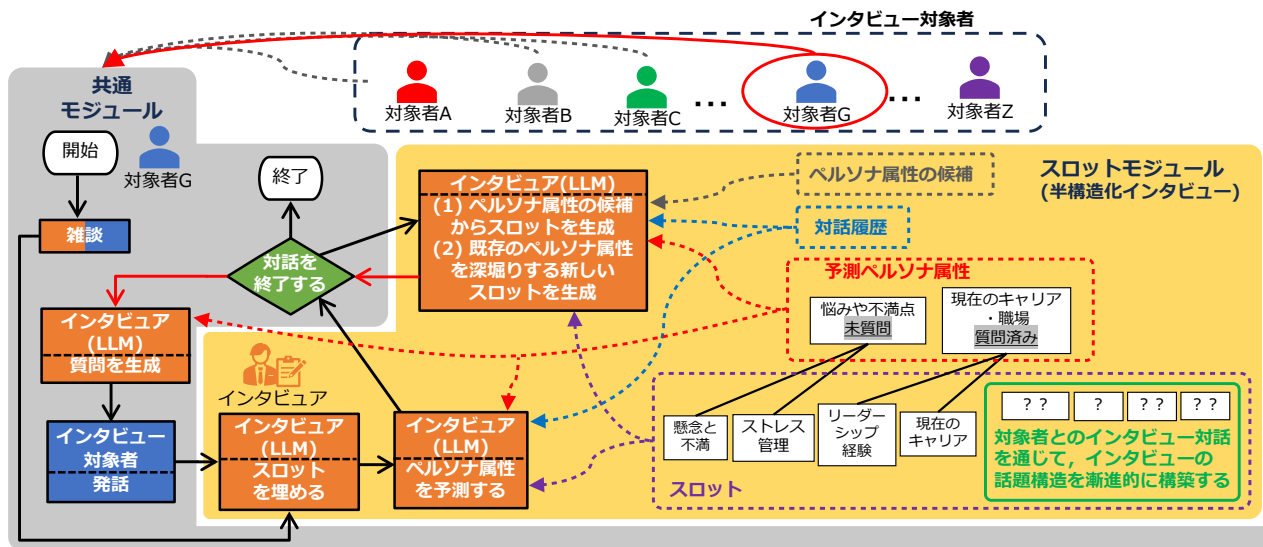


図 2 予測ペルソナ属性を用いた半構造化インタビューの状態遷移図

2-4 LLM を用いたキャリア面談の実装と評価

本研究の半構造化インタビューの枠組みをキャリア面談に適用する。[Hashimoto 25]に従い、16種類のペルソナを設定した。表 1 に示すように、各ペルソナは 10 の属性が設定され、それぞれの属性には具体的な値が設定されている。

(1) インタビューおよびインタビュー対象者

本研究では、LLM を半構造化インタビューにおけるインタビュア役とインタビュー対象者役として用い、半構造化インタビューの状態遷移モデルに基づいて対話を制御する。インタビュア役の LLM は、スロットフィリング、新しいスロットの生成、スロットを埋める質問の生成、対話終了判定などの条件判定を行う。一方、インタビュー対象者役の LLM は、あらかじめ設定した 16 種類のペルソナのいずれかを割り当て、ユーザシミュレータとして用いる。また、インタビュー対象者役の LLM には、ペルソナに含まれていない内容について質問された場合に「わかりません。」と回答するようにプロンプトを与えている。本研究では、OpenAI が提供する GPT-4o (gpt-4o-2024-11-20)¹を用いる。また、状態遷移モデルの実装には LangGraph²を使用する。さらに、本研究では、LLM を用いた半構造化インタビューの有効性を評価するために、2つの手法を比較する。

(1-1) 提案手法

提案手法では、インタビューの過程で生成されるスロットを蓄積する。インタビュー対象者が変わるとスロットの値はリセットされるが、スロット自体(各スロットが過去に何回参照されたかの情報を含む)は保持される。これにより、LLM はすでに関連性があると分かっている質問を優先的に生成し、複数のインタビュー対象者とのインタビューを通じて効率的にペルソナの属性を収集できる。提案手法に基づいた半構

¹ <https://openai.com/index/hello-gpt-4o/>

² <https://github.com/langchain-ai/langgraph>

造化インタビューの状態遷移図を図 2 に示す。本手法の重要な要素はペルソナ属性の予測であり、これによってペルソナ属性の収集に関連する質問を優先的に生成することが可能となる。

(1-2) ベースライン

ベースラインでは、インタビュー対象者が変わるたびにスロットを初期スロットセットに戻してインタビューを始める。また、「ペルソナ属性の候補」もインタビュー対象者が変わるたびにリセットされる。LLM はインタビュー対象者ごとに新しいスロットを生成するが、生成したスロットは次のインタビューには引き継がれない。その結果、各インタビューは過去のインタビューの情報を引き継がず、独立して行われる。

表 1 ペルソナ属性とインタビューを通じて生成されたスロットの対応表

(a) ペルソナ属性に対応するスロット

ID	ペルソナ属性	インタビューを通じて生成されたスロット	スロット数
1	個人の基本的情報（名前、年齢、出身地、性別）	個人の基本的情報	1
2	性格	性格	1
3	過去のキャリア	過去のキャリア	1
4	現在のキャリア・職場	現在のキャリア、職場での人間関係	2
5	未来像	未来像、将来のキャリアプラン	2
6	悩みや不満点	悩みや不満点	1
7	昇進や転職の考え	昇進・転職、専門スキルの向上	2
8	趣味・プライベート	趣味・プライベート	1
9	家族・家庭	家族・家庭	1
10	思い出・エピソード	思い出・エピソード	1

(b) ペルソナ属性に対応しないスロット

インタビューを通じて生成されたスロット	スロット数
SNS, タスク管理, 時間管理, 副業, 在宅勤務, 株式投資の経験, 服装の好み, 好きな食べ物, スポーツ観戦, 行ってみたい国, …	39

(2) 初期スロットセット

ベースライン・提案手法のどちらも、あらかじめ設定された「初期スロットセット」から最初のインタビュー対象者とのインタビューを開始する。初期スロットセットには、「現在のキャリア」と「悩みや不満点」の2つのスロットが含まれる。これらは、それぞれペルソナ属性「現在のキャリア・職場」(ID:4)と「悩みや不満点」(ID:6)に対応している。ベースラインでは、どのインタビュー対象者に対しても、インタビュー役の LLM は毎回同じ初期スロットセットからインタビューを始める。一方、提案手法では、過去のインタビューで生成されたスロットを蓄積し、次のインタビューに活用する。新しいインタビュー対象者になる際に、インタビュー役の LLM はこれまでのインタビューで生成したスロットを引き継ぎ、次のインタビューで使用される。この違いにより、提案手法では、過去のインタビューで収集した情報を使用しながら効率的にインタビューを進めることができる。

(3) 評価手順

本研究では、収集されたペルソナ属性の数を評価指標として用いる。各インタビュー対象者のペルソナには 10 の属性とそれぞれに値が設定されている。また、図 2 に示す「ペルソナ属性の候補」として、合計 50 の属性を用意する。この中には、2つの初期スロットを除く残り 8つのペルソナ属性が含まれる。過去のインタビューで一度も質問されていないペルソナ属性に対応するスロットを新たに生成する場合、必ず「ペルソナ属性の候補」の中からペルソナ属性が選択される。評価では、半構造化インタビューの実施後に収集できたペルソナ属性の数を測定し、ベースラインと比較する。

(4) 評価結果

インタビュー対象者から収集したペルソナ属性数と生成されたスロット数をベースラインと提案手法で比較した結果を表 2 に示す。3人目と4人目それぞれの終了時点において、ベースラインにより生成されたス

ロットと提案手法により累積されたスロットを表 3 に、また、提案手法のみで生成されたスロットを用いたインタビュー対話例を表 4 に、それぞれ示す。さらに、表 1 では、提案手法を用いた場合の 4 人目のインタビュー終了時点における、ペルソナ属性とスロットの対応関係を示す。提案手法においては収集したペルソナ属性を蓄積できるため、各インタビュー対象者のインタビュー開始時点において、2 人目では 4 個、3 人目では 6 個、4 人目では 8 個のペルソナ属性が参照可能である。一方ベースラインでも、インタビュー対象者あたり平均 4.25 個のペルソナ属性を収集できているが、インタビュー対象者ごとにリセットされるために、スロット生成時の参照効率の点において提案手法よりも劣る。これに対し、提案手法では、それまでのインタビュー対象者に対して生成されたスロット、およびペルソナ属性の予測結果を蓄積することで、より効率的で的確な質問が可能となり、結果的に、インタビュー役の LLM がより多様なペルソナ属性を引き出すことができ、それを蓄積できている。

表 2 インタビュー対象者から収集したペルソナ属性数と生成されたスロット数(ペルソナ属性数/スロット数)

手法	対象者 1 人目	対象者 2 人目	対象者 3 人目	対象者 4 人目	平均
ベースライン	4 / 16	4 / 18	5 / 17	4 / 18	4.25 / 17.25
提案手法	4 / 18	6 / 31	8 / 41	10 / 52	7 / 35.5

2-5 おわりに

本研究では、半構造化インタビューにおける対話制御の枠組みとして、状態遷移モデルと LLM を組み合わせた手法を提案した。本枠組みでは、インタビュー対象者の回答に応じてスロットを生成・更新し、複数のインタビュー対象者とのインタビューを通じてスロットを蓄積することで、柔軟で効率的な対話制御を実現した。LLM がインタビュー役として、スロットの生成、スロットフィリング、質問生成、条件分岐判定を実行することで、半構造化インタビューを実現できることを示した。特に、インタビューを通じて生成されたスロットを蓄積する仕組みを導入することで、より効率的で的確な質問生成が可能となり、インタビュー役の LLM が多様なペルソナ属性を引き出せることを示した。評価の結果、スロットを蓄積しないベースラインと比較して、提案手法ではインタビューを通じてより多くのペルソナ属性やその値を収集できることが確認された。これにより、半構造化インタビューにおける対話制御を適切に行い、より効率的な情報収集を実現する手法が確立できた。

表 3 ベースラインにより生成されたスロットまたは提案手法により累積されたスロット
(表記形式: 「収集されたペルソナ属性名」(対応するスロット名)形式…インタビュー対象者が持つペルソナ属性に該当する場合、
もしくは、スロット名…インタビュー対象者が持つペルソナ属性に該当しない場合)

—	インタビュー対象者 3 人目終了時点			インタビュー対象者 4 人目終了時点		
	共通	ベースラインのみ	提案手法のみ	共通	ベースラインのみ	提案手法のみ
スロット数 (ペルソナ属性数)	14(5)	3(0)	27(3)	16(4)	2(0)	36(7)
「収集されたペルソナ属性名」 (対応するスロット名)	「現在のキャリア・職場」 (現在のキャリア), 「悩みや不満点」 (悩みや不満点), 「趣味・プライベート」 (趣味・プライベート)	—	「昇進や転職の考え」(昇進・転職), 「家族・家庭」(家族・家庭), 「思い出・エピソード」(思い出・エピソード),	「現在のキャリア・職場」(現在のキャリア), 「悩みや不満点」 (悩みや不満点), 「過去のキャリア」(過去	—	「昇進や転職の考え」(昇進・転職, 専門スキルの向上), 「思い出・エピソード」(思い出・エピソード), 「家族・家庭」(家族・家庭), 「未来像」(未来像, 将来のキャリアプラ

	ト),「過去のキャリア」(過去のキャリア),「未来像」(未来像),			のキャリア),「趣味・プライベート」(趣味・プライベート),		ン),「性格」(性格),「現在のキャリア・職場」(職場での人間関係),「個人の基本的情報」(個人の基本的情報),
スロット名	海外旅行の楽しみ方,好きな芸能人,100年後の未来,嫌いな食べ物,服装の好み,テクノロジーとの付き合い方,...	株式投資の経験,...	語学学習のポイント,タスク管理,かかりつけの病院,乗りたい車,...	語学学習のポイント,飼っているペット,乗馬の経験,尊敬する人,過去の失敗エピソード,株式投資の経験,...	昨日起きたとても悲しい出来事,SNS	タスク管理,好きな芸能人,嫌いな食べ物,好きな言葉・座右の銘,乗りたい車,服装の好み,100年後の未来,行ってみたい国,副業,人脈の広げ方,在宅ワーク,通勤時の移動方法,...

表 4 提案手法のみで生成されたスロットを用いたインタビュー対話例 (S:インタビュア, I:インタビュー対象者)

(a) インタビュー対象者 3 人目との対話例

S	ご家族について教えてくださいませんか？	
I	夫も医療関係者で、お互いの仕事について理解し合 い、支え合っています。 ...	スロット名:家族・家庭, ペルソナ属性:家族・ 家庭(ID:9)
S	これまでの看護師としての経験の中で、特に印象に 残っている出来事について教えてください。	
I	長期入院の女の子から感謝の手紙をもらい、今も大 切にしていることが印象に残っています。	スロット名:思い出・エピソード, ペルソナ 属性:思い出・エピソード(ID:10)

(b) インタビュー対象者 4 人目との対話例

S	あなた自身の性格について、ど のように感じていますか？	
I	誠実で信頼される性格であり、 向上心があり努力を惜しまない と感じています。	スロット名:性格, ペルソナ属性: 性格(ID:2)
S	あなたの出身地や生まれた場所 について教えてくださいませんか？	スロット名:個人の基本的情報, ペルソナ属性:個人の基本的情報
I	東京都出身です。	(ID:1)

3 状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた接客訓練対話

接客業では、顧客満足度やブランドイメージに直接影響を与えるため、高品質な接客スキルが求められる。日本では特に、接客スキルが重視されており、「おもてなし」と「接遇」のような言葉が存在し、他者への心遣いやサービス精神を表す重要な概念として知られている。このような高品質な接客スキルは、数多のメリットをもたらす。顧客側としては、心が温まる体験を得ることによって、喜びや満足感を感じる。また、困

っているときに、丁寧な対応により、ストレスや不満を最小限に抑えられる。企業側としては、顧客側から再び利用したいという安心感や信頼を得られる。そして、信頼を得た顧客から良い口コミや評判が広がり、新たな顧客を呼び込むことがある。さらに、競合他社との差別化を図ることができ、認知度向上に伴い、国際的な競争力も高める。

高品質な接客スキルを習得するためには、繰り返しの訓練が必要となる。一般的な接客訓練は、On-the-Job Training (OJT) での対人とのロールプレイによって実現する。しかし、このような対人訓練はコストが高く、実際の現場で繰り返し指導するには、時間と人材が必要となる。また、訓練者の対人訓練やフィードバックに対する感情負荷も考慮する必要がある、ストレス管理が難しく、心理的なサポートも重要である。これらの問題を解決するための方法としては、Virtual Reality (VR) による接客訓練システムが考えられる。仮想環境で学習することによって、現実世界での様々なリスクやコストを抑えながら、仮想的な顧客との対話シミュレーションを実現し、リアルな顧客応対場面を体験できる。VR であれば、失敗を恐れずに試行錯誤できる環境も提供できる。さらに、各種機能を追加することによって、より高度な接客訓練システムを作ることができる。例えば、フィードバック機能を追加することによって、訓練後に接客対応の適切性や改善点を提示し、効果的な学習を促進できる。また、バーチャル顧客に AI エージェントを搭載することによって、顧客役として訓練者の対応に応じたリアルタイムで適切、自然な応答を行える。その上、バーチャル顧客の顔で感情を表現できる仕組みがあれば、現実感をより向上できる。実際、既に多くの VR による接客訓練システムが提案されている[Fujita 19, 古野 22a, b, 飯田 19, Iida 19]。本研究では、接客訓練者と顧客の間の対話に注目する。[古野 22a, b]が提案した、空港接客業務において発生する様々なトラブルを対象として、対話型顧客アクターによるシナリオベース VR 接客訓練システム(図 3)において、状態遷移における条件判定において大規模言語モデル (LLM) を用いることにより、接客訓練シナリオ中における柔軟な状態遷移を実現し、より効果的に接客訓練対話が展開できるモデル化を実現する。具体的には、まず、そのシナリオに基づき、状態遷移モデルで接客訓練対話をモデル化する。そして、LLM を顧客の発話と状態遷移における条件判定に用いて、単純にシナリオに線形的に沿って進むのではなく、接客訓練者の発話内容によって返事が異なる顧客役を実現し、より柔軟な接客訓練対話モデルを提案する。図 4 にそのモデルの概略を示す。主な流れとしては、まず、接客訓練者から顧客に「どうかなさいましたか」のように問いかける。そして、顧客がクレームを言い、接客訓練者がそのクレームに対して説明や解決策を提示する。ここで、「接客訓練者の説明が適切であるかどうか」と「顧客が納得できるかどうか」の判定を行う。判定結果によって次の顧客の発話内容が変わるが、基本的には、顧客は接客訓練者の説明に納得できず、二回目のクレームを言い、接客訓練者がその二回目のクレームに対して説明や解決策を提示する。また、ここで「顧客が納得できるかどうか」の判定を行う。納得できない場合、顧客が再び二回目のクレームを言う。納得できる場合、顧客が退場する。

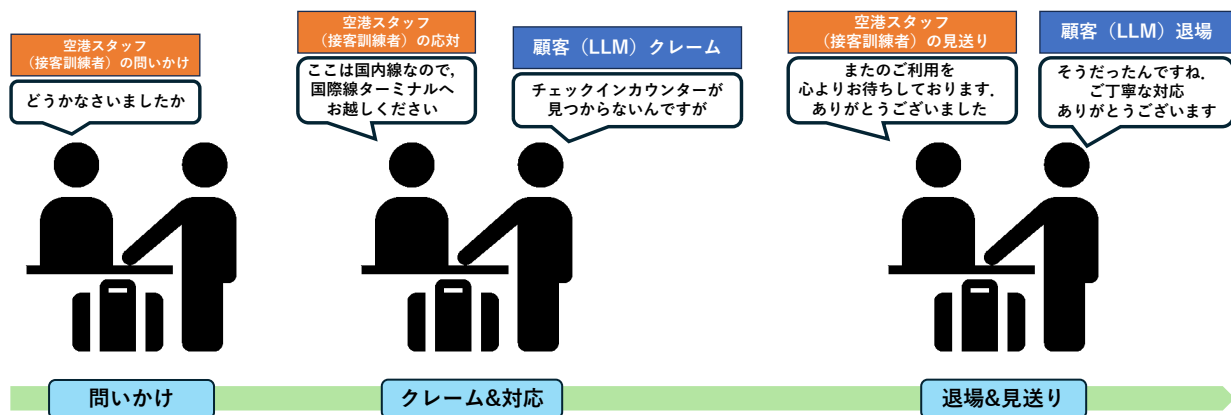


図3 空港での接客訓練対話のイメージ図

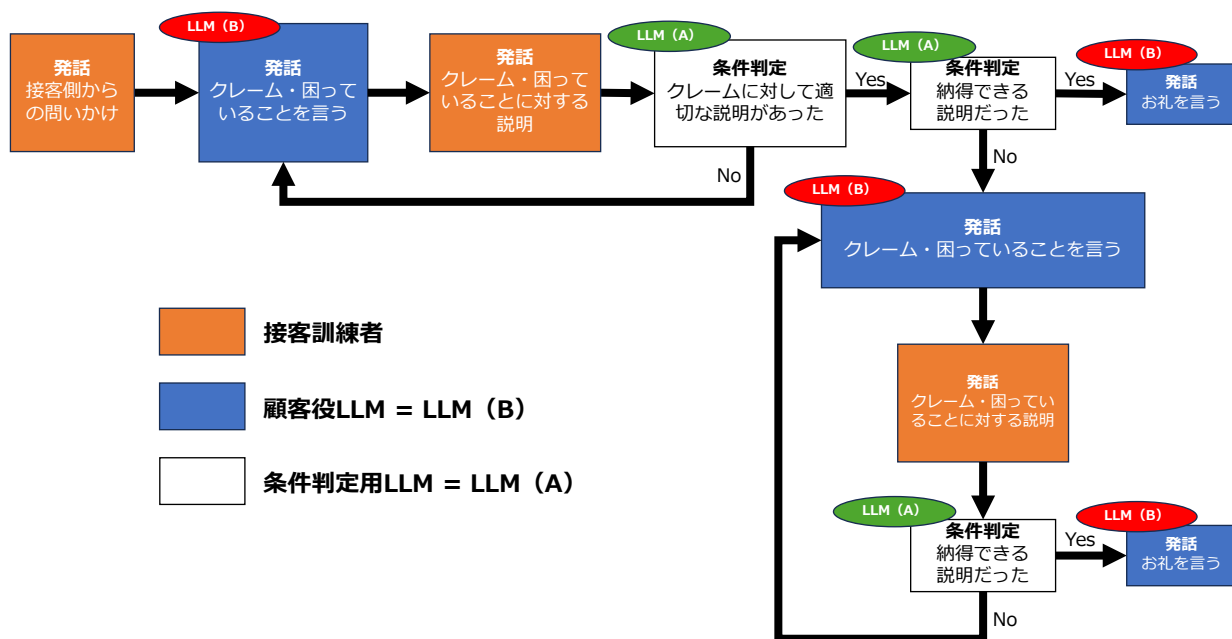


図4 接客訓練対話の状態遷移図

3-1 接客訓練対話の概要

接客訓練では、コミュニケーション能力をはじめとする、多種多様なスキルが求められる。[古野 22a, b]の研究では、「顧客への心がけ」、「顧客の外見からの顧客状態の認識」、「専門知識に基づく対応力」、「自分自身の表情等の制御」等の能力が重要であると述べている。そして、空港におけるクレーム対応を対象として、これらを評価するためのVR接客訓練システムが開発されている。このシステムでは、VRを活かして、リアルな業務環境、顧客を実現している。音声機能を利用し、クレーム対応における実際の対話も再現できる。さらに、バーチャル顧客に関しては、声優により収録した音声、それに対応した二種類の感情、「困惑」、

「怒り」の表情、発話内容と音声のタイミングに合わせた身体的な振る舞いも作成されている。

実際のシステムの使用の流れとしては、まず、ユーザー（接客訓練者）は空港のスタッフとして、業務環境を再現した VR 空間に入る。そして、何らかの問題に直面した顧客が現れ、ユーザーはその顧客と対話し、問題を解決する接客訓練を行う。最後に、猫背の検出を含め、ユーザーの姿勢、発話内容等の接客行動評価し、改善点を提示する。

本研究では、システム全体ではなく、接客訓練者と顧客の間の対話に注目する。上記のシステムでは、接客訓練はシナリオベースとなっており、表 5 のような 7 つのフェーズがあるシナリオで接客訓練を行う。顧客のクレームとそれに対する接客訓練者の応対がそれぞれ 2 回あることがこのシナリオの特徴である。実際の接客訓練は、基本的に接客訓練者から問いかけた後、顧客のクレーム、接客訓練者の応対の対話の繰り返しである。接客訓練者の応対に納得できたら、顧客は退場する。したがって、この繰り返しがあることによって、図 4 のような状態遷移モデルが作成できる。さらに LLM を加えることによって、顧客は正しく接客訓練者の発話に反応できるようになる。顧客が接客訓練者の対応に納得しなかった場合、クレーム、接客訓練者の応対の対話を繰り返す。顧客が真に納得するまで接客訓練を続けられ、上記のシステムの対話部分の動作をより柔軟にすることができる。

表 5 シナリオにおける発話フェーズおよびその内容

フェーズ	発話者	発話内容
1	接客訓練者	問いかけ：困っている顧客に声をかける
2	顧客	クレーム：クレームや困っていることに関して訊ねる
3	接客訓練者	対応や謝罪：顧客のクレームに対して説明し、必要であれば謝罪する
4	顧客	クレーム：接客訓練者の説明に納得できないため、再びクレームを言う
5	接客訓練者	対応や謝罪：顧客のクレームに対して説明し、必要であれば謝罪する
6	顧客	退場：接客訓練者のクレーム対応に納得し、退場する
7	接客訓練者	見送り：顧客に見送りの言葉を添える

表 6 全 12 件のシナリオのテーマおよび概要

ID	テーマ	概要
1	飛行機遅延・故障	顧客がエンジンの故障による飛行機遅延およびキャンセルの賠償に対してクレームを言う
2	手荷物数オーバー	顧客が手荷物数オーバーの時の解決方法に対してクレームを言う
3	ターミナルを間違えた	顧客がターミナルを間違えて、その分かりにくさに対してクレームを言う
4	物忘れ	顧客が機内に忘れ物をした時の解決方法に対してクレームを言う
5	手荷物待ち時間が長い、帰りの電車で間に合わない	顧客が手荷物が出てこず、電車で間に合わなくなることにに対してクレームを言う
6	手荷物が無い、後日届く	顧客が手荷物がなぜか紛失したことにに対してクレームを言う
7	場所間違い、従業員ミス	顧客が従業員が忘れ物センターの場所を間違えたことにに対してクレームを言う
8	飛行機遅延・悪天候	顧客が悪天候による飛行機遅延で手数料なしで便を変更できることに関する告知がないことにに対してクレームを言う
9	チケット払い戻し	顧客がチケットの当日キャンセル料が高いことにに対してクレームを言う
10	時間が足りなかった	顧客が渋滞で飛行機に乗り遅れ、便の変更に対してクレームを言う
11	荷物の破損	顧客が自分の荷物がなぜか破損したことにに対してクレームを言う
12	貴重品の持ち込み	顧客が貴重品が機内に持ち込めないことにに対してクレームを言う

3-2 シナリオ

本研究では、シナリオ通りに行う接客訓練を、接客訓練者のクレームへの説明に対する条件判定で、より柔軟な訓練に変えることが目的としているため、その元となるシナリオが必要である。

本研究で使用するシナリオは、いずれも空港で発生するトラブルを想定しており、合計12件のシナリオがある。各シナリオにおいて、クレーム対応の流れは決められており、表5に各シナリオにおける発話フェーズおよびその詳細、表6に各シナリオのテーマおよび概要を示す。各シナリオには7フェーズ（発話）あり、2回の顧客からのクレームが設定されている。フェーズ2, 3は1回目のクレームとその対応、フェーズ4, 5は2回目のクレームとその対応に対応している。各フェーズの発話者（接客訓練者または顧客）、発話の目的や役割を表す発話機能、具体的な発話内容が事前に決められている。

フェーズ1では、クレーム対応の始まりとして、接客訓練者は困っている顧客を見つけ、声をかける。ここでは、例えば、「どうかなさいましたか」などのような丁寧で気づかいのあるアプローチが求められる。この呼びかけは、顧客が困っていることを解決する重要な契機となり、顧客がリラックスして状況を説明できるような雰囲気を作れる。フェーズ2では、声をかけられた顧客は、1回目のクレームや自身が抱えている困っていることについて接客訓練者に説明する。フェーズ3では、顧客の1回目のクレームや困っていることを受けて、質問への回答、今の状況に対する説明、必要であれば謝罪などを行う。ここでは、顧客へ対応しながら状況を整理し、問題の全体像を明確にすることが重要である。特に5節での状態遷移モデルでは、ここでの対応の質がその後のクレーム解決プロセスにおいて大きな影響を与える。フェーズ4では、1回目のクレームや困っていることに対する対応を受けた顧客は、その対応に不満を抱き、納得できないため、更なる2回目のクレームを接客訓練者に言う。フェーズ5では、顧客の2回目のクレームや困っていることを受けて、質問への回答、今の状況に対する説明、必要であれば謝罪などを行う。ここでは、現状をよく考え、具体的な解決策を顧客に提案することが重要である。特に5節での状態遷移モデルでは、ここでの対応の質がその後のクレーム解決プロセスにおいて影響を与える。フェーズ6では、顧客が2回目の接客訓練者からの対応に満足し、退場する。フェーズ7では、接客訓練者が顧客に見送りの言葉を添える。実際にクレーム対応に直接影響は与えないが、この見送りは、顧客と信頼関係を築くためのステップであり、ポジティブな印象を残すために重要で、顧客の満足度をさらに高める役割を果たす。

表7に実際のテーマ「手荷物待ち時間が長い、帰りの電車に間に合わない」(ID:5)というシナリオ例を示す。各フェーズでの発話が表5に従っていることが分かる。

表7 シナリオ例：テーマ「手荷物待ち時間が長い、帰りの電車に間に合わない」(ID:5)

フェーズ1
接客訓練者：どうされましたでしょうか？
フェーズ2
顧客：あの、さっき飛行機から降りて、ずいぶん待ちましたが手荷物がなんか出てこないんですけど、いつ頃でてるんですか？！
フェーズ3
接客訓練者：申し訳ございません、ただいま機械の故障で少々お時間を頂いております。最新情報は電子パネルにて周知いたしますので、少々お待ちいただければと思います。
フェーズ4
顧客：故障したんですか？もう夜11時なのに、帰りの電車はどうしよう。この時間だとホテルとかも多分取れないし、空港に泊まるのもなあ、こういうときってなんか対応とかないんですか？
フェーズ5
接客訓練者：この度の不祥事は弊社の責任ですので、お時間がかかるようでしたら、弊社が宿泊設備を手配させていただきます。それに伴う諸経費も弊社規定範囲内でご対応させていただきたく存じます。この度はお客様に大変なご迷惑をお掛け致しました。お客様に空港で一晩お過ごしになるような事態には致しませんので、何卒ご了承くださいませ。
フェーズ6
顧客：なるほど、意外に親切に対応して頂けるんですね。それならもうしばらく待ってみますね。
フェーズ7
接客訓練者：ご協力して頂きありがとうございました。

3-3 状態遷移モデルおよび大規模言語モデルによる対話遷移

前節で述べたシナリオをベースに、状態遷移モデルを作成し、図4にそのモデルを示す。

この状態遷移モデルを使わない場合、表 5 の流れの通り、単純な 7 発話で接客訓練を行うことになる。VR システムにおける顧客アクターはこの想定したシナリオに沿って発話する。それに加え、条件判定をフェーズの間に追加することによって、より柔軟な接客訓練に変えることができる。接客訓練者の発話、顧客の発話、条件判定のうち、顧客の発話および条件判定を LLM を用いて実現し、接客訓練者の発話は人間による文字入力を想定している。具体的には、まず、フェーズ 1 に対応し、接客訓練者から顧客に問いかける。問いかけを受けた顧客は 1 回目のクレーム、困っていることを提示し、接客訓練者はそれに対して説明する。ここで、2 回目のクレームに移る前に、条件判定を 2 回行う。1 回目の条件判定では、顧客のクレーム、困っていることに対し、接客訓練者は適切に説明したかどうかを判断する。本研究の目的は柔軟な接客訓練対話モデルを作ることであるが、適当な基準で条件判定をすると、接客訓練にならないため、接客訓練者の発話内容を厳密にシナリオに沿って適切かどうかを判断する。適切な説明でなかった場合、次のフェーズに移るのではなく、顧客が再び 1 回目のクレームを発話し、そして接客訓練者が再びそのクレームに対して説明を行う。すなわち、フェーズ 2, 3 をループにする。接客訓練者が適切な説明を行った場合、2 回目の条件判定を実行する。2 回目の条件判定では、接客訓練者の 1 回目のクレームに対する説明で顧客が納得できるかどうかを判断する。状態遷移モデルなしでの接客訓練では、2 回のクレームと 2 回の説明があってから、顧客が退場するプロセスとなっているため、1 回目の接客訓練者の説明の中に 2 回目の説明内容が入っていなければ、顧客が納得できないとする。すなわち、状態遷移モデルありで訓練した場合、1 回目のクレームに対する説明の時に、シナリオにある 1 回目と 2 回目の内容のいずれも完璧に説明したのであれば、フェーズ 3 から直接フェーズ 6 に移り、顧客が満足し、退場する。一方、顧客が納得できなかった場合、そのままフェーズ 4, 5 に移り、顧客が 2 回目のクレーム、困っていることを言う。そして接客訓練者がそれに応対する。ここで、再び納得できるかどうかの条件判定を行う。接客訓練者の 2 回目の説明内容をシナリオのフェーズ 5 の内容と比べ、一致すれば顧客が納得できるとする。顧客が納得できなかった場合、次のフェーズに移るのではなく、顧客が再び 2 回目のクレームを発話し、そして接客訓練者が再びそのクレームに対して説明を行う。すなわち、フェーズ 4, 5 をループにする。一方、納得できた場合、そのままフェーズ 6 に移り、顧客が退場する。

本研究では、顧客 LLM および条件判定 LLM に gpt-4o-2024-11-20 を使用する。

3-4 おわりに

本研究では、[古野 22a, b]が提案した、空港接客業務において発生する様々なトラブルを対象として、対話型顧客アクターによるシナリオベース VR 接客訓練システムにおいて、接客訓練者と顧客の間の対話に注目した。その対話に状態遷移モデルおよび LLM を導入し、状態遷移における条件判定において LLM を用いることにより、接客訓練シナリオ中における柔軟な状態遷移を実現した。さらに、顧客は接客訓練者の不完全な説明に対して、シナリオ内容をベースとして、適切に返事でき、より効果的に接客訓練対話が展開できるモデル化を実現した。また、すべてのシナリオにおける接客訓練の実行結果に対し、対話自体の自然さに関する評価実験を行った。状態遷移モデルおよび LLM 導入後のシステムにおいて、すべてのシナリオにおける対話は自然であることを確認できた。

今後の課題として、まず、接客訓練者の発話は、文字入力ではなく、実際の音声による入力として、システムを構築する。また、本研究で提案したシステムには、シナリオに書いてある内容がすべて接客訓練者の発話に含まれないと終了できない課題がある。シナリオも自動生成ではなく、人手が加わっているため、コストが高いなどの問題が考えられる。したがって、これらの問題を考慮しながら、システムを改良していく必要がある。

【参考文献】

- [Brown 20] Brown, T., Mann, B., Ryder, N., et al.: Language Models are Few-Shot Learners, in Proc. 33rd NeurIPS, pp. 1877–1901 (2020)
- [Feng 23] Feng, Y., Lu, Z., Liu, B., et al.: Towards LLM-driven Dialogue State Tracking, in Proc. EMNLP, pp. 739–755 (2023)

- [Fielding 03a] Fielding, E. ed.: Interviewing, Vol. I, Sage Publications (2003)
- [Fielding 03b] Fielding, E. ed.: Interviewing, Vol. II, Sage Publications (2003)
- [Fujita 19] Fujita, S., Wang, D., Okawara, K. and Hoshino, J. Complaint handling training VR system using customer agent. In Proc. 6th ICBBE, p. 148–152, 2019.
- [古野 22a] 古野友也, 王東皓, 藤田智, 尾身優治, 大河原一輝, 白鳥和人, 西崎博光, 宇津呂武仁, 星野准一. 対話型顧客アクターによるシナリオベース接客訓練システム. 芸術科学会論文誌, Vol. 21, No. 2, pp. 46–54, 2022.
- [古野 22b] 古野友也, 藤田智, 王東皓, 尾身優治, 西崎博光, 宇津呂武仁, 星野准一. 対話型顧客アクターによるマルチモーダル接客訓練 VR システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 63, No. 1, pp. 231–241, 2022.
- [Hashimoto 25] Hashimoto, E., Nakano, M., Sakurai, T., Shiramatsu, S., Komazaki, T., and Tsuchiya, S.: A Career Interview Dialogue System using Large Language Model-based Dynamic Slot Generation, in Proc. 31st COLING, pp. 1562–1584 (2025)
- [Hudeček 23] Hudeček, V. and Dusek, O.: Are Large Language Models All You Need for Task-Oriented Dialogue?, in Proc. 24th SIGDIAL, pp. 216–228 (2023)
- [飯田 19] 飯田宗一郎, 藤田智, 王東皓, 大河原一輝, 西崎博光, 宇津呂武仁, 星野准一. 接客訓練のための対話型顧客エージェント設計の基礎検討. 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-ICS-196, No. 2, pp. 1–6, 2019.
- [Iida 19] Iida, S., Utsuro, T., Nishizaki, H., and Hoshino, J.. Scenario-based customer service VR training system with honorific exercise. In Proc. 6th ICBBE, p. 158–162, 2019.
- [Jacqmin 22] Jacqmin, L., Rojas Barahona, L. M., and Favre, B.: “Do you follow me?”: A Survey of Recent Approaches in Dialogue State Tracking, in Proc. 23rd SIGDIAL, pp. 336–350 (2022)
- [Nagasawa 24] Nagasawa, F., Okada, S., Ishihara, T., and Nitta, K.: Adaptive Interview Strategy Based on Interviewees’ Speaking Willingness Recognition for Interview Robots, IEEE Transactions on Affective Computing, Vol. 15, No. 3, pp. 942–957 (2024)
- [Sun 24] Sun, G., Feng, S., Jiang, D., et al.: Speech-based Slot Filling using Large Language Models, in Findings of ACL, pp. 6351–6362 (2024)
- [Wengraf 01] Wengraf, T.: Qualitative Research Interviewing, Sage Publications (2001)
- [Zeng 23] Zeng, J., Nakano, Y., and Sakato, T.: Question Generation to Elicit Users’ Food Preferences by Considering the Semantic Content, in Proc. 24th SIGDIAL, pp. 190–196 (2023)

〈発表資料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた接客訓練対話のモデル化	第 17 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2025)	2025 年 2・3 月
状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた半構造化インタビューのモデル化	言語処理学会第 31 回年次大会 (NLP2025)	2025 年 3 月
状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた複数顧客接客訓練対話のモデル化	第 39 回人工知能学会全国大会論文 集	2025 年 5 月
状態遷移モデルおよび大規模言語モデルを用いた半構造化インタビューのモデル化の評価	第 39 回人工知能学会全国大会論文 集	2025 年 5 月
A Dialogue System for Semi-Structured Interviews by LLMs and its Evaluation on Persona Information Collection	The 15th International Workshop on Spoken Dialogue Systems Technology (IWSDS 2025)	2025 年 5 月