

質問誘導に基づくアンケート対話システムの開発

銭本友樹¹ 吉田麻里子¹ 堀涼¹ 浦田真由¹ 井上愛子² 林尊弘³ 東中竜一郎¹

¹ 名古屋大学大学院情報学研究科 ² 名古屋大学未来社会推進機構

³ 愛知医療学院大学リハビリテーション学部

{zenimoto.yuki.u1, yoshida.mariko.f8, hori.ryo.w9}@s.mail.nagoya-u.ac.jp

mayu@i.nagoya-u.ac.jp inoue.aiko.u7@f.mail.nagoya-u.ac.jp

hayashi-taka@yuai.ac.jp higashinaka@i.nagoya-u.ac.jp

概要

少子高齢化が進む中で、高齢者の健康状況を適切に把握することは重要な課題である。そこで本研究では、日常的な雑談の中で所望のアンケートの回答を聞き出し、高齢者の負担なく健康状態を把握することができる質問誘導に基づくアンケート対話システムを提案する。また、対話で得られた回答を適切な選択肢に対応づけることで、アンケートと同じ形式の回答を得る手法を提案する。人間評価実験と、高齢者に実生活でアンケート対話システムと2週間対話してもらった実証実験を行い、アンケート対話システムがアンケートを代替し得るかを検証した。

1 はじめに

少子高齢化が進む中で、高齢者の健康状況の把握は重要な課題である [1, 2]。一般的に、高齢者の健康状況の把握にはアンケートが用いられるが、評価項目が多いことや定期的な回答が求められることから、医師と高齢者にかかるコストは大きい [3]。

このような問題の解決策として、カウンセリングや診療を代替する対話システムの利用が検討されている [4, 5]。これらの研究では、事前に作成した質問項目を順に尋ね、必要に応じて深掘り質問を行う。しかし、これらの対話システムを利用する場合であっても、高齢者はシステムと一定時間の対話を行う必要があり、アンケートの負担は変わらない。

本研究では、日常的な雑談の中で所望のアンケートの回答を自然に聞き出し、高齢者の負担なく健康状態を把握することができる質問誘導に基づくアンケート対話システムを提案する。人間評価実験と、高齢者に実生活でアンケート対話システムと2週間対話してもらった実証実験を行い、アンケート対話システムがアンケートを代替し得るかを検証した。

2 関連研究

対話の中で相手の情報を引き出すことを目的として、インタビューを行う対話システムの研究が行われている [6, 7, 8, 9]。これらの研究では、価値観や経験などの自由度の高い回答が想定される質問を対象としているが、本研究は主に選択肢で回答するアンケートの質問を対象としている点異なる。

対話の中で自然に質問を行うための研究として、堀内ら [10, 11] による質問誘導対話システムの研究がある。このシステムは、人間同士の質問誘導対話データを用いて Japanese Dialogue Transformer [12] をファインチューニングすることで構築されている。本研究は堀内らの質問誘導方法をベースとし、大規模言語モデル (LLM) [13] にプロンプトで誘導方法の指示を与えることで、自然な流れで質問を行う。また、一般的な質問だけでなく、アンケートの質問を対象とする。

3 提案手法

本研究では、対話の中で自然にアンケートの回答を収集することを目的としている。そのためには、対話を誘導し雑談の中で自然に質問を尋ねる質問誘導手法と、質問に対する応答を定められた選択肢に対応づける手法が必要である。前者には Chain-of-Thought (CoT) [14, 15] を用いた手法、後者には LLM を用いて回答を選択肢に対応づける手法をそれぞれ提案し、これらを組み合わせることでアンケート対話システムを実現する。

3.1 Chain-of-Thought を用いた質問誘導

質問誘導では、質問を行う数発話前から徐々に対話を誘導する。ここでは、堀内ら [10, 11] が行った質問誘導方法に倣い、まず質問への誘導となる発話

を2回行い、その後の3回目の発話で質問を尋ねることとする。

この実現のため、次に示す3種類のプロンプトを作成し、これらを順に用いてLLMで応答を生成する。

質問誘導プロンプト A 現在の対話の文脈を質問に少し近づける1発話目の誘導を行うプロンプト

質問誘導プロンプト B 現在の対話の文脈を質問に大きく近づける2発話目の誘導を行うプロンプト

質問誘導プロンプト C 現在の対話の文脈から質問を尋ねる3発話目のプロンプト

質問誘導は、現在の対話文脈の適切な理解と、その対話文脈と尋ねたい質問の関連性を扱う高度なタスクであるため、単に誘導をするように指示をするプロンプトでは十分でない可能性がある。そこで、CoTを用いて、応答を生成する前に質問を自然に尋ねるための思考を出力させる。具体的には、「現在の対話が質問を尋ねる流れになっているか」、「現在は何についての話か」、「質問は何について尋ねる質問か」、「どうすれば自然に質問を尋ねることができるか」という4つの情報を出力させたのちに、応答を生成させる。表1にCoTを使った質問誘導プロンプトCの例を載せる。

また、一般的には、プロンプトに具体例を含めることでタスク性能が向上することが知られており[13]、これはCoTの場合でも同様である[15]。そこで、本研究でも、途中の思考まで含めた理想的な誘導および質問例をショットとしてプロンプトに含める。

3.2 応答と選択肢の対応づけ

質問誘導によって得られた回答を定められたアンケートの選択肢に対応づける必要がある。しかし、対話の中で尋ねた質問に対する回答は、その質問で定められた選択肢と必ずしも一致しない。加えて、質問に対する回答を行っていない場合も存在しうるため、単純なパターンマッチングによって対応づけを行うことは困難である。

そこで、本研究では、LLMを用いて、質問に対する応答を定められた選択肢に対応づける。プロンプトには質問文、選択肢、応答文の3つを含め、回答有無の判定と対応づけを行うように指示を与える。また、応答には誤字や省略があり、曖昧な回答と

表1 質問誘導プロンプトCの具体例

文脈を考慮して、対話を誘導しながら自然な話の流れで目標質問を尋ねるセリフを出力してください。

対話を誘導するための thought として、「目標質問を尋ねる話の流れになっているか」、「現在は何についての話か」、「目標質問は何についての質問か」、「どうすれば自然に目標質問を尋ねることができるか」を考えた後に、セリフを出力してください。

セリフには目標質問と全く同じ文章を含めてください。

長い出力は禁止です、出力は簡潔に短くしてください。

以下のような接続詞を使って無理やり話の流れを大きく変えることは絶対に禁止です。文脈に合った誘導をしてください。

禁止接続詞
「ところで」、「そういえば」...

目標質問
あなたはバーで飲みすぎて失敗したことはありますか？

文脈
ユーザ: こんにちは。すっかり夜ですね。
システム: こんにちは、そうですね。あなたは..

thought
Let's think step by step.
目標質問を尋ねる話の流れになっているか: いいえ
現在は何についての話か: カメラやスマホをなくしたこと
目標質問は何についての質問か: バーで飲みすぎて失敗
どうすれば自然に目標質問を尋ねることができるか: スマホをなくした理由を...

出力
システム: バーで飲みすぎて忘れていたみたいです。今の時代、スマホがないと生きていけないと感じました。あなたはバーで飲みすぎて失敗したことはありますか？

表2 応答と選択肢の対応づけプロンプト

質問とそれに対する被験者の回答から、被験者の回答が選択肢のどれに対応するかを出力してください。

被験者の回答には誤字や省略があり、曖昧な回答である可能性があります。それらを考慮し、可能な限り意味の近い選択肢への対応づけを行ってください。

選択肢のみを出力してください。

選択肢のどれにも該当しない場合は、「無効な回答」と出力してください。

質問
{question} (選択肢: {options})

被験者の回答
{answer}

回答と選択肢の対応づけ

なっている可能性があることをプロンプトに記述することで、対話から正確かつ網羅的に回答を得る。今回作成したプロンプトを表2に示す。

3.3 アンケート対話システム

CoTを用いた質問誘導により得られた応答を選択肢に対応づける一連の流れを行うアンケート対話システムを実装した。このアンケート対話システムでは、尋ねる質問と質問のタイミングを人手で指定して質問誘導を行う。質問誘導を行わない発話では雑談を行う。

4 実験

アンケート対話システムの質問誘導能力とアンケート回答の取得性能について、評価実験を行った。なお、本研究での実験の実施にあたっては、所

表 3 質問誘導対話データに対する評価結果. * は gpt-4o 0-shot との有意差が $p<0.01$ であり, † は Human との有意差が $p<0.01$ であることを示す (Steel-Dwass の多重比較 [16] を実施).

質問者	対話自然性	誘導有効性 (1 回目)	誘導有効性 (2 回目)	質問自然性
Human	3.37	2.73	3.10	3.29
gpt-4o 0-shot	2.99	2.68	3.03	2.86
gpt-4o CoT 5-shot	3.45*	3.16*,†	3.65*,†	3.46*

属機関において、倫理面に関する審査を経ている。

4.1 質問誘導能力の評価

質問誘導能力の評価にあたっては、まず、「あなたには仲の良い友達が居ますか？」や「あなたの考えは保守とリベラルどちらですか？」などの、様々なトピックの質問を 50 個独自に作成した。これらの質問を一般質問と呼ぶ。

次に、クラウドソーシングを介し、システムと話者の質問誘導対話を実施した。CoT を利用した質問誘導の有効性を検証するため、次の 2 つのアンケート対話システムを実装した。

gpt-4o 0-shot CoT を用いず、具体例を含めないプロンプトを入力とする gpt-4o。

gpt-4o CoT 5-shot CoT を用いて、理想的な誘導および質問の具体例を 5 つ含めたプロンプトを入力とする gpt-4o。

アンケート対話システムが質問を尋ねるタイミングは、システムの 5 発話目から 10 発話目のランダムな範囲とした。各対話では、クラウドワーカはシステムと交互に 11 回ずつ発話し、1 人あたり 4 回対話を行った。クラウドワーカには話題（例えば、ファッションやゲーム）がランダムに一つ与えられ、当該話題から対話を開始するように教示した。その結果、1 つのシステムあたり 50 回、計 100 回の対話が行われた。

対話の実施後、得られた対話に対して、その質問の自然さを評価する実験を別途クラウドソーシングにて実施した。評価対象の対話は、2 つのアンケート対話システムが行った 100 対話である。また、人間の質問誘導と比較するため、研究室内で別途収集した人間同士の質問誘導対話において、同じ質問が用いられた 50 対話も評価対象 (Human) とした。各対話の具体例を付録の表 6 から表 8 に示す。クラウドワーカは各対話に対して、以下の 4 つの項目をそれぞれ 5 段階で評価した。

対話自然性 誘導から質問までを行っている 3 ターンの対話の流れが対話として自然かどうか

誘導有効性 (1 回目) 1 回目の誘導が質問を自然に尋ねることに役立っていたか

誘導有効性 (2 回目) 2 回目の誘導が質問を自然に尋ねることに役立っていたか

誘導自然性 質問を自然な流れで尋ねているか

表 3 に結果を示す。全体的に CoT を用いた gpt-4o が、0-shot および Human よりも高い評価を得ており、提案手法の質問誘導能力の高さが確認できた。提案手法が Human よりも高くなった理由として、質問誘導は人間にとっても難しいことが挙げられる。

4.2 アンケートへの適用

アンケート対話システムによって得られる回答の正確性を調査するため、アンケート対話システムを用いて収集したアンケートの回答と、アンケートによって直接得られた回答との一致率を評価した。

アンケートとしては、「お茶や汁物等でむせることがありますか？ (はい、いいえ)」や「自分には人との付き合いがないと感ずることがありますか？ (決してない、ほとんどない、時々ある、常にある)」などの、健康状態や社会性を尋ねる医療質問 22 種 [1, 2] を対象とした。

クラウドソーシングを介して、システムと話者の質問誘導対話とアンケートを実施した。クラウドワーカはシステムと交互に 20 回ずつ発話し、1 人あたり 2 回の対話を行った。1 回の対話では 2 つの質問が行われ、対話終了後に、対話で行われた質問と同じ質問 4 つが記載されたアンケートに回答した。

対話とアンケートの回答が得られたら、3.2 節で説明した手法を用いて、質問に対する応答を選択肢に対応づけた。対応づけを行うモデルには gpt-4o を利用した。そして、対応づけられた選択肢とアンケートで得られた回答の一致率を、選択肢の数ごとに分けて算出した。この際、選択肢が 4 つあるいは 5 つの質問に対しては、選択肢との完全一致に加え、より緩い部分一致の評価も行った。具体的には、対応づけ結果が「非常に当てはまる」でアンケートの回答が「当てはまる」でも正解とした。

表 4 対話で得られた回答とアンケートで得られた回答の一致率（対応づけの結果質問への回答が含まれていないと判定されたものは計算から除外している.）

対話データ	評価方法	選択肢 2 つ	選択肢 4 つ	選択肢 5 つ	全体
クラウドソーシング	完全一致	0.737 (70 / 95)	0.476 (20 / 42)	0.667 (46 / 69)	0.660 (136 / 206)
	部分一致	—	0.786 (33 / 42)	0.870 (60 / 69)	0.791 (163 / 206)
実証実験	完全一致	0.601 (91 / 150)	0.592 (45 / 76)	0.531 (52 / 98)	0.580 (188 / 324)
	部分一致	—	0.842 (64 / 76)	0.786 (77 / 98)	0.716 (232 / 324)

表 5 実証実験における質問に対する応答の種類の割合

質問に対する応答の種類	回数（割合）
答えが明確な応答 例：「半年前に比べて固いものが食べにくくなりましたか？」→「それはいいです」	294 (60.7%)
直接の回答はしておらず、推論が必要な応答 例：「普段の食事は何回とりますか？」→「朝はコーヒーあとは昼と夜は普通のご飯です」	56 (11.6%)
音声認識誤りがあるが、推論が可能な応答 例：「階段を手すりや壁をつたわずに昇っていますか？」→「はい残っています」	49 (10.1%)
答えているようで質問に対しては答えていない応答 例：「食べ物の味が美味しいと感じますか？」→「味はね薄いのがいいですねやっぱり」	14 (2.9%)
無効な応答 例：「お茶や汁物等でむせることがありますか？」→「あいりちゃんの今日の予定教えて」	71 (14.7%)

表 4 の上段に結果を示す。全体での完全一致の一致率は 0.660 と改善の余地はあるが、部分一致では 0.791 と比較的高い一致率が得られ、アンケート対話システムがアンケートと類似した回答を得られることがわかった。

5 高齢者を対象とした実証実験

アンケート対話システムの実生活での有効性を検証するため、高齢者が本対話システムと実生活の中で 2 週間対話する実証実験を行った。本実験では、4.2 節で使用したアンケートを対象とした。アンケート対話システムは音声対話端末（Amazon Echo Show）上に実装し、親しみやすいキャラクターとして「あいりちゃん」のペルソナを付与した [17]。

実験参加者は 65～74 歳の高齢者 6 名と、75 歳以上の高齢者 5 名の計 11 名（全員女性）である。実験参加者は 2 週間の間、1 日 2 回以上本システムと雑談を行った。実験前に、実験参加者には医療質問を尋ねることは伝えず、実験後におけるヒアリングにおいて伝えることとした。実験終了後、実験参加者はアンケートへの回答を行った。実験の結果、対話での回答とアンケートの回答のペアデータが合計 484 個収集された。

第一著者が質問に対する応答を 5 種類のラベルに分類した。分類結果を表 5 に示す。この結果から、全体の約 60% の応答には明確な回答が含まれており、全体の 82.4% (=60.7%+11.6%+10.1%) の応答には質問に対する回答が含まれていたことがわかった。

これは 4.2 節で行われたテキスト対話よりも少なく、音声対話で有効な回答を得ることの難しさが示唆された。また、各応答から選択肢への対応づけを行い、アンケートで得られた回答との一致率を算出した（表 4 の下段を参照）。完全一致の一致率は 0.580 と低いものの、部分一致では 0.716 と比較的高い一致率が得られた。テキスト対話で得られた回答の一致率よりも低い結果であるが、これは音声対話では答えが明確な応答が少なく、推論が必要な応答が多いことが原因だと考えられる。

6 おわりに

本研究では、日常的な雑談の中で所望のアンケートの回答を聞き出すことができる質問誘導に基づくアンケート対話システムを提案し、その有用性を検証した。その結果、Chain-of-Thought を活用したプロンプトを用いることで、自然な誘導を実現できることが分かった。また、実証実験および普通の実験により、提案手法で得られた回答は、アンケートで得られた回答と、テキスト対話で 0.791、音声対話で 0.716 と比較的高い一致率（部分一致を含む）を示すことが分かった。

本研究には以下の改善余地がある。まず、現在のシステムは尋ねる質問とそのタイミングが固定的であり、より柔軟なタイミングで任意の質問を行えるようにすることが望ましい。また、既に回答が得られた項目を繰り返し尋ねてしまう場面も見られたため、不必要な質問を避ける仕組みが必要がある。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 24K14769, 23H00493, 24K05433 の助成を受けたものです。また、実証実験において多大なご協力を賜りました名古屋市中区と豊山町の皆様に厚く感謝いたします。

参考文献

- [1] Linda P. Fried, Catherine M. Tangen, Jeremy Walston, Anne B. Newman, Calvin Hirsch, John Gottdiener, Teresa Seeman, Russell Tracy, Will J. Kop, Gloria Burke, and Margaret A. McBurnie. Frailty in older adults: evidence for a phenotype. **Journal of Gerontology: Series A, Biological Sciences and Medical Sciences**, Vol. 56, No. 3, pp. M146–M156, 2001.
- [2] E. Dent, J. E. Morley, A. J. Cruz-Jentoft, L. Woodhouse, L. Rodríguez-Mañas, L. P. Fried, J. Woo, I. Aprahamian, A. Sanford, J. Lundy, F. Landi, J. Beilby, F. C. Martin, J. M. Bauer, L. Ferrucci, R. A. Merchant, B. Dong, H. Arai, E. O. Hoogendijk, C. W. Won, A. Abbatecola, T. Cederholm, T. Strandberg, L. M. Gutiérrez Robledo, L. Flicker, S. Bhasin, M. Aubertin-Leheudre, H. A. Bischoff-Ferrari, J. M. Guralnik, J. Muscedere, M. Pahor, J. Ruiz, A. M. Negm, J. Y. Reginster, D. L. Waters, and B. Vellas. Physical Frailty: ICFSR International Clinical Practice Guidelines for Identification and Management. **Journal of Nutrition, Health & Aging**, Vol. 23, No. 9, pp. 771–787, 2019.
- [3] Farnaz Ghassemi Toudeshki, Philippe Jolivet, Alexandre Durand-Salmon, and Anna Liednikova. Zero-shot clinical questionnaire filling from human-machine interactions. In Adam Fisch, Alon Talmor, Danqi Chen, Eunsol Choi, Minjoon Seo, Patrick Lewis, Robin Jia, and Sewon Min, editors, **Proc. MRQA**, pp. 51–62, 2021.
- [4] David DeVault, Ron Artstein, Grace Benn, Teresa Dey, Ed Fast, Alesia Gainer, Kallirroi Georgila, Jon Gratch, Arno Hartholt, Margaux Lhomme, Gale Lucas, Stacy Marsella, Fabrizio Morbini, Angela Nazarian, Stefan Scherer, Giota Stratou, Apar Suri, David Traum, Rachel Wood, Yuyu Xu, Albert Rizzo, and Louis-Philippe Morency. SimSensei kiosk: a virtual human interviewer for healthcare decision support. In **Proc. AAMAS**, p. 1061–1068, 2014.
- [5] Michimasa Inaba. Can Large Language Models Be Used to Provide Psychological Counselling? An Analysis of GPT-4-Generated Responses Using Role-Play Dialogues. In **Proc. IWSDS**, 2024.
- [6] 菅野太郎, 依田祐樹, 古田一雄. 認知タスク分析のためのインタビュアエージェント. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 21, No. 4, pp. 433–446, 2019.
- [7] Friedrich Geiecke and Xavier Jaravel. Conversations at scale: Robust AI-led interviews with a simple open-source platform. **Social Science Research Network**, 2024.
- [8] Ekai Hashimoto, Mikio Nakano, Takayoshi Sakurai, Shun Shiramatsu, Toshitake Komazaki, and Shiho Tsuchiya. A career interview dialogue system using large language model-based dynamic slot generation. **arXiv preprint arXiv:2412.16943**, 2024.
- [9] 濱健太, 基村竜晟, 大塚淳史, 中辻真. 発話意図の同時生成によるユーザ情報抽出を目的とした LLM エージェントの対話戦略学習. 人工知能学会研究会資料 言語・音声理解と対話処理研究会, Vol. 102, pp. 115–120, 2024.
- [10] Sota Horiuchi and Ryuichiro Higashinaka. Learning to ask specific questions naturally in chat-oriented dialogue systems. In **Proc. IWSDS**, 2021.
- [11] Sota Horiuchi and Ryuichiro Higashinaka. Learning to guide questions in chat-oriented dialogue by using combination of question-guiding corpora. In **Proc. IWSDS**, 2023.
- [12] Hiroaki Sugiyama, Masahiro Mizukami, Tsunehiro Arimoto, Hiromi Narimatsu, Yuya Chiba, Hideharu Nakajima, and Toyomi Meguro. Empirical Analysis of Training Strategies of Transformer-Based Japanese Chat-Chat Systems. In **Proc. SLT**, pp. 685–691, 2023.
- [13] Tom Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared D Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Nee-lakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, Sandhini Agarwal, Ariel Herbert-Voss, Gretchen Krueger, Tom Henighan, Rewon Child, Aditya Ramesh, Daniel Ziegler, Jeffrey Wu, Clemens Winter, Chris Hesse, Mark Chen, Eric Sigler, Mateusz Litwin, Scott Gray, Benjamin Chess, Jack Clark, Christopher Berner, Sam McCandlish, Alec Radford, Ilya Sutskever, and Dario Amodei. Language models are few-shot learners. In **Proc. NeurIPS**, 2020.
- [14] Jason Wei, Xuezhi Wang, Dale Schuurmans, Maarten Bosma, Brian Ichter, Fei Xia, Ed H. Chi, Quoc V. Le, and Denny Zhou. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. In **Proc. NeurIPS**, 2022.
- [15] Takeshi Kojima, Shixiang Shane Gu, Machel Reid, Yutaka Matsuo, and Yusuke Iwasawa. Large language models are zero-shot reasoners. In **Proc. NeurIPS**, NeurIPS '22, 2022.
- [16] M. Dwass. Some k-sample rank-order tests. **Contributions to Probability and Statistics**, 1960.
- [17] 吉田麻里子, 堀涼, 錢本友樹, 浦田真由, 遠藤守, 安田孝美, 井上愛子, 林尊弘, 東中竜一郎. 高齢者健康支援のための生成 AI を活用した雑談システムの開発～実証実験を通じた利用モチベーションの検証～. 第 15 回社会情報学会中部支部研究会, 2025.

A 付録

表 6 gpt-4o CoT 5-shot の質問誘導対話例

質問	あなたはお金を借りて何かを買った経験はありますか？
...	...
ユーザ:	リラックスするために、なるべく仕事のことを思い出さないようにしていますね
システム:	(誘導プロンプト A を利用) なるほど。買い物でストレスを解消することもありますか？
ユーザ:	最近、物価が高いから、買い物もストレスがたまりやすいです
システム:	(誘導プロンプト B を利用) それは困りますね。たまには思い切って少し高価なものを買ってみるのもいいかもしれませんね。最近、大きな買い物をしたことはありますか？
ユーザ:	クリスマスに少し高めのおもちゃを買って子供にプレゼントしました
システム:	(誘導プロンプト C を利用) クリスマスのプレゼントは特別ですね。私も昔、どうしても欲しいものがあってお金を借りて買ったことがあります。あなたはお金を借りて何かを買った経験はありますか？
ユーザ:	車をローンで買いました。借金をして、何を買ったんですか？

表 7 gpt-4o 0-shot の質問誘導対話例

質問	あなたはお金を借りて何かを買った経験はありますか？
...	...
ユーザ:	プライベートブランドのものが安くてお得なのでよく買っているかな。最近色々高いからさ。
システム:	(誘導プロンプト A を利用) プライベートブランドはコスパが良いですよ。最近、特に値上がりを感じる商品ってありますか？
ユーザ:	ヨーグルト。昨年までは百円しなかったのに、最近百二十円ぐらいになってる。
システム:	(誘導プロンプト B を利用) それは結構な値上がりですね。物価が上がると、家計のやりくりも大変ですよ。大きな買い物をするとき、どんな工夫をしていますか？
ユーザ:	野菜や肉や果物は鮮度が大事なのでスーパーでしか買わないけど、家電なんかは楽天やヨドバシのほうのポイント還元があったりしてお得なのでそっちを使うことが多いかな。
システム:	(誘導プロンプト C を利用) 家電を買うときにポイント還元があると嬉しいですよ！そのような大きな買い物をするとき、お金を借りて何かを買った経験はありますか？
ユーザ:	お金を借りたのは奨学金の時だけです。借金はダメ絶対。

表 8 Human の質問誘導対話例

質問	あなたはお金を借りて何かを買った経験はありますか？
...	...
ユーザ:	ちゃんと買い替えているなら、清潔感ある感じで良いですね！
システム:	ファッションはプチプラ派ですが、食べ物にはお金をかけてしまいがちかもです。そういうのありますか？
ユーザ:	パソコン周りにはお金をかけている方かもしれません。
システム:	そうなんです。パソコン関係で一番高いのは何ですか？
ユーザ:	パソコン本体ですが、近々、外付けの大容量バッテリーを買おうと思っているので、それが一番高くなりそうです！
システム:	それは高そうですね。あなたはお金を借りて何かを買った経験はありますか？
ユーザ:	はい！家をローンで買いました！