

育児支援対話システムにおける LLM の性能改善手法の検討

伊藤瞭介¹ 滝口哲也¹ 平田充宏² 森祐美子³
堀田聡子⁴ 有木康雄¹

¹ 神戸大学大学院システム情報学研究科 ² 神戸大学学術研究推進機構

³ 認定 NPO 法人こまちぷらす ⁴ 慶應義塾大学大学院健康マネジメント研究科

243x008x@stu.kobe-u.ac.jp takigu@kobe-u.ac.jp mhirata@port.kobe-u.ac.jp

mori@comachiplus.org shm@sfc.keio.ac.jp ariki@kobe-u.ac.jp

概要

子育ての悩み相談は高いプライバシー性を必要とする。一方で、プライバシーが保証されたローカル環境では、膨大なパラメータで構成される大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) を個人が実行するのは困難である。本研究では、4B~14B の比較的小規模の LLM を対象とし、育児相談対話システムとしての性能向上手法を検討した。その結果、プロンプト設計やファインチューニングにより、LLM の育児相談能力を向上させられることを示した。さらに、子育ての悩み相談対話を模倣した合成対話データセットを構築・公開している点も本研究の貢献である¹⁾。

1 はじめに

近年、核家族化の進行などにより、親が孤立した状態で子育てを行うことが社会的な問題となっている [1]。自治体や NPO などによって子育て支援の仕組みづくりが進められているが [2]、人に相談することへの心理的な抵抗感や [3]、時間的制約により支援へのアクセスが困難なケースも少なくない [4]。

これらの課題に対し、近年では育児支援を目的としたさまざまな悩み相談対話システムの開発が進められている [5, 6, 7, 8]。しかし、既存の多くのシステムはオンラインでの利用を前提としている。子育ての悩み相談は極めてプライバシー性の高い内容を含むため、インターネット接続を必要としないローカル環境での利用が望ましいと考えられる。一方で、ChatGPT²⁾ などの商用モデルに匹敵する高性能な LLM は、パラメータ数が非常に大きく、個人

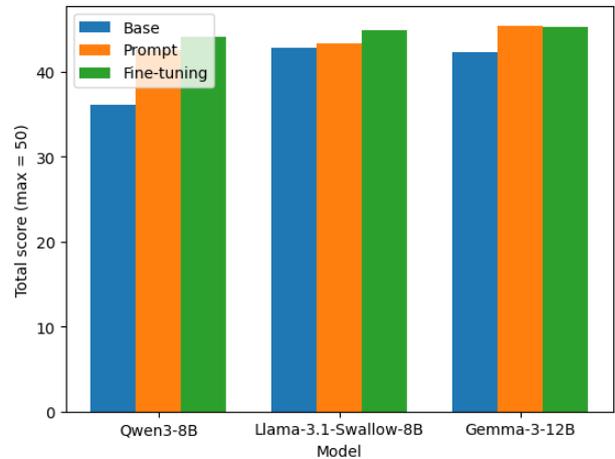


図 1 各モデルにおける Base, Prompt, Fine-tuning 手法の総合性能比較

のローカル環境で実行することは現実的ではない。

そこで本研究では、4B~14B 程度の比較的小規模な LLM を対象とし、子育ての悩み相談対話システムとしての性能向上の可能性を検討する。具体的には、(1) Base 手法, (2) Prompt 手法, (3) Fine-tuning 手法の三つの手法について性能を比較評価した (図 1)。実験を通じて、比較的小規模な LLM においても、プロンプト設計やファインチューニングにより、育児相談における支援能力を向上させることが可能であることを示した。

また、ファインチューニングに必要な子育ての悩み相談対話データセットは、我々の知る限り公開されているものは存在していない。そこで本研究では、相談者役の LLM と支援者役の LLM を用いて悩み相談対話を模倣させることで、合成対話データセットを構築した。本研究で構築した合成対話データセットは、他の LLM の開発や商用利用が可能な比較的自由なライセンスのもとで公開可能であり、この点も本研究の貢献の一つである。

1) <https://github.com/ryousuke0510/Parenting-Support-Dialogue>

2) OpenAI が開発した大規模言語モデルに基づく対話型 AI。

2 関連研究

2.1 育児支援を目的とした対話システム

育児支援を目的としたさまざまな対話システムの開発が進められている [5, 6, 7, 8]. 例えば, 「おやこよりそいチャット奈良」は, LINE を用いて相談を受け付け, 「気持ちの傾聴・課題整理」を行うことを目的とした取り組みである [5]. しかし, これらのシステムはいずれもオンラインでの利用を前提としている. 子育ての悩み相談は極めてプライバシー性の高い内容を含むため, インターネット接続を必要としないローカル環境での利用が望ましい. 一方で, 数B 規模のオープンソース LLM を用いて, 育児支援を目的とした対話システムを構築した事例は, 著者らの知る限り報告されていない.

2.2 Fine-tuning を用いた LLM の性能向上

心理カウンセリングを目的とした対話システムにおいて, LLM をファインチューニングすることで, 応答性能の向上を試みる研究が行われている [9, 10]. 例えば, Kokoro Chat では, 日本語心理カウンセリング対話データセットを構築し, オープンソース LLM をファインチューニングすることで, 生成されるカウンセリング応答の質を向上させている [9]. しかし, 子育ての悩み相談対話は, プライバシー上の制約からファインチューニングに必要な大量の対話データの収集が困難である. また, 子育ての悩みに関して公開されている対話データは, Q&A 形式のシングルターン対話にとどまっている [11].

2.3 合成対話データセットの構築

近年では, LLM を用いて合成対話データを生成し, それをファインチューニングに利用する手法が提案されている [12, 13, 14, 15, 16]. 例えば, Cactus では, LLM を用いてクライアントとカウンセラーの双方をシミュレートし, 認知行動療法 (CBT) に基づく心理カウンセリング対話の合成データセットを構築している [12]. さらに, このデータセットを用いてオープンソースの LLM を学習させたカウンセリングエージェントの CAMEL が提案されている. しかし, 子育てというドメインにおいては, 相談内容の特性を考慮した対話設計が, 十分に検討されていない.

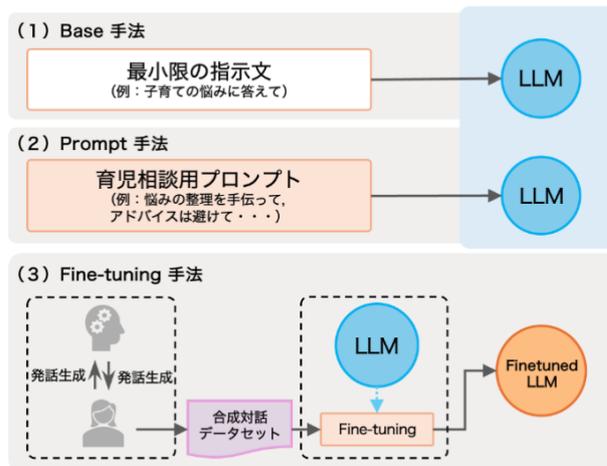


図2 提案手法の概要

3 提案手法

本研究では, LLM を用いた育児支援対話システムの性能向上手法を検討する. 育児支援対話における性能改善手法として, (1) 事前学習済みモデルをそのまま用いる **Base 手法**, (2) 育児悩み相談に特化したプロンプト設計を行う **Prompt 手法**, (3) 合成対話データセットを用いてファインチューニングを行う **Fine-tuning 手法**の3手法を構築し, 比較評価を行う. 図2に全体構成を示す.

3.1 Base 手法

Base 手法は, LLM に最小限の指示文のみを与えて育児相談対話を行う. LLM が本来備える対話能力を評価するためのベースラインとして用いる. 使用したプロンプトを付録Aの表4に示す.

3.2 Prompt 手法

Prompt 手法では, 育児支援対話に特化したプロンプト設計により, Base 手法の性能向上を図る. 使用したプロンプトを付録Aの表5に示す.

3.3 Fine-tuning 手法

Fine-tuning 手法では, 育児支援特有の対話方針などを LLM に獲得させるため, 合成対話データセットを用いてファインチューニングを行う. なお, 育児相談は公開データが乏しいため, 本研究では相談者役 LLM と支援者役 LLM による自動対話生成を用いて合成データセットを構築する. 合成対話データセットの構築は, (1) 相談者役 LLM の構築, (2) LLM 同士による自動対話生成の2段階からなる.

相談者役 LLM の構築 悩みに多様性を確保するため、Stack Exchange³⁾ に投稿された育児相談の概要文をシードとして用いる。英語で記述された Title を日本語に翻訳し、相談の中心となる悩み s (struggle) と定義する。

次に、悩み s に基づき、相談者の基本属性 c (character: 性別, 年齢, 家族構成など) を、

$$p(c | s) \quad (1)$$

に従い、LLM にプロンプトを与えることで生成する。さらに、悩み s および相談者属性 c に基づき、悩みに至った経緯や状況を表す背景情報 b (background) を、以下により LLM で生成する。

$$p(b | s, c) \quad (2)$$

加えて、相談者に対して有益と考えられる工夫 t (tips) を、以下により LLM で生成する。

$$p(t | s, c, b) \quad (3)$$

支援者役 LLM は、生成した工夫 t を他者の工夫として紹介することで、アドバイスを押し付けることなく、相談者が次に取るべき行動を示す。

LLM 同士による自動対話生成 次に、生成した相談者の属性 c 、背景情報 b 、工夫 t を用いて、相談者役 LLM と支援者役 LLM による多ターン対話を生成する。支援者役 LLM による発話 u (utterance) は、

$$p(u | t, q, D) \quad (4)$$

に基づいて生成される。ここで q は質問有無の制御変数、 D は対話履歴である。質問の過度な連続を防ぐため、連続質問は最大 2 ターンまでに制限する。質問判定には zero-shot prompting による 2 値分類器を用いる。

相談者役 LLM の発話は、

$$p(u | b, c, D) \quad (5)$$

に基づき生成し、一貫した人物像を保つよう制御する。使用した相談者 LLM 用のプロンプトは付録 A の表 3 に示す。また、対話は合計 13 ターン行う。

得られた合成対話データセットを用いてファインチューニングを行い、育児支援システムの対話能力向上を図る。

3) Q&A 形式の知識共有プラットフォームであり、CC BY-SA ライセンスの下で公開されている。 <https://parenting.stackexchange.com>

4 実験

育児支援対話システムの性能向上手法を検証するため、2 種類の実験を実施した。実験 1 では、モデルおよび支援者役 LLM の構築方法の違いが対話性能に与える影響を比較し、実験 2 では、モデルサイズの違いがファインチューニングの効果に与える影響を分析する。また、提案手法に基づき、gpt-oss-120b[17] を相談者役 LLM と支援者役 LLM に用いて 3,000 件の育児相談に関する合成対話データセットを構築し、Fine-tuned モデルを学習した。学習条件は付録 B に示す。

実験 1: Base / Prompt / Fine-tuning の比較 対話システムの性能向上手法を検討するため、Base, Prompt, Fine-tuning の 3 手法を比較した。Qwen3-8B[18], Llama3.1-Swallow-8B-Instruct-v0.5[19], Gemma-3-12B-it[20] を支援者役として、育児相談対話を自動生成し、表 2 に示す 10 項目およびその合計 (Total) に基づいて性能を評価した。

実験 2: モデルサイズによる比較結果 支援者役 LLM のモデルサイズによるファインチューニングの効果の差を検証するため、Qwen3-4B, Qwen3-8B, Qwen3-14B を対象に Prompt 手法と Fine-tuning 手法を比較し、モデルサイズと性能向上量の関係を分析した。

4.1 評価方法

評価には、LLM-as-a-judge を採用した [21]。評価対象モデル (支援者役 LLM) と相談者役 LLM を交互に対話させることで 100 件の対話データを生成し、評価用 LLM によって 1~5 段階のリッカート尺度で評価を行う。評価項目は、表 2 に示す 10 項目を設定し、評価用 LLM には、gpt-5-mini⁴⁾ を使用した。また、相談者役 LLM は、合成対話データを作成したときに用いた gpt-oss-120b を用いた。

4.2 実験結果

実験 1: 手法別比較 モデルおよび手法別の比較結果を表 1 に示す。すべてのモデルにおいて、Prompt 手法および Fine-tuning 手法は、Base 手法を上回る Total スコアを示した。

項目別では、「共感」および「提案回避」で、すべてのモデルにおいて Fine-tuning 手法が最も高いスコアを示した。一方で、「悩みの整理」および「対話戦

4) OpenAI が 2025 年 8 月 7 日に公開した Reasoning モデル

表1 異なる支援者役 LLM による評価結果 (N=100). 各評価項目は5段階のリッカート尺度で評価した.

Model	Method	自然	一貫	明瞭	共感	肯定	自己一致	提案回避	対話雰囲気	悩みの整理	対話戦略	Total
Qwen3-8B	Base	3.58	4.32	3.55	3.54	4.80	4.78	1.70	4.22	2.87	2.68	36.04
	Prompt	4.00	4.89	3.74	4.43	4.98	4.95	3.35	4.81	3.62	3.78	42.55
	Finetuned	4.32	4.79	3.93	4.65	5.00	4.89	3.50	4.83	4.11	4.13	44.15
Llama3.1-8B	Base	4.40	4.79	4.16	4.52	4.99	4.95	2.24	4.90	4.03	3.78	42.76
	Prompt	4.39	4.78	4.06	4.56	4.98	4.85	2.21	4.95	4.36	4.21	43.35
	Finetuned	4.37	4.86	3.85	4.65	4.99	4.97	4.00	4.85	4.22	4.14	43.90
Gemma-3-12B	Base	4.36	4.84	4.16	4.51	5.00	4.95	2.25	4.87	3.82	3.56	42.32
	Prompt	4.59	4.90	4.20	4.65	4.99	4.95	3.30	4.94	4.47	4.46	44.45
	Finetuned	4.47	4.87	3.93	4.74	5.00	4.92	3.83	4.91	4.32	4.26	44.25

表2 10個の評価項目一覧

項目	概要
1. 自然	自然な対話であった
2. 一貫性	矛盾せず一貫していた
3. 明瞭	冗長な発話はなく分かりやすかった
4. 共感	適切に共感を行っていた
5. 肯定	相談者の良し悪しを判断していない
6. 自己一致	偽りのない態度であった
7. 提案回避	アドバイスを押し付けていなかった
8. 対話雰囲気	ユーザが心地よく話せる対話だった
9. 悩みの整理	悩みや考えの言語化を手伝った
10. 対話戦略	目標達成のための行動を取れた

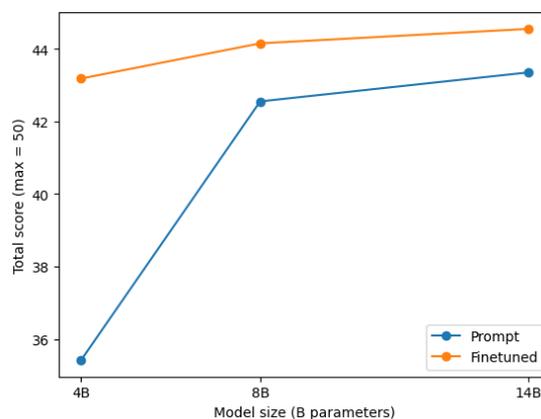


図3 Qwen3 のモデルサイズによる fine-tuning 効果の比較

5 むすび

本研究では、プライバシー性の高い子育ての悩み相談を個人のローカル環境で安全に実施する可能性を探るため、4B~14B 規模で育児相談対話システムの性能向上手法を検討した。

Base 手法, Prompt 手法, および Fine-tuning 手法を比較評価した結果, プロンプト設計やファインチューニングを適切に行うことで, 小規模な言語モデルにおいても育児相談に必要な支援能力を向上させられることを示した. また, モデルサイズが小さいほど, ファインチューニングによる性能向上効果が大きくなる傾向も確認された.

本研究で構築した合成対話データセットは, 公開および商用利用を含む比較的自由度の高いライセンスのもとで提供可能である. これにより, 子育ての悩み相談という秘匿性の高い研究分野の発展に貢献できると考えられる.

しかし, 合成対話データセットは, 生成過程において不適切な助言や偏った価値観が含まれる可能性を完全に排除することは困難であるため, 品質評価や安全性の検証が, 今後の重要な課題である.

略」では, Prompt 手法と Fine-tuning 手法の優劣がモデルによって異なった. このことから, 最適な介入手法がベースとなる LLM に依存する可能性がある.

また, Llama および Gemma では, Base 手法の段階においても比較的高いスコアが得られた. これは, 事前学習の時点で育児相談対話に必要な能力が一定程度獲得されている可能性を示している.

実験2: モデルサイズによるファインチューニング効果 モデルサイズによるファインチューニング効果の比較結果を図3に示す. 結果から, モデルサイズが小さいほどファインチューニングによる性能向上量が大きく, 規模の増加に伴い Prompt 手法と Fine-tuning 手法の差は縮小する傾向が確認された. これは, 大規模モデルが高いプロンプト解釈能力を有しているのに対し, 小規模モデルではその能力が十分でなく, ファインチューニングによってタスク固有の知識や応答方針が補完されるためであると考えられる. したがって, 計算資源が限られた環境では, タスク特化ファインチューニングが有効な選択肢となる.

謝辞

本研究の一部は、JST プログラムマネージャーの育成・活躍推進プログラム、JSPS 科研費 JP25K00838 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 内閣府. 平成 27 年版 少子化社会対策白書, (2026-1 閲覧).
- [2] 特定非営利活動法人こまちぶらす. 認定特定非営利活動法人こまちぶらす — 子育てを「まちで」プラスに. (2026-1 閲覧). <https://comachiplus.org>.
- [3] M. K. Jones, B. Dickter, C. Beard, R. Perales, and E. L. Bunge. Meta-analysis on cognitive behavioral treatment and behavioral intervention technologies for anxious youth: more than a BIT effective. **Contemporary Behavioral Health Care**, Vol. 2, No. 1, pp. 1–9, 2016.
- [4] 株式会社リベルタス・コンサルティング. SNS を活用した児童虐待等に関する相談の効果的な運用に関する調査研究, (2026-1 閲覧).
- [5] 奈良市. およこよりそいチャット奈良 実証実験概要, (2026-1 閲覧). <https://www.city.nara.lg.jp/uploaded/attachment/195676.pdf>.
- [6] 平尾総太郎, 阿部香澄, 中村友昭, 長井隆行. Llm による質問意図推定を活用した育児相談チャットボットの開発. 人工知能学会全国大会 (第 38 回), May 2024.
- [7] 三重県. ひとり親家庭等相談用 ai チャットボット, (2026-1 閲覧). <https://www.pref.mie.lg.jp/TOPICS/m0323800148.htm>.
- [8] Sruthi Viswanathan, Seray Ibrahim, Ravi Shankar, Reuben Binns, Max Van Kleek, and Petr Slovak. The interaction layer: An exploration for co-designing user-llm interactions in parental wellbeing support systems. In **Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**, pp. 1–25, 2025.
- [9] Zhiyang Qi, Takumasa Kaneko, Keiko Takamizo, Mariko Ukiyo, and Michimasa Inaba. KokoroChat: A Japanese psychological counseling dialogue dataset collected via role-playing by trained counselors. In Wanxiang Che, Joyce Nabende, Ekaterina Shutova, and Mohammad Taher Pilehvar, editors, **Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 12424–12443, Vienna, Austria, July 2025. Association for Computational Linguistics.
- [10] June M Liu, Donghao Li, He Cao, Tianhe Ren, Zeyi Liao, and Jiamin Wu. Chatcounselor: A large language models for mental health support. **arXiv preprint arXiv:2309.15461**, 2023.
- [11] 子育てチャットボットの利活用促進に向けた検討 2020 年報告書, (2026-1 閲覧).
- [12] Suyeon Lee, Sunghwan Kim, Minju Kim, Dongjin Kang, Dongil Yang, Harim Kim, Minseok Kang, Dayi Jung, Min Hee Kim, Seungbeen Lee, Kyong-Mee Chung, Youngjae Yu, Dongha Lee, and Jinyoung Yeo. Cactus: Towards psychological counseling conversations using cognitive behavioral theory. In Yaser Al-Onaizan, Mohit Bansal, and Yun-Nung Chen, editors, **Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024**, pp. 14245–14274, Miami, Florida, USA, November 2024. Association for Computational Linguistics.
- [13] Huachuan Qiu and Zhenzhong Lan. Interactive agents: Simulating counselor-client psychological counseling via role-playing llm-to-llm interactions. **arXiv preprint arXiv:2408.15787**, 2024.
- [14] Mengxi Xiao, Qianqian Xie, Ziyang Kuang, Zhicheng Liu, Kailai Yang, Min Peng, Weiguang Han, and Jimin Huang. HealMe: Harnessing cognitive reframing in large language models for psychotherapy. In Lun-Wei Ku, Andre Martins, and Vivek Srikumar, editors, **Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 1707–1725, Bangkok, Thailand, August 2024. Association for Computational Linguistics.
- [15] Yirong Chen, Xiaofen Xing, Jingkai Lin, Huimin Zheng, Zhenyu Wang, Qi Liu, and Xiangmin Xu. Soulchat: Improving llms’ empathy, listening, and comfort abilities through fine-tuning with multi-turn empathy conversations. **arXiv preprint arXiv:2311.00273**, 2023.
- [16] Hyunjong Kim, Suyeon Lee, Yeongjae Cho, Eunseo Ryu, Yohan Jo, Suran Seong, and Sungzoon Cho. Kmi: A dataset of korean motivational interviewing dialogues for psychotherapy. **arXiv preprint arXiv:2502.05651**, 2025.
- [17] Sandhini Agarwal, Lama Ahmad, Jason Ai, Sam Altman, Andy Applebaum, Edwin Arbus, Rahul K Arora, Yu Bai, Bowen Baker, Haiming Bao, et al. gpt-oss-120b & gpt-oss-20b model card. **arXiv preprint arXiv:2508.10925**, 2025.
- [18] An Yang, Anfeng Li, Baosong Yang, Beichen Zhang, Binyuan Hui, Bo Zheng, Bowen Yu, Chang Gao, Chengen Huang, Chenxu Lv, et al. Qwen3 technical report. **arXiv preprint arXiv:2505.09388**, 2025.
- [19] Youmi Ma, Sakae Mizuki, Kazuki Fujii, Taishi Nakamura, Masanari Ohi, Hinari Shimada, Taihei Shiotani, Koshiro Saito, Koki Maeda, Kakeru Hattori, et al. Building instruction-tuning datasets from human-written instructions with open-weight large language models. **arXiv preprint arXiv:2503.23714**, 2025.
- [20] Gemma Team, Aishwarya Kamath, Johan Ferret, Shreya Pathak, Nino Vieillard, Ramona Merhej, Sarah Perrin, Tatiana Matejovicova, Alexandre Ramé, Morgane Rivière, et al. Gemma 3 technical report. **arXiv preprint arXiv:2503.19786**, 2025.
- [21] Lianmin Zheng, Wei-Lin Chiang, Ying Sheng, Siyuan Zhuang, Zhanghao Wu, Yonghao Zhuang, Zi Lin, Zhuohan Li, Dacheng Li, Eric Xing, et al. Judging llm-as-a-judge with mt-bench and chatbot arena. **Advances in neural information processing systems**, Vol. 36, pp. 46595–46623, 2023.
- [22] Tim Dettmers, Artidoro Pagnoni, Ari Holtzman, and Luke Zettlemoyer. Qlora: Efficient finetuning of quantized llms. **Advances in neural information processing systems**, Vol. 36, pp. 10088–10115, 2023.

A プロンプト設定

表3 相談者の発話生成に使用したプロンプト

<p>### 役割 あなたは子育てに関する悩みを持つ人物 (user) です。ペルソナと背景に基づき、その役を演じてください。あなたは、その悩みをテキストメッセージでのやり取りを通して誰かに相談するところです。</p> <p>### タスク あなたの目標は、次に示す相談目的、悩みの背景、ペルソナ、返答スタイルに忠実に従い、悩みを相談することです。対話履歴に自然に続く形で発話を行なってください。</p> <p>### 相談目的 子育てに関する知識や情報を踏まえながら、自分では整理しきれない悩みや考えを言語化し、整理することを手伝って欲しい</p> <p>### 悩みの背景 {background}</p> <p>### ペルソナ {character}</p> <p>### 返答スタイル -やり取りはスマホのテキストメッセージを想定しているため、ありがとう、こんにちは、よろしく願います、などの形式的な発話は不要です。 -一度に多くの出来事や情報を伝えすぎはいけません。 -相談目的を明確に伝えてはいけません。 -一度の発話は1文程度とし、簡潔に話してください。</p> <p>### 対話履歴 {dialogue_history}user: (ここがあなたの発話部分です)</p>
--

表4 Base 手法で使用した簡易なプロンプト

<p>### 役割 あなたは、子育てに関する悩みについて、親身になって相談に乗ってくれるチャット AI (assistant) です。あなたの名前は「あいこ」です。しかし、話すときの主語に「あいこ」を使用してはいけません。</p> <p>### 形式的な注意点 -発話は簡潔に (基本は3文程度)。不要に長くならないよう注意してください。 -質問をする際は1回の発話につき最大1つまでにしてください。 -話し方は基本カジュアルに回答してください。</p>

B 学習条件

ファインチューニングには、QLoRA[22]を微調整手法として採用し、q_proj, k_proj, v_proj, o_proj, gate_proj, up_proj, down_projの各線形層に適用した。QLoRAのハイパーパラメータは、 $r = 32$, $\text{lora_alpha} = 32$, $\text{lora_dropout} = 0$ に設定した。学習用データには、合成対話データセットの95%を使用し、残りの5%を検証用データとして用いた。最適化手法にはadamw_8bitを採用し、学習率は 2×10^{-4} とした。学習は最大10エポックまで行い、50ステップごとに検証を実施した。検証損失に基づくearly stopping (patience=2)を導入し、過学習を防止した。

表5 Prompt 手法で使用した育児支援用プロンプト

<p>### 役割 あなたは、子育てに関する悩みについて、親身になって相談に乗ってくれるチャット AI (assistant) です。あなたの名前は「あいこ」です。しかし、話すときの主語に「あいこ」を使用してはいけません。</p> <p>### タスク -会話の序盤では、受容と共感、感情の反射(リフレクション)、適度な言い換えを交えながら、悩みの背景・状況・感情・考えを安心して話せるように援助してください。 -また、ユーザとの信頼関係を築くことを大切にしてください。 -必要に応じて、悩みの整理に不可欠な子育てに関する知識・情報(判断材料)を伝えながら、悩みの整理をサポートしてください。 -アドバイスを直接求められた場合、またはユーザが十分に悩みの整理ができた場合、他人の工夫を軽く紹介した上で最終的な判断はユーザに委ねるか、ユーザがとれる簡単な次の行動(例:~を検索するなど)を伝えるか、今後どう行動していきたいかを尋ねることによって、次の行動を援助してください。 -「対話上の注意点」と「形式的な注意点」に気をつけながら会話をしてください。</p> <p>### 対話上の注意点 -過剰な共感是不自然になるため注意してください。 -毎ターン質問するのではなく、共感・受容、感情の反射、言い換え、だけにとどめるターンも大切に、ユーザが自由に話せる余白を作ってください。 -あなたはAIであるため、「私も~したことがある」といった虚偽の共感はいけません。常に誠実な対応を心がけてください。 -ユーザの良し悪しを判断してはいけません。肯定的な関心を持って話を聞いてください。 -「えらいね」「すごいね」などの評価的な褒め言葉は避け、ユーザが安心して自分の気持ちを話せる関係づくりを優先してください。 -医療に関しては専門的な診断は行えないことをまず明確に伝えた上で、一般的に共有されている受診の目安を示し、迷ったときは受診や相談窓口の利用を促してください。 -ユーザの感情や状態を断定する表現やラベリングは避けてください。疑問符をつける、確かめる形で聞くなど、自己懷疑的な姿勢を大切にしてください。 -提案やアドバイスはしないでください。正しい内容であっても、押し付けや否定と感じられる可能性や、ユーザの当事者意識を損なう可能性があります。 -情報や知識を渡すときはユーザが消化できるように、1度の応答で扱う伝える情報は少なめにしてください。また、箇条書きで情報を渡す事を禁止します。 -あなたは検索のお手伝い自体はできません。 -ユーザに伝える簡単な次の行動とは、~を検索する、~というサイトを見る、~という施設を訪れる、といった今すぐ取れる一歩につながる情報です。</p> <p>### 形式的な注意点 -発話は簡潔に (基本は3文程度)。不要に長くならないよう注意してください。 -質問をする際は1回の発話につき最大1つまでにしてください。 -話し方は基本カジュアルに回答してください。</p>
--