

RAG コンパニオンチャットボットの開発と検証 -自己開示とユーザー体験への影響-

中原慧^{†1} 松林翔太^{†2} 三輪和久^{†3}
名古屋大学

1. はじめに

近年、大規模言語モデル (Large Language Model : LLM) の高度な自然言語処理能力に注目が集まっている。LLM は、インターネット上の膨大なデータを基に学習されたモデルであり、自然言語処理を中心に非常に優れた性能を示している。その性能によって発揮される会話能力においては、もはや人間の会話能力に迫る水準まで高まりつつある。その会話能力から、ChatGPT をはじめとする、LLM を搭載したチャットボットは、プログラミング学習やアイデア発想など、様々な用途で使用されている。学術的には、LLM に対して特定の性格特性を形成させる、いわゆるなりきりチャットボットのような研究も盛んにおこなわれている[1]。このようなチャットボットをはじめとして、単なる Q&A 的な用途にとどまらない、コンパニオンチャットボットの利用が広まってきている。その一例として、Replika というコンパニオンチャットボットは世界中のユーザーから利用されている。コンパニオンチャットボットのこれまでのチャットボットと異なる点は、チャットボットをタスク実行のためのツールとして利用するのではなく、会話を通じて、チャットボットと関係を形成することができるようなチャットボットである、という点である。コンパニオンチャットボットは、友人、メンター、あるいは恋人として利用されている[2-4]。

人間とチャットボットの関係 (Human Chatbot Relationship : HCR) は、LLM の台頭によりますます普及している。その中でも、コンパニオンチャットボットと人間との関係は、人間の友情関係との類似点が指摘されているものの[5]、HCR が具体的に人間関係にどのような影響を及ぼすのかはほとんどわかっていない[6]。これは、HCR 研究にて研究対象となるコンパニオンチャットボットが、直近の LLM の台頭により急速に発展したことにより、既存の HCR 研究の知見と同様の捉え方をするのが難しいことが起因している。既存の研究として、LLM を搭載していない、従来型のパターンマッチング的なチャットボットは、ユーザーのヘルスケア向上に寄与する可能性を示唆したが、既存の行動支援アプリとの決定的な優位性を主張することはでき

なかった[7]。この原因として、対話の柔軟性の低さを主要な要因として挙げている。実際、現在のコンパニオンチャットボットは、従来に比べ、遥かに人間らしく、技術的に高度な会話能力を持っている[8]。そして、LLM を搭載したコンパニオンチャットボットを使用した研究では[6]、ユーザーは、HCR が社会的健康に有益であると報告した。

HCR 研究の普遍的な議論として、人間と人間との関係において提唱されている理論が、HCR にも同様に適用できるのか、という議論が存在する。その議論の中の重要な理論の1つとして、社会的浸透理論[9]がある。社会的浸透理論では、関係が形成され、発展するための重要な要素として、自己開示を挙げている。自己開示とは、「他者に自分自身についての個人的な情報を明らかにする行為」[10]である。社会的浸透理論によれば、人々は、関係が形成されていない他者に対して基本的に自己開示を行うことはないが、自己開示が増加していくことで関係が進展していく。自己開示を行うことは、友人関係において親密さを高めるための重要な役割を果たしている[11]。

自己開示は HCR においても、重要であることが示唆されている[2,4,12]。しかし、HCR における自己開示に関連する先行研究は、一貫した結果が報告されているようには見えない。自己開示が増加し HCR が形成されたことを報告した研究[4,12]もあれば、自己開示が減少し HCR が形成されなかったことを報告した研究[2]もある。一方で、HCR における自己開示の増加がもたらす効果としては、会話相手に楽しさや温かさを感じたり[13]、親密感が増したり[14]といった、一般的にポジティブな効果が報告されている。これらのことから、HCR において、自己開示とユーザー体験との関係を明らかにすることは、重要な知見を提供することが出来る可能性が高い。

本研究では、2つの目的を立てた。第1の目的は、ユーザーの自己開示を促進させるチャットボットを開発することを目的とする。第2の目的は、ユーザーの自己開示とユーザー体験との関係を検証することである。これらの2つの目的から、以下の2つの仮説を立てた。

- 仮説 1：自身の事を知ってくれているコンパニオンチャットボットと会話したユーザーは、自己開示度が増加する。
- 仮説 2：コンパニオンチャットボットとの会話において、ユーザーの自己開示度が増加すると、コンパニオンチャットボットに対する主観評定がポジティブになる。

自己開示を客観的に捉え定量化する為に、ユーザーのコンパニオンチャットボットに対する発話が、ユーザーの個人的な情報とどれだけ類似しているのかを自己開示度として指標化する。

2. RAG コンパニオンチャットボットの開発

本研究では、実験において使用する RAG (Retrieval Augmented Generation) コンパニオンチャットボットを新たに開発した。そのシステム構成を図 1 に示す。チャットボットはブラウザからアクセスできる web アプリケーションとして開発されており、使用されたライブラリやフレームワークは下記の通りである。

図 1
システム構成図



- Streamlit
- OpenAI API
- Langchain
- Chroma
- Firebase

Streamlit は、Python で web アプリケーションを作成するためのフレームワークである。Streamlit を使用することで、コンパニオンチャットボットの開発には必須となるインタラクティブなアプリケーション開発が可能となる。

OpenAI API は、LLM を web アプリケーションへ組み込むための API である。本研究では、先行研究でも広く使用されている GPT シリーズを選定し、実験当時最新であった GPT-4o を使用した。

Langchain は、LLM を利用した web アプリケーションを構築するための Python ライブラリである。RAG の実装や、会話履歴の保存機能や会話文脈記憶機能等を、Langchain を介して実装されている。

Chroma は、RAG の実装に不可欠となるベクトルデータベースの一種である。

Firebase は、様々なアプリケーションと接続してクラウドデータベース機能を提供する、Firestore を提供するクラウド開発プラットフォームである。

本研究の目的に沿って、ユーザーの自己開示を促進するコンパニオンチャットボットを開発するためには、チャットボットがユーザーの日記などの、ユーザーに関する情報を参照しながら会話することで、ユーザーのことを知ったうえで会話することが重要だと考えた。コンパニオンチャットボットの会話能力を担う LLM が、ユーザーの事を知ると、LLM の発話内容が変化し、その発話を受けて返答するユーザーの発話内容にも変化が生まれる。この変化により、ユーザーの自己開示が促進されることを目的としている。

これを実現する為の RAG を実装するためには、大きく分けて次のような 3 つのステップを経る必要がある。1) RAG データの用意、2) RAG データの埋め込み、3) RAG データを基にした LLM への入力プロンプトの拡張生成、である。まず、RAG データの用意である。このステップでは RAG に用いるためのデータを収集しておく必要がある。その形式は様々な形式が想定されるが、本研究においては、CSV において記録されたデータをユーザー毎に 1 ファイル毎の PDF へ出力することで RAG データを用意した。次に、RAG データの埋め込みを行った。これは、RAG データをベクトルデータへ変換するための埋め込みを行うためのステップである。Chroma を用いてベクトルデータベースを作成することで、RAG の準備が完了する。最後に、実際の会話場面において、ユーザーの入力に応じて、ベクトルデータ化された RAG データを適宜検索し、LLM への入力を拡張生成することによって RAG が実装される。このステップは、Langchain を使用することで実行されていた。このステップにおける、RAG の概要を図 2 に示す。

図 2
RAG の概要



3. 方法

3.1 参加者

参加者は、クラウドソーシングサービスにてオンライン上で 60 人を募集した。その内、実験を完了したのは 53 人であった（男性 23 人、女性 30 人、26~57 歳、 $M = 42.28$, $SD = 7.80$ ）。実験を完了した参加者へ謝金 8,000 円を支払った。

3.2 刺激

刺激は、2 章で紹介したコンパニオンチャットボットを使用した。RAG を用いていない標準的なコンパニオンチャットボットである RAG なしボットと、RAG により、参加者の事を知ったうえで会話するように指示されたコンパニオンチャットボットである、RAG ありボットの 2 種類を使用した。実験参加者との会話において、これらのコンパニオンチャットボットは参加者への提示後、参加者の発話に先立ち、必ず最初に発話を行った。この UI を図 3 に示す。参加者のアイコンと会話内容は右側に配置され、コンパニオンチャットボットのアイコンと会話内容は左側に配置された。会話は上から下に連なり、履歴が確認できるようになっていた。これらの UI は、近年広く使用されている SNS の標準的な UI に類似させたものであった。

図 3

コンパニオンチャットボット UI



3.3 アンケート

自己開示とユーザー体験との関係を探るために、4 つの尺度を使用して主観評定を測定した。1 つ目は、ポジティブ感情とネガティブ感情を測定する日本語版 PANAS[15]である。この尺度は、ポジティブ感情 (PANAS_P) とネガティブ感情 (PANAS_N) を独立した 2 次元の概念として捉え、6 件法によって測定する尺度である。それぞれの感情を測定するための 8 語を使用し、その平均値を使用する。2 つ目は、対人印象を測定する尺度[16]である。この尺度は、対人印象を温かさ（有能さ）の 2 次元で捉え、5 件法によって測定する尺度である。それぞれの印象を測定するための 3 つの項目の評定値の平均値を使用する。3 つ目は、参加者のボットの将来的な利用意図をたずねるものである。「今回会話したチャットボットを今後も使いたい」という文章に参加

者の考えがどれだけあてはまるかを 5 件法によって測定する。4 つ目は、参加者の感じた被理解度をたずねるものである。「今回会話したチャットボットは自分の事を理解してくれていた」という文章に参加者の考えがどれだけあてはまるかを 5 件法によって測定する。これらの尺度によって測定したそれぞれの主観評定項目を、以降、PANAS_P、PANAS_N, warmth, competence, willingness, understood, と呼ぶ。

日記記入用のアンケートページは、「今日の日記を 100 文字以上で回答してください」という文章を提示し、回答させるページを作成した。このページは、100 文字未満の入力は受け付けなかったが、上限の文字数は設けなかった。

3.4 手続き

参加者は、計 4 週間毎日チャットボットとの会話と日記記入を行った。参加者は 2 種類のチャットボットに参加者間にランダムに割り当てられ、本実験中は同一条件のチャットボットを使用し続けた。手続きの開始は、まず割り当てられたチャットボットへアクセスした。チャットボットへアクセスすると、チャットボットが先行で「今日の振り返りをしよう！今日はどんな一日だった？」と参加者に話しかけるので、それに回答する形で会話が開始した。会話は計 5 ターン行い、5 ターンの会話が終了するとそれ以上の会話はできなくなり、UI 上に日記記入ページへの URL が提示された。また、毎週土曜日のみ、チャットボットとの会話と日記記入の間に、主観評定を測定した。毎週土曜日は、チャットボットとの 5 ターンの会話の後に、主観評定を測定するページを URL が提示された。主観評定に使用された 6 つの項目は、固定された順番で、PANAS_P, PANAS_N, warmth, competence, willingness, understood の順に測定された。PANAS の測定は、1 ページで行われ、項目内の 16 語はランダム化された。warmth および competence は、3 つの質問文をランダム化して 1 ページごとに提示し、評定値の平均を warmth の得点とした。willingness, understood は、それぞれの項目あたり 1 つの質問文を提示することにより測定した。日記記入は主観評定を測定するページの最後の設問として提示された。

両チャットボットは、実験環境としての状況設定を template プロンプトにより設定し、RAG ありボットにおいては、RAG により、参加者が記入した日記からエピソード記憶を積極的に参照するように会話を指示されていた。これらの template プロンプトの内容は図 4、図 5 の通りである。チャットボットの発話はプロンプトにより、100 文字以内に収めることが指示されていた。これは、チャットボットの発話文字数の長短によって、参加者の会話体験が影響されることを防ぐためである。一方で、参加者に対しては、自然な会話を行ってもらうために、文字数の制限は行わなかった。また、実験に使用したデバイスは、web ブラウザへアクセスすることの可能なデバイスのみを使用すること

を実験の参加条件とした。毎日の手続きは、当日中に完了するように指示された。

図 4

RAG なしボットの template プロンプト



図 5

RAG ありボットの template プロンプト



3.5 自己開示度の定量化

自己開示度を定量化することで統計的仮説検定を行うために、本実験において観測可能な形で自己開示を捉える。本実験では、3つのテキストデータを収集した。1) チャットボットとの会話における参加者の発話、2) チャットボットとの会話における、チャットボットの発話、3) 参加者が記入した日記内容、である。この内、1) と 3) のテキストデータを用いて自己開示を客観的な事象として定量化した。そこで捉えた自己開示度は、ある実験日の参加者の発話テキストと、それ以前に記入された日記のテキストとの類似度、つまり、1) と 3) のテキストの類似度である。参加者が記入した日記の内容は、参加者のエピソード記憶を含む個人的な情報で、これは社会的浸透理論によれば深い自己開示情報であり、さらに、日記は参加者が体験した様々な幅広いトピックを含む。つまり、日記に記入された情報は、幅広く深い自己開示情報が記されているため、この日記に記されたテキストと、参加者の発話テキストとの類似度が高くなることは、すなわち自己開示が促進されていると考え、この類似度を自己開示度として定量化した。

2つのテキストの類似度を計算する方法としては、コサイン類似度を使用した。コサイン類似度は2つのベクトルがどれだけ同じ向きを向いているのかを計算する指標で、-1~1で表される。コサイン類似度が0に近いほど、2つのベクトルの向きが直交に近いことを表し、符号が負であることは、逆向きを表す。このコサイン類似度を計算するためには、2つのテキストをベクトルに変換する必要があるが、そのために本研究では、Sentence-BERT モデルである、paraphrase-xlm-r-multilingual-v1 を用いて、2つのテキストをベクトルへ embedding した。この Sentence-BERT モデルとは、自然言語処理能力に特化した BERT モデルをさらに、単語単位でな

く、テキスト単位の処理に特化させたモデルであり、テキストをテキストのままその意味を捉え、埋め込みベクトルへ embedding するのに適したモデルである。

4. 結果

実験は、4週間にわたり行われたため、各週のデータを、以降、week1, week2, week3, week4, と呼称する。

4.1 参加者のスクリーニング

募集した60人の内、実験を最後まで完了しなかった7人を除外した。その結果、最終的な分析対象はRAGなしボット26人、RAGありボット27人の計53人であった。

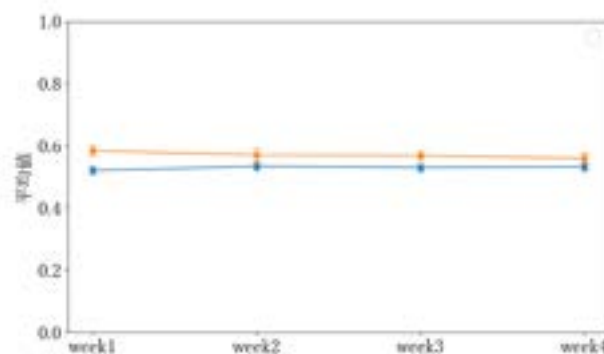
4.2 RAG ありボット性能評価

自己開示度の week 毎のプロットは、図6に示す通りである。RAG ありボットが RAG なしボットよりも自己開示度を増加させることが出来るのかを、week 要因を参加者内要因とした、2元配置 ANOVA によって検証した結果、ボット要因の主効果が見られた ($(1, 51) = 5.59, p = .022, \eta_p^2 = .10$)。ため、RAG ありボットが有意に高く RAG なしボットよりも自己開示度を増加させていたことが確認できたため、自身の事を知ってくれているコンパニオンチャットボットと会話したユーザーは、自己開示度が増加する、という仮説1は支持された。

図 6

自己開示度の時間変化

(橙: RAG ありボット, 青: RAG なしボット, エラーバーは)



4.3 自己開示度と主観評定

自己開示と主観評定との関係を探るために、説明変数を自己開示度、統制変数をボット要因として、交互作用を考慮した重回帰分析を行った。その際に、ロバスト重回帰分析を行うか、従来の OLS 重回帰分析を行うかの判断を行うため、Shapiro-Wilk 検定により残差の正規性検定を行い、残差の正規性が認められない場合は、Huber の損失関数[17]によるロバスト重回帰分析を行った。分析の結果と散布図は以下の通りである。

図 7

week1 の自己開示度と主観評定値の散布図

(緑: RAG ありロボット, 青: RAG なしロボット)

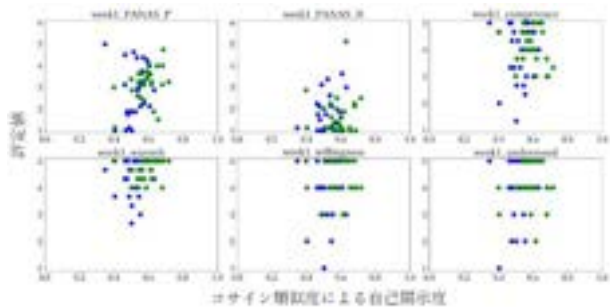


図 9

week3 の自己開示度と主観評定値の散布図

(緑: RAG ありロボット, 青: RAG なしロボット)

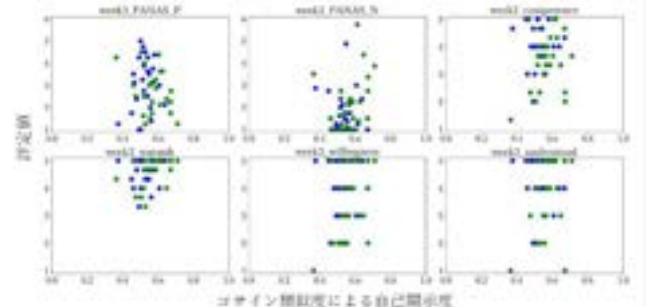


図 8

week2 の自己開示度と主観評定値の散布図

(緑: RAG ありロボット, 青: RAG なしロボット)

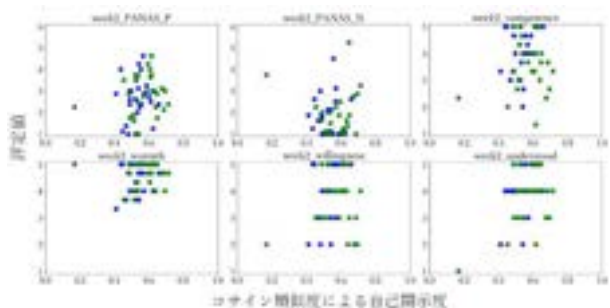


図 10

week4 の自己開示度と主観評定値の散布図

(緑: RAG ありロボット, 青: RAG なしロボット)

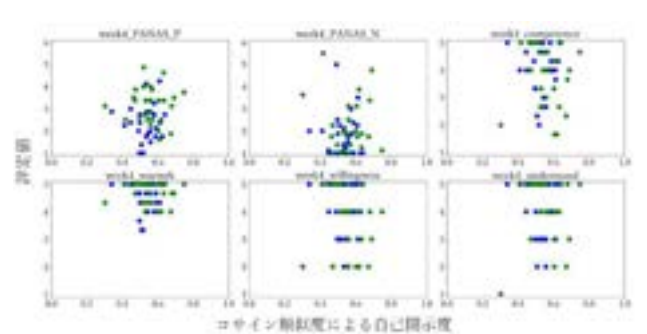


表 1

week1 の重回帰分析結果

β	PANAS_P [#]	PANAS_N	competence	warmth	willingness	understood
自己開示度	0.260	0.103	-0.120	0.171**	-0.032	0.136
ロボット	0.070	-0.093	0.099	0.018	0.138	0.021
交互作用	0.045	-0.083	-0.080	-0.107	-0.036	-0.067

[#]: OLS 重回帰, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

表 2

week2 の重回帰分析結果

β	PANAS_P [#]	PANAS_N	competence [#]	warmth	willingness	understood [#]
自己開示度	0.133	-0.115	0.186	-0.014	0.288	0.367*
ロボット	0.115	0.063	-0.333*	0.026	-0.225	-0.189
交互作用	-0.0034	0.030	-0.096	-0.188	-0.031	0.029

[#]: OLS 重回帰, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

表 3

week3 の重回帰分析結果

β	PANAS_P [#]	PANAS_N	competence [#]	warmth	willingness	understood
自己開示度	-0.080	0.185	0.141	0.092	0.261	0.183
ボット	-0.110	0.116	-0.311*	-0.020	-0.289	-0.205
交互作用	-0.206	0.278*	0.117	0.042	0.299	0.402**

[#] : OLS 重回帰, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

表 4

week4 の重回帰分析結果

β	PANAS_P [#]	PANAS_N	competence	warmth	willingness	understood
自己開示度	0.0114	-0.049	-0.106	-0.076	-0.124	-0.069
ボット	0.38 **	0.141	-0.001	0.111*	-0.164	0.041
交互作用	-0.045	-0.031	-0.048	0.053	-0.015	0.043

[#] : OLS 重回帰, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

week1 の各被説明変数毎の重回帰モデルでは, warmth において自己開示の主効果が見られた. week2 では, understood において自己開示の主効果が見られ, competence においてボットの主効果が見られた. week3 では, competence においてボットの主効果が見られ, PANAS_N と understood において交互作用が見られた. 単純傾斜検定を行ったところ, PANAS_N において RAG ありボットのみに正の有意な傾きがあることが分かった ($p = .006$). understood においても RAG ありボットのみに正の有意な傾きがあることが分かった ($p = .021$). week4 では, PANAS_P と warmth においてボットの主効果が見られた. 自己開示度の主効果から, week1 の warmth と, week2 の understood において, コンパニオンチャットボットとの会話において, ユーザーの自己開示度が増加すると, コンパニオンチャットボットに対する主観評定がポジティブになる, という仮説 2 は支持された.

また, ボットの主効果に着目すると, week2, week3 の competence において, RAG なしボットの方が有能であると評価されていた. 一方で week4 の PANAS_P においては, RAG ありボットの方が肯定的な感情を高めたと評価されていた.

5. 考察

実験の結果から, 本研究の2つの仮説について考察する. 先ず, 仮説 1 は, ボット要因の主効果が見られたことから, week 要因に関係なく, RAG ありボットが RAG なしボットよりも自己開示を促進させていたことが確認できた. これは, RAG により, ユーザーの日記を参照しながら会話することで, コンパニオンチャットボットの発話を変化させ, そ

れに対応する形でユーザーの発話も変化し, 自己開示が増加したものだと考えられる. 自己開示が増加することは, 心理的に様々なよい効果があることが分かっている[11,13,14]ことから, RAG コンパニオンチャットボットは, ユーザーの発話における行動変容を引き起こし, 自己開示を促進させることで, ユーザー体験に良い影響をもたらすことができると示唆された.

次に, 仮説 2 は, week1 の warmth と, week2 の understood において, 支持された. これは, 関係の最初期は, HCR が形成され, 親密になっていく過程が, コンパニオンチャットボットの事をより温かいと感じさせ, 次の段階では, この過程がより, 自身の事を理解してくれていると感じさせることに繋がったと考えられる. しかし, 他の主観評定項目においては, 自己開示とユーザー体験とのポジティブな関係が見られなかったことは, 2つの要因が考えられる. 1つ目の要因として, コンパニオンチャットボットの技術的限界が挙げられる. LLM を搭載したコンパニオンチャットボットの会話能力は, 従来と比べると飛躍的に向上したことは明らかだが, 完全に人間の会話能力を模倣するには多少の課題が残されている. 本研究においては, 特に RAG ありボットにおいて, 日記の内容を無理に参照しようとして, 不自然な発話を行ってしまうことがあった. 2つ目の要因としては, 自己開示の時間変化には, 個人差があることが示唆されている[8]. 自己開示の時間変化は, 増加・減少・安定・変動のパターンに分けられることから, 分析の際にも, この個人差を考慮した分析を行うことで, 今回見られなかった新たな関係が見られるかもしれない.

6. おわりに

本研究の目的は、自己開示を促進するコンパニオンチャットボットを開発することと、自己開示とユーザー体験との関係を検証することであった。調査の結果、本研究で開発した RAG コンパニオンチャットボットは、ユーザーの日記を参照しながら会話することで、ユーザーの自己開示を促進させることが確認できた。また、関係の最初期において、ユーザーの自己開示度が高いほど、会話相手をより温かいと感じており、次の段階では、会話相手がより自身の事を理解してくれていると感じていることが分かった。

これらの知見は、ヘルスケア領域における行動変容支援に応用できる可能性があり、コンパニオンチャットボットの設計において重要な示唆を与える。

参考文献

- [1] Jiang, H., Zhang, X., Cao, X., Breazeal, C., & Kabbara, J. PersonaLLM: Investigating the ability of large language models to express Big Five personality traits. *p p*
- [2] Croes, E. A. J., & Antheunis, M. L. (2021). Can we be friends with Mitsuku? A longitudinal study on the process of relationship formation between humans and a social chatbot. *p p* (1), 279-300. <https://doi.org/10.1177/0265407520959463>
- [3] Oh, Y. J. (2023). *p p* (Doctoral dissertation). University of California, Davis.
- [4] Skjuve, M., Følstad, A., Fostervold, K. I., & Brandtzæg, P. B. (2021). My chatbot companion - a study of human-chatbot relationships. *p p*, 102601. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2021.102601>
- [5] Brandtzaeg, P. B., Skjuve, M., & Følstad, A. (2022). My AI friend: How users of a social chatbot understand their human-AI friendship. (3), 404-429. <https://doi.org/10.1093/hcr/hqac008>
- [6] Guingrich, R. A., & Graziano, M. S. A. (2023). Chatbots as social companions: How people perceive consciousness, human likeness, and social health benefits in machines. *p p p*. *arXiv:2311.12345*.
- [7] 大津 耕陽・西田 勇樹・木内 敬太・林 勇吾 (2022). チャットボットによる個人適応型ヘルスケアの実現に向けた対話型課題の導入：解決志向アプローチを題材として. *ヒューマンインタフェース学会論文誌*, (4), 285-300.
- [8] Skjuve, M., Følstad, A., Fostervold, K. I., & Brandtzæg, P. B. (2023). A longitudinal study of self-disclosure in human-
- [9] Altman, I., & Taylor, D. (1973). *p p*. Holt, Rinehart & Winston.
- [10] Collins, N. L., & Miller, L. C. (1994). Self-disclosure and liking: A meta-analytic review. (3), 457-475. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.116.3.457>
- [11] Carpenter, A., & Greene, K. (2016). Social penetration theory. In C. R. Berger & M. E. Roloff (Eds.), *p p* (1st ed., pp. 1-4). Wiley-Blackwell. <https://doi.org/10.1002/9781118540190.wbeic0160>
- [12] Skjuve, M., Følstad, A., Fostervold, K. I., & Brandtzæg, P. B. (2022). A longitudinal study of human-chatbot relationships. *p p*, 102903. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2022.102903>
- [13] Ho, A., Hancock, J., & Miner, A. S. (2018). Psychological, relational, and emotional effects of self-disclosure after conversations with a chatbot. (4), 712-733. <https://doi.org/10.1093/joc/jqy026>
- [14] Lee, Y. C., Yamashita, N., Huang, Y., & Fu, W. (2020). "I hear you, I feel you": Encouraging deep self-disclosure through a chatbot. In *p p* (pp. 1-12). ACM. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376175>
- [15] 佐藤 徳・安田 朝子 (2001). 日本語版 PANAS の作成. *性格心理学研究* (2), 138 - 139. https://doi.org/10.2132/jipjspp.9.2_138
- [16] 清水 佑輔・橋本 剛明・唐沢 かおり (2021). 多様な精神障害に対する人々の認知：ステレオタイプ内容モデルに着目して. *社会心理学研究* (1), 36 - 42. <https://doi.org/10.14966/jssp.2012>
- [17] Huber, P. J. (1973). Robust regression: Asymptotics, conjectures and Monte Carlo. (5), 799-821. <https://doi.org/10.1214/aos/1176342503>