

仮想エージェントとの認知再構成法における自動思考の同定

Identification of Automatic Thoughts in Cognitive Restructuring with a Virtual Agent

設楽 一碩*¹ 田中 宏季*¹ 足立 浩祥*² 金山 大祐*² 阪上 由香子*² 工藤 喬*²
Kazuhiro Shidara Hiroki Tanaka Hiroyoshi Adachi Daisuke Kanayama Yukako Sakagami Takashi Kudo

中村 哲*¹
Satoshi Nakamura

*¹奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology

*²大阪大学
Osaka University

Cognitive behavior therapy with virtual agents has been proposed for the purpose of promoting mental health. On the other hand, there is a lack of quantitative analysis of the dialogue content. Therefore, we analyzed the automatic thoughts of users using dialogue data based on cognitive restructuring with a virtual agent. As a result of the evaluation by a psychiatrist, 36.1% of the experimental participants were unsuccessful in identifying the automatic thoughts. Therefore, we propose a classifier to classify the success or failure of identifying automatic thoughts as a basic technology for guiding the identification of automatic thoughts. We performed supervised learning using the automatic thought sentences collected in the dialogue experiments and the automatic thoughts published in medical books as training data. As a result, the F1-score was 0.833. This classifier has the potential to allow virtual agents to automatically guide the identification of automatic thoughts.

1. はじめに

認知再構成法とは、物事に対する解釈や考え（自動思考）を、客観的な思考に修正するスキルを身につけるトレーニングである [Beck 11]。認知再構成法は確立された精神療法であり、認知行動療法の治療技法の一つに位置付けられている。

主に日常生活でのメンタルヘルスケアを目的として、認知行動療法の理論に基づく仮想エージェントが研究されてきた。仮想エージェントとは、人間のユーザとの対話を行う自律制御システムである。その中でも有効性が示されているのは、メッセージアプリを介するテキスト対話の仮想エージェントである。その一部は抑うつ傾向などの改善の効果が報告されており、すでに市販 [Fitzpatrick 17, Inkster 18] や、医療現場での試用がなされている [Mantani 17]。

また、対面形式の音声対話を行うメンタルヘルスケアを行う仮想エージェントも提案されている [Kimani 19]。対面形式の利点として、コミュニケーションのモダリティの多様化や、ユーザの非言語的行動を取り入れた対話制御が可能になることが挙げられる。

先行研究により仮想エージェントの有効性が検証されてきた一方で、対話内容がどのように作用したかの定量的分析を行った研究は不足している。そのため、仮想エージェントによる認知行動療法をより有効なものにする上で、必要な機能の要件定義が不十分である。人間と仮想エージェントの間で行われる対話の課題を明らかにすることは、より高度な対話を行う上で有効であると考えられる。そこで我々は、認知行動療法の理論に加え、データ分析に基づいた対話モデリングを目指す。

我々はこれまでに、定型の対話シナリオを仮想エージェントに実装し、認知再構成法の対話実験を行った [Shidara 20]。対話実験ではテキスト対話と対面の音声対話の2種類の仮想エージェントの比較を行った。主観評価の結果、どちらも同程度の

有意な気分の改善効果があった。また、音声対話中に収録した動画を分析した結果、主観評価と相関のある表情の変化を特定した。認知行動療法の短期的な効果と、非言語的行動特徴の分析を行う一方で、言語的行動特徴については十分な分析を行っていなかった。

そこで、本稿ではこの収集済み対話データを用いて、自動思考（物事に対する考えや解釈）に関するユーザ応答の分析を行う。自動思考を分析対象としたのは、実際の認知行動療法で特に重視されているためである。自動思考を適切に述べること（自動思考の同定）は客観的な思考を導き出すうえで欠かせないが、認知再構成法に不慣れな場合は、同定できない場合があることが知られている [Beck 11]。そこで、仮想エージェントによる認知行動療法ではユーザの自動思考の同定が不成功になる事例が、どの程度の割合で生じているかを調査する。さらに、自動思考の同定の誘導を目的として、同定の成功・不成功を判定する分類モデルを提案する。

2. 自動思考の発話文の分析

2.1 データセット

本稿では、先行研究で [Shidara 20] で収集済みの対話データをもとにデータセットを作成する。Shidaraらは、提案手法シナリオを実装した仮想エージェントによる対話実験を行った。この対話実験では、思考記録表 [Beck 79, Greenberger 95] というツールの手順に沿った認知再構成法を行った。

思考記録表は、状況、気分、自動思考、根拠、反証、適応的思考、変化後の気分、の7段階の手順で質問に答える [Greenberger 95]。まず状況、気分、自動思考の項目を記入し、認知状態を言葉で表現する。気分の項目では、感じている気分の種類と、その気分の強さを述べる。気分の強さは、今までで最も辛かった時が100、全く辛い時を0とした百分率である。次に、根拠と反証の項目で自動思考の妥当性を検討し、状況を客観視する。適応的思考の項目では、根拠と反証の両方を考慮しながら、バランスの取れた思考を作る。最後に、変化後の気分の項目で気分の強さを再度評価する。自動思考の項目ま

連絡先: 設楽 一碩, 奈良先端科学技術大学院大学, 奈良県生駒市高山町 8916-5 情報棟 B712, 電話: 0743-72-5264, 電子メール: shidara.kazuhiro.sc5@is.naist.jp

表 1: 仮想エージェントとの擬似対話例。A は仮想エージェント, U はユーザを示す。

質問項目	話者	発話文
状況	A	あなたが辛いと思っていることを私に教えてください。
	U	最近友達と遊ぼうと約束しても断られたりすることが多いので、友達は僕のことが嫌いなのかなあと考えてしまいます。
気分	A	そのとき、どんな気分になりましたか。
	U	人間関係について時々思い悩むことがあります。
気分の強さ	A	その気分の強さを 0 から 100 で表すとどれくらいですか。
	U	80 です。
自動思考	A	そのできごとと直面した際、どのような考えが頭に浮かびましたか。
	U	自分がいないほうがみんな幸せになれるのかなあって思います。

表 2: 自動思考のサンプルと評価の例

文章様式	状況	気分	気分の強さ	自動思考	評価
音声	んーと、就職活動です。	んーと、やっぱり将来が決まらない、決まっていな不安だったりなんだろう、自分で、自分ができるのかどうかわからない、っていうのがすごい落ち込みます。	80 ぐらいです。	んー、まあ、うまくいかないイメージだったりなんだろうまあちょっと準備の大変さに、すごい気が滅入る感じです。	2
テキスト	就活をするのがいやだなあとおもってます	そもそもこのことを考えるのが嫌って気分です	80 くらい	なにもしたくない	0

での対話例を表 1 に示す。

対話実験では、メッセージアプリ (Slack の Chat-bot 機能^{*1}) を用いたテキスト対話と、対面形式の音声対話の仮想エージェント (MMDAgent [Lee 13]) との音声対話の自動思考を収集した。対話実験の参加者は精神疾患の診断を受けていない大学生が参加した。参加人数は計 36 人で、その内音声対話が 13 人で、テキスト対話が 23 人である。テキスト対話ではメッセージ記録を収集し、音声対話では返答部分の収録音声を手手により書き起こした。また、データ収集直前に 2 グループの抑うつ傾向を Kessler Psychological Distress Scale (K6) [Kessler 02] で測定した。K6 は 0 から 24 の範囲でスコアリングされ、カットオフ値は 13 である。両グループのスコアは、音声対話グループが (平均 = 7.18, 標準誤差 = 4.22), テキスト対話グループが (平均 = 6.23, 標準誤差 = 4.40) であった。2 グループの抑うつ傾向で Welch の t 検定を行った結果、両グループの抑うつ傾向に有意な差はなかった。

2.2 同定の成功・不成功の評価

自動思考の分析のため、同定の成功・不成功の評価を行った。自動思考の評価は 1 名の精神科医により行われた。構築したデータセットの一部を表 2 に示す。評価フォームには計 36 サンプルの状況、気分、気分の強さ、自動思考が記述されており、評価者は自動思考の項目を評価する。評価は 3 クラスにラベル付けした。

(2) 自動思考の項目で、自動思考が適切に述べられている

表 3: 自動思考の評価結果。括弧内はサンプル数。

評価	テキスト (13)	音声 (23)	All (36)
2	53.8% (7)	65.2% (15)	63.9% (23)
1	15.4% (2)	17.4% (4)	16.7% (6)
0	30.8% (4)	17.4% (4)	19.4% (7)

(1) 自動思考の項目では自動思考が適切に述べられていないが、状況か気分で、自動思考が述べられている

(0) いずれの項目を見ても、自動思考が述べられていない

分析結果を表 3 に示す。評価の結果、評価ラベル (1) と (0) を合わせて、36.1% が同定に不成功だった。また、2 群の対話様式 (音声、テキスト) と 3 クラスのラベル (2), (1), (0) の独立性を調査するため、3x2 のカイ二乗検定を行った。結果、カイ二乗値は 4.33, p 値は 0.115 で、有意な差はなかった。このことから、対話様式による評価結果への影響は大きくないと言える。

3. 自動思考の同定の分類モデルの構築

認知再構成法の方法論に基づき、仮想エージェントが自動思考の誘導を行うことを可能にする基盤技術を構築する。人間の治療者は、患者がうまく自動思考を同定できない時に、多様な質問を活用して同定を支援する。本稿では、自動思考の同定の成功・不成功を自動分類し、不成功の場合は誘導のための質問

*1 <https://slack.com/intl/ja-jp/>

表 4: 自動思考に関する例文 (全 33 文中の 6 文)

	状況 / 気分 / 思考
神経質	不成功 (気分)
悲しい	不成功 (気分)
電話で友人と話している	不成功 (状況)
車を運転している	不成功 (状況)
いつもこんなふうに思う	成功 (自動思考)
私は治らない	成功 (自動思考)

を行うことで誘導を行うシステムを提案する。このシステムの実現のため、本稿では分類モデルの構築を試みる。仮想エージェントを用いて収集したデータを構築に用いることで、実用性の高い分類性能を目指す。

3.1 使用データ

2.1 節で構築したデータセットを用いて学習、テストを行った。学習の際には、評価ラベルのうち (2) を成功, (1) と (0) を不成功とした。データ不足を補うため、自動思考の自動本 [Greenberger 15] に記載されている、自動思考に関する例文 (表 4) を学習データに追加した。この例文リストは一般の読者が自動思考の同定を行うスキルを身に付けるためのワークシートであり、33 文の例文に状況, 気分, 思考のいずれかのラベルが付与されている。認知行動療法において、状況と気分は思考と異なる概念であるが、慣れない場合はこれらの区別が難しいためである。学習データとして追加する際には、思考を成功, 状況と気分を不成功とした。

3.2 特徴量抽出

本稿の分類モデルに使用した特徴量の抽出手法は TF-IDF と、Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) [Devlin 18] による分散表現の抽出である。TF-IDF は文書間で共通する単語としない単語を考慮して重要度を算出する手法である。TF-IDF の算出時には、形態素解析器である MeCab^{*2} を用いて分かち書きを行った。ベクトル化では、学習データに含まれる語彙のみをカウントした。なお、未知語はカウントされない。

BERT は、言語理解のための事前学習済み言語モデルである。文の先頭に [CLS] トークンを付与した系列を BERT へ入力し、その [CLS] トークンに対応する出力ベクトルを特徴量として使用する。BERT の隠れベクトルの次元数は 768 とした。本稿で扱うデータは日本語のため、日本語の Wikipedia から学習された事前学習モデルを使用した^{*3}。TF-IDF は訓練データに含まれていない未知語に対応できないという問題がある。より多くの語彙に対応するため BERT の分散表現を用いた。TF-IDF はテストデータの語彙が未知の場合はベクトル表現が得られない。一方で、BERT は事前学習の wikipedia コーパスに多量の語彙が含まれているため、未知語の影響を受けにくく、より高い汎化性能が期待できる。

3.3 分類モデル

分類モデルには、線形カーネルの SVM を用いた。訓練・テストに用いた。訓練データとして、対話実験で収集した対話データ (表 2) のみを用いる場合、書籍の例文のみを用いる場合 (ワークシート: 表 4), これら両者を用いる場合で検証を行った。対話実験で収集した自動思考をテストデータとして使

用し、Nested Cross Validation を行った。パラメータ調整は ($\gamma:10^{-5}$, $\text{cost}:10^{-2}$) で行った。

3.4 結果

分類実験の結果を表 5 に示す。訓練データをワークシートのみ、特徴量を TF-IDF のみにした場合、Precision (0.800), F1-score (0.833) とともに最も高い性能を示した。

3.5 考察

本稿では、対話データ中に含まれる自動思考を評価し、対話データをもとに自動思考の自動分類を構築した。分類実験は自動思考の同定の成功・不成功を高い精度で分類可能なことを確認した。TF-IDF を使用した時のスコアが最も高くなった要因として、自動思考の文の特性が挙げられる。自動思考の文章に含まれる語彙には、状況や気分とは異なり、「何もかも」や「絶対」などが多く含まれることが知られており [Beck 11], 治療者が患者の思考パターンを知る上で重要な手がかりとなっている。出現する言語の特徴を、頻度ベースの特徴量である TF-IDF が捉えたため、高いスコアが得られたと考えられる。

この分類モデルにより、仮想エージェント対ユーザの対話で、自動思考の同定のガイドの自動化が可能になると考えられる。ユーザ自身による自動思考の同定が不成功だった場合、代わりにヒントとなる質問を与えることで、自動思考を同定させることが可能になると考えられる。また、本分類モデルは、人対人の認知再構成法での使用も期待される。我々は、経験が浅い治療者や、認知行動療法の学習者を対象として、自動思考の同定をガイドするための訓練ツールとしても応用可能だと考えている。

一方で、本稿の分類モデルの性能評価の信頼性に関しては、2つの課題がある。1つ目は、分類モデルを実装した仮想エージェントによる、対話実験の評価を行っていない点である。実際の対話中に、どの程度の精度で分類可能かを調査する必要がある。2つ目は、未知語に対する分類性能の頑健性が十分に保証されていない部分である。今回の実験は健康な大学生のみを対象としたが、学生以外の健康な人や、抑うつ傾向・不安障害の傾向を持つ人などは自動思考の傾向が異なる可能性が否定できない。したがって、より広範囲のサンプルを対象に入れた分類モデルの評価実験を行う必要がある。今後はこれらの課題を解決し、より頑健で高性能な分類モデルを実現させる。

謝辞

本研究は CREST (グラント番号: JPMJCR19A5) の支援によって行われた。

参考文献

- [Beck 79] Beck, A., Rush, A., Shaw, B., and Emery, G.: Cognitive therapy of depression Guilford Press, New York (1979)
- [Beck 11] Beck, J. S. and Beck, A.: Cognitive behavior therapy, New York: Basics and beyond. Guilford Publication (2011)
- [Devlin 18] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, *arXiv preprint arXiv:1810.04805* (2018)
- [Fitzpatrick 17] Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., and 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, No. 2, p. e19 (2017)

*2 <https://taku910.github.io/mecab/>

*3 <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>

表 5: 自動思考の分類実験の結果。D: 対話データ, W: ワークシート, 0: 自動思考の同定に不成功, 1: 自動思考の同定に成功, BERT: BERT モデルから抽出した文ベクトル, 太字: 各実験設定ごとの最高値, *: 各訓練データごとの最高値。

訓練データ	テストデータ	Feature	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
D + W	D	TF-IDF	0.750	0.733	0.957	0.830
		BERT	0.583	0.618	0.913	0.737
		TF-IDF + BERT	0.556	0.606	0.870	0.714
D	D	TF-IDF	0.583	0.618	0.913	0.737
		BERT	0.556	0.606	0.870	0.714
		TF-IDF + BERT	0.435	0.606	0.870	0.714
W	D	TF-IDF	0.778*	0.800*	0.870	0.833*
		BERT	0.656	0.676	1.000*	0.807
		TF-IDF + BERT	0.667	0.657	1.000*	0.793

- [Greenberger 95] Greenberger, D. and Padesky, C. A.: *Mind over Mood: a cognitive therapy treatment manual for clients.* (1995)
- [Greenberger 15] Greenberger, D. and Padesky, C. A.: *Mind over mood: Change how you feel by changing the way you think (Japanese edition)*, Guilford Publications (2015)
- [Inkster 18] 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, No. 11, p. e12106 (2018)
- [Kessler 02] Kessler, R. C., Andrews, G., Colpe, L. J., Hiripi, E., Mroczek, D. K., Normand, S.-L., Walters, E. E., and Zaslavsky, A. M.: Short screening scales to monitor population prevalences and trends in non-specific psychological distress, *Psychological medicine*, Vol. 32, No. 6, pp. 959–976 (2002)
- [Kimani 19] Kimani, E., Bickmore, T., Trinh, H., and Pedrelli, P.: You’ll be Great: Virtual Agent-based Cognitive Restructuring to Reduce Public Speaking Anxiety, in *2019 8th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*, pp. 641–647IEEE (2019)
- [Lee 13] Lee, A., Oura, K., and Tokuda, K.: MMDAgent—A fully open-source toolkit for voice interaction systems, in *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 8382–8385IEEE (2013)
- [Mantani 17] Mantani, A., Kato, T., Furukawa, T. A., Horikoshi, M., Imai, H., Hiroe, T., Chino, B., Funayama, T., Yonemoto, N., Zhou, Q., et al.: Smartphone cognitive behavioral therapy as an adjunct to pharmacotherapy for refractory depression: randomized controlled trial, *Journal of medical Internet research*, Vol. 19, No. 11, p. e373 (2017)
- [Shidara 20] Shidara, K., Tanaka, H., Adachi, H., Kanayama, D., Sakagami, Y., Kudo, T., and Nakamura, S.: Analysis of Mood Changes and Facial Expressions during Cognitive Behavior Therapy through a Virtual Agent, in *Companion Publication of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction*, pp. 477–481 (2020)