

ノベル形式の Teachable Chatbot を 使用した教え学習に対するパーソナリティの影響

岩瀬皓也¹ 中島達夫¹

概要：人に教えることによる学習の効果は、これまで教育分野の多くの研究において示されている。この手法は近年の情報技術の発展に伴って、人間対ロボットの関係においても取り入れられるようになってきた。ロボットを活用した新たな教え学習は、いくつかの研究において人間対人間の場合と同様の学習効果を生み出すことが示され、人間に指導を求める機械的存在、すなわち Teachable Agent(TA)がこれからの学習ツールとして注目されている。しかしながら、これらの学習ツールが全てのユーザーに対して効果を発揮するとは言い切れない。なぜなら、これまで行われてきた TA に関する研究のほとんどは、世話をすることを好む傾向にある低年齢の子供を対象に実験を行っているからである。私たちは大人の被験者がこれらのエージェントと交流した場合、個人のパーソナリティによって学習体験は異なったものになると仮定した。そこで本研究では、ノベル形式の Teachable Chatbot を開発し、複数の学習方法に対する被験者の評価とパーソナリティの関連性を調査した。私たちは実験結果から、ユーザーごとにより効果的な TA を開発する手がかりや、ノベル形式 TA のデザインに関する知見を提供する。

キーワード：Human Agent Interaction, Teachable Agent, Chatbot, Big 5

Effects of Personality to Learning by Teaching with Novel Style Teachable Chatbots

KOYA IWASE^{†1} TATSUO NAKAJIMA^{†1}

1. 導入

人に教えることによる学習 (Learning by Teaching) の学習効果は、これまで教育学的分野の多くの研究において示されてきた[1][2]。例えば、よく知られたものとして Protégé Effect が挙げられる (他人に教えるように言われた生徒は自分の学習プロセスに対して意識的になり、学習意欲が高くなる[3])。この Learning by Teaching の手法は、近年の情報技術の発展に伴い、人間対ロボットの関係においても取り入れられるようになってきた。新たな教え学習は、いくつかの研究において人対人の場合と同様の学習効果を生み出すことが示され、人間に指導を求める機械的存在、すなわち Teachable Agent がこれからの学習ツールとして注目されている[4][5][6][7][8]。

しかしながら、このツールがすべてのユーザーに対して効果を発揮するとは言い切れない。なぜなら、これまで行われてきた Teachable Agent に関する研究のほとんどは、実験で用意された被験者が 10 歳前後の子供に限られているからである。特に被験者の年齢が低い田中らの研究では、低い年齢層の被験者は教えることや世話をすることを好む傾向があると述べている[8]。また、cerecovic らの研究では、個人のパーソナリティによって、Human Agent Interaction 経験に対する評価が異なることが示されている[9]。私たちは、大人の被験者がこれらのエージェントと交流した場合、個人のパーソナリティによってエージェントとの学習体験は異なったものになると仮定した。

そこで本研究では、実験用チャットボットへの指導体験に対する被験者の評価とパーソナリティの関連性を調査し、どのようなユーザーに対してこの Teachable Agent のアプローチが有用であるかを検討する。なお、年齢層の高い被験者に対し、WoZ 法を用いて人間対ロボットの交流を調査する研究はいくつか存在する[10][11][12]。WoZ 法とは、対話システム開発におけるシミュレーション手法の一つで、人間がシステムの見かけ上の動作を裏側で操作し、被験者からはシステムが単独で動作しているように見せるというものである。しかし、人間対人間のように自然な会話ができるエージェントでは、本来被験者に起こりうる「エージェントの会話能力への違和感」を考慮できなくなってしまう。そのため本研究では WoZ 法を用いずに、ノベルゲームのような会話選択形式のチャットボットシステムを導入した。このアプローチはメンタルケアのエージェント研究でも用いられている[13]。

本研究の貢献は、主に二つあると考える。まず 1 つは、ユーザーのパーソナリティとエージェントに対する教え学習の関連性を示し、ユーザーごとにより効果的な Teachable Agent を開発するヒントを提案することである。もう一つは、ノベル形式の Teachable Agent 開発の知見を提供することである。被験者に対するインタビューや定量評価から得たノベル形式 Teachable Agent の学習効果や、より良いデザインの手がかりを示す。

¹ 早稲田大学
Waseda University

2. 関連研究

2.1 Teachable Agent

人に教えることによって学習するという学習方法を人間対人間でなく、人間対エージェントに適用したシステムを Teachable Agent という。これらのシステムでは、ユーザーがエージェントに対して指導を行う。

Biswas らは Betty と呼ばれる Teachable Agent を開発した[4]。このシステムでは、ユーザーは河川生態系の因果関係をエージェントに対して指導する。エージェントの学習状況、すなわち思考は、コンセプトマップという有向グラフで視覚的にユーザーに示された。ユーザーがエージェントに対して質問を行うと、エージェントはマップに従って思考を進め、回答する。ユーザーはその過程を見ることができ、エージェントのマップを指導、修正することで回答が正しくなるようにするというのが学習の流れである。

Edith らは Curiosity Notebook という Teachable Agent 学習プラットフォームを開発した[5]。このシステムでは、ユーザーはオブジェクトの分類方法をエージェントに指導する。3つのボタンでモードを切り替えることができ、Teach モードではエージェントにオブジェクトの特徴やなぜその特徴を持っているのか、他のオブジェクトとの違いをチャットで伝える。教えた情報はエージェントのノートに記され、ユーザーはそれを見ることでエージェントの学習状況を確認することができる。Check モードでは教えた情報の修正や確認のためのテスト、Entertain モードでは簡単なジョークを聞くことができる。

2.2 Big5 と HAI

バーチャルエージェントと人間の相互作用 (HAI) は、それを体験する人間のパーソナリティによって大きく変化するとされ、性別や年齢以上に Big5 における外向性や同意性が大きく影響する[14]。Big5 とは、人の性格が5つの要素の組み合わせからなることを示した理論で、それぞれ神経症傾向、外向性、開放性、同意性、誠実性からなる。Aleksandra らは朗らかなエージェントと悲しそうなエージェントを用意し、それぞれとのインタラクションに対するユーザー評価と Big5 でのパーソナリティの相関を調査した[15]。この研究においても、外向性は両方の HAI と高い正の相関が見受けられ、外向性が高いユーザーはエージェントに対して良い印象を持った。

2.3 会話選択形式のチャットボット

他人への思いやりを持つことで、自分への思いやりを高めることができるという先行研究の結果をもとに、Lee らはチャットボットに対してユーザーが気遣うアプリケーションを開発した[13]。この研究では、会話シナリオを作成し、ユーザーの回答を選択肢で限定することによって、チャットボットとの対話が自然に成立するようにしている。このデザインに関して、実験後の被験者インタビューの結

果から、複数の回答選択肢や被験者の回答に対する多様な反応が必要であるということが示された。

3. システムデザイン

本項目では、実験に使用するために開発した Web アプリのデザインを示す。アプリの実装は Javascript とそのフレームワークである Vue²、データベースに Firebase³を用いて行った。ユーザーは自身の Google アカウントでログインしてアプリを使用する。以降ではアプリで使用できる3つの学習モードについて、画面を示しながら説明する。

3.1 Text Reading

このモードでは、ユーザーは文章を読んで学習する。比較基準となる一般的な学習方法として用意した。ユーザーに表示される画面を図1に示す。



図1 Text Reading モードの画面

3.2 Tutor Agent

このモードでは、チャットを通じてユーザーとエージェントが会話をし、ユーザーはエージェントの講義を聞いて学習する。ユーザーは表示された選択肢をクリックすることでエージェントに返答することができ、選択肢によって会話が分岐する設計となっている。また、エージェントは会話の中で感情表現を行い、ユーザーの選択に応じて対応が変化する。ユーザーに表示される画面を図2に示す。

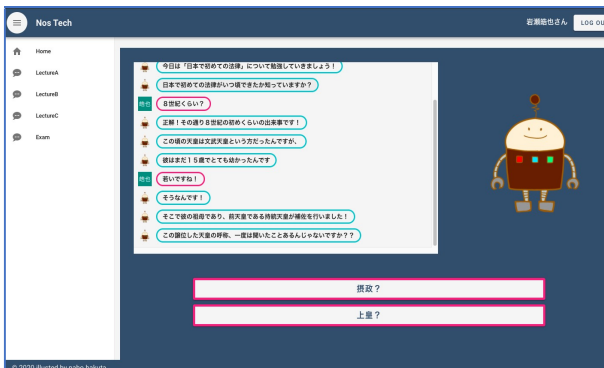


図2 Tutor Agent モードの画面

2 <https://jp.vuejs.org/index.html>
3 <https://firebase.google.com/?hl=ja>

3.3 Tutee Agent

このモードでは、チャットを通じてユーザーとエージェントが会話をを行い、ユーザーはエージェントに対して講義を行う。チャットの方法やエージェントの反応は Tutor Agent と同様の仕組みとなっている。

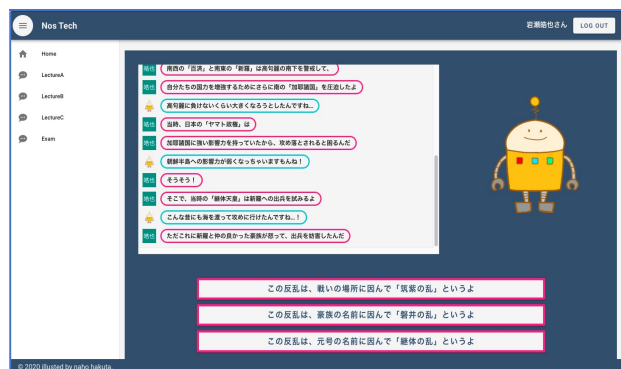


図 3 Tutee Agent モードの画面

図 3 のように、正しい指導選択肢と誤った指導選択肢が表示されるので、ユーザーはブラウザで検索しながら、正しい選択肢を選んでいく。

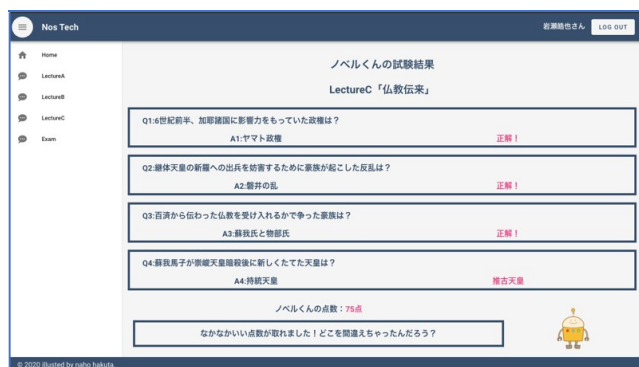


図 4 Tutee Agent に対する試験の結果確認画面

また、ユーザーの指導が正しかったのかをフィードバックするために、講義会話後にエージェントに対して試験を行う機能を用意した。会話の中でユーザーが誤った選択肢を選んでいくと、エージェントは間違っただけの情報を学んでしまい、この試験でも間違っただけの回答をしてしまう仕組みになっている。

4. 実験

4.1 被験者

実験に参加した被験者は、21 歳から 27 歳の理系大学生および大学院生 16 名である。このうち男性は 13 名、女性は 3 名であった。なお、今回の実験では日本史を学習題材として使用するが、どの被験者も大学受験に使用した経験はなく、個人差はあるが事前知識はほとんどない状態であった。

4.2 実験手順

まず被験者には、事前アンケートに回答してもらった。このアンケートではチャットボットの使用経験の確認や性格検査を行った。なお、性格検査には 5 因子分析の一つである NEO-FFI⁴を使用した。

本実験の流れを図 5 に示す。本実験では、被験者に前項で示した 3 つの学習方法を順に試してもらい、最後にそれらの学習方法についてアンケートで評価をしてもらった。なお、順序効果を考慮し、使用するモードの順番を変えた二つのパターンに被験者を分けて実験を行っている。また、実験はすべてビデオ会議用アプリの Zoom⁵を使用し、被験者にアプリの使用状況を画面共有してもらいながらオンラインで実施した。

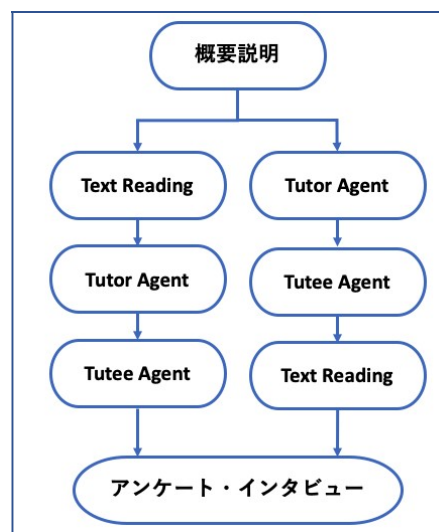


図 5 本実験の流れ

続いて、各学習モードについて実験の詳細を補足する。Text Reading では、時間を最大 5 分として、画面に表示された資料を読んでもらった。なお、5 分以内であれば自由に切り上げて構わないという旨を伝えた。

Tutor Agent では、被験者に生徒の役割を任せ、先生エージェントとチャット学習を行ってもらった。開始前に会話の仕方を説明し、エージェントからの質問に対して、間違っただけの回答をしても構わないという旨を伝えた。また、講義会話終了後にはログを見返す時間を 2 分間用意した。

Tutee Agent では、被験者に先生の役割を任せ、生徒エージェントとチャット学習を行ってもらった。被験者には、指導に必要な情報をブラウザで集めてよいということ、Tutor Agent の場合と異なり、間違っただけの選択肢を選ぶとエージェントが間違っただけの知識を覚えてしまうということを伝えた。また、エージェントの学習を確認する機会として、講義会話終了後に試験結果を確認するステップがあるという旨を伝えた。ログを見返す時間は Tutor Agent と同様である。

4 <https://www.chibatc.co.jp/cgi/web/index.cgi?c=catalogue-zoom&pk=12>

5 <https://zoom.us/jp-jp/meetings.html>

4.3 アンケート

アンケートで行った質問の項目を以下の表 1 に示す。HAI を評価するために[15]で使用された評価項目の一部を使用している。Q3, Q7, Q8, Q9, Q10 は 5 段階, Q5 は 6 段階のリッカート尺度を用いて評価を行った。なお、アンケートには、学習成果の確認として各モードから 10 問、合計 30 問のテスト問題が含まれている。

表 1 アンケートでの質問項目

番号	質問
Q1	今回の 3 つの初学勉強方法のうち、どの方法で勉強したいと感じたか？
Q2	Q1 の理由
Q3	Text Reading に比べて、他の手法では学習モチベーションがどのように変化したか？
Q4	どういった要素がモチベーションに影響したか？
Q5	今回の 2 種類の HAI について、エージェントと会話をしていると感じたか？
Q6	Q5 の理由
Q7	エージェントとの交流は楽しかったか？
Q8	エージェントともっと交流したいと思ったか？
Q9	エージェントに好感を持ったか？
Q10	エージェントと仲良くなったと感じるか？
Q11	その他、意見や感想があったら教えてください
Q12	確認テスト (30 問)

5. 実験結果と議論

5.1 Big5 と HAI

ユーザーのパーソナリティとエージェントとの学習の関連性を調べるために、被験者の 5 因子分析結果とアンケート回答について、スピアマンの順位相関分析を行った。また、各モードにおける学習モチベーションとエージェントに対する評価についても同様の分析を行った。Big5 とエージェント評価の相関分析結果を表 2 に、学習モチベーションとエージェント評価の相関分析結果を表 3 に示す。

表 2 Big5 とそれぞれのエージェントとの交流に対する評価の相関 ($p<0.05$, $p^*<0.01$)

	Tutor Agent	Tutee Agent
神経症傾向	-	-
外向性	Q8(.63)*, Q10(.79)*	Q9(.62), Q10(.65)*
開放性	Q8(.58), Q10(.54)	Q9(.60), Q10(.64)*
同意性	-	-
誠実性	-	-

表 3 各モードでの学習モチベーションの変化とエージェントとの交流に対する評価の相関 ($p<0.05$, $p^*<0.01$)

Tutor Agent	Q5(.64)*, Q9(.58), Q10(.69)*
Tutee Agent	Q5(.73)*, Q7(.65)*, Q8(.70)*, Q10(.65)*

表 2 からわかるように、外向性は両方のエージェントと高い相関があり、先行研究と同じような結果が得られた。一方で、今回の実験では先行研究のように同意性との相関は見られず、代わりに開放性との相関が見られる結果となった。これは、今回の被験者のパーソナリティで外向性と開放性の間に正の相関があり、外向性の高い被験者の多くは開放性も高かったことが原因の一つとして考えられる。また、ほとんどの被験者は過去にエージェントとの交流経験がなかったため、エージェントと学習するという新しい体験に対し、開放性の高い被験者は好意的になったのではないかと推測した。私たちが仮説としてたてていた学習モチベーションに関しては、Big5 のどの要素とも相関が見られなかった。

続いて表 3 に示したように、学習モチベーションとエージェントとの交流に対する評価にはいくつかの正の相関が見られた。エージェントに好感をもった被験者や、エージェントと仲良くなったと感じた被験者は、高い学習モチベーションを持ったことがわかる。特に私たちが注目したいのは、エージェントとの会話感である。エージェントと会話をしていると感じた被験者は高い学習モチベーションを示した。定性的評価やインタビューでも、会話によって学習が楽しくなったと答える被験者が多く見られ、会話という要素が学習モチベーションに影響していることがわかった。被験者に会話をしていると強く感じさせることが Teachable Agent では重要ではないかと考えられる。

5.2 Tutor Agent と Tutee Agent

今回の実験では順序効果を考慮し、被験者を実験順序の異なる二つのグループに分けた。しかしながら、マン・ホイットニーの U 検定を行ったところ、実験順序の違いによる結果への影響は見られなかった。

また、Tutor Agent と Tutee Agent に対する評価の違いを分析するために、ウィルコクソンの順位和検定を行った。それぞれのエージェントに対する評価の平均値と標準偏差を図 6 に、確認テストの平均点と標準偏差を図 7 に示す。なお前項でも述べたが、「会話をしていると感じた」という項目のみ 6 段階評価で、残りの項目は全て 5 段階評価となっており、点数が高いほどユーザーはその項目への同意を示した。結果として、どの評価項目に関しても有意な結果は得られなかった。ここではインタビューから得られた定性的な評価をもとに、各エージェントに生じた差の原因について考察する。

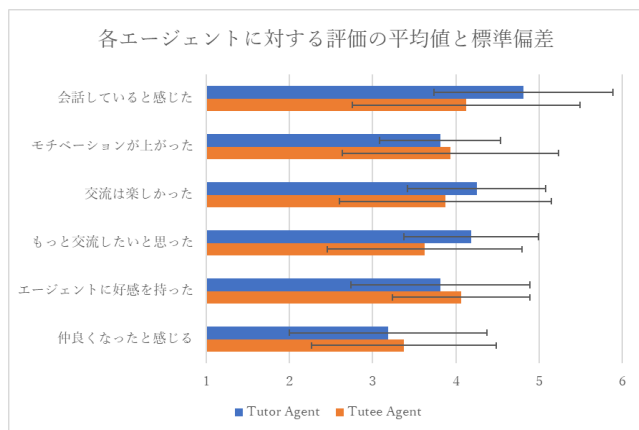


図 6 各エージェントに対する評価の平均値と標準偏差

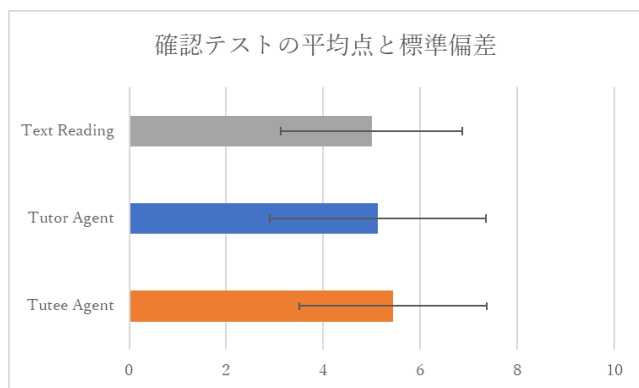


図 7 確認テストの平均点と標準偏差

まず、エージェントとの会話感に関しては Tutor Agent の方がより評価が高く、Tutee Agent への評価はユーザー間でかなりばらつきが見られた。これは Tutor Agent での返答に「なるほど!」や、「わかりました!」というような、誰もが使う一般的な返答が多かったからだと考えられる。一方で Tutee Agent への返答は、自分が知らない知識を話す選択肢が多く、ユーザーの多くは自分が言葉を発しているという感覚にならなかった。例えばあるユーザーは「他人の会話を第三者視点で見ているような気がした」と述べた。また、エージェントに指導をするという都合上、ユーザー側が一方的に話す展開が多く、選択肢を流し読みで押してしまったユーザーもいた。その他に得られた Q6 への回答を表 4 に示す。

表 4 Q6 への回答

分類	理由
Tutor Agent への肯定的評価	返信のテンポがよかったから
	言葉に対して反応があるから
Tutor Agent への否定的評価	自然な会話で起きるような内容の聞き返しができなかったから
Tutee Agent への肯定的評価	リアクションが親しみやすかったから
	チャットだと認識しやすかったから
Tutee Agent への否定的評価	自分の知らないことを話しているから
	一方的に話している感じがしたから

次にモチベーションに関して、エージェント間での平均値にはそれほど差が見られなかったが、評価のばらつきは Tutee Agent の方がはるかに大きかった、前項でも述べたが、TA での学習モチベーションには会話感が大きく関係していたため、Tutee Agent との会話に対する違和感が被験者の評価を分けた主な原因の一つだと考えられる。

続いて、交流の楽しさと交流への意欲については、どちらも Tutor Agent の方がより評価が高く、Tutee Agent は大きくばらつきが見られる結果となった。これは Tutor Agent の方が会話内での反応が豊かで、会話を盛り上げるような発言が多かったことや、知らないことを相手から教えてもらえるという体験が影響したと考えられる。ある被験者は、「チャットボットであっても、自分たちがうけるような講義の形態に近いので、自然に取り組むことができ楽しかった。」と述べた。

次に、エージェントへの好感と仲良くなったと感じるかについては、Tutee Agent の方がより評価が高く、ばらつきも小さかった。これは、教師と仲良くするという習慣がそもそも被験者になく、生徒相手の方が親近感を持たれた被験者が多かったことが原因だと考えられる。またほとんどの被験者が、エージェントの勉強に対する勤勉さや、被験者の話を素直に聞く姿勢に良い印象を抱いた。

最後に、図 7 に示した確認テストの平均点に関して、どの勉強方法もある程度の学習効果を示したが、ほとんど差は見られなかった。短期的な勉強において言えば、どちらのエージェント学習も、読書学習に劣らないだけの学習効果が得られることがわかった。

5.3 ノベル形式の Teachable Agent デザイン

本項では、ノベル形式 TA に必要な要素を、実験で得られた定性的評価やこれまでに示した結果をもとに考察する。

まず、今回の実験では 3 つの学習方法を用意したが、図 8 に示したように、多くの被験者が Tutee Agent を最も勉強方法として活用したいと評価した。評価の理由を表 5 に、その他 Tutee Agent に関して得られた定性的評価を表 6 に示す。

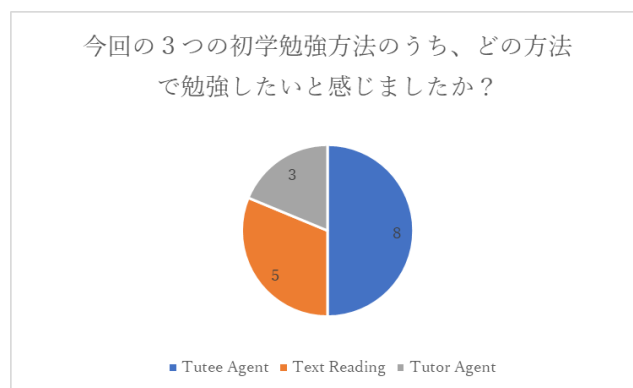


図 8 Q1 への回答結果

表 5 Q2 への回答

Q1 の回答	理由
Text Reading	エージェントとの会話に注力してしまい、内容を覚えるのに時間がかかるから。
	自分のペースで勉強できるから。
Tutor Agent	誰かから話を聞くという形式が頭に残りやすいと感じたから。
	学習している実感が一番沸いたから。
Tutee Agent	間違えてはいけないプレッシャーがあり、かなり真剣に取り組んだ気がするから。
	正しい情報を教える過程で、より深い理解につながったと感じたから。
	教えるのは自分の中でも知識を再確認する機会になるので良いと感じた。

表 6 Q11 への回答

回答内容
途中で喜んだり、悩んだりするイラストが良いと感じました。よりバリエーションが増えて自然な動きになれば、もっと会話している感覚が増すと思いました。
教えているときは適当でいいや、という感覚があったが、テストで間違えたところを見ると、もう少しちゃんと教えてあげればよかったなとかわいそうに思った。
一人の学習では感じられない、ほどよいプレッシャーを感じて有効な学習方法だと思いました。
会話というよりもクイズ bot と対話しているという印象が大きかったです。
生徒エージェントは初学で使うのではなく、その分野の知識がついたかどうかの確認やテストとして使うと効果が出るような気がしています。 初学では使うべきでないとも思いました。

ノベル形式の TA をデザインするにあたって、主に 3 つの要素が重要であると私たちは考えた。

まず 1 つは、「エージェントとの会話感」である。会話感とは 5.1 で示したように、学習モチベーションに影響する重要な要素であるので、特に注意してデザインする必要がある。5.2 の会話感の比較でも述べたように、会話の選択肢に被験者が発言したい内容に近いものが含まれているかどうかが重要である。その点、今回のシステムでは自分が知らない情報を発言するというデザインそのものに欠陥があったといえる。表 6 に示した被験者からの意見のように、指導の前に指導用の情報を集めるステップを用意し、知識の確認アプリとして使うのが望ましいと考えられる。被験者へのインタビューでは、「ブラウザで調べるというステップで会話を度々離脱するので、会話への没入感が薄れた」、「検索のステップで、生徒エージェントを待たせてしまっ

ているという感覚になった」などの意見があったが、これらもこの改善方法で解決できると考えている。

次に「エージェントの反応」である。私たちのシステムでは、エージェントはユーザーとの会話において喜怒哀楽のような感情表現を行った。ユーザーはエージェントの可愛らしい見た目に好感を持ったが、それと同様にこの感情表現に対しても好意的な評価を示し、会話の中で反応を楽しんでいた。また、エージェントが被験者の発言に対して何も返さずに次の話題へ移ってしまった時、被験者は無視されたと感じ、エージェントの印象が悪くなったと述べた。以上のことから、被験者にとって、自分の発言に対して明確に反応されるというのが HAI において重要であり、会話シナリオはそれを意識して設計する必要があると言える。これは、ノベル形式のエージェントに限らず、パーソナルアシスタントなどでも同じことが考えられている[16]。

最後に、「エージェントへの責任感」である。表 5 と表 6 からわかるように、人間が人間に教える場合と同様、教える対象への責任感による学習モチベーションの向上が本実験でも見られた。被験者にエージェント指導への責任感を与えるには、指導の正誤を明確にするフィードバックと指導を誤ったときに発生するペナルティの事前通知が必要不可欠である。今回の実験では、「エージェントに試験を受けさせ、その結果を確認する」という形で指導の正誤を被験者に示した。また、実験前には「エージェントに間違えたことを教えると、それをそのまま覚えてしまう」ということを念押しし、試験結果確認時には成績に応じてエージェントのリアクションを変更した。被験者にはこのフィードバックが自然に受け入れられ、表 6 にも示したように、エージェントの感情表現が被験者の責任感にも影響したことがわかる。

以上の 3 つの要素が、ノベル形式 TA を設計するにあたって重要であると私たちは考える。

6. 将来課題

本実験では、個人のパーソナリティと HAI 学習のモチベーションとの関連性は見出せなかったが、パーソナリティが一樣に分布する大きな母集団に対して同様の実験を行った場合、異なる結果が得られるかもしれない。また、本実験で使用したノベル形式の Teachable Agent は、その学習デザインによって被験者の好みが大きく変わるものである。今回の場合は、文中でも述べたように、Tutee Agent で十分な会話感を被験者に与えることができず、学習へのモチベーションを正確に評価することができていなかったかもしれない。被験者からの意見でもあったように、ブラウザ検索を使用してリアルタイムで学習するのではなく、事前に資料学習をした後で会話を行う「2 段階のデザイン」がより適切だと私たちは考えた。将来的には、この手法で再び、パーソナリティとの関連を調査したい。

7. 結論

本研究では、Teachable Agent がどのような被験者に対して有効であるのかを調査するために、エージェントから指導を受ける学習システムとエージェントに指導を行う学習システムを開発し、それぞれに対する被験者の評価と Big5 の相関を分析した。

結果として、どちらのシステムでも学習モチベーション、学習成果とパーソナリティの相関は見られなかったが、外向性が高い被験者と開放性が高い被験者はエージェントとの交流を好意的に捉える傾向が示された。これは先行研究と同様の結果である。また、エージェントとの会話感やエージェントへの好感度は、TA での学習モチベーションと正の相関があり、ユーザーの学習モチベーションを高めるために重要な要素であることが示された。より自然な会話感をシステムデザインに取り入れられれば、ユーザーにとって効果的な TA を提供できると私たちは考えている。

参考文献

- [1] Graesser, A.C., Person, N.K. and Magliano, J.P. (1995), Collaborative dialogue patterns in naturalistic one-to-one tutoring. *Appl. Cognit. Psychol.*, 9: 495-522.
- [2] Gautam Biswas, Daniel Schwartz, and John Bransford. 2001. Technology support for complex problem solving: from SAD environments to AI. *Smart machines in education: the coming revolution in educational technology*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 71-97.
- [3] Chase, C.C., Chin, D.B., Oppezzo, M.A. et al. Teachable Agents and the Protégé Effect: Increasing the Effort Towards Learning. *J Sci Educ Technol* 18, 334-352 (2009).
- [4] Biswas, G., Leelawong, K., Schwartz, D., Vye, N., & The Teachable Agents Group at Vanderbilt. (2005). Learning by teaching: A new agent paradigm for educational software. *Applied Artificial Intelligence*, 19(3-4), 363-392.
- [5] Segedy, James & Kinnebrew, John & Biswas, Gautam. (2012). Supporting Student Learning using Conversational Agents in a Teachable Agent Environment.
- [6] Edith Law, Parastoo Baghaei Ravari, Nalin Chhibber, Dana Kulic, Stephanie Lin, Kevin D. Pantasdo, Jessy Ceha, Sangho Suh, and Nicole Dillen. 2020. Curiosity Notebook: A Platform for Learning by Teaching Conversational Agents. In *Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '20)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1-9.
- [7] Edith Law, Parastoo Baghaei Ravari, Ken Jen Lee. 2020. Curiosity Notebook: A Platform for Supporting Learning with Teachable Robots. *HRI 2020*, 1-5.
- [8] Fumihide Tanaka and Shizuko Matsuzoe. 2012. Children teach a care-receiving robot to promote their learning: field experiments in a classroom for vocabulary learning. *J. Hum.-Robot Interact.* 1, 1 (July 2012), 78-95.
- [9] Cerekovic A., Aran O., Gatica-Perez D. (2014) How Do You Like Your Virtual Agent?: Human-Agent Interaction Experience through Nonverbal Features and Personality Traits. In: Park H.S., Salah A.A., Lee Y.J., Morency L.P., Sheikh Y., Cucchiara R. (eds) *Human Behavior Understanding*. HBU 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8749. Springer, Cham.
- [10] Tricia Chaffey, Hyeji Kim, Emilia Nobrega, Nichola Lubold, and Heather Pon-Barry. 2018. Dyadic Stance in Natural Language Communication with a Teachable Robot. In *Companion of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI '18)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 85-86.
- [11] Medhi Thies I., Menon N., Magapu S., Subramony M., O'Neill J. (2017) How Do You Want Your Chatbot? An Exploratory Wizard-of-Oz Study with Young, Urban Indians. In: Bernhaupt R., Dalvi G., Joshi A., K. Balkrishan D., O'Neill J., Winckler M. (eds) *Human-Computer Interaction - INTERACT 2017*. INTERACT 2017. Lecture Notes in Computer Science, vol 10513. Springer, Cham.
- [12] Walters, M L, Dautenhahn, K, Koay, K L, Kaouri, C, Woods, S, Nehaniv, C L, Lee, D, Werry, I & Te Boekhorst, R 2005, 'The influence of subjects' personality traits on personal spatial zones in a human-robot interaction experiment--', *ROMAN 2005*. IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, vol. 2005, pp. 347-352.
- [13] Minha Lee, Sander Ackermans, Nena van As, Hanwen Chang, Enzo Lucas, and Wijnand IJsselstein. 2019. Caring for Vincent: A Chatbot for Self-Compassion. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Paper 702, 1-13.
- [14] von der Pütten A.M., Krämer N.C., Gratch J. (2010) How Our Personality Shapes Our Interactions with Virtual Characters - Implications for Research and Development. In: Allbeck J., Badler N., Bickmore T., Pelachaud C., Safonova A. (eds) *Intelligent Virtual Agents. IVA 2010*. Lecture Notes in Computer Science, vol 6356. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [15] Cerekovic A., Aran O., Gatica-Perez D. (2014) How Do You Like Your Virtual Agent?: Human-Agent Interaction Experience through Nonverbal Features and Personality Traits. In: Park H.S., Salah A.A., Lee Y.J., Morency L.P., Sheikh Y., Cucchiara R. (eds) *Human Behavior Understanding*. HBU 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8749. Springer, Cham.
- [16] Hyojin Chin, Lebogang Wame Molefi, and Mun Yong Yi. 2020. Empathy Is All You Need: How a Conversational Agent Should Respond to Verbal Abuse. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '20)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1-13.