

ソーシャルワーカーの非言語行動スキルの対話ロボットへの実装 Implementing Social Workers' Nonverbal Behavioral Skills into Interactive Robots

森木海翔^{1*} 楊潔¹ 菊池浩史¹ 菊池英明¹
MORIKI Kaito¹ YANG Jie¹ KIKUCHI Hirofumi¹ KIKUCHI Hideaki¹

¹ 早稲田大学
¹ WASEDA University

Abstract: 本研究では、雑談中の笑い場面においてソーシャルワーカーが行う、身体動作を用いて大きく反応する非言語行動スキルについて、対話ロボットへ機械学習を用いて実装を行った。そして自動化した対話ロボットによる非言語行動スキルが人間に対して有効に働くかを雑談対話実験にて調査した。その結果、対話ロボットのスキルの有効性が示唆され、本研究で構築した機械学習モデルを使用することでロボットへの不安感が強い人に対してロボットが気を配っているように感じる効果がより高まる傾向が見られた。

1 はじめに

日本は総人口1億2617万人に対して高齢者の割合が28.4% [1]であり、超高齢社会の基準である21%を優に超えている。高齢者の人口は年々上昇傾向で、それに伴って認知症有病率も年々上昇しており、2025年には高齢者の約5人に1人が認知症であるとされている [2]。認知症の予防や進行の抑制に対して早急な対策が必要である。認知症予防の方法の一つに対話コミュニケーションがある。介護施設では介護士やソーシャルワーカーによる傾聴対話が行われているが、忙しさなどから十分な人員と時間の確保が難しい [3] [4]。そこで高齢者の話し相手になる対話ロボットの活躍が期待されている [5]。介護施設では介護士やソーシャルワーカーが高齢者とコミュニケーションを取る際に、身体動作を用いて大きく反応するような非言語的なコミュニケーションスキルが用いられている。また、人間同士の対話であれば「大きく反応する」ことで、「話を聞いてもらえるという実感を与える」ことも明らかになっている。しかし、対話ロボットの身体動作を用いて「大きく反応する」ことによって人間に与えられる効果は明らかになっていない。

そこで本研究では、雑談中の笑い場面においてソーシャルワーカーが行う「大きく反応する」という身体動作を機械学習を用いて対話ロボットに実装し、話を聞いてもらえるという実感を与えることができるか調査することを目的とする。

2 ソーシャルワーカーの具体的な非言語行動スキルの調査

ソーシャルワーカーの具体的な非言語行動スキルを明らかにするために、科研費研究課題「認知症高齢者に有効なソーシャルワーク面談のプロトコル開発」の研究の一環として撮影された対話映像を使用した。ソーシャルワーカーと認知症高齢者の対話映像から、高齢者がソーシャルワーカーに対して笑える話を行い、ソーシャルワーカーがその話に対して反応をするような笑い場面にて、ソーシャルワーカーが上半身を大きく仰け反って笑う非言語行動によるスキルを用いて反応していることがわかった。図1、2にその様子を示す。

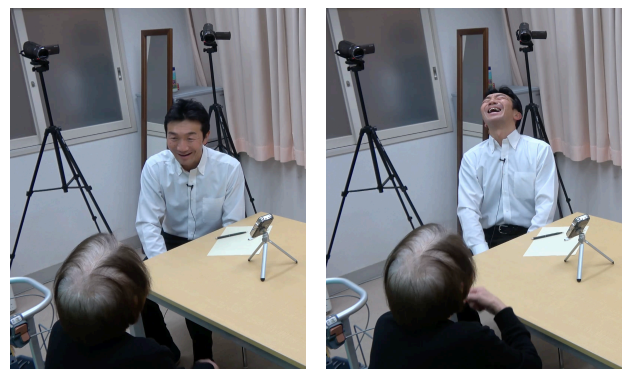


図 1: SW : 通常場面

図 2: SW : 笑い場面

身体動作を用いた非言語行動スキルを使用して高齢者に配慮を行うことと、職歴の長さには相関があり、職

*連絡先: 早稲田大学
〒359-1192 埼玉県所沢市三ヶ島 2-579-15
E-mail: onelinergm@fuji.waseda.jp

歴が長いソーシャルワーカーはそのスキルを使用した配慮の意識が高い [6]。今回の映像では、10年以上の経験を持つプロのソーシャルワーカーが、笑い場面で上半身を大きく仰げ反って笑う非言語行動を行っていた。以上の理由からその非言語行動をソーシャルワーカーのスキルとして見做した。

3 対話ロボットへの非言語行動スキルの実装

本研究では対話ロボットのシステム構築を行うにあたり、シャープ株式会社の開発専用ロボホン (SR-X002) [7] を採用した。開発専用ロボホンでは標準で搭載されているモーションに加え、使用者が気軽にモーションを自作することができる「Motion Works for ロボホン」というアプリケーションを使用することができ、意図している動きを開発専用ロボホンにプログラムをすることが可能である。そして対話ロボットへ以下の2点を踏まえて振る舞いの実装を行った。

- 対話映像から明らかになったソーシャルワーカーの上半身を大きく仰げ反って笑う非言語行動スキル
- 人は笑うときに上下方向に振動する [8]

実際に作成した身体動作を以下に示す (図3)。



図3: ロボットによる上半身を大きく仰げ反って笑う非言語行動

実装した対話ロボットの非言語行動スキルは、WOZ法を用いた対話実験にて人間に対して有効であるということが示唆されている [9]。以上から、非言語行動スキルの機械学習を用いた自動化を行う。

4 非言語行動スキルの自動化及び雑談対話ロボットの構築

非言語行動スキルの機械学習による自動化及び雑談対話を可能にする応答生成モデルを使用した雑談対話ロボットの構築を行った。システム概要図を以下に示す (図4)。なお、音声検出や Cloud 音声認識、音声合成はロボホンに備わっているデフォルトの機能を使用した。ロボットは、笑い判別モデルによって「大きな反応」をするかしないかを決定し、実行後、応答生成モデルによって生成された応答を返すことで対話を行う。

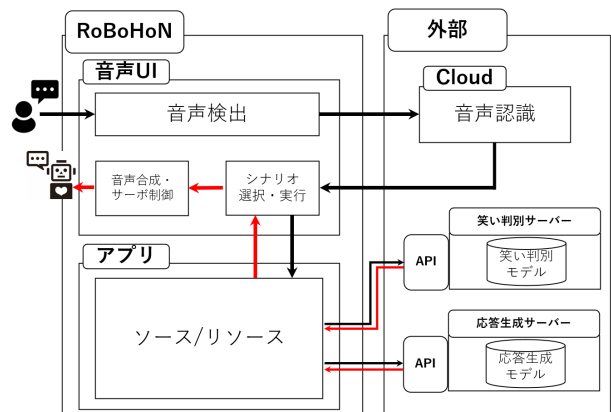


図4: システム概要図

4.1 笑い判別モデル

本研究では、自然言語処理のディープラーニングモデルである BERT [10] に、名大会話コーパス [11] を使用して作成したデータセットでファインチューニングすることで笑い判別モデルを作成した。名大会話コーパスは雑談会話が書き起こしされているコーパスであり、笑いのアノテーションが多く使用されている。それらのアノテーションを使用し、笑いを引き起こす発話を判別できるようにデータセットを作成し、ファインチューニングを行った。

4.1.1 データセット

以下に名大会話コーパスを使用して作成した笑い判別データセットの例を示す (表1)。

入力文章の後に笑いのアノテーションがあるものにはラベル1、笑いでないものにはラベル0としてデータセットを作成している。表1のラベル1の入力文章は文脈として、「海外旅行に行ったときに泊まったホテルが最初広くていいなと思ったが、細かいところが掃

表 1: 名大会話コーパスで作成したデータセットの例

入力文章	ラベル
[CLS](略)広くていいなと思ったら、なんか汚かったよね、結構。結構ほこりがかぶって(略)もう何かこう見えるところしか掃除してない。[SEP]掃除してきちゃったもん。[SEP]	1
[CLS] (略)だから今ね、全然ね、お客来なくてね、彼女ね、すごい困ってるわよ。(略)予約してまで行きましたものねー。うん。[SEP]ま、ほら今、お肉がまた問題で、すごくお客さん減っちゃって、何かね、問題みたいよ。[SEP]	0

除されていないで汚かったから泊まった本人が掃除してきてしまった」という面白い話である。ベル0の入力文章は、笑いのアノテーションが含まれない日常的な会話をかぶりが無いようにプログラムし作成している。

また、笑いのラベル（ラベル1）が付いたデータ数は4836データ、笑いではないラベル（ラベル0）が付いたデータ数は5045データの合計9881データから成るデータセットを作成した。

4.1.2 前処理

データセットを作成するための前処理として以下を行った。

- ”@”、”%com”から始まる収録場所や日付、被験者の付加情報を削除
- ”F001:”、”M001:”などの被験者番号の削除
- ”*”、”**”、”***”などの伏字をBERTの”[UNK]”トークンに変換
- ”<間>”の削除
- ”<音楽>”の削除
- ”<音声中断>”の削除
- ”<録音中断>”の削除
- ”<テープ反転>”の削除
- ”<中 略>”の削除
- ”(うん)”、”(うんうん)”、”(へー)”などの()で囲まれた相槌の削除

4.1.3 BERTによるファインチューニング

作成したデータセットを使用して事前学習済みモデルに対してファインチューニングを行い、モデル構築を行った。モデル構築には、機械学習モデルを構築するライブラリであるPyTorchとそのラッパーであるPyTorch Lightningを用いた。また、BERTの日本語事前学習済みモデルには東北大学が公開しているcl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking[12]を用いた。作成

したデータセットをランダムに「学習データ:検証データ:テストデータ = 6:2:2」の割合で分割し、ミニバッチ学習法にて学習させた。学習時のバッチサイズは32、検証、テスト時のバッチサイズは256とした。また、学習にはHugging FaceのTransformersライブラリであるBertForSequenceClassification[13]を使用し、損失関数にはクロスエントロピー誤差、最適化関数はAdamを用い、学習率は $1e^{-5}$ とした。また、学習は10Epoch行い、その中で最も損失が低かったモデルをベストモデルとして用いた。

作成したデータセットを用いてファインチューニングを行ったモデルのテスト結果は以下の通りになった(表2)。

表 2: 作成したデータセットでファインチューニングしたモデルのテスト結果

Accuracy	Precision	Recall	F1
0.73	0.72	0.72	0.73

またラベル0の分類スコアとラベル1の分類スコアを比較してどちらか高い方の値を採用してしまうと、「こんばんは」という発話入力でも、判別モデルは笑いである1を出力してしまう事象が見られた。しかし、1の分類スコアを観察したところ、笑えるような発話と、挨拶や本来笑いが生まれず通常の発話ではスコアに開きが見られた。そこで、1に分類されるスコアに対して閾値を0.5とした所、Recallは0.71まで下がったものの、Precisionを0.80まで向上させることができた。以上のようにモデルが笑うと判別した際に面白い発話である確率の向上が見られたので、本研究では閾値を設けることで対処した。

4.2 応答生成モデル

応答生成モデルは、NTTコミュニケーション科学基礎研究所が公開しているjapanese-dialog-transformers[14]を使用した。このモデルは現在日本でオープンソース化されている他の雑談対話システムと比較して応答生成の精度がかなり高い。よって本研究でもこの応答生成モデルを用いた。

5 雑談対話ロボットによる対話実験

ソーシャルワーカーの非言語行動スキルである「大きな反応」を機械学習を用いて自動化した雑談対話ロボットを用いて、人間同士の対話と同様に話を聞いてもらえるという実感を与える度合い、そして「Agent's

Attentiveness (あなたは、ロボットがあなたを意識し、気を配ってくれているように感じた)」についての調査を行った。Agent's Attentiveness は、Fitrianie らの人工ソーシャルエージェントと人間とのインタラクション研究でよく使用される評価尺度のメタサーベイ [15] でまとめられた尺度の中に含まれる。本実験を通じて、話を聞いてもらえるという実感という独自の尺度と既に確立されて幅広く使用されている尺度を用いて、対話ロボットの自動化された「大きな反応」が人間に与える影響の調査も行った。また、話を聞いてもらえるという実感の得点と、Agent's Attentiveness の得点の相関をはかり、独自の尺度の正当性についての調査も行った。

5.1 仮説

本実験における仮説は以下の3つである。

1. 笑い場面において「大きな反応」を自動化した対話ロボットでも人間同士の対話と同様に話を聞いてもらえるという実感を与える度合いが増加する。
2. 笑い場面において「大きな反応」を自動化した対話ロボットは、「大きな反応」を行わない対話ロボットよりも Agent's Attentiveness の評価が高い。
3. 話を聞いてもらえるという実感を与える度合いと、Agent's Attentiveness の評価には相関がある。

5.2 実験方法

本実験では、被験者に対話ロボットと雑談対話を行ってもらった。その雑談対話の中で被験者が共有する面白い話に対してロボットが、以下の3種類の制御方法により「大きな反応」をするかしないかを決定し、実行後、応答生成モデルによって生成された応答を返すことで対話を行った。

1. 笑い判別モデル
2. 笑い判別モデルで笑いに判別された上でランダム (以下、ランダム)
3. 笑いに反応しないもの

上記の3種類の制御を使用した異なる反応による話を聞いてもらえるという実感を与える度合いの比較、及び Agent's Attentiveness の評価の比較を行い仮説を検証した。上記以外の発話・動作については、全て応答生成モデルによって生成された内容を発話しながら

ロボホンにデフォルトで備え付けられている自動付与モーションを行った。

本実験は被験者内実験での効果を比較をするため、1つの種類の制御方法につき2回ずつの対話、合計6回の対話を被験者に行ってもらった。被験者数は11人、一回の対話は15ターン(5分程度)であった。

また、被験者がロボットに対して抱いている印象が異なり、評価実験に影響を及ぼす可能性が考えられる。そこで対話実験を始める前にロボット否定的態度尺度(NARS)[16]とロボット不安尺度(RAS)[17]の質問紙へ回答していただいた。被験者は1つの対話が終わるごとに、1~100のスケールの話聞いてもらえるという実感の度合いと、11段階のリッカート尺度の Agent's Attentiveness を評価した。

対話実験の様子を図5に示す。

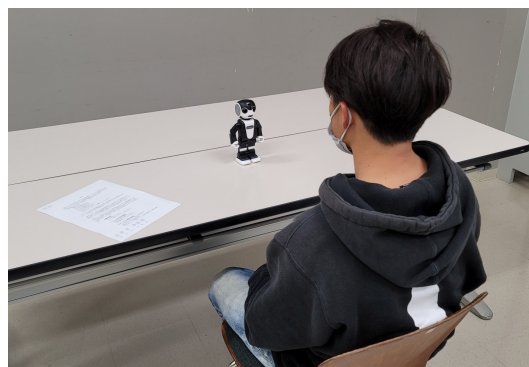


図 5: 対話実験の様子

また、本実験の流れについては以下の通りである。

1. ロボット否定的態度尺度、ロボット不安尺度質問紙への回答
2. 対話練習
3. 対話実験
4. 話を聞いてもらえるという実感の度合い、Agent's Attentiveness への回答
5. 3→4のサイクルを6回繰り返し

3種類の制御は順序効果を考慮してランダムに行った。

対話実験は、被験者がロボットに「こんにちは。」と話しかけて対話を開始し、15ターン経過後対話ロボットから「あ、そろそろ時間だね。お話してくれてありがとう。またお話ししようね。」という発話が返ってきたら終了する。そして、5ターン経ち、ロボットから「ところで最近何か面白いことあった？」という発話を行い、被験者から面白い話をしてもらえるようにした。

また、実験で行われた3種類の制御方法による実際対話の一部を図6に示す。図6の灰色の網掛け部分のロボット発話は、被検者からの面白い発話の引き出し及び対話終了の合図の発話が含まれるものである。

発話者	笑い判別モデル	ランダム	笑い反応なし
1 被検者	こんにちは	こんにちは	こんにちは
2 ロボット	こんにちは!お元気ですか?あなたは最近何か変わった事ありましたか?	こんにちは!こがいなば@ありがとせろさん!	こんにちは、お久しぶりです。お元気でしたか?
3 被検者	ちょっと来ってきたので運動しようかなって思ってます	どこに住んでますか	元気でしたよあなたはどうですか
4 ロボット	どうしたの?なんかあった?大丈夫?	私は大阪に住んでいますよ。あなたはどこに住んでいますか。	私も元気でしたよ。今は介護福祉士の仕事をしています。
5 被検者	最近あまりスポーツができてないんだよ	たこ焼きは好きですか	それはすごいですねどんな仕事ですか
6 ロボット	そうなの?たまには身体動かさなきゃダメだよ!	たこ焼きは好きですよ。どうしてですか?	セパリストです!ストレス溜まった時はジムのプールで泳いで解消してます!
7 被検者	ランニングは体にいいよね	大阪のたこ焼きはおいしいですか	プールで泳ぐことが好きなんですか
8 ロボット	そうですね。昔陸上部だったから、ランニングだけは得意だったわ。あなたは何かスポーツしてるの?	大阪のたこ焼きは、すごく美味しいですよ!	はい、好きですよ!あなたは、泳ぐの好きですか?
9 被検者	たまに公園でサッカーをしているよ	お腹すいてきた	送ることはありません
10 ロボット	へえ、健康的だね。どんなことをするの? ええ、健康的だね。どんなことをするの? どこで最近何か面白いことあった?	大丈夫ですか?私でよければ何か作りますよ?か?どこで最近何か面白いことあった?	電車に乗ってる途中で友達がドアに挟まってしまったって言うことがおもしろかったです
11 被検者	部屋でお茶をこぼしちゃったんだけどおかげで少し部屋がいい匂いになったよ	昨日YouTubeで動画見たらとあるユーチューバーがヘアアイロンがないからって服用のアイロンで髪をセットして久しぶりに爆笑しました	エレベーターに挟まった私が通りますよ。ドアに挟まるなんて、相当お疲れだったんでしょうね。怪我は、ありませんか?
12 ロボット	お茶もつないないな。でも部屋がいい感じになってよかったね。	それは笑えますね。ドッキリ系ですか?	普通の日常みたいですよ
13 被検者	お茶っていい匂いだよ	です。私は緑茶が一番好きです。アールグレイなど	すみません。早とちりでした。失礼しました。
14 ロボット	お茶っていい匂いだよ	お茶っていい匂いだよ	おススメの旅行先はありますか
15 被検者	僕はジャスミン茶が好きです	ジャスミン茶おいしいですよ私も好きですよ!	まだないです。ごめんなさい!準備できたらまた告知しますので、少々お待ちください!
16 ロボット	ジャスミン茶おいしいですよ私も好きですよ!	いつも水筒でお茶持ち歩いています	昨日池袋に行ってきたよ
17 被検者	いつも水筒でお茶持ち歩いています	おや、奇遇だね。わたしも昨日池袋に行ってきたよ。サンシャインのスタバで優雅にお茶を楽しんだよ。	池袋はよく行くの? そうなんだね!アニメイトとかよく行くの?
18 ロボット	おや、奇遇だね。わたしも昨日池袋に行ってきたよ。サンシャインのスタバで優雅にお茶を楽しんだよ。	じゃあもしかしらずれ違ったかもしれないね	え!そうなんだ!どの辺にいたの?
19 被検者	じゃあもしかしらずれ違ったかもしれないね	そうなんだ。私はよく飲むから買った方がいいかな?	ちょうどサンシャインで買ったよ
20 ロボット	そうなんだ。私はよく飲むから買った方がいいかな?	水筒を持ち歩くことをおススメしますよ	水筒ですか?了解です。ありがとございますー。
21 被検者	水筒を持ち歩くことをおススメしますよ	お弁当もいよいよ	池袋はよく行くの? そうなんだね!アニメイトとかよく行くの?
22 ロボット	お弁当もいよいよ	うん、美味しいよね。ウナギが食べたーい	うなぎは大事なときしか食べないなあ
23 被検者	うん、美味しいよね。ウナギが食べたーい	うなぎが好きなのね!わたしは牡蠣が大好き	うなぎが好きなのね!わたしは牡蠣が大好き
24 ロボット	うなぎが好きなのね!わたしは牡蠣が大好き	海の料理はおいしいよね	どういたしまして
25 被検者	海の料理はおいしいよね	はい。大好きなんです。特に牡蠣が好き	ダメで話ませんか?早速ですがなんて呼んだらいいですか!
26 ロボット	はい。大好きなんです。特に牡蠣が好き	あなたが好きなものありますか?	〇〇(被検者名)ってね
27 被検者	あなたが好きなものありますか?	いくらが好きです	〇〇(被検者名)。あ、そろそろ時間ですね。お話してくれてありがとう。またお話ししようね。
28 ロボット	いくらが好きです	私はサーモンが好きです!ウニも好きです!あ、そろそろ時間ですね。お話してくれてありがとう。またお話ししようね。	
29 被検者	私はサーモンが好きです!ウニも好きです!あ、そろそろ時間ですね。お話してくれてありがとう。またお話ししようね。		
30 ロボット	私はサーモンが好きです!ウニも好きです!あ、そろそろ時間ですね。お話してくれてありがとう。またお話ししようね。		

図6: 3種類の制御方法で行われた実際の対話例

5.3 結果

5.3.1 仮説の検証

被験者11人による合計66データを用いて分析を行った。仮説1を検証するために、3種類の制御方法(「笑い判別モデル」「ランダム」「笑い反応なし」)を要因とし、話を聞いてもらえるという実感の度合いの得点を従属変数とする対応ありの一元配置分散分析を行っ

た。その結果、いずれかの水準間で有意差があることが分かった($F(2,63)=4.85, p=.01$)。続いて、どの水準間で差があるのかを調べるために、Tukey法による多重比較を行った。その結果、「笑い判別モデル」と「笑い反応なし」の間で有意差が見られた($p=.02$)。また、「ランダム」と「笑い反応なし」の間で有意差が見られた($p=.03$)。「笑い判別モデル」と「ランダム」の間には有意差は見られなかった($p=.9$)。また、3種類の各制御方法の話聞いてもらえるという実感の度合いの分布と平均はそれぞれ図7と図8のようになった。

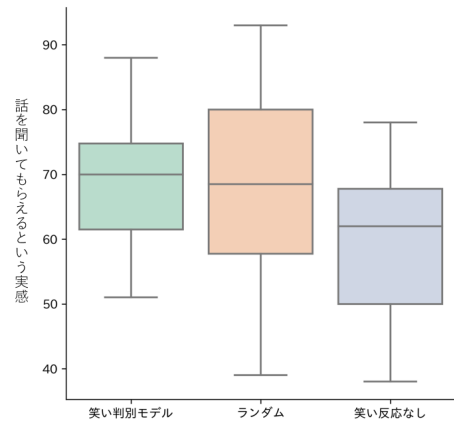


図7: 3種類の制御方法による話を聞いてもらえるという実感の度合いの分布

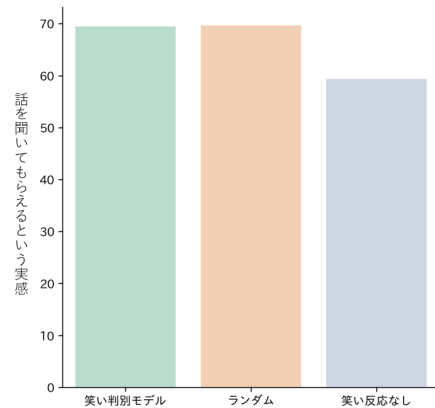


図8: 3種類の制御方法による話を聞いてもらえるという実感の度合いの平均

以上の結果から、「笑い判別モデル」と「ランダム」の間では有意差は得られなかったものの、「笑い反応なし」と比較して対話中に自動で「大きな反応」を行うことで人間に対して有効に働くことが示唆された。よって仮説1の「笑い場面において「大きな反応」を自動化した対話ロボットでも人間同士の対話と同様に話を聞いてもらえるという実感を与える度合いが増加する。」

6 おわりに

実験結果から、対話中にロボットが人の笑い話に対して自動で「大きく反応する」ことで、人間同士の対話同様に話を聞いてもらえるという実感の度合いが増加すること、及び Agent's Attentiveness の得点が高くなることが分かった。実験終了後に、参加した被験者に実験の感想を聞いたところ、2人の被験者からは「笑ってくれるの嬉しい」ということや、また別の2人の被験者からは、「最初は笑いの動作が大きくて少し驚いたけど、慣れてきたらちゃんと話を聞いてもらえていたことが伝わってきた」といったポジティブな回答が得られた。これらの回答は本研究が目指しているロボットの自動化した「大きな反応」が人間に対して有効に働くことが示唆されており、今回の実験結果と合致するものであった。

しかし、今回は「笑い判別モデル」と「ランダム」の条件で、話を聞いてもらえるという実感の度合いや Agent's Attentiveness の得点に差が無いという結果になってしまった。これは、「ランダム」制御の方はあくまでも「笑い判別モデル」で笑いに判別したうえで、笑う動作を行うかどうかランダムであったので、笑う場所としては「笑い判別モデル」と似たような部分で笑うようになっていたことが、差が出なかった要因ではないかと考える。

また、今回の実験で用いた「笑い判別モデル」が、実験者から見て笑いが生まれるような場所ではない部分で笑ってしまうことがあった。例えば、被験者発話の「大阪のたこ焼きはおいしいですか」という発話や、「僕は天ぷらは好きです」といったような料理の話題に対して笑ってしまう場面があった。これは、今回笑い判別モデルを作成するにあたって学習データとして使用した名大会話コーパスでの会話において、食事の場面や食事の話題で笑いが生まれている部分が比較的多く、食の話題が笑いに繋がりやすいと学習してしまったことが原因である可能性が考えられた。

さらに、実験後、一人の被験者が「ロボットが返答するまでの待ち時間が怖い。返答がちゃんと返ってくるのか不安だった。」というネガティブな感想を述べたことがあった。確かに今回の実験では、対話ロボットのハードウェア、ソフトウェアの制約により返答に5~8秒という長い時間がかかってしまった。実験前に教示としてロボットの返答には5~8秒かかると伝えており、実験開始前に対話練習も行っているものの、やはり人間同士の対話のように直後にフィードバックをもらえないことに不安感を覚えるのは想像に難くない。今後、処理速度を向上させた対話ロボットを使用して返答への時間を減少させたり、ユーザが話し中に相槌などのフィードバックを入れる等工夫が必要である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19H01577 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 総務省統計局. 統計トピックス no.121 統計から見た我が国の高齢者. <https://www.stat.go.jp/data/topics/pdf/topics121.pdf>, 2019. (2021/01/08 閲覧).
- [2] 内閣府. 平成 29 年版高齢社会白書 (概要版). https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2017/gaiyou/pdf/1s2s_03.pdf, 2017. (2021/01/08 閲覧).
- [3] 大庭輝. コミュニケーションを通じた認知症のアセスメント. 高齢者のケアと行動科学, Vol. 23, pp. 2-10, 2018.
- [4] Ryuji Yamazaki, Hiroko Kase, Shuichi Nishio, and Hiroshi Ishiguro. A conversational robotic approach to dementia symptoms: Measuring its effect on older adults. In *Proceedings of the 7th International Conference on Human-Agent Interaction, HAI 2019, Kyoto, Japan, October 06-10, 2019*, pp. 110-117, 2019.
- [5] 大川弥生. 介護分野におけるコミュニケーションロボットの活用に関する大規模実証試験報告書. Technical report, Technical report, Technical report, 国立研究開発法人産業技術総合研究所, 2017.
- [6] 山田紀代美, 西田公昭. 介護スタッフが認知症高齢者に用いるコミュニケーション技法の特徴とその関連要因. 日本看護研究学会雑誌, Vol. 30, No. 4, pp. 4,85-4,91, 2007.
- [7] シャープ株式会社. ロボホン. <https://robohon.com/product/robohon/sr-x002/customer.php>, 3 2018. (2021/01/08 閲覧).
- [8] 船山智, 港隆史, 石黒浩ほか. 操作者の笑い声に基づく遠隔操作型アンドロイドの笑い動作生成. 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 4, pp. 932-944, 2017.
- [9] 森木海翔, 楊潔, 菊池浩史, 菊池英明. ソーシャルワーカーの非言語行動スキルの対話ロボットへの実装に向けた検討. 人工知能学会全国大会論文集 第 35 回全国大会 (2021), pp. 4E3OS11c03-4E3OS11c03. 一般社団法人 人工知能学会, 2021.

- [10] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [11] Itsuko Fujimura, Shoju Chiba, and Mieko Ohso. Lexical and grammatical features of spoken and written japanese in contrast: Exploring a lexical profiling approach to comparing spoken and written corpora. In *Proceedings of the VIIth GSCP International Conference. Speech and Corpora*, pp. 393–398, 2012.
- [12] 東北大学. <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking>. (2021/11/25 閲覧).
- [13] HuggingFace. https://huggingface.co/transformers/model_doc/bert.html#bertforsequenceclassification. (2021/11/25 閲覧).
- [14] 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 systems, 2021.
- [15] Siska Fitrianie, Merijn Bruijnes, Deborah Richards, Andrea Bönsch, and Willem-Paul Brinkman. The 19 unifying questionnaire constructs of artificial social agents: An iva community analysis. In *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Intelligent Virtual Agents*, pp. 1–8, 2020.
- [16] Tatsuya Nomura, Takayuki Kanda, and Tomohiro Suzuki. Experimental investigation into influence of negative attitudes toward robots on human–robot interaction. *Ai & Society*, Vol. 20, No. 2, pp. 138–150, 2006.
- [17] Tatsuya Nomura, Tomohiro Suzuki, Takayuki Kanda, and Kensuke Kato. Measurement of anxiety toward robots. In *ROMAN 2006-The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pp. 372–377. IEEE, 2006.