

推薦論文

高齢者見守りのためのカウンセリングエージェントとの対話過程における Quality of Life 推定システムの構築

中川 聡^{1,a)} 遠藤 凌河¹ 成瀬 加菜¹ 國吉 康夫¹

受付日 2021年7月11日, 採録日 2022年1月11日

概要: 高齢者福祉における知的ロボットと人とのインタラクションでは、正確な状態推定とそれに基づく言動生成が重要となる。しかし、ヒューマンロボットインタラクション (HRI) 分野では、包括的な状態推定手法が確立されておらず、言動生成が画一化する傾向にある。そのため、見守りロボットと支援対象者との間で継続的な関係構築が困難となり、これが高齢者福祉の ICT 化を阻害する要因の 1 つになっている。なお、高齢者福祉では、支援対象者である高齢者の生活の質 (QOL) 向上に努めるべきだとされる。QOL は健康状態だけでなく、精神状態や社会的活動なども総括した指標である。そこで、対話エージェントを使ったカウンセリング実験を通じて構築したデータベースを基に、エージェントとインタラクションしているユーザの QOL を多角的に推定するシステムを考案した。人の表情、視線パターン、頭部揺動などの特徴量の統合処理による学習推定手法が、それぞれの特徴を個別に用いて推定した場合よりも推定誤差が小さくなることを示し、提案手法の有効性を示した。また、人とエージェントとの長期的関係構築には人のエージェントに対する自己開示が重要と考え、インタラクション中の自己開示度合いと、実験参加者の特徴との関係を調べた。その結果、エージェントから共感されていると感じた度合いが、エージェントに対する自己開示と正の相関があることを示し、また自己開示度の向上が QOL 推定の精度を高める可能性を示した。

キーワード: ヒューマンエージェントインタラクション, カウンセリング, 状態推定, 生活の質, 高齢者福祉

Construction of a Quality of Life Estimation System in the Process of Interacting with a Counseling Bot for Monitoring the Elderly

SATOSHI NAKAGAWA^{1,a)} RYOGA ENDO¹ KANA NARUSE¹ YASUO KUNIYOSHI¹

Received: July 11, 2021, Accepted: January 11, 2022

Abstract: In the interaction between an intelligent robot and a person in the elderly welfare, it is important to accurately estimate the user's state and generate responses based on it. However, in the field of human-robot interaction (HRI), a comprehensive state estimation method has not been established. Therefore, the generation of speech and behavior tends to be uniform, making it difficult to build a continuous relationship between the monitoring robot and the care recipient, and this is one of the factors that hinder the computerization of elderly welfare. In the field of elderly welfare, quality of life (QOL) is a useful index that comprehensively reflects not only an individual's physical well-being but also their mental health and social well-being. It is encouraged to make efforts to improve the QOL of the care recipients and to appropriately communicate with them based on their QOL. In this study, we developed a system to estimate the QOL of a user interacting with an interactive agent based on a database constructed through counseling experiments using the dialogue agent. The effectiveness of the proposed method was demonstrated by showing that an estimation method based on the integration of features such as human facial expressions, gaze patterns, and head fluctuations resulted in smaller estimation errors than estimation using each feature individually. In addition, we considered that self-disclosure by a person to an agent is important for building a continuous relationship between a person and an agent, and also examined the relationship between the degree of self-disclosure during the interaction and the characteristics of the participants in the experiment. The results showed that the degree of empathy felt from the response of an agent was positively correlated with the degree of self-disclosure to the agent, and that an increase in the degree of self-disclosure can improve the accuracy of QOL estimation.

Keywords: human-agent interaction, counseling, health state estimation, quality of life, elderly welfare

1. 序論

我々の平均寿命は延長の一途をたどっている。これは人口学ですら平均寿命予測を誤るほどの伸び率である。しかし長寿化は同時に世界人口の高齢化をも意味する。2020年における65歳以上の世界人口は7.27億人（世界人口の9.3%）であり、2050年には2倍以上の15億人（世界人口の16.0%）に増大すると予測されている[1]。

高齢化は少子化と並行して長らく社会課題の1つとして取り沙汰されてきたことから、高齢化という言葉には負の印象を抱く人が少なくない。実際、ハヴィガースト[2]は老年期を自身の役職の変化、生きる目的を自覚できる時期でもあり、個性、個別性が大きくなる時期でもあるとしているものの、喪失の時期でもあり絶望もあると指摘している。また、老年期は日常問題解決能力や言語能力などのように年齢とともに向上する部分がある一方で、身体機能や精神機能の衰退にともない健康状態が悪化するリスクも高まるため、身体的・精神的な健康状態の見守りが要される段階でもある。しかし現状では、全世界の65歳以上の人口のうち、男性では11%が、女性では24%が独居高齢者に該当する[1]。この要因の1つとして社会の変化や雇用の流動化などの影響があげられ、高齢者の健康状態をつねに把握することが一層困難になりつつある。ある研究では1人で就寝することが突然死のリスクを高めていると報告している[3]。

このような世界規模での高齢化に対するアプローチとして、IoT (Internet of Things) や ICT (Information and Communications Technology) を駆使した見守りサービスの導入が加速しており、この流れの1つに見守りロボットがある。世界各国では様々な事業へロボットを導入する政策も発表されており[4]、あらゆる分野にまたがるクロステックなロボット開発が世界規模で加速している。さらにこの潮流が高齢者福祉分野と結び付くことで、高齢者見守りロボットへの需要もさらに高まると推測される。インタラクティブな見守りロボットなどの高齢者福祉への導入を目指した見守りシステムが人間と交流する際には、システムが対話相手の健康状態を正確に推定し、さらには推定結果に応じた言動生成をすることが必要となる。

高齢者福祉では、支援対象となる高齢者の生活の質(QOL)向上やQOLに基づく対応に努めるべきだとされる[5]。たとえば支援対象者が、QOLの構成要素のうち社会生活機能尺度が低下していると判明した際に、人との交流機会を増やし社会的つながりを強くすることでQOL向上を図るなどである。政治・経済・技術を統合した視点で高齢化社会を考える分野としてジェロンテクノロジーがあるが、そ

の最終目標は、高齢者の自立性を維持しつつ、QOLを向上させることとしている[6], [7]。なお、QOLは身体的健康だけでなく、精神的well-beingや社会的well-beingをも総括した指標であり、人の状態を包括的、多元的に評価する[8]。支援対象者のQOLを正確に把握することで、QOL向上の促進や支援手法のパーソナライズが可能になる。しかし、従来のQOL測定法には以下の3つの問題点があげられる。

- (1) 高齢者福祉や福祉工学で提案される従来の支援手法や提案システムでは、発話量や笑顔の度合いなど、単一の定性的指標を基にQOL向上効果を評価する例が多い[9]。しかし、QOLは本来複数の尺度で構成される包括的な指標であるため、QOLの測定手法や向上手法の厳密な有効性検証には、多元的かつ定量的な評価が必要になると考える[10]。
- (2) 高齢者に対する検査や訓練は心理的負荷が高いことが指摘されており[8], [11]、QOLの定量評価のために実施されるアンケートや面接の調査形式が、調査対象者に作業の強制や緊張などの心理的負担を強いる可能性がある。また、1度の検査で測定可能なのは測定時のQOLのみであるため、QOLの継続的な測定には検査の反復実施を要し、効率性を欠く[8], [12]。
- (3) 従来のQOL推定では、対象者にQOL質問紙内の質問を投げかけるが、質疑応答形式は質問者と回答者の間に上下関係を築く可能性が指摘されている[13]。これは、受容的、共感的態度を基盤とした対人援助を提供するとする福祉のあるべき姿[14]とは相容れない。また、質問をする主体をロボットのような人間以外のエージェントに代替したコミュニケーションの場合でも、個人的な内容の一方的な質問を繰り返し投げかける行為は、対人コミュニケーションの過程における自己表現の3タイプのうち、「攻撃的」に分類される[15]。このような一方向的な関係は、ユーザにとって精神的負担となり、継続的な関係構築と状態評価を難しくする[8]。

したがって、我々の研究では、それぞれの問題点に対する解決策を以下のように提示し、対話システムとのインタラクションの過程における非侵襲的かつ継続的なQOLの多元的評価を目指す。まず、カウンセリングを行う対話エージェントとのインタラクション中に得られるユーザの動画とユーザのQOL情報を紐付けたデータベースを構築した。次に、そのデータベースを入力とするQOL推定システムの精度評価を通じて、提案手法の有効性を示した(図1)。提案した解決策を以下に記す。

- (1) 日本全国調査に基づくQOL指標SF-36v2(質問紙)

¹ 東京大学
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan
a) nakagawa@isi.imi.i.u-tokyo.ac.jp

本論文の内容は2020年9月のFIT2020第19回情報科学技術フォーラムにて報告され、同プログラム委員長により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

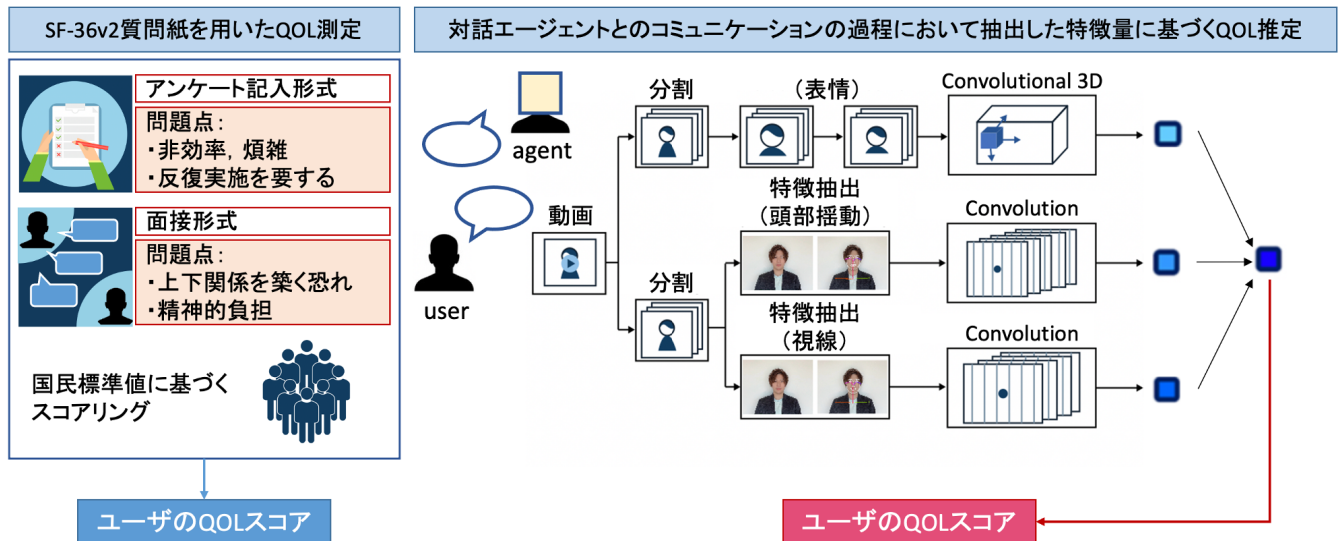


図 1 QOL 推定システム
Fig. 1 QOL estimation system.

[16] を活用した定量評価を行った。この指標は、現在 170 以上の言語に翻訳され、国際的に QOL の評価に広く用いられている SF-36 を改良したものである。なお、SF-36v2 で定義される QOL は、8 つの尺度（身体機能、日常役割機能（身体）、体の痛み、全体的健康感、活力、社会生活機能、日常役割機能（精神）、心の健康）により多角的に構成される。

(2) 人と対話エージェントの間での対話を通じたカウンセリングを行う環境を設定し、ヒューマンエージェントインタラクション (HAI) の過程において、QOL を推定するシステムを構築した。日常会話の中で QOL を測定することで、ユーザへの作業の強制をなくし、自然体のまま測定することが可能となる。また、ユーザの状態を総括的に理解するだけでなく、推定結果を用いてロボットの言動を変化させることで、ユーザの QOL 向上が図れるようになる。

(3) アンケート用紙内の質問への回答形式に替わり、内容に制限を設けない半構造化面接形式の QOL 推定手法を提案した。カウンセリングに特化した対話システムを推定に用いることで、ユーザに自己開示を促し、コミュニケーションの一方向化を防ぐ。

本論文で述べる貢献は以下の 2 点である。

(1) 高齢者福祉への HRI 導入の基盤を構築

第三次人工知能ブームにより、人工知能 (AI) は人間と相互に信頼し合うパートナーとしての役割を担うようになった [17]。その傾向は高齢者福祉でも顕著であり、福祉施設には見守りロボットが普及しつつあるが、その普及には多くの課題がある。たとえば、人間とロボットの関係パターンが画一的であることにより、長期的な関係を確立することが困難である点があげられる。これは、支援対象者を効率的かつ総体的に評価し、

その推定結果に基づいてロボットの言動を適応的に生成するモデルが確立されていないためである。支援対象者の総体的な評価指標として QOL を用いる例もあるが、従来の QOL の測定方法は高齢者の負担となるものが多い。我々の提案する手法は、特定のアンケートへ反復的に回答する従来形式とは異なり、エージェントとの日常会話の中で QOL を推定するため、高齢者の負担の軽減が可能となる。これにより、高齢者とロボットの長期的な関係を促進するとともに、推定された高齢者の状態に合わせてロボットをパーソナライズすることが可能になる。これは、高齢者福祉における ICT の発展を妨げてきたロボットインタラクション上の問題の解決策となりうる。

(2) 感情にとどまらない広範で多角的な状態把握を実現
対話エージェントとのインタラクションの中でユーザの健康状態、精神状態、社会的活動の総合的な推定を目指した点が、今日の状態推定で主流とされ従来から取り組まれてきた感情推定などの研究と一線を画しているところである。モニタリングシステムでは、プライバシーへの配慮が重要である一方で、ユーザの健康に関する多面的で有用な情報を得ることも重要であることから、他者の存在を要さないユーザとエージェントの間だけで完結するシステムを提案した。

2. カウンセリングエージェント

高齢者福祉施設では、個々の利用者に合わせた支援やロボット導入によるコミュニケーションの促進などを通じて支援対象者の QOL 向上を目指している。コミュニケーションロボットに関しては、パロ [18] やバルロ [19] などの導入例があり、パルロは全国の 1,200 カ所に導入が進んでいる [20]。しかし一般に、ヒューマンロボットインタラク

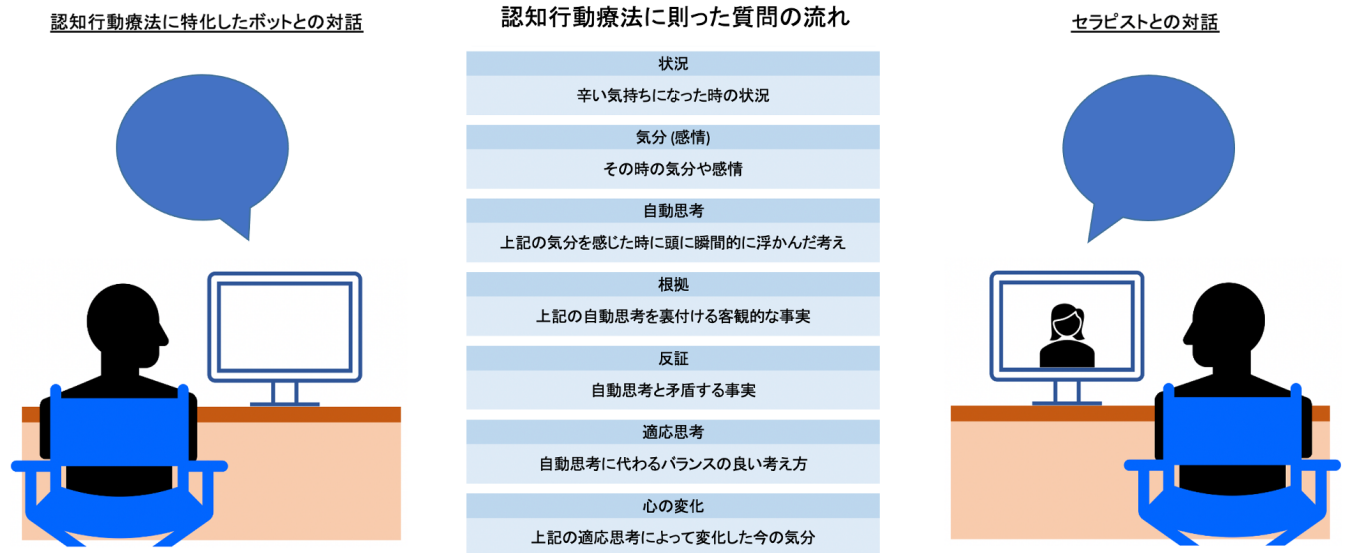


図 2 対話ロボットおよびセラピストとのカウンセリング
 Fig. 2 Counseling with a counseling bot (left) and a therapist (right).

ション (HRI) では人間同士のような長期的関係の構築が困難だとされ、1 度ロボットを導入するも撤退した施設もある。これは、人間とロボットとの関係が経時的変化に乏しく、人間がロボットに関心を示さない「飽き」の段階に入ることが原因だと考える。HRI に飽きの段階が訪れることは子供向け教育施設へのロボット導入実験でも示されている [21]。人とロボットの間における継続的で長期的な関係構築を促すためには、ロボットからの働きかけだけでなく、双方の働きかけが重要である。したがって、ロボットに代表されるコミュニケーションエージェントはユーザから自身への働きかけを促す場を形成する必要がある。これまでも人とロボットの間で心を開ける関係 (ラポール) を形成することを目指した研究 [22], [23] は行われている。それらの研究によると、話相手がロボットである場合、聞き手としての他者の社会的存在感が軽減されるため、よりユーザの内面性が高い自己開示を引き出すという点で人相手に勝るとされる。

なお、自己開示とは周囲の評価や評判とは無関係に自己の私的な内面を表出する行為のことである [23]。ロボットに対しての方がネガティブなことについて自己開示する傾向にあったり、コンピュータやアバターを使ってインタビューを行うことで、患者のより深い自己開示を引き出すことができると主張する研究もある [24], [25]。自己開示に対する障壁が人相手と比較して低いというエージェントの利点を活かし、(1) エージェントの言動によるユーザの自己開示の促進、(2) ユーザからの自己開示による特徴量抽出、(3) 特徴量を用いた QOL 状態の推定、(4) 推定結果に基づいた言動生成というサイクルをユーザとエージェント間で回し続けることで、HRI の経時的発展が期待できる。

そこで本研究では、自己開示を促すことが重要とされる

カウンセリングを行う対話エージェントとのインタラクションを扱う。図 2 に示すように、カウンセリングの一手法である認知行動療法に沿った対話を行うエージェント「ZERO」を実装し、ZERO とのインタラクションにおけるユーザの映像や発言内容と QOL スコアとを対応づけるデータベースを構築した。ZERO は先行するカウンセリングエージェント研究 [26] にならい、図 2 に示した項目に関する問いかけを行う半構造化面接の形式を持つ。ZERO がセラピスト役、人間がクライアント役となるカウンセリングを行い、双方は発話を通じて対話を行う。

3. カウンセリング実験とデータベースの構築

人が対話エージェントとコミュニケーション行動をとっている最中の動画のデータベースの作成、および対話エージェントによるカウンセリングと人間のカウンセラによるカウンセリングの差異の評価、また、長期的関係構築の実現に必要な要素の特定を目的として、対話エージェントおよびカウンセラの 2 つの形式によるカウンセリング実験を行った。本実験にはクライアント役として 51 名 (年齢 23.1 ± 4.4 , 男性 26 名, 女性 24 名, 無回答 1 名), セラピスト役として臨床心理士または公認心理師の資格を有する者 5 名が参加した。本実験手順はすべて、人を対象とした実験に関する倫理審査を通過し、承認された手法に従って執り行われた。また、本実験はすべて ZOOM を用いたオンライン形式で行った。遠隔手法を用いながら人以外の実体に対して自己開示を含む会話をするに於いて、我々が抱く抵抗感の有無に関しては、対面、チャット、電話、テレビ電話、エージェントの 5 形式による半構造化面接実験を通じて検証している。実験結果から、エージェントとの対話形式はユーザに抵抗なく受け入れられる可能

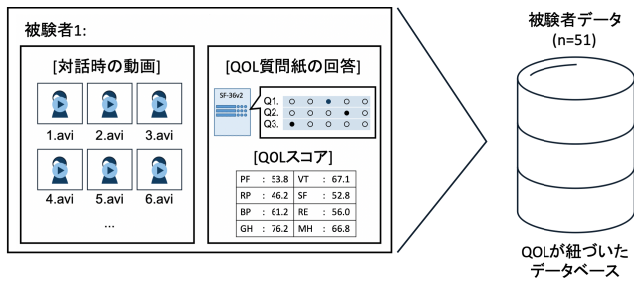


図 3 対話エージェントとのカウンセリングを通じて構築したデータベース

Fig. 3 Database of QOL information, based on data collected through counseling with the communication agent.

性があることを結論づけている [27]. 被験者はエージェントとの会話実験に先立ち、QOL 質問紙 SF-36v2 へ回答している. この回答結果を既存のスコアリングアルゴリズム [16] に入力することで、QOL を構成する 8 尺度それぞれのスコアを出力することができる. 本研究ではこの従来の QOL 測定法により算出された QOL スコアを正解データとして活用した. また、それぞれのカウンセリングを終了したのちに、クライアント役は、セッション後の気分を問う J-SEQ 質問紙 [28], ロボットに対する印象を尋ねる GODSPEED [29], およびテレカウンセリングシステムの評価を行った研究 [27] において用いた、エージェントとの継続的な関係構築ができるかを問う選択式アンケートに回答した.

以上の実験により、図 3 に示したような、エージェントとの会話中の動画、QOL アンケートへの回答結果、および、従来手法により算出された QOL スコアを、各被験者について記録するデータベースを構築した. なお、1 人あたりの実験時間は 1 時間であり、そのうち、カウンセラとの心理面接は 20 分間行った. ZERO との心理面接では制限時間を設けず、クライアントが認知行動療法の最後のステップにたどり着いた時点で心理面接を終了した. ZERO との平均対話時間は 8 分 8 秒 ± 1 分 26 秒であった. データベースには 2 つの形式それぞれにおける心理面接の開始から終了までの間の動画を収録したが、そのうち、QOL 推定システムの学習ではクライアントが発話しているときの動画を抽出して用いた.

なお、今回の QOL 推定システムの有効性は、QOL の 8 種類の構成要素のうち、「心の健康」を推定することで評価する. 先行研究 [33] では、被験者の表情と発話音声から 8 尺度の QOL を推定しているが、心の健康のみが他 7 尺度と比較して推定誤差が大きかった. そのため、本研究では心の健康の推定精度を測定し、先行研究での提案手法と比較して性能が向上したかを評価する. 被験者に実施した QOL アンケートの結果では、心の健康スコアの平均は 48.4 ± 8.9 点だった.

4. QOL 推定実験

4.1 QOL 学習推定システムの実装

QOL 学習推定システムとして、図 1 右に示した深層学習アーキテクチャを設計した. 3 つの個別の特徴量に基づく推定器を並列に配し、最終段階において統合する構造である. 上段の表情に基づく推定では、前処理として入力となる動画の 3 次元情報に対してフレーム分割を施したのちに、Haar Cascades [30] を顔検出器として各フレームに適用し、顔の部分のみを抽出した. その後、Convolutional 3D (C3D) [31] を用いたニューラルネットワークへと入力される. C3D は 3 次元 (2 つの空間次元と 1 つの時間次元) で畳み込みを行うアプローチであり、これはビデオベースの感情認識において有効性が示されている [32]. この C3D を融合した表情に基づく QOL スコア推定では、QOL を構成する 8 尺度のうち、心の健康スコアの推定が困難であることを我々の先行研究 [33] において示している. そこで、QOL 構成尺度のうち、心の健康スコアのさらなる推定精度向上を目的として、視覚情報の個別の特徴抽出に基づく学習推定を行った.

頭の揺動パターンを用いて感情認識を目指した研究 [34], [35], [36] や、視線パターンと感情状態に相関があることを示す研究 [37], [38], [39] があることから、表情の他に新たに抽出する視覚情報として、頭部揺動および視線パターンが有効であると考えられる. したがって、頭部揺動および視線パターンは人の状態を推定するのに有用な情報であり、QOL に関する情報も抽出することが可能であると仮定し、頭部揺動および視線パターンに基づく心の健康スコアの推定を行った. これらの特徴の抽出方法を統一することを目的として、また、最終的にはカメラを備えたインタラクティブロボットによる自律的な抽出を可能にすることを目指して、OpenPose [40] を用いて両者の特徴量を抽出した. この手法を動画分割により得られた各フレームに適用することで、人の顔面上から 70 点におよぶ特徴点が抽出される. それらのうち、今回の実験では眼球運動にかかわる 3 点と、頭部揺動にかかわる 2 点、計 5 点の特徴点の座標 (x 座標と y 座標) を用いた. これらの座標は顔中心部からの相対位置となるように標準化したものであり、これらの特徴点の座標の変動を用いて、視線パターンや頭部揺動を抽出した. この抽出方法により、頭部揺動および視線パターンそれぞれの時系列データを得た. 学習に関しては 2 次元畳み込みを行った.

4.2 分類実験

頭部揺動および視線パターンの QOL 推定に対する有用性を検証するために、心の健康スコアの高低の分類実験を実施した. 被験者 51 名のうち、QOL アンケートへの回答の欠落により、従来の QOL 測定のために必要な条件を満

たさなかつた7名を除く44名(年齢 23.0 ± 4.1 , 男性22名, 女性21名, 無回答1名)のデータを扱った. 従来のスコアリングアルゴリズムを用いて算出したQOLを構成する8尺度のスコアのうち, 心の健康スコアをもとに, 44名の被験者を低スコア群, 高スコア群に分けた. 被験者の心の健康スコアを昇順に並べたものを図4に示している. 縦軸が心の健康スコアに対応し, 横軸が被験者番号に対応している. QOLを構成する8つの尺度にはそれぞれに国民標準値が存在するが, 今回用いたアルゴリズムによって算出されるQOLスコアは国民標準値が50, 標準偏差が10となるように調整されている. したがって, 50をカットオフ値として, 高スコア群(図中赤色)および低スコア群(図中青色)の2群に分類することができる.

視線パターンおよび頭部揺動のそれぞれの特徴を入力として心の健康スコアの高低判別を行った. 評価においては被験者1人のデータをテストデータ, 残りすべてを訓練データに割り振り, すべての被験者がテストデータとなるまで同様の学習を繰り返す44分割交差検証を実行した.

44名の参加者の動画から頭部揺動および視線パターンを抽出して分類した結果をそれぞれ図5および図6に示した. 低スコアと推定された被験者を青色で, 高スコアと推定された被験者を赤色で示している. 判別精度は視線パターンにおいて65.9%, 頭部揺動において70.5%であった. どちらの特徴量を入力した場合も, カットオフ値に近いスコアについては低スコア群に判別しており, またカットオフ値から離れたスコアにおいても誤判別が確認できる. 以上のことから, 単一の特徴量のみでは特徴空間上での分類が容易ではなく, それぞれの特徴量を単体で用いて推定することは難しいと考える. しかし, 判別精度をチャンスレベルの50%とした二項検定の結果, 両者の条件において有意差があることが確認された(視線パターン: $p = .024 < .05$, 頭部揺動: $p = .0048 < .05$). したがって, 頭部揺動および視線パターンの両者ともに強くポジティブには働かないものの, QOLスコアに有用な特徴量である可能性があることが示された.

4.3 回帰実験

続いて心の健康スコアを直接推定する回帰実験を実施した. 提案手法の評価として, 表情, 頭部揺動, 視線パターンのそれぞれの特徴抽出に基づく3種のシングルモーダル学習, および, これら3種類の特徴量の統合学習の合計4つの学習推定を行った. すべての学習実験において入力したデータは, 対話エージェントとの会話実験の過程において収集し, データベース化したカウンセリング中の動画をフレーム分割処理したものであり, 評価においては44分割交差検証を実行した.

統合学習に基づく推定実験結果, および視線パターン, 頭部揺動, 表情をそれぞれ個別に用いたシングルモーダ

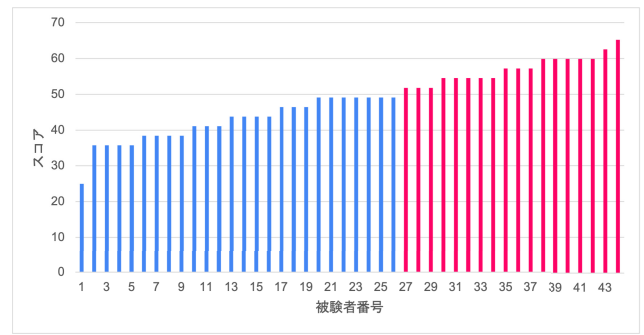


図4 全被験者の心の健康スコア

Fig. 4 Mental health QOL scores of all of the participants.

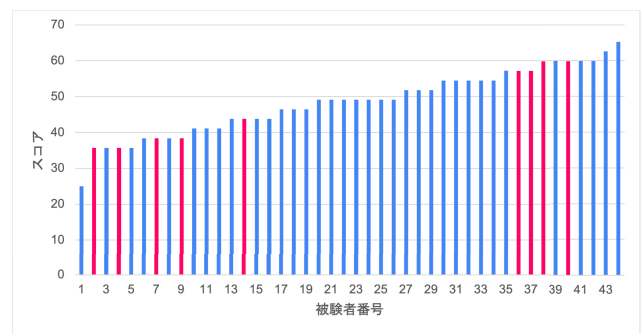


図5 視線パターンを用いたスコア高低判別結果

Fig. 5 Result of the classification using eye movement.

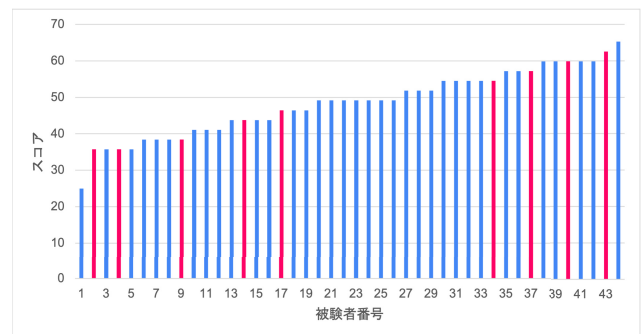


図6 頭部揺動を用いたスコア高低判別結果

Fig. 6 Result of the classification using head fluctuation.

ル学習に基づく推定結果を比較したものを図7に示した. グラフは4つの条件下での実験による, 今回実装した学習推定システムにより推定されたスコアと, 既存のスコアリングアルゴリズムにより算出された実際のスコアとの誤差の分布をそれぞれ表している. 誤差の分布を比較すると, 今回の実験で実装した統合学習 (median: 7.91, first quartile: 4.20, third quartile: 11.2) が, シングルモーダル学習である視線 (median: 8.27, first quartile: 4.23, third quartile: 12.8), 頭部揺動 (median: 7.69, first quartile: 4.06, third quartile: 13.3), 表情 (median: 9.36, first quartile: 3.69, third quartile: 14.2) に比べて誤差を小さく抑えて推定スコアを出力することができたことが分かる. また, スティール=ドゥワス検定の結果, 表情と比較して視線パターンおよび頭部揺動の入力による誤差の減少には

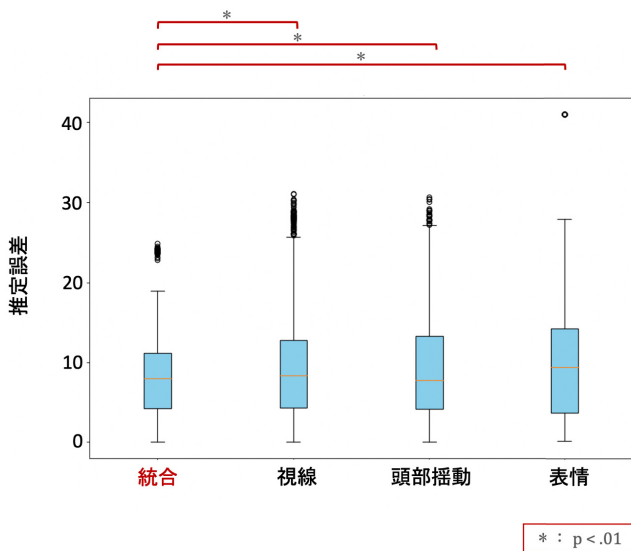


図 7 心の健康スコア推定結果

Fig. 7 Result of the mental health QOL score estimation.

有意差はないものの、統合学習と頭部揺動、視線、表情それぞれの比較では、統合学習による推定誤差の減少に有意差 ($p < .01$) が認められた。したがって、シングルモダ学習による推定器と比較し、QOL 推定において提案システムの有効性が高いことが示された。

分類実験の結果、各特徴量を個別に推定に用いることは容易ではないことが示されたにもかかわらず、すべての特徴量を統合することで推定精度の向上を実現させることができた。これは、すべての特徴量が個々には強い推定能力を持っているわけではないものの、それぞれが推定に寄与しており、統合処理を施すことで相補的關係になったためであると考えられる。

以上の実験により、カウンセリングエージェントとの会話を通じて得られるデータを用いた、従来手法と比較して負担の少ない QOL 推定手法の有効性を示した。今後は、高齢者を対象とした福祉施設などでの実証実験を進めていく。高齢者を対象とした場合、音声を通じたエージェントとのインタラクションや、視覚情報を用いた推定の両者においてさらなる検討が必要であると考えられる。たとえば、高齢者の発話はその他の年代の人々の発話と特徴が異なることが示されており、高齢者などの各年代に特化した発話コーパスも存在する [41], [42]。したがって、高齢者の発話に特化した対話システムの構築が必要となる可能性がある。今回の実験においても、若年層に特化したコーパスを用いることでさらなるカウンセリングの質向上が実現できた可能性もあり、検証する必要がある。また、加齢にともなう眼球運動の変化も指摘されていることから [43]、我々が実装した視覚情報に基づく QOL 推定器が高齢者にも適応できるかどうかを検証する必要がある。したがって、高齢者福祉施設における、対話ボットとのカウンセリングを通じた QOL 推定システムの実地検証が必要となる。同時

に、高齢者に特化したデータベースの構築を通じて、人とロボット間のコミュニケーションの質を向上させることを目指す。

5. 長期的関係構築の実現に必要な要素の検討

5.1 実験概要

QOL スコア推定結果より、コミュニケーションエージェントとの会話の過程における QOL の推定が可能になったことを確認した。支援対象者の QOL をロボットが正確に把握することで、QOL 向上の促進や遠隔支援手法のパーソナライズが可能になると考える。しかし、人間とロボットの関係は、興味を示す時期、安定期、飽きる時期へと推移する [21]。この飽きの段階に入ってしまうと、両者間での対話がなくなり、それにともないエージェント側が QOL 情報を習得できず、パーソナライズもできなくなるという状態に陥る。これを防ぐには、人間とロボットとの会話の質を向上させ、満足度の高いコミュニケーションを実現させる必要がある。そこで、長期的関係構築の実現に必要な要素を明らかにするため、3章のカウンセリング実験で収集したアンケートを解析し、カウンセリングに重要な自己開示の度合いと、その他の指標との関係を調べた。今回の解析には、自己開示度合いに関するアンケートの回答が得られた 42 名 (年齢 22.3 ± 3.5 , 男性 23 名, 女性 18 名, 無回答 1 名) のデータを利用した。

5.2 認知行動療法に特化した対話エージェント ZERO の有効性の評価

まず、対話エージェントによるカウンセリングが、人を相手とする一般的なカウンセリングと同様の効果を持つことを検証した。本実験では対話エージェント ZERO およびセラピストによる心理面接を行ったが、クライアント役の被験者はそれぞれの面接の前後に、負の感情強度を 0 から 100 の間の実数値で評価した。感情強度の分布を図 8 に示す。マン=ホイットニーの U 検定の結果、両者の条件下において、負の感情強度の低下に有意差 ($p < .01$) が確認され、セラピストによる心理面接ならびに今回実装した対話エージェント ZERO の認知行動療法に対する有効性が示された。

5.3 自己開示度と共感度の関連の評価

心理面接における自己開示度 (どれだけ自分のことを打ち明けられたか) の重要性については複数の文献が言及している [45], [46]。たとえば、心理的障壁を弱めるための聞き手としてのロボットの可能性について検証した研究 [22] によると、心理面接においては、自己開示度が面接の有効性に関連することが明らかになっている。また、自己開示度は心の健康との相関があることも示されている [47]。たとえば、ネガティブな話題について自己開示することで、

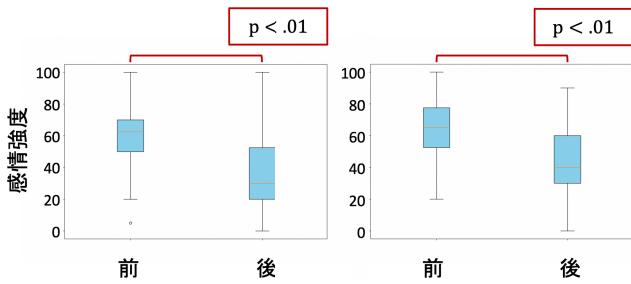


図 8 心理面接を受ける前と後の負の感情強度の変化 (左: カウンセラ, 右: エージェント)

Fig. 8 Changes in the intensity of negative emotions before and after the counseling (left: counselor, right: agent).

鬱や身体症状が軽減されることが示されている [48]. また, クライアントは自己開示により, 金銭を得るときと同様の報酬処理にかかわる側坐核や腹側被蓋野など, 中脳辺縁系ドーパミンシステムを形成する脳領域が活性化されるため, 自己開示は継続的な治療への動機付けにも影響を与える [49].

本研究では, エージェントとのインタラクションの過程においてユーザが相手から共感されていると感知することが, カウンセリングエージェントへの自己開示に寄与するという仮説を立てた. 心理面接では, セラピストがクライアントへの共感を示すことが面接の質を高める方法の1つとされている [50]. この仮説を検証するため, 面接中におけるクライアントの自己開示度と, 相手に共感されていると感じた度合いの両者をアンケートの回答結果から定量化し, 関係性を評価した. クライアントの自己開示度と共感度は, それぞれ「自身のことについて話すことの容易さほどのくらいですか」「気持ちを受け止めてくれたと感じましたか」の問いに対して, 1 (低い, 低評価) から 5 (高い, 高評価) の整数での回答を求めることで数値化した. 自己開示度, 共感度の2つの尺度のスコア分布を図 9 に示す. 相関係数は $r = 0.42$ であり, 無相関であることを帰無仮説と設定した場合の検定結果 ($p = .00006 < .05$) より, 自己開示度と共感度の両者に正の相関があることが確認された. この結果から, エージェントの言動生成に共感要素を含めることで, 自己開示度を向上させられる可能性があると考えられる.

5.4 自己開示度とユーザの性質の関連の評価

社会心理学では, 人間の振舞いは他者からの期待に応えるように形成されるといわれている [51]. したがって, 他者の存在が人間の行動を制限することもあると考える. そこで, 対話エージェント ZERO を相手とした心理面接は, 面接相手の社会的存在をクライアントに意識させることが少なくなるため, 自己開示を促すという仮説を立てた. また, 話した内容に対して他者から批評されないという安心感も, 自己開示に寄与すると考える. しかし, クライアン

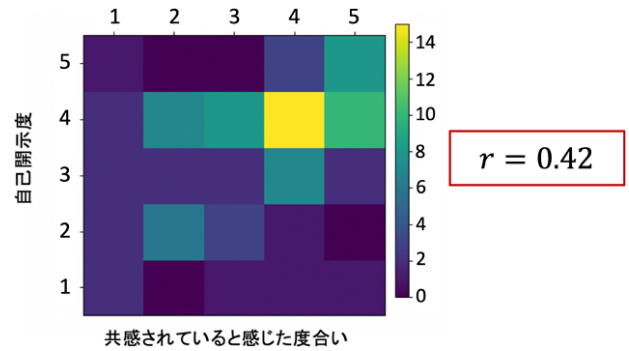
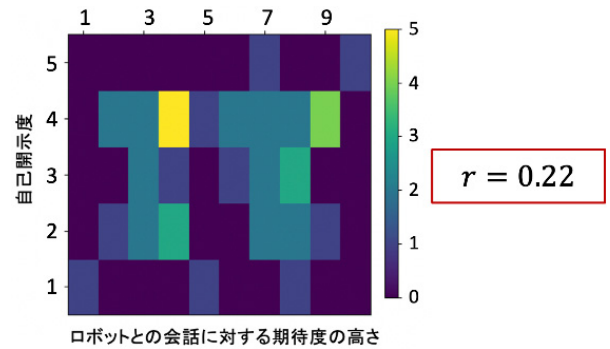
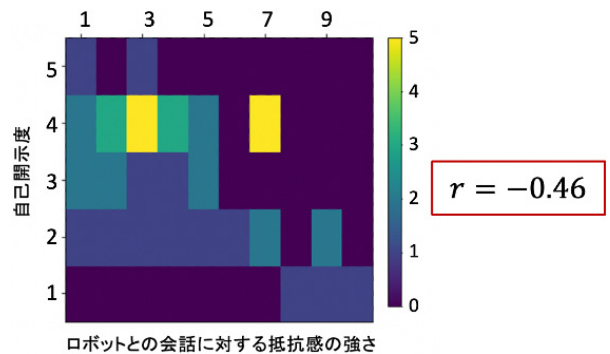


図 9 自己開示度と共感度の関係

Fig. 9 Correlation between the self-disclosure and the empathy.



ロボットとの会話に対する期待度の高さ



ロボットとの会話に対する抵抗感の強さ

図 10 エージェントに対する自己開示度と期待度の相関 (上) と, 自己開示度と抵抗感の相関 (下)

Fig. 10 Correlation between level of self-disclosure and expectation of agents (top) and between level of self-disclosure and resistance to agents (bottom).

ト役に対するアンケートの結果では, 対話エージェントに対する自己開示度の分散が大きく, クライアント役自身の特性や価値観が自己開示度に影響する可能性が示唆された. そこで, 自己開示度と各クライアント役の特徴との相関を調査した.

結果を図 10 に示す. 図 10 上は対話エージェントを含むロボットとの会話 (コミュニケーション) に対する期待度と自己開示度との相関, 図 10 下はエージェントとの会話に対する抵抗感の強度と自己開示度との相関である. 前者の相関係数は $r = 0.22$ であったことから, エージェントに対する期待度の高いクライアントほどエージェントに対して自己開示がしやすいことが示唆される. また, 後者

の相関係数は $r = -0.46$ であり、無相関であることを帰無仮説と設定した場合の検定結果 ($p = .0018 < .05$) より、エージェントに対する抵抗感が強いクライアントほど自己開示が難しいことが分かった。

今回の初対面のエージェントとのカウンセリング実験は、関係構築の経時的発展の中でも初期の部分抽出している。エージェントへの抵抗感が自己開示を妨げる可能性は示唆されたが、これは関係の長期化にともない軽減される可能性がある。したがって、エージェントとの会話を繰り返し行ううち、自己開示やそれともなう QOL 推定のためのデータ収集が容易化され、それがエージェントの言動のパーソナライズを促進し、結果的に再びユーザとの関係が強化される、という循環が期待できる。今後の展望としては、人の状態に応じた言動のパーソナライズと自己開示の促進を実現するため、QOL を基軸とした人の包括的な状態推定、および、それに基づくロボットインタラクション設計の実現を目指す。

6. エージェントとのインタラクションの質と QOL 推定精度の評価

QOL 推定の精度を向上させるためには、推定に必要な QOL に関する高次元な情報をユーザからエージェントへ提示してもらう必要がある。つまり、エージェントに対する自己開示度合いを高めることは、QOL 推定精度を向上させると考える。そこで、これら 2 つには相関があると仮説を立て、検証を行った。

図 11 は、3 章にて説明したエージェントとのカウンセリング実験における、参加者の自己開示の度合いと QOL 推定誤差の分布を表している。解析に用いたデータは、参加者 51 名のうち、QOL アンケートと自己開示度合いを問うアンケートの両方から有効な回答を得られた 38 名（年齢 22.4 ± 3.6 、男性 19 名、女性 18 名、無回答 1 名）のものである。縦軸は、5.3 節で用いたどれだけ自己開示ができたかを 5 段階の選択肢を用いて問うアンケートの回答を示しており、1 に近いほど自己開示度が低く、5 に近いほど自己開示度が高いことを意味する。また、横軸は、我々が提案した QOL 推定システムにより出力された心の健康スコアと、従来のスコアリングアルゴリズム [16] を介して出力された心の健康スコアの誤差を示している。2 変数の相関係数が $r = -0.25$ であることから、自己開示度が高いユーザほど誤差を小さく QOL 推定ができていたことが示唆される。

5.3 節における自己開示度と共感度の関係の調査より、対話エージェントとのインタラクションの過程においてユーザが相手から共感されていると感じることがカウンセリングエージェントへの自己開示を促すことが分かったうえ、自己開示度が高いユーザほど QOL スコアの推定誤差を抑えられる可能性が示唆された。以上のことから、ユーザに

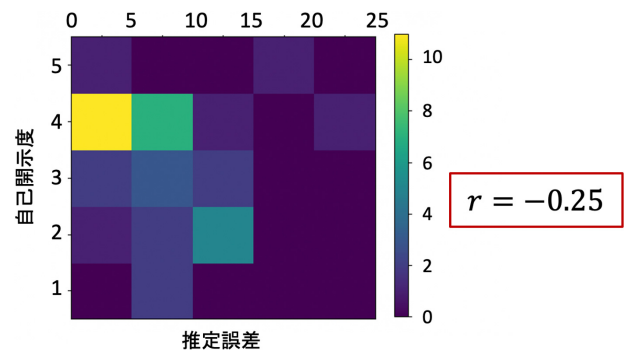


図 11 自己開示度と QOL 推定誤差の分布

Fig. 11 Distribution of self-disclosure level and QOL estimation error.

対して共感的だと感じられるエージェントの言動が、ユーザの自己開示および QOL 推定精度の両者を向上させることが考えられる。したがって、QOL 推定とそれに基づく言動生成を行う対話エージェントは、彼らに共感的言動生成をさせ自己開示を促すことにより、さらなる精度向上が見込めると結論づける。

7. 結論

本研究では、高齢者福祉で重要視される QOL に着目し、カウンセリングエージェントとのインタラクションの過程において収集される特徴量の統合処理による QOL 推定手法を提案し、その有効性を示した。また、継続的な QOL 推定に必要な人とエージェントの長期的関係構築を実現させるには、自己開示を促すことが重要であると考え、自己開示レベルとユーザの特徴との相関を調べた。その結果、カウンセリング中におけるユーザの自己開示度と、相手に共感されていると感じた度合いの間に正の相関を見出した。また、自己開示度と QOL 推定誤差の間には負の相関が見られた。

以上のことから、ロボットとの日常的なインタラクションの中でユーザの QOL を推定することで、継続的かつ効率の良い QOL 測定が可能となる。また、推定した QOL に基づくロボットの言動の最適化や、自己開示を促す共感的な言動生成により、ロボットとユーザとの関係に経時的変化がもたらされ、長期的関係構築を促進するであろう。人とロボットとの長期的関係構築は、HRI 研究分野における共通目標の 1 つである。このように、QOL 推定を軸としたマンマシンインタフェースの構築は、知的ロボットによる多元的で包括的な状態推定と長期的な関係構築を実現し、高齢者福祉の ICT 化における諸問題の解決策となりうる。

謝辞 本研究は、文部科学省の東京大学ソーシャル ICT グローバル・クリエイティブリーダー育成プログラム (GCL)、次世代知能科学研究センターの支援を受けた。

参考文献

- [1] The United Nations: World Population Ageing 2020 Highlights (2020).
- [2] Havighurst, R.J.: *Developmental Tasks and Education*, Longman (1953).
- [3] Sveinsson, O., Andersson, T., Mattsson, P., Carlsson, S. and Tomson, T.: Clinical risk factors in SUDEP: A nationwide population-based case-control study, *Neurology*, Vol.94, No.4, pp.e419–e429 (2020).
- [4] Prime Minister's Office, New Robot Strategy Japan's Robot Strategy – Vision, Strategy, Action Plan (2015).
- [5] Masui, H., Otaga, M., Moriyama, Y. and Matsushige, T.: Current issues in long-term care policy and research, *Journal of the National Institute of Public Health*, Vol.68, No.1 (2019).
- [6] Riboni, F.V., Comazzi, B., Bercovitz, K., Castelnovo, G., Molinari, E. and Pagnini, F.: Technologically-enhanced psychological interventions for older adults: A scoping review, *BMC Geriatrics*, Vol.20, pp.1–11 (2020).
- [7] Bronswijk, J.E., Bouma, H., Fozard, J.L., Kearns, W.D., Davison, G.C. and Tuan, P.C.: Defining gerontechnology for R&D purposes, *Gerontechnology*, Vol.8, No.1, p.3 (2009).
- [8] 中川 聡, 米倉将吾, 金沢星慶, 西川 鋭, 國吉康夫: AdaBoost を用いた心の健康スコア推定システムの構築 (Mental Health Score Estimation System Based on AdaBoost), 第 19 回情報科学技術フォーラム (FIT2020) (2020).
- [9] Moyle, W., Arnautovska, U., Ownsworth, T. and Jones, C.: Potential of telepresence robots to enhance social connectedness in older adults with dementia: An integrative review of feasibility, *International Psychogeriatrics*, Vol.29, No.12, pp.1951–1964 (2017).
- [10] Nakagawa, S., Huang, M. and Kuniyoshi, Y.: Construction and Evaluation of QOL Specialized Dictionary SqolDic Utilizing Vocabulary Meaning and QOL Scale, *Electronics*, Vol.10, No.4 (2021).
- [11] 中野広隆, 中村 光: 高齢者の顔—名前連合学習における学習方法による記憶促進効果と心理的負担度の違い, 認知リハビリテーション, Vol.26, No.1, pp.15–23 (2021).
- [12] 迫匠一郎, 近藤一晃, 中村裕一, 松岡義明, 大塚智丈: 認知症患者の QoL を推定するための笑顔と発話の認識, 電子情報通信学会技術研究報告, 信学技報 (2015).
- [13] 赤間怜奈, 徳久良子, 乾健太郎: Quality of Life 情報の伝達補助を目的とする対話応答候補生成, 自然言語処理, Vol.26, No.3 (2019).
- [14] 森本寛訓: 医療福祉分野における対人援助サービス従事者の精神的健康の現状と, その維持方策について—職業性ストレス研究の枠組みから, 川崎医療福祉学会誌, Vol.16, No.1, pp.31–40 (2006).
- [15] 中村安治: 対人コミュニケーション教育とカウンセリング・アプローチ, 研究紀要, 人文科学・自然科学篇, Vol.38, pp.21–40 (1997).
- [16] Fukuhara, S., Bito, S., Green, J., Hsiao, A. and Kurokawa, K.: Translation, adaptation, and validation of the sf-36 health survey for use in japan, *Journal of Clinical Epidemiology*, Vol.51, No.11 (1998).
- [17] 日下 航, 尾形哲也, 小嶋秀樹, 高橋 徹, 奥乃 博: RNN を備えた 2 体のロボット間における身体性に基づいた動的コミュニケーションの創発, 日本ロボット学会誌, Vol.28, No.4, pp.532–543 (2010).
- [18] Shibata, T.: Research on interaction between human and seal robot, paro, *Robotics Society of Japan*, Vol.29, pp.1–31 (2011).
- [19] Ninomiya, T.: Introduction of the communication robot “palro” and efforts in “robot town sagami”, 日本ロボット学会誌, Vol.33, No.8, pp.607–610 (2015).
- [20] 介護ロボット: パルロ, 入手先 (<https://carerobot.kanafuku.jp/search/robot020.html>) (参照 2021-07-08).
- [21] Tanaka, F., Cicourel, A. and Movellan, J.R.: Socialization between toddlers and robots at an early childhood education center, *Proc. National Academy of Sciences*, Vol.104, No.46, 17954–17958 (2007).
- [22] Uchida, T., Takahashi, H., Ban, M., Shimaya, J., Yoshikawa, Y. and Ishiguro, H.: A robot counseling system—What kinds of topics do we prefer to disclose to robots?, *2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp.207–212 (2017).
- [23] 高橋英之, 伴 碧, 内田貴久, 島谷二郎, 熊崎博一, 守田知代, 吉川雄一郎, 石黒 浩: ロボットを用いた自己開示促進システムの心理過程のモデル化, 行動科学, Vol.57, No.1, pp.47–54 (2018).
- [24] Joinson, A.N.: Self-disclosure in computer-mediated communication: The role of self-awareness and visual anonymity, *European Journal of Social Psychology*, Vol.31, No.2, pp.177–192 (2001).
- [25] Rehm, I.C., Foenander, E., Wallace, K., Abbott, J.A.M., Kyrios, M. and Thomas, N.: What Role Can Avatars Play in e-Mental Health interventions? Exploring new Models of Client–Therapist interaction, *Frontiers in Psychiatry*, Vol.7, No.186 (2016).
- [26] 設楽一碩, 田中宏季, 足立浩祥, 金山大祐, 阪上由香子, 工藤 喬: 対話エージェントを用いた認知行動療法の有効性検証, 2020 年度人工知能学会全国大会, 4F3-OS-25b-05 (2020).
- [27] 中川 聡, 三枝弘幸, 遠藤凌河, 成瀬加菜, Lem Wey Guan, 國吉康夫: VR テレカウンセリングに基づくセラピスト–クライアント間インタラクションに関する評価, 第 24 回日本バーチャルリアリティ学会大会, 4D-04 (2019).
- [28] 桂川泰典, 国里愛彦, 菅野 純, 佐々木和義: 日本語版セッション評価尺度 (The Japanese Session Evaluation Questionnaire: J-SEQ) 作成の試み, パーソナリティ研究, Vol.22, pp.73–76 (2013).
- [29] Bartneck, C., Croft, E. and Kulic, D.: Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots, *International Journal of Social Robotics*, Vol.1, No.1, pp.71–81 (2009).
- [30] Violaand, P. and Jones, M.: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, *Proc. 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*, Vol.1, pp.I511–I518 (2001).
- [31] Tran, D., Bourdev, L., Fergus, R., Torresani, L. and Paluri, M.: Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks, *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision* (2015).
- [32] Fan, Y., Lu, X., Li, D., et al.: Video-based emotion recognition using CNN-RNN and C3D hybrid networks, *Proc. 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction* (2016).
- [33] Nakagawa, S., Enomoto, D., Yonekura, S., Kanazawa, H. and Kuniyoshi, Y.: New telecare approach based on 3D convolutional neural network for estimating quality of life, *Neurocomputing*, Vol.397, pp.464–476 (2020).
- [34] Cohn, J.F., Reed, L.I., Ambadar, Z., et al.: Automatic analysis and recognition of brow actions and head motion in spontaneous facial behavior, *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*

(IEEE Cat. No.04CH37583, Vol.1 (2004).
 [35] Zhang, Y. and Ji, Q.: Active and dynamic information fusion for facial expression understanding from image sequences, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.5 (2005).
 [36] Liu, P. and Yin, L.: Spontaneous facial expression analysis based on temperature changes and head motions, *2015 11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG)*, Vol.1 (2015).
 [37] Zhao, L.M., Li, R., Zheng, W.L. and Lu, B.L.: Classification of five emotions from EEG and eye movement signals: Complementary representation properties, *2019 9th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)* (2019).
 [38] Lu, Y., Zheng, W.L., Li, B. and Lu, B.L.: Combining eye movements and EEG to enhance emotion recognition, *24th International Joint Conference on Artificial Intelligence* (2015).
 [39] 古川茂人: 眼から読み取る心の動き Heart-Touching-AIのキー技術, *NTT 技術ジャーナル* 2016 (2016).
 [40] Cao, Z., Simon, T., Wei, S.E. and Sheikh, Y.: Real-time multi-person 2D pose estimation using part affinity fields, *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit* (2017).
 [41] Fukuda, M., Nishizaki, H., Iribe, Y., Nishimura, R. and Kitaoka, N.: Improving Speech Recognition for the Elderly: A New Corpus of Elderly Japanese Speech and Investigation of Acoustic Modeling for Speech Recognition, *Proc. 12th Language Resources and Evaluation Conference*, pp.6578–6585 (2020).
 [42] Ren, F. and Matsumoto, K.: Semi-automatic Creation of Youth Slang Corpus and Its Application to Affective Computing, *IEEE Trans. Affective Computing*, Vol.7, No.2, pp.176–189 (2015).
 [43] 彦坂興秀: 発達と加齢に伴う眼球運動の変化とその異常, *脳と発達*, Vol.29, No.3, pp.213–219 (1997).
 [44] Jourard, S.M.: *Self-disclosure: An experimental analysis of the transparent self*, John Wiley (1971).
 [45] 葛西真記子, 徳永啓幸: カウンセラーの「適切な自己開示」に関する研究: 試行カウンセリングを通して, *鳴門教育大学研究紀要*, Vol.18, pp.67–75 (2003).
 [46] Farber, B.A.: *Self-disclosure in psychotherapy*, Guilford Press (2006).
 [47] Cozby, P.C.: Self-disclosure: A literature review, *Psychological Bulletin*, Vol.79, No.2, p.73 (1973).
 [48] Cohen, S. and Wills, T.A.: Stress, social support, and the buffering hypothesis, *Psychological Bulletin*, Vol.98, No.2, p.310 (1985).
 [49] Tamir, D.I. and Mitchell, J.P.: Disclosing information about the self is intrinsically rewarding, *Proc. National Academy of Sciences*, Vol.109, No.21, pp.8038–8043 (2012).
 [50] Truax, C.B. and Carkhuff, R.R.: Client and therapist transparency in the psychotherapeutic encounter, *Journal of Counseling Psychology*, Vol.12, No.1, p.3 (1965).
 [51] Duval, S. and Wicklund, R.A.: *A theory of objective self awareness*, Academic Press (1972).

付 録

A.1 エージェントによるカウンセリングとセラピストによるカウンセリングの評価

エージェントのセラピストに対する優位性を、クライアント役による自由記述アンケートから考察した。その結果、カウンセラーの顔をうかがわずに済む点や、開示内容を相手に評価されずに済む点が話しやすさの向上につながったという報告があった。これは、対話エージェントが他者の存在を意識させないことや開示内容を評価しないことが自己開示の促進につながるという仮説と合致する。一方、対話エージェントに対する否定的な意見としては、エージェントの返答や声質が機械的であることが主であった。したがって、クライアントの発言に対し批評をしないというエージェントの機械的な点と、共感されていると感じさせる人間的な返答との融合により、エージェントのカウンセリングにおける有効性を高められると考える。

A.2 アンケートの回答結果

A.2.1 J-SEQ

J-SEQ の回答結果を表 A.1 に示す。

A.2.2 GODSPEED

GODSPEED の回答結果を表 A.2 に示す。

A.2.3 エージェントとの関係構築と印象に関する質問

アンケートの回答結果を表 A.3 および表 A.4 に示す。

表 A.1 J-SEQ の回答結果

Table A.1 Questionnaire results of J-SEQ.

	平均スコア		最大スコア	
	最低スコア	対話エージェント		セラピスト
1 (悪い)		4.24 ± 1.22	5.80 ± 0.99	7 (良い)
1 (大変な)		4.59 ± 1.56	5.24 ± 1.30	7 (気楽な)
1 (価値のある)		3.63 ± 1.30	2.51 ± 1.39	7 (価値のない)
1 (浅い)		3.04 ± 1.11	5.02 ± 1.20	7 (深い)
1 (くつろいだ)		3.98 ± 1.76	3.35 ± 1.55	7 (緊張した)
1 (感じの悪い)		5.06 ± 1.25	5.86 ± 1.16	7 (感じの良い)
1 (充実した)		4.16 ± 1.53	2.63 ± 1.16	7 (空虚な)
1 (薄い)		3.12 ± 1.21	5.29 ± 1.09	7 (濃い)
1 (特別な)		3.96 ± 1.62	3.08 ± 1.31	7 (ありふれた)
1 (抵抗感のある)		4.00 ± 1.46	5.45 ± 1.18	7 (なめらかな)
1 (居心地の良い)		3.49 ± 1.33	2.47 ± 1.23	7 (居心地の悪い)
1 (うれしい)		3.24 ± 0.96	2.71 ± 1.14	7 (悲しい)
1 (怒っている)		4.63 ± 0.75	5.29 ± 1.11	7 (喜んでいる)
1 (動的な)		4.22 ± 1.20	4.08 ± 1.56	7 (静的な)
1 (不確かな)		4.31 ± 1.39	4.94 ± 1.20	7 (明確な)
1 (落ち着いた)		3.37 ± 1.16	3.39 ± 1.35	7 (興奮した)
1 (自信のある)		3.57 ± 1.11	3.04 ± 1.07	7 (不安な)
1 (親しげな)		3.84 ± 1.43	2.71 ± 1.31	7 (よそよそしい)
1 (ゆっくりした)		3.41 ± 1.35	3.18 ± 1.17	7 (敏速な)
1 (活発な)		4.45 ± 1.11	3.90 ± 1.47	7 (平靜な)
1 (静かな)		3.35 ± 1.12	3.78 ± 1.37	7 (たかぶった)

表 A-2 GODSPEED の回答結果
Table A-2 Questionnaire results of GODSPEED.

最低スコア	平均スコア		最大スコア
	対話エージェント	セラピスト	
1 (偽物のような)	2.57 ± 1.05	4.20 ± 1.05	5 (自然な)
1 (機械的)	1.92 ± 0.80	4.35 ± 1.04	5 (人間的)
1 (意識を持たない)	2.18 ± 1.10	4.35 ± 1.08	5 (意識を持っている)
1 (人工的)	1.86 ± 0.86	4.37 ± 1.06	5 (生物的)
1 (ぎこちない動き)	2.12 ± 0.94	3.90 ± 0.95	5 (洗練された動き)
1 (死んでいる)	3.10 ± 0.99	4.51 ± 0.91	5 (生きている)
1 (活気のない)	3.10 ± 0.84	4.27 ± 0.88	5 (生き生きとした)
1 (機械的な)	1.92 ± 0.80	4.22 ± 1.09	5 (有機的な)
1 (人工的な)	1.94 ± 0.84	4.31 ± 1.11	5 (生物的な)
1 (不活発な)	3.27 ± 1.16	4.59 ± 0.73	5 (対話的な)
1 (無関心な)	3.31 ± 1.13	4.55 ± 0.88	5 (反応のある)
1 (嫌い)	3.45 ± 0.83	4.12 ± 0.80	5 (好き)
1 (親しみにくい)	3.35 ± 1.02	4.10 ± 0.97	5 (親しみやすい)
1 (不親切な)	3.47 ± 1.07	4.39 ± 0.75	5 (親切な)
1 (不愉快な)	3.39 ± 0.83	3.84 ± 0.77	5 (愉快的な)
1 (ひどい)	3.53 ± 0.86	4.33 ± 0.68	5 (良い)
1 (無能な)	3.20 ± 0.83	4.04 ± 0.88	5 (有能な)
1 (無知な)	3.24 ± 0.96	3.88 ± 0.87	5 (物知りな)
1 (無責任な)	2.57 ± 0.90	3.88 ± 0.94	5 (責任のある)
1 (知的でない)	3.51 ± 0.88	3.96 ± 0.73	5 (知的な)
1 (愚かな)	3.55 ± 0.67	4.10 ± 0.74	5 (賢明な)
1 (不安な)	3.92 ± 0.83	4.35 ± 0.77	5 (落ち着いた)
1 (動揺している)	4.04 ± 0.81	3.94 ± 0.91	5 (冷静な)
1 (平穏な)	2.37 ± 0.98	2.41 ± 1.05	5 (驚いた)

表 A-3 独自に作成したアンケートの回答結果 (エージェントとの関係構築)
Table A-3 Results of original questionnaire (Relationship building with the agent).

質問項目 (1: 低評価~5: 高評価)	平均スコア	
	対話エージェント	セラピスト
言いたいことが伝わったと感じましたか	2.37 ± 1.14	4.18 ± 0.80
考えがまとまりましたか	3.20 ± 1.18	3.86 ± 0.83
話しやすかったですか	3.08 ± 1.32	4.37 ± 0.87
本音で話せそうに感じましたか	3.10 ± 1.27	3.98 ± 0.96
気持ちを受け止めてくれたと感じましたか	2.57 ± 1.14	4.24 ± 0.82
話して心が落ち着きましたか	3.06 ± 1.08	4.08 ± 0.94
セラピスト (エージェント) の暖かな雰囲気伝わってきたと感じましたか	3.14 ± 1.09	4.27 ± 0.85
セラピスト (エージェント) に親しみを感じましたか	2.96 ± 1.19	4.16 ± 0.87
話することに緊張や戸惑いがありましたか	3.14 ± 1.26	2.78 ± 1.18
話することに不安や抵抗を感じましたか	2.67 ± 1.25	2.37 ± 1.12
この方式で心理支援を受けることは容易だと思いますか	2.84 ± 1.27	3.88 ± 1.06
この方式で心理支援を継続して受けられると思いますか	2.73 ± 1.29	3.94 ± 1.08
自己開示度 (自身のことについて話すことの容易さ) はどのくらいですか	3.23 ± 1.04	3.83 ± 0.95

表 A-4 独自に作成したアンケートの回答結果 (エージェントに対する印象)
Table A-4 Results of original questionnaire (Impressions of the agent).

質問項目	平均スコア
対話ロボットを含む AI 技術・ロボットとの会話 (コミュニケーション) に対して、 1: 抵抗感はない~10: 抵抗感がある	4.33 ± 2.43
対話ロボットを含む AI 技術・ロボットとの会話 (コミュニケーション) に対して、 1: 期待度は低い~10 期待度は高い	5.73 ± 2.28

推薦文

この研究はコミュニケーションエージェントとの対話をしている際の画像から生活の質 (QOL) 指標のうち心の健康スコアを推定するシステムを提案している。スコア推定には動画をフレーム分割し、深層学習アーキテクチャの1つである Convolutional 3D を利用している。実験では用いる特徴量を視線、頭部動揺、表情に加え Ada Boost による統合の4種類の推定精度について14名の被験者を用いて検証している。その結果、Ada Boost を適用したものが最も精度が良いことが報告されている。直近のコロナ禍では高齢者が重症化することが指摘されており、家族との面会の機会も制限されている。この研究で提案されているような心の健康をコミュニケーションエージェントを使って日常的にモニタリングできるシステムは、現在のような状況において有用であり、今後の発展が期待できる。

(FIT2020 第19回情報科学技術フォーラム

プログラム委員長 長 健太)



國吉 康夫 (正会員)

1962年生。1991年東京大学大学院工学系研究科修了，工学博士。同年電子技術総合研究所研究員，1995年同主任研究官，1996～1997年米国マサチューセッツ工科大学人工知能研究所客員研究員，2001年東京大学助教授，2005年同教授。2016年東京大学次世代知能科学研究センター長兼務。身体性に基づく認知の創発と発達，模倣の科学，ヒューマノイドロボット等の研究に取り組んでいる。研究論文等500篇以上，編著書21篇。日本ロボット学会研究奨励賞，同論文賞，佐藤記念知能ロボット研究奨励賞，IJCAI Outstanding Paper Award，大川出版賞，ゴールドメダル「東京テクノ・フォーラム21賞」等受賞。日本学術会議連携会員。人工知能学会，情報処理学会，IEEE，日本赤ちゃん学会，発達神経科学会等の会員。



中川 聡

1995年生。2018年東京大学工学部機械情報工学科卒業。2020年同大学大学院情報理工学系研究科修士課程修了。2020年同大学院博士後期課程。日本学術振興会特別研究員。これまでに高齢者福祉におけるユーザの状態推定とヒューマンロボットインタラクション，心理的障壁を下げるためのVRや対話ボットを用いたカウンセリングシステムの研究に従事。FIT論文賞受賞。電子情報通信学会，人工知能学会各会員。



遠藤 凌河

1996年生。2018年北海道教育大教育学部教育学科卒業。2018年東京大学教育学研究科修士課程。



成瀬 加菜

1996年生。2018年東京大学工学部機械情報工学科卒業。2020年同大学大学院情報理工学系研究科修士課程修了。