

コンシューマ・サービス論文

# 高齢者の外出促進を目的とした行動認識の適応学習 およびチャットアプリケーションの実証実験

玉森 聡<sup>1,a)</sup> 石黒 祥生<sup>2</sup> 廣井 慧<sup>3</sup> 河口 信夫<sup>3</sup> 武田 一哉<sup>4</sup>

受付日 2018年10月9日, 採録日 2019年1月31日

**概要:** 名古屋大学 COI では、高齢者が元気になるモビリティ社会の実現を目指した研究開発を進めている。高齢者が「いきいきした生活」を送るために、外出や他者とのコミュニケーションを継続的に行うことが重要である。我々は高齢者の外出促進を目的として、スマートフォンを利用した個人適応型行動認識とチャットアプリケーションを開発した。これは、高齢者の行動を逐次認識し、蓄積されたデータを活用して地域のイベントなど外出につながる情報を、チャット対話を通じて高齢者に提示する外出促進チャットアプリケーションである。本論文では、愛知県豊田市にて10名の実験協力者に対し実証実験を行い、実環境下での行動認識結果の報告およびアプリの実現可能性や製品化に向けての問題点の確認を目的としている。この実証実験から、アプリに導入した個人適応学習型行動認識について、実環境下で特定の行動「テレビの視聴」の認識が最大46%の精度で可能であることが分かった。この認識結果に基づいたチャットが行える一方で、行動認識上の問題点として、周囲の環境音が大きく精度に影響を与え、チャットのやりとりの阻害原因になる。それゆえ、誤った認識結果に基づくチャットをできるだけ減らす必要があり、より多くの高齢者の外出促進を行うには年齢や忙しさに応じた会話内容や提示内容、提示手法の検討も必要であることが分かった。

**キーワード:** 高齢者, 外出促進, チャットアプリケーション, 行動認識, 個人適応学習

## An Empirical Study of Adaptive Training of Daily Activity Classifier and Chat Application Designed for the Elderly to Go Out

AKIRA TAMAMORI<sup>1,a)</sup> YOSHIO ISHIGURO<sup>2</sup> KEI HIROI<sup>3</sup> NOBUO KAWAGUCHI<sup>3</sup> KAZUYA TAKEDA<sup>4</sup>

Received: October 9, 2018, Accepted: January 31, 2019

**Abstract:** Nagoya University COI promotes research and development aimed at realizing a mobility society where elderly people become energetic. In order for elderly people to live a “vivid life”, it is important to continuously go out and communicate with others. We developed a personal adaptive activity recognition system and chat application using smartphone for the purpose of promoting the elderly going out. This chat application sequentially recognizes activities of the elderly and presents information for such as local events that leads to go out, through a chat dialogue by using the accumulated activity data. We conducted a demonstration experiment with 10 experimental collaborators in Toyota City, Aichi Prefecture. In this paper, we report the result of activity recognition under the real environment, in order to confirm the feasibility of the application and the problem towards commercialization. From the results of this demonstration experiment, it was demonstrated that the adaptive training method for activity recognition, introduced in the application, could recognize the specific activity “watching TV” with a maximum accuracy of 46%. While chatting based on the recognition results could be performed, surrounding environmental sounds will greatly affect the accuracy of activity recognition and impede chat interaction; this is an emerging problem in activity recognition. Therefore, it is necessary to reduce chat based on erroneous recognition result as much as possible. Moreover, in order to promote more elderly people to go out, it is necessary to consider dialogue contents, presentation contents, presentation method according to age and business.

**Keywords:** elderly people, outing promotion, chat application, activity recognition, personal adaptive training

## 1. はじめに

本論文では、高齢者の外出促進のためにスマートフォンのセンサを活用し行動を逐次認識し、その蓄積されたデータを活用して、地域のイベントなど「外出につながる情報」を、スマートフォンを用いたチャット対話を通じて高齢者に提示する「外出促進チャットアプリケーション」(以後チャットアプリ)の実証実験について報告する。

現代日本では、65歳以上の高齢者(以下「高齢者」という)人口は3,461万人(平成28年9月15日現在推計)で、総人口に占める割合は27.3%という(総務省統計局)高齢化社会であり、この問題に対応することが急務であることは衆知のとおりである。一般的に、高齢になるほど体力が衰えるうえ、心理的要因(積極的に何かをやるという意欲の減退)や人的要因(外出する場所・会う友人がいない)によって高齢者は自宅に閉じこもりがちになる。この閉じこもりによって日常生活が単調になり体を動かすことが減り、筋力の衰え・歩行が不自由になるなど健康に支障をきたすようになる[1]。我々は高齢者の閉じこもりを防止もしくは軽減させ、高齢となっても健康を維持し、他者とのつながりを積極的に持つ「いきいきとした生活」を送るために、高齢者の外出促進が重要であると考えている[2]。

一方で、外出するためにはその行き先を決定する必要がある。しかし、13歳~59歳までのインターネットの利用率は9割を超える一方で、60歳以降の利用率は60~64歳が83%、65~69歳が69%、70~79歳が54%と高齢になるにつれて下がっていき、PCやスマートフォンなどを用いた現代の情報検索が若年層よりも困難であると考えられる[3]。そこで、我々はこれまでの必要な情報を検索していく、という情報システムではなく、必要な情報を適切なタイミングで提示するシステムの実現を目指している。このように外出に必要なきっかけとなる情報を高齢者に届けることにより、実際に外出する、外出意欲を高め、その結果、また情報に触れる意欲を増加させるという良い循環を促すことが可能になると考えている。

これまでにこのシステムの社会実装に向けて、実際に機械学習を用いた行動認識システムの構築[4]、[5]と、ユーザに対して情報を発信するためのチャットベースのアプリ

ケーションの開発を行っており、個人適応型行動認識システムの試作やその性能評価を行ってきた。

本研究では、これらのシステムの製品化を目指して、試作したシステムをチャットアプリケーションとして開発し、実際の高齢者の日常生活に適用、実証実験を実施した。特定の被験者を対象とした行動認識に関する研究は数多くなされているものの、生活環境下での行動認識精度については十分な検証が行われていない。そのため、本論文ではアプリに導入した個人適応学習型行動認識について、日常生活の場で特定の行動認識が可能であるか、また、高精度な認識を行うためにはどのような阻害要因があるか調査する。さらに、高齢者のコミュニケーションや外出促進につなげるため、行動認識を通じたチャットをはじめとした高齢者とのチャットの問題点や、外出促進やコミュニケーション促進に向けた問題点を調べる。生活環境下での行動認識に基づいたチャットアプリケーションの製品化と、外出・コミュニケーション促進の実現に向け、ある程度の規模の高齢者に一定期間利用してもらった実証実験の報告と実環境下での問題点を確認することが本論文の目的である。

本論文は以下のように構成される。2章では関連研究について説明する。3章では実験システムの具体的な構成と実証実験内容に関して説明する。4章では実証実験の結果を分析し、続く5章では得られた知見および課題について述べる。最後に6章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 ユーザ行動認識

日常生活行動を認識するためには様々なセンサから取得した信号を用いる必要がある。これまでの先行研究は(1)室内環境に埋め込まれたセンサにより利用者の行動を認識するアプローチ[6]、[7]、(2)利用者の身体に装着されたセンサを用いて行動を認識するアプローチ[8]、[9]、[10]と、大きく2つに分類できる。前者のメリットは複合した動作や高次の生活行動を認識できることであるが、物品に埋め込むセンサが高コストであるというデメリットがある。また後者のメリットは物品にセンサを埋め込む場合に比べてコストが安く済む点があげられる一方で、デメリットとして利用者への装着の負担感が大きいことがあげられる。いずれのアプローチにおいても、模擬的な環境で収録された模倣的な行動であり、日常生活における実際的な行動をターゲットとしていない。

先行研究[4]では上記の問題点を鑑み、スマートフォンを用いた生活行動見守りシステム実現のために、環境音信号と加速度信号を用いたフィードフォワード型のニューラルネットワーク生活行動認識技術を提案した。スマートフォンは日常的に持ち歩く情報端末として広く普及しており、またその中には加速度などのセンサが搭載されている。このため、(2)のアプローチの研究となるが、通話やメール、

<sup>1</sup> 愛知工業大学情報科学部  
Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology, Toyota, Aichi 470-0392, Japan

<sup>2</sup> 名古屋大学未来社会創造機構  
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University, Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

<sup>3</sup> 名古屋大学大学院工学研究科  
Graduate School of Engineering, Nagoya University, Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

<sup>4</sup> 名古屋大学大学院情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Nagoya University, Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

a) akira-tamamori@aitech.ac.jp

情報検索などのために持ち歩いている装置であり、前述のデメリットを抑えることができ、日常生活行動認識のために特別に装置を持ち歩く必要がない。また高齢者の日常生活行動認識のための大規模生活行動データベースも合わせて構築した。続く先行研究 [5] では、時系列データに適した再帰型のニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network; RNN) を用いることでさらに高い認識性能が得られることが示された。さらに上記の先行研究 [4], [5] では、被験者 1 人あたりの学習データ量が少ない場合にも十分な認識性能を得るために、行動者適応学習法を提案している。(1) 全層の初期値を乱数で与えた場合と (2) 多数の被験者のデータで事前学習したパラメータ (不特定行動者ネットワーク) を初期値にして全層を再学習する場合を比較し、後者の認識性能が高いことが示された。特に日常生活 9 行動<sup>\*1</sup>について、各行動あたり 8~9 分程度の学習データで認識率が 80% 超という結果であった。そこで本研究では先行研究で開発した RNN に基づく行動認識器を適用した、個人適応学習型行動認識システムを構築する。この個人適応学習型の行動認識システムを用いて、実環境での認識精度を検証することが本研究での目的の 1 つである。

## 2.2 通知およびチャットインタラクション

スマートフォンを用いたインタラクティブシステムを設計する場合、通知の方法、およびタイミングと限られた画面スペースのなかでどのような UI デザインを行うかが重要である。これまで通知に関する研究および、UI に関する研究が多く行われてきた。

通知のタイミングに関して、最も単純には、着信など通知の必要が発生したタイミングで通知する方法が一般的に利用されている。一方、通知内容をユーザに見せるためにスマートフォンに搭載されているセンサにより「歩く」、「止まる」などの単純な行動認識結果を利用し、ニュースアプリケーションからの記事などに関するプッシュ通知のタイミングを制御する研究 [11], [12] などがある。また、通知内容を調整する研究なども行われている [13], [14]。

本研究では、より個人に対して適応した対応をするためにより高度な行動認識の結果を活用する。「歩く」「座る」などの単純な身体動作は認識対象とせず、「料理をする」や「(テレビを観ながら) 食事をする」などの高次かつ複合的な動作を含みうる日常生活行動を認識対象とする。そのうえで、行動認識結果に基づき各行動の切り替わりのタイミングにおいて行動認識結果を確認する通知が発行される。実証実験では特に「テレビを観る」という行動に特化し、その認識と認識に基づく通知を行う。

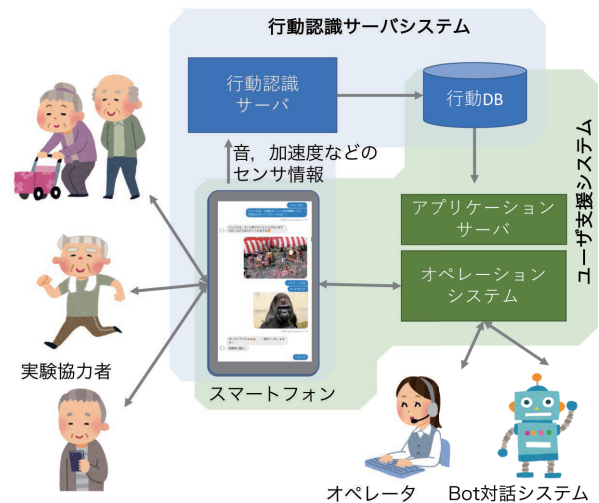


図 1 実験システム概要

Fig. 1 Overview of experimental system.

## 3. 実験内容

### 3.1 実験システム

実験協力者の持つスマートフォンに内蔵されている加速度センサの情報 (x, y, z の 3 軸加速度) および、マイクロフォンで収録した音の情報を一定間隔で行動認識サーバシステムに送信するシステムを構築した (図 1)。行動認識サーバシステムでは行動認識エンジンによって実験協力者の行動を推定する。音の情報は、そのまま送信するとプライバシー上の問題があるため、音声認識などで広く用いられているメル周波数ケプストラム係数 (Mel-Frequency Cepstral Coefficients; MFCC) を抽出し特徴量化することで第三者に聴かれることを防ぎ、サーバに送信する。本研究で音情報をセンシングし行動認識に利用する理由は、加速度センサによる「スマートフォンの動き」だけでなく、「スマートフォンの周囲の状況」の情報を活用できる、という利点のためである。たとえば、「座っている」状態と「テレビを見ている」状態で、スマートフォンの動きに差異はないが、音の情報を活用することで、ユーザの状態とユーザを取り巻く状態の両方を認識することができる。実際に先行研究において行動認識精度を (1) 音の情報のみを用いた場合、(2) 加速度の情報のみを用いた場合、(3) 両者を用いた場合で比較したとき、(3) が最も高い結果を与えることが実験的に確認されている [4], [5]。製品化・サービス化に向けて音情報収集に関するユーザの抵抗感を軽減するためには、暗号化アルゴリズムの公開、データ収集・個人情報扱いを利用規約として明文化、さらにそれらを含めたサービスに関する情報を十分に説明し同意を得る (インフォームド・コンセント) ことが必須と考えられる。なお本研究では実験同意書と実験説明書をそれぞれ用意し、各実験協力者に対して実験の目的や意義、内容、そして個人情報保護に関する十分な説明を行い、同意のもとに実証

\*1 睡眠, ノート PC, スマートフォン, テレビ視聴, 料理, 食事, テーブル片付け, 読書, トイレ, 歯磨きの 9 行動。

実験が行われた。

行動認識サーバシステムと並行して、アプリケーションサーバとそこにつながるオペレーションシステムを動作させ、ユーザ（実験協力者）支援のためのシステムを構築した。アプリケーションサーバは各実験協力者の行動認識結果の変化を監視し、行動が変化した際にオペレーションシステムによりチャット対話を行う。

実証実験のアプリケーションシステムとして、次の要素を実現するシステムを構築した。

- (1) 実験協力者とスマートフォンを通じた文字ベースのチャット対話
- (2) スマートフォンのセンサ情報を収集し、行動を認識
- (3) 行動認識結果を通知、正誤確認を行う対話
- (4) オペレータによる半自動応答対話
- (5) センサデータおよび行動履歴の保存

このシステムは上記の(1)~(5)の機能を通じて、情報提示、ユーザの行動と行動認識システムにより推定された行動の正誤情報と、行動時のより詳細な情報や感想など行動に関する追加の情報を収集する。行動の正誤情報を取得するためにチャットアプリを通じて「行動認識結果確認対話」シナリオに基づいた対話を行い、また、行動ごとにより詳細な情報（たとえば感想など）を追加で収集するための「追加情報収集対話」シナリオに基づいた対話を行う。

### 3.2 チャットアプリケーション

高齢者が利用するシステムとしてチャットシステムを利用する理由としては、通知をユーザが無視、あるいはあとで返信する、などを選択可能であること、複数のオペレータが対応してもユーザに気づかれないこと、写真などのマルチメディア情報のやりとりも可能であること、である。

文字ベースチャット対話は広く用いられている Facebook のメッセージングを用いて実装した。Facebook メッセージングはオンラインでのユーザサポートを実現するための「ボット」を構築する API が公開されており、それを利用した。具体的には、ネットワーク上に構築したチャットサーバに実験協力者からのチャットメッセージが送信され、それに対して、ボット対話システムあるいはオペレータにより適切な文章を返信するというシステムを構築した。

また、このチャットアプリを通じて、「行動認識結果確認対話」を行う。これは行動認識サーバによって認識された実験協力者の行動を通知する。行動認識サーバでは、スマートフォンのセンサ情報を収集し、機械学習を用いた行動認識結果をアプリケーションサーバに送信する。

行動認識結果が変化した場合に、これまで何をしてきたのか、を通知する。この際に実験協力者の応答を簡易な操作で実現するために、通知内容とあらかじめ用意した応答例が表示される「クイックレスポンス」という Facebook メッセージングに用意されている機能を利用する。これにより、

「はい」、「いいえ」、あるいは「その他」、の応答を可能にした。また、行動認識結果が正しかった場合、「追加情報収集対話」を行う。これは、正しく認識した行動に付随する情報の収集（テレビ視聴を正しく認識した場合、「楽しかったか?」「チャンネル数は何か?」など）を行うためのメッセージを送信する。

実験協力者がなんらかのメッセージを送った場合、あるいは対話を継続中には、実験協力者からのすべてのメッセージに対しボット対話システムにより自動的に応答文を生成し、オペレータに対し通知音を鳴らす。生成された応答文は一定時間経過後に返信される。オペレータは生成された応答文に対し、編集が必要と思った場合に、応答文を編集することができ、この場合、オペレータの任意のタイミングで送信することができる。またこれらのログ、正誤情報、およびセンサデータは行動 DB に保存される。

実験期間中、オペレータは対話状況を監視し、必要に応じて自動生成文の編集や、ユーザの発話内容に応じて情報検索、ユーザへの回答を行う。また地域のイベント情報などの提示を時間や対話状況を考慮して提示する。

本実験では、行動認識結果確認対話を行う行動を「テレビ視聴」に限定した。行動認識結果確認対話では、「テレビを見ていましたか? (はい、いいえ)」というメッセージを通知した。またインスタントメッセージ機能を利用して、ユーザの画面上には同時に「はい」「いいえ」が表示される。また、追加情報収集対話では、「NHK ですか? 民放ですか? (NHK, 民放)」、NHK であれば「NHK のどれですか? (総合, 教育)」、民放であれば「何チャンネル? (テレビ局名)」「楽しかった? (はい、いいえ)」という対話シナリオを用意した。これにより、オペレータは時間、チャンネル情報からユーザが視聴していた番組内容を知ることができ、その後の対話に利用する。

### 3.3 行動認識エンジン

#### 3.3.1 行動認識器の構築について

本研究では文献 [5] に従い、環境音信号と加速度信号から計 56 次元の特徴量を抽出し、RNN の学習条件を設定した。実験開始前に、複数の被験者から事前収録した生活行動データに対して各クラスのラベルを付与し、上記の設定の下でネットワークのパラメータを学習した。これが適応実験前における各被験者共通のネットワークパラメータである。事前収録データのラベルとデータ量は表 1 に示す。

#### 3.3.2 行動認識エンジンについて

実験協力者が装着したスマートフォンから 11 秒ごとに環境音特徴量 (MFCC 含む) および加速度信号がサーバシステムに送信される。連続する 33 秒分のデータから中間の 30 秒分を使用して各特徴量が抽出される。環境音と加速度の結合特徴量が学習済の RNN に入力され、RNN を駆動した出力として各行動ラベルに対応する事後確率が得ら

表 1 事前収録データ  
Table 1 Prerecorded data.

生活行動	車	掃除	食器片付け	料理	食事	買い物	テレビ視聴	談話	オフィス	歩行	その他
サンプル数 [min]	150	41	78.5	347.5	343	178	382	236	979.5	1135	721.5

れる。各事後確率は対応する行動ラベル情報やデータ取得の時間情報とともにサーバシステム上のデータベースへと一時的に保存される。なお1日に1回、前日収録分のデータは11秒ごとにZIP圧縮されたうえでユーザごとにZIPファイルにバックアップされ、データサーバへと送られる。

提案システムをサービス化するうえで、行動認識器構築のためのラベルつき事前学習データの確保は検討の余地がある。本研究のように、サービス提供者側で行動データベースを事前に構築し、RNNの初期学習データとして利用することができる。しかしながら、ユーザごとの行動の多様性を網羅するようなデータベースの構築コストは高い。初期学習用の行動データを、サービス提供者側がコストをかけて一定量確保することは必要であるが、長時間にわたる事前データ収録は必要ないと考えられる。実際、我々が事前学習用に確保しラベリングしたデータは5人のテストユーザによる30時間程度であった。提案システムでは適応学習により行動認識精度を高めることが重要であり、サービス利用の初期段階においては、高い行動認識精度は想定していない。またユーザ自身による行動ラベリングも想定しておらず、ユーザが入力した行動認識結果確認情報に基づいた半自動の行動ラベリングを想定している。そのため、前述のチャットアプリケーションを通じてユーザとのやりとりを行う中で、行動認識結果の確認を行うという手法を採用した。チャットシステムがユーザにとって一定の価値があり、またチャット会話中に簡易なやりとりで認識の正誤情報が収集でき、さらに少量の正誤情報で適応が可能であれば、従来の「事前にコストをかけて汎用性の高い行動認識器を生成する」手法とは違い、「多様な個人に使いながら適応していく行動認識器」を実現できると考え、実証実験で評価を行う。

### 3.4 適応学習について

先行研究 [5] の結果をふまえて、本研究においても日常生活行動認識における適応学習の効果を検証する。実証実験開始時におけるRNNの初期値は多数の被験者（ポーチを装着した7名）のデータで事前学習したパラメータとした。各実験協力者へのインタビューにより、テレビ視聴時間帯と車の運転時間帯を見積もることができる。実験開始から1週間経過後、収録済データからそれぞれ30分程度で特徴量を抽出し、「TV視聴」の行動ラベルを付与した。これらのデータからRNNを再学習した。認識性能は、テレビに視聴に関してシステムからの問いかけ「テレビ見えましたか」に対する被験者からの返信のうち、正答である

割合で評価する。

### 3.5 地域背景

実験は愛知県豊田市旭地区\*2で行った。旭地区は豊田市の東北部、矢作川流域に位置し、漁業、林業、製材業、温泉を中心とした観光業を主要産業としている。旭地区は5つの自治区で構成され、人口は平成28年10月1日時点で2,810人、1,087世帯であり、うち男性は1,369人、女性は1,441人である。平均年齢は全体が55.79歳、男性が53.49歳、女性が57.96歳である。65歳以上の人口は1,226人（男性540人、女性686人）であり、人口全体の約43%を占めている。地区の約8割が山林に覆われており、道幅の狭い道路が多く、坂道も多い。住民の主な移動手段は車である。地区内に鉄道路線・高速道路・一般国道はなく、公共交通機関として旭区の中心部と豊田市駅前をつなぐ「とよたおいでんバス」や、地域内を巡回する「旭コッキーバス」が運行されている。

### 3.6 実験協力者

実験協力者は、旭地区内に在住もしくは在勤の10名（男性4名、女性6名）であり、年齢内訳は50代3名、60代4名、70代3名である。WHOで規定された高齢者の年齢は65歳以上ではあるが、スマートフォンに不慣れであると、チャット自体を行うことができず、実験が成立しないため、今回は年齢を50歳以上に拡大し、実験協力者を募った。スマートフォンの操作経験があり、LINEなどのスマートフォンアプリ家族や友人との連絡に用いている住民を実験協力者の条件としている。

年齢、性別などの実験協力者の属性を表2に示す。実験協力者のうち、高齢者にあたる65歳以上の実験協力者は半数の5名である。残り5名は高齢者ではないが、ほか5名と同様に実験に参加してもらい、高齢者になった際の自身の生活や身近にいる高齢者を想定して、インタビューに回答してもらった。全実験協力者はスマートフォン操作の経験はあるものの、習熟度はまちまちであり、実験協力者3, 4, 7はチャットの操作方法は可能ではあるものの、テキストの入力に時間を要したり、これまで積極的にスマートフォンを触ってこなかった住民である。仕事については、8名の実験協力者が勤務先での仕事や地域の仕事などの業務をもっていた。また、ほとんどの実験協力者が配偶者または子ども夫婦などと同居しており、実験協力者3のみが

\*2 旧東加茂郡旭町、2005年に豊田市へ編入。

表 2 実験協力者の属性

Table 2 Attribute of experimental collaborator.

実験協力者	性別	65 歳以上	スマホ操作	仕事	同居家族
1	男性	○	○	あり	あり
2	女性	-	○	あり	あり
3	男性	○	不慣れ	あり	なし
4	女性	-	不慣れ	なし	あり
5	女性	○	○	あり	あり
6	男性	-	○	あり	あり
7	女性	-	不慣れ	なし	あり
8	女性	-	○	あり	あり
9	男性	○	○	あり	あり
10	女性	○	○	あり	あり

独居であった。

### 3.7 実験手順

本実験では、実験協力者 10 名のアプリケーション利用を通じて得られた行動認識結果およびチャットデータ、実験協力者へのインタビューから、生活環境下での適応型の行動認識の精度や高精度化に向けた課題、およびコミュニケーション・外出促進へつなげるための課題を確認する。本実験で精度検証を行う行動をテレビ視聴に限定することとし、実験協力者へのインタビューからテレビ視聴時間を調査し、アプリでの行動認識結果と比較することで精度検証を行う。実験は 2018 年 3 月 11 日から 27 日の期間に、下記のスケジュールで実施した。

- (1) 端末配布・実験説明 (3 月 11~13 日)：実験の趣旨および目的、スマートフォンの装着方法や、アプリの使用方法の説明
- (2) 第 1 回インタビュー (3 月 14, 15, 18 日)：中間調査として、被験者のプロファイリングやテレビ視聴時間、日常の活動状況などを調査
- (3) 第 2 回インタビュー (3 月 23, 27 日)：事後調査として、外出状況など詳細をインタビュー調査

実験協力者に配布したスマートフォンは Nexus 5X 端末である。実験協力者には、防水のスマートフォンポーチに端末を入れ、カラビナでズボンに固定、もしくはショルダーストラップで充電時・就寝時以外は常に身につけてもらうよう依頼した。

本装着方法は 2.1 節で述べた「利用者の身体に装着されたセンサを用いて行動を認識するアプローチ」に該当する。ただしセンサデバイス (スマートフォン) 自身は体に固定されず、外づけのポーチを介して携帯される。本論文においてこの装着方法を採用した 1 つめの理由は、被験者ごとのスマートフォン装着位置や向き・姿勢の多様性をできるだけ排除し、センサ信号の変動と行動認識精度への悪影響を抑えるためである。また文献 [9] におけるマイクや加速

度計をベルトなどで直接体に固定して装着する方法と比較して、装着の負担感を軽減することができると考えられる。センサデバイスにスマートフォンを活用する点では文献 [8] とも共通しており、センサデバイスの数を減らすことに役立つ、システム導入の金銭的成本を下げることができる。将来的に本研究で開発するシステムの製品化を考えた場合、実験協力者の利便性を考慮するとスマートフォンをポケットやカバンに入れて自由に携帯できることが望ましい。その際のスマートフォン装着位置や姿勢変動に頑健な行動認識システムの構築は今後の課題となる。2 つめの理由としては、実証実験のために端末を貸し出しており、日常的に使っている端末と 2 台持ち歩くという実験協力者の負担 (ポケットが一杯になるなど) を考慮し、別途持ち運びやすいようにポーチを配布した。

### 3.8 インタビュー調査の内容

インタビュー調査は、第 1 回・第 2 回に分けて実施し、第 1 回では、実験協力者のプロファイリングやテレビ視聴時間、日常の活動状況などを調査した。具体的には、以下の 5 つについて聞き取りを行った。

- Q1-1 世帯構成、職業、生活リズム (起床・出勤時間) など
- Q1-2 携帯電話・スマホの使用頻度
- Q1-3 日常のテレビの視聴時間帯
- Q1-4 日常の外出頻度・外出先、移動手段
- Q1-5 日常、会話する相手、頻度

ここで、Q1-3 から Q1-5 の質問は日常の実験協力者の活動状況を聞き取りするものであり、実験中のチャットアプリからの影響を配慮して、実験開始 1 週間前からの活動状況を 1 日ずつ回答してもらった。

さらに、第 1 回・第 2 回のインタビューでは、下記に示す、Q2-1 から Q2-4 の質問を「X 曜日の XX 日はテレビを見ましたか?」、「XX 日はチャットアプリとの会話をきっかけにおでかけしましたか?」のように 1 日ずつ回答してもらった。

- Q2-1 実験中に視聴したテレビ番組 (番組名・視聴時間帯)
- Q2-2 チャットアプリがきっかけになったコミュニケーションの内容
- Q2-3 チャットアプリがきっかけになった外出先とそのきっかけの会話
- Q2-4 チャットアプリがきっかけになったもの以外の外出先

第 2 回インタビューでは上記の質問に加え、チャットアプリを使った感想、利用促進に向けた意見を聞き取りした。また、実験協力者に「毎日のきろく」(図 2) というシートを配布し、家族・知り合い・親戚別の会話数と使用ツール (直接の会話、電話、メール) を毎日記録してもらい、実験開始から終了時までのコミュニケーション行動の変化を記入結果から調査した。

図 2 実験期間中のコミュニケーション回数の記録「毎日のきろく」  
 Fig. 2 A sheet for recording the number of times in communication during experiment.

## 4. 行動認識の結果と判明した問題

### 4.1 実環境下での行動認識の精度

本実験では、特定の実験環境下ではなく日常生活での利用を見据え、実験協力者にアプリケーションを配布したため、客観的に実験協力者の行動を記録する手段を別途導入していない。そのため、実験協力者の行動は導入したシステムとインタビューから把握することとした。具体的には、テレビ認識の精度評価に、ポットからの問かけ「テレビを観ていましたか？」に対し、実験協力者からのチャット上に応答があったものを抽出し、その返信結果「はい、いいえ」の回答があった対話を対象に精度評価を行った。

図 3 に各実験協力者の行動認識精度を示す。また図 4 には上記「はい、いいえ」の回答に対する行動推定結果の内訳が示されている。行動認識の結果、チャットアプリが発信する「テレビを観ていましたか？」のメッセージに対し、実験協力者が「はい」と回答した場合を正解、「いいえ」と回答した場合を不正解とした。全実験協力者の平均推定行動認識精度は 23.8% (応答数 189, はいと回答があった応答数 45) であった。最も良い実験協力者で 46.2%, 最も悪い実験協力者が 0% の精度であった。

事前に収録データを利用したシミュレーションにより行動認識システムの精度評価を行ったところ、個人適応をほとんどしない状態で推定した場合の精度が 35% だった\*3 ことから、本実験での個人適応なしの状態での行動認識自体に問題はないと考える。しかし、実際の日常的な環境に行動認識を導入するとシミュレーション環境と比較し、認識精度が向上する実験協力者と、精度低下がみられる実験協力者に分かれることが分かった。46.2% の認識精度となった最も良い実験協力者については、本実証実験で用いた、

\*3 ただし評価データは生活行動 9 クラス [5] からなり、1 クラスあたりのデータ量は 1 分間、また学習データには含まれない行動者のデータとなっている。

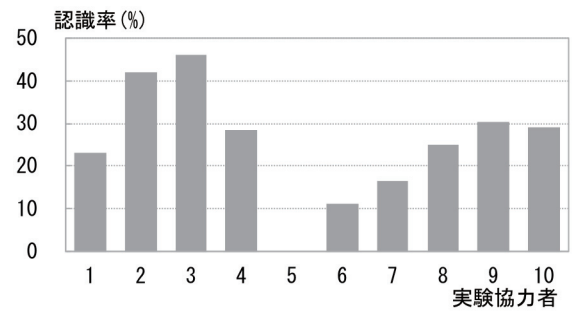


図 3 実験協力者の行動認識精度

Fig. 3 Activity recognition accuracy of experimental collaborator.

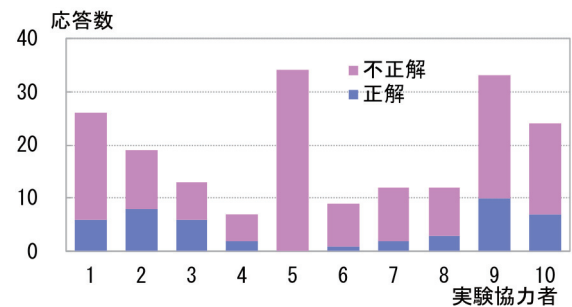


図 4 行動認識精度の内訳：正解数が「はい」、不正解数が「いいえ」に対応

Fig. 4 Details of activity recognition accuracy.

個人適応学習の効果がみられたと考えられる。

### 4.2 実環境下での認識精度の低下要因

2.1 節で示した実験環境下での我々の先行研究 [5] では 80% 超の行動認識精度が可能であった。しかし、本論文で試みた生活環境下での実証実験では最大でも 46.2% の認識精度となった。そのため、実験協力者へ精度の低下となった原因についてインタビューを行った。すべての実験協力者に対し、チャットアプリ「テレビを観ていましたか？」と発信した時分に、実際どのような行動をとっていたか確認した。インタビューから、家事/仕事中だった、車で移動中だったという回答が得られ、認識した「テレビを視聴している」という行動とは異なる行動をとっていたことが分かった。続けて、行動認識システムがテレビの視聴と判断する原因があったか調べるため、周囲の環境音の状況を質問した。

質問の結果、家事/仕事中だったという実験協力者は、自分は視聴していなかったが同じ部屋・隣の部屋で家族がテレビを観ていた/テレビがつけっぱなしになっていた、テレビは観ていないがラジオをつけていた、家族がピアノを引いていたということが分かった。これは、実験協力者もしくはその家族が毎日同時刻に習慣的にテレビやラジオの電源を入れていたことから判明している。また、車で移動中だった実験協力者は音楽を流していたことが分かった。こ

のことから実験協力者はテレビを観ていないものの、周囲の環境音の影響により、アプリが「テレビを観ていた」と認識したことが分かった。また、認識率がほぼ0%となった実験協力者については、実験協力者10名からの回答のみで認識率を推定しているため、仮定として非回答分をすべて「はい」とした場合と「いいえ」とした場合での認識精度の推定値の差が大きく、非回答すべてが認識失敗し、認識率が低下したと考えられる。

### 4.3 本実証実験で分かった行動認識の問題点

実験環境では実験協力者のみを対象とした実験を行っていたため、環境音は実験協力者の行動によるものであったが、実際の生活環境では、実験協力者以外の家族が発する環境音を含めて行動認識してしまうことが分かった。また、実際にはテレビをつけながら仕事をしているとしても、実験協力者は自らの行動を「仕事をしている」ととらえ、テレビを観ているとは認識はない。本アプリは、行動認識結果に基づいたチャットを目指しているため、行動認識の精度を高めこのような同時に複数の行動が行われた場合や、周囲の環境音による誤認識と無関係な行動に対する発信に対処する必要があることが分かった。

本論文では行動認識精度の向上を図るため適応学習を行ったが、その効果は十分に確認されなかった。今回は実験協力者へのインタビュー Q1-1, 1-3, 1-4 に基づき、収録データに「テレビ視聴」や「車の運転」、「その他の行動」の行動タグを付与した。しかしながらタグ付けの精度が低く、本来の行動とは異なる行動タグを付与した可能性があり、誤認識の増加により適応学習の効果が十分に得られなかった可能性がある。これは、実験協力者が実際にその行動を行っていた時刻を、インタビューによる聞き取りから判断しているため、明確な行動時刻が分からず、実際の行動とラベルが異なっている時刻があると考えられるためである。

実験環境下では、カメラでの撮影や実験協力者自らの記録などから、正解データを得ることは可能であり、正確なラベルを付与しやすい。しかし、本実証実験のような実際の生活環境下で比較的長期間にわたり、正解データを収集し続けるには、実験を意識した行動となってしまう、実験を承諾してくれる実験協力者に偏りが出てしまい、様々なタイプの実験協力者について正確なラベル付けの情報を得ることは困難である。このことから、撮影や記録によるラベル付けに頼らない適応学習のしくみが必要であることが分かった。現在、検証の第1歩として、適応学習前後における行動推定結果の比較を予定している。具体的には実験協力者から応答があった前後の時間帯において適応学習前後の行動推定結果の変化(4通り)を全データ・全協力者にわたって集計し、比較することで適応学習の効果を検証する予定である。さらには実験協力者から応答のあった時刻をベースに新たに「テレビ視聴」行動タグ付けを行い、

RNN を適応学習の意味で再学習することで、認識精度向上の効果が得られるかどうかを検証する予定である。

## 5. チャット状況とコミュニケーション・外出促進に向けた問題

### 5.1 実験協力者とボットのチャット状況

本実験を通じて、14日間の実験中にどの程度実験協力者と—ボット間でのチャット対話のやりとりが発生したかを調べる。期間中のオペレータ側からの1人あたりの平均発信数は113.7回(最大182, 最小80, 標準偏差29.6)であった。実験協力者1人あたりの平均発信数は94.4回(最大178, 最小57, 標準偏差32.0)1日あたり約7.3回の発信であった。83.5回が実験協力者からの返信であり、平均36分で実験協力者から返信されていた。また48.4%の割合で3分以内に返信があった。行動確認の問いかけ(行動認識結果確認対話)に対し、10名の実験協力者の平均応答率は44.3%。行動が認識できた内の追加情報収集対話を最後まで行ったのは75.1%であった。

実験期間中すべての実験協力者がチャットアプリを利用し、ボットからの発信に対し何らかの返信を行った。返信は実験協力者の年齢・性別などにかかわらず行われており、本実証実験に参加した実験協力者が我々の開発したチャットアプリを利用したことが分かった。

### 5.2 実験協力者ごとの対話数の傾向

表3に実験協力者ごとのチャットアプリとの対話数を示す。テレビ視聴にかかわるチャットについては、除いて集計している。チャット数は、実験協力者およびアプリから送信されたチャットの総数を示す。時間的に連続して行われたチャットを1対話とし、実験期間中の対話の総数を対話数とした。さらに、その1対話のなかで実験協力者と

表3 実験協力者のチャット回数(テレビ視聴に関わるチャットを除く)

Table 3 Number of chats for each experimental collaborator, except for chats about watching TV.

実験協力者	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
チャット数	353	219	133	164	176	213	182	169	217	185
対話数	92	71	45	54	55	72	53	59	51	62
平均話題数	1.5	1.4	1.7	1.5	1.6	1.3	1.8	1.4	2.0	1.4
平均チャット数	3.8	3.1	3.0	3.0	3.2	3.0	3.4	2.9	4.3	3.0
無応答数	10	16	14	19	20	19	8	18	11	18
対話成立率(%)	64.4	55.9	40.4	44.3	42.0	54.6	54.5	48.3	51.6	51.5



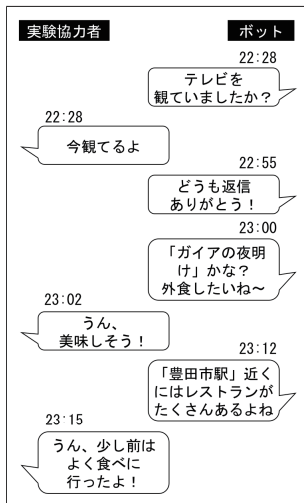


図 5 行動認識結果による対話 (対話が続いた例)

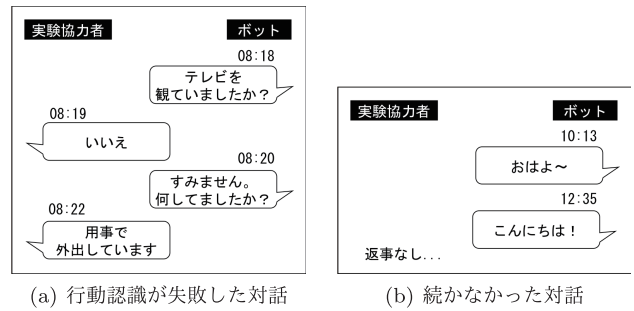
Fig. 5 Successful example of chat dialogue based on result of activity recognition.

チャットアプリが同じ事柄についてチャットしているとき、同じ話題について対話しているとし、1対話中の話題数、チャット数の平均を調べた。時間的な連続している対話、同じ話題かの判断はすべて人手で整理を行っている。チャットアプリからのチャットに対し、実験協力者から応答がなく、次の対話に遷移した場合を無応答としてその対話の総数を算出した。実験協力者から1回でも応答があった場合の対話の割合を対話成立の割合とした。

実験協力者1, 2, 6, 9は実験協力者のなかでもチャット数が200回以上と多く、特に、実験協力者1, 2, 6は70回以上の対話数となった。1対話中の平均話題数は大きな差はみられなかったが、実験協力者9のみ1回の対話で2つ以上の話題があった。実験協力者9は1回の対話の長さも平均4.25回と他の実験協力者に比べ長い傾向がある。また、実験協力者1, 3, 7, 9は無応答だった回数が15回以下と少なく、対話成立の回数も他の実験協力者に比べ高い傾向にある。特に実験協力者7は無応答数が8回と特に少なく、チャットアプリからの会話に回答をしてくれたことが分かる。

### 5.3 対話内容

実際の実験協力者との対話内容の例を図5に示す。図5では、行動認識結果による対話が行われ、対話が順調に続いた例となる。このような対話があった一方で、ボットからの発信に対し、回答が行われない場合も多くみられた。これは、図6のようにボットからの「おはよ~」などの発信に対し、返答しなかった場合や、テレビ認識の結果に回答しなかった場合である。図7に実験協力者別の対話内容の集計を示す。図中で応答なしの数が多い実験協力者は、実験協力者1, 3, 5, 9, 10であった。これはすべて65歳以上の高齢者の実験協力者だった。



(a) 行動認識が失敗した対話 (b) 続かなかった対話

図 6 実際のチャット対話 (対話が続かなかった例)

Fig. 6 Failure example of chat dialogue.

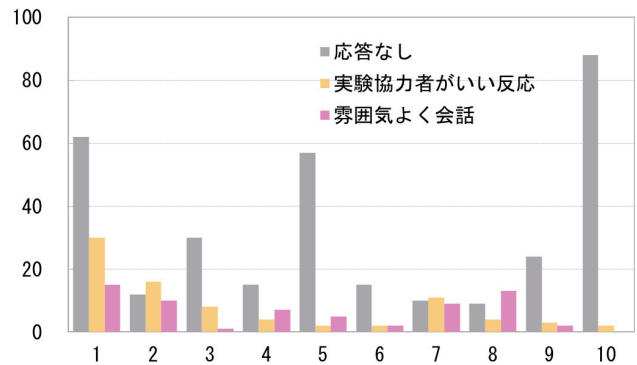


図 7 実験協力者別の対話内容の集計

Fig. 7 Aggregation of dialogue contents for each experiment collaborator.

次に、チャットの対話内容から実験協力者が「ありがとう」「うん」「そうなんだ!」などポジティブな反応を返した回答を「実験協力者がいい反応をした」としその数を集計した。さらに、1つの話題についての対話を一連の会話とし、一連の会話の中に「実験協力者がいい反応をした」回答が含まれているものを「雰囲気良く会話」できたとし、集計した。なお、上記の集計は人手によって判断し行っている。応答なしの数が多い実験協力者はすべて高齢者であったことに対し、「実験協力者がいい反応をした」、「雰囲気良く会話」は年齢に応じた傾向はみられず、実験協力者によって違う値となっていた。

### 5.4 行動認識に基づいたチャット状況

本実験では、テレビを視聴しているかの行動認識結果に基づいて、テレビを視聴していると判断した場合、「テレビを観ていましたか」とボットがメッセージの発信を行う。この行動認識に関するチャットについて、実験協力者の返信状況は、図4に示したとおりである。具体的なチャットの内容をみると、行動認識が正解であり、さらに実験協力者が返信を返した場合、図5に示す会話がなされた。図5に示すように、行動認識が成功していた場合、テレビ認識に関する会話の成立がみられた。

しかし、認識結果が外れた場合、実験期間の初期のうち、対話内容を調査したところ、図6「続かなかった対話」

のような返信がみられたが、実験期間の経過につれて実験協力者は応答しないもしくは「いいえ」と簡潔な回答を返すだけであり、対話にはつながらなかった。インタビューの際に実験協力者にどのようなときに返信を行わなかったか質問したところ、異なる行動認識結果が送信されてきた場合や、仕事でスマートフォンが確認できなかった場合、外出の際に持ち出し忘れた場合、バッテリー切れ・充電中などの場合に返信ができなかったことが判明した。

異なる行動認識結果が送信されてきた場合は、実験期間のはじめのうちは実験協力者は丁寧に回答してくれるが、連続して行動認識結果が送信されたり、何度も間違った行動認識結果が送信されたりすることで、実験協力者は嫌気がさし、返答を行わなくなることがインタビューから分かった。連続した行動認識結果の送信については、メッセージの送信頻度の変更でも対処できる可能である。さらに、実験協力者が仕事などで数時間アプリを確認しなかった場合、数時間の間に2回以上行動認識結果が送られていると送信時間が異なっていたとしても、連続して同じ内容が送られている、と感じることが分かった。実験協力者からの返答がない場合、行動認識結果の重複するメッセージを削除するなど、実験協力者に「同じ内容が何度も同じメッセージが送られてくる」と感じさせない工夫が必要である。

### 5.5 継続利用の状況

実験期間中の実験協力者からのチャット発信数を図8、図9に示す。図8は、図7において「雰囲気よく会話」できていた回数が多い上位5名の日別チャット回数である。実験協力者1, 4は実験期間の後半になってもチャット回数が多いことが分かる。特に実験協力者4は期間前半でのチャット回数は比較的少ないが、3/22から回数が増加している。実験協力者4とのチャットを調べると前半の対話は短いものが多くなかなか会話が弾むことはなかったが、ある時点から対話数が増加していた。インタビュー Q2-2の際に何が起点となったのか確認したところ、3/22のテレビ認識についてのチャットの際に、ポットがテレビ番組名を当て、テレビの話題で会話が続いたことからチャットを楽しんでいるように感じた様子であった。今回のケースはテレビであったが、実験協力者の好むことや考えていることに近いメッセージを送ることで、実験協力者がチャットを楽しんでいると考えるきっかけを作れる可能性があると考えられる。

図9は、図7において「雰囲気よく会話」できていた回数が少なかった残り5名の日別チャット回数である。実験期間の前半では1日あたり20回の送信を超える実験協力者もいるものの、全体的に回数は少なく、また後半になるにつれ会話数は減少傾向にある。実験期間の前半では、実験に参加したということもあり、積極的に対話を行っていたが、後半に向けて送信数は段々と減少した。この

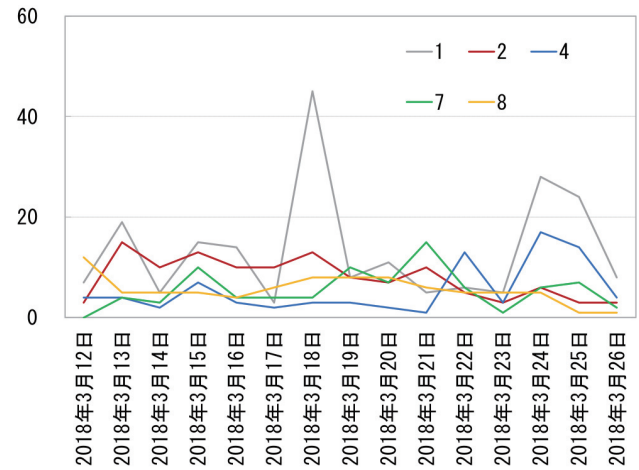


図8 実験協力者からの日別チャット回数①  
Fig. 8 Daily number of chats from experiment collaborator (no.1, 2, 4, 7, and 8).

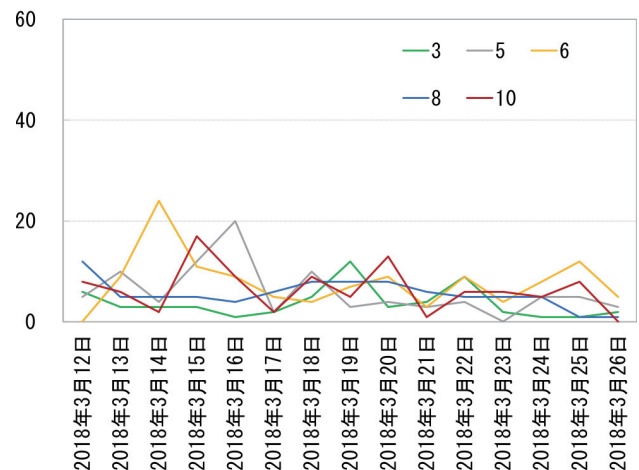


図9 実験協力者からの日別チャット回数②  
Fig. 9 Daily number of chats from experiment collaborator (no.3, 5, 6, 8, and 10).

理由は、感想や継続利用などについて質問した5.6節にて述べる。また、この継続的な利用によって送信数が増加するかどうかは、年齢差など表2の実験協力者に応じた傾向はみられなかった。

### 5.6 アプリ利用に関する意見

第2回インタビューでのチャットアプリを使用した感想を表4にまとめる。具体的には、実験の感想(楽しかったか/楽しくなかったか)、そう感じた理由、本アプリを継続使用したいか、継続して本アプリからどのような発信を期待するかを尋ねた。感想として楽しかったと回答した実験協力者は8名であった。楽しかった実験協力者については、会話がおもしろいこと、写真の送付など情報提供をしてもらえることがおもしろいとの回答だった。特に実験協力者9は、実験協力者自ら話題をチャットアプリに振ることも多く、チャットアプリとのコミュニケーションを楽しんでい

表 4 チャットアプリを使用した感想  
Table 4 Impression after using chat application.

実験協力者	感想	理由	継続利用	期待する発信
1	楽しかった	会話がおもしろい	したい	対話
2	楽しかった	写真の送付が良い	したい	写真などを使ったおすすめ情報
3	楽しかった	会話がおもしろい	したい	対話
4	楽しかった	会話がおもしろい	したくない	写真などを使ったおすすめ情報
5	楽しくなかった	会話がつまらない	したくない	役に立つ情報提供
6	楽しかった	会話がおもしろい	実験であればしたい	高齢者の安否確認など
7	楽しかった	写真の送付が良い	したい	対話
8	楽しかった	会話がおもしろい	したくない	役に立つ情報提供
9	楽しかった	会話がおもしろい	したい	対話
10	楽しくなかった	会話がつまらない	したくない	役に立つ情報提供

た。また、実験協力者7はチャットアプリからの写真提示で実際に外出した実験協力者であり、写真を使った分かりやすい情報がチャットアプリから提示されるため、対話を楽しみながら良い情報を教えてくれたという感想だった。

しかし、楽しかったと回答した実験協力者であっても、このアプリを継続利用したいかの問いには、したくない、と回答した実験協力者は4, 8の2名であった。この理由として、実験協力者4はスマートフォンの操作が不慣れであり(表2)、ポットへの返信の打ち込みにストレスを感じるためと返答した。今回の実験のように65歳以下であっても操作が不慣れな人は一定数いるため、テキスト入力だけでなく音声入力などの機能を拡充することで利用に対する障壁を下げることができると考えられる。

実験が楽しかった実験協力者8および実験が楽しくなかった実験協力者5, 10が継続利用したくない理由をインタビューで聞き取りしたところ、「おはよう!」「いい天気ですね」のような声かけはすでに実験協力者自身知っている情報であり、わざわざ、チャットアプリから通知されるほどの情報ではない。仕事があり忙しいなかで時間を割くに値する情報提供がなされるのであれば利用したいが、今回のような内容であれば利用する必要がないとのことだった。チャットアプリを利用するのであれば、有益な情報の提供が望ましく、自分にとって役に立つ情報が提供できれば、今後このようなチャットアプリを利用しても良い、とのことだった。有益な情報とは、たとえば、1日天気が良いから布団を干すのに適していることや、夕方から雨が降るので買い物は早めに行ったほうが良い、などといった、実験協力者自らの生活を効率化する情報があげられた。

また1名は、実験という前提でアプリを試すことや意見出しをする前提であれば継続利用したいとのことだった。この実験協力者6は最も若い50歳であり、自分が使用する前提ではなく、周囲に住む高齢者に情報提供したりコミュニケーションをとるために、本アプリの利用が良いのではと賛同していただいたためこのような意見となった。

## 5.7 コミュニケーション・外出促進に向けた問題点

### 5.7.1 コミュニケーション回数の変化

実験開始前と実験中に会話した人数を記録し、また具体的なコミュニケーション内容を探るため、コミュニケーションの回数と相手を調査した。図2の「毎日のきろく」シートには、実験期間中にコミュニケーションをとった家族、知り合い(友達、仕事仲間など)、親戚の数とその手段(「直接」「電話(声による対話)」「スマートフォン(テキストでの対話)」)を記録してもらった。実験終了後にこのシートの記録を集計し、コミュニケーション回数の変化について調べた。コミュニケーションを行う家族の数は、実験協力者1名につき1名から5名だった。これは実験協力者と同世帯に居住する人数とほぼ等しく、実験期間中、毎日ほぼ同数で推移したが、家族の出張や旅行などで変動のあった実験協力者もみられた。知り合いには、友人・仕事仲間、仕事相手が含まれており、少ない実験協力者で1日1名、多い実験協力者で80名とのコミュニケーションがあった。

図10、図11にそれぞれ実験協力者1, 10のコミュニケーション回数を示す。家族、知り合い、親戚とのコミュニケーション回数や割合は実験協力者によって異なった。実験協力者全体として、直接会話を行うことが最も多い傾向があるが、家族、知り合い、親戚にかかわらず、すべてのツールを使ってコミュニケーションをとっている。また、実験期間を通してチャットアプリの使用がコミュニケーション回数の増減に影響するような傾向もみられなかった。

回数に変化は現れなかったものの、実験協力者2, 7, 9については、チャットアプリとの会話を家族や孫に見せ、コミュニケーションをとるなど、チャットアプリに起因するコミュニケーションをとっていたことがインタビューQ2-2から判明した。個別の家族との会話きっかけとしては、コミュニケーション促進の効果は期待できるが、明確な回数の増加は今回の実験期間中に確認することは難しかった。

### 5.7.2 外出を促進するメッセージへの反応

実験協力者に外出を誘導するメッセージやイベント情報

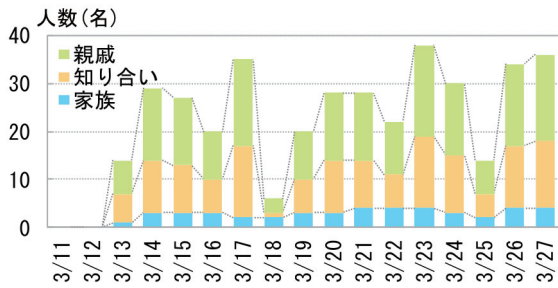


図 10 実験協力者 1 のコミュニケーション回数

Fig. 10 Number of communitions of experiment collaborator no.1.

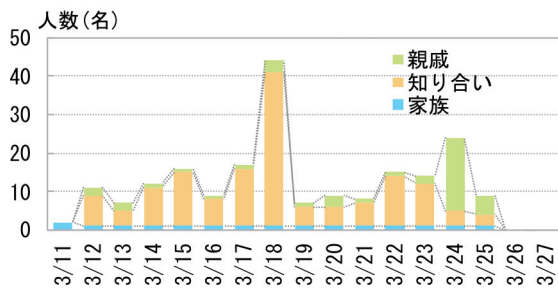


図 11 実験協力者 10 のコミュニケーション回数

Fig. 11 Number of communitions of experiment collaborator no.10.

表 5 外出を誘導するメッセージやイベント情報

Table 5 Example of message and event information to promote outing.

No.	検証項目	具体的なチャット内容
1	間接的なメッセージによる外出誘導 1	「こんにちは！今日は天気がいいですね。」「暖かいとお出かけしたくなります！」など
2	間接的なメッセージによる外出誘導 2	「おはようございます 今日はお出かけ日和ですよ！」「今日はお出かけ日和ですね」など
3	具体的な外出先（買い物）を提示した誘導	「お買い物は大丈夫ですか？」「洗濯といえば、洗剤のお買い忘れはないですか？」など
4	イベント情報の提示による誘導	「そういえば、今週末は「つくばの里梅まつり」があるんだって！行ってみない？」「動物園は「東山動物園」と「豊橋総合動植物公園」があるんだね！行ってみたいなー」など

(表 5) を送り、その際の対話内容やインタビュー Q2-3, 2-4 結果から外出がなされたかを確認した。さらに、インタビュー結果から①実験協力者ごとのチャットへの反応の違い、②外出・コミュニケーション促進に有効な対話内容、タイミング、の 3 つを調べた。

表 5 に示す、対話 1 では「こんにちは！今日は天気がいいですね。」といった間接的に外出を促すメッセージをすべての実験協力者に対し、実験期間中 1~2 回程度送った。

対話 1 に対する返答として「そうですね」「はい、快適です」といった同意がほとんどだった。2 名の実験協力者から「午前中に散歩してきました」「今、外出中です」といった外出を報告する返答が得られた。さらに 1 名からは「そうですね！こんな日はお弁当持って友達とお出かけしたいな」と外出をほのめかす返答が得られたが、インタビューで確認した結果、実際の外出にはつながっていなかった。対話 2 では、対話 1 よりやや強めに外出をほのめかすメッセージを送った。2 名に対しそれぞれ 1 回ずつ送信したところ、それぞれから「これから仕事」「午後から出かける予定」という外出予定の返答を得た。

対話 3 では、2 名に対し直接的に買い物を促すメッセージの送信を試みたが、「はい！先日買ってきました。」という返答で外出にはつながらなかった。対話 4 はすべての実験協力者に対し、具体的なイベント名やイベントの写真を提示し、促進を試みた。この際に、イベントの写真をインターネットから入手し、写真とともにイベントへ出かけることを促している、7 名の実験協力者がすでに以前から対象のイベントに出かける予定をしており、2 名から仕事のため外出できないと返答を得た。

1 名からは「行ってみようかな」との返答を得て、実際の外出があった。この 1 名に関しては、後日のインタビューから「チャットアプリが写真を送ってきて面白そうだったので行きたくなり行った」との意見を得て、チャットアプリからの提示の影響で実際に外出したことを確認した。さらにこの 1 名に対し後日、同様に動物園の動物の写真を提示し、外出を勧めた。実験期間が短かったため、実験中に動物園にでかけることはなかったが、チャットアプリが写真を送ってくれたので動物園でその動物を見たくなった、今度行ってみる、との回答を得た。このことから、チャットアプリによって、1 名の実験協力者の外出促進ができた。

### 5.7.3 コミュニケーション・外出促進へ向けての課題

上記のように最終的には本実証実験で 1 名の実験協力者の外出が促進できたが、他の実験協力者についてはなぜ外出促進につながらなかったのか、インタビュー Q2-4 の際に聞き取りを行った。実験協力者 1, 3, 7, 9 はすでに予定があったため外出にはつながらなかったが、予定が空いており興味のある外出先を提示されれば外出することもあると思うと回答した。実験協力者 4 は外出しようと思わなかったし、このような外出先提示が行われたとしてもするかは分からない、と回答した。実験協力者 5, 8, 10 は日頃の仕事が非常に忙しく、外出にはつながらないとの回答であった。続けてどのような情報提示であれば外出する可能性があるか聞いたところ、情報提示を 3 回に増やし、1 度目は 1 カ月~2 週間前など予定に空きがある時期に簡単な情報提示、2 度目は 1 週間ほど前により詳細な情報を提示し、前日に外出する予定だということを教えてくれるなら外出するかもしれないとの回答が実験協力者 8 から得られた。

最後に、今回の実験で65歳以下の実験協力者に対し、身近な高齢者を想定し、このようなアプリでコミュニケーションや外出促進が可能か意見をうかがった。実験協力者2, 7からは人によっては楽しく利用することができるのではないかという回答が得られた。実験協力者4, 6, 8は、スマートフォンの操作の問題で慣れない高齢者には難しいのではないかという回答だった。実験協力者4, 8は、入力の手間が大きな障壁となるため、音声での対話が可能になれば利用につながるのではないかという回答だった。特に実験協力者8は自身の祖母を想定し、高齢者とチャットを行ったり、外出促進をするには、「XXの交差点まで行ってそこに咲いている花の色を確認してきて」など高齢者の身近なものを対象に非常に具体的な課題を与えることが望ましいのではないかと、今のような遠くの場所への外出促進や目的の明確でない提示は高齢者に受け入れがたい可能性がある、と意見があった。また、実験協力者6は、高齢者自身にアプリを利用してもらうのもいいが、高齢者の同居家族や近所に住む人にアプリを渡し、高齢者との会話や外出の奨励をするのもよいのではないかと、との意見だった。

今回の実験では、チャットアプリとの会話を周囲の人にみせるというアプリに起因したコミュニケーションをとること、今回の実証実験によるチャットで1名の実験協力者が実際にイベントへ出向いたことが分かった。しかし、実験協力者は、チャットアプリとの対話や他者を巻き込んだコミュニケーションを行い、外出した実験協力者と、実験であるから協力はしたものの、チャットアプリを情報ツールとしてとらえ、コミュニケーションや外出につながらなかった実験協力者がみられた。今回の実験協力者は50歳以上としたため、スマホの操作が障壁となり実験を中断する実験協力者や遠くの場所の提示でも外出促進につながった。しかし、入力が負担とならないよう音声を利用したチャットを中心にするなどテキスト以外での対話方法の実装を検討するとともに、実験協力者の年齢や忙しさに応じた会話内容や提示内容、提示手法の検討も必要であることが分かった。

## 6. まとめ

本論文では、今後ますますその数が増加する高齢者について、外出促進を目的としたアプリケーションの構築を行い、実証実験を行った結果について述べた。実証実験を行うにあたり、個人適応型の行動認識システムに加え、チャットを通じた情報提示、収集の仕組みを構築した。愛知県豊田市旭地区で10名の実験協力者に対し2週間の実験を行った結果、アプリに導入した個人適応学習型行動認識について、日常生活の場で特定の行動認識が可能であるが、周囲の環境音による精度低下がみられること、行動認識に基づいたチャットが行えるが、誤った認識結果に基づくチャットをできるだけ減らす必要があること、アプリが

高齢者のコミュニケーションや外出促進につながるチャットを行える可能性はあるが、より多くの高齢者の促進を行うには年齢や忙しさに応じた会話内容や提示内容、提示手法の検討も必要であることが分かった。

また、本実験では音情報を利用して行動認識を行っているが、定性的なプライバシーの問題と、ユーザの利便性の関係は常に問題となる。この点に関しては、より詳細に行動をセンシングすることで得られる、ユーザにとっての価値を高めていくことで抵抗感を下げていきたいと考えている。今後は本実証実験で得られたデータ、知見を元にさらなる行動認識精度の向上と、それを生かしたアプリケーションの設計を行い、実証実験を積み重ねていく予定である。

**謝辞** 本研究は国立研究開発法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーションプログラム (名古屋 COI)」の支援を受け、豊田市旭地区在住の10名の実験協力者、株式会社 M-easy、そして富士通株式会社の協力のもとに行われた。

## 参考文献

- [1] Holzinger, A., Searle, G. and Nischelwitzer, A.: On some aspects of improving mobile applications for the elderly, *International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, pp.923-932, Springer (2007).
- [2] 新開省二, 藤田幸司, 藤原佳典, 熊谷 修, 天野秀紀, 吉田裕人, 寶 貴旺: 地域高齢者におけるタイプ別閉じこもり発生の予測因子 2 年間の追跡研究から, *日本公衆衛生雑誌*, Vol.52, No.10, pp.874-885 (2005).
- [3] 総務省: 平成 29 年度情報通信白書, 入手先 (<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc262120.html>).
- [4] Hayashi, T., Nishida, M., Kitaoka, N., Toda, T. and Takeda, K.: Daily Activity Recognition with Large-Scaled Real-Life Recording Datasets Based on Deep Neural Network Using Multi-Modal Signals, *IEICE Trans. Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol.E101.A, No.1, pp.199-210 (online), DOI: 10.1587/transfun.E101.A.199 (2018).
- [5] Tamamori, A., Hayashi, T., Toda, T. and Takeda, K.: An investigation of recurrent neural network for daily activity recognition using multi-modal signals, *2017 Asia-Pacific Signal and Information Proc. Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, pp.1334-1340 (online), DOI: 10.1109/APSIPA.2017.8282239 (2017).
- [6] 中川健一, 杉原太郎, 小柴 等, 高塚亮三, 加藤直孝, 國藤進: 実社会指向アプローチによる認知症高齢者のための協調型介護支援システムの研究開発, *情報処理学会論文誌*, Vol.49, No.1, pp.2-10 (2008).
- [7] Fleury, A., Vacher, M. and Noury, N.: SVM-Based Multimodal Classification of Activities of Daily Living in Health Smart Homes: Sensors, Algorithms, and First Experimental Results, *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol.14, No.2, pp.274-283 (online), DOI: 10.1109/TITB.2009.2037317 (2010).
- [8] Kwapisz, J.R., Weiss, G.M. and Moore, S.A.: Activity Recognition Using Cell Phone Accelerometers, *SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol.12, No.2, pp.74-82 (online), DOI:

- 10.1145/1964897.1964918 (2011).
- [9] Huynh, T. and Schiele, B.: Towards Less Supervision in Activity Recognition from Wearable Sensors, *2006 10th IEEE International Symposium on Wearable Computers*, pp.3-10 (online), DOI: 10.1109/ISWC.2006.286336 (2006).
- [10] Kong, Q. and Maekawa, T.: Reusing training data with generative/discriminative hybrid model for practical acceleration-based activity recognition, *Computing*, Vol.96, No.9, pp.875-895 (online), DOI: 10.1007/s00607-013-0326-0 (2014).
- [11] Okoshi, T., Tsubouchi, K., Taji, M., Ichikawa, T. and Tokuda, H.: Attention and engagement-awareness in the wild: A large-scale study with adaptive notifications, *2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp.100-110 (online), DOI: 10.1109/PERCOM.2017.7917856 (2017).
- [12] Ho, J. and Intille, S.S.: Using Context-aware Computing to Reduce the Perceived Burden of Interruptions from Mobile Devices, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '05*, pp.909-918, ACM (online), DOI: 10.1145/1054972.1055100 (2005).
- [13] *Instant Messaging: Effects of Relevance and Timing*, Vol.2 (2000).
- [14] Rosenfeld, A., Zuckerman, I., Segal-Halevi, E., Drein, O. and Kraus, S.: NegoChat: A Chat-based Negotiation Agent, *Proc. 2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, AAMAS '14*, pp.525-532, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (2014) (online), available from <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2615731.2615817>.



玉森 聡 (正会員)

2014年名古屋工業大学大学院博士課程修了。博士(工学)。2014年統計数理研究所特任研究員, 2015年7月同研究所特任助教, 2016年名古屋大学特任助教を経て, 2018年愛知工業大学講師, 現在に至る。音メディア情報

処理の研究に従事。



石黒 祥生

2012年東京大学大学院学際情報学府学際情報学専攻修了, 博士(学際情報学)。2013年米ウォルトディズニーイマジニアリング, ディズニーリサーチにてポスドク研究員として勤務後, 2014年9月名古屋大学未来社会創造機構特任講師, 2015年同機構特任准教授として現在に至る。ヒューマンコンピュータインタラクション, 人間拡張の研究に従事。2012年グッドデザイン賞ベスト100受賞。



廣井 慧 (正会員)

2004年東北大学工学部電子工学専攻卒業。同年東日本電信電話株式会社入社。2011年慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科修士課程修了。2014年慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科博士(メディアデザイン学)。同年名古屋大学未来社会創造機構特任助教を経て, 2018年同大学工学研究科助教, 現在に至る。センサネットワーク, 都市型災害の被害量把握の研究に従事。



河口 信夫 (正会員)

1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了。同年同大学工学部助手。同大学講師, 准教授を経て, 2009年同大学大学院工学研究科教授, 現在に至る。NPO位置情報サービス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション, ユビキタスコンピューティング, 行動センシングの研究に従事。博士(工学)。ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。



武田 一哉 (正会員)

1985年名古屋大学大学院博士(前期)課程修了。同年国際電信電話株式会社入社。ATR自動翻訳電話研究所, KDD研究所を経て, 1994年名古屋大学助教授。2003年同大情報科学研究科教授。2017年同大情報学研究科教授, 現在に至る。工学博士。空間音響, ロバスト音声認識, 運転行動モデリングを含むメディア信号処理の研究に従事。