

# 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</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>

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おり、特に我々は「データ循環」に基づく情報基盤構築によって「いきいきした生活」支援環境の実現を目指している。本稿では、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。このチャットアプリケーションを利用し、愛知県豊田市にて 10 名の実験協力者に対し行った実証実験の概要と認識結果、外出促進の効果について報告する。

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

AKIRA TAMAORI<sup>1</sup> YOSHIO ISHIGURO<sup>2</sup> KEI HIROI<sup>3</sup> NOBUO KAWAGUCHI<sup>3</sup> KAZUYA TAKEDA<sup>4</sup>

### 1. Introduction

本稿では、高齢者の外出促進のために高齢者持つ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。

我々は高齢者がいきいきとした生活を送るためには外出促進が重要であると考えている [1]。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が、高齢者は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 [2]。そこで、我々はこれまでの必要な情報を検索しに行く、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。

このシステムの実現に向けて、実際に機械学習を用いた行動認識システムの構築 [3,4] 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きた。本稿では、これらのシステムを用いて実際に高齢者を対象に行った実証実験について述べる。システムの構築と実証実験について、本稿では

- (1) 実証実験において検証する仮説
- (2) 個人適応学習型行動認識システム
- (3) チャットアプリによる外出促進
- (4) 仮説に対する実験結果による検証に関して述べる。

### 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 [5,6]、(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 [7-9] と、大きく 2

<sup>1</sup> 愛知工業大学情報科学部  
Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology  
<sup>2</sup> 名古屋大学未来社会創造機構  
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University  
<sup>3</sup> 名古屋大学大学院工学研究科  
Graduate School of Engineering, Nagoya University  
<sup>4</sup> 名古屋大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science, Nagoya University

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挙げられる一方で、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挙げられる。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、実際的な行動をターゲットとしていない。

先行研究 [3] 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。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 [4] 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。そこで本研究では RNN に基づく行動認識器を適用する。

## 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。これまでも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 [10, 11] 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 [12, 13]。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。

## 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。加速度、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、MFCC 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。

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繋がるオペレーションシステムを動作さ

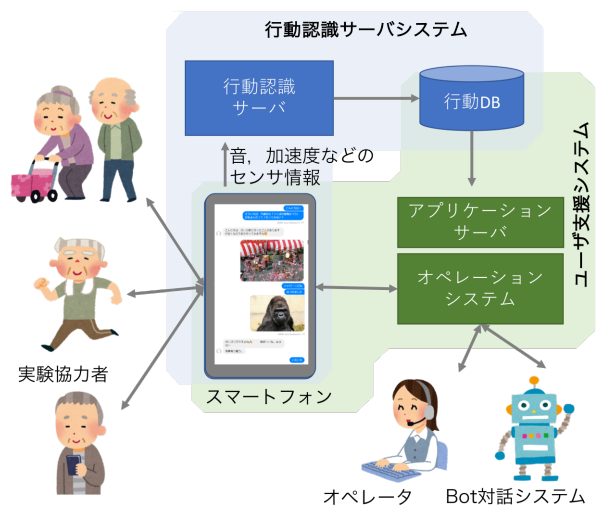


図 1: 実験システム概要

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) センサデータ及び行動履歴の保存

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 (例えば感想など) 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、及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 [4] 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ーシステムに送信される。連続する 33 秒分のデータから先頭の 30 秒分を使用して各特徴量が抽出される。学習済の RNN に結合特徴量が入力され、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ー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 ファイルにパッキングされ、データサーバーへと送られる。

### 3.4 適応学習について

実用上の観点から、被験者一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は、行動者適応学習法も考慮しなければならない。先行研究 [4] では (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。

上記の先行研究の結果を踏まえて、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。各実験協力者へのインタビューにより、TV 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、行動ラベルを付与した。これらデータからネットワークを再学習した。認識性能は、TV に視聴に関してシステムからの問いかけ「TV 見てましたか?」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 地域背景と実験協力者

実験は愛知県豊田市旭地区<sup>\*2</sup>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

<sup>\*1</sup> 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。

<sup>\*2</sup> 旧 東加茂郡 旭町、2005 年に豊田市へ編入。

表 1: 事前収録データ

生活行動	車	掃除	食器片付け	料理	食事	買い物	TV 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

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。

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。日常的に LINE などのスマートフォンアプリを家族や友人との連絡に利用しており，スマートフォンの操作に慣れている住民を対象として実験協力者を募集した。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 TV 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。

### 3.6 実験の検証項目

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，表 2 に示す項目を検証する。検証項目は，高齢者のチャットアプリ受容性（項目 1, 2），実験環境下での行動認識結果の精度および認識結果を利用したチャットアプリの受容性（項目 3, 4），チャットアプリによる外出・コミュニケーション促進の効果（項目 5, 6）の 6 項目とした。項目 1, 2, 4 については，高齢者とアプリの対話ログから応答数，対話の往復回数などを分析し，受容性を調べる。また，項目 3 については，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。項

目 5, 6 については，実験協力者の日常的なコミュニケーションの回数，外出頻度を調べ，実験前後で比較するとともに，インタビューでチャットアプリの利用や情報提示に起因する具体的な外出・コミュニケーションの発生やその内容を聞き取り調査する。

### 3.7 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 TV 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 TV 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 TV 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 TV 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。

## 4. 結果の分析

### 4.1 検証項目 1,2: 高齢者のチャットアプリ受容性

高齢者のチャットアプリ受容性を検討するために，本実

表 2: 本実験の検証項目

No.	検証項目	検証方法
1	高齢者がチャットアプリを利用できる	チャットのログ（通知の応答数，コメント数，発生数）から判定
2	チャットアプリと，破綻していない会話ができる	チャットのログ（対話の応答数，往復回数）から判定
3	テレビ視聴に関する行動認識ができる	認識結果から判定（目標値：80%以上）
4	テレビ視聴に関する会話ができる	チャットのログ（対話の応答数，往復回数）から判定
5	チャットアプリが実験協力者のコミュニケーション行動を促進できる	インタビューから判定
6	チャットアプリが実験協力者の外出を促進できる	インタビューから判定

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」

験を通じて，14 日間の実験中にどの程度高齢者—オペレーションシステム間でのチャット対話のやりとりが発生したかを示す。期間中のオペレータ側からの一人当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。ユーザー一人当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 回がユーザーからの返信であり，平均 36 分でユーザー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。実験協力者は基本的に起床後から就寝まで端末を保持している。また，出かけた際に持ち出し忘れた場合や，バッテリー切れなどにより端末を就寝時以外にも手放している場合もあったことが被験者からの申告により判明している。

#### 4.1.1 問いかけに対する応答の有無

行動確認の問いかけ（行動認識結果確認対話）に対し，10 名のユーザーの平均応答率は 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。これらの結果から今回の 50—70 代の実験協力者では，概ねチャットを利用可能であり，対話や返信も高い頻度で行うことが可能と考えられる。

#### 4.2 検証項目 3,4: 実環境下での行動認識の精度

本実験では，実証実験として，アプリケーションを配布した状態を想定しており，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ため，実験協力者の行動をシステム以外で把握できない。このため，行動認識システムの認識精度は，ユーザーの応答があったもののうち，「はい，いいえ」の回答があったものから推定した。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。その結果，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。平均行動認識精度は低いものの，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<sup>\*3</sup>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。しかしながら，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全て「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，非回答全てが認識失敗という最悪の場合，実際の認識率がほぼ 0% である可能性もある。

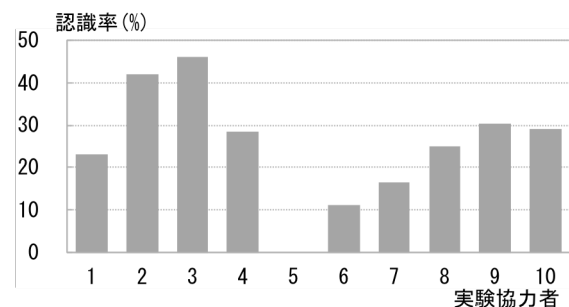


図 3: 実験協力者の行動認識精度

#### 4.3 検証項目 5,6: コミュニケーション・外出促進の効果

本実験の，検証項目 5,6 に関する検証結果について述べる。検証項目 5 では，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

<sup>\*3</sup> ただし評価データは生活行動 9 クラス [4] 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。



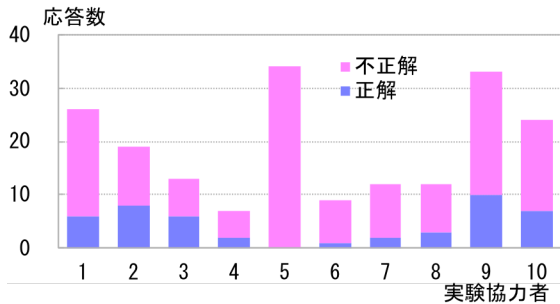


図 4: 行動認識精度の内訳：正解数が「はい」、不正解数が「いいえ」に対応

表 3: 外出を誘導するメッセージやイベント情報

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	「お買いものは大丈夫ですか？」「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！行ってみたい？」「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

め、インタビューでアプリケーションでの対話に関連するコミュニケーションの有無やその内容を調査した。検証項目 6 では、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（表 3）を送り、その際の対話内容やインタビュー結果から外出がなされたかを検証した。さらに、インタビュー結果から実験協力者ごとのチャットへの反応の違い、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。

#### 4.3.1 検証項目 5：コミュニケーション回数の変化

検証項目 5 に関して、「毎日のきろく」シートで示されたコミュニケーション回数の変化について述べる。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。仕事が休みの日には回数は減り、祭りの日には大幅に増加した。親戚の数にはばらつきがあり、毎日 1 名、多い日で 19 名とのコ

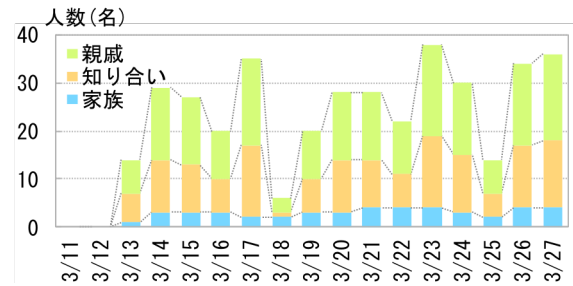


図 5: 実験協力者 1 のコミュニケーション回数

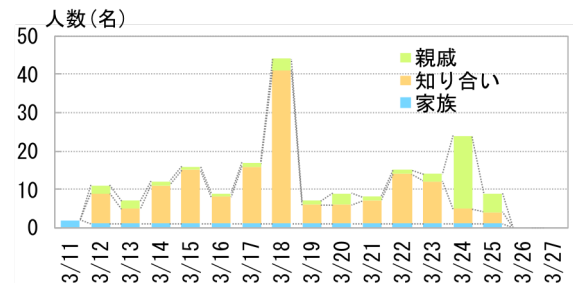


図 6: 実験協力者 10 のコミュニケーション回数

ミュニケーションがある実験協力者と、実験期間中に 1 日のみ 1 名の親戚と接した実験協力者とが見られた。実験期間中に法事があった実験協力者 3 名については 20 名程度の相手とコミュニケーションしている。図 5、図 6 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、親戚に関わらず、すべてのツールを使ってコミュニケーションを取っている。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。

#### 4.3.2 検証項目 6：外出を促進するメッセージへの反応

検証項目 6 に関して、表 3 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、実際の外出には繋がっていない。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

う返答で外出には繋がらなかった。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を提示し、促進を試みた。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、後日インタビューから実際に外出したことを確認した。この際に、該当の実験協力者はイベントに出かける予定があると答えなかったため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。インタビューでは、写真が送られてきて行きたくなくなった、という回答を得た。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くなった、今度行ってみる、との回答を得た。このことから、写真を利用したチャットによって、1名の実験協力者の外出促進ができた。

#### 4.3.3 実験協力者ごとの対話数の傾向

表4に実験協力者ごとのチャットアプリとの対話数を示す。TV視聴に関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なっている。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見られなかったが、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応答してくれたことがわかる。

#### 4.3.4 実験協力者ごとのコミュニケーション・外出促進の効果

第2回インタビュー結果から、チャットアプリを使った感想について尋ねたところ、実験協力者2,7,9が楽しかった、また利用したいと回答した。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

表4: 実験協力者のチャット回数 (TV視聴に関わるチャットを除く)

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 (%)	64.4	55.9	40.4	44.3	42.0	54.6	54.5	48.3	51.6	51.5

トアプリとのコミュニケーションを楽しんでいた。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、写真を使ったわ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。この3名の実験協力者については、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取るなど、チャットアプリに起因するコミュニケーションを取っていた。

実験協力者4,5,10は、実験であるため協力したが、個人的には利用したくない、と回答した。その理由として、「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。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されれば、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、例えば、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挙げられた。

以上のように、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、チャットアプリの利用を楽しんだ実験協力者と、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捉え、情報の質を重視する実験協力者がみられた。今回の実験では、日常的にスマートフォンを利用している実験協力者を選定した。実験協力者は全員日常的に家族・知り合いなどとコミュニケーションを取り、仕事を持っている。そのため、チャットアプリに抵抗なく利用することができたが、より高齢な実験協力者に対しては、チャットをわかりやすい内容にしたり、入力負担とならないよう音声を利用

用したチャットを中心にするなど工夫が必要になると考えられる。

## 5. 残された課題

本研究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に基づき、収録データに「TV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。現在、検証の第一歩として、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。具体的にはユーザ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・全ユーザに渡って集計し、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「TV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。

## 6. まとめ

本論文では、今後ますます増加する高齢者の外出促進を目的としたアプリケーションの構築を行い、実際に実証実験を行った結果について述べた。実験協力者を支援するために、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。2週間の実験期間中、データを収集し、その結果、高齢者もチャットを使って対話が可能であること、個性に合わせた情報提示が求められることなどがわかった。また、本システムを通じた情報提示の結果、実際に行動変容（外出）を起こすことができた例があるなど、2週間という短期間ではあるが、行動認識を用いた高齢者支援が可能であった。

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、それをうい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）の研究開発事業「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] 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).

[2] 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*, Springer, pp. 923-932 (2007).

[3] 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 Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. E101.A, No. 1, pp. 199-210 (online), DOI: 10.1587/transfun.E101.A.199 (2018).

[4] 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 Processing Association Annual Summit and Conference (AP-SIPA ASC)*, pp. 1334-1340 (online), DOI: 10.1109/AP-SIPA.2017.8282239 (2017).

[5] 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).

[6] 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 Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 2, pp. 274-283 (online), DOI: 10.1109/TITB.2009.2037317 (2010).

[7] 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).

[8] 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).

[9] 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).

[10] 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).

[11] Ho, J. and Intille, S. S.: Using Context-aware Computing to Reduce the Perceived Burden of Interruptions from Mobile Devices, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '05, New York, NY, USA, ACM, pp. 909-918 (online), DOI: 10.1145/1054972.1055100 (2005).

[12] *Instant Messaging: Effects of Relevance and Timing*, Vol. 2 (2000).

[13] Rosenfeld, A., Zuckerman, I., Segal-Halevi, E., Drein, O. and Kraus, S.: NegoChat: A Chat-based Negotiation Agent, *Proceedings of the 2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems*, AAMAS '14, Richland, SC, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, pp. 525-532 (online), available from <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2615731.2615817> (2014).