

# センサデバイスからの行動認識と話題生成による 独居高齢者のコミュニケーション促進

ファムフーロン<sup>†</sup> マハルジャンラビン<sup>†</sup> 橋口 友哉<sup>†</sup> 白石 晃一<sup>††</sup> 山本 岳洋<sup>†††</sup>

山本 祐輔<sup>††††</sup> 大島 裕明<sup>††††</sup>

<sup>†</sup> 兵庫県立大学 応用情報科学研究科 〒650-0047 兵庫県神戸市中央区港島南町 7-1-28

<sup>††</sup> 京都造形芸術大学 芸術学部 〒606-8271 京都府京都市左京区北白川瓜生山 2-116

<sup>†††</sup> 兵庫県立大学 社会情報科学部 〒651-2197 神戸市西区学園西町 8-2-1

<sup>††††</sup> 静岡大学 情報学部 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: <sup>†</sup>{aa19e510,aa18j512,aa19j508,ohshima}@ai.u-hyogo.ac.jp, <sup>††</sup>shiraishi@kuad.kyoto-art.ac.jp,

<sup>††††</sup>t.yamamoto@sis.u-hyogo.ac.jp, <sup>††††</sup>t.yamamoto@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし 本研究では独居高齢者の行動情報を IoT センサデバイスで取得し、それらの情報を用いて話題を生成することで、遠隔地家族とのコミュニケーションを促進させる見守りサービスを提案する。近年日本では少子高齢化が進んでおり、独居高齢者も増えつつある。本研究で行ったアンケート調査から、独居高齢者と遠隔地家族との会話頻度が低いことが分かった。独居高齢者のコミュニケーション不足で様々な問題が起きうると考えられる。本研究では「話題」を提供することにより、家族間のコミュニケーションを促進させることで、それらの問題の解決を支援するシステムを開発した。話題生成を行うために高齢者の日常行動情報を用いる。高齢者の行動情報は本人の自宅に設置される IoT センサデバイスのセンサデータから機械学習を用いて認識した。IoT センサデバイスはマイクロコンピュータを用いて開発した。最後に抽象化された独居高齢者の情報を遠隔地家族に共有することで、家族間のコミュニケーション誘発を行う。

キーワード 行動認識, IoT, コミュニケーション促進

## 1 はじめに

近年、少子高齢化とともに、単身世帯が増えつつある [1]。内閣府による平成 30 年版高齢社会白書 [2] では、全世帯のうち 13.1% が 65 歳以上の単身世帯であると報告されている。家族と一緒に住んでいる人と違って、単身世帯の人は、自分で話さない限り、どのような日常生活を送っているのか本人以外には知らないという状態になっている。たとえば、怪我をしたり、病気などで倒れたりしても、誰にも気づかれないということも実際に起こっている。さらに、55 歳以上の単身世帯では、43.4% が家族や友人との会話の頻度が「2～3 日に 1 回以下」とであると回答している。

会話を行わない高齢者の健康は相対的に低くなるという研究 [3] もあり、独居高齢者が社会的に健全に生きていくためには、遠隔地の家族が独居高齢者よりも頻繁に会話をする必要があると考えられる。独居高齢者とコミュニケーションを行う相手がいることで、認知機能があがるとともに健康な生活を送れるという報告もされている [4] [5] [6]。

しかし、独居の家族は、遠隔地の家族と異なる環境で生活しているため、共通の話題を持つことが難しいと考えられる。毎日会話をしようとしても、適切な話題を話すのは困難である。これは、独居の家族が高齢者の場合でも若年者の場合でも考え

られる。

本研究では、独居家族の日常生活における行動を IoT センサデバイスで取得し、遠隔地家族に行動情報を共有する仕組みを提案する。高齢者単身世帯の人といった、一人暮らしの生活で発生した出来事を、遠隔地家族に知らせることが可能となる仕組みである。本研究の目的は、独居家族とのコミュニケーションを促進させることである。

この目的を達成するために、本研究では以下の 5 つの課題に取り組んだ。

- (1) 家族間のコミュニケーションに関するアンケート調査
- (2) IoT センサデバイスを利用したコミュニケーション促進システム
- (3) センサデータによる行動認識
- (4) 独居高齢者行動情報に基づいた話題の生成と提供

まず、独居家族と遠隔地家族との話題を分析するためアンケート調査を行った。3 章で、アンケート調査の説明をする。アンケート調査では、独居家族の年齢、回答者と独居している人の関係、コミュニケーション頻度、家族との話題などについての回答を取得した。分析の結果、頻出した話題は日常生活の行動に関していることであった。

そこで、日常生活の行動を認識するため、IoT センサデバイスの開発を行った。IoT センサデバイスは、様々なセンサを搭載したデバイスであり、センサデータを Wi-Fi 経由でクラウド



図 1: 開発した IoT センサデバイス

に送信する機能を持つ [7] [8]. 図 1 は、我々が開発した IoT センサデバイス外観を表している. 4.3 節で IoT センサデバイスの詳しい実装について説明する.

センサからは、人の様々な行動を表すデータが取得できる. センサデータそのものを遠隔地の家族に伝えることも、行動情報の共有手段としては考えられる. しかし、人の行動を表すセンサデータは、プライバシー情報そのものであり、家族といえどもすべてを共有したいとは思えないものである. 本研究では、行動情報を共有する対象者が、家族に対してであれば問題ないと考えられるレベルに行動を抽象化することで、過度な監視にならない行動情報の共有を実現したいと考えている. そこで、センサデータから、行動を認識し、家族と共有しても問題ないと考えられるレベルに行動の抽象化を行う. 具体的には、センサから得られた時系列データに対して、特定の行動を認識する分類器を構築することで行動認識を行う. 行動認識については、5 章で説明する.

最後に、得られた行動情報を、LINE のようなプライベートメッセージングを通して遠隔地の家族と共有し、話題を提供することで、独居家族を主体とした話題でコミュニケーションの促進を図る. 話題生成と遠隔地の家族にする話題提供の手法については 7 章で説明する.

## 2 関連研究

本研究と関連する研究は、センサを用いて人の行動を監視する研究や、主に高齢者を対象とした見守りサービスがあげられる. 従来の研究は、主に人の行動を監視することに注目されている. 一方、我々の研究は、センサデバイスから見守り対象者の話題提供が可能かということに注目している.

Cuddihy ら [9] は、複数の人感センサを用いて、ある人が長期間にわたって動きがないことを検出する研究を行っている. 一定時間が経ってもその人の行動を感知できない場合に、看護師や関係者にメールなどの方法で知らせるといった応用が想定されている. Bamis ら [10] は、高齢者の行動をセンサで監視し、異常があれば知らせたり、生活の情報を伝えるシステムの開発を行っている. 多種類のセンサが用いられており、高齢者の行動モデルを自動的に生成している. Bayoumi ら [11] は、照度センサを用いて、人間の行動を推定する研究を行っている. 照度センサに当たる光の量によって、人間の行動を推定して

いる. 当たる光の量を計算するため CCD カメラを利用している. Chen ら [12] は、LSTM を用いて人間の行動を認識する手法を提案している. Wireless Sensor Data Mining (WISDM) のデータセットに含まれる三軸加速度計データから、6 つのクラス「Standing」、「Sitting」、「Downstairs」、「Upstairs」、「Walking」、「Jogging」を推定する問題に取り組んでいる. Eisa ら [13] は、複数の人感センサを用いて、日常生活で起きる異常を検出するシステムについて研究を行っている. 部屋ごとに配置された複数の人感センサで行動を監視し、自動的に異常を検出している. Aicha ら [14] は、センサデータから単身世帯の高齢者の部屋に客が訪れたかを推定する研究を行っている. この研究では、Markov modulated multidimensional non-homogeneous Poisson process (M3P2) 教師なし学習モデルや Markov modulated Poisson process (MMPP) が用いられており、前者を用いたモデルの方がより推定精度が良いということが報告されている. センサは人感センサ、ドアスイッチなどを利用している. Lago ら [15] は、距離センサと人感センサから得られたデータで行動認識する研究を行っている. 認識モデルとして、確率的なモデルと論理的なモデルの 2 つを組み合わせたモデルを提案している.

Altun ら [16] は、行動を予測するための様々な分類アルゴリズムの比較する研究を行っている. 用いられた分類アルゴリズムは Bayesian decision making (BDM), rule-based algorithm (RBA), the least-squares method (LSM), k-nearest neighbor algorithm (k-NN), Dynamic time warping (DTW), Support Vector Machine (SVM), と artificial neural networks (ANN) である. データは身に着けた 3 つのセンサから取得されている. 用いられたセンサは 3 軸のジャイロスコプ、3 軸の加速度センサと 3 軸の磁気センサである. Tax ら [17] は、スマートホームに設置されているセンサデータを用いた行動認識を行っている. 手法は、Long Short Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Units (GRU) などである. Li ら [18] は、高齢者の看護や生活を支援することを目的として、日常生活のパターンを自動的に把握する研究を行っている. Wainwright ら [19] は、LSTM による行動認識の研究を行っている. データセットは「UCI Machine Learning Repository」のデータセットで、アンドロイドスマートフォンのジャイロスコプと加速度計のデータがある. LSTM による行動認識の精度は、同じデータセットを用いて行動認識した分類器より高いことも示している.

Alpas ら [3] は、孤独や人との触れ合いが少ないことで起きるコミュニケーション不足は、男性の高齢者の健康と精神的に悪い影響があり、うつ病の原因であるという報告をしている. Alpas らは 217 人の男性高齢者 (65 歳以上) を対象に、孤独、健康とうつ病の間にどのような関係があるかを調べる研究を行っている. Tanaka ら [4] は、人間のようなコミュニケーションロボットを利用することで、高齢者の認知機能に影響があり、よくなるという報告をしている. また、Tanaka らは、健康な一人暮らしの女性高齢者が、3 歳の男子に似ているロボットと 8 週間同居して、認知機能、健康に変化あるかどうかを調べる

研究を行っている。

3 独居家族との会話に関するアンケート調査

本研究は、独居高齢者と遠隔地にいる家族とのコミュニケーションについてアンケート調査を行った。本章では行ったアンケート調査の概要及び結果について説明する。

3.1 アンケート調査の概要

本研究は、クラウドソーシングサービス、Lancers<sup>1</sup>を利用し、一人暮らしをしている家族がいる遠隔地の家族を対象としてアンケート調査を行った。アンケート調査実施期間は 2019 年 6 月 22 日から 2019 年 6 月 28 日まで、500 名の回答者に回答してもらった。アンケート調査の目的は以下の 2 つである。

- 一人暮らしの家族との話題を知るため。
- 行動認識に用いる特定の行動を決めるため。

回答者に回答してもらった質問項目は下記の通りである。

- (1) 回答者ご本人の性別、年代。
- (2) 一人暮らしの家族の性別、年代。
- (3) 一人暮らしの家族との続柄。
- (4) 一人暮らしの家族とのコミュニケーションで利用されるデバイス。(複数選択可)
- (5) 一人暮らしの家族との音声による会話の頻度。
- (6) 一人暮らしの家族とのテキストメッセージによるコミュニケーションの頻度。
- (7) 一人暮らしの家族との主なコミュニケーション手段(複数選択可)。
- (8) 一人暮らしの家族とのコミュニケーションでの具体的な「話題」(3 つ)。

上記の質問項目の中で、本研究で特に重要な質問項目は最後の質問である。この質問に対する回答の分析から得られた知見を 3.3 節で説明する。

3.2 アンケート調査の結果

本節では、アンケート調査結果について説明する。

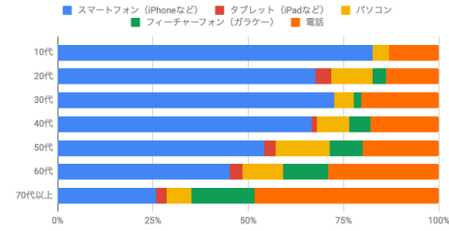
アンケート調査の回答者数は合計 500 名で、62%は女性、残りの 38%は男性であった。また、回答者の 9 割以上が 20 代から 50 代であった。

本研究では、独居高齢者を対象にしている。60 代以上の独居家族を持つ回答者数は 203 名で、全体の約 40%を占めている。

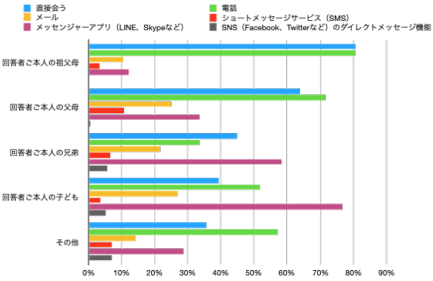
図 2(a) は、コミュニケーションを取るために使われたデバイスの割合を表している。図 2(a) に表示されている通り、年代が高いほどスマートフォン利用の割合が低いことが分かった。

図 2(b) は、コミュニケーションの手段を表した図である。遠隔地の家族が祖父母の場合、約 80%は「直接会う」と「電話」をコミュニケーション手段とする。また、コミュニケーションの手段として LINE などのメッセージングアプリを利用する家族も多かった。本研究は、話題を提供するために LINE の Bot を構築した。Bot は遠隔地の家族に自動的に話題を送信し、コ

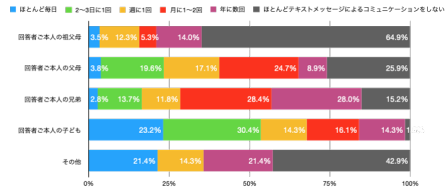
コミュニケーションの主なデバイス



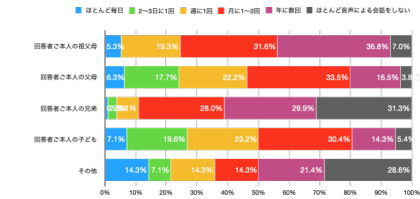
(a) コミュニケーションのデバイス



(b) コミュニケーションの手段



(c) テキストメッセージによるコミュニケーション



(d) 音声によるコミュニケーション

図 2: アンケート調査の結果

ミュニケーションの促進を行う。

図 2(c) と図 2(d) は、それぞれテキストメッセージによるコミュニケーションと音声によるコミュニケーションの頻度を表している。独居家族が回答者の両親や祖父母の場合、月に 1〜2 回や年に数回コミュニケーションを取る人が多いということが分かった。一方、独居家族が回答者の子供の場合は、「2〜3 回」や「週に 1 回」の方が多かった。

アンケート調査の回答を分析した結果、独居高齢者が比較的多いということが分かった。また、独居高齢者と遠隔地家族とのコミュニケーションの頻度が低いことも分かった。

3.3 コミュニケーションにおける主な話題

コミュニケーション促進を行うために会話の話題が必要である。どのような話題が用意できるかを検討する目的で、アンケート回答者と一人暮らし家族との実際の会話における話題を分析した。アンケート調査の最後の質問項目で回答者 1 名につき 3 つの具体的な話題を回答してもらった。本研究の対象は独

1 : Lancers <https://www.lancers.jp/>

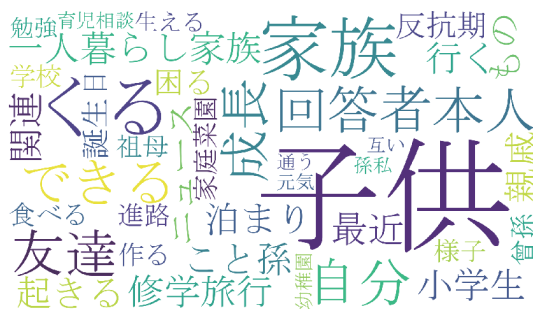


図 3: クラスタ 203 のワードクラウド

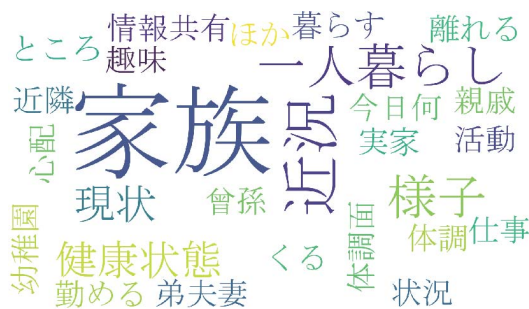


図 5: クラスタ 165 のワードクラウド

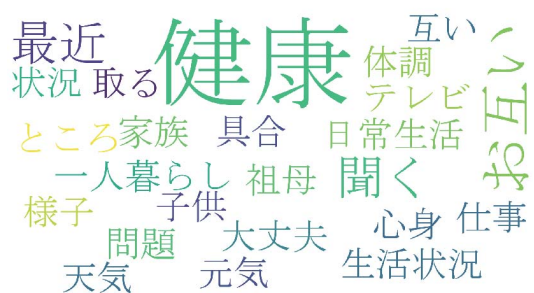


図 4: クラスタ 135 のワードクラウド

居高齢者であるため、一人暮らしの家族の年代が 60 代以上の回答のみを分析対象とした。結果、分析対象の話題は 675 件であった。

話題分析のために、話題のカテゴリー分けを行った。まず、回答文のベクトル化を行い、得られたベクトルを用いて複数のグループにクラスタリングした。回答文をベクトル化するため、TF-IDF を用いて 1,026 次元のベクトルにした。回答文のクラスタリングは K-means アルゴリズムを用いて行った。クラスタ数は 250 とした。

各クラスターに含まれている話題の共通点を明確にするためにそれぞれのクラスターのワードクラウドを作成した。図 3 はクラスター 203 のワードクラウドを示している。「子供」や「孫」、「成長」、「育児相談」などのキーワードがある。そのため、クラスター 203 は独居高齢者の孫、すなわち回答者の子供に関する話題が含まれていると考えられる。クラスター内の話題は、「子供の成長の話」や「子供の勉強」、「子供の育児相談」などの話題があった。クラスター 135 のワードクラウドは図 4 で示されている。このクラスターの最も重要なキーワードは「健康」であると考えられる。このクラスターには「心身の健康について」や「家族の健康の話」、「薬を取っているかなどの健康に関する話題」などの健康に関する話題が含まれている。図 5 はクラスター 165 のワードクラウドを示している。このクラスターは「近況」や「現状」、「家族」、「親戚」などのキーワードがある。中に含まれている話題は、お互いと親戚の近況に関する話題が多かった。

回答のクラスタリングを行い、著者らで分析した結果、独居

高齢者と家族とのコミュニケーションにおける話題を、下記に示すグループに分けた。

- (1) 独居高齢者の孫に関すること
- (2) 独協高齢者と家族の健康・体調
- (3) お互いの近況の情報
- (4) 親戚のこと
- (5) 最近のニュース、天気、芸人さんのこと
- (6) 高齢者の趣味や飼っているペットのこと

上記の 6 つのグループの中で、今回のアンケート調査で最も多かったのは独居高齢者の健康に関する話題であった。675 件の回答文の内、「健康」や「体調」というキーワードが実際に含まれているのは 102 件であり、全体の約 6 分の 1 を占める。健康の他に、近況 (97 件) や高齢者の孫 (83 件) に関する話題も多かった。

## 4 コミュニケーション促進システム

独居高齢者と家族とのコミュニケーション誘発を行うためにコミュニケーション促進システムを設計した。本章ではまずシステム全体の説明を述べた後、各部分の詳細についても説明する。

### 4.1 システム概要

本研究で設計したシステムの構成は下記の通りである。

- (1) IoT センサデバイス：本研究は ESP32 を用いて IoT センサデバイスの開発を行った。IoT センサデバイスの詳細な説明は 4.3 節にて行う。
- (2) データ送受信サーバ：NodeJS を用いて構築した
- (3) データベース：環境センサ及び高齢者の行動データを保存するために MongoDB を利用した。
- (4) プラットフォームアプリケーション：環境センサの確認、過去行動の確認、1 日の行動記録、という 3 つの機能を持つ iOS アプリケーションを開発した。
- (5) 行動認識分類器：センサデータを用いた高齢者の行動認識分類器を作成した。
- (6) 話題提供 Bot：コミュニケーション促進のための話題



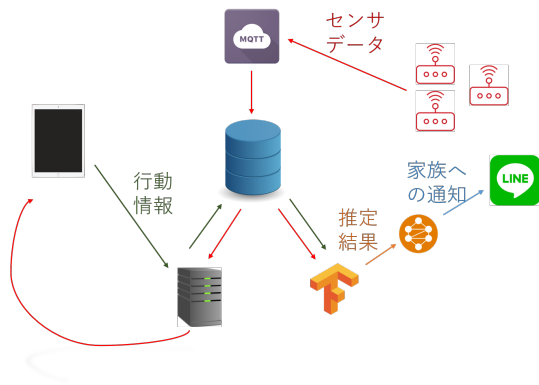


図 6: システム全体のイメージ

を提供するために LINE Messaging API <sup>2</sup> を利用した Bot を開発した。動作例について 7 章で説明する。

#### 4.2 システムの流れ

システム全体のイメージを図 6 で表す。処理は以下のように行う。

- (1) 独居高齢者自宅に IoT センサデバイスを設置する。
- (2) 設置された IoT センサデバイスから得られたセンサ情報をデータ受信サーバに送る。
- (3) サーバがセンサデータを受け取り、データベースに保存する。
- (4) 高齢者は自身の 1 日で行った行動をプラットフォームアプリケーションに記録する。記録された情報は自動的にデータベースに保存される。センサ情報及び高齢者の行動はプラットフォームアプリケーションでいつでも確認することができる。
- (5) データベースに保存されているセンサデータおよび高齢者行動情報を用いて、高齢者の行動認識を機械学習で行う。
- (6) 行動認識の結果を用いて話題生成を行う。
- (7) 生成した話題を LINE Bot 経由で遠隔地にいる家族に送信し、コミュニケーション促進を行う。

#### 4.3 IoT センサデバイス

本節では、本研究で開発した IoT センサデバイスについて説明する。この IoT センサデバイスは複数のセンサを搭載しており、各センサのデータを取得することができる。開発した IoT センサデバイスの基本的な機能は、電源を入れると、6 秒に一度、各センサのデータを WiFi 経由でサーバに送信するというものである。

IoT センサデバイスの頭脳として、センサの制御を行い、通信を行うため、ESP32 というマイクロコントローラを利用した。図 7 は ESP32 の写真である。

本デバイスには以下の 7 つのセンサを搭載した。

- (1) 人感センサ
- (2) 照度センサ
- (3) 音圧センサ
- (4) 温度センサ



図 7: ESP32 マイクロコントローラ

- (5) 湿度センサ
- (6) 気圧センサ
- (7) 赤外線リモコンセンサ

人間の行動と環境の変化によって、これらのセンサから取得されるデータが変化する。

### 5 センサデータからの行動認識

遠隔地家族は独居高齢者が何をしているか知らないため、話題がない場合が多々ある。話題がないため、コミュニケーションをとりにくくなっていると考えられる。そのため、遠隔地家族と独居高齢者のコミュニケーション促進には独居高齢者の行動情報が必要だと考えられる。本研究では、センサデータを用いて独居高齢者の行動を認識し、認識結果を用いて話題生成を行う。行動認識を行うために LSTM と Bidirectional LSTM を利用した。

#### 5.1 認識する行動

本実験で認識する行動は、以下の 6 つである。

- |        |        |         |
|--------|--------|---------|
| (1) 食事 | (3) 外出 | (5) 睡眠  |
| (2) 料理 | (4) 来客 | (6) テレビ |

3 章で述べたアンケート調査の結果から「独居高齢者との話題になる」かつ「センサによる行動認識が可能」な行動を 6 つ決定した。

本研究での行動認識問題はマルチラベル分類問題として扱う。すなわち、各行動ラベルに対して行動を行っているかどうかを二値分類する。たとえば、「テレビを見ながら食べている」の場合は、行動ラベルの食事とテレビが 1 になる問題である

#### 5.2 正解ラベル付け方法

住居の間取りといった生活環境は高齢者ごとに異なる。そのため、あらゆる高齢者の行動認識が可能なモデルを構築することは非常に難しいと考える。たとえば、高齢者 A のデータを用いて行動認識分類器を作成したとする。このモデルを用いて高齢者 A の行動を完璧に認識できたとしても、他的高齢者の行動が認識できるとは限らない。本研究では、高齢者ごとに行動認識モデルを作成する。認識モデルの作成にはセンサデータの他に、高齢者ごとの正解行動ラベルも必要である。本研究では、正解行動ラベルを取得するために独居高齢者に一日の行動をそれぞれ何時から何時までしたかを記録してもらう。記録してもらった行動を正解行動ラベルとして利用し、行動認識モデルを構築する。記録する方法は二つを用意した。1 つ目は、日記に書いてもらう方法で、2 つ目は、4 章で紹介したプラッ

<sup>2</sup> : <https://developers.line.biz/ja/services/messaging-api/>

トフォームアプリケーションを用いた方法である。高齢者が一日の行動をアプリケーションに入力すると、自動的にデータベースに保存されるので、行動認識モデルの構築時にデータベースから取得し分類器の構築を行う。

### 5.3 LSTM による行動認識

センサデータから行動認識を行うために LSTM を用いて分類器を構築した。LSTM (LongShort-TermMemory) [20] は、深層学習モデルにおける再帰型ニューラルネットワークの 1 つであり、系列データに対して、利用される。実装には KerasAPI<sup>3</sup> を用いた。

構築したモデルを図 8 に示す。このモデルは、6 秒ごとに記録されたセンサデータを 1 件の入力として 50 件分を入力する。その後、50 件目のデータに対して、高齢者がそれぞれの行動を行っているかどうかを分類する。出力層の活性化関数はシグモイド関数を用いることで、50 件目のデータに対して、各行動ラベルが行われたのかを判定する。

過学習を避けるため、出力層の前にドロップアウト層を用いた。ドロップアウト確率は 0.2 とした。誤差関数にはバイナリ交差エントロピーを用いた。また、最適化には SGD を用いた。

### 5.4 Bidirectional LSTM による行動認識

本実験では LSTM の他に、Bidirectional LSTM でも行動認識を行った。LSTM は現在の  $t$  時点の行動を認識するのに  $t$  時点までを入力している。一方、Bidirectional LSTM は現在の  $t$  時点までと  $t$  時点以降の両方を入力している。したがって、Bidirectional LSTM を用いることで高精度の認識が期待できる。リアルタイムで行動認識を行う場合、 $t$  時点以降の入力は利用できない。本研究の行動認識はコミュニケーション促進のためである。そのため、行動認識の精度向上が期待される Bidirectional LSTM を利用した行動認識も行う。

Bidirectional LSTM でのモデルを図 9 に示す。このモデルは、6 秒ごとに記録されたセンサデータを 1 件の入力として 51 件分を入力する。その後、51 件分の中間である 26 件目のデータに対して、高齢者がそれぞれの行動を行っているかどうかを分類する。26 件目までと 26 件目以降の両方を用いるため、まず各出力のベクトルを結合する。その後、結合したベクトルをすべて足した結果を、26 件目のベクトルとした。出力層の活性化関数はシグモイド関数を用いることで、26 件目のデータに対して、各行動ラベルが行われたのかを判定する。

LSTM モデルと同様に出力層の前にドロップアウト確率 0.2 のドロップアウト層を用いた。誤差関数にはバイナリ交差エントロピー、最適化には SGD を用いた。

## 6 実験

本章では、本研究で行った実験について説明する。

### 6.1 実験環境

本研究は、一人暮らしの被験者 1 名の自宅にて実験を行った。

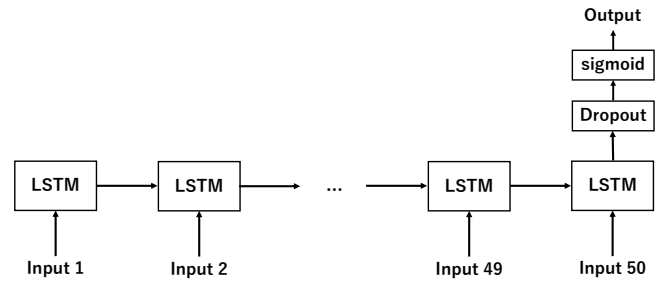


図 8: LSTM のモデル

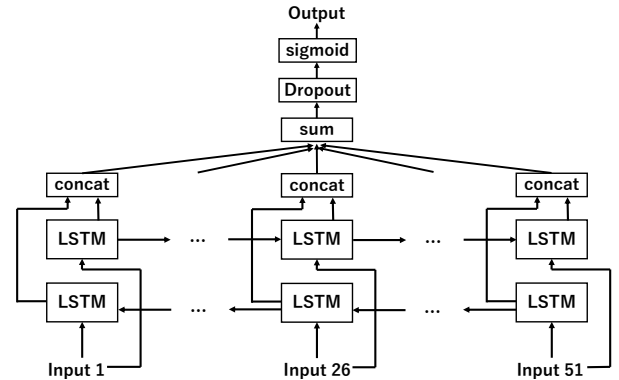


図 9: Bidirectional LSTM のモデル

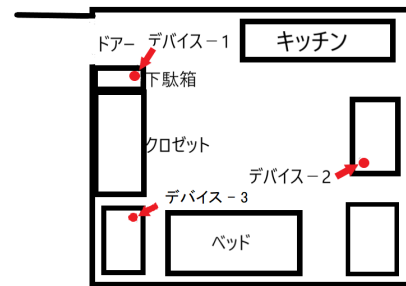


図 10: 被験者の自宅の間取りとデバイス設置箇所

図 10 で間取り図を示す。本実験では、3 つのデバイスを設置し、データを取得した。デバイス 1 はドアの近くに設置した。デバイス 2 は部屋全体の環境変化を把握できるように設置した。デバイス 3 はベッドの近くに設置した。

センサデータは 6 秒毎にサーバーへ送信し、23 日分のデータを取得した。この 23 日間のデータにラベルを付け、データセットを作成した。表 1 にてデータセットの例を示す。

### 6.2 ラベル付け

本実験では、正解行動ラベルを取得するために被験者に毎日、一日の行動を日記に書いてもらった。たとえば、

- 00:00 から 08:00 : 睡眠
- 08:30 から 09:00 : 食事
- 08:00 から 08:30 : 料理
- 10:30 から 14:20 : 外出

のようにした。

3 : Keras : <https://keras.io>

表 1: 1 つの IoT センサデバイスからのセンサデータ例

温度	気圧	湿度	照度	人感	音圧	リモコン
27.74	1020.87	38.16	43	1	1002	0
27.75	1020.89	38.19	45	0	1017	0
27.75	1020.87	38.19	83	0	1049	0
27.76	1020.85	38.11	113	0	1059	0
27.77	1020.88	38.14	113	0	973	0
27.79	1020.84	38.15	110	0	1051	0
27.79	1020.85	38.18	99	1	1024	0

表 2: 行動認識の実験結果 (F 値)

行動	LSTM	Bidirectional
	LSTM	
食事	0.00	0.00
料理	0.10	0.11
外出	0.98	0.96
睡眠	0.84	0.77

### 6.3 訓練とテストの分割

6.1 節で説明した 23 日間のデータを訓練, 検証, テストの 3 つに分割した. 具体的には, 23 日間のうち 1 日のデータをテスト, 別の 1 日間のデータを検証とし, 残りの 21 日間のデータを訓練とした. 全データのサンプル数は 297,477 件で, 訓練データのサンプル数は 268,678 件, 検証データは 14,399 件, テストデータは 14,400 件であった.

### 6.4 実験結果

本節では, LSTM と Bidirectional LSTM で行った行動認識の結果について述べる. 表 2 に, テストデータに対する各行動ごとの F 値を示している. 「来客」と「テレビ」は今回収集したデータでは該当する行動がなかったため, 評価の対象外とした.

表より, 「外出」や「睡眠」は高い精度で認識されているものの, 「食事」や「料理」に関する認識精度が低いことが分かる. 「外出」や「睡眠」は部屋内での人の動きがほとんどないことや, 電気がついていないことで, 認識が容易だったと考えられる.

「料理」に対する F 値は LSTM モデルは 0.10 で, Bidirectional LSTM モデルは 0.11 であった. 料理は気温, 気圧, 湿度などの部屋の環境が変化すると考えられる. また, 料理の場所は決まっており, 人感センサやマイクにも反応があるため, 認識できたと考えられる. 「食事」は分類器が食事と認識するモデルにならなかった. 考えられる理由は 2 つある. 1 つめは, 今回収集したデータの中で, 他の行動に比べ時間が短く, データの割合が少なかったことが考えられる. 2 つめは, 食事をしながらパソコンを使ったり, スマートフォンを見たりすることで, 認識が困難であったと考えられる.

## 7 話題の作成

人は毎日全く同じ行動を行うわけではないが, 日常生活にはパターンが存在していると考えられる. 1 日 3 回の食事をした, 夕方に散歩したりすることは, 生活のパターンとして考え

表 3: 1 月 24 日「外出」行動認識結果

時間	外出
2020/01/24 2:00	1
...	...
2020/01/24 3:00	1
...	...
2020/01/24 4:00	1
...	...
2020/01/24 5:00	1
...	...
2020/01/24 6:00	1

られる. もし独居高齢者が生活をする中で, いつものパターンと違った異変が起きた場合, この異変を話題として使えると考えられる.

話題を作成するのに, 「トピック」という独居高齢者の生活で起きた出来事が必要である. たとえば, 「午前 1 時に寝た」や「部屋の温度が低い」等のトピックがあると考えられる. 「午前 1 時に寝た」トピックに対して, 「おばあちゃん最近寝るのが遅い」という話題が作成できると考えられる. 家族はその情報を伝えられると, 高齢者のことを心配し, 高齢者に連絡する可能性は低くないだろう. 同様に, 「部屋の温度が低い」トピックがあった場合は「おばあちゃんの部屋がとても寒いけど, 風邪をひかないかな」や「おばあちゃんの暖房壊れていないかな」という話題が考えられる. 本研究では, 下記の 2 つの手法を用いてトピック作成を行う.

- (1) センサデータによるトピック作成
- (2) 行動情報によるトピック作成

1 つ目はセンサデータのみでトピック作成を行う手法である. IoT センサデバイスのセンサから, 温度や湿度など, 独居高齢者の部屋における様々な情報がわかる. 「温度が低い」等のセンサデータの異常があった場合, トピックが作成できると考えられる. 本研究では, ルールベースでセンサデータからトピック作成を行う. たとえば, 部屋の温度が 15 度以下のときは「部屋の温度が低い」と判断する.

2 つ目は高齢者の行動情報を用いる手法である. IoT センサデバイスによる高齢者行動認識を行った後, その行動情報を用いてトピックを作成する. 上記で述べたように, 人の日常生活には決まったパターンが存在すると考えられる. 本研究では高齢者の行動がいつものパターンと違うことをトピックとして扱う. たとえば, ある高齢者は毎日夜の 10 時から 11 時の間に就寝している. しかし, ある日深夜 1 時に就寝すると, 「いつもより寝るのが遅い」と明らかに判断できる.

高齢者行動認識を用いた話題生成の例を挙げる. 「外出」行動に対する例である. 本研究で行った実験を用いた「外出」ラベルの認識結果を表 3 に示す. 表 3 の結果から 1 月 23 日の深夜に被験者が自宅を不在したことが分かった. したがって図 11 で示されているようなメッセージが送信できると考える.



図 11: 送信メッセージの例

## 8 まとめと今後の課題

本研究では、IoT センサデバイスの開発とそれを用いて人の行動情報を取得し、日常生活を推定する仕組みを提案した。IoT センサデバイスには様々なセンサ、たとえば、人感センサ、照度センサなどを搭載した。得られたセンサデータから LSTM と Bidirectional LSTM を用いた手法によって行動認識を行った。認識した行動とセンサデータに基づいて話題の作成を行った。

今回は一人暮らしの被験者 1 名の部屋に IoT センサデバイスを設置し、実験を行った。今後は、より多様な環境を持った部屋で IoT センサデバイスを設置し、行動認識の精度を検証する必要がある。現在は、認識された行動から話題を生成するための仕組みについても取り組んでいる。今後は、センサデータから生成された話題がどのようにコミュニケーションを促進できるのかについて取り組んで行く予定である。

## 謝 辞

本研究は JSPS 科学研究費助成事業 JP16H02906, JP18H03494, JP18H03244, JP17H00762, JP18H03243 による助成、ならびに、2019 年度国立情報学研究所 CRIS 委託研究の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

## 文 献

- [1] 国立社会保障・人口問題研究所. 日本の世帯数の将来推計（全国推計）（2018（平成 30）年推計）, 人口問題研究資料第 339 号, 2018.
- [2] 内閣府. 平成 30 年版高齢社会白書, 2018.
- [3] Alpass Fiona M and Neville Stephen John. Loneliness, health and depression in older males. *Aging & Mental Health*, Vol. 7, No. 3, pp. 212–216, 2003.
- [4] Tanaka Masaaki, Ishii Akira, Yamano Emi, Ogikubo Hiroki, Okazaki Masatsugu, Kamimura Kazuro, Konishi Yasuharu, Emoto Shigeru, and Watanabe Yasuyoshi. Effect of a human-type communication robot on cognitive function in elderly women living alone. *Medical science monitor : international medical journal of experimental and clinical research*, Vol. 18, No. 9, pp. CR550–CR557, 2012.
- [5] Fady Alnajjar, Sumayya Khalid, Alistair A. Vogan, Shingo Shimoda, Rui Nouchi, and Ryuta Kawashima. Emerging cognitive intervention technologies to meet the needs of an aging population: A systematic review. *Frontiers in Aging*

- Neuroscience*, Vol. 11, No. 24, pp. 291:1–291:15, 2019.
- [6] Nicole Robinson, Timothy Cottier, and David Kavanagh. Psychosocial health interventions by social robots: Systematic review of randomized controlled trials. *Journal of Medical Internet Research*, Vol. 21, pp. e13203:1–e13203:20, 2019.
- [7] マハルジャンラビン, 白石晃一, 山本岳洋, 山本祐輔, 大島裕明. 話題提供を行うための独居家族との「気配」共有システム. データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, pp. 1–8, 2019.
- [8] Rabin Maharjan, Koichi Shiraishi, Takehiro Yamamoto, Yusuke Yamamoto, and Hiroaki Ohshima. Development of IoT monitoring device and prediction of daily life behavior. In *The 21st International Conference on Information Integration and Web-based Applications and Services*, pp. 586–590, 2019.
- [9] Paul Cuddihy, Jenny Weisenberg, Catherine Graichen, and Meena Ganesh. Algorithm to automatically detect abnormally long periods of inactivity in a home. In *Proceedings of the 1st ACM SIGMOBILE International Workshop on Systems and Networking Support for Healthcare and Assisted Living Environments*, pp. 89–94, 2007.
- [10] Athanasios Bamis, Dimitrios Lymberopoulos, Thiago Teixeira, and Andreas Savvides. Towards precision monitoring of elders for providing assistive services. In *Proceedings of the 1st International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, pp. 49:1–49:8, 2008.
- [11] Sahar Bayoumi, Tony Pridmore, and Boriana Koleva. Exploiting ambient illumination to locate and recognise user behaviour in enclosed environments. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 14, No. 4, pp. 335–345, 2010.
- [12] Yuwen Chen, Kunhua Zhong, Ju Zhang, Qilong Sun, and Xueliang Zhao. LSTM networks for mobile human activity recognition. In *2016 International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications*, pp. 50–53, 2016.
- [13] Samih Eisa and Adriano Moreira. A behaviour monitoring system (BMS) for ambient assisted living. *Sensors*, Vol. 17, No. 9:1946, pp. 1–24, 2017.
- [14] Ahmed Nait Aicha, Gwenn Engleblenne, and Ben Kröse. Unsupervised visit detection in smart homes. *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 34, No. C, pp. 157–167, 2017.
- [15] Paula Lago and Sozo Inoue. A hybrid model using hidden markov chain and logic model for daily living activity recognition. *Proceedings of Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence 2018*, Vol. 2, No. 19:1266, pp. 1–7, 2018.
- [16] Kerem Altun, Billur Barshan, and Orkun Tunçel. Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors. *Pattern Recognition*, Vol. 43, No. 10, pp. 3605–3620, 2010.
- [17] Niek Tax. Human activity prediction in smart home environments with LSTM neural networks. In *2018 14th International Conference on Intelligent Environments*, pp. 40–47, 2018.
- [18] Chen Li, William K. Cheung, Jiming Liu, and Joseph K. Ng. Automatic extraction of behavioral patterns for elderly mobility and daily routine analysis. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 9, No. 5, pp. 54:1–54:26, 2018.
- [19] Richard Wainwright and Alex Shenfield. Human activity recognition making use of long short-term memory techniques. *Athens Journal of Sciences*, Vol. 6, pp. 19–34, 2019.
- [20] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.