

令和 5 年 5 月 15 日現在

機関番号：11201

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2020～2022

課題番号：20K12005

研究課題名(和文)一人暮らしの高齢者や障害者の認知機能低下・情緒不安定シグナルを発報するシステム

研究課題名(英文) Cognitive Decline / Emotional Instability Alarming System for Elderly and Disabled People Living Alone

研究代表者

金 天海 (Kim, Chyon Hae)

岩手大学・研究支援・産学連携センター・客員准教授

研究者番号：30424815

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,400,000円

研究成果の概要(和文)：ドア開閉センサ、人感センサおよび電流センサを組み合わせたセンサネットワークを構成して20代独身男性3名の各自宅にてAIにADLモデルを学習させた。ADLモデルと乖離したレア行動を分離する手法にてAIに発報可否を判断させたところ「被験者が臨時出勤で疲れて帰ってきた後」や「かなりめずらしく料理をしたとき」などのレア行動時の発報が確認できた。今回はコロナ禍により高齢者に対する実験はできなかったが、認知機能低下や情緒不安定を持つ高齢者が症状を悪化させる際に発生しやすいレア行動と類似した行動をAIが捉え発報に至ったことは大きな成果である。精神科医より、高齢者の見守りに対しても十分に実用的との評価を得た。

研究成果の学術的意義や社会的意義

ADLモデルをリアルタイムに学習してレア行動を発報するAIやセンサネットワークの構成論が分かったことで、実用化レベルの高齢者見守り装置ができた。これにより、独居老人がいつの間にかに認知機能低下や情緒不安定を起こし、周囲でトラブルを起こしたり自身の健康を害するといった事を予防することができる見込みが立った。先進国における独居老人の数は年々増え続けており、本装置の需要は今後も高まると予想される。

研究成果の概要(英文)：We have developed a sensor network, which is composed of door opening/closing sensors, motion sensors, and current sensors. Our AI learned an ADL model at each home of three 20's single men. The AI judged whether or not to issue a report using our method that separates rare behaviors that do not close to the ADL model. We were able to confirm that reports were issued during rare behaviors such as "after the subject came home tired from extra work" or "when he cooked as a quite rare behavior". This time, we were unable to conduct experiments on the elderly due to the coronavirus pandemic, but as a big achievement the AI captured behaviors similar to rare behaviors that tend to occur when the symptoms of elderly people with cognitive decline or emotional instability worsen. A psychiatrist evaluated it as being sufficiently practical for watching over the elderly.

研究分野：知能ロボティクス

キーワード：見守り 人工知能 認知症 センサネットワーク 発報 独居

1. 研究開始当初の背景

介護・医療現場の人手不足や少子高齢化の影響から、一人暮らしの高齢者や障害者(被介護者)の数が近年急速に増えている。ここでは、親族や医療スタッフ(介護者)の目が届かない日常生活中での認知機能の低下や情緒の不安定化が問題となっている。従来の在宅見守りシステムでは、被介護者の日常生活行動(Activities of Daily Living, ADL)を認識し、ADLと乖離した行動が観測された際に介護者へ発報するシステムが研究されている。しかしながら、従来システムでは被介護者の認知機能低下や情緒不安定のシグナル(以下シグナル)を自動的に捉えて発報するには至っていない。

これらのシグナルは、日常生活における本人の唐突な行動変化「ADLの唐突な変化」に現れることが多い。例えば、「普段は部屋の戸をきちんと閉める習慣がある人が、戸を閉めなくなる」、「料理が好きで良く厨房に立つ人が、ある時を境に厨房に立たなくなる」、「テレビを見る頻度が極端に減る/増える」などである。これらの変化を検出するためには、本人固有のADLを認識し、ADLから乖離した行動を発見する必要がある。また、「介護者の負担を減らす」という在宅見守りシステム本来の目的からすれば変化の検出や発報を自動的に行えることが望ましい。

2. 研究の目的

そこで本研究では、ADLの変化から認知機能低下や情緒不安定のシグナルを自動的に検出・発報するための在宅見守りシステム(図1のフロー)を研究する。研究対象のシステムでは、在宅中の被介護者の行動ログを住宅に設置したセンサにより取得する。取得した行動モデルを人工知能に学習させることでADLモデルを生成する。生成したADLモデルと、被介護者が最近行った行動のログを対比することで、発報の要否を判断する。発報が要と判断された場合には、インターネットなどを通じて介護者へ発報を行う。本システムに関連して、以下の問いについて研究する。

- ① ADLの変化を効果的に観測するためのセンシングシステムの構成論
- ② 人工知能にADLモデルをリアルタイムかつ自動的に学習させるための方法論
- ③ ADLモデルと乖離した行動から発報の要否を判断する人工知能の構成論

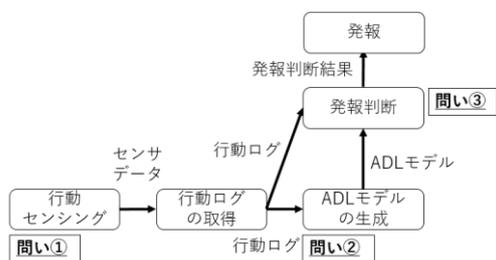


図1 在宅見守りシステムのフロー

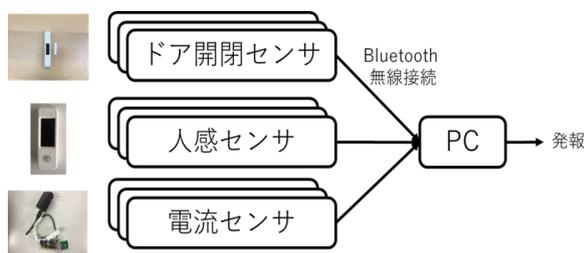


図2 センサネットワーク

本研究では、上記①-③に関する研究を行い、ADLモデルの生成や発報判断の自動学習手法を提案することで、認知機能低下や情緒不安定のシグナルを正確に発見し、介護者や被介護者の要求に合わせて適切な情報を発報できる見守りシステムを構成することを目的とする。本研究は、ADLモデルの生成や発報の要否を判断する人工知能の訓練を完全に自動化する点において従来研究には無い新しい価値を創造する。これらの訓練が自動化できれば、ADLの変化の検出や発報を自動化できるため、「介護者の負担を減らす」という在宅見守りシステム本来の目的に合致したシステム構成論が確立できる。この構成論の確立により、在宅見守りシステムの研究を「現場に適合するシステムの模索という探索的ステージ」から、「より効果的なシステムを現場に導入するという改良ステージ」へ押し進めることできる。

3. 研究の方法

問い①では、ADLの変化の観測方法として、センサのON/OFF情報(二値情報)もとにした行動ログの生成を試みる。従来の行動ログ生成手法において、変化の検出や発報の自動化が困難であった理由の一つとして、センサ情報の解釈が困難であったことが挙げられる。従来の行動ログ生成手法では、温度、湿度、もしくは画像や距離センサといったアナログ情報をもとにヒトの行動を分類しているが、その分類精度は必ずしも高くはない。また、ディープラーニングなどの手法により分類精度を向上させようとした際にも、高い分類精度を得るためには手作業によるチューニングが欠かせず自動化が難しい。そこで、本研究ではアナログ情報の分類結果を行動ログとするのではなく、センサのON/OFFをもとに生成した情報をヒトの行動ログとして利用することを試みる。「扉が開いた」、「蛇口がひねられた」といったセンサのON/OFF情報は個々の現象との対応が明確な情報であり、アナログ情報と比べ環境からのノイズにも強い。そのため、ON/OFF情報の処理は複雑な調整を必要とせず、自動化が比較的容易である。そこで本研究ではセンサの

ON/OFF 情報を中心とした見守りシステムの構成を試みる。

問い②では、ADL モデル（状態遷移ネットワーク）を自動生成する人工知能を提案する。この ADL モデルは、被介護者が過去に操作した対象物の情報を平均操作時間、操作時間の分散、状態遷移回数、状態遷移確率などの情報として記憶しており、人工知能により随時更新される。住宅に取り付けられるセンサ数の増減や種類の違いによらず ADL モデルを自動生成できることがこの人工知能の特徴である。

問い③では、ADL モデルと現在被験者が行っている行動の乖離を分析し、発報の可否を判断する人工知能を構成する。この人工知能は介護者や被介護者からの指示（発表内容が役に立った/立たなかった）によって、発報のしきい値を介護者や被介護者の好みに合わせて自動調整する。

4. 研究成果

行動センシングのために、ドア開閉センサ、人感センサ、および電流センサを組み合わせたセンサネットワークを構成した。ドア開閉センサおよび人感センサは太陽光セルを内蔵しており、電源不要で連続稼働できる。電流センサはコンセントと測定対象の家電（テレビなど）の間に接続することで家電の仕様状況をモニタするものであり、コンセントより直接給電される。

これらのセンサ群からラップトップパソコン(PC)へ Bluetooth 等の無線接続を介したデータ転送(ON/OFF 信号)を行うことでPC内に被験者の行動ログを集積した(図2)。

被験者として、20代独身男性3名(被験者A、B、C)に自宅(図3-5)での実験の承諾を得てデータ取得を行った。当初の予定では高齢者を対象とした実験を行う予定であったが、コロナ禍などの影響により依頼が困難となったためこのような措置をとった。

被験者A宅(図3)の例では、図中赤丸(SX)はセンサの配置箇所であり、S1には電流センサ、S2にはドア開閉センサ、S3-S7には人感センサを配置して被験者の移動やドアの開閉、テレビの仕様状況などをセンシングした。このように、本センサネットワークは対象となる住居の間取りに応じてセンサレイアウトを組み替えて使用することができるというのが一つの特徴である。



図3 被験者A宅の模式図

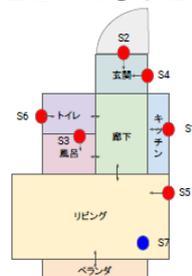


図4 被験者B宅の模式図

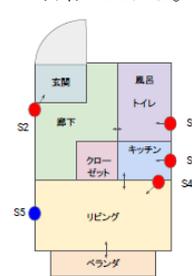


図5 被験者C宅の模式図

以下では、被験者A宅の例をもとにセンサデータの処理のフロー(図6)について説明する。センサからPCが受け取るセンサ信号は図7のようなものであり、信号を受診した時刻、センサのMACID、およびセンサの状態(ON/OFF)である。ドア開閉センサの場合のON/OFFはopen/closeと表記され、人感センサではmoving/stable、電流センサではon/offとなる。

これらのセンサ情報に前処理を施すことで、「各センサがONのまま経過した時間(キッチンやトイレの平均使用時間などに対応)」や「OFF状態のセンサがONとなった順番(キッチンからトイレへ移動するなどのセンサ間の移動などに対応)」などのADL情報を取り出した。

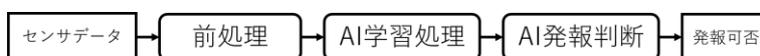


図6 データ処理のフロー

2023/3/13 9:38 05:16:79:83	stable
2023/3/13 9:39 05:16:79:99	stable
2023/3/13 9:39 05:81:98:34	stable
2023/3/13 9:39 05:16:79:a2	stable
2023/3/13 9:40 05:02:dc:0b	open
2023/3/13 9:40 05:16:79:83	stable
2023/3/13 9:40 00:33:9c:52	on
2023/3/13 9:40 05:16:79:83	stable
2023/3/13 9:41 05:16:79:99	stable
2023/3/13 9:41 05:81:98:34	stable
2023/3/13 9:41 05:16:79:a2	moving
2023/3/13 9:41 05:81:bf:b9	open
.....

図7 PCで取得したセンサデータ

AI学習処理では、取り出したADL情報をAIに認識させるための統計処理を行った。この統計処理では、被験者が各状態にとどまった時間(停留時間)から算出される停留確率値および被験

者がある状態から別の状態へ遷移する際の状態遷移確率を計算した。

停留確率値 $p(T_s)$ は、「ある状態(S)への停留時間 T_s を超える停留時間」が「AI が既に学習を終えた状態(S)への停留時間データ」の中において現れる確率として計算した。また、状態遷移確率は、ある状態 s_1 からある状態 S_2 へ遷移する確率 $p(s_2|s_1)$ として計算した。図 8 は被験者の移動経路と計算した確率値を可視化するために作成した描画プログラムである。本システムの開発者は描画プログラムにより、AI の判断基準となる経路と確率値を直感的に理解することができる。

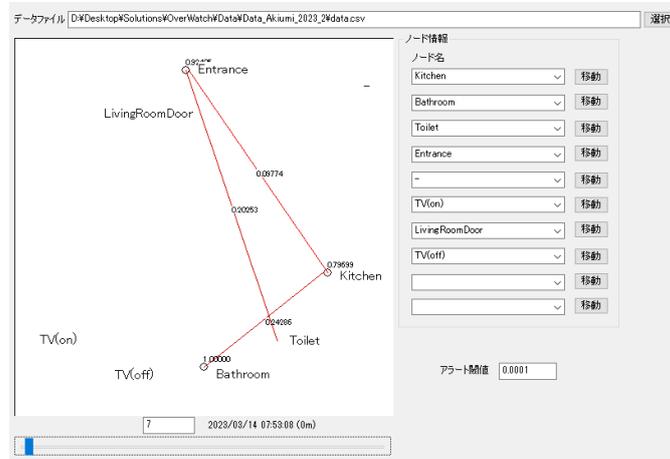


図 8 経路と確率値の描画

図 9 は被験者 A の移動経路と確率値を示した図である。この図に描かれている経路をもとに、AI が認識した情報をまとめると、図 10 のようになる。この日(土曜日)、被験者 A は 9:42 分に家を出て 21:42 分に帰宅している。(被験者から別途得手書きによる日々の行動記録より、この時間帯は出勤していたことが分かっている。) 外出時間について $p=0.17$ であることから、この日の学出時間はいつもよりも多少長め(上位 17%程度)であることが分かる。次に、玄関 Entrance からトイレ Toilet へ移動しており、被験者 A が玄関からトイレへ直接移動する確率は $p=0.2$ (20%) であることが計算されている。21:42 から 21:50 までトイレで約 8 分間過ごしたあと、被験者は居間(Living Room)で 10.83 時間過ごしている。この居間での滞在時間は被験者 A にはかなり長く、 $p=0.01$ (1%) 程度の生起確率である。

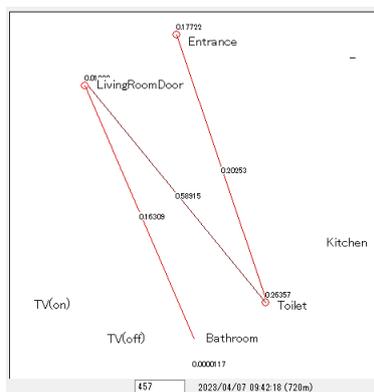


図 9 被験者 A の移動経路と確率値①

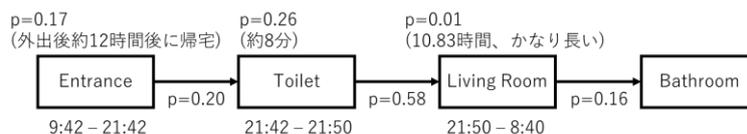


図 10 AI が認識した情報①

このようにして得られた確率値の積を取り、しきい値で区切ることで発報の可否を判断するように設定したところ、図 9 の当日から翌日にかけて 3 回の発報が確認された。被験者 A からの情報によると、この日は土曜日の臨時出勤で長時間の勤務後の帰宅であり、長時間就寝した後、翌朝いつもよりも長く(1 時間程度)風呂に浸かったそうである。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 金天海
2. 発表標題 プライバシーに配慮した日常生活行動モニターシステム
3. 学会等名 JST新技術説明会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関		
韓国	株式会社スカイオーシャンテクノロジー		