

温度情報のファジィメンバシップ関数自動設計に基づく 高齢者異常行動検出システム

高長 晶^{*1} 関 弘和^{*1}

Anomaly Behavior Detection System for Elderly People on Automatic Design of Fuzzy Membership Function of Temperature Information

Akira Takanaga^{*1}, Hirokazu Seki^{*1}

Abstract - The number of Japanese elderly people is rapidly increasing. In addition, the number of elderly people living alone is also increasing and the lonely death by illness and accidents becomes a serious social problem. Therefore, this paper describes an anomaly behavior detection system for elderly people based on a temperature sensor. The proposed monitoring system based on fuzzy inference automatically learns daily behavior patterns and detects anomaly behavior patterns. Some feature values such as position and posture are extracted from the captured temperature data and the membership function is automatically designed according to the learning data. Some experiments are performed to verify the effectiveness of the proposed system.

Keywords: elderly people monitoring, temperature sensor, fuzzy inference, anomaly behavior detection

1. 緒言

超高齢社会とされる我が国の総人口は 2016 年に 1 億 2695 万人であり、そのうち 65 歳以上の高齢者は過去最高の 3461 万人となり総人口の 27.3% も占めている^[1]。次に、65 歳以上の独居高齢者は 1990 年の 1623 千人から 2030 年には 7298 千人まで増加すると推計される^[2]。独居高齢者が増加することで、屋内での病気や不慮の事故等により亡くなる、いわゆる孤独死も増加すると考えられる。この問題を解決するために図 1 のような生活空間に各種センサを用いてモニタリングを行うことで高齢者の体調の変化や普段と異なる行動を検出する必要がある。

本研究では部屋に温度センサ(図 2)を用いることで高齢者のプライバシーを考慮したモニタリングで多様な異常行動を検出するシステムの実現を目指す。被験者が高齢者の代表的な行動パターンを正常行動と異常行動に分類して実験を行い、温度情報から人物とみなせる領域を抽出する。その領域から特徴量を算出し、ファジィ推論によって正常行動及び異常行動を検出するシステムを提案する。

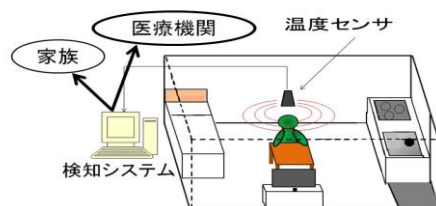


図 1 高齢者モニタリングシステム

Fig.1 Elderly people monitoring system



図 2 温度センサ

Fig.2 Temperature sensor

2. 高齢者の異常行動の定義

独居高齢者の屋内生活における不慮の事故とは、平面や階段などの段差における転倒や転落、浴槽での溺死、食物を詰まらせての窒息などがあり、これらの三例だけでも大半を占めている。この他にも事故につながりかねないような行動や予兆がある。このような異常行動をモニタリングすることによって検出されることが理想的である。ここで、温度センサで検出が可能と考えられる高齢者の異常行動パターンについて以下に定義する。

- (A) 学習データと異なる行動パターン
部屋で倒れている場合や苦しんでいる場合などは異常行動と考えられる。
- (B) 動きが止まる行動パターン
長時間に亘って微動すらしないような場合は異常行動とみなすべきである。
- (C) 部屋外から長時間戻らない行動パターン
トイレや風呂などから長時間戻らない場合は異常行動と考えられる。
- (D) 時間軸に基づく行動パターン
行動している時間帯が学習データとは異なる場合は異常行動と考えられる。

^{*1}: 千葉工業大学大学院 工学研究科

^{*1}: Graduate School of Engineering, Chiba Institute of Technology

3. 異常行動検出システムの概要

3.1 模擬実験部屋

独居高齢者の部屋を模した約 8 畳の部屋をモニタリングすると想定し、図 3 のような部屋を作成した。温度センサ(SSC 株式会社,HTPA32×31L4.7/0.9HiM(UDP))は、一般家庭の天井の高さ 240cm に設置し、部屋の中央から測定を行った。模擬実験部屋にはベッドや机、テレビとテレビ台、座布団を配置し、人物抽出の妨げとなる外乱要素は考慮しない。実際に温度センサを用いて模擬実験部屋を測定した様子を図 4 に示す。

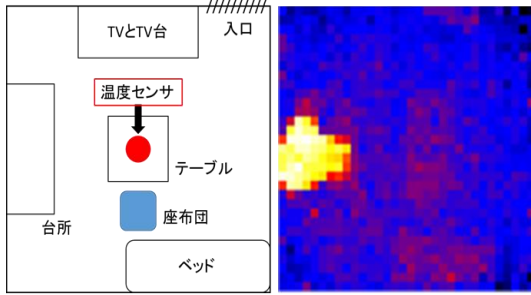


図 3 模擬実験部屋

図 4 測定図

Fig.3 Simulation room Fig.4 Temperature sensor vision

3.2 高齢者の 1 日の行動モデル

全てが正常行動である高齢者の 1 日の行動モデルを「社会生活基本調査」^[3]に基づき作成し、図 5 に示す。本システムでは正常行動と異常行動を検出するべく、学習データを用いるため、被験者が模擬実験部屋で行動モデルに基づく正常行動を実演し、得られた温度情報を学習データとする。

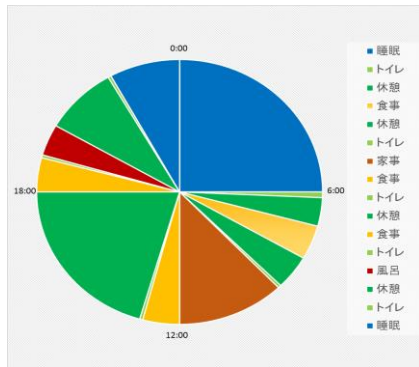


図 5 行動モデル

Fig.5 Behavioral model

3.3 異常行動検出システム

被験者が模擬実験部屋で正常行動と異常行動を実演する様子を温度センサでモニタリングする。得られた温度情報(横軸 x 32×縦軸 y 31)から、しきい値を用いて人物とみなせる領域を抽出し、その領域から特徴量を算出する。学習データと学習データとは別に正常行動と異常行動を実演した新規行動データに対してファジィ推論を用いることで正常行動と異常行動の検出を行う。

4. 人物領域の特徴量算出

2 次元配列にした温度情報の横軸を x 、縦軸を y として、人物とみなせる領域の重心(x, y)と分散(x, y)を算出する。また、現在と 1 秒前の人物とみなせる領域が被る割合を変化量{大,中,小}に分類して 20 秒間加算することで断片的な行動の変化で判断をせず、過去 20 秒間の一連の行動の変化を考慮する。これらの 7 つの値を特徴量の成分を

表 1 とし、特徴量 \vec{S} を(1)式を示す。

表 1 特徴量

Table.1 Feature value

S_1	人物の位置 {重心 x }
S_2	人物の位置 {重心 y }
S_3	人物の姿勢 {分散 x }
S_4	人物の姿勢 {分散 y }
S_5	変化量 {大}
S_6	変化量 {中}
S_7	変化量 {小}

$$\vec{S} = (S_1, S_2, \dots, S_7) \dots \dots \dots (1)$$

5. ファジィ推論による異常行動検出

5.1 ファジィ推論

人間の主観的な思考や判断の過程をモデル化することで様々な条件から総合的に判断を下せるため、本研究ではファジィ推論を用いた異常行動の検出を行う。

5.2 メンバシップ関数と近傍範囲

図 6 を例に説明する。重心 x の特徴量に対してファジィ変数を定義し、そこからメンバシップ関数を決定する。メンバシップ関数の決定方法として、重心 x が 17.6 だった場合は 1 番高いグレード値である xMR は採用し、2 番目に高い xML についてはグレード値が 0.35 以上であれば採用する。これは 2 番目の値(近傍範囲)を考慮することにより、各特徴量の多少のずれに対応するためである。これにより、柔軟性が生まれ正常行動であっても異常行動と誤認識することを防ぐことができる。ここで、メンバシップ関数は個々の変数に着目して検出に用いるのではなく、7 つのメンバシップ関数の組み合わせで考慮する。

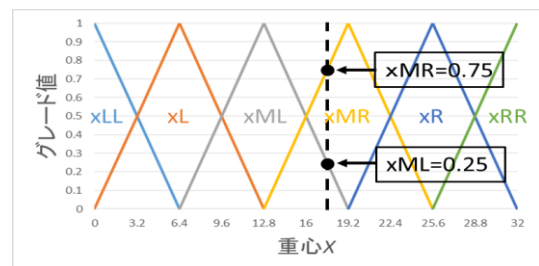


図 6 メンバシップ関数 (重心 x)

Fig.6 Membership function (center of gravity x)

5.3 メンバシップ関数の自動設計

図6のようにメンバシップ関数を等間隔に決定すると、図7に示す被験者が実際に位置した重心 x がメンバシップ関数の変数と変数の間に位置づけられているため、適切なメンバシップ関数が形成されていないことがわかる。

本システムにおける重心 x の自動設計を施したメンバシップ関数を図8に示す。定義したファジィ変数の個数で等間隔に割り振られた範囲のうち、出現している最大値に頂点を合わせる。また出現確率が低い場合には、範囲の中心に頂点を設定する。各特徴量のヒストグラムを基にメンバシップ関数を決定することで、行動に対して適切なファジィ変数を定義することができる。

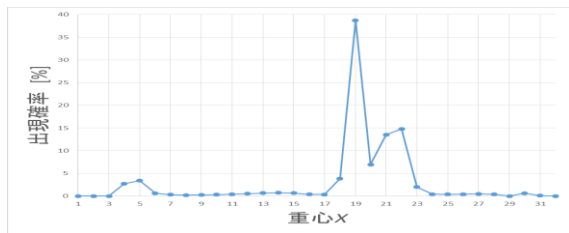


図7 学習データにおける重心 x のヒストグラム

Fig.7 Histogram of center of gravity x in learning data

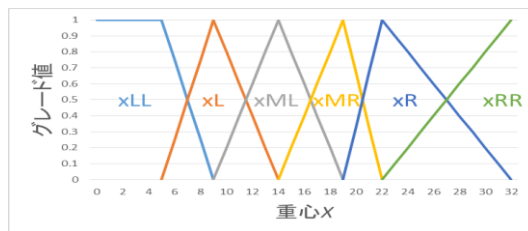


図8 メンバシップ関数自動設計（重心 x ）

Fig.8 Automatic design of membership function
(Center of gravity)

5.4 可能性分布推論法

異常行動検出ではNakamori ら^[4]によって提案されている可能性分布推論法を用いて検出を行う。これは新規行動が学習と照らし合わせてどれほどの適合度合いがあるかで決定する。可能性推論値 z は(2)式と(3)式で表される。

$$\omega^r = \prod_{j=1}^J A_j^r(S_j^*) \cdot \dots \cdot (2)$$

$$z = \frac{\sum_{r=1}^R \omega^r \mu^r}{\sum_{r=1}^R \omega^r} \cdot \dots \cdot (3)$$

ここで $A_j^r(S_j^*)$ はメンバシップ関数、 r はルールの数、 ω^r はすべてのグレード値の積で与えられる組み合わせの適合度である。 μ^r は学習データに同じ組み合わせがあれば $\mu^r=1$ 、なければ $\mu^r=0$ とする。また、近傍範囲に応じて μ^r の値は可変する。 z はすべての組み合わせからの出力値の重みつき平均値である。この可能性推論値 z によって異常行動検出を行う。

6. 実験結果

温度センサは1.05秒毎に測定が可能である。本実験では24時間の行動モデルを2時間(6830サンプル)に短縮して測定を行った。2章で示す異常行動の定義に基づいて(A), (B), (C)の実験を行う。

(A) 学習データと異なる行動パターン

新規行動データとして家事と食事、歩行の正常行動と異常行動を1000サンプル(100秒×10セット)用意し、そのうち各正常行動の5セットは学習データに加える。

これらに自動設計前の異常行動検出^[4]と自動設計後の異常行動検出の比較を行い、推論値のしきい値が0.3以上は正常行動、0.3を下回れば異常行動として本実験の認識率を算出した。認識率は認識が正しかったサンプル数を総サンプル数で割ったものとする。

温度センサで実写した家事における異常行動の一連の様子を図9~図12に示す。

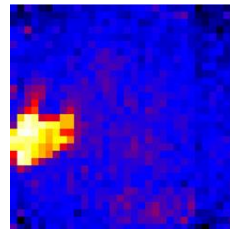


図9 家事

Fig.9 Housework

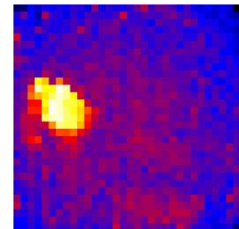


図10 うずくまる

Fig.10 Crouch down

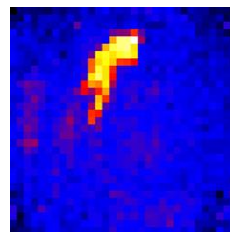


図11 もがく

Fig.11 Writhing

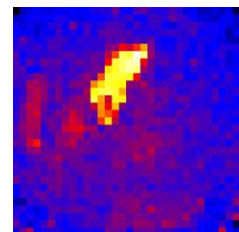


図12 動かなくなる

Fig.12 Stop moving

異常行動は1~10秒では各動作を行い、11秒からは動作をしている最中にうずくまり、床に倒れて、もがいて最終的に動きがなくなる動作を行った。

図13は食事の異常行動における自動設計前の推論値と自動設計後の推論値を示す。

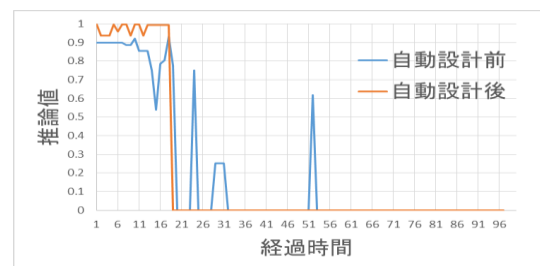


図13 推論値（食事 - 異常行動）

Fig.13 Inference value
(Taking meal- anomaly behavior)

表2に各動作の正常行動と異常行動におけるメンバシップ関数自動設計前と自動設計後の認識率を示す。

表2 認識率

Table.2 Recognition rates

		自動設計前	自動設計後
家事	正常行動	100.0%	99.6%
	異常行動	89.2%	95.9%
食事	正常行動	100.0%	100.0%
	異常行動	90.1%	99.4%
歩行	正常行動	88.1%	89.0%
	異常行動	89.0%	97.4%

(B) 動きが止まる行動パターン

睡眠中に寝返りをうたないパターンを600サンプル用意し、ファジィ推論による結果を図14に示す。重心(x, y)と分散(x, y)が算出でき、現在と1秒前の変化量が温度情報取得の際のノイズを考慮して0もしくは1の場合のみ連続時間をカウントする。本システムは1時間を超えるようであれば適合度 μ' を0とすることで推論値 z に重みを加え、異常行動であると判断する。

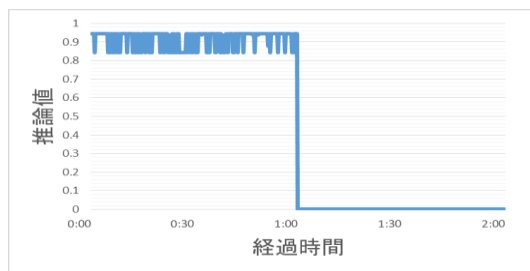


図14 推論値（動きが止まる）

Fig.14 Inference value (Movement stops)

(C) 部屋外から長時間戻らない行動パターン

トイレや風呂から長時間部屋に戻らないパターンを600サンプル用意し、ファジィ推論による結果を図15に示す。測定開始から30サンプルは部屋に滞在したのちに部屋外に出たため、歩行の過程で推論値が下がった。重心(x, y)と分散(x, y)が算出できない場合の連続時間をカウントする。本システムは1時間を超えるようであればその連続時間で適合度 μ' を0とすることで推論値に重みを加え、異常行動であると判断する。

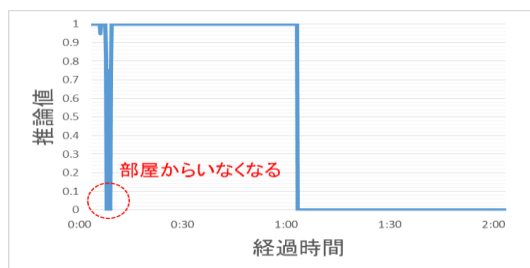


図15 推論値（長時間部屋に戻らない）

Fig.15 Inference value

(Not return to the room for long periods)

7. 考察

自動設計前の行動パターン(A)の異常行動で家事と歩行が共に認識率が9割を越えなかったのは学習データに存在する「床を拭いている」といった動作のメンバシップ関数の組み合わせと似た成分が異常行動にも存在し、誤認識されたためである。これらの対策方法としてメンバシップ関数の自動設計を考えることで、被験者が行った行動から得られた各特徴量に対して学習データと新規行動データともに適切なファジィ変数を定義し、メンバシップ関数を決定したことで誤認識が減った。

どのサンプルもメンバシップ関数自動設計前に比べて適切なメンバシップ関数が決定されたことによって推論値が二分化されていることが分かるため、高い有用性を示すことができた。

正常行動の誤認識が多くみられたのは歩行のときであった。これは学習データの数不足しているためにメンバシップ関数の組み合わせに対する適合度が低く推定された。対策方法は学習データを増やすことだが、組み合わせが多くあり過ぎると、異常行動の誤認識が増加すると想定できるので注意しなければならない。

今後は2章の異常行動の定義を除いた異常行動を考え検証を行う。また、今回は家電製品や季節などを考慮しない模擬実験部屋であった。そこで、人物領域の抽出を行う際に画像処理技術などを応用して外乱要素を考慮した高齢者の異常行動を検出できることが課題である。

謝辞

本論文を作成するにあたり、本システムの実験検証及び準備や被験者として御協力頂いた後輩の江口隼平氏と小野弘滉氏、武田光氏に感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 総務省統計局, 統計データ-高齢者の人口 (2016)
<http://www.stat.go.jp/data/topics/topi971.htm>
- [2] 内閣府, 高齢者の家族と世帯 (2016)
http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2016/html/zenbun/sl_2_1.html
- [3] 総務省統計局, 平成23年社会生活基本調査, 社会生活基本調査 (2011)
<http://www.stat.go.jp/data/shakai/2011/gaiyou.htm>
- [4] Y. Nakamori and M. Ryoke: Identification of fuzzy prediction models through hyperellipsoidal clustering; IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, vol. 24, no. 8, pp.1153-1173 (1994)
- [5] 高長晶, 関弘和: 温度センサ情報のファジィ推論に基づく独居高齢者非日常行動検出システムの開発; LIFE2016, 3P1-D01 (2016)