

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

Development of Unusual Behavior Detection System for Elderly People Living Alone Based on Fuzzy Inference of Temperature Sensor Information

○ 高長晶（千葉工大）      正 関弘和（千葉工大）

Akira TAKANAGA, Chiba Institute of Technology  
Hirokazu SEKI, Chiba Institute of Technology

**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 automatically learns daily behavior patterns and detects unusual behavior patterns. Some feature values such as position and posture are extracted from the captured temperature data and unusual behavior is detected by fuzzy inference. Some experiments are performed to verify the effectiveness of the proposed system.

**Key Words:** Elderly People Monitoring, Temperature Sensor, Fuzzy Inference

1. 緒言

高齢化社会といわれている我が国の総人口は 2013 年度に 1 億 2729 万人であり，そのうち 65 歳以上の高齢者は過去最高の 3186 万人となり総人口の 25.0%も占めている<sup>(1)</sup>。次に，65 歳以上の独居高齢者は 1990 年の 1623 千人から 2010 年の 4791 千人に増加し，2030 年には 7298 千人と推計される<sup>(2)</sup>。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。実際に，東京 23 区内の自宅で亡くなった独居高齢者は 2002 年の 1364 人から 2012 年の 2727 人に増加している。この問題を解決するために Fig.1 のように生活空間を各種センサを用いてモニタリングをし，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。

これまでの高齢者モニタリングの研究例として全方位カメラを用いた事例<sup>(3)</sup>や赤外線センサを用いた事例<sup>(4)</sup>，ガスセンサを用いた事例<sup>(5)</sup>，ニオイセンサを用いた事例<sup>(6)</sup>などがある。

本研究では独居高齢者の部屋を温度センサ(Fig.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非日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日常行動と非日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。その人物とみなせる領域から特徴量を算出し，ファジィ推論によって日常及び非日常行動を検出するシステムを提案する。

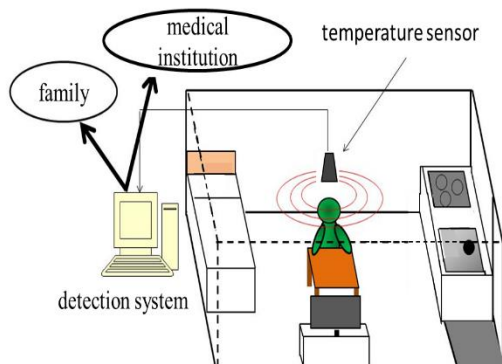


Fig. 1 Elderly people monitoring system

2. 独居高齢者の日常行動パターンの定義

実際の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，何らかの体調の変化による日常行動パターンの変化がある。このような非日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非日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非日常行動パターン  
部屋で倒れている場合や窒息などで，もがき苦しんでいる場合などは非日常行動である。
- (B) 動きが止まる非日常行動パターン  
人間は常に微動をしていると考えられるため，長時間に亘って微動すらないような行動パターンは非日常行動とみなすべきである。例えば，深夜にベッドで寝返りをうたなくなる。その場で動きが止まるという場合などは非日常行動と考えられる。
- (C) 部屋外から長時間戻らない非日常行動パターン  
ワンルームの家を想定したとき，外出時を除けば，温度センサに映らないトイレや風呂，ベランダ等に数十分程度以上滞在することは非日常行動と考えられる。
- (D) 時間軸に基づく非日常行動パターン  
行動そのものは学習データの中にも存在しうるが，それが行われる時間帯が学習データとは異なる場合。例えば，一日中ベッドで寝ている場合や深夜に学習データではベッドで睡眠しているはずが，実際にはベッドから離れて歩き回っている場合などは非日常行動と考えられる。



Fig. 2 Temperature sensor

3. 非日常行動検出システムの概要

3.1 模擬実験部屋

高齢者の一人暮らしを模した約 8 畳の 1 部屋をモニタリングすると想定し，Fig.3 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 Fig.4 に示す．

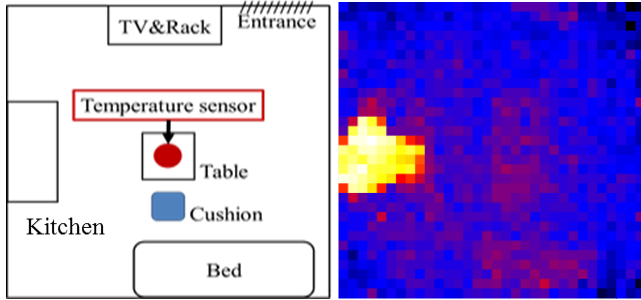


Fig. 3 Simulation room Fig. 4 Temperature sensor vision

3.2 高齢者の 1 日の行動モデル

本実験では日常行動と非日常行動を検出するべく，学習データを用いる．全てが日常行動である行動モデルを高齢者の「社会生活基本調査結果からわかること」(7)に基づき作成した．被験者が模擬実験部屋で作成した行動モデルに基づく日常行動を実演し，得られた温度情報を学習データとする．行動モデルを Fig.5 に示す．

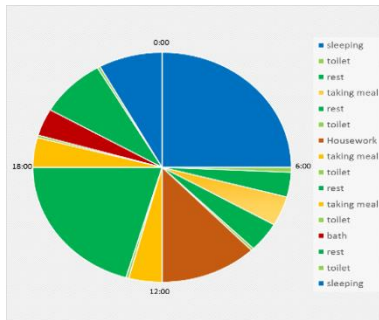


Fig. 5 Behavioral model

3.3 検出システム

被験者が模擬実験部屋で行動モデルに基づく日常行動を実演する様子を温度センサを用いてモニタリングする．日常行動の温度情報を 2 次元配列(横軸 x 32×縦軸 y 31)に展開し，しきい値を用いて人物とみなせる領域を抽出する．この人物とみなせる領域から特徴量を算出し，これを学習データとする．この学習データに対して新規行動データを取り入れる際にファジィ推論を用いることで日常行動と非日常行動の検出を行う処理手順である．

4. 人物とみなす領域の特徴量の算出

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(横軸 x，縦軸 y)と分散(横軸 x，縦軸 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行動の大きさ{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．重心は(1)式，分散は(2)式を用いて算出する．

$$\text{重心} : \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \right) \dots \dots \dots (1)$$

$$\text{分散} : \left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{X} - X_i)^2, \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{Y} - Y_i)^2 \right) \dots \dots \dots (2)$$

n: 画素数  $X_i$ : X 座標  $Y_i$ : Y 座標

これらの 7 つの値を特徴量の成分を Table.1 とし，特徴量  $\vec{S}$  を(3)式を示す．

Table. 1 Feature value

$S_1$	Position of person {Center of gravity x}
$S_2$	Position of person {Center of gravity y}
$S_3$	Posture of person {Variance x}
$S_4$	Posture of person {Variance y}
$S_5$	Quantity of variation {Many}
$S_6$	Quantity of variation {Middle}
$S_7$	Quantity of variation {Few}

$$\text{特徴量 } \vec{S} = (S_1, S_2, \dots, S_7) \dots \dots \dots (3)$$

5. ファジィ推論に基づく非日常行動検出

ファジィ推論とは，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結論を導くための手法である．

このファジィ推論を実現することによって，新規情報に対して厳密な数学モデルを用いることなく，様々な条件によって総合的に判断を下すことが容易であるため，本研究ではファジィ推論を用いた非日常行動の検出を行う．

Fig.6 を例に説明する．変化量”小”の特徴量に対してファジィ変数を定義し，そこからメンバーシップ関数を決定する．メンバーシップ関数の決定方法として，変化量”小”が 13 だった場合は 1 番高いグレード値である sMD は採用し，2 番目に高い sMN については，グレード値が 0.25 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，柔軟性が生まれ日常行動であっても非日常行動と誤認識することを防ぐことができる．

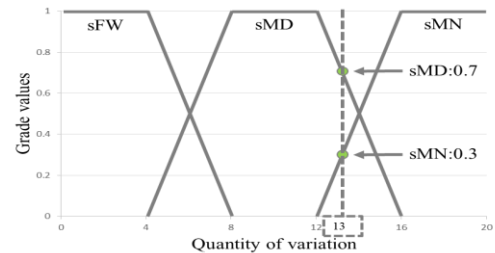


Fig. 6 Membership function {S7}

個々のメンバーシップ関数に着目して検出に用いるのではなく，7 つのメンバーシップ関数の組み合わせを列挙していき，学習データに同じ組み合わせが 1 回でもあれば日常行動であるとする．

非日常検出では Nakamori ら(8)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出現頻度があるかという確率によって決定する．可能性推論値 z は(4)と(5)式で表される．

$$\omega^r = \prod_{j=1}^J A_j^r(S_i^*) \cdot \dots \cdot (4)$$

$$z = \frac{\sum_{r=1}^R \mu^r \omega^r}{\sum_{r=1}^R \omega^r} \cdot \dots \cdot (5)$$

ここで  $A_j(S_j^*)$  はメンバーシップ関数， $r$  は組み合わせのメンバーシップ関数の数， $\omega^r$  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． $\mu^r$  は学習データと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  $\mu$  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  $z$  によって非日常行動検出を行う．

6. 実験結果

温度センサによる温度情報は 1.05 秒に 1 回測定が可能である．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 章で示す非日常行動の定義に基づいて(A)，(B)，(C)の実験を行い，各パターンごとに非日常行動をまとめる．

(A)学習データと異なる日常行動パターン

新規行動データとして家事と食事，歩行の日常行動と非日常行動をそれぞれ 1000 サンプル(100 秒×10 セット)用意した．これらにファジィ推論による行動検出を行い，推論値のしきい値が 0.25 以上は日常行動，0.25 を下回れば非日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総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非日常行動の一連の様子を Fig.7~Fig.10 に示す．

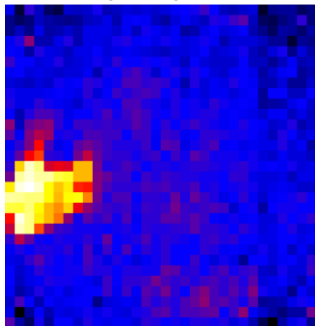


Fig. 7 Housework

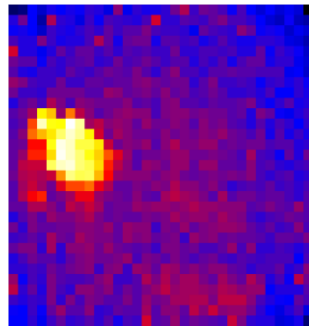


Fig. 8 Crouch down

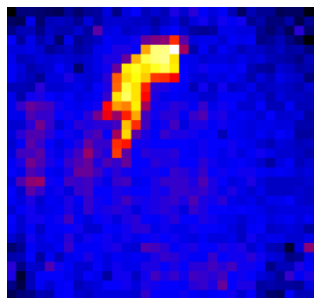


Fig. 9 Writhing

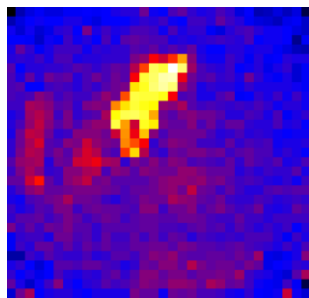


Fig. 10 Stop moving

Fig.11は食事の日常行動で，Fig.12は1~10秒では食事を行い，11秒からは食事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．家事と歩行は紙面の都合で省略する．

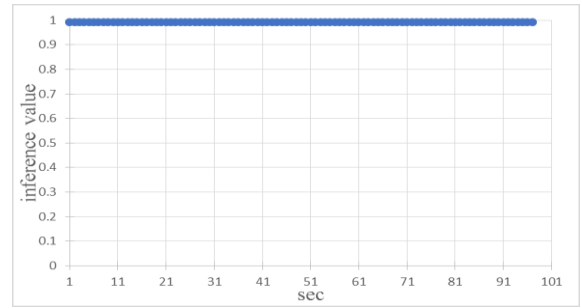


Fig. 11 Inference value (taking meal- usuale behavior)

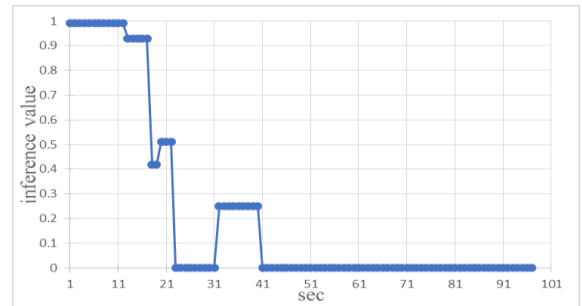


Fig. 12 Inference value (taking meal- unusuale behavior)

行動パターン(A)ではメンバーシップ関数の近傍範囲を考慮したため，苦しんでいる行動が学習データのメンバーシップ関数の組み合わせと被るサンプルが存在し，推論値の 0.25 を上回るサンプルがあった．その結果，本実験の認識率を下げる結果となったが，各非日常行動は全て 40 秒を過ぎたあたりから推論値が 0.25 以下となったため，高い有用性を示せた．Table.2 に各行動の認識率を示す．

Table. 2 Recognition rates

	Housework	Taking meal	Walking
Usual behavior	98.8%	100%	91.5%
Unusual behavior	89.3%	93.7%	86.9%

(B)動きが止まる非日常行動パターン

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 Fig. 13 に示す．部屋内に人は存在するため特徴量の抽出は行えるが，人が長時間全く動かないのは非日常行動である．重心(横軸  $x$ ，縦軸  $y$ )と分散(横軸  $x$ ，縦軸  $y$ )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．1 時間を超えるようであれば適合度  $\mu^r$  を 0 とすることで推論値  $z$  に重みを加え，非日常行動であると判断する．

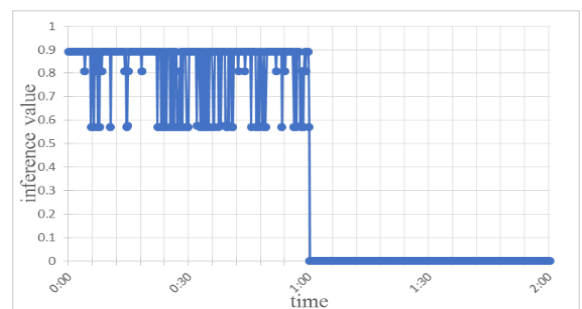


Fig. 13 Inference value (sleeping)

(C)部屋外から長時間戻らない非日常行動パターン

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 Fig. 14 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。ここでも特徴量の組み合わせを考慮し、部屋内に人が存在せず特徴量の抽出が行えないため、重心(横軸  $x$ , 縦軸  $y$ )と分散(横軸  $x$ , 縦軸  $y$ )が算出できない場合の連続時間をカウントする。1 時間を超えるようであればその連続時間で適合度  $\mu'$  を 0 とすることで推論値に重みを加え、非日常行動であると判断する。

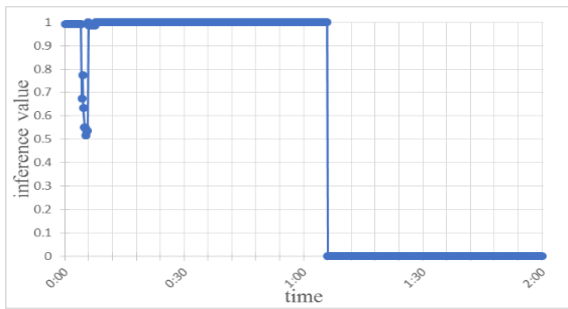


Fig. 14 Inference value  
(not return to the room for long periods)

7. 考察

本実験では温度センサで温度情報を取得することで、高齢者のプライバシーを考慮した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を行った。

行動パターン(A)で食事の日常行動は学習データに対する適合度が高く、全てのサンプルで誤認識がなかった。それに対して非日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「床を拭いている」、「休憩をしている際にくつろいでいる」行動などが各特徴量(メンバーシップ関数)の組み合わせのパターンが学習データにも存在したからである。具体的に、変化量を保持する20秒が無動作になり、減衰してゆく過程で組み合わせが一致し、近傍範囲を考慮した日常行動と推定されてしまうケースが存在した。この対策方法として各特徴量のファジィ変数の設計を考える。また、メンバーシップ関数の数を増やすことがあげられる。

日常行動の誤認識が多くみられたのは歩行のときである。これは学習データの数が不足しているためにメンバー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、非日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。

「睡眠中に寝返りをうたない」や「トイレや風呂から長時間部屋に戻らない」といった多様な非日常行動検出が温度センサでも可能であることが証明できた。

8. 結言

本稿では独居高齢者非日常行動検出システムの基礎的検討として、ファジィ推論に基づく非日常行動検出方法を提案し、食事と家事、歩行の日常行動と非日常行動の6パターンに対して検証を行った。一部誤認識はあったが、非日常行動を検出することが出来た。

今後の課題として2章の非日常行動の定義(A)~(D)に対して、他にどんな非日常行動を検出できるかを検討し、検証を行う。また、誤認識を減らすために、学習データ数や

メンバーシップ関数の設計などについてさらに検討する。

これに加えて、(D)の時間軸に基づく非日常行動として「一日中ベッドで寝ている」や「深夜に学習データではベッドで睡眠しているはずが、実際にはベッドから離れて歩き回っている」などの非日常行動検出を可能にすることが今後の課題である。

今回は人物抽出の妨げとなる外乱要素として、家電製品や窓、季節などが挙げられるが、それらを考慮しない模擬実験部屋であった。それらに対し、特徴量算出の際に人物領域を面積や体積で識別するなどして外乱要素を考慮した高齢者の非日常行動検出が行えることが課題である。

参考文献

- (1) 総務省，統計局，統計データ-高齢者の人口，2013
- (2) 内閣府，高齢者の家族と世帯，2012
- (3) 関弘和，多田隈進，全方位センサのバイジアンネットワーク表現に基づく高齢者非日常行動検出モニタリングシステム，電気学会論文誌D，vol. 128-D，no. 8，pp. 1052-1059，2008
- (4) 五味壮平，坂田和美，大竹佐久子，井筒岳，新貝御蔵，赤外線センサー群から得られた生活データの統計的解析:異常発見支援システムの開発へ向けて，ライフサポート，vol. 13，no. 4，pp. 96-103，2001
- (5) 西川龍彦，広林茂樹，松浦吉展，大藪多可志，複数の酸化スズ系ガスセンサによる独居老人世帯モニタリング，電気学会物理センサ研究会資料，vol. PS-96，no. 6-20，pp. 147-156，1996
- (6) 沢田史子，大藪多可志，南戸秀仁，吉田武稔，ニオイセンサのマハラノビスの距離による人間のふるまい判別，電気学会ケミカルセンサ研究会資料，vol. CHS-00，no. 56-61，pp. 5-10，2000
- (7) 総務省，統計局，平成23年社会生活基本調査，社会生活基本調査結果からわかること，2011
- (8) Y. Nakamori and M. Ryoike, "Identification of fuzzy prediction models through hyperellipsoidal clustering", IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, vol. 24, no. 8, pp.1153-1173, 1994