

# 画像フロー情報を用いた独居高齢者の異常行動早期検知システム

## The Analysis of Anomaly Behavior in Early Detection System Using Image Flow Information for Solitary Senior Citizens

○ 福光龍之介 (千葉工大)      田島和博 (千葉工大)      関弘和 (千葉工大)

Ryuunosuke FUKUMITSU, Chiba Institute of Technology  
Kazuhiro TAJIMA, Chiba Institute of Technology  
Hirokazu SEKI, Chiba Institute of Technology

**Abstract:** This paper describes a detection system anomaly behavior in elderly people based on an omni-directional vision sensor. The proposed monitoring system using an omni-directional vision sensor automatically learns daily behavior patterns and detects unusual behavior patterns and actions using image flow information. The optical flow information includes the human movement region's size, position, and dispersion. This system detects normality and anomaly using correlation coefficient of these flow feature values between learning data and test data. Some experiment results are provided to verify the effectiveness of the proposed method.

**Key Words:** Elderly People Monitoring, Omni-directional Vision Sensor, Optical Flow, Correlation Coefficient

### 1. 緒言

高齢化社会といわれている我が国の総人口は 2009 年度の 1 億 2769 万人、その内 65 歳以上の高齢者は過去最高の 2901 万人となり総人口の 22.7%も占めている。次に、65 歳以上の独居高齢者は、1990 年の 1623 千人から、2005 年の 3865 千人に増加し、2030 年には 7173 千人と推計される。独居高齢者が増加する中で、家の中での病気や不慮の事故により亡くなる、いわゆる孤独死も増加する。こちらは、2002 年の 1364 人から、2008 年の 2211 人に増加している。また交通事故による死者数を上回っている<sup>(1)</sup>。この問題を解決するために、図 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し、高齢者の体調の変化、普段と異なる行動 (異常行動) をできるだけ早く把握、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>(2)(3)(4)</sup>、赤外線センサを用いた事例<sup>(5)(6)</sup>、ガスセンサを用いた事例<sup>(7)</sup>、ニオイセンサを用いた事例<sup>(8)</sup>などがある。

本研究では、独居高齢者の部屋を図 2 の全方位カメラを用いてモニタリングし、異常行動を自動的に検出するシステムの実現を目指す。画像よりオプティカルフローで求めた特徴量としてフローの大きさ、人物の位置情報などを抽出し、次にその特徴量を用いて相関係数により正常行動か、異常行動かを判別するシステムを提案する。

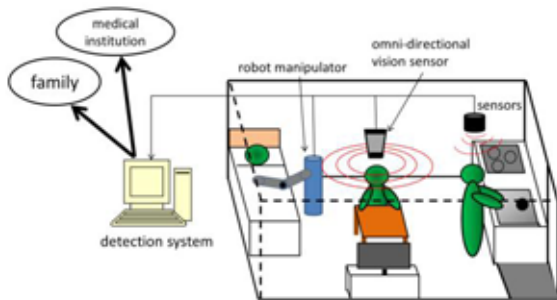


Fig. 1 Elderly people monitoring system

### 2. 異常行動の定義

実際の高齢者の家庭内生活における不慮事故とは、平面、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、以上の三例だけで大半を占めている。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行動パターンの変化がある。このような異常行動をモニタリングによって検出されることが理想的である。ここで、全方位カメラで検出可能と考えられる高齢者の異常性について、以下に定義する。

#### (A) 学習画像と異なる行動パターン

部屋で倒れている場合、普段とは異なる場所に行こうとしている場合など

#### (B) 時間軸に基づく行動パターン

行動そのものは学習画像の中にも存在しうるが、それが行われる時間帯が学習と異なる。例えば、一日中ベッドで寝ている場合、深夜に学習ではベッドで睡眠しているが、ベッドから離れて歩き回っている場合など

#### (C) 動きが止まるパターン

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パターンは異常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ったり、その場で動きが止まるという場合など

#### (D) 部屋外から長時間戻らないパターン

ワンルームの家を想定したとき、外出時を除けば、全方位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異常と考えられる。



Fig. 2 Omni-directional vision sensor



Fig. 3 Simulation room



(a) Omni-directional vision



(b) Panoramic development

Fig. 4 Image

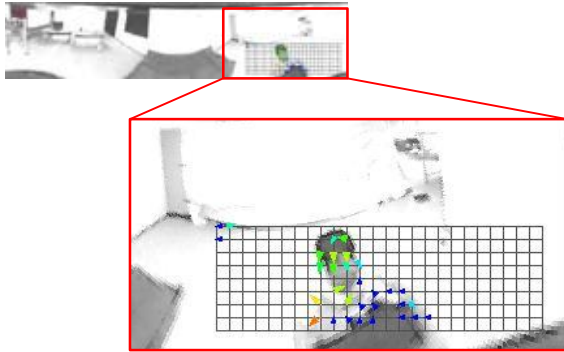


Fig. 5 Optical Flow

### 3. 生活空間撮影実験

#### 3-1 実験空間

本研究では8畳程度の一部屋をモニタリングすると想定し、図3のような実験用の部屋を作成した。この部屋にはベッド、机、棚、テレビとテレビ台、座布団を配置し、全方位カメラは中央に設置し高さ150cmで撮影する。

#### 3-2 撮影実験

通常のカメラを使うのではなく、360度撮影可能な全方位カメラを用いる。図4(a)は実際に全方位カメラで模擬実験部屋を撮影した画像である。撮影間隔は0.5秒毎に1枚撮影する。画像のサイズは640×480ピクセルとする。

次に、全方位カメラで撮影した画像(以下、全方位画像)よりも全方位画像をパノラマ展開した画像(以下、パノラマ展開画像)にオブティカルフロー処理を行うと、より正確な特徴量を取得できるのでパノラマ展開処理を行う。画像のサイズは900×200ピクセルとする(図4(b))。このパノラマ展開画像から特徴量を抽出する。

### 4. 画像特徴量抽出

#### 4-1 オプティカルフロー

オプティカルフローとは、時間連続な画像列を利用して、画像の速度場(物体の速度+カメラの速度)を求め、それをベクトル集合(フロー)で表現したものである。これにより、画像間の人物の動きを速度ベクトルというパラメータで表現することが出来る。オプティカルフローを用いた事例として、エレベーター内の異常事態検知がある<sup>(9)</sup>。

本研究では人物の周辺のみフローを出力させる。図5は出力結果である。青色に近いフローは大きさ小、緑色に近いフローは大きさ中、赤色に近いフローは大きさ大とする。

#### 4-2 特徴量抽出法

処理として、株式会社ライブラリーの流体画像解析ソフトウェア「Flow-vec」を用いる。これにより、カラー画像をグレースケールに変換してから特徴量を抽出する。抽出法として、時間的に連続する2画像から行う。例えば、1フレーム目と2フレーム目で抽出、2フレーム目と3フレ

ーム目で抽出となる。

特徴量の成分として、フローの大きさ(速さ)の頻度を3パターン(小、中、大)、人物の重心とフローの散らばりの分散を求める。また、0.5秒毎では短すぎて全くフローの出ないフレームがあるので、1秒毎(2フレーム分)で特徴量を求める。フローの大きさの頻度については加算、重心と分散については平均を求める。横方向をX、縦方向をYとしたとき、重心と分散は以下の式とする。

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

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

n: フローの総数 X<sub>i</sub>: X座標 Y<sub>i</sub>: Y座標

### 5. 最適異常検知システムの提案

#### 5-1 学習方法

学習データの重心の分布から、重心の密度に着目しグループを作成する。次に、そのグループの重心を求める。最後に、グループ内で膨大な数の学習データから、学習データの類似性や頻度などに着目して選定し学習データの数を減らす。例えば、グループ内に5000の学習データがあったら100まで絞り込む。図6は学習のイメージである。ベッドで睡眠、座布団に座って食事や作業、台所で家事を行っている場合である。

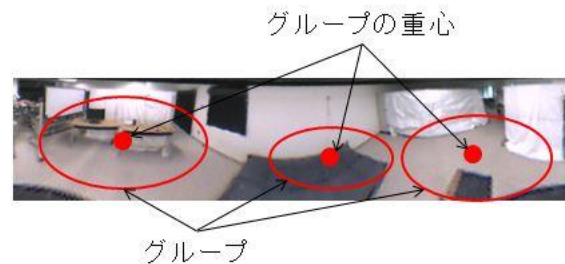


Fig. 6 Learning image

#### 5-2 検知システム

検知システムのフローチャートを図7に示す。

新規行動データと学習データ全ての相関係数を求めると、膨大な計算があり、時間がかかりすぎる問題が生じる。また、これは学習データの量に比例する。しかし、グループを作成し、グループ内の学習データを選定し、そのグループ内だけで相関係数を求めることにより大幅に計算量を減らすことができ、時間がかからないといった利点が生まることが考えられる。

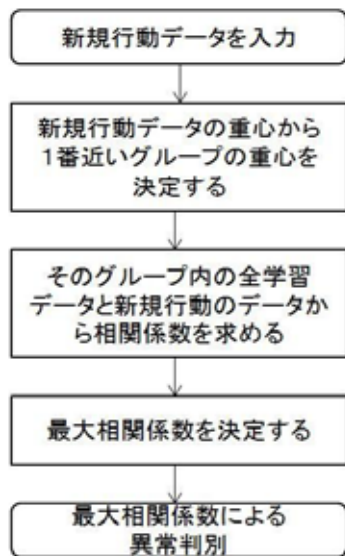


Fig. 7 Detection system

6. 本実験の異常行動検知方法

6-1 検知する行動

本研究では、異常行動とその前兆の検知が目的となる。例えば、座布団に座って作業のとき、床に倒れて動かなくなる前の動作（不審な動作）から異常と判別することのできるシステムを提案する。

6-2 相関係数による異常行動検知

相関係数とは、2 変数間の相関関係を示す指標である。散布図から、2 変数が右上がりの傾向を示すときは正の相関があると言い、 $r=1$  に近い値となる。また、右下がりの傾向を示すときは負の相関があると言い、 $r=-1$  に近い値となる。 $(x, y) = \{(x_i, y_i)\} (i = 1, 2, \dots, n)$  があたえられたとき、相関係数  $r$  は以下の式で求めることができる。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \dots \dots \dots (3)$$

これより、1 つ目の変数を学習データ（日常行動のみ）とし、2 つ目の変数を新規行動データとして相関係数を求めて日常行動か異常行動かを判別する。

6-3 異常行動検知システム

本システムは、日常行動を学習し、それを基にして新規行動が日常行動か異常行動かを判別する。今回は、異常判定に相関係数を用いる。判別方法として、7つのフロー情報を抽出し、これをベクトルとして表現し、標準化を行った上で、新規行動のデータを、学習データ全てに対して相関係数  $r$  を求めて、一番高い値をその時間の相関係数として採用する。相関係数の変数（特徴量）を表 1 に示す。

Table 1 Variables

$x_1$	フローの大きさ小の頻度
$x_2$	フローの大きさ中の頻度
$x_3$	フローの大きさ大の頻度
$x_4$	重心 X
$x_5$	重心 Y
$x_6$	分散 X
$x_7$	分散 Y

7. 実験結果

基礎実験として、学習データを 15 (画像 31 枚分) 用意し、新規行動データとして正常行動と異常行動の 2 パターンをそれぞれ 15 (画像 31 枚分) 用意する。各データは時間的に連続であるとする。学習データと正常行動として、“座布団に座って作業”とする。異常行動の一連の流れについては、“座布団に座って作業している最中に、うずくまり動きが大きくなり、床に倒れて最終的に動きがなくなる”とする。

7-1 各行動のオプティカルフロー出力結果

抽出結果として、正常行動として“座布団に座って作業”異常行動として“うずくまる”、“床に倒れてもがく”、“床に倒れて動かなくなる”の 4 パターンの代表例を示す。

Case 1 座布団に座って作業 (学習データ・正常行動)

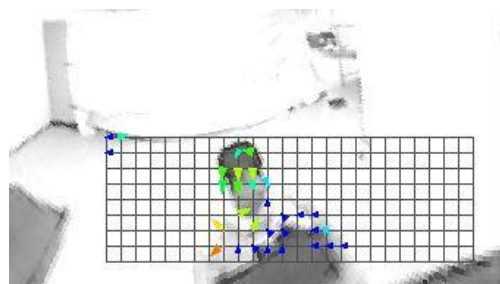


Fig. 8 Work sitting on a cushion

Case 2 うずくまる (異常行動)

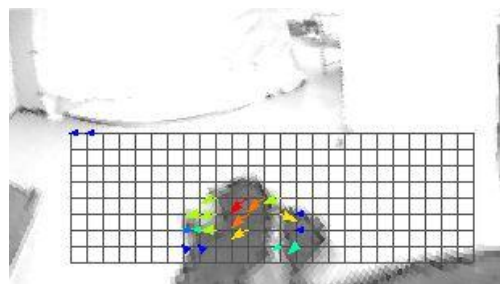


Fig. 9 Crouch down on a cushion

Case 3 床に倒れてもがく (異常行動)

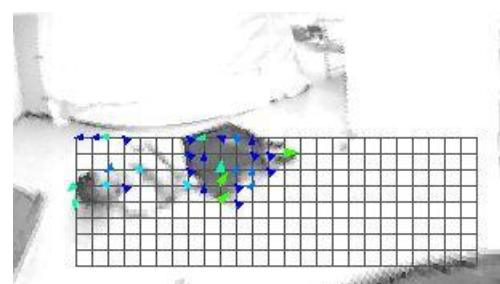


Fig. 10 Writhing on a floor

Case 4 床に倒れて動かなくなる (異常行動)

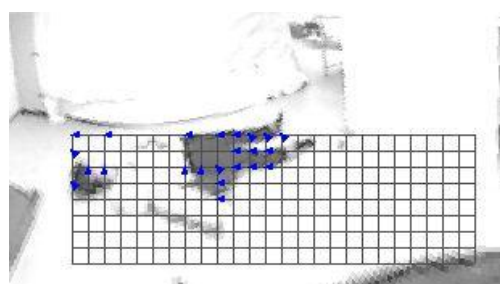


Fig. 11 Stop moving on a floor

## 7-2 相関係数のよる実験結果

相関係数が 1 に近いほど正常であり、1 より低くなるにつれて異常であるとする。

日常行動について図 12 より、常に相関係数が 0.7 付近であり高い値を示していることがわかる。これは、学習データと日常行動共に図 8 のような類似した行動であり、両変数も類似しているためである。

次に異常行動について図 13 より、データ 1 は日常行動で相関係数が高い値であるが、異常行動であるデータ 2 以降は低い値を示していることがわかる。初めにデータ 2 から 10 までの Case2 “うずくまる” より、学習データと比べてみると、フローの大きさ中と大の頻度が高くなり、重心 Y と分散 Y が低くなる、これより変数 7 のうち 4 に違いが現れるために相関係数が低くなる。次にデータ 10 から 12 までの Case3 “床に倒れてもがく” より、学習データと比べてみると、フローの大きさ中と大の頻度が高くなり小の頻度は低くなる、重心 X が左にずれ変数が低くなり重心 Y は高くなる、分散 X は高くなり分散 Y は低くなる。これより全変数違いが現れるために Case2 よりも相関係数が低くなる。最後にデータ 12 から 15 までの Case4 “床に倒れて動かなくなる” より、学習データと比べてみると、フローの大きさ小の頻度が低くなり、重心 X, Y と分散 X, Y については Case3 と同じ違いが現れた。これより変数 7 のうち 5 に違いが現れるために Case3 と同等の相関係数となる。

2 つの結果より、正常行動の場合は、相関係数の値が高くなり、異常行動の場合は、相関係数の値が低くなることがわかる。

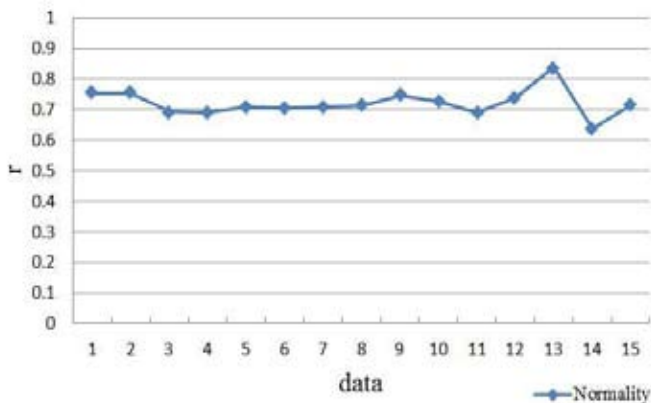


Fig. 12 Experiment result of normal action

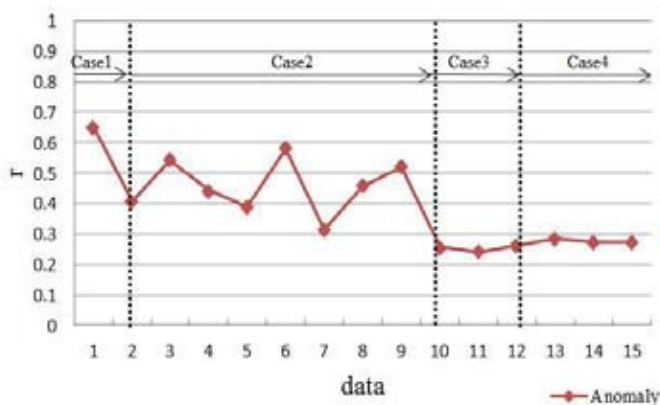


Fig. 13 Experiment result of anomaly action

## 8. 結言

本稿では、画像フロー情報に関する相関係数を用いた独居高齢者の異常行動の検知システムの基礎的検討として、相関係数を用いた異常検知方法を提案し、模擬的な正常行動と異常行動の 2 パターンに対して実験的検証を行った。

今後の課題として、本実験よりも長い時間 (1 日、1 週間など) に対しての実験。また、2 章の (A) と (C) に対しての検証のみであったが、2 章の (A) ~ (D) の幅広い異常行動に対しての検証を行い、提案した最適異常行動検知システムの実現を目指し、確実性と柔軟性を高める。

## 参考文献

- (1) 厚生省, 平成21年~人口動態統計~上巻
- (2) 関弘和, 堀洋一, 高齢者モニタリングのためのカメラ画像を用いた異常動作検出, 電気学会論文誌D, vol. 122-D, no. 2, pp. 182-188, 2002
- (3) 関弘和, 多田限進, 全方位センサのベ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) 青木茂樹, 岩井嘉男, 福永邦夫, 人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用, 電子情報通信学会論文誌 D-2, vol. J87-D-2, no. 5, pp. 1083-1093, 2004
- (5) 品川佳満, 岸本俊夫, 太田茂, 独居高齢者の居室滞在時間の分析と自動緊急通報システムへの応用, ライフサポート学会, vol. 13, no. 3, pp. 72-79, 2001
- (6) 五味壮平, 坂田和実, 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, ライフサポート学会, vol. 13, no. 4, pp. 96-103, 2001
- (7) 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
- (8) 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
- (9) 塩崎秀樹, 関真規人, 林健太郎, モーションサーチによるエレベーター内の異常事態検知, 設備と管理, vol. 40, no. 8, pp. 44-48, 2006