オプティカルフロー情報を用いた独居高齢者の異常行動判別システム

Solitary Elderly People's Abnormal Behavior Discriminating System with Optical Flow Information

○学 福光龍之介（千葉工大） 正 関 弘和（千葉工大）

Ryunosuke FUKUMITSU, Chiba Institute of Technology, s0722298AA@it-chiba.ac.jp
Hirokazu SEKI, Chiba Institute of Technology

This paper describes an abnormal behavior discriminating system based on an omni-directional vision sensor as one of the important elements in realizing "Sensing and Robotic Support Room" for elderly people. Such support rooms are expected to be further developed in the future with the high performance to automatically recognize elderly people's actions and behavior patterns and detect the unusual patterns using some sensors and to support their daily motions using some robotic manipulator control systems. The proposed monitoring system using an omni-directional vision sensor automatically learns the daily behavior patterns and detects the unusual behavior patterns and actions using logistic regression. Some experimented results are provided to verify the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Elderly People Monitoring, Omni-directional Vision Sensor, Optical Flow, Logistic Regression

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[1]。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、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。

本研究では、独居高齢者の部屋を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。画像より特徴量を抽出し、次にそれを用いてロジスティック回帰分析を行い、正常行動か異常行動かを判別するシステムを提案する。

2. 高齢者モニタリングシステム

2.1 高齢者の生活行動習慣

高齢者の 1 日における家庭内行動パターンの実態と現状を知るために、総務省統計局の平成 18 年度社会生活基本調査の統計結果「曜日、男女、ふだんの就業状態、年齢、行動の種類別総平均時間、行動者平均時間及び行動者率」[2]のデータを人手し分析した。このデータの中で 65 歳以上かつ無業者のデータに注目し、日常的に家庭内で生活していると考えられる高齢者の行動パターンと時間を分析した。後述の模擬実験はこのデータに基づいて行う。

2.2 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

Fig. 1 Elderly people monitoring system

れる高齢者の非日常性について、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。

2.3 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 2(b)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。

(a) Omni-directional vision sensor (b) Simulation room

Fig. 2 Monitoring system

Fig. 3 Daily behavior model

3. 高齢者の生活行動習慣に基づいた撮影実験

3.1 日常行動モデル作成

日常行動モデルを作成するために、総務省統計局の平成 18 年度社会生活基本調査より「65 歳以上の高齢者（無業者）のふだんの就業状態、行動の種類、時間別行動者率」を用いる。このデータは、高齢者の行動種類（睡眠、身の回りの用事、食事、家事、テレビ・ラジオ・新聞・雑誌、休養・くつろぎ、趣味・娯楽、その他）と、1 時間ずつの行動者率が記載されている。このデータの 1 時間ずつの行動者率を参考に、1 日の日常行動モデルを 7 日分作成する。なお、モデルをシンプルにするためにテレビ・ラジオ・新聞・雑誌を趣味・娯楽とする。作成した日常行動モデルを図 3 に示す。図 3 には記載されていないが 3 分程度トイレに行く（3:00, 7:30, 11:00, 15:00, 22:00 の 1 日 5 回）とする。

また模擬実験では、睡眠とくつろぎをベッドで寝る、20 分間隔で寝返りを打つとし、食事と趣味・娯楽は座布団に座る

(a) Omni-directional vision (b) Panoramic development

Fig. 4 Image

Frame 1 Frame 2

Fig. 5 Optical flow

とし、家事は台所で調理と部屋中を動き回るとし、トイレと風呂は部屋から外出とする。

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 秒ごとに 1 枚撮影し、実際の時間を 6 秒とすると、実際の 1 日（24 時間）を 2 時間で撮影することができ枚数は 14400 枚となる。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）にオプ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 600×200 ピクセルとする（図 4(b)）。

4. 特徴量抽出

4.1 オプティカルフロー

カラー画像からオプティカルフローを抽出し、これを特徴量として扱うとする。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。勾配法、ブロックマッチング法があるが、ブロックマッチング法を用いる（図 5）。

4.2 特徴量抽出方法

オプティカルフローから抽出する特徴量は、フローの数、位置情報（x 成分、y 成分）の 3 種類である。また、特徴量はフレーム 5 枚分それぞれ 1 つ分を求める。実際の時間では 30 秒になる。1 枚だけでみると、まったくフローが出ないフレームや、ノイズ（人物がいないところでフローがでること）だけのフレームが出てしまうためである。ある程度フレームをまとめると上記のような問題がある程度低減できる。

フローの数はフレーム 5 枚分の総和とする（以下、フローの総数）。位置情報はフレーム 5 枚分に出たフローの場所を x 座標、y 座標それぞれの重心を求めた値とする。

5. 日常行動学習

“部屋の中を動き回る”や“部屋から外出する”を除けば各行動(ある場所にとどまっている場合)によって特徴量の違いが現れる。これより確率を用いて正常、異常を判別するためにロジスティック回帰分析を用いる。

5.1 ロジスティック回帰分析

“はい”と“いいえ”の2値による結果などのモデリングに使用される代表的な統計手法である。基本的な考え方は線形回帰分析と同じだが、予測結果が0から1の間を取るように、数式やその前提に改良が加えられている。0から1の間ということは、例えば0.4のような確率で予測を行うということになり、そしてそのために従属変数に2値の質的変数を用いている。

ロジスティック回帰モデルとは、 r 個の変数の影響がある線形な合成成分を

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_r x_r \quad (1)$$

とし、関数 F に Z のロジスティック関数を

$$F(Z) = \frac{\exp(Z)}{1 + \exp(Z)} = \frac{1}{1 + \exp(-Z)} \quad (2)$$

とする。つまり図6に示すように、 $(-\infty \sim \infty)$ の変動範囲をもつ説明変数の合成変数 Z と範囲 $(0,1)$ に値をもつ発生確率 $p(x)$ とをロジスティック関数でリンクさせたものである。

5.2 日常行動学習方法

7日分の日常行動モデルから1時間ごとのある場所にとどまって行動している時の特徴量を用いてロジスティック回帰分析で学習を行う。この時の特徴量の扱いは、各特徴量の平均値をとり、各特徴量の平均値と各特徴量の差を求め、この値を用いて学習を行う。1時間に複数の行動がある場合(食事+台所で調理など)、似ている特徴量どうしで上記の処理を行う。この処理により各特徴量は0に近い値となる。異常行動を判別させるために各特徴量に大きな値(30以上)を用意する。日常行動の従属変数を0とし、異常行動の従属変数を1としてロジスティック回帰式を作成すると、予測値が0に近い値であると正常、1に近い値であると異常となる。

“部屋の中を動き回る”、“部屋から外出する”の特徴量は、1時間ごとに移動累積時間を求める。このときに、7日分の日常行動モデルの中で1番長い移動累積時間を採用する。

6. 異常行動検出

初めに、新規行動の1時間分の“部屋の中を動き回る”、“部屋から外出する”の累計時間(フローの総数大)を求め、日常行動モデルの移動累計時間+10分以上であれば徘徊していると推測することができ異常とし、日常行動モデルの移動累

Fig. 6 Logistic function

計時間+10分以下であれば正常とする。

次に、5分以上動きがなく睡眠中は20分以上寝返りが無い(フローの総数が0のとき、つまり、人物が微動していない)場合、新規行動のフローの総数に-10ずつ加算していき、同じ時間帯の日常行動モデルのフローの総数の平均値との差を徐々に大きくし、ロジスティック回帰式に入力する。このときは失神していると推測することができる。

最後に、新規行動の残りの特徴量とフローの総数が加算された時の特徴量を、日常行動学習で求めた同じ時間帯のロジスティック回帰式に入力し、予測値から正常、異常を判別する。

7. 実験結果

0:00~1:00、11:00~12:00の新規行動の結果を示す。確率が0に近ければ正常であり、確率が1に近ければ異常である。図8(f)の徘徊判別については0が正常、1が異常とする。7日分の学習行動として0:00~1:00では睡眠、11:00~12:00では趣味・娯楽、食事、家事とする。

0:00~1:00の結果から、図7(a)の正常行動である睡眠は、確率が0に近い値になっていることがわかる。これより正常であると判別できる。20分間隔で寝返りを打っておりフローの総数が多くなり日常行動モデルのフローの総数の平均値との差が大きくなり確率が高くなっている時間がある。次に、図7(b)の異常行動である20分以上寝返りなしは、前半20分間は正常行動である睡眠と同じであるため、正常であることがわかる。20分を過ぎた後、寝返りが無いため(20分以上フローの総数が0)、フローの総数に-10ずつ加算され、日常行動モデルのフローの総数の平均値との差が大きくなるので確率が徐々に高くなっていき、異常行動であると判別できる。

次に、11:00~12:00の結果から、図8(a), (b)の正常行動である食事、家事は学習行動の特徴量と近いため、確率が低くなっていることがわかる。これより正常と判別できる。次に、図8(c)の異常行動である食事中にもがき、その後に失神は、もがいている間はフローの総数が多くなるので日常行動モデルのフローの総数の平均値との差が大きくなり、確率が1にな

(a)

(b)

Fig. 7 Experient result (0:00~1:00)

Fig.8 Experient result (11:00~12:00)

ることがわかる。失神（横に倒れて動かなくなる）は、初めの5分間は食事と特徴量が近いので、確率が低くなるが、5分以上動きがないため（5分以上フローの総数が0）、フローの総数に-10ずつ加算され日常行動モデルのフローの総数の平均値との差が大きくなるので確率が徐々に高くなっていき、異常行動であると判別できる。図8(d)の異常行動であるベッドの上に立つは、学習行動の位置情報から離れているため、位置情報の特徴量の差が大きくなり確率が高くなり異常であると判別できる。なお、食事からベッドの上に立つまでの移動（フローの総数大）はロジスティック回帰分析による判別は行わず、移動累計時間に蓄積していく（図8(e)も同様）。図8(e)の睡眠（体調不良による寝込み）は、学習行動の位置情報から離れているため、位置情報の特徴量の差が大きくなり確率が高くなり異常であると判別できる。最後に、図8(f)の異常行動である徘徊（フローの総数大）は、11:20ごろから徘徊を始め、この時間帯の移動累積時間は10分であるが、20分以上徘徊し続けた11:40ごろから異常と判別されていることがわかる。

8. 結言

本稿では、全方位カメラによる独居高齢者の異常行動判別システムの基礎的検討として、主にロジスティック回帰分析を用いた異常検出手法を提案し模擬的ないくつかの実験的検証を行った。今後の課題として、より確実性、柔軟性を持たせたシステムの構築、他のセンサとの協調（主に消灯してからの異常検出のため）、実際の高齢者によるモニタリング実験などが挙げられる。

文 献

- [1] 厚生省, "平成 21 年~人口動態統計~上巻".
- [2] 総務省統計局 <http://www.stat.go.jp>
- [3] M. Brand, M. Oliver and A. Pentland: "Coupled hidden markov models for complex action recognition", Proc. of CVPR'97, pp.994-999 (1997)
- [4] H. Murase and R. Sakai: "Moving object recognition in eigenspace representation: Gait analysis and lip reading", Pattern Recognition Letters, Vol. 17, pp.155-162 (1996)
- [5] 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)
- [6] 関弘和, 多田限進, "全方位センサのペ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)
- [7] 丹後俊郎, 山岡和枝, 高木春良, "ロジスティック回帰分析-SAS を利用した統計解析の実験-", ISBN 978-4-254-12656-3 C3341
- [8] 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, Page.44-48 (2006.08.01)