

赤外線センサレイから得られる温度分布の時間変化に基づく 行動認識に関する検討

川島 昂之[†] 川西 康友[†] 出口 大輔^{††} 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†]
相澤 知禎^{†††} 川出 雅人^{†††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 名古屋大学 情報戦略室 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{†††} オムロン株式会社 技術・知財本部 センシング研究開発センタ 〒619-0283 京都府 木津川市木津川台 9-1

E-mail: †{kawashimat}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, †{kawanishi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp,

††ddeguchi@nagoya-u.jp, †††{aizawa,kawade}@ari.ncl.omron.co.jp

あらまし 近年、高齢化社会の進展に伴い、独居高齢者の数が増加している。そのため、その日常生活を見守り、歩行や着席・起立といった日常行動や転倒といった異常行動など様々な行動認識を行なうシステムへの関心が高まっている。また、高齢者の生活を見守るために、プライバシーに配慮したセンサが注目されている。本報告では、低解像度な赤外線センサレイから得られる温度分布画像から行動認識を行なう手法を提案する。従来手法では、着席と起立のように動作の継続時間が近い行動を区別できないという問題があった。そこで、温度分布画像から背景差分により人体領域を抽出し、抽出された人体領域の軌跡・形状・温度に関する特徴を用いることで、それらの行動も認識できるようにする手法を提案する。

キーワード 赤外線センサレイ, 行動認識, 人体領域抽出, 背景差分

A Study on Activity Recognition based on Temporal Change of the Temperature Distribution obtained from a Far-Infrared Sensor Array

Takayuki KAWASHIMA[†], Yasutomo KAWANISHI[†], Daisuke DEGUCHI^{††},

Ichiro IDE[†], Hiroshi MURASE[†], Tomoyoshi AIZAWA^{†††}, and Masato KAWADE^{†††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Information Strategy office, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{†††} Corporate R&D, OMRON Corporation 9-1 Kizugawadai, Kizugawa, Kyoto, 619-0283 Japan

E-mail: †{kawashimat}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, †{kawanishi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp,

††ddeguchi@nagoya-u.jp, †††{aizawa,kawade}@ari.ncl.omron.co.jp

Abstract Recently, the number of single-living elderly people is increasing along the aging of our society. Thus, there is a growing interest in systems that monitor them that can recognize daily and abnormal activities, while preserving their privacy. Here, daily activities include walking, sitting down, and standing up, and abnormal activities include falling. In this research, we propose an activity recognition method using the temperature distribution image obtained by a low-resolution far-infrared sensor array. A conventional method could not recognize the difference between activities where motion durations are similar, such as sitting down and standing up. The proposed method recognizes such activities using the features on trajectory, shape, and temperature of the human body region segmented from the temperature distribution image by background subtraction.

Key words Far-infrared sensor array, activity recognition, human body segmentation, background subtraction

1. はじめに

近年、高齢化社会の進展に伴い、独居高齢者の数が増加している [1]. このような状況において、介護を必要とする高齢者への対応や、健康な高齢者の身体機能水準の維持が重要となっている. 高齢者の日常生活における生活機能の評価尺度として ADL (Activity of Daily Living) というものがある [2]. これは、食事や入浴、椅子とベッド間の移乗などの項目について自立度を評価するものであり、この指標を用いることでその人に必要な介護の程度を判断することができる. しかし、介護士の監督下でテスト項目を実行してもらうことで判断する「できる ADL」と、高齢者が普段の生活で行なっている「している ADL」の差が大きいことが問題となっている [3]. そのため、実際には介護が必要な状況であるにもかかわらず、介護が行なれないという状況が起き得る. この問題を解決するためには、高齢者の日常的な行動を常に見守り、身体機能の状態を知る必要があるが、昼夜を問わず家族や介護士などが見守り続けることは困難である. また、高齢者は住宅で転倒することが多く、独居高齢者が住宅で転倒した場合、自力では助けを呼ぶことができない恐れがある. そこで、高齢者の日常生活を常に見守り、歩行や着席・起立などの日常行動や、転倒といった異常行動を自動的に認識するシステムへの関心が高まっている.

現在までに様々なセンサを用いた行動認識手法が提案されている. これらの手法は、装着型センサを用いるものと非装着型センサを用いるものに大きく分類することができる.

装着型センサを用いた行動認識では、利用者がセンサを装着する必要がある. 加速度センサを用いた手法 [4], スマートフォンのセンサを用いた手法 [5] などが提案されている. 装着型センサを用いた場合、高精度な認識が可能であるが、利用者がセンサを装着している間しか認識できないという問題がある. さらに、センサを装着する煩わしさや、装着忘れが起き得る.

非装着型センサを用いた行動認識では、利用者がセンサを装着する必要がないため、その負担を減らすことができる. 代表的な手法として、可視光カメラを用いた手法 [6] が存在する. しかし、この手法は、プライバシー上の問題があることに加えて、暗闇の中での見守りには不向きである. この問題を解決する方法として、深度カメラを用いた行動認識手法 [7], [8] や 2 値赤外線センサを用いた手法 [9] が提案されている. 2 値赤外線センサを用いた手法は、天井に設置した複数の 2 値赤外線センサの出力パターンから行動を認識する. しかし、認識結果がセンサの設置位置に依存することに加えて、複数のセンサによるネットワークを構築しなければならないため、システムが複雑となる.

近年、プライバシー上の問題を回避できるセンサとして、赤外線センサアレイへの期待が高まっている. 赤外線センサアレイは複数の赤外線センサを格子状に集約した非常に安価なセンサであり、ある領域内の温度分布を計測することができる [10], [11]. 人体を可視光カメラで撮影した場合の画像と 16 × 16 画素の赤外線センサアレイで撮影した場合の例を図 1 に示す. 図 1 から分かるように、赤外線センサアレイで取得した温度分布画像は低解像度であるため、個人の特が困難であ

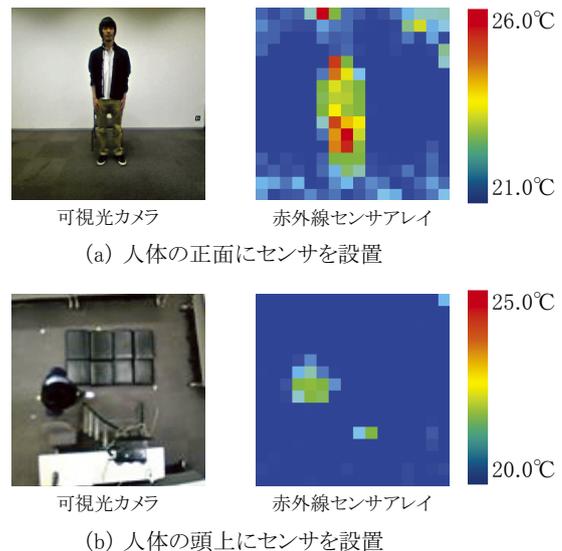


図 1 人体を可視光カメラと赤外線センサアレイで撮影した例

表 1 認識対象とする行動の定義

行動	定義
歩行	立位状態で移動する動き
着席	立位から椅子座位になる動き
起立	椅子座位から立位になる動き
転倒	立位から伏臥位になる動き

り、プライバシー上の問題を回避できる. また、赤外線センサアレイは暗闇でも熱源を感知することができるため、昼夜を問わない見守りシステムに適している. そこで本研究では、赤外線センサアレイから撮影した温度分布画像系列から、人物の行動を認識することを目的とする. 特に、ADL 評価のために有用と考えられる行動と、異常行動として代表的な「転倒」の認識を目指す. 本研究において認識対象とする行動の定義を表 1 に示す.

以下、2. で赤外線センサアレイを用いた行動認識についての関連研究を述べ、3. で提案手法について述べる. そして、4. で提案手法の有効性を確認するための実験およびその結果、考察について述べ、最後に 5. でまとめと今後の課題について述べる.

2. 関連研究

赤外線センサアレイを用いた人物行動認識に関する研究としては、鳥山ら [12] が、センサから得られる画像に対して温度と空間の絞り込みを適用することで手振り動作の認識を行なっている. しかし、認識対象としているのは事前に登録した特定動作のみであり、一般的な行動については検討されていない.

岡田ら [13] は、赤外線センサアレイから得られる画像全体を 1 つの特徴ベクトルとみなして認識を行なっている. この手法では、学習データと評価データの各々における温度の平均値を一致させることで、認識精度を向上させている. しかし、認識対象の行動が「座る」だけであり、その他の行動については検討されていない. また、岡田ら [14] は、赤外線センサアレイか

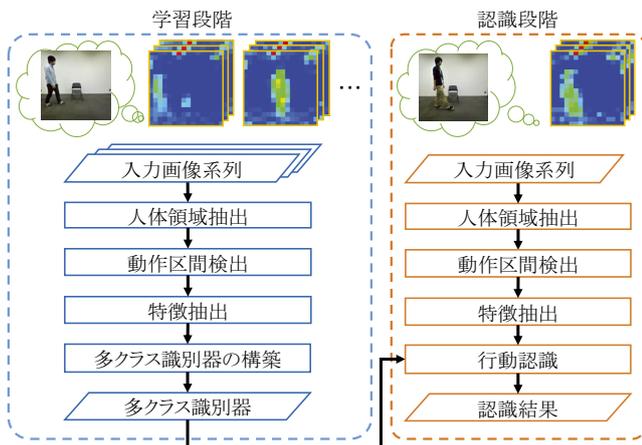


図2 提案手法の処理手順

ら得られるデータと加速度センサから得られるデータを組み合わせて用いることで、詳細な人物行動認識を行なえる可能性についても検討している。しかし、前述の通り、加速度センサを用いる場合は、利用者がセンサを装着している間しか認識をすることができない。

Hevesi ら [15] は、センサ出力値の変化から人物の存在有無の判定と行動認識を行なっている。この手法では、台所における5種類の行動と居間における9種類の人物行動を高精度に認識している。しかし、認識結果はセンサから得られる画像中の位置に依存しており、例えば、冷蔵庫付近の画素値の変化が大きい場合には冷蔵庫を使用していると判断する。そのため、転倒などの位置に依らない行動は認識できない。

増山ら [16] は、頭上に設置した 8×8 画素の赤外線センサアレイを用いた認識手法を提案している。この手法では、センサ出力値の時間方向に関する温度分散を用いることで、人物の存否を判定し、更に歩行・着席・転倒の人物行動を高精度に認識している。しかし、動作の継続時間を主な特徴量として用いた手法であるため、認識対象の種類が増え、動作の継続時間が近い人物行動が存在するようになると、それらの区別が困難となる。

3. 温度分布の時間変化に基づく行動認識手法

2. で述べたように、増山ら [16] の手法では、表1で定義した「着席」と「起立」のような動作の継続時間が近い人物行動の区別が困難である。そこで本研究では、動作の継続時間だけでは区別が困難な行動であっても、人体の動きや姿勢の変化には違いがあることに着目し、これらを表現する特徴を新たに導入することで行動を認識する。具体的には、センサから得られる画像中の人体領域の軌跡・形状・温度に関する特徴を利用する。これにより、増山らの手法では区別できなかった、動作の継続時間が近い「着席」と「起立」のような人物行動を区別できるようにすることを目指す。

図2に提案手法の処理手順を示す。提案手法は、学習段階と認識段階の2つに分けられる。

学習段階では、センサから得た学習用の入力画像系列から人物行動ごとに特徴を抽出し、抽出した特徴量を用いて多クラス

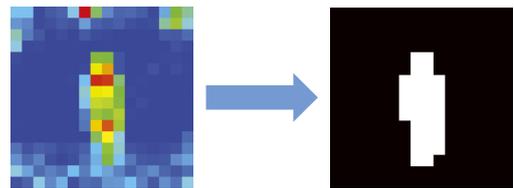


図3 入力画像から人体領域を抽出した例

識別器を構築する。特徴を抽出するために、まずは入力画像から背景差分によって人体領域を抽出する。その後、入力画像系列から動作区間を手で切り出し、切り出した複数フレームから人体領域の軌跡・形状・温度に関する各特徴を抽出する。そして、抽出した特徴量を用いて多クラス識別器を構築する。

認識段階では、学習段階で構築した多クラス識別器を用いて入力画像系列中で行なわれている人物行動を認識する。手順として、まず学習段階と同様に背景差分によって人体領域を抽出する。その後、増山ら [16] と同様にセンサ出力値の時間方向に関する温度分散を用いることで、動作区間を検出する。検出された動作区間のフレームから人体領域の軌跡・形状・温度に関する各特徴を抽出し、学習段階で構築した多クラス識別器によって行動を認識する。以下、各処理の詳細を述べる。

3.1 人体領域抽出

特徴抽出を行なうために、まず、センサから得た入力画像から背景差分によって人体領域を抽出する。その際、混合ガウス分布を用いた背景差分 [17] を利用する。この背景差分は、背景を画素ごとに混合ガウス分布で表現することで背景の変化に柔軟に対処できる物体領域抽出手法である。しかし、この手法では、背景モデルを動的に更新していくため、出現物体が画像内でしばらく静止していた場合に、徐々に背景モデルに取り込まれてしまうという問題がある。そこで、提案手法では背景モデルを構築する際、前景が存在すると判断された画素については背景モデルの更新を行わないようにする。これにより、画像内で人物が静止している場合にも人体領域の抽出を可能とする。図3に入力画像から人体領域を抽出した例を示す。

3.2 動作区間検出

認識段階では、動作区間フレームの検出を行なう。動作区間の検出には、増山ら [16] と同様にセンサ出力値の時間方向に関する温度分散を用いる。現在フレーム k_c における画素 (i, j) の温度分散 $v_{k_c}(i, j)$ は、時間窓幅 τ [フレーム] を用いて次式で計算される。

$$v_{k_c}(i, j) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=k_c-(\tau-1)}^{k_c} \left(I_k(i, j) - \frac{1}{\tau} \sum_{l=k_c-(\tau-1)}^{k_c} I_l(i, j) \right)^2 \quad (1)$$

ここで、 $I_k(i, j)$ は $W \times H$ 画素の赤外線センサアレイから得られる入力画像系列の k フレーム目の温度分布画像 I_k における画素 (i, j) の出力値である。また、温度分散 $v_{k_c}(i, j)$ がしきい値 T_v を超えた画素の数を p_{k_c} とする。 p_{k_c} は具体的には式 (2) で求められる。

$$p_{k_c} = \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} \gamma(v_{k_c}(i, j)) \quad (2)$$

$$\gamma(v) = \begin{cases} 1 & v > T_v \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

直前まで $p_{k_c} = 0$ であり、 $p_{k_c} \geq 1$ となったフレームを動作開始フレーム k_s 、動作開始後に初めて $p_{k_c} = 0$ となったフレームを動作終了フレーム k_e とし、動作区間を $F_{\text{act}} = [k_s, k_e]$ とし検出する。

3.3 特徴抽出

動作区間 F_{act} 中のフレームを用いて特徴を抽出する。抽出する特徴は、動作区間中の人体領域の軌跡・形状・温度に関する各特徴である。軌跡特徴は、動作の方向と移動距離、形状特徴は姿勢変化、温度特徴はセンサと人体との距離の変化を表現するために定義した特徴量であり、これらの特徴を組み合わせることによって行動を認識する。以下、各特徴量の詳細を述べる。

3.3.1 軌跡特徴

図4に背景差分により抽出された人体領域の外接矩形と重心位置の例を示す。軌跡特徴として、人体領域の重心位置に関する以下の6次元（2次元 × 3）の特徴を抽出する。

- 隣接フレーム間における移動ベクトルの和： \mathbf{d}_1
- 隣接フレーム間における移動量の和： \mathbf{d}_2
- 隣接フレーム間における移動量の分散： \mathbf{d}_3

入力画像系列の k フレーム目における人体領域の重心位置 $\mathbf{x}_k = (i_k, j_k)$ は次式で表される。

$$i_k = \frac{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} i Q_k(i, j)}{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} Q_k(i, j)} \quad (4)$$

$$j_k = \frac{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} j Q_k(i, j)}{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} Q_k(i, j)} \quad (5)$$

ここで、 $Q_k(i, j)$ は k フレーム目における画像 \mathbf{I}_k の画素 (i, j) が前景と判定されたときに1、背景と判定されたときに0をとる。これらを用いると、隣接フレーム間における移動ベクトルの和は次式で算出される。

$$\mathbf{d}_1 = \begin{pmatrix} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} (i_{k+1} - i_k) \\ \sum_{k=k_s}^{k_e-1} (j_{k+1} - j_k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} i_{k_e} - i_{k_s} \\ j_{k_e} - j_{k_s} \end{pmatrix} \quad (6)$$

また、隣接フレーム間における移動量の和は次式で算出される。

$$\mathbf{d}_2 = \begin{pmatrix} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |i_{k+1} - i_k| \\ \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |j_{k+1} - j_k| \end{pmatrix} \quad (7)$$

そして、隣接フレーム間における移動量の分散は次式で算出される。

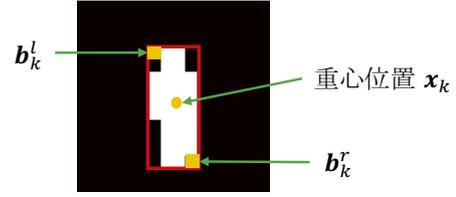


図4 人体領域の外接矩形と重心位置

$$\mathbf{d}_3 = \begin{pmatrix} \frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} (i_{k+1} - i_k)^2 - \left(\frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |i_{k+1} - i_k| \right)^2 \\ \frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} (j_{k+1} - j_k)^2 - \left(\frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |j_{k+1} - j_k| \right)^2 \end{pmatrix} \quad (8)$$

3.3.2 形状特徴

形状特徴として、人体領域の外接矩形の縦横比に関する以下の2次元の特徴を抽出する。

- 動作前後の縦横比の変化率： a_1
- 隣接フレーム間における縦横比の変化率の分散： a_2

入力画像系列の k フレーム目において、人体領域の外接矩形における対角の画素位置をそれぞれ、 $\mathbf{b}_k^l = (i_k^l, j_k^l)$ 、 $\mathbf{b}_k^r = (i_k^r, j_k^r)$ とすると、外接矩形の縦横比は次式で表される。ただし、 $i_k^l \leq i_k^r$ かつ $j_k^l \leq j_k^r$ とする。

$$r_k = \frac{j_k^r - j_k^l + 1}{i_k^r - i_k^l + 1} \quad (9)$$

したがって、動作前後の縦横比の変化率は次式で算出される。

$$a_1 = \frac{r_{k_e}}{r_{k_s}} \quad (10)$$

また、縦横比の変化率の分散は次式で算出される。

$$a_2 = \frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} \left(\frac{r_{k+1}}{r_k} \right)^2 - \left(\frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} \frac{r_{k+1}}{r_k} \right)^2 \quad (11)$$

3.3.3 温度特徴

温度特徴として、人体領域の平均温度に関して以下の3次元の特徴を抽出する。

- 動作前後の温度変化： t_1
- 隣接フレーム間における温度変化量の平均： t_2
- 隣接フレーム間における温度変化量の分散： t_3

ここで、 k フレーム目における人体領域の平均温度 \bar{t}_k は次式で表される。

$$\bar{t}_k = \frac{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} Q_k(i, j) I_k(i, j)}{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} Q_k(i, j)} \quad (12)$$

したがって、動作前後の温度変化は次式で算出される。

$$t_1 = \bar{t}_{k_e} - \bar{t}_{k_s} \quad (13)$$

また、隣接フレーム間における温度変化量の平均は次式で算出される。

$$t_2 = \frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |\bar{t}_{k+1} - \bar{t}_k| \quad (14)$$



図5 16 × 16 画素の赤外線センサアレイ

そして、隣接フレーム間における温度変化量の分散は次式で算出される。

$$t_3 = \frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} (\bar{t}_{k+1} - \bar{t}_k)^2 - \left(\frac{1}{k_e - k_s} \sum_{k=k_s}^{k_e-1} |\bar{t}_{k+1} - \bar{t}_k| \right)^2 \quad (15)$$

3.4 行動認識

式(6)~(8)により抽出した軌跡特徴、式(10)、(11)により抽出した形状特徴、式(13)~(15)により抽出した温度特徴を組み合わせて11次元の特徴ベクトルとする。そして、この特徴ベクトルを用いて多クラス識別器による行動認識を行なう。学習段階では抽出した特徴量を用いて多クラス識別器を構築し、認識段階では学習段階で構築した多クラス識別器によって人物行動を認識する。多クラス識別器の学習には SVM (Support Vector Machine) を用いた。

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、赤外線センサアレイで撮影した温度分布画像系列を用いて実験を行なった。本実験で用いるデータセットは、16 × 16 画素の赤外線センサアレイにより撮影した。撮影の際のフレームレートは 10 fps とした。図5に実験で使用した赤外線センサアレイ (OMRON 社製 Thermal sensor D6T-1616L) を示す。以下、実験で使用したデータセット、実験方法、実験結果及びその考察について述べる。

4.1 データセット

表2に実験に使用したデータセットについて示す。提案する特徴量が様々な角度から撮影されるデータに対して有効であることを調べるため、センサ設置位置が異なる2種類のデータセットを用意した。

データセット1は人体の正面に設置された赤外線センサアレイを用いて撮影したものである。180本の系列が含まれており、総フレーム数5,447フレームから構成されている。また、撮影時の条件として、センサと人体は1.5m程度離れ、センサの観測範囲に全身が収まるようにした。さらに、人物の移動方向はセンサに対して平行移動のみとし、前後方向には移動しないものとした。図6にデータセット1における、歩行、着席の様子を示す。

データセット2は人体の頭上 (床面から2.6mの位置) に設置した赤外線センサアレイを用いて撮影したものである。15本の系列が含まれており、総フレーム数9,544フレームから構成されている。

表2 実験に用いたデータセット

データセット	1	2	
センサ設置位置	人体の正面	人体の頭上	
系列数	180	15	
総フレーム数	5,447	9,544	
内訳 [フレーム]	歩行	936	1,770
	着席	480	635
	起立	379	610
	転倒	1,001	510
	その他 (静止)	2,651	6,019

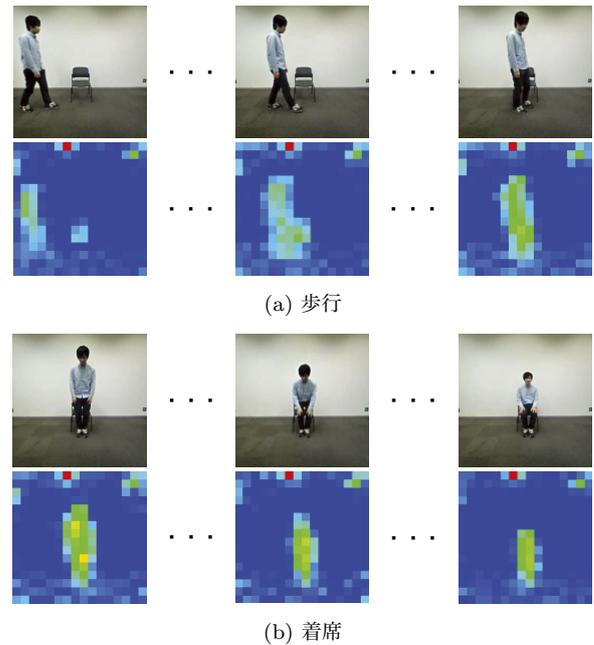


図6 データセット1の例

どちらのデータセットにも、認識対象となる歩行、着席、起立、転倒が複数回含まれている。また、認識対象以外の行動として、立位、椅子座位、伏臥位の状態でそれぞれ静止しているフレームが存在する。これらのデータセットに対して、各フレームに正解行動を手で付与し、性能評価に用いた。

4.2 実験方法

提案手法の有効性を確認するため、増山ら [16] の手法との比較を行なった。動作区間検出の際の時間窓幅 η は提案手法、比較手法ともに15フレームとし、人物ごとに学習とテストをするために、データセット1は4分割交差検定、データセット2は3分割交差検定にて実験を行なった。

また、適合率と再現率からF値を行動ごとに算出し、その平均を求めることで性能評価を行なった。

4.3 実験結果及び考察

実験結果を表3に示す。表3より、データセット1、データセット2のどちらにおいても提案手法の性能が高いことが分かる。これは、提案手法では人体の動きや姿勢変化を表現する特徴を用いたため、動作の継続時間が近い「着席」と「起立」の区別も可能になったためであると考えられる。

提案手法に関して、データセット1、2における認識結果の

表3 実験結果

	平均 F 値	
	データセット 1	データセット 2
提案手法	0.743	0.738
比較手法 [16]	0.706	0.502

表4 データセット1の Confusion matrix

		認識された行動 [フレーム]				
		歩行	着席	起立	転倒	静止
正解行動	歩行	652	8	0	256	20
	着席	46	271	16	0	147
	起立	0	9	243	0	127
	転倒	70	4	0	872	55
	静止	11	83	118	111	2,328

表5 データセット2の Confusion matrix

		認識された行動 [フレーム]				
		歩行	着席	起立	転倒	静止
正解行動	歩行	1,535	0	24	36	175
	着席	0	388	113	0	134
	起立	0	4	447	23	136
	転倒	42	6	41	269	152
	静止	219	104	405	6	5,285

Confusion matrix をそれぞれ表4と表5に示す。表4より、人体の正面から撮影されたデータセットに対しては、「歩行」を「転倒」と誤認識した数が多いことが分かる。これは、データセット1の歩行データはセンサ検知範囲外から検知範囲内へと進み、そのまま再び検知範囲外へと進んでいくものであったことが影響していると考えられる。提案手法では、動作区間検出において背景差分の結果を考慮していないため、背景差分において前景が抽出されていない場合にも動作区間だと判定される可能性がある。そのため、前景抽出が行なわれていないフレームを動作区間であると判定した場合、特徴抽出がうまく行なわれず、誤認識につながってしまう。したがって、今後は動作区間検出を行なう際に背景差分の結果も考慮するように改良する必要があると考えられる。

また、表5より、人体の頭上から撮影されたデータセットに対しては、「着席」を「起立」と誤認識した数が多いことが分かる。これは、人体の頭上から撮影したデータでは「着席」と「起立」における軌跡や形状の変化の仕方が似ているためであると考えられる。頭上から撮影したデータに対しては、センサが取得する温度が有効に働くと考えて温度特徴を定義した。比較手法よりは性能が向上したものの、さらなる性能向上のためには特徴量の再検討が必要であると考えられる。

5. むすび

本報告では、赤外線センサアレイから得られる温度分布の時間変化に基づく行動認識手法を提案した。背景差分によって抽出された人体領域の軌跡・形状・温度に関する特徴を利用することで認識性能が向上することを確認した。今後の課題として、特徴量のスケール変化への対応や、様々なセンサ設置位置に対

して有効な特徴量について検討する必要がある。

謝辞 本研究の一部は、科学技術研究費補助金による。

文 献

- [1] 内閣府, “平成 27 年版高齢社会白書,” http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2015/zenbun/27pdf_index.html, (2016/05/11 参照).
- [2] 出村慎一, 佐藤進, “日常生活動作 (ADL) を用いた高齢者の機能評価,” 体育学研究, vol.49, no.6, pp.519–533, Nov. 2004.
- [3] 上田敏, “日常生活動作を再考する—「できる ADL」, 「している ADL」から「する ADL」へ—,” リハビリテーション医学, vol.30, no.8, pp.539–549, Aug. 1993.
- [4] A.M. Khan, Y.-K. Lee, S.Y. Lee, and T.-S. Kim, “A tri-axial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer,” IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine, vol.14, no.5, pp.1166–1172, Sept. 2010.
- [5] X. Su, H. Tong, and P. Ji, “Activity recognition with smartphone sensors,” Tsinghua Science and Technology, vol.19, no.3, pp.235–249, June 2014.
- [6] J.K. Aggarwal and M.S. Ryoo, “Human activity analysis: A review,” ACM Computing Surveys, vol.43, no.3, pp.16:1–16:43, April 2011.
- [7] L. Xia and J. Aggarwal, “Spatio-temporal depth cuboid similarity feature for activity recognition using depth camera,” Proc. 2013 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2834–2841, June 2013.
- [8] E.E. Stone and M. Skubic, “Fall detection in homes of older adults using the Microsoft Kinect,” IEEE J. on Biomedical and Health Informatics, vol.19, no.1, pp.290–301, Jan. 2015.
- [9] S. Tao, M. Kudo, and H. Nonaka, “Privacy-preserved behavior analysis and fall detection by an infrared ceiling sensor network,” Sensors, vol.12, no.12, pp.16920–16936, Dec. 2012.
- [10] 木股雅章, “赤外線センサの開発動向,” 映像情報メディア学技報, IST2011-9, Feb. 2011.
- [11] 大平真琴, 森口誠, 佐々木昌, 大場正利, 高畑智之, 下山勲, 木股雅章, “マイクロミラーアレイを用いた高感度サーモパイル型赤外線アレイセンサの開発,” 信学論 (C), vol.J94-C, no.11, pp.433–440, Nov. 2011.
- [12] C. Toriyama, Y. Kawanishi, T. Takahashi, D. Deguchi, I. Ide, H. Murase, T. Aizawa, and M. Kawade, “Hand waving gesture detection using a far-infrared sensor array with thermo-spatial region of interest,” Proc. 11th Int. Conf. on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP) 2016, pp.545–551, Feb. 2016.
- [13] 岡田遼太郎, 矢入郁子, “プライバシーに配慮した屋内行動モニタリングシステムの提案,” 第 27 回人工知能学全大, no.1D3-6, June 2013.
- [14] 岡田遼太郎, 矢入郁子, “赤外線グリッドセンサを用いた屋内位置・行動推定の粒度及び精度の検討,” 第 28 回人工知能学全大, no.2J1-4, May 2014.
- [15] P. Hevesi, S. Wille, G. Pirkl, N. Wehn, and P. Lukowicz, “Monitoring household activities and user location with a cheap, unobtrusive thermal sensor array,” Proc. 2014 ACM Int. Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing, pp.141–145, Sept. 2014.
- [16] 増山翔太, 洪志勲, 大槻知明, “低解像度赤外線アレイセンサを用いた行動識別,” 信学技報, ASN2014-113, Jan. 2015.
- [17] P. Kaewtrakulpong and R. Bowden, “An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection,” Video-based surveillance systems, pp.135–144, Springer, 2002.