

時空間情報を用いた異常動作検出

三角 久寿[†] 小野口 一則[‡]

[†] [‡] 弘前大学大学院 理工学研究科 電子情報工学コース

〒036-8561 青森県弘前市文京町3

E-mail: [†] h10gs517@stu.hirosaki-u.ac.jp, [‡] onoguchi@eit.hirosaki-u.ac.jp

あらまし 人物シルエットの形状とその時間的変化を表すことができる特徴を用いて、人物の異常動作を検出する手法を提案する。まず、シルエットを上半身と下半身に分け、各々で複数のブロックに分割する。各ブロックのサイズは、ブロック内のピクセル数がそれぞれ均等に割り振られるように大きさを決定する。次いで、各ブロック内のピクセル密度を計算する。ピクセル密度の時系列データに対して、離散フーリエ変換を適用し、動作の周期的特徴を獲得する。また、時系列データの平均と分散を求めることで、一定時間内でのシルエットの形状特徴を獲得する。最後に、周期的特徴と一定時間内での形状特徴から特徴ベクトルを作成し、One Class SVMにより学習・識別を行う。本手法は、時間的及び空間的特徴を用いるため、人物の動的な異常と静的な異常の両方を識別することができる。

キーワード 異常検知、離散フーリエ変換、One Class SVM、歩容認識、姿勢推定

1. はじめに

近年、監視カメラによるセキュリティシステムが多く利用され、そのシステムに対する関心や要求が高まっている。このため、現在では、コンピュータによる監視の自動化に対する研究が数多く行われている。監視の自動化の実現により、コストの削減や人為的ミスの回避、異常事態の早期発見などが期待されている。

動画像を用いた異常検知は、画像間距離により異常パターンを判別する高齢者モニタリング[1]、オプティカルフローの向きと大きさのばらつき及びフローの個数を評価することによるエレベータ内の暴れ検知[2]、SIFT特徴量とmean-shift法による特徴点追跡により特徴点の移動方向モデルを作成し異常行動を検知する手法[3]、動画像の局所領域内の勾配値を特徴としたSpace-Time Patch特徴を用いたエスカレータシーンにおける異常行動検知[4]、動画圧縮時に得られるマクロブロックモーションベクトルを用いた監視映像からの異常行動検知[5]、濃度勾配による時空間パッチをデータベース内のデータと比較して異常を判定する手法[6]等、その用途や条件により様々な手法が提案されている。

その中でも代表的な手法として、立体高次局所自己相関(CHLAC)特徴を用いた異常動作検知手法[8]が知られている。このCHLAC特徴は、画像認識や計測のために有効な画像特徴である高次局所自己相関特徴(HLAC)特徴[7]を時間方向に拡張し、時間方向の相関を加えた特徴である。これを用いた異常動作検知手法では、個人の切り出しや追跡を行わずに異常動作が判別できるというメリットがあるが、画像全体から得られる特徴を用いているため、異常のある箇所を特定できない、また、特徴数が増加すると実時間処理が困難であり、並列処理等[9]を行わなければならないといったデメリットもある。さらに、人物の歩容認識[10]

[11]を異常検知に用いた手法[12]も存在する。歩容認識は、個人識別によく用いられているが、この手法は人物シルエットを複数のブロックに分割し、人物シルエットの外周に位置するいくつかのブロックの中心座標から特徴ベクトルを生成し、正常な歩容とふらつくといった異常な歩容の両方を学習することで、異常を検知している。

本論文では、人物シルエットの時系列データから動作の周期的特徴と形状特徴を表す特徴ベクトルを生成し、異常動作を検知する手法を提案する。まず異常動作の定義をする必要があるが、様々な事象が考えられるため、明確に定義することは難しい。しかし、人物の正常な動作はある程度限定して考えることできる。そこで本手法では、正常な動作は、人間の歩容の様に一定の周期性のある動作であると考え、歩く・走る動作であると仮定する。また、立ち止まる動作は、周期性のある動作ではないが、一般的によく見られる動作であるため正常とする。これら以外の動作を、異常動作として定義する。本手法は計算が容易であり、異常個所の特定も可能である。また、簡単な形状特徴を用いるため、動作の個人差にロバストであり、さらに周期性と形状の二つの特徴を用いることで、人物の動的な異常と静的な異常の両方を識別することができる。

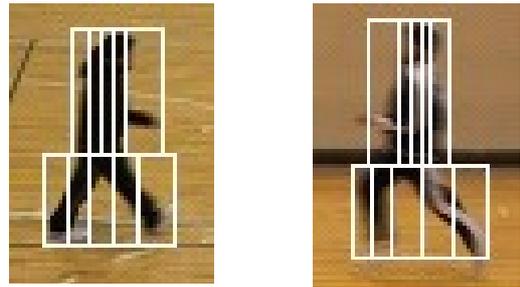
2. 異常検知手法

人物の動作は、シルエット形状の時間的変化により表すことができる。しかし、抽出したシルエット(図1.b)は、そのままでは、情報量が多く扱いづらい。このため、フレーム毎にシルエットの主要な形状特徴(2.2節)を生成する。この形状特徴の時系列データを作成し、特徴ベクトルを作成する(2.3節)。そして、得られた特徴ベクトルにより、学習と識別を行う(2.4節)。



(a) 原画像 (b) シルエット画像

図1 人物シルエット

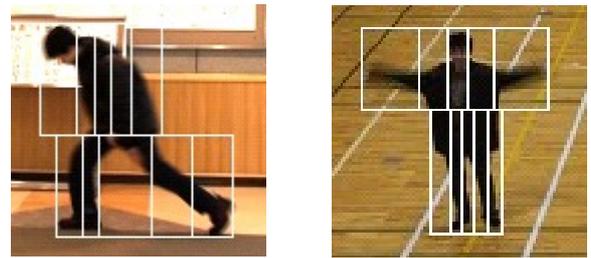


(a) 歩く (正常) (b) 走る (正常)



(a) (b) (c)

図2 下半身の外接長方形取得の流れ



(c) 足を引きずる (異常) (d) 手を振る (異常)

図3 人物シルエットのブロック分割

2.1 人物シルエットの抽出と追跡

背景差分により人物シルエットを抽出する。ピクセル単位の背景差分はノイズに弱いため、一定の大きさの領域を設定し、その領域をスライドさせながら領域内の輝度値の平均を用いて背景差分を行う。これによりノイズや定常的な変化にある程度強い背景差分が行える。また本手法は、個々の人物シルエットを色ヒストグラムによる mean-shift 法で追跡し、処理する。

2.2 シルエットの形状特徴

はじめに、2値シルエットを上半身と下半身でピクセル数が均等になるように分割する(式1)。

$$UP = LP = P/2 \quad (\text{式1})$$

Pは、2値シルエットの総ピクセル数、UP、LPはそれぞれ上、下半身のピクセル数である。

次に、上・下半身それぞれでシルエットの外接長方形を求める。このとき、下半身のシルエットに手や服等といった、上半身の要素が含まれている可能性があるため(図2.a)、下半身として分割した領域の下半分(図2.b)から、左右端を求める(図2.c)。得られた外接長方形内のピクセル数UP'、LP'を求め、上・下半身をそれぞれn個のブロックに分割する。このとき、ブロック内のピクセル数が均等になるようにブロックサイズを決定する(式2)。

$$sUP = \frac{UP'}{n} \quad (sLP = \frac{LP'}{n}) \quad (\text{式2})$$

sUP、sLPはそれぞれ、上・下半身の分割したn個のブロック内のピクセル数である。

ブロック分割した人物の例を図3に示す。正常な動作は、歩く動作(図3.a)・走る動作(図3.b)ともにブロックの形状は非常に似通っていることが確認できる。また、図3.cの足と足の間ブロックや図3.dの両腕に位置するブロックを見てみると、サイズが他のブロックに比べて大きく、中に含まれるシルエットの割合は少ない。対照的に、図3.dの下半身のブロック等は、サイズが小さくその中に含まれるシルエットの割合は多い。つまり、シルエットの割合(ピクセル密度)がシルエットの形状を表していることが確認できる。よって、各ブロック内のピクセル密度を式3により求め、これをシルエットの形状特徴とする。

$$UDi = \frac{sUP}{USi} \quad (LDi = \frac{sLP}{LSi}) \quad i=1, \dots, n \quad (\text{式3})$$

UDi、LDiは各ブロックのピクセル密度、USi、LSiは各ブロックの面積である。

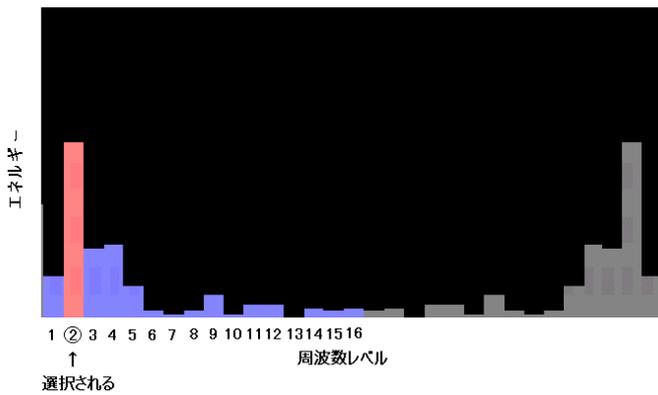


図4 パワースペクトル

2.3 特徴ベクトルの生成

2.3.1 離散フーリエ変換

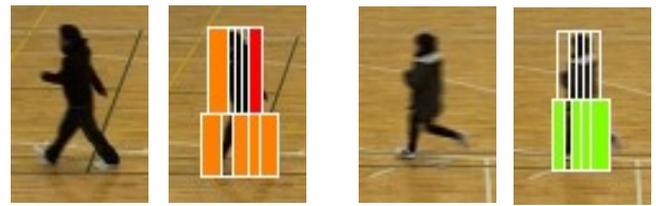
動作の周期的特徴を獲得するため、前述で得られたピクセル密度を各ブロックごと、Tフレーム分並べた時系列データを作成し、FFT(Fast Fourier Transform)により離散フーリエ変換を行う。このとき、周波数成分を周波数の低い順に、1～T/2までのレベルとして考え、得られるパワースペクトルからエネルギーが最も大きいレベルを選択する(図4)。また、選択された周波数成分のエネルギーが閾値 α より小さいとき、周期性がないと考え、レベルを0とする。各ブロックで得られたレベルを動作の周期的特徴とする。よって、次元数は $2n$ 次元となる。図5に、動作の周期的特徴の例を示す。各動作ごとに、左側に原画像、右側に各ブロックごとの周波数レベルが表されている。周期性が表れたブロックは、その周波数レベルが高いほど青く低いほど赤く表示される。正常な動作(図5.a,b)は、ブロックの形状は似ているが、周波数レベルは大きく異なることが確認できる。また、体のどの部位でも周期的でない動作(図5.d)の場合、各ブロックで周波数レベルがばらばらであったり、周期性そのものが得られない。

2.3.2 一定時間内でのシルエットの形状特徴

静的な異常動作を検知するため、一定時間内でのシルエットの形状特徴の平均及び分散値を特徴ベクトルに加える。形状特徴は以下の3つである。

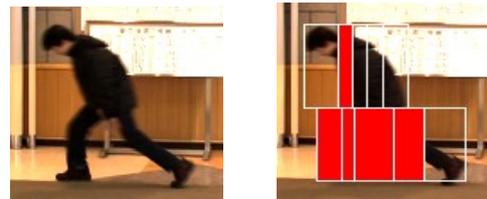
- ①各ブロックのピクセル密度 ($2n$ 次元)
- ②上・下半身それぞれの外接長方形の高さと幅を正規化した値 (4次元)
- ③人物シルエットの外接長方形の縦横比 (1次元)

Tフレーム分の時系列データの平均値と分散値を求め、一定時間内でのシルエットの形状特徴とする。よって特徴ベクトルの次元数は、動作の周期的特徴も合わせて、 $2n + (2n + 4 + 1) \times 2 = 6n + 10$ 次元となる。

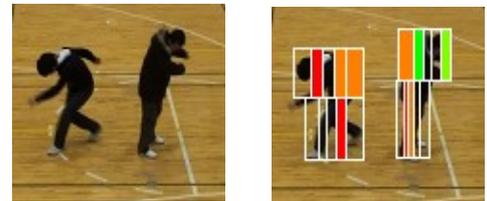


(a) 歩く (正常)

(b) 走る (正常)



(c) 足を引きずる (異常)



(d) 殴り合い (異常)

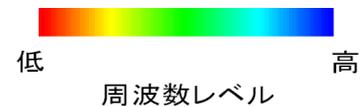


図5 動作の周期的特徴

2.4 学習・識別

前節で得られた特徴ベクトルを One Class SVM(RBFカーネル)により学習させる。人物が出現したTフレーム後から特徴ベクトルが生成されるため、SVMによる識別はTフレーム後から毎フレーム行われる。しかし、正常な動作にもかかわらず、ノイズ等様々な要因により、SVMによる識別結果が一時的に異常となる場合がある。また、その逆もありえるため、60フレーム分の識別結果を蓄積し、8割以上のフレームで異常と識別された場合、その人物を異常と判定する(図6)。

3. 実験

3.1 実験方法

カメラの画像サイズは 320×240 、フレームレートは30 fpsである。学習段階では、被験者15人による正常動作から得られる特徴ベクトルを用い、学習を行った。正常動作として、被験者にはカメラに対して水平に歩く動作、水平に走る動作、及び立ち止まる動

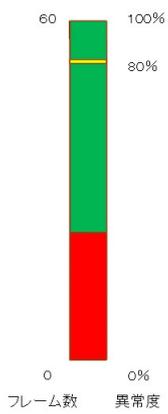
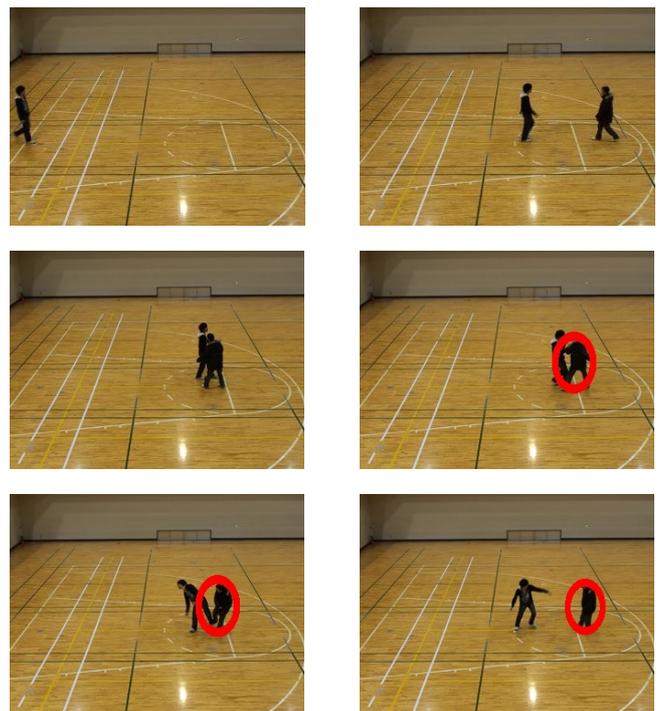


図6 異常の判定

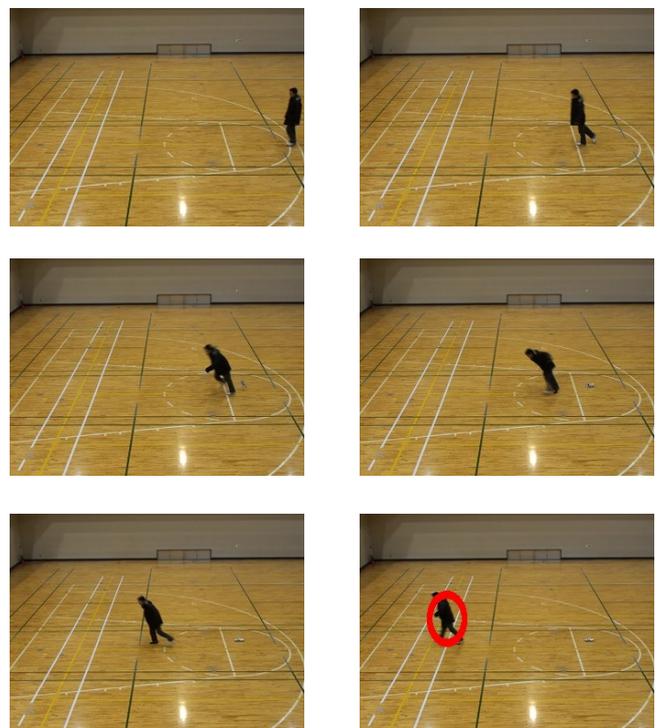
作を行ってもらった。識別段階では、異常動作 25 シーン、正常動作 20 シーンの計 45 シーンの動画を用いた。実験では、 $n=5$ としたため、特徴ベクトルの次元数は、 $6 \times 5 + 10 = 40$ 次元となる。また、実験では、動作の周期性を 1 秒 (30 フレーム) の時系列データから獲得するが、FFT に適用するためデータ数は、2 の累乗でなければならない。このため、 $T=32$ として周期特徴と、 T フレームあたりの形状特徴を求めた。

3.2 実験結果

異常動作の検出結果の例を図 7、8、9、10、11 に示す。異常と判定された人物は楕円で囲まれている。図 7.a に示される殴り合いのシーンでは、図 5.d に示されるように正常な動作とは異なり各ブロックで不規則な周波数レベルが確認されたため異常と判定された。同様な理由で、図 7.b、図 8.a のシーンも異常と判定された。図 8.b に示される頭上で手を振るシーンでは、上半身のブロックで周期性が表れたため、歩く・走るといった下半身に周期性が表れる動作とは異なり、異常と判定された。また、図 9.a に示されるダメージを負って足を引きずるシーンでは、正常な動作と同様に下半



(a) 殴り合い



(b) つまづく

図7 異常動作 (1)

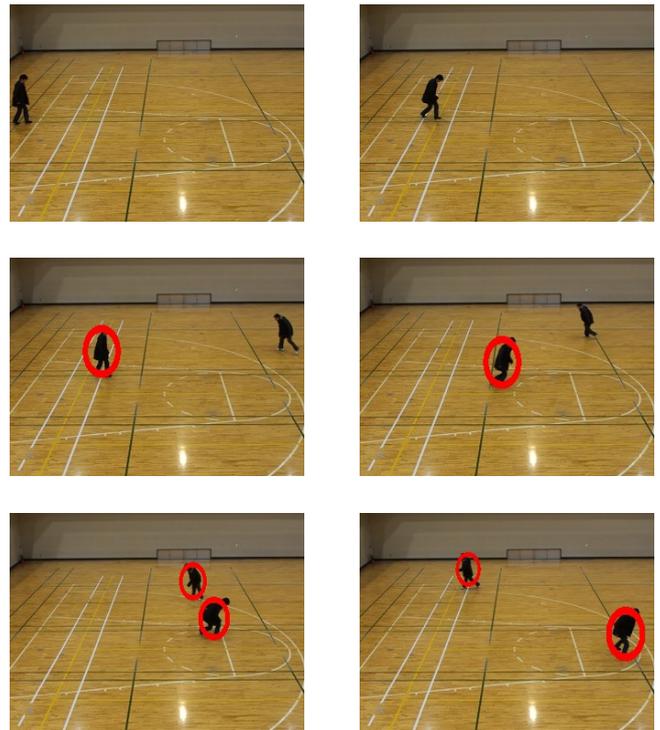
身に周期性が表れたが、図 5.c に示されるように周波数レベルが明らかに低いため、異常と判定された。図 9.b に示される後ろを警戒しながら走るシーンでは、下半身の周波数レベルは走る動作とよく似ていたが、上半身の一部のブロックに走る動作では表れなかった低い周波数レベルが確認され、また、上半身の各ブロックのピクセル密度の分散値も走る動作に比べて大きかったため異常と判定された。図 10.a に示される頭を抱え前かがみになるシーンでは、動作の周期性は表れないが、上半身と下半身の幅と高さが正常な姿勢と異なるため異常と判定された。また、図 10.b と図 11.a のシーンではシルエットの外接長方形の縦横比が正常な姿勢とは異なり、図 11.b の銃を突きつけるシーンでは手の部分のブロックのサイズが大きくなり、そのブロックのピクセル密度が非常に小さくなるため正常な姿勢と異なる。よって、図 10.a と同様にこれらのシーンも周期性が表れないが異常と判定される。実験結果から、様々な異常動作を検出できることが確認できた。さらに、画像内に複数人存在する場合であっても、異常動作をする人物と正常動作をする人物とを区別できていることが確認できる。また、図 8 の(a)と(b)を見ると、人物の大きさが異なる場合であっても異常を判定できていることが分かる。

異常動作 25 シーン中 3 シーンで未検出があり、正常動作 20 シーン中 2 シーンで誤検出が確認された。未検出となった異常動作は、あたりを忙しく見渡す等の動きが少なく、かつシルエットの形状が直立に近いものであった。また、異常と誤検出された正常な動作は、物を手前に抱えながら歩く、カメラに対して斜めに移動するという、今回の学習には用いられなかった動作であった。

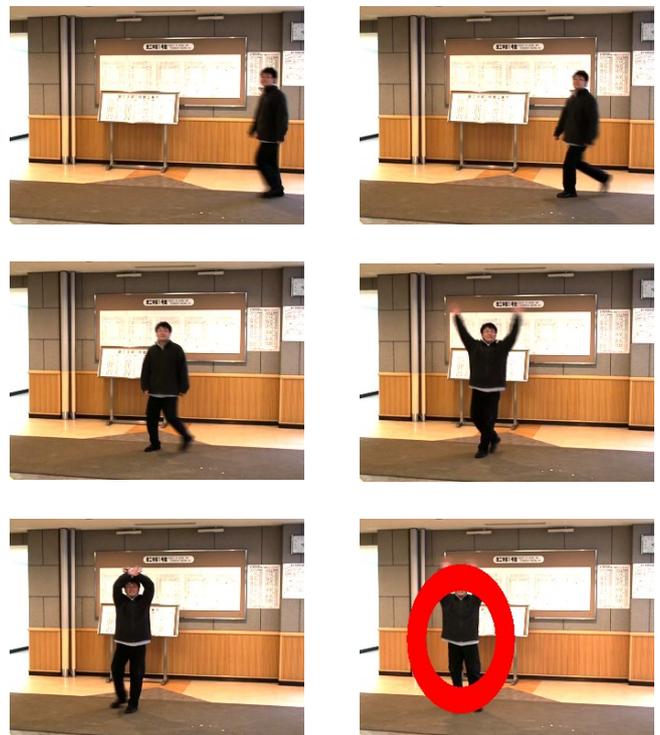
4. まとめ

周期性のある異常動作、周期性の無い異常動作、また、動きの無い人物に関してもその形状から異常と判定できる異常検知手法を提案し、実験により人物の様々な異常動作の判定に有効であることを確認した。正常な動作を正常な歩容と同様に周期性のあるものと限定して、識別を行ったことが有効に働いたと考えられる。また、周期性の無い正常な動作（自転車の運転等）に関しても、カメラを設置する場所や環境等に応じて、学習を行うことでその形状特徴から識別が可能であると考えられる。

今後の課題としては、より幅広い環境に適用できるよう手法の改良を行っていく予定である。



(a) ふらつく (二人)



(b) 頭上で手を振る

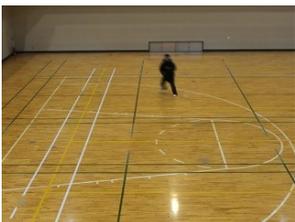
図 8 異常動作 (2)



(a) 足を引きずる



(a) 頭を抱え前かがみになる



(b) 後ろを警戒しながら走る

図9 異常動作 (3)

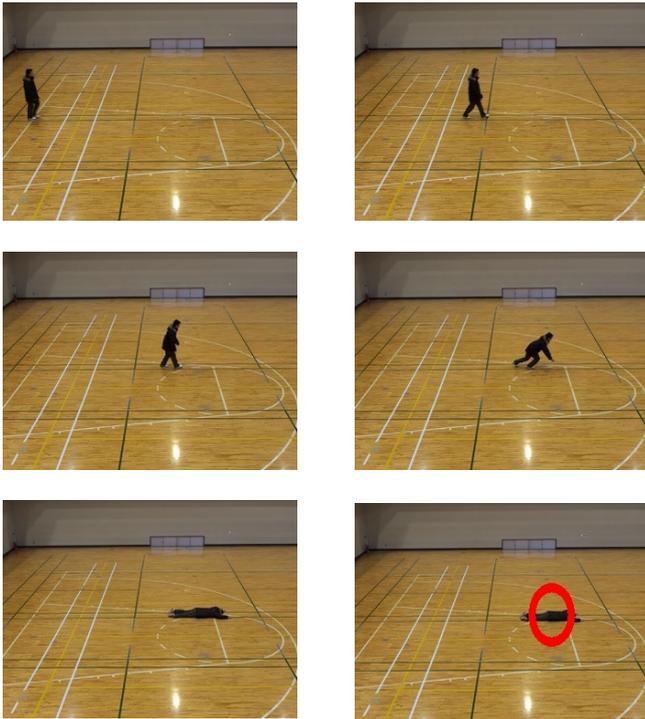


(b) しゃがみ込む

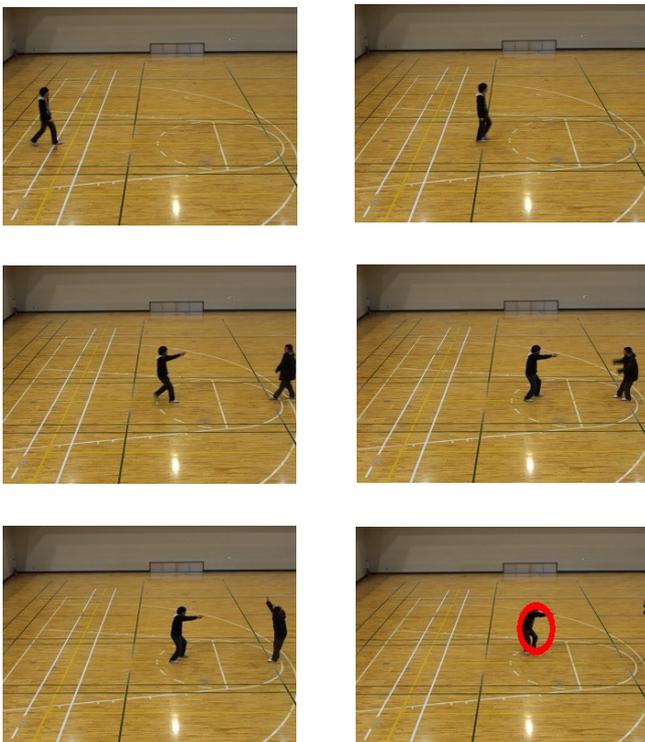
図10 異常動作 (4)

文 献

- [1] 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”, 電気学会産業応用部門誌, Vol.122-D No.2, pp. 181-188, 2002
- [2] 鷺見和彦, 関真規人, 塩崎秀樹, “画像によるエレベータ内異常検知技術”, 情報処理, Vol.48 No.1, pp. 17-22, 2007
- [3] 都築 勇司, 西村 孝, 藤吉 弘巨, 森 次郎, “特徴点追跡結果を用いた動きのモデル化と例外行動検出”, 第14回画像センシングシンポジウム, No. IN1-07, pp. 1-8, 2008
- [4] 村井 泰裕, 藤吉 弘巨, 数井 誠人, “時空間特徴に基づくエスカレーターシーンにおける人の異常行動検知”, 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU), pp. 247-254, 2008
- [5] Yan Ivanchenko, Shay Rochel, Nahum Kiryati, Tammy Riklin Raviv, “Real-time abnormal motion detection in surveillance video”, 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2008), pp.1 - 4, 2008
- [6] Boiman, O., Irani, M., “Detecting irregularities in images and in video”, International Conference on Computer Vision, 2005
- [7] T. Kurita, N. Otsu and T. Sato, “A Face Recognition Method Using Higher Order Local Autocorrelation and Multivariate Analysis”, in Proc. IAPR International Conference on Pattern Recognition, 213-216, 1992
- [8] 南里 卓也, 大津 展之, “複数人動画像からの異常動作検出”, 情報処理学会論文誌, コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 45, No. SIG_15, pp. 43-50, 2005
- [9] 白木 孝義, 石黒 勝彦, 深野 亮, 鴨志田 良和, 白井 達也, 斉藤 秀雄, 田浦 健次郎, 大武 美穂, 佐藤 知正, 大津展之, “CHLAC 特徴と Grid コンピューティングを併用したリアルタイム動作認識”, 信学技報 PRMU vol.105, pp. 97-102, 2006
- [10] S. Sarkar et al., “The Human ID Gait Challenge Problem: Data Sets, Performance, and Analysis”, IEEE Trans.PAMI, Vol. 27, No. 2, pp. 162-177, 2005
- [11] M. Ekinci, “Gait recognition using multiple projections,” in Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR '06), pp. 517-522, Southampton, UK, April 2006
- [12] C. Bauckhage, J.K. Tsotsos, F.E. Bunn, “Automatic detection of abnormal gait”, Image and Vision Computing, Vol.27, pp. 108-115, 2009



(a) 倒れる



(b) 銃を突きつける

図 11 異常動作 (5)