

## 時空間画像による二次元特徴空間での徘徊行動の検出

## Loitering behavior detection in two-dimensional characteristic spaces using spatiotemporal image

○海老原優太<sup>1</sup>, 香取照臣<sup>2</sup>, 泉隆<sup>2</sup>Yuta Ebihara<sup>1</sup>, Teruomi Katori<sup>2</sup>, Takashi Izumi<sup>2</sup>

Abstract: We detect the loitering behavior in front of the door by spatiotemporal image processing. We can detect high-precision performance in three-dimensional feature space (staying time, area and number of turning in walking). We can improve of precision more using staying time and number of turning.

## 1. まえがき

教育の現場では、初年次学生などが研究室等を訪れる場合、しばしば入室をためらうケースがある。そして、通路でうろつく徘徊行動を起こす。そのまま入室できずに引き返してしまうのは学生教員双方にとって不幸であることから、研究室前の廊下にカメラを設置し、徘徊行動を自動検出することを目的とした研究を行っている。一般に画像処理で常時撮影し行動検出を行うためには少しでも計算量が小さいことが望ましい。このため本手法では、時空間画像処理を採用することで計算量を低減している。従来は滞在時間のみを特徴料として用いていたが、一次元の特徴量では徘徊とその他のデータが混在し識別不可能なものが存在していた<sup>[1]</sup>。そのため、本論文では特徴量は滞在時間、面積、折り返し回数の3つを用いて、3次元に拡張した特徴空間で「徘徊」と「その他」の識別を行う。

## 2. 時空間画像処理

Figure1 に時空間画像の概念図を示す。元画像の横軸を  $x$ 、縦軸を  $y$ 、時間軸を  $t$  とする。Figure1 (a) の赤線のようにスキャンラインを取り、スキャンライン上の画素を積み重ねて Figure1 (b) のような一枚の画像を構成することで処理コストを抑えることができる。

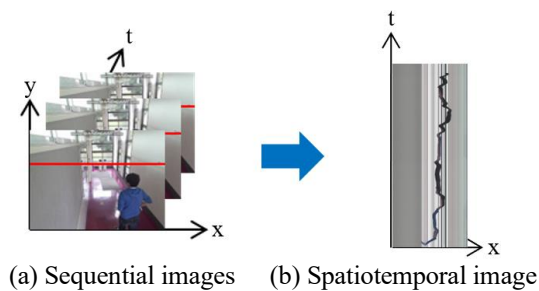


Figure1. Conversion to spatiotemporal image

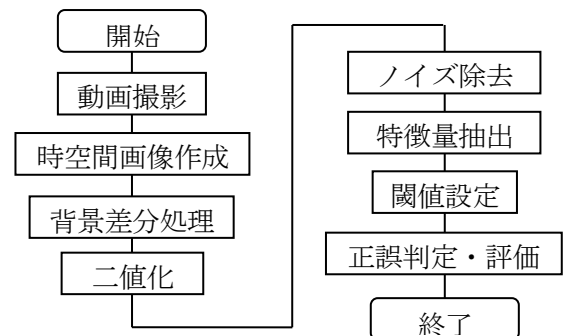


Figure2. Block diagram for the identification system

## 3. ドア前徘徊行動の検出

処理の流れを、Figure2 に示す。

まず、動画データを連番画像に変換し、入室する人物が必ず握るドアノブ付近の位置に横向きのスキャンラインを設定して時空間画像を作成する。次に、背景差分処理、二値化、ノイズ除去を行い、スキャンライン上を通過した人物部分のラベルを抽出する。Figure1 (b) の時空間画像に前処理を施した結果を、Figure3 に示す。そして、ラベリング処理により人物部分（白画素）の上端と下端の差分を滞在時間とし、白画素数を面積とする。また、Figure4 のように細線化処理を行い、左右逆向きに歩き始めた点の数をカウントし折り返し回数とする。

従来は滞在時間のみを特徴量として用いていたが、面積と折り返し回数を加えた3つで識別を行う。3つの特徴量は同等に扱うためにそれぞれの最大値で除算して0~1に正規化する。得られたデータは、パラメータ設定用と未知入力に半分に分ける。そしてFigure5のようにパラメータ設定用データの徘徊の重心から、通過と徘徊の最も近い二点のプロットを二分する半径の球を識別関数とする。また、徘徊の重心より三つの特徴量すべてが上回る領域も徘徊とする。

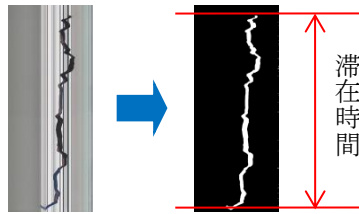


Figure3. Preprocessing of the spatiotemporal image

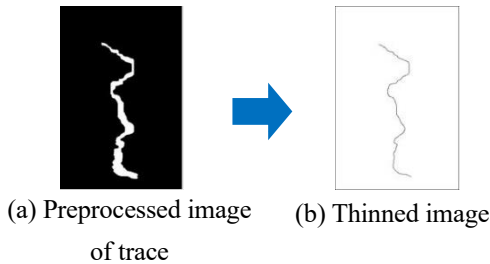


Figure4. Thinning processing

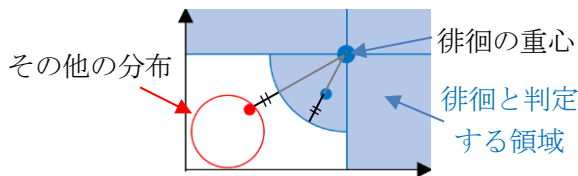


Figure5. Outline of identifying

#### 4. 結果と考察

##### 4.1. 結果

パラメータ設定用データとして徘徊 7 シーン，その他 40 シーンを用いた．それぞれ処理を行い特徴量を抽出し，正規化した．滞在時間を  $t$ ，面積を  $s$ ，折り返し回数を  $n$  として徘徊の重心を求めたところ， $(t, s, n) = (0.480, 0.467, 0.578)$  となり，通過と徘徊の最も近い二点のプロットを二分する  $0.440$  を球の半径とする．以上より，式 (1) の 4 つすべてを満たす領域内を“その他”，それ以外の領域を“徘徊”と識別する．

$$\left\{ \begin{array}{l} (t - 0.480)^2 + (s - 0.467)^2 + (n - 0.578)^2 > 0.440^2 \\ t < 0.480 \\ s < 0.467 \\ n < 0.578 \end{array} \right. \text{-----(1)}$$

これを未知入力データに適用し行動判定を行った結果を，Table1 に示す．また，未知入力の三次元特徴空間を滞在時間と面積，滞在時間と折り返し回数の二つの二次元平面に分けて Figure6, Figure7 に示す (徘徊の重心はパラメータ設定用データのものの)．

Table1. Confusion matrix

		本手法の判定	
		徘徊	その他
目視	徘徊	6	1
	その他	0	39

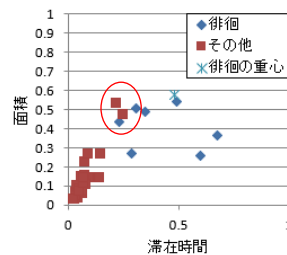


Figure6. Characteristic space (time-space)

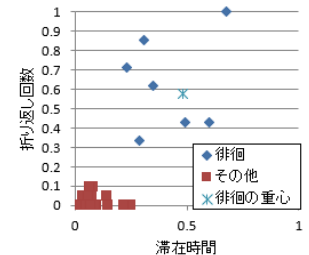


Figure7. Characteristic space (time-turn)

##### 4.2. 考察

Table1 の結果ではおおむね正しく識別できている．徘徊を 1 件「その他」と誤判定している．原因は二点挙げられる．一つ目はパラメータ設定用データの不足である．徘徊のデータ数が少なく，分布を十分に把握できずに適切な識別関数とならなかったためである．二つ目は特徴量の選び方である．Figure6 では赤丸で囲んだ二つのその他のプロットが徘徊と混在している．これら二つのプロットはいずれも大きな荷物を運搬しているものであった．そのため面積が大きく増加している．一方，Figure7 の分布は徘徊とその他のプロットが明確に分離できていることが確認できた．よって，面積は徘徊行動の検出においては面積は用いずに滞在時間と折り返し回数の二次元で識別を行うのが有効であるといえる．

##### 5. まとめ

時空間画像処理によりドア前徘徊行動の自動検出を行った．滞在時間と面積と折り返し回数の三次元の特徴空間で高精度の識別を行うことができたが，滞在時間，折り返し回数の二つを用いることで精度の向上が期待できる．今後はサンプルシーン数を増やして識別精度をさらに上げることを目指していく．

##### 文献

[1] 海老原優太, 香取照臣, 泉隆, “時空間画像処理での滞在時間による徘徊行動の検出”, 令和2年電気学会全国大会, 3-033 (2020)