# 時空間画像を用いた画像特徴量に基づく擬似排便の性状分類

本多　千鶴　　　指導教員：河中　治樹

## 1　はじめに

健康寿命の延伸には，病気になる前の未病の状態を早期に発見し，対処することが必要である．健康寿命とは，人間が自力で食事，排泄，入浴，更衣，移動などの日常生活動作が可能で，かつ認知症などを伴わずに自分の意思によって生活できる期間を指す．また，未病とは病気ではないが健康でもない状態のことを指す．未病の発見において注目されているのが，私たち人間が日常的に行う排便行為である．排便行為は人間の生活と切り離すことはできず，排便にはその日の体調や病気の症状が反映される．したがって，排便の色や量，性状等の日常的な変化を観察することは，未病の早期発見に繋がるといえる．

排便の状態を日常的に評価する先行研究として，Amy らは便の色をカメラによって評価するシステムを開発した [1]．山越は体重計によって便の量を評価する研究を行っている [2]．しかしながら，排便の性状を客観的に評価するシステムは普及していない．そこで本研究では，客観的な排便性状の自動分類を実現することを目的とする．カメラで撮影した排便の画像から特徴量を抽出し，性状を機械学習を用いて分類する．

## 2　排便性状分類指標と疑似便

本研究では，Lewis らの提案する Bristol Stool Scale[3] を基に再構成した 6 タイプの指標にしたがって分類を行う．6 タイプの分類指標を表 1 に示す．この分類指標では，タイプの数字が大きいほど軟らかい便を指す．また，人間の排便は，複数のタイプが混在した便や複数のタイプが同時に排泄される可能性がある．そのような便に対して正解値を定め，評価することは難しい．そこで本研究では排便性状の分類手法の確立に向けて，実際の人間の便ではなく表 1 に示すような擬似便を用いている．

## 3　ラインセンサによる排便性状分類

本手法では，ラインセンサカメラによって落下中の疑似便を撮影し，画像特徴量を用いて性状の分類を行う．排便性状分類の流れを図 1 に示す．ラインセンサカメラの撮影によって得られた画像から時空間画像を生成する．この画像を便画像と定義する．各タイプの時空間画像の例を図 2 に示す．タイプごとに，便の大きさや表面の状態が異なることが分かる．画像特徴量の抽出に向け，時空間画像から便領域を抽出する．本手法では，適応的背景差分法により，便領域と高輝度領域を抽出し，三値画像を生成する．便画像の座標 $(u, t)$ における輝度値を $s_{ut}$，背景画像の座標 $(u, t)$ における輝度値を $b_{ut}$ としたとき，閾値 $\phi$ および $\psi(\phi < \psi)$ により，三値画像の座標 $(u, t)$ の輝度値 $s'_{ut}$ を式 (1) によって求める．

$$s'_{ut} = \begin{cases} 0 & |s_{ut} - b_{ut}| < \phi \\ 0.5 & \phi \leq |s_{ut} - b_{ut}| < \psi \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{1}$$

図 2 における各タイプの三値画像を図 3 に示す．三値画像において，画像の左上を原点とし，横軸 $u$ は右向きを正，縦軸 $t$ は下向きを正とする．また，画像の横幅を $W$ [pixel] とし，画像の縦幅を $H$ [pixel] とする．

表 1　排便性状分類指標

| | | タイプ | 水分量 | 擬似便 |
|---|---|---|---|---|
| 硬便 | 便秘 | Type1 コロコロ | – | |
| | | Type2 カチカチ俵 | – | |
| | 健康 | Type3 バナナ | – | |
| 軟便 | | Type4 半練り | 70% | |
| | 下痢 | Type5 泥状 | 90% | |
| | | Type6 水状 | 95% | |

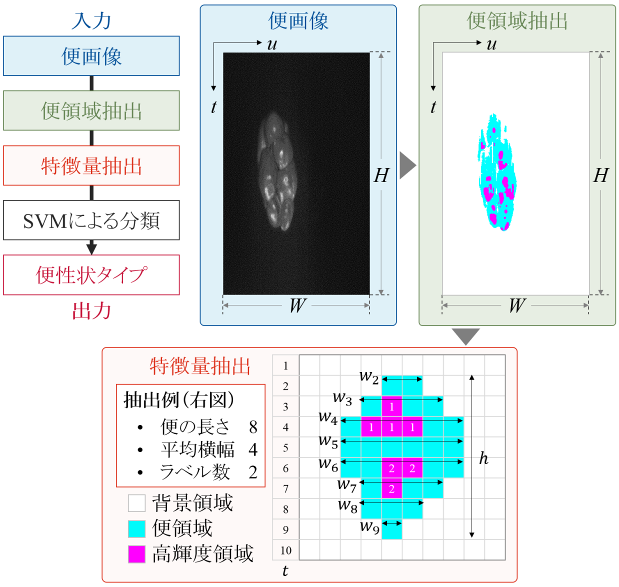


図 1　排便性状分類の流れ

本手法では，3 つの特徴量を三値画像より抽出する．1 つめの特徴量は便の長さである．便の長さ $l$ [pixel] は，便の大きさを表す特徴の 1 つであり，式 (2) によって求める．

$$h = \sum_{t=1}^{H} f(t) \tag{2}$$

ただし，三値画像の座標 $(u, t)$ における画素の輝度値を $s'_{ut}$ としたとき，$f(t)$ は式 (3) によって求める．

$$f(t) = \begin{cases} 0 & \sum_{u=1}^{W} s'_{ut} < 1 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

2 つめの特徴量は便の平均横幅である．便の平均横幅 $\bar{w}$ [pixel] も便の長さと同様に，便の大きさを表す特徴の 1 つで，式 (4) によって算出する．

$$\bar{w} = \frac{\sum_{t=1}^{H} w_t}{h} \tag{4}$$

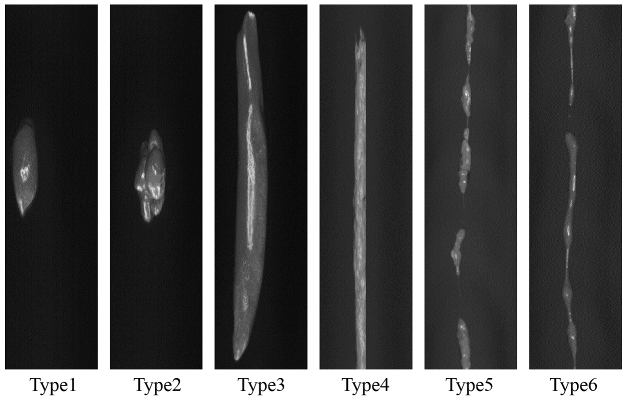


図 2　各タイプの時空間画像 (20,000 Hz で撮影)

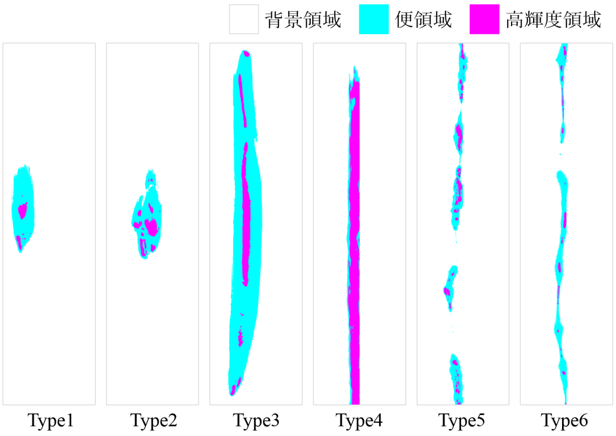


図 3　図 2 の三値化結果

ただし，$w_t$ は $t$ 行の便の横幅とし，式 (5) によって求める．

$$w_t = \sum_{u=1}^{W} \lceil s'_{ut} \rceil \tag{5}$$

3 つめの特徴量は高輝度領域のラベル数である．ラベル数は便表面の凹凸の多さを表す指標である．三値画像における高輝度領域に対してラベル付けを行い，高輝度領域の数を算出する．これをラベル数と定義する．ラベル数は凹凸が多いほど値が大きくなる特徴量である．

性状の分類には，Stepwise SVM (Support Vector Machine) を用いた．分類は 3 段階で行った．表 1 に示すように，はじめに硬便か軟便に分類し，次に硬便であれば便秘便か健康な硬便か，軟便であれば健康な軟便か下痢便かに分類する．最後に各タイプに分類する．

## 4　排便性状分類実験

提案手法を評価するために実験を行った．実験環境を図 4 に示す．ラインセンサカメラの解像度は 4069 pixel であるが，ROI (Region of Interest) を撮影領域の中央 640 pixel とした．撮影のラインレートは 20000 Hz とした．撮影は各疑似便に対して 3 試行ずつ行った．撮影した試行のうち，各タイプ半分の撮影画像を学習データとして推定器を作成した．また，残りの半分を評価データとして使用した．ただし，学習に使用した疑似便は評価データに使用しないこととした．推定精度の評価指標としては，F 値を用いた．

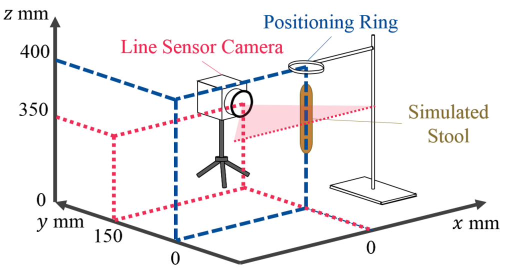


図 4　実験環境

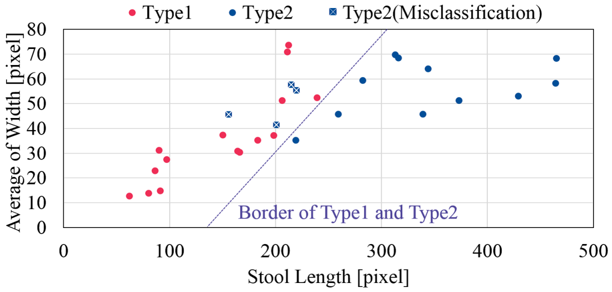


図 5　便秘便 (Type1, Type2) の特徴量分布

1 段階目および 2 段階目の分類では，全ての疑似便が正しく分類が行われていた．3 段階目の分類において，Type3 から Type6 は適切に分類が行われていた．各タイプの F 値の平均値は 0.95 であった．一方で，Type1 および Type2 の分類では誤分類が生じた．誤分類が生じていたのは，Type2 の 4 試行で，Type1 に分類されていた．Type1 と Type2 のタイプ間において，学習データにおける特徴量の有意差を検証した．すべての特徴量において $p < 0.01$ であり，Type2 で誤分類は生じていたものの，すべての特徴量で有意差ありという結果が得られた．Type1 および Type2 の特徴量分布を図 5 に示す．推定データの Type2 の一部の特徴量分布が，学習データの Type1 の特徴量分布と類似していたことが誤分類の原因であった．Type2 の分類により有効な特徴量を追加することで分類精度が向上する可能性がある．

## 5　まとめと今後の課題

本研究では，排便性状の客観的な自動分類を行うために，3 つの画像特徴量を用いた分類手法を提案した．分類には Stepwise SVM を用いて学習を行い，推定器を作成した．実験により，擬似便に対しては Type3 から Type6 はすべて正しく分類を行うことができ，ラインセンサカメラによる排便性状分類の有効性を示した．今後の課題として，Type1 および Type2 の分類により貢献する特徴量を検討することや実排便および実環境での撮影実験を行い，分類精度を検証することが挙げられる．

## 参考文献

[1] Amy *et al.*, PLOS ONE, July, 2015.
[2] Yamakoshi, Frontiers of Medical and Biological Engineering, Vol. 10, No. 3, pp.139-159, 2000.
[3] Lewis *et al.*, Scandinavian Journal of Gastroenterology, Vol.32, No.9, pp.920-923, 1997.