

## 軟性膀胱鏡の停止操作の推定とその応用

中村宗広<sup>†</sup>                      梶原祐輔<sup>†</sup>                      金谷二郎<sup>††</sup>  
 阿部孝司<sup>†††</sup>(正会員)      木村春彦<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 金沢大学大学院自然科学研究科

<sup>††</sup> 田谷泌尿器科医院

<sup>†††</sup> 近畿大学工学部

あらまし 膀胱の内視鏡検査では、軟性膀胱鏡の操作が難しく、膀胱の特徴が乏しいことから、熟練した専門医でも膀胱全体において一部に見落としがないことを確信できないことが少なからずある。見落としした箇所は癒化していることもあり、見落としを防ぐシステムの開発が急務となっている。このシステムを実現するための前段階として、筆者らは軟性膀胱鏡の操作を推定する方法を提案している。この方法では、動画像 1 フレームごとに操作を推定しているが、複数フレームに渡って続く同一操作がシステムにより断片的であると誤認識されることが少なからずある。本稿では、既存方法よりも高い精度で停止操作を認識し、停止間の操作に多数決論理を適用して断片化された操作を一連の操作に置き換える方法を提案する。

キーワード：膀胱鏡検査、軟性膀胱鏡、ブロックマッチング、オプティカルフロー

**Summary** Cystoscopy is an examination that allows medical doctors to look inside of the bladder. In cystoscopy with flexible cystoscope, beginners handling this equipment tend to lose track of the observation resulting in poor characteristics of images obtained from the cystoscope. And, sometimes they would pass over some parts in the whole bladder. As the preprocessing of a system for thorough observation, we have proposed a system for estimating the handling techniques of the cystoscope using neural networks to images obtained from the cystoscope. In order to improve the accuracy, this paper presents a system for estimating stop of the handlings for the cystoscope and conducting the majority decision logic towards the handlings between each stop and the next stop.

**Keywords:** cystoscopy, flexible cystoscope, block-matching, optical flow

## 1. はじめに

日本では高齢化に伴い、高齢者に好発する膀胱疾患の患者数が増加している。膀胱疾患の症状において血尿や慢性膿尿の症状が現れた場合、もしくは、CT・MRIなどで膀胱癌の疑いがある陰影が発見された場合、内視鏡

検査を実施して、専門医が膀胱内部を観察する。この検査に用いられる内視鏡は硬性膀胱鏡と軟性膀胱鏡に大分できるが、一般には被験者に与える痛みが小さな軟性膀胱鏡が用いられる。軟性膀胱鏡の先端には小型カメラが付いており、このカメラを通して膀胱内部の動画がディスプレイ上に表示される。撮影箇所を調整するには、軟性膀胱鏡の手元のレバーを用いた先端の屈曲、軸方向の回転、挿入深度を調節する必要があり、操作には熟練を要する。

気管支や大腸などの臓器と同様に、膀胱内壁は特徴に乏しいことから、一画像から撮影している部位を認識することは困難である。また、気管支や大腸などの臓器と比較して、膀胱は大きく、一度に撮影可能な箇所が限ら

“Estimation of Stopped Handlings for Flexible Cystoscope and its Application”

Munehiro NAKAMURA<sup>†</sup>, Yusuke KAJIWARA<sup>†</sup>, Jiro KANAYA<sup>††</sup>, Koji ABE<sup>†††</sup> (Member), Haruhiko KIMURA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa University

<sup>††</sup> Taya Clinic, Ishikawa, Japan

<sup>†††</sup> School of Science and Engineering, Kinki University

れていることから、熟練した専門医でも一部に見落としがないことを確信できないことが少なからずある<sup>1)</sup>。見落としした箇所が癌化していることもあり、被験者の生命にかかわることから、見落としを防ぐシステムの開発が急務となっている。

我々は、軟性膀胱鏡検査における見落としを防ぐシステムの前段階として、軟性膀胱鏡の動画からオプティカルフローを基に軟性膀胱鏡の先端屈曲、軸方向の回転、挿入深度の操作を推定するシステムを提案している<sup>1)</sup>。このシステムでは動画像1フレームごとに操作を推定しているが、特徴が乏しい場合や外乱によりオプティカルフローが乱れた場合、複数フレームに渡って続く同一操作がシステムにより断片的であると認識されることが少なからずあり、軟性膀胱鏡の操作を再現するには未だ精度が不十分である。本稿では、既存方法と比較して高い精度で軟性膀胱鏡の停止操作を認識し、停止間の操作に多数決論理を適用する方法を提案する。一般に『停止』と言っても完全に停止するわけではない。手の揺れや停止時間の短さにより、単純なパターン識別手法を用いても推定は困難となる。また、軟性膀胱鏡検査時に流入される生理食塩水により流体が生じ、例えば『停止』していてもオプティカルフローが生じてしまう場合がある。このような現象が起こるため『停止』の認識は困難であり、これまで『停止』を認識するアルゴリズムは提案されていない。

尚、本研究では、軟性膀胱鏡の動画から軟性膀胱鏡の操作を推定することを目的としている。このことが達成されれば、第二段階の研究として、軟性膀胱鏡の一操作の継続時間や移動距離を推定することになる。これが可能となれば、仮想膀胱内で軟性膀胱鏡のカメラの先端位置と向きが推定され、仮想膀胱壁に視認される範囲を記録(色付け)することにより、視認された範囲(検査済み範囲)と見落としの範囲が推定可能となる。これにより、膀胱癌などの見落としを防止する効果が期待され、泌尿器科学全体で多大な貢献ができる。提案するシステムは、軟性膀胱鏡の動画を取得した時点で適用することが可能である。

## 2. 軟性膀胱鏡検査

人間の膀胱は、尿を貯めておく袋状の臓器であり、人によって形・色・大きさは異なる。図1は膀胱の断面図であり、膀胱の各部位は特徴が乏しいことがわかる。軟性膀胱鏡検査では、膀胱内壁の各部位を脳内でマッピングし、専門医の診断経験に基づいて軟性膀胱鏡の屈曲状態・カメラ位置、観察部位などが確認される。このように、医師の診断経験に依存するケースでは、熟練された

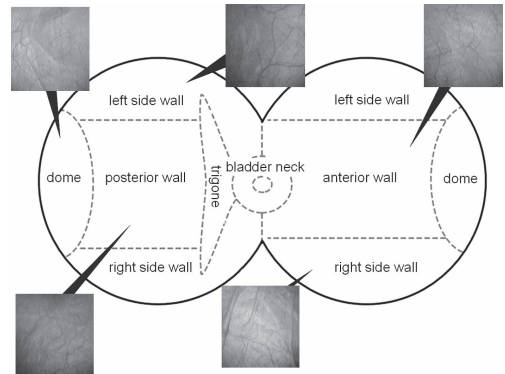


図1 膀胱内壁の断面図と各部位の画像  
Fig. 1 Cystoscopic images in the regions

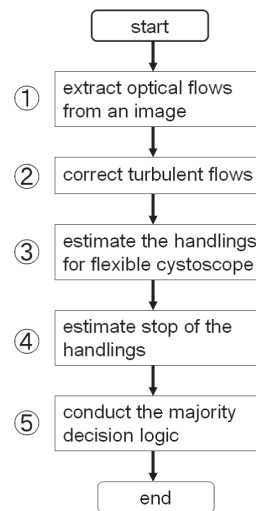


図2 本システムのフローチャート  
Fig. 2 A flow of the proposed system

医師間でも診断結果が異なることが報告されている<sup>2)</sup>。

## 3. 提案手法

### 3.1 概要

まず、本稿で提案するシステムのフローチャートを図2に示す。本稿では、図2の④「軟性膀胱鏡の停止操作を推定する方法」と⑤「多数決論理を適用する方法」を提案する。図2において、①~③までの「軟性膀胱鏡の操作を推定する基本システム」は、文献1)に記載されており、説明には紙面を多く必要とするため本稿では省略する。

軟性膀胱鏡検査では、軟性膀胱鏡の操作が複雑であることから、操作を切り替える際に意図しない方向にカメラが動くことが少なからずある。そこで、他の操作に移るときに、操作を一旦停止するように専門医に義務付け

てもらえば、安定した操作が期待できる。この場合、停止するまでの操作は変わらないので、操作の判別に多数決論理が使えることになり、例え一画像当たりの各操作の判別率が低くても、高い判別精度が期待できる。しかしながら、『停止』のフレームにおいても、手の揺れや流体の渦巻きによりオプティカルフローが発生することから、一画像から停止のフレームと軟性膀胱鏡の動きが小さいフレームとを区別することは、単純なパターン識別手法を用いても困難となる。これまで『停止』を認識するアルゴリズムは提案されていない。

提案手法では、まず任意のフレームから「停止らしさ」と「非停止らしさ」を特徴量として抽出する。そして、これらの特徴量をパターン識別器に入力し、停止・非停止の判別実験を実施する。

### 3.2 停止操作の推定

基本システムでは、1 フレームを  $10 \times 10$  のブロックに分割し、 $i$  行、 $j$  列のそれぞれのブロックから SAD (Sum of Absolute Difference) に基づくブロックマッチング法<sup>3)</sup>により  $x$  軸方向のオプティカルフロー  $dx_t(i, j)$  と  $y$  軸方向のオプティカルフロー  $dy_t(i, j)$  を抽出している。そこで、まず  $t$  番目のフレームにおける各ブロックのオプティカルフローの大きさの総和  $Sum_t$  を以下の式で定義する。

$$Sum_t = \sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} |dx_t(i, j), dy_t(i, j)| \quad (1)$$

次に、 $t$  番目から  $t - \alpha$  番目までのそれぞれのフレームにおける  $Sum_t$  の平均を以下の式で定義する ( $\alpha$  は正の整数かつ  $\alpha > 0$ )。

$$Back_t[\alpha] = \frac{1}{\alpha + 1} \sum_{i=0}^{\alpha} Sum_{t-i} \quad (2)$$

そして、 $limit$  を最大探索フレーム数とすれば、 $\alpha = 1, 2, \dots, limit$  まで  $\alpha$  を変更した場合に  $Back_t[\alpha]$  が最小となる値を  $MinBack_t$ 、 $Back_t[\alpha]$  が最大となる値を  $MaxBack_t$  と定義する。

同様に、 $t$  番目から  $t + \alpha$  番目までのそれぞれのフレームにおける  $Sum_t$  の平均を以下の式で定義する。

$$Forward_t[\alpha] = \frac{1}{\alpha + 1} \sum_{i=0}^{\alpha} Sum_{t+i} \quad (3)$$

そして、 $limit$  を最大探索フレーム数とすれば、 $\alpha = 1, 2, \dots, limit$  まで  $\alpha$  を変更した場合に  $Forward_t[\alpha]$  が最小となる値を  $MinForward_t$ 、 $Forward_t[\alpha]$  が最大となる値を  $MaxForward_t$  と定義する。

次に、 $MinBack_t$ 、 $MaxBack_t$ 、 $MinForward_t$ 、 $MaxForward_t$  の 4 個の特徴量をパターン分類器に入力して、停止の有無を判別する。これらの特徴量は、複数フレームから特徴を抽出されることにより、単一フレーム

の特徴が乏しい場合でも停止・非停止の判別精度を高めることができると考えられる。例えば、 $MinBack_t$  は、参照フレームから手前  $limit$  フレームの中でオプティカルフローの総和が最小となる  $\alpha$  フレームから抽出されることから、参照フレームの  $Sum_t$  が停止フレームの中でも比較的大きな値であっても、手前  $\alpha$  フレームの  $Sum_t$  が総じて小さい場合は、 $MinBack_t$  も小さい値となる。同様に、 $MinForward_t$  は、参照フレームから後続  $limit$  フレームの中でオプティカルフローの総和が最小となる  $\alpha$  フレームから抽出されることから、参照フレームの  $Sum_t$  が停止フレームの中でも比較的大きな値であっても、後続  $\alpha$  フレームの  $Sum_t$  が総じて小さい場合は、 $MinForward_t$  も小さい値となる。このように、 $MinBack_t$  および  $MinForward_t$  は、「停止らしさ」を表す特徴量であることがわかる。一方、 $MaxBack_t$  は、参照フレームから手前  $limit$  フレームの中でオプティカルフローの総和が最大となる  $\alpha$  フレームから抽出されることから、参照フレームの  $Sum_t$  が非停止フレームの中でも比較的小さな値であっても、手前  $\alpha$  フレームの  $Sum_t$  が総じて大きい場合は、 $MaxBack_t$  も大きい値となる。 $MaxForward_t$  は、参照フレームから後続  $limit$  フレームの中でオプティカルフローの総和が最大となる  $\alpha$  フレームから抽出されることから、参照フレームの  $Sum_t$  が非停止フレームの中でも比較的小さな値であっても、後続  $\alpha$  フレームの  $Sum_t$  が総じて大きい場合は、 $MaxForward_t$  も大きい値となる。このように、 $MaxBack_t$  および  $MaxForward_t$  は、「非停止らしさ」を表す特徴量であることがわかる。パラメータ  $limit$  は、一連の停止のフレームの数や長さに依存することが予想され、実験的に定める。

停止の有無を判別する方法としては、サポートベクターマシン (Support Vector Machine)<sup>4)</sup> を用いる。サポートベクターマシンは、2 クラスの分類に対して高い精度を誇るパターン識別器であることから、停止の有無の判別に対して有効的に機能すると考えられる。

### 3.3 多数決論理に基づく一連操作の推定

3.2 節で述べた方法により停止を推定した後、停止間の一連操作を再評価する方法を述べる。まず、任意の停止間のフレームにおいて、各フレームに対して基本システムが出力した回転操作に対する予測確率を基に多数決論理を適用する。予測確率は「解らしさ」を表すパラメータであり、0~1 の実数で表される。また、回転操作の推定では、左回転、右回転、非回転の 3 通りのパターンが存在する。例えば、停止間にフレームが三つ存在し、1 枚目の予測確率が左回転=0.2、右回転=0.5、非回転=0.3、2 枚目の予測確率が左回転=0.1、右回転=0.8、非回転=0.1、

3 枚目の予測確率が左回転=0.5, 右回転=0.4, 非回転=0.1 である場合, 合計の予測確率は左回転=0.8, 右回転=1.7, 非回転=0.5 であることから, 多数決論理に基づき 3 フレームとも右回転であると判断する.

同様の手順により, 屈曲操作および挿入操作に対して多数決論理を適用する.

#### 4. 評価実験

##### 4.1 実験環境

###### (1) 対象

対象は金沢大学附属病院泌尿器科を受診した患者の軟性膀胱鏡画像であり, 9 人分の動画である. 実際に用いたフレーム数は 23,872 枚である. また, 各フレームは専門医により, あらかじめ対応する軟性膀胱鏡の操作が調べられているので, 操作の推定の正解率(判別率)が計算できる. 尚, 患者には, 研究への使用の許可を得ている.

###### (2) 使用機器

軟性膀胱鏡はオリンパス社製 CYF TYPE VA2 を使用した. 視野角は  $120^\circ$ , 光軸と観察方向とのなす角度は  $0^\circ$ , 観察深度(被写界深度)は 3 - 50 mm, 外径は 16.2 Fr. (直径 5.4 mm), 先端は同一平面内で円弧状に屈曲する (UP  $210^\circ$  / DOWN  $120^\circ$ ). ビデオシステムセンター OTV-S7V から出力される IEEE1394 動画デジタル出力 (DV/DVC PRO) を後の解析に備えて, いったん MiniDV テープに記録した. フレームレートは 29.97 フレーム/秒であった. MiniDV テープから画像解析用のコンピュータ (CPU: Intel Core i3 540 3.07 GHz 1.19 GHz, メモリ: 1.92GB RAM) に動画データをコピーし, 解析に用いた. 軟性膀胱鏡先端が膀胱に挿入されたときをスタートとし, 各膀胱鏡動画約 1000 フレーム分, 約 34 秒間を用いた.

###### (3) 動画の前処理

動画には患者氏名, ID 番号など解析には不要な領域が含まれており, それらを取り除いた.

###### (4) オプティカルフロー推定法について

本システムでは, 比較的高精度で照明変化に頑健なブロックマッチング法を採用した. 実際にはインテル社 (Santa Clara, CA, アメリカ) が開発し, 有志により改良が続けられている画像解析ライブラリー OpenCV の cvCalcOpticalFlowBM 関数を利用した. <形領域は  $30 \times 30$  ピクセルとし, 全部で  $10 \times 10$  領域, 計 100 個のオプティカルフローを推定する.

###### (5) ニューラルネットワーク<sup>1)</sup> のパラメータ

マハラノビス距離のしきい値  $\theta$  を文献<sup>1)</sup> と同様に 0.7 にした. つまり, 単位ベクトル化した特徴データの代表オプ

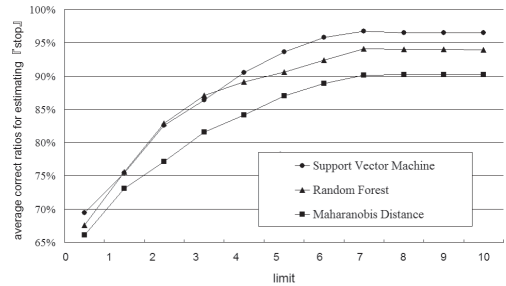


図 3 軟性膀胱鏡の停止操作に対する平均認識率  
Fig. 3 Average of the recognition ratios in experiments for estimating stop of the handlings for flexible cystoscope

ティカルフローに対してマハラノビス距離を求め, 0.7 よりも大きければ外れ値としてそのベクトルを除去する. また, 学習の終了条件  $E$  を文献<sup>1)</sup> と同様に  $10^{-5}$  に設定した. この終了条件とは, ニューラルネットワークの出力値と教師データの自乗誤差  $E(n)$  が,  $E(n+1) > E(n) \times (1-e)$  を満たすときに学習を終了させるという意味である. つまり,  $e$  が小さくなればなるほど, 細部まで教師データに合わせて学習を行うことになる.

##### 4.2 『停止』の認識実験

軟性膀胱鏡から得られた被験者 9 人分の 23,799 枚のフレームのうち, 停止のフレーム 14,872 枚に対して提案手法を適応して停止・非停止の判別率を求めた. このとき, テストデータを被験者 1 人分の動画, 残りの被験者分の動画を学習データとし, 交差確認法<sup>5)</sup> によって被験者の動画ごとに 9 回繰り返してテストデータの平均判別率を求めた. また, 比較のために, ランダムフォレスト法 (Random Forest <sup>6)</sup>), マハラノビス距離による判別分析 (Mahalanobis Distance) を用いて場合の停止・非停止の判別率も算出した. ランダムフォレスト法の設定は, 決定木 500 本とした. サポートベクターマシンの設定は, ガウシアンカーネル, ガンマ  $\gamma = 0.5$ , 重み  $C = 1.0$  である.

###### (実験結果)

まず, 図 3 は,  $limit$  を 0~10 まで変化させた場合における停止操作の認識率  $C_r$  である. 図 3 より, いずれの分類器においても,  $limit$  が上昇するにつれて認識率が高くなり,  $limit$  が 7 以上から認識率に有意差がないことがわかる. また, サポートベクターマシンが停止判別に対して最も有効的に機能していることがわかる. 図 3 において,  $limit = 7$  のときにサポートベクターマシンによる停止判別の認識率が 96.7% となった. 本稿では, 以降,  $limit = 7$  のときにサポートベクターマシンを用いたときの判別結果を示す.

表 1 全 14872 フレームに対する停止・非停止判別の再現率と適合率

Table 1 Recall and Precision for estimating stop of the handlings in all the data

types of frame	Recall	Precision
stop	96.72% ( $\frac{14383}{14872}$ )	96.76% ( $\frac{14383}{14865}$ )
moving	94.60% ( $\frac{8445}{8927}$ )	94.53% ( $\frac{8445}{8934}$ )

表 1 に提案手法による停止・非停止判別の再現率 (Recall) と適合率 (Precision) を示す。表 1 において, stop は停止のフレーム, moving は停止以外のフレームを表している。また, 交差確認法の 1 回ごとに式 (4)(5) により, 再現率と適合率を求めている。

$$Recall = \frac{N_{output} \cap N_{category}}{N_{category}} \times 100 \quad (4)$$

$$Precision = \frac{N_{output} \cap N_{category}}{N_{output}} \times 100 \quad (5)$$

$N_{category}$  は各カテゴリ (停止もしくは非停止) におけるフレーム数,  $N_{output}$  は提案手法により判定されたフレーム数である。また, 表 1 の ( ) 内の数字は, Recall もしくは Precision を求めるために用いられたフレーム数である。

### 4.3 操作フレームの認識実験

停止フレーム判別の有無について比較する実験について述べる。軟性膀胱鏡から得られた被験者 9 人分のフレーム 23,799 枚のうち, 停止のフレームを除いた 8,927 枚の軟性膀胱鏡に対する各操作のフレーム数は表 2 のようになる。操作推定の判別率を求める方法としては, 4.2 節で述べた交差確認法により, 8 名を学習データにして, 残り 1 名をテストデータにして二つの集合に分ける方法を用いた。基本システムであるニューラルネットワークとの比較の対象としては, 次の二つの方法を選んだ。

- 各操作の基本形データ (テンプレート) との差を求め, 最も小さい操作を出力する方法【方法 1】
- 決定木を用いて推定する方法【方法 2】

まず方法 1 は, 各操作に対する基本形データ (テンプレート) を用意して, 入力データとのユークリッド距離 (テンプレートとクリーニングされたフレームの特徴データの各対応する要素間の差の合計) を求め, 最も小さかったテンプレートの操作を出力するシステムである。つまり, 方法 1 は最小距離法である。また, テンプレートは次のようにして作成する。学習データを各操作のデータに分け, 各操作のデータごとに要素ごとの平均値を計算して, それをテンプレートとする。この手法を選んだ理由は, 最も基本的な手法であり, かつ原始的なものであるため, 提案手法との違いが出せると考えたからである。また, 方法 2 はデータマイニングの代表的な手法であり, 決定木の学習方法には C4.5 を用いた。多くの判別シス

表 2 軟性膀胱鏡画像における各操作のフレーム数

Table 2 The number of the frames for each handling in the cystoscopic movies

handles for the cystoscope		number of frames
rotation	left	1871
	right	1515
	none	5541
bending	up	1609
	down	2215
	none	5103
insertion	push	1714
	pull	1453
	none	5760

テムで利用されているので比較の対象として妥当であると考えた。

#### [ 実験 1 ]

停止を考慮しない場合: 操作の切り替え時に意識的に停止させることをしないで実験を行った。回転操作であれば, 左回転, 右回転, 非回転を対象に, 方法 1, 方法 2, 停止を考慮しない提案手法をそれぞれ用いて学習データに対する判別率 (9 回の平均値) とテストデータに対する判別率 (9 回の平均値) を求める。また, 同様に屈曲操作と挿入操作についても学習データとテストデータに対する判別率を求める。

#### ( 実験結果 )

各操作における学習データでの判別率を表 3 (各手法ごとに  $P_j$  の平均値を追加) に示す。停止を考慮しなくても, 提案手法では全ての操作の判別率が 100% になった。このことから学習が十分なされたことがわかる。それに対し, 方法 2 は若干学習が不十分である。また, どの操作においても, 方法 1, 方法 2, 停止を考慮しない提案手法の順に判別率が高くなっていく。尚, 表中の  $P_j$  は正解率であり, 次式で計算できる。

$$P_j = \frac{\sum_{i=1}^3 (\text{操作 } O_{ji} \text{ のフレーム数}) \times (\text{操作 } O_{ji} \text{ の判別率})}{\text{検査対象の全体のフレーム数}} \quad (6)$$

ちなみに, 表 3 の方法 1, 方法 2, 停止を考慮しない提案手法のそれぞれの  $P_j$  の平均値は 71.29%, 88.33%, 100.00% となる。各操作におけるテストデータでの判別率を表 4 (各手法ごとに  $P_j$  の平均値を追加) に示す。 $P_j$  が, 方法 1, 方法 2, 提案手法の順に高くなっていくので, 停止を考慮しない提案手法が最も判別率が良い。しかし, 個別に見ると, 上屈曲の判別率では 80.98%, 65.81%, 71.83% となり, 方法 1 が最も判別率が高い。同様に, 挿入の押すの操作では, 68.83%, 52.90%, 61.21% となり, 方法 1 が最も判別率が高い。また, 提案手法を用いたと

表3 実験1における全学習データに対する各操作の平均判別率

Table 3 The correct ratios for all the learning data in experiment 1

tool	rotation				bending				insertion				average $P_j$
	left	right	none	$P_j$	up	down	none	$P_j$	push	pull	none	$P_j$	
method 1	68.12%	72.41%	73.91%	72.44%	70.98%	74.81%	74.10%	73.71%	72.42%	60.55%	68.14%	67.72%	71.38%
method 2	79.71%	76.10%	90.14%	85.57%	83.41%	77.01%	88.98%	85.01%	93.43%	92.85%	95.08%	94.40%	88.33%
proposal	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

表4 実験1における全テストデータに対する各操作の平均判別率

Table 4 The correct ratios for all the test data in experiment 1

tool	rotation				bending				insertion				average $P_j$
	left	right	none	$P_j$	up	down	none	$P_j$	push	pull	none	$P_j$	
method1	76.13%	74.18%	80.53%	78.53%	80.98%	73.98%	70.07%	73.01%	68.83%	65.73%	55.90%	59.98%	70.51%
method2	71.89%	73.01%	83.48%	79.27%	65.81%	71.83%	77.99%	74.27%	52.90%	60.18%	73.10%	67.12%	73.55%
proposal	90.32%	79.83%	83.01%	84.00%	71.83%	80.57%	87.26%	82.82%	61.21%	65.80%	84.99%	77.30%	81.37%

表5 実験2における全学習データに対する各操作の平均判別率

Table 5 The correct ratios for all the learning data in experiment 2

tool	rotation				bending				insertion				average $P_j$
	left	right	none	$P_j$	up	down	none	$P_j$	push	pull	none	$P_j$	
method1	81.49%	76.19%	83.45%	81.81%	87.08%	84.32%	76.95%	80.60%	80.29%	54.80%	64.13%	65.91%	76.11%
method2	91.95%	92.43%	93.98%	93.29%	95.58%	95.83%	97.13%	96.53%	98.16%	95.44%	98.98%	98.25%	96.02%
proposal	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

表6 実験2における全テストデータに対する各操作の平均判別率

Table 6 The correct ratios for all the test data in experiment 2

tool	rotation				bending				insertion				average $P_j$
	left	right	none	$P_j$	up	down	none	$P_j$	push	pull	none	$P_j$	
method1	92.33%	81.98%	94.01%	91.62%	90.66%	65.01%	72.83%	74.10%	68.43%	79.98%	63.38%	67.05%	77.59%
method2	85.83%	80.32%	90.74%	87.94%	63.08%	81.23%	83.74%	79.39%	53.00%	55.83%	83.21%	72.95%	80.10%
proposal	97.83%	88.98%	95.32%	94.77%	79.83%	90.23%	96.21%	91.77%	58.30%	67.01%	95.90%	83.98%	90.17%

きの「押すの操作 (61.21%)」の判別率が他の操作と比べて20%程度低くなっている。逆に、判別率が最も高かった操作は「左回転の操作 (90.32%)」であり、回転操作の  $P_j$  も高い (84.00%)。ちなみに、表4の方法1, 方法2, 提案手法のそれぞれの  $P_j$  の平均値は70.51%, 73.55%, 81.37%となる。

[ 実験2 ]

停止を考慮する場合：操作の切り替え時に意識的に停止させて実験を行った。その他は実験1と同様の実験内容である。

( 実験結果 )

各操作における学習データでの判別率を表5に示す。停止を考慮しても、すべての操作の判別率が100%になった。このことから学習が十分なされたことがわかる。それに対し、方法1は学習が不十分であり、方法2は若干学習が不十分である。また、どの操作においても、方法1, 方法2, 停止を考慮する提案手法の順に判別率が高く

なっていく。尚、表5の方法1, 方法2, 停止を考慮する提案手法のそれぞれの  $P_j$  の平均値は76.11%, 96.02%, 100.0%となり、表3の停止を考慮しない場合と比べると、判別率が向上している。次に各操作におけるテストデータでの判別率を表6に示す。各操作での  $P_j$  は、方法1, 方法2, 停止を考慮する提案手法の順に高くなっていくので、停止を考慮する提案手法が最もよく、このときの  $P_j$  の平均値は90.17%であり、停止を考慮しない提案手法よりも約9%向上している。

5. 考 察

停止判別に失敗したフレームについて考察する。まず、表1より、停止フレームが非停止フレームであると誤判別された3.28%のフレームのうち、3.2%の476フレームでは図4に示すような流体の渦巻きが複数フレーム続けて画像の大部分で発生していることを確認した。図4より、左上の円で示した箇所の毛細血管が不鮮明であり、

表7 操作別のすべての一連フレームに対する平均判別率

Table 7 Average correct ratios for all the sequential images in each handling

	left	right	up	down	push	pull
average	89.18%	75.86%	70.18%	79.06%	55.60%	63.32%
standard deviation	13.69%	19.18%	14.99%	15.10%	32.04%	26.87%

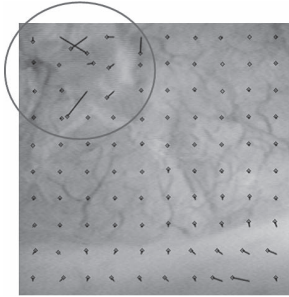


図4 流体の渦巻きが発生している画像

Fig. 4 An example of the image where whirl pools were happened

軟性膀胱鏡が停止状態であるにもかかわらず、オプティカルフローが発生していることがわかる。基本システム<sup>1)</sup>では、部分的にオプティカルフローが乱れている場合は、図2②の「オプティカルフローを補正する方法」によりオプティカルフローを正しく補正することが可能である。しかしながら、流体の渦巻きが画像の大部分で発生している場合はオプティカルフローを補正することは困難である。流体の渦巻きは半透明であり、毛細血管よりも濃度が高いことから、一定の輝度値以上のブロックからオプティカルフローを抽出しないなどの方法が考えられる。しかしながら、高輝度のブロックにおいて流体の渦巻きが発生していない場合も存在することから、流体が渦巻いている箇所を特定することは困難であり、今後の課題とする。

次に、表1より、非停止フレームが停止フレームであると誤判別された5.4%の489フレームについて考察する。まず、非停止の全8,927フレームの平均 $Sum_t$ は198.1(標準偏差:151.4)であった。これに対して、非停止フレームが停止フレームであると誤判別された489フレームの平均 $Sum_t$ は29.7(標準偏差:15.9)である。また、停止の全14,872フレームの平均 $Sum_t$ は41.5(標準偏差:30.9)である。このことから、誤判別となった489フレームのオプティカルフローが停止のフレームと比較しても小さいことがわかる。この489フレームの内訳は、操作Aから操作Bに切り替わった直後のケースが164件、操作Aから操作Bに切り替わる直前のケースが134件となっており、誤判別となったフレームの60.9%を占めている。このように、操作が切り替わる前後のフ

レームにおいては、オプティカルフローが比較的小さいため、操作の切り替わりを認識する方法を別に検討する必要がある。

表4、表6より、停止を考慮した場合でも、基本システムの押すと引くの操作の判別精度に有意差がないことがわかる。表7は、軟性膀胱鏡の各操作における停止間の一連のフレームごとの平均判別率(average)と標準偏差(standard deviation)である。表7より、押すと引くの操作の判別率が他の操作と比較して低く、ばらつきも大きいことがわかる。また、表4と表6のそれぞれの提案手法における各項目の平均判別率と標準偏差の相関係数は、それぞれ-0.68と-0.71となったことから、平均判別率が低いほど判別率のばらつきが大きくなることがわかる。本システムでは多数決論理を利用していることから、停止間の一連の操作に対する正解操作の判別率が低ければ、一連の操作がすべて誤判別となる。故に、多数決論理を適用する前に押すと引くの判別率の向上が求められる。軟性膀胱鏡の動画を目視確認すると、押すの操作により動画上の毛細血管が徐々に拡大すること、および、引くの操作により毛細血管が徐々に縮小することがわかる。故に、毛細血管の箇所を2値化により特定し、拡大率を算出することが考えられる。しかし、軟性膀胱鏡の動画では照明が中央付近に偏るため、輝度値が中央から外側に向かって下がっていくことから、単純な2値化処理により毛細血管の箇所を特定することは難しく、別に検討する必要がある。

## 6. む す び

本稿では、軟性膀胱鏡の操作において、同一操作は連続して行い、他の操作に移る際は、いったん停止するように専門医に義務付けてもらい、『停止』を認識する方法を提案した。評価実験より、停止の認識率は96.72%、非停止の認識率は94.60%となった。また、軟性膀胱鏡の動画像からニューラルネットワークを用いて軟性膀胱鏡の先端屈曲、軸方向の回転、挿入深度の操作を推定した結果に対して、提案手法で認識した停止間の一連の操作に多数決論理を適用した。評価実験より、テストデータでの判別正解率が90.17%になり、停止を考慮しない場合と比較して約9%向上した。

今後、流体が渦巻いている箇所のオプティカルフロー



を除去することで停止の認識精度を向上させることが課題として挙げられる。また、軟性膀胱鏡の動画上の毛細血管の拡大率を利用して、押すと引くの操作に対する判別精度の向上を図りたい。尚、専門医に目視で作成してもらった教師データの正解率は95%程度であり、このときの誤判別は、膀胱鏡の操作の切り替わり時に起こりやすいことがわかった。また、コンピュータが誤判別するのは主に操作の切り替わり時であり、このため、操作の切り替わり時の誤判別に関しては、教師データが間違いないのか、コンピュータの誤判別なのかを区別しにくいことがわかっている。

参考文献

- 1) 金谷二郎, 中村宗広, 荒木将弘, 余川洋史, 阿部孝司, 木村春彦: “外乱のない軟性膀胱鏡画像からの操作推定”, 電学論 C, Vol.131, No.4, pp.726-735 (2011-4).
- 2) M. Nakamura, K. Abe, and M. Minami: “Extraction of Features for Diagnosing Pneumoconiosis from Chest Radiographs Obtained with a CCD Scanner”, Journal of Digital Information Management, Vol.8, No.3, pp.147-152 (2010-6).
- 3) B.K.P. Horn and B.G. Schunck: “Determining optical flow”, Artificial Intelligence, Vol.17, No.1-3, pp.185-203 (1981-2).
- 4) C. Cortes and V. Vapnik: “Support-vector Networks”, Machine Learning, Vol.20, No.3, pp.273-297 (1995-11).
- 5) M. Fosteller: “A  $k$ -sample Slippage Test for an Extreme Population”, Annals of Mathematical Statistics, Vol.19, No.1, pp.58-65 (1948-3).
- 6) L. Breiman: “Random Forests”, Machine Learning, Vol.45, No.1, pp.5-32 (2001-10).

(2011年6月28日受付)

(2011年9月15日再受付)



なかむら 宗広

2008年近畿大学理工学部情報学科卒。2010年同大学院総合理工学研究科博士前期課程修了。2011年、金沢大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。現在、金沢大学大学院自然科学研究科助教。パターン認識、医用画像処理に関する研究に従事。IEEE、電子情報通信学会、映像情報メディア学会各会員。博士(工学)。



かじわら ゆきひろ

梶原 祐輔  
2009年東京電機大学理工学部情報システム工学科卒業。2011年金沢大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。現在、金沢大学大学院自然科学研究科博士後期課程に在籍。



かぬか じゅんじろ

金谷 二郎  
2009年金沢大学大学院医学系研究科博士課程後期修了。同年、金沢大学大学院医学系研究科助教。2011年金沢大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。現在、田谷泌尿器科医院勤務。日本泌尿器科学会会員。



あべ たかし (正会員)

阿部 孝司 (正会員)  
1996年工学院大・情報卒。1998年同大学院修士課程了。2001年金沢大学大学院博士後期課程了。同年、同大工学部付属電磁場制御実験施設講師。2002年英国ノーザンブリア大学画像データ研究所研究員。2003年金沢工業大学講師。2006年近畿大学講師。2010年同大理工学部情報学科准教授、現在に至る。パターン認識、医用画像処理、マルチメディア情報検索に関する研究に従事。IEEE、電子情報通信学会、情報処理学会、電気学会各会員。博士(工学)。



きむら 春彦

木村 春彦  
1979年東北大学工学部研究科博士課程修了。同年、富士通(株)勤務。1980年金沢女子短期大学講師。1984年金沢大学経済学部助教授。1992年同大学工学部電気・情報工学科助教授を経て、現在、同大学大学院自然科学研究科教授。工博。ソフトコンピューティングの応用や癒し工学に関する研究に従事。人工知能学会、情報処理学会各会員。