

G-002

Blob Structure Enhancing フィルタを用いた内視鏡画像からのポリープの自動検出 Automatic Polyp Detection from Endoscopy Image Using Blob Structure Enhancing Filter

篠原 孝幸[†] 岩堀 祐之[†] 福井 真二[‡] 春日井 邦夫^{*}
Takayuki Shinohara Yuji Iwahori Shinji Fukui Kunio Kasugai

1 はじめに

今日、医療の現場において内視鏡カメラを用いた診察はさかんに行われている。それらの診察では、異常部の発見を主な目的としており、その異常部の一つとしてポリープがある。ポリープは、後にガン化する可能性があるために早期に発見することが重要である。しかし、内視鏡を用いた診察には、多くの経験を要するため見落としは起こりうることである。これを防ぐことを目的としてポリープの自動検出の研究がなされている。従来手法としては、主にパッチベースの手法が多く提案されている[1],[2],[3]。文献[1],[2]の手法では、画像をある程度のパッチに分割し、その領域からテクスチャ解析に用いられる特徴量を取得し、学習器に学習させた後、ポリープが含まれているかを学習器により分類するというものである。それに対し、文献[3]では、色や座標などを高次元の特徴量として取得し、分類を行うことで、文献[1],[2]の手法に比べ良好な結果を得ている。しかし、これらの手法では、実用化可能なほどの精度が得られていない。そこで、本稿では、ポリープの検出精度の向上を目的とする。

2 BSE フィルタを用いたポリープ自動検出手法

文献[3]の手法では、画像を40×40の大きさのパッチに分けて、そのパッチの1画素ごとからRGB値とxy座標を特徴量として取得し、Support Vector Machine (SVM) に学習させ、パッチごとにポリープであるかどうかの判別を行っている。しかし、こういったパッチベースの手法では、ポリープに対して一部の領域からしか特徴量を取得できず、また、余分な領域から特徴量を取得してしまう。それに対し、本稿では、図1に示すように画像からある程度の候補領域を抽出したのち特徴量を取得し、分類を行うことで精度の向上を図る。

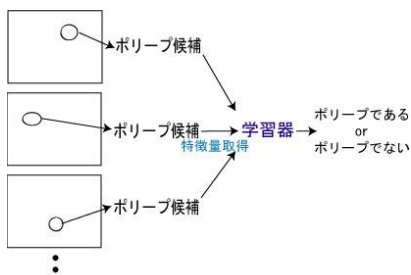


図1: ポリープ検出の流れ

2.1 2次元フーリエ変換を用いたノイズ除去

本稿では、画像の濃度勾配を用いたフィルタリング処理によりポリープ候補を検出する。しかし、内視鏡での動画

撮影ではブレが発生しやすく、また、ノイズ、表面のテクスチャにより検出に失敗する場合が存在する。そこで、本稿では、2次元フーリエ変換を用いて、画像に対しフーリエ変換を施し、フーリエスペクトル上で高周波成分を除去し、フーリエ逆変換を行う。それにより、画像からノイズなどの高周波成分を除去することができ、ポリープ候補領域を正確に検出することができる。内視鏡画像に対し、高周波成分の除去を行った画像を図2, 3として示す。

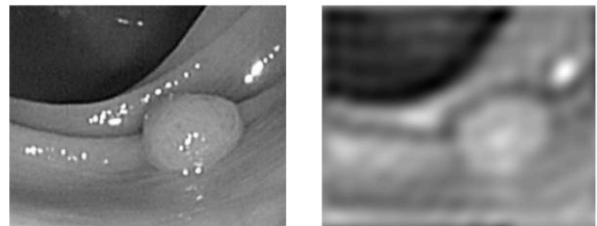


図2: ポリープ画像 図3: 高周波成分を除去した画像

2.2 BSE フィルタを用いたポリープ候補領域検出

文献[4]では、Hessian 行列の固有値 (λ_1, λ_2) に基づき作成された Tubular-Structure-Enhancing フィルタにより、管状領域を強調した画像を作成している。このような考え方を参考に、塊状構造を強調するフィルタを作成、それによりマスク画像を作成し、ポリープ候補を検出する。

塊状構造を強調することを目的とした Blob-Structure-Enhancing フィルタ (BSE フィルタ) の処理の流れを以下に示す。

Step 1 Scale s (ガウス関数の幅) をもつガウス関数 $G(x, y)$ を作成する。

Step 2 G の x 方向の微分 $G_x(x, y)$ と y 方向の微分 $G_y(x, y)$ を求め、さらに G_x の x 方向の微分 $G_{xx}(x, y)$ と y 方向の微分 $G_{yy}(x, y)$ と G_y の y 方向の微分 $G_{yy}(x, y)$ を求める。

Step 3 入力画像 $L(x, y)$ と $G_{xx}(x, y), G_{yy}(x, y), G_{xy}(x, y)$ の畳み込みにより、微分 $L_{xx}(x, y), L_{yy}(x, y), L_{xy}(x, y)$ を求める。

$$L_{xx}(x, y) = L(x, y) * G_{xx}(x, y)$$

$$L_{yy}(x, y) = L(x, y) * G_{yy}(x, y)$$

$$L_{xy}(x, y) = L(x, y) * G_{xy}(x, y)$$

Step 4 求められた微分値をもとにHessian行列を求める。

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{xy} & L_{yy} \end{bmatrix}$$

Step 5 Hessian行列 $H(2 \times 2)$ の固有値 $(\lambda_1 < \lambda_2)$ を求める。

Step 6 各点 (x, y) での強度を以下の式で計算する。

$$I(x, y) = (\lambda_1(x, y)^2 + \lambda_2(x, y)^2) * \left(1 - \frac{\lambda_1(x, y)^2}{\lambda_2(x, y)}\right)$$

図4の画像に対しBSE フィルタを用いてふくらみをもつ領域を強調させた結果を図5に示す。次に、Otsuの手法 [5] を用いて2値化することによりマスク画像を生成する。生成したマスク画像を図6に示す。

[†] 中部大学, Chubu University.

[‡] 愛知教育大学, Aichi University of Education

* 愛知医科大学, Aichi Medical University



図4:内視鏡画像

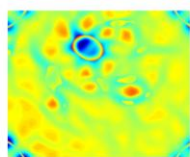


図5: 強調画像

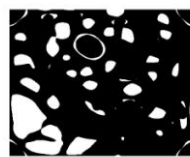


図6: マスク画像

3 SVMを用いたポリープ候補の分類

BSEフィルタにより作成した強調画像を2値化することにより得られたマスク画像を用いて、ポリープ候補を検出し、その領域から特徴量を取得し、SVMによる分類を行うことでポリープであるか、そうでないかを分類する。

3.1 特徴量抽出

BSEフィルタにより作成したマスク画像を用いて、内視鏡画像からポリープ候補領域を抽出し、特徴量を取得する。特徴量としては、内視鏡画像の候補領域から取得したRGB値、HSV値、内視鏡画像にBSEフィルタを用いて作成した強調画像の候補領域から取得した輝度値のそれぞれから中央値、平均値、最頻値、分散、最大値、最小値を求めた合計42個の統計値を用いる。

3.2 特徴量選択

ポリープ候補から取得した42個の特徴量から分類に適したより良い組み合わせを選択し、それらをSVMに学習させ、識別器を作成する。特徴量の選択方法として、Leave-One-Out法(LOO法)を用いる。それぞれの特徴量の組をランダムに組み合わせ、評価したもとのから正答率の高い特徴量の組を得る。LOO法では学習データがN個あった場合に、N-1を学習データとして使い、除いた1個のデータを未知データとして分類、評価する。取り除く1個のデータを変えながらN回繰り返し、未知データに対する正答率を算出する。

4 実験

提案手法の有効性を示すため、内視鏡画像73枚を用いて、提案手法、文献[3]の手法との比較実験を行った。

提案手法の評価方法としては、まず、ポリープ候補領域から取得した42個の特徴量を用いて特徴量選択を1000回繰り返し行う。そして、評価結果が高かった特徴量の組み合わせを用いて、RBFカーネルを用いたSVMに学習させ、識別器を作成する。作成した識別器を用いてデータセットを分類し、LOO法により正答率を算出した。データセットとしては、内視鏡画像73枚に対し、BSEフィルタを用いて特徴量抽出を行い、ポリープ部73個、ポリープ部以外73個の領域から取得した特徴量を用いた。

文献[3]の手法の分類方法としては、RBFカーネルを用いたSVMのパラメータであるC、 σ をランダムに与え、LOO法により評価を行う。評価を1000回繰り返し行い、評価結果の高かったパラメータを用いて識別器を作成する。作成した識別器を用いて、データセットを分類し、LOO法により正答率を算出した。データセットとしては、内視鏡画像73枚からポリープ部219個、ポリープ部以外219個の領域から特徴量を取得したもとのを用いた。

データセットに用いた画像の例を図7に示す。

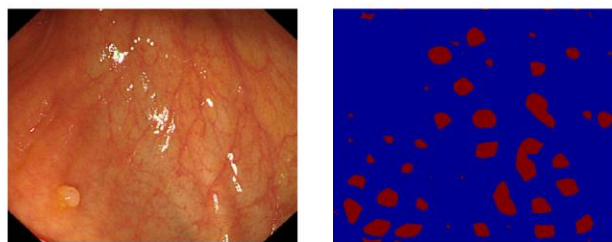


図7: データセットに用いた画像の例

提案手法を用いてデータセットを分類した結果を表1に、文献[3]の手法を用いてデータセットを分類した結果を表2に示す。

表1: 提案手法を用いた分類結果

	正分類数	誤分類数	正答率[%]
ポリープ部	72	1	98.6
ポリープ部以外	63	10	86.3
合計	135	11	92.5

表2: 文献[3]の手法を用いた分類結果

	正分類数	誤分類数	正答率[%]
ポリープ部	174	45	79.5
ポリープ部以外	181	38	82.6
合計	355	83	81.1

表1、表2より、文献[3]の手法を用いた分類結果に比べ、提案手法を用いた分類結果の方が精度の良い結果が得られることを確認した。

5 おわりに

本稿では、BSEフィルタを用いて抽出したポリープ候補を入力としてSVMによる分類を行うことにより、精度の高い検出を行える手法を提案した。また、実験により、従来手法に比べて精度の向上を確認した。今後の課題としてはマスク画像生成の精度の向上がある。

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金(基盤研究(C)(#23500228)、若手研究(B)(#23700199))及び中部大学研究費の支援による。ここに感謝申し上げる。

参考文献

- [1] D. K. Iakovidis *et al.* "A comparative study of texture features for the discrimination of gastric polyps in endoscopic video", *Proc. of 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, pp. 575-580 (2005).
- [2] S. Karkanis *et al.* "Computer-aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features", *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine*, Vol.7, No.3, pp. 141-152 (2003).
- [3] L. A. Alexandre *et al.* "Color and Position versus Texture Features for Endoscopic Polyp Detection", *International Conf. on BioMedical Engineering and Informatics (BMEI2008)*, pp. 38-42(2008).
- [4] 松尾清隆 他. "ICA Shrinkage フィルタと Multiscale フィルタによる IVR 画像の画質改善", *MIRU2007, IS3-4*, pp.947-951 (2007).
- [5] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.9, No.1, pp.62-66 (1979).