

カプセル内視鏡画像における小腸病変検出のための特徴解析

井村 祐満^{1,a)} Vu Hai² 越後 富夫³ 柳川 由紀子^{1,4} 八木 康史¹

概要: 近年, カプセル内視鏡が発明され, 簡単かつ低侵襲性の小腸検査方法が確立された. しかし, カプセル内視鏡は小腸の蠕動運動だけで移動するため, 数万枚にも及ぶ画像を医師が診断する必要がある. そのため, 大量画像中から病変候補となる領域を医師に提示する, 診断支援システムが有用と考えられる. 本研究ではカプセル内視鏡画像において, 病変を識別するにはどのような画像特徴を用いるのが有効なのかということについて検討する. 小腸という限られたシーンでは画像中に出現する色に偏りがあり, そのような画像に特化した色空間を用いて解析を行うこと, また色単体だけではなく, 空間的な色の変化について着目することが重要である. 本論文では, 小腸画像に特化した色空間を用いることで定義する Gastro Intestinal (GI) 色特徴と, ガボールフィルタを用いることで定義するガボール特徴の2つを対象に, 画像中の病変をどのように捉えられるかについて述べる. その後, 同一のデータセットを用いた解析実験の結果を示し, 各特徴の性能について評価・考察を行う.

キーワード: 診断支援システム, カプセル内視鏡, 小腸病変

1. はじめに

近年, 医療技術の向上に伴い, 低侵襲性の診断・治療の需要が高まっている. その中でも, 飲み込むだけで胃や腸などの消化管内を撮影できるカプセル内視鏡が注目を集めている [1]. カプセル内視鏡は, 画像撮影機能と無線送信機能を内蔵したカプセル型の小型内視鏡である.

従来, 医療現場で用いられてきたチューブ型の内視鏡は, 局所麻酔の使用, 挿入時の苦痛により, 患者に不快感を与えていた. カプセル内視鏡は水とともに体内へ飲み込まれ, 消化管内を移動し, 肛門より排出されるため, 患者にかかる負担が大幅に減少する. また, チューブ型の内視鏡では撮影の難しい小腸内の撮影にも大きな期待が寄せられている [2], [3]. しかし, カプセル内視鏡自体は推進機構を持たず, 消化管の蠕動運動で受動的に移動するため, 患部のみを集中して撮影することができない. そのため, 現状では医師が撮影された大量の画像を全てを診断しなければならない. 今後, カプセル内視鏡を用いる検診者数は増加すると予想され, 短時間で大量の画像を診断するためのコンピュータ

による診断支援システムが必要である.

カプセル内視鏡画像の診断支援システムについての研究はこれまでも数多く行われており, 病変検出に関するものとしては, Karargyris ら [4] の太田の色空間 [5] を用いた血管性病変の検出, セグメンテーションについての研究, Pan ら [6] の6つの色成分 (RGBHSV) を用いた確率的ニューラルネットワークによる出血点検出についての研究などが挙げられる. そのような中, 近年 Vu ら [7] により, 胃腸画像にのみ特化した新たな色空間を用いる解析手法が提案されている.

しかし, Vu らが提案した手法は画像中の色にのみ着目した解析であるため, その結果得られる特徴は多くの病変を網羅すること, 正常部位に対する過剰な反応を抑えることの両立が困難である. そのため, 実際に病変検出に用いる特徴量としては不十分である. そこで, 本研究では, この Vu らが提案する色空間に加え, ガボールフィルタ [8] を用いることで画像中の空間的な色の変化を捉えた解析を試みる. ガボールフィルタは, 画像中の任意の方向成分におけるエッジを検出することができ, その働きは哺乳類の初期視覚系での認知プロセスを模したものであることが知られていることから, 病変検出においても有効に働くことが期待できる. これら両手法の解析結果から得られる特徴が, 画像中の病変をどのように捉え, どのような違いを持つのかを評価・考察することが目的である.

2章で小腸病変についてと本研究中での色の表現方法に

¹ 大阪大学
Osaka University
² Hanoi University of Science and Technology Institute MICA,
CNRS/UMI - 2954 - INP Grenoble
³ 大阪電気通信大学
Osaka Electro-Communication University
⁴ オムロン株式会社
OMRON Corporation
a) imura@am.sanken.osaka-u.ac.jp

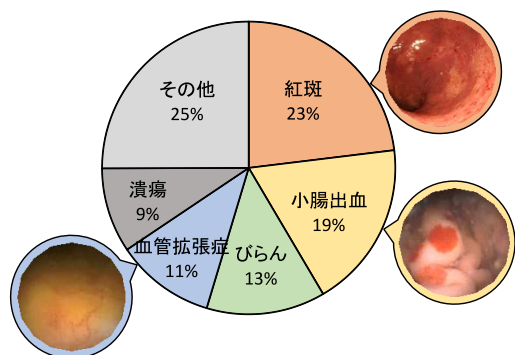


図 1 各病変の出現頻度

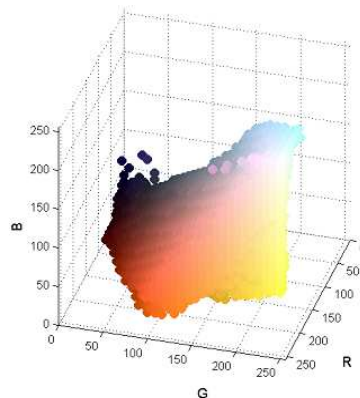
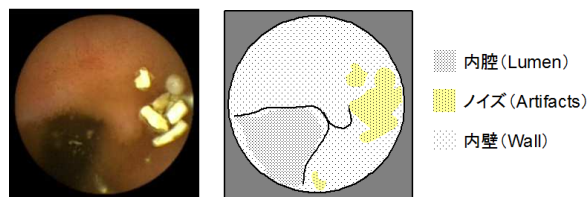


図 3 小腸画像における RGB 値分布



(a) 小腸出血 (b) 血管拡張症 (c) 識別困難なもの

図 2 小腸病変の例



(a) 入力画像 (b) セグメンテーション例

図 4 カプセル内視鏡画像のセグメンテーション例

ついて述べ、3章で病変の解析手法とその結果得られる特徴による病変の表現方法について述べる。その後、4章で各手法における病変の見えについて評価・考察を行い、5章で結論と今後の課題について述べる。

2. 小腸病変とその色表現

2.1 小腸病変の種別

消化管の中でも小腸は病変が粘膜表面に露出している場合がほとんどであるため、他の臓器とは異なり、細胞診をせずとも目視のみで診断可能である。目視で確認できる小腸病変は紅斑 (erythematous)、びらん (erosion)、血管拡張症 (angiodysplasia)、小腸出血 (red spot, bleeding)、小腸潰瘍 (ulcer) などのおよそ 40 種類に分類される。大阪市立大学病院の協力のもと収集したカプセル内視鏡検診者 300 人分の診察データに対し、実際に目視での診断を行なった際の各病変の出現頻度をグラフにしたものを図 1 に示す。このグラフからわかるように、各病変の出現頻度は上位 5 つの病変に偏っており、その他の病変が確認される確率は 5% にも満たない。

本研究ではこれら数多くの病変のうち、小腸出血、血管拡張症のみを対象に特徴解析を行う。その理由は、図 1 において高い出現頻度を示すことと、病変が特定の形状を持たず、かつ病変部位と正常部位との色の見えの差が小さいため、単純な画像処理による検出が難しいとされるためである。図 2(a)、図 2(b) に小腸出血、血管拡張症の病変例を示す。これらの病変は一般に正常な小腸内壁と似た色を持っており、中には図 2(c) のように素人には目視での識別が困難なものも存在する。

図 3 に先程述べたものと同様の診察データから得られた

RGB データを 3 次元空間上にプロットしたものを示す。画像から病変部位を特定するうえで色の情報は重要である。しかし、小腸という限られたシーンにおいて RGB 値の分布は、図 3 のようにある部分空間上に集中している。そのため、これらの値の差から病変であるかどうかを識別するのは困難である。そこで本研究では、Vu らにより提案された Gastro Intestinal (GI) 色空間と呼ばれる新たな色空間を用いて画像の解析を行う。

2.2 GI 色空間

前節で述べたように、小腸という限られたシーンにおける画像の RGB 値の分布には偏りが存在する。GI 色空間とは、図 3 のような空間上から小腸の内壁を表す色データのみを抽出し、それらに対し主成分分析を行うことで得られる空間である。

カプセル内視鏡によって撮影された画像は、その色の見えから内壁が表れている領域、内腔が表れている領域、食べ物のカスや気泡が表れている領域の 3 つに分類することができる (図 4)。これと同様に大量の画像を統計的に見た場合も、色の見えとその色の出現確率をもとに、各色に対し内壁領域、内腔領域、その他の領域の 3 つのクラスタに分類することが可能である。GI 色空間を実際に構築するには自己組織化マップを用いたクラスタリングを行う (図 5)。

クラスタリングの結果得られる内壁領域を表す色データに対して主成分分析を行い、新たな特徴次元を導出する。この特徴次元によって定義される新たな空間が GI 色空間である。図 6 に RGB 色空間で表現される画像を GI 色空間に投影したものを示す。このように、GI 色空間では病変部位と

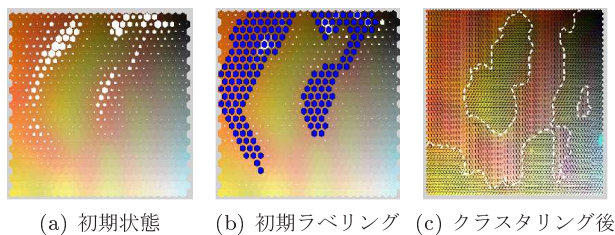


図 5 自己組織化マップによるクラスタリング

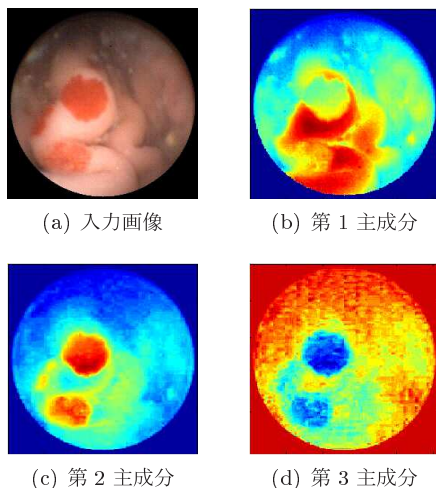


図 6 GI 色空間の例

正常部位との差を RGB 色空間よりも明確に表現することができる。

3. 小腸病変の解析手法

3.1 色特徴に基づく病変解析

本節では、2.2 節にて述べた GI 色空間を用いて画像中の病変を解析する手法について述べる。この手法は事前に病変の位置が記されている訓練データセットを用い、各色毎の病変部位に属する確率、正常部位に属する確率の確率密度関数を計算することで行う。

始めに、訓練データから病変部位と正常部位を別々に抽出し GI 色空間に投影する。このとき、GI 色空間の各軸についてのヒストグラムを計算すると図 7 のようになる。図 7 の赤いヒストグラムが病変部位の色について、青いヒストグラムが正常部位の色について表している。第 1 主成分 (図 7(a)) についてはヒストグラム間の差があまり見られないものの、他の成分に関してはその差が確認できる。本研究で解析対象としている小腸出血、血管拡張症の病変に関しては、第 3 主成分 (図 7(c)) の差が特に顕著である。この第 3 主成分のヒストグラムをもとに、各色が病変部位および正常部位に属する確率の確率密度関数を計算する。図 7 に示したように、GI 色空間における色ヒストグラムはいずれも釣鐘に近い形をもっている。よって、これらのヒストグラムを正規分布へと近似することで、分布の統計的モデル化を行う。図 8 に、図 7(c) のヒストグラムを正規分布に近似したものを示す。

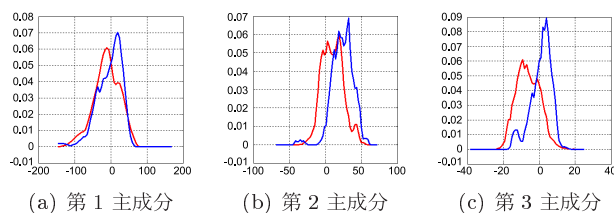


図 7 GI データヒストグラム

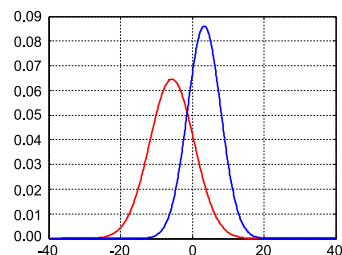


図 8 確率密度関数

ベイズ分類器を用いた判別分析法の考えに基づき、計算した確率密度関数を用いて画像中の病変を検出する。まず、RGB で表現されている入力画像を GI 色空間へと投影する。GI 色空間に投影された画像の各画素値と先程の確率密度関数から、画素単位での病変部位、正常部位の各クラスに属する確率 $P(L | X)$ を次式で計算する。

$$P(L | X) = \frac{P(X | L) \cdot P(L)}{P(X)} \quad (1)$$

X は画素値、 L はクラス $\{abnormal, normal\}$ を意味する。 $P(X)$ はクラス L の観点からは規格化定数としての意味を持たないため $P(X) = 1$ として扱い、 $P(X | L)$ は図の確率密度関数に他ならない。よって、 $P(L)$ が与えられれば $P(L | X)$ を求められるが、具体的な $P(L)$ の値は未知である。そこで、 $P(L) = 0.5$ という仮定を置き、次のように計算する。

$$P(L | X) \doteq P(X | L) \quad (2)$$

実際の病変は画素単位で分布しておらず、ある程度の空間的な大きさを持っている。よって、検出に用いる特徴も画素単位での特徴でなく、何らかの空間的情報を持っているのが妥当である。そこで大きさ $M \times N$ の窓 \mathbf{X} を定義し、窓単位での確率を計算する。画像中における各画素が独立な事象であるという仮定を置くと次式が成り立つ。

$$P(L | \mathbf{X}) = \prod_{i=0}^{M \times N} P(L | X_i) \quad (3)$$

$$\log(P(L | \mathbf{X})) = \log\left(\sum_{i=0}^{M \times N} P(L | X_i)\right) \quad (4)$$

式 (4) によって計算した、新たな確率の大きさを画像上にプロットしたものを図 9(b)、図 9(c) に示す。

これら 2 つの確率情報を用い、最終的に病変検出に用いる特徴量 *likelihood* を次のように定義する。

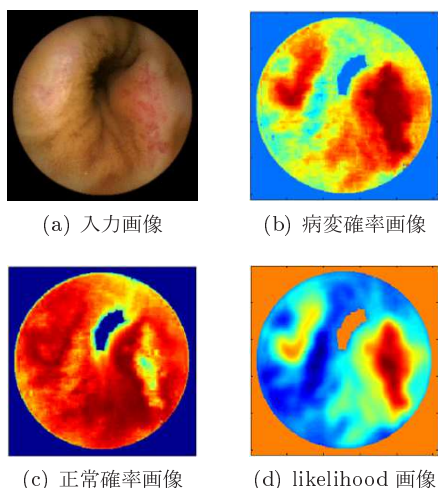


図 9 色特徴の例

$$likelihood(\mathbf{X}) = \frac{\log(P(\text{abnormal} | \mathbf{X}))}{\log(P(\text{normal} | \mathbf{X}))} \quad (5)$$

$likelihood$ は正常部位に属する確率が低く、病変部位に属する確率が高い色が窓内に多く分布している程強く反応を表す。この $likelihood$ の大きさを画像上にプロットしたものを図 9(d) に示す。図 9(d) に対し閾値による処理を行うことで病変とされる領域を検出する。この特徴量は訓練データから得られる小腸内壁の色情報をもとに計算されるため、内壁の色に近い赤みを帯びた病変や明らかに異常な色をしている病変に対してはよく反応する。しかし、そうではない小腸の運動によって生じる影や内腔領域に近い色をもつ病変に対しては不安定な反応を示す。

3.2 テクスチャ特徴に基づく病変解析

色の他に画像処理における代表的な特徴として、形とテクスチャがあげられる。前節では、色特徴のみを用いた解析手法について述べたが、本節では式 (4) によって得られる確率情報に加えて、ガボールフィルタを用いることで得られるテクスチャの情報を扱うことで病変解析を行う手法について説明する。

ガボールフィルタは 2 次元ガウス曲面に 2 次元平面上を一方方向に伝わる平面波を畳み込んだフィルタであり、ガボール変換はガウス関数を窓にした窓フーリエ変換である。特徴として線エッジに対する反応が強く、かつ窓を通して信号を解析することで鋭い方向選択性を有している。式に本研究で用いるガボール関数を示す。

$$G(x, y; \rho, \theta, \sigma_\rho, \sigma_\theta) = \exp\left\{-\frac{(x \cos\theta + y \sin\theta - \rho)^2}{2\sigma_\rho^2}\right\} \times \exp\left\{-\frac{(-x \sin\theta + y \cos\theta)^2}{2\sigma_\theta^2}\right\} \quad (6)$$

一般に 2 次元ガボール関数はガウス曲面の標準偏差、平面波の進行方向と波長によって定義される。ここでは、ガボー

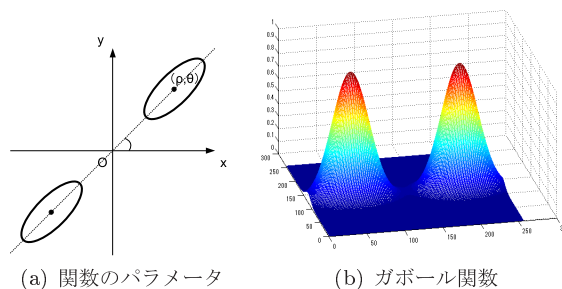


図 10 ガボール関数

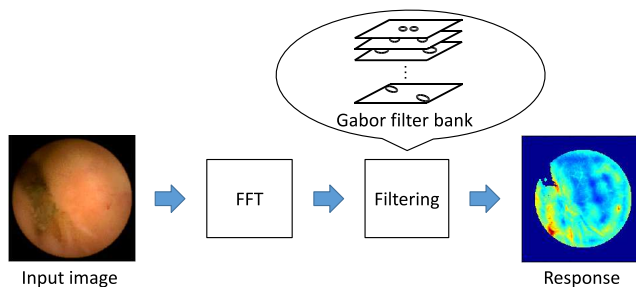


図 11 反応出力生成モデル

ル関数を $\rho - \theta$ の極座標系で表現した際のガウス関数の中心の座標 (ρ, θ) 、 ρ 方向と θ 方向におけるガウス曲面の標準偏差 $(\sigma_\rho, \sigma_{\theta})$ のパラメータで表現することで波長のパラメータを省略している。このときのガボールフィルタの形状を図 10 に示す。

人をはじめとする哺乳類が目で見たと情報を処理する際、脳の視覚野と呼ばれる領域を使うことが知られている。第 1 視覚野における単純型細胞は初期視覚系を構成しており、それぞれ固有の空間周波数、空間位相、方向の刺激パターンに対して選択的に反応する性質を持つ。2 次元ガボールフィルタを用いることでこの単純型細胞の活動をモデル化できることから、画像中の病変検出においても有効に働くことが期待できる。図 11 に画像からガボールフィルタの反応出力を得るためのモデルを示す。本研究で用いるガボールフィルタバンクは縦方向、横方向ともに $[-\pi, \pi]$ の周波数を持つ周波数画像を入力とし、 $\theta = 0 (= -\pi)$ の方向から $\pi/10$ 刻みで $\theta = 9\pi/10 (= -\pi/10)$ までの各方向について、オクターブ刻みの 5 つのスケールのガボール関数で構成している。

ガボールフィルタバンクによって得られた反応出力は、各画素毎の任意の方向成分に対するエッジの有無である。画像中の病変部位と正常部位との境界には、強弱はともかく色の変化がエッジとして現れるため、反応出力の大きさから病変部位を推測することが可能である。しかし、画像中に存在するエッジには病変の輪郭の他に、小腸の運動によって生じるシワ、カプセル内視鏡の照明が気泡に反射することで生じる光の帯など様々なものがあるため、反応出力のみを特徴として病変を捉えるのは難しい (図 12(c))。そこで、病変によって現れるエッジとその他のエッジを区

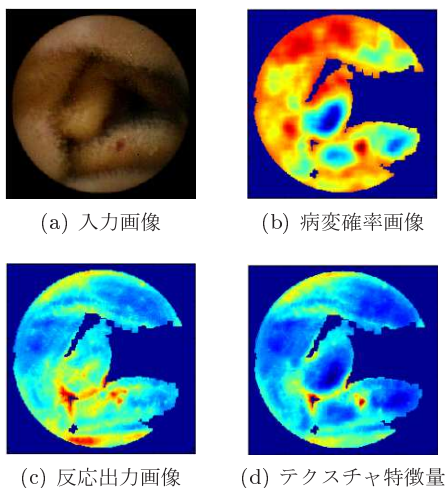


図 12 テクスチャ特徴の例

別するために,3.1 節にて述べた色の情報を用いる. シワや照明の反射と病変の輪郭部では現れる色に違いが存在する. そのため, 式 (4) によって計算される確率の大きさにも差が生じる (図 12(b)). このことから, ガボールフィルタによって得られる反応出力と, 式 (4) によって計算される各窓領域が病変部位に属する確率を掛けあわせたものを 1 つの特徴量, 本研究におけるテクスチャ特徴量として定義する (図 12(d)).

この特徴量は注目画素の病変らしさを表現したものであり, 正常部位に関する情報をあまり考慮していない. そのため, 病変とされる領域を検出する際には式 (4) によって計算される各窓領域が正常部位に属する確率を同時に用いる. テクスチャ特徴量画像と正常部位に属する確率画像とで別々に閾値による処理を行い, それぞれについて得られた領域の共通領域を最終的な検出結果としてここでは扱う.

4. 解析実験

4.1 小腸病変データセット

本研究では 3 章で述べた各手法についての評価・考察を行うため, 大阪市立大学病院の協力のもとカプセル内視鏡検診者 300 人分の診察データを集めた. 本節では, これらの診察データをどのように扱うのかについて述べる.

2.2 節で述べたその定義から, GI 色空間の構築には大量のサンプル画像を用いる. その中には解析対象とする病変はもちろん, 2.1 節で述べたような他の様々な病変も含まれていることが望ましい. まず, 医師によって小腸出血, 血管拡張症の病変の出現が確認されたフレームを含む 30 シーケンスを選択し, GI 色空間構築用のデータセットとする. GI 色空間の一貫性を考慮するため, これらの各シーケンスは性別を問わず, 幅広い年齢層の映像データから選択する. データセットの各フレームを RGB 画像として取り込み, 処理することで GI 色空間を構築する.

本研究では 2.1 節で述べたように, 解析対象を小腸出血,

表 1 解析用データセット

	病変を含む画像	病変を含まない画像
データセット 1	25 枚	25 枚
データセット 2	25 枚	25 枚
データセット 3	25 枚	25 枚
データセット 4	25 枚	25 枚
合計	100 枚	100 枚

血管拡張症の病変に限定している. 診察データからこれらの病変が映った 100 フレームと映っていない 100 フレームを選択し, RGB 画像へと変換する. これら 200 枚の画像を表 1 のように 4 つのグループに振り分けることで解析用のデータセットを用意する.

4.2 病変解析結果

始めに, 解析結果を評価する方法について述べる. 本研究では, 感度 (Sensitivity) と特異度 (Specificity) の 2 項目に着目する. 以下に, これらの定義を示す.

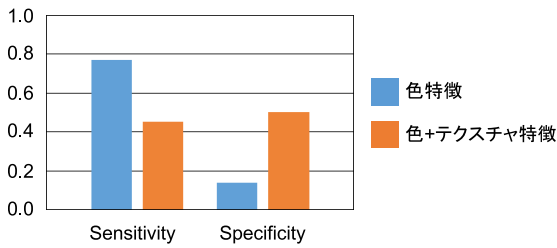
$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{Number of abnormal detected correctly}}{\text{Total abnormal images}} \quad (7)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{Number of normal detected correctly}}{\text{Total normal images}} \quad (8)$$

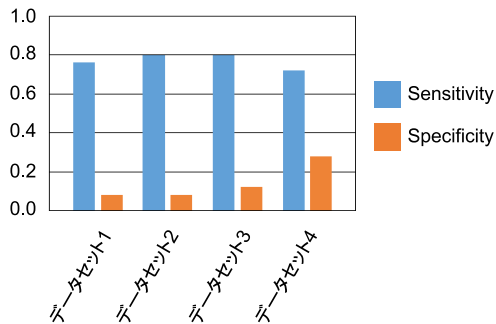
表 1 の各データセット毎に, 3 章で述べた各手法による病変の検出を行うことで Sensitivity と Specificity を計算する. 病変検出の際に用いる閾値は入力画像に対する中央値を, 最終的な評価には交差検定法 (4-fold cross validation) を採用. その結果を図 13 に示す.

Sensitivity と Specificity は一般にトレードオフである. 色特徴による手法では, 訓練データ中における画素単位での各色の出現確率をもとに病変を捉えているため, その精度は訓練データセットの構成に依存し, Sensitivity と Specificity の両方を安定して保つことが難しい. 例えば図 14 の例では, 各窓領域の病変部位に属する確率 (図 14(b)) は高い値が広範囲に一樣に分布している. その影響により, 式 (5) によって計算される likelihood の分布 (図 14(d)) も広範囲で高い値となってしまう. 結果として病変と関係ない領域にかなり反応してしまっている (図 14(e)). これは高い Sensitivity の代わりに, Specificity を犠牲にしていることを表している.

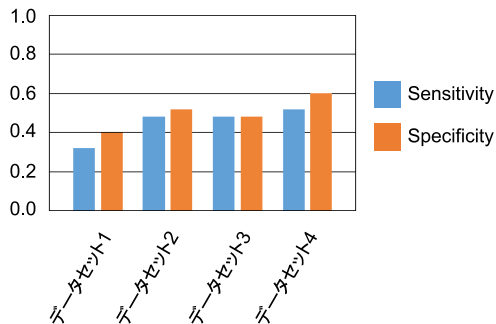
テクスチャ特徴による手法は, 色特徴のもつ高い Sensitivity を維持しつつ, Specificity の向上を目的としたものである. 図 14 と同様の入力に対し, テクスチャ特徴に基づく検出を行った例を図 15 に示す. 訓練データから計算される色特徴とは異なり, テクスチャ特徴は入力画像から得られるガボールフィルタの反応出力 (図 15(a)) と, 各窓領域の病変部位に属する確率 (図 14(b)) を掛けあわせたもの (図 15(b)) として定義している. 反応出力値は入力画像中のエッジの有無を計算しているものであるため, デー



(a) 総合評価



(b) 色特徴におけるデータセット毎の評価

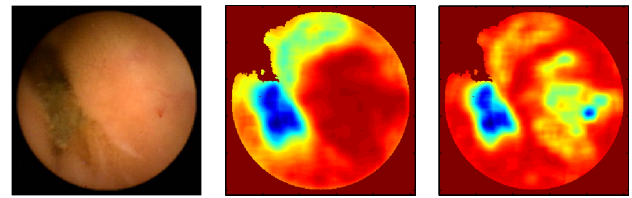


(c) 色+テクスチャ特徴におけるデータセット毎の評価

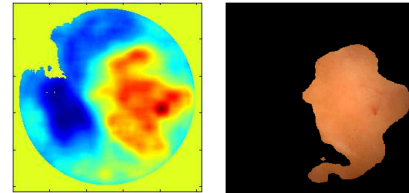
図 13 各手法の性能評価

タセットに依存しない。この反応出力値により、候補領域に制限をかけることで、正常な領域に対する検出を減らすことができる (図 15(c))。

また、本研究においては各特徴から病変部位を検出するのに閾値を用いている。図 16 にこの閾値の大きさを変化させた場合の各手法における ROC 曲線を示す。色特徴についてのグラフはほぼ直線である。色特徴による検出結果は、式 (5) によって定義される *likelihood* について閾値処理したものであり、*likelihood* の計算には 2 つの確率分布確率分布 (図 8) を用いている。これらの確率分布に対して線引を行った際に病変確率と正常確率の混ざる割合の変化とグラフの変化は似ており、画像中の色情報だけでは Sensitivity と Specificity を両立させる病変検出の実現が難しいことがこのことから言える。テクスチャ特徴を用いた手法では、ガボールフィルタの反応出力を病変確率画像に加えることにより、もとの病変確率画像 (図 14(b)) と比べ病変部位と正常部位との差を明らかにしている (図 15(b))。これにより、色特徴による手法と比べ、閾値を厳しめに設定した際に病変が埋もれてしまうケースを減らすことがで

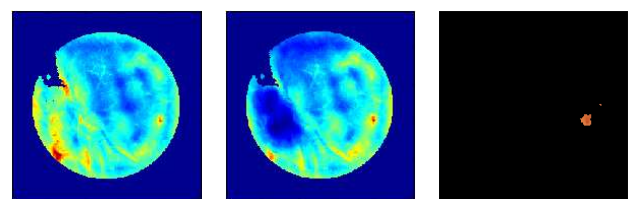


(a) 入力画像 (b) 病変確率画像 (c) 正常確率画像



(d) likelihood 画像 (e) 検出結果

図 14 色特徴に基づく検出例



(a) 反応出力画像 (b) テクスチャ特徴量 (c) 検出結果

図 15 テクスチャ特徴に基づく検出例

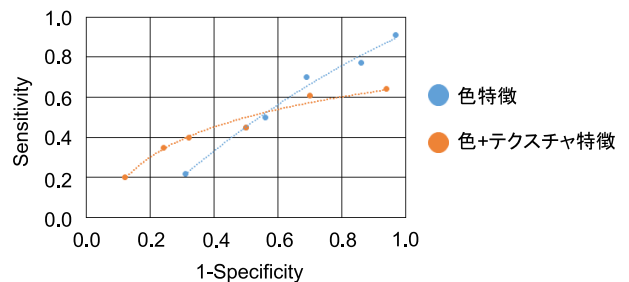


図 16 閾値の変化による性能変化

き、Sensitivity の減少を抑えられている。よって、Sensitivity と Specificity の両方を高く保つためにテクスチャ特徴が有効に働いていることがわかる。しかし、ガボールフィルタの反応出力が必ずしも良い方向に働くとは限らないこと、色特徴による手法と同様に訓練データを用いていることから総合的な Sensitivity で色特徴による手法を上回ることができていない点については今後検討する必要がある。

5. おわりに

本研究では、カプセル内視鏡画像中の病変に対し、Vu らの提案する GI 色特徴とガボールフィルタを用いたテクスチャ特徴を用いた際の性能について解析を行った。最終的な目的である病変検出において、病変を見逃さない能力 (Sensitivity) は重要であるため、そのような観点からすれば高い Sensitivity を実現できる GI 色特徴は有効である。しかし、検出結果の信頼性 (Specificity) が低い GI 色特徴をそのまま用いるのには問題がある。テクスチャ特徴では、

ガボールフィルタによる反応出力により,完全ではないが病変の境界領域を捉えることで病変の検出領域に制限をかけ,Specificityの向上に成功した.このガボールフィルタの反応出力が効果的であったことから,色の空間的な変化は画像中から病変を検出するのに重要な役割を占めていることが言える.そのため,画素単位の色で病変を捉えるのではなく,ある程度の大きさの空間でのパターンに着目すれば,より高いSensitivity,Specificityを実現できる特徴量を見つけることが期待できる.

今後の課題としては,空間での色の共起性に着目することで,GI色特徴のSensitivityを生かしつつ,高いSpecificityを実現する新たな画像特徴を提案すること.本研究においては,閾値により最終的な病変検出を行っていたが,別の最適な手段が存在しないか,閾値として最適な基準は何かということについての検討することを挙げている.

参考文献

- [1] Iddan, G. and Meron, G. and Glukhovsky, A. and Swain, P. : *Wireless capsule endoscopy*, Nature(2000).
- [2] Goldfarb, N.I. and Phillips, A. and Conn, M. and Lewis, B.S. and Nash, D.B. : *Economic and health outcomes of capsule endoscopy: Opportunities for improved management of the diagnostic process for obscure gastrointestinal bleeding*, Disease management (2002).
- [3] Lewis, B.S. and Swain, P. : *Capsule endoscopy in the evaluation of patients with suspected small intestinal bleeding: results of a pilot study*, Gastrointestinal endoscopy (2002).
- [4] Karagyris, A. and Bourbakis, N. : *Wireless capsule endoscopy and endoscopic imaging: A survey on various methodologies presented*, IEEE (2010).
- [5] Ohta, Yu-Ichi and Kanade, Takeo and Sakai, Toshiyuki : *Color information for region segmentation*, Computer graphics and image processing (1980).
- [6] Pan, Guobing and Yan, Guozheng and Qiu, Xiangling and Cui, Jiehao : *Bleeding detection in wireless capsule endoscopy based on probabilistic neural network*, Journal of medical systems (2011).
- [7] Vu, H. and Echigo, T. and Yagi, K. and Okazaki, H. and Fujiwara, Y. and Yagi, Y. and Arakawa, T. : *Image-Enhanced capsule endoscopy preserving the original color tones*, Abdominal Imaging. Computational and Clinical Applications (2012).
- [8] Grigorescu, Simona E and Petkov, Nicolai and Kruizinga, Peter : *Comparison of texture features based on Gabor filters*, IEEE (2002).