

平成 19 年度

修士論文

癌診断支援システムのための
大腸拡大内視鏡画像からの pit pattern と
血管領域の抽出方法

指導教官 金田 和文 教授

玉木 徹 准教授

広島大学 大学院 博士課程前期

工学研究科 情報工学専攻

弘田 昌士

癌診断支援システムのための

大腸拡大内視鏡画像からの pit pattern と血管領域の抽出方法

目次

1. 序論	1
1.1 工学分野における画像に関する研究	1
1.1.1 画像処理	1
1.1.2 医用画像処理	2
1.2 大腸癌検査	2
1.2.1 癌検査法	2
1.2.2 医学分野での要望	4
1.3 研究の概要	5
2. 拡大内視鏡	7
2.1 大腸腫瘍	7
2.2 大腸拡大内視鏡	8
2.2.1 観察手法	9
2.2.2 通常観察	9
2.2.3 NBI system による観察	11
3. 拡大内視鏡画像からの pit pattern 抽出	14
3.1 色エッジの抽出	14
3.2 watershed 法による領域分割	16
3.2.1 watershed 法	16
3.2.2 領域統合の併用	20

4. 拡大内視鏡画像からの pit pattern 抽出結果	22
4.1 抽出結果に対する精度評価	22
4.2 pit 特徴量と型との相関調査	25
5. NBI 画像からの血管領域抽出	29
5.1 2 値化	29
5.2 適応的 2 値化	30
5.3 動的輪郭モデル	31
5.3.1 Snakes	32
5.3.2 Level Set Method の概要	33
5.3.3 Upwind scheme による Level Set Method の解法	34
5.3.4 Narrow Band	36
5.3.5 Fast Level Set Method	36
5.3.6 成長速度の設定	38
6. NBI 画像からの血管領域抽出結果	40
6.1 抽出結果	40
6.2 考察	40
7. 結論	46
付録	47
参考文献	49
謝辞	51
研究業績	52

緒言

現在、大腸癌による死亡者数は4万人となっており、非常に大きな死亡原因となっている。しかし、大腸癌検査等の臨床上大きな意義を持つ内視鏡検査機器の設置状況は、一般診療所において非常に少ない。この理由は、専門医の不足により一般診療所においては内視鏡検査を行うことが難しいということが挙げられる。また、拡大撮影された画像の診断は熟練を必要とする。そこで、専門医ではなくとも内視鏡検査を可能とするため、内視鏡画像より自動的に病状推定を行い大腸癌の診断を支援するシステムが望まれている。また、現在行われている内視鏡診断では医師の主観的評価に依存する為、定量的な診断基準を提供することには意義があると考えられる。

現在、大腸の観察手法には2種の手法が存在する。一つは、現在医療の現場で実際に行われている観察法であり、もう一つは近年開発された拡大内視鏡の新機能である NBI system を用いた観察手法である。これらはそれぞれに特徴があり、同一部位を観察しても2種の異なった画像が得られる。そこで、この2種の画像それぞれより病状推定を行うことを本研究での最終目的とする。この目的の前段階として、病状推定の基準となる特徴を画像より抽出する必要がある。そこで、本論文ではそれぞれの画像からの特徴の自動抽出について述べる。

通常観察画像では、大腸表面に pit pattern と呼ばれる模様が見られ、医師が診断を行う際の基準とされている。そこで、この pit pattern を病状推定基準の特徴とし、自動抽出を行う。また、内視鏡診断において pit pattern の観察を行う際には、通常観察のみでは診断しづらい微細な病変を観察するために色素を直接吹き付ける病変部の染色が行われている。この処理により、pit と周囲の間で色のコントラストがつけられる。そのため、pit とそれ以外の部位との色の差が著しいことから、色エッジにより pit pattern の輪郭を強調し、watershed 法を用いた領域分割により pit 領域を抽出する。

もう一つの観察法である NBI system による観察では、大腸表層部の血管構造が詳細に観察可能となる。また、一般に血管構造と腫瘍性病変の間には関連性が見られる。そこで、病状推定基準の特徴として血管構造の自動抽出を行う。NBI 画像中では血管領域は黒く表示される。つまり、輝度値が低い領域であるため、適応的2値化によってある程度の抽出を行う。そして、その結果を基にレベルセット法を行うことで血管領域の抽出を行う。

第1章

序論

現在，大腸癌検査に用いられている検査法の一つに大腸拡大内視鏡がある．この検査は癌診断において重要な意義を持つが，その診断には熟練を要する．また，診断結果は医師の主観に依存する為に人により差異が生じることもあり得る．そこで，定量的な評価を行える癌診断支援システムが要望されている．

本章では，多くの数が存在する画像を用いた研究の中での，本研究の位置づけを明らかにすると共に，要望の詳細，提案手法の概要についての説明を行う．

1.1 工学分野における画像に関する研究

今日の情報社会では，身近に様々な情報があふれている．そして，一般にそれらを受け取る側の人間では，感覚器官より得られる情報のうち7割を視覚情報が占めると言われている[1]．そのため，画像情報は特に重要なものであり，様々な研究が為されている．

1.1.1 画像処理

画像処理[2]とは，画像を入力とし何らかの処理を施すことである．その形態に応じて2種類の形式が存在する．一つは，入力された画像に対して何らかの処理を施し（明るさを変える等），その結果を画像として出力するものである．つまり，入力も出力も画像である形式であり，この処理を狭義の意味で画像処理と呼ぶこともある．もう一つの形式は，入力画像より何らかの特徴情報を抽出し，画像に関するデータを得るものであり，画像解析，画像計測，画像認識などと呼ばれる．

この技術は現在様々な分野で応用され，使用されている．身近な例ではデジタルカメラがある．カメラ内には画像処理を行うプロセッサ（画像エンジン）があり，撮影画像に対し色調補正やノイズ削減といった様々な加工が為されている．他にも，工業分野における欠損部品の判別，スキャナによって取り込んだ文書の文字認識，盗難車両特定などを目的としたナンバープレート認識などに画像処理技術は用いられている．

しかし，まだこれらの技術においても改良すべき点は多くあり，まだ実用されていない技術の要望もある．そのため，現在も多くの画像処理の研究が為されている．

1.1.2 医用画像処理

画像処理の分野において、特に医用画像を扱うものを医用画像処理と呼ぶ。現在、医療の現場において、医用器具の進歩は著しく、様々な情報を画像として得ることが出来る。しかし、画像から得られる情報には多くのものがあり、情報によっては医師にとって読み取りづらいものも存在する。また、多くの情報が得られる為に、医師が把握すべき情報が多くなりすぎることもあり得る。そのため、こういった問題を解決するための診断支援を行う CAD (Computer Aided Diagnosis) システムが必要とされる。そこで、この CAD システム作成に必要な技術である医用画像処理が重要となる。

医用画像処理の対象とされている医療器具の 1 例として、Computed Tomography (CT) と呼ばれる器具がある。この CT によって得られた画像は、その明るさで体内組織に照射した X 線の減衰特性を表す。例えば、骨のような組織では X 線の減衰率が高く、CT 画像において輝度値の高い領域として表される。この画像は多くの情報を持つが、必要な情報を読み取ることが難しい、また読み取るべき情報が多すぎるといった現状がある。例えば、胸部 CT 画像の場合、病変の見極め、良悪性の鑑別が難しいとされるため、それらを補う CAD システムが必要とされる。そのために、静脈・動脈の自動分類などといった医用画像処理の研究[3]が行われている。

1 例として CT における医用画像処理について述べたが、他にも MRI や PET、X 線画像など様々な分野が存在する。本研究で扱う大腸拡大内視鏡による観察像も、医用画像処理を行う 1 分野となる。

1.2 大腸癌検査

本研究では大腸拡大内視鏡画像を扱うが、これは大腸癌検査に用いられる検査器具の一つである。大腸癌検査には他にも幾つかの検査法が存在するため、その中での拡大内視鏡の位置づけを明らかにする。また、その問題点による医学分野での要望についても説明する。

1.2.1 癌検査法

平成 18 年度人口動態調査書[4]によると、大腸癌による死亡者数は約 4 万人をなっており、肺癌 6 万人、胃癌 5 万人に続いて癌による死亡者数の第 3 位と非常に大きな死亡原因となっている (表 1-1)。その早期発見を行うためにも癌検査が重要となるが、それにはいくつかの方法が存在する。そのうちの一部を以下に紹介する。

(i) X線検査（バリウム注腸二重撮像法）[5]

この検査ではまず下剤で腸内を空にし、肛門からバリウム溶液を注入する。そして、空気を注入し、大腸や直腸の内面の形状をX線で撮像する。X線画像においてバリウムは白く表示され、空気は黒く表示される。これらの特性より、2重のコントラスト像を得ることができ、粘膜の凹凸を詳しく観察できるようになる。しかし、この検査をする場合は放射線の被曝が大きい、また平坦型病変は発見しづらいといった問題点がある。そのため、かつては主要な検査法であったが、現在では補助的な意義しか持っていない。

(ii) CT検査（仮想大腸内視鏡）[6]

CTスキャンによって撮像された断面像より、3次元的な大腸表面データを再構築し、観察する手法である。現在のCTによるスキャン精度は高く、事前に十分洗浄しておくことで、詳細な3次元像が得られる。また、後述する内視鏡では観察しづらい狭窄の強い病変の情報が得られるといった利点もある。しかし、微小な病変は発見しづらい、大腸表面の色調変化が捉えづらいといった問題がある。また、病変が大腸の粘膜層内に留まるものである場合、組織診断は困難であるため大腸癌の早期発見には適していない。こういったことより、本邦の臨床医にはあまり受け入れられていない。

(iii)内視鏡検査[7]

実際に大腸内部を医師の目で観察し、診断する方法である。近年では、数十倍の拡大観察が可能な拡大内視鏡も開発され、微細な病変の観察も可能となっている。この拡大内視鏡による内視鏡治療は、外科的治療の簡便性・侵襲の低さから、高齢化社会の到来も重なりその臨床的・社会的需要は年々高まっている。また、その診断においても、拡大観察した大腸表面の模様より組織診断を推定する診断法がすでに確立されている（2章参照）。また、近年ではNBIシステムも開発され、通常観察とは違う観察像も得られるようになっている。こういったことより、拡大内視鏡は早期癌の発見や浸潤度の判別などに日常的に用いられている重要な検査法である。

表 1-1：近年の癌による死亡者数の上位3種[4]

死因	死亡者数（人）		
	平成 17 年	平成 16 年	平成 15 年
肺癌	62058	59922	56720
胃癌	50306	50562	49535
大腸癌	40827	40042	38909

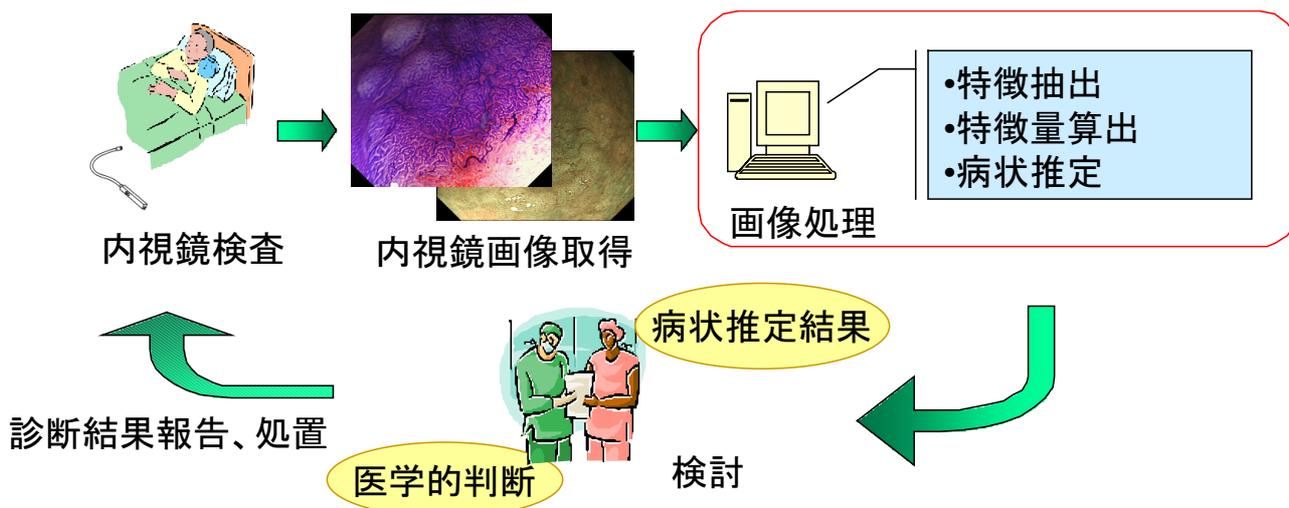


図 1-1 : システム概念図

1.2.2 医学分野での要望

前節で述べたように、大腸拡大内視鏡は大腸癌検査等の臨床上大きな意義を持つ。しかし、その内視鏡検査機器の設置状況は、一般診療所において 6.2%となっており、一般病院の 59.4%に比べて非常に少ない[4]。この理由は、専門医の不足により一般診療所においては内視鏡検査を行うことが難しいということが挙げられる。また、現在の内視鏡検査においては、従来の内視鏡に替って、病変部を 70~100 倍程度に拡大して撮影することができる拡大内視鏡が用いられているが、拡大撮影された画像の診断は熟練を必要とする理由もある。第 2 章で詳しく述べるが、拡大内視鏡観察を行う場合、大腸表面に見える pit pattern と呼ばれる模様を観察する。この pit pattern は、その形状によって I~V の 5 つの型に分類されており、型を判別することで組織診断を推定可能な診断学が確立されている。そのため、診断を行う際には pit pattern を観察し型を判別するが、この判別に熟練を要することとなる。そこで、専門医ではなくとも内視鏡検査を可能とするため、内視鏡画像より大腸癌の診断を支援するシステムが望まれている。また、拡大観察による診断を行う場合、医師の主観的評価に依存するため定量的な評価による診断支援についても望まれている。

表 1-2 : 拡大内視鏡設置状況[4]

施設	施設数		施設数に対する割合 (%)	
	平成 14 年	平成 17 年	平成 14 年	平成 17 年
一般病院	8116	7952	-	-
大腸内視鏡	4746	4723	58.5	59.4
一般診療所	94819	97442	-	-
大腸内視鏡	5676	5998	6.0	6.2

1.3 研究の概要

前節で述べた医学分野での要望より，本研究の最終目的は，大腸拡大内視鏡より得られる画像を用いた診断支援システムの構築となる．ここで，1.2.1 節で述べたように，拡大内視鏡による観察には 2 種類の方法があり，それぞれ異なる観察像が得られる．そこで，本研究では得られた 2 種類の観察像それぞれより診断支援を行うことを目的とする．その目的のために，以下の方針で研究を進めることとする．

まずは，2 種類の観察像それぞれより，病状推定を行う指針になるとと思われる特徴を抽出する．その後，抽出された特徴より何らかの（複数の）特徴量を算出し，これらの特徴量と前節で述べた型との相関を調査する．その結果，例えば図 1-2 のように各型ごとの集団が形成されることで相関が確認された場合，その分類データをあらかじめ算出して保存しておく．この学習処理を行っておくことで，型を判別したい未知画像が入力された時には，分類データを基にしたパターン認識によって型推定が可能であると考えられる．

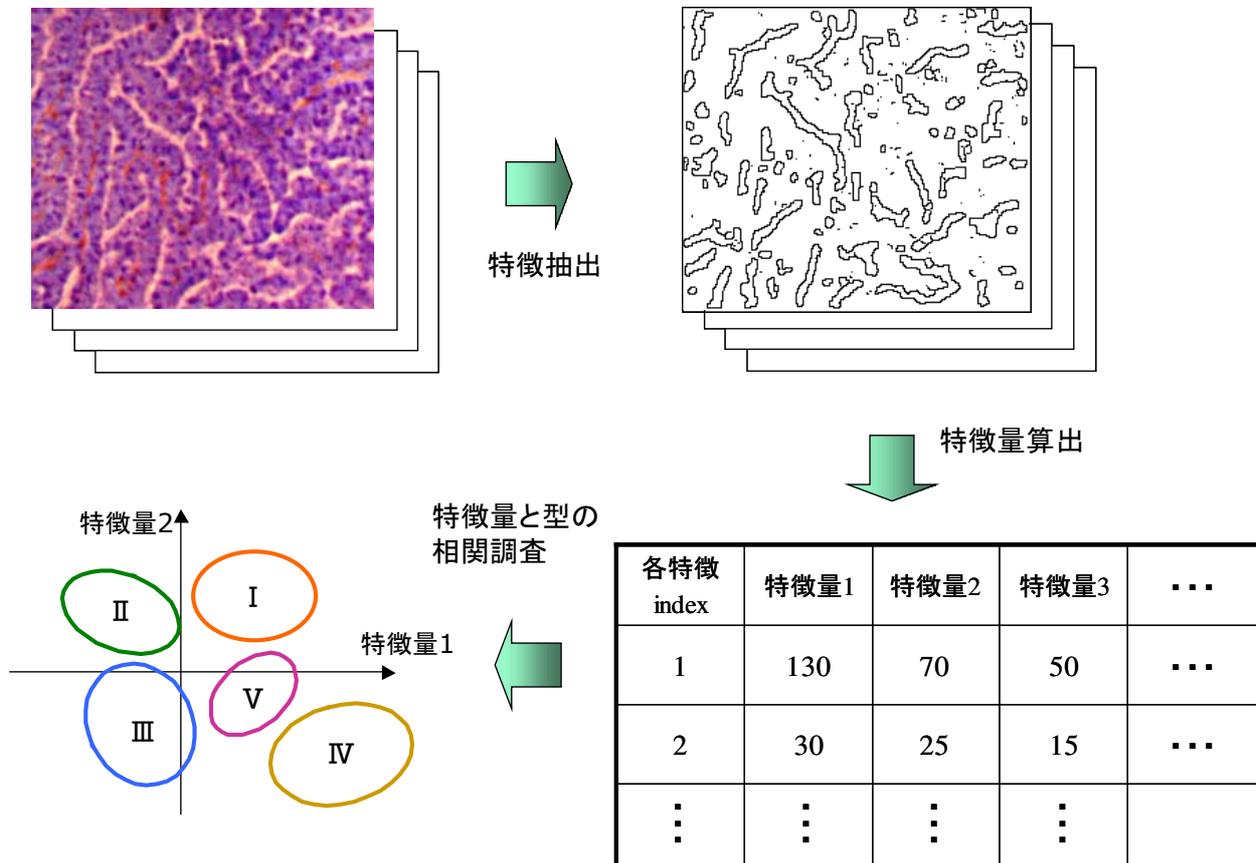


図 1-2 : 研究方針

この処理を行うためには，まず各画像からの特徴抽出が必要とされる．そこで，この抽出処理を現段階での目的とし，本論文では各画像からの特徴抽出手法について述べていく．

まず，2 種類の拡大観察の方法，それらの特徴について第 2 章で述べる．

第 2 章で詳しく述べるが，通常観察の際には大腸表面に見える **pit pattern** と呼ばれる模様

を観察することで診断を行う。そこで、この pit pattern を病状推定を行う基準として抽出する。Pit pattern 観察の際には、染色を行うことで pit 以外の領域と色差がつけられている。そこで、色エッジの抽出を行うことで pit 輪郭を強調し、その後、watershed 法を適用することで pit pattern の抽出を行う。これについては第 3 章で詳しく説明する。

Pit pattern の抽出を行った結果、ある程度の pit 領域は抽出される結果が得られた。しかし、抽出結果には多くの pit 以外の領域も同時に抽出されている。これらの検討について第 4 章で述べる。また、この研究方針の有意性についての実験についてもこの章で述べる。

もう一つの観察法である NBI system による観察の場合、その特徴として、大腸表層部の血管領域の詳細な観察が可能となる。一般に、血管構造と腫瘍性病変との間には血管構造が拡張する、増殖するといった関連性があることが知られている。そこで、血管領域を病状推定を行う基準として抽出する。血管領域は NBI 画像中において黒い領域として表示されるため、まず適応的 2 値化を行う。この結果では、血管領域の一部が抽出されないといった問題がある。そこで、この結果を基に動的輪郭モデルの一つである Level Set Method を適用し、領域を拡張、統合することで血管領域の抽出を行う。詳しいことは第 5 章において説明する。

抽出を行った結果、領域同士の統合は行えたが、血管領域ではない領域まで抽出結果が広がるといった問題が生じた。この検討については第 6 章で行う。

第 7 章では、これらの結果からの結論、今後の課題について述べる。

第 2 章

拡大内視鏡

医学の分野において、内視鏡による観察・診断が検討され始めたのは 1800 年代のこととなる。その頃の内視鏡は、直接筒を消化管内へと挿入して観察する原始的なものであったが、それなりの実用価値があったようである。こういった初期の段階においても、筒の先に凸型レンズを装着して拡大観察を行う試みが為されており、消化管の拡大観察による新たな知見が期待されていた。その後、技術の進歩によってグラスファイバーを用いたファイバースコープが開発され、170 倍の拡大率を持つ拡大内視鏡も今では開発されている。

こういった高倍率に観察可能な拡大内視鏡により、食道・胃では微細血管像による質的診断、大腸では pit pattern 診断が確立され、拡大内視鏡の有用性が認められている。そして現在、消化管の拡大観察は内視鏡診断学の中でも最も関心をもたれているテーマの一つとなっている。また、拡大内視鏡による内視鏡治療は外科的治療の簡便性・侵襲の低さから、高齢化社会の到来も重なり、その臨床的・社会的需要は年々高まっている。

2 章では、この拡大内視鏡の一つである大腸拡大内視鏡について述べる。また、大腸癌についても説明する。

2.1 大腸腫瘍

大腸拡大内視鏡による観察対象の一つが、腫瘍である[8]。大腸の腫瘍で最も多いのは大腸上皮性腫瘍であり、これには腺腫と癌の状態がある。腺腫は一般的に良性腫瘍に分類されるが、癌との関係が深く、異形度の高い腺腫には内視鏡治療が行われる。癌は、その壁浸潤の程度によって早期癌と進行癌に分類されている。図 2-1 に、その分類を示す。a~d が早期癌に対応しており、それらは癌の浸潤度で分類されている。a は特に他の 3 つとは違い、癌の転移が認められないもので m 癌と呼ばれる。b~d は sm 癌と呼ばれ、粘膜下層の垂直方向距離を 3 分割した時、どこまで癌が浸潤しているかで 3 つのタイプに分けられる。b のような浸潤度の低い sm 癌の場合、c や d といった深いものに比べて他の部位への癌の転移確率が低くなる。一般に、浸潤度 1000 μ m 以下の早期癌であり、転移が認められない場合は、内視鏡治療によって根治が可能とされている。拡大内視鏡による観察では、この早期癌について判別を行うことになる。

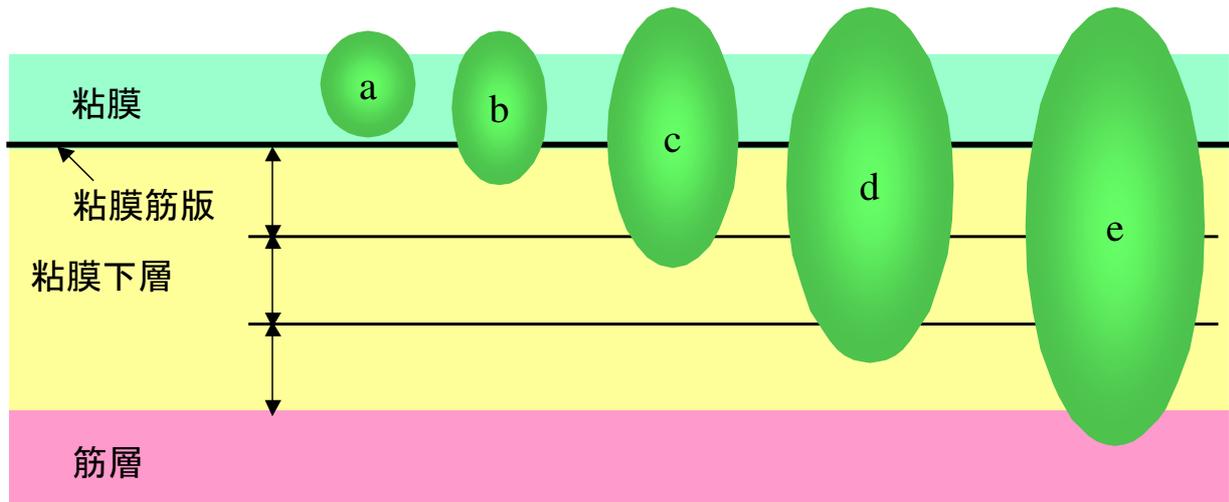


図 2-1 : 大腸癌と sm 癌の細分類[8]

a : m 癌 b : sm₁ 癌 c : sm₂ 癌 d : sm₃ 癌 e : 進行癌

2.2 大腸拡大内視鏡

大腸拡大内視鏡は、直腸や結腸の観察を目的として作られており、その素材は柔軟なものが用いられている。外観は図 2-2(a)に示すような形状をしており、図 2-2(a)の左下で切れているコードの先は観察像を表示するディスプレイ等に繋がっている。図 2-2(a)左上に移されているものが操作部になっており、これによって先端の向きの変化、観察モードの切り替えなどが行える。また、操作部から右に伸びているコードが大腸内に挿入するスコープになる。多くの内視鏡では光学系とは別の経路をもっており、局所の洗浄・気体や液体の注入・薬剤散布などが可能となっている。

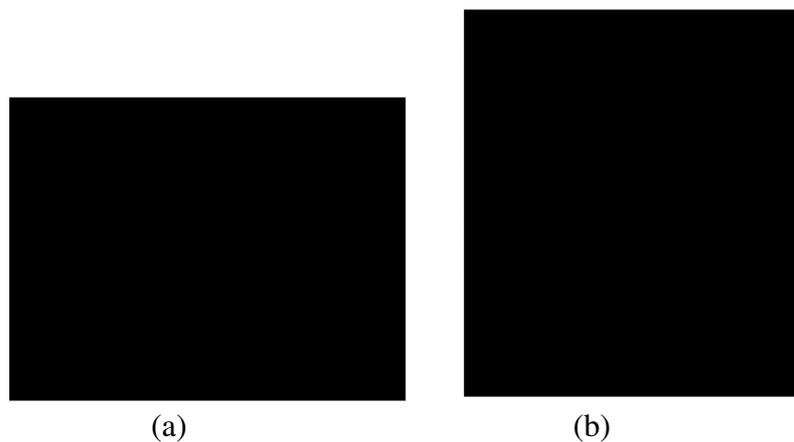


図 2-2 : 大腸拡大内視鏡[National Cancer Institute より転載]

(a)内視鏡外観 (b)観察時の概念図

2.2.1 観察手法

大腸拡大内視鏡を用いた観察手法には、現在2種類の方法が存在する。それぞれに特徴があり、得られる大腸表面の観察画像も異なるものとなる。以下でそれぞれの手法について説明する。

2.2.2 通常観察

大腸の拡大内視鏡診断学は **pit pattern** と組織診断の対応関係を検討することで発展してきた。ここで、**pit** とは大腸腺管の開口部、**pit pattern** とはその形状パターンを指す。**pit pattern** は観察画像中においては、大腸表面の模様として見られ、図2-4に示すようにその形状によってI～Vの型に分類されている。I、II型は正常であり、III、IV型は癌ではなく腺腫である確率が高い。また、V型と判断された場合その腫瘍は早期癌である確率が高いことになる(表2-1)。**pit**の形状は、病変部が正常(I型)であれば円形状であり、III型、IV型といった腺腫になると形状が崩れて紐状や樹枝状となる。また、IからVに番号付けされているが、病状の進行は番号順に進行していくわけではない。つまり、正常から腺腫、腺腫から癌へと進行するわけではなく、正常から癌へ(I型からV型へ)進行することもあり得る。そして現在、観察病変における **pit pattern** がどの型に相当するのか判別できれば、病変の組織診断を推定できる診断学が確立されている。

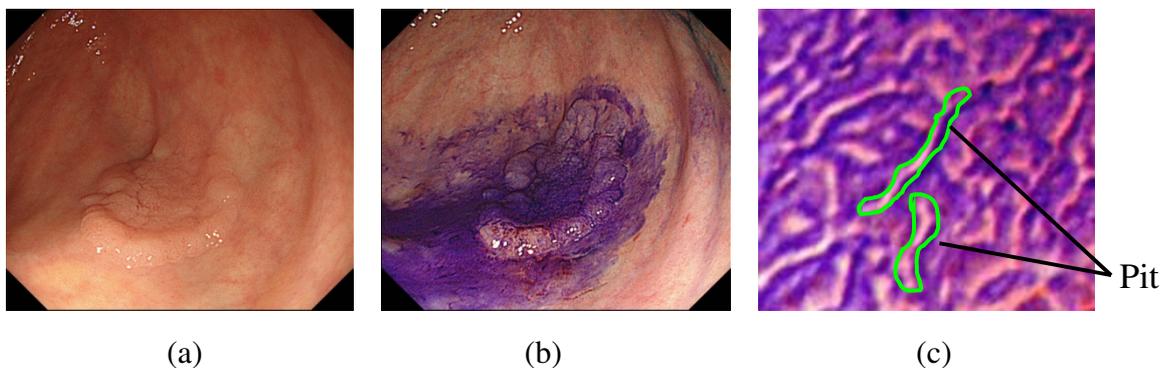


図2-3：観察画像
(a)大腸表面 (b)染色された大腸表面 (c)大腸表面拡大図

I		楕円形の正常腺管pit
II		星芒状pit
III _s		I型よりも小さい管状～楕円形pit
III _L		I型よりも大きい管状～楕円形pit
IV		溝紋様、樹枝様、脳回転状pit
V _i		II、III _s 、III _L 、IV型pitの開口部 大きさや配列の不整なpit
V _N		pitが減少～消失し、無構造所見 の出現を伴う状態

図 2-4 : pit pattern 分類[7]

表 2-1 : pit pattern と大腸腫瘍の組織型・深達度[9]

※ () 内は%表示

pit pattern	組織型・深達度				計
	腺腫	m 癌	sm<1000 μ m	sm≥1000 μ m	
II	70 (89)	9 (11)			79 (100)
III _L	232 (69)	96 (29)	7 (2)	1 (1)	336 (100)
III _s	35 (63)	17 (30)	4 (7)		56 (100)
IV	32 (45)	34 (48)	5 (7)		71 (100)
V _I	24 (13)	76 (41)	48 (26)	36 (20)	184 (100)
V _N			2 (3)	69 (97)	71 (100)
計	393 (50)	232 (29)	66 (8)	106 (13)	797 (100)

そのため、現在の大腸癌検査・診断において用いられている通常観察法では、この pit pattern の観察が行われる。観察を行う際には、まず、微細な pit も観察可能とするため色素の吹き付けによって pit pattern を強調する。この方法には、以下に示す 3 種の方法[9]がある。

1. コントラスト法：色素液のたまり現象を応用して強調された凹凸を観察する方法。色素にはインジゴカルミン、エバンスブルー、ブリリアントブルーがある。
2. 染色法：色素液の浸潤ないし吸収による生体組織の染色を観察する方法。使用色素にはメチレンブルー、トルイジンブルーがある。
3. 反応法：色素が特定の環境内で特異的に反応することを応用する方法。使用色素にはルゴール、コンゴレッド、クリスタルバイオレットがある。

上に挙げたもののうち、大腸拡大内視鏡検査では一般にインジゴカルミン、クリスタルバイオレット、メチレンブルーがおもに使用されている。また、この染色処理には、pitの強調だけではなく、病変部の染色度合いを観察する意味もある。このようにして強調されたpit patternの形状を観察し、どの型に相当するか推定することで診断が行われる。しかし、その診断は医師の主観に依存するため、人により診断結果に差異が生じることもあり得る。

2.2.3 NBI systemによる観察

一般に、血管構造と腫瘍性病変の間には血管が拡張する、増殖するといった関係性が見られる。例えば正常な病変の場合、規則的な六角形や蜂の巣状の血管構造が見られるが、腫瘍性病変においてはこの規則性が崩れて不均一となり、血管密度も上昇する。そこで、こういった血管構造の観察によって腫瘍・非腫瘍の判別、新たな知見を期待され、内視鏡の新たな機能としてNarrow Band Imaging(NBI) systemが開発された。NBI systemは面順次式の内視鏡に付属された機能である。面順次式内視鏡とは、一般に使用されているタイプの内視鏡であり、高画質の画像が得られる。そのシステムは、内視鏡先端部にRGBそれぞれのフィルタがつけられた回転ターレットがあり、光源から出た白色光がこのフィルタで順に分光され、病変部で反射してCCDに入ることで撮像するものとなる。

図2-5にNBI systemの概略図を示す。通常的面順次式内視鏡内部において、キセノン光源から照射された光は回転ターレットのRGBフィルタによって分光される。これらの光が順に生体組織で反射し、CCDにより撮像される。これによって、RGB3枚のグレースケール画像より1枚のカラー画像が出力される。ここで、光が生体組織内部に入射した時、光の波長が短いほど散乱特性が強く、より大腸表面に近い部位で反射してくる。そのため、RGBフィルタにおいて分光特性を短い波長領域へと狭帯域化することで、粘膜浅層（粘膜内で大腸表面に近い部位）を強調した観察が可能となる。これがNBI systemの原理となる。特にBフィルタの中心波長を、ヘモグロビンの吸収特性の極大である415nmとすることで、粘膜浅層部の血管構造の明確な観察が可能となる。

このように、大腸表層部の血管構造の詳細な観察が可能である点がNBIの特徴となる。

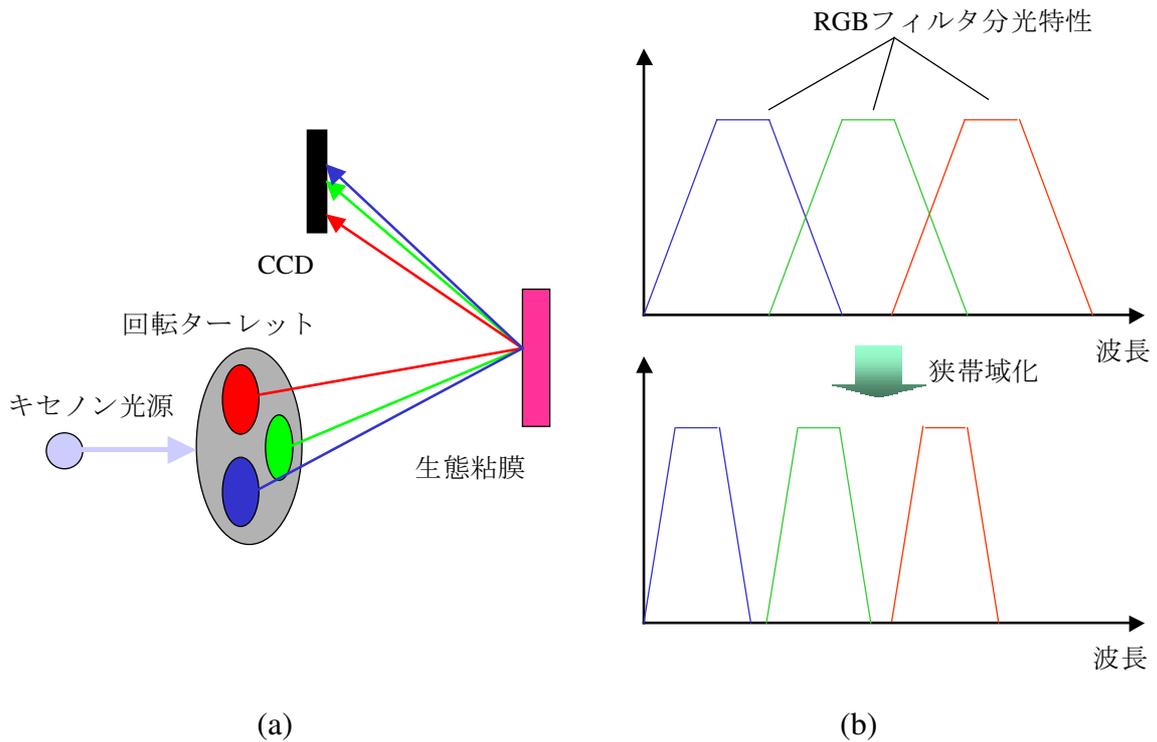


図 2-5 : NBI system 原理[7]
 (a)概念図 (b)分光特性

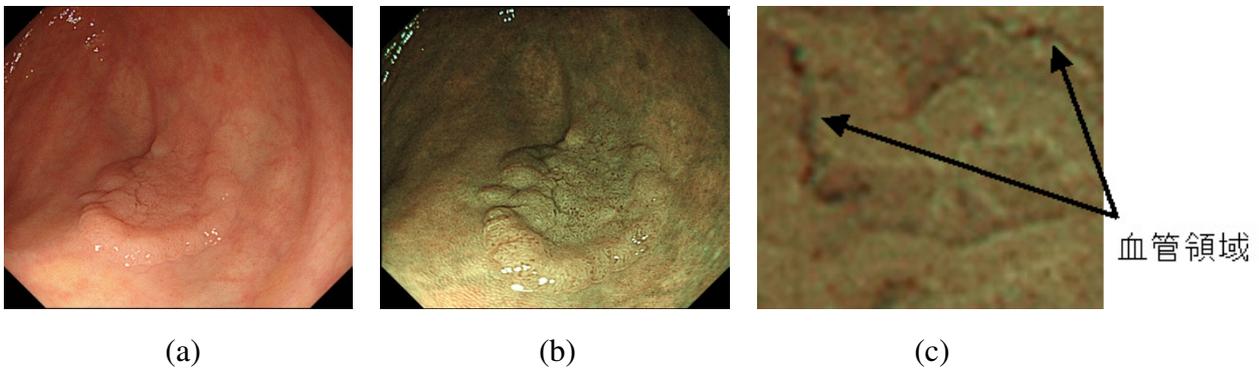
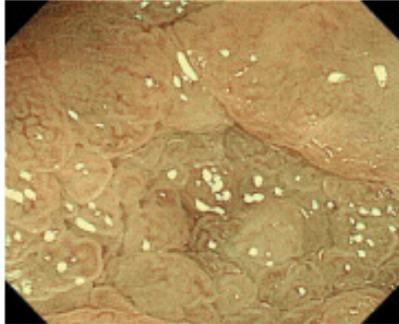
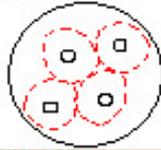


図 2-6 : 観察画像
 (a)通常観察画像 (b)NBI 画像 (c)拡大 NBI 画像

図 2-6 に NBI による観察画像を示す。NBI 画像は全体的に緑掛かって見られ、この画像中に存在する幾つもの黒い領域全てが血管領域となる（一部影といった例外も存在する）。また、NBI system の他の特徴としては、観察を行うには通常観察中にスイッチ一つ押すだけで良く、通常観察のように染色といった別処理を必要としないため操作が簡便であることが挙げられる。

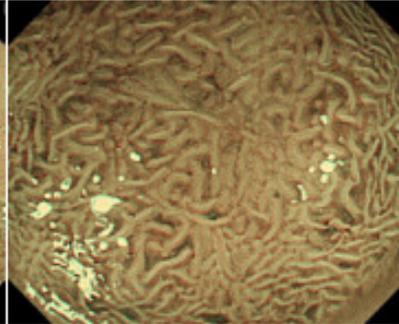
NBI は近年開発された新しいシステムであることから、未だ統一的な形状分類や診断法は確立されておらず、いくつかの方法が提唱されている。その 1 例を図 2-7, 2-8 に示す。これは広島大学の医学部において提案されている分類法[11][12]である。

Type H
- Hyperplasia pattern -



微小血管が不明瞭

Type A
- Adenomatous pattern -



腺管の周囲を取り囲む
細い微小血管を認め、
間接的に明瞭な腺管構
造が観察される。

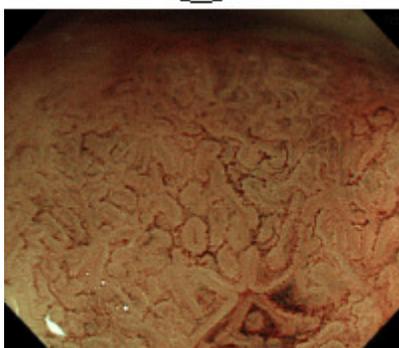
Type C
- Carcinomatous pattern -



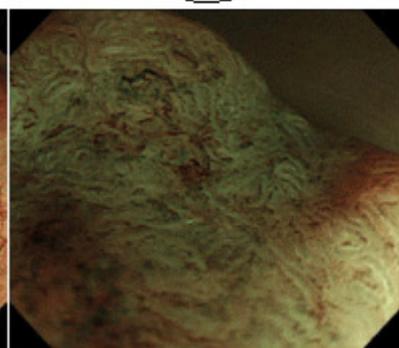
血管の不整または口径
不同を認め、間接的に
不整な腺管構造が観察
される。

図 2-7 : 血管 pattern 分類

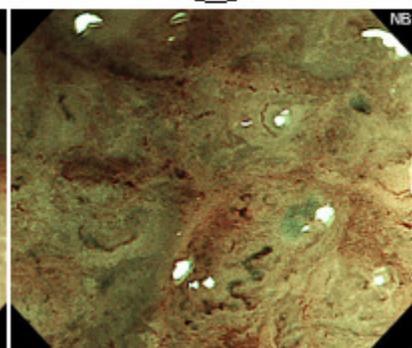
Type C - Carcinomatous pattern -



不整な網目模様を構成、
間接的な腺管構造がやや
不明瞭になる。
血管の太さ / 分布が均一。



不整な網目模様を構成、
間接的な腺管構造が不整に
なる。
血管の太さ / 分布が不均一。



腺管構造は不明瞭。
無血管領域の出現。
血管の太さ / 分布が不均一。

図 2-8 : Type C 細分類

第3章

通常観察画像からの pit pattern 抽出

2節で述べたように、拡大観察による診断を行う際には pit pattern を観察し、その形状より型の推定を行う。そこで、本研究の最終目的である診断支援システムにおいても、通常観察画像より病状レベル推定を行う基準として pit pattern を用いてはどうかと考えた。Pit の形状情報を用いる為には、その前段階として観察画像より pit pattern の抽出を行う必要がある。本章ではその手法について説明する。

3.1 色エッジの抽出

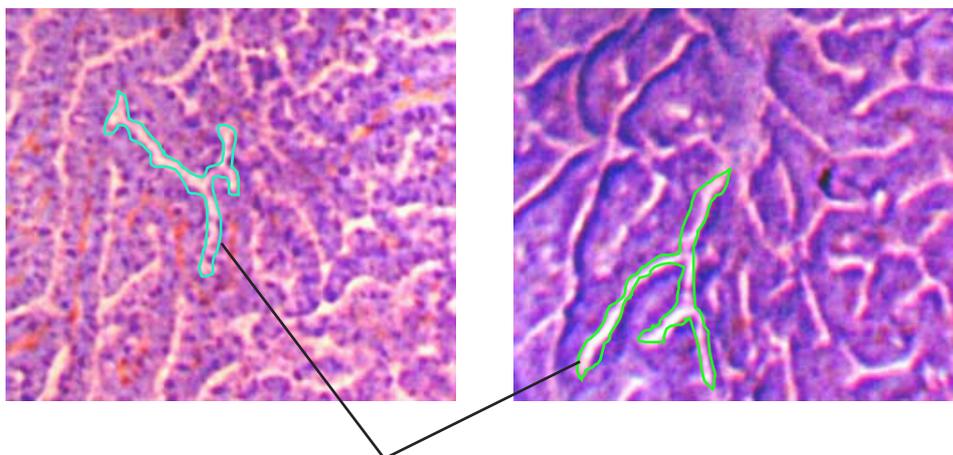
pit 観察の際には染色が行われているため、pit と周囲との間の色差は著しい (図 3-1)。そこで、この色差を用いることで pit pattern の抽出を行う。そのために、まず pit 輪郭部の強調を行う。[13]

Pit 輪郭部では色差が著しいため、色エッジを抽出すれば pit 輪郭部を強調した画像が得られる。ここで、観察画像における色差は人が見たときに色の違いを認識できるようにつけられている。そこで、色エッジの抽出を行う前に、画素の持つ情報を RGB 値から L*a*b* 値へと変換する。L*a*b* 表色系では、その空間における距離が人の感じる色差に対応しており、それらをまとめて NBS 単位系が確立されている (表 3-1)。

画素値を L*a*b* 値へと変換した後、図 3-2 に示すロビンソンオペレータを L*a*b* の各値へと適用する。その結果をそれぞれ Δf_L , Δf_a , Δf_b とした時、色エッジの強度 Δf_{Lab} を式(3-1)で計算する。

$$\nabla f_{Lab}(x) = \sqrt{\Delta f_L^2 + \Delta f_a^2 + \Delta f_b^2} \quad (3-1)$$

この時、適用するロビンソンオペレータは図 3-1 に示すとおり 4 種類あるため、各画素につき Δf_{Lab} は 4 つの値が算出される。これらは、縦、横、斜め方向における色エッジの強さを示しており、その中の最大値を各画素における色エッジ算出結果とする。



Pit境界での色差は著しい

図 3-1 : pit 境界の色差

表 3-1 : NBS 単位系[13]

感覚的な色差の程度の評価	NBS 単位
色差がほとんど認められない	0.0~0.5
色差がわずかに認められる	0.5~1.5
色差が相当に認められる	1.5~3.0
色差が著しい	3.0~6.0
色差が極めて著しい	6.0~12.0
別の色系統になる	12.0~

-1/4	-2/4	-1/4	1/4	0	-1/4	-2/4	-1/4	0	0	-1/4	-2/4
0	0	0	2/4	0	-2/4	-1/4	0	1/4	1/4	0	-1/4
1/4	2/4	1/4	1/4	0	1/4	0	1/4	2/4	2/4	1/4	0

図 3-2 : ロビンソンオペレータ[13]

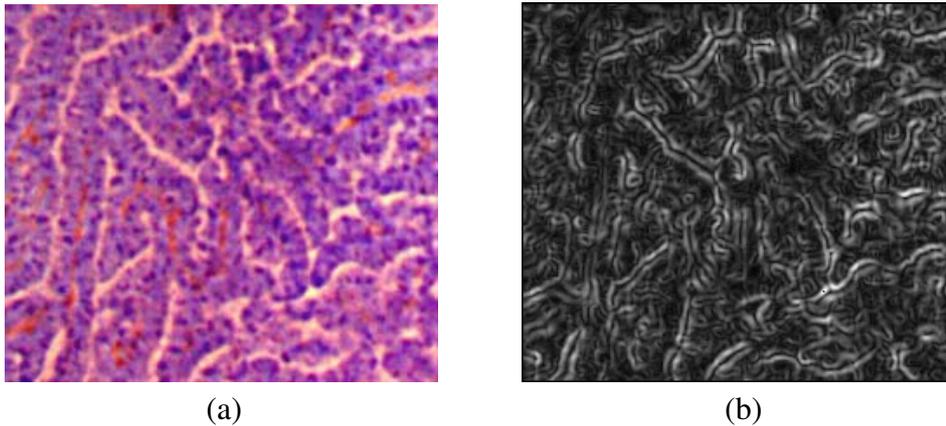


図 3-3：色エッジ抽出
(a) 原画像 (b)抽出結果

3.2 watershed 法による領域分割

3.1 節で述べた色エッジ算出処理により、色の変化が著しい箇所が強調された画像が得られる。この画像より pit 輪郭部を判別できれば、pit 領域が抽出可能となる。ここで、色エッジ抽出結果において、pit 輪郭部は画素値の高い領域となる。しかし、染色の度合いによって pit 輪郭での色差は一定にはならない為、色エッジ抽出結果においても pit 輪郭部は一樣な値とはならない。そのため、2 値化処理で pit 輪郭を抽出するのは難しい。しかし、周囲の領域よりは高い値となるため、色エッジ抽出結果において pit 輪郭は極大値付近となる。そこで、極大値を境界として領域分割する手法である watershed 法を用いて色エッジ抽出結果より pit 領域を抽出する。しかし、watershed 法のみで領域分割を行った場合、過分割状態となってしまうため領域統合も併用して行うことで pit pattern の抽出を行う。

3.2.1 watershed 法

地質学において地形の形態について述べる際、谷の内部を集水域、谷と谷との境界を watershed (分水域) と呼ぶ。Watershed 法では、画素値を地形の高さとして考えることで画像データを地形モデルとみなし、それに対する浸水過程を模擬することで領域分割を行う。具体的には、地形モデルに対し浸水を行い、水位以下の領域をマーカと呼ぶ。そして水位が上昇するとマーカが拡大していき、2つのマーカ同士が重なった時、その位置を分水域として領域分割を行う (図 3-4)。画像として考えると、閾値を上昇させながら閾値以下の領域を追跡し、異なる領域同士が重なる境界を探索することになる。[14]

watershed 法の概要は上述したとおりとなる。これを実際に適用する為、計算機で実装した処理の流れを図 3-5 に示す。

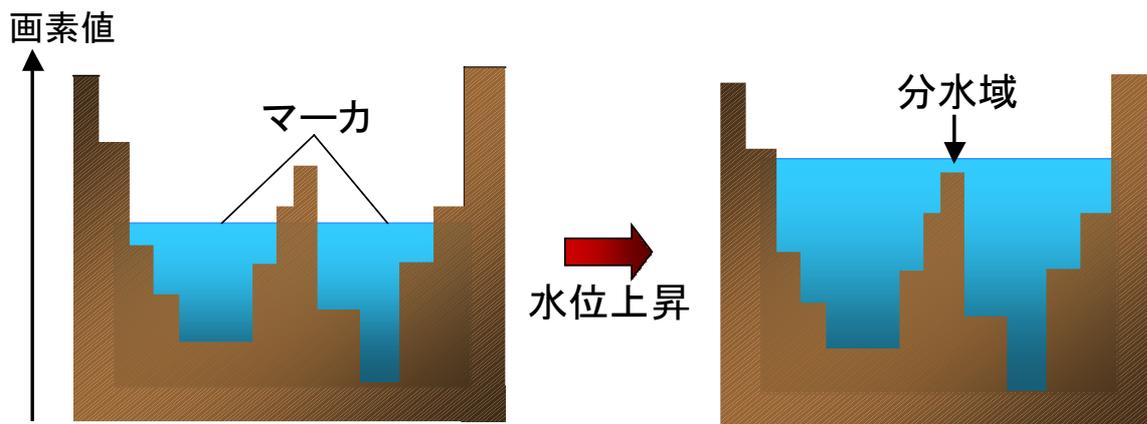


図 3-4 : watershed 分割処理

まず、処理の初めに適当な閾値を設定し、その値を処理開始段階での水位とする。そして、水位以下の領域を **water**、水位より上の領域を **land** と呼ぶ。その後、任意の刻み幅で水位を上昇させていき、各段階の水位において領域分割処理を行う。その分割処理は、図 3-5 の Step1.3.1~Step1.3.4 に示すとおりになる。図 3-6 にこの分割処理の流れを示す。まず現段階での **water** 領域をラベリングし、その領域内に水位上昇前の **water** 領域が 2 つ以上含まれているかどうかチェックする。もし含まれていた場合、水位上昇によって複数のマーカが一つになったことを意味する。つまり、現在の **water** 領域内に分水域 (watershed) が存在することになるため、その位置を探索する。まずは、チェックされた水位上昇前の **water** 領域に対して繰り返し膨張処理を行う。そして、1 回の膨張処理で増えた画素には 1、2 回の膨張処理によって増えた画素には 2 と、処理回数に応じた値を膨張値として記録する。この処理を全ての水位上昇前の **water** 領域に対して行うことで、任意の画素における各水位上昇前 **water** 領域からの距離が判明する。その後、付けられた膨張値より各画素の最も近い水位上昇前 **water** 領域を調べ、その領域のラベルを最近領域番号として保持する。その後、現在の **water** 領域内を探索し、異なる最近領域番号の隣り合う位置を境界とする。境界は画素と画素との間になるが、表示の関係上とこの後の処理の関係上、境界の両サイドのうち小さい最近領域番号を持つ画素領域を仮の境界とする。この処理が終わると、仮境界と判断された画素を **land** に設定しなおして再度ラベリングを行う。これによって分水域を含んでいた **water** 領域が複数に分割されることになる。あとは、最大水位までこの処理を繰り返すことで最終的な領域分割結果が得られる。

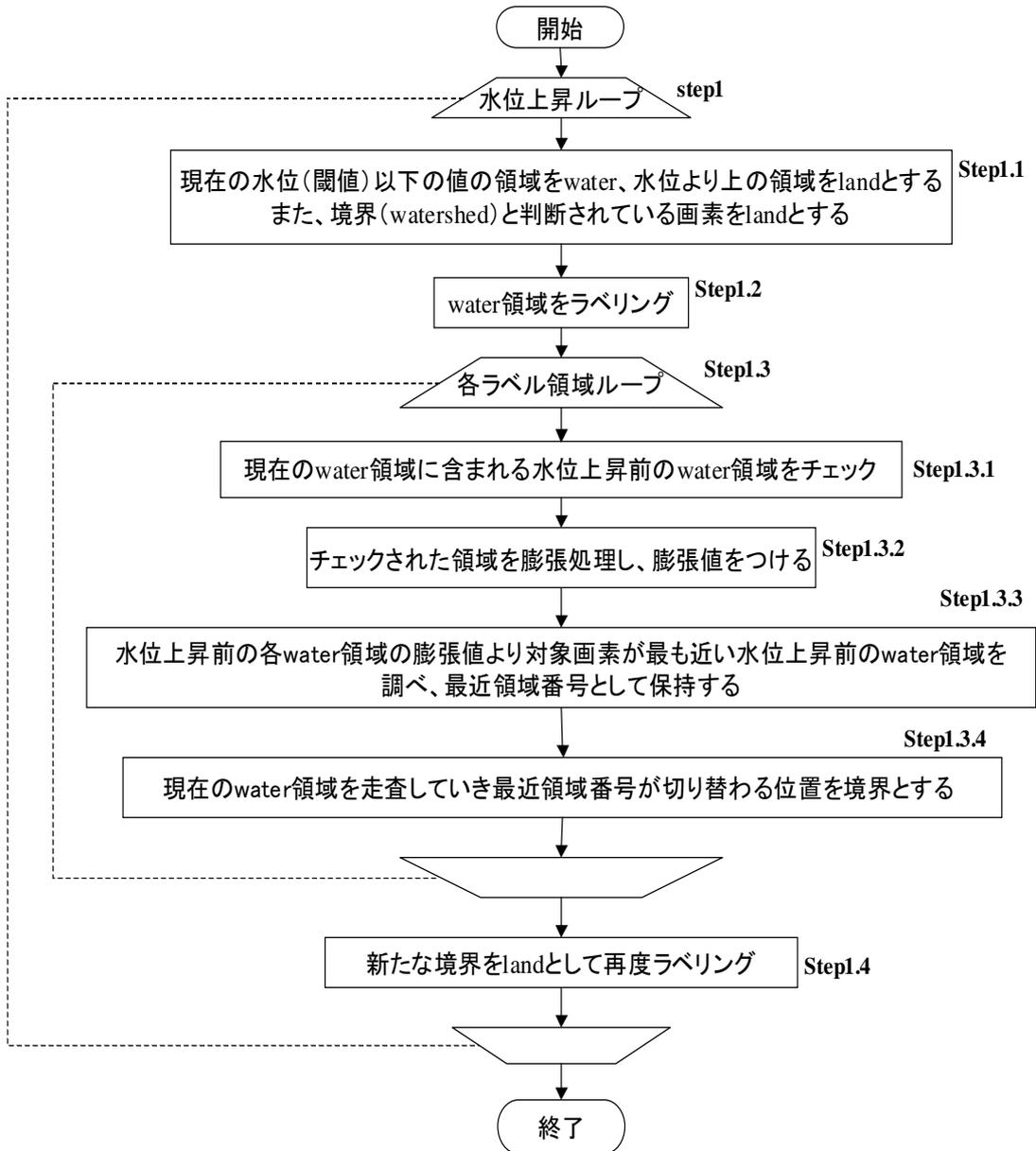


図 3-5 : watershed フローチャート

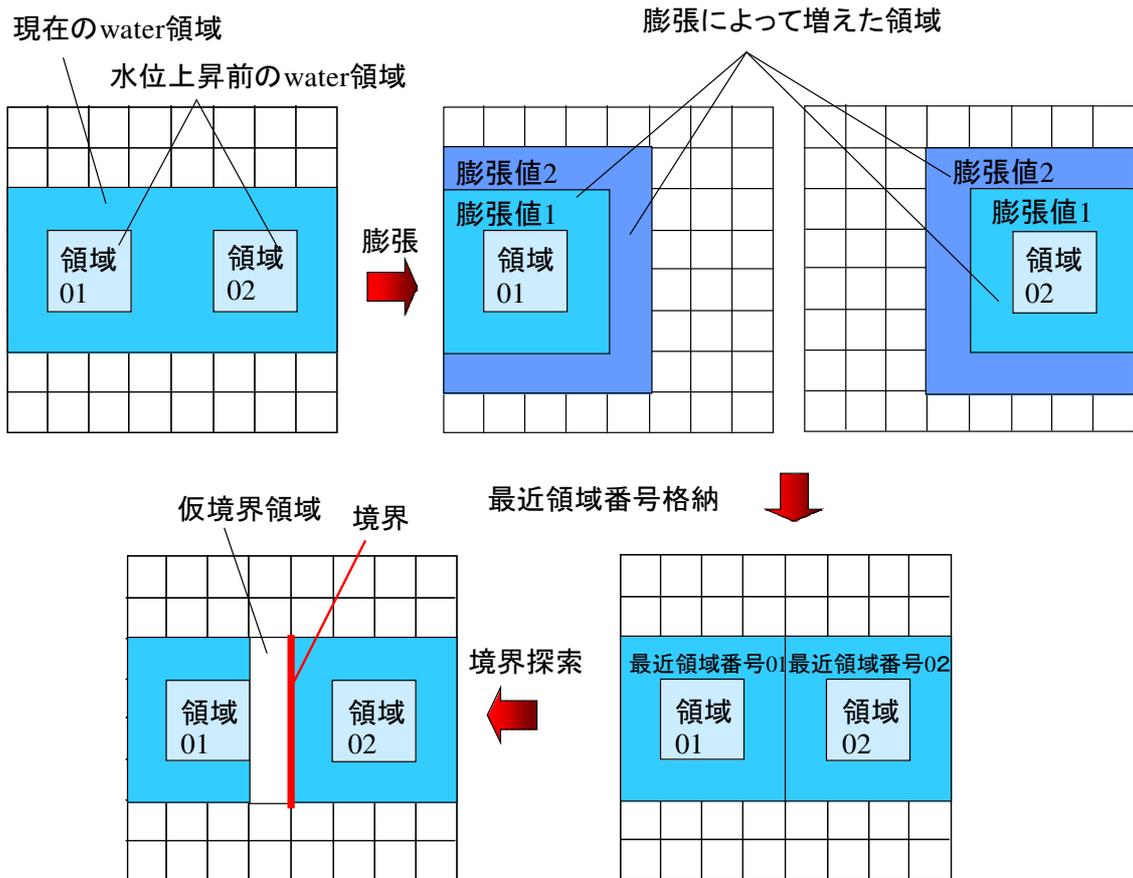


図 3-6 : 分割処理

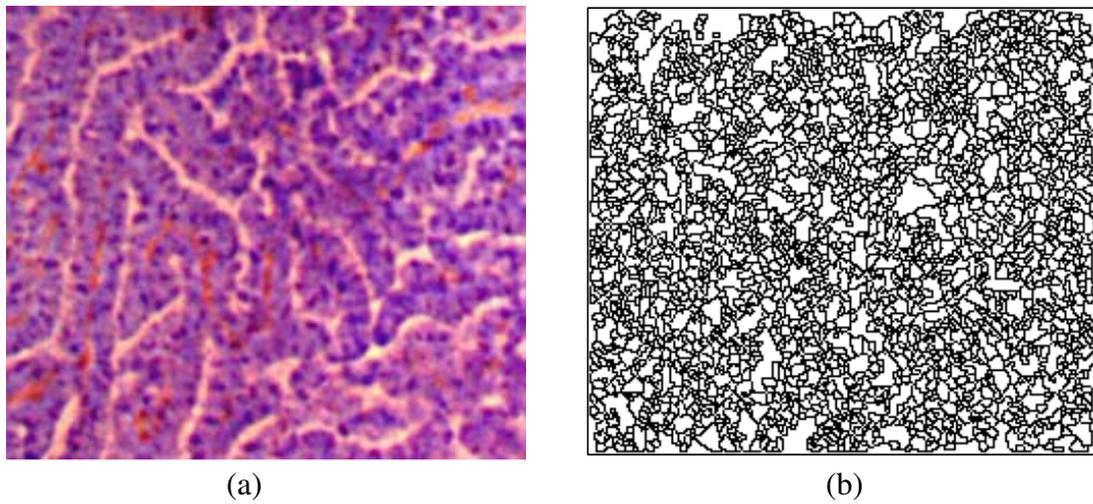


図 3-7 : watershed 分割結果

(a)原画像 (b)分割結果

以上の処理によって領域分割を行い，pit pattern 抽出を行った結果を図 3-7 に示す．この結果を見ると，過分割となっており良好な pit pattern 抽出を行えていない．そのため，この過分割状態を解決する処理が必要となる．

3.2.2 領域統合の併用

pit pattern 抽出を行うため色エッジ抽出と watershed 法を行ったが、watershed 法のみでは過分割状態となり良好な抽出結果が得られていない。原因としては、染色された大腸表面では、同一 pit 内部においても染色ムラが存在し、色が一様ではないためだと考えられる。つまり、pit 内部においても色差が存在することで微小な色エッジが形成され、その微小なエッジにおいても境界が形成されるために過分割となっていると考えられる。

そこで、watershed 法に領域統合を組み合わせることで過分割を抑えようと考えた。具体的には、図 3-5 に示されているフローチャートの Step1.3.4 を変更する。その処理の流れを図 3-9 に示す。赤で示した処理が watershed 法に領域統合を併用するために付け加えられた処理となる。Watershed 法のみでの処理の時には、異なる最近領域番号の隣り合う位置は全て境界としたが、この処理ではまず、その番号を持つ領域間の色差を算出する。この算出のために、あらかじめ各水位上昇前 water 領域の平均 $L^*a^*b^*$ 値を計算して保存しておく。色差の算出は、異なる領域同士の平均 $L^*a^*b^*$ 値を式(3-1)に代入することで行う。そして算出された色差が閾値より低い時、それらは同一領域であるとみなし、領域間に分水域を形成しない、つまり領域統合を行う。この処理によって、過分割状態を改善することが可能となる。例えば、図 3-8 の例では領域統合を行うことで処理結果における全領域数が 3114 から 107 へと減少している。

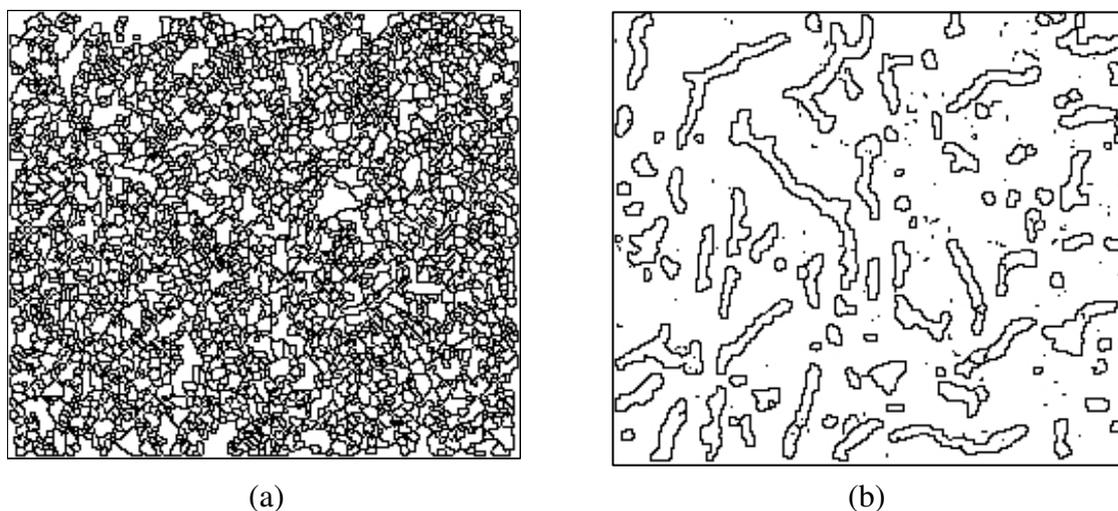


図 3-8：領域統合前後の比較

(a)領域統合前（領域数 3114） (b)領域統合後（領域数 107）

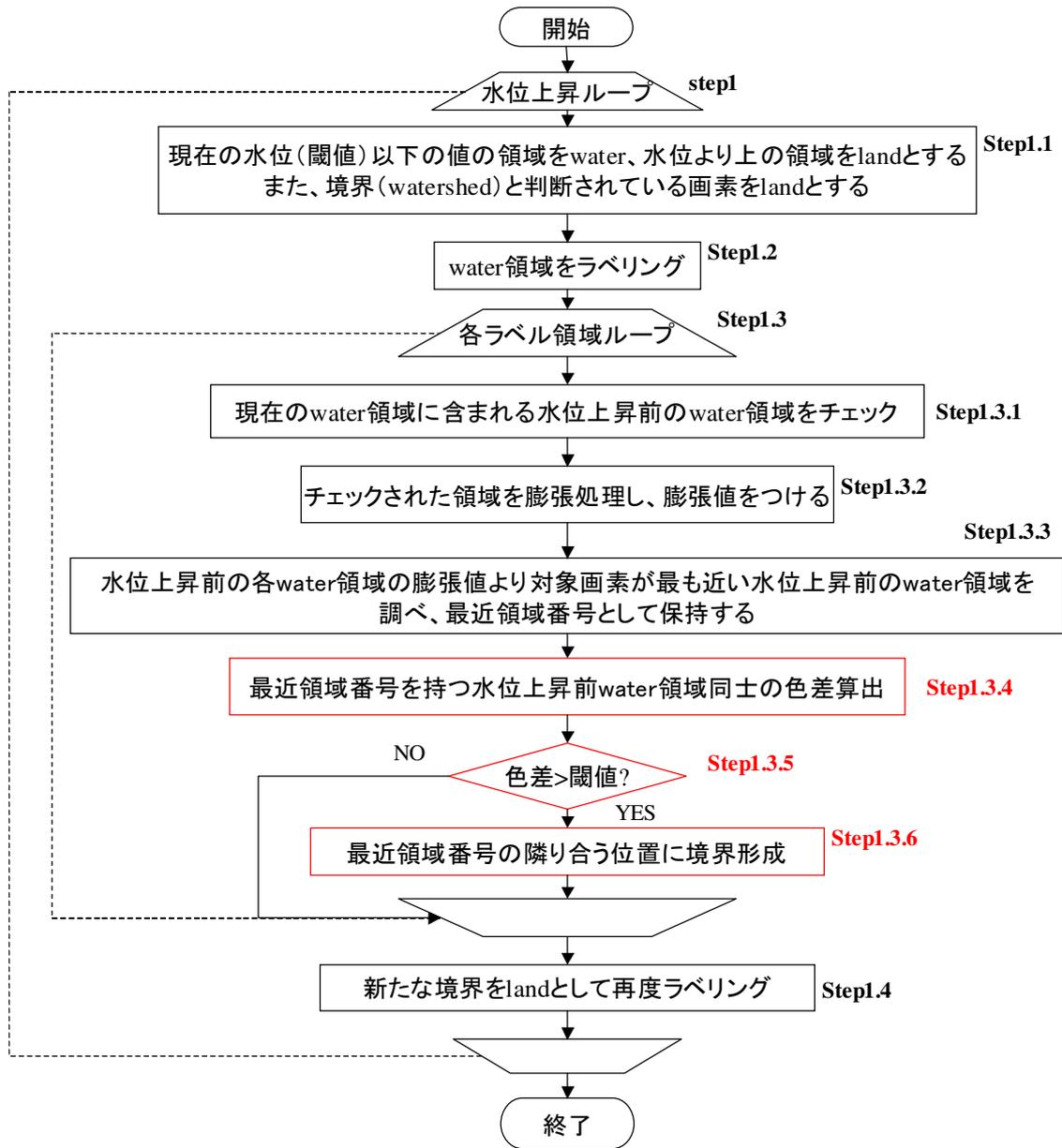


図 3-9：領域統合を併用した watershed 法フローチャート

第 4 章

通常観察画像からの pit pattern 抽出結果

第 3 章において、通常観察画像からの pit pattern 抽出法を述べた。本章ではその抽出結果を示し、その精度を検討した。また、本研究の最終目的である病状推定を、抽出された pit pattern から算出した特徴量によって実行可能であるのか実験を行った。

4.1 抽出結果に対する精度評価

pit pattern 抽出を行った結果を図 4-1~4-4 に示す。対象とした画像は、全て最拡大で統一して撮像されており、そのサイズはそれぞれ表 4-1, 4-3, 4-5, 4-7 に示す通りとなっている。また、領域統合の際の閾値も表に示している。

この抽出結果が、どの程度の精度であるのか評価実験を行った。評価の方法は、医師の手によって pit だと思われる領域を選出し、式(4-1), (4-2)を用いて抽出精度を評価した。それぞれの式において、 R_{manual} が医師によって選出された領域であり、 R_{extract} が抽出結果の領域を示す。

$$FalsePositive = \frac{R_{\text{manual}} - R_{\text{extract}}}{R_{\text{manual}}} \quad (4-1)$$

$$FalseNegative = \frac{R_{\text{extract}} - R_{\text{manual}}}{R_{\text{extract}}} \quad (4-2)$$

式(4-1)で計算される値 *FalsePositive* は、どの程度の抽出漏れがあったのかを示しており、この値が小さいほど抽出すべき領域の見逃しが少ないことになる。また、式(4-2)で計算される値 *FalseNegative* は、どの程度の誤った抽出があったのかを示しており、この値が小さいほど、抽出結果における pit ではない領域が少ないことを表す。

この結果を見ると、pit 領域の 80%程度は抽出されているように見える。しかし、抽出結果には pit 以外の領域も多く含まれていることが確認される。また、面積の合致率を見た場合にはある程度の pit 領域が抽出されているが、領域統合によって統合しきれていないために、本来は単一の pit 領域が複数に分割された抽出結果も見られる。

以上のことより、領域統合手法の改善、抽出結果からの pit 以外の領域の判別が今後の課題となる。

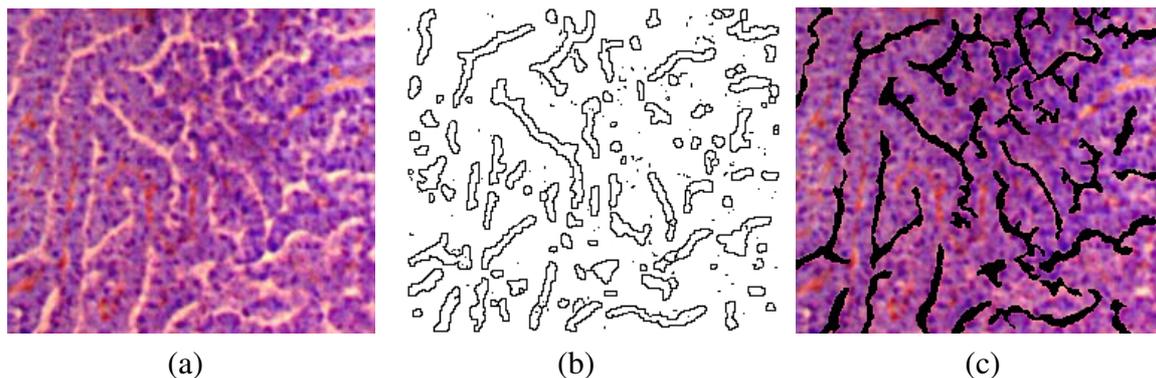


図 4-1：抽出結果例 1
(a) 原画像 (b)抽出結果 (c)選出結果

表 4-1：画像サイズと閾値

領域統合閾値	画像サイズ	実寸
20	250×220pixel	約 1.0×0.9 mm

表 4-2：精度評価値

R_{extract}	R_{manual}	$R_{\text{manual}} \cap R_{\text{extract}}$	False positive	False negative
13919 pixel	9453 pixel	7197 pixel	0.239	0.483

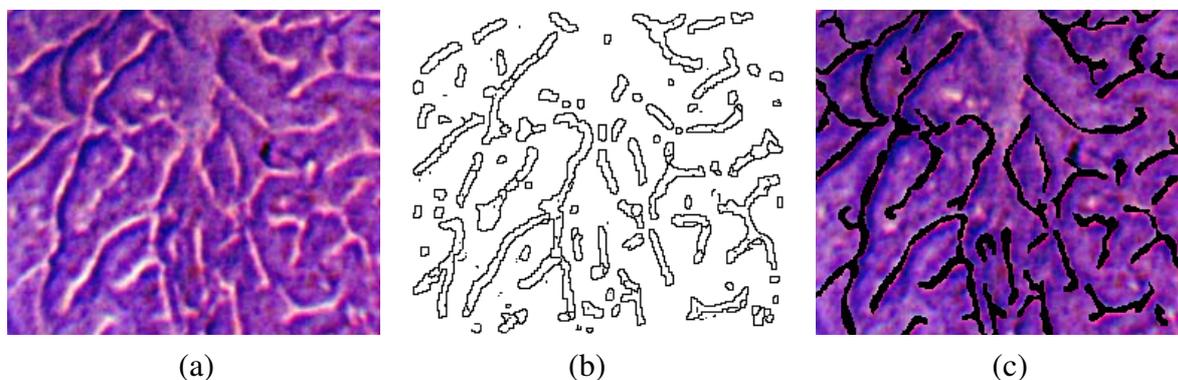


図 4-2：抽出結果例 2
(a) 原画像 (b)抽出結果 (c)選出結果

表 4-3：画像サイズと閾値

領域統合閾値	画像サイズ	実寸
20	250×220pixel	約 1.0×0.9 mm

表 4-4：精度評価値

R_{extract}	R_{manual}	$R_{\text{manual}} \cap R_{\text{extract}}$	False positive	False negative
13789 pixel	9861 pixel	8040 pixel	0.185	0.417

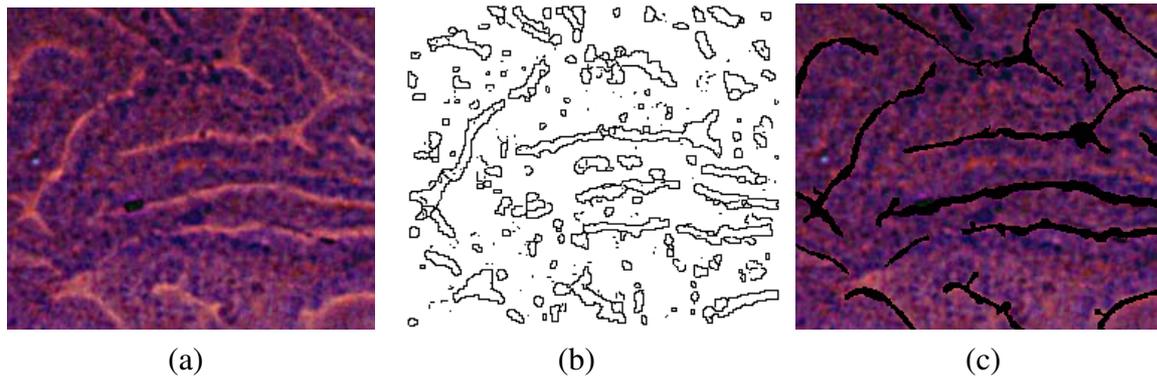


図 4-3 : 抽出結果例 3
(c) 原画像 (b)抽出結果 (c)選出結果

表 4-5 : 画像サイズと閾値

領域統合閾値	画像サイズ	実寸
13	250×220pixel	約 1.0×0.9 mm

表 4-6 : 精度評価値

R_{extract}	R_{manual}	$R_{\text{manual}} \cap R_{\text{extract}}$	False positive	False negative
13420 pixel	6660pixel	5099 pixel	0.234	0.620

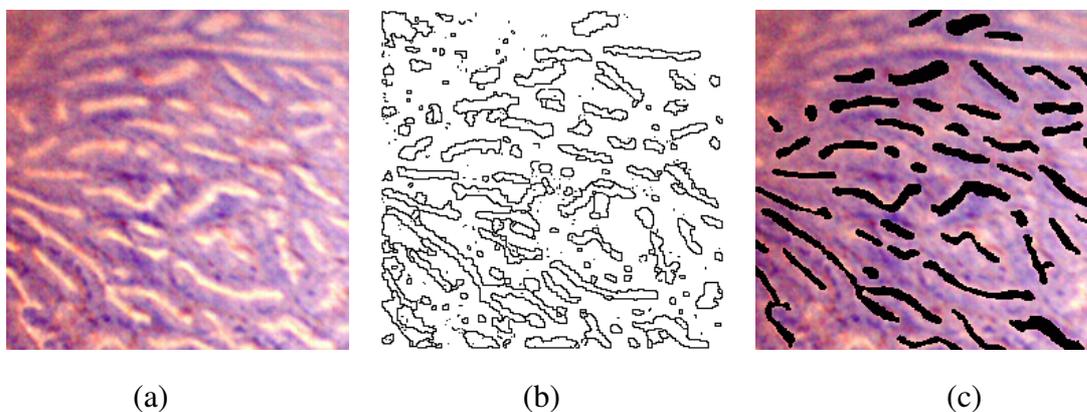


図 4-4 : 抽出結果例 4
(d) 原画像 (b)抽出結果 (c)選出結果

表 4-7 : 画像サイズと閾値

領域統合閾値	画像サイズ	実寸
16	250×250pixel	約 1.0×1.0 mm

表 4-8 : 精度評価値

R_{extract}	R_{manual}	$R_{\text{manual}} \cap R_{\text{extract}}$	False positive	False negative
20513 pixel	10770 pixel	9276 pixel	0.139	0.548

4.2 pit 特徴量と型との相関調査

pit pattern の抽出は、あくまで本研究の最終目的である診断支援システムのための前段階である。1.3 節で述べたように、pit pattern 抽出処理の後は pit 領域から特徴量を算出し、それらの値より型ごとの分類を行うことを考えている。その分類データをあらかじめ作成可能であれば、未知の画像についても pit の特徴量を算出し、分類データとの比較を行うことで型判別が可能だと思われる。現在はまだ pit 抽出の段階であり、幾つかの問題も残されているが、この方針で進めた場合最終的に型判別は可能であるのか確認するための実験を行った。

まず、前節で述べたように pit の抽出結果は良好ではない。Pit 領域はある程度抽出できたが、pit 以外の領域も同時に抽出される問題が残されている。しかし、少なくともある程度の pit 領域は抽出されている。そのため、pit 領域とそれ以外の領域の分別処理ができれば、pit 領域抽出が可能だと考えられる。そこで、この処理を手動で補うことで擬似的な自動 pit 抽出処理を行う。その後は、選出された領域より特徴量を算出し、型との相関について調査する。その結果、何らかの関係性が見られた場合、抽出した pit 領域の特徴量を用いた型判別は可能であると考えられる。以下でその詳しい説明を行う。

まず、抽出結果からの pit 領域の選出は医師の手で行った。具体的には、手動で pit 領域の抽出を行える GUI (HuPAS) を作成し、医師の手で pit だと判断される領域の抽出をした (GUI については付録参照)。その 1 例を図 4-5 に示している。また、対象とした画像は医師が用意したものであり、それらは拡大率を最大で統一して撮像されている。これらの画像は I 型、II 型、III_L 型であり、IV 型と V 型は含まれていない。その理由は、IV 型と V 型の大腸表面は染色され辛いため、染色による色差を基にした Watershed 法では良好な領域抽出が得られなかったためとなる。

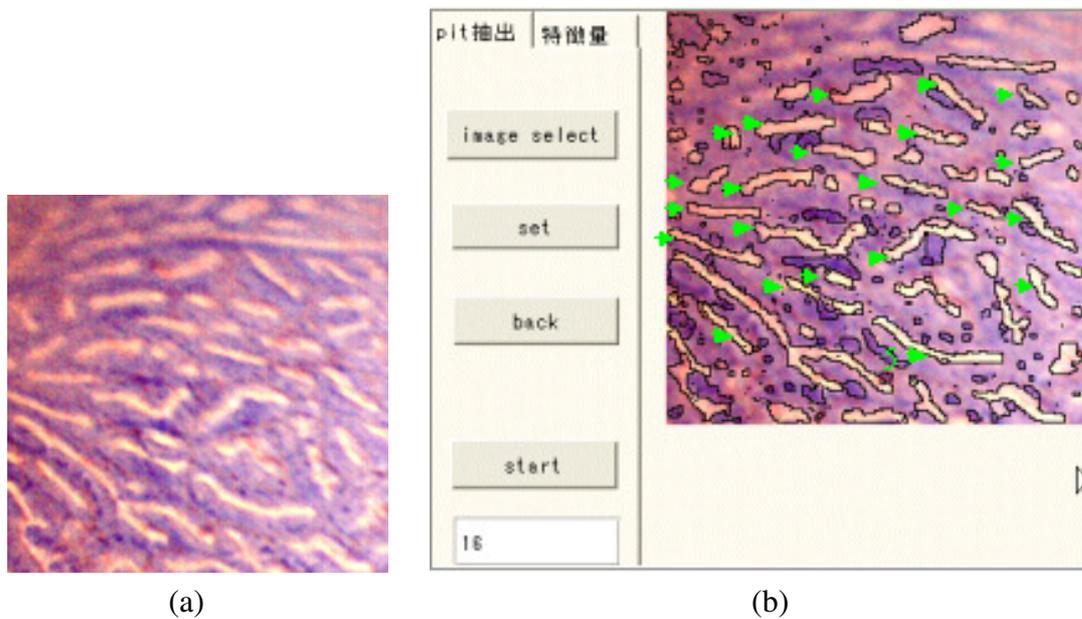


図 4-5 : GUI による選出例
 (a)選出対象画像 (b)GUI による選出

このようにして選出した pit 領域より，型を分類する為の特徴量を算出する．2 節でも述べたが，pit pattern の型の分類はその形状が基としてされている．例えば I 型であれば円形の小領域であり，II 型では円形からは崩れることになる．そして，III_L 型ではさらに細長くなり，pit 領域も大きくなるといった特徴がある．こういったことより，算出する特徴量は形状情報を示すものとした．その具体的な値は以下に示す 3 種類である．

面積： 領域を構成する画素数 S

主軸長：以下の式で算出する主軸角 θ 方向における領域の最大長 D ．ただし， i は領域に含まれる画素を表し， x'_{max} は x' の最大値， x'_{min} は最小値を表す．

$$D = x'_{max} - x'_{min} \tag{4-3}$$

$$x' = x(i) \cos(-\theta) - y(i) \sin(-\theta)$$

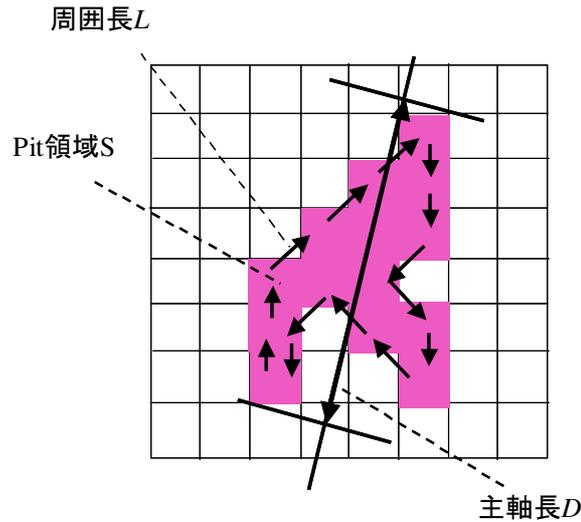


図 4-6：特徴量

周囲長：領域外周部の任意の画素より 8 方向の輪郭追跡を行い（図 4-6），始点に戻ってくるまでの上下左右の追跡移動数を T_1 ，斜め方向の移動数を T_2 としたとき次式で計算される値 L

$$L = T_1 + \sqrt{2}T_2 \quad (4-4)$$

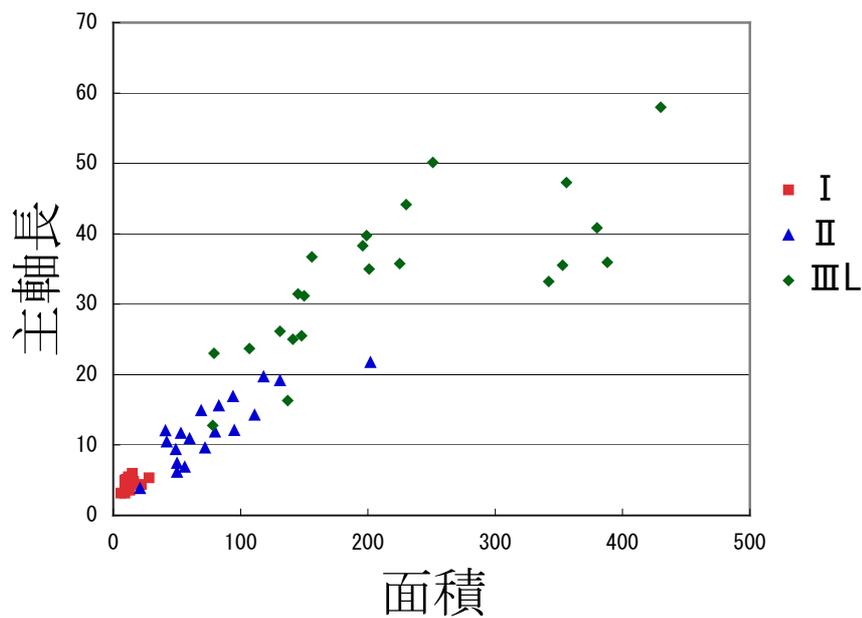
これらの特徴量を算出し，プロットを行った結果が図になっている．また，特徴量を算出した pit 数は，それぞれ I 型が 20，II 型が 20，III_L 型が 22 となっている．図 4-7(a)は横軸を面積，縦軸を周囲長としており，図 4-7(b)は横軸が面積，縦軸が主軸長となっている．これらを見ると，各型ごとの集合がそれぞれ確認される．この結果より，pit の自動抽出が為されれば，その特徴量より型の判別が可能であると考えられる．

実際に，医師が市販の統計ソフト「ジャンプ」を用いて判別分析を行った結果を表 4-9 に示す．この結果，I 型は 100%，II 型は 76.1%，III_L 型は 58.6%が入力画像の型と同じ型として判別されている．この中で，III_L 型の 58.6%の結果はあまり良くない様に見られる．しかし，実際に医師が診断する場合でも画像中の pit 全てがIII_L 型に見られるかといった情報ではなく，III_L に相当する pit が多いかといった情報からIII_L 型と判断する．つまり，今回の場合Ⅲだと判別された pit が 58.6%含まれているといった情報を返すことには充分意味があると言える．（第 75 回日本消化器内視鏡学会総会にて発表予定）

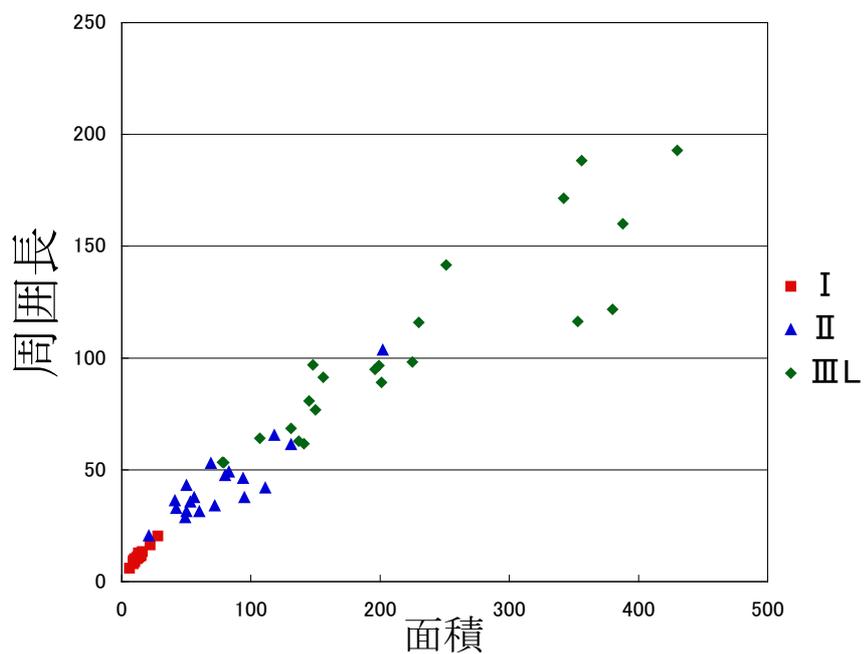
表 4-9：判別分析結果

※ ()内は選出した pit の領域数

判別対象 pit の型	判別結果			
	I	II	III _L	IV
I (61)	100% (61)	0% (0)	0% (0)	0% (0)
II (46)	6.5% (3)	76.1% (35)	15.2% (7)	2.2% (1)
III _L (29)	10.3% (3)	31.0% (9)	58.6% (17)	0% (0)



(a)



(b)

図 4-7：特徴量と型の相関
 (a)面積－主軸長 (b)面積－周囲長

第 5 章

NBI 画像からの血管領域抽出

2 節で述べたように、NBI system を用いた観察では大腸表層部における血管構造が観察可能となる。また、一般に腫瘍性病変と血管構造との間には、血管の拡張・増殖といった関連性が見られる。そこで、最終目的である癌診断支援システムにおいても、NBI 画像より病状推定を行う基準として血管構造も利用できると考えられる。そのためには、まず血管領域を NBI 画像より抽出する必要がある。本章ではこの血管領域抽出手法について説明する。

5.1 2 値化

NBI system の特性上、NBI 画像において血管領域は黒い領域として表示される。NBI 画像は RGB3 色を持つカラー画像であるため、黒い領域とは RGB 全ての値が低い領域となる。そこで、RGB どれかの値、若しくはその平均値などで 2 値化を行うことで血管領域が抽出できる。

まず、NBI 画像から RGB それぞれの色成分を抽出する。その結果を図 5-1 に示す。これらを見ると、明らかに G 成分が原画像のコントラストと似通った結果となっている。そこで、G 成分に対し 2 値化を行うこととした。G 成分の階調は 256 段階であり、閾値 70 で 2 値化を行った結果を図 5-2 に示している。この結果では、画像右半分に大きな領域が抽出されている。この原因は画像中での明るさ分布の影響だと考えられる。内視鏡で観察を行う際、器具の先端のライトで患部を照らすため、光の照射方向や位置によって画像内でも明るい部位と暗い部位が存在する。そのため、一様な閾値を用いた 2 値化による血管領域抽出は難しいと考えられる。

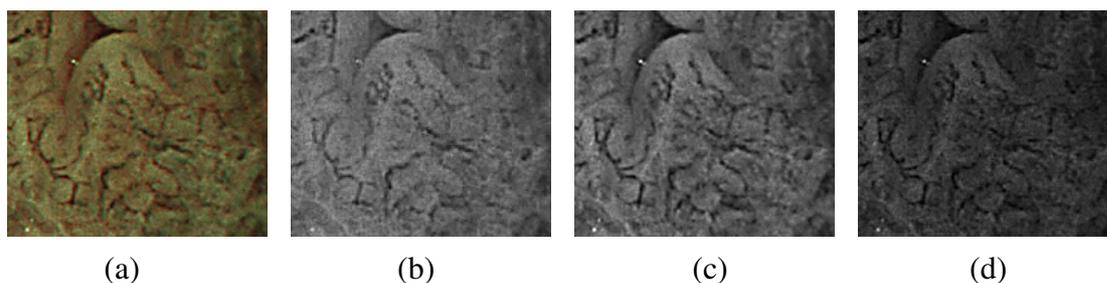


図 5-1 : 各色成分
 (a)原画像 (b)R 成分 (c)G 成分 (d)B 成分

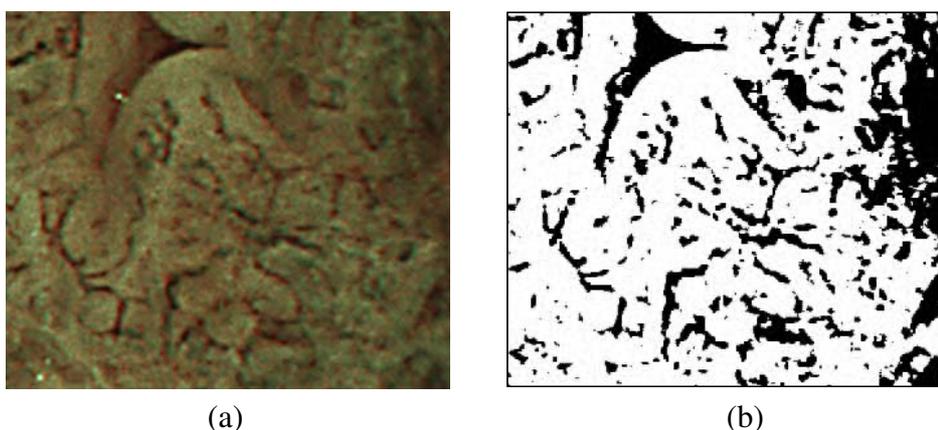


図 5-2 : 2 値化处理
 (a)原画像 (b)2 値化結果

5.2 適応的 2 値化

前節で述べたように、一様な閾値による 2 値化では血管領域抽出は難しい。そこで、明るさ分布の影響を考慮し、適応的 2 値化处理を行う。具体的には、サイズ N の平均値フィルタを M とした時、任意の画素 (x,y) における適応的 2 値化値 $I_{adaptive}$ を式(5-1)で計算する。式(5-1)の \otimes はフィルタを任意の画素の値 $I(x,y)$ に適用することを示している。また、平均値フィルタ適用結果と原画像の画素値との差分を算出し、その値と 0 を比較して高い方の値を適応的 2 値化値 $I_{adaptive}$ として用いている。差分を算出したときにマイナスであった場合、それは周囲の画素より高い値を持つ領域であるので、血管領域ではないと考えられる。

$$I_{adaptive}(x, y) = \max(M \otimes I(x, y) - I(x, y), 0) \quad (5-1)$$

以上の処理において、平均値フィルタ適用結果と適用前の結果の差分を算出することで、画素情報を画像全体での明るさから画像を局所的に見た時の暗さへと変換する。こうすることにより、画素値が周囲の画素より明るい暗いを示す情報となるので、画像全体における明るさの分布

の影響を削減できる。

適応的 2 値化処理の実行結果を図 5-4 に示す。画像右側を見ると大領域の抽出は無く、図 5-2 の 2 値化結果に比べ画像の明るさ分布の影響が削減できていることが確認できる。しかし、この結果では一本の血管領域が複数に分かれてしまう、本来の領域の一部しか抽出されないといった問題があるため、その改善が必要とされる。

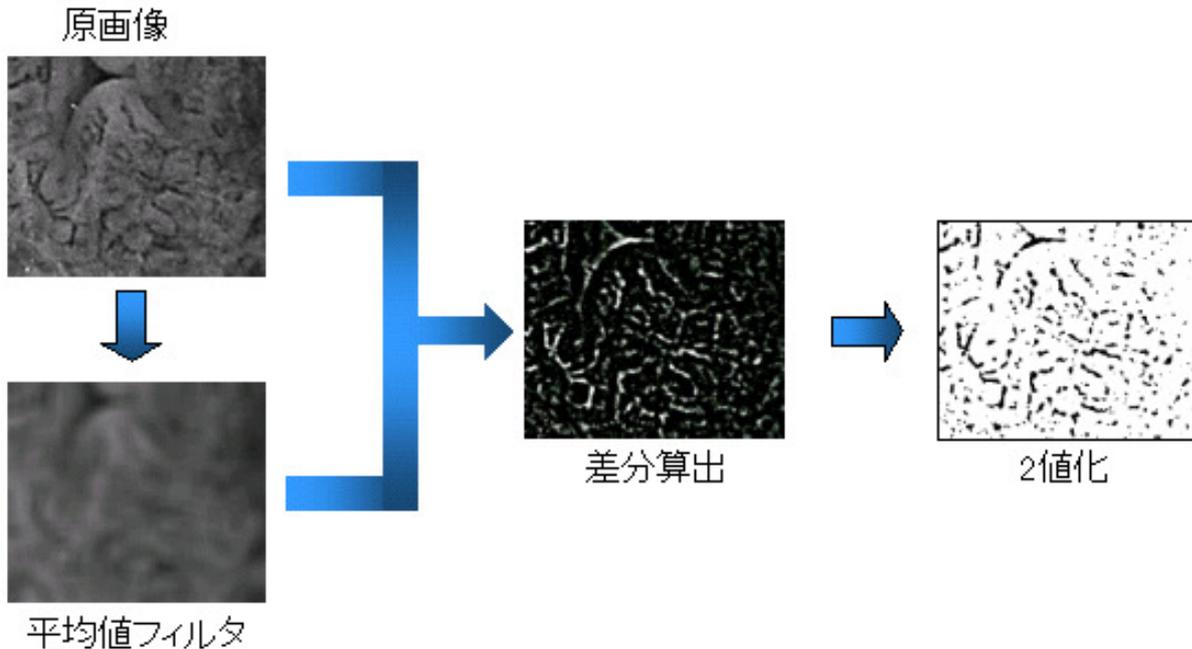


図 5-3 : 適応的 2 値化処理

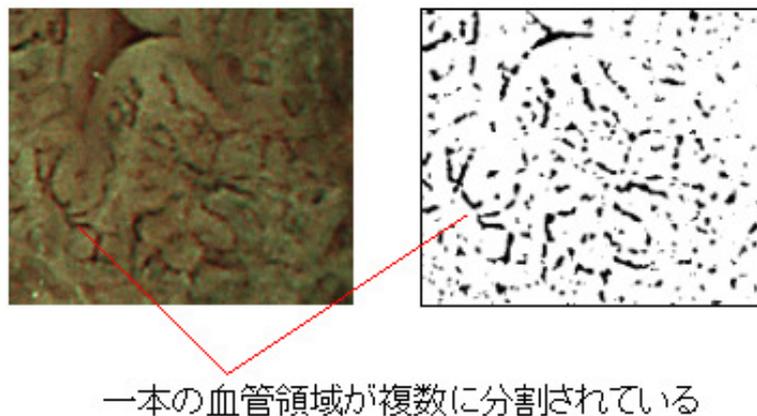


図 5-4 : 適応的 2 値化結果と原画像比較

5.3 動的輪郭モデル

前節で述べたように、適応的 2 値化処理による抽出では幾つかの問題が残されている。しかし、この抽出結果であってもある程度の血管領域は抽出されている。そこで、適応的 2 値化による抽出結果を基に、別処理を行うことで血管領域の抽出を行う。

適応的 2 値化による抽出における問題は、血管領域の一部しか抽出されないことにある。そこで、抽出された領域を拡張することで血管領域の抽出を行う。ここで、単純な膨張処理によってこの処理を行うのは難しいと考えられる。なぜなら、適応的 2 値化によって血管領域の一部を抽出してはいるが、その一部の割合は領域によって異なっている為である。そのため、例えば本来の血管領域のごく一部しか抽出されていなかった抽出領域の場合、本来の血管領域に近づけるには多くの回数の膨張処理を行わねばならない。そうした場合、他の抽出領域において別の血管領域と統合される、肥大しすぎるといった問題が生じることがあり得る。

そこで、動的輪郭モデルを用いて拡張処理を行うこととした。動的輪郭モデルとは、画像上に任意の初期閉曲線を与え、これを動的に変化させて対象領域の周囲へと収束させることで領域抽出を行う手法である。この収束条件を抽出対象の特徴に基づいて適した設定を行うことで、任意の領域の抽出を可能とする。この処理ならば前述した膨張処理のような問題は起こらず、適応的 2 値化結果の輪郭を初期閉曲線とし、適した収束条件を与えることによって血管領域が抽出できると考えられる。以下、動的輪郭モデルを用いた処理について説明していく。

5.3.1 Snakes

動的輪郭モデルとしては **Snakes** が有名である。**Snakes** による領域抽出は、抽出対象領域の外周部において最小となるエネルギー関数を与え、この問題を解くことになる。[13]

2次元の画像上で考えたとき、パラメータ s で表される任意の閉曲線を $\mathbf{v}(s) = (x(s), y(s))$ とする。ただし、 $s \in [0, 1]$ である。このとき、**Snakes** のエネルギーは以下の式で定義される。

$$E_{snakes} = \int_0^1 (E_{int}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{con}(\mathbf{v}(s))) ds \quad (5-2)$$

E_{int} は内部エネルギーを表す項になり、一次微分と二次微分の和として式(5-3)で表される。また、式における $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ は任意の重みになる。

$$\begin{aligned} E_{int} &= \frac{1}{2} (\alpha(s) \|\mathbf{v}_s(s)\|^2 + \beta(s) \|\mathbf{v}_{ss}(s)\|^2) \\ &= \frac{1}{2} (\alpha(s)(x_s^2 + y_s^2) + \beta(s)(x_{ss}^2 + y_{ss}^2)) \end{aligned} \quad (5-3)$$

$$\mathbf{v}_s = \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial s} = (x_s, y_s)^T, \quad \mathbf{v}_{ss} = \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial s^2} = (x_{ss}, y_{ss})^T \quad (5-4)$$

$$(5-5)$$

E_{image} は画像のエネルギーを表す項になる。これは、画像上の情報によって **Snakes** の輪郭線を変動させる項になる。例えば、この項を式のように定義した時には、エッジのような値の変化の大きな部位においてエネルギー関数が小さくなる。

$$E_{image} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (5-6)$$

E_{con} は外部からの制御力を表す項になる．輪郭が滑らかでない場合であっても外力を加えることで収縮させるといったことが可能になる．

Snakes は有名な手法であるが，トポロジーの変化に対応することが難しいといった問題がある．例えば，図 5-5(a)のような場合であれば抽出可能であるが，図 5-5(b)のように抽出対象領域にあわせて閉曲線の分離が必要な場合，特殊処理を施す必要がある．前節で述べた適応的 2 値化の問題点は，抽出結果において血管領域が分割していることになる．そのため，輪郭を拡張させると同時に，統合させる必要が出てくる．この処理には Snakes は適していないため，次節で述べる Level Set Method を用いて血管領域を抽出する．

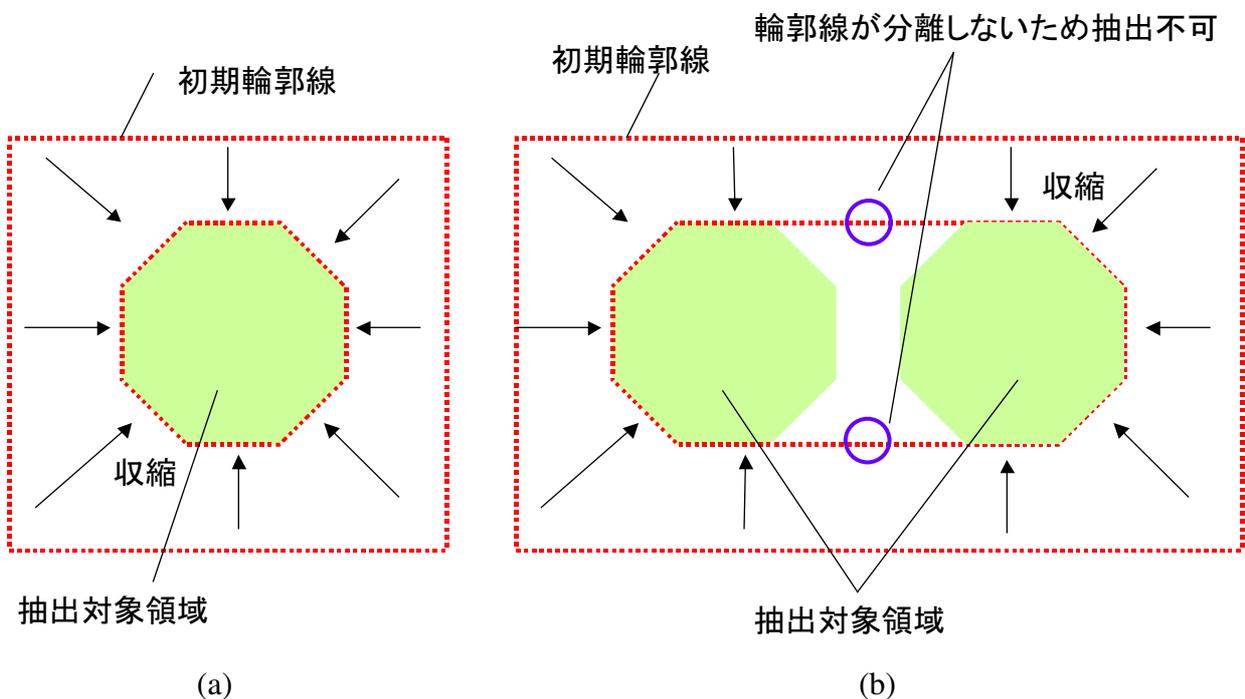


図 5-5 : Snakes 概念図

(a) 閉曲線内に単一の領域が存在 (b) 閉曲線内に複数の領域が存在

5.3.2 Level Set Method の概要

Level Set Method とは，動的輪郭モデルの一つである．この手法では，対象とする空間よりも 1 次元高い空間を設定し，検出する境界をその 1 つ次元の高い空間での関数（補助関数）の断面として表す．例えば，図 5-6 のように対象空間がデジタル画像のように 2 次元であった場合，3 次元空間の補助関数 ϕ を設定し，その画像上での輪郭線を補助関数 ϕ のゼロ等高面（zero level set）と考える．また，補助関数の値には通常，輪郭線からの符号付距離が与えられる．補助関数 ϕ は与えられた成長速度によって変動し，それによって画像

上での輪郭線が変動する。成長速度は図 5-6 において補助関数 ϕ の上下移動量を制御するものになるが、補助関数全体で一定ではなく、画像上での輪郭線的位置によって各座標上で設定される。輪郭線が抽出対象領域外周に接した時、その位置での成長速度を 0 に近くなるよう設定することで抽出を行う。[19][20]

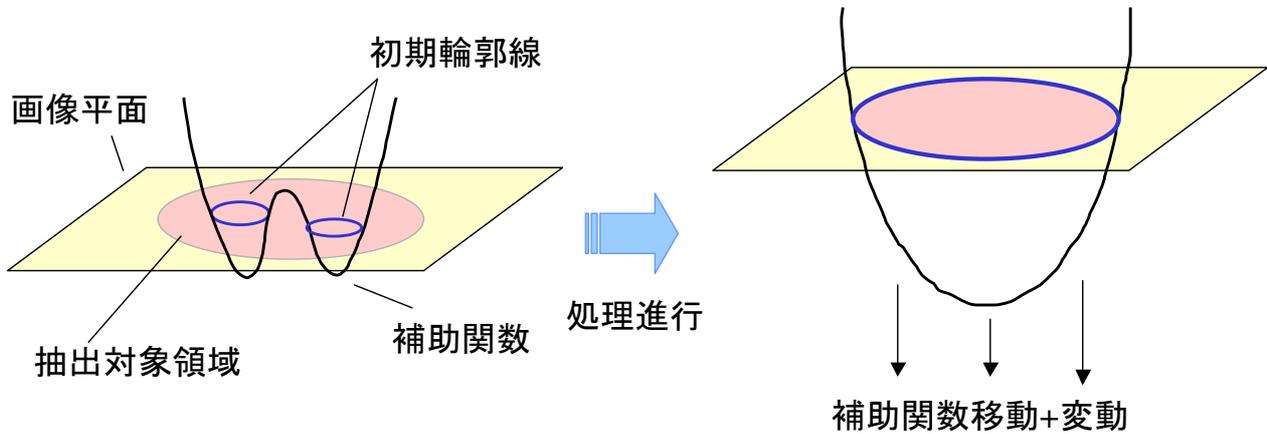


図 5-6 : Level Set Method 概念図

5.3.3 Upwind scheme による Level Set Method の解法

本研究で対象としている 2 次元のデジタル画像で考える。ある時刻 t での画像上での境界位置を $C(\mathbf{p}, t)$ とする。ただし、 \mathbf{p} は (p_x, p_y) であり境界を形成する画素を表す。この境界がある速度 F で法線方向 N へ進行しているとき、その状態は式(5-7)、(5-8)で表される。[19]

$$C_t = F(k)N \quad (5-7)$$

$$C(p, 0) = C_0(p) \quad (5-8)$$

この問題はラグランジュ法で解くことが可能であるが、トポロジーの変化に対応できないといった問題がある。そこで新たに関数 $z = \phi(x, y, t)$ を導入し、境界はこの関数の一部、 $z=0$ を満たす位置と考える。ここで、点 \mathbf{p} を境界上の画素とすると、これらが常に ϕ のゼロ等高面である条件は

$$\phi(\mathbf{p}(t), t) = 0 \quad (5-9)$$

となる。また、これを偏微分すると

$$\phi_t + \nabla \phi(\mathbf{p}(t), t) \mathbf{p}_t = 0 \quad (5-10)$$

となる。一般に、関数の等位面における単位法線ベクトルは式で表される。

$$N = \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \quad (5-11)$$

さらに、成長速度 F は境界 $C(\mathbf{p},t)$ の法線方向速度であるため、

$$\mathbf{p}_t \cdot N = F \quad (5-12)$$

と表される。これにより、式(5-10)は次式のように変換される。

$$\phi_t = -F(k)|\nabla\phi| \quad (5-13)$$

このように、境界を直接移動させる代わりに補助関数を更新し、境界は補助関数が 0 の位置であるとする。トポロジーの変化にも対応した輪郭追跡が可能となる。実際に、画像上の点 (i,j) における補助関数の更新を行うには、以下の upwind scheme(風上差分)を解く。

$$\phi_{ij}^{n+1} = \phi_{ij}^n - \Delta t (F_{ij} (\max(D_{ij}^{-x}, D_{ij}^{+x})^2 + \max(D_{ij}^{-y}, D_{ij}^{+y})^2)^{\frac{1}{2}}) \quad (5-14)$$

ただし、

$$\begin{aligned} D_{ij}^{+x} &= \phi_{i+1,j}^n - \phi_{i,j}^n, & D_{ij}^{-x} &= \phi_{i,j}^n - \phi_{i-1,j}^n \\ D_{ij}^{+y} &= \phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j}^n, & D_{ij}^{-y} &= \phi_{i,j}^n - \phi_{i,j-1}^n \end{aligned} \quad (5-15)$$

である。

式(5-14)は、波動方程式を離散化したものである。本来は波形の移動を表すが、離散化したため時間がたつごとに積分誤差が蓄積され波形が崩れていく(図 5-7)。そのため、upwind scheme によって解く場合、反復を繰り返すごとに積分誤差が蓄積され、補助関数の形状が崩れることになる。そこで、一定回数ごとに 0 等高面を再検索し、 ϕ 値を再計算する必要がある。

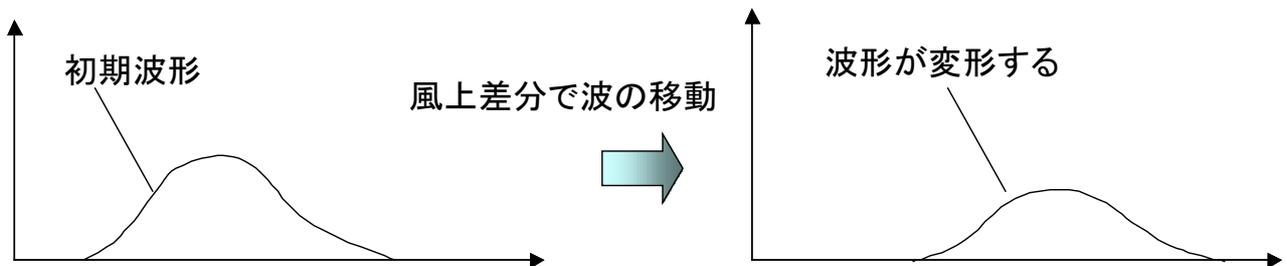


図 5-7 : 風上差分による波形の減衰

5.3.4 Narrow Band

Level Set Method による輪郭線の変動を行う際、ゼロ等高面から離れた位置での補助関数を計算する必要はない。通常、その位置までゼロ等高面が移動する前に、再初期化処理によって補助関数値が計算し直されるため、それまでの計算処理が無駄になるためである。そのため、空間全体に対して補助関数を計算する必要はなく、ゼロ等高面に近い領域のみ計算すればよい。そこで、図に示すようにゼロ等高面周囲に帯状の領域を設定し、その範囲でのみ補助関数の計算やゼロ等高面の探索を行う。こうすることで計算コストの大幅な削減が可能となる。この手法は **Narrow Band Method** と呼ばれ、Level Set Method を行う上での最も代表的な手法である。本研究で行っている Level Set Method においてもこの手法を用いている。[19]

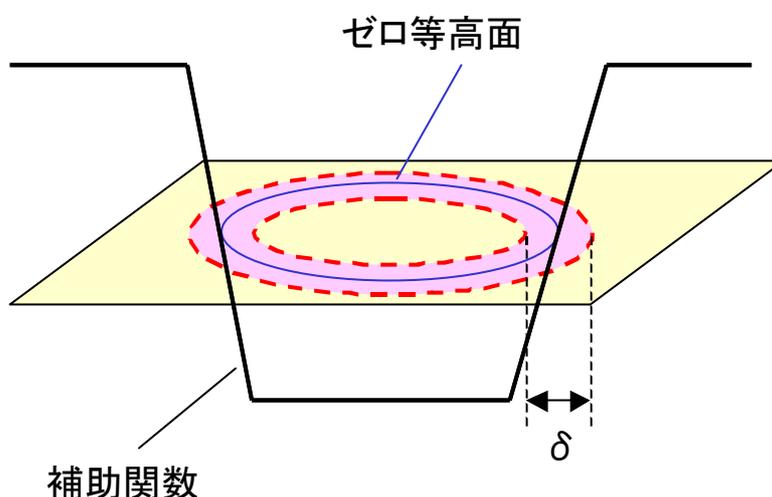


図 5-8 : Narrow Band

5.3.5 Fast Level Set Method

5.3.3 で述べた様に、upwind scheme による解法では、一定間隔ごとの再初期化処理が必要となり、計算コストがかかる。そこで、その問題を解決するための方法として倉爪らによって Fast Level Set Method が提案されている。[20]

		10	9	10		
	8	5	4	5	8	
10	5	2	1	2	5	10
9	4	1	0	1	4	9
10	5	2	1	2	5	10
	8	5	4	5	8	
		10	9	10		

図 5-9 : 参照マップ[20]

まず、初期輪郭線を定義した時点で、輪郭線を構成する画素ごとに図 5-9 に示すような参照マップを作成する。0 となっている点が輪郭画素であり、そこからの距離の 2 乗値がその周囲の画素に入っている。また、その値を格納する範囲は、5.3.3 で述べた Narrow Band の幅 δ に収まる範囲となる。つまり、参照マップに入り得る値の最大値は $\delta(\delta+1)$ となる。これは、 $\delta(\delta+1) < (\delta+0.5)^2 < \delta(\delta+1)+1$ であることから決められる。図 5-9 に示した例では、 $\delta=3$ とした場合の参照マップになる。この処理を全ての輪郭画素に行った後、格納値が r である画素の集合 R_r を作成する。つまり R_1 は、輪郭画素の何れかからの距離の 2 乗が 1 である画素の集合となる。

この集合ができれば、作成した参照マップを利用して成長速度場を構築する。ただし、0 等高面での成長速度は既に計算されているとする。まず、 $R_{\delta(\delta+1)}$ を用いて、ある輪郭画素から距離の 2 乗が $\delta(\delta+1)$ である画素に、その輪郭画素における成長速度を格納する。次に、添字を小さくして同じ処理を繰り返し、添字が 0 になるまでこの処理を繰り返す。ただし、成長速度を格納する際、既に別の値が格納されていた場合、新たな値を上書きする。こうすることにより、全ての処理が終了した段階で、Narrow Band 内の画素全てに最も近い輪郭画素における成長速度が格納される。

以上の処理手順の 1 例を図 5-10 に示す。まず、成長速度が F_1 の輪郭画素からの距離の 2 乗が 10 の画素をリスト R_{10} より選択し、その画素に F_1 の成長速度を与える (図 5-10(a))。図 5-10(b)では、輪郭画素からの距離の 2 乗が 10 の画素全てに、輪郭画素の成長速度値を格納している。図 5-10(c)では、リスト R_9 を用いて、成長速度が F_1 の輪郭画素からの距離 2 乗である画素に F_1 を格納、上書きしている。この処理を繰り返すことで、最終的に図 5-10(d) に示すような最終結果が得られる。

また、この処理ではリスト R を用いた成長速度の格納の際、任意の画素から最も近い輪郭画素の値をその画素の成長速度として取得していることになる。つまり、この処理を行えばリスト R の添字より、任意の画素から輪郭までの距離が判明していることとなる。これは反復毎に ϕ の初期化を行うことに等しく、再初期化のための計算コストが削減されることになる。

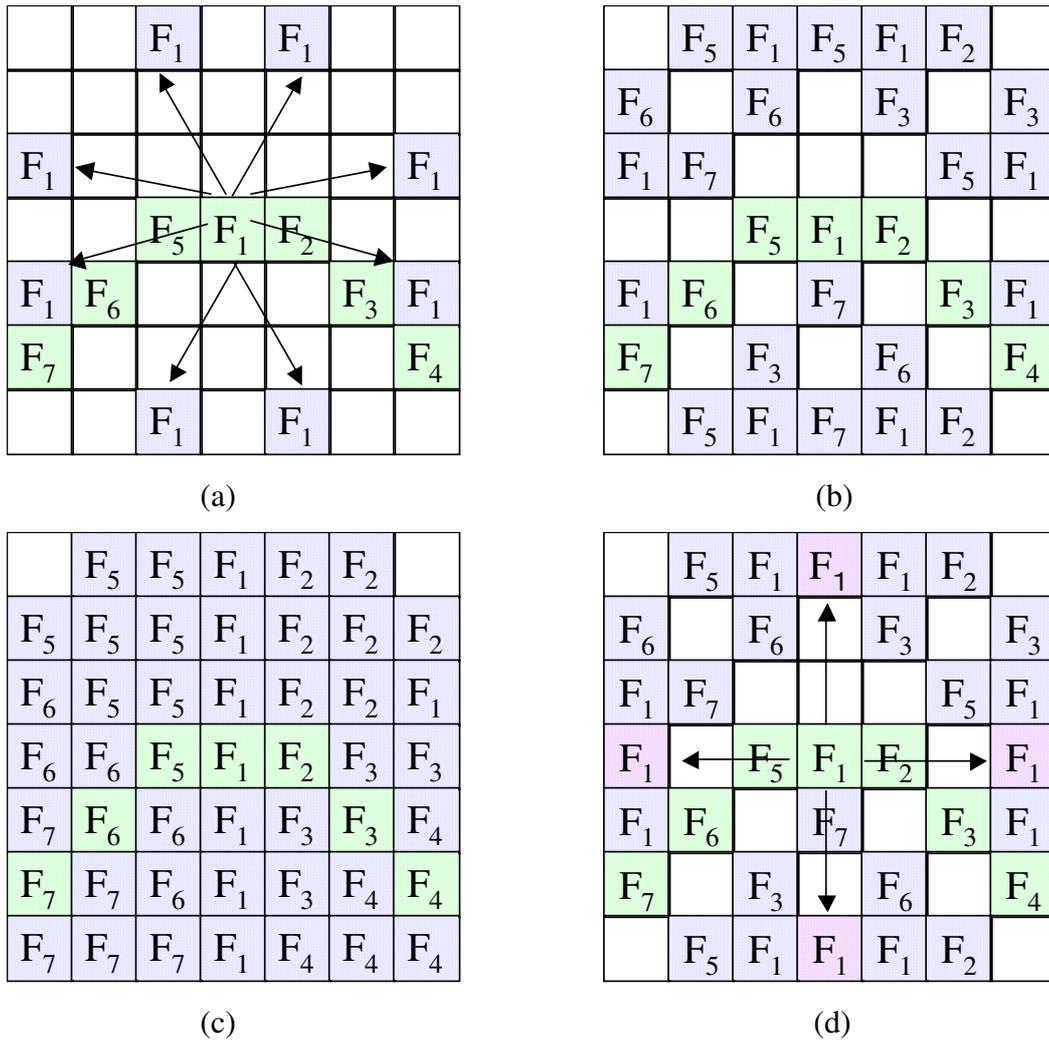


図 5-10 : 成長速度場作成[20]
 (a)R₁₀ (b) R₁₀ (c) R₉ (d)最終結果

5.3.6 成長速度の設定

血管領域の抽出を Level Set Method を用いて行うためには、適切な成長速度の設定を行う必要がある。従来の研究では式(5-16)がよく成長速度の式のベースとして用いられている。 k は曲率を表し、 a 、 b は任意の値である。また、 $g(I)$ は抽出対象の領域の画像における特徴を用いて決められる。例えば、エッジにおいて収束させたい場合は、式(5-17)のような式が用いられることになる。また、式(5-17)における G は LoG 処理を示している。

$$F = g(I)(a - bk) \tag{5-16}$$

$$g(I) = \frac{1}{1 + G \otimes I(x, y)} \tag{5-17}$$

ここで、血管領域外周で収束する為の条件を考える。

- (i) 血管領域内部において拡張，外部において収縮する
- (ii) 血管領域外周部において速度が遅くなる(収束する)

以上の二つの条件を満たす成長速度として次式を考案した。

$$F = \frac{F_1}{F_2} \tag{5-18}$$

この成長速度は2つの成分 F_1 , F_2 で構成されており，それぞれ次式に示すものとなる。また， $I(x,y)$ は原画像におけるG成分の値を示している。

$$F_1 = \begin{cases} -1 & (I(x,y) < T) \\ 1 & (I(x,y) \geq T) \end{cases} \tag{5-19}$$

$$F_2 = 1 + \nabla S \otimes I(x,y) \tag{5-20}$$

式(5-16)では曲率によって成長速度の符号が決定されている。これは抽出対象の輪郭を滑らかに保つ成分になるが，血管領域は細長い領域であるため輪郭を滑らかに保つ成分は必要ないと考えたため式(5-18)では除外した。そして，上記した条件(i)を考え， F_1 を成長速度の符号を決める成分とした。輪郭の拡張・収縮を決定するのは成長速度の符号であるため，ある閾値 T を境に+1 か-1 の値を取ることで輪郭の変動方向を決定する。閾値 T を境としたのは，血管領域が暗い領域であることから，画素値が低ければ血管領域内部と判断できると考えた為である。また，式(5-20)で表される F_2 は(ii)の条件に対応する。主な成分はソーベルフィルタの適用結果となっており，エッジ付近において大きな値を持つ。ソーベルフィルタの適用結果のみでは，エッジ強度が0であった時に成長速度が ∞ となってしまうため，1を加えることでこれを防いでいる。この成分により，エッジにおいて成長速度の値が小さくなり，値の変化が大きい血管領域外周部に収束すると考えられる。

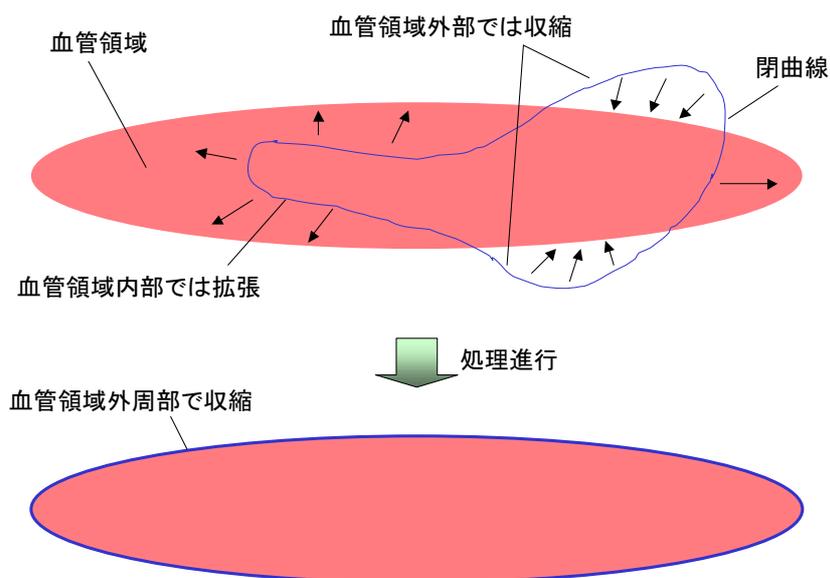


図 5-11 : 成長速度設定条件

第 6 章

NBI 画像からの血管領域抽出結果

第 5 章において、NBI 画像からの血管領域抽出法を述べた。本章ではその抽出結果を示し、その結果について検討する。

6.1 抽出結果

NBI 画像からの抽出結果を図 6-2～6-5 に示す。これらの画像は NBI 画像の 1 部であり、医師が画像中において注目して見る場所として指定した部位になっている。

抽出を行うにあたって、3 つのパラメータを設定する必要がある。適応的 2 値化を行う際の平均値フィルタのサイズと閾値、成長速度の成分 F_1 の閾値である。まず適応的 2 値化に関する二つだが、適応的 2 値化では初期輪郭線を得ることが目的であるため、ある程度の血管領域の抽出ができるように設定すればよい。適した値を調査するため、まず、閾値を一定としてフィルタサイズ N を変化させて適応的 2 値化を行ったところ、ある程度の大きさをもつフィルタであれば、あまり差異は見られなかった (図 6-1)。そこで、本論文ではフィルタサイズをとりあえず 20 と定めた。次に適応的 2 値化の閾値となるが、低い閾値を設定すると初期輪郭線が大きくなりすぎてしまい、閾値が高いと必要な初期輪郭が形成されないことになる。初期輪郭線が大きいものは、Level Set Method で収縮させればよいが、初期輪郭自体が形成されないのは問題がある。そこで、閾値が高くなりすぎないように、画像ごとに適した値を設定する必要がある。その設定値は表 6-1～6-4 に示している。

6.2 考察

得られた抽出結果を見ると、基本的に暗い領域すべてを抽出するように処理しているように見える。実際、それぞれの抽出結果を F_1 の閾値と同じ 70 で 2 値化した結果と比較すると、ほぼ同じ抽出結果となっている (図 6-6～6-9)。これは、式(5-12)で表される成長速度成分 F_1 が、ある閾値を境に拡張、収縮を行う成分であるためだと考えられる。

このように、適応的 2 値化を基にした Level Set Method を適用した結果、単純な 2 値化とほぼ変わらない結果が得られた。そのため、より適した成長速度の設定といった処理の改善が必要となる。その参考として、画像中の特徴的な血管領域のみ抽出できれば良いのではないかとの意見を医師より頂いた。つまり、ある程度はっきりと見える太い線状の領域のみを抽出対象とすることとなる。その場合、まず 2 値化を行い、その結果より血管だと判断される領域を選出するといった、今とはまったく違う処理も考えられる。また、今

の処理法においても、成長速度に細長い領域（血管形状の領域）に収束するといった成分を組み込むことが出来れば、今の問題を解決可能となる可能性がある。今後、こういった様々なアプローチについて検討し、最終目的に適した血管領域抽出を行う必要がある。

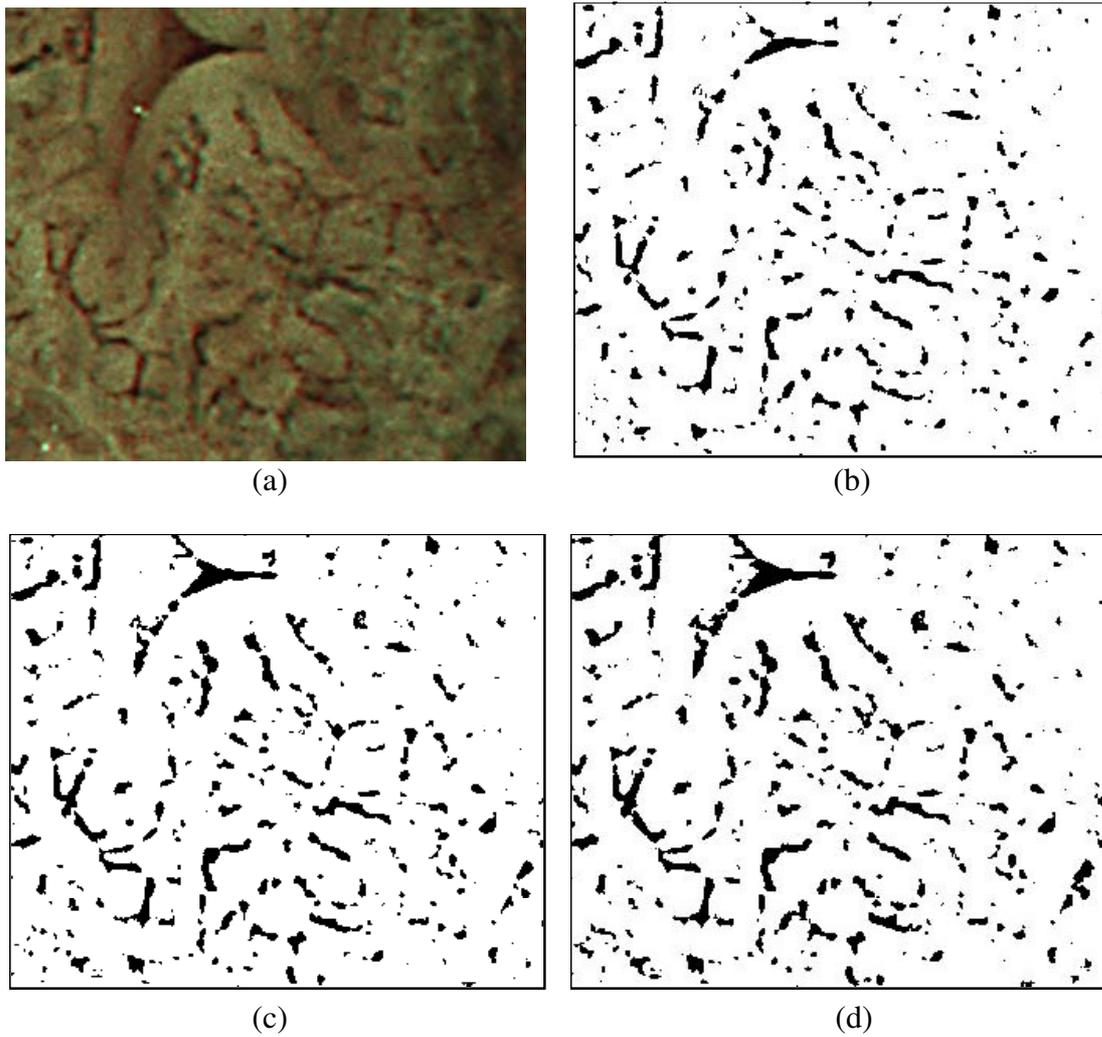


図 6-1：フィルタサイズ変化(閾値 20)
(a)原画像 (b) $N=20$ (c) $N=30$ (d) $N=40$

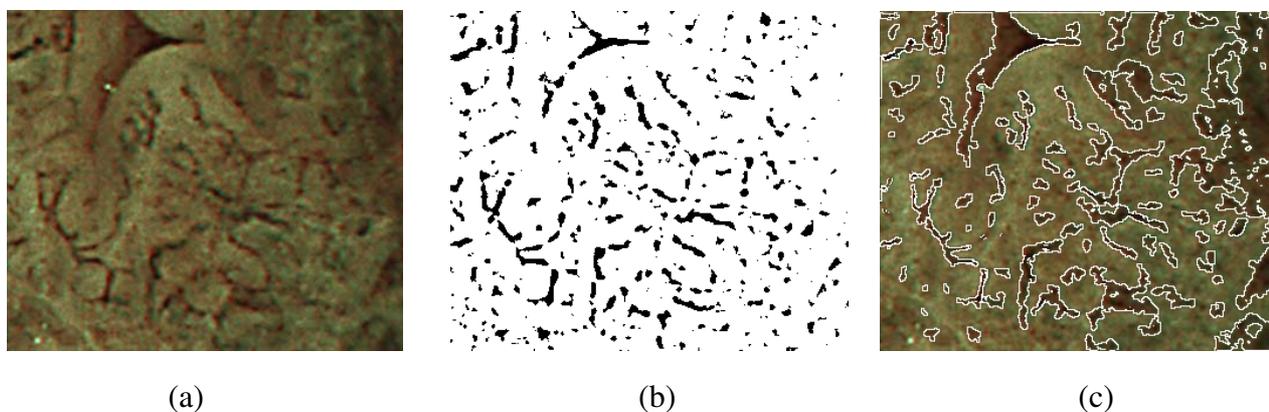


図 6-2 : Level Set Method による抽出例 1
 (a) 原画像 (b)適応的 2 値化結果 (c)抽出結果

表 6-1 : 画像サイズと設定値

画像サイズ	実寸	閾値	F_1 の閾値
340×290pixel	約 1.2×1.1 mm	20	70

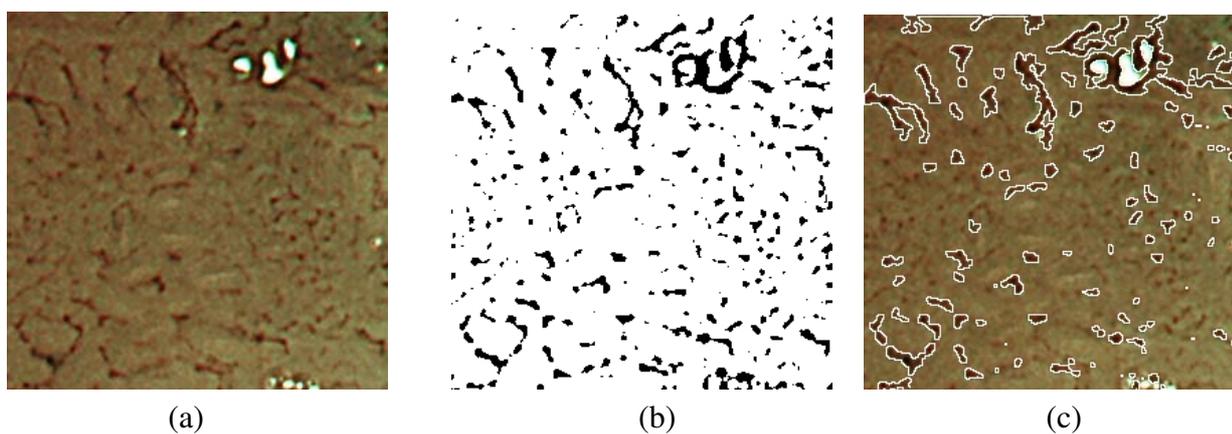


図 6-3 : Level Set Method による抽出例 2
 (a) 原画像 (b)適応的 2 値化結果 (c)抽出結果

表 6-2 : 画像サイズと設定値

画像サイズ	実寸	閾値	F_1 の閾値
275×270pixel	約 1.1×1.1 mm	20	70

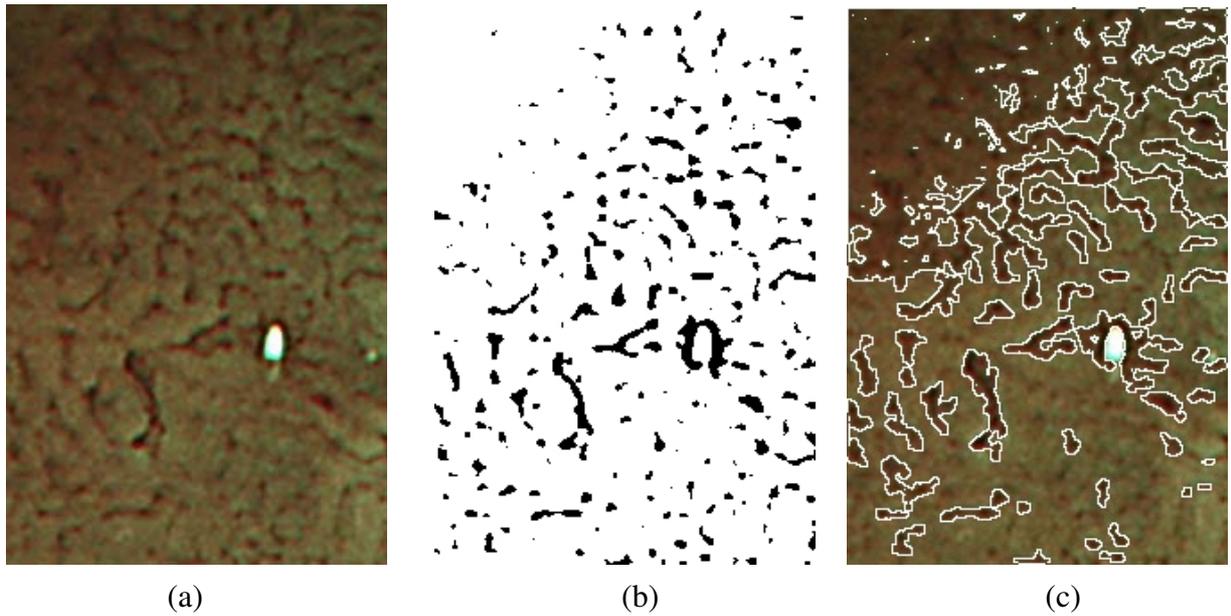


図 6-4 : Level Set Method による抽出例 3
 (a) 原画像 (b)適応的 2 値化結果 (c)抽出結果

表 6-3 : 画像サイズと設定値

画像サイズ	実寸	閾値	F_1 の閾値
215×315pixel	約 0.9×1.2 mm	20	70

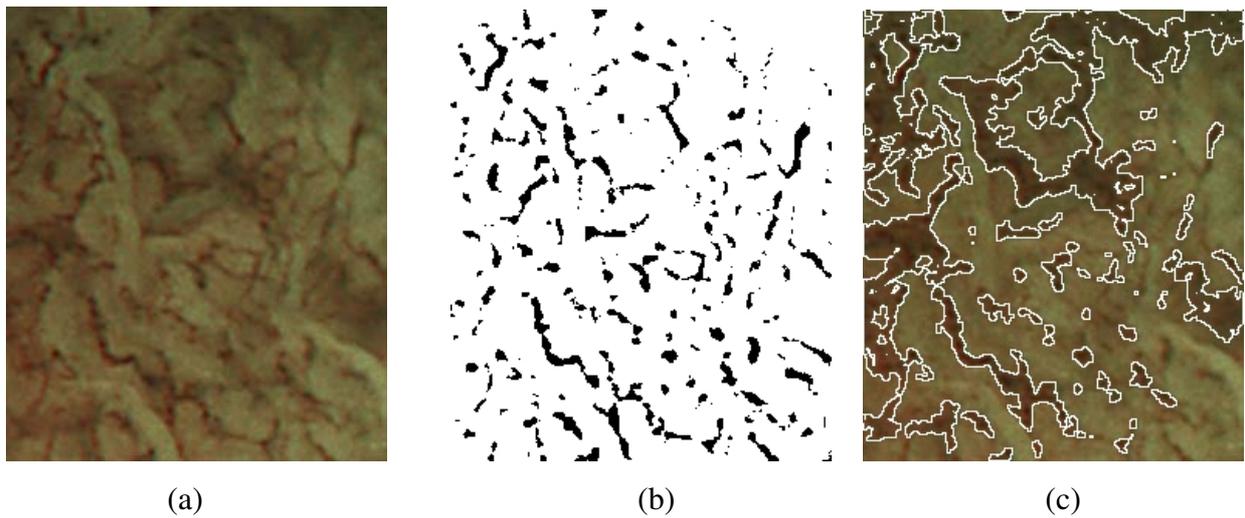


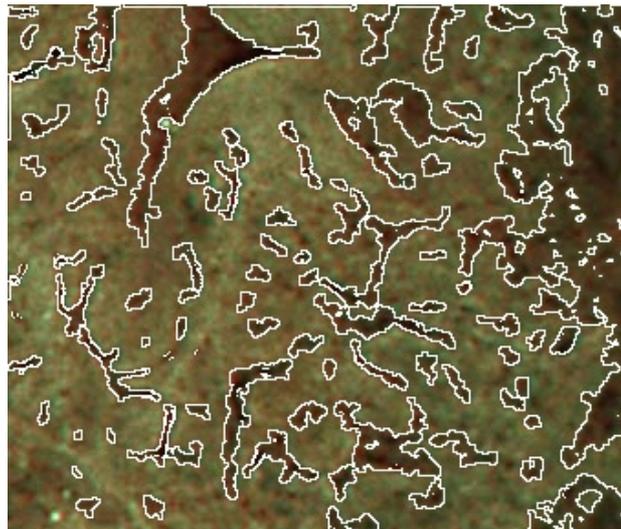
図 6-5 : Level Set Method による抽出例 4
 (a) 原画像 (b)適応的 2 値化結果 (c)抽出結果

表 6-4 : 画像サイズと設定値

画像サイズ	実寸	閾値	F_1 の閾値
245×295pixel	約 1.0×1.2 mm	15	70



(a)



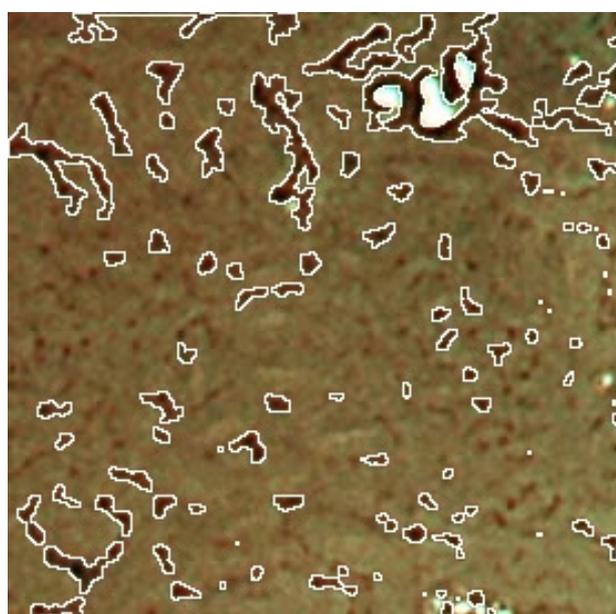
(b)

図 6-6 : 2 値化結果との比較 1

(a)2 値化結果 (b)Level Set Method 抽出結果



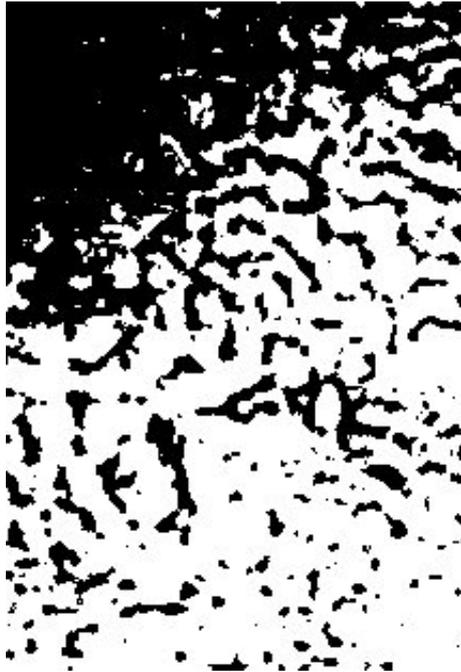
(a)



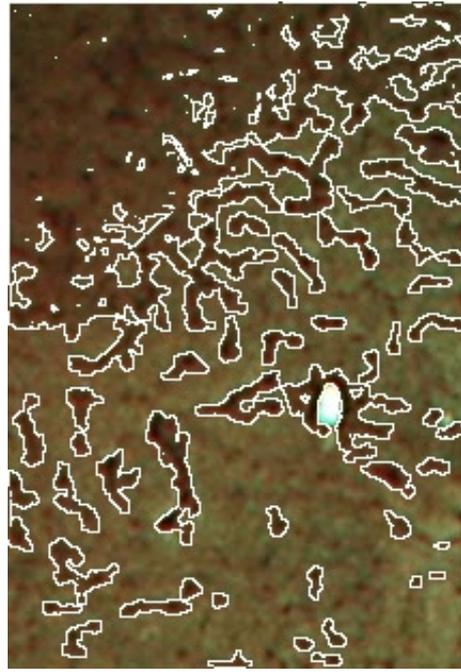
(b)

図 6-7 : 2 値化結果との比較 2

(a)2 値化結果 (b)Level Set Method 抽出結果



(a)



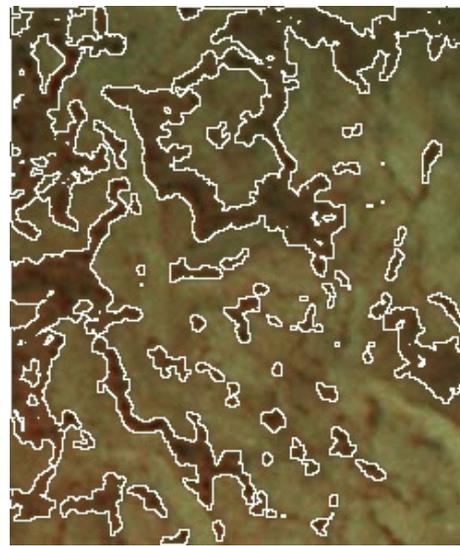
(b)

図 6-8 : 2 値化結果との比較 3

(a)2 値化結果 (b)Level Set Method 抽出結果



(a)



(b)

図 6-9 : 2 値化結果との比較 2

(a)2 値化結果 (b)Level Set Method 抽出結果

第7章

結論

本論文では、2種類の大腸拡大内視鏡を用いた診断支援システムの構築を最終目的とし、その前段階として、病状推定の基準になると考えられる特徴の抽出を検討した。検討したことは以下に示すものとなる。

- (i) 通常観察画像からの pit pattern 抽出
- (ii) NBI 画像からの血管領域抽出

(i)については、色エッジ抽出によって pit 輪郭を強調し、その後、領域統合を併用した watershed 法を適用することで抽出した。その結果、ある程度の pit 領域の抽出は可能であったが、多くの pit 以外の領域を抽出結果に含む問題が存在した。また、領域統合しきれず、単一 pit 領域が複数に分割して抽出されている問題もある。そのため、領域統合手法の改善、また、抽出結果からの pit 領域の自動選出が今後の課題となる。

また、研究方針の妥当性を調査するため、上記した抽出結果からの pit 領域の選出手動で補うことで pit を抽出し、その特徴量と型との相関を調査した。その結果、算出した特長量には型ごとの相関が見られたため、自動的な pit 抽出処理が可能となれば病状推定はできると考えられる。しかし、まだ実験のサンプル数が少ないためより多くの画像よりデータを取得する必要がある。

(ii)については、適応的2値化処理によってある程度の血管領域を抽出した後、Level Set Method の適用によって血管領域を抽出した。その結果は、一様な閾値を用いた2値化とほぼ同じ結果となった。この理由としては、成長速度の設定が不適當であったことが考えられる。そのため、より適した成長速度の設定といった処理の改善が必要となる。また、画像中の特徴的な血管領域のみ抽出できれば良いのではないかとの意見を医師より頂いたため、まず2値化を行い、その結果より血管だと判断される領域を選出するといった、今とはまったく違う処理も考えられる。今後、こういった別のアプローチや処理の改善について検討し、最終目的に適した血管領域抽出を行う必要がある。

付録(HuPAS)

HuPAS (Hiroshima university Pit pattern Analyze System) は、私が作成し田淵によって改良が為された GUI である (図 1)。この目的は、watershed 法による抽出結果より医師の手で pit pattern を選出すること、また、医師も自由に画像よりデータを取得できるようにすることである。この GUI 作成には、オープンソースのデスクトップアプリケーション統合開発環境である wide studio を利用している。



図 1：起動画面

GUI を起動すると、図 1 の画面が表示される。ここで処理対象の画像を選び、領域抽出処理を行う。この処理を行う際には領域統合を行うための閾値を設定する必要があるため、任意で数字を設定できる入力欄を左下に設けている。抽出処理が終わると、結果画像が表示される。結果画像は、領域分割の結果のみを見たいとの要望があったため、画像上で右クリックすることで、境界線を示す線画と原画像に境界線を書き込んだ画像とが切り替わるようになっている。また、この処理を行った時点で GUI のあるフォルダに 2 種類の結果画像が保存される。

抽出が終わると特徴量タブを押し、compute ボタンを押すことで全ての領域の特徴量が表示されたリストが表示される。pit だと考えられる領域の特徴量を知りたい場合、その領域をクリックすると左の出力欄に各特徴量が表示される。また、リスト中の該当する領域の特徴量の行の色が変わり、pit 領域かを判別するチェック欄に○がつけられる。もし誤った操作をした場合には、○のついたセルをダブルクリックすればチェックが外れる。また、このリストは適当な名前をつけて csv 形式で保存することが可能である。

以上が、GUI を用いたデータ取得の流れになる。現在のところ、複数画像の一括処理が次回の改良点となっている。

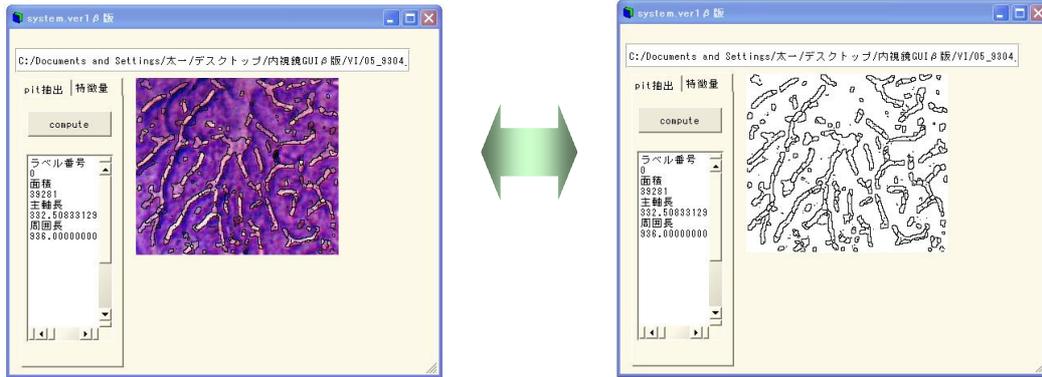
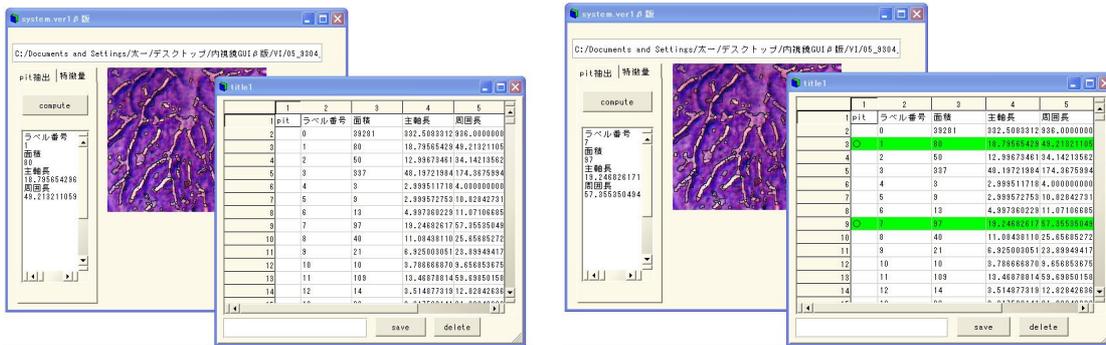


図 2 : 抽出結果表示



(a)

(b)

図 3 : 特徴量取得
(a)pit 領域選択前 (b)選択後

参考文献

- [1]小門宏 編：画像工学概論・II，丸善株式会社，1999.
- [2]CG-ARTS 協会：デジタル画像処理，画像情報教育振興協会，2004.
- [3]日加田慶人，田中友章，村瀬洋，長谷川純一，鳥脇純一郎，尾辻秀章：“血管と気管支の空間的配置特徴に基づく胸部 X 線 CT 像からの肺動脈・肺静脈自動分類”，電子情報通信学会論文誌，D-II，vol.J88-D-II，No.8，pp.1412-1420
- [4]厚生労働省大臣官房統計情報部，人口動態統計，（上中下 3 冊），下巻，財団法人厚生統計協会，2007.
- [5]榊原宣：胃がんと大腸がん，岩波書店，1999.
- [6]甲田英一，伊藤勝陽：3D ボリュームデータやさしく臨床に直結一，金原出版，2006.
- [7]田中信治，田尻久雄 編：消化管拡大内視鏡診断の実際，金原出版，2004.
- [8]田中信治 編：大腸疾患の精密内視鏡診断，中山書店，2003.
- [9]田中信治，長南明道，田尻久雄 編：内視鏡診断のプロセスと疾患別内視鏡像，日本メディカルセンター，2005.
- [10]田中信治 編：大腸 EMR・ESD の基本手技，メジカルビュー社，2006.
- [11]Mayuko Hirata, Shinji Tanaka, Shiro Oka, Iwao Kaneko, Shigeto Yoshida, Masaharu Yoshihara, Kazuaki Chayama: “Magnifying endoscopy with narrow band imaging for diagnosis of colorectal tumors”, *Gastrointestinal Endoscopy*, Vol.65, No.7, pp.988-995, 2007.
- [12]Mayuko Hirata, Shinji Tanaka, Shiro Oka, Iwao Kaneko, Shigeto Yoshida, Masaharu Yoshihara, Kazuaki Chayama: “Evaluation of microvessels in colorectal tumors by narrow band imaging magnification”, *Gastrointestinal Endoscopy*, Vol.66, No.5, pp.945-952, 2007.
- [13]趙延軍，長谷山美紀，北島秀夫：“色エッジ及び並列実行の領域統合を用いた Watershed 画像領域分割法の改善”，電子通信情報学会論文誌，Vol.J89-D，No.4，pp.836-849，2006.
- [14]Luc Vincent and Pierre Soille：“Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations”，*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.6, pp.583-598, 1991
- [15]坂上勝彦，山本和彦：“動的な網のモデル Active Net とその領域抽出”，*テレビジョン学会誌*, Vol.45, No.10, pp.1155-1163, 1991.
- [16]Donna J. Williams, Mubarak Shah：“A Fast Algorithm for Active Contour and Curvature Estimation”，*CVGIP:IMAGE UNDERSTANDING*, vol55, No.1, January, pp.14-26, 1992.

- [17]篠崎寿夫, 松崎徳衛, 吉田正廣: 現代工学のための変文学入門, 現代工学社, 1991.
- [18]長谷川里美, 長谷川秀彦, 藤野清次: 反復法 Templates, 朝倉邦造, 1996.
- [19]倉爪亮: “レベルセット法とその実装法について”, 情報処理学会研究報告.CVIM, Vol.2006, No.115, pp.133-145, 2006.
- [20]倉爪亮, 由井俊太郎, 辻得生等: “Fast Level Set Method の提案とビデオ画像の移動物体のリアルタイム追跡”, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.8, pp.2244-2254, 2003.
- [21]佐藤善隆, 羽石秀昭: ”レベルセット法を用いた医用画像セグメンテーション”, 電子情報通信学会技術研究報告, MI.医用画像, Vol.104, No.580, pp.1~6, 2005.

謝辞

本研究を遂行するにあたり，終始丁寧な御指導，御助言，御検討を頂きました金田和文教授，玉木徹准教授に，深く感謝致します．また，日頃の研究および論文作成にあたり，御協力頂いた開内幸治技官に深く感謝致します．

また，共同研究者として内視鏡画像の撮像や研究データの検討をして下さり，貴重な御意見を聞かせて下さった，田中信治教授，吉田成人准教授，竹村嘉人氏に深く感謝致します．そして，研究に必要な画像データを提供して下さった患者の皆様に深く感謝致します．

また，本研究のためにいろいろと御討論，御協力して頂きました知的システムモデリング研究室の皆様に深く感謝致します．そして，特徴抽出に悩んでいた私に適応的 2 値化を助言していただいた浅野教授に深く感謝いたします．

最後に，研究生活を物心両面から御支援して下さいました，両親に心より感謝致します．

研究業績

弘田昌士, 玉木徹, 金田和文, 吉田成人, 田中信治: “大腸拡大内視鏡画像における pit pattern 解析による病状推定のための基礎検討”, MIRU2007 画像の認識・理解シンポジウム論文集, pp.1390-1395, 2007.

弘田 昌士, 玉木 徹, 金田 和文, 吉田 成人, 田中 信: “NBI を用いた大腸拡大内視鏡画像からの血管領域の抽出”, 平成 19 年度電気・情報関連学会中国支部第 58 回連合大会講演論文集, p.263, 2007

弘田昌士, 玉木徹, 金田和文, 吉田成人, 田中信治: “Watershed 法を用いた大腸拡大内視鏡画像からの pit pattern 抽出”, 2007 年電子情報通信学会総合大会情報・システムソサイエティ特別号特別企画「学生ポスターセッション」, p.82, 2007

Masashi HIROTA, Toru Tamaki, Kazuhumi Kaneda, Shigeto Yosida, Shinji Tanaka: "Feature extraction from images of endoscopic large intestine", Proc. of FCV2008 ; the 14th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, pp.94-99, 2008.