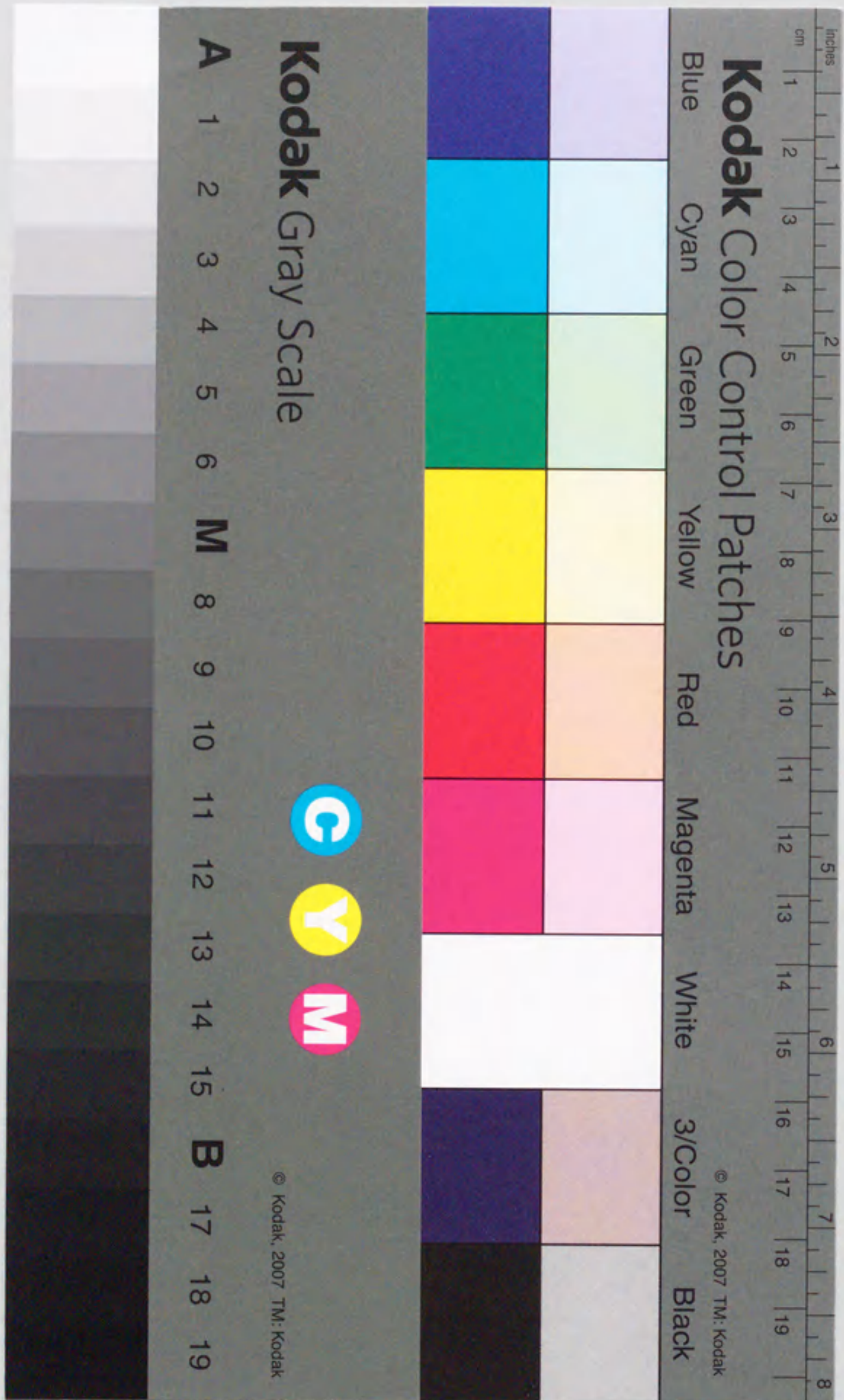


報告番号 甲第 3440 号

線図形解析のための特徴量と
そのX線像計算機診断への応用

目加田 慶人



線図形解析のための特徴量と そのX線像計算機診断への応用

目次

第1章 序論	1
1.1 パターン認識と診断支援システム	1
1.2 わが国における胃がんおよび肺がん診断の現状	2
1.2.1 胃がんの場合	2
1.2.2 肺がんの場合	4
1.3 本研究の位置づけ	4
1.3.1 胃X線二重造影像を対象とした診断支援システム	4
1.3.2 胸部X線CT像を対象とした診断支援システム	5
第2章 線図形における局所的集中パターンの特徴量と その胃X線二重造影像への応用	9
2.1 まえがき	9
2.2 集中度	9
2.2.1 2次元デジタル画像に対する集中度	9
2.2.2 連続線図形に対する集中度	11
2.2.3 集中度の加法性	11
2.2.4 集中度計算式の簡略化	12
2.2.5 シミュレーション	14
(1) 集中度の計算例	14
(2) 平行パターンを用いた実験結果	15
(3) 集中パターンを用いた実験結果	16
2.3 一様指数	16
2.3.1 定義	
2.3.2 一様指数の基本的性質	17
2.3.3 シミュレーション	19
(1) 平行パターンを用いた実験結果	19
(2) 集中パターンを用いた実験結果	19
2.4 胃X線像の計算機診断への応用	20
2.4.1 一様指数の導入	20
2.4.2 具体的な処理手順	20
2.4.3 実験結果	20

2.5 むすび	22
付録2.1 (3), (4), (5)式の証明	23
付録2.2 実験1の収束値について	24
第3章 線状陰影強調フィルタの改善と胃X線像における がん病変部自動検出	27
3.1 はじめに	27
3.2 従来の処理手順における問題点	28
3.3 新しい線状陰影強調フィルタ	29
3.3.1 定義	29
3.3.2 フィルタの基本的性質	30
3.4 新フィルタを組み込んだ病変部検出手順	35
3.4.1 ひだ陰影の強調と集中性の評価	35
3.4.2 SRの抽出と拾いすぎの削減	35
3.5 実験結果	37
3.6 むすび	40
付録3.1 ラプラシアンに基づくひだ陰影境界線による病変部検出	43
付録3.2 従来のひだ陰影強調手順との比較	44
付録3.3 集中ひだの本数の検出結果	48
付録3.4 病変部検出結果の例	50
第4章 3次元デジタル線図形解析のための 3次元集中度とそのX線CT像への応用	53
4.1 まえがき	53
4.2 3次元集中度の定義	53
4.2.1 3次元デジタル画像に対する3次元集中度	54
(1) 3次元線素	54
(2) 3次元集中度	56
4.2.2 連続空間に対する3次元集中度	57
4.3 3次元集中度のシミュレーション	58
4.4 胸部X線CT像への適用	61
4.4.1 具体的な処理手順	62
4.4.2 実験結果	63
4.5 むすび	66
付録4.1 3次元集中度の期待値について	69
第5章 むすび	70
5.1 本論文の成果の要約	70
5.2 今後の課題	71
謝辞	73

第1章 序論

1.1 パターン認識と診断支援システム

画像の中からある対象物を取り出したり，その画像に特有な現象を計測することはパターン認識と呼ばれ，現象からカテゴリーへの対応づけとして定義されている⁽¹⁾．電子計算機が登場して約半世紀が過ぎたが，その当時からパターン認識に期待されてきた「人間の知的活動を理解し，行動する機械の実用化」は未だ達成されていない．これは，我々が普段の生活の中ではほぼ無意識に行っている「認識」の体系化がいかに困難であるかを示すものである．しかしながら，基本的ないくつかの考え方が確立され，体系化されつつある．

パターン認識は上述したように，現象や信号が入力されたとき，それに対する概念や記述を出力する処理であるが，その過程をいくつかのステップに分けて考えると図1.1の様になる^(1,2)．これによると，まず与えられたパターンを認識系に取り入れて機械で扱いやすい形に変換(観測)し，後の処理系のために予備的な処理を施した後に(前処理)，カテゴリー選択のために有効な少数の特徴量を取り出す(特徴抽出)．最後に抽出された特徴量から入力パターンの属するカテゴリーを決定する．多くの画像認識システムの処理はこれに当てはまり，本研究で述べる胃X線二重造影像からの病変検出システムなどもほぼこれに該当する．

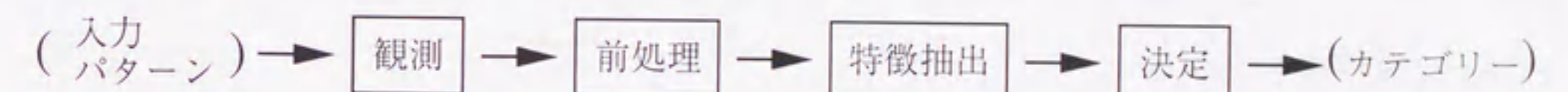


図1.1 パターン認識の過程

ところで，診断システムの医学的な意義としては以下のようなことが挙げられる^(2,3)．

(1) 診断の定量化と新しい情報の取得

画像から検出された様々の図形に対する特徴量の計測は計算機には容易であり，得られた計測結果からさらに新しい特徴量を知ることが可能である．

(2) 診断精度の向上

人間には認識が困難な対象(例えば肺腫瘍影に対する血管などの線状構造の状態)を計算機により認識できる場合や，検査対象が非常に大量である様な場合に期待される．時間

に制約を受ける集団検診などから得られる画像の読影においては、特に効果を発揮すると考えられる。

(3) 医師の負担軽減

定期検診などで撮られる大量の画像に対して、計算機診断支援システムにより処理(正常例の削除・異常部位のマーキングなど)することにより、読影の効率化を計る。

しかしながら、これまでに実用化された例は顕微鏡像の自動診断装置など、ごくわずかである。本研究で論じる、胃X線二重造影像や胸部X線CT像を対象とした診断支援システムは、いまだ研究レベル(文献(3)によれば可能性テスト)の段階であろう。

1.2 わが国における胃癌および肺癌診断の現状

本節では、まずここ数十年わが国の厚生政策における中心的な話題の一つであり続ける「がん」(特に本研究に関連する胃癌と肺癌)についての現状を概観する。

1.2.1 胃癌の場合

わが国における死亡原因の統計を見ると、戦後しばらく国民病といわれた結核がその一位であったが、国民生活が安定するに従って減少し、脳血管疾患が結核に代わり、さらに1980年から現在に至るまでは悪性新生物(がん)が死因のトップとなっている⁽⁴⁾。その中でも胃癌による死亡者数は最も多く、肺癌がわずかの差で続く。ただし、これら2つのがんの死亡者数を比較すると、胃癌が減少傾向にあるのに対して、肺癌による死亡者は年々増加してきており、1993年の統計では男子の死亡者数に関しては胃癌を上回っている(図1.2)。胃癌による死亡者数が減少していることの原因としては次のようなことが挙げられる。

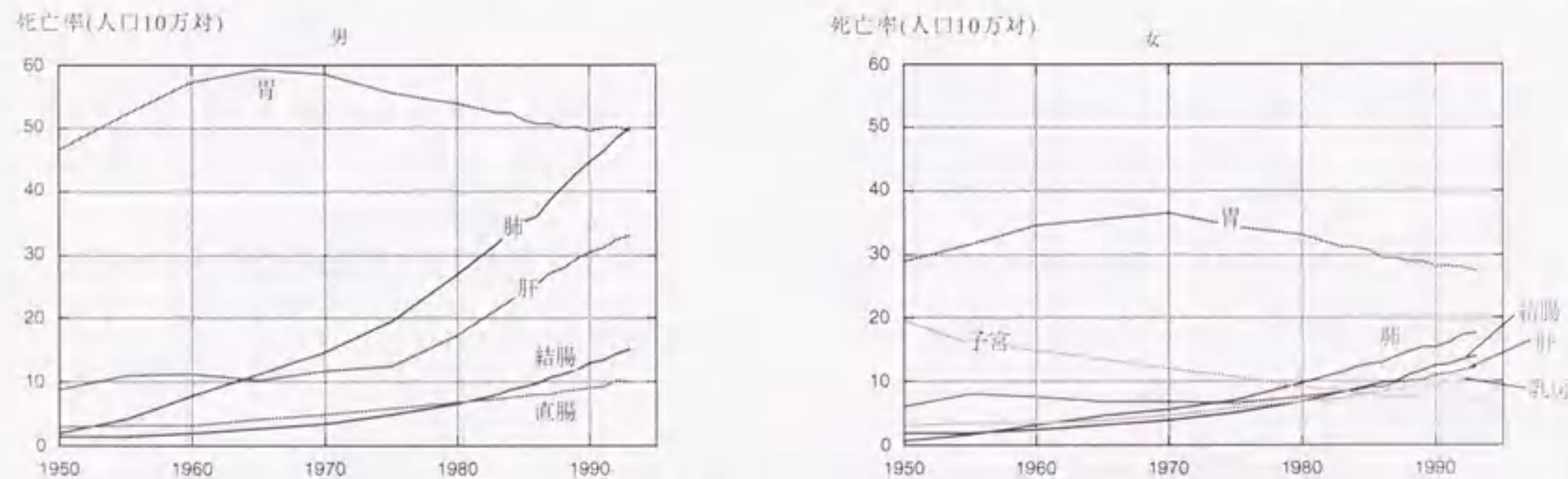


図1.2 悪性新生物の主要部位別にみた性・年次別死亡率(文献(4)による)

胃のX線診断といえば長年、胃内部に造影剤を満たした状態で撮影される充影法であった。この方法では、胃輪郭線付近の病変による胃輪郭線の不整(陰影欠損)は診断できるが、撮影面に平行な部分の診断は事実上不可能であった。しかし、わが国で開発されたX線二重造影法により状況は一変し、診断基準の確立とともにX線画像診断による早期胃癌の発見が容易になってきた^(5,6,7)。X線二重造影法は、一度胃内部を陽造影剤(主成分はバリウム)で満たした後に、発泡剤で造影剤を強制的に食道側と十二指腸側に押し出した後に撮影される。ここで得られる画像は、胃内壁のひだとひだの間に残留した陽造影剤と空気(陰造影剤)のX線透過係数の違いから、ひだの状態が鮮明に映し出されるものとなる^(5,6,7)。胃癌の場合、手術可能な早期がんであれば術後5年生存率が非常に高いため、この胃X線二重造影像は胃癌による死亡者数の減少に大きな影響を与えたと言える。また、定期検診の広まりや食生活の変化も胃癌による死亡者数の減少に強く関係している。

ところで、胃癌はその病勢の進行具合により早期がん(5年生存率が90%以上)と進行がんに分類され、早期がんは1962年の内視鏡学会による分類(図1.3)、進行がんは1926年のR. ボールマンによる分類によって分類されている。胃癌の発生頻度は、早期がんにおいてはIIcおよびIIcと他のタイプの混合型が全体の半数以上、進行がんではB3型が約4分の1

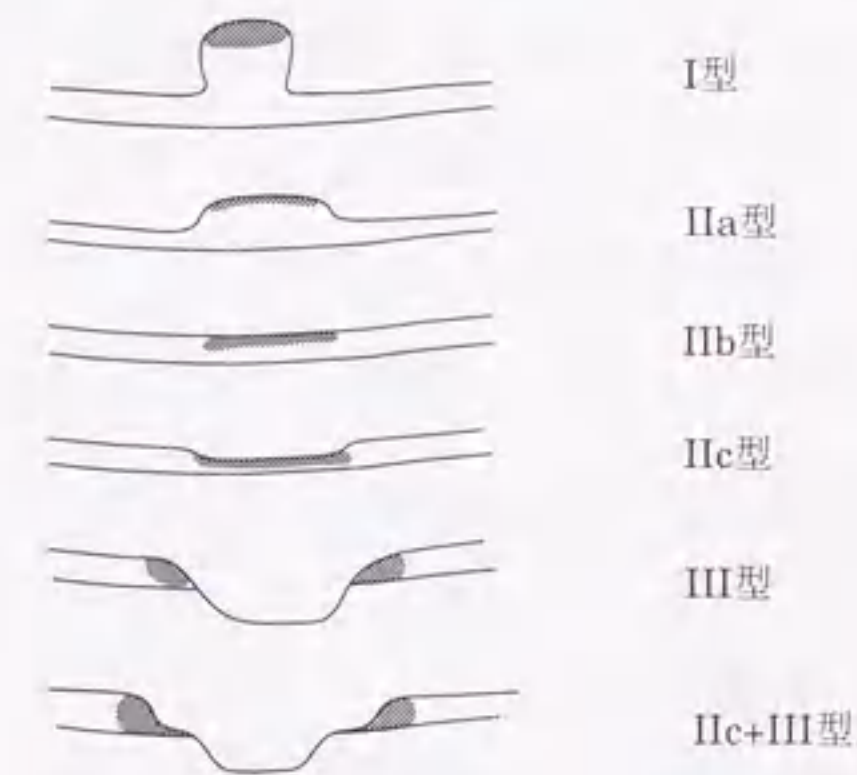


図1.3 早期胃癌の肉眼分類(内視鏡学会の分類)⁽⁵⁾

以上と多いことが報告されている^(5,6,7)。これらは陥凹型の病変であり、その共通な所見として病変に対するひだの集中が多く見られ、本研究でも対象としているものである。

1.2.2 肺がんの場合

図1.2で示したように、近年の肺がんによる死亡率の上昇は深刻な問題である。この原因としては、肺がんはかなり進行した時点で発見されることが挙げられよう。わが国の肺がん検診としては、結核予防のために既に成立していた間接撮影胸部X線像を用いたスクリーニングが行われ、一定の効果が確認されている⁽⁸⁾。近年では、間接撮影胸部X線像の解像力の低さを解決するために、連続スキャンが可能なヘリカル型CT装置を用いた検診が検討されている⁽⁹⁾。特に精密診断におけるCTの果たす役割は重要になってきている。

1.3 本研究の位置づけ

本論文は、胃X線二重造影像からの病変部自動検出、胸部X線CT像における肺腫瘍影の良悪性鑑別といった、2種類の異なる画像を対象とした診断支援システムに関する研究である。本節ではこの順に、それぞれの研究の位置づけについて述べる。

1.3.1 胃X線二重造影像を対象とした診断支援システム

先にも述べたように、胃X線二重造影像は胃がん発見に重要な役割を果たした。しかしながら、胃内部全体を診断するためには体位と角度を変えて数枚撮影する必要がある。一人の患者当たり医師が診断しなければならないX線画像は健康診断などで7枚、通常の診断では多いときで10枚以上である⁽¹⁰⁾。このため、画像診断における精度管理や、診断医師の労力削減のための診断支援システムの構築が望まれている。胃X線二重造影像の画像診断に対する医師の読影負担軽減を目的とした診断支援システムの報告は比較的少なく、特に病変部の自動検出に関するものは、本研究の出発点となったひだ集中を伴う病変の自動検出に対する基礎的なもの⁽¹¹⁾以外にはない。胃X線二重造影像を扱った研究のほとんどは胃部領域の自動識別である⁽¹²⁻¹⁶⁾。以下では、胃X線二重造影像の診断支援システムに関する章について、概略を示す。

まず、2章では胃X線二重造影像からひだ集中を伴う病変の検出を目的として開発された「集中度」と呼ばれる特徴量について、その性質のより詳細な解析をシミュレーションにより行う。また、真の病変部の特定に有効である「一様指数」と呼ぶ特徴量の提案と性質の解明を行う。次に3章では、胃内壁のひだを抽出するための非線形フィルタを新しく提案し、その基本的な性質について論じた後、4種類の局所集中性特徴量を用いた病変部自動検出システムWSCAN(Double contrast X-ray image analysis system for stomach cancer diagnosis)について述べる。また、70例以上の胃がん症例を用いて病変部検出シス

テムの性能評価を行う。

1.3.2 胸部X線CT像を対象とした診断支援システム

近年、3次元画像処理手法が確立されてきたことにより^(17,18)、胸部X線CT像を用いた診断支援システムに関する研究は、非常に多く報告されている。それらは、病変部の自動検出⁽¹⁹⁻²¹⁾、肺野内構造物の抽出・表示・計測に関するもの⁽²²⁻²⁴⁾に大別される。本研究の位置づけはこれらとは異なり、医師が診断に際して活用する腫瘍陰影の良性度・悪性度に対する規準の定量化(知識の獲得)を目指すものである。

本研究が対象とする肺腫瘍影の良悪性鑑別は、手術が可能か否かなどの患者の予後に大きくかわる重要な判断を与える。肺腫瘍影の中で、特に肺野末梢に発生する腺がんの多くは、病勢の進行に伴って周囲の組織(血管、気管支、胸膜)を引き込む現象(集束)が多く見られる⁽²⁵⁾(図1.4)。この集束は良性の腫瘍にはほとんど見られないため、集束の程度は良悪性鑑別に非常に重要となっている。肺腫瘍影の良悪性鑑別は、腫瘍の大きさ・形

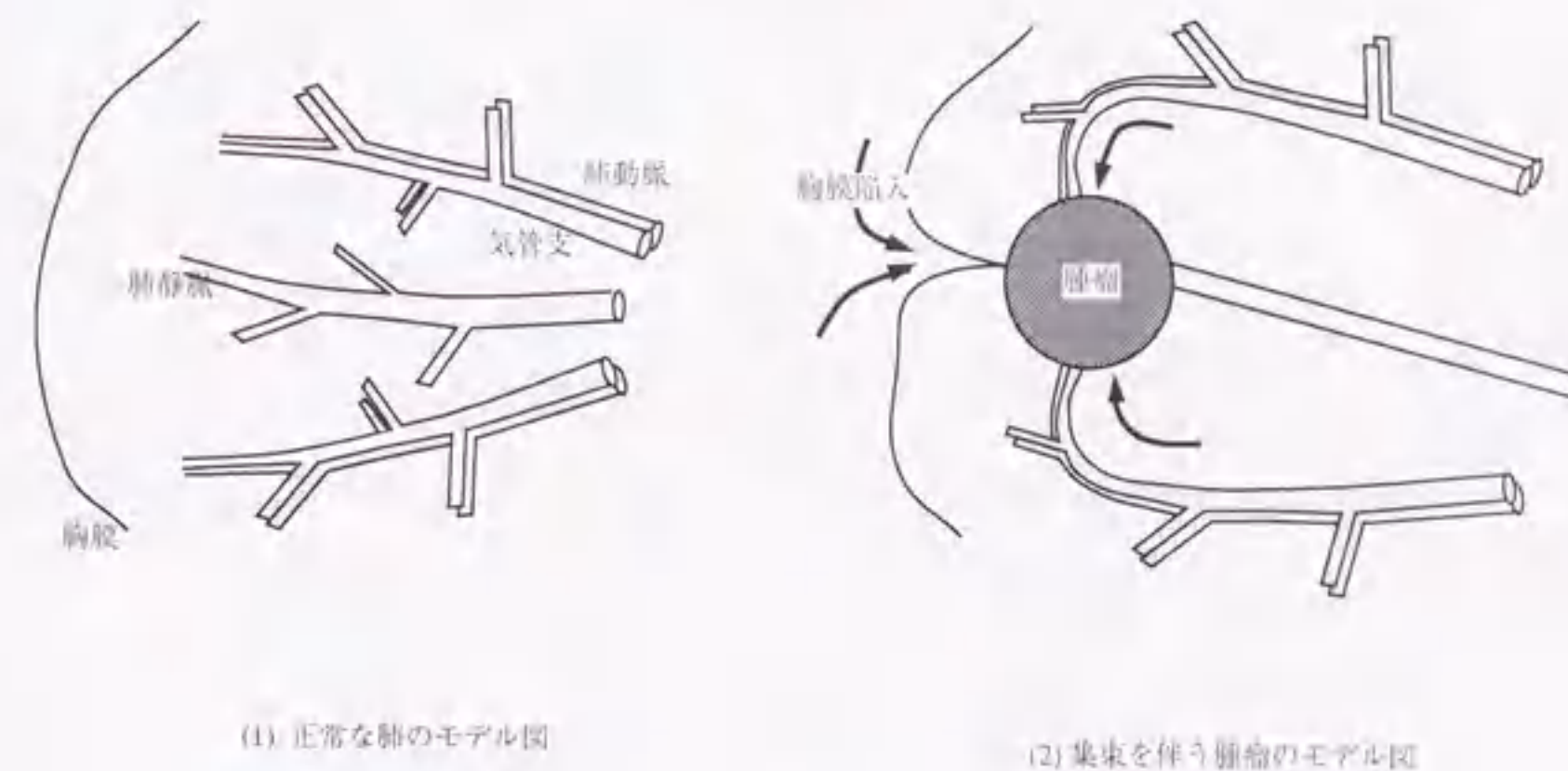


図1.4 腫瘍に対する周辺組織の集束の概念図(文献(25)による)

状・内部の状態や、腫瘍の周辺の血管・気管支・胸膜の3次元的な形状から総合的に判定されるが、本研究が獲得を試みた医師の診断基準は集束のみである。その理由は上記判断基準の中で、腫瘍の大きさや形状などの「塊」に関する特徴に比べて、血管や気管支などの3次元的な線状陰影の状態は、人間にとって理解の難しい認識対象であることが挙げられる。従来、集束の定量化は直接撮影胸部X線像を対象にして、先に述べた胃X線二重造影像からひだ集中を伴う病変検出に用いられた「集中度」が適用され、それが有効な特徴量であることが確認されているが、投影像を対象としているため血管陰影などの

正確な認識が困難である，投影平面に垂直な線状陰影は評価できない，などの不都合が生じていた^(26,27)。

本論文では第4章において，線図形の3次元局所集中性を定量化する特徴量をもちいて，胸部X線CT像から自動抽出された血管陰影に対してその腫瘍への集束を評価するための診断支援システムについて述べる。

文献

- (1) 電子通信学会：電子通信専門用語集No.3，情報処理専門用語集，電子通信学会，東京(1992)
- (2) 鳥脇純一郎：認識工学，コロナ社，東京(1993)
- (3) 鳥脇純一郎，館野之男，飯沼武編：医用X線像のコンピュータ診断，シュプリンガー・フェアラーク東京，東京(1994)。
- (4) 厚生省大臣官房統計情報部編：平成5年人口動態統計 上巻，厚生大臣官房統計情報部，東京(1995)
- (5) 市川平三郎，山田達哉，土井偉誉：胃X線診断の実際，文光堂，東京(1984)
- (6) 吉田裕治，市川平三郎：胃X線読影の基本と実際，医学書院，東京(1992)
- (7) 御園生圭輔ほか：X線診断学，文光堂，東京(1982)
- (8) T.Sobue, T.Naruke, et al.: "A case-control study for evaluating lung cancer screening in Japan", Int. J. Cancer, 50, pp.230-237 (1992)
- (9) 上村良一，高島力，小林健，木船孝一：“ヘリカルCTスキャンによる胸部スクリーニング検査”，胸部CT検診研究会資料，2, 1, pp.20-24 (1995)
- (10) 竹本忠良，田中弘道編：よりよい胃集検のために，医学図書出版，東京(1978)
- (11) 長谷川純一，筒井武敏，鳥脇純一郎：“胃X線二重造影像におけるひだ集中を伴うがん病変部の自動抽出”，信学論(D-II), J73-D-II, pp.661-669 (1990)
- (12) 羽鳥光俊：“X線写真の辺縁抽出”，情報処理学会論文誌，20, 12, pp.1089-1095 (1979)
- (13) 中村鎮雄，宮崎修：“線の識別と大局的理論を考慮した胃X線二重造影像の胃部抽出”，情報処理学会論文誌，24, 2, pp.165-174 (1983)
- (14) 喜多泰代：“立位充満正面像からの予測形を利用する2重造影正面像の胃領域輪郭抽出”，信学論(D-II), J74-D-II:873-886 (1991)
- (15) 上井弘樹，山田耕久，白井達也，ほか：“胃X線二重造影像からの胃輪郭線追跡”，電子情報通信学会パターン認識・理解研究会資料，PRU93-110:73-80 (1993)
- (16) 福島重廣，山内健：“零交差にもとづく胃X線二重造影像からのバリウム溜り領域の識別”，第5回コンピュータ支援画像診断学会資料，pp.133-134 (1995)
- (17) 特集：最近の医用3次元画像処理，Medical Imaging Technology, 13,3 (1995)
- (18) 鳥脇純一郎：“3次元画像のデジタル処理”：高木幹雄，鳥脇純一郎，田村秀行編

- 著：画像処理アルゴリズムの最新動向，別冊OE, pp.84-107, 新技術コミュニケーションズ, 東京(1986)
- (19) 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 片田和廣, 安野泰史：“3次元デジタル画像処理による胸部連続CT像からの肺がん候補領域の自動抽出”，信学論(D-II), J76-D-II, 8, pp.1587-1594 (1993)
- (20) 山本真司, 田中一平, 千田昌弘, 館野之男, 飯沼武, 松本徹, 松本満臣：“肺癌検診用X線LT(LSCT)之基本構想と診断支援用画像処理方法の検討”，信学論(D-II), J76-D-II, 2, pp.250-260 (1993)
- (21) 金沢啓三, 久保満, 仁木登, ほか：“胸部ヘリカルCT画像を用いた肺がん集団検診アルゴリズム”，胸部CT検診研究会資料, 2, 1, pp.44-46 (1995)
- (22) K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki, H. Anno and K. Katada: "Automated Extraction and Visualization of Bronchus from 3D CT Images of Lung", in N. Ayache ed., Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine, Lecture Notes in Computer Science Springer-Verlag, pp.542-548 (1995)
- (23) 戸崎哲也, 河田佳樹, 仁木登, ほか：“Thin Slice CT画像による胸部構造解析とその応用” 第5回コンピュータ支援画像診断学会資料, pp.149-150 (1995)
- (24) 津坂昌利, 藤田広志, 原武史, ほか：“肺癌X線CT画像における縦隔リンパ節の自動検出システムの開発”，第5回コンピュータ支援画像診断学会資料, pp.155-156 (1995)
- (25) 森雅樹：肺癌CT診断，中外医学社，東京(1995)
- (26) 笹岡彰一, 高島博嗣, 森雅樹, 名取博, 阿部庄作：“肺腫瘍影のデジタル解析—腫瘍影の良悪性鑑別におけるコンピュータ支援診断の可能性”，日本胸部疾患学会雑誌, 33, 5, pp.489-495(1995)
- (27) 清水昭伸, 鳥脇純一郎, 長谷川純一, 森雅樹, 高島博嗣, 名取博：“胸部X線像における肺腫瘍影の良悪性判別のための新しい特徴量”，電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, 826, p412, (1995-09)

第2章 線図形における局所的集中パターンの特徴量とその胃X線二重造影への応用

2.1 まえがき

複雑な線図形の構造解析は画像処理の重要なテーマの一つであり，とくに，局所的なパターンの特徴を抽出することは，流れの可視化画像やオプティカルフローあるいは医用画像の微細な線状影などの解析に有用である．例えば，文献(1)では，流れの可視化画像や木目などの解析のために，流れの方向ベクトルを二次の線形微分方程式の状態軌道線図で近似してその不動点の位置と，微分方程式の係数行列を求めることにより，流れパターンの体系的な分類をおこなっている．また，筆者の研究室では，胃X線像からの集中を伴うがん病変部自動抽出に応用するため，集中度とよぶ線図形の局所的な集中性の尺度を提案している⁽²⁾⁻⁽⁴⁾．

本章では，上記集中度のより詳細な理論的考察と集中度を拡張して得られる新しい集中性特徴量について述べ，それらを実際の画像に応用する．まず，従来離散線図形に対して定義されていた集中度を連続線図形にも対応できるように再定義し，基本的な線図形パターンによるシミュレーションを通して，集中度の基本的な振舞いを明らかにする．次に，集中の一様性を定量化するために，一様指数とよぶ特徴量を新たに定義し，その性質をシミュレーションによって明らかにする．最後に，この一様指数を集中度と組み合わせることによって，複雑な線図形における局所集中性のより詳細な解析が可能となることを胃X線像を用いて示す．

2.2 集中度

長谷川らは，ある点にまわりの線が集中する度合いを集中度とよぶ特徴量で定義し，それを線図形の各点で出力する集中度フィルタを開発した⁽²⁾．しかし，そこでは集中度の応用上の有効性は確かめられたものの，集中度自身の基本的性質については詳しく検討されていなかった．そこで，本節では従来の離散線図形を対象とした集中度の計算式を連続空間の線図形に対応できるように表現しなおし，これを用いて集中度自身のより詳細な解析を行う．

2.2.1 2次元デジタル画像に対する集中度

ここでは，従来の離散線図形を対象とした集中度の計算式を述べる．まず，入力された線図形（8連結）の各連結点⁽⁵⁾に図2.1に示すような線素(line element)を割り当てる．すな

わち、ある点における線素とは、この点の前後2点がつくる線分と同じ方向で長さがそ

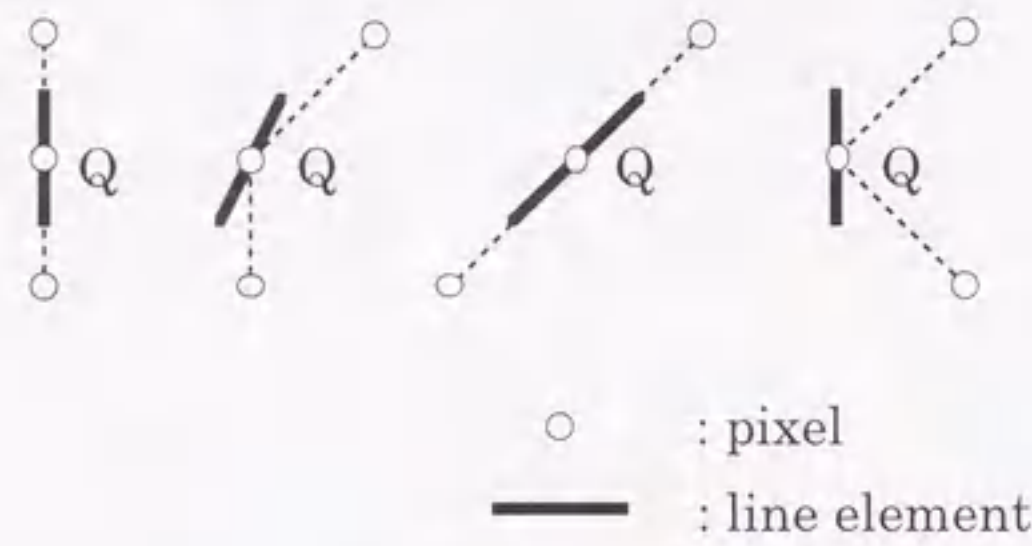


図2.1 線素の定義

の半分であるような線分をいう。画像の任意の点Pに対して、点Qにある線素がPへ向かう成分は、

$$dx |\cos \alpha|$$

で与えられ、これをその線素の点Pへの方向成分とよぶ。ただし、 dx は線素の長さ、 α は線素の方向がPQとなす角である。この方向成分を用いて、点Pの集中度C(P) (concentration index)を次の(1)式で与える、

$$C(P) = \frac{\sum_R \frac{dx |\cos \alpha|}{r}}{\sum_R \frac{dx}{r}} \quad (1)$$

ここで、 r はPから線素までの距離、 R は点Pの近傍である。ただし、点Pは除く。これは、点P付近の雑音の影響を抑えることと、 $1/r \rightarrow \infty$ を避けるためである。 \sum_R は近傍R内での総和を意味する(図2.2)。すなわち、(1)式はPからの距離の逆数で重み付けられた線

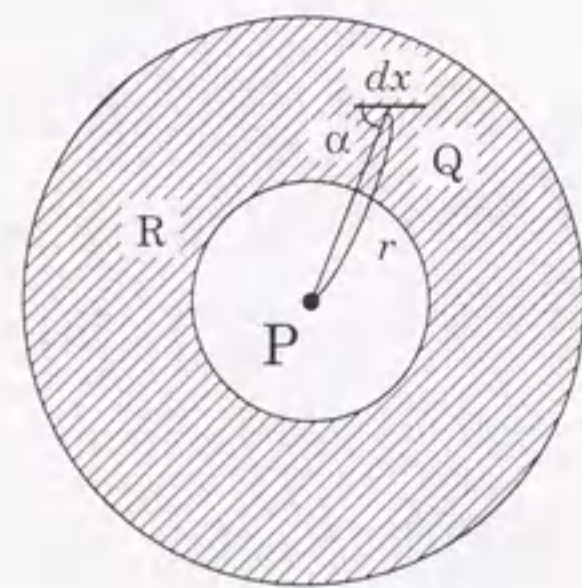


図2.2 集中度の説明図

素のPへの方向成分の総和を、同様に重み付けられた線素の長さの総和で正規化したもので、最大値1、最小値0をとる。なお、近傍に線素が一個も存在しない場合の集中度は0とする。

2.2.2 連続線図形に対する集中度

(1)式に対応して、連続画像上の線図形に対する集中度を次の(2)式で表す、

$$C(P) = \frac{\sum_{k=1}^n \int_{C_k} \frac{|\cos \alpha|}{r} ds}{\sum_{k=1}^n \int_{C_k} \frac{1}{r} ds} \quad (2)$$

ここで、 $C_k (k=1, 2, \dots, n; n \geq 1)$ は点Pの近傍R(点Pを中心とする半径 ϵ (ϵ は適当な正の定数)の円内は除く。理由は(1)式と同じ)内の全ての曲線分(ここでは、曲線分に沿っての一次導関数は連続であるとする。一次導関数が不連続な点をもつ曲線は、その位置で分割したものを個々の曲線分と考えることにする)、 α は曲線 C_k 上の点Qにおける接線ベクトルと線分PQのなす角、 r はPQの長さ、 \int_{C_k} は曲線 C についての線積分である。すなわち、(2)式は各曲線に沿った関数 $|\cos \alpha|/r$ の線積分の総和を、同様に関数 $1/r$ の線積分の総和で正規化したものであり、これは(1)式の線素が極限まで短くなった場合に相当する。なお、近傍に曲線が一本も存在しない場合の集中度は0とする。

2.2.3 集中度の加法性

文献(2)に述べられている(1)式の集中度の基本的性質は、(2)式の集中度についても成り立つ。その中で、以後の議論に必要である加法性について述べる。ある2値線図形を L_i 、その各点に線素を与えた図形を S_i 、その集中度を C_i 、集中度の定義式における分子、分母の値をそれぞれ A_i 、 B_i (即ち $C_i = A_i/B_i$)とすると、(1)式および(2)式には共通の次のような加法性が成り立つ。

[図形和] 2つの線図形、 L_i 、 L_j を加え合わせた線図形(L_i 、 L_j の対応する点同士の論理和で得られる図形)を L_{i+j} とする。ただし、この加え合わせによって線の重なりや接触は一切生じないものとする(仮定1)。これにより、 S_{i+j} において、 S_i または S_j の線素の一部がなくなったり、 S_i と S_j のどちらにも線素のなかった位置に線素が現われたりすることはない。このとき、 L_{i+j} の集中度 C_{i+j} は、

$$C_{i+j} = (A_i + A_j) / (B_i + B_j)$$

で与えられ、集中度の分子どおしの和を分母どおしの和で割ったものとなる。これを“図

形和”の集中度とよぶ。なお、上記仮定1が厳密に成立していない場合でも、加え合わせによる線の重なりや接触が極めて少なければ、上記関係式はほぼ成立すると考えてよい。

[図形差] 線図形 L_i の部分集合である線図形を L_j とし、 L_i から L_j を差し引いた線図形(L_i, L_j の対応する点同士の排他的論理和で得られる線図形)を L_{i-j} とする。ただし、この差し引きは線分単位で行なわれ、線分の一部が取り去られることはないものとする(仮定2)。この場合、 S_{i-j} は S_i から S_j の線素だけを取り去ったものに等しい。このとき、 L_{i-j} の集中度 C_{i-j} は、

$$C_{i-j} = (A_i - A_j) / (B_i - B_j)$$

で与えられ、集中度の分子とおしの差を分母とおしの差で割ったものとなる。これを“図形差”の集中度とよぶ。なお、上記仮定2が厳密に成立していない場合でも、 S_i から S_j 以外の線素が消去される数が極めて少なければ、上記関係式はほぼ成立すると考えてよい。

2.2.4 集中度計算式の簡略化

線図形が直線分のみで構成されている場合、(2)式の集中度はより簡単な式になる。これを示すために、まず一本の直線分による集中度を、次の2つの場合に分けて考える。

I. 直線分が点Pを向いている場合

図2.3(a)のような場合で、この図の $L_{max}, L_{min} (\neq 0)$ を用いると、(2)式の分子、分母はともに

$$\ln(L_{max}/L_{min}) \tag{3}$$

となる。当然、集中度は1である。

II. 直線分が点Pを向いていない場合

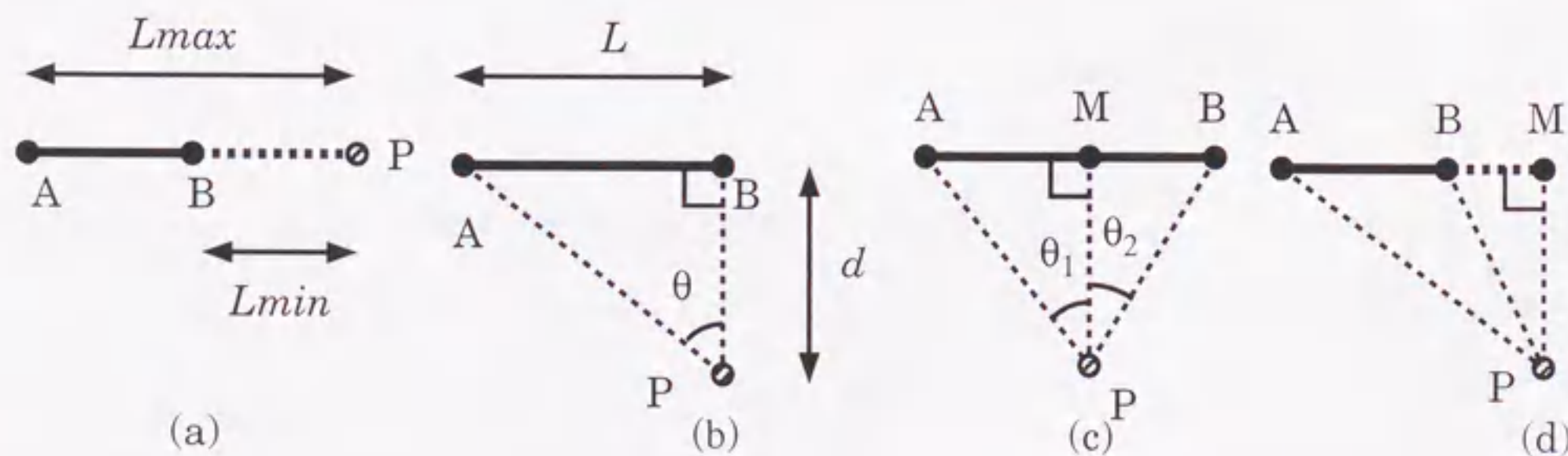


図2.3 評価点Pと線分ABの関係

点Pに対する線分の位置関係としては、図2.3(b),(c),(d)に示す3種類が考えられるが、とくに(b)の場合をPに対する基本線分と呼ぶことにする。基本線分ABの長さを L 、点Pから線分までの垂直距離を d 、 $\theta = \tan^{-1}(L/d)$ とすると、(2)式の分子および分母は、それぞれ、

$$-\ln(\cos\theta) \tag{4}$$

および

$$\frac{1}{2} \ln\left(\frac{1+\sin\theta}{1-\sin\theta}\right) \tag{5}$$

となり、いずれも θ だけの関数で与えられる。この結果と集中度の加法性から、図2.3(c),(d)の場合の集中度は、それぞれ、2つの基本線分AMとBMの“図形和”および“図形差”の集中度として以下のように求められる(図2.3(c),(d)の点Mおよび点Bについては前節の仮定は厳密には成立しない)。例えば、図2.3(c)の集中度は、点Mを原点、線分ABをX軸に取って、

$$\begin{aligned} C(P) &= \frac{\text{AMの分子項} + \text{BMの分子項}}{\text{AMの分母項} + \text{BMの分母項}} \\ &= \frac{-\ln(\cos\theta_1) - \ln(\cos\theta_2)}{\frac{1}{2} \ln\left(\frac{1+\sin\theta_1}{1-\sin\theta_1}\right) + \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1+\sin\theta_2}{1-\sin\theta_2}\right)} \\ &= \frac{-2\ln(\cos\theta_1 \cos\theta_2)}{\ln\left(\frac{1+\sin\theta_1}{1-\sin\theta_1} \cdot \frac{1+\sin\theta_2}{1-\sin\theta_2}\right)} \end{aligned} \tag{6}$$

となる。以上の結果から、複数の直線分による集中度も容易に計算できる。

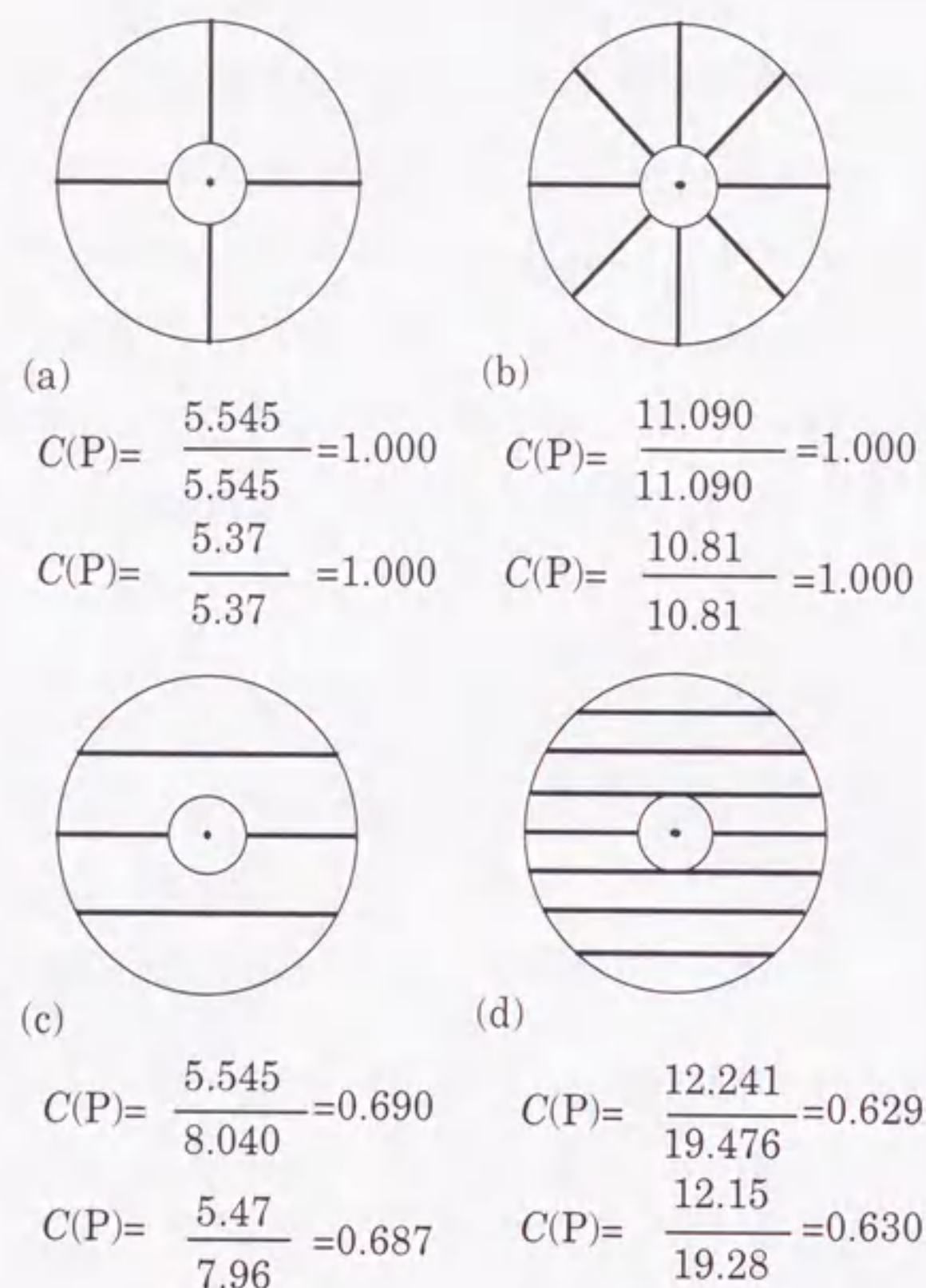


図2.4 線分パターンとその集中度の例
 上段は式(2.3), (2.4), (2.5)を,
 下段は式(2.1)を用いて計算された値

2.2.5 シミュレーション

本節では、直線分のみで構成した人工パターンを用いてシミュレーション実験を行い、集中度の基本的な振舞いを調べる。本節以降の実験に用いる線図形としては、直線のみで構成されたパターンの典型例として、放射状パターン(すべての線が中心を向く)、および、平行線パターン(様々な角度の線素が分布する)をとりあげる。

(1) 集中度の計算例

図2.4のようなパターンについて、その中心点Pにおける集中度を、離散図形に対して(1)式で計算された値(実験値)と、連続図形に対して(2)式で計算した値(理論値)で示す。理論値と実験値がよく一致していることが分かる。なお、近傍Rは内半径40,外半径160のドーナツ型とした。

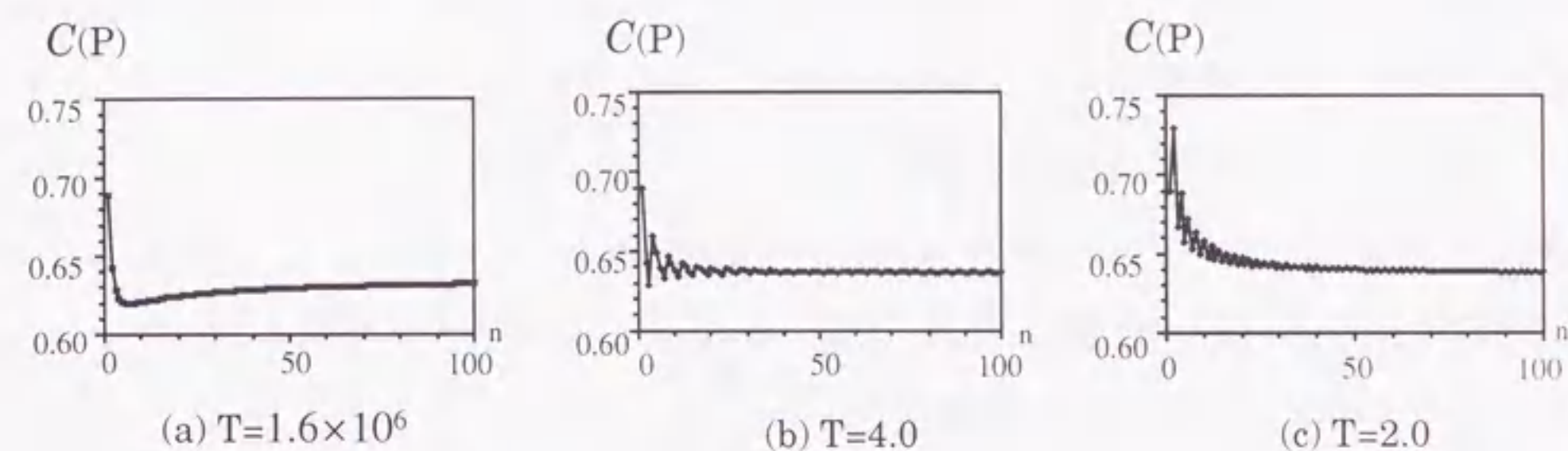


図2.5 平行線パターンに対する集中度
 (Tはマスクの内半径と外半径の比, 横軸nは近傍R内の平行線の本数)

(2) 平行パターンを用いた実験結果

[実験1]点Pの近傍に等間隔の平行線(ただし、そのうち一本はPを通る)が存在するとき、その本数を変化させて、点Pの集中度の変化を調べた。近傍は外半径が一定のドーナツ型を用い、外半径と内半径の比(T)を2, 4, および十分大(実験では $T=1.6 \times 10^6$ を用いた)の3種類とした結果を図2.5に示す。図より、近傍の形によらず平行線の本数が少ないとき高い集中度を示す。これは定義式から明らかな現象である。また、平行線の本数を増加させていくと、近傍の形によらず、集中度はほぼ一定値に近づいていくことがわかる。なお、この収束値は $2/\pi$ であることが理論的に確かめられる(証明は付録2.2参照)。平行線の本数が十分に多いときは、点Pを中心とするどの円周上にも(2)式における α が $[0, 2\pi]$ で一様に分布しているとみなせるので、 $2/\pi$ は集中度の期待値と予想されるが、期待値としての厳密

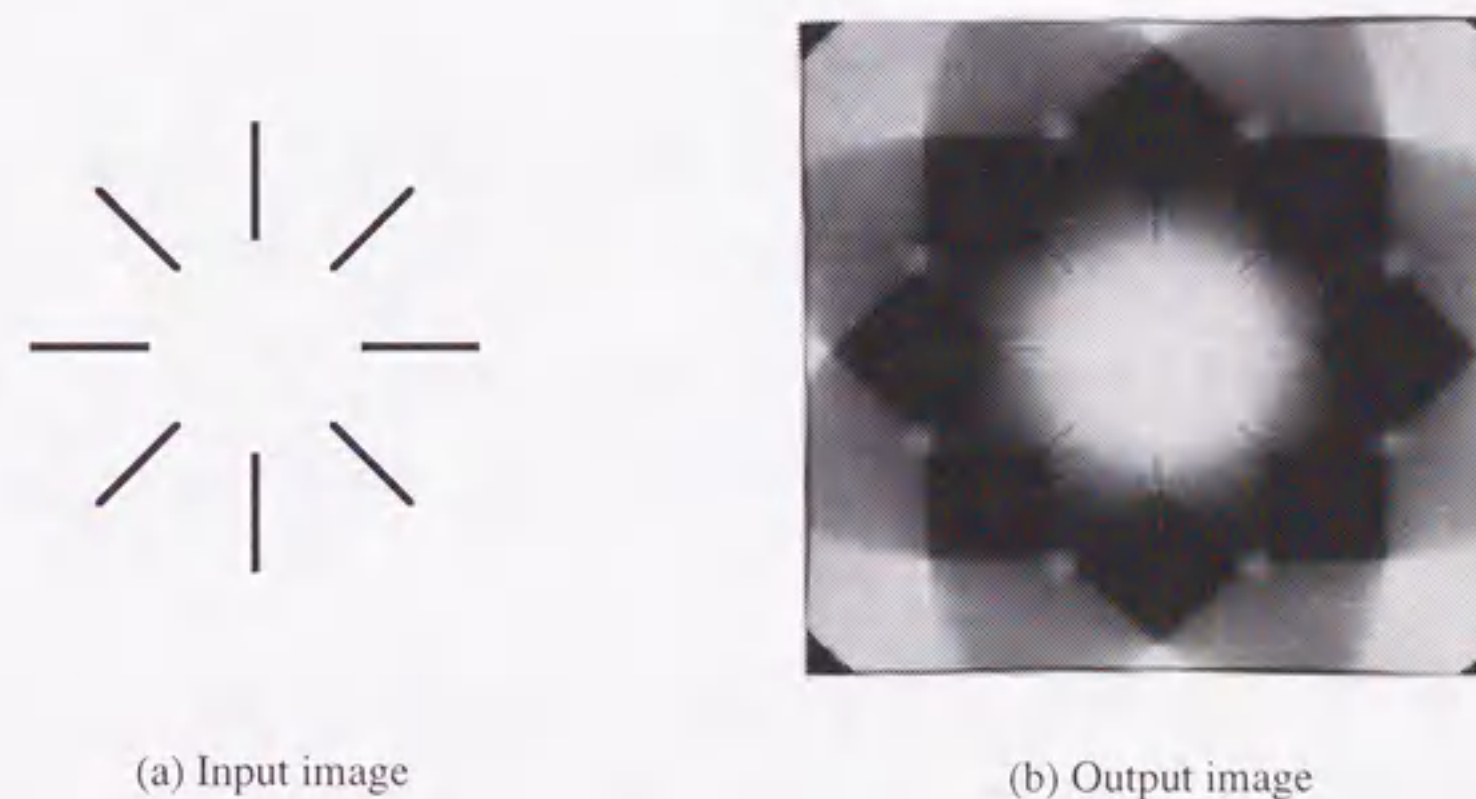


図2.6 集中パターンに対する集中度の分布例

な証明はできていない。なお、実際の画像の任意の場所から得られた集中度はほぼ $2/\pi$ を中心分布することが確認されている。

(3) 集中パターンを用いた実験結果

[実験2]直線成分がすべて点Pを向くような理想的集中パターンに対して、点Pおよびその周辺の集中度を求めた。結果の一例として、8本の線分で構成される集中パターンに対して得られた集中度の分布(集中度画像)を図2.6に示す。この図から、集中パターンにおいては、その中心だけでなく、その周辺のある程度広い範囲に高い集中度を示す領域(図中の

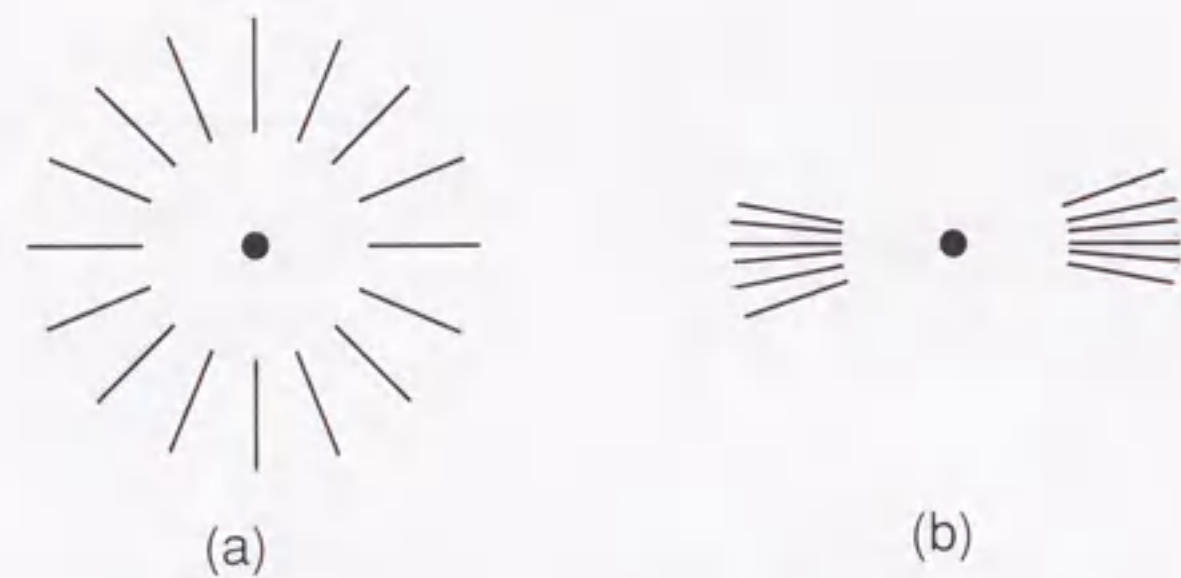


図2.7 集中度は等しく、一様性が異なる線図形の例

白い領域)のあることがわかる。また、中央の集中度の高い領域の周辺には集中度の非常に低い領域があり、さらにその外側に再び集中度の比較的高い領域のあることもわかる。集中パターンに対して、このようなラプラシアン出力に似た結果が得られるのは、ドーナツ形の近傍を用いたことによるものと考えられる。

2.3 一様指数

図2.7に示すような2つのパターンは集中しているという意味では同じであるが、(a)は線があらゆる方向から一様に集中しているのに対して、(b)は特定の方向から偏って集中している点で異なる。線図形解析の立場からは、それらは異なるタイプの集中パターンとして識別されるのが望ましいが、前節までに述べた集中度ではそれらを一般に区別できない。そこで、本節ではそのような集中の一様性を量る一つの方法を提案する。

2.3.1 定義

まず、従来の集中度計算における近傍を図2.8のようにN個に等分する。次に、各分割小領域 R_i (partitioned mask)に対して、それぞれ点Pに対する集中度 $C_{R_i}(P)$ を求め、これ

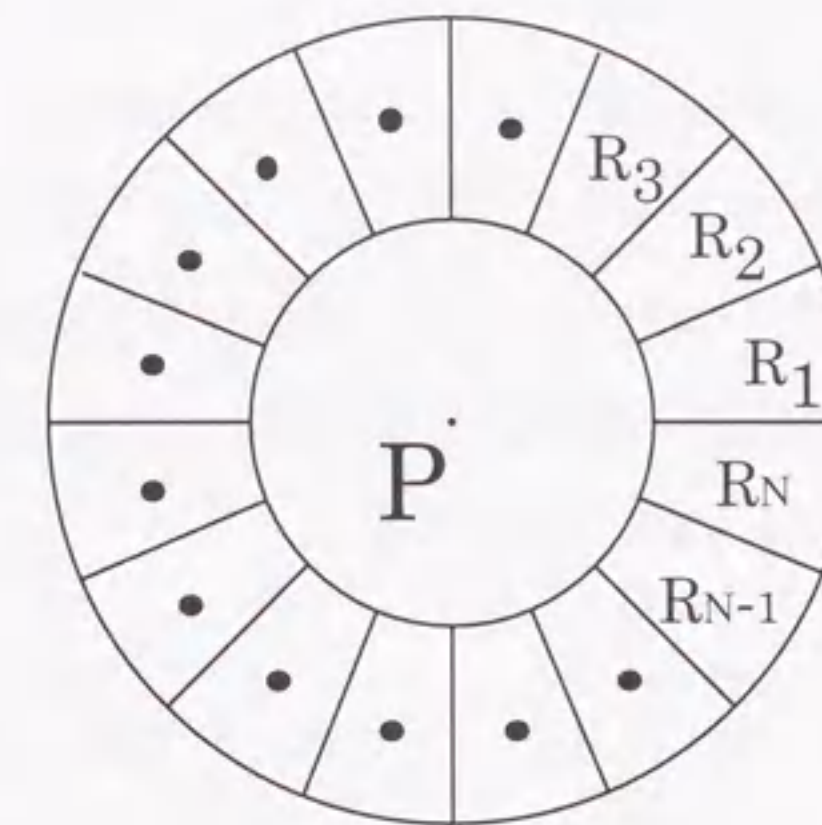


図2.8 一様指数における分割マスク

らを用いて、次の(7)式を計算する。

$$U_N(P) = 1 - 2\sqrt{\text{var}\{C_{R_i}(P)\}} \quad (7)$$

ここで、varはN個の集中度 $C_{R_i}(P)$ の分散を意味する。上記 $U_N(P)$ の値は、図2.7 (a)のように周囲から一様に集中しているパターンに対しては大きく、(b)のように偏りのあるパターンでは小さくなることが期待される。以後、この $U_N(P)$ を点Pにおける一様指数 (uniformity index)とよび、これを画像の各点で出力するフィルタを一様指数フィルタ (uniformity index filter)とよぶ。

2.3.2 一様指数の基本的性質

(a) 範囲

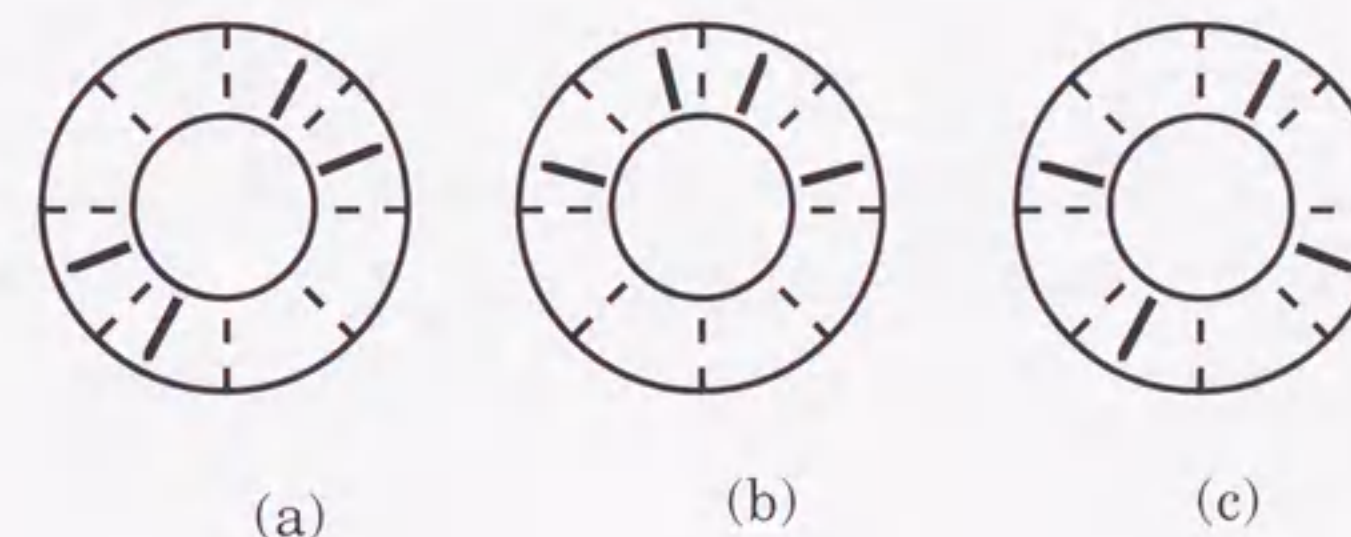


図2.9 一様指数が最小値をとる集中パターンの例

$0 \leq U(P) \leq 1$. これは、集中度の範囲が $[0.0, 1.0]$ であり、その標準偏差の範囲は $[0.0, 0.5]$ となるためである.

(b) 最大値

分割された小領域の集中度がすべて等しいとき、 $U(P)$ は最大値1をとる. なお、各領域の集中度そのものが極端に低い場合には $U(P)$ は見かけ上大きくなるが、実際にはそのような場合は集中の一様性を論じる意味はあまりない.

(c) 最小値

分割された小領域の半数が集中度1, 残りの半数が0のとき、 $U(P)$ は最小値0をとる. 図2.9に $N=8$ の時の例を示す. 図2.9(c)の例は大局的には一様な集中が見えても、 $U(P)$ は最小値をとる例である.

(d) 分割数

線図形の絶対量が少ないパターンの場合、個々の線が集中度計算に大きく影響するため一般にその集中度は大きくばらつく. 従って、分割数 N が大きくなると $C_{Ri}(P)$ のばらつきが大きくなり、 $U(P)$ は低くなる傾向にある. しかし、さらに分割を進めると各領域に存在する線素の数が極端に少なくなって $C_{Ri}(P)=0$ となる領域が増加し、結果的に $U(P)$ は高くなる. これは、対象となる線図形の絶対量にあわせて領域数 N を適当に選択する必要があることを意味する.

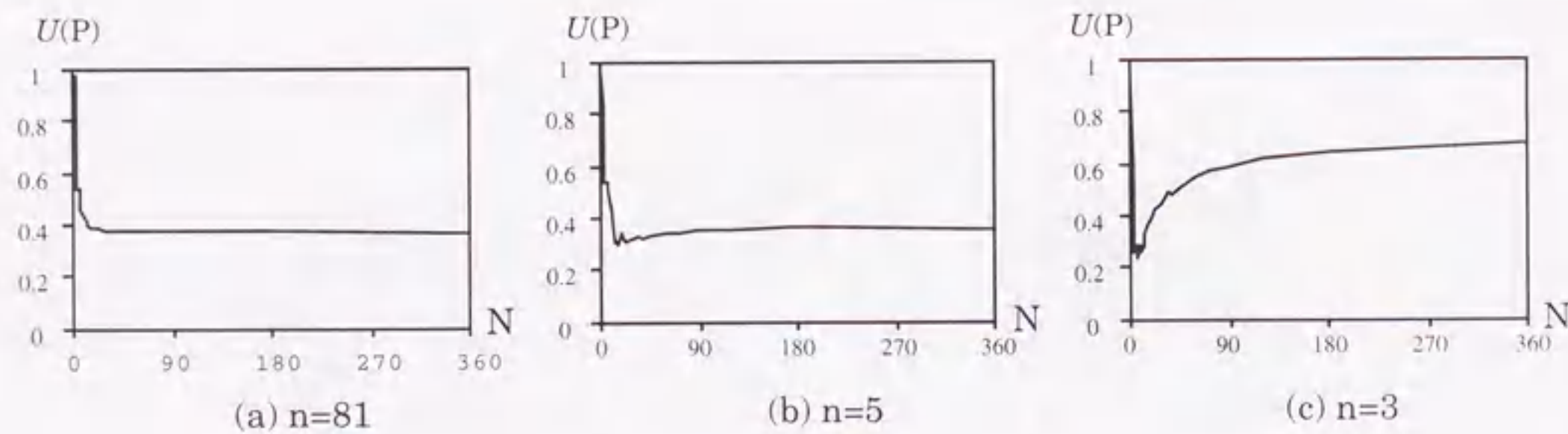


図2.10 平行線に対する一様指数(n は平行線の本数, N は分割数)の例

2.3.3 シミュレーション

ここでは前節で定義した一様指数の値を、基本的な離散線図形でシミュレーションし、その振舞いを検討する. 近傍のサイズは実験全体を通して内半径40,外半径80を用いた.

(1) 平行パターンを用いた実験結果

[実験3]中心点を通る線が必ず1本あるような線幅1で間隔が一定の n 本の平行線群に対し

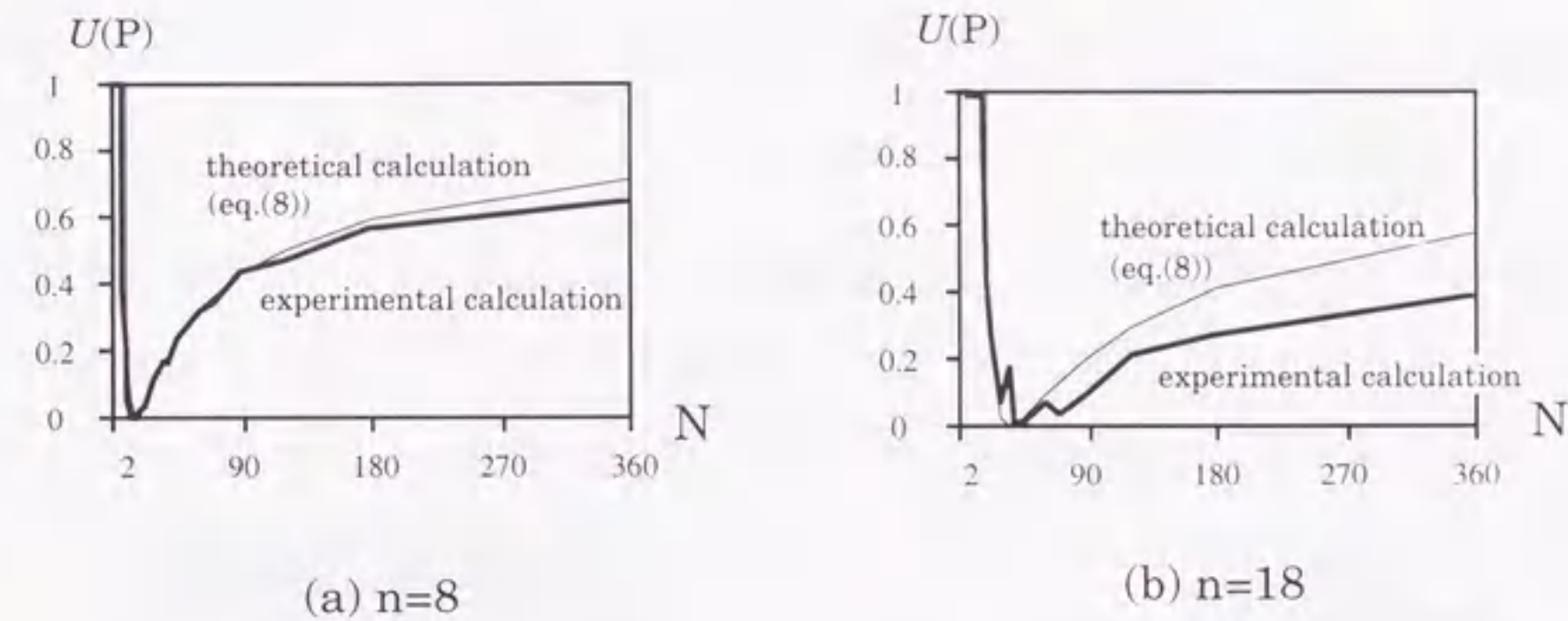


図2.11 集中パターンに対する一様指数(n は集中線の本数, N は分割数)の例

て、分割数 N を変化させた. 結果を図2.10に示す. N の増加に伴い n によらず $N=2$ の時に高い値を示し、急激に低い値を取った後に、平行線の本数に対応した値に近づく傾向があり、その値は平行線の本数が少ない時程高く、 n が小さいときは $C_{Ri}(P)=0$ となる領域が増えるため、一様指数が1に漸近すると考えられる. またグラフに不連続な点が見られるのは、左右対象に与えた平行線に対して、分割数が奇数のときに近傍が左右非対称となることによる.

(2) 集中パターンを用いた実験結果

[実験4]方向に関して一様に集中を示す n 本の線分からなる図形を用い、分割数 N を変化させて一様指数を計算した. この場合、理想的な連続線図形に対する一様指数は(8)式で与えられる. この結果、および、実際にデジタル画像を用いて計算した結果を図2.11に示す.

この図から一様指数は $N \leq n$ の時に高い値を示し、そこから N の増加と共に減少して、 $N \geq 2n$ の時に最小値を取り、それ以降は分割数 N の増加に対し再び徐々に高くなる. このことから、ある分割数 K で一様指数が最小値を取り、それ以降は分割数の増加に対し徐々に高くなる時、図2.9(c)に相当する現象が起きていると考えられ、 $K/2$ の分割数において

その線図形は最も偏りが無いと推測される。この実験では分割された小領域の境界上に集中線が乗ったときに、線の両隣の領域が高い集中度となるためグラフに極値が存在する。また、分割数が正確にnの2倍に等しくならない場合があること、与えた集中パターンがデジタル化の誤差により厳密に一樣でないことなどの理由から、線の本数nが多いパターンでは一樣指数の実験値は理論的最小値に達しない場合が生じる。

2.4 胃X線像の計算機診断への応用

2.4.1 一樣指数の導入

早期胃がんのおよそ8割においては、患部に向かって胃のひだが集中する現象が見られる⁽⁶⁾。そこで、胃X線二重造影像から早期胃がんの病変部を自動抽出するために本文の集中度フィルタを応用することが試みられてきた⁽³⁾。そこでの実験の結果、8割強の試料で高集中度領域が真の病変部に一致した。しかし、一方では誤って余分に抽出される領域数(拾い過ぎ)が試料画像1枚あたり17.1個もあり、診断精度の面で大きな問題となっていた。ところで、そのような拾い過ぎは胃輪郭線、脊椎、腸陰影の輪郭線などの明瞭な数本の線図形が集中度を高めてしまうことによって起こることが判明している。これは2.2.5で述べた線数の少ない場合に集中度が高くなることに相当し、集中度のみを用いた処理手順では避けることができない。そのような場所は線が特定方向から偏って集中しているのが見られ、真の病巣のようにすべての方向からひだが一樣に集中するパターンと明らかに異なる。それらを区別することが一樣指数フィルタ開発の直接の動機である。

2.4.2 具体的な処理手順

入力画像に対し、前処理として胃壁のひだ強調のための8近傍ラプラシアンフィルタ(差分距離=8)、ひだ領域抽出のための2値化(しきい値=0)、境界線抽出、細線化を施す⁽³⁾。得られた線図形に対し、集中度フィルタを施し、その結果をしきい値0.665で2値化して高集中度領域を得る。このしきい値は実験的に定められたものであるが、集中度の期待値が $2/\pi$ と予想されることから妥当な値と考えられる。一方、同じ線図形に対し一樣指数フィルタ(分割数72)を適用し、その結果をしきい値0.82で2値化して、一樣性の高い領域を取り出す。最後に、高集中度領域の中で一樣性の高い領域のみを取り出し、これを最終的ながん病変部候補領域とする。

2.4.3 実験結果

上記手順を実際の胃X線二重造影像27例(がん症例24, 正常例3)に適用した。各入力画像

表2.1 抽出領域数の統計

	抽出領域数	平均	平均集中度順位
従来	488	18.1	5.1
*1	54	18.0	3.7
今回	182	6.7	2.5
*2	14	4.7	—

*1 : 見落とし例(3例)の従来の結果

*2 : 見落とし例(3例)の今回の結果

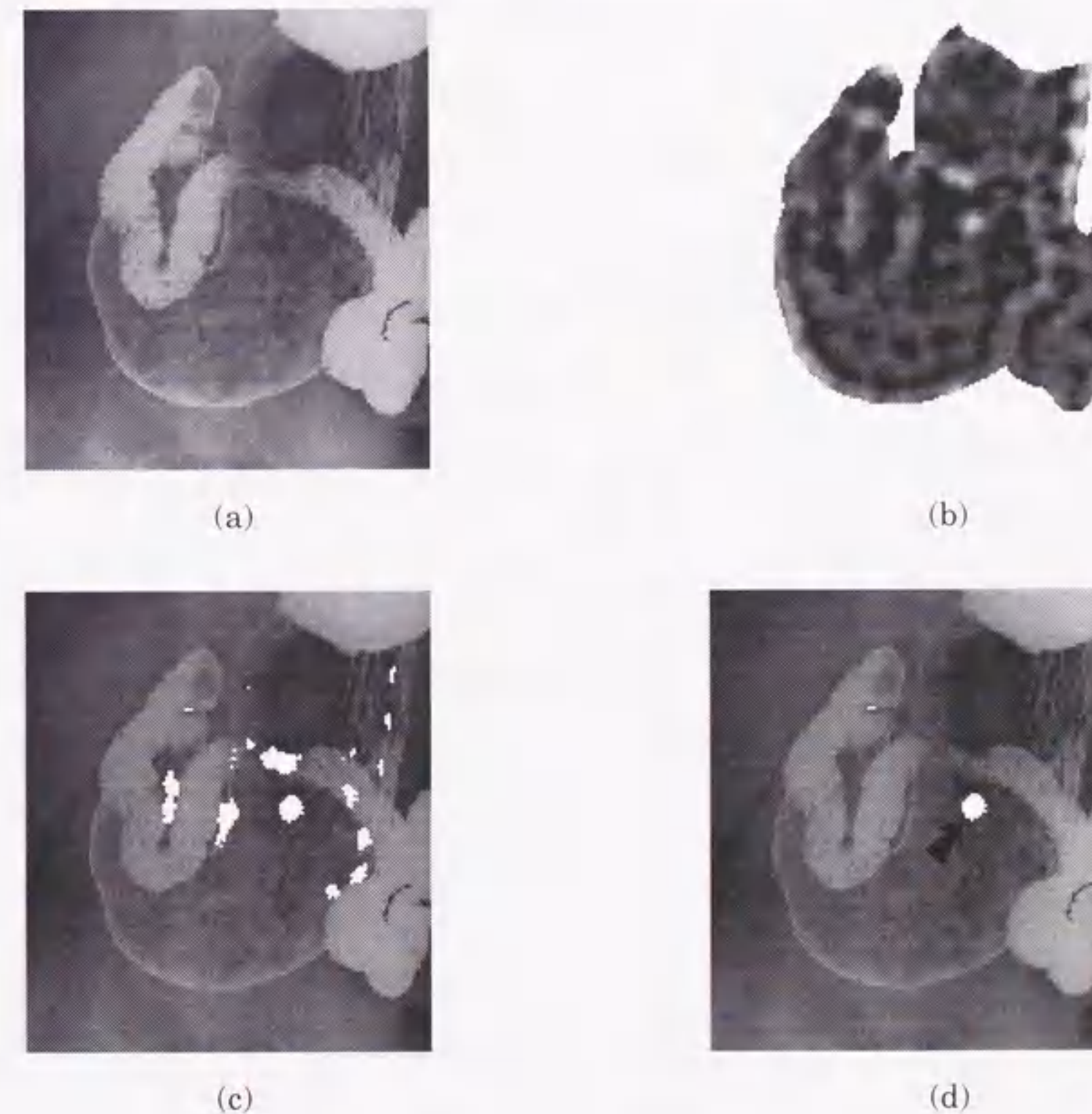


図2.12 実験結果の一例

(a)原画像, (b)集中度画像,
(c)従来法による病変部候補領域(白い領域)
(d)最終結果と真の病変部(矢印で示す)

は、大きさ1500~2000×1500~2000点程度、各点10ビットのデジタル画像である。抽出結果の一例を図2.12、抽出された総領域数とその平均、および、抽出された領域に対する真の病変部の集中度順位の平均を表2.1に示す。表からわかるように、一様指数フィルタを用いない従来の結果と比較して拾い過ぎ領域数が従来の約3分の1に減り、その結果、真の病変部領域の集中度順位に大巾な改善が見られる。一様指数フィルタの導入によって、異常例24例中新たに3例の見落としが生じたが、これは、分割数が多すぎたこと、および、一様指数が脊椎の影響を正しく評価したため結果的に病変部を見落とししたためである。

2.5 むすび

本章では、線図形テクスチャの解析のための一手法として提案されていた集中度フィルタの性質を連続空間での定義式を用いてより詳細に解析した。これにより、基本的なパターンに対する理論シミュレーションが可能となり、集中度の特徴的な振舞いが明らかになった。また、集中度の期待値が $2/\pi$ であることが解析的に明らかになり、従来の実験的な予測値を裏付けた。この値は、実際の画像から計算された集中度を解釈する上で一つの重要なしきい値となり得る。

また、集中度を基礎にして集中の一様性を定量化するための一様指数を提案し、その基本的性質を明らかにするとともに、実際に胃X線像からのがん病変部抽出に適用した。その結果、一様指数フィルタは、集中度フィルタでは避けられなかった病変部の拾い過ぎを大巾に抑さえる効果のあることが知られた。本文で述べた集中度フィルタと一様指数フィルタは線図形の局所的な集中性を解析するための基本的で有効な手法と考えらる。

今後の課題として、連続曲線に対する集中度の理論的解析、一様指数と集中度の組み合わせ利用法の検討、他の集中性特徴量の開発、および、他の画像への応用などがある。

文献

- (1) A. R. Rao and R. C. Jain : "Computerized Flow Field Analysis : Oriented Texture Fields", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., 14, 7, pp.693-709 (1992)
- (2) 長谷川純一, 筒井武敏, 鳥脇純一郎: "胃X線二重造影像におけるひだ集中を伴うがん病変部の自動抽出", 信学論 (D-II), J-73-D-II, 4, pp.661-669 (1990)
- (3) 長谷川純一, 三浦正義, 尾坐幸一, 鳥脇純一郎: "線図形テクスチャ解析のための集中度フィルタの性質とその応用", 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU'92)講演論文集II, pp.37-44 (1992)
- (4) 目加田慶人, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: "集中を伴う線図形解析のための方向情報を用いたフィルタの性質と応用", 信学技報, PRU92-132 (1992)
- (5) 根来俊夫, 鳥脇純一郎, 福村晃夫: "線図形を構成する点要素の分類の一方法", 信学論 (D), 55-D, 11, pp.762-763 (1972)
- (6) 市川平三郎, 山田達哉, 土井偉誉: "胃X線診断の実際", pp.60-83, 文光堂, 東京 (1964)
- (7) 一松信: "教室に電卓を! II", p.100, 海鳴社 (1981)

付録2.1 (3), (4), (5)式の証明

図2.3(b)の場合

点Bを原点、線分ABをx軸(点Aのx座標の値をLとする)にとると、この時の点Pの集中度は

$$C(P) = \frac{\int_0^L \frac{1}{\sqrt{x^2+d^2}} \times \frac{1}{\sqrt{x^2+d^2}} dx}{\int_0^L \frac{1}{\sqrt{x^2+d^2}} dx} = \frac{\int_0^L \frac{1}{x^2+d^2} dx}{\int_0^L \frac{1}{\sqrt{x^2+d^2}} dx}$$

ここで、 $x=\tan\beta$ とおくと、分子は

$$\begin{aligned} \int_0^{\theta} \frac{d \tan\beta}{d^2 \tan^2\beta} \times \frac{d}{\cos^2\beta} d\beta &= \int_0^{\theta} \tan\beta d\beta \\ &= \int_0^{\cos\theta} \frac{1}{t} dt \end{aligned}$$

$= -\ln(\cos\theta)$ ただし, $\theta = \tan^{-1}(L/d)$

同様に, 分母項は

$$\int_0^\theta \frac{1}{\sqrt{d^2(\tan^2\beta+1)}} \times \frac{d}{\cos^2\beta} d\beta = \int_0^\theta \frac{1}{\cos\beta} d\beta$$

$$= \int_0^{\sin\theta} \frac{1}{1-t^2} dt$$

$$= \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1+\sin\theta}{1-\sin\theta}\right)$$

図2.3(a)の場合は分子, 分母ともに以下のように計算される.

$$\int_{L_{min}}^{L_{max}} \frac{1}{x} dx = \ln\left(\frac{L_{max}}{L_{min}}\right)$$

(証明終了)

付録2.2 実験1の収束値について

マスクが円形で平行線の本数nを無限大にしたときの集中度の極限值が $2/\pi$ であることの証明を行う. 証明する式は以下のものである.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{-2 \ln \prod_{i=1}^n \cos \theta_i}{\ln \prod_{i=1}^n \frac{1+\sin\theta_i}{1-\sin\theta_i}} = \frac{2}{\pi} \tag{A-1}$$

まず, 分母について考える.

$$x_i = \cos \theta_i = \frac{i}{n+1}, \quad f(x) \equiv \ln \frac{1+\sqrt{1-x^2}}{1-\sqrt{1-x^2}}, \quad Cn \equiv \frac{1}{n+1} \ln \prod_{i=1}^n \frac{1+\sin\theta_i}{1-\sin\theta_i}, \quad \text{とおくと,}$$

$$Cn = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n f(x_i)$$

$$= h \sum_{i=1}^n f\left(\frac{1}{2(n+1)} + \left(i - \frac{1}{2}\right)h\right)$$

ただし, $h = \frac{1}{n+1}$

したがって, Cn は

$$I = \int_{\frac{1}{2}h}^{1-\frac{1}{2}h} f(x) dx$$

$$= (1-\delta_n)f(1-\delta_n) - \delta_n f(\delta_n) + 2\sin^{-1}(1-\delta_n) - 2\sin^{-1}\delta_n \tag{A-2}$$

の複合中点則による近似値であり, Cn と I の近似的な誤差は次の式で与えられる⁽⁷⁾.

$$I - Cn = \frac{h^2}{24} \left[f'\left(1 - \frac{1}{2}h\right) - f'\left(\frac{1}{2}h\right) \right] + O(h^4) \tag{A-3}$$

ここで, (A-2)式を各項ごとにテーラー展開して, (以下の導出は三井斌友(名古屋大学)による)

$$(1-\delta_n)f(1-\delta_n) \sim 2\sqrt{2\delta_n} + O(\delta_n)$$

$$\delta_n f(\delta_n) \sim -2\delta_n \ln \delta_n + O(\delta_n)$$

$$2\{\sin^{-1}(1-\delta_n) - \sin^{-1}\delta_n\} \sim \pi - 2\sqrt{2\delta_n} - 2\delta_n + O(\delta_n)$$

ゆえに,

$$I \sim \pi + 2\delta_n \ln \delta_n - 2\delta_n + O(\delta_n) \quad (n \rightarrow \infty) \quad ((A-3)式の右辺第一項)$$

$$= \frac{\delta_n^2}{6} \{f'(1-\delta_n) - f'(\delta_n)\} \sim \frac{1}{3}\delta_n + O(\delta_n)$$

よって,

$$Cn \sim \pi + 2\delta_n \ln \delta_n - \frac{7}{3}\delta_n + O(\delta_n)$$

$$(n+1)Cn = \frac{1}{2}Cn$$

$$\sim (n+1)\pi - \ln(n+1) - \ln 2 - \frac{7}{6} + O(1)$$

分子はStirlingの公式より

$$\prod_{i=1}^n \cos \theta_i = \frac{n!}{(n+1)^n} \sim \frac{1}{e} \sqrt{2\pi n} e^{-n} \quad \text{であるので}$$

(A-1)式左辺

$$\frac{2n - \ln n - \ln\left(\frac{2\pi}{e^2}\right)}{\pi n - \ln n - \ln\left(\frac{2}{\pi} - \frac{7}{6}\right)} \sim \frac{2}{\pi}$$

(証明終)

第3章 線状陰影強調フィルタの改善と胃X線像におけるがん病変部自動検出

3.1 はじめに

がんの早期発見は、現代医学においては最重要課題の一つである。画像診断、特にX線像診断はそのための最も有効な方法の一つであるが、近年、デジタルラジオグラフィや計算機断層撮影法などの新しいモダリティの登場により、その診断精度は飛躍的に向上した。その一方で、診断すべきX線像の増加と診断結果のばらつきに対処すべく、計算機を援用した定量化あるいは自動診断の必要性が広く認識されつつあり、そのための画像認識手順や診断支援システムの開発が試みられている⁽¹⁾。

我々も、早期胃がんにはその患部に向かって胃内壁のひだが集中する例が非常に多いことに着目し⁽²⁾、X線二重造影像からひだ集中を伴うがん病変を自動検出するためソフトウェアシステムWSCAN(Double contrast X-ray image analysis system for stomach cancer diagnosis)の開発を進めてきた^(3,4)。このシステムでは、まず前処理として胃内壁のひだとひだの間に残留するバリウム陰影(以下ひだ陰影とよぶ)を強調する。次に、その輪郭線の局所的な集中性を調べることによって、病変部と疑わしき領域を残らず検出するという手順をとる。特に、後半で行う集中性の評価には、前章で述べた集中度が用いられ、その値の大きい部分が最終的に異常陰影候補領域 (Suspicious Region, 以下SR) として抽出される。この集中度に関しては、すでに前節で述べたように種々のシミュレーション実験でその性能が評価されており、実際の二重造影像を用いた実験でもその有効性が確かめられている。しかしながら、文献(3,4)では前処理であるひだ陰影の強調では、従来から既存のラプラシアンフィルタを用いる以外には特別な工夫はしていなかった。このため、真のひだ陰影以外にバリウム貯溜影のエッジ領域なども強調され、それが原因で起こるSRの拾いすぎが問題となっていた。

そこで本章では、この前処理を改善するために、胃X線二重造影像におけるひだ陰影のような線状陰影だけを選択的に強調するための新しい線状陰影強調フィルタを提案し、このフィルタを組み込んだ新しい病変部自動検出手順の能力評価を試みる。

一般に画像中の特定の領域や境界線の強調処理には、従来からラプラシアンに代表される様々な形の差分型フィルタやモルフォロジカルフィルタが用いられてきた^(1,5-14)。しかし、これらを胃X線二重造影像のひだ陰影の強調に用いようとすると、それらに共通し

た欠点として、線状陰影とステップ状エッジの判別が困難(差分型フィルタ)、処理結果と計算時間がフィルタの構造要素の形に大きく左右される(モルフォロジカルフィルタ)、などがあって、十分な効果が得られなかった。特に胃X線二重造影像を対象としたものとしては、胃部領域抽出の前処理としての胃輪郭線の強調が報告されているだけであり、文献(11,12)ではラプラシアン型のフィルタ、文献(13)では条件付き一階差分の和(2方向)、文献(14)では2階差分フィルタを回転させたものを採用している。これらは元々、ひだ陰影に比べてコントラストが高く十分長い線状陰影を対象としており、そのためひだ陰影の情報の少ない空間解像度の低い画像を対象としていること、また、文献(14)はその差分マスクの形状からある程度の長さをもった直線に対する反応を高めたフィルタとなっていることから、走行方向・コントラスト、長さのすべてが複雑に変化するひだ陰影にそのまま適用することはできない。

本章で提案するフィルタは、基本的には条件付き差分フィルタの組合せで構成され、そこに濃淡の局所的変化に関する論理操作と非線形操作を導入して、ステップ状のエッジからの出力を極力抑え、線状陰影の中心付近のみで高い出力を与えるように工夫したものである。さらに、このフィルタの使用により、2.4の胃がん検出手順の能力が有意に改善されることを示す。胃X線二重造影像のがん陰影自動抽出に対するこの種のフィルタの効果については他に報告されていない。

以下、3.2でシステムWSCANの現状とその問題点を概観したのち、3.3で今回提案する線状陰影強調フィルタの定義とその基本的な性質を示す。3.4ではそのフィルタを組み込んだ新しい病変部自動検出手順を述べ、最後に3.5でその手順を実際の二重造影像に適用した結果を示す。

3.2 従来の処理手順における問題点

従来のシステムにおけるひだ集中型がん病変部の自動検出手順は、3つのステップ:

(Step1)強調フィルタによるひだ陰影の輪郭線の抽出

(Step2)集中度を用いたひだの集中性の評価とSR抽出

(Step3)拾いすぎSRの削減

からなる。77例のひだ集中を伴う症例を用いた実験(付録3.1参照)では、この手順の病変部検出率は76.6%と比較的良好な結果であったが、SRの拾いすぎ数は画像一枚当たり平均15.1個であった⁽¹⁵⁾。

上記Step1のひだ陰影の輪郭線抽出手順では、原画像にラプラシアンフィルタ(8近傍型)を適用し、しきい値0で2値化した後の図形輪郭線をひだ陰影境界線としている。しかし、この手順では、バリウム貯溜影等のステップエッジの部分でもフィルタ出力が高くなるため余分な輪郭線が抽出されてしまい、この不要な線の影響によって次のStep2で病変部の拾い過ぎや見落としが生じていた。集中度自身の基本性能については前章で述べたようにすでにある一定の評価が得られているので、手順全体の検出能力をより高めるには、ひだ陰影のより正確な抽出を可能にする新しい強調フィルタの開発が不可欠と考えられる。

3.3 新しい線状陰影強調フィルタ

3.3.1 定義

濃淡画像における線状陰影は、濃度値構造の違いによって尾根状陰影と谷状陰影に分けられるが胃X線二重造影像におけるひだ陰影は谷状陰影である。また、ひだ陰影はその走行方向が複雑で、場所により幅やコントラストも異なるため、無方向・可変近傍型の強調フィルタが適している。そこで、今回提案するフィルタの、点 $p=(x,y)$ での出力 $g(p)$ を、入力画像を $f(x,y)$ 、出力画像を $g(x,y)$ として、次で定義する。

$$g(p) = \text{Max}_{\theta} \{ \text{Max}_l^* \{ h(\theta, l) \} \} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} & \text{Max}_l^* \{ h(\theta, l) \} \\ &= \begin{cases} h(\theta, l) \text{の極大値} (l \text{が最小のもの}): h(\theta, L_{min}) > 0 \text{のとき(条件1)} \\ 0 : h(\theta, L_{min}) \leq 0 \text{のとき(条件2)} \end{cases} \quad (2) \end{aligned}$$

$$h(\theta, l) = \text{Min} \{ f(p-l), f(p+l) \} - f(p) \quad (3)$$

ただし、 $l=(l\cos\theta, l\sin\theta)$, $0 \leq \theta \leq \pi$, $L_{min} \leq l \leq L_{max}$ とする(図3.1)。(3)式では、まずある点を p 、そこから角度 θ 方向、および $\theta + \pi$ 方向に l だけ離れた点をそれぞれ $p-l$ 、 $p+l$ として、濃度値 $f(p-l)$ 、 $f(p+l)$ の小さい方から $f(p)$ を引いている。これは、ある (l, θ) のもとで点 p の谷としての深さを求めるもので、本フィルタの最も基本的な処理であり、ステップ状の濃度値構造を持つ部分からのフィルタ出力の低下を目的とした処理である。

次に、(2)式に示すように、上記の処理を、 θ を固定したまま l を L_{min} から L_{max} まで次第に大きくしていき、(条件1)が満たされる場合には初めて得られる $h(l, \theta)$ の極大値を、

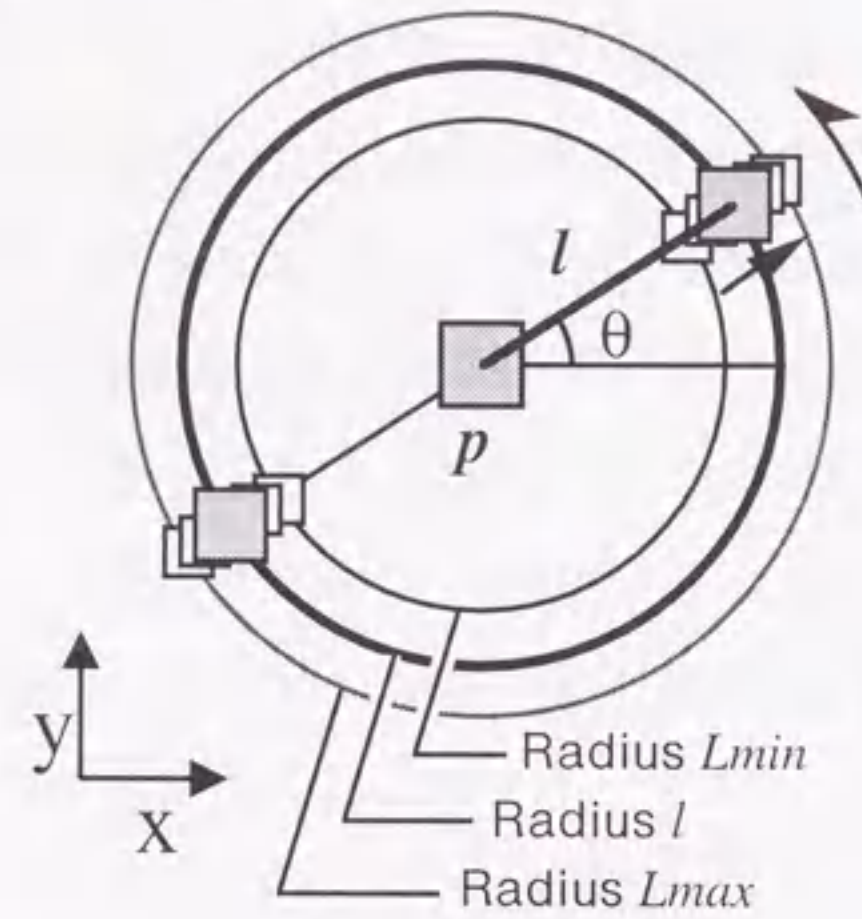


図3.1 線状陰影強調フィルタの説明図

そうでない場合には0を出力する。この結果、線状陰影の幅に依存せず、そのコントラストを保持した出力を得ることが可能となる。また、近傍にある別の線状陰影(谷状陰影)の影響を受けない。そして最後に以上の操作を θ を0から π まで π/L ずつ変化させて行い、その出力値の最大値を点 p での最終的なフィルタ出力値とする。以下、 L を方向数と呼ぶ。

3.3.2 フィルタの基本的性質

上で定義されたフィルタ(以下LSEフィルタと呼ぶ)は極めて非線形性が強いので、その性質の理論的解析は困難であるが、以下のような基本的な性質をもつことが知られる。

(性質1) 線状陰影の存在する部分では正の値が出力がされる。

説明の便宜上、線状陰影の断面の濃度変化が左右対称かつ、谷の中心から単調増加して

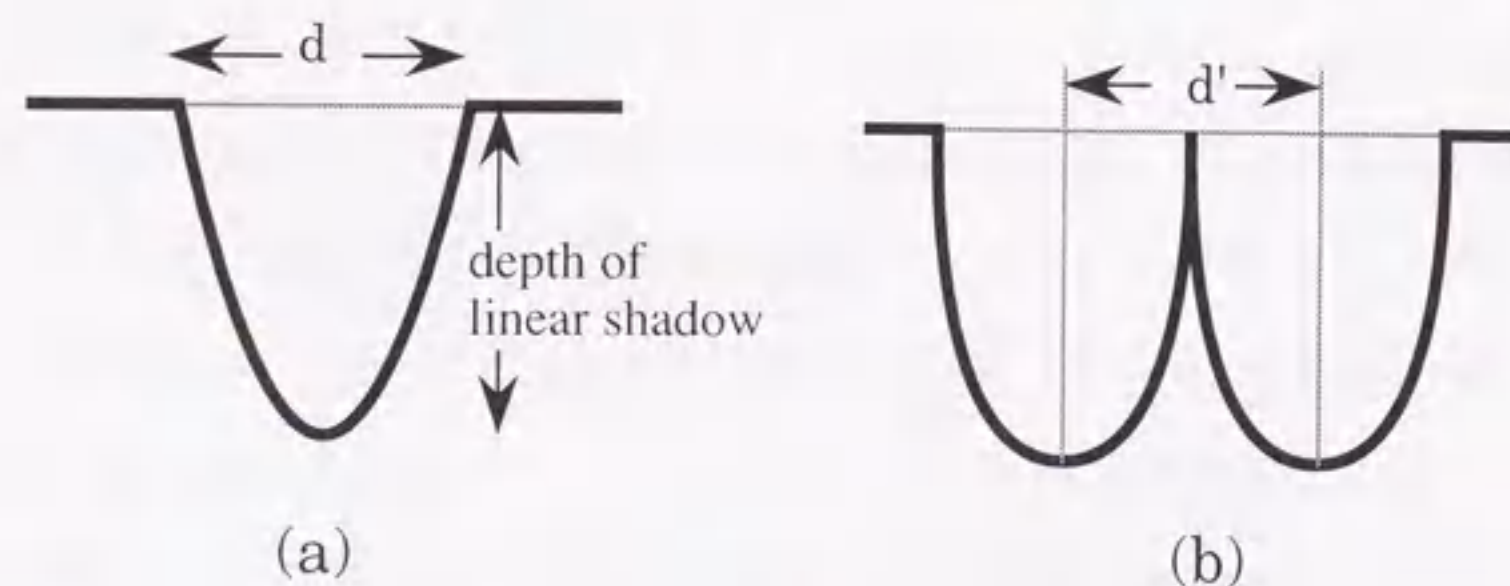


図3.2 線状陰影の断面のモデル図
(a) 一本の線状陰影の場合
(b) 併走する2本の線状陰影の場合

いるとすると、その幅 d によって次のような異なる出力結果が得られる(図3.2(a)).

(i) $d \leq L_{min}$ の場合

線状陰影全体と同じ範囲に正の出力が出る。出力のピークは谷の位置にあり、その値は谷の深さに等しい。

(ii) $L_{min} < d \leq L_{max}$ の場合

線状陰影中央からの距離が $L_{min}/2$ 以下の部分に正の出力が出る。出力のピークは谷の位置で、その値は谷の深さに等しい。

(iii) $L_{max} < d$ の場合

出力の出る範囲は(ii)と同様であるが、ピークの値は谷の深さより小さい。

(性質2) ステップエッジ付近の出力は0もしくは極めて小さい(エッジは強調されない)。

あるエッジ付近の点 p における(1)式の出力値を考えた場合、エッジと平行に近い角度では、 $h(l, \theta)$ の値は0に近くなる。また、それ以外の角度では(2)式の中の条件2が満たされるためその出力は0であり、結局、最終的な出力値は非常に小さい。

(性質3) 近接した2つの線状陰影が存在したとき、互いの影響を最小限に抑えた強調ができる。

2つの線状陰影の距離、谷の深さ等で多くの場合があるが、ここでは簡単のために、2つの線状陰影の濃度値構造は(性質1)を論じたときと同じで、かつ、深さが等しいものとする。2つの線状陰影の谷と谷の距離 d' によって次のような異なる出力結果が得られる(図3.2(b)).

(i) $L_{min} < d' / 2$ の場合

2つの線状陰影の距離が十分離れているため、それらは別々の図形とみなしてよい。

(ii) $d' = L_{min}$ の場合

線状陰影と垂直な角度の断面においては(条件1)が満たされないため、出力は0である。ただし、それ以外の角度での出力の中には、十分大きい正の出力を与えるものがあるため、2つの線状陰影は別々の図形として扱われるとみてよい。

(iii) $d' / 2 < L_{min} < d'$, または、 $d' < L_{min}$ の場合

一方の線状陰影の谷での出力を得るために用いる2点 $p-l$, $p+l$ のうちどちらかは他方の線状陰影上にあるため、各々の線状陰影の正確な濃度値情報を反映しているとはいえないが、2つの線状陰影は別々の図形として出力値を与える。

これらの性質により、次のような効果が期待できる。

(性質1)より線状陰影の中心付近のみに正の値が出るため、ひだの走行方向がより正確に抽出できる。

(性質2)より、バリウム貯溜影などがつくるステップ状エッジ付近での出力が小さく抑えられる。

以上のことから、 $Lmin$ としては強調したい線図形の最小幅の半分程度が望まれる。また、 $Lmax$ としては(2)式において、 l だけ増加させたときの $h(l, \theta)$ の初めて得られる極大値を出力することから、必要以上に大きくすることは意味がない。

典型的な線状、および、ステップエッジ状陰影におけるLSEフィルタとラプラシアンフィルタによる出力断面の模式図を図3.3に示す。なお、図3.3の実験に関する限り、文献(11,12,14)はラプラシアンフィルタと同じ出力特性を持ち、文献(13)のフィルタはLSEフィルタにおいて l を固定し、方向数を減らした場合に相当する。また、ある点Pでのラプラシアンフィルタ(あらゆる方向の2階差分の総和)の出力値は次で表わせる。

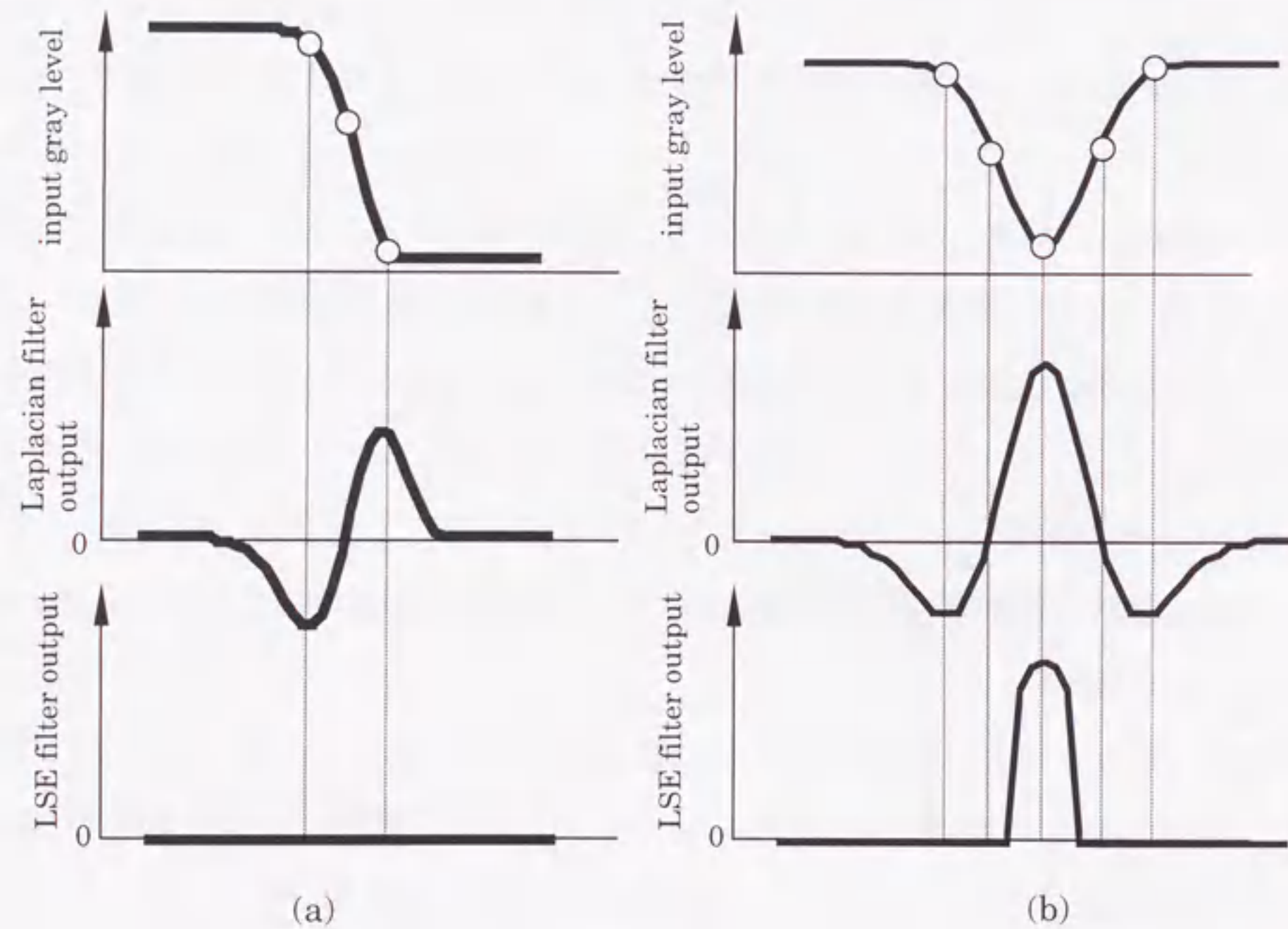


図3.3 ステップ状のエッジ(a)と線状陰影(b)におけるフィルタ出力の比較の図

$$g(p) = \sum_R f(p-l) + f(p+l) - 2f(p)$$

ただし、入力画像を $f(x,y)$ 、出力画像を $g(x,y)$ とすると、点 $p=(x,y)$ 、 $l=(l\cos\theta, l\sin\theta)$ 、 $\theta=(k-1)\times\pi/L$ である。

図3.3から明らかなように、両フィルタ共に、線状陰影は良好に強調している。また、エッジ状陰影において、LSEフィルタはその出力がほとんどないのに対して、ラプラシアンフィルタでは、濃度値断面の変曲点(上に凸から下に凸になる変曲点)付近で比較的高い出力が見られる。また、実際の胃X線二重造影像において、ひだ陰影部分およびバリウム貯溜影の輪郭部分(それぞれ図3.4のROI-1, ROI-2)に対する両フィルタの出力結果をそれぞれ図3.5(a),(b)に示す。ただし、フィルタパラメータは、ラプラシアンフィルタでは、方向数4、フィルタ半径8画素(文献(3)と同じ)、LSEフィルタは、方向数4、 $(Lmin, Lmax) = (6, 12)$ とした。図3.5より、両フィルタとも線状陰影の強調の度合はほぼ同程度である。

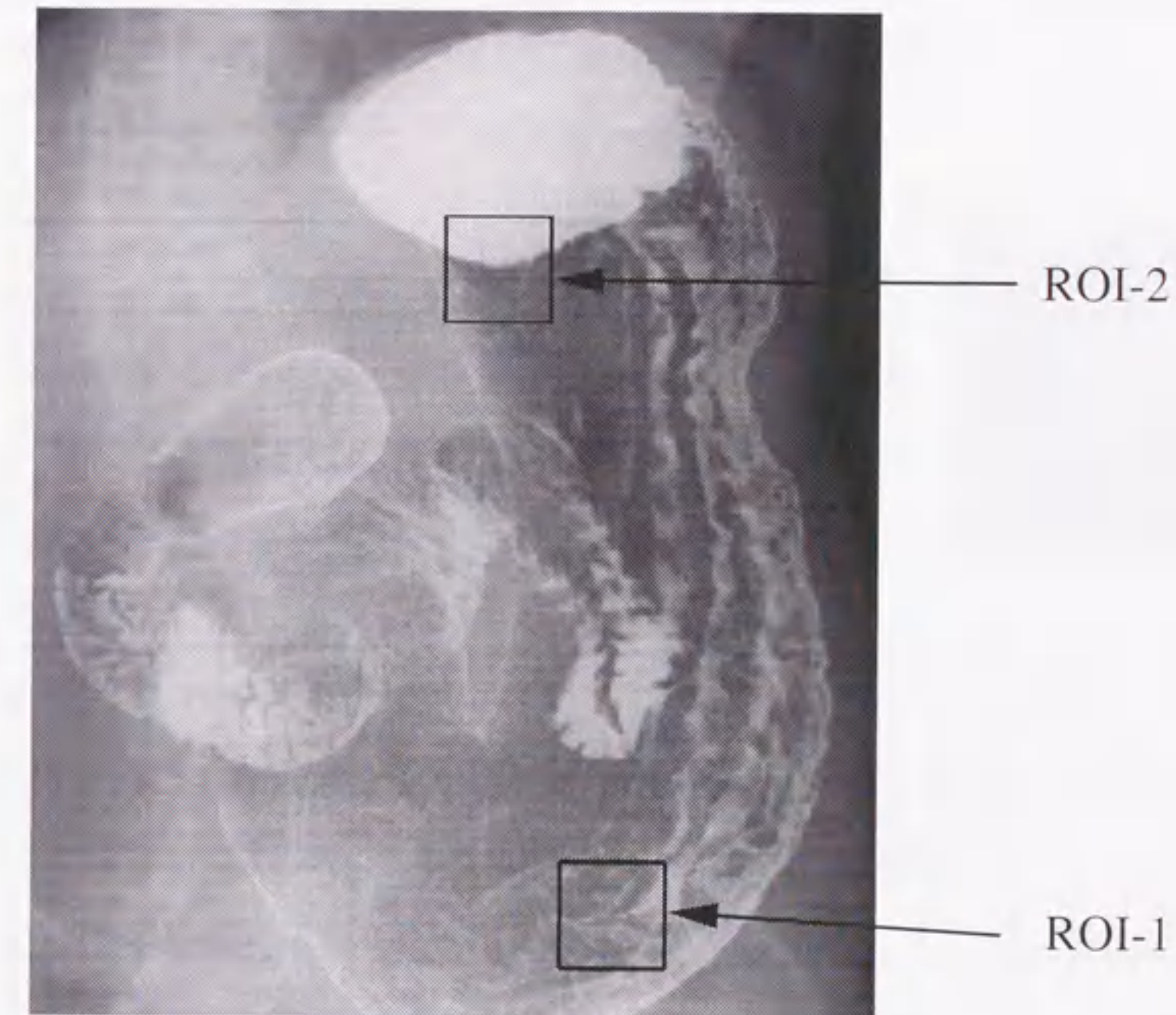
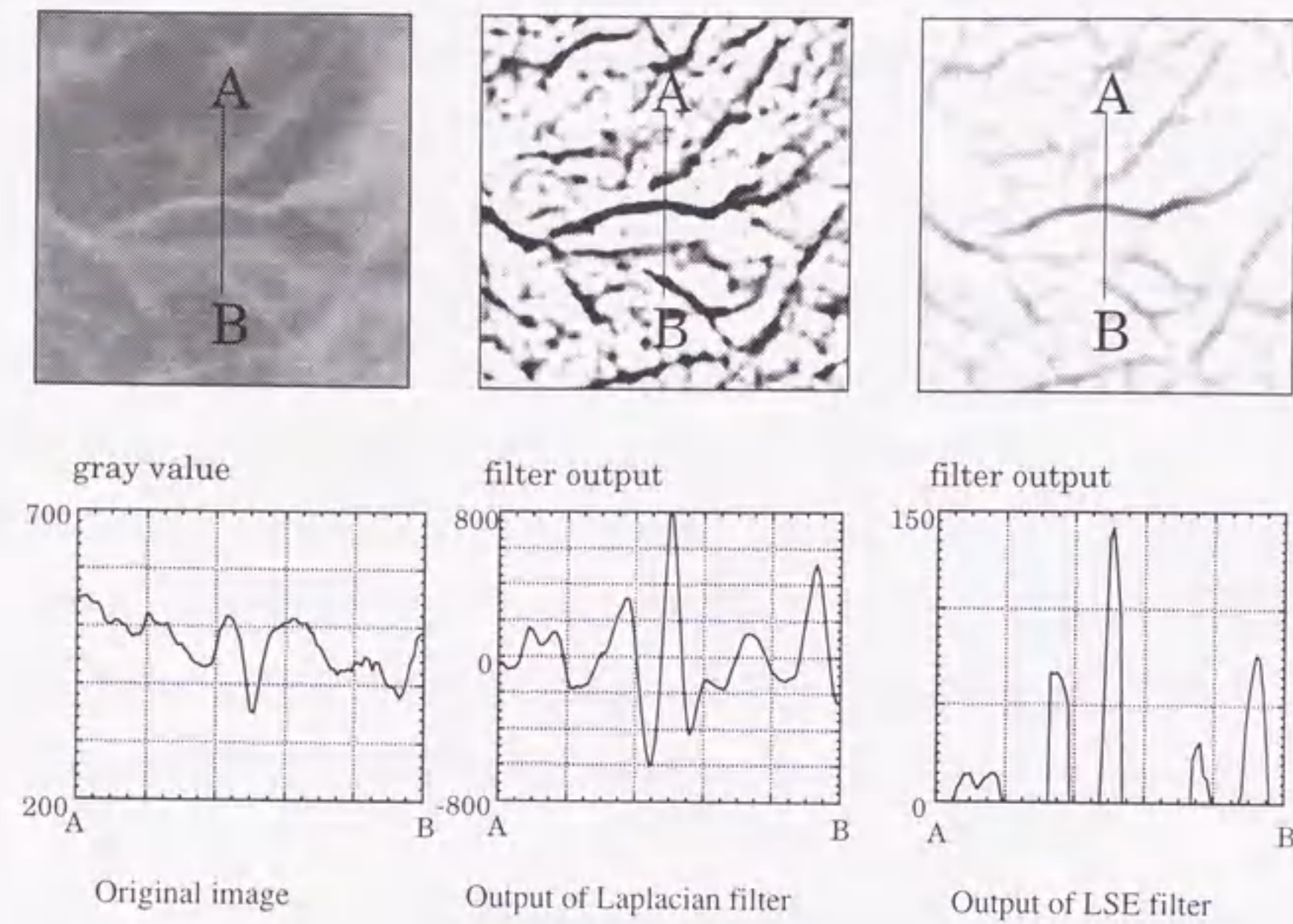
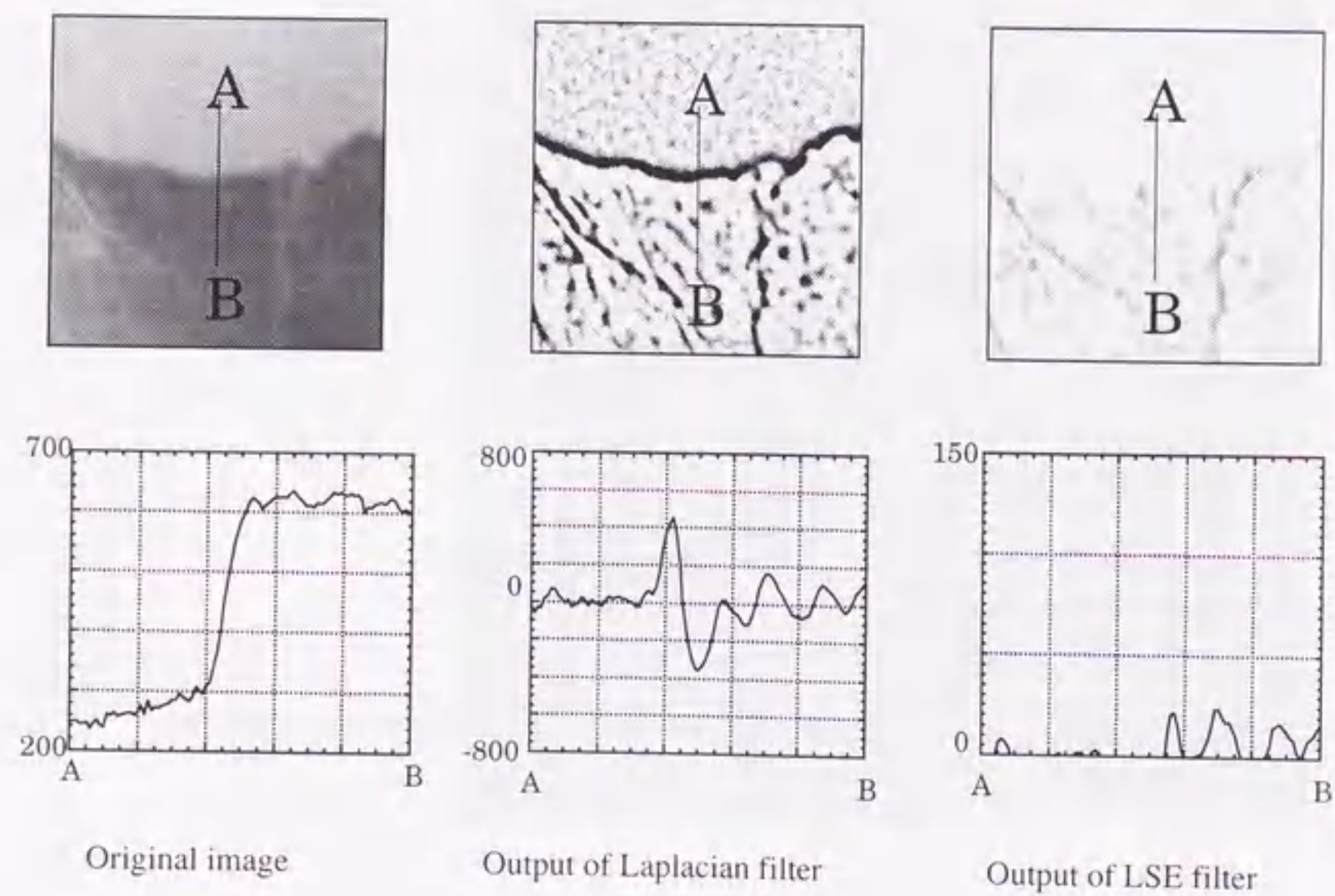


図3.4 胃X線二重造影像の一例とフィルタ出力の比較のための2つのROI(Regions Of Interest)

- ROI-1: 線状陰影の例
- ROI-2: ステップ状エッジの例



(a) Results of ROI-1



(b) Results of ROI-2

図3.5 ラプラシアンフィルタとLSEフィルタの出力結果の例
下段のグラフは線分ABに沿った濃度値プロファイル
(a), (b)はそれぞれ図3.4のROI-1, ROI-2に対応する

が、ステップ状エッジ付近では、ラプラシアンフィルタではかなり強い出力が見られるのに対して、LSEフィルタの出力は非常に小さく抑えられていることがわかる。

3.4 新フィルタを組み込んだ病変部検出手順

ここでは、上で述べた線状陰影強調フィルタを組み込んだ新しい病変部検出手順について述べる。ひだ陰影の強調部分以外は、基本的には従来の手順と同様であるが、新フィルタによって雑音の少ないひだ陰影輪郭線が得られるようになったため、従来の拾いすぎSR削減ステップに改善が施されている。

3.4.1 ひだ陰影の強調と集中性の評価

原画像に対して、LSEフィルタを施し、出力画像を適当な値でしきい値処理する。得られた2値画像の境界点を抽出し、さらに細線化することにより、8連結線図形とする。この線図形上の各連結点に2.2.1で述べた線素を定義した後に、胃部領域内の各点において次に示す集中度を計算し((4)式)、集中度画像を得る。

$$C(P) = \frac{\sum_R \frac{dx |\cos \alpha|}{r}}{\sum_R \frac{dx}{r}} \quad (4)$$

記号等は2章に準ずる。詳細は2章を参照。なお、このとき用いる線素は胃部領域内のもののみとし、集中度は3種類の大きさの異なるマスクを用いて計算したのち、ある規準によりその中で最適なものを決定する(以下これを最適マスクとよぶ)⁽³⁾。また、胃部領域は手入力のものを用いた。

3.4.2 SRの抽出と拾いすぎの削減

上記手順で得られた集中度画像を2値化(実験ではしきい値=0.665を用いた)して高集中度部分に対応する領域を取り出し、各領域を初期候補領域(初期SR)とする。また、各SRごとにその中で集中度の最も高い点をそのSRの代表点とする。次に、各SRごとに以下に述べる3種類の特徴量を計測し、拾いすぎSRか否かの判定を行う。以下に用いた特徴量と拾いすぎSR削減のための判定条件を簡単に説明する。

(1) 集中成分

4.1で得られた線図形にはひだ陰影以外の線がほとんど含まれないため、少数の線素によって高い集中度を示すSRは雑音からのSRと考えられる。そこで、各SRに対して、

(条件A)「代表点の位置での線素の集中成分(式(4)の集中度の分子項)があるしきい値 T_1 以下」のSRを除去する。

(2) 一様指数

一様指数は、ある点Pに対して集中する線の分布が方向に関して均等であるか否かをあらわす特徴量である。その計算法は2.3.1でも述べたが、以下の通りである。まず、集中度計算における近傍を図2.8のようにN個に等分する。次に、各分割小領域 R_i に対して、それぞれ点Pに対する集中度 $C_{R_i}(P)$ を求め、これらを用いて、次の(5)式を計算する。

$$U_N(P) = 1 - 2\sqrt{\text{var}\{C_{R_i}(P)\}} \quad (5)$$

ここで、varはN個の集中度 $C_{R_i}(P)$ の分散を意味する。上記 $U_N(P)$ の値は、図2.7(a)のように周囲から一様に集中しているパターンに対しては大きく、(b)のように偏りのあるパターンでは小さくなる。このような性質から、各SRに対して、

(条件B)「代表点において、最適マスクを用いて計算した一様指数の値がしきい値 T_u 以下」のSRは、胃輪郭線などの影響による拾いすぎSRである可能性が高いとみなす。

(3) 集中線本数

集中線の本数 $N(P)$ は、ある点Pに対して分割小領域 R_i (一様指数の計算で用いたものと同じ)からの集中度 $C_{R_i}(P)$ を計算したとき、その値がしきい値 t 以上の分割小領域の数、すなわち、次式で定義される。

$$N(P) = \sum_{i=1}^n f(C_{R_i}), \quad f(C_{R_i}) = \begin{cases} 1, & C_{R_i}(P) \geq t \\ 0, & C_{R_i}(P) < t \end{cases} \quad (6)$$

このとき、各SRに対して、

(条件C)「代表点の位置でのひだ本数がしきい値 T_n 以下」のSRは拾いすぎSRの可能性が高いとみなす。

従来は、一様指数が低く、かつ、集中線本数の少ない場所に抽出されたSRは偽の病変として消去していたが、雑音成分の少ないひだ輪郭線が得られるようになったため、線素の集中成分が少ないSRは明らかに拾いすぎSRと判定できる。従ってここでの拾いすぎ削減方法としては、上記の条件Aを満たすSR、もしくは、条件Bと条件Cを同時に満たすSRを拾いすぎSRとして削減することとする。

3.5 実験結果

実験に用いた試料の内訳を表3.1に示す。これらの症例はすべて、医師により病変部に対

表3.1 実験に使用した試料の確定診断結果

early stomach cancer (type IIc)	41
progressive stomach cancer (type B3)	25
benign tumor	11
total	77

するひだの集中が指摘されているもので、その集中の明確さが3段階で定量的に評価してある。また、画像はすべてサンプリング間隔0.1mm、画像サイズ最大2200×2000画素、量子化レベル数10ビットのCR像である。

線状陰影強調フィルタのパラメータは、3.3で用いた方向数4、(Lmin, Lmax)=(6, 12)を用い、2値化のしきい値はすべての症例で一定値(=5)とした。集中度計算のためのドーナツ型のマスクRは(内半径, 外半径)=(50, 100), (60, 120), (70, 140)を用い、拾いすぎ削減ステップにおける3つのしきい値 T_1 , T_u , T_n は、実験的に以下のように定めた。

T_1 : 雑音によって生じたと思われるいくつかのSRに対して、それぞれの集中成分を計算し、その平均値13.0を採用した。

T_u : 一様指数の値はそのマスクサイズの大きさに比例して高くなることが知られている。そこでマスクサイズの小さいものから0.59, 0.60, 0.62とした。

T_n : 胃内部においては $T_n=5$ とした。しかしながら、胃輪郭線付近では一般に胃内部に比べて集中線の本数は多くなる傾向にあり、実際、この部分での拾いすぎSRが多い。従って、胃輪郭線から距離50画素の領域では $T_n=10$ とした。ただし、胃輪郭線に切れ込みがあり、かつ、SRの代表点はその付近の領域(手入力の胃部領域輪郭線より自動決定⁽¹⁶⁾)に存在する場合には胃輪郭線付近に存在する病変の見落としを防ぐため、 T_n の値は逆に4と低くした。

病変部自動検出結果の一例を図3.6に示す。また、SRを集中度の高い順に並べてその上位N個だけをとったとき、その中に真の病変部が含まれる割合を示したのが図3.7である。



(a)



(b)



(c)



(d)

図3.6 実験結果の一例(従来の手順では検出不可能)
 (a) 原画像, (b) 集中度画像(白い部分が高い集中度を示す),
 (c) 初期病変部候補領域(黒い領域)
 (d) 最終結果と真の病変部(白い線で囲まれた領域)

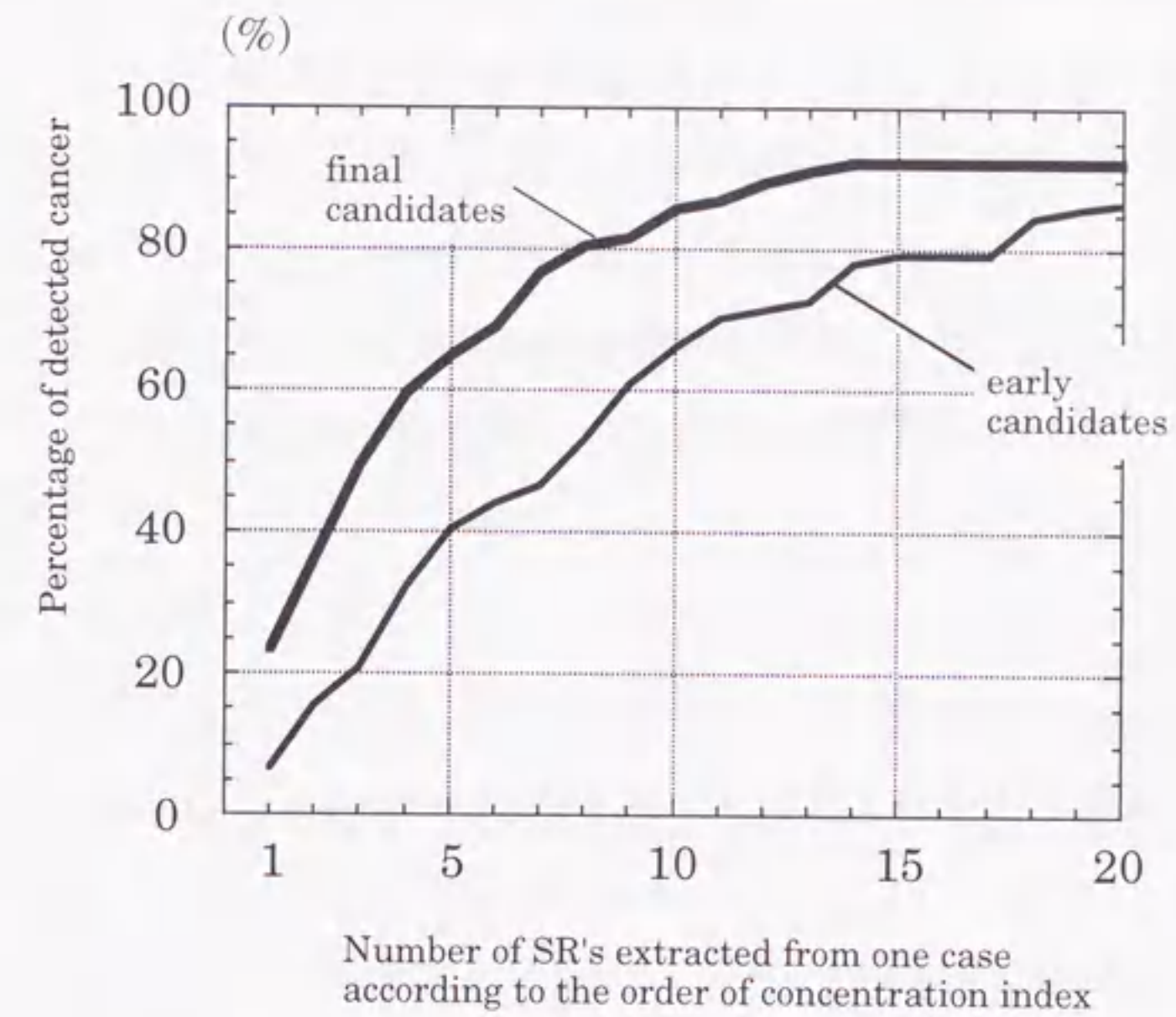


図3.7 拾いすぎSR削減手順の効果

表3.2 病変部自動検出結果の統計

	mean number of SR's	Cancer detection rate	mean rank
Initial SR	65.9	94.8%	9.4
Final results	9.3	92.2%	4.5

さらに、初期SR、および、最終結果についての平均SR数、病変部検出率、平均集中度順位(病変検出に成功した症例について、検出されたSRを集中度の高い順に並べたときに、病変部に対応するSRの順位の平均)を表3.2に示す。図3.6は、従来のラプラシアンフィルタを用いた検出手順では見落とされていた症例である(付録3.2, 図A-4参照)が、拾いすぎSRの削減効果がよくあらわれている。図3.7より、拾いすぎSR削減手順により、真の病変部に対応するSRより集中度の高い拾いすぎSRがかなり削減されていることが分かる。一症例あたり抽出するSRを10個以下にしたときの検出率は、初期SRの約65%から、85%に向上した。

今回提案した線状陰影強調フィルタの試料一例あたりの平均計算時間は、ラプラシアンフィルタの約7秒に対して、LSEフィルタは約12秒であった。LSEフィルタの定義式の複

雑さに比べてそれ程計算時間が長くなかった理由としては、(1)式のMax*演算において、最初に極大値が見つかった時点でその方向での計算を打ち切ること、および、条件2を満たす時にその方向での計算を行わないこと、などが挙げられよう。さらに、もともとひだ陰影輪郭線抽出に必要な計算時間が全体の処理時間に占める割合はかなり小さいため、実際には今回のフィルタの導入が全体の処理時間に与える影響は無視できる。使用した計算機は名古屋大学大型計算機センターFACOM M1800/20である。

3.6 むすび

本章では、新しい線状陰影強調フィルタを提案し、これを従来のラプラシアンフィルタと比較した。その結果、提案フィルタはステップエッジには反応せず線状陰影のみを選択的に強調できること、新フィルタはその定義が比較的複雑であるにもかかわらず、計算時間はラプラシアンフィルタの2倍以下で済むこと、本フィルタの線状陰影に対する検出能力はラプラシアンフィルタと同程度であることが確かめられた。また、これを実際の胃X線二重造影像におけるひだ陰影強調に応用したところ、ステップエッジからの出力が極めて低い線状陰影強調結果が得られた。また、出力値がその点での線状陰影のコントラストを表しているため、2値化のしきい値を、強調目的とする線状陰影に合わせて設定することにより、雑音成分(例えば、3.3.2で述べたフィルタの(性質2)において、差分方向がエッジと平行に近い角度の時に得られる出力)からの出力を抑制することが容易であることが知られた。さらに、このフィルタを用いて従来の胃X線二重造影像からの病変部自動検出手順を再構築した結果、この手順による病変部検出率は従来の76%から90%以上へと向上した。また、一症例あたりの拾いすぎSR数も従来の約3分の2に減少した。本フィルタは胃X線二重造影像におけるひだ陰影の選択的強調のために開発されたものであるが、線状陰影強調のための一般的ツールとして広く利用できると考えられる。

今後の課題として、本フィルタに対する孤立性陰影抑制機能の付加、他の線状陰影強調手法との比較、胃がん病変部検出手順の改善、診断支援システムとしてのマン・マシンインタフェース部分の改善などがあげられる。

文献

- (1)鳥脇純一郎, 館野之男, 飯沼武編著: 医用X線像のコンピュータ診断, シュプリンガー・フェアラーク東京, 東京(1994)
- (2)市川平三郎, 山田達哉, 土井偉誉: 胃X線診断の実際, 文光堂, pp.60-83, 東京(1964)
- (3)長谷川純一, 筒井武敏, 鳥脇純一郎: “胃X線二重造影像におけるひだ集中を伴うがん病変部の自動抽出”, 信学論(D-II), J73-D-II, pp.661-669(1990)
- (4)目加田慶人, 尾坐幸一, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: “線図形における局所的集中パターンの特徴量とその応用”, 信学論(D-II), J77-D-II, pp.1788-1796(1994)
- (5)G. J. Vanderbrug: “Line Detection in Satellite Imagery”, IEEE Trans. Geoscience Electronics, 14, 1, pp. 37-44(1976)
- (6)清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: “医用画像の計算機診断のための回転型2階差分フィルタの性質”, 信学論(D-II), J78-D-II, pp.29-39(1995)
- (7)L. Vincent: “Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis”: Applications and Efficient Algorithms, IEEE Trans. Image Processing, 2, 2, pp.176-201(1993)
- (8)テイウ・ウイルソン, 江浩, 山本眞司, 鳥脇純一郎: “グレースケール・リコンストラクションによる乳癌スピキュラ像の定量化”, 1995年電子情報通信学会総合大会, D-536, pp.262(1995)
- (9)吉永幸靖, 小畑秀文: “モルフォロジカルスケルトン処理に基づくスピキュラ検出法”, MEDICAL IMAGE TECHNOLOGY, 12, 3, pp.209-215(1994)
- (10)山本眞司: “孤立性陰影抽出用Quoitフィルタの性質とその癌病変部への応用”, MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY, 12, 1, pp.67-73(1994)
- (11)羽鳥光俊: “X線写真の辺縁抽出”, 情報処理学会論文誌, 20, 12, pp.1089-1095(1979)
- (12)中村鎮雄, 宮崎修: “線の識別と大局的理論を考慮した胃X線二重造影像の胃部抽出”, 情報処理学会論文誌, 24, 2, pp.165-174(1983)
- (13)喜多泰代: “立位充満正面像からの予測形を利用する2重造影正面像の胃領域輪郭抽出”, 信学論(D-II), J74-D-II, pp.873-886(1991)
- (14)上井弘樹, 山田耕久, 白井達也, 福島重広: “胃X線二重造影像からの胃輪郭線追跡”, 信学技報, PRU93-110, pp.73-80(1993)
- (15)目加田慶人, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 縄野繁, 宮川国久: “胃X線二重造影像から

のひだ陰影強調フィルタとその応用”, 日本医用画像工学会第13回大会講演論文集, OS-23, pp.593-594 (1995)

(16)目加田慶人, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 縄野繁, 宮川国久: “胃X線二重造影像からのがん検出手順における拾いすぎ削減ステップの改善”, コンピュータ支援画像診断学会第4回学術講演会集, pp.137-138 (1994)

付録3.1 ラプラシアンに基づくひだ陰影境界線による病変部検出

ラプラシアンの零交差に基づくひだ陰影境界線抽出結果に対する病変部検出結果の概要を示す。初期SR抽出のための集中度に関するパラメータは3.5と同じであるが, 拾いすぎSR削減のための各パラメータは入力線図形(ひだ陰影境界線)の性質の違いから3.5で述べた値とは異なる。一様指数のしきい値は, フィルタのマスクサイズの小さいものから, 0.79, 0.80, 0.82であり, 集中線の本数のしきい値は, 胃内部で3, 胃輪郭線から距離50画素の領域では8, 胃輪郭線の切れ込み付近の領域では2としている。

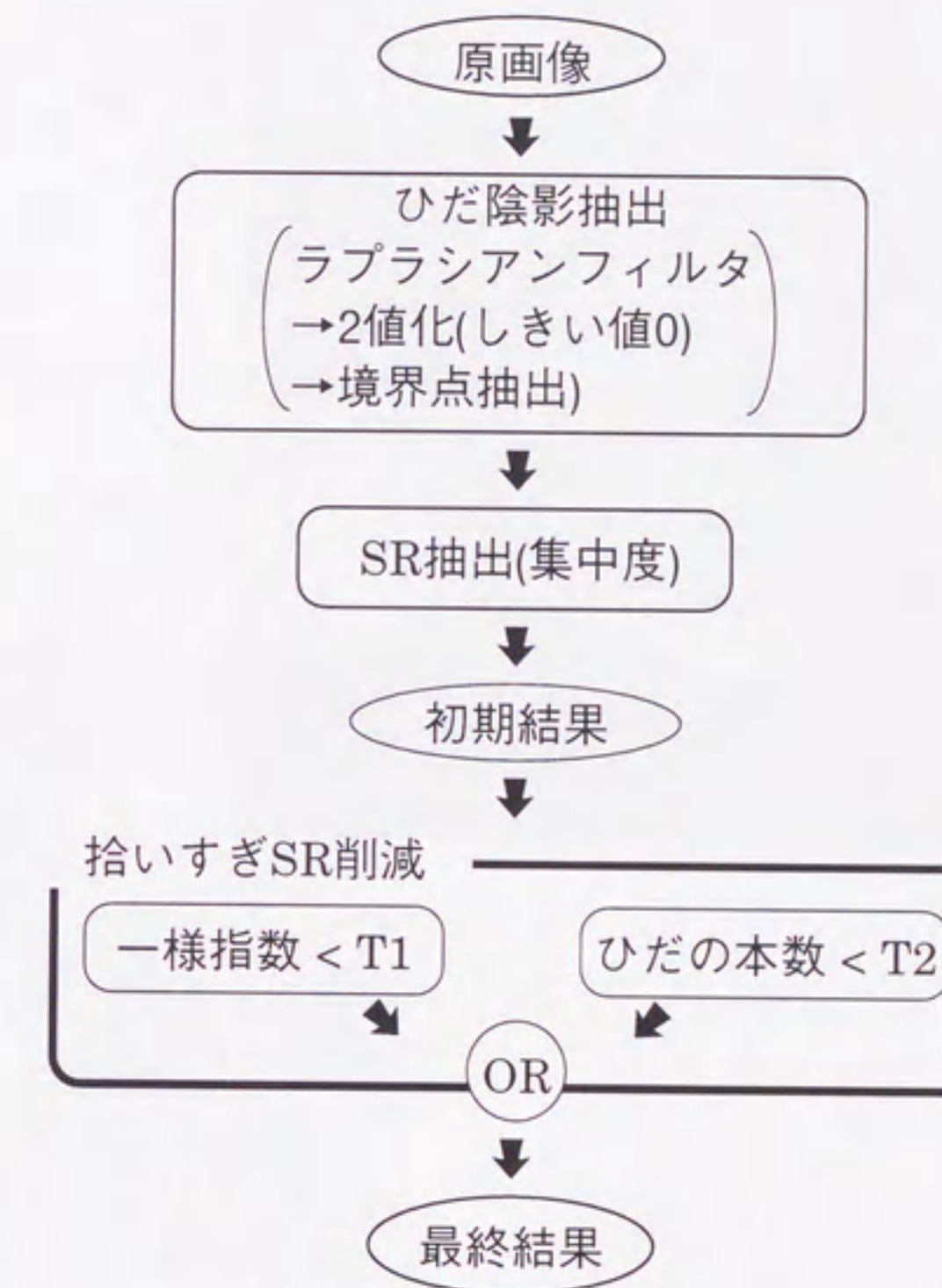


図3A-1 処理手順の流れ図

表3A-1 病変部検出結果のまとめ

	初期SR	最終結果
がん検出率(%)	84.2	76.6
平均拾いすぎSR数	52.8	15.1
平均集中度順位	9.9	4.4

付録3.2 従来のひだ陰影強調手順との比較



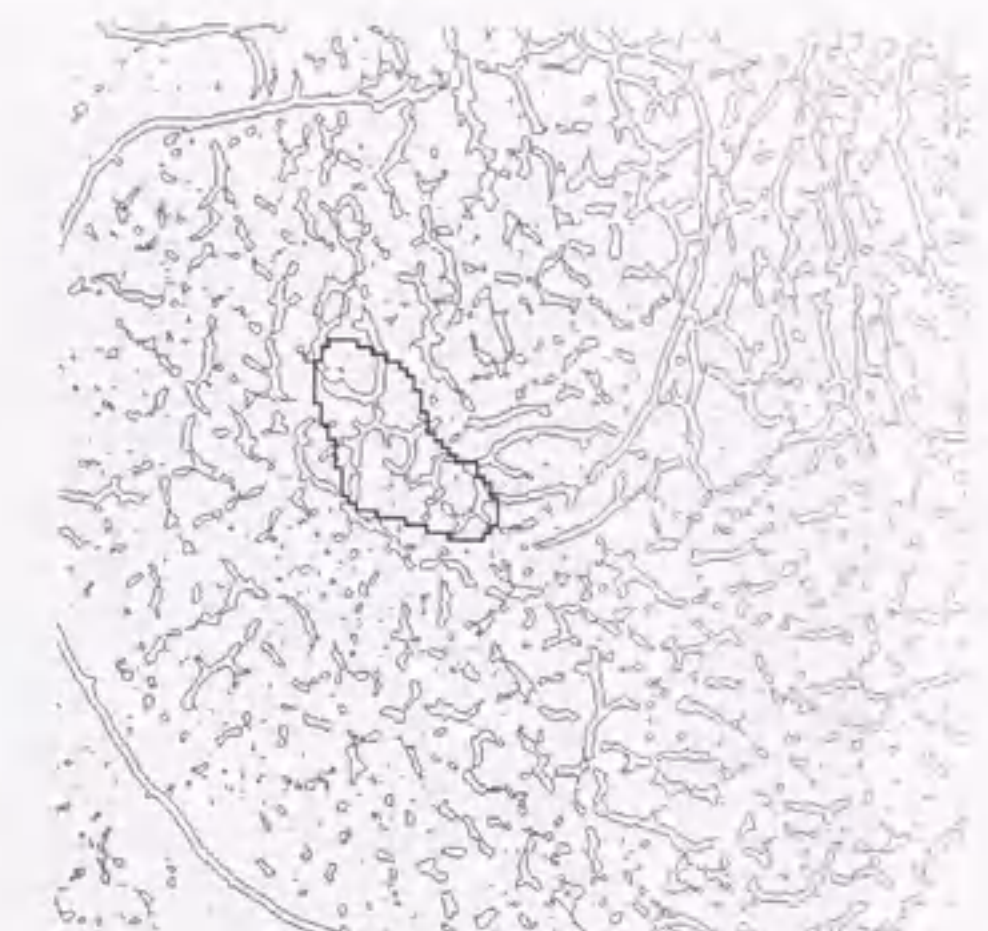
図3A-2 (A) 原画像



図3A-2 (B) LSEフィルタの出力結果



従来法

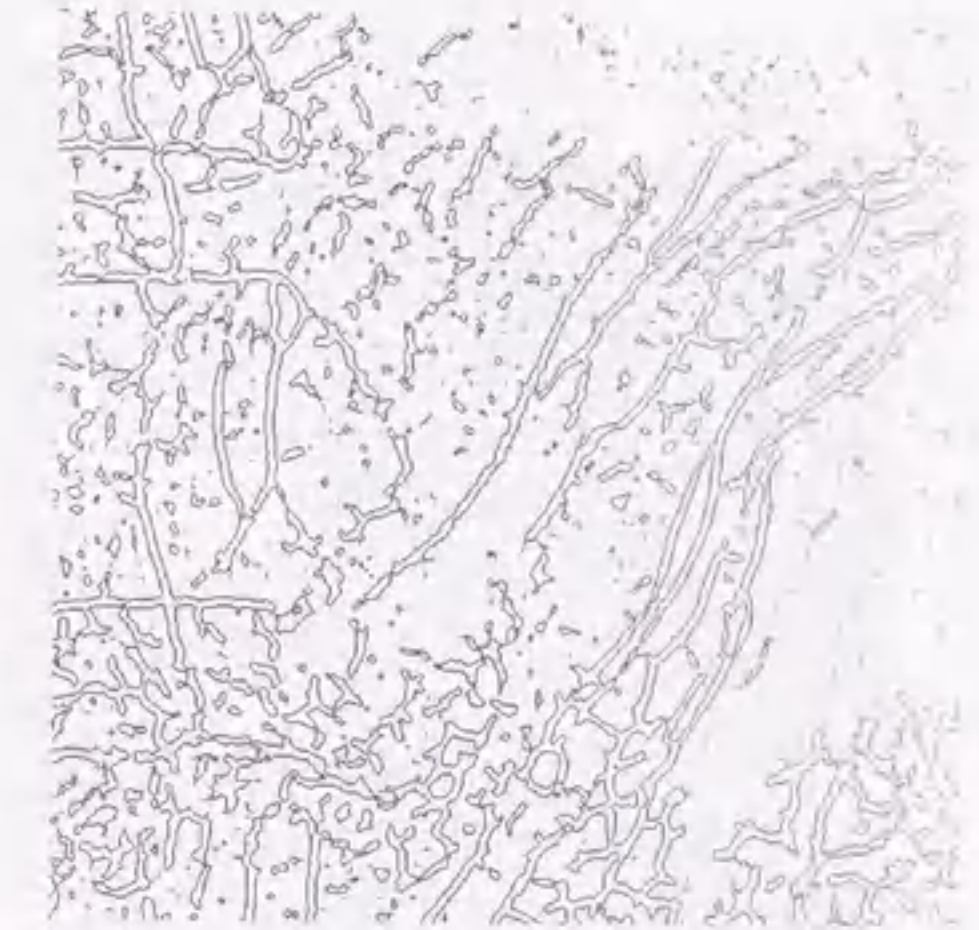


LSEフィルタを用いた方法

病変部付近：病変部を太い黒線で囲まれた領域で示す



従来法



LSEフィルタを用いた方法

ステップ状のエッジを含む領域

図3A-2 (C) 集中度を計算するための線図形



(b)

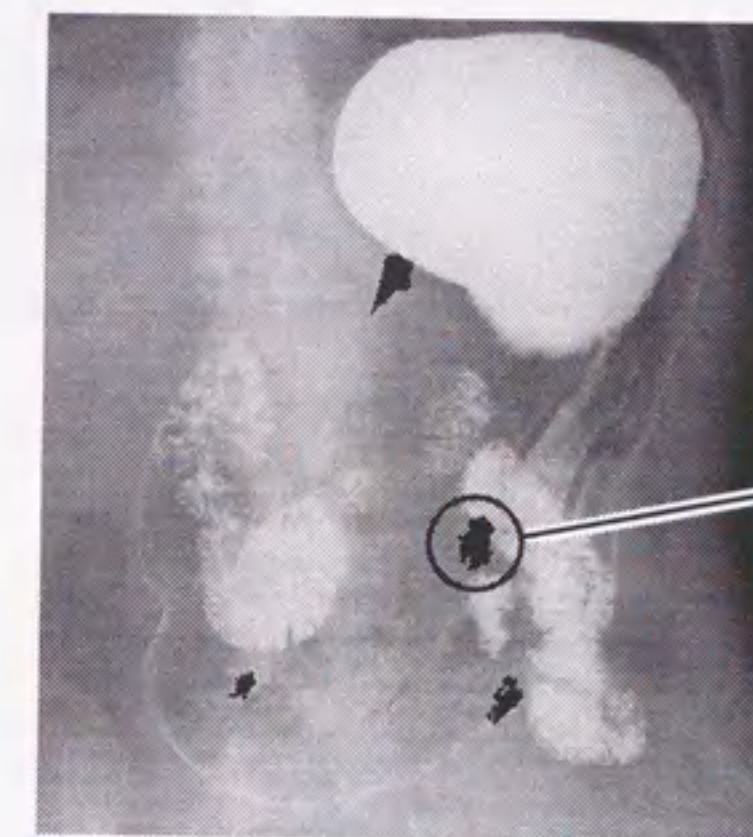
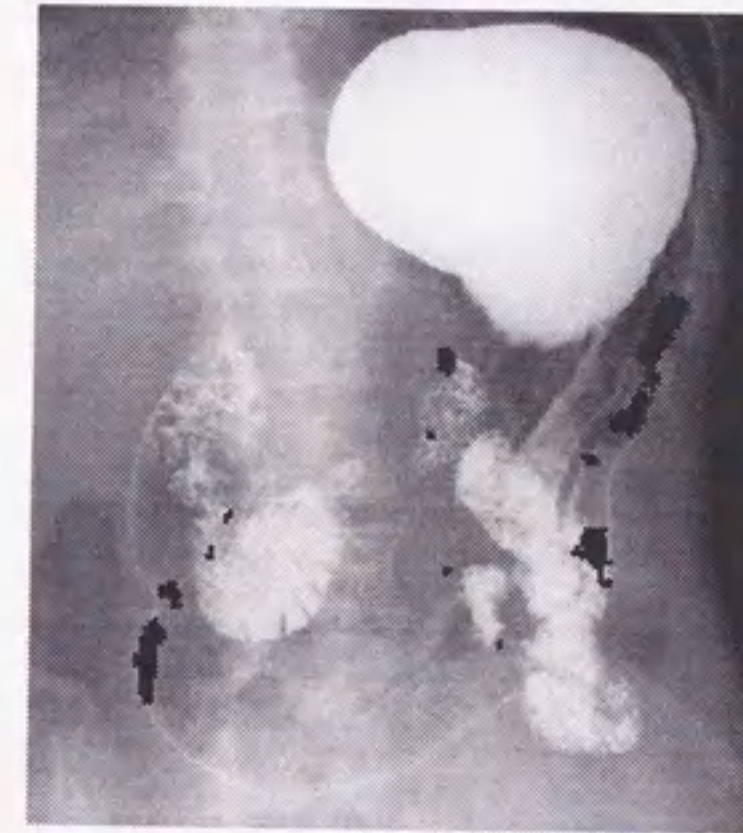
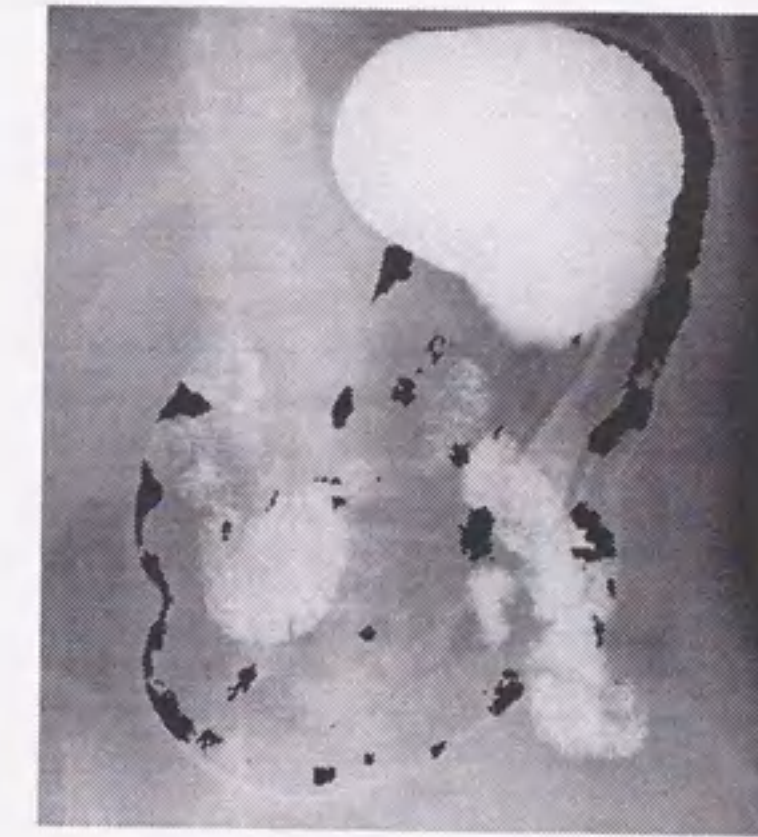
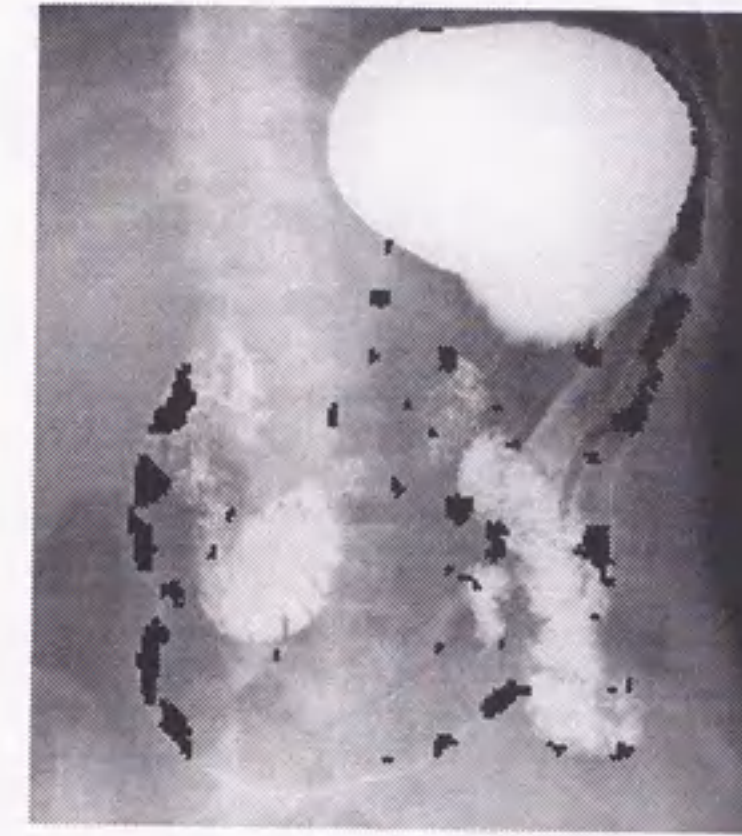


(c)



(d)

図3A-3 病変部検出結果(図A-2(A)に対する結果)
(b)~(d)は図3.6に準ずる



病変部

症例138

図3A-4 ラプラシアンに基づくひだ陰影とLSEフィルタによるひだ陰影による病変検出結果の比較
上段は初期SR, 下段は最終結果, 左はラプラシアンによる結果, 右はLSEフィルタ

付録3.3 集中ひだの本数の検出結果



図3A-5 (a)原画像 (data109)

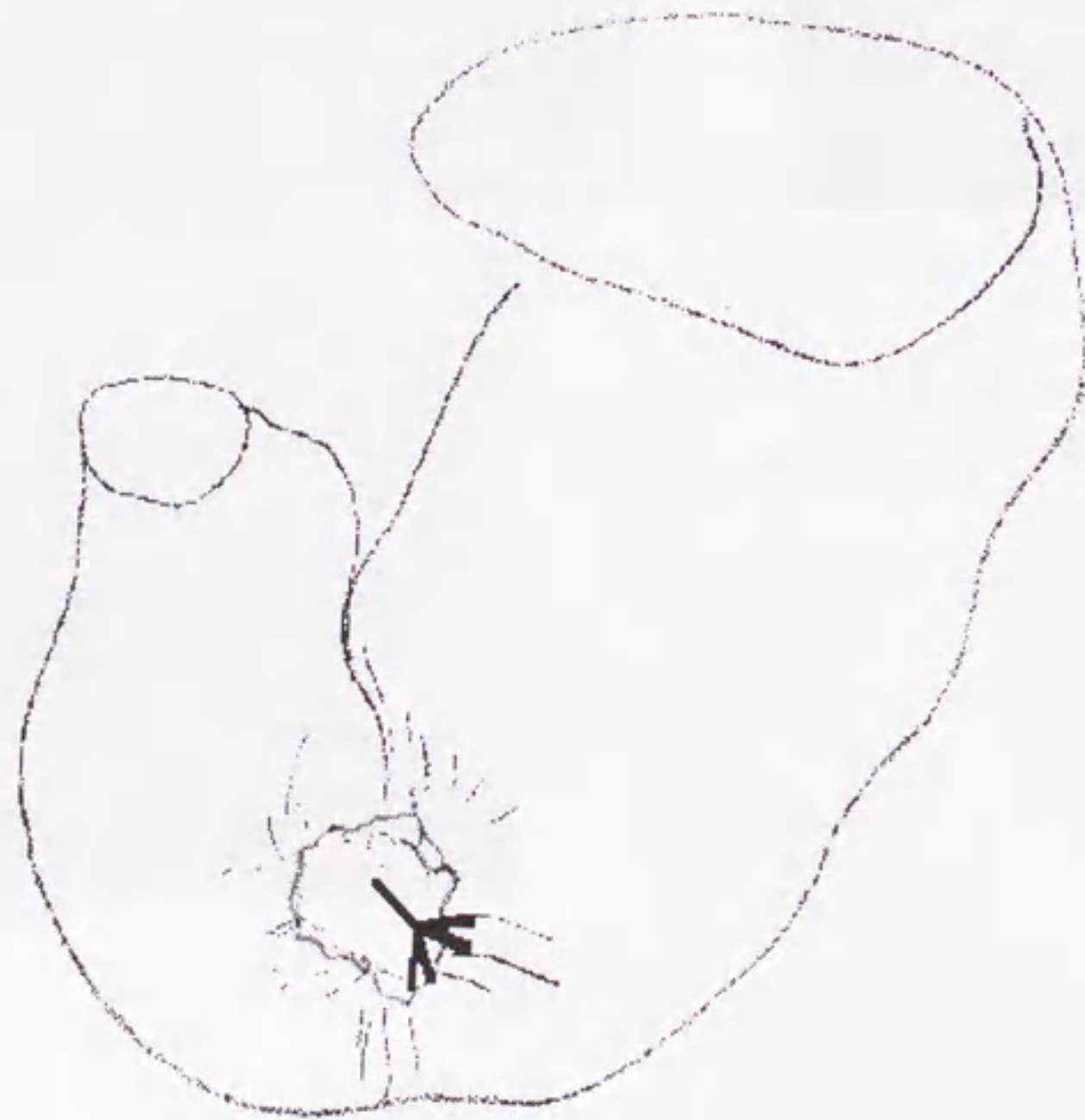


図3A-5 (b) 検出結果と医師によるスケッチの重ね合わせ
黒い直線で推定された集中ひだの方向示す

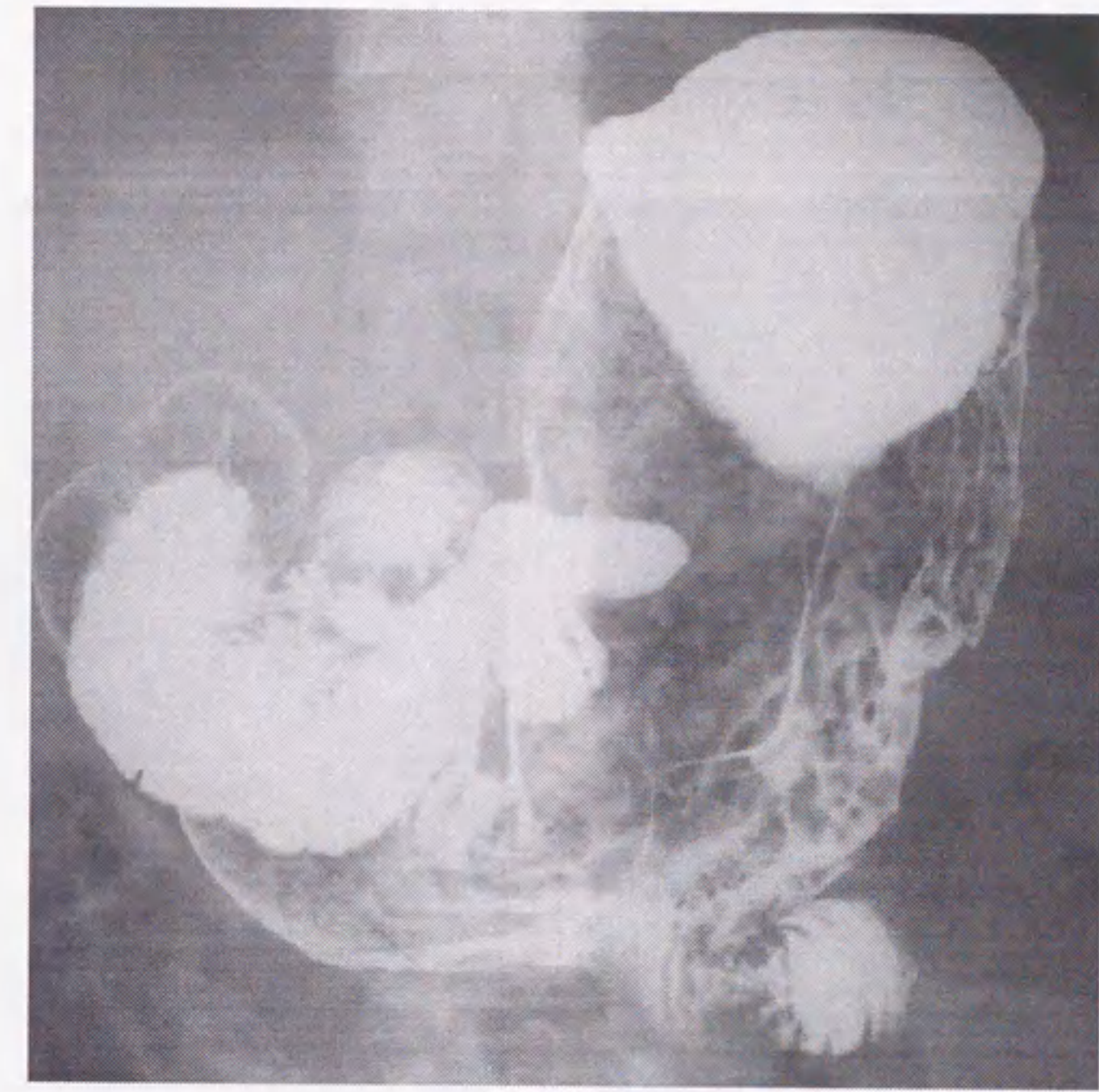


図3A-5 (c) 原画像 (data119)



図3A-5 (d) 検出結果と医師によるスケッチの重ね合わせ
黒い直線で推定された集中ひだの方向示す

付録3.4 病変部検出結果の例

以下では、(a)~(d)は図3.6に準ずる



(a)



(b)



(c)

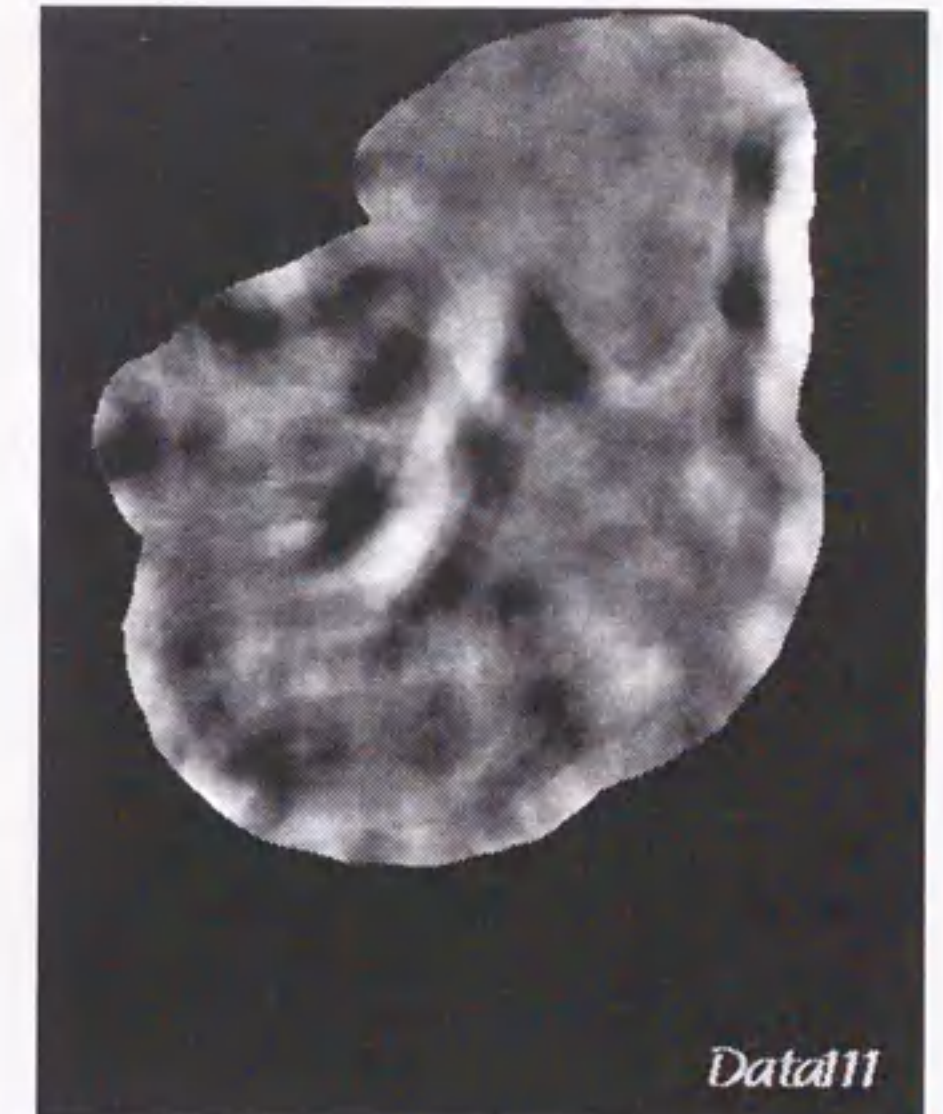


(d)

図3A-6 病変部読影難易度(易)の例



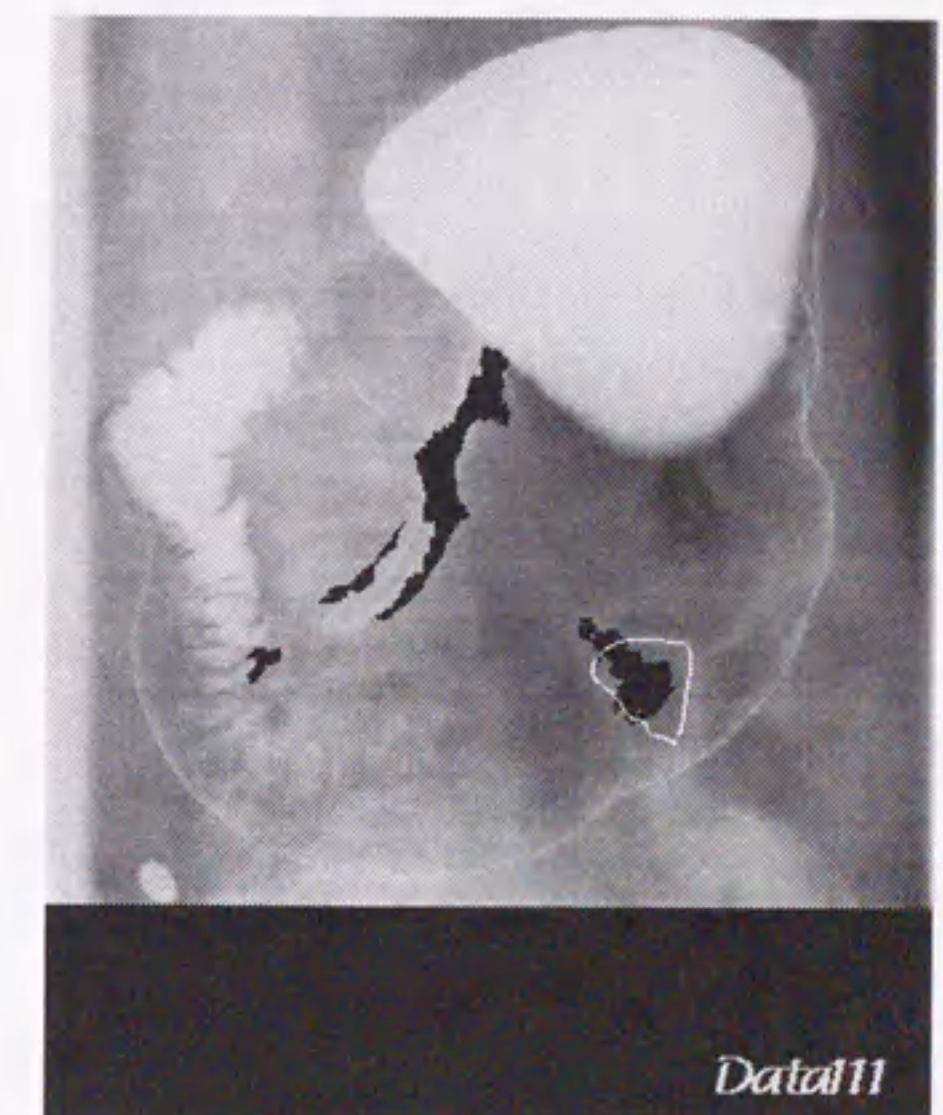
(a)



(b)

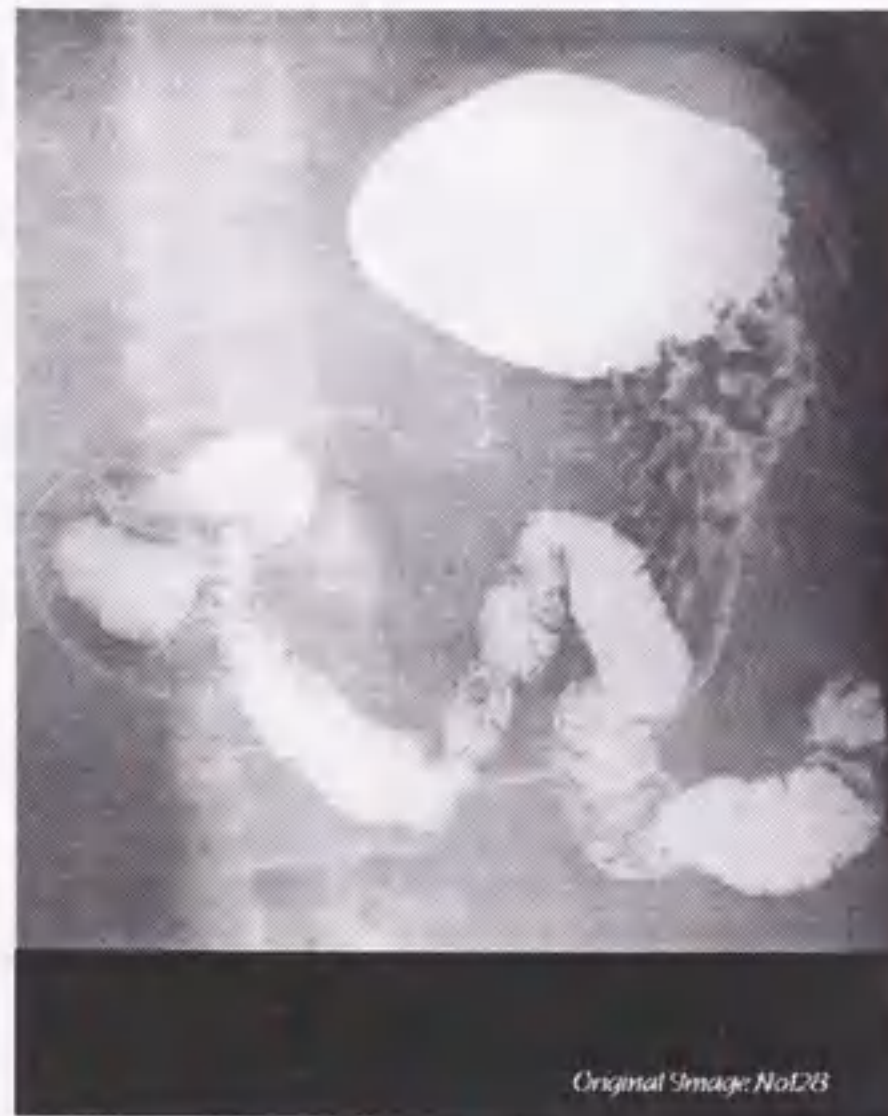


(c)



(d)

図3A-7 病変部読影難易度(中等)の例



(a)



(b)



(c)



(d)

図3A-8 病変部読影難易度(難)の例

第4章 3次元デジタル線図形解析のための 3次元集中度とそのX線CT像への応用

4.1 まえがき

近年、医療の分野ではX線CTやMRIなどの断層撮影装置の発達・普及により、高精度な3次元デジタル画像が容易に得られるようになった。同時に診断サイドでは、これら3次元画像を診断や手術計画に有効に利用しようとする試みが活発に行われている。元々人間には3次元的な処理や観察が難しいことや、データ量の多さから、計算機を用いた3次元画像処理手法の確立が強く望まれている^{(1)~(7)}。とくに、3次元的な線状陰影パターンは、例えば血管や気管支に代表されるように病変検出の手掛かりを得るための重要な診断対象であるにもかかわらず、人間による解析や認識が困難なものの一つである。一方、3次元線図形の特徴抽出に関しては、個々の線図形の形状特徴量(方向、長さ、など)の計算以外にほとんど報告されていない。医学的に重要な線図形の局所集中性(例えばがん病巣への周辺組織の集中、など)に関する特徴量は全く報告されていない。

本章では、3次元線図形の局所的な集中状態を定量化するための特徴量として3次元集中度を定義し、その性質の解析と3次元医用画像への応用について述べる。この3次元集中度は、2章において胃X線二重造影像からひだ集中を伴うがん病変部を検出するために考案された2次元集中度^(8,9)を3次元に拡張したものである。これまで、断層像などにおいて連続したスライスを見るだけでは困難であった3次元線図形の走行状態の定量化が、3次元集中度により可能になる。以下、4.2では2次元集中度に基づいて離散線図形、および、連続線図形に対する3次元集中度を定義し、4.3でその基本的な性質を離散線図形、および、連続線図形に対するシミュレーションにより検討する。さらに、4.4では3次元集中度を用いて胸部X線スパイラルCT像から得られる血管・気管支陰影に対して、悪性腫瘍に特有の現象である集束の定量化を試み、実験結果を示す。

4.2 3次元集中度の定義

以下本章では入力画像として(4.2.2を除いて)専ら3次元デジタル2値画像を考え、その中の値1(0)の画素を1-画素(0-画素)と呼ぶ。また近傍等のデジタル幾何学的概念については文献(10)に従う。

2章において、2次元画像上のある点に対して周りの線が集中する程度を集中度(以下、

2次元集中度)と呼ぶ特徴量で定量化し、それが胃X線二重造影からのひだ集中を伴う病変の検出にある程度有効であることを示した。ここでは、その2次元集中度を3次元線図形に適用するために拡張する。

4.2.1 3次元デジタル画像に対する3次元集中度

(1) 3次元線素

集中度は、線図形上の各点において次のように定義された微小線分(以下、線素と呼ぶ)に基づいて計算される量である⁹⁾。以下に3次元デジタル2値図形に対する線素(3次元線素, 3D line element)の定義を示す。

[定義3.1] 3次元デジタル線図形上の3次元線素は以下の2つの条件を満たす26連結2値図形上の1画素Qに対してのみ定義される。

(条件1) 画素Qの26近傍に唯2つの1画素(Q₁, Q₂)が存在する。

(条件2) 上記Q₁, Q₂間の線図形に沿っての26近傍距離は2である。

このとき、画素Qにおける3次元線素は、画素Q₁, Q₂の中心を結ぶ線分と同じ方向を持ち、長さがその半分であるような線分で定義される。

3次元線素の例を図3.1に示す。図3.1の(a)~(c)はある平面内の3画素による線素の例であるから、2次元の場合にもみられる線素であるが、(d)~(f)の3例は3次元特有の線素である。

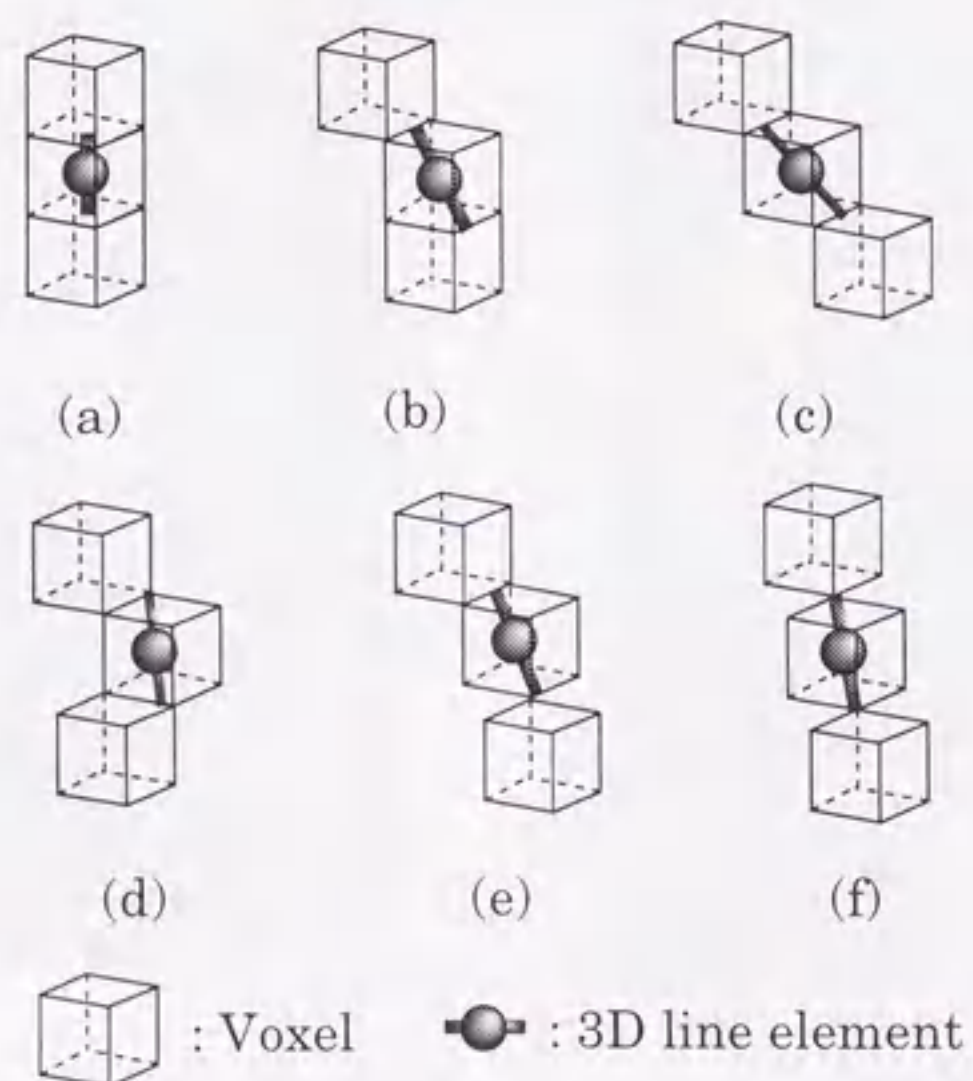


図4.1 3次元線素の定義

る。

以上のように、3次元線素はQ₁, Q₂の相対的位置関係のみで決定されるので、Q₁, Q₂の座標を(x₁, y₁, z₁), (x₂, y₂, z₂)とすると、3次元線素はベクトル $\vec{Q_1Q_2}$ の各成分(dx, dy, dz)=(x₂-x₁, y₂-y₁, z₂-z₁)の組合せで決まる。各軸方向の空間解像度が等しい場合、および、z軸の解像度のみが他と異なる場合のそれぞれについて、各成分のすべての組合せとそれぞれの線素の長さを分類して表4.1に示す。ただし、表にはベクトル $\vec{Q_1Q_2}$ のx成分が正のもののみ(x成分が0の時にはy成分が正のもの)を示した。これにより、3次元線素のとり得る方向は49種類であり、その長さは各座標軸の空間解像度が等しいときには6種類、ある一つの軸の空間解像度のみが他と異なる場合には12種類であることがわかる。ここで、z軸の解像度のみが他と異なる場合を考えたのは、それが医用X線CT像などにおいてしばしば生じているためである。なお、z軸の解像度を適当に選べば長さの種類が減る場合があるが(例え

表4.1 3次元線素の可能な種類およびその長さの一覧

	線素の成分			長さ									
	dx	dy	dz	x=y=z=1	x=y=1, z=a								
1	2	0	0	1	1								
2	0	2	0		a								
3	0	0	2		$\sqrt{5}$								
4	2	1	0	$\frac{\sqrt{5}}{2}$	$\frac{\sqrt{5}}{2}$								
5	2	-1	0		$\frac{\sqrt{a^2+4}}{2}$								
6	1	2	0		$\frac{\sqrt{a^2+1}}{2}$								
7	1	-2	0		$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$								
8	2	0	-1		$\frac{\sqrt{6}}{2}$	$\frac{\sqrt{a^2+5}}{2}$							
9	2	0	1			$\frac{\sqrt{a^2+2}}{2}$							
10	0	2	1	$\frac{\sqrt{4a^2+2}}{2}$									
11	0	-2	1	$\sqrt{3}$		$\sqrt{a^2+2}$							
12	1	0	2			$\sqrt{2}$	$\sqrt{2}$						
13	1	0	-2				$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{a^2+8}}{2}$					
14	0	1	2		$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$					
15	0	1	-2						$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$			
16	2	1	1								$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	
17	2	1	-1	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$
18	2	-1	1			$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$							
19	2	-1	-1				$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$						
20	1	2	1		$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$					
21	1	2	-1						$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$			
22	1	-2	1								$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	
23	1	-2	-1	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$
24	1	1	2			$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$							
25	1	1	-2				$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$						
26	1	-1	2		$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$					
27	1	-1	-2						$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+1}}{2}$			
28	2	2	0								$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$	
29	2	-2	0	$\frac{3}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$
30	2	0	2			$\frac{3}{2}$							
31	2	0	-2				$\frac{3}{2}$						
32	0	2	2		$\frac{3}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$					
33	0	2	-2						$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$			
34	2	2	1								$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$	
35	2	2	-1	$\frac{3}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$
36	2	-2	1			$\frac{3}{2}$							
37	2	-2	-1				$\frac{3}{2}$						
38	2	1	2		$\frac{3}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$					
39	2	1	-2						$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$			
40	2	-1	2								$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$	
41	2	-1	-2	$\frac{3}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$
42	1	2	2			$\frac{3}{2}$							
43	1	-2	2				$\frac{3}{2}$						
44	1	2	-2		$\frac{3}{2}$			$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$					
45	1	-2	-2						$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$			
46	2	2	2								$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$	
47	2	2	-2	$\frac{3}{2}$									$\frac{\sqrt{4a^2+5}}{2}$
48	2	-2	2			$\frac{3}{2}$							
49	2	-2	-2				$\frac{3}{2}$						

ば、各軸のスケール比が $s_x:s_y:s_z=1:1:\sqrt{5}/2$ の場合には、表4.1の3と4の線素は同じ長さになる)、便宜上これらは異なるものとした。

(2) 3次元集中度

[定義3.2] 3次元画像内の点Qにおいて線素が存在するとき、この線素が点P($\neq Q$)を向く成分は、線素の長さを d_s 、線分PQと線素のなす角を α とすれば、

$$d_s |\cos \alpha| \tag{1}$$

で与えられる。この成分を線分PQの長さ r の逆数で重み付けし、それを点Pの近傍領域R内に存在するすべての線素について総和したものを、点Pの集中成分と呼び、これを同様に重み付けされた線素の長さの近傍領域R内での総和で割ったものを点Pの集中度 $C(P)$ と定義する。即ち、

$$C(P) = \frac{\sum_R \frac{d_s |\cos \alpha|}{r}}{\sum_R \frac{d_s}{r}} \tag{2}$$

ただし、 Σ は近傍領域R内での総和を意味する。

上の定義より、集中度は、3次元近傍領域R内に含まれる線素の全てが評価点Pを向いている($\alpha=0$)ときに最大値1、すべての線素について $\alpha=\pi/2$ の時に最小値0をとる。なお、近傍R内に線素が存在しないときの集中度は便宜的に0とする。また、文献(9)で述べた集中度

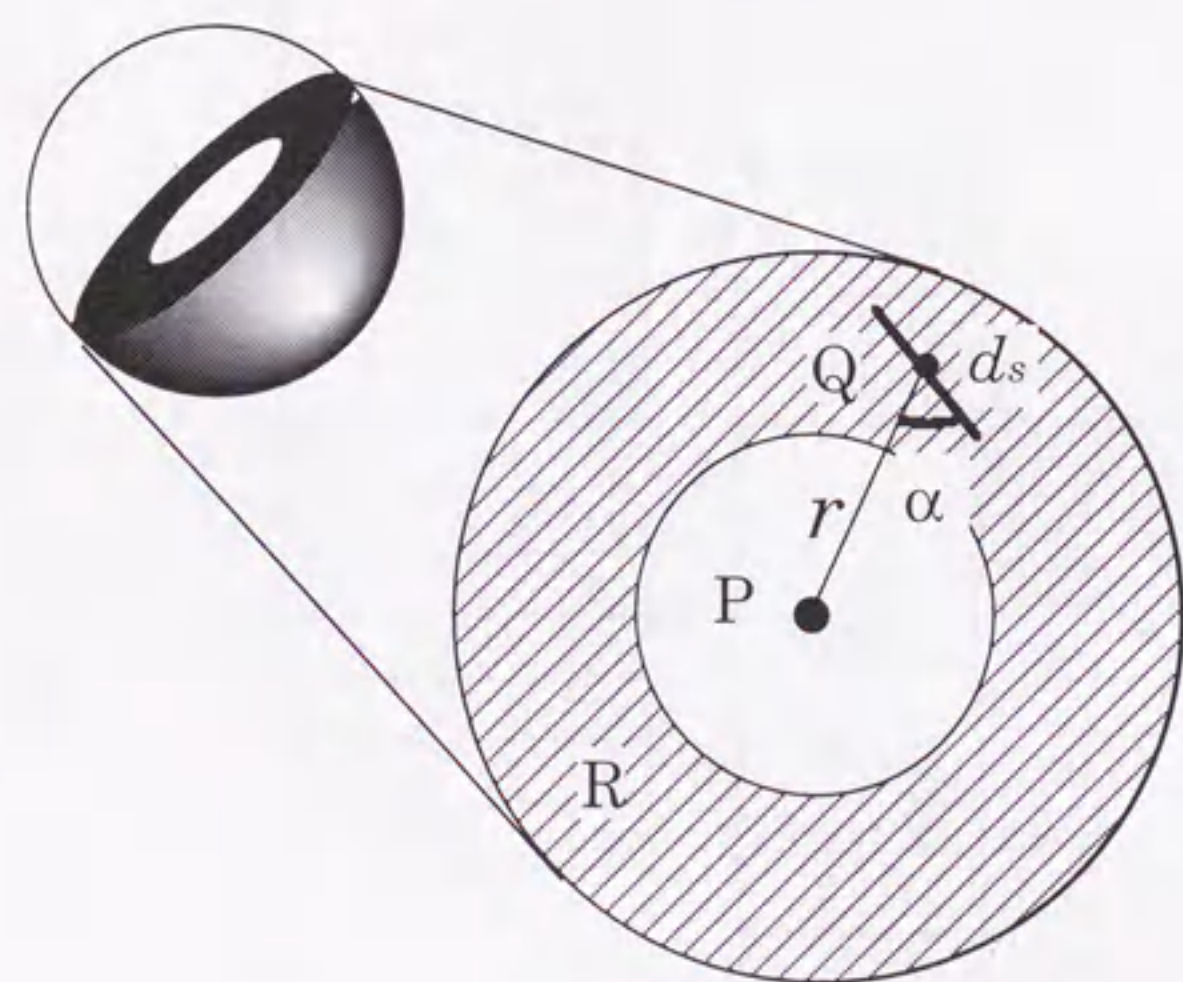


図4.2 3次元集中度の説明図

の加法性は3次元集中度の場合にもそのまま成立する。

また、実際には点P付近での雑音的な線素の影響を避けるという実用上の要請から、以下では特に断らない限り近傍領域Rは図4.2に示すような点Pを中心とする2つの同心球で挟まれた領域とし、内側および外側の球の半径を単に内半径、外半径と呼ぶ。

4.2.2 連続空間に対する3次元集中度

前節ではデジタル線図形に対する3次元集中度を定義したが、連続空間の線図形に対しても2次元集中度と同様に3次元集中度を次のように定義する。本節の以下の議論において、近傍領域Rは点Pを中心とする2つの同心球で挟まれた領域とする。

[定義3.3] 3次元連続空間の点Pの近傍領域R内に存在する一本の曲線分Cによる点Pの集中度 $C(P)$ は、その曲線上の点Qにおける接線ベクトルを ds 、線分PQの長を r 、線分PQと接線ベクトル ds のなす角を α とすれば、次式で与えられる(図4.3)。

$$C(P) = \frac{\int_C \frac{|\cos \alpha|}{r} ds}{\int_C \frac{ds}{r}} \tag{3}$$

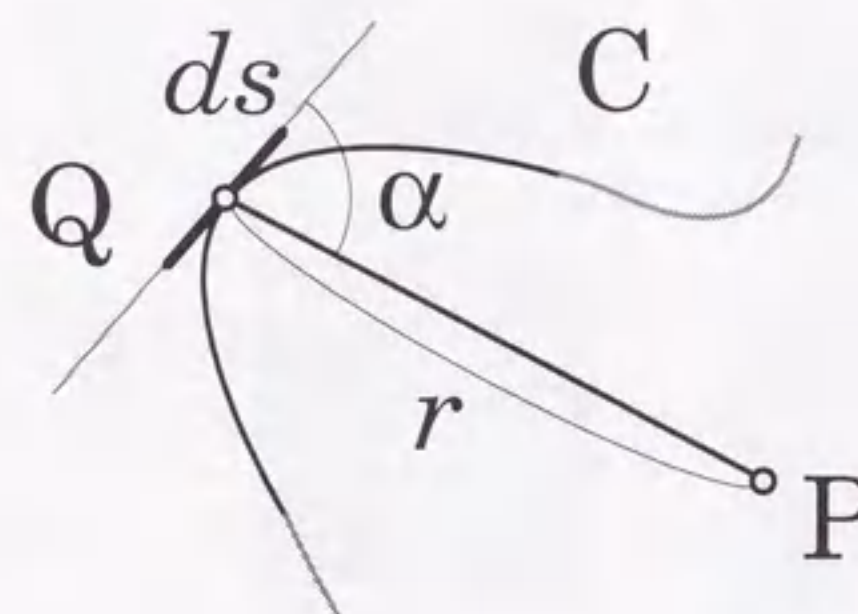


図4.3 連続線図形に対する集中度計算の説明図

ここで、 \int_C はC上の線積分を表し、曲線分に沿っての一次導関数は連続であるとする。また、点Pの近傍領域R内にn本の曲線分 C_1, C_2, \dots, C_n (これらの曲線分は、互いに交わりや重なりが無いとする)が存在する場合の集中度は、

$$C(P) = \frac{\sum_{i=1}^n \int_{C_i} \frac{|\cos\alpha|}{r} ds}{\sum_{i=1}^n \int_{C_i} \frac{ds}{r}} \quad (4)$$

となる。ここで、各曲線分の曲線に沿っての一次導関数は連続であるとし、一次導関数が不連続な点をもつ曲線は、その位置で分割したものを個々の曲線分と考えることにする。

上記で定義される連続空間における3次元集中度は、とくに、直線分のみからなる線図形に対する場合、次のように簡単な式になる。まず、2章の図2.3(a)に示すように、直線分AB(Lmin>0)が評価点Pを向いているときの集中度は2次元の場合と同様に、

$$C(P) = \frac{\ln(L_{max}/L_{min})}{\ln(L_{max}/L_{min})} = 1.0 \quad (5)$$

また、同図(b)のように評価点Pを向いていない直線に対する集中度は、次のように計算できる。

$$C(P) = \frac{-\ln(\cos\theta)}{\frac{1}{2} \ln \left| \frac{1+\sin\theta}{1-\sin\theta} \right|} \quad (6)$$

ただし、点Bは点Pからこの直線に下ろした垂線の足であり、線分ABの長さをL、点Pから線分までの垂直距離をH、 $\theta = \tan^{-1}(L/H)$ とし、 $0 < \theta < \pi/2$ とする(図2.3(b))。

集中度の加法性は連続空間の集中度にも成立するので、図2.3(b)で $\angle ABP \neq \pi/2$ の場合は上記(6)式の組合せで求めることが可能であり、以上の結果から複数の直線分による集中度も容易に求められる(2章の(6)式参照)。連続空間で定義された3次元集中度は次節で述べるような理論的なシミュレーションを行う際に有効に利用できる。

4.3 3次元集中度のシミュレーション

本節では、デジタル、および、連続画像で定義される線図形に対する実験から3次元集中度の基本的な性質を調べる。

[実験1] 3次元空間中のすべてのデジタル直線分がある点Pを向くような理想的集中パ

ターン、および、すべてのデジタル直線分が互いに平行であるような理想的平行線パターンを作成し、点Pおよびその周辺の集中度を(2)式を用いて求めた。入力3次元画像と点Pを通る断面における集中度の分布を示す画像(以下、集中度画像と呼ぶ)を図4.4に示す。この図において、(a-1)は直線が3元的に点Pに集中している場合、(b-1)は集中している直線がxy平面内のみに存在している場合、(c-1)はある平面におかれた平行線パターンであり、これらすべては点Pの集中度を計算する時の近傍領域(内半径=50, 外半径=100)内のみ存在するデジタル直線である。また、入力画像の各軸のスケール比はx:y:z=1:1:2.5であり、yz,zx各平面での集中度画像はz軸方向に2.5倍(線形補間)して表示している。

集中パターンにおいては、その中心だけでなく、その周辺のある程度広い範囲に高い集中度を示す領域(図中の白い領域)が存在し、そのさらに外側に非常に低い集中度の領域がみられる。これは2次元集中度の場合と同様の現象であり(2.2.5節, 図2.6参照)、集中度計算のための近傍領域が距離の逆数の重みの非常に大きな評価点付近の領域を含まないことの影響と考えられる。

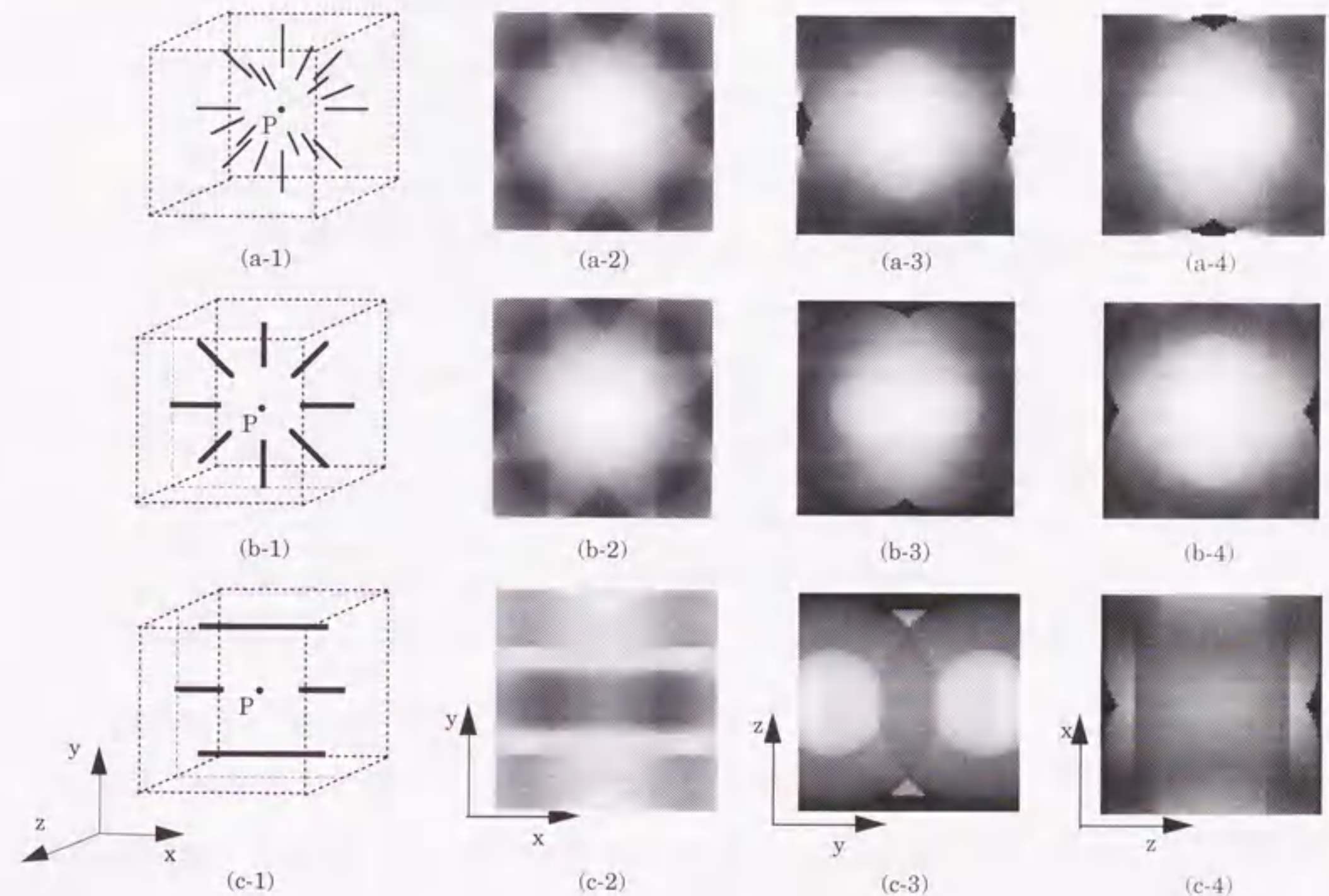


図4.4 人工的デジタル線図形を用いた3次元集中度のシミュレーション実験の結果

次の実験2では、連続線図形を対象とし微小線分の方向が連続的に定義された時の集中度のシミュレーションをおこなう。

[実験2] 点P(原点)の近傍に、ランダムに発生させた長さが一定の線素が存在するとき、点Pでの集中度を求めた。以下に具体的な線素の発生方法を示す。

1) 線素の方向 線素ベクトルの各成分を(dx,dy,dz)とすると、それぞれの成分を区間[-1,1]の一様乱数で与え、次にベクトルの大きさを1に正規化する。

2) 線素の位置 線素を発生させる位置の位置ベクトルを(x,y,z)とすると、x,y,zそれぞれを区間[-Rmax,Rmax]の一様乱数で与える。

このような線素を発生させ、近傍領域内(外半径=Rmax, 内半径=Rmax/2)に含まれる線素による集中度を求めた。また、このような線素の発生方法を高次元に拡張して、2~10次元の集中度を求めた結果を図4.5に示す。2次元の場合は $2/\pi$ 、3次元の場合 $1/2$ と各次元とも線素の数の増加とともに一定の値に近づき、次元が高くなるとともにその収束値が低下することがわかる。線素の数が3000の時の各次元の集中度の平均値(試行回数は10回)を表4.2に示す。

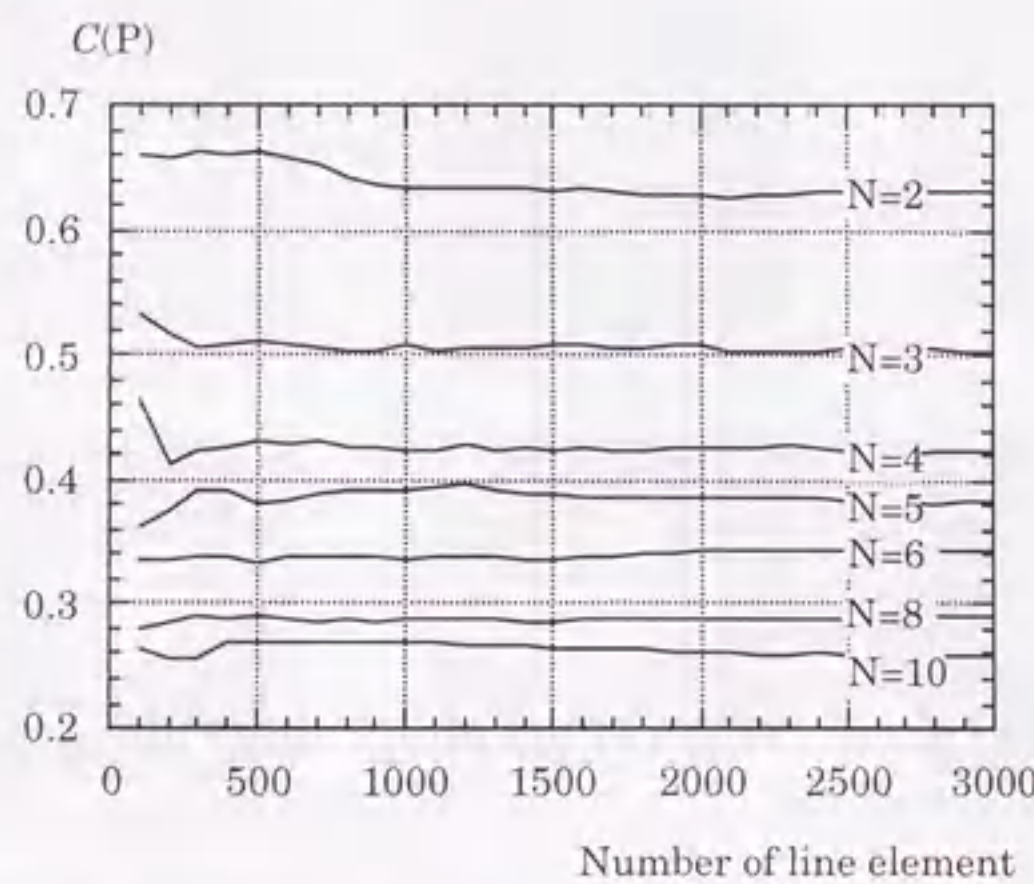


図4.5 N次元集中度のシミュレーションe

表4.2 ランダムな線素パターンに対するN次元集中度の平均値(線素数は3000)

次元数N	集中度
2	0.632
3	0.505
4	0.422
5	0.383
6	0.343
7	0.313
8	0.289
9	0.272
10	0.260

次のシミュレーション実験は連続空間で定義された3次元集中度の式を用いて行う。

[実験3] 点Pの近傍に平行線が存在するとき、その本数を変化させて点Pの集中度の変化を調べた。平行線はすべてx軸に平行で、z=0の平面内に等間隔に与えた平行線(本数n, 間隔h, そのうち一本は必ず点Pを通る)を、z軸方向にhずつ平行移動したものである。近傍は外半径が一定で内半径を変えて得られる数種類の同心球に挟まれる領域(内半径と外半

径の比をTとする)を用いた。計算は(5),(6)式を利用した。

Tが異なる3例の結果を図4.6に示す。近傍領域の形状の影響から平行線の本数が少ないときに、値にばらつきがみられるものの、近傍の形によらず平行線の本数が十分多いときに、実験2の場合と同じくほぼ一定値(=0.5)に近づくことがわかる。また、近傍領域が球内部の領域に近づくほど(Tが大きくなるほど)平行線の本数が少ないときの値のばらつきが少ないこともわかる。これらは、2次元集中度においてもみられる現象であるが、その収束値は2次元集中度のそれ(=2/π)とは異なっている。

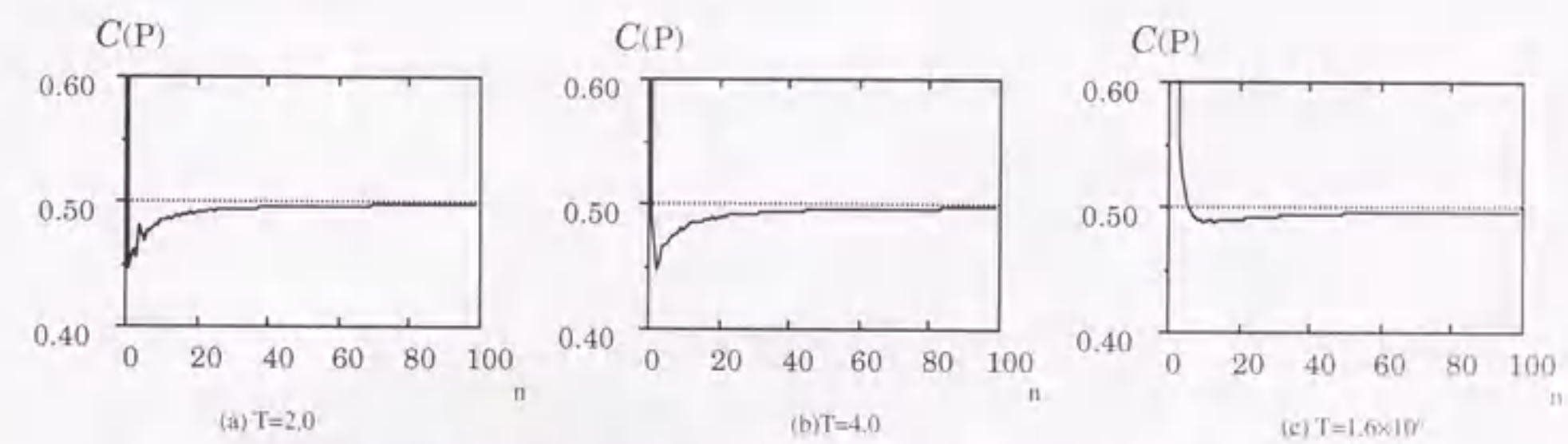


図4.6 3次元平行線パターンに対する3次元集中度のシミュレーション実験の結果(Tは近傍領域内半径と外半径の比、横軸はxy平面内に含まれる平行線の本数)

以上の実験から、3次元集中度が2次元集中度とほぼ同等な性質を持っていることが確かめられた。また、厳密な証明はできていないが、3次元集中度の期待値が $1/2$ と予想される(付録4.1参照)⁽¹¹⁾。この値が2次元集中度に比べて低下したのは、次元が上がったことにより線素(連続空間の場合は接線ベクトル)の向きに関する自由度が上がり、空間上の特定の点を向く割合が相対的に減ったことによると考えられる。なお次章で示すが、実際の画像の任意の場所から得られた集中度の分布の中心はほぼ $1/2$ である。

4.4 胸部X線CT像への適用

肺野の末梢に発生した肺がんの多くは、その病勢が進行するにつれて、がん組織がまわりの血管や胸膜を引き込むようになる。これが集束と呼ばれる現象で、良性腫瘍の場合にはほとんどみられない⁽¹²⁾。このように集束は悪性腫瘍の存在を疑う重要な手掛かりとなることから、その定量化は医学的に非常に重要な意味を持つ。従来、直接撮影胸部X線

像に対して2次元集中度による集束の定量化が試みられており、医師による良悪性に対する4段階の定量評価と、集中度のしきい値処理による判別結果が同程度の能力を持っていることが報告されている^(13,14)。しかしながら、2次元の投影像上では、血管陰影の正確な認識が困難である、投影面に対して垂直に走行する血管に対して評価できないなどの問題があった。そこで、上記の問題がほとんどない3次元胸部CT像に対して、本文の3次元集中度による血管陰影の集束の定量化を試みた。実験試料はスパイラルCTで腫瘍の存在する側の肺を拡大撮影したものの2例、ビーム厚2mm、寝台移送速度2mm/秒、再構成間隔1mm、1スライスの大きさ512×512画素である。これらのスライス内画素間隔は一例が0.39mm(スライス枚数61)、もう一例が0.40mm(スライス枚数62)である。原画像スライス(病変の中心付近)の一例を図4.7に示す。

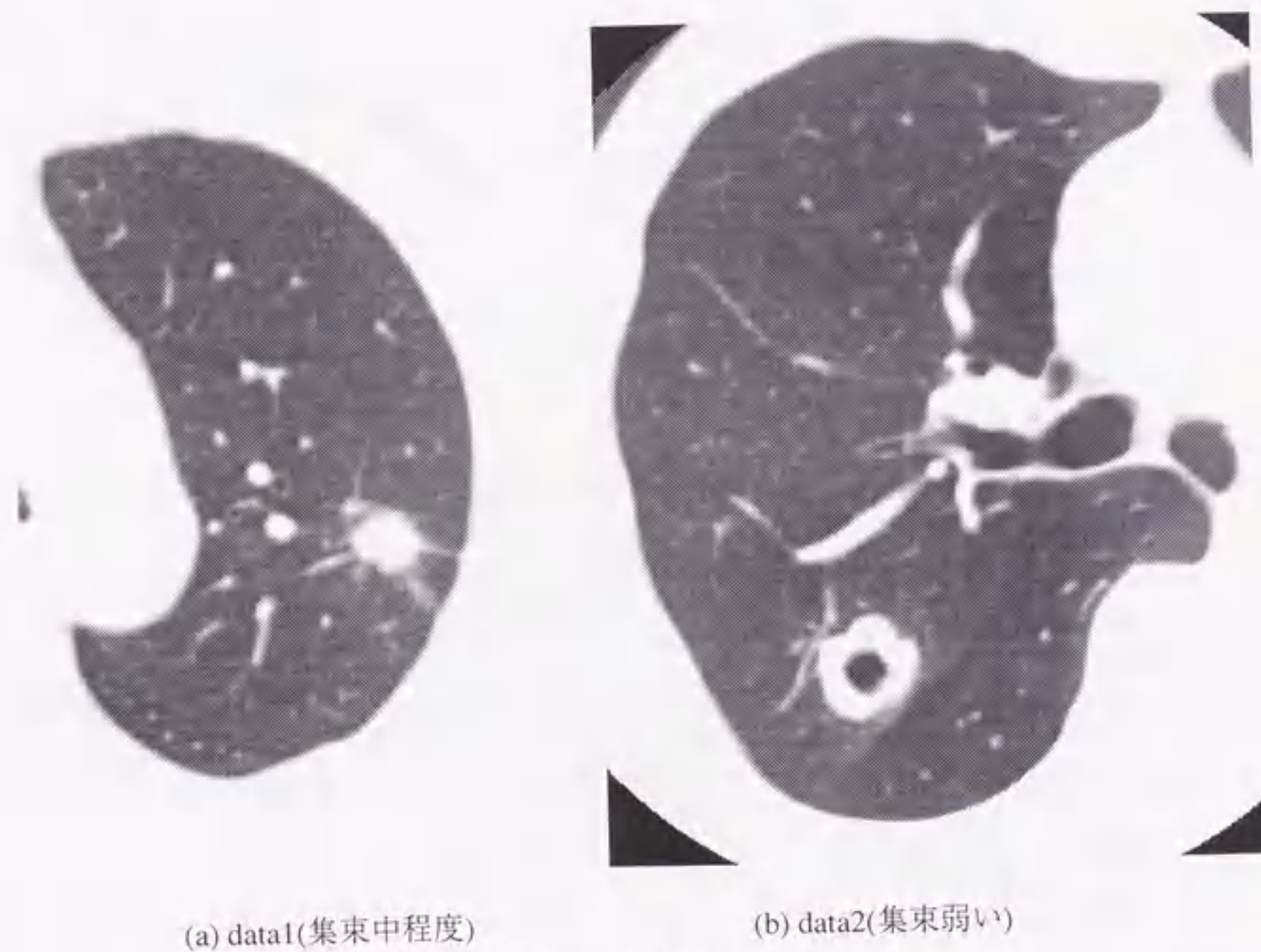


図4.7 原画像スライスの一例

4.4.1 具体的な処理手順

具体的な処理手順は大きく2つに分けられる。まず最初に各スライスごとの2値化処理と2次元および3次元連結成分処理による、血管、気管支、腫瘍陰影領域の抽出を行い、次に得られた画像を細線化して集中度を計算する。以下にそれぞれの手順の概要を示す。

(step1) 血管・気管支・腫瘍陰影の抽出

原画像に対して、まず各スライスごとに2値化処理(しきい値=-820H.U.)、図形融合(拡散3回→収縮3回)、穴の除去(面積1万画素以下)を順に施すことによって片肺のみの肺野領域を得る。次に、同じく原画像の各スライスに対して図4.8に示すような重み関数を持つ線形フィルタで血管陰影の強調を行った後、先に得られた肺野領域内のみを対象とした2値化処理(しきい値=0)を行う。上記手順で得られた3次元2値画像に、3次元小成分除去(体積8000画素以下)を行うことにより血管・気管支壁・腫瘍陰影(以下血管陰影と呼ぶ)を得る。上記の手順で用いたパラメータは実験的に定めたものである。

-1	-1	-1	-1	-1
-1	0	0	0	-1
-1	0	19.2	0	-1
-1	0	0	0	-1
-1	-1	-1	-1	-1

図4.8 血管陰影強調のためのフィルタ重み関数

(step2) 集中度による血管走行状態の定量化

step1で得られた血管陰影に対して、ユークリッド距離に基づく細線化⁽¹⁵⁾を施し、得られた26連結線図形を用いて本文の3次元集中度を肺野内の各点で計算する。ここで、集中度計算の近傍領域は、腫瘍を楕円体で近似したときのx, y, z各軸方向の腫瘍径(筆者が原画像上で計測した)の中で最大のを内半径、内半径の2倍を外半径とする同心球に挟まれた領域とした。表4.3に各試料の腫瘍径と近傍領域の大きさを示す。

4.4.2 実験結果

上記手順を2例の試料(ともに腺がん)に適用した。肺野領域内の各点で求めた集中度画像を図4.9に示す。図4.9は肺野領域を囲む直方体で切り出した3次元集中度画像の病変部の中心付近(図中の補助線の交点)を通り、2座標軸に平行な断面の集中度画像であり、集中度が高いほど明るく(白く)表示してある。医師によって集束の程度が比較的高いと評価されたdata1については、病変部周辺の集中度が周囲に比べて高くなっていることがわかる。

表4.3 各症例の腫瘍と集中度近傍領域の大きさ

Data No. (集束の程度)	腫瘍の大きさ(半径)(mm)			近傍領域の大きさ(mm)	
	x	y	z	外半径	内半径
data1 (中程度)	9.7	10.7	11.0	22.0	11.0
data2 (弱い)	12.4	13.5	8.0	27.0	13.5

(図9(a)). この例では、高い集中度の周りを集中度のかなり低い領域が取り囲むという、強い集中パターンに特有の現象もみられる。一方、集束の程度が低いと評価されたdata2については、病変部周辺の集中度とそれ以外の肺野領域に値の差はほとんど無く(図9(b)), それらは前節の[実験2]と[実験3]における集中度の収束値に近い値であった。図10に腫瘍内領域とそれ以外の肺野内における集中度の分布を示す。腫瘍内領域の平均値、標準偏差はそれぞれ0.546, 0.021(data1), 0.514, 0.019(data2)であった。ここでの腫瘍内領域とは、step2で近似した腫瘍の大きさの更に半分の径を持つ楕円体内部を意味する。

なお、肺野内で集中度が最大となった場所は、集束のある部分ではなく比較的血管陰影

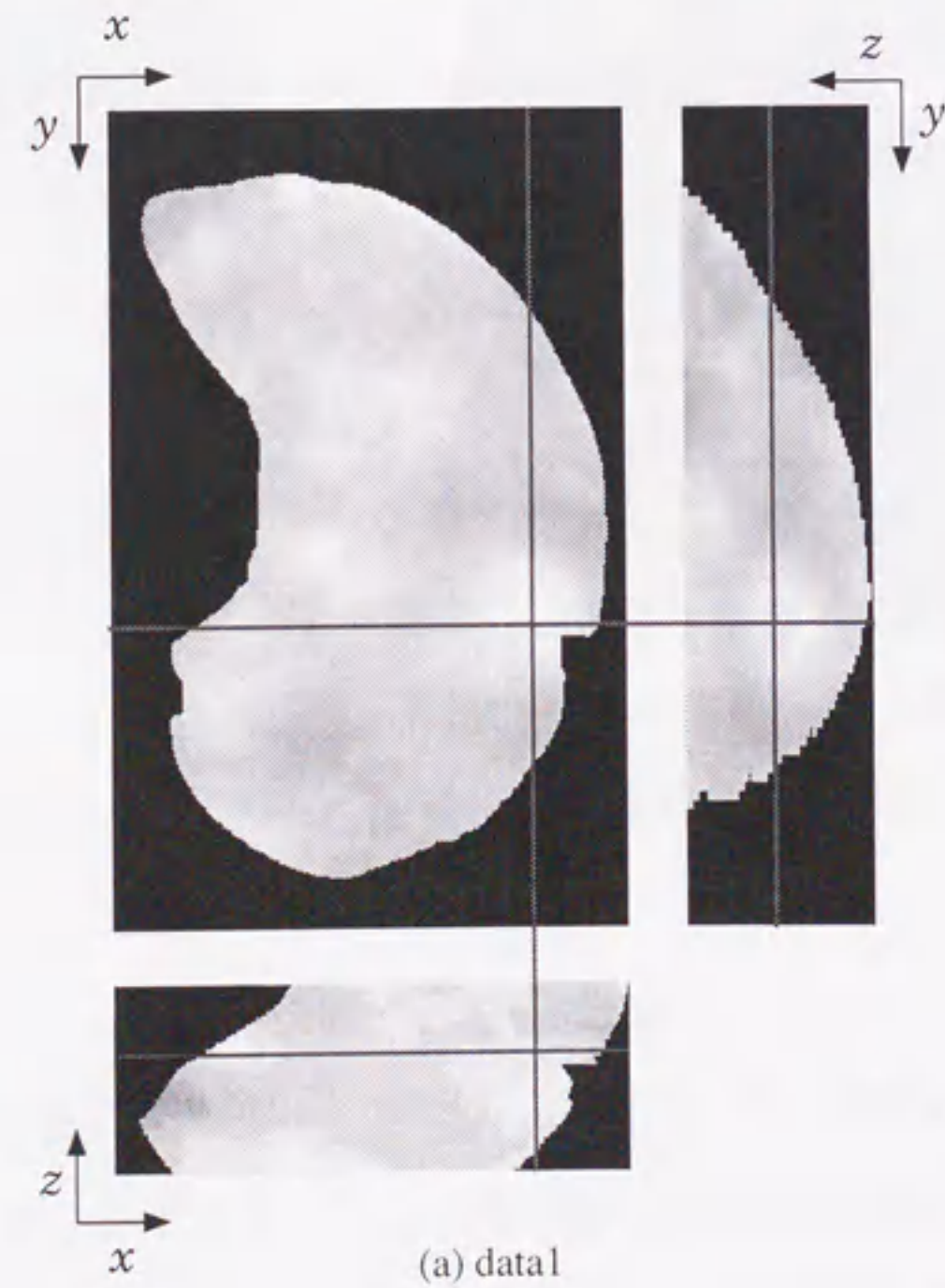


図4.9 集中度画像の一例(腫瘍中心付近を通る断面。腫瘍中心付近を補助線の交点で示す)

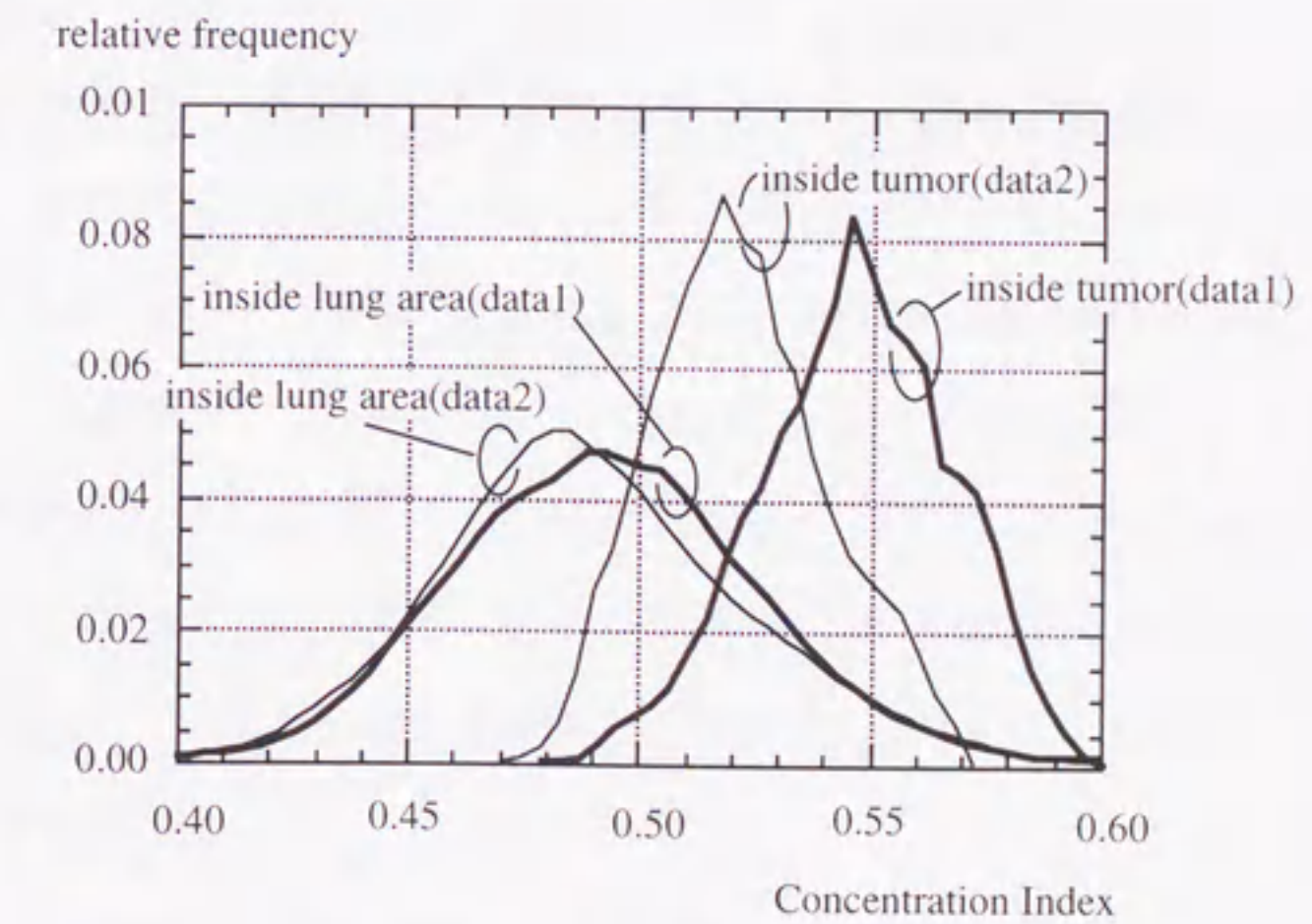
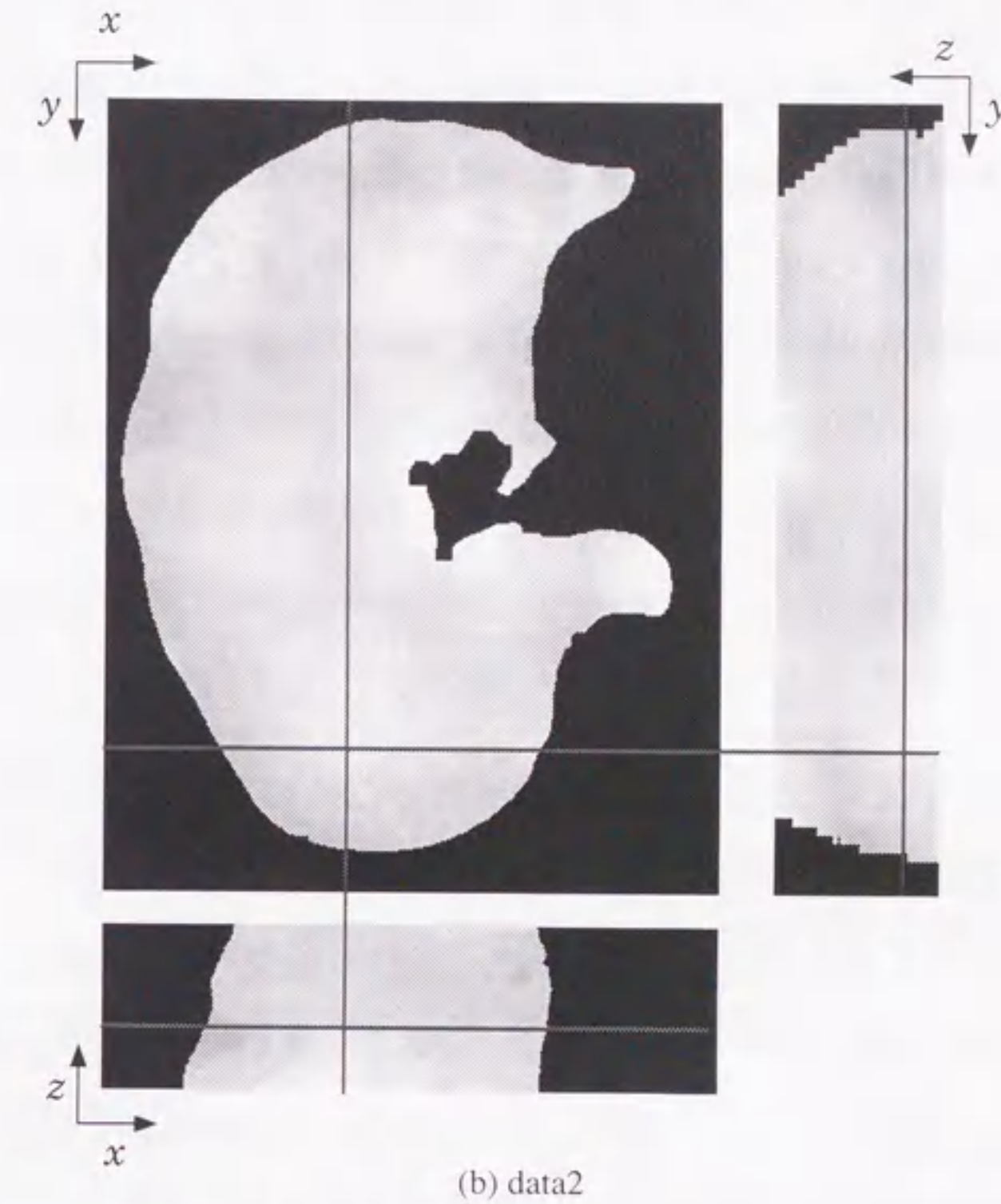


図4.10 腫瘍内部領域と肺野内部の集中度のヒストグラム

の少ない肺野辺縁部であった。これは、集中度計算に用いた近傍領域内に存在する線素が非常に少ないことが原因である。この集中度の応用として当面期待されるのは、別の方法で検出された腫瘤影の良悪性鑑別の尺度としての利用であり、この場合には上の現象は特に問題にならない。また、腫瘤の検出に集中度を用いる場合にも、このような高集中度部分は肺輪郭の位置情報や、集中度計算の分母項により近傍領域に含まれる線図形の総量を評価するなどの方法で容易に識別できるので、十分対処可能であると考えられる。

4.5 むすび

本章では、2章で提案した2次元線図形解析のための集中度を3次元線図形に適用できるように拡張定義した。この3次元集中度の基本的な性質と特徴的な振る舞いをシミュレーション実験によって明らかにした。また、実際の画像への応用例として、胸部X線CT像における血管陰影の腫瘤への集束の度合いを3次元集中度で定量化することを試みた。その結果、医師が評価した集束の程度と腫瘤周辺の集中度の値に明確な対応関係がみられた。実験試料数は少ないものの、3次元集中度が悪性病変の診断の重要な手掛かりとなる集束の定量化に有効な特徴量であることが示された。

今後の課題として、3次元集中度の性質のより詳細な解析、3次元集中度の考え方を応用したその他の3次元局所特徴量の開発、また応用面では、腫瘤良悪性の鑑別への応用方法、良性腫瘤を含む多試料での実験、3次元集中度の他の画像への応用などがあげられる。

文献

- (1) 特集：医用3次元画像処理の技法と応用—現状と展望，BME(日本ME学会誌)，3，8 (1989)
- (2) 鳥脇純一郎：“画像診断支援—研究開発の動向”，Medical Imaging Technology, 12,3, pp.171-179 (1994-05)
- (3) 鳥脇純一郎，館野之男，飯沼武：医用X線像のコンピュータ診断，シュプリンガー・フェアラーク東京，東京(1994)
- (4) 森健策，長谷川純一，鳥脇純一郎，片田和廣，安野泰史：“3次元デジタル画像処理による胸部連続CT像からの肺がん候補領域の自動抽出”，信学論(D-II), J76-D-II, 8, pp.1587-1594 (1993)
- (5) 山本真司，田中一平，千田昌弘，館野之男，飯沼武，松本徹，松本満臣：“肺癌検診用X線LT(LSCT)之基本構想と診断支援用画像処理方法の検討”，信学論(D-II), J76-D-II, 2, pp.250-260 (1993)
- (6) K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki, H. Anno and K. Katada: "Automated Extraction and Visualization of Bronchus from 3D CT Images of Lung", in N. Ayache ed., Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine, Lecture Notes in Computer Science Springer-Verlag, pp.542-548 (1995)
- (7) 特集：最近の医用3次元画像処理，Medical Imaging Technology, 13,3 (1995)
- (8) 長谷川純一，筒井武敏，鳥脇純一郎：“胃X線二重造影像におけるひだ集中を伴うがん病変部の自動抽出”，信学論(D-II), J73-D-II, pp.661-669 (1990)
- (9) 目加田慶人，尾坐幸一，長谷川純一，鳥脇純一郎：“線図形における局所的集中パターンの特徴量とその応用”，信学論(D-II), J77-D-II, pp.1788-1796 (1994)
- (10) 鳥脇純一郎：“3次元画像のデジタル処理”：高木幹雄，鳥脇純一郎，田村秀行編著：画像処理アルゴリズムの最新動向，別冊OE, pp.84-107, 新技術コミュニケーションズ，東京(1986)
- (11) 目加田慶人，平野靖，長谷川純一，鳥脇純一郎：“3次元デジタル線図形における局所集中性解析のための特徴量の性質”，電子情報通信学会パターン認識・理解研究会資料，PRU-178 (1995)
- (12) 森雅樹：肺癌CT診断，中外医学社，東京(1995).

- (13) 笹岡彰一, 高島博嗣, 森雅樹, 名取博, 阿部庄作: “肺腫瘍影のデジタル解析—腫瘍影の良悪性鑑別におけるコンピュータ支援診断の可能性”, 日本胸部疾患学会雑誌, 33, 5, pp.489-495 (1995)
- (14) 清水昭伸, 鳥脇純一郎, 長谷川純一, 森雅樹, 高島博嗣, 名取博: “胸部X線像における肺腫瘍影の良悪性判別のための新しい特徴量”, 電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, 826, p412 (1995-09)
- (15) T. Saito, J. Toriwaki: "A Sequential Thinning Algorithm for Three Dimensional Digital Pictures Using the Euclidean Distance Transformation", Proc. of 9th Scandinavian Conf. on Image Analysis, pp.507-516 (1995)

付録4.1 3次元集中度の期待値について

評価点Pからrだけ離れた点Qに線素(長さ=2l)が存在し, その方向は全ての方向に対して一様に分布しているとする. その線素の端点で点Pに近い方をQ₁とすると, Q₁はQを通り, 線分PQに垂直な平面で切り取られる半球(半径l)の表面上(表面積=2πl²)に一様に分布(確率=1/(2πl²))する. この半球面を頂角2θでの錐(ただし, PQと母線のなす角がθ)で切り取られる部分の面積をSとすると, 図A1のdS(球面上に描かれた細い環帯)の面積はdS=2π・l sinθ・ldθで与えられる. ここで, θを固定すれば集中度の分子項の値は一定であることに注目すると, 集中度の期待値E{C(P)}は以下のように計算される.

$$\begin{aligned}
 E\{C(P)\} &= E\left\{\frac{\frac{2l}{r}\cos\theta}{\frac{2l}{r}}\right\} \\
 &= E\{\cos\theta\} \\
 &= \frac{1}{2\pi l^2} \int_0^{2\pi l^2} \cos\theta \, dS \\
 &= \frac{1}{2\pi l^2} \int_0^{\pi/2} \cos\theta \, 2\pi \cdot l \sin\theta \cdot l \, d\theta \\
 &= 1/2
 \end{aligned}$$

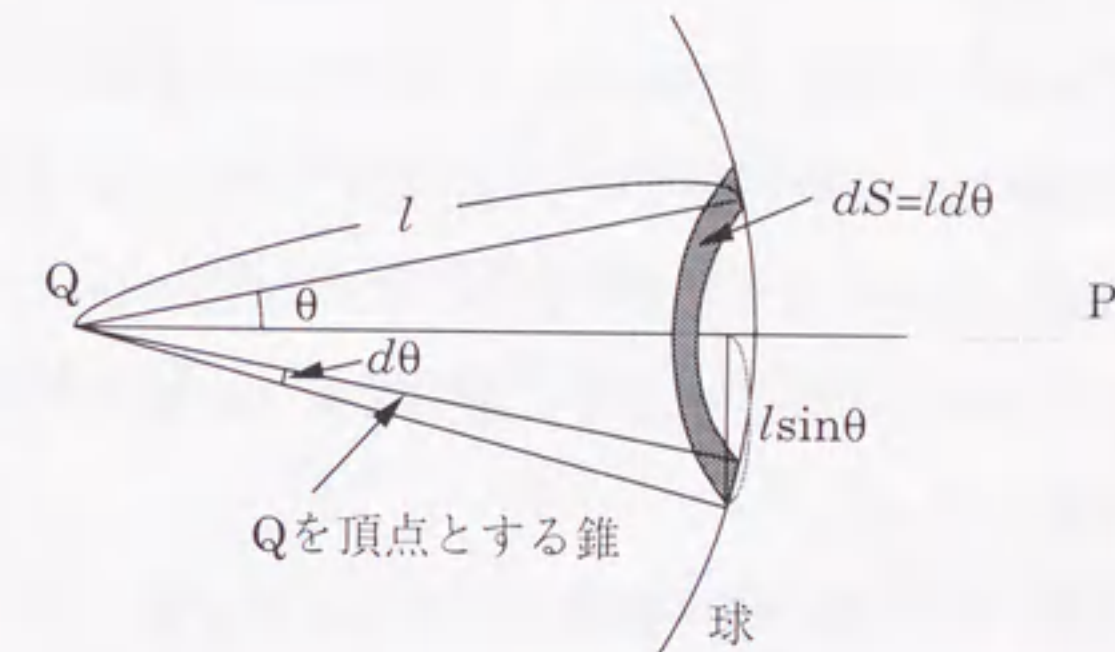


図4A-1

以上から, 点Pに対する, ある微小線分による集中度の期待値が1/2であることが示され, このことと集中度の加法性から, 3次元集中度の期待値が1/2であることは証明される.

第5章 むすび

5.1 本論文の成果の要約

本論文では、胃X線二重造影像からのひだ集中を伴うがん病変部の自動検出を目的とした研究、および、胸部X線CT像からの腫瘍陰影に対する周辺の血管・気管支の集束の定量化に関する研究と、大きく分けて2つの研究について述べた。これら2つの話題に共通しているのは、「線図形の構造解析」であり、特に、線の向きがある一点に集中しているか否かの評価に重きをおいている。画像診断において組織の異常を疑う特徴的な所見として「塊(腫瘍など)」および「集中(胃がんおよび大腸がんのひだ集中、肺腫瘍に対する集束、乳癌のスピキュラ、など)」があると言われる。したがって、医用画像処理、特に病変の検出や病変候補の評価においてこの線図形の集中は非常に重要となる。このような異常所見への手がかりのうち、集中を評価するためには「局所処理」と「大局処理」の中間的な処理を行う必要がある。これは従来からの多くの画像処理手順ではあまり見られないものであり、本論文においてもこの集中性を評価するための特徴量の解析に多くの紙面をさいた。

2章では、局所集中性を評価するための特徴量について述べた。まず、ひだ集中の定量化において最も重要となる特徴量である2次元の「集中度」について、その基本的な性質の解析を行った。その際に、解析を簡便にするために、デジタル線図形でのみ定義されていた集中度を連続線図形に対しても適用できるように拡張し、いくつかのシミュレーション実験によってその特徴的な性質を明らかにした。次に、集中の方向に関する一様性を評価するための尺度として、「一様指数」を定義した。これによって、胃がんによるひだ集中をより正確に評価することが可能となり、集中度を単独で用いる場合に比べて多くの病変候補領域の拾いすぎが削減されることが知られた。

また、3章では胃がん診断に重要な情報をもたらす胃内壁ひだのより正確な抽出を目指したフィルタを提案した。このフィルタの特徴的なところは、差分型フィルタとモルフォロジカルフィルタの中間的な形で定義されている点にあると言えよう。つまりこのフィルタは、差分型フィルタの高速性とモルフォロジカルフィルタの持つ図形要素抽出の良好性を兼ね備えたフィルタである。実際に胃X線二重造影像に適用したところ、ひだ陰影の抽出に有効であることが確認された。また、この結果と2章で定義された特徴量などを用いて胃X線二重造影像からの病変検出手順を構成したところ、その検出能力の大幅

な上昇が認められた。

さらに4章では、これまで2次元線図形のみで考えられてきた集中度の3次元への拡張を行った。いくつかのシミュレーション実験によって、3次元集中度と2次元集中度はその期待値は異なるが、定性的には同等な性質を持っていることが知られた。3次元的な線図形の状態を評価するとき、人間にとっては2次元的な画像の集合からはその状態の認識・理解が困難であるため、この特徴量の持つ意義は極めて大きいと考えられる。実際に胸部X線CT像に対して、腫瘍に対する周辺組織の集束を3次元集中度で定量化したところ、医師の目視による集束の程度と3次元集中度の値に明らかな対応関係が認められた。

5.2 今後の課題

まず、胃X線二重造影像に対する診断支援システムに関しては多くの課題が残されている。その一つに多種多様な角度で撮影される症例への対応が挙げられる。これは、病変部は必ずしも全体が見えるわけではないことから読影の難しさ(時には十二指腸や脊椎との重なりが原因で、筆者程度の経験(約5年半で150症例程度の胃X線二重造影像をみている)では病変の存在位置を知らされるまで、疑わしい領域としてもチェックできない場合がある)にも関係するが、撮影角度・体位を考慮に入れた病変部検出手順の構成が必要になるものと考えられる。これとともに、1章で触れたように胃X線二重造影像は様々な角度から撮られ、診断現場においては多数のX線像から胃内壁の状態を総合的に診断しており、現段階の「一枚の画像からの病変部検出」を、「複数枚のX線像からの病変検出」へと発展させる必要があると考える。この時には必然的に各画像に映る同じ部位の対応付け等も必要となり、胃部領域・脊椎陰影・バリウム貯溜影などの構造物の認識が重要となる(特に胃輪郭線の情報は病変検出の精度向上のためにも重要である)。以上のすべてが解決したときに初めて、最終的な目標であり山田達哉博士(本研究テーマの最初の提案者)が折に触れて述べている「(専門医は計算機が要求を出してくるまでは)昼寝をして待っていればよいというレベルの計算機診断」への第一歩を踏み出せると言えよう。

また、胸部X線CT像からの腫瘍良悪性鑑別に関する診断支援システムに関しては、現在は3次元集中度の有効性の目安が得られた段階であり、良性腫瘍などを含む多くの症例に対しての実験が必要となる。また、医師の考える集束の規準は集中度のように腫瘍周辺の状態だけでなく、腫瘍から遠く離れた太い血管等の走行状態を解剖学的な知識を用いて判定している事から、医師の規準と集中度が捕らえる特徴にいくらかのずれが生じ

ている。このずれを修正するための特徴量なども必要となってくる。特に、胸膜の引き込みに関しては現在は全く評価できていないため早急な評価手順の確立が望まれる。最終的な目標としては、医師が画像上で指摘する位置に対して、様々な集束、および、腫瘤の形状等の特徴を計測して良性・悪性の目安を与えるインタラクティブなシステムを目指すべきであろう。

謝辞

本論文の内容は、筆者が名古屋大学工学部鳥脇研究室に学部4年生の時配属されて以来、今日までの約6年間に行ったものである。ここまで来れたのは多くの先生方の御指導と研究室の先輩方の温かい助言、さらには、実験を筆者とともに進めた幾人かの努力によるところが大きい。以下ではこの場を借りてこれらの方々へのお礼の言葉を述べる。

まず最初に、本研究のきっかけを与えて下さった筆者の恩師である本学鳥脇純一郎教授にここから感謝いたします。のんびり屋の筆者の遅々として進まない研究に対して、辛抱強く指導していただいて非常に有り難く感謝いたします。

次に、本論文に目を通され、御指導を頂いた本学大西昇教授、本学情報文化学部横井茂樹教授に深く感謝する次第である。

筆者の恩師であり本研究に多大なるご助言と激励を下さった中京大学情報科学部長谷川純一教授に感謝いたします。長谷川先生には、筆者の稚拙な原稿や学会発表の草稿に対して、適切かつ細やかな指導を頂いた。また、折に触れての研究の進め方や人生設計に対してのご助言なども筆者の励みとなりました。

鳥脇研究室のディスカッション等において有効なご意見を頂いた、本学情報文化学部安田孝美助教授、本学情報処理教育センター岡田稔助教授、工学部文部技官大下弘氏に感謝いたします。

また、研究に関する多くのご助言を頂くとともに、普段の生活における良き先輩として多くを学ばせて頂いた鳥脇研究室齋藤豊文講師ならびに清水昭伸助手に感謝いたします。

2章および3章において用いた実験試料を提供して頂くとともに、医学的な立場からご助言いただいた元国立がんセンター中央病院(現 東京都情報処理産業健康保険組合検診センター)山田達哉博士、国立がんセンター東病院縄野繁博士、国立がんセンター中央病院宮川国久博士に感謝いたします。

4章において用いた実験試料を提供して頂くとともに、研究の医学的な意義を解りやすく筆者に説明して下さった、国立がんセンター東病院大松広伸博士、ならびに、研究のきっかけを与えて下さった、国立がんセンター中央病院江口研二博士に感謝致します。

研究のための画像を筆者と共有し、些細なプログラミングに対する疑問等に一緒に悩んで頂くとともに、2章の前半部分の基礎を築いていただいた尾坐幸一氏(現株式会社セコム

IS研究所)に感謝いたします。

筆者の実験の手助けをしていただいた、名古屋大学大学院生三浦正義氏(現株式会社セコムIS研究所)、荒川守人氏(現NTTネットワークサービスシステム研究所)、名古屋大学学生市川昌史氏(現名鉄コンピュータサービス)、および、4章の実験の実画像への適用の部分を援助していただいた名古屋大学大学院生平野靖氏に感謝いたします。

最後に、筆者がここまでこれたのも大学時代の多くの友人や先輩方の励ましによるところが大きい。特に、同級生として鳥脇研究室で6年間一緒に学んだ北川英志、東海彰吾両氏の存在は筆者の大きな支えとなった。この場を借りて深く感謝の意を表す。

