

非等方的拡散法による自然画像の領域分割に関する研究

| | |
|---------|---|
| 著者 | 石川 千温 |
| 学位名 | 博士（工学） |
| 学位の種類 | 課程博士 |
| 報告番号 | 甲第130号 |
| 研究科・専攻 | 工学研究科・生産情報システム工学専攻 |
| 学位授与年月日 | 2001-03-23 |
| URL | http://hdl.handle.net/10258/2083 |

平成12年度

博士學位論文

非等方的拡散法による
自然画像の領域分割に関する研究

室蘭工業大学大学院工学研究科
生産情報システム工学専攻

石川 千温

室蘭工業大学大学院

目次

| | |
|--------------------------------|-----------|
| 第1章 序論 | 4 |
| 1.1 はじめに | 4 |
| 1.2 画像の領域分割の現状 | 6 |
| 1.3 本研究の位置付けと目的 | 7 |
| 1.3.1 本研究の位置付け | 7 |
| 1.3.2 本研究の目的 | 8 |
| 1.4 本論文の構成 | 9 |
| 第2章 領域分割 | 10 |
| 2.1 領域分割 | 10 |
| 2.1.1 セグメンテーションと領域分割の定義 | 10 |
| 2.1.2 領域分割手法の分類－画像空間で行う領域分割 | 11 |
| 2.1.3 領域分割手法の分類－特徴空間で行うクラスタリング | 13 |
| 2.2 領域成長法の原理 | 15 |
| 2.3 領域成長法の閾値決定と問題点 | 17 |
| 2.4 まとめ | 19 |
| 第3章 非等方的拡散法とその改良 | 20 |
| 3.1 はじめに | 20 |
| 3.2 エッジ保存平滑化法の概要 | 21 |
| 3.2.1 エッジ保存平滑化の従来手法 | 22 |
| 3.2.2 従来手法の問題点 | 25 |
| 3.3 非等方的拡散法 | 26 |
| 3.3.1 非等方的拡散法の理論 | 26 |
| 3.3.2 非等方的拡散法の離散的表現 | 28 |
| 3.3.3 非等方的拡散法の問題点とその改良 | 28 |
| 3.4 まとめ | 31 |

| | | |
|-------|-----------------------------------|-----|
| 第4章 | 境界エッジリンクングと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割 | 32 |
| 4.1 | はじめに | 32 |
| 4.2 | 境界エッジの導入と非等方的拡散法への適用 | 33 |
| 4.2.1 | 境界エッジの概念 | 33 |
| 4.2.2 | 境界エッジの抽出 | 35 |
| 4.2.3 | 境界エッジの非等方的拡散法への適用 | 37 |
| 4.3 | 方向性ポテンシャル関数による境界エッジのリンクング | 38 |
| 4.3.1 | 方向性ポテンシャル関数 | 39 |
| 4.3.2 | DPFによるエッジリンクングの実際 | 42 |
| 4.3.3 | エッジリンクング処理の具体例 | 45 |
| 4.4 | 実験結果と考察 | 49 |
| 4.4.1 | 処理手順 | 49 |
| 4.4.2 | 実験条件 | 49 |
| 4.4.3 | シミュレーション結果と考察 | 52 |
| 4.5 | まとめ | 63 |
| 第5章 | 動的モルフォロジーと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割 | 65 |
| 5.1 | はじめに | 65 |
| 5.2 | モルフォロジーの概念 | 66 |
| 5.2.1 | モルフォロジーの基本演算 | 67 |
| 5.2.2 | opening と closing | 72 |
| 5.2.3 | close-opening と open-closing | 73 |
| 5.2.4 | モルフォロジー演算の濃淡画像への展開 | 77 |
| 5.3 | 動的モルフォロジーフィルタ | 83 |
| 5.3.1 | 最適な構造要素の選択 | 83 |
| 5.3.2 | 構造要素形状による平滑化の性質 | 84 |
| 5.3.3 | 動的モルフォロジーフィルタ | 88 |
| 5.4 | 動的モルフォロジーフィルタと非等方的拡散法の組み合わせ | 90 |
| 5.4.1 | 非等方的拡散法への適用 | 90 |
| 5.4.2 | 領域分割手順 | 90 |
| 5.5 | 実験結果と考察 | 92 |
| 5.5.1 | 実験条件 | 92 |
| 5.5.2 | シミュレーション結果と考察 | 92 |
| 5.6 | まとめ | 106 |

| | |
|---|-----|
| 第6章 結論 | 108 |
| 6.1 本論文のまとめ | 108 |
| 6.2 提案した各手法の特徴と問題点 | 109 |
| 6.2.1 境界エッジリンクングと非等方的拡散法の組み合わせによる 領域分割 | 109 |
| 6.2.2 動的モルフォロジーと非等方的拡散法の組み合わせ | 110 |
| 6.3 今後の課題 | 110 |
| 6.3.1 領域分割の定量的評価に関する課題 | 110 |
| 6.3.2 各種パラメータの決定に関する課題 | 111 |
| 6.3.3 境界エッジ抽出のためのエッジ抽出方法の検討 | 111 |
| 6.3.4 カラー画像への適用 | 111 |
| 謝辞 | 112 |
| 参考文献 | 113 |
| 研究業績 | 118 |

第1章 序論

1.1 はじめに

20世紀後半からの電子デバイスやコンピュータの発達によって、今まで銀塩感光媒体でしか記録できなかった二次元画像や時間的変化を伴う動画像も、直接デバイスからデジタル化され記録できるようになってきた。また、インターネットの普及に合わせてデジタル画像そのものが我々の身近な生活にまで深く入り込み、あらゆる分野で有効に活用されるようになってきた。このようなデジタル画像の技術の進展の背景には、画像のデジタル化や画像のデータ圧縮の技術が挙げられるが、画像データの持つ意味情報の利用のための画像解析技術の発展が大きな貢献をもたらしたと言える。

デジタル画像処理は、画像として表現された膨大な情報を自動的にコンピュータに入力して効率的に処理したいという要求から出発した。1950年代から1960年代前半にかけてはコンピュータへのデータ入力の目的のために文字認識技術が積極的に研究され、1970年代になると工業用画像処理、衛星画像処理、医用画像処理の研究が盛んになった。1980年代に入るとこれらの技術が高度化されるとともに、図面認識、文書理解の研究や、ファクシミリや複写機などのオフィス機器への応用が活発化した。1990年代はさらにこれらが高度化されるとともに、多様なニーズへの対応が積極的に推進されている [1]。現在は、我々人間の視覚系の一部を置換または代替するようなデバイスの開発が進められ、また、そこから得られる情報の処理を、より人間の視覚認識のレベルに近づくような改良アルゴリズムが続けられている。その一つがロボットビジョンあるいは、マシンビジョンと呼ばれる分野である。

このロボットビジョンを最終的な目標として考えた場合、入力された画像を処理・加工して、人間にとって見やすい画像に変換したり、種々の特徴を計測したりする信号処理に近い部分を画像処理と呼ぶ。画像処理により抽出された特徴をモデルと照合することにより、対象が何であるかを認識することを画像認識と呼び、さらに個々の物体間の関係などを調べて、画像の表す元の対象世界の状態や意味を理解することを画像理解と呼ぶ。ロボットビジョンは、画像情報を処理して目的とする情報を得るので、その処理内容は画像処理や画像認識、画像理解と重複

する部分が多い。つまりは、ロボットビジョンと言ってもそれ自体単独の技術ではなく、一連の画像処理、画像認識、画像理解の複合的な技術分野であると言える [2].

現在の画像認識の領域では、視覚情報を処理して対象物を抽出し、その寸法、面積、形状などの特徴から既知のクラスに分類することが目的とされる。しかしながら人間の持つ優れたパターン認識と同等な能力を機械に持たせることは難しく、現状ではある一定の制約条件を持たせないと正しい結果が得られない。また、画像理解の領域では、単に対象を既知のクラスに分類するのではなく、そのシーンを人間が見た時に理解できる事柄を機械にも理解させようとするもので、ロボットビジョンの最終目標である。現在、この領域の研究は認知科学の分野とともに多くの研究がなされているが、これらの画像認識、画像理解の領域どちらも、実は最初の画像処理の処理結果が大きく影響する。ロボットビジョンでは、画像の入力から、その画像を何らかの処理を施し機械にとって処理しやすい画像に変換する部分が、画像処理として位置付けされている領域であるが、入力画像から情報量を低減したり、次元を減少させたり、エラーを起こさないように変換することは欠く事のできないステップである。つまりは、ロボットビジョンにおいて、この前処理の部分は必要不可欠なステップであり、その成否が最終的なロボットビジョンの画像理解の成否に繋がると言っても過言ではない。

この画像処理の重要な要素としては、画像の濃度変換やカラーモノクロ変換などの画像の変換、または、画像の雑音除去などの画質改善などがあるが、特に重要な要素は特徴抽出である。一般に画像の多くには、目標以外のものが多く含まれており、その中から目標となる対象物を抽出しなければならない。このときシステムに予め与えられているモデルとの照合をとるという方法も考えられるが、他の対象との差異が明確に現れる特徴に着目して識別することが多い。この識別の属性およびその閾値を見出すのが特徴抽出である [3]-[5].

特徴抽出の処理においては、まず第一に背景あるいは対象物と思われる部分—これを領域という—を抽出することが要求される。これには2種類の相補的な方法がある。その一つは、1つあるいは複数の属性について、その値が急峻に変化する部分をつないで境界線を抽出する手法であり、他の一つは性質の類似する画素をまとめて領域を定めていく方法である。前者はエッジ検出と呼び、後者は領域分割と呼ぶ。このようにして抽出された領域が目的物であるか否かは、先に述べたように対象物と、全体形状を与えた対象物のモデル、あるいはいくつかの特徴のパラメータすなわち属性の値との比較照合によって決定される。

エッジ検出も特徴抽出の基本的な要素として重要であるが、その相補的な性質を持つ領域分割と決定的に異なる性質を有している。それは、エッジ検出処理は、

画像中のエッジ成分の検出を行うものであるが、ノイズや様々なテクスチャを含む実際の画像に対しては、エッジ検出では対象物の境界を閉じた線として得ることは難しい。一方、領域分割では、対象物領域を直接的に検出するので対象物の境界は必ず閉じており、画像の大局的な構造を記述しやすい利点がある。また、領域分割後の出力結果は、その領域の境界を線画で表現することも可能である。この意味でエッジ検出と同様の結果を得ることができる。

以上の点から、画像の特徴抽出においては、エッジ検出に比べ領域分割の方がより有効な情報を抽出し得る手法であると言える。画像の領域分割は、本来2次元の濃淡情報あるいはカラー情報を持った画像を、領域で分けられた線画に変換しても、画像中の意味のある情報、例えば、形状や物体の前後関係はほとんど失われない。それにもかかわらず、その情報量は大幅に減じられる。つまり、領域分割を行うことでコンピュータにとって扱いやすい線画で閉じた閉曲線データに変換できる。結局、自然画像のように画像中に複雑な形状や様々なテクスチャが存在する画像では、2値化やエッジ検出といったセグメンテーション手法は不向きであり、とりあえずどんな画像でも閉曲線の線画が得られる領域分割が最適であると言える。

領域分割を利用した画像処理システムは、既に一部実用化されている。例えば、顕微鏡による細胞疹システムでは細胞の核と細胞質領域の画定を行ったり、X線やCTスキャナー画像での診断に領域分割手法が用いられている[6]。また、雑音や低照度による不鮮明画像中の特定領域の抽出、あるいは、産業用ロボットビジョンに用いられるロボットアイによる自動認識での前処理などにも用いられている[1][7]。ただし、これらは対象とする画像が特定なものに限られ、自然画像のように画像中に様々な構成要素が存在することを想定していない。自然画像に対する領域分割はその対象が広範囲に及び汎用的なシステムを構築することはかなり難しいとされている。

1.2 画像の領域分割の現状

前節では、領域分割がコンピュータビジョンや画像処理の分野では重要な処理の一つとして位置づけられていることを述べたが、既に様々な手法が提案されている[8]。ただし、対象画像を自然画像とする領域分割では、自然画像特有の雑音(ノイズ)や、領域分割の妨げとなる不必要なディテールが多数存在するために、その処理は非常に難しいとされており、決定的な領域分割手法はまだ見出されていない。

画像の領域分割は基本的に、画像を局所的な特徴、例えば、明るさ、カラー、テ

クスチャ等の特徴の一様な連結成分に分割するという考えに基く手法であるが、全ての画像に最適な結果の得られる単独の方法はなく、また、ある特定の画像に効果がある手法は1つとは限らないとされる。さらには、普通の濃淡画像について開発された領域分割アルゴリズムが、別の部類（例えば、CT画像）の画像に適用できるとは限らない。これは、濃淡画像と言っても、光の強度とその反射率の積で決定される通常の濃淡画像と、ポアソン分布でその濃淡が決定されるCT画像のような性質の濃淡画像では、領域分割アルゴリズムを同一に適用できないなどの様々な問題が多く残されているからである [8][9]。

さて、これらの領域分割手法については第2章で詳しく説明しているが、この領域分割の手法を大きく分けると3つに分類される。画像中の画素の持つ濃度に着目し、画素の類似度を吟味して同一領域を確定する手法と、画像中のエッジ検出の精度を上げてそのエッジ情報を利用して領域を画定する手法、さらにはこれらの手法を併用する方法である。画像中の画素濃度に着目する手法は、さらに2通りの方法に分類でき、一つは画像空間で領域分割を行う方法と、もう一つは、領域分割の際に画素値を画像の濃度ヒストグラムなどの特徴空間にマッピングし、その特徴空間で、その画素の含まれる領域を分類するなどの手法である。また、エッジ情報を利用した領域分割では、Sobelなどのエッジ検出オペレータで求まるエッジ要素を延長して閉じた連続エッジを求めることによって領域を分類する手法などが代表的である。また、併用手法は、両者の欠点を補足するように最適な手法をファジー推論などで選択する手法などが挙げられる。しかしながら、前述したようにあらゆる画像に適用可能な汎用性のある領域分割手法は見出されてはいない。

1.3 本研究の位置付けと目的

1.3.1 本研究の位置付け

前節および第2章で説明するように様々な領域分割手法が今まで数多く報告されているが、それらの手法の中で共通の問題としてあげられるのは、画像中の雑音や微細な構造、あるいはテクスチャなどの領域内に存在する様々な成分の処理をどのようにするかである。画像中に存在する雑音は、領域分割の基準となる境界を著しく劣化させ、また、領域内に存在する微細な構造は、場合によってはそれを内包する大きな領域の一部として認識した方が都合の良い場合も多い。また、特に自然画像で良く見られるテクスチャ要素は、そのテクスチャの集合体が一つの領域として認識することが要求される。このテクスチャで構成された画像の領域分割は、フラクタル次元や空間周波数成分を利用するなどして最初からテクス

チャ画像の領域分割を目的としたアルゴリズムで設計された場合が多く、雑音の付加されたテクスチャ画像の領域分割は非常に難しいとされている [10]-[14].

一方、テクスチャ成分の比較的少ない自然画像であっても、そのほとんどが大小様々な構造で構成され、時には雑音などによって著しく劣化している場合も多く、このような画像に対しての領域分割手法の確立も求められている。このような画像に対しては、画像中に含まれる雑音成分や不要な微細構造を予め除去する必要があるが、単独の領域分割アルゴリズムだけで平滑化も領域分割も行う手法はほとんどなく、何らかのエッジ保存平滑化と組み合わせる手法が採られるのが普通である。このエッジ保存平滑化は、画像処理の前処理として重要な要素であり非常に多くの手法が報告されている [3][4][15][16]

なかでも Perona らにより提案された非等方的拡散アルゴリズムは、有効なエッジ保存平滑化アルゴリズムの一つとして知られており [17][18], Maeda らは、自然画像に対する領域分割手法の中でも、改良を行うことで、非等方的拡散法が領域成長法による領域分割の前処理としては、他の代表的なエッジ保存平滑化アルゴリズムよりも優れていることを示した [19]. この Perona らのオリジナルの非等方的拡散アルゴリズムでは、エッジが水平方向や垂直方向でかえって強調されてしまうエッジの過度の強調や、エッジの欠損によって、拡散の漏れと呼ばれる、エッジをまたぐ平滑化が行われてしまう傾向が強く、そのままでは領域分割の前処理としては有効ではないとされている。そのため、非等方的拡散アルゴリズムには、いくつかの改良が加えられたものが報告されている [19][38][39][40][42]. このエッジの過度の強調や拡散の漏れは、多くはエッジ近傍のノイズを起因としていると考えられており、良好な平滑化結果を得るためには、この欠点の解消が不可欠とされている。

1.3.2 本研究の目的

そこで本研究の目的は、領域成長法の前処理として非等方的拡散法のさらなる改良を行い、自然画像の領域分割に適用してその有効性を検証することである。具体的には、従来の非等方的拡散法を改良した次の二種類の新しいアルゴリズムを提案することにより、従来の非等方的拡散法の欠点の解消を行い、それぞれの改良アルゴリズムの有効性について検証を行う。

1. 境界エッジリンクングと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割手法の検証
2. 動的モルフォロジーと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割手法の検証

第1の改良アルゴリズムは、独自に考案した境界エッジという概念を導入し、さらにポテンシャル関数によるエッジリンクングを行うことで、エッジ欠損のない連続エッジに修正することができ、これによって非等方的拡散の拡散停止条件をより限定的に適用できるようになる。これにより、非等方的拡散の欠点である拡散の漏れやエッジの過度の強調を防ぐことが期待される。また第2の改良アルゴリズムは、動的に構造要素を変化させるモルフォロジーフィルタを用い、エッジ近傍と領域内部で最適な構造要素を選択できるので、それぞれの部位において平滑化が最適に行われ、エッジ近傍の雑音除去が効果的に行われ、非等方的拡散の欠点が解消でき領域分割結果に良好な結果をもたらすことが期待される。

1.4 本論文の構成

第1章は序論であり、この研究の背景および研究の目的について説明している。

第2章は、画像の領域分割の意義、および領域分割の従来手法の説明について述べ、さらに本研究で採用した領域成長法について解説する。

第3章は、本論文の主題である非等方的拡散法とその改良について説明する。また、非等方的拡散とは別のエッジ保存平滑化の従来手法と問題点の整理、また、非等方的拡散と従来手法の差異について触れる。

第4章では、非等方的拡散の改良の最初の改良アルゴリズムである境界エッジリンクングによる非等方的拡散法について、理論と実証を行っている。境界エッジの概念とそのエッジのリンクングを行うことでエッジ欠損を補正し非等方的拡散の欠点である拡散の漏れを防ぐことができ、良好な自然画像の領域分割が行えることを検証する。

第5章では、第2の改良アルゴリズムである、動的モルフォロジーフィルタと非等方的拡散を組み合わせ自然画像の領域分割に適用した。この改良アルゴリズムでは、動的に構造要素を変化させる動的モルフォロジーフィルタを用いることで、エッジ近傍と領域内部で最適な平滑化が行われ、その結果画像に非等方的拡散を適用することで、非等方的拡散の欠点を解消でき、良好な自然画像の領域分割が行えることが示されている。

第6章は、本研究での2つの改良アルゴリズムによる結果とそのまとめ、また、今後に残された課題と本研究の今後の発展性について提案している。

第2章 領域分割

2.1 領域分割

2.1.1 セグメンテーションと領域分割の定義

画像認識を目的とする画像処理では、画像内に含まれる個々の対象物の抽出が重要であり、この問題を画像のセグメンテーションと呼ぶ。画像のセグメンテーションの中で最も簡単な手法は2値化であり、対象と背景のコントラストを利用して対象を切り出す。しかしながら、対象となる画像、特に自然画像では、その中にいくつもの対象物が存在し、その濃度や色など異なる場合がほとんどであり、この場合2値化は有効な手法とは言えない。一方、セグメンテーションのもう一つのアプローチとしては、エッジ検出がある。画像中に含まれる物体と物体との境界であるエッジは、我々人間の視覚認識においても重要な役割を持つ情報である。エッジを挟んだ領域は、明るさが急峻に変化するので、その空間微分をとれば検出は容易である。しかし、雑音（ノイズ）周辺でも明るさは急峻に変化するので、エッジ検出のためのフィルターのサイズが小さいと雑音成分には極端に弱い。また、テクスチャのある画像の場合は個々のテクスチャ要素の中で高い出力を出してしまうため、本来のエッジを検出できない可能性がある。

セグメンテーションに対するアプローチの中で、エッジ検出と異なる方法で、画像を濃度や色、テクスチャなどの特徴の均一な部分画像に分割する方法を総称して領域分割という。従って本論文では、この意味において画像の領域分割と定義する。この領域分割と相補的な関係のアプローチに、先に述べた特徴の不連続性に注目してエッジを抽出するエッジ検出があり、理想的な画像に対しては、両手法は等価な結果を与える。しかし、雑音や様々なテクスチャを含む実際の画像に対しては、エッジ検出法では対象物の境界を閉じた線として得ることは難しいが、領域分割では、対象物領域を直接的に検出するので対象物の境界は必ず閉じており、画像の大局的な構造を記述しやすい利点がある。また、領域分割後の出力結果は、その領域の境界を線画で表現することも可能である。本来2次元の濃淡情報あるいはカラー情報を持った画像を、領域で分けられた線画に変換しても、画像中の意味のある情報、例えば、形状や物体の前後関係はほとんど失われない。それ

にもかかわらず、その情報量は大幅に減じられる。つまり、領域分割を行うことでコンピュータにとって扱いやすい線画で閉じた閉曲線データに変換できる。自然画像のように画像中に複雑な形状や様々なテクスチャが存在する画像では、2値化やエッジ検出といったセグメンテーション手法は不向きであり、とりあえずどんな画像でも閉曲線の線画が得られる領域分割が最適であると言える。

本論文では、以上の点を踏まえ、自然画像に対して有効なセグメンテーション手法として、領域分割手法に着目し、領域分割手法の新しい手法の提案とその検証を行う。

2.1.2 領域分割手法の分類—画像空間で行う領域分割

従来の領域分割手法には大きく分けて画像空間で行う領域分割と特徴空間で行う領域分割手法がある。対象を2次元画像に限定すると、画像空間で行う領域分割とは、画像の2次元平面上の各画素や領域単位での処理を行うものである。一方、特徴空間で行う領域分割とは、画像中の特徴値の全てを同時に特徴空間に写像し、その空間上で画素を分類する方法をいう。

まずは、画像空間で行う領域分割の主な手法を列挙すると次の手法に分けられる。

統合法

最初に細かい領域に分割しておき、それらの中で統合できる（一様な領域と見なせる）ものを次々に統合して行って領域を形成する方法である。これには領域成長法や統計的仮説検定法、ヒューリスティック法などがある[20]。代表的な領域成長法については後述する。統計的検定法は、例えば、対象とする画素の特徴値 y と領域平均特徴値 x の比較にT検定を用いて、両者が互いに独立で同一の正規分布を持つと仮定すると、 T_{N-1} 分布は、 $T = \left[\frac{(N-1)N}{(N+1)} \cdot (y - \bar{x})^2 / S^2 \right]^{1/2}$ となる。ここで、 S^2 : 比較する領域の分散、 N : 比較する領域の画素数である。この T の値が小さければ画素を領域に統合し、大きければ画素は新しい領域と見なす。一方、ヒューリスティック (発見的) 法は、自己発見法とも呼ばれ、条件の強いヒューリスティックとして次の量を定義する。

$$\frac{W}{\text{Min}\{P_1, P_2\}}, \text{ここで} \begin{cases} P_1, P_2: \text{隣接領域の周囲長} \\ W: \text{弱い (濃度差が小さい) 共通境界} \end{cases}$$

を採用し、この値が決められた閾値より大きかったら、領域1と2を統合する。この手法は、雑音に弱く統合が進まないうちに処理が停止してしまう可能性が高い。その場合、統合の条件を弱めた W/I 、ここで I は隣接領域の共通の境界長を適用

し実行する方法がとられる。

また、局所領域内での画素の相対的な類似関係をもとにして定義した相互類似関係を使う Yokoya の方法も代表的である [21]. 具体的には、パターンを構成している画素をグラフにおける節点に対応させ、特徴の類似する画素同士は節点を結ぶ枝により表現する。この結果画像全体を関係グラフの形で表現し、その各連結部分グラフがそれぞれ分割領域を与える。この手法は類似性の基準を決めてしまえば、関係グラフが画素の持つ特徴に基いて一遍に確定し、領域分割が終了する。類似関係の定義には、画素対の絶対値、特徴ベクトル差のノルムなどが用いられるが、自然画像の場合は、各領域によってこれらの特徴は大きく異なるのが普通であり、処理の前に画像全体に対し何らかの規格化を行うことが必要とされている。また、グラフの枝が1つでも存在すれば2つのグラフは1領域とみなされるので雑音に対しては弱く、何らかの平滑化を前処理に行わなければならない。

分割法

最初に画像全体を1つの領域とする。この領域が一様と見なせるかどうかを調べ、一様でない場合、次々に細分化して行って、領域が一様と見なせるまで細分することによって領域を形成する。通常は、1つの領域から始めるが、次の統合と分割法のように中間レベルの段階から処理を開始する場合もある。細分化するかどうかを決定する基準には、対象画面内の最大と最小の濃度差、濃度の分散などがあげられ、どちらもその値が大きければ元の画面を分割する。また統計的仮説検定に基く方法も使われる。統計的手法は、例えば、F検定と呼ばれる分離前後の領域に対する特徴値の平均と分散の同一性を評価するもので、

$$F = \frac{K \cdot \sum_{i=1}^4 (x_i - x_{..})^2 / 3}{\sum_{i=1}^4 \sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_i)^2 / 4(K-1)}$$

ここで、 x_{ik} は領域 i 、画素 k の特徴値、 x_i は i における平均値、 $x_{..}$ は全体の平均値である。また、各領域の確率分布は互いに独立でかつ正規分布であるとし、また、分散の値も未知であるとする。この式は $F_{3,4(K-1)}$ と呼ばれ (K は領域内画素数)、この値が大きければ対象とした領域間に相違があることになるので分離するのが適当であると判断できる。

統合と分離法

中間レベルの分割画像から出発して、領域内の均一性と領域間の類似性に基いて分割と統合の両方向に処理を進めていく方法であり、Horowitz & Pavlidisの手法が代表的である[22]. ある正方形領域で、領域内での濃淡レベルの最大値と最小値の差がある閾値より大きいときに、その領域を正方形に4分割する. また、4つの隣接する正方形領域の最大値と最小値との差がある閾値以下であればこの4つの領域を統合する. これ以上分割・統合ができなくなればアルゴリズムは終了となる. この手法は、扱うデータ構造が木構造となるためにデータ構造が複雑で、何らかのリスト処理が実行可能なプログラムが適しているとされる. また、正方形領域を処理の基本単位となるために、得られた領域の輪郭が滑らかとならない可能性がある.

2.1.3 領域分割手法の分類—特徴空間で行うクラスタリング

上記で紹介した画像空間(実空間)での領域分割は、画素の位置情報を失うことなく領域分割を行える. これらの手法の優劣は一概に決定できないが、実際の画像、特に自然画像の場合は、画像の不鮮明さや雑音の影響を受け、必ずしも良好な領域分割結果が得られるとは限らない. そのため、雑音を除去する平滑化をこの領域分割の前処理として行い、これらの手法と組み合わせる方法が一般的である[23]. 本研究で行う手法もこの手法に属する.

一方、画像空間で領域分割を行うのではなく、画像からある特徴、例えば、濃度ヒストグラムや色相を抽出し、その特徴空間を利用した領域分割がある(図2.1). この特徴空間で行う領域分割は特に「特徴空間におけるクラスタリング」といい、以下に代表的な手法を示す.

閾値処理

基本的には、画像の濃度ヒストグラム空間で閾値を決定し、それによって領域を分別する方法である. これには、ヒストグラムが複数のピークを持つ場合に対応した再帰的閾値処理、動的閾値処理などが報告されている[24][25]. 複数の領域で構成される画像であっても、そのヒストグラムが同じ領域の数だけピークを持つことはほとんどなく、1回の閾値処理で領域分割を行うことは不可能である. そこで考えられたのが、再帰的閾値処理である. 特徴 f に関するヒストグラムが多

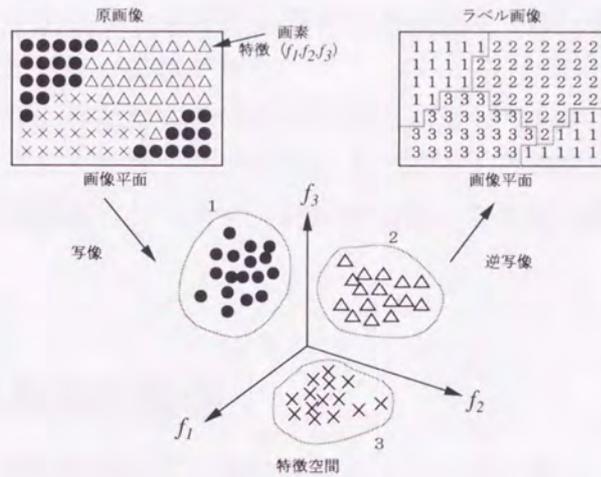


図 2.1: 特徴空間での領域分割

峰性で、ある区間 (t_a, t_b) に顕著なピークを持つとき、

$$f_t(x, y) = \begin{cases} i & t_a \leq f(x, y) \leq t_b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

の操作で i 回目の 2 値化処理を行い、 $(i+1)$ 回目は i 回目までの処理で得られた領域毎に同様の処理を行う。終了条件はヒストグラムが単峰性になった時点である。

濃度-エッジ空間

濃淡画像内の対象物と背景の分離に濃度とエッジ値の 2 次元特徴空間が利用される。このエッジ値には、1 次微分値や 2 次微分値 (ラプラシアン) が用いられ、特徴空間に分離識別関数を定義して分割を行うものである [26]。例えば、一般にラプラシアンの大きな領域は背景から対象物領域へ遷移する中間濃度の領域を含んでいない。従って 2 次元の特徴空間に濃度とラプラシアン値をプロットすると、ある範囲の類似濃度の対応値でもラプラシアン値が異なる領域は、境界の内部と境界付近の領域の 2 つに分類することが可能である。

これらの特徴空間での領域分割は、画素連結性とは無関係に、また画像空間内での位置情報と無関係に決定されるが、比較的良好な結果が得られる。その理由は、あえて画素連結性を考慮しなくても、対象としている自然画像、つまり自然の対象が特徴の連結性を保持しているためである。ただし、雑音などにより濃淡レベルなどの領域に対する特徴量に曖昧さが存在すると、当然の結果として領域の細分化や過度の統合が発生し、良好な結果を得られない傾向がある。このことから、領域分割を行う前に領域の細分化や過度の統合を防ぐための平滑化が必要

であり、さらに何らかのエッジ情報を領域分割に使う手法であれば、エッジ保存平滑化を前処理として行う必要がある。

本論文では、どのような種類の領域分割手法に対してもエッジ保存平滑化が必要であるとの認識から、非等方的拡散法あるいはその改良について検証する。そのため、その効果が顕在化しやすく、汎用性の高い領域統合法に属する領域成長法のみを採用した。

2.2 領域成長法の原理

領域成長法は、画像空間空間で領域分割を行う方法に属し、アルゴリズムが比較的単純で画像の種類によらず動作が安定している。しかしながら、他手法と同じく雑音や不鮮明さが残る画像に対しては領域の細分化や過度の統合が起きてしまう。そのため領域成長法によって最終的な領域分割結果を得るには、エッジ保存平滑化を行った後、領域の統合化あるいは、画素の結合化を行って画像中の同種の領域を画定しなければならない。

領域成長法のアルゴリズムは、

- ア) 画像のラスタ走査によりどの領域にも属していない画素を探し出す。
- イ) その画素の濃度値と、その近傍でどの領域にもまだ属していない画素の濃度値とを比較し、その差がある閾値以下ならば1つの領域として統合し、ラベルを追加する。
- ウ) さらに新たに統合された画素に注目してイ)の操作を行う。
- エ) イ)ウ)の操作をそれ以上領域が広げられなくなるまで反復する。
- オ) ア)に戻って新たな画素を探し、処理を繰り返す。

であるが、閾値によって結合の程度を調節できるメリットがある。ただし、領域間の濃度値の変化がなだらかな場合や、領域間のエッジに隙間が1つでもあると、2つの領域が統合されてしまう欠点があり、エッジ保存平滑化やエッジの隙間を埋めるエッジリンクングなどの手法を用いる必要がある。最初に述べた領域成長法は、画素単位での統合のみであるが、通常は、図2.3のようにさらに領域間での統合の処理を加える場合が多い。その領域成長法の実際の計算手順で、最初に行われるのは、画素単位の統合化で、画像 S に対してのグループ化、すなわち第一段階での領域形成である。もしも

$$|S_{ave}(R) - s(i, j)| \leq T_1 \quad (2.1)$$

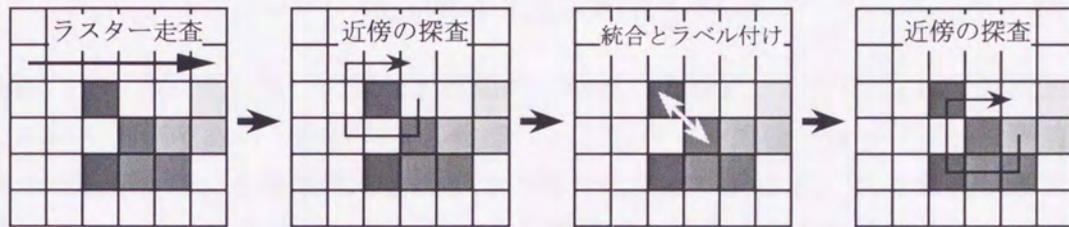


図 2.2: 領域成長法 (画素単位の統合)

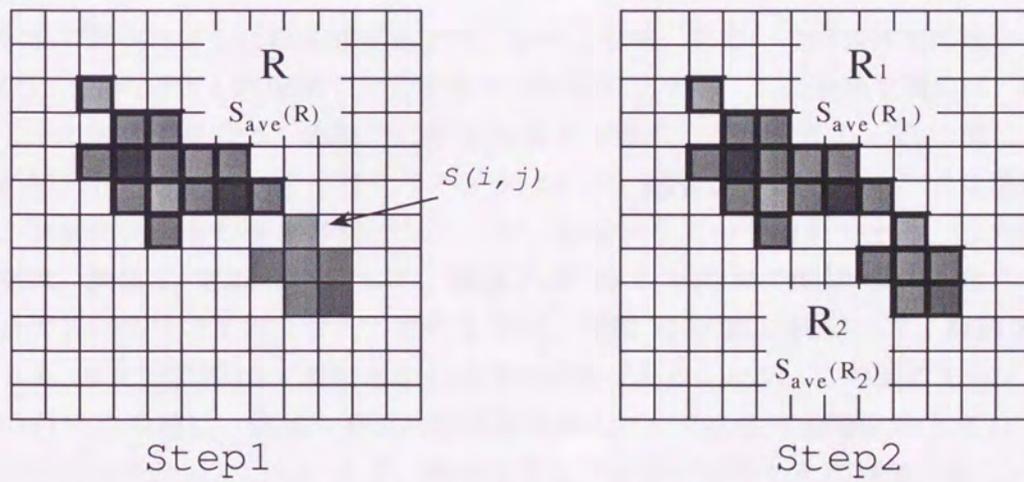


図 2.3: 領域成長法 (領域単位の統合)

が満たされるときは、画素 (i, j) の近傍画素は領域 R に属する。ここで $S_{ave}(R)$ は領域 R に属する画素群の平均濃度、 $s(i, j)$ は (i, j) の近傍画素の濃度、 T_1 は予め決定していた閾値である。その次の処理は、2つの領域 R_1 と R_2 が

$$|S_{ave}(R_1) - S_{ave}(R_2)| \leq T_2 \quad (2.2)$$

を満たすとき、その2つの領域を再帰的に結合してゆく。ここで T_2 は予め決定しておいた閾値である。最終的な処理では、これまでの処理で残った領域で事前に決めた閾値より小さい領域を除去しつつ統合化する。閾値 T_1 , T_2 を最適に選択することによって濃度差がなだらかな場合の領域の統合をある程度防ぐことができる。ただし、この2つの閾値 T_1 , T_2 の決定は難しく、画像に応じて実験的に決定しなければならない。領域成長法では、このような閾値などの領域統合の基準がその性能の決め手となる。一般的にはその良い基準を見つけるのは難しいが、何か前提条件を用いるとその性能は向上するとされている。例えば、風景画像の場合、構成成分である '空' や '地面' などの濃度や色などが既知であれば、領域の性質から可能な統合の基準が決定できる。このような手法を、意味情報を用いた領域の統合といい、領域成長法の改良形として良く知られている [27]。

2.3 領域成長法の閾値決定と問題点

前節で述べたように領域成長法では、画素と領域、あるいは領域同士の統合を行う際に、予め指定した閾値で統合するか否かを決定する。この最適な閾値は、画像によって大きく異なり、実験的に決定せざるを得ず、この閾値 T_1 , T_2 の値によって領域分割の様相は大きく変化する。図 2.4 は、雑音を付加していない自然画像で、閾値を何通りか変化させてシミュレーションを行った結果である。この図の左側は、閾値 T_1 を 35 に固定して、閾値 T_2 を 30 から 50 まで間隔 10 で変化させた場合の分割結果である。また、図の右側は、閾値 T_2 を 25 に固定して、閾値 T_1 を 25 から 45 まで間隔 10 で変化させた場合の結果である。なお、この図のキャプションの () 内の数値は、領域分割後の領域数を表している。この画像に対しては、一切の平滑化を行っていないので、微細なディテールが存在しその評価は難しいが、左右どちらも中段の状態が良いと判断される。しかしながら、その場合の領域数は必ずしも最低値ではない。この領域数が小さければ小さいほど領域の統合が進んでいることを表しているが、必ずしもこの数値が小さければ良いというものではないことがわかる。つまり、この領域数を頼りに閾値を決定した場合は、ほとんどの場合に過度の統合が発生し、人間の視覚の領域分割と大きなずれを生じてしまう問題点がある。



$T_1=35, T_2=15, (4252)$



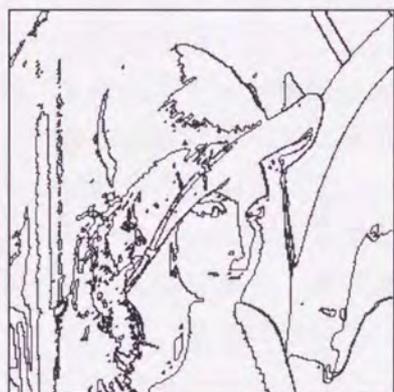
$T_1=25, T_2=25, (2246)$



$T_1=35, T_2=30, (1530)$



$T_1=35, T_2=25, (2032)$



$T_1=35, T_2=45, (798)$



$T_1=45, T_2=25, (1975)$

(a)

(b)

図 2.4: 領域成長法の閾値 T_1 と T_2 の値による分割結果の違い

領域成長法による領域分割では、常にこの閾値決定の問題が生じると同時に、領域分割結果の定量的評価が定まっていないという問題点も残されている。この点に関して、領域分割結果によって求められるいくつかの指標をパラメータとして、独自の評価関数を定義し、その評価関数を最小にするような閾値を自動的に推定する方法も提案されている [28]。この手法によれば、ある程度人間の視覚認識と同傾向の領域分割の制御が可能であるとされるが、まだ人間の認識と大きく異なる領域分割結果を出力する場合も多く、今後の改良が待たれる。

2.4 まとめ

この章では、画像のセグメンテーションと領域分割の言葉の定義、および従来の領域分割手法の説明と問題点について述べた。さらに、領域分割手法の中でもアルゴリズムが単純で比較的良好な分割結果の得られる領域成長法について詳しく説明した。

画像のセグメンテーション手法には、2値化、エッジ検出などがあるが、本章で説明した領域分割手法には、エッジ検出法に比べ、雑音に比較的強く、得られた領域の境界が必ず線画で閉じた閉曲線データに変換できるメリットがある。また、本研究で採用した領域成長法は、アルゴリズムが単純であり、どんな画像に対しても比較的安定した領域分割結果が得られるのが特徴であり、平滑化手法などと組み合わせたり、他手法との整合性も高く領域分割手法として最適な手法であると考えられる。ただし、領域成長法には、閾値決定の問題や、領域分割結果の定量的評価が定まっていない問題を抱えており、この点に関しては、まだ検討の余地があると考えられる。

また、2値化やエッジ検出に比べて雑音に比較的強いとされる領域分割手法も、領域の統合が過度に進んでしまう過度の統合は、特に雑音を起因とする領域間のエッジの切れや不鮮明さによって生じてしまう。そのため、領域分割を行う場合には、何らかのエッジ保存平滑化やエッジの断絶を補正するエッジリンクングなどの前処理が必要である。第3章では、領域分割の前処理としてエッジ保存平滑化について触れ、さらにその中でも極めて優れた手法として非等方的拡散手法について説明する。

第3章 非等方的拡散法とその改良

3.1 はじめに

前章では、画像のセグメンテーションと領域分割の言葉の定義、および従来の領域分割手法の説明と問題点について述べた。さらに、領域分割手法の中でもアルゴリズムが単純で比較的良好な分割結果の得られる領域成長法について詳しく説明した。この領域成長法は、領域分割手法の中でも他手法との整合性が高く、どんな画像に対しても比較的安定した領域分割結果が得られるのが特徴であることを示した。本研究で対象とする自然画像のように画像中に複雑な形状や様々なテクスチャ成分が存在する画像では、2値化やエッジ検出といった領域分割手法とは異なるセグメンテーション手法は不向きであり、とりあえずどんな画像でも閉曲線の線画が得られる領域分割が最適であり、その点において領域成長法は最適な手法と言える。

ただし、画像の種類を選ばないとされる領域成長法も、領域の統合が必要以上に進んでしまう領域の過度の統合は、特に雑音を起因とする領域間のエッジの欠損や不鮮明さによって生じてしまう。そのため、領域成長法により領域分割を行う場合には、雑音自体を除去する何らかの平滑化やエッジの欠損を補正するエッジリンクングなどの前処理が必要である。平滑化は、必ずしも領域分割の前処理としてのみ行われるのではなく、一般的な画像処理の処理の過程でほとんどの場合実行され、特に主となる処理、例えばエッジ検出やラベリング、ハフ変換などの前段階で実行される。このように平滑化を行うことで、主となる処理の効果を高める働きがあり、雑音によるエラーの発生を防ぐことができる。通常の平滑化ではエッジがボケるのでエッジを保存しつつ、雑音のみを除去するエッジ保存平滑化が使用されるのが普通である。ただし、画像中の雑音とエッジの性質は極めて類似しており、エッジを保存しつつ雑音を除去しなければならないという、このジレンマを解消することは困難な問題である。

本章では、領域分割を行う前の前処理として、従来からあるエッジ保存平滑化について触れ、さらにその中でも極めて優れた手法として有名な非等方的拡散法について説明する。

3.2 エッジ保存平滑化法の概要

一般に画像には種々の雑音や歪みが含まれている。前処理の段階では、こうした雑音や歪みを除去し、画像の持つ情報を人間にとって見やすくしたり、画像認識が容易に行えるようにすることが行われる。雑音発生メカニズムが予めわかっている場合には、それをモデル化し、適切なフィルタを設計すればうまく雑音除去できる。しかし、通常は雑音発生メカニズムが未知の場合が多く、また、わかってもそれをうまく数式的にモデル化できないこともある。このような場合は、雑音の持つ一般的性質に基づいて雑音を除去する方法が用いられる。一般にこの雑音除去を平滑化といい、画像処理の代表的な前処理の一つである。

平滑化の対象とする雑音は通常次のような雑音を想定している。

ガウス雑音

二次元格子上的各点 x の濃度値は統計的に独立に

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(n-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

なる確率密度を持つ雑音 n が信号 f に対し加法的に与えられる。ここで、 μ は平均雑音レベルで通常 0 となる。 σ は雑音の標準偏差である。ガウス雑音は、人工的雑音画像を合成するときに用いられる代表的な雑音モデルである。図 3.1 左は、自然画像に 15dB のガウス雑音を付加した画像である。

ごま塩雑音

画像全体にランダムに分布する点状の雑音で、その濃度値はその点の濃度値に依存せず独立した値を持つ。図 3.1 右は、このごま塩雑音の例で、画像中に正負の雑音が付加されていることがわかる。

平滑化によって、画像中に含まれるこれらの雑音を効果的に除去できれば、前章で説明した領域分割手法が効果的に行える。しかしながら、通常の平滑化では、エッジも雑音と同じように平滑化の対象としてしまう。領域成長法では、画素や領域の濃度差に基づいて、領域の統合を行うので、本来明確なエッジがあるはずの部分で、平滑化後の画素の濃度差が閾値より小さくなってしまえば、領域は必然的に統合されてしまう。このため、領域成長法を効果的に行うためには、雑音除去を行いつつ、エッジを保存する平滑化を選択しなければならない。この種の平

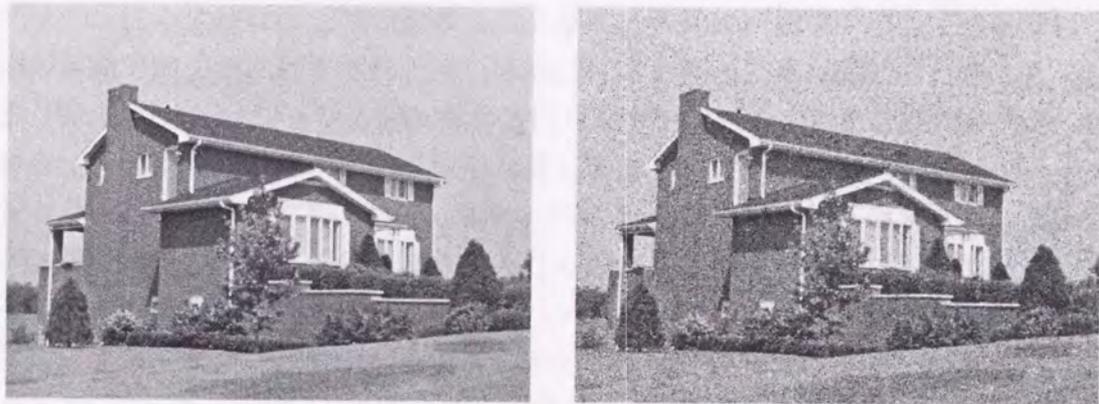


図 3.1: ガウス雑音 (左) とごま塩雑音 (右)

滑化はエッジ保存平滑化と呼び、画像処理における平滑化手法の重要な手法の一つである。

3.2.1 エッジ保存平滑化の従来手法

これまでに様々なエッジ保存平滑化手法が報告されており、一般的に平滑化手法は、固定近傍法と選択近傍法に分類できる [5]。固定近傍法とは、対象となる画素の近傍の大きさが固定化されており、平均化法、モード法、メディアン法、最小・最大法 (モルフォロジー法) などがある。通常平均化法では、エッジの保存の効果はほとんど期待できず、エッジも雑音と同じように処理され、エッジのぼけを引き起こす。一方、選択近傍法は、近傍の大きさがその都度変化し、基本的には最適な平滑化が行えるよう動的にウィンドウの大きさを変化させる。この選択近傍法の代表的な方法には、 k 最近傍法、勾配平滑化法、選択平均法、近傍加重平均法、最大一様領域選択法、エッジ保存平滑化法がある [29][30]。

固定近傍法の代表的な手法—メディアン法

固定近傍法の中でも、スパイク状に発生するごましお雑音除去に効果があり、優れたエッジ保存効果を持っているのがメディアン法である [31]。メディアン法は対象画素の濃度値を、対象画素の近傍ウィンドウの中の中央値に置きかえるもので、安定した雑音除去効果がある (図 3.2 左)。また、メディアン法を施した後も、領域の境界のエッジはある程度良好に残され、濃度が緩やかな傾斜を示すスロープも保存される。このメディアン法は、エッジ保存平滑化手法の中でもかなり性能が良く、アルゴリズムも簡単なため、新手法の比較に用いられることが多い。メ

ディアン法の欠点は、ごましお雑音には極めて強いが、画像中の全ての画素に一定の範囲で加法的に付加されるガウス雑音には、その効果が減じられることである（図3.2右）。メディアン法では、近傍ウィンドウ内の中央値を採用するが、近傍ウィンドウ内の全ての画素がガウス雑音のレベル変動を受けているので、ウィンドウ内の突出した画素の除去は確かに行われるが、採用した中央値もあるガウス雑音が付加された平均的な濃度値となるので、ガウス変動成分の除去が行われない場合が生じる。この結果、メディアンフィルタでは、ガウス雑音に対しては、平均値フィルタと同程度かややそれを上回る程度の雑音除去効果しか得られないことになる。

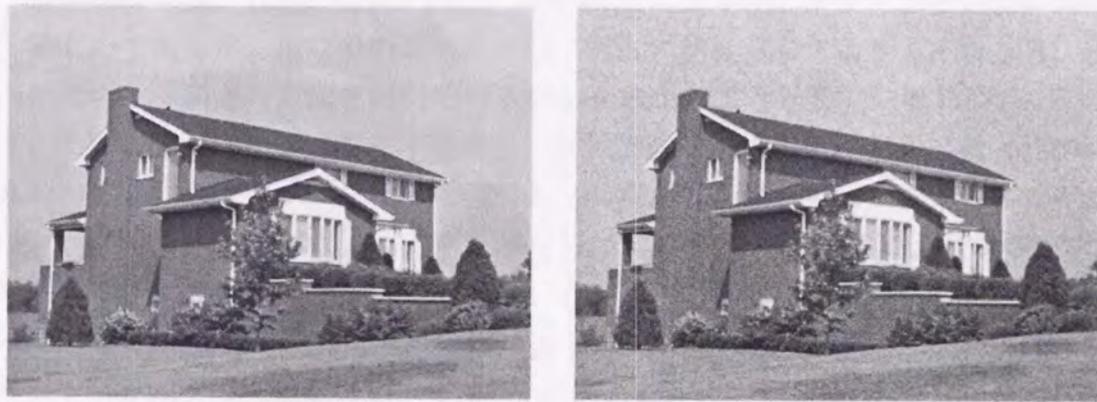


図 3.2: メディアンフィルタの効果（左：ごま塩雑音，右：ガウス雑音）

選択近傍法— k 最近傍法

選択近傍法では、近傍のウィンドウの大きさを適当に変化させ、平滑化とエッジ保存を行うものである [5][29]。 k 最近傍法では、 k という個数を固定し、その場所が例えば、 3×3 の近傍の中で、その k 個の濃度値の平均が中心の濃度値に最も近くなるように選ばれる。ただし、 k の値によってその特性は変化し、 $k = 2$ は線を保存し、一般に $k \leq 5$ では、エッジ保存することができるが、 $k \geq 6$ ではエッジを保存することができないとされる。 $k = 8$ は平均化法と一致する。この k の値が小さければ小さいほどエッジ保存効果が高いが、反面、雑音除去能力に乏しくなり、画像に応じて変えなければならない。

選択近傍法—勾配平均法

勾配平均法は、近傍の中心の値を、その中心が属するものと想定される近傍点の平均点で置き換えるものである。具体的には、それらの近傍点はそれらの点の

平坦性を見ることにより選択される。すなわち、平坦な近傍点選ばれ、それら近傍点の平均点を中心の値になる。この平坦性をみるオペレータとしてラプラシアンまたは局所的微分が用いられる。この方法では、孤立点は除去されるが線は保存されず理想的ステップ状エッジは保存される。この手法は、広い領域を持つ画像に対して良く、ぶち状になりにくく、狭い領域では、 k 最近傍法の $k=6$ が良いことが報告されている。

選択近傍法—選択平均法

選択平均法は、勾配平均法と同じく局所微分により平均がとられる近傍を選択するものであるが、ここでの局所微分は平坦性の測度としてよりも、むしろ、線またはエッジがどの方向を向いているのかを検出しようとしている [5][32]。そして、そのようなエッジが存在するとき、選択される近傍はその勾配の最大傾斜に直角、すなわちエッジに沿った近傍がとられる。これは、エッジ検出の4つのオペレータ Δ_{xx} , Δ_{yy} , Δ_{xy} , Δ_{yx} が定義され、その値、例えば $V(\Delta_{xx})$ は次のように計算される。

$$V(\Delta_{xx}) = \frac{1}{6} | I_{xx} + \Pi_{xx} - 2 \Pi_{xx} | \quad (3.2)$$

そして、次のように最大傾斜の方向 d_m が求められる。

$$d_m = \max(V(\Delta_{xx}), V(\Delta_{yy}), V(\Delta_{xy}), V(\Delta_{yx})) \quad (3.3)$$

閾値を T とし、 $d_m \geq T$ のとき、中心の値は近傍 Π_i の平均値、ここでは、上式で最大を与える方向 ($i \in xx, yy, xy, yx$)、 $d_m \leq T$ のとき、中心の値は全近傍での平均値とする。この方式では、 Δ_{xx} と Δ_{yy} のみで十分とされ、また、孤立性雑音の場合は、方向がないので $V(\Delta_{xx}) = V(\Delta_{yy})$ となり、閾値 T によっては、孤立点が残る場合がある。

選択近傍法—近傍加重平均法

選択平均法を一般化した局所オペレータによる平滑化の手法で、エッジ検出の結果を近傍領域の選択ではなく、予め想定してある近傍パターンの重みとして使用する。neighbor-weighting 法とも呼ばれる [5][33]。この手法は、対象とする画像を断片的な一定濃度レベルの12個のパターン画像で構成されていると仮定し、画像のある領域がそのうちどれかのパターン画像に合致することが検出されると、それと対応した重み付けが行われる。一般には、

$$D = \sum_{i=1}^{12} w_i D_i \quad (3.4)$$

のように重み関数 W_i とマトリックス D_i の加重平均が用いられる。ここでの w_i は単純には決定できないため、 $O_j \equiv 3S_j - S$ という定義式を導入する。ここで S_j は、 A_j における a の濃度値の和で、 S は 3×3 近傍の全画素の濃度値の和である。この O_j は、与えられた近傍 A がいずれかの A_j に正確に等しいとしたとき次のような値 $O_j(A_i)$ を持つ。

$$\begin{aligned} O_j(A_i) &= 6(a - b), & A_i \text{ は } A_j \text{ に等しい} \\ O_j(A_i) &= 3(a - b), & A_i \text{ は } A_j \text{ に近接している} \\ O_j(A_i) &\leq 0, & \text{その他の場合 } (a > b \text{ と仮定}) \end{aligned} \quad (3.5)$$

これらの O_j から、3.4 式の w_i は、次のように決定される。

$$w_i = \frac{O_i^+}{\sum O_j^+} \quad (3.6)$$

ここで、 $O_j^+ = O_j$ if $O_j \geq 0$, $= 0$ if $O_j < 0$ とする。このように近傍加重法は、エッジの方向の検出を予め想定してある近傍パターンに当てはめて行い、さらに重みをつけて出力結果を得る方法である。この方法では、12 種類のパターンを予め用意してあるが、実際の自然画像では、このパターンに必ずしも合致しない画像も当然あるので、その場合の効果は多少減じられる。

3.2.2 従来手法の問題点

前節で説明した平滑化手法の分類で、固定近傍法と選択近傍法では、明らかに固定近傍法の方がアルゴリズムを単純化できるが、一般的にエッジ保存の効果は選択近傍法の方が優れている。しかし、固定近傍法の中でもメディアン法はエッジ保存の効果に優れており、なおかつスパイク上のごましお雑音除去にも優れている。ただし、メディアン法は、ガウス雑音のある画像に対してはエッジ保存効果が減じられる傾向がある。一方、選択近傍法では最初からエッジ保存を目的に設計されているが、やはりガウス雑音のある画像に対しては、エッジ保存の効果が減じられる。このように、ガウス雑音の除去には、雑音の数学的モデルが既知であるため、本来平均化法が適しているのであるが、平均化法は前述のようにエッジ保存の効果はほとんどない。そのため、選択平均法や近傍加重平均法のようにエッジ検出を行ってエッジ部分とそれ以外の部分で、重み付けや平滑化手法を切り替える手法が採られることが多い。つまり、平滑化手法といっても、平滑化前の雑音のある画像からの確にエッジ検出処理を行わなければならない。

本研究で採用した非等方的拡散法は、画像のエッジ部分では平滑化を行わず、エッジから離れた領域の内部でのみ平滑化を行うエッジ保存平滑化の一つの手法であ

るが、従来手法のように近傍パターン画像などが必要なく、注目画素とその4近傍との関係でのみエッジかそうでないかの判断を行うことができ、孤立性雑音の除去も同じアルゴリズムの中で処理できるのが特徴である。次の節では、この非等方的拡散法アルゴリズムについて説明する。

3.3 非等方的拡散法

Perona らの提案した非等方的拡散法は、固定近傍法の部類に属する [17]。この手法の特長は、平滑化の処理の過程で、領域内部は平滑化を行い、領域をまたぐエッジにおいては、平滑化を行わないことによって、領域内部の平滑化とエッジの保存が効果的に行えることである。

3.3.1 非等方的拡散法の理論

非等方的拡散法は基本的に拡散方程式に由来する。例えば、熱力学での拡散方程式では、 $\partial I(x, y, t) / \partial t = \text{div}(\nabla I)$ となるが、これを一般的な雑音のある画像に適用した場合、初期条件においては $t = 0$ であるが、画像 $I(x, y, t)$ が拡散方程式に基づき時間的に拡散すると仮定し、次のような式で表せるとした。

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla I(x, y, t)\|)\nabla I(x, y, t)) \quad (3.7)$$

さらにこの式を展開すると

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= g(\|\nabla I(x, y, t)\|)\Delta I(x, y, t) \\ &\quad + \nabla g(\|\nabla I(x, y, t)\|) \cdot \nabla I(x, y, t) \end{aligned} \quad (3.8)$$

となる。ここで、

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y, t)\|) \quad (3.9)$$

とおけば、式 (3.8) は

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= c(x, y, t)\Delta I(x, y, t) \\ &\quad + \nabla c(x, y, t) \cdot \nabla I(x, y, t) \end{aligned} \quad (3.10)$$

と書ける。この $c(x, y, t)$ は、時間 t における位置 (x, y) の状態係数で、画像の濃度勾配による関数になっている。つまり、濃度勾配が緩やかな領域内部では、拡散の程度を増し、反対に濃度勾配が急峻なエッジでは、拡散の進行を制限するよう

に定義すればよいことになる。そこで、Perona らはこの状態係数 c を決定する関数 g に次のような単調減少関数を定義した。

$$g(\nabla I) = \exp\left(-\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2 \quad (3.11)$$

または,

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (3.12)$$

K は係数である。 K を同じ値に設定した場合のこれら 2 つの単調減少関数は図 3.3 のようなグラフで表される。いずれのグラフも、濃度勾配が小さい場合は拡散の度合いが大きく平滑化が進み、濃度勾配が大きくなるに従い拡散が抑制される。また、式 (3.11) による曲線に比べ、式 (3.12) の曲線の傾きが緩やかであることがわかる。これは、式 (3.12) の方が拡散効果が少なく、必要以上に拡散の繰り返し回数を増やしてしまう可能性があり好ましくないとされる。従って、関数曲線がより急峻な傾きを持つ式 (3.11) の関数が採用される場合が多い [34]。

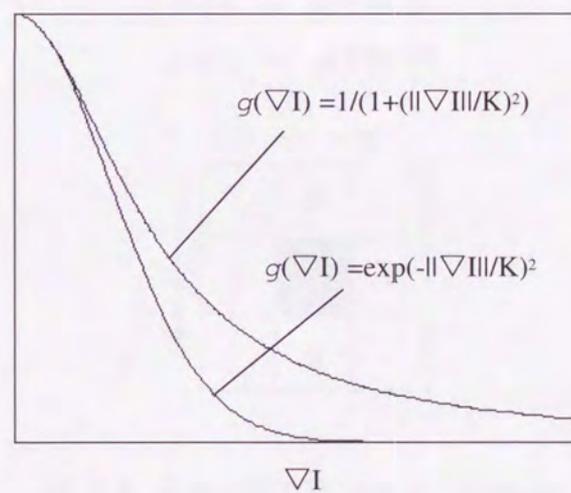


図 3.3: 拡散係数の形状

3.3.2 非等方的拡散法の離散的表現

通常, (3.10) 式は, 4近傍で離散化すると次の漸化式で表現される.

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \frac{1}{4}[c(N) \cdot N + c(S) \cdot S + c(E) \cdot E + c(W) \cdot W]_{i,j}^t \quad (3.13)$$

ここで, $I_{i,j}^t$ は t 回反復めの画像濃度, $c^t(\cdot)$ は t 回反復めの拡散係数を表している. 図 3.4 のように N, S, E, W は注目画素の 4 方向近傍の濃度差を表し, 例えば

$$\begin{aligned} N &= I_{i,j-1} - I_{i,j} \\ S &= I_{i,j+1} - I_{i,j} \\ E &= I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ W &= I_{i-1,j} - I_{i,j} \end{aligned} \quad (3.14)$$

となる. 同様に (3.13) 式における拡散係数は,

$$\begin{aligned} c(N) &= g(\|N\|) \\ c(S) &= g(\|S\|) \\ c(E) &= g(\|E\|) \\ c(W) &= g(\|W\|) \end{aligned} \quad (3.15)$$

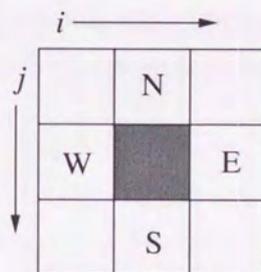


図 3.4: 非等方的拡散法の 4 近傍画素

となる. この離散的表現によって, 非等方的拡散法の実際アルゴリズムが, 一定回数の反復を繰り返しながら, 拡散係数 c の小さい方向に対しては拡散が抑制され, 拡散係数 c の大きい方向に対しては拡散が進行することが理解される.

3.3.3 非等方的拡散法の問題点とその改良

この非等方的拡散法では, 拡散係数が局所的な濃度勾配に基くので, 局所的にエッジを保存しつつ平滑化を行うことができる. しかしながら, エッジ近傍に限

らず、コントラストの高い雑音などがあると、その周辺の除去すべき小さな雑音を除去できないなど誤った処理が行われやすい。これは、雑音などの濃度値の差が大きい場合、すなわちハイコントラストの領域が存在する場合、 ∇I が大きな値を取り拡散係数 c は 0 に近づき、この画素近傍では拡散が行われない。また、その画素がエッジであればそのエッジは保持されるが、エッジと似た特徴を持つ雑音（例えばパルス雑音）も除去できずに残ってしまう。さらにこのアルゴリズムにおける拡散係数は注目画素の 4 近傍との濃度差に基き随時更新されるが、それでは、既に確定されたエッジや雑音のような重要ではない不明瞭なエッジをさらに強調してしまい、結果的に水平、垂直軸方向に強調されたエッジが多数残ってしまう。つまり、非等方的拡散法では、雑音で激しく劣化された画像やサンプリングのレベルが低い画像に対しては良好な結果が得られないことを意味する。このような現象の発生は、非等方的拡散法アルゴリズムの欠点の 1 つとされており、エッジの過度の強調あるいは逆拡散問題と呼ばれる。

また、エッジ近傍にエッジの濃度差と同様かそれよりやや小さいレベルを持つ雑音が連続して存在した場合、エッジが一部欠損しエッジの濃度勾配が小さくなるような部分が存在する。このような場合、そのエッジの欠損箇所は、非等方的拡散法の拡散停止条件に当てはまらないために、その箇所から拡散が進行し、本来エッジで区切られるはずの 2 つの領域が統合される現象が発生してしまう。このような現象を拡散の漏れといい、非等方的拡散法のもう 1 つの欠点とされている [35]-[37]。これらの Perona らの非等方的拡散法の欠点を克服するためにオリジナルの方程式を改良したものがいくつか提案されている。それらを列挙すると次のようになる。

Nordstorm らの手法

Nordstorm はエッジ検出のために次のような濃度をバイアス化した非等方的拡散法の改良形を提案した [38]。

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \zeta(x, y, t) - I(x, y, t) + \text{div}(g(\|\nabla I(x, y, t)\|)\nabla I(x, y, t)) \quad (3.16)$$

このバイアス化によって、オリジナル画像でコントラストの高い、スパイク状雑音のような濃度差の大きい部分での拡散の度合いを修正することに成功した。その結果、非等方的拡散法の欠点の一つであるエッジの過度の強調を防ぐことができ、その後のエッジ検出手法が効果的に行える事を示した。

Nitzberg らの手法

Nitzberg らは (3.9) 式における傾き $\|\nabla I\|$ を $\|\nabla G(\sigma) * \nabla I\|$ (ここで $G(\sigma)$ はガウシアンスケール σ) に置き換えたアルゴリズムを提案した [39].

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla G(\sigma) * \nabla I\|)\nabla I(x, y, t)) \quad (3.17)$$

この手法は、濃度勾配に固定化された σ によるガウシアン成分を畳み込み演算することによって、(3.7) 式を規格化したもので、コントラストの高い部分でもエッジの過度の強調は起こりにくくなる。しかしながら、固定化された σ によって、拡散の繰り返しが進んだ時に、濃度勾配の評価を正確に行わなければ、拡散すべき場所で拡散が起こらない現象が発生してしまう可能性がある。

Whitaker らの手法

Whitaker らは $\|\nabla I\|$ の代わりに $\|\nabla G(\sigma(t)) * \nabla I\|$ を用い、ガウシアンスケールを時間的な関数に置き換え、拡散の繰り返しに応じてガウシアンスケールを変化させる方法を考案した [40].

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla G(\sigma(t)) * \nabla I\|)\nabla I(x, y, t)) \quad (3.18)$$

具体的には、時間の経過とともに σ が減少するように修正した。しかしながら、この改良にもいくつかの課題が残されており、その一つは係数 K に対して非常に敏感に反応することである。拡散の停止の判定に使用される係数 K の値の設定によって、結果が大きく変化し適切な値を設定するのが難しいとされる。そのため、 K を実験的に決定せざるを得ず、汎用性のある手法とは言えないことである。第2の問題点は、離散化されたモデルにおいては、画素間の濃度差に制限が設けられているので、一定の繰り返し後に濃度差がフラットになり、何らかの手法で繰り返しの停止条件を定めておかなければならないことである。

Li らの手法

そこで Li らはさらに係数 k を $K(t)$ に置き換え、 k が時間により、つまり繰り返し毎に変化するアルゴリズムを提案した [41].

$$g(\|\nabla G(\sigma(t)) * I\|) = \exp\left(-\frac{\|\nabla G(\sigma(t)) * I\|}{K(t)}\right)^2 \quad (3.19)$$

この手法では、係数 K が拡散が進むに従い減少するので、これにより実際の画素の濃度差と拡散停止の条件の関係が不安定なるのを防ぎ、常に最適な状態で

拡散が行われるように工夫した。しかしながら、この手法では、ハイコントラストの雑音やエッジ部分の過度の強調は防げるが、エッジの欠損による拡散の漏れの解消には至っていない。

3.4 まとめ

本章では、従来からあるエッジ保存平滑化法と本研究の核である非等方的拡散法について述べた。エッジ保存平滑化の従来手法では、固定近傍法では、メディアン法がエッジ保存性能並びにごましお雑音除去に優れた手法であるが、ガウス雑音に対してはその効果が減じられ、また選択近傍法でも近傍領域の選択や平滑化の際の重み付けなどに問題点が多く、ガウス雑音の除去に関してはまだ問題点がある。一方、本研究で採用した非等方的拡散法は、画像のエッジ部分では平滑化を行わず、エッジから離れた領域の内部でのみ平滑化を行うエッジ保存平滑化の一つの手法であるが、従来手法のように近傍パターン画像などが必要なく、注目画素とその4近傍との関係でのみエッジかそうでないかの判断を行うことができ、ガウス雑音や孤立性雑音の除去も同じアルゴリズムの中で処理できるのが特徴である。しかしながら、非等方的拡散法もコントラストの高い雑音に対しては、雑音が強調されてしまう過度の強調や、エッジ欠損によって拡散の漏れなどの現象が発生するなどの問題点が残されている。

そのため、これらエッジ欠損を防ぐための何らかの手法を前処理として用いるか、エッジ近傍の雑音のみを選択的に除去する平滑化手法を組み合わせるなどの対策が必要である。本論文では、この対策として非等方的拡散法の2つの改良型アルゴリズムを考案した。それらは第4章と5章で記述する。

第4章 境界エッジリンクングと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割

4.1 はじめに

本章では、境界エッジリンクングと非等方的拡散法を組み合わせた自然画像の領域分割の新たな手法を提案し、その理論的な背景といくつかのシミュレーション実験結果と考察を行う。ここで述べる境界エッジとは、画像に何らかのエッジ検出を行い、そのエッジ情報を従来のように画素に格納せず、画素と画素の仮想的な境界ピクセルに格納するものである。また、この境界エッジをリンクングすることで、非等方的拡散法の拡散停止が極めて正確に行われる。この結果、領域成長法を実行する前に存在する画像中の不必要なディテールが効果的に除去されるようになり、我々が提案している手法によって正確に自然画像の領域分割が行われることが実証された。

前章で述べたようにエッジ保存平滑化手法としては極めて有効な非等方的拡散法にも二つの大きな問題点を抱えている。その問題点の一つが、拡散の漏れと呼ばれる、本来エッジが存在する場所での拡散の進行であり、その原因としては、エッジ近傍の雑音によりエッジが不明瞭になったり、エッジが欠損してしまうために引き起こされると考えられている。このエッジの欠損を何らかの手法で補正し、ある程度解消できれば、非等方的拡散法によって極めて良好なエッジ保存平滑化画像を得ることができ、さらに領域成長法を用いた画像の領域分割で良好な結果を得ることができる。

本研究では方向性ポテンシャル関数に基づく境界エッジリンクングアルゴリズムを導入し、非等方的拡散法を組み合わせる手法を考案した [45]。非等方的拡散法では、拡散係数の採り方によって拡散の程度を制御できるので、拡散係数の採り方が分割結果画像に大きな影響を与える。その拡散係数は、エッジの正確な位置の決定が重要な要素を占めるので、エッジの存在点を正確に位置づける境界エッジの概念を新たに導入することによって、上記の欠点を回避できると考えられる。

ここでは、境界エッジの位置の情報を、ある画素に保持するのではなく、画素と画素との間の仮想的な境界に置くことによって実現している [43][44]。さらに拡散の漏れがエッジ欠損部分で発生するので、このエッジの隙間を防ぐためのエッジのリンク処理を実施する。この手法では境界エッジのリンクによってエッジの隙間が閉じられるので、非等方的拡散法が効果的に適用できる。いくつか行ったコンピュータシミュレーションでは、我々の提案したこの領域分割手法の有効性が示され、この境界エッジリンクと非等方的拡散法の組み合わせによって、精度の良いエッジ保存平滑化が行え、自然画像に対する領域分割の前処理として極めて有効であることが確認された。

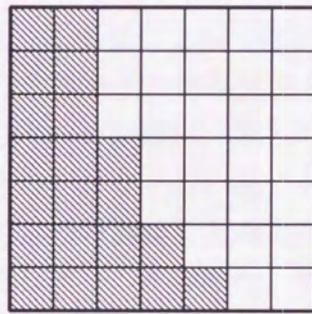
4.2 境界エッジの導入と非等方的拡散法への適用

4.2.1 境界エッジの概念

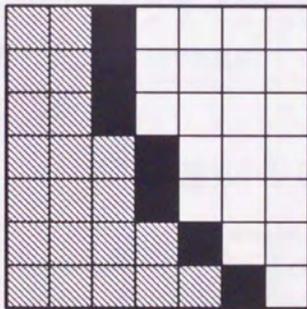
(3.10) 式における表現では、拡散の発生や停止を正確に行うために、エッジの位置を正しく知る必要があるが、提案手法ではエッジの位置を正確に決定し、かつ、精度の良いエッジ保存平滑化を行うための指標として境界エッジの概念を導入する。ここで我々が言う境界エッジとは、実在する2つの画素間に仮想的な画素を想定し、その仮想画素に2近傍画素のエッジの情報を格納するものとして定義する。

画像の領域分割におけるエッジ情報の役割は、基本的には2つ（もしくはそれ以上）の均一な領域を分割することにある。図4.1のように、もし、単一画素にエッジの情報を格納した場合は、エッジ情報を格納した画素そのものが、そのエッジを挟む2つの領域のどちらに属するかを決定しなければならない。仮にエッジをどちらの領域にも格納せずに領域分割の手順を実施した場合、エッジ自体が1つの領域として認識されてしまう可能性が高い。また、エッジ情報をどちらかの領域に属するものとして処理を行えば良いのだが、エッジの濃度値はそれ以前のエッジ検出処理によって隣接領域の画素濃度値と大きく異なるのが普通で、どちらかの領域に属すること自体無理が生じる。それを避けるためにエッジの情報をある特定の画素に格納するのではなく2つの画素の間に格納した方が望ましい。この概念を導入することにより、エッジがどちらの領域に属するかを判断しなくてもエッジ情報を有効に使うことができるようになる。またこれにより、非等方的拡散法のアルゴリズムを非常に単純化するとともに、境界エッジ上に存在する仮想的なエッジ情報が画像の領域分割に適用できるようになる [45]。

原画像



従来のエッジ表現



境界エッジでの表現

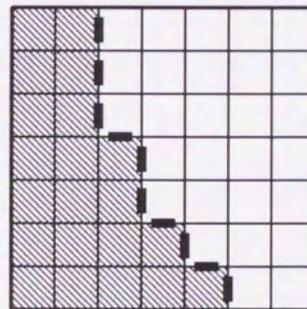


図 4.1: 境界エッジの表現

4.2.2 境界エッジの抽出

この境界エッジはゼロクロッシング法（零交差法）を用いて決定する。エッジの抽出には、Robert や Sobel, またはラプラシアンフィルタなどの代表的なフィルタ以外にも様々な手法が提案されているが [15], 予め雑音のある画像に対して効果があり、アルゴリズムが単純な手法は、このゼロクロッシング法である [47]. ゼロクロッシング法は、オリジナル画像のラプラシアン-ガウシアンオペレータによる実行結果から零交差レベルを抽出するものであり次のように表現される。

$$\nabla^2 G(r) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left(\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (4.1)$$

σ は、ぼけパラメータであり、この値によってぼかし具合を変化させることができ、画像中の雑音の除去を行う平滑化の効果がある。ただし、 σ を大きくすると雑音は除去できるが、その分エッジがぼけ、零との交差点の位置が移動する可能性がある。また、ピクセル値のどんな小さい値でも零交差する点をエッジとして抽出してしまうと、エッジが1つの連結した線とはならず、複数の線や点が入力されアーチファクトが生じてしまう。そのため、零交差するピクセル間の差分を計算し、その差分がある閾値より大きい場合にエッジとして出力する。このようにした場合、エッジの欠損はかなり高い頻度で発生する。例えば図 4.2 のように、ゼロクロッシングを行う場合、2つの零交差画素間の間の差分値と閾値の関係によってはエッジラインの断線が発生する。そのため、エッジリンクングによって、断線したエッジの連結する処理を行う必要がある。エッジリンクングについては 4.3 で述べる。

閾値 0.3 とした場合

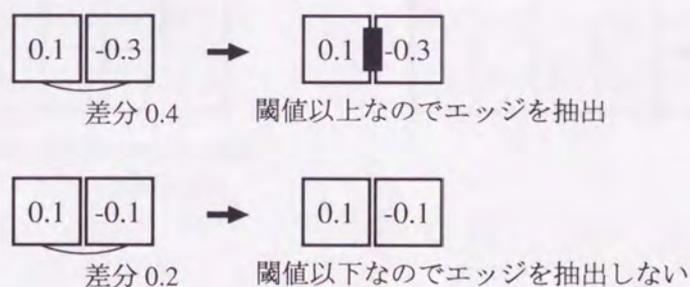


図 4.2: 閾値と零交差による差分の関係

境界エッジは、通常の画素と画素の境界に仮想的な画素、境界ピクセルを設定する。そのため、ゼロクロッシング法によって得られたエッジ情報を、画素と画素の境界ピクセルにマッピングする境界エッジピクセルに展開するためには、エッ

ジを水平方向と垂直方向に分解する必要がある。そのため、水平方向の境界エッジマップと垂直方向の境界エッジマップを別々に求めなければならない。その概念図は、図 4.3 に示す。

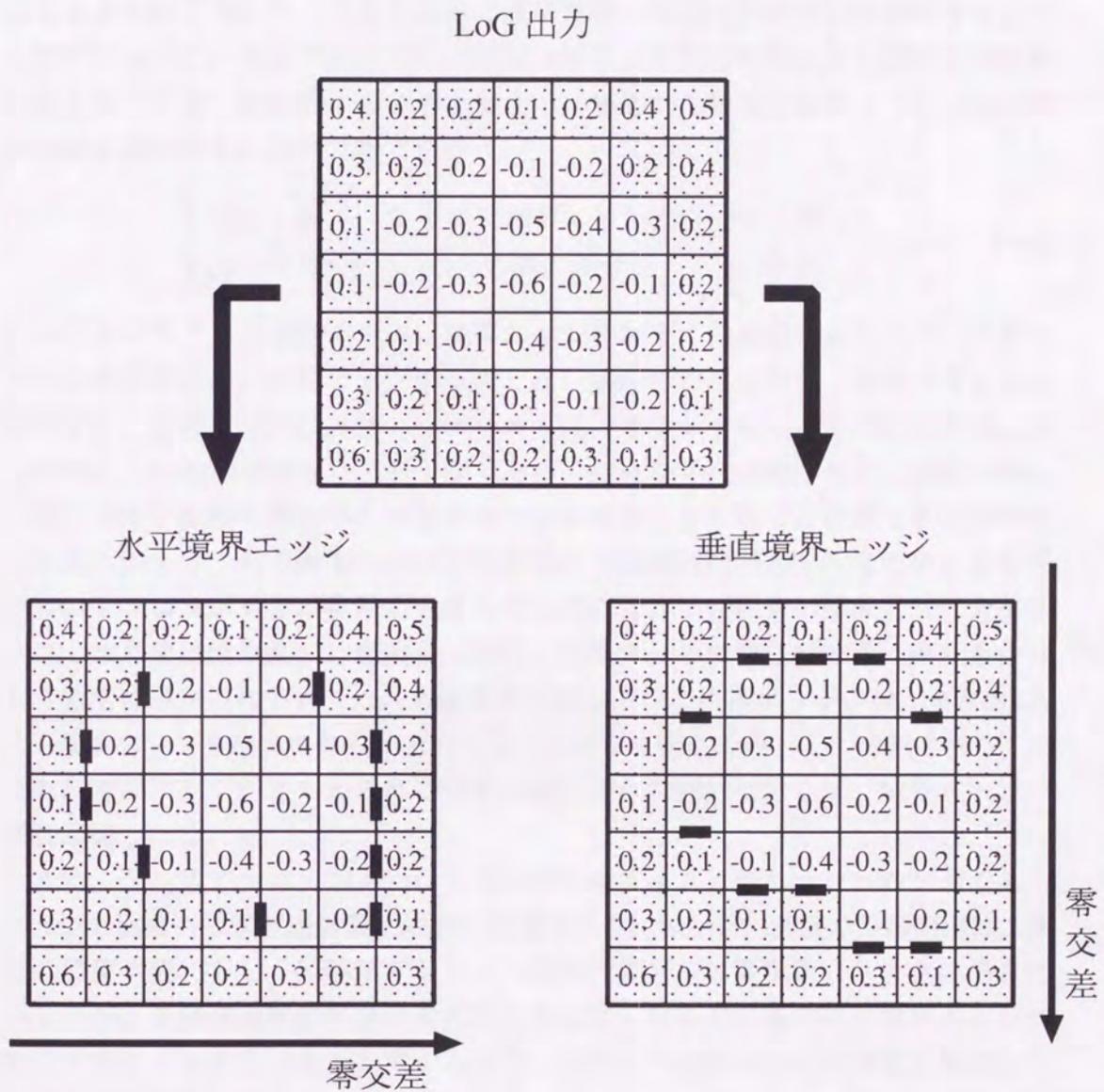


図 4.3: 境界エッジの抽出

4.2.3 境界エッジの非等方的拡散法への適用

この境界エッジの概念を非等方的拡散法の拡散停止条件に適用する手法を提案する。提案手法では、近傍画素との差が大きいところでのみ拡散の進行が完全に止まるように工夫した。つまり2つの隣接画素の間に境界エッジが存在するような部分において、ある方向に対して拡散の発生を完全に止めるための改良型拡散係数を採用した。最終的に我々の提案する非等方的拡散法は次のように(3.9)式を単純な置き換えた形で表現できる。

$$\begin{cases} c(k) = 0, & (\mathbf{k} \text{ 方向に境界エッジが存在する場合}) \\ c(k) = g(\|\mathbf{k}\|), & (\text{その他の場合}) \end{cases} \quad (4.2)$$

このアルゴリズムを実行すると、境界エッジを越えての拡散は起こらず、従来の非等方的拡散法が、境界エッジが存在しない場所でのみ行われ、極めて限定的に作用する。そのため本改良型アルゴリズムは、オリジナルの非等方的拡散法に見られた2つの欠点を補うことが可能である。従来の手法で見られた、画像を著しく低下させる拡散の漏れがこの境界エッジの導入により防ぐことができると考えられる。例えば、入力画像中のぼけた点像円は濃度勾配が緩やかなため、オリジナルのアルゴリズムでは拡散が止まらずに進んでしまい四角の領域として分割されてしまう可能性が高い。提案手法では、境界エッジの存在が拡散の停止条件として厳密に規定されており、入力画像中に同心円状に境界エッジが検出されれば、その境界エッジを越えて拡散が進行することはなく正しく円として分割される。ただし、境界エッジがきちんと同心円状に検出されなければならず、境界エッジの成否が鍵となる。

また、改良型アルゴリズムでは、従来のアルゴリズムのもう一つの欠点であるエッジの過度の強調（逆拡散）問題も克服できる。エッジの過度の強調問題は、画像の濃度勾配、もしくは隣接する2つの画素の差分が拡散係数より大きい場合に生じるが、2隣接画素の差分が非常に大きな値となるのは基本的に境界エッジが存在することと同じであると考えられる。つまり、境界エッジの情報を最初から利用することを前提とした改良型アルゴリズムでは、それらエッジでの過度の強調が起こることを必然的に防ぐことができる。しかし、実際には、この拡散係数と境界エッジの閾値との関係はもう少し検討が必要であると考えられる。

図4.4は本研究で提案した非等方的拡散法による処理を施す前後((a)は処理前、(b)は処理後)の画像の概念図である。これらの図において、画素間の黒い部分は境界エッジを表している。この図では、エッジ保存平滑化が境界エッジの両側の領域で確実に行われていることを示している。改良型非等方的拡散法では、画像中の不必要なディテールが有効に除去されるので2つの領域が明確に分割される

ことがわかる。それゆえ、提案手法が次の章で述べる領域成長法による画像の領域分割に極めて最適であると考えられる。

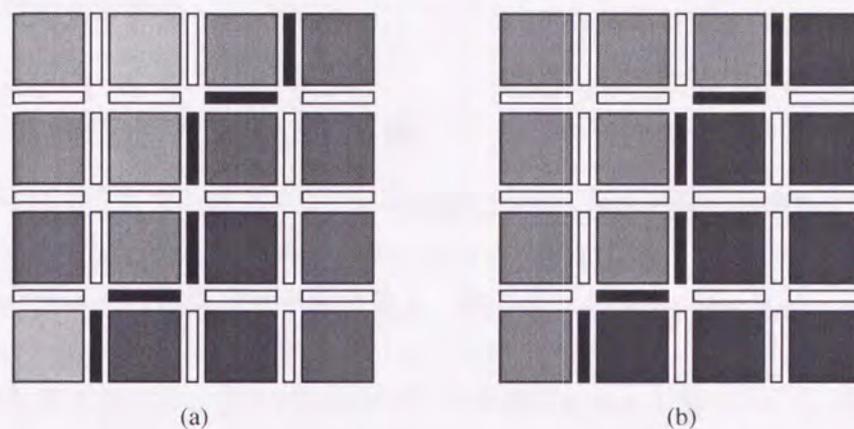


図 4.4: 境界エッジによる非等方的拡散法の概念図

境界エッジを利用した改良型非等方的拡散法アルゴリズムを用いることで、非等方的拡散法が極めて高いエッジ保存平滑化の効果をもたらすことを述べたが、提案手法はこの境界エッジが可能な限り連続的に繋がっているという前提において有効である。特に自然画像の場合、提案したエッジ検出手法では検出したエッジに通常多くの隙間が存在し、拡散の漏れが境界エッジの隙間で生じてしまう。そのためエッジ情報を有効に利用するための境界エッジのリンク処理を行う必要がある。エッジリンクについては次の節で触れる。

4.3 方向性ポテンシャル関数による境界エッジのリンク

前節では、我々の提案する改良型非等方的拡散法が、画像の領域分割の前処理として如何に有効であるかを述べてきた。しかしながら、このアルゴリズムでは、境界エッジに存在する隙間に起こる拡散の漏れを防ぐためにエッジのリンクを行うことが前提となっている。そこで、提案手法ではさらに、この不必要な拡散の漏れの発生を防ぐために、4.2.3 で述べた改良型非等方的拡散法を実行する前の段階で境界エッジのリンクを行う手法を提案する。エッジのリンクも様々な手法が提案されているが、その多くは、エッジの端点の近傍にある接続すべきエッジ点を探しだし、エッジの隙間を閉じるというものである [46]-[50]。本研究では、不連続な境界エッジを繋ぐために方向性ポテンシャル関数 (Directional

Potential Function:DPF)を導入した[50]. このDPFは, 不連続なエッジの各点におけるエッジラインの接合力を計算し, その接合力をエッジの接続の可能性の指標とするものである.

4.3.1 方向性ポテンシャル関数

本研究で採用した方向性ポテンシャル関数は, Zhuらが提唱した概念で, 電磁場における電界の電磁力の理論を画像のエッジの方向性に応用したものである[50][51].

一般的な表現から理論展開を進めると, ある点 \mathbf{x}_i , $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$ におけるエネルギーレベル $q(\mathbf{x}_i)$ とおくと, \mathbf{x} におけるポテンシャルはこの \mathbf{x}_i からのエネルギーを受けるので, そのポテンシャルは $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ と書ける. この \mathbf{x} におけるポテンシャルは空間に存在する複数の点 N の影響を受けるので, 次のように書ける.

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N q(\mathbf{x}_i)K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (4.3)$$

ここで, $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ は, ポテンシャル関数カーネルと呼ぶ. ここでの $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ は様々な表現ができるが, \mathbf{x} が \mathbf{x}_i に近づくほど, 大きな力が働き, $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$ が無限大になるに従い単調減少し0に近づく. 従って

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = c \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \quad (4.4)$$

ここで c は定数で,

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| = \sqrt{(x_1 - x_{i1})^2 + (x_2 - x_{i2})^2 + \dots + (x_n - x_{in})^2} \quad (4.5)$$

この式は電磁場におけるポテンシャルを表すものと同様に表現できる. このポテンシャルは, 方向に依存せず, 全ての方向に対して同じポテンシャルを持っているものと定義されている. 実際のポテンシャル場においては, 方向に応じてポテンシャル力が変化するのが普通である. そこで, 方向性ポテンシャル関数なる関数(DPF)を定義し, ポテンシャル場における方向の影響を評価する.

ある点 \mathbf{x}_i におけるエネルギーをベクトル量として定義すると

$$\mathbf{q}(\mathbf{x}_i) = [q(x_{i1}), q(x_{i2}), \dots, q(x_{in})] \quad (4.6)$$

と書ける. さらに $d(\mathbf{x}_i)$ を各方向への単位ベクトルとすると,

$$\mathbf{d}(\mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)}{\|\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)\|} \quad (4.7)$$

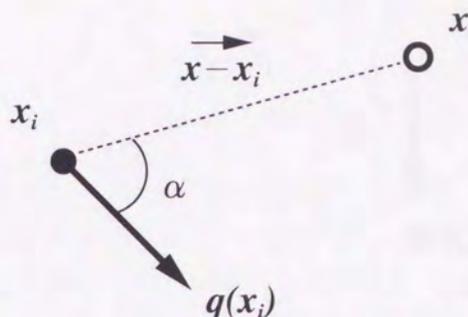


図 4.5: x_i からのポテンシャル力

である。これを用い、(4.4) 式を表現すると、

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = c \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \quad (4.8)$$

ここで

$$\mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \quad (4.9)$$

このポテンシャル関数は、方向ポテンシャル場におけるポテンシャル力が \mathbf{x} と \mathbf{x}_i の距離と方向どちらにも依存していることが明らかである。 \mathbf{x} における \mathbf{x}_i からのポテンシャル力は図 4.5 で示され、

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = g(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (4.10)$$

となる。この式のスカラー量 $g(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ は、

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) &= \mathbf{q}(\mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \\ &= \mathbf{q}(\mathbf{x}_i) \cdot c \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \\ &= \mathbf{q}(\mathbf{x}_i) \mathbf{d}(\mathbf{x}_i) \cdot c \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \\ &= c \mathbf{q}(\mathbf{x}_i) \mathbf{d}(\mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \end{aligned} \quad (4.11)$$

ここでベクトル $\mathbf{d}(\mathbf{x}_i)$ と $\mathbf{x} - \mathbf{x}_i$ のなす角を α とおけば、

$$\mathbf{d}(\mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)}{\|\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)\|} \cdot \frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} = \cos(\alpha) \quad (4.12)$$

このポテンシャル力 $\mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ は、

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = c \mathbf{q}(\mathbf{x}_i) \frac{\cos(\alpha)}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|} \mathbf{n}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (4.13)$$

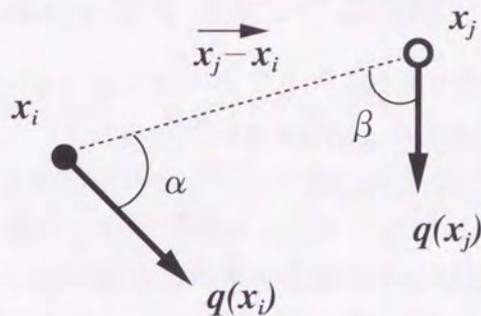


図 4.6: \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j の間のポテンシャル力

この式は、 \mathbf{x}_i の影響によるポテンシャル力が、ベクトル $\mathbf{x} - \mathbf{x}_i$ が $\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)$ の方向と一致した時に最大となり、 $\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)$ の方向から離れると減少する。

さらにこの式を、2つの点 \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j があるポテンシャル $q(\mathbf{x}_i)$ と $q(\mathbf{x}_j)$ にある場合のポテンシャル力に拡張すると、

$$g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \mathbf{n}(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) \quad (4.14)$$

と書けるのでベクトル $\mathbf{d}(\mathbf{x}_j)$ と $\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i$ のなす角を β とすると

$$\mathbf{n}(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) \cdot \mathbf{d}(\mathbf{x}_j) = \frac{\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|} \cdot \frac{\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)}{\|\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)\|} = \cos(\beta) \quad (4.15)$$

ここで、 $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|$ であり、 $g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ は、

$$g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = c q(\mathbf{x}_i) q(\mathbf{x}_j) \frac{\cos(\alpha) \cos(\beta)}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (4.16)$$

となる。その結果、2つのベクトルのポテンシャル力は以下の式で表現できる。

$$g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = c q(\mathbf{x}_i) q(\mathbf{x}_j) \frac{\cos(\alpha) \cos(\beta)}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \mathbf{n}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (4.17)$$

この式の物理的な意味は、2つの点 \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j による \mathbf{x}_i におけるポテンシャル力は、その2つの方向ベクトル $\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)$ 、 $\mathbf{q}(\mathbf{x}_j)$ が正反対の方向かベクトル $\mathbf{x} - \mathbf{x}_i$ に一致した時に最大となる。また、ベクトル $\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)$ と $\mathbf{q}(\mathbf{x}_j)$ が $\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j$ の方向から離れるに従い、ポテンシャル力は減少する。図 4.6 は、2つの点 \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j の間のポテンシャル力を表している。

実際の方向性ポテンシャル力の計算に当たっては、2つのベクトル $\mathbf{q}(\mathbf{x}_i)$ 、 $\mathbf{q}(\mathbf{x}_j)$ が $\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j$ とのなす角 α 、 β を $-\pi \leq \alpha, \beta \leq \pi$ の範囲でのみ考えることができ、その場合は、式 (4.17) は次のようになる。

$$g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = c q(\mathbf{x}_i) q(\mathbf{x}_j) \frac{\cos(\alpha/2) \cos(\beta/2)}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \mathbf{n}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (4.18)$$

4.3.2 DPFによるエッジリンクングの実際

提案手法の境界エッジリンクングアルゴリズムは図4.7のフローチャートで表している。リンクングアルゴリズムを実行する前に、4.2.2で述べた水平方向及び垂直方向の零交差検出により境界エッジマップを作成する。図4.8のように水平方向および垂直方向各々で作成された境界エッジマップでは、必ずしも同一の結果が得られるとは限らず、これら異なる結果を合成するのは容易ではない。そのため、最初のステップとしては2つの境界エッジマップから1つの統合した境界エッジマップを作成し、次にその統合化された境界エッジマップについてエッジリンクングを実行する。第二ステップでは、図4.9のようにエッジの画素を4つのタイプ、端点エッジ画素 (TEP)、孤立エッジ画素 (IsoL)、内部エッジ画素 (InterI)、交差エッジ画素 (InterS) という名前に分類する。リンクングに直接係わる TEP は第3のステップで抽出する。第4のステップでは、式 (4.18) に基づく次の式で定義される DPF を TEP のまわりの8方向で計算する。ある画像中の画素 (x_i, y_i) におけるエッジ画素 TEP を x_i とおくと TEP x_i と他のエッジ画素 x_j (図4.6) との間の方向性ポテンシャルは次式で与えられる。

$$DPF = q(x_i)q(x_j) \frac{\cos(\alpha/2)\cos(\beta/2)}{\|x_i - x_j\|^2} \quad (4.19)$$

ここで $q(x_i)$ と $q(x_j)$ はエネルギーレベルで、これらは異なるエッジタイプ毎に定義されている。経験的にこれらのエネルギーレベルは次のような値 TEP : 1.0, IsoL : 0.5, InterI : 0.1, InterS : 0.05 とした。第5ステップで (4.19) 式における DPF を TEP の周りの8方向で評価し、そのうち最大となる DPF を持つ方向に対してのみ2つの画素間のリンクングを実行する。第6ステップでは、TEP の数が全エッジピクセルに対して一定の割合になるまで (今回の実験では0.1%を閾値としている) リンキングを繰り返し行う。第7ステップでは、残った孤立点を除去する。最後のステップとして、リンクングの完了したエッジマップから水平方向の境界エッジマップと垂直方向境界エッジマップの2つに分配する。これら全てのステップを経て水平方向境界エッジマップと垂直方向境界エッジマップを第3章で述べた非等方的拡散法に適用する。

表 4.1: エッジ画素の分類による DPF 値

| | TEP | IsoL | InterI | InterS |
|-----|-----|------|--------|--------|
| DPF | 1.0 | 0.5 | 0.1 | 0.05 |

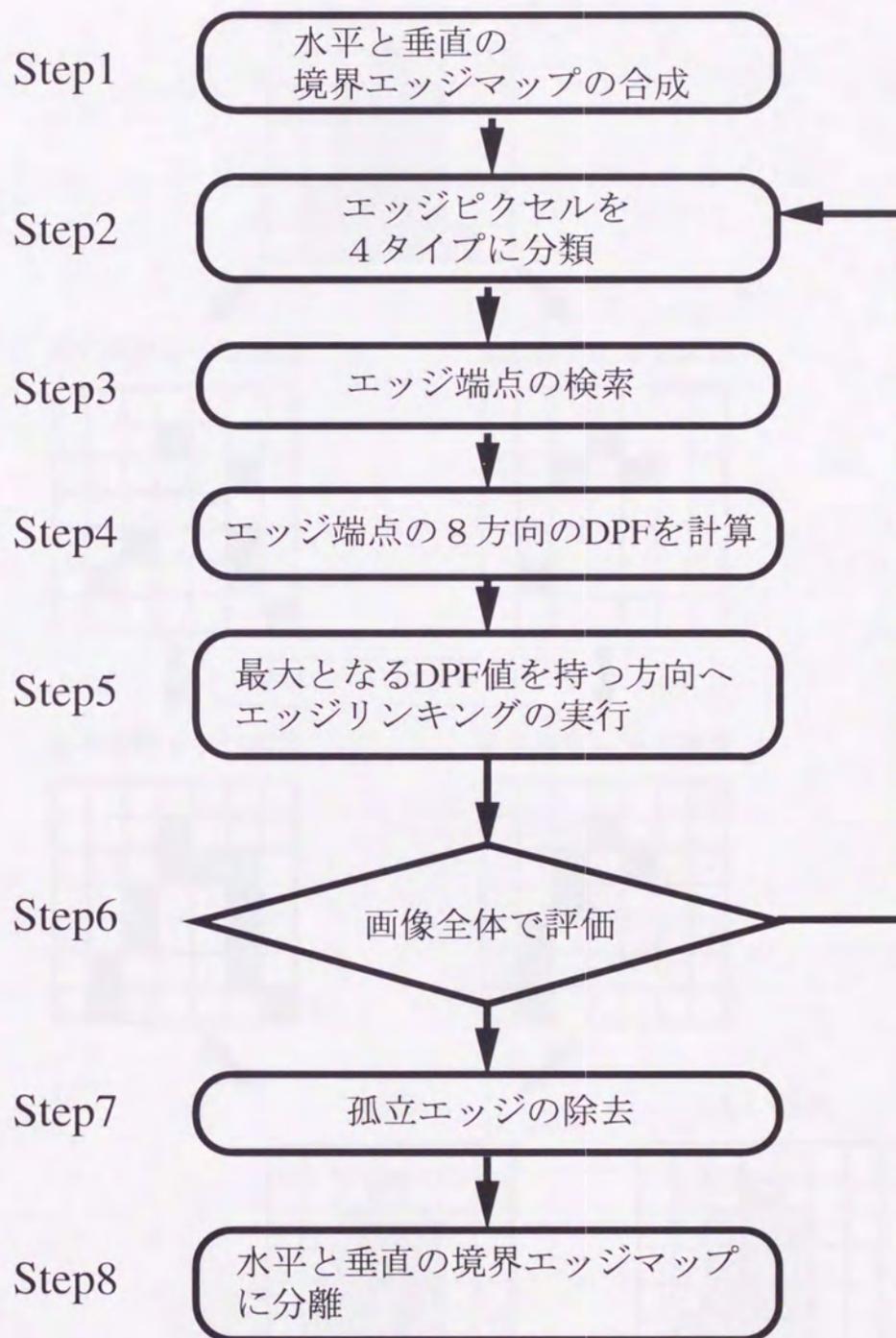


図 4.7: エッジリンクの流れ

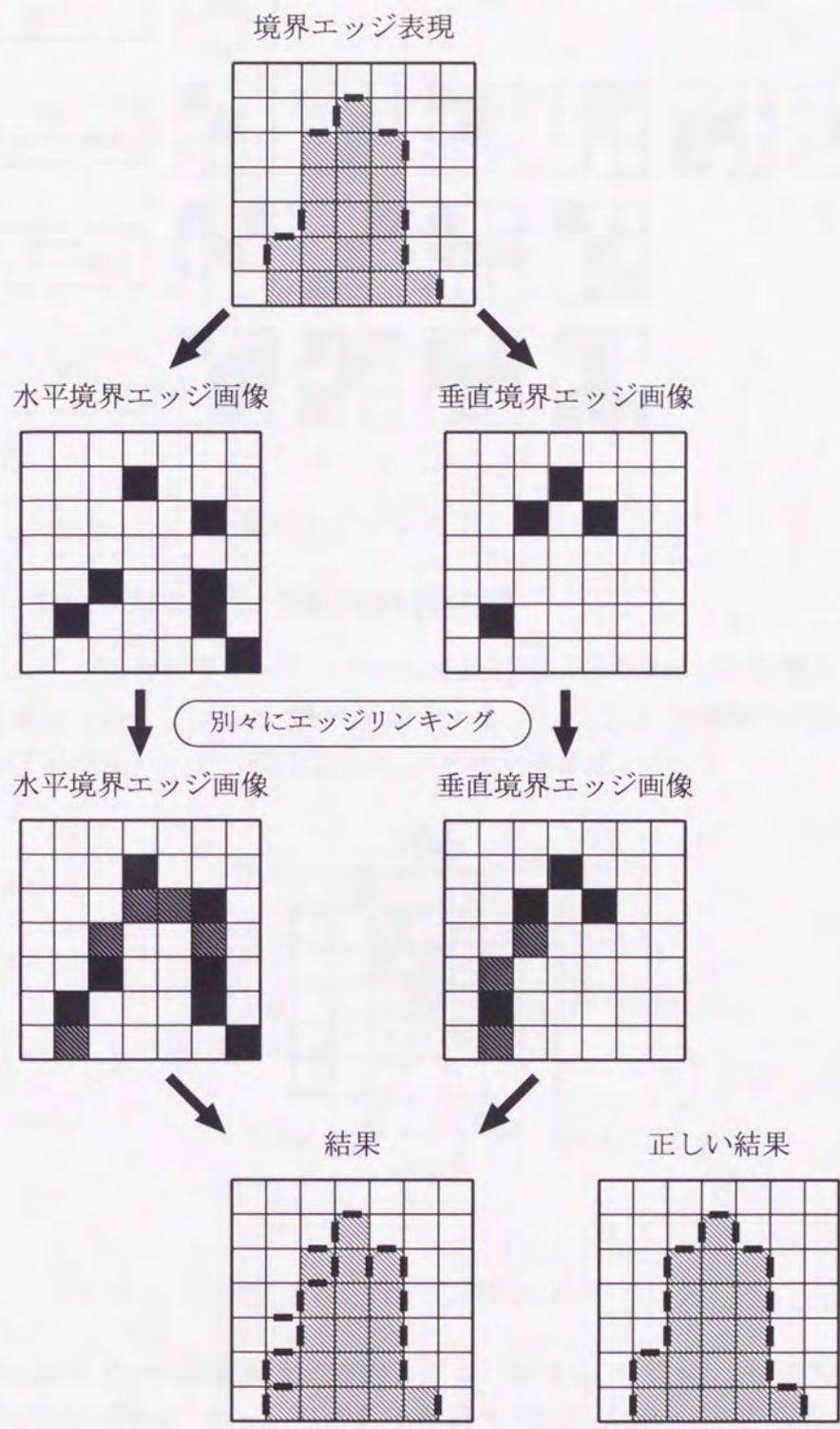


図 4.8: 水平境界エッジと垂直境界エッジの合成

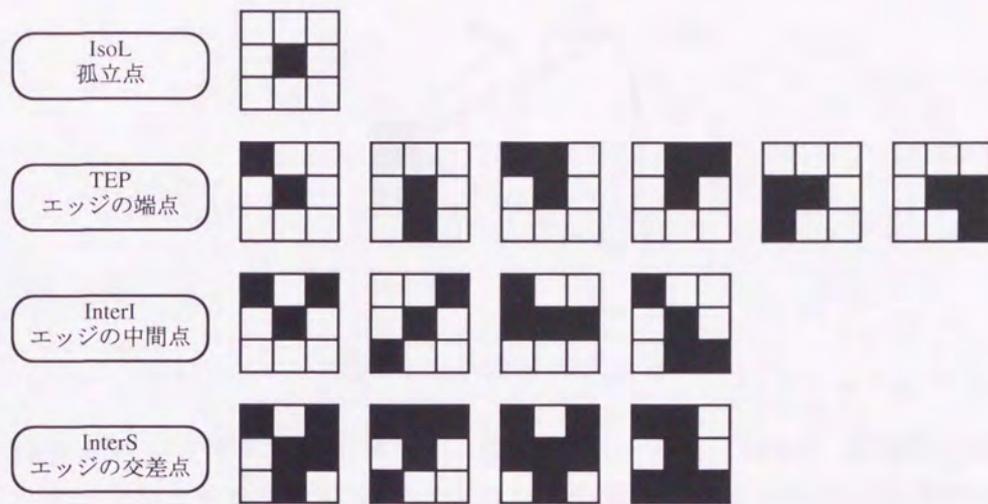


図 4.9: エッジピクセルの分類

4.3.3 エッジリンク処理の具体例

まず、エッジ画像の全エッジピクセルに対して、そのタイプの分類を行う。次に実際に延長することになる TEP を探索する。その TEP の隣接方向 ($n_0 \sim n_7$) でのエリア ($S(n_0) \sim S(n_7)$) における PF を計算する。

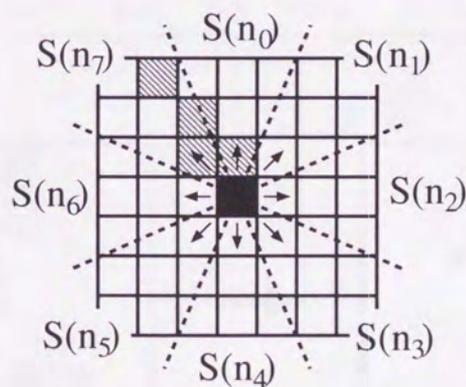


図 4.10: TEP の隣接エリア

$n_0 \sim n_7$ がピクセルを延長する方向となる。図 4.10 では n_0, n_7 方向には延長されないため、 $S(n_0), S(n_7)$ の PF を計算する必要はない。エリアの大きさは、対象となる TEP からの距離で表され T_{dis} とする。この値は始め小さめに設定し、反復毎に大きくしていくリンクの可能性がある画素を探索する。

PF におけるエネルギー $q(x)$ には、ピクセルタイプごとに表 4.2 の値を使用し

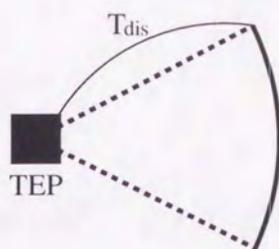


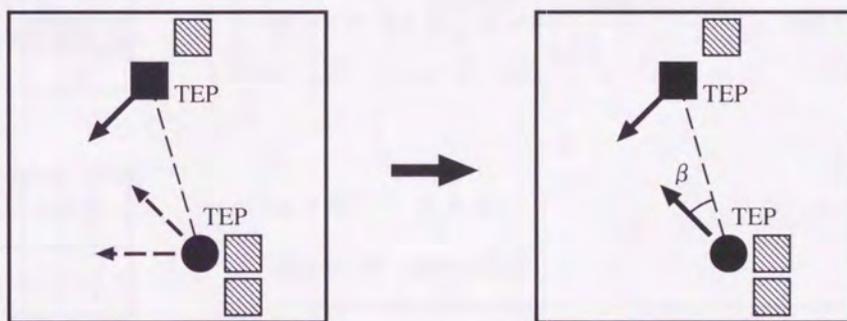
図 4.11: エリアの大きさ

た. TEP に高いエネルギーを持たせ, 次に IsoL を高く, InterI, InterS には低いエネルギーを持たせることによって, エッジの交差点やエッジの中間点とのリンクをできるだけ行わないようにしてある (表 4.2).

ピクセルタイプにおいて, 周り 8 近傍の隣接点が 1 つの場合は簡単に角度 α , β を求めることができるが, 2 つ以上の場合にどれを取るかが問題になってくる. その場合, α , β が最小となる角度を採用する. また IsoL の場合には, 常に向かって来る方向 (0°) として扱う [52].

表 4.2: エッジ画素の分類による DPF 値

| | TEP | IsoL | InterI | InterS |
|-----|-----|------|--------|--------|
| DPF | 1.0 | 0.5 | 0.1 | 0.05 |



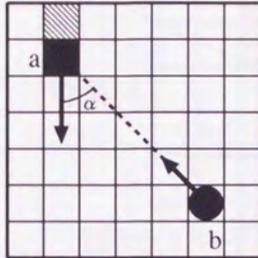
隣接点により複数の方向が
考えられる場合

β が小さくなる方向を
採用

図 4.12: ピクセルタイプによる角度の決定

エリア内の全てのピクセルに対して PF を求め, その合計がエリアの PF となる. タイプごとの計算例を以下に挙げる.

IsoL

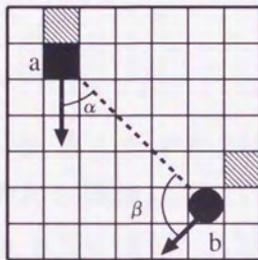


$$\alpha = 45^\circ \quad \beta = 0^\circ \quad (\text{常に向かってくる方向として設定})$$

$$q(a) = 1.0 \quad q(b) = 0.5$$

$$PF = 1.0 \times 0.5 \frac{\cos(45^\circ / 2) \cos(0^\circ / 2)}{5\sqrt{2}} = 0.0654$$

TEP

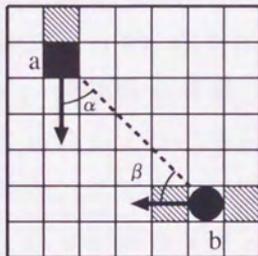


$$\alpha = 45^\circ \quad \beta = 90^\circ$$

$$q(a) = 1.0 \quad q(b) = 1.0$$

$$PF = 1.0 \times 1.0 \frac{\cos(45^\circ / 2) \cos(90^\circ / 2)}{5\sqrt{2}} = 0.0924$$

InterI

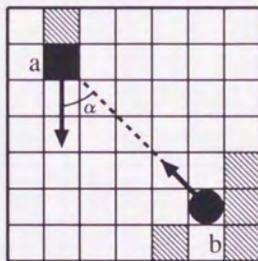


$$\alpha = 45^\circ \quad \beta = 45^\circ$$

$$q(a) = 1.0 \quad q(b) = 0.1$$

$$PF = 1.0 \times 0.1 \frac{\cos(45^\circ / 2) \cos(45^\circ / 2)}{5\sqrt{2}} = 0.0121$$

InterS



$$\alpha = 45^\circ \quad \beta = 0^\circ$$

$$q(a) = 1.0 \quad q(b) = 0.05$$

$$PF = 1.0 \times 0.05 \frac{\cos(45^\circ / 2) \cos(0^\circ / 2)}{5\sqrt{2}} = 0.0065$$

図 4.13: PF の計算例

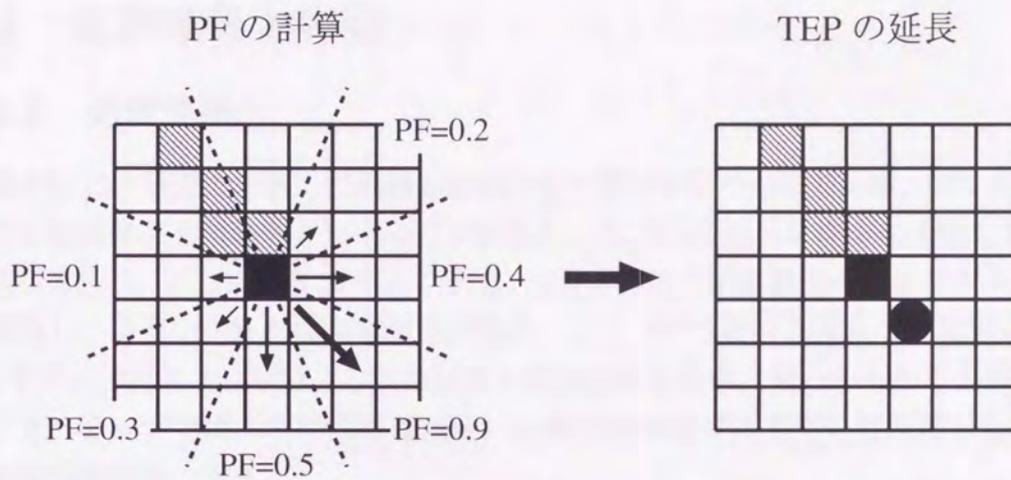


図 4.14: TEP の延長

計算した PF が最大の方向に TEP を延長する。その際閾値を設定し、最大の PF が閾値以下ならば延長は行わない。本研究では閾値として 0.2 を与えている。

全ての TEP 上で処理を行ったのち、画像全体を評価する。本研究では評価として、全ピクセルと TEP との比率を考える。この比率が 0.1% 以下だったならば処理を終了する。ただし実際のリンクングでは、雑音のエッジ等も考えられるので、無理に 0.1% 以下になるまで反復すると、誤ったリンクングをしてしまう。そのため、反復数も考慮してある。反復の際には T_{dis} の値を増やし、より遠くの力を捉えられるようにする。最後にリンクングされなかった孤立点 (IsoL) を除去し、リンクング処理を終了する。

以上がエッジリンクング処理である。本研究ではこれらの処理を境界エッジのリンクング処理に拡張する。

4.4 実験結果と考察

4.4.1 処理手順

図4.15は本研究で提案した画像の領域分割手順を示したものである。第1ステップで自然画像から境界エッジマップを計算し、次にエッジリンクング手法をDPFに基づき行う。さらに第3ステップでは、改良型非等方的拡散法をオリジナル画像に適用し、平滑化された前処理画像を得る。ここで行う改良型非等方的拡散法は、4.2.3で述べたように境界エッジの情報を拡散の停止条件に用いるものである。第4、5ステップでは、その前処理画像に従来の領域成長法を用いて計算し最終的な領域分割画像を得る。

4.4.2 実験条件

提案手法の有効性を確かめるために、自然画像を対象としてシミュレーションを行った。領域分割に必要なパラメータは実験的に決定した。また、拡散の繰り返し回数は100回に設定した。実験結果は領域分割画像の上下左右の境界を表示することで表現している。

図4.16の画像1は画像サイズ 128×128 で256階調の濃度を持つ自然画像 Tapestry であり、画像2および画像3は、その画像に15dBおよび10dBのガウス雑音を付加したものである。この画像は、非常に単純なパターンの組み合わせで構成されている。一方、画像4は画像サイズ 256×256 で256階調の濃度を持つ自然画像 Home で、10dBのガウス雑音を付加したものであり、こちらは自然画像でも大小の単純な直線的な構造物と庭木などのやや複雑な構造を持つ部分で構成されている。

提案手法の有効性を確認するために、Peronaらが提案したオリジナルの非等方的拡散法、 5×5 のウィンドウサイズを持つメディアンフィルタを比較対象とした。また結果画像中の()内の数値は、領域分割後の領域数を表している。ただしこの領域数はいずれも最小となるものを採用しているのではない。この領域数は領域成長法の閾値の設定によって大きく変化し、必ずしもこの領域数の最小値が視覚的に見て最適な分割結果に一致しているとは限らない。現時点では、この領域分割結果の定量的評価の方法が確立されておらず、今後の課題として検討の必要がある。そのため、ここでの結果画像は視覚的に見て最適であると判断した画像を採用した。

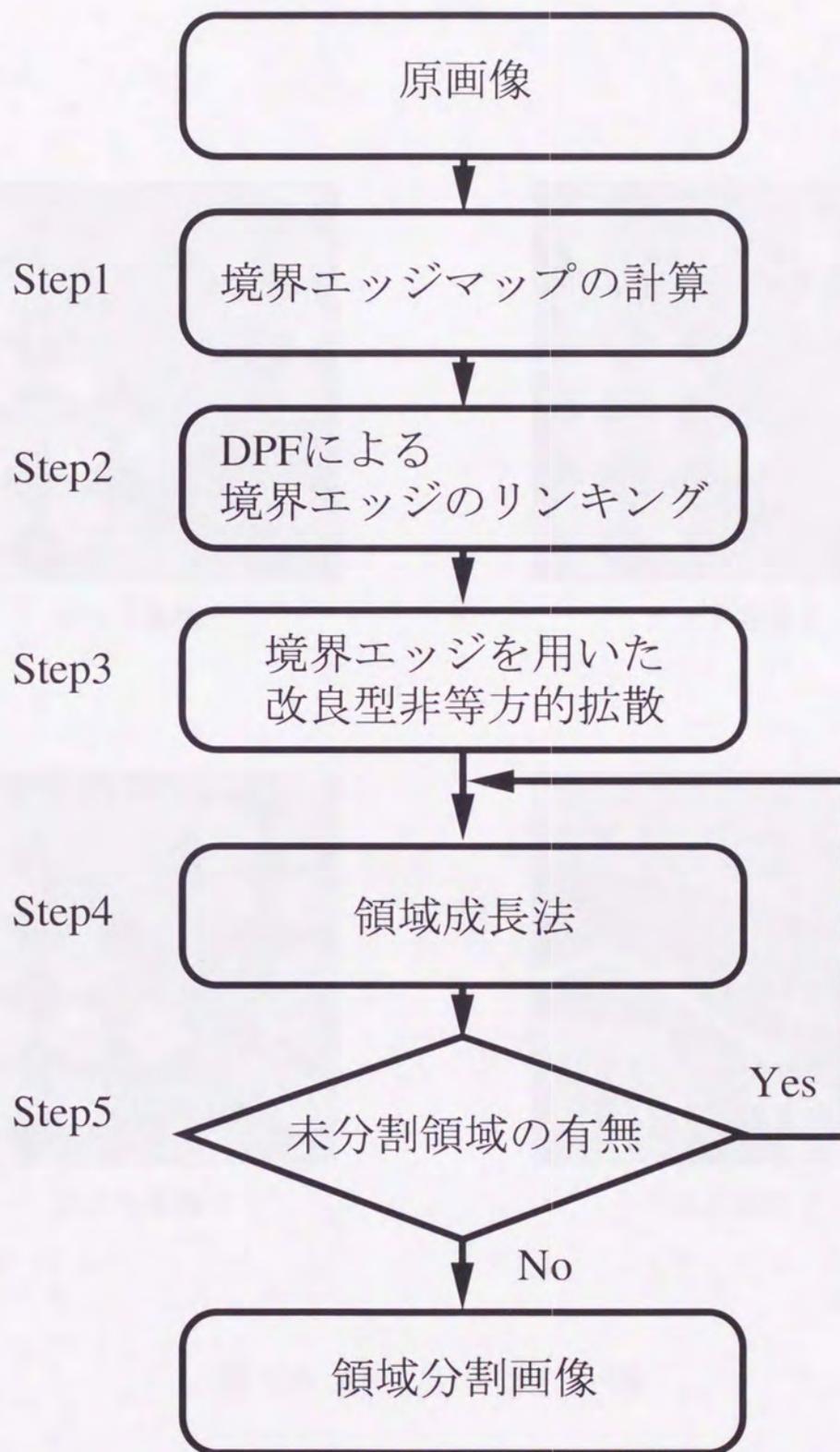
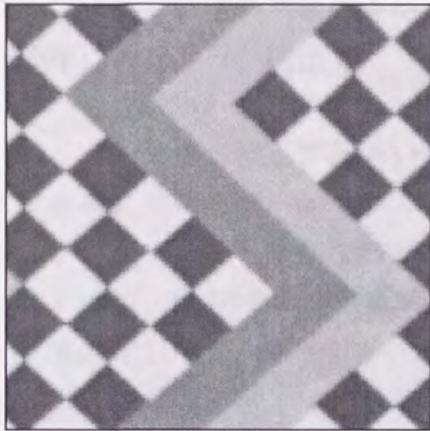
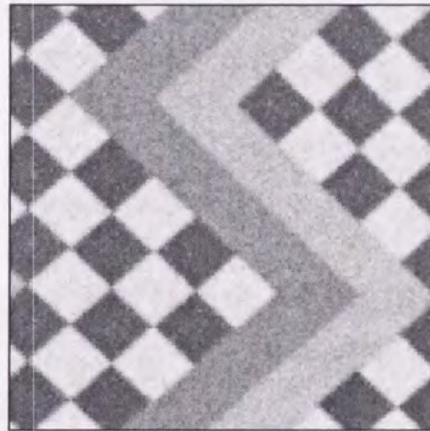


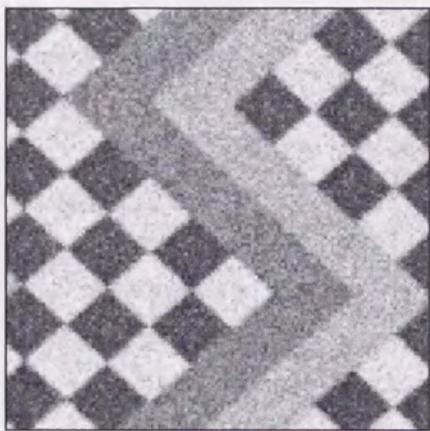
図 4.15: 本研究の処理手順



テスト画像 1



テスト画像 2



テスト画像 3



テスト画像 4

図 4.16: 実験で用いたテスト画像

4.4.3 シミュレーション結果と考察

エッジリンクング結果

図 4.17 は、雑音のない Tapestry 画像 (A) の水平垂直境界エッジ合成画像 (B) と、エッジリンクング後の画像 (C) である。画像 (B) から雑音がない場合でも零交差法によるエッジ抽出だけでは、完全に閉じたエッジラインは得られない場合が多いことがわかる。提案手法によるエッジリンクング後の画像 (C) では、(B) のエッジの欠損が補正されている。ただし、直線的なエッジラインのリンクングには成功しているが、エッジのコーナー部分とのリンクングやクロスエッジに対するリンクングは不完全な部分が見られる。

図 4.18 は、15dB のガウス雑音を付加した Tapestry 画像 (A) の水平垂直境界エッジ合成画像 (B) と、エッジリンクング後の画像 (C) である。図 4.17 (B) の場合と比べて、雑音の影響でエッジの欠損の頻度がやや増している。エッジリンクング後の画像 (C) では、エッジ欠損の画像 (B) に比べ良好なエッジリンクング画像が得られている。この場合も、直線的なエッジラインのリンクングには成功しているが、エッジのコーナー部分とのリンクングやクロスエッジに対するリンクングは不完全な部分が見られる。

図 4.19 は、10dB のガウス雑音を付加した Tapestry 画像 (A) の水平垂直境界エッジ合成画像 (B) と、エッジリンクング後の画像 (C) である。この結果では明らかに雑音の影響でエッジの断線が多数発生している。特に領域の濃度差の少ないエッジ (画像中央のクランク状エッジ) では、零交差の閾値に対して零交差レベルの差が小さく、エッジ検出が適正に行われていないことがわかる。この画像に対してエッジリンクングを行った後の画像 (C) では、正しくエッジリンクングが行われている場所もあるが、雑音により生じた誤エッジとリンクングが行われている場所も見受けられる。このような誤ったリンクングの発生によって、改良型非等方的拡散法が適正に行われるかは現時点では不明である。

図 4.20 は、10dB のガウス雑音を付加した Home 画像 (A) の水平垂直境界エッジ合成画像 (B) と、エッジリンクング後の画像 (C) である。雑音のレベルとしては図 4.19 と同じであるが、画像自体が微細な構造を有する画像であり、零交差法によるエッジ抽出が非常に困難であることがわかる。エッジリンクング後の画像 (C) では、比較的明瞭なエッジのリンクングは適正に行われているが、不明瞭なエッジに対してはやはり誤ったエッジリンクングが行われている個所がいくつか見受けられ、零交差法によるガウシアンオペレータやエッジ検出のための閾値などを最適な値に設定して、できるだけ誤ったリンクングを避けなければならないと考えられる。

領域分割結果

図 4.21 は、雑音のない自然画像に対して領域分割を行った結果である。(a)は、従来の非等方的拡散法による分割結果であるが、領域の過度の統合が生じ本来のエッジをトレースできていない。また(b)は、メディアンフィルタによる分割結果であるが、エッジラインが2画素以上の幅を持っており、また、エッジのクロス部分に小領域が生じている。これは、エッジを挟むメディアンフィルタの平滑化によってエッジに緩やかな勾配部分が生じ、さらに非等方的拡散法によってその勾配部分を1つの領域として隣接する領域の平滑化が進み、結局3つの領域として領域成長法によって判断されてしまったためであると考えられる。また、クロスエッジ部分の小領域は、フィルタのウィンドウサイズによってその大きさは変化するが、正方形型ウィンドウの場合に生じるアーチファクトである。エッジリンクを行わないで非等方的拡散法を適用し、領域分割した(c)の結果では、(a)に比べエッジラインがはっきりしているが、エッジの欠損部分による拡散の漏れによる領域の過度の統合が進行してしまっている。(d)のエッジリンクを施した後非等方的拡散法により領域分割した結果では、エッジラインが本来のエッジラインをきちんとトレースしている。ただし、エッジリンクで補完できなかったエッジラインの欠損部分では、拡散の漏れが生じ、領域の過度の統合が生じていることがわかる。

図 4.22 は、15dBのガウス雑音を付加した Tapestry 画像に対して領域分割を行った結果である。(a)は、従来の非等方的拡散法による分割結果であるが、雑音の影響で領域の過度の統合が多数生じ本来のエッジをトレースできていない。また(b)のメディアンフィルタによる分割結果はエッジラインが2画素以上の幅を持っている。また、クロスエッジ部分の小領域も発生している。エッジリンクを行わないで非等方的拡散法を適用し、領域分割した(c)の結果では、(a)に比べエッジラインがはっきりしているが、エッジの欠損部分による拡散の漏れによる領域の過度の統合やエッジの複線化が進行してしまっている。(d)のエッジリンクを施した後非等方的拡散法により領域分割した結果では、エッジラインが本来のエッジラインをきちんとトレースしている。ただし、完全に領域の過度の統合が消失したわけではなく、エッジリンクで補完できなかったエッジ欠損部分で発生している。

図 4.23 は、SN比が10dBのガウス雑音を付加した画像の領域分割を行った結果である。(a)の従来の非等方的拡散法による分割結果では、高コントラストの雑音の影響で本来のエッジラインから大きく離れるような領域分割が行われている。また(b)のメディアンフィルタによる分割結果では、エッジラインがさらに数画素以上の幅を持ちエッジラインが複線化しその間に小領域が発生している。エッジリ

ンキングを行わないで非等方的拡散法を適用し、領域分割した(c)の結果では、ある程度エッジラインが本来のエッジラインをトレースしているが、領域の濃度差の小さい部分でのエッジの複線化が発生している。(d)のエッジリンクングを施した後非等方的拡散法により領域分割した結果では、エッジラインが本来のエッジラインをきちんとトレースしており、(a),(b),(c)の結果に比べかなり良好な領域分割が得られている。ただし、領域の過度の統合が所々発生しておりまだ完全なものではない。

図4.24は、対象画像をHomeに変えて行ったものであるが、SN比10dBのガウス雑音を付加した画像の領域分割を行った結果である。(a)の従来の非等方的拡散法による分割結果では、高コントラストの雑音の影響で多数の小領域が発生している。これは比較的高コントラストの雑音部分で過度の強調を起こしてしまった結果であると考えられる。また(b)のメディアンフィルタによる分割結果では、画像中の微細な構造が不明確となり平行線などもほとんど保存されていない。エッジリンクングを行わないで非等方的拡散法を適用し、領域分割した(c)の結果では、領域の過度の統合が進み、良好な結果が得られていない。(d)のエッジリンクングを施した後非等方的拡散法により領域分割した結果では、微細な構造や平行線などが維持され、(a),(b),(c)の結果に比べかなり良好な領域分割が得られている。ただし、領域の過度の統合が所々発生しておりまだ完全なものではない。また、()内の数値は分割後の領域数を表しているが、これは、領域数と分割結果の定量的評価が定まっていなかったため参考の数値として表示している。

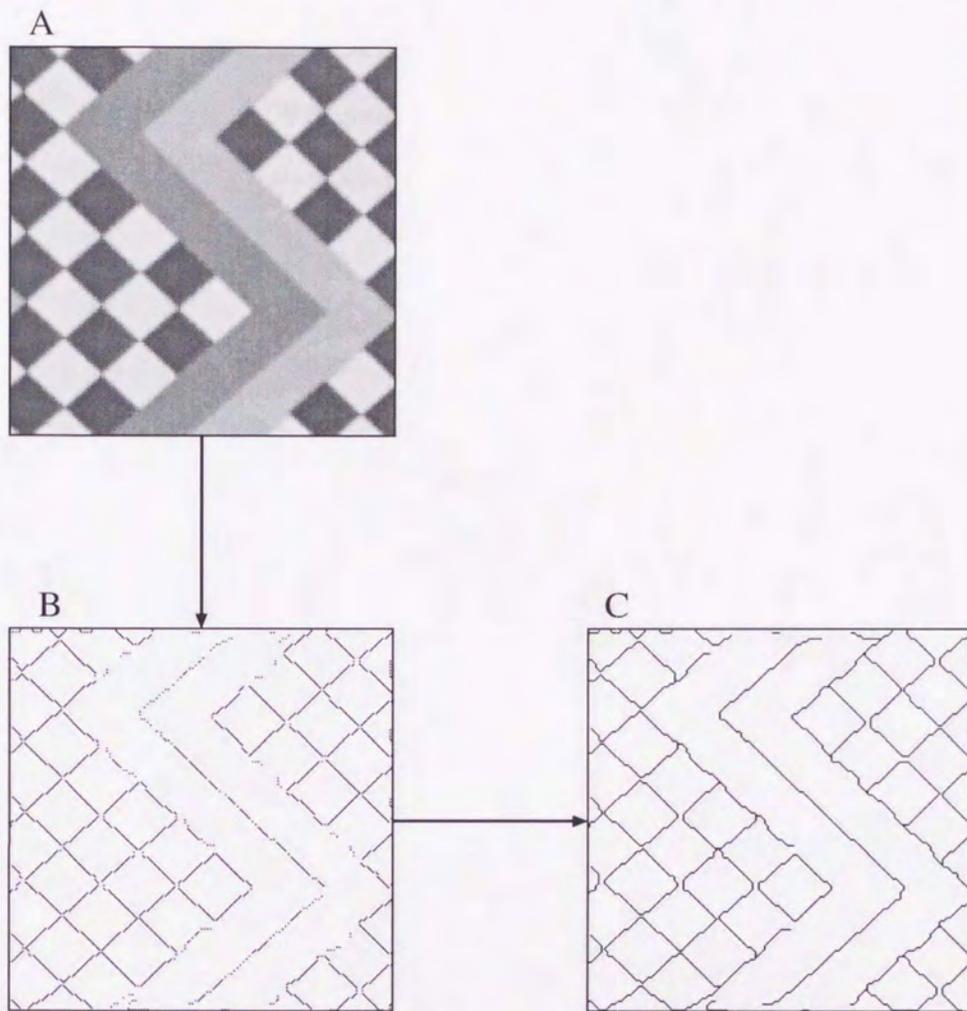


図 4.17: 境界エッジ合成画像とそのリンク画像 (Tapestry)

A. 原画像 B. 境界エッジ合成画像 C. 境界エッジリンク画像

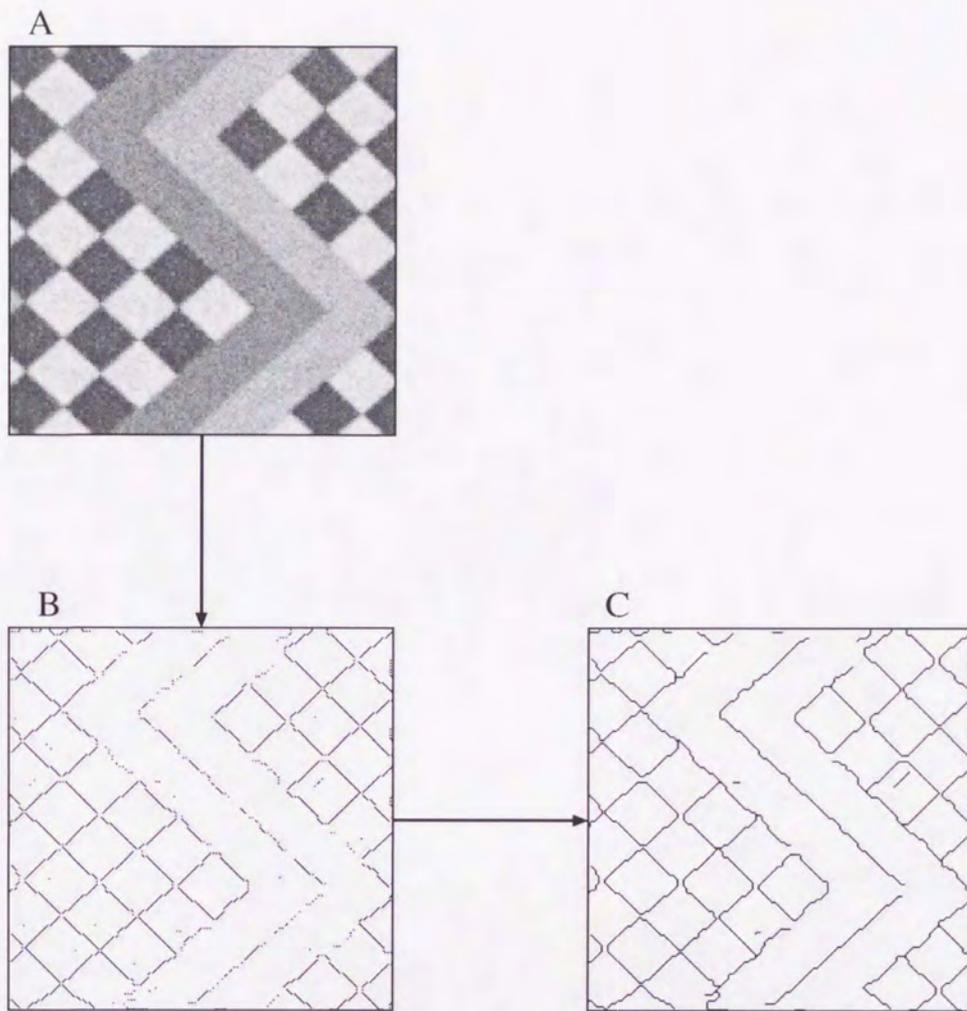


図 4.18: 境界エッジ合成画像とそのリンクング画像 (Tapestry+15dB)
 A. 原画像 B. 境界エッジ合成画像 C. 境界エッジリンクング画像

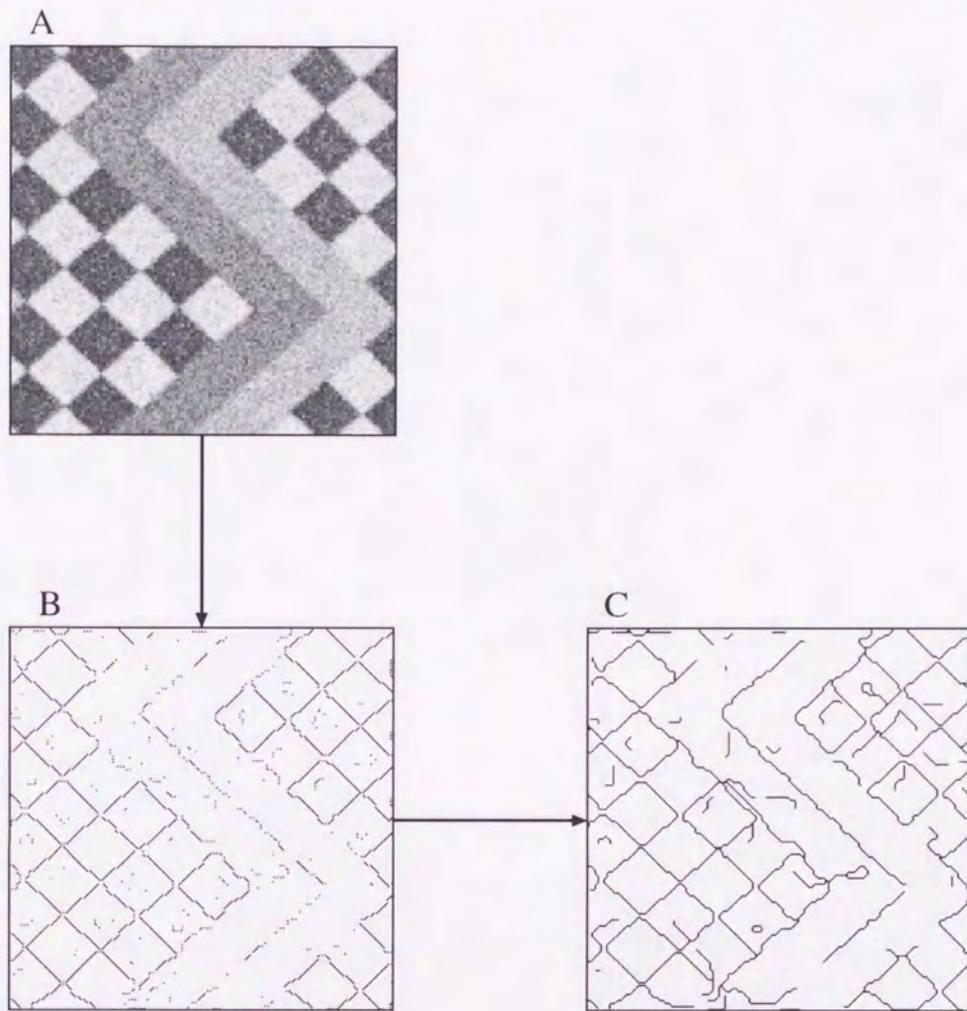


図 4.19: 境界エッジ合成画像とそのリンク画像 (Tapestry+10dB)
 A. 原画像 B. 境界エッジ合成画像 C. 境界エッジリンク画像

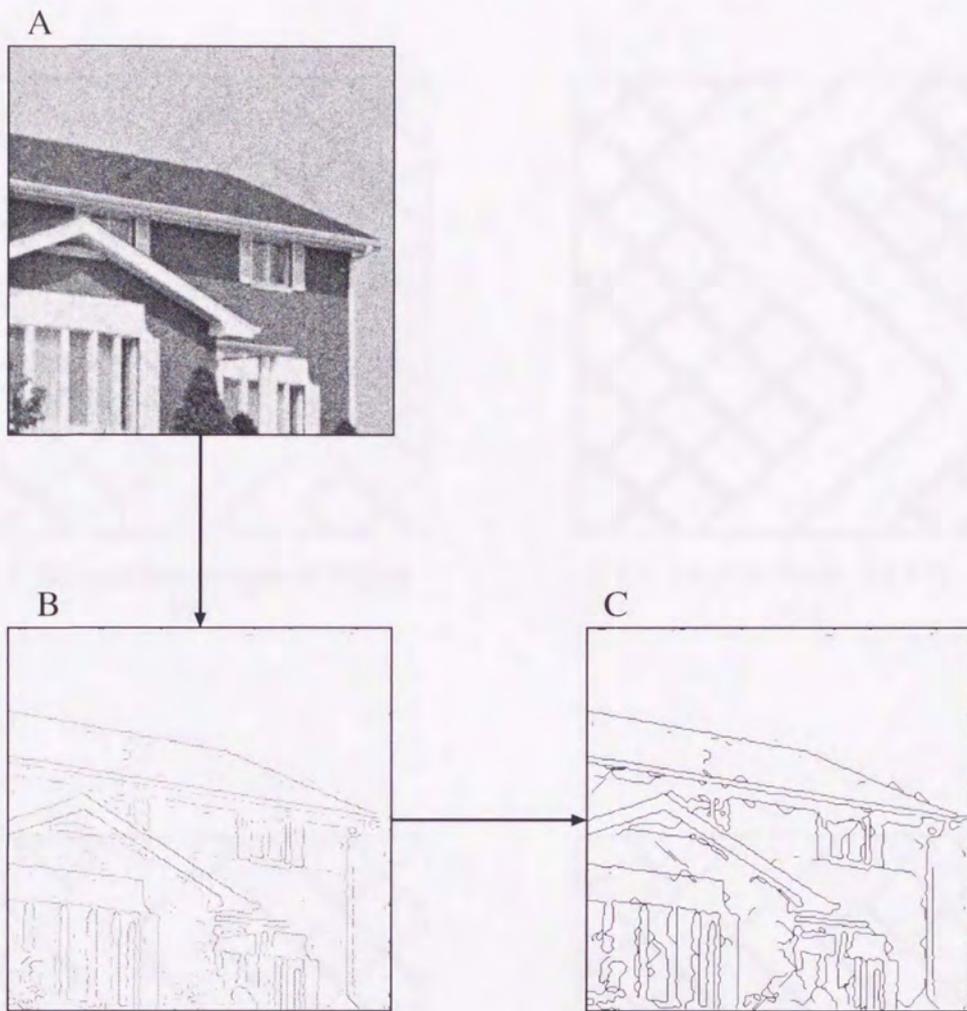
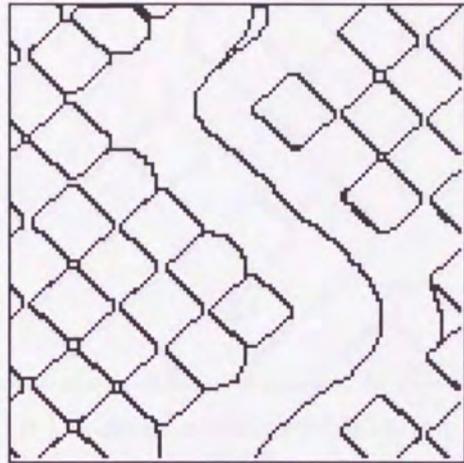
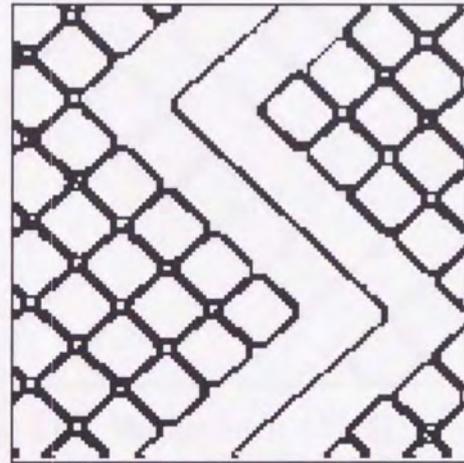


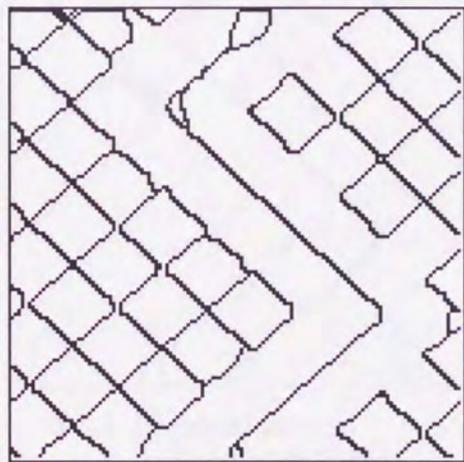
図 4.20: 境界エッジ合成画像とそのリンク画像 (Home+10dB)
 A. 原画像 B. 境界エッジ合成画像 C. 境界エッジリンク画像



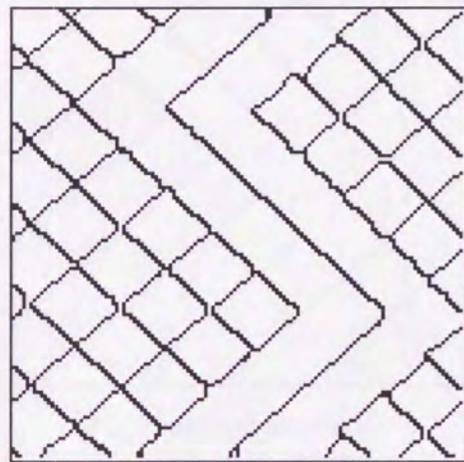
(a) Normal anisotropic diffusion
(77)



(b) Median filter (5×5)
(1552)

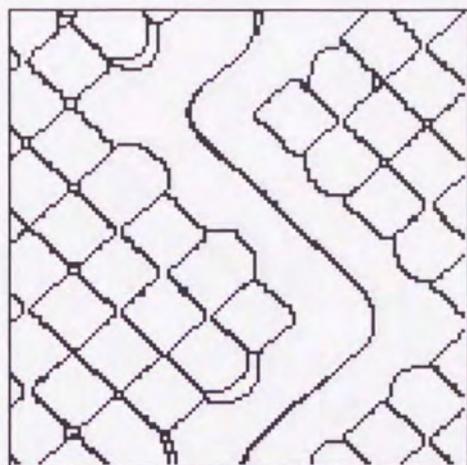


(c) Proposed method
without edge linking
(58)

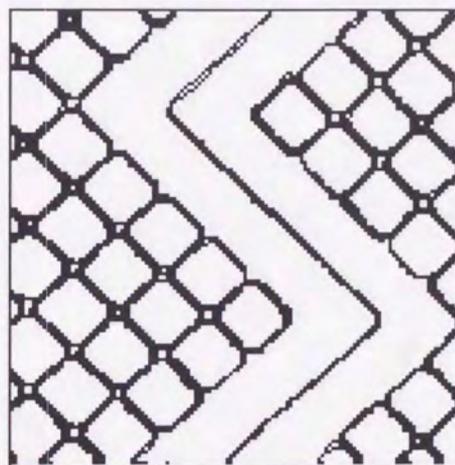


(d) Proposed method
with edge linking
(48)

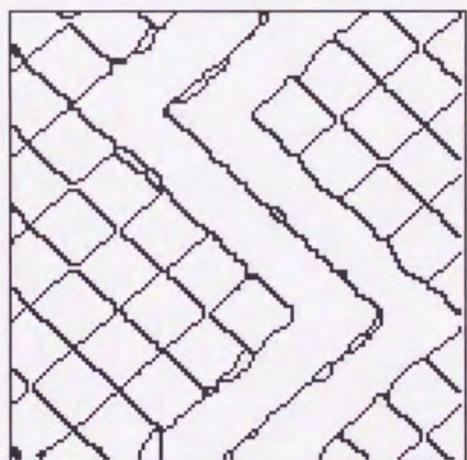
図 4.21: 結果画像 (Tapestry : (a) 従来の非等方的拡散法 (b) メディアンフィルタ (5×5) (c) 提案手法 (エッジリンクングが無い場合) (d) 提案手法 (エッジリンクングがある場合))



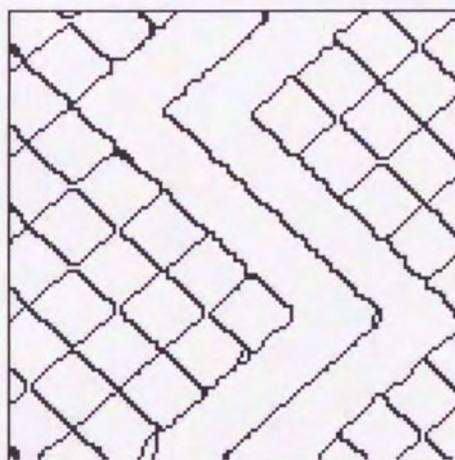
(a) Normal anisotropic diffusion
(137)



(b) Median filter (5×5)
(1591)

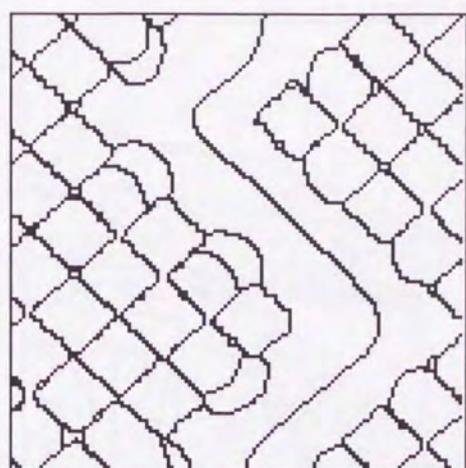


(c) Proposed method
without edge linking
(67)

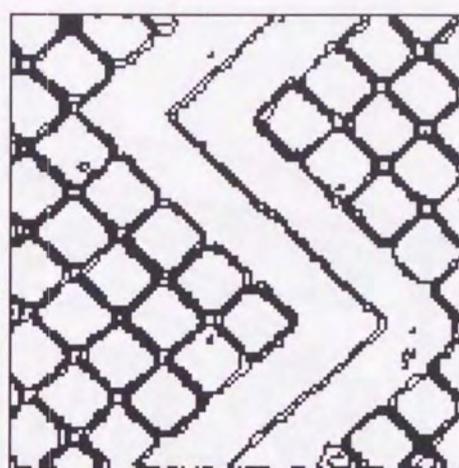


(d) Proposed method
with edge linking
(71)

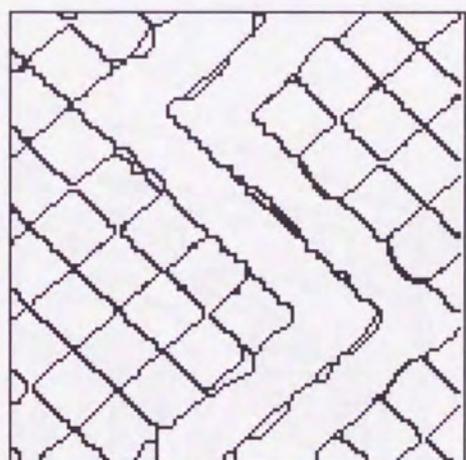
図 4.22: 結果画像 (Tapestry+15dB : (a) 従来の非等方的拡散法 (b) メディアンフィルタ (5×5) (c) 提案手法 (エッジリンクングが無い場合) (d) 提案手法 (エッジリンクングがある場合))



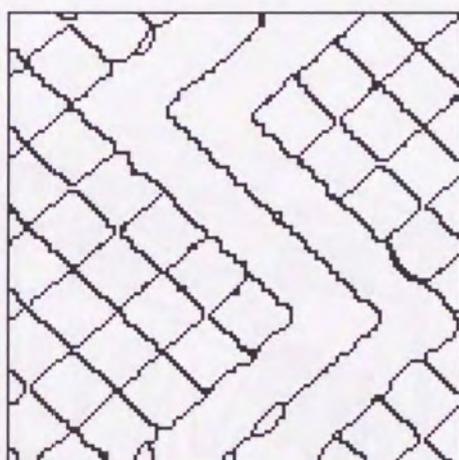
(a) Normal anisotropic diffusion
(102)



(b) Median filter (5x5)
(1677)

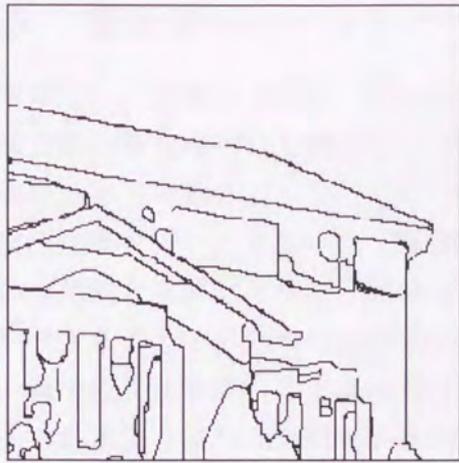


(c) Proposed method
without edge linking
(106)

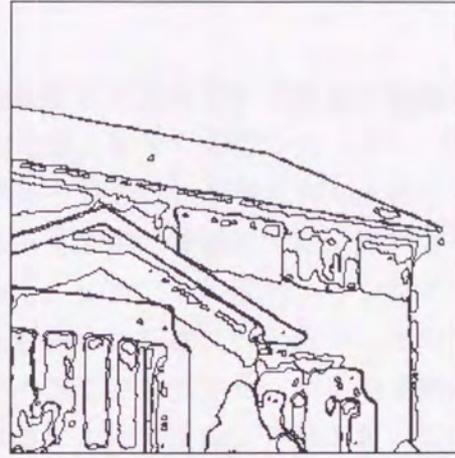


(d) Proposed method
with edge linking
(83)

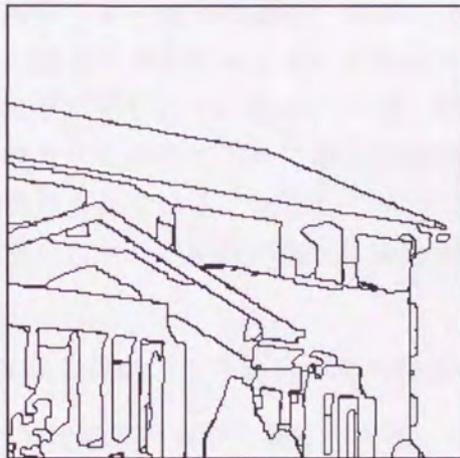
図 4.23: 結果画像 (Tapestry+10dB : (a) 従来の非等方的拡散法 (b) メディアンフィルタ (5x5) (c) 提案手法 (エッジリンクングが無い場合) (d) 提案手法 (エッジリンクングがある場合))



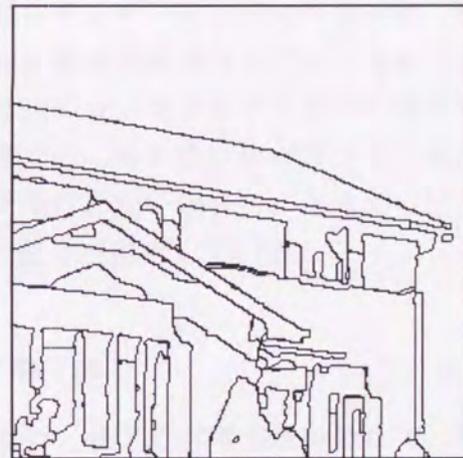
(a) Normal anisotropic diffusion
(133)



(b) Median filter (5x5)
(561)



(c) Proposed method
without edge linking
(137)



(d) Proposed method
with edge linking
(143)

図 4.24: 結果画像 (Home+10dB : (a) 従来の非等方的拡散法 (b) メディアンフィルタ (5x5) (c) 提案手法 (エッジリンクングが無い場合) (d) 提案手法 (エッジリンクングがある場合))

4.5 まとめ

本章では、境界エッジリンクングと非等方的拡散法を組み合わせた自然画像の領域分割の新たな手法を提案し、その理論的な背景といくつかのシミュレーション実験結果と考察を行った。ここで用いた境界エッジとは、画像に何らかのエッジ検出処理を行い、そのエッジ情報を従来のように画素に格納せずに、画素と画素の仮想的な境界ピクセルに格納するものである。また、この境界エッジをリンクングすることで、非等方的拡散法の拡散停止が極めて正確に行われる。この結果、領域成長法を実行する前に存在する画像中の不必要なディテールが効果的に除去されるようになり、我々が提案している手法によって正確に自然画像の領域分割が行われることが実証された。

いくつか行った自然画像を用いたシミュレーション結果をまとめると次のようになる。

雑音のない自然画像に対する評価

雑音のない画像の場合、従来の非等方的拡散法やメディアンフィルタでは、領域の過度の統合やエッジの複線化を引き起こす小領域の発生などが生じ良好な分割結果が得られていない。一方、提案手法では、エッジリンクングを行い改良型非等方的拡散法によって領域分割を行った結果では、他手法に比べ良好な分割結果が得られている。ただし、エッジリンクングを行わない場合は、そのエッジの欠損から生じる拡散の漏れによる領域の過度の統合が発生している。

SN比の高いガウス雑音のある自然画像に対する評価

SN比の高いガウス雑音を付加した画像の場合は、従来の非等方的拡散法で、雑音による影響で拡散の漏れが顕著となり、本来領域として統合されないはずの領域統合が発生し、領域分割が良好に行われないう傾向が見られた。また、メディアンフィルタでは、エッジの複線化が顕著となり、エッジラインの間に小領域が発生する現象が多く見られた。提案手法では雑音のない場合とほぼ同程度の領域分割結果が得られ、改良型非等方的拡散法による雑音の除去がスムーズに行われ、雑音の影響を低減できた。この場合もエッジリンクング処理の効果が高く、リンクングしない場合に比べ、リンクング処理を行った方が領域の過度の統合を最小限に抑えることができた。

SN 比の低いガウス雑音のある自然画像に対する評価

SN 比の低いガウス雑音を付加した画像の場合は、従来の非等方的拡散法では、高コントラストの雑音の影響が顕著に現れ、良好な領域分割結果が得られなかった。メディアン法もガウス雑音の除去には不向きで雑音自体の除去が効果的に行われないうえに領域分割結果にも悪い影響を与えている。提案手法は、領域分割結果は本来の領域の境界線をうまくトレースしているが、エッジラインの乱れがやや生じる傾向が見られた。これは、エッジリンクングにより補正されなかったエッジの欠損部分から拡散の漏れが生じたものと考えられる。このように大きな雑音がある場合、最初の零交差法による境界エッジの抽出が正しく行われず、大きな雑音が生成した偽のエッジラインとリンクングされる可能性がある。ただし、境界エッジによってある程度拡散の停止が行われるので、提案手法は雑音のレベルによらず安定した領域分割結果が得られる手法であると考えられる。しかしながら、さらに安定した領域分割結果を得るために、SN 比が低い場合は境界エッジ抽出手法を変更するなどの対応が必要となる。

顕在化した問題

SN 比が低い雑音が付加された画像の場合に、境界エッジの抽出で使用する零交差法によるエッジ抽出の精度が極めて低下し、それによってエッジリンクングの精度が低下する問題が残されている。これは、SN 比が低いために境界エッジの抽出の閾値を一定程度高く設定せざるをえず、本来のエッジをも抽出の対象としなくなる。それによってエッジのリンクングが行えず、非等方的拡散法の欠点である拡散の漏れが多数発生してしまう。つまりは、最初の零交差法のパラメータの設定を如何に最適に行うかの問題に帰着する。あるいは、境界エッジ抽出のために他のエッジ抽出手法を検討するなどの対応が必要である。

また、エッジリンクング手法は、SN 比が高い雑音のある画像に対しては、極めて良好で安定した領域分割結果が得られる手法と言える。しかしながら、提案手法は、エッジリンクングのアルゴリズムが非常に複雑であり、また、境界エッジの導入のためのメモリ空間を通常の4倍必要とする。アルゴリズムにおいては、効率の良いアルゴリズム、メモリ空間を最適に使用するアルゴリズムが理想とされており、この点に関しては、残念ながら提案手法は、効率の良いアルゴリズムとは言えず、何らかのアルゴリズムの改良が必要と考えられる。

第5章 動的モルフォロジーと非等方的拡散の組み合わせによる画像の領域分割

5.1 はじめに

前章では、非等方的拡散法と境界エッジリンクを組み合わせた領域分割手法によって自然画像に対して良好な分割結果を得ることができることを実証した。前章のアプローチでは、非等方的拡散法を行う前に、非等方的拡散法の欠点であるエッジ欠損を起因とする拡散の漏れを極力抑えるために、入力画像のエッジ情報を拡散の進行の目安に用いた。さらにエッジを従来のように画素に格納するのではなく、境界エッジと言う仮想的な画素に格納し、境界エッジの両側で明確な濃度差を付ける事で、不安定なエッジ画素を無くし安定した非等方的拡散法が行えるようにし、さらにこの境界エッジを方向性ポテンシャル関数を使いリンクを行い、境界エッジの欠損を無くし拡散の漏れを抑えることが可能となった。このアプローチでは、エッジ近傍の雑音の状態に関わらず境界エッジを強制的に適用した。つまりは、エッジ近傍の雑音の有無に関係なく非等方的拡散法を適用したが、この場合最初のエッジの確定に使用するエッジ検出手法の良否がそれ以後の処理の精度に影響を及ぼす問題点が残っている。

一方、これとは別のアプローチとして、エッジリンクなどを行わず、エッジ欠損を引き起こすエッジ近傍の雑音除去を主として行い、非等方的拡散法で発生するエラーを低減しようとする試みがある。このアプローチは、エッジ近傍の雑音の除去を、それに選択的に作用するエッジ保存平滑化手法で行った後、通常非等方的拡散法を適用するもので、如何に効果的なエッジ保存平滑化を選択できるか、また、エッジ近傍に極めて選択的に作用し、エッジラインを滑らかに保持できるかに依存する。エッジ保存平滑化手法としては、非等方的拡散法もその一つであるが、エッジ近傍の雑音を選択的に除去するものではなく、よりエッジ近傍に選択的に効果ある平滑化と組み合わせる事によって、極めて良好な領域分割の前処理画像が得られると考えられる。

このエッジ近傍の雑音除去に効果的な手法としては、モルフォロジーフィルタが挙げられる [53][54]. モルフォロジーフィルタは、最小・最大化法とも呼ばれ、膨張と収縮の繰り返しにより、画像中の雑音を除去する方法であり、構造要素の形状を適切に選択すれば、画像の微細構造を保持したまま雑音のみを除去できたり、エッジ近傍の雑音の除去に優れた手法として知られている [55].

このモルフォロジーフィルタと非等方的拡散法の組み合わせが、エッジ保存平滑化手法として従来手法より良好な結果をもたらすことを報告したのが Segall らである [42]. 彼らは正方形型構造要素を持つモルフォロジーフィルタとの組み合わせにより非等方的拡散法の改良を行い、非等方手拡散の欠点である拡散の漏れを防ぎ、エッジ近傍の雑音除去に一定程度効果があることを示した. しかしながら、Segall らの手法には、雑音以外の微細な特徴をも必要以上に除去してしまう正方形型構造要素を用いたモルフォロジーフィルタの欠点が残されており、さらに何らかの改良が必要であるとの結論が得られている. また、彼らの手法が画像の領域分割の前処理として有効であるかどうかの検証もまだ行われておらず、画像の領域分割に有効な位置手法としてこの手法が認知される可能性は大いに残されている.

そこで本研究では、Segall らの手法の欠点を解消するために、新たに、動的に構造要素を選択するモルフォロジーフィルタと非等方的拡散法を組み合わせた手法を考案し、領域成長法による自然画像の領域分割に適用した [56][57]. 提案手法では、画像の局所的な特徴に応じて最適な構造要素を選択するので、雑音と区別がつかないようなエッジ近傍の微細な小特徴を残しつつ、雑音のみを除去することができる. また、モルフォロジー処理後の画像を非等方的拡散法を行うためのパラメータに用いるので、非等方的拡散法の欠点であるエッジの強調やエッジ欠損による拡散の漏れなどの発生を抑えた領域分割のための最適な前処理画像を得ることができる.

本章では、まず初めにモルフォロジーの概念を説明し、さらに Segall らの手法と異なる、動的に構造要素を選択し非等方的拡散法と組み合わせる手法の提案をする. 最後にいくつかの自然画像を使ったシミュレーションにより、本提案手法の検証を行う.

5.2 モルフォロジーの概念

モルフォロジーは、日本語では数理形態学と訳し、stereology の訳語と同一なものとして解釈されている. モルフォロジーの概念は、1960 年代後半にフランス人 G.Matheron や J.Serra らによる鉱石の顕微鏡写真の解析手段として考えられたもので、当初は主としてテクスチャ解析の手段として応用された. 近年では、デジ

タル画像処理の分野でも数学的裏付けとともに体系化された領域として認知されつつある [53]. モルフォロジーは一般的に処理対象画像と構造要素との間の集合演算で定義されるが, 構造要素の選び方により演算結果が変わり, 処理目的に適した構造要素を設計できれば, 通常の画像処理よりも効果的な処理手法が実現できるとされている. 構造要素と処理の仕方によって, 平滑化, エッジ検出, スケーリング, スケルトン, フーリエスペクトルと類似のパターンスペクトル導出など, 現在良く知られている画像処理の基本的な処理が実現可能とされている. 本論文では, このうち, 平滑化, 特に画像中のエッジ近傍のパルス性雑音の除去に効果があるとされている close-opening, open-closing フィルタについて説明する.

5.2.1 モルフォロジーの基本演算

モルフォロジーは一般的には N 次元空間における集合論として展開されるが, 実用上は 2 次元, すなわち画像への適用が主となる. また, 画像でも濃淡画像への適用も, もちろん可能であるが, まずは理論の展開のために, 画像を 2 値画像に限定し説明する.

最初に, 説明の前提となる変数を定めておく. A を 2 次元空間における集合とし, a を A に属する要素とする. ここでの要素とは, 2 次元空間内の集合 A を構成する座標点を意味し, すなわち, a は原点からのベクトルである. 2 値画像においては, 背景を構成する画素値は 0 で, その上に描かれた図形 A を構成する画素値は 1 となる. 図 5.1 は, 黒点が画素値 1 を持つ要素であり, その集合が A となる.

モルフォロジーの演算は以下に示すミンコフスキー和とミンコフスキー差が基本となり, これらの組み合わせで種々のモルフォロジー演算が構成される. ここでは, まず, ミンコフスキー和とミンコフスキー差の基本演算について説明する.

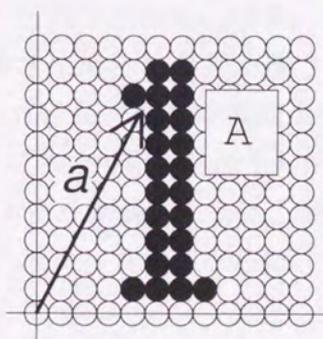


図 5.1: 集合 A と要素 a

ミンコフスキー和

2つの集合 A と B があるとき、それぞれの集合の要素 a と b の和 $(a + b)$ を考え、各要素の全ての組み合わせからできる集合のことをミンコフスキー和という。すなわち、 $a \in A, b \in B$ とするとき、 $z = a + b$ は一つの新しいベクトルとなる。 a と b がそれぞれ A と B の要素であるから、その全ての組み合わせからできる格子点は一つの集合を形成する。式で示すと

$$A \oplus B = \{z \in E : z = a + b, a \in A, b \in B\} \quad (5.1)$$

ここで \oplus がミンコフスキー和演算子を意味する。また、 E は一般に N 次元のユークリッド空間を意味するが、実用上は2次元空間と考える。集合 A を処理対象の図形とすれば、式(5.1)に基く演算結果は集合 B の形状によって変化する。ここで、集合 A に対して演算に用いる集合 B を構造要素と呼び、この構造要素の形状をどのように選び、また、どのような演算を組み合わせるかによってモルフォロジーの特徴のある処理が可能となる。

式(5.1)の別表現は、

$$(A)_b = \{z \in E : z = a + b, a \in A\} \quad (5.2)$$

となる。つまり、 $(A)_b$ は、 A の要素がすべて b だけ平行移動したものからなる集合である。すなわち、ミンコフスキー和は

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b \quad (5.3)$$

または、

$$A \oplus B = \bigcup_{a \in A} (B)_a \quad (5.4)$$

のように A と B を入れ替えても同じである。結局、ミンコフスキー和は、「構造要素 B の原点を図形 A 内で移動させたときに B が覆うことのできる領域」と定義付けられる。図5.2(a)は、集合 A は長方形の内部に半径 R の穴が開いており、これと(b)の円盤 B によるミンコフスキー和を求めると図5.2のようになる。この図では、外形の長方形は穴の半径 r だけ膨張し、また、長方形内部の穴の半径も r だけ減少し、 $(R - r)$ の円になる。また、 $R \leq r$ ならば、穴はふさがることになる。

ミンコフスキー差

ミンコフスキー和が平行移動 $(A)_b$ の和集合であったのに対し、ミンコフスキー差は $(A)_b$ の積集合となる。その定義は次のようになる。

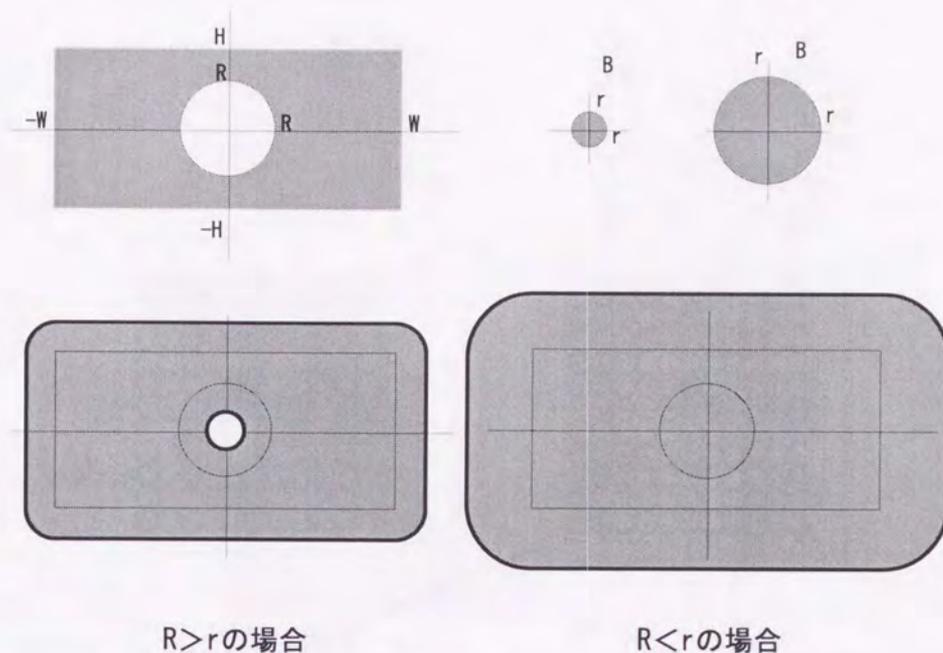


図 5.2: 穴のある図形 A と円盤 B のミンコフスキー和

A の B によるミンコフスキー差とは、集合 B のすべての要素 \mathbf{b} に対して、 $(\mathbf{x} - \mathbf{b})$ が A の要素となるような \mathbf{x} の作る集合である。すなわち、

$$A \ominus B = \{z \in E : \mathbf{x} - \mathbf{b} \in A, \mathbf{b} \in B\} \quad (5.5)$$

ここで、 \ominus はミンコフスキー差を意味する演算子である。式 (5.5) は、次のように表現できる。

$$A \ominus B = \bigcap_{\mathbf{b} \in B} (A)_{\mathbf{b}} \quad (5.6)$$

となり、これは、 A の B によるミンコフスキー差が、集合 A を B の要素 \mathbf{b} によって平行移動した集合の積集合に等しいことを表している。これを図で説明すると次のようになる。図 5.3 は、2つの集合 A と集合 B のミンコフスキー差であるが、集合 A を B によって平行移動した図形と集合 A との積集合をとると、空集合になることを示している。また、図 5.4 は、集合 A が、集合 B の半径 r の円盤に基いて平行移動した図形（図中では、図形 A の外周でのみ表現）と集合 A の共通部分がミンコフスキー差となることを表している。この共通部分は元の図形よりも内側に半径 r だけ削り取られた図形となる。

ミンコフスキー差は次のようにも表現される。集合 B を原点を中心に 180° 回転して得られる対称集合を B^S とする。つまり対称集合 B^S は、

$$B^S = \{-\mathbf{b} : \mathbf{b} \in B\} \quad (5.7)$$

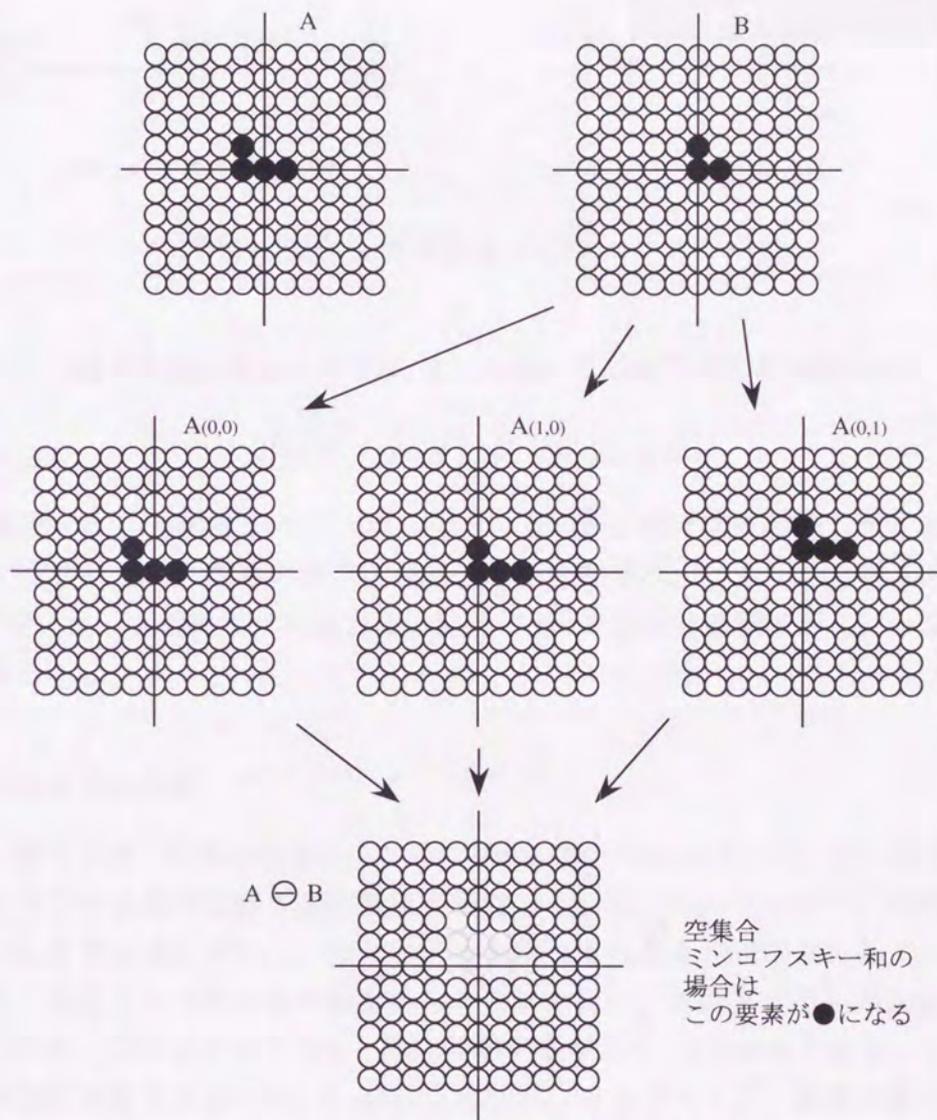


図 5.3: 2つの集合 A と B のミンコフスキー差

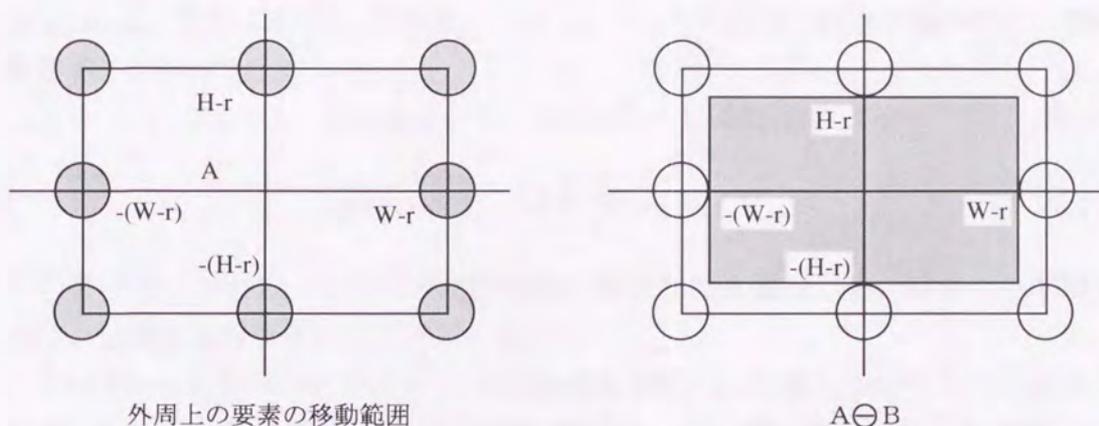


図 5.4: 集合 A と集合 B のミンコフスキー差

となり、この対称集合を使ってミンコフスキー差は次の式で定義される。

$$A \ominus B = \{-\mathbf{x} \in E : (B^S)_{\mathbf{x}} \subseteq A\} \quad (5.8)$$

この式は、 A と B のミンコフスキー差は、 B^S を \mathbf{x} だけ平行移動したとき、それが A に含まれるような \mathbf{x} の集合となることを意味する。つまり、図形 A の中に図形 B^S を入れ、 A の外にはみ出さない範囲で B^S を動かせる領域がミンコフスキー差になる。

dilation と erosion

これまでに述べた集合演算のミンコフスキー和とミンコフスキー差の原理が、モルフォロジー処理の重要な基本演算を構成している。モルフォロジー処理は、原画像である集合 A に対して、様々な形状を持つ集合 B を構造要素として、ミンコフスキー和とミンコフスキー差を組み合わせて行い、目的とする処理画像を得るものである。このミンコフスキー和に対応するものが、dilation であり、ミンコフスキー差に対応するものが、erosion と呼ばれ、モルフォロジー演算の基本演算となる。dilation は膨張またはずらし重ねと訳され、erosion は収縮または掻き取りと訳される。dilation, erosion は次のように定義される。

$$\text{dilation : } A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A)_b \quad (5.9)$$

$$\text{erosion : } A \ominus B = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b} \quad (5.10)$$

dilation は, (5.3) 式と同じである. ただし, これらの定義には別表現があり, 対称集合 B^S を用いて

$$\text{dilation : } A \oplus B^S = \bigcup_{b \in B} (A)_{-b} \quad (5.11)$$

$$\text{erosion : } A \ominus B^S = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b} \quad (5.12)$$

とも書ける. しかし, これらの演算結果においては本質的に違いはなく, 本論文では, 前者の表現を用いることにする.

この dilation を行うと小さな穴や凹部はふさがれ, 分離していたものが融合される. また, erosion によって狭い間隙は拡大し, 細い突起物は削られて消滅する. つまり dilation, erosion を画像に適用することによって, 構造要素よりも小さな凹凸を対象画像から取り除く効果がある. しかしながら, これらの処理は, dilation または erosion 単独で用いられることはほとんどない. 何故なら, dilation を行えば図形は拡大し, erosion を行うと図形は縮小し, どちらの処理も処理前後で画像サイズが基本的に変化するためである. そのため, 両者を組み合わせ, 画像サイズが変化しないような処理が必要となる.

5.2.2 opening と closing

dilation あるいは erosion 単独では, 画像サイズが処理前後で大きく変化する. そのため, これらの処理を交互に行うことによって, 画像サイズの変化を防ぐ方法が用いられる. それが opening と closing である.

opening

opening は, まず, erosion が行われ, 次に dilation を行って, 画像サイズを一定に保とうとする. それは次のように表現される. 集合 X の構造要素 B による opening を X_B で表すとき,

$$X_B = (X \ominus B) \oplus B \quad (5.13)$$

となる. 図 5.5 の右は, 処理対象画像 X に構造要素 B で opening を行った例であるが, 最初に B による erosion が施される. この例では, 構造要素 B より小さな突起は削られ, 間隙や穴は完全に広がる. さらにこの画像に対して構造要素 B で dilation を行うと, 画像全体が拡大し, 処理前の大きさに戻ることがわかる. ただし, 処理前に X に存在していた画像中の突起などは削り取られるが, 画像内部の穴などは元のままである. また, erosion で消滅した微小部分は dilation によって

も復元しない。このことは、opening 処理が、図形の外部に突き出した突起が削られて滑らかにする、孤立した微小領域を削除するなど、図形辺縁を内側から滑らかにする平滑化処理であることを表している。しかしながら、図形内部の穴や図形内部に深く切れこんだ入り江部分は残される。また図 5.5 の右は、処理対象画像 X に十字型構造要素 B で opening を行った例である。

closing

closing は、opening とは異なり、始めに dilation を行った後 erosion で画像のサイズを元に戻す。この closing は次のように表現できる。集合 X の構造要素 B による closing を X^B で表すとき、

$$X^B = (X \oplus B) \ominus B \quad (5.14)$$

となる。図 5.5 の左は、処理対象画像 X に正方形型構造要素 B で closing を行った例であるが、最初に B による dilation が施される。 X の外周はこの構造要素の分だけふくらみ、内部にある穴は小さくなったり、塞がって消滅する。また、狭い間隙は埋められる。さらにこの画像に対して構造要素 B で erosion を行うと、画像全体が縮小し、処理前の大きさに戻ることがわかる。ただし、dilation によって消滅した穴や入り江部分は erosion によっても復元しない。この図を見るとわかるように、closing 処理によっても、opening と同様、平滑化処理の効果があることを表しているが、opening とは、その効果が異なり、突起部分を削除することなしに、小さな穴などが塞がれる効果がある [58]。また図 5.6 の左は、処理対象画像 X に十字型構造要素 B で closing を行った例である。

5.2.3 close-opening と open-closing

正負のパルス性雑音の除去

前節で述べたように、erosion と dilation との組み合わせによる opening、さらに dilation と erosion との組み合わせによる closing は、どちらも、画像中のパルス上の雑音を除去できる平滑化処理の効果がある。ただし、両者のモルフォロジー演算では、その効果が異なることが明白である。opening では、構造要素よりも幅の狭い突起状のものは削り取られるが、入江のようなものは埋められることなく残る。つまり、正のパルス性雑音の除去には効果があるが、負のパルス性雑音は除去できない。一方、closing は、外側からの平滑化が行われるので、狭い入江は塞がれるが、外側の突起状のものは残り、opening と反対の性質を持っている。そこ

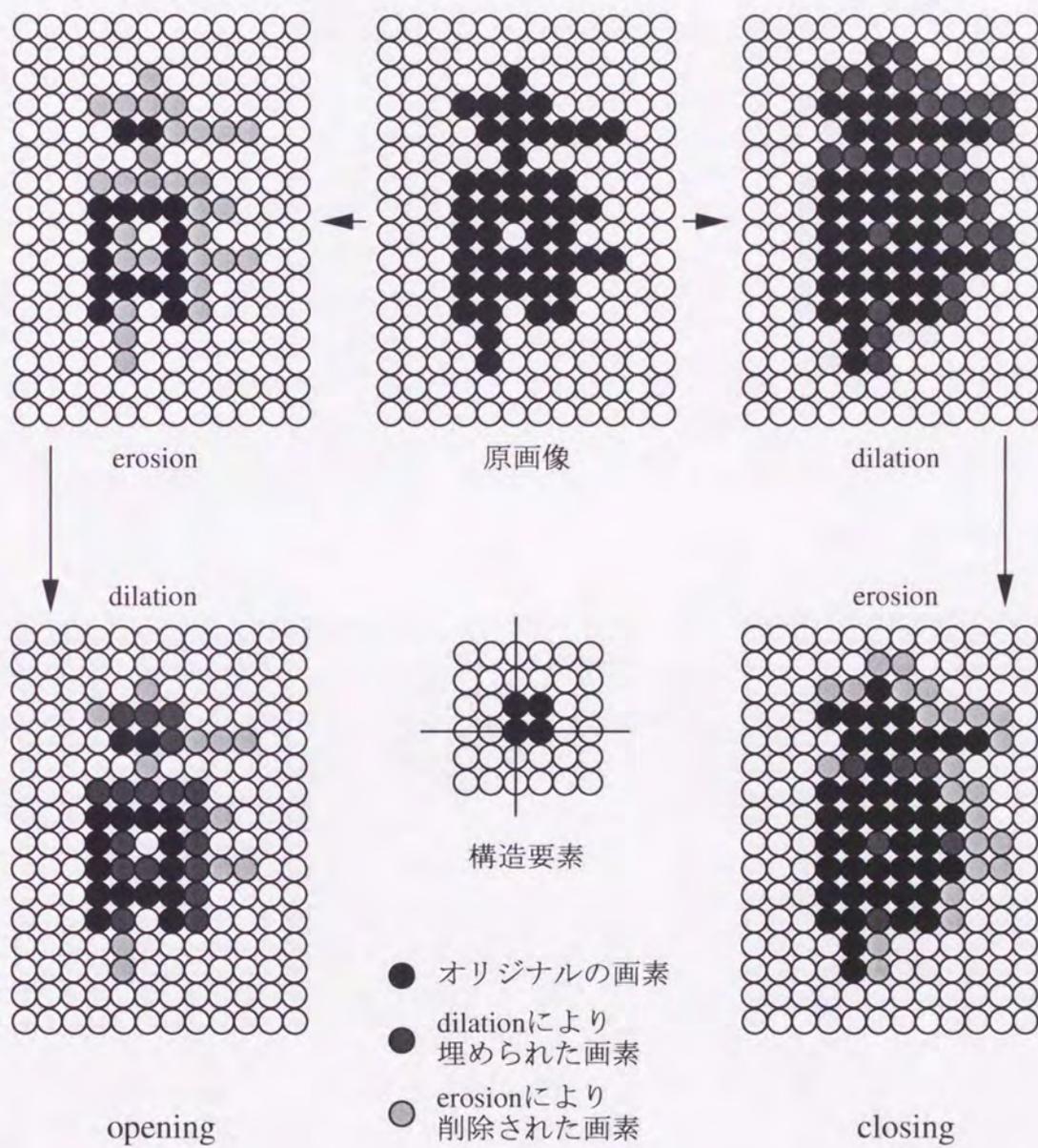


図 5.5: 正方形型構造要素による opening と closing の例

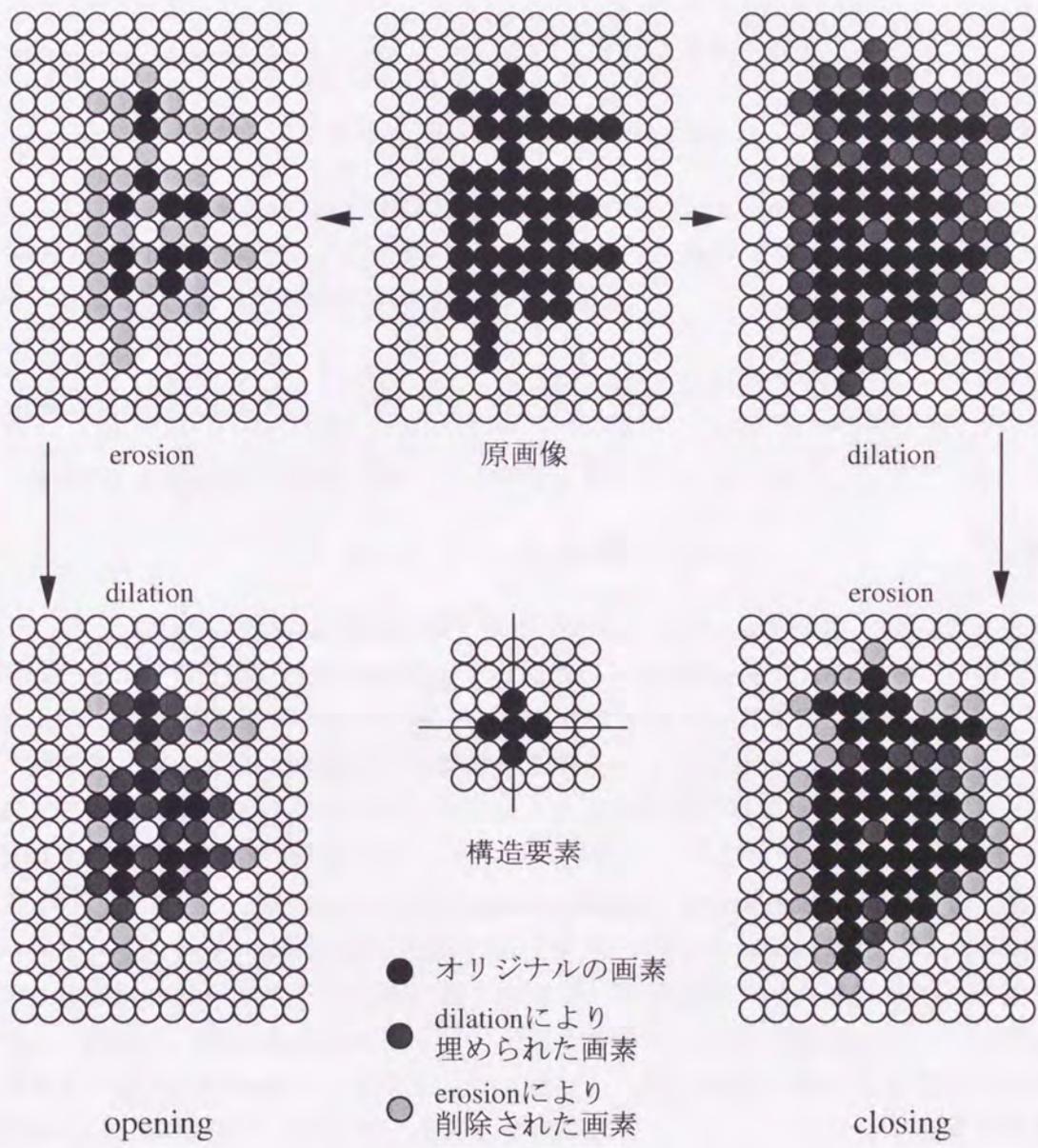


図 5.6: 十字型構造要素による opening と closing の例

で、さらにこの両者を組み合わせ、正負のパルス状の凹凸を平滑化する効果を持たせる手法が考案されている。それが、close-opening や open-closing である [59].

close-opening filter

closing と opening を組み合わせたもので、次式で与えられる。

$$X \bullet B = (((X \oplus B) \ominus B) \ominus B) \oplus B \quad (5.15)$$

ここで、 \bullet は close-opening 演算を表す記号である。close-opening は、CO filter とも呼ばれる。この処理は、closing を先に行うので、負のパルス状の凹部を塞いだ後、opening によって突起状の雑音を除去する。

open-closing filter

opening と closing を組み合わせたもので、次式で与えられる。

$$X \circ B = (((X \ominus B) \oplus B) \oplus B) \ominus B \quad (5.16)$$

ここで、 \circ は open-closing 演算を表す記号である。open-closing は、OC filter とも呼ばれる。こちらは、close-opening とは反対に、opening を先に行うので、突起状の正のパルス性雑音を除去した後、closing により負の凹部を塞ぐ働きをする。

図 5.7 と図 5.8 は、何種類かの濃度値を持つステップチャートに各々ガウス雑音とごま塩雑音をかけたもので、さらにそれらの平面プロファイルが図 5.11 と図 5.10 である。これらの画像に 3×3 のウィンドウサイズを持つ平均値フィルタ、メディアンフィルタ、opening, closing, open-closing, close-opening で処理した画像の平面プロファイルが図 5.11 と図 5.12 である。ガウス雑音に対しては、平均値フィルタはエッジのボケが顕著に見られるが、その他のフィルタはほとんど差がない。ただし、よく見るとメディアンでは、ややエッジが不鮮明になっているのに対し、close-opening では見られない。また、ごま塩雑音に対する各フィルタの効果では、平均値フィルタではほとんど効果がなく、メディアンフィルタの効果が極めて高いことがわかる。しかし、エッジ近傍のスパイク状雑音が所々に見られる。(c) や (d) の opening や closing だけでは、正負の雑音のどちらかは一方は除去できず、(e) や (f) の open-closing, close-opening で両方の性質の雑音が除去されていることがわかる。(b) のメディアンに比べ、(f) の close-opening フィルタの方が、エッジ近傍のスパイク状雑音が少なく抑えられている。

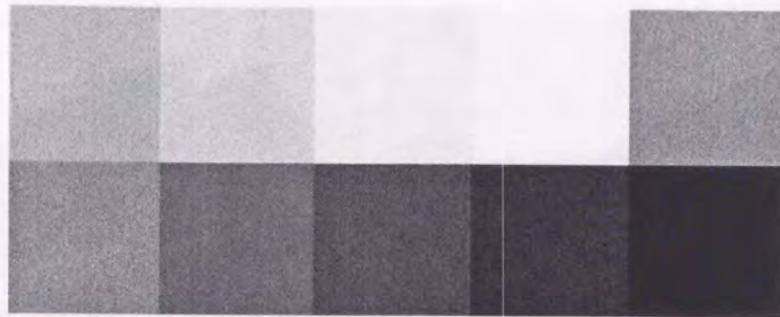


図 5.7: ガウス雑音を付加したステップチャート

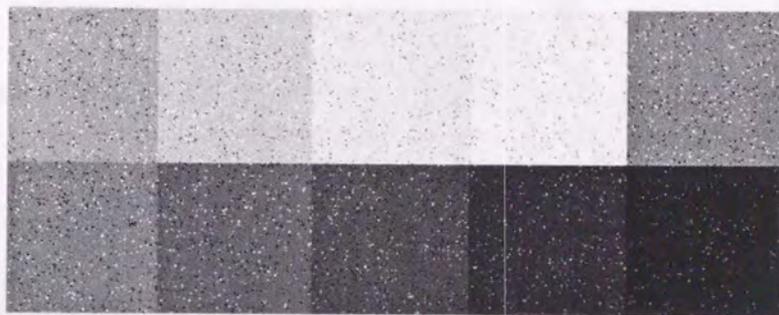


図 5.8: ごま塩雑音を付加したステップチャート

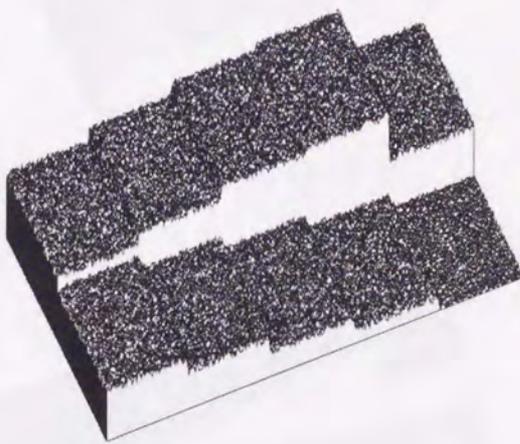


図 5.9: ガウス雑音

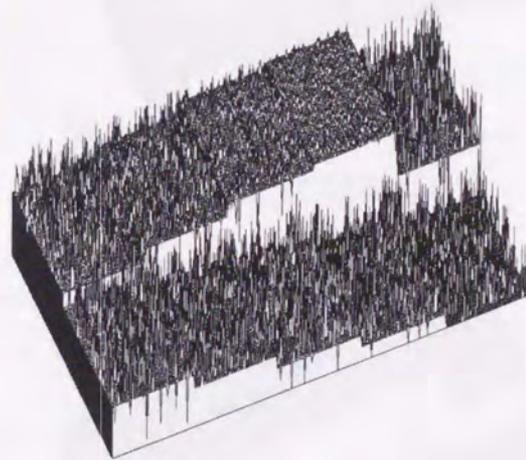
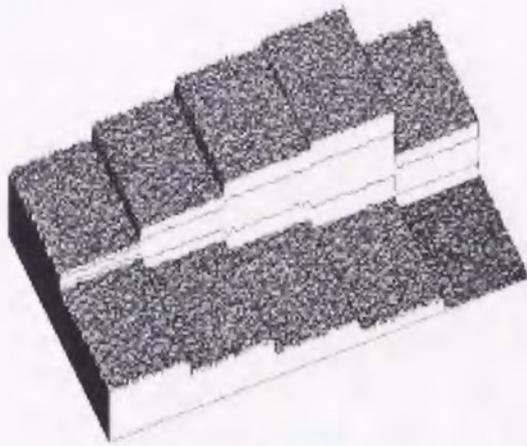


図 5.10: ごま塩雑音

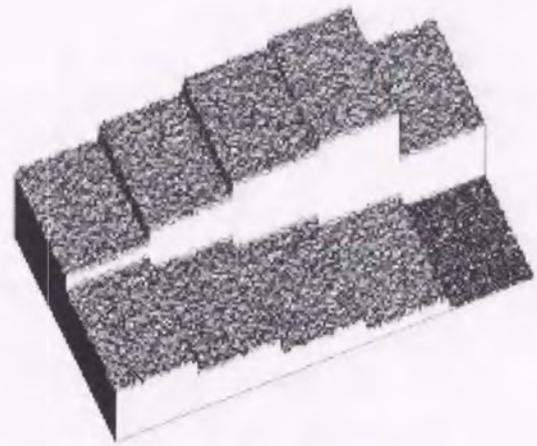
5.2.4 モルフォロジー演算の濃淡画像への展開

陰影の定義

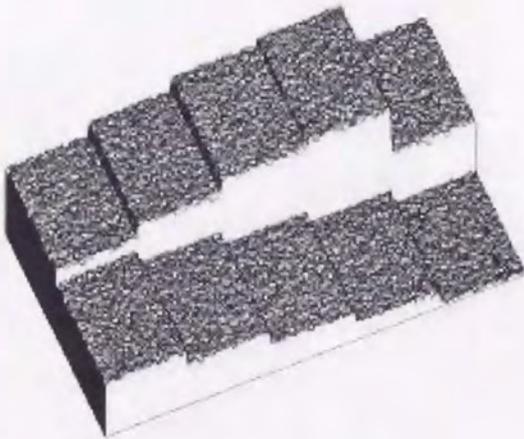
前節までは、2値画像に対するモルフォロジー演算について説明してきたが、濃淡画像のような多値を持つ集合に対しても適用可能である。この濃淡画像への



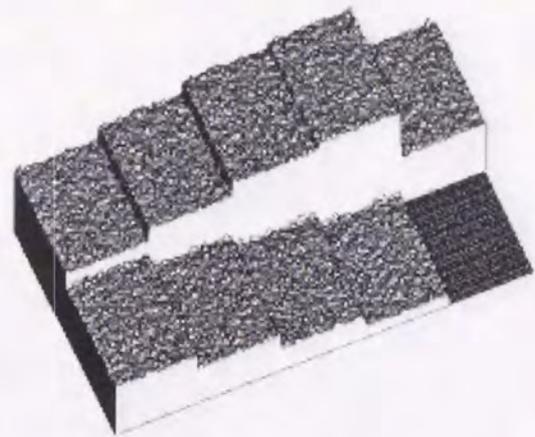
(a) AVERAGE(3×3)



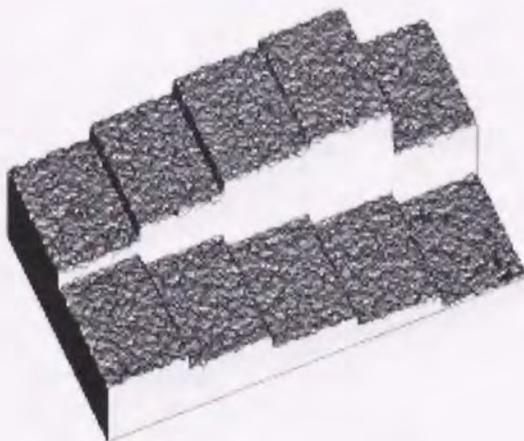
(b) MEDIAN(3×3)



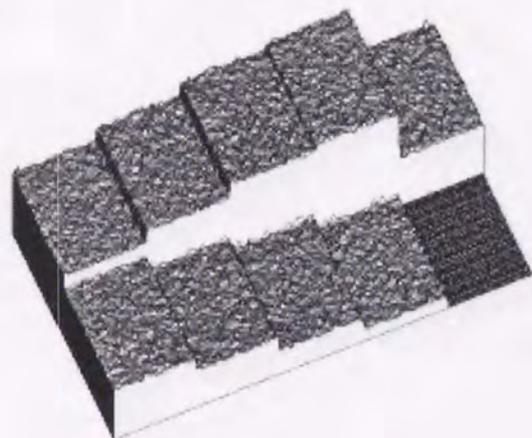
(c) OPENING(3×3)



(d) CLOSING(3×3)

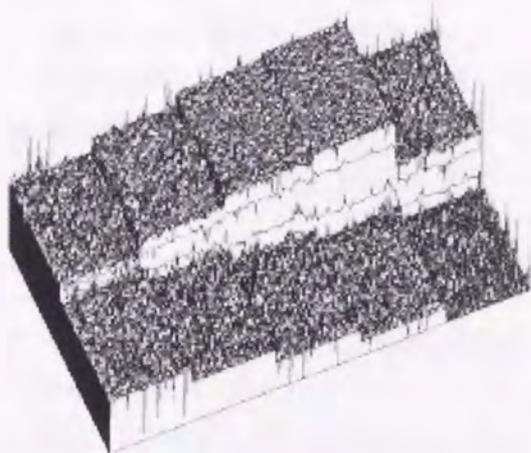


(e) OPEN-CLOSING(3×3)

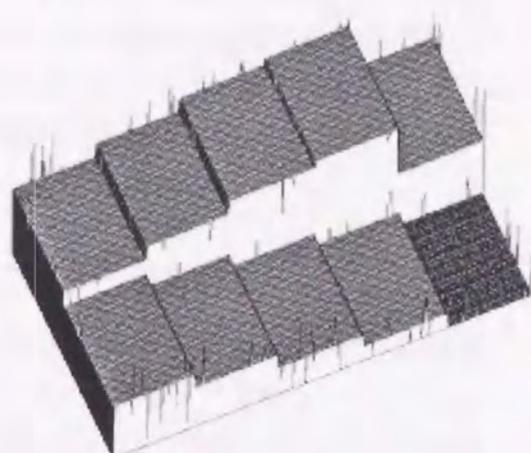


(f) CLOSE-OPENING(3×3)

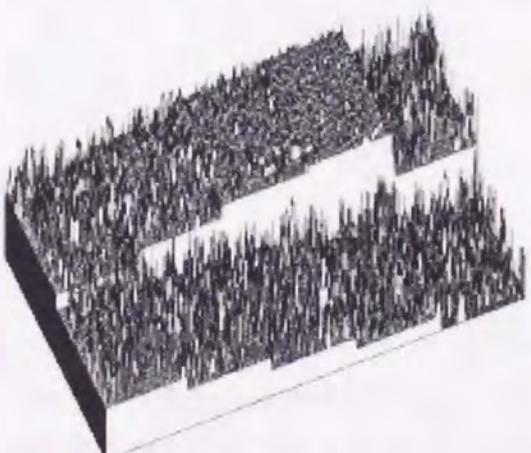
図 5.11: ガウス雑音に対する各フィルタの比較



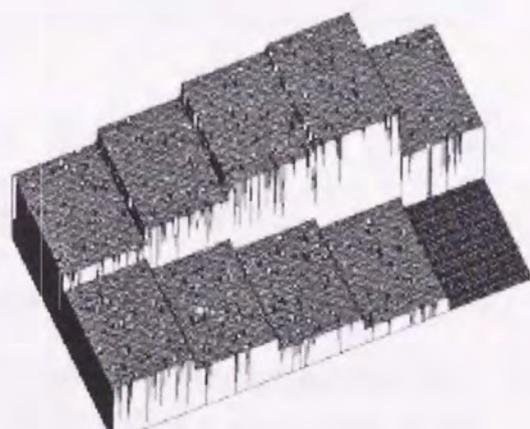
(a) AVERAGE(3×3)



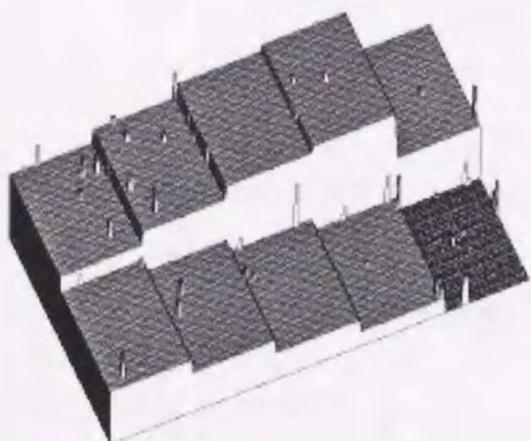
(b) MEDIAN(3×3)



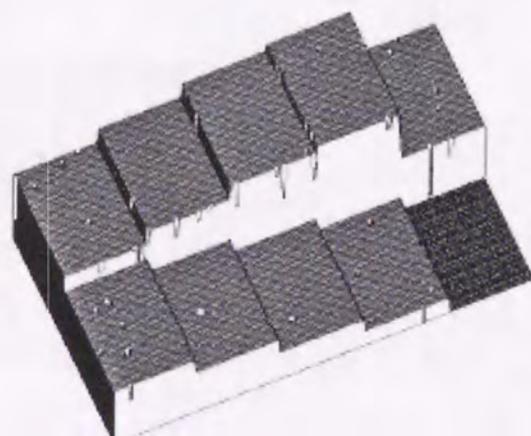
(c) OPENING(3×3)



(d) CLOSING(3×3)



(e) OPEN-CLOSING(3×3)



(f) CLOSE-OPENING(3×3)

図 5.12: ごま塩雑音に対する各フィルタの比較

展開には、陰影という概念を導入する。これにより、多値集合（画像）が2値集合（画像）へ変換され、2値集合について説明してきた演算が問題なく適用できる。

多値画像を2値画像へ変換するための陰影処理は次のように説明される。2次元画像は、通常関数 $f(x, y)$ で表される。この関数 $f(x, y)$ の陰影を $U[f]$ とすると、 $U[f]$ は3次元空間の部分集合をなし、次のように定義される。

$$U[f] = \{(x, y, z) \in R^3 : f(x, y) \geq z\} \quad (5.17)$$

この式は、2次元画像 $f(x, y)$ の陰影は、3次元空間において、 z 軸の値が関数値 $f(x, y)$ に等しいかそれより小さい値 ($-\infty$ までの値) の領域、すなわち、 $z \leq f(x, y)$ を満たす3次元空間の部分集合であることを表している。関数 f が1次元の関数の場合は、陰影 $U[f]$ は2次元空間における部分集合となる。一般的に、 \mathbf{x} を n 次元ベクトルとすると、 n 次元空間で定義される画像 $f(\mathbf{x})$ の陰影は、 $(n+1)$ 空間で表現され、 n 次元が空間座標を表し、 $(n+1)$ 次元目の軸が濃淡値を表す軸と考えられる。このときの陰影は、次のようになる。

$$U[f] = \{(\mathbf{x}, z) \in R^n \times R : f(\mathbf{x}) \geq z\} \quad (5.18)$$

また、この陰影から元の関数を導出する式も次の式で表される。

$$f(\mathbf{x}) = \max \{y \in R : (\mathbf{x}, y) \in U[f]\} \quad (5.19)$$

つまり2次元の元画像 f は、陰影の3次元空間の集合の z 軸方向の最大値となり、それを表面と呼ぶ。図 5.13 に2次元集合とその表面の関係を示した。式 (5.19) は関数 f の陰影集合の表面が元の関数 f を与えることを表している。さらにこれを別な式で表現すると

$$f(\mathbf{x}) = T[U[f]] \quad (5.20)$$

ここで、 T は表面変換を表す記号とし、 $T[U]$ は集合 U の表面を意味する。

濃淡画像におけるミンコフスキー和とミンコフスキー差

モルフォロジーの基本演算はミンコフスキー和とミンコフスキー差であることは、前節までに述べたが、濃淡画像についてもこの二つの演算が基本となる。二つの関数 f と g のミンコフスキー和はそれぞれの陰影同士のミンコフスキー和を用いて次のように定義される。

$$f \oplus g = T[U[f] \oplus U[g]] \quad (5.21)$$

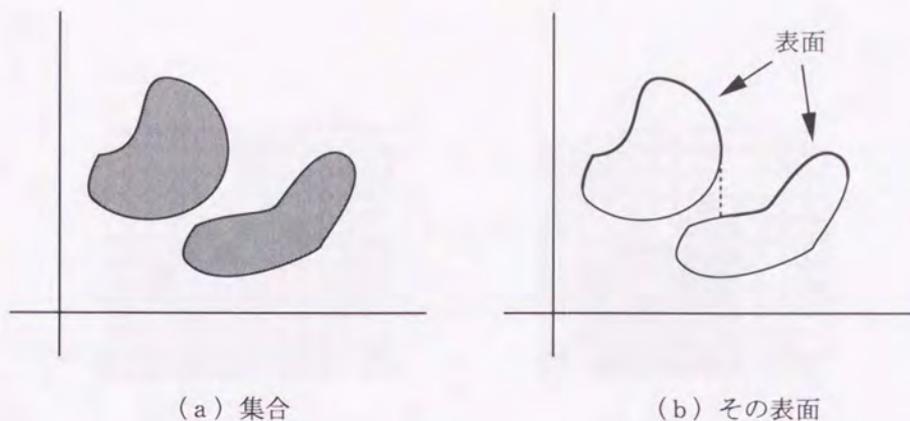


図 5.13: 2次元集合とその表面

この式は、陰影集合同士のミンコフスキー和をまず求め、その結果得られる集合の表面が関数 f と g のミンコフスキー和の関数値となることを意味している。さらにこの式は次のように表現できる。

$$[f \oplus g](x) = \max_{\substack{x-u \in F \\ u \in G}} \{f(x-u) + g(u)\} \quad (5.22)$$

ここで、 F と G はそれぞれ関数 f と g の定義域を意味する。この式の意味は、座標 x に関数 $g(x)$ の原点を重ね、そこを中心として互いに逆方向に $-u$ と u だけ離れた関数値 $f(x-u)$ と $g(u)$ との和をとる。関数の g の定義域に入る範囲の $u \in G$ について、その和の最大値を求め、それを $[f \oplus g](x)$ の値とする。また、図 5.14 は濃淡画像に濃淡構造要素を用いてミンコフスキー和を用いた場合を表している。最終的な出力結果は、得られた陰影の集合の表面である。

一方、ミンコフスキー差の表現は、同じく陰影を用いて表現できる。

$$f \ominus g = T[U[f] \ominus U[g]] \quad (5.23)$$

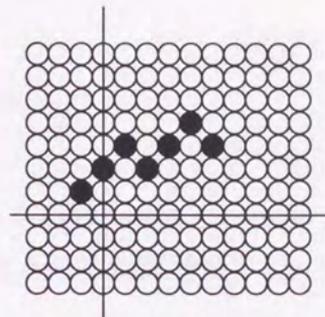
さらにこの式は、

$$[f \ominus g](x) = \min_{\substack{u \in G \\ x+u \in F}} \{f(x+u) - g(u)\} \quad (5.24)$$

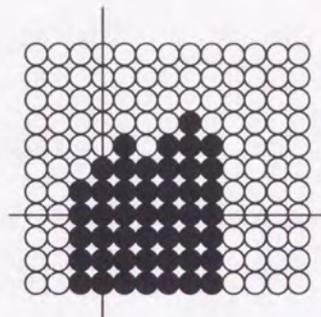
と表現可能である。ミンコフスキー和の式と異なり、この式は関数値 $f(x-u)$ と $g(u)$ の差をとり、これらの組み合わせの中の最小値を探し、それを $[f \ominus g]$ の値とするものである。

濃淡画像における opening と closing

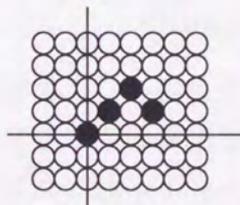
濃淡画像におけるミンコフスキー和とミンコフスキー差の定義式から、濃淡画像における dilation と erosion が表現できるが、これも 2 値画像の場合と同じく、



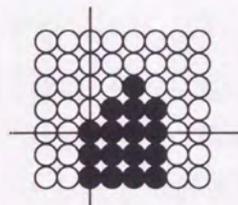
(a) 関数 f



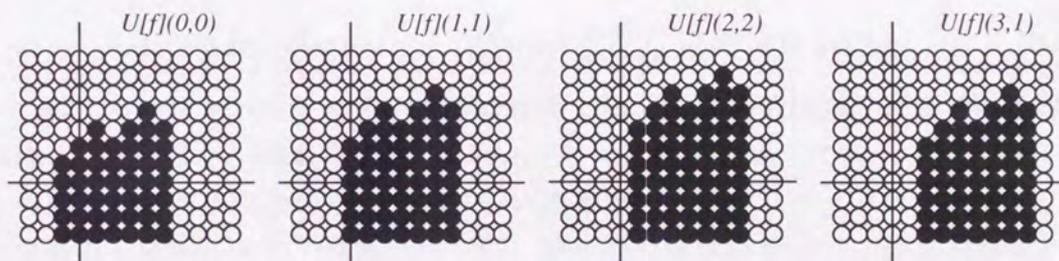
(b) 関数 f の陰影



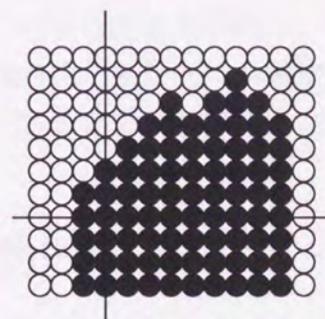
(c) 関数 g



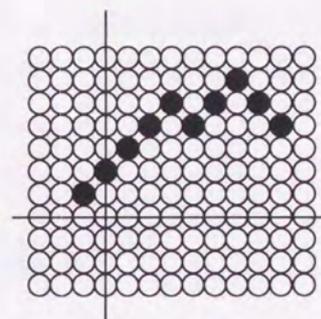
(d) 関数 g の陰影



(e) 陰影 $U[f]$ の平行移動



(f) 陰影どうしのミンコフスキー和



(g) 図 (f) の表面

図 5.14: 濃淡画像のミンコフスキー和

dilation がミンコフスキー和に対応し、erosion がミンコフスキー差に対応している。つまり dilation は、

$$f \oplus g = T[U[f] \oplus U[g]] \quad (5.25)$$

また、erosion は、

$$f \ominus g = T[U[f] \ominus U[g]] \quad (5.26)$$

さらに、これらの dilation と erosion の式から、濃淡画像における opening と closing は、2 値画像と同様の表現が可能である。

$$\text{opening: } f_g = (f \ominus g) \oplus g \quad (5.27)$$

$$\text{closing: } f^g = (f \oplus g) \ominus g \quad (5.28)$$

これらの式は、対象となる画像が 2 値画像である集合 A から濃淡画像である 2 次元関数 f に代わり、さらに構造要素 B が同じく濃淡値を持つ構造関数 g に変わっただけである。また、close-opening, open-closing も以下の表現に完結される。

$$\text{close - opening: } f \bullet g = (((f \oplus g) \ominus g) \ominus g) \oplus g \quad (5.29)$$

$$\text{open - closing: } f \circ g = (((f \ominus g) \oplus g) \oplus g) \ominus g \quad (5.30)$$

一般にモルフォロジーを用いた画像処理では、対象画像は濃淡画像である場合がほとんどであるが、構造関数は、2 値のままの構造要素として論じる場合が多い。その理由は、濃淡画像のモルフォロジー演算では、前述したように対象画像、構造関数とも陰影を求め、演算を行うが、最終的な演算結果にはその表面関数を算出する。つまり、このことは、構造要素の各要素値が演算結果に反映されにくく、むしろ、構造要素の形状により演算結果が左右されやすいことを意味する。また、アルゴリズムが複雑化する割には、演算結果への効果が直接的に反映されないため、最近の傾向は、2 値を持つ構造要素の形状や、構造要素を何らかの手法で変化させるなど手法を用いる例が多いとされる。

5.3 動的モルフォロジーフィルタ

5.3.1 最適な構造要素の選択

前節までは、一般的なモルフォロジー理論の説明をしてきたが、この節に於いては、対象画像に合わせて、目的とする画像処理を行うための最適な構造要素を如何に選択するかについて論じる。本研究では、領域成長法による領域分割を行う際、領域の境界を表すエッジ近傍の雑音が、領域分割の大きな妨げになること

を示してきた。特に、優れたエッジ保存平滑化の一つである非等方的拡散法を用いても、エッジ近傍の雑音のみを効果的に除去することは難しく、エッジ近傍の雑音を起因とするエッジの欠損が、拡散の漏れなどの欠点を引き起こし、そのままでは、領域成長法の前処理としては不十分である。そこで、非等方的拡散法の欠点を補うためには、第4章で示したエッジ欠損を補正するための境界エッジリンクング手法を用いるか、エッジ近傍の雑音除去を主な対象にした平滑化手法を非等方的拡散法と組み合わせる方法が考えられる。

モルフォロジーは、このエッジ近傍の雑音除去には極めて有効な手法の一つであり、本研究の目的に合致した手法と考えられる。しかしながら、モルフォロジーフィルタは、対象画像に応じて構造要素の形状をどのように選択するかが重要とされる。前節で述べたように、構造要素の形状によっては、エッジのみを抽出するエッジ検出フィルタになったり、また、極端なローパスフィルタとして、必要以上に雑音除去が進行し、必要なエッジが保持されない状況をもたらしてしまう。そのため、エッジ近傍に存在する雑音を最適に除去するような構造要素の選択が要求される。ただし、領域境界のエッジ近傍の雑音除去に効果があるモルフォロジーフィルタやその構造要素が、必ずしも領域内部の雑音除去に効果があるとは限らないため、エッジ近傍の雑音除去にのみ構造要素設計の最適化を行うと、エッジ近傍以外の領域内部の雑音除去も行われないう可能性が高い。そこで、構造要素の形状をいろいろ工夫するなどの報告もいくつかされている [60][61]。本研究では、構造要素を動的に変化させる方法を考案し、その効果を検証した。

5.3.2 構造要素形状による平滑化の性質

構造要素そのものを濃淡画像として、濃淡原画像と演算を行い、処理画像を得る手法は、5.2.4 で述べたように、アルゴリズムの複雑化の割には、特筆すべき結果が得られない。そこで、本研究では、構造要素を2値画像とし、その形状によって、雑音を含む原画像にどのような平滑化の効果があるかを検証した。前提となるモルフォロジー演算としては、close-opening フィルタを用い、closing, opening とともに構造要素の形状は変化させないこととした。5.2.3 で述べたように、この close-opening フィルタによって、正負雑音を除去することが可能である。また、構造要素の形状は、正方形型構造要素並びに直線型構造要素について検証した。構造要素の形状はこれ以外に複雑な形状が何通りも考え得る。しかしながら、本研究では、雑音除去が目的であるので、上記2種類の形状を採用した。

正方形型構造要素による平滑化の効果

正方形型構造要素は、図 5.15 の左上に示すように非常に基本的な構造要素形状を持つ。 $N \times N$ の大きさを持つ正方形型をしており、単純平均フィルタやメディアンフィルタと同じ形状である [62]。構造要素の大きさ N の値は、通常 2~7 などの数値が選ばれるが、単純平均フィルタと同じく、 N の値が大きくなればなるほど、closing で最初に行われる dilation による膨張の効果が高くなり、正の（突起状の）パルス性雑音や領域内部の穴などが削除されるが、元の微細な構造が失われる可能性が高い。また、dilation によって失われた穴や入り江などは、erosion では回復できない。また、同様に N が大きくなると、opening では、erosion が先に行われるので、入り江形状の拡大が大きくなり、雑音ではない本来の形状を持つ幅のない突起状の構造は失われ、dilation によっても復活しない。以上のことを考えると、構造要素の大きさは、除去したい雑音の大きさやエッジの凹凸の深さや高さを考慮して決定しなければならない。エッジ近傍の雑音であれば、画像の解像度にもよるが、雑音の大きさが 1, 2 画素程度と考えられるので、 N は、2 程度、雑音がある程度の大きさを有している場合は、2~3 程度がよいと考えられる。このパラメータは、実験により定める必要がある。

正方形型構造要素による平滑化では、その効果は極めて明確である。この構造要素を用いて close-opening を実施した場合には、dilation, erosion 演算が、構造要素の原点に対して全方向に対して行われるので、方向性を持たない膨張、収縮が繰り返される。そのため、画像中に存在する明確なエッジの方向に無関係に正負の形状の雑音または微細構造の削除、統合が行われる。このため、画像のおおまかな形状は保持されるが、微細な構造は多くの場合失われる。ただし、エッジから離れた領域内部の孤立点や穴などのパルス性雑音の典型的な雑音は、ほとんど除去することができる。つまり、正方形型構造要素によるモルフォロジー平滑化では、領域内部の平滑化に効果があることがわかる。

図 5.15 は、 3×3 の大きさを持つ正方形型構造要素を用いて、close-opening フィルタを施した場合のシミュレーションである。この画像はエッジ近傍にエッジラインを乱す雑音やエッジの形状が多少複雑な画像を想定している。正方形型構造要素の場合は、領域内部の穴形状の雑音（負の雑音）は効果的に除去されているが、雑音の影響を受けてやや不鮮明になっていたエッジから伸びる微細な構造は完全に失われている。

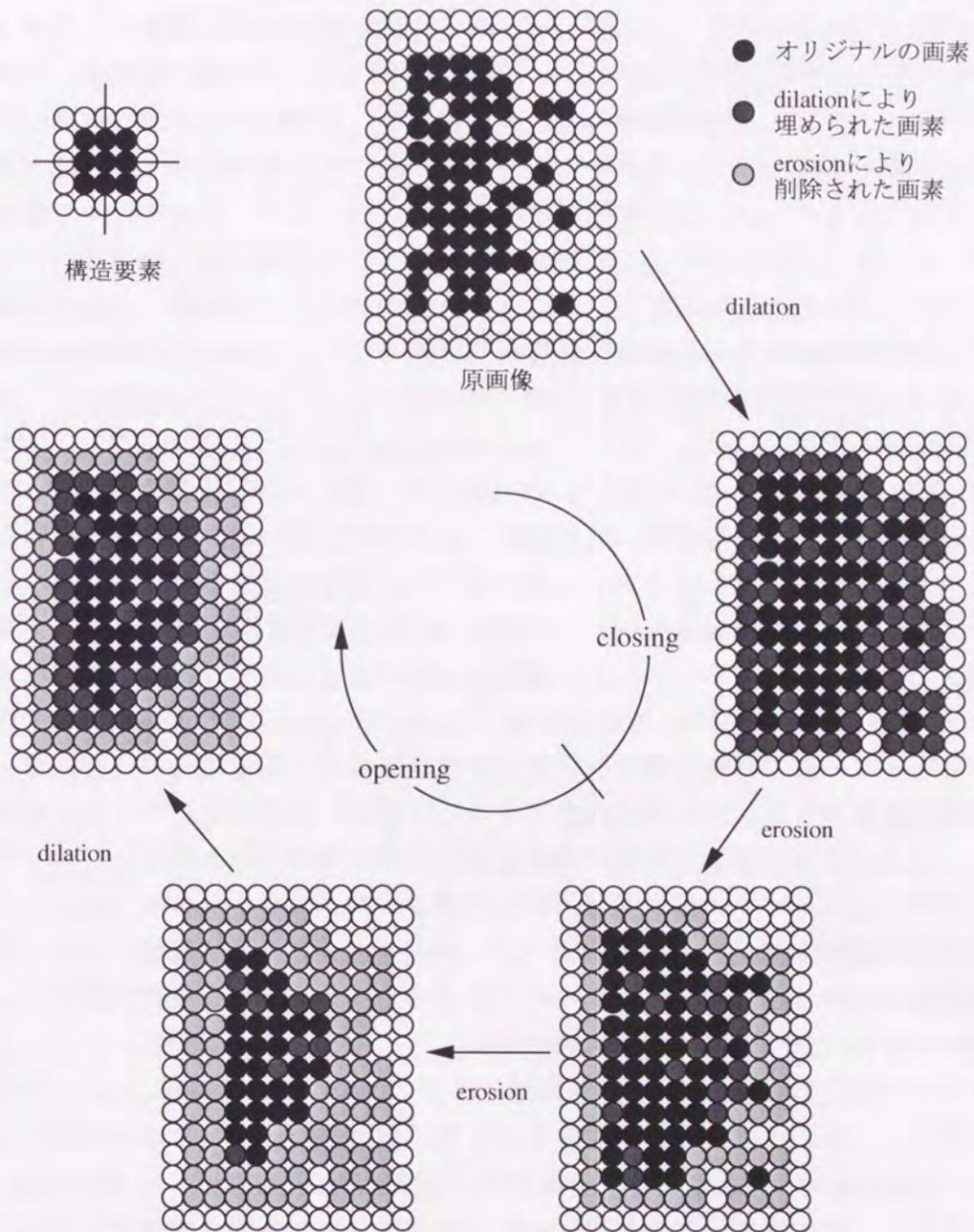


図 5.15: 正方形型構造要素による close-opening の例

直線型構造要素による平滑化の効果

直線型構造要素は、図 5.16 に示すように、構造要素原点からある特定の方向にのみベクトルを持つ構造要素である。原点を中心に考えた場合、その方向は 8 方向であり、8 種類の構造要素が考えられるが、通常は、正負の方向を 1 方向として考え、4 方向に限定して考える場合が多い。この直線型構造要素によるモルフォロジー演算の結果は特徴的で、ある特定の方向の構造要素によるモルフォロジー演算の結果は、その方向と同方向の形状のみが保持され、構造要素と異なる方向の要素は削除される。このため、一方向の構造要素のみでは、モルフォロジー処理を行った場合、元の画像のうちその方向の成分のみが残される。ただし、エッジ検出と違い、幅のない（1 画素の）エッジのみが抽出されるわけではない。元の形状を維持するためには、4 方向の構造要素で処理された画像の統合が必要となる。この統合化により、エッジ近傍の正負のパルス性雑音を効果的に平滑化し、なおかつ、処理前の形状に近い演算結果が得られる。しかしながら、領域内部に存在していた穴形状のものは残る可能性が高い。つまりは、直線型構造要素はエッジ近傍の雑音除去には効果的であるが、領域内部の雑音除去には不向きであるという、正方形型構造要素と正反対の性質を持っていることができる。

また、図 5.17 は、直線型構造要素で同様の close-opening 処理を行った結果であるが、雑音の除去の効果は正方形型構造要素に比べやや不十分であるが、領域内部の穴形状の雑音は除去され、エッジから伸びる微細な構造は保持されている。ただ、この図からわかるように処理が複雑で正方形型構造要素に比べアルゴリズムが複雑であることがわかる。つまり、エッジ近傍以外では、正方形型構造要素が優れ、エッジ近傍については、直線型構造要素が適当であると考えられる。

ここでは、モルフォロジーによる構造要素の形状によってエッジ保存平滑化の効果に大きな影響を与えることを説明した。具体的には、正方形型構造要素では、エッジや構造要素より小さな形状の保存には不向きで、これらの微細な構造をも除去してしまう性質を有しているが、領域内部の濃度変化の少ない部分では有効である。一方、直線型構造要素は、正方形型構造要素に比べ、領域内部などの平滑化には若干劣るが、エッジや微細な構造も忠実に残し、なおかつエッジ近傍の雑音も除去できる。ただし、処理手順がやや複雑化する。これらの構造要素を、エッジや残すべき微細な構造に対して有効な直線型構造要素と領域内部に有効な正方形型構造要素を動的に選択することで、エッジ近傍と領域内部で適切に雑音除去を行うことが可能となる。

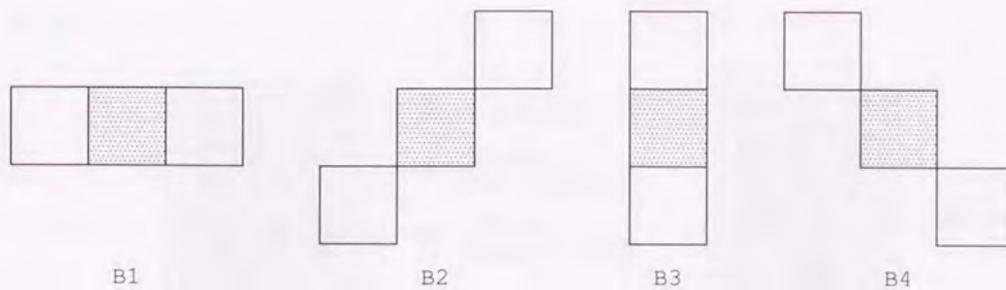


図 5.16: 直線型構造要素

5.3.3 動的モルフォロジーフィルタ

局所統計量による構造要素の選択

一般的なモルフォロジーフィルタの構造要素の形状は通常、正方形型あるいは十字型の構造を持つ場合が多い。しかし、これらの固定化された構造要素では、画素階調値が不連続に変化するエッジ近傍などの小領域の画像の特徴に関わらず、不本意に画像中の微細なディテールが喪失してしまう可能性が高い。それを回避する方法として、Songらは、様々な形状を持つ構造要素を用意し、その構造要素全てを画像全体に適用することにより平滑化する手法を提案した[60]。しかし、彼らの手法では、画像の局所的な特徴とは無関係に、全ての構造要素を画像全体に適用するので、アルゴリズムの効率が悪く、また処理時間の無駄が生じやすい。本来このように相反する二つの性質を持つ演算があり、その各々の処理結果がその領域において最適な結果が得られる場合、その両者の長所を採用するのが望ましい。正方形型構造要素と直線型構造要素によるモルフォロジー演算の処理結果は、この場合に相当する。従って、何らかの方法で、両者をその性質を最大限生かすことができるように動的に選択できれば、正方形型と直線型構造要素の長所のみで平滑化が可能となると考えられる。そこで本研究では、画像の局所的な統計量に応じて、構造要素の形を以下のように動的に変化させ、雑音を除去する方法を考案した。

まずは、入力画像の全画素に対し、注目画素を中心とした 7×7 の局所領域の標準偏差 σ を求める。さらに全画像に対してその標準偏差の平均値 $\bar{\sigma}$ を求める。その後、この局所領域の標準偏差 σ と標準偏差の平均値 $\bar{\sigma}$ との関係から以下の条件で処理を行う。

$$\begin{cases} \text{square element} & \text{for } \sigma < \bar{\sigma} \\ \text{linear element} & \text{for } \sigma \geq \bar{\sigma} \end{cases} \quad (5.31)$$

各局所領域の σ が $\bar{\sigma}$ より小さい場合は、その画素を含む領域が濃度値の変化の

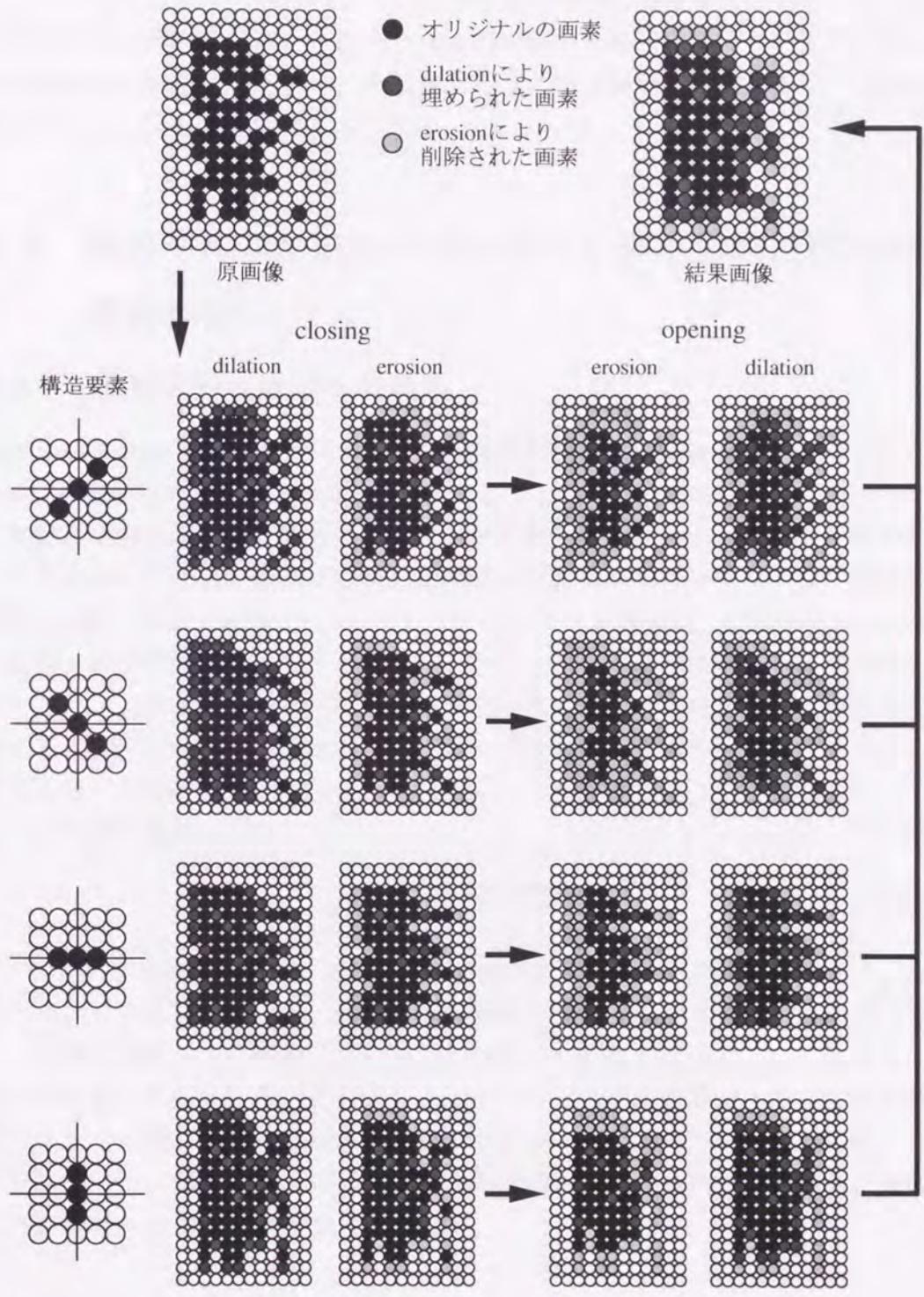


図 5.17: 直線型構造要素による close-opening

少ない領域の内部の点である可能性が高いとして、正方形型構造要素を用いる。一方、 σ が $\bar{\sigma}$ より大きい場合は、その画素を含む領域が濃度値の変化の大きいエッジ近傍である可能性が高いとして、直線型構造要素を用いる。このように動的に構造要素を変化させることで、不本意に画像の構成画素を除去したり、雑音を強調したりすることを回避できる。

5.4 動的モルフォロジーフィルタと非等方的拡散法の組み合わせ

5.4.1 非等方的拡散法への適用

Perona らの非等方的拡散法は、画素の濃度勾配と拡散係数 K に応じて拡散を行うか、拡散を停止するかを決定した [17]。しかしながら、画像中の高いコントラストの雑音やエッジ近傍の雑音によるエッジ欠損が原因で、正しく拡散が行われないうち欠点を持っていた。前節で説明した動的モルフォロジーフィルタは、原画像の画像の状態に応じて最適なモルフォロジーフィルタを選択し、領域内部およびエッジ近傍も雑音を除去することができ、しかもエッジや微細な構造を保持することができた。この結果画像を非等方的拡散法に適用することによって、雑音を起因とするエッジ欠損による拡散の漏れやエッジの過度の強調を引き起こす可能性を抑えることが可能となる。

つまり拡散係数 $c(\cdot)$ は

$$c(\nabla I) = e^{-\left(\frac{\|\nabla((I \bullet B) \circ B)\|}{K}\right)^2} \quad (5.32)$$

ここで、 \bullet は closing 操作を、 \circ は opening 操作を示し、 B は構造要素であり、本研究では、正方形型構造要素と直線型構造要素を動的に用いている。この式によって、雑音の除去された画像に対して濃度勾配 c を計算するので、より効果的に非等方的拡散法が行われる。動的モルフォロジーフィルタを用いた非等方的拡散法は、エッジ近傍に存在する雑音を除去するモルフォロジーフィルタの特性と、境界を保持しつつ領域内部を平滑化する非等方的拡散法の長所を併せ持ち、領域分割の前処理として非常に有効である。

5.4.2 領域分割手順

図 5.18 は本研究で提案した画像の領域分割手順を示したものである。入力画像に対し、モルフォロジーの close-open 操作を施し、雑音を除去したモルフォロジー

画像を得る。その後、モルフォロジー画像の結果から得られる (5.32) 式による拡散係数に基づいた非等方的拡散法を入力画像に対して行い、平滑化された拡散結果画像を得る。最後に、その拡散結果画像に対して、従来の領域成長法を適用し最終的な領域分割画像を得る。

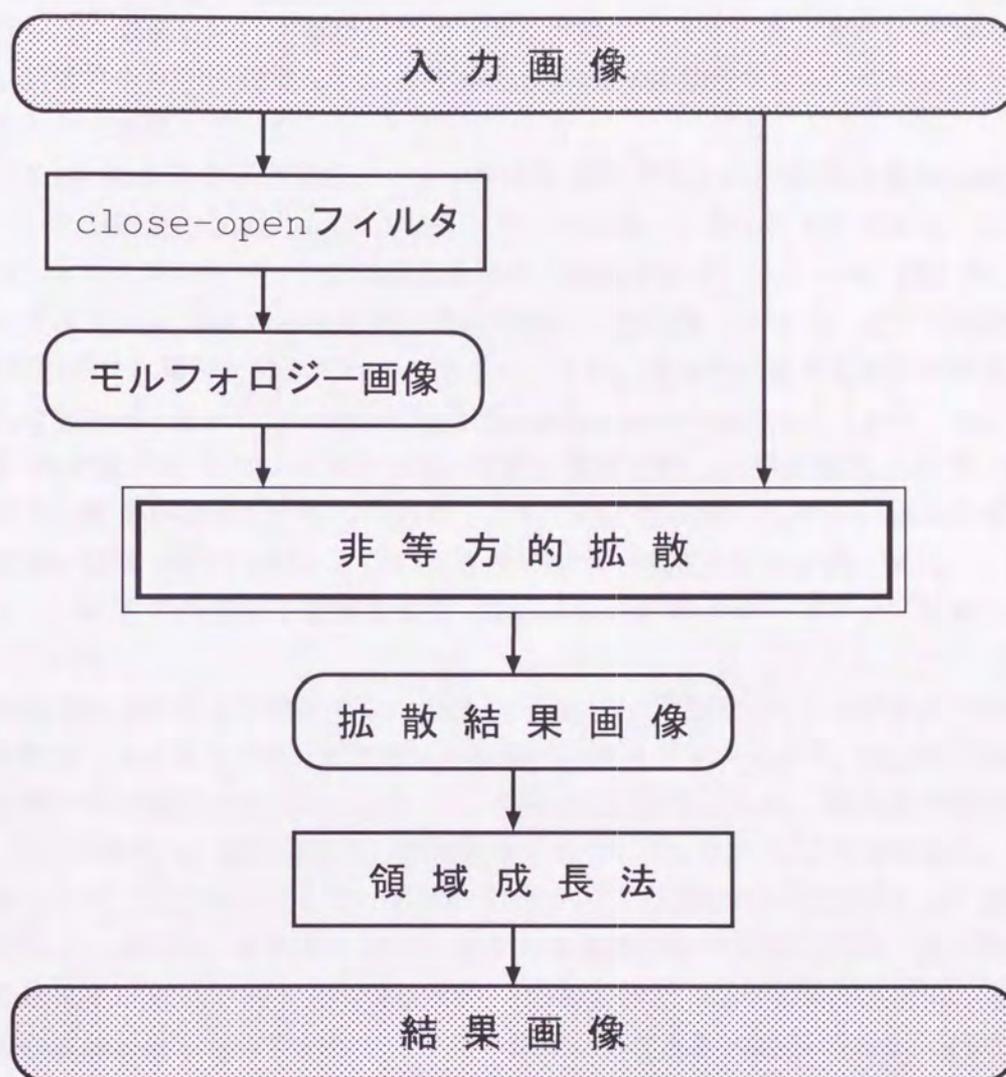


図 5.18: 本研究の処理の流れ

5.5 実験結果と考察

5.5.1 実験条件

提案手法の有効性を確かめるために、自然画像を対象としてシミュレーションを行った。領域分割に必要なパラメータは実験的に決定した。また、拡散の繰り返し回数は100回に設定した。実験結果は領域分割画像の上下左右の境界を表示することで表現している。

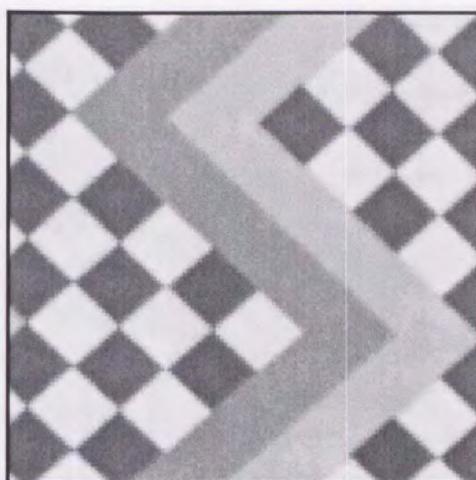
図5.19は画像サイズ 128×128 で256階調の濃度を持つ自然画像Tapestryであり、その画像に20dBおよび10dBのガウス雑音を付加したものである。この画像は、非常に単純なパターンの組み合わせで構成されている。一方、図5.20は画像サイズ 256×256 で256階調の濃度を持つ自然画像Homeで、同じく20dBと10dBのガウス雑音を付加したものであり、こちらは自然画像でも大小の単純な直線的な構造物と庭木などのやや複雑な構造を持つ部分で構成されている。また、図5.21は画像サイズ 400×400 で256階調の濃度を持つ自然画像Houseで、15dBのガウス雑音を付加したものであり、こちらは自然画像でも大小の様々な形状の構造物と領域分割のし難いとされる複数の樹木で構成されている。また、この画像では、画像中の微細で複雑な構造(House mark)のクローズアップを右上に合成している。

提案手法の有効性を確認するために、Peronaらが提案したオリジナルの非等方的拡散法、 3×3 のウィンドウサイズを持つメディアンフィルタ、正方形型構造要素を用いて平滑化を行ったSegallらの手法を比較対象とした。また結果画像中の()内の数値は、領域分割後の領域数を表している。ただしこの領域数はいずれも最小となるものを採用しているのではない。この領域数は領域成長法の閾値の設定によって大きく変化し、必ずしもこの領域数の最小値が視覚的に見て最適な分割結果に一致しているとは限らない。現時点では、この領域分割結果の定量的評価の方法が確立されておらず、今後の課題として検討の必要がある。そのため、ここでの結果画像は視覚的に見て最適であると判断した画像を採用した。

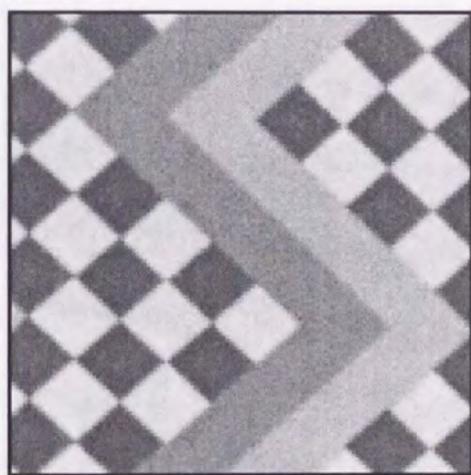
5.5.2 シミュレーション結果と考察

雑音無しの場合

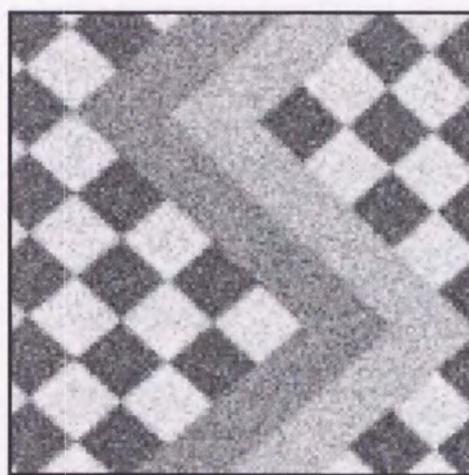
まず、雑音を付加しない場合の領域分割の結果を比較した。図5.22は、雑音のないTapestry画像に4種類の方法で領域分割を行った結果であるが、(a)の従来の非等方的拡散法による領域分割でもかなり良好な分割結果が得られており、雑音



(a) Original image (Tapestry 128×128)

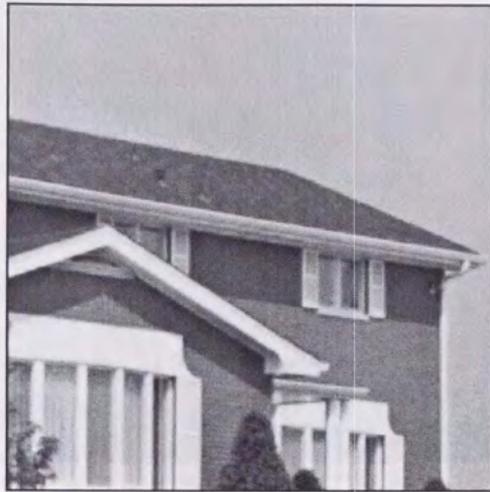


(b) Noisy image
Gaussian noise(20dB)

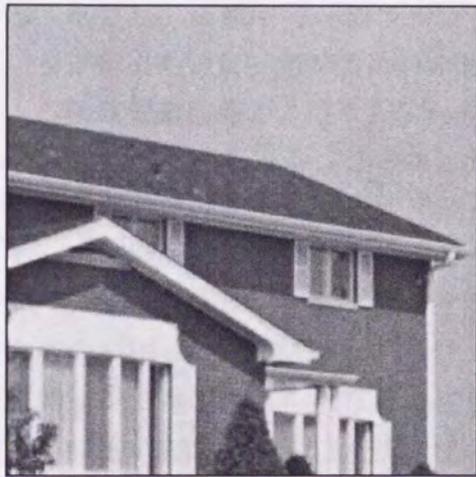


(c) Noisy image
Gaussian noise(10dB)

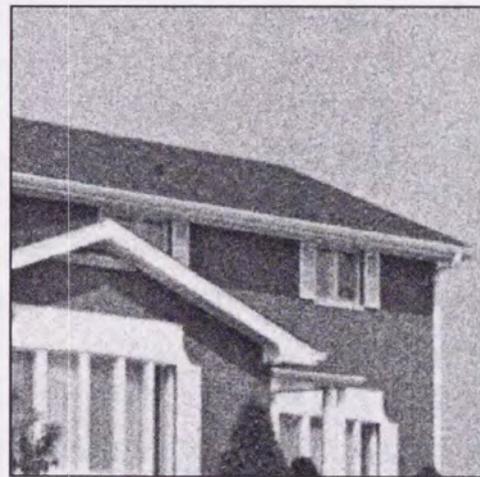
図 5.19: 原画像 (Tapestry) とガウス雑音画像:(a) 原画像 (b) ガウス雑音 (20dB) 画像 (c) ガウス雑音画像 (10dB)



(a) Original image (Home 128×128)



(b) Noisy image
Gaussian noise(20dB)



(c) Noisy image
Gaussian noise(10dB)

図 5.20: 原画像 (Home) とガウス雑音画像:(a) 原画像 (b) ガウス雑音 (20dB) 画像
(c) ガウス雑音画像 (10dB)

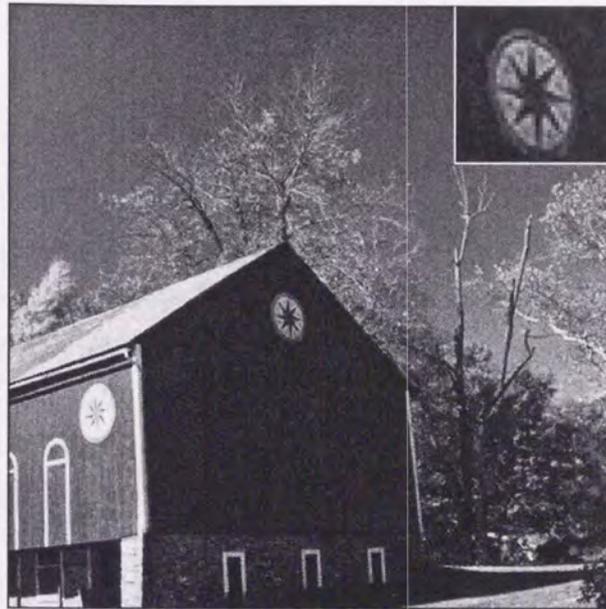


図 5.21: ガウス雑音画像 (House:15dB)

のない画像に対しては非等方的拡散法でも十分な領域分割が可能であることがわかる。ただし、画像中で一部エッジラインの変形が見られ、拡散の漏れと呼ばれるエッジをまたいだ拡散が行われたことを示している。(b)のメディアンフィルタによる領域分割結果および(c)のSegallらの手法では、エッジのクロス部分で不必要な小領域が認められる。このエッジのクロス部分は、正方形型のウィンドウを持つフィルタでは発生しやすい。例えばメディアンフィルタでは、クロスエッジの中心点のみが隣接画素の中で別なレベルの値をとりやすく、正方形型構造要素のモルフォロジーフィルタでも似たような振る舞いを起こす。(d)の提案手法による領域分割結果では、メディアンフィルタやSegallらの手法の結果に見られたクロスエッジに発生する小領域はわずかに認められるが、発生割合ははるかに減少している。また、(a)に見られた拡散の漏れも発生しておらず、領域の境界線を正しくトレースできている。

次に図 5.23 は、雑音のない Home 画像に同じく 4 種類の方法で領域分割を行った結果である。この画像に対しても (a), (b), (c) の各手法の結果にはほとんど差異が認められない。また、(d) の提案手法も同様に他手法と比べ差異がほとんどないように思われる。ただし、非常に小さな小領域の発生がメディアンフィルタによる結果にやや多く認められる。この 2 種類の画像に対しての結果からは、雑音のない画像に対しては、どんな平滑化手法を用いても分割結果に差ほど大きな差異は認められないが、提案手法が、領域分割によって発生する小領域の割合が

比較的少なく、本来の領域の境界を正しくトレースできていると考えられる。

SN比の高いガウス雑音(20dB)画像の場合

次にSN比の高いガウス雑音を付加した場合の画像で領域分割結果を比較した。図5.24は20dBの雑音を付加したTapestry画像の領域分割結果であるが、(a)では、雑音のない場合と同様の拡散の漏れが生じ、その部分が拡大しているのが認められる。(b)のメディアンフィルタによる結果では、クロスエッジに発生した小領域は相変わらず認められ、エッジラインも領域境界のラインを正しくトレースしていない部分がある。(c)のSegallらの手法による結果でもクロスエッジに発生した小領域が多数認められ、エッジラインも領域境界のラインを正しくトレースしていない部分が認められる。(d)の提案手法では、雑音のない場合に認められたクロスエッジに発生する小領域はやや抑えられ、領域境界のエッジラインを正しくトレースできている。

図5.25は、20dBのガウス雑音を付加したHome画像の領域分割結果である。やや複雑な構造から構成される画像に対しては、(a)の従来の非等方的拡散法でも、ある程度雑音除去の効果があり、他手法に比べ遜色のない領域分割結果が得られている。また、(b)のメディアンフィルタによる領域分割結果では、やや不適切な領域の発生が認められる。(c)のSegallらの手法による分割結果では、間隔の狭い平行線なども適正に分離しており、(a)、(b)の手法に比べ明らかに優れた分割結果が得られている。(d)の提案手法による分割結果では、(a)の従来の非等方的拡散法の結果と同様の印象を与えるが、(a)に比べ不必要な領域の統合を防いでおり、微細な構造をきちんと残している。(c)のSegallらの手法と比べると、平行線の接合などで悪い印象を与えるが、やはり、微細な構造の保持に関しては良好な結果が得られている。

SN比の低いガウス雑音(10dB)画像の場合

図5.26は、SN比の低い(10dB)のガウス雑音を付加したTapestry画像の領域分割結果である。(a)の従来の非等方的拡散法による分割結果は、高コントラストの雑音による影響で、非等方的拡散法の欠点であった雑音自体の過度の強調が発生し、細かな領域が多数発生し、実用に耐える領域分割結果が得られていない。(b)のメディアンフィルタによる領域分割結果では、雑音自体の除去には成功しているが、クロスエッジ部分の小領域の発生は防ぐことはできず、本来分離しているはずの領域の統合や、領域境界のラインのトレースも正しく行われていない部分がある。(c)のSegallらの手法では、同じくクロスエッジ部分の小領域の発生は防

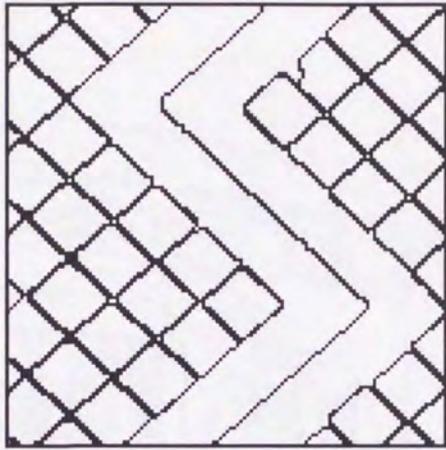
ることができず、むしろその領域の面積が拡大する傾向が見られる。また、明らかな領域の統合が発生している。(d)の提案手法の結果では、エッジが1以上の幅を持つ部分が多数認められるが、クロスエッジ部分の小領域の発生は多くなく、不必要な領域の統合は発生していない。

図5.27は、同じくSN比の低い(10dB)のガウス雑音を付加したHome画像の領域分割結果である。(a)の従来の非等方的拡散法による分割結果も、Tapestry画像と同様に高コントラストの雑音による影響で、細かな領域が多数発生し、実用に耐える領域分割結果が得られていない。(b)のメディアンフィルタによる領域分割結果では、雑音もかなり残存しており、満足のいく領域分割結果とは言えない。(c)のSegallらの手法では、雑音の発生をかなり抑えることに成功し、分割結果も非常に良好である。Segallらの手法は、雑音レベルによらず安定した平滑化効果が得られているのは、言い換えれば微細な構造の過度の統合の発生によって行われている可能性が高い。(d)の提案手法の結果では、領域内部の雑音は抑えられているが、エッジ近傍の雑音、特にエッジから伸びる”ヒゲ”形状のアーチファクトが顕著である。この点に関しては、Segallらの手法に明らかに劣るが、エッジラインの断線は少なく実用に耐えうるレベルである。雑音レベルが非常に高い場合は、微細な構造を残すことはかなり困難で、微細な構造の取舍選択によって、微細構造を残さないのであればSegallの手法が優れ、微細構造を残す必要があれば、提案手法が最適であると考えられる。

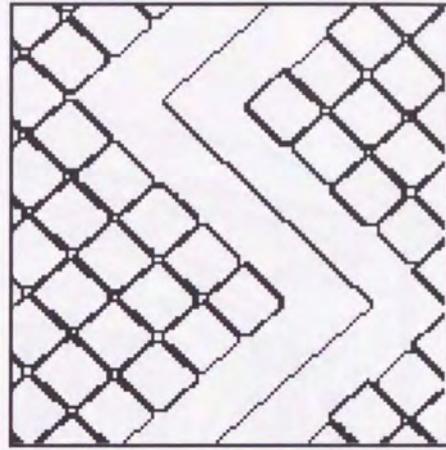
複雑なテクスチャを含む画像の場合

図5.28は、画像中に樹木やその枝葉などのテクスチャを含む画像に15dBのガウス雑音を付加した画像に対して領域分割を行った結果である。(a)の従来の非等方的拡散法による分割結果では、領域内部に存在する雑音を除去しきれず、その周辺部分も1つの領域として誤認している。また、樹木などの枝葉はほとんどが微細な構造として独立して領域として認識されている。一方、メディアンフィルタを平滑化として用いた分割結果の(b)の画像では、領域内外の雑音は効果的に除去されているが、本来エッジであるべき部分が欠落していたり、それにより不必要に領域の統合が発生している部分が多く存在している。枝葉部分はある程度まとまった領域として認識されている。(c)のSegallらの手法では、エッジや微細なディテールが存在しない部分での雑音除去は効果的に行われているが、エッジ近傍や微細なディテールを残さなければならない部分をも平滑化の対象にしてしまう。特に図中の右上に示したクローズアップ部分においては、その傾向が顕著に表れていることがわかる。枝葉部分は、まとまった領域として認識されているが、背景部分との過度の統合も行われてしまっている。(d)の提案手法による結果

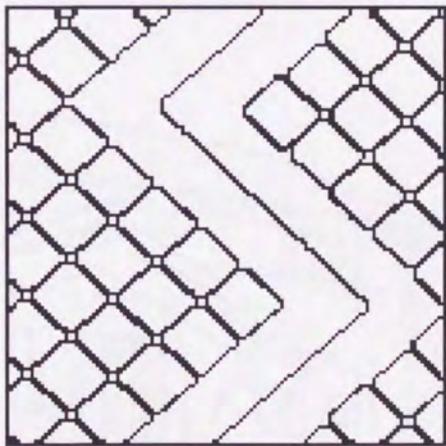
では、画像全体にわたって、雑音や不必要なディテールが効果的に取り除かれており、(a),(b),(c) に比べて領域分割結果も良好である。また、クローズアップ部分も正しくその本来のディテールを残した分割結果が得られている。枝葉部分は微細な構造として独立な領域として認識されているが、各々の領域は(a)と比べて大きくある程度の統合も行われていることが示されている。これらの結果から、提案手法が不必要なディテールや雑音を効果的に除去し、なおかつある程度のテクスチャ部分の統合も行われ、自然画像の領域分割に優れた手法であることを表している。



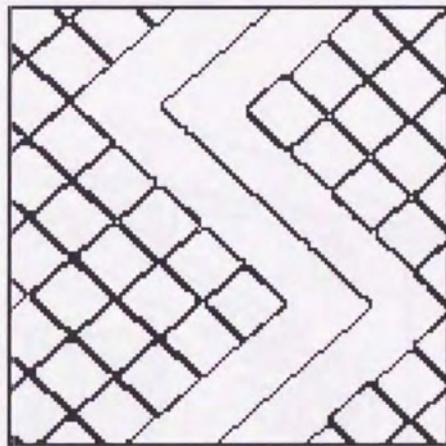
(a) Normal anisotropic diffusion
(767)



(b) Median filter (3 × 3)
(948)



(c) Segall's method
(634)

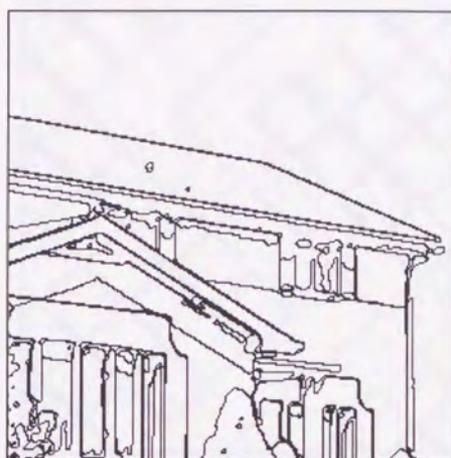


(d) Proposed method
(731)

図 5.22: Tapestry-雑音無しの場合の領域分割結果 : (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



(a) Normal anisotropic diffusion
(552)



(b) Median filter (3 × 3)
(617)

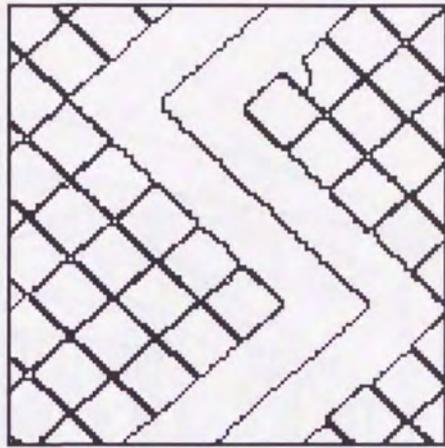


(c) Segall's method
(634)

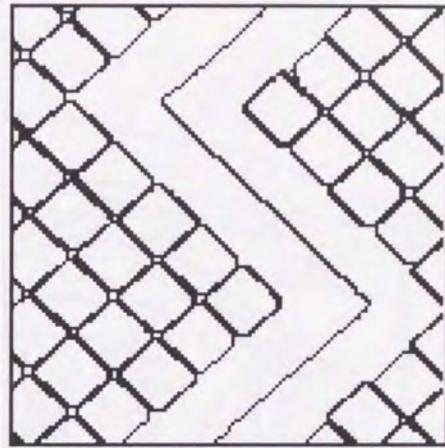


(d) Proposed method
(611)

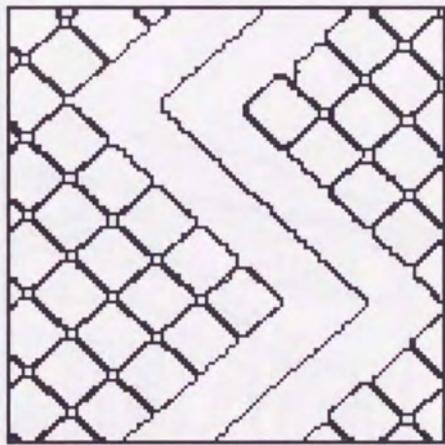
図 5.23: Home-雑音無しの場合の領域分割結果: (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



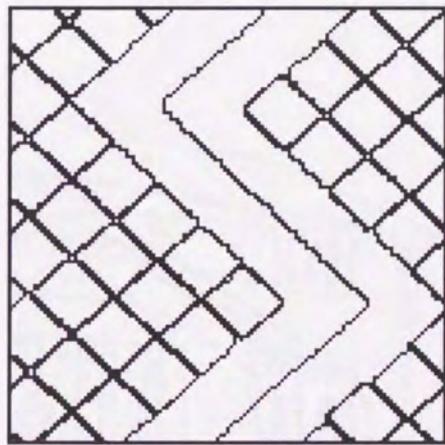
(a) Normal anisotropic diffusion
(697)



(b) Median filter (3 × 3)
(884)

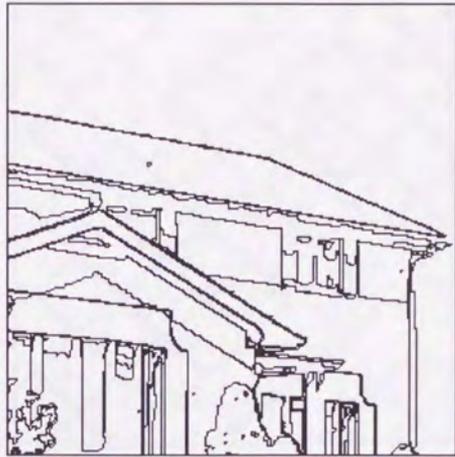


(c) Segall's method
(636)

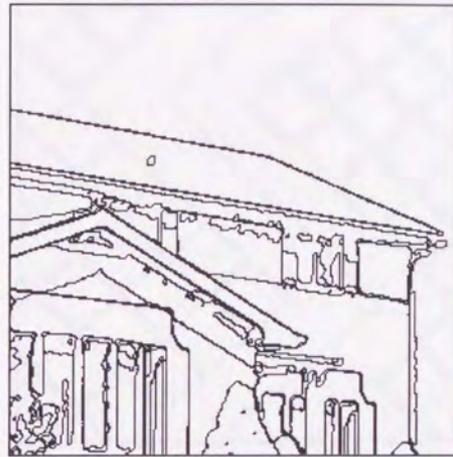


(d) Proposed method
(736)

図 5.24: Tapestry-20dB の場合の領域分割結果 : (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



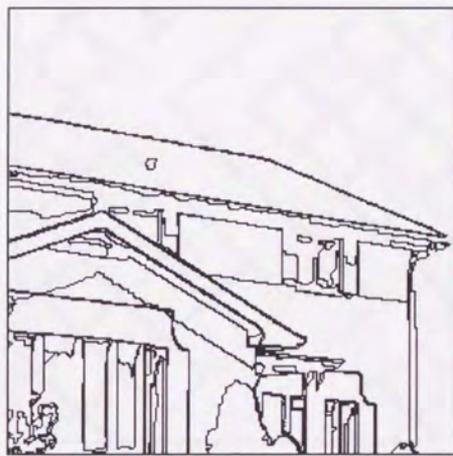
(a) Normal anisotropic diffusion
(598)



(b) Median filter (3 × 3)
(573)

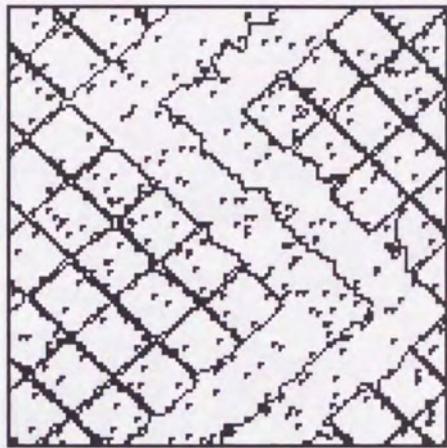


(c) Segall's method
(508)

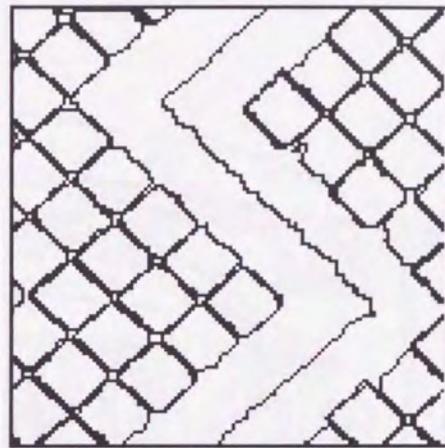


(d) Proposed method
(625)

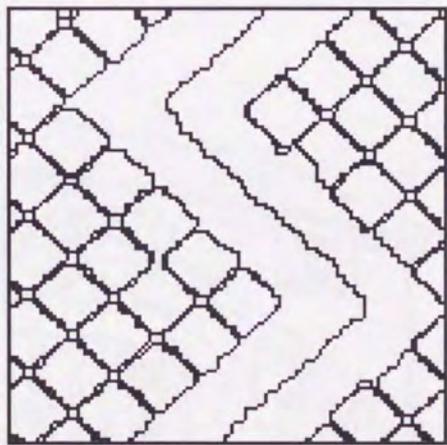
図 5.25: Home-20dB の場合の領域分割結果 : (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



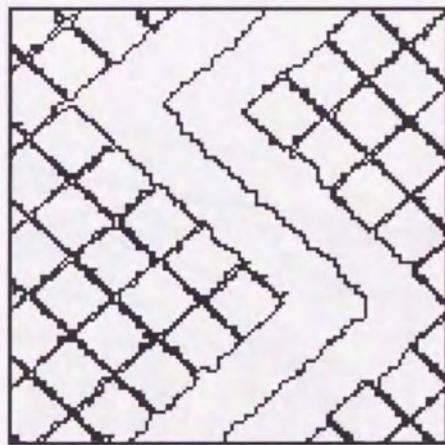
(a) Normal anisotropic diffusion
(738)



(b) Median filter (3 × 3)
(814)

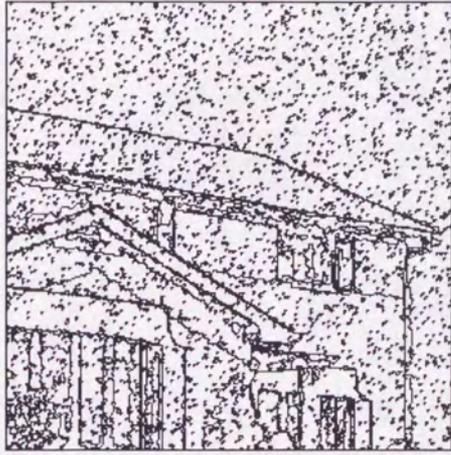


(c) Segall's method
(456)

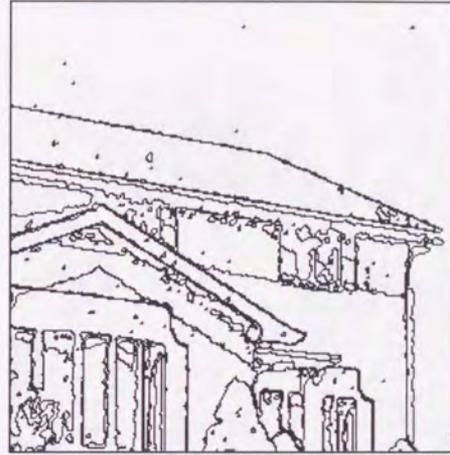


(d) Proposed method
(520)

図 5.26: Tapestry-10dB の場合の領域分割結果 : (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



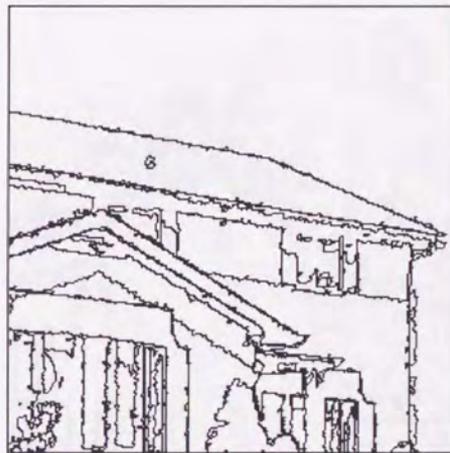
(a) Normal anisotropic diffusion
(3640)



(b) Median filter (3 × 3)
(806)

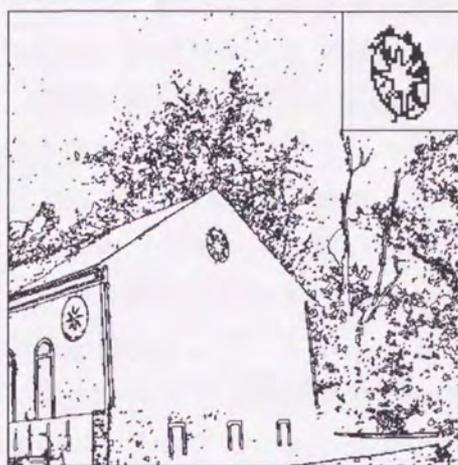


(c) Segall's method
(475)



(d) Proposed method
(600)

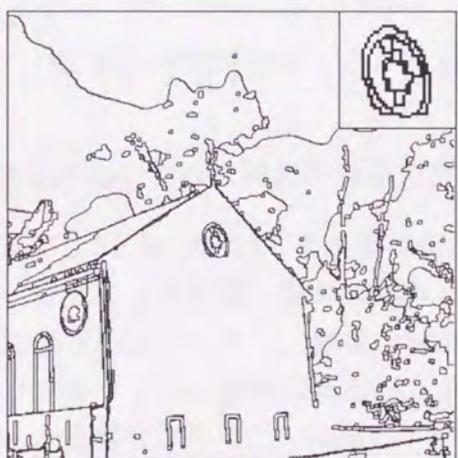
図 5.27: Home-10dB の場合の領域分割結果: (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合



(a) Normal anisotropic diffusion
(4111)



(b) Median filter (3 × 3)
(1170)



(c) Segall's method
(934)



(d) Proposed method
(2001)

図 5.28: House-15dB の場合の領域分割結果 : (a) 従来の非等方的拡散法を用いた場合. (b) メディアンフィルタを用いた場合. (c) Segall らの手法を用いた場合. (d) 提案手法による場合

5.6 まとめ

本章では、動的に構造要素を選択するモルフォロジーフィルタと非等方的拡散法を組み合わせた手法を考案し、領域成長法による自然画像の領域分割に適用した。提案手法では、画像の局所的な特徴に応じて最適な構造要素を選択するので、雑音と区別がつかないようなエッジ近傍の微細な小特徴を残しつつ、雑音のみを除去することができる。また、モルフォロジー処理後の画像を非等方的拡散法を行うためのパラメータに用いるので、非等方的拡散法の欠点であるエッジの強調やエッジ欠損による拡散の漏れなどの発生を抑えた領域分割のための最適な前処理画像を得ることができる。

いくつか行った自然画像を用いたシミュレーション結果をまとめると次のようになる。

雑音のない自然画像に対する評価

雑音のない画像の場合、提案手法と従来の非等方的拡散法、メディアンフィルタ、Segallらの手法とを比べてもほとんど差異は見られなかった。しかしながら、従来の非等方的拡散法で見られた拡散の漏れや、正方形のウィンドウを処理の対象とするメディアンフィルタやSegallらの手法で生じたクロスエッジの小領域の発生は、提案手法ではほとんど見られなかった。

SN比の高いガウス雑音のある自然画像に対する評価

また、SN比の高いガウス雑音を付加した画像の場合は、従来の非等方的拡散法で、雑音による影響で拡散の漏れが顕著となり、本来領域として統合されないはずの領域統合が発生し、領域分割が良好に行われないう傾向が見られた。メディアンフィルタでは、雑音の除去がスムーズに行われないうために、領域の境界が不明瞭になる部分が生じた。Segallの手法と提案手法では、領域分割結果に大きな差異は見られなかったが、クロスエッジ部分での小領域の発生は、Segallらの手法で顕著であり、提案手法ではほとんど見られなかった。

SN比の低いガウス雑音のある自然画像に対する評価

SN比の低いガウス雑音を付加した画像の場合は、従来の非等方的拡散法では、もう一つの欠点であったエッジや雑音の過度の強調が顕著に現れ、良好な領域分割結果が得られなかった。メディアン法もガウス雑音の除去には不向きで雑音自体の

除去が効果的に行われなかったために領域分割結果にも悪い影響を与えている。Segall らの方法では、雑音除去が効果的に行われており、領域分割結果も比較的良好な結果が得られている。ただし、クロスエッジ付近の小領域の発生はここでも防ぐことはできず、領域の過度の統合も所々発生している。提案手法は、領域分割結果は本来の領域の境界線をうまくトレースしているが、エッジラインの乱れがやや生じる傾向が見られた。

テクスチャ成分を含む自然画像に対する評価

比較的複雑な構造で構成されるテクスチャ成分を含む雑音のある画像の場合は、提案手法が微細な構造を残しつつ領域分割が行われ、統合されるべきテクスチャ部分もある程度統合された。従来の非等方的拡散法は雑音の除去がスムーズに行われず雑音の過度の強調が発生し、メディアンフィルタや Segall らの手法は、領域の過度の統合が進み微細構造を残すことに成功していおらず、提案手法の有効性が確認された。

これらの実験結果から、提案手法は雑音の有無に関わらず比較的良好な領域分割結果が得られることが判明し、自然画像の領域分割に最適な手法であると考えられる。

第6章 結論

6.1 本論文のまとめ

本論文では、領域成長法の前処理として2種類の非等方的拡散法を改良した改良アルゴリズムを考案し、自然画像の領域分割に適用しその有効性を検証した。

第2章は、画像の領域分割の意義、および領域分割の従来手法の説明について述べ、さらに本研究で採用した領域成長法について解説した。

第3章は、本論文の主題である非等方的拡散法とその改良について説明した。また、非等方的拡散法とは別のエッジ保存平滑化の従来手法と問題点の整理、また、非等方的拡散法と従来手法の差異について触れた。

第4章では、非等方的拡散法を改良したアルゴリズムである境界エッジリンクと組み合わせた非等方的拡散法について、理論と実証を行った。境界エッジの概念とそのエッジのリンクを行うことでエッジ欠損を補正し、従来の非等方的拡散法の欠点である拡散の漏れを防ぐことができ、良好な自然画像の領域分割が行えることが示された。

第5章では、第2の改良アルゴリズムである、動的モルフォロジーフィルタと非等方的拡散法を組み合わせ自然画像の領域分割に適用した。この改良アルゴリズムでは、動的に構造要素を変化させる動的モルフォロジーフィルタを用いることで、エッジ近傍と領域内部で最適な平滑化が行われ、その結果画像に非等方的拡散法を適用することで、従来の非等方的拡散法の欠点を解消でき、良好な自然画像の領域分割が行えることが示された。

本論文の中で行われた2つの改良アルゴリズムをまとめると、

1. 境界エッジリンクと非等方的拡散法の組み合わせによる画像の領域分割手法の検証
2. 動的モルフォロジーと非等方的拡散法の組み合わせによる画像の領域分割手法の検証

第1の改良アルゴリズムは、独自に考案した境界エッジという概念を導入し、さらにポテンシャル関数によるエッジリンクを行うことで、エッジ欠損のない連続エッジに修正することができ、これによって非等方的拡散法の拡散停止条件

をより限定的に適用できるようになり、従来の非等方的拡散法の欠点である拡散の漏れやエッジの過度の強調を防ぐことが確認された。

また第2の改良アルゴリズムは、動的に構造要素を変化させるモルフォロジーフィルタを用い、エッジ近傍と領域内部で最適な構造要素を選択できるので、それぞれの部位において平滑化が最適に行われ、エッジ近傍の雑音除去が効果的に行われるので、従来の非等方的拡散法の欠点を解消でき領域分割結果に良好な結果をもたらすことが確認された。

これら2つの改良アルゴリズムにより非等方的拡散法の改良に成功し、自然画像の領域分割が良好に行われることが実証された。

6.2 提案した各手法の特徴と問題点

6.2.1 境界エッジリンクングと非等方的拡散法の組み合わせによる領域分割

この手法の大きな特徴は、画像に何らかのエッジ検出処理を行った後、そのエッジ情報を従来のように画素に格納せず、画素と画素の仮想的な境界ピクセルに格納するものであり、また、この境界エッジをリンクングすることで、非等方的拡散法の拡散停止が極めて正確に行われることである。これにより、境界エッジの存在する場所での不必要な拡散の発生は抑えられ、領域成長を行ってもそれによって引き起こされる領域の過度の統合は抑制され、良好な領域分割結果が得られた。本研究で行ったシミュレーション結果では上記の特徴を示している。

ただし、SN比の低い雑音の場合、それによってエッジリンクングが不完全に行われた場合は、そのエッジの欠損から生じる拡散の漏れによる領域の過度の統合が発生してしまう。そのため、SN比の低い雑音に対して安定した出力結果の期待できる境界エッジ抽出手法の選択が重要となる。本研究で使用した零交差法は単独で用いるエッジ検出手法の中でも比較的雑音に強いとされているが、さらにエッジリンクングの精度を上げるためには他手法を検討する必要がある。また、本手法は、境界エッジのために仮想的な境界エッジピクセルを生成するため、メモリ空間を通常の処理の4倍必要とし、その分アルゴリズムのステップ数が多くなり処理手順の複雑化を避けることができないなどの問題点も明らかとなった。

6.2.2 動的モルフォロジーと非等方的拡散法の組み合わせ

この手法の特徴は、画像の局所的な特徴に応じて、モルフォロジーフィルタの最適な構造要素を選択するので、雑音と区別がつかないようなエッジ近傍の微細な小特徴を残しつつ、雑音のみを除去することができることである。また、モルフォロジー処理後の画像を非等方的拡散法を行うためのパラメータに用いるので、非等方的拡散法の欠点であるエッジの過度の強調やエッジ欠損による拡散の漏れなどの発生を抑えた領域分割のための最適な前処理画像を得ることができた。本研究で行ったシミュレーション結果では上記の特徴を示している。

本手法の問題点としては次の点があげられる。動的に構造要素を変化させる手法では、局所領域の分散値によって切り替える方法を用いたが、他の統計値の検討、統計値の基準の検討などを行う必要もある。また、構造要素形状も正方形型と直線型だけではなく、局所領域の微細構造のパターンに応じて様々に構造要素を変えるなどの改良によってより好結果をもたらす可能性もあると考えられる。

6.3 今後の課題

6.3.1 領域分割の定量的評価に関する課題

2.3 で説明したように、自然画像を対象とする領域分割手法の最大の問題点は領域分割結果の定量的評価をどのように行うかである。本論文では2つの改良アルゴリズムで、その結果画像に対して分割後の領域数を表示してあるが、領域分割結果の良否と領域数が必ずしも一致していないことである。例えば、本研究で用いた Tapestry 画像では、人が判断して、この画像で想定される領域は51もしくは52個であると推定される。そのため、領域数がこの値に近づけばより良好な分割が行われたと判断するのが適当であるが、実際のエッジをトレースしていなくても領域数がこの値と等しいか近づく可能性は十分にある。その場合は、良好な領域分割結果とは言えず、領域数はその判断結果の指標とはならない。結局、人の直感的な判断で分割結果の良否を決めざるを得ず、本論文でもその手法を踏襲した。今後の課題として、人の直感的な判断や従来のように定性的に評価していた領域分割の評価ではなく、領域数のみならず、エッジのトレースの精度やテクスチャ領域の統合度を指標化するなどして何らかの定量的評価方法を領域分割の評価として導入する必要がある。

6.3.2 各種パラメータの決定に関する課題

6.3.1 で述べたように領域分割結果の定量的評価が定まっていない状況では、領域分割手順で使用する様々なパラメータの決定も実験的に行わざるを得ない。特に、2.3 で触れた領域成長法で使用する2つの閾値は、最終的な領域分割結果に大きな影響を与えることがわかっており、この閾値を画像に応じて自動的に選択する手法の開発が望まれている。ただし、領域分割の定量的評価方法が確立されなければ、これらパラメータの自動決定は難しく、今後の大きな課題として残されている。

6.3.3 境界エッジ抽出のためのエッジ抽出方法の検討

第1の改良アルゴリズムで用いた境界エッジの概念は、入力画像からゼロクロッシング法を用いてエッジを抽出し、それを境界エッジへ展開することで実現した。このゼロクロッシング法は、他のエッジ抽出手法に比べ比較的雑音に強いとされているが、SN比の低い雑音にはやはりそのエッジ抽出性能が減じられる。そのため、SN比の低い雑音に対しても安定してエッジ抽出手法を考案する必要があると考えられる。

6.3.4 カラー画像への適用

本研究では、自然画像の中でもモノクロ濃淡画像に対する非等方的拡散法の領域分割手法の検証を行ったが、既にカラー画像に対する領域分割手法も数多く報告されている[63]-[67]。人の視覚認識においては、画像中の領域の濃度（強度）の濃淡の差により生じるエッジラインが有効な情報と考えられるが、同様にカラー画像に含まれる色度や彩度の差もエッジとして認識している。このカラー画像中の強度や色度、彩度などのパラメータを用いて、本手法を適用できるかどうかの検討も必要であり、また、これらのパラメータを用いた新たな手法を考案する必要がある。

謝辞

本研究は室蘭工業大学情報工学科画像処理研究室で行われたものであり、本研究が円滑に取り運ぶように的確なご助言とご指導をいただき、また、私を大学卒業後も画像処理という研究の場に終始導いて下さいました室蘭工業大学大学院生産情報システム工学専攻 前田純治教授に厚く御礼申し上げます。

本研究を進めるにあたり、有益なご指導とご助言をいただきました室蘭工業大学大学院生産情報システム工学専攻 杉岡一郎教授、畑中雅彦教授、ならびに鈴木幸司助教授に心より感謝の意を表します。

本研究を行うための環境を提供していただきました札幌学院大学商学部 北原直教授、藏田親義教授にはこの場をお借りして厚く御礼申し上げます。また、同じく研究遂行のために便宜をお図りいただいた札幌学院大学経済学部 中村永友助教授ならびに北海道大学工学部情報工学科 渡邊慎哉助手に感謝申し上げます。さらに、常に研究継続への叱咤激励をいただきました北海道職業能力開発短期大学校 佐藤龍司教授ならびに鹿児島大学情報工学科 森 邦彦助教授に感謝いたします。

本研究における貴重なご助言をいただいた室蘭工業大学情報工学科 張 善俊助手、室蘭工業大学情報メディアセンター 石坂 徹助手に感謝いたします。

本研究を遂行するにあたり、数々のプログラミングや論文作成にご協力いただいた室蘭工業大学情報工学科大学院生 佐藤吉剛氏、三菱スペースソフトウェア株式会社 飯沢拓也氏には深く感謝いたします。さらに、よき相談相手となってくれました室蘭工業大学情報工学科大学院生 Sonny Novianto 氏、Leticia Guimaraes 氏、工藤 至氏、楠 智晴氏、瓦吹 大氏、佐々木邦勝氏に感謝申し上げます。

本研究は、札幌学院大学研究促進奨励金、課題番号 SGUS98960401 並びに課題番号 SGUS9919600401 による助成を受けて行われました。この場を借りて感謝いたします。

参考文献

- [1] 江尻正員:画像処理産業応用総覧上巻, 第1章, フジテクノシステム (1994).
- [2] 谷内田正彦:ロボットビジョン, 第1章, 昭晃堂 (1990).
- [3] 船久保 登:視覚パターンの処理と認識, 第2-3章, 啓学出版 (1990).
- [4] 安居院 猛, 中嶋正之:画像情報処理, 第2章, 森北出版 (1991).
- [5] 森 俊二, 板倉柊子:画像認識の基礎 [I], 第1-3章, オーム社 (1985).
- [6] 的崎 健:メディカルイメージングシステム, 第1章, コロナ社 (1986).
- [7] 田村秀行:コンピュータ画像処理:応用実践編1, 第1章, 総研出版 (1990).
- [8] N.R. Pal and S.K. Pal, "A review on image segmentation technique," Pattern Recognition, vol.26, no.9, pp.1227-1294(1993).
- [9] 横矢直和, "画像の領域分割," O plus E 別冊, 新技術コミュニケーションズ, pp.227-235(1986).
- [10] T.R.Reed and J.M.Hans Du Buf, "A review of recent texture segmentation and future extraction techniques," CVGIP Image Understanding, Vol.57, No.3, pp.359-372(1993).
- [11] J. Maeda, S. Novianto, S. Saga, Y. Suzuki and V. V. Anh, "Rough and Accurate Segmentation of Natural Images Using Fuzzy Region-Growing Algorithm," Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Kobe, Vol. III, pp.227-231 (1999).
- [12] S. Novianto, L. Guimaraes, Y. Suzuki, J. Maeda and V. V. Anh, "Multiwindowed Approach to the Optimum Estimation of the Local Fractal Dimension for Natural Image Segmentation," Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Kobe, Vol. III, pp.222-226 (1999).
- [13] V. V. Anh, J. Maeda, Q. M. Tieng and H. T. Tsui, "Multifractal Texture Analysis and Classification," Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Kobe, Vol. IV, pp.445-449 (1999).

- [14] J. Maeda, S. Novianto, S. Saga and Y. Suzuki, "Segmentation of Natural Images Using Fuzzy Region-Growing Algorithm," Proceedings of International Workshop on Soft Computing in Industry '99, Muroran, pp.240-245 (1999).
- [15] 尾上守夫:画像処理ハンドブック, 第4章, 昭晃堂 (1987).
- [16] 尾崎 弘, 谷口慶治, 小川秀夫:画像処理, 第2-4章, 共立出版 (1983).
- [17] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans.Pattern Analysis and Machine Inteligence, vol.12, no.5, pp.629-639(1990).
- [18] E.J. Pauwels, M. Proesmans, L.J. Van Gool, T. Moons, and T. Oosterlinck, "Segmentation and image enhancement using coupled anistoropic diffusion equations," Proc.SPIE Visual Communications and Image Processing '93, vol.2094, pp.836-847(1993).
- [19] J. Maeda,T. Iizawa,T. Ishizaka,C. Ishikawa and Y.Suzuki,"Segmentation of natural images using anisotropic diffusion and linking of boundary edges," Pattern Recognition, vol.31, no.12, pp.1993-1999(1998).
- [20] A.M.Nazif and M.D.Levine,"Low level image segementation:An expert system," IEEE Trans.,vol.PAMI-6,no.5,pp.555-577(1984).
- [21] T.Asano and N.Yokoya,"Image Segmentation schema for low-level computer vision," PR,vol.14,nos.1-6,pp.267-273(1981).
- [22] S.L.Horowitz and T.Pavlidis,"Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure," 2nd IJCPR,pp.424-433(1974).
- [23] K.A.Narayanan and A.Rosenfield,"Image smoothing by local use of global information," IEEE Trans.,vol.SMC-11,no.12,pp.826-831(1981).
- [24] R.Ohlander,K.Price and D.R.Reddy,"Picture segmentation using a recursive region splitting method," CGIP,vol.8,no.3,pp.313-333(1978).
- [25] 伊藤, 金井,"画像分割法によるカラー情景の領域同定 (I).," 信学技法,PRL81-45(1981).
- [26] P.A.Dondes and A.Rosenfield,"Pixel classification based on gray level and local busyness," IEEE Trans.,vol.PAMI-4,no.1,pp.79-84(1982).
- [27] J.A.Feldman and Y.Yakimovsky,"Decision theory and artficial intelligence:I.A semantics-based region analyzer," Artificial Intelligence,vol.5,No.4,pp.349-371(1974).
- [28] 木田 論,"画像の領域分割の定量的評価に関する研究," 平成10年度室蘭工業大学情報工学科卒業研究論文 (1998).
- [29] L.S.Davis and A.Rosenfeld,"Noise cleaning by iterated local averaging," IEEE Trans.System,Man, and Cybernetics,vol.SMC-8,no.9,Sept.,pp.705-710(1978).

- [30] M. Nagano and T. Matsuyama, "Edge preserving smoothing," CVIGP, vol.9, no.4, pp.394-407(1979).
- [31] T.S.Huang,G.J.Yang and G.Y.Tang,"A fast two-dimensional median filtering algorithm," Proc. of IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing,pp.128-131(1978).
- [32] R.E.Graham,"Snow removal-A noise stripping process for picture signals," IEEE Trans.Information Theory, vol.IT-8,pp.705-710(1962).
- [33] A.Lev,S.W.Zucker and A.Rosenfeld,"Iterative enhancement of noisy images," IEEE Trans.System,Man, and Cybernetics,vol.SMC-7,no.6,June.,pp.435-442(1978).
- [34] T. Dang, O. Jamet, and H. Maitre, "An image segmentation technique based on egde-preserving smoothing filter and anisotropic diffusion," Proc IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, pp.65-69(1994).
- [35] M.J.Black,D.H.Marimont and D.Heeger,"Robust anisotropic diffusion," IEEE Trans. Image Processing,vol.7,no.3(1998).
- [36] M.J.Black,G.Sapro,D.H.Marimont and D.Heeger,"Robust anisotropic diffusion and sharpening of scalar and vector images," Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing(ICIP'97)., Vol. III, pp.263-266(1997).
- [37] J.Monteil and A.Beghdadi,"A new adaptic nonlinear anisotropic diffusion for noise smoothing," Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing(ICIP'98)., Vol. III, pp.254-258(1998).
- [38] K.N. Nordstorm, "Biased Anisotropic diffusion:a unified regularization and diffusion approach to edge detection," Image and Vison Computing, 8, pp.318-327(1990).
- [39] M. Nitzberg and T. Shiota, "Nonlinear image filtering with edge and corner enhancement," IEEE Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.14, no.8, pp.826-833(1992).
- [40] R. Whitaker and S.M. Pizer, "A multi-scale approach to nonlinear diffusion," CVGIP Image Understanding, vol.57, no.8, pp.99-110(1993).
- [41] X. Li and T. Chen, "Nonlinear diffusion with multiple edginess thresholds," Pattern Recognition, vol.27, no.8, pp.1029-1037(1994).
- [42] C.A.Segall and S.T.Acton,"Morphological anisotropic diffusion," Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing(ICIP'97)., Vol. III, pp.348-351(1997).
- [43] J.Maeda,V.V.Anh,T.Ishizaka and Y.Suzuki,"Integration of local fractal dimension and boundary edge in segmentation natural images," Proc.IEEE International Conference on Image Processing,vol. I ,pp.845-848(1996).

- [44] J.P. Gambotto and O. Monga, "A parallel and hierarchical algorithm for region growing," Proc.IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.357-363(1985).
- [45] J. Maeda, T. Iizawa, T. Ishizaka, C. Ishikawa and Y. Suzuki, "Segmentation of Natural Images Using Anisotropic Diffusion and Linking of Boundary Edges," Pattern Recognition, Vol.31, No.12, pp. 1993-1999 (1998).
- [46] F.L. Miller, J. Maeda, and H. Kubo, "Template based method of edge linking with low distortion," IEICE Trans.Inf.Syst., E76-D(6)., pp.711-716(1993).
- [47] D.Marr and E.Hildreth, "Theory of edge detection, " Proc.Royal Society of London,B-207,pp.187-217(1980).
- [48] V.S. Nalwa and E. Pauchon, "Edge aggregation and edge decription," CVGIP, vol.40, no.1, pp.79-94(1987).
- [49] Y.T. Zhou, V. Venkateswar, and R. Chellappa, "Edge detection and linear extraction using a 2-D random field model," IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.11, no.1, pp.84-95(1989).
- [50] Q. Zhu, M. Payne and V. Riordan, "Edge linking by a directional potential function(DPF).," Image and Computing, 14, pp.59-70(1996).
- [51] Q. Zhu, "Efficient evaluations of edge connectivity and width uniformity," Image and Vision Computing, 14, pp.21-34(1996).
- [52] 飯沢拓也, "方向性ポテンシャル関数を用いた境界エッジのリンキングに関する研究," 平成8年度室蘭工業大学情報工学科卒業論文, 第1-4章,(1996).
- [53] 小畑秀文, モルフォロジー, 第1-3章, コロナ社, 東京 (1996).
- [54] Y.Nakagawa and A.Rosenfeld, "A note on the use of local min and max operations in digital picture processing," IEEE Trans.System,Man,and Cybernetics,vol.SMC-8,no.8,Aug.,pp.632-635(1978).
- [55] 金華榮, 小畑秀文, "多重構造要素を用いたモルフォロジーフィルタによる微小石灰化画像の抽出," 電子情報通信学会論文誌,J75-D- II ,7,pp.1170-1176(1992).
- [56] 石川千温, 佐藤吉剛, 前田純治, "動的モフォロジーフィルタと非等方的拡散の組み合わせによる自然画像の領域分割," 電子情報通信学会論文誌,Vol.J84-D- II ,No.2,pp.420-424(2001).
- [57] 佐藤吉剛, "非等方的拡散を用いた画像の領域分割に関する研究," 平成10年度室蘭工業大学情報工学科卒業論文 (1998).
- [58] Goetcherian,V., "From binary to gray tone image processing using fuzzy logic concept," Pattern Recognition,12,pp.7-15(1980).

- [59] Rosenfeld, A. and Kak, A.C.: Digital Picture Processing, 1, Academic Press, Inc., New York (1982).
- [60] J. Song, and E.J. Delp, "The analysis of morphological filters with multiple structuring elements," *Comput. Vision Graphics Image Process.*, Vol.50, pp.308-328 (1990).
- [61] G. Agam, "Regulated morphological operations," *Pattern Recognition*, 32, pp.947-971 (1999).
- [62] R.L. Stevenson and G.R. Arce, "Morphological filters: Statistics and further syntactic properties," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. CAS-34, no. 11 (1987).
- [63] E. Saber, A.M. Tekalp and G. Bozdagi, "Fusion of color and edge information for improved segmentation and edge linking," *Image and Vision Computing*, 15, pp.769-780 (1997).
- [64] J. Liu and Y.H. Yang, "Multiresolution color image segmentation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 7, pp.689-700 (1994).
- [65] A. Cumani, P. Grattoni and A. Guiducci, "An edge-based description of color images," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 53, no. 4, pp.313-323 (1991).
- [66] M.S. Kankanhalli, B.M. Mehtre and H.Y. Huang, "Color and spatial feature for content-based image retrieval," *Pattern Recognition Letters*, 20, pp.109-118 (1999).
- [67] T. Uchiyama and M. Arbib, "Color image segmentation using competitive learning," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 12, pp.1197-1206 (1994).

研究業績

●論文

1. H. Nomura, C. Ishikawa, T. Komatsuda, J. Ando and A. Kamiya :A disk-type apparatus for applying fluid shear stress on cultured endothelial cell, *Biorheology* 25, 461-470, (1988).
2. 石川千温 : 蛍光顕微鏡画像処理による血管内皮細胞の機能解析, 北海道大学工学研究科生体工学専攻修士論文, (1989).
3. J. Ando, T. Komatsuda, C. Ishikawa and A. Kamiya : Fluid shear stress enhanced DNA synthesis in cultured endothelial cells during repair of mechanical denudation, *Biorheology* 27, pp.675-683, (1990).
4. 安藤譲二, 喜多山洋一, 新谷茂伸, 石川千温, 神谷 瞭 : 血行力学因子に対する内皮細胞の反応と細胞内 Ca²⁺動態, 動脈硬化の成因と血流力学, Vol.30, No.10, (1990).
5. 石川千温, 真崎幸一 : ファジィ推論を利用した医用 R I 画像の平滑化, 北海道職業能力開発短期大学校紀要 第 14 号, (1993).
6. J. Ando, A. Ohtsuka, Y. Katayama, R. Korenaga, C. Ishikawa and A. Kamiya : Intracellular Calcium response to directly applied mechanical shearing force in cultured vascular endothelial cells, *Biorheology*, Vol.31, No.1, pp.57-68, (1994).
7. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生 : 光切断法によるコンクリート粗亀裂面の形状測定手法の開発, コンクリート工学年次論文報告集 Vol.17, No.2, (1995).
8. 石川千温, 福澤健志, 鈴木建夫 : AVS を用いたミマツダイアグラムに基づく溶岩ドーム形成の 3 次元 CG, 北海道職業能力開発短期大学校紀要 第 16 号, (1996).
9. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生 : レーザービーム光線による亀裂面形状測定手法の開発とデータの 2 次元分析手法の提案, 日本建築学会構造系論文集, 第 490 号, 179-188, (1996).
10. 森邦彦, 石川千温, 黒木譲, 澤山力, 中村聡, 大森義行 : 北海道職業能力開発短大におけるインターネット環境の実現, 北海道職業能力開発短期大学校紀要, 第 16 号, (1996).
11. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生 : 種々の応力モード下におけるコンクリート亀裂面の 2 次元形状分析, 日本建築学会構造系論文集 第 504 号, 81-86, (1998).
12. 石川千温 : 商学部におけるコンピュータ教育カリキュラムのありかた, 札幌学院商経論集 第 14 巻第 3 号, (1998).
13. 石川千温 : システムダイナミクスによる経営分析の試み, 札幌学院商経論集, 第 15 巻第

3号,(1999).

14. 石川千温：新情報システムによるコンピュータ教育，情報科学，第19号,(1999).
15. J. Maeda, T. Iizawa, T. Ishizaka, C. Ishikawa and Y. Suzuki: Segmentation of Natural Images Using Anisotropic Diffusion and Linking of Boundary Edges, Pattern Recognition, Vol.31, No.12, pp. 1993-1999 (1998).
16. J. Maeda, C. Ishikawa, S. Novianto, N. Tadehara and Y. Suzuki: Rough and Accurate Segmentation of Natural Color Images Using Fuzzy Region-Growing Algorithm, Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelona, (2000) .(in print)
17. 石川千温, 佐藤吉剛, 前田純治：動的モフォロジーフィルタと非等方的拡散の組み合わせによる自然画像の領域分割，電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.2, pp.420-424,(2001).

●著書

1. 石川千温：基礎からのコンピュータ, ムイスリ出版,(1998).

●口頭発表

1. 安藤譲二, 石川千温, 荒谷茂伸, 嘉多山洋一, 神谷瞭：血行力学的応力に対する血管内皮細胞の反応 shear stress と細胞内情報伝達系, 日本臨床代謝学会記録,(1989).
2. 石川千温, 渡邊亮, 佐藤龍司：局所統計量による顕微鏡三次元画像処理, 応用物理学会北海道支部学術講演会,(1992).
3. 石川千温, 後藤健作：色情報を用いた被写界深度伸張像の合成, 光学連合シンポジウム'旭川93,(1993) .
4. 佐藤龍司, 石川千温, 尾池綾一, 高士義英：マルチプレックスホログラムによる小樽市歴史的建造物の3次元再生, 応用物理学会北海道支部学術講演会,(1993).
5. 石川千温, 後藤健作, 佐藤龍司：H S I表色系における局所統計量を用いた被写界深度伸張像の合成, 応用物理学会北海道支部学術講演会,(1993).
6. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生：光学的手法によるコンクリートの粗亀裂形状測定, 日本建築学会北海道支部学術講演会,(1994).
7. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生, 中野淳子：2次元断面法によるコンクリート粗亀裂形状分析, 日本建築学会北海道支部学術講演会, (1995).
8. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生, 中野淳子：3次元平面法によるコンクリート粗亀裂形状分析, 日本建築学会北海道支部学術講演会, (1995).
9. 和田俊良, 佐藤龍司, 石川千温, 上田正生：コンクリート粗亀裂面の2次元ならびに3次元形状分析, 日本建築学会大会学術講演(北海道), (1995).

10. C.Ishikawa,T.Suzuki : 3-D Computer Graphics of Growth of the Lava Dome Using Mimatsu Diagram,The '95 International Workshop on Volcanoes,(1995) .
11. 石川千温 : WindowsNT4.0 を用いた情報リテラシー教育の試み, 文部省平成 9 年度情報処理研究集会 (室蘭) ,(1997).
12. 石川千温,和田俊良, 佐藤龍司, 上田正生 : コンクリート引張亀裂面の 2 次元形状特性の評価,日本コンクリート工学年次大会 (東京) ,(1998).
13. 和田俊良, 石川千温,佐藤龍司, 上田正生 : 亀裂形成応力モードが異なるコンクリート亀裂面の 2 次元形状特性分析,日本コンクリート工学年次大会 (東京) ,(1998).
14. 石川千温,中村永友 : Campus ESPer による情報リテラシー教育,文部省平成 10 年度情報処理研究集会 (九州工科大学) ,(1998).
15. 佐藤吉剛, 飯沢拓也, 石川千温, 前田純治 : モルフォロジーによる非等方的拡散を用いた画像の領域分割, 情報処理北海道シンポジウム'99, p.145, (1999).
16. 名木野飛鳥, 飯沢拓也, 石川千温, 前田純治 : 非等方的拡散を用いたカラー画像の領域分割, 情報処理北海道シンポジウム'99, p.146,(1999).
17. 名木野飛鳥, 佐藤吉剛, 石川千温, 前田純治 : 非等方的拡散を用いたカラー画像の領域分割, 電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集, p.340,(1999).

●その他 (講演等)

小樽市北海道職業能力開発短期大学校主催 小樽市市民公開講座 : 題名 光とガラス
ーガラスを通して見る世界, (1992).



Inches 1 2 3 4 5 6 7 8
cm 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19

Kodak Color Control Patches

© Kodak, 2007 TM: Kodak



Blue Cyan Green Yellow Red Magenta White 3/Color Black

Kodak Gray Scale



© Kodak, 2007 TM: Kodak

A 1 2 3 4 5 6 M 8 9 10 11 12 13 14 15 B 17 18 19

