

並列計算による画像の生成・復元
および評価に関する研究

曾根原 登
信州大学

①

並列計算による画像の生成・復元および評価に関する研究

曾根原 登

目次

第1章 序論

- 1.1 本研究の目的
- 1.2 本論文の構成と概要
- 1.3 本論文に関する発表論文等

第2章 視覚の計算理論と画像処理・理解

- 2.1 はじめに
- 2.2 画像理解と生体画像処理
- 2.3 画像形成と逆光学モデル
- 2.4 MAP 推定と MRF モデル
- 2.5 初期視覚の神経回路網モデル
- 2.6 制約の学習
- 2.7 多重解像度表現
- 2.8 高度並列計算
- 2.9 記号処理に向けて

第3章 画像の最適2値化を行う緩和型神経回路網モデル

- 3.1 はじめに
- 3.2 緩和型神経回路網モデル
- 3.3 画像の2値化問題の並列計算モデル
- 3.4 局所計算で像域分離を行う緩和型神経回路網モデル
- 3.5 まとめ

第4章 濃淡画像の多値表現問題を解く

- 4.1 はじめに
- 4.2 濃淡画像の多値表現
- 4.3 実験と考察
- 4.4 まとめ

第5章 局所並列計算による2値画像からの濃淡復元

- 5.1 はじめに
- 5.2 2値画像からの濃淡復元方式
- 5.3 2値画像から濃淡復元を行う緩和型神経回路網モデル

5.4 まとめ

第6章 超並列計算機による神経回路網モデル処理

6.1 はじめに

6.2 超並列計算機と並列処理のレベル

6.3 神経回路網シミュレーションと超並列計算機

6.4 画像の高度並列処理

6.5 MIMD型計算機によるインプリメンテーション手法

6.6 SIMD型計算機によるインプリメンテーション手法

6.7 MIMDとSIMDの処理性能比較

6.8 超並列計算機の課題

6.9 まとめ

第7章 濃淡画像のフラクタル標本化と復元

7.1 はじめに

7.2 フラクタル標本化

7.3 画像の不連続を保存する強度面の復元エネルギー関数

7.4 実験結果と考察

7.5 まとめ

第8章 濃淡画像の適応的反復関数システム (IFS) 推定

8.1 はじめに

8.2 IFSによる画像生成モデル

8.3 画像のIFS推定

8.4 IFS推定と画像復元実験及び考察

8.5 まとめ

第9章 画素誤り率による画品質評価

9.1 はじめに

9.2 ファクシミリ通信系のモデル

9.3 画素誤り率に対する画品質特性

9.4 所要伝送特性導出への応用

9.5 まとめ

第10章 結論

謝辞

第1章 序論

1.1 研究の目的

人間の情報処理を司る脳・神経系は、多数の神経細胞（ニューロン）が結合した神経回路網（ニューラルネットワーク）により高度な情報処理を実現しており、その計算メカニズムを明らかにすることは、視聴覚機構の解明のみならず工学的にも応用範囲の広い重要な課題である。

脳の神経系をモデル化した神経回路網モデルは、非線形処理機能、学習機能、及び並列処理機能を持つことが特徴といえる。このような神経回路網モデルを用いることにより、具体的にどのような情報処理が実現可能となるかを探究、検証することが工学的応用上重要である。このため、本研究は、画像処理における組み合わせ最適化問題を、非線形評価関数の極値問題として定式化する方法やその並列計算アルゴリズムについて明らかにする。

神経回路網モデルの実現手段として超並列計算機がある。超並列計算機は、脳の情報処理機能とその並列処理原理を探るニューロコンピューティング研究や、その応用である画像処理研究などにも大きな計算機リソースを与える。このため、神経回路網モデルの超並列計算機における実現手法、及びその処理性能を明らかにする。

画像の自己相似性に着目した特徴抽出と復元は、記憶と想起のメカニズムと関連した課題であるとともに、画像の効率的表現と生成手法として工学的にも重要である。フラクタル画像生成は、比較的少数の自己相似パラメータを与えることにより、一見きわめて複雑に見えるパターンを自己相似規則によって生成するものである。もし任意の画像からその画像に内在する自己相似性を抽出すること、すなわちフラクタル画像生成の逆問題である自己相似パラメータの抽出ができれば、抽出した自己相似パラメータを用いて、元の画像を復元することが可能となる。このような観点から、自己相似性に着目した特徴抽出、復元手法を明らかにする。

画像の品質評価は、画像処理や通信システムの設計上重要な課題である。画品質評価は、最終的には人間の視覚による判断に委ねられる。もし物理量と画品質を表す心理量との対応を取ることができれば、物理量の測定により画品質を容易に評価することが可能となる。このため、本研究では、この物理量として画素誤り率を導入し、これと心理量との対応関係について明らかにする。

1.2 論文の構成と概要

本論文は、10章から構成されており以下にその概要を述べる。

[第1章] 本章では、研究の目的、論文の構成と概要について述べる。また、本論文と関連した発表論文を示す。

[第2章] 本章では、視覚の計算理論に基づいた画像の処理と理解システム実現へのアプローチとその基礎理論について述べる。視覚問題の1つは、時間と位置の関数である画像データから、形状、距離、動き及び対象の物性といった低次のシーン特性を如何に推定するかということである。多くの視覚問題は、3D世界を2D画像に射影する可視化過程での情報欠落、雑音や変動要因による不確定性を持つ。このため、画像データのみではシーン特性を十分に制約しえない。すなわち、同一の2D画像を与える3D世界の解釈は多数存在する。このような不確定性を取り除くため、視覚システムは物理世界に関する何らかの仮定、あるいは制約を利用する。これは、画像データから制約を満たす解を決定する推定システムとみなせる。このような推定システムでは、解空間を制限する自然な制約の定式化と、多様な制約を満足し得る最適化手法が特に重要となる。この推定問題の共通的な理論的枠組として、視覚計算理論がある。この理論は、初期視覚を正則化理論で解くことができる不良設定問題と見なすことに始まり、最終的に、この問題を解くアルゴリズムと神経回路網モデルを導出する。このような考え方に基づいたアプローチが、結果として、ロバストな画像の処理や理解システムの実現につながることを示す。

[第3章] 本章では、画像処理における組合わせ最適化問題として、緩和型神経回路網モデルを用いた局所並列計算による2値表現法について述べる。これは、2値パターンと原画像の濃度の局所的な2乗誤差の画面全体での総和に対応するエネルギーを緩和型神経回路網モデルに与え、このエネルギーを最小化する局所並列繰り返し計算で各画素の値(0又は1)を求めることにより、2値画素の最適配置を求めるものである。また、同時に濃淡の不連続を示すライン過程の検出を行い、ライン過程が1となる場所では画素間の相互作用を切断することにより、なだらかな変化をする濃淡領域と、強度が不連続に変化する文字等の2値領域とを分離して処理することなく、同一の処理でそれぞれの領域が混在した画像の最適な2値表現が実現される。計算機シミュレーションにより、従来手法の組織的ディザ法や誤差拡散法より良好な画品質が得られることを示す。

[第4章] 本章では、3章で述べた手法の一般化として、1画素当り1ビットから1画素当り数ビットの場合についての多値表現法について述べる。数階調で画像の濃淡を表現するための画素の最適配置を求める局所並列計算モデルを提案し良好な実験結果が

得られることを示す。

[第5章] 本章では、2値化した画像から元の濃淡画像を復元するアルゴリズムについて述べる。まず、滑らかさの拘束のみを用いたエネルギー緩和により、2値化画像の各局所領域における平均強度に対応する強度面を復元する。当然、この画像は、低周波成分のみのボケた画像となる。次に、この復元画像からライン過程すなわちエッジを抽出する。さらに、抽出したエッジを画像データの境界条件として与えて、再度、滑らかさの拘束を用いて面の復元を行う。以下、上述のエッジ抽出と面の復元を繰り返す。シミュレーションの結果、良好な濃淡画像が復元されることを示す。本研究は、2値画像から濃淡画像を復元するという逆問題を、強度面や不連続に関する事前の知識をエネルギー関数として与えることで解く方法や、その並列計算アルゴリズムを提案するものである。

[第6章] 本章では、画像処理問題を並列計算で解く緩和型神経回路網モデルの超並列計算機における実現、その性能評価について述べる。並列計算機を用いる情報処理では、問題を並列計算で解くための計算モデルの定式化、問題解法の通信形態に応じた並列演算処理要素の幾何的な配置構造、並列処理を効率良く実行する並列プログラミングが重要である。そこで、ハイパーキューブ構造上に、神経回路網モデル処理の通信の形態に応じたプロセッサ接続の幾何構造を定め、神経回路網モデル処理を並列処理で実行するプログラミング方法について述べる。この並列処理性能を速度向上比の観点から評価し、画像の最適化問題を解く緩和型神経回路網モデルが超並列計算機に効率良く実現されることを示す。

[第7章] 本章では、画像の自己相似性に着目した画像の特徴抽出と復元手法について述べる。これは、画像に内在する自己相似性を何らかの方法で抽出し、また抽出した自己相似パラメータから原画像を復元するものである。従来より計算機グラフィクスなどの分野では、複雑な画像をリアルに生成する手法としてフラクタル画像生成が使われている。すなわち、フラクタルパターンを定義する比較的長少数の自己相似パラメータを与えることにより、一見きわめて複雑に見えるパターンを自己相似規則によって生成するものである。したがって、もし任意の画像からその画像に内在する自己相似性を抽出すること、すなわちフラクタル画像生成の逆問題である自己相似パラメータの抽出ができれば、抽出した自己相似パラメータを用いて、元の画像を復元することが可能となる。また、これは記憶、想起のメカニズムを考える上でも参考となろう。このような観点から、自己相似性に着目した特徴抽出、復元手法について述べる。

具体的には、画像の特徴点抽出や復元に簡単なフラクタル解析を利用するフラクタル

標本化と補間法について述べる。画像の標本化を行うのに、画像の濃度波形に対して、線順次走査方向に一定長の棒（ヤードスティック）をあててゆき、逐次その棒の水平射影長と垂直方向の極性を求めて標本データとする。これは、画像の濃度変化の複雑さに反比例した間隔で標本データを抽出することに相当する。このような不規則間隔の標本データから、画像の強度レベルとニューロンの出力が対応する神経回路網モデルを用い、滑らかさの基準に基づく薄膜と薄板のエネルギー関数を定めて強度面を復元する。この時、滑らかさの基準のみではエッジなどの画像の不連続性が失われればけた画像となるため、強度レベルの急峻な変化を検出し、ニューロン間の相互作用を切断する。これにより、不規則間隔の標本化データから、強度レベルの不連続性を含む強度面の復元を並列処理で実現できることを示す。

[第8章] 本章では、濃淡画像を対象とした、縮小アフィン変換集合による反復関数集合 (IFS) の推定と復元について述べる。画像をその縮小コピー（自己相似画像）の貼り合わせで近似すると、縮小コピーの和集合が元の画像に近いならば、IFSによって生成される不変集合が元の画像の良い近似を与えることが知られている（コラージュ定理）。この定理は、縮小コピーが画像の細部をも精度良く近似するなら原画像が復元できる、という逆問題での解の存在を示すものである。このため、与えられた画像の良い近似を与える IFS をどのように見つけるかという具体的手法、また、自然画像がどの程度 IFS によって近似できるかということが問題となる。濃淡画像に対するコラージュ定理では、与えられた画像と IFS により得られる画像をハッチンソン距離で比較する。しかし、2つの画像間の視覚的相違を評価するにはハッチンソン距離は必ずしも適当でない。そこで、画像間の比較尺度として通常用いられる平均2乗誤差 (MSE) 基準を用いて IFS を求め濃淡画像の復元特性を評価する。具体的には、画像をブロック化し、その回転、移動、縮小率を変数とするアフィン変換係数と、各アフィン変換を選択する確率を、最小2乗誤差基準で決定する方法を示す。IFS による濃淡画像表現特性を SN 比の観点から評価して、濃淡画像がどの程度ランダム IFS の不変集合によって近似できるかを述べる。また、アフィン縮小変換を用いた反復関数法による画像の生成が、巡回的な回路モデルで実現でき、任意の初期値から始まる全ての系列が同一の不変集合となることを示す。この性質に基づいた並列画像生成アルゴリズムを提案し、これが並列計算に良く適合することを示す。次に、局所的な IFS 推定法として、ブロックサイズを適応的に変化させる IFS 推定法を提案し、その特性について述べる。許容 MSE を外部変数として与えることにより、縮小変換による近似に適した領域を決定する。この結果、濃淡情報のフラクタル性が局所的に異なること、固定サイズ方式に比べ情報表現の効率化が図れることを示す。

[第9章] 本章では、画像通信における画品質評価手法について述べる。画品質は、端末の入出力特性と伝送系の特性によって支配される。画品質評価は、最終的には人間の視覚による判断に委ねられる。このため、端末或いは伝送系の設計を行うには、各種劣化要因と画品質を表す心理量との関係を、主観評価により明らかにする必要がある。多数の伝送劣化要因が複合した場合の画品質に対する各劣化要因の依存性を求める場合、或いは、ビット誤り発生の不規則性による画品質のばらつきに対する画品質分布を得る場合には、膨大な評価を必要とする。また、このような場合、人間が実際に記録画を見て主観的に評価するには、評価に大変な手間がかかる、被験者を含む評価系の再現が難しくデータの客観的比較ができない等の問題がある。そこで、測定し易く各種劣化要因に共通な物理量と、画品質を表す心理量との対応を取ることができれば、物理量の測定により、心理量を容易に求めることが可能となる。本研究では、この物理量として、伝送劣化により生ずる画素の値の変化量に着目した画素誤り率を導入し、これと心理量との対応関係について述べる。更に、冗長度抑圧符号化伝送に対して、画素誤り率を適用し、所要画品質を得るための許容ビット誤り率を求める手法について示す。

1.3 発表論文等

以下に発表論文を示す。

(a). 論文誌・技術誌・学会誌等

- (1). 曾根原, 安達: "画素誤り率によるファクシミリ画像品質評価", 信学論B, Vol. 69 - B, No. 6, pp. 583 - 590 (1986)
- (2). 曾根原: "画像の最適2値化を行う緩和型神経回路モデルとその並列コンピュータによる実現", 信学論D-II, Vol. J - 74 - D-II, No. 6, pp. 678 - 687 (1991)
- (3). 曾根原: "緩和型神経回路モデルによる濃淡画像の多値表現と強度レベルの補間", テレビジョン学会論文誌, Vol. 45, No. 10, pp. 1190 - 1198 (1991)
- (4). 曾根原, 中根: "2乗誤差基準を用いたランダムIFS推定と復元特性評価", テレビジョン学会論文誌, Vol. 45, No. 8, pp. 1008 - 1012 (1991)
- (5). N. Sonehara: "Relaxation Neural Network Model for Optimal Binary Representation of Images and Its Implementation on a Prallel Computer", Systems and Computers in Japan, Vol. 23, No. 5, pp. 67 - 82 (1992)
- (6). 曾根原, 中根: "IFSによる並列画像生成と濃淡画像の適応的IFS推定", 画電学論文誌, Vol. 21, No. 5, pp. 486 - 493 (1992)
- (7). 曾根原: "緩和型神経回路網モデルに基づいた局所並列計算による画像の2値表現と復元", 画電学論文誌, Vol. 21, No. 2, pp.120-129 (1992)
- (8). 安達, 曾根原, 他: "ファクシミリ通信網の画像品質・伝送品質", 研究実用化報告, Vol. 35, No. 5, pp. 547- 552 (1986)
- (9). 曾根原, 若林, 他: "複合画像情報普及型検索端末", 研究実用化報告, Vol. 36, No. 9 , pp. 1233 - 1242 (1986)
- (10). R. Suzuki, N. Sonehara, et. al.: "Retrieval and Entry Terminals for a Visual Information Response and Communication Processing System", REVIEW of teh Electrical Communications Laboratories, Vol. 35, No. 1, pp. 15 - 21 (1986)
- (11). 曾根原: "ニューラルネットによる画像の並列処理", 信学会誌, Vol. 74, No.7, pp. 738 - 742 (1991)
- (12). 曾根原: "ニューラルネットワークの画像処理への応用", システム制御情報学会誌, Vol. 35, No. 1, pp. 11 - 18 (1991)
- (13). 曾根原, 平山: "超並列コンピュータによる神経回路モデル処理", 情報処理学会誌, Vol. 32, No. 4 (1990)
- (14). N. Sonehara and Y. Tokunaga: "Neural Network Models for Image Inversion", Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 5, No. 2, pp. 88 - 97 (1993)
- (15). 川人, 曾根原, 他: "画像情報処理と神経回路モデル", 人工知能学会誌, Vol.74, No. 2,

pp. 22 - 34 (1988)

(16). 曾根原: "ドキュメント・アーキテクチャー", 画像電子学会誌, Vol. 16, No. 5, pp. 331 - 342 (1987)

(17). 曾根原: "ニューラルネットによる画像情報の処理: その1. 濃淡画像の最適な2値・多値画像を生成する", 画像ラボ, "その2. 2値画像から濃淡を復元する", その3. 視覚の計算理論と画像理解システム", "その4. アナログLSIによる視覚の神経回路網実現", 画像ラボ, 工業出版, No.1, 2, 3, 4 (1992.1-4 連載)

(18). 曾根原: "フォーラム・超並列処理:ニューロコンピューティング", ソフトウェア科学会誌, Vol. 8, No. 5, pp. 53 - 56 (1991.9)

(b). 国際会議

(1). N. Sonehara, M. Kawato, et. al. : "Image Data Compression Using a Neural Network Model", IJCNN International IEEE&INNS Joint Conference on Neural Network, pp. 35 - 41 (1989)

(2). N. Sonehara: "Binary Representation and Intensity Surface Interpolation of the Gray Level Image by Relaxation Neural Network Models", Proc. of the Second IEEE Symposium on PDP, pp. 420 - 427 (1990)

(3). N. Sonehara: "A Relaxation Neural Network Model for Optimal Multi-level Image Representation", 1991 IEEE-NNSP, Workshop on Neural Networks for Signal Processing, pp. 473 - 482 (1991)

(4). N. Sonehara, K. Nakane and Y. Tokunaga: "Image Generation and Inversion based on A Probabilistic Recurrent Neural Model", 1993 IEEE-NNSP Workshop on Neural Networks for Signal Processing (1993)

(5). C. Fouquet and N. Sonehara: "A 2D Local Adaptive Sampling and Reconstruction for Image Data Compression", INNC 90 Paris (1990)

(6). T. Ogura and N. Sonehara: "IFS Estimation Using Wavelet Transform", SID International Symposium (1992)

(c). 書籍等

(1). 北村編: "画像と制御:ニューラルネットワークの画像処理", 朝倉書店, pp. 23 - 52 (1991)

(2). 甘利監修: "生物科学とバイオ計算機, ニューラルネットワークの応用: 神経回路網モデルによる画像の復元・圧縮", pp. 361 - 368 (1991)

(3). 池田, 島田, 他編: "情報通信技術ハンドブック:ファクシミリ通信", コロナ社, pp. 279 - 284 (1987)

(4). 計測自動制御学会編: "AI・ファジィ・ニューラルネットハンドブック:画像処理", オーム社, pp. 279 - 284 (1993)

- (5). 合原監修: "カオス応用戦略: フラクタルで画像を生成・圧縮", オーム社 (1993)
- (6). 感性産業研究会: "感性情報処理システムの計算論", 感性集約産業への課題, pp. 107 - 122 (1993)
- (7). 曾根原: "ニューラルネットと画像処理", CAD&CAM, 工業調査会, No.17 (1990.8)
- (8). 曾根原: "夢の次世代計算機4: コネクションマシン", Computer Today, No37, pp. 61-63 (1990.5)
- (9). 曾根原, 中根: "カオス産業応用最前線: フラクタルで画像を生成・圧縮", エレクトロニクス3月号, pp. 1 - 5 (1993)
- (10). 淀川監修: "ニューラルネットワーク応用: 神経回路網モデルによる画像情報処理", オーム社 (1993)

(d). 研究会等

- (1). 曾根原, 安達: "画素誤り率によるファクシミリ画品質の測定法", 電子通信学会技報, ED84 - 27, pp. 37 - 42 (1984)
- (2). 曾根原, 安達: "画素誤り率によるファクシミリ画品質の測定法", 電子通信学会技術研究報告, ED84 - 27, pp. 37 - 42 (1984)
- (3). 安達, 曾根原, 川出: "画素誤り率を用いたファクシミリ通信網画品質の評価法", 電子通信学会技術研究報告, ED84-28, pp. 43 - 51 (1984)
- (4). 曾根原: "ファクシミリの高機能化に対する装置構成法の検討", IE84-63, pp. 31-38 (1984)
- (5). 曾根原: "画像情報の領域抽出・属性判定方法の検討", 画像電子学会予稿85-01-6, pp. 1-6 (1985)
- (6). 曾根原, 村上: "編集可能なイメージ情報の階層化構造(FICA)の検討", 電子通信学会技術研究報告, 画像工学, IE85-81, pp. 37- 42 (1985)
- (7). 曾根原, 小林, 鈴木, 有村: "電話網におけるG4ファクシミリの展開", 電子情報通信学会技報, EID87-1, pp. 1 - 6 (1987)
- (8). 曾根原, 川人, 他: "ニューラルネットによる画像データ圧縮(Neuro-CODEC)の検討", 信学技報, Vol. IE-88-62, pp. 57 - 64 (1988).
- (9). 曾根原, 川人, 三宅, 中根: "ニューラル・ネットによる画像データ圧縮の検討", 第3回デジタル信号処理シンポジウム (1988)
- (10). 曾根原: "緩和型神経回路モデルによる画像の2値化と面の補間", 信学技報, NC90-8, pp. 55 - 62 (1990)
- (11). 曾根原: "超並列コンピュータによる緩和型神経回路モデル処理と画像の2値化:, テレビジョン学会技術報告, 画像通信システム, 画像応用, ICS90 - 48, AIPS90 - 40 (1990)
- (12). 曾根原: "並列コンピュータによるニューラルネットワーク処理", 視覚研究会資(電気), LAV-91-9, pp. 37 - 47 (1991)

- (13). 曾根原, 中根: "濃淡画像の適応的反復関数システム(IFS)推定", ITEJ Technical Report, A/T'92-4, I PCV'92 - 4, Vol. 16, No. 9, pp. 19 - 24 (1992)
- (14). 曾根原, 川人, 三宅: "ロボットやビジョンの知能化: ニューラルネットと画像処理", 計測自動制御学会講演会, pp. 61 - 75 (1989)
- (15). 曾根原: "ニューロとファジイの理論と応用: ニューラルネットと画像処理: 視覚の計算理論と画像理解システム", 電子情報通信学会専門講習会講演論文集, pp. 20 - 28 (1991)
- (16). 曾根原, 徳永: "ニューラルネットによる画像情報処理: 画像逆解析処理", 第23回画像工学コンファレンス, 2-1, pp. 33 - 38 (1992) (招待講演)
- (17). 曾根原: "ドキュメントアーキテクチャーの標準化動向", 情報処理学会, 文書処理とヒューマンインタフェース研究会報告, No. 17, 17 - 1 (1987)
- (18). 曾根原: "オフィスドキュメント・アーキテクチャー(ODA)の動向", 電子情報通信学会技報, CS - 87, IE87-96, EID87-1, pp. 39 - 46 (1987.12) (招待講演)

(e). 全国大会等

- (1). 曾根原: "デジタルファクシミリの画品質の検討", 昭和57年度電子通信学会総合全国大会, 5-144, 1159
- (2). 曾根原: "ファクシミリ不在受信装置の一検討", 昭和58年度電子通信学会総合全国大会, 5-128, 1257
- (3). 曾根原: "電話網利用高機能ファクシミリに用いる通信方式の検討", 昭和58年度電子通信学会情報・システム部門全国大会, 1-207, 207
- (4). 安達, 曾根原, 井村: "拡大縮小を伴うファクシミリ画品質の一検討", 昭和59年度電子通信学会総合全国大会, 5-153, 1381
- (5). 曾根原, 木村, 近藤, 他: "ニューロ処理指向並列プロセッサ(Neuroprocessor)及びこれを用いた学習型個人適応システムの開発", 1993電子通信学会秋季大会, D-1, 6-259
- (6). 神保, 曾根原, 鈴木: "多相AM-PMモデムの回路の一検討", 昭和54年度電子通信学会総合全国大会, 1783, 7-222
- (7). 曾根原, 鈴木: "多相AM-PM方式によるファクシミリ伝送の高効率化", 昭和55年度電子通信学会総合全国大会, 1012, 5-39
- (8). 曾根原, 神保: "デジタルファクシミリにおける伝送系機能分割に関する検討", 昭和56年度電子通信学会総合全国大会, 1214, 5-191
- (9). 神保, 中村, 曾根原: "大規模集積回路を用いた4800bps同期式モデムの特性", 昭和57年度電子通信学会通信部門全国大会, 434, 2-170
- (10). 曾根原, 山本: "インテリジェントメッセージングサービス(IMS)用ファクシミリ装置の検討", 昭和59年度電子通信学会総合全国大会, 1443, 5-215
- (11). 曾根原, 金山, 笠原: "G4ファクシミリ用通信処理モジュールの構成法", 昭和60年度電子通信学会総合全国大会, 1391, 5-219

第2章 視覚の計算理論と画像処理と理解

視覚計算理論は、初期視覚を正則化理論で解くことができる不良設定問題と見なすことに始まり、最終的に、この問題を解くアルゴリズムと神経回路網モデルを導出する。このような考え方に基づいたアプローチは、強健な画像の処理や理解システムの実現につながる。本章では、視覚計算理論の基礎理論について述べる。

2.1 はじめに

画像理解システムは、画像データからシーンの記述を自動的に作成するものである。このシステム開発への一つのアプローチは、人間の脳をある種の情報処理機械と見なしたときの視覚システム(HV:human vision)を理解することである。視覚情報処理の理論的研究を中心とした学問分野は、計算論的視覚(CV:computational vision)と呼ばれ、その目的は、本質的に不確定性を持つ画像データから、如何にして対象の物理的特性に関する記述を得るかを知ることにある。この理論では、初期視覚(early vision)を正則化理論(regularization)で解くことができる不良設定(ill-posed)問題と見なすことに始まり、最終的に、この問題を解くアルゴリズムと、ハードウェアとしての神経回路網モデルを導出する。

本文は、このような考え方に基づいた画像の処理と理解システム実現へのアプローチ(図2.1)とその基礎理論について述べる。2.2節では、画像理解と計算論的視覚について述べる。2.3節では、画像からシーンのパラメータを推定する計算理論の枠組として、(1) 画像形成モデルと逆光学モデル、(2) 逆光学問題を解く正則化理論とその具体例、(3) 正則化問題を解く神経回路網モデル、について述べる。2.4節では画像理解の統計理論として、(1) 逆問題を解く手法としての最大事後確率(MAP:maximum a posteriori)推定、及びMAP推定と正則化理論との関係、(2) 統計的モデル化手法としてのマルコフランダム場(MRF:Markov random fields)とエネルギー関数、(3) 画像の不連続性を示すライン過程、について述べる。2.5節では、非線形な制約と、制約間で相互作用のある初期視覚問題を解く神経回路網モデル、について述べる。2.6節では制約の決定法としてシーンパラメータ学習、2.7節では多重解像度表現と緩和法、スケール間相互作用、2.8節では超並列計算機による最適化・正則化マシンの実現、について述べる。最後に、2.9節で正則化理論の記号処理への適用性について触れる。

2.2 画像理解と生体画像処理

視覚問題の1つは、時間と位置の関数である画像データから、形状、距離、動き及び対象の物性といった低次のシーン特性を如何に推定するかということである(図2.2)。多くの視覚問題は、3D世界を2D画像に射影する可視化過程での情報欠落、雑音や変動要因による不確定性を持つ。このため、画像データのみではシーン特性を十分に制約しえない。すなわち、同一の2D画像を与える3D世界の解釈は多数存在する。このような不確定性を取り除くため、視覚システムは物理世界に関する何らかの仮定、あるいは制約を利用する。これは、タスクの計算論的モデルが与えられた時、画像データから制約を満たす解を決定するシステムとみなせる。このようなシーンの推定問題では、(1) 解空間を制限する自然な制約の定式化、(2) 多様な制約を満足し得る最適化手法、(3) 多様な手がかりから得られた結果から唯一のシーン特性を特定する統合手法、(4) シーン特性の推定が相互に影響し合うことを考慮した協調的相互作用、等が重要となる。

複雑な構造を持つ対象やシーン全体をモデル化することは、本質的に困難であるし、工学的なシステム実現では現実的な目標とはなりえない。視覚に基づく画像理解システム実現へのアプローチでは、神経生理学や心理物理学双方の知見を得て、シーンの推定を効率良く近似しようとするものである。

2.3 画像形成と逆光学モデル

2.3.1 画像形成

画像とシーンのパラメータをそれぞれベクトル i, s によって離散的に表現する。

$$i=(i_1, i_2, \dots, i_m), \quad s=(s_1, s_2, \dots, s_n) \quad (1)$$

ここで、 m は一般的に n と等しくなくてよい。画像パラメータは、位置と時間の関数としての強度、フィルタ画像やエッジ地図のような画像から得られた手掛りあるいは特徴である。シーンパラメータは、表面の特性や照明の属性などのリストである。シーンの表現 s から画像ベクトル i を計算する順光学(forward optics)又はCG(computer graphics)は、

$$i=As \quad (2)$$

と表される。 A は、しばしば非線形な操作である。画像形成のモデル化は単純ではないが、可視化は数学的には明確に定義され得る。すなわち、シーン表現と画像形成モデル

が与えられれば、画像は原理的には計算可能である。

2.3.2 逆光学と正則化

与えられた A に対して i から s を計算する逆光学 (inverse optics) は、方程式を満たす唯一の s が定まらないという意味で不良設定 (ill-posed) である。唯一の解を得るには付加的な制約 (constraints) が必要となる。この不良設定問題に対する 1 つの数学的アプローチが、Tikhonov の正則化理論 (regularization theory) である。これは、初期視覚の多くの計算論的問題を扱う統一的な枠組として Poggio らによって提案された。正則化理論では、ノルムとともに適当な制約オペレータ P を、 s に対する探索空間を制限するために用いる。 s を決定する一つのアプローチは、

$$\|As - i\|^2 + \lambda \|Ps\|^2 \quad (3)$$

を最小化することとして定式化される。

初期視覚における正則化形式の変分原理は、Horn, Ikeuchi, Grimson, Terzopolos, Hildreth らによって過去用いられた。その後、いくつかの問題が正則化手法に関連して提案されている。

(1) オプティカル・フロー

動画像を時間と位置の関数として表わされる画像強度 $f(x, y, t)$ の滑らかな変化としてモデル化する。テーラー展開した画像の時間変化と位置変化の関係から、速度の制約として、

$$-\frac{\partial f}{\partial t} = \frac{\partial f}{\partial x}u + \frac{\partial f}{\partial y}v, \quad \frac{dx}{dt} = u, \quad \frac{dy}{dt} = v \quad (4)$$

が得られる。しかし、これは速度を一意的に定めるものでない。Horn と Schunck は、速度の制約を満たし、局所的に滑らかな解は、

$$\int [(f_x u + f_y v + f_t)^2 + \lambda (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)] dx dy \quad (5)$$

を最小化することで得られることを示した。

(2) 陰影からの形状復元

Ikeuchi は、画像形成モデルが面の向きに対する 1 つの制約となり、面は滑らかであるという要請からもう 1 つの制約を得られることを示した。画像強度 $f(x, y)$ と面 $z = s(x, y)$ の

方向 $(p, q) = \left(\frac{ds}{dx}, \frac{ds}{dy}\right)$ は、Horn の画像形成モデルによって、

$$f(x, y) = R(p, q) \quad (6)$$

となる。このため、方程式誤差 $(f-R)^2$ の最小化と、 (p, q) が滑らかであるという制約を満たすには、

$$\int [(f(x, y) - R(p, q))^2 + \lambda(p_x^2 + p_y^2 + q_x^2 + q_y^2)] dx dy \quad (7)$$

を最小化すればよい。

(3) まばらなデータからの面の復元

Grimson や Terzopolos らは、観測データ $d(x, y)$ 、例えば強度データや距離データ、がまばらにある状態から、強度や距離面を補間する変分原理を示した。推定すべき面を $f(x, y)$ 、 S を標本化オペレータとする。面や画像のモデルとして滑らかさを仮定し、これを制約とすると、

$$\int [(Sf(x, y) - d(x, y))^2 + \lambda(f_{xx}^2 + 2f_{xy}^2 + f_{yy}^2)] dx dy \quad (8)$$

を最小化すればよい。

このように可視化や標本化過程あるいは雑音等により、本質的に不確定な初期視覚の多くの問題は、滑らかさ等の制約を反映する安定項 (stabilizer) を持つことによって正則化することができ、結果として、強健 (robust) な画像の処理と理解システムが実現できる。

2.3.3 正則化問題を解く神経回路網モデル

このように、多くの初期視覚のタスクは、正則化理論の枠組内で議論でき、最小化すべき2次形式のエネルギー汎関数を定めることで解ける。Poggio と Koch は、エネルギー関数で表わされる正則化問題を解く線形アナログ神経回路網モデルの設計理論を示した。

ここでは、面の復元問題を例としてこの理論を述べる。復元問題は、2次形式のエネルギー関数の最小化によって定式化される初期視覚の典型的な問題である。例えば、ステレオアルゴリズムがエッジに沿った位置のみで距離データを計算するものとする、面はこれらの点の間で補間されなければならない。観測データ d と線形オペレータ S が既

知とする。 n を雑音、 f を推定すべき値とする。 $Sf=d+n$ から f を求める逆問題のエネルギーあるいはコスト関数 $E(f)$ は、

$$E(f)=\|Sf-d\|^2+\lambda\|Pf\|^2 \quad (9)$$

となる。ここで、 λ は正則化パラメータ、 P は線形オペレータである。面の補間では、 S は距離が与えられている場所では1で、他では0となる要素を持つ対角マトリックスである。オペレータ P は、望ましい滑らかさの度合に依存した薄膜 (membrane) や薄板 (thin plate) などのエネルギーと対応する。この E は、

$$2(S^T S+\lambda P^T P)\Rightarrow T, f\Rightarrow V, -2S^T d\Rightarrow I_i, d^T d\Rightarrow 0 \quad (10)$$

とすることで、以下のように再定式化される。

$$L(V)=\frac{1}{2}\sum_i\sum_j T_{ij}V_iV_j+\sum_i V_i I_i \quad (11)$$

V_i は処理要素 i 、すなわちニューロン i 、での電圧、 T_{ij} は、ニューロン i と j の間のコンダクタンスに対応する。各ニューロンは、抵抗 $R_i(T_{ij}=\sum_j T_{ij}+I/R_i)$ によって終端されている。この時 L は、電気回路網で消費される全電力に対応し、回路網の Lyapunov 関数として解釈できる。この回路網にダイナミクスを導入するため、 R_i と並列に、各ニューロンに容量 C_i を接続する。この電圧変化は、

$$C_i \frac{dV_i}{dt} = -\frac{\partial L}{\partial V_i} \quad (12)$$

として与えられる。ただし、ニューロンの結合荷重は抵抗で、データは電流で与えられる。このように、2次形式の正則化理論に対し、このシステムは唯一のエネルギー最小値にいつでも収束する。このことは、正則化理論で示される2次形式の変分原理は、適当な神経回路網モデルによって解かれることを示す。

2.4 MAP推定とMRFモデル

正則化理論で示される2次形式の変分原理は、凸状のエネルギー関数からなり、唯一のエネルギー最小値は、最急降下法のような標準的アルゴリズムで求められる。PoggioとKochらの線形神経回路網モデルは、問題を解く可能な1つのハードウェアを与える。しかし、このような線形的手法では、不連続は扱えないし、視覚を理解する上で必須の多

様な制約や、制約間の相互作用を扱えない、という問題がある。

Geman らは、画像復元問題を解くため、マルコフランダム場 (MRF) に基づいて MAP 推定を行う統計緩和 (stochastic relaxation) 法を提案した。彼らは、画像の強度過程と、エッジなど画像の不連続に対応するライン過程を結合した 2 結合マルコフランダム場モデル (2 coupled MRF) を導入し、不連続や多様な制約を持つ凸でないエネルギー関数が MAP 推定に基づいて解けることを示した。Poggio や Marrouquin らは、Geman らのライン過程とマルコフランダム場の概念を初期視覚に応用し、不連続や多様な制約を扱えるように拡張している。

2.4.1 MAP 推定と正則化理論

逆問題を解く他のアプローチは、ベイズ則に基づく最大事後確率 (MAP: maximum a posteriori) 推定である。画像 i で条件づけられたシーン表現の事後確率を $p(\mathbf{s}|i)$ とする。計算の目的は、画像ベクトル i が与えられたときの最も確からしいシーンベクトル \mathbf{s} を求めることである。van Tree や Hancock と Wintz らの信号検出理論の場合と同じく、MAP 推定は、誤り率を最小にするという意味で最適である。条件付確率 $p(\mathbf{s}|i)$ は、ベイズ則を用いて、

$$p(\mathbf{s}|i) = \frac{p(i|\mathbf{s})p(\mathbf{s})}{p(i)} \quad (13)$$

となる。ここで、 $p(i|\mathbf{s})$, $p(\mathbf{s})$ は、それぞれ画像形成過程とシーンモデルに対応する。推定しようとするシーンの統計的構造は、事前確率 $p(\mathbf{s})$ によって決定される。 \mathbf{s} の探索に対して、 i は固定的であるので $p(i)$ は一定である。MAP 推定は事前分布が一様である時、最大ゆう度推定と等しい。

ベイズ理論により、多様な画像の手がかりとシーンのパラメータを以下のように表現することができる。

$$p(\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n | i_1, i_2, \dots, i_m) \quad (14)$$

ここで、 \mathbf{s}_j は特定のシーンの表現を示し、形状、反射率、反射率の不連続性などのタイプを示す。 i_j は強度、色、異なるスケールでの不連続、テクスチャ測度のような特徴とといった画像の手掛りを示す。

ある仮定の下では、MAP 推定は正則化理論と等しい。ここで、

$$i = A\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (15)$$

と仮定する。雑音項 n が対角成分からなる共分散マトリックスをもつ多変量ガウス分布とすると、

$$p(i|s)=p(i-As)=p(n)=k \exp[-(i-As)^T(i-As)/2\sigma_n^2] \quad (16)$$

となる。ここで、 k は規格化定数である。T は転置を示し、 $s^T s$ は内積を示す。p(s) も同じく多変量ガウス分布とすると、

$$p(s)=k \exp[-s^T B s] \quad (17)$$

となる。 s は平均値0を持つものとする。 $p(s|i)$ に上式を代入して、対数をとると、 $p(s|i)$ を最大にすることは、

$$(As-i)^T(As-i)+\lambda s^T B s \quad (18)$$

を最小化することと等しい。ここで λ はラグランジエ乗数で、シーン対雑音の分散比に等しい。データに雑音がないとすると、MAP推定は、 $s^T B s$ の最小化と等しく、このような s に対して、 $i=As$ を満たす。画像とシーンが離散ベクトルで $s^T B s=s^T P^T P s$ であるとき、MAP推定は正則化のコスト関数と等価である。

このように、画像形成過程が線形で、事前分布がガウスの、コスト関数が凸であるときには、大域的極小解を見つけるのに最急降下法のような標準的アルゴリズムを用いることができる。

2.4.2 MRFモデル

Gemanらは、不連続や多様な制約を持つ凸でないコスト関数が、マルコフランダム場(MRF)に基づいたMAP推定で解けることを示した。MRFモデルは、マルコフ連鎖の一般化であり、特別な場合として2次元離散画像を含む。MRFでは、格子点での値の条件付確率は、予め定められた近傍構造(neighborhood structure)にのみ依存する。

$$p(s_i|s_j, i \neq j)=p(s_i|s_j, j \in N_i), p(s_1, s_2, \dots, s_n) > 0 \quad (19)$$

ここで、 N_i は i の近傍である。近傍の例は、隣り合う4つの画素(最近傍)などであるが、必ずしも局所近傍(local neighborhood)に制限されない。局所的MRFによる記

述は、視覚の空間的相互作用を特徴づける便利なモデルである。この理由として、次の局所性と並列性がある。

(1) 局所性：画像とシーンの低次の制約の多くは共に局所的である。局所的でない場合も、粗い空間的スケールで局所的なものとして、大域的な制約を表わすデータ構造を定めることができる。情報の空間的領域が大きいときでも、計算結果としての表現要素の間での相互作用は、粗いスケールでは依然局所的である。これは、制約や情報の階層的な多重解像度表現であり、計算の効率化を図ることができる。

(2) 並列性：局所近傍は、様々な局所計算を並列に行うことができるため、並列計算機処理に良く適合する。

2.4.3 MRFとエネルギー関数

MRF表現は、シーンのモデル化と、画像を与えるシーンを見い出すのに便利である。局所的相互作用によって特徴づけられるMRF性をもった問題は多い。Besagによると、MRFはGibbs分布と等価である。すなわち、与えられた近傍系に対して、 s に対応するランダム変数は、以下のときMRFである。

$$p(s) = \frac{1}{Z} e^{-U(s)/T} \quad (20)$$

ここで $U(s)$ は、大域的エネルギー関数で、 T は温度、 Z は規格化定数である。 $U(s)$ は局所的エネルギーの総計である。この局所的エネルギーは、シーンの特性についての事前の知識や仮説に対応する。確率の最大化は、エネルギーの最小化に等しい。温度パラメータは、分布の幅を調整するのに便利なツールである。温度を徐々に低くすると大域的極小解を見い出す確率を高めることができる。この手順が模擬焼きなまし(simulated annealing)である。

局所的条件付確率は局所的エネルギー関数によって以下のように表現できる。

$$p(s_i | s_j, j \in N_i) = \frac{1}{Z_i} \exp[-(1/T) \sum_{j \in N_i} \phi(s_i, s_j)] \quad (21)$$

ここで、 $\phi()$ は局所的なエネルギー関数、 Z_i は規格化定数である。この理論はもっと複雑な相互作用へ一般化できる。線形の制約オペレータ B は、2次形式のエネルギーに対応する特別な場合である。 $p(s)$ に対応した適当な局所的エネルギーを考え、事後確率 $p(s|i)$ を最大にする。これには、GemanらのGibbs標本化(Gibbs sampler)を用いることができる。Gibbs標本化は、モデル化した局所エネルギーからシーンを生成することができるので、シーンのモデル検証に有効である。シーンから画像を形成するモデルが与えられ

れば、事後確率を最大にするシーンのベクトルを見つけることができる。すなわち、ガウス雑音のある画像形成モデルに対しては、

$$U_p(\mathbf{s}) = (\mathbf{i} - \mathbf{A}\mathbf{s})^T (\mathbf{i} - \mathbf{A}\mathbf{s}) / 2\sigma^2 + U(\mathbf{s}) \quad (22)$$

を最小にする \mathbf{s} を探索することになる。

2.4.4 ライン過程

視覚と画像処理に対する2次形式の変分原理の主な問題は、復元すべき未知関数の滑らかさの度合にある。例えば、面の補間ではエッジを過度に滑らかにしてしまう。Marrouquinらは、この問題を解決するため、滑らかな面の補間をGemanらの2元結合型MRFに基づいてモデル化した。このモデルは、位置 i での距離 f_i に対応する連続値変数と、格子点間にある2値変数（ライン過程 h_i : line process）からなる（図2.3）。この仮想の変数ライン過程は、2つの隣り合う距離データ間での不連続の有無を示す。面の補間に対するMAP推定は以下のエネルギー関数の大域的最小化と対応する。

$$E(f, h) = \sum_i (f_{i+1} - f_i)^2 (1 - h_i) + C_D \sum_i (f_i - d_i)^2 + C_L \sum_i h_i \quad (23)$$

ただし、 d_i は観測データを、 C_D の項はデータの信頼性を、 C_L の項はライン過程がアクティブになることに対するペナルティと対応する。ここで、

$$\frac{\partial E}{\partial h} = -(f_{i+1} - f_i)^2 + C_L \quad (24)$$

であるので、 f の勾配が大きくなると $(f_{i+1} - f_i)^2 > C_L$ となり、滑らか補間するより、面を切断する方がコストが低くなる。このライン過程は、エネルギー関数に局所的な極小値を発生させ、問題を非2次形式とする。Marrouquinは、模擬焼きなまし法を用いて最適化を行った。

PoggioとGambleらは、初期視覚の異なるモジュール（強度、色、奥行、テクスチャー、運動等）を、ライン過程を介して相互作用するMRFとしてモデル化し、物理世界の不連続を統合する視覚モジュールの、一次近似としての並列統合システム(Vision Machine)を実現している（図2.4, 2.5）。

2.5 初期視覚の神経回路網モデル

模擬焼きなましによる統計的緩和法は、長大な計算を要する。一方、ニューロンのような単純な非線形処理要素からなる神経回路網モデルには、興味ある数理的性質と処理能力がある。HopfieldとTankは、良く定義できるが解くのが困難な最適化問題 (eg. TSP) に対する近似解を高速に求めるアナログの神経回路網モデルを提案した。Kochらは、このような神経回路網モデルで、多くの初期視覚問題に対する解を高速に得ることができることを示した。

5.1 Hopfieldモデル

Hopfieldのアイデアの一つは、0と1の間を連続的に変化する2値変数を用いて、組合わせ最適化問題を解くこと、そして超立体 $[0, 1]^N$ のコーナの1つを最終的な解とするようなエネルギー項を用いる、ことであった。ニューロン i に対する出力変数を V_i ($0 < V_i < 1$) は、ニューロン i の内部状態変数 U_i の連続かつ単調増加関数となるものとする。

$$V_i = g(U_i) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda U_i}} \quad (25)$$

この時、 i と j の結合強度は、マトリックス要素 T_{ij} で与えられ、各ニューロンは容量 C_i と抵抗 R_i ($\tau = R_i C_i$)を持つ。結果として、 U_i の電荷方程式は、 I_i をニューロン i への電流とすると、

$$C_i \frac{dU_i}{dt} = \sum_j T_{ij} V_j - \frac{U_i}{R} + I_i \quad (26)$$

となり、Hopfieldは、

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{ij} T_{ij} V_i V_j + \sum_i \frac{1}{R} \int_0^{V_i} g^{-1}(V) dV - \sum_i I_i V_i \quad (27)$$

が、 T_{ij} が対称である限りシステムのLyapunov関数であることを示した。これは、システムの時間発展

$$C_i \frac{dU_i}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial V_i} \quad (28)$$

が E における極小値を探索する動きと対応し、極小点で留まることを意味する。連続モデルの安定状態と、ニューロンの出力が0,1の2値となるとき安定状態の関係は、 λ によって決定され、 $\lambda \rightarrow \infty$ とすると0,1のどちらかとなる。

2.5.2 初期視覚問題を解く緩和型神経回路網モデル

Kochらは、エネルギー最小化あるいはMAP推定のように定式化できる初期視覚の制約満足問題を解くため、単純なニューロン形式の処理要素からなる回路網、すなわち神経回路網モデルを提案し(図2.5)、その有効性を示した。このような問題は、面の補間、エッジ検出、陰影からの形状復元、速度場推定、色推定、動きからの構造推定、等を含む。彼らの神経回路網モデルによる結果は、模擬焼きなまし法や他の推定理論により得られた結果と良く似た結果が得られている。

ライン過程を1個のニューロンのシグモイド型入出力関数と対応させた神経回路網モデルを考える。水平、垂直のライン過程をそれぞれ h_{ij}, v_{ij} 、内部状態変数を m_{ij}, n_{ij} とすると以下となる。

$$h_{ij} = g(m_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda m_{ij}}}, \quad v_{ij} = g(n_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda n_{ij}}} \quad (29)$$

ここで、 $h_{ij}, v_{ij} = 1$ であれば不連続ありとし、 $h_{ij}, v_{ij} = 0$ であればなしとする。画像の不連続を抽出するため以下のエネルギー関数を定める。

$$\begin{aligned} E = & C_I \sum_{ij} [(f_{i+1j} - f_{ij})^2 (1 - h_{ij}) + (f_{i+1j} - f_{ij})^2 (1 - v_{ij})] + C_D \sum_{ij} (f_{ij} - d_{ij})^2 \\ & + C_V \sum_{ij} [h_{ij}(1 - h_{ij}) + v_{ij}(1 - v_{ij})] + C_G \sum_{ij} \left[\int_0^{h_{ij}} g^{-1}(h_{ij}) dh_{ij} + \int_0^{v_{ij}} g^{-1}(v_{ij}) dv_{ij} \right] \end{aligned} \quad (30)$$

C_I はライン過程が $h_{ij}, v_{ij} = 0$ 、つまり不連続がない場合には、隣り合う2つの画素の濃淡値が互いに近い値をとることを要求するエネルギー項である。ただし、ライン過程が $h_{ij}, v_{ij} = 1$ 、不連続がある場合にはこの項は0となるので、隣り合う濃淡値はどれ程違っていてもよい。 C_D の項は観測データの信頼性を示す項である。 C_V の項は h_{ij}, v_{ij} が0または1の値をとって中間値を取らないことを要求する項である。 C_G の項は、内部状態変数が0付近に留まって発散しないことを示す項である。このとき、水平・垂直のライン過程に対し、エネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される。

$$\frac{dm_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial h_{ij}}, \quad \frac{dn_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (31)$$

一方、不連続を境界条件とした強度復元過程は、エネルギー E を最小化する f_{ij} のダイナミクスとして次式の微分方程式で表される。

$$\frac{df_v}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial f_v} \quad (32)$$

次に、Kochらは、不連続成分の幾何学的な構造に対するペナルティ関数を定める。以下のペナルティ関数を定めた。

$$\begin{aligned} E_k = & C_p \sum_{\vec{v}} [h_{\vec{v}} h_{\vec{v}+1} + v_{\vec{v}} v_{\vec{v}+1}] + C_c \sum_{\vec{v}} [h_{\vec{v}} + v_{\vec{v}}] \\ & + C_L \sum_{\vec{v}} \{ h_{\vec{v}} [(1 - h_{i+1j} - v_{\vec{v}} - v_{\vec{v}+1})^2 + (1 - h_{i-1j} - v_{i-1j} - v_{i-1j+1})^2 \\ & + v_{\vec{v}} [(1 - v_{\vec{v}+1} - h_{\vec{v}} - h_{i+1j})^2 + (1 - v_{\vec{v}-1} - h_{\vec{v}-1} - h_{i+1j-1})^2] \} \end{aligned} \quad (33)$$

これはライン過程どうしの相互作用（不連続の連続性）に対する制限をエネルギーとして与える項であり、 C_p 項は水平・垂直のライン過程が水平・垂直に2重に発生しないことを要求する項である。 C_c 項はライン過程がアクティブになることそのものに対するペナルティ、 C_L 項はライン過程が途切れたり、単独で存在したり、枝分かれやクロスがないことを要求する項である。

決定論的緩和型神経回路網モデルの最も重要な一つの利点は速い収束性にある。これは、模擬焼きなまし法とは対照的である。この方法の原理的な欠点は、回路網が最も低いエネルギー状態に収束するという保証がないことである。Kochらは、他のアルゴリズムで得られた結果と比較して、計算結果が妥当であることを実験的に示した。この振舞いの良さは、問題を離散2値空間から連続空間へ変換し、解空間を滑らかにすることにあるとしている。

2.6 制約の学習

視覚の計算理論では、物理世界に関する何らかの仮定、あるいは制約の定式化が重要となる。しかし、自然のシーンを記述するパラメータの良いモデルを見つけることは、それ自身困難な問題である。このため、1つには、自然のシーンを合成する計算機グラフィクス分野での知見を用いることが考えられる。これには、MandelbrotやBarnsleyのフラクタル画像表現、Fournierの統計モデルによる計算機レンダリング、Magenatらの画像合成などがある。他の方法は学習である。

ここでは、画像からのシーンパラメータ学習について述べる。順光学は $i=As$ であったから、 A の一般化逆行列 $A^\#$ は、 i を s に写像する($s=A^\#i$)マトリックスであり、これは学習対 (i_k, s_k) に対して2乗誤差を最小化することで得られる。 A が線形で事前分布と雑音

がガウスのであるとき MAP 推定である。 $A^\#$ は Widrow-Hoff の誤差修正則で学習できる。もし、 A が非線形で雑音がガウスのでないとする、線形の逆オペレータがどの程度最適解を近似するかということになる。

Knill と Kersten は、陰影からの形状復元に対し、画像から面への擬似逆写像を推定した。まず、画像形成モデルとして以下を考える。

$$L(x, y) = R(x, y) I[n(x, y), v(x, y), e(x, y)] \quad (34)$$

ここで、 $L(x, y)$ は輝度、 $R(x, y)$ は反射率、 I は光源特性である。 I は、面の向き $n(x, y)$ 、観測者方向 $v(x, y)$ 、光源方向 $e(x, y)$ の関数である。問題が $L(x, y)$ から $R(x, y)$ の推定であるとする、この問題は光源特性の同時推定計算を必要とする。すなわち、シーンパラメータ推定過程間での協調的相互作用問題 (cooperative interaction) となる (図 2.6)。しばしば、 $R(x, y)$ における不連続性は、面の向きにおける変化に起因した不連続性と一致するし、反射率と光源特性は必ずしも独立でなく、一方で得られた解に影響する。ここでは、光源と独立な滑らかな面を仮定した陰影からの形状復元を例として述べる。画像形成の制約は、既知の点光源と一定反射率を持つランバート面に基づいており、

$$L(x, y) \propto n \cdot e \quad (35)$$

とする。 Knill と Kersten の陰影からの形状復元は、

$$N = A^\# L \quad (36)$$

を満たす画像から面への擬似逆写像の推定となる。ここで、ベクトル N は各空間位置での面の法線の x, y 成分からなり、推定した面の法線と実際の面の間の平均誤差を最小化する。可視化関数が線形で、 N がガウスのであれば、最適写像は線形である。もし、標本としての面をランダムに事前分布 $p(N)$ から抜き取り、ランバート画像形成関数を用いて画像が計算されるとすると、得られる写像は $p(N|L)$ の意味で最も良い線形推定である。分布関数は、標本としての面の集合によって暗黙的に決定されているので、実際に知る必要はない。この結果、標本の適当な選択により、面の特定の空間に対する写像関数が学習される。標本表面と画像 (強度でなく輝度) の対が与えられているとすると、推定と実際の面の間の 2 乗誤差を最小化する線形写像を以下の Widrow-Hof 則で学習する。

$$A_{k+1}^\# = A_k^\# + \rho (N_k - A_k^\# L_k) L_k^T \quad (37)$$

ここで、 $A_k^\#$ は学習写像、 $(N_k - A_k^\# L_k)$ は推定誤差である。 (N_k, L_k) の例示ベクトルに対する繰り返し操作により望ましい $A^\#$ に収束する。また、非線形の写像の学習には、RumelhartとMaClellandの誤差逆伝ぱんアルゴリズムが適用できる。

2.7 多重解像度表現

ある種の視覚問題では、大域的な制約や情報を扱う必要がある。MRFのように局所的な相互作用が与えられると、大域的特徴は、局所計算の繰り返しにより計算結果がネットワーク格子を伝搬するという間接的手法によって処理される。このため、膨大な繰り返し計算を必要とし収束が遅い。計算の空間的局所性は、空間解像度に依存し、粗い格子に置ける最近傍等の領域は、より細かな格子でのより大域的計算に対応する(図2.7)。ここでは、このような多重解像度緩和と表現、解像度間での相互作用について述べる。

2.7.1 多重解像度緩和

Terzopolosは、Brandtの多重解像度緩和アルゴリズムを視覚の問題に適用し、効率的に問題を解いている。Battitiらは、ライン過程を多重解像度表現する手法を提案し、不連続を保存した復元問題を解いている。

ここでは、Brandtの多重解像度アルゴリズムについて述べる。この方法は、階層的により粗い格子との相互作用を行ないながら、与えられた格子上での離散方程式を繰返的に解く方法である。すなわち、細かい格子上での緩和法の収束を、誤差成分のスミージングにより加速するものである。多重解像度緩和アルゴリズムでは、最も細かい格子系より緩和処理を開始し、そのときの誤差と所要精度とを比較し、解の収束性を評価する。収束速度が遅い場合には、一段階上の粗い格子系にスイッチし、これが最も粗い格子系であれば、このレベルで十分な精度が得られるまで、繰返処理を継続する。粗い格子系は、下の格子系に対して少ない画素数を持つため、インジェクション(injection)と呼ばれる処理を介して緩和処理を行なう。粗い格子系での解がうまく得られたら、インターポレーション(interpolation)と呼ばれる処理により、細かい格子系の解を修正する。

2.7.2 多重解像度表現と復元

このような異なる解像度間での相互作用は、ある種の情報保存則を満足する必要がある。ここでは、画像の多重解像度表現と異なる解像度間での相互作用の定める手法を、エッジ(ゼロ交差情報)の多重解像度表現からの画像復元を例として述べる。

画像 $f(x)$ の多重解像度表現としてラプラシアン・ガウシアン型フィルタ ΔG による尺度空間表現がある。画像の ΔG フィルタ出力のゼロ交差は、エッジ検出やセグメンテーションに用いられている。Marr は、ゼロ交差情報がゼロ交差に沿ったグラジエントで補間される時、完全表現 (complete representation) となることを予想した。Mallat は、ウェーブレット変換で得られる極値 (extrema) の多重解像度表現が完全であるという理論的証明と、画像に対しては、極大値表現 (maxima representation) が実効的な意味で完全であることを実験的に示した。

一方、Hummel らは、画像の多重解像度表現 $v(x, t) = \Delta(G * f) = \Delta u(x, t)$ が熱方程式、

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} = \Delta u(x, t), \text{ 初期条件 } u(x, 0) = f(x) \quad (38)$$

の解 $u(x, t) = f * G(x, t)$ を満たすことに基づいて、ゼロ交差境界に沿ったグラジエントを持つゼロ交差情報は、原画像 $f(x)$ を復元するのに理論的には十分であることを示した。すなわち、 $v(x, t)$ が熱方程式を満たすということを用いて、尺度空間での関数 $v(x, t)$ をゼロ交差から復元する。 $v(x, t)$ は、局所的に相互作用のあるニューロンからなる多重解像度格子のデータと見なすことができる。ニューロンは与えられたゼロ交差の拘束条件と熱方程式を満足する。その値は、局所的な値からの情報を用いて、関数誤差測度を最小にするように繰返的に更新することで求まる。

初期画像を $f(x)$ 、尺度空間の ΔG フィルタ出力を $v_0(x, t)$ とする。 $v_0(x, t)$ の尺度空間でのゼロ交差情報が、 $\text{sgn}[v_0(x, t)]$ の形式で与えられているとする。このとき、 $v(x, t)$ はゼロ交差条件を満足しつつ、以下の方程式誤差エネルギーを最小化することで求まる。

$$\| \Delta v(x, t) - \frac{\partial v(x, t)}{\partial t} \|, \text{ 拘束条件 : } \text{sgn}[v(x, t)] = \text{sgn}[v_0(x, t)] \quad (39)$$

g_v を結合係数とすると離散熱方程式 $v_v^k = v(x = (i\tau, j\tau), t = kT)$ は、

$$v_{i,j}^{k+1} = \frac{1}{16} \sum_{i',j' \in V_i} g_{i',j} v_{i',j'}^k \quad (40)$$

となり、以下の方程式誤差最小化で求まる。

$$\frac{\partial E}{\partial v_{i,j}^k} = C_1 [C_2 v_{i,j}^k - C_3 \sum_{i',j'} g_{i',j} (v_{i',j'}^{k-1} + v_{i',j'}^{k+1}) + \sum_{i',j'} g_{-i',-j'} \sum_{i'',j''} g_{i'',j} v_{i'',j''}^k] \quad (41)$$

C は定数である。この相互作用は、空間的にも尺度空間でも局在している。ゼロ交差の

グラジエントを $\nabla v(x, t) = \sigma(x, t)$ とすると、次の一対の関数 (v, σ) に対する探索問題に変換される。

$$\|\nabla \sigma(x, t) - \frac{\partial v(x, t)}{\partial t}\| + \|\nabla v(x, t) - \sigma(x, t)\| \quad (42)$$

したがって、未知の (v, σ) に対する勾配ベクトル、

$$\left(\frac{\partial E}{\partial v}, \frac{\partial E}{\partial \sigma}\right) = (\nabla_v E, \nabla_\sigma E) \quad (43)$$

を求めて最小値探索することで復元できる。次に、近似した尺度空間関数 $v'(x, t)$ からの現画像 $f(x)$ は、ガウスフィルタ出力 u を用いて、 $f = u^{T+1} - \sum_{k=0}^T v^{k'}$ から得られる。

2.8 高度並列計算

高度並列計算 (Highly Parallel Computation) は、画像情報処理や神経回路網シミュレーションを含む様々な分野で、新しい重要な研究手法となっている。これは、コストパフォーマンスと計算処理能力の著しい改善により、従来の研究開発における理論解析と実験の一部を、並列計算機を用いることにより効果的に分担或は肩代りできるようになってきたためである。近年、超並列計算機 (Massively Parallel Computer) が実用化され、高度並列計算リソースを提供するようになった。

2.8.1 超並列計算機と並列処理

高度並列計算に適するマルチプロセッサ計算機は、主として次の3つの次元によってクラス分けされる。(1) メモリ局在性：共有 (shared) 型では各プロセッサが同一の計算メモリにアクセスするのに対し、分散 (distributed) 型は局所メモリにのみアクセスする。非局所データを得るためには他のプロセッサとメッセージ交換する必要がある。(2) 粒度 (grain)：プロセッサに割り当てる計算処理単位を粒度と言い、粗粒度は多くのデータを含み、細粒度は一つまたは極めて少数のデータ要素を含む。(3) プロセッサ自律性：制御プロセッサが一度に全てのプロセッサに命令をブロードキャストし、各プロセッサはその命令を局所メモリ内のデータに作用させる方式 (SIMD) と、各プロセッサが自分のプログラムを自律的に実行する方式 (MIMD) がある。

マルチプロセッサ計算機における他の重要な構成要素は、プロセッサの相互接続ネットワークである。これは、プロセッサが他のプロセッサとメッセージを交換する通信路を実現する。膨大なプロセッサのネットワークは、全プロセッサ結合性、メッセージの

並列交換性、プロセッサ数の次数より小さな最大経路（小さな半径）、少ない配線と交点数（スケラビリティ）、等の性質を満たす必要がある。このような性質を満たすネットワークの一つにハイパーキューブ(hypercube)がある。局所メモリ方式を用い、ハイパーキューブ構造を持つMIMD型及びSIMD型の超並列計算機として、nCUBE-10/2(nCUBE社、1024/8192プロセッサ)、CM-2(TMC社、65536プロセッサ)がある。

このような超並列計算機での並列処理実現には、問題の並列計算モデルと、これを特定のアーキテクチャに基づいたハードウェア構造上で効率良く実行するアルゴリズムの設計が最も重要となる。

2.8.2 最適化・正則化マシン

これまで、画像の強度過程と、エッジなど画像の不連続に対応するライン過程を結合した2元マルコフ確率場モデルや、面の復元といった初期視覚問題を局所並列的に繰り返し演算によって解く緩和型神経回路網モデルについて述べた。この種のモデルは、画素やライン過程に一つのニューロンを対応させ、近くのニューロンどうしが相互に影響し合うという近傍系における相互作用を並列処理で行い、その結果を繰り返し計算によって近傍系以外に伝搬させることに、計算上の特徴がある。このため、局所的な相互作用演算を、多数のデータに対して一様にかつ並列的に行うという意味で、局所演算と通信を基本とする並列計算機処理に良く適合する。このようなモデルを搭載した並列計算機は、視覚機構に基づいたロバストな画像の処理と理解タスクを実行する正則化マシンや最適化マシンとして位置づけられる。

2.9 記号表現に向けて

これまで観測者から見た物理的な3次元の面の表現を推定する視覚の初期段階について述べた。この表現は、操作(manipulation)や操縦(navigation)のような高次のタスクを実行するシステムには適用可能である。この表現よりさらに上位のレベルの表現、すなわち記号的表現(symbolic representation)を得ることは難しい。より一般的で記号的表現が必要となる記述(description)や認識(recognition)のようなタスクには、直接的には用いることはできない。不良設定問題を正則化する手法が、どのように記号的表現の計算に適合するかは今後の課題である。

ただ、Poggioらの正則化理論の基本的考え方は、可能な解空間を制限し、解空間が制約できれば逆問題は良設定となる、ということにあった。したがって、離散的な記号群による表現の不良設定問題も正則化し得る。この点から、Poggioらは、正則化理論は、解の探索範囲を制限することにより問題を解く手法としての問題解決と推論という古典

的 AI手法と等価であるとしている。

参考文献

- (1) David Marr: "Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information", W. H. Freeman and Company (1982)
- (2) Colin Blakemore: "Vision: Coding and Efficiency", Cambridge University (1990), Section 3, Daniel Kersten: "Statistical Limits to Image Understanding", pp. 32-44
- (3) Tomaso Poggio, et. al.: "Computational Vision and Regularization", Nature , Vol. 317, No. 26, pp. 314-319 (1985)
- (4) Christof Koch, et. al.: "Analog Neuronal Networks in Early Vision", Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 38, pp. 4263-4267 (1986)
- (5) Michel S. Landy et. al. : "Computational Models of Visual Processing", MIT Press (1991), Section 15, Daniel Kersten: "Transparency and Cooperative Computation of Scene Attributes", pp. 210-228
- (6) 川人、曾根原、他: "画像情報処理と神経回路網モデル"、人工知能学会誌、Vol. 4, No. 2, pp. 27-34 (1988)

画像の視覚処理と理解システム

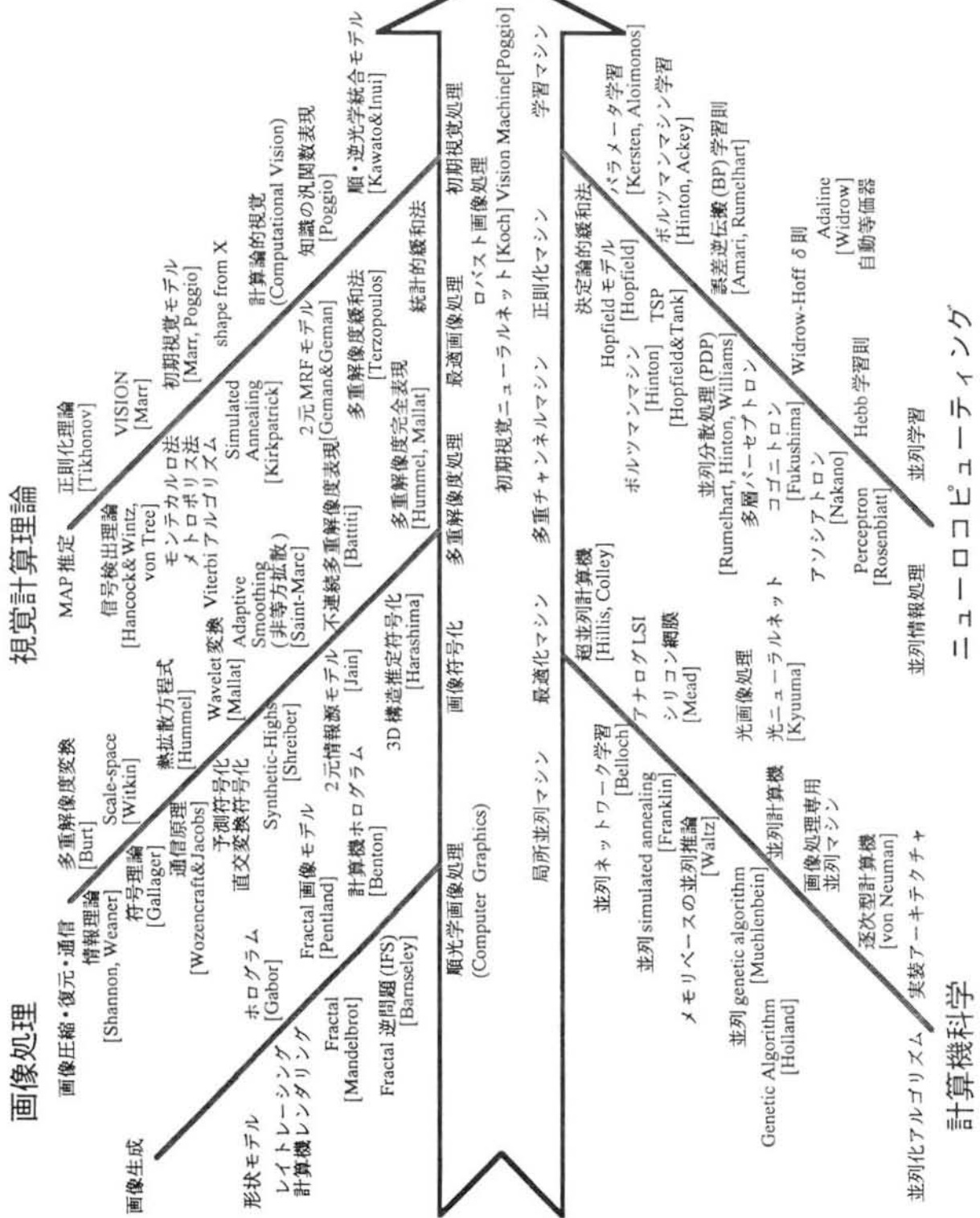


図2.1 視覚計算理論と画像処理・理解

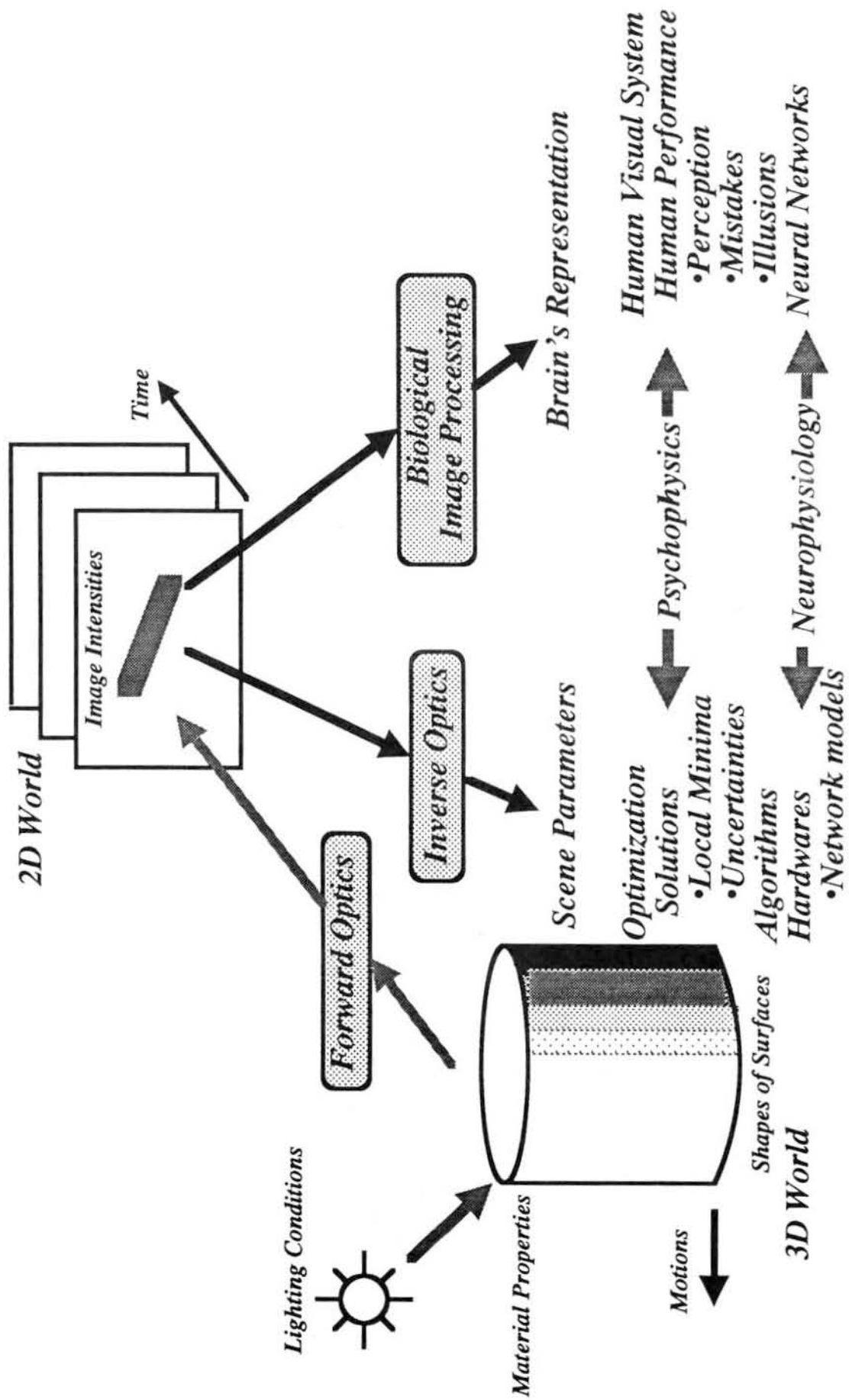


图2.2 工学的画像处理と生体画像处理

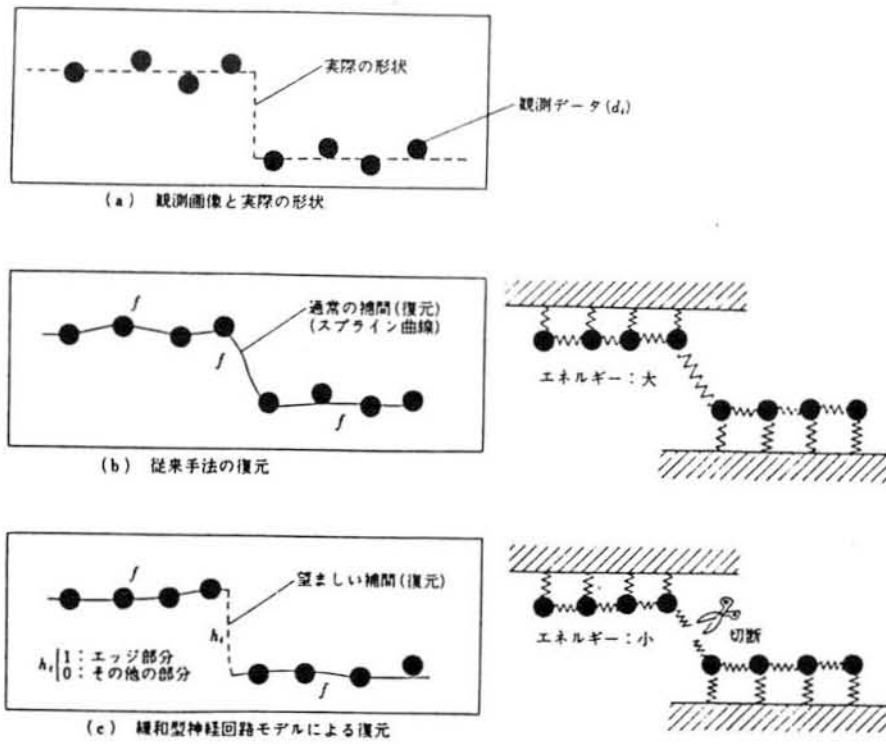
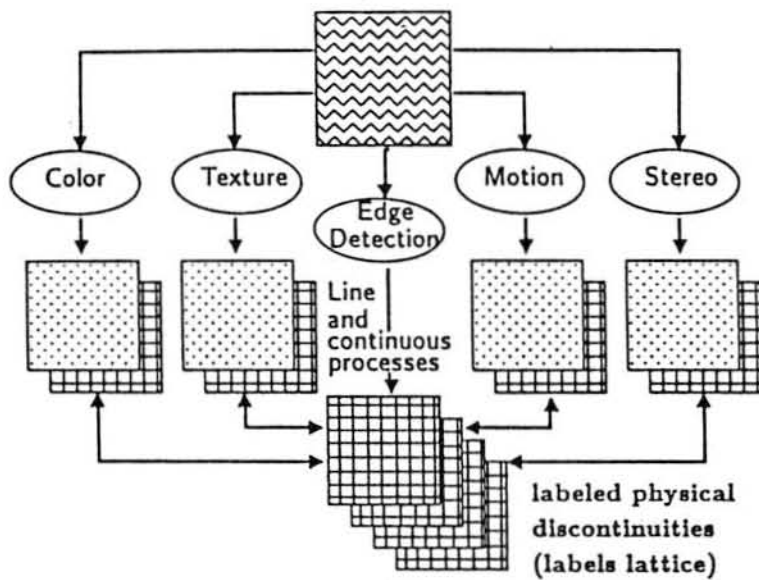
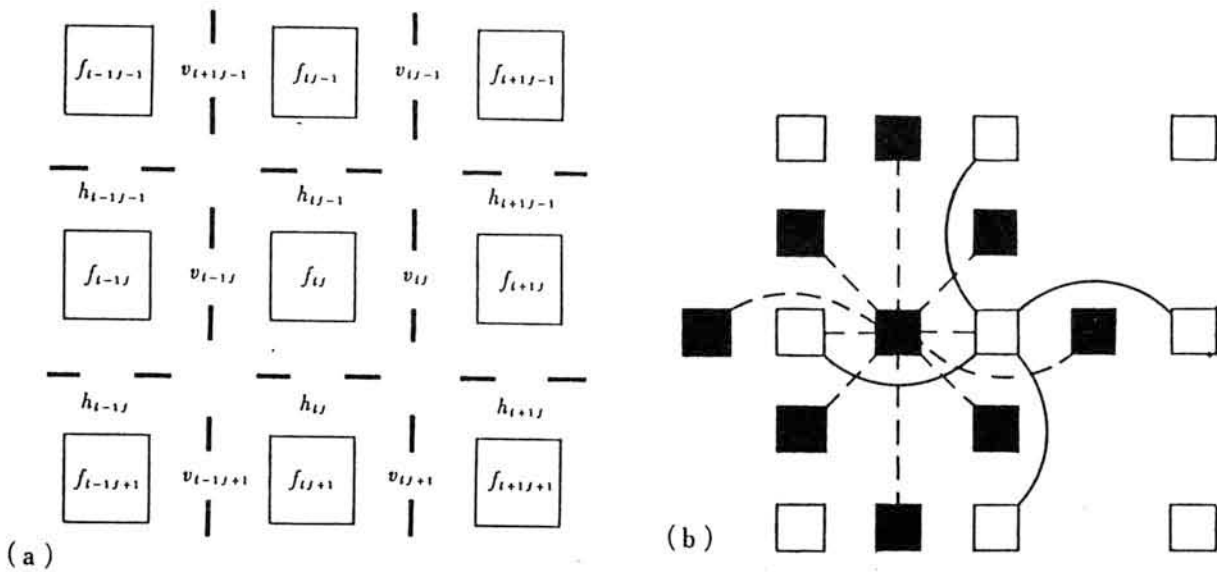


図2.3 不連続を保存した画像復元



(Ed. Gamble, et. al., Science, 242 (1988))

図2.4 視覚モジュールの統合



(a)は強度過程 f_{ij} と不連続を示すライン過程 $h_{i,j}$ $v_{i,j}$ (b)は強度過程(□)とライン過程(■)を示すニューロン

図 2.5 初期視覚問題を解くエネルギー最小化神経回路網モデル

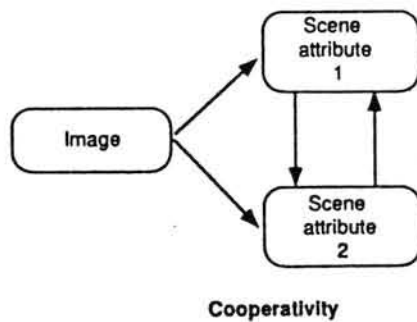
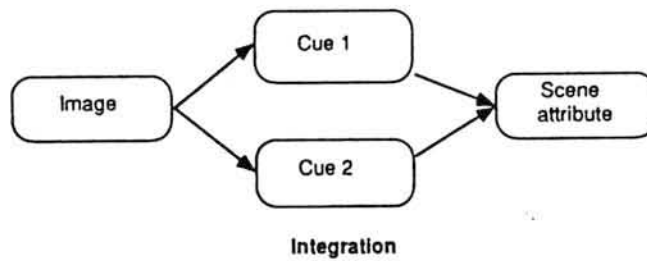


図 2.6 統合と協調

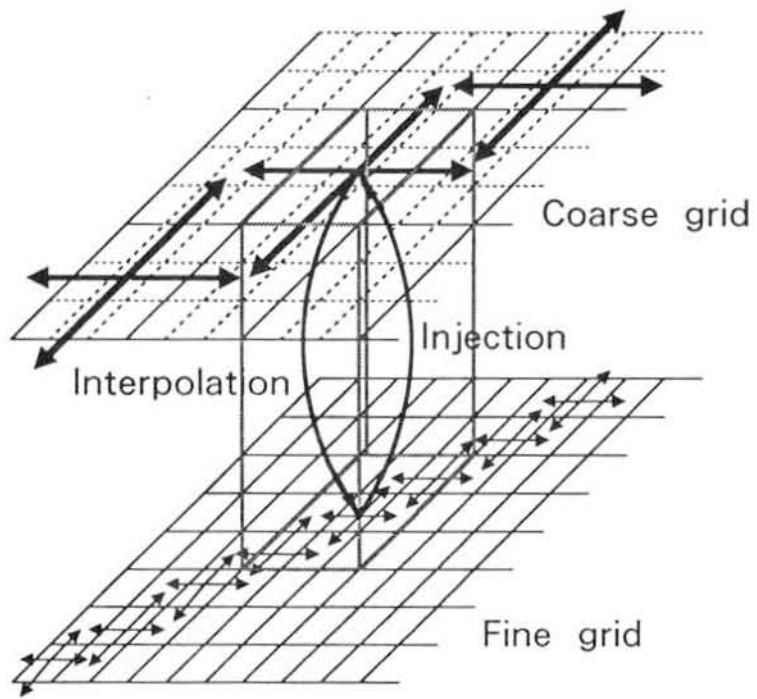


図 2.7 多重解像度表現と緩和

第3章 画像の最適2値化を行う緩和型神経回路網モデル

本章は、画像の2値化問題を並列計算で解く緩和型神経回路網モデルを提案する。これが、濃淡画像と文字等の混在した画像の局所的特徴に応じた2値化に適することを示す。

3.1 はじめに

空間的階調表現を行う濃淡画像の2値化を、2次元並列処理で行う緩和型神経回路網モデルを提案する。この神経回路網モデルは、画像上の全ての局所近傍系における画素の濃淡値と2値化画素の間の誤差によって定義されたエネルギーを最小化し、最適な2値化を行う。この改良モデルとして、画像の不連続性を示すライン過程と、2値化画素の強度過程との相互作用を持つ神経回路網モデルについて提案する。この応用例として、文字と濃淡画像の混在した画像の局所的特徴に応じた2値化について示す。

3.2 緩和型神経回路網モデル

人間の脳では、非常に多くの神経細胞（ニューロン）が多数結合した神経回路網（ニューラルネットワーク）で、ニューロン間の相互作用を繰り返しながら、情報の並列処理をしている。この働きを理解するには、ニューラルネットワークの数理的なモデル（神経回路網モデル）をつくり、その性質を調べることが必要となる。そこで、ニューロンの個々の動作をモデル化し、さらに、このニューロンが大規模に結合した神経回路網モデルのマクロな性質や情報処理能力を調べることが応用上重要になる。

このような神経回路網モデルの研究として、Gemanら⁽¹⁾の提案した、画像の強度過程(intensity process)と不連続を示すライン過程(line process)を結合した2元結合形マルコフランダム場(2-coupled MRF)モデルや、Kochら⁽²⁾の提案する、エッジ検出や面の復元のような初期視覚問題を、局所並列的で繰り返し演算によって解く緩和型神経回路網モデル(Relaxation Neural Network Model)の研究がある^{(5) (6)}。

Kochらは、Gemanらのライン過程が0（不連続がない）か1（不連続がある）のどちらかの値を取ることを、ニューロンのS字型非線形入出力関数と対応させて、ホップフィールド(Hopfield)型神経回路による巡回セールスマン問題の近似解法^{(3) (4)}と同様に、非凸(non-convex)のエネルギー最小化問題を解く神経回路網モデルを提案した。このモデルでは、準最適解(quasi-optimum)となる可能性があるが、決定論的に振る舞うため、収束が速いという利点があり、画像情報処理等の多くの現実的応用に適用できる。

3.3 画像の2値化問題の並列計算モデル

画像の最適2値化問題を、並列計算で解く緩和型神経回路網モデルについて述べる。濃淡画像を2値のデバイスで表示するには、原画像の特徴を保存した2値化が必要である。また、この場合、2次元の撮像表示や処理システムに適した並列処理手法の確立も望まれる。濃淡画像の2値表現は、一般的には、明るい領域では、白画素を多く配置するという空間的階調表現がとられる。問題は、明るくすべき画素(1)と暗くすべき画素(0)をどのように空間的に配置するかということになる。例えば、 256×256 画素からなる画像の2値化は、 $2^{256 \times 256}$ のうち最も良いものを一つ探すという組み合わせ最適問題と見なせる。これは計算が困難な問題であるが、緩和型神経回路網モデルの、時間変化とともにエネルギーを最小化するという数理的性質を用いて、この問題を並列処理で高速に解く計算モデルを得る。

3.3.1 誤差最小化エネルギー関数

画像が $N \times N$ 画素のサイズとすると、 $N \times N$ 個のニューロンからなる神経回路網モデルを考える。各ニューロンは、2値化画素のレベル(0または1)を決定する。ニューロン ij の内部状態変数 q_{ij} と出力変数 b_{ij} を次のシグモイド関数で関係づける。

$$b_{ij} = g(q_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda q_{ij}}} \quad (1)$$

ここで、 λ は定数であり、 $b_{ij} = 0$ であればその画素は黒レベルとし、 $b_{ij} = 1$ であれば白レベルとする。

このモデルは、局所近傍系の誤差を最小にすることで、他の部分の誤差が大きくなるのを避けるよう各局所近傍系における最適化を徐々に行い、その過程で他の場所からの影響も含めて最適化の計算を行い、結果的に画像全体で到る所誤差の少ない2値画像を得る。そこで、局所並列処理が可能となるように、全体のエネルギー E として以下を定める。

$$E = E_Q + E_V + E_G \quad (2a)$$

$$E_Q = \sum_{ij} \left[\sum_{i'j' \in V_c} (w_{ij} b_{i'j'} - w'_{ij} f_{i'j'}) \right]^2 \quad (2b)$$

$$E_V = C_V \sum_{ij} b_{ij} (1 - b_{ij}) \quad (2c)$$

$$E_G = C_G \sum_{ij} \int_0^{b_{ij}} g_{ij}^{-1}(b_{ij}) db_{ij} \quad (2d)$$

ここで、 f_{ij} は画素の濃淡レベルを示す。 w, w' は、近傍系画素の2値化レベル及び濃淡レベル間の相互作用の強さを示す結合係数である。 E_q は、近傍系 V_c の2値化画素と濃淡画素の誤差の2乗が最小になることを要求するエネルギー項である。 E_v の項は b_{ij} が0または1の値をとって中間値を取らないことを要求する項である。 E_G の項は q_{ij} が発散せずに0近傍に留まることを要求する項である。このときエネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される⁽²⁾。

$$\frac{dq_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \quad (3)$$

これを数値積分するため、オイラー法を用いる。

$$q(t+\Delta t) = q(t) + \Delta t \frac{dq_{ij}}{dt} \quad (4a)$$

$$\frac{dq_{ij}}{dt} = -2 \sum_{i'j' \in V_c} w_{-i',-j'} \left(\sum_{ij \in V_c} w_{ij} b_{i+i',j+j'} - \sum_{ij \in V_c} w'_{ij} f_{i+i',j+j'} \right) - C_v(1-b_{ij}) - C_G q_{ij} \quad (4b)$$

この更新により、Kochらの神経回路網モデルと同様に、 E はいつでも減少する。エネルギー E の時間変化は、

$$\frac{dE}{dt} = \sum_{ij} \frac{\partial E}{\partial q_{ij}} \frac{\partial q_{ij}}{\partial t} = \sum_{ij} \frac{\partial E}{\partial q_{ij}} \left(-\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \right) = -\sum_{ij} \left(\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \right)^2 \frac{db_{ij}}{dq_{ij}} \leq 0 \quad (5)$$

となる。 b_{ij} は、 q_{ij} の単調増加関数であるので(5)式はいつでも負となり、最小値に収束する。

3.3.2 ニューロンの近傍系相互作用

つぎに、近傍系 V_c の相互作用を定める。近傍系 V_c として、図3.1(a)に示すような近傍系を考える。

$$V_c = \{(i,j)\} = \{(i',j')\} = \{(0,0), (1,0), (-1,0), (0,1), (0,-1)\} \quad (6)$$

局所近傍の平均誤差の最小化を考えると、近傍系相互作用は次式となる。ただし、 $w_{ij} = w'_{ij} = 1$ とする。

$$\sum_{i,j \in V_c} b_{i+i,j+j} = b_{ij} + b_{i+i,j} + b_{i-i,j} + b_{ij+i} + b_{ij-i} \quad (7)$$

このときの、原点を中心とする2値画素の相互作用として以下が得られる。

$$\sum_{i,j \in V_c} \sum_{i',j' \in V_c} b_{i+i',j+j'} (i=0,j=0) = 5b_{00} + 2(b_{-1,0} + b_{-1,1} + b_{0,1} + b_{1,1} + b_{1,0} + b_{1,-1} + b_{0,-1} + b_{-1,-1}) + (b_{-2,0} + b_{0,2} + b_{2,0} + b_{0,-2}) \quad (8)$$

同様にして、(7) (8) 式のbをfに置き換えることで、濃淡レベルの相互作用が得られる。図3.1 (b) に原点を中心とする相互作用を示す。このように、(3) 式で示す神経回路網モデルのダイナミックスは、ijによる微分のみでよく、これが、局所並列計算モデルに対応する。結果として、(8) に示す演算要素を全てのニューロンijに並列に作用させることでエネルギーの最小化が行われる。

図3.2は、濃度レベル0~255 (8ビット)、256×256画像からなる自然画像の緩和2値化処理結果である。図3.2 (a) は原画像、図3.2 (b) はベイヤー型の組織的ディザ法⁽⁷⁾ (マトリックスサイズ 4×4) による2値画像 (256×256×1ビット)、図3.2 (c) は誤差分配法⁽⁸⁾ による2値化手法、図3.2 (d) は緩和型神経回路網モデルによる2値画像 (256×256×1ビット) である。なお、パラメータの値は $\Delta t=0.001, C_c=0.5, \lambda=16.0, C_v=10.0$ を用い、 $b_{ij}=0.5$ を初期値として400回の繰り返し緩和処理を行った。画像の局所的濃度レベルに応じ、空間的に白、黒2値の密度で変調された形式で階調表現されている。また、緩和法では、組織的ディザ法でみられるようなテクスチャーは生じない^{(8) (8)}。

3.4 像域分離を行うエネルギー関数

これまで述べた方法では、濃淡レベルを白(1)と黒(0)に2値画素の密度で置き換えているため、画像がぼけるという現象が生じる。特に、濃淡画像と、文字等の本来白黒2値で表現されている部分が混在している場合、文字等の輪郭部分にぼけが目立つ⁽⁹⁾。そこで、Kochらの提案したエネルギー関数を用い、濃淡の急激に変化するライン過程を検出して、ニューロン間の相互作用を、境界部で切断するエネルギー関数を定めて2値画像を表現する。

3.4.1 ライン過程の検出

ライン過程は実際の画像には直接現われない仮想の過程であるが、文字等の輪郭など元の画像が持っている不連続に対応している。Gemanらが導入したライン過程は、1個の

ニューロンのシグモイド型入出力関数と対応して、Kochらの神経回路網モデルで表現されている⁽²⁾。水平のライン過程 h_{ij} と内部状態変数 m_{ij} とすると以下となる。

$$h_{ij} = g(m_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda m_{ij}}} \quad (9)$$

ここで、 λ は定数であり、 $h_{ij} = 0$ であれば境界線ありとし、 $h_{ij} = 1$ であればなしとする。このエネルギー関数は、画素の濃度レベルを f_{ij} 、水平、垂直のライン過程をそれぞれ h_{ij} 、 v_{ij} とすると、次式で示される。

$$E = E_Q + E_L + E_C \quad (10a)$$

$$E_I = \sum_{ij} (f_{ij+1} - f_{ij})^2 (1 - h_{ij})^2 \quad (10b)$$

$$E_L = C_V \sum_{ij} h_{ij} (1 - h_{ij}) + C_P \sum_{ij} h_{ij} h_{ij+1} + C_C \sum_{ij} h_{ij} + C_L \sum_{ij} h_{ij} [(1 - h_{i+1j} - v_{ij} - v_{ij+1})^2 + (1 - h_{i-1j} - v_{i-1j} - v_{i-1j+1})^2] \quad (10c)$$

E_I はライン過程が $h_{ij} = 0$ 、つまり不連続がない場合には、隣り合う2つの画素の濃淡値が互いに近い値をとることを要求するエネルギー項である。ただし、ライン過程が $h_{ij} = 1$ 、不連続がある場合にはこの項は0となるので、隣り合う濃淡値はどれ程違っていてもよい。 E_L はライン過程どうしの相互作用（不連続の連続性）に対する制限をエネルギーとして与える項である。 C_V の項は h_{ij} が0または1の値をとって中間値を取らないことを要求する項、 C_P の項は水平ライン過程が水平に2重に発生しないことを要求する項である。 C_C 項はライン過程がアクティブになることそのものに対するペナルティーである。 C_L 項はライン過程が途切れたり、単独で存在したり、枝分かれやクロスがないことを要求する項である。

このときエネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される。

$$\frac{dm_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial h_{ij}}, \quad \frac{dn_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (11)$$

(10)式で、垂直ライン過程 v_{ij} （内部状態変数 n_{ij} ）に関する式は書いてないが、 h_{ij} と同様の式が成り立つ。この手法によって並列処理で水平、垂直のライン過程が検出できる。

3.4.2 像域分離のための局所的相互作用

水平、垂直のライン過程 h_{ij} 、 v_{ij} を検出し、これを境界の条件として、誤差エネルギーの最小化を行い、画像の局所的特徴に応じた2値化を行う。そこで、(5) 式の近傍系における2値画素とライン過程の相互作用を以下のように定める。

$$\sum_{ij \in V_c} b_{i+ij+j} = b_{i-1,j} (1-v_{i-1,j}) + b_{i,j} + b_{i,j+1} (1-h_{i,j+1}) + b_{i,j-1} (1-h_{i,j}) \quad (12)$$

この相互作用は、水平、垂直のライン過程が1となると、近傍系からの影響をなくす。図3.3に、近傍系相互作用図を示す。同様にして、濃淡 f_{ij} に関する式は、(12) 式の b_{ij} を f_{ij} と置き換えることで得られる。また、原点を中心とする相互作用も (8) 式と同様にして得られる。これにより、局所並列計算で像域の分離を行いつつ到所で誤差を最小化する画像の2値化が行える。

図3.4は、原画像 (a) (256 × 256 × 8ビット) に対する処理結果 (c) を、従来手法である組織的ディザ法による2値化手法 (b)、誤差分配法による2値化手法 (c) と比較して示している。なお、パラメータの値は $\Delta t = 0.001$, $C_o = 0.5$, $\lambda = 16.0$, $C_v = 10.0$, $C_p = 5.0$, $C_c = 0.5$, $C_L = 4.0$ を用い、 $h_{ij} = v_{ij} = 0.5$, $b_{ij} = 0.5$ を初期値として400回の繰り返し緩和処理を行った。ただし、原画の文字部は、光学系走査を模擬するため、わざと (0.5, 1.0, 0.5) を係数とする2次元低域フィルタでぼかしてある。比較から分かるように、この方法により、文字や写真から構成された画像に対しても、局所的な画像の特徴に応じた良好な画像の2値表現を、2次元並列処理で実現することができる。

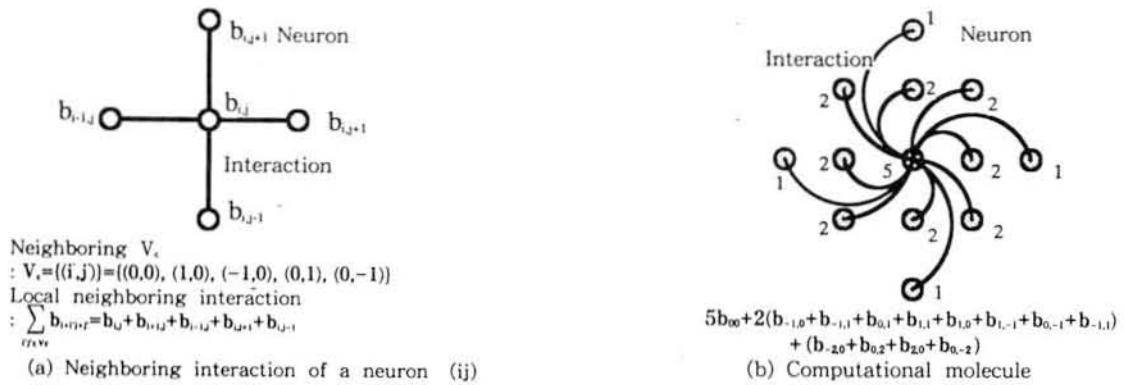
3.5 まとめ

画像の2値化問題を並列計算で解く緩和型神経回路網モデルについて述べた。この結果、本方式による濃淡画像の2値化が、画像の局所的特徴に応じた良好な特性を得ることを示した。ここで述べた緩和型神経回路網モデルのエネルギー最小化を並列計算で行うという性質は、多くの現実的な画像並列処理への適用が可能である。さらに、画像の不連続性を示すライン過程と、画素の強度過程との相互作用を持つ神経回路網モデルは、画像のモデルとしての応用が期待される。

参考文献

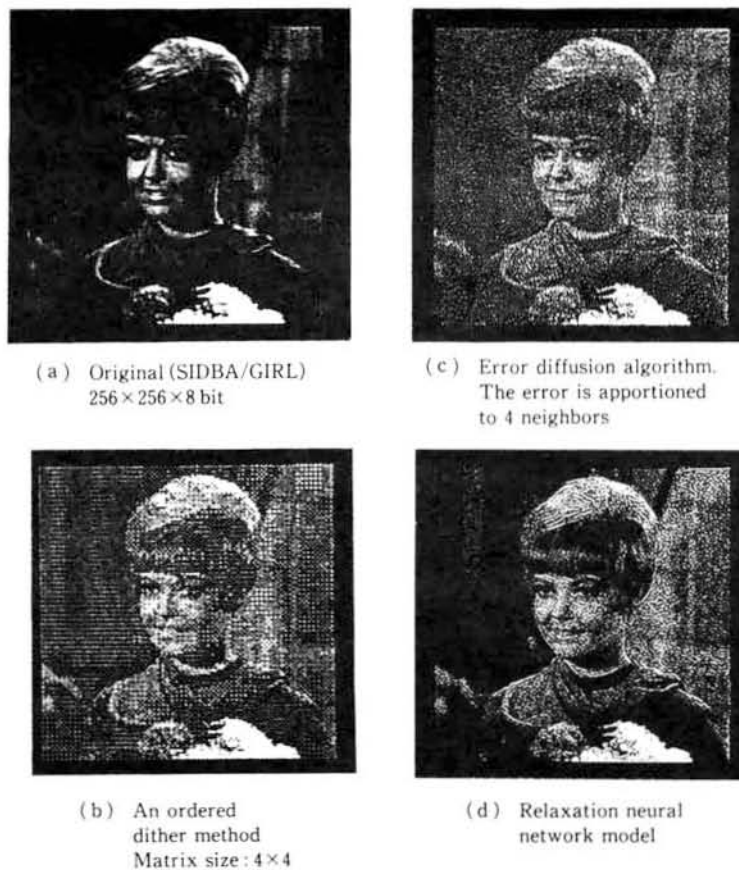
- (1) S. Geman and D. Geman: "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans., PAMI-6, pp. 721-741, 1984
- (2) C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille: "Analog "Neural" Networks in Early Vision", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, pp. 4263-4267, 1986

- (3) J. J. Hopfield: "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 81, pp. 3088-3092, May 1984
- (4) J. J. Hopfield and D. W. Tank: "Neural computation of decisions in optimization problems", Biol. Cybern. 52, pp. 141-152 1985
- (5) 川人、池田、曾根原、乾、三宅: "画像情報処理と神経回路網モデル"、人工知能学会誌、Vol. 4, No. 2, pp. 27-34, 1988
- (6) 曾根原、川人、三宅: "ニューラルネットと画像処理"、計測自動制御学会、講演会資料「ロボットのビジョンの知能化」、1989. 10
- (7) B. E. Bayer: "An optimum method for two-level rendition of continuous-tone pictures", International conference on communications, Vol. 1, pp. 26-11-26-15, June 1973
- (8) R. Floyd and L. Steinberg: "An adaptive algorithm for spatial grey scale", 1975SID International symposium digest of technical papers, 4. 3, pp. 36-37, Apr. 1975
- (9) 鉄谷、越智: "2値画像と濃淡画像の混在する原稿の2値化処理法"、信学論B, Vol. J67-B, No. 7, pp. 781-788, 1984



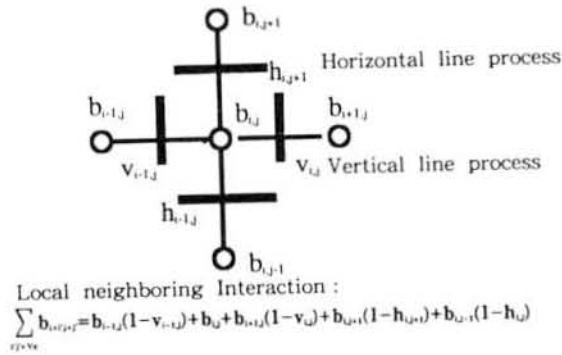
Interaction of a neuron.

図3.1 ニューロンの相互作用



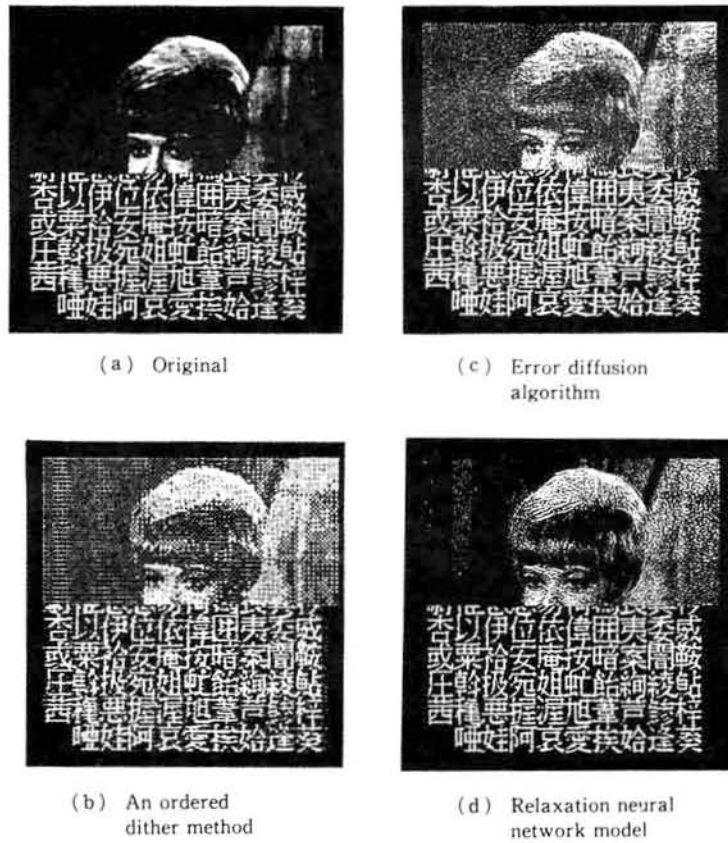
Binary image representation of a grey scale image by relaxation neural network model.

図3.2 緩和型神経回路網モデルによる濃淡画像の2値化



Interaction with line processes.

図 3.3 ライン過程との相互作用



Binary representation of a grey level image by relaxation neural network with interaction of binary pixel and line process.

図 3.4 局所並列処理に像域分離 2 値化

第4章 濃淡画像の多値表現問題を解く緩和型神経回路網モデル

濃淡画像の多値表現問題をエネルギー最小化手法で解く緩和型神経回路網モデルを提案する。このモデルは、各ニューロンが局所的な相互作用を持ち、その出力が量子化ビット符号と対応する。エネルギー最小化により、近傍系画素における2乗誤差の総和を最小とするという意味で最適な多値表現が得られることを示す。これが、局所的な画像の特徴に応じた濃淡画像の多値表現に有効で、しかも局所演算からなる2次元並列処理で実現できることを示す。

4.1 はじめに

多くの画像処理問題の解は、評価関数を定めこれを最小化することで得ることができる。Kochらは、エッジ検出や不連続を保存した画像復元といった初期視覚 (early vision) 問題を、非線形な拘束条件を持つ最適化問題として定式化し、これを解く緩和型神経回路網モデル (Relaxation neural network model) を提案した^{(1) (2)}。この神経回路網モデルには、回路網の状態を示す計算論的なエネルギーが定義でき、局所並列計算の繰り返しとともにエネルギーが減少する性質がある^{(3) (4)}。このモデルは、準最適解となる可能性があるが、決定論的に振る舞うため収束が速いという利点があり多くの現実的応用に適用できる⁽⁵⁾。このエネルギー最小化の特徴をうまく利用すると、従来計算量が多くて解くのが困難な様々な画像処理における最適化問題を局所並列処理で高速に解くことができる。

本章は、濃淡画像の多値表現問題をエネルギー最小化手法で解く緩和型神経回路網モデルについて述べる。この神経回路網モデルは、各ニューロンが局所的な相互作用を持ち、ニューロンのS字型非線形入出力関数の出力が量子化ビットの2進符号と対応⁽⁵⁾する。近傍系画素における強度レベルと量子化レベルの間の誤差エネルギーを最小化することにより、至るところで2乗誤差を最小化するという意味で最適な濃淡画像の多値表現が実現できることを示す。これが、局所的な画像の特徴に応じた濃淡画像の多値表現に有効で、しかも局所演算からなる2次元並列処理で実現できることを示す。

4.2 濃淡画像の多値表現

神経回路網モデルによる多値量子化手法としては、Tankらの提案した最適A/D変換器⁽⁵⁾がある。これはスカラー量子化を実現するように設計されたものであり、画素の相

相互作用は考えていない。画像の多値量子化では、2次元の局所的特徴に依存して多値レベルを決定することが望ましいので、画素の局所的相互作用を導入する必要がある。

一方、濃淡画像の2値化処理方式としては、Bayerの組織的ディザ法⁽⁶⁾やFloydらの誤差拡散法⁽⁷⁾がある。ディザ法は、予め定めたしきい値マトリックスと画素を単純に比較して2値レベルを決定する簡便な方式であるが、画像の強度分布とは独立に共通のしきい値マトリックスを用いるため画像の種類によって特性が異なる。また、ディザマトリックスの大きさに対応したテクスチャが生じ画質劣化の要因となっている。誤差拡散法は、ある画素の2値化により生じる誤差を、次に処理する複数画素に重み付けして分配するという処理を順次行なう逐次処理方式である。これは、本質的に並列処理で実現できないし、誤差をそれ以後の画素のみに同一の重み付けで一元的に拡散するので、画像の種類によって特性が異なるとともに画像全体での誤差最小化は図れない。

そこで、本方式は、まず局所的な画像の特徴に応じた多値表現を行なうため、画素間の局所的相互作用を導入する。次に、近傍系の2乗誤差の総和からなるエネルギー関数を定め、その最小化により誤差最小という意味で最適な多値表現を得る。この処理を局所演算からなる2次元の並列処理で実現する。処理上は、局所誤差を最小にすることで他の部分の誤差が大きくなるのを避けるよう、各局所近傍系の最適化を徐々に行ない、その過程で他からの影響も含めて最適化の計算を行ない、結果的に画像全体でいたる所誤差の少ない多値表現画像を得ることができるという特徴がある。

4.2.1 量子化エネルギー関数

濃淡画像の各画素をKビットで表現するとき、各画素 $(i, j; 0 \leq i, j \leq N)$ のkビット目 $(k=1, 2, 3, \dots, K)$ の2進符号(0または1)を、ニューロン (k, i, j) が決定する神経回路網モデルを考える。ニューロンの内部状態変数 q_{kij} と出力変数 b_{kij} を次のシグモイド関数 g で関係づける⁽⁸⁾。

$$b_{kij} = g(q_{kij}) = \frac{1}{1 + e^{-2\lambda q_{kij}}} \quad (1)$$

ここで、 $\lambda (= 1/T)$ はシグモイド関数の傾きを決定する温度 (T) パラメータである。画素の強度レベルを f_{ij} ($0 \leq f_{ij} \leq 1.0$)とし、神経回路網モデルによる画素の量子化レベルを、

$$f_{ij} = 2^{-K} \sum_{k=1}^K b_{kij} 2^{k-1} + 2^{-(K+1)}, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (2)$$

とする。次に、並列処理による多値表現問題を解くのに、必要な条件を満足し、かつ望ましい特性が得られた時、エネルギーが最小となるように、全体のエネルギー関数 E を

以下の各項の和として定める。

$$E = \frac{C_Q}{2} \sum_{\vec{y}} \left[\sum_{i'j' \in V_C} f_{i+i',j+j'} - \sum_{i'j' \in V_C} f_{i+i',j+j'} \right]^2 + \frac{C_V}{2} 2^{-K} \sum_{\vec{y}} \sum_k 2^{2(k-1)} b_{k\vec{y}} (1 - b_{k\vec{y}}) + C_G \sum_{\vec{y}} \int_0^{b_{k\vec{y}}} g^{-1}(b_{k\vec{y}}) db_{k\vec{y}} \quad (3)$$

C_Q の項は近傍系 V_C の量子化レベルと強度レベルの誤差の2乗が最小になることを要求するエネルギー項である。ここで、近傍系 V_C は、ある画素とこれに隣接する水平、垂直、対角方向の原点对称な画素を指すものとする。 C_V の項は $b_{k\vec{y}}$ が0または1の値をとって中間値を取らないことを要求する項⁽⁵⁾である。 C_G の項は $q_{k\vec{y}}$ が発散せずに0近傍に留まることを要求する項⁽²⁾である。このときエネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾。

$$\frac{dq_{k\vec{y}}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial b_{k\vec{y}}} \quad (4)$$

この神経回路網モデルのダイナミクスは、 $b_{k\vec{y}}$ による微分のみでよく、これが局所並列計算モデルに対応する。これをオイラー法を用いて求める。

$$q_{k\vec{y}}(t+\Delta t) = q_{k\vec{y}}(t) + \Delta t \frac{dq_{k\vec{y}}}{dt} \quad (5)$$

ここで、 $\varepsilon_{\vec{y}} = f'_{\vec{y}} - f_{\vec{y}}$ とすると、 $\frac{\partial E}{\partial b_{k\vec{y}}} = \frac{\partial E}{\partial f'_{\vec{y}}} \frac{df'_{\vec{y}}}{db_{k\vec{y}}}$ であるので、

$$\frac{dq_{k\vec{y}}}{dt} = -C_Q 2^{(k-1)} 2^{-K} \sum_{i'j' \in V_C} \sum_{i'j' \in V_C} \varepsilon_{i+i',j+j'} - C_V 2^{2(k-1)} 2^{-(K+1)} (1 - 2b_{k\vec{y}}) - C_G q_{k\vec{y}} \quad (6)$$

となり、この更新により E はいつでも減少する⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾。

4.2.2 ニューロンの近傍系相互作用

つぎに、局所並列処理に適した近傍系 V_C の相互作用を定める。

(1) スカラー量子化

近傍系でニューロン間の相互作用のない特殊な場合は、Tankらの提案した神経回路網モデルによる最適A/D変換器⁽⁵⁾と等価で、その近傍系 V_C は、

$$V_C = \{(i,j)\} = \{(i,j)\} = \{(0,0)\} \quad (7)$$

で、(6) 式は、

$$\frac{dq_{k\bar{v}}}{dt} = -2^{(k-1)}2^{-K}C_Q\varepsilon_{\bar{v}} - C_i2^{2(k-1)}2^{-(K+1)}(I-2b_{k\bar{v}}) - C_Qq_{k\bar{v}} \quad (8)$$

と表される。このモデルは、収束が理想的であるとき直線量子化器と同一の性能を実現する。しかし、画像の多値表現は、2次元の局所的特徴に依存して決定することが望ましいので、以下の局所的相互作用を導入する。

(2) 局所相互作用のある量子化

局所近傍系でニューロン間の相互作用のある場合の簡単な例として、図4.1 (a) に示すような最近傍系 V_c を考える。この近傍系 V_c は、

$$V_c = \{(i, j)\} = \{(i, j)\} = \{(0, 0), (1, 0), (-1, 0), (0, 1), (0, -1)\} \quad (9)$$

となる。局所近傍誤差の最小化を考えると、近傍系の相互作用は次式となる。

$$\sum_{i, j \in V_c} \varepsilon_{i+i, j+j} = \varepsilon_{ij} + \varepsilon_{i+1, j} + \varepsilon_{i-1, j} + \varepsilon_{i, j+1} + \varepsilon_{i, j-1} \quad (10)$$

したがって、(10)、(9) 式を (6) 式に代入すると、

$$\begin{aligned} \frac{dq_{k\bar{v}}}{dt} = & -2^{(k-1)}2^{-K}C_Q \left\{ 5\varepsilon_{ij} + 2(\varepsilon_{i-1, j} + \varepsilon_{i-1, j+1} + \varepsilon_{i-1, j-1} + \varepsilon_{i, j+1} + \varepsilon_{i, j-1} + \varepsilon_{i+1, j+1} + \varepsilon_{i+1, j} + \varepsilon_{i+1, j-1}) \right. \\ & \left. + (\varepsilon_{i-2, j} + \varepsilon_{i+2, j} + \varepsilon_{i, j+2} + \varepsilon_{i, j-2}) \right\} - C_i2^{2(k-1)}2^{-(K+1)}(I-2b_{k\bar{v}}) - C_Qq_{k\bar{v}} \quad (11) \end{aligned}$$

を得る。図4.1 (b) に上式の計算に用いる近傍系誤差の相互作用図を示す。

このように、本方式は (11) 式で示す局所演算からなる2次元の並列処理で実現でき、神経回路網モデルのエネルギー最小化により、(3) 式 C_Q の項に示す近傍系 V_c の2乗誤差の総和を最小にするという意味で最適な多値表現を実現する。

4.3 実験と考察

(1) 幾何画像に対する量子化特性

$b_{k\bar{v}}$ は連続であるので以下の2値化を行なって画像を構成した。

$$b'_{kij} = Q[b_{kij}] = \begin{cases} 0, & b_{kij} < 0.5 \\ 1.0, & b_{kij} \geq 0.5 \end{cases} \quad (12a)$$

$$f'_i = 2^{-K} \sum_{k=1}^K b'_{kij} 2^{k-1} + 2^{-(K+1)} \quad (12b)$$

まず、本提案の量子化の特徴を理解するため、強度レベルが0-1.0まで球面状に変化する1/4球面画像 ($f_{ij} = [255^2 - (i^2 + j^2)]^{1/2}$, $i^2 + j^2 \leq 255$, 背景0.0, 精度8ビット) を用い、最も単純な $K = 1$ について、Tank ら⁽⁵⁾ の神経回路網モデルによるスカラー量子化特性と比較して示す。図4.2 (a) は原画像で、スカラー量子化、本方式の量子化に対する処理画像を図2 (b) (c) に示す。また、この時の量子化の入出力特性 ($f_{ij} - f'_{ij}$ 特性)、画像中央部の強度レベル分布 (f_{ij} , $i=127$) を図4.3 (a) (b) に示す。実験条件として、 $\Delta t=0.01$, $\lambda=16.0$, $C_v=1.0$, $C_g=0.5$ を用い、 C_q は相互作用の無い場合 $C_q=100.0$ 、相互作用の有る場合 $C_q=0.8$ を用いた。なお、パラメータ値は処理画像を見て実験的に決定した。

本手法は、ある画素の量子化レベルは2次元近傍系誤差の総和を最小化するように決定されるため、図4.3に示すように、同一の入力レベルに対して異なる出力レベルを持つという空間的なヒステリシス特性を実現する。この時の誤差エネルギーを並列処理により全体として最小化する。これが、濃淡が局所的に異なるような自然画像に対して、その特徴を保存した空間的階調表現を可能とする。

(2) 自然画像に対する量子化特性

図4.4の人物画像 (SIDBA/GIRL, $256 \times 256 \times 8\text{bit}$) を原画像とし、 $K=1, 2, 3, 4$ に対する本量子化に対する処理画像をスカラー量子化と比較して図4.5に示す。また、量子化の入出力特性 ($f_{ij} - f'_{ij}$ 特性) を図4.6に示す。ただし、量子化画像の良好な画質を与えるエネルギー係数パラメータ C_v, C_g 等を解析的に求めるのは困難であるので、実用上有効なパラメータ値を、前と同様に実験的に決定している。用いた実験パラメータは、 $\Delta t=0.01$, $\lambda=16.0$, $C_v=1.0$, $C_g=0.5$ で、繰り返し回数 (N_{iter}) は1000回である。

このように緩和型神経回路網モデルによる多値表現は、画像の局所的濃度レベルに応じ、多値画素の密度が空間的に変調された形式で階調表現されている。

(3) 誤差評価

本方式は、(3) 式に示す評価関数、すなわち、2進符号化という拘束条件の下で、ある種の誤差関数の最小化を行なう。そこで、原画像と処理画像の比較は、簡便な平均2乗誤差 $E_{ms} = E[(f_{ij} - f'_{ij})^2]$ を用いて行なう。ここで、 $E[\cdot]$ は期待値を示す。また、 b_{kij} の2値化を行なった2乗平均誤差は $E_{ms} = E[(f_{ij} - f'_{ij})^2]$ として比較評価する。

繰り返し回数を増すごとに、 f'_{ij} が2進表現をとりかつ誤差を最小化するという条件を

満たしながら、 b_{kij} の変化の起こらない安定状態となる。誤差変化は繰り返し回数約200回ではほぼ一定となる。強度レベルが0~1.0までの256レベル変化する($f_{ij} = \frac{j}{255}$, $i, j=0, 1, \dots, 255$)連続階調画像に対し、安定状態($N_{iter}=1000$)での2乗平均誤差として、相互作用の無い場合($K=4, \Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_v=1.0, C_G=0.5, C_Q=80.0$)は $E_{ms}=1.746 \cdot 10^{-4}$, $E'_{ms}=3.783 \cdot 10^{-4}$ を得る。この時の収束特性を図4.7に示す。一方、相互作用の有る場合($K=4, \Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_v=1.0, C_G=0.5, C_Q=3.2$)では $E_{ms}=2.351 \cdot 10^{-4}$, $E'_{ms}=4.384 \cdot 10^{-4}$ を得、平均2乗誤差はスカラー量子化より劣る。これは、パラメータ値(C_v, C_G)が最適となっていないことや、局所最適値に収束してしまうこと、等によるものと考えられる。一方、 K ビットの量子化ステップを Δh とすると、 $\Delta h \cdot 2^k=1.0$ であるので、量子化誤差の分散 σ^2 は、一様分布を仮定すると、 $\sigma^2 = \frac{\Delta h^2}{12} = \frac{1}{12 \cdot 2^{2k}}$ となる。 $K=4$ で理想的な量子化を行なった場合の平均2乗誤差は約 $3.255 \cdot 10^{-4}$ であるので、平均2乗誤差の観点からはある程度良い近似を与えている。

(4) 2値化に対する従来方式との比較

図4.8に、自然画像に対するBayerの組織的ディザ法⁶⁾およびFloyedらの誤差拡散法⁷⁾による2値化処理結果を比較のために示す。また、2値化における平均2乗誤差は、ディザ法で0.1829、誤差拡散法で0.1750、本方式(図4.5、 $K=1, C=0.8$)では0.0237を得、平均2乗誤差の観点からは優れている。ただし、本方式での誤差は、(2)式右辺第2項に示すオフセット項 $2^{-(k+1)}$ があるため、(0.25, 0.75)の2値レベルとなる。これを(0,1)とすると誤差は0.0996である。一方、画質評価には、最終的には人間の視覚による評価実験を必要とするが、処理の一様性により、組織的ディザ法でみられるようなディザマトリックスの大きさに対応するテクスチャーは生じない、誤差拡散法と比べると強度変化の大きな部分の特徴など局所の特徴が保存されていることが分かる。

(5) 課題と考察

この手法では K が5以上では、解が局所最適解にトラップされる等のため良好な特性が得られていない。そこで、雑音の付加(ボルツマンマシン)⁸⁾や温度パラメータのスケジューリング(アニーリング)⁶⁾について実用上有効な方法を求めることが課題である。また(10)式として、画像の強調(ラプラシアンフィルタ)⁹⁾や平滑化(平均化、選択的な重み付き平均化フィルタ)⁹⁾を用いた相互作用式及びその品質評価も課題である。

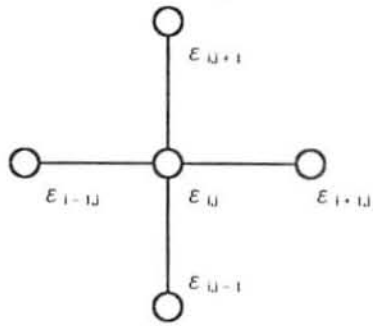
4.4 まとめ

本文では、濃淡画像の量子化という画像処理の基本的問題を解く緩和型神経回路網モデルについて述べた。これが、局所的な画像の特徴に応じた多値表現画像が2次元並列処理で得られることを示した。今後、ここで述べたような、神経回路網モデルに基づい

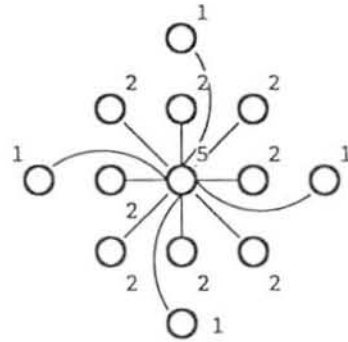
たエネルギー最小化を並列処理で行なうアプローチが効率的な画像処理を可能にするものと考えらる。

参考文献

- (1)川人、池田、曾根原、乾、三宅："画像情報処理と神経回路網モデル"、人工知能学会誌、Vol. 4, No. 2, pp. 27-34(1988)
- (2)C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille:"Analog "Neural" Networks in Early Vision", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, pp. 4263-4267(1986)
- (3)J. J. Hopfield: "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 81, pp. 3088-3092(May 1984)
- (4)J. J. Hopfield and D. W. Tank:""Neural" computation of decisions in optimization problems", Biol. Cybern. 52, pp. 141-152 (1985)
- (5)D. W. Tank, J. J. Hopfield:"Simple "Neural" Optimization Network:An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit", IEEE Trans., Vol. CAS-33, No. 5, pp.533-541(May 1986)
- (6)B. E. Bayer: "An optimum method for two-level rendition of continuous-tone pictures, International conference on communications", Vol. 1, pp. 26-11-26-15(June 1973)
- (7)R. Floyd and L. Steinberg:"An adaptive algorithm for spatial grey scale", 1975SID International symposium digest of technical papers, 4. 3, pp. 36-37(Apr. 1975)
- (8)麻生英樹："ニューラルネットワーク情報処理"、産業図書(1988)
- (9)A. Rosenfeld and A. C. Kak: "Digital picture processing", Second edition, Academic press (1982)

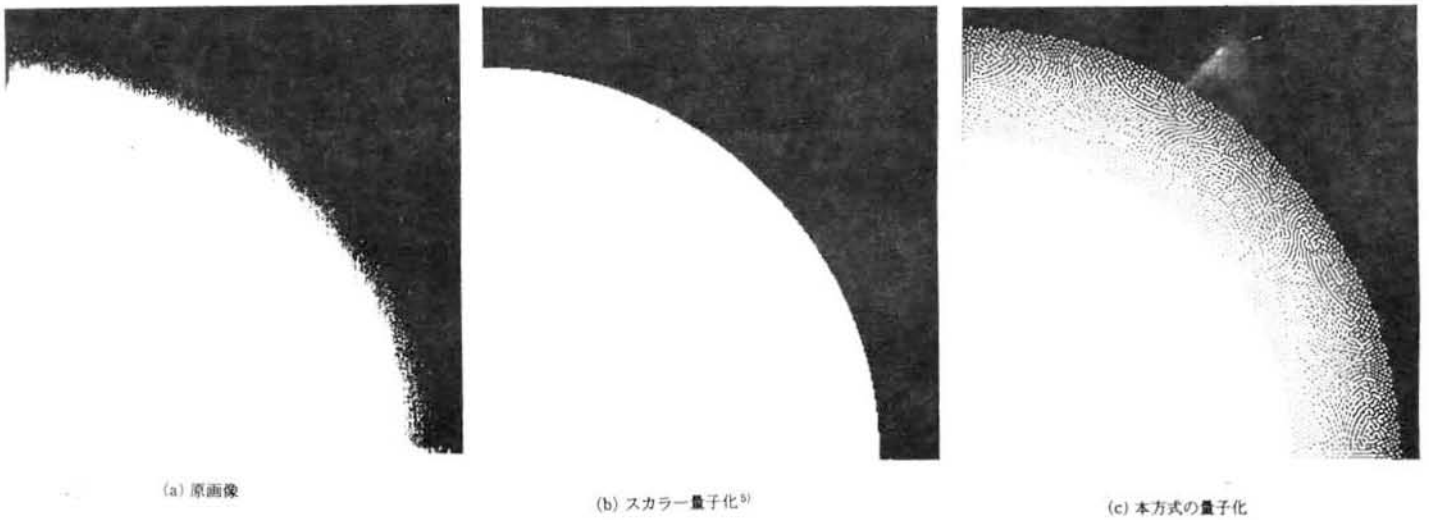


A neighboring interaction



13 points operator
in an iterative computation

図 4.1 近傍系 V_c における誤差の相互作用



(a) 原画像

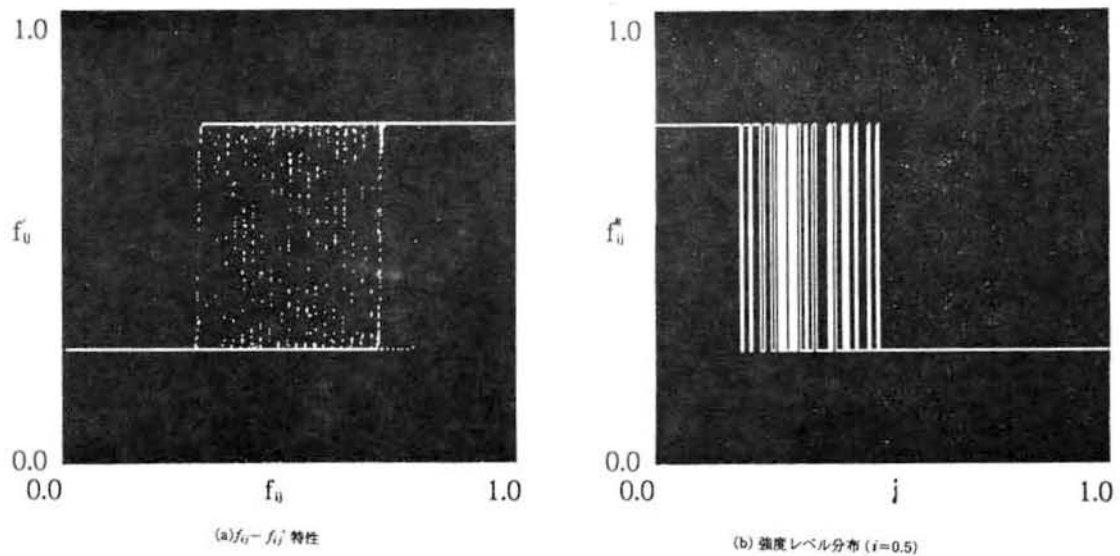
(b) スカラー量子化⁵⁾

(c) 本方式の量子化

図 4.2 幾何画像に対する量子化 ($K=1$)

Quantization of a geometrical image. ($K=1$)

(a) An original image, (b) scalar quantization, (c) proposed quantization.



(a) $f'_i - f_i$ 特性

(b) 強度レベル分布 ($r=0.5$)

図 4.3 入出力特性と強度レベル分布

Input/output characteristics and intensity level distribution with a proposed quantization.

(a) $f'_i - f_i$ characteristics, (b) intensity level distribution.



図 4.4 自然画像 (SIDBA/GIRL)

An original image. (SIDBA/GIRL, 256×256×8 bit)



($K=1, C_q=100.0$)



($K=1, C_q=0.8$)



($K=2, C_q=120.0$)



($K=2, C_q=4.0$)



($K=3, C_q=120.0$)



($K=3, C_q=4.0$)



($K=4, C_q=120.0$)



($K=4, C_q=4.8$)

(a) スカラー量子化⁵⁾

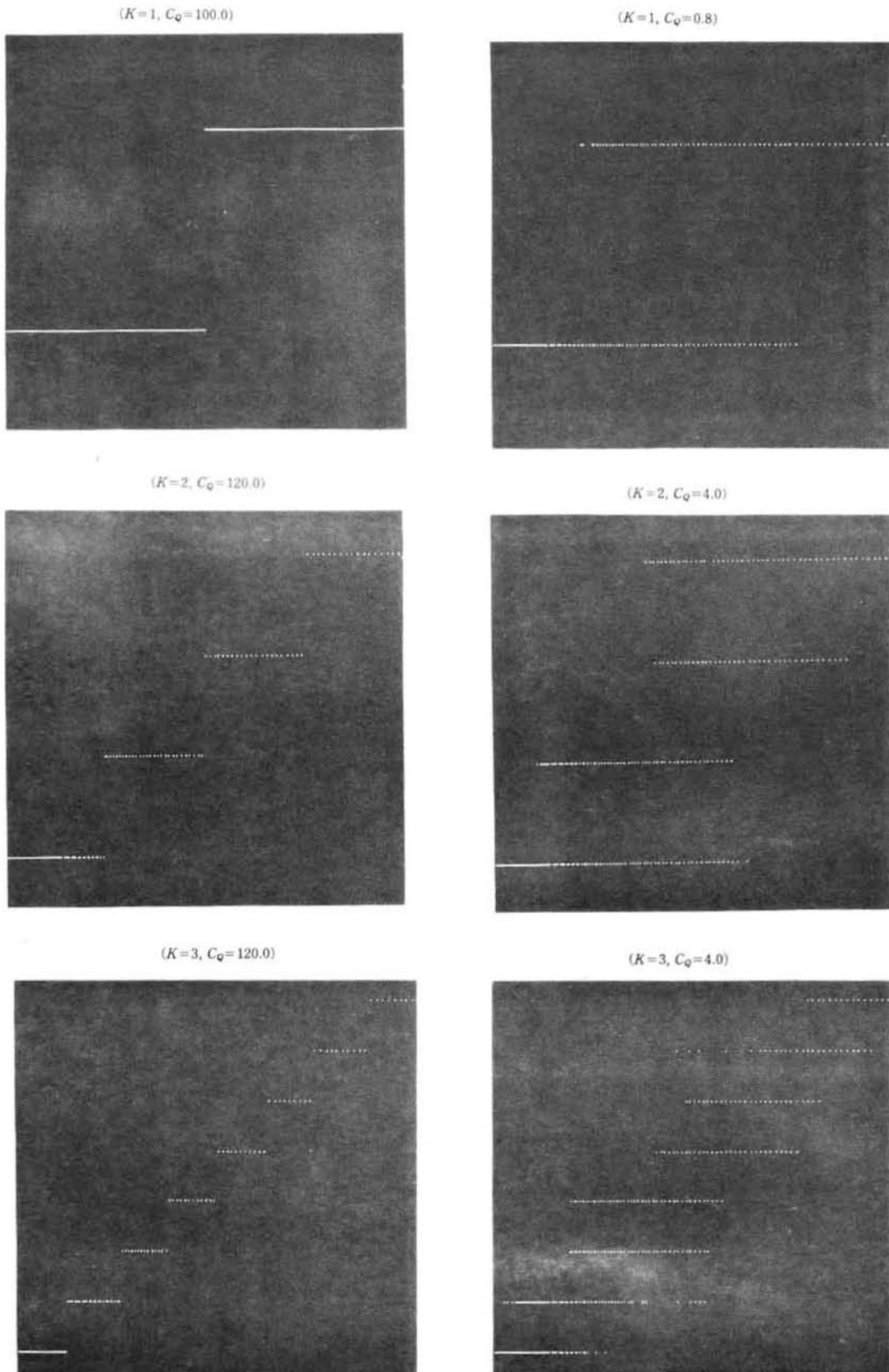
(b) 本方式の量子化

Quantization of a natural image. Experimental parameters : $\Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_r=1.0, C_c=0.5$

(a) Scalar quantization, (b) proposed quantization.

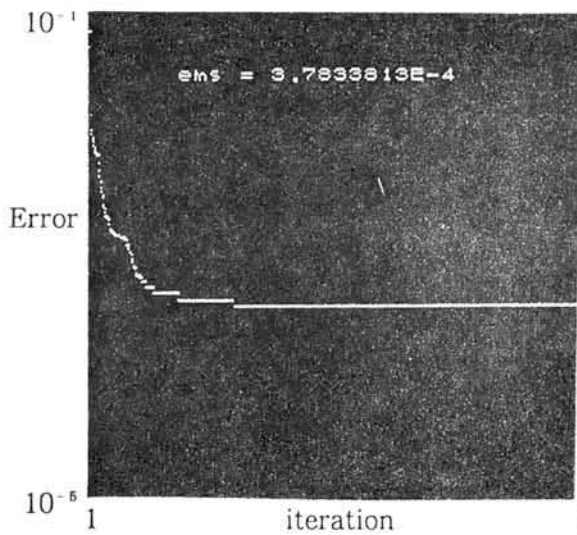
図 4.5 自然画像に対する量子化

(実験パラメータ : $\Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_r=1.0, C_c=0.5$)

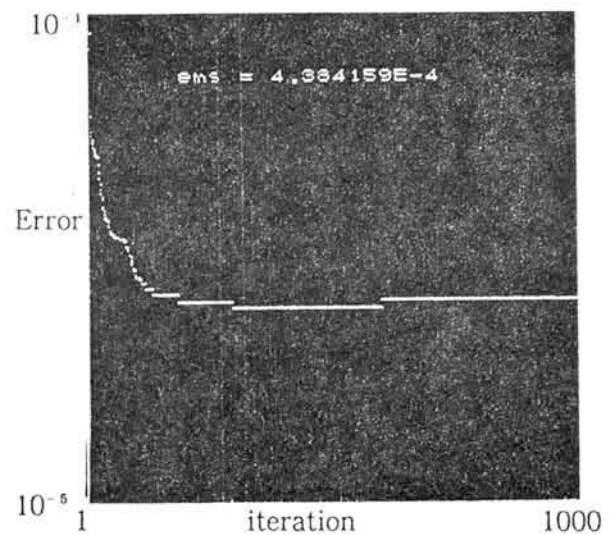


Input/output characteristics ($f_u - f_u^*$) of quantization.
 (a) $f_u - f_u^*$ characteristics of a scalar quantization, (b) $f_u - f_u^*$ characteristics of a proposed quantization.

図 4.6 量子化の入出力特性



(a) スカラー量子化 ($K=4, C_0=80$)



(b) 本方式の量子化 ($K=4, C_0=3.2$)

A convergence characteristics of a geometrical image. Experimental parameters : $K=4, \Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_v=1.0, C_c=0.5$

(a) Scalar quantization ($K=4, C_0=80$), (b) proposed quantization ($K=4, C_0=3.2$)

図 4.7 幾何画像に対する収束特性



(a) 組織的ディザ法⁶⁾
(マトリックスサイズ: 4×4)



(b) 誤差拡散法⁷⁾
(先行する4画素に誤差配分)

Examples by an ordered dither and a error diffusion method.

(a) An ordered dither method (matrix size = 4×4), (b) a serial error diffusion method (interaction: forward 4 pels).

図 4.8 組織的ディザ法、誤差拡散法による2値量子化

第5章 局所並列計算による2値画像からの濃淡復元

本章は、2値画像からの強度レベルの復元が局所並列計算によるエネルギー最小化手法で実現できることを示す。原画像の持つ低域成分と不連続成分を局所計算で同時に復元するため、復元過程を、a) 滑らかさの基準に基づく強度復元過程、b) 滑らかな強度面からの不連続抽出過程、c) 不連続を境界条件とした強度復元過程、に分解し、各過程の状態間を動的に遷移することによって濃淡を復元する方式を提案する。この復元方式が、原画像の不連続を保存した2値画像からの濃淡復元に有効であることを示す。

5.1 はじめに

ある種の画像処理問題は、非線形な拘束条件を持つ最適化問題として定式化でき、これは緩和型神経回路網モデル(Relaxation neural network model)によって解くことができる⁽¹⁾⁽⁴⁾。この神経回路網モデルには、局所並列計算の繰り返しとともにエネルギーが減少する数理的性質⁽⁴⁾⁽⁶⁾がある。このモデルは、決定論的に振る舞うため収束が速いという利点があり近似解を求める多くの現実的応用に適用できる⁽⁴⁾⁽⁷⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾⁽³⁾。また、このような局所並列計算モデルは、Meadらの初期視覚を実現するアナログLSI⁽¹¹⁾⁽¹²⁾、例えば、雑音に埋もれた画像の復元、粗く標本化された強度レベルの補間、などのような画像並列処理デバイスの設計を可能とする。

本章は、2値画像からの強度レベルの復元問題を解く神経回路網モデルを提案する。空間的階調表現は、基本的には視覚における空間低域フィルタ特性により濃淡が知覚されることを利用する。しかし、単純な線形の低域フィルタでは、元画像が持つエッジ成分が失われ‘ボケ’た画像となる。また、低域の周波数成分を復元するには、ウィンドウサイズの大きなフィルタが必要となり局所計算に適さない。したがって、低域と高域成分を同時に復元する局所並列計算モデルが必要である。そこで、2値画像からの濃淡画像の復元を、局所並列演算によるエネルギー最小化手法で解く最適化問題として定式化する。原画像の持つ低域成分と不連続成分を局所計算で同時に復元するため、復元過程を、a) 滑らかさの基準に基づく強度復元過程、b) 滑らかな強度面からの不連続抽出過程、c) 不連続を境界条件とした強度復元過程、に分解し、各過程の状態間を動的に遷移することによって濃淡を復元する方式を提案する。この復元方式が、原画像の不連続を保存した2値画像からの濃淡復元に有効であることを示す。

5.2 2値画像からの復元方式

従来の2値画像の復元方式には、低域フィルタにより低周波成分を抽出して復元強度

とする、あるいは処理の簡略化を図った方法として、一定サイズのウインドウを順次走査し、ウインドウ内の白画素数を計数して復元強度レベルとする、等がある⁽¹³⁾。この方法では、フィルタやウインドウのサイズに依存して空間解像度が変化し、大きなサイズでは画像が‘ボケ’る。このため、Matsunawaらは強度変化の大きい部位に対しては小さいウインドウサイズを、強度変化の小さい部位に対しては大きいウインドウサイズを選択するという方法を実用化している⁽¹³⁾。この方法は、十数個のフィルタを予め用意し、濃度変化を検出して順次フィルタを選択するので、フィルタのサイズが部分的に変わる。このため、一様な処理を局所的に同時に行うという並列処理モデルに適さない。また、フィルタ特性は画像とは独立に決定されているので、画像の種類によって特性が異なるとともに、評価関数を最小化するという意味での最適な強度レベルは得られない。

5.3 2値画像から濃淡復元を行う神経回路網モデル

5.3.1 交差ダイナミックスによる復元

空間的階調表現では、強度レベルは白(1)と黒(0)の2値画素の密度で置き換えているので、空間的な低域フィルタにより強度レベルを復元することが考えられる。しかし、より低い周波数成分を復元するには、より大きなウインドウサイズのフィルタが必要となり、局所並列計算モデルに適さない。そこで、2値画像から元の画素の強度レベルの復元を、滑らかさのエネルギー関数を定め、局所並列計算の繰り返しによるエネルギー最小化により強度レベルを復元する。

このとき、画像の不連続性を考慮しないと、エッジ等の情報が消失しボケた画像となる。そこで、Gemanらが導入した、画素と画素の間の不連続の有無を示すライン過程(line process)⁽¹⁰⁾と呼ばれる仮想の変数を導入する。Kochらは、ライン過程を1つのニューロンのシグモイド型入出力関数と対応させた神経回路網モデルを提案した⁽⁴⁾。これは、低域成分と不連続成分を局所計算で同時に復元する並列処理モデルで、エッジ検出や不連続を保存した画像復元問題等を解くことができる。

このモデルを空間的階調表現画像の不連続検出に適用すると、2値表現画像は強度レベルが1、0の2値画素の密度で置き換えられているので、いたるところで不連続が検出されるという問題がある。そこで、復元過程を、a) 滑らかさの基準に基づく強度復元過程、b) 滑らかな強度面からの不連続抽出過程、c) 不連続を境界条件とした強度復元過程、に分解し、各過程間を動的に遷移する以下に示すダイナミックスを考える。

a) 滑らかさの基準に基づく強度復元過程

この過程は、滑らかさの基準に基づく強度レベル f_0 の復元過程で、線形の神経回路網

モデルのエネルギー最小化で強度レベル f_{ij} を推定する。これを $P_0(f_{ij})$ を記すものとする。

b) 不連続成分の推定

水平、垂直のライン過程をそれぞれ h_{ij}, v_{ij} とする。不連続成分 (h_{ij}, v_{ij}) の推定過程は、推定強度レベル f_{ij} を神経回路網モデルに与えたときの (h_{ij}, v_{ij}) を推定する過程で、 $P_1(h_{ij}, v_{ij}; f_{ij})$ と記す。

c) 不連続を境界条件とした強度復元過程

不連続成分の推定値 (h_{ij}, v_{ij}) を用い、強度レベルの推定値 f_{ij} を得る処理で、これを $P_2(f_{ij}; h_{ij}, v_{ij})$ とする。

この処理モデルを図5.1に示す。各処理過程内での繰り返し回数を τ_0, τ_1, τ_2 、各処理過程への遷移回数を N_0, N_1, N_2 とする。また、 $h_{ij}, v_{ij}=0$ とすると、 $P_2(f_{ij}; h_{ij}, v_{ij})=P_2(f_{ij}; h_{ij}, v_{ij}=0)=P_0(f_{ij})$ となるものとする。以下では、各過程のエネルギー関数、ダイナミックス、局所並列計算モデルについて述べる。

5.3.2 滑らかさの基準による濃淡復元

空間的な低域フィルタと同様な処理により強度レベルを復元する。この復元処理を局所並列計算で行なうため、以下のエネルギー関数を定め、その最小化で強度レベルを復元する。滑らかさのエネルギー関数は、2値画素を d_{ij} 、復元強度レベルを f_{ij} とすると、

$$E=C_I \sum_{ij} [(f_{i+1j}-f_{ij})^2 + (f_{i,j+1}-f_{ij})^2] + C_D \sum_{ij} (f_{ij}-d_{ij})^2 \quad (1)$$

と表せる。(1)式の C_I 項は、滑らかさの基準に基づくエネルギー項であって、薄膜(membrane)と呼ばれるエネルギーモデルである。水平・垂直方向に隣り合う2つの画素の濃淡値が互いに近い値をとることを要求するので平滑フィルタに相当する。 C_D の項は観測データの信頼性を示す項であって、例えば、分散 σ^2 のガウス雑音に汚されている場合は、 $C_D=1/2\sigma^2$ となり、係数 C_D は強度レベルの量子化誤差が小さいと大きな値となる。このダイナミックスは、

$$\frac{df_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial f_{ij}} \quad (2)$$

となり、 f_{ij} の更新は以下となる。

$$f_{ij}^{(n+1)} = f_{ij}^{(n)} + \Delta t \frac{df_{ij}}{dt} = f_{ij}^{(n)} - \Delta t \frac{dE}{df_{ij}} \quad (3a)$$

$$\frac{dE}{dt} = 2C_I [-(f_{i+1j}-f_{ij}) + (f_{ij}-f_{i-1j}) - (f_{i,j+1}-f_{ij}) + (f_{ij}-f_{i,j-1})] + 2C_D(f_{ij}-d_{ij})$$

$$=2C_l[(-f_{v,i}+2f_v-f_{v-1})+(-f_{i,j}+2f_v-f_{i-1,j})]+2C_D(f_v-d_v) \quad (3b)$$

このため、強度レベルの局所的相互作用は2階差分方程式となり、図5.2に示す局所計算要素の並列処理で実現できる。

次に、(3)式の滑らかさの基準に基づいた強度レベルの復元実験結果について述べる。図5.3(a)を原画像(MSE = 0.0996)とし、 $C_l=80, \Delta_l=0.01, \lambda=16.0, \tau_0=1, \tau_1=\tau_2=0, N_0=100$ 、としたときの $C_D=0.0, 10.0, 30.0$ に対する復元画像を図5.3に示す。エネルギー関数の C_D 項は、 C_D が大きくなると f と d の差が小さくなることを要求し、小さくなると f と d の差が大きくても良いことを示す。一方、 C_l 項は隣合う強度レベルの値が近くなることを要求する。このため、例えば、 $C_D=0.0$ では、繰り返し回数の増加とともに高域成分は徐々に除去され、その後オーバースムージング(over-smoothing)によりエッジなどの不連続情報が消失して‘ボケ’た画像となり、十分大きな繰り返し回数での強度レベルは平均値となる。 C_D が大きいと、時間発展に対しても2値画像の特徴が残った平滑化がされる。このときのMSEは、 $C_D=0.0, 10.0, 30.0$ に対しそれぞれ0.0258, 0.0242, 0.0250である。

5.3.3 不連続抽出エネルギー関数

このように、滑らかさの基準による復元は、画像の不連続性を考慮しないので、エッジ等の情報が消失しボケた画像となる。そこで、ライン過程を1個のニューロンのシグモイド型入出力関数と対応させた神経回路網モデルを考える。水平、垂直のライン過程をそれぞれ h_v, v_v 、内部状態変数を m_v, n_v とすると以下となる。

$$h_v = g(m_v) = \frac{1}{1+e^{-2\lambda m_v}}, \quad v_v = g(n_v) = \frac{1}{1+e^{-2\lambda n_v}} \quad (4)$$

ここで、 $h_v, v_v=1$ であれば不連続ありとし、 $h_v, v_v=0$ であればなしとする。画像の不連続を抽出するため以下のエネルギー関数を定める。

$$E = C_l \sum_v [(f_{v+1} - f_v)^2 (1 - h_v) + (f_{i,j} - f_v)^2 (1 - v_v)] + C_D \sum_v (f_v - d_v)^2 + C_v \sum_v [h_v (1 - h_v) + v_v (1 - v_v)] + C_G \sum_v \left[\int_0^{h_v} g^{-1}(h_v) dh_v + \int_0^{v_v} g^{-1}(v_v) dv_v \right] \quad (5)$$

C_l はライン過程が $h_v, v_v=0$ 、つまり不連続がない場合には、隣り合う2つの画素の濃淡値が互いに近い値をとることを要求するエネルギー項である。ただし、ライン過程が

$h_{ij}, v_{ij}=1$ 、不連続がある場合にはこの項は0となるので、隣り合う濃淡値はどれ程違っていてもよい。 C_D の項は前と同じく観測データの信頼性を示す項である。 C_V の項は h_{ij}, v_{ij} が0または1の値をとって中間値を取らないことを要求する項である。

このとき、水平・垂直のライン過程に対し、エネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される⁽⁴⁾。

$$\frac{dm_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial h_{ij}}, \quad \frac{dn_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (6)$$

この手法によって並列処理で水平、垂直のライン過程の検出ができる。 m_{ij} の更新は、

$$m_{ij}^{(n+1)} = m_{ij}^{(n)} + \Delta t \frac{dm_{ij}}{dt} = m_{ij}^{(n)} - \Delta t \frac{dE}{dh_{ij}} \quad (7a)$$

$$\frac{dE}{dh_{ij}} = -C_I(f_{i+1j} - f_{ij})^2 + C_V(1 - 2h_{ij}) + C_C m_{ij} \quad (7b)$$

となる。 n_{ij} の更新は、上式の h を v とし、 $j=i, i=j$ とすることで得られる。ライン過程の局所的相互作用は図5.4に示すようになり並列処理で実現できる。

次に、(7)式に基づいたライン過程を検出実験結果について述べる。図5.3(a)を原画像とし、 $C_I=80, \Delta t=0.01, \lambda=16.0, C_D=10.0, C_V=3.0, \tau_0=\tau_2=0, \tau_1=1, N_I=100$ 、としたときの不連続抽出結果を図5.5に示す。このように空間的諧調表現画像の不連続検出は、強度レベルが1、0の2値画素の密度で置き換えられているため、いたるところで不連続が検出される。

5.3.4 不連続を保存した濃淡復元エネルギー関数

次に、不連続を境界条件とした強度復元過程について述べる。(5)式のエネルギー E を最小化する f_{ij} のダイナミクスは次式の微分方程式で表され、

$$\frac{df_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial f_{ij}} \quad (8)$$

前と同様に、 f_{ij} の更新は、

$$f_{ij}^{(n+1)} = f_{ij}^{(n)} + \Delta t \frac{df_{ij}}{dt} = f_{ij}^{(n)} - \Delta t \frac{dE}{df_{ij}} \quad (9a)$$

$$\begin{aligned} \frac{dE}{df_{ij}} = & 2C_I[-(f_{i+1j} - f_{ij})(1 - h_{ij}) + (f_{ij} - f_{i-1j})(1 - h_{i-1j}) \\ & - (f_{i+1j} - f_{ij})(1 - v_{ij}) + (f_{ij} - f_{i-1j})(1 - v_{i-1j})] + 2C_D(f_{ij} - d_{ij}) \end{aligned} \quad (9b)$$

となる。このため、強度レベルと水平・垂直の局所的相互作用は図5.6となり局所並列計算で実現できる。

5.3.5 不連続性に関するペナルティ関数

次に、不連続成分の抽出に対して、空間的階調表現から好ましい不連続成分のみを抽出するため、不連続成分の幾何学的な構造に対するペナルティ関数を定める。ここでは、Kochらがエッジ検出のために定めた以下のペナルティ関数を用いる。

$$\begin{aligned}
 E_K = & C_P \sum_{\psi} [h_{\psi} h_{\psi+1} + v_{\psi} v_{\psi+1}] + C_C \sum_{\psi} [h_{\psi} + v_{\psi}] \\
 & + C_L \sum_{\psi} \{ h_{\psi} [(1 - h_{i+1j} - v_{\psi} - v_{\psi+1})^2 + (1 - h_{i-1j} - v_{i-1j} - v_{i-1j+1})^2 \\
 & + v_{\psi} [(1 - v_{\psi+1} - h_{\psi} - h_{i+1j})^2 + (1 - v_{\psi-1} - h_{\psi-1} - h_{i+1j-1})^2] \} \quad (10)
 \end{aligned}$$

これはライン過程どうしの相互作用（不連続の連続性）に対する制限をエネルギーとして与える項であり、 C_P 項は水平・垂直のライン過程が水平・垂直に2重に発生しないことを要求する項である。 C_L 項はライン過程がアクティブになることそのものに対するペナルティ、 C_V 項はライン過程が途切れたり、単独で存在したり、枝分かれやクロスがないことを要求する項である。

次に、不連続成分のペナルティ関数に対するダイナミックスは、

$$m_{\psi}^{(n+1)} = m_{\psi}^{(n)} + \Delta_t \frac{dm_{\psi}}{dt} = m_{\psi}^{(n)} - \Delta_t \frac{dE}{dh_{\psi}} \quad (11a)$$

$$\begin{aligned}
 \frac{dE_K}{dh_{\psi}} = & C_C + C_P (h_{\psi-1} + h_{\psi+1}) + C_L [(1 - h_{i+1j} - v_{\psi} - v_{\psi+1})^2 + (1 - h_{i-1j} - v_{i-1j} - v_{i-1j+1})^2 \\
 & - 2h_{i-1j} (1 - h_{\psi} - v_{i-1j+1} - v_{i-1j+1}) - 2h_{i+1j} (1 - h_{\psi} - v_{\psi} - v_{\psi+1}) \\
 & - 2v_{\psi} (1 - v_{\psi+1} - h_{\psi} - h_{i+1j}) - 2v_{i-1j} (1 - v_{i-1j+1} - h_{i-1j} - h_{\psi}) \\
 & - 2v_{\psi+1} (1 - v_{\psi} - h_{\psi} - h_{i+1j}) - 2v_{i-1j+1} (1 - v_{i-1j} - h_{i-1j} - h_{\psi}) \quad (11b)
 \end{aligned}$$

となる。 n_{ψ} の更新は、上式の h を v とし、 $j=i$, $i=j$ とすることで得られる。

ライン過程の局所的相互作用は図5.7に示す局所計算要素からなり、局所並列処理で実

現できる。(7) (9) (11) 式に基づいて不連続を保存した強度復元結果について述べる。 $C_I=80, \Delta_I=0.01, \lambda=16.0, C_D=10.0, C_V=0.3, C_P=0.4, C_C=0.15, C_L=1.0, C_G=0.6$ で、 $\tau_0=\tau_1=\tau_2=1, N_0=1, N_1=N_2=32$ と $\tau_0=\tau_1=\tau_2=4, N_0=1, N_1=N_2=40$ について不連続抽出と復元結果を図5.8、5.9に示す。このときの、復元MSEは、0.0282, 0.0255である。ただし、最適なエネルギー係数を解析的に求めるのは困難であるので、実用上有効なパラメータ値を実験的に決定している。不連続成分の復元特性はMSEでは評価できない。図5.3と比較すると単純な平滑化処理画像より、MSEは同程度であるが画像の不連続性の抽出により、エッジ情報が復元できボケが改善されることが分かる。このように、復元過程を、強度復元過程、不連続抽出過程、不連続を境界条件とした強度復元過程、に分解し、各過程間を動的に遷移するダイナミックスを考えることで、原画像の不連続を保存した2値画像からの濃淡復元問題を、局所並列計算モデルによるエネルギー最小化手法で解くことができる。

5.3.6 2値のディザ、誤差拡散画像からの復元

以下では、本方式をBayerの組織的ディザ法⁽¹⁴⁾とFloydらの誤差拡散法⁽¹⁵⁾による2値化画像に適用した濃淡の復元結果について述べる。用いたパラメータは、前述の値と同じく $C_I=80, \Delta_I=0.01, \lambda=16.0, C_D=10.0, C_V=0.3, C_P=0.4, C_C=0.15, C_L=6.0, C_G=0.6, \tau_0=\tau_1=\tau_2=4, N_0=1, N_1=N_2=40$ である。原画像を図5.10 (a) (b) とした場合の復元結果を図5.11に示す。このときの、復元MSEは、組織的ディザ法と誤差拡散法でそれぞれ0.00319, 0.000174である。また、検出した不連続成分を図5.12に示す。不連続成分は、元の画像の輪郭線と良く対応することが分かる。このように本方式は、既存の空間的階調表現方式で得られた画像に対しても、原画像の不連続を保存した2値画像からの濃淡復元に有効である。

5.4 まとめ

本文では、2値画像からの濃淡復元問題を、非線形な拘束条件を持つ最適化問題として定式化し、これを局所並列計算モデルによるエネルギー最小化手法で解く緩和型神経回路網モデルとそのダイナミックスを提案した。これにより、原画像の不連続を保存した2値画像からの濃淡復元に有効であることを示した。

空間的階調表現は、人間の視覚機能が原画像の持つ低域成分と不連続成分を復元することにより濃淡を知覚することを利用するものと考えられる。2値からの濃淡情報の復元は、濃淡が2値情報に縮退しているので、拘束条件なしでは解が一意に定まらない不良設定の逆問題 (ill-posed inverse problem) とみなせる。このため、この問題を解くには、強度面や不連続の構造に関する事前知識と局所並列計算モデルが重要となり、視

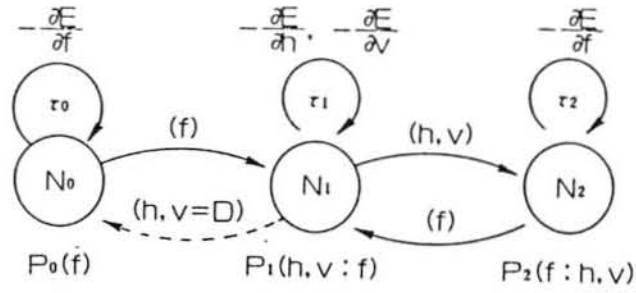
覚の計算理論 (computational vision) を考える良い例である。また、このような局所並列計算モデルは、シリコン網膜^{(11) (12)} のような人間と同じような初期視覚機能をもつ画像並列処理アナログLSIの開発を可能とすると考える。

参考文献

- (1) 川人、池田、曾根原、乾、三宅："画像情報処理と神経回路網モデル"、人工知能学会誌、Vol. 4, No. 2, pp. 27-34 (1988)
- (2) 曾根原："ニューラルネットワークの画像処理への応用"、システム制御情報学会誌, Vol. 35, No. 1, pp. 11-18 1991.1
- (3) 曾根原："ニューラルネットによる画像の並列処理"、電子情報通信学会学会誌, Vol. 74, No. 7, pp. 738-742 (1991.6)
- (4) C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille: "Analog "Neural" Networks in Early Vision", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, pp. 4263-4267 (1986)
- (5) J. J. Hopfield: "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 81, pp. 3088-3092 (May 1984)
- (6) J. J. Hopfield and D. W. Tank: ""Neural" computation of decisions in optimization problems", Biol. Cybern. 52, pp. 141-152 (1985)
- (7) D. W. Tank, J. J. Hopfield: "Simple "Neural" Optimization Network: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit", IEEE Trans., Vol. CAS-33, No. 5, pp. 533-541 (May 1986)
- (8) S. Geman and D. Geman: "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans., PAMI-6, pp. 721-741 (1984)
- (9) 曾根原："画像の最適2値化を行なう緩和型神経回路網モデルとその並列計算機による実現"、電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J74-D-II, No. 6, pp. 678-687 (1991.6)
- (10) 曾根原："緩和型神経回路網モデルによる濃淡画像の多値表現と強度レベルの補間"、テレビジョン学会論文誌, Vol. 45, No. 10, 1991.10
- (11) C. Mead and M. Ismail: "Analog VLSI Implementation of Neural Systems", Kluwer Academic Publishers (1989)
- (12) C. Mead: "Analog VLSI and Neural Systems", Addison-Wesley Publishing Company (1989)
- (13) 松縄 正彦："二画像からの中間調画像への画像復元技術について"、画像工学, No. 3, pp. 19-24 (1990.3)

(14) B. E. Bayer: "An optimum method for two-level rendition of continuous-tone pictures", International conference on communications, Vol. 1, pp. 26-11-26-15, June 1973

(15) R. Floyd and L. Steinberg: "An adaptive algorithm for spatial grey scale", 1975SID International symposium digest of technical papers, 4. 3, pp. 36-37, Apr. 1975



$P_0(f)$: 観測値 d_{ij} から強度レベル f_{ij} を推定、 $P_1(h, v : f)$: 推定強度レベル f_{ij} から不連続成分 (h_{ij}, v_{ij}) を推定、 $P_2(f : h, v)$: 推定不連続成分 (h_{ij}, v_{ij}) を境界条件として強度レベル f_{ij} を推定。
 破線は、 $h, v=0$ で $P_2=P_0$ に等しいことを示す。

図5.1 交差ダイナミックス

A state transition diagram of the restoration process

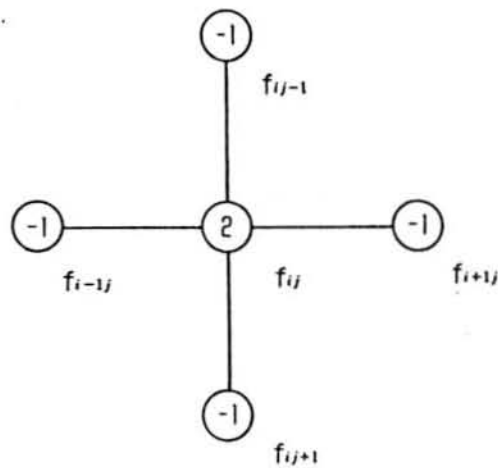


図5.2 強度レベルの局所計算モデル

Local interactions among intensity levels



(a) 原画像



(b) $C_d = 0.0$, $MSE = 0.0258$



(c) $C_d = 10.0$, $MSE = 0.0242$



(d) $C_d = 30.0$, $MSE = 0.0250$

図5.3 滑らかさの基準に基づく復元画像
Intensity restoration based on smoothness constraint

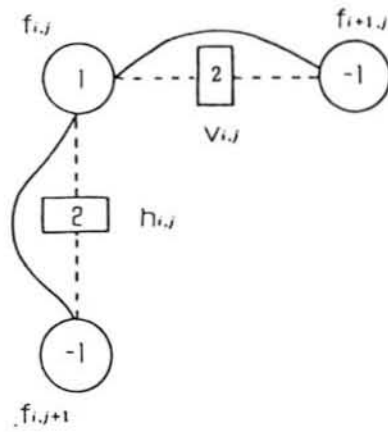


図5.4 ライン過程の局所計算モデル
Local interactions of line process



$C_i = 80.0, \lambda = 16.0, C_D = 10.0, \Delta t = 0.01, \tau_1 = 1, N_1 = 100$

図5.5 2値空間的階調表現の不連続抽出

Discontinuity detection of a binary spatial representation image

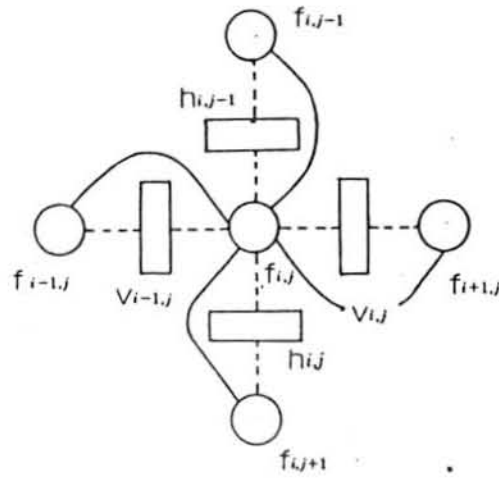


図5.6 ライン過程と強度レベルの局所計算モデル

Local interactions among intensity levels and line processes

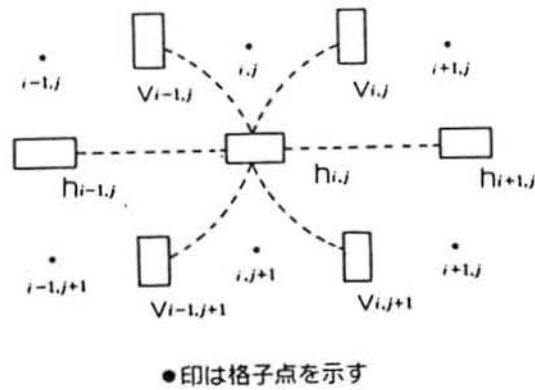
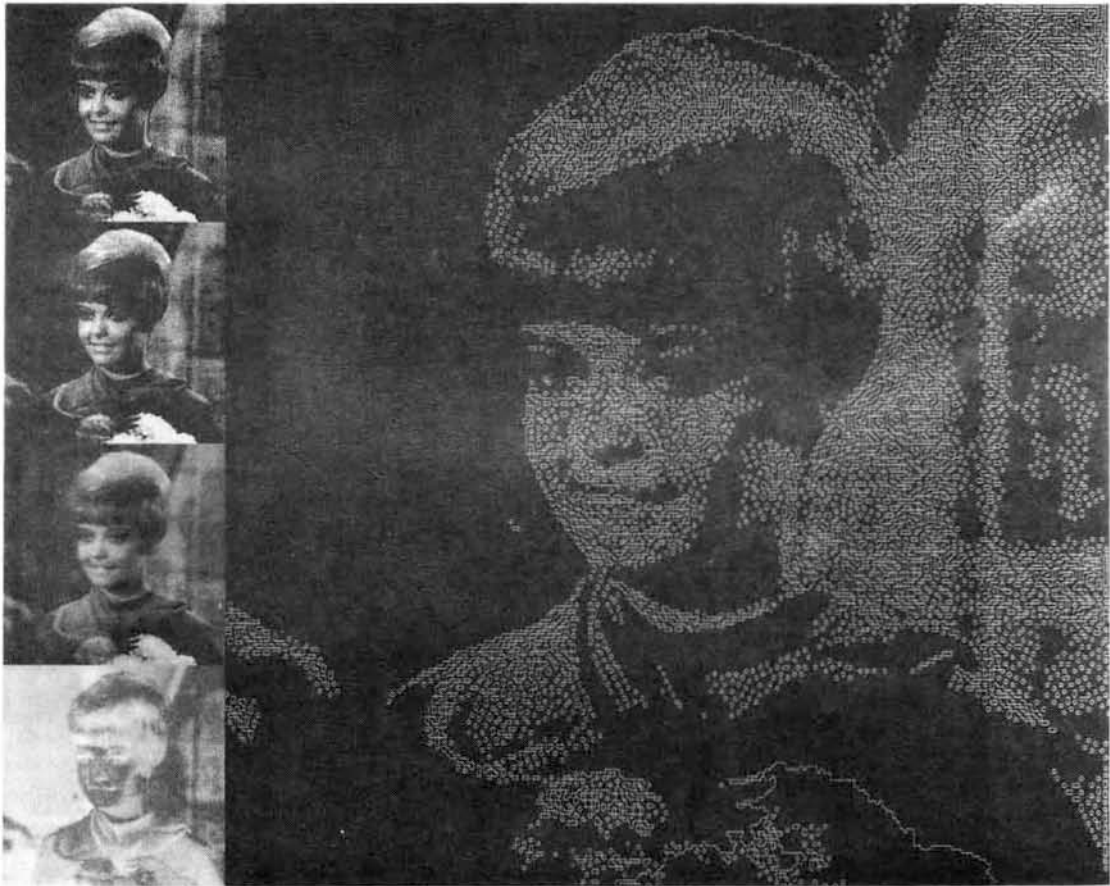


図5.7 ライン過程の局所計算モデル

Local interactions of horizontal line processes (h_{ij})



(a) $\tau_0 = \tau_1 = \tau_2 = 1$, $N_0 = 1$, $N_1 = N_2 = 32$



(b) $\tau_0 = \tau_1 = \tau_2 = 8$, $N_0 = 1$, $N_1 = N_2 = 40$
 $C_1 = 80.0$, $\lambda = 16.0$, $C_D = 10.0$, $\Delta t = 0.001$,
 $C_V = 0.3$, $C_P = 0.4$, $C_C = 0.15$, $C_L = 6.0$, $C_G = 0.6$

図5.8 不連続抽出

Detected discontinuities from binary representation images



(a) $\tau_0 = \tau_1 = \tau_2 = 1$, $N_0 = 1$, $N_1 = N_2 = 32$, $MSE = 0.0282$



(a) $\tau_0 = \tau_1 = \tau_2 = 8$, $N_0 = 1$, $N_1 = N_2 = 40$, $MSE = 0.0255$
 $C_1 = 80.0, \lambda = 16.0, C_D = 10.0, \Delta t = 0.001$,
 $C_V = 0.3, C_P = 0.4, C_C = 0.15, C_L = 6.0, C_G = 0.6$

図5.9 不連続を保存した強度復元

Intensity resoration while preserving discontinuities



(a) Dither image



(b) Error diffusion image

図5.10 原画像

Original images



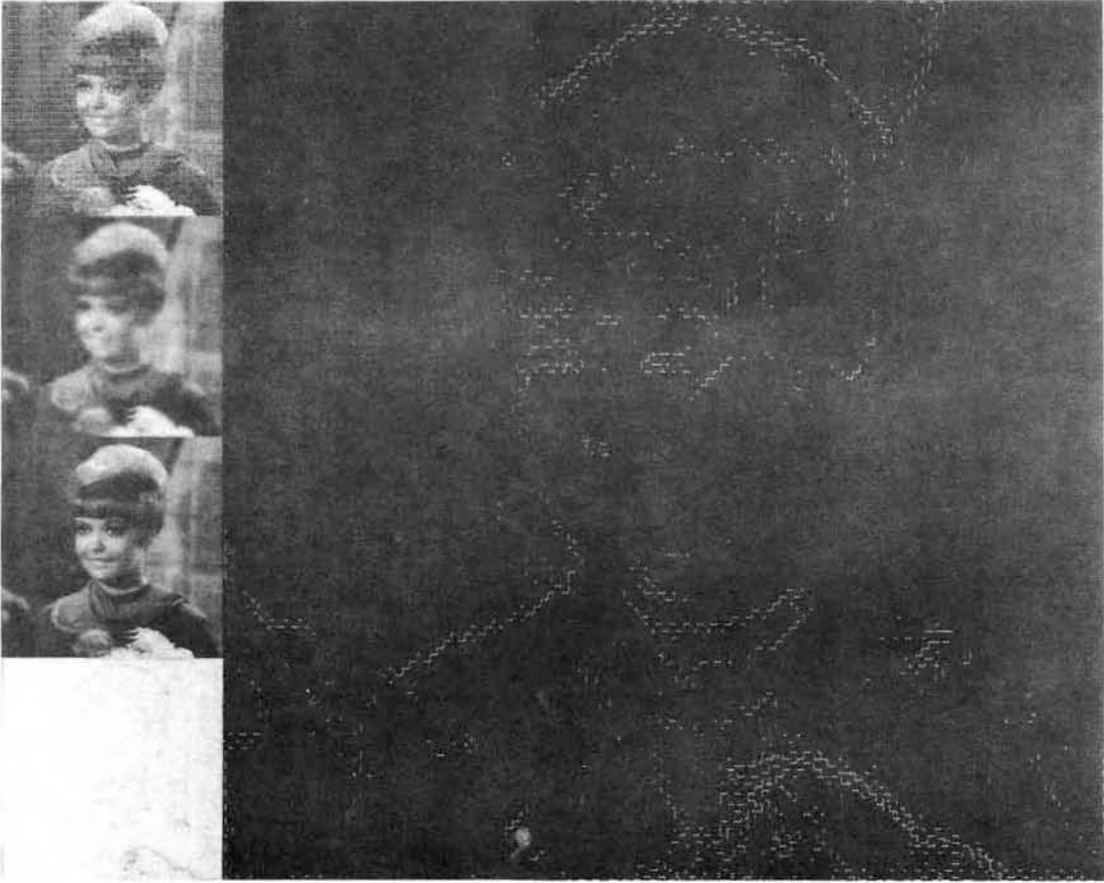
(a) 組織的ディザ画像からの復元 (MSE = 0.0039)



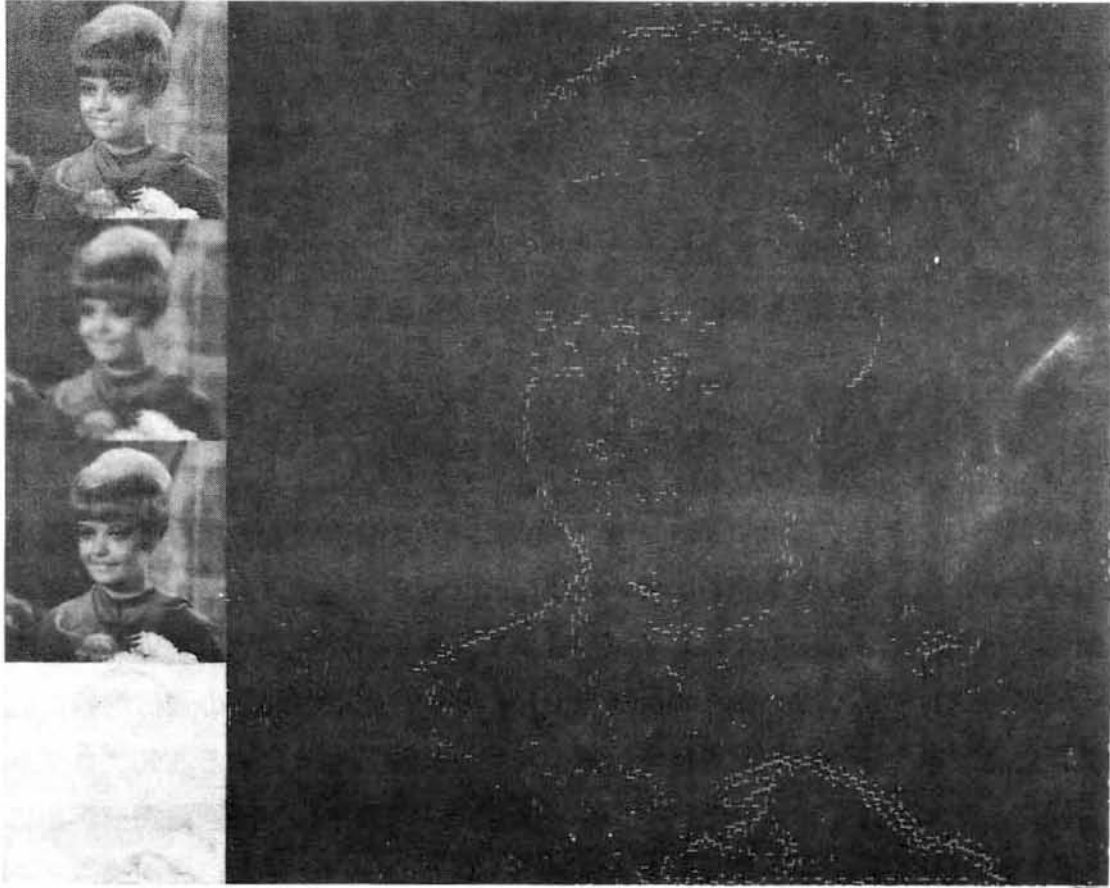
(a) 誤差拡散画像からの復元 (MSE = 0.000174)

図5.11 組織的ディザ、誤差拡散画像からの復元画像

Image restoration from binary spatial intensity representation images



(a) 組織的ディザ画像からの不連続抽出



(b) 誤差拡散画像からの不連続抽出

図5.12 組織的ディザ、誤差拡散画像からの輪郭抽出

Contour extraction from binary spatial intensity representation images

第6章 超並列計算機による神経回路網モデル処理

高度並列計算(Highly Parallel Computation)は、パターン情報処理やニューラルネットワークシミュレーションを含む様々な分野で、新しい重要な研究手法となっている⁽¹⁾。これは、コストパフォーマンスと計算処理能力の著しい改善により、従来の研究開発における理論解析と実験の一部を、並列計算機を用いることにより効果的に分担或は肩代りできるようになってきたためである^{(2) (3)}。本章は、高度並列計算を提供する超並列計算機(Massively Parallel Computer)と並列処理のレベルについて述べ、ニューラルネットを並列計算モデルとした画像の並列処理について述べる。次に、局所メモリ方式を用いたハイパーキューブ型並列計算機による緩和型神経回路網モデルの実現とその処理性能について述べる。

6.1 はじめに

並列計算機は、新しい並列計算・処理アルゴリズムの研究ばかりでなく、脳の情報処理機能とその並列処理原理を探るニューロコンピューティング研究や、その応用としての画像情報処理研究などにも大きなインパクトを与える。並列計算機を用いる情報処理では、問題を並列計算で解くための計算モデルの定式化、問題解法の通信形態に応じた並列演算処理要素の幾何的な配置構造、並列処理を効率良く実行する並列プログラミングが重要である。しかし、並列ハードウェアを生かすための、神経回路網モデルによる並列画像処理の計算モデル、このモデルに適合したプロセッサ接続の幾何構造とそのプログラミング方法を全体的に扱う研究に関する報告は少ない。

本章は、画像処理問題を並列計算で解く緩和型神経回路網モデルと、このモデルの並列計算機における実現、その性能評価について述べる。次に、局所メモリ方式を用いたハイパーキューブ型並列計算機による緩和型神経回路網モデルの実現とその処理性能について述べる。ハイパーキューブ構造上に、神経回路網モデル処理の通信の形態に応じたプロセッサ接続の幾何構造を定め、神経回路網モデル処理を並列処理で実行するプログラミング方法について述べる。この並列処理性能を速度向上比の観点から評価し、画像の最適2値化問題を解く緩和型神経回路網モデルが並列計算機に効率良く実現されることを示す。

6.2 超並列計算機と並列処理のレベル

高度並列計算に適するマルチプロセッサ計算機は、図6.1に示すように主として次の3

つの次元によってクラス分けされる^{(1) (4)}。(1)メモリ局在性：共有(shared)型では各プロセッサが同一の計算メモリにアクセスするのに対し、分散(distributed)型は局所メモリにのみアクセスする。非局所データを得るためには他のプロセッサとメッセージ交換する必要がある。(2)粒度(grain)：プロセッサに割り当てる計算処理単位を粒度と言い、粗粒度は多くのデータを含み、細粒度は一つまたは極めて少数のデータ要素を含む。(3)プロセッサ自律性：制御プロセッサが一度に全てのプロセッサに命令をブロードキャストし、各プロセッサはその命令を局所メモリ内のデータに作用させる方式(SIMD)と、各プロセッサが自分のプログラムを自律的に実行する方式(MIMD)がある。

マルチプロセッサ計算機における他の重要な構成要素は、プロセッサの相互接続ネットワークである。これは、プロセッサが他のプロセッサとメッセージを交換する通信路を実現する。膨大なプロセッサのネットワークは、全プロセッサ結合性、メッセージの並列交換性、プロセッサ数の次数より小さな最大経路(小さな半径)、少ない配線と交点数(スケーラビリティ)、等の性質を満たす必要がある。このような性質を満たすネットワークの一つにハイパーキューブ(hypercube)がある。

局所メモリ方式を用い、ハイパーキューブ構造を持つMIMD型及びSIMD型の超並列計算機として、nCUBE-10/2(nCUBE社、1024/8192プロセッサ)、CM-2(TMC社、65536プロセッサ)がある。このような超並列計算機での並列処理実現には、図6.2に示すように、(1)問題を並列で解く計算モデル、(2)並列要素の抽出と表現、及びこれを効率良く実行するための具体的な処理方法やアルゴリズム、(3)問題のクラスに適合する並列ハードウェア、の各レベルでの課題がある。現在、プログラムを自動的に並列化する並列コンパイラや、プロセッサへのタスクやデータの最適割当、負荷の変動への動的適応を行えるような、並列のハードウェア資源を効率的に管理するソフトウェア環境はない。このため、問題の並列計算モデルと、これを特定のアーキテクチャに基づいたハードウェア構造上で効率良く実行するアルゴリズムの設計が最も重要となる。

6.3 神経回路網シミュレーションと超並列計算機

人間の脳では、非常に多くの神経細胞(ニューロン)が多数結合した神経回路網(ニューラルネットワーク)で、ニューロン間の相互作用を繰り返しながら、情報の並列処理をしている。この働きを理解するには、ニューラルネットワークの数理的なモデル(神経回路網モデル)をつくり、その性質を調べるのが重要となる。そこで、ニューロンの個々の動作を数学モデル(基礎方程式)とし、さらに、このニューロンが大規模に結合した神経回路網モデルのマクロな振る舞いや性質を調べるというシミュレーションが必要になる。

このような神経回路網モデルの研究として、画像の強度過程と不連続を示すライン過程を結合した2元結合形マルコフランダム場モデル⁽⁵⁾を用いて、エッジ検出や面の復元のような初期視覚問題を局所並列的で繰り返し演算によって解く緩和型神経回路網モデル(Relaxation Neural Network Model)などがある⁽⁶⁾。このようなモデルのシミュレーションにおける超並列計算機の利点は、高速処理能力にある。モデルの複雑化、リアルタイム処理性、空間及び時間的な解像度の増加とともに演算量は増大し、ターンアラウンドの短縮化が望まれる。超並列計算機の利用により、局所並列処理に基づいた大規模シミュレーションが比較的容易に行えるようになってきた。

緩和型神経回路網モデルでは、画素やライン過程に一つのニューロンを対応させ、ニューロンの局所近傍系の相互作用を並列処理で行い、その処理結果を繰り返し計算によって近傍系以外に伝搬させることに、計算上の特徴がある。このような処理は、近傍系の相互作用を行う演算を、多数のデータに対して一様にかつ並列的に行うという意味で、局所操作と通信を基本とする並列処理に良く適合する。

また、超並列計算機で、問題を効率的に解くには、これまでの逐次処理計算機とは異なる問題の定式化が必要となり、このことが新たな並列処理原理のヒントを与えるものと期待できる。これには、メモリー・ベースの推論、並列文書検索や大規模仮説検定による対象物認識等^{(7) (8) (9)}がある。これらは、一つのインスタンス、文書の特徴ベクトル、対象物の見え方に対する仮説を、各プロセッサに対応させ、同時並列で最も確からしいものを選び出す方式であり、超並列処理の環境の下で問題を考えることによって開発されたアルゴリズムであると言える。

6.4 MIMD型計算機によるインプリメンテーション手法

局所メモリ方式を用いたハイパーキューブ型MIMD並列計算機による、緩和型神経回路網モデル^{(5) (6) (10) (11)}の実現と、その処理性能について述べる。まず、ハイパーキューブ構造を持つ並列計算機の特徴を述べる。次に、アプリケーションの要請に基づく通信形態に応じ、データの分配・収集や神経回路網モデル処理におけるデータ交換を効率良く行うためのプロセッサの幾何的な構造の実現方法及び具体的なプログラミング法について述べる。このモデルの並列処理性能を並列度の観点から評価し、画像の最適2値化問題を解く緩和型神経回路網モデルが並列計算機に効率良く実現されることを示す。

並列計算機として、命令やデータを格納するメモリ空間を各プロセッサ毎に独立に設置するMIMD(multiple-instruction, multiple-data)型並列計算機がある^{(4) (12)}。このような並列計算機は、複数のプロセッサが、局所データを用いて、独立な命令列を非同期で自律的に実行する。このため、アプリケーションプログラムを比較的独立な命令

群の部分集合に分解し、各部分集合を各プロセッサに割り当てて並列に実行する。ここでは、このような、局所メモリ方式を用いたハイパーキューブ構造を持つMIMD型の並列計算機として、NCUBE/10システム⁽¹⁴⁾を用い、神経回路網モデルの並列処理法とその性能評価について述べる。用いたNCUBE/10システムは、512個の32bitノードプロセッサと浮動小数点演算プロセッサ及び512KBの局所メモリを有する。

6.4.1 ハイパーキューブ

まず、ハイパーキューブの特徴を簡単に述べる。 n 次元の2進キューブには、 2^n 個のノードがあり、このノードのアドレスは、隣接するノード間で互いに1ビットだけ異なる。2進キューブは、巡回的な拡張構造を持ち、2つの n 次元キューブの対応する頂点を接続することにより、 $(n+1)$ 次元キューブに拡張される。このとき、一つのキューブは、最高位アドレスが0であり、他は1である。2進キューブの巡回的性質を図6.3 (a)に示す。各ノードは、 n 個の近傍を持ち、任意の2対のノード間の最大距離は n で、異なるパスは n 個ある。

ノード数 n に近い処理速度を得るには、問題をうまく分割して並列度をあげるとともに、通信や同期のオーバーヘッドを出来るだけ少なくする必要がある。

そこで、ハイパーキューブ構造上に、アプリケーションの通信形態に依存したプロセッサの幾何学的な配置構造を定める。

通信形態としては、(1) データや制御パラメータのノードへの分配、ノードからの収集、(2) モデル処理におけるノード間でのデータ送受がある。データの分配・収集では、局所メモリ容量の制限を超えるデータの増加を伴わないので、図6.3 (b)に示す木構造 (tree structure)を用いる。

神経回路網モデル処理は、画素やライン過程に一つのニューロンを対応させ、ニューロンの局所近傍系の相互作用を並列処理で行い、その処理結果としての解データを、繰り返しによって近傍系以外に逐次伝搬させることに、計算上の特徴がある。そこで、各ニューロンが隣接近傍となる、図6.3 (b)に示す直列構造 (serial structure)を用いる。直列構造のノードとニューロン (画素) の対応を図6.4に示す。I画素からなる入力画像を、B画素からなる $\frac{I}{B} \leq 2^n$ 個のブロックに分割し、各ブロックを直列接続のノード内で処理する。ニューロンの水平相互作用をブロック (局所メモリ) 内で処理するには、画像の水平走査線 (ライン) を1ブロックと処理すると効率がよい⁽¹⁵⁾。図6.4では、垂直方向の相互作用計算のためのデータの交換を隣接ノード間通信で実現している。

このような木構造、直列構造は、ハイパーキューブの性質から以下の方法で生成される。

(a) 直列構造

ハイパーキューブを一筆書きの要領でなぞり、ノードを一行に並べる。これにより、隣合うノードは常に直接接続される。ノードの論理番号を L_n ($n=0, 1, \dots, 2^n-1$)とすると、 L_n に対応するノードの物理番号 P_n は、 $P_n=L_n \oplus L_n/2$ で求まる。ただし、 \oplus は排他的論理和を示す。

(b) 木構造

ハイパーキューブを木構造に展開する。物理番号 P_n ($n=0, 1, \dots, 2^n-1$)のビット列を $\{a_n, a_{n-1}, \dots, a_1, \dots, a_2, a_1\}$ とする。親ノードの番号は、ビット列で最下位の1となるビットを0とすることで得られる。

$$\{a_n, a_{n-1}, \dots, 1, \dots, 0, 0(a_1=1)\} \Rightarrow \{a_n, a_{n-1}, \dots, 0, \dots, 0, 0(a_1=0)\}$$

一方、子ノードの番号は、ビット列で最下位の1となるビットより下位のビットをハミング距離1だけ変更することで得られる。

$$\{a_n, a_{n-1}, \dots, 1, \dots, 0, 0(a_1=1)\} \Rightarrow \{\{a_n, a_{n-1}, \dots, 1, \dots, 0, 1(a_1=a_1=1)\}, \{a_n, a_{n-1}, \dots, 1, \dots, 1, 0(a_1=a_2=1)\}, \dots, \{a_n, a_{n-1}, \dots, 1, 1, \dots, 0, 0(a_1=a_{i-1}=1)\}\}$$

6.4.2 並列処理プログラミング

次に、並列処理プログラミング手法について述べる。

(a) メイン処理

まず、ホスト計算機(host_main)よりノードの環境設定(node_setup)を行う。環境設定では、使用するキューブ次元数やアプリケーションで定める幾何構造の物理ノード番号と論理ノード番号との対応付け(make_geometry)を行い、ノードを確保(open_node)してノードでの実行プログラムを転送(load_programs)する。次に、画像等の処理データのノードへの転送(send_data)、処理結果の受信(receive_data)を行う。

一方、ホストプログラムに対応して、各ノード(node_main)は、アプリケーションで用いる、直列構造での隣接ノード番号、木構造での親あるいは子ノード番号を、自己の物理ノード番号から並列処理で求める(make_geometry)。次に、処理データの受信(receive_data)、神経回路網モデル処理(neural_network_processing)、処理結果の送信(send_data)を行う。

```
host_main { node_setup, send_data, receive_data }
           node_setup { make_geometry, open_node, load_programs }
node_main { make_geometry, receive_data,
           neural_network_processing, send_data }
```

(b) 木構造によるデータ分配と収集

初期画像のノードへの分配、処理結果の収集のため、次の木構造によるデータ転送(send_data_from_host_to_node)を行う。ホストは、木構造のルートノードに画像を転

送する。各ノードは、自己の親のノードからデータを並列に受信 (receive_data_from_parent_node) し、自己の子ノード (C 個) にデータを並列転送 (send_data_to_child) する。この時、一对のノード間でのデータ送受信処理時間を t とすると全ノードへの分配時間は $t \cdot \log_2 2^n = t \cdot n$ である。各ノードからルートノードにデータの収集を行うには、逆の手順で処理する。

```

send_data_from_host_to_node {
    send_data_to_root_node { file_name, root_node } }
distribute_data_by_tree_structure {
    receive_data_from_parent_node { file_name }
    do number_of_children_nodes c=0 to C
        send_data_to_child { file_name, physical_number }
    end }

```

(c) 直列構造による隣接ノード間でのデータ送受

ニューロンの局所近傍系の相互作用の演算処理結果である解データを近傍に転送する。そこで、図6.5に示すように、直列構造の左隣の隣接ノードに解 b_j を送信 (send_data_to_left_node) し、右隣の隣接ノードからの解 b_{j-1} を受信 (receive_data_from_right_node) する (step 1)。これと逆の手順 (send_data_to_right_node、receive_data_from_left_node) と (step 2) を組として、相互作用の及ぶ範囲 (M 個) に渡りこれを繰り返す。このデータの送受は並列に行われるので、隣接ノード間でのデータ送受信処理時間を t_c とすると、全ノードでの近傍 M での通信時間は $t_c \cdot M$ である。

```

do exchange_of_solusion m=1 to M
    send_data_to_left_node { file_name, left_node_number }
    receive_data_from_right_node { file_name, right_node_number }
    send_data_to_right_node { file_name, right_node_number }
    receive_data_from_left_node { file_name, left_node_number }
end

```

6.4.3 並列処理の性能評価

各プロセッサが非同期に動作する NCUBE のような MIMD 型並列計算機では、並列処理を行うのに必要な同期と通信のオーバーヘッドがある。図6.6 (a) に、画素数が 256×256 、 512×512 からなる 2 つのデータサイズ (並列計算要素であるニューロン数に等しい) に対する本方式の、オーバーヘッド時間の測定結果を示す。通信時間は、解データの送受により生じるが、並列通信処理によりノード数によらずほぼ一定である。一方、ノード当りの処理時間 t は、ノード数の増加とともに減少する。 512×512 データサイズで

の、1回の緩和処理時間は、214.7msecである。256×256データサイズの問題を、512個のノードプロセッサと浮動小数点演算プロセッサを用いると53.7msecとなる。

各ノードにおける処理時間 t のタスクを n 個並列に実行するとき、通信は並列的に行われるので、処理速度向上比⁽¹²⁾ S_p は次式となる。なお、 t_c は通信の実行時間である。

$$S_p = \frac{n}{1+(t/t_c)} \quad (1)$$

図6.6 (b) に示すように、通信と同期時間が十分小さく押えられ、ノード数と処理速度向上比 S_p は比例関係にあることが分かる。このように、局所的な並列計算への問題の定式化と、この通信形態に適したプロセッサの幾何的な構造の実現により、並列計算機の並列処理性能を引き出すことができる。

6.5 SIMD型計算機によるインプリメンテーション

この神経回路網モデルを、SIMD型のCM-2で実現した場合の並列処理について述べる。使用したCM-2は、32KBの局所メモリを持つ16384個の1bit物理プロセッサと、512個の32bit浮動小数点演算プロセッサを持つ。

6.5.1 データ並列プログラミング

CM-2のプログラミングスタイルは、SIMDアーキテクチャを意識したデータ並列プログラミングであると言える。これは、問題の中から、データ並列性を抽出し、そのデータをプロセッサへ配置するプログラミングである^{(7) (8) (9)}。

データ並列プログラミングへの適合性は問題に依存する。並列的なデータの数が多く、そのデータに対する処理が一様の場合、データ並列プログラミングは比較的容易である。同時に処理できる並列データを、アイドル状態となるプロセッサがなるべく少なくなるよう配置とすること、データ間の相互作用すなわちプロセッサ間通信が少なくなるよう配置とすること、最適な通信命令を使用することが重要である。

通信命令には、任意のプロセッサ間通信を行なう命令(send, get)、専用ハードからなる隣接プロセッサ間通信を行なう命令(NEWS:send-to-news, get-from-news)、行または列方向のプロセッサのデータのコピーや和を並列に計算する命令(scan, spread-with-add等)、全てのプロセッサのデータの和、論理演算結果、最大値などを並列に計算し、結果をホストコンピュータに転送する命令(global-add等)、ホストコンピュータの変数を全てのプロセッサにブロードキャストする命令(move-constant等)などがある。

プロセッサへのデータ配置が決まれば、後は1つのデータに対する処理を記述すれば

良いのでプログラムの制御構造などは逐次処理と同様である。SIMDという条件はプログラミング上での制約であるが、データ並列処理問題をデータ並列プログラミングで記述するのは、比較的単純である。

本計算モデルでは、一つのプロセッサに、神経回路網モデルの一つのニューロン（1画素に対応）を対応させる。また、このモデルは、2次元の近傍系の相互作用のみからなるので、CM-2システムがハイパーキューブ上に設定する2次元格子系と、隣接プロセッサ間通信機能(NEWS)により解データの交換を行う。

6.5.2 並列処理の性能評価

多くの応用では、實際上65536個以上の膨大なデータを扱う必要があるため、CM-2では、仮想プロセッサ（VP）機能を提供している。これは、各並列変数をVP比（物理プロセッサに対する仮想プロセッサの比）だけ、物理プロセッサ上に複製し、プロセッサの相互接続性を決定するVP集合の幾何構造を設定することにより行われる。

このような仮想プロセッサシステムでは、VP比の増加とともに、各プロセッサの負荷が増加するが、同一メモリ内での通信の割合が増加する。また、32個の1bitプロセッサに対して1つ浮動小数点プロセッサを用いる演算ではパイプライン処理による効率化が図れる⁽¹³⁾。このため、全体の処理時間は、VP比の増加とともに、必ずしも線形的に増加しない。各プロセッサでの処理時間、2次元格子上での近傍プロセッサとの通信時間、VP比を、それぞれ t_p , t_c , R_{VP} とすると、VP比の増加に対する処理時間の増加率 S_{VP} は、

$$S_{VP} = \frac{(t_p/t_c) \cdot R_{VP} + \sqrt{R_{VP}}}{\{1 + (t_p/t_c)\}} = R_{VP} \quad (t_c \ll t_p) \quad \text{or} \quad \sqrt{R_{VP}} \quad (t_c \gg t_p) \quad (2)$$

となる。図6.7に、本神経回路網モデルのVP比に対する処理時間Tを示す。また、同図にはCM-2の並列拡張Lisp（*Lisp）とC言語の低レベル並列命令セット(C/PARIS: PARALLEL Instruction Set)によるプログラミングでの処理時間を比較して示している。

CM-2のデータ並列処理性、システムの提供する近傍系通信機能の効率の良さが生かされ、256×256データサイズに対する1回の緩和処理時間は、VP比4（16Kプロセッサと512浮動小数点演算プロセッサ）で11.9-13.6msec、VP比8（8Kプロセッサと256浮動小数点演算プロセッサ）で21.3-21.8 msecである。

6.6 MIMDとSIMDの処理性能比較

以下に、局所メモリ方式のハイパーキューブ型SIMDとMIMD並列計算機による

緩和型神経回路網モデル処理の比較結果について述べる。

SIMDでは、一つの命令を全てのプロセッサにブロードキャストして同時に実行するという同期処理の単純性から、通信、幾何構造などのシステムサポートがしやすい。このため、画像情報のようなデータ並列処理問題を解く並列プログラミングは比較的単純である。MIMDは、SIMDのスーパーセットであるので、汎用性に優れるが、アプリケーション依存の同期、通信、幾何構造等を効率よく実現する必要がある、ここで述べたような並列プログラミング手法が現状では必要となっている。

処理性能は、プロセッサの構成、性能や通信機構が異なるので単純な比較はできない。浮動少数点演算プロセッサ数を一定（実験ではSIMD、MIMDとも512個）としたときの、 256×256 個のニューロンによる並列処理の、SIMD対MIMDの処理時間比は13対54である。ここでの神経回路網モデルに基づいた並列計算処理は、計算処理要素であるニューロン数（計算対象データ数と等しい）が65535個と大きく、データ並列処理に適した問題であることを考慮するとほぼ同程度の性能と言える。

6.7 超並列計算機の課題に関する考察

プログラムを自動的に並列化する並列コンパイラや、ノードプロセッサへのタスクやデータの最適割当、負荷の変動への動的適応を行えるような、並列のハードウェア資源を効率的に管理するオペレーティングシステムは現在のところ実用化されていない。このため、超並列計算機のユーザは、ハードウェア構造を含むシステム全体についてある程度知っていないと、効率の良いプログラムは書けない⁽¹³⁾。前述のように、プロセッサ間通信にはどのような方法があり、その処理時間はどのくらいか、といったノウハウを必要とする。実際、並列処理を実現するための方略には、i)問題を並列で解く計算理論、問題に内在する並列性の抽出（計算理論のレベル）、ii)並列処理を実行するための具体的な処理方法、データ構造、プログラミング手法（アルゴリズムのレベル）、iii)プロセッサの構成、プロセッサ間の接続方式、プロセッサ群の制御方式や通信方式、メモリ管理方式等（ハードウェアのレベル）、のレベルがある。NCBUE-10やCM-2は、特定のアーキテクチャに基づいたハードウェア構造を持つ超並列計算機であり、上位のレベルから見ると以下のような課題がある。

並列計算機の主な実行時間は、一般には、演算時間と通信時間の和からなる。多くの並列処理では、ノードプロセッサ間通信をいかに効率的に行うかによって性能が定まる。このような通信形態としては、i)格子系のような規則的か不規則的か、ii)局所的か大域的または非局所的か、iii)通信形態が変化しない静的か動的か、等に分類できる。局所的、規則的かつ静的な解法が適用できるよう計算モデルを構築することが望ま

しい。不規則的通信では、問題のデータ構造とハイパーキューブ等のハードウェア構造との整合をとる手法が必要がある。動的な通信形態の変動に対しては、通信経路時間の分布状態に適応して、実行時にプロセッサとデータの再整合化を行い通信の効率化を図る必要がある。

一方、並列演算の効率化を図るには、負荷バランスの設計が重要である。これは、各プロセッサでの演算対象のデータ量またはタスク処理量の均一性を示すものであり、それが動的に変化する場合もある。静的には、各プロセッサでデータ量、タスク量を等配分する必要があるが、動的に変化する場合には、データ量の再配分や、プロセッサ稼働率からタスク再配分を行うようなアプローチが必要である。このような並列オペレーションシステムの実現により、一般のユーザはアーキテクチャを意識することなく、容易に超並列計算機を利用できるような並列プログラミング環境の構築が可能となっていくものと考えられる。

6.8 まとめ

人間の脳の情報処理様式には、シンボル、論理を用いた逐次直列的信息処理とともに、非常に多くのニューロンが並列相互作用のダイナミックスを繰り返しながら興奮パターンを形成し、学習により相互作用の仕方を自動的に変えていく並列情報処理があると言われている。

人間はどのように知覚し、思考し、行動するのか。後者の処理と係る、並列情報処理や学習の原理とは何か。このような問題意識から、人間の巧みな情報処理のメカニズムを研究し、新たな並列情報処理機械を実現するための様々な研究が各方面から進められている。人間と同じような情報処理のタスクを実行する機械を実現するには、タスクの計算理論と計算機の両方の研究が重要である⁽¹⁶⁾。コネクションマシンの開発は、ニューロンのスイッチング速度が計算機の演算素子に比して遅いにもかかわらず素晴らしい成果をあげている頭脳を生きた証拠として見るということにも動機づけられている⁽¹³⁾。

神経回路網モデルと超並列計算機との機能面での類似性として、数万個という大規模な並列演算処理要素（ニューロン）と、これに付随した局所分散的な記憶機能（シナプス荷重）、効率的なプロセッサ間通信機能（シナプス結合）がある。超並列計算機は、情報処理のタスクを実行する機械を考える時、ハードウェアとその機能面から、並列計算論、並列データ表現、並列処理アルゴリズムを考える具体的環境を提供するという意味で重要な意義を持つように思える。

参考文献

- (1) P. J. Denning and W. F. Tichy: Highly Parallel Computation, Science, Articles, Vol. 250, pp. 1217-1222, 30 Nov. 1990
- (2) B. M. Boghosian: Computational physics on the Connection Machine, Computer in Physics, Jan/Feb, pp. 14-33, 1990
- (3) 川合敏雄: テラFLOPS時代の自然解法, 信学誌, Vol. 72 No. 10, pp. 1059-1065, 1989
- (4) R. Duncan: A Survey of Parallel Computer Architectures, COMPUTER, pp. 5-16, Feb. 1990
- (5) Geman and D. Geman: Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans., PAMI-6, pp. 721-741, 1984
- (6) C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille: Analog "Neural" Networks in Early Vision, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, pp. 4263-4267, 1986
- (7) D. L. Waltz: "Applications of the Connection Machine", IEEE COMPUTER, pp. 85-97, Jan., 1987
- (8) L. W. Tucker and G. G. Robertson: "Architecture and Applications of the Connection Machine", IEEE COMPUTER, pp. 26-38, Aug., 1988
- (9) B. M. Boghosian: "Computational physics on the Connection Machine", Computer in Physics, Jan/Feb, pp. 14-33, 1990
- (10) N. Sonehara: Binary Representation and Intensity Surface Interpolation of the Grey Level Image by Relaxation Neural Network Models, IEEE Symp. on PDP, pp. 420-427, Dec. 1990
- (11) J. J. Hopfield and D. W. Tank: "Neural" computation of decisions in optimization problems, Biol. Cybern. 52, pp. 141-152 1985
- (12) 富田、末吉: "並列処理マシン"、電子情報通信学会編、オーム社、1989
- (13) W. Daniel Hillis, K. Kitsuregawa: "コネクションマシン"、パーソナルメディア、1990
- (14) J. P. Hayes, T. Mudge, Q. F. Stout, S. Colley, and J. Palme: "A microprocessor based hypercube supercomputer", IEEE Micro, pp. 6-17, Oct. 1986
- (15) 池田、川人、三宅、乾、淀川、鈴木: "画像復元する神経回路網モデルのエネルギー学習"、テレビジョン学会技報、Vol. 12, No. 14, pp. 31-36, 1988
- (16) D. Marr、乾 敏朗訳: "Vision"、産業図書

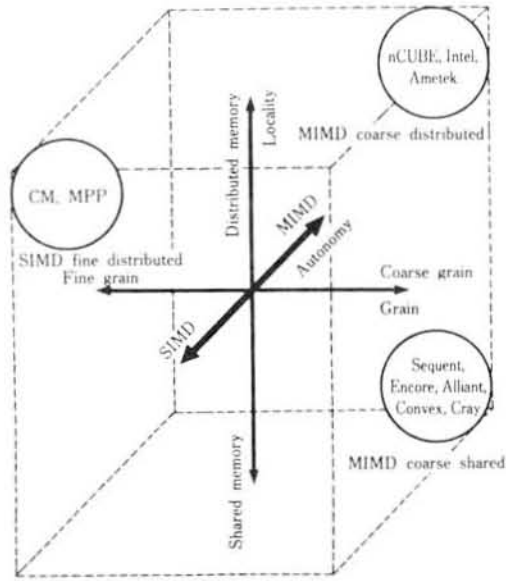


図6.1 超並列計算機のクラス

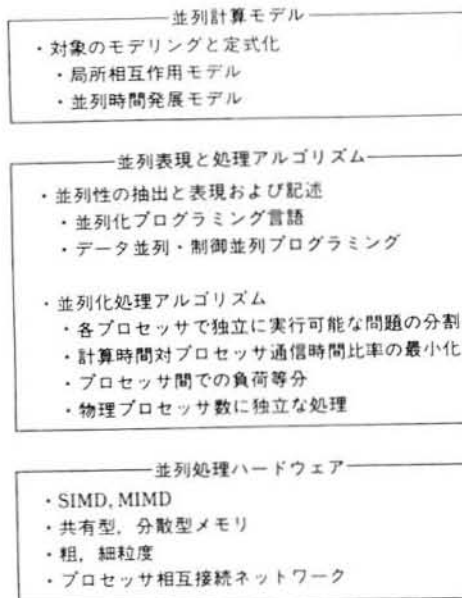


図6.2 並列処理実現のレベル

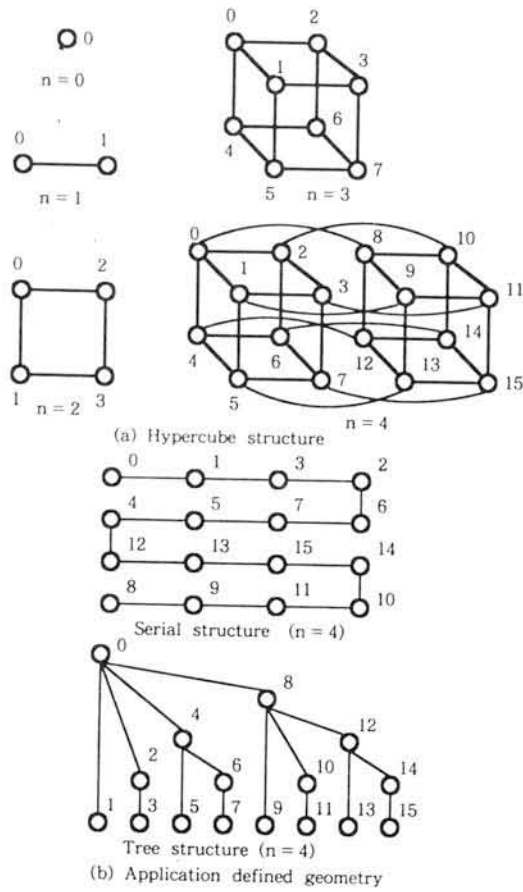
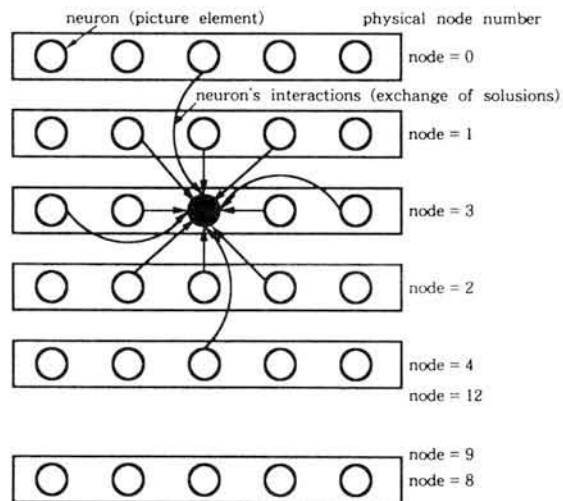


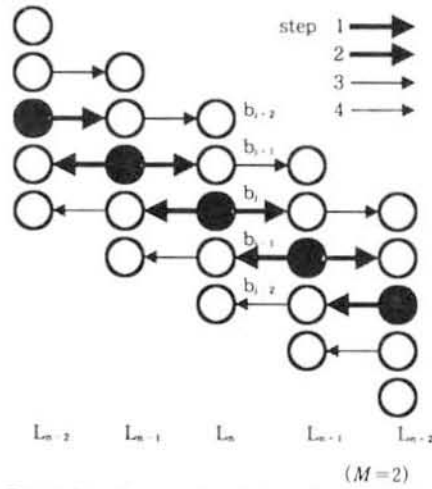
図6.3 ハイパーキューブ構造の生成とアプリケーションが定める幾何構造

Hypercube structure and application defined geometric structures.



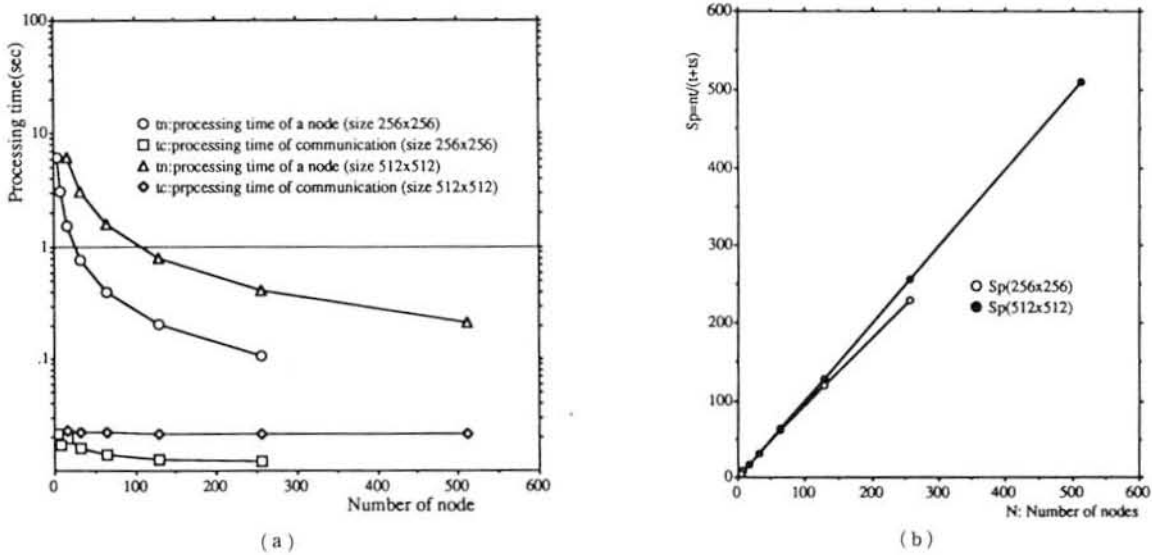
Task mapping to node processors (n=4).

図6.4 ノードへのニューロンの割り当て



Parallel exchange of solutions by serial structure defined on hypercube.

図6.5 直列構造による並列相互作用処理



(a) Processing time of a node and communication time.
 (b) Improvement rate of processing time to a single serial processor.

図6.6 ノードプロセッサの演算時間と通信時間の実測値、及びノードプロセッサ数に対する処理速度向上比

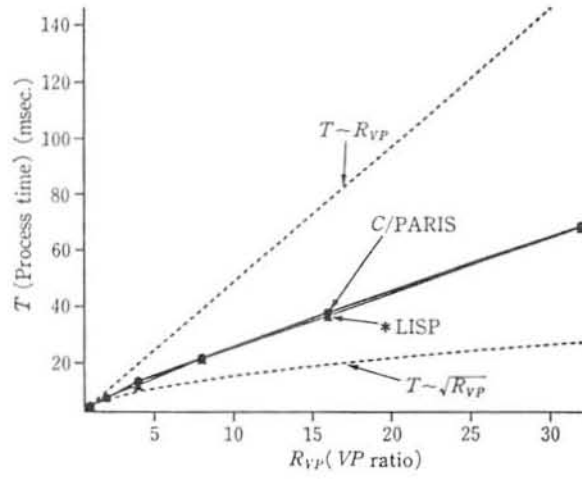


図6.7 VP比と処理時間実測値

第7章 濃淡画像のフラクタル標本化と復元

不規則間隔の標本化データから強度面の画像復元が、滑らかさと不連続性によって定まるエネルギーの最小化により、並列処理で実現できることを示す。滑らかさの基準として、薄膜と薄板モデルに基づくエネルギー関数を提案し、急峻な強度変化の検出により、ニューロン間の相互作用を切断する神経回路網モデルが、不連続性を含む強度面の画像復元に有効であることを示す。

7.1 はじめに

本章は、濃淡画像の不規則間隔の標本化データから強度面を復元する問題をエネルギー最小化で解く緩和型神経回路網モデルを提案する。まず、Walachら⁽⁶⁾の提案したフラクタル概念に基づく標本化手法で、濃淡画像を標本化し、不規則間隔の標本化データを得る。画像の強度レベルとニューロンの出力が対応する神経回路網モデル^{(1)・(5)}を用い、滑らかさの基準に基づく薄膜(membrane)と薄板(thin plate)のエネルギー関数を定めて強度面を復元する。この時、滑らかさの基準のみではエッジなどの画像の不連続性が失われぼけた画像となるため、強度レベルの急峻な変化を検出し、ニューロン間の相互作用を切断する。これにより、不規則間隔の標本化データから、強度レベルの不連続性を含む強度面の復元を並列処理で実現できることを示す。

7.2 フラクタル標本化

画像の特徴を保存した標本化を行なうため、Walachらの標本化手法⁽⁶⁾を適用する。この方法は、図7.1に示すように、画像の水平走査線方向の強度レベル f に沿って、一定の長さ($y > 0$)を持つ物差で、強度の変化を直線的に近似することにより、物差の水平軸に射影した k 番目の長さ($t_k \geq 0$)と、物差が垂直方向に対して正または負のどちらの方向に変化するかという極性($sgn_k = \pm 1.0$)、で記述する。

$$t_k = [y^2 - (f_{k+1} - f_k)^2]^{1/2} \quad (1a)$$

$$sgn_k = sgn(f_{k+1} - f_k) \quad (1b)$$

この方法は、海岸線の長さをヤード尺で計測するフラクタル次元測定法の考え方と同じ

である^{(6) (10)}。ただし、この強度変化のヤード尺近似は各走査線毎に独立に行ない、 $\sum_k t_k$ は水平の画素数(N+1)以下とする。

7.3 画像の不連続性を保存する強度面の復元エネルギー関数

次に、このようにして得られた画像は一様でない標本点から構成されるので、標本化データから消失画素の強度レベルの補間を緩和型神経回路網モデルで行う。

まず、 t_k, sgn_k より f_0 を初期値として各走査線の f_k を、 $f_{k+1}=f_k+\text{sgn}_k[y^2-t_k^2]^{1/2}$ により復号する。各走査線毎に独立な初期値 f_0 を用いるので近似による誤差の集積は走査線内となる。

次に、画像の各走査線での格子点 $i(0 \leq i \leq N)$ における強度レベルの補間を行うため、各走査線の復号強度 f_k を観測値 d_k として、消失画素の格子点における強度レベル f_i を推定する。そこで、Kochらの提案した神経回路網モデルと同様に以下のエネルギー関数を定め、その最小化により画像を復元することを考える。標本点 $K=\{0,1,\dots,k,\dots,K\}$ から格子点 $N=\{0,1,\dots,i,\dots,N\}$ への画素の水平アドレスマッピング $\psi:K \rightarrow N$ を導入すると、エネルギー関数は以下ようになる。

$$E = \sum_{i=0}^N (f_{i+1} - f_i)^2 (1 - v_i) + C_d \sum_{k \in K} (f_{\psi(k)} - d_k)^2 \quad (2)$$

C_d の項は標本化データの信頼性を示す項であって、係数 C_d はスティフネス(stiffness)と呼ばれる。観測データが分散 σ^2 のガウス雑音に汚されている場合は、 $C_d=1/2\sigma^2$ となる。このため、係数 C_d は強度レベルの標本化誤差が小さいと大きな値となる。

(2)式の第1項は、滑らかさの基準に基づくエネルギー項であって、薄膜(membrane)と呼ばれるエネルギーモデルである。画像の不連続性を考慮しないとエッジの情報が消失しぼけた画像となるので、画素 f_i と画素 f_{i+1} の間の不連続の有無を示すライン過程⁽⁷⁾と呼ばれる変数 v_i を導入⁽²⁾する。これにより、 $v_i=0$ の場合、強度レベル f_{i+1} と f_i の差はできるだけ近い値を取り、 $v_i=1$ の場合は f_{i+1} と f_i の差はどれほど違っても良いことになる。

この不連続の有無を示す変数 v_i の値を以下のように求める。 t_k, sgn_k から強度レベル f_k を復号するとき、変数 v_i が、

$$|\theta_k| = \left| \tan^{-1} \frac{(f_{k+1} - f_k)}{t_k} \right| \geq \theta_L \quad (3)$$

を満たすとき、観測値間の中央の格子点で $v_i = 1$ とすることで得られる。この方法は、 f_k を復号する際に不連続成分が抽出できるので、不連続情報の符号化を必要としない利点がある。

(2) 式のエネルギー関数は、標本データの信頼性が高い (標本データの誤差が小さい) 場合、そのデータは強いスティフネス C_d を持つので、消失データの補間は直線近似となる。そこで、滑らかな補間を行なうため、(2) 式の第 1 項として曲率に関する薄板 (thin plate) エネルギーモデル⁽⁸⁾ を加えた次式の関数を定める。

$$\sum_i \tau (f_{i+1} - f_i)^2 (1 - v_i) + \sum_i (1 - \tau) (f_{i+1} - 2f_i + f_{i-1})^2 (1 - v_i) \quad (4)$$

ここで τ は定数であり、第 1 項はスプラインの長さに、第 2 項は v_i に関して非対称であるがその曲率に影響する。このときエネルギー E を最小化する神経回路網モデルのダイナミクスは次式の微分方程式で表される。

$$f_i(t + \Delta t) = f_i(t) + \Delta t \frac{df_i}{dt} \quad (5 a)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \frac{df_i}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial f_i} = & 2\tau [(f_{i+1} - f_i)(1 - v_i) - (f_i - f_{i-1})(1 - v_{i-1})] + 2(1 - \tau) [-(f_i - 2f_{i-1} + f_{i-2})(1 - v_{i-1}) \\ & + 2(f_{i+1} - 2f_i + f_{i-1})(1 - v_i) - (f_{i+2} - 2f_{i+1} + f_i)(1 - v_{i+1})] - 2C_d (f_{i-\psi(k)} - d_k) \end{aligned} \quad (5 b)$$

である。これを、 $v_i = 0, C_d = 0, \tau = 1, 0$ の場合で整理すると、

$$\begin{aligned} \frac{df_i}{dt} \Big|_{\tau=1} &= -2(-f_{i+1} + 2f_i - f_{i-1}) \\ \frac{df_i}{dt} \Big|_{\tau=0} &= -2(f_{i-2} - 4f_{i-1} + 6f_i - 4f_{i+1} + f_{i+2}) \end{aligned}$$

となり、 f_i の更新は、 i の近傍系の強度レベルの 2 階及び 4 階差分形式となり、局所的並列計算で処理できることが分かる。このようにして、(3) 式で検出した不連続を境界の条件として (5) 式によりエネルギー最小化を行なうことで、画像の不連続を含めて、滑らかさの基準により局所的並列計算で画像復元できる。

7.4 実験結果と考察

(1) 符号化効率と復元特性

図7.2を原画像として、フラクタルに基づく標本化（ヤード長 $y = 32$ ）で選択されたデータ点を図7.3（a）に示す。同図に示すように、強度変化の大きいところでは細かく、それ以外の所では粗く標本化されていることが分る。

図7.3（b）は緩和型神経回路網モデルで復元した画像である。ただし、用いた実験パラメータは、 $\Delta t = 0.005, \theta_L = \pi/4, C_d = 100, \tau = 0.5$ で繰り返し回数は2000回であり、パラメータ値は処理画像を見て実験的に決定した。

図7.4にヤード長 y に対する、再生画像のSN比、標本化データのエントロピー E 、標本点の発生個数 $N(y)$ を示す。SN比は、ピーク信号パワーと平均復元誤差パワーの比 $10 \log_{10} \frac{255^2}{E[(f_i - \hat{f}_i)^2]}$ によって求めた。画素当りの平均エントロピーは、長さ t_k の生起確率を $p(t_k)$ とするエントロピー $-\sum p(t_k) \log_2 p(t_k)$ と、極性符号 $\text{sgn}(f_{k+1} - f_k)$ の連続数 r の生起確率を $p(r_i)$ とするランレングス・エントロピー $-\sum p(r_i) \log_2 p(r_i)$ の和によって求めた。例えば、ヤード長32の時には、画素当りのエントロピー0.54ビットで、再生画像のSN比としては27.6dBを得た。

図7.3（b）に見られる横縞ノイズは、線順次に標本化することによって生じるものである。これを解決するには、ヤード尺による標本化手法の2次元への拡張（強度面の三角形パッチによる近似等）などによる2次元の不規則間隔標本化と、Kochら²⁾の水平及び垂直方向に強度レベルの相互作用のある2次元のエネルギー関数による復元が必要となる。

(2) フラクタルによる強度面補間への考察

本方式の他の問題点としては、滑らかさの基準と不連続のみでは十分効率的に表現できない細かな強度変化への対応である。そこで、このような細かな変化を表現する画像のフラクタル性の導入について考察する。

この画像のフラクタル次元 D_f は、画像のフラクタル性を仮定すると尺度比 r ($r < 1$) に対して、

$$N(r) \propto r^{-D_f}$$

が成り立つから、

$$\log y N(y) = (1 - D_f) \log y + C \quad (C \text{ は定数})$$

として、図7.4より求めることができる。同図に示すように、 $N(y)$ はヤード長 y で強度面 f を計測したときの標本数であるので、直線回帰分析を行なうと全画像での平均的な次元 $D_f=1.314$ (相関度 $r=-0.984$) を得る。このフラクタル次元 D_f を用いて、標本化データ間の濃淡レベルを垂直二等辺三角形で近似^{(9) (10)} できる。三角形の底辺を y 、垂直二等分線の高さを h とする。この時の濃度レベルを示す線分の伸び率 E は

$$E = \frac{2}{y} \left[h^2 + \left(\frac{y}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

となる。一方、画像のフラクタル性の定義から、 y を $\frac{1}{2}$ の尺度で見たときの伸び率 E は $\left(\frac{1}{2}\right)^{1-D_f}$ となる。このため、垂直二等分線の高さ h は、フラクタル次元 D_f から

$$h = \pm \frac{y}{2} [2^{2D_f-2} - 1]^{\frac{1}{2}}$$

で与えられる。以下同様にして、 n 回目の h の推定値 h_n は

$$h_n = \pm \frac{1}{2} \left[h_{n-1}^2 + \left(\frac{y_{n-1}}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} [2^{2D_f-2} - 1]^{\frac{1}{2}}$$

となる。このようなフラクタル次元推定等を用いて、滑らかさの基準と不連続のみでは十分表現できない細かな強度変化を表現する手法との組み合わせが必要となる。

7.5 まとめ

本章では、滑らかさと不連続性によって定まるエネルギーの最小化により、不均一に分布する標本化データから並列処理で復元できることを示した。さらに、ヤードスティック法で標本点を求める際に、フラクタル次元の解析と三角波形で近似するための極性解析も行い、画面全体の平均フラクタル次元と各サンプル点毎の極性データを求める。次に、この標本データから原画像の補間・復元を行う際に、フラクタル次元と極性データに対応した三角波形系列を用いて補間を行い、粗い標本化データから補間復元が可能となることを示した。

参考文献

(1) 川人、池田、曾根原、乾、三宅：“画像情報処理と神経回路網モデル”、人工知能学会誌、Vol.

4, No. 2, pp. 27-34(1988)

(2) C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille: "Analog "Neural" Networks in Early Vision", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, pp. 4263-4267(1986)

(3) J. J. Hopfield: "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 81, pp. 3088-3092(May 1984)

(4) J. J. Hopfield and D. W. Tank: ""Neural" computation of decisions in optimization problems", Biol. Cybern. 52, pp. 141-152 (1985)

(5) D. W. Tank, J. J. Hopfield: "Simple "Neural" Optimization Network: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit", IEEE Trans., Vol. CAS-33, No. 5, pp. 533-541(May 1986)

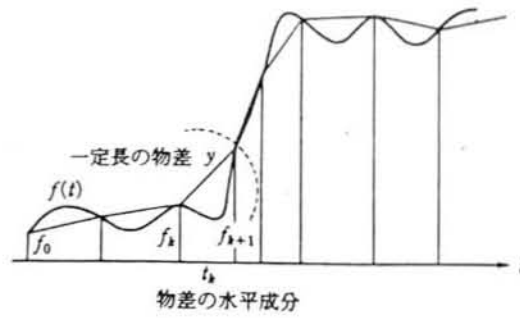
(6) E. Walach, E. Karnin: "A Fractal Based Approach to Image Data Compression", ICASSP 86, TOKYO, pp. 529-532

(7) S. Geman and D. Geman: "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans., PAMI-6, pp. 721-741(1984)

(8) D. Terzopoulos: "Regularization of Inverse Visual Discontinuities", IEEE Trans., Vol. PAMI-8, No. 4, pp. 413-424(July 1986)

(9) 中島、安居院、坂本: "デジタル線図形に対する擬似的な符号化"、信学論D, Vol. J68-D, No. 4, pp. 623-630(1985)

(10) B. B. Mandelbrot: "The Fractal Geometry of Nature", San Francisco: W. H. Freeman and Co. (1983)



Fractal based sampling.

$f(t)$: intensity level surface of a grey level image along t , f_k : intensity level at k , t_k : horizontally projected length of yardstick y , y : yardstick length.

図7.1 フラクタルベースの標本化



(a) 標本点画像 ($y=32$)



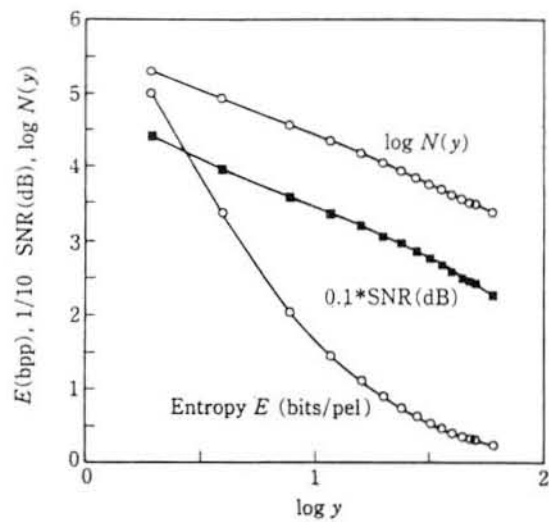
(b) 復元画像 ($y=32$)

エントロピー: 0.54 bit/pel 復元画像の SN 比: 27.6 dB

An image of sampled points based on fractal and a reconstructed image by the relaxation neural network model.

(a) An image of sampled points ($y=32$); Entropy: 0.54 [bit/pel], (b) a reconstructed image ($y=32$); SN ratio: 27.6 [dB].

図7.2 フラクタルベース標本化画像と復元画像



SN ratio (SNR), Entropy (E) and number of sampled points ($N(y)$) with a parameter of yardstick length (y).

図7.2 ヤード長に対する復元画像SN比、エントロピー、標本点数

第8章 適応的反復関数システム (IFS) による画像生成と濃淡画像のIFS推定

縮小変換を用いた反復関数システム (IFS: Iterated Function System) は、単純な演算で複雑な画像を生成する。IFSによる画像表現では、与えられた画像からIFSを決定するという逆問題を解く必要がある。しかし、画像からIFSを決定する具体的手法や、自然画像がどの程度IFSによって近似できるかについては明らかでない。本文では、まず、アフィン縮小変換を用いた反復関数法による画像の生成が、巡回的な回路モデルで実現でき、任意の初期値から始まる全ての系列が同一の不変集合となることを示す。この性質に基づいた並列画像生成アルゴリズムを提案し、これが並列計算機処理に良く適合することを示す。次に、画像間の比較尺度として通常用いられる平均2乗誤差 (MSE) 基準を用いたIFS推定方法を示す。この方法を用いた局所的なIFS推定法として、ブロックサイズを適応的に変化させるIFS推定法を提案し、その特性について述べる。許容MSEを外部変数として与えることにより、縮小変換による近似に適した領域を決定する。この結果、濃淡情報のフラクタル性が局所的に異なること、固定サイズ方式に比べ情報表現の効率化が図れることを示す。

8.1 はじめに

フラクタル画像処理では、非常に少ないパラメータで複雑な画像を表現できる。数個の縮小変換により描いた画像は、高度に繰り返しの構造を持つが、雲や植物のように自然界で生成される対象と良く似た画像を生成する⁽¹⁾。このような画像は、縮小変換を確率的に選択するランダム反復関数システム (IFS: Iterated Function System) によって、極めて単純な演算で生成できる⁽²⁾。各縮小変換に適切な確率を割り当てると、確率に比例した画素の強度が表現でき、濃淡画像やカラー画像の生成が可能である。

Barnsleyら⁽³⁾ は、画像がIFSによって表現できることに基づいた符号化方式を提案した。この方式では、与えられた画像を良く近似する関数システムを求めるという逆問題を解く必要がある。彼らは、画像をその縮小コピーの貼り合わせで近似するとき、縮小コピーの和集合が元画像に近いなら、縮小変換の不変集合が元画像の良い近似を与えるというコラージュ定理⁽²⁾ (Collage theorem) を導出した。この定理は、縮小コピーが画像の細部をも精度良く近似するなら原画像が復元できる、という逆問題での解の存在のみを示すものである。このため、与えられた画像の良い近似を与えるIFSをどのように見つけるかという具体的手法、また、自然画像がどの程度IFSによって近似できるかということが問題となる。一方、Barnsleyら⁽²⁾ の濃淡画像に対するコラージュ定理では、与

えられた画像とIFSにより得られる画像をハッチンソン(Hutchinson)距離⁽⁴⁾で比較する。しかし、2つの画像間の視覚的相違を評価するにはハッチンソン距離は必ずしも適当でない。

そこで、画像間の比較尺度として通常用いられる平均2乗誤差(MSE)基準を用いてIFSを求め濃淡画像の復元特性を評価した⁽⁷⁾。具体的には、画像をブロック化し、その回転、移動、縮小率を変数とするアフィン変換係数と、各アフィン変換を選択する確率を、最小2乗誤差基準で決定する方法を示した。IFSによる濃淡画像表現特性をSN比の観点から評価して、濃淡画像がどの程度ランダムIFSの不変集合によって近似できるかを報告した。

IFSによる濃淡画像表現では、縮小変換の選択確率がサブブロックの平均強度情報と対応する。この平均強度の分布を初期値として、縮小写像で強度分布の繰り返し構造を生成して、最終的に各画素の強度レベルを復元する方式とみなせる。このため、ブロックサイズが大きくなると、繰り返しにより生成する強度分布と元の強度分布との差の増加によるSN比劣化が問題となる。これは、強度分布のフラクタル性の度合が局所的に異なるためであると考えられる。

本文では、まず、アフィン縮小変換を用いた反復関数法による画像の生成が、巡回的な回路モデルで実現でき、任意の初期値から始まる全ての系列が同一の不変集合となることを示す。この性質に基づいた並列画像生成アルゴリズムを提案し、これが並列計算に良く適合することを示す。次に、局所的なIFS推定法として、ブロックサイズを適応的に変化させるIFS推定法を提案し、その特性について述べる。許容MSEを外部変数として与えることにより、縮小変換による近似に適した領域を決定する。この結果、濃淡情報のフラクタル性が局所的に異なること、固定サイズ方式に比べ情報表現の効率化が図れることを示す。

8.2 IFSによる画像生成モデル

まず、縮小変換による画像生成モデルを、Barnsley⁽²⁾、Falconer⁽⁶⁾の定式化をもとに述べる。次に、並列処理による画像生成アルゴリズムを提案し、これが並列計算処理に良く適合することを示す。

8.2.1 2値画像生成

R^n の閉部分集合を D とすると、 $x, y \in D$ に対して、 $\|w(x) - w(y)\| \leq c\|x - y\|$ を満たす c ($0 < c < 1$)が存在するとき、写像 $w: D \rightarrow D$ は縮小変換(contraction)であると言う。縮小変換を $\{w_i: i=1, 2, \dots, N\}$ とするとき、 w_i に対して不変(invariant)となる集合 $F = \bigcup_{i=1}^N w_i(F)$ が存在する。例えば、 F がカントール集合(Cantor set)であれば、 $w_1, w_2: R \rightarrow R$ を

$w_1(x)=\frac{1}{3}x, w_2(x)=\frac{1}{3}x+\frac{2}{3}$ とすると、 $w_1(F)$ と $w_2(F)$ は F の左と右半分に対応し $F=w_1(F)\cup w_2(F)$ である。

平面上の不変集合を生成する方法として、ランダムアルゴリズム⁽²⁾⁽⁶⁾がある。任意の初期値 x_0 に対して、 w_i を $\{w_i:i=1,2,\dots,N\}$ からランダム(等確率)に選択し、 $x_1=w_i(x_0)$ とする。以下同様に、 w_i を $\{w_i:i=1,2,\dots,N\}$ からランダムに選択し、 $x_k=w_i(x_{k-1}), k=1,2,\dots$ とする。十分大きな k に対し、点 x_k は $w_j(w_j(\dots(w_j(F))))=w_j\circ w_j\circ\dots\circ w_j(F)$ に近づくので、点 x_k 全体は集合 F に近づく。系列 $\{x_k\}$ は集合 F に渡ってランダムに分散的に現われ、系列 $\{x_k\}$ をプロットすると集合 F が得られる。

8.2.2 濃淡画像生成

前述の方法は、濃淡画像やカラー画像の生成に拡張できる⁽²⁾⁽⁶⁾。各縮小写像 $\{w_i:i=1,2,\dots,N\}$ に確率 $\{p_i:i=1,2,\dots,N\}$ を割り当てることで、系列 $\{x_k\}$ が $\mu(F)=\sum_{i=1}^N p_i \mu(w_i^{-1}(F))$ と関連した不変集合 F 上の質量分布 μ (測度に対応)を定める。この結果、局所的な μ の密度に応じて集合に陰影や色付を行うことができ、濃淡画像やカラー画像の生成ができる。

このアルゴリズムは、任意の初期値 x_0 に対して、 w_j を $\{w_i:i=1,2,\dots,N\}$ の中から確率 p_i で選択し、 $x_1=w_j(x_0)$ とする。以下同様に、 $x_k=w_j(x_{k-1}), k=1,2,\dots$ とする。 w_j は確率 p_i で w_i に等しい。各 j_1, j_2, \dots, j_k に対して、 $w_{j_1}\circ w_{j_2}\circ\dots\circ w_{j_k}(F)$ に点が存在する確率が $p_{j_1}\cdot p_{j_2}\cdot\dots\cdot p_{j_k}$ に比例するので、系列 $\{x_k\}$ の局所的な点の密度に応じた不変集合 F の陰影が得られる。同様にして、集合 F の色は、独立な色成分(R,G,Bなど)毎に、各点に落ち込む系列 $\{x_k\}$ の数を計数して、これを合成することによって生成される。

8.2.3 アフィン縮小変換

次に、自己アフィン(self-affine)集合を考える。アフィン変換 $w:\mathbb{R}^n\rightarrow\mathbb{R}^n$ は、 $w(x)=T(x)+b$ である。ここで、 T は $n\times n$ マトリックスからなる線形変換、 b はベクトルであり、この変換は、移動、回転、拡大または縮小、の組み合わせからなる。 $\{w_i:i=1,2,\dots,N\}$ がアフィン縮小変換(affine contractions)なら、前と同じく、変換 w_i に対して不変な自己アフィン集合 F が存在する。例えば、 w_1, w_2, w_3, w_4 が矩形領域 E を4つの小さな矩形領域に写像する変換とすると、 $i_j=1,2,3,4$ を持つ全ての系列 $(i_1, \dots, i_j, \dots, i_k)$ に対して、 $w_{i_1}\circ w_{i_2}\circ\dots\circ w_{i_k}(E)$ の集合の全体として、不変集合 F が表現される。このとき F は、自分自身の4つのアフィンコピーからなり、 $F=\bigcup_{i=1}^4 w_i(F)$ である。

このような縮小変換の繰り返しにより画像を生成する手法を、反復関数法またはシステム(IFS:Iterated Function Scheme or System)という⁽²⁾⁽⁶⁾。このシステムでは、変換での小さな変化は不変集合での小さな変化となるので安定な生成法である。また変換

は、任意のスケールでの画像を定めることができるので、小さな領域の拡大が容易である。

8.2.4 並列画像生成モデル

アフィン縮小変換を用いた反復関数法による画像の生成は、図8.1に示す巡回的な回路モデルからなる。画像の生成は直接的な計算で行え、任意の初期値から始まる全ての系列 $\{x_k\}$ が同一の不変集合となるので、並列計算に良く適合する。

そこで、局所メモリ方式のSIMD (single-instruction, multiple-data) 型並列計算機 (コネクションマシン: CM-2) を用いた画像の並列生成アルゴリズムについて述べる。SIMD型並列計算機は、並列データ操作を行う時、一つの命令を全てのプロセッサにブロードキャストして実行する方式であり、複数のデータに対して同一の演算処理を行うデータ並列処理に適する。画像 $(M \times M)$ は画素 $g_{ij} \{(i, j) = (i/M, j/M); i, j \in (1, \dots, M)\}$ からなると考える。各画素とプロセッサ $\{(i, j); i, j \in (1, \dots, M)\}$ を対応させ、各プロセッサは、系列 $\{x_k\}$ の局所的な数 $C(i, j)$ の計数と確率付き縮小変換を $\{w_i; p_i; i = 1, 2, \dots, N\}$ を行う。まず、各プロセッサは、自分のアドレス (i, j) から、初期値 (x_0, y_0) を $(i/M, j/M)$ として設定する。乱数を用い、 w_i の選択確率が p_i に等しい w_i 選択し、縮小変換を行う。変換結果 (x_k, y_k) の座標に対応するプロセッサアドレス (i, j) を求め、プロセッサ間通信により、計数変数 $C(i, j)$ をカウントアップする。以下に並列画像生成アルゴリズムの並列プログラム例を示す。

Initialize:

$$\begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} i/M \\ j/M \end{pmatrix}, C(i, j) = 0$$

For $k=1$ *to* K

$$\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = w_i \begin{pmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{pmatrix}, \text{with } p_i$$

$$\begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} [i/M + 0.5] \\ [j/M + 0.5] \end{pmatrix}, [\cdot]: \text{Gauss function}$$

$$C(i, j) = C(i, j) + 1$$

$$\begin{pmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix}$$

End loop:

図8.2に、確率付きアフィン縮小変換を用いた並列ランダムアルゴリズムによる不変集合の生成例を示す。 $M^2=1024 \times 1024$ 画素の画像生成に対し、全体で M^2 個のプロセッサを用いる。ただし、VP比（物理プロセッサに対する仮想プロセッサ数の比）128の仮想プロセッサを用いた。 $M \times M$ の領域が、同時並列処理による縮小変換と、その繰り返して順次生成され、大きな反復回数では、不変集合としてのフラクタル画像を生成することができる。

8.3 画像のIFS推定

IFSによる画像の生成は、縮小変換を用いた単純な並列計算処理からなり、自己相似や自己アフィン構造を持つ画像の生成に有効であることを述べた。このような画像は、高度に繰り返しの構造を持つが、雲や植物のように自然界で生成される対象と良く似た画像を生成することが知られている¹⁾。以下では、与えられた画像の良い近似となるIFSの決定方法について述べる。

8.3.1 コラージュ定理

Barnselyらは、ある集合が複数の縮小変換の不変集合によってどの程度近似できるかというコラージュ定理⁽²⁾を導出した。この定理は、縮小変換を $\{w_i: i=1, 2, \dots, N\}$ とすると、任意の集合 E と w_i の不変集合 F の差（ハウスドルフ距離 $d_{HA}(E, F)$ ）は、集合 E と集合 E を $\{w_i: i=1, 2, \dots, N\}$ による自己相似集合で近似した集合 $\bigcup_{i=1}^N w_i(E)$ との差 $d_{HA}(E, \bigcup_{i=1}^N w_i(E))$ で評価できることを示す。直感的に言うと、図8.3に示すように、画像をその縮小コピーの貼り合わせ（collage）で近似するとき、縮小コピーの集合が元画像に近いなら、反復回数の不変集合が元画像の良い近似を与えるというものである。

一方、濃淡画像に対するコラージュ定理は、ハッチンソン距離を用いて導出される。測度 μ が画面上に濃淡画像を形成するものとする。確率付き縮小変換を $\{w_i; p_i: i=1, 2, \dots, N\}$ とし、マルコフ作用素を $M\mu(F) = \sum_{i=1}^N p_i \mu(w_i^{-1}(F))$ とすると、 M はハッチンソン距離に関して縮小写像である。このとき、 $M\mu = \mu$ となる唯一の測度 μ が存在し、確率付き縮小変換の不変測度（invariant measure）といわれる。測度に対するコラージュ定理は、与えられた画像の測度 μ^* とIFSの不変測度 μ_i の差（ハッチンソン距離 $d_{HV}(\mu^*, \mu_i)$ ）が、測度 μ^* と測度 μ^* を $\{w_i; p_i: i=1, 2, \dots, N\}$ によるマルコフ作用素で近似した測度 $M\mu^*$ との差 $d_{HV}(M\mu^*, \mu^*)$ によって評価できることを示す。

8.3.2 逆問題と距離尺度

このように、確率付き縮小変換IFSによる濃淡画像表現は、与えられた画像 μ^* から、

IFSの不変測度 μ_l が許容誤差の条件を満たし、最小数の写像関数IFS l を求める逆問題とみなせる。これは、特定の数の縮小変換を与えると、画像 μ^* と不変測度 μ_l の相違を示す距離 $d(\mu^*, \mu_l)$ を最小にするIFS l を決定するという最適化問題である。

μ^* と μ_l の間の距離 d として、ユークリッド距離 $d_E(\mu^*, \mu_l)$ が考えられる。Barnsleyらの測度に対するコラージュ定理は、ハッチンソン距離 $d_{HV}(\mu^*, \mu_l)$ を用いているので、距離の計算は複雑であるが、各IFSの μ_l をIFSアルゴリズムで生成して求めることなく μ^* と μ_l の距離を直接評価することができる利点がある。しかし、ハッチンソン距離による2つ画像間の視覚的相違との対応は明らかでない。一方、ユークリッド距離を用いると、IFSに対する μ_l を求める必要があるが、 μ^* 、 μ_l に対する距離は簡単に計算でき、従来の画像の評価基準との対応がよい。そこで、従来のデータ圧縮方式等での画像間の比較尺度として通常用いられる2乗誤差を用い、その最小化を行なってランダムIFSを決定して復元画像特性を評価する。

8.3.3 2乗誤差基準によるIFS推定

画像を $N \times N$ ($1 \leq N \leq M$)画素のブロック B_{kl} ($1 \leq k, l \leq M/N$)に分割した最も単純な場合について考え、各ブロックの強度分布をIFSにより近似する場合について考える。このため、測度 μ が画面上に画像を形成し、画面は水平・垂直の解像度(M)の等しい正方形画素からなるとする。濃淡画像は、強度レベルが μ_v である画素 g_v $\{(i, j) = (i/M, j/M); i, j \in (1, \dots, M)\}$ からなると考える。

(a) 濃淡画像の測度

各ブロックの画素の強度レベルを f_v ($1 \leq i, j \leq N$)、強度レベルの和を $T = \sum_v f_v$ とすると、各画素の強度レベルに対応する測度は $\mu_v = f_v/T$ ($0 \leq \mu_v \leq 1$)となる。ランダムIFSにより生成する点列 $\{x_k, y_k; k=1, 2, \dots, K\}$ がブロックの微小領域($1/N^2$)に入る数を G_v とすると、復元強度レベル f'_v は、 $f'_v = \mu_v T$ であるので、十分大きな反復数 K に対して、 $f'_v = G_v T/K$ ($1 \leq i, j \leq N$)で近似でき、これが画像の強度レベルに対応する。

(b) 確率付き縮小アフィン変換

ブロック B_{kl} を、図8.4に示すように $B_{kl} = \bigcup_{s=1}^4 B_{kl}^s$ となるように4つのサブブロック B_{kl}^s に分割する。このとき、IFSの推定は4つの縮小画像 $\{w_s(B_{kl}); s=1, 2, 3, 4\}$ の和集合 $\bigcup_{s=1}^4 w_s(B_{kl})$ によってブロック画像 B_{kl} をできるだけ誤差を少なく近似するような縮小変換を決定することになる。ここで、ブロック B_{kl} に対するサブブロック B_{kl}^s の水平・垂直方向の縮小比を $C = (C_x^s, C_y^s; 0 < C_x^s, C_y^s < 1)$ とする。

まず、確率付き縮小変換 $\{w_s, p_s; s=1, 2, 3, 4\}$ では、各縮小写像 $\{w_s; s=1, 2, 3, 4\}$ に割り当

てる確率 $\{p_s; s=1,2,3,4\}$ を決定する必要がある。縮小変換の選択確率はブロックの縮小変換によりサブブロックを生成する頻度に対応するので、 $p_s = \mu(B_{kl}^s) / \mu(B_{kl}) = \sum_{v \in B_{kl}^s} \mu_v / T$ として得られる。したがって、この確率はサブブロックの平均強度情報と対応する。

次に、自己アフィン集合での近似を考えると、アフィン変換 $w(x) = T(x) + b$ は、

$$w_s \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_s & b_s \\ c_s & d_s \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_s \\ f_s \end{pmatrix}; s=1,2,3,4 \quad (1)$$

とする。ブロックの回転 θ_s 、縮小比 $C = (C_x^s, C_y^s)$ をパラメータとして、

$T_{\theta_c} = \begin{pmatrix} \cos\theta_s & -\sin\theta_s \\ \sin\theta_s & \cos\theta_s \end{pmatrix} \begin{pmatrix} C_x^s & 0 \\ 0 & C_y^s \end{pmatrix}$ とすると、アフィン変換 w_s は、

$$w_s \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = T_{\theta_c} \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_s \\ f_s \end{pmatrix}; s=1,2,3,4 \quad (2)$$

となる。

(c) 2乗誤差最小IFS

ランダムIFSアルゴリズム、

$$\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{pmatrix} = w_s \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix}; \text{with } p_s; s=1,2,3,4; k=0,1,2,\dots,K \quad (3)$$

により生成する点列 $\{x_k, y_k; k=0,1,2,\dots,K\}$ から強度レベルが f'_v として復元できる。そこで、 f_v と f'_v の間の距離 $d(f_v, f'_v)$ として2乗誤差関数 $E = \sum_v (f_v - f'_v)^2$ を評価基準として用いて、

$$(C', \theta'_s) = \min_{(C, \theta_s)} \left\{ \sum_v (f_v - f'_v(C, \theta_s))^2 \right\} \quad (4)$$

を満たす最小値探索問題を解くことでIFSが求まる。このような探索問題を解くには、以下の確率的探索法⁹⁾を適用することができる。ブロックの回転 θ_s 、縮小比 C をパラメータとするベクトルを J とすると、 $(n-1)$ 回目の探索における推定値 J_{n-1} から J_n の推移に際し、確率的ステップ $\alpha \zeta$ を用いる。ただし、 ζ はある確率ベクトルであり、パラメータベクトル空間の単位球上で一様分布する。 α はステップの大きさである。この場合には、評価関数とすると、確率的探索法は、

$$J_n = J_{n-1} - \alpha \zeta_n, \text{ if } E(J_{n-1} - \alpha \zeta_n) < E(J_{n-1}) \quad (5a)$$

$$J_n = J_{n-1}, \text{ if } E(J_{n-1} - \alpha \zeta_n) \geq E(J_{n-1}) \quad (5b)$$

となる。この処理を全てのブロックに対して行なうと、濃淡画像の2乗誤差を最小とするランダムIFSが決定できる。

8.3.4 適応的IFS推定

IFSによる濃淡画像表現では、縮小変換の選択確率がサブブロックの平均強度情報と対応する。この平均強度分布を初期値として、縮小変換により強度分布の繰り返し構造を生成する。このため、ブロックサイズの増加に対し、繰り返しにより生成する強度分布と元の強度分布との差によるSN比劣化が問題となる。これは、強度分布のフラクタル性の度合いが局所的に異なるためによるものと考えられる。

そこで、局所的なIFS推定法として、ブロックサイズを適応的に変化させるIFS推定法について述べる。この方法は、許容MSEを外部変数として与え、これを満足する縮小変換の領域を決定する。この結果、濃淡情報のフラクタル性が局所的に異なること、固定サイズ方式に比べ情報表現の効率化が図れることを示す。

具体的には、図8.5に示すように、サイズ N のブロックが許容MSEを満足するか評価する。満足しない場合（図中の陰影部分）、ブロックを4分割($N=N/2$)しMSEを評価する。この手順を巡回的に行い、与えられた許容MSEを満足するIFSを決定する。ただし、 $N=2$ の場合には、元の画像の画素値を用いる。

8.4 IFS推定と復元実験及び考察

8.4.1 実験条件

各サブブロックは、縮小比が (C_x^s, C_y^s) を用いて $C_x^s=1-C_x^1$ ($s=2,4$), $C_y^s=1-C_y^1$ ($s=3,4$), $C_x^2=C_x^1$, $C_x^3=C_x^1$ と表される場合について行った。ブロックの画素数は離散値からなるので $(C_x^s, C_y^s)=(n/N, m/N)$, $n, m=1,2,\dots,N$ を用いた。各アフィン変換 w_s の回転角は $\theta=\pi(k-1)/2$; $k=1,2,3,4$ の離散値であるが、文献(7)によると、復元特性は殆どが縮小と移動からなる写像で決まっていることが分かっているので $\theta=0$ とした。また、初期ブロックは (32×32) 画素とし、 (4×4) のブロックとなるまで分割し、それ以後は元の画素値を用いた。反復数 K は、ブロックサイズに対して $K/(N\times N)$ が一定となるように設定し、 $N=32$ で $K=320,000$ とした。最適値探索での局所最適解を避けるため、各ブロックの離散値 (C, θ_s) の全てについて誤差計算を行なった。

8.4.2 濃淡画像表現と復元特性

以下に、復元画像特性について述べる。SN比評価は、

$$SNR = 10 \log_{10} [1/E \langle (f_v - f'_v)^2 \rangle] \quad (E \langle \rangle \text{ は期待値})$$

を用いた。

画像全体での、サイズ $N(32, 16, 8, 4, 2)$ のブロックの個数を L_N とする。各ブロックを復元するIFSのパラメータは、 $(p_s, C'_s, C'_v, T; s=1, 2, 3, 4)$ であるから、パラメータ数はブロック当たり7となる。ただし、 $N=2$ では、原画像の画素値をそのまま用いるので4である。画像全体を復元するのに必要なパラメータ数と、原画像の画素数の比 R は、

$$R = \frac{M^2}{7 \sum_N L_n + 4L_{N=2}}$$

となる。したがって、 $N=2, 4, 8, 16, 32$ に対し $1 \leq R \leq 146$ となる。各ブロックに対し許容2乗平均誤差 $D = E \langle (f_v - f'_v)^2 \rangle$ ($E \langle \rangle$ は期待値) を満足する最大のブロックが選択されることになる。

図8.6に、許容2乗平均誤差 D をパラメータとしたときの、選択されたブロックサイズの分布（黒から白の濃度変化に対し $N=32, 16, 8, 4, 2$ を示す）と復元画像を示す。(a) は $D=64$ 、 SN 比=32.16dB、 $R=2.18$ 、(b) は $D=169$ 、 SN 比=28.46dB、 $R=6.00$ 、(c) は $D=325$ 、 SN 比=26.49dB、 $R=10.89$ 、である。許容MSEを外部変数として与えた場合、同一の復元SN比を与えるブロックサイズは、局所的に異なることが分かる。また、同図より、輪郭のような強度情報が急峻に変化する部分では、比較的小さなブロックが選択されていることが分かる。すなわち、強度分布のフラクタル近似に適さない領域は、輪郭等の強度情報が急峻に変化する部分であることが分かる。ブロックサイズが固定 ($N=32, 16, 8, 4$) の復元画像を図8.7に示す。(a) は $N=32$ 、 SN 比=20.08dB、 $R=146.3$ 、(b) は $N=16$ 、 SN 比=22.64dB、 $R=36.6$ 、(c) は $N=8$ 、 SN 比=25.73dB、 $R=9.1$ 、(d) は $N=4$ 、 SN 比=29.39dB、 $R=2.3$ である。この結果、SN比が約29dBとなる固定サイズのブロックを用いた場合と比べると、本方式では約3倍の効率化が図られている。

8.4.3 考察

輪郭部分では、比較的小さなブロックが選択されていることから、画像を輪郭成分とIFSで復元可能な強度分布に分類して表現するような方式の検討が必要である。また、与えられた画像の生成関数を求める逆問題を、いかに効率良く決定するかも大きな課題である。そこで、画像の局所的な自己相似性を効率的に解析する手法として、変換基底が空間と周波数の双方で局在し相似関係にあるウェーブレット変換⁽⁸⁾の適用が考えられる。この変換係数の多重解像度空間での変化から局所的自己相似性を解析することがで

きるので、濃淡画像のIFS推定へ適用可能である。また、ここで述べた最適化問題を、局所並列処理で解くハードウェアとして、緩和型の神経回路網モデルによる実現手法も考えられ⁵⁾、これはIFS推定の局所並列処理手法として有効であると考えられる。

8.5 まとめ

本文は、画像に内在するフラクタル性を抽出し、IFSにより元画像を復元する方式について、並列画像生成アルゴリズム、最小2乗誤差によるIFS推定手法、及び局所的なIFS推定法としてブロックサイズを可変とする方式について提案した。この結果、並列画像生成アルゴリズムが並列計算機処理に良く適合すること、自然画像がどの程度IFSで近似されるか、ブロックサイズを可変とすることでIFS表現の効率化が図れること、を示した。

参考文献

- 1) B. B. Mandelbrot: "The Fractal Geometry of Nature", San Francisco: W. H. Freeman (1982)
- 2) M. F. Barnsley: "Fractals Everywhere", New York: Academic Press (1988)
- 3) M. F. Barnsley and A. D. Sloan, "A Better way to compress images", Byte, vol. 13, pp. 29-31 (1988)
- 4) J. Hutchinson, "Fractals and self-similarity", Indiana U. J. Math., vol. 30, pp. 713-747 (1985)
- 5) J. Stark: "A neural network to compute the Hutchinson metric in fractal image", processing IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 2, No. 1, pp. 156-158 (1991)
- 6) K. Falconer, "Fractal Geometry, Mathematical Foundations and Applications", John Wiley & Son (1990)
- 7) 曾根原 登、中根 一成、"2乗誤差基準を用いた濃淡画像のランダム反復関数システム(IFS)推定と復元特性評価", テレビジョン学会誌速報 Vol. 45, No. 8, pp. 1008-1012 (1991. 8)
- 8) A. Arneodo, G. Grasseau, and M. Holschneider, "Wavelet transform analysis of invariant measure of some dynamical systems", Wavelets: Time-Frequency methods and phase space, pp. 182-196, Springer-Verlag (1987)
- 9) ヤ・ゼ・チギン著、北川、田中共訳: "制御系における適応と学習", 共立出版, (1979. 6)

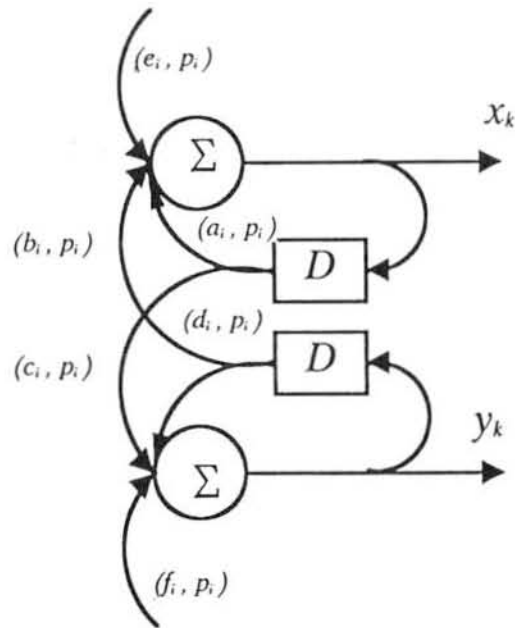


Image generation circuit model
by affine contractions

D は遅延演算子を示し、アフィン変換 w_i を確率 p_i で選択し、系列 $\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} = w_i \begin{pmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{pmatrix}$

を生成する。ただし、 w_i は、縮小変換である。

図8.1 アフィン縮小変換による画像生成回路モデル

Fractal image generation
by parallel random IFS algorithm

用いたアフィン変換係数と確率は、

$$w_1 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0.16 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, p=0.01$$

$$w_2 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.85 & 0.04 \\ -0.04 & 0.85 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1.6 \end{pmatrix}, p=0.85$$

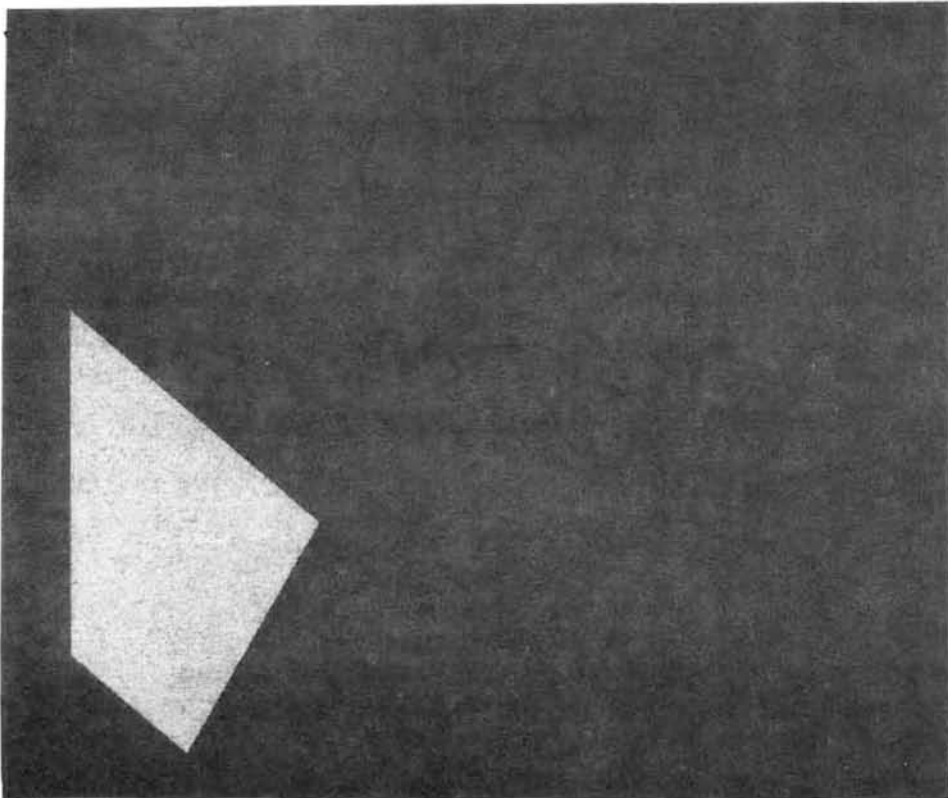
$$w_3 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.2 & -0.26 \\ 0.23 & 0.22 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1.6 \end{pmatrix}, p=0.07$$

$$w_4 \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.15 & 0.28 \\ 0.26 & 0.24 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0.44 \end{pmatrix}, p=0.07$$

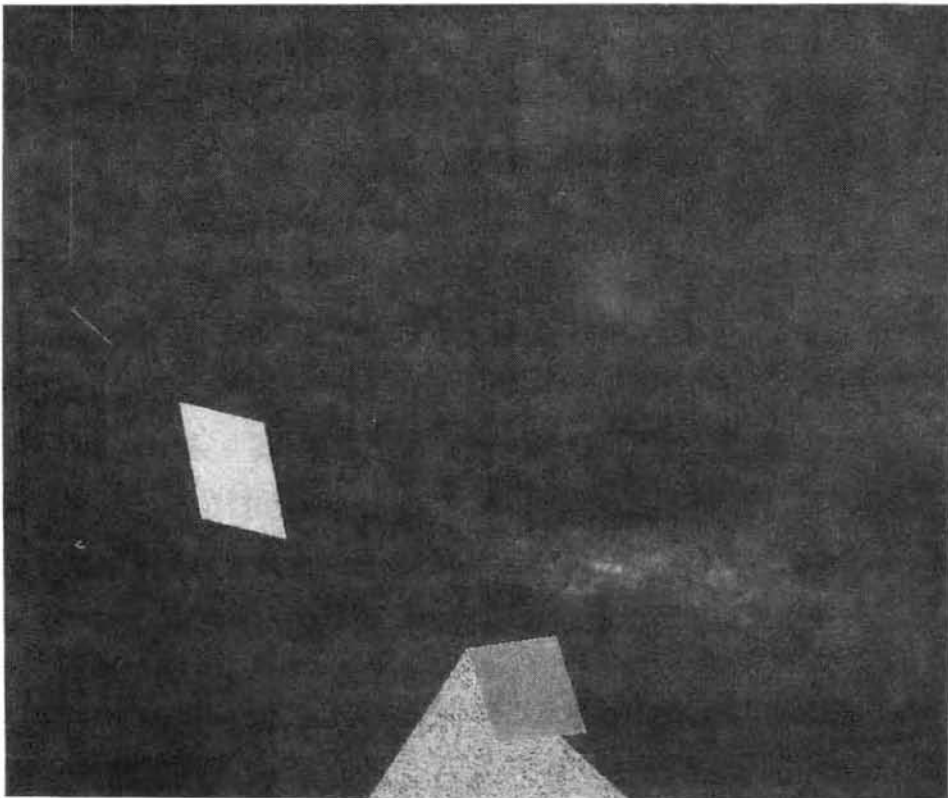
である²⁾。画像の画素数は $M \times M = 1024 \times 1024$ であり、同数のプロセッサを用いた同時並列で、全空間を4つのアフィン変換で縮小写像する。この繰り返し処理の様子を $k=3, 5, 100$ について示す。

(次頁以降に表示)

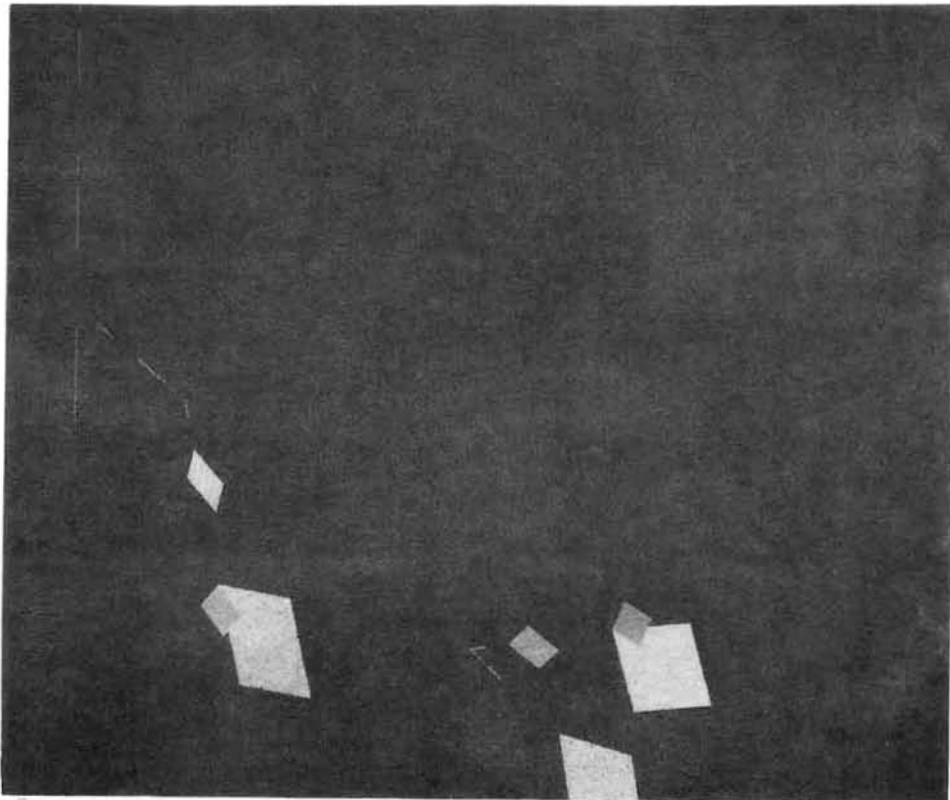
図8.2 並列ランダムIFSアルゴリズムによる画像生成



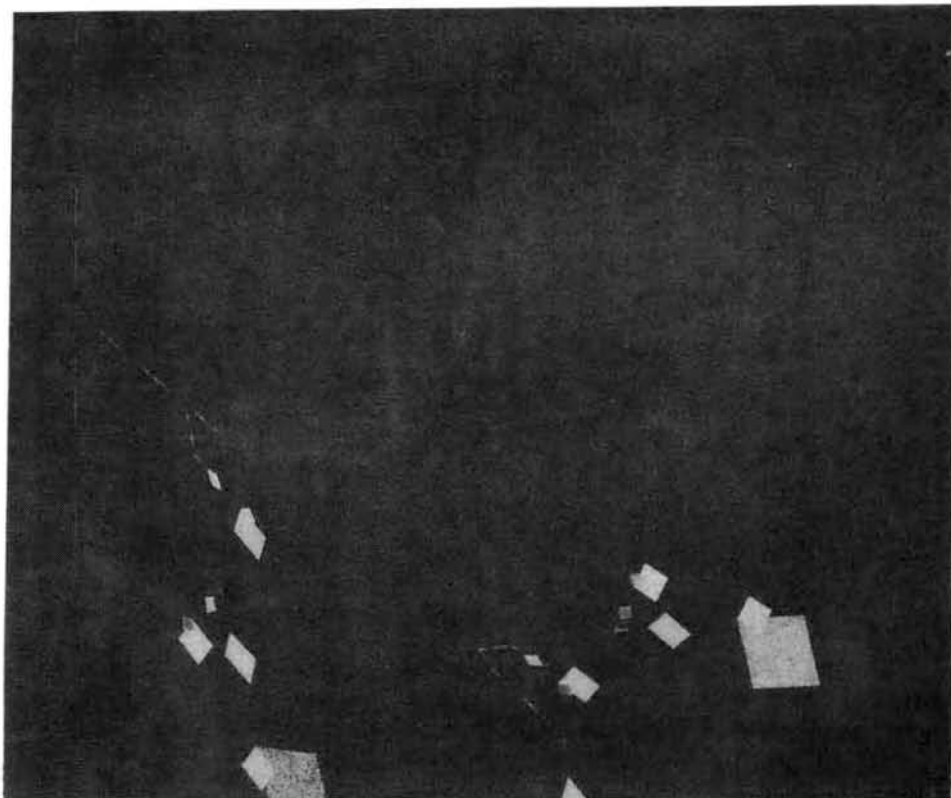
(k=1)



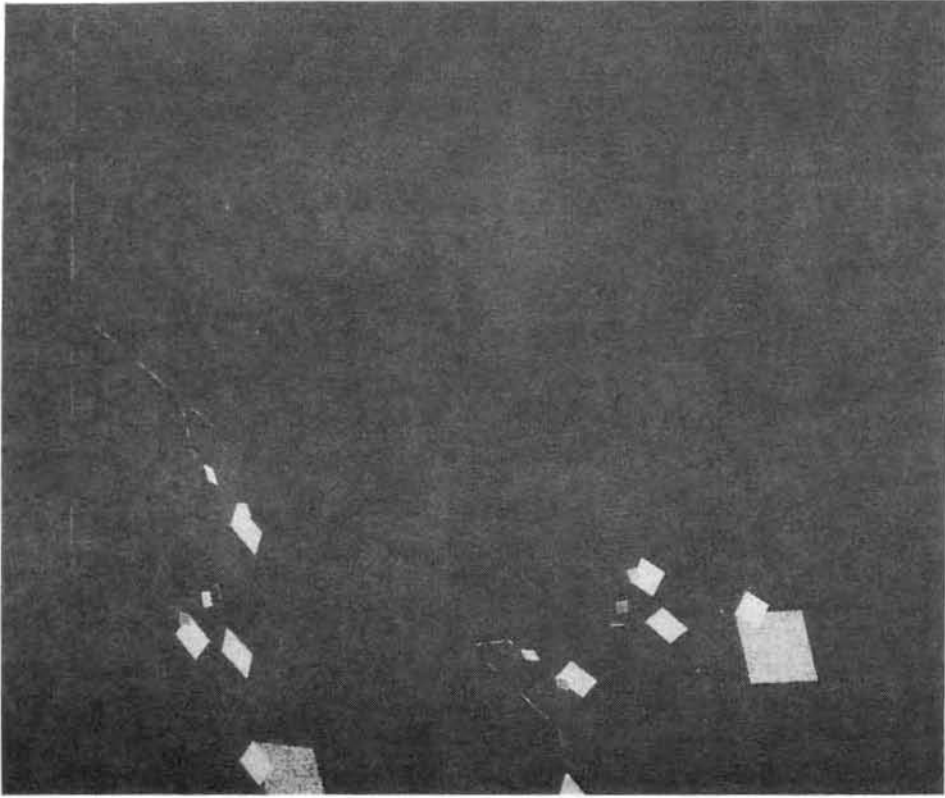
(R=2)



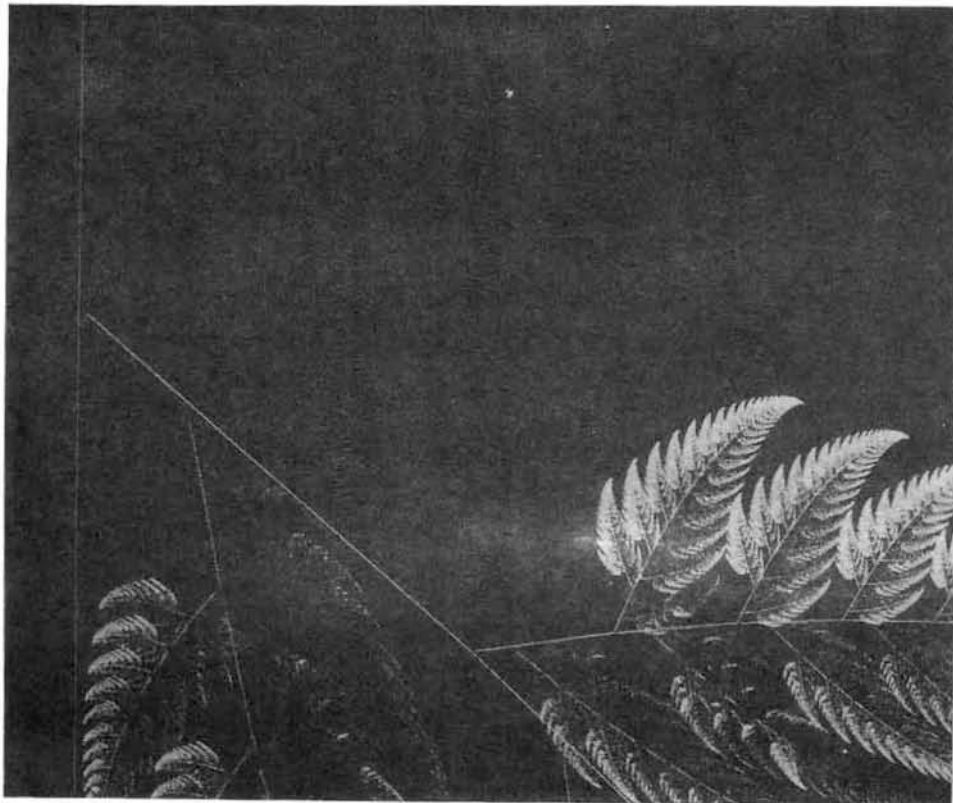
(k=3)



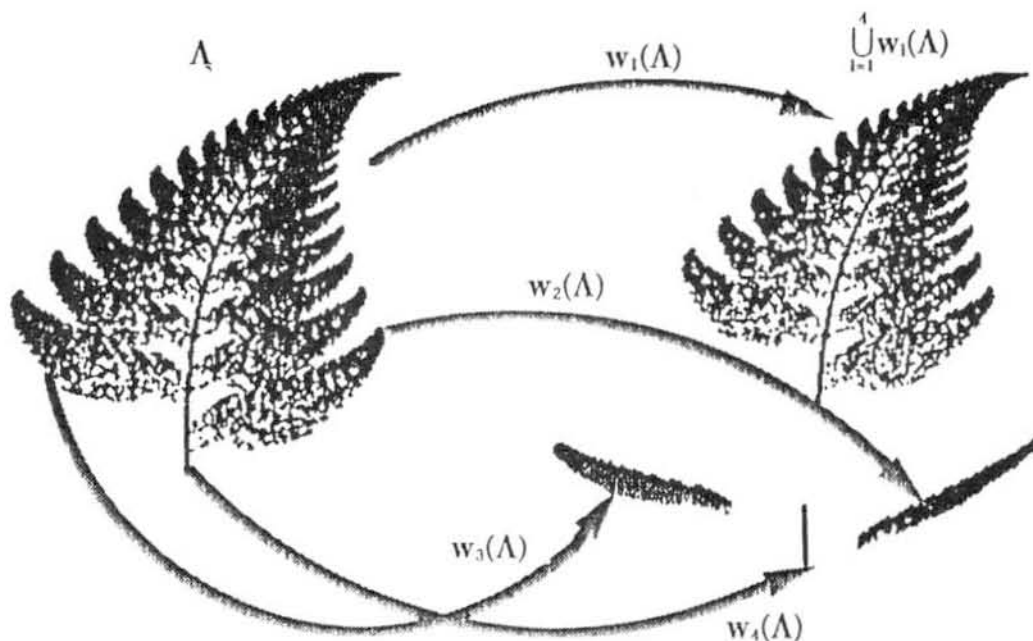
(k=4)



($k=5$)



($k=100$)



An illustration of Collage theorem for an invariant set

与えられた画像を集合 A とするとき、集合 A のアフィン変換 w_i を作り、その和集合 $\cup w_i(A)$ が元の集合 A とハウスドルフ距離の意味で近いならば、IFS で生成する不変集合 A' は、集合 A の良い近似を与える。用いたアフィン変換 w_i 係数は、図 2 に示すものと同じである。ただし、これらは試行錯誤的に決定されている。

図 8.3 不変集合に対するコラージュ定理

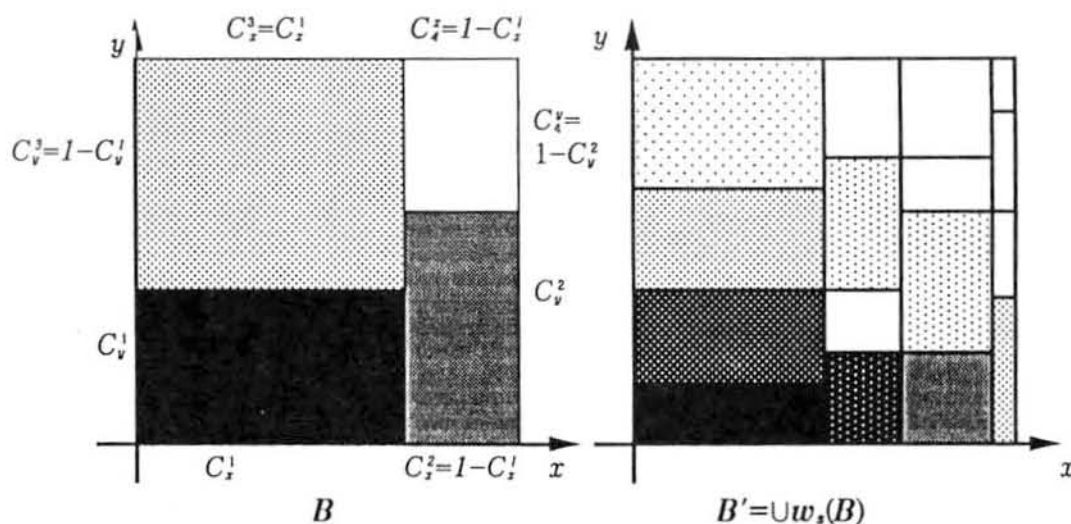
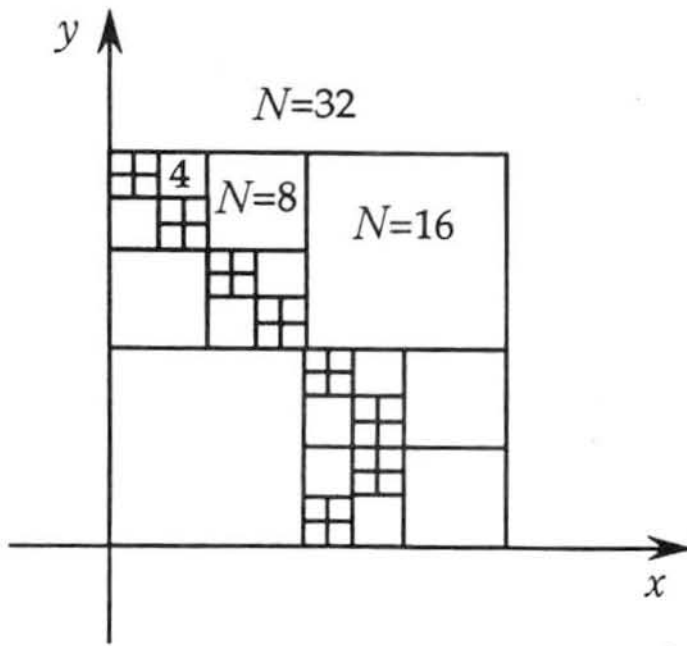


Image block approximation by affine contractions

画像のブロック B を $B = \cup B'$ となるよう分割し、縮小写像 $w_i(B)$ の和集合 $\cup w_i(B)$ によって最も良く B を近似する w_i を決定する。

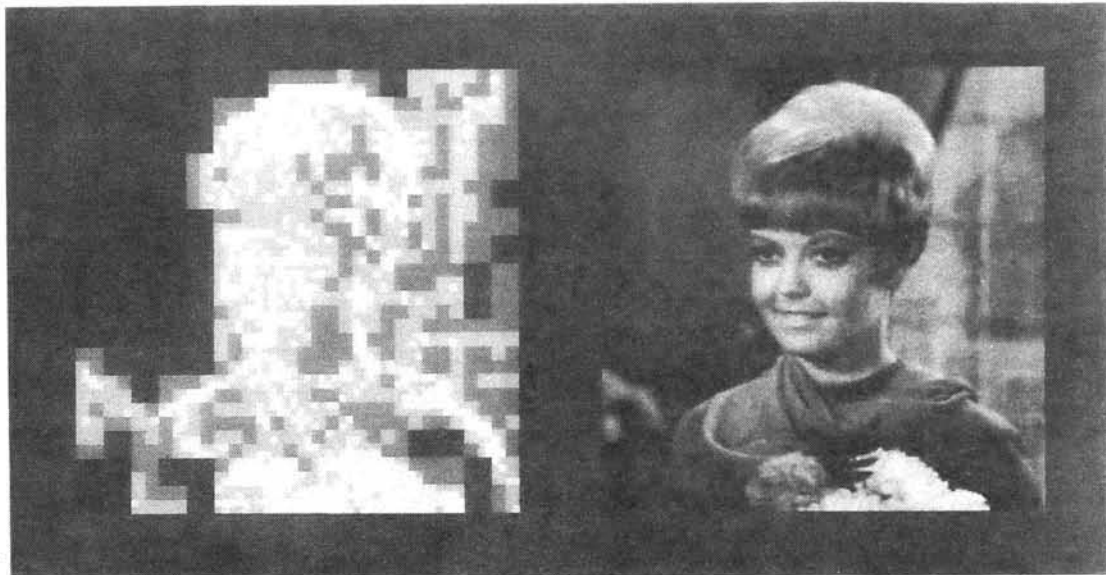
図 8.4 アフィン縮小変換による画像ブロック近似



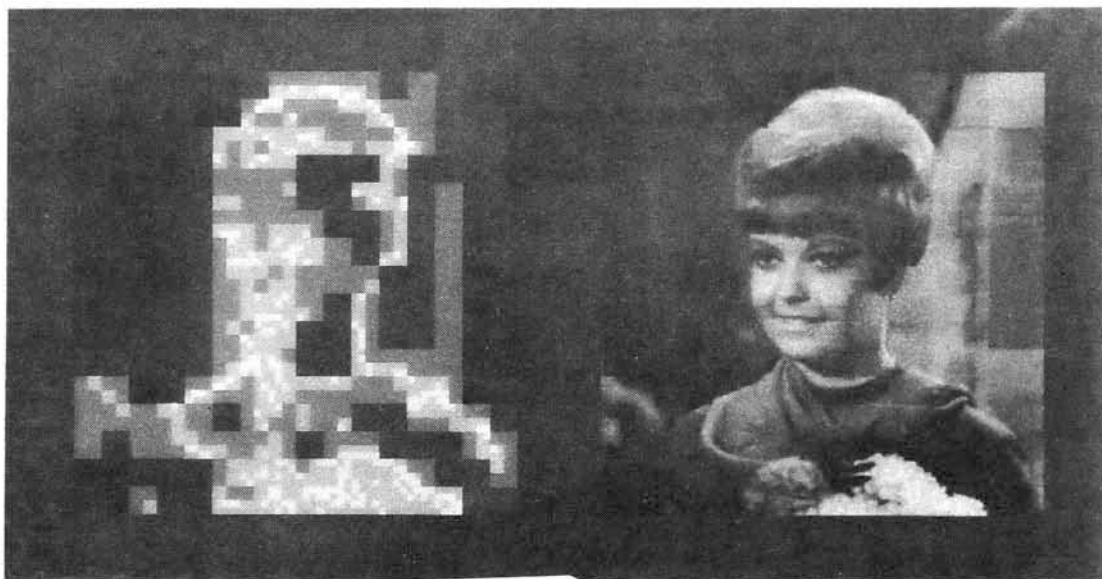
An adaptive IFS estimation

サイズ N のブロックに対して、許容MSEを満足するか評価する。満足しない場合 (図中陰影で表示)、ブロックを4分割($N=N/2$)しMSEを評価する。この手順を巡回的に行い、与えられた許容MSEを満足するIFSを決定する。ただし、 $N=2$ の場合には、元の画像の画素値を用いる。

図8.5 適応的IFS推定



(a) $D = 64$



(b) $D = 169$



(c) $D = 325$

図8.6 適応的IFS推定による復元画像
(左図：ブロックサイズの分布、右図：復元画像)



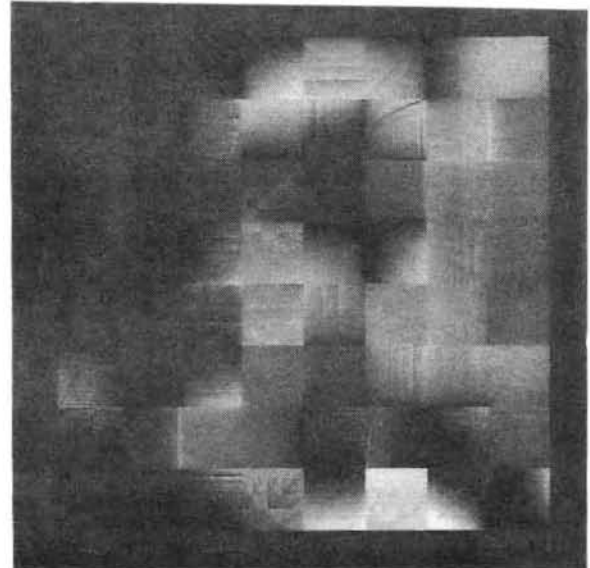
(a) 4×4



(b) 8×8



(c) 16×16



(d) 32×32

図8.7 固定IFS推定による復元画像

第9章 画素誤り率による画品質評価

ファクシミリ通信における画品質は、端末の読取り・記録系の入出力特性とともに伝送系の特性によって影響を受ける。ここでは、伝送系の劣化要因に対する画品質評価において、一義的な特性を与える物理的測度として原画と受信記録画間の画素レベル相違度に着目した画素誤り率の適用性について述べる。

符号伝送系のビット誤りにより生ずる画品質劣化において、誤りパターンが同一ならば画面上の誤りの発生箇所によらず、画素誤り率は、画品質を表す尺度である平均評点(MOS)によく対応することを示す。また、波形伝送系でも、各種伝送劣化要因によらず画素誤り率は、MOSとよい対応がとれることを示す。更に、画素誤り率とMOSの対応関係を利用して、画品質を良好に保つための符号伝送系のビット誤り率の許容値を求める方法について示す。

9.1 はじめに

ファクシミリ通信における画品質は、端末の読取り・記録系の入出力特性と伝送系の特性によって支配される。画品質評価は、最終的には人間の視覚による判断に委ねられる。このため、ファクシミリ端末或いは伝送系の設計を行うには、各種劣化要因と画品質を表す心理量との関係を、主観評価により明らかにする必要がある。これまで、端末の入出力特性に関しては、所要解像度と画品質の関係等が明らかにされている⁽¹⁾⁽²⁾。伝送系の特性に関しては、帯域圧縮伝送するファクシミリの画品質について、各種伝送劣化要因と画品質の関係、およびこれらの劣化要因が総合的に付加された場合の画品質特性が報告されている⁽³⁾⁽⁵⁾。一方、冗長度抑圧符号化伝送するデジタル・ファクシミリでは、伝送系の劣化要因はビット誤りに集約できる。そして、ビット誤り率と画品質の関係が明らかにされている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。

しかし、多数の伝送劣化要因が複合した場合の画品質に対する各劣化要因の依存性を求める場合、或いは、ビット誤り発生の不規則性による画品質のばらつきに対する画品質分布を得る場合には、膨大な評価を必要とする。また、このような場合、人間が実際に記録画を見て主観的に評価するには、評価に大変な手間がかかる。被験者を含む評価系の再現が難しくデータの客観的比較ができない等の問題がある。そこで、測定し易く各種劣化要因に共通な物理量と、画品質を表す心理量との対応を取ることができれば、物理量の測定により、心理量を容易に求めることが可能となる。

本章では、この物理量として、伝送劣化により生ずる画素の値の変化量に着目した画素誤り率を導入し、これと心理量との対応関係について述べる。更に、冗長度抑圧符号

化伝送に対して、画素誤り率を適用し、所要画品質を得るための許容ビット誤り率を求める手法について述べる。

9.2 ファクシミリ通信系のモデル

9.2.1 画品質評価モデル

伝送劣化が問題となるファクシミリ通信としては、画信号を直接変調し波形伝送するファクシミリと、冗長度抑圧符号化し伝送する二つの型がある。本文では、前者をアナログファクシミリ、後者をデジタルファクシミリと称することとする。

この二つのファクシミリ通信系のモデルを図9.1に示す。伝送系の劣化要因は、それぞれの通信系の画品質に次のような影響を与える。

(1) アナログファクシミリの画品質劣化

アナログファクシミリ通信系では、画信号波形を変調して直接伝送し、受信側で復調して原画信号を再生して記録する。この時、伝送系の劣化要因である雑音、振幅ひずみ、遅延ひずみ、位相ジッタ等は直接画信号ひずみとなる。この画信号ひずみは、劣化耐性の少ない信号変化部に発生しやすい。この結果、伝送劣化は画面上で文字部等の端点ひずみとして現われる。また、画面全体に影響を与える。

(2) デジタルファクシミリの画品質劣化

デジタルファクシミリ通信系では、画信号を冗長度抑圧符号化した後、変調して伝送する。受信側では、復調および復号化して原信号を再生して記録する。

冗長度抑圧符号化としては、送信側でライン単位のランレングス符号化を行い、受信側でランレングス復合化を行ってもとの画信号を再生する方式が一般的である。

冗長度抑圧符号化を用いる符号伝送系では、伝送系の種々の劣化要因（雑音、振幅ひずみ、遅延ひずみ、位相ジッタ等）はすべてビット誤りに集約される。伝送系でビット誤りが生ずると誤りデータを含むラインは、受信側でもとの画信号に復元できない。そこで、すでに再生が行われている直前のラインを置換して記録する前ライン置換処理がよく用いられる。前ライン置換によっても、失われる原情報があり画品質劣化となる。これは、ラインごとの局所的な劣化であり、その発生は確率的に生ずる。また、ビット誤りが集中する場合には、数ライン連続した前ライン置換が発生する。

9.2.2 実験条件

上述の伝送劣化要因に対する画品質と物理量との対応をとるため、評価画の作成と主観評価実験を次のように行なった。

(1) 評価画作成条件

アナログ系では、回線シミュレータにより各種の伝送路劣化要因を付加し、評価画を作成した。このとき同時に、劣化を受けた画信号を計算機のメモリに記憶した。また、原稿入力時に生ずる読取りのばらつきを除去するため、データレコーダに一旦収録しこれを原画信号とした。

デジタル形では、計算機に入力した原画信号をもとに符号誤りによって生ずる前ライン置換をシミュレーション手法により発生させ、評価画を作成した。

本実験で使用したファクシミリ装置諸元を表9.1に示す。光電変換、記録には固体走査形態を用い白黒2値の読取り・記録を行っている。アナログ形の変復調方式は、G2機の標準変復調方式であるAM-PM-VSB方式である。また、冗長度抑圧符号化方式は、G3機の標準方式である一次元符号化（MH）方式である。

(2) 主観評価実験条件

伝送系の劣化のみを抽出しやすい妨害尺度による評定尺度法を用いて主観評価実験を行い、画品質を表す尺度である平均評点（MOS）を求めた。また、評価カテゴリは、文献（8）によるものを用いた。

基準画には、アナログ形では伝送系の劣化を含まないモデム直結の画面を、デジタル形では誤りラインを含まない画面を用いた。

9.3 画素誤り率に対する画品質特性

9.3.1 デジタル系

(1) ライン誤りに対する画品質

従来、ビット誤り率に対する画品質特性が求められているが、誤り発生の不規則性のため、評価結果のばらつきが避けられない。画面中の誤りライン数、或いはこれと等価であるライン誤り率で画品質特性を表すことにより、このばらつきを軽減できる。

1画面中の誤りライン数に対する画品質の特性を図9.2に示す。同図には、ビット誤りの集中による連続前ライン置換1画面中に1回発生する場合と、1ラインの前ライン置換が1画面中に複数回発生する場合を示している。また、同一劣化条件で、誤り発生箇所を変えた複数枚の評価画の評価結果も同図に示している。画面中の誤り発生回数が多い場合には誤りライン数とMOSとが比較的良好に対応する。しかし、連続する誤りが1回発生する場合は、連続数が同一でも、95%信頼区間を越えたMOSの差異が認められる。このばらつきは誤りの発生箇所の違いによる。

このように、誤りライン数に対するMOSの特性は分布を持つ。MOSのばらつきが少ない確定的な画品質特性を得るには、より画品質劣化に対応する物理量に着目する必要がある。

画品質の劣化は画面上でみると、原画の白および黒画素がそれぞれ黒および白画素に変化する形で表われる。従って、この画素の変化数は画品質と一対一に対応すると考えられる。

そこで、この画素の変化数 (N_v) を画面全体の画素数 (N_T) で規格化した次式で定める量を画素誤り率 (P_E) とし、

$$P_E = N_v/N_T \quad (1)$$

この画素誤り率と画品質との対応関係を求めた結果を以下に示す。

(2) 画素誤り率と画品質

誤りを含まない基準画と前ライン置換を受けた評価画の画素を計算機により比較し、画素誤り率を求めた。標準モードにおける画素誤り率に対する画品質特性を求めた結果を図3に示す。また、同様の手法により、解像度が高品質モードの画素誤り率に対する画品質特性を図4に示す。このように、画素誤り率で特性を表すことにより、解像度と前ライン置換数が同一であれば、誤りの発生箇所によらずよい対応がとれることが分かる。

図9.3、図9.4に示されるように同じ画素誤り率であっても、前ライン置換が連続すると、MOSは低い。これは、視覚的な劣化効果が大きいためである。

また、標準モードと高品質モードの画品質特性を比較すると、同一の画素誤り率におけるMOSは、標準モードの方が低い。これは、高品質モードでは、文字当りの画素数が多いため同一の画素誤り率であっても視覚的に劣化が目につきにくいいためである。

9.3.2 アナログ系

(1) 伝送系の劣化要因に対する画品質

アナログファクシミリの各種伝送劣化に対する画品質は、それぞれの要因に対する特性として表されている。例えば、信号対雑音比 (S/N) に対するMOS値の関係を図9.5に示す。ここでは、回線1リンクで想定される群遅延ひずみ、減衰ひずみを同時に加え、接続段数をパラメータとしている。図9.5に示されるように、接続段数の増加と S/N の減少に伴い画品質は低下する特性が得られる。

しかし、各種の伝送劣化要因が複合した場合の画品質特性を求めるには、要因の増加に伴い評価が膨大となる。各劣化要因に共通な物理量に対して、単一の画品質特性を得ることができれば、その物理量を測定することで、画品質特性が容易に求められる。

画品質の劣化は、伝送劣化要因に依らず画素の変化数と一対一に対応すると考えられる。そこで、画素誤り率と画品質との関係について検討する。

(2) 画素誤り率測定法

アナログ形では、位相同期信号により副走査方向の同期をとっている。しかし、送信走査画信号のサンプリング時点とモデム出力のサンプリング時点が異なる非同期伝送である。このため、画素誤り率を求めるには、擬似的な画素同期をとる必要がある。そこで、計算機上で画素誤り率を次のように測定した。

〈ステップ1〉 伝送劣化のない原画と、比較する伝送劣化を受けた画面を比較し、最初に同一画信号の現れるラインを一致させ副走査方向の画面同期をとる。

〈ステップ2〉 ステップ1のライン同期処理を行った後、各ライン (l) について、 i 番目の画素 (P_i) の比較を行い、中心から左右に d 画素変化させ、画素誤り数が最小となる点の画素数をそれぞれのラインの画素誤り数 (N_l) とする。

$$N_l = \min_d \left\{ \sum_i (P_i \oplus P_{i-d}) \right\} \quad (2)$$

ここで、 \oplus は排他的論理和を示す。

〈ステップ3〉 ステップ2の処理を画面の各ラインについて行い画面全体の画素誤り率 P_E を求める。

$$P_E = \sum_l N_l / N_T \quad (3)$$

ここで、 N_T は画面全体の画素数である。

(3) 画素誤り率と画品質

図9.5で示した同一の評価画に対して、画素誤り率を求めた。画素誤り率に対する画品質特性を図9.6に示す。同図に示すように、群遅延ひずみ、減衰ひずみ、 S/N のパラメータとして表されていた画品質特性は、画素誤り率を測度とすることで一つの特性として統一的に表すことができる。群遅延ひずみ、減衰ひずみ、 S/N の他、更に、位相ジッタ、高調波ひずみ、受話者エコーの劣化要因を総合的に与えた場合の画素誤り率に対する画品質特性を図9.6の×印で示す。このように総合的な劣化要因が加った場合の特性は、図6の画素誤り率に対する画品質特性とよい一致を示し、画素誤り率を測度とすることで、一つの特性で画品質特性を表すことができる。

解像度が高品質モードの場合も、図9.7に示すように、画素誤り率と画品質のよい対応関係が見られる。標準モードと比較すると高品質モードは、同一の画素誤り率に対してMOSが高い。これは、デジタルファクシミリと同様に高品質モードでは文字当りの画素数が多いため、同一の画素誤り率であっても視覚的に劣化が目につきにくいからである。

以上より、標準、高品質モードそれぞれの画素誤り率と画品質の特性をもとにして、伝

送劣化要因が加わった状態での画素誤り率の測定により、画品質を求めることができる。

一方、図9.3と図9.6あるいは図9.4と図9.7を比較して明らかなように、デジタルファクシミリの画素誤り率に対する画品質特性とアナログファクシミリの特性は異なる。これは、デジタルファクシミリ画品質劣化形態がラインごとの局所的な劣化であるのに対し、アナログファクシミリの画品質劣化形態は画面全体の劣化である。このため、画品質の劣化形態に依存して画素誤り率に対する画品質特性は異なることになる。

9.4 所要伝送特性導出への応用

アナログファクシミリの場合、劣化が画面全体に発生する。このため、伝送劣化要因に対する画品質のばらつきは一般には少ない。そこで図9.6或は9.7に示した画素誤り率とMOSとの関係から、所要画品質を満足する画素誤り率を求め、次に、各種伝送特性下の画素誤り率を測定することで、MOSと所要伝送特性の関係を得ることができる。

一方、デジタルファクシミリのビット誤りによる画品質劣化は、局所的であるためビット誤り率が一定でも誤りの画面上の発生箇所や誤りの集中度によって画品質は異なる。このため、劣化画の発生確率によりビット誤り率を評価する手法を考える。

劣化画の発生確率を求めるには、前ラインの置換発生確率と、前ライン置換が発生した条件でMOSがある値以下となる確率を求めればよい。そこで画素誤り率とMOSの対応関係をもとに、所要画品質を得るための許容ビット誤り率を求める手法について述べる。

9.4.1 前ライン置換の発生確率

ビット誤りによる前ライン置換の発生形態は次の二つに大きく分類される。

- (a) 1ラインの前ライン置換が、画面中に散在して発生
- (b) 前ライン置換が連続して発生

これを、以下の確率で評価する。

(a') 1頁中に m ライン以上の誤りが発生する確率 : $P_d(m)$

(b') 1頁中に n ライン連続の誤りを少なくとも1回含む確率 : $P_c(n)$

これらの発生確率は、付録に示すように、次式で与えられる。

$$P_d(m) = 1 - \sum_{i=0}^{m-1} C_i \left\{ 1 - (1 - P_c)^b \right\}^m \cdot (1 - P_e)^{b(l-m)} \quad (4)$$

$$P_c(n) = (l - n + 1) \left\{ 1 - (1 - P_e)^b \right\}^n \quad (5)$$

ただし

P_e : 伝送路のビット誤り率

l : 1頁のライン数

b : 1ラインの符号量

である。A4版標準モードの画面で符号化による平均圧縮率が1/7の場合について、上記発生確率を求めた結果を、図9.8に示す。

ビット誤りにより画品質が劣化し、例えばMOS3以下となる可能性のある誤り回数は、図9.2より単純な前ライン置換が散在する場合は30~40回以上、連続した誤りが1頁中に1回発生する場合は3連続以上である。図9.8に示した両確率を比較すると、ビット誤り率が低い領域では、1ラインの前ライン置換が画面中に多数散在して品質が劣化する確率より、連続誤りが1回発生して品質が劣化する確率が高いことが分かる。

明らかに、連続誤りが複数回発生する確率は、1回発生する確率より小さい。従って、画品質から見て許容されるビット誤り率を求めるには、連続誤りが1回発生した時の画品質を基にすればよい。

9.4.2 劣化画の発生確率

劣化画の発生確率は、MOS画素誤り率が一対一に対応するため、画素誤り分布を求めることにより得られる。

前ライン置換の発生箇所を、画面の先頭から終端まで変化させて、画素誤り率の分布を測定した結果を累積分布として図9.9に示す。図9.3において連続前ライン置換数 n が3のとき、MOS = 3となる画素誤り率は 5×10^{-4} である。図9.9の分布で $n = 3$ について見ると、画素誤り率が 5×10^{-4} 以上となる確率は $1 - 0.95 = 5 \times 10^{-2}$ であることが分る。この値は、3連続前ライン置換が1回発生したときにMOS < 3となる確率がある。

なお、画素誤りの最大値は画品質が最も劣化した画面の画素誤り率を示す。例えば、連続前ライン置換数 $n = 2$ の最大値は 5×10^{-4} である。この値と、図9.3の画素誤り率とMOSとの関係から、 $n = 2$ の場合の最悪の画面ではMOS = 3.3を得る。このように、画素誤り率を用いることによって、各連続前ライン置換数に対して、最悪画面のMOSを求めることができる。

9.4.3 ビット誤り率の評価

以上のように、ビット誤り率に対する n ライン連続誤りの発生確率 $P_c(n)$ と、 n ライン連続誤りが生じた時、MOSがある値以下となる画面の条件付確率 $P(n, \text{MOS})$ が得られる。この二つの確率より、 $P(\text{MOS})$ は、次式により求めることができる。

ビット誤り率が小さい場合、 $P_c(N+1) \ll P_c(N)$ であるから、

$$P(\text{MOS}) \approx P_c(N)P(N, \text{MOS}) \quad (7)$$

となる。ただし、 N はMOSがある値以下となる最小の連続前ライン置換数である。このようにして求めたMOSがある値以下となる画面の発生確率 $P(\text{MOS})$ を図9.10に示す。

画品質を良好に保つべきMOSの目標値とこれ以下となる画面の発生率の許容値を定めれば、図9.10に示す関係より、ビット誤り率の許容値を得ることができる。

9.5 まとめ

伝送系の劣化要因に対するファクシミリの画品質評価において、伝送劣化により生ずる画素の変化量を表す画素誤り率を物理的測度として用いることを提案した。

符号伝送系のビット誤りにより生ずる前ライン置換において、同一の解像度、前ラインの置換数であれば誤りの画面上の発生箇所に依存せずMOSをばらつきの少ない特性で表すことができる。また、波形伝送系でも、解像度が同一であれば各種伝送劣化要因に依らず画素誤り率は、MOSと良い対応がとれる。この対応関係から、各種伝送特性下での画素誤り率を測定することにより、容易にMOSを推定できる。更に、画素誤り率の適用例として、画素誤り率とMOSとの対応関係を利用し、画品質を良好に保つための符号伝送系におけるビット誤り率の許容値を、画素誤り率の分布を用いて求める方法について示した。

このように、画素誤り率を用いることによって、伝送劣化に対する画品質を容易に評価することができる。このような手法は、情報損失を伴う画情報の符号化における画品質の評価や、画像処理を行った画面の評価に応用できると考えられる。

参考文献

- (1) 山本、荒川：“ファクシミリにおける解像度と文字品質に関する検討”，画像電子学会誌、2，2，pp. 63-68(昭48)。
- (2) 嶋田、袖山、小林：“走査線密度と文字品質の検討” 画像電子学会誌、7，4，pp. 255-262 (昭53)。
- (3) 黒田、庄司、加藤：“電話網におけるFAX伝送特性”、施設、29，4，pp. 79(昭51)。
- (4) 山本、山口、浅見：“電話ファクス3分機における伝送劣化要因”、信学技報、IE78-60(1978)。
- (5) 永山、片山、樋口、竹林：“ファクシミリ通信方式における画品質劣化要因に関する一検討”、昭56信学情報・システム全大、160。
- (6) 山本、浅見：“ファクシミリ帯域圧縮方式における符号誤りと画品質”、信学技報、IE76-3 (1976)。

(7) 曾根原 登: "デジタルファクシミリ画品質の検討" 昭57信学総全大、1159.

(8) 安田靖彦: "ファクシミリ基礎と応用 第6章画質評価"、pp. 196, 電子通信学会(昭55).

付録

前ライン置換画面の発生確率

伝送路のビット誤りがランダムに発生するとし、その誤り率を P_ε とする。1ラインの符号量を b とすると、1ライン中に誤りを受ける確率 P_ε は、次式で表される。

$$P_\varepsilon = 1 - (1 - P_\varepsilon)^b \quad (\text{A} \cdot 1)$$

1頁のライン数を l とすると、このうち m ラインが誤る確率 $Q_d(m)$ は

$$Q_d(m) = C_m P_\varepsilon^m (1 - P_\varepsilon)^{l-m} \quad (\text{A} \cdot 2)$$

であるから、1頁中に m ライン以上誤る確率 $P_d(m)$ は次式で表され、本文の(4)式を得る。

$$P_d(m) = \sum_{i=m}^{\infty} Q_d(i) = 1 - \sum_{i=0}^{m-1} Q_d(i) \quad (\text{A} \cdot 3)$$

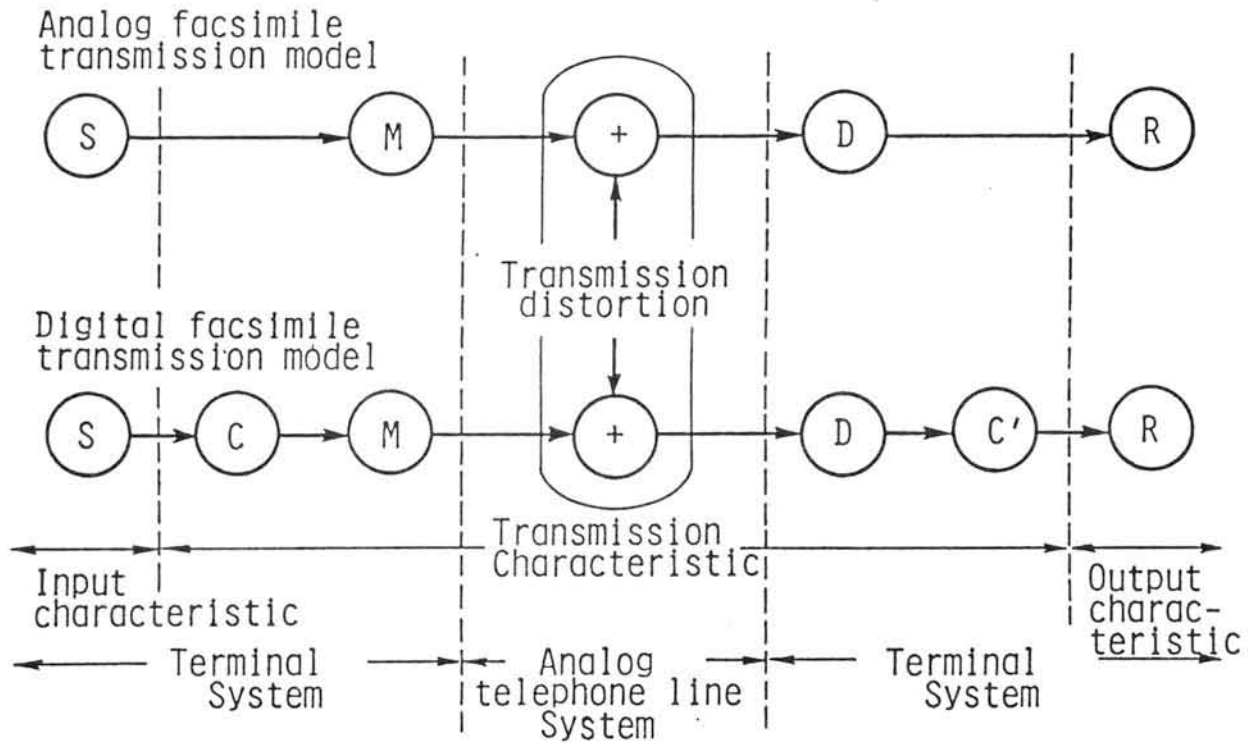
一方、1頁中の任意の箇所から n ライン連続して誤る確率 $q_c(n)$ は、他のラインでの誤りを無視すると

$$q_c(n) = P_\varepsilon^n (1 - P_\varepsilon)^{l-n} \quad (\text{A} \cdot 4)$$

である。このような誤りの起き方は $(l-n+1)$ 通りであるから、1頁中に n ライン連続の誤りが1回発生する確率 $Q_c(n)$ は次式で表される。

$$Q_c(n) = (l-n+1) P_\varepsilon^n (1 - P_\varepsilon)^{l-n} \quad (\text{A} \cdot 5)$$

1頁中に n ライン連続の誤りが少なくとも1回発生する確率 $P_c(n)$ は、 P_ε が小さい場合は次式で近似でき、本文の(5)式を得る。



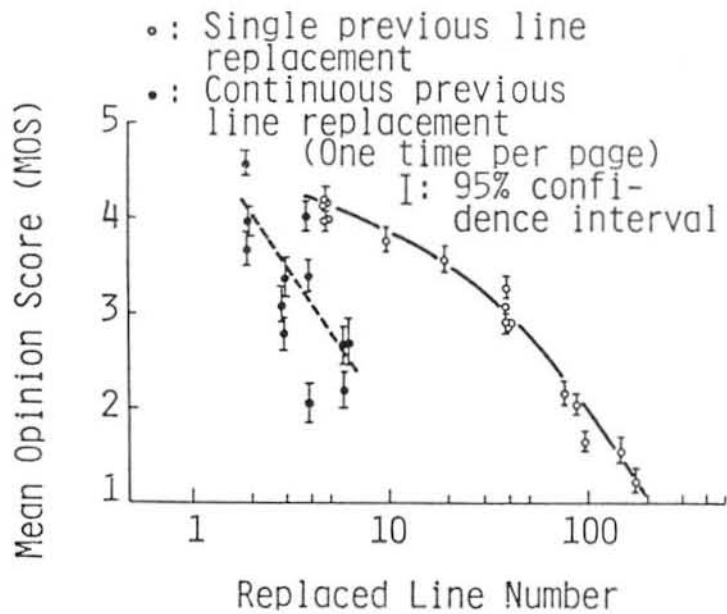
S: Scanner M: Modulation D: Demodulation
 C: Coding C': Decoding R: Recording

Facsimile transmission model

図9.1 2値画像（ファクシミリ）通信系のモデル

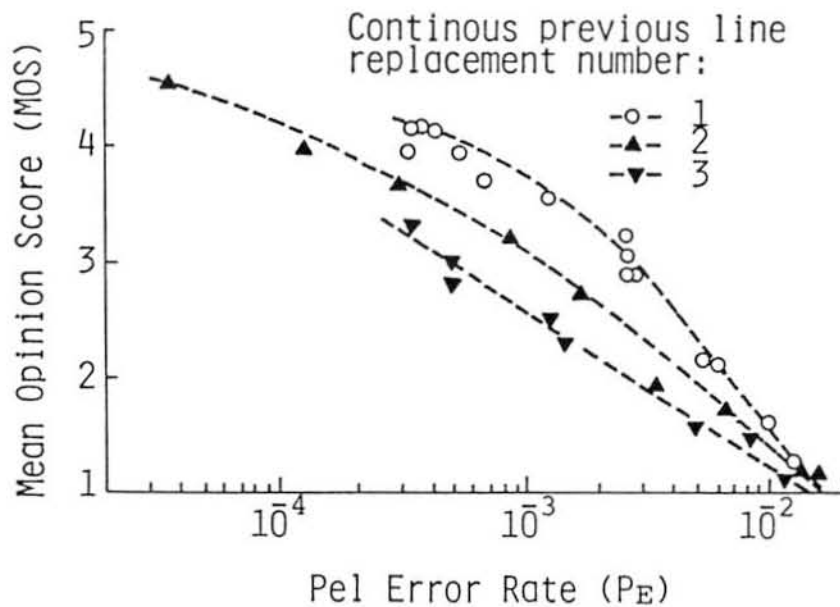
| | | アナログ形 | デジタル形 |
|--------|-----|--------------------------------|--------------------|
| 光電変換方式 | | CCDイメージセンサ | 密着イメージセンサ |
| 記録方式 | | 感熱記録 | 感熱記録 |
| 解像度 | 主走査 | 6 dot/mm | 8 dot/mm |
| | 副走査 | 標準; 3.85dot/mm 主走査周波数; 9Hz | 標準; 3.85dot/mm |
| | | 高品質; 5.78dot/mm 主走査周波数; 6Hz | 高品質; 7.7 dot/mm |
| 符号化方式 | | ————— | MH方式 |
| 変復調方式 | | AM-PM-VSB 方式 | V.27ter8相PSK 方式 |
| 誤り処理方式 | | ————— | 前ライン置換方式 |

表9.1 記録画作成ファクシミリ装置の諸元



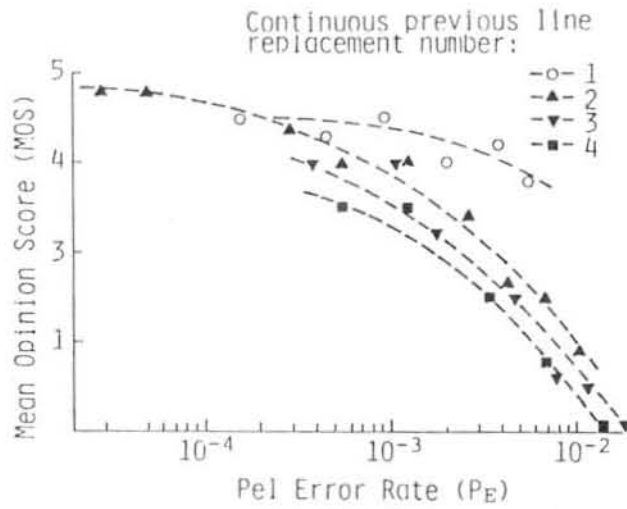
Relationship between previous line replacement number and picture quality.

図9.2 前ライン置換数と画品質の関係 (標準モード)



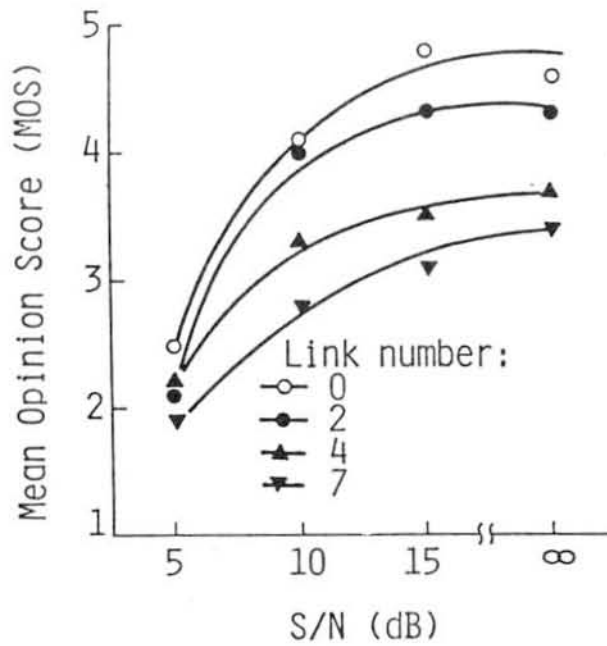
Picture quality vs. pel error rate P_E .

図9.3 画素誤り率に対する画品質特性 (標準モード)



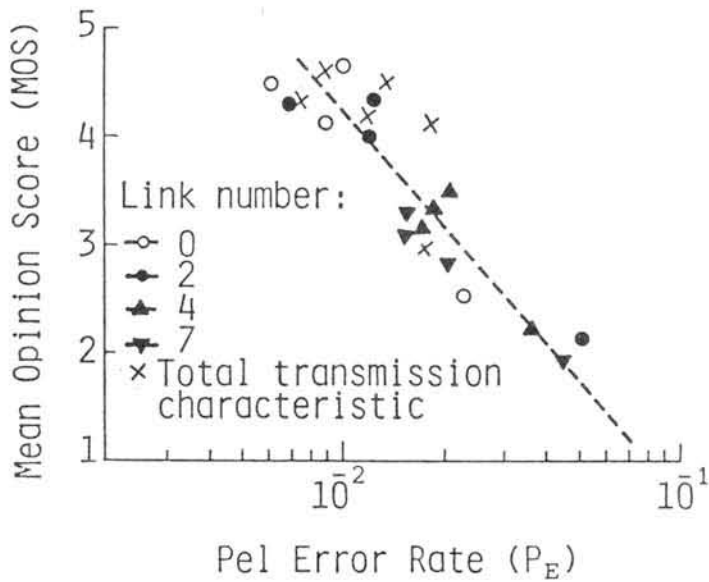
Picture quality vs. pel error rate P_E
(High resolution mode).

図9.4 画素誤り率に対する画品質特性 (高品質モード)



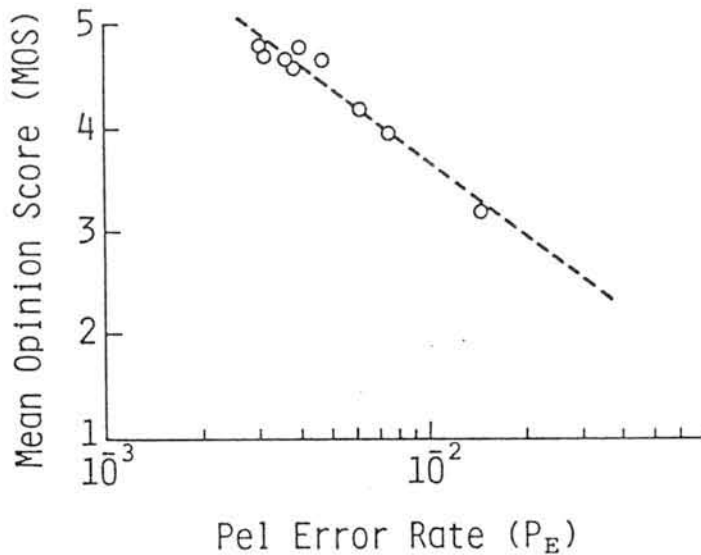
Picture quality vs.
signal noise ratio (S/N)

図9.5 S/N対画品質特性 (標準モード)



Picture quality vs.
pel error rate P_E .
(Standard resolution mode)

図9.6 画素誤り率に対する画品質特性 (標準モード)



Picture quality vs. pel error
rate P_E . (High resolution
mode)

図9.7 画素誤り率に対する画品質特性 (高品質モード)

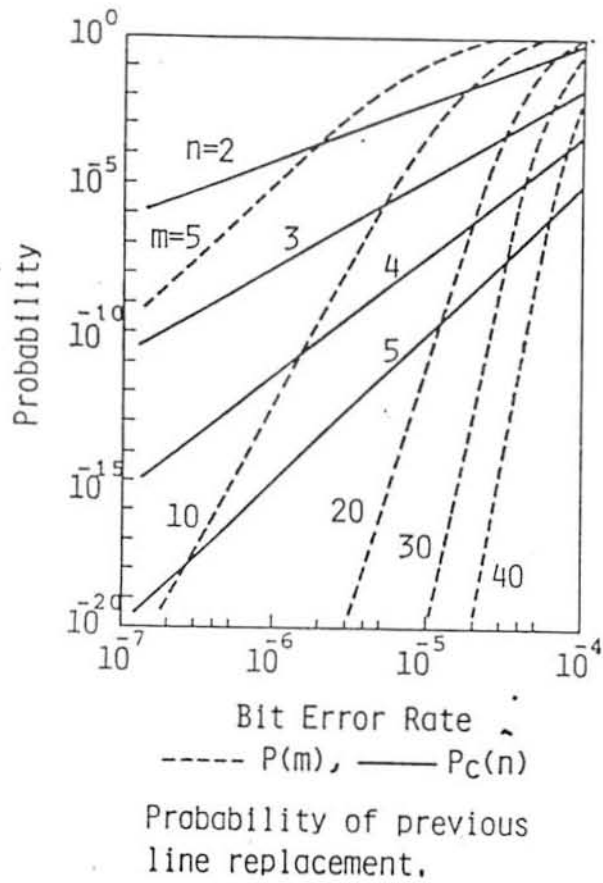
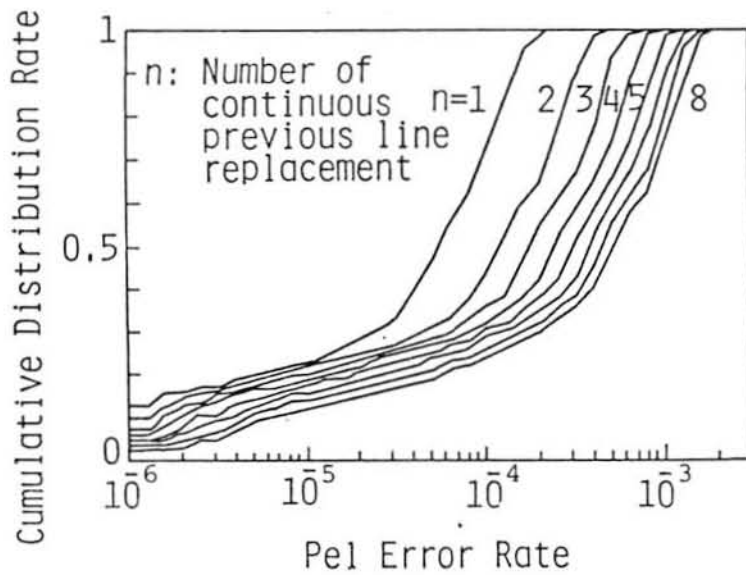
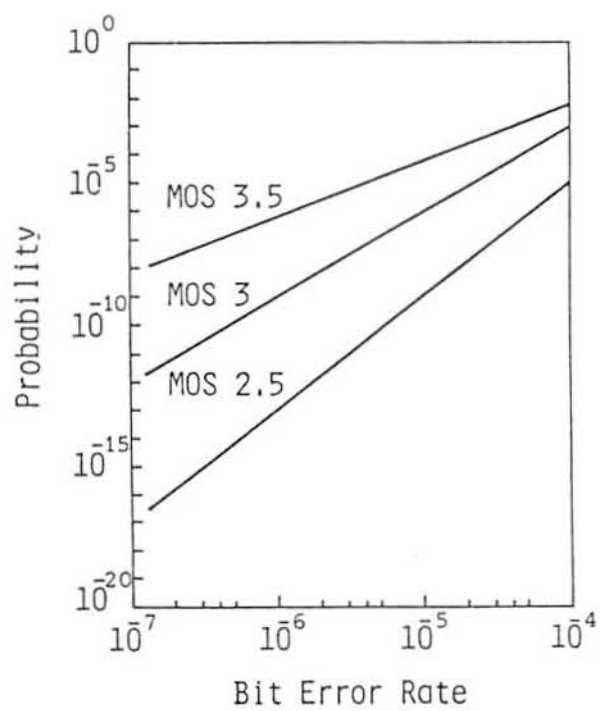


図9.8 前ライン置換の発生確率



(画像電子学会 No. 4 テストチャート)
Cumulative distribution rate of pel error rate originated by continuous previous line replacement.

図9.9 連続前ライン置換数による画素誤り率の累積分布



Probability of document
under an arbitrary MOS

図9.10 MOSがある値以下となる画面の発生確率

第10章 結論

人間の情報処理を司る脳・神経系は、多数の神経細胞（ニューロン）が結合した神経回路網（ニューラルネットワーク）により高度な情報処理を実現しており、その計算メカニズムを明らかにすることは、視聴覚機構の解明のみならず工学的にも応用範囲の広い重要な課題である。このため、脳の神経系をモデル化した神経回路網モデル（ニューラルネットワークモデル）の特徴である、非線形処理機能と並列処理機能に着目し、画像処理における組み合わせ最適化問題を、非線形評価関数の極値問題として定式化する方法やその並列計算アルゴリズムを提案した。

具体的には、緩和型神経回路網モデルを用いた局所並列計算による2値表現法について提案した。2値パターンと原画像の濃度の局所的な2乗誤差の画面全体での総和に対応するエネルギーを緩和型神経回路網モデルに与え、このエネルギーを最小化する局所並列繰り返し計算で各画素の値を求めることにより、2値画素の最適配置が得られることを示した。また、同時に濃淡の不連続を示すライン過程の検出を行い、ライン過程が1となる場所では画素間の相互作用を切断することにより、同一の処理で濃淡と文字の領域が混在した画像の最適な2値表現が実現されることを示した。計算機シミュレーションにより、従来手法の組織的ディザ法や誤差拡散法より良好な画品質が得られることを示した。次に、1画素当り1ビットから1画素当り数ビットの場合についての多値表現法について示した。数階調で画像の濃淡を表現するための画素の最適配置を求める局所並列計算モデルを提案し良好な実験結果を得た。

濃淡画像の2値化の逆問題として、2値画像からの濃淡画像の復元問題を、強度面や不連続に関する事前の知識をエネルギー関数として与えることで解く方法と、その並列計算アルゴリズムを提案した。滑らかさの拘束による復元、エッジの抽出、抽出したエッジを画像データの境界条件として与えた滑らかさの拘束による復元、からなるダイナミックスにより面の復元を行う手法を提案した。シミュレーションの結果、良好な濃淡画像が復元されることを示した。

神経回路網モデルによる画像の並列処理手法とその並列計算機における実現及び性能評価について明らかにした。並列計算機のハイパーキューブ構造上に、神経回路網モデル処理の通信の形態に応じたプロセッサ接続の幾何構造を定め、神経回路網モデル処理を並列処理で実行するプログラミング方法について提案した。この並列処理性能を速度向上比の観点から評価し、画像の最適化問題を解く緩和型神経回路網モデルが並列計算機に効率良く実現されることを示した。

画像の自己相似性に着目した画像の特徴抽出と復元手法について提案した。フラクタ

ル概念に基づく標本化手法で、濃淡画像を標本化し、不規則間隔の標本化データを得る。この不規則間隔の標本化データから強度面を復元する問題をエネルギー最小化で解く緩和型神経回路網モデルを提案した。画像の強度レベルとニューロンの出力が対応する神経回路網モデルを用い、滑らかさの基準に基づく薄膜と薄板のエネルギー関数を定めて強度面を復元した。この時、滑らかさの基準のみではエッジなどの画像の不連続性が失われかけた画像となるため、強度レベルの急峻な変化を検出し、ニューロン間の相互作用を切断する。これにより、不規則間隔の標本化データから、強度レベルの不連続性を含む強度面の復元を並列処理で実現できることを示した。

次に、濃淡画像を対象とした、縮小アフィン変換集合による反復関数集合 (IFS) の推定と復元手法について提案した。画像をブロック化し、その回転、移動、縮小率を変数とするアフィン変換係数と、各アフィン変換を選択する確率を、最小2乗誤差基準で決定する方法を示した。IFSによる濃淡画像表現特性をSN比の観点から評価して、濃淡画像がどの程度ランダムIFSの不変集合によって近似できるかを明らかにした。また、アフィン縮小変換を用いた反復関数法による画像の生成が、巡回的な回路モデルで実現でき、任意の初期値から始まる全ての系列が同一の不変集合となることを示し、この性質に基づいた並列画像生成アルゴリズムを提案し、これが並列計算に良く適合することを示した。局所的なIFS推定法として、ブロックサイズを適応的に変化させるIFS推定法を提案し、濃淡情報のフラクタル性が局所的に異なること、固定サイズ方式に比べ情報表現の効率化が図れることを示した。

2値画像通信における画品質評価を課題として、伝送系の劣化要因に対する画品質評価において、一義的な特性を与える物理的測度として、原画と受信記録画間の画素レベル相違度に着目した画素誤り率の適用性について提案した。符号伝送系のビット誤りにより生ずる画品質劣化において、画素誤り率は、画品質を表す尺度である平均評点 (MOS) によく対応することを明らかにした。また、波形伝送系でも、各種伝送劣化要因に依らず画素誤り率は、MOSとよい対応がとれる。更に、画素誤り率とMOSの対応関係を利用して、画品質を良好に保つための符号伝送系のビット誤り率の許容値を求める方法について示した。

ここで述べたような、神経生理学や心理物理学双方に学ぶアプローチが、強健で効率的な画像の処理・理解・通信システムの実現につながることを期待する。

謝辞

本論文に関する研究を遂行するにあたり、長期にわたり終始懇切なる御鞭撻、御教授を賜りました信州大学工学部電気電子工学科 大下真二郎 教授に謹んで感謝の意を表します。

本研究をまとめるにあたり、有益な御討論、御助言を賜りました信州大学 工学部 丹野頼元 教授、近藤昭治 教授、山沢清人 教授に深く感謝します。

本研究を進めるにあたり有益な御討論を賜りましたATR視聴覚機構研究所 中根一成 認知機構研究室長に深く感謝します。本研究をまとめる機会を与えて頂いたATR視聴覚機構研究所 淀川英司 社長に深く感謝します。本研究を進めるにあたり御討論して頂いたATR視聴覚機構研究所認知機構研究室 川人光男 主幹研究員、視覚研究室 佐藤雅明 主任研究員に深く感謝致します。