



Title	適応性をもつ高速・高分解能画像処理システムの開発とその実用化に関する研究
Author(s)	松岡, 克典
Citation	大阪大学, 1983, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/928
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

適応性をもつ高速・高分解能画像処理システム
の開発とその実用化に関する研究

昭和 57 年 12 月

松 岡 克 典

適応性をもつ高速・高分解能画像処理システム
の開発とその実用化に関する研究

昭和 57 年 12 月

松 岡 克 典

目 次

緒 論	1
第 1 章 画像強調と画像修正	4
1.1 観測像の像モデル	4
1.2 画像修正	5
1.3 画像強調	6
1.4 各種の画像処理系	7
第 2 章 高速・高分解能画像処理システムの試作	9
2.1 緒 言	9
2.2 対話型画像処理システムの試作	10
2.2.1 試作システムの概要と特徴	11
2.2.2 RUN符号化とCHAIN符号化	12
2.2.3 画像表示装置	14
2.2.4 画像入力装置	15
2.2.5 2次元コンボリューション専用演算装置	16
2.2.6 試作対話型画像処理システムの性能評価	20
2.3 時分割多重データベースを用いた高速画像処理システムの試作	21
2.3.1 試作高速画像処理システムの概要と特徴	22
2.3.2 画像メモリと時分割多重データベース	24
2.3.3 実時間画像入出力装置	26
2.3.3.1 実時間画像入力装置	26
2.3.3.2 実時間画像表示装置	27
2.3.4 画像処置装置	27
2.3.4.1 コンボリューション専用ハードウェア	28
2.3.4.2 画素間演算専用ハードウェア	29
2.3.4.3 バイポーラ型マイクロプロセッサによる汎用画像処理	30
2.3.5 試作高速画像処理システムの性能評価	30
2.4 結 言	31
第 3 章 局所領域に注目した画像強調処理	33
3.1 緒 言	33
3.2 多項式曲面適合による平滑化微分処理	34

3.2.1	画像の微分処理	34
3.2.2	2次元平滑化微分フィルタ	35
3.3	局所平均値減算による高周波強調処理	40
3.4	適応2値化処理	41
3.5	局所ヒストグラム一様化処理	42
3.6	局所線形コントラスト強調処理	43
3.7	結 言	43
第4章	医用X線写真像の画質改善処理	44
4.1	緒 言	44
4.2	乳がんのX線写真像の画質改善処理	44
4.3	胃がんのX線写真像の画質改善処理	45
4.4	結 言	47
第5章	局所統計量を用いた適応型画像修正法の開発	48
5.1	緒 言	48
5.2	画像修正問題におけるWienerフィルタの適応性とその検討	49
5.2.1	画像の空間的定常性	49
5.2.2	Wienerフィルタ	50
5.2.3	Wienerフィルタの問題点に関する検討	50
5.3	局所統計量を用いた適応型画像修正法	52
5.3.1	MMSE規範に基づく線形フィルタ	52
5.3.2	反復法によるMMSEフィルタリング	54
5.3.3	局所統計量の導入	56
5.3.4	ALSフィルタ	59
5.4	ALSフィルタによる画像修正処理	61
5.4.1	ALSフィルタの実行手順	61
5.4.2	劣化像のSN比と修正像の二乗誤差評価	62
5.4.3	1次元シミュレーション	62
5.4.4	2次元シミュレーション	65
5.5	ALSフィルタによる雑音除去処理	68
5.5.1	ALSフィルタから雑音除去フィルタの導出	69
5.5.2	2次元シミュレーション	70
5.6	結 言	72

第6章 光学-デジタルハイブリッド画像処理システムを用いた画像修正	75
6.1 結 言	75
6.2 ハイブリッド画像処理システムによる反復画像修正	75
6.2.1 反復画像修正法	76
6.2.2 ハイブリッド画像処理システム	78
6.3 ハイブリッド画像処理システムの光学処理系	79
6.4 実 験	81
6.4.1 積算平均によるTVカメラからの画像入力	81
6.4.2 TVカメラとCRTモニターの非線形特性の補正	82
6.4.3 実験結果	84
6.5 結 言	86
総 括	88
謝 辞	92
Appendices	93
Appendix 1 MMSEフィルターの導出	93
Appendix 2 反復法によるMMSEフィルターの実現	95
参 考 文 献	97

緒 論

画像 (image) の形で得られる 2 次元情報は、自然科学の分野から日常生活に至るまで非常に多く、膨大な情報量を我々に提供してくれる。これらの画像情報を適切に処理し、有効に利用することの必要性が、近年増々重視されるようになってきた。そのため画像処理 (image processing) は現在の情報処理の中でも特に重要な分野となっており、実用的な画像処理システムの出現と相まって極めて広範な分野で利用されるようになってきている。

その中でも気象観測、地理学、土地利用、海洋調査、環境汚染調査、地下資源開発などの分野に重要な情報を提供しつつあるリモートセンシング像 (各種衛星像、航空写真など) や、人命にかかわる医学の分野での放射線画像 (X線写真、X線CT (Computed Tomography) 像、シンチグラム)、NMR-CT (Nuclear Magnetic Resonance -CT)、超音波像、サーモグラム、内視鏡像などの医用画像に対する画像処理の要求度は特に高く、これらを目的とした高速・高分解能画像処理システムや処理アルゴリズムの開発が精力的に進められている。しかし増大しつつある膨大な被処理像を効果的にかつ迅速に処理するためには、現在用いられている処理システムや処理法では未だ不完全であり、更に適応性があるかつ能力の高い処理アルゴリズムやシステムが要請されているのが現状である。

一方、画像処理の目的は、対象とする画像の種類や画像から得ようとする情報の種類によって異なってくるが、大別して次の 6 つのものに分類される。

- 1) 画像の改善：観測画像の情報を人間や機械により理解しやすい形の画像へ変換。
- 2) 画像計測・解析：画像の中の対象物の数、長さ、面積、濃度などの計測、あるいは対象物の形状、構成などを解析し、その結果を数値として出力する。
- 3) 画像認識：画像情報を機械 (machine) で自動的に認識し、その結果を何らかの動作 (operation) として出力する。
- 4) 画像の生成：コンピュータ・グラフィックスやアニメーションなどの画像の生成および合成。
- 5) 画像合成：X線CT、ポジトロンCT、NMR-CT、超音波CTのように観測 1 次元信号を基にして、通常の結像系では絶対に得られない 2 次元断層像の合成。
- 6) 画像記述：画像情報の効率良い伝送、保存、管理。

勿論、すべての画像処理の目的が上の範疇に分類できるわけではなく、中にはこれらのいくつかを含んだもの、あるいはまったく別の目的をもつ処理もある。

本研究は、このように応用分野も広くかつ処理目的も多彩化してきている画像処理の中で、特に上記 1) の画像の改善を的を絞り、その実用化を目指した適応性のある処理法および処理システムの開発を目的としたものである。画像の画質改善処理は、上記 2), 3), 5) の処理目的に対する前処

理として必然的に行われるべきものであり、画像処理の中でも最も基本的かつ重要な処理である。また画像改善処理のみを必要とする分野も非常に多く、適応性がありかつ効果の大きな処理法の開発及びその実用化が望まれている。画像の改善処理は、画像強調処理と画像修正処理に分けられる。この中で画像修正処理は最も要請の強い処理であるにもかかわらず、極めて難しい処理であることが知られている。そのためこれまで多くの画像修正法の研究や処理アルゴリズムの開発が行われてきたが、いずれも実用化という観点から見ると、まだまだ解決すべき多くの問題点を含んでいる。

画像改善処理を実用化するためには、処理の費用効果比 (cost performance) の向上が不可欠である。そのためには、実用的に十分な処理効果をもちしかも処理効率の高い処理法、およびそれを効率良く実行できる適応性のある処理システムが必要である。これまでに開発された画像改善を目的とする処理法の多くは、画像全体に同一の処理を行う space-invariant な処理であるため、画像の構造に適応した処理はほとんど望めず、処理効果および処理効率の点で大きな問題点があった。一方、最近の画像処理システムは自由度が大きくしかも柔軟性のある処理能力をもつ電子計算機を用いたデジタル画像処理システムが主流となっている。しかし現在のデジタル画像処理システムでは、未だ扱える画像の解像点数、処理速度、価格等に難点があり、実用化システムとして広く普及させるためには、これらの問題点を早急に解決する必要がある。また扱える画像の分解能と処理速度の点では光学系による処理がまだ圧倒的に優位にあり、最近では光学処理の利用が再び見直される気運が出始めている。

著者はこのような点に留意し、処理効果および処理効率の向上を目的として、画像の局所領域に注目した画像改善処理法を考案した。そして考案した画像強調・修正法を効率よく実行することのできる適応性のある高速・高分解能デジタル画像処理システムを試作し、画像の構造に適応した画像改善処理の実用化を試みた。本論文はこれらの研究成果をまとめたものであり、以下に示す各章で構成している。

第1章では画像改善処理の中の画像強調処理と画像修正処理の現状について概説し、その問題点を明らかにするとともに、画像改善処理を実行する処理系について述べる。

第2章では、まず従来からよく用いられている Von-Neuman 型の計算機を画像処理に適用する場合の問題点を明らかにし、それらの問題点を解決すべく努力の払われてきたデジタル画像処理システム開発の動向について述べる。そしてそのような背景の基に著者が新たに設計・試作した汎用性のある2種類の高速・高分解能画像処理システムの設計概念、特徴、動作について述べる。

第3章では、医用X線写真像などの実用的な画質改善処理への応用に適している、局所領域に注目した、処理効果が大きく適応性のある画像強調法について述べる。

第4章では、第3章で示した画像強調法を実際の医用X線写真像に適用し、乳がん・胃がんの早期発見を目的とした画質改善処理の実用化を試みる。

第5章では、画像改善処理の中で特に難しくかつ実用化の遅れている画像修正処理に着目し、まず従来の画像修正法の理論上及び適用上の問題点を提起する。そしてこの問題点を克服できる修正法として、局所統計量を用いた適応性のある新しい画像修正法を考案し、実験によりその有効性を確認する。

第6章では、処理効率の高い処理システムの開発を目的として、光学系とデジタル処理系を有効的に結合したハイブリッド画像処理システムの一形態を提案する。そして目的を限定した専用処理を実行する場合には、第2章で述べるような高速デジタル画像処理システムを用いなくとも、ここで示すシステム形態をもつハイブリッド画像処理システムにより容易に処理の高速化が達成できることを示す。ここでは提案するハイブリッド画像処理システムを反復画像修正処理に適用し、実験結果よりその有効性と能力の限界について考察する。

最後に、本研究の研究成果について総括し、今後の研究課題について考察する。

第1章 画像強調と画像修正

画像の画質改善処理は、その目的によって画像強調処理と画像修正処理に分けられる。画像強調処理は観測像の中に含まれる必要な情報を抽出、強調し、人間あるいは機械にとって認識し易い形に変換する処理である。一方画像修正処理は、画像の観測時に生じた劣化を観測像から除去し、できるだけ元の画像に近い像を推定することである。本章では、本論文の序として、まず観測像の像モデルを数式化し、画像修正処理と画像強調処理の現状について概説する。そしてこれらの処理を実行する各種処理系の特徴について述べる。

1.1 観測像の像モデル

結像系を通じて検出、記録した観測像は、結像・記録時に結像系のもつ特性や検出器の特性および雑音によって劣化した像となる。画像情報に対するこれらの劣化の要因は複雑であるが、実際によく問題とされるのは、結像系の特性と検出器の特性がそれぞれ線形であり、雑音も加算雑音と仮定できる場合である。⁷⁻¹⁰⁾ 本節では線形な結像系および検出系と加算雑音により劣化した観測像を数式的にモデル化する。

対象とする画像の強度分布を $f(x, y)$ とし、この像を線形な結像系を通して得た観測像の強度分布を $g(x, y)$ とすると、観測像は

$$g(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} h(x, y; x', y') f(x', y') dx' dy' + w(x, y) \quad (1.1)$$

で表わされる。 $h(x, y; x', y')$ は結像系の結像特性を表わす関数で、点像分布関数 (Point Spread Function; 以下PSFと略す) と呼ばれる。 $w(x, y)$ は観測時に加わった加算雑音である。このPSFが空間的位置に依存せず

$$h(x, y; x', y') = h(x-x', y-y') \quad (1.2)$$

と表わされるとき、この結像系を線形・スペース・インバリエント (Linear Space-invariant; 以下LSIと略す) な系と呼ぶ。一方PSFが(1.2)式のように表わせない時、結像系は線形・スペース・バリエント (Linear Space-variant; 以下LSVと略す) な系と呼ばれる。

結像系がLSIな場合(1.1)式は(1.2)式を代入して

$$g(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} h(x-x', y-y') f(x', y') dx' dy' + w(x, y) \quad (1.3)$$

つまり観測像は対象とする画像と結像系のPSFとのコンボリューション積分に雑音を加わった形で

表現できる。この(1.3)式は簡便な記述形式を用いて

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + w(x, y) \quad (1.4)$$

と表わすこともある。ただし h はコンボリューションを表わす。LSIな系を通して得られた観測像は、(1.3)式の両辺をフーリエ変換して

$$G(\mu, \nu) = H(\mu, \nu) \cdot F(\mu, \nu) + W(\mu, \nu) \quad (1.5)$$

のように空間周波数面で表現できる。ただし大文字は小文字のフーリエ変換であり、 (μ, ν) は空間周波数面の座標である。この $H(\mu, \nu)$ は結像系の伝達関数を表わすものでOTF(Optical Transfer Function)と呼ばれる。LSIな系を通して得られた観測像の処理、解析には(1.5)式を用いて空間周波数面で取り扱うことも多い。特に光学処理では空間周波数面での空間フィルタリングを容易に実現することができるため(1.5)式はよく用いられる。しかしデジタル処理による空間周波数面での処理は、処理の前後に2回のフーリエ変換を必要とすること、また複素数データを扱うため多くのメモリ容量を必要とすることなどの問題点もある。

(1.1)式、(1.3)式は連続関数として観測像を表わしたが、デジタル処理ではこの観測像を実空間で標本化して扱う。その時、(1.1)式で表わされる観測像は離散表示して

$$g_{ij} = \sum_k \sum_l h_{ij;kl} \cdot f_{kl} + w_{ij} \quad (1.6)$$

と表わすことができる。ただし g_{ij} 、 $h_{ij;kl}$ 、 f_{kl} 、 w_{ij} はそれぞれ $g(x, y)$ 、 $h(x, y; x', y')$ 、 $f(x, y)$ 、 $w(x, y)$ の離散表示である。また(1.2)式と同様にLSIな系では

$$h_{ij;kl} = h_{i-k, j-l} \quad (1.7)$$

が成り立つ。本論文では主にLSIあるいはLSVな系を通じて得られた観測像を像モデルとして取り扱う。

1.2 画像修正

前節の(1.1)式で表わされるように、画像処理の対象となる画像は、劣化系(結像系)のPSFと雑音によって劣化した像として観測される。画像修正は、この劣化した観測像(以下劣化像と呼ぶ)と劣化系のPSFを既知として、対象とする画像情報(以下オリジナル像と呼ぶ)をできるだけ忠実に推定する問題であり、画像処理の中でも極めて難度の高い問題のひとつである。

これまでに提案されている代表的な画像修正法としては、最小自乗規範に基づくインバース・フィルター^{9),10)}、拘束条件付き最小自乗フィルター^{9),11)}、MMSE(Minimum Mean Square Error)規範に基づくWienerフィルター¹²⁻¹⁴⁾、事後確率を最大にするMAP(Maximum A Posteriori)フィルター¹⁵⁻¹⁷⁾、パワースペクトル等値化に基づくHomomorphicフィルター¹⁸⁾、数値解法を応用した反復画像修正法^{5),19-22)}などがある。また、これらの修正法は処理フィルターが

非再帰型であるのに対し、カルマン・フィルタを2次元に拡張した再帰型フィルタ^{23),24)}による画像修正法もある。

このように現在までに各種規範に基づいた様々な画像修正法が提案されているにもかかわらず画像修正は殆んど実用化されていないのが実状である。このことは、これらの手法が本質的に次に挙げる実用上の大きな問題点を持っているためと考えられる。1) 空間周波数面で記述されるインバース・フィルタ、拘束条件付き最小自乗フィルタ、Wiener フィルタ、Homomorphic フィルタは勿論、他のMAPフィルタや反復画像修正法も、劣化のPSFと雑音の性質のみに依存した処理法であり、画像の構造に関してはそれらの処理法はまったく関与しない。そのため画像の構造に適応して処理内容が変化するような修正処理は実行できず、修正効率が悪い。2) 画像を確率モデルで扱う、Wiener フィルタ、MAPフィルタ、Homomorphic フィルタはオリジナル像と雑音のパワースペクトルあるいは確率密度関数をあらかじめ知っておく必要がある。しかし実際に画像修正を必要とする場合、これらの"a priori"^{注)}な情報がすべて正確に得られていることは殆んど無い。そのため、これらの修正法は実用的に適用範囲を非常に制限された処理法である。

従って画像修正処理を実用化するためには、まずこれらの問題点を克服した修正法の開発が重要である。本論文では第5章でこれらの問題点を克服した画像修正法を提案し、理論上の妥当性とその適用性について述べる。

1.3 画像強調

画像強調の試みは、比較的古くから写真技術などを用いて、広範に行われている。その中でも最も効果をあげ実用化の進んでいる分野の一つに医用画像の強調処理があると思われる。例えば1960年代の初頭には2枚のX線写真の写真技術による減算により、輪郭強調や造影剤注入前後の変化分である血管の抽出強調が試みられている。²⁵⁾ その後も色々の実用化の手法が試みられており、²⁵⁾ 現在では、乾式複写器に应用されているゼログラフィ(xerography)の技術と同様の原理を用いてマモグラム(mammogram: 乳房のX線写真)の輪郭強調を行うゼロラディオグラフィ(xero-radiography)の技術が実用化されている。さらに電子計算機が画像処理に利用されるようになってからは、デジタル画像処理により医用画像のコントラスト改善処理、高周波強調処理、特徴抽出処理などが試みられるようになった。^{25),26)} しかし医用画像は一般に高い分解能が要求され、そのため膨大な画素数をもつ画像を処理する必要がある、そのような高分解能の画像を高速に処理する処

注) 劣化像が得られた時点で、既にわかっている情報を"a priori"な情報と呼ぶ。これに対して得られた劣化像から導き出すことのできる情報を"a posteriori"な情報と呼ぶ。

理システムの欠如もあって、なかなか実用化までは至っていない。しかし昨年世界に先駆けて開発された国産のコンピューテッド・ラジオグラフィFIDX (Fuji Intelligent Diagnostic X-ray System)²⁷⁾ は、デジタル処理による高周波強調処理を実行できるX線撮像システムであり、今後このような画像強調処理を実行できる実用的な撮像システムの開発が増々盛んになるものと思われる。

一方、これまでの画像強調の処理法は、画面全体に同一処理を行う space-invariant な処理が大多数であったが、処理効果の向上のためには、画像の構造に適応した処理の行える処理法の開発が重要と思われる。本論文では、第3章でこの画像の構造を考慮した適応性のある画像強調法について述べ、第4章でそれらを実際の医用X線写真像に適用し、医用画像の画質改善処理の実用化を試みる。

1.4 各種の画像処理系

画像は空間的拡がりを持ち、しかも膨大な情報量をもつ。従ってこの画像を処理するためには、十分な処理能力をもつ処理系が必要である。現在、画像を処理する処理系には、コヒーレントおよびインコヒーレント光学系、TV技術に代表されるアナログの電氣的処理系、電子計算機などを用いたデジタル処理系がある。画像処理にこれらの処理系を用いた時の長所(○)と短所(X)を表1.1に示す。表1.1よりわかるように、これらの処理系はそれぞれ相異なる長所・短所を有している。

表 1.1 各種処理系の特徴

system features		optical		electrical		hybrid
		coherent	incoherent	analog	digital	
flexibility		—	X	X	○○	—
parallel processing		○○	○○	X	X	○
real-time processing		—	X	○○	X	○
noise		X	○	—	○○	—
non-linear processing		X	X	○	○○	○
stability		X	○	○	○○	○
cost	high resolution	○	○	—	X	○
	low resolution	○	○	○	○	○
judgement		X	X	X	○	○

特に電子計算機を用いたデジタル処理系はプログラマブルであるため汎用性に富み、演算能力が高く、判断能力を有していること、さらに再現性、精度が高い等、他の処理系よりも数多くの優れた点を持ち、現在の画像処理においては、他の処理系に対して圧倒的に優勢を誇っている。しかしその反面デジタル処理系は、処理の並列2次元性、高速性に劣っており、それらは光学処理が優れている。また処理の実時間性では電気的アナログ処理が他の二者に比べすぐれている。

一方、このような個々の処理系の持つ欠点を補って、相補的な特徴を組み合わせた処理を行うことが最近では重要になってきている。それらはハイブリッドシステムとして注目されつつある。²⁸⁾しかしまだ個々の処理系を結ぶインターフェイス素子 ($B_{12}SiO_{20}$ 結晶、 KD_2PO_4 結晶、液晶、サーモプラスチック等) が研究段階にあり、効率が良く実用性のあるハイブリッド処理系はあまり多くは報告されていない。

第2章では対話型処理を円滑に実行できる高速・高分解能画像処理システムの開発について述べる。また第6章では、インコヒーレント光学系とデジタル処理系を組み合わせたハイブリッド処理系の一形態を提案し、ハイブリッド画像処理の有効性について検討する。

第2章 高速・高分解能画像処理システムの試作

2.1 緒言

電子計算機などを用いたデジタル画像処理は、光学処理や電氣的アナログ処理による画像処理に比べて、プログラムにより自由な処理が行えること、演算精度および再現性が良いこと、判断能力があることなどの非常に優れた特徴をもっている。そのためデジタル画像処理は、現在の画像処理の主流をなしており、また実用的な画像処理技術として、現在最も有望視されている。

しかしデジタル画像処理に従来からよく用いられてきた Von-Neuman 型の計算機は逐次実行型であるため、二次元配列している画像データの処理を本質的に不得手としており、そのため実用化システムに組み込まれた場合、特に処理速度の点で大きな問題を生ずる。従ってデジタル画像処理の実用化のためにはこの問題点を解決できるようなアーキテクチャーをもつ高速画像処理システムの開発が必要である。このような観点より最近では特に、並列処理の機能を有する画像処理専用の高速処理装置の開発が盛んである。²⁹⁻³⁶⁾ 特に処理対象と処理目的を限定した専用画像処理装置は、定まった処理を実行するだけの単能機でよく、並列処理による高速化が比較的容易に実現できる。このような目的をもつ装置としてすでにX線CT装置や、白血球自動識別装置などの実用化装置が現われている。²⁹⁾ 一方、種々の処理を実行する汎用画像処理装置では、あらゆる処理に対して効率良く並列処理を実行する必要がある、処理装置の構成は複雑かつ多様化してくる。これまでに各種の並列処理用のアーキテクチャーを用いた汎用画像処理装置が提案されている。²⁹⁻³¹⁾ その中で代表的なものに完全並列型装置と局所並列型装置がある。完全並列型は画素数と同じ数の単位プロセッサを持ち、画像全体を並列演算するもので Illiac III,³²⁾ PPM³³⁾ (Parallel Picture Processing Machine), CLIP³⁴⁾ (Cellular Logic Image Processor)などがこれに属する。局所並列型は画像の中の局所領域に対して並列処理を実行し、その局所領域を走査して画像全体を処理するもので PPP^{35),36)} (Parallel Pattern Processor), IP^{37),38)} (Image Processor) などがある。また局所並列型装置では Comtal, De Anza, I²Sから商品化されたものもある。しかし完全並列型は扱える画像サイズの大きさが小さく、まだ研究段階に過ぎない。また、局所並列型システムの多くは、画像処理によく用いられる処理機能をそれぞれ専用ハードウェア化したものであり、汎用処理を実現する場合にはホストコンピュータによる処理が必要となる。このようにこれまでの開発装置にはまだ問題点も多く、現在のところ汎用画像処理装置は実用化への研究開発段階にあると言える。

一方、画像処理を実用化する上で不可欠と思われる処理方式に対話型画像処理がある。計算機による判断能力には限界があり、処理に必要なパラメータの決定、あるいは処理法の選択などを計算

機で行うことは困難である。そのため計算機のみによる処理では誤った処理結果を生ずる場合もあり、しかもその処理結果の正否を計算機で判断することは極めて困難である。この問題点を克服する一つの方法が、人間と計算機が対話しながら処理を進めて行く対話型画像処理である。対話型画像処理は人間の優れた画像認識能力・判断能力と、計算機のもつ正確な演算・処理能力をうまく結合したものである。特に汎用処理を目的とする場合、対象とする画像も処理内容も多様化するため、この対話型処理は不可欠なものと考えられる。対話型処理を円滑に実行するためには 1) 画像入力、処理、出力が高速に実行でき、即座に入力画像あるいは処理画像を実験者が観察できること、2) 処理あるいはパラメータの変更が容易にでき、処理システムは即座に再処理を実行できる、などの能力を持つ画像処理システムが必要となる。

本章では、上述の背景に基づいて著者の設計・試作した2つの汎用デジタル画像処理システムについて、それらの設計概念、特徴、動作について述べる。2.2節では画像処理法の開発研究への適用を目的として開発したミニコンピュータ INTERDATA 7/32を中心とする試作画像処理システムについて述べる。²⁾ 2.3節ではより実用的な汎用画像処理への適用を目的として開発した、高分解能な画像を高速に処理できる、時分割多重データベースを用いた高速画像処理システムについて述べる。³⁾

2.2 対話型画像処理システムの試作

現在、様々な分野で画像処理に対する認識が高まり、画像処理、画像計測、図形解析等が要望されるようになってきた。この要望に応えるためには、画像の構造を考慮した効果の大きい種々の処理アルゴリズムを開発することが重要になってきている。このような目的には実験室内で入手データの近傍に設置でき、しかも安価で汎用性のある対話型画像処理システムの利用が望ましい。このような観点に立って著者らはミニコンピュータ INTERDATA 7/32を中心にした汎用の対話型画像処理システムを設計・試作した。²⁾

試作システムで特に留意した点は次の通りである。

1. 実用上最低限必要と思われる画素数 256×256 程度の濃淡画像が扱えること。
2. 画像処理に不可欠な2次元コンボリューション演算を高速に実行できること。
3. 濃淡画像だけでなく、メモリの利用効率の高い符号化画像も直接表示でき、図型処理が高速で実行できること。
4. 小型で安価であること。

以下試作システムの概要と構成上の特徴について述べ、システム内の各装置について述べる。

2.2.1 試作システムの概要と特徴

Fig.2.1 に試作システムのブロック図を示す。試作システムはミニコンピュータ INTERDATA 7/32 のメインメモリ（コアメモリ 128KB）を中心とした構成をとり、固体イメージセンサからの画像入力装置、CRTモニターへの画像表示装置、2次元コンボリューション専用演算装置がDMA（Direct Memory Access）バスを通じてメインメモリに直結している。また本システムは、CPUと結ばれたTVカメラからの画像入力装置を装備している。試作したシステムの仕様および機能を表2.1 に示す。

試作システムは先に示した対話型画像処理システムに要求される条件を満足し、かつ所望の目的が達成できるように、以下に示す装置構成上の特徴を持つ。

1. 通常の画像処理システムに装備されている画像データ記憶用のバッファメモリを一切排除し、ミニコンピュータのメインメモリ（128K bytes）を画像表示用のリフレッシュメモリあるいは画像入力用のバッファメモリとして用いることにより、システムの小型化、低価格化を図った。
2. メインメモリと画像入出力装置間、およびコンボリューション専用装置間をDMAバスを通じて結ぶことにより、高速の画像の入出力および処理を実現した。そのため300×300画素程度の濃淡画像はちらつきが気にならない程度のリフレッシュ表示が可能になった。
3. DMAバスを時分割利用して、画像入出力装置、コンボリューション専用装置が見かけ上同時に動作可能とした。従って画像入力時および処理時の画像は、常時CRTモニター上に表示できる。このことは対話型処理を行う上で非常に有効である。

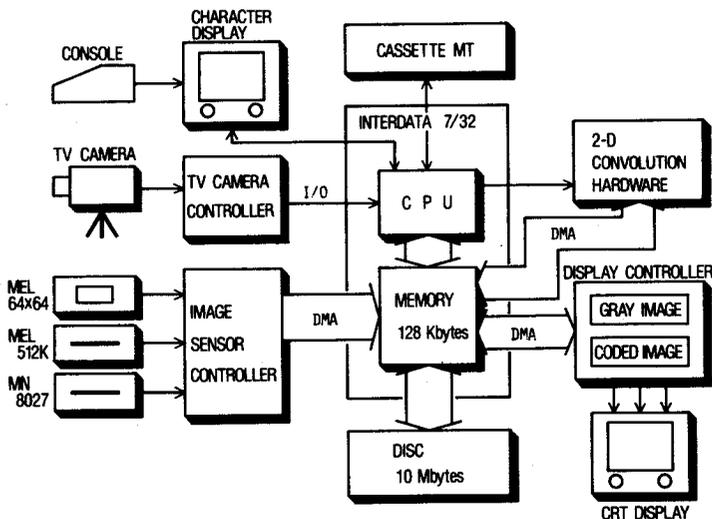


Fig.2.1 試作対話型画像処理システムのブロック図

4. RUN符号化、CHAIN符号化によって情報圧縮した画像データを直接デコードし、高解像度図形（最大4096×4096画素）の表示可能な符号化画像表示装置を設計・試作し、本システムに装備した。この符号化画像は濃淡画像と重畳して表示できる。この機能は、本システムを画像計測、図形解析に用いる上で特に有効である。
5. 画像処理には不可欠である2次元コンボリューション演算の高速化を図るために、2次元コンボリューション専用装置を設計・試作し、本システムに装備した。この2次元コンボリューション専用装置を用いると、ソフトウェアのみを用いた場合に比べ、平均約70倍の高速化が達成できた。

表 2.1 試作対話型画像処理システムの仕様および機能

FUNCTION	SYSTEM	GRAY LEVELS CODE	IMAGE SIZE (PIXELS)
IMAGE PROCESS AND MEMORY	MINICOMPUTER INTERDATA 7/32	8 BITS/PIXEL RUN CODE CHAIN CODE	512×512 MAX FOR 128KB MEMORY (1024×1024 MAX FOR 1MB MEMORY)
CONVOLUTION	SPECIAL PURPOSE HARDWARE	8 BITS/PIXEL	1020×1020 MAX FOR IMAGE SIZE 31×31 MAX FOR KERNEL SIZE
IMAGE DISPLAY	GRAY IMAGE	8 BITS/PIXEL 4 BITS/PIXEL 1 BIT /PIXEL	1024×1024 MAX
	CODED IMAGE	RUN CODE CHAIN CODE	4096×4096 MAX
IMAGE INPUT	TV CAMERA	8 BITS/PIXEL	1024×1024 MAX
	SOLID-STATE IMAGE SENSOR	8 BITS/PIXEL	64×64 (FOR 2-D MOS SENSOR) 512 MAX (FOR 1-D MOS SENSOR) 2048 MAX (FOR 1-D CCD SENSOR)

2.2.2 RUN符号化とCHAIN符号化

メモリ容量の大幅な削減と、図型処理あるいは画像計測・解析への応用を目的として、画像のRUN符号化法³⁹⁾とCHAIN符号化法^{39),40)}による符号化画像を直接表示できる符号化画像表示装置を試作システムに装備した。本節では、このRUN符号化とCHAIN符号化について簡単に説明する。

RUN符号化とは、標準化されたデジタル画像をラスタ走査して一定輝度の“連なり”(RUN)を求め、その画像をRUNの輝度およびRUNの始まる位置とその長さで符号化するものである。例えばFig. 2.2(a)に示すような領域内で一定の輝度を持ち、その外では零である画像を考える。この画像は領域内の輝度I、各RUNの始まる座標Aa, Ab, ..., Af, 各RUNの長さLa, Lb, ..., Lfで符号化できる。

今、mレベルの輝度を持つ画像の画素数をN、RUNの数をR、RUNの長さの最大値をLと

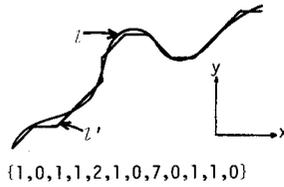
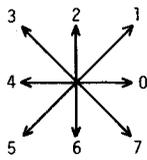
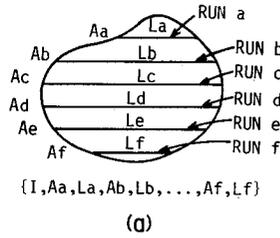


Fig. 2.2 RUN符号化とCHAIN符号化による画像の表現

- (a) RUN符号化 (b) CHAIN符号化の方向
(c) CHAIN符号化による曲線の表現。lはオリジナル
曲線であり、l'はCHAIN符号化された曲線

すれば、RUN符号化に必要な情報量は $R(\log_2 m + \log_2 N + \log_2 L)$ ビットである。一方、この画像を一画素当り m レベルの濃淡画像で表わすと、 $N \log_2 m$ ビットのメモリが必要である。従って R が

$$R < (N \log_2 m) / (\log_2 m + \log_2 N + \log_2 L) \quad (2.1)$$

の条件を満足するならRUN符号化により画像情報を圧縮することができる。つまり輝度レベルが少なく、RUNの数が少ないほど、効率の良い圧縮ができる。また画像をRUN符号で表わすことにより、閉領域の面積はその領域に含まれるRUNの長さの総和とラスタ走査の間隔の積として簡単に求まる。

CHAIN符号化とは、任意の曲線を短い線分の集合として近似し、情報を圧縮する方法である。試作表示装置ではFig. 2.2 (b)に示すように線分の傾きを 45° 毎に量子化し、その長さは x 、 y 軸方向の単位長を1、対角線方向の長さを $\sqrt{2}$ として量子化した。この量子化により曲線は線分の傾きだけの集合で符号化できる。例えば Fig. 2.2 (c)の曲線 l は $\{1, 0, 1, 1, 2, 1, 0, 7, 0, 1, 1, 0\}$ とCHAIN符号化でき、曲線 l' として再生する。このようにCHAIN符号化は線図の圧縮に対して有効である。しかもCHAIN符号化した閉曲線の周長および面積は、CHAIN符号のみを用いて簡単に求めることができる。またCHAIN符号化した一つの曲線が閉曲線であるか否かはCHAIN符号の和が零か否かで判定できる。これらのことに関しては文献40)に詳しく示

されているので、ここでは詳しい説明は省略する。

このようにRUN符号化、CHAIN符号化は単に画像圧縮を可能にするだけでなく、画像計測、図形処理、あるいは簡単なパターン認識などに応用することができる。

2.2.3 画像表示装置

試作システムに装備する高速画像表示装置として、濃淡画像表示装置と符号化画像表示装置を設計・試作した。この2種類の表示装置の仕様、機能、特徴を表2.2にまとめた。

濃淡画像表示装置は1画素当り、256レベル、16レベル、2レベルの3種類の濃淡レベルのいずれかで、最大1024×1024画素の濃淡画像を表示することができる。

符号化画像表示装置はRUN符号、CHAIN符号のいずれか、あるいは両方で表わされた符号化画像をデコードし、CRTモニター上に最大4096×4096画素として表示することができる。計算機のメモリ内では Fig. 2.3 に示すように、符号化画像データをFRAMEブロックといくつかのELEMENTブロックで表現する。ELEMENTブロックは画像を構成している要素画像^{注)}

表 2.2 濃淡画像表示装置と符号化画像表示装置の機能と特徴

		CODED IMAGE DISPLAY SYSTEM		CONTINUOUS-TONE IMAGE DISPLAY SYSTEM
SPECIFICATIONS	CODING	RUN CODE	CHAIN CODE	—
	SCANNING	VECTOR SCANNING		RASTER SCANNING
	PIXELS	4096x4096 MAX		1024x1024 MAX
	GRAY LEVELS	16	2	256, 16, 2
	DATA TRANSFER	DMA BUS		DMA BUS
	CYCLE TIME	600ns/PIXEL		600ns/PIXEL
FUNCTIONS	ROTATION OF IMAGE	○		—
	ENLARGEMENT OF IMAGE	○		—
	ELIMINATION OF LOCAL IMAGE	○		—
	SUPERPOSITION OF GRAY AND CODED IMAGES	○		○
	EDITTING AND LOCAL PROCESSING	○		○
	APPOINTMENT OF PIXEL POSITION	○		○
	FLICKER	FREE		△ (OVER 300x300PXS)
	INTERACTIVE PROCESSING	○		○
	OBJECTIVE AND APPLICATIONS	DISPLAY OF BINARY IMAGE AND CONTINUOUS-TONE IMAGE, IMAGE ANALYSIS		GENERAL PURPOSE

注) ここでは画像を構成していると考えられる構成要素を便宜上、要素画像と呼ぶ。例えば人の顔の像であれば目、鼻、口などがそれぞれ要素画像である。

を表わし、一種類の要素画像に対し、一つの ELEMENT ブロックが対応する。FRAME ブロックは一画面の構成を記述する部分であり、各要素画像の位置（画面上でのアドレス）と対応する ELEMENT ブロックのメモリ上での先頭アドレスから成っている。このように、FRAME ブロックと ELEMENT ブロックに分離することにより、表示画像上への要素画像の追加、削減、移動などが容易に実行できる。また、同一要素画像を多数含む画像に対しては、画像表示に必要なメモリ容量を大幅に削減することができる。

2.2.4 画像入力装置

2種類の画像入力装置を試作し、試作システムに装備した。一つは高解像度ビデオカメラC-1000(浜松テレビ製)を用いた1ライン/TVフレームの走査速度で、1画素を8ビットで表わし最大1024×1024画素の画像を入力できる画像入力

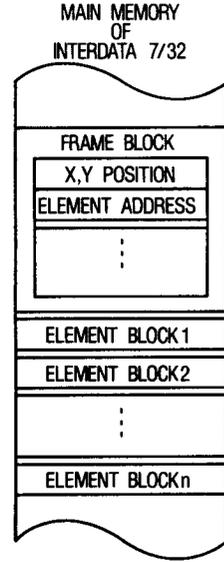


Fig. 2.3 符号化画像のメモリ内での表現

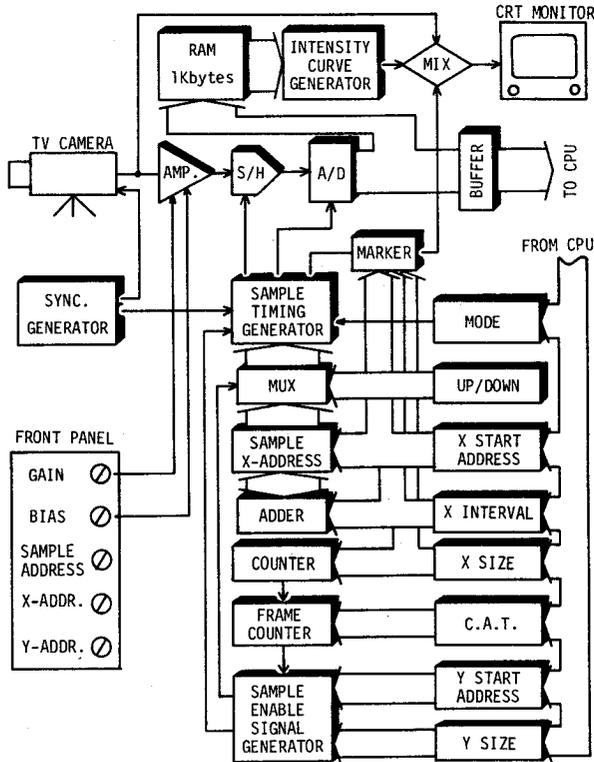


Fig. 2.4 TVカメラを用いた画像入力装置

装置である。他は固体イメージセンサを用いた高速画像入力装置である。使用した固体イメージセンサは三種類で、2次元MOS型のMEL 64×64、1次元MOS型のMEL 512、1次元CCDのMN 8027で、いずれも松下電子製である。

TVカメラを用いた画像入力装置のブロック図をFig. 2.4に固体イメージセンサを用いた画像入力装置のブロック図をFig. 2.5に示す。

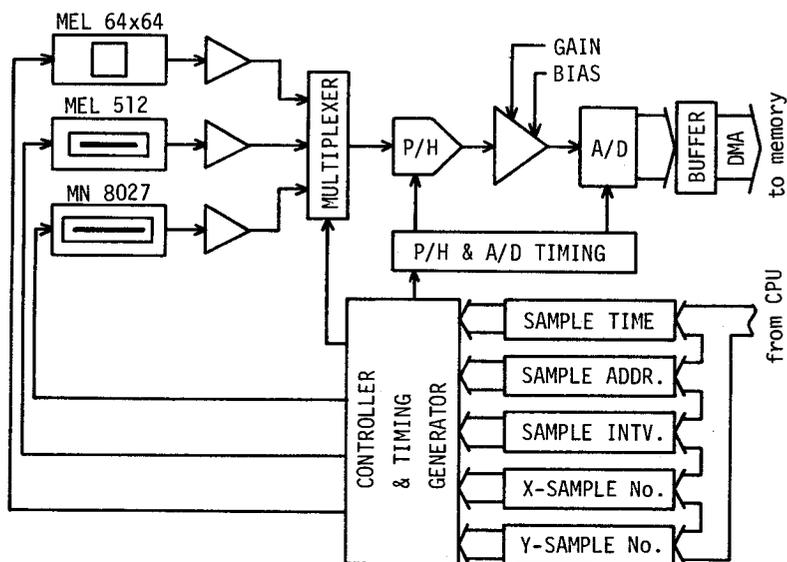


Fig. 2.5 固体イメージセンサを用いた画像入力装置

2.2.5 2次元コンボリューション専用演算装置

2次元コンボリューションは画像処理の中でも、最も重要でかつ頻繁に用いられる演算である。しかし2次元コンボリューション演算をソフトウェアのみを用いて実行すると、非常に長い計算時間を要し、円滑な対話型処理の実行に支障をきたす。この問題点を克服する目的で、著者はすでに1次元コンボリューションとフーリエ変換を実行することのできる専用装置を開発した。¹⁾ 本研究では、それをさらに高速化した2次元コンボリューション専用演算装置を設計・試作し、試作システムに装備した。このコンボリューション専用演算装置の最大の特徴は、計算機のメモリ内に記憶された画像データのアクセス回数を極力減らすアクセス方式を用いたことにある。そのため高速乗算器一個で高速処理を実現でき、装置価格の低廉化を図ることができた。

試作装置はFig. 2.6に示すように、計算機とのインターフェイス部、二組の内部メモリ、内部メモリへのアドレス生成部、パラメータ用レジスタ群、ALU (Arithmetic Logical Unit)、およびコントローラから成る。ALUは8ビットの積和器 (TRW製TDC 1008 J)、加減算器、

除算器から成る。ALUでは8ビットの画像データと重みの積和演算と、正規化のための除算を実行する。ALU内部では積和結果を25ビットとして扱い、最後に除算することによりまるめ誤差の影響を小さくした。ALUでの一回の積和演算は約170nsecである。内部メモリは重みと画像データ保持用に二組用意し、また画像データの一時保持用に補助メモリを付加してある。以下試作装置の主な特徴であるアクセス方式を中心に試作装置の動作について説明する。

まず計算機で処理に関する情報を設定し、重みの値を一組内部メモリに書き込む。その後、計算機は演算開始の命令を出す。試作装置はまず計算機のメインメモリから各画素のデータをDMA転送により画像データ保持用の内部メモリに書き込む。この時点でALUは演算を開始する。

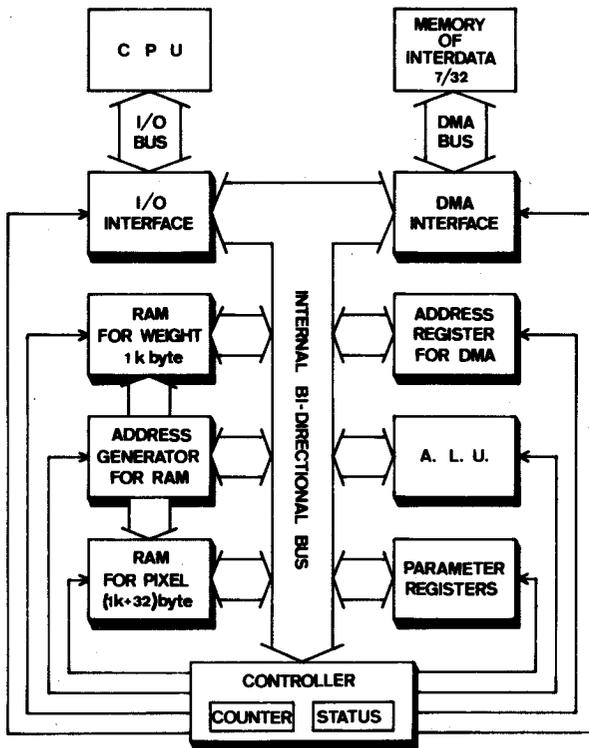


Fig. 2.6 2次元コンボリューション専用演算装置のブロック図

今重みの大きさが 5×5 点であるとするとFig. 2.7に示すように計算機のメモリ内の最初の 5×6 画素のデータを{A}, {B}, {C}, {D}, {E}の順に転送し、内部メモリにFig. 2.7(c)の状態に記憶する。ただし{A}~{E}は画面内の第1~5行目の最初の6画素のデータを表わす。次にALUの演算を開始し、この演算実行中に次の演算に必要な画像データ{F}を補助メモリに転送する。そしてデータ{A}がALUの演算に使用されると直ちにデータ{A}は補助メモリの{F}に置換され、Fig. 2.7(d)の状態になる。従って次の画素に対する演算をALUが始める時

には、すでに必要な画像データが整っていることになる。そのためALUは待ち時間なしに次の演算を実行することができる。以下同様にALUの演算中に次のデータ{G}を補助メモリに転送し、データ{B}を使用すると同時にそれと置き換え Fig.2.7(e)となる。INTERDATAのDMA転送は16ビット転送であるため一度に二画素分のデータを転送する。そのため Fig.2.7に示すように5×5点の場合でも一行分には6画素のデータが含まれる。そこでALUは Fig.2.7(c)の状態の演算を Fig.2.8に示すように2画素分実行し、その演算結果をまとめて16ビットとして計算機のメモリへ転送する。この手順により次々と縦方向一列分(実質上は2列分)の演算がALUの待ち時間なしに実行できる。次に、Fig.2.7(b)のように先頭アドレスを2番地進めた状態から同様の手順を繰り返す。この操作を全ての画像データに対して順次実行する。以上述べ

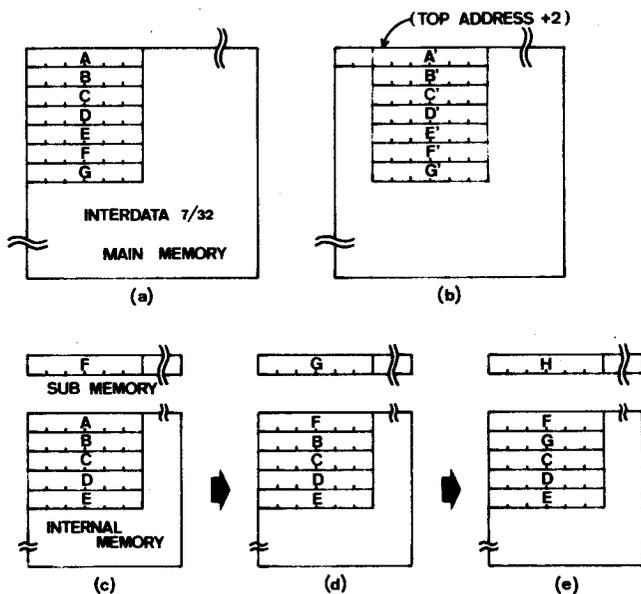


Fig.2.7 2次元コンボリューション専用演算装置のメモリアクセス方式

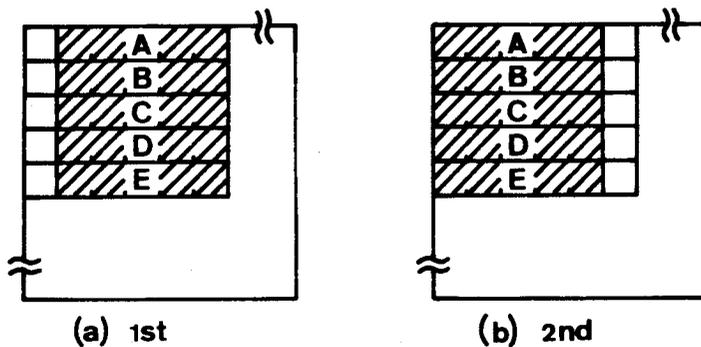


Fig.2.8 内部メモリに対するALUのアクセス

たデータ転送法の簡単なタイミング図を Fig. 2.9 に示す。ただし重みの大きさは 5×5 点とした。

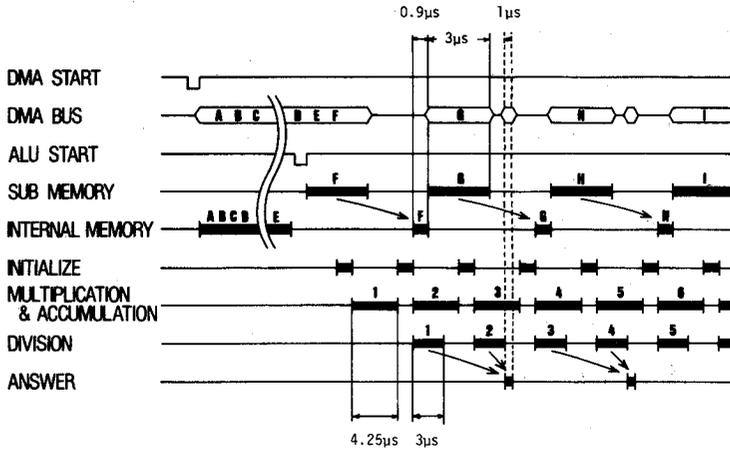


Fig. 2.9 2次元コンボリューション専用ハードウェアの各部のタイミング

このような内部メモリを用いたアクセス方式により、全画面処理するのに必要なDMA転送回数は $1/n$ (ただし重みの大きさを $n \times n$ とする) に減少し、しかも画像データの先取りによりALUは待ち時間なしに演算を進めることができ、演算の高速化が達成できた。表 2.3 に2次元コンボリューション演算を試作装置を用いて実行した場合(上段)とソフトウェアで実行した場合(下段)の演算時間を示す。ただしソフトウェアによる演算時間はINTERDATA 7/32を用いた場合の値で、四則演算のみに注目して推定したものである。表 2.3 から解るように、ソフトウェアで実行する場合の平均約70倍程度の高速化が試作装置で達成できた。

表 2.3 2次元コンボリューション演算を試作装置を用いた場合(上段)とソフトウェアのみによる場合(下段)の演算時間の比較

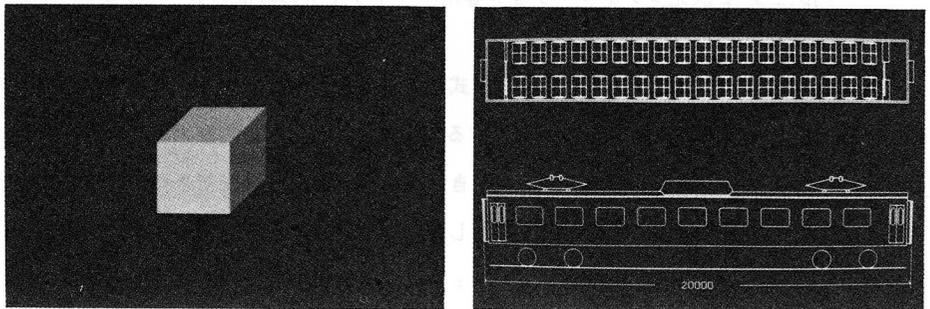
image size kernel size	128×128 (pixels)	256×256	512×512	1020×1020
7×7	0.1	0.6	2.2	8.7
	9	37	147	585
15×15	0.6	2.5	10.1	40.0
	42	167	667	2647
25×25	1.8	7.0	28.0	110.9
	115	462	1847	7329
31×31	2.7	10.8	43.1	170.5
	162	646	2584	10254

(sec)

2.2.6 試作対話型画像処理システムの性能評価

本節で述べたミニコンピュータ INTERDATA 7/32を中心とする対話型画像処理システムは第4章～第6章の画像処理の実験に使用したものであり、本システムの総合的性能は、それらの実験結果から評価できる。その結果、当初目標としていた性能を本システムは十分持ち合わせており、画像処理法の開発研究に有効であることが認められた。以下符号化画像の表示と簡単な符号化画像処理について評価する。

試作システムを用いた符号化画像の表示例を Fig. 2.10 に示す。Fig. 2.10 (a)はRUN符号化画像の表示例で、立方体の3面を要素画像として輝度を変化させて立体視表示したものである。この立方体は一辺が1024画素で表わされており、符号化画像表示に必要なメモリ容量は6K bytesである。同じ画像を、もし一画素2ビットで表わし、ラスタ走査方式で表示すれば、必要なメモリ容量は約580 K bytesとなる。



(a) RUN符号化画像

(b) CHAIN符号化画像

Fig. 2.10 符号化画像表示装置による符号化画像の表示例

Fig. 2.10 (b)はCHAIN符号により符号化した電車の設計図面を表示した例である。座席、窓などの同一画像の表示には、要素画像をそれぞれ種類記憶しておくだけでよい。この符号化画像の表示に必要なメモリ容量は9 K bytesである。この画像は、ラスタ走査方式で表示した2048×2048画素の画像に対応している。従ってもし同じ画像をラスタ走査方式で一画素1ビットで表わすとすれば、実に512 K bytesのメモリ容量が必要となる。以上のことから、輝度レベルの少ない画像はRUN符号、CHAIN符号によって効率よく符号化でき、試作符号化画像表示装置により鮮明で高品質の画像を再生することが確認できた。

次に符号化画像を用いた画像計測の簡単な実験例をFig. 2.11 に示す。Fig. 2.11 (a)は窪んだボールを斜めから照明した場面を試作システムで入力し表示した例である。この入力像を7階調の輝度レベルでレベルスライスし、CHAIN符号化して表示した像がFig. 2.11 (b)である。CHAIN符号化は各レベルでレベルスライスした二値画像を輪郭追跡^{39),40)}して行った。Fig. 2.11 (c)は(a)

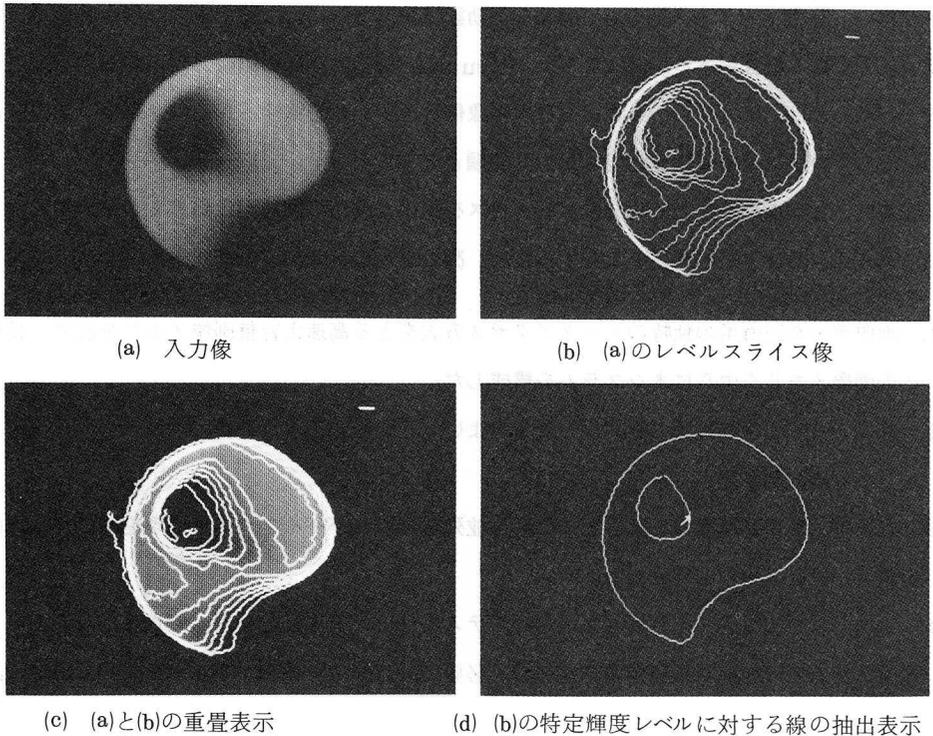


Fig.2.11 符号化画像を用いた簡単な画像計測

と(b)を重畳して表示したものである。Fig. 2.11 (d) は(b)の符号化画像の中から特定の輝度レベルに対応する線のみを抽出し表示した例である。符号化画像が構成要素画像の集合として表わされているため、この処理は非常に簡単に実行できる。また2.2.2節で述べたようにFig. 2.11 (d) の2本の閉曲線の周囲長と、それらで囲まれる領域の面積は CHAIN 符号を用いて簡単に求まる。その結果、周囲長比は約 11:25、面積比は約 1:6 となった。この実験結果からも符号化画像の利用の有効性、および試作符号化画像表示装置の画像計測・図形解析などへの応用性が確かめられた。また画像入力装置、濃淡および符号化画像表示装置のそれぞれの動作が確認できると共にそれらの時分割処理性を用いた見かけ上の同時動作が正常に動作していることも確認できた。

2.3 時分割多重データベースを用いた高速画像処理システムの試作

2.1節で述べたように、現在広く普及している Von-Neuman 型の計算機は本質的に画像処理に適していない。その理由として次のことが考えられる。1) 画像は2次元配列した膨大な情報量をもつにもかかわらず、画像データをプログラムと同レベルの逐次アクセス方式のメモリに格納するため、データ転送効率が低い。2) プログラムの実行が各画素に対して逐次実行され、しかも画像処理では並列に実行されるべきアドレス計算、データ転送、そして演算が逐次実行されるため処理効

率が悪い。3) 膨大なデータ量をもつ画像を補助記憶装置なしには記憶できない場合が多く、処理速度の低下を招く場合がある。従って Von-Neuman 型の計算機の画像処理への適用性の欠点を解決するためには、膨大なデータ量からなる画像信号をいかに記憶するか、いかに効率よく転送するか、そしていかに高速演算を実現するかが問題となってくる。

著者は、この点を考慮して時分割データベースを用いた汎用の高速画像処理システムを試作した。³⁾ 試作システムでは上記の問題を克服するため、次のようなシステムの構成をとった。

1. 画像データ記憶用の独特のデータアクセス方式をとる高速大容量画像メモリを設計・試作し、この画像メモリを中心に本システムを構成した。
2. 画像メモリと各装置間で高速かつ効率のよいデータ転送を行うため、画像データ転送用の4チャンネル時分割多重データベースを設けた。
3. 画像データの高速演算を実行するため、並列処理およびパイプライン処理を用いた高速画像処理装置を設計・試作し装備した。
4. ホストコンピュータを利用した援用システムでは、データ転送効率、処理速度が低下するため、本システムでは外部に処理装置をまったく必要としないアーキテクチャーを用いて設計・試作した。

以下、試作システムの特徴と機能について述べ、システム内の各装置について概説する。

2.3.1 試作高速画像処理システムの概要と特徴

Fig. 2.12 に試作システムのブロック図を示す。試作システムは、画像メモリを中心として構成しており、TVカメラによる実時間画像入力装置、カラーモニターと白黒モニターへの2種類の実時間画像表示装置、画像処理装置、およびシステムコントローラから成る。各装置と画像メモリは時分割多重データベースを介して、高速データ転送を行う。システムコントローラは、コマンドバスを通じて各装置を制御する。また本システムには、システム利用者との対話型処理を円滑に実行するために、コマンド入力用のターミナルとして、マイクロコンピュータ(CEC500)を接続してある。表2.4に試作システムの仕様と機能を示す。

試作高速画像処理システムは次に示すような構成上・機能上の特徴をもつ。

1. 最大1024×1024画素の高分解能画像を扱うことのできる、汎用画像処理システムである。
2. 512×512画素の画像をビデオレート(1画面当たり1/30秒)で入出力できる実時間画像入力装置および表示装置を試作し装備した。そのため6.の画像処理装置と共に用いて、画像の入力、処理、表示を高速に実行できる。そのため高分解能画像に対する対話型処理が効率よく実行で

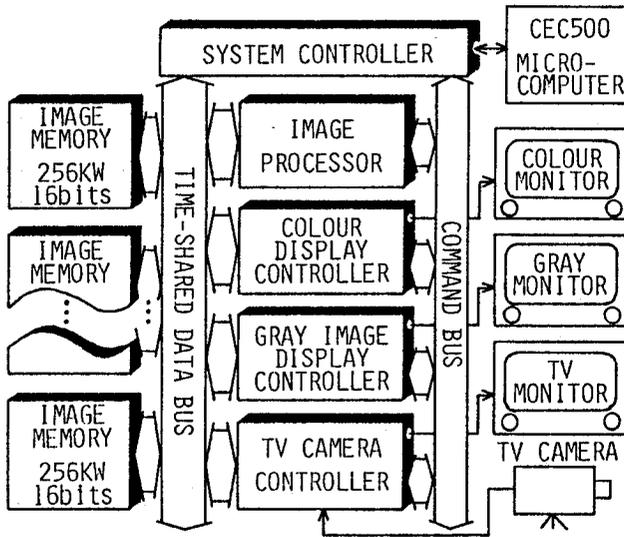


Fig. 2.12 時分割多重データベースを用いた高速画像処理システム

表 2.4 高速画像処理システムの仕様と機能

Image Processor	Convolution Circuit (fast convolution)	
	Point by Point Processor (real-time point processing)	
	Bipolar Micro-Processor (general purpose processing)	
Colour Display System	Image Size	max 512x512 pixels
	Colour Levels	max 32768 levels (15bits)
	Refresh Cycle	36 msec/frame
Gray Image Display System	Image Size	max 1024x1024 pixels
	Gray Levels	max 256 levels (8bits)
	Refresh Cycle	36 msec/frame (up to 512x512)
		144 msec/frame (1024x1024)
Image Input System from TV camera	Image Size	max 512x512 pixels
	Gray Levels	max 256 levels (8bits)
	Input Time	36 msec/frame
Image Memory	Memory Capacity	max 8 Mwords (16bits/word)
	Cycle Time	400 nsec
	Access Time	400 nsec for 4 words
Time-Shared Data Bus	Transfer Rate	max 10 Mwords/sec for 1 channel
	Channels	4 channels

きる。

3. 時分割多重データバスを用いることにより、見かけ上4種類の画像データを同時に高速転送できる。そのためシステム内の入出力装置や処理装置の内の4台の装置がビデオレートで同時動作可能である。
4. 時分割多重データバスを用いて、画像入力装置、処理装置、表示装置を画像メモリを介してパイプライン的に利用することにより、濃淡動画像の簡単な処理が可能である。
5. 本システムでは画像データを16ビット/画素として扱う。そのため高精度な処理が可能である。
6. 高速性と汎用性を両立させるためにコンボルーション専用ハードウェア、画素間演算専用ハードウェア、およびハイポラ型マイクロプロセッサから成る画像処理装置を設計・装備してある。
7. 最大8M語(16ビット/語)の画像メモリが実装できるため、ほとんどすべての処理を外部記憶装置なしに実行できる。

2.3.2 画像メモリと時分割多重データバス

設計試作した画像メモリは、 512×512 語(16ビット/語)の記憶容量をもつメモリブロックの集合として構成しており、各メモリブロックはそれぞれ独立に動作可能である。この画像メモリはサイクルタイムが400 n secであり、4語(画像の連続した4画素に対応する)を同時にアクセスして、10 M語/秒の高速データ転送速度を得ている。この10 M語/秒のデータ転送速度は、 512×512 画素の画像をビデオレート(1画面当り1/30秒の転送速度)で転送できることを示している。

システム内の各装置からこの画像メモリへのアクセスは、時分割多重データバスを介して、Fig. 2.13 に示すように行う。リードサイクルでは100 n secの間、バス上にアドレスA1を与え

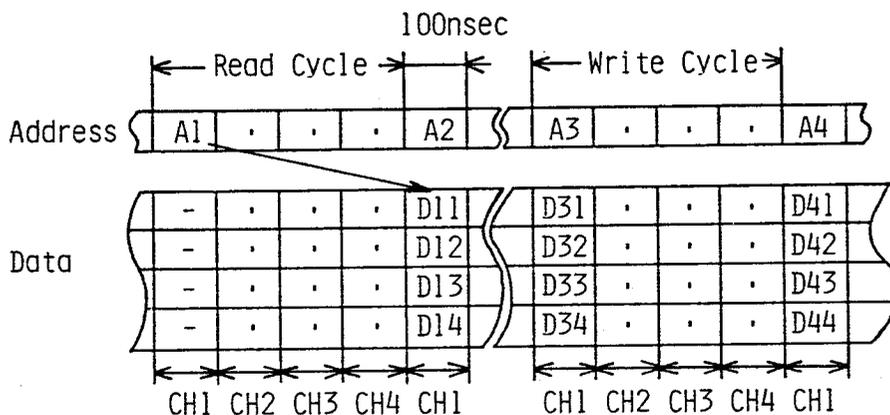


Fig. 2.13 時分割多重データバスの動作

ると、400nsec後にA1に対する4画素分のデータD11, D12, D13, D14が得られる。ライトサイクルではアドレスA3と同時に4画素分のデータD31, D32, D33, D34を100nsecの間与えると、画像メモリ内では400nsec後の次のサイクルまでに書き込みを終了する。従って画像メモリをアクセスするためのバス専有時間は、画像メモリのサイクルタイムの1/4の100nsecでよいことになる。画像メモリ内の各メモリブロックは独立に動作しうするため、Fig. 2.13に示すような画像メモリのサイクルタイムを4分割したCH1からCH4までの4つのチャンネルを用いて、異なるメモリブロックをアクセスすることにより、4つのメモリブロックからのデータをそれぞれ10M語/秒の速度で転送可能となる。このように試作した画像メモリと時分割多重データバスを用いると、4種類の異なる画像データを見かけ上同時に、ビデオレートで(512×512画素以下の画像の場合)転送できることになる。

システム内の各装置は、この時分割多重データバスの4つのチャンネルのうち、未使用のチャンネルを任意に選択して使用する。また各メモリブロックはアクセスの生じたチャンネルに自動的に接続される。そのため、各装置は独立に必要なメモリブロック数をもつ画像メモリを自由に使用することができる。従って4台までの各装置が異なるメモリブロックを用いて同時動作可能となる。

また、画像処理装置により1/30秒以内に実行可能な処理に対しては、画像メモリを介して各装置間をパイプライン的に利用することにより、512×512画素の動画の処理が可能である。この様子をFig. 2.14に示す。#1, #2, #3, #4はそれぞれ一枚の画像を記憶している画像メモリであり、1つのメモリブロックを示す。矢印は、それぞれ時分割多重データバスの4つのチャンネルを表わす。まず、すでに処理

された処理結果がメモリブロック#4に、入力した被処理画像が#2に記憶されているとする。この時Fig. 2.14(a)に示すように画像入力装置、処理装置、表示装置を時分割多重データバスを用いて同時動作すると、新しい入力画像が#1に、#2の画像の処理結果が#3に入り、それと同時にメモリブロック#4に記憶されている処理された信号が像として表示される。次にFig. 2.14(a)の状態では1画面分のデータ転送後(約1/30秒後)、Fig. 2.14(b)に示すようにそれぞれアクセスするメモリブロックを変更すると、Fig. 2.14(a)で処理された画像(#3)が表示され、入力された像(#1)が処理され、次の新しい画面が#2に入力される。従ってFig. 2.14(a), (b)を1画面分のデータ転送後くり返すことにより、ビデオレートでの動画の処理が可能と

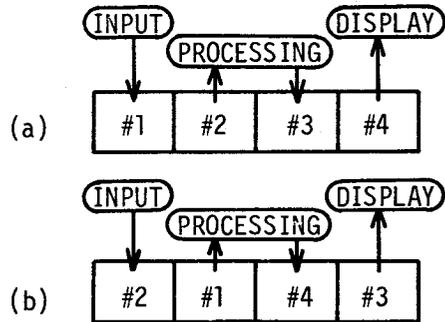


Fig. 2.14 試作システムを用いた動画処理

なる。

2.3.3 実時間画像入出力装置

高速に画像処理を行うには、高速で画像を入出力できる画像入出力装置が必要である。そこでTVカメラより実時間で画像を入力できる実時間画像入力装置と、カラーモニターと白黒モニターに高速に画像表示ができる実時間画像表示装置を試作し、本システムに装備した。本システムでは1画素の信号を16ビットとして扱うが、濃淡画像の入出力に限っては、Fig.2.15に示すように、そのうちの8ビットを使用する。このビット数は使用したA/D変換器（TRW社TDC-1007PBC）とD/A変換器（TRW社TDC1016J-8）で制限されるものであるが、TVカメラのビデオ管およびCRTモニターのCRTのダイナミックレンジを考えれば、実用的な画像処理の目的には十分と考えられる。

画像入力装置から入力されたデータは、Fig.2.15に示すように上位2ビットから9ビットまでの8ビットに2の補数で表現し、その時最上位ビットは上位2ビット目と同じ値をとるようにする。このことにより、システム内部のデータのダイナミックレンジは、入力画像のダイナミックレンジの2倍となるので、たとえある処理による処理結果像のダイナミックレンジが伸長してもシステム内部ではその結果を正しく表現することができる。従って次段の処理も正しく実行することができる。なお、画像表示の時、データがダイナミックレンジを越えた場合は、ダイナミックレンジ内に納まるようにまるめて出力する。

以下試作した画像入力装置と画像表示装置について簡単に説明する。

2.3.3.1 実時間画像入力装置

実時間画像入力装置は、TVカメラよりビデオレート（1画面当り1/30秒）で画像をシステム内に入力する装置である。最大画素512×512の画像を1画素8ビットの濃淡信号で画像メモリ内に入力することができる。この時前述の時分割多重データバスの1つのチャンネルを使用する。また静止画像の入力には、入力画像のSN比を改善するために、最大256回の積算平均を行うことができる。この積算平均は、試作画像入力装置で実行され、その場合時分割多重データバスの2つのチャンネルを使用する。この時の入力時間は積算回数を n とすれば $n/30$

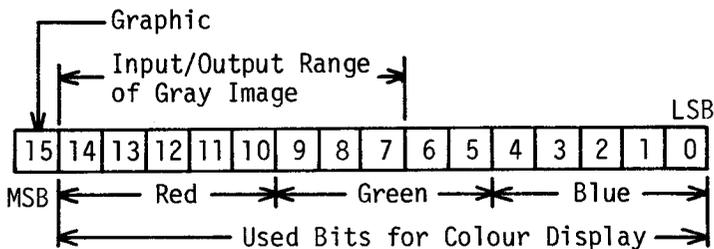


Fig.2.15 画像入出力におけるデータの表現

秒となる。

2.3.3.2 実時間画像表示装置

試作システムにはカラー画像表示装置と濃淡画像表示装置を装備した。カラー画像表示装置は Fig. 2.15 で示した最大画素 512×512 の画像を、赤、青、緑情報を各5ビットで表わしてビデオレートで表示する。従って表現できる色は 32768 色となる。またカラー画像表示装置は 512×512 画素までの濃淡画像を256レベルで表示することもできる。

濃淡画像表示装置は、最大 1024×1024 画素の画像を256レベルで表示でき、 512×512 画素までの画像ならばビデオレートで表示できる。 512×512 以上の画素数をもつ画像表示時間はビデオレートより遅くなるが、最大の 1024×1024 画素の場合でも約 $1/7$ 秒のリフレッシュサイクルで表示できる。

両表示装置共に、時分割多重データバスの1つのチャンネルを用いて高速表示が可能である。

2.3.4 画像処理装置

処理の高速性と汎用性を考慮して、コンボリューション専用ハードウェア、画素間演算専用ハードウェア、および16ビットのバイポーラ型マイクロプロセッサから成る画像処理装置を設計試作した。Fig. 2.16に画像処理装置のブロック図を示す。

画像処理装置は16ビットのデータが扱えるように設計しており、高精度な処理が実行できる。また画像処理装置は、時分割多重データバスのうち最大3チャンネルを使用できる。そのうち2チャンネルは2枚の画像の入力用に、残りの1チャンネルは処理結

表 2.5 試作画像処理装置の処理時間

コンボリューション (7×7 点の重み)	453msec
輝度レベル変換	32msec
画素間演算	32msec

(512×512 画素の場合)

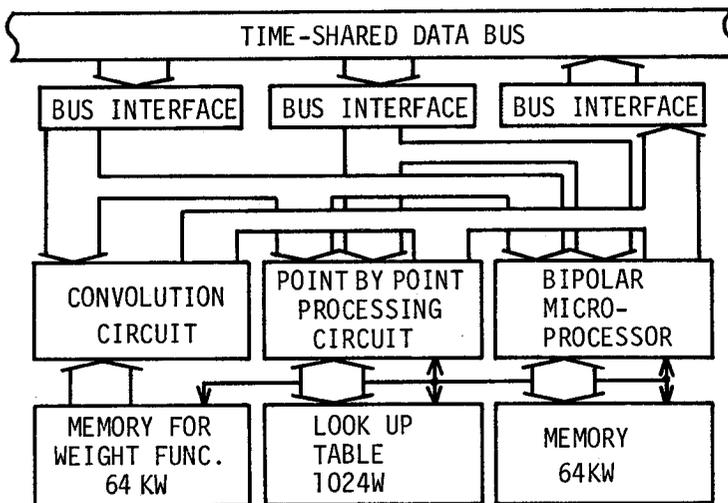


Fig. 2.16 試作画像処理装置のブロック図

果の出力用に用いる。表 2.5 に試作画像処理装置を用いて基本的な処理を実行した場合の処理時間を示す。ただし被処理画像の画像サイズは、512×512画素とした。

以下、画像処理装置内の各ハードウェアについて説明する。

2.3.4.1 コンボリューション専用ハードウェア

コンボリューション演算は、実用的な画像処理の中で頻繁に用いられる演算ではあるが、一般に極めて長い演算時間を要する。そのためコンボリューション専用ハードウェアを処理装置内に装備してコンボリューション演算の高速化を図った。Fig.2.17 に試作コンボリューション専用ハードウェアのブロック図を示す。このハードウェアは Fig.2.17 に示すように、4つの乗算器（AMD社Am 29517）、4つの加算器、演算結果の保持用のバッファメモリから構成されている。試作ハードウェアでは、4画素の画像データと重みの乗算を並列演算によって100nsecで実行し、その乗算結果を各段100nsecのパイプライン化された加算器によって加算し、演算の高速化を図っている。この高速化の手法はPPP(Parallel Pattern Processor)^{35),36)}の積和演算器で用いられた手法とはほぼ同一のものである。試作ハードウェアでは、画像メモリ内の必要な画像データをラスタ走査方式で読み出してコンボリューション演算を実行する方法をとっている。バッファメモリには、画像の横方向一行分のデータに対する積和演算の途中の結果が48ビット/語として一旦保持される。一行分の積和演算が完了した時点で、バッファメモリ内の積和演算結果を16ビットにまるめて画像メモリに記憶する。積和演算結果は出力時にまるめるので、まるめ誤差による影響は小さくすることができる。このコンボリューション専用ハ

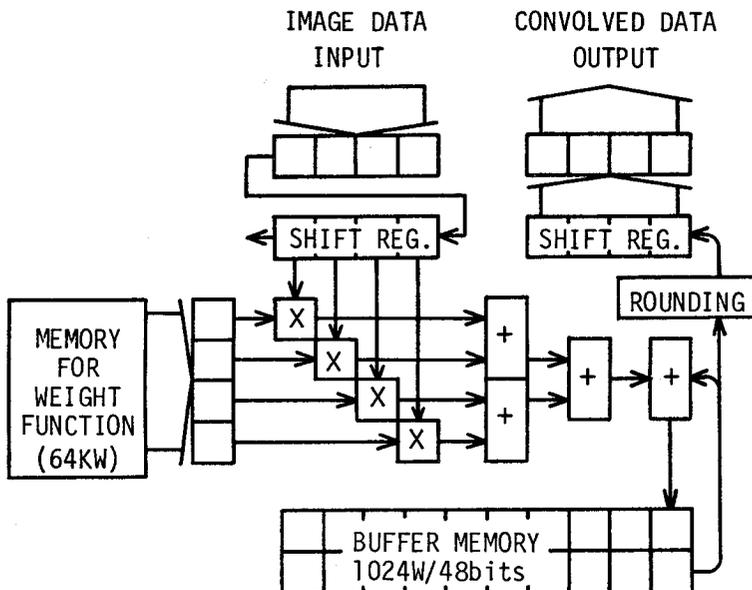


Fig.2.17 コンボリューション専用ハードウェア

ードウェアは、最大1024×1024画素の画像を処理することができる。またその時、時分割多重データバスの1チャンネルを画像入力用として、他の1チャンネルをコンボルーション結果の出力用として用いる。

2.3.4.2 画素間演算専用ハードウェア

画素間演算^{注)}は、画像処理の基本演算の一つと考えられる。この画素間演算を512×512画素の画像に対して、約32msecで実行できる画素間演算専用ハードウェアを試作し装備した。このハードウェアの機能は、被処理画像のデータ x に対して

$$y = F[(x \star a) \times b \star c] \quad (2.2)$$

で表わされる処理結果 y を出力するものである。ただし \star は加減算および論理演算の中の一つの演算を表わし、後で述べるバイポーラ型マイクロプロセッサより指定する。 $F[\cdot]$ は輝度レベル変換を表わす。また a, b, c はバイポーラ型マイクロプロセッサより与える定数である。特に a はマイクロプロセッサからの設定により、被処理画像(x)と異なる画像データをとることができる。

画素間演算専用ハードウェアのブロック図をFig.2.18に示す。Fig.2.18の4つの演算ユニ

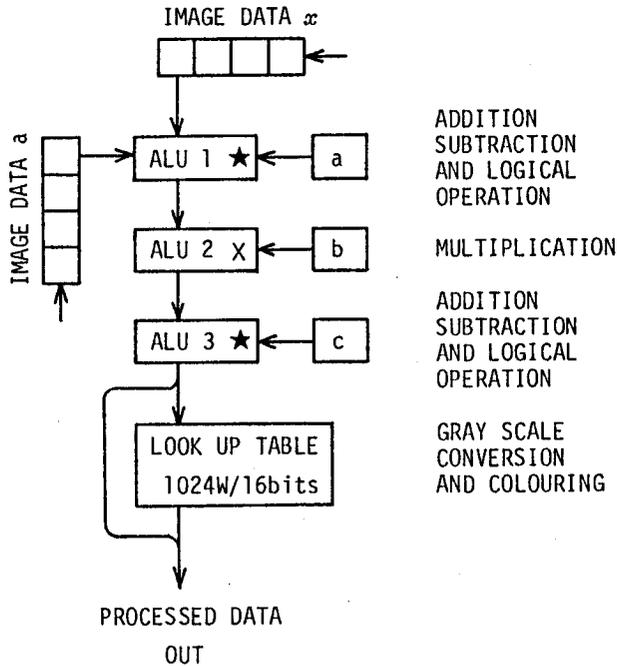


Fig.2.18 画素間演算専用ハードウェア

注) 各画素に対する加減乗算および論理演算をここでは画素間演算と呼ぶ。

ット (ALU1, ALU2, ALU3, Look up table) はそれぞれ (2.2) 式で表わされる各演算 (\star , \times , \star , $F[\cdot]$) を実行する。この4つの演算ユニットは、1ユニット当たり100nsecの命令実行サイクルでパイプライン化して接続してある。従ってこの画素間演算専用ハードウェアを用いれば、1画素当たり100nsecの高速処理が実行できる。輝度レベル変換ユニットは16ビットデータの上位10ビットを用いて、テーブル参照することにより輝度レベル変換を実行する。また濃淡画像の擬似カラー像を得るために、この変換テーブルの出力は16ビットとした。この画素間演算専用ハードウェアは、画像に含まれる画素数に関係なく処理を実行できる。

この画素間演算専用ハードウェアを用いて、例えば2枚の画像の差を何倍かし、バイアスを加えた後、擬似カラー化する処理を 512×512 画素の画像に対して、僅か32msecで実行できる。またこのハードウェアを用いて画素数が 512×512 より少ない画像を処理するならば、2.3.2節で述べたように動画像処理が可能となる。

2.3.4.3 バイポーラ型マイクロプロセッサによる汎用画像処理

画像処理装置の処理の汎用性を実現するため、マイクロプログラマブルな16ビット・バイポーラ型マイクロプロセッサ (AMD社Am 29116) を処理装置に装備した。このマイクロプロセッサを用いると、ソフトウェアの助けを借りて任意の処理を実行することができる。このマイクロプロセッサは画像データ入力用として時分割多重データベースの2チャンネルを、処理結果の出力用として1チャンネルを使用できる。マイクロプロセッサのマイクロサイクルは150nsecに設定した。

2.3.5 試作高速画像処理システムの性能評価

本節で述べた高速画像処理システムについては、画像メモリ、実時間画像入力装置、実時間画像表示装置および時分割多重データベースの動作確認を行った。ここでは、動作確認の終わっている装置を用いて、入力画像の表示例と、入力画像の擬似カラー変換した像の表示例を示す。

Fig. 2.19 は、実時間画像入力装置を用いて画像メモリに入力した入力画像を、実時間表示装置を用いてモニター上に表示した結果である。Fig. 2.19はIEEEのファクシミリ用テストチャート像であり、画素数は 512×512 、濃淡レベルは256階調である。

Fig. 2.20 は側頭部の血管造影X線写真を入力し、擬似カラー変換を行いカラーモニター上に表示した結果である。Fig. 2.20 (a)は 512×512 画素の入力像であり、256階調で濃淡画像としてカラーモニター上に表示したものである。Fig. 2.20 (b)は(a)を擬似カラー変換してカラーモニター上に表示した擬似カラー像である。

Fig. 2.19, Fig. 2.20 より本システムの画像メモリ、画像入力装置、画像表示装置および時分割多重データベースの正常な動作が確認できた。今後、本システムが今まで研究室レベルでは非常に難しかった高分解能画像の高品質な画像処理を実行するために、その能力を十分発揮するものと

たこと、5) 符号化画像を直接表示できる表示装置により本システムの画像計測、解析の能力が向上したことである。また実際に本システムを画像の特質を考慮した適応性のある画像処理法の開発に適用し、その有効性及びに実用性が確認できた。このように本システムは適応性のある画像処理法の開発研究には十分な能力を持ち合わせており、今後も大いに利用されるものと思われる。しかしこのシステムは実用的な画像処理システムとしては、扱える画像の分解能および処理速度に難点をもっていたと考えられる。

そこで2.3節では、2.2節で述べた対話型画像処理システムの開発の経験を基に、より実用的な高速画像処理システムの開発研究を行い、その設計概念、特徴、構成、動作について述べた。この高速画像処理システムは 1) 高速大容量画像メモリを装備してメモリ中心のアーキテクチャをとったこと、2) 時分割多重データベースを設けたこと、3) 高速画像処理装置を装備したこと、4) ホストコンピュータを不必要としたこと、により従来の逐次実行型計算機(Von Neuman 型計算機)を用いた画像処理システムの持っていた問題点を克服できるすぐれた画像処理システムであると考えられる。

第3章 局所領域に注目した画像強調処理

3.1 緒 言

画像に含まれる情報は極めて多く、そのためその中の必要としている情報が他の不要な情報と混在して、機械または人間の目に抽出あるいは感知できないことがしばしば起きる。画像強調処理は、このような必要としている情報を他の情報より強調し、人間の目あるいは機械に認識し易い形に変換して表示することを目的としたものであり、応用範囲も広く、実用的に重要な処理のひとつである。また画像強調処理は画像計測・解析などの他の処理の前処理として必ず必要であり、画像処理の中では最も重要な基本的処理技術である。

画像強調処理は、その必要とする情報により、処理法は異なってくるが、代表的なものに、線やエッジの抽出および強調を行う微分処理、画像の鮮鋭化を目的とする高周波強調処理、濃淡画像内の構造物の輪郭および形状の抽出、強調を行う2値化処理、濃淡変化の強調やコントラスト改善を行うコントラスト変換処理などがある。

このような画像強調処理を実用的立場で用いる場合、使用する処理法には次の条件を満足することが要求される。

1. 処理に必要な処理パラメータの設定ができるだけ簡単で、かつ処理効果が大きいこと。
2. 被処理像に含まれる雑音を抑圧し、しかも処理結果に偽信号を含まず客観性があること。
3. 処理時間が短く、短時間内に多数の処理像が得られること。

条件1と3は処理の費用効化比の向上には不可欠であり、条件2は処理による誤った判断を引き起こすことを防止する上で重要である。また画像強調処理は、本来人間の目による認識を目的としているため、処理結果の良否に関する人間の判断を利用する対話型処理が有効である。対話型処理を円滑に実行するためには、やはり上記1と3の条件を満足する処理法が必要である。従って、実用的な画像強調処理を行うためには、上記の3つの条件を兼ね備えた処理法と、第2章で述べたような高速対話型画像処理システムが不可欠である。

本章では、第4章で述べる医用X線写真像の画質改善処理の実用化を目的として、上記の3つの条件を満足する画像強調法について述べる。特に医用画像の処理を目的とする場合、処理結果に偽信号を生ずることは誤った診断を誘発することにもなり、上記の条件2を満足することは非常に重要である。そこで著者は、偽信号を生じないためにも、被処理画像の構造に適応した処理法が必要と考え、画像の局所領域に注目した画像強調法を適用した。

まず3.2節で画像の局所領域内で多項式曲面を適合し、その曲面の微分係数を求めれば、雑音強調を抑圧した微分フィルターが設計できることを示す。3.3節では局所領域内の平均値を用いるこ

とにより、コンボリューションによる空間フィルタリングより高速で、かつ処理内容の変更の容易な高周波強調法を示す。3.4節では局所領域の平均値を閾値として画像を2値化する適応2値化法^{41),42)}を示す。3.5節と3.6節ではコントラスト改善処理の中で、局所領域内の情報を用いて適応性のある、コントラスト改善処理を実行する、局所ヒストグラム一様化処理⁴³⁾と局所線形コントラスト強調処理について述べる。

なお、本章で述べる処理法の実験結果は主として第4章で示す。

3.2 多項式曲面適合による平滑化微分処理

画像の中で強度が急に変化している部分、例えば線、境界、輪郭などの抽出、強調には画像の微分処理がよく用いられる。画像強調処理では、微分演算の中でも特に方向性のある一次微分と方向性のないラプラシアン演算が重要である。デジタル処理では、これらの微分演算を差分演算として実行する。

3.2.1 画像の微分処理

被処理像の (i, j) 番目の画素の強度を g_{ij} とすると、 x 方向の一次微分値 f_{ij} は標本間隔を Δx として

$$f_{ij} = \frac{1}{\Delta x} (g_{ij} - g_{i, j-1}) \quad (3.1)$$

(3.1)式は(3.2)式のコンボリューション演算で表わすことができる。

$$f_{ij} = \frac{1}{\Delta x} \sum_k u_k \cdot g_{i, j-k} \quad (3.2)$$

$$u_k = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ -1 & k = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

すなわち(3.1)式の微分演算は、Fig. 3.1(a)に示す重み系列 u_k と画像 g_{ij} とのコンボリューション演算で実行できる。また一次微分処理の伝達関数は重み系列 u_k のフーリエ変換 $U(\mu)$ で表わされる。この伝達関数の絶対値をFig. 3.1(b)に示す。

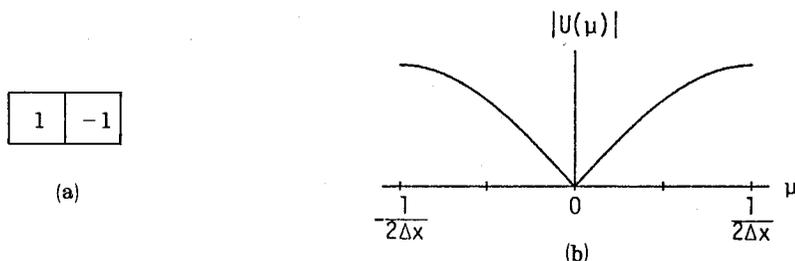


Fig. 3.1 一次微分の重み系列(a)とその伝達関数の絶対値(b)

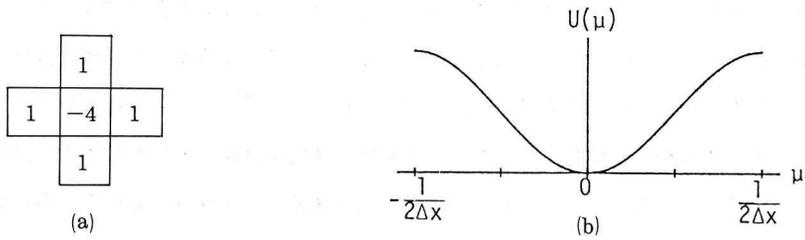


Fig. 3.2 ラプラシアン加重み系列(a)とその伝達関数(b)

また、被処理像のラプラシアン ($\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$) 演算は、Fig. 3.2 (a) の2次元加重み系列との2次元コンボリューションで表現できる。その時の伝達関数はFig. 3.2 (b)のようになる。

このように一次微分処理およびラプラシアン処理は、それぞれFig. 3.1 (b), Fig. 3.2 (b)に示すように零周波数を遮断し、高い周波数成分になる程増幅度が増大する高周波強調特性をもつ。従って白色雑音などを含む像に対して、この一次微分処理あるいはラプラシアン処理を行うと雑音の高周波成分が著しく強調される。この様子をFig. 3.3に示す。Fig. 3.3 (a)はSN比^{注)}が50の被処理像であり、(b)はその一次微分処理の結果、(c)はラプラシアン処理の結果である。特にFig. 3.3 (c)のラプラシアン像には著しい雑音成分の強調が見られ、微分処理による画像強調の効果は、雑音強調により相殺されてしまっている。従って雑音成分を抑えつつ、これらの微分処理を実行できる処理法が望まれる。

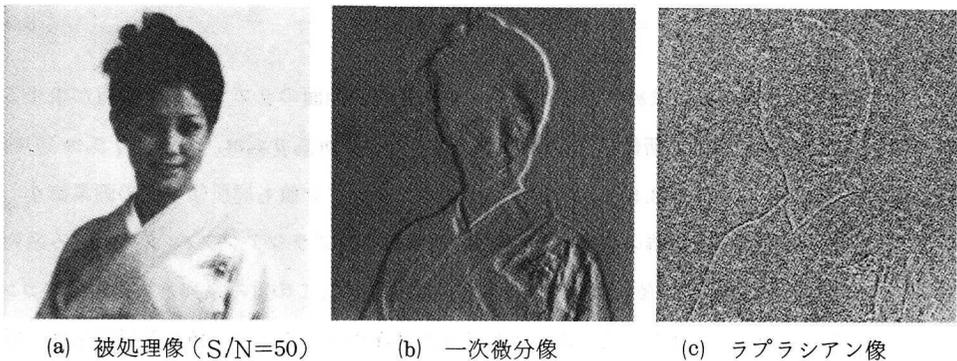


Fig. 3.3 雑音を含む像の一次微分処理とラプラシアン処理

3.2.2 2次元平滑化微分フィルター

画像内の局所領域に多項式曲面を最小二乗法の基で適合し、その曲面の微分係数を用いる微分処理は、高周波雑音の強調を抑えつつ微分処理を行うことができる。⁴⁴⁾ この微分処理は3.2.1節

注) SN比は、雑音加わる前の像の分散値と雑音の分散値の比で表わした。

で述べた重み系列と異なる重み系列を用いたコンボリューションで実行でき、ここではこれを平滑化微分フィルターと呼ぶ。一次元信号に対しては、すでにこのような平滑化微分フィルターが求められており、分光データ処理等に広く用いられている。⁴⁵⁾ この平滑化微分フィルターは、その重み系列が被処理像に依存しないため、予め重み系列を計算して作表しておけば任意の画像に対して適用できる特徴をもつ。以下に、この平滑化微分フィルターの求め方を簡単に述べる。

等間隔に標本化された被処理像の画素 g_{ij} を中心とする局所領域に、 n 次曲面 $v_{i+p, j+q}$ を適合することを考える。 n 次曲面 $v_{i+p, j+q}$ は

$$v_{i+p, j+q} = \sum_{k=0}^n \sum_{\substack{l=0 \\ k+l \leq n}}^n a_{kl} \cdot p^k \cdot q^l \quad (3.3)$$

のような n 次多項式で表現する。ただし p, q は整数である。この n 次曲面 $v_{i+p, j+q}$ を被処理像の画素 g_{ij} を中心とする $(2m+1) \times (2m+1)$ 点の正方局所領域 ($n < 2m+1$) に最小二乗規範を用いて適合させ、係数 a_{kl} を求める。すなわち、次の連立 1 次方程式

$$\frac{\partial}{\partial a_{kl}} \left[\sum_{p=-m}^m \sum_{q=-m}^m (g_{i+p, j+q} - v_{i+p, j+q})^2 \right] = 0 \quad (3.4)$$

を解くことにより、 n 次曲面の係数 a_{kl} が求まる。この局所領域に適合した n 次曲面 $v_{i+p, j+q}$ の画素 (i, j) におけるラプラシアン値は

$$\nabla^2 v_{i+p, j+q} \Big|_{p=0, q=0} = 2(a_{20} + a_{02}) \quad (3.5)$$

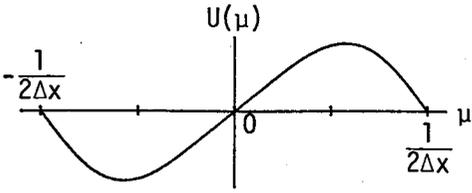
となる。従って (3.4) 式で求めた係数 a_{kl} を用いると適合曲面のラプラシアン値が求まる。この係数 a_{kl} は被処理像の局所領域内の画素値 $g_{i+p, j+q}$ ($-m \leq p \leq m, -m \leq q \leq m$) の線形結合で表わされる。従って (3.5) 式の適合曲面のラプラシアン値も局所領域内の画素値 $g_{i+p, j+q}$ の線形結合で表わされ、その時の $g_{i+p, j+q}$ の係数が平滑化ラプラシアンフィルターの重み系列となる。つまり画素 $g_{i+p, j+q}$ の値に関係なく重み系列が求まる。この重み系列と被処理像のコンボリューションを求めれば、(3.5) 式で表わされる適合曲面のラプラシアン値が各局所領域で得られる。

同様に平滑化一次微分フィルターの重み系列も、被処理像の $(2m+1)$ 点の一次元局所領域に n 次曲線を適合し、その適合曲線の一次微分係数を求めることにより、被処理像に関係なく決定できる。従ってこの重み系列と被処理像とのコンボリューション演算を行えば、適合曲線の一次微分係数が各点で求まる。また適合曲面あるいは曲線を選点直交多項式で表わすことにより、(3.4) 式の連立 1 次方程式の解法を簡素化することもできる。⁴⁶⁾

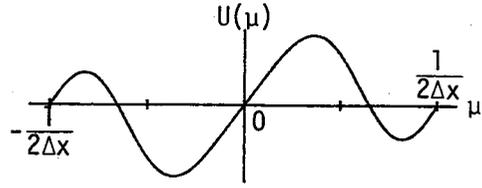
このようにして求まる平滑化一次微分フィルターの重み系列とその伝達関数を Fig. 3.4 に、平

1	-8	0	8	-1
---	----	---	---	----

22	-67	-58	0	58	67	-22
----	-----	-----	---	----	----	-----



(a) 3次式5点適合

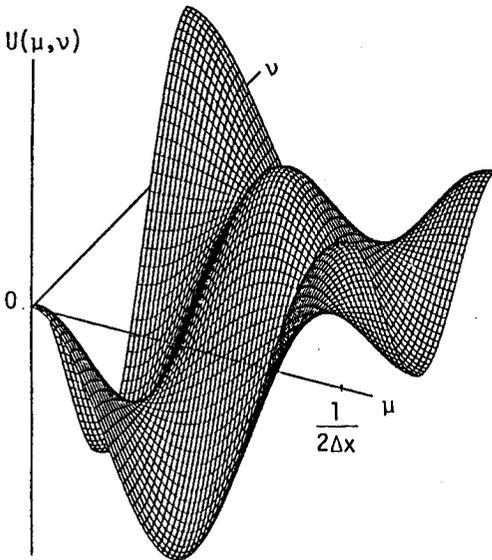


(b) 3次式7点適合

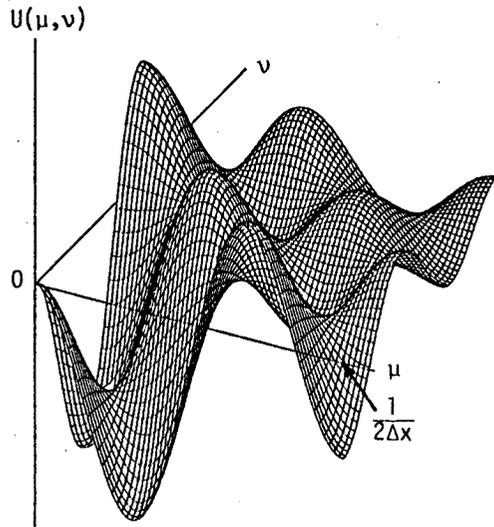
Fig. 3.4 平滑化一次微分フィルターの重み系列とその伝達関数

4	1	0	1	4
1	-2	-3	-2	1
0	-3	-4	-3	0
1	-2	-3	-2	1
4	1	0	1	4

10	5	2	1	2	5	10
5	0	-3	-4	-3	0	5
2	-3	-6	-7	-6	-3	2
1	-4	-7	-8	-7	-4	1
2	-3	-6	-7	-6	-3	2
5	0	-3	-4	-3	0	5
10	5	2	1	2	5	10



(a) 2次式5×5点適合



(b) 2次式7×7点適合

Fig. 3.5 平滑化ラプラシアンフィルターの重み系列とその伝達関数

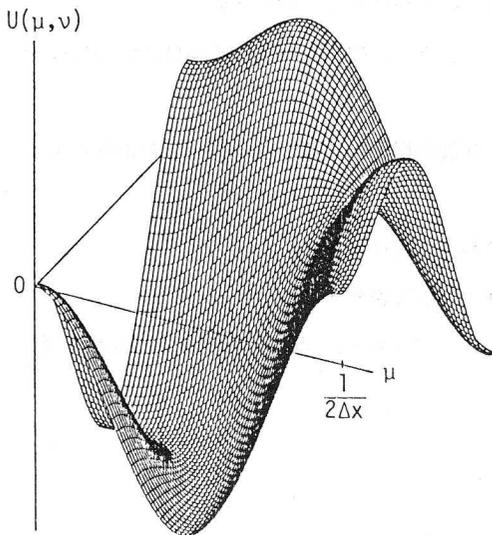
滑化ラプラスアンフィルターの重み系列とその伝達関数を Fig. 3.5 に示す。Fig. 3.4(a)は3次多項式を5点の局所領域で適合した場合、(b)は3次多項式を7点で適合した場合である。Fig. 3.5 (a)は2次多項式曲面を5×5点で、(b)は7×7点で適合したものである。Fig. 3.4 と Fig.3.5 の重み系列と伝達関数は相対値で表わしている。これらの伝達関数より、平滑化一次微分フィルターと平滑化ラプラスアンフィルターのどちらも、高周波雑音強調の抑制に効果があることがわかる。

Fig. 3.5 の伝達関数よりわかるように、正方局所領域で適合した平滑化ラプラスアンフィルターは方向性を持っている。この方向性を抑えるには、適合領域を正方領域ではなく、円領域とするのがよい。Fig. 3.6 に適合領域を円領域とした場合の平滑化ラプラスアンフィルターの重み系列とその伝達関数を示す。Fig. 3.6 (a)は(3.4)式において $p^2+q^2 \leq 5$ の円領域で2次多項式を適合させた場合、(b)は $p^2+q^2 \leq 10$ の場合の平滑化ラプラスアンフィルターである。Fig. 3.5 と Fig.3.6 の伝達関数を比較すれば、円領域で適合した平滑化ラプラスアンフィルターが方向性をもたない良好な伝達特性をもつことがわかる。

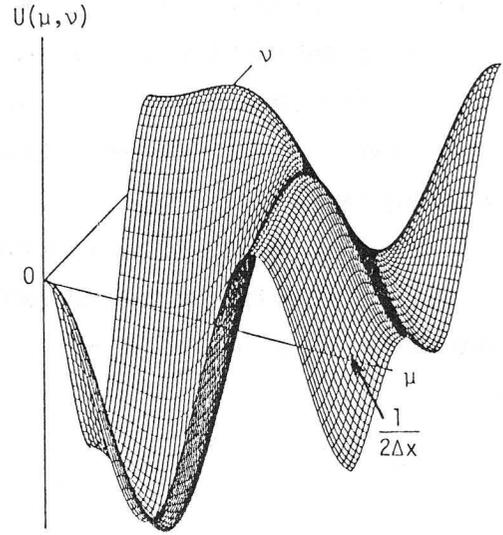
Fig. 3.3(a)の画像(SN比は50)に対して平滑化微分フィルターを適用した処理結果を Fig. 3.7 に示す。Fig. 3.7 (a), (b), (c)は、それぞれ3次式7点配合の平滑化一次微分フィルター(Fig. 3.4 (b))、2次式7×7点の正方領域適合による平滑化ラプラスアンフィルター(Fig. 3.5 (b))、2次式円領域($p^2+q^2 \leq 10$)適合の平滑化ラプラスアンフィルター(Fig. 3.6 (b))による処理結果である。Fig. 3.3 の処理結果と比較することにより、平滑化微分フィルターの高周波雑音を抑圧した微分特性が認められ、その有効性が確認できた。また Fig. 3.7 (b), (c)の比較より、適合領域を正方領域としたよりも円領域とした方が、処理結果の微細構造に方向性が現われにくいラプラスアン処理を実現することも確かめられた。

	109	47	109	
109	-76	-138	-76	109
47	-138	-200	-138	47
109	-76	-138	-76	109
	109	47	109	

		143	108	143		
	74	-29	-63	-29	74	
143	-29	-131	-166	-131	-29	143
108	-63	-166	-200	-166	-63	108
143	-29	-131	-166	-131	-29	143
	74	-29	-63	-29	74	
		143	108	143		



(a) 2次式円領域適合 ($p^2 + q^2 \leq 5$)



(b) 2次式円領域適合 ($p^2 + q^2 \leq 10$)

Fig. 3.6 円領域適合の平滑化ラプラシアンフィルターの重み系列とその伝達関数



(a) 平滑化一次微分
(Fig. 3.4 (b))



(b) 平滑化ラプラシアン
(Fig. 3.5 (b))



(c) 平滑化ラプラシアン
(Fig. 3.6 (b))

Fig. 3.7 平滑化微分フィルターによる処理結果 (被処理像は Fig. 3.3 (a))

3.3 局所平均値減算による高周波強調処理

画像の中の線やエッジなどは高周波成分の寄与が大きいので、像の鮮鋭化や輪郭強調には高周波強調処理が有効である。一般に高周波強調処理は、空間周波数面でのフィルタリングで実行する場合と、コンボリューション演算による実空間面でのフィルタリングで実行する場合がある。空間周波数面でのフィルタリングは、処理の自由度は大きいですが、2度の画像のフーリエ変換を必要とするため処理時間に難点をもつ。一方、コンボリューション演算による実空間面でのフィルタリングは、重み系列が少ない点数で表現できるならば高速処理が可能である。しかし処理内容の変更には、異なる重み系列を用意する必要があり、あらかじめ各種の重み系列を計算しておく必要がある。

本節では、被処理像とその局所平均値の差を利用して、上記の問題を緩和する高周波強調処理の一手法を示す。この処理法の特徴は次の点にある。

1. 処理に必要な2つのパラメータを利用して高周波強調の程度を調整できるため、自由度のある処理が実行できる。
2. コンボリューション演算によるフィルタリングより高速に実行できる。

以下、簡単にこの局所平均値を用いた高周波強調処理について説明する。

被処理画像 g_{ij} の画素 (i, j) を中心とする $(2m+1) \times (2m+1)$ 点の局所領域内の平均値 \tilde{g}_{ij} は

$$\tilde{g}_{ij} = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{k=-m}^m \sum_{l=-m}^m g_{i+k, j+l} \quad (3.6)$$

被処理像 g_{ij} とこの局所平均値 \tilde{g}_{ij} の差 f_{ij} を出力する処理は

$$f_{ij} = g_{ij} - \tilde{g}_{ij} \quad (3.7)$$

(3.7) 式の処理は Fig. 3.8 に示すような空間周波数特性をもつ。つまり、この処理は零周波数を遮断した高周波強調の一種である。(3.7) 式で表わす処理を局所平均減算処理と呼ぶ。この局所平均減算処理は \tilde{g}_{ij} を求める局所領域の大きさを変化すると、強調する空間周波数領域を変更することができる。Fig. 3.8 に示した局所平均減算処理の伝達関数は局所領域を 7×7 点とした場合である。

次に(3.7) 式を拡張して、(3.8) 式のような f_{ij} を出力する処理を考える。

$$f_{ij} = \tilde{g}_{ij} + \alpha (g_{ij} - \tilde{g}_{ij}) \quad (3.8)$$

α は定数で、局所平均減算処理で出力される空間周波数成分の増幅率を表わす。(3.8) 式の処理は、 α の値により伝達関数が Fig. 3.9 のようにかわる。つまり $0 \leq \alpha < 1$ のときは高周波減衰処理、 $\alpha > 1$ のときは高周波強調処理となる。従ってパラメータ α を変化することにより、高周波強調の程度を調節でき、局所領域の大きさを決めるパラメータ m を変化させて、強調する空間周波数領域

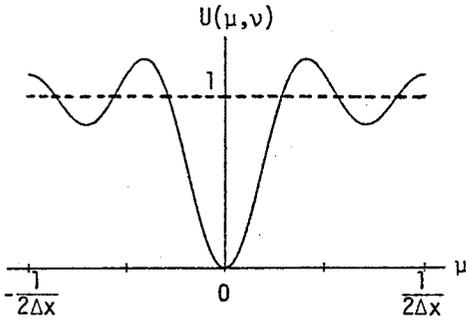


Fig. 3.8 局所平均減算処理の伝達関数
(局所領域は 7×7 点)

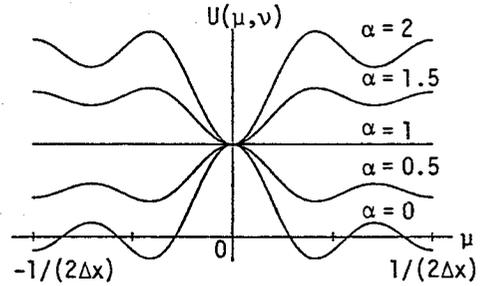


Fig. 3.9 (3.8)式の処理の伝達関数
(局所領域は 7×7 点)

を変更することができる。

(3.8)式の処理時間は局所平均 \tilde{g}_{ij} を求める時間ではほぼ決定できる。 \tilde{g}_{ij} は(3.6)式に示すように局所領域内の画素の強度の和として計算され、積和演算であるコンボルーション演算より一般的に高速に実行できる。また $\tilde{g}_{i+1,j}$ は(3.6)式より

$$\tilde{g}_{i+1,j} = \tilde{g}_{i,j} + \frac{1}{(2m+1)} \sum_{l=-m}^m (g_{i+m+1,j+l} - g_{i+m,j+l}) \quad (3.9)$$

と表わすことができる。すなわち、すでに求めた $\tilde{g}_{i,j}$ を用いて新しい $\tilde{g}_{i+1,j}$ が計算できるので、(3.9)式を用いれば、さらに演算の高速化が可能となる。

3.4 適応 2 値化処理^{41),42)}

画像の 2 値化処理はパターン認識、図型認識、血管や組織の特徴抽出、線、文字の強調などにとって非常に重要である。特に被処理像がコントラストの低い場合にその応用性が高い。

実際の被処理像は、それ自身のもつ背景や、結像系の受光部の感度むらなどのため画面全体にわたってそのコントラストや濃度が均一でなく変化している場合が多い。このような像をある一定の閾値で 2 値化すると元の情報を正しく表わさないことが多い。例えば Fig. 3.10 (a) のような元の信号が、(b)の実線として観測された場合、(b)に示す一定の閾値で 2 値化すると(c)のようになる。そこで一定の閾値の代わりに被処理像の各画素に適した異なる閾値を用いて 2 値化処理を行う " 適応 2 値化 " の手法

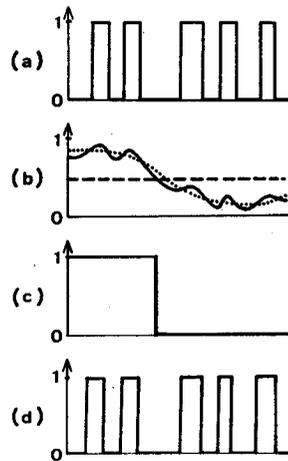


Fig. 3.10 適応 2 値化処理の説明図

がある。^{41),42)} 適応2値化では、前節の(3.6)式で表わされる局所平均値を閾値とすればよい。この適応2値化を用いればFig. 3.10 (b)の観測信号は、(d)のように元の信号に対して正しく2値化することができる。

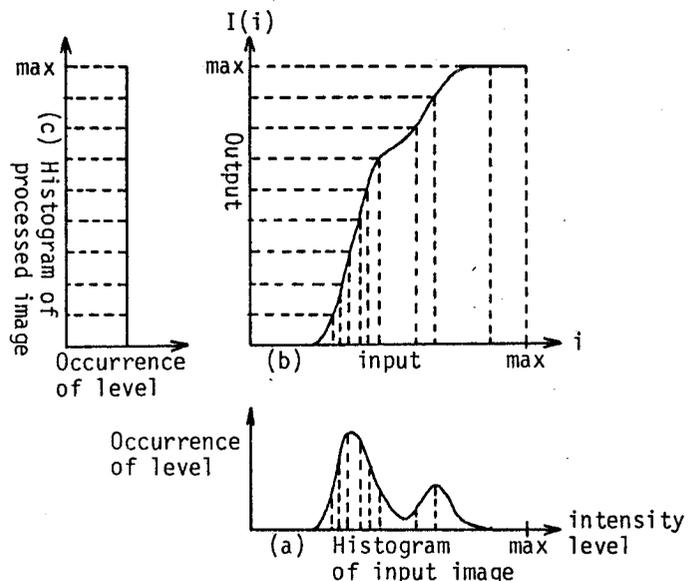
3.5 局所ヒストグラム一様化処理⁴³⁾

画像の小さな濃淡変化の強調やコントラスト改善に有効な、ヒストグラム一様化と局所ヒストグラム一様化による画像強調法を示す。両者共に、非線形なコントラスト変換法である。

画像の各輝度レベルの出現頻度を表わすヒストグラムは、一般にある輝度レベルに偏った傾向をもつことが多い。このように輝度レベルの狭い領域に多くの画素が集中している場合、画像の細かい構造が見えにくくなっていることが多い。このヒストグラムが一様になるように輝度レベル変換を行う処理が「ヒストグラム一様化処理(Histogram Equalization)」^{26),47)}である。Fig. 3.11を用いてヒストグラム一様化処理を簡単に説明する。Fig. 3.11 (a)のようなヒストグラムに偏りをもつ被処理像の各画素に対して Fig. 3.11 (b)の特性曲線を用いて非線形な輝度レベル変換を行う。こうして得られる処理像は Fig. 3.11 (c)のような、各輝度レベルの出現頻度が一律なヒストグラムをもつことになる。Fig. 3.11 (b)の特性曲線は Fig. 3.11 (a)の被処理像のヒストグラムを積分することにより得られる。このヒストグラム一様化処理は、画像の情報エントロピーを最大にするにもなり、極めて効果的である。

ヒストグラム一様化処理は、画像全体のヒストグラムを一様化することができるが、画像の中の小領域のヒストグラムには関与しない。従って、被処理像の中の注目する小領域のヒストグラムに

Fig. 3.11 ヒストグラム一様化処理の説明図
(a)被処理像のヒストグラム、
(b)輝度レベル変換の特性曲線、
(c)処理像のヒストグラム



大きな偏りが存在しても、画像全体のヒストグラムが一樣であれば、ヒストグラム一様化処理はまったく効果を表わさない。この欠点を克服する手法として、各局所領域に適應してヒストグラムの一様化を行う“局所ヒストグラム一様化処理 (Local Histogram Equalization)”⁴³⁾がある。この処理は、各局所領域の中央の画素の値を、その局所領域内でヒストグラム一様化処理を行った時の処理値に変換する方法であり、ヒストグラムの分布の大きく異なるいくつかの領域をもつ画像のコントラスト改善などには特に有効である。

3.6 局所線形コントラスト強調処理

狭いダイナミックレンジ内にある観測像のデータをダイナミックレンジいっぱいに広げて表示することにより、観測像のコントラストは向上する。前節のヒストグラム一様化処理は、このような処理を非線形に行うものであった。ここでは局所領域内で線形変換により、ダイナミックレンジいっぱい画像データを広げて、コントラスト改善を行う、局所線形コントラスト強調処理法を示す。

この処理は、Fig. 3.12 に示すように、ある局所領域内の画像データの最大値 i_{max} と最小値 i_{min} がそれぞれ表示のダイナミックレンジの最大値と最小値になるような線形な特性曲線を用いて、その局所領域の中央の画素の値 i_0 を $I(i_0)$ に変換するものである。画像全体の処理は、局所領域を移動して同様の処理を行えばよい。

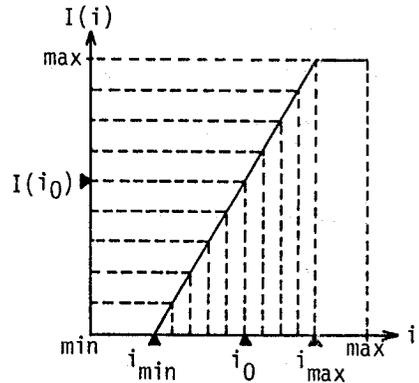


Fig. 3.12 局所線形コントラスト強調処理の特性曲線

この局所線形コントラスト強調処理は、局所領域内の最大値と最小値を求めるだけで実行できるため高速処理が可能であり、しかも画像の構造に適應した処理効果の大きいコントラスト改善処理が行える。

3.7 結 言

本章では、医用X線写真像の画質改善処理の実用化を目的として、その処理法に不可欠と思われる3つの条件を示し、その条件を満たす画像強調法について述べた。これらの処理法は、処理手順が簡単で、しかも局所領域に注目したことにより処理効果の大きい処理が実行できる特徴をもつ。特に適應2値化処理、局所ヒストグラム一様化処理、局所線形コントラスト強調処理は、局所領域に注目したことにより、画像の構造に適應した“adaptive”な処理を実行する優れた特徴を有する。本章で述べた処理法の有効性については、第4章で述べる実際の医用X線写真像の画質改善処理の処理結果で確認する。

第4章 医用X線写真像の画質改善処理

4.1 緒言

医用画像は人体を対象としているため種々の制約を受け、必ずしも画質の良好な像は得られない。そのため画質改善に対する要求は強くかつ重要な意義を持っている。特に早期のがんでは、X線写真像の読影・診断の結果が直接人命に影響を及ぼすため、写真像内の患部を特徴づける情報の識別の可否は非常に重要である。しかし早期のがんを特徴づける重要な情報は、一般にX線写真像内で極めて低コントラストで不鮮明な場合が多い。そのため、これらの情報を読影により識別するためには、医師の高度な熟練と繊細な注意が要求され、医師はこの読影に多大な労力を費やしている。しかも長時間の読影による疲労や環境変化等によって、時には誤まった判断を下す可能性もあると考えられる。

そこで著者は、これらの医師の負担軽減とがんの早期発見を目的として、乳がんと胃がんのX線写真像の各種画質改善処理を試みた。X線写真像内の患部像の識別を容易にして、より信頼度の高い評価を下すには、単に一枚の処理像から判断するのではなく、画像処理によって提供される複数枚の処理結果を逐次比較検討して総合的に判断することが得策と考えられる。本章では試作画像処理システムを用いて、第3章で述べた各種画像強調法をX線写真像に適用し、その実用性を検討する。⁴⁾

なお、本章で扱うX線写真は大阪府立成人病センターの御好意により提供していただいたものであり、処理結果に対しては、同センターの中西克己医師と鈴木隆一郎医師に評価していただいた。

4.2 乳がんのX線写真像の画質改善処理

Fig. 4.1 に乳がん病巣部をもつ乳房のX線写真(mammogram)を示す。矢印で示す部分が乳がんの病巣部である。このようなX線写真像から乳がんを発見するためには、写真像内の石灰化像と腫瘍陰影像が重要な情報となる。前者は、点在する白い粒子状の像として、後者は、不整形な白い像として写っている。しかしこれらの情報は、一般に背景に埋もれた極めて低コントラストで不鮮明な像の場合が多い。特に早期のがんの場合には、著者のような素人ではほとんど認識できない程不鮮明な像となる。

著者は、この石灰化像と腫瘍陰影像の抽出・強調を目的

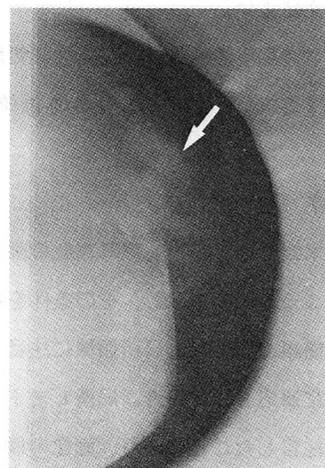


Fig. 4.1 乳がん病巣部を含むX線写真像

として、第3章で述べた各種画像強調法を適用した。その実験結果をFig.4.2に示す。Fig.4.2(a)はFig.4.1のX線写真を 256×256 画素に標本化して試作画像処理システムに入力した像である。Fig.4.2(b)-(f)は、(a)の入力像を処理した結果である。Fig.4.2(b)は平滑化一次微分処理（3次式5点適合）、(c)は局所平均減算による高周波強調処理（ $\alpha=1.7$ ）、(d)は局所線形コントラスト強調処理（局所領域は 31×31 点）、(f)は局所平均減算処理（局所領域は 25×25 点）の処理結果である。これらの処理結果では、石灰化像と腫瘍陰影像が、元のX線写真像より認識し易くなっている。特にFig.4.2(b)では、石灰化像と腫瘍陰影像の微弱な変化が明瞭に強調表示されている。

この例以外にも9例の乳がんのX線写真に対して同様の処理を行った。その結果、ほぼ同様の画質改善効果が得られ処理の有効性が確認できた。

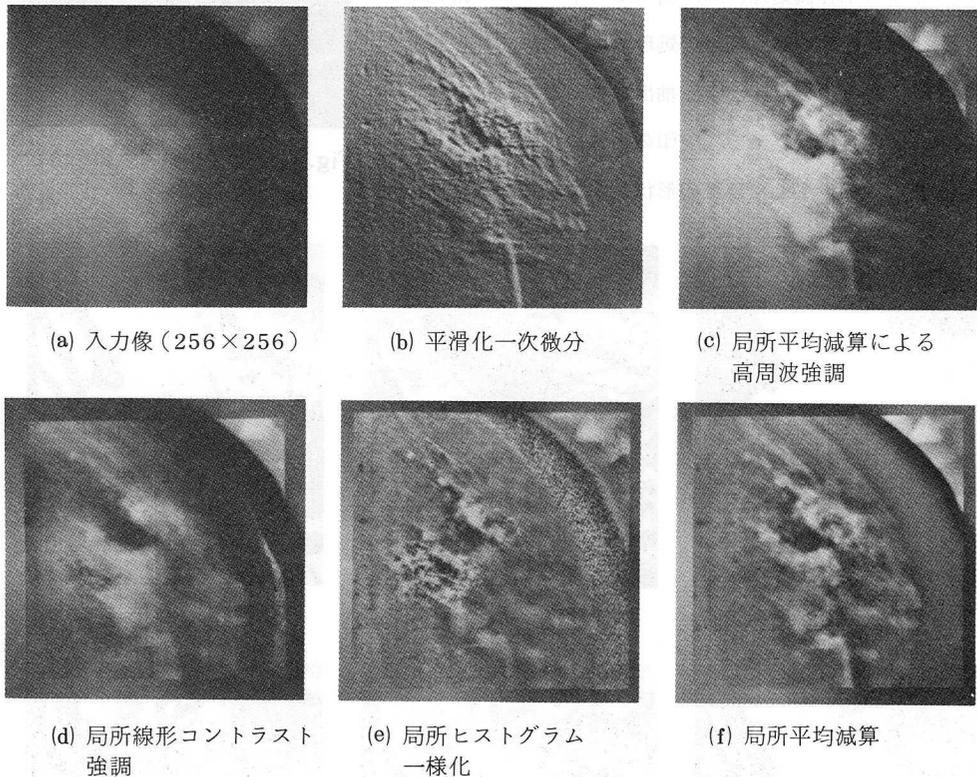


Fig.4.2 乳がんのX線写真像の画質改善処理結果

4.3 胃がんのX線写真像の画質改善処理

胃がんのX線写真では、胃壁のひだが集まっている状態を指す“集中”の度合と形状、およびバリウムなどの造影剤のたまった部位を指す“溜り”の大きさと形状が、胃がん発見のための重要な情報になる。早期の胃がんでは、集中の度合いも弱く、溜りも小さいため、その発見には非常に大

きな労力を要する。また時にはそれらの情報が背骨などの背景に埋もれてしまい発見を遅らせることもある。本節ではこの集中と溜りの形状抽出とコントラスト改善を目的として、第3章で述べた画像強調法による画像処理を試みた。

Fig. 4.3 に胃がんの病巣部のある腹部X線写真を示す。このX線写真では矢印で示す部分に集中が見られる。このX線写真像に対し各種画像強調法を適用した処理結果をFig. 4.4 に示す。Fig. 4.4 (a)は 320×352 画素で標本化した入力像である。Fig. 4.4 (b)は平滑化一次微分処理（3次式5点適合）、(c)は適応2値化処理、(d)は局所線形コントラスト強調処理、(e)は局所ヒストグラム一様化処理、(f)は局所平均減算処理の処理結果である。Fig. 4.4 (b), (c)では集中の形状がよく抽出されており、特に(c)の適応2値化処理の結果では矢印の部分に医師が要求していた蛇の頭の形をしたひだの形状が明瞭に抽出されて

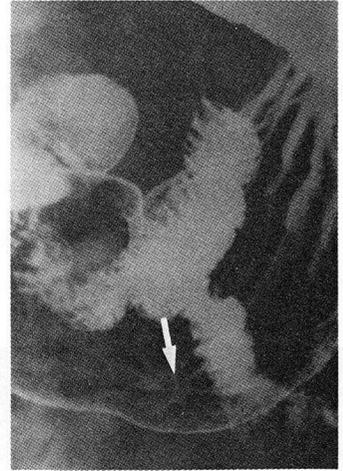
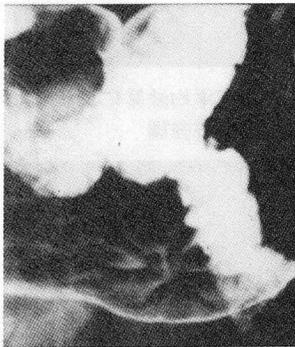
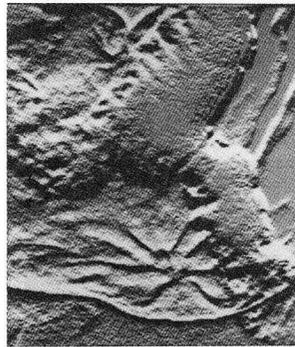


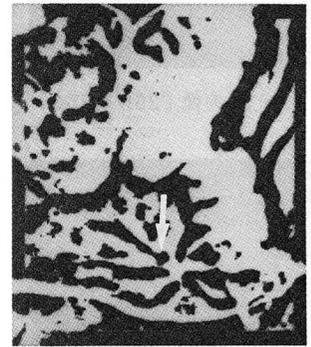
Fig. 4.3 胃がんの病巣部を含む腹部X線写真



(a) 入力像 (320×352)



(b) 平滑化一次微分



(c) 適応2値化



(d) 局所線形コントラスト強調



(e) 局所ヒストグラム一様化



(f) 局所平均減算

Fig. 4.4 胃がんのX線写真像の画質改善処理結果

いる。このことは本処理法が集中の形状の自動解析へも応用できる可能性を有していることを示唆するものである。コントラスト改善を目的とした Fig. 4.4 (d), (e), (f)の処理結果でも集中のある部分のコントラストが改善され患部の特徴が著しく認識し易くなっている。

また他の5例の胃がんのX線写真についても同様の処理を行い、その結果、ほぼ同程度の画質改善が実現できた。このことは、これらの処理の有効性を示すものと思われる。

4.4 結 言

乳がんと胃がんの早期発見および医師の負担軽減を目的として、10例の乳がんのX線写真と、6例の胃がんのX線写真に対して画質改善処理を試みた。これらの処理結果と元のX線写真とを比較検討して総合的に判断することにより、がんの早期発見および医師の負担軽減が達成できるものと思われる。しかしまだ扱ったX線写真の数も少なく、現在のところ御協力いただいた両医師にこのような試みに対する興味をもっていただいた程度であり、実用化のためには、今後の研究が重要と思われる。

第5章 局所統計量を用いた適応型画像修正法の開発

5.1 緒言

1.2節で述べたように、これまでに各種規範に基づいた様々な画像修正法^{8-18),49-54)}が提案されているものの、それらは実用的にいくつかの問題点をもっていた。そのため現在においても画像修正法は殆んど実用化されていないのが実状である。その問題点の主なものとして、これまでの画像修正法の多くが、劣化のPSFと雑音の性質のみに依存した処理法であり、画像の構造に関してはまったく関与しない、どちらかと言えば“画一的”な修正法であったことが挙げられる。このような画一的な修正法は、コンボルーションや空間周波数面でのフィルタリングなどの比較的簡単な処理を用いて実行できるが、画像の構造に適応して修正処理の変化する、いわゆる“adaptive”な修正処理は行えなかった。そのため、例えば修正結果に、急峻な濃淡変化をもつ領域での高周波成分の回復は十分であっても、比較的变化の少ない領域で高周波雑音の強調が見られたり、あるいはこの逆のことが生ずる場合が多く、画一的な修正法では必ずしも実用的に十分な修正結果が得られなかった。このことは画一的な修正法のもつ規範や仮定に起因する本質的な問題点であり、また画一的な修正法の限界を示すものと考えられる。

これに対し、画像の構造に適応した処理を行う adaptive な画像修正法を用いれば、画一的な修正法よりもはるかに修正効率の高い処理が期待できる。これまでにいくつかの adaptive な画像修正法^{16),49-51)}が提案されている。Lorreら⁴⁹⁾は5種類のWienerフィルターを、Lahart⁵⁰⁾は2種類のWienerフィルターを用意し、各局所領域でそれらのフィルターを選択して用いることにより adaptive な処理を行った。Trussellら¹⁶⁾は各局所領域でMAPフィルター¹⁵⁾を異なる反復回数で用いる方法を提案している。また一岡ら⁵¹⁾は各局所領域で反復画像修正法²²⁾の加速係数を変化することにより adaptive な処理を行っている。しかしこれらの修正法は単に画一的な修正法を局所領域の処理に適用したに過ぎず、もはやそれらの修正法のもつ基本的な規範は不明瞭なものとなっている。そのためこれらの修正法による修正結果は、オリジナル像の推定解としての最適性を保証することはできず、またその意味でそれらの修正法を適用する必然性もない。

本章では、実用的な画像修正法の開発を目的として、上記のこれまでの画像修正法の問題点を克服する新しい画像修正法を提案し、実験結果を通してその有効性を確認する。提案する画像修正法は、次の3点にこれまでの修正法とは異なる特徴をもつ。

- 1) 画像の空間的定常性を仮定しないこと。
- 2) MMSE (Minimum Mean Square Error) 規範に基づく adaptive な修正法であること。

3) a priori な情報の代わりに a posteriori な情報である局所統計量を用いたこと。

まず5.2節で画一的な修正法の一つであるMMSE規範に基づくWienerフィルタの問題点を指摘し、5.3節でその問題点を克服することのできる著者の考案した、新しいadaptiveな画像修正法を提案する。5.4節では5.3節で提案するadaptiveな画像修正法を用いてシミュレーション実験を行い、その有効性について論ずる。さらに5.5節では5.3節で提案する画像修正法から、adaptiveな雑音除去フィルタを導き実験結果よりその有効性について述べる。

5.2 画像修正問題におけるWienerフィルタの適応性とその検討

1967年、Helstrom¹²⁾によりWienerフィルタが画像修正問題に適用されて以来、Wienerフィルタは画像修正問題における代表的な修正フィルタの一つとしてよく知られるようになってきた。本節では画一的な画像修正法の中で、著者の提案するadaptiveな画像修正法と同一のMMSE規範に基づくWienerフィルタをとり上げ、その画像修正問題への適応性と問題点について検討する。

Wienerフィルタを画像修正に適用する場合、次の2つの本質的な問題点が存在する。すなわち

- 1) 画像の空間的定常性を仮定しなければならない。
- 2) Wienerフィルタを実現する場合、a priori な情報として実際には知ることの難しいオリジナル像と雑音のスペクトル密度関数を必要とする。

以下、Wienerフィルタについて簡単に説明し、上記1), 2)の問題点について検討する。

5.2.1 画像の空間的定常性^{56), 57)}

画像を表わす確率変数 $f(x, y)$ が(5.1)式を満足する時、画像 $f(x, y)$ は空間的に定常であるという。

$$\begin{cases} \bar{f}(x, y) \triangleq E[f(x, y)] = m_f \text{ (一定)} \\ Q_f(x, y; x', y') \triangleq E[\{f(x, y) - m_f\}\{f(x', y') - m_f\}] \\ \quad = Q_f(x - x', y - y') \end{cases} \quad (5.1)$$

ただし $E[\cdot]$ は期待値を表わす。つまり画像 $f(x, y)$ の平均値関数 $\bar{f}(x, y)$ が場所 (x, y) に依らず常に一定であり、かつ $f(x, y)$ の共分散関数 $Q_f(x, y; x', y')$ が2点間の空間的変位 $(x - x', y - y')$ のみに依存する場合、画像 $f(x, y)$ は空間的に定常である。画像 $f(x, y)$ が空間的に定常であれば、共分散関数の空間周波数面での表示として、そのフーリエ変換をとることができる。すなわち

$$\Phi_f(\mu, \nu) = \iint Q_f(\xi, \eta) e^{-2\pi j(\mu\xi + \nu\eta)} d\xi d\eta \quad (5.2)$$

ここで $\Phi_f(\mu, \nu)$ を、 $f(x, y)$ のスペクトル密度関数あるいはパワースペクトルと呼ぶ。

5.2.2 Wiener フィルター

LSI な劣化系を通して得られた劣化像 $g(x, y)$ は (1.4) 式で示したように、オリジナル像 $f(x, y)$ 、劣化系の PSF $h(x, y)$ 、加算雑音 $w(x, y)$ を用いて

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + w(x, y) \quad (5.3)$$

と表わされる。ここで $f(x, y)$ および $w(x, y)$ の期待値は零、 $f(x, y)$ と $w(x, y)$ は無相関であると仮定する。このとき $E[\{f(x, y) - \hat{f}(x, y)\}^2]$ を最小とする MMSE 規範に基づく線形フィルターの出力 $\hat{f}(x, y)$ は、 $f(x, y)$ と $w(x, y)$ が空間的に定常である場合に限り空間周波数面で

$$\hat{F}(\mu, \nu) = \frac{H^*(\mu, \nu)}{|H(\mu, \nu)|^2 + \Phi_w(\mu, \nu) / \Phi_f(\mu, \nu)} G(\mu, \nu) \quad (5.4)$$

と表現することができる。⁹⁾ ただし英字の大文字はそれぞれ小文字のフーリエ変換を表わし、 (μ, ν) は空間周波数面の座標である。 $*$ は複素共役を表わす。また $\Phi_f(\mu, \nu)$ 、 $\Phi_w(\mu, \nu)$ はそれぞれ $f(x, y)$ 、 $w(x, y)$ のスペクトル密度関数である。(5.4) 式で表わされるフィルターが 2次元の Wiener フィルターである。このように Wiener フィルターは、画像と雑音の空間的定常性を仮定することにより、空間周波数面で設定できる。そして、もし $H(\mu, \nu)$ 、 $\Phi_f(\mu, \nu)$ 、 $\Phi_w(\mu, \nu)$ が既知ならば FFT (Fast Fourier Transform) のアルゴリズムを用いて Wiener フィルタリングによる像修正が容易に実行できる。

5.2.3 Wiener フィルターの問題点に関する検討

Fig. 5.1 に、(5.4) 式で示す Wiener フィルターを用いた時の画像修正の処理結果の一例を示す。ただし $\Phi_f(\mu, \nu)$ と $\Phi_w(\mu, \nu)$ は後述する (5.6) 式の仮定を用いた。Fig. 5.1 (a) はオリジナル像であり、(b) は LSI な PSF と加算雑音で劣化した劣化像である。Fig. 5.1 (c) は Wiener フィルターにより (b) の劣化像を処理した結果である。処理像には劣化の回復効果は見られるものの、像全体に或る周波数領域の成分の強調に起因すると思われるむらが現われ、一概には良好な

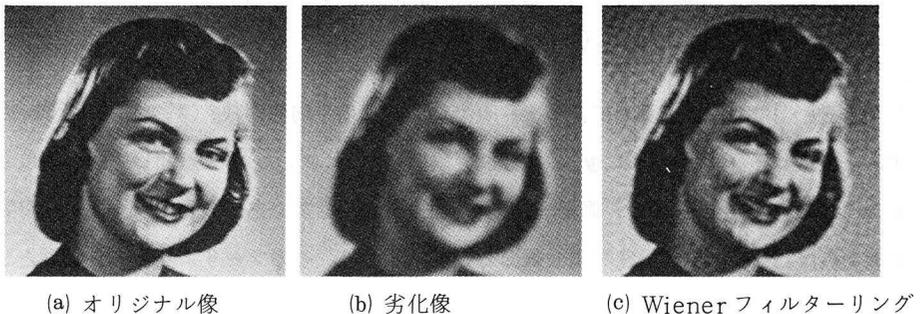


Fig. 5.1 Wiener フィルターを用いた画像修正

処理結果とは言えない。このようなある特定周波数領域の成分の強調は、Wiener フィルターが空間周波数面で表わされる space-invariant な処理であるために生ずるもので、Wiener フィルターを用いた画像修正の限界を示すものとも考えられる。

ところで space-invariant な処理を行う Wiener フィルターが MMSE 規範のもとで最適フィルターとなるのは、画像が空間的に定常であるという仮定が成り立つ場合に限る。しかし画像の空間的定常性を仮定することの物理的な根拠はなく、もし定常性を仮定しなければ MMSE 規範の基での最適フィルターは、もはや space-invariant なフィルターでは表現できなくなる。また、画像を非定常な平均値関数と定常な共分散関数で表現するガウス過程でモデル化することの妥当性を示した報告⁵⁵⁾もある。従って画像の定常性を仮定せずに修正フィルターを設計できるならば、より修正効率の高い処理が実現できると考えられる。しかし定常性を仮定しない画像修正法はこれまでに MAP フィルター¹⁵⁾と本章で著者が提案する手法以外には見当たらない。(ただし MAP フィルターは adaptive なフィルターではない。)

前述したように Wiener フィルタリングを実行するためには、オリジナル像と雑音のスペクトル密度関数 $\Phi_f(\mu, \nu)$ 、 $\Phi_w(\mu, \nu)$ を全空間周波数にわたって予め知っておく必要がある。しかし画像修正を必要とする場合、これらの情報が既知であることは少ない。従って Wiener フィルターの画像修正への適用範囲は非常に制限されることになり、またこの適用範囲外では修正を行うことは不可能である。このことは Wiener フィルターを実用化する上で大きな障害となる。

これらの a priori な情報が得られない場合には、便宜上 $\Phi_f(\mu, \nu) / \Phi_w(\mu, \nu)$ を定数 α とおいて、(5.4) 式の代わりに

$$\hat{F}(\mu, \nu) = \frac{H^*(\mu, \nu)}{|H(\mu, \nu)|^2 + \alpha} G(\mu, \nu) \quad (5.5)$$

を実行する方法がよくとられている。^{13), 49)}しかし(5.5)式で示すフィルターはもはや MMSE 規範のもとでの最適フィルターではなく、規範の不明瞭なフィルターとなっている。また定数 α の決定にも問題がある。以下、本章では(5.5)式のフィルターを Wiener フィルターと区別して擬似 Wiener フィルターと呼ぶ。

一般にシミュレーション実験においてさえも、実際のスペクトル密度関数を知ることは難しいが、画像の大きさが十分大きい場合には空間的エルゴード性^{56), 57)}を仮定すると、 $\Phi_f(\mu, \nu)$ と $\Phi_w(\mu, \nu)$ を

$$\begin{cases} \Phi_f(\mu, \nu) = |\mathfrak{F}[f(x, y)]|^2 \\ \Phi_w(\mu, \nu) = |\mathfrak{F}[w(x, y)]|^2 \end{cases} \quad (5.6)$$

と表わすことができる。ただし $\mathfrak{F}[\cdot]$ はフーリエ変換を表わす。本章での Wiener フィルタリン

グのシミュレーション実験はすべて(5.6)式の仮定を用いて(5.4)式を実行したものである。ただし、この場合には、オリジナル像 $f(x, y)$ と雑音 $w(x, y)$ を予め知っておく必要があり、オリジナル像 $f(x, y)$ を推定する実際の画像修正では(5.6)式はまったく無意味なものであり、(5.6)式を用いたWienerフィルタリングは実現不可能である。このような方法はシミュレーション実験においてのみ意味のあるものである。

5.3 局所統計量を用いた適応型画像修正法

本節ではMMSE規範に基づく局所統計量を用いたadaptiveな画像修正フィルタ(Adaptive Local-Statistic Filter; 以後ALSフィルタと略す)を提案する。このALSフィルタはWienerフィルタと同一の規範に基づいてはいるが、画像の空間的定常性を仮定しないこと、および局所統計量を用いたことにより、前節のWienerフィルタの有する問題点を克服したフィルタとなっている。提案するALSフィルタの特徴を列挙すると、

- 1) 画像の空間的定常性を仮定していないためadaptiveな処理が実現できる。
- 2) 局所統計量を用いているため、処理に必要なa prioriな情報は雑音の分散と劣化のPSFだけでよい。従って、これ以外にオリジナル像のスペクトル密度関数あるいは確率密度関数を必要とする他の確率モデルを用いた画像修正法(例えばWienerフィルタ)よりも実用的である。
- 3) 本手法は反復法としたため、多大な演算時間を要する逆行列の演算を必要とせず、また局所領域内で実行できるので比較的小さな画像処理システムを用いても実行できる。
- 4) 本手法の収束解は局所統計量に基づく、線型推定におけるMMSEフィルタの出力となる。本節では、まずMMSE規範に基づいた線形フィルタを導出し、それを反復法で実行する方法について述べる。次にa prioriな情報の代わりにa posterioriな情報である局所統計量を用いる方法を提案する。最後にそれらをまとめてALSフィルタを提案する。

5.3.1 MMSE規範に基づく線形フィルタ

線形劣化系を通して得られた劣化像は(1.6)式で示したように離散的な表現で次のように表わされる。

$$g_{ij} = \sum_{k=0}^K \sum_{l=0}^L h_{ij;kl} \cdot f_{kl} + w_{ij} \quad (5.7)$$

像 f_{kl} の拡がり g がPSF $h_{ij;kl}$ の拡がり h に対して十分大きい場合、(5.7)式は

$$\mathbf{g} = [\mathbf{H}] \mathbf{f} + \mathbf{w} \quad (5.8)$$

と行列表示できる。⁹⁾ただし \mathbf{g} , \mathbf{f} , \mathbf{w} は (5.9) 式で示すように、それぞれ g_{ij} , f_{ij} , w_{ij} を要素とする劣化像、オリジナル像、加算雑音を表わすベクトルである。

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_{00} \\ \vdots \\ g_{0L} \\ \vdots \\ g_{ij} \\ \vdots \\ g_{KL} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_{00} \\ \vdots \\ f_{0L} \\ \vdots \\ f_{ij} \\ \vdots \\ f_{KL} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_{00} \\ \vdots \\ w_{0L} \\ \vdots \\ w_{ij} \\ \vdots \\ w_{KL} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

また $[H]$ は (5.10) 式で示すような $h_{ij;kl}$ を要素にもつ PSF を表わす行列である。

$$[H] = \begin{bmatrix} h_{00;00} & \cdots & h_{00;KL} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{ij;00} & \cdots & h_{ij;KL} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{KL;00} & \cdots & h_{KL;KL} \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

ここでは加算雑音 \mathbf{w} として平均値が零で分散が σ_w^2 である白色雑音を考える。また雑音 \mathbf{w} とオリジナル像 \mathbf{f} は無相関とする。この時、雑音 \mathbf{w} の平均値ベクトル $\bar{\mathbf{w}}$ と共分散行列 $[Q_w]$ は

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{w}} \triangleq E[\mathbf{w}] = 0 \\ [Q_w] \triangleq E[(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^t] = \sigma_w^2 [I] \end{cases} \quad (5.11)$$

ただし添字 t は転置を表わし、 $[I]$ は単位行列を表わす。

ここで取り扱う問題は (5.8) 式で表わされる劣化像 \mathbf{g} に対してできるだけオリジナル像 \mathbf{f} に近い像を推定しうる画像修正フィルターを求めることである。ここで著者が導出したい画像修正フィルターはオリジナル像 \mathbf{f} の空間的定常性を仮定しない MMSE フィルターである。

まずオリジナル像 \mathbf{f} の線形推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ を行列 $[A]$ と定数ベクトル \mathbf{b} を用いて

$$\hat{\mathbf{f}} = [A] \mathbf{g} + \mathbf{b} \quad (5.12)$$

と表わし、推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ が

$$\text{minimize } E[(\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}})^t (\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}})] \quad (5.13)$$

で表わされる MMSE 規範を満足するように (5.12) 式の $[A]$, \mathbf{b} を定める。つまり推定誤差 $(\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}})$ の評価値 $E[(\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}})^t (\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}})]$ を最小とする推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ を求めることである。この MMSE 規範に基づく推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ は

$$\hat{\mathbf{f}} = \bar{\mathbf{f}} + [Q_f][H]^t ([H][Q_f][H]^t + \sigma_w^2 [I])^{-1} (\mathbf{g} - [H]\bar{\mathbf{f}}) \quad (5.14)$$

となる。(この $\hat{\mathbf{f}}$ の導出の詳細については Appendix 1 で示す。)

ただし $\bar{\mathbf{f}}$, $[\mathbf{Q}_f]$ はそれぞれ (5.15) 式で示すオリジナル像 \mathbf{f} の平均値ベクトルと、共分散行列を表わす。

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{f}} = E[\mathbf{f}] \\ [\mathbf{Q}_f] = E[(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})^t] \end{cases} \quad (5.15)$$

ところでオリジナル像 \mathbf{f} の空間的定常性は、5.2.1節で述べたように $\bar{\mathbf{f}}$ と $[\mathbf{Q}_f]$ の要素が

$$\begin{cases} \bar{f}_{ij} = m_f \quad (\text{一定}) \\ [\mathbf{Q}_f]_{ij;i+m, j+n} = [\mathbf{Q}_f]_{kl;k+m, l+n} \end{cases} \quad (5.16)$$

と表わされる時に成り立つ。ただし \bar{f}_{ij} は画素 f_{ij} の平均値、 $[\mathbf{Q}_f]_{ij;kl}$ は画素 f_{ij} と f_{kl} の共分散であり

$$\begin{cases} \bar{f}_{ij} = E[f_{ij}] \\ [\mathbf{Q}_f]_{ij;kl} = E[(f_{ij} - \bar{f}_{ij})(f_{kl} - \bar{f}_{kl})] \end{cases} \quad (5.17)$$

と表わされる。つまりオリジナル像 \mathbf{f} が空間的に定常である場合には、 $\bar{\mathbf{f}}$ と $[\mathbf{Q}_f]$ を(5.16)式のような特殊な形で表現できる。特にオリジナル像 \mathbf{f} が $\bar{\mathbf{f}} = 0$ で定常な場合には、(5.14)式は(5.4)式のWienerフィルターと等価となる。⁹⁾

このように(5.14)式で表わされるフィルターは、オリジナル像の空間的定常性の仮定を必要としないMMSEフィルターであり、オリジナル像 \mathbf{f} の確率的な性質を表わす量 $[\mathbf{Q}_f]$ に従うspace-variantなフィルターである。しかし(5.14)式はこのままの形ではa prioriな情報 $\bar{\mathbf{f}}$, $[\mathbf{Q}_f]$ を必要とし、しかも $\{(K+1) \times (L+1)\}^2$ の要素をもつ行列の逆行列演算を含んでいるため、たとえa prioriな情報を知り得たとしてもその実行は困難である。例えば300×300画素から成る画像を考えると、(5.14)式中の行列は90000×90000の要素をもち、その逆行列の計算は大型計算機を用いても記憶容量と演算時間の点において不可能に近い。

そこで(5.14)式を反復法で実行して逆行列演算を不要とし、またa posterioriな情報である劣化像の局所統計量を用いてa prioriな情報の必要性を避けうる方法を提案する。

5.3.2 反復法によるMMSEフィルタリング

本節では(5.14)式を実行する逆行列演算を含まない反復法を提案し、その収束性を明らかにする。

(5.14)式はオリジナル像 \mathbf{f} に関係した量で表わされているが、これをすでに手許に得られている劣化像に関係した量、平均値ベクトル $\bar{\mathbf{g}}$ と共分散行列 $[\mathbf{Q}_g]$ を用いて表わす。 $\bar{\mathbf{g}}$, $[\mathbf{Q}_g]$

はそれぞれ

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{g}} \triangleq E[\mathbf{g}] = [\mathbf{H}]\bar{\mathbf{f}} \\ [\mathbf{Q}_g] \triangleq E[(\mathbf{g}-\bar{\mathbf{g}})(\mathbf{g}-\bar{\mathbf{g}})^t] = [\mathbf{H}][\mathbf{Q}_f][\mathbf{H}]^t + \sigma_w^2[\mathbf{I}] \end{cases} \quad (5.18)$$

と表わされるので、 $[\mathbf{H}]^{-1}$ が存在する場合(5.14)式は

$$\hat{\mathbf{f}} = [\mathbf{H}]^{-1}\{\mathbf{g} - \sigma_w^2[\mathbf{Q}_g]^{-1}(\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}})\} \quad (5.19)$$

と書き直せる。この(5.19)式の推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ は次の(5.20)式で示す逆行列を含まない反復法で求めることができる。(Appendix 2参照)

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(k)} + \alpha[\mathbf{H}]^t\{[\mathbf{Q}_g](\mathbf{g} - [\mathbf{H}]\hat{\mathbf{f}}^{(k)}) - \sigma_w^2(\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}})\} \quad (5.20)$$

ただし $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ は k 回目の反復解を示し、 α は定数である。このとき(5.20)式の反復解 $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ が(5.19)式の $\hat{\mathbf{f}}$ に収束するための必要十分条件は

$$\rho([\mathbf{I}] - \alpha[\mathbf{H}]^t[\mathbf{Q}_g][\mathbf{H}]) < 1 \quad (5.21)$$

である。ただし $\rho(\cdot)$ はスペクトル半径^{注1)}を表わす。またこの時の初期値 $\hat{\mathbf{f}}^{(0)}$ は任意でよい。

(5.21)式の収束条件を満足する定数 α の条件を求める。 $[\mathbf{H}]^t[\mathbf{Q}_g][\mathbf{H}]$ の固有値を λ_i とすると $([\mathbf{I}] - \alpha[\mathbf{H}]^t[\mathbf{Q}_g][\mathbf{H}])$ の固有値は $(1 - \alpha\lambda_i)$ で表わされる。従ってすべての λ_i に対して

$$|1 - \alpha\lambda_i| < 1 \quad (5.22)$$

が成り立てば(5.21)式は満足する。ところで $[\mathbf{Q}_g]$ は(5.18)式に示したように一般に正値対称行列である^{注2)}。従って、 $[\mathbf{H}]^t[\mathbf{Q}_g][\mathbf{H}]$ も $[\mathbf{H}]^{-1}$ が存在する場合には正値対称行列となり、すべての λ_i は実数値でありしかも正となる[文献58], p.152, p.161]。従って(5.22)式の関係より

$$0 < \alpha < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (5.23)$$

注1) $[\mathbf{A}]$ の固有値を λ_i とした時、 $[\mathbf{A}]$ のスペクトル半径 $\rho([\mathbf{A}])$ は $\rho([\mathbf{A}]) = \max_i |\lambda_i|$ 。 [文献59), p.23-24]

注2) (5.18)式において $\sigma_w^2 > 0$ とすれば $[\mathbf{Q}_g]$ は明らかに正値である。 $\sigma_w^2 = 0$ の時は(5.8)式において劣化像 \mathbf{g} に雑音 \mathbf{w} が含まれていないことになり、ここではこの場合を除外する。しかし一般に $[\mathbf{Q}_f]$ は正値と考えられるので、 $[\mathbf{H}]^{-1}$ が存在する場合には、 $\sigma_w^2 = 0$ でもやはり $[\mathbf{Q}_g]$ は正値となる。

が得られる。ただし λ_{\max} は $[H]^t [Q_g] [H]$ の最大固有値である。 λ_{\max} は一様ノルム $\|\cdot\|_{\infty}$ (注) を用いて次のように評価できる [文献 59), p.26]。

$$\begin{aligned} \lambda_{\max} &\leq \| [H]^t [Q_g] [H] \|_{\infty} \\ &\leq \| [H]^t \|_{\infty} \cdot \| [Q_g] \|_{\infty} \cdot \| [H] \|_{\infty} \end{aligned} \quad (5.24)$$

ところで $[H]$ は PSF を表わしているのでエネルギー保存則より

$$\| [H] \|_{\infty} = \max_{i,j} \sum_k \sum_l |h_{ij;kl}| = 1 \quad (5.25)$$

である。また LSI な PSF を考えるなら $\| [H]^t \|_{\infty} = 1$ である。従って

$$\lambda_{\max} \leq \| Q_g \|_{\infty} \quad (5.26)$$

が得られる。従って (5.23) 式と (5.26) 式より、(5.21) 式の収束条件を満足するための十分条件は

$$0 < \alpha < \frac{2}{\| Q_g \|_{\infty}} \quad (5.27)$$

となる。この結果 $[H]^{-1}$ が存在する場合、与えられた画像に対して (5.27) 式を満足するような定数 α を用いると、(5.20) 式の反復法の収束解が、(5.14) 式の MMSE フィルターによる修正解になることが保証できる。以後、特に断らない限り劣化の PSF を表わす行列 $[H]$ は正則であるとする。つまり $[H]^{-1}$ が存在するとする。

5.3.3 局所統計量の導入

これまでに提案された多くの画像修正法では、推定解を求めるために入手不可能な a priori な情報を必要としていたため、その実用化が困難になっていた。そこでこの問題を解決する一手法として、著者は a priori な情報を a posteriori な情報で近似する方法を提案する。

前節では MMSE フィルタリングを実行する反復法 (5.20) 式を導出した。この反復法は a priori な情報である $\bar{\mathbf{g}}$ 、 $[Q_g]$ を必要とするが、それらを a posteriori な情報である劣化像の局所統計量で近似することにより、(5.20) 式の画像修正アルゴリズムはより実的なものとなる。この局所統計量による近似の有意性については、後の実験結果より推察できる。ここでは提案する劣化像の局所統計量について説明する。

劣化像 \mathbf{g} の平均値ベクトル $\bar{\mathbf{g}}$ 、共分散行列 $[Q_g]$ は、それらの要素を用いて

注) 行列 $[A]$ の i 行 j 列の要素を a_{ij} としたとき

$$\| [A] \|_{\infty} = \max_i \sum_j |a_{ij}|。 \quad [文献 59), p.21]$$

$$\begin{cases} \bar{g}_{ij} = E[g_{ij}] \\ [Q_g]_{ij;kl} = E[(g_{ij} - \bar{g}_{ij})(g_{kl} - \bar{g}_{kl})] \end{cases} \quad (5.28)$$

と表わされる。(5.28)式の期待値 $E[\cdot]$ を劣化像内の $(2N+1) \times (2N+1)$ 点の局所領域(以後、局所平均領域と呼ぶ)での標本平均値に置き換えることによって得られる、(5.29)式の局所統計量 \tilde{g}_{ij} , $r_{ij;kl}$ を考える。

$$\begin{cases} \tilde{g}_{ij} = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N g_{i+m, j+n} \\ r_{ij;kl} = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N (g_{i+m, j+n} - \tilde{g}_{ij})(g_{k+m, l+n} - \tilde{g}_{kl}) \end{cases} \quad (5.29)$$

また、 \tilde{g}_{ij} を要素にもつベクトルを平均値ベクトル \bar{g} に対して、標本平均値ベクトル \tilde{g} と呼び、 $r_{ij;kl}$ を要素にもつ行列を共分散行列 $[Q_g]$ に対して標本共分散行列 $[R_g]$ と呼ぶ。標本平均値ベクトル \tilde{g} は、劣化像の局所平均像を表わしている。(5.29)式で表わされる局所統計量 \tilde{g}_{ij} , $r_{ij;kl}$ は局所平均領域の大きさを適当に設定すれば、(5.28)式の \bar{g}_{ij} , $[Q_g]_{ij;kl}$ をそれぞれよく近似できるものと考えられる。すでに前節で述べたように $[Q_g]$ は、一般に正値対称行列である。しかし、この標本共分散行列 $[R_g]$ は対称行列とはなるが、^{注)}正値とは限らない。そこで標本共分散行列として次に示す $[R_g]$ をとる。以後 $[R_g]$ の要素を $[R_g]_{ij;kl}$ で表わす。

(5.28)式の画素 g_{ij} と g_{kl} の共分散 $[Q_g]_{ij;kl}$ は、2画素間の距離が離れるにつれて十分小さくなるものとする。そこで(5.29)式の $r_{ij;kl}$ を用いて

$$r'_{ij;kl} = B_{i-k, j-l} \cdot r_{ij;kl} \quad (5.30)$$

と表示される。 $r'_{ij;kl}$ を考え、 $B_{m,n}$ を

$$\begin{cases} B_{mn} = b\left(\frac{3}{M} m\right) \cdot b\left(\frac{3}{M} n\right) \\ b(x) = \begin{cases} \frac{1}{b} (6-2x^2) & 0 \leq |x| < 1 \\ \frac{1}{b} (3-|x|)^2 & 1 \leq |x| < 3 \\ 0 & 3 \leq |x| \end{cases} \end{cases} \quad (5.31)$$

とおく。ここに $b(x)$ は、Fig.5.2に示すような $b(0)=1$ とした2次のスプライン関数であり、 M は B_{mn} の拡がりを示す定数パラメータである。

注) (5.29)式より明らかに $r_{ij;kl} = r_{kl;ij}$ が成り立つので $r_{ij;kl}$ を要素にもつ行列 $[R_g]$ は対称行列となる。

つまり (5.30) 式の $r'_{ij;kl}$ は画素 g_{ij} を中心に $(2M+1) \times (2M+1)$ 点の正方領域 (以後、局所共分散領域と呼ぶ) 内の画素 g_{kl} に対しては $r_{ij;kl}$ に $B_{i-k, j-l}$ の重みをつけた値をとり、局所共分散領域外の画素 g_{kl} に対しては零となる。

また共分散行列 $[Q_g]$ は (5.18) 式に示すように正値対称行列であり、しかも対角要素は $[Q_g]_{ij;ij} \geq \sigma_w^2$ である。このことを考慮して (5.30) 式の $r'_{ij;kl}$ を用いて標本共分散行列 $[R_g]$ を

$$[R_g] = \begin{cases} r'_{ij;kl} & i \neq k \text{ or } j \neq l \\ \max(r'_{ij;ij}, \beta R_{ij}, \sigma_w^2) & i = k \text{ and } j = l \end{cases} \quad (5.32)$$

とする。ただし $\max(r'_{ij;ij}, \beta R_{ij}, \sigma_w^2)$ は $r'_{ij;ij}, \beta R_{ij}, \sigma_w^2$ のうちの最も大きな値を表わす。ただし β は定数であり、 R_{ij} は

$$R_{ij} = \sum_k \sum_l \Big| r'_{ij;kl} \Big| \quad (5.33)$$

である。(5.32) 式の $[R_g]$ は明らかに対称行列であり、その対角要素は

$$[R_g]_{ij;ij} \geq \beta R_{ij} > 0 \quad (5.34)$$

の条件を満足するので $\beta > 1$ に対し、Gershgorin の定理 [文献 59], p.84, 定理 2.5 から、 $[R_g]$ が正値対称行列であることが示される。また (5.32) 式から明らかに $[R_g]$ の対角要素は $[R_g]_{ij;ij} \geq \sigma_w^2$ となる。

本節では、(5.29) 式で表わされる標本平均値ベクトル $\tilde{\mathbf{g}}$ と、(5.32) 式で表わされる標本共分散行列 $[R_g]$ を用いて、 $\bar{\mathbf{g}}$ を $\tilde{\mathbf{g}}$ で、 $[Q_g]$ を $[R_g]$ で近似すると、前節の (5.20) 式は a priori な情報である $\bar{\mathbf{g}}$ 、 $[Q_g]$ がまったく知られていない場合でも実行できることを示した。また $[Q_g]$ を $[R_g]$ で近似しても $[R_g]$ は正値なので (5.20) 式の収束性には影響を与えない。 $\tilde{\mathbf{g}}$ と $[R_g]$ は局所平均領域を示すパラメータ N と局所共分散領域を示すパラメータ M を決定すれば可観測量の劣化像 \mathbf{g} と雑音 σ_w^2 を用いて求めることができる。なお、(5.32) 式の β の値は 1 以上であれば任意でよいので本章では $\beta = 1.1$ として扱った。

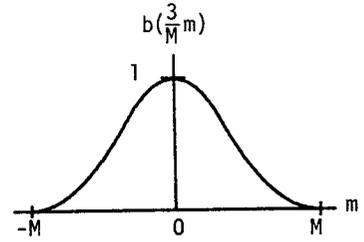


Fig. 5.2 関数 $b(x)$ の形状

5.3.4 ALSフィルター

本節では前節までの結果をまとめ、局所統計量を用いた adaptive な画像修正フィルター(ALSフィルター)を提案し、ALSフィルターの特長について簡単に説明する。

5.3.3節で述べた局所統計量で表わされる標本平均値 $\hat{\mathbf{g}}$ と標本共分散行列 $[\mathbf{R}_g]$ を(5.20)式の反復法で表わされたMMSEフィルターに適用すると

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(k)} + \alpha [\mathbf{H}]^t \{ [\mathbf{R}_g] (\mathbf{g} - [\mathbf{H}] \hat{\mathbf{f}}^{(k)}) - \sigma_w^2 (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \} \quad (5.35)$$

また(5.35)式が収束するための α の条件は

$$\begin{cases} 0 < \alpha < \frac{2}{\|\mathbf{R}_g\|_\infty} \\ \|\mathbf{R}_g\|_\infty = \max_{i,j} \sum_k \sum_l |[\mathbf{R}_g]_{ij;kl}| \end{cases} \quad (5.36)$$

この(5.35)式と(5.36)式で表わされるフィルターが著者の提案する画像修正用のALSフィルターである。このALSフィルターの主な特長を挙げると

- 1) 劣化像 \mathbf{g} に対して、劣化系を表わすPSF $[\mathbf{H}]$ と雑音の σ_w^2 を知るだけで画像修正が実行できる。その際必要なパラメータは局所平均領域と局所共分散領域の大きさを表わすパラメータ N と M だけである。
- 2) (5.36)式を満足する α は $[\mathbf{R}_g]$ から決定できる。従って $[\mathbf{H}]$ が正則な場合ALSフィルターの収束性は保証される。またその時、収束解 $\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)}$ は $\bar{\mathbf{g}}$ を $\tilde{\mathbf{g}}$ で、 $[\mathbf{Q}_g]$ を $[\mathbf{R}_g]$ で近似した時の(5.14)式のMMSEフィルターの出力となる。
- 3) 標本共分散行列 $[\mathbf{R}_g]$ に従う adaptive な画像修正が実行できる。
- 4) ALSフィルターは逆行列を含まない反復法で実行されるのでサイズの非常に大きな行列 $[\mathbf{R}_g]$ をメモリ内に記憶しなくとも実行できる。従ってALSフィルターを用いて画像修正を行う場合、画像4画面分の記憶容量があれば十分である。^{注)}

上記1)、2)の特長はこれまでの説明で明らかなので、以下3)、4)の特長について簡単に説明する。

- 3)の特長は提案したALSフィルターの最大の特長である。これについては少し雑になるが

注) 例えばWienerフィルターの場合では(5.4)式で示すように $H(\mu, \nu)$ の他に $G(\mu, \nu)$, $\hat{F}(\mu, \nu)$, $\Phi_f(\mu, \nu)$, $\Phi_w(\mu, \nu)$ の4画面分の記憶容量を必要とする。しかしそれらは複素数であるため、実質的にはその2倍の記憶容量を必要とする。

(5.35)式を用いて次のように考えられる。劣化像の中で、 $[R_g]$ の対角要素 $[R_g]_{ij;ij}$ が σ_w^2 に比べて非常に大きな値をとる領域では、(5.35)式の $\sigma_w^2(\mathbf{g}-\tilde{\mathbf{g}})$ の項の影響は $[R_g](\mathbf{g}-[H]\hat{\mathbf{f}}^{(k)})$ に比べて十分小さく無視できると考えられる。従ってその場合、収束解はほぼ $\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)} \approx [H]^{-1}\mathbf{g}$ となりインパース・フィルターの出力に近づく。一方、劣化像の中で $[R_g]_{ij;ij}$ が σ_w^2 に近い値をとる領域では、ほぼ $[R_g]\mathbf{g} \approx \sigma_w^2\mathbf{g}$ であり、収束解は $\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)} \approx [H]^{-1}\tilde{\mathbf{g}}$ になると考えられる。この収束解は $\tilde{\mathbf{g}} = \bar{\mathbf{g}}$ ならば $\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)} = \bar{\mathbf{f}}$ となる。 $[R_g]_{ij;ij}$ は(5.32)式で表わされるように劣化像の中で濃淡の急峻な変化をもつ領域で大きな値をとり、変化の少ない平坦な領域では σ_w^2 に近い値をとる。換言すればALSフィルターは劣化像の中で濃淡の急峻な変化をもつ領域に対しては、雑音抑圧よりむしろ減衰した信号成分の回復に重点をおいた処理を、逆に濃淡変化の少ない平坦な領域では信号成分の回復よりむしろ雑音抑圧に重点をおいた処理を実行する。

上記4)の特長は比較的小さな画像処理システムを用いても、ALSフィルターによる像修正を実行できることを示している。画像修正の実用化という観点から見れば、この特長は極めて重要なものである。(5.35)式は処理途中の画像を表わすベクトル $\mathbf{p}^{(k)}$ 、 $\mathbf{q}^{(k)}$ を用いると、次の3つのステップに分けて実行できる。

$$\begin{cases} 1. \mathbf{q}^{(k)} = \mathbf{g} - [H]\hat{\mathbf{f}}^{(k)} \\ 2. \mathbf{p}^{(k)} = [R_g]\mathbf{q}^{(k)} - \sigma_w^2(\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{g}}) \\ 3. \hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(k)} + \alpha[H]^t\mathbf{p}^{(k)} \end{cases} \quad (5.37)$$

今、ステップ2における像 $\mathbf{p}^{(k)}$ の画素 $p_{ij}^{(k)}$ にのみ注目すると

$$p_{ij}^{(k)} = r_{ij}^t \mathbf{q}^{(k)} - \sigma_w^2(g_{ij} - \tilde{g}_{ij}) \quad (5.38)$$

ただし r_{ij}^t は $[R_g]$ の中の画素 (i, j) に対応する行を表わすベクトルで

$$\mathbf{r}_{ij}^t = ([R_g]_{ij;00}, \dots, [R_g]_{ij;kl}, \dots, [R_g]_{ij;KL}) \quad (5.39)$$

ところが5.3.3節で述べたように

$$[R_g]_{ij;kl} = 0 \quad \text{for } \{(k, l) \mid |k-i| > M, |l-j| > M\} \quad (5.40)$$

なので、(5.38)式の $p_{ij}^{(k)}$ は画素 $q_{ij}^{(k)}$ を中心とする $(2M+1) \times (2M+1)$ 点の局所共分散領域内で計算することができる。従って $p_{ij}^{(k)}$ を計算するには $[R_g]$ の $(2M+1) \times (2M+1)$ 個の要素を必要とするだけである。従ってこの必要な要素の値は、その都度劣化像 \mathbf{g} より計算すればよく、画素数の二乗倍もの要素をもつ行列 $[R_g]$ をメモリ内に記憶しておく必要はなくなる。またその時、同時に \tilde{g}_{ij} も計算できる。この場合(5.35)式の1回の反復に $[R_g]$ と $\tilde{\mathbf{g}}$ の要素を1

度だけ計算することになる。ステップ1と3における劣化系のPSFを表わす[H]はどの画像修正法でも必要である。従って[H]を記憶するメモリ以外にALSフィルターを実行するのに必要なメモリ容量は、劣化像 \mathbf{g} 、反復解 $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ 、 $\mathbf{p}^{(k)}$ 、 $\mathbf{q}^{(k)}$ の4画面分あればよいことになる。処理時間は $[\mathbf{H}] \hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ 、 $[\mathbf{R}_g] \mathbf{q}^{(k)}$ 、 $[\mathbf{H}]^t \mathbf{p}^{(k)}$ の演算と劣化像から $[\mathbf{R}_g]$ を計算する時間でほぼ決定される。 $[\mathbf{R}_g] \mathbf{q}^{(k)}$ の計算時間は $(2M+1) \times (2M+1)$ 点の重みを画像にコンボリューションする時に要する時間とはほぼ同程度である。またLSIなPSFの場合、 $[\mathbf{H}] \hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ と $[\mathbf{H}]^t \mathbf{p}^{(k)}$ はコンボリューション演算で実行できる。標本共分散行列 $[\mathbf{R}_g]$ の計算は(5.29)式の $r_{ij;kl}$ の次のような関係を利用すれば高速化できる。

$$\begin{aligned}
 r_{i,j+1;k,l+1} &= r_{ij;kl} \\
 &+ \frac{1}{2N+1} \sum_{m=-N}^N (g_{i+m,j+N+1} g_{k+m,l+N+1} - g_{i+m,j-N} \cdot g_{k+m,l-N}) \\
 &+ \tilde{g}_{ij} \cdot \tilde{g}_{kl} - \tilde{g}_{i,j+1} \cdot \tilde{g}_{k,l+1}
 \end{aligned} \tag{5.41}$$

以上の点より提案したALSフィルターは、特に adaptive な修正を実行できることおよびオリジナル像の a priori な情報を必要としないことの点において、従来の画像修正法よりも優れた修正効果を持つことが期待できる実用的な画像修正法であると思われる。

5.4 ALSフィルターによる画像修正処理

5.3節では adaptive な画像修正を実行するALSフィルターを提案した。本節ではALSフィルターとWienerフィルターを用いた画像修正のシミュレーション実験を行い、その結果の比較よりALSフィルターによる adaptive な画像修正処理の有効性を確認する。

5.4.1 ALSフィルターの実行手順

ALSフィルターを用いた画像修正を実行するためには、局所平均領域と局所共分散領域の大きさを示すパラメータNとMを決定しなければならない。このパラメータは、扱う画像の種類、PSFの形状、加算雑音の大きさなどにより変化すべきものであり、計算機で判断して決定することは非常に難しい。そこで処理結果の像あるいは処理途中の像を人間が判断し、その判断結果を計算機にフィードバックする、いわゆる対話型処理によりこのパラメータを決定する方法をとった。以下にALSフィルターの実行手順を示す。

1. 劣化像 \mathbf{g} を計算機に入力する。この時劣化系のPSF $[\mathbf{H}]$ と雑音の分散 σ_w^2 を設定する。
2. 局所平均領域と局所共分散領域を示すパラメータNとMを与える。
3. 劣化像 \mathbf{g} より $[\mathbf{R}_g]$ を計算して(5.36)式を満たす α を設定する。

4. ALSフィルターの初期推定解 $\hat{\mathbf{f}}^{(0)}$ を局所平均像 $\tilde{\mathbf{g}}$ に設定する。
5. (5.35)式に従って k 回目の反復解 $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ を計算する。
6. 反復解 $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ あるいは処理途中の像を観察して、パラメータ N, M が不適当と思われる場合は2に戻ってパラメータを再設定する。
7. 反復解 $\hat{\mathbf{f}}^{(k)}$ が劣化像 \mathbf{g} の推定解として妥当と判断した時、反復を終了する。それ以外の場合は5に戻って反復を続行する。

4.の初期推定解 $\hat{\mathbf{f}}^{(0)}$ は任意でよいが、ここでは雑音成分が少なく、しかもオリジナル像に類似していると思われる劣化像の局所平均像 $\tilde{\mathbf{g}}$ を初期推定解とした。局所平均領域を示すパラメータ N の妥当性は局所平均像 $\tilde{\mathbf{g}}$ より、また局所共分散領域を示すパラメータ M の妥当性は(5.37)式の処理途中の像 $\mathbf{p}^{(k)}$ を観察して判断できる。またステップ1.で雑音の分散 σ_w^2 が予めわからない時は、劣化像の中の比較的濃淡変化の少ない平坦な領域での分散で代用することもできる。

5.4.2 劣化像のSN比と修正像の二乗誤差評価

本章では劣化像のSN比(Signal to Noise Ratio; SNR)をオリジナル像の分散と雑音の分散の比で表わすことにする。すなわちオリジナル像 \mathbf{f} と雑音 \mathbf{w} の要素を用いて

$$\left\{ \begin{aligned} \text{SNR} &= \frac{\sum_i \sum_j (f_{ij} - \bar{f})^2}{\sum_i \sum_j w_{ij}^2} \\ \bar{f} &= \frac{1}{(K+1)(L+1)} \sum_{i=0}^K \sum_{j=0}^L f_{ij} \end{aligned} \right. \quad (5.42)$$

と定義する。

また修正結果を定量的に評価するために、評価基準としてよく用いられているオリジナル像と修正像の二乗誤差を用いた。本章ではこの修正像の二乗誤差を、劣化像の二乗誤差に対する相対誤差で表わす。つまり修正像を $\hat{\mathbf{f}}$ とした時、修正像の相対二乗誤差 e^2 は

$$e^2 = \frac{\sum_i \sum_j (f_{ij} - \hat{f}_{ij})^2}{\sum_i \sum_j (f_{ij} - f_{ij})^2} \quad (5.43)$$

5.4.3 1次元シミュレーション

ALSフィルターを用いた像修正処理が局所統計量に従った adaptive な修正処理になっていることを確かめるため、一次元シミュレーションの実験を行った。

Fig.5.3にALSフィルターとWienerフィルターによる修正結果を示す。Fig.5.3(a)は1024点の標本点から成るオリジナル信号であり、(b)は(a)をガウス型のPSFで劣化し、雑音を加えた

劣化信号である。この時の劣化信号のSN比は100であり、劣化のPSFは

$$h(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5.44)$$

で表わされる。標準偏差 σ は標本間隔 Δx の17倍 ($\sigma = 17 \cdot \Delta x$) とした。またこのPSFを表わす行列 $[H]$ は正則である。この劣化信号をALSフィルターを用いて修正した結果をFig. 5.3 (d) に、また5.2節で示したWienerフィルターを用いて修正した結果をFig. 5.3 (f) に示す。Fig. 5.3 (d) のALSフィルターを用いた修正結果は局所平均領域を25点、局所共分散領域を19点として40回反復した処理結果である。またFig. 5.3 (c), (e), (g) はそれぞれ (b), (d), (f) とオリジナル信

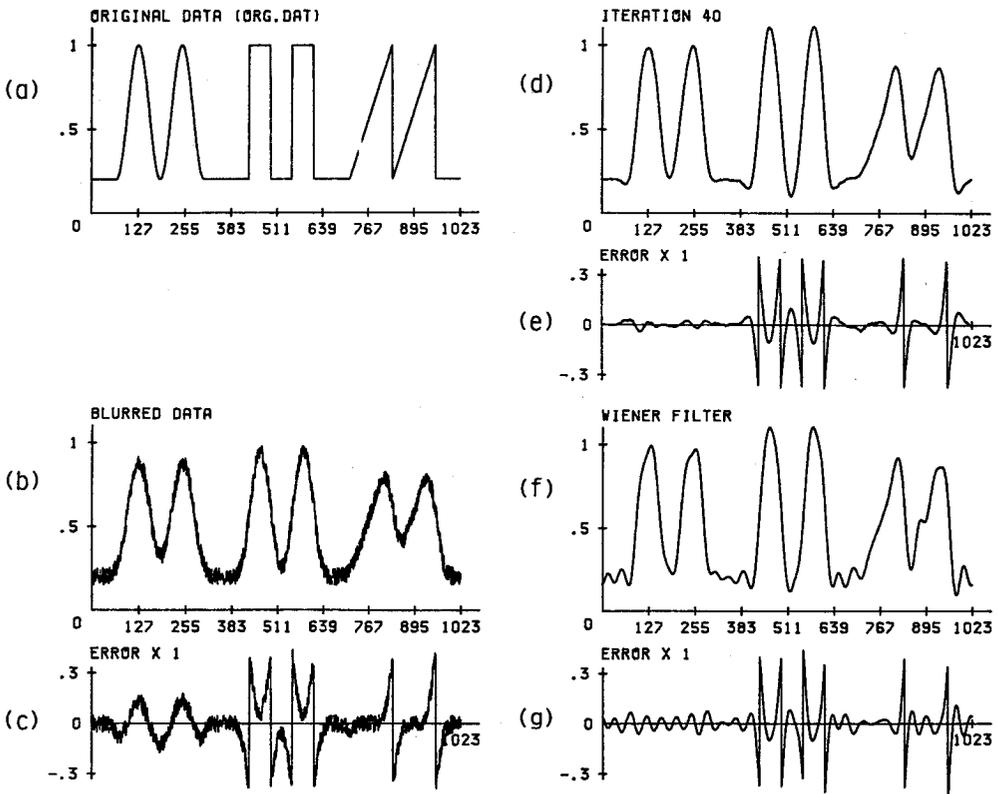


Fig.5.3 ALSフィルターとWienerフィルターを用いた修正結果

- (a) オリジナル像, (b) 劣化信号 ($S/N=100, \sigma=17 \cdot \Delta x$)
 (c) (b)と(a)の差, (d) ALSフィルターを用いた修正結果
 (e) (d)と(a)の差, (f) Wienerフィルターを用いた修正結果
 (g) (f)と(a)の差,

号との差を示している。Fig. 5.3 (f), (g)で示すWienerフィルターによる修正結果には、Wienerフィルター特有の特定周波数領域の成分の強調が見られる。そのため平坦な領域で不当な振動を生ずるだけでなく、信号のもつ本来の形状をも歪ませている。このことはWienerフィルターによる修正結果には偽信号が付加される可能性のあることを示唆している。これに対しFig. 5.3 (d), (e)のALSフィルターを用いた修正結果では、平坦な領域での不当な振動も見られず、また形状の

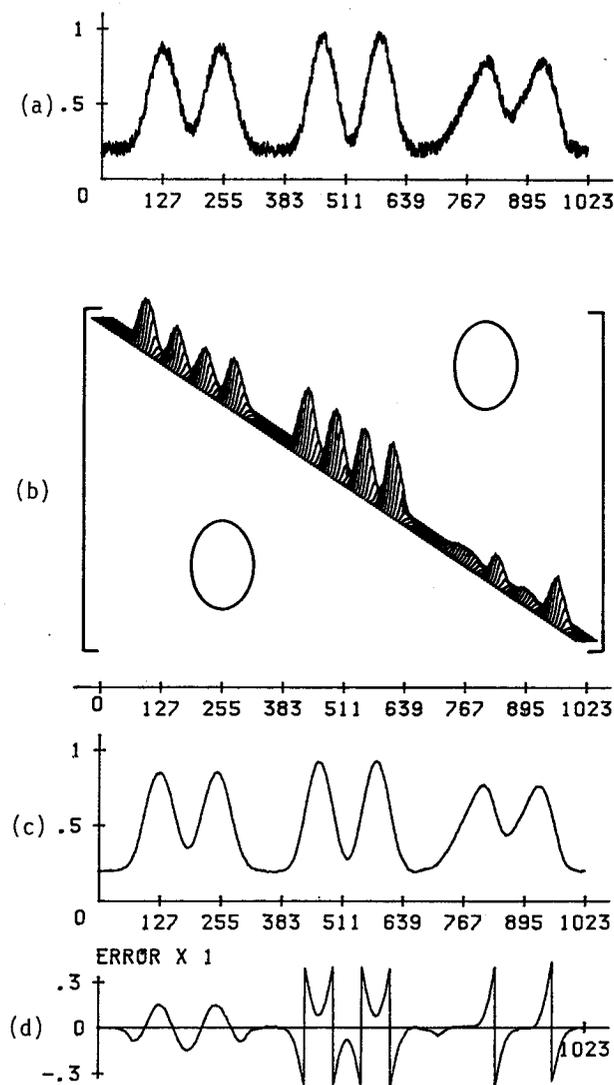


Fig. 5.4 標本共分散行列 $[R_g]$ と標本平均値ベクトル \tilde{g} の形状
 (a) 劣化信号, (b) 標本共分散行列
 (c) 標本平均値ベクトル, (d) (c)とオリジナル信号の差

歪を生ずることなく、Wiener フィルターより良好な結果が得られている。特に Fig. 5.3 (c), (e), (g) を比較すると、信号の左側の領域は、ALS フィルターによりほぼ完璧に回復されていることがわかる。この時の ALS フィルターを用いた修正結果の相対二乗誤差は 0.58 であり、Wiener フィルターを用いた修正結果の相対二乗誤差は 0.54 である。このように二乗誤差による評価では ALS フィルターも Wiener フィルターも同程度の修正効果をもつことになるが、このことは逆に画像全体に対して画一的な評価基準である二乗誤差では、このような修正結果の差を明確に評価することはできないことを示している。しかし、オリジナル信号に関する a priori な情報を必要とする Wiener フィルターとそれを必要としない ALS フィルターによる処理結果が二乗誤差評価において同程度の修正効果を示すことは、ALS フィルターに用いた局所統計量の妥当性を裏づけるものと考えてよい。

ALS フィルターによる処理時の標本共分散行列 $[R_g]$ と標本平均値 $\tilde{\mathbf{g}}$ を Fig. 5.4 に示す。局所平均領域と局所共分散領域は Fig. 5.3 (d) の場合と同じである。Fig. 5.4 (a) は、Fig. 5.3 (b) と同じ劣化信号であり、(b) は標本共分散行列 $[R_g]$ の形状を表わしたものである。Fig. 5.4 (c) は標本平均値ベクトル $\tilde{\mathbf{g}}$ であり、(d) は (c) のオリジナル像からの差を示す。Fig. 5.4 (c) の標本平均値ベクトル $\tilde{\mathbf{g}}$ は ALS フィルターの初期推定解 $\hat{\mathbf{f}}^{(0)}$ でもある。Fig. 5.4 (a), (b) から標本共分散行列 $[R_g]$ は、劣化信号の変化の大きい領域で大きな値を、平坦な領域では小さな値をとることがわかる。また Fig. 5.4 (c), (d) と Fig. 5.3 (d), (e) を比較してわかることは、標本共分散行列 $[R_g]$ の対角要素が大きな値をとる領域で、PSF による劣化の回復効果が大きく、対角要素が小さな値をとる領域では標本平均値 $\tilde{\mathbf{g}}$ に近い値を出力し雑音成分の強調を抑えていることである。

5.4.4 2次元シミュレーション

2.2 節で述べた INTERDATA 7/32 を中心とする試作画像処理システムを用いて、ALS フィルターを用いた実際の画像の修正シミュレーション実験を試みた。また同時に Wiener フィルターおよび擬似 Wiener フィルターによる画像修正処理を行い、それらの比較、検討を行う。

Fig. 5.5 は本節でのシミュレーション実験に用いたオリジナル像である。これは IEEE が作成したファクシミリ用のテストチャートに 256 × 256 画素 256 濃淡レベルで標準化したものである。以下で示す処理像もすべて 256 × 256 画素から成る画像である。また本節の実験に用いる劣化系を表わす PSF は

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]$$

で表示される、LSI なガウス型の PSF である。この PS



Fig. 5.5 オリジナル像
(256 × 256 画素)

Fを表わす行列[H]は正則である。

Fig. 5.6 にALSフィルターを用いた画像修正結果を示す。Fig. 5.6 (a)はオリジナル像を(5.45)式で表わされるPSFで劣化し雑音を加えた劣化像である。PSFの標準偏差は標本間隔 $\Delta x, \Delta y (\Delta x = \Delta y)$ に対して $\sigma = 2 \cdot \Delta x$ である。また劣化像のSN比は70である。この劣化像に対し局所平均領域を 15×15 点、局所共分散領域を 5×5 点としてALSフィルターを用いて修正処理した結果をFig. 5.6 (b), (c), (d), (e), (f)に示す。Fig. 5.6 (b)は標本平均値ベクトル $\tilde{\mathbf{g}}$ であり、ALSフィルターの初期推定解である。またFig. 5.6 (c), (d), (e), (f)はそれぞれ反復5回、10回、20回、30回の処理結果である。反復10回程度でも良好な修正結果が得られており、反復30回程度ではほぼ収束していると言える。

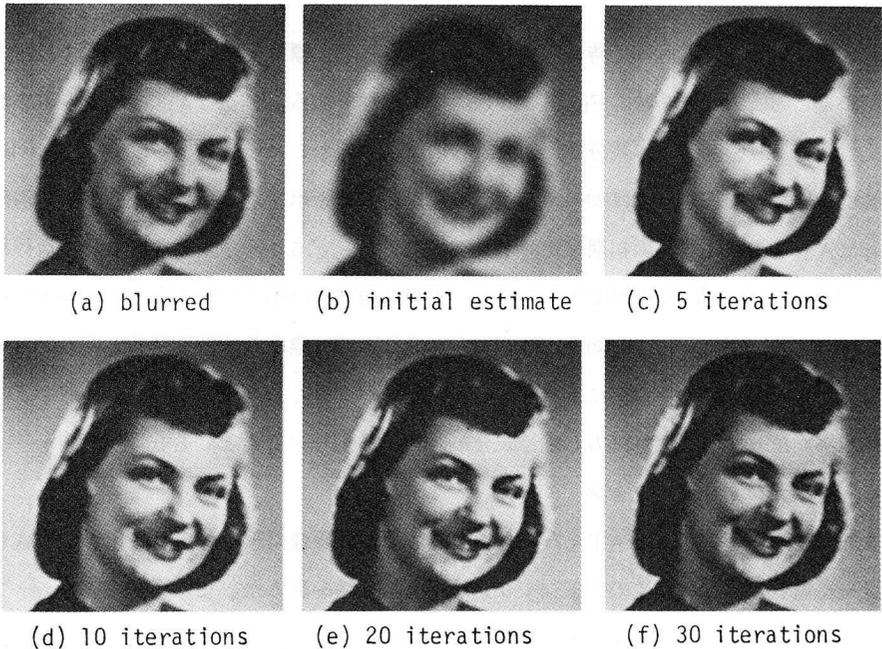


Fig. 5.6 ALSフィルターを用いた画像修正結果

- (a) ガウス型のPSFによる劣化像 ($\sigma = 2 \cdot \Delta x, S/N = 70$)
- (b) 初期推定解 (局所平均像)
- (c), (d), (e), (f) はそれぞれ5回, 10回, 20回, 30回の処理結果
(局所平均領域は 15×15 点, 局所共分散領域は 5×5 点)

Fig. 5.6 (a)の劣化像に対しWienerフィルターと擬似Wienerフィルターを適用した修正結果をFig. 5.7に示す。Fig. 5.7 (a)はALSフィルターによる修正結果でありFig. 5.6 (f)と同じものである。Fig. 5.7 (b), (c)はそれぞれ5.2節で述べたWienerフィルターと擬似Wienerフィルターによる処理結果である。擬似Wienerフィルターに必要な(5.5)式の定数 a は、ここでは劣

化像のSN比の逆数、つまり $\alpha = 1/70$ とした。画一的な修正フィルターであるWiener フィルターと擬似Wiener フィルターによる修正結果には、修正像全体に特定周波数領域の成分の強調によるむらが見られ、修正像の画質を低下させている。一方、ALSフィルターによる修正結果は、Wiener フィルターや擬似Wiener フィルターに比べて、歯並びの鮮鋭さの回復にやや劣るものの、修正像全体にわたって比較的良好な結果を与えている。特にALSフィルターは人物の背景などの濃淡変化の少ない領域での修正効果が優れていることがわかる。これはALSフィルターのadaptiveな修正能力に基づくものと考えられる。この時のALSフィルター、Wiener フィルター、擬似Wiener フィルターによる修正結果の相対二乗誤差はそれぞれ0.51, 0.41, 0.64であった。



Fig. 5.7 ALSフィルター、Wiener フィルターおよび擬似Wiener フィルターをFig. 5.6 (a)の劣化像に適用した時の修正結果
 (a) ALSフィルター, (b) Wienerフィルター, (c) 擬似Wienerフィルター

Fig. 5.8 にやや劣化の度合の大きな劣化像に対するALSフィルター、Wiener フィルター、擬似Wiener フィルターによる修正結果を示す。Fig. 5.8 (a)は劣化像であり、PSFの標準偏差は $\sigma = 3 \cdot \Delta x$, SN比は10である。この劣化像に対し局所平均領域を 19×19 点、局所共分散領域を 5×5 点としたALSフィルターによる30回反復後の修正結果をFig. 5.8 (b)に示す。またWiener フィルターによる修正結果をFig. 5.8 (c)に、 $\alpha = 1/10$ とした擬似Wiener フィルターによる修正結果をFig. 5.8 (d)に示す。この場合は劣化の度合が大きいため、どの修正法を用いても、オリジナル像のもつ細かい微細構造の情報が回復されていないが、ALSフィルターによる修正結果では他の修正結果に見られる画面全体にわたるむらを生じていない。この点にALSフィルターのadaptiveな処理能力の有効性が現われている。この実験におけるALSフィルター、Wiener フィルター、擬似Wiener フィルターによる修正結果の相対二乗誤差はそれぞれ0.37, 0.29, 0.45であった。

Fig. 5.7 および Fig. 5.8 の実験結果より当初著者が目的としたALSフィルターによる adaptive

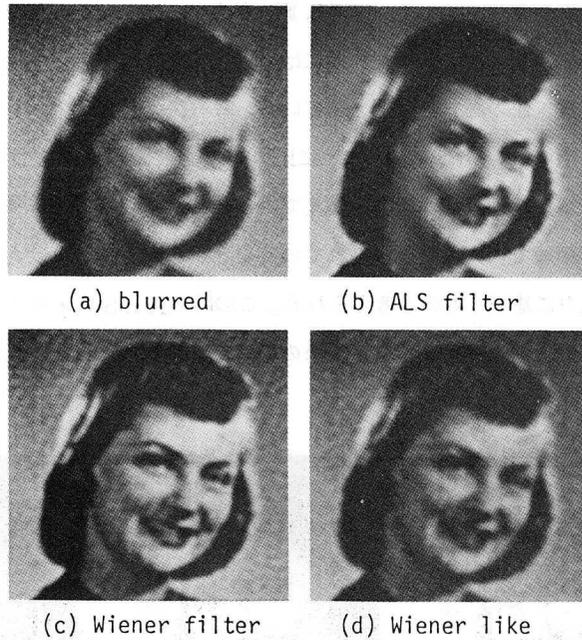


Fig. 5.8 劣化の度合いが大きい劣化像に対するALSフィルター，Wienerフィルター，擬似Wienerフィルターによる修正結果
 (a) 劣化像 ($\sigma=3 \cdot \Delta x$, $S/N=10$)
 (b) ALSフィルターによる処理結果
 (c) Wienerフィルターによる処理結果
 (d) 擬似Wienerフィルターによる処理結果

な処理の有効性を示すことができた。また二乗誤差評価でも、a priori な情報を必要としないALSフィルターによる処理結果が、それを必要とするWienerフィルターによる処理結果に近い値をとることから、ALSフィルターの有効性と共に局所統計量を用いることの妥当性が確かめられた。また、一般にa priori な情報が既知でない場合によく用いられる擬似Wienerフィルターより、ALSフィルターによる処理結果の方が二乗誤差評価においても良好な結果が得られている。

Fig. 5.7 およびFig. 5.8 に示したALSフィルターの1回の反復に要した処理時間は約20分であった。

5.5 ALSフィルターによる雑音除去処理

5.3節で提案したALSフィルターの画像修正における有効性は、5.4節の実験より確認することができた。このALSフィルターは、加算雑音のみで劣化した劣化像を対象を絞るなら、非常に簡単なアルゴリズムで表わすことができる。本節ではALSフィルターをこのような雑音除去フィル

ターとして適用する方法を示し、実験結果よりその有効性を確認する。

5.5.1 ALSフィルターから雑音除去フィルターの導出

ここでは加算雑音による劣化だけを受けた劣化像モデルを考える。劣化を表わすPSF $[H]$ は $[H]=[I]$ で、加算雑音による劣化像 \mathbf{g} は(5.8)式より

$$\mathbf{g} = \mathbf{f} + \mathbf{w} \quad (5.46)$$

ここでオリジナル像 \mathbf{f} の共分散を

$$E[(f_{ij} - \bar{f}_{ij})(f_{kl} - \bar{f}_{kl})] = \begin{cases} \sigma_{ij}^2 & \text{for } i=k \text{ and } j=l \\ 0 & \text{for } i \neq k \text{ or } j \neq l \end{cases} \quad (5.47)$$

と仮定する。つまりオリジナル像の共分散行列 $[Q_f]$ は対角要素に σ_{ij}^2 をもつ対角行列となる。

この時劣化像 \mathbf{g} の共分散行列 $[Q_g]$ は

$$[Q_g] = [Q_f] + \sigma_w^2 [I] \quad (5.48)$$

で表わされるので、対角要素に $(\sigma_{ij}^2 + \sigma_w^2)$ をもつ対角行列となる。従って共分散行列 $[Q_g]$ に対する局所統計量の標本共分散行列 $[R_g]$ も対角行列となるようにする。つまり局所共分散領域を 1×1 点にとる。

この場合(5.35)式の反復法を用いなくともALSフィルターの収束解を直接求めることが容易にできる。 $[H]=[I]$ であるので(5.35)式のALSフィルターは α を適当に決めると必ず収束し、その収束解は(5.19)式を用いて

$$\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{g} - \sigma_w^2 [R_g]^{-1} (\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{g}})$$

となる。前述したように $[R_g]$ は対角行列なので、(5.49)式は各要素を用いて

$$\hat{f}_{ij} = g_{ij} - \frac{\sigma_w^2}{[R_g]_{ij;ij}} (g_{ij} - \tilde{g}_{ij}) \quad (5.50)$$

と表わせる。 $[R_g]_{ij;ij}$ と \tilde{g}_{ij} は(5.29)式と(5.32)式から

$$\begin{cases} \tilde{g}_{ij} = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N g_{i+m, j+n} \\ r_{ij;ij} = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N (g_{i+m, j+n} - \tilde{g}_{ij})^2 \\ [R_g]_{ij;ij} = \max(r_{ij;ij}, \sigma_w^2) \end{cases} \quad (5.51)$$

このように加算雑音のみによる劣化像に像修正の対象を絞るならば、ALSフィルタリングは(5.50)式および(5.51)式で表わされるように、簡単なアルゴリズムで実行でき、しかも反復

演算を必要としない。またこの雑音除去フィルタはLeeが提案した方法⁵⁴⁾とほぼ同一のものとなる。(Leeの方法では $[R_g]_{ij;ij} = r_{ij;ij}$ となる。)

(5.50)式の雑音除去フィルタは局所統計量 $[R_g]_{ij;ij}$ に従ったadaptiveな処理を行う。例えば劣化像の中で濃淡変化の大きい領域では、局所統計量 $[R_g]_{ij;ij}$ は σ_w^2 に比べて非常に大きな値をとる。従って(5.50)式の $\sigma_w^2/[R_g]_{ij;ij}$ は零に近くなり、このフィルタの出力 \hat{f}_{ij} は劣化像 g_{ij} そのものに近い値をとる。また逆に劣化像の中の濃淡変化の少ない領域では $[R_g]_{ij;ij}$ は σ_w^2 に近い値をとり、 $\sigma_w^2/[R_g]_{ij;ij} \approx 1$ となる。従って出力 \hat{f}_{ij} は局所平均像 \tilde{g}_{ij} に近づく。つまり(5.50)式で表わされる雑音除去フィルタは $[R_g]_{ij;ij}$ の値により g_{ij} から \tilde{g}_{ij} の間の値を出力しうるadaptiveなフィルタとなっている。ALSフィルタより導びいたこの雑音除去フィルタはこのようなadaptiveな動作により劣化像のエッジを鈍らせることなく雑音除去を実行することができる。

また(5.50)式の雑音除去フィルタによる処理は、一般によく用いられているコンボリューションによる雑音除去フィルタによる処理よりも高速に実行することができる。両者の処理速度を乗除算の回数で比較してみる。(5.50)式の雑音除去フィルタによる一画素の出力 \hat{f}_{ij} を得るための乗除算の回数は、 $r_{ij;ij}$ の次の関係

$$r_{ij;ij} = r_{i,j-1;i,j-1} + \frac{1}{(2N+1)} \sum_{m=-N}^N (g_{i+m,j+N}^2 - g_{i+m,j-N-1}^2) + \tilde{g}_{i,j-1}^2 - \tilde{g}_{ij}^2 \quad (5.52)$$

を用いると $\{2(2N+1)+6\}$ 回となる。これに対しコンボリューションによる雑音除去フィルタでは、重みの大きさを $(2N'+1) \times (2N'+1)$ 点とすると、一画素の出力に少なくとも $(2N'+1)^2$ 回の乗算が必要となる。後の実験からもわかるように、普通、 N は N' と同程度の大きさで良く、従って(5.50)式の雑音除去フィルタの方がコンボリューションによるものより高速に実行することができる。また(5.50)式の雑音除去フィルタは劣化像に対し、雑音の分散 σ_w^2 を知るだけで適用でき、その時のパラメータは局所平均領域を決める N だけとなる。

5.2.2 2次元シミュレーション

(5.35)式のALSフィルタより(5.50)式で示すadaptiveな雑音除去フィルタを導びいた。この雑音除去フィルタのadaptiveな処理の有効性を確かめるため、実際の画像に対する2次元シミュレーションを試みた。

Fig. 5.9にWienerフィルタによる雑音除去処理の結果を示す。Fig. 5.9(a)は実験に用いたオリジナル像であり、(b)はSN比10の加算雑音加わった劣化像である。Fig. 5.9(b)の劣化像に対し(5.4)式で $H(\mu, \nu) = 1$ とおいたWienerフィルタによる処理結果をFig. 5.9(c)に示す。

Fig. 5.9 (c)の相対二乗誤差は0.64である。

Fig. 5.9 (b)の劣化像に対し(5.50)式の雑音除去フィルターを適用した結果をFig. 5.10 に示す。Fig. 5.10 (a), (b), (c)はそれぞれ局所平均領域を 5×5 点、 7×7 点、 11×11 点として処理した結果であり、相対二乗誤差はそれぞれ0.23, 0.26, 0.32である。雑音除去効果にすぐれ、しかもエッジ部の鮮鋭度の下らない非常に良好な結果が得られている。しかも二乗誤差評価においてもWiener フィルターよりすぐれた雑音除去効果を持つことが示される。このように a priori な情報を用いない雑音除去フィルターが、a priori な情報を用いたWiener フィルターより良好な結果を与えるのは、画像を空間的に非正常として扱ったことによるものと考えられ、雑音除去に対する adaptive な処理の有効性を示している。またこのことは局所統計量が画像の特質をよく表現していることを裏付けるものとも考えられる。



Fig. 5.9 Wiener フィルターによる雑音除去処理の結果



Fig. 5.10 (5.50)式の雑音除去フィルターによる処理結果

Fig. 5.10 の結果よりわかるように、局所平均領域の大きさを小さくすると背景などの濃淡変化の少ない領域での雑音成分が目立つようになり、逆に局所平均領域を大きくとると、エッジの領域での雑音成分が目立ってくる傾向にある。従って局所平均領域の大きさは前にも述べたように対

話型処理により決定するのが望ましい。Fig. 5.10の実験では、著者は対話型処理により Fig. 5.10(b)の処理結果を最適な局所平均領域としたが二乗誤差を最小にするという意味でもある程度正しい判断結果であると言える。従ってALSフィルターより導びいた adaptive な雑音除去フィルターによる処理は、優れた雑音除去効果をもち、しかも a priori な情報を必要としない非常に実用的な像修正法であると言える。

5.6 結 言

局所統計量に従った adaptive な画像修正処理を実行するALSフィルターを提案し、実際の画像に対するシミュレーション結果からその有効性を確認した。提案したALSフィルターの最も大きな特徴は

1. 画像の空間的定常性を仮定しないMMSE規範に基づく画像修正フィルターの実行を反復法により実現したこと
 2. a priori な情報の代わりに a posteriori な情報である局所統計量を用いたこと
- にある。このことからALSフィルターを用いた画像修正法は、これまでに提案されている画一的な処理法を単に局所領域で適用した adaptive な修正法とは異なる、全く新しい画像修正法であると言える。

上記 1.2.の特徴より提案したALSフィルターは次の長所をもつことを示した。

1. 局所統計量に従う adaptive な画像修正を実現できる。
2. オリジナル像に関する a priori な情報を必要としないため、確率モデルを用いた他の画像修正法より実用性が高い画像修正法であること。
3. 画像 4 画面分のメモリ容量で実現でき、比較的小さな画像処理システムにも適用できること。

このことと 2.の長所から提案した方法は非常に実用的な修正法と言える。

また実験結果から提案したALSフィルターが、a priori な情報を用いるWienerフィルターに劣らぬ修正効果を持つこと、およびALSフィルターの adaptive な処理の有効性を示した。また 5.5節ではこのALSフィルターより雑音除去フィルターを導き、雑音除去効果および実用性においてもWienerフィルターより優れていることを示した。

一方、提案したALSフィルターには次の2つの問題点が未だ残っている。

1. 劣化のPSFを表わす $[H]$ が正則でない場合は、ALSフィルターの収束性は保証されていないこと。
2. 反復法であること、及び各反復時に局所統計量の計算が必要なため高速処理が実行できないこと。

以下に上記 1.2.の問題点について考察する。

1.の問題点に関して、行列[H]が正則でない場合の1次元シミュレーション実験を行った。その結果をFig. 5.11に示す。オリジナル信号はFig. 5.3(a)と同じである。Fig. 5.11 (a)は流れ量が $55 \cdot \Delta x$ である等速流れによる劣化信号でSN比は100である。^{注)}この劣化信号に対して局所平均領域を27点、局所共分散領域を17点としてALSフィルターを用いて処理した結果をFig. 5.11 (b)に示す。またWienerフィルターによる処理結果をFig. 5.11 (c)に示す。Fig. 5.11 (b)は反復30回の結果である。この時のALSフィルターの各反復回数における相対二乗誤差をFig. 5.12 (a)に示す。この場合ALSフィルターの収束性は保証されていないがFig. 5.11 およびFig. 5.12 に示すように有限回の反復回数では解の発散は見られない。またFig. 5.11 とまったく異なるオリジナル信号を異なる流れ量および雑音で劣化した劣化信号に対しても同様の実験を行った (Fig. 5.12 (b)) が解の発散は見られなかった。従って[H]が正則でない場合、仮にALSフィルターによる解が発散するとしても、かなり反復回数が多い場合にその影響が現われてくるものと考えられ、実用的な反復回数ではそれ程問題にはならないと考えられる。

2.の問題点に関しては、ALSフィルタリングのアルゴリズムは反復法で記述されているため実時間処理は期待できないが、局所統計量の計算を専用ハードウェア化することによりかなりの高速化が可能と思われる。また局所統計量は画像修正だけでなく第3章でも述べたように画像強調処理あるいは画像解析処理などにも利用でき、この専用ハードウェア化は画像処理全般において有意義なものとなると思われる。

注) LSIな劣化系の場合、画像の大きさが劣化のPSFより十分大きいならば、PSFを表わす行列[H]はcirculant行列に近似できる。⁹⁾この時行列[H]の固有値はPSFの離散フーリエ変換の各周波数成分の値となる。等速流れのPSFのフーリエ変換は零点をもつので行列[H]は正則ではないと考えられる。

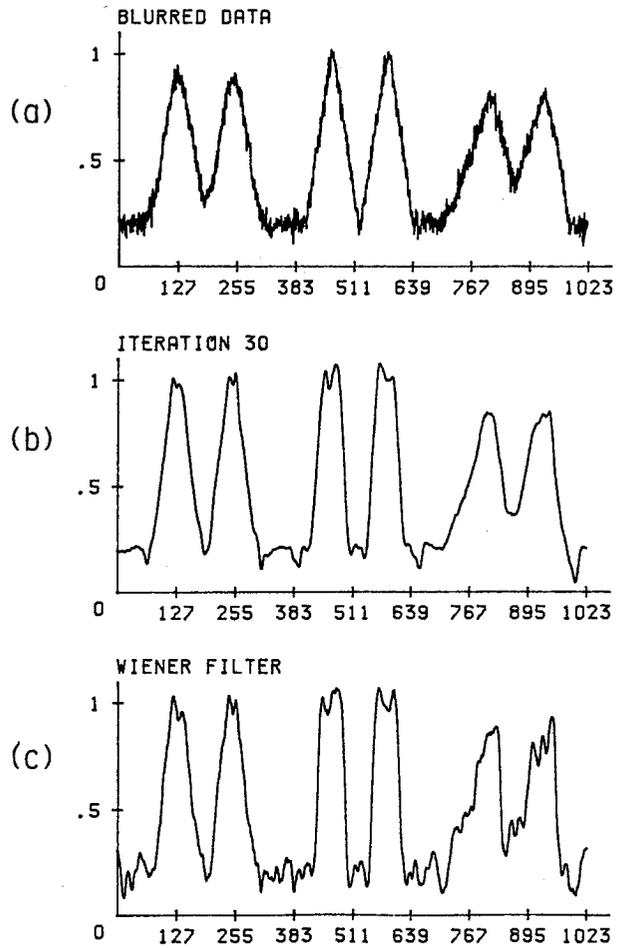


Fig. 5.11 等速流れにより劣化した
信号に対するALSフィル
タの処理結果

- (a) 劣化信号 (流量は $55 \cdot \Delta x$)
- (b) ALSフィルターによる反復
30回の処理結果
- (c) Wienerフィルターによる
処理結果

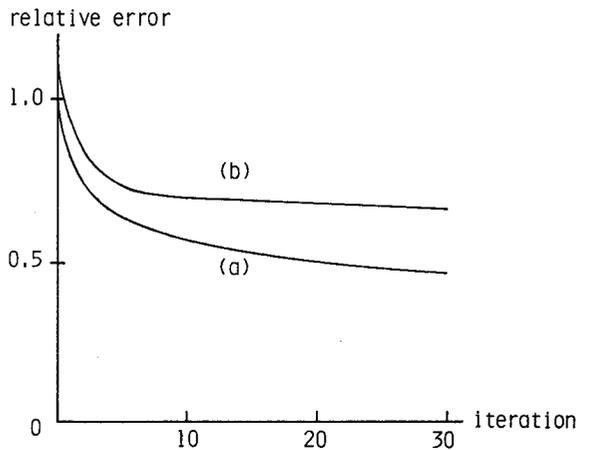


Fig. 5.12 等速流れによる劣化信号を
ALSフィルターで処理した
場合の、各反復における相
対二乗誤差

- (a)は Fig. 5.11のALSフィル
ターによる処理
- (b)は(a)と異なるデータに対す
るALSフィルターの処理

第6章 光学—デジタルハイブリッド画像処理システムを用いた画像修正

6.1 緒言

デジタル画像処理は、光学処理や電氣的アナログ処理に比べて、処理の柔軟性や精度、再現性にすぐれており、現在の画像処理の主流をなしている。しかし、その反面非常に高い分解能をもつ画像の高速処理は本質的に不得手であり、多くの場合実時間処理は望めない。これに対し、光学処理は本質的に二次元情報の並列演算を行うものであり、高分解能の画像を文字通り光速で処理する能力を有する。そこで両者の特長を發揮できるように効果的に結合したハイブリッド処理システムを作成すれば、それらを単独で用いた処理システムよりも大幅な処理能力の向上が期待できる。しかし、現在のところデジタル処理系と光学処理系を効果的に結ぶインターフェイス素子は少なく、そのため光学系における処理内容の変更には、多くの場合非常に大きな労力と時間を要する。従ってハイブリッド画像処理システムは、光学系の処理内容の変更なしに目ざす処理を完結できる、目的を限定した専用処理に適していると言える。このような目的には第2章で述べた複雑で高価な各種高速化の手法を盛りこんだ、デジタル画像処理システムに依らなくとも、安価で構成の簡単なハイブリッド処理システムにより、実時間処理が達成できるものと思われる。

本章ではこのような観点より、デジタル処理では多くの処理時間を必要とする高分解能画像の反復画像修正処理^{21),22)}の高速化を目的とした、ハイブリッド画像処理システムを提案し、その有効性について検討する。⁶⁾ まず6.2節において本章で用いる反復画像修正法について説明し、それを高速に実行するインコヒーレント光学系と小型計算機から成るハイブリッド画像処理システムを提案する。6.3節では、提案するハイブリッド画像処理システムの光学系の役割・動作を説明し、その処理能力を考察する。6.4節では、提案するハイブリッド画像処理システムを用いた反復画像修正に関する実験結果を示し、6.5節で提案するハイブリッドシステムの処理能力とその有用性について考察する。

6.2 ハイブリッド画像処理システムによる反復画像修正

これまでに実時間処理を目的とした様々な方式のハイブリッド画像処理システムが提案されている。⁶⁰⁻⁷¹⁾ その中で画像修正処理を実行できるシステムとして、二次元画像の空間的なフィードバックを利用するフィードバックシステム⁶³⁻⁶⁷⁾と、線形方程式の数値解法のひとつである同時置換法を用いたハイブリッドシステム⁶⁸⁾がある。両者共に、インコヒーレント光学処理とTVカメラを用いたビデオ信号処理方法を結合したハイブリッド画像処理システムであり、インバースフィルタリン

グと等価な画像修正アルゴリズムを実時間で実行しうる特徴をもつ。しかしOTFが負を持つ劣化系で劣化を受けた像の修正を行う場合、前者ではフィードバック系が不安定となり、後者では同時置換法の収束条件を満足しないため、処理結果に不要な画像の発振を生じ、根本的に画像修正を実行できない問題点があった。

著者は上記システムのこのような点に留意して、それらの欠点を克服できる再劣化法を用いた反復画像修正法²²⁾を実行する、ハイブリッド画像処理システムを提案する。提案するハイブリッド画像処理システムは、簡単なインコヒーレント光学系とコンピュータを用いたデジタル画像処理系を効果的に結合したものであり、次のような特徴をもつ。

- 1) 解の収束性を保証する再劣化法を用いた反復画像修正法を実行できるため、どのようなPSFで劣化した像に対しても(たとえそのOTFが負値を持っている場合でも)、画像修正処理が実行可能である。
- 2) デジタル処理では長い処理時間を要するコンボリューション演算とコリレーション演算を光学系を用いて実行するため、高分解能画像の高速処理が達成できる。
- 3) 本システムは、デジタル画像処理システムの周辺装置であるTVカメラとCRTモニターを適当に配置するだけで構成でき、他の光学素子を必要としない。また本システムの光学処理系は簡単な投影法による演算を実行するため取り扱いが非常に簡単である。
- 4) システム内のTVカメラとCRTモニターの非線形な特性はデジタル処理系で簡単に補正できる。

以下再劣化法を用いた反復画像修正法を概説し、提案するハイブリッド画像処理システムについて述べる。

6.2.1 反復画像修正法

これまでに線形方程式の数値解法を利用したいくつかの反復画像修正法が提案されている。^{5),19-22)} 其中で、最もアルゴリズムが簡単でしかもハイブリッド処理に適している同時置換法による画像修正法を採用する。

LSIな劣化系で得られる劣化像 g_{ij} は(1.6)式と(1.7)式より

$$g_{ij} = \sum_k \sum_l h_{i-k, j-l} \cdot f_{kl} + w_{ij} \quad (6.1)$$

今、雑音 w_{ij} の大きさが十分小さく無視できる場合を考える。この時(6.1)式を、 $w_{ij} = 0$ として簡便な形式で表わすと、

$$g = h * f \quad (6.2)$$

ただし*はコンボリューションを表わす。この場合画像修正は(6.2)式の線形方程式を解く問題となる。

線形方程式の数値解法のひとつである同時置換法(Jacobi法)を用いて(6.2)式を解くと、(k+1)回目の反復解 $\hat{f}^{(k+1)}$ は²¹⁾

$$\hat{f}^{(k+1)} = \hat{f}^{(k)} + \alpha \{g - h * \hat{f}^{(k)}\} \quad (6.3)$$

ただし α は加速係数と呼ばれる定数である。(6.3)式の収束条件は

$$|1 - \alpha H(\mu, \nu)| < 1 \quad (6.4)$$

で表わされる。²¹⁾ただし $H(\mu, \nu)$ はPSF h のフーリエ変換であり、劣化系のOTFを表わす。

(6.4)の条件は、等速直線流れや大きい焦点はずれのように $H(\mu, \nu)$ が負の領域を持つ劣化に対しては満足しない。従ってその場合、(6.3)式の解は発散する。

(6.3)式の収束条件を緩和する方法として、再劣化法を用いた反復画像修正法が提案されている。²²⁾この方法を用いた時の第(k+1)回目の反復解 $\hat{f}^{(k+1)}$ は

$$\hat{f}^{(k+1)} = \hat{f}^{(k)} + \alpha \{h \star g - h \star h * \hat{f}^{(k)}\} \quad (6.5)$$

ただし \star はコリレーション演算を表わす。(6.3)式と(6.5)式の比較から、(6.5)式の収束条件は

$$|1 - \alpha |H(\mu, \nu)|^2| < 1 \quad (6.6)$$

となる。²²⁾また $H(\mu, \nu) = 0$ に対しても(6.5)式は収束することが示される。²²⁾従って(6.6)式より、 $0 < \alpha < 2$ であれば(6.5)式は $H(\mu, \nu)$ が負をもつ劣化に対しても収束することがわかる。また(6.3)式および(6.5)式が収束する場合、収束解は空間周波数面で表わすと

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \hat{F}^{(k)}(\mu, \nu) = \frac{1}{H(\mu, \nu)} G(\mu, \nu) \quad (6.7)$$

となる。^{21), 22)}ただし大文字はそれぞれ小文字のフーリエ変換を表わす。つまり(6.3)式あるいは(6.5)式は反復回数が増大するにつれて、インバースフィルターを用いた時の解に近づいていくことがわかる。

(6.3)式および(6.5)式で表わされる反復画像修正法をデジタル処理で実行する場合、コンボリューションとコリレーション演算に多くの処理時間を費やす。特に画像の標本点数が多くなると、それらの演算には膨大な時間を要することが予想される。

6.2.2 ハイブリッド画像処理システム

提案するハイブリッド画像処理システムは、Fig. 6.1 に示すように、第 2 章で開発したデジタル画像処理システムの入出力装置を適当に配置して設定できる。すなわち、このハイブリッドシステムは対面する CRT モニターと TV カメラ、その間にあるマスク、および小型計算機で構成される。Fig. 6.1 で示すハイブリッドシステムを用いれば、システムの配置を変更せずに (6.3) 式と (6.5) 式の両方の画像修正アルゴリズムを実行することができる。劣化系の OTF が負を持たない場合、(6.3) 式の画像修正法の方が (6.5) 式より解が速く収束する。従ってこの場合は、(6.3) 式の修正法を用いるべきであり、他の場合は (6.5) 式の画像修正法を用いればよい。

Fig. 6.1 のシステムの動作を簡単に説明する。対面する CRT モニターと TV カメラ、およびその間にあるマスクはハイブリッドシステムの光学処理系を構成する。この光学処理系では (6.3) 式と (6.5) 式に含まれるコンボルーション演算とコリレーション演算を投影法を用いて高速に実行する。小型計算機のメモリ内の画像を CRT モニター上に表示すると、表示画像とマスクに記録した劣化の PSF とのコンボルーションあるいはコリレーション演算が光学的に実行され、その結果が TV カメラにより計算機のメモリ内に取込まれる。コリレーション演算の場合は CRT モニター上で表示画像をコンボルーション演算の場合に対して 180° 回転して表示する。(これらの光学処理系の詳しい説明は 6.3 節で述べる。) 従ってこのハイブリッドシステムのデジタル処理系の役割をになう小型計算機は (6.3) 式と (6.5) 式の画像の加減算を行うだけでよい。また CRT モニターと TV カメラの画像入出力時の非線型な特性は小型計算機により補正される。

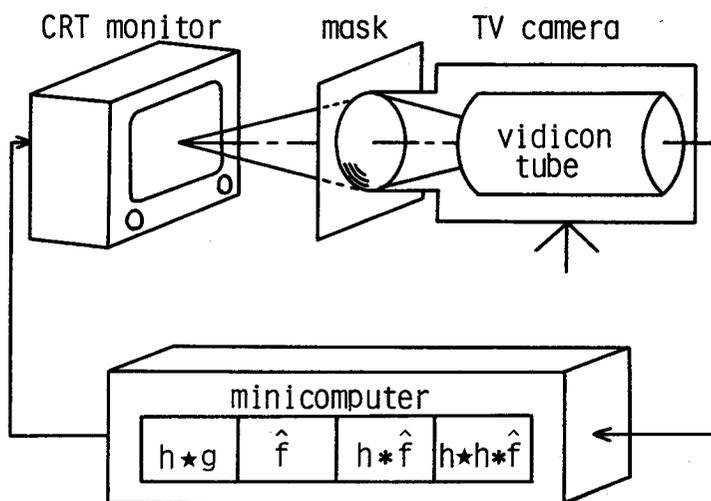


Fig. 6.1 光学-デジタルのハイブリッド画像処理システム

このように提案するハイブリッドシステムは、純デジタル処理では非常に長い演算時間を要する(6.3)式および(6.5)式内のコンボルーション演算およびコリレーション演算を、光学処理系で瞬時に実行する。従ってこのハイブリッドシステムによる処理時間は、TVカメラによる画像の入力時間と、計算機による加減算時間の和に等しくなり、結果的に(6.3)式および(6.5)式で表わされる画像修正アルゴリズムが高速に実行できる。

Fig. 6.1のハイブリッドシステムを用いた反復画像修正処理の実行手順を示す。ただし劣化像 g はすでに計算機のメモリ内に入力されており、マスクは劣化系のPSF h を表わしているものとする。(6.5)式で表わされる反復画像修正法の実行手順は以下の通りである。

1. 計算機のメモリに反復画像修正の初期推定解 $f^{(0)}$ として劣化像 g を設定する。
2. 劣化像 g をCRTモニター上に 180° 回転して表示し、再劣化像 $h \star g$ をTVカメラから計算機内に入力する。
3. k 回目の反復解 $f^{(k)}$ をCRTモニター上に表示し、コンボルーション結果 $h \star f^{(k)}$ をTVカメラを用いて計算機内に取り込む。
4. ステップ3.で得られた像 $h \star f^{(k)}$ を 180° 回転してCRTモニター上に表示し、コリレーション結果 $h \star h \star f^{(k)}$ を計算機に入力する。
5. ステップ2.と4.で得られた像と反復解 $f^{(k)}$ を用いて、計算機で(6.5)式に従って新しい反復解 $f^{(k+1)}$ を計算する。
6. 反復解 $f^{(k+1)}$ が修正結果として妥当と思われるまでステップ3.にもどって反復をくり返す。

ステップ1.で設定する初期推定値 $f^{(0)}$ は任意でよいが、ここでは少ない反復回数で良好な結果が得られるように劣化像 g を用いた。また(6.3)式の反復画像修正アルゴリズムに対しては、上記実行手順のステップ2.と4.を省くことができ、ステップ5.で(6.3)式に従って反復解 $f^{(k+1)}$ を計算すればよい。従って(6.5)式の反復画像修正法の1回の反復に必要な処理時間は、TVカメラによる2画面分の画像入力時間と、計算機による画像の加減算時間で決定される。また(6.3)式の修正法では1回の反復に必要なTVカメラからの画像入力は1画面でよく、処理時間は(6.5)式の場合の約半分でよいことになる。この時、計算機内に必要なメモリ容量は、(6.5)式の修正法では画像の4画面分($h \star g$, $f^{(k)}$, $h \star f^{(k)}$, $h \star h \star f^{(k)}$)であり、(6.3)式の修正法では3画面分(g , $f^{(k)}$, $h \star f^{(k)}$)である。

6.3 ハイブリッド画像処理システムの光学処理系

本節では、提案するハイブリッドシステムの光学処理系の動作を幾何光学に基づいて説明し、回折の影響について考察する。

Fig. 6.1で示したハイブリッド画像処理システムの光学処理系をFig. 6.2に示す。Fig. 6.2の物

体面 (object plane)、レンズ、観測面 (detector plane) はそれぞれ CRT モニターの画像表示面、TV カメラの結像レンズ、TV カメラの受光部表面 (例えばビデオコン管の受光面) を表わす。また Fig. 6.2 に示すように、それぞれの面の座標系を (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , (x_3, y_3) ととる。物体面と観測面は焦点距離 f_L のレンズからそれぞれ pf_L , qf_L の距離に置く。この時レンズの前面に置くマスクは (6.8) 式で示す強度透過率 $t(x_2, y_2)$ をもつものとする。

$$t(x_2, y_2) = h(rx_2, ry_2) \quad (6.8)$$

ただし $h(x, y)$ は (6.2) 式の劣化系の PSF を表わし、 r は

$$r = \left(\frac{1}{pf_L} + \frac{1}{qf_L} - \frac{1}{f_L} \right) pf_L \quad (6.9)$$

で与えられるスケール・ファクターである。

幾何光学の概念に基づけば、物体面上に点光源を置くと観測面上にマスクの影が投影される。従って物体面上に発光強度分布 $o(x_1, y_1)$ をもつ物体を置けば、観測面上ではマスクの影が重畳した像 $d(x_3, y_3)$ が得られる。すなわち

$$d(x_3, y_3) = \iint h(rx_2, ry_2) o\left(\frac{p}{q}x_3 - rx_2, \frac{p}{q}y_3 - ry_2\right) dx_2 dy_2 \quad (6.10)$$

(6.10) 式は $o(x, y)$ と $h(x, y)$ のコンボリューションの結果が観測面上で像 $d((q/p)x, (q/p)y)$ として得られることを示す。また物体面上に物体 $o(x_1, y_1)$ の代わりに $o(-x_1, -y_1)$ を置けば、観測面上での像 $d(x_3, y_3)$ は

$$d(x_3, y_3) = \iint h(rx_2, ry_2) o\left(-\frac{p}{q}x_3 + rx_2, -\frac{p}{q}y_3 + ry_2\right) dx_2 dy_2 \quad (6.11)$$

となる。つまり物体面上での物体 $o(x, y)$ を 180° 回転すると、 $o(x, y)$ と $h(x, y)$ のコリレー

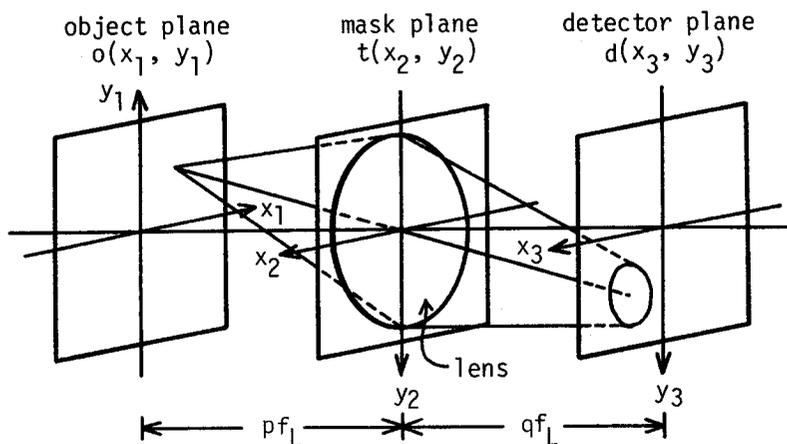


Fig. 6.2 投影法を用いた光学処理系

ション結果を 180° 回転した像 $d(-(q/p)x, -(q/p)y)$ が観測面上で得られる。従ってこのコリレーション結果を次段の処理に利用するには、TVカメラから得られた像を計算機内で再び 180° 回転する必要がある。

(6.10) 式と (6.11) 式から明らかなように、観測面で得られるコンボリューション結果およびコリレーション結果は物体の大きさに比べ (q/p) 倍拡大された像となる。従ってTVカメラから正しい大きさでこの像を入力するためには、パラメータ (q/p) はCRTモニター上での表示画像の大きさとTVカメラの有効な受光面の大きさの比に等しくなければならない。

幾何光学的近似が十分成り立つ場合には、(6.10) 式と (6.11) 式の関係が成り立つ。しかし、マスクが高い空間周波数成分をもつ場合、回折の影響のため、幾何光学的近似は成り立たない。そこで次に Fig. 6.2 の光学処理系での回折の影響について考察する。

(6.12) 式で表わされる振幅透過率 $t_A(x_2, y_2)$ をもつマスクを考える。

$$t_A(x_2, y_2) = 1 + \cos 2\pi\nu(x_2 + y_2) \quad (6.12)$$

ただし ν は空間周波数を表わす。このマスクを物体面上にある点光源で照明した時の観測面上での回折パターンを計算すると、マスクのもつ空間周波数 ν が

$$\begin{cases} \nu \ll \nu_{\max} \\ \nu_{\max} = \sqrt{\frac{1}{2\pi\lambda_0} \left| \frac{1}{pf_L} + \frac{1}{qf_L} - \frac{1}{f_L} \right|} \end{cases} \quad (6.13)$$

の条件を満足する時に限り、回折の影響を無視することができる。ただし λ_0 は照明光の波長を示す。従ってマスクの空間周波数成分が ν_{\max} より十分小さい場合は、幾何光学的近似が成り立ち、(6.10) 式や (6.11) 式で表わしたコンボリューション演算およびコリレーション演算が、この光学処理系で実行できることがわかる。

例えば $\lambda_0=500\text{nm}$, $f_L=25\text{mm}$, $q/p=1/4$ として距離 pf_L を 120mm から 75mm まで変化すると、 ν_{\max} は 0.73本/mm から 2.9本/mm となる。この ν_{\max} は、この光学処理系の処理限界を表わす。

6.4 実 験

Fig. 6.1 で示したハイブリッド画像処理システムは、試作した INTERDATA 7/32 を中心とするデジタル画像処理システムを用いるだけで構成できる。以下にこの試作デジタル画像処理システムを用いたハイブリッド画像処理の実験を示す。

6.4.1 積算平均によるTVカメラからの画像入力

CRTディスプレイ上に表示した画像を対面したTVカメラで撮像する時、両者の走査速度の違いによって不必要な縞パターンが入力画像に重畳する。試作したデジタル画像処理システム

では、TVカメラの走査速度は標準TVレートで一定であるが、CRTモニターの走査速度は表示画像の大きさによって変化するため、両者を同期することができない。そこでこの不要な縞パターンを抑制するために、TVカメラから数画面の画像を入力し、計算機内で積算平均をとった。CRTモニターと非同期で動作するTVカメラで入力した各画面は互いに独立と考えられるので、この積算平均により縞パターンの発生は抑えられると考えられる。またこの積算平均は入力画像のSN比の改善にも役立つ。以下の実験では32画面の積算平均を行った。またその時の積算平均像を得るための処理時間は、ほぼ32画面の画像を入力する時間に等しく、 144×144 画素の入力画像の場合、約75秒である。

6.4.2 TVカメラとCRTモニターの非線形特性の補正

CRTモニターによる電気信号から光強度への変換およびTVカメラによるその逆の変換は一般に非線形な特性をもつ。ハイブリッドシステムで実行する演算は(6.3)式および(6.5)式で表わされる線形演算であるため、これらの非線形な特性を補正する必要がある。本実験では、CRTモニターとTVカメラの非線形な特性の逆特性を示す補正テーブルを計算機内にあらかじめ作成しておき、画像表示および入力時にこの補正テーブルを参照してこれらの非線形性を補正した。以下簡単にこの方法について説明する。

CRTモニター用の補正テーブルの作成法は以下の通りである。まず、CRTモニターへ計算機より一定値の入力信号を与え、その時のCRTモニター上の一定レベルの表示パターンの発光強度を光電子増倍管を用いて測定する。この測定をCRTモニターへの入力信号を変更して行う

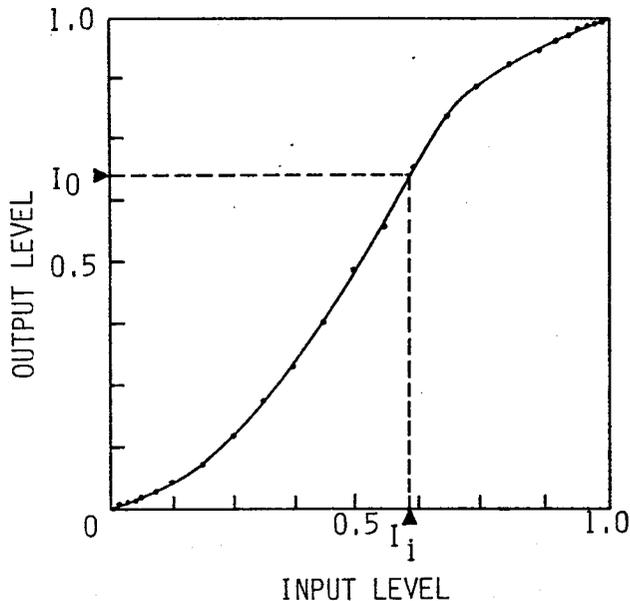


Fig. 6.3 測定したCRTモニターの入出力特性
横軸はCRTモニターへの入力電圧、縦軸は測定強度を表わす。

と、Fig. 6.3 に示すCRTモニターの入出力特性が得られる。Fig. 6.3 の横軸は計算機で設定した入力電圧を、縦軸は測定強度を示す。CRTモニター用の補正テーブルはこの入出力特性の逆特性を表わすテーブルとして計算機内で作成する。この補正テーブルを用いればCRTモニターの非線形特性は次のようにして補正できる。Fig. 6.3 で示すように、計算機により、メモリ内の画像データの表わすレベル I_0 を、補正テーブルを用いてレベル I_i に変換する。この変換されたレベル I_i はD/A (digital to analog) 変換された後、電圧信号としてCRTモニターに印加される。この結果、CRTモニターの管面ではレベル I_0 の発光強度をもつスポットが得られる。

TVカメラの入出力特性は、CRTモニター上に一定輝度レベルのパターンを表示し、それをTVカメラで計算機に入力すれば得ることができる。この時のCRTモニター上の発光強度はCRTモニター用の補正テーブルを用いて決定できる。後はCRTモニターの場合と同様に、測定したこの入出力特性よりTVカメラ用の補正テーブルを作成し、この補正テーブルを参照してTVカメラの非線形な特性を補正できる。

Fig. 6.4 にCRTモニターとTVカメラの非線形特性の補正効果と、6.4.1 節で述べた積算平均による画像入力の効果を示す。Fig. 6.4 (a) はCRTモニター上に表示されたオリジナル像であり、Fig. 6.4 (b) は非線形補正と積算平均を行わずにTVカメラより入力した像である。Fig. 6.4 (c) は非線形補正と積算平均を行った入力像である。テーブル参照によるCRTモニターあるいはTVカメラの非線形特性補正に要する時間は、 144×144 画素の画像に対して 230 msec であった。

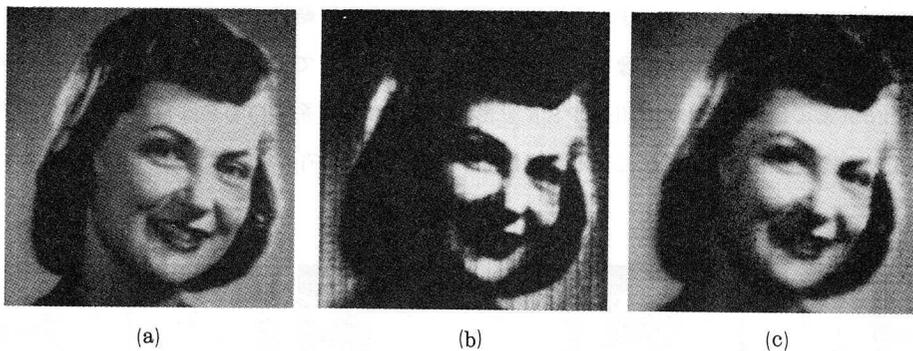


Fig. 6.4 CRTモニターとTVカメラの非線形特性の補正と積算平均による画像入力結果
 (a) オリジナル像 (b) 非線形補正と積算平均なしに入力した像 (c) 非線形補正と積算平均を行った入力像

6.4.3 実験結果

試作デジタルシステムを利用して構成したハイブリッド画像処理システムによる反復画像修正の実験結果を示す。この実験では(6.3)式、(6.5)式から明らかなように劣化系のPSFと、画像修正時に用いる劣化PSFはまったく同一のものでなくてはならない。従ってこの実験では、ハイブリッドシステム内の光学処理系を用いてオリジナル像を劣化し、それを入力劣化像として扱った。また画像修正時には劣化像を得た時と同一の光学処理系を用いた。以下の実験では、光学処理系に焦点距離25mmのテレビ撮像レンズを用い、CRTモニター上の表示画像の大きさは $50 \times 50 \text{ mm}^2$ とした。

Fig. 6.5に(6.3)式で表わされる反復画像修正アルゴリズムを用いて行った実験結果を示す。Fig. 6.5(a)はオリジナル像であり、(b)はわずかな焦点はずれにより劣化を受けた劣化像である。この焦点はずれをもつ劣化系のOTFが負を持たないことは、同じ光学処理系を通じて得たズームenster像に擬解像が現われないことで確認した。従ってFig. 6.5(b)の劣化像は(6.3)式の画像修正アルゴリズムの収束条件を満足する。Fig. 6.5(c)に反復5回の処理結果を示す。またFig. 6.5の矢印で示す直線上に沿ったオリジナル像と劣化像の輝度レベル信号をそれぞれFig. 6.6(a)と(b)に示す。Fig. 6.6(c), (d), (e)は(a), (b)と同一場所の処理像の輝度レベル信号を示し、それぞれ反復回数は1回、3回、5回である。Fig. 6.5とFig. 6.6より、処理像には雑音の強調が見られるものの画像修正の効果も十分確認できる。Fig. 6.5で示す画像は、それぞれ 128×128 画素であり、1回の反復に要する時間は約70秒であった。

Fig. 6.7は(6.5)式で示す反復画像修正法を用いた実験結果である。Fig. 6.7(a)はオリジナル像であり、(b)はオリジナル像を長方形の開口をもつマスクで劣化した像である。このマスクは 5×25 画素の長方形をした劣化のPSFを表わす。この劣化系のOTFは負の領域をもっている。(6.5)式の反復画像修正法による反復20回の処理結果をFig. 6.7(c)に示す。Fig. 6.7で示す

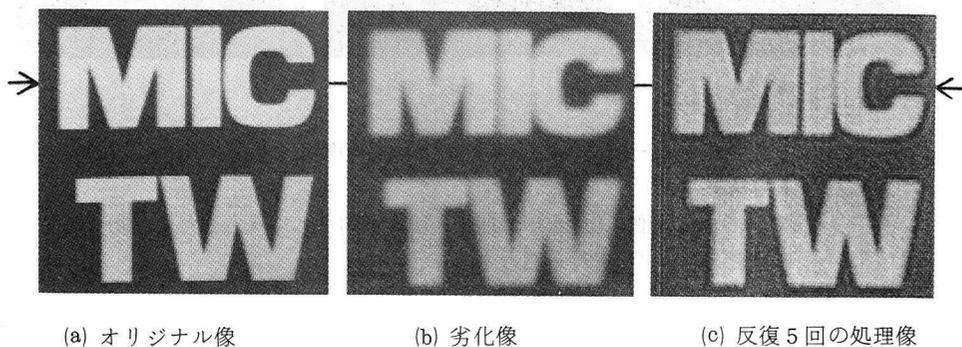


Fig. 6.5 (6.3)式の反復画像修正法を用いた実験結果

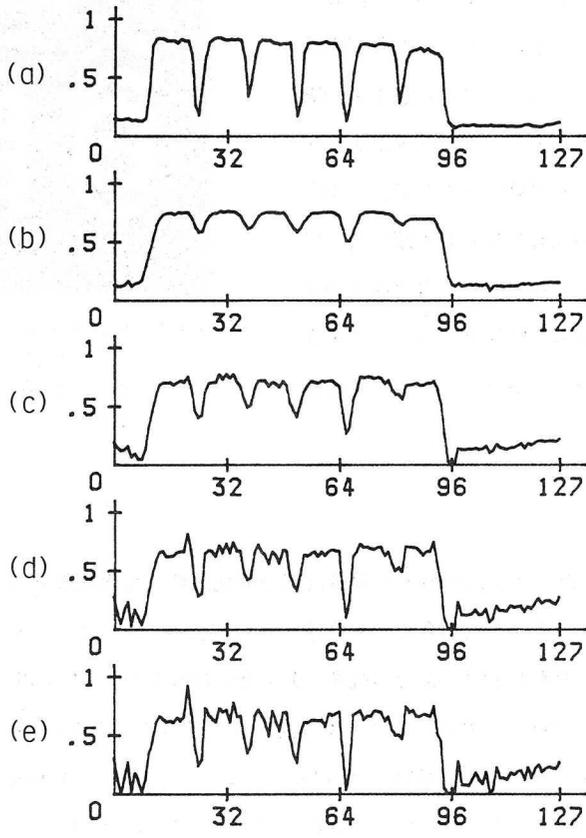
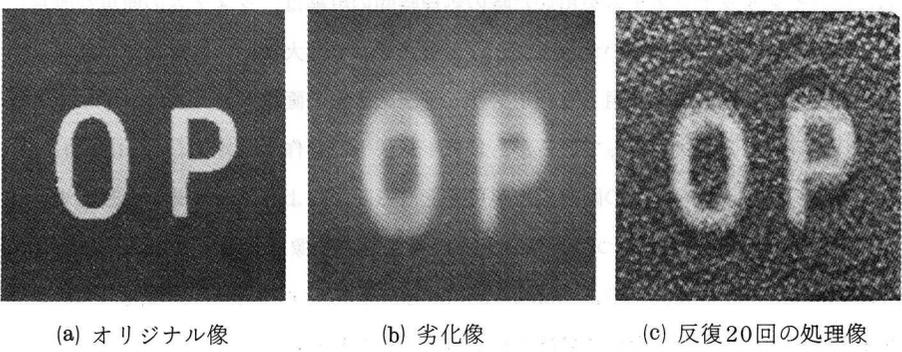


Fig. 6.6 Fig. 6.5 で示される直線上の輝度レベル信号
 (a) オリジナル像 (b) 劣化像 (c) 反復 1 回
 (d) 反復 3 回 (e) 反復 5 回の処理結果



(a) オリジナル像 (b) 劣化像 (c) 反復 20 回の処理像

Fig. 6.7 (6.5) 式の反復画像修正法を用いた実験結果

画像はそれぞれ 144×144 画素であり1回の反復に要する時間は約150秒であった。またFig. 6.2の配置で距離 pf_L は105mmとし、 q/p は $1/4$ とした。Fig. 6.7の実験結果から明らかなように提案するハイブリッドシステムを用いれば、(6.5)式の反復画像修正を首尾よく実行できることが確認できた。Fig. 6.7(b)の劣化像に対して(6.3)式の修正アルゴリズムを適用しても劣化系のOTFが負を持っているため処理結果は収束しない。この様子をFig. 6.8に示す。反復回数は15回である。処理像内に不要な像の発振が見られる。

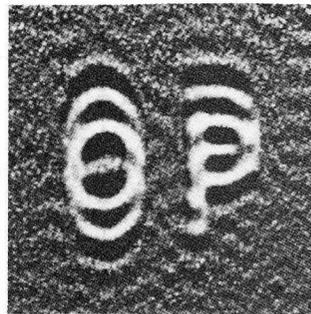


Fig. 6.8 Fig. 6.7(b)の劣化像に対し(6.3)式の修正法を適用した結果。反復回数は15回

6.5 結 言

提案したハイブリッド画像処理システムの最大の利点は高分解能画像の反復画像修正処理が、純デジタル処理システムを用いて実行した場合よりも高速に実行できることである。例えば(6.5)式の反復1回に要する時間は、画素数 512×512 の画像に対し 25×25 点のPSFを用いた時、ミニコンピュータ INTERDATA 7/32のみの純デジタル方式による処理では約60分である。一方、本章の実験で用いたハイブリッドシステムを用いれば約18分となる。しかし、この利点は被処理画像が比較的多くの画素数を持つ場合にしか現われない。例えば 25×25 点のPSFに対しては 170×170 画素以上の画像を処理する場合にのみ、実験で用いたハイブリッドシステムの処理速度がINTERDATA 7/32の処理速度を上回ることができる。本実験に用いたハイブリッドシステムはメモリ容量の制限のため画素数 144×144 以上の画像を扱うことができないため、残念ながらこの利点を生かしきっていない。

しかしこのハイブリッドシステムを用いた時の処理時間の短縮は、システムの簡単な改良により実現することができる。実験で用いたハイブリッドシステムでは大部分の処理時間が画像入力時間に費やされている。本実験で使用したハイブリッドシステムの画像入力方式は、TVカメラの1画面走査当り1ラインの方式をとっているが、ビデオレートで動作するA/D(analog to digital)変換器を用いればビデオレートでの画像入力が可能となる。このようにシステムを改良すれば、入力画像の32回の積算平均を併用しつつ 512×512 画素までの画像に対して1秒以内に反復1回の処理を実行することができる。このような画像入力装置の改良による画像入力時間の高速化によりハイブリッドシステムの利点が大いに発揮されるものと思われる。

本章で示した実験結果では、反復回数の増大と共に雑音の強調が見られた。この雑音強調の原因として次の2つが考えられる。一つは、(6.7)式で示すように、反復画像修正アルゴリズムは反

復回数の増大と共にインバースフィルターに近づくため、劣化像に含まれている高周波雑音が反復と共に徐々に強調されることに起因する。この雑音の強調は、ハイブリッド処理のみならずデジタル処理においても現われる。他の一つは、各反復ごとにTVカメラから入力された中間処理像に含まれる雑音が加算されるためである。この画像入力時の雑音は完全には除去することはできないが、入力画像の積算平均あるいは低雑音のTVカメラの使用によってある程度軽減できる。またこれらの雑音強調を抑えるためには、非線形な拘束条件を付加した反復画像修正を用いることも有効であると思われる。^{5),21)} ここで提案したハイブリッドシステムでは、この拘束条件はデジタル処理系での処理時に導入することができる。

総 括

本論文では、画像処理の中でも最も基本的かつ重要な画像の改善処理に的を絞って、その実用化が各方面で強く要望されているにもかかわらず、未だに多くの問題点を含んでいることに着目し、これらの問題点を克服しうる適応性のある処理法およびそれを効率よく実行する高速・高分解能画像処理システムの開発研究を行った。本研究により得られた知見および成果を以下各章毎に総括し、今後の研究課題について考察する。

第1章では、画像の改善処理を画像強調処理と画像修正処理に分けてそれらの現状を概説し、実用化への応用を妨げる本質的な問題点を明らかにした。そして実際にこれらの処理を実行する各種処理系の現状と特徴について述べた。

第2章では、画像処理の実用化には不可欠である高速・高分解能画像処理システムの開発研究を行った。まず従来からよく用いられている Von-Neuman 型の計算機を画像処理に適用する場合に生じる本質的な問題点と対話型処理を円滑に実行できる処理システムの必要性について述べ、それらの点を考慮して新たに著者の設計・試作した2種類の高速・高分解能画像処理システムの設計概念、動作、特徴について述べた。まず画像処理の処理アルゴリズム開発用システムとして、INTERDATA 7/32を中心とする対話型画像処理システムを試作した。このシステムの構成上および機能上の主な特徴は、次の通りである。

1. バッファメモリを一切排除して、システムの小型化、低価格化を図った。
2. 計算機のメインメモリを時分割して利用することにより、対話型処理が円滑に実行できるようになった。
3. コンポリューション専用演算装置を試作し装備することにより、処理の高速化が達成できた。
4. 符号化画像を直接表示できる表示装置を設計・試作したことにより、画像計測・解析への適用性が大幅に向上した。

次に、この対話型画像処理システムの開発経験を基に、画像の改善処理の実用化を目指した高速・高分解能画像処理システムを試作した。このシステムの特徴は、次の通りである。

1. 設計・試作した高速・大容量画像メモリを中心とする構成をとり、時分割多重データベースによる高速多重データ転送により、効率のよい画像データの記憶・転送を可能にした。
2. 試作高速画像処理装置を装備することにより、処理の実時間化を図った。
3. 高速画像入力装置および高速画像表示装置を試作し装備したことにより、高分解能画像の実時間での入出力を可能にした。
4. ホストコンピュータを不必要としたことにより、処理効率の低下が避けられた。

前者の画像処理システムは本研究の各章で示した実験に主として利用したシステムであり、処理アルゴリズム開発用としては十二分な性能を有していることが確かめられた。

第3章では、第4章での医用X線写真像の画質改善処理を実用化する上で、処理法に不可欠と思われる3つの条件を提起し、その条件を満足する画像強調法について述べた。これらは、局所領域に注目した適応性のある処理である点に共通した特徴をもつ。以下に、これらの処理法のそれぞれの特徴と適応性についてまとめる。

1. 平滑化微分処理：局所領域に多項式曲面を適合し、その適合曲面の微分値を用いることにより、高周波雑音の強調を抑制した微分処理が実行できることを示した。
2. 局所平均減算による高周波強調：局所領域内の平均値を用いれば、従来からよく用いられているコンボリューションによる空間フィルタリングより柔軟性があり、しかも高速に高周波強調処理を実現できることを示した。
3. 適応2値化処理：局所平均値を閾値として像を2値化すると、画像の性質に適応した2値化が実行できることを示した。
4. コントラスト改善処理：局所領域内でヒストグラムを一様化する局所ヒストグラム一様化処理と、局所領域内で線形に輝度レベル変換を行う局所線形コントラスト強調処理を示した。これらの処理は画像に含まれる微細構造や局所的なコントラスト変化に適応したコントラスト改善処理が行える特徴をもつ。

第4章では、乳がんと胃がんの医用X線写真に第3章で述べた各種画像強調法を適用し、それらの早期発見と読影時の医師の負担軽減を目的とした画像強調処理の実用化を試みた。その結果、以下のことが確かめられた。

1. 10例の乳がんのX線写真像に5種類の画像強調法を適用し、石灰化像と腫瘍陰影像の抽出およびコントラスト改善が効果的に実行できることがわかった。
2. 6例の胃がんのX線写真像に5種類の画像強調法を適用し、集中および溜りの形状抽出、コントラスト改善が効果的に行われることが確かめられた。

その結果、元のX線写真像とこれらの複数の処理像を逐次比較検討し、総合的に判断すれば、がんの早期発見および医師の負担軽減が十分達成できる可能性をもつことが確認できた。

第5章では著者の開発した新しい画像修正法を提案し、シミュレーション実験の結果よりその有効性を確認した。提案した画像修正法が、これまでの修正法と本質的に異なる点は次の点にある。

1. 画像の空間的定常性を仮定しないこと。
2. MMSEフィルタリングを反復法で実現したこと。
3. aprioriな情報の代わりに a posterioriな情報である局所統計量を用いたこと。

その結果、提案した画像修正法は次の特徴をもつ。

1. 画像の構造に適応した修正処理が実現でき、これまでの画像修正法よりも処理効果の大幅な向上が達成できた。
2. オリジナル像に関する a priori な情報を必要としないため、他の確率モデルを用いた修正法より実用性の高い修正法である。
3. 画像 4 画面分のメモリ容量で実行でき、比較的小さな処理システムでも適用できる。

本章では、提案した画像修正法とよく知られている Wiener フィルターのシミュレーション実験の結果を比較・検討し、提案した手法が上記の特徴をもつことを確認した。また提案した画像修正法を雑音除去フィルターとして適用する手法についても述べ、そのシミュレーション実験結果と Wiener フィルターの処理結果の比較から、本手法が Wiener フィルターよりはるかに優れた処理効果をもつことが確認できた。以上のことより提案した画像修正法がこれまでの修正法とは異なる新しい修正法であり、修正効果が大きく実用性に富んだ手法であることがわかった。

第 6 章では、光学処理系とデジタル処理系を有効に結合したハイブリッド画像処理システムの一形態を提案し、デジタル処理では膨大な処理時間を要する反復画像修正処理に適用し、処理の高速化を試みた。提案したハイブリッド画像処理システムは次の特徴をもつ。

1. デジタル処理では多くの処理時間を要するコンボルーション演算とコリレーション演算を簡単なインコヒーレント光学系で実行するため、高分解能画像の高速処理が達成できた。
2. このハイブリッド画像処理システムは、試作したデジタル画像処理システムの周辺装置である TV カメラと CRT モニターを適当に配置するだけで構成でき、他の光学素子をまったく必要としない。
3. システム内の TV カメラと CRT モニターの非線形特性はデジタル処理系で簡単に補正できた。
4. 本システムはどのような PSF で劣化した像に対しても、画像修正処理が実行できる能力がある。

本章では、実験結果より本システムが上記特徴および能力をもつことを確認した。また、今以上の処理の高速化および処理結果の画質向上について考察した。本システムのように、処理目的を限定した専用処理システムとしてハイブリッド画像処理システムを用いるならば、第 2 章で述べたような構成の複雑なデジタル画像処理システムよりも容易に高速化が達成できると考えられる。

以上の本研究の成果より、著者の開発した適応性のある処理法およびそれを効率よく実行する画像処理システムは、従来の画像の改善処理に用いられてきたものより、さらに実用化に適したものであることが確かめられた。以下各章における今後の課題について検討する。

第 2 章では、実用化を目的として開発した高速・高分解能画像処理システムの広範な分野での実用性を確保するために、今後各種ソフトウェアの完備が必要と思われる。

第3章および第4章における医用X線写真像の画質改善は、これまでに扱ったX線写真の数がまだ少なく、実際の実用化へは今後の研究が重要と思われる。このような医用画像の画質改善の要求は非常に強く、またコンピューテッド・ラジオグラフィFIDX²⁷⁾の商品化に見られるように、今後増々実用化を目的とした研究が盛んになるものと思われる。

第5章で提案した画像修正法は、現在まだシミュレーション実験しか行っていないが、実用性に富んだ修正法であり、今後実用化への応用研究が期待される。また今後、本手法のような画像の構造に適応した処理法が増々重要になるとと思われる。

第6章で提案したハイブリッド画像処理システムによる画像修正処理は、処理結果の画質の点で実用的には問題があるが、例えばハイブリッド画像処理システムを用いて収束解に近い結果を求めておき、それを用いて少ない反復回数でデジタル処理を行うことにより、実用的に十分な処理速度および処理結果を得ることが可能であると思われる。今後、光学系とデジタル処理系の間を効率よく結びインターフェイス素子の実用化と共に、ハイブリッド処理は増々盛んになるものと思われる。

これまで画像処理の実用化を目的として数多くの処理法あるいは処理システムが開発されてきたが、画像処理の実用化を促進するためには、これらに加えて画像処理に適した処理用言語の開発および統一が必要と思われる。これまでの画像処理の研究は、それぞれの研究グループにより使用する言語もまちまちであり、また使用する言語によって処理速度、演算精度、ソフトウェアの開発の容易さが異なってくる。現在最も多く用いられている言語はFORTRANとアセンブラ言語であり、これらは決して画像処理に適しているとは言えない。例えば画像処理演算にはFORTRANで扱う程の演算精度は必要でなく、またアセンブラ言語ではソフトウェア開発に時間がかかり過ぎる。このように様々な言語を用いて処理法が開発されているため、画像処理技術の応用を主眼としている分野では、他の分野で開発された良好な処理法を即座に利用することができず、画像処理の実用化を妨げていると言える。このような観点から、近年画像処理サブルーチンパッケージSPIDER⁷²⁾が公開されたが、SPIDERはFORTRANで記述されており、各応用分野での実用性には乏しいと言える。従って画像処理に適した処理言語が開発され、統一されるならば、画像処理の実用化はさらに促進されると思われる。

謝 辞

本研究は、大阪大学工学部応用物理学教室において、鈴木達朗教授の御指導の下に行ったものである。

終りに臨み、終始懇切なる御指導と御助言を賜りました本学・鈴木達朗教授に深く感謝の意を表します。また本研究の遂行にあたり、その細部にわたるまで終始貴重な御教示と御助言を頂きました本学・一岡芳樹助教授に厚く御礼申し上げます。

本学応用物理学教室・杉山博教授、同教室・南茂夫教授、本学電気工学教室・藤井克彦教授には、論文作成にあたり御検討頂き、貴重な御示唆、御教示を頂きました。ここに深く感謝いたします。

大阪府立成人病センターの中西克己医師と鈴木隆一郎医師には、貴重な乳がんと胃がんのX線写真の提供と有益なる討論をして頂きました。ここに謹んで御礼申し上げます。

著者が本研究を遂行するにあたり、終始暖かい激励と有益な討論をして頂いた河田聡博士、実験に際し多くの協力を頂いた田窪米治氏、米満潤氏、中島延淑氏、中屋秀雄氏、重松敏夫氏をはじめ、終始激励と援助を頂きました鈴木研究室の方々に心から感謝いたします。

最後に、著者をあらゆる面で支えてくれた妻あさみの助力は何ものにもかえがたいものであることを付記する。

Appendices

Appendix 1 MMSE フィルターの導出

本文中の(5.14)式で表わされるMMSEフィルターを導出する準備として、まず行列の“トレース”を定義し、その微分演算について簡単にまとめておく。

n 次元ベクトル \mathbf{a} , \mathbf{b} と $n \times n$ の正方行列 $[A]$, $[B]$ を考える。ただし $[B]$ は対称行列とする。行列 $[A]$ の i 行 j 列の要素を a_{ij} としたとき、行列 $[A]$ のトレースを $\text{tr}([A])$ と表わし次のように定義する。

$$\text{tr}([A]) = \sum_i a_{ii} \quad (\text{A1.1})$$

この時、次式が成り立つ。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial \mathbf{a}} \text{tr}(\mathbf{a}\mathbf{b}^t) = \frac{\partial}{\partial \mathbf{a}} \text{tr}(\mathbf{b}\mathbf{a}^t) = \mathbf{b} \\ \frac{\partial}{\partial \mathbf{a}} \text{tr}(\mathbf{a}\mathbf{a}^t) = 2\mathbf{a} \\ \frac{\partial}{\partial [A]} \text{tr}([A][B]) = [B]^t \\ \frac{\partial}{\partial [A]} \text{tr}([A][B][A]^t) = 2[A][B] \end{array} \right. \quad (\text{A1.2})$$

以下、(A1.2)式を用いて(5.14)式のMMSEフィルターを導出する。

(5.13)式で表わされるMMSE規範は $\text{tr}(\cdot)$ を用いて

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{minimize } E[\text{tr}(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}^t)] \\ \boldsymbol{\epsilon} = \mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}} \end{array} \right. \quad (\text{A1.3})$$

と書き直せる。ここで(5.8)式で表わされる劣化像 \mathbf{g} を再び表わすと

$$\mathbf{g} = [H]\mathbf{f} + \mathbf{w} \quad (\text{A1.4})$$

また、(5.12)式の推定解 $\hat{\mathbf{f}}$ を再び表わすと

$$\hat{\mathbf{f}} = [A]\mathbf{g} + \mathbf{b} \quad (\text{A1.5})$$

今、問題は、(A1.5)式中の $[A]$, \mathbf{b} を (A1.3) 式を満足するように定めることである。つまり次式を満足する $[A]$, \mathbf{b} を求めることになる。

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} E[\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t)] = 0 \quad (\text{A1.6})$$

$$\frac{\partial}{\partial [A]} E[\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t)] = 0 \quad (\text{A1.7})$$

(A1.5)式を用いて $E[\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t)]$ を表わすと

$$\begin{aligned} E[\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t)] = & E[\text{tr}(\mathbf{f}\mathbf{f}^t - \mathbf{f}\mathbf{g}^t[A]^t - \mathbf{f}\mathbf{b}^t - [A]\mathbf{g}\mathbf{f}^t - \mathbf{b}\mathbf{f}^t \\ & + [A]\mathbf{g}\mathbf{g}^t[A]^t + [A]\mathbf{g}\mathbf{b}^t + \mathbf{b}\mathbf{g}^t[A]^t + \mathbf{b}\mathbf{b}^t)] \end{aligned} \quad (\text{A1.8})$$

まず、(A1.2)式と $\text{tr}([A]\mathbf{g}) = \text{tr}(\mathbf{g}^t[A]^t)$ の関係を用いて (A1.6)式を満足する \mathbf{b} を求めると

$$\begin{aligned} \mathbf{b} &= \bar{\mathbf{f}} - [A]\bar{\mathbf{g}} \\ &= \bar{\mathbf{f}} - [A](\mathbf{H}\bar{\mathbf{f}} + \bar{\mathbf{w}}) \end{aligned} \quad (\text{A1.9})$$

となる。

次に (A1.7)式を満足する $[A]$ を求める。(A1.4)式、(A1.5)式、(A1.9)式より、 $\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t$ は

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t &= \{(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}) - [A](\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}})\} \{(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}) - [A](\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}})\}^t \\ &= ([I] - [A][H])(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})^t ([I] - [A][H])^t \\ &\quad - [A](\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})^t ([I] - [A][H])^t \\ &\quad - ([I] - [A][H])(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^t [A]^t \\ &\quad + [A](\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^t [A]^t \end{aligned} \quad (\text{A1.10})$$

となる。今、オリジナル像 \mathbf{f} と雑音 \mathbf{w} は無相関であるので

$$E[(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})^t] = E[(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^t] = 0 \quad (\text{A1.11})$$

従って、(A1.10)式と (A1.11)式より

$$\begin{aligned} E[\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^t)] = & \text{tr}((([I] - [A][H])[Q_f]([I] - [A][H])^t \\ & + [A][Q_w][A]^t)) \end{aligned} \quad (\text{A1.12})$$

となる。ただし

$$\begin{cases} [Q_f] = E[(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}})^t] \\ [Q_w] = E[(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^t] \end{cases} \quad (\text{A1.13})$$

である。 $[Q_f]$ 、 $[Q_w]$ は対称行列であるので、(A1.2)式を用いて、(A1.12)式に対して (A1.7)式を満足する $[A]$ を求めると

$$[A](\mathbf{H}[Q_f][H]^t + [Q_w]) = [Q_f][H]^t \quad (\text{A1.14})$$

となる。一般に $([H][Q_f][H]^t + [Q_w])^{-1}$ は存在すると考えられるので

$$[A] = [Q_f][H]^t([H][Q_f][H]^t + [Q_w])^{-1} \quad (A1.15)$$

(A1.9)式と(A1.15)式より $[A]$, \mathbf{b} が定まった。この $[A]$, \mathbf{b} を(A1.5)式に代入すると

$$\hat{\mathbf{f}} = \bar{\mathbf{f}} + [Q_f][H]^t([H][Q_f][H]^t + [Q_w])^{-1} \{ \mathbf{g} - ([H]\bar{\mathbf{f}} + \bar{\mathbf{w}}) \} \quad (A1.16)$$

(A1.16)式で表わされるフィルターが、オリジナル像 \mathbf{f} と雑音 \mathbf{w} が無相関であるという仮定のみにより導出される線形MMSEフィルターである。

ここでは(5.11)式で表わされるように雑音 \mathbf{w} は平均値が零の白色雑音と仮定するので(A1.16)式は

$$\hat{\mathbf{f}} = \bar{\mathbf{f}} + [Q_f][H]^t([H][Q_f][H]^t + [Q_w])^{-1} (\mathbf{g} - [H]\bar{\mathbf{f}}) \quad (A1.17)$$

となる。(A1.17)式が本文中の(5.14)式である。

Appendix 2 反復法によるMMSEフィルターの実現

(5.20)式で表わされる反復法の収束条件と収束解を求める。(5.20)式を再び表わすと

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(k)} + \alpha [H]^t \{ [Q_g] (\mathbf{g} - [H]\hat{\mathbf{f}}^{(k)}) - \sigma_w^2 (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \} \quad (A2.1)$$

である。(A2.1)式を書き直すと

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H]) \hat{\mathbf{f}}^{(k)} + \alpha [H]^t \{ [Q_g] \mathbf{g} - \sigma_w^2 (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \} \quad (A2.2)$$

(A2.2)式の反復法が収束するための必要十分条件は

$$\rho([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H]) < 1 \quad (A2.3)$$

である [文献59], p.58, 2.3.6節]。以下では(A2.3)式の条件の基で、(A2.1)式の収束解を求める。(A2.2)式より

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(k)} &= ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H]) (\hat{\mathbf{f}}^{(k)} - \hat{\mathbf{f}}^{(k-1)}) \\ &= ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H])^k (\hat{\mathbf{f}}^{(1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(0)}) \end{aligned} \quad (A2.4)$$

この(A2.4)式は書き直すと

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(0)} + (\hat{\mathbf{f}}^{(1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(0)}) \sum_{n=0}^k ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H])^n \quad (A2.5)$$

ところで、(A2.3)式の条件が成り立つ時

$$\begin{aligned} &\sum_{n=0}^k ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H])^n \\ &= (\alpha [H]^t [Q_g] [H])^{-1} \{ [I] - ([I] - \alpha [H]^t [Q_g] [H])^{k+1} \} \end{aligned} \quad (A2.6)$$

が成り立つ [文献 59), p.26, 定理 2.3 系 2]。従って (A.2.5) 式は

$$\hat{\mathbf{f}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{f}}^{(0)} + (\alpha [\mathbf{H}]^t [\mathbf{Q}_g] [\mathbf{H}])^{-1} \{ [\mathbf{I}] - ([\mathbf{I}] - \alpha [\mathbf{H}]^t [\mathbf{Q}_g] [\mathbf{H}])^{k+1} \} (\hat{\mathbf{f}}^{(1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(0)}) \quad (\text{A.2.7})$$

(A.2.3) 式の条件が成り立つ時には

$$\lim_{k \rightarrow \infty} ([\mathbf{I}] - \alpha [\mathbf{H}]^t [\mathbf{Q}_g] [\mathbf{H}])^{k+1} = 0 \quad (\text{A.2.8})$$

となる [文献 59), p.25, 定理 2.3]。従って (A.2.7) 式より

$$\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)} = \hat{\mathbf{f}}^{(0)} + (\alpha [\mathbf{H}]^t [\mathbf{Q}_g] [\mathbf{H}])^{-1} (\hat{\mathbf{f}}^{(1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(0)}) \quad (\text{A.2.9})$$

また (A.2.1) 式より

$$\hat{\mathbf{f}}^{(1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(0)} = \alpha [\mathbf{H}]^t \{ [\mathbf{Q}_g] (\mathbf{g} - [\mathbf{H}] \hat{\mathbf{f}}^{(0)}) - \sigma_w^2 (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \} \quad (\text{A.2.10})$$

であるので、(A.2.10) 式を (A.2.9) 式に代入して整理すると

$$\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)} = [\mathbf{H}]^{-1} \{ \mathbf{g} - \sigma_w^2 [\mathbf{Q}_g]^{-1} (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \} \quad (\text{A.2.11})$$

従って (A.2.1) 式が収束するための必要十分条件は (A.2.3) 式で表わされ、その条件が満足される時の収束解 $\hat{\mathbf{f}}^{(\infty)}$ は (A.2.11) 式で与えられる。

参 考 文 献

著者発表論文

第2章

- 1) 松岡克典, 河田聡, 一岡芳樹, 鈴木達朗
"高速のフーリエ変換 / コンボリューション器の試作とその画像処理への応用", 光学, 7,
207-213(1978).
- 2) 松岡克典, 田窪米治, 米満潤, 中島延淑, 中屋秀雄, 一岡芳樹, 鈴木達朗, "対話型画像処理システムの試作", 光学, 11, 372-381(1982).
- 3) 松岡克典, 一岡芳樹, 鈴木達朗
"時分割多重データベースを用いた高速画像処理システムの試作", 第13回画像工学コンファレンス論文集, 179-182(1982).

第3章-第4章

- 4) K. Matsuoka, Y. Ichioka and T. Suzuki,
"Image processing of cancer radiographs," in Optics in Biomedical Sciences, edited by G.von Bally and P.Greguss (Springer-Verlag, Berlin, 1982), pp.70-73.

第6章

- 5) Y. Ichioka, Y. Takubo, K. Matsuoka and T. Suzuki,
"Iterative image restoration by a method of steepest descent,"
J. Optics, 12, 35-41(1981).
- 6) K. Matsuoka, T. Shigematsu Y. Ichioka and T. Suzuki,
"Iterative image restoration by means of optical-digital hybrid system," Appl. Opt. (in press).

その他の文献

- 7) T.S.Huang, W.F.Schreiber and O.J.Tretiak, Proc. IEEE, 59,1586
(1971).
- 8) A. Rosenfeld, "Picture Processing by Computer," (Academic Press,
New York, 1969).
- 9) H.C.Andrews and B.R.Hunt, "Digital Image Restoration," (Prentice-

- Hall, New Jersey, 1977).
- 10) B.R.Freiden, "Image enhancement and restoration," in Picture Processing and Digital Filtering, edited by T.S.Huang (Springer-Verlag, Berlin, 1975), Chap. 5.
 - 11) B.R.Hunt, IEEE Trans. Comput., C-22, 805 (1973).
 - 12) C.W.Helstrom, J.Opt. Soc. Am., 57, 297 (1967).
 - 13) D.Slepian, J.Opt. Soc. Am., 57, 918 (1967).
 - 14) K.Kondo, Y.Ichioka and T.Suzuki, Appl. Opt., 16, 2554 (1977).
 - 15) B.R.Hunt, IEEE Trans. Comput., C-26, 219 (1977).
 - 16) H.J.Trussell and B.R.Hunt, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, ASSP-26, 157 (1978).
 - 17) H.J.Trussell and B.R.Hunt, IEEE Trans. Comput., C-27, 57 (1979).
 - 18) M.Cannon, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, ASSP-24, 58 (1976).
 - 19) T.Huang, D.Barker and S.Berger, Appl. Opt., 14, 1165 (1975).
 - 20) E.Angel and A.Jain, Appl. Opt., 17, 2186 (1978).
 - 21) S.Kawata and Y.Ichioka, J.Opt. Soc. Am., 70, 762 (1980).
 - 22) S.Kawata and Y.Ichioka, J.Opt. Soc. Am., 70, 768 (1980).
 - 23) N.E.Nahi, Proc. IEEE, 60, 872 (1972).
 - 24) A.Habibi, Proc. IEEE, 60, 878 (1972).
 - 25) H.J.Trussell, Proc. IEEE, 69, 615 (1981).
 - 26) E.L.Hall, R.P.Kruger, S.J.Dwyer, D.L.Hall, R.W.McLaren, and G.S.Lodwick, IEEE Trans. Comput., C-20, 1032 (1971).
 - 27) 加藤久豊, 古巻隆夫, 高野正雄, 第38回日本放射線技術学会総会予稿集, 492 (1982).
 - 28) 一岡芳樹, 映像情報 medical, 10, 133 (1978).
 - 29) 木戸出正継, 篠田英範, 日経エレクトロニクス, No.191, 110 (1978).
 - 30) P-E Danielsson and S.Levialdi, Computer, 14, 53 (1981).
 - 31) 木戸出正継, 坂上勝彦, 日経エレクトロニクス, No.295, 179 (1982).
 - 32) B.H.McCormik, IEEE Trans. Electronic Computer, EC -12, 791 (1963).
 - 33) B.Kruse, IEEE Trans. Comput., C-22, 1075 (1973).
 - 34) K.Preston et al, Proc. IEEE, 67, 826 (1979).
 - 35) 麻田, 篠田, 木戸出, 森, 昭和52年度電子通信学会情報部門全国大会予稿集, 155 (1977).

- 36) 木戸出正継, 麻田治男, 篠田英範, 渡辺真一, 森健一, 東芝レビュー, 34, 511 (1979).
- 37) 松島, 大山, 海藤, 江尻, 昭和52年度電子通信学会全国大会予稿集, 1180 (1977).
- 38) 松島, 大山, 江尻, 同上, 1180 (1977).
- 39) A.Rosenfeld and A.C.Kak, "Digital Picture Processing," (Academic Press, New York, 1976).
- 40) H.Freeman, IRE Trans. Electron Computer, EC-10, 260 (1961).
- 41) H.C.Andrews, Appl. Opt., 15, 495 (1976).
- 42) J.Tokumitsu, S.Kawata and T.Suzuki, Appl. Opt., 17, 2655 (1978).
- 43) D.J.Ketcham, Proc. SPIE, Image Processing, 74, 120 (1976).
- 44) 河田聡, 学位論文(大阪大学), (1979).
- 45) A.Savitzky and M.J.E.Golay, Anal. Chem., 36, 1627 (1964).
- 46) C.W.Wylie, "Advanced Engineering Mathematics," (McGraw-Hill, New York, 1960).
- 47) E.L.Hall, IEEE Trans. Comput., C-23, 207 (1974).
- 48) B.R.Hunt, Proc. IEEE 63, 693 (1975).
- 49) J.J.Lorre, D.J.Lynn and W.D.Benton, Proc. SPIE, 74, 234 (1976).
- 50) M.J.Lahart, J.Opt. Soc. Am., 69, 1333 (1979).
- 51) Y.Ichioka and N.Nakajima, J.Opt. Soc. Am., 71, 983 (1981).
- 52) G.L.Anderson and A.N.Netravali, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., SMC-6, 845 (1976).
- 53) H.J.Trussell, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., SMC-7, 677 (1977).
- 54) J.S.Lee, IEEE Trans, Paffern Analy. Machine Intelligence, PAMI-2, 165 (1980).
- 55) B.R.Hunt and T.M.Cannon, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., SMC-6, 876 (1976).
- 56) 有本卓, "カルマン・フィルター", (産業図書, 1977).
- 57) A.Papoulis, "Probability, Random Variables, and Stochastic Process," (McGraw-Hill, 1965).
- 58) 佐武一郎, "線型代数学", (裳華房, 1980).
- 59) 牧之内三郎, 鳥居達生, "数値解析", (オーム社, 1975).
- 60) D.P.Casasent, IEEE Trans. Comput., C-22, 852 (1973).
- 61) IEEE Trans. Comput., "Special issue on optical computing," C-24, 337

(1975)

- 62) B.J.Thompson, Proc. IEEE, 65, 62 (1977).
- 63) G.Häusler and A.Lohmann, Opt. Commun., 21, 365 (1977).
- 64) A.Lohmann, Opt. Commun., 22, 165 (1977).
- 65) G.Häusler and M.Simon, Opt. Acta, 25, 327 (1978).
- 66) T.Sato, K.Sasaki and R.Yamamoto, Appl. Opt., 17, 717 (1978).
- 67) J.Goetz, G.Häusler and R.Sesselmann, Appl. Opt., 18, 2754 (1979).
- 68) G.Ferrano and H.Maitre, Opt. Commun., 38, 336 (1981).
- 69) S.Kawata, Y.Ichioka and T.Suzuki, Optica Acta, 26, 1549 (1979).
- 70) S.H.Lee, Appl. Phys., 10, 203 (1976).
- 71) S.Iwasa, Appl. Opt., 15, 1418 (1976).
- 72) 田村, 富田, 坂根, 横矢, 坂上, 金子, 電総研彙報, 44, 413 (1981).