

ファジー推論を用いた画像処理に関する研究
A Study on Image Processing by using Fuzzy Technique

武藏工業大学
博士論文

木村 誠聰
Tomoaki Kimura

2001年6月

概 要

本論文はif-then ルールに基づく知識ベース処理形態を初めて画像処理に導入し、インテリジェント画像復元・強調手法を実現した。

画像信号を計算機によりデジタル処理することは、画像信号の管理、処理の再現性、システム実現技術の点から多くの利点があげられる。従来、画像処理の目的は計算機（マシーン）による認識・理解を行うことで、その認識・理解を助ける処理として、前処理（復元・強調）が存在していた。現在でも、前処理としての復元・強調の要求は何ら変わらない。しかしながら、インターネットやデジタルカメラの普及によりデジタル画像が容易に扱えるようになった昨今では、人間が見て綺麗な、鮮明な画像を得るための復元・強調処理の重要性が高まっている。

従来、復元や強調処理は線形でかつシフト不変で、さらに、単機能なフィルタ処理によってなされてきた。しかしながら、一般の自然画像信号は非定常性の強い信号であり、シフト不変の線形処理では局所毎の信号の性質にフィルタ処理が対応できず、その処理結果には必ずしも限界があった。それに対して、本論文で明らかにしたif-then ルールに基づく画像処理では、画像の局所情報を前件部変数として、その情報に応じてフィルタ形態・係数が可変となった。また、2つ以上の機能（例えば、雑音除去機能とエッジ検出機能）をif-then ルール上で統合可能であり、複数機能をもつ複雑な処理も可能とした。さらに、あいまいさを考慮できる処理であるため、人間の感性に準じた処理も実現できる。

if-then ルールに基づくインテリジェント画像処理の考え方を多様な画像処理に適用できることは言うまでもないが、本論文では主に雑音が重畳された画像の復元・強調に対し、その具体的な処理手法を開発した。

第1章ではif-then ルールに基づくインテリジェント画像処理の意義・背景を明らかにした。さらに、if-then ルールに基づく処理が、画像の局所的な性質を反映したデータ依存型フィルタ処理を実現できること、さらに、複数機能の処理を実現できることを述べた。

第2章ではガウス性雑音が重畳した画像の復元手法を明らかにした。その手法の導出に際して、else ルールの導入によるファジー推論の簡素化手法も明らかにした。その簡素化の考え方をif-then ルールのみからなるファジー推論において、同じ後件部をもつルールが複数個存在する場合、それらのルールを1つのelse ルールに統合するというものである。if-then ルールのみでは27 ルール必要である復元処理をelse ルールの導入により、9つのif-then ルールと1つのelse ルールに縮退できることと、その復元性能の高さを明らかにした。

第3章では混合雑音（ガウス性雑音とインパルス性雑音の混在した雑音）が重畳した画像の復元方法を明らかにした。混合雑音除去には処理点近傍領域内の任意の二信号間の差分情報が重要であることを説明した。そして、任意の二点間の差分情報と距離情報によりif-then ルールを構成し、混合雑音重畳画像の復元を目的とするフィルタを与えた。

第4章ではインパルス性雑音が重畠した画像のエッジ抽出法を明らかにした。従来、雑音で劣化した画像信号からエッジを抽出するには、雑音の影響を抑えるために事前に雑音除去を行っていた。すなわち、雑音除去とエッジ抽出の2つの処理が必要であった。さらに、エッジ抽出に先立つ雑音除去により画像中のエッジ成分までをも劣化させる問題点があった。よって、雑音除去とエッジ抽出の2つ機能を同時に満たす処理が必要であり、if-thenルールにより2つの処理の統合を図った。具体的には、インパルス性雑音が重畠した画像からエッジ抽出を行う方法を明らかにした。

第5章ではガウス性雑音が重畠した画像の強調法を明らかにした。雑音の影響を受けた画像に強調処理を施すと、エッジ信号と共に雑音までが強調されることになり、その処理結果は好ましくない。その弊害はエッジ情報と高周波数成分情報から構成されるif-thenルールに基づく処理によって解消される。

第6章は人間が見て鮮明と感じる画像を与える基本的な処理である、デジタル画像の高解像度化手法をif-thenルールによって実現した。画像の高解像度化はサンプリング間隔を狭くする処理である。一度取得されたデジタル画像は取得時のナイキスト周波数で帯域制限されてしまい、サンプリング間隔を狭めることを補間で代用することになる。解像度変換はナイキスト周波数の変化をもたらすものであり、従来の補間法の代表的なものである線形補間法や3次畳込み補間法では、本質的な高解像度化は不可能となる。一方、ここでは、視覚的に最も敏感なステップエッジ信号や、谷形や山形の変化信号の頂点を保存する考え方をif-thenルール化することにより、高解像度化を成し遂げる補間手法を実現した。

第7章では論文全体のまとめを行った。本論文はif-thenルールに基づくインテリジェント画像処理を初めて系統的に明らかにしたもので、その処理形態のもつ能力と適用範囲の広さについて改めて強調した。そのことに伴い、if-thenルールに基づく処理が、線形シフト不変型処理では対応できなかった非定常な信号に対し有効に作用するデータ依存型処理を提供したこと、複数機能を持つ処理を実現したこと等、従来法が持ち得ない本処理形態の能力をまとめた。

A Study on Image Processing by using Fuzzy Technique

Tomoaki Kimura

Abstract

This paper presents a novel rule-based image processing methods, which is realized by the fuzzy inference.

The restoration and the enhancement are fundamental and important image processing. These are realized by the linear shift-invariant filter. However, in general, natural image signal are non-stationary. Therefore, the linear shift-invariant filter can't adapt to the local characteristic of the image.

In order to overcome the defect of the linear shift-invariant filter, the rule-based image processing is proposed in this paper. Image processing based on the if-then rule can be performed according to the local information. Furthermore, the multi-functions (for example, the noise reduction and the edge detection) can be integrated on the if-then rule, which enables the complicated processing. In this paper, the fuzzy inference method was applied to the image processing, which is mainly for the restoration and the enhancement of the noisy image.

A summary is shown as follows.

In the first chapter, the defects of the linear shift-invariant system were pointed out. As a result, it is necessary for the image processing to adapt to local characteristic of the image and to integrate multi-functions. In order to solve both two problems, data dependent filters based on the fuzzy inference were proposed.

In the second chapter, the data dependent filter for removing Gaussian noise was proposed by using the fuzzy inference with an else rule. In the case of the fuzzy filter with only if-then rules, 27 if-then rules are required for restoring the Gaussian noisy image. On the other hand, only 9 if-then rules and an else rule is required for the proposed fuzzy.

In the third chapter, the fuzzy filter for removing the mixed noise was proposed. The DW-MTM filter is one of suitable fitters for removing the mixed noise. The DW-MTM filter uses the median value. The median value can be derived by the difference between the arbitrary two signals in the filter window. A new fuzzy filter, which makes use of the difference values between the arbitrary two signals in the filter window, can remove the mixed noise. The proposed filter shows excellent restoration results for the images, which are corrupted by the mixed noise.

In the fourth chapter presented the edge detection method for the noisy images. Two kinds of information were defined, which are the edge information and the impulse information. Those

two kinds of information were associated by the fuzzy inference. Both the edge detection and the removal of noise are realized by the fuzzy inference.

In the fifth chapter, edge enhancement method for the noisy image was proposed. The conventional edge enhancement method (i.e., the linear shift-invariant filtering) enhances the edge and noise at the same time. In order to enhance the only edge component, the new edge enhancement method was proposed by using the fuzzy inference. The fuzzy inference is defined by the edge information and the high frequency information. Two kinds of information were associated by the fuzzy rule. The fuzzy rules realize the edge enhancement without emphasizing the noise.

In the sixth chapter, a nonlinear interpolator based on the fuzzy inference was proposed. The proposed method can estimate sharp edge and peaks. Thus, the super-resolution digital image is obtained. Simulation results show the superior performance of the proposed approach, which can't be realized by the liner interpolation technique. In the final chapter, which was the conclusion of this paper, the data-dependent filtering based on the fuzzy inference was proposed. The data-dependent filtering based on the fuzzy inference is widely useful, for example, de-noising, enhancement, edge detection, and so on. The method opens up a new methodology in the image-processing field.

目 次

1 序論	1
2 ファジー推論を用いた雑音重畠画像の復元	7
2.1 緒言	8
2.2 ファジー推論によるデータ依存型フィルタ	10
2.2.1 データ依存型フィルタの構成	10
2.2.2 ファジー推論によるデータ依存型フィルタ	10
2.3 <i>else</i> ルールを加えたファジー推論によるデータ依存型フィルタ	13
2.3.1 <i>else</i> ルールを加えたファジー推論	13
2.3.2 <i>else</i> ルールを加えたファジー推論によるデータ依存型フィルタの構成	14
2.4 適用例	15
2.5 まとめ	18
3 ファジー推論を用いた混合雑音重畠画像の復元	19
3.1 緒言	20
3.2 メジアン値を基準とした差分情報と任意の二点間における差分情報	21
3.2.1 差分情報を用いた平均処理	21
3.2.2 メジアン値を基準とした差分情報を用いた復元フィルタ	21
3.2.3 任意の二点間における差分情報	22
3.3 任意の二点間における差分情報を用いたファジーフィルタ	23
3.4 適用例	25
3.4.1 画像信号を用いたファジー集合のパラメータのチューニング	25
3.4.2 種々の混合雑音が重畠された画像を用いた適用例	26
3.5 まとめ	30
4 ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出	31
4.1 緒言	32

4.2 インパルス雑音が重畠した画像からのエッジ抽出	34
4.2.1 インパルス性雑音	34
4.2.2 エッジ抽出情報	34
4.2.3 インパルス性雑音情報	36
4.3 ファジー推論によるエッジ抽出と雑音除去の統合	36
4.3.1 インパルス性雑音の影響を受けた画像のエッジ抽出情報	36
4.3.2 ファジー推論による雑音画像からのエッジ抽出	38
4.3.3 エッジ抽出とファジー集合	39
4.4 適用例	40
4.4.1 画像信号を用いたファジー集合のパラメータのチューニング	40
4.4.2 画像信号を用いた適用例	43
4.5 まとめ	48
5 ファジー推論を用いた雑音重畠画像の強調	50
5.1 緒言	51
5.2 従来の <i>Unsharp Masking(UM)</i> 処理による画像強調	53
5.2.1 <i>UM</i> 処理	53
5.2.2 <i>Ramponi</i> による多項式フィルタを用いた <i>UM</i> 処理	53
5.3 ファジー推論を用いた <i>UM</i> 処理による画像強調	55
5.4 適用例	58
5.4.1 評価関数：詳細分散 <i>DV</i> と背景分散 <i>BV</i>	58
5.4.2 評価関数を用いたファジー集合のパラメータのチューニング	58
5.4.3 ファジー集合のパラメータのチューニングと画像依存性	61
5.4.4 種々の画像に対する強調結果	62
5.5 まとめ	65
6 ファジー推論を用いた信号細部変化を保存する補間手法	66
6.1 緒言	67
6.2 エッジ情報を保存した画像の補間手法	69
6.3 ファジー推論を用いた画像の補間手法	70
6.3.1 信号細部変化を考慮した補間手法	70
6.3.2 ファジー集合のパラメータのチューニング	73
6.3.3 1次元信号補間手法の画像信号補間への適用法	74
6.4 適用例	76
6.4.1 縮小画像からの拡大による性能評価	76

6.4.2 計算量の評価	79
6.4.3 主観評価	81
6.5 まとめ	84
7 結論	85

第1章

序論

1 序論

画像信号を計算機を利用して処理をすることは、1960年代から始められた。画像信号をデジタル化（量子化及び標本化）し、デジタルデータで処理を行うことは、信号の品質管理、再現性、システム実現技術の点から多くの利点があげられる。しかしながら、計算機の能力が貧弱であった1980年代までは、デジタル化された画像に対し簡単な信号処理を施すのにも専用のハードウェア装置を用意するか、長時間計算機を用いて処理をさせる必要があり、研究機関による利用か一部の工業的な利用だけにとどまっていた[1]。だが、その後、計算機の処理能力が大幅に改善し、1990年代に入り、数100MIPS/MFLOPSの演算能力が机上で利用できるまでに向上した今日では、多くの階調数を有するデジタル画像の処理が非常に手軽に、また短時間で施すことが可能となってきており、前述の問題点は徐々に解決されてきている[2]。そして、現在では画像を計算機で処理させること自体珍しいことではなくなり、工業的な利用のみならず、映像処理に代表されるマルチメディアやネットワーク社会において画像をデジタル化し処理を施すことは今や身近で必要な手段として定着してきている。

画像処理には非常に多種多様なことが含まれるが、処理された画像の目的を考えると機械による計測や認識等に代表される工業的な利用を目的とした処理とマルチメディアに代表される視覚的に理解をさせる処理等が挙げられる[3, 4, 5]。しかしながら、工業的に画像を利用する場合や視覚的に理解しやすい画像を得るために、画質の改善や変換等の処理が事前に必要である。これらの処理が必要である主たる要因は入力機器によって画像信号を取得する過程や、伝送路を通じてデータ転送を行う過程における画質の劣化である。さらに、計算機による画像の認識の際には画像信号から特徴量を抽出する必要があり、その特徴量抽出をサポートする処理も必要である。このような画像を実際に利用する前に画質の改善や変換等を試みる処理を一般的に前処理(*preprocessing*)と呼び、劣化画像の復元、強調、輪郭抽出、解像度変換等がその処理に属する[3]。

本論文では、この前処理の処理手法について論ずるものである。たとえば、前処理の1つである復元処理は与えられた入力画像を原信号に忠実に復元させる処理であり、視覚的に見やすくすること、または、計算機による画像認識等の処理の前に劣化による影響を取り除いておくことが目的である。画像の劣化要因は大きく2つあり、1つは“ぼけ”で、もう1つが加法雑音である[3]。本論文で述べる復元処理は加法雑音のみを劣化要因と考える。雑音除去は一般的には線形フィルタで行われ、基本的には低域通過フィルタが利用されるが、原画像信号のエッジ等の高周波数成分をもフィルタで除去されるため、エッジ等が鈍る弊害をさけることができない。また、強調処理は視覚的に見やすく、または、計算機による認識を正確に行うために画像の特徴を明確化することが目的である。画像のもっとも重要な情報はその輪郭情報であることから、強調処理の代表的なものは輪郭を強調する処理である。輪郭を強調する処理は高域通過型線形フィルタを利用して行われている。

復元及び強調について述べてきたように、前処理と言われる画像処理は線形フィルタを用いた処理が一般的であり、かつ、画像信号全体に対して一律なフィルタ処理（シフト不变型または固定係数型フィルタ処理）で、かつ、単機能な処理となっている[2]。しかしながら、実際に取得される人物画、風景画等の自然画像や工業検査画像は一般に平坦な部分、急激に変化する部分や細かい変化部分から構成される非定常性の強い信号であり、局所ごとの信号の性質に対応できないシフト不变な線形フィルタ処理ではその処理結果が好ましいものになるとは限らない。加法雑音が重畠した画像信号の復元はシフト不变な線形フィルタ処理の限界を示す典型的な例である。画像信号中の平坦な部分では雑音除去性の高いフィルタ処理が可能であるが、エッジや細部を雑音除去能力の高いフィルタで処理を行えば、それらの信号を劣化させてしまう。すなわち、画像の局所ごとの性質に応じたフィルタ処理が要求されることになる。また、雑音が重畠された信号に對しシフト不变な線形フィルタを用いて強調処理を行うことも雑音の強調を伴い、実質的に不可能である。この場合は、雑音の影響を抑制し、かつ、エッジ検出を局所ごとにその度合いを変化させて行うことが要求され、これは2つの処理の複合型処理（複数機能）によって成し遂げられる。以上から、非定常の強い一般の画像信号のフィルタ処理には、画像信号の局所的な性質に合わせてフィルタの係数を変える適応フィルタ処理が要求され[6]～[12]、さらに、処理対象画像が劣化しているなどの場合、複数の機能を一括する処理が要求される。

一般に用いられる適応フィルタは未知なシステムの同定や時変システムの同定を逐次的に行うための手段である。適応フィルタのパラメータ決定は、参照信号（未知システムからの出力信号）と適応フィルタ出力信号の2乗誤差の最小化によってなされる。もっとも簡潔なアルゴリズムがLMS (*Least Mean Square*) 法[11]である。適応フィルタは参照信号の統計的性質が変化する、すなわち、非定常な信号に対しても追従能力をもっている。しかしながら、適応フィルタはステップエッジや突発的な雑音等の入力信号が急激に変化するような信号に対しては、瞬時に追従を行うことができない。よって、画像信号中の視覚的に影響の強い輪郭部分等は適応フィルタではその追従が間に合わないことから、十分な復元処理の成果を得るのは困難である。そこで、画像信号の変化に追従するのではなく、画像信号の変化に合わせてフィルタ処理を変化させる方法が望まれる。このような信号の変化に合わせてフィルタ係数、もしくはフィルタ形態を変化させるフィルタをデータ依存型フィルタと呼んでいる[13]。データ依存型フィルタは処理点近傍から得られる情報（局所情報）から信号の性質を推測し、フィルタの係数または形態をその推測に従って決めるフィルタである。したがって、画像信号におけるステップエッジに見られるような急激な変化に対して、フィルタ係数をその変化に追従させることができると可能である。本論文では、データ依存型フィルタによる種々の画像処理手法について論ずる。なお、“前処理”はその後の画像認識に対する処理と区別することからその名称が付けられている。しかしながら、一般的に画像処理と言えば“前処理”を指すことも考えられることから、本論文では、この後画像の“前処理”を単に画像処理と表現する[14]。

データ依存型フィルタは局所情報から信号の局所的な性質を推定し、その結果をフィルタの係数または形態に反映させるフィルタである。よって、非定常性の強い画像信号等のフィルタ処理に適している。データ依存型フィルタの性能を決定する要素は

A. どのような局所情報を用いるか

B. 局所情報に基づいてどのようにフィルタ係数、または、形態を決定するか

の2点である。A. に関しては処理目的（復元か強調かといった目的）によって信号のどのような性質を知る必要があるかが異なるため、それに応じて適切に設定、選択する必要がある。本論文では、種々の画像処理に対してデータ依存型処理を実現するが、それぞれの処理目的に応じて局所情報を選択していることは言うまでもない。そして、信号の局所的な性質を正確に知るために複数の局所情報が必要となる。局所情報の多くがいわゆる統計量に基づくものが多く、よって、局所情報自体に不確かさが含まれることになる。この不確かさをもつ複数の局所情報を統合して局所的な性質を知り、フィルタ係数または形態を制御する。この複数個の局所情報の統合（上記B. の要素に対応）にファジー推論（ファジー制御則）[6, 15]～[24]を用いることが本論文で提案する方法の一貫した特徴となる。

ファジー推論は“もし～ならば～である”という *if – then* ルールによって記述される。*if* の節で与えられる前件部では複数の変数（入力）間の関係から条件を表現し、*then* の節で与えられる後件部では、それぞれの条件に対する結論（出力）が設定される[15, 16]。すなわち、ファジー推論により入力で与えられる条件に応じて出力を制御可能なデータ依存型システムが記述できることがわかる。

ファジー推論で記述されるデータ依存型システムの特徴は、前件部の条件（入力）にも後件部の結論（出力）にも曖昧さを含ませることが可能な点であり、そのことがいわゆるしきい値処理（または条件分岐処理）に基づくデータ依存型システムとの相違点となっている。よって、人の持つ知識や経験に基づく感覚的な推論がファジー推論として具現化され、データ依存型システムが構築されることになる。本論文で取り扱う画像信号の性質は厳密に数量化することに馴染まず、むしろ感覚的に表現された方が良いであろう。例えば、「画像信号の平坦な部分」などがそれで、平坦さは分散値等で数量化しようと考えても、どの程度小さい値の部分を平坦とするか解らないため、数量化不可能である。このように画像信号の局所的な性質は感覚的な表現が馴染むため、ファジー推論の導入により高度な処理手法が提供されるものと期待される。

本論文では平坦部、および、エッジや細部から構成される非定常性の強い画像信号を対象に、ファジー推論を用いたデータ依存型処理として

I. 雑音重畠画像に対する復元方法（2章、3章）

II. 雑音重畠画像からのエッジ抽出方法（4章）

III. 雑音重畠画像の強調方法（5章）

IV. ディジタル画像の高解像度変換方法（6章）

の提案を行う。

I はもっとも基本的な前処理であるが、前述のごとく、シフト不变な処理では良好な結果を得ることができない典型的な例である。一般的な画像信号は、エッジや細部等の変化の激しい部分や滑らかな変化成分等のさまざまな形状の信号から構成されている。よって、復元フィルタに要求される信号保存性と雑音除去性の度合いを、局所的な信号形状の変化に応じて変化させる必要がある。また、フィルタ処理に用いる処理点近傍内信号にエッジ等が含まれている場合、近傍領域内の各信号に対して処理点の復元行為にどれだけ貢献できるかを判断する必要がある。局所的な信号の性質や近傍領域内の個々の信号の処理点との関係を推定し、その推定に従いフィルタ係数を決定することがファジー推論により可能となる。2章では、ガウス性雑音のみで劣化した信号のファジー推論を用いた復元方法としてすでに提案されている文献[25, 26]の方法に対して、そのファジー推論の簡素化を試みた方法を提案する[27]。さらに、3章では混合雑音（ガウス性雑音とインパルス性雑音の混在した雑音）重畠画像に対するファジー推論を用いた復元方法を示す[28]。

II, III は複数の機能を要求する処理である。II の場合は雑音の抑制とエッジ抽出の要求を、III の場合は雑音抑制と画像強調の要求を同時に満たす必要がある処理である。複数の機能を要求する処理は、複数の機能を複数個の単機能処理に分類し、縦統的に処理を行うことによっても実現可能である。しかしながら、例えば雑音抑制とエッジ抽出を考えたとき、前者は信号の高周波数成分を減衰させる処理であり、後者は高周波数成分を強調させる処理であるから、お互いに相反する処理である[29]。よって、雑音抑制を重視すればエッジは抽出できず、逆にエッジを抽出させるためには雑音の強調を伴う。この弊害を回避するためには 2 つの処理の力関係を画像の局所ごとに高度に調整する必要がある。ファジー推論は複数の処理を推論内で統合できる特徴を備えており、また、統合することにより、複数の処理の力関係を信号の局所的な性質に応じて柔軟に変化可能となる。4章、5章は複数の機能を要求する処理をファジー推論で統合し、高度なデータ依存型処理を実現したものである[30, 31]。

インターネットの普及等で、ネットワーク上でデジタル画像の伝送が容易に、かつ、頻繁に行われるようになった。ネットワーク上で結ばれている送信側と受信側で要求されるデジタル画像の解像度が異なることは多く、また、送信側でデータ圧縮のためにデジタル画像の周波数帯域を圧縮させることも一般的に行われている。帯域を圧縮させることは画像の解像度を低下させることになる。よって、受信側でデジタル画像の解像度の向上を含めた解像度変換処理が必要となる。デジタル画像の場合、その画像のもつ周波数帯域（解像度）はアナログ画像からデジタル画像へ変換する際のサンプリング間隔によって決定されてしまう。一度得られたデジタル画像の解像度を低下させること、すなわち、帯域を狭めることは、取得されたデジタル画像にさらに低域通過型フィルタを施すこと（いわゆる補間）により可能である。しかしながら、解像度を向上させること、すなわち帯域を広げることは、一度失ってしまった高周波数域を復元する必要があり、周波数領域上での検討では一般的に不可能である。しかしながら、上述した背景

からデジタル画像を高解像度する処理、すなわちIVの処理が不可欠である。

6章ではデジタル画像の高解像度化を、画像信号の空間領域上での変化の特徴をとらえて行うことを考えている。視覚的にもっとも重要なステップエッジ信号や、谷形や山形の変化信号の頂点を空間領域上の変化からとらえ、それらをファジールール化することにより、それら信号を保存した視覚的に良好なデジタル画像の高解像度化手法を与えるものである[32]。

本論文で提案する方法を「処理対象画像」、「エッジ・細部信号に着目した時の処理の種類」、「データ依存型処理の種類（単機能か複数機能か）」の観点から整理したものが図1.1である。

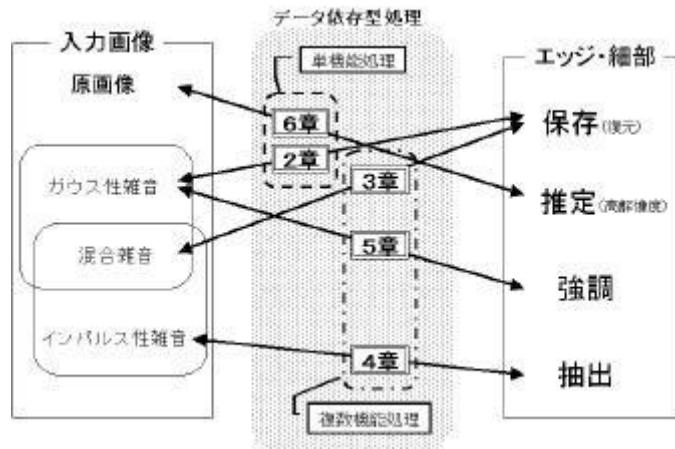


図 1.1: 各章における入力画像と処理方法との関係

本論文の目的を再度確認すれば、従来の画像に対する基本的な処理が線形シフト不変型フィルタで行われ、かつ、単機能な処理であったことの多くの実用的な弊害を回避する種々の方法の提案を行うことである。シフト不変型処理に対してはデータ依存型処理を、単機能的処理に対しては複数機能統合処理の考え方を示し、それらの処理が *if – then* ルールに基づくファジー推論により実現できることを明らかにする。

第2章

ファジー推論を用いた雑音重畳画像の復元

2 ファジー推論を用いた雑音重畠画像の復元

2.1 緒言

デジタル画像処理の中において加法雑音で劣化した画像の復元は、重要な処理の一つである。雑音除去は一般的には低域通過フィルタを基本とするシフト不变な線形フィルタが用いられているものの、画像信号のもつ高周波数成分をも除去させてしまうため、画像にボケが生じる弊害をさけることができない。画像にボケを生じさせないようなフィルタ処理を行えば、今度は雑音が低減できない。一般的に画像信号はエッジ部、平坦部等種々の性質が混在した非定常性の強い信号であり、信号の局所ごとの変化に対応することが困難なシフト不变な線形フィルタでの処理結果は、好みなものではない。よって、その復元には画像の位置ごとにフィルタ係数を変化させ、局所ごとの信号の性質に応じて信号保存性と雑音除去性が可変なデータ依存型フィルタ処理[7, 13, 33, 34]が復元精度向上のために要求される。データ依存型フィルタは信号の局所的変化を検知可能な局所情報を用いて、その局所情報の条件に従ってフィルタ係数を切り替える方法であり、幾つかの方法が提案されている[25, 26, 33, 35, 36]。

もっとも簡単なデータ依存型フィルタとして、 ε フィルタ[35] や MTM(*Modified Trimmed Mean*) フィルタ[36, 37] をあげることができる。 ε フィルタや MTM フィルタは、処理点とフィルタ窓内の信号との差分値（以下、差分信号）[36] を局所情報として用いている。差分情報が小さい場合、処理点とそのフィルタ窓内信号との相関が強いと考えられ、その信号に対するフィルタ係数を大きくすることにより、その信号を雑音除去のために積極的に用いようとするものである。

文献[38]では差分情報に加え、処理点とフィルタ窓内の信号との距離に関する情報（以下、距離情報）もフィルタ処理に加えることを考えている。自然画像信号の自己相関関数は一般的に単調に減少する。このことが距離情報を導入する理由であり、処理点に近いフィルタ窓内信号に対するフィルタ係数を大きくし、フィルタ処理に利用しようとするものである。文献[38]では、差分情報と距離情報の2つの情報を結合してフィルタ係数を決定するために、ファジー推論が導入された。ファジー推論はこれまで制御工学の分野で多大な成果を上げてきている。制御の場では、複数の曖昧さを含む観測量を用いて制御量を決定する手段としてファジー推論が用いられてきたが、差分情報、距離情報といった、共に画像信号の持つ統計的性質に基づく局所情報によってフィルタ係数を導くケースは、ファジー制御のケースと酷似している。そして、文献[38]では2つの局所情報を前件部の変数とし、推論の結果をフィルタ窓内信号に対するフィルタ係数とする9つのファジールールによって構成されるファジーフィルタが提案されている。

ところで、差分情報と距離情報は、フィルタ窓内信号個々に対して導出されるミクロな情報である。そこで、文献[26]ではフィルタ窓内の信号すべてから処理点近傍の信号の性質を知るために形状情報（マクロな情報）の導入を図ることにより、フィルタ性能の向上を試みている。マク

ロな情報の導入により、フィルタ性能は顕著に向上したものの、ルール数は 27 に増加し、ファジー推論の最適化を実験的な手法で行うことが不可能となってしまっている。元来、ファジー推論の前件部変数に対しては、おおまかな知識があり、かつ、ファジーシステムの持つロバスト性から実験的なチューニングが可能であることがファジーシステムの特徴であろう。そこで、何らかの方法でルール数を削除することができれば、ファジー推論の最適化を実験的手法で行うことができ、ファジーシステムの持つ特徴を生かすことが可能となる。その観点から 27 ルールのファジー推論によるファジーフィルタ [26] を考えると、形状情報がエッジ部や細部であると判断された場合のみミクロな 2 つの局所情報（差分情報、距離情報）を十分考慮する必要があるものの、その他の場合はミクロな 2 つの局所情報を考慮せず、後件部を同一にすることができる。つまり、*if – then* ルールの中に冗長なルールが多数含まれているともいえる。

本章では後件部が同一である複数の *if – then* ルールを一つの *else* ルールに統合し、全体のルール数削減を図った *else* ルールを加えたファジーフィルタの提案を行う [27]。その結果、3 つの局所情報を考慮した 27 ルールのファジーフィルタとほぼ等価なファジーフィルタが、9 つの *if – then* ルールと 1 つの *else* ルールのみで構成されることを示す。

2.2 ファジー推論によるデータ依存型フィルタ

2.2.1 データ依存型フィルタの構成

2章での復元対象画像は、ガウス性雑音のみが重畠した劣化画像とする[1, 29]。その劣化画像 $x(i, j)$ は以下のように与えられる。

$$x(i, j) = P_o(i, j) + N_G(i, j) \quad (2.1)$$

ここで、 $P_o(i, j)$ は原画像を、 $N_G(i, j)$ は平均 0、分散 σ_n^2 のガウス性雑音を示す。ガウス性雑音の低減には平均処理が効果的であるが[1, 3]、一般の画像信号はエッジ部や平坦部等種々の性質が混在した信号であり、平均処理は信号のエッジ保存性には優れてはいない。よって、画像信号のエッジを保存しガウス性雑音を効果的に低減させるためには、処理点ごとにフィルタ係数を算出する必要がある。処理点ごとにその近傍の局所情報を用いて適応的にフィルタ荷重を決定する荷重平均値フィルタをデータ依存型荷重平均値フィルタと呼び、以下の式で与える[25, 26, 27]。

$$y(i, j) = \frac{\sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N W(k, l) x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N W(k, l)} \quad (2.2)$$

ここで、 $y(i, j)$ はフィルタの出力信号であり、 $W(k, l)$ は処理点 (i, j) ごとに適応的に決定されるフィルタ係数である。データ依存型フィルタは、非定常性が強い信号の復元においても処理対象信号における局所情報に基づきフィルタ係数が設定できることから、高精度の復元が実現できる[26, 33, 38]。

2.2.2 ファジー推論によるデータ依存型フィルタ

荷重平均値フィルタにおけるフィルタ窓内信号 $x(i+k, j+l)$ に対する重み $W(k, l)$ は、処理点 $x(i, j)$ との相関の強さに対応させて決定するという考え方の上で、種々の局所情報からその相関の強さをファジー推論を介して導出する方法が提案されている[26, 38]。文献[26]では複数の局所情報として形状情報 $K(i, j)$ 、差分情報 $e(k, l)$ 、距離情報 $d(k, l)$ が用いられている。ここで、それら局所情報について簡単に説明をする。

形状情報 $K(i, j)$ [26] からは、原信号近傍の形状に関する情報（例えば、平坦部やエッジ部等）が得られ、次式で定義されている。

$$K(i, j) = \frac{\sigma^2(i, j)}{\sigma^2(i, j) + \sigma_n^2} \quad (2.3)$$

$$\sigma^2(i, j) = \begin{cases} var(i, j) - \sigma_n^2 & (var(i, j) > \sigma_n^2) \\ 0 & (otherwise) \end{cases}$$

ここで, $var(i, j)$ はフィルタ窓内データの局所分散を示す. $\sigma^2(i, j)$ は原信号の推定分散である. $\sigma^2(i, j) \gg \sigma_n^2$ の関係が成立するエッジや細部信号の場合は $k(i, j) \approx 1$ に, 逆に $\sigma^2(i, j) \ll \sigma_n^2$ の関係が成立する平坦部では $k(i, j) \approx 0$ となる.

差分情報 $e(k, l)$ [36] は, 処理点の信号 $x(i, j)$ とフィルタ窓内信号 $x(i+k, j+l)$ の相関性を直接的に知るための最も有効な情報である. ここで, 差分情報 $e(k, l)$ を以下のように定義する.

$$e(k, l) = \frac{|x(i, j) - x(i+k, j+l)|}{\sigma_n} \quad (2.4)$$

処理点の信号値と値が近い信号は, 処理点信号と相関が強いことは直感的にわかることがある. よって, 差分情報が小さいフィルタ窓内信号ほどフィルタ処理の際には重視する必要がある.

画像信号の自己相関関数は, 一般的に単調に減少する. すなわち, 処理点からの距離に応じて, 処理点との相関は弱くなっていくことが普通である. そこで, 距離情報 $d(k, l)$ [39] は, 処理点に近い信号ほどフィルタ処理に重視するために以下のように定義する.

$$d(k, l) = \frac{\sqrt{k^2 + l^2}}{\max\{d(k, l)\}} \quad (2.5)$$

ここで, $\max\{d(k, l)\}$ は $d(k, l)$ における最大値である.

処理点近傍の信号の性質は形状情報 $K(i, j)$ により分類され, 差分情報 $e(k, l)$, および, 距離情報 $d(k, l)$ によって処理点とフィルタ窓内信号個々の相関の強さが判断されることから, これら 3 つの局所情報によって信号の性質に応じたフィルタ係数が算出できる. 具体的には, 文献[26]において 3 つの局所情報を前件部変数とし, フィルタ係数 $W(k, l)$ を推論結果とした *if-then* ルールによりフィルタ係数を導出する方法が提案されている. そして, 前件部の各ファジー集合は図2.1のように定義し, そのルールテーブルは表2.1のように設定している[26].

$$\begin{aligned} & \text{if } K(i, j) \text{ is } \{\text{Small, Medium, Large}\} \text{ and} \\ & e(k, l) \text{ is } \{\text{Small, Medium, Large}\} \text{ and} \\ & d(k, l) \text{ is } \{\text{Near, NearFar, Far}\} \\ & \text{then } W(k, l) \text{ is } w_q \ (q = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (2.6)$$

ここで, フィルタ係数 $W(k, l)$ は非ファジー手続き [22, 23, 40, 41] によって得られる.

$$W(k, l) = \frac{\sum_{q=1}^n \mu_q \cdot w_q}{\sum_{q=1}^n \mu_q} \quad (2.7)$$

処理点ごとに算出される局所情報に応じてフィルタ係数が算出されることから, このフィルタはデータ依存型荷重平均値フィルタに他ならない.

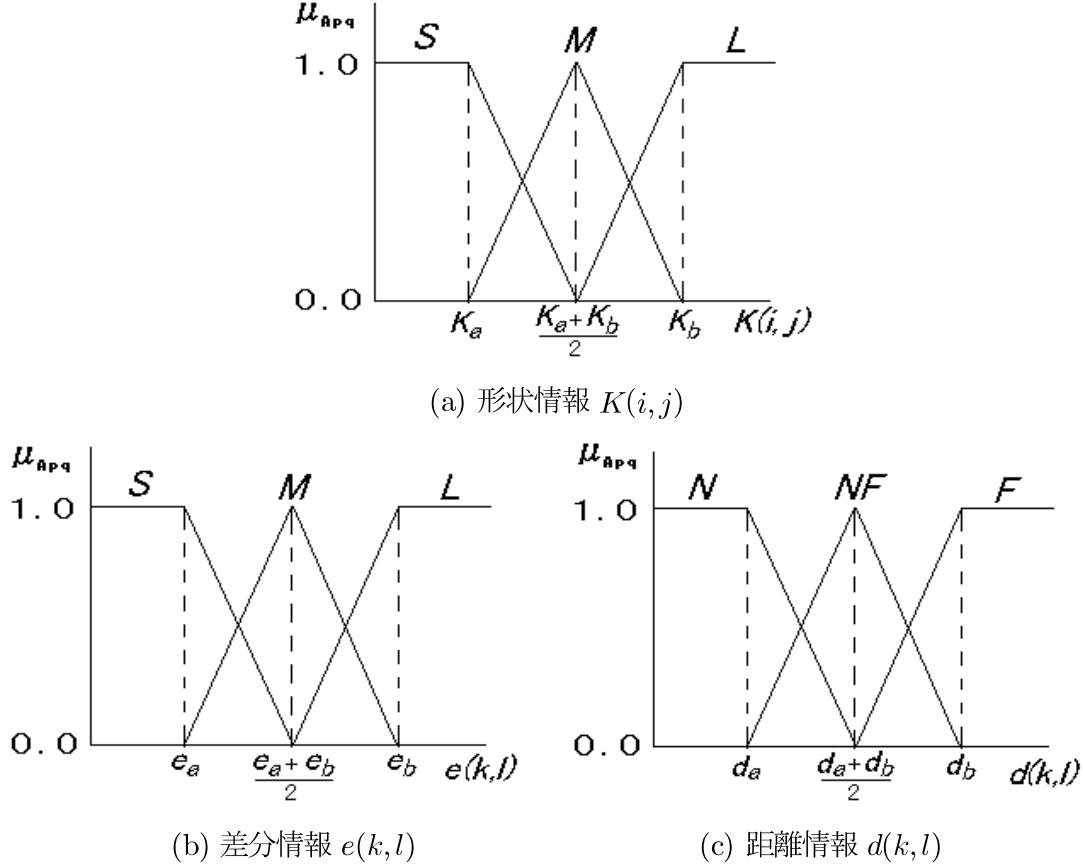


図 2.1: 27 ルールによるデータ依存型フィルタのファジー集合

データ依存型フィルタは、非定常性が強い信号の復元においても処理対象信号における局所情報に基づきフィルタ係数が設定できることから、高精度の復元が実現できる[25, 26, 33]。しかしながら、3つの局所情報に対してそれぞれ3つのファジー集合を定義した場合、27のルールが構成されてしまい、そのルールの最適化、すなわち、各々のファジー集合の最適な設定（チューニング）を実験的手法で行うことは困難である。よって、文献[26]では、ファジー集合の最適化をLMSアルゴリズムに基づく自動的な方法によって行っている。しかしながら、本来ファジー集合とは曖昧さを表現する手段であり、また、その設定には人間の感覚（知識）を用いることが可能であることが有力な利点である。よって、できれば実験的手法でファジールールの最適化を図りたい。そのためには、何らかの方法でルールの削減を図ることができないか検討する必要がある。

表 2.1: 27 ルールによるデータ依存型フィルタのルールテーブル

$K(i, j)$	$d(k, l)$	$e(k, l)$		
		Small	Medium	Large
<i>Small</i>	<i>Near</i>	w_1	w_{10}	w_{19}
	<i>NearFar</i>	w_2	w_{11}	w_{20}
	<i>Far</i>	w_3	w_{12}	w_{21}
<i>Medium</i>	<i>Near</i>	w_4	w_{13}	w_{22}
	<i>NearFar</i>	w_5	w_{14}	w_{23}
	<i>Far</i>	w_6	w_{15}	w_{24}
<i>Large</i>	<i>Near</i>	w_7	w_{16}	w_{25}
	<i>NearFar</i>	w_8	w_{17}	w_{26}
	<i>Far</i>	w_9	w_{18}	w_{27}

2.3 *else* ルールを加えたファジー推論によるデータ依存型フィルタ

2.3.1 *else* ルールを加えたファジー推論

if – then ルールのみからなるファジー推論において、同じ後件部を持つルールが複数個存在する場合、それら冗長なルールを一つの *else* ルールに統合することが可能である。具体的には、いま N 個の *if – then* ルールのうち

$$\begin{aligned}
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{11} \quad \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{m1} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_1 \\
 & \vdots \\
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{1n} \quad \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{mn} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_n \\
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{1n+1} \quad \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{mn+1} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_0 \\
 & \vdots \\
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{1N} \quad \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{mN} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_0
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

のように、第 $(n+1)$ ルールから第 N ルールまでの後件部がすべて等しいとき、それらのルールを一つの *else* ルールに統合できる。つまり、

$$\begin{aligned}
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{11} \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{m1} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_1 \\
 & \vdots \\
 & \text{if } \alpha_1 \text{ is } A_{1n} \& \dots \& \alpha_m \text{ is } A_{mn} \quad \text{then } \beta \text{ is } w_n \\
 & \quad \text{else } w_0
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

ここで、 A_{pq} は前件部変数 α_p に対するファジー集合であり、 w_q は後件部の実数値を示す。前件部のファジー集合 A_{pq} に対するメンバシップ関数を $\mu_{A_{pq}}(\alpha_p)$ とすれば、*if – then* ルールの適合

度 $\mu_q (q=1, 2 \dots n)$ は次のように与えられる [15, 16, 20, 21, 22].

$$\mu_q = \min\{\mu_{A_{pq}}(\alpha_p), \dots, \mu_{A_{mq}}(\alpha_m)\} \quad (2.10)$$

また, *else* ルールの適合度 μ_0 は文献[42]で示される方法に従い, 式(2.11)で与えられる.

$$\mu_0 = \min\{1 - \mu_1, \dots, 1 - \mu_n\} \quad (2.11)$$

そして, 非ファジー化手続きは, *else* ルールの適合度を第 0 ルールへの適合度と考えることにより式(2.7)で与えられる.

2.3.2 *else* ルールを加えたファジー推論によるデータ依存型フィルタの構成

文献[26]では, 3 つの局所情報を用いたファジー推論によりデータ依存型フィルタが構成されている. 3 つの局所情報は, 形状情報 $K(i, j)$, 差分情報 $e(k, l)$, 距離情報 $d(k, l)$ である. 各々の局所情報に 3 つのファジー集合を設定し, ファジーフィルタを構成する時, 27 の *if-then* ルールになることは 2.2.2 で示した通りである.

ここで, 形状情報に着目する. 原画像の変化が比較的激しい場所 (エッジ部等) では, 形状情報 $K(i, j)$ は $\sigma_n^2 \ll \sigma^2(i, j)$ の関係から 1 に近い値 (“Large”) を示すことになり, この場合には処理点近傍における局所情報 (差分情報, 距離情報) を反映したフィルタ係数の推定が必要である. それに対し信号の平坦な部分では, $\sigma_n^2 \gg \sigma^2(i, j)$ の関係より 0 に近い値を取り, フィルタ処理による信号の破壊 (劣化) を考慮する必要がないことから, 他の 2 つの局所情報を考慮せず平均値フィルタに設定すればよい. すなわち, 表2.1 の $w_1 \sim w_6$, $w_{10} \sim w_{15}$, $w_{19} \sim w_{24}$ をすべて 1 とおくことができ, それら 18 のルール (平坦な部分のルール) を一つの *else* ルールでまとめることができる. よって, 形状情報 $K(i, j)$ について, “Large” の部分以外に対して *else* ルールを適用することで, 9 つの *if-then* ルールと一つの *else* ルールによりファジーフィルタが構成できる.

$$\begin{aligned} & \text{if } K(i, j) \text{ is } \{\text{Large}\} \text{ and} \\ & \quad e(k, l) \text{ is } \{\text{Small, Medium, Large}\} \text{ and} \\ & \quad d(k, l) \text{ is } \{\text{Near, NearFar, Far}\} \\ & \text{then } W(k, l) \text{ is } w_q \\ & \text{else } W(k, l) \text{ is } w_0 \end{aligned} \quad (2.12)$$

このファジー推論の後件部の変数である $W(k, l)$ はフィルタ係数であり, 処理点ごとに 2.3.1, および, 式 (2.7) で示した手順により導出され, 出力信号 $y(i, j)$ は式 (2.2) により算出される.

表 2.2: 提案法のルールテーブル

$K(i, j)$	$d(k, l)$	$e(k, l)$		
		Small	Medium	Large
$Large$	$Near$	$w_1:1.000$	$w_4:0.750$	$w_7:0.500$
	$NearFar$	$w_2:0.750$	$w_5:0.500$	$w_8:0.250$
	Far	$w_3:0.500$	$w_6:0.250$	$w_9:0.000$
$otherwise$		$w_0:1.000$		

表 2.3: チューニング結果

K_a	K_b	e_a	e_b	d_a	d_b
$0.0 \sim 0.1$	$0.5 \sim 0.7$	$0 \sim 2$	$3 \sim 4$	$0.2 \sim 0.5$	$0.3 \sim 0.7$

2.4 適用例

本章で提案するファジーフィルタの性能を、シフト不変型フィルタである最適な順序統計フィルタ (*Optimal-L*)， ウィナーフィルタ (*Wienre*)， データ依存型フィルタである文献[38]の9ルールのファジーフィルタ， および， 文献[26]の27ルールのファジーフィルタとの比較の基で評価する。提案するフィルタの各局所情報に対するファジー集合を， 図2.2のように定義する。後件部変数 w_q は表2.2に示すように固定化して設定した。この設定は形状情報 $K(i, j)$ が “Large” の場合， 差分情報 $e(k, l)$ が大きく，かつ，距離情報 $d(k, l)$ が遠い程，それに対応する後件部変数を小さくするという考えに沿って設定している。また，形状情報が “Large” 以外の場合，2.3.2で述べたように後件部変数を 1.0 と設定する。そして，各局所情報のファジー集合のパラメータ，つまり， $\{K_a, K_b\}, \{e_a, e_b\}, \{d_a, d_b\}$ の 6 つのパラメータについて実験的手法によりチューニングを行った。

チューニングには画像 “Lena” (256×256 , $0 - 255$ level) に対し，ガウス性雑音平均 0，標準偏差 $\sigma_n = 20$ を重畳した画像を用いた。この時のフィルタの窓幅は 5×5 とした。その結果として，表2.3に示すパラメータで定義されたファジー集合のパラメータの範囲で高いフィルタ性能を示すことが分かった。高いフィルタ性能を示す範囲は比較的広く，本フィルタにおけるロバスト性の高さとチューニングの容易さは明らかである。

このパラメータを用いて画像 “Lena” について種々のフィルタとの比較を行い，その結果を表2.4に示す。各フィルタの窓幅は 5×5 とした。表2.4の結果から，提案するフィルタがシフト不変型の最適な線形フィルタ（ウィナーフィルタ）や最適な順序統計フィルタよりも，格段に優れていることがわかる。データ依存型フィルタ同士の比較では，形状情報を考慮しない文献[38]

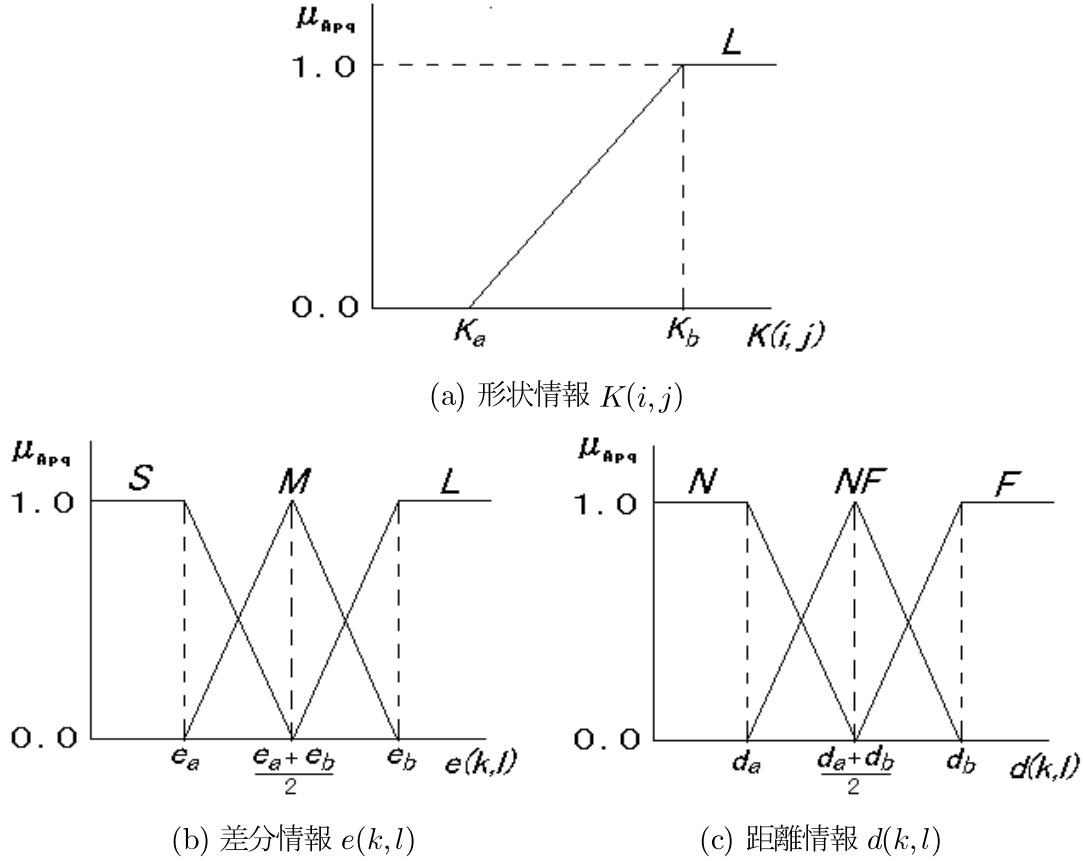


図 2.2: 提案法のファジー集合

の 9 つのファジールールによるフィルタによりも優れ、かつ、形状情報を加えた文献[26] の 27 ファジールールのフィルタとほぼ同程度の特性を持つことがわかる。また、図2.3にガウス性雑音 ($\sigma_n = 20$) で劣化した画像に対する各フィルタの出力結果を示す。提案手法はエッジ、細部信号の保存性が、ウィナーフィルタや最適な順序統計フィルタよりも優れ、また、雑音除去性が 9 ルールのファジーフィルタよりも優れていることがわかる（目、帽子の縁、髪飾り、および、頬の周辺を着目）。そして、27 ルールのファジーフィルタの出力結果と比べても視覚的に遜色の無いことが確認できる。強調すべきは LMS アルゴリズムで最適化した 27 ルールのファジーフィルタと、提案する実験的チューニングで得た *else* ルールを加えたファジーフィルタが、同等の特性を得ていることである。



図 2.3: 画像処理例（拡大図）

表 2.4: 画像処理結果 (MSE 評価)

<i>Image</i>	<i>noise</i>	<i>Proposed</i>	<i>Fuzzy filter [38] 9 rules</i>	<i>Fuzzy filter [26] 27 rules</i>	<i>Optimal - L</i>	<i>Wiener</i>
<i>Lena</i>	$\sigma_n = 10$	43.2	50.1	40.9	146.2	54.1
	$\sigma_n = 20$	90.6	96.8	90.3	176.6	120.5
	$\sigma_n = 30$	145.9	151.1	143.6	217.8	175.5

2.5 まとめ

本章では *if – then* ルールのみで構成するファジーフィルタに対し, *else* ルールを加えたファジーフィルタを提案した. *else* ルールを加えることにより, *if – then* ルール数の増加なしに考慮できる局所情報を増加させることを可能とした. 具体的な例として, 3 つの局所情報を用いた *if – then* ルールのみの 27 ルールファジーフィルタと同性能のファジーフィルタを, 9 つの *if – then* ルールと *else* ルールで実現できることを示した.

第3章

ファジー推論を用いた混合雑音重畳画像の 復元

3 ファジー推論を用いた混合雑音重畠画像の復元

3.1 緒言

本章においても、加法雑音で劣化した画像の復元に対する一方法を与える。2章ではガウス性雑音のみで劣化した画像信号の復元を考えた。それに対し、ここではガウス性雑音のみならず、インパルス性雑音も混在する混合雑音で劣化した画像信号の復元を考える。ガウス性雑音のみが重畠した画像の復元には、処理点とフィルタ窓内信号との差分情報が局所情報として有用であることを2章で述べた。しかしながら、ガウス性雑音のみならず、インパルス性雑音が重畠された混合雑音画像の復元に、単なる処理点と近傍領域の差分情報のみで平均処理に用いる信号値を決定すれば、処理点におけるインパルス性雑音が保存されてしまい、従って、インパルス性雑音の除去は不可能となる。そこで、ガウス性雑音とインパルス性雑音が重畠された混合雑音重畠画像においては、処理点を基準とするのではなく、インパルス性雑音の影響を排除した信号値を基準とする差分情報を用いる必要がある。インパルス性雑音の影響を排除した基準値として、処理点近傍のメジアン値を採用することができ、このメジアン値を基準とした差分情報を用いるフィルタが提案されている。*DW-MTM* フィルタ[36]はその代表例である。

処理点を中心とした近傍領域内のメジアン値は、近傍領域内の信号を信号値の大きい順に並び替え、その中央の値を求めることが得ることができるが、この値は近傍領域内信号において他の近傍内信号との差分値の絶対値和を最小にする信号の値とも解釈される[29]。よって、処理点近傍領域内の任意の二信号間の差分情報をすべて用いることで、メジアン値を基準とする差分情報とほぼ等価な情報を得ることができ、その情報により近傍領域内のインパルス性雑音の有無が判断できる。

本章は、基本的には差分情報と距離情報を用いた9つのファジーフィルタ[38]における差分情報を、処理点近傍の任意の二点間の差分情報に置き換えることにより、混合雑音重畠画像の復元を目的としたフィルタを提案する[28]。提案するファジーフィルタが、混合雑音除去に良好な結果を示すことを、種々の適用例から明らかにする。

3.2 メジアン値を基準とした差分情報と任意の二点間における差分情報

3.2.1 差分情報を用いた平均処理

ガウス性雑音が重畠した画像の復元手法に、処理点を基準とする差分情報を用いた平均処理がある。具体的には処理点を基準とした差分情報を

$$e(k, l) = |x(i+k, j+l) - x(i, j)| \quad (3.1)$$

$$(-M \leq k, l \leq M)$$

と定義し、その差分情報を用いてエッジ保存型フィルタを次のように与えるものである。

$$y(i, j) = \frac{\sum_{k=-M}^M \sum_{l=-M}^M W(k, l) \cdot x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-M}^M \sum_{l=-M}^M W(k, l)} \quad (3.2)$$

$$W(k, l) = \begin{cases} 1 & : e(k, l) \leq \mu \\ 0 & : e(k, l) > \mu \end{cases} \quad (3.3)$$

差分情報 $e(k, l)$ がしきい値 μ 以下の時は、処理点 $x(i, j)$ と近傍領域内の点 $x(i+k, j+l)$ が同じ平坦な領域に存在すると考えることができることから、その信号を平均処理に用いる。逆に差分情報がしきい値 μ より大きい場合には、 $x(i, j)$ と $x(i+k, j+l)$ 間にエッジ等の突発的な変化が存在する可能性が強いと判断される場合で、 $x(i+k, j+l)$ は平均処理に用いない。しかしながら、ガウス性雑音のみならずインパルス性雑音が存在する混合雑音画像の場合、式 (3.1) の差分情報では処理点がインパルス性雑音の影響を受けているとき、そのインパルス性雑音を保存してしまい、良好な結果が期待できない。

3.2.2 メジアン値を基準とした差分情報を用いた復元フィルタ

インパルス性雑音の除去にはメジアンフィルタが有効であり [7]、その出力値（メジアン値）を差分情報の基準値として用いることで、処理点にインパルス性雑音が存在しても差分情報にはインパルス性雑音の影響は残らない。このメジアン値を基準とする差分情報は、処理点 (i, j) を中心とする $P \times P (P=2Q+1) (P \leq 2M+1)$ の近傍領域を設定するとき、次式で定義される。

$$e_{MED}(k, l) = |x(i+k, j+l) - y_{MED}(i, j)| \quad (3.4)$$

$$(-Q \leq k, l \leq Q)$$

このメジアン値を基準とする差分情報を用いた代表的なフィルタに, *DW-MTM* (*Double Window-Modified Trimmed Mean*) フィルタ [36] があり, そのフィルタでは式 (3.2) のフィルタ係数を

$$W(k, l) = \begin{cases} 1 & : e_{MED}(k, l) \leq \mu \\ 0 & : e_{MED}(k, l) > \mu \end{cases} \quad (3.5)$$

のように決定するものである. 差分情報の基準値をメジアン値に置き換えることにより, 処理点がインパルス性雑音の影響を受けていても, そのインパルス性雑音を保存することはない. さらに, エッジ, 細部保存性はメジアンフィルタと同程度である. メジアン値は信号推定の立場から, フィルタ窓内信号において他のすべての信号間の差分絶対値和を最小にする値と解釈ができる [29]. メジアン値をこの定義に従って求めたとするならば, 式(3.4) はメジアン値を求める際にフィルタ窓内の信号間で求められる差分情報を全て用いていることになり, 差分情報の利用が重複して行われていることになる.

3.2.3 任意の二点間における差分情報

入力信号 $x(i, j)$ を中心とする $N \times N$ ($N=2M+1$) の近傍領域を設定し, 近傍領域内の任意の二信号間の差分情報を次式で定義する.

$$e(k, l, m, n) = |x(i+k, j+l) - x(i+m, j+n)| \quad (3.6)$$

$$(-M \leq k, l, m, n \leq M)$$

さらに, $e(k, l, m, n)$ から新しい差分情報 $E(k, l)$ を定義する.

$$E(k, l) = \frac{1}{P^2} \left\{ \sum_{m=-Q}^Q \sum_{n=-Q}^Q e(k, l, m, n) \right\} \quad (3.7)$$

$$(-M \leq k, l \leq M)$$

$E(k, l)$ により $x(i+k, j+l)$ の近傍領域内信号からの孤立度を知ることができる. すなわち, 点 $(i+k, j+l)$ がインパルス性雑音の場合, $E(k, l)$ は大きな値となる. さらに, 式 (3.4) の $e_{MED}(k, l)$ ($-Q \leq k, l \leq Q$) の大きさ順と $E(k, l)$ ($-Q \leq k, l \leq Q$) の大きさ順は同一であり, $e_{MED}(k, l)$ と $E(k, l)$ は, ほぼ同じ情報を提供するものと考えられる.

3.3 任意の二点間における差分情報を用いたファジーフィルタ

ガウス性雑音が重畠された画像の復元手法として2章で説明したように、種々のファジーフィルタが提案されている[25, 26, 38]。ファジーフィルタはデータ依存型荷重平均値フィルタの一つで、式(3.2)のフィルタ荷重をファジー推論を介して求めるフィルタである。このファジー推論では、前件部変数が複数個の局所情報であり、推論結果としてフィルタ係数を求めるものである。文献[38]では、処理点とフィルタ窓内の信号との差分情報と距離情報を用いて、ガウス性雑音除去のためのファジーフィルタが9つのルールにより構成されている。ここでは、処理点とフィルタ窓内の差分情報を、フィルタ窓内の任意の二信号間の差分情報から得られる新たな差分情報 $E(k, l)$ に置き換えることにより、混合雑音除去のためのファジーフィルタを提案する。

提案するファジーフィルタは、 $N \times N$ フィルタ窓内の信号から三つの局所情報 $e(k, l, m, n)$, $E(k, l)$, $d(k, l)$ を得て、それら3つの局所情報からフィルタ係数が算出されるものである。 $d(k, l)$ は式(2.5)によって定義されるが、これは処理点とフィルタ窓内との距離に基づく距離情報である。

提案する混合雑音除去を目的とするファジーフィルタは以下のファジールールにより定義される。

$$\begin{aligned}
 & \text{if } E(0, 0) \text{ is Small and } e(k, l, 0, 0) \text{ is } \{\text{Small, Medium, Large}\} \text{ and} \\
 & \quad d(k, l) \text{ is } \{\text{Near, NearFar, Far}\} \\
 & \text{then } W(k, l) \text{ is } w_i \quad (i = 1, \dots, 9) \\
 & \text{if } E(0, 0) \text{ is Large and } E(k, l) \text{ is } \{\text{Small, Medium, Large}\} \text{ and} \\
 & \quad d(k, l) \text{ is } \{\text{Near, NearFar, Far}\} \\
 & \text{then } W(k, l) \text{ is } w_i \quad (i = 10, \dots, 18)
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

$E(k, l)$ は $N \times N$ 窓内における信号 $x(i+k, j+l)$ の孤立度(インパルス性雑音の影響度)を示しており、 $E(0, 0)$ の値を用いて処理点 $x(i, j)$ がインパルス性雑音の影響を受けているか否かを判断することができる。 $E(0, 0)$ が小さいときは、処理点 $x(i, j)$ がインパルス性雑音の影響を受けていない場合であり、文献[38]と同様に処理点の信号とその近傍領域内信号の差分だけを考えれば良いので、処理点信号値との差分情報 $e(k, l, 0, 0)$ と距離情報 $d(k, l)$ によりフィルタ係数の算出を行う(ルール1から9)。一方、ルール10から18は処理点 $x(i, j)$ がインパルス性雑音の影響を受けている場合であり、インパルス性雑音の影響を受けない差分情報 $E(k, l)$ を $e(k, l, 0, 0)$ の替わりに用いる(ルール10から18)。

図3.1に各局所情報に対するファジー集合を示す。4つの局所情報に対するファジー集合をそれぞれ2つのパラメータで定義する。つまり、 $E(0, 0)$ は $\{\alpha, \beta\}$, $E(k, l)$ と $e(k, l, 0, 0)$ は $\{\varepsilon, \zeta\}$, $d(k, l)$ は $\{\kappa, \lambda\}$ によって定義する。なお、 $E(k, l)$ は式(3.7)で与えられるように、 P^2 個のフィルタ窓内差分値の和を $\frac{1}{P^2}$ 倍していることから $e(k, l, 0, 0)$ とほぼ同じ大きさを持つため、2つの情報に対するファジー集合を統一している。ルールテーブル(後件部実数値)は、文献[25, 38]と同様な考え方で設定を行う(表3.1)。

各局所情報の値から各適合度 $\mu[E(0, 0)]$, $\mu[E(k, l)]$, $\mu[e(k, l, 0, 0)]$, $\mu[d(0, 0)]$ を求め、各ル

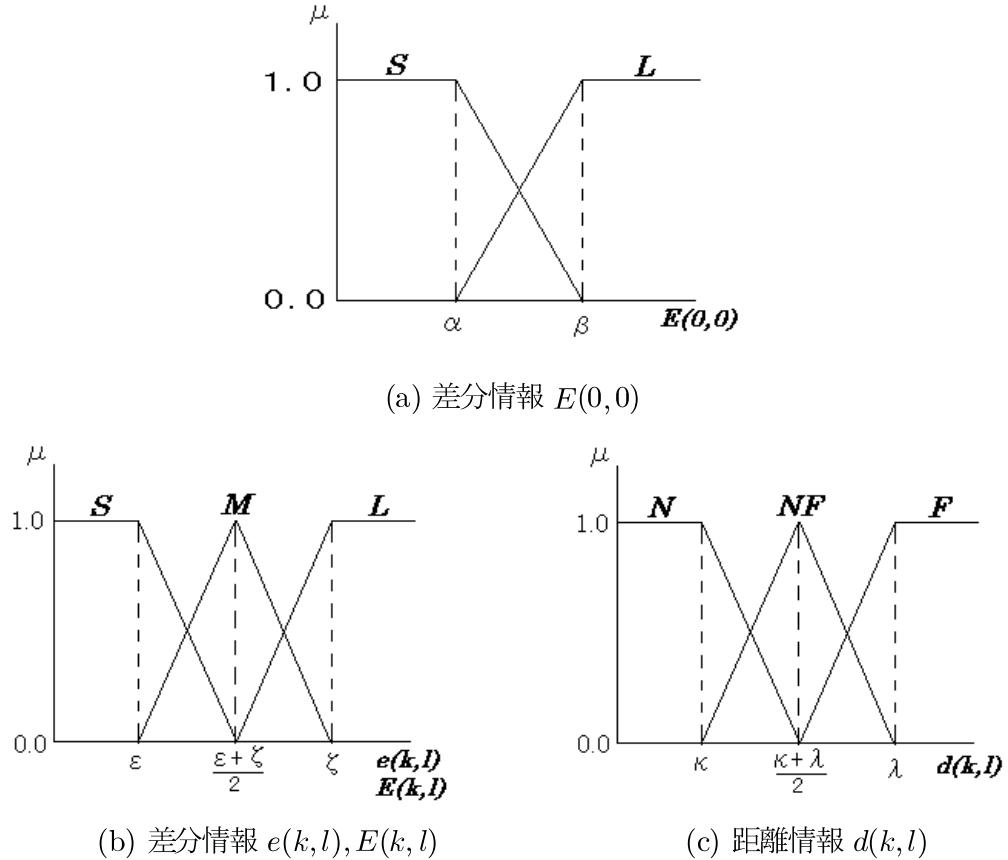


図 3.1: 提案法のファジー集合

ルに対する適合度 $\mu_i (i = 1 \sim 18)$ を \min 演算で算出する(式(2.10)). 各ルールに対する適合度とそのルールに対する後件部実数値を用い, 非ファジー化手続き(式(2.7))により式(3.2)におけるフィルタ係数 $W(k, l)$ が算出される.

表 3.1: 提案法のルールテーブル

$d(k, l)$	$E(0, 0)$					
	<i>Small</i>			<i>Large</i>		
	$e(k, l, 0, 0)$			$E(k, l)$		
	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>Large</i>	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>Large</i>
<i>Near</i>	w_1 1.00	w_4 0.50	w_7 0.25	w_{10} 1.00	w_{13} 0.50	w_{16} 0.25
	w_2 0.75	w_5 0.50	w_8 0.00	w_{11} 0.75	w_{14} 0.50	w_{17} 0.00
<i>NearFar</i>	w_3 0.50	w_6 0.25	w_9 0.00	w_{12} 0.50	w_{15} 0.25	w_{18} 0.00
<i>Far</i>						

3.4 適用例

3.4.1 画像信号を用いたファジー集合のパラメータのチューニング

本章で提案するファジィフィルタのチューニングを、 MSE を評価関数としファジー集合を定義するパラメータ（6個）を用いて行う。チューニングは $E(0, 0), e(k, l, 0, 0), d(k, l)$ に対するファジー集合のうち、最初に $E(0, 0)$ に対するファジー集合にかかるパラメータ $\{\alpha, \beta\}$ について行う。このとき、他のパラメータ値は文献[38]を参考に設定しておく。次に、 $E(0, 0)$ に対するファジー集合のパラメータをチューニングによって求めたパラメータ値に固定し、 $e(k, l, 0, 0)$ に対するファジー集合のチューニングを行う。更に、 $E(), e()$ に対するファジー集合にかかるパラメータ値を固定し、 $d(k, l)$ に対するファジー集合のチューニングを行う。この後、前述の一連の手続きを繰り返し、適切なファジー集合の導出を行う。なお、フィルタの窓幅は $5 \times 5 (N = 5)$ とし、式 (3.7) における $E(k, l)$ を導出する窓幅は $3 \times 3 (P = 3)$ とする。

ファジー集合のチューニングに用いる画像は、“Lena”の左上 $1/4$ に混合雑音を重畠させた画像を用いる。このとき、ガウス性雑音の標準偏差を 10 または 40 で、インパルス性雑音を 4% または 8% で混合させた画像を 4 つ用意し、その 4 つの画像すべてに対し良好な結果が得られるパラメータ値をチューニング結果とする。

4 つの画像に対して良好な特性を示す共通範囲としてのチューニング結果として、 $E(0, 0) = \{\alpha = 450 \sim 550, \beta = 600 \sim 850\}$, $e(k, l, 0, 0) = \{\varepsilon = 0.5 \sim 1.5, \zeta = 5.0 \sim 6.0\}$, $d(k, l) = \{\kappa = 0.1 \sim 0.2, \lambda = 0.7 \sim 2.2\}$ が得られた。図3.2にチューニング結果の例をとして、ガウス性雑音（標準偏差 20）、インパルス性雑音（4%）の混合雑音画像に対するチューニング結果を示す。最適なファジー集合のパラメータによって求められたフィルタ出力に対する MSE から 5% を許容し、それを実現するパラメータ範囲をチューニング結果とする。そのとき、 $E(0, 0)$ は $\alpha = 400 \sim 600$,

$\beta = 500 \sim 1350 (\alpha < \beta)$, $e(k, l, 0, 0)$ は $\varepsilon = 1.0 \sim 2.5$, $\zeta = 3.5 \sim 6.0 (\varepsilon < \zeta)$, $d(k, l)$ は $\kappa = 0.0 \sim 0.4$, $\lambda = 0.1 \sim 1.5 (\kappa < \lambda)$ が求められる。4つの画像に対するチューニング結果から得られたパラメータ値の範囲は比較的広いため、そのチューニングにおいて厳密さはそれほど要求されないことが理解される。

3.4.2 種々の混合雑音が重畠された画像を用いた適用例

本節ではファジー集合のパラメータを3.4.1の検討で求めた値で固定した提案手法を、種々の混合雑音が重畠された画像の復元に適用することでフィルタの性能を評価する。処理対象画像には“Lena”(256×256 pixel, 0 ~ 255 level)(図3.3)を用いた。加法雑音はガウス性雑音($\sigma_n = 10, 20, 40$)とインパルス性雑音(0%, 4%, 8%)を組み合わせた混合雑音とする。なお、インパルス性雑音の信号値は0(黒)と255(白)であり、同確率で発生しているものとする。比較対象手法としては、文献[25]のファジーフィルタ、DW-MTMフィルタ、各入力画像に対して最適な荷重メジアンフィルタを用いた。文献[25]によるファジーフィルタは、インパルス性雑音除去とガウス性雑音除去のファジー制御器が分かれており、2層構造となっている。つまり、混合雑音画像のうち最初にインパルス性雑音除去を、その後にガウス性雑音の除去がなされる。提案するフィルタのパラメータは、3.4.1で求めた範囲から4つの画像におけるMSEが小さくなる値を選択し、 $E(0, 0) = \{\alpha = 550, \beta = 850\}$, $e(k, l, 0, 0) = \{\varepsilon = 1.5, \zeta = 5.0\}$, $d(k, l) = \{\kappa = 0.1, \lambda = 1.2\}$ とした。ここで各フィルタのフィルタ窓幅は 5×5 で統一した。評価指標としてMSEを用い、その結果を表3.2に示す。

表3.2より提案するフィルタは、メジアン値を基準とした差分情報を用いたDW-MTMフィルタよりも優れた結果を導いていることがわかる。また、文献[25]によるファジーフィルタと比べるとインパルス性雑音が8%の場合およびガウス性雑音が $\sigma_n = 40$ の場合にはやや劣ってはいるものの、全体として同程度のフィルタ特性を示していることがわかる。この結果からもメジアン値を基準とする差分情報と任意の二点間の差分情報が、ほぼ等価であることがわかる。

ガウス性雑音($\sigma_n = 20$)、インパルス性雑音(4%)の混合雑音で劣化した画像に対する各フィルタの出力結果(顔の部分の拡大)を図3.4に示す。提案手法はインパルス性雑音の影響をすべて取り除き、文献[25]のファジーフィルタの出力結果と比べても視覚的に遜色のないことが明らかである。

さらに異なる性質の画像を用い、提案手法と従来手法との比較を行う。この時用いた画像は“Boat”, “Girl”的2枚の画像であり、加法雑音としてガウス性雑音($\sigma_n = 20$)、インパルス性雑音(4%)を重畠させた。フィルタのパラメータは3.4.1で求めた値とした。その処理結果を表3.3に示す。提案手法はDW-MTMフィルタや荷重メジアンフィルタと比べ優れており、ファジーフィルタ[25]と比べても同程度の性能を示していることがわかる。

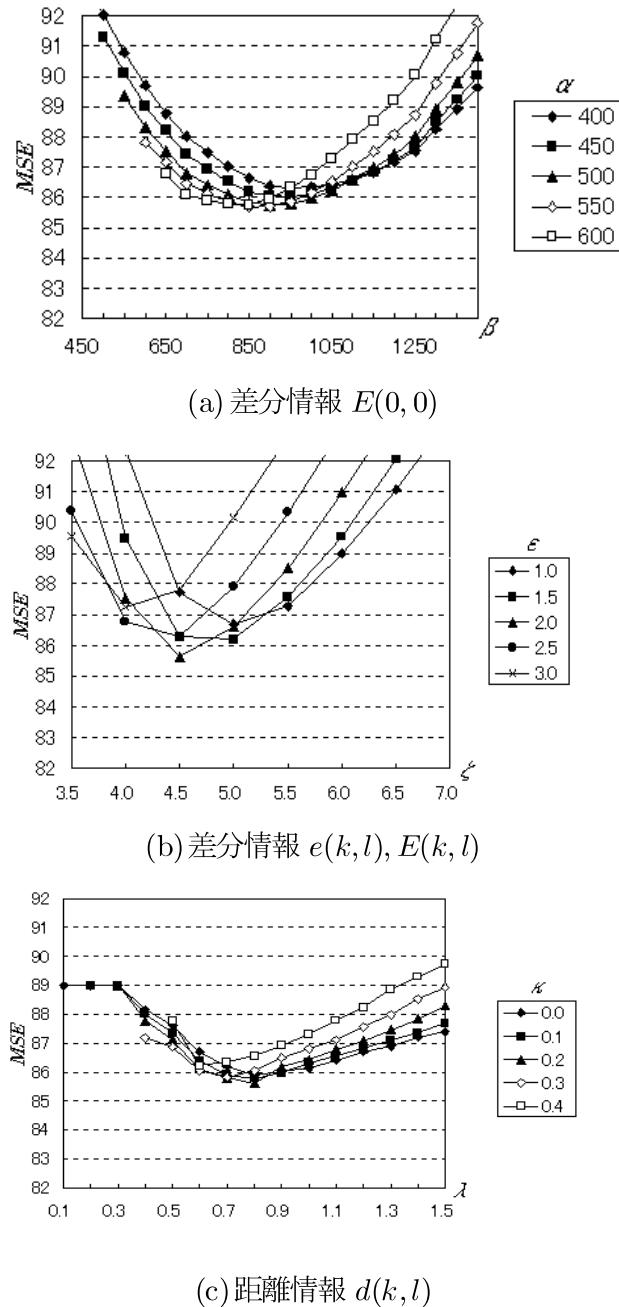


図 3.2: チューニング結果



図 3.3: 原画像 “Lena” (拡大図)

表 3.2: 種々の混合雑音による処理結果 (数値評価)

Image	$Gaussian$ σ_n	Method	Impulse(%)		
			0	4	8
Lena	10	<i>Input image</i>	102.3	868.7	1567.3
		<i>Proposed</i>	46.6	72.9	113.2
		<i>Fuzzy filter</i>	77.3	84.7	93.2
		<i>DW – MTM</i>	107.4	114.3	122.3
		<i>W – Median</i>	63.8	75.8	89.4
	20	<i>Input image</i>	391.6	1133.2	1839.3
		<i>Proposed</i>	107.6	115.9	133.1
		<i>Fuzzy filter</i>	108.8	116.8	127.9
		<i>DW – MTM</i>	141.7	149.9	159.3
		<i>W – Median</i>	130.4	139.3	151.7
	40	<i>Input image</i>	1580.8	2262.6	2952.2
		<i>Proposed</i>	223.5	242.9	273.9
		<i>Fuzzy filter</i>	212.0	245.0	301.6
		<i>DW – MTM</i>	237.5	250.1	279.6
		<i>W – Median</i>	259.5	275.3	295.1



(a) 入力画像

(b) 提案法

(ガウス性雑音 $\sigma_n = 20$, インパルス性雑音 4%)



(c) ファジーフィルタ

(d) DW – MTM フィルタ

図 3.4: 画像処理例 (拡大図)

表 3.3: 性質の異なる画像の処理結果 (数値評価)

Image	$Gaussian$ σ_n	Method	Impulse (%)
			4
Boat	20	<i>Input image</i>	1092.9
		<i>Proposed</i>	95.6
		<i>Fuzzy filter</i>	93.5
		<i>DW – MTM</i>	110.1
		<i>W – Median</i>	100.6
Girl	20	<i>Input image</i>	1264.9
		<i>Proposed</i>	72.9
		<i>Fuzzy filter</i>	69.3
		<i>DW – MTM</i>	75.0
		<i>W – Median</i>	81.1

3.5 まとめ

本章では、メジアン値を求めることなく、メジアン値を基準とする差分情報と等価な情報について明らかにし、この情報を用いた混合雑音復元のための行うファジーフィルタを提案した。スカラー信号（濃淡画像）の場合、メジアン値は信号のソーティングにより求まるため、本章の新しい差分情報は計算量的な意味での有効性を強調できない。しかしながら、カラー画像等のベクトル信号に対してはソーティングが不可能なため、新しい差分情報をベクトル信号へ拡張することにより、ベクトル信号処理（カラー画像信号処理）において計算量的に有効となる。文献[43]では混合雑音で劣化したカラー画像信号復元手法を、本章で提案した方法の拡張として提案している。

第4章

ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出

4 ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出

4.1 緒言

物体の輪郭の抽出、すなわちエッジ抽出はディジタル画像処理の中における重要な前処理の1つである。エッジの抽出は、例えば、原画像中の特定の物体を抜き出したりする際に不可欠な処理である。

エッジは信号値が急激に変化する部分、または、不連続な部分であり、高周波数成分によって構成されている。よって、エッジの抽出には微分、すなわち、高域通過型フィルタを用いた処理が中心となる[3, 44, 45, 46]。しかしながら、計測画像を中心に一般的に画像は加法雑音の影響を受けていることから、それらの画像に対しエッジ抽出を行えば、エッジのみならず雑音も強調され抽出される。特にインパルス性雑音が重畠した画像の場合、インパルス性雑音は出力画像に斑点状の信号として現れる。よって、画像中の高周波数成分を取り出す微分を中心とする処理では、エッジ信号と雑音、特にインパルス性雑音とを分離できず、良好な結果が期待できない。

従来、雑音画像に対するエッジ抽出に対しては雑音の影響を抑えるためにエッジ抽出の前に雑音除去を行う必要があった[3, 44]。この場合は雑音除去処理、エッジ抽出の順で行われるため、画像全体に対する処理が2回必要となり、更に、雑音で劣化した画像に対し雑音除去を強く行うことは、画像中の重要なエッジ成分までをも劣化させることになる。つまり、エッジ抽出の前に雑音除去を行うことで、本来必要なエッジが抽出されなくなることも考えられ、そのことを避けるために、エッジ抽出と雑音除去を関連づけて同時に処理することが要求される。そこで、本章では雑音除去とエッジ検出を同時に互いに関連付けて行う処理を提案する。提案する方法では、雑音の抑制とエッジ抽出の2つの要求を同時に満たすものとするため、画像の処理点とその周りの領域から、局所領域がエッジである確からしさを判断するエッジ抽出情報と、局所領域内にインパルス性雑音が存在することを判断するインパルス性雑音情報の2つを考える。この2つの情報を用いると「エッジ情報が大きく、かつ、インパルス性雑音情報が小さいときはエッジである」、「インパルス性雑音情報が大きいとき、インパルス性雑音が存在すると判断する」というルール化が可能となり、インパルス性雑音重畠画像からのエッジ抽出がルール表現化できることになる。さらに、提案法においてインパルス性雑音の影響を排除してエッジのみを抽出可能とするメカニズムを説明しておく。処理点近傍におけるエッジ成分がその領域内の信号を大きさ順に並べ替えたとき最大値付近のデータと最小値付近のデータの差（モルフォロジー勾配[47]）で与えられることが知られている。また、インパルス性雑音は信号値を大きい順に並べ替えたとき、最大値、または、最小値付近に集中することは自明である。よって、インパルス性雑音の影響を受けていない近傍領域内の大きな値と小さな値の差分処理により雑音の分離が可能となり、インパルス性雑音除去とエッジ抽出が同時に実現できることになる。しかしながら、例えば輝度の高い信号値で

あっても、白のインパルス性雑音とは限らず、その特定を行う処理には曖昧さが要求される。そこで、提案法では処理点近傍におけるデータを信号の大きさ順に並べ替え、最大値付近のデータと最小値付近のデータとの複数個の組合せの差分処理により複数個のエッジ情報を算出し、ファジー推論を用いることでインパルス性雑音の影響が少ないエッジ情報ほど重視してエッジ信号と考えることにより、雑音の影響を排除したエッジの抽出が可能となる。

本章では、インパルス性雑音の情報とエッジ情報をファジー推論を介して関連づけることで、インパルス性雑音除去を含んだエッジ抽出の方法を提案する[30]。そして、種々の適用例を通じ提案法の有効性を明らかにする。提案法に従えば、その手法を構成するファジー集合のパラメータの設定を変えることで、エッジの強度と雑音除去の強さを関連づけて変化させることが可能となる。

4.2 インパルス雑音が重畳した画像からのエッジ抽出

インパルス性雑音が重畳した画像から雑音の影響を受けずに真のエッジのみ抽出する方法として、メジアンフィルタと微分処理を併用する方法が従来用いられてきた。これは、インパルス性雑音の影響をメジアンフィルタにより無くし、その後にエッジ抽出を行うものである。しかしながら、本来、雑音除去とエッジ抽出は互いに相反する処理であるため、互いに独立に行うのではなく、関連づけて行うことが必要であろう。そこで、処理点近傍のデータからエッジの有無、インパルス性雑音の有無の情報を取得し、それらの情報を用いてエッジ抽出処理とインパルス性雑音除去をファジー推論の上で統合する処理の提案を行う。

4.2.1 インパルス性雑音

インパルス性雑音の影響を受けた画像データ $P(i, j)$ を以下のように定義する。

$$P(i, j) = \begin{cases} P_0(i, j) & : \text{prob. } 1-p_1-p_2 \\ h & : \text{prob. } p_1 \\ 0 & : \text{prob. } p_2 \end{cases} \quad (4.1)$$

ここで $P_0(i, j)$ は原画像を示す。また、画像データ $P(i, j)$ がとり得る信号値の最大値付近の信号値 h の白のインパルス性雑音が確率 p_1 で、信号値 0 付近の黒のインパルス性雑音が確率 p_2 で、それぞれ発生するものと仮定している。

4.2.2 エッジ抽出情報

画像データ $P(i, j)$ において、処理点 (i, j) を中心とする $k = N \times N$ の近傍領域のデータを小さいデータから大きさ順に並べ替えたとき、一番小さなデータを $P_1(i, j)$ 、一番大きなデータを $P_k(i, j)$ とする ($P_1(i, j) \leq P_2(i, j) \leq \dots \leq P_k(i, j)$)。この時 (i, j) におけるエッジ情報 $E(i, j)$ を

$$E(i, j) = P_{(k-m)}(i, j) - P_{(1+n)}(i, j) \quad (4.2)$$

ただし、 $k+1 > n+m$

と定義する。インパルス性雑音は最大値および最小値付近に集中するため、 m, n を適切に定めることにより、インパルス性雑音の影響を受けていない画素によりエッジ情報が抽出可能となる。この m, n の値は画像に重畳しているインパルス性雑音の発生確率が明らかであるか、または、推定することにより決定可能である。たとえば $N \times N$ の近傍領域内に高々白、黒のインパルスがおののおの 1 個しか存在しない場合等は、 $m = n = 1$ と設定することで雑音の影響を受けないエッジ画像が抽出できる。表4.1にインパルス性雑音の発生確率 p ($= p_1 + p_2$) と、 3×3 の近傍領域内に存在するインパルス雑音の個数の関係について整理している。表4.1では画像に白、黒のインパ

表 4.1: 近傍領域におけるインパルス性雑音の数

p (%)	近傍領域内に雑音が存在する個数				
	$l=0$	$l=1$	$l=2$	$l=3$	$l=4$
1%	95.59% (62645)	4.32% (2833)	0.09% (57)	0.00% (1)	0.00% (0)
2%	91.35% (59868)	8.30% (5443)	0.34% (220)	0.01% (5)	0.00% (0)
3%	87.28% (57201)	11.96% (7840)	0.73% (478)	0.03% (17)	0.00% (0)
4%	83.37% (54640)	15.31% (10036)	1.25% (819)	0.06% (39)	0.00% (1)
5%	79.62% (52182)	18.37% (12042)	1.88% (1235)	0.11% (73)	0.01% (3)

ルスが同確率 ($p_1 = p_2$) で発生し, かつ, その和が p であるとき, 3×3 近傍領域に白または黒のインパルス雑音が l 個存在する確率を次式により求めている.

$$B(k, l, p) =_k C_l \left(1 - \frac{p}{2}\right)^{(k-l)} \left(\frac{p}{2}\right)^l \quad (4.3)$$

表4.1のカッコ内の値は, 256×256 の画素において白, または, 黒のインパルスが l 個存在する近傍の数を示している. たとえば, 3% の発生確率であっても, 式 (4.2) で $m = n = 1$ とすれば, 白または黒のインパルス性雑音が 2 個以上存在する場合には, そのインパルス性雑音をエッジとして抽出してしまう. よって, 確率的に考えれば, 表4.1より 256×256 pixel サイズの画像において 495 画素 (2 個存在する場合が 478, 3 個存在する場合が 17) はエッジ情報としてインパルス性雑音を抽出してしまうことになる.

いま, インパルス性雑音から生じるエッジ情報を画像全体の画素数の 1% 以下に押さえるためには, 発生確率が $1 \sim 3\%$ の時は $m = n = 1$, 4% , 5% のとき, $m = n = 2$ と設定すれば良い. しかしながら, 例えば発生確率が 4% のときも, 83% 強の近傍領域は $m = n = 0$ で良く, 明らかに一律に $m = n = 2$ と設定することは問題がある. また, m , n の値を大きくすることは, 式 (4.2) におけるエッジ情報の強度を落としてしまう. これまでの実験結果から経験的には近傍領域を 3×3 に設定するとき $m = n = 2$ までがエッジを忠実に抽出するための限界であり, $m = n = 3$ とした場合は細部等のエッジの抽出が困難になる.

4.2.3 インパルス性雑音情報

表4.1 からも明らかなように、インパルス性雑音の処理点近傍領域内の数は、近傍領域によって異なる。よって、処理点ごとに近傍領域内のインパルス性雑音の個数をおおよそ推定し、式 (4.2) の m , n の値を変化させることが必要であろう。処理点 (i, j) を中心とする $k = N \times N$ の近傍領域のデータの中に大きな値（白）のインパルス性雑音が存在するか否か、存在するときにはどの程度存在するかを検知するために

$$I_{max}(i, j) = P_{(k)}(i, j) - P_{(k-m)}(i, j) \quad (4.4)$$

を与える、小さな値（黒）のインパルス性雑音の存在の程度を検知するために

$$I_{min}(i, j) = P_{(1+n)}(i, j) - P_{(1)}(i, j) \quad (4.5)$$

を与える（図4.1参照）。たとえば、大きな値（白）のインパルス性雑音は画像データを並び替えた時、一番大きなデータ $P_{(k)}(i, j)$ から複数個並ぶことになる。

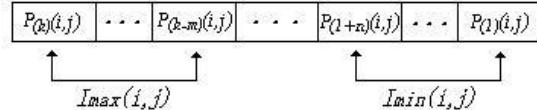


図 4.1: インパルス性雑音情報

大きな値（白）のインパルス性雑音が $N \times N$ の近傍領域内に存在する場合、 $P_{(k)}(i, j)$ には大きな値（白）のインパルス性雑音の影響を受けたデータが存在し、 m を処理対象画像に重畠しているインパルス性雑音の発生確率に基づき適当に選べば、点 $P_{(k-m)}(i, j)$ にはインパルス性雑音の影響を受けていないデータが存在する。よって、近傍領域内に大きな値（白）のインパルス性雑音が存在する場合、式 (4.4) の値は大きな値を示す。同様な考え方から、小さな値（黒）のインパルス性雑音が存在する場合、式 (4.5) の値は大きな値を示す。

以上より式 (4.4) (4.5) により $N \times N$ の近傍領域におけるインパルス性雑音の検知が可能となる。

4.3 ファジー推論によるエッジ抽出と雑音除去の統合

4.3.1 インパルス性雑音の影響を受けた画像のエッジ抽出情報

インパルス性雑音を考慮した上でエッジ情報を得るために、 $N \times N$ 近傍内において雑音の影響を受けていない大きな値と小さい値を見つけ出し、差分を計算する必要がある。これは式 (4.2)

における m, n の決定を式 (4.4), (4.5) のインパルス情報を用いて行うことを意味する。提案する方法では、まず m, n の組を 4 つ設定し、それぞれの m, n に関する 4 つのエッジ情報を算出する（図4.2参照）。

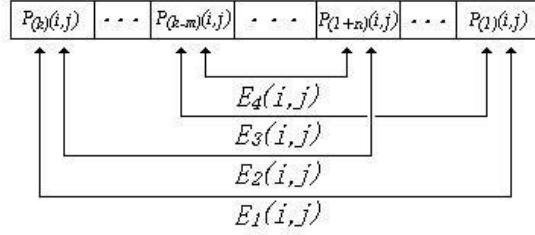


図 4.2: エッジ情報

$$\begin{aligned}
 E_1(i,j) &= P_{(k)}(i,j) - P_{(1)}(i,j) \\
 E_2(i,j) &= P_{(k)}(i,j) - P_{(1+n)}(i,j) \\
 E_3(i,j) &= P_{(k-m)}(i,j) - P_{(1)}(i,j) \\
 E_4(i,j) &= P_{(k-m)}(i,j) - P_{(1+n)}(i,j)
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

$E_1(i,j)$ は $N \times N$ の近傍の最大値と最小値の差によってエッジ情報を算出していることから、近傍領域にインパルス性雑音が存在しない場合に用いたいエッジ情報である。 $E_2(i,j)$ は最大値と最小値付近の $n+1$ 番目に小さい値によりエッジ情報を得ようとするものである。 $E_2(i,j)$ では最小値でなく $1+n$ 番目に小さい値をエッジ抽出に用いることにより、 n 番目に小さい値のデータまでに黒のインパルス性雑音がしみていたとしても、エッジ抽出にインパルス性雑音の影響を受けないことになる。つまり、黒のインパルス性雑音のみが存在する場合に用いたいエッジ情報である。同様な考え方から、 $E_3(i,j)$ は白のインパルス性雑音のみが存在する場合に、 $E_4(i,j)$ は白と黒のインパルス性雑音がともに存在する場合にそれぞれ用いたいエッジ情報となる。しかしながら、処理点近傍のインパルス性雑音の個数を局所情報により正確に知ることはできず、推定するにすぎない。そこで、処理点近傍の雑音状況を推定し、それに基づいて $E_1(i,j)$ から $E_4(i,j)$ のうちインパルス性雑音の影響の少ないエッジ情報ほど重視して画像のエッジを算出することを考える。それぞれのエッジ情報に対する重みを処理点ごとにファジー推論を用いて決定する。ファジー推論を介して求められるエッジ信号は $E_1(i,j)$ から $E_4(i,j)$ の重み和によって得るため、4 つのエッジ情報のいずれかが選択されるのではなく、4 つのエッジ情報の中間的な値として与えられる。このことは、 m, n を処理点ごとに整数の範囲をこえて（実数）可変させ、差分処理によって得ているともみなされる。

4.3.2 ファジー推論による雑音画像からのエッジ抽出

$N \times N$ の近傍領域において、インパルス性雑音の影響の少ない情報を式 (4.6) で設定した 4 つのエッジ情報から選択するために、以下のファジールールを与える。

$$\begin{aligned}
 & \text{if } E_1(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{max}(i, j) \text{ is } S \text{ and } I_{min}(i, j) \text{ is } S \text{ then } y(i, j) = E_1(i, j) \\
 & \text{if } E_2(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{max}(i, j) \text{ is } S \text{ and } I_{min}(i, j) \text{ is } L \text{ then } y(i, j) = E_2(i, j) \\
 & \text{if } E_3(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{max}(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{min}(i, j) \text{ is } S \text{ then } y(i, j) = E_3(i, j) \\
 & \text{if } E_4(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{max}(i, j) \text{ is } L \text{ and } I_{min}(i, j) \text{ is } L \text{ then } y(i, j) = E_4(i, j) \\
 & \quad \text{else } y(i, j) = 0
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

ここで “S” は *Small* を、 “L” は *Large* を示すファジー集合である。式 (4.7) の 4 つの *if-then* ルールは画像の近傍領域にエッジが存在したとき、 $E_1(i, j)$ から $E_4(i, j)$ のエッジ情報のうちインパルス性雑音の影響の少ないものを選択するためのルールであり、 いずれのルールにも適合しない場合、 近傍領域はエッジ部ではないと判断され、 2 章で示した *else* ルールを適用する。よって、 入力画像からエッジを抽出を行った推論結果 $y(i, j)$ は非ファジー化手続きによって得られ、 4 つの *if-then* ルールの適合度 μ_r は式 (4.8) によって算出される。また、 *else* ルールの適合度 μ_0 は式 (4.9) によって算出される。

$$\begin{aligned}
 \mu_1 &= \min(\mu_E(E_1(i, j)), \mu_S(I_{max}(i, j)), \mu_S(I_{min}(i, j))) \\
 \mu_2 &= \min(\mu_E(E_2(i, j)), \mu_S(I_{max}(i, j)), \mu_L(I_{min}(i, j))) \\
 \mu_3 &= \min(\mu_E(E_3(i, j)), \mu_L(I_{max}(i, j)), \mu_S(I_{min}(i, j))) \\
 \mu_4 &= \min(\mu_E(E_4(i, j)), \mu_L(I_{max}(i, j)), \mu_L(I_{min}(i, j)))
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

$$\mu_0 = (1.0 - \min(\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4)) \tag{4.9}$$

最終的に、 入力画像からエッジを抽出を行った結果 $y(i, j)$ は

$$y(i, j) = \frac{\sum_{r=1}^4 \mu_r(i, j) E_r(i, j)}{\sum_{r=0}^4 \mu_r(i, j)} \tag{4.10}$$

となる。

以上により、 エッジ情報とインパルス情報の 2 つの異なる情報をファジー推論を用いることによって互いに関連づけることができ、 従来 2 つの独立な処理としていた雑音画像からのエッジ抽出を 1 つの処理で行うことが可能となる。

4.3.3 エッジ抽出とファジー集合

ファジー推論に用いる 2 つの局所情報であるインパルス性雑音情報（式 (4.4), (4.5)）とエッジ抽出情報（式 (4.6)）に対するファジー集合を、図 4.3, 4.4 のように定義する。ここで、 $I_{max}(i, j)$, $I_{min}(i, j)$ に対するファジー集合として、ともに “Small(S)”, “Large(L)” を設定する。 S 集合に対する適合度により近傍領域内に雑音が存在しない度合いが、逆に L 集合に対する適合度から近傍領域に雑音が存在する度合いが決まる。これらのファジー集合は I_a , I_b の 2 つのパラメータによって決定される（図 4.3）。

エッジ情報 $E_r(i, j)$ に対しては、ファジー集合として $A_L = \{Large(L)\}$ のみを設定すればよい。これは、エッジ情報が “ L ” でなければエッジではないという考えに基づくものである。エッジ抽出画像の性質は、図 4.4(a) で示すエッジ情報に対するファジー集合のパラメータを変化させることで変化する。例えば、 $\alpha = 0$, β を $E_r(i, j)$ の最大値に設定すればエッジ情報を強度も考慮して得ることができる（図 4.4(b)）。それに対して $\alpha = \beta$ とおけば、エッジ画像に対してしきい値処理を施して得られる 2 値的画像を得ることができる（図 4.4(c)）。しきい値は当然 $\alpha (= \beta)$ の設定に依存することになる。以下の適用例ではエッジ情報の強度も考慮して得ることを考える。用いる画像は 8 ビット画像 ($0 - 255 level$) であるから、 $\alpha = 0$, $\beta = 255$ と設定することとする。

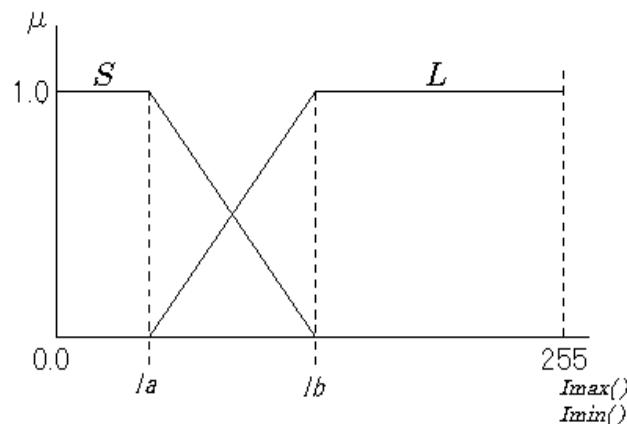


図 4.3: インパルス性雑音情報に対するファジー集合

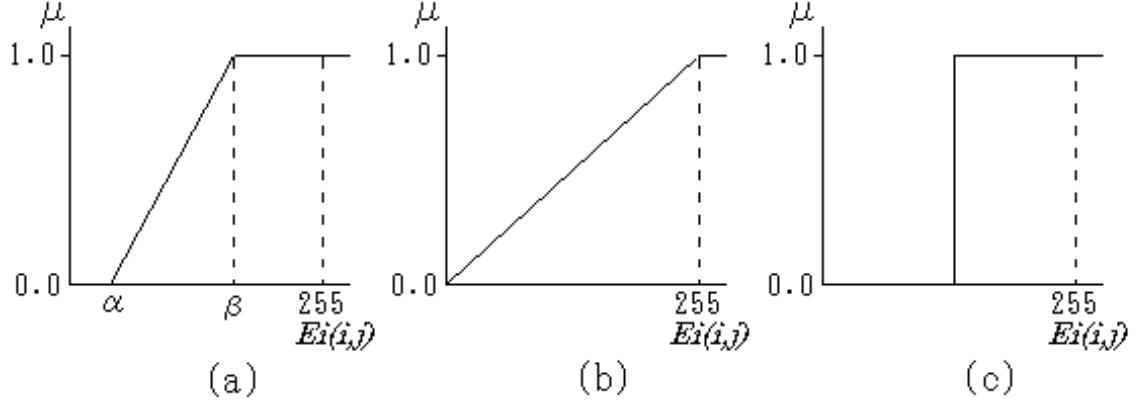


図 4.4: エッジ情報に対するファジー集合

4.4 適用例

4.4.1 画像信号を用いたファジー集合のパラメータのチューニング

本章で示すエッジ検出法では、インパルス情報に対するファジー集合の設定によりその性質が変化する。ここでは、インパルス性雑音の影響を抑え、かつ、エッジ検出を的確に行うために白黒合わせて3%のインパルス性雑音（白黒共に半数）を付加した画像“Lena”（ $256 \times 256 pixel$, $0 - 255 level$ ），および，“Girl”（ $256 \times 256 pixel$, $0 - 255 level$ ）（図4.5）を用いて、ファジー集合を定義する二つのパラメータ I_a , I_b の適当な値の探索を実験的に行う。ここでは $I_{min}(i,j)$, $I_{max}(i,j)$ に対して I_a , I_b は同じ値とする。また5%程度までのインパルス性雑音の影響を考慮するために、式(4.6)における m , n をそれぞれ2とした。

この時の評価の指標として雑音誤差 N_e およびエッジ強度誤差 E_s を用いる。 N_e , E_s は以下の様に定義する。

$$N_e = \frac{1}{K-M} \frac{\sum_{(i,j) \in AR_N} \sum_{(i,j) \in AR_N} \{S_o(i,j) - y(i,j)\}^2}{\sum_{(i,j) \in AR_N} S_o(i,j)^2} \quad (4.11)$$

$$E_s = \frac{1}{M} \frac{\sum_{(i,j) \in AR_E} \sum_{(i,j) \in AR_E} \{S_o(i,j) - y(i,j)\}^2}{\sum_{(i,j) \in AR_E} S_o(i,j)^2} \quad (4.12)$$

この時、 AR_N は $S_o(i,j) \leq th$ を満足する (i,j) ， AR_E は $S_o(i,j) > th$ を満足する (i,j) とする。ここで $S_o(i,j)$ は理想エッジ画像を示し、雑音の影響の無い画像に対する微分により求めら

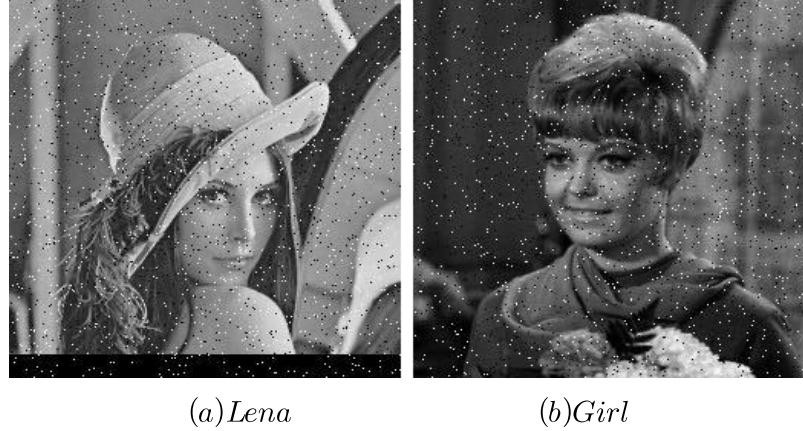
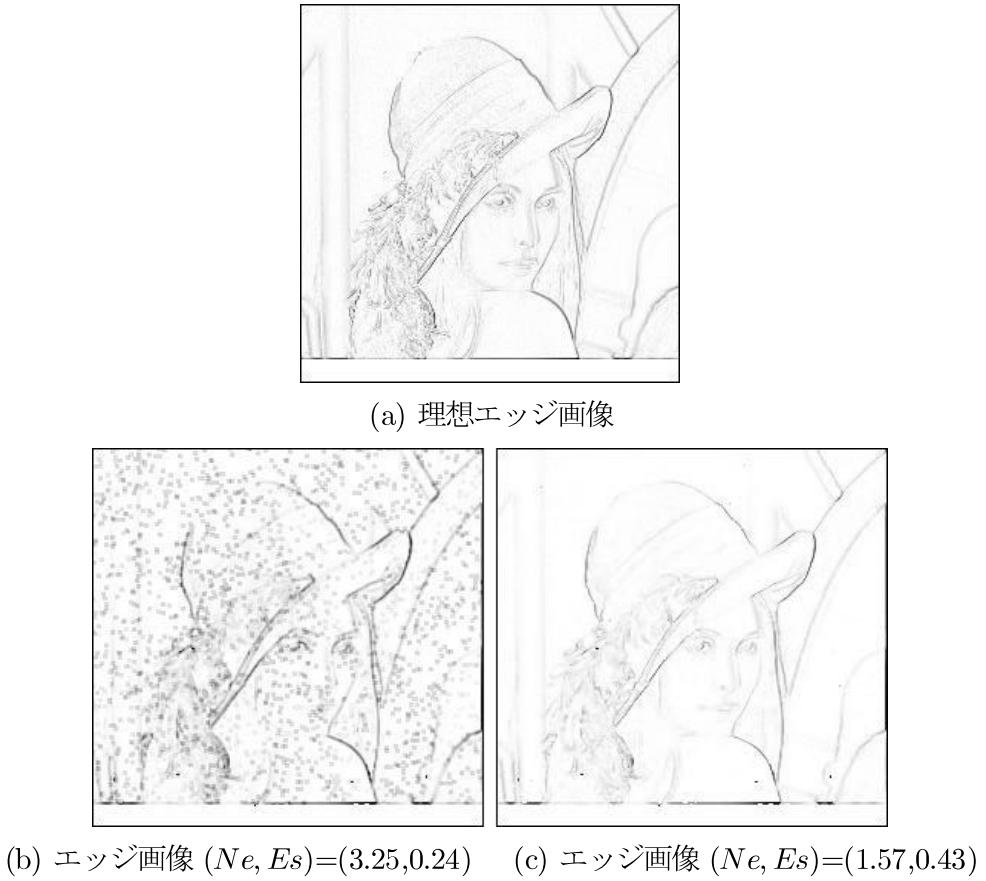


図 4.5: 原画像 + 3% インパルス性加法雑音

れたエッジ画像とする[3]. つまり,

$$\begin{aligned}
 S_o(i, j) &= \sqrt{\Delta S_{oi}(i, j)^2 + \Delta S_{oj}(i, j)^2} \\
 \Delta S_{oi}(i, j) &= P(i+1, j) - P(i, j) \\
 \Delta S_{oj}(i, j) &= P(i, j+1) - P(i, j)
 \end{aligned} \tag{4.13}$$

とする. また, $y(i, j)$ は雑音画像に対しエッジ検出を行った画像であり, M はエッジ画像におけるエッジ部の画素数を, K は画素全体の画素数 (*Lena* であれば $256 \times 256\text{pixel}$) をそれぞれ示す. しきい値 th は理想エッジ画像 $S_o(i, j)$ をヒストグラムを介して, 例えば文献[48]で示されている方法に従って 2 値化 (背景部とエッジ部の分類) を行う際に導出されるしきい値である (たとえば “*Lena*” の場合は 35). よって, エッジ画像においてしきい値 th より大きな値の部分がエッジ部を, しきい値 th より小さい値の部分が平坦部を示す. つまり E_s , N_e はエッジ画像におけるエッジ部, 平坦部それぞれの正規化平均 2 乗誤差を示している. そして, エッジ強度 (勾配の大きさの度合い) までを考慮してエッジ抽出が的確に行われていれば E_s の値は小さく, 雑音がエッジ信号として抽出されていなければ N_e の値は小さくなる. 評価指標 E_s , N_e の妥当性を視覚的に確認するために, 提案法においてファジー集合のパラメータを変化させ, E_s のみを小さくするような設定と, N_e のみを小さくするような設定をおこなった. 具体的には, $(N_e, E_s) = (3.25, 0.24)$, $(N_e, E_s) = (1.57, 0.43)$ なる 2 つの画像の視覚的な比較を行う (図4.6). E_s が小さい画像 (図4.6(b)) では, エッジ強度まで含めた上で良好なエッジ抽出が得られている反面, E_s が大きな画像 (図4.6(c)) では, エッジは抽出されているものの, その強度が理想エッジ画像 (図4.6(a)) より低く (勾配が小さめに) 算出されていることがわかる. また, 図4.6(b)(c) の比較から, N_e を用いて雑音除去性を評価出来ることは一目瞭然である. すなわち, N_e , E_s による評価は視覚的

図 4.6: (“ Ne ” と “ Es ”) と視覚評価との関係 (ポジネガ反転画像)

にも対応した信頼できるものと考える。

図4.7は“Lena”を用いて I_a , I_b の変化させたときの N_e , E_s の変化結果を調べた図である。図4.7より雑音誤差の低い範囲とエッジ強度誤差の低い範囲は全範囲に対して一致していない。 I_a を固定したとき、エッジ保存をよくするためには I_b を大きめに、逆に雑音除去性をよくするためには I_b を小さめに設定することが適当である。つまり、エッジ強度を保つことと雑音を除去することは相反する要求ではあるが、ファジー推論を用いる提案する方法では雑音除去とエッジ強度両方について良好な結果を示す I_a , I_b の範囲が存在する。例えば、“Lena”において N_e に 1.913, E_s に 0.335 以下の性能を要求するとき, $(I_a, I_b) = (0, 120 \sim 152)$, $(8, 104 \sim 144)$, $(16, 88 \sim 128)$ の範囲でその条件を満足する。この時の $N_e = 1.913$, $E_s = 0.335$ という数値は、4.4.2で示すメジアンフィルタ処理後にエッジ抽出を行う方法によって得られたエッジ画像における N_e , E_s である。“Girl”についても同様に考えれば N_e , E_s に対してそれぞれ 0.727, 0.243 以下の性能を要求することになり, $(I_a, I_b) = (0, 112 \sim 168)$, $(8, 96 \sim 168)$, $(16, 72 \sim 152)$ の

範囲でその条件を満足する（図4.8参照）。“Lena”, “Girl”共通の適切な I_a , I_b の範囲を求めれば、 $(I_a, I_b) = (0, 120 \sim 152)$, $(8, 104 \sim 144)$, $(16, 88 \sim 128)$ と与えられ、その範囲が比較的広いことがわかる。よって、提案法のロバスト性の高さがこのことから理解される。

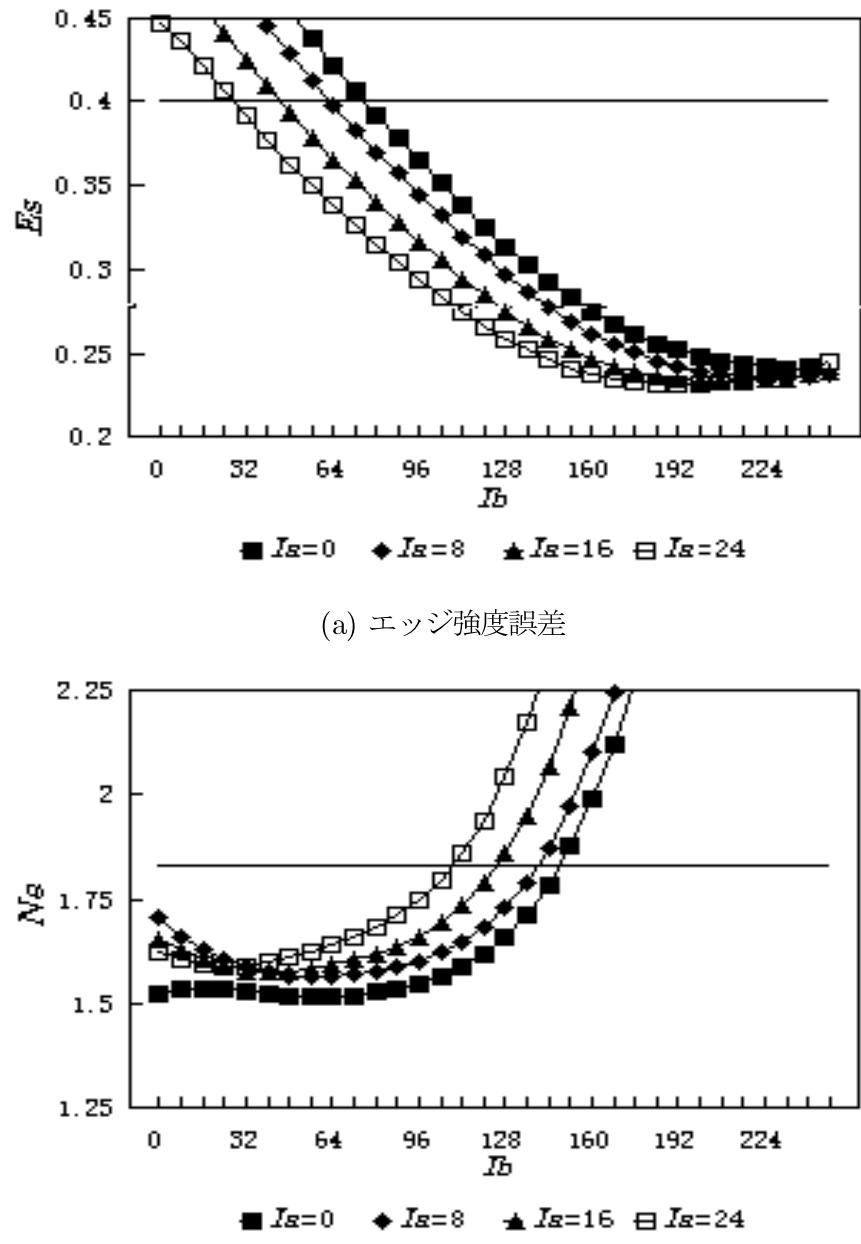
4.4.2 画像信号を用いた適用例

提案法の雑音画像に対するエッジ検出結果を評価する。処理対象画像として“Lena”，および，“Girl”に信号値0（黒）と255（白）のインパルス性雑音を合わせて1%～5%の確率で付加した画像を用いた。また、比較対象として、5点十字窓メジアンフィルタ[49]を用いて雑音除去を行い、その後に式(4.2)において $m = n = 0$ と設定した近傍領域の最大値と最小値を用いてエッジ抽出処理を行う方法を用いる。5%程度のインパルス雑音であれば、5点十字窓メジアンフィルタで除去可能であり、さらに、5点十字窓メジアンフィルタの信号保存性は良好である。ここで提案法にかかるファジー集合を4.4.1の結果から $I_a = 8$, $I_b = 112$ と設定する。表4.2, 4.3に提案法とメジアンフィルタ後にエッジ抽出を行う処理について、 N_e , E_s で評価を行った結果を示す。表4.2, 4.3から“Girl”に5%のインパルス性雑音が重畠された画像処理結果の雑音誤差 N_e を除いて他の全画像に対し N_e , E_s の評価とともに提案法が比較対象手法より優れた結果を示している。 $m = n = 1$ とした提案法で5%のインパルス性雑音が重畠された画像のエッジ抽出を行う場合、表4.1より 256×256 サイズの画像において確率的に76画素はエッジ情報としてインパルス性雑音を抽出することになる。これは画素数全体の0.1%強であり視覚的には許容範囲と考えられるが、各画素での誤差量が大きいため数値的な評価(N_e)には影響を与えていていると考えられる。

表4.2: 提案法と（5点メジアンフィルタ+エッジ抽出）法との比較 “Lena”

Noise %	Proposed method		Median + Edge	
	E_s	N_e	E_s	N_e
1%	0.317	1.594	0.334	1.875
2%	0.316	1.647	0.333	1.911
3%	0.320	1.647	0.335	1.913
4%	0.313	1.719	0.335	1.912
5%	0.307	1.855	0.330	2.140

図4.9, 4.10, 4.11に視覚評価のために、3%インパルス性雑音が重畠された入力画像に対する処理結果を示す。図4.9は“Lena”を用いて処理を行った結果である。Sobelオペレータを用いてエッジ抽出を行った画像（図4.9(b)）はインパルス性雑音の影響がエッジ画像に現れているため、その結果は良くない。また、メジアンフィルタ処理後のエッジ抽出を行った画像（図4.9(c)）と提案法（図4.9(c)）との比較を行えば、提案法がメジアンフィルタと同程度の雑音除去を行いつ

図 4.7: I_a, I_b の変化結果 “Lena”

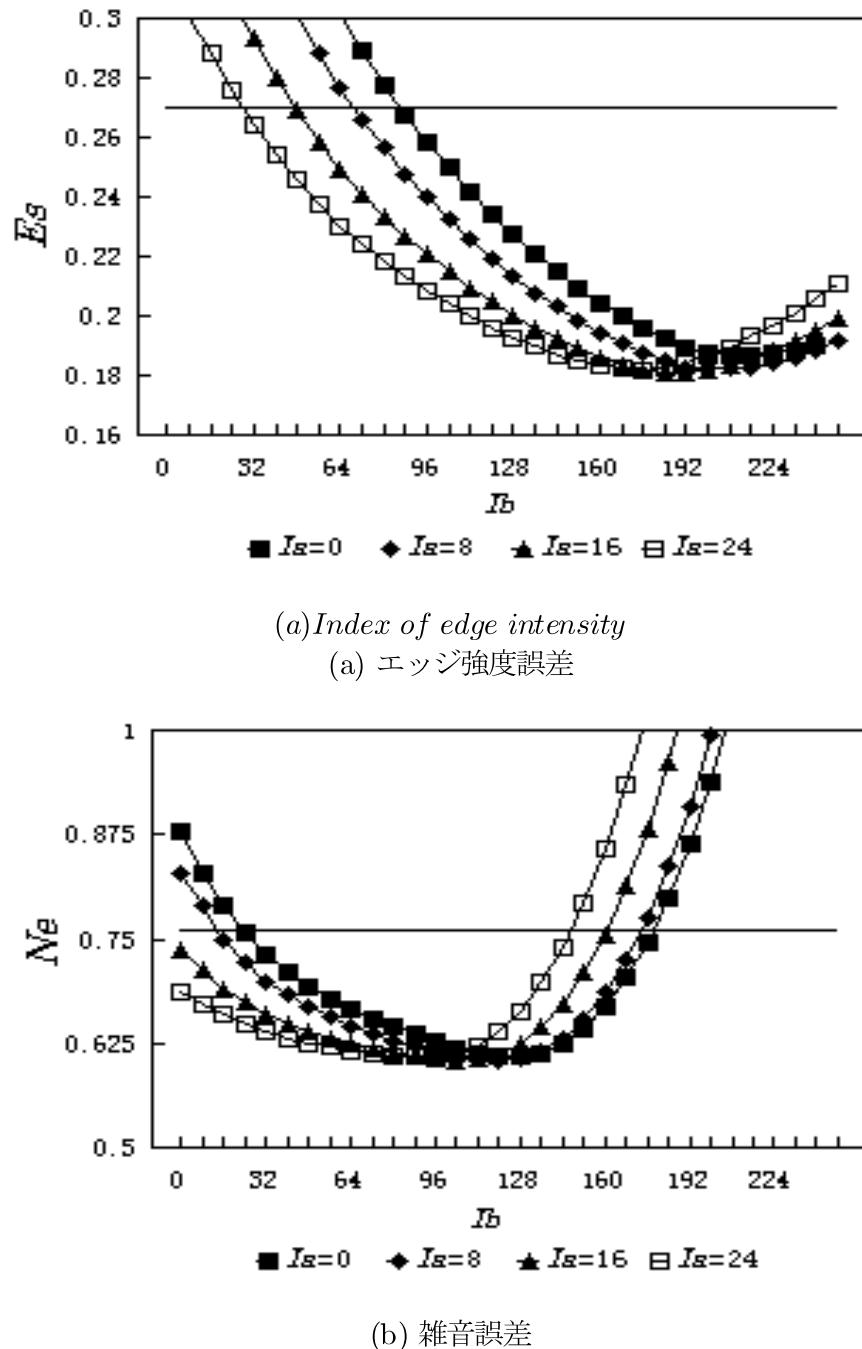
図 4.8: I_a , I_b の変化結果 “Girl”

表 4.3: 提案法と（5点メジアンフィルタ+エッジ抽出）法との比較 “Girl”

Noise %	Proposed method		Median + Edge	
	E_s	N_e	E_s	N_e
1%	0.222	0.609	0.242	0.730
2%	0.222	0.609	0.241	0.726
3%	0.226	0.606	0.243	0.727
4%	0.224	0.659	0.244	0.817
5%	0.223	0.864	0.247	0.839

つ、細部信号部（帽子の羽）にいたるまでのエッジ抽出が可能となっていることが観察される。

図4.10, 4.11には、チューニングに用いた人物画（“Lena”と“Girl”）とは充分に異なる性質をもつ風景画“Boat”（ 256×256 pixel, 8 bit），“LightHouse”（ 256×256 pixel, 8 bit）に3%のインパルス性雑音が重畠した画像から提案法によるエッジ抽出結果とメジアンフィルタ処理後にエッジ抽出する方法とを示す。“Boat”, “LightHouse”的エッジ抽出結果から、提案法が比較する方法（メジアンフィルタ+エッジ抽出）と同程度雑音の影響を排除し、細部信号部におけるエッジ抽出性能では提案法が優れていることが観察される。視覚的な観察結果と同様な傾向が図に付記した数値評価（ E_s , N_e ）からも読みとれる。提案法は処理点近傍の最大値と最小値の差分によりエッジを抽出する方法を応用したものであり、一般性の高い処理であると考えていたが、チューニング画像と異なる性質の画像処理結果から、そのことが確認された。

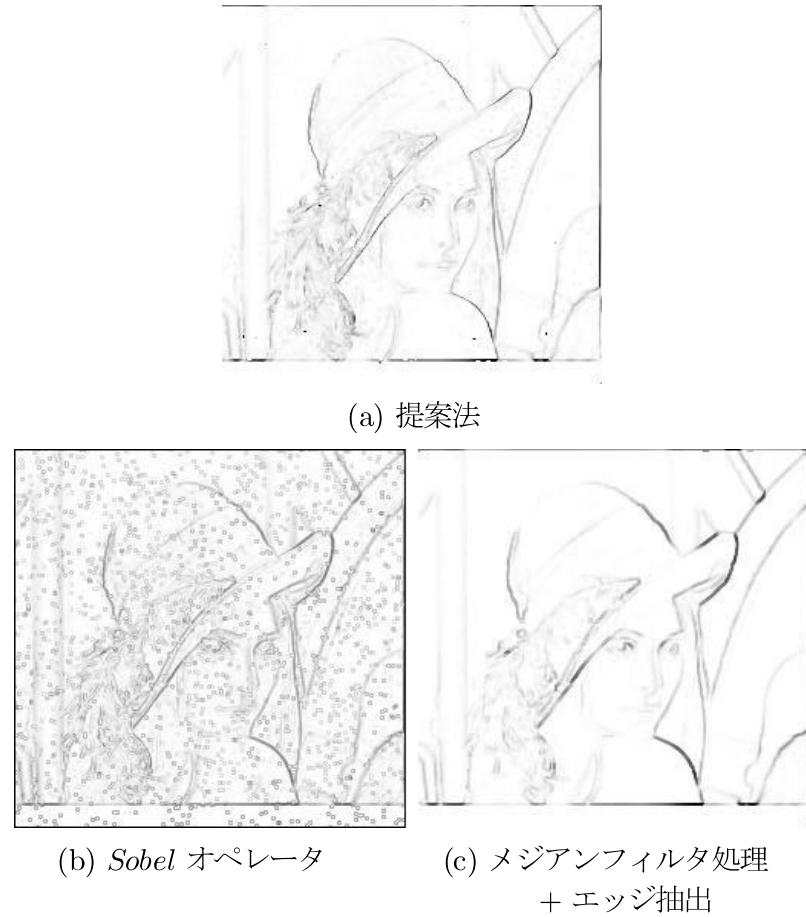


図 4.9: 画像の処理例 “Lena” (ポジネガ反転画像) (3% インパルス性雑音)

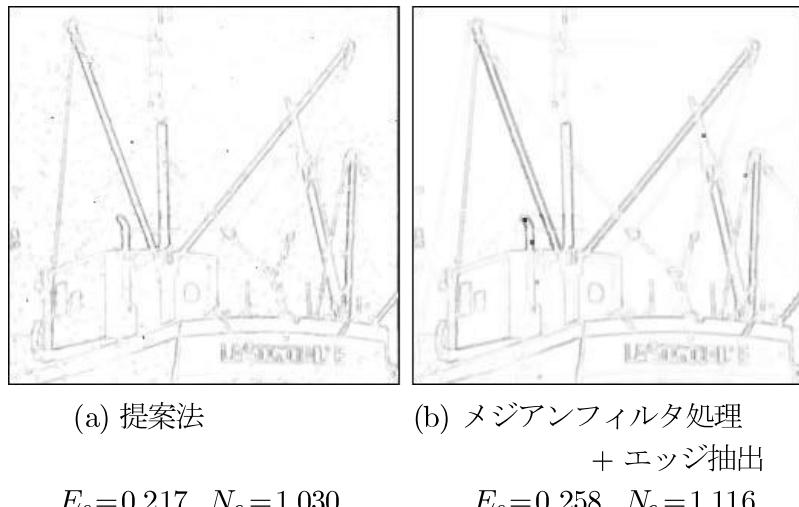


図 4.10: 画像の処理例 “Boat” (ポジネガ反転画像) (3% インパルス性雑音)

4.5 まとめ

本章では、インパルス性雑音で劣化した画像からエッジ情報とインパルス情報の2つの局所情報をファジー推論を介することで関連づけ、局所ごとに雑音の影響の排除の度合いを変化させたエッジ信号を算出する方法を示した。従来の手法は雑音除去、エッジ抽出と2つの処理を継続的に行うこと必要としたが、提案法はインパルス性雑音の除去とエッジ抽出を互いに関連付けることにより、2つの処理を1つの処理に統合することを可能とした。

本章では、それぞれの局所情報にかかるるファジー集合を簡単に定義し、典型的なテスト画像を用いたチューニング過程を示した。チューニングによって得られたパラメータ値に固定した提案法は画像の種類に依存せず、また、従来の手法と比べても良好な結果を示したことからも、ファジー推論を用いる提案法の有効性が明らかになった。

提案法の適用に際し、インパルス性雑音の発生確率に関する情報 (m, n) の値は固定して用いている。しかしながら、近傍領域内に存在するインパルス性雑音の個数を推定することで m, n の値を変化させることが可能であり、文献[50]において m, n の値を推定する方法を、本章で提案した方法の拡張として提案している。

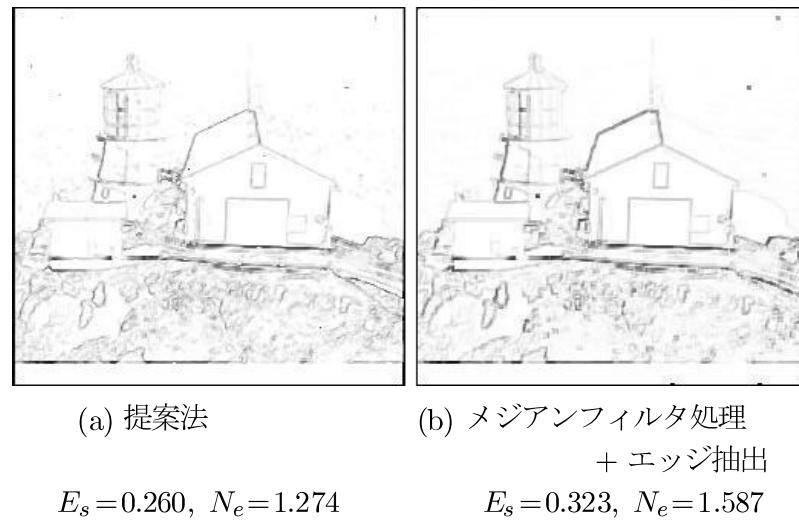


図 4.11: 画像の処理例 “LightHouse” (ポジネガ反転画像) (3% インパルス性雑音)

第5章

ファジー推論を用いた雑音重畳画像の強調

5 ファジー推論を用いた雑音重畠画像の強調

5.1 緒言

デジタル画像処理の中において重要な前処理の 1 つに強調処理がある [1, 3]。画像の強調処理とは、不鮮明な画像を人、または、機械にとって認識しやすいようにするための画像を改善する処理であり、コントラスト強調とエッジ等の鮮鋭化に大別される。コントラスト強調は画像全体、もしくは大部分に明るさに差が無く、見えにくい画像について信号の濃度を変換する処理であり、鮮鋭化は画像の高周波数成分を強調し、エッジなどの急激な変化成分を強調する処理である。一般に画像信号がぼけ等で劣化している場合、鮮鋭化に属する処理がなされ、その代表的なものにアンシャープマスキング (*UM*) 処理がある。*UM* 処理は、処理対象画像の画像中の変化の強い部分（エッジや細部等の画像の高周波数成分）等の高周波数成分を抽出し、それを処理対象画像に加えることにより強調を成し遂げようとする処理であり、不明瞭な文字画像等の認識を行う際の前処理やエッジ抽出に先立つ前処理に用いられる [51]。

雑音の影響を受けていない画像に対する強調処理として *UM* 処理は有効であるが、処理対象画像に加法雑音が重畠されている場合、エッジや細部信号と雑音を分離することができず、エッジ信号と共に雑音までが強調されることになり、*UM* 処理による強調結果は好ましいものとはならない。そこで、文献[51]ではガウス分布より分布長の短い雑音が重畠された画像を対象として、加法雑音が重畠した画像の強調を行う方法を提案している。その方法は、*UM* 処理を拡張し、エッジ成分等の強調したい成分と強調したくない雑音成分を分離するために、処理点がエッジか否かを判断するエッジ情報が導入されている。そして、処理対象画像の高周波数成分とエッジ情報の積を強調成分とし処理対象画像に加えることにより、雑音の強調を抑制しエッジや細部信号などの強調したい成分のみの強調をある程度実現している。つまり、局所ごとに高周波数成分情報とエッジ情報といった局所情報を用いて強調する度合いの判断を行っており、これは一種のデータ依存型の処理として考えられる。

文献[51]の方法は、加法雑音の影響を受けた画像の強調は高周波数成分情報に、さらにエッジ情報を加えることにより可能であることを指摘している。しかしながら、強調成分を単に 2 つの情報の積で与えていて工夫がない。できれば、2 つの有用の情報の取り扱い方に工夫を加えたい。

それぞれの情報は「高周波数成分情報の絶対値が大きければエッジもしくは雑音であると判断される」、「エッジ情報が大きければエッジと判断される」といったルール表現により、エッジ信号との関連づけが可能である。本章では、このルール表現をファジー推論に発展させる。つまり、2 つの情報を前件部変数、処理対象画像に加えるための強調成分（画像のエッジ、細部信号等の強調したい成分）を推論結果とするファジー推論を介して、雑音画像の強調を行う方法を提案する[31]。このことは 2 つの情報から工夫して強調成分を導くことに他ならない。

提案する方法が、強調したい成分のみを雑音成分と効果的に分離でき、良好な強調結果を導くことを種々の適用例から明らかにし、提案する方法の優位性について明らかにする。

5.2 従来の *Unsharp Masking (UM)* 処理による画像強調

強調対象とする画像は、ガウス性雑音の影響をうけた画像 $x(i, j)$ であり、

$$x(i, j) = P_o(i, j) + N_G(i, j) \quad (5.1)$$

と与えられる。ここで $P_o(i, j)$ は原信号であり、 $N_G(i, j)$ は平均値 0、分散 σ_n^2 のガウス性雑音で、原信号とは無相関とする。なお、ここでは加法雑音としてガウス性雑音を想定しているが、本章の検討はガウス性雑音よりも分布長の短い加法雑音に対しても有効である。

5.2.1 UM 処理

処理対象画像の高周波数成分を抽出し処理対象画像に加えることにより、画像のエッジの急峻な変化成分等を強調する手法として *UM* 処理がある[1, 3]。処理対象画像を $x(i, j)$ 、強調処理を行った画像を $y(i, j)$ とするとき、*UM* 処理は以下のように定義される。

$$y(i, j) = x(i, j) + \lambda \cdot h(i, j) \quad (5.2)$$

このとき $h(i, j)$ は処理対象画像の高周波数成分であり、処理対象画像 $x(i, j)$ に高域通過フィルタを施すことによって抽出される。一般に高域通過フィルタとしてはラプラシアン・フィルタが用いられており、 $h(i, j)$ は

$$\begin{aligned} h(i, j) = & 4x(i, j) - \{x(i-1, j) + x(i+1, j) \\ & + x(i, j-1) + x(i, j+1)\} \end{aligned} \quad (5.3)$$

で示される[1, 3]。また、 λ は定数であり、その値の設定により強調度合いを変化させることができる。*UM* 処理は加法雑音の影響のない画像に対しては有効に作用するが、加法雑音の影響を受けた画像においては雑音成分が高周波数領域に渡るため、エッジや細部信号等の強調と共に雑音までもが強調されることになり、その結果として良好な強調画像を得ることができない。

5.2.2 Ramponi による 多項式フィルタを用いた *UM* 処理

加法雑音の影響がある画像に対し、雑音は強調せず、エッジや細部信号等のみの強調を図る方法として *Ramponi* が提案した方法[51]がある。この方法は *UM* 処理の拡張型であり、強調による結果画像 $y(i, j)$ は以下のように与えられる。

$$y(i, j) = x(i, j) + \lambda \cdot F[h(i, j) \cdot e(i, j)] \quad (5.4)$$

ここで、 $F[\cdot]$ は図 5.1 に示すような単なる飽和型非線形関数で、その可変量は飽和レベルのみであり、さらにその飽和レベルは $\pm 5 \cdot 10^4$ 程度に定めれば良いことが文献[51]に示されている。*Ramponi*

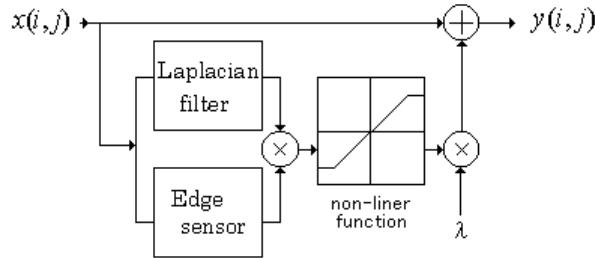


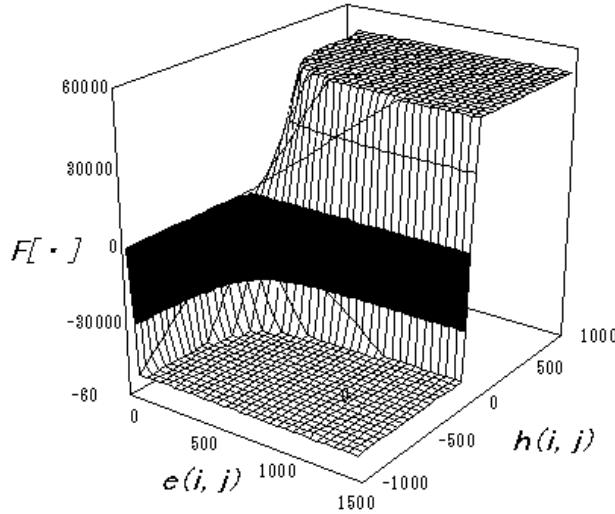
図 5.1: Cubic UM 処理構造図

の方法にて新たに導入された $e(i, j)$ は、処理点 (i, j) がエッジか否かを判断するための情報（エッジ情報）である。このエッジ情報 $e(i, j)$ は、以下のように多項式フィルタを用いて算出される。

$$e(i, j) = \{x(i-1, j) - x(i+1, j)\}^2 + \{x(i, j-1) - x(i, j+1)\}^2 \quad (5.5)$$

エッジ情報 $e(i, j)$ を算出するときの工夫は、水平方向差分および垂直方向差分それぞれの 2 乗和を計算している点にある。差分値を 2 乗することにより、差分における小さな振幅信号は相対的に弱められ、大きな振幅信号は相対的に強められることになる。ここでは、加法雑音の分布はガウス分布よりも分布長の短い比較的短い信号分布を前提としている。よって、雑音の影響により算出される差分値は比較的小さく、逆にエッジ等から算出される差分値は比較的大きい値を示すと仮定されることから、差分値の 2 乗を行うことによりエッジと雑音の分離をより確かなものとしている。

Ramponi の方法では、処理対象画像の高周波数成分 $h(i, j)$ とエッジ情報 $e(i, j)$ の単純な積により強調すべき成分の抽出が行われている。エッジ情報 $e(i, j)$ が振幅を 2 乗して得ていることから、高周波数成分情報 $h(i, j)$ に比べて非常に大きな値をとるため、エッジ情報 $e(i, j)$ が強調すべき成分算出の際に重く用いられ、そのことが良好な強調結果を招く要因となっている。しかしながら、飽和レベルを $\pm 5 \cdot 10^4$ としたときの非線形関数 $F[h(i, j) \cdot e(i, j)]$ を図示した図5.2から明らかなように、エッジ情報 $e(i, j)$ が 500 程度で非線形関数は飽和しており、よって、エッジ情報 $e(i, j)$ が 500 以上のときにエッジと判断されることになる。しかしながら、 $e(i, j)$ が 500 以上でエッジであると見なせるのは、加法雑音の分布長が極端に短い場合のみであろう。よって、2 つの情報からの強調成分の導出の仕方に対して工夫、検討を加えることにより、強調手法の性能を更に向上させることが必要であると考える。

図 5.2: 強調関数 $F[\cdot]$

5.3 ファジー推論を用いた UM 処理による画像強調

Ramponi の方法から、雑音画像の強調は処理対象画像の高周波数成分情報 $h(i, j)$ とエッジ情報 $e(i, j)$ の 2 つの情報を用いることが有効であろうことがわかった。しかしながら、2 つの情報を適切にエッジと雑音の分離に結びつけているかが疑問である。ここでは、2 つの情報を変数とする適切な非線形関数を導く手法として、ファジー推論を用いる方法を提案する。2 つの情報はそれぞれ、「高周波数成分情報の絶対値が大きければエッジ、細部、雑音が存在する可能性が大きい」、「エッジ情報が大きければエッジ等の急峻な変化成分が存在する可能性が大きい」というルール化が可能である。この表現をファジー推論へと発展させ、以下のファジールールを与える。

$$\begin{array}{ll} \text{if} & h(i, j) \text{ is } A_p \text{ and } e(i, j) \text{ is } B_q \\ \text{then} & f(i, j) \text{ is } w_r \\ (r = 1, \dots, p \cdot q) & \end{array} \quad (5.6)$$

ここで A_p, B_q はそれぞれ高周波数成分情報 $h(i, j)$ 、エッジ情報 $e(i, j)$ に対するファジー集合であり、 w_r は後件部実数値である。推論結果にあたる $f(i, j)$ が処理対象画像の強調すべき成分であり、強調画像 $y(i, j)$ は以下のように算出される。

$$y(i, j) = x(i, j) + \lambda \cdot f(i, j) \quad (5.7)$$

表 5.1: 提案法のルールテーブル

$e(i, j)$	$h(i, j)$		
	$Negative(N)$	$Zero(Z)$	$Positive(P)$
$Small(S)$	$w_1:0.00$	$w_2:0.00$	$w_3:0.00$
$Large(L)$	$w_4:-1.00$	$w_5:0.00$	$w_6:1.00$

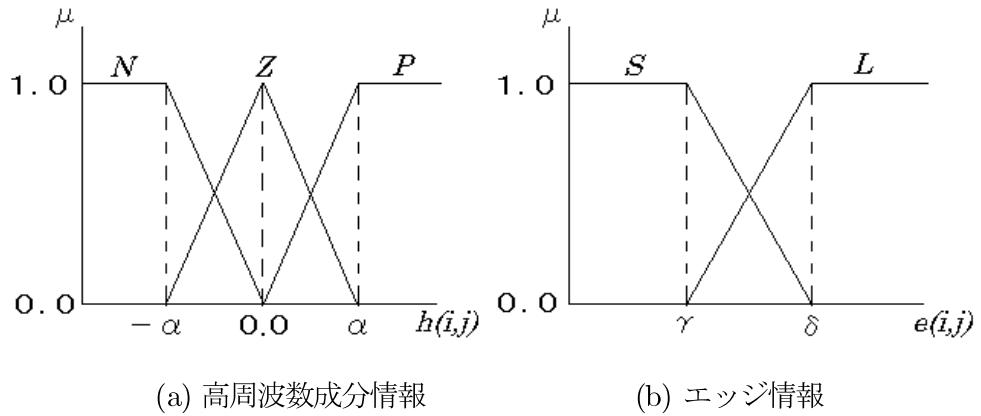


図 5.3: 提案法のファジー集合

$f(i, j)$ は非ファジー化手続き(式 (2.7) (2.10))により算出される。このとき、各ファジー集合 A_p, B_q の適合度を $\mu_{A_p}(h(i, j)), \mu_{B_q}(e(i, j))$ と表現する。提案法の有効性を示すために、高周波数成分情報 $h(i, j)$ に対して 3 つのファジー集合を、エッジ情報に対して 2 つのファジー集合を図 5.3 のように設定し、6 ルール(表 5.1)により提案法を実現する。高周波数成分情報 $h(i, j)$ は正負の値を取り得るので、3 つのファジー集合を $A_1 = \{Positive(P)\}, A_2 = \{Zero(Z)\}, A_3 = \{Negative(N)\}$ と設定し、それらファジー集合を 1 つのパラメータ $\{\alpha\}$ で定義する。エッジ情報 $e(i, j)$ に対しては 2 つのファジー集合 $B_1 = \{Small(S)\}, B_2 = \{Large(L)\}$ を設定し、それらファジー集合を 2 つのパラメータ $\{\gamma, \delta\}$ で定義する。ここで、後件部実数値は高周波数成分情報の絶対値が大きく (N または P)、かつ、エッジ情報が大きい (L) とき、処理点はエッジである可能性が高いことから画像を強調させるために後件部実数値を大きく設定(ここでは 1.0)する。一方、高周波数成分情報が小さい (Z)、または、エッジ情報が小さい (S) とき、処理点は平坦部であるか雑音が重畠されている可能性が大きいため、画像を強調させないように後件部実数値を小さく設定する(ここでは 0.0)。また、後件部実数値の符号は高周波数成分情報の符号と同じくする。このような考え方で与えられたルールが表 5.1 である。ここでは、後件部実数値 w_r (表 5.1)を固定し、前件部変数のファジー集合のチューニングにより $f(i, j)$ の適正化をなしとげ

る。ファジー集合のチューニングは 6 ルールであることから実験的手法[25]で容易に行うことができる。

以下の節では具体的なチューニング過程と他の方法との性能比較を行う。

5.4 適用例

5.4.1 評価関数：詳細分散 DV と背景分散 BV

雑音画像の強調における評価指標としては、詳細分散 (*Detail Variance*: DV) および背景分散 (*Background Variance*: BV) を用いる[51, 52]。このとき DV , BV は次式で示される。

$$DV = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in A} \sum \{x(i,j) - xd\}^2 \quad (5.8)$$

$$xd = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in A} \sum x(i,j)$$

$$BV = \frac{1}{K-M} \sum_{(i,j) \in B} \sum \{x(i,j) - xb\}^2 \quad (5.9)$$

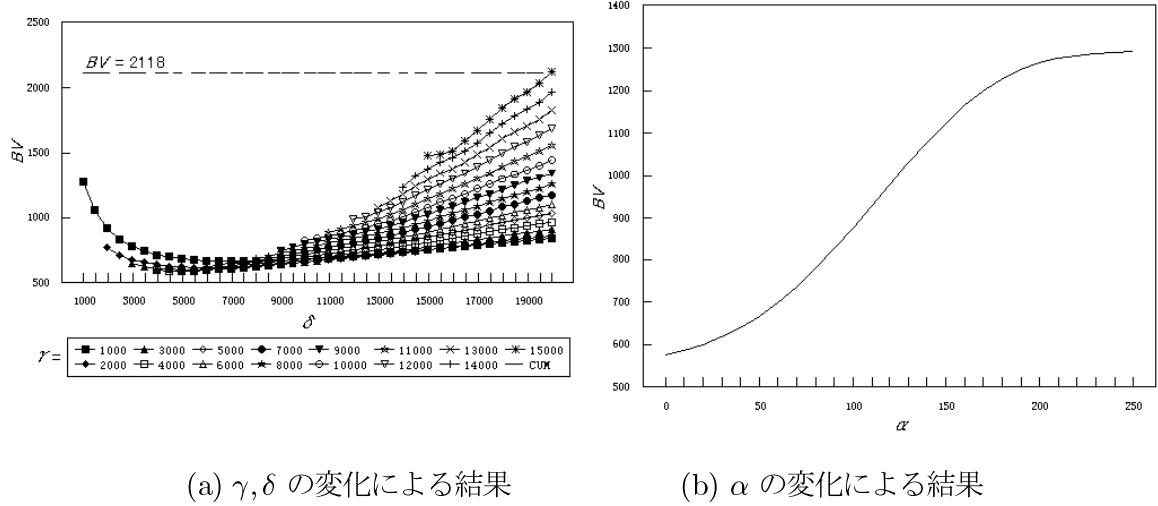
$$xb = \frac{1}{K-M} \sum_{(i,j) \in B} \sum x(i,j)$$

すなわち、領域 A の信号の分散が DV で、領域 B の信号の分散が BV である。領域 A は、局所分散がしきい値 th 以上の点 (i,j) から構成される画像のエッジや細部にあたる領域であり、逆に領域 B は、局所分散がしきい値 th より小さい点 (i,j) から構成される画像の平坦部分に対応する領域である。

しきい値 th は局所分散値を用いてヒストグラムを作成し、そのヒストグラム上で 2 値化処理 [48] を実行したときに得られるしきい値とした。理想的な画像強調が行われた場合、画像のエッジのみが強調されることから、処理前の画像と比較して DV の値は大きな値を示す。一方、雑音は強調されないことから、平坦部の分散（ほとんど雑音の分散に等しい）を示す BV の値は変化しないことになる。 DV の値は従来法および提案法においてともに定数 λ によって変化する。よって、強調結果の優劣は比較すべきすべての方法で DV の値を λ を用いて一致させ、そのときの BV の値を用いて行うこととする。エッジや細部の強調度合いを一致させた上で BV の比較を行うことから、 BV の値が小さい（処理前の BV に近い）方法ほど、雑音が強調されない優れた方法と判断される。基準として用いる DV の値は、処理対象画像を式(5.2)の UM 処理を $\lambda=1$ に行って得られる強調画像の DV の値とする。

5.4.2 評価関数を用いたファジー集合のパラメータのチューニング

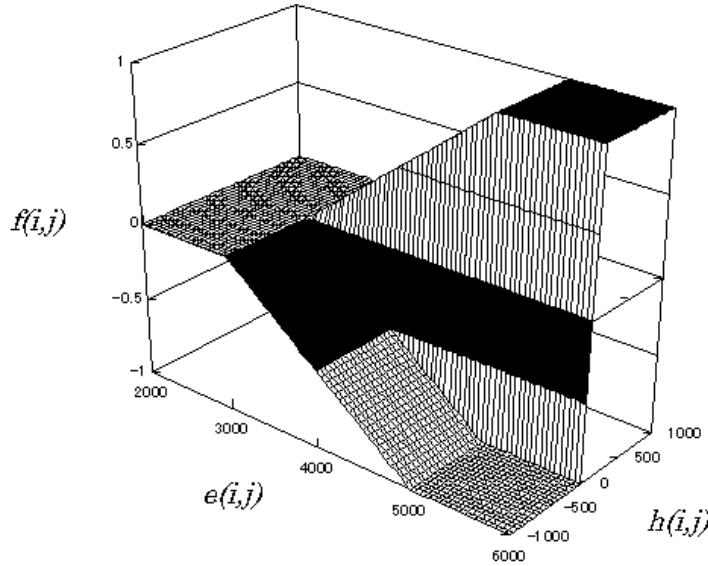
ここで図5.3で定義したファジー集合のチューニングを行う。 UM 処理の効果を理解しやすくするためにも、画像 “Lena” (256×256 pixel, $0 - 255$ level) を 3×3 窓の平均値フィルタ処理により “ボケ” を生じさせ、さらに、平均 0, 分散 100 のガウス性雑音を重畳させた画像を用いる。つまり、文献[51] と同様に意図的に高周波数成分を削った画像を処理対象としている。この処理対象画像

図 5.4: ファジー集合の変化による BV の変化 ($DV=3322$ 一定)

を式(5.2)の UM 処理($\lambda=1$)で強調した結果, $DV = 3322$, $BV = 3207$ であった. *Ramponi* の方法では $DV = 3322$ になるように λ を調節したとき, $BV = 2118$ であった.

2 つの異なる情報を関連づけるファジー推論のチューニングについて述べる. 高周波数成分情報 $h(i, j)$ におけるファジー集合を定義するパラメータ α を 0 付近の値である 20 に固定し, エッジ情報 $e(i, j)$ に対するファジー集合の設定を (γ, δ) を用いて変化させたとき, その性能を実験的に調べた結果を図 5.4(a) に示す. ここで評価は, 強調画像において $DV = 3322$ を実現したときにおける BV の値を用いて行っている. 図 5.4(a)において, 点線の値は *Ramponi* の方法で得られた BV 値 ($BV = 2118$) を示している. この結果から, 提案法は非常に広い (γ, δ) の範囲において, *Ramponi* の方法で得られた強調画像における BV の値を下回ることがわかる. 特に提案法において $(\gamma, \delta) = (3000, 5000)$ のとき, 最小の BV 値 ($BV = 592$) を実現している. (γ, δ) の適切な範囲としては, 最小の BV 値に対して 10% 程度を許容し, それを実現する (γ, δ) の範囲とすると, $(\gamma, \delta) = (2000 \sim 4000, 3500 \sim 9000)$ (但し, $\gamma \leq \delta$) であり, 非常に広範囲であることがわかる.

次に BV が最小である $(\gamma, \delta) = (3000, 5000)$ に (γ, δ) を固定し, 高周波数成分情報 $h(i, j)$ におけるファジー集合を定義するパラメータ α を変化させ, その性能を実験的に調べた結果を図 5.4(b) に示す. α が 0 に近づくほど BV の値が小さくなり, 性能の向上がみらる. そして, $\alpha=0$ のときが BV の値が一番最小となる. これは提案法においては高周波数成分情報 $h(i, j)$ の大きさの情報は必要とせず, 符号の情報のみが必要とされていること意味している. つまり, 高周波数成分情報から符号を決定し, その強調の度合いはエッジ情報 $e(i, j)$ の大きさに基づき決定され

図 5.5: 提案法の強調関数 $f(i, j)$

ことになる。Ramponi の方法では、高周波数成分情報 $h(i, j)$ の大きさも考慮していたが、雑音を強調せずエッジ部のみを強調する要求を満たすためには、 $h(i, j)$ の大きさの情報は必要ないことが結果から判断される。

チューニングを行ったファジー推論から導出される非線形な関数 $f(i, j)$ (式(5.7) 参照) を図5.5 に示す。Ramponi の方法から導出される図5.2に示された非線形関数（強調関数）との比較を行う。図5.5から、エッジ情報 $e(i, j)$ の 3000 以下は雑音と判断し、3000 ~ 5000 の間は雑音とエッジの曖昧な部分、そして 5000 以上はエッジであると判断していることが分かる。Ramponi の方法から算出される非線形関数 $F[h(i, j) \cdot e(i, j)]$ (図5.2参照) と $f(i, j)$ との比較からわかるように、単に $h(i, j)$ と $e(i, j)$ の積に対して飽和型関数を用いて算出される非線形関数と、ファジー推論を介して算出される非線形関数とでは、その形状が顕著に異なることがわかる。特にエッジ情報 $e(i, j)$ の値が小さい部分における非線形関数の形状において、Ramponi の手法による非線形関数とファジー推論を介した非線形関数とでは大きな差異がみられる。その部分がエッジか雑音かの分離の判断に重要な部分となっていることを考えれば、ファジー推論を介して非線形関数を導出することの有効性がわかる。

表 5.2: ファジー集合のパラメータのチューニング結果

Image	$e(i, j)$ ($\gamma \leq \delta$)		$h(i, j)$
	γ	β	α
Lena	2000 ~ 4000	3500 ~ 9000	0
Boat	1000 ~ 3000	3000 ~ 7000	0
LightHouse	1000 ~ 3000	3000 ~ 5000	0

5.4.3 ファジー集合のパラメータのチューニングと画像依存性

ファジー集合の設定が、処理対象画像の S/N 比に依存するか否かを確認するために、画像 “Lena” を 3×3 窓の平均値フィルタ処理を施した後、平均 0, 分散 50 および 200 のガウス性雑音を重畳させ、2 つの処理対象画像を新たに作成した。強調画像の基準となる DV の値は、分散 50 の雑音が重畳された画像に対しては 1625, 分散 200 の雑音が重畳された画像に対しては 4504 であり、ともに処理対象画像を $\lambda=1$ とした UM 処理して得られた強調結果画像の DV 値を採用している。分散 50, および、分散 200 における最小の BV の値は、それぞれ $BV = 323$, $BV = 861$ である。ここでも最小の BV 値から 10% の範囲を許容 BV 値と考える。その BV 値を与える (γ, δ) の範囲を求めれば、分散 50 のときは $(\gamma, \delta) = (1000 \sim 4000, 3500 \sim 8000)$ であり、分散 200 のときは $(\gamma, \delta) = (3000 \sim 5000, 5000 \sim 11000)$ となる。なお、許容した BV 値は *Ramponi* の方法の BV 値より十分下回っている。*(Ramponi* の方法では分散 50 の画像の強調結果における BV は 729, 分散 200 の画像の強調結果における BV は 3644 である)。 α の値は加法雑音が分散 50, および、200 の画像、それれにおいても 0 近くで良好な結果が得られた。以上から、 S/N 比が低くなるほどに (γ, δ) の適切な値の範囲は大きめになるものの、少なくとも “Lena” に対しては S/N 比に依存することなく、 $(\gamma, \delta) = (3000 \sim 4000, 5000 \sim 8000)$ (但し、 $\gamma \leq \delta$), $\alpha = 0$ で良好な強調結果を得られていることがわかる。

さらに、ファジー集合の設定が処理対象画像の原画像の性質（種類）に依存するか否かを判断するために、“Lena” と性質を異にする風景画 “Boat” (256×256 pixel, 0 – 255 level), および, “LightHouse” (256×240 pixel, 0 – 255 level) に対して、それぞれ 3×3 平均値フィルタ処理を施し、分散 100 のガウス性雑音を重畳させた処理対象画像を新たに 2 つ作成し、ファジー集合のパラメータのチューニングを行う。“Lena” と同じ方法で *Ramponi* の方法における BV 値を下回る適當な γ, δ の範囲を求めたときの範囲を表5.2に示す。表5.2から、各々のパラメータの範囲には重複部分が存在しており、これは処理対象画像の原画像の性質に対する依存性が低いことを意味している。

以上から、提案法は雑音分散や画像の性質に対する依存度は小さく、前述の検討で得られたチューニング結果を提案法で固定して用いることにより、広い範囲の画像に対して有効な強調結

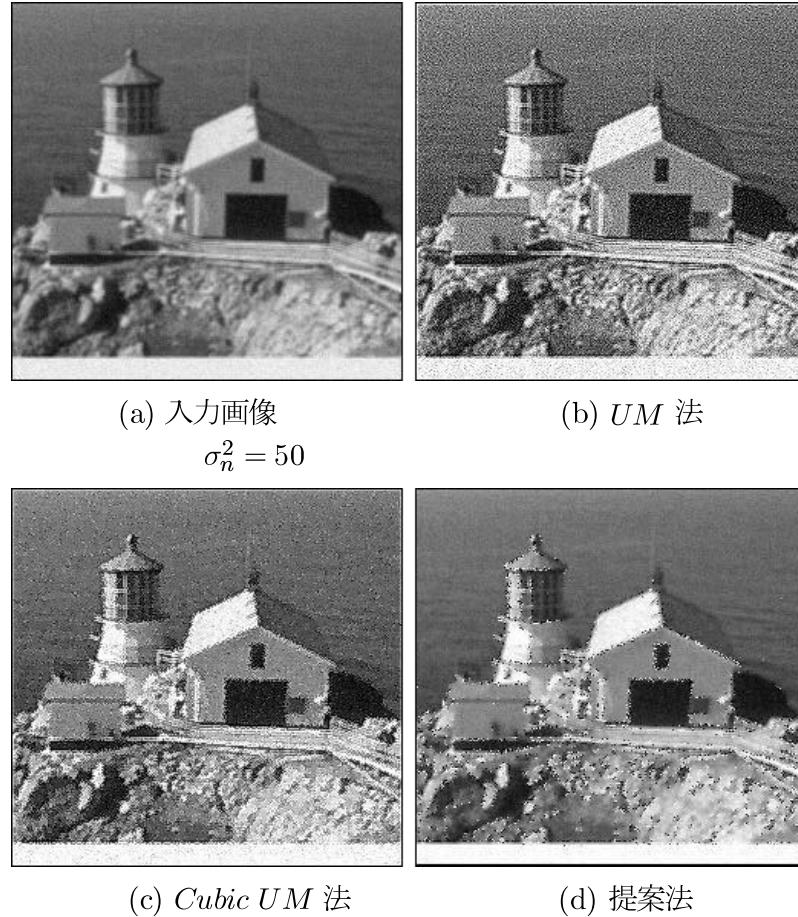


図 5.6: 強調処理結果画像 “LightHouse”

果を与えるものと考えられる。

5.4.4 種々の画像に対する強調結果

5.4.2の検討から高周波数成分情報については $\alpha=0$, エッジ情報については $\gamma=3000, \delta=3000 \sim 5500$ に設定することにより, 良好的な画像強調が行われることがわかった. ここでは2つのファジー集合のパラメータを5.4.2の結果に従い, $\alpha=0, \gamma=3000, \delta=5000$ に設定し, UM処理およびRamponiの方法と種々の画像処理例を通じて比較する. 処理対象画像は, “LightHouse”, “Lena”, “Boat”それぞれに対して 3×3 窓の平均値処理を施し, その後, 分散50, 100, 200のガウス性雑音を重畠させた計9種の画像とする.

最初に分散50における風景画像“LightHouse”による強調結果の視覚評価を行う(図5.6). UM処理を施した画像(図5.6(b))においては画像のエッジ部の強調は良好であるが, 背景部か

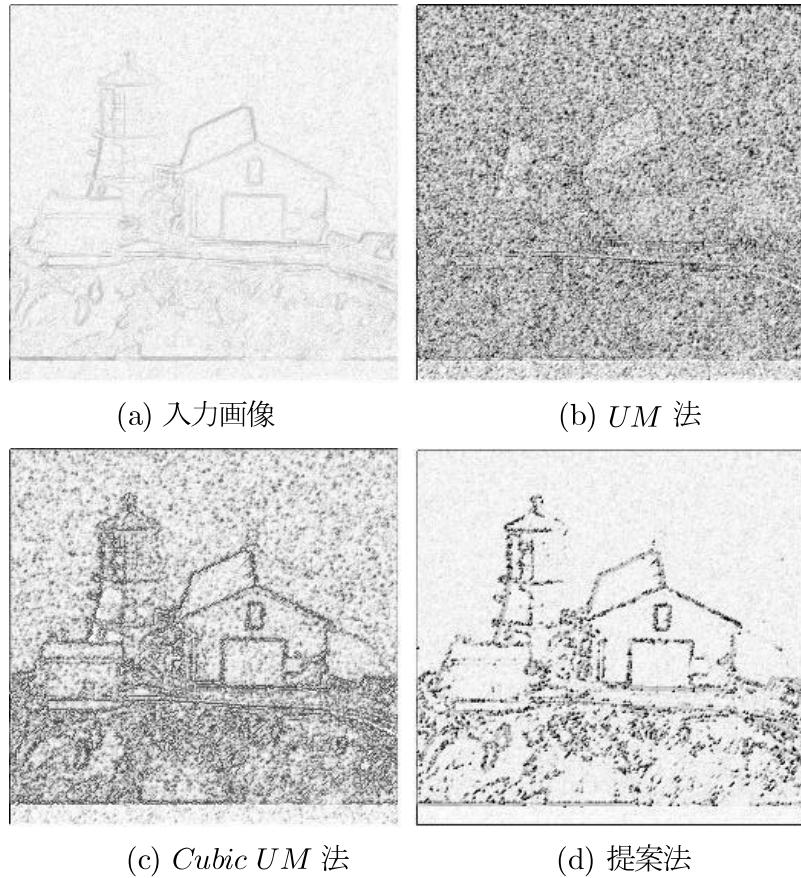


図 5.7: 画像強調処理例 “LightHouse” (エッジ抽出およびポジネガ反転画像, $\sigma_n^2 = 50$)

らわかるように、加法雑音も強調された画像となっている。Ramponi の方法は画像のエッジ部の強調を行い背景部の雑音は強調せずに処理前のままに保つことを目的とした処理であるものの、強調結果である図5.6(c)においては、加法雑音の強調を十分に抑えることができていないことが観察される。提案法の場合(図5.6(d))、画像エッジの強調は他の手法と同等かそれ以上に行われていると共に加法雑音の強調は十分に抑えられており、強調画像全体における雑音の強調は感じられない。しかしながら、エッジの強調が若干不均一に行われていることから視覚的にはやや難点が感じられる部分があるものの、原画像信号の急峻な変化成分のみを強調する目的は十分達成している。そのことをさらに明確化するために、それぞれの方法による強調画像に対して微分法によるエッジ検出[3]を行う(図5.7)。UM 処理によるエッジ検出画像(図5.7(b))は、処理対象画像のエッジ部が雑音の中に埋もれているのがわかる。また、Ramponi の手法によるエッジ検出画像(図5.7(c))は、UM 処理に比べて平坦部における雑音は比較的抑えられているものの、原画像のエッジ部を多く含む崖の部分(画像下半分)においてはエッジ部と雑音の区別が付かず、UM

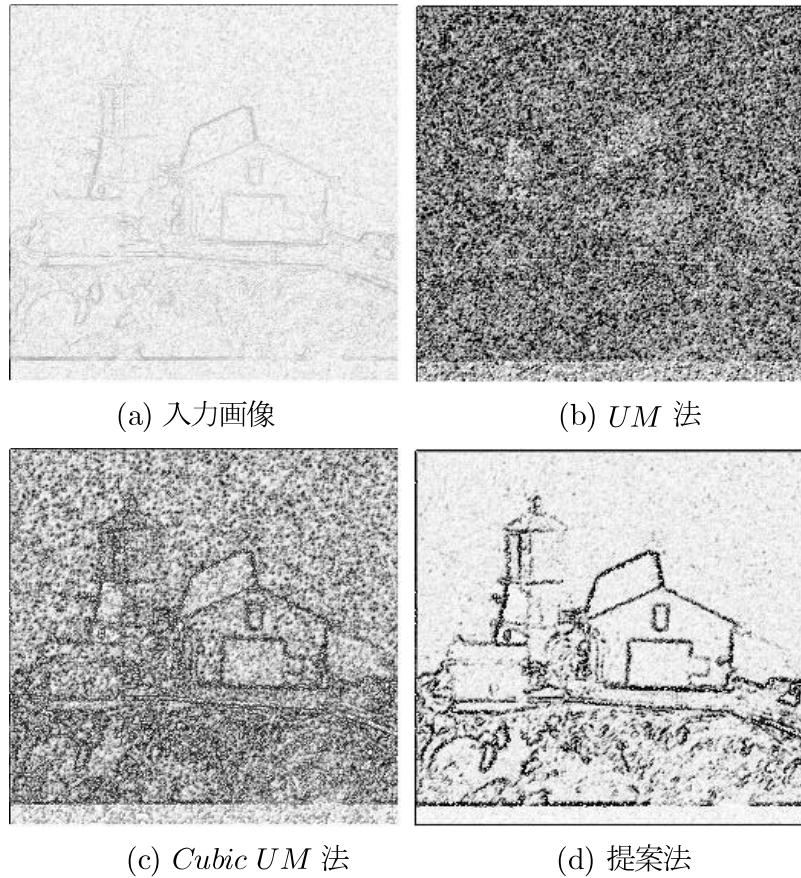


図 5.8: 画像強調処理例 “LightHouse” (エッジ抽出およびポジネガ反転画像, $\sigma_n^2 = 100$)

処理と同様雑音の中にエッジ信号が埋もれているのがわかる。提案法によるエッジ検出画像（図 5.7(d))は、平坦部においてもエッジ部においても雑音の強調は抑えられており、エッジのみが抽出されていることがわかる。

エッジ信号を雑音と分離して強調させることができ、雑音分散がある程度大きくなってしまっても可能かを検証するために、図 5.8に分散 100 における処理対象画像に対する強調結果からエッジ検出を行った結果を示す。提案法では、分散 50 の時よりはやや劣るもののエッジ部のみが強調されており、雑音の強調はほとんど無い。以上より、提案法が画像のエッジ部のみを効果的に強調できていることが理解される。

最後に 9 種の処理対象画像に対する強調結果を DV の値を基準とし BV の値を用いて評価を行う（表 5.3）。画像の種類、雑音の種類に関わらず提案法の BV 値が他の方法よりも十分小さく、提案法がエッジ強調を雑音の強調と分離して行える方法であることが理解される。

表 5.3: 画像強調結果 (数値評価)

σ_n^2	method	LightHouse		Lena		Boat	
		DV	BV	DV	BV	DV	BV
50	<i>Input Image</i>	103.1	129.4	74.4	73.1	100.9	89.0
	<i>UM</i>	1896.5	1621.3	1625.1	1528.6	1729.4	1743.4
	<i>Cubic UM</i>	1892.6	789.3	1613.1	729.0	1715.4	781.7
	<i>Proposed</i>	1889.4	514.2	1611.0	301.2	1716.7	473.5
100	<i>Input Image</i>	147.5	173.1	119.7	114.7	114.8	132.0
	<i>UM</i>	3762.1	3919.8	3322.7	3207.2	3521.5	3442.4
	<i>Cubic UM</i>	3783.8	2422.2	3301.1	2118.9	3563.4	2297.9
	<i>Proposed</i>	3751.2	867.3	3316.2	575.7	3515.6	841.2
200	<i>Input Image</i>	236.8	260.9	207.8	198.3	231.9	219.1
	<i>UM</i>	4740.8	4560.6	4504.1	4445.9	4825.5	4939.3
	<i>Cubic UM</i>	4734.8	3776.8	4528.9	3644.9	4860.4	4169.5
	<i>Proposed</i>	4752.4	1230.1	4485.0	1009.3	4816.9	1319.7

5.5 まとめ

本章では文献[51]の強調手法で用いられている高周波数成分情報とエッジ情報という2つの情報を利用し、この2つの情報を用いてファジー推論を構成することにより、雑音の影響を受けた画像においても局所ごとに強調の度合いを変化させることで、エッジのみを強調可能な新しい手法を示した。文献[51]の方法において雑音画像の強調（雑音は強調せず、画像エッジのみの強調を行う）に対し有効な2つの情報が与えられたが、それら2つの情報から適切な強調関数を示すには至っていなかった。提案法では、ファジールールの前件部変数にこの2つの情報を用い、推論結果を強調成分としてすることで、ファジー推論を介して適切な強調関数の導出を可能とした。この2つの情報に対するファジー集合の適切な設定を実験的に行い、また、そのファジー集合が画像の種類や加法雑音の分散の大きさにそれほど依存しないことを示した。提案法における強調結果が従来の*UM*処理および*Ramponi*の方法よりも、大幅に向上したことを種々の適用例から明らかにした。

第6章

ファジー推論を用いた信号細部変化を保存する補間手法

6 ファジー推論を用いた信号細部変化を保存する補間手法

6.1 緒言

与えられたディジタル画像サイズよりも高精細なディスプレイで画像を表示する場合や、ディジタル画像の一部を拡大表示する場合など、ディジタル画像の解像度向上処理が要求される。解像度を向上させる処理はこれまでには画素間に新たな画素を補間し画素数を増やすことにより行ってきた。代表的な補間方法としてはサンプリング定理に基づいた *sinc* 関数による補間を理想とした方法である線形補間、3 次畳込み補間等がある[53]。しかしながら、一般に自然画像は無限に高い周波数成分を持っていると考えられ、画像をディジタル化する際に高い周波数成分が失われてしまうため、サンプリング定理に基づいた補間法では失なわれてしまった高周波数成分を補間に復元することは不可能である。

そこで、サンプリング時に失われた高周波数成分の復元を伴う拡大法が提案されてきている[54, 55, 56]。文献[54]はラプラシアンピラミッド表現における各層の相関に着目し、低解像度ラプラシアン画像から未知の高解像度ラプラシアン画像を推定する方法である。文献[55]はウェーブレット変換で得られる各階層の成分間の相関を利用して高周波成分の推定を行う方法である。さらに、文献[56]は *DCT* を用いた *Gerchberg – Papoulis* の反復により失われた高周波数成分を復元しようとするものである。しかしながら、補間とは、追加すべき画素を周辺の画素から何らかの計算で得るものであり、被拡大対象画像の画素値は変化しない。それに対して、高周波数成分の復元を伴う拡大手法は全ての画素に対して演算が施され、被拡大対象画像の画素値もまた変化するため、拡大した画像にリングングなどが現れやすいことも事実であり、文献[54]や[56]においてもその指摘がなされている。

これに対して、文献[57]では 1 次元信号を対象に基本的には線形補間であるが、ステップエッジ状の不連続性を保存する補間手法を提案している。文献[57]の手法は信号列に対して低域通過フィルタとダウンサンプリング処理を施した信号（以下原信号）を拡大対象と考えており、補間する点から前 2 つの原信号と後 2 つの原信号のそれぞれから差分値を求め、差分値が小さい方の原信号を補間値として与えることで、ステップエッジ状の不連続な信号を保存しようとするものである。画像信号のもっとも視覚的に影響の強い輪郭部分の断面を観察すればその多くがステップエッジであることから、従来の *sinc* 関数に基づく補間よりもその補間結果は鮮明であり、かつ、計算量も線形補間と同等である。すなわち、エッジ成分のみに着目した高周波数成分の保存を行ったと言える。また、補間にに基づく方法であることからリングングが生じにくい利点も持つ。しかしながら、文献[57]の方法には以下の 2 つの問題点が挙げられる。

- 1) 高解像度化に際してステップエッジのみを着目しているに過ぎず、その他の細部信号等の高

解像度化に対する考慮がなされていないため、高周波数成分の保存は不十分である。

2) 基本的に 1 次元の補間法であるゆえ、その補間法を画像信号用に拡張する方法に問題点があり、サンプル格子点中央の補間精度が悪い。

本章では、文献[57]の 2 つの問題点を解決する補間法を提案する。

提案する補間法は文献[57]らの方法と同様に補間すべき点の前後の各 2 点間の差分情報を用い、2 つの差分値の絶対的な大きさとそれらの符号を合わせて考慮することにより、文献[57]の方法よりも優れた補間法を実現する。この 2 つの差分情報とエッジ信号や山形、谷形の細部信号等の関係付けが「一方が正方向に大きく、他方が負方向に大きい場合、山形または谷形のような細部信号である」「一方の絶対値が非常に小さく、他方の絶対値が大きい場合にはステップエッジのような不連続信号である」等のルール表現によって可能である[25, 30, 58, 59]。すなわち、エッジ信号のみならず、山形、谷形信号の検知に対してファジー推論化が容易になれる。ここでは、文献[57]の手法を改善したファジー推論を介した新しい補間方法を提案する[32]。上記の 2 つの問題点に対し、提案法ではどのように対処するかを説明する。

問題点 1) に対しては、ステップエッジ信号以外の高周波数成分として、従来の線形補間では補間不可能な山形、谷形信号の頂点を補間できる手法とする。

問題点 2) に対しては文献[57]の方法が 2 つの補間値を用いて格子点中央の補間値を求める間接的方法であったため、本章では原信号から直接的に補間値を求める方法とする[58, 59]。

文献[57]の方法を改善した提案する補間法は補間の立場をとることからリンクングが発生しにくく、かつ、高周波数成分の生成を伴うものである。本章では、提案法を文献[57]の方法や 3 次畳込み補間と数値評価、計算量、主観評価を用いて比較を行い、その有効性を明らかにする。

6.2 エッジ情報を保存した画像の補間手法

ここでは *Carrato* らが提案している 1 次元ディジタル信号を対象とするエッジ情報を考慮した補間（解像度向上）手法について簡単な説明を行う [57]。図6.1(A)に示すような不連続点の位置が異なる 2 つの典型的なエッジ信号列に対して低域通過フィルタを施した信号列を図6.1(B)に、ダウンサンプリング処理を施し解像度が低下した信号列を図6.1(C)に示す。ここでは図6.1(C)の信号、つまり、 b 点と c 点の間に補間を施すことを考える。理想的な補間が行われれば、図6.1(A)が再現されることになるが、従来の線形フィルタに基づく補間（線形補間や 3 次畳込み補間）では図6.1(D)に示すように、 b 点の信号値と c 点の信号値の中間的な値で補間値が決定してしまい、補間によりエッジ部分は“ボケ”たようになる。*Carrato* らは図6.1(C)における不連続点前後のそれぞれ 2 点、つまり、 a と b および c と d の差分値 $a - b$, $c - d$ に着目し、エッジ情報を保存する補間法を提案している。 $|a - b| < |c - d|$ の場合は b 点と c 点の間の補間値は b 点の値に、 $|a - b| > |c - d|$ の場合は b 点と c 点の間の補間値は c 点の値にそれぞれ補間することにより、エッジ情報を保存した補間が成し遂げられるというものである。この考え方を実現する方法として具体的に次のような補間法を示している。

$$f = u \cdot b + (1 - u) \cdot c \quad (6.1)$$

$$u = \frac{k \cdot (c - d)^2 + 1}{k \cdot ((a - b)^2 + (c - d)^2) + 2} \quad (6.2)$$

式(6.1)は b 点の値と c 点の値からその間の点の値 f を算出する計算式である。 b と c に対する荷重は u によって与えられるが、 u は式(6.2)で定義される。式(6.2)における k は定数で、 $k = 0$ とすれば常に $u = \frac{1}{2}$ となり単なる線形補間に、 k が大きくなれば、 $|a - b| < |c - d|$ のときは $f = b$ の値に、逆に $|a - b| > |c - d|$ のときは $f = c$ となりエッジを保存した補間を成し遂げる。ここで、式(6.2)の中で $a - b$ および $c - d$ のそれぞれの差分値を 2 乗することにより、2 つの差分信号値の相違を強調しようと試みている。

ステップ信号（図6.1）の形状は画像信号における最も視覚的に強いイメージを与える背景と物体（または人物）との境界部分等における断面の信号に相当する。そして、視覚的な観点からは背景と物体の境界部分の不連続性を保存して補間を行うことで“ボケ”を感じさせないことになり、その方法として文献[57]の方法は十分説得性が高い。さらに線形補間には保存できない他の細部信号パターンを保存できるのであれば、さらに補間精度は向上するであろう。

ある信号列において $|a - b| \approx |c - d|$ が成立立つとき、その補間値は式(6.1), (6.2)より b 点と c 点の平均値で決定される。しかしながら、図6.2(A), (B)に示すような細部変化を伴う信号列の場合も補間値は b 点と c 点の平均値となり、山形または谷形の頂点を補間により得ることが不可能である。逆に図6.2(C), (D)のパターンも $|a - b| \approx |c - d|$ であるが、線形補間で良い。すな

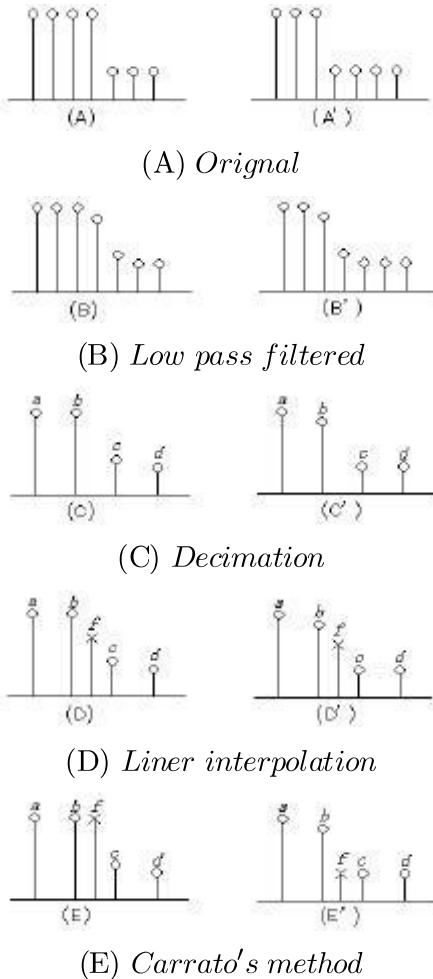


図 6.1: Carrato らの補間手法

わち、 $a - b$ と $c - d$ の絶対値だけではなく、それらの符号も考慮することにより図 6.2(A), (B) と (C), (D) の区別が可能となり、それらパターンの保存を考慮した補間が可能となろう。本章では、文献[57]の方法で示されたエッジ状の不連続性の保存と、さらに、山形、谷形信号の頂点を保存できる新しい補間法の提案を行う。

6.3 ファジー推論を用いた画像の補間手法

6.3.1 信号細部変化を考慮した補間手法

文献[57]の手法ではエッジ等の不連続な信号に対して従来の *sinc* 関数を用いた補間法と比べ、優れた性能を示すことが確認されている。しかしながら、この補間法は図 6.2のような細部パター

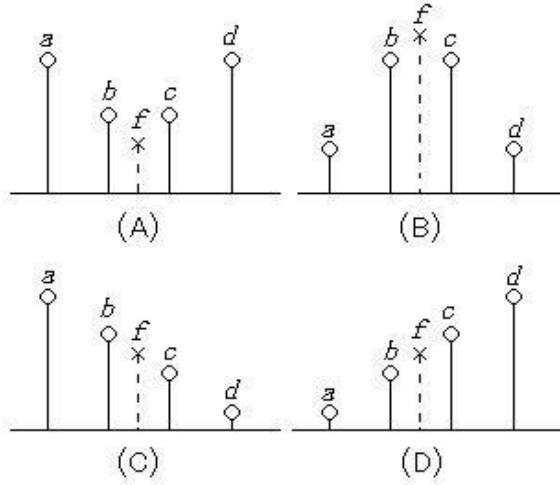


図 6.2: 提案法で新たに考慮する信号パターン

ンを保存することはできない。ここで信号中に多く存在する図6.2(A), (B) の細部パターンを正しく補間する方法を考える。ここで文献[57]の手法に加えて $a - b$, $c - d$ の差分値の符号を考慮する。これは、局所情報 $a - b$ および $c - d$ の符号を得ることで信号がどのような傾向を成しているかを判断するためである。具体的に $a - b$ が正, $c - d$ が負である場合、図6.2(A)の信号である可能性が強く、 $a - b$ が負、 $c - d$ が正である場合には図6.2(B)の信号である可能性が強いと考えられる。また、 $a - b$, $c - d$ が双方ともに同じ符号であり、その差分値がともに十分大きい値の場合は図6.2(C), (D) のような信号である可能性が強い。しかしながら、 $a - b$, $c - d$ のどちらもその値が小さく 2 つの差分量に差がある場合は、図6.1の不連続なエッジ信号である可能性が強いと考えられる。

ここで 2 つの差分情報を「 $(a - b)$ が正に大きく、かつ、 $(c - d)$ が負に大きい場合、山形の信号である」「 $(a - b)$ が負に大きく、かつ、 $(c - d)$ が正に大きい場合には谷形の信号である」というルール表現を行い、その表現から補間法を導く手段としてファジー推論を用いる。符号を考慮した $a - b$, $c - d$ の組み合わせは大きく 4 つ考えられ、また、差分値の大きさを考慮した組み合わせは大きく 2 つ考えられる。よって、各々の信号の場合分けを与えられた局所情報の符号とその大きさから行えばよい。そこで、 $a - b$ および $c - d$ の局所情報を前件部変数とし、補間値 f を後件部変数とするファジールールを表6.1のように設定し、ステップエッジおよび図6.2の 4 パターンの信号を保存する補間手法を構成する。

具体的なファジールールを

表 6.1: 提案法を実現するルールテーブル

$a - b$		$c - d$			
		<i>Small</i>		<i>Large</i>	
		$+ (PS)$	$- (NS)$	$+ (PL)$	$- (NL)$
<i>Small</i>	$+ (PS)$	$\frac{b+c}{2}$	$\frac{b+c}{2} - \lambda$	b	
	$- (NS)$	$\frac{b+c}{2} + \lambda$	$\frac{b+c}{2}$		
<i>Large</i>	$+ (PL)$	c		$\frac{b+c}{2}$	$\frac{b+c}{2} - \lambda$
	$- (NL)$			$\frac{b+c}{2} + \lambda$	$\frac{b+c}{2}$

$$\begin{aligned}
& \text{if } (a - b) \text{ is } A_p \text{ and } (c - d) \text{ is } B_q \\
& \text{then } f \text{ is } w_r
\end{aligned} \tag{6.3}$$

$(p = 1, \dots, P, q = 1, \dots, Q, r = 1, \dots, P \cdot Q)$

と与える。このファジールールにおける適合度は式 (6.4) で、補間値 f は非ファジー化手続きより式(6.5) により算出される。

$$\mu_r = \min\{\mu_{A_p}(a - b), \mu_{B_q}(c - d)\} \tag{6.4}$$

$$f = \frac{\sum_{r=1}^{P \cdot Q} \mu_r \cdot w_r}{\sum_{r=1}^{P \cdot Q} \mu_r} \tag{6.5}$$

ここで、 $\mu_{A_p}(a - b)$, $\mu_{B_q}(c - d)$ はファジー集合 A_p , B_q に対するメンバシップ関数である。各情報 $a - b$, $c - d$ に対するファジー集合は図 6.3 のように設定する。局所情報 $a - b$ の差分値の大きさと符号を考慮し、4つのファジー集合 $A_1 = \text{NegativeLarge}(NL)$, $A_2 = \text{NegativeSmall}(NS)$, $A_3 = \text{PositiveSmall}(PS)$, $A_4 = \text{PositiveLarge}(PL)$ を設定する。そしてこれらのファジー集合は2つのパラメータ $\{\alpha, \beta\}$ のみで定義する。また、局所情報 $c - d$ は $a - b$ と同じ性質を持っていることから、ファジー集合は局所情報 $a - b$ と共有する。ここで6つのファジー集合を用いてルール数を増加させた場合においても、その処理結果は4つのファジー集合の場合とほとんど差異が無いことを画像 *Lena* を用いた実験において確認している。

$a - b$ または $c - d$ のどちらかがその符号に関わりなく一方が *Large* で、かつ、一方が *Small* の場合には不連続なエッジ信号と想定され、 $a - b$ または $c - d$ のどちらかの差分値の小さな信号側の値（ここでは b 又は c ）を補間値として与える。この部分のルールは 6.2 で示す Carrato らの手法に準じている [58, 59]。 $a - b$ および $c - d$ が共に同じ符号であり、同程度の大きさの場合

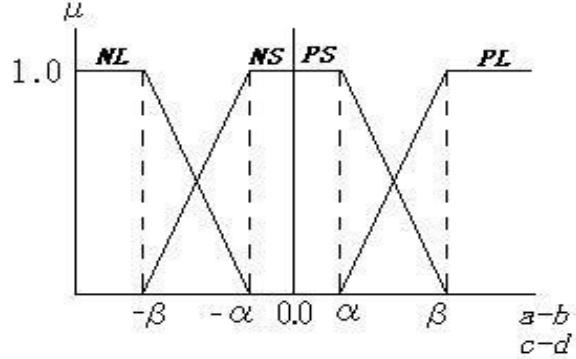


図 6.3: 提案法のファジー集合

図6.2(C), (D) の信号列が想定され, 線形補間 $\frac{b+c}{2}$ を与える. $a - b$ および $c - d$ の符号が互いに相反する場合には, 図6.2(A), (B)のような細部信号と想定され, 補間値は頂点を形成すると考えられる. 頂点は $a - b$ が正, $c - d$ が負のような信号の場合には $\frac{b+c}{2}$ に差分変化に応じた値 λ を増加させ, $a - b$ が負, $c - d$ が正の様な信号の場合には $\frac{b+c}{2}$ に差分変化に応じた値 λ を減少させる (図6.2(A), (B) 参照). 差分変化に応じた値 λ は $a - b$ または $c - d$ の傾きを考慮して決定され, ここでは勾配の大きな方向からの直線上に補間値を与えるものとする[3]. つまり, λ は以下のように算出される.

$$\lambda = \begin{cases} \frac{|a-b|}{2} & \text{if } |a-b| \geq |c-d| \\ \frac{|c-d|}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6.6)$$

$a - b$ と $c - d$ の符号と大きさを考慮して補間値を決定することにより, エッジの不連続と谷形, 山形信号の頂点を保存した補間が可能となった.

6.3.2 ファジー集合のパラメータのチューニング

提案するファジー推論に基づく補間法における 4 つのファジー集合 PS , NS , PL , NL のチューニングを行う. ファジー集合のチューニングは α と β の 2 つのパラメータのみで行われる. 提案する方法は 1 次元アルゴリズムであるが, 画像信号への適用を前提にしていることから, それらの値の適正化は画像 *Lena* (256×240 pixels, $0 - 255$ level) を用いて行う. 具体的には, まず画像 *Lena* に水平方向に次数 5 のガウシアンフィルタ処理を施す. 出力画像を行展開し, 1 次元信号化し, ダウンサンプリングすることで解像度 (サイズ) を $\frac{1}{2}$ に低下させてテスト信号を得る. その解像度を低下させたテスト信号から逆に元の解像度の信号を得るために補間処理を通じて提案法におけるファジー集合の α と β のチューニングを行う.

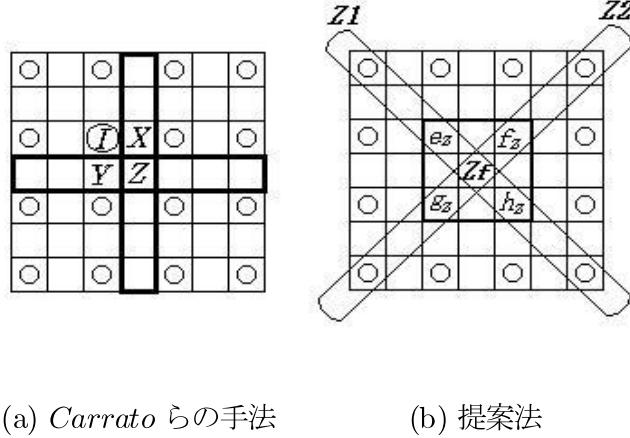


図 6.4: 補間法の画像信号への適用

α, β を種々変化させ、提案法により補間を行った結果を平均二乗誤差 (MSE) で評価した。その結果から、 $\alpha = 0 \sim 30, \beta = 10 \sim 90$ のパラメータ範囲で MSE が 90 程度で最低となった。次に、提案法における適切な α, β の値が信号の種類に対して依存するか否かを検討するために画像 *Boat* (256×256 pixels, $0 - 255$ level) から作成した 1 次元テスト信号を用い、上記と同じ方法でチューニングを行った。その結果、*Boat* の 1 次元化データに対する結果からも $\alpha = 0 \sim 20, \beta = 10 \sim 140$ の範囲で MSE が 78 程度と十分低下した。2 つの 1 次元化データを用いたチューニング結果から提案法におけるファジー集合を定義するパラメータ α, β は、処理対象信号の種類にそれほど依存せず、 $\alpha = 0, \beta = 50$ 程度に定めれば良いことになる。

6.3.3 1 次元信号補間手法の画像信号補間への適用法

6.2で説明した *Carrato* の手法[57]は 1 次元信号を対象にエッジ情報を保存した補間手法であるが、さらにその補間法を用いて 2 次元信号である画像の補間法についても述べている。その方法は図 6.4(a)に示されるように、水平、垂直方向に対しては 1 次元信号に対する補間法を適用し、格子点中央の値は水平および垂直方向の補間値(図 6.4(a)においては X と Y)の平均値として求めている($Z = \frac{X+Y}{2}$)。水平、垂直方向へ 1 次元信号用の補間法を用いることは問題ないが、格子点中央の値に関して処理対象画像の画素値を直接用いて算出するのではなく、間接的な算出となっていることから、その値の精度が低下することが予想される。

提案する方法では、この格子点中央に対する補間手法として処理対象画像の画素値を直接用いた手法とする[58, 59]。提案手法は、まず図 6.4(b)に示すように 6.3.1 による 1 次元信号の補間手法を用いて 2 方向からの補間値を求める。そこで、2 つの補間値に著しい差が生じる場合を考えられるが、1 方向からはエッジ信号だと判断され、もう 2 つの方向からは平坦な信号と判断され

る場合である。その場合は信号の連続性を尊重し、平坦であると判断される方向からの補間値を尊重するため、その荷重を処理点ごとに決定する。ここで処理点ごとに荷重の決定が可能なデータ依存型処理としてファジー推論を用いる[25, 26]。よって、このような考え方に基づき、図6.5における方向 Z_1 から求めた補間値 f_{z1} と方向 Z_2 から求めた補間値を f_{z2} を考慮した補間値を以下のファジールールにより算出する。

$$\begin{array}{ll} \text{if } |e_z - h_z| \text{ is } C_i \text{ and } |f_z - g_z| \text{ is } D_j \\ \text{then } z_f \text{ is } Y_l \\ (i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, l = 1, \dots, I \cdot J) \end{array} \quad (6.7)$$

ここでは、表6.2に示すルール ($I = J = 2$ の 4 ルール) を設定し、2つの前件部変数に対するファジー集合を図6.5のように定義した。 $|e_z - h_z|$ は方向 Z_1 の e_z と h_z の間の連続性を、 $|f_z - g_z|$ は方向 Z_2 の f_z と g_z の間の連続性をそれぞれ判断する数量である。

表 6.2: 格子点中央の補間のためのファジールール

$ e_z - h_z $	$ f_z - g_z $	
	Small	Large
Small	$\frac{f_{z1} + f_{z2}}{2}$	f_{z1}
Large	f_{z2}	$\frac{f_{z1} + f_{z2}}{2}$

2つの数量が共に小さい（両方向から平坦）または共に大きい（両方向からエッジ）場合は両方の補間値のいずれかが適切か判断できないことから2つの補間値の平均を Z_f の値とする。2つの数量のいずれかが大きく、いずれかが小さい場合は小さい方向から算出された結果を尊重するものである。

ファジー集合のパラメータのチューニングは図6.5中のパラメータ γ , δ のチューニングによってなされる。画像 *Lena* に 5×5 窓ガウシアンフィルタを施し、ダウンサンプリングし、水平、垂直ともに $\frac{1}{2}$ にした画像 (128×128 pixels) を作成し、その $\frac{1}{2}$ サイズの画像 *Lena* および *Boat* を補間によりそれぞれ元のサイズにもどす高解像度化（補間）処理を通じて2つのパラメータのチューニングを行う。なお、水平、垂直方向への補間、および、対角二方向の補間は提案法 ($\alpha = 0, \beta = 50$) を用いて行う。チューニングの際の評価は画像全体における補間画像と原画像との間の *MSE* で行う。2つのファジー集合を定義するパラメータ γ , δ を変化させ、それらパラメータの適切な範囲を探索した結果、画像 *Lena* に対しては $\gamma = 10 \sim 40$, $\delta = 40 \sim 70$ と、画像 *Boat* に対しては $\gamma = 0 \sim 40$, $\delta = 60 \sim 80$ となった。2つの結果には十分な共通範囲が含まれており、パラメータ γ , δ は処理対象画像信号の種類にそれほど依存せず、 $\gamma = 20$, $\delta = 60$ 程度に定めれば良いことになる。

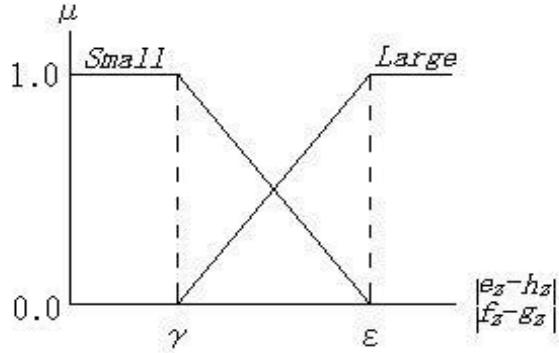


図 6.5: 格子点中央の補間のためのファジー集合

6.4 適用例

提案するファジー推論を用いた信号細部変化を保存した画像補間の有効性を実際の適用例から明らかにする。比較対象に用いる補間法は最近隣補間、線形補間、3次畳込み補間、*Carrato* らの方法である。本提案法は補間すべき点の前後 1 点、すなわち、2 点の荷重和で補間値を求める方法である。そこで、2 点を用いる補間の理想的なものとして最近隣補間値と線形補間値において理想信号に近い補間値を選択する実際には実現不可能な方法を与える、比較対象に加える (*Ideal* 補間と呼ぶ)。

適用例として与えられた画像からガウシアンフィルタ処理とダウンサンプリングを行うことによりサイズを小さくした画像へ各補間手法を適用する。つまり、元のサイズの画像へと戻す処理を行ったときは、理想信号が既知であるため、数値評価が行える。更に視覚評価は与えられた画像に各補間手法を適用し未知の拡大画像を作成し、それを用いて行う。

6.4.1 縮小画像からの拡大による性能評価

Lena, *Boat*, *LightHouse*(256×256 pixels, 0 – 255 level) の 3 画像に対して、水平、垂直方向ともに $\frac{1}{2}$ に解像度を低下させた画像を作成する (5×5 窓ガウシアンフィルタとダウンサンプリング)。3 つのサイズが小さくなった画像それに提案法と比較対象手法を併せて 6 つの補間法を適用し、元のサイズに戻った画像と原画像との *MSE* 評価を行う。そのとき、補間前後で不变な画素 (図 6.4(a) の $I : MSE - I$)、水平方向の補間で補間された画素 (図 6.4(a) の $X : MSE - x$)、垂直方向の補間で補間された画素 (図 6.4(a) の $Y : MSE - y$)、さらには、サンプル格子中央に補間された画素 (図 6.4(a) の $Z : MSE - z$) に分けた評価を並列して行う。なお、*Carrato* らの方法における式(6.2)の k は 6.3.2 に用いた画像 *Lena* の 1 次元信号を用いてチュー

ニングを行い、その結果からパラメータの値を $k = 0.0035$ とした。

表 6.3 から提案法は最近隣補間、線形補間、3 次畳込み補間、*Carrato* らの方法よりも 3 つの画像の全てに対して数値評価的に優れていることがわかる。特に、3 次畳込み補間よりも水平 ($MSE - x$)、垂直 ($MSE - y$)、格子点中央 ($MSE - z$) すべてにおいて優れていることに着目したい。このことは、線形的な補間手法では得られない、エッジの不連続性や山形、谷形信号の保存の効果が数値評価的にも明らかにされていることを意味する。文献[57]の補間ではエッジの不連続性を保存できるのにもかかわらず、水平 ($MSE - x$)、垂直 ($MSE - y$) の補間精度も 3 次畳込み補間より悪く、ステップエッジ状の不連続性の保存のみでは不十分であることがわかる。

6.1 で述べたように、本章で提案する方法は文献[57]の方法に対して明らかにした 2 つの問題点に対して改善を加えた方法である。2 つの問題点に対する改善がそれぞれ全体の性能向上にどれだけ貢献しているか明らかにするため、提案法において山形、谷形信号を保存するためのルールを省いた、すなわち、ステップエッジ状信号の保存のみを図るフィルタ (*Fuzzy1*) と水平、垂直方向に対する補間は提案法と同じとし格子点中央 ($MSE - z$) の補間を *Carrato* らの方法としたフィルタ (*Fuzzy2*) を比較対象に加えた。

表 6.3 において、 $MSE - x$ 、 $MSE - y$ に対する提案法の *Fuzzy1* に対する性能向上の度合から問題点 (1) に対する解決の効果が、 $MSE - z$ に対する提案法の *Fuzzy2* に対する性能向上の度合から問題点 (2) に対する解決の効果をそれぞれ測ることができる。どちらもその性能向上の度合いが高いことから問題点 (1) および (2) の解決策がともに提案法の性能向上に大きく貢献している。

提案法の有効性は実際に実現できない線形補間と最近隣補間の理想的な切り替えによる補間 (*Ideal* 補間) との比較からも確認できる。この理想的補間よりも *Lena*、*Boat* に関しては提案法が優位である。提案法は線形補間と特殊な非線形的な補間をファジー推論を介して切り替えているわけだが、その切り替えが理想的に行われていることが *Ideal* 補間との比較から理解される。

提案する補間法の特長を明確化するために、特に画像 *Lena* における水平方向の断面図の一部 (垂直 132 pixel、水平 134 × 147 pixel) の補間結果を図 6.6 に示す。図 6.6 の画像 *Lena* の断面図は垂直 132 ライン目であるから、すべてのデータが補間にによって与えられたものである。特に、偶数の pixel は格子点中心のデータである。図 6.6 から明らかなように、提案する手法は図 6.2(A), (B) の信号パターンを保存している。このことは特に図 6.6 における 138 pixel 目や 142 pixel 目で観察され、従来手法のみならず *Ideal* 補間画像でも理想信号に近い補間値を与えることはできていない。従来法でも比較的優れている 3 次畳込み補間は 1 次元信号において、1 つの補間値を算出するために補間点前後の 3 データずつ、あわせて 6 個の信号データを用いる方法であるが、山形、谷形の信号の復元は無理である。提案法は補間値を求めるためには補間点前後の 2 データずつ、あわせて 4 個の信号を用いているが、補間値の算出には補間点前後の 2 点のみしか用いていないものの、良好な結果を導き出している。

表 6.3: 補間処理結果 (数値結果)

<i>Lena</i>					
<i>Method</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE - I</i>	<i>MSE - x</i>	<i>MSE - y</i>	<i>MSE - z</i>
<i>Near</i>	188.6	103.3	209.7	159.0	282.2
<i>Liner</i>	127.9	103.3	129.9	126.3	152.0
<i>Cubic</i>	104.9	103.3	102.4	106.9	107.3
<i>Carrato</i>	114.5	103.3	105.4	95.0	154.4
<i>Proposed</i>	93.5	103.3	88.9	85.8	95.7
<i>Ideal</i>	95.1	103.3	93.7	87.4	95.9
<i>Fuzzy1</i>	101.5	103.3	105.3	95.0	101.7
<i>Fuzzy2</i>	104.8	103.3	88.9	85.8	141.4

<i>Boat</i>					
<i>Method</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE - I</i>	<i>MSE - x</i>	<i>MSE - y</i>	<i>MSE - z</i>
<i>Near</i>	188.6	83.3	209.7	159.0	282.2
<i>Liner</i>	109.6	83.3	118.9	100.6	135.5
<i>Cubic</i>	93.2	83.3	90.9	87.9	110.9
<i>Carrato</i>	103.9	83.3	97.3	87.6	147.3
<i>Proposed</i>	83.1	83.3	78.5	80.5	90.3
<i>Ideal</i>	86.5	83.3	85.9	79.9	96.7
<i>Fuzzy1</i>	91.2	83.3	97.2	87.6	96.5
<i>Fuzzy2</i>	93.0	83.3	78.5	80.5	129.9

<i>LightHouse</i>					
<i>Method</i>	<i>MSE</i>	<i>MSE - I</i>	<i>MSE - x</i>	<i>MSE - y</i>	<i>MSE - z</i>
<i>Near</i>	407.1	282.8	396.5	410.5	538.7
<i>Liner</i>	320.0	282.8	317.6	318.7	360.9
<i>Cubic</i>	284.8	282.8	287.9	270.5	298.1
<i>Carrato</i>	311.5	282.8	299.7	291.5	371.9
<i>Proposed</i>	276.6	282.8	279.5	249.3	294.9
<i>Ideal</i>	259.7	282.8	258.0	235.9	261.3
<i>Fuzzy1</i>	296.3	282.8	299.7	291.5	310.7
<i>Fuzzy2</i>	288.3	282.8	279.5	249.3	341.6

しかしながら、画像 *LightHouse* では提案法が *Ideal* 補間より劣っている。*LightHouse* の画像の中でさらに提案法と *Ideal* 補間の性能の差を検討してみると、上半分は同等であり下半分で *Ideal* 補間が優れていることがわかった。いま下半分の中の典型的な断面図の一部（垂直 221 pixel、水平 130 ~ 150 pixel）を図6.7 に示す。図6.7 の理想信号を見れば、ほぼ 1 画素ごとに上下に変化するジグザグ状の信号となっていることがわかる。本章で提案する方法において推定可能な山形、谷形信号の頂点は、図6.2 に示すようにその頂点の前後 2 点は単調に変化していることが条件となる。よって、図6.7 に示すジグザグ状の信号は提案法では推論できない。図6.7 からわかるように *Ideal* 補間と提案法ともに十分に推定できていない。共に有力な推定が成されないのであるから、最近隣補間値と線形補間値において理想信号に近い補間値を作為的に選択する方法に提案法が劣るのも無理ない。また、このような 1 画素ごとに上下に変化する信号は低解像度画像においては解像度の関係からその変化が無くなっているため、その推定は不可能である。

6.4.2 計算量の評価

提案法の計算時間を他の拡大手法の計算時間と比較する。計算機には IBM 製 *ThinkPad 600E* (2645-4BJ, CPU : Pentium-II Processor, 400MHz) を用いた。計算時間は 256 × 256 pixels の画像に対して処理する時間であり、各々の方法における結果を表6.4 に示す。

表 6.4: 処理時間結果

Method	Time (msec)
<i>Near</i>	6
<i>Liner</i>	20
<i>Cubic</i>	380
<i>Carrato</i>	24
<i>Proposed</i>	394

計算時間としては最近隣補間法、線形補間法が有利であることはいうまでもない。*Carrato* らの手法は線形補間を拡張した方法であることからも線形補間と計算量は同等である。3 次畳込み補間の計算量は線形補間にくらべて 19 倍程度要しているが、これは水平、垂直方向は補間点前後の計 6 データを用い、格子点中央の補間には補間点周囲の 48 データを用いて算出しており、多くのデータを用いて補間値を算出しているためである。提案法の計算量は *Carrato* らの手法の約 17 倍である。しかしながら、提案法の計算量は 3 次畳込み補間とほぼ同程度であり、その計算量が極端に多いわけではない。表 6.3 の補間処理結果と計算時間を併せ考えれば、提案法が有効な方法であると考えられる。

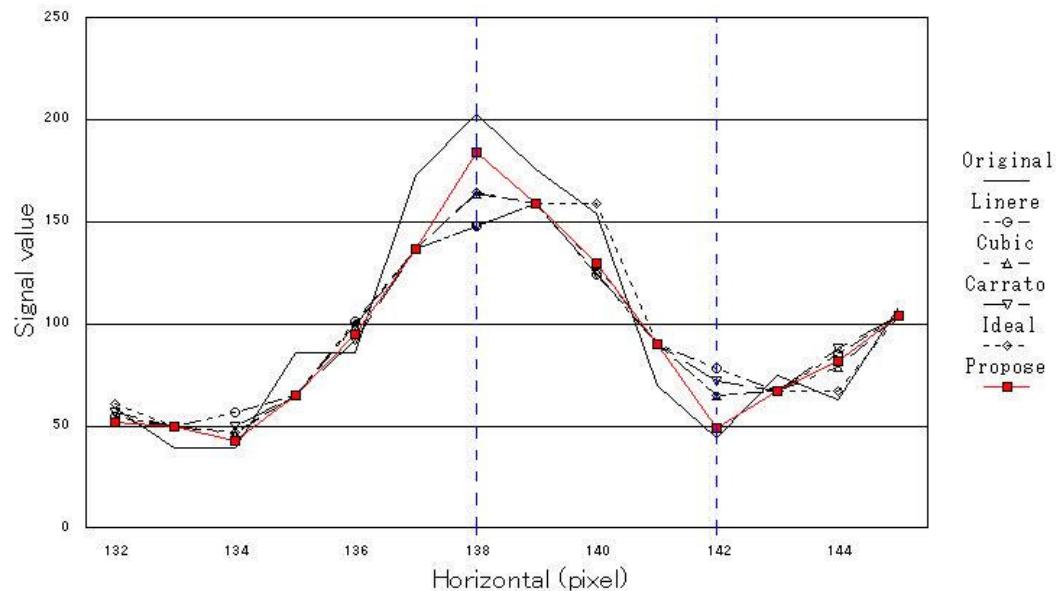


図 6.6: 各手法の補間結果の比較

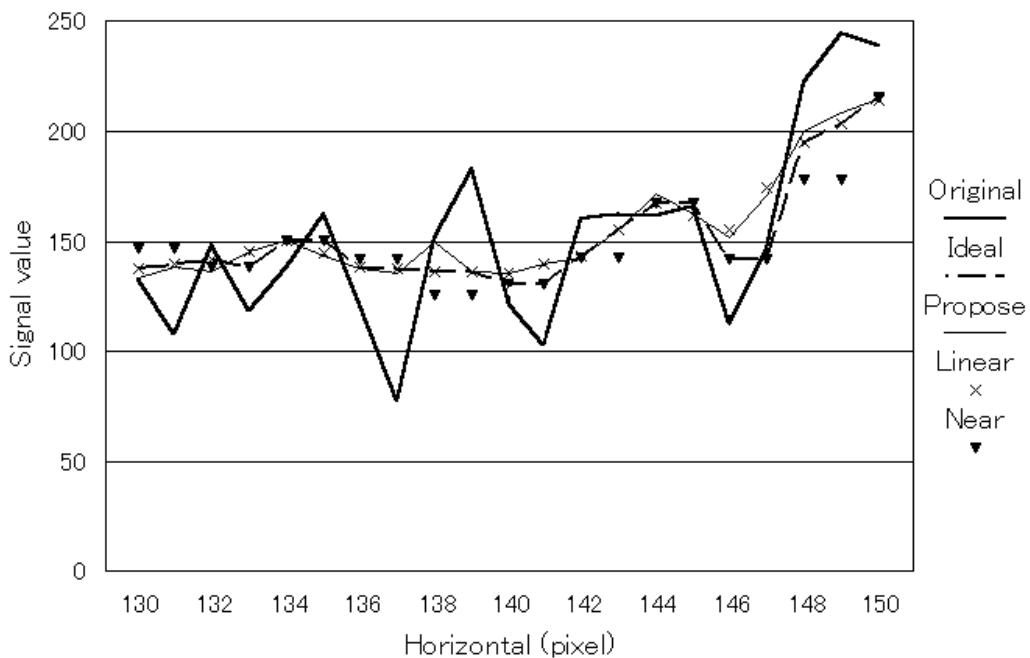


図 6.7: 提案法と Ideal 補間の比較

6.4.3 主観評価

6.4.1では各手法を数値評価するために縮小画像を作成し、元のサイズに戻す処理により評価を行ってきた。しかしながら、拡大処理は本来は未知の拡大画像を得ることが目的である。そこで、ここでは提案法と他の拡大手法を用いて自然画像を拡大し、それら画像の主観評価を行う。適用画像は *Lena*, *Boat*, *LightHouse* の一部を切り出した画像である（図6.8参照）。

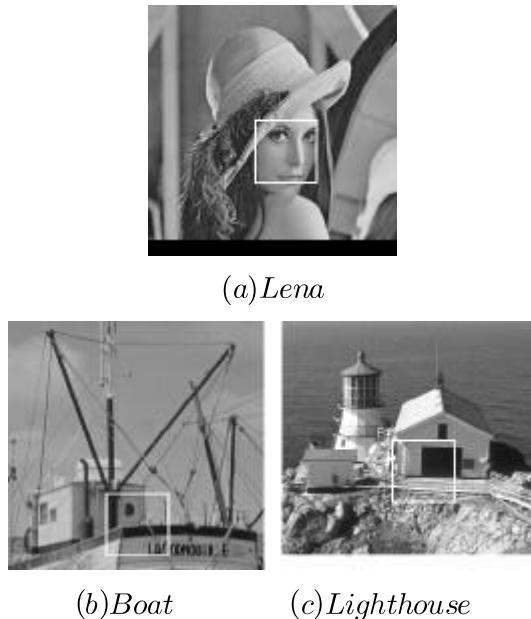


図 6.8: 画像の切り出し部分

適用画像に対して、提案法、*Carrato* らの手法、3 次畳込み補間、線形補間および最近隣補間の 5 つの方法でそれぞれ 4 倍（補間法による拡大手続きを 2 回適用）の拡大画像を作成した（図 6.9に *Lena* に対する拡大例を示す）。作成した拡大画像をコンピュータのディスプレイに表示させ、それぞれの画像に対する拡大方法は被験者には伏せた状態で、主観評価を大学 4 年生および大学院生あわせて 24 名によって行った。主観評価はディスプレイ上に示された 5 つの拡大画像に対して”鮮明な画像順”に順位をつけてもらうものである[60, 61]。得られた結果から各方法の平均順位を算出し、その結果を表6.5に示す。なお、拡大画像は未知であるが、自然画像をその対象としたため、拡大画像がどうあるべきか十分判断可能である。

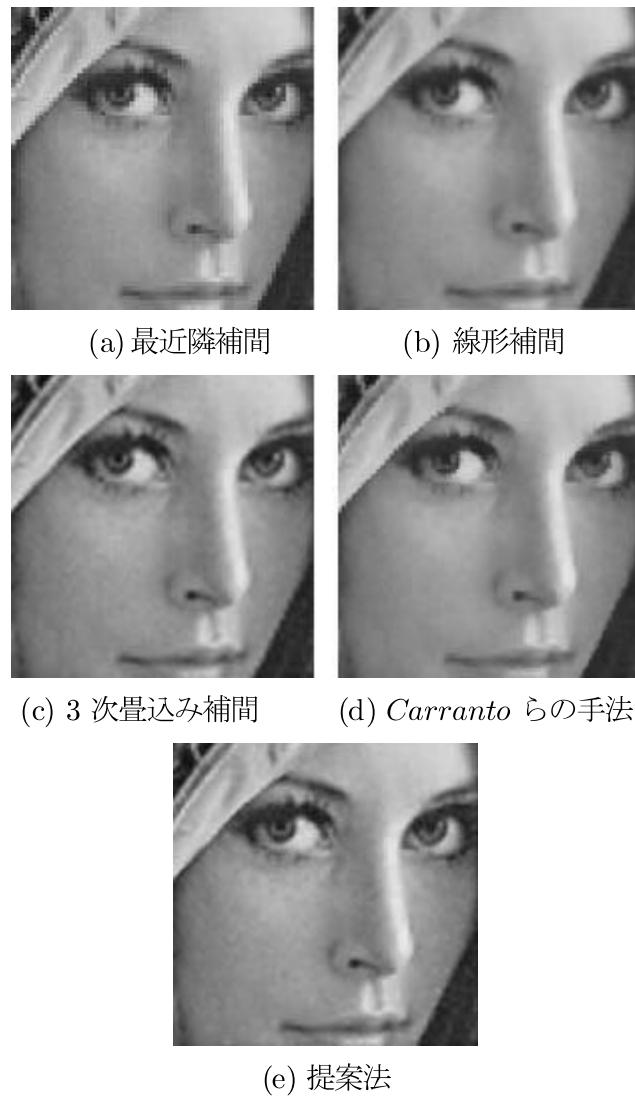
表6.5 の結果から、提案法が他の手法の拡大結果すべてに対してもっとも高順位になっていることがわかる。*Carrato* らのと手法と比較においても *Boat*, *LightHouse* では十分な差が認められ、さらに 3 次畳込み補間法との間においても提案法の優位性が認められる。

これらの結果は、解像度向上率を上げれば上げるほど顕著になる特徴である。本手法の本来の

表 6.5: 主観評価結果

<i>Method</i>	<i>Lena</i>	<i>Boat</i>	<i>Lighthouse</i>
<i>Near</i>	4.71	4.71	4.42
<i>Liner</i>	2.67	3.54	3.00
<i>Cubic</i>	2.96	2.25	2.38
<i>Carrato</i>	2.38	2.83	3.67
<i>Proposed</i>	2.29	1.67	1.54

目的は与えられた画像から未知の高解像度な画像を得ることにあることを考えると、その目的を達する手法となっている。

図 6.9: 主観評価に用いた画像群 (*Lena*)

6.5 まとめ

本章では、*Carrato* らが提案したエッジ信号を保存する手法[57]を拡張した。*Carrato* らの方法でも利用されている 2 つの差分情報をファジー推論を介することで関連づけ、エッジ信号のみならず、山形、谷形信号の頂点をも保存可能な補間手法を提案するに至った。そして、提案する手法により 3 次畳込み補間等の従来手法に比較して鮮明な補間画像が得られた。

本章で示した提案法では差分値から得られる局所情報に対して 4 つのファジー集合を設定するものだが、そのファジー集合の数の妥当性についても確認をしている。更に、水平・垂直方向における 1 次元の補間だけでなく、格子点中央の画素の補間についてもファジー推論を用いてその向上を図った。

第7章

結論

7 結論

本論文は画像信号における種々の処理に対しデータ依存型処理を実現するために、局所的な信号の性質、または、個々の信号の関係をファジー推論を用いルール表現する方法について論じた。従来の処理は線形シフト不变な処理であったため、非定常信号である自然画像に対する処理結果は満足な成果を得られるとは言い難かった。そこで、本論文では、画像の局所情報を考慮し処理形態を変化させるために、前件部変数を局所情報とし、推論結果をフィルタ係数、または、信号出力とするファジー推論による方法を提案した。そして、提案する種々の方法はそれぞれの処理形態において優れた性能を持つことを確認した。

2章、および、3章は複数の異なる情報を基に、処理点近傍の信号の性質をファジー推論によって推定し、その推定結果よりフィルタ係数が決定されるデータ依存型フィルタを実現した。2章ではファジールールの簡素化を可能とする方法を提案し、ルールの増加無しにガウス性雑音で劣化している画像の雑音除去性能が向上することを確認した。3章では新しい差分情報を用いたファジーフィルタを提案し、メジアン値を用いることなくガウス性雑音とインパルス性雑音で劣化した画像の復元性能が良好であることを確認した。

4章、および、5章は複数の機能をファジー推論によって結合し、信号の局所的な性質によって各々の機能の出力のバランスをとるデータ依存型処理を実現した。4章は雑音の分離とエッジの抽出を行なうことを可能とする処理を提案し、インパルス性雑音により劣化した画像からのエッジ抽出が良好であることを確認した。5章は雑音の抑制とエッジの強調を同時に行なうことを可能とする処理を提案し、ガウス性雑音により劣化した画像の強調処理が *Ramponi* らの手法[51]に比べて向上したことを確認した。

6章は画像信号の典型的なパターンをファジールール化し、画像信号の変化の特徴から新たな信号値を与える処理を実現した。ここでは、ステップエッジ信号や細部信号を保存した補間値を与える手法を提案し、視覚的に良好な高解像度化が成し得ることを確認した。

以上、本論文では局所情報をファジールール化することで、画像信号の性質に応じた適切なフィルタ係数の決定、または、信号の処理が可能であることを種々の適用例を通じて明らかにした。そして、ファジー集合のパラメータの設定の許容範囲が広範囲にわたり設定可能であることが示され、ロバスト性に優れていることが明らかとなった。

最後に、ファジー推論を用いた処理は本論文に示したものにとどまらず、多くの画像信号の処理に対し適用が可能であることを述べておく。

謝辞

本論文を書くにあたって、多くの方々のご指導、ご協力を得ることができた。ここに心からの感謝の意を表わす。

武藏工業大学 工学部 電子情報工学科 計測制御研究室 村田 裕 教授には、本論文へのご指導のみならず、あらゆる面においてご指導、叱咤いただき、筆者に研究者としての自覚をもたせていただいた。ここに心からの感謝の意を示す。

武藏工業大学 工学部 石川知雄 教授、小杉 信 教授、曾禰元隆 教授、桐蔭学園横浜大学 安居院 猛 教授には、本論文を書くにあたり貴重なご意見をいただいた。ここに心から感謝の意を示す。

武藏工業大学 工学部 電気電子工学科 信号処理研究室 田口 亮 教授には、研究の進め方、論文の書き方など、研究のあらゆる面においてご指導、ご指摘をいただいた。ここに心から感謝の意を示す。

日本アイ・ビー・エム株式会社 角田興俊氏、渋谷博巳氏、岡田啓一氏、田中赳夫氏、辻角精二氏、三輪洋一氏、井本直行氏には、研究と仕事との両立を計る上で色々とご理解をいただいた。ここに心から感謝の意を示す。

最後に、家族には、研究と論文を進める上で多くの協力と理解をいただき、筆者の大きな励みとなつた。ここに心から感謝の意を示す。

文 献

- [1] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley Publishing, Massachusetts, 1993
- [2] 電子情報通信学会編, "ディジタル信号処理ハンドブック", オーム社, 平5
- [3] A.Rosenfeld, "Digital Picture Processing", Academic Press, Inc, 1976
- [4] 安居院 猛, 中嶋正之, "画像情報処理", 森北出版, 1991
- [5] 高木幹雄, "デジタル画像処理技術の現状と動向", "最新のデジタル画像処理技術", pp.1-14, ミマツデータシステム, 昭62
- [6] 荒川 薫, 原島 博, "インテリジェント信号処理の現状と展望", 電子情報通信学会論文誌(A), vol.J78-A, No.2, pp.103-113, Feb., 1995
- [7] 原島 博, 荒川 薫, 藤井竜也, "非線形デジタルフィルタと信号処理", 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J71-A, No.2, pp.143-154, Feb., 1988
- [8] M.M Hadhoud, D.W.Thomas, "The two-dimensional adaptive LMS(TDLMS) algorithm", IEEE Trans. Circuits & Syst., vol.CAS-35, no.5, pp.485-494, May., 1988
- [9] M.Ohki, S.Hashiguchi, "Two-dimensional LMS adaptive filters", IEEE Trans. Consum. Electron., vol.CE-37, no.1, pp.66-73, Feb., 1991
- [10] 棟安実治, 上本栄治, 離元孝夫, "1次元RLSアルゴリズムに基づく2次元適応フィルタ", 電子情報通信学会論文誌(A), vol.J78-A, no.10, pp.1298-1305, Oct., 1995
- [11] B.Widrow, S.D.Stearns, "Adaptive Signal Processing", Prentice-Hall, 1985
- [12] 式部 幹訳, S.Hykin 著, "適応フィルタ入門", 現代工学社, 1987
- [13] 田口 亮, "信号復元を実現する適応信号処理—データ依存型フィルタ処理", 電子情報通信学会総合大会, 1995年秋 基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, pp.240-241, Sep., 1995

- [14] 河田 聰, 南 茂夫 編著, “科学計測のための画像データ処理”, CQ 出版, 1994
- [15] Lotfi.A.Zadeh, ”Fuzzy Sets and Applications”, JohnWiley & Sons. Inc., 1987
- [16] 菅野道夫, 向殿政男 監修, ”サデー・ファジー理論”, 日刊工業新聞社, 1992
- [17] 廣田 薫 編著, “ファジイ技術の実用化応用”, シュプリンガー・フェアラーク, 1992
- [18] 廣田 薫 他著, “ファジイシステム”, 計測自動制御学会, 平成2年
- [19] E.M.Petriu, G.Eatherley, “Fuzzy system in Instrumentation : Fuzzy control”, IEEE, Instrumentation/Measurement Technology Conference, IMTC/95,pp.2-5, 1995
- [20] 本多中二, 大里有生 監修, ”ファジイ工学入門”, 海文堂, 1989
- [21] 寺野寿朗 監修, ”実用ファジイ制御技術”, 電子情報通信学会, 1991
- [22] E.H.Mamdani, S.Assilian, ”An Experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller”, International Journal of Man-Machine Studies, 7, 1, pp1-13, 1975
- [23] 日本ファジー学会編, “ファジ制御”, 日刊工業新聞, 1993
- [24] K.Arakawa, Y.Arakawa, “Digital Signal Processing Using Fuzzy Clustering”, IEEE Trans., Special Issue on Hakone Digital Signal Processing Symposium, Vol.E 74, pp.3554-3558, No.11, Nov.,1991
- [25] 高島広憲, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー制御測を用いたエッジ保存型非線形フィルタの提案”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J77-A, No.6, pp.827-836, Jun.,1994
- [26] 高島広憲, 田口 亮, 村田 裕, “局所統計量を考慮した最適チューニング可能なファジー フィルタの提案”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J78-A, No.2, pp.141-150, Feb.,1995
- [27] 木村誠聰, 浜田悟史, 田口 亮, 村田 裕, “ELSE ルールを加えたファジィフィルタ”, 電子 情報通信学会論文誌(A), Vol.J79-A, No.2, pp.1649-1651, Sep.,1996
- [28] 木村誠聰, 田口 亮, 濱田 敬, 村田 裕, “混合雑音重畠画像復元のためのファジィフィルタ の提案”, 電子情報通信学会 技術報告, DSP98-28, May., 1998
- [29] 雛元孝夫, 浜田 望 編著, “2次元信号と画像処理”, コロナ社, 1996
- [30] 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, ”ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出法”, 電子 情報通信学会論文誌(A), vol.J80-A, No.9, pp.1490-1498, Sep.,1997

- [31] 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, "ファジー推論を用いた雑音が重畠された画像の強調に関する一手法", 電子情報通信学会論文誌 (A) , vol.J81-A, No.9, pp.1247-1256, Sep.,1998
- [32] 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, "ファジールールに基づく信号細部変化を保存する補間手法", 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J83-A, No.9, pp.1099-1108, Sep.,2000
- [33] A.Taguchi, H.Takashima, F.Russo, "Data Dependent Filtering Using the Fuzzy Interface", in Proc.1995,Instrumentation/Measurement Tecnology Conference, Waltham, MA, USA, pp.752-756, Apr.,1995
- [34] Pitas I. and Venetsanopoulos A.N, "Nonlinear Digital Filters", Kluwer Academic Publishes, 1990
- [35] 原島 博, 小田島 薫, 鹿喰義明, 宮川 洋, " ϵ -非線形ディジタルフィルタとその応用", 電子情報通信学会論文誌 (A) , Vol.J65-A, No.4, pp.297-304, Apr.,1982.
- [36] Y.H.Lee, S.A.Kassam, "Generalized median filtering and related non-linear filtering techniques", IEEE Trans.Acoust., Speech & Signal Process., vol.ASSP-33, no.3, pp.672-683, June 1987.
- [37] Lee J., "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics", IEEE Tran. Patern Analysiys and Machine Intelligence PAMI-2, 2, pp165-168, 1980
- [38] A.Taguchi, H.Takashima, Y.Murata, "Fuzzy filters for image smoothing", SPIE, Vol.2180, NonLinear Image Processing V, pp.332-339, 1994
- [39] K.Arakawa, Y.Arakawa, "Digital signal processing using fuzzy clustering for nonstationary signals", Proceedings IFES'91, 2, pp.878-888, 1991
- [40] 市橋秀友, 渡辺俊彦, "簡略ファジー推論を用いたファジィモデルによる学習型制御", 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.3,pp.429-437, 1990
- [41] 野村博義, 林 勲, 若見 昇, "デルタルールによるファジー推論の自動チューニング手法と傷害物回避への応用", 日本ファジー学会誌, Vol.4, No.2, pp.379-388,1992
- [42] F.Russo, G.Ramponi, "Nonlinear fuzzy operators for image processing", Signal Processing,vol.38,pp.429-440, Aug.,1995
- [43] 濱田 敬, 田口 亮, 木村誠聰, "ファジー推論を用いた混合雑音が重畠したカラー画像の復元手法", 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J83-A, No.1, pp.106-116, Jan., 2000

- [44] 宮沢智司, 江島俊朗, “ソートマッチングを用いたエッジ抽出法”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J71-A, No.12, pp.2226-2228, Dec., 1988
- [45] 森 俊二, 板倉梅子, “画像認識の基礎 [II]”, オーム社, pp.95-134, 1990
- [46] 手塚慶一, 北橋忠宏, 小川秀夫, ”ディジタル画像処理工学”, 日刊工業新聞社, 1985
- [47] E.R.Dougherty, ”An Introduction to Morphological Image Processing”, SPIE Press, Vol.TT9, 1992.
- [48] 大津展之, “最小値フィルタを利用した2値化のしきい値選択法”, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol.J63-D, No.4, pp.349-356, Apr., 1980
- [49] E.R.Dougherty, J.Astola, “An introduction to nonlinear image processing”, SPIE Press , Vol.TT16, 1994
- [50] 石井宏明, 木村誠聰, 曽禰元隆, 田口亮, “ファジー推論を用いた混合雑音重畠画像からのエッジ検出”, 電子情報通信学会誌(A), Vol.J81-A, No.8, pp.1103-1115, Aug., 1998
- [51] G.Ramponi, “A Simple Cubic Operator for Sharpening an Image”, Proc.IEEE Workshop on Nonlinear signal and Image Processing, pp.963-966, 1994
- [52] A.Vanxo, G.Ramponi, G.I.Sicuranza, “An Image Enhancement Technique Using Polynomial Filters”, Proc.First IEEE Intren.Conf. on Image Processing., ICIP-94, Austin(TX), Nov.13-16, 1994
- [53] 高木幹雄, 下田陽久 監修, ”画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会, pp.441-444, 1991
- [54] 関和大介, 田口 亮, 村田 裕, ”ニューラルネットワークを用いたラプラシアンピラミッドに基づくディジタル画像の拡大”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J80-A, No.9, pp.1499-1508, Sep., 1998
- [55] 田中 章, 今井英幸, 宮越政明, 伊達惇, “多重解像度解析を用いたディジタル画像の拡大”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J79-D-II, No.5, pp.819-825, May., 1996
- [56] 新堀英二, 高木幹雄, “DCT を用いた Gerchberg-Papoulis の反復法を適用した高画質画像の拡大”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J76-D-II, No.9, pp.1932-1940, Sep., 1993.
- [57] S.Carrato, G.Ramponi, S.Marsi, ”A Simple Edge-Sensitive Image Interpolation Filter”, IEEE, International Conf. on Image Processing, pp.711-714, Sep., 1996

- [58] 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いたディジタル画像の拡大に関する一手法”, 電子情報通信学会, 第13回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.255-260, Nov., 1998
- [59] 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジールールに基づく信号細部変化を保存する補間手法”, 電子情報通信学会, 第14回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.520-526, Nov., 1999
- [60] 田中良久, “心理学的測定法”, 東京大学出版会
- [61] 宮川洋 監修, “テレビジョン画像の評価技術”, テレビジョン学会編, コロナ社

研究業績一覧

• 学術論文

1. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ELSE ルールを加えたファジィーフィルター”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J79-A, No.9, pp.1649-1651, Sep., 1996. (研究速報)
2. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出法”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J80-A, No.9, pp.1490-1498, Sep., 1997.
3. 石井宏明, 木村誠聰, 曽禰元隆, 田口 亮, “ファジー推論を用いた混合雑音重畳画像からのエッジ検出”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J81-A, No.8, pp.1103-1115, Aug., 1998.
4. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音が重畳された画像の強調に関する一手法”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J81-A, No.9, pp.1247-1256, Sep., 1998.
5. 濱田 敬, 田口 亮, 木村誠聰, “ファジー推論を用いた混合雑音が重畳したカラー画像の復元手法”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J83-A, No.1, pp.106-116, Jan., 2000.
6. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジールールに基づく信号細部変化を保存する補間手法”, 電子情報通信学会論文誌(A), Vol.J83-A, No.9, pp.1099-1108, Sep., 2000.

• 研究会・シンポジウム・講演大会・国際会議発表

1. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジィーフィルタによる雑音の影響下にある画像のエッジ抽出法”, 電子情報通信学会, 第10回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.407-412, Nov., 1995.
2. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出法”, 電子情報通信学会, 1996年春総合大会講演論文集, 基礎・境界, Mar., 1996.
3. Akira Taguchi, Tomoaki Kimura, “Data-dependent filtering based on IF-THEN rules ELSE rule”, EUSIPCO-96, VIII European Signal Processing Conference [1996/Sep/10-13] (Trieste, Italy), Volume III, pp.1713-1716, Sep., 1996.
4. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音画像からのエッジ抽出法”, 電子情報通信学会, 第11回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.175-180, Nov., 1996.
5. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音が重畳された画像の強調に関する一手法”, 電子情報通信学会, 1997年秋総合大会講演論文集, 基礎・境界, Sep., 1997.

6. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いた雑音が重畠された画像の強調に関する一手法”, 電子情報通信学会, 第12回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.515-520, Nov., 1997.
7. Akira Taguchi, **Tomoaki Kimura**, Mitsuhiro Meguro, “Sharpening a noisy image by using fuzzy rules”, IS&T / SPIE 's Symposium [1998/Jan/28-29] (San Jose), Nonlinear Image Processing IX, Volume 3304, pp.144-152, Jan., 1998.
8. 木村誠聰, 田口 亮, 濱田 敬, 村田 裕, “混合雑音重畠画像復元のためのファジーフィルタの提案”, 電子情報通信学会技術報告, DSP98-28(1998-05), pp.25-31, May., 1998
9. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジー推論を用いたディジタル画像の拡大に関する一手法”, 電子情報通信学会, 第13回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.175-180, Nov., 1998.
10. Akira Taguchi, Kohichi Mochiki, Yutaka Murata, **Tomoaki Kimura**, “An Enhancement Method of Low S/N Neutron Image by Using Fuzzy Techniques”, The Sixth World Conference on Neutron Radiography [1999/May/17-21] (Osaka)
11. 木村誠聰, 田口 亮, 村田 裕, “ファジールールに基づく信号細部変化を保存する補間手法”, 電子情報通信学会, 第14回ディジタル信号処理シンポジウム講演論文集, pp.520-526, Nov., 1999.
12. **Tomoaki Kimura**, Akira Taguchi, “An Edge/Detail Preserving Image Interpolation Method by Using Fuzzy Technique”, The Society of Signal Processing Applications and Technology, The 2nd International workshop on SPAT2000, pp., Oct., 2000