

画像の局所的構造に着目した デジタル画像拡大の研究

平成 30 年度

神奈川工科大学

小林 恵太

目次

第1章	序論	1
第2章	ハーフピクセルを用いた画像の任意拡大	11
2.1	諸言	12
2.2	ファジー推論によるハーフピクセルの生成	14
2.3	ハーフピクセルを用いた画像の任意拡大法	24
2.4	適用例	26
2.4.1	実験的手法によるファジー推論のパラメータ推定	27
2.4.2	PSNRによる数値評価	30
2.4.3	SSIMによる数値評価	35
2.4.4	画像への適用例	40
2.5	まとめ	49
第3章	画像の細線の再現向上を考慮するハーフピクセル生成手法の改良の検討	50
3.1	諸言	51
3.2	細線を構成する信号を考慮したハーフピクセル生成	53
3.3	山型・谷型信号における λ 値を考慮したハーフピクセル生成手法	57
3.4	適用結果	62
3.4.1	数値評価	64
3.4.2	主観評価	70
3.5	まとめ	75
第4章	ハーフピクセルを用いたカラー画像の任意拡大	76
4.1	諸言	77
4.2	ハーフピクセルを利用したカラー画像の任意拡大	79
4.3	適用結果	82
4.3.1	数値評価	82
4.3.2	画像への適用例	87
4.4	まとめ	93
第5章	PDEを用いた雑音の重畳したカラー画像の拡大	94
5.1	諸言	95
5.2	PDE正則化を用いた符号化歪みの抑制を考慮した画像の拡大	97
5.3	従来法によるPDE正則化と画像の拡大	99
5.3.1	PDE正則化の原理	99
5.3.2	欠損画素の固有ベクトルの算出	101
5.4	提案する新たなPDEを用いた拡大手法	103
5.4.1	欠損画素の固有ベクトルの算出処理の改良	103

5.4.2	レンジフィルタの導入	104
5.4.3	領域分割に基づく平滑化の適応制御	105
5.5	実験による実証	107
5.6	まとめ	116
第6章	結論	117
参考文献		121

第 1 章

序論

近年、デジタルカメラやインターネット、スマートフォンなどの普及により画像はアナログの情報ではなくデジタルでの情報として扱われることが多くなっている。画像をデジタルで取り扱うことで、画像に重畳してしまった雑音の除去や画像に含まれるエッジの抽出、画像の補間、鮮鋭化などをコンピュータによって行い、画像の画質の改善や画像に存在するオブジェクトの輪郭線などの特徴の抽出、画像を大きく拡大するといった処理ができるようになっている[1.1]。これらの処理はデジタル画像処理と呼ばれ、出荷する製品の外観検査や光学文字認識、デジタルカメラのズーム機能など様々な場所で利用されている[1.2]。またインターネットや機器同士の通信などにおけるデータのやり取りでは、ネットワークの通信速度やストレージ内の記憶容量の削減を行うためにデータの圧縮を行う場合があり、インターネット上では静止画像のデータ圧縮処理として JPEG (Joint Photographic Experts Group) が広く用いられている[1.3]。輪郭抽出や画像拡大、データ圧縮などの画像処理では、周波数領域や空間領域での処理[1.4]、または線形処理・非線形処理[1.5]、画像の変換や符号化[1.6]など様々な処理が存在する[1.7]。

デジタル画像処理の一例として画像を拡大する処理について述べたが、近年のカメラやディスプレイの高解像度化に伴い、高精細な映像コンテンツが登場したことにより画像の拡大処理は重要な処理の一つとなっている。例えばハイビジョンの映像コンテンツは 1280 画素×720 画素の解像度を持っているが[1.8]、これを 4K (3840 画素×2160 画素) といった高い解像度を持つ表示機器へ対応しようと考えたとき、そのままの解像度で表示してしまうと画面に対して 9 分の 1 の画素数での表示となってしまいコンテンツが見えづらいなどの問題点が存在する。このため、画像を高い解像度で表示できるように不足している画素を補う必要がある。このようなとき、デジタル信号処理で画像拡大の処理を施すことにより不足する画素を補うことで、解像度の低い過去のコンテンツを現在の高精細な表示機器に映し出すことが可能となる[1.8]。また映像以外にもインターネットの上の画像を高精細で閲覧したい場合に拡大処理が施される[1.9]。この様に映像や画像を拡大する処

理は良く用いられており，拡大処理も種々の手法が存在している[1.10] [1.11] [1.12]．例えば，画像の拡大処理には①ニューラルネットワークなどを用いる学習が必要な手法[1.10]，②複数枚の画像が必要となる手法[1.11]，③一枚の画像から拡大を行う手法[1.12]の大きく三つに分類される．①の学習が必要な手法は事前に学習した高解像度の画像のパッチ(patch)と低解像度の画像のパッチの組み合わせを保存した辞書を用いて低解像度の画像で欠損している高周波数成分を復元することができる．しかしながら，①の手法には学習に多くの枚数の画像が必要であり，また学習をするにあたり時間がかかってしまうという点に加え，拡大を行う際に事前に学習を行った膨大な辞書データが必要となるといった問題がある[1.11]．②の複数枚の画像が必要な処理では，同じ場面を写した複数の画像の画素値にそれぞれの画像には存在しない画素値が存在することを利用して画像の位置合わせを行い，それぞれに不足している位置の画素値を組み合わせることで高周波数成分を復元する．しかしながら，この②の手法では同じ場面を映した画像が複数枚必要となるため，もともと一枚しか存在しないような画像には適用することができない．③の拡大手法では一枚の画像から拡大を行うため，その画像のデータのみから拡大後の画素値の推定を行う必要があり，事前に他の画像を用いて学習を行っている①の手法や同じ場面の存在しない画素を複数枚の画像を利用することで組み合わせて拡大する②の手法と比べ，高周波数成分の再現の部分で劣る．しかしながら，③の手法では画像が一枚あれば拡大を行うことができ，また学習の必要や複数枚画像の位置合わせなどを行う必要がないため，①，②の手法と比べて比較的簡単な処理で拡大を行うことが可能であるという利点も存在する．さらに処理が簡単であるため高速処理が可能である点，また処理のハードウェア化に向いているなどの利点も存在する．例えば，①の手法では参考として1000万枚の画像を学習する際に，16台の計算機を用いて17時間かかるという結果が報告されている[1.13]．また学習済みのネットワークでも画像処理に用いる際には複数の畳み込み層とプーリング層が必要であり，かつ全結合層も必要となり，①の処理と比べたとき処理が煩雑になる[1.14]．さらに，②の

手法では、③の手法に比べ、複数枚画像を保持するためのメモリを用意しなければならない。よって一枚の画像からの拡大処理は工業的にも利点が多く、多くの研究がなされている[1.12] [1.15]。しかしながら、前述のように高周波数成分の再現では劣るため、高周波数成分の推定の性能を改善することが必要となる。そこで本論文では③の一枚の画像から拡大を行うことを目的に、高周波数成分を推定しつつ、画像を高解像度化する手法について論ずる。

画像は無雑音、無圧縮のものに限らず、例えばインターネット上に存在しているような画像ではストレージや通信路の帯域を圧迫しないように JPEG に代表される圧縮アルゴリズムによって圧縮されている場合が殆どである[1.16]。よく用いられる JPEG は非可逆圧縮であり、高周波数成分を取り除くことでデータを圧縮している[1.16]。特に高圧縮率の画像では圧縮時に 8×8 のブロックに分割して圧縮を行うために表れるブロック歪みや高周波数成分を取り除くことによって発生するモスキートノイズなどの符号化歪みが発生してしまい、画像の主観的な画質を著しく損なってしまう。この際、画像をそのまま雑音や歪みを考慮していない手法によって拡大してしまうと、符号化歪みがより視認しやすくなってしまうという問題が存在する。この符号化歪みは画像に対してより高い周波数成分が混在することになるため、符号化歪みが存在する画像を拡大するには単に高周波数成分を保存・推定する拡大処理の手法では無理が生ずることになる[1.17]。本論文ではこの符号化歪みに対して視覚的に問題が生じないように拡大処理を行うことも目的の一つとなる。

これまでの拡大処理について述べてきたように画像一枚からの代表的な拡大処理手法として補間法が挙げられる[1.18]。補間法にも種々の手法が存在するが、これらの補間法は基本的に画像信号に雑音や符号化歪みが存在していないことが前提となっている。補間法の一般的な手法として、最近隣補間法、線形補間法、sinc 関数を基本にした三次畳み込み補間法が主に用いられる[1.19]。しかしながら、これらの手法は拡大後の画像の輪郭部や細部といった高周波数成分が存在する部分においてボケが生じてしまうという問題が存在する

[1.20]. この問題はこれらの手法が高周波数成分を復元することが出来ないために生じるため、拡大時に画像はボケたように見える。画像信号は大局的に見れば平坦部・エッジ部・細部などの信号の集まり、すなわち非定常な信号で構成されており、これらの手法で補間を行うと高周波数成分が推定することができないことが知られている[1.20]。そこで高周波数成分を推定しつつ拡大を行う手法として非線形なデータ依存型処理であるファジー推論を用いた手法が提案されている[1.20]。このファジー推論を用いた手法では大局的には非定常な信号の集まりである画像信号が、輝度情報で局所的に見たときにどのような形状であるかを判別することで、エッジや谷型、山型信号といった局所的な形状に合わせた高周波数成分を推定しながら補間を行うことが可能となっている。しかしながら、文献[1.20]の手法は2倍拡大時には問題ないものの、任意倍率の拡大時に原画素による格子点内の補間値を推定する際に高周波数成分をうまく推定できないという問題が存在する[1.21]。つまり sinc 関数を基本とする拡大処理および文献[1.21]のファジー推論を用いた処理は原画素のみを用いるため、任意倍率の拡大時における格子点内の補間値の推定は粗いものとなる。そこで推定値の精度をさらに高めるためには原点のみを用いるのではなく、非常に高い精度で推定された画素を含むことができれば格子点内の補間値の推定時に高周波数成分が推定できるものと考えられる。つまり格子点内の高周波数成分を推定するために、原画像の画素と画素の間に高周波数成分を保持する画素（以後、ハーフピクセルと呼ぶ）を生成させ、原画素とハーフピクセルを用いて任意の倍率に合わせた補間する場所の画素値の計算を行うことが出来れば、より高い精度での画像の拡大が可能であると考えられる。本論文ではこのハーフピクセルの推定に局所的な画像信号の形状に合わせたデータ依存型処理を用いる。その結果、雑音や符号化歪みが重畳していない画像の任意倍率の拡大および高周波数成分の推定を行うことが可能になり、拡大を行った際に高精細な画像を生成することが期待される。また提案法では前述した①および②の方法と比べ、1枚の画像の局所領域における畳み込みとファジー推論の処理で計算が済むため処理の構造的に簡単であり計算量も少な

く済むと考えられる。また処理のハードウェア化を行うにあたり、①の手法の場合にはネットワーク構造の変化に弱く、パラメータに修正が入った場合はすぐに対応できない[1.22]。提案法ではファジー推論を用いており、ロバスト性が高い処理であるため多少の変化には柔軟に対応することが可能である。またファジー推論を用いた処理のハードウェア化はすでに行われているためハードウェア化も容易であると考えられる[1.23]。よって本論文で提案する手法は、写真や映像コンテンツなどの実時間で視覚確認を行うようなものに应用することが出来る。しかしながら、従来法および提案法は、画素の推定を含むため医用画像などの人工的に画素を生成することで問題が生じるところへの適用は難しい。特にレントゲンに代表されるような人の生命にかかわる部分については法令上診療放射線技師が関わるため、単純に補間法による画素を推定させる方法を用いることは難しい[1.24]。よって補間を主とする方法は画素を推定することで得られる画像が高解像化しても問題が無い所のみ適用が許されることになる。

一方、画像を拡大するときの元の画像は常に雑音が重畳していない画像であるとは限らず、前述のように例えばインターネットなどから収集した画像はブロックノイズやモスキートノイズといった圧縮時の符号化歪みが重畳している場合が存在する。この場合、符号化歪みの重畳した画像を雑音や歪みを考慮せずにそのまま拡大してしまうと画像に重畳している歪みや雑音が強調されてしまうという問題がある。一般に画像に重畳する雑音はインパルス雑音、ガウス雑音に分類されるが、撮像素子での取得時に熱雑音を主とするガウス雑音が重畳する[1.25]。また符号化歪みは非可逆圧縮時において画像に対して高周波数成分が混在する[1.26]。よってこれらの雑音や符号化歪みを除去する手法としてガウシアンフィルタや平均値フィルタといった線形時不変のローパスフィルタを主とする画像の平滑化処理が行われる[1.27]。平滑化は注目画素およびその周辺領域の画素を原画素として用い、これらの原画素に対して平滑化処理におけるフィルタの重み係数に基づいた畳み込み演算を行うことで雑音の除去が可能となる[1.27]。しかしながら単純な平滑化処理（単純なフィ

ルタの重み係数) では注目画素の近辺にエッジや細部が存在する場合においてエッジの情報まで含むことになるため, 処理の結果としてエッジや細部周辺にボケを生じてしてしまうという問題が存在する. エッジや細部は非定常な信号であり, これらの信号を保存しながら雑音・符号化歪を除去する手法として非線形時変フィルタであるファジーフィルタ, バイラテラルフィルタや PDE (Partial Differential Equations) 正則化といった雑音除去の手法が提案されている[1.29] [1.30] [1.31]. ファジーフィルタは画像の局所的な構造に合わせてフィルタ係数を変化させるものの, 雑音除去処理と拡大処理は別処理であり, これらの一体化処理は成しえていない[1.31]. バイラテラルフィルタでは注目画素から輝度値があまりにも離れている場合にはその画素の部分についてフィルタ係数を小さくすることでエッジをまたいだ平滑化を行うことを防ぎ, エッジの保存を行いつつ平滑化を行うことを可能としている[1.30]. しかしながら, ファジーフィルタと同様に画像の拡大処理は別処理であり, 雑音除去と拡大処理を同時に行うことはできていない[1.32]. PDE 正則化では, エッジ周辺の構造テンソルを利用することで平滑化を掛ける際に用いるフィルタのカーネルの形をエッジに沿うように変更することでエッジに沿った画素を用いて平滑化を行い, エッジ保存性のある平滑化を実現している[1.33]. また PDE 正則化では[1.33]において画像の平滑化と拡大を一度に行うことができるフレームワークが提案されている. よって PDE 正則化は非定常化信号における局所的な構造から拡大時における平滑化のフィルタ係数を時変で求めることが可能である. 本論文ではこの PDE 正則化を利用したフレームワークに着目し, エッジを保持しながらも画像の平滑化を行い, 雑音および符号化歪みを抑制した画像の拡大を行う手法が期待可能である.

以上のように本論文では非定常な信号である画像信号を線形時不変で扱うのではなく, 局所的な構造を鑑みてその構造の状況に合わせて補間値を推定することで, より高精細の画像信号を生成することが可能であるとともに, 同様の拡大処理が雑音除去と両立可能であることを示し, 雑音が重畳しない画像を対象とした高精細化を目的とする拡大手法と,

雑音が重畳した画像を対象として雑音除去と拡大を同時に行うことを目的とした手法の双方について論ずるものである。本論文では局所的な構造から画像の信号状態を推定し、そこから補間値を推定する処理として、ファジー推論を用いたハーフピクセル推定による拡大処理（2章～4章）と PDE 正則化による拡大処理（5章）の提案を行う。具体的には、本論文は以下の6章から成り立っている。

第1章では、画像拡大の従来法についての検討を行い、局所的な構造を鑑みた画像拡大における非線形時変処理を用いた補間法の利点を明らかにした。そしてファジー推論を用いた手法により高周波数成分を保持した画像の拡大を実現できることを述べ、かつ PDE 正則化を用いることで雑音重畳画像に対して雑音除去をしつつ画像の拡大を実現できることを述べた。

第2章では、線形手法では非定常な信号である画像信号の補間を行うことが難しいことを考慮し、データ依存型である非線形の拡大手法としてアーティファクトの影響が少なく、高精細な画像を生成することが可能なファジー推論を用いた手法[1.20]に着目し、この手法を用いて原画素間に高周波数成分の情報を保持したハーフピクセルを生成し、それらと原画素を利用して Lanczos 関数による補間を行うことで高周波数成分の推定を行い、任意倍率での拡大を実現できることを述べる。

第3章では、画像中に存在する細い線について、第2章でのハーフピクセル生成時に利用していたファジー推論を用いると処理後の画像において細い線が不自然になってしまうという問題に着目し、ファジー推論を拡張する。具体的には、細線を構成する信号およびエッジを構成する信号について区別を行うことができるような新たなファジールールテーブルとファジー集合を提案することで、適用画像において不自然になっていた細線部の補間について視覚的に良好な結果を得られることを確認する。

第4章では、第3章まではグレースケール画像について想定していたアルゴリズムを述べていたが、これらの手法に対してカラー画像への拡張の提案を行う。単純に RGB 信号そ

れぞれに対してグレースケールの手法を適用する場合、エッジ信号の開始部分についてずれが発生することでエッジ周辺に偽色が発生してしまうという問題が存在する。この問題に対して、輝度信号についてのファジー推論の適合度を RGB 信号それぞれに適用することを提案する。これによって RGB 信号のエッジの開始位置が輝度成分による推論で統一されることになり、この手法に沿ってカラー画像を拡大したとき、RGB 信号それぞれに適合度の算出を行って拡大を行ったときに比べ、エッジ付近での色ずれについて良好な結果を得られることを確認する。

第 5 章では、第 4 章までの無圧縮で雑音のない画像を想定していた手法をそのまま符号化歪みや雑音の存在している画像に適用すると、これらの歪みや雑音が強調されてしまうという問題に着目し、符号化歪みや雑音が重畳している画像を想定した拡大について、PDE 正則化を利用したフレームワークを利用することで符号化歪みや雑音を抑制しながら拡大を行い、適用画像について視覚的に良好な結果が得られることを確認する。

第 6 章では、論文全体のまとめを行う。

以上、本論文では高周波数成分の推定を実現しつつ画像の任意拡大を行うことができる手法としてハーフピクセルを利用した画像の拡大手法の提案を行うとともに、符号化歪みや雑音の重畳している画像に対して PDE 正則化を利用したフレームワークを利用することで歪みや雑音を強調せずに拡大を行うことができる手法の提案を行う。これらの提案法により、適用後の画像について視覚的に良好な結果が得られることが明らかとする。

本論文で提案する手法と入力画像（雑音の有無、カラー・モノクロ）の観点から整理したものが図 1.1 である。

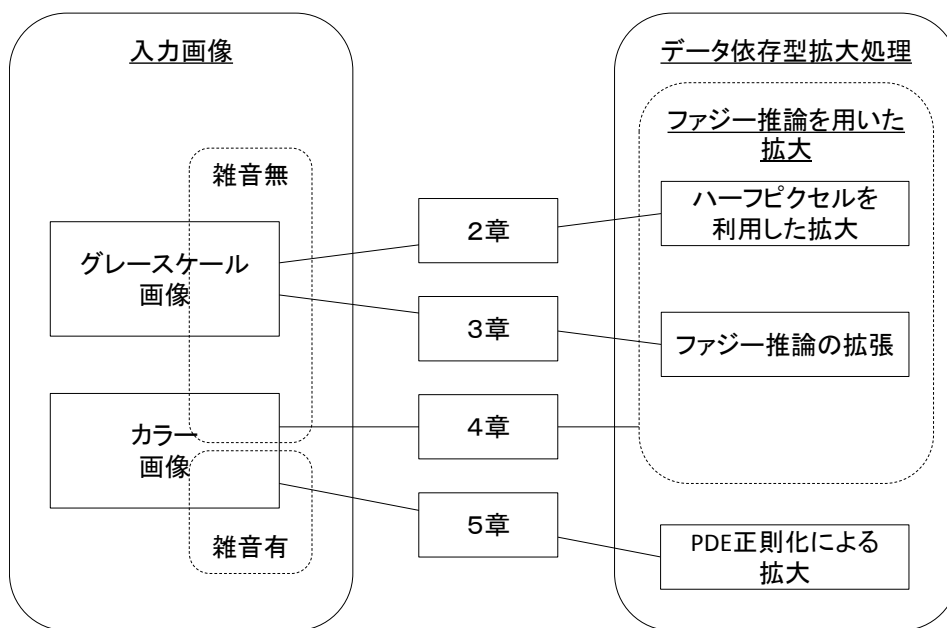


図 1.1 本論文の構成

従来の画像の拡大は線形時不変処理が基本であり、必ずしも画像信号の局所的な構造に拘った拡大処理は施されていない。また局所的な構造を鑑みた処理であっても、原画素を元とする任意拡大時における格子点内の補間値の推定、雑音除去と拡大の同時処理は成されていなかった。本論文で提案されている処理は非線形時変処理を基本とし、画像信号の局所的な構造を鑑みることで、任意拡大時における格子点内の補間値の推定、および雑音除去と拡大の同時処理が可能であることを明らかにする。

第 2 章

ハーフピクセルを用いた画像の任意拡大

2.1 緒言

デジタル画像処理の重要な処理の一つとして画像の拡大処理がある。画像の拡大処理には、学習を必要とする手法、複数枚の画像を利用する手法、一枚の画像から拡大画像を得る手法が存在するが[1.10] [1.11] [1.12]、学習を必要とする手法では学習のために非常に多くの画像が必要になる点[1.10]、複数枚の画像を利用する手法では画像を拡大する際に常に同じ対象に対する画像が複数枚必要となる点[1.11]が問題となる。それらに対して一枚の画像から拡大する手法は他の二つの手法に比べ高周波数成分の再現では劣るものの、処理が簡単であるため高速処理が可能である点や処理のハードウェア化に向いているという利点が存在する。そこで本章以降では一枚の画像からの拡大処理に着目した手法について述べる。

一枚の画像から画像を拡大する場合に補間法がよく用いられる[1.18]。補間の一般的な手法としては線形補間法や三次畳み込み補間法が挙げられるが、これらの手法では処理後の画像においてボケが生じてしまうといった問題点がある[1.20]。画像にボケが生じる主な理由として拡大を行う際にエッジ信号や細部信号部分にあたる高周波数成分を含む信号を推定することが出来ないことが挙げられる[1.20]。そこで画像の拡大を行う際に高周波数成分を含む信号の推定を考慮しながら処理を行うことのできる手法が必要となる。文献[1.20]ではこの高周波数成分を推定するために原画素間の補間値に工夫をこらす手法が提案されており、手法として細部信号変化を推定するために非線形時変処理であるファジー推論が用いられている。文献[1.20]の手法では補間すべき点の前後 2 点間の 2 つの差分情報を用いることで原画素らのパターンを分類し、その分類された状況に応じて不連続性を持つ信号部分を見つけ出し、ファジー推論を用いてエッジ信号の不連続性の保存や山型信号、谷型信号といったピーク信号の頂点の推定を行うことができる。また文献[1.20]の手法は基本的には線形補間や最近隣補間を拡張したものであるため、アーティファクトの影響がないことが示されている。しかしながら、文献[1.18]の手法では 2 倍拡大時、つまり原画素間にお

る 1 点の補間値の推定には問題はないものの、原画素間に複数の補間値の推定が行われる任意倍率の拡大において問題が存在する [1.20]。また文献[1.21]では任意倍率に拡張した手法が提案されているものの、格子点内部の補間を行う際に高周波数成分をうまく推定できないという問題が存在する。この問題は任意倍率の拡大時において縦方向についてファジー推論で推定を行った値および横方向についてファジー推論で推定を行った値の平均値のみで格子点内部の補間値を推定しているため、横方向と縦方向の平均値をとることで線形補間と同じような処理となってしまう、高周波数成分について十分に推定ができていないと言えない。そこで補間値を推定する際に原画素だけではなく、高周波数成分を推定した画素値を含めて補間を行うことで原画素だけを用いる場合に比べ、より高周波数成分を考慮した補間を行うことが可能であると考える。本章で提案する手法では原画素と原画素の間に文献[1.20]の手法を用いて高周波数成分を保持するハーフピクセルという画素を生成させ、原画素とハーフピクセルに対して Lanczos 関数を適用することで任意の倍率に合わせた補間する場所の補間値の計算を行い、その結果、雑音や符号化歪みの重畳していない画像について、高周波数成分を推定した画像の拡大を実現する手法について述べる。本章では提案する手法について種々の手法と数値評価を行い、適用画像を示し考察を行うことによりその比較を行い、その有効性を明らかにする。

2.2 ファジー推論によるハーフピクセルの生成

ファジー推論による画像を任意拡大する手法として木村らにより文献[1.18]および文献[1.19]が提案されている。これらの手法では補間すべき画素値 f の前後 2 点ずつの差分情報 $a-b$ および $c-d$ を用いて補間すべき画素値 f がどのようなパターンであるかの分類を行うことで高周波数成分を保持しながら拡大を行うことができる。信号は 4 種類のパターンに分けられ、図 2.2.1 (a) のような山型信号であるパターン、図 2.2.1 (b) のような谷型信号であるパターン、図 2.2.1 (c) のようなエッジ信号であるパターン、図 2.2.1 (d) のような非定常な信号パターンを考慮する必要がある。

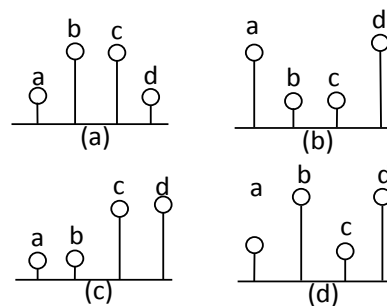


図 2.2.1 考慮すべき信号パターン

しかしながら、文献[1.20]では拡大の倍率が 2 倍に限定されており、文献[1.21]では任意の倍率での拡大が可能ではあるが、格子点内部の補間において高周波数成分の保持を行うことが難しい。

そこで原画像の原画素間に文献[1.20]を用いて高周波数成分を保持した画素をハーフピクセルとして生成し、生成したハーフピクセルと原画素を用いることで畳み込みを行うことでエッジや細部といった高周波数成分を保持しながら任意倍率で拡大することのできる手法を提案する。

提案するハーフピクセルの生成には文献[2.7]のファジールールテーブルおよびファジー

集合を利用する。文献[1.20]の手法では補間すべき点の画素値 f を前後 2 点ずつの差分情報 $a-b$ および $c-d$ の 2 つを利用してファジールールの前件部および後件部として表す。

図 2.2.1 (a) のように $a-b$ の値が負に大きく、 $c-d$ の値が正に大きい場合には補間すべき信号が山型信号であると考えられるため、補間すべき画素値 f は以下のルールとして記述することができる。

$$IF (a-b) \text{ is Negative Large and } (c-d) \text{ is Positive Large THEN } f \text{ is } (c-d)/2 + \lambda \dots \quad (2.2.1)$$

この時、式 (2.2.1) 中の λ の値は次の式によって求められる。

$$\lambda = \begin{cases} \frac{|a-b|}{2} & \text{if } |a-b| \geq |c-d| \dots \\ \frac{|c-d|}{2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2.2)$$

文献[1.20]では式のように λ を加算することによって山型信号を保持することが可能となる。しかしながら、単純に λ について式より算出を行うと 2 つの差分値 $a-b$ 、 $c-d$ のうちどちらかが大きくなる場合において λ の値が過剰に大きくなってしまい山型、谷型信号の補間値 f が過剰に大きくまたは過剰に小さくなってしまい、図 2.2.2 のように 8 ビットで表される輝度値の上限である 255 または下限である 0 を超えてしまう場合があり、適用後の画像において白飛びまたは黒潰れが表れるといった問題が発生してしまう。

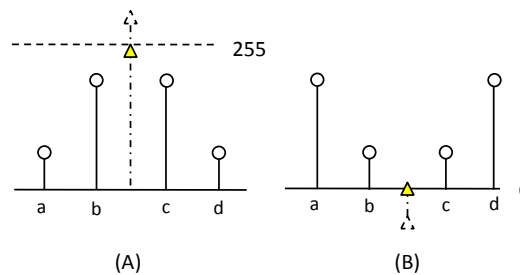


図 2.2.2 λ についての問題点

そこで λ の値についてどちらかの差分情報が大きい場合については λ の値を小さくし, どちらの差分情報も小さい場合にはそのまま λ の値を利用するというファジールールを作成し, これを新たにファジー推論として適用させることでこの問題を解決する. どちらの差分情報も小さい場合はそのまま λ の値を利用しても良いものとして次の式によって新しく λ の値を λ' として算出する.

IF (a - b) and (c - d) are (Positive Small or Negative Small) THEN λ' is λ ... (2.2.3)

IF (a - b) is Negative Large and (c - d) is Positive Large THEN λ' is 0 ... (2.2.4)

次にどちらの値も大きい場合は山型, 谷型信号では λ の補正は考えないものとして次の式によって λ' を算出する.

IF (a - b) is Positive Large and (c - d) is Negative Large THEN λ' is 0 ... (2.2.5)

最後にどちらかの値が大きい場合には λ の補正を少し抑制するために λ' を次の式によって算出する.

IF (a - b) is Large and (c - d) is Small THEN λ' is $\lambda/10$... (2.2.6)

IF (a - b) is Small and (c - d) is Large THEN λ' is $\lambda/10$... (2.2.7)

これらの λ を補正した値 λ' を算出するためのルールをまとめたファジールールテーブルを以下の表 2.2.1 に示す.

表 2.2.1 λ の算出に用いるファジールールテーブル

		a-b	
		Small	Large
c-d	Small	λ	$\lambda / 10$
	Large	$\lambda / 10$	0

以上により，山型，谷型信号補間時に用いる λ の値を決定する．

次に図 2.2.1 (b) のように a-b の値が正に大きく，c-d の値が負に大きい場合には補間値 f は以下のように記述することができる．

$$IF (a - b) \text{ is Positive Large and } (c - d) \text{ is Negative Large THEN } f \text{ is } \frac{b+c}{2} - \lambda \dots (2.2.8)$$

図 2.2.1 (c) のように a-b および c-d の値がどちらも小さい場合は 4 通りが考えられ，このとき補間すべき信号はエッジ信号であると考え，補間値 f を与える式は以下のように記述することができる．

$$IF (a - b) \text{ and } (c - d) \text{ are (Positive Small or Negative Small) THEN } f \text{ is } \frac{b+c}{2} \dots (2.2.9)$$

また，エッジ信号や谷型信号，山型信号のようなピークを持つ信号ではない信号の場合は線形補間を行い，補間値 f が与えられる．

これらの式をファジールールテーブルとして一つにまとめたものを表に示す．ここで表 2.2.2 に示す NL, NS, PS, PL は，Negative Large, Negative Small, Positive Small, Positive Large の略称となっている．

表 2.2.2 ファジールールテーブル

		c-d			
		NL	NS	PS	PL
a-b	NL	$(b+c)/2$	c	c	$(b+c)/2+\lambda$
	NS	b	$(b+c)/2$	$(b+c)/2+\lambda$	b
	PS	b	$(b+c)/2-\lambda$	$(b+c)/2$	b
	PL	$(b+c)/2-\lambda$	c	c	$(b+c)/2$

λ の算出とそれぞれの信号について補間する値を算出するためのファジー推論に用いる差分情報となる $a-b$, $c-d$ の差分値の大きさと符号を考慮した 4 つのファジー集合 Negative Large, Negative Small, Positive Small, Positive Large を設定する. これら 4 つのファジー集合それぞれ NL, NS, PS, PL とし, 図示したものを図 2.2.3 に示す. これらのファジー集合は 2 つのパラメータ α , β によって定義され, $\alpha < \beta$ となるような数値を設定する.

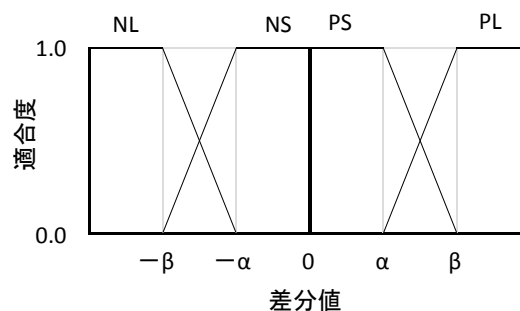


図 2.2.3 ファジー集合

表 2.2.2 のファジールールテーブルにより算出したそれぞれの補間値は以下の式を用いて非ファジー化手続きを行うことで 1 つの補間値として求めることができる.

$$f = \frac{\sum_{r=1}^{PQ} \mu_r w_r}{\sum_{r=1}^{PQ} \mu_r} \dots (2.2.10)$$

式(2.2.10)の w_r はそれぞれファジールールテーブルによって算出された後件部実数値であ

り、 μ_r はそれぞれのファジー集合の適合度となる。1つの条件につき適合度は差分情報 a-b および c-d に対して求まるが、これらのどちらを利用するかは以下の式より算出される。

$$\mu_r = \min(\mu A_p(a-b), \mu B_q(c-d)) \dots (2.2.11)$$

ここで式(2.2.11)の $\mu A_p(a-b)$ は差分情報 a-b に対するファジー集合の適合度であり、 $\mu B_q(c-d)$ は差分情報 c-d に対する適合度である。2つの適合度のうち最小のものを用いることで非ファジー化手続きに用いる適合度を一意に定める。

以上のファジー推論より図 2.2.4 に示すように、原画素の水平方向、垂直方向に対して△マークで示されるハーフピクセルとして用いる補間値を算出する。

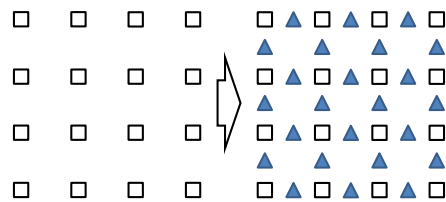


図 2.2.4 垂直・水平方向に対するハーフピクセルの生成

次に斜め方向についてのハーフピクセル生成を考える。斜め方向の画素の補間値について考慮されるパターンは以下の図 2.2.5 の左側に示す範囲（点線内）に対して、図 2.2.5 の右側に示す 4つのパターンが考えられる。図 2.2.5 の□は■に比べ大きな値をとること意味し、図 2.2.5 (a) は縦方向にエッジを跨ぐパターン、図 2.2.5 (b) は横方向にエッジを跨ぐパターン、図 2.2.5 (c) は左下方向にエッジを跨ぐパターン、図 2.2.5 (d) は右下方向にエッジを跨ぐパターンとなる。

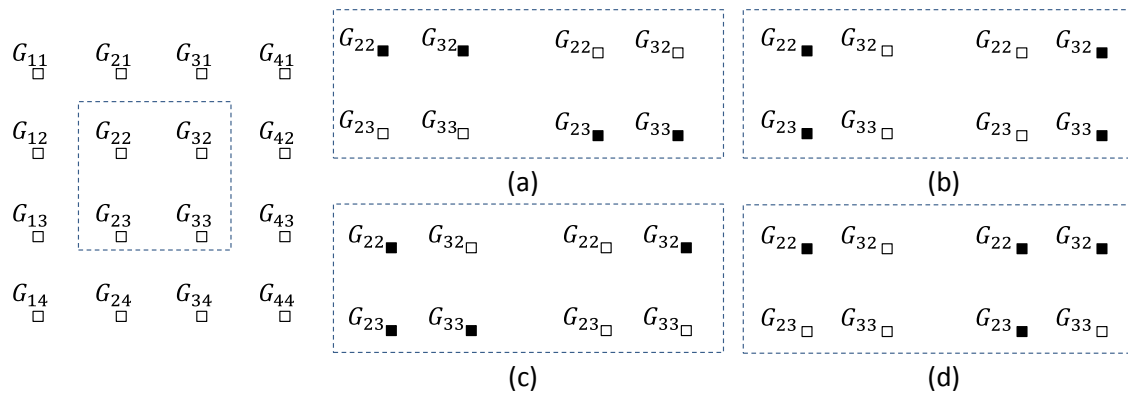


図 2.2.5 斜め方向の画素の補間について考慮されるパターン

これらのパターンより補間値 f を算出するための差分情報には、斜め方向の 2 つの差分情報 $G_{22}-G_{33}$ および $G_{32}-G_{23}$ を用いることでファジールールの前件部および後件部を考える。図 2.2.5 (a) のように 2 つの斜め方向の差分値が同じ符号、かつ、同程度の大きさである場合、格子点内部の点は縦方向のエッジであると考え、縦方向のエッジの補間値として $G_{21}-G_{22}$ および $G_{23}-G_{24}$ の差分情報より f_{y1} を垂直方向にファジー推論で求める。同様にして $G_{31}-G_{32}$ および $G_{33}-G_{34}$ の差分情報より垂直方向の補間値 f_{y2} を求める。その 2 つの結果を線形補間することで格子点内部の補間値 f として算出する。補間値 f を与える式は以下のように記述される。

$$\begin{aligned} & \text{IF } (G_{22} - G_{33}) \text{ and } (G_{32} - G_{23}) \text{ are } \{ (\text{Positive or Negative}) \text{ and } |G_{22} - G_{33}| \approx |G_{23} - G_{32}| \} \dots (2.2.12) \\ & \text{THEN } f \text{ is } (f_{y1} + f_{y2})/2 \end{aligned}$$

図 2.2.5 (b) のように 2 つの差分情報 $G_{22}-G_{33}$ および $G_{32}-G_{23}$ の符号が異なり、かつ、同程度の大きさである場合には横方向のエッジであると考えられ $G_{21}-G_{22}$ および $G_{23}-G_{24}$ の 2 つの差分情報より水平方向にファジー推論で補間値 f_{x1} を求める。同様にして $G_{31}-G_{32}$ および $G_{33}-G_{34}$ の 2 つの差分情報より 2 つ目の水平方向の補間値 f_{x2} を求める。

さらにその 2 つの結果を線形補間することで補間値 f を算出する。このときの補間値 f を

与える条件式は以下のように記述される.

IF $(G_{22} - G_{33})$ *is Negative and* $(G_{32} - G_{23})$ *and Positive and* $|G_{22} - G_{33}| \approx |G_{23} - G_{32}| \dots(2.2.13)$
THEN f *is* $(f_{x1} + f_{x2})/2$

IF $(G_{22} - G_{33})$ *is Positive and* $(G_{32} - G_{23})$ *and Negative and* $|G_{22} - G_{33}| \approx |G_{23} - G_{32}| \dots(2.2.14)$
THEN f *is* $(f_{x1} + f_{x2})/2$

図 2.2.5 (c) のように 2 つの差分情報 G_{22} - G_{33} 差分情報が小さく, G_{32} - G_{23} の差分値が大きい場合は格子点内部の点は左下方向へのエッジであると考え, G_{11} - G_{22} および G_{33} - G_{44} の 2 つの差分情報より左下方向にファジー推論で補間値 f_{z1} を算出する. このときの補間値 f を与える条件式は以下のように記述される.

IF $(G_{22} - G_{33})$ *is Small and* $(G_{32} - G_{23})$ *is Large THEN* $f = f_{z1} \dots(2.2.15)$

図 2.2.5 (d) のように 2 つの差分情報 G_{22} - G_{33} の差分情報が大きく, G_{32} - G_{23} の差分値が小さい場合は格子点内部の点は右下方向へのエッジであると考え, G_{14} - G_{23} および G_{32} - G_{41} の 2 つの差分情報より右下方向にファジー推論で補間値 f_{z2} を算出する. このときの補間値 f を与える条件式は以下のように記述される.

IF $(G_{22} - G_{33})$ *is Small and* $(G_{32} - G_{23})$ *is Large THEN* $f = f_{z1} \dots(2.2.16)$

これらの格子点内部の補間値 f を補間する式をファジールールテーブルとして 1 つにまとめたものを表 2.2.3 に示す.

表 2.2.3 ファジールールテーブル

		G ₃₂ -G ₂₃			
		NL	NS	PS	PL
G ₃₂ -G ₂₃	NL	$(f_{y1}+f_{y2})/2$	f_{z2}	f_{z2}	$(f_{x1}+f_{x2})/2$
	NS	f_{z1}	$(f_{y1}+f_{y2})/2$	$(f_{x1}+f_{x2})/2$	f_{z1}
	PS	f_{z1}	$(f_{x1}+f_{x2})/2$	$(f_{y1}+f_{y2})/2$	f_{z1}
	PL	$(f_{x1}+f_{x2})/2$	f_{z2}	f_{z2}	$(f_{y1}+f_{y2})/2$

格子点内部の補間値を算出するためのファジー推論に用いる差分情報となる G₂₂-G₃₃ および G₃₂-G₂₃ の差分値の大きさと符号を考慮した 4 つのファジー集合 Negative Large, Negative Small, Positive Small, Positive Large を設定する. これら 4 つのファジー集合を NL, NS, PS, PL として図示したものを図 2.2.6 に示す. これらのファジー集合は 2 つのパラメータ γ , δ によって定義され, パラメータ γ , δ は $\gamma < \delta$ かつ $0 \leq \gamma \leq 255$, $0 \leq \delta \leq 255$ を満たす実数である.

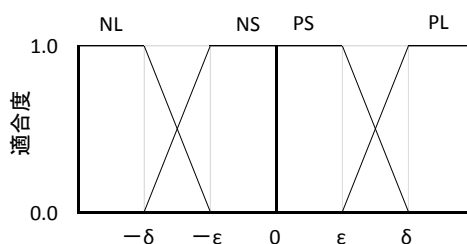


図 2.2.6 ファジールール集合

表 2.2.3 のファジールールテーブルにより算出したそれぞれの補間値は以下の式を用いて非ファジー化手続きを行うことで 1 つの補間値として算出される.

$$f = \frac{\sum_{u=1}^{ST} \mu_u w_u}{\sum_{u=1}^{ST} \mu_u} \dots (2.2.17)$$

式(2.2.17)の w_u はそれぞれファジールールテーブルによって算出された後件部実数値であり、 μ_u はそれぞれのファジー集合の適合度となる。1つの条件につき適合度は G_{22} - G_{33} および G_{23} - G_{32} に対して求まるが、これらのどちらを利用するかは以下の式より算出される。

$$\mu_u = \min(\mu C_s(G_{22} - G_{33}), \mu D_t(G_{23} - G_{32})) \cdots (2.2.18)$$

ここで式(2.2.18)の $\mu C_s(G_{22}$ - $G_{33})$ は差分情報 G_{22} - G_{33} に対するファジー集合の適合度であり、 $\mu D_t(G_{23}$ - $G_{32})$ は差分情報 G_{23} - G_{32} に対する適合度である。2つの適合度のうち最小のものを用いることで非ファジー化手続きに用いる適合度を一意に定める。

以上、水平垂直方向および格子点内部に当たる斜めの部分の補間をする際にファジー推論を用いて補間を行うことで図2.2.7のように高周波数成分を保持したハーフピクセルを原画素と原画素の間に生成する。

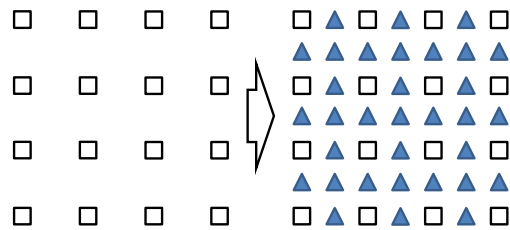


図 2.2.7 ハーフピクセルの生成

2.3 ハーフピクセルを用いた画像の任意拡大法

本節では 2.2 で説明したファジー推論を用いて生成したハーフピクセルを用いて画像の任意拡大法を実現する手法の説明を行う。画像の任意拡大が可能な補間手法として三次量み込み補間法や Lanczos 補間法が存在しており、これらの補間法は式(2.3.1)で表される sinc 関数に基づいた関数を用いて補間を行う手法である。sinc 関数のグラフを図 2.3.1 に示す。

$$\text{sinc}(x) = \frac{\sin(x)}{x} \dots (2.3.1)$$

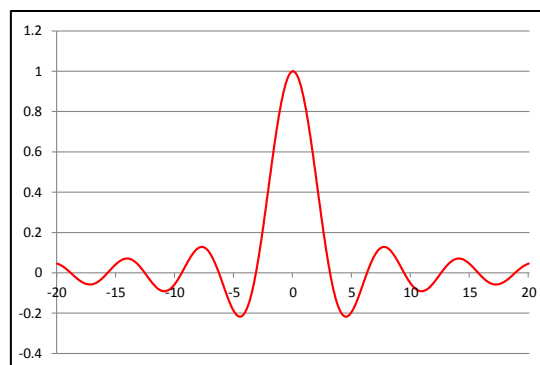


図 2.3.1 sinc 関数

sinc 関数は無限に続く関数であるため、Lanczos 補間法では式 2.3.2 のように近似を行うことで計算を有限の範囲で打ち切ることによってコンピュータでの計算を可能としている。

$$L(x) = \begin{cases} \sin c(x) \sin c\left(\frac{x}{a}\right) & \text{if } -a < x < a \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots(2.3.2)$$

しかしながら、これらの手法ではエッジや細部といった高周波数成分をうまく再現することができずに処理後画像にボケが生じてしまうという問題やエッジ周辺に図 2.3.2 に示す

ようなオーバーシュートやアンダーシュートといったアーティファクトが現れるという問題が存在する。

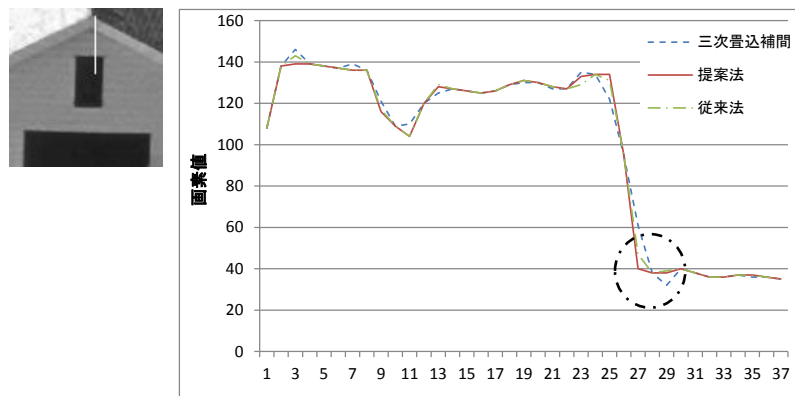


図 2.3.2 エッジ近辺のアーティファクト

そこで提案する手法では、2.2 で説明した高周波数成分を保持したハーフピクセルおよび Lanczos 補間法を利用して補間を行う手法を提案することで、文献[1.22]における格子点内部における高周波数成分の再現が難しいという問題点を解決する。Lanczos 補間法や三次畳み込み補間法では通常、補間する点の近傍 16 点を利用して補間値を求める。そこで計算を行う際に図 2.3.3 に示すようにハーフピクセルを原画素間に補間しておくことで補間に利用する点を補間する点により近い近傍 16 点とすることが可能になり、さらにエッジなどの高周波数成分を保持している点を利用するため、通常の補間を行う場合に比べ補間値の精度を高めることが可能であると考えられる。

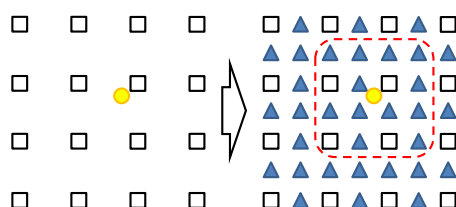


図 2.3.3 ハーフピクセルを含めた畳み込み

2.4 適用例

ここでは提案法について Lanczos 補間法，三次畳み込み補間法，文献[2.1]と PSNR および SSIM といった数値評価および処理後画像に対する考察を行う．評価を行う際に以下に示す 256×256 のグレースケール，12 種類の画像を対象として実験をおこなう．



図 2.4.1 実験に用いた 12 種類の画像

2.4.1 実験的手法によるファジー推論のパラメータ設定

提案法を画像に適用するにあたりファジー集合を決定するパラメータ α , β および γ , δ の4つのパラメータを決定する必要がある。ファジー推論はファジー集合を用いるため、ある閾値によって状態を決定する手法にくらべ、ロバスト性が高いためすべての画質が向上している付近のパラメータを選択することでどのような画像にも適用できるパラメータを得る事ができると考えられる。これらのパラメータについて以下に示す手順により比較を行うことでパラメータの数値を決定する。

- (1) 原画像についてガウシアンフィルタ (3×3 , $\sigma=1.5$) を適用する
- (2) (1) より生成された画像について縦横が $1/2$ になるように間引きを行う
- (3) 提案法によって (2) で生成した画像を2倍に拡大する
- (4) 原画像と (3) について PSNR によって比較を行う

この手順を最初はパラメータ α , β について行い、 α , β を求めたあとに γ , δ についても同様にパラメータを求める。

この方法を図 2.4.1 の 12 種類の画像において行う。さらにその結果をパラメータごとの PSNR からその画像においての最低値となった PSNR との差分をとる。その結果が良好であった範囲のグラフを図 2.4.2, 図 2.4.3 に示す。

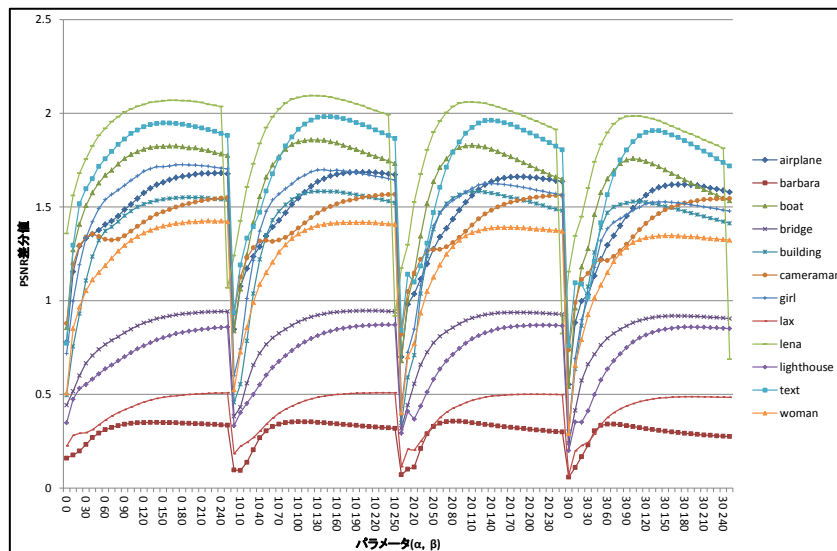


図 2.4.2 パラメータ(α , β)における PSNR と各画像における PSNR の最低値の差分

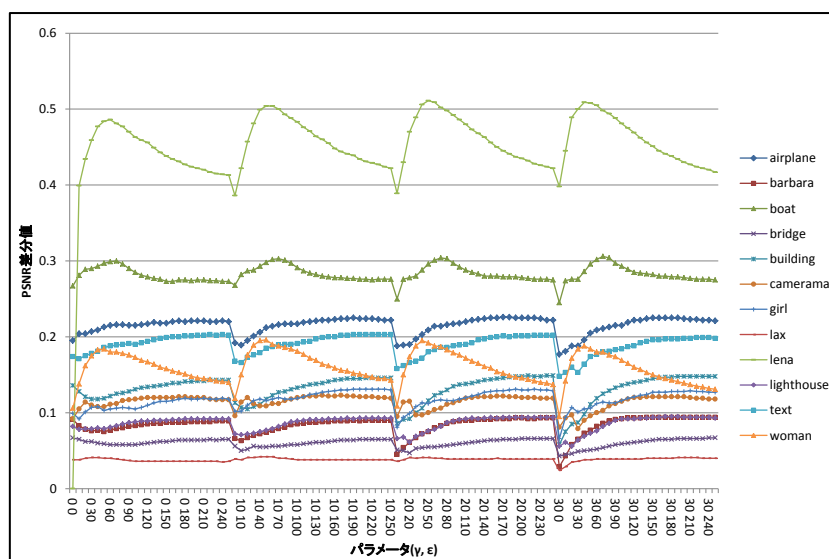


図 2.4.3 各パラメータ(γ , ϵ)における PSNR と各画像における PSNR の最低値の差分

この結果より 12 種類の画像にパラメータを適用するためにその結果の平均値を算出しグラフにしたものを図 2.4.4, 図 2.4.5 に示す。

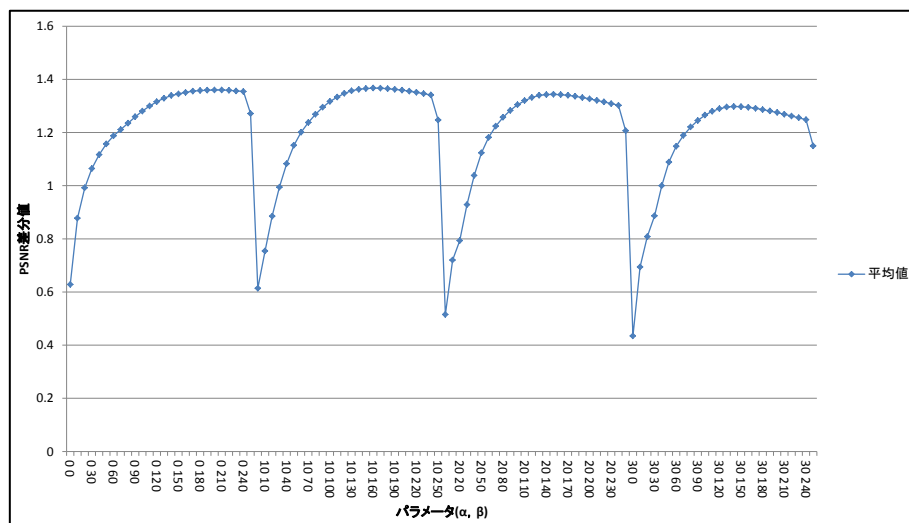


図 2.4.4 各パラメータ(α , β)における PSNR と各画像における PSNR の最低値の差分

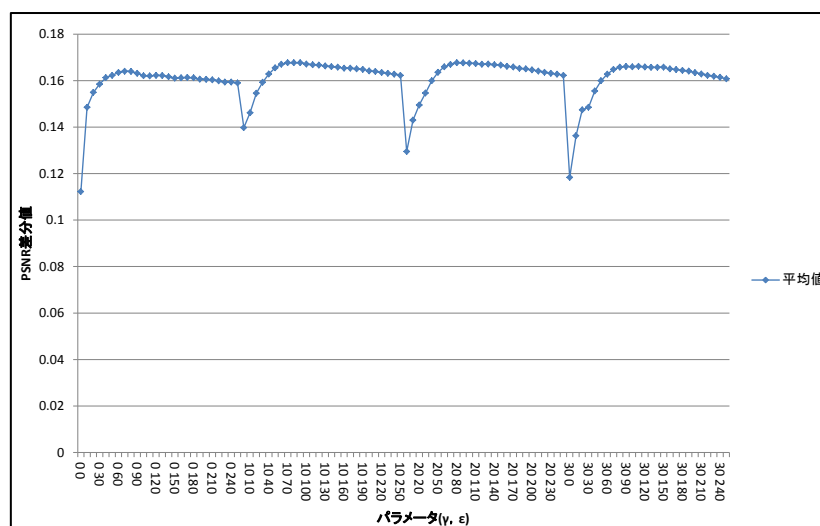


図 2.4.5 各パラメータ(γ , ϵ)における PSNR と各画像における PSNR の最低値の差分

上のグラフから結果が良好であると考えられるパラメータ $\alpha=10$, $\beta=120$, $\gamma=20$, $\epsilon=80$ を適用するパラメータとして設定する。また他の手法のパラメータについては文献 [2.1]が示すパラメータを利用する。

2.4.2 PSNR による数値評価

PNSR の評価を行うために図 2.4.7 に示すように、ローパスフィルタを適用した原画像の画素を間引きすることで縮小させ、それを元の大きさに拡大することで原画像と拡大した後の画像との PSNR を求める。具体的には、図 2.4.1 に示した 12 種類の画像を式 (4.2.1) であらわされるガウシアンフィルタ、図 2.4.6 のようにあらわされる平均値フィルタについてそれぞれウィンドウサイズを (3×3) 、 (5×5) として適用し、解像度を $1/2.7$ 、 $1/3.2$ 、 $1/5.4$ 、 $1/8.6$ まで低下させ各種手法について元の解像度まで拡大したのちに原画像との PSNR (Peak to Signal Noise Ratio) 評価を行う。PSNR の単位は dB (decibel) であり、0 から ∞ の値をとる。この値は大きいほど良いものとされる。PSNR は式 2.4.2 によって定義される。

それぞれの適用結果を表 2.4.1 から表 2.4.8 に示す。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cdots (2.4.1)$$

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

3 × 3 平均値フィルタ

$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$
$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$
$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$
$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$
$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$	$\frac{1}{25}$

5 × 5 平均値フィルタ

図 2.4.6 平均値フィルタ

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \frac{MAX}{\sqrt{MSE}} \cdots (2.4.2)$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)] \cdots (2.4.3)$$

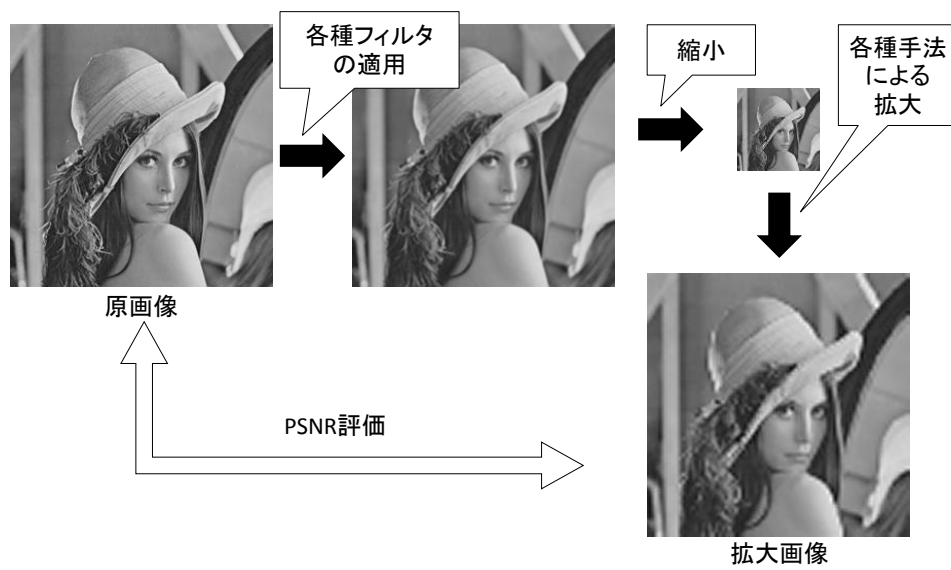


図 2.4.7 比較方法

表 2.4.1 ガウシアンフィルタ(3x3), 1/2.7, 1/3.2 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	24.25	24.20	24.13	24.17	airplane	23.74	23.77	23.41	23.55
barbara	21.96	22.07	21.92	21.94	barbara	21.75	21.87	21.68	21.73
boat	26.62	26.57	26.27	26.45	boat	26.25	26.20	25.80	25.93
bridge	21.21	21.24	21.04	21.13	bridge	21.09	21.10	20.93	20.98
building	25.07	25.05	24.94	25.05	building	24.38	24.34	24.35	24.37
cameraman	23.45	23.41	23.27	23.31	cameraman	23.20	23.28	23.14	23.23
girl	28.84	28.76	28.59	28.62	girl	28.57	28.56	28.24	28.33
lax	21.66	21.67	21.52	21.58	lax	21.34	21.39	21.25	21.28
lena	26.12	26.07	25.84	25.99	lena	25.68	25.69	25.43	25.63
lighthouse	22.04	22.06	21.93	22.03	lighthouse	21.58	21.63	21.38	21.61
text	22.27	22.20	21.99	22.26	text	21.86	21.76	21.69	21.73
woman	26.27	26.26	26.08	26.16	woman	20.87	21.04	20.69	21.04

表 2.4.2 ガウシアンフィルタ(3x3), 1/5.4, 1/8.6 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	21.09	21.29	20.75	21.15	airplane	19.19	19.40	18.82	19.18
barbara	20.83	20.95	20.67	20.84	barbara	19.61	19.76	19.44	19.71
boat	23.00	23.23	22.85	23.12	boat	20.17	20.54	20.14	20.58
bridge	19.16	19.34	18.91	19.14	bridge	17.66	17.94	17.43	18.01
building	21.77	22.01	21.76	22.02	building	19.06	19.21	18.20	18.89
cameraman	20.79	20.99	20.56	20.94	cameraman	18.96	19.22	18.95	19.25
girl	25.02	25.28	24.68	25.26	girl	21.12	21.32	20.86	21.33
lax	20.10	20.28	20.03	20.16	lax	18.79	19.00	18.61	18.95
lena	22.96	23.10	22.82	23.16	lena	20.14	20.43	20.00	20.46
lighthouse	19.65	19.84	19.40	19.74	lighthouse	17.95	18.09	17.48	18.02
text	19.02	19.11	18.30	18.03	text	15.16	15.47	14.65	15.10
woman	23.32	23.47	23.10	23.34	woman	20.30	20.57	20.13	20.62

表 2.4.3 ガウシアンフィルタ(5x5), 1/2.7, 1/3.2 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	24.22	24.08	24.23	24.11	airplane	23.82	23.75	23.64	23.63
barbara	22.12	22.15	22.09	22.06	barbara	21.96	22.00	21.93	21.92
boat	26.59	26.43	26.44	26.40	boat	26.29	26.14	26.04	26.01
bridge	21.25	21.21	21.13	21.16	bridge	21.17	21.12	21.09	21.06
building	25.01	24.90	24.99	25.01	building	24.47	24.32	24.54	24.46
cameraman	23.43	23.32	23.35	23.31	cameraman	23.27	23.25	23.29	23.26
girl	28.77	28.59	28.68	28.59	girl	28.61	28.48	28.41	28.39
lax	21.70	21.65	21.61	21.62	lax	21.43	21.42	21.38	21.35
lena	26.08	25.93	25.97	25.95	lena	25.74	25.64	25.66	25.68
lighthouse	22.05	22.00	22.02	22.02	lighthouse	21.68	21.65	21.60	21.68
text	22.20	22.04	22.15	22.18	text	21.89	21.68	21.90	21.74
woman	26.25	26.15	26.13	26.11	woman	26.00	25.93	25.91	25.87

表 2.4.4 ガウシアンフィルタ(5x5), 1/5.4, 1/8.6 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	21.38	21.51	21.13	21.39	airplane	19.42	19.59	19.10	19.37
barbara	21.09	21.15	20.94	21.06	barbara	19.81	19.92	19.66	19.86
boat	23.27	23.42	23.17	23.34	boat	20.41	20.74	20.35	20.76
bridge	19.41	19.54	19.18	19.34	bridge	17.88	18.13	17.67	18.17
building	22.03	22.21	22.08	22.22	building	19.19	19.30	18.40	18.99
cameraman	21.07	21.22	20.91	21.19	cameraman	19.22	19.44	19.18	19.43
girl	25.28	25.46	25.01	25.48	girl	21.22	21.38	20.99	21.40
lax	20.32	20.44	20.25	20.32	lax	19.02	19.19	18.86	19.13
lena	23.22	23.29	23.09	23.36	lena	20.36	20.61	20.23	20.63
lighthouse	19.92	20.05	19.74	19.95	lighthouse	18.11	18.22	17.67	18.15
text	19.23	19.25	18.67	18.24	text	15.31	15.58	14.82	15.20
woman	23.57	23.66	23.39	23.55	woman	20.50	20.73	20.32	20.76

表 2.4.5 平均値フィルタ(3x3), 1/2.7, 1/3.2 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	24.29	24.19	24.20	24.19	airplane	23.82	23.80	23.56	23.63
barbara	22.11	22.16	22.06	22.05	barbara	21.92	21.99	21.87	21.89
boat	26.63	26.53	26.37	26.45	boat	26.32	26.22	25.96	26.00
bridge	21.25	21.24	21.10	21.17	bridge	21.15	21.13	21.01	21.03
building	25.04	24.97	24.94	25.04	building	24.47	24.37	24.46	24.46
cameraman	23.48	23.40	23.33	23.34	cameraman	23.28	23.31	23.22	23.29
girl	28.85	28.72	28.67	28.65	girl	28.64	28.58	28.36	28.40
lax	21.67	21.65	21.54	21.59	lax	21.39	21.41	21.32	21.32
lena	26.14	26.05	25.94	26.01	lena	25.74	25.70	25.56	25.68
lighthouse	22.03	22.00	21.93	21.99	lighthouse	21.65	21.66	21.51	21.66
text	22.23	22.11	22.00	22.22	text	21.94	21.78	21.81	21.81
woman	26.33	26.26	26.17	26.19	woman	26.02	26.00	25.85	25.88

表 2.4.6 平均値フィルタ(3x3), 1/5.4, 1/8.6 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	21.23	21.40	20.94	21.28	airplane	19.32	19.51	19.00	19.31
barbara	21.00	21.08	20.84	20.98	barbara	19.71	19.85	19.55	19.78
boat	23.13	23.33	23.01	23.24	boat	20.26	20.61	20.23	20.67
bridge	19.26	19.42	19.01	19.23	bridge	17.75	18.02	17.52	18.07
building	21.90	22.12	21.92	22.13	building	18.97	19.10	18.23	18.82
cameraman	20.93	21.10	20.73	21.07	cameraman	19.07	19.31	19.04	19.33
girl	25.14	25.37	24.83	25.36	girl	21.15	21.34	20.90	21.36
lax	20.19	20.35	20.11	20.22	lax	18.85	19.05	18.69	19.00
lena	23.09	23.20	22.97	23.26	lena	20.22	20.51	20.11	20.54
lighthouse	19.77	19.94	19.56	19.84	lighthouse	17.91	18.04	17.49	17.98
text	19.13	19.19	18.47	18.15	text	15.15	15.44	14.69	15.08
woman	23.47	23.60	23.27	23.47	woman	20.41	20.67	20.23	20.70

表 2.4.7 平均値フィルタ(5x5), 1/2.7, 1/3.2 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	23.48	23.27	23.61	23.41	airplane	23.37	23.17	23.46	23.27
barbara	21.90	21.84	21.89	21.90	barbara	21.92	21.86	21.91	21.88
boat	25.73	25.48	25.90	25.64	boat	25.70	25.41	25.83	25.52
bridge	20.86	20.75	20.90	20.84	bridge	20.93	20.79	20.96	20.86
building	24.15	23.95	24.33	24.25	building	24.04	23.77	24.31	24.14
cameraman	22.77	22.59	22.95	22.76	cameraman	22.77	22.62	22.96	22.78
girl	27.93	27.67	28.11	27.94	girl	27.99	27.71	28.10	27.93
lax	21.34	21.24	21.35	21.31	lax	21.25	21.16	21.27	21.19
lena	25.34	25.10	25.53	25.31	lena	25.26	25.02	25.45	25.21
lighthouse	21.49	21.35	21.57	21.51	lighthouse	21.40	21.24	21.49	21.40
text	21.35	21.08	21.65	21.39	text	21.32	20.97	21.66	21.22
woman	25.56	25.35	25.55	25.43	woman	25.61	25.39	25.68	25.48

表 2.4.8 平均値フィルタ(5x5), 1/5.4, 1/8.6 での PSNR

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	21.79	21.77	21.68	21.70	airplane	19.85	19.94	19.60	19.74
barbara	21.33	21.31	21.25	21.29	barbara	20.04	20.10	19.92	20.05
boat	23.63	23.60	23.68	23.58	boat	20.91	21.16	20.78	21.02
bridge	19.74	19.76	19.59	19.62	bridge	18.29	18.47	18.06	18.47
building	22.37	22.41	22.51	22.46	building	19.20	19.22	18.64	18.98
cameraman	21.47	21.46	21.48	21.49	cameraman	19.70	19.81	19.62	19.73
girl	25.68	25.64	25.54	25.77	girl	21.34	21.45	21.14	21.48
lax	20.57	20.60	20.50	20.51	lax	19.35	19.47	19.25	19.41
lena	23.55	23.45	23.58	23.62	lena	20.81	20.97	20.72	20.99
lighthouse	20.27	20.28	20.27	20.27	lighthouse	18.19	18.24	17.92	18.21
text	19.44	19.32	19.27	18.61	text	15.50	15.68	15.07	15.32
woman	23.90	23.82	23.81	23.78	woman	20.87	21.04	20.69	21.04

表 2.4.1 から表 2.4.8 までの提案法の PSNR の数値は他の手法に比べわずかに数値が劣る場合が多いことがわかる。しかしながら、その差は最大でも 1dB 程度のものである。また画像を縮小する際に適用するローパスフィルタにより PSNR が高くなる手法が変わることから、この比較手法では結果がある程度ローパスフィルタの影響を受けてしまうことが伺える。また、斜め部分の補間について、縦横と同じ手順で補間している部分について問題が無いかを確認するために斜め部分の画素値のみを用いて数値評価を行った結果を表 2.4.9 に示す。表 2.4.9 についてもほかの手法と比べ、PSNR は劣ってしまう場合が多いが、その差は 1dB 程度のもとなっており、斜め部分についても数値的には問

題が無いことが確認できる.

表 2.4.9 ガウシアンフィルタ(3x3), 1.0/2.0 での斜め部分のみの PSNR

斜め	三次畳み込み	Lanczos	提案法
Airplane	32.48	31.86	31.21
Barbara	28.55	28.54	28.10
Boat	34.98	34.34	34.12
Bridge	28.79	28.49	28.26
Building	33.35	32.64	32.73
Cameraman	31.22	30.70	30.48
Girl	37.99	37.03	36.42
Lax	28.42	28.21	28.17
Lena	35.07	34.26	33.57
Lighthouse	29.31	28.97	28.80
Text	31.07	30.30	30.34
Woman	34.47	33.93	33.37

2.4.3 SSIM による数値評価

SSIM (Structual SIMilarity) 評価は PSNR 評価より主観評価に近いとされる評価関数であり, 式(2.4.4)によって定義される.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \dots(2.4.4)$$

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \dots(2.4.5)$$

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots(2.4.6)$$

また, C_1, C_2 は以下の様に算出される.

$$C_1 = (K_1L)^2 \quad (K_1 \ll 1, L \text{ is the dynamic range of the pixel values}) \dots(2.4.7)$$

$$C_2 = (K_2L)^2 \quad (K_2 \ll 1) \dots(2.4.8)$$

図 2.4.8 は SSIM による比較手法であり, 基本的には 2.4.2 の PSNR と同じ構成で評価を行う. 具体的には, 12 種類の画像を PSNR と同様にガウシアンフィルタ, 平均値フィルタについてそれぞれウィンドウサイズを (3×3) , (5×5) として適用し, 解像度を $1/2.7$, $1/3.2$, $1/5.4$, $1/8.6$ まで低下 (縮小) させ各種手法について元の解像度まで拡大した後に原画像との SSIM 評価を行う. SSIM は最大 1.0 であり 1.0 に近いほど原画像に近く, 良いものとされる.

それぞれの適用結果を表 2.4.9 から表 2.4.16 に示す.

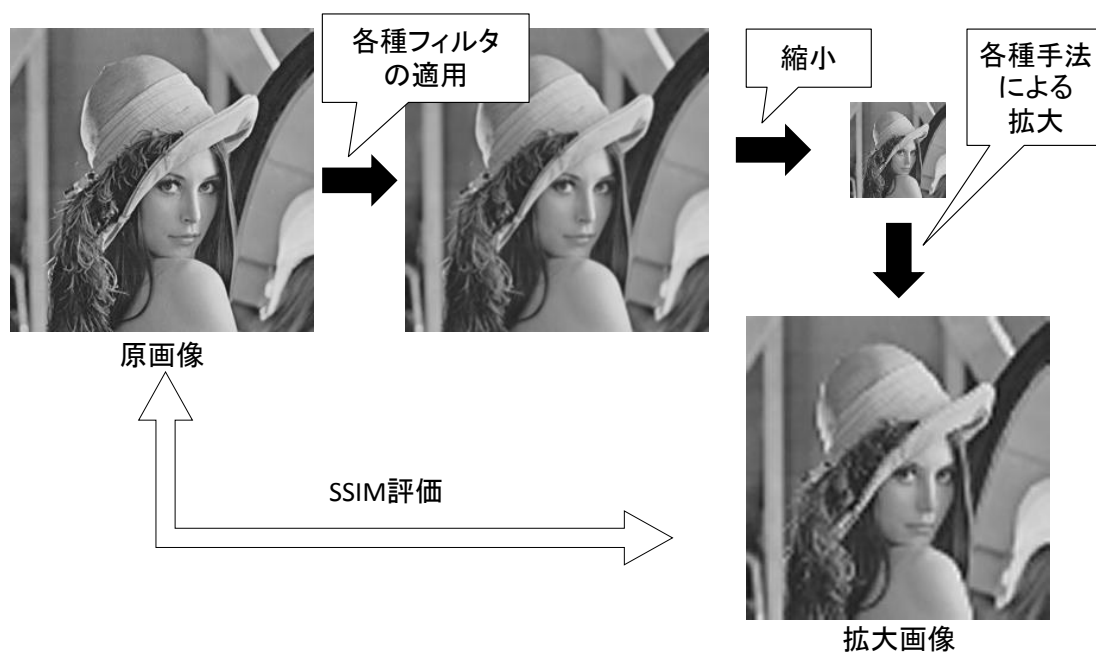


図 2.4.8 比較方法

表 2.4.10 ガウシアンフィルタ(3x3), 1/2.7, 1/3.2 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.82	0.81	0.82	0.81	airplane	0.79	0.79	0.79	0.79
barbara	0.64	0.64	0.64	0.64	barbara	0.61	0.61	0.61	0.61
boat	0.82	0.81	0.82	0.81	boat	0.80	0.80	0.80	0.79
bridge	0.54	0.54	0.54	0.54	bridge	0.51	0.50	0.51	0.50
building	0.75	0.74	0.75	0.74	building	0.70	0.70	0.70	0.70
cameraman	0.79	0.79	0.80	0.79	cameraman	0.77	0.77	0.78	0.77
girl	0.85	0.84	0.84	0.84	girl	0.83	0.83	0.83	0.83
lax	0.51	0.50	0.51	0.50	lax	0.47	0.47	0.47	0.47
lena	0.84	0.83	0.83	0.83	lena	0.81	0.82	0.82	0.81
lighthouse	0.71	0.70	0.71	0.70	lighthouse	0.68	0.68	0.68	0.67
text	0.73	0.73	0.73	0.73	text	0.70	0.70	0.71	0.70
woman	0.82	0.82	0.82	0.82	woman	0.80	0.80	0.80	0.80

表 2.4.11 ガウシアンフィルタ(3x3), 1/5.4, 1/8.6 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.68	0.69	0.68	0.68	airplane	0.60	0.61	0.59	0.60
barbara	0.51	0.52	0.50	0.51	barbara	0.43	0.44	0.43	0.44
boat	0.67	0.68	0.68	0.68	boat	0.58	0.60	0.59	0.60
bridge	0.36	0.37	0.36	0.36	bridge	0.27	0.27	0.26	0.27
building	0.53	0.54	0.54	0.54	building	0.41	0.43	0.39	0.42
cameraman	0.67	0.68	0.69	0.69	cameraman	0.59	0.61	0.62	0.63
girl	0.73	0.74	0.73	0.73	girl	0.62	0.63	0.62	0.63
lax	0.37	0.37	0.37	0.37	lax	0.30	0.31	0.30	0.31
lena	0.70	0.71	0.71	0.71	lena	0.59	0.61	0.60	0.62
lighthouse	0.56	0.57	0.57	0.57	lighthouse	0.48	0.49	0.47	0.49
text	0.55	0.56	0.54	0.54	text	0.37	0.39	0.35	0.38
woman	0.69	0.70	0.69	0.69	woman	0.58	0.60	0.57	0.59

表 2.4.12 ガウシアンフィルタ(5x5), 1/2.7, 1/3.2 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.81	0.80	0.81	0.80	airplane	0.79	0.79	0.79	0.78
barbara	0.63	0.63	0.63	0.63	barbara	0.61	0.61	0.61	0.60
boat	0.81	0.81	0.81	0.81	boat	0.79	0.79	0.80	0.79
bridge	0.53	0.52	0.53	0.53	bridge	0.50	0.49	0.50	0.50
building	0.73	0.72	0.74	0.73	building	0.70	0.69	0.70	0.69
cameraman	0.78	0.78	0.79	0.78	cameraman	0.77	0.77	0.78	0.77
girl	0.84	0.84	0.84	0.84	girl	0.83	0.83	0.83	0.82
lax	0.50	0.49	0.50	0.49	lax	0.47	0.46	0.47	0.46
lena	0.83	0.82	0.83	0.83	lena	0.81	0.81	0.82	0.81
lighthouse	0.70	0.69	0.70	0.69	lighthouse	0.67	0.67	0.68	0.67
text	0.72	0.72	0.73	0.72	text	0.70	0.69	0.71	0.69
woman	0.81	0.81	0.81	0.81	woman	0.80	0.80	0.80	0.80

表 2.4.13 ガウシアンフィルタ(5x5), 1/5.4, 1/8.6 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.68	0.69	0.68	0.68	airplane	0.60	0.61	0.60	0.60
barbara	0.51	0.52	0.51	0.51	barbara	0.44	0.44	0.43	0.44
boat	0.67	0.68	0.69	0.68	boat	0.58	0.60	0.59	0.60
bridge	0.37	0.37	0.36	0.36	bridge	0.27	0.28	0.27	0.28
building	0.54	0.54	0.54	0.54	building	0.42	0.43	0.40	0.42
cameraman	0.67	0.68	0.69	0.69	cameraman	0.59	0.61	0.62	0.63
girl	0.73	0.74	0.73	0.73	girl	0.62	0.64	0.62	0.63
lax	0.37	0.37	0.37	0.37	lax	0.31	0.31	0.31	0.31
lena	0.70	0.71	0.71	0.71	lena	0.59	0.61	0.60	0.62
lighthouse	0.56	0.57	0.57	0.57	lighthouse	0.48	0.49	0.48	0.49
text	0.55	0.56	0.55	0.54	text	0.37	0.39	0.35	0.38
woman	0.69	0.70	0.69	0.69	woman	0.58	0.60	0.58	0.59

表 2.4.14 平均値フィルタ(3x3), 1/2.7, 1/3.2 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.81	0.81	0.81	0.81	airplane	0.79	0.79	0.79	0.79
barbara	0.64	0.64	0.64	0.63	barbara	0.61	0.61	0.61	0.61
boat	0.81	0.81	0.82	0.81	boat	0.79	0.79	0.80	0.79
bridge	0.54	0.53	0.54	0.53	bridge	0.51	0.50	0.51	0.50
building	0.74	0.73	0.74	0.74	building	0.70	0.70	0.70	0.70
cameraman	0.79	0.79	0.79	0.79	cameraman	0.77	0.77	0.78	0.77
girl	0.85	0.84	0.84	0.84	girl	0.83	0.83	0.83	0.83
lax	0.50	0.49	0.50	0.50	lax	0.47	0.47	0.47	0.47
lena	0.83	0.83	0.83	0.83	lena	0.81	0.81	0.82	0.81
lighthouse	0.70	0.70	0.70	0.70	lighthouse	0.68	0.67	0.68	0.67
text	0.73	0.72	0.73	0.73	text	0.70	0.70	0.71	0.70
woman	0.82	0.82	0.82	0.81	woman	0.80	0.80	0.80	0.80

表 2.4.15 平均値フィルタ(3x3), 1/5.4, 1/8.6 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.68	0.69	0.68	0.68	airplane	0.60	0.61	0.60	0.60
barbara	0.51	0.52	0.51	0.51	barbara	0.43	0.44	0.43	0.44
boat	0.67	0.68	0.69	0.68	boat	0.58	0.60	0.59	0.60
bridge	0.36	0.37	0.36	0.36	bridge	0.27	0.28	0.26	0.28
building	0.53	0.54	0.54	0.54	building	0.41	0.43	0.39	0.42
cameraman	0.67	0.68	0.69	0.69	cameraman	0.59	0.61	0.62	0.63
girl	0.73	0.74	0.73	0.73	girl	0.62	0.64	0.62	0.63
lax	0.37	0.37	0.37	0.37	lax	0.31	0.31	0.30	0.31
lena	0.70	0.71	0.71	0.71	lena	0.59	0.61	0.60	0.62
lighthouse	0.56	0.57	0.57	0.57	lighthouse	0.48	0.49	0.47	0.49
text	0.55	0.56	0.55	0.54	text	0.37	0.39	0.35	0.38
woman	0.69	0.70	0.69	0.69	woman	0.58	0.60	0.58	0.59

表 2.4.16 平均値フィルタ(5x5), 1/2.7, 1/3.2 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.77	0.76	0.77	0.76	airplane	0.76	0.75	0.76	0.76
barbara	0.59	0.58	0.59	0.59	barbara	0.58	0.57	0.58	0.58
boat	0.77	0.76	0.78	0.77	boat	0.76	0.75	0.77	0.76
bridge	0.46	0.45	0.47	0.47	bridge	0.46	0.44	0.46	0.46
building	0.66	0.65	0.67	0.67	building	0.65	0.63	0.66	0.65
cameraman	0.75	0.74	0.76	0.75	cameraman	0.74	0.74	0.75	0.74
girl	0.81	0.80	0.82	0.81	girl	0.81	0.80	0.81	0.80
lax	0.44	0.43	0.45	0.45	lax	0.43	0.42	0.44	0.43
lena	0.79	0.78	0.80	0.79	lena	0.79	0.78	0.79	0.78
lighthouse	0.65	0.64	0.66	0.65	lighthouse	0.64	0.63	0.65	0.64
text	0.66	0.65	0.68	0.67	text	0.66	0.64	0.68	0.66
woman	0.78	0.77	0.78	0.77	woman	0.78	0.77	0.78	0.77

表 2.4.17 平均値フィルタ(5x5), 1/5.4, 1/8.6 での SSIM

	三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法		三次畳込 補間	Lanczos 補間法	三次畳込 補間+ ハーフピク セル	提案法
airplane	0.68	0.68	0.68	0.68	airplane	0.61	0.61	0.60	0.61
barbara	0.51	0.51	0.51	0.51	barbara	0.44	0.44	0.43	0.44
boat	0.67	0.68	0.69	0.68	boat	0.59	0.60	0.60	0.60
bridge	0.36	0.36	0.36	0.36	bridge	0.27	0.28	0.27	0.28
building	0.53	0.54	0.55	0.54	building	0.42	0.43	0.41	0.42
cameraman	0.67	0.68	0.69	0.68	cameraman	0.60	0.61	0.63	0.63
girl	0.73	0.74	0.73	0.73	girl	0.63	0.64	0.63	0.63
lax	0.37	0.37	0.37	0.36	lax	0.31	0.31	0.31	0.31
lena	0.70	0.71	0.71	0.71	lena	0.60	0.62	0.61	0.62
lighthouse	0.56	0.56	0.57	0.56	lighthouse	0.48	0.49	0.48	0.49
text	0.54	0.55	0.56	0.54	text	0.37	0.39	0.35	0.38
woman	0.69	0.70	0.70	0.69	woman	0.59	0.60	0.58	0.59

表 2.4.10 から表 2.4.17 より, SSIM 評価においては 4 つの手法全てにおいてほとんど数値は変わらず, ほぼ同数値となっている. また PSNR よりも提案法の数値が他の手法と比べ, 良くなっていることが分かる. これは SSIM がより主観評価に近い評価方法であるためであり, これにより提案手法は画像の構成において他の手法より優れていると考えられる.

2.4.4 画像への適用例

本節では，原画像に対しそのまま各拡大手法を適用し，主観的に拡大した画像の評価を行う．具体的には，図 2.4.1 の画像に対して三次畳み込み補間法，Lanczos 補間法，従来法（文献[2.1]），提案法のそれぞれを適用した画像を図 2.4.9，図 2.4.10，図 2.4.11，図 2.4.12 に示し，これらの視覚評価（主観評価）を行う．なお，提案法に用いるパラメータは文献[2.1]で利用されているパラメータを用いる．

図 2.4.10 において三次畳み込み補間，Lanczos 補間に比べ，提案法，従来法では画像のエッジ部（画像左上の飛行機の部分）が鮮鋭であり，エッジが保存されていることがわかる．また画像全体において提案法，従来法では他 2 つの手法に比べ，ボケをあまり感じさせない．さらに画像中央部に存在する白い点について三次畳み込み補間法，Lanczos 補間法では広がり，かつ，ボケを生じさせてしまっているが，従来法，提案法においては点の広がりやボケが無く補間されている．提案法と従来法を比較した時に画像左上の飛行機の部分において従来法ではインパルスの影響が大きく出てしまっているが，提案法においてはその影響があまり見られずに主観的に良い補間が行われていることが見て取れる．

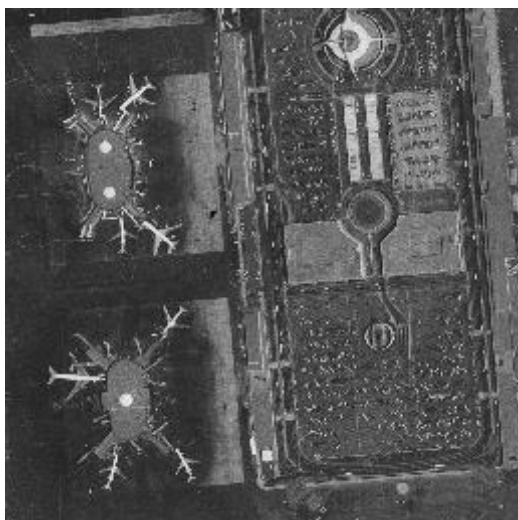
図 2.4.11 において人物と背景の境界部分に着目すると三次畳み込み補間法，Lanczos 補間法においては境界線に沿ってオーバーシュートのアーティファクトが発生していることがわかるが，提案法，従来法においてはそれが抑えられていることが見て取れる．このことから提案法，従来法においては他 2 つの手法に比べエッジ保存がうまく行われていると考えられる．また人物の鼻の下部分において従来法ではインパルスが発生してしまっているが，提案法においてはそれがなくなっていることがわかる．これらのことから提案法ではエッジ保存は従来法と同じように良好に行いつつ，提案法ではインパルスが取り除かれ視覚的に良好な結果が得られていると考えられる．

図 2.4.12 において他の 2 種類の手法にくらべ提案法，従来法では画像全体のボケが生じることなく拡大を行うことが出来ていることが見て取れる．また従来法と提案法において柵

の部分に着目してみると従来法においてはインパルスの影響が顕著に表れてしまっているが、提案法で拡大した画像ではそれがほとんど抑えられている。しかしながら、提案法では柵の部分のつながりにおいて直線的で少し違和感を覚えるような画像になってしまっているようにも見て取れる。画像右側における斜めの輪郭線部分において三次畳み込み補間法、Lanczos 補間法と比べて提案法、従来法では鮮鋭にエッジがとれており、かつ提案法においては従来法よりも主観的に優れていることが分かる。

図 2.4.13 の画像において橋の随所にみられる黒い点について他 2 種の手法では点が広がってしまっていることから画像にボケが生じてしまっていると考えられる。しかしながら、提案法、従来法においてはそれが無く、点が広がることなく補間を行うことが出来ている。また橋の柵の白い部分と黒い部分との境界部分において三次畳み込み補間法、Lanczos 補間法においてはアンダーシュートやオーバーシュートといったアーティファクトの影響がみてとれるが提案法、従来法ではそれが抑えられている。また従来法においてはエッジ部分や黒い点周辺においてインパルスが発生してしまっている部分があるが提案法ではそれが抑えられていることが画像から伺える。

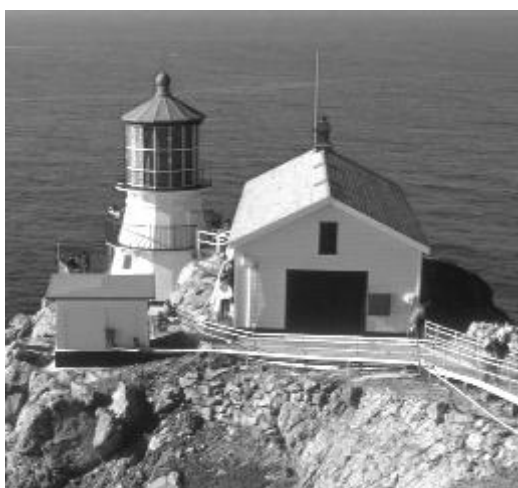
以上の主観評価より、提案手法はアーティファクトの影響を抑え、かつ、ボケさせずに他の手法より優れた原画像の拡大をできていることが分かる。



(a)Lax



(b)Cameraman



(c)Lighthouse

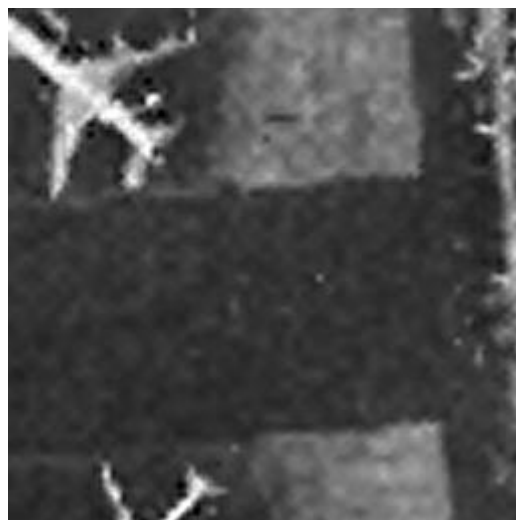


(d)Bridge

图 2.4.9 適用画像



(a)提案法



(b)従来法(文献[2.1])



(c)三次畳み込み補間法



(d)Lanczos 補間法

図 2.4.10 Lax への適用結果



(a)提案法



(b)従来法(文献[2.1])



(c)三次畳み込み補間法



(d)Lanczos 補間法

図 2.4.11 cameraman への適用例



(a)提案法



(b)従来法(文献[2.1])



(c)三次畳み込み補間法



(d)Lanczos 補間法

図 2.4.12 Lighthouse への適用例



(a)提案法



(b)従来法(文献[2.1])



(c)三次畳み込み補間法



(d)Lanczos 補間法

図 2.4.13 Bridge への適用例

ここでは本章における提案法と従来法を主観的に比較するために 3 種類の原画像 (Lena, Mandrill, Pepper) について従来法, 2 章で提案した手法, Lanczos 補間法の 3 つの方法でそれぞれ 2.4 倍に拡大した画像を作成した. そして, それぞれの拡大方法について被験者に伏せた状態で, 3 つの画像を並べ 43 インチ 4KTV および 55 インチフル HD のスクリーンに表示して質問の内容に当てはまるものが大きな数字となるように一番良い画像に 3 を一番悪い画像に 1 の順位をつけてもらうように指示をした. 質問の内容は, ①輪郭線や境目がはっきりしている(エッジに関する評価), ②細部部分がはっきりしている(細部に関する評価)の 2 つの内容で行った. 被験者は主に 20 歳前後(大学 3, 4 年生) の男女合わせて 35 名となっている. この結果を表 2.4.18 および表 2.4.19 に示す.

表 2.4.18 エッジに関する主観評価

Lena	従来法	2.39
	2章の方法	2.22
	Lanczos	1.39
Mandrill	従来法	2.47
	2章の方法	1.81
	Lanczos	1.72
Pepper	従来法	2.28
	2章の方法	2.03
	Lanczos	1.69

表 2.4.19 細部に関する主観評価

Lena	従来法	2.67
	2章の方法	1.75
	Lanczos	1.58
Mandrill	従来法	2.33
	2章の方法	1.72
	Lanczos	1.94
Pepper	従来法	2.33
	2章の方法	1.83
	Lanczos	1.83

3 種類の画像すべてに対して, 主観評価の結果について従来法が一番良い結果となった. エッジ部分においては従来法, 提案法ともに Lanczos 補間法より優れており, エッ

ジ推定においてハーフピクセルを用いた補間が有効であることがわかった。しかしながら細部部分において提案法は Lanczos 補間とあまりかわらない結果となった。この結果は、従来法であらわれている黒潰れや白飛びが、図 2.4.11 の *Cameraman* の鼻の下の部分や図 2.4.12 の *Lighthouse* の手すり内部のように一部分で見た場合は不自然な歪みとして見えるが、画像全体を見たときにはエッジ部分や細部部分についてアンシャープマスキング処理を行ったときのような強調の効果が表れたためと考えられる。

2.5 まとめ

本章では，一枚の原画像から拡大を行う手法について，ハーフピクセルを用いることで高周波数成分を保持しながら拡大を行う手法について提案および各手法との比較検討を行った．

PSNR について提案法では他の手法に比べ結果は良くないものの，現在の比較では数値評価の数値が比較を行う際に使うローパスフィルタの影響を受けておりフィルタによってその値が変わってしまう事が数値評価からわかる．このことから画像の拡大についての数値評価の方法については改善の余地があると考えられる．

視覚評価より，三次畳み込み補間法や Lanczos 補間法を利用した場合と比べ，提案法，従来法では画像全体のボケが抑えられており，かつ物体と背景の境界線や輪郭線の部分といったエッジ部分の保存もうまく行われていることが見て取れる．また三次畳み込み補間や Lanczos 補間においてはエッジ部分にオーバーシュートやアンダーシュートといったアーティファクトの影響が目立つが提案法，従来法においてはそれが抑えられており，従来法ではエッジや細部信号部分にインパルスがみられる部分があるが提案法ではインパルスが抑えられており，従来法にくらべよりエッジ部分や細部信号部分において視覚的に良好な結果を得ることが出来ていると考えられる．これらの結果より提案法の有効性が伺える．

第3章

画像の細線の再現向上を考慮する
ハーフピクセル生成手法の改良の検討

3.1 緒言

2章では1枚の画像における各原画素間にハーフピクセルを生成させ、原画素とハーフピクセルを用いることで任意倍率の拡大を成し得ている。2章で提案している手法ではハーフピクセルを生成するためにファジー推論によって山型、谷型信号、エッジ信号を保存することで、ハーフピクセル部において高周波数成分の推定を行い、原画素とハーフピクセルを用いて Lanczos 補間による拡大を行っている。ハーフピクセルを生成する部分では、文献[1.20]と同様に補間すべき点の前後2点間の2つの差分情報を用いて不連続性を持つ信号部分を見つけ出し、ファジー推論を用いてエッジ信号の不連続性の保存や山型信号、谷型信号といったピーク信号の頂点の推定を行うことができる。また2章で提案しているファジー推論を用いてハーフピクセルを生成する部分は基本的には線形補間や最近隣補間を拡張したものであるため、アーティファクトの影響が無いことも示している。しかしながら、2章においてハーフピクセルを生成するときに利用するファジールールでは画像のあるパターンに問題が存在する。このパターンは画像中に存在する細い線であり、線を構成する信号部分についてエッジを構成する信号との区別をつけることが出来ないため、処理後の画像において細線がそのまま推定されてしまうことで主観的に不自然な歪みが発生してしまうという問題である。そこで本章では2章のファジールール上の問題点（細線部分の歪み）に着目し、エッジを構成する信号と線を構成する信号の区別を考慮した新しいハーフピクセルの生成手法を提案する。本章で提案する新しいハーフピクセルの生成手法は2章の手法に対し、信号パターンの区別を増やすことであり、ファジールールを変更・追加することでそれを成し得る。

文献[1.20]で提案している手法は2章で述べたように拡大率を2倍に限定しており任意拡大への拡張が望まれる。第2章ではこの問題についてハーフピクセルを生成させ、そのハーフピクセルと原画素とで Lanczos 関数を用いて補間を行うことで高周波数成分の推定を行いながら画像の任意倍率の拡大を行う手法を提案している。そこで本章では2章の手法

を拡張し，任意拡大に適用させるためにエッジを構成する信号と細線を構成する信号の区別を考慮した新しいハーフピクセルの生成手法を用いることで，高周波数成分を含む信号の再現の向上を行ったハーフピクセルと原画素を利用した Lanczos 関数による補間を行い，任意倍率での拡大を行う手法を提案する．本章では種々の画像に対して本章において提案する手法を適用し，2章で提案した手法と比べた際に，ハーフピクセルを用いた任意倍率の拡大における線を構成する信号の再現性が向上し，視覚的に良くなることを示す．

3.2 細線を構成する信号を考慮したハーフピクセル生成

2章で用いるハーフピクセル生成手法では、高精細に画素を生成することが可能であるが、画像の細線を構成する部分について図3.2.1の点線内に示すように適用後画像アルファベットの縦の細線の一部が不自然に細くなってしまふという問題点が存在する。

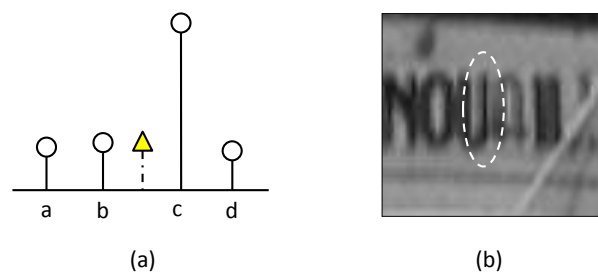


図 3.2.1 適用後画像の問題点

これは2章で説明したハーフピクセル生成手法では図に示すような細線を構成する信号とエッジ信号との区別がファジールール後件部においてついていないために起こると考えられる。例として図3.2.2 (a) に示すエッジを構成する信号と図3.2.2 (b) に示す細線を構成する信号とでは、どちらも差分情報 $a-b$ が **Positive Small** であり、 $c-d$ が **Positive Large** の集合に大きく当てはまるため、 $a-b$ が **Positive Small** であり、かつ $c-d$ が **Positive Large** の条件のときの補間値、すなわち b が補間値 f に大きく寄与することとなり、その結果図3.2.2 (a) に示すようにハーフピクセルが生成されることとなる。このようにハーフピクセルを生成した場合、図3.2.2 に示すようにエッジを構成する場合にはエッジを保持しながら拡大を行うことが出来るため適用後の画像のエッジ部分は良好となるが、図3.2.2 で示すような細線を構成する信号の場合では細線が拡大を行っても太くならず、その結果として図3.2.1に示すアルファベット部分のようにLanczos補間で補間したときのような自然さが失われてしまい、不自然な適用結果となってしまふ。そこで図3.2.2 (a) に示す信号の場合はエッジを保持するように、図3.2.2 (b) に示すような信号の場合は拡大を行うことに

よって細線が自然に太くなるような補間を行うことが出来るような新しいハーフピクセル生成のファジールールを提案する.

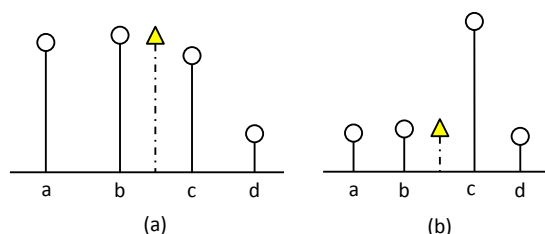


図 3.2.2 区別のつかない信号パターン

細線を構成する信号およびエッジを構成する信号を区別する必要がある信号のパターンは図 3.2.3 に示す前後のどちらかの差分値が正または負に大きくもう一方の差分値が小さいパターンが考えられる.

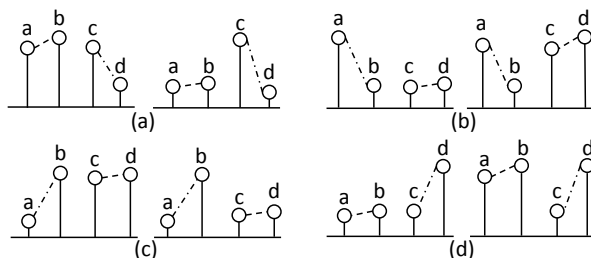


図 3.2.3 考慮される信号パターン

このとき図 3.2.2(a) のような信号においては図 3.2.2(a) のようにエッジを保持し、かつ図 3.2.2(b) のように細線を太く補間するような補間値 f を与えるには補間すべき点の位置に隣り合う 2 つの画素値 b , c のどちらかを補間する信号の形状によって補間値 f として与えることが出来れば良い. 例えば図 3.2.2 (a) の場合はエッジを保持するように元々後件部として与えられていた $f=b$ という画素値を, 図 3.2.2(b) のような場合には細線を太くすることができるように後件部には $f=c$ を画素値とするような 2 つの補間値を選択するような後件部

の式を与えることができればよい。以上により図 3.2.2(a)のようにエッジを保持し、かつ細線を補間するような後件部の式は補間すべき画素に隣り合う画素のうち大きいほうを補間値 f として与えることが出来る式を導入すればよい。よって図 3.2.3(a)に示す場合の前件部および後件部の式は以下の式のように表すことができる。

$$IF (a - b) \text{ is small and } (c - d) \text{ is Positive Large THEN } f \text{ is MAX}(b, c) \cdots(3.2.1)$$

同様にして図 3.2.3 (b) の場合は隣り合う画素のうち大きいほうを補間値 f として与えることが出来ればよい。よって、式は以下のようにあらわすことができる。

$$IF (a - b) \text{ is Negative Large and } (c - d) \text{ is Small THEN } f \text{ is MAX}(b, c) \cdots(3.2.2)$$

図 3.2.3 (c) (d) の場合は隣り合う画素のうち小さいほうを補間値 f として与えればよい。よって、以下の式のように表すことが出来る

$$IF (a - b) \text{ is Small and } (c - d) \text{ is Negative Large THEN } f \text{ is MIN}(b, c) \cdots(3.2.3)$$

$$IF (a - b) \text{ is Positive Large and } (c - d) \text{ is Small THEN } f \text{ is MIN}(b, c) \cdots(3.2.4)$$

これらの細線およびエッジを構成する信号について補間値 f を与える前件部、後件部を考慮して 2 章の表 2.2.2 のファジールールテーブルを変更したものを以下の表 3.2.1 に示す。

表 3.2.1 変更したファジールールテーブル

		c-d			
		NL	NS	PS	PL
a-b	NL	$(b+c)/2$	$\text{MAX}(b,c)$	$\text{MAX}(b,c)$	$(b+c)/2+\lambda$
	NS	$\text{MIN}(b,c)$	$(b+c)/2$	$(b+c)/2+\lambda$	$\text{MAX}(b,c)$
	PS	$\text{MIN}(b,c)$	$(b+c)/2-\lambda$	$(b+c)/2$	$\text{MAX}(b,c)$
	PL	$(b+c)/2-\lambda$	$\text{MIN}(b,c)$	$\text{MIN}(b,c)$	$(b+c)/2$

以上のファジールールテーブルの変更により、ハーフピクセル生成の際により良好な補間を可能とする。

3.3 山型・谷型信号における λ 値を考慮したハーフピクセル生成手法

文献[1.20]および文献[1.21]における山型, 谷型信号の補間において図 3.3.1 のように補間すべき点の前後 2 点間の差分情報 $a-b$ および $c-d$ のどちらかの差分情報が大きい場合において補間値 f の値が 0 を下回るまたは 255 を上回ってしまうことにより黒つぶれまたは白飛びが適用画像に発生してしまうという問題点が存在する.

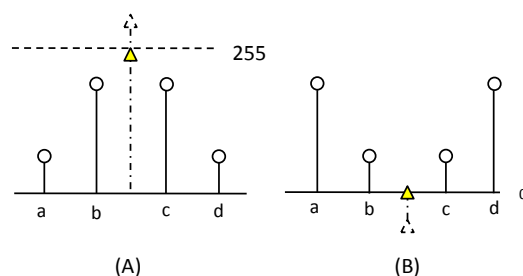


図 3.3.1 黒潰れや白潰れ

そこで 2 章で説明した手法では λ と 2 つの差分情報 $a-b$ および $c-d$ によってファジー推論によって制御をおこなっている. しかしながら, 2 章の手法では λ の値の算出のためにファジールールを個別に用意する必要があるため, 本章では λ 制御のためのファジー推論をまとめて補間値を求めるためのファジールールテーブルにまとめることを提案する.

λ の値が過剰となってしまう黒つぶれや白飛びといった現象が起こってしまう原因はファジー集合において差分値が大きいまたは小さいという 2 つによって場合分けがされており, λ の値が過剰になってしまう差分情報と λ の値が過剰にはならない差分情報とが分離できていないことが原因であると考えられる. そこで λ の値が過剰になりすぎないようにするため差分情報に大きいという情報と小さいという情報の中間である情報として場合分けが出来るファジー集合を新しく追加することを考える. このように 2 つの集合 **Large**, **Small**

から Large, Small の中間となる Medium という集合を追加した 3 つの集合にすることで差分情報が大きすぎる場合には山型, 谷型信号の λ を考慮して補間を行い, 黒つぶれや白飛びといった現象を抑制することが出来ると考えられる. 以上よりファジールールの前件部および後件部を考えると差分信号がどちらも同じ符号であり小さい場合はエッジ信号であるとして, 以下のような式で補間値 f を与えることができる.

$$IF (a - b) \text{ Negative Small and } (c - d) \text{ is Negative Small THEN } f \text{ is } (b + c)/2 \cdots (3.3.1)$$

$$IF (a - b) \text{ Positive Small and } (c - d) \text{ is Positive Small THEN } f \text{ is } (b + c)/2 \cdots (3.3.2)$$

2 つの差分情報が異なる符合であり小さい場合は山型信号または谷型信号であるとして以下のような式で補間値 f を与える.

$$IF (a - b) \text{ Negative Small and } (c - d) \text{ is Positive Small THEN } f \text{ is } (b + c)/2 + \lambda \cdots (3.3.3)$$

$$IF (a - b) \text{ Positive Small and } (c - d) \text{ is Negative Small THEN } f \text{ is } (b + c)/2 - \lambda \cdots (3.3.4)$$

また 2 つの差分情報が異なる符合であり大きすぎない場合にも同様にして山型信号または谷型信号としての補間値 f を与える式を利用する

$$IF (a - b) \text{ Negative Medium and } (c - d) \text{ is Positive Medium THEN } f \text{ is } (b + c)/2 + \lambda \cdots (3.3.5)$$

$$IF (a - b) \text{ Positive Medium and } (c - d) \text{ is Negative Medium THEN } f \text{ is } (b + c)/2 - \lambda \cdots (3.3.6)$$

2 つの差分情報が異なる符合であり, どちらも大きい場合には従来のファジールールでは山型, 谷型信号として補間値 f を決めていたが, 提案する手法では λ が過剰な値をとったときの黒つぶれおよび白飛びを抑制するために λ を利用せず以下のように線形補間によって補

間値 f を与える.

IF (a - b) Negative Large and (c - d) is Positive Large THEN f is (b + c)/2 ... (3.3.7)

IF (a - b) Positive Large and (c - d) is Negative Large THEN f is (b + c)/2 ... (3.3.8)

また 3.2 で説明した細線およびエッジ信号を構成する信号を考えた場合、 $a-b$ が小さく $c-d$ の符号が正であり小さくない場合を考えると以下のように補間値 f を与えることができる.

IF (a - b) Small and (c - d) is Positive Medium THEN f is MAX(b, c) ... (3.3.9)

IF (a - b) Small and (c - d) is Positive Large THEN f is MAX(b, c) ... (3.3.10)

$a-b$ が小さく $c-d$ の符号が負であり小さくない場合を考えると以下のように補間値 f を与えることができる.

IF (a - b) Small and (c - d) is Negative Medium THEN f is MIN(b, c) ... (3.3.11)

IF (a - b) Small and (c - d) is Negative Large THEN f is MIN(b, c) ... (3.3.12)

$a-b$ の符号が正であり小さくなく、 $c-d$ の符号が小さい場合を考えると以下のように補間値 f を与えることができる.

IF (a - b) Positive Medium and (c - d) is Small THEN f is MIN(b, c) ... (3.3.13)

IF (a - b) Positive Large and (c - d) is Small THEN f is MIN(b, c) ... (3.3.14)

$a-b$ の符号が負であり小さくなく、 $c-d$ の符号が小さい場合を考えると以下のように補間値

fを与えることができる.

$$IF(a-b) \text{ Negative Medium and } (c-d) \text{ is Small THEN } f \text{ is } MIN(b,c) \cdots(3.3.15)$$

$$IF(a-b) \text{ Negative Large and } (c-d) \text{ is Small THEN } f \text{ is } MIN(b,c) \cdots(3.3.16)$$

以上により Medium を加えた場合における細線およびエッジを構成する信号に対する補間値 f が与えられる. エッジ信号, 山型信号, 谷型信号および細線を構成する信号に当てはまらない場合は線形補間により補間値 f が与えられ, これらの前件部および後件部をまとめたファジールールテーブルは以下の表 3.3.1 によってまとめられる.

表 3.3.1 ファジールールテーブル

		c-d					
		NL	NM	NS	PS	PM	PL
a-b	NL	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$	$MAX(b,c)$	$MAX(b,c)$	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$
	NM	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$	$MAX(b,c)$	$MAX(b,c)$	$(b+c)/2+\lambda$	$(b+c)/2$
	NS	$MIN(b,c)$	$MIN(b,c)$	$(b+c)/2$	$(b+c)/2+\lambda$	$MAX(b,c)$	$MAX(b,c)$
	PS	$MIN(b,c)$	$MIN(b,c)$	$(b+c)/2-\lambda$	$(b+c)/2$	$MAX(b,c)$	$MAX(b,c)$
	PM	$(b+c)/2$	$(b+c)/2-\lambda$	$MIN(b,c)$	$MIN(b,c)$	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$
	PL	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$	$MIN(b,c)$	$MIN(b,c)$	$(b+c)/2$	$(b+c)/2$

またファジー集合 Medium を追加した 6 つのファジー集合 Negative Large, Negative Medium, Negative Small, Positive Small, Positive Medium, Positive Large を設定する. これら 6 つのファジー集合を図示したものを図 3.3.2 に示す. これらのファジー集合は 3 つのパラメータ α , β , γ は $\alpha < \beta < \gamma$ となり, $0 \leq \alpha \leq 255$, $0 \leq \beta \leq 255$, $0 \leq \gamma \leq 255$ を満たす実数である.

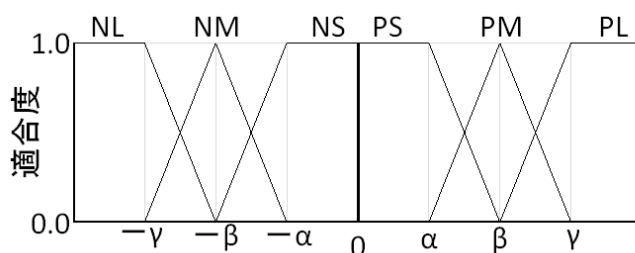


図 3.3.2 ファジー集合

表 3.3.1 のファジールールテーブルにより算出したそれぞれの補間値は以下の式を用いて非ファジー化手続きを行うことで 1 つの補間値として算出される。

$$f = \frac{\sum_{x=1}^{vw} \mu_x w_x}{\sum_{x=1}^{vw} \mu_x} \dots (3.3.17)$$

式の w_x はそれぞれファジールールテーブルによって算出された後件部実数値であり、 μ_x はそれぞれのファジー集合の適合度となる。1 つの条件につき適合度は a-b および c-d に対し求まるが、これらのどちらを利用するかは以下の式より算出される。

$$\mu_x = \min(\mu E_v(a-b), \mu F_w(c-d)) \dots (3.3.18)$$

ここで式の $\mu E_v(a-b)$ は差分情報 a-b に対するファジー集合の適合度であり、 $\mu F_w(c-d)$ は差分情報 c-d に対する適合度である。2 つの適合度のうち最小のものを用いることで非ファジー化手続きに用いる適合度を一意に定める。以上より、細線を構成する信号の補間および山型、谷型信号に対する補間についてファジールールテーブルへの新しいルールの追加およびファジー集合 **Medium** の追加によりハーフピクセル生成時の補間を良好に行うことが出来る手法を提案する。

3.4 適用結果

ここでは提案手法について種々の画像に適用し，従来法との数値的（客観的），視覚的（主観的）評価を行う．評価に用いた画像は図 3.4.1 に示す 256×256 のグレースケール画像 13 種および図 3.4.2 に示す 512×512 のグレースケール画像 13 種である．



図 3.4.1 実験に用いた 13 種類の画像



図 3.4.2 実験に用いた 13 種類の画像

3.4.1 数値評価

従来法, 提案法, Lanczos 補間法について 2.4.2 で示した, PSNR 評価および人間の主観評価に近い指標である SSIM 評価を用いて数値評価を行う. 数値評価では図 3.4.1, 図 3.4.2 で示す様に 256×256 および 512×512 の 2 種類のグレースケール画像に対して表 3.4.1 のようにガウシアンフィルタを適用し, 解像度を低下させた画像に対して各手法で元の解像度へと拡大し, その画像と元画像との比較を行う.

表 3.4.1 ガウシアンフィルタの適用パラメータ

拡大倍率	ウィンドウサイズ	σ
1.6	3	1.0
2.0	3	1.0
3.2	5	1.5
4.0	5	1.5
6.4	7	2.0

数値評価の結果を表 3.4.2 から表 3.4.11 に示す.

表 3.4.2 PSNR 評価(size = 3x3, sigma = 1.0, scale = 1.6)

x1.6	256x256			x1.6	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	24.62	24.75	24.47	airplane	27.74	27.85	27.62
barbara	22.46	22.46	22.38	barbara	23.98	24.01	23.91
boat	27.10	27.23	26.84	boat	27.78	27.90	27.54
bridge	21.86	21.90	21.68	bridge	24.32	24.37	24.09
building	25.57	25.64	25.21	elaine	30.75	30.80	30.70
cameramar	23.82	23.97	23.65	goldhill	28.82	28.86	28.64
girl	29.43	29.49	29.20	houses	21.13	21.22	20.95
lax	21.91	21.93	21.79	lena	30.00	30.08	29.77
lena	26.51	26.62	26.28	mandrill	22.05	22.06	21.89
lighthouse	22.39	22.46	22.20	milkdrop	31.06	31.22	31.15
mandrill	23.05	23.06	22.89	pepper	28.88	28.96	28.91
text	22.86	23.00	22.47	ruler	11.63	11.56	11.71
woman	26.55	26.61	26.46	sailboat	26.44	26.53	26.28

表 3.4.3 PSNR 評価(size = 3x3, sigma = 1.0, scale = 2.0)

x2.0	256x256			x2.0	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	27.00	27.33	26.98	airplane	30.57	30.82	30.57
barbara	23.78	23.70	23.73	barbara	25.20	25.22	25.16
boat	30.02	30.25	29.59	boat	30.62	30.80	30.44
bridge	23.24	23.37	23.16	bridge	26.25	26.45	26.10
building	28.37	28.59	27.91	elaine	32.79	32.82	32.71
cameramar	25.90	26.23	25.80	goldhill	31.02	31.18	30.95
girl	32.36	32.59	32.30	houses	23.05	23.34	23.26
lax	22.87	22.91	22.85	lena	33.52	33.78	33.24
lena	29.76	29.96	29.35	mandrill	23.20	23.37	23.24
lighthouse	23.95	24.22	23.89	milkdrop	34.66	34.83	34.14
mandrill	24.36	24.46	24.28	pepper	32.31	32.53	31.98
text	25.94	26.10	25.45	ruler	14.60	11.77	13.54
woman	29.07	29.23	29.01	sailboat	29.24	29.50	29.33

表 3.4.4 PSNR 評価(size = 5x5, sigma = 1.5, scale = 3.2)

x3.2	256x256			x3.2	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	23.46	23.67	23.55	airplane	26.31	26.56	26.39
barbara	22.03	22.05	22.02	barbara	23.59	23.65	23.61
boat	25.69	26.00	25.88	boat	26.45	26.59	26.48
bridge	21.02	21.10	21.03	bridge	23.34	23.44	23.29
building	24.45	24.61	24.14	elaine	30.24	30.30	30.15
cameramar	23.07	23.18	23.04	goldhill	27.95	28.03	27.90
girl	28.26	28.40	28.19	houses	19.88	20.00	20.03
lax	21.31	21.36	21.35	lena	28.98	29.13	28.84
lena	25.48	25.59	25.41	mandrill	21.20	21.25	21.20
lighthouse	21.61	21.73	21.53	milkdrop	30.70	30.82	30.32
mandrill	22.39	22.42	22.37	pepper	28.47	28.56	28.28
text	21.51	21.65	21.43	ruler	12.23	11.10	11.78
woman	25.73	25.78	25.74	sailboat	25.38	25.58	25.38

表 3.4.5 PSNR 評価(size = 5x5, sigma = 1.5, scale = 4.0)

x4.0	256x256			x4.0	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	23.11	23.38	23.28	airplane	25.89	26.11	26.05
barbara	21.91	21.93	21.94	barbara	23.58	23.65	23.58
boat	25.08	25.35	25.46	boat	25.98	26.19	26.20
bridge	20.58	20.78	20.73	bridge	22.97	23.07	23.04
building	24.04	24.04	23.74	elaine	30.59	30.68	30.32
cameramar	22.62	22.76	22.62	goldhill	27.54	27.61	27.58
girl	28.01	28.04	27.89	houses	19.50	19.57	19.71
lax	20.98	21.11	21.16	lena	28.89	29.04	28.79
lena	25.25	25.42	25.24	mandrill	20.92	20.94	20.97
lighthouse	21.34	21.48	21.26	milkdrop	30.56	30.78	29.94
mandrill	22.11	22.15	22.20	pepper	28.35	28.48	28.11
text	20.98	21.26	21.17	ruler	11.89	10.70	11.41
woman	25.49	25.43	25.54	sailboat	24.90	25.13	25.00

3.4.6 PSNR 評価(size = 7x7, sigma = 2.0, scale = 6.4)

x6.4	256x256			x6.4	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	21.02	21.03	21.19	airplane	23.23	23.42	23.50
barbara	21.11	21.12	21.16	barbara	22.43	22.48	22.47
boat	22.89	22.59	23.06	boat	23.67	23.59	23.74
bridge	19.36	19.28	19.44	bridge	21.04	21.20	21.25
building	21.68	21.54	21.77	elaine	27.96	28.02	27.83
cameramar	20.85	20.91	20.96	goldhill	25.53	25.58	25.68
girl	25.18	25.22	25.19	houses	17.80	17.84	18.05
lax	20.21	20.12	20.27	lena	25.87	26.00	26.00
lena	22.86	22.93	22.82	mandrill	20.03	20.03	20.11
lighthouse	19.79	19.91	19.93	milkdrop	26.87	27.13	27.00
mandrill	21.17	21.15	21.24	pepper	25.26	25.37	25.29
text	17.38	17.91	18.19	ruler	10.62	10.25	10.45
woman	22.99	23.01	23.23	sailboat	22.20	22.38	22.52

表 3.4.7 SSIM 評価(size = 3x3, sigma = 1.0, scale = 1.6)

x1.6	256x256			x1.6	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	0.82	0.82	0.81	airplane	0.91	0.91	0.90
barbara	0.65	0.65	0.64	barbara	0.87	0.87	0.87
boat	0.83	0.83	0.82	boat	0.90	0.90	0.89
bridge	0.56	0.56	0.53	bridge	0.69	0.69	0.66
building	0.76	0.76	0.73	elaine	0.79	0.79	0.79
cameramar	0.80	0.80	0.79	goldhill	0.79	0.79	0.78
girl	0.85	0.85	0.85	houses	0.61	0.61	0.59
lax	0.51	0.51	0.49	lena	0.86	0.86	0.86
lena	0.84	0.84	0.83	mandrill	0.53	0.53	0.50
lighthouse	0.71	0.71	0.70	milkdrop	0.87	0.87	0.87
mandrill	0.57	0.57	0.55	pepper	0.86	0.86	0.85
text	0.74	0.75	0.72	ruler	0.46	0.46	0.47
woman	0.82	0.83	0.82	sailboat	0.81	0.81	0.80

表 3.4.8 SSIM 評価(size = 3x3, sigma = 1.0, scale = 2.0)

x2.0	256x256			x2.0	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	0.88	0.89	0.88	airplane	0.95	0.95	0.95
barbara	0.76	0.77	0.76	barbara	0.92	0.93	0.92
boat	0.90	0.90	0.89	boat	0.93	0.93	0.92
bridge	0.68	0.69	0.66	bridge	0.79	0.80	0.78
building	0.86	0.87	0.85	elaine	0.82	0.82	0.82
cameramar	0.86	0.87	0.86	goldhill	0.86	0.86	0.86
girl	0.90	0.91	0.90	houses	0.74	0.75	0.73
lax	0.61	0.62	0.60	lena	0.91	0.91	0.90
lena	0.91	0.92	0.91	mandrill	0.66	0.68	0.65
lighthouse	0.80	0.81	0.79	milkdrop	0.91	0.91	0.91
mandrill	0.70	0.71	0.68	pepper	0.90	0.91	0.90
text	0.84	0.85	0.83	ruler	0.79	0.56	0.68
woman	0.89	0.89	0.89	sailboat	0.88	0.88	0.88

表 3.4.9 SSIM 評価(size = 5x5, sigma = 1.5, scale = 3.2)

x3.2	256x256			x3.2	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	0.77	0.78	0.77	airplane	0.89	0.89	0.89
barbara	0.60	0.60	0.59	barbara	0.84	0.84	0.84
boat	0.78	0.78	0.77	boat	0.87	0.87	0.87
bridge	0.48	0.49	0.47	bridge	0.62	0.63	0.61
building	0.68	0.69	0.67	elaine	0.78	0.78	0.78
cameramar	0.76	0.77	0.76	goldhill	0.75	0.76	0.75
girl	0.82	0.82	0.82	houses	0.53	0.54	0.53
lax	0.45	0.46	0.44	lena	0.84	0.84	0.83
lena	0.80	0.80	0.80	mandrill	0.45	0.46	0.44
lighthouse	0.66	0.67	0.65	milkdrop	0.86	0.86	0.85
mandrill	0.50	0.51	0.49	pepper	0.84	0.84	0.84
text	0.68	0.69	0.67	ruler	0.56	0.38	0.47
woman	0.79	0.79	0.78	sailboat	0.76	0.77	0.76

表 3.4.10 SSIM 評価(size = 5x5, sigma = 1.5, scale = 4.0)

x4.0	256x256			x4.0	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	0.75	0.76	0.75	airplane	0.87	0.87	0.87
barbara	0.57	0.58	0.57	barbara	0.83	0.83	0.83
boat	0.74	0.75	0.75	boat	0.86	0.86	0.86
bridge	0.43	0.45	0.44	bridge	0.58	0.59	0.58
building	0.64	0.64	0.63	elaine	0.78	0.78	0.77
cameramar	0.74	0.74	0.73	goldhill	0.73	0.73	0.73
girl	0.80	0.80	0.80	houses	0.51	0.51	0.51
lax	0.42	0.42	0.42	lena	0.82	0.83	0.83
lena	0.78	0.78	0.78	mandrill	0.41	0.42	0.41
lighthouse	0.63	0.64	0.63	milkdrop	0.84	0.84	0.84
mandrill	0.46	0.47	0.46	pepper	0.83	0.83	0.83
text	0.64	0.65	0.64	ruler	0.51	0.31	0.41
woman	0.77	0.77	0.77	sailboat	0.73	0.74	0.74

表 3.4.11 SSIM 評価(size = 7x7, sigma = 2.0, scale = 6.4)

x6.4	256x256			x6.4	512x512		
	従来法	提案法	Lanczos		従来法	提案法	Lanczos
airplane	0.65	0.66	0.65	airplane	0.80	0.80	0.80
barbara	0.49	0.49	0.49	barbara	0.74	0.74	0.74
boat	0.65	0.64	0.65	boat	0.82	0.81	0.82
bridge	0.32	0.32	0.32	bridge	0.44	0.45	0.45
building	0.49	0.49	0.49	elaine	0.74	0.74	0.74
cameramar	0.66	0.66	0.66	goldhill	0.64	0.64	0.64
girl	0.70	0.70	0.70	houses	0.42	0.42	0.41
lax	0.34	0.34	0.34	lena	0.77	0.77	0.77
lena	0.68	0.68	0.67	mandrill	0.31	0.31	0.31
lighthouse	0.54	0.54	0.54	milkdrop	0.80	0.80	0.80
mandrill	0.36	0.36	0.36	pepper	0.75	0.75	0.75
text	0.47	0.48	0.48	ruler	0.30	0.22	0.26
woman	0.65	0.66	0.66	sailboat	0.62	0.62	0.63

表 3.4.2 から表 3.4.11 より PSNR では提案法において 4 倍程度までは他の 2 つの手法と比べ良好な結果を得ることができている。また 6.4 倍のときに 256×256 の画像より 512×512 の画像のほうが良好な結果を得ることができているが、これは適用画像の解像度の差により表れているものと考えられる。解像度が高いと、高周波数成分の推定に必要な情報がより多く残っているため、このような結果を得ることができると考えられる。また SSIM 評価についてはすべての倍率に対して同程度もしくは良好な結果となっている。SSIM は主観的な評価に近いので、提案法では 6 倍程度までであれば、主観的には従来法および Lanczos 補間に対して良好な拡大ができていると数値的に示していることが確認できる。

512×512 の Ruler という画像についてはすべての手法について PSNR および SSIM について良好な結果を得ることができていない。これは Ruler の原画像が図 3.4.1 (a) に示すように多くが 1 ドットの細線で構成されている画像であるため、図 3.4.1 (b) に示すように縮小後の画像についても細線は 1 ドットの細線で構成されており拡大を行った際に図 3.4.1 (c) (d) に示すように処理後画像の線が太く補間されることで元画像から離れてしまうことが原因であると考えられる。

また、もともと黒潰れや白飛びのあるような逆光画像へ提案法を適用した画像を図 3.4.2 に示す。適用した画像は元画像と比べたときに白とびや黒潰れ部分に対して不自然な部分はなく、エッジについても良好に推定できており、逆光画像のような画像にも提案法は適用可能であることが見て取れる。

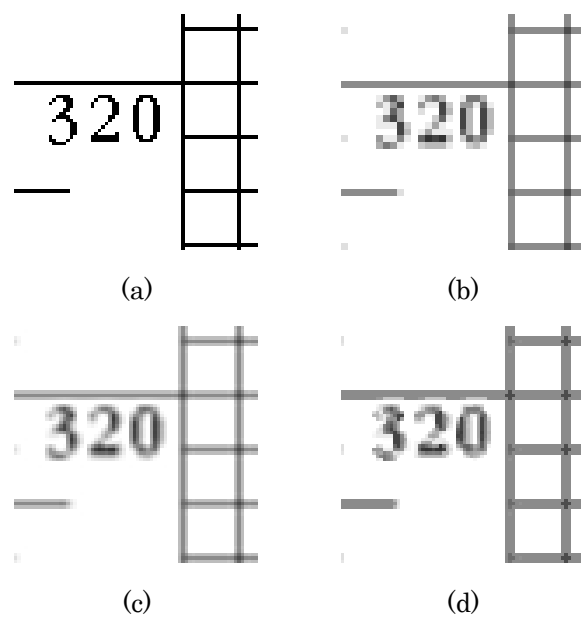


図 3.4.1 数値評価に利用した画像(Ruler)



(a)原画像

(b)拡大画像

図 3.4.2 元々黒つぶれの多い画像(逆光写真, 3.2倍)

3.4.2 主観評価

Lanczos 補間法, 提案法, 従来法をそれぞれ原画像に対してそのまま適用する. 図 3.4.3 に縦横を 3.2 倍に拡大した画像を示す, 図 3.4.4 に縦横を 7.4 倍した画像を示す. 図 3.4.3 で使用した画像は 512×512 の Boat, 図 3.4.4 で使用した画像は 256×256 の Barbara である.

図 3.4.3 より, 提案法では従来法に比べ, アルファベットの縦線部分が不自然に細くなっておらず良好に補間されており, 文字部分が良好に補間されていることが見て取れる. また図 3.4.4 より提案法では従来法に比べ縞模様が不自然に細くなることなく, 細線も正常に補間できている. また Lanczos 補間法に比べ縞模様のエッジ部分がはっきりとしていて良好に補間ができていることが見て取れる.

細線部分の補間を見やすくするために図 3.4.5 に Barbara (256×256 , 3.0 倍) についての断面図を示す. この断面図はグラフ横の画像の白線部分のものであり, 断面図において 3 つの手法が重なる部分は原画素の部分である. この断面図より, 従来法および Lanczos 補間法に比べ縞模様の部分の補間において提案法が細線を良好に補間できていることが確認できる. 以上より提案法は数値評価的には Lanczos 補間法に若干およばない部分はあるものの視覚的には良い結果であるといえる.

さて, 自然画像について適用を行ってきたが, 人工画像に対する適用結果を図 3.4.6 および図 3.4.7 に示す. 図 3.4.6 の輪郭線について, 提案法は太く補間されており, 2 章の方法では細く補間されている. 図 3.4.7 のイラストについては適用画像下部における細い 2 本の線について, 提案法ではどちらも太く補間されており, 2 章の方法では途中で細くなってしまっている部分が存在する. これらの画像については, どちらが良好な結果であるかどうかは観測者によって異なると考えられる. イラストについてはごみのイメージであるため, ケーブルが途中で細くなって千切れそうなデザインであるとも見て取れるし, どちらも同じ太さでも不自然ではないためである.



(a)従来法

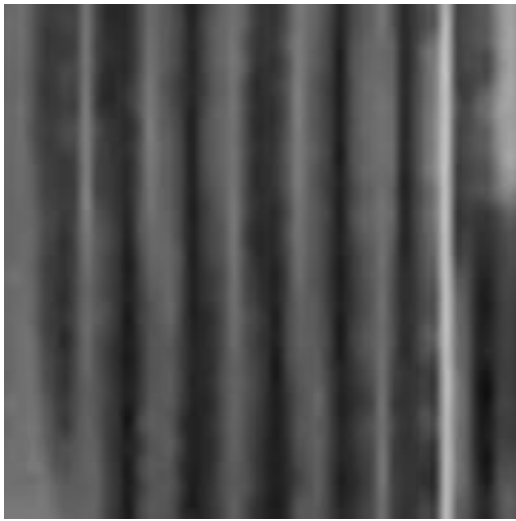


(b)Lanczos 補間法

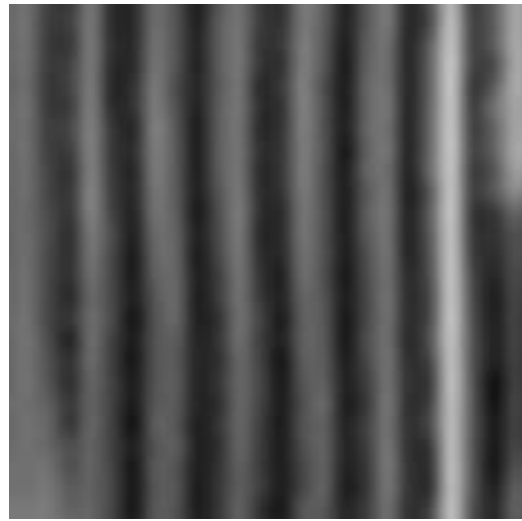


(c)提案法

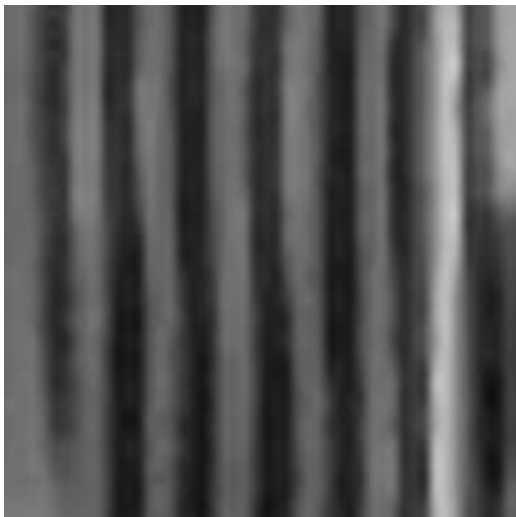
図 3.4.3 Boat(3.2 倍)



(a)従来法



(b)Lanczos 補間法



(c)提案法

図 3.4.4 Barbara(7.4 倍)

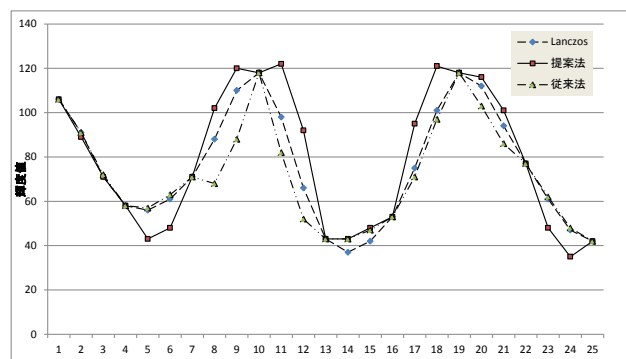
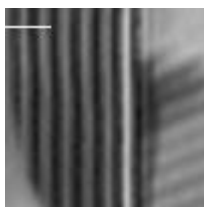


図 3.4.5 水平方向断面図(Barbara, 3.0 倍)

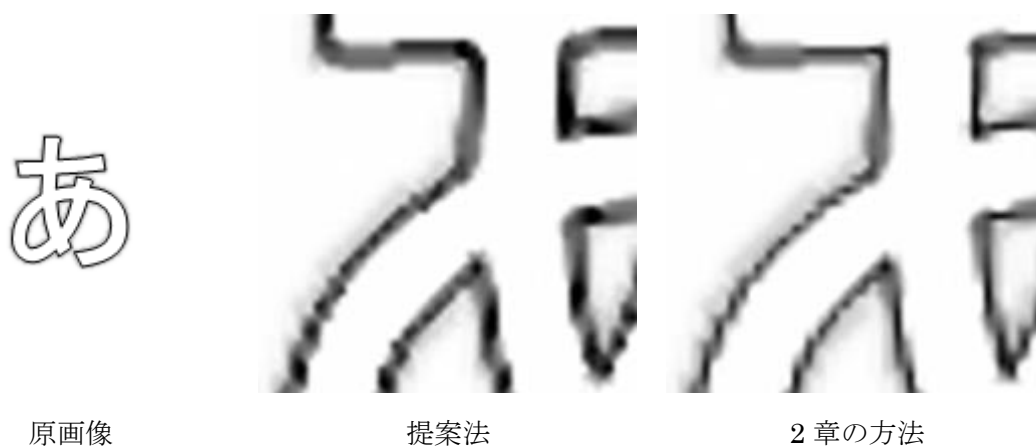


図 3.4.6 輪郭線のあるフォント(3.2倍)

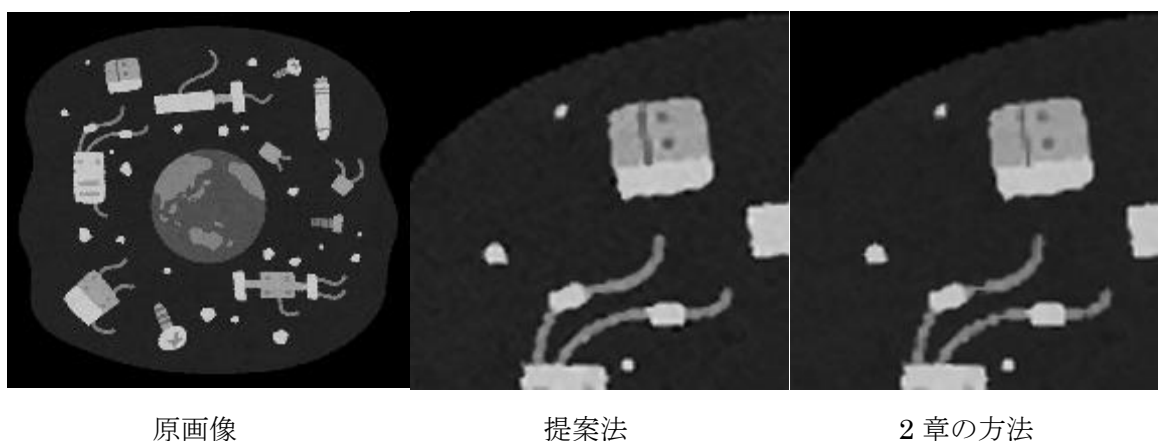


図 3.4.7 細線を含むイラスト(3.2倍)

また、3種類の原画像(Boat, Barbara, Airplane)について2章で提案した方法、3章で提案した手法、Lanczos補間法の3つの方法でそれぞれ2.4倍に拡大した画像を作成し、提案法と従来法を主観的に比較する。それぞれの拡大方法について被験者に伏せた状態で、3つの画像を並べ43インチ4KTVおよび55インチフルHDのスクリーンに表示して質問の内容に当てはまるものが大きな数字となるように一番良い画像に3を一番悪い画像に1の順位をつけてもらうように指示をした。質問の内容は、①輪郭線や境目がは

っきりしている(エッジに関する評価), ②細部部分がはっきりしている(細部に関する評価)の 2 つの内容で行った. 被験者は主に 20 歳前後 (大学 3, 4 年生) の男女合わせて 35 名となっている. この結果を表 3.4.12 および表 3.4.13 に示す.

表 3.4.12 エッジに関する主観評価

Boat	3章の方法	2.47
	Lanczos	1.86
	2章の方法	1.67
Barbara	3章の方法	2.50
	Lanczos	1.81
	2章の方法	1.69
Airplane	3章の方法	2.36
	Lanczos	1.83
	2章の方法	1.81

表 3.4.13 細部に関する主観評価

Boat	3章の方法	2.36
	Lanczos	1.97
	2章の方法	1.67
Barbara	3章の方法	2.28
	Lanczos	1.97
	2章の方法	1.75
Airplane	3章の方法	2.44
	Lanczos	1.86
	2章の方法	1.69

主観評価を行ったところ 3 種類の画像すべてに対して, 提案した方法が一番良い結果となった. 表 3.4.13 より, 提案法の細線部分の補間が Boat や Airplane に含まれる文字や Barbara に含まれている縞部分といった細線部分において有効に働いていることが考えられる. また表 3.4.12 よりエッジに関する主観評価についても, 従来法や Lanczos 補間法と比べ, 提案法が良好な結果となっておりエッジの推定も良好に補間することが分かる. このことから, 提案法は主観的に良好に補間を行うことが出来ていると考えられる.

3.5 まとめ

本章では 2 章で提案したハーフピクセルの生成をファジー推論のルールテーブルの追加および修正を行うことで細線およびインパルス的な信号を区別することにより，不自然になっていた部分の信号の補間を行うことのできる任意拡大の手法の提案を行った．数値評価より，提案法では従来法に比べ 4 倍程度までであれば数値的に良好であることを示すことができ，主観的評価では Lanczos 補間法と比べ，画像のボケが抑えられておりエッジをうまく保存しながら拡大を行うことが見て取れる．また 2 章のハーフピクセル生成手法と比較したときに縞模様に対して細線を倍率通りに拡大することが可能であり，文字や細線部が不自然となってしまう処理後画像について良好に補間を行うことができていると見て取れる．これらの結果より提案法の有効性を伺える．しかしながら，人工的に作られた画像についてはこれに限らない．イラストやフォントで輪郭線の部分が太くなってしまふ場合はデザインを損ねてしまう可能性も考えられる．

第 4 章

ハーフピクセルを用いたカラー画像の任意拡大

4.1 緒言

2章および3章では輝度のみを用いたグレースケール画像を対象にした原画像1枚からの画像の拡大手法について提案を行ってきたが、多くの場合実際に扱う画像・映像データには色情報が存在するカラー画像が用いられている。そこで本章ではグレースケール画像について適用してきた3章の手法をカラー画像について適用することを考える。

カラー画像の信号はグレースケール画像の信号が1チャンネルであることに対して、R (赤), G (緑), B (青) 信号の3つのチャンネルで構成されている[4.1]。R, G, Bの信号についてそれぞれ同じ処置を施すことによって簡易的にカラー画像処理を行うことは可能であるものの、エッジ信号付近においての雑音除去や、ベイヤー配列[4.1]の復元を行う際に単純な線形補間を行った場合についてエッジ部分やピーク部分にズレや偽色が生じてしまうという問題点が存在する[4.2]。前者は処理を行った際にチャンネル間同士のエッジ開始位置がずれてしまうため[4.3]、後者は各チャンネルについてサンプリング点が異なるため補間によって得られるピーク点の推定が各チャンネルによって異なることで偽色が生じる[4.2]。この問題点について2章, 3章の手法をそのままカラー信号へ適用した場合のことを考えると、エッジ保存性から各チャンネルのエッジ開始位置にズレが生じてしまうといった問題や、山型・谷型信号のピーク点の推定から各チャンネルについて得られるピーク点が異なり偽色が発生してしまうといった問題が生じると考えられる。そこでエッジ開始位置やピーク信号の位置を一律化することで前述した問題の解決を図る。本章で提案する手法では、人間の視覚特性において色情報よりも敏感に反応する輝度情報、つまりRGB信号をYC信号へ変換した際のY信号の情報を利用してファジー推論によってエッジの保存やピークの推定をRGB信号それぞれについて一律に求めることでエッジ位置やピーク位置を統一し、色ズレや偽色の発生といった問題を抑制する手法について提案を行う。本章では種々の画像に対して提案する手法を適用し、RGB信号それぞれについて3章の手法、Lanczos補間法を適用した場合、Lanczos補間法を適用した場合について比較検討を行うこ

とで、提案する手法について色ずれや偽色の発生に対する有効性を明らかにする。

4.2 ハーフピクセルを利用したカラー画像の任意拡大

2章および3章においてファジー推論を用いてハーフピクセルを生成し、画像を任意拡大する手法について提案を行い、その有効性について述べている。しかしながら、図4.2.1に示す様にカラー画像のRGB信号それぞれに2章および3章の手法を適用した場合、それぞれの信号におけるファジー推論の適合度の違いからエッジ信号であると判定される画素の位置が異なる。

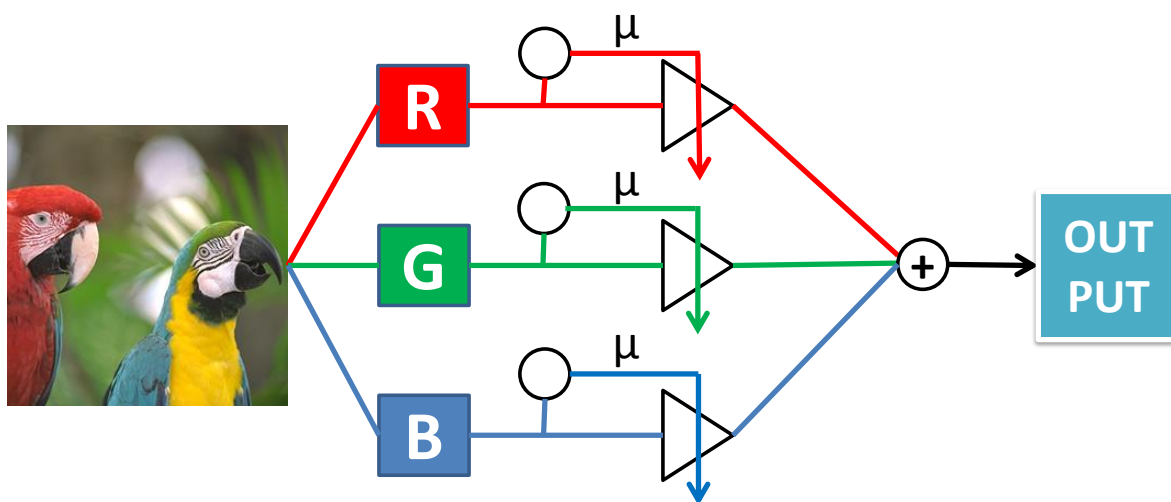


図 4.2.1 RGB 信号にそれぞれ適用する場合

その結果、図4.2.2の点線の枠内に示すような適用画像のエッジ付近において色のずれが発生してしまうという問題が存在する。よって各色のファジー推論の適合度を合わせることが出来れば色ずれが解消できると考える

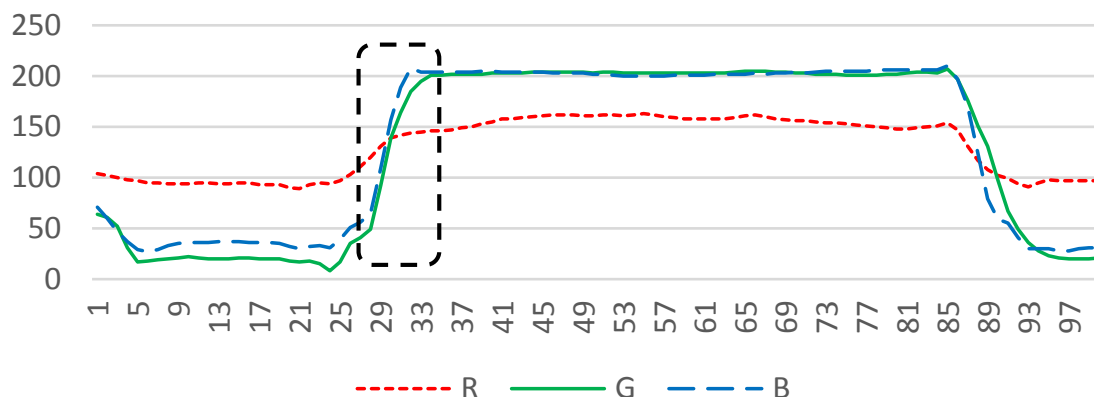


図 4.2.2 カラー信号のエッジ付近のずれ

人間の眼は色差信号に比べ輝度信号について敏感である点を利用し，拡大を行う際に用いるハーフピクセル生成時のファジー推論の輝度信号の適合度の情報を色情報に対し，適用することでエッジ部分における色ずれを抑える手法を提案する．提案する手法では，3章におけるハーフピクセル生成を利用する手法をカラー画像に適用する場合，ファジー推論の画素値の計算を行う際にRGB信号それぞれに対してファジー集合の適合度を算出せず，図 4.2.3 に示す様に輝度信号からファジー集合の適合度を算出し，その適合度の情報を用いてRGB信号に対するファジー推論による画素値の計算を行う．よって輝度情報より算出した適合度を用いてハーフピクセルの生成を行うことでRGB信号に対してエッジ信号と判定される画素の位置が統一され，エッジ付近の色ずれを抑えることが可能であると考えられる．なお輝度成分への変換は式 (4.2.1) に示す様に一般的なカラー画像からグレースケール画像への変換式である [1.18].

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \dots (4.2.1)$$

提案する手法のフレームワークを以下の図 4.2.3 に示す．

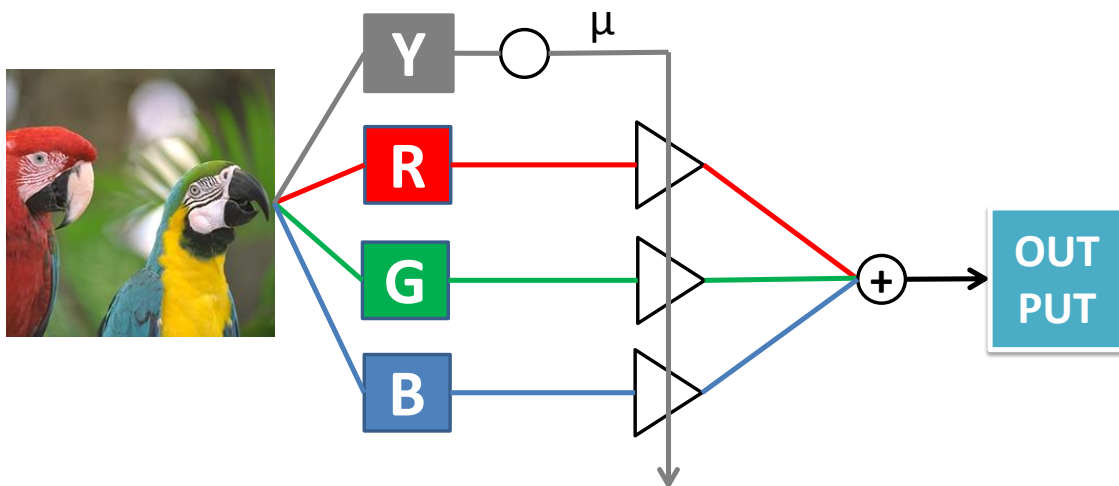


図 4.2.3 提案するカラー画像拡大のフレームワーク

この提案法によってRGB信号それぞれに対しファジー推論を用いてハーフピクセルを生成させ、エッジ部分について色のずれが起こらないようにすることができると考えられる。

4.3 適用結果

本節では提案手法について種々の画像に適用し、RGB 信号それぞれに対して 3 章で提案した手法を適用した場合、Lanczos 補間法を適用した場合、本章で提案する手法を適用した場合について数値的（客観的）、視覚的（主観的）に比較することで評価を行う。ファジー集合のパラメータには $\alpha=10$, $\beta=50$, $\gamma=70$, $\varepsilon=0$, $\delta=20$ を利用する。

4.3.1 数値評価

RGB 信号それぞれに対して 3 章で提案した手法を適用した場合（RGB）、Lanczos 補間法を適用した場合（Lanczos-2）、本章で提案する手法を適用した場合（GreyFit）について PSNR 評価および SSIM 評価を用いて図 4.3.1 に示す手順のように数値評価を行う。数値評価では、図 4.3.2 に示す画像に対して、ローパスフィルタとしてウィンドウサイズ 5×5 , $\sigma=1.0$ のガウシアンフィルタを適用し、解像度を原画像から画素を間引きすることで低下させた後、各手法で元の解像度へと拡大し、その画像と元画像との比較を行う。

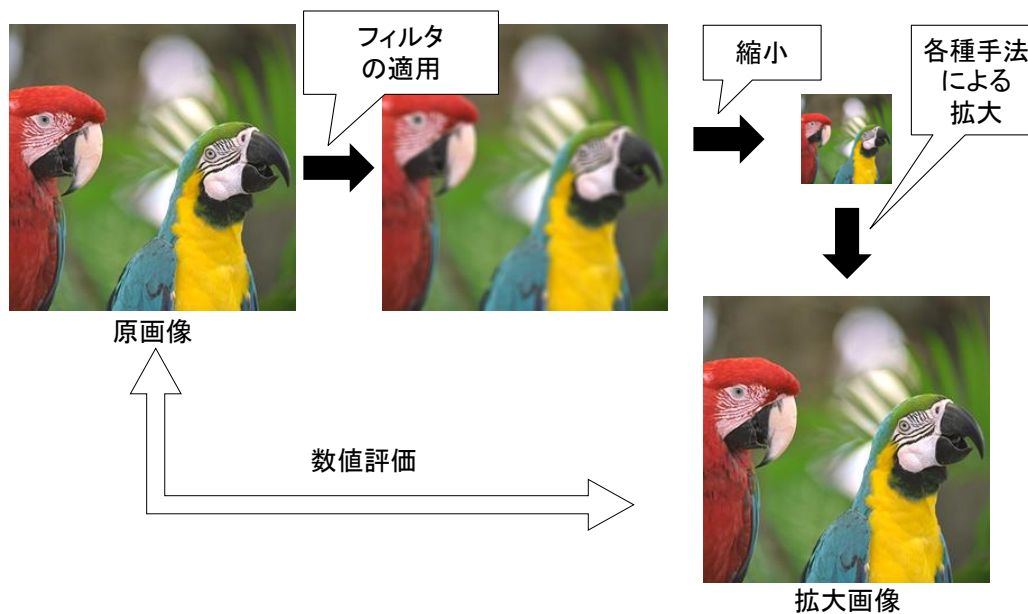


図 4.3.1 数値評価のフレームワーク

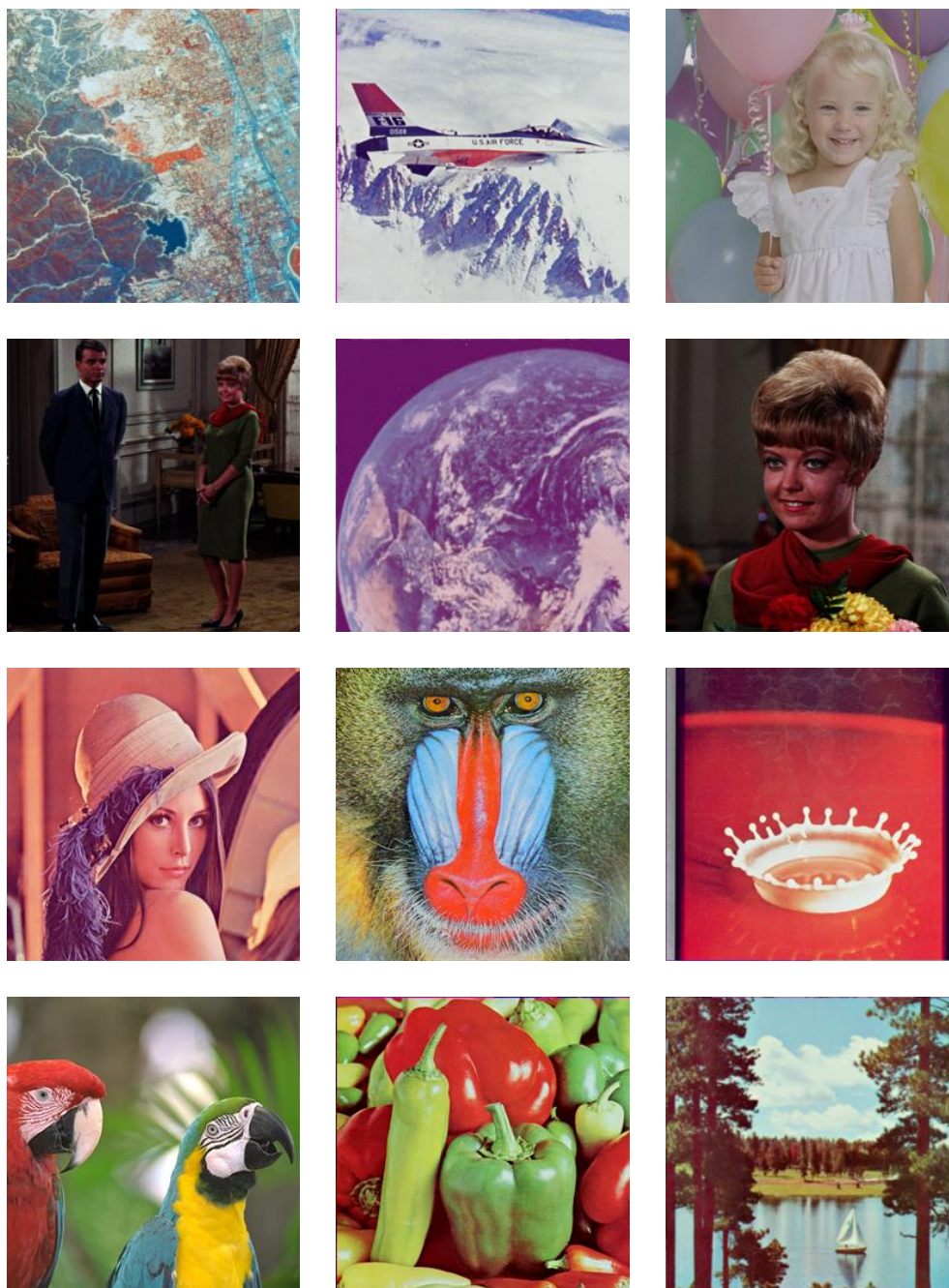


図 4.3.2 評価に利用した 256 画素×256 画素のカラー画像 12 種

数値評価の結果を表 4.3.1 から表 4.3.8 に示す．表中の「GreyFit」は提案する手法である．提案する手法と他の手法を比べると，PSNR について 2.0 倍までは数値的に G 成分において提案法は優れており，それ以外の成分については RGB それぞれについて拡大した手

法のほうが優れている。これは RGB を輝度へ変換する式について G 成分の重みが大きい
ため G 成分については提案法が優れた値をとっていると考えられる。また SSIM について
も同様に 2.0 倍までは、PSNR とほぼ同様の優れた結果となっている。2 倍以上の場合、原
画素間に複数の推定補間値が入るため、エッジのずれを考慮しなければ各色毎に補間値を
求めた Lanczos の手法が最適な推定が可能であると考えられる。また、2 章で述べたよう
に数値評価の数値は画像を縮小する際に適用するローパスフィルタによる影響がある。

表 4.3.1 PSNR 評価 (1.6 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	26.224	<u>26.303</u>	26.000	<u>25.722</u>	25.566	25.448	25.116	<u>25.225</u>	25.016
Airplane.bmp	25.921	<u>25.951</u>	25.641	23.864	<u>24.056</u>	23.813	29.165	<u>29.242</u>	28.888
Balloon.bmp	34.347	<u>34.408</u>	34.241	<u>33.425</u>	33.389	33.274	31.505	<u>31.781</u>	31.572
couple.bmp	<u>29.949</u>	29.926	29.581	<u>30.119</u>	30.112	29.868	30.110	<u>30.192</u>	29.984
Earth.bmp	<u>30.991</u>	30.954	30.670	<u>27.769</u>	27.665	27.472	31.555	<u>31.577</u>	31.328
Girl.bmp	30.134	<u>30.150</u>	29.905	<u>30.412</u>	30.409	30.213	29.862	<u>29.957</u>	29.760
Lenna.bmp	<u>28.176</u>	28.162	27.846	<u>26.397</u>	26.097	26.060	28.891	<u>29.053</u>	28.754
Mandrill.bmp	24.408	<u>24.465</u>	24.272	<u>22.736</u>	22.630	22.547	22.554	<u>22.649</u>	22.425
milkdrop.bmp	31.888	<u>32.120</u>	31.788	<u>27.944</u>	27.653	27.478	28.957	<u>29.175</u>	28.731
Parrots.bmp	27.057	<u>27.070</u>	26.920	<u>27.135</u>	27.089	26.983	26.694	<u>26.766</u>	26.613
Pepper.bmp	28.075	<u>28.169</u>	28.079	24.203	23.968	<u>24.280</u>	<u>27.758</u>	27.631	27.566
Sailboat.bmp	30.729	<u>30.794</u>	30.542	<u>25.567</u>	25.123	25.144	26.338	<u>26.539</u>	26.130

表 4.3.2 PSNR 評価 (2.0 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	26.971	<u>27.192</u>	26.701	<u>26.558</u>	26.366	26.115	25.680	<u>25.791</u>	25.480
Airplane.bmp	27.298	<u>27.339</u>	26.717	<u>25.346</u>	25.308	24.853	30.363	<u>30.511</u>	29.760
Balloon.bmp	35.953	<u>36.153</u>	35.385	<u>35.018</u>	34.883	34.332	32.797	<u>33.459</u>	32.704
couple.bmp	31.228	<u>31.339</u>	30.753	<u>31.108</u>	31.029	30.746	30.910	<u>30.958</u>	30.696
Earth.bmp	<u>33.230</u>	33.218	32.370	<u>29.963</u>	29.170	29.128	33.681	<u>33.725</u>	32.934
Girl.bmp	31.709	<u>31.873</u>	31.210	<u>31.806</u>	31.555	31.227	30.838	<u>30.902</u>	30.505
Lenna.bmp	30.203	<u>30.366</u>	29.423	<u>28.133</u>	27.175	27.317	30.283	<u>30.398</u>	29.733
Mandrill.bmp	24.808	<u>24.952</u>	24.696	<u>23.175</u>	23.031	22.895	23.113	<u>23.177</u>	22.882
milkdrop.bmp	34.276	<u>34.535</u>	33.572	<u>30.203</u>	29.446	28.749	31.264	<u>31.297</u>	30.048
Parrots.bmp	28.246	<u>28.285</u>	27.855	<u>28.109</u>	27.966	27.702	27.793	<u>27.903</u>	27.539
Pepper.bmp	29.896	<u>30.457</u>	29.519	<u>26.713</u>	26.089	25.990	29.825	<u>29.945</u>	29.247
Sailboat.bmp	32.458	<u>32.759</u>	32.032	<u>27.475</u>	26.898	26.660	<u>28.489</u>	28.476	27.633

表 4.3.3 PSNR 評価 (3.2 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	24.309	24.396	<u>24.478</u>	23.803	23.711	<u>23.941</u>	23.602	23.704	<u>23.813</u>
Airplane.bmp	23.854	23.909	<u>23.944</u>	22.264	22.199	<u>22.277</u>	27.202	<u>27.308</u>	27.247
Balloon.bmp	32.585	32.654	<u>32.813</u>	31.642	31.583	<u>31.781</u>	29.821	30.061	<u>30.152</u>
couple.bmp	27.671	27.701	<u>27.723</u>	27.882	27.833	<u>28.003</u>	28.176	28.199	<u>28.296</u>
Earth.bmp	28.849	28.831	<u>28.893</u>	25.674	25.493	<u>25.718</u>	29.528	29.556	<u>29.632</u>
Girl.bmp	28.202	28.259	<u>28.330</u>	28.635	28.592	<u>28.713</u>	28.494	28.537	<u>28.612</u>
Lenna.bmp	26.221	<u>26.373</u>	26.363	<u>24.638</u>	24.321	24.634	27.246	<u>27.403</u>	27.374
Mandrill.bmp	23.028	23.147	<u>23.217</u>	21.437	21.327	<u>21.502</u>	21.129	<u>21.309</u>	21.274
milkdrop.bmp	29.715	29.573	<u>30.103</u>	<u>25.342</u>	24.746	25.197	27.060	<u>27.158</u>	27.058
Parrots.bmp	25.692	25.738	<u>25.814</u>	25.796	25.789	<u>25.934</u>	25.136	25.451	<u>25.572</u>
Pepper.bmp	26.369	<u>26.656</u>	26.570	<u>22.898</u>	22.447	22.849	25.956	26.048	<u>26.062</u>
Sailboat.bmp	28.417	28.602	<u>28.693</u>	23.131	22.599	<u>23.247</u>	23.837	23.972	<u>24.150</u>

表 4.3.4 PSNR 評価 (4.0 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	23.666	23.814	<u>24.021</u>	23.215	23.190	<u>23.489</u>	23.191	23.270	<u>23.462</u>
Airplane.bmp	23.327	23.340	<u>23.449</u>	21.641	21.588	<u>21.710</u>	26.799	26.806	<u>26.820</u>
Balloon.bmp	31.884	31.919	<u>32.117</u>	31.014	30.983	<u>31.158</u>	29.170	29.480	<u>29.545</u>
couple.bmp	26.994	27.018	<u>27.323</u>	27.225	27.223	<u>27.557</u>	27.622	27.594	<u>27.910</u>
Earth.bmp	28.172	28.176	<u>28.438</u>	25.081	24.855	<u>25.280</u>	28.973	29.034	<u>29.206</u>
Girl.bmp	27.621	27.738	<u>27.846</u>	28.215	28.131	<u>28.276</u>	28.143	28.117	<u>28.217</u>
Lenna.bmp	25.817	<u>26.022</u>	26.006	24.260	23.868	<u>24.338</u>	26.890	26.976	<u>27.054</u>
Mandrill.bmp	22.579	22.768	<u>22.953</u>	21.069	20.991	<u>21.249</u>	20.810	20.900	<u>21.063</u>
milkdrop.bmp	<u>29.677</u>	28.958	29.206	<u>25.118</u>	24.560	24.694	<u>26.825</u>	26.725	26.696
Parrots.bmp	25.575	<u>25.714</u>	25.664	25.581	25.517	<u>25.664</u>	24.870	25.222	<u>25.321</u>
Pepper.bmp	25.844	<u>26.255</u>	26.158	<u>22.419</u>	22.058	22.378	25.490	25.531	<u>25.639</u>
Sailboat.bmp	27.864	28.010	<u>28.244</u>	22.553	22.272	<u>22.647</u>	23.596	23.552	<u>23.685</u>

表 4.3.5 SSIM 評価 (1.6 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	0.733	<u>0.743</u>	0.714	<u>0.731</u>	0.721	0.702	0.662	<u>0.672</u>	0.642
Airplane.bmp	0.873	<u>0.874</u>	0.862	0.867	<u>0.868</u>	0.856	0.893	<u>0.895</u>	0.886
Balloon.bmp	0.935	<u>0.936</u>	0.932	<u>0.925</u>	0.923	0.920	0.906	<u>0.912</u>	0.905
couple.bmp	<u>0.864</u>	<u>0.864</u>	0.854	<u>0.862</u>	0.861	0.854	0.831	<u>0.834</u>	0.826
Earth.bmp	<u>0.905</u>	0.904	0.895	<u>0.859</u>	0.849	0.843	0.887	<u>0.889</u>	0.876
Girl.bmp	0.874	<u>0.876</u>	0.869	<u>0.885</u>	0.884	0.882	0.815	<u>0.819</u>	0.812
Lenna.bmp	<u>0.890</u>	<u>0.890</u>	0.880	<u>0.856</u>	0.846	0.844	0.863	<u>0.867</u>	0.857
Mandrill.bmp	0.680	<u>0.685</u>	0.659	<u>0.631</u>	0.620	0.600	0.632	<u>0.639</u>	0.610
milkdrop.bmp	0.941	<u>0.943</u>	0.942	<u>0.869</u>	0.860	0.859	0.915	<u>0.918</u>	0.914
Parrots.bmp	0.900	<u>0.901</u>	0.896	<u>0.897</u>	0.894	0.891	0.889	<u>0.893</u>	0.886
Pepper.bmp	0.882	<u>0.886</u>	0.879	<u>0.880</u>	0.873	0.872	0.883	<u>0.884</u>	0.878
Sailboat.bmp	0.896	<u>0.898</u>	0.889	<u>0.880</u>	0.869	0.867	0.892	<u>0.895</u>	0.885

表 4.3.6 SSIM 評価 (2.0 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	0.756	<u>0.772</u>	0.739	<u>0.760</u>	0.750	0.727	0.685	<u>0.696</u>	0.662
Airplane.bmp	0.895	<u>0.896</u>	0.881	<u>0.891</u>	0.889	0.875	0.909	<u>0.911</u>	0.898
Balloon.bmp	0.946	<u>0.948</u>	0.942	<u>0.938</u>	0.936	0.931	0.919	<u>0.928</u>	0.918
couple.bmp	0.886	<u>0.888</u>	0.878	<u>0.883</u>	0.881	0.875	0.851	<u>0.853</u>	0.843
Earth.bmp	<u>0.929</u>	0.928	0.917	<u>0.893</u>	0.875	0.875	<u>0.914</u>	<u>0.914</u>	0.900
Girl.bmp	0.890	<u>0.894</u>	0.885	<u>0.902</u>	0.898	0.896	0.832	<u>0.835</u>	0.825
Lenna.bmp	0.913	<u>0.915</u>	0.901	<u>0.883</u>	0.861	0.868	0.885	<u>0.886</u>	0.875
Mandrill.bmp	0.694	<u>0.704</u>	0.676	<u>0.654</u>	0.641	0.620	0.655	<u>0.662</u>	0.630
milkdrop.bmp	0.950	<u>0.952</u>	0.951	<u>0.890</u>	0.877	0.877	0.928	<u>0.930</u>	0.922
Parrots.bmp	0.911	<u>0.913</u>	0.907	<u>0.911</u>	0.905	0.903	0.904	<u>0.909</u>	0.902
Pepper.bmp	0.898	<u>0.909</u>	0.897	<u>0.912</u>	0.898	0.899	0.911	<u>0.914</u>	0.903
Sailboat.bmp	0.915	<u>0.920</u>	0.909	<u>0.907</u>	0.894	0.893	0.917	<u>0.919</u>	0.907

表 4.3.7 SSIM 評価 (3.2 倍)

	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	0.600	<u>0.611</u>	0.601	<u>0.593</u>	0.584	0.583	0.533	<u>0.542</u>	0.532
Airplane.bmp	0.801	<u>0.804</u>	0.799	<u>0.797</u>	0.795	0.792	0.840	<u>0.842</u>	0.838
Balloon.bmp	0.898	<u>0.901</u>	<u>0.901</u>	<u>0.885</u>	0.882	<u>0.885</u>	0.858	<u>0.866</u>	0.865
couple.bmp	0.788	0.790	<u>0.792</u>	0.790	0.788	<u>0.795</u>	0.762	0.763	<u>0.768</u>
Earth.bmp	<u>0.840</u>	0.838	0.837	<u>0.764</u>	0.749	0.759	<u>0.815</u>	<u>0.815</u>	0.811
Girl.bmp	0.821	0.825	<u>0.826</u>	0.838	0.837	<u>0.844</u>	0.765	0.766	<u>0.771</u>
Lenna.bmp	0.831	<u>0.835</u>	0.830	<u>0.787</u>	0.775	0.786	0.806	<u>0.810</u>	0.808
Mandrill.bmp	0.558	<u>0.569</u>	0.562	<u>0.497</u>	0.487	0.487	0.501	<u>0.512</u>	0.501
milkdrop.bmp	0.906	0.909	<u>0.914</u>	<u>0.799</u>	0.784	<u>0.799</u>	0.880	<u>0.882</u>	<u>0.882</u>
Parrots.bmp	0.860	<u>0.865</u>	0.863	0.854	0.853	<u>0.855</u>	0.833	<u>0.848</u>	<u>0.848</u>
Pepper.bmp	0.822	<u>0.833</u>	0.829	<u>0.821</u>	0.808	0.818	0.825	<u>0.828</u>	<u>0.828</u>
Sailboat.bmp	0.827	<u>0.833</u>	0.832	<u>0.795</u>	0.777	0.793	0.818	0.821	<u>0.823</u>

表 4.3.8 SSIM 評価 (4.0 倍)

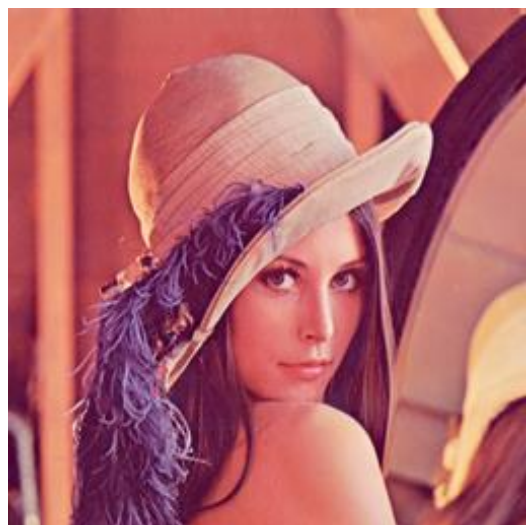
	R			G			B		
	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2	GreyFit	RGB	Lanczos-2
Aerial.bmp	0.541	<u>0.556</u>	0.554	0.534	0.530	<u>0.535</u>	0.487	<u>0.494</u>	0.491
Airplane.bmp	<u>0.772</u>	<u>0.772</u>	0.771	<u>0.765</u>	0.763	0.762	<u>0.819</u>	0.818	0.818
Balloon.bmp	0.879	0.880	<u>0.885</u>	0.862	0.859	<u>0.865</u>	0.832	<u>0.841</u>	<u>0.841</u>
couple.bmp	0.754	0.756	<u>0.767</u>	0.759	0.757	<u>0.769</u>	0.734	0.732	<u>0.745</u>
Earth.bmp	0.807	0.805	<u>0.811</u>	0.718	0.704	<u>0.719</u>	0.779	0.779	<u>0.781</u>
Girl.bmp	0.796	0.799	<u>0.802</u>	0.821	0.820	<u>0.825</u>	0.748	0.746	<u>0.752</u>
Lenna.bmp	0.803	<u>0.809</u>	0.804	<u>0.759</u>	0.744	<u>0.759</u>	0.786	0.785	<u>0.787</u>
Mandrill.bmp	0.512	<u>0.527</u>	<u>0.527</u>	0.451	0.444	<u>0.452</u>	0.457	<u>0.464</u>	0.463
milkdrop.bmp	<u>0.901</u>	0.900	<u>0.901</u>	<u>0.782</u>	0.762	0.772	0.870	<u>0.871</u>	0.865
Parrots.bmp	0.845	<u>0.852</u>	0.851	0.837	0.836	<u>0.842</u>	0.808	0.830	<u>0.832</u>
Pepper.bmp	0.796	<u>0.809</u>	0.808	<u>0.797</u>	0.783	0.790	0.800	0.802	<u>0.803</u>
Sailboat.bmp	0.794	0.797	<u>0.801</u>	<u>0.753</u>	0.738	0.750	<u>0.788</u>	0.786	0.787

4.3.2 画像への適用例

RGB 信号それぞれに対して 3 章で提案した手法を適用した場合 (RGB), Lanczos 補間法を適用した場合 (Lanczos-2), 本章で提案する手法を適用した場合 (GreyFit) について各種法をそれぞれ原画像に対してそのまま適用する. 図 4.3.3 で利用した画像は Lena, 図 4.3.4 で利用した画像は Aerial である.

図 4.3.3 より, 提案する手法では RGB それぞれにそのまま 3 章の方法を適用した場合と比べ, 画像の眼の部分の黒目と白目の境界部分のエッジにおいて青色のにじみが抑えられていることが見て取れる. また Lanczos 法と比べたときには, エッジにボケを生じることなく拡大を行うことができていることが見て取れる. また図 4.3.4 より白いふちの部分において提案する手法では他の 2 つの手法と比べエッジ付近に色ずれやボケを生じることなく拡大することができていることがわかる.

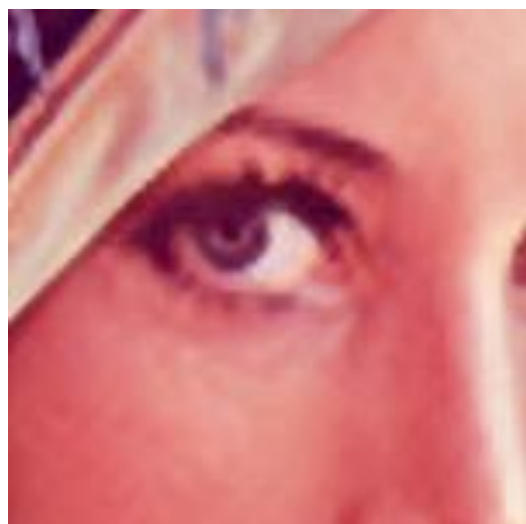
エッジ付近の補間について見易くするために図 4.3.5 に Sailboat についての断面図を示す. この断面図は木と湖の境界線部分についてのエッジのものである. この断面図より, 提案する手法ではエッジの位置について RGB それぞれに対して適用する手法に比べ, ずれが抑えられていることが分かる. また Lanczos 法と比べたとき, エッジにボケを生じることなく拡大を行うことができていることが分かる. 以上より, 提案する手法を用いることで視覚的に良い拡大を行うことができる. また, グレースケールに変換した際に消えてしまうエッジへの適用例を図 4.3.6 に示す. この画像でエッジ部分を構成する色がグレースケール変換時に失われてしまい, 輝度信号の情報ではエッジを判別することが出来ない. エッジのピーク信号の開始位置は輝度信号の情報によって決まるため, 色ずれが起きること無く補間することが出来るが, エッジ情報が存在していないため, エッジが判別できないことがグレースケール画像から見て取れる. このため, 何らかの方法でエッジの情報を得る必要がある.



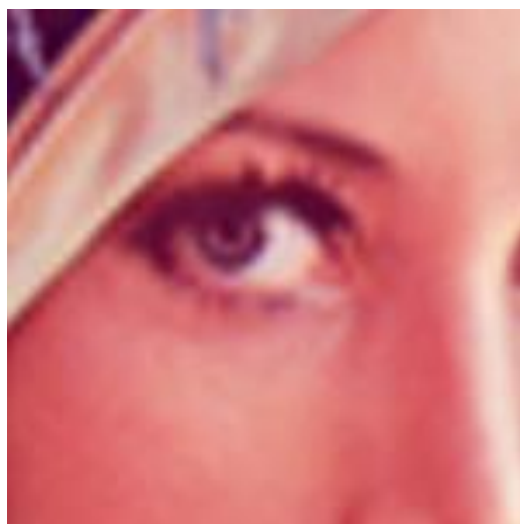
(a)原画像



(b)RGB



(c)GreyFit (提案法)



(d)Lanczos

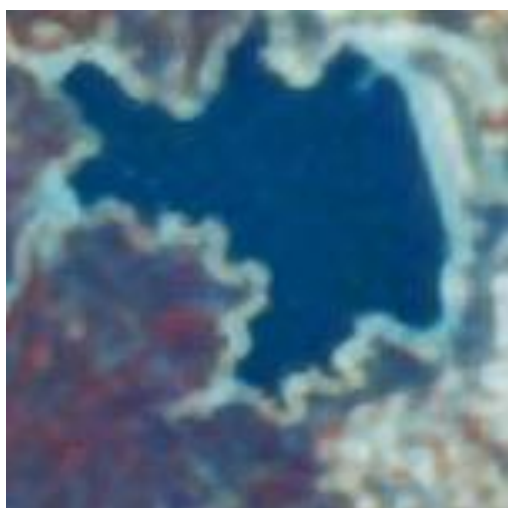
图 4.3.3 Lena (3.2 倍)



(a)原画像



(b)RGB



(c)GreyFit(提案法)



(d)Lanczos

図 4.3.4 Aerial (3.2 倍)

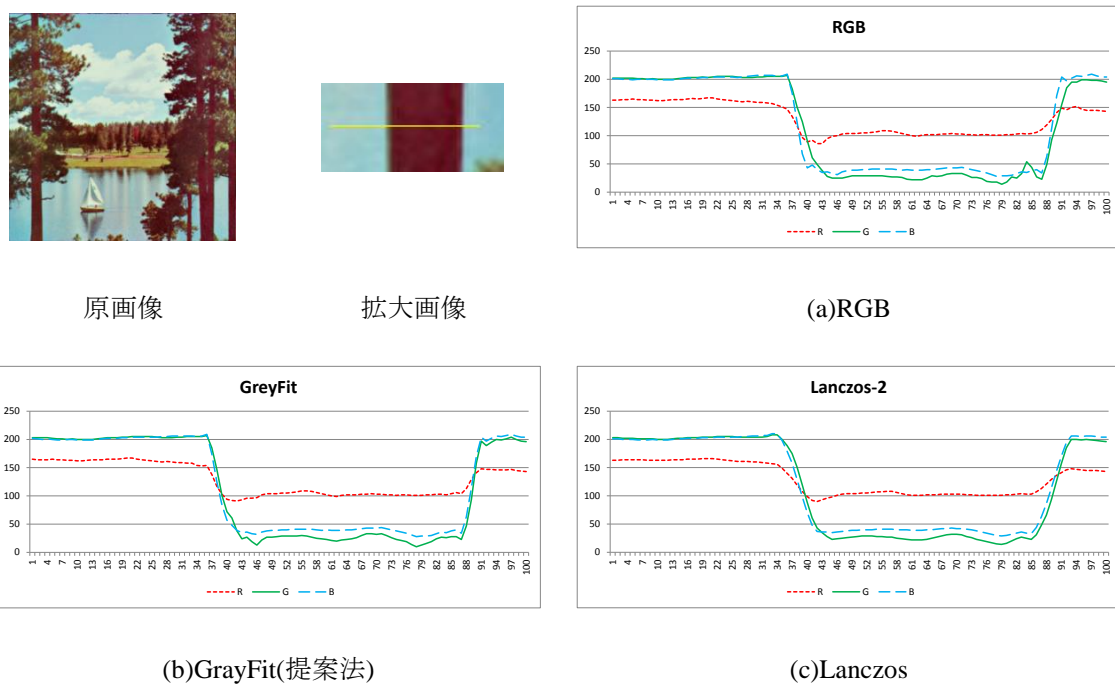


図 4.3.5 水平方向断面図 (Sailboat, 3.2 倍)

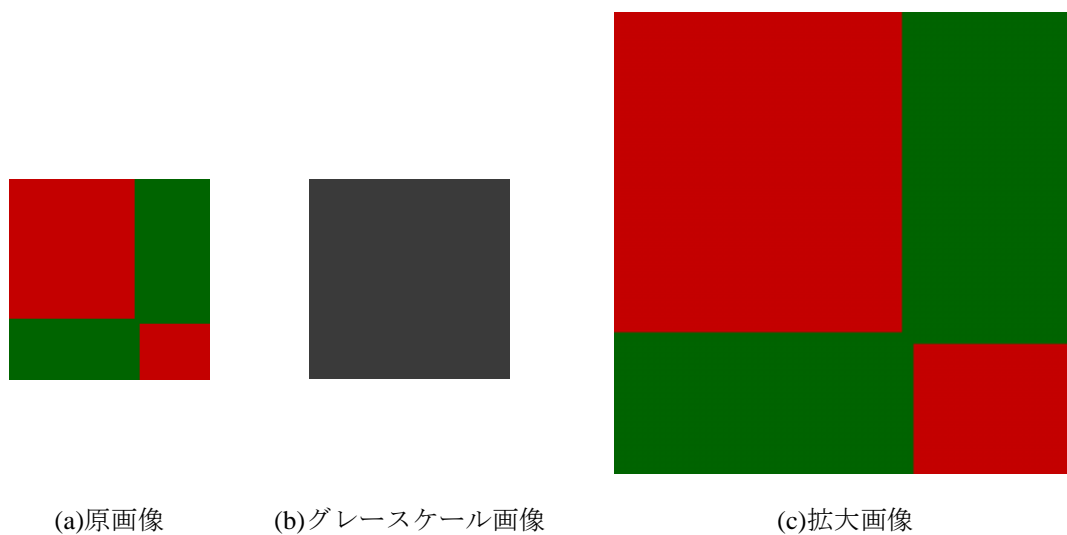


図 4.3.6 グレースケール変換時に消えてしまうエッジがある場合の適用画像(3.2 倍)

また、3 種類の原画像(Airplane, Lena, Mandrill)について 4 章で提案した手法 (GrayFit)、3 章で提案した手法を RGB 信号それぞれに対して適用した手法、3 章で提

案した手法を輝度信号および色差信号それぞれに対して適用した手法の3つの方法でそれぞれ2.4倍に拡大した画像を作成し、提案法と従来法を主観的に比較する。それぞれの拡大方法について被験者に伏せた状態で、3つの画像を並べ43インチ4KTVおよび55インチフルHDのスクリーンに表示して質問の内容に当てはまるものが大きな数字となるように一番良い画像に3が一番悪い画像に1の順位をつけてもらうように指示をした。質問の内容は、①輪郭線や境目がはっきりしている(エッジに関する評価)、②細部部分がはっきりしている(細部に関する評価)の2つの内容で行った。被験者は主に20歳前後(大学3,4年生)の男女合わせて35名である。この結果を表4.3.9および表4.3.10に示す。

表 4.3.9 エッジに関する主観評価

Airplane	GrayFit	2.25
	RGB	1.86
	YC	1.89
Lena	GrayFit	1.92
	RGB	2.06
	YC	2.03
Mandrill	GrayFit	2.11
	RGB	1.94
	YC	1.94

表 4.3.10 細部に関する主観評価

Airplane	GrayFit	2.03
	RGB	2.11
	YC	1.86
Lena	GrayFit	2.00
	RGB	1.94
	YC	2.06
Mandrill	GrayFit	1.97
	RGB	2.00
	YC	2.03

表 4.3.9 および表 4.3.10 の結果より、3 種類の手法について主観的にはあまり変わらない数値となった。これは画像を見せた際に図 4.3.3 や図 4.3.4 のように拡大画像の一部だけを見せたわけではなく、画像全体を映し出して評価を行ったため、色ずれが起きている部分について注目されなかったためと考えられる。これは、人の目は画像に対して輝度ほど色に対してあまり敏感でないことが知られており[4.4][4.5]、エッジ部における若干の色ずれに対して主観的には判断が難しかったことが原因であると考えられる。しかしながら、適用画像について色ずれが起きていることは、図 4.3.3 の Lena の画像の目の輪郭部分から見て取れるため提案法で拡大を行ったほうがエッジ部分において良好な結果を得られることが考えられる。

4.4 まとめ

本章では 3 章で提案したグレースケール画像についての拡大手法を，カラー画像を拡大する手法へと拡張する提案を行った．カラー画像の拡大について，RGB それぞれについて 3 章の拡大手法を適用するとエッジの位置がずれてしまうことで色ずれが起こってしまうという問題点に対し，カラー画像の輝度情報を利用してファジー推論の適合度を算出することで RGB 信号について一律に輝度情報の適合度を利用し，エッジの開始位置を統一することでエッジ部分の色ずれを抑えることを提案した．画像への適用結果および断面図より，RGB それぞれに適用を行った手法に比べ，エッジ部分の色ずれについて良好な結果を得ることができ，かつ Lanczos 法と比べたときエッジのボケが小さいことから，提案する手法ではエッジ付近のエッジの色ずれを抑え，かつ，ボケが生じることを抑え，エッジ保存性にすぐれた拡大を行うことができることが見て取れる．これらの結果より提案法の有効性が伺える．しかしながら，グレースケールに変換した際に消えてしまう色のエッジについては考慮されていないため，エッジの開始位置のずれによる色ずれは起こらないものの，エッジの推定に問題が出る可能性が存在する。

第 5 章

PDE を用いた雑音の重畳したカラー画像の拡大

5.1 緒言

2章から4章では非圧縮、無雑音の画像について原画像一枚からの画像拡大処理手法の提案を行い、その有効性を示してきた。しかしながら、インターネット上に存在する画像はネットワークやストレージの制約から容量を圧縮して使用されるのが一般的であり

[1.18], Web等によく使用される画像圧縮手法としてJPEGが挙げられる[1.16]. JPEGは非可逆圧縮であるため、1/30~1/40程度の高い圧縮率で画像を圧縮することが可能である反面、圧縮に伴い符号化歪みが発生するという問題が避けられず、これは圧縮率が高くなるほど顕著となる[1.16]. また、JPEG圧縮によって重畳する主な符号化歪みとしてブロック歪みとモスキートノイズが挙げられる[1.18]. ブロック歪みは、画像を8×8のブロックに分割して圧縮処理を行うことから、高圧縮時にブロック境界が段差となって表れる歪みである。また、モスキートノイズは高周波数成分の抑制に伴い、主として画像のエッジや細部などの輝度勾配が激しい部分に霧のように現れる歪みである。つまり、Webで使われる画像の多くは高い圧縮率で圧縮されており、これらの符号化歪みが重畳しているのが一般的である。

一方、近年エッジや細部の保存を考慮した様々な画像拡大手法が提案されているものもの[1.4] [1.10] [1.12] [1.13] [1.20] [1.21], 多くは雑音の存在しない原画像を想定しており、JPEG画像のような符号化歪みが重畳した画像を拡大した場合、拡大後の画像において歪みが一層視認し易くなるため、主観的に画質を著しく損ねてしまうという問題が生じる。この問題に対しXiongらはPDE (Partial Differential Equations)に基づく平滑化処理(PDE正則化)によって符号化歪みを抑制したうえで超解像処理を行うフレームワークを提案している[1.33]. また、高原らはXiongらのフレームワークに基づき、PDE正則化+ICBI (Iterative Curve Based Interpolation)の組み合わせを提案し、十分に良好な結果が得られることを確認している[1.33]. しかしながら、これらの手法では低解像度の画像に強い平滑化が施されるため、画像中の細部信号が過度に失われてしまい、超解像処理による画質

改善の効果が十分に得られないという問題が存在する.

そこでこのような背景を受け, 本章では非圧縮の原画像のみならず圧縮に伴う歪みが重畳した画像を想定し, 歪みの抑制とエッジ・細部の保存を同時に可能とする非線形拡大法の実現を目指す. 本章では, 低解像度画像に PDE 正則化による平滑化処理を行う代わりに, 細部やエッジの流れを保持しながら符号化歪みの除去までも行うことが可能な PDE ベースの画像拡大法の提案を行い, その有効性について明らかにする.

5.2 PDE 正則化を用いた符号化歪みの抑制を考慮した画像の拡大

画像を拡大する手法としてエッジや細部の保存性を考慮した様々な手法が提案されているが、これらの多くは雑音の無い画像を想定しており、雑音が重畳した画像の拡大をそのまま行くと主観的に好ましい結果とはならない。例えば、JPEG で圧縮を行い符号化歪みが重畳した画像やガウス雑音などの雑音が重畳した画像を拡大すると処理後画像において歪みや雑音が強調されてしまい、より歪みや雑音が視認しやすくなり、視覚的に画質を著しく損ねてしまうという問題が存在する。これに対し Xiong らは PDE (Partial Differential Equations) に基づいた非線形時変の平滑化処理により符号化歪みを抑制しながら超解像処理を行うことができるフレームワークを提案している。しかしながら、この手法では図 5.2.1(a)の画像 Lena の髪飾りの部分や図 5.2.1(c)の画像 Mandrill の髭の部分のように低解像度の画像の段階で強い平滑化がかかってしまうため細部信号が過度に失われてしまうという問題点が存在する。そこで文献[1.17]の高原らによる手法では PDE 正則化を用いて画素の補間と平滑化を同時に行う拡大手法の提案を行っている。PDE 正則化法を用いた手法では Xiong らの手法と比べ、図 5.2.1(b)や図 5.2.1(d)のようにエッジや細部の保存を行うことができている。しかしながら、高原らはいくつかの問題点をも指摘しており、大きなものとして以下の 2 点を挙げている[1.17]。一つ目はエッジ、細部信号領域部分にインパルス状のノイズが発生してしまうという点、二つ目は平坦領域のブロック歪みの除去が十分に行われていない点である。これら 2 つの問題は視覚および客観評価の値を著しく低下させる要因となるため解決する方法が望まれる。本章ではこの問題に対し、歪みの抑制とエッジ・細部の保存を同時に可能とする非線形拡大法の提案を行う。

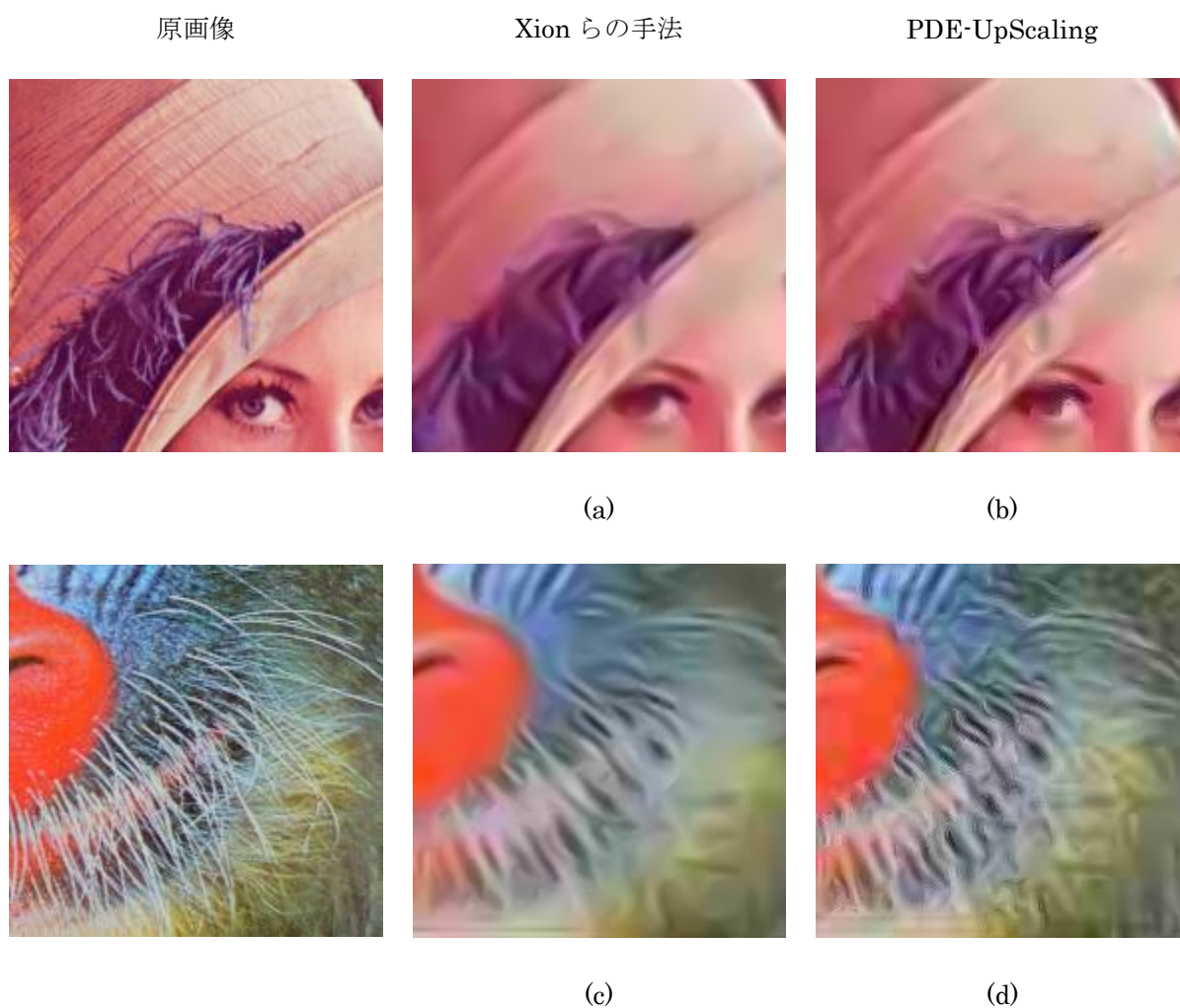


図 5.2.1 各手法の比較(Lena, Mandrill)

5.3 従来法による PDE 正則化と画像の拡大[1.17]

本節では、高原らの手法[1.17]でベースとなっている PDE 正則化法およびその拡大手法について述べる。

5.3.1 PDE 正則化の原理

PDE 正則化法はグレースケール画像についてエッジ保存および強調と雑音除去を同時に実現する非等方分散法を RGB カラー画像に対して拡張したものであり以下の PDE で実現することができる。

$$\frac{\partial I_i}{\partial \tau} = c_1 \frac{\partial^2 I_i}{\partial \xi^2} + c_2 \frac{\partial^2 I_i}{\partial \eta^2} \quad (i = 1, 2, 3) \cdots (5.3.1)$$

ここで I_1, I_2, I_3 は RGB カラー画像における R, G, B 成分を示す。また図 5.3.1 に示すように ξ は各点におけるエッジ方向, η はそれに直交する単位ベクトルを表す。

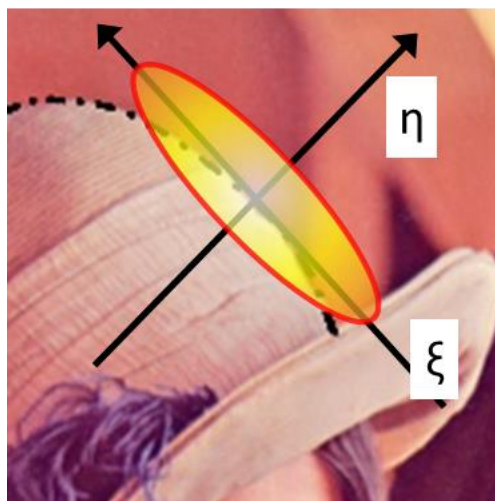


図 5.3.1 固有ベクトル ξ および η

これらの単位ベクトルは、それぞれ以下の式(5.3.2)によって定義される構造テンソル ST の

固有ベクトルとして計算される。ここで、大きいほうの固有値 λ_+ について算出した固有ベクトルはエッジ方向のベクトル ξ にあたり、小さいほうの固有値 λ_- について算出した固有ベクトルが ξ に直行するベクトル η となる。

$$ST = \sum_{j=1}^3 \nabla I_j \nabla I_j^T = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^3 \left(\frac{\partial I_j}{\partial x} \right)^2 & \sum_{j=1}^3 \left(\frac{\partial I_j}{\partial x} \frac{\partial I_j}{\partial y} \right) \\ \sum_{j=1}^3 \left(\frac{\partial I_j}{\partial x} \frac{\partial I_j}{\partial y} \right) & \sum_{j=1}^3 \left(\frac{\partial I_j}{\partial y} \right)^2 \end{pmatrix} \dots (5.3.2)$$

このとき PDE 正則化により平滑化された画像 $I_i(\tau)$ は以下のように与えられる。

$$I_i(\tau) = I_{i(\tau=0)} * G^{(T,\tau)}(\mathbf{x}) \dots (5.3.3)$$

ここで各点 $\mathbf{x}=(x \ y)^T$ におけるガウシアンカーネルは画像のエッジ方向に対して細長い形の指向性をもつカーネルとなりこれを反復して適用することによって通常の等方的なガウシアンカーネルに比べ画像のエッジや細部を保存しながら画像の平滑化を行うことが可能である。指向性をもつガウシアンカーネルの式は以下の式(5.3.4)および式(5.3.5)で表される。

$$G^{(T,\tau)}(\mathbf{x}) = \frac{1}{4\pi\tau} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}^T T^{-1} \mathbf{x}}{4\tau}\right) \dots (5.3.4)$$

$$T = c_1 \xi \xi^T + c_2 \eta \eta^T \dots (5.3.5)$$

5.3.2 欠損画素の固有ベクトルの算出

5.3.1 で説明した PDE 正則化法では各画素の RGB 値より求めた構造テンソル \mathbf{ST} に基づくベクトル情報からその画素における勾配およびエッジ方向のそれぞれの方向への平滑化の度合いを決定し、エッジ方向に沿った指向性をもつガウシアンカーネル $G^{(T, \epsilon)}(\mathbf{x})$ に基づいた平滑化処理を行っている。しかしながら、拡大を行う場合、補間すべき画素の位置に画素値が存在しない、つまり欠損している画素部分のベクトル情報を算出することができず、ガウシアンカーネル $G^{(T, \epsilon)}(\mathbf{x})$ を算出することができない。そこで高原らは構造テンソルが存在しない欠損画素の場所について固有ベクトルを最近隣補間で補間することでベクトル情報を得て、その情報ベクトルを利用してガウシアンカーネル $G^{(T, \epsilon)}(\mathbf{x})$ を算出することで最終的に拡大時の画素の補間を行っている。

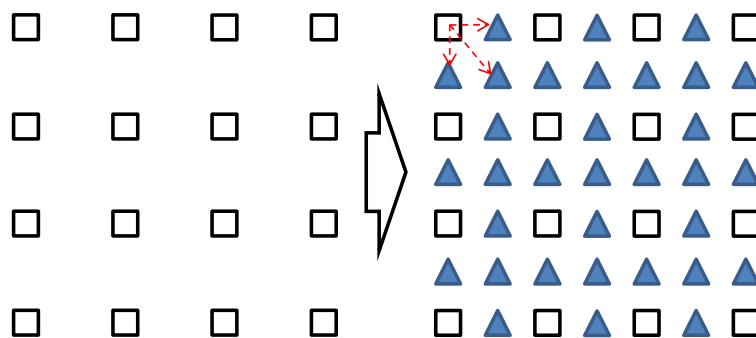


図 5.3.2 存在しない構造テンソルの補間(最近隣補間)

以上のように高原らの手法はガウシアンカーネルの形状をエッジや細部信号に基づいて変化させ、かつ、構造テンソルの算出のための補間値を算出させることで雑音除去と画像の拡大の両方を成しえている。しかしながら、高原らの手法では処理点の画素値とは大きく異なる画素値がガウシアンカーネル内にあった場合にインパルス状のノイズが発生する問題とブロック歪みがエッジ部であると判断されブロック歪みの除去が十分に行われないという問題が存在する。また構造テンソルが無い欠損画素の場所については、最近隣補間

の値が使われることで同じベクトル情報が埋め込まれるため、エッジ方向の平滑化の度合いが場所によって好ましいものとなるとは限らず、上記のような問題が発生すると考えられる。そこでこれらの問題を解決する方法を本章では次節で提案する。

5.4 提案する新たな PDE を用いた拡大手法

本節では 5.3 において問題となる高原らの手法を改良し，インパルス状のノイズの除去とブロック歪みの除去について以下の 3 つの提案を行う．

5.4.1 欠損画素の固有ベクトルの算出処理の改良

5.3.2 で説明したように高原らは構造テンソルが存在しない欠損画素の場所について図 5.3.1 の様に構造テンソルを最近隣補間で補間している．最近隣補間で補間する場合，同じベクトル情報が固まることになるため，エッジ方向の算出に問題が生ずると考えられる．そこで，欠損画素の固有ベクトルの値をその周りの固有ベクトルの値を鑑みるようにすれば，周りの状況に応じたベクトル情報になりエッジ方向の算出が好ましいものになると考える．具体的には欠損画素の固有ベクトルの値を線形補間で補間値を算出し，欠損画素の固有ベクトルの値とすることを提案する．これによって周りの固有ベクトルの情報を考慮することになると考えられる．この補間値はベクトル情報のみを取り扱われるため，2 章で述べているハーフピクセルの適用までは必要ないと考えら，寧ろ山型・谷型などの情報が急激なベクトル情報の変化になりかねず，問題が生じる可能性がある．よって，ここでは線形補間によって欠損画素の固有ベクトルの補間値を算出することで，良好なエッジ方向の算出ができると考えられる．

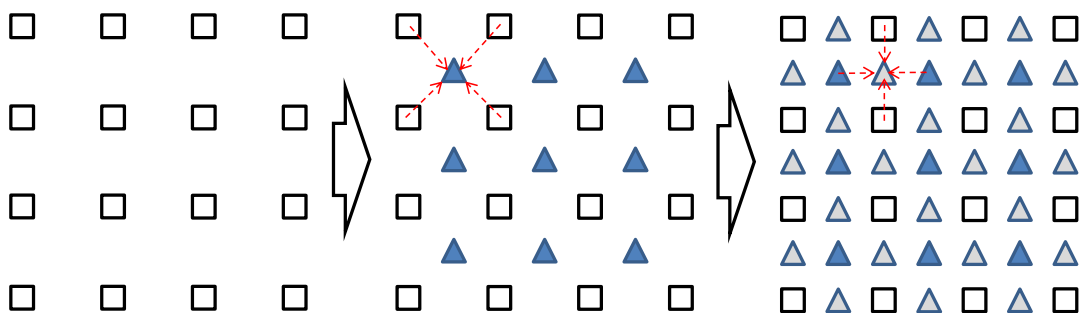


図 5.4.1 改良した存在しない構造テンソルの補間(2 段階の線形補間)

5.4.2 レンジフィルタの導入

5.2において高原らの手法における1つめの問題点として、エッジや細部信号領域付近においてインパルス状のノイズの発生を挙げているが、この問題点はフィルタの畳み込みの際に中心画素の画素値から値が離れすぎている画素を利用してしまふことから起きると考えられる。そこで中心画素から値が離れすぎている画素が存在していた場合、フィルタの畳み込み演算時にその画素を利用せずに補間を行う手法を提案する。

高原らの手法ではPDE正則化の反復回数を少なくするためガウシアンカーネル $G^{(T, \tau)}(x)$ による畳み込み演算のウィンドウサイズを 11×11 とやや広めに設定しているが、このやや広めに設定しているウィンドウサイズの影響によりエッジや細部部分の近くに存在する平坦部の画素を平滑化の際にウィンドウがエッジや細部部分を含めて適用されてしまい、それらを含んだ形で平坦部分の平滑化が行なわれてしまう場合がある。このときエッジや細部部分に含まれる画素値がウィンドウの中心となる平坦部の画素値と離れすぎてしまっている場合に畳み込み演算時の計算結果に悪影響を与え、エッジ付近に不自然な画素が発生してしまうのがこの場合の問題となる。そこでウィンドウの中心にあたる画素の画素値と明らかに異なる画素値がウィンドウに含まれる場合にはその画素値の影響を畳み込み演算の際に受けないようにする必要がある。そこで本節ではガウシアンカーネル $G^{(T, \tau)}(x)$ にバイラテラルフィルタと同様のレンジフィルタを導入することによって中心に存在する画素とは明らかに画素値が異なる画素との平滑化が起こらないようにする方法を提案する。このときガウシアンフィルタにレンジフィルタを導入した式は以下のように表すことができる。

$$G^{(T, \tau)}(x' - x) = \frac{1}{4\pi\tau} \exp\left(-\frac{(x' - x)^T T (x' - x)}{4\tau}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\|I(x') - I(x)\|^2}{2\beta^2}\right) \dots (5.4.1)$$

ここで β はレンジフィルタのレンジ方向の標準偏差であり, これにより重み付けが決まる. このとき $\mathbf{I}(\mathbf{x}) = (I_1 \ I_2 \ I_3)^T = (\mathbf{R} \ \mathbf{G} \ \mathbf{B})^T$ としている. なおレンジフィルタでは中心画素とフィルタ窓内の画素の画素値の差分を求める必要があるが, 拡大をおこなう場合には中心画素の画素値が欠落している場合があり, この場合はそのままフィルタを算出することができない. そこで欠落している画素の補間を行う場合には周囲にある画素の画素値より欠落している画素の画素値を推定し, この推定値との差分を取ることによってガウシアンフィルタのフィルタ係数を算出する. これによりエッジや細部においてインパルス状のノイズの問題が解決されると考えられる.

5.4.3 領域分割に基づく平滑化の適応制御

5.2 において高原らの手法の 2 つめの問題点として, 平坦部領域のブロック歪みが除去できていない点を挙げているが, この問題点は平坦部領域において平滑化が十分に行われていないことから起きると考えられる. そこで平坦部領域においてフィルタの畳み込み演算時により強い平滑化を行うことを提案する.

一般に構造テンソルの固有値の関係からその近傍における画像局面の様子を知ることができる. 固有値の大きいほうを λ_+ , 小さいほうを λ_- とすると $\lambda_+ \approx \lambda_- \approx 0$ のときその近傍で画像はほぼ平坦となる. またカラー画像としての勾配がしばしば $\sqrt{\lambda_+ - \lambda_-}$ として与えられることから, 閾値によって画像を平坦部とエッジとそのほかの部分に分けることができる. その様子を図 5.4.2 に示す. 図 5.4.2(a), (c) は原画像であり, 図 5.4.2(b), (d) は上記による式で分けられた画像であり, 白い部分を平坦部分, 黒い部分をエッジおよび細部部分として閾値によって分けることが可能である.

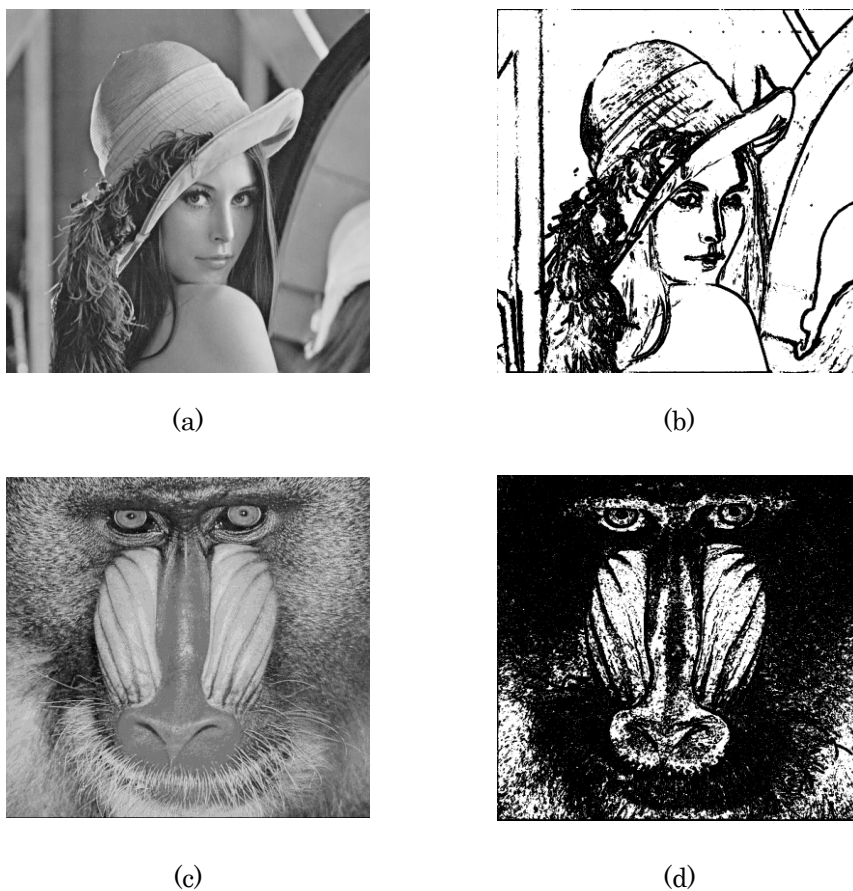


図 5.4.2 閾値による画像の領域分割

この領域によってガウシアンカーネル $G^{(\tau, \sigma)}(x)$ の τ のパラメータを変更することにより平滑化の強さを変更することが可能であり、平坦部には強い平滑化がかかり、細部信号を含む部分には平滑化を弱めることで適用後画像の画質の向上を行う。これにより平坦部におけるブロック歪の除去しきれない問題が解決されると考えられる。

5.5 実験による実証

本節では提案した3つの改善手法による効果を確認するため検証実験を行う。実験には512×512pixelの標準画像(Airplane, Lena, Mandrill)を縦横それぞれ1/2に縮小した画像, およびこれらをJPEGで圧縮した画像をテスト画像として用いる。このとき JPEGによる量子化パラメータはQP=5~30で設定する。画質の評価は各々のアルゴリズムで2倍拡大した画像を512×512pixelの原画像と比較して行う。評価尺度にはSSIM, PSNRを用い, グレースケール画像をもとに評価値を算出することとする。比較対象として, Xiongらのフレームワークに基づき拡大手法としてICBIを使用したもの(PDE正則化+ICBI), 同じく拡大手法にBicubic補間を使用したもの(PDE正則化+Bicubic), 同じく拡大手法にLanczos補間を使用したもの(PDE正則化+Lanczos), および高原らによる従来PDE拡大法(従来法)を用いる。従来手法および提案法を適用した拡大画像のPSNR及びSSIMを比較した結果を表5.5.1から表5.5.6に示す。

数値評価である表5.5.1から表5.5.6より, 画質改善のための提案手法を導入した提案法の結果がPSNR, SSIMともに, ほぼすべての場合において高原らの従来法を上回る結果となっていることが分かる。これにより, 提案した2つの改善が拡大画像の画質改善に概ね効果的であることが確認できる。しかしながら, 一方では最も符号化歪みが重畳したQP=5の画像に対しては全ての画像においてPDE正則化+ICBIの客観評価値が提案法の結果を上回っていることがわかる。画像によって若干の差はあるものの, 量子化パラメータがQP=10よりも大きくなり, 符号化歪みの重畳する量が減っていくにつれて, 提案法の評価値が今回の比較対象の評価値よりも上回る結果となっている。これらのことから, 提案法のブロック歪みの除去性能については, まだ改善の余地があると考えられる。この結果についてより詳しく検討するために図5.5.1(a)と図5.5.1(b)のようにPSNRで比較する部分を分けて数値評価を行った。この比較結果を表5.5.7に示す。表5.5.7の結果より, JPEG圧縮時に8x8の境界線上に表れるブロック歪みについては提案法よりも従来法のほうが優れており, モスキートノイ

ズが発生していると考えられるその他の部分では提案法のほうが優れていることがわかる。
この結果からも提案法のブロック歪みの除去性能について改善の余地があることがわかる。

表 5.5.1 JPEG 圧縮していない画像についての PSNR の比較

Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name		Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Airplane		30.10	28.02	28.40	27.97	28.05
Lenna		32.91	32.08	30.38	30.11	30.05
Parrots		30.88	30.37	30.28	28.05	29.83
Mandrill		30.10	28.02	28.40	27.97	28.05

表 5.5.2 JPEG 圧縮を行った画像についての PSNR の比較

Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name	QP	Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Airplane	5	23.82	22.42	23.93	23.69	23.67
	10	25.78	23.74	25.39	24.96	24.97
	20	27.29	24.67	26.25	25.72	25.77
	30	27.90	25.03	26.52	26.01	25.94
Lena	5	25.34	22.91	25.93	25.14	25.11
	10	27.34	25.10	27.83	26.73	26.73
	20	29.09	26.42	28.83	27.71	27.73
	30	29.91	26.94	29.19	28.18	28.22

表 5.5.3 JPEG 圧縮を行っている画像についての PSNR の比較

Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name	QP	Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Parrots	5	25.34	23.25	25.98	25.50	25.50
	10	27.20	25.31	27.57	26.94	26.97
	20	28.51	27.03	28.37	27.81	27.88
	30	29.14	28.00	28.70	28.05	28.15
Mandrill	5	19.82	18.50	20.44	19.87	19.86
	10	20.70	19.39	21.23	20.53	20.53
	20	21.35	19.86	21.69	20.91	20.94
	30	21.68	20.08	21.86	21.04	21.08

表 5.5.4 JPEG 圧縮していない画像についての SSIM の比較

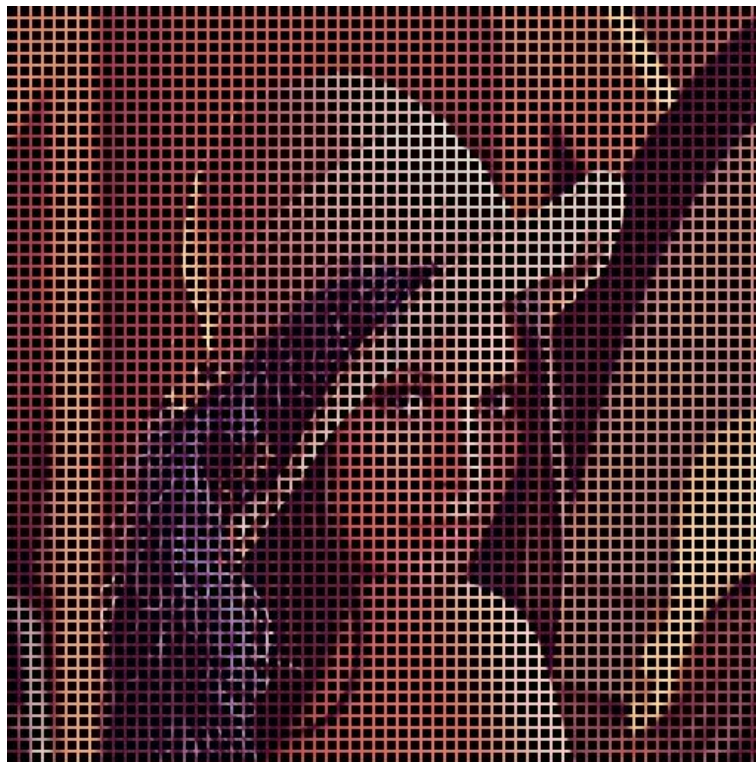
Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name		Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Airplane		0.98	0.97	0.96	0.97	0.97
Lenna		0.98	0.97	0.96	0.96	0.96
Parrots		0.98	0.97	0.97	0.97	0.96
Mandrill		0.98	0.97	0.96	0.97	0.97

表 5.5.5 JPEG 圧縮を行っている画像についての SSIM の比較

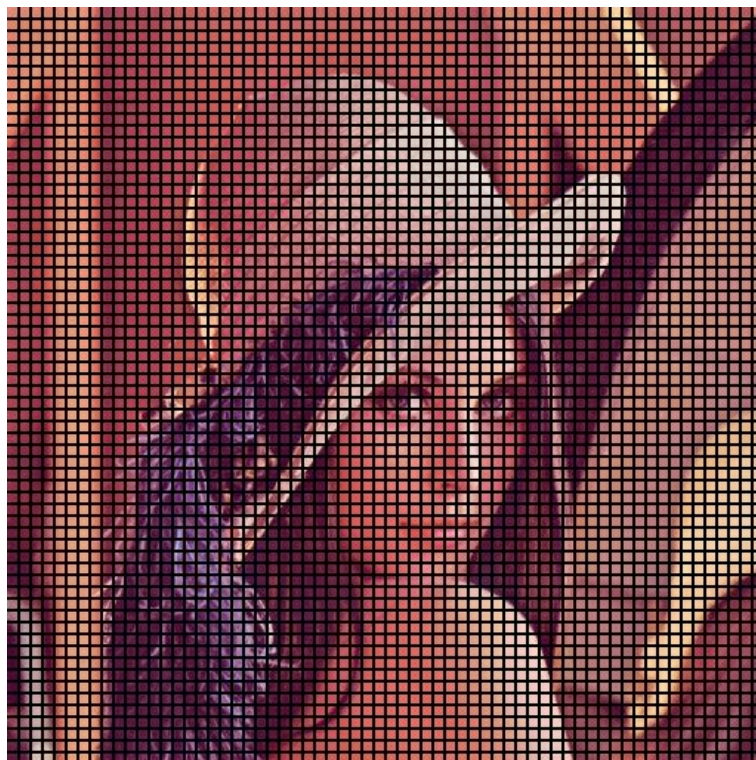
Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name	QP	Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Airplane	5	0.77	0.77	0.78	0.78	0.78
	10	0.86	0.82	0.85	0.84	0.84
	20	0.91	0.86	0.88	0.88	0.88
	30	0.93	0.88	0.90	0.90	0.90
Lena	5	0.74	0.75	0.79	0.76	0.76
	10	0.85	0.83	0.85	0.84	0.84
	20	0.90	0.87	0.88	0.88	0.89
	30	0.92	0.90	0.89	0.90	0.90

表 5.5.6 JPEG 圧縮を行っている画像についての SSIM の比較

Test images		PDE Up-scaling		Xiong's Framework		
Name	QP	Modified (Proposed)	Conventional	ICBI	Bicubic	Lanczos
Parrots	5	0.78	0.79	0.82	0.8	0.8
	10	0.87	0.85	0.88	0.87	0.87
	20	0.92	0.89	0.91	0.91	0.91
	30	0.94	0.91	0.91	0.92	0.92
Mandrill	5	0.49	0.46	0.49	0.48	0.48
	10	0.64	0.57	0.61	0.59	0.60
	20	0.73	0.66	0.67	0.66	0.66
	30	0.77	0.69	0.69	0.68	0.68



(a)ブロックノイズ比較箇所



(b)モスキートノイズ比較箇所

図 5.5.1 ブロックノイズおよびモスキートノイズ比較箇所

表 5.5.7 JPEG 圧縮を行っている画像についての PSNR の比較(QP=20)

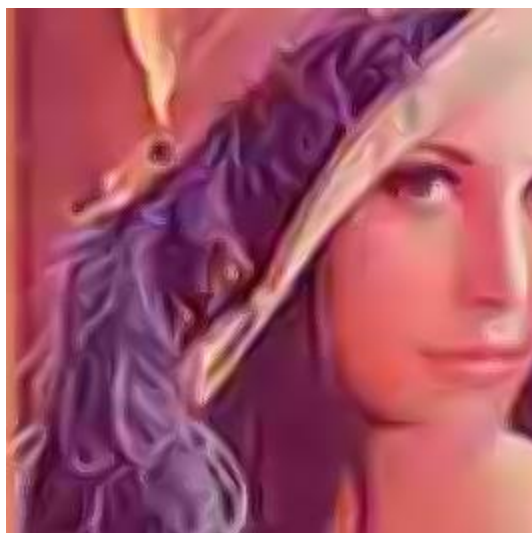
		PDE-Upscaling		Xiong's FrameWork	
		Modified (Proposed)	Conven- -tional	ICBI	Lanczos
Lena	BlockNoise	26.72	26.73	26.29	26.17
	MosquitoNoise	26.55	26.61	26.15	25.92
Mandrill	BlockNoise	20.06	19.98	19.89	19.86
	MosquitoNoise	19.97	19.88	19.82	19.77

また、Lena, Airplaneの各手法による拡大結果（主観画質）の比較を図5.5.2, 図5.5.3にそれぞれ示す。主観評価である図5.5.2のLenaの拡大画像を見ると、提案法以外は髪飾りの流れ部分を潰してしまい、本来のエッジ・細部の質感が失われているものの、提案法は他の手法よりも自然な髪飾りの流れを残すことができていることが分かる。また高原らの手法では目の部分にインパルス状のノイズが発生しているが、提案法ではそれが発生していないことが分かる。しかしながら、髪飾りの部分にブロック歪みが残留している点、女性の黒目の部分がブロックの影響で不自然な形になっている点など、改善すべき課題が残されている。これはブロック歪みとエッジや細部信号の部分が重なったために起こったものと考えられ、平滑化処理が強くかからなかったものと思われる。しかしながら、平坦領域に対する符号化歪みの除去性能は従来よりもかなり改善されていると言える。また、表5.5.2のAirplaneでは、PSNRおよびSSIMについてQP=5の場合を除き、提案法が最も視覚的に良好であると言えよう。図5.5.3のAirplaneの画像から、提案法は従来法に比べ文字の部分での歪みを抑えることができていることが分かる。

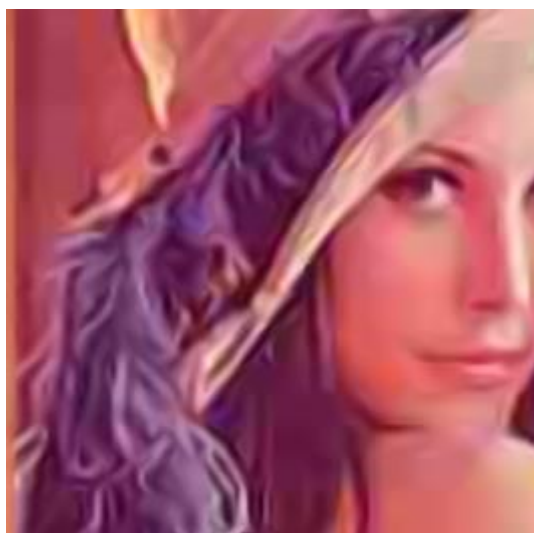
以上によって、提案する手法は数値的に優れており、また主観的にはエッジや細部におけるインパルス状のノイズの発生を抑え、かつ、平坦部においてブロック歪の影響を除去できていることが分かり、提案法の有効性が伺える。



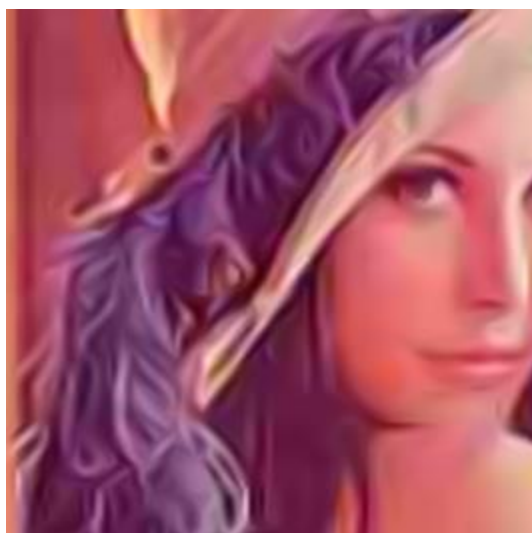
(a)提案法



(b)高原らの手法



(c)ICBI+PDE 正則化



(d)Lanczos+PDE 正則化

図 5.5.2 JPEG 圧縮を行った画像の拡大(QP=20, Lena)



(a)提案法



(b)高原らの手法



(c)ICBI+PDE 正則化



(d)Lanczos+PDE 正則化

図 5.5.3 JPEG 圧縮を行った画像の拡大(QP=20, Airplane)

5.6 まとめ

本章では、JPEGのような圧縮に伴う歪みが重畳した画像を想定し、符号化歪みの抑制とエッジ・細部の保存を同時に可能とする非線形画像拡大法の検討を行った。提案法はPDE正則化に基づく非線形拡大手法であり、高原らの従来法の問題点を改善するために、構造テンソルの補間手法、領域分割に基づく平滑化の適応制御、指向性ガウシアンカーネルのたたみ込み手法等の改善を行う方法の提案を行った。従来法で問題であったエッジ部におけるインパルス状の雑音や平坦部におけるブロック歪みを抑制することにより、客観評価値と主観画質の双方を向上することができた。しかしながら、平坦領域の符号化歪みの除去は改善されたものの、エッジ部や細部領域における符号化歪みの除去はまだ不十分であり、改善が必要であることも分かった。さらに本手法を非圧縮画像に適用した場合、Bicubic法やICBIに比べて画像がぼける傾向があるため、この点の改善も今後の課題となる。

第 6 章

結論

本論文は画像の局所的な構造から画像の信号状態を推定し、そこから補間値を推定する処理として非線形な信号処理であるファジー推論を用いたハーフピクセル推定による拡大手法と PDE 正則化による符号化歪みといった雑音の重畳している画像の拡大手法の提案を行った。従来の拡大処理で利用される補間手法の三次畳み込み補間法や Lanczos 補間法では sinc 関数を基に画像信号の補間を行っていたが、これらの手法では処理後の画像にエッジの鈍りなどのボケが生じてしまうことや雑音や歪みの重畳した画像について、画像の拡大処理を行うことでより雑音や歪みが強調されてしまうという問題点があった。そこで 2 章では画像の局所的な構造からエッジ信号、ピーク信号といった補間すべき信号の状態をファジー推論によって推定し、高周波数成分を保持したハーフピクセルを生成し、かつ、これらを補間に用いることで高周波数成分を保持しつつ任意倍率の拡大が可能であることを確認した。

第 3 章では、第 2 章の拡大手法において細線を構成する信号の補間値について、問題のあったハーフピクセル生成時のファジー推論のファジールールテーブルについて細線を構成する信号とエッジを構成する信号の区別がつくように改良し、山型・谷型補間について個別に推論を行っていた部分についてファジー集合に新しい集合を加えることで一つのルールテーブルとしてまとめることで、細線を構成する信号および山型・谷型補間の補正值の制御を一つのルールテーブルで行うことができ、かつ、それらの信号の補間分について良好に補間を行うことが可能であることを確認した。

第 4 章では第 3 章まではグレースケール画像のみに適用してきた手法についてカラー画像への適用を図るため、カラー信号から輝度信号を分離し、輝度信号を以てファジー推論を行うことを提案した。ファジー推論の適合度を RGB 信号それぞれについて算出するのではなく、輝度信号のみを用いて算出することでエッジの開始位置を統一し、エッジや山型・谷型信号のピーク部分のズレを抑えることで色ずれが起こらないような手法を提案した。

輝度信号でファジー推論の適合度をあわせることでエッジ部分の色ずれについて提案する手法では良好に補間することができていることが確認できた。

第5章ではこれまでの章では雑音の重畳していない、圧縮時の歪みなどのない画像について拡大を行っていたが、歪みや雑音のある画像について拡大を行うことのできる処理の提案を行った。PDE 正則化を用いて拡大を行うことでエッジ部分を残しつつ歪みなどの雑音を局所領域の情報に基づいて変形させたガウシアンカーネルによって拡大を行うことでモスキートノイズやブロックノイズといった符号化歪みを取り除きつつ拡大をおこなうことができることを確認した。

以上、本論文では局所的な画像情報についてデータ依存型の非線形な信号処理であるファジー推論やPDE 正則化を用いての拡大を行った。信号の局所情報を用いて非線形な処理の拡大を行うことでエッジや山型・谷型信号のピーク部分などを考慮することになり、結果として高周波数成分が推定され、それらを用いて拡大処理を行うことで視覚的に良い結果を残すことが確認できた。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々からご指導とご支援をいただいた。

神奈川工科大学 工学研究科 情報工学専攻 木村 誠聡 教授には、指導教官として本研究の機会を与えていただき、研究へのご指導、ご指摘をいただいた。また研究だけではなく、あらゆる面においてご助言をいただいた。ここに深謝の意を表す。

神奈川工科大学 工学研究科 情報工学専攻 辻 裕之 教授には、常日頃から研究活動をご支援いただいた。ここに深謝の意を表す。

神奈川工科大学大学院 工学部 電気電子情報工学科 武雄 英哉 教授、工学研究科 情報工学専攻 宮崎 剛 教授、並びに関西大学 システム理工学部 電気電子情報工学科 棟安 実治 教授には副査として本論文をまとめるにあたり、貴重なご意見をいただいた。ここに深謝の意を表す。

最後に、日々の研究生活において日頃よりご支援をいただいた研究室の各位に感謝の意を表す。

参考文献

- [1.1]A.Rosenfeld, "Digital Picture Processing", Academic Press, Inc, 1976
- [1.2]"画像処理応用システム", 東京電機大学出版局, 2000
- [1.3]橋本晋之介, "JPEG 概念から C++での実装まで", ソフトバンクパブリッシング, 2005
- [1.4]朝倉裕貴, 名越裕晃, 澤見英男, "外挿 DCT 法による画像の解像度変換"
- [1.5]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", 電気情報通信学会論文誌(A), Vol.J78-A, No.2, pp103-113, Feb, 1995
- [1.6]安田浩, 渡辺裕, "デジタル画像圧縮の基礎", 日経 BP 出版センター, 1996
- [1.7]Rafael C. Gonzalez, Recharad E. Woods,"DIGITAL IMAGE PROCESSING Third Edition", PEARSON Education, 2008
- [1.8]"Interface 2015 年 6 月号", CQ 出版社, 2015
- [1.9]高原昂太, 木村誠聡, 辻裕之, "符号化歪みが重畳した画像の拡大に関する検討", 電子情報通信学会ソサエティ大会, A-20-2, 2015
- [1.10]櫻井歩, 田中正行, 奥富正敏, "適応的基底学習を利用したスパースコーディングに基づく一枚超解像", 電子情報通信学会誌 D, Vol.J96-D, No.8, pp.1801-1810, 2013
- [1.11]田中正行, 奥富正敏, "画素数の壁を打ち破る複数画像からの超解像技術", 映像情報メディア学会誌 62 巻 3 号, 2008
- [1.12]吉田太一, 村上朋也, 池原雅章, "Non-local Means を基にした画像拡大", 電子情報通信学会技術研究報告 112(485), pp51-55, 2013
- [1.13] 岡野原大輔, "大規模 Deep Learning (深層学習)の実現技術", 人工知能学会誌 28 巻 5 号, Sep, 2013
- [1.14] 岡谷貴之, "画像認識のための深層学習", 人工知能学会誌 28 巻 6 号, Nov, 2013.
- [1.15]後藤恭平, 後藤富朗, 平野智, 桜井優, "画像強調を用いた超解像手法", 情報科学技術フォーラム講演論文集 14(3), pp241-242, 2015
- [1.16]昌達慶仁, "詳解圧縮処理プログラミング", ソフトバンククリエイティブ, 2010

- [1.17]高原昂太, 木村誠聡, 辻裕之, "符号化歪みが重畳した画像の拡大に関する検討", 電子情報通信学会ソサエティ大会, A-20-2, 2015
- [1.18]昌達慶仁, "詳解画像処理プログラミング", ソフトバンククリエイティブ, 2008
- [1.19]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
- [1.20]木村誠聡, 田口亮, 村田裕, "ファジールールに基づく細部信号変化を保存する補間手法", 電子情報通信学会論文誌 A, 基礎・境界 00083(00009), pp1099-1108, 2000
- [1.21]木村誠聡, 田口亮, "ファジー推論による超解像度化手法", 電子情報通信学会技術研究報告, デジタル信号処理 102(719), pp37-42, 2003
- [1.22]植吉晃大, 高前田伸也, 池辺将之, 浅井哲也, 本村真人, "ハードウェアディープラーニングアクセラレータの研究動向", 2017年電子情報通信学会総合大会シンポジウムセッション「神経回路ハードウェア研究の最前線」, 2017
- [1.23] 加藤光成, 木村誠聡, 田口亮, "ファジー推論によるデジタル画像拡大法のハードウェアへの実装", 電子情報通信学会大会講演論文集, 2008, 基礎・境界, p356, Mar, 2008
- [1.24]診療放射線技師法, 法令番号昭和 26 年法律第 226 号, 24 条の 2
- [1.25]棟安実治, 田口亮, "非線形デジタル信号処理", 朝倉書店, 1999
- [1.26]川又政征, 田口亮, 村岡輝雄, "2次元信号と画像処理", コロナ社, 1996
- [1.27]"画像処理標準テキストブック", 財団法人画像情報教育振興協会, 1998
- [1.28]Kenneth R. Castleman, "デジタル画像処理", 科学技術出版,2002
- [1.29]濱田敬, 田口亮, 木村誠聡, "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
- [1.30]C.Tomasi,"Bilateral filtering for gray and color images",Proc.ICCV, pp839-846, 1998
- [1.31]D.Tschumperle, and R.Deriche, "Vector-valued image regularization with PDEs: a common framework for different applications", IEEE Trans. PAMI, Vol.22, no.4,

pp506-517,2005.April

[1.32]高田洋佑, 浦浜喜一, "非等方バイラテラルフィルタを用いる反復再構成による単一画像の超解像", 映像メディア学会技術報告, 33.51 巻, 2009

[1.33]Z.Xiong, et. al, "Robust web image/video super-resolution",IEEE Trans. IP, vol.19, pp.2017-2028, Aug, 2010

[2.1] 小林恵太, 辻裕之, 木村誠聡, " Lanczos 関数とサブピクセルによる画像の任意拡大法", 電気学会電子回路研究会資料, ECT-13, 110-113.115-125, pp.19-23, 2013

[4.1]"デジタル画像処理", 財団法人画像情報教育振興委員会, 2009

[4.2]五十川賢造, 三島直, 伊藤剛, "曲面当てはめにより偽色発生を抑える高精度デモザイキング", 東芝レビュー, 65, 1, pp47-50, 2010

[4.3]田口亮, "カラー画像・映像の復元・強調に関する研究の現状", Fundamentals Review,3,2,pp.54-64, 2009

[4.4]応用物理学会編著, "色の性質と技術", 朝倉書店, 1986

[4.5]太田登, "色彩工学 第2版", 東京電機大学出版局, 2007