

ノイズを含む画像の
任意倍率拡大に関する研究

2018 年度

山 口 拓 郎

学位論文 博士（工学）

ノイズを含む画像の
任意倍率拡大に関する研究

2018 年度

慶應義塾大学大学院理工学研究科

山 口 拓 郎

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	従来研究	3
1.2.1	ノイズ除去	3
1.2.2	画像拡大	6
1.3	研究目的	11
1.4	本論文の構成	12
第 2 章	基礎理論	13
2.1	従来ノイズ除去	13
2.1.1	従来ガウスノイズ除去手法：BM3D	13
2.1.2	従来インパルスノイズ除去手法：中間値フィルタ	15
2.1.3	従来ミックスノイズ除去手法：ROR-NLM	16
2.1.4	従来ミックスノイズ除去手法：LSM-NLR	17
2.2	従来画像補間	21
2.2.1	従来補間法：Bicubic	21
2.2.2	従来補間法：方向性 Cubic Convolution	22
2.2.3	従来画像補間法：SAI	24
2.2.4	従来画像補間法：RSAI	26
2.3	復元画像の定量的指標	29
2.3.1	平均二乗誤差	29
2.3.2	PSNR	30
第 3 章	2 段階処理によるミックスノイズ除去	31
3.1	本章の構成	31

3.2	従来法の問題点	31
3.3	DWM と BM3D による仮推定画像の生成	33
3.3.1	DWM	34
3.4	仮推定画像を利用したインパルスノイズ検出および除去	38
3.5	実験	40
3.5.1	実験内容	40
3.5.2	比較手法	41
3.5.3	実験結果	41
3.6	本章のまとめ	42
第 4 章	方向性関数を用いた画像補間	53
4.1	本章の構成	53
4.2	従来法の問題点	53
4.3	方向性関数	54
4.3.1	係数パラメータ $\{\alpha_x, \alpha_y, \alpha_{xx}, \alpha_{yy}\}$ の導出	56
4.3.2	方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$ の導出	57
4.4	複数の方向性関数を利用した未知点の加重平均推定	59
4.5	2 倍拡大特化高速計算法	61
4.6	実験	63
4.6.1	実験内容	63
4.6.2	比較手法	64
4.6.3	実験結果	64
4.7	本章のまとめ	66
第 5 章	ノイズ入低解像度画像の任意倍率拡大	79
5.1	本章の構成	79
5.2	ノイズ入低解像度画像に対する任意倍率画像拡大	79
5.3	実験	81
5.4	まとめと今後の展望	82
第 6 章	結論	89
	参考文献	94

目次

1.1	ダウンサンプルに用いるアンチエイリアスフィルタ B による低解像度画像の違い	9
2.1	ROR-NLM フローチャート	17
2.2	2 倍拡大補間模式図	22
2.3	Bicubic による画像復元結果	23
2.4	方向性 CC 推定値導出範囲	24
2.5	モデルパラメータ a と b	26
2.6	既知低解像度画素 x_i 周辺の $x^{(4)}$ および $x^{(8)}$	27
2.7	RSAI で用いる局所領域 W	28
2.8	RSAI における PAR モデルパラメータ b	28
3.1	ノイズの種類に対する BM3D 推定画像の比較	32
3.2	提案法のフローチャート	33
3.3	DWM のノイズ画素検出に用いられる 4 方向	34
3.4	エッジ領域におけるノイズ除去推定画像比較	37
3.5	テクスチャ領域におけるノイズ除去推定画像比較	38
3.6	閾値 $\tau = 3\sigma$ におけるノイズレベル σ による未検知数・誤検知数の変化	39
3.7	SIDBA 画像 (512×512)	43
3.8	Kodak データセット	44
3.9	McM データセット	45
3.10	SIDBA 512×512 サイズ画像 05, $\sigma = 30, p = 10, r = 10\%$ ノイズ除去推定	48
3.11	SIDBA 512×512 サイズ画像 02, $\sigma = 40, p = 20, r = 0\%$ ノイズ除去推定	49
3.12	Kodak データセット 03, $\sigma = 30, p = 20, r = 5\%$ ノイズ除去推定	50
3.13	McM データセット画像 03, $\sigma = 30, p = 30, r = 15\%$ ノイズ除去推定	51

3.14	McM データセット画像 06, $\sigma = 20, p = 30, r = 15\%$ ノイズ除去推定	52
4.1	方向性関数模式図	56
4.2	関数導出範囲	57
4.3	式 (4.5) および式 (4.6) における第二項の有無による出力画像への影響	58
4.4	倍率の違いによる未知点と既知点の配置	60
4.5	一般倍率における $\lambda_{2,i}$ の効果	61
4.6	2 倍拡大特化の場合のブロック図	62
4.7	SIDBA 画像 (256×256)	67
4.8	SIDBA512 サイズ画像 01, 2 倍拡大推定	73
4.9	McM データセット画像 12, 2 倍拡大推定	74
4.10	Kodak データセット画像 20, 2 倍拡大推定	75
4.11	McM データセット画像 13, 3 倍拡大推定	76
4.12	SIDBA512 \times 512 サイズ画像 09, 4 倍拡大推定	77
4.13	Kodak データセット画像 03, 3.5 倍拡大推定	78
4.14	Kodak データセット画像 05, 4.5 倍拡大推定	78
5.1	低解像度画像に対するノイズ除去結果	80
5.2	ノイズ入り画像に対する任意倍率拡大手法フローチャート	80
5.3	McM データセット画像 04, $\sigma = 10, r = 5\%$, 2 倍拡大結果	84
5.4	Kodak データセット画像 09, $\sigma = 15, r = 0\%$, 2 倍拡大結果	85
5.5	Kodak データセット画像 21, $\sigma = 15, r = 5\%$, 2 倍拡大結果	86
5.6	McM データセット画像 06, $\sigma = 5, r = 0\%$, 3 倍拡大結果	87
5.7	Kodak データセット画像 20, $\sigma = 5, r = 5\%$, 3 倍拡大結果	88

表目次

1.1	ガウスノイズとインパルスノイズの比較	3
1.2	超解像と画像補間の比較	8
3.1	ミックスノイズ除去のための DWM パラメータの変更	36
3.2	SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR	46
3.3	Kodak データセット (図 3.8) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR	46
3.4	McM データセット (図 3.9) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR	47
3.5	SIDBA(11 枚)+Kodak(24 枚)+McM(18 枚) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR	47
4.1	SIDBA 画像 (256 × 256 サイズ画像, 図 4.7) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR	68
4.2	SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR	68
4.3	Kodak データセット (図 3.8) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR	69
4.4	McM データセット (図 3.9) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR	70
4.5	SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いた一般倍率における PSNR	71
4.6	Kodak データベース (図 3.8) を用いた一般倍率における PSNR	71
4.7	McM データベース (図 3.9) を用いた一般倍率における PSNR	72
4.8	入力サイズ毎の処理時間比較	72
5.1	ミックスノイズ入低解像度画像に対する 2 倍拡大時平均 PSNR	82

第 1 章

序 論

1.1 研究背景

現代社会では、パソコンやデジタルカメラなどの私的利用されるものから ATM や券売機など公的利用されるもの、はたまた科学技術計算に用いられているスーパーコンピュータまで種々のコンピュータが存在している。またコンピュータはインフラの管理など私達が直接見ることのないところに関しても広く利用されており、現代社会には不可欠なものである。しかし、コンピュータが内部で情報としてとり得る値は0または1の組み合わせであるため、実社会に存在する連続的な値であるアナログ信号をコンピュータ上で扱うためには、離散的な値であるデジタル信号へと変換しなければならない。その中でも光・色などの視覚情報や音声などの聴覚情報、他にも温度や動きといった連続的な値をセンサにより獲得し計算に用いる情報処理は実社会に無くてはならない技術である。

画像処理の場合、現実世界で人の目が捉えるアナログ画像をコンピュータの扱える離散信号であるデジタル画像へと変換することでコンピュータ上で扱えるようになる。デジタル画像はグレースケール輝度の強さを示す2次元行列あるいは色ごとの輝度を示す3次元行列として表現される。ディスプレイ上に表示する際にはディスプレイ上の素子一つ一つに行列の値を対応させ、値に応じて各素子を発色させることで画像として表示される。例えばスマートフォン上で画像の一部分拡大を行う等、一度画面上に表示されたデジタル画像でもその行列サイズの変化が求められる場面は日常的に訪れている。しかし行列のサイズは撮影機器のセンサ数によって決まるため、ユーザーが望む画面上の大きさに対応させるには行列サイズをそれに適したサイズへと変換する必要がある。また最近の技術進歩により4Kや5K解像度のディスプレイが実用化されるようになっているが、解像度とは画素の密度を表すものであるため、同じディスプレイサイズであっても解像度が違

例えば単一のデジタル画像の大きさは変化する。同一のデジタル画像に対して解像度の高いディスプレイを利用するとディスプレイ上に表示される画像サイズが小さくなるため、低解像度ディスプレイで利用していた際の表示画像サイズを維持しようとする場合、より大きな行列サイズへの変換を求められることになる。

また画像処理において処理画像品質を劣化させる原因となるものが、入力画像中に含まれるノイズである。デジタル画像には撮影される際の撮影環境やカメラの内部回路の影響、また伝送される際の情報欠損など様々な要因からノイズが混入することが知られている。センサ技術が進歩し入手できるデジタル画像の解像度が高くなるほど、それまで問題とならなかつたような細かなノイズの影響がデジタル画像内に見られるようになる。例えばノイズが混入したデジタル画像に対して画像拡大を行う場合、推定画素値がノイズの影響を受けることで誤推定が生じ、ノイズを強調した画像が生成される等の問題が発生する。そのため、画像処理を行う前にノイズ成分を取り除く必要がある。またノイズの発生原因により異なった種類のノイズが生まれる。これにより生まれたノイズはそれぞれ異なった特性を持つため、ノイズを十分に取り除くためには各ノイズ特性に応じたノイズ除去手法を選択する必要がある。

このように、日常で触れている高品質な画像は様々な情報処理技術によって支えられており、またディスプレイなどハードウェア技術の進歩に伴ってより高水準な技術が必要となる。本研究ではデジタル画像撮影時からディスプレイ上で任意サイズでの表示を行うまでの過程に注目する。本場面において第一に問題となるのが、撮影時や表示機器へのデータ転送時に発生するノイズの除去である。この段階では低解像度画像内に存在するノイズに対し画像の高周波成分を残しながらノイズ成分のみを除去するかが論点となる。次に表示機器上に伝送されたデジタル画像に対して任意倍率の画像拡大を行う。自然な画像を出力することはもちろんであるが、画像拡大において重要な要素が、画像の一部分拡大やディスプレイ上でのサイズ調整などにおいて素早いレスポンスを求められることである。この2つの問題を解決することでデジタル画像を最終的にノイズのない高品質な画像を望むサイズでディスプレイ上に表示できるようになる。本研究はこれらの問題に臨み、数々の場面で広く用いることのできる実用的な手法の提案を目標として研究を行っていく。

表 1.1 ガウスノイズとインパルスノイズの比較.

ノイズ	ガウスノイズ	インパルスノイズ
画素に対して	加算	置換
輝度値	ガウス分布	固定値または一様乱数
影響	全画素値	特定画素のみ
発生原因	暗電流ノイズ	センサ故障

1.2 従来研究

1.2.1 ノイズ除去

デジタル画像には撮影時に生じるフォトダイオード由来の微小信号やセンサ素子の故障によるドット落ち，伝送時に生じるビット誤りやメモリ欠損など，様々な要因からノイズが混入する．ノイズ除去とはそのようなノイズをデジタル画像から取り除き，本来獲得すべき理想画素を導出することである．これらのノイズを内包したまま画像拡大を行ってしまうと，拡大後の画素値はこれらの影響を大きく受けるため，その品質を大きく低下させることになる．よって本研究は画像拡大を行う前処理としてノイズ除去に注目した．

ノイズ除去を行うにあたって，ノイズの特性を利用することは不可欠である．しかし異なる要因から発生したノイズは異なる特性を持つため，それぞれに適した手法を選択していく必要がある．ノイズの中でも有名なものとしてガウスノイズとインパルスノイズがある．暗電流ノイズと呼ばれる撮影センサに起因するノイズを近似したものがガウスノイズであり，インパルスノイズはビット誤りやメモリ欠損などにより正しい輝度情報が得られなかった場合に発生する．これら2種類のノイズ特性の比較を表 1.1 に示す．以下ではそれぞれのノイズに対して特性に応じた従来ノイズ除去方式を述べる．

ガウスノイズ

ガウスノイズは加算性ノイズと呼ばれるノイズの一種であり，ノイズ画素は本来の輝度値にノイズ成分が加算された値で表現され，次式で定義される．

$$y_G = x + n \quad (1.1)$$

ここで x, y_G はそれぞれ理想画像及びそのガウスノイズ混入画像, n がノイズ成分を表す. ガウスノイズの場合, n の値がガウス分布に従っている. さらにガウスノイズの内, 白色性を満たすものを AWGN (Additive White Gaussian Noise, 加算性ホワイトガウスノイズ) と呼ぶ. このノイズは実世界に存在するノイズの近似として適切であるとされ, 多くの除去手法が提案されている [1–12]. AWGN へのノイズ除去手法として, 古くから見ると Bilateral フィルタ [1] などの局所処理 (Local Processing) を利用する手法がある [1–3]. AWGN の場合, 白色性によりノイズ成分の平均は零となる. これらの手法はこの特性に基づき, 対象画素とその周辺画素に対して距離や輝度値差を重みとした加重平均によりノイズ除去を行う. しかし, 局所処理手法には強いノイズに対する除去性能の低さやテクスチャなどの詳細部の欠損といった問題がある. そこで局所処理手法より精度の高い手法として有名な手法が, 非局所処理 (Non-local Processing) を用いる手法である [4–8]. 非局所処理とはブロックマッチングを利用して類似パッチを集めることで, 単独のパッチではなく複数のパッチ情報を利用して処理を行うものである. これらの手法の内有名なものが BM3D (Block Matching and 3D filtering) [6] である. BM3D は類似パッチに対して 3 次元周波数変換を用いて周波数領域で扱い, 閾値処理やウィナーフィルタを利用した処理を行う. 他にも SAIST [7] や WNNM [8] も高精度として有名な手法である. これらの手法は周波数特性は利用せず, 代わりに特異値分解を利用した低ランク近似を行い, ガウスノイズを除去する. 類似パッチを利用することで, 単独のパッチのみに注目していた局所処理手法より高い除去性能を發揮し, さらに縞模様等の連続するパターンの保持が可能になった. しかし, ブロックマッチングの際の類似度計算は高コストな計算であるため, 速度面では局所処理手法に劣る.

またガウスノイズ除去における重要な要素として, 対象のガウスノイズが従うガウス分布の標準偏差 σ がある. この標準偏差 σ のことをノイズレベルと呼び, ノイズレベルが高いほど画像への影響が大きいガウスノイズとなる. ノイズ除去の際にもノイズレベルの大きさに応じてパラメータを変化させるなど, 正確なノイズレベルを推定することはノイズ除去精度を高めることと切り離せない問題である. そのためノイズ除去でなくノイズレベル推定のみ, あるいはノイズレベル推定まで含めた除去手法研究も盛んに行われている [13–17]. これらの研究により現在では高精度なノイズレベル推定が可能となっており, ノイズ除去においてはノイズレベルを既知として行う研究も多い.

インパルスノイズ

インパルスノイズは情報欠損により発生するノイズであり，本来の輝度値情報が失われノイズ成分によって置き換わる形で表現され，次式で定義される．

$$y_I(i, j) = \begin{cases} n(i, j) & \text{with probability } p \\ x(i, j) & \text{with probability } 1 - p \end{cases} \quad (1.2)$$

ここで x , y_I はそれぞれ理想画像及びそのインパルスノイズ混入画像， n がノイズ成分， (i, j) が画像上の座標を表す．また p は情報の欠損率である．インパルスノイズの内，ノイズ成分 n が入力画像の取りうる画素値最小値 I_{min} または最大値 I_{max} のどちらかを取るものをごま塩ノイズ (salt & pepper noise), $[I_{min}, I_{max}]$ の範囲でランダムな値を取るものを RVIN(Random Value Impluse Noise, ランダム値インパルスノイズ) と呼ぶ．AWGN と違いインパルスノイズは特定の周波数特性を持たないものの，値が置き換わったことによる空間的な非連続性に注目することでノイズ除去を行っている手法が多い [18–32]．また全画素に対して多かれ少なかれノイズの影響を受けていた AWGN と違い，影響を受けていない画素が存在することから，多くのインパルス除去手法はノイズ画素検出とノイズ除去の 2 ステップから成り立っている．ごま塩ノイズの場合ノイズ値が特定の値を取るため，検出は比較的容易である．しかし RVIN の場合ノイズ値がランダムであることから，領域によって検出が難しい場合がある．このことからノイズの検出法と検出された欠損画素の推定法の双方に対して未だ盛んに研究が行われている．[18–25]．また古くから存在する中間値フィルタはインパルスノイズ除去フィルタの代表例である．しかし中間値フィルタではノイズ画素検出を行っていないため，ノイズでない画素を置き換えてしまうこと，欠損率が大きい場合に除去しきれないなどの問題がある．その解決を目指して提案された手法の一つが DWM (Directional Weighted Median) [18] である．DWM は対象画素と周囲画素の差を利用することで連続性を調べ，すべての方向について連続性を見いだせなかった画素をインパルスノイズ画素として検出，検出された画素について方向性重み付き中間値フィルタによって処理する手法である．インパルスノイズ除去手法の他の方針としては，[23] のようにガウスノイズ除去手法同様に辞書を用意し，辞書更新をしながらスパース表現によりインパルスノイズ除去を行う手法なども存在する．

これらのように特定のノイズに対して効果的な手法は既に多く存在している．しかし，ノイズは異なった要因から発生するために，一枚の画像に対して複数の種類のノイズが混入することがある．次項ではそれについて述べる．

ミックスノイズ

前述のように、ノイズ除去を行うためには対象とするノイズの特性を考え、それに適した除去を行う必要がある。しかし異なる要因が同時に発生することで、複数種類のノイズが混入する場合がある。これをミックスノイズと呼び、これを除去することが重要なテーマとなっている。ミックスノイズは異なる種類のノイズが混在したものであるため、複数の特性が混ざり合っている。そのため単独のノイズのみに対応する従来法では取りきることができない。

ミックスノイズの内、現在最も盛んに研究されているものが前述の2種類のノイズ、ガウスノイズとインパルスノイズによるミックスノイズである [33–43]。本ノイズは式 (1.1) と式 (1.2) の双方の特性を持ち、次の式で表される。

$$y(i, j) = \begin{cases} n_I(i, j) & \text{with probability } p \\ x(i, j) + n_G(i, j) & \text{with probability } 1 - p \end{cases} \quad (1.3)$$

ここで n_G , n_I はそれぞれガウスノイズ由来、インパルスノイズ由来のノイズ成分である。本ノイズが発生する例として、暗所などの撮影など暗電流ノイズが無視できない環境においてセンサ素子故障が発生した場合などが想定される。本ミックスノイズへの除去法として用いられている処理として、インパルスノイズ検出とノイズ除去の2ステップによるものが多い。例えば [33] ではインパルスノイズ画素を検出後、非インパルスノイズ画素のみについて最適化問題を解くことで除去を行っている。また ROR-NLM [34] では局所領域の中間値を利用した前処理画像を用いた NLM (Non-Local Means) 法を用いてインパルスノイズ除去を行った後、残るガウスノイズを再び NLM 法で除去するという方法を取っている。他にも WJSR [37] など、ブロックマッチングと貪欲法を用いてパッチのスパース表現を利用しミックスノイズを除去すると行った手法も存在する。しかしながら、現在の手法の多くは画像のテクスチャといった詳細部が失われやすいという欠点がある。これはミックスノイズの影響により詳細部が検出処理の際にインパルスノイズとして誤検出されやすく、その後の除去処理の際に削除されてしまったためである。他のミックスノイズ除去としてはポアソン-ガウス混合ノイズ [44, 45] やポアソン-ガウス-インパルスの3種混合ノイズ [46] などへの取り組みが知られている。

1.2.2 画像拡大

画像拡大を行う方式として、シングルフレーム方式とマルチフレーム方式が存在する。マルチフレーム方式は複数枚の低解像度画像のシフト量を推定し、それらの画素情報を単

一平面に射影することで一枚の高解像度画像を作り出す方式であり、情報量の多さから高精度な関数・モデル導出が行えるため、高品質な高解像度画像を得やすい。しかしその精度が低解像度画像の枚数に依存していること、各低解像度画像のシフト量を推定しなければならないため、枚数が増えれば増えるほど計算量が多くなり実行時間がかかってしまうことなどの問題がある。また実用面を考えると、この方式を用いるには同一の被写体に対して位置ずれのある複数枚の画像が存在する必要があること自体が問題となる。利用例としては撮影時にカメラの連射機能を用いて同一場面の画像を複数枚撮影し、その後カメラ内で処理を行うことでカメラに内蔵されるセンサ素子数を超えた画素数を持つデジタル画像を得るといったことが考えられるが、ディスプレイ上での画像サイズの拡大など単独の画像を持つことが想定される場面には用いる事ができない。しかしながら画像の解像度向上においての精度面ではマルチフレーム手法はシングルフレームを上回っているため、これまでも盛んに研究されてきた [47–55]。例えば [47] はその既知点の多さを利用し各点に対して局所的な関数推定を行い、各関数の近似精度を重みとした加重平均をもって対象画素を推定する補間ベースの手法、[53] はスパース表現を利用した再帰的処理を行い、画像を徐々に理想へと近づけていく再構成ベース手法など、多数の方式が知られている。またマルチフレーム手法が利用される場面として、動画への適用がある [56–61]。動画はフレームと呼ばれる微小変化する画像の連続で構成されるため、前後数フレームを利用してマルチフレーム手法による処理が可能である。また動画の場合、画像と同様に単純にそれぞれのフレームの画像サイズを大きくするフレーム内補間 [56–58] のほか、フレームとフレームの間に新しい画像を推定するフレーム間補間 [59–61] が存在する。

一方のシングルフレーム方式は一枚の低解像度画像に対してそれに対応する高解像度画像を推定する方式であり、マルチフレーム方式より広い場面で用いることができる。しかしこの推定問題は既知点より未知点の方が多くにより、不良設定問題となるため、その精度は手法ごとに用いられている仮定やモデルに大きく左右される。特にエッジ領域やテクスチャ領域など高周波数成分を多く含む領域において推定誤差が発生しやすいことが知られている。本研究ではシングルフレーム方式の画像拡大問題を対象とした。その理由としてはマルチフレーム方式に比べ、シングルフレーム方式の方が利用できる場面が多いため、研究が結実した際に与える影響が大きいと考えたためである。

さらにシングルフレームの画像拡大方式は超解像と画像補間の2つに大別される。その簡単な比較を表 1.2 に示す。超解像と画像補間の大きな違いは高解像度画像と低解像度画像の関係性についての仮定である。まず低解像度画像 L とそれに対応する高解像度画像 H は次の式で表すことができる。

表 1.2 超解像と画像補間の比較.

拡大手法	超解像	画像補間
精度	高い	低い
処理時間	遅い	早い
既知画素に対して	値を更新	値を保持
事前情報	必要	不必要
高周波成分に対する仮定	LPF により喪失	エイリアシングとして残存

$$\mathbf{H} = (\mathbf{B} * \mathbf{L}) \downarrow s \quad (1.4)$$

ここで $\downarrow s$ は $1/s$ 倍ダウンサンプル処理, \mathbf{B} はダウンサンプルの前処理を行うフィルタを表している. サンプル定理からダウンサンプルの際に高周波数成分の回り込みであるエイリアシングが発生する可能性があることが知られており, その高周波成分を予め \mathbf{B} によって削減することでその影響を抑える. そのため \mathbf{B} のことをアンチエイリアスフィルタと呼ぶ. アンチエイリアスフィルタの違いによる低解像度画像の比較を図 1.1 に示す. 超解像の場合, \mathbf{B} は LPF (Low Pass Filter, 低域通過フィルタ) を仮定する. この場合画像生成時に高周波成分が削られており低解像度画像内には存在していないことになるため, 如何にして失われた情報を取り戻すかが論点となる. 一方の画像補間の場合, \mathbf{B} はデルタ関数を仮定する. この場合低解像度画像内にはエイリアシングにより回り込んだ高周波数成分が残っている可能性があるため, 回り込んだ成分をどのように正しい成分へと戻すかが論点となる. 本問題の場合, 対象とする低解像度画像のエッジ際にはエイリアシングの影響によるジャギーが発生している. そのため, 日常で見かける画像とは異なるものを対象とするように感じるが, 例えばデジタルカメラでの撮影時に連続信号からセンサによって離散信号へと変換した場合や低い解像度のデジタル画像を高解像度ディスプレイに表示する際に一画素に対して複数素子に対応させて拡大表示した場合などに見ることができる. すなわち, これらの画像は人の目に触れる前の状態として確実に日常に存在している. そのため, これを適切な解像度へと処理して日常で見かける自然な画像へと変換することはデジタル画像を扱う上で重要な問題である. 超解像と画像補間の低解像度画像生成方法に対する仮定の違いは, 画像平面では整数倍などにおいて既知画素にあたる画素を推定する場合に, 超解像は未知画素のみでなく既知画素の値も改めて推定し直すのに対し, 画像補間は既知画素値を維持するという形で表現される.

これら二つの手法は, 画像拡大という最終的な目標は同一であるものの, この仮定の違



図 1.1 ダウンサンプルに用いるアンチエイリアスフィルタ B による低解像度画像の違い。(b) は超解像, (c) は画像補間でそれぞれ想定する低解像度画像である。

いから同列に扱うことができない。

超解像

前述の通り, 超解像は失われた高周波数成分を獲得することを目指す。情報が失われているため, 低解像度画像のみから高周波成分を作り出すことは極めて難しい。そのため, ほぼすべての手法において事前情報を利用している。超解像手法において有名な方針として, 辞書ベース手法 [62–67] が挙げられる。辞書ベース手法は事前に同様の多数の低解像度画像と高解像度画像に関して様々な既知パッチ対を用意し, 低解像度パッチから高解像度パッチを作り出すための辞書と呼ばれる変換行列を導出する。そして入力低解像度画像から高解像度画像を作り出す際にこれを利用して既知低解像度パッチから未知高解像度パッチを推定するというものである。また辞書ベースに近い手法ではあるが, 予め辞書を用意しておくのではなく, 入力画像内の同一パターンや, スケールを変換させることで相似するパターンを利用して変換行列を更新していく事例ベースも方針の一つである [68–70]。他にもエッジ検出などを利用し, パラメータ調整や繰り返し処理によりモデルに当てはめることで鮮鋭化する再構成ベース手法 [71–74] などが存在する。また最近では深層学習を用いた手法 [75–79] も提案されており, 辞書ベースと同様に多数の低解像度パッチとそれに対応する高解像度パッチの対を用意し, ニューラルネットワークに低解像度パッチから高解像度パッチへの変換を学習させる。これらの手法に共通するのは多量の既知画像セットを事前に持つ必要があるという点である。またこれらが学習している変換は式 (1.4) を考慮すると B の逆畳み込みにあたるものである。しかし, 多くの手法では

単一のフィルタ B に対するものを学習させているため、機器ごとに違う B に対して汎用的に利用することは難しい。

画像補間

画像補間は既知画素から関数やモデルパラメータを導出することで、未知画素を推定する。画像補間手法の場合、利用する関数やモデルを仮定する他は事前情報を利用しない事が多いため、機器ごとの特性などに左右されにくいという特性がある。また画像補間は画像拡大のみでなく、他の画像処理技術にも取り入れられている。例えば単板式と呼ばれる画素ごとに一つの色情報を持つ画像を三版式やフルカラー画像と呼ばれる一画素に3色の情報を持つ画像へと変換するデモザイキング技術などが有名である。

画像拡大技術という括りで考えると、超解像処理より高速な処理が行える手法が多く、モバイル機器などリアルタイムアプリケーションに用いられやすい。また前述の超解像処理を行うための前処理として、計算コストの低い画像補間技術を用いて高解像度画像の仮推定を行うこと手法も存在する。しかし前述のように画像拡大などは不良設定問題であること、事前情報を利用せず関数やモデルでの近似を利用することから、輝度変化が大きいために近似誤差が生まれやすいエッジやテクスチャなどの領域で画像ボケやジャギーなど不自然なアーティファクトを産んでしまうことが多い。現在多くのアプリケーションで使われているアルゴリズムとして Bilinear 法および Bicubic 法 [80] などに代表される、既知画素を距離に応じた重み付けによる加重平均を行う手法がある [80–82]。これらは極めて高速な処理が可能であるものの、局所構造を考慮せずに各領域に対して同一の処理を行ってしまうため、画像ボケやジャギーなどの推定誤差問題の影響を大きく受ける。これらをベースとした手法もいくつか提案されてはいるものの、いまだ精度には限界がある [83, 84]。そこでこれらの問題を解決するために、最小二乗法などの最適化問題を用いた手法が多く提案されている [85–95]。これらの手法は局所的領域の構造からパターンを抽出し、それらに共通するモデルパラメータを最適化計算によって導出することで、領域毎に適した補間を行うものである。これによりエッジやテクスチャ領域に適したモデルを利用することができるため、画像ボケやジャギーを軽減した高品質な補間を可能にした。しかし最適化問題を解くのは計算コストが高いため、従来手法より大きく処理時間がかかるようになり、リアルタイムアプリケーションには不向きとなってしまった。したがって補間品質と計算コストの両立をどのように行うかが画像補間分野の鍵となっている。また最適化問題を用いた手法のもう一つの問題点として、拡大率が固定されていることが挙げられる。距離に応じた加重平均を行う手法の場合、求めたい座標に対して既知画素の距離が分かれば処理が行えることから、非整数倍を含めた任意の倍率について画像補間を行う

ことができる。しかし最適化ベース手法の場合、モデルパラメータを求める際に低解像度画像内に含まれる同一のパターンを利用して補間を行うため、2倍拡大のみ、そうでなくとも整数倍までしか手法を拡張することができない。

1.3 研究目的

ここでは研究背景と各問題に対する従来研究の動向を受け、本研究が対象とする問題設定と解決すべき課題を述べる。背景で述べたように、本研究ではデジタル画像撮影時からディスプレイ上で任意サイズでの表示を行うまでの過程に注目する。本過程において問題となるのが、撮影・伝送時に生じるノイズの除去と、画像の任意倍率拡大である。以下にそれぞれの問題に対する設定と課題を述べる。

ノイズ除去

近年のノイズ除去において最も盛んに研究されているノイズは、ガウスノイズとインパルスノイズである。これらはともに撮影時・伝送時に頻繁に生じるノイズであるため、どちらかのみを対象とすると残るノイズによる品質劣化が避けられない。そのため、本研究ではこれら2種類のノイズが混合したガウス-インパルス混合のミックスノイズを対象とする。従来のミックスノイズ除去手法ではノイズ画素検出の際にテクスチャなどの詳細部をノイズ画素と誤検出することが問題である。これはインパルスノイズのみが混入する場合と比べ、本ミックスノイズはガウスノイズの影響からノイズ画素検出が困難であることが原因である。しかし、誤検出によりノイズ除去後の画像から詳細部が失われてしまい、結果画像を大きく劣化させる。また詳細部の復元は画像拡大において極めて難しい問題となるため、本研究が対象とする過程において本問題の解決は不可欠である。そこで本問題に対して、本研究は詳細部を保持するガウス-インパルス混合ミックスノイズ除去手法の提案を目的とする。

画像拡大

実生活において画像処理が最も頻繁に用いられている場面は単独の画像を利用したリアルタイム処理である。そこで本研究はそのようなリアルタイム処理が可能な画像補間技術に注目する。現在実用とされている従来の画像補間手法は非常に高速な処理が可能なものの、エッジ領域などの輝度変化の大きい領域においてジャギーが発生するという問題がある。特に拡大倍率が大きくなるほどこれらのアーティファクトは顕著になる。しかし画像補間はリアルタイム処理に用いられるため、実用面を考えると高速な処理を行う必要がある。

る。そこで本研究は実用に足る高速・高品質を両立する任意倍率画像補間法の提案を目的とする。

1.4 本論文の構成

本論文は、次のように構成される。2章では、本研究の理解に必要な基礎知識および関連研究、また実験で用いた画像の客観的評価方法などを述べる。3章および4章では本研究の提案手法について述べる。3章では画像拡大の前段階処理として行う低解像度画像内のミックスノイズ除去について、4章では画像補間による画像拡大手法についてをそれぞれ説明する。5章では3章と4章において提案した2手法をまとめ、本研究の目的であるノイズ入低解像度画像からノイズのない高解像度画像の推定する手法を提案する。6章では全体を総括し、結論を述べる。

第 2 章

基礎理論

2.1 従来ノイズ除去

2.1.1 従来ガウスノイズ除去手法：BM3D

本節ではノイズ除去手法の内、ガウスノイズ除去を対象とした手法である BM3D(Block Matching and 3D filtering) を述べる。

BM3D はブロックマッチングによる類似パッチ探索を利用し、似通ったパッチ群に対する 3 次元周波数変換を用いてノイズ除去を行う手法である。また BM3D は 2 ステップにより行われる手法であり、以下にその詳細を述べる。

前半部処理：閾値処理

BM3D の各ステップは、ブロックマッチングによる類似パッチ探索と 3 次元周波数空間でのノイズ除去処理により構成される。まずブロックマッチングにより、 $N_1 \times N_1$ サイズの対象パッチ Z_{x_R} に対して同サイズの周囲パッチ Z_x から類似パッチを以下の式により探索する。

$$d(Z_x, Z_{x_R}) = N_1^{-1} \left\| \Upsilon \left(F_{2D}(Z_x), \lambda_{2D} \sigma \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right) - \Upsilon \left(F_{2D}(Z_{x_R}), \lambda_{2D} \sigma \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right) \right\|_2 \quad (2.1)$$

ここで Z_x は対象パッチ Z_{x_R} の周囲パッチであり、 $d(Z_x, Z_{x_R})$ はこれらの類似度を表す。また F_{2D} は DCT や DFT といった 2 次元線形ユニタリ変換、 λ_{2D} は閾値パラメータ、 σ は入力画像に付加されているガウスノイズのノイズレベル、 $\|\cdot\|_2$ は L2 ノルムを表して

いる。 Υ はハードスレッシュヨルド処理を表しており、次式で定義される。

$$\Upsilon(\lambda, \lambda_{thr}) = \begin{cases} \lambda & \text{if } |\lambda| > \lambda_{thr} \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (2.2)$$

式 (2.1) で定義された類似度により、周囲パッチからパッチ Z_{x_R} に対する類似パッチ郡 S_{x_R} を次式で得る。

$$S_{x_R} = \{x | d(Z_x, Z_{x_R}) < \tau_{match}\} \quad (2.3)$$

ここで τ_{match} は閾値パラメータである。また $|S_{x_R}|$ を類似パッチ郡 S_{x_R} に含まれるパッチの枚数とすると、 $d(Z_{x_R}, Z_{x_R}) = 0$ であるため、 $|S_{x_R}| \geq 1$ を満たす。

次に類似パッチと対象パッチを使い、3次元周波数空間上でノイズ除去処理を行う。まず $d(Z_x, Z_{x_R})$ の小さいものから昇順に類似パッチを並べ、 $N_1 \times N_1 \times |S_{x_R}|$ サイズの3次元行列 $\mathbf{Z}_{S_{x_R}}$ を作る。その後 $\mathbf{Z}_{S_{x_R}}$ に対して3次元ユニタリ変換 F_{3D} を加え、3次元周波数空間上でハードスレッシュヨルド処理を行う。そして F_{3D} の逆変換 F_{3D}^{-1} を行い、推定パッチ郡 $\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}}$ を得る。これを定式化すると次のように計算される。

$$\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}} = F_{3D}^{-1} \left(\Upsilon \left(F_{3D} \left(\mathbf{Z}_{S_{x_R}} \right), \lambda_{3D} \sigma \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right) \right) \quad (2.4)$$

ここで λ_{3D} は閾値パラメータである。処理パッチ間のオーバーラップした画素に対する処理として、加重平均を行う。そのための重みとして、各推定パッチ郡 $\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}}$ に対して次のように重み w_{x_R} を計算する。

$$w_{x_R} = \begin{cases} \frac{1}{N_{har}} & \text{if } N_{har} \geq 1 \\ 1 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (2.5)$$

ここで N_{har} は式 (2.4) における3次元ハードスレッシュヨルド処理

$\Upsilon \left(F_{3D} \left(\mathbf{Z}_{S_{x_R}} \right), \lambda_{3D} \sigma \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right)$ 後に残った非ゼロ要素の数である。

入力画像 X 内のすべての対象パッチ $x_R \in X$ に対して式 (2.4) により推定パッチ郡 $\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}}$ を求めたあと、元のパッチ位置に戻す。その際、オーバーラップした画素に関しては式 (2.5) で求めた重みを使って加重平均を行う。最終的に、前半部処理により獲得する仮推定画像 $\hat{\mathbf{y}}$ は次の式で計算される。

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{x_R \in X} \sum_{x_m \in S_{x_R}} w_{x_R} \hat{Y}_{x_m}^{x_R}(x)}{\sum_{x_R \in X} \sum_{x_m \in S_{x_R}} w_{x_R} \chi_{x_m}^{x_R}(x)}, \forall x \in X \quad (2.6)$$

ここで $\hat{y}(x)$ は $\hat{\mathbf{y}}$ での画素 x の値、 $\hat{Y}_{x_m}^{x_R}$ は $\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}}$ の m 枚目パッチを表しており、画素 x を含んでいなかった場合は $\hat{Y}_{x_m}^{x_R}(x) = 0$ である。また $\chi_{x_m}^{x_R}(x)$ は $\hat{Y}_{x_m}^{x_R}$ が画素 x を含んでいた場合は 1、含んでいなかった場合は 0 である。

後半部処理：ウィナーフィルタ

後半部は前半部の仮推定画像 $\hat{\mathbf{y}}$ を利用した 3次元ウィナーフィルタ処理により最終推定画像を得る．まずブロックマッチングにより類似パッチ探索を行う．前半部では入力ノイズ画像を用いて類似パッチ探索を行っていたが，後半部では前半部によって得られた仮推定画像を用いて次式により類似パッチ探索を行う．

$$d(Z_x, Z_{x_R}) = N_1^{-1} \left\| (E_x - \bar{E}_x) - (E_{x_R} - \bar{E}_{x_R}) \right\|_2 \quad (2.7)$$

ここで E_{x_R} , E_x はそれぞれ仮推定画像 $\hat{\mathbf{y}}$ における対象パッチとその周辺パッチを表している．これを式 (2.3) に用いることで，後半部における類似パッチ郡 S_{x_R} を得る．

次に前半部と同様に入力ノイズ画像から 3次元行列 $\mathbf{Z}_{S_{x_R}}$ を，また仮推定画像から $\mathbf{Z}_{S_{x_R}}$ に対応するパッチ郡を積んだ 3次元行列 $\mathbf{E}_{S_{x_R}}$ をそれぞれ作り，それに 3次元ユニタリ変換 F_{3D} を行う．その後次式によりウィナーフィルタ係数 $\mathbf{W}_{S_{x_R}}$ を導出する．

$$\mathbf{W}_{S_{x_R}} = \frac{|F_{3D}(\mathbf{E}_{S_{x_R}})|^2}{|F_{3D}(\mathbf{Z}_{S_{x_R}})|^2 + \sigma^2} \quad (2.8)$$

このフィルタ係数を用いて，後半部における推定パッチ郡 $\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}}$ を次式で得る．

$$\hat{\mathbf{Y}}_{S_{x_R}} = F_{3D}^{-1} \left(\mathbf{W}_{S_{x_R}} F_{3D}(\mathbf{Z}_{S_{x_R}}) \right) \quad (2.9)$$

その後，前半部と同様にオーバーラップした画素に関する加重平均を行う．その際の重み w_{x_R} は次の式で導出する．

$$w_{x_R} = \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} \sum_{t=1}^{|S_{x_R}|} |\mathbf{W}_{S_{x_R}}(i, j, t)|^2 \right) \quad (2.10)$$

ここで $\mathbf{W}_{S_{x_R}}(i, j, t)$ は 3次元行列 $\mathbf{W}_{S_{x_R}}$ の一要素を表す．これを式 (2.6) に代入することで最終出力 $\hat{\mathbf{y}}$ を得る．

2.1.2 従来インパルスノイズ除去手法：中間値フィルタ

中間値フィルタは古くからインパルスノイズ除去手法として利用されるフィルタの一つである．中間値フィルタは局所領域における中央画素を，周辺画素の中間値によって置き換えるフィルタであり，次のように定義される．

$$m_{i,j} = \text{median} \{y(i+s, j+t) : (s, t) \in W_m\} \quad (2.11)$$

ここで $y(i+s, j+t)$ は入力画像での座標 $(i+s, j+t)$ における画素値, $m_{i,j}$ は座標 (i, j) を中心とする局所領域 W_m の中心画素の中間値フィルタによる推定値である. インパルスノイズは周囲画素に対して空間的な画素値の連続性がないため, ごま塩ノイズのような極端な値を取る固定値インパルスノイズのみでなくある程度の RVIN に対しても本フィルタで取り除くことができる. しかし本フィルタは入力画像全体に対して除去処理を行うため, 画像由来の画素に対しても処理を行ってしまい, その結果エッジずれや詳細部の損失といった問題が知られている.

2.1.3 従来ミックスノイズ除去手法 : ROR-NLM

ROR-NLM [34] は新たに定義した ROR(Robust Outlyingness Ratio) を用いたインパルスノイズ検出とインパルスノイズ画素に対する NLM, 残るガウスノイズ画素に対する NLM という 2 段階の NLM 処理によりミックスノイズを除去する手法である. 以下にその詳細を述べていく.

インパルスノイズ画素検出

[34] ではインパルスノイズ画素検出として ROR を定義し, インパルスノイズ画素検出を行っている. ROR は次の式で定義される.

$$\text{ROR}(y_{i,j}) = |y_{i,j} - \text{median}(\mathbf{y})| / \text{MADN}(\mathbf{y}) \quad (2.12)$$

ここで $y_{i,j}$ は座標 (i, j) における検出対象画素, \mathbf{y} は $y_{i,j}$ を中心とする $(2N+1) \times (2N+1)$ の局所領域である. さらに $\text{MADN}(\mathbf{y})$ は以下のように定義される.

$$\text{MADN}(\mathbf{y}) = \text{median}/0.6457 \quad (2.13)$$

$$\text{MAD}(\mathbf{y}) = \text{median}\{|\mathbf{y} - \text{median}(\mathbf{y})|\} \quad (2.14)$$

ここで “0.6457” は標準正規乱数の MAD 値である. 各点に対して ROR を計算した後, ROR の値に従って各点を 4 つのレベルに分類する. 分類したレベルごとに閾値 T_k を設定し, 各点と周囲画素の中間値との絶対差分がその閾値を超えているかどうかでインパルスノイズ画素がどうかを判断する. さらに判断した画素に対して中間値処理を行った一時推定画像を作る処理を検出処理と反復して行うことで最終的に全体からノイズを除去した画像を得ることができる. しかしこの一時推定画像ではエッジに不自然なアーティファクトを生むことやミックスノイズに対応できないことから, 次のノイズ除去処理により最終的な画像を推定する.

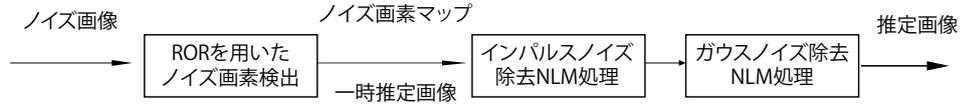


図 2.1 ROR-NLM フローチャート

ノイズ除去処理

一般に用いられている NLM はガウスノイズ除去を行う手法であり，以下の式で表される．

$$\hat{x}_{i,j} = \frac{\sum_{(m,n) \in W} w(m,n) y_{i+m,j+n}}{\sum_{(m,n) \in W} w(m,n)} \quad (2.15)$$

$$w(m,n) = \exp(-\|\mathbf{y}(N_{i+m,j+n}) - \mathbf{y}(N_{i,j})\|_2^2/h^2) \quad (2.16)$$

$\hat{x}_{i,j}$ は座標 (i,j) における画素推定値， W はその周辺領域である．また $\mathbf{y}(N_{i,j})$ ， $\mathbf{y}(N_{i+m,j+n})$ はそれぞれ $y_{i,j}$ ， $y_{i+m,j+n}$ を中心とする局所パッチを表している．インパルスノイズ除去に NLM を用いる場合，式 (2.16) に示す重み計算の際にインパルスノイズの影響を大きく受けてしまうため，精度が低下しやすい．そのためインパルスノイズ除去として [34] では式 (2.16) の際にインパルスノイズ画素と検出された画素に対してマスクを掛けることでこれを解決している．さらに [34] では最終的には図 2.1 に示すフローチャートによりミックスノイズ除去へと拡張している．その方法としてはノイズ画素検出を行った後，上記の方法で一時推定画像からインパルスノイズ除去を行い，その後通常の NLM 処理を行うことによってガウスノイズ除去を行うことでミックスノイズを除去している．

2.1.4 従来ミックスノイズ除去手法：LSM-NLR

LSM-NLR [38] は LSM(Laplacian Scale Mixture) モデルを利用したガウス-インパルス混合ミックスノイズ除去手法であり，他の従来法と比較してノイズ検出部と処理部を分けることなく，最適化問題を解くことにより画像推定を行う手法である．まず [38] では式 (1.3) に示すミックスノイズ定義式を次のように変形する．

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{s} + \mathbf{n}_G \quad (2.17)$$

ここで \mathbf{s} はインパルスノイズによる画素値変化を表しており、次の式で表される。

$$s(i, j) = \begin{cases} y(i, j) - x(i, j) - n_G(i, j)(i, j) & \text{with probability } p \\ 0 & \text{with probability } 1 - p \end{cases} \quad (2.18)$$

[38] では理想画像 \mathbf{x} , AWGN ノイズレベル σ に加え、 \mathbf{s} を推定することによりミックスノイズ除去を行う。これは最大事後確率 (Maximum A Posteriori:MAP) 問題により次のように定式化できる。

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma) &= \operatorname{argmax} \log P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma)P(\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma) \\ &= \operatorname{argmax} \log P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma) + \log P(\mathbf{x}) + \log P(\mathbf{s}) + \log P(\sigma) \\ &= \operatorname{argmax} \log P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma) + \log P(\mathbf{x}) + \log P(\mathbf{s}) \end{aligned} \quad (2.19)$$

これは \mathbf{x} , \mathbf{s} , σ がそれぞれ独立であること、 σ は $[0, \infty)$ において一定確率であることより導くことができる。ここで \mathbf{s} がラプラス分布に近い分布を持つ乱数であることに注目し、標準偏差 θ_i を持つラプラス分布として $s_i = \alpha_i \theta_i$ とする LSM モデルで近似する。ここで α_i は標準偏差 1 のラプラス分布に則る乱数である。これにより式 (2.19) は次のように変形できる。

$$(\mathbf{x}, \mathbf{s}, \theta, \sigma) = \operatorname{argmax} \log P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{s}, \sigma) + \log P(\mathbf{x}) + \log P(\mathbf{s}|\theta) + \log P(\theta) \quad (2.20)$$

$$(2.21)$$

また $\mathbf{\Lambda} = \operatorname{diag}(a_i)$ とすると、 $\mathbf{s} = \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}$ と表せることから、最終的に [38] では以下の最適化問題を解くことによりミックスノイズ除去を行う。

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\theta}, \sigma) &= \operatorname{argmin} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \sqrt{2} \sum_i |\alpha_i| \\ &\quad + 2 \sum_i \log(\theta_i + \epsilon) + \eta \sum_j L(\tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x}, \epsilon) + N \log \sigma \end{aligned} \quad (2.22)$$

ここで $\tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x}$ はパッチ \mathbf{x}_j の類似パッチ郡、関数 $L(X, \epsilon) = \sum_r \log(\sigma_r(\mathbf{X}) + \epsilon)$ (ただし $\sigma_r(\mathbf{X})$ は \mathbf{X} の r 番目の特異値), ϵ, η, N は定数パラメータである。[38] では $\sigma, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{x}$ の順に更新し、反復処理により最終的な解 $\hat{\mathbf{x}}$ を得る。

σ の更新

式 (2.22) においてノイズレベル σ に注目し、以下の式を得る。

$$\sigma = \operatorname{argmin}_{\sigma} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + N \log \sigma \quad (2.23)$$

右辺の σ による微分が 0 となる σ を導出することで、次の閉形式解を得る.

$$\sigma = \sqrt{\|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2/N} \quad (2.24)$$

$\boldsymbol{\theta}$ の更新

式 (2.22) において $\boldsymbol{\theta}$ に注目し、以下の式を得る.

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta} &= \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + 4\sigma^2 \sum_i \log(\theta_i + \epsilon) \\ &= \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}} (y_i - x_i - \alpha_i \theta_i)^2 + 4\sigma^2 \sum_i \log(\theta_i + \epsilon), \quad s.t. \theta_i > 0 \end{aligned} \quad (2.25)$$

θ_i は互いに独立であるため、次の式を解くことにより導出できる.

$$\theta_i = \underset{\theta_i}{\operatorname{argmin}} a_i \theta_i^2 + b_i \theta_i + c \log(\theta_i + \epsilon), \quad s.t. \theta_i > 0 \quad (2.26)$$

ただし $a_i = \alpha_i^2$, $b_i = 2\alpha_i(x_i - y_i)$, $c = 4\sigma^2$ である. これについて右辺の θ_i の微分が 0 となる θ_i を導出することで、次の閉形式解を得る.

$$\theta_i = \begin{cases} 0 & \text{if } (2a_i\epsilon + b_i)^2/16a_i^2 - (b_i\epsilon + c)/2a_i < 0 \\ \underset{\theta_i}{\operatorname{argmin}} \{f(0), f(\theta_{i,1}), f(\theta_{i,2})\} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.27)$$

ここで $f(\theta_i)$ は式 (2.26) の右辺であり、 $\theta_{i,1}$, $\theta_{i,2}$ は次式で表される $f(\theta_i)$ の 2 停留点である.

$$\theta_{i,1} = \frac{2a_i\epsilon + b_i}{4a_i} + \sqrt{\frac{(2a_i\epsilon + b_i)^2}{16a_i^2} - \frac{b_i\epsilon + c}{2a_i}} \quad (2.28)$$

$$\theta_{i,2} = \frac{2a_i\epsilon + b_i}{4a_i} - \sqrt{\frac{(2a_i\epsilon + b_i)^2}{16a_i^2} - \frac{b_i\epsilon + c}{2a_i}} \quad (2.29)$$

$\boldsymbol{\alpha}$ の更新

式 (2.22) において $\boldsymbol{\alpha}$ に注目し、以下の式を得る.

$$\boldsymbol{\alpha} = \underset{\boldsymbol{\alpha}}{\operatorname{argmin}} \sum_i (y_i - x_i - \alpha_i \theta_i)^2 + 2\sqrt{2}\sigma^2 \sum_i |\alpha_i| \quad (2.30)$$

それぞれの α_i は次の式により得られる.

$$\alpha_i = \underset{\alpha_i}{\operatorname{argmin}} (y_i - x_i - \alpha_i \theta_i)^2 + 2\sqrt{2}\sigma^2 |\alpha_i| \quad (2.31)$$

これは次に示す閾値 τ_i による軟判定閾値値処理関数 $\mathcal{S}_\tau(\cdot)$ を用いた閉形式解を持つ。

$$\alpha_i = \mathcal{S}_\tau((y_i - x_i)/(\theta_i + \epsilon)) \quad (2.32)$$

ただし $\tau_i = \frac{2\sqrt{2}\sigma^2}{\theta_i + \epsilon}$ である。

\mathbf{x} の更新

式 (2.22) において \mathbf{x} に注目し、以下の式を得る。

$$\mathbf{x} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \eta \sum_j L(\tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x}, \epsilon) \quad (2.33)$$

この問題を解くために、補助変数 \mathbf{L}_j を用いて以下のように変形する。

$$(\mathbf{x}, \mathbf{L}_j) = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}, \mathbf{L}_j} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \eta \sum_j L(\mathbf{L}_j, \epsilon), \quad \text{s.t. } \mathbf{L}_j = \tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x} \quad (2.34)$$

これを ADMM 法 (Alternatibe Direction Multiplier Method) により以下の式に変形する。

$$(\mathbf{x}, \mathbf{L}_j) = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}, \mathbf{L}_j} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \eta \sum_j L(\mathbf{L}_j, \epsilon) + \mu \sum_j \left\| \tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x} - \mathbf{L}_j + \frac{\mathbf{U}_j}{2\mu} \right\|_F^2 \quad (2.35)$$

ここで \mathbf{U}_j は拡張ラグランジュ係数である。これは次式の反復により解くことができる。

$$\mathbf{x} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{x} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \mu \sum_j \left\| \tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x} - \mathbf{L}_j + \frac{\mathbf{U}_j}{2\mu} \right\|_F^2 \quad (2.36)$$

$$\mathbf{L}_j = \operatorname{argmin}_{\mathbf{L}_j} \mu \sum_j \left\| \tilde{\mathbf{R}}_j \mathbf{x} - \mathbf{L}_j + \frac{\mathbf{U}_j}{2\mu} \right\|_F^2 + \eta \sum_j L(\mathbf{L}_j, \epsilon) \quad (2.37)$$

式 (2.36) は次の閉形式解を持つ。

$$\mathbf{x} = (2\sigma^2 \mu \sum_j \tilde{\mathbf{R}}_j^T \tilde{\mathbf{R}}_j + \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{\Lambda}\boldsymbol{\theta} + 2\sigma^2 \mu \sum_j \tilde{\mathbf{R}}_j^T (\mathbf{L}_j + \frac{\mathbf{U}_j}{2\mu})) \quad (2.38)$$

式 (2.37) について関数 $L(X, \epsilon) = \sum_r \log(\sigma_r(\mathbf{X}) + \epsilon)$ を考慮すると、次の反復計算により解を得ることができる。

$$\mathbf{L}_j = \mathbf{P}(\tilde{\boldsymbol{\Sigma}} - \frac{\eta}{2\mu} \operatorname{diag}(\mathbf{w}^{(k)}))_+ + \mathbf{Q}^T \quad (2.39)$$

ここで $P\tilde{\Sigma}Q^T$ は $\tilde{\mathbf{R}}_j\mathbf{x}$ の SVD であり, $w_r^{(k)} = \frac{1}{\sigma_r^{(k)}} + \epsilon$ (ただし $\sigma_r^{(k)}$ は k 回目反復で推定された r 番目特異値) である. また拡張ラグランジュ係数 \mathbf{U} は

$$\mathbf{U}_j^{(k+1)} = \mathbf{U}_j^{(k)} + \mu(\tilde{\mathbf{R}}_j\mathbf{x} - \mathbf{L}_j) \quad (2.40)$$

このように \mathbf{x} は \mathbf{L}_j , \mathbf{x} , \mathbf{U} を更新していくことで推定される.

これらの従来ミックスマスクノイズ手法の持つ問題点として, ガウスノイズの影響によるインパルスノイズ検出の誤検知が挙がる. ROR-LSM [34] では新たに定義した ROR によってインパルスノイズ検出を行っているものの, インパルスノイズのみが混入した場合と検出方法は同じであるため, ある程度の誤検知が発生し詳細部が失われてしまう事がある. また LSM-NLR ではインパルスノイズ画素が既知であるとして類似パッチ探索の際にマスクを作成しているが, インパルスノイズ単独より検出が困難なミックスマスクノイズにおいてこの仮定を想定することは実用的には不自然である.

2.2 従来画像補間

2.2.1 従来補間法 : Bicubic

画像補間手法の中で, 実社会で頻繁に使われている手法の一つが Bicubic 法である. Bicubic 法は Cubic Convolution kernel によって定義される重みを使って, 水平・垂直方向に対して局所的な加重平均を行う手法である. Cubic Convolution kernel はパラメータ a を用いて以下の式で表される.

$$u(s) = \begin{cases} (a+2)|s|^3 - (a+3)|s|^2 + 1 & |s| \leq 1 \\ a|s|^3 - 5a|s|^2 + 8a|s| - 4a & 1 < |s| \leq 2 \\ 0 & 2 < |s| \end{cases} \quad (2.41)$$

s は補間対象画素との距離を表している. またパラメータ a の値によらず, $u(0) = 1$, $u(1) = u(2) = 0$ を満たしている.

よって補間対象画素 $p_H = (x_H, y_H)$ は重み $u(s)$ を用いた加重平均によって次の式で表される.

$$\hat{f}(p_H) = \sum_{-2 \leq s_x \leq 2} \sum_{-2 \leq s_y \leq 2} u(s_x)u(s_y)f(x_H + s_x, y_H + s_y) \quad (2.42)$$

s_x, s_y はそれぞれ補間画素と既知画素の水平, 垂直方向の距離, $\hat{f}(x_H, y_H)$ は推定値, $f(x_H + s_x, y_H + s_y)$ は既知画素値を表している.

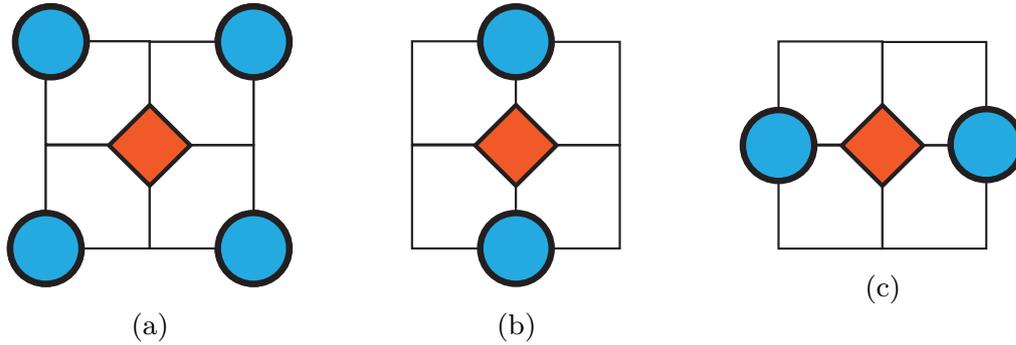


図 2.2 2倍拡大補間模式図. 低解像度画素と高解像度画素の位置関係. 菱形 (\diamond) が未知高解像度画素を表し, 円形 (\circ) が既知低解像度画素を表す. 以下の図においてもこれは同様である.

また2倍補間を例にすると, 既知画素と未知画素の位置関係は図 2.2 に示すパターンのいずれかに当てはまるため, 式 (2.42) はデジタル画像を行列と考えた時, 次の行列式で表すことができる.

$$H = A * \{(\uparrow 2)L\} \quad (2.43)$$

$$A = \begin{bmatrix} u(-1.5)u(-1.5) & 0 & u(-0.5)u(-1.5) & u(-1.5) & u(0.5)u(-1.5) & 0 & u(1.5)u(-1.5) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ u(-1.5)u(-0.5) & 0 & u(-0.5)u(-0.5) & u(-0.5) & u(0.5)u(-0.5) & 0 & u(1.5)u(-0.5) \\ u(-1.5) & 0 & u(-0.5) & 1 & u(0.5) & 0 & u(1.5) \\ u(-1.5)u(0.5) & 0 & u(-0.5)u(0.5) & u(0.5) & u(0.5)u(0.5) & 0 & u(1.5)u(0.5) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ u(-1.5)u(1.5) & 0 & u(-0.5)u(1.5) & u(1.5) & u(0.5)u(1.5) & 0 & u(1.5)u(1.5) \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

H は目標高解像度画像, $(\uparrow 2)L$ は零挿入を行い, 2倍にアップサンプルした低解像度画像をそれぞれ指す. 実際のアプリケーションで処理する場合, 低解像度画像に対するフィルタの畳み込みのみで補間処理を行えるため, 古典的手法ではあるものの極めて高速な処理が可能である. しかしながら, 畳み込みで表せることからわかるようにすべての局所領域に対して距離による重み付けのみで処理を行っているため, エッジやテクスチャのような特徴的な領域の構造情報を考慮できていない. そのためそういった領域では推定誤差が生じるため, 図 2.3 のような不自然な構造を生んでしまうことが知られている.

2.2.2 従来補間法 : 方向性 Cubic Convolution

Bicubic 法の問題であったエッジやテクスチャのような構造を考慮していないという点に注目し, その問題を解決するために [83] で提案された手法が方向性 Cubic



(a) 理想画像 (b) 復元画像

図 2.3 Bicubic による画像復元結果

Convolution(DCC:Directional Cubic Convolution) である。この手法はエッジ検出をすることでエッジ方向を見積もり，それに沿った 1 次元の Cubic Convolution kernel を利用する。以下図 2.4 に示す座標 (i, j) における目標未知画素の導出過程を述べる。

まずエッジ検出として，以下の 2 つのエッジ強度を導出する。

$$G_1(i, j) = \sum_{m=3, \pm 1} \sum_{n=3, \pm 1} |I(i+m, j-n) - I(i+m-2, j-n+2)| \quad (2.45)$$

$$G_2(i, j) = \sum_{m=3, \pm 1} \sum_{n=3, \pm 1} |I(i+m, j+n) - I(i+m-2, j+n-2)| \quad (2.46)$$

(i, j) は目標未知画素座標， $I(p)$ は座標 $p = (x, y)$ における画素値を表す。 $G_1(i, j)$, $G_2(i, j)$ がそれぞれ (i, j) おける 45° 方向および 135° 方向のエッジ強度であり，これらの値としきい値 T によって目標未知画素を次のように分類する。

$$\begin{cases} (1 + G_1)/(1 + G_2) > T & : 135^\circ \text{ 方向に強いエッジ} \\ (1 + G_2)/(1 + G_1) > T & : 45^\circ \text{ 方向に強いエッジ} \\ \text{otherwise} & : \text{弱エッジもしくはテクスチャ領域} \end{cases} \quad (2.47)$$

ここで (i, j) における 45° 方向および 135° 方向の Cubic Convolution によって得られる画素値それぞれを $p_1(i, j)$, $p_2(i, j)$ とする。すなわち

$$p_1(i, j) = u(-1.5)I(2i+3, 2j-3) + u(-0.5)I(2i+1, 2j-1) + u(0.5)I(2i-1, 2j+1) + u(1.5)I(2i-3, 2j+3) \quad (2.48)$$

$$p_2(i, j) = u(-1.5)I(2i-3, 2j-3) + u(-0.5)I(2i-1, 2j-1) + u(0.5)I(2i+1, 2j+1) + u(1.5)I(2i+3, 2j+3) \quad (2.49)$$

である。弱エッジもしくはテクスチャ領域ではこれらの値の加重平均を取る。したがって

$$p(i, j) = \frac{w_1(i, j)p_1(i, j) + w_2(i, j)p_2(i, j)}{w_1(i, j) + w_2(i, j)} \quad (2.50)$$

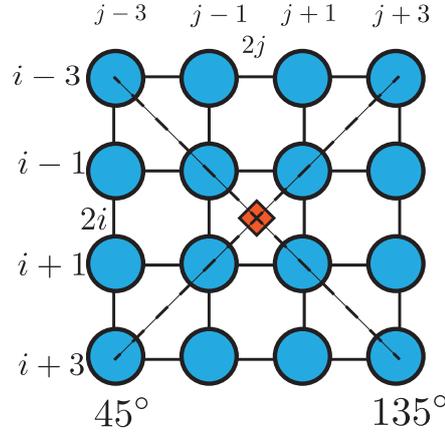


図 2.4 方向性 CC 推定値導出範囲.

であり，重み $w_1(i, j)$, $w_2(i, j)$ については次の式を用いて導出する．

$$w_1(i, j) = \frac{1}{1 + G_1^k(i, j)} \quad (2.51)$$

$$w_2(i, j) = \frac{1}{1 + G_2^k(i, j)} \quad (2.52)$$

以上のことから最終的な推定値 $\hat{I}(i, j)$ は以下のように分類される．

$$\begin{cases} \hat{I}(i, j) = p_2(i, j) (\text{式 2.49}) & (1 + G_1)/(1 + G_2) > T \\ \hat{I}(i, j) = p_1(i, j) (\text{式 2.48}) & (1 + G_2)/(1 + G_1) > T \\ \hat{I}(i, j) = p(i, j) (\text{式 2.50}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.53)$$

DCC は領域毎のエッジ検出により Bicubic よりは多少計算コストが大きくなったもののエッジでのジャギーなどを軽減することができ，後述の SAI 法に代表される最適化問題を利用した手法よりは低計算コストである．しかし斜め方向への 1 次元関数近似に基づいており，領域によっては推定誤差が発生したりするなどいまだ取り切れていないジャギーが存在する．

2.2.3 従来画像補間法：SAI

SAI 法は PAR (2-D Piecewise stationary AutoRegressive) モデルと呼ばれるモデルを利用し，補間を行う手法である．本節では，PAR モデルの基本的な説明と，SAI 法の概略を説明する．

PAR モデル

PAR モデルは画像特徴に合わせた画像補間を行うために SAI 法に取り入れられた手法である。PAR モデルは次の式で表される。

$$X(i, j) = \sum_{(m, n) \in W} \alpha(m, n) X(i + m, j + n) + v_{i, j}. \quad (2.54)$$

この式は座標 (i, j) における画素と、その近傍との関係を表している。 X は画素値を表し、 $v_{i, j}$ は (i, j) における空間情報、画像信号とは独立したランダムなノイズ項である。 α がモデルパラメータであり、局所的な構造情報を表す。SAI 法では、このパラメータは局所的には一定であると仮定されている。最終的には次の最適化問題により、未知画素を推定する。

$$\mathbf{y} = \underset{\mathbf{y}}{\operatorname{argmin}} \{T_1(\mathbf{y}) + T_2(\mathbf{y}) + \lambda T_3(\mathbf{y})\} \quad (2.55)$$

$$T_1(\mathbf{y}) = \sum_{j \in W} \left(y_j - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{j \diamond t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.56)$$

$$T_2(\mathbf{y}) = \sum_{i \in W} \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t y_{i \diamond t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.57)$$

$$T_3(\mathbf{y}) = \sum_{j \in W} \left(y_j - \sum_{1 \leq t \leq 4} b_t y_{j \diamond t}^{(4)} \right)^2. \quad (2.58)$$

パラメータ λ は $T_3(\mathbf{y})$ の寄与を調節する。これを解くために SAI 法はまず局所領域毎にモデルパラメータを導出する必要がある。

推定値導出

モデルパラメータ α を図 2.5 のようにななめ方向および水平・垂直方向のパラメータ \mathbf{a} , \mathbf{b} で表す。 \mathbf{a} , \mathbf{b} は局所的にモデルパラメータ α は一定であるという仮定に加え、低解像度画素同士にも同様のモデルパラメータが成り立つと仮定し、最小二乗法を用いて次

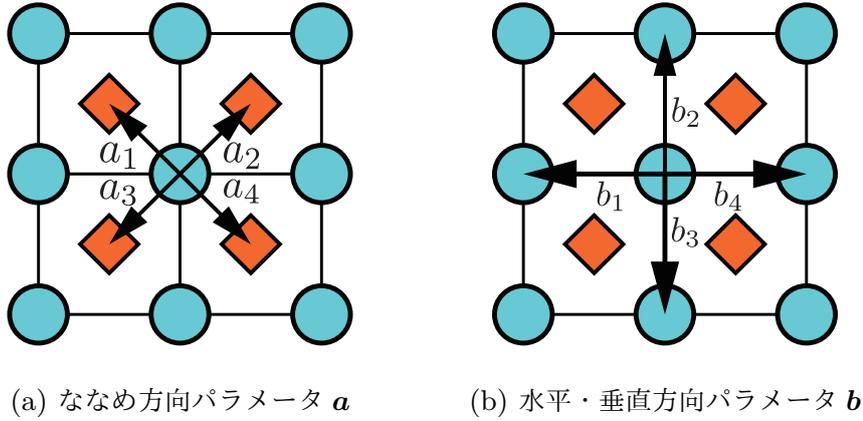


図 2.5 モデルパラメータ \mathbf{a} と \mathbf{b} .

式で導出する.

$$\mathbf{a} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{a}} \sum_{i \in W} \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{i \diamond t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.59)$$

$$\mathbf{b} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{b}} \sum_{i \in W} \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} b_t x_{i \diamond t}^{(4)} \right)^2. \quad (2.60)$$

$x_{i \diamond t}^{(4)}$, $x_{i \diamond t}^{(8)}$ はそれぞれ 4 方向近傍, 8 方向近傍の既知画素値を指している (図 2.6 参照). これらのパラメータを用いて, 未知高解像度画素 \mathbf{y} を式 (2.55) に代入し, 最適化問題を解くことによって推定画像を得る.

以上の流れから, SAI 法は高解像度画像を推定する. PAR モデルを利用した最小二乗問題を解くことにより, 構造情報を考慮して局所領域毎に異なるパラメータを導出することができるため, Bicubic 法で問題だったエッジやテクスチャといった領域についてもより正確な補間を行える. 一方で, 各局所領域で複数の最小二乗問題を解かなければならないため, 計算コストが大きく増加しているため, 結果補間手法としては低速な手法となっており, 実用には不向きとなってしまった.

2.2.4 従来画像補間法 : RSAI

RSAI [90] は SAI 法 [89] を基に改良を加えたものであり, SAI 法以上の精度を示す手法である. RSAI の主たる改良点は, SAI 法がモデルパラメータや画素値推定の際に最小

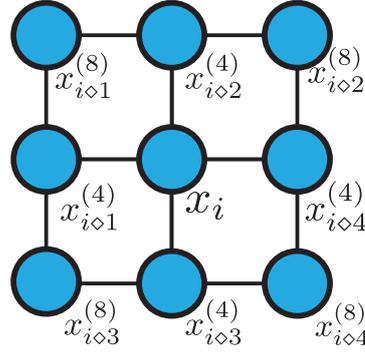


図 2.6 既知低解像度画素 x_i 周辺の $\mathbf{x}^{(4)}$ および $\mathbf{x}^{(8)}$.

二乗法により導出するところを重み付き最小二乗法により導出し、精度を向上させたことである。

モデルパラメータの推定

各推定において RSAI では重み付き最小二乗法を利用するため、まず局所領域内に含まれる各既知点 x_i に関する重み w_i を次式にて導出する。

$$w_i = \exp \left\{ -\frac{2(\sum_t |x_{c\ominus j}^{(8)} - x_{i\ominus j}^{(8)}|^p)^{(1/p)}}{\sigma_1} \right\} \exp \left\{ -\frac{-(|m_c - m_i|^p + |n_c - n_i|^p)^{(1/p)}}{\sigma_2} \right\} \quad (2.61)$$

ここで $x_{c\ominus j}^{(8)}$ は局所領域中心未知画素 y_c (図 2.7 緑菱形) の最近傍既知画素 (図 2.7 赤円), $x_{i\ominus j}$ は既知画素 x_i に対する 8 方向近傍既知点であり, (m_c, n_c) , (m_i, n_i) は y_c , x_i の座標である。これは中心部との構造類似性と中心画素との距離によって計算されている。これにより求めた重み行列 $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_{16}]$ を用いて PAR モデルパラメータ導出を行う。また RSAI ではパラメータ \mathbf{b} を 4 方向近傍画素のみに限定せず, 図 2.8 のように 8 方向近傍画素に対しても考えている。

$$\mathbf{a} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{a}} \sum_{i \in W} w_i \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{i\ominus t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.62)$$

$$\mathbf{b} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{b}} \sum_{i \in W} w_i \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 8} b_t x_{i\ominus t} \right)^2. \quad (2.63)$$

ここで $x_{i\ominus t}$ は図 2.6 に示す 8 近傍画素 $\mathbf{x}^{(8)}$, 4 方向近傍画素 $\mathbf{x}^{(4)}$ 双方を含む集合である。

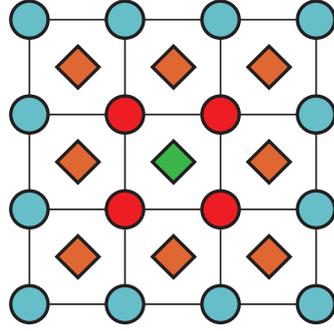


図 2.7 RSAI で用いる局所領域 W . 丸が既知点, 菱形が未知点. 緑菱形が局所領域中心未知画素であり, 赤丸がその最近傍未知点であり重み導出に用いられる.

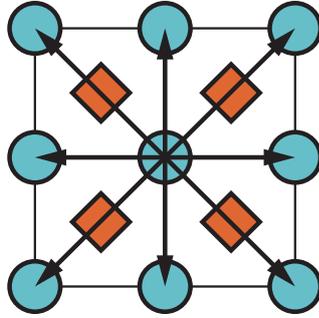


図 2.8 RSAI における PAR モデルパラメータ \mathbf{b} .

推定値導出

SAI 法における推定値導出式 (2.55) を基に, RSAI では次のように推定値 \mathbf{y} を導出する.

$$\mathbf{y} = \underset{\mathbf{y}}{\operatorname{argmin}} \{T_{1,\mathbf{v}}(\mathbf{y}) + T_{2,\mathbf{v}}(\mathbf{y}) + \lambda T_3(\mathbf{y})\} \quad (2.64)$$

$$T_{1,\mathbf{v}}(\mathbf{y}) = \sum_{j \in W} w_j \left(y_j - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{j \diamond t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.65)$$

$$T_{2,\mathbf{v}}(\mathbf{y}) = \sum_{i \in W} w_i \left(x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t y_{i \diamond t}^{(8)} \right)^2 \quad (2.66)$$

$$T_3(\mathbf{y}) = \left(y_c - \sum_{1 \leq t \leq 8} b_t y_{c \diamond t} \right)^2. \quad (2.67)$$

ここ \mathbf{v} は局所領域に含まれる各未知点 y_j および各既知点 x_i に対する重み行列であり，次の式で導出される．

$$w_j = \exp\left(-\frac{|\tilde{y}_c - \tilde{y}_j|}{125}\right) \exp\left\{-\frac{(|m_c - m_j|^2 + |n_c - n_j|^2)^{(1/2)}}{2}\right\} \quad (2.68)$$

$$w_i = \exp\left(-\frac{|\tilde{y}_c - x_i|}{125}\right) \exp\left\{-\frac{(|m_c - m_i|^2 + |n_c - n_i|^2)^{(1/2)}}{2}\right\} \quad (2.69)$$

ここで \tilde{y}_c, \tilde{y}_j は Bilinear 法による未知画素 y_c, y_j の推定値である．これと式 (2.64) によって示される重み付き最小二乗問題を解くことにより，最終的な推定値 \mathbf{y} を得る．RSAI は重み付き最小二乗問題を解くことにより，SAI 法以上の精度を示す手法である．しかし各局所領域における計算がより複雑になっていることから，SAI 以上の計算コストを必要とする．

また前述の従来手法 DCC [83] および SAI [89]，RSAI [90] に共通する問題点として，これらのアルゴリズムは 2 倍拡大に限定されて提案されている．DCC の場合は図 2.4 に示すような既知 16 点から中心未知点を求める場合におけるのエッジ方向を検出しており，それ以外の点に関する言及はない．また SAI 法や RSAI 等類似の最適化問題を利用する手法 [85–92] の場合，モデルパラメータ導出の際，未知高解像度画素と近傍既知低解像度画素の位置関係に対して相似する位置関係が低解像度画素同士でも成り立つことを利用している．しかし 2 倍以外の倍率ではこのような相似関係は成り立たないため，実質的に 2 倍拡大にしか用いることのできない手法となっている．

2.3 復元画像の定量的指標

画像補間品質の評価するために，復元画像を人の目で見るときの定性的評価と，原画像と復元画像をなんらかの数値指標で比較する定量的評価の両面から比較する必要がある．本節では本論文で用いている定量的評価指標について述べる．

2.3.1 平均二乗誤差

画像の数値評価法としてよく使われる方法の一つが平均二乗誤差 (MSE : Mean Square Error) である． $m \times n$ の画像について， I_o を原画像， I_r を復元画像とすると，MSE は

次式で定義される.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \{I_o(i, j) - I_r(i, j)\}^2 \quad (2.70)$$

これは原画像と処理画像の二乗誤差の平均をとったものである. 単純に考えれば MSE が小さいほど復元画像は原画像に近い画像であると考えられる.

2.3.2 PSNR

PSNR(Peak Signal to Noise Ratio : ピーク信号対雑音比) は信号レベルに対する雑音レベルの比であり, 雑音の大きさに対する信号の大きさの最大値の比として次の式で定義される.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{I_{max}^2}{MSE} \quad (2.71)$$

ここで I_{max} とは入力画像が取りうる画素値の最大値である. PSNR は画像復元の指標として一般に広く用いられており, この値が大きいほど原画像に近い復元画像に近いものが得られたことになる. この指標は復元精度を測るためのものとして広い分野で利用されている. 本論文でも復元品質の定量的評価指標としてこの PSNR を利用し, この値を高くすることを方針の一つとして研究を行った. しかし本指標は人間の視覚認識と矛盾した値が出てしまうこともある. 例えば僅かな画素ズレや少量のガウスノイズを加えた場合など, 人の目ではあまり意識しないような変化でも PSNR は大きく下がり, 逆にブロックノイズのような目につきやすいものであっても PSNR の結果がさほど低くならない場合も存在する. したがって復元品質を測る際に意識すべきこととして, 定量的評価だけでなく定性的評価を並行して行うことが必要である.

第 3 章

2 段階処理による ミックスノイズ除去

3.1 本章の構成

画像の任意サイズ拡大を行うにあたり低解像度画像がノイズを含んでいる場合，推定した高解像度画像はノイズの影響を受けたものとなるため，低品質なものになってしまう．特に高速な処理を目的とした画像補間では，既知画素を通るような関数近似を行うなどの方法をとることからその影響が顕著であり，品質を大きく低下させる．そこで本研究では入力画像に対して撮影時や伝送時などの画像拡大を行う前にノイズ除去を適用し，その影響を予め取り除くことによってその解決を目指す．

本章では加算性白色ガウス雑音 (AWGN) とインパルスノイズによるミックスノイズの除去手法を提案する．本章の構成としてまず 3.2 節にて従来除去手法の問題点を述べる．次に 3.3 節および 3.3.1 節にて提案法の詳細を述べる．最後に 3.5 節にて従来法との推定画像の比較を行い，提案法の優位性を示す．

3.2 従来法の問題点

前述の通り，ノイズを除去するためにはその種類に対応した手法を用いる必要がある．例えば 2.1.1 節で述べた BM3D [6] はガウスノイズに対しては十分な除去性能を発揮する (図 3.1(c) 参照) が，インパルスノイズに対してはほとんど除去性能を発揮できない手法である (図 3.1(e) 参考)．これは BM3D が対象としているガウスノイズの特性であるノイズの輝度値が標準偏差 σ のガウス分布に則するという性質を利用しており，インパルスノ

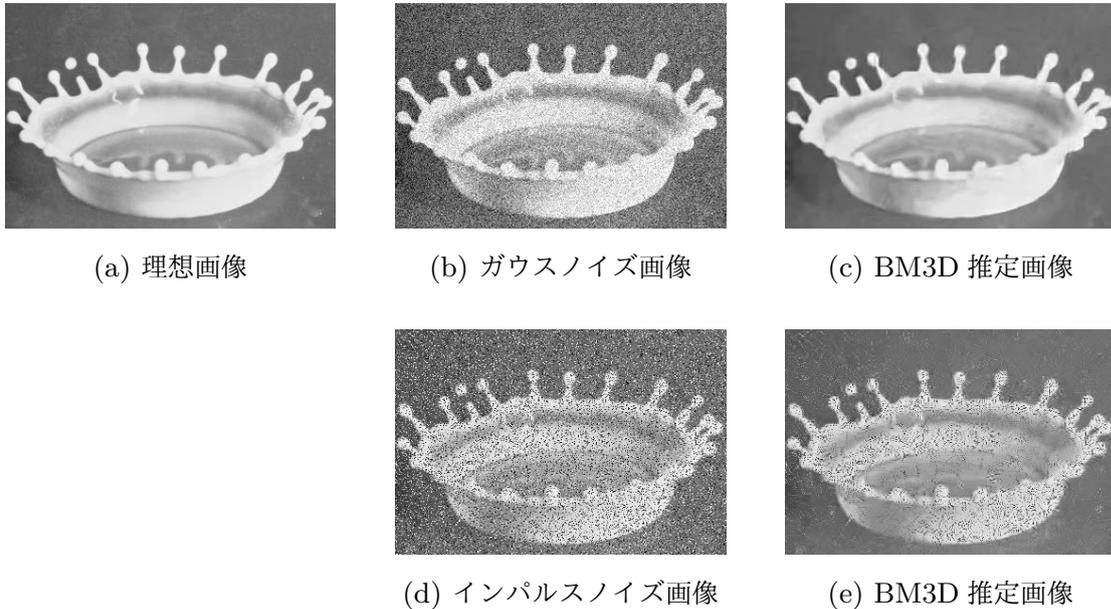


図 3.1 ノイズの種類に対する BM3D 推定画像の比較.

イズではそれが成り立っていないためである。したがって異なる特性を持つノイズが混合したミックスノイズに対してこれらの単独のノイズを対象とする従来手法を利用してもノイズを除去することができない。このような背景の下、2.1.3 節で述べた ROR-NLM [34] や 2.1.4 節で述べた LSM-NLR [38] に代表されるようにこれまでも多くのミックスノイズ除去手法が提案されている [33–46]。しかしこれらの手法でもテクスチャ領域などのノイズと原画像の分離が難しい領域では、インパルスノイズ画素ではない画素をインパルスノイズであると誤推定してしまい、その結果詳細部を消してしまうといった問題が知られている。

本研究におけるノイズ除去の位置づけは、画像拡大を行うための前処理である。前処理のノイズ除去で失われてしまった高周波数成分を画像拡大の際に復元することは極めて難しいため、如何にしてノイズを取り除きながらもエッジや詳細部などの高周波数成分を維持するかが課題となる。そこで本章で提案するミックスノイズ除去の目的は、詳細部の保持を十分行いながらミックスノイズを除去することである。まず詳細部欠損の原因はインパルスノイズ検出の際の詳細部の誤検知である。高精度な手法が提案されているインパルスノイズ単独のノイズ画像での検出に対して、本ミックスノイズでは周辺画素がガウスノイズの影響を受けていることから検出精度が低くなりやすい。そこで本章では従来手法で取られているようなインパルスノイズ単独に対する検出・除去手法によりミックスノイズ

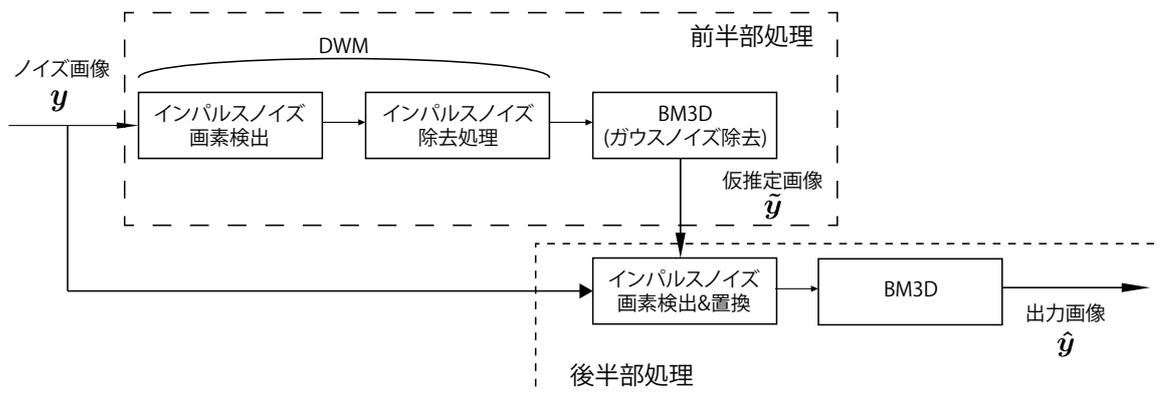


図 3.2 提案法のフローチャート.

中のインパルスノイズを除去するのではなく，新たに仮推定画像を用いた再検出を提案する．このときインパルスノイズ画素を完全に検出するのではなく，ガウスノイズ除去手法が除去しきれないノイズ画素の検出に限定することで誤検知を抑制し，詳細部の保持を図る．

3.3 DWM と BM3D による仮推定画像の生成

まず提案法のフローチャートを図 3.2 に示す．提案法の最初の処理として従来ミックスノイズ除去手法でも用いられる，インパルスノイズ除去とガウスノイズ除去を組み合わせた方法によるミックスノイズ除去画像推定を行う．その組み合わせとしてインパルスノイズ除去手法には DWM [18]，ガウスノイズ除去手法には 2.1.1 節で述べた BM3D [6] を採用した．しかしこの推定ではノイズの除去自体は可能であるものの，詳細部における誤検出を抑制していないことから従来法と同様に詳細部の欠損が起りやすい．そこで本章ではこの推定画像を利用して入力画像に対してノイズの再検出および除去を行うという 2 段階処理を提案する．後半部処理では前述の前半部処理で推定した画像と入力ノイズ画像を利用した新しいインパルスノイズ検出・除去を採用する．これを利用することで前半部よりも誤検出数を減らし詳細部を保持したミックスノイズ除去画像を推定する事が可能となる．

本節では提案法の前半処理部にあたる，ミックスノイズを構成する各ノイズに対してそれぞれのノイズに対する除去手法の組み合わせによるノイズ除去について述べる．提案法ではインパルスノイズに対して DWM [18]，ガウスノイズに対して BM3D [6] の組み合わせにより仮推定画像を推定する．前半部の大まかな流れとして，まず DWM によるイ

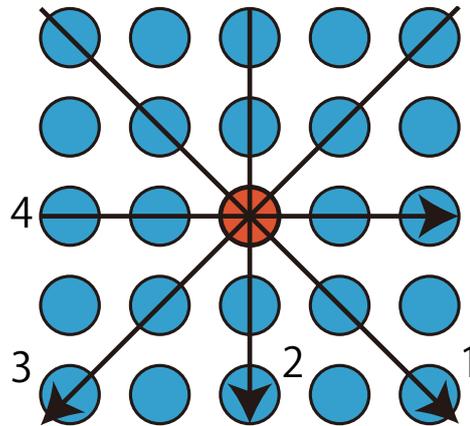


図 3.3 DWM のノイズ画素検出に用いられる 4 方向. 中心赤画素が検出対象画素, 周囲青画素が検出に用いられる近傍画素

ンパルスノイズ画素検出及びインパルスノイズ除去を行い, その後 BM3D にて残るガウスノイズ除去を行う. 以下その詳細を述べる.

入力された画像にはインパルスノイズとガウスノイズが含まれているが, 最初の処理として DWM [18] によるインパルスノイズ除去を行う.

3.3.1 DWM

DWM [18](Directional Weighted Median) はインパルスノイズを対象としたノイズ除去手法である. DWM は 2.1.2 節で述べた中間値フィルタを基にして改良を加えた重み付き中間値フィルタを用いてノイズ除去を行う. また中間値フィルタは入力画像全体に対してノイズ除去処理を行っていたのに対して, DWM はノイズ画素と原信号画素を判別するインパルスノイズ画素検出を行っている. これによりノイズ画素のみに除去処理を行うことで精度を向上させている. DWM はノイズ画素検出とノイズ除去の 2 ステップで構成される. 以下にその処理を述べる.

ノイズ画素検出

入力ノイズ画像の各画素に対して, DWM は 5×5 の局所領域を利用して中心画素がノイズ画素かどうかを調べる. まず図 3.3 に示す局所領域内の 4 方向に注目する.

$S_k (k = 1, \dots, 4)$ をそれぞれの方向に対応する座標郡として、次のように定義する。

$$\begin{aligned} S_1 &= \{(-2, -2), (-1, -1), (1, 1), (2, 2)\}, \\ S_2 &= \{(0, -2), (0, -1), (0, 1), (0, 2)\}, \\ S_3 &= \{(2, -2), (1, -1), (-1, 1), (-2, 2)\}, \\ S_4 &= \{(-2, 0), (-1, 0), (1, 0), (2, 0)\}. \end{aligned} \quad (3.1)$$

次に各方向に対して DWM は中心画素と周辺画素の重み付き絶対和 $d_{i,j}^{(k)}$ を次式で計算する。

$$d_{i,j}^{(k)} = \sum_{(s,t) \in S_k} w_{s,t} |y_I(i+s, j+t) - y_I(i, j)|, \quad 1 \leq k \leq 4 \quad (3.2)$$

ここで重み $w_{s,t}$ は

$$w_{s,t} = \begin{cases} 2 & (s, t) \in \Omega^3 \\ 1 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (3.3)$$

と計算され、 $\Omega^3 = \{(s, t) : -1 \leq s, t \leq 1\}$ であり、中心部に近いものを重視するようになっている。その後、これらの最小値を $r_{i,j}$ とし、ノイズ画素検出に利用する。すなわち

$$r_{i,j} = \min_k \{d_{i,j}^{(k)} : 1 \leq k \leq 4\}. \quad (3.4)$$

最終的に $r_{i,j}$ を次式で閾値処理することで、インパルスノイズ画素であるかそうでないかを判断する。

$$y(i, j) \text{ is a } \begin{cases} \text{noisy pixel} & r_{i,j} > T \\ \text{noise-free pixel} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.5)$$

ここで T は閾値パラメータである。

重み付き中間値フィルタによるインパルスノイズ除去

検出処理の後、重み付き中間値フィルタを用いてノイズ画素の画素値を推定する。重み付き中間値フィルタは次の式で定義される。

$$m_{i,j} = \text{median} \{w'_{s,t} \diamond y(i+s, j+t) : (s, t) \in W_m\} \quad (3.6)$$

ここで $y(i+s, j+t)$ は入力画像での座標 $(i+s, j+t)$ における画素値、 $w'_{s,t}$ は $y(i+s, j+t)$ に対する重みである。また $a \diamond b$ は繰り返し処理を表し、 b を a 回重複して数えることと同義である。また重み $w'_{s,t}$ は次の式で定義される。

$$w'_{s,t} = \begin{cases} 2 & (s, t) \in S_{l_{i,j}} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.7)$$

$$l_{i,j} = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \{\sigma_{i,j}^{(k)} : k = 1 \text{ to } 4\} \quad (3.8)$$

表 3.1 ミックスノイズ除去のための DWM パラメータの変更.

パラメータ	DWM	提案法
初期閾値 T_0	510	350
反復回数 N_{max}	5~10	3
フィルタサイズ W_m	3×3	5×5

ここで $\sigma_{i,j}^{(k)}$ は中心画素および S_k に含まれるすべての画素の標準偏差である. また DWM では重み付き中間値フィルタ処理を行う局所領域 W_m の大きさは 3×3 である. 最終的に DWM による推定画像 \hat{y}_{dwm} は次の式で表される.

$$\hat{y}_{dwm}(i, j) = \begin{cases} m_{i,j} & r_{i,j} > T \\ y(i, j) & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3.9)$$

未検出を減らすため, DWM は式 (3.9) における閾値 T を減らしながら再帰的・反復的に処理を行う. $(n+1)$ 回目の閾値 T_{n+1} は n 回目の閾値 T_n を用いて次のように計算される.

$$\begin{aligned} T_{n+1} &= 0.8 \cdot T_n, \quad 0 \leq n \leq N_{max}, \\ T_0 &= 510 \end{aligned} \quad (3.10)$$

N_{max} は最大反復回数を表すパラメータであり, インパルスノイズ除去の場合 [5,10] の範囲内で設定される.

DWM は中間値フィルタの問題であった全画素に対して処理を行うことによる画像由来の画素までも処理してしまう問題をノイズ画素検出により解決している. しかし詳細部では画像由来の画素をインパルスノイズとみなしてしまう誤検知を起し, その結果詳細部が失われてしまうという問題が生じる. 提案法の前処理で得られる仮推定画像では詳細部の維持よりもインパルスノイズを減らすことを優先し, かつさほど計算コストの大きくなりすぎない本手法を採用する. またインパルスノイズ除去として使われている DWM のパラメータに対して, ミックスノイズ除去である提案法に適応するために変更したパラメータを表 3.1 に示す. 式 (3.5) における閾値パラメータ T および処理の反復数を大きくすることは入力画像でのノイズ画素とみなす画素数を増やすことになるが, インパルスノイズ画素でないものに除去処理をかけてしまうとガウスノイズ除去性能を低下させてしまうことがあり, それを抑制している. また除去処理に用いる重み付き中間値フィルタの大

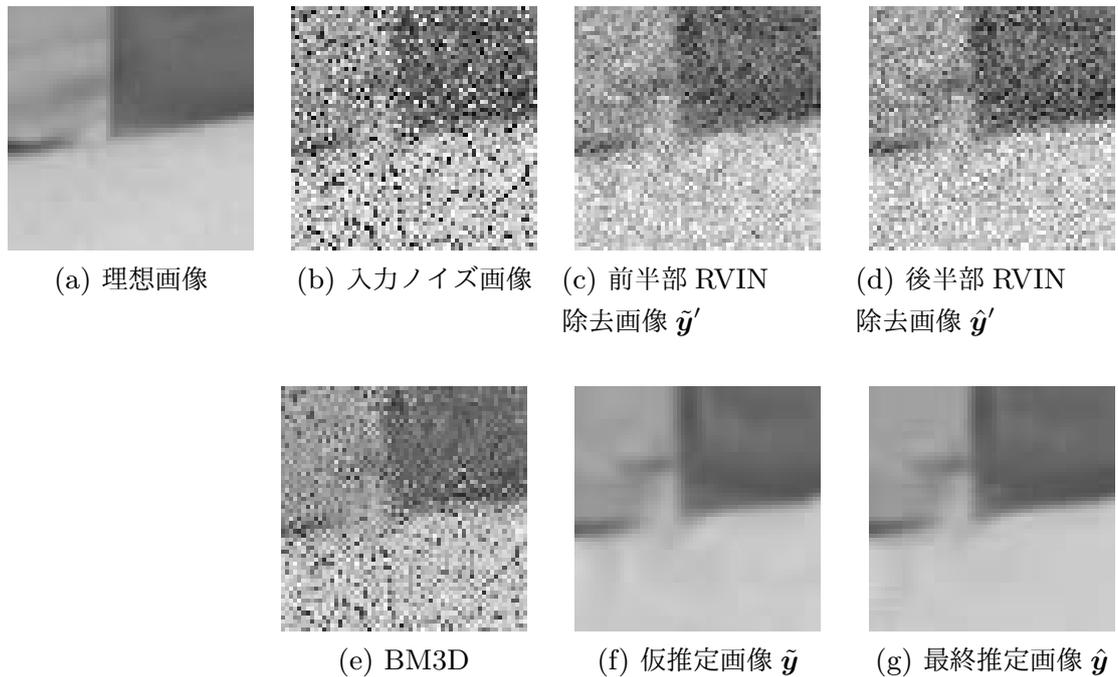


図 3.4 エッジ領域におけるノイズ除去推定画像比較. (c), (d) は前半部および後半部のインパルス除去後画像, (e), (f), (g) はそれぞれ (b), (c) および (d) を入力として BM3D 処理を行った推定画像である.

きさ W_m はミックスノイズの場合 3×3 と局所的すぎると AWGN に影響され, 最終出力画像に悪影響を起こしてしまうことがわかり, その範囲を広げている.

DWM によりミックスノイズからインパルスノイズを除去した画像を BM3D にかけることで残りのノイズを取り除き, 仮推定画像とする. 以下入力ノイズ画像を y , DWM 処理後画像を \tilde{y}' , 前半部処理後の仮推定画像を \tilde{y} とする. ここで図 3.4 および図 3.5 にエッジ部およびテクスチャ部での提案法の各段階における推定画像比較を示す. 仮推定画像 \tilde{y} はエッジ際などでのミックスノイズ除去性能は図 3.4(f) に示すように十分なものとなっているものの, 図 3.5(f) に示すように, 従来法の問題であった詳細部の欠損を解決できていない. これは本処理でのインパルスノイズ検出がインパルスノイズのみが付加された画像を対象とするノイズ検出であることから, 従来法と同様にガウスノイズの影響を受けることで詳細部の誤検知が起こるためである. これを解決するべく, 提案法は本ステップで得られた仮推定画像を利用した新しいインパルスノイズ検出・除去手法を提案し, 後半部処理として採用する.

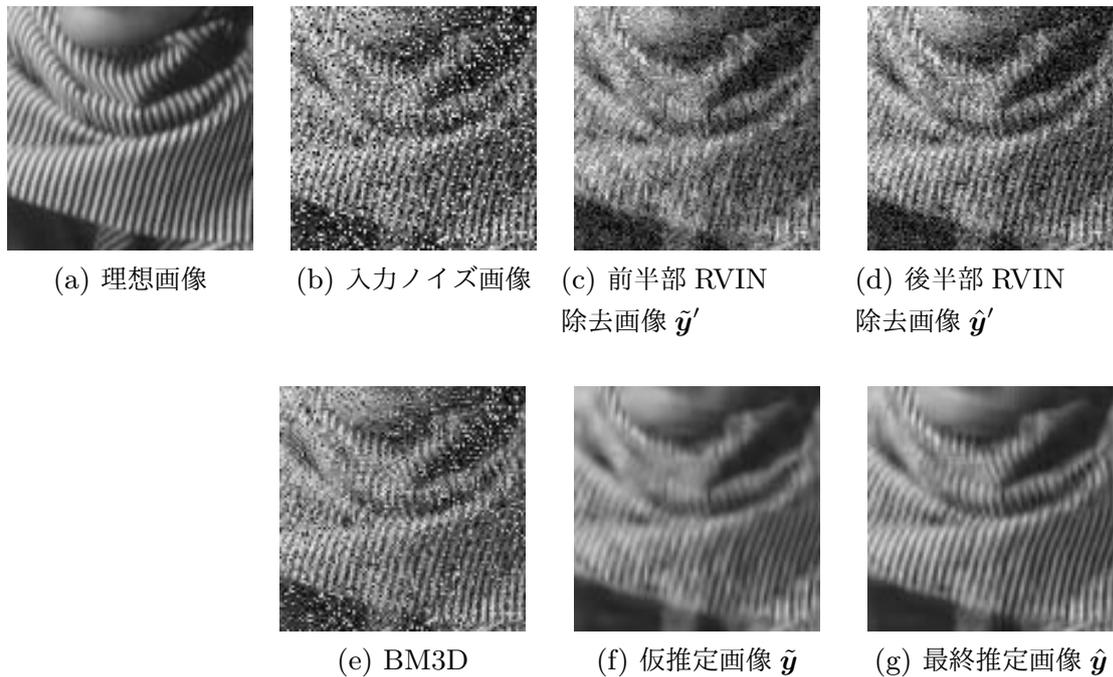
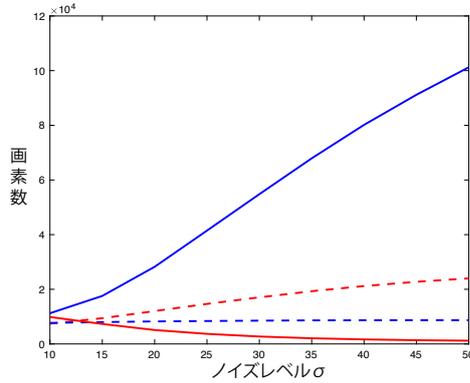


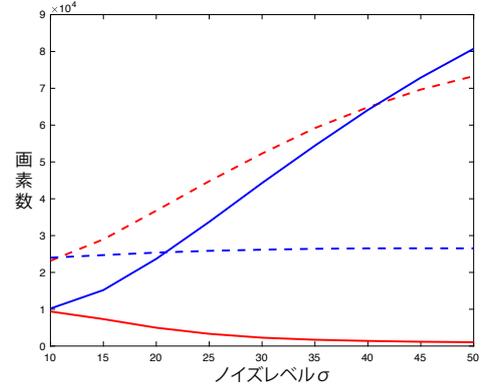
図 3.5 テクスチャ領域におけるノイズ除去推定画像比較. (c), (d) は前半部および後半部のインパルス除去後画像, (e), (f), (g) はそれぞれ (b), (c) および (d) を入力として BM3D 処理を行った推定画像である.

3.4 仮推定画像を利用したインパルスノイズ検出および除去

前半部および従来法の問題である詳細部欠損の原因は、前述のように詳細部をインパルスノイズ画素とみなす誤検知によるものである。しかしインパルスノイズのみが混入した場合に比べ、ガウスノイズの影響からミックスノイズでは誤検知を減らしながらインパルスノイズのみを検出することは困難である。そこで後半部では前半部の \tilde{y} を利用し、BM3D で処理しきれない顕著なインパルスノイズ画素のみを検出・除去する新しいインパルスノイズ検出・除去法を提案する。前述のように誤検知なしにインパルスノイズを完全に検出することはガウスノイズの影響により困難であるが、本手法では顕著なインパルスノイズという検出しやすいかつ BM3D で除去しきれない成分のみに注目することで、誤検知を減らしながら続くガウスノイズ処理でのミックスノイズ除去を可能にする。



(a) 混入率 $p = 10$



(b) 混入率 $p = 30$

図 3.6 閾値 $\tau = 3\sigma$ におけるノイズレベル σ による未検知数・誤検知数の変化. 青が前半部処理, 赤が後半部処理を示し, 実線が誤検知数, 破線が未検知数を示す.

まず入力ノイズ画素 \mathbf{y} と仮推定画像 $\tilde{\mathbf{y}}$ の誤差 $e(i, j)$ を次のように求める.

$$e(i, j) = |\tilde{y}(i, j) - y(i, j)| \quad (3.11)$$

ここで $\tilde{y}(i, j), y(i, j)$ はそれぞれ 3.3 節で推定した仮推定画像 $\tilde{\mathbf{y}}$, 入力ノイズ画像 \mathbf{y} の座標 (i, j) における画素値である. この誤差 $e(i, j)$ を利用して次式で閾値処理することで, BM3D で処理しきれない顕著なインパルスノイズのみを除去する.

$$\hat{y}'(i, j) = \begin{cases} \tilde{y}(i, j) & e(i, j) > \tau \\ y(i, j) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.12)$$

ここで $\hat{\mathbf{y}}'$ を本処理後の画像とし, τ は閾値パラメータである. 本処理において最も重要な値が τ であり, 詳細部を保持しながら顕著なインパルスノイズ部のみを検出するようなパラメータを設定しなければならない. 経験的にミックスノイズ中の AWGN のノイズレベル σ に対してこれを $\tau = 3\sigma$ とすると良い結果が得られることがわかった. 本処理により残るノイズ成分は BM3D で除去が可能なノイズ成分となるため, 最終的に本処理後画像 $\hat{\mathbf{y}}'$ を前半部と同様に BM3D にかけることで最終推定画像 $\hat{\mathbf{y}}$ を得る.

提案法における最も重要な処理は式 (3.11) および式 (3.12) で表される後半部のインパルスノイズ除去である. 本処理の有効性を示すため, 図 3.6 に 512×512 サイズの SIDBA 画像 02(図 3.7 参照) について, 混入率 $p = 0.1, 0.3$ におけるノイズレベル σ によるインパルスノイズ画素の未検知数・誤検知数の変化を示す. 図 3.6(a), (b) はほぼ同様の傾向を示している. 前半部処理は未検知数はノイズレベルによらずほぼ一定である一方, 誤検

知数はノイズレベルが大きくなるにつれ増加する。後半部処理では未検知数はノイズレベルが大きくなるにつれ増加するが、誤検知数は減少する。前述のように前半部処理における誤検知が詳細部欠損の原因であるため、後半部処理において誤検知数が減少していることは詳細部の保持という提案法の目的に沿ったものであると言える。また図 3.4 におけるエッジ領域での各段階における推定画像を見ると、仮推定画像 (f) と最終推定画像 (g) のどちらも同程度にミックスノイズ除去ができていることがわかる。このことからノイズレベル σ が大きい場合、未検知数は後半部の方が増えているものの、後半部の BM3D 処理でも前半部と同程度にエッジ領域での除去性能を發揮できていると言える。言い換えれば式 (3.12) の処理で未検知だったインパルスノイズ画素は BM3D で処理できる程度のノイズ画素のみであるということである。一方図 3.4 におけるテクスチャ領域での各段階における推定画像を比較すると、最終推定画像 (g) が仮推定画像 (f) より鮮明に詳細部を保持していることが観察できた。これは前半部よりも後半部のインパルスノイズ検出が詳細部を残していることを示しており、誤検知数の減少により詳細部の保持が行われていることを示している。

次節ではシミュレーション結果をもって従来法と比較し、従来法よりも十分詳細部保持が行えていることを示す。

3.5 実験

本節では、実験的にミックスノイズを付加した画像に対していくつかの従来法と提案法での処理を行い、各手法のノイズ除去性能を比較する。

3.5.1 実験内容

本実験では実験で用いた 3 つのデータセットを使用した。その内訳として SIDBA データセットから図 3.7 に示す 512×512 の画像 11 枚、Kodak データセットから図 3.8 に示す 768×512 サイズ画像 24 枚、McM データセットから図 3.9 に示す 500×500 サイズ画像 18 枚を利用した。実験方法としてはノイズレベル σ 、ランダム値インパルスノイズ混入率 p 、ごま塩ノイズ（固定値インパルスノイズ）混入率 r を指定したミックスノイズを生成し、原画像に付与したノイズ画像を生成した後、それを各手法で除去した推定画像と原画像の見た目比較による定性的評価と 2.3.2 節に示す PSNR 計算による定量的評価の両面から評価した。実験に用いたパラメータは $\sigma = [10, 20, 30, 40, 50]$, $p = [10, 20, 30]\%$, $r = [0, 5, 10, 15]\%$ であり、これらの組み合わせにより計 $5 * 3 * 4 = 60$ パターンについて

実験した。

3.5.2 比較手法

比較のため利用した手法は、2.1.3 節および 2.1.4 節で述べた従来ミックスノイズ除去手法である ROR-NLM [34], LSM-NLR [38], また提案法の前半部処理に近い手法である, 中間値フィルタでミックスノイズ中のインパルスノイズを除去し, 残るノイズを BM3D で除去する手法である MBM3D [6] の 3 つである。また LSM-NLR ではノイズ位置を既知とし実験を行っていたが, ミックスノイズにおいてインパルスノイズ画素のみを完璧に検出するのは極めて難しいこと, 除去部の性能を提案法と比較したいことの 2 点から, 前処理として提案法で用いている DWM [18] による検出を行い, それをインパルスノイズ画素として与え実験を行った。

3.5.3 実験結果

SIDBA512 × 512 サイズ画像, Kodak, McM データセットそれぞれを用いたときのミックスノイズ除去による平均 PSNR を表 3.2, 表 3.3, 表 3.4 に, これらすべてのデータセットを用いた場合の平均 PSNR を表 3.5 に示す。すべてのデータセットおよびミックスノイズに対して MBM3D [6], ROR-NLM [34] の二手法より高い PSNR を示すことができている。しかし LSM-NLR [38] と比較すると, データセットごとに多少の違いはあれど, ノイズレベル σ およびインパルスノイズ混入率 p, r がすべてある程度高い場合に LSM-NLR より低い PSNR となっていることがわかった。ガウスノイズのノイズレベルやインパルスノイズ混入率が大きくなると, インパルスノイズ検出部でガウスノイズをインパルスノイズと検出してしまったり, 検出しきれないインパルスノイズが増える。それにより仮推定画像の精度が低下し, 後半部処理の再検出などに悪影響を及ぼしてしまう。また LSM-NLR ではインパルスノイズ混入率を既知のものとし, 大きくなるにつれ全体的になめらかになるようにパラメータを変えているが, 提案法では未知としてパラメータ決定に利用していないこと, さらに提案法は詳細部を残すようにパラメータ設定をしていることも高レベル・高混入率ノイズでの性能低下につながっている。例えば図 3.10, 図 3.11 では MBM3D, ROR-NLM は詳細部を完全に失っており, LSM-NLR でもわずかながら保持している程度であるが, 提案法は十分保持したままノイズ除去を行うことができている。他にも図 3.12 では文字部分のノイズ除去であるが, 従来法では文字であると認識することは難しいが, 提案法では文字部分であると認識できる。しかし図 3.13, 図 3.14

のような平坦領域では、LSM-NLR は十分なめらかになっている一方、提案法ではインパルスノイズ混入率が高い場合にノイズの影響が模様のように残ってしまう場合があるため、平坦領域の多い画像では PSNR が低く出やすいという結果になった。詳細部を残すか、ノイズを全体的に均したきれいな平坦部を得るかはトレード・オフの関係にある。提案法は低ノイズレベルであったり低混入率の場合には狙い通り詳細部維持によって従来法より高い精度の自然な画像を推定している。しかし高レベル・高混入率の場合、ある程度のノイズ成分を詳細部と誤認するため、従来の全体的に均した画像を生成する手法に劣る結果になったと考えられる。

3.6 本章のまとめ

本章では、2段階処理によりガウスノイズとインパルスノイズによって構成されたミックスノイズの除去手法を提案した。従来のミックスノイズ除去手法ではノイズ除去自体は行えるものの、ガウスノイズの影響により画像詳細部をノイズ成分と誤認することで詳細部が失われてしまうという問題があった。提案法は2段階処理の前半部の処理として、まずインパルスノイズ除去手法である DWM とガウスノイズ除去手法での組み合わせから全体的にミックスノイズを抑制した仮推定画像を得た。しかし仮推定画像はノイズ成分は除去できているものの、従来法と同様に詳細部が失われやすいことがわかった。そこで提案法は後半部処理として、仮推定画像を用いてノイズ画像から BM3D で除去しきれない成分のみを除去する新しいインパルスノイズ検出・除去手法を提案した。本検出法は仮推定画像とノイズ画像の絶対差を利用し、閾値処理により画素検出を行う。これにより BM3D で除去しきれない顕著なインパルスノイズのみを検出することでミックスノイズにおけるノイズ画素の誤検知数を減少させた。最終的に本検出法により得た画像を BM3D により処理することにより、提案法は詳細部を保持しながらもミックスノイズを十分除去できる手法となった。



図 3.7 SIDBA 画像 (512×512). 最上段一番左の画像を 01 とし, 右に一つ移動すると 02, 03, ..., 下に一つ移動すると 05, 09, ... とする. すなわち最上段一番右が 04, 最下段一番左が 09, 最下段一番右が 11



図 3.8 Kodak データセット. 最上段一番左の画像を 01 とし, 右に一つ移動すると 02, 03, ..., 下に一つ移動すると 05, 09, ... とする. すなわち最上段一番左が 04, 最下段一番左が 21, 最下段一番右が 24



図 3.9 McM データセット. 最上段一番左の画像を 01 とし, 右に一つ移動すると 02, 03, ..., 下に一つ移動すると 05, 09, ... とする. すなわち最上段一番右が 04, 最下段一番左が 17, 最下段一番右が 18.

表 3.2 SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR.

σ	p r	10%				20%				30%			
		[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法
10	0%	28.88	27.43	31.38	30.80	27.79	26.89	28.27	29.43	25.81	26.27	27.58	27.91
	5%	28.56	27.25	29.58	30.35	27.21	26.71	26.58	29.08	25.01	26.15	26.94	27.64
	10%	27.91	27.01	28.22	29.79	26.33	26.55	25.39	28.62	23.87	25.99	26.16	27.28
	15%	27.11	26.81	27.20	29.11	25.05	26.38	24.36	28.04	22.71	25.87	25.27	26.79
20	0%	27.41	25.90	28.68	29.12	26.46	25.50	28.14	28.26	24.96	24.91	27.30	27.27
	5%	27.17	25.82	28.64	28.79	26.12	25.40	27.86	27.99	24.51	24.84	27.10	27.02
	10%	26.82	25.74	28.39	28.39	25.64	25.32	27.73	27.65	23.77	24.75	26.91	26.72
	15%	26.37	25.61	28.13	27.91	24.89	25.22	27.47	27.22	22.96	24.66	26.71	26.35
30	0%	26.22	24.95	26.41	27.78	25.22	24.47	26.03	26.89	23.82	23.80	25.40	25.77
	5%	25.96	24.90	26.37	27.50	24.92	24.43	25.87	26.68	23.47	23.75	25.21	25.64
	10%	25.66	24.83	26.21	27.07	24.52	24.35	25.80	26.36	22.94	23.67	25.02	25.39
	15%	25.26	24.74	26.03	26.53	23.98	24.27	25.62	25.92	22.37	23.63	24.83	25.06
40	0%	25.25	24.23	24.89	26.52	24.20	23.66	24.57	25.24	22.83	22.88	23.90	23.67
	5%	24.96	24.15	24.90	26.12	23.91	23.60	24.46	24.93	22.52	22.83	23.80	23.45
	10%	24.64	24.07	24.78	25.44	23.52	23.52	24.35	24.39	22.07	22.75	23.68	23.00
	15%	24.24	23.99	24.67	24.59	23.04	23.43	24.22	23.67	21.60	22.72	23.57	22.46
50	0%	24.48	23.59	23.78	25.68	23.41	22.94	23.44	24.26	22.08	22.07	22.74	22.62
	5%	24.19	23.48	23.82	25.40	23.15	22.87	23.38	24.15	21.81	22.02	22.69	22.59
	10%	23.88	23.38	23.75	24.80	22.79	22.76	23.31	23.66	21.44	21.93	22.60	22.18
	15%	23.50	23.27	23.67	23.88	22.37	22.64	23.22	22.89	21.05	21.89	22.54	21.56

表 3.3 Kodak データセット (図 3.8) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR.

σ	p r	10%				20%				30%			
		[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法
10	0%	29.81	28.05	31.98	31.70	28.92	27.66	29.19	30.46	27.25	27.24	28.43	29.16
	5%	29.53	27.95	30.60	31.26	28.43	27.55	27.73	30.13	26.38	27.15	28.13	28.93
	10%	29.04	27.80	29.56	30.75	27.62	27.44	29.71	29.72	25.40	27.06	27.87	28.64
	15%	28.19	27.63	28.90	30.14	26.34	27.33	29.43	29.20	24.02	26.96	27.54	28.12
20	0%	28.35	26.88	29.25	29.76	27.52	26.58	28.83	29.05	26.18	26.16	28.17	28.23
	5%	28.13	26.83	29.20	29.47	27.20	26.53	28.58	28.80	25.66	26.09	28.01	28.02
	10%	27.80	26.75	28.94	29.11	26.74	26.46	28.44	28.50	25.08	26.04	27.84	27.78
	15%	27.34	26.69	28.71	28.71	26.00	26.39	28.22	28.14	24.17	25.96	27.64	27.41
30	0%	27.18	26.18	27.39	28.55	26.26	25.79	27.09	27.80	24.95	25.21	26.59	26.86
	5%	26.93	26.13	27.37	28.28	25.94	25.74	26.95	27.60	24.53	25.15	26.44	26.71
	10%	26.57	26.06	27.21	27.83	25.54	25.68	26.88	27.26	24.09	25.10	26.29	26.45
	15%	26.15	26.00	27.05	27.27	24.95	25.60	26.73	26.76	23.42	25.04	26.11	26.02
40	0%	26.19	25.58	26.08	27.48	25.21	25.06	25.85	26.37	23.90	24.32	25.31	24.85
	5%	25.89	25.51	26.12	27.11	24.87	25.00	25.76	26.08	23.52	24.26	25.23	24.52
	10%	25.48	25.39	25.99	26.36	24.47	24.91	25.67	25.45	23.13	24.20	25.15	23.98
	15%	25.04	25.30	25.88	25.41	23.92	24.80	25.56	24.57	22.56	24.12	25.03	23.25
50	0%	25.45	24.95	25.07	26.72	24.45	24.32	24.85	25.42	23.17	23.49	24.28	23.83
	5%	25.14	24.84	25.17	26.47	24.13	24.24	24.81	25.32	22.83	23.40	24.24	23.74
	10%	24.73	24.67	25.05	25.71	23.75	24.12	24.75	24.74	22.50	23.32	24.19	23.25
	15%	24.29	24.52	24.97	24.57	23.25	23.97	24.68	23.68	22.02	23.21	24.12	22.30

表 3.4 McM データセット (図 3.9) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR.

σ	p r	10%				20%				30%			
		[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法
10	0%	31.78	29.88	33.00	33.76	30.32	29.23	29.09	32.32	27.41	28.64	29.08	30.56
	5%	31.41	29.60	30.89	33.31	29.49	29.08	27.22	31.95	26.29	28.49	28.38	30.28
	10%	30.67	29.38	29.63	32.65	28.32	28.92	30.29	31.40	25.03	28.35	27.81	29.86
	15%	29.43	29.18	28.86	31.76	26.72	28.76	29.99	30.66	23.46	28.19	27.22	29.18
20	0%	29.66	27.96	30.58	31.23	28.38	27.52	30.05	30.42	26.27	26.84	29.34	29.36
	5%	29.37	27.87	30.51	30.94	27.95	27.44	29.69	30.19	25.64	26.74	29.16	29.16
	10%	28.95	27.79	30.20	30.52	27.33	27.36	29.74	29.83	24.85	26.68	28.96	28.87
	15%	28.34	27.71	29.90	29.99	26.43	27.25	29.47	29.37	23.75	26.58	28.72	28.45
30	0%	28.11	26.86	28.29	29.51	26.75	26.29	27.90	28.55	24.80	25.38	27.20	27.29
	5%	27.80	26.82	28.25	29.26	26.38	26.22	27.73	28.42	24.35	25.32	26.98	27.24
	10%	27.39	26.75	28.07	28.83	25.89	26.16	27.64	28.11	23.81	25.29	26.77	27.09
	15%	26.89	26.65	27.88	28.25	25.25	26.07	27.44	27.65	23.04	25.23	26.50	26.73
40	0%	26.89	26.03	26.70	28.05	25.45	25.26	26.35	26.63	23.56	24.17	25.57	24.74
	5%	26.54	25.96	26.70	27.70	25.09	25.19	26.25	26.42	23.19	24.13	25.48	24.60
	10%	26.09	25.85	26.57	27.02	24.62	25.11	26.11	25.91	22.74	24.11	25.37	24.25
	15%	25.60	25.72	26.42	26.14	24.06	25.02	25.98	25.18	22.12	24.05	25.22	23.72
50	0%	25.97	25.24	25.49	27.05	24.50	24.33	25.13	25.35	22.67	23.13	24.26	23.32
	5%	25.63	25.13	25.54	26.82	24.18	24.26	25.09	25.32	22.36	23.08	24.23	23.36
	10%	25.18	24.99	25.44	26.17	23.75	24.17	25.00	24.88	21.98	23.06	24.19	23.09
	15%	24.71	24.81	25.33	25.20	23.25	24.04	24.91	24.11	21.48	22.99	24.10	22.50

表 3.5 SIDBA(11 枚)+Kodak(24 枚)+McM(18 枚) を用いたミックスノイズ除去における平均 PSNR.

σ	p r	10%				20%				30%			
		[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法	[6]	[34]	[38]	提案法
10	0%	30.29	28.55	32.20	32.21	29.16	28.04	28.97	30.88	27.00	27.51	28.47	29.37
	5%	29.97	28.37	30.49	31.77	28.54	27.89	27.32	30.53	26.07	27.40	27.97	29.12
	10%	29.36	28.17	29.31	31.20	27.59	27.76	29.01	30.06	24.95	27.28	27.49	28.77
	15%	28.39	27.99	28.53	30.47	26.20	27.62	28.57	29.45	23.56	27.15	26.96	28.21
20	0%	28.60	27.04	29.58	30.13	27.59	26.67	29.10	29.35	25.96	26.13	28.39	28.42
	5%	28.35	26.97	29.53	29.83	27.23	26.60	28.81	29.11	25.42	26.05	28.21	28.20
	10%	27.98	26.89	29.25	29.44	26.71	26.53	28.74	28.77	24.73	25.99	28.03	27.93
	15%	27.48	26.81	28.99	28.98	25.92	26.44	28.49	28.37	23.78	25.90	27.81	27.54
30	0%	27.30	26.16	27.49	28.71	26.21	25.68	27.14	27.86	24.66	24.98	26.55	26.78
	5%	27.02	26.11	27.46	28.45	25.88	25.63	26.99	27.69	24.25	24.92	26.37	26.67
	10%	26.66	26.04	27.29	28.01	25.45	25.56	26.91	27.36	23.76	24.87	26.19	26.45
	15%	26.21	25.96	27.12	27.45	24.85	25.48	26.74	26.89	23.07	24.81	25.98	26.06
40	0%	26.23	25.45	26.05	27.48	25.08	24.83	25.75	26.23	23.56	23.97	25.11	24.57
	5%	25.92	25.38	26.07	27.10	24.75	24.77	25.66	25.96	23.20	23.92	25.02	24.32
	10%	25.52	25.28	25.94	26.40	24.32	24.69	25.54	25.38	22.78	23.87	24.92	23.87
	15%	25.06	25.17	25.81	25.49	23.78	24.59	25.42	24.59	22.21	23.81	24.79	23.24
50	0%	25.43	24.77	24.95	26.61	24.25	24.04	24.65	25.15	22.77	23.07	23.95	23.40
	5%	25.11	24.66	25.01	26.37	23.94	23.96	24.61	25.08	22.46	23.01	23.92	23.37
	10%	24.70	24.51	24.91	25.68	23.55	23.85	24.54	24.56	22.10	22.94	23.86	22.97
	15%	24.27	24.36	24.82	24.64	23.07	23.72	24.46	23.66	21.64	22.86	23.78	22.22



(a) 原画像



(b) ノイズ画像



(c) MBM3D [6]



(d) ROR-NLM [34]



(e) LSM-NLR [38]



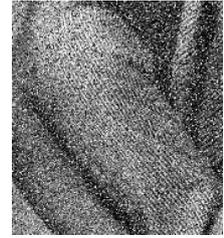
(f) 提案法



図 3.10 SIDBA512 × 512 サイズ画像 05, $\sigma = 30, p = 10, r = 10\%$ ノイズ除去推定.



(a) 原画像



(b) ノイズ画像



(c) MBM3D [6]



(d) ROR-NLM [34]



(e) LSM-NLR [38]



(f) 提案法

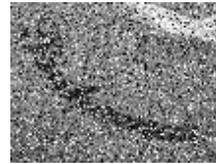
図 3.11 SIDBA512 × 512 サイズ画像 02, $\sigma = 40, p = 20, r = 0\%$ ノイズ除去推定.



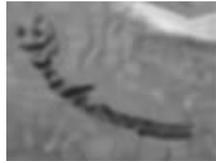
(a) 原画像



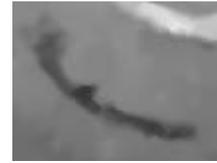
(b) ノイズ画像



(c) MBM3D [6]



(d) ROR-NLM [34]



(e) LSM-NLR [38]



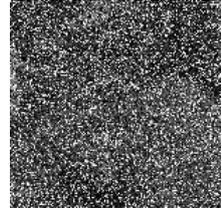
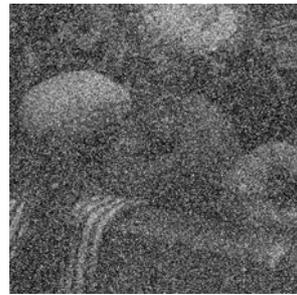
(f) 提案法



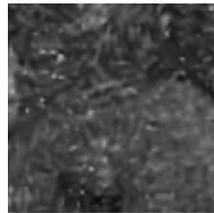
図 3.12 Kodak データセット 03, $\sigma = 30, p = 20, r = 5\%$ ノイズ除去推定.



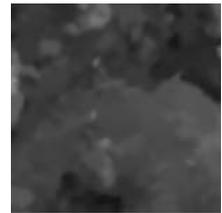
(a) 原画像



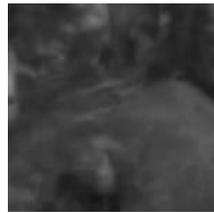
(b) ノイズ画像



(c) MBM3D [6]



(d) ROR-NLM [34]

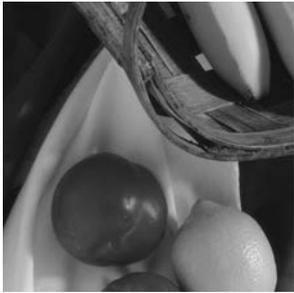


(e) LSM-NLR [38]

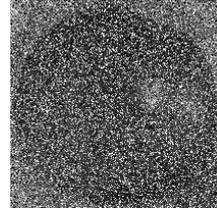
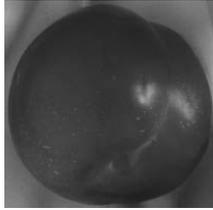


(f) 提案法

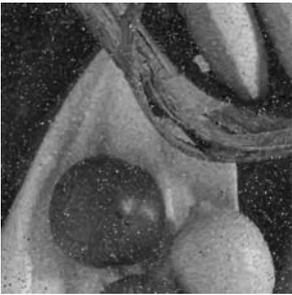
図 3.13 McM データセット画像 03, $\sigma = 30, p = 30, r = 15\%$ ノイズ除去推定.



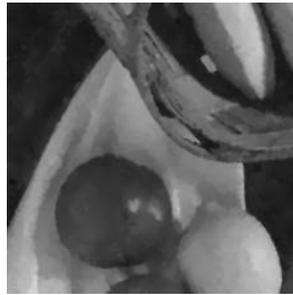
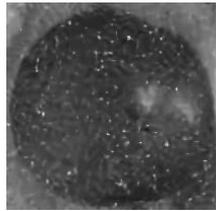
(a) 原画像



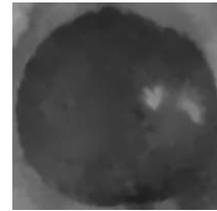
(b) ノイズ画像



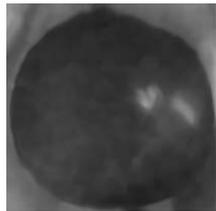
(c) MBM3D [6]



(d) ROR-NLM [34]



(e) LSM-NLR [38]



(f) 提案法

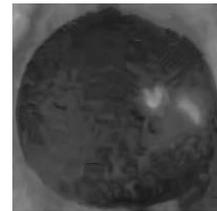


図 3.14 McM データセット画像 06, $\sigma = 20, p = 30, r = 15\%$ ノイズ除去推定.

第 4 章

方向性関数を用いた画像補間

4.1 本章の構成

本章では本研究における主テーマである入力低解像度画像に対する任意倍拡大として、拡大手法の中でもリアルタイム処理に向けた高速な処理を行える画像補間手法による画像拡大を提案する。まず 4.2 節にて従来補間手法の問題点および提案法の満たすべき指標を改めて述べる。次に 4.3.1 節にて提案法で最も重要な要素である局所領域毎の方向性関数の説明を行う。その後 4.4 節にて複数の方向性関数を用いて各未知点を求める過程を説明する。最後に 4.6 節にて従来法との推定画像の比較を行い、提案法の優位性を示す。

4.2 従来法の問題点

画像補間による画像拡大手法は、実社会でも頻繁に用いられている。画像補間による画像拡大を最も利用する機器がリアルタイムアプリケーションである。例えばスマートフォンの画面をタップし、一部分の拡大表示を行われる場合に、素早いレスポンスが必要となるため、本技術が利用されている。リアルタイムアプリケーションに対して画像補間が利用されている理由として、画像拡大手法という観点から超解像手法と比較したとき、画像補間は計算コストを低く抑えることができることで高速な処理を行えること、また事前情報を利用しないことから機器によらず処理が行えることが挙げられる。実社会で現在用いられているような手法は 2.2.1 節で述べた Bicubic [80] に代表される距離に応じた重みの加重平均によるものが主流である。これらの手法は単一ないしは数種類のフィルタと入力画像の畳込みを利用した局所ごとの並列処理を行えるため、リアルタイム処理に向けた高速な処理が行える。しかしこれらの手法は平滑部とエッジやテクスチャなどの高周波部に対して同一の重みを利用するため、輝度変化の大きい領域で推定誤差を生みやすく、特

にエッジ際ではジャギーと呼ばれる不自然なアーティファクトが問題となる。そこで近年 2.2.3 節で述べた SAI 法 [89] などに代表される領域毎に最適化問題を解き、モデルパラメータを計算する手法が提案されている。これらの手法は領域毎に適したパラメータを導出することで、輝度変化の大きい領域でも高精度な補間を行うことができるため、ジャギーを抑制した画像を推定することが可能になった。しかし高精度を実現するための局所パラメータ導出の際に、領域毎に最適化問題を解いていることから計算コストが高くなってしまい、リアルタイム処理を行うには不向きであるため実用化には至っていない。さらに SAI 法やその改良手法は整数倍などの固定倍率のみしか対象としていないことも問題であり、実用化がなされていない要因の一つである。

前述のように本研究の主目的は実社会の広い場面で利用できる手法の提案であり、そのためのテーマとしてシングルフレームの画像補間に注目した。そこで広い場面で利用できる画像補間手法として提案手法は以下の 3 点の要素を備えることを目的とする。

1. 高補間品質
2. 高速処理
3. 非整数倍を含めた任意倍率拡大

まず一点目の補間精度は当然のことではあるが、具体的にはジャギーを抑制した自然な画像を生成できる程度の精度を目標とする。次に処理速度であるが、SAI 法などの局所的に最適化問題を解く手法では画像補間が最もよく利用されるリアルタイム処理を行うことができない。そのため提案法は最適化問題を解くことなく全体の処理を行い、リアルタイム処理が可能な実行時間での処理を目指す。最後に拡大倍率であるが、実利用では入力画像と出力ディスプレイ間の解像度倍率は非整数倍も含めて多種多様に存在するため、実用に足る手法とするには任意の倍率をユーザーが設定しても処理を行える手法でなくてはならない。

4.3 方向性関数

Bicubic [80] に代表される画素間の距離に応じた重みの加重平均を利用して未知画素を推定する手法は、輝度変化の大きい領域において推定誤差を生む。その理由は重みが既知画素値ではなく距離にのみ依存しているため、局所的な領域構造を考慮できていないことに起因する。このような手法は関数近似を基盤としており、平坦領域でも高周波領域でも同一の関数を利用している。しかし輝度変化の大きな領域を近似するには高次関数が必要となることから近似しきれなかった結果、このような誤差を生んでしまう。本研究ではこ

Algorithm 1 提案画像補間法アルゴリズム

Require: 低解像度画像 L , 拡大率 M

Ensure: 推定高解像度画像 \hat{H}

for all 既知点 p_i **do**

式 (4.4) により定数パラメータ α 導出

式 (4.7) により方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$ 導出

end for

for all 未知点 p_H **do**

近傍既知点 p_i および方向関数選択

選択した各方向関数に対して座標代入を行い推定値計算

式 (4.10) により各方向関数に対して重み $\lambda_{1,i}$ 決定

式 (4.12) により各方向関数に対して重み $\lambda_{2,i}$ 決定

式 (4.8) により未知点 p_H 推定値 $\hat{f}(p_H)$ 決定

end for

れを改善するため、ジャギーが最も発生する領域であるエッジ領域に注目する。画像はエッジをまたぐ方向には大きな輝度変化があるものの、エッジに沿った方向ではほとんど輝度変化が起きていないことがわかる。言い換えれば、エッジをまたぐ変化には高次の関数でなければ追従できないが、沿った方向には低次関数でも近似可能ということである。そこで本研究ではエッジ方向に注目し、関数が追従する方向を決定する関数を考案した。

上記目的を満たす関数を方向性関数と名付け、次のように定義する。

$$\begin{aligned} \Gamma_i(x, y) = & f(x_i, y_i) + 2w_{h,i} \{ \alpha_x(x - x_i) + \alpha_{xx}(x - x_i)^2 \} \\ & + 2w_{v,i} \{ \alpha_y(y - y_i) + \alpha_{yy}(y - y_i)^2 \} \end{aligned} \quad (4.1)$$

ここで (x_i, y_i) は関数中心点 p_i の座標を表し、 $\alpha = \{ \alpha_x, \alpha_y, \alpha_{xx}, \alpha_{yy} \}$ は p_i を中心とする局所関数 $\Gamma_i(x, y)$ の各次数に対する係数パラメータである。また方向性関数と通常の2次元線形関数の違いを表す要素が、各方向の変化分に関する影響の大きさを表す方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$ である。例えば $w_{v,i} = 0, w_{h,i} = 1$ とすると本関数は垂直方向のみの変化に追従する関数となる。また方向性関数の例を図 4.1 に示した。方向性関数を利用するためには、係数パラメータ α と、方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$ を求める必要がある。次にそれらの求め方について述べる。

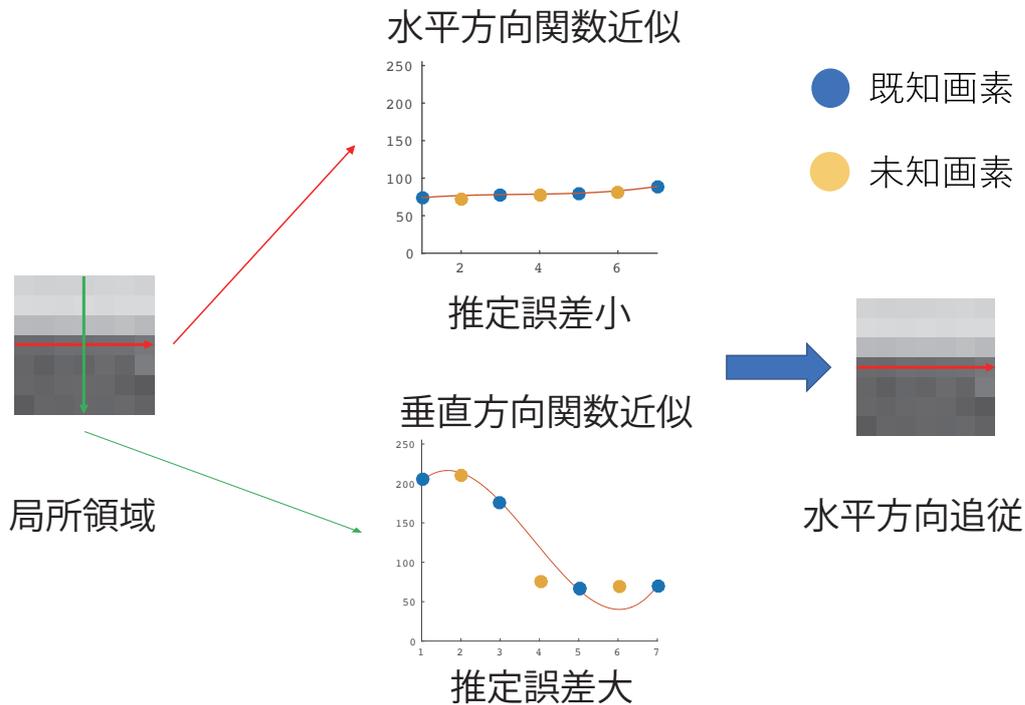


図 4.1 方向性関数模式図. 水平・垂直方向それぞれに対して青丸で表されている既知点をすべて通るような 1 次元関数近似を行った場合の方向毎の黄丸で表されている未知画素に対する推定精度とそれによる方向選択について.

4.3.1 係数パラメータ $\{\alpha_x, \alpha_y, \alpha_{xx}, \alpha_{yy}\}$ の導出

方向性関数を利用するために, まず係数パラメータ α を求める. α を求めるために, 式 (4.1) で $w_{h,i} = w_{v,i} = 0.5$ とした以下の式を利用する.

$$\Gamma_i(x, y) = f(x_i, y_i) + \{\alpha_x(x - x_i) + \alpha_{xx}(x - x_i)^2\} + \{\alpha_y(y - y_i) + \alpha_{yy}(y - y_i)^2\} \quad (4.2)$$

この式は p_i を中心とする通常の 2 元 2 次関数を表す. この式に対し, 図 4.2 に示す既知中心点 p_i とその最近傍既知画素 4 点を用いて α を求める. 図 4.2 のように, 最近既知点間距離を 1 とし, (x_i, y_i) を中心点 p_i の座標とすると, 最近傍既知画素 4 点の座標はそれぞれ $(x_i + 1, y_i)$, $(x_i - 1, y_i)$, $(x_i, y_i + 1)$, $(x_i, y_i - 1)$ と表せる. これを式 (4.2) に代入することで次の連立方程式を得る.

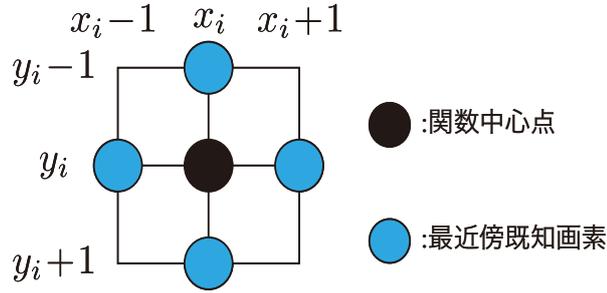


図 4.2 関数導出範囲.

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) + \alpha_x + \alpha_{xx} = f(x_i + 1, y_i) \\ f(x_i, y_i) - \alpha_x + \alpha_{xx} = f(x_i - 1, y_i) \\ f(x_i, y_i) + \alpha_y + \alpha_{yy} = f(x_i, y_i + 1) \\ f(x_i, y_i) - \alpha_y + \alpha_{yy} = f(x_i, y_i - 1) \end{cases} \quad (4.3)$$

ここで $f(x, y)$ は座標 (x, y) における既知画素値を表す．この方程式を解くことで α の解として次の式を得る．

$$\begin{cases} \alpha_x = \frac{f(x_i+1, y_i) - f(x_i-1, y_i)}{2} \\ \alpha_y = \frac{f(x_i, y_i+1) - f(x_i, y_i-1)}{2} \\ \alpha_{xx} = \frac{f(x_i+1, y_i) + f(x_i-1, y_i) - 2f(x_i, y_i)}{2} \\ \alpha_{yy} = \frac{f(x_i, y_i+1) + f(x_i, y_i-1) - 2f(x_i, y_i)}{2} \end{cases} \quad (4.4)$$

α を求めた後，方向性重みの導出を行う．

4.3.2 方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$ の導出

ここでは方向性関数の最も重要な要素である方向重みの導出について述べる．前述のように，方向重みは方向性関数が追従すべき方向を示す要素である．ある領域においてエッジが存在し，そこで大きな輝度変化が起こる場合を考える．エッジをまたぐ方向では大きな輝度変化が生じるため，低次関数で近似すると推定誤差が生まれる．一方エッジに沿う方向では輝度変化が小さく，低次関数でも近似可能である．そこで $w_{v,i}, w_{h,i}$ は輝度変化の小さい方向の重みを大きくすることで，近似誤差を小さくすることを目的としている．しかし，もう一つの輝度変化の大きい領域であるテクスチャにおいてこの影響を大きくした場合，不自然なつながりが生じてしまうこともわかった．これを踏まえた上で，次

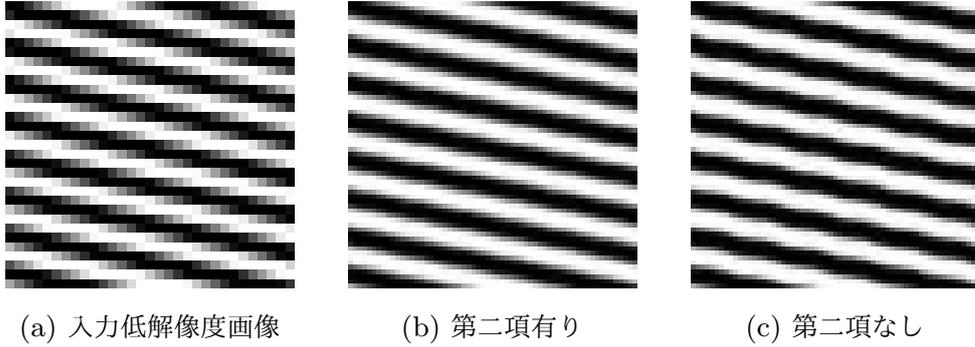


図 4.3 式 (4.5) および式 (4.6) における第二項の有無による出力画像への影響.

のように方向重みを計算する.

$$d_{v,i} = |f(x_i, y_i + 2) + f(x_i, y_i - 2) - 2f(x_i, y_i)| + \left| \begin{array}{l} \{f(x_i, y_i + 2) - f(x_i, y_i - 2)\} \\ * \{f(x_i + 1, y_i + 2) - f(x_i - 1, y_i - 2)\} \\ * \{f(x_i - 1, y_i + 2) - f(x_i + 1, y_i - 2)\} \end{array} \right|^{\frac{1}{3}} \quad (4.5)$$

$$d_{h,i} = |f(x_i + 1, y_i) + f(x_i - 1, y_i) - 2f(x_i, y_i)| + \left| \begin{array}{l} \{f(x_i + 2, y_i) - f(x_i - 2, y_i)\} \\ * \{f(x_i + 2, y_i + 1) - f(x_i - 2, y_i - 1)\} \\ * \{f(x_i + 2, y_i - 1) - f(x_i - 2, y_i + 1)\} \end{array} \right|^{\frac{1}{3}} \quad (4.6)$$

$$w_{v,i} = \frac{1}{d_{v,i} + \varepsilon_1}, \quad w_{h,i} = \frac{1}{d_{h,i} + \varepsilon_1} \quad (4.7)$$

ε_1 は $d_{v,i}$, $d_{h,i}$ が共に小さい値を取った場合の影響をコントロールする定数パラメータである. また式 (4.7) を計算後, $w_{v,i}, w_{h,i}$ を $w_{v,i} = w_{v,i}/(w_{v,i} + w_{h,i})$, $w_{h,i} = w_{h,i}/(w_{v,i} + w_{h,i})$ と正規化する. 式 (4.5) および式 (4.6) の第一項は (x_i, y_i) における 1 次元 2 階微分 (ラプラシアン) を表している. この項が小さいほどこの領域での変化が直線的であり, 逆に大きいほど低次近似が難しいと考えた. 第二項は 3 方向の局所的な 1 次元変化を相乗平均したものである. エッジ領域では, またく方向の場合どれも等しく大きい, 沿う方向では小さくなるため大きな差が生じる. 一方のテクスチャ領域では局所領域内でも様々に変化するため, 方向毎に大きな差が生じない. また第二項の有無による出力画像への影響を図 4.3 に示す. これにより第二項を加えた図 4.3 (b) ではきれいな曲線を復元できているが, 第二項なしの図 4.3 (c) では波打つような不自然な影響が画像内に見られることがわかる.

4.3.1 節および 4.3.2 節で述べた方法により係数パラメータ α および方向重み $w_{v,i}, w_{h,i}$

を導出することができ、各既知点について方向性関数を推定することができた。次の節では未知点導出のために、複数の方向性関数を利用し、実際に未知点を求める方法について述べる。

4.4 複数の方向性関数を利用した未知点の加重平均推定

ここまでで提案した方向性重みにより、各関数における推定誤差を軽減した。導出した関数に対し未知点座標を代入することで輝度値の推定が可能である。しかし関数を特定方向のみに追従させることによりエッジズレが起こる場合がある。エッジズレは人の目には捉えにくいものの PSNR などの客観的指標を大きく下げる事がある。これを防ぐために、次式で定義される複数の局所関数推定値を加重平均するという方法を用いて未知画素値を決定した。

$$\hat{f}(p_H) = \frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i \Gamma_i(x_H, y_H)}{\sum_{i=1}^K \lambda_i} \quad (4.8)$$

$\hat{f}(p_H)$ は座標 (x_H, y_h) における未知点 p_H の最終推定値、 λ_i は局所関数推定値 $\Gamma_i(x_H, y_H)$ に対する重みである。重み λ_i は対応する局所関数の信頼度を表しており、次の 2 点により評価される。

1. 関数導出範囲における局所変化が低次関数で近似可能である。
2. 未知点と関数中心点の距離が近い。

1 つ目の条件は推定難易度を測る。方向性関数は低次近似可能な方向を選択し、追従する関数であるが、近似次数としては 2 次である。そのため、水平・垂直の両方向に変化が大きい領域の場合、方向性関数でも推定誤差が生じる場合がある。このような領域では信頼性が落ちるため、1 つ目の条件によりこれらを防ぐ。これを評価する要素として、重み $\lambda_{1,i}$ を次式で計算する。

$$d_{1,i} = w_{h,i} \{|f(x_i + 1) - f(x_i, y_i)| + |f(x_i - 1, y_i) - f(x_i, y_i)|\} + w_{v,i} \{|f(x_i, y_i + 1) - f(x_i, y_i)| + |f(x_i, y_i - 1) - f(x_i, y_i)|\} \quad (4.9)$$

$$\lambda_{1,i} = \frac{1}{d_{1,i} + \varepsilon_2} \quad (4.10)$$

ここで $d_{1,i}$ は図 4.2 で示す関数中心点 p_i とその最近傍既知画素間における重み付き誤差の和であり、 ε_2 はゼロ除算を防ぐ定数パラメータである。 $d_{1,i}$ が 0 に近いとき、局所関数 λ_i は水平面によって表されるため、低次近似可能である。したがって $d_{1,i}$ が小さければ小さいほど λ_i の近似誤差が小さくなる、すなわち信頼性が高いと仮定した。2 つ目は任

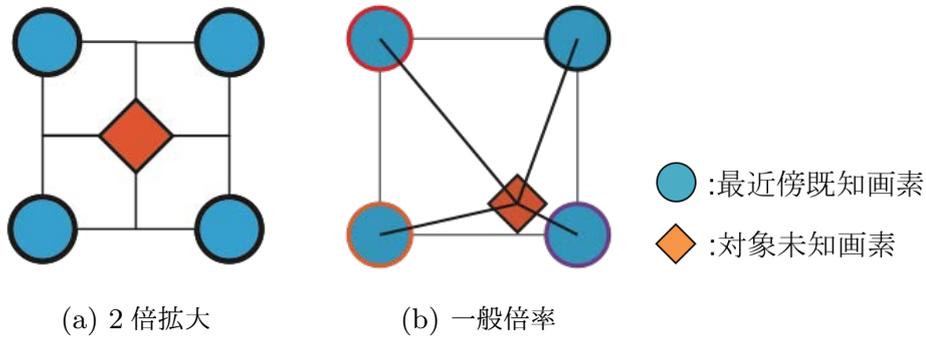


図 4.4 倍率の違いによる未知点と既知点の配置.

意倍率化に必要な条件である．整数倍，特に 2 倍の場合は図 4.4 (a) に示すように各未知点に対して最近傍既知点の距離は一定である．しかし一般倍率の場合この距離は図 4.4 (b) のように導出点毎に違うものとなる．関数は中心既知点を通るように導出されるため，中心既知点と未知点の距離が近いほど信頼性が高いと仮定した．したがって 2 つ目の評価要素を次式で導出する．

$$d_{2,i} = \sqrt{(x_H - x_i)^2 + (y_H - y_i)^2} \quad (4.11)$$

$$\lambda_{2,i} = \begin{cases} \sqrt{1 - d_{2,i}^2} & d_{2,i} \leq 1 \\ 0 & d_{2,i} > 1 \end{cases} \quad (4.12)$$

4.3.1 節で述べたように関数の形を表す係数パラメータ α は $[x_i - 1, x_i + 1], [y_i - 1, y_i + 1]$ の範囲で導出される．これによりこの範囲より遠い場所では信頼性は大きく下がると考えた．最終的に重み λ_i を次式で計算する．

$$\lambda_i = \lambda_{1,i} \lambda_{2,i} \quad (4.13)$$

また図 4.5 では $\lambda_{2,i}$ の一般倍率における効果を示す．各関数に関して図 4.5 を計算した (c) で復元されたなだらかなエッジに対して，すべての近傍関数について $\lambda_{2,i} = 1$ とした (d) ではジャギーを含んだような不自然なエッジを推定していることがわかる．

提案法は各局所領域における推定精度を方向性関数により，全体的な推定精度を加重平均によりそれぞれ向上させた．

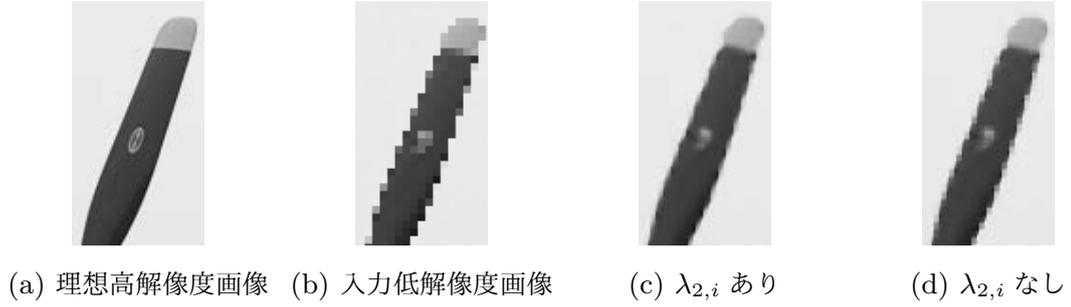


図 4.5 一般倍率における $\lambda_{2,i}$ の効果.

4.5 2倍拡大特化高速計算法

提案法のアルゴリズムを2倍拡大のみに特化した場合、図 4.4 (a) に示したように未知画素と各最近傍既知画素の距離はすべて同一になることから図 4.5 で導出した距離項に関する重み $\lambda_{2,i}$ はすべての近傍関数に対して同じとなり計算する必要がなくなる。また (x_i, y_i) 中心の局所関数で推定する未知点の座標は $(x_i + 1, y_i + 1), (x_i - 1, y_i + 1), (x_i - 1, y_i - 1), (x_i + 1, y_i - 1)$ (図 2.2 (a)) 位置の未知画素) および $(x_i + 1, y_i), (x_i - 1, y_i), (x_i, y_i + 1), (x_i, y_i - 1)$ (図 2.2 (b), (c) 位置の未知画素) の8点である。これらの値および式 (4.4) を式 (4.1) に代入することで各点は次のように計算できる。

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \Gamma_i(x_i + 1, y_i + 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i - 1, y_i + 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i - 1, y_i - 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i + 1, y_i - 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\}
 \end{array} \right. \quad (4.14)$$

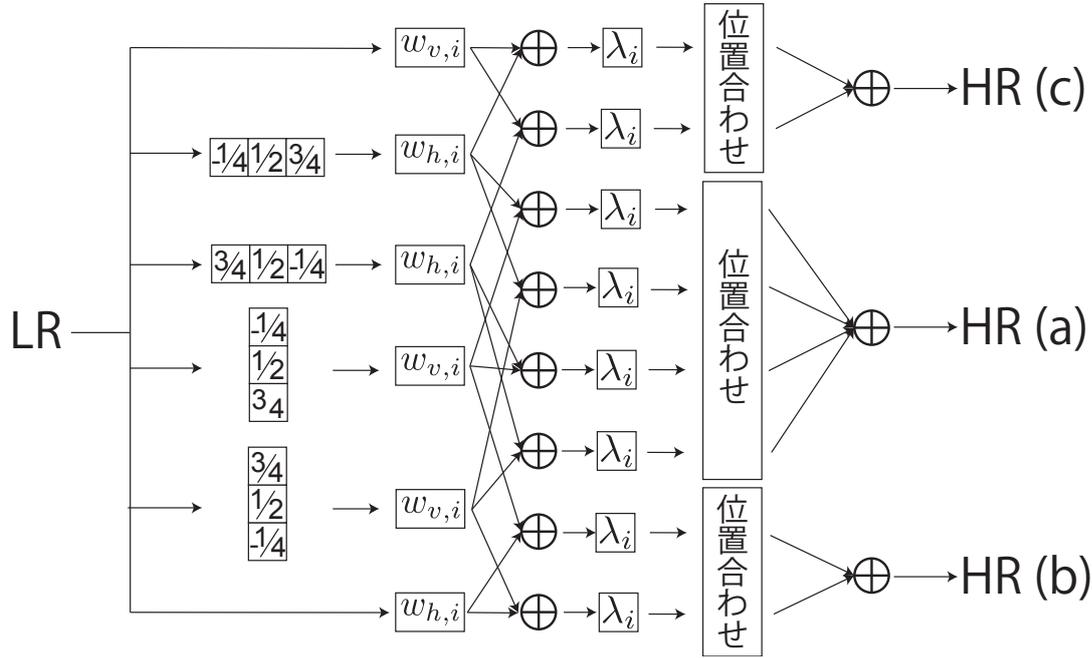


図 4.6 2倍拡大特化の場合のブロック図. LR は入力低解像度画像, HR(a), HR(b), HR(c) はそれぞれ未知高解像度画素の内図 2.2 (a), 図 2.2 (b), 図 2.2 (c) の位置関係にある未知画素を指す.

$$\begin{cases}
 \Gamma_i(x_i + 1, y_i) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i - 1, y_i) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{h,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i, y_i + 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i, y_i - 1) = f(x_i, y_i) \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ -\frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\}
 \end{cases} \quad (4.15)$$

ここで $w_{h,i} + w_{v,i} = 1$ であることを考慮すると次のように変形できる.

$$\begin{cases}
 \Gamma_i(x_i + 1, y_i + 1) = w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i - 1, y_i + 1) = w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i - 1, y_i - 1) = w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\
 \Gamma_i(x_i + 1, y_i - 1) = w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\
 \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\}
 \end{cases} \quad (4.16)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \Gamma_i(x_i + 1, y_i) = w_{v,i}f(x_i, y_i) \\ \quad + w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i + 2, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\ \Gamma_i(x_i - 1, y_i) = w_{v,i}f(x_i, y_i) \\ \quad + w_{h,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i + 2, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i - 2, y_i) \right\} \\ \Gamma_i(x_i, y_i + 1) = w_{h,i}f(x_i, y_i) \\ \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i + 2) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \\ \Gamma_i(x_i, y_i - 1) = w_{h,i}f(x_i, y_i) \\ \quad + w_{v,i} \left\{ \frac{1}{2}f(x_i, y_i) - \frac{1}{4}f(x_i, y_i + 2) + \frac{3}{4}f(x_i, y_i - 2) \right\} \end{array} \right. \quad (4.17)$$

これが各既知画素での局所関数 Γ_i で成り立つため、入力低解像度画像と小さなフィルタの畳み込みによって並列処理が可能である。最終的に図 4.6 に示すブロック図のように 3×1 または 1×3 の 4 フィルタとの畳み込みと重み $w_{v,i}, w_{h,i}, \lambda_i$ の要素積によって出力画像を得ることができ、2 倍拡大に特化した場合はより高速な処理が可能となる。

4.6 実験

本節では整数倍率と非整数倍率の双方について実験を行い、提案法の性能を測る。整数倍率では既知画像から生成した低解像度画像を入力として各手法で高解像度画像を復元した際の精度を主観評価と客観評価により比較し、非整数倍率では既知画像を入力として高解像度画像を推定した際の品質を主観評価により比較する。

4.6.1 実験内容

本実験ではノイズ除去で用いた画像（図 3.7, 図 3.8, 図 3.9）に加え、SIDBA データセットから図 4.7 に示す 256×256 サイズ画像 16 枚を利用した。また画像拡大率として、最も多くの手法が提案されている 2 倍拡大の他、2 倍拡大以外の整数倍、非整数倍についてそれぞれ実験を行った。また 2 倍を含む整数倍（倍率 M ）の場合、まず各データセットによる画像をそれぞれ縦横 $1/M$ にダウンサンプルを行い、各手法によって元のサイズに復元するというシミュレーションを行い、復元後の推定画像と原画像の見た目比較による定性的評価と 2.3.2 節に示す PSNR 計算による定量的評価の両面から評価した。非整数倍に関してはダウンサンプルの仕方により手法ごとの推定画像が大きく左右されることから、ダウンサンプルを行わずデータセット画像をそのまま入力とし、各手法で指定された倍率での拡大を行った際の推定画像の比較による定性的評価のみを行った。また本研究は補間品質と計算コストの両立を目的としているため、いくつかの画像サイズに対して提案法および従来法で 2 倍拡大を行った際の平均処理時間をそれぞれ調べた。また実装にあたり、CPU 計算のみでなく GPU 計算を利用できるものはそれによる平均処理時間も調べ

た. なお本研究で用いた CPU は Intel Core i7-8700K 3.70GHz, GPU は GTX1070, プログラム環境は MATLAB を用いている.

4.6.2 比較手法

2倍拡大

2倍拡大の際の比較手法として, 距離に基づく重みを利用した加重平均ベース手法から実用されている手法として Bicubic 法 [80], Lanczos 法 [81], また 2.2.2 節で述べた Bicubic 法の改良である方向性 Cubic Convolution(DCC), 最適化問題により局所モデルパラメータを導出する手法から 2.2.3 節および 2.2.4 節述べた SAI 法 [89] およびその精度向上手法である RSAI 法 [90], Bilateral Filter [1] を重み計算に利用することで計算コスト削減を目指した BSAI [91] の 6 手法を比較手法とした.

一般倍率

2倍拡大以外の拡大を行う一般倍率に関しては, 現在実用されている加重平均ベース手法の Bicubic 法 [80] および Lanczos 法 [81] の二手法を比較対象とした.

4.6.3 実験結果

各データセットを用いた 2倍拡大での PSNR の比較を表 4.1~ 表 4.4 に示す. 2倍拡大での PSNR での比較としては, 加重平均ベース手法である Bicubic 法 [80], Lanczos 法 [81], DCC [83] にはほぼすべての画像で上回る値を示している. また最適化問題を利用する手法のうち, SAI [89], BSAI [91] に対してはすべてのデータセットの平均 PSNR で高い精度を示すことができている. しかし RSAI [90] に対してはほぼ同等のものから劣ってしまうもの, 逆に上回る精度を示しているものなど, 画像ごとに優劣がつく結果となっている. また 2倍拡大処理後の推定画像比較を図 4.8, 図 4.9, 図 4.10 に示す. 図 4.8 では広い範囲に渡る, さほど角度のないエッジ部を示している. ここでは低計算コストを重視する実用的な加重平均ベース手法 2つ ((c) と (e)) を除く手法ではジャギーのないエッジを推定できている. 言い換えれば実用的な加重平均ベース手法では低解像度画像内にエイリアシングを含む場合, ほとんどの拡大画像にジャギーを生じることになる. 図 4.11 ではテクスチャに近い, 細かいエッジ領域を示している. このような領域では実用的な加重平均ベース手法のみならず, DCC でも波打ったような構造を発生してしまう. また SAI ではジャギーが生じてはいないものの, 細かいエッジの周りに JPEG 圧縮の際に生

じるモスキートノイズのようなアーティファクトが生じている。RSAI では SAI のそれらの問題を解決している。一方提案法ではジャギーもなく、モスキートノイズも発生していないが、1 ~ 2 ピクセル程度しか幅のない細いエッジ領域を注視すると縞模様のようなアーティファクトが見える。PSNR 比較で RSAI より劣る画像が存在する理由として、このような細い領域で RSAI よりも精度が低下しているためであると考えられる。図 4.10 では比較的急峻な角度を持ち、またその角度が領域毎に変化するエッジ領域を示している。このような領域では最もジャギーが起こりやすい。実際本領域では実用される 2 手法のみならず、DCC、さらには SAI や RSAI など最適化ベース手法までジャギーが見て取れる。これは最適化ベースの手法は未知点近傍に存在する同一パターンを利用することから、パターンが変化する領域ではそれを十分に利用できないためである。しかし提案法では局所領域毎に勾配方向を判断しているため、このような領域でもジャギーを抑制した推定が可能である。次に 2 倍以外の整数倍として 3, 4, 5 倍拡大での PSNR 比較を表 4.5 ~ 表 4.7 に示す。2 倍以上の整数倍においても提案法は十分性能を発揮しており、こちらでも PSNR では殆どの画像において実用される加重平均ベース 2 手法を上回っている。また図 4.11 では 3 倍拡大後の推定画像、図 4.12 では 4 倍拡大後の推定画像を示している。これらの推定画像から見て取れるように高倍率になっても提案法はジャギーを抑制した画像推定が可能である。拡大率が大きくなればなるほど、従来加重平均ベース手法ではジャギーを生みやすく、推定画像の様々な部分にジャギーが現れていることが見て取れる。一方提案法では高倍率でもそれを十分解決している。また図 4.13 および図 4.14 では原画像に対して非整数倍精度での画像拡大を行った推定画像を比較している。この実験では原画像をそのまま入力としている。もともとの解像度で表示する際はジャギーなどは見えなかったものの、拡大率を大きくした場合、言い換えれば画素数の大きいディスプレイに投影した場合、従来法ではジャギーと生んでしまうということである。しかし非整数倍においても提案法はジャギー抑制効果を発揮しており、十分実用に足るものであると考える。

最後に表 4.8 において、いくつかの画像サイズに対する各手法の処理時間を示す。また Bicubic [80], Lanczos [81] および提案法は CPU 実装のみでなく、GPU 実装における実行時間も記載した。やはり実用される手法 2 種は処理時間の面ではその処理の簡単さから多くの場合において提案法よりも早い処理が可能である。しかし最適化ベース手法と比較した場合、提案法は圧倒的に高速に処理できている。特に RSAI は PSNR 的には提案法よりも画像によっては少し優れた精度を持っているが、計算時間的には 3 桁もの差があり、明らかにリアルタイム処理などには向いていないことがわかる。また 4.5 節で述べた 2 倍特化手法は、GPU 計算に極めて適した手法である。GPU 計算を用いる場合、最も小さいサイズに対しては GPU と CPU 間の転送にかかるオーバーヘッドにより CPU 計算

のみの方が高速になっているが、全体的に大きなサイズになればなるほど GPU 計算の恩恵を受けることができている。その中でも提案法の 2 倍特化手法は小さいサイズでは従来法より多少計算時間がかかっているものの、大きなサイズでは優劣が逆転するという結果になっている。コーディングの影響は否めないが、現在 GPU 実装は実用として欠かせないものであるため、この利点は無視できないものである。したがって提案法は最適化ベースに匹敵する、ジャギーを抑制した高精度な画像を実用的な処理時間の範囲かつ任意の倍率で推定することができるという実社会での実用に足る手法である。

4.7 本章のまとめ

本章では、エッジ領域における輝度変化の大きさに注目した方向性関数を考案し、それを利用する画像補間手法を提案した。現在実用されている加重平均ベースの補間手法ではエッジ際などの輝度変化の大きな領域において局所構造を考慮しない推定を行っていることにより、ジャギーなどを引き起こすことが知られている。従来研究として最適化問題を解くことにより局所構造を考慮したモデルパラメータを導出し、これを解決した手法は存在するものの、そのような手法は処理時間が大きくなることや任意倍率での補間が不可能なことから実用に至っていない。そこで本研究では輝度変化の小さい、エッジに沿う方向に強く追従する方向性関数を局所領域毎に定義し、その加重平均により未知画素を導出した。これにより局所的に最適化問題を解く手法にくらべ遥かに処理時間を減らし、任意倍率による補間を可能にしながらも、現在実用されている手法より十分ジャギーを抑制した画像を推定することが可能になった。



図 4.7 SIDBA 画像 (256×256). 最上段一番左の画像を 01 とし, 右に一つ移動すると 02, 03, ..., 下に一つ移動すると 05, 09, ... とする. すなわち最上段一番右が 04, 最下段一番左が 13, 最下段一番右が 16

表 4.1 SIDBA 画像 (256 × 256 サイズ画像, 図 4.7) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR.

SIDBA256	Bicubic	Lanczos	DCC	SAI	BSAI	RS AI	提案法
01	27.30	27.03	27.37	27.41	27.62	27.69	27.69
02	23.36	22.70	22.38	21.04	23.13	19.80	23.39
03	29.37	28.97	29.82	29.69	29.72	29.99	29.87
04	32.21	31.80	32.73	32.64	32.70	32.89	32.96
05	22.21	21.82	22.14	22.30	22.41	22.52	22.28
06	25.41	25.12	25.91	25.89	25.93	26.05	25.92
07	32.71	32.56	32.90	32.94	33.05	33.20	32.96
08	26.67	26.32	26.64	26.79	26.93	26.96	26.77
09	30.01	29.81	30.94	31.00	30.72	31.35	30.68
10	22.92	22.59	22.93	22.98	23.14	23.21	22.57
11	23.90	23.46	23.74	24.10	24.12	24.32	23.99
12	34.07	34.12	34.70	34.24	34.45	35.06	35.11
13	28.34	27.92	28.44	28.80	28.79	29.03	28.66
14	31.23	30.94	32.21	32.44	32.06	32.74	32.66
15	31.36	31.57	30.30	30.45	31.20	31.07	31.58
16	29.34	29.02	29.90	29.84	29.78	30.15	29.59
Ave.	28.15	27.86	28.32	28.29	28.48	28.50	28.54

表 4.2 SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR.

SIDBA512	Bicubic	Lanczos	DCC	SAI	BSAI	RS AI	提案法
01	33.51	33.48	33.13	33.12	33.66	33.61	33.85
02	24.57	23.85	23.49	22.58	24.27	22.17	24.61
03	25.81	25.48	25.65	25.81	25.97	26.01	25.88
04	30.54	30.16	30.53	30.63	30.76	30.81	30.63
05	23.08	22.78	23.25	23.16	23.29	23.31	23.23
06	33.96	33.88	34.43	34.50	34.42	34.78	34.32
07	22.92	22.52	22.88	23.13	23.12	23.36	22.94
08	37.03	36.77	37.22	37.36	37.59	37.80	38.00
09	32.79	32.48	33.24	33.53	33.43	33.71	33.45
10	29.95	29.73	29.49	29.66	30.09	29.98	29.99
11	29.26	29.00	29.56	29.54	29.61	29.79	29.65
Ave.	29.40	29.10	29.35	29.37	29.66	29.57	29.69

表 4.3 Kodak データセット (図 3.8) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR.

Kodak	Bicubic	Lanczos	DCC	SAI	BSAI	RSAI	提案法
01	26.36	26.02	26.23	26.19	26.33	26.49	26.45
02	33.48	33.09	33.63	33.60	33.74	33.91	33.73
03	34.80	34.49	35.21	35.31	35.10	35.61	35.27
04	34.39	34.16	34.28	34.41	34.52	34.67	34.59
05	27.18	26.95	27.86	27.84	27.70	28.08	27.70
06	27.61	27.23	27.61	27.61	27.79	27.94	27.74
07	34.40	34.26	35.16	35.02	34.73	35.38	35.04
08	23.65	23.29	23.72	23.56	23.82	23.77	23.75
09	32.86	32.63	33.14	33.14	33.14	33.29	33.42
10	32.82	32.50	33.22	33.65	32.95	33.94	33.29
11	29.41	29.04	29.51	29.51	29.67	29.78	29.66
12	33.04	32.78	33.17	33.18	33.22	33.44	33.29
13	24.14	23.74	23.98	24.15	24.35	24.36	24.25
14	29.69	29.39	29.86	29.90	29.95	30.14	30.00
15	31.90	31.66	32.04	32.08	31.98	32.48	32.59
16	31.36	30.92	31.27	31.31	31.47	31.60	31.55
17	32.46	32.19	32.82	32.91	32.64	33.11	32.80
18	28.40	28.04	28.27	28.48	28.57	28.69	28.58
19	28.27	27.95	28.45	26.57	28.48	27.73	28.51
20	32.06	31.66	32.73	32.78	32.69	33.03	32.82
21	28.87	28.48	28.79	28.79	29.04	29.09	28.96
22	30.92	30.58	30.83	30.90	31.10	31.19	31.03
23	36.21	36.16	37.01	36.97	36.75	37.43	36.56
24	27.23	26.86	27.04	27.20	27.37	27.43	27.40
Ave.	30.48	30.17	30.66	30.63	30.71	30.94	30.79

表 4.4 McM データセット (図 3.9) を用いた 2 倍拡大画像の PSNR.

McM	Bicubic	Lanczos	DCC	SAI	BSAI	RSAI	提案法
01	28.22	27.93	28.30	28.28	28.52	28.54	28.57
02	37.53	37.55	38.02	37.97	37.59	38.46	37.87
03	37.65	37.55	37.77	37.80	37.67	38.15	37.99
04	33.46	33.26	34.62	34.67	33.98	34.83	34.13
05	38.86	38.96	39.55	39.58	39.16	39.86	39.63
06	38.03	37.91	38.72	38.94	38.45	39.30	38.67
07	38.67	38.57	39.36	39.35	39.05	39.72	39.27
08	30.93	30.88	30.73	30.71	30.97	31.10	31.07
09	35.14	35.14	34.88	34.83	35.05	35.23	35.35
10	30.00	29.78	30.12	30.49	30.42	30.87	31.07
11	32.21	32.01	32.69	32.80	32.60	33.14	32.99
12	27.72	27.54	28.01	28.17	28.07	28.44	28.06
13	30.56	30.68	31.76	31.62	31.35	31.99	31.60
14	34.30	34.19	34.63	34.63	34.57	34.99	34.82
15	38.83	39.24	38.83	38.63	38.56	39.29	39.24
16	30.91	30.57	30.74	31.05	31.14	31.27	31.18
17	31.73	31.61	31.71	31.76	31.89	32.06	32.02
18	34.68	34.79	35.21	35.05	35.00	35.43	35.24
Ave.	33.86	33.79	34.20	34.24	34.11	34.59	34.38

表 4.5 SIDBA 画像 (512 × 512 サイズ画像, 図 3.7) を用いた一般倍率における PSNR.

SIDBA512	3 倍			4 倍			5 倍		
	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法
01	29.00	28.76	29.19	26.42	26.12	26.56	24.70	24.37	24.89
02	22.30	21.92	22.42	21.78	21.46	21.93	21.36	21.03	21.49
03	23.10	22.74	23.15	21.70	21.32	21.79	20.73	20.38	20.76
04	27.73	27.45	27.83	26.27	25.94	26.38	25.15	24.78	25.25
05	19.76	19.37	19.65	18.19	17.87	18.07	17.27	16.97	17.17
06	30.18	29.95	30.56	27.98	27.70	28.38	26.42	26.11	26.80
07	20.57	20.16	20.63	19.57	19.17	19.69	19.02	18.65	19.14
08	34.26	33.82	34.31	31.07	30.83	31.74	30.44	30.12	30.39
09	30.06	29.71	30.85	28.34	27.99	29.07	26.94	26.62	27.54
10	26.71	26.43	26.63	24.56	24.29	24.69	23.07	22.79	23.10
11	26.01	25.72	26.27	24.19	23.83	24.42	23.02	22.69	23.27
Ave.	26.33	26.00	26.50	24.55	24.23	24.79	23.46	23.14	23.62

表 4.6 Kodak データベース (図 3.8) を用いた一般倍率における PSNR.

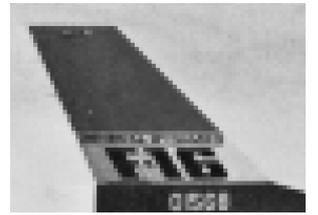
Kodak	3 倍			4 倍			5 倍		
	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法
01	23.13	22.74	23.09	21.77	21.45	21.82	20.97	20.65	21.08
02	30.48	30.11	30.81	29.30	28.93	29.65	28.54	28.22	28.94
03	31.59	31.18	32.06	30.09	29.72	30.61	29.20	28.82	29.74
04	31.08	30.73	31.35	29.38	29.01	29.71	28.35	28.00	28.62
05	23.47	23.09	23.88	21.78	21.41	22.15	20.87	20.51	21.16
06	24.73	24.33	24.84	23.56	23.18	23.71	23.02	22.65	23.16
07	30.37	30.20	30.76	27.98	27.82	28.25	26.27	25.88	26.41
08	20.43	20.04	20.31	19.09	18.78	19.06	18.41	18.09	18.42
09	29.05	28.73	29.37	27.05	26.70	27.26	25.81	25.46	25.94
10	29.36	28.96	29.77	27.77	27.40	28.08	26.78	26.37	27.13
11	26.21	25.81	26.39	24.91	24.53	25.09	24.08	23.74	24.28
12	30.55	30.17	30.95	29.18	28.81	29.60	28.16	27.78	28.57
13	21.30	20.88	21.44	20.20	19.82	20.39	19.58	19.21	19.78
14	26.18	25.80	26.46	24.57	24.18	24.84	23.70	23.33	23.94
15	30.50	30.12	30.92	28.94	28.58	29.49	28.01	27.63	28.45
16	28.44	28.01	28.64	27.38	27.01	27.61	26.81	26.46	27.00
17	29.37	29.01	29.75	27.84	27.50	28.18	27.04	26.70	27.30
18	25.37	24.99	25.53	23.95	23.59	24.17	23.17	22.79	23.41
19	24.66	24.29	24.79	23.10	22.70	23.22	22.24	21.91	22.38
20	28.67	28.28	29.27	27.10	26.73	27.64	26.13	25.77	26.61
21	25.48	25.09	25.59	24.08	23.72	24.23	23.24	22.88	23.36
22	27.48	27.11	27.56	26.16	25.77	26.30	25.38	25.01	25.57
23	31.89	31.60	32.16	29.70	29.29	29.92	28.40	27.98	28.63
24	24.22	23.78	24.41	23.02	22.65	23.24	22.35	21.97	22.55
Ave.	27.25	26.88	27.50	25.75	25.39	26.01	24.86	24.49	25.10

表 4.7 McM データベース (図 3.9) を用いた一般倍率における PSNR.

McM	3 倍			4 倍			5 倍		
	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法	Bicubic	Lanczos	提案法
01	24.63	24.29	24.85	22.88	22.56	23.05	21.76	21.41	21.87
02	32.77	32.54	32.99	30.26	29.96	30.57	28.76	28.44	28.98
03	33.43	33.17	33.74	31.20	30.92	31.43	29.70	29.44	29.92
04	29.22	28.85	29.71	27.28	26.91	27.67	26.17	25.79	26.44
05	34.09	33.84	34.45	31.59	31.29	31.91	30.03	29.69	30.34
06	34.04	33.74	34.60	31.93	31.64	32.56	30.68	30.39	31.12
07	34.57	34.37	35.03	32.40	32.10	32.81	31.01	30.70	31.22
08	26.39	26.10	26.45	24.16	23.80	24.25	22.84	22.49	22.93
09	30.43	30.17	30.52	28.07	27.77	28.22	26.67	26.36	26.77
10	25.89	25.61	26.65	23.87	23.54	24.25	22.40	21.99	22.82
11	28.19	27.85	28.64	26.24	25.88	26.65	25.00	24.64	25.40
12	23.74	23.41	23.96	21.88	21.50	22.05	20.75	20.38	20.94
13	25.55	25.34	26.07	22.96	22.70	23.29	21.33	21.04	21.55
14	30.08	29.80	30.39	27.86	27.53	28.12	26.50	26.16	26.77
15	33.17	33.05	33.31	30.00	29.72	30.19	28.26	27.90	28.43
16	27.82	27.52	28.14	26.32	26.00	26.83	25.31	24.98	25.76
17	27.63	27.28	27.87	25.67	25.32	25.92	24.53	24.13	24.82
18	29.87	29.65	30.09	27.47	27.17	27.55	25.98	25.63	26.10
Ave.	29.53	29.25	29.86	27.34	27.02	27.63	25.98	25.64	26.23

表 4.8 入力サイズ毎の処理時間比較 [ms]. 太字で表記されているものが最も処理時間が短いもの. RSAI の高倍率は計算機メモリ不足により未検証.

画像サイズ [pix×pix]		Bicubic		Lanczos		SAI	RSAI	提案法			
入力画像	出力画像	CPU	GPU	CPU	GPU	CPU	CPU	任意倍率		2 倍特化	
								CPU	GPU	CPU	GPU
256 × 256	512 × 512	16	24	17	33	536	6600	35	70	9	49
512 × 512	1080 × 1920	62	31	66	41	2269	26300	199	92	69	59
1080 × 1920	2160 × 3840	423	86	449	99	18889	測定不能	1625	225	584	92
2160 × 3840	4320 × 7680	1667	257	1730	302	75513	測定不能	6661	647	2389	207



(a) 原画像

(b) 入力低解像度画像



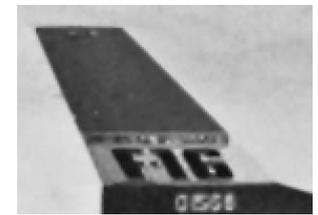
(c) Bicubic [80]

(d) DCC [83]



(e) Lanczos [81]

(f) SAI [89]



(g) RSAI [90]

(h) 提案法

図 4.8 SIDBA512 サイズ画像 01, 2倍拡大推定.



(a) 原画像



(b) 入力低解像度画像



(c) Bicubic [80]



(d) DCC [83]



(e) Lanczos [81]



(f) SAI [89]



(g) RSAI [90]



(h) 提案法

図 4.9 McM データセット画像 12, 2倍拡大推定.



(a) 原画像



(b) 入力低解像度画像



(c) Bicubic [80]



(d) DCC [83]



(e) Lanczos [81]



(f) SAI [89]



(g) RSAI [90]

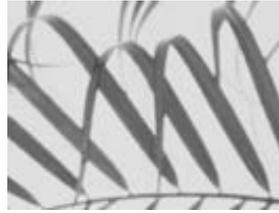


(h) 提案法

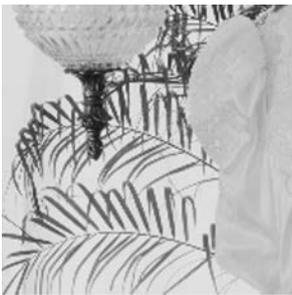
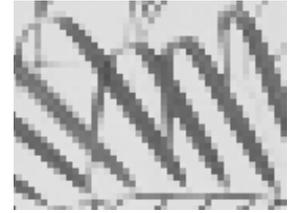
図 4.10 Kodak データセット画像 20, 2 倍拡大推定.



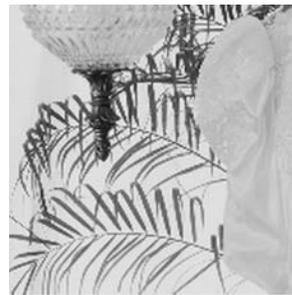
(a) 原画像



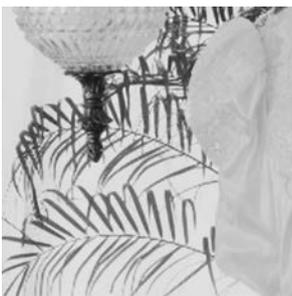
(b) 入力低解像度画像



(c) Bicubic [80]



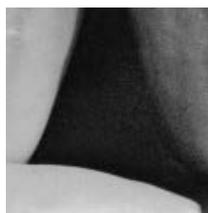
(d) Lanczos [81]



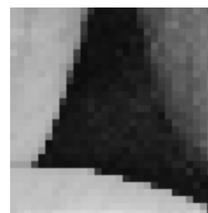
(e) 提案法



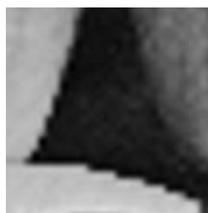
図 4.11 McM データセット画像 13, 3 倍拡大推定.



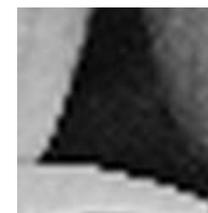
(a) 原画像



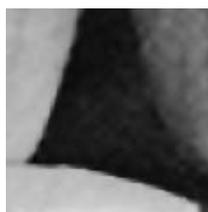
(b) 入力低解像度画像



(c) Bicubic [80]

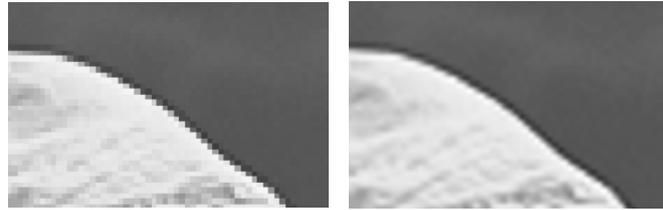


(d) Lanczos [81]



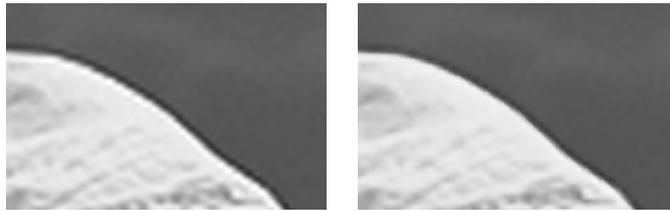
(e) 提案法

図 4.12 SIDBA512 × 512 サイズ画像 09, 4 倍拡大推定.



(a) 入力低解像度画像

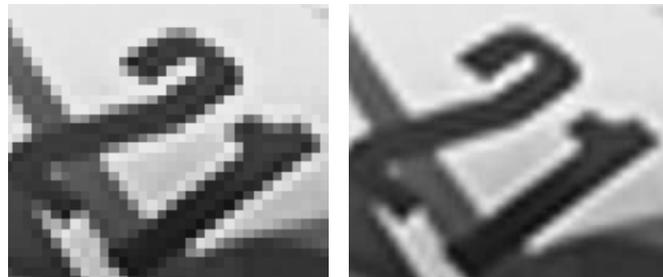
(b) Bicubic [80]



(c) Lanczos [81]

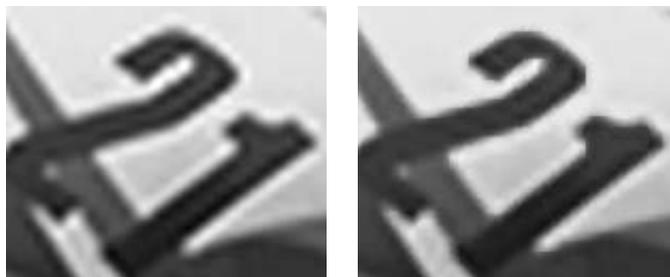
(d) 提案法

図 4.13 Kodak データセット画像 03, 3.5 倍拡大推定.



(a) 入力低解像度画像

(b) Bicubic [80]



(c) Lanczos [81]

(d) 提案法

図 4.14 Kodak データセット画像 05, 4.5 倍拡大推定.

第 5 章

ノイズ入低解像度画像の 任意倍率拡大

5.1 本章の構成

本章では，3 章と 4 章で提案した 2 手法をまとめ，ノイズ入低解像度画像から任意倍率の拡大画像を得る手法を提案する．最初に本研究全体の目標であるノイズ除去と画像拡大をまとめた提案法の一連の流れを述べる．次にテスト画像に対してダウンサンプルを行った低解像度画像にノイズを混入したものから高解像度画像を推定する実験を通して，提案法の性能を評価する．最後に本章のまとめと今後の展望について述べる．

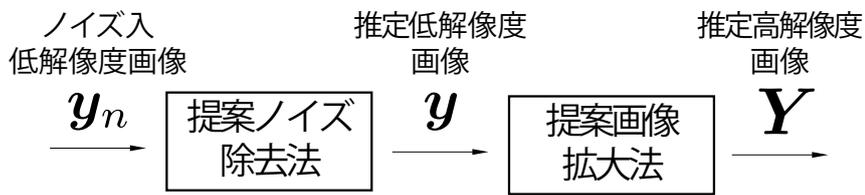
5.2 ノイズ入低解像度画像に対する任意倍率画像拡大

本節では本研究全体の目標である撮影・伝送時に生じるノイズを除去し，任意倍率の拡大画像を得る一連の過程を行う手法を提案する．まず本過程における最初の問題はノイズの除去である．ここでは 3 章で提案したガウス-インパルス混合ミックスノイズ除去手法によるノイズ除去を行う．しかし低解像度画像に対して提案ノイズ除去法を適用したところ，図 5.1 に示すように詳細部が失われやすいことがわかった．これはダウンサンプルにより画像サイズが小さくなったことで，DWM の詳細部誤検知が起りやすくなるためである．そこで，除去性能を比較するため，提案ノイズ除去法と提案拡大法の組み合わせを変えた 3 種類の手法を提案する．またそれぞれのフローチャートを図 5.2 に示す．

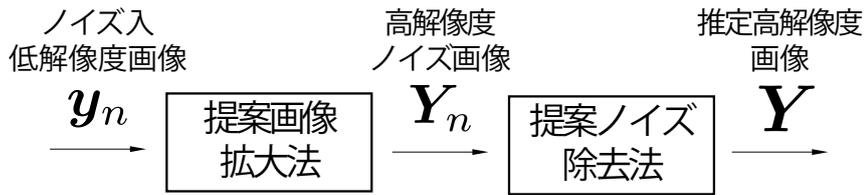


(a) 低解像度画像 (b) ノイズ入低解像度画像 (c) 推定低解像度画像

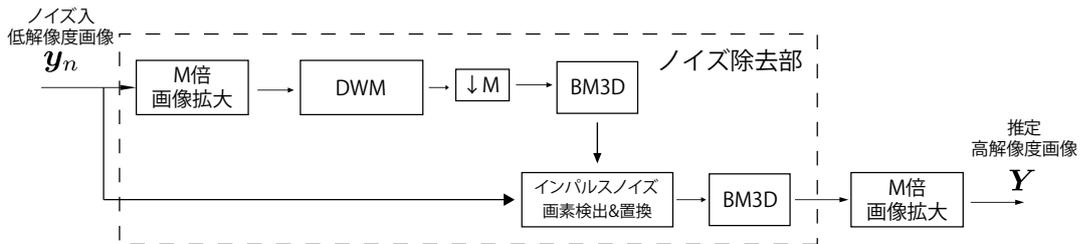
図 5.1 低解像度画像に対するノイズ除去結果.



(a) 提案法 1



(b) 提案法 2



(c) 提案法 3

図 5.2 ノイズ入り画像に対する任意倍率拡大手法フローチャート.

提案法 1

提案法 1 は、まずノイズ入低解像度画像に対してノイズ除去を行い、その後除去画像に対して拡大手法を適用する。この手法は本研究が対象とする過程をそのまま表現したもの

である。しかし、低解像度画像に対してノイズ画素探索を行ったことで詳細部が誤検知されやすくなり、詳細部が大きく欠損しやすい。

提案法 2

提案法 2 は、まずノイズ入低解像度画像に対して画像拡大を行い、拡大ノイズ画像に対してノイズ除去を行う手法である。この手法はノイズ画素探索より先に画像拡大を行うことで詳細部の判別が容易になり、詳細部保持という提案ノイズ除去手法の強みを活かしやすい。しかし、本来の過程とは逆の処理を行っていることから、画像拡大の性能が低下しやすく、またノイズ画素を拡大してしまうことから平坦部などにノイズ影響が残りやすい。

提案法 3

提案法 3 は、提案ノイズ除去の DWM 処理の前に画像拡大を行い、DWM 処理後にダウンサンプルを行い低解像度画像サイズに戻す。その後残りのノイズ除去を行い、その出力画像に対して再び画像拡大を行い、高解像度画像を得る。DWM 処理の際に拡大画像を利用することで詳細部保持を行いながら、その後の除去処理を低解像度画像サイズで行うことで平坦部などのノイズ影響を避ける。画像の拡大回数が多いことから拡大手法の性能に影響されやすい。

5.3 実験

本章で提案した 3 手法を比較し、その結果を基に本論文での提案手法を決定する。ノイズ入低解像度画像は、まず高解像度画像をダウンサンプルし、その後ガウスノイズ (AWGN)、インパルスノイズ (RVIN) の順に付加することで生成する。これを各提案法を用いて高解像度画像を生成し、定性評価と定量評価 (PSNR) の双方から品質を評価し、最終的な提案法を決定する。

まず定量評価として各データセットとノイズレベルにおける 2 倍拡大時の平均 PSNR を表 5.1 に示す。表 5.1 から、ほぼすべてのデータセットおよびノイズに対して提案法 3 が最も高い PSNR を示している事がわかる。次に定性評価として、いくつかのノイズおよび倍率に対しての出力画像を図 5.3~ 図 5.7 に示す。図 5.3, 図 5.4, 図 5.5 は拡大率 2 倍における結果比較である。提案法 1 は図 5.3 に示すテクスチャ, 図 5.4 に示す文字, 図 5.5 に示す小窓など, 部分拡大の際に注目するような詳細部が失われているため, 実用には不向きである。提案法 2 は詳細部に関しては提案法 3 と同等以上に保持できているもの

表 5.1 ミックスノイズ入低解像度画像に対する 2 倍拡大時平均 PSNR.

σ	p	SIDBA512(図 3.7)			Kodak(図 3.8)			McM(図 3.9)		
		提案法 1	提案法 2	提案法 3	提案法 1	提案法 2	提案法 3	提案法 1	提案法 2	提案法 3
5	0%	26.78	28.77	28.69	28.48	29.81	29.73	30.63	32.55	32.48
	5%	26.39	26.48	27.79	28.07	27.53	28.89	30.00	28.93	31.13
	10%	26.00	24.48	26.63	27.70	25.50	27.87	29.34	26.24	29.56
10	0%	26.31	27.57	27.88	27.85	28.55	28.90	29.44	30.40	30.89
	5%	26.03	25.90	27.35	27.58	26.86	28.44	29.08	27.99	30.23
	10%	25.76	24.21	26.66	27.33	25.16	27.90	28.68	25.77	29.40
15	0%	25.78	26.34	27.08	27.22	27.23	28.12	28.39	28.54	29.58
	5%	25.56	25.07	26.74	27.00	25.91	27.82	28.12	26.80	29.19
	10%	25.32	23.69	26.29	26.80	24.56	27.48	27.84	25.05	28.69

の、平坦部にはノイズ影響が残っている事がわかる。提案法 3 は提案法 2 より詳細部がわずかに失われているが、平坦部の除去性能、詳細部の保持を最も両立している。図 5.6、図 5.7 は拡大率 3 倍における結果比較である。図 5.6 ではいずれの手法も滑らかなエッジを推定していることがわかる。また図 5.7 では提案法 1 は細い領域が失われており、提案法 2 はノイズを除去しきれていないことから、高い倍率においても提案法 3 は 3 手法で最も優れていると考えられた。

この実験の結果から、本研究は提案法 3 を最終的なアルゴリズムとして決定し、ノイズ入低解像度画像に対する任意倍率拡大手法として提案する。

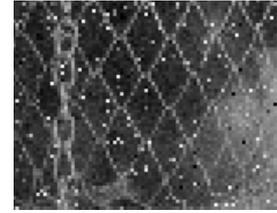
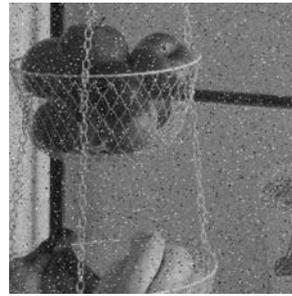
5.4 まとめと今後の展望

本章では 3 章および 4 章にて提案したノイズ除去手法と画像拡大手法をまとめ、ノイズ入低解像度画像に対する任意倍率拡大手法を提案した。3 章で対象としていたノイズ画像と比較して、低解像度画像を対象とするノイズ除去を行う場合、DWM 処理部において詳細部が失われてしまうことがわかった。そこで、DWM 処理部を行う前処理として、ノイズ画像に対して画像拡大を適用した拡大ノイズ画像を推定し、それに対して DWM 処理をかけることで詳細部の欠損を防いだ。しかし、拡大ノイズ画像はノイズの影響を大きく受けているため、これを用いて提案ノイズ除去手法で得た推定画像はノイズを除去しきれないことがわかった。そこで、DWM 処理後にダウンサンプルを適用することでそれを抑制し、その後残るノイズ処理を加えることにより、低解像度画像に対しても提案ノイズ除去手法のノイズ除去性能と詳細部の保持の両面について高い性能を発揮することができた。最終的に詳細部を保持したノイズ除去画像に対して提案画像拡大法を適用することで、ノイズ入低解像度画像から任意倍率の拡大画像を得ることができた。これにより本

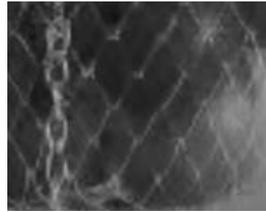
研究が対象としていた撮影・伝送時のノイズ除去と任意倍率画像拡大による詳細部を保持しながらジャギーなどのアーティファクトを除去した高品質な画像を推定する手法を提案した。



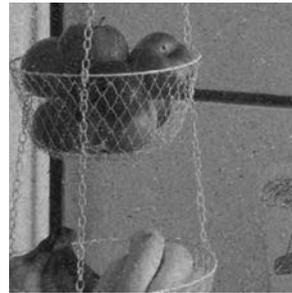
(a) 目標高解像度画像



(b) ノイズ入低解像度画像



(c) 提案法 1



(d) 提案法 2

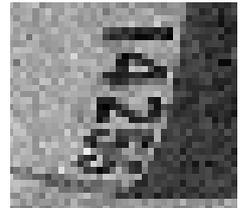
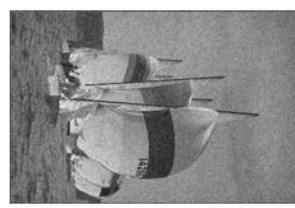


(e) 提案法 3

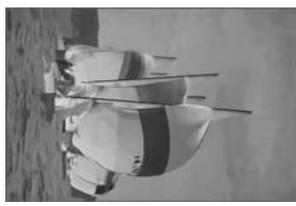
図 5.3 McM データセット画像 04, $\sigma = 10, p = 5\%$, 2 倍拡大結果.



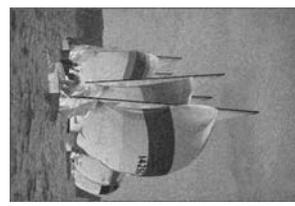
(a) 目標高解像度画像



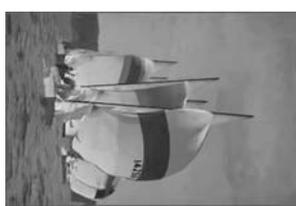
(b) ノイズ入低解像度画像



(c) 提案法 1



(d) 提案法 2

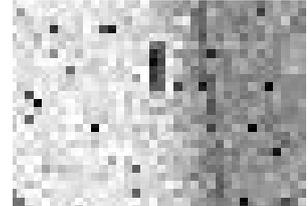


(e) 提案法 3

図 5.4 McM データセット画像 04, $\sigma = 15, p = 0\%$, 2倍拡大結果.



(a) 目標高解像度画像



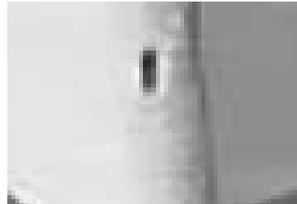
(b) ノイズ入低解像度画像



(c) 提案法 1



(d) 提案法 2

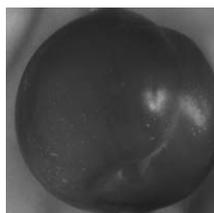


(e) 提案法 3

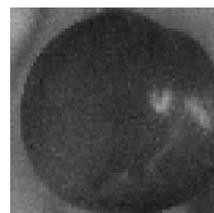
図 5.5 Kodak データセット画像 21, $\sigma = 15, p = 5\%$, 2 倍拡大結果.



(a) 目標高解像度画像



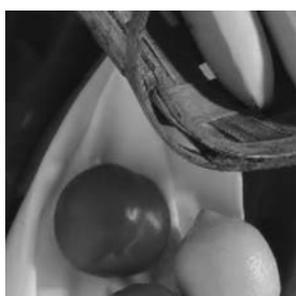
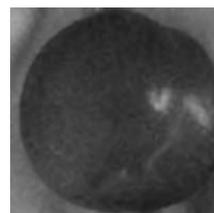
(b) ノイズ入低解像度画像



(c) 提案法 1



(d) 提案法 2



(e) 提案法 3



図 5.6 McM データセット画像 06, $\sigma = 5, p = 0\%$, 3 倍拡大結果.



(a) 目標高解像度画像



(b) ノイズ入低解像度画像



(c) 提案法 1



(d) 提案法 2



(e) 提案法 3

図 5.7 Kodak データセット画像 20, $\sigma = 5, p = 5\%$, 3 倍拡大結果.

第 6 章

結 論

本論文では私達が日常扱っているデジタル画像の利用として、デジタル画像撮影時からなんらかのディスプレイ上において任意サイズでの表示を行うまでの場面に注目した。本場面において問題となる事柄が、ノイズ除去と画像拡大の2つである。まず撮影時の暗電流ノイズやセンサ素子の故障によるドット落ち、伝送時のビット誤りやメモリ欠損などにおいてノイズが発生することが知られている。これを残したまま画像拡大を行った場合、推定画像はノイズの影響を受けたものとなるため、その品質を大きく低下させることになる。そして表示機器へと伝送後、表示するディスプレイの解像度や表示サイズに応じてデジタル画像の行列サイズが決定される。しかし入力画像と求められる行列サイズに相関はないため、任意の倍率について拡大処理を行うことが求められる。また同一ディスプレイ上でも画像拡大が求められる場面として、スマートフォン上などにおける画像の一部分拡大などがある。この場合画面タップなどの動作をユーザーが行ってから即画面上に反映する必要があるため、高速な処理が求められることになる。本論文ではノイズ除去と画像拡大をそれぞれ別問題として提案を行った後、それら2つの提案法をまとめることでノイズ入低解像度画像に対する任意倍率拡大を行う手法として結実させた。以下にそれぞれの問題に対する本論文の取り組みと、今後の展望を述べる。

ノイズ除去

本研究におけるノイズ除去の目的は、画像拡大の品質を低下させる低解像度画像内のノイズを取り除くことである。ノイズはその発生原因ごとに異なるものが生まれ、またそれぞれが違った性質を持つ。日常的に発生するノイズの例として、暗電流ノイズと呼ばれる撮影センサに起因するノイズの近似に適すると言われるガウスノイズ、撮影時のセンサ故障や伝送時のビット誤り、メモリ欠損等によって発生するインパルスノイズなどがある。

従来の研究から単独のノイズに対してはその特性を十分に利用した除去手法が提案されており、高い除去性能を發揮している。しかし複数の発生原因が同時に起こったことにより、異なる特性を持つノイズが混合するミックスノイズと呼ばれるノイズが存在する。単独のノイズを対象とする手法の場合、混合する他のノイズは取り除けない。そのためミックスノイズを除去するには対象とするミックスノイズに適した除去手法が求められる。そこで本研究は3章において最も主要なミックスノイズであるガウス-インパルス混合ノイズを対象とした。

従来の本ミックスノイズ除去における問題は、ガウスノイズが混入したことでインパルス検出が難化し、テクスチャなど画像由来の高周波数成分に対して誤検知が発生することによって出力画像から詳細部が失われてしまうことである。ノイズ除去を画像拡大の前処理として考えたとき、このような失われてしまった高周波数成分を事前情報無しに復元することは極めて難しい。そこで如何にして詳細部を保持しながらノイズを取り除くかが論点となる。そこで提案法は2段階処理による高周波成分の保持を考案した。1段階目では入力ノイズ画像に対してインパルスノイズを対象としたDWM法とガウスノイズを対象としたBM3Dを利用して仮推定画像を得る。仮推定画像ではインパルスノイズ除去とガウスノイズ除去の組み合わせという従来手法に類似する手法であり、従来法と同様に詳細部が欠損する。そこで本研究では2段階目の処理として、まず入力ノイズ画像と仮推定画像の差分を利用した新しい検出・除去手法を採用した。本手法ではガウスノイズ除去手法で取り除くことのできない顕著なインパルスノイズのみに注目する。ガウスノイズの影響により誤検知なしにインパルスノイズを完全に検出することは困難であるが、顕著なインパルスノイズという検出しやすいかつガウスノイズ除去手法で除去しきれない成分のみに注目することで、誤検知を減らしながら続くガウスノイズ処理でのミックスノイズ除去を可能にした。最終的に本検出・除去法により得られた画像を改めてBM3Dで処理することにより、高周波成分を残しながらもガウスノイズだけでなく残存するインパルスノイズまでも除去することができた。以上により提案法は本ミックスノイズに対して詳細部を残しながらノイズ除去を行うことができるようになり、画像拡大に適した前処理を行うことができた。

今後の展望として、一定以上にインパルスノイズによる欠損が大きくなると平坦領域に模様のような構造が生まれてしまうという問題の解決を目指す。本問題は欠損率が大きくなったことで仮推定画像内にインパルスノイズ成分が残ってしまい、その結果後半部処理でも除去されないところにある。そこで高欠損率の場合は現在用いているDWMを他手法に変える、あるいは複数のインパルス検出・除去法を並列にかけ、その平均により仮推定画像を得るなどの方法が考えられる。さらに本研究の将来的な拡張として、ポアソンノ

イズなど別のノイズが混入した場合のミックスノイズ除去にも対応が可能かを検証していきたい。対応できるノイズ種類を増やすことは実社会での利用場面をさらに拡張することと同義である。ノイズの種類によらず低解像度画像にノイズが混入した場合、画像拡大の際に品質劣化を生むため、様々なシーンから高品質な画像を得るためには日常の利用で混入しうるノイズを十分想定し、それぞれを混合したミックスノイズの除去を考えていくことが必要である。

画像補間

解像度向上手法という点で画像補間と超解像を比較した場合、画像補間の優れる点は事前情報を利用しないことで機器によらず利用できることと高速な処理が可能であることの2点が挙げられる。しかし実用化されている距離による重みを利用した加重平均ベースの画像補間法は、輝度変化の大きい領域であるエッジ領域にジャギーと呼ばれる不自然な構造を生むことが知られている。これを解決するために最適化問題を解くことで局所毎のパラメータを導出する手法が提案されているが、領域ごとのパラメータ導出に高計算コストを必要とすることから、そのような手法では実用に足る処理時間を満たすことができず一般倍率にも対応していない。そこで本研究では4章において広く利用される画像補間法の条件として、ジャギーを抑制した高品質画像の推定、高速処理、一般倍率への対応という3点を満たすことを目標とした。

従来法のジャギー発生原因がエッジ際での変化に近似関数が追従できないためであると考え、本研究ではエッジ領域においては輝度変化の小さいエッジに沿う領域の変化に追従する方向性関数を考案した。さらに未知点を一関数から決定するのではなく、複数関数における推定値の加重平均により未知画素値を決定した。これにより提案法は一般倍率を可能としながらジャギーを抑制した画像補間が可能となった。また方向性関数導出には最適化問題など重い処理が存在せず、また領域ごとの並列処理が可能であるためGPU実装にも向いている。これにより従来最適化手法よりはるかに高速な処理時間で処理を行えることが可能となった。以上により本研究は画像補間が満たすべき3条件を高い水準で満たした手法を提案するに至った。

将来への展望として提案補間法の次なる応用を考えていきたい。画像補間は白黒画像の画像拡大のみでなく、デモザイクなど直接的なものから超解像の前処理など多岐にわたって利用されているため、提案法もそれらの分野への拡張を考えていく。現在最も注目している分野はデモザイクである。デモザイクは主にベイヤー画像 [96] と呼ばれる各画素が一つの色情報をもつ一平面画像から各画素が3色の情報を持つフルカラー画像を推定する分野である。存在しない画素を推定することからデモザイクでも補間手法は利用されてい

る [97–101]. しかし単色の情報のみを利用して推定するだけでは、推定したエッジに色間でズレが生じる事で偽色と呼ばれる不自然な色構造が生まれることが知られており、色差補間や残差補間など他の色情報を利用することがその解決策として知られている. そこで本論文で提案した方向性関数を3次元へと拡張し他の色情報を考慮することで、提案法をデモザイクを含むカラー画像処理への拡張する. 実社会では白黒画像よりカラー画像の方が広く利用されており、より広い場面での利用可能な実用的手法とすることができる.

ノイズ入低解像度画像に対する任意倍率画像拡大

5章において本研究は3章, 4章提案した2手法を利用することで、最終目的である撮影されたデジタル画像をノイズなく任意のサイズで表示するという問題に挑んだ. 一連の過程として本問題を対象とした際に問題となったことが、低解像度画像に対するノイズ除去である. ダウンサンプル時点で詳細部情報が少なくなっている低解像度画像に対してノイズ除去をかけると、3章で対象としていた画像よりも詳細部が失われやすいということがわかった. そこで本研究では提案ノイズ除去と提案拡大手法の順番などを考慮した3種類の手法を提案し比較することでその解決を目指した.

実験の結果詳細部が失われる原因がノイズ除去手法のうちインパルス検出処理にあることが判明し、その前処理として提案拡大手法、後処理としてダウンサンプル処理を行うことで詳細部を保持できることがわかった. これにより低解像度画像に対しても詳細部を保持したノイズ除去を行うことが可能となり、それを提案画像拡大法を適用することでノイズ入低解像度画像から任意倍率の拡大画像を得ることができた. これにより本研究が対象としていた撮影・伝送時のノイズ除去と任意倍率画像拡大による詳細部を保持しながらジャギーなどのアーティファクトを除去した高品質な画像を推定する手法を提案した.

今後の展望として画像拡大手法自体にノイズ頑強性を持たせることを考えたい. 今回提案した手法ではノイズ影響を取り除くためにミックスノイズ除去を採用している. しかしノイズ除去手法は画像補間に比べ処理時間がかかるため、伝送時など画面上に表示する前に処理しておく必要がある. そのため動画のストリーミング再生など、伝送されてから表示するまでの一連の流れに対してリアルタイム処理を求められる場面では本提案法を利用することができない. その解決策として提案画像補間手法に対してノイズ頑強性を加えノイズ除去手法を省略または高速な手法へと置き換えることで、高速性を保ちながらノイズ入低解像度画像に対する画像拡大を行うことが可能であると考えられる. これにより生放送配信等のより広い場面での利用に提案法を用いることが可能となるため、実生活により影響を与える手法とすることが可能になる.

ディスプレイ上に任意サイズで表示することは日常的に利用されている技術でありながら、高速性が求められる分野であるためにいまだ精度面としては未発達なものが利用されている。現在放送技術などでは解像度の限界とされる 8K 解像度が実用レベルまでになっていることを考えると、より高い解像度の表示機器が普及し、より大きなサイズのデジタル画像が求められることになる。またセンサ技術の進歩からこれまでは無視できたような細かなノイズまでも無視できない分解能を持つカメラが実用化されている。現在の画像拡大技術ではそれに見合った精度を出すことは不可能であるため、これに変わる新しい手法を実用化していくことが急務であると言える。デジタル画像の利用として最も身近な画像拡大という分野が本研究により提案された手法を通してさらなる発展が行われることを願い、ここに本論文を結ぶ。

参考文献

- [1] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images,” Proc. of 1998 Sixth International Conference on Computer Vision, pp.839–846, Jan. 1998.
- [2] G. Petschnigg, R. Szeliski, M. Agrawala, M. Cohen, H. Hoppe, and K. Toyama, “Digital photography with flash and no-flash image pairs,” ACM Transactions on Graphics, vol.23, no.3, pp.664–672, Aug. 2004.
<http://doi.acm.org/10.1145/1015706.1015777>
- [3] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic re-lighting,” ACM Transactions on Graphics, vol.23, no.3, pp.673–678, Aug. 2004.
<http://doi.acm.org/10.1145/1015706.1015778>
- [4] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” Proc. of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05), vol.2, pp.60–65vol.2, June 2005.
- [5] O.U.N. Jith and R.V. Babu, “Joint bilateral filtering based non-local means image denoising,” Proc. of 2014 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), pp.1–5, July 2014.
- [6] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.16, no.8, pp.2080–2095, Aug. 2007.
- [7] W. Dong, G. Shi, and X. Li, “Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: A low-rank approach,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.22, no.2, pp.700–711, Feb. 2013.
- [8] S. Gu, L. Zhang, W. Zuo, and X. Feng, “Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising,” Proc. of 2014 IEEE Conference on

- Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2862–2869, June 2014.
- [9] T.A. Nguyen, W.S. Song, and M.C. Hong, “Spatially adaptive denoising algorithm for a single image corrupted by gaussian noise,” *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.56, no.3, pp.1610–1615, Aug. 2010.
- [10] F. Russo, “A method based on piecewise linear models for accurate restoration of images corrupted by gaussian noise,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol.55, no.6, pp.1935–1943, Dec. 2006.
- [11] D.L. Donoho, “De-noising by soft-thresholding,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.41, no.3, pp.613–627, May 1995.
- [12] M. Elad and M. Aharon, “Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.15, no.12, pp.3736–3745, Dec. 2006.
- [13] D.R. Pauluzzi and N.C. Beaulieu, “A comparison of snr estimation techniques for the awgn channel,” *IEEE Transactions on Communications*, vol.48, no.10, pp.1681–1691, Oct. 2000.
- [14] W. Liu and W. Lin, “Additive white gaussian noise level estimation in svd domain for images,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.22, no.3, pp.872–883, March 2013.
- [15] S. Pyatykh, J. Hesser, and L. Zheng, “Image noise level estimation by principal component analysis,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.22, no.2, pp.687–699, Feb. 2013.
- [16] S. Xu, X. Zeng, Y. Jiang, and Y. Tang, “A multiple image-based noise level estimation algorithm,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.24, no.11, pp.1701–1705, Nov. 2017.
- [17] C. Liu, R. Szeliski, S.B. Kang, C.L. Zitnick, and W.T. Freeman, “Automatic estimation and removal of noise from a single image,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.30, no.2, pp.299–314, Feb. 2008.
- [18] Y. Dong and S. Xu, “A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.14, no.3, pp.193–196, March 2007.
- [19] U. Ghanekar, A.K. Singh, and R. Pandey, “A contrast enhancement-based filter for removal of random valued impulse noise,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.17, no.1, pp.47–50, Jan. 2010.

- [20] C.Y. Lien, C.C. Huang, P.Y. Chen, and Y.F. Lin, “An efficient denoising architecture for removal of impulse noise in images,” *IEEE Transactions on Computers*, vol.62, no.4, pp.631–643, April 2013.
- [21] V. Crnojevic, V. Senk, and Z. Trpovski, “Advanced impulse detection based on pixel-wise mad,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.11, no.7, pp.589–592, July 2004.
- [22] S. Akkoul, R. Ledee, R. Leconge, and R. Harba, “A new adaptive switching median filter,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.17, no.6, pp.587–590, June 2010.
- [23] C.L.P. Chen, L. Liu, L. Chen, Y.Y. Tang, and Y. Zhou, “Weighted couple sparse representation with classified regularization for impulse noise removal,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.24, no.11, pp.4014–4026, Nov. 2015.
- [24] J. Wu and C. Tang, “Pde-based random-valued impulse noise removal based on new class of controlling functions,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.20, no.9, pp.2428–2438, Sept. 2011.
- [25] J.K. Mandal and A. Sarkar, “A modified weighted based filter for removal of random impulse noise (mwb),” *Proc. of 2011 Second International Conference on Emerging Applications of Information Technology*, pp.173–176, Feb. 2011.
- [26] R.H. Chan, C.-W. Ho, and M. Nikolova, “Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.14, no.10, pp.1479–1485, Oct. 2005.
- [27] K.K.V. Toh and N.A.M. Isa, “Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.17, no.3, pp.281–284, March 2010.
- [28] X. Zhang and Y. Xiong, “Impulse noise removal using directional difference based noise detector and adaptive weighted mean filter,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.16, no.4, pp.295–298, April 2009.
- [29] P.Y. Chen and C.Y. Lien, “An efficient edge-preserving algorithm for removal of salt-and-pepper noise,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.15, pp.833–836, 2008.
- [30] S. Esakkirajan, T. Veerakumar, A.N. Subramanyam, and C.H. PremChand, “Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.18,

- no.5, pp.287–290, May 2011.
- [31] K.S. Srinivasan and D. Ebenezer, “A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.14, no.3, pp.189–192, March 2007.
- [32] H. Hwang and R.A. Haddad, “Adaptive median filters: new algorithms and results,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.4, no.4, pp.499–502, April 1995.
- [33] Y. Xiao, T. Zeng, J. Yu, and M.K. Ng, “Restoration of images corrupted by mixed gaussian-impulse noise via l1-l0 minimization,” *Pattern Recognition*, vol.44, no.8, pp.1708–1720, 2011.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320311000495>
- [34] B. Xiong and Z. Yin, “A universal denoising framework with a new impulse detector and nonlocal means,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.4, pp.1663–1675, April 2012.
- [35] J. Liu, X.C. Tai, H. Huang, and Z. Huan, “A weighted dictionary learning model for denoising images corrupted by mixed noise,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.22, no.3, pp.1108–1120, March 2013.
- [36] J. Jiang, L. Zhang, and J. Yang, “Mixed noise removal by weighted encoding with sparse nonlocal regularization,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.23, no.6, pp.2651–2662, June 2014.
- [37] L. Liu, L. Chen, C.L.P. Chen, Y.Y. Tang, and C.M. pun, “Weighted joint sparse representation for removing mixed noise in image,” *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol.47, no.3, pp.600–611, March 2017.
- [38] T. Huang, W. Dong, X. Xie, G. Shi, and X. Bai, “Mixed noise removal via laplacian scale mixture modeling and nonlocal low-rank approximation,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.26, no.7, pp.3171–3186, July 2017.
- [39] R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui, and W. He, “A universal noise removal algorithm with an impulse detector,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.14, no.11, pp.1747–1754, Nov. 2005.
- [40] C.H. Lin, J.S. Tsai, and C.T. Chiu, “Switching bilateral filter with a texture/noise detector for universal noise removal,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.19, no.9, pp.2307–2320, Sept. 2010.
- [41] J. Zhang, R. Xiong, C. Zhao, S. Ma, and D. Zhao, “Exploiting image local

- and nonlocal consistency for mixed gaussian-impulse noise removal,” Proc. of 2012 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp.592–597, July 2012.
- [42] Q. Ge, X.Y. Jing, F. Wu, Z.H. Wei, L. Xiao, W.Z. Shao, D. Yue, and H.B. Li, “Structure-based low-rank model with graph nuclear norm regularization for noise removal,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.26, no.7, pp.3098–3112, July 2017.
- [43] Y.M. Huang, M.K. Ng, and Y.W. Wen, “Fast image restoration methods for impulse and gaussian noises removal,” IEEE Signal Processing Letters, vol.16, no.6, pp.457–460, June 2009.
- [44] M. Makitalo and A. Foi, “Optimal inversion of the generalized anscombe transformation for poisson-gaussian noise,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.22, no.1, pp.91–103, Jan. 2013.
- [45] M. Ye and Y. Qian, “Mixed poisson-gaussian noise model based sparse denoising for hyperspectral imagery,” Proc. of 2012 4th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), pp.1–4, June 2012.
- [46] W. Li, X. Yin, Y. Liu, and M. Zhang, “Robust video denoising for mixed poisson, gaussian and impule noise,” Proc. of 2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), pp.459–462, June 2017.
- [47] F. Zhou, W. Yang, and Q. Liao, “Interpolation-based image super-resolution using multisurface fitting,” Image Processing, IEEE Transactions on, vol.21, no.7, pp.3312–3318, July 2012.
- [48] B.K. Gunturk and M. Gevrekci, “High-resolution image reconstruction from multiple differently exposed images,” IEEE Signal Processing Letters, vol.13, no.4, pp.197–200, April 2006.
- [49] Y. Tian and K.H. Yap, “Joint image registration and super-resolution from low-resolution images with zooming motion,” IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol.23, no.7, pp.1224–1234, July 2013.
- [50] S. Farsiu, M.D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, “Fast and robust multi-frame super resolution,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.13, no.10, pp.1327–1344, Oct. 2004.
- [51] S.P. Kim and W.Y. Su, “Recursive high-resolution reconstruction of blurred

- multiframe images,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.2, no.4, pp.534–539, Oct. 1993.
- [52] Q. Yuan, L. Zhang, and H. Shen, “Multiframe super-resolution employing a spatially weighted total variation model,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.22, no.3, pp.379–392, March 2012.
- [53] Y.R. Li, D.Q. Dai, and L. Shen, “Multiframe super-resolution reconstruction using sparse directional regularization,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.20, no.7, pp.945–956, July 2010.
- [54] A.W.M. vanEekeren, K. Schutte, and L.J. vanVliet, “Multiframe super-resolution reconstruction of small moving objects,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.19, no.11, pp.2901–2912, Nov. 2010.
- [55] M. Protter, M. Elad, H. Takeda, and P. Milanfar, “Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.18, no.1, pp.36–51, Jan. 2009.
- [56] R.R. Schultz and R.L. Stevenson, “Extraction of high-resolution frames from video sequences,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.5, no.6, pp.996–1011, June 1996.
- [57] M.K. Ng, H. Shen, E.Y. Lam, and L. Zhang, “A total variation regularization based super-resolution reconstruction algorithm for digital video,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol.2007, no.1, p.074585, 2007.
<http://asp.eurasipjournals.com/content/2007/1/074585>
- [58] A. Kappeler, S. Yoo, Q. Dai, and A.K. Katsaggelos, “Video super-resolution with convolutional neural networks,” *IEEE Transactions on Computational Imaging*, vol.2, no.2, pp.109–122, June 2016.
- [59] S.J. Kang, D.G. Yoo, S.K. Lee, and Y.H. Kim, “Multiframe-based bilateral motion estimation with emphasis on stationary caption processing for frame rate up-conversion,” *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.54, no.4, pp.1830–1838, Nov. 2008.
- [60] W. Bao, X. Zhang, L. Chen, L. Ding, and Z. Gao, “High-order model and dynamic filtering for frame rate up-conversion,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.27, no.8, pp.3813–3826, Aug. 2018.
- [61] C. Wang, L. Zhang, Y. He, and Y.P. Tan, “Frame rate up-conversion using tri-lateral filtering,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Tech-*

- nology, vol.20, no.6, pp.886–893, June 2010.
- [62] W.T. Freeman, T.R. Jones, and E.C. Pasztor, “Example-based super-resolution,” *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol.22, no.2, pp.56–65, March 2002.
- [63] J. Yang, J. Wright, T.S. Huang, and Y. Ma, “Image super-resolution via sparse representation,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.19, no.11, pp.2861–2873, Nov. 2010.
- [64] W. Dong, L. Zhang, R. Lukac, and G. Shi, “Sparse representation based image interpolation with nonlocal autoregressive modeling,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.22, no.4, pp.1382–1394, April 2013.
- [65] J. Yang, Z. Wang, Z. Lin, S. Cohen, and T. Huang, “Coupled dictionary training for image super-resolution,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.8, pp.3467–3478, Aug. 2012.
- [66] R. Walha, F. Drira, F. Lebourgeois, C. Garcia, and A.M. Alimi, “Multiple learned dictionaries based clustered sparse coding for the super-resolution of single text image,” *Proc. of 2013 12th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp.484–488, Aug. 2013.
- [67] K. Chang, P.L.K. Ding, and B. Li, “Single image super resolution using joint regularization,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.25, no.4, pp.596–600, April 2018.
- [68] H. Chang, D.-Y. Yeung, and Y. Xiong, “Super-resolution through neighbor embedding,” *Proc. of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol.1, pp.I–I, June 2004.
- [69] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, “Super-resolution from a single image,” *Proc. of 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, pp.349–356, Sept. 2009.
- [70] S. Huang, J. Sun, Y. Yang, Y. Fang, P. Lin, and Y. Que, “Robust single-image super-resolution based on adaptive edge-preserving smoothing regularization,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.27, no.6, pp.2650–2663, June 2018.
- [71] J. Sun, J. Sun, Z. Xu, and H.Y. Shum, “Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.20, no.6, pp.1529–1542, June 2011.
- [72] Q. Song, R. Xiong, D. Liu, Z. Xiong, F. Wu, and W. Gao, “Fast image super-

- resolution via local adaptive gradient field sharpening transform,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.27, no.4, pp.1966–1980, April 2018.
- [73] K. Zhang, X. Gao, D. Tao, and X. Li, “Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.11, pp.4544–4556, Nov. 2012.
- [74] H. Chang, D.-Y. Yeung, and Y. Xiong, “Super-resolution through neighbor embedding,” *Proc. of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol.1, pp.I–I, June 2004.
- [75] C. Dong, C.C. Loy, K. He, and X. Tang, “Learning a deep convolutional network for image super-resolution,” *Proceedings of 2014 European Conference on Computer Vision (ECCV)*, eds. by D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, and T. Tuytelaars, pp.184–199, Springer International Publishing, Cham, 2014.
- [76] J. Kim, J.K. Lee, and K.M. Lee, “Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks,” *Proc. of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.1646–1654, June 2016.
- [77] J.Y. Cheong and I.K. Park, “Deep cnn-based super-resolution using external and internal examples,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.24, no.8, pp.1252–1256, Aug. 2017.
- [78] C. Ren, X. He, and Y. Pu, “Nonlocal similarity modeling and deep cnn gradient prior for super resolution,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.25, no.7, pp.916–920, July 2018.
- [79] A. Bhowmik, S. Shit, and C.S. Seelamantula, “Training-free, single-image super-resolution using a dynamic convolutional network,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol.25, no.1, pp.85–89, Jan. 2018.
- [80] R. Keys, “Cubic convolution interpolation for digital image processing,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol.29, no.6, pp.1153–1160, Dec. 1981.
- [81] C.E. Duchon, “Lanczos filtering in one and two dimensions,” *Journal of Applied Meteorology*, vol.18, no.8, pp.1016–1022, 1979.
[https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1979\)018<1016:LFI0AT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1979)018<1016:LFI0AT>2.0.CO;2)
- [82] H. Hou and H. Andrews, “Cubic splines for image interpolation and digital filtering,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.26, no.6, pp.508–517, Dec. 1978.

- [83] D. Zhou, X. Shen, and W. Dong, “Image zooming using directional cubic convolution interpolation,” *IET Image Processing*, vol.6, no.6, pp.627–634, Aug. 2012.
- [84] 井上恵太, 村平宏太, 田口亮, “ジャギーが生じない修正双線形補間法,” *電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌)*, vol.131, no.6, pp.1273–1274, 2011.
- [85] X. Li and M.T. Orchard, “New edge-directed interpolation,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.10, no.10, pp.1521–1527, Oct. 2001.
- [86] N. Asuni and A. Giachetti, “Accuracy improvements and artifacts removal in edge based image interpolation.,” *VISAPP (1)*, vol.8, pp.58–65, 2008.
- [87] A. Giachetti and N. Asuni, “Real-time artifact-free image upscaling,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.20, no.10, pp.2760–2768, Oct. 2011.
- [88] K.-W. Hung and W.-C. Siu, “Improved image interpolation using bilateral filter for weighted least square estimation,” *Proc. of 2010 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp.3297–3300, Sept. 2010.
- [89] X. Zhang and X. Wu, “Image interpolation by adaptive 2-d autoregressive modeling and soft-decision estimation,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.17, no.6, pp.887–896, June 2008.
- [90] K.-W. Hung and W.-C. Siu, “Robust soft-decision interpolation using weighted least squares,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.3, pp.1061–1069, March 2012.
- [91] K.-W. Hung and W.-C. Siu, “Fast image interpolation using the bilateral filter,” *IET Image Processing*, vol.6, no.7, pp.877–890, Oct. 2012.
- [92] J. Bian, Z. Gan, M. Zhang, and X. Zhu, “Improved sai method using non-local spatial constraint for image interpolation,” *Proc. of 2011 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, pp.1–4, Nov. 2011.
- [93] M. Li, J. Liu, J. Ren, and Z. Guo, “Adaptive general scale interpolation based on weighted autoregressive models,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.25, no.2, pp.200–211, Feb. 2015.
- [94] P.-C. Hsiao, D.-J. Chen, and L.-W. Chang, “Modified soft-decision adaptive interpolation by an evolutionary game,” *Proc. of 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp.1793–1796, Oct. 2014.
- [95] Z. Gao, L. Ding, and C. Xiong, “Single image interpolation using texture-aware

- low-rank regularization,” *Chinese Journal of Electronics*, vol.27, no.2, pp.374–380, 2018.
- [96] B.E. Bayer, “Color imaging array,” July 20 1976. US Patent 3,971,065.
<https://www.google.com/patents/US3971065>
- [97] B.K. Gunturk, J. Glotzbach, Y. Altunbasak, R.W. Schafer, and R.M. Mersereau, “Demosaicking: color filter array interpolation,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.22, no.1, pp.44–54, Jan. 2005.
- [98] D. Kiku, Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi, “Minimized-laplacian residual interpolation for color image demosaicking,” *Proc. of 2014 IS&T International Symposium on Electronic Imaging (EI)*, vol.9023, pp.9023–9023–8, 2014.
- [99] I. Pekkucuksen and Y. Altunbasak, “Gradient based threshold free color filter array interpolation,” *Proc. of 2010 IEEE International Conference on Image Processing*, pp.137–140, Sept. 2010.
- [100] Y. Kim and J. Jeong, “Four-direction residual interpolation for demosaicking,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.26, no.5, pp.881–890, May 2016.
- [101] Y. Monno, D. Kiku, M. Tanaka, and M. Okutomi, “Adaptive residual interpolation for color and multispectral image demosaicking,” *Sensors*, vol.17, no.12, pp.2787–1–21, 2017.
<http://www.mdpi.com/1424-8220/17/12/2787>

謝辞

本研究は、著者が慶應義塾大学 大学院 理工学研究科 後期博士課程在学中に行ったものである。本論文をまとめるにあたり、御指導、御助言を厚く賜りました指導教員および本論文の主査である慶應義塾大学 理工学部 池原 雅章 教授に心から感謝申し上げます。

またご多忙な中、本論文の副査を快く引き受けてくださった上、多くの貴重な御意見を賜りました慶應義塾大学 理工学部 萩原 将文 教授、青木 義満 教授、久保 亮吾 准教授に厚く御礼申し上げます。

最後になりますが、同期である博士課程 藤沢 貴典 氏を始めとする、様々な面で私を支えて頂いた池原研究室の全ての諸兄に深謝し、また陰ながら心の支えとなってくれた家族という貴重な存在に対してここに感謝の意を示します。