Total Variation フィルタを用いた

混合雑音除去に関する研究

神奈川工科大学

博士論文 2013**年**

三浦 翔

目 次

第 1 章　序論 **1**

第 2 章　TV フィルタを用いた雑音重畳画像の復元 **7**

2.1　緒言 8

2.2　TV フィルタによるガウス雑音除去 8

2.2.1　TV フィルタの原理 8

2.2.2　TV フィルタの実装方法 11

2.3　TV インペインティング法を用いた混合雑音除去 13

2.3.1　TV インペインティング法の原理 13

2.3.2　TV インペインティング法の実装方法 14

2.4　混合雑音除去手法の提案 17

2.4.1　システム構成 17

2.4.2　インパルス検知部 (Impulse Detector) 18

2.4.3　平滑化パラメータ推定部 (λ Estimator) 18

2.4.4　TV フィルタ部 (TV filter) 18

2.5　適用例 20

2.5.1　混合雑音が重畳した場合 20

2.5.2　ガウス雑音のみ重畳した場合 21

2.5.3　インパルス雑音のみ重畳した場合 21

2.6　まとめ 22

第 3 章　TV フィルタにおける平滑化パラメータ λ 推定法の検討 **35**

3.1　緒言 36

3.2　空間適応型 TV フィルタと反復処理停止法の導入 38

3.2.1　空間適応型 TV フィルタ 38

3.2.2　反復処理停止法 38

3.3　平滑化パラメータ λ の曲面モデル 39

3.3.1 平滑化パラメータ λ の推定手順 40
3.3.2 λ 曲面モデルの生成手順 42
3.3.3 λ 曲面モデルを用いた TV フィルタによるガウス雑音除去 44
3.4 λ マップの推定による空間適応型 TV フィルタ 47
3.4.1 λ マップの生成手順 47
3.4.2 λ マップを用いた空間適応型 TV フィルタによるガウス雑音除去 48
3.4.3 λ マップ推定法の考察 48
3.5 カテゴリ分割による λ 曲面モデルの改善 54
3.5.1 カテゴリ領域分割部 (Category classification) 55
3.5.2 フィッティングポイント作成部 (Determining the fitting point) . . . 55
3.5.3 λ 曲面生成部 (Generating the λ surface model) 58
3.5.4 λ 曲面モデルの汎用性の検証 58
3.5.5 実験概要 60
3.5.6 数値評価による比較 61
3.5.7 主観評価による比較 61
3.6 まとめ 68

第 4 章 TV フィルタにおけるインパルス検知手法の検討 69
4.1 緒言 70
4.2 画像の微分幾何モデル 73
4.2.1 Beltrami 表現 73
4.2.2 画像曲面上のガウス曲率 73
4.2.3 ガウス曲率の算出 76
4.3 ガウス曲率に基づくインパルス検知手法と雑音除去手法 78
4.3.1 ガウス曲率に基づくインパルス検知手法 78
4.3.2 雑音除去手法 79
4.4 適用例 80
4.4.1 実験概要 80
4.4.2 雑音検知性能の評価値 80
4.4.3 雑音検知性能の数値評価 80
4.4.4 復元画像の数値評価 81
4.4.5 復元画像の主観評価 81
4.5 まとめ 84

第 5 章　各種パラメータを適用した TV フィルタの混合雑音除去の検討　90

5.1　緒言 91

5.2　システム構成 92

5.3　提案する TV フィルタへの適用例と数値/主観評価 94

5.3.1　実験概要 94

5.3.2　数値評価 96

5.3.3　主観評価 98

5.4　処理時間 131

5.5　まとめ 132

第 6 章　結論　133

参考文献　136

図 目 次

1.1 本論文の構成 6

2.1 平滑化パラメータ λ の違いによる TV フィルタの復元処理例 10
2.2 中心画素と周辺画素の関係 12
2.3 数値計算に必要な画素 13
2.4 TV インペインティング法を用いたインパルス雑音の除去理例 15
2.5 システム構成 17
2.6 実験に用いた SIDBA 標準画像 23
2.7 混合雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB])) 24
2.8 混合雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB])) 25
2.9 混合雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB])) 26
2.10 ガウス雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB])) 28
2.11 ガウス雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB])) 29
2.12 ガウス雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB])) 30
2.13 インパルス雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB])) 32
2.14 インパルス雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB])) 33
2.15 インパルス雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB])) 34

3.1 平滑化パラメータ λ の推定手順 41
3.2 平坦領域の選択例 42
3.3 λ 曲面モデルの生成手順 43
3.4 λ 曲面モデル生成に用いたテスト画像と標準偏差 σ_s 44
3.5 生成された λ 曲面モデル 45
3.6 ガウス雑音重畳画像の復元結果 46
3.7 単一 λ を用いた TV フィルタによるガウス雑音除去結果 47
3.8 ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB]) : Lena 50
3.9 ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB]) : Mandrill 51

3.10 ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB])：Pepper 52
3.11 λ マップのプロット 53
3.12 λ 曲面モデル生成手法のシステム構成図 55
3.13 MAD によるカテゴリ分割 56
3.14 算出された MAD 値のヒストグラム (Lena) 57
3.15 フィッティングポイントの作成手順 58
3.16 λ 曲面モデルの生成 59
3.17 実験に使用した原画像 63
3.18 ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Aerial) 64
3.19 ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill) 65
3.20 ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Lena) 66
3.21 ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Pepper) 67

4.1 モノクロ画像の Beltrami 表現 74
4.2 インパルス重畳画素における画像曲面の形状 75
4.3 実験に用いたインパルス雑音重畳画像 85
4.4 固定値インパルス雑音の除去結果 (Boat) 86
4.5 固定値インパルス雑音の除去結果 (Bridge) 87
4.6 ランダム値インパルス雑音の除去結果 (Airplane) 88
4.7 ランダム値インパルス雑音の除去結果 (Lena) 89

5.1 システム構成 93
5.2 実験に用いた λ 曲面モデル 95
5.3 PSNR・SSIM の推移 112
5.4 混合雑音重畳画像の復元結果 (Aerial) (1) 113
5.4 混合雑音重畳画像の復元結果 (Aerial) (2) 114
5.5 混合雑音重畳画像の復元結果 (Bridge) (1) 115
5.5 混合雑音重畳画像の復元結果 (Bridge) (2) 116
5.6 混合雑音重畳画像の復元結果 (Building) (1) 117
5.6 混合雑音重畳画像の復元結果 (Building) (2) 118
5.7 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lax) (1) 119
5.7 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lax) (2) 120
5.8 混合雑音重畳画像の復元結果 (Cameraman) (1) 121

5.8 混合雑音重畳画像の復元結果 (Cameraman) (2) 122
5.9 混合雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill) (1) 123
5.9 混合雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill) (2) 124
5.10 混合雑音重畳画像の復元結果 (Barbara) (1) 125
5.10 混合雑音重畳画像の復元結果 (Barbara) (2) 126
5.11 混合雑音重畳画像の復元結果 (Pepper) (1) 127
5.11 混合雑音重畳画像の復元結果 (Pepper) (2) 128
5.12 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lena) (1) 129
5.12 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lena) (2) 130

表 目 次

2.1 混合雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB]) 22
2.2 ガウス雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB]) 27
2.3 インパルス雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB]) 31

3.1 雑音の標準偏差 σ_n の比較 42
3.2 ガウス雑音重畳画像の修復結果 [dB] 45
3.3 ガウス雑音重畳画像の修復結果 (PSNR [dB]) 49
3.4 推定された λ の値 49
3.5 各曲面モデルの p,q の値 60
3.6 各曲面モデルで計算した λ 値 60
3.7 ガウス雑音 (σ_n= 5〜30) の除去結果 62

4.1 インパルス雑音除去結果 (発生確率 20%) 79
4.2 固定値インパルス雑音検知の比較 81
4.3 ランダム値ンパルス雑音検知の比較 82
4.4 復元画像の比較 (SSIM) 82

5.1 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 10%) 101
5.2 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 20%) 102
5.3 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 30%) 103
5.4 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 10%) 104
5.5 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 20%) 105
5.6 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 30%) 106
5.7 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 10%) 107
5.8 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 20%) 108
5.9 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 30%) 109
5.10 各混合雑音における各手法の全画像の平均値 110

5.11 PSNR・SSIM の数値の差 111

第1章

序論

本来，被写体からの光を受けて人が見ることのできる情報はアナログ量であるが，実際にはこれらの情報を加工したり，修正したりする処理を施す場合，現在ではアナログ量で表現される信号をそのまま取り扱うことは少なくなってきており，代わりにアナログ量をディジタル量に変換しコンピュータを用いてディジタル量の画像処理を行うことが一般的になってきている [1]．このコンピュータを用いてディジタル量による画像の処理を行うことはアナログ処理に比べ品質，精度，再現性，実現性，価格等の面で有利であり [1, 2]，また原理的にはディジタル量の画像であればアナログ量を用いた処理に対して幅広い処理を行うことが可能である．アナログ量からディジタル量に変換するためには，アナログ-ディジタル変換が必要であり，そのためには被写体からの光の信号を受けてディジタル量として取り込むための仕組みが必要となる．この仕組みの一つとしてディジタルカメラが挙げられる．ディジタルカメラではレンズを通して光を集光させ，撮像素子で電子的なアナログ量に変換される．その後，このアナログ量をディジタル量に変換させることでコンピュータで扱える情報となる．その後，ディジタル情報をコンピュータで処理させることで，様々なディジタル量の画像処理が可能となる．このようにアナログ量からディジタル情報に変換する標本化，量子化，符号化の作業は一般的に AD 変換と言われている [2]．しかしながらアナログ量からディジタル情報へ変換の際，レンズによる PSF(点広がり関数) が原因で生じるボケや，撮像素子，量子化等の影響によって雑音が重畳し画像を劣化させてしまうという問題がある [1, 2, 3, 4]．この問題を解決するために，光学系や半導体に基づいた雑音除去の研究が進められているが，撮像したディジタル量の画像をコンピュータ上で処理する方法も数多く研究が進められている [5, 6]．本論文はこの中でもディジタル情報に重畳する雑音の除去の手法について論ずるものである．

PSF によるボケによって劣化した画像を復元するには逆フィルタや Wiener フィルタに代表される処理が一般的である．特に Wiener フィルタはボケと雑音による劣化画像の復元に用いられることが多い [1, 2, 4]．しかしながら Wiener フィルタによる雑音の除去はエッジや細部信号の再現性の観点から十分な復元とは言い難く，さらにより良い復元を行うために今まで様々な方法が提案されてきている [7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14]．

ディジタル量の画像信号 (以後 “画像”) に重畳する代表的な雑音として，ガウス雑音とインパルス雑音が挙げられる．ガウス雑音は撮像素子やデバイスの影響 (主に熱雑音) により発生し，これはガウス分布に基づく加法雑音で表すことができる．インパルス雑音は AD 変換や撮像素子の変換の誤差およびディジタルデータ伝送時におけるビットエラーなどの影響により発生するが，これは突発的な変化成分を含む非定常な信号による雑音であるため，確率的に表すことができる．これらの雑音のうちガウス雑音の除去にはガウスフィルタや前述の Wiener フィルタ等の線形時不変フィルタが有効であることが知られている [1]．これらの線形時不変フィルタはフィルタ窓

内の画素の性質にかかわらず一律な処理を施すため，雑音除去とともに画像のエッジや細部信号までも劣化させてしまうという問題がある．この問題を解決するため，エッジ保存性を有しガウス雑音除去に優れた非線形フィルタの研究が盛んに行われている [15, 16, 17, 18, 19, 20, 21]．またもう一つの雑音であるインパルス雑音の除去にはメディアンフィルタに代表される非線形フィルタが効果的であることが知られているが [22, 23, 24]，メディアンフィルタの欠点として雑音が重畳していない正常な画素に対しても画素を置き換えてしまう処理を施すことから，結果的に細部信号が損なわれ画像全体の画質が劣化してしまうという問題がある．この問題を解決するため，メディアンフィルタを改善したスイッチング法 (Switching Scheme) が提案されている [25, 26, 27, 28, 29]．このスイッチング法は最初にインパルス雑音の位置を検知し，続いて検知したインパルス雑音のみを周辺画素の情報を元に更新するという 2 つのステップから構成されている．後段のインパルス更新方法でもっとも簡易なものは，インパルス雑音が検知された画素に対してのみメディアンフィルタの出力に置き換えるスイッチングメディアン法 [30] である．この方法は結果としてインパルス雑音が検知された画素のみが更新されるため，インパルス雑音が重畳していない画素は変化せず，画像全体の画質が劣化することはないものの．未検知のインパルス雑音はそのまま残留することになる．インパルス雑音はその雑音成分の特徴から，未検知のまま画像に残留した場合，主観的にも数値的にも問題が残ることになり好ましい結果であるとは言えない．また逆に正常な画素に対してインパルス雑音と誤検知し，画素が入れ替ってしまった場合，正常な画素が損なわれるため，数値的に問題となる場合がある．以上のように従来の研究ではガウス雑音の重畳の除去とインパルス雑音の重畳の除去は区別して処理されることが多く，2 つの雑音，つまりガウス雑音とインパルス雑音の両者が重畳した混合雑音に対する処理が必要とされる．これは先に述べたようにガウス雑音とインパルス雑音の発生原因は別々であるため，両方の雑音が同時に発生することは当然のごとく考えなければならない．そこで本論文ではこの混合雑音の除去について提案することが目的となる．

さてガウス雑音とインパルス雑音から成る混合雑音による劣化画像の復元には，ガウス雑音除去に優れた線形フィルタとインパルス雑音除去および信号保存性に優れたメディアンフィルタに代表される順序統計フィルタの両方の長所を兼ね備えたフィルタが必要である．このような異なる性質を持つ 2 種類のフィルタを統合するため，これまで多くの手法が提案されてきている [31, 32, 33]．代表的な事例としては，処理点を中心とする局所領域でインパルス雑音の影響を受けた画素を除外したうえで平均値フィルタを実行する DW-MTM（Double Window Modified Trimmed Mean）フィルタや，ニューラルネットワークやファジー推論を用いて線形フィルタと順序統計フィルタを統合した種々の非線形データ依存型フィルタが挙げられる [1]．近年では，階層的に接続されたファジー制御器を学習によって最適化したエッジ保存形フィルタ [34]，対

向伝搬ネットワークを用いて最適化したα-Trimmed 平均値フィルタ [35]，ファジークラスタリングを用いた適応型荷重平均値フィルタ [36]，SVM を用いた局所領域の分類に基づく適応型フィルタ [37] などが混合雑音除去に適用され，効果を上げている．しかしながらこれらの方法は雑音が重畳した画像に対して，基本的に一回の処理で雑音を除去するように働くが，一回の処理しか施さないため雑音の重畳による劣化画素に対して過度な値の推定や逆に雑音が残留する値の推定をする場合も多く，結果として一回の処理で適度な推定値を与えることは難しいと考える．前述した多くの手法はこの処理方法であり，雑音を除去しきれない場合の限界が存在すると考える．そこで雑音が重畳している画素に対して複数回の処理を施すことで，徐々に元の画素に近づけるような方法として反復型の処理である TV (Total Variation) フィルタ [15] が提案されている．TV フィルタによる雑音除去は，処理点とその隣接画素を鑑みることで処理結果がロバストになる点や混合雑音除去のフィルタとして処理を統合できる点などから，従来の反復型のフィルタの中で最適であると考えられる．そこで本論文ではこの TV フィルタに着目し，混合雑音の除去について論述する．

従来法の多くが性質の異なる 2 つのフィルタのハイブリッドであるのに対して，提案法はエネルギー最小化の原理に基づく TV フィルタをベースとして処理を統合し混合雑音除去を行う手法である．この TV フィルタはガウス雑音による劣化画像の復元問題に適用される反復型の非線形フィルタであり，エッジを保存しながらガウス雑音を効果的に除去できるという特長を持っている [15, 38]．TV フィルタは正則化項と制約項に分かれており，処理点において正則化項では周辺領域の画素の値に合わせるように働き，制約項は元の画素から極端に離れないように働く．この 2 つの項を制御することで，ガウス雑音の除去が可能となる．しかしながら TV フィルタをインパルス雑音が重畳した画像に適用すると，制約項の影響により雑音の値から離れようとせず，結果的に十分な平滑化効果を得ることができない．ここでインパルス雑音の位置情報が予めわかっていると考えた場合，インパルス雑音の重畳画素による制約項への影響を除外させた上で TV フィルタを実行する，つまりインパルス雑音が重畳した画素は元々情報が無かったこととして正則化項のみ働かせることにより，インパルス雑音重畳画素の値を周囲の正常な画素から適切に補間することが可能となる．この技法は TV インペインティング法と呼ばれ，一般には画像の欠損部位の修復のために使用される [39, 40]．単純に混合雑音除去を実現する場合，TV インペインティング法によるインパルス雑音除去の後に TV フィルタによるガウス雑音除去を行うという方法が考えられる．しかしながら，この 2 つの方法を単純に組み合わせた方法では反復処理回数が提案法に比べて増加することになる．また従来の TV フィルタでは平滑化パラメータが処理画像に対して単一の値であるため，結果として従来法同士の組合せの場合，処理後の画質は十分ではない場合がある．そこで本論文ではこの TV フィルタと TV インペインティング法の 2 つ

の機能を統合し，これらの機能の処理の度合いを制御することで混合雑音の除去を実現する方法を提案する．提案法においては，雑音重畳画像の平滑化の度合いを決め，復元画像の画質を左右する平滑化パラメータとインパルス雑音除去性能を決める必要がある．またインパルス雑音の位置情報を示すマスク画像を入力された劣化画像に応じてそれぞれ適切に決定する必要がある．そこで本論文では TV フィルタと TV インペインティング法の統合の提案，局所領域毎に平滑化パラメータを適応的に決定する方法の提案，インパルス雑音のマスク画像の生成方法についての提案を行う．

本論文は 6 章から成り立っており，大きく 3 つのパートに分かれる．

第 2 章では，文献 [15] で提案されている TV フィルタを拡張し，混合雑音重畳画像への適用を試みた方法を提案する．第 3 章では，TV フィルタにおける平滑化パラメータの推定の検討について試みる．第 2 章においてインパルス雑音が検知できた場合，画像に存在する雑音はガウス雑音のみとなる．TV フィルタはこのガウス雑音を除去するために制約項に対するパラメータの設定が必要となる．本論文では画像に重畳している雑音を局所領域毎に推定し，その局所領域に合った平滑化パラメータを設定する方法を試みることとし，これを空間適応型 TV フィルタと呼ぶ．これによって画像の領域に応じた適切な強さの平滑化を実行させ，復元画像の画質向上を実現させるものである．第 4 章では，TV フィルタにおけるインパルス検知手法の検討について述べる．本論文で提案する空間適応型 TV フィルタの性能は画像中のインパルス雑音の位置の正確さに影響されると考えられる．またインパルス雑音は固定値のみならずランダム値で雑音が重畳する場合も考えられる．そこで本論文では画像に重畳した雑音を高次元ユーグリッド空間上に配置された曲面と考え，その曲率を計算することで効率よくインパルス雑音を検知する方法を試みる．これによって空間適応型 TV フィルタにおいて精度良くインパルス雑音の検出を実現させるものである．第 5 章では，各種パラメータを適用した TV フィルタの混合雑音除去の検討について述べる．これは第 3 章での平滑化パラメータおよび第 4 章での曲率によるインパルス雑音の検知を第 2 章の空間適応型 TV フィルタに適用し，本論文で提案する手法の有効性を数値的および主観的に従来法と比較し考察する．最後に第 6 章では本論文で提案する空間適応型 TV フィルタについてまとめる

本論文で提案する手法を「雑音」,「処理方法」,「パラメータの種類」の観点から整理したものが図 1.1 である．本論文の目的は混合雑音重畳画像からの雑音除去であり，従来多くの線形，非線形フィルタは複数の処理のハイブリッドであったものに対し，これらを単一の原理に基づいて統合した処理を提案し，かつ，提案法における様々なパラメータの決定手法を提案することである．本論文では変分原理に基づいて混合雑音除去を実現させる空間適応型 TV フィルタを提案し，その有効性について明らかにする．

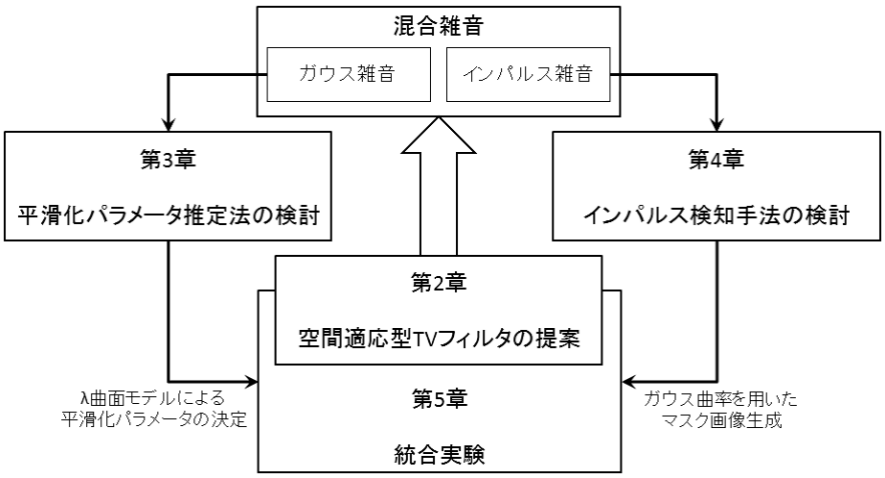

混合雑音
ガウス雑音
インパルス雑音
第3章
平滑化パラメータ推定法の検討
第4章
インパルス検知手法の検討
第2章
空間適応型TVフィルタの提案
第5章
統合実験
λ曲面モデルによる
平滑化パラメータの決定
ガウス曲率を用いた
マスク画像生成

図 1.1: 本論文の構成

第2章

TVフィルタを用いた
雑音重畳画像の復元

2.1　緒言

本章では，TV フィルタの枠組みを拡張し，ガウス雑音とインパルス雑音が同時に重畳した混合雑音を効果的に除去する手法を提案する [41]．TV フィルタは元々ガウス雑音除去に有効な手法であるため，そのままの形ではインパルス雑音を除去することができない．そのため，この手法を混合雑音重畳画像に適用しても，インパルス雑音が残留し十分な平滑化効果が得られない問題がある．インパルス雑音はガウス雑音とは異なり，雑音が重畳した画素の情報は完全に失われてしまう．すなわち，雑音が重畳した位置において画素が欠損している状態と同じことである．このことから，インパルス雑音の除去には周囲の画素からシームレスに欠損部を補うインペインティング処理が有効であることがわかる．インパルス雑音のように欠損領域が小さい場合には TV フィルタを修正して得られる TV インペインティング法が利用可能である．そこで本章では，TV インペインティング法でインパルス雑音を除去するとともに，TV フィルタでガウス雑音を同時に除去する混合雑音除去手法の提案を行う．提案法においては，平滑化の度合いを決めるパラメータ λ と, インパルスの位置情報を示す領域 D を，入力された劣化画像に応じてそれぞれ適切に決定する必要があるが，これらについては第 3 章，第 4 章で詳細を述べる．また，提案法の有効性を確認するため，様々なテスト画像にフィルタを適用し，従来法との比較実験を行う．

2.2　TV フィルタによるガウス雑音除去

2.2.1　TV フィルタの原理

TV (Total Variation) フィルタは，画像領域 Ω 上のガウス雑音が重畳した劣化画像を u_{in} とするとき，次のエネルギー汎関数 J を最小にする最適化フィルタとして定義される [38].

$$J[u] = \int_{\Omega} |\nabla u| dxdy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - u_{in})^2 dxdy \tag{2.1}$$

ここで式 (2.1) の右辺第 1 項は TV ノルムと呼ばれ，過剰な振動成分を持つ不自然な画像を排除するための正則化項として作用する．右辺第 2 項は最適解 u が元の劣化画像 u_{in} から離れすぎないようにするための制約項として作用する．また，係数 $\lambda(> 0)$ はラグランジュ未定乗数であり，復元画像の平滑化の度合いを決めるパラメータと考えることができるため，本論文では平滑化パラメータと呼ぶこととする．ここで $\lambda/2$ の $1/2$ は式 (2.1) の右辺第 2 項を微分した際にその後の計算を簡単にするために導入された定数である [38]．図 2.1 に画像 Lena にガウス雑音の標準偏差 $\sigma = 20$ を重畳させ，平滑化パラメータ $\lambda = 1, 25, 50, 100, 500$ と変化させ復元処理を行った画像を示す．図 2.1 より λ を大きくとるほど制約項の影響が支配的になることから，平滑化効果が小さくなることが分かる．また，λ を小さくとり過ぎると，過度の平滑化処理が行わ

れ，復元画像がぼやける原因となる．一般に平滑化パラメータ λ の適正値は入力画像毎に異なるため，与えられた入力画像毎にその値を適切に設定する必要がある．

(a) ガウス雑音重畳画像 ($\sigma = 20$)

(b) $\lambda = 1$ (PSNR: 26.11[dB])

(c) $\lambda = 25$ (PSNR: 29.28[dB])

(d) $\lambda = 50$ (PSNR: 27.59[dB])

(e) $\lambda = 100$ (PSNR: 24.93[dB])

(f) $\lambda = 500$ (PSNR: 22.69[dB])

図 2.1: 平滑化パラメータ λ の違いによる TV フィルタの復元処理例

2.2.2　TV フィルタの実装方法

TV フィルタによる平滑化画像は，式 (2.1) の変分問題を，反復法を用いて数値的に解くことにより実現できる．本論文では平滑化パラメータ λ が直接的に制御しやすい Chan らの digital TV filter [40] を使用することとした．このとき，画素 α における TV フィルタの出力は，式 (2.1) に示すデータ依存型のディジタルフィルタを適当な回数 (N 回) 反復することによって求められる．

$$\begin{aligned} u^{(0)} &= u_{in} \\ u^{(n+1)} &= F(u^{(n)}) \quad (n = 0, 1, 2, ..., N) \\ F(u, u_{in})|_\alpha &= \sum_{\beta \sim \alpha} h_{\alpha\beta} u_\beta + h_{\alpha\alpha}(u_{in})_\alpha \end{aligned} \tag{2.2}$$

ここで $\beta \sim \alpha$ は画素 α と β が隣接していることを表し，$\sum_{\beta \sim \alpha}$ は，画素 α に隣接するすべての画素 β に対する総和を表す．すなわち，図 2.2 のような 4 近傍系では，

$$\sum_{\beta \sim \alpha} h_{\alpha\beta} u_\beta = h_{\alpha\beta} u_\beta + h_{\alpha\gamma} u_\gamma + h_{\alpha\delta} u_\delta + h_{\alpha\tau} u_\tau \tag{2.3}$$

が成り立つ．また，式 (2.3) のフィルタ係数は，以下の式で計算される．

$$h_{\alpha\beta} = \begin{cases} \dfrac{w_{\alpha\beta}}{\lambda + \sum_{\gamma \sim \alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta \neq \alpha) \\ \dfrac{\lambda}{\lambda + \sum_{\gamma \sim \alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta = \alpha) \end{cases} \tag{2.4}$$

$$w_{\alpha\beta} = \frac{1}{|\nabla_\alpha u|_\epsilon} + \frac{1}{|\nabla_\beta u|_\epsilon} \tag{2.5}$$

式 (2.5) の $|\nabla_\alpha u|_\epsilon$ は画素 α における局所変動量 (Local Variation) であり，以下の式で定義される．

$$|\nabla_\alpha u|_\epsilon = \sqrt{\sum_{\beta \sim \alpha} (u_\beta - u_\alpha)^2 + \epsilon^2} \tag{2.6}$$

ここで，ϵ は画像の平坦部において数値解が発散しないように数値計算上の配慮から導入された正定数であり，本論文では文献 [40] に従って，$\epsilon = 10^{-4}$ を使用する．なお，画素 α における TV フィルタの出力を数値的に計算するには，画素 α に隣接するすべての画素 $\beta, \gamma, \delta, \tau$ に対する局所変動量を求める必要がある．そのため，実際に画素 α の計算を行うためには，図 2.3 に示す 13 画素の値が必要となる．この計算を画像の全画素，つまり一つの画像全体に対して適用す

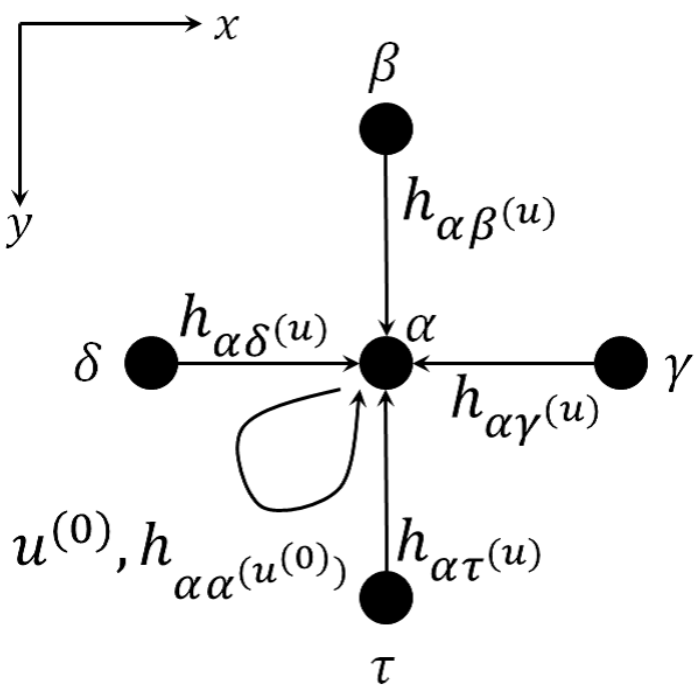


図 2.2: 中心画素と周辺画素の関係

ることで 1 回の処理が終了する．しかしながら 1 回の処理では式 (2.1) の $J[u]$ は最小になるとは限らないため，同様の処理を適当な回数 (N 回) 反復処理を行うことにより，式 (2.1) の $J[u]$ が最小になる点を探索することで TV フィルタによる雑音の除去が可能となる．

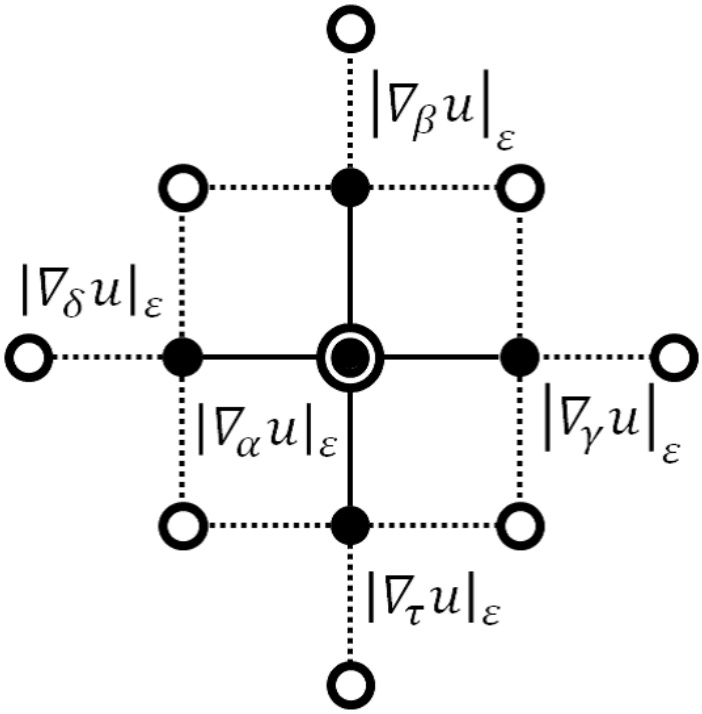


図 2.3: 数値計算に必要な画素

2.3　TV インペインティング法を用いた混合雑音除去

インペインティングとは，写真の傷や汚れによって欠損した部位をシームレスに修復する技術であり [39]，意図せず写り込んだオブジェクトを除去する際にも利用される．様々なインペインティング法が提案されているが，本研究では TV フィルタとの親和性から，文献 [15] における TV 正則化に基づくインペインティング法 (TV インペインティング法) に着目する．TV フィルタはガウス雑音を想定して設計されたフィルタであり，式 (2.1) の第二項 (制約項) の影響でインパルス雑音をうまく除去することができない．そこで，インパルス雑音を画像の欠損と考え，欠損部には式 (2.1) の第二項が作用しないようにエネルギー汎関数を修正する．この修正により．インパルス雑音を周辺画素の値から適切に修復することができる．以下，その原理とアルゴリズムの概要について述べる．

2.3.1　TV インペインティング法の原理

2.2 と同様に領域 Ω 上で定義される画像を考える．本節では，インパルス重畳領域 $D \subset \Omega$ が欠損し，かつそれ以外の領域 $\Omega \setminus D$ にガウス雑音が重畳した劣化画像を u_{in} とする．このとき，エネルギー汎関数 J を最小化することにより理想画像 u を求める変分問題として，式 (2.1) を修

正し，以下のように TV インペインティング法を定式化する．

$$J[u] = \int_{\Omega} |\nabla u| dxdy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega \setminus D} (u - u_{in})^2 dxdy \tag{2.7}$$

ここで式 (2.1) と同様に，式 (2.7) の右辺第一項は正則化項として作用し，右辺第二項は制約項として作用する．第二項において積分領域からインパルス重畳領域 D が除外されていることに注意が必要である．

式 (2.7) はさらに以下のように展開することができる．

$$J[u] = \int_{D} |\nabla u| \, dxdy + \int_{\Omega \setminus D} |\nabla u| \, dxdy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega \setminus D} (u - u_{in})^2 \, dxdy \tag{2.8}$$

すなわち，式 (2.8) を最小化することは，

(a) TV 正則化法によって周囲の正常な画素値を伝搬させながら欠損領域 D を修復する (式 (2.8) の右辺第一項) と同時に，

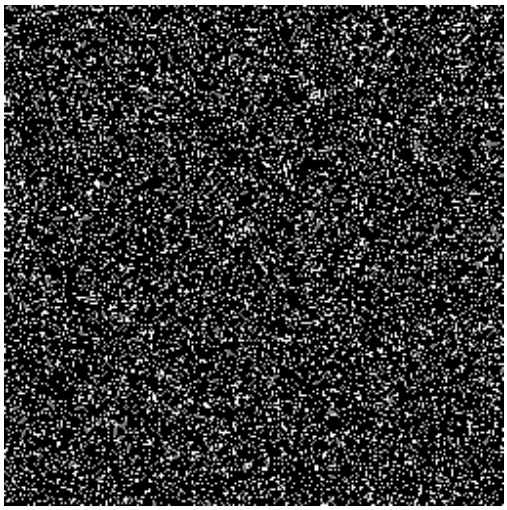
(b) その他の領域 $\Omega \setminus D$ に対しては，Rudin-Osher-Fatemi らによる TV フィルタ [38] を用いてガウス雑音の平滑化を行う (式 (2.8) の右辺第二項，第三項) こと

と等価である．一般に TV インペインティング法では，傷領域以外の画素に対して極力平滑化が行われないよう λ を大きくとることが多い．図 2.4 に TV インペインティング法を用いたインパルス雑音 (発生確率 $= 20\%$) の除去理例を示す．図 2.4(c) のように λ を小さくとれば，正則化項の影響が大きくなることから領域 $\Omega \setminus D$ における平滑化効果が大きくなり，インパルス雑音は除去できるものの，復元した画像はボケてしまう．一方，図 2.4(f) のように λ を大きくとれば，制約項の影響が支配的になることから，インパルス重畳領域 D 以外の平滑化効果が小さくなるため，非常に高いインパルス除去効果があることがわかる．ただし，TV インペインティング法を実現するには，図 2.4(b) のように事前情報としてインパルス雑音の位置情報が必要となる．本論文ではこの位置情報をマスク画像と呼ぶこととする．

2.3.2　TV インペインティング法の実装方法

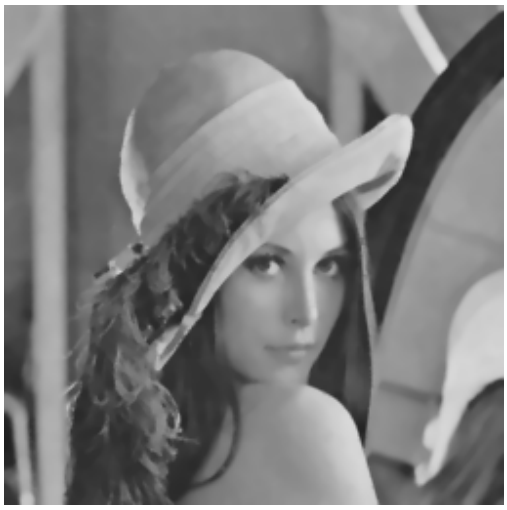
TV インペインティング法による平滑化画像は，式 (2.7) に示すデータ依存型のディジタルフィルタを適当な回数 (N 回) 反復することによって求められ，式 (2.3) と同様である．このとき，

(a) インパルス雑音重畳画像 (発生確率 = 20%)



(b) マスク画像　(インパルス位置情報)

(c) $\lambda = 1$ (PSNR: 25.11[dB])



(d) $\lambda = 25$　(PSNR: 29.88[dB])

(e) $\lambda = 100$ (PSNR: 34.19[dB])

(f) $\lambda = 500$ (PSNR: 36.38[dB])

図 2.4: TV インペインティング法を用いたインパルス雑音の除去理例

TV インペインティング法のフィルタ係数 $h_{\alpha\beta}$ は，以下の式で計算される．

$$h_{\alpha\beta} = \begin{cases} \dfrac{w_{\alpha\beta}}{\Lambda + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta \neq \alpha) \\ \dfrac{\Lambda}{\Lambda + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta = \alpha) \end{cases} \tag{2.9}$$

$$\Lambda(x, y) = \begin{cases} 0 & (x, y) \in D \\ \frac{\lambda}{2} & (x, y) \in \Omega \setminus D \end{cases} \tag{2.10}$$

ここで，Λ はインパルス重畳領域 D 及びそれ以外の領域 $\Omega \setminus D$ でそれぞれ固定値を取る単関数である．また，係数 $w_{\alpha\beta}$，局所変動量の計算は，それぞれ式 (2.5)，式 (2.6) と同様である．

以上の実装において，λ を大きな値に固定した上で TV インペインティング法を適用することでインパルス雑音の除去は可能である．しかしながら，λ が大きいままではガウス雑音の除去はできず，混合雑音除去へ適用するためには λ を適切に制御する方法が必要となる．

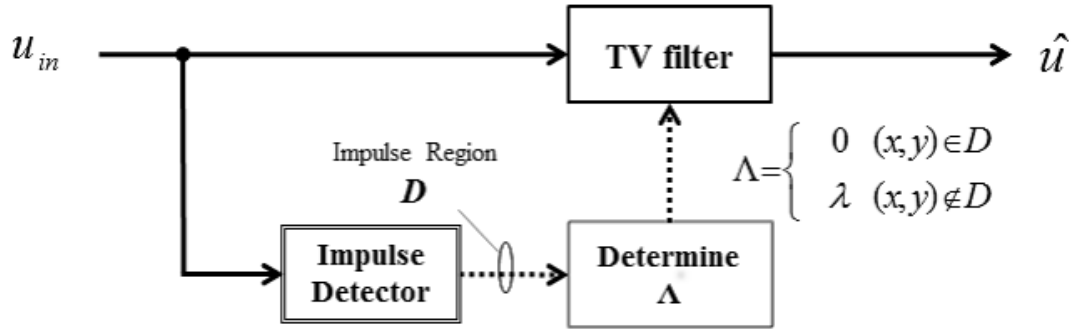


図 2.5: システム構成

2.4　混合雑音除去手法の提案

ここでは 2.3 で述べた TV インペインティング法を用いた TV フィルタを利用して，ガウス雑音とインパルス雑音の双方から成る混合雑音を除去する手法を提案する．なお，原画像 u に重畳する混合雑音のモデルとしては，以下の式に従うものを想定している [1].

$$u_i n(x,y) = \begin{cases} u(x,y) + n(x,y) & : prob. \quad 1-p \\ C_{low} & : prob. \quad p/2 \\ C_{high} & : prob. \quad p/2 \end{cases} \tag{2.11}$$

ここで，$n(x,y)$ は画像信号 u にも他の位置の雑音 n にも独立な確率変数で，平均 0，分散 ${\sigma_n}^2$ の正規分布に従うガウス雑音である．また，インパルス雑音として $C_{low} = 0$，$C_{high} = 255$ の固定値インパルスを想定する．

2.4.1　システム構成

本章で提案する混合雑音除去手法のシステム構成を図 2.5 に示す．提案法は主として 3 つの処理ブロックから構成される．インパルス検知部 (Impulse Detector)，平滑化パラメータ推定部 (λ Estimator)，および TV フィルタ部 (TV filter) である．インパルス検知部では，入力された劣化画像からインパルス雑音を検出し，その重畳領域 D をマスク画像として出力する．平滑化パラメータ推定部では，入力された劣化画像から式 (2.10) のパラメータ λ を推定する．さらに，各処理部から出力されるインパルス重畳領域 D と平滑化パラメータ λ を用いて式 (2.10) の単関数 Λ が決定され，これを基に TV フィルタを実行することにより，混合雑音除去が実現される．

2.4.2　インパルス検知部 (Impulse Detector)

提案法では，インパルス検知器によって検知された雑音に対してのみ TV インペインティング処理を行うため，スイッチングメディアンに代表されるスイッチング法 [30] と同様に，未検出のインパルス雑音画素は平滑化されずにそのまま残留することになる．インパルス雑音は主観画質に大きな影響を与えるため，復元画像の画質を向上するには目的に合った適切なインパルス検知器を選定することが重要である．

本章では固定値インパルスを想定し，暫定的なインパルス検知器として，以下に示すように輝度値 0 または 255 をインパルス雑音と検出する簡易的な手法を用いる．

$$D = \{(x, y) \in \Omega | u^0(x, y) = 0 \quad or \quad 255\} \tag{2.12}$$

ここで，Ω は画像領域，D は画像中のインパルス雑音重畳領域を表す．この簡易法は，インパルス雑音の輝度値が固定という前提の下でインパルスの未検知が生じないという利点がある．

なお，現実問題としてはインパルス雑音の輝度値が固定という前提が成り立つ保証はなく，このため簡易法は決して実用的であるとは言い難いが，シミュレーションによる提案法の検証という目的には十分有効であると考えられる．実用上は，輝度値がランダムに変動した場合にも文献 [43, 44] の様な高精度にインパルス雑音を検知できるロバストなインパルス検知器を検討する必要があるが，その検討は第 4 章で述べる．

2.4.3　平滑化パラメータ推定部 (λ Estimator)

TV フィルタにおける平滑化の度合いを決める平滑化パラメータ λ は復元画像の画質を左右する重要なパラメータであり，与えられた入力画像ごとにその値を適切に設定する必要がある．そのため，実用上は入力された雑音重畳画像から平滑化パラメータ λ を求めなければならない．文献 [41] では，入力された雑音重畳画像から，ガウス雑音の標準偏差 σ_n と原信号の標準偏差 σ_s を推定することにより，平滑化パラメータ λ を決定する方法を提案しているが，本章では提案法の有効性を確認するため，実験的に λ の値を変化させることとする，なお，推定法の詳細については第 3 章で述べることとする．

2.4.4　TV フィルタ部 (TV filter)

ここでは，式 (2.7) の TV インペインティング法を用いた TV フィルタ処理を行うことにより，復元画像 $\hat{u}$ を計算する．ここで，良好な復元画像を実現するには，適切な回数 N で反復処理を停止する必要がある．本章では PSNR を最大にする反復回数 N を実験的に求めることによ

り，提案法の有効性の確認を行う．実用上は理想画像が存在しないため PSNR を評価尺度として使用することができないという問題があるが，この詳細については第 3 章で述べることとする．

2.5　適用例

ここでは，提案法の性能を検証するため，従来手法との比較実験を行う．従来手法としては，Chan らの TV フィルタ (TV)[15]，Median フィルタ (Med)，Center-Weighted Median フィルタ (CWM)[45]，さらに各々の雑音除去に効果的な手法として，混合雑音除去には Double Window Modified Trimmed Meam フィルタ (DW-MTM)[1]，ガウス雑音除去には Wiener フィルタ [46]，インパルス雑音除去には Progressive Switching Median フィルタ (PSM)[25] を対象とし，PSNR および主観画質による比較実験を行う．また，提案法による最適パラメータを用いた結果を Proposed として提示する．ここで最適パラメータとは，λ および反復回数 N をそれぞれ 1 から 500 まで変化させたとき，最大の PSNR を与える (λ^*, N^*) の組み合わせを指す．この値は，インパルス雑音検知が正確に行われた場合，提案法を用いて実現できる復元性能の上限値を示す指標と考えることができる．なお，Proposed におけるインパルス検知器は，式 (2.12) の手法を用いた．

実験に使用した画像は 20 種類の SIDBA 標準画像 (図 2.6) であり，すべて 256×256，256 階調 (8bit) のグレイスケール画像である．これらのテスト画像に対して，平均 0，$\sigma_n = 20$ のガウス雑音，発生確率 10%(白黒それぞれ 5%) のインパルス雑音，及び両者の混合雑音をそれぞれ重畳させた 3 パターンの劣化画像を用いる．

2.5.1　混合雑音が重畳した場合

混合雑音重畳画像の復元結果を表 2.1 に示す．提案法は，混合雑音除去に有効な DW-MTM フィルタをはじめとするどの従来法に比べても，PSNR を大幅に改善できることがわかる．図 2.7，2.8，2.9 に，Pepper，Lax，Mandrill に対する提案法及び各種従来法による復元画像を示す．Original の画像の白枠部は，主観評価のために拡大した領域を表す．オリジナルの TV フィルタは劣化画像に含まれるインパルス雑音が除去しきれていないため，PSNR は最も悪くなっていることが分かる．その他の従来法ではガウス雑音が除去しきれず残っていることが確認できるが，提案法ではガウス雑音がよく除去されていることがわかる．また，エッジ保存性に関しても，提案法はメディアン型フィルタや DW-MTM と同等以上に優れていることが確認できる．ただし，ガウス雑音除去に優れている反面，画像の細部信号が合わせて除去されてしまうため，図 2.9 の Mandrill のような細部信号が多く含まれている画像の場合，復元画像がやや絵画調になってしまう傾向がある．

2.5.2　ガウス雑音のみ重畳した場合

ガウス雑音重畳画像の復元結果を表 2.2 に示す．また，図 2.10，2.11，2.12 に，Pepper，Lax，Mandrill に対する提案法及び各種従来法による復元画像を示す．PSNR から判断すると，従来法の中では TV フィルタと Wiener フィルタが他の手法に比べて特にガウス雑音除去に効果的であることがわかる．Wiener フィルタと TV フィルタはともに最適化フィルタであるが，非線形フィルタである TV フィルタの方が PSNR，主観画質ともに良いことが確認できる．また，提案法はインパルス雑音が検知されない場合は TV フィルタと同等のアルゴリズムに帰着する．このため，提案法の PSNR は TV フィルタと比較して誤差 3% 以下と遜色のない結果となっている．なお，提案法の方が PSNR が若干劣っている理由としては，式 (2.12) のインパルス検知器によって，原信号の輝度値 0 または 255 の画素がインパルス雑音として誤検知されてしまい，その画素に対して，本来ならば処理の必要がないにもかかわらず復元処理が実行されてしまったためである．

2.5.3　インパルス雑音のみ重畳した場合

インパルス雑音重畳画像の復元結果を表 2.3 に示す．また，図 2.13，2.14，2.15 に，Pepper，Lax，Mandrill に対する提案法及び各種従来法による復元画像を示す．従来法の中では，PSM フィルタが他の手法に比べて大幅に PSNR を改善していることがわかる．これは，PSM フィルタがインパルス検知器によって検知されたインパルス重畳画素に対してのみフィルタをかけるのに対し，他の従来法ではインパルスが重畳していない正常な画素に対しても一様にフィルタをかけるためである．なお，公平を期するため，本実験で使用するマスク画像は式 (2.12) の簡易法により生成し，復元処理のみ PSM のアルゴリズムに従うことにした．また，ガウス雑音の場合と異なり，オリジナルの TV フィルタによる PSNR は最も悪くなっており，TV フィルタがインパルス雑音の除去には適していないことが確認できる．

一方，提案法は，全体的にどの従来法に比べても復元効果が高いことが確認できる．特に上述した PSM フィルタと同じインパルス検知器を使用しているにも関わらず，提案法の PSNR が改善している点に注目すべきである．このことは，PSM フィルタのように，インパルスによって欠損した画素をメディアン値を用いて置き換えるよりも，インペインティングによって補間した方がより原信号に忠実な復元画像が得られることを示している．また，提案法は，インパルス雑音のみが重畳した劣化画像の復元処理の場合は TV インペインティング法と同等のアルゴリズムに帰着する．なお，提案法の λ の値が全て等しくなっているのは，上限値を 500 と設定したためである．本来，インパルス重畳画素以外の画素にフィルタをかけたくない場合は，提案法に

おいて $\lambda = \infty$ とすればよいが，実際には $\lambda = 500$ 程度に設定しておけば，インパルス以外の画素値は全く変動しないことが確認できる．

2.6　まとめ

本章では，混合雑音除去を効果的に除去可能なフィルタの提案を行った．様々なガウス雑音及びインパルス雑音を重畳したテスト画像を用いてシミュレーションを行い，雑音除去性能を検証したところ，オリジナルの TV フィルタやメディアン型フィルタ等の従来法に比べて，PSNR・主観画質ともに大幅に改善されることを確認した．また，提案法は他の方法に比べ主観画質においても良好な結果が得られることを確認した．さらに，前節の 3 種の実験で分かるように提案法は混合雑音のみならず，ガウス雑音又はインパルス雑音しか重畳していない画像にも有効であり，提案法が広く汎用性に優れていることが分かる．

表 2.1: 混合雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB])

	Proposed			TV	Med (*1)	CWM (*2)	DW-MTM (*3)
	λ	N	PSNR				
Airplane	33	500	**28.07**	17.37	24.69	24.73	23.80
Balloon	26	500	**32.60**	23.05	27.74	27.75	25.57
Barbara	41	500	**25.70**	18.82	22.39	22.67	22.74
Boat	29	500	**29.21**	19.94	26.02	25.90	25.08
Bridge	32	5	**26.15**	19.32	24.14	24.11	24.18
Building	27	5	**27.10**	18.02	25.47	25.05	24.88
Cameraman	33	25	**27.23**	16.79	24.11	24.23	23.58
Earth	25	7	**28.97**	20.14	26.73	26.20	25.12
Girl	24	11	**30.17**	17.38	27.38	27.20	25.45
Lax	41	500	**25.08**	18.27	21.23	22.38	21.33
Lena	30	500	**28.95**	18.80	26.06	25.83	24.67
Lighthouse	36	5	**24.88**	17.72	22.46	23.17	22.57
Mandrill	41	466	**25.38**	19.70	22.51	23.34	23.30
Milkdrop	24	18	**30.77**	18.46	27.41	27.20	25.29
Parrots	29	46	**28.96**	19.18	25.56	25.77	24.22
Pepper	28	15	**28.63**	18.38	26.20	25.73	24.64
Sailboat	31	93	**28.45**	17.75	25.98	25.33	24.61
Text	30	4	**25.97**	16.69	24.05	23.73	23.71
Woman	28	9	**27.99**	19.84	25.71	25.68	24.70

(*1) window size : 3×3, (*2) window size : 5×5, weight $= 7$
(*3) small window : 3×3, large window : 5×5, threshold value q $= 3\sigma_n$

(a) Aeriall

(b) Airplane

(c) Balloon

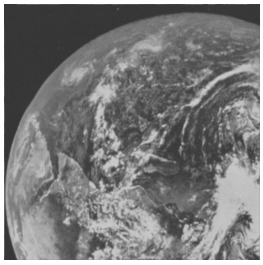
(d) Barbara

(e) Boat

(f) Bridge

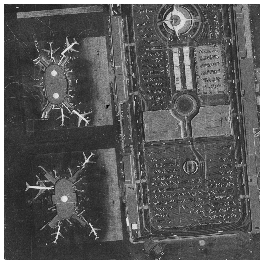
(g) Building

(h) Cameraman



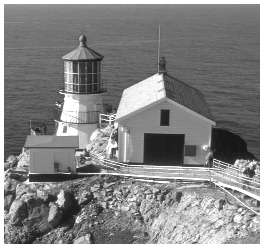
(i) Earth

(j) Girl

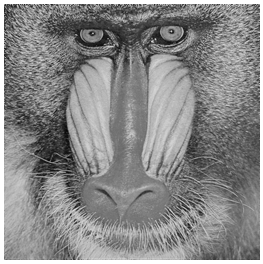


(k) Lax

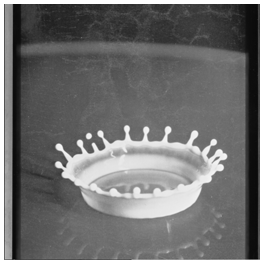
(l) Lena



(m) Lighthouse



(n) Mandrill

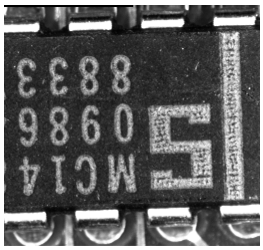


(o) Milkdrop

(p) Parrots

(q) Pepper

(r) Sailboat



(s) Text

(t) Woman

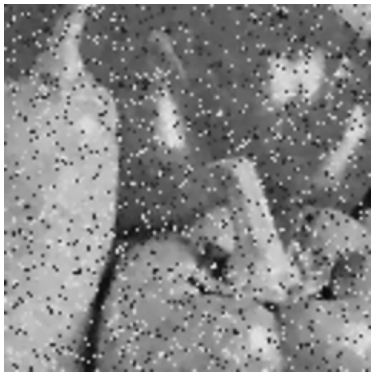
図 2.6: 実験に用いた SIDBA 標準画像

(a) Original

(b) Original (拡大図)

(c) Degraded

(d) Proposed (**28.96**[dB])



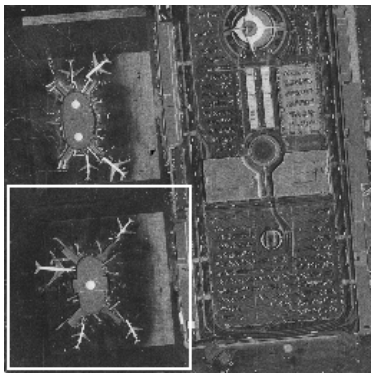
(e) TV (19.18[dB])

(f) Med (25.56[dB])

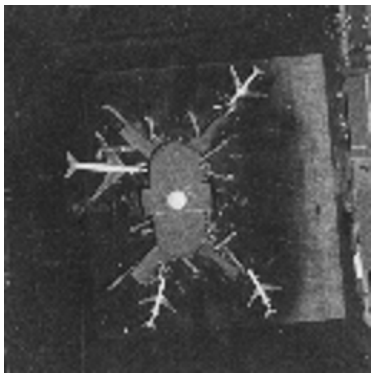
(g) CWM (25.77[dB])

(h) DW-MTM (24.22[dB])

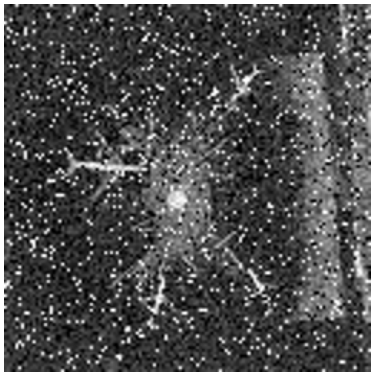
図 2.7: 混合雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB]))



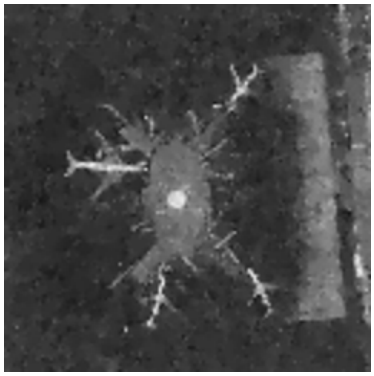
(a) Original



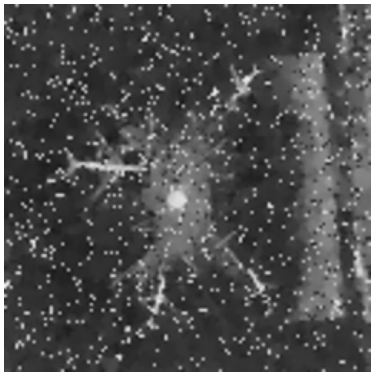
(b) Original (拡大図)



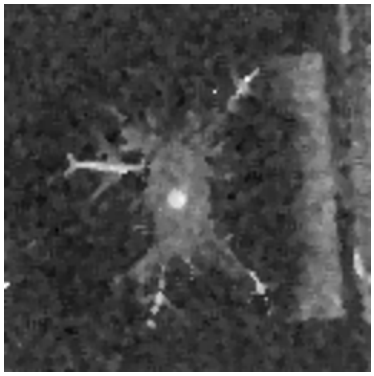
(c) Degraded



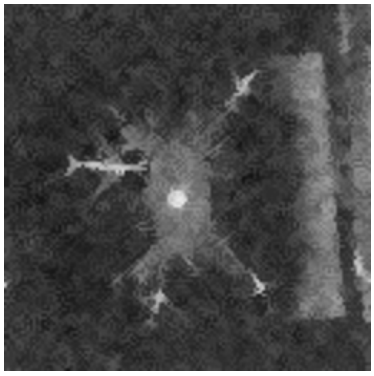
(d) Proposed (**25.08**[dB])



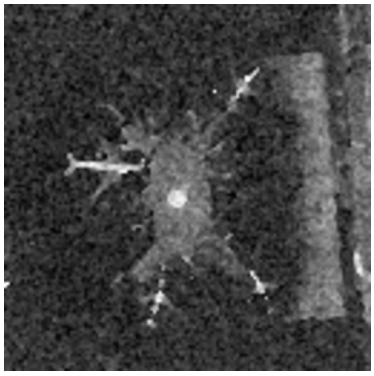
(e) TV (18.27[dB])



(f) Med (21.23[dB])

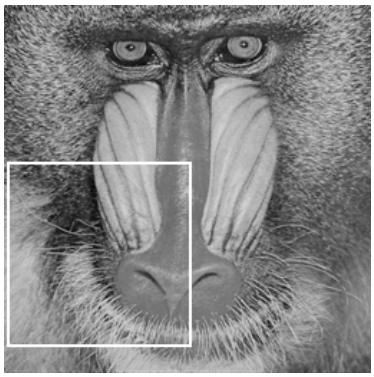


(g) CWM (22.38[dB])



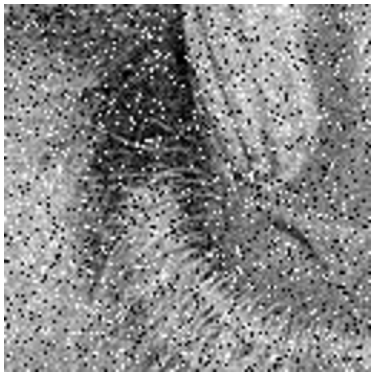
(h) DW-MTM (21.33[dB])

図 2.8: 混合雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB]))



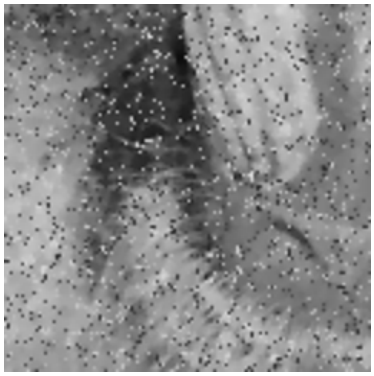
(a) Original

(b) Original (拡大図)

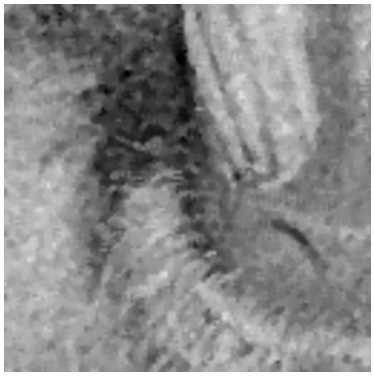


(c) Degraded

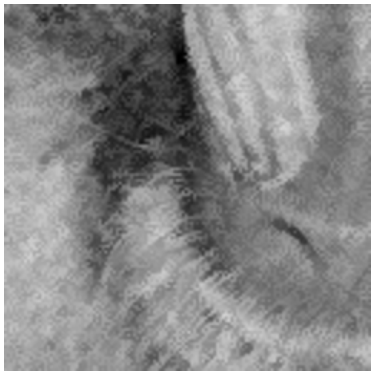
(d) Proposed (**25.38**[dB])



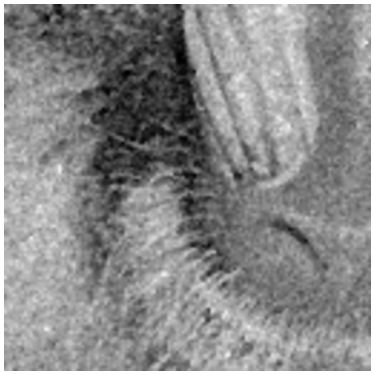
(e) TV (19.70[dB])



(f) Med (22.51[dB])



(g) CWM (23.34[dB])



(h) DW-MTM (23.30[dB])

図 2.9: 混合雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB]))

表 2.2: ガウス雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB])

	Proposed			TV	Med (*1)	CWM (*2)	Wiener (*3)
	λ	N	PSNR				
Aerial	23	3	**27.33**	27.30	25.68	25.74	25.35
Airplane	31	491	28.63	**28.73**	25.72	25.79	26.82
Balloon	25	500	32.78	**32.95**	29.05	28.84	30.89
Barbara	38	500	26.41	**26.44**	23.05	23.31	24.32
Boat	28	500	29.55	**29.60**	27.06	26.96	27.54
Bridge	20	2	26.74	**26.88**	25.00	25.03	24.59
Building	15	2	27.77	**27.96**	26.55	26.11	25.51
Cameraman	31	17	28.07	**28.81**	25.15	25.31	27.22
Earth	13	3	29.55	**29.57**	27.93	27.17	27.79
Girl	17	6	30.81	**31.03**	28.50	28.29	30.15
Lax	40	500	25.85	**25.93**	21.80	22.96	23.81
Lena	28	500	29.47	**29.48**	27.19	26.92	27.98
Lighthouse	26	2	25.66	**26.39**	23.08	24.12	24.53
Mandrill	39	500	25.83	**25.91**	23.14	23.99	23.74
Milkdrop	22	15	31.12	**31.75**	28.63	28.34	30.24
Parrots	28	44	29.59	**30.25**	26.63	26.80	29.43
Pepper	24	8	29.18	**29.78**	27.59	27.11	28.43
Sailboat	29	62	28.96	**29.12**	27.18	26.48	27.05
Text	19	2	26.76	**27.06**	25.22	25.09	24.25
Woman	24	5	28.45	**28.84**	26.83	26.67	27.98

(*1) window size : 3×3,

(*2) window size : 5×5, weight $= 7$,

(*3) window size : 5×5

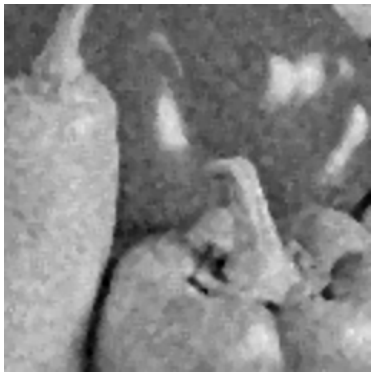
(a) Original

(b) Original (拡大図)

(c) Degraded

(d) Proposed (29.18[dB])

(e) TV (**29.78**[dB])

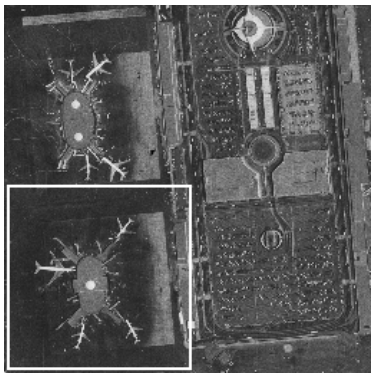


(f) Med (27.59[dB])

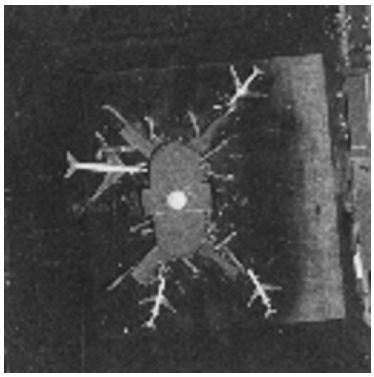
(g) CWM (27.11[dB])

(h) Wiener (28.43[dB])

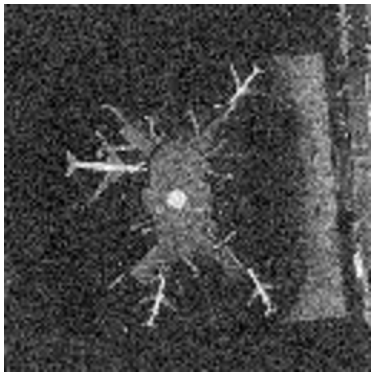
図 2.10: ガウス雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB]))



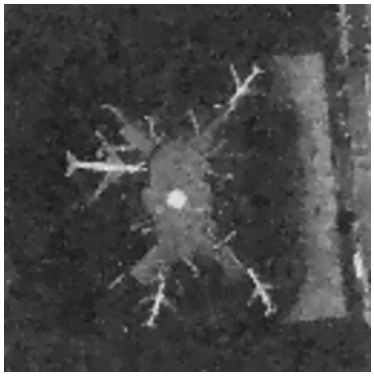
(a) Original



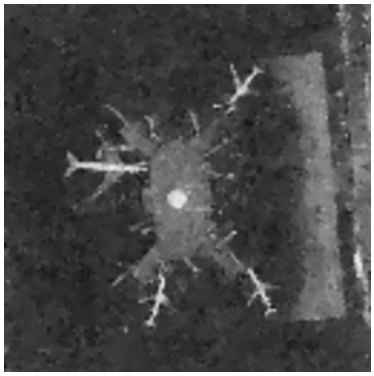
(b) Original (拡大図)



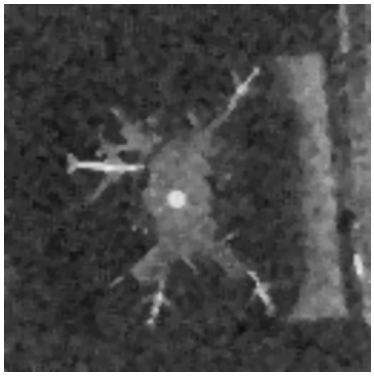
(c) Degraded



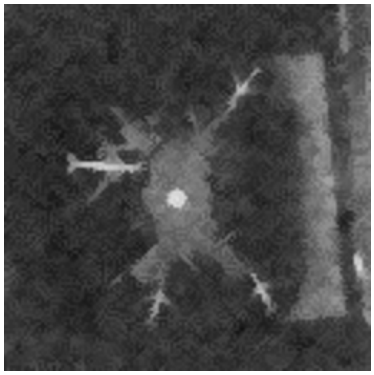
(d) Proposed (25.85[dB])



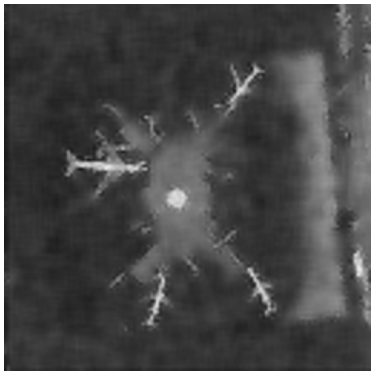
(e) TV (**25.93**[dB])



(f) Med (21.80[dB])

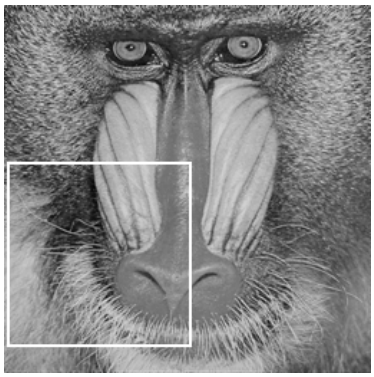


(g) CWM (22.96[dB])



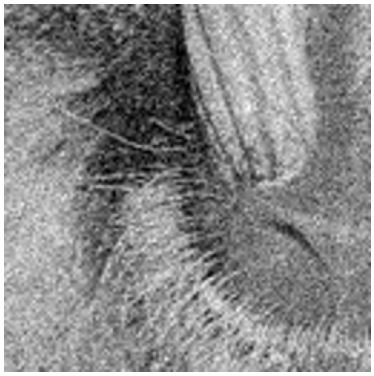
(h) Wiener (23.81[dB])

図 2.11: ガウス雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB]))

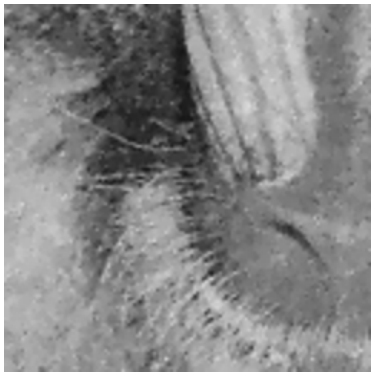


(a) Original

(b) Original (拡大図)

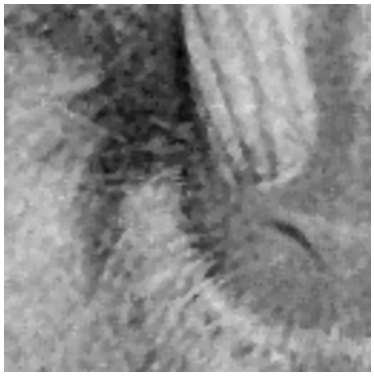


(c) Degraded

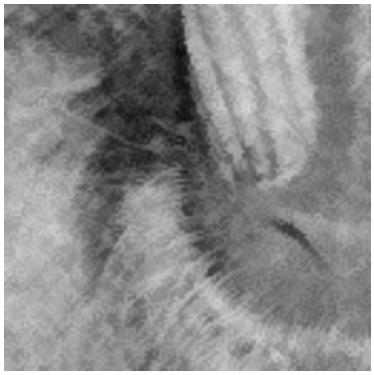


(d) Proposed (25.83[dB])

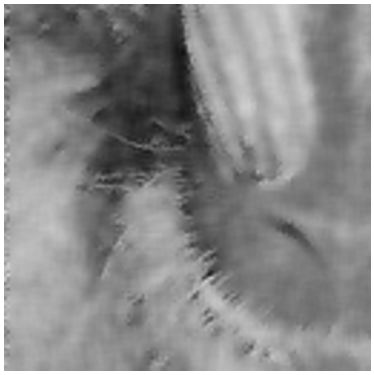
(e) TV (**25.91**[dB])



(f) Med (23.14[dB])



(g) CWM (23.99[dB])



(h) Wiener (23.74[dB])

図 2.12: ガウス雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB]))

表 2.3: インパルス雑音重畳画像の復元結果 (PSNR[dB])

	Proposed			TV	Med (*1)	CWM (*2)	PSM (*3)
	λ	N	PSNR				
Aerial	500	500	**37.32**	16.22	27.58	27.98	34.50
Airplane	500	10	**37.42**	15.22	27.49	27.75	34.28
Balloon	500	8	**45.22**	16.43	35.87	36.00	42.66
Barbara	500	5	**34.08**	15.92	23.78	24.18	30.50
Boat	500	10	**40.10**	16.01	30.29	30.13	37.15
Bridge	500	5	**35.96**	15.86	26.33	26.59	32.43
Building	500	8	**38.15**	15.64	29.01	28.32	25.24
Cameraman	500	10	**36.13**	15.53	26.27	26.38	33.37
Earth	500	7	**42.10**	16.02	32.05	31.40	37.75
Girl	500	7	**42.60**	15.10	33.48	33.64	40.19
Lax	500	19	**31.83**	15.49	22.13	23.38	30.86
Lena	500	8	**39.67**	15.70	30.06	30.07	37.05
Lighthouse	500	2	**29.05**	15.48	23.57	24.90	23.86
Mandrill	500	5	**33.53**	16.23	23.97	25.15	31.94
Milkdrop	500	9	**43.36**	15.43	33.94	33.40	40.02
Parrots	500	6	**37.31**	15.79	28.93	29.47	33.79
Pepper	500	6	**39.67**	15.48	30.52	29.96	35.73
Sailboat	500	6	**40.56**	15.30	30.04	29.48	35.50
Text	500	7	**35.04**	14.84	26.25	26.03	21.86
Woman	500	2	**35.32**	15.95	29.43	29.65	31.03

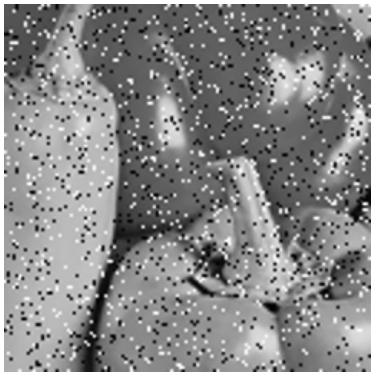
(*1) window size : 3×3, (*2) window size : 5×5, weight $= 7$,
(*3) window size : 5×5

(a) Original

(b) Original (拡大図)

(c) Degraded

(d) Proposed (**39.67**[dB])



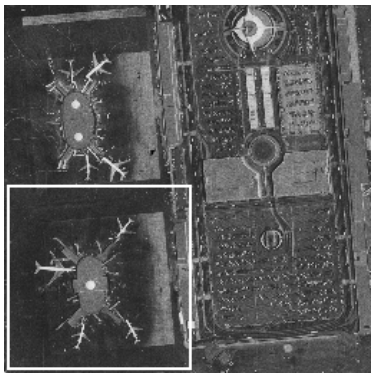
(e) TV (15.48[dB])

(f) Med (30.52[dB])

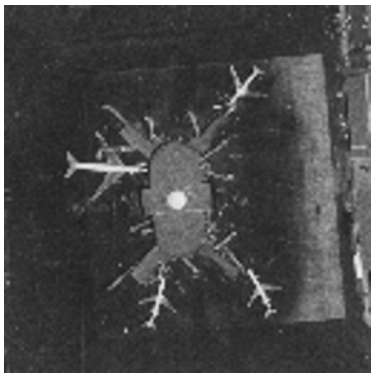
(g) CWM (29.96[dB])

(h) PSM (35.73[dB])

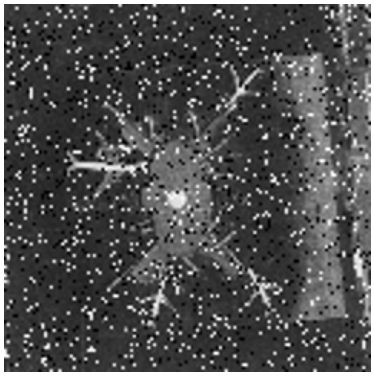
図 2.13: インパルス雑音除去結果 (Pepper (PSNR[dB]))



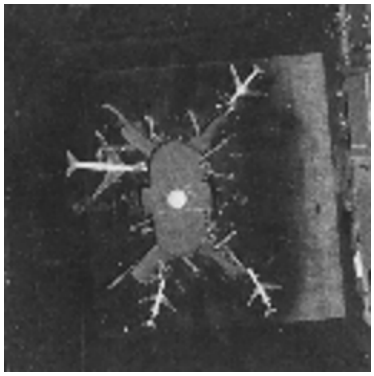
(a) Original



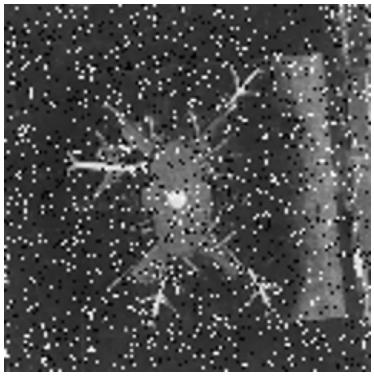
(b) Original (拡大図)



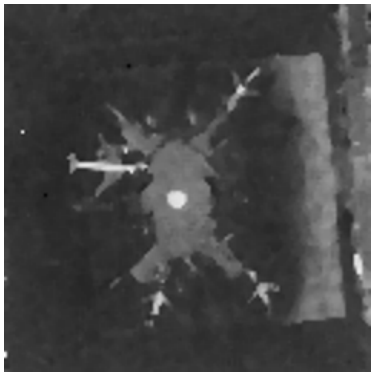
(c) Degraded



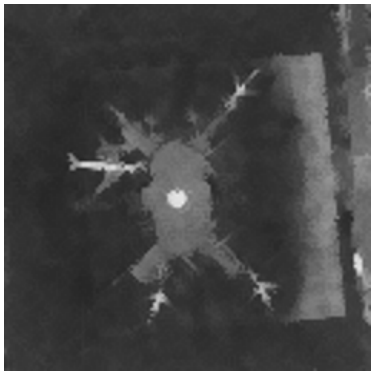
(d) Proposed (**31.83**[dB])



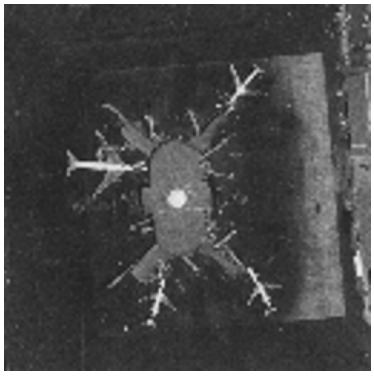
(e) TV (15.49[dB])



(f) Med (22.13[dB])

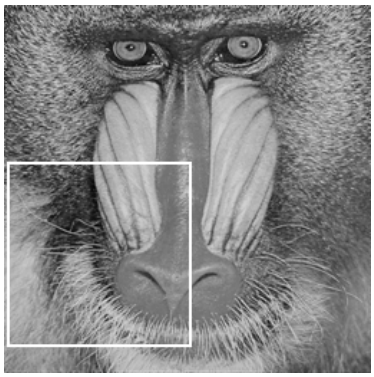


(g) CWM (23.38[dB])



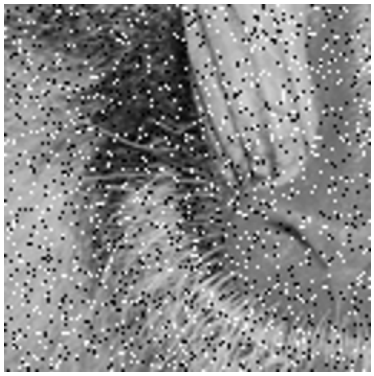
(h) PSM (30.86[dB])

図 2.14: インパルス雑音除去結果 (Lax (PSNR[dB]))



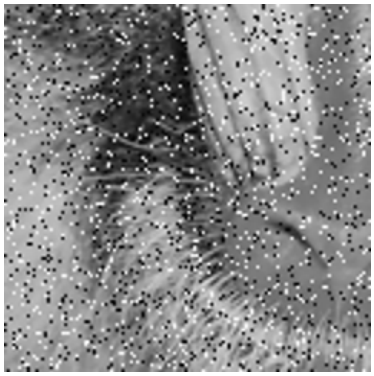
(a) Original

(b) Original (拡大図)

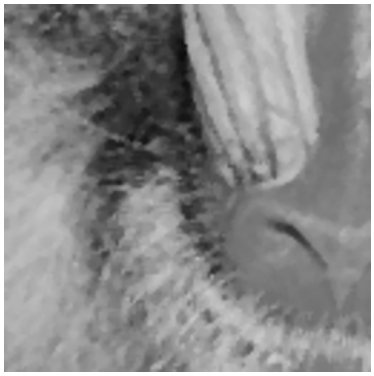


(c) Degraded

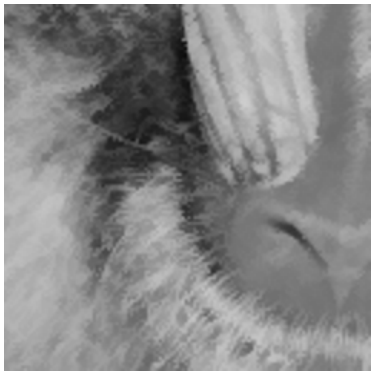
(d) Proposed (**33.53**[dB])



(e) TV (16.23[dB])



(f) Med (23.97[dB])



(g) CWM (25.15[dB])

(h) PSM (31.94[dB])

図 2.15: インパルス雑音除去結果 (Mandrill (PSNR[dB]))

第3章

TVフィルタにおける
平滑化パラメータλ推定法の検討

3.1　緒言

画像に重畳する代表的な雑音は，ガウス雑音とインパルス雑音の 2 種類があり，これら双方から成る混合雑音の除去，あるいは低減に関する研究は現在でも盛んに行われている [1]．前章では，TV フィルタ [38] の枠組みを利用し，ガウス雑音とインパルス雑音を同時に除去する混合雑音除去手法について述べた．この手法は，インパルス検知器により検知されたインパルス雑音を画像の欠損画素と考え，TV インペインティング法 [15] により補間すると同時に，その他の領域には TV フィルタによりガウス雑音の平滑化処理を行うことで混合雑音を効果的に除去することが可能である．しかしながら，第 2 章では，インパルス雑音を 0 または 255 の固定値と想定した上で，簡易的なインパルス検知手法を用いてインパルス雑音検知を行い，また，TV フィルタによる平滑化の度合いを左右するパラメータを実験的に求めたため，実用性を考慮した場合，十分であるとは言い難い．そのため，雑音が重畳した劣化画像からインパルス雑音を検知するインパルス検知手法と，平滑化パラメータを適切に決定する手法が必要である．第 2 章の混合雑音除去手法では，劣化画像からインパルス雑音検知を正確に行えた場合，それ以外の画素には，ガウス雑音が重畳している状態である．そのため，画像に重畳したガウス雑音と原信号の情報を用いることで，平滑化パラメータの推定が可能であると考えられる．このため，本章では，画像に重畳する雑音をガウス雑音のみに限定し，平滑化パラメータ推定法の提案を行う．なお，インパルス検知手法については第 4 章にて検討する．

ガウス雑音の除去にはガウシアンフィルタや Wiener Filter 等の線形時不変フィルタが有効である [1]．これらのフィルタはフィルタ窓内の画素の性質に関らず一律な処理を施すため，雑音除去と共に画像のエッジや細部までも劣化させてしまう問題がある．このような問題を解決するため，エッジ保存性を有しガウス雑音除去に優れた非線形フィルタの研究が盛んに行われている [1, 16, 17]．本章では，エネルギー最小化に基づく非線形フィルタである TV(Total Variation) フィルタ [15] に着目し，そのパラメータの決定について検討を行う．

TV フィルタは線形のノイズ除去フィルタと比べて，エッジを保存しながら処理できるという特長を持ち，データ依存型のディジタルフィルタとして，比較的容易に実装できるという利点がある．しかしながら従来の TV フィルタでは，ガウス雑音を除去できるものの，復元した画像が絵画調のようになってしまうという問題がある．その理由の一つとして，画像に対して平滑化パラメータ を単一の値で固定している点が挙げられる．一般に画像は非定常性の高い信号であるため，同じ画像内においても，平坦な領域には強い平滑化，細部信号には弱い平滑化など，平滑化処理を適応的に行うことにより，さらに品質の良い復元画像が得られる可能性がある．しかしながら，入力画像に対して実験的にパラメータを決定するしかなく，未知の入力画像に対しては，それが最適な値を与えている保証がないという問題があった [47]．そのため，与えられた入

力画像から適切なパラメータを求める必要がある．しかしながら入力画像全体に対して単一のパラメータではエッジや細部信号が劣化する，または平坦部の雑音が除去しきれない場合が出てくる．よって入力画像のエッジや細部信号，平坦部など局所領域に応じてパラメータを適応的に切り替える方法が望まれる．さらに，TV フィルタを用いて良好な復元画像を実現するには，適切な回数で反復処理を停止する必要がある．しかしながら，第 2 章では，反復回数を実験的に求めているため，実用的ではないという問題がある．

そこで本章では，TV フィルタの持つ平滑化パラメータ λ を入力画像の画素毎に適応的に変化させた空間適応型 TV フィルタを導入するとともに，これを実現させるため，λ 曲面モデルを導入することで，局所領域の状態に合わせて適切に λ の値を推定する手法を提案する．さらに，ガウス雑音が重畳した画像による実験により，提案法の有効性を検証する．まず，3.2 では空間適応型 TV フィルタと反復処理の停止法について述べる．3.3 では入力画像毎に単一の平滑化パラメータ λ を推定する手法について述べる．次に 3.4 では，3.3 の枠組みを拡張し，入力画像の画素毎に平滑化パラメータ λ の値を適応的にを推定する手法について述べる．3.5 では，空間適応処理を導入した TV フィルタとともに，平滑化パラメータ λ 推定法の最適化について検討を行う．

3.2　空間適応型 TV フィルタと反復処理停止法の導入

3.2.1　空間適応型 TV フィルタ

従来の TV フィルタでは，一枚の画像全体に対して単一の平滑化パラメータ λ を割り当てていたため，画像のある領域においては平滑化効果が不十分である場合がある．

一般に画像は非定常性の高い信号であるため，同じ画像内においても平坦な領域や細部信号を含む領域など局所的には様々な形状を取り得る．このため，平坦領域には強い平滑化，細部信号には弱い平滑化など，平滑化処理を適応的に切りかえて行うことによって，より自然で品質の良い復元画像が得られる可能性がある．平滑化パラメータ λ は，一般に λ が小さくなると平滑化効果が強まり，λ が大きくなると平滑化効果が弱まる性質がある．そこで，本章では，画素の位置毎に λ を適応的に変化させた空間適応型 (Spatial Adaptive) TV フィルタを導入する．

空間適応型 TV フィルタを実現するには，TV フィルタのフィルタ係数の式 (2.4) における λ を，画素 (x, y) を中心とする局所領域の情報に基づいて決まる画素位置の関数 $\lambda(x, y)$ とみなすことで空間適応処理に対応することが可能である．つまり，式 (2.4) を以下のように変更する．

$$h_{\alpha\beta} = \begin{cases} \dfrac{w_{\alpha\beta}}{\lambda(x,y) + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta \neq \alpha) \\ \dfrac{\lambda(x,y)}{\lambda(x,y) + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta = \alpha) \end{cases} \tag{3.1}$$

本章では，関数 $\lambda(x, y)$ を λ マップと呼ぶ．λ マップを決定するには，画像の局所情報をもとに，最適な λ の近似値を導出する仕組みが必要となる．次節では，その初期段階として，入力画像に対して単一の平滑化パラメータを推定する手法について述べる．

3.2.2　反復処理停止法

TV フィルタを用いて良好な復元画像を実現するには，適切な回数で反復処理を停止する必要がある．第 2 章では，与えられた入力画像に対していったん λ を固定した上で PSNR を最大にする反復回数 N を実験的に求める方法を採用していたが，実用上は理想画像が存在しないため PSNR を評価尺度として使用することができない．そこで本章では，式 (2.1) のエネルギー汎関数を離散化して得られる FTV(Fitted TV energy)[40] を導入し，その挙動に基づいて反復回数を停止する．

$$FTV[u] = \sum_{\alpha\in\Omega} |\nabla_\alpha u|_a + \frac{\lambda}{2} \sum_{\alpha\in\Omega\setminus D} (u - u_{in})^2 \tag{3.2}$$

ここで Ω は画像領域全体を，D はインパルス雑音重畳領域をそれぞれ表す．本章では，ガウス雑音のみを扱うため，$D = 0$ と考える．

次に FTV による停止条件について具体的に述べる．まず，n 回反復後の画像 $u^{(n)}$，$n+1$ 回反復後の画像 $u^{(n+1)}$ に対して，FTV の傾き S_n を

$$S_n = FTV[u^{(n+1)}] - FTV[u^{(n)}] \tag{3.3}$$

で定義する．反復停止条件は算出された傾き S_n を用いて，以下の式で与えられる．

$$|S_{n-1} - S_n| \leq Th \tag{3.4}$$

ここで，係数 $Th(> 0)$ は閾値を表す．N 回目の反復で式 (3.4) を満たした場合，TV フィルタによる復元画像は，式 (2.1) を N 回反復して得られる画像 $u^{(N)}$ として実現される．以後，TV フィルタの反復処理停止法として FTV を採用し実験を行う．

3.3　平滑化パラメータ λ の曲面モデル

ここでは，空間適応型 TV フィルタに適用する λ 推定法の枠組みとして，与えられた入力画像毎に単一な λ の値を適切に推定する手法について述べる．式 (2.7) の TV インペインティング法における平滑化パラメータ λ は平滑化画像の画質を決めるうえで重要であり，実際に TV インペインティング法を数値的に計算する式 (2.9) において，λ の最適値は，理論上，以下の式で与えられることが知られている [15].

$$\lambda = \frac{1}{{\sigma_n}^2}\frac{1}{|\Omega|}\sum_{\alpha\in\Omega}\sum_{\beta\sim\alpha} w_{\alpha\beta}(u_\beta - u_\alpha)(u_\alpha - (u_{in})_\alpha) \tag{3.5}$$

しかしながら，式 (3.5) は右辺に平滑化処理後の画素値 (u_α 及び u_β) を含んでいるため，λ の初期値を求める際には使用できない．このため，この式 (3.5) を使うことなく最適な平滑化パラメータ λ を求める必要がある．平滑化パラメータ λ の値が，処理対象画像にとって大きすぎる場合には，過度の平滑化が行われ，小さすぎる場合には十分な平滑化効果が得られない可能性がある．これらの問題を解決するために平滑化パラメータ λ は処理対象画像毎に求めることが必要であろう．さらに，平滑化処理を適応的に制御するためにも，処理対象画像の画素毎に平滑化パラメータ λ を求める必要があるが，その手法については次節にて詳細を述べることとする．

本節では式 (3.5) に着目し，ガウス雑音の標準偏差 σ_n と原信号の標準偏差 σ_s から，処理対象画像に単一の平滑化パラメータ λ を求める手法の提案を行う．

式 (3.5) より，

(a) λ は $1/{\sigma_n}^2$ と比例関係にある

(b) 式 (3.5) の Σ 内部の計算式 $w_{\alpha\beta}(u_\beta - u_\alpha)(u_\alpha - (u_{in})_\alpha)$ は，式 (2.5), (2.6) より $w_{\alpha\beta}$ が輝度の逆数に相当する量と評価できることから，全体としては輝度に関する 1 次式相当の量でモデル化するのが妥当である

ということがわかる．そこで本章では，最適な平滑化パラメータ λ を与えるガウス雑音の標準偏差 σ_n と原信号の標準偏差 σ_s に関する学習曲面 f を次のようにモデル化することを考える [41].

$$\lambda = f(\sigma_n, \sigma_s) = \frac{p\sigma_s + q}{{\sigma_n}^2} \tag{3.6}$$

この曲面モデルを用いることにより，未知の入力画像から平滑化パラメータ λ を求めることが可能となる．なお，実際に λ を求めるには，式 (3.6) の p, q を適切に決定する必要があるが，その手順については 3.3.2 で述べる.

3.3.1　平滑化パラメータ λ の推定手順

ここでは，平滑化パラメータ λ の推定手順を述べる．まず，入力された劣化画像から λ の推定を行うにあたって必要となる原信号及び雑音の標準偏差 (それぞれ σ_s と σ_n) を求める．しかしながら，入力画像がガウス雑音とインパルス雑音が同時に重畳した混合雑音重畳画像である場合，インパルス雑音の影響により式 (3.6) の σ_n と σ_s を推定することが不可能である．そこで，インパルス雑音などのアウトライヤが混入することを想定し，次式で示す MAD(Median of the Absolute Deviations from the median)[43] を計算し，標準偏差の推定を行う.

$$MAD(\mathbf{B}_i) = median(|\mathbf{B}_i - median(\mathbf{B}_i)|) \tag{3.7}$$

ここで，局所領域 $\mathbf{B}_i$ は $k \times k$ 画素の小ブロックとして与えられる．MAD は，画像にインパルス雑音が重畳している場合でも，メディアンフィルタの作用によりその影響を無視することができる．よって MAD の値は画像に重畳したガウス雑音のみの状態を反映していると考えられる．また，MAD から混合雑音に混入したガウス雑音の標準偏差を推定するには，理論上，以下の式に従えばよいことが知られている [1].

$$\sigma_x(\mathbf{B}_i) = 1.483 \times MAD(\mathbf{B}_i) \tag{3.8}$$

そのために画像を $k \times k$ の小ブロックに分割し，各ブロック $\mathbf{B}_i (i = 1, 2, .., N)$ の標準偏差 $\sigma_x(\mathbf{B}_i)$ を計算する．$\{\sigma_x(\mathbf{B}_i)\}_{i=1,2,..,N}$ を値の小さいものからソートしたとき，以下の式で下位

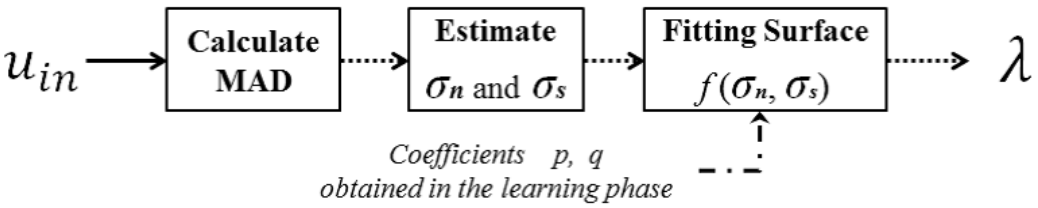


図 3.1: 平滑化パラメータ λ の推定手順

5%の M 個を選び，その平均を取ることにより，雑音の標準偏差 σ_n を算出する．

$$\sigma_n = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\sigma_x(\mathbf{B}_i) \tag{3.9}$$

また，原信号の標準偏差 σ_s は次式で推定する [48]．

$$\sigma_s = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}{\sigma_x}^2(\mathbf{B}_i) - {\sigma_n}^2} \tag{3.10}$$

すなわち，入力画像 u_{in} より平滑化パラメータ λ を推定する手続きは，図 3.1 に示す通り，

1. 画像 u_{in} の小ブロック毎の MAD を算出する
2. MAD より雑音の標準偏差 σ_n と原信号の標準偏差 σ_s を推定する
3. 推定値 $\hat{\sigma_n}$ と $\hat{\sigma_s}$ を，式 (3.6) に代入する

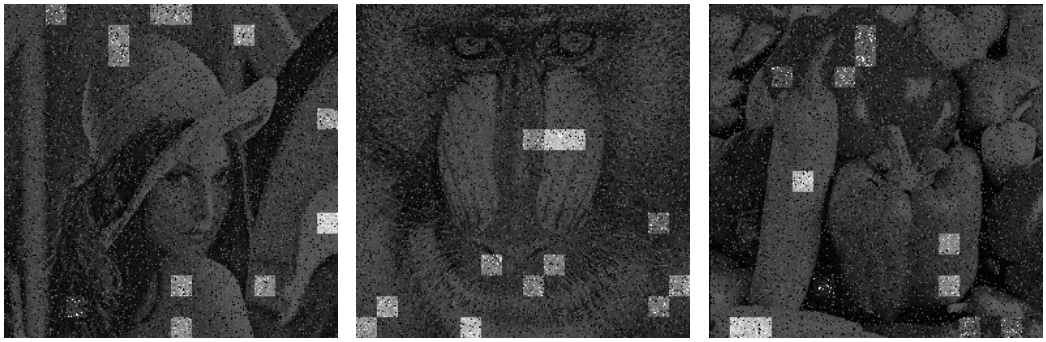
ことにより，λ の値を適切に設定することが可能となる．

画像に重畳したガウス雑音の標準偏差 σ_n を求めるには，画像内の平坦な領域から算出することが望ましい．そこで，平坦な領域を適切に選択するため，小ブロック $k \times k$ のサイズ選定について予備実験を行った．実験は $\sigma_n = 20$ のガウス雑音，発生確率 10% のインパルス雑音が重畳した 3 種類 (Lena, Mandrill, Pepper) の 256×256 画素の画像を対象とし，$k = 4, 8, 16, 32$ と変化させ MAD を算出することにより，雑音の標準偏差 σ_n の値が適切に推定されているかを調査した．実際値 ($\sigma_n = 20$) と推定値の比較を表 3.1 に示す．表 3.1 より，小ブロックのサイズを $k = 16$ と与えた場合，推定された雑音の標準偏差 σ_n の誤差が少ないことがわかる．以後，本論文では，$k = 16$ の小ブロックに分割し，MAD の算出を行う．

図 3.2 に平坦領域として選択された $k = 16$ の小ブロックの例を示す．図 3.2 で四角の色が薄い部分が今回選択されたブロックである．図 3.2 の結果を見ると，多くのブロックが画像の平坦領域から選択されていることがわかる．ただし，Mandrill のように平坦な領域がほとんどない画像については，細部信号を有するブロックが選択されてしまい，雑音を過大に評価する傾向があるため注意が必要である．

表 3.1: 雑音の標準偏差 σ_n の比較

	推定値			
	k=4	k=8	k=16	k=32
Lena	10.97	17.46	20.82	23.73
Mandrill	12.65	18.87	22.80	26.20
Pepper	10.34	16.72	20.76	24.72



(a) Lena　(b) Mandrill　(c) Pepper

図 3.2: 平坦領域の選択例

3.3.2　λ 曲面モデルの生成手順

本節では，入力画像から平滑化パラメータ λ を σ_s と σ_n から求まる関数としてモデル化することが目的である．実用性を考慮した場合，雑音除去処理毎に実験的に最適値を求めることは適切ではないため，曲面モデルにより λ を自動的に求めることが望ましい．そのため式 (3.6) を用いて平滑化パラメータ λ を決める場合，あらかじめ曲面モデルにより係数 p, q を求めておく必要がある．ここでは平滑化パラメータ λ 曲面モデルの生成手順を述べる．

1. 原画像 u を用いて画像の原信号の標準偏差 σ_s を計算する．
2. 原画像 u に対して σ_n のガウス雑音を重畳し，擬似的な劣化画像 u_{in} を作成する．
3. λ を変えながら提案法による復元を行い，最も PSNR が高くなる λ^* を求める．上で求めた原信号の標準偏差 σ_s 及び雑音の標準偏差 σ_n と λ^* の組み合わせ $(\sigma_s, \sigma_n, \lambda^*)$ をフィッティングポイントとする．
4. 複数の画像から得た σ_s に対して, 雑音の標準偏差 σ_n を様々に変えることで多数のフィッティングポイントを求める．
5. これらの多数の情報を基に式 (3.6) の曲面に対して最小二乗あてはめを行うことによって係数 p,q を求める．

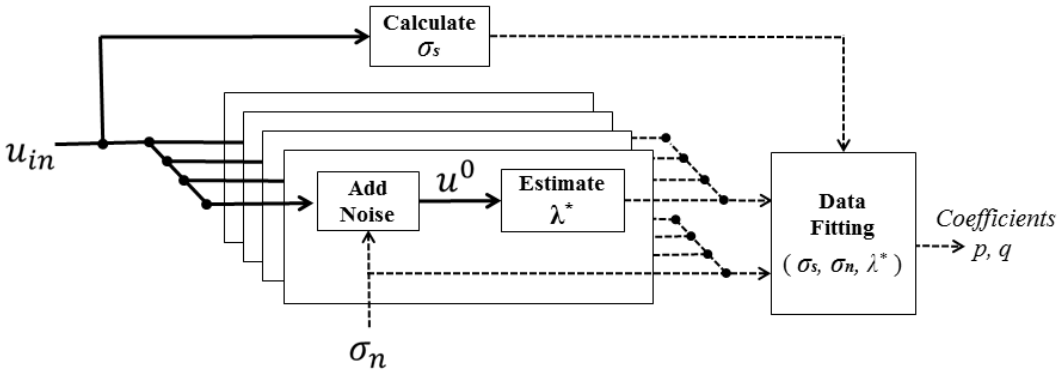


図 3.3: λ 曲面モデルの生成手順

以上の手順に従い，曲面モデルを生成する手順を図 3.3 に示す.

(a) Boat : $\sigma_s = 19.83$　(b) Lena : $\sigma_s = 24.07$　(c) Brige : $\sigma_s = 29.33$

図 3.4: λ 曲面モデル生成に用いたテスト画像と標準偏差 σ_s

3.3.3　λ 曲面モデルを用いた TV フィルタによるガウス雑音除去

ここでは，本節で提案する λ 曲面モデルの有効性を検証するため，第 2 章で述べた従来手法との比較実験を行う．まず，平滑化パラメータ λ の曲面モデルの係数 p, q を決定する．原信号の標準偏差 σ_s が小・中・大となるテスト画像として Boat, Lena, Bridge の 3 種類を選択する．選択した画像を図 3.4 に示す．3 種類のテスト画像に対して，それぞれ 5 種類のガウス雑音の標準偏差 $\sigma_n = 10, 15, 20, 25, 30$ を重畳して計 15 種類の劣化画像を用意する．これらに対して 3.3.2 の手順に従い，式 (3.6) の曲面モデルの生成を行った結果，図 3.5 のように各画像における σ_n と σ_s の関係を得ることができた．この結果より，最小二乗法を当てはめることで係数 p，q の値として，$p = 296.2259$，$q = 1295.235$ を得た．以後，本節の実験ではこの曲面モデルを用いて最適な λ を推定する．

次に，各入力画像に対して先に求めた曲面モデルに従って適切な λ を決定した上で，本節の提案法による様々な画像復元の実験を行い，本節の提案法の性能を検証する．実験には，曲面モデルの生成に使用した 3 種類とは異なる計 17 種類の画像に対して，平均 0, $\sigma_n = 20$ のガウス雑音を重畳させた劣化画像を用いる．また，本節の提案法による結果を Proposed，あらかじめ実験で求めた最適パラメータを用いた結果を Optimal として，PSNR および主観画質による比較実験を行った．なお，Optimal は実現できる復元性能の上限値を示す指標と考えることができる．

復元結果を表 3.2 に示す．Optimal に比べ，Proposed の PSNR はやや劣るものの，常に 17 回以下の反復回数で Optimal と同等の PSNR である本節の提案法に実用性があることがわかる．Optimal の場合，その反復回数は最小で 2 回，最大で 500 回と画像毎に異なっており，安定的ではないが，本節の提案法の反復回数は 8 回〜17 回とほぼ平均 10 回程度と安定していることがわかる．また，PSNR 的に若干の差があったとしても，図 3.6 に示す主観評価では，本節の提案法はまったく遜色のない結果であると言える．以上により，提案法の有効性が伺える．

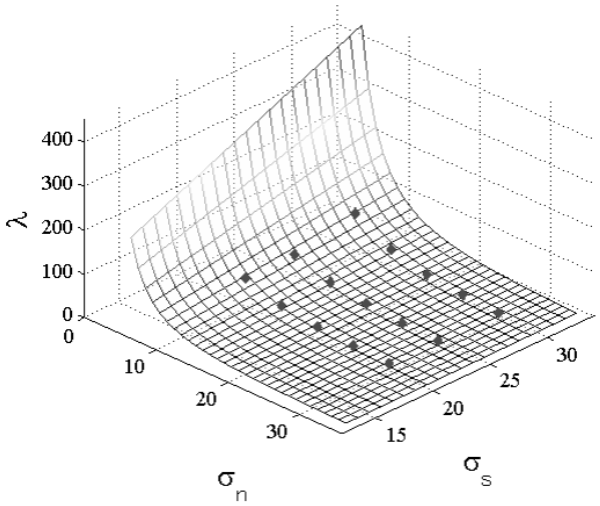
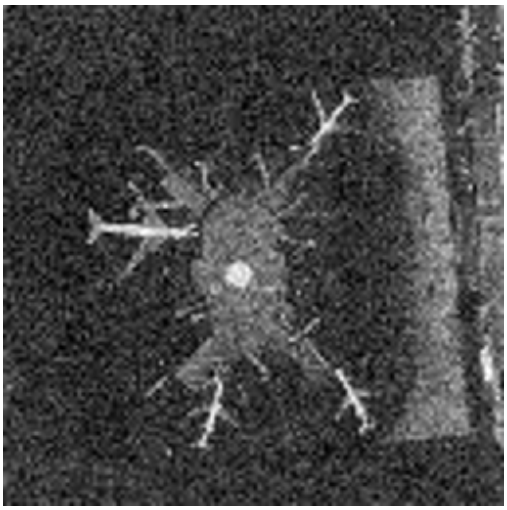


図 3.5: 生成された λ 曲面モデル

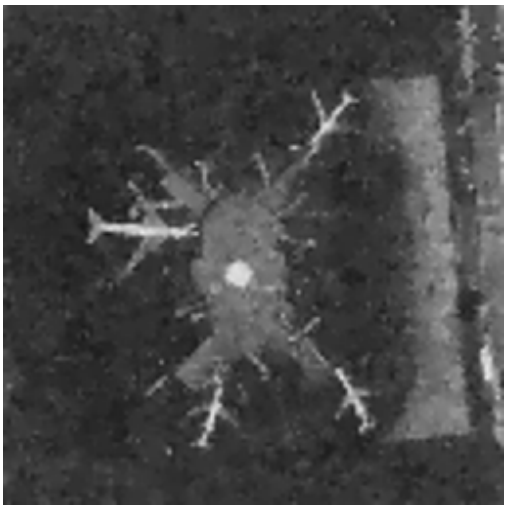
表 3.2: ガウス雑音重畳画像の修復結果 [dB]

	Optimal			**Proposed**		
	λ	**N**	**PSNR**	λ	**N**	**PSNR**
Boat (*1)	28.0	500	29.5	25.8	8	29.3
Bridge (*1)	20.0	2	26.7	21.3	8	26.1
Lena (*1)	28.0	500	29.4	26.1	8	29.3
Aerial	23.0	3	27.3	18.9	14	26.7
Airplane	31.0	491	28.6	30.3	10	28.5
Balloon	25.0	500	32.7	18.8	17	32.5
Barbara	38.0	500	26.4	24.1	10	25.5
Building	15.0	2	27.7	25.1	8	27.4
Cameraman	31.0	17	28.1	32.1	10	28.0
Earth	13.0	3	29.5	22.6	15	29.2
Girl	17.0	6	30.8	28.0	8	30.5
Lax	40.0	500	25.8	23.6	10	24.9
Lighthouse	26.0	2	25.6	39.8	10	25.5
Mandrill	39.0	500	25.8	19.8	10	24.5
Milkdrop	22.0	15	31.1	27.9	8	30.7
Parrots	28.0	44	29.5	27.5	8	29.4
Pepper	24.0	8	29.2	26.8	8	29.1
Sailboat	29.0	62	28.9	31.0	10	28.8
Text	19.0	2	26.7	34.0	10	26.4
Woman	24.0	5	28.4	21.6	15	28.1

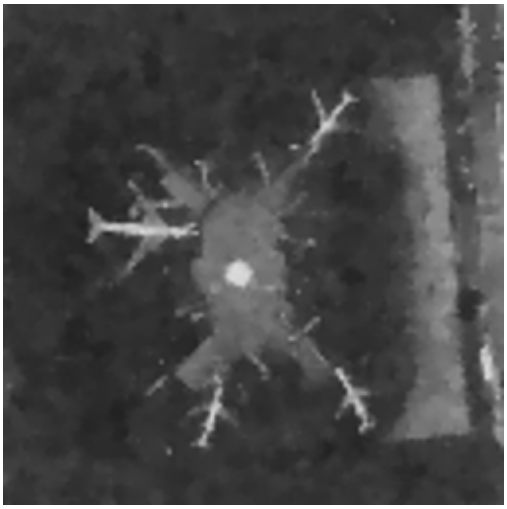
(*1) 曲面モデルの生成に使用したサンプル画像



(a) Degraded



(b) Optimal (PSNR : **25.8**[dB])



(c) Proposed (PSNR : 24.9[dB])

図 3.6: ガウス雑音重畳画像の復元結果

(a) 原画像　(b) ガウス雑音重畳画像 ($\sigma_n = 20$)　(c) 復元画像

図 3.7: 単一 λ を用いた TV フィルタによるガウス雑音除去結果

3.4　λ マップの推定による空間適応型 TV フィルタ

ここでは，3.3 で述べた曲面モデルの枠組みを利用し，λ マップを用いた空間適応型 TV フィルタでの雑音除去性能について検証を行う．3.3 では，理想画像が未知である入力画像から，画像全体に対して単一の平滑化パラメータ λ を求める手法を述べた．しかし，一枚の画像全体に対して平滑化パラメータ λ を単一の値で固定しているため，λ の推定が部分部分で不十分な場合があり，その結果として主観評価または数値評価が悪化する事例が見られる [47]．具体例として，単一 λ を用いた TV フィルタによるガウス雑音除去結果を図 3.7 に示す．図 3.7(c) より，ガウス雑音は取り除かれているものの，細部信号に対しても平坦な領域と同等の平滑化処理が行われているため，主観的に十分であるとは言い難いことがわかる．

一般に画像は非定常性の高い信号であるため，同じ画像内においても平坦な領域や細部信号を含む領域など局所的には様々な形状を取り得る．このため，平坦領域には強い平滑化，細部信号には弱い平滑化など，平滑化処理を適応的に切りかえて行うことによって，より自然で品質の良い復元画像が得られる可能性がある．そこで，本節では画素の位置ごとに平滑化パラメータ λ の値を適応的に変化させた λ マップの生成法を述べ，さらにこれを用いた空間適応型 TV フィルタの性能を検証する．

3.4.1　λ マップの生成手順

λ 曲面モデルを用いた λ マップの推定法では，入力された劣化画像の各画素 (x, y) において，これを中心とする $k \times k$ の局所領域を切り出し，その情報をもとに画素 (x, y) における平滑化パラメータ λ を推定する．そして，このように各画素で決定した λ を基に，λ マップを生成する．最後に，生成した λ マップを用いて空間適応型 TV フィルタを実行し，復元画像 u を生成する．

3.4.2　λ マップを用いた空間適応型 TV フィルタによるガウス雑音除去

提案法の有効性を確認するため，シミュレーションによる比較実験を行う．以下にその際の実験概要と実験環境を述べる．実験に使用する劣化画像は，平均 0，$\sigma_n = 20$ のガウス雑音を図 2.6 に示す 20 種類のテスト画像に対して加法的に重畳して作成する．これらの劣化画像に対して雑音除去を実施し，PSNR による数値評価の比較と，主観による画質の比較を行う．使用した画像は全て 256×256 画素，256 階調 (8 ビット) のグレイスケール画像である．比較対象となる手法は，本節の提案法である空間適応型 TV フィルタと，固定値 λ を用いた TV フィルタとした．いずれの手法においても，平滑化パラメータ λ の算出には 3.3.3 の λ 曲面モデル ($p = 296$, $q = 1295$) を用いた．公平を期するため，従来の TV フィルタにおけるフィルタの反復回数は，本節の提案法と同様に，反復停止条件として式 (3.2) の FTV を用い，その変化がほぼなくなった時点で反復処理を停止することとする．また，曲面モデルは 3.3 と同じものを用いた．さらに，本節の提案法において，入力された雑音重畳画像から σ_s を画素ごとに推定する際に使用するウィンドウサイズ k として，7×7 と 9×9 の 2 通りを用いて実験を行う．

PSNR による比較を行った結果を表 3.3 に示す．PSNR で比較すると，ほとんどの画像において，Proposed の数値が良くなっていることから，数値評価においては画質が向上したといえる．

図 3.8-3.10 はそれぞれ Lena，Mandrill，Pepper に対するガウス雑音の除去結果である．Proposed の画像は，7×7 および 9×9 の局所領域で原信号の標準偏差 σ_s の計算を行った結果をそれぞれ示している．Proposed は，PSNR では TV フィルタより勝っているものの，主観的に見ると両者の間に顕著な差は見られないことが分かる．

3.4.3　λ マップ推定法の考察

今回の検証では，PSNR の改善は見られたものの，主観画質については大幅な改善とまではいかないことが確認された．特に平坦部における雑音除去がまだ不十分であると考えられる．以下ではこのことを λ マップの分布を基に考察する．

図 3.11 に Airplane に対する λ マップのプロットを示す．平滑化を少なくしたいエッジや細部等では λ が大きくなり，平滑化を大きくしたい平坦部では λ が小さくなり，当初想定した通りに λ の値が変動していることがわかる．しかしながら，表 3.4 に示すように，λ の最小値は 16.79 であり，平坦部にはまだ十分な平滑化がかかっていないと考えられる．このため，平坦部では，本節の提案法での λ の数値よりさらに低い値で処理するよう制御すれば主観画質，PSNR 共により良くなると考えられる．

表 3.3: ガウス雑音重畳画像の修復結果 (PSNR [dB])

	iter	**TV filter**	**Proposed**	
			7×7	9×9
Aerial	14	26.7	26.9	**27.0**
Airplane	10	28.5	**28.7**	28.6
Balloon	17	32.5	**32.6**	32.5
Barbara	10	25.5	**26.4**	**26.4**
Boat	8	**29.3**	**29.3**	29.2
Bridge	8	26.1	**26.5**	**26.5**
Building	8	27.4	**27.9**	**27.9**
Cameraman	10	28.0	**29.0**	28.9
Earth	15	29.2	**29.4**	**29.4**
Girl	8	30.5	**30.8**	30.6
Lax	10	24.9	25.7	**25.8**
Lena	8	29.3	**29.6**	29.4
Lighthouse	10	25.5	**27.1**	**27.1**
Mandrill	10	24.5	**25.3**	**25.3**
Milkdrop	8	30.7	**31.2**	31.0
Parrots	8	29.4	**30.3**	30.2
Pepper	8	29.1	**29.8**	29.7
Sailboat	10	28.8	**29.0**	28.9
Text	10	26.4	**27.2**	**27.2**
Woman	15	28.1	**29.3**	**29.3**

表 3.4: 推定された λ の値

	Proposed		TV filter
λ value	max	61.26	26.13
	min	16.79	

(a) Original

(b) Original (拡大図)

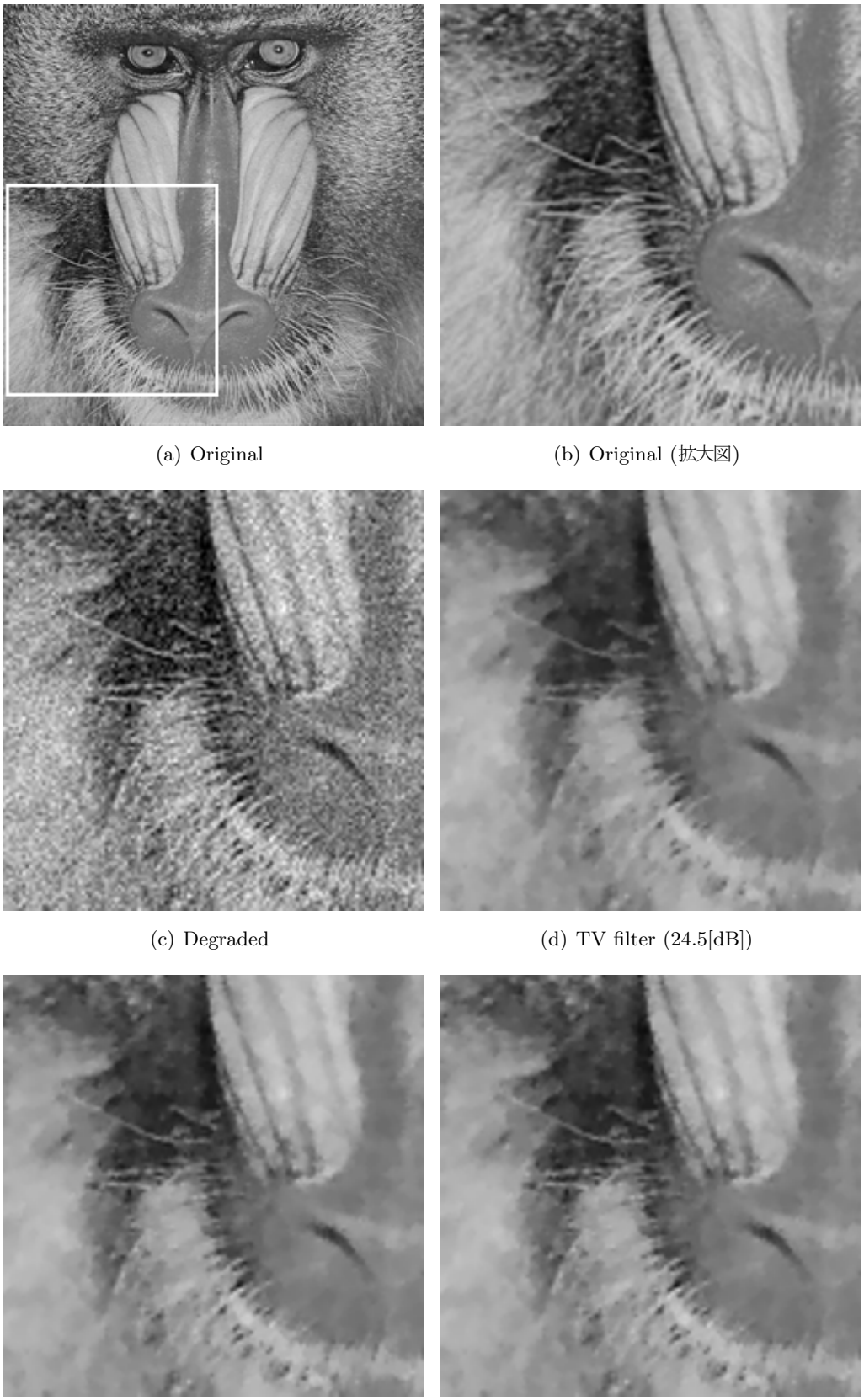
(c) Degraded

(d) TV filter (29.3[dB])

(e) Proposed [7×7] (**29.6**[dB])

(f) Proposed [9×9] (29.4[dB])

図 3.8: ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB]) : Lena



(a) Original　(b) Original (拡大図)

(c) Degraded　(d) TV filter (24.5[dB])

(e) Proposed [7 × 7] (**25.3**[dB])　(f) Proposed [9 × 9] (**25.3**[dB])

図 3.9: ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB]) : Mandrill

(a) Original

(b) Original (拡大図)

(c) Degraded

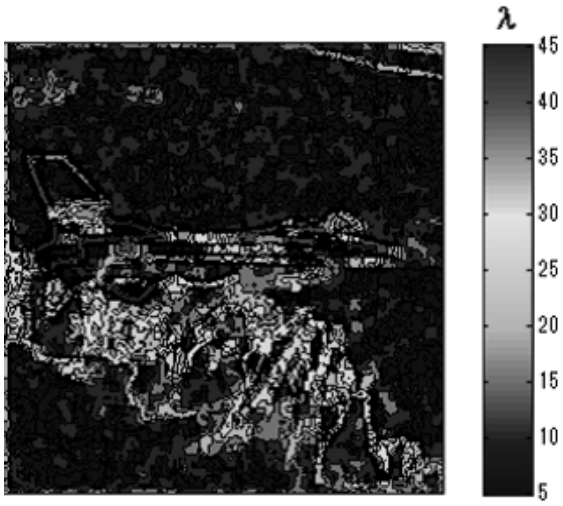
(d) TV filter (29.1[dB])

(e) Proposed [7×7] (**29.8**[dB])

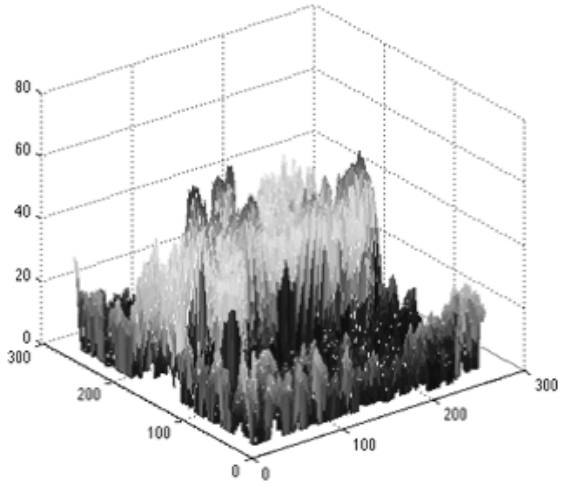
(f) Proposed [9×9] (29.7[dB])

図 3.10: ガウス雑音除去結果 (PSNR[dB])：Pepper

(a) Original



(b) λ map (2D)



(c) λ map (3D)

図 3.11: λ マップのプロット

3.5　カテゴリ分割による λ 曲面モデルの改善

3.3 では，あらかじめ学習した λ 曲面モデル用いて，入力された画像に対して単一の平滑化パラメータ λ を推定する手法について述べた．これにより生成された λ 曲面モデル用いて，3.4 では入力された画像に対して画素毎に平滑化パラメータ λ を適応的に切り替える λ マップ生成手法について検証した．しかしながら，3.4 では，PSNR の改善は見られたものの，主観画質の改善については十分ではないことが確認された．これは，λ 曲面モデルの精度が不十分であることに関係がある．その要因として，画像全体に対して 1 つのフィッティングポイント $(\sigma_s, \sigma_n, \lambda^*)$ を生成していることが挙げられる．画像には平坦領域から細部領域まで様々な領域が含まれるため，画像を適切に領域分割し，それぞれに対してフィッティングポイントを生成することで，より正確な λ 曲面モデルを構成できると考えられる．このとき問題になるのが，λ^* の算出方法である．従来のように与えられた画像に対して平滑化パラメータ λ を単一の値に設定する場合には，一枚の学習用サンプル画像全体に単一の λ を与え，λ のレンジを適当に量子化した上で総当たり的に探索することにより，最適な λ を近似的に求めることが可能である．しかしながら，画素毎に λ の値を可変とする場合には，このような総当り的なアプローチを取ることは計算量の観点から困難である．

そこで，本節では画像を複数の領域に分割し，それぞれの領域 (カテゴリ領域) に対してフィッティングポイントを設定することにより，λ 曲面モデルを改善する方法を提案する．さらに，生成した λ 曲面モデルに基づいて各画素における最適な λ 値を推定する手法の検討を行う．本節で提案する λ 曲面モデル生成手法のシステム構成を図 3.12 に示す．提案法は主として 3 つの処理ブロックから構成される．カテゴリ領域分割部 (Category classification)，フィッティングポイント作成部 (Determining the fitting point)，および λ 曲面生成部 (Generating the λ surface model) である．カテゴリ領域分割部では，入力された学習用サンプル画像を局所情報に基づいて i 種類のカテゴリに領域分割し，各カテゴリ領域を表すマスクを作成する．さらに，各領域に所属する画素値を用いて，カテゴリ領域ごとに原信号の標準偏差 σ_s を計算する．次にフィッティングポイント作成部では，入力画像に σ_n の雑音を加えた上で TV フィルタをかけ，各カテゴリ領域の画素のみを取り出したとき，PSNR が最も高くなる λ をカテゴリごとに求め，$(\sigma_s, \sigma_n, \lambda)$ の組み合わせをフィッティングポイントとして作成する．最後に，λ 曲面生成部では，フィッティングポイントによるデータフィッティングを行うことにより，λ 曲面モデルを生成する．

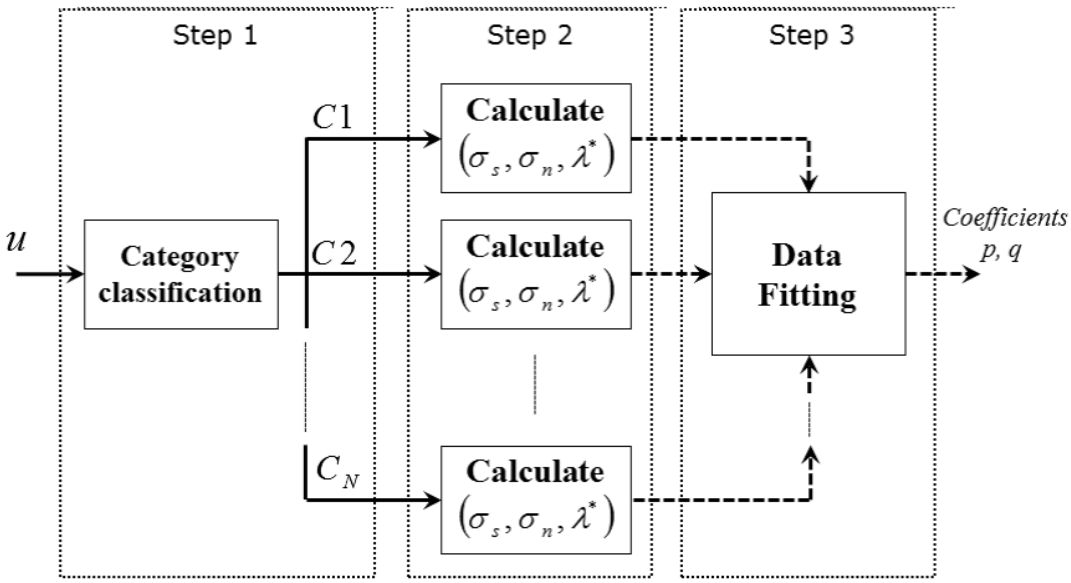


図 3.12: λ 曲面モデル生成手法のシステム構成図

3.5.1　カテゴリ領域分割部 (Category classification)

カテゴリ領域分割部では，入力された学習用サンプル画像を局所領域毎の複雑度に基いて i 種類のカテゴリ領域に分割するために，原信号の局所標準偏差を利用する．本節では，標準偏差のロバストな推定量である式 (3.7) の MAD を計算し，その値に応じてすべての画素を i 種類のカテゴリ領域に分割するために，MAD 値のヒストグラムを利用した．ここで，局所領域 $\mathbf{B}$ のサイズは，予備実験の結果，7×7 画素の小ブロックとして与えられる．なお，カテゴリ領域分割を行う際の閾値は主観的な判断に基づき，画像ごとに手動で決定した．図 3.13 に 3 種類の画像に対してカテゴリ領域分割を行った結果を示す．本節では，主観的に平坦な領域 (図 3.13(b) : C1)，細部信号・エッジ領域 (図 3.13(d) : C3)，それ以外の領域 (図 3.13(c) : C2) の 3 種類にカテゴリ領域分割を行う．また図 3.14 に画像 Lena を用いて算出された MAD 値のヒストグラムを示す．

3.5.2　フィッティングポイント作成部 (Determining the fitting point)

フィッティングポイント作成部では，カテゴリ領域分割部で決定した各カテゴリに対して，3.3.2 で述べた λ 曲面モデルの生成手順に従い，フィッティングポイント $(\sigma_s, \sigma_n, \lambda)$ を取得する．図 3.13 にフィッティングポイントの作成手順を示す．はじめに，i 種類のカテゴリ領域 $C \in \{C_1, C_2, ..., C_i\}$ に対して，原信号の標準偏差 $\sigma_s \in \{{\sigma_s}^1, {\sigma_s}^2, ..., {\sigma_s}^i\}$ を計算する．次に，カテゴリ C_i に対し

(a) Original

(b) C1

(c) C2

(d) C3

図 3.13: MAD によるカテゴリ分割

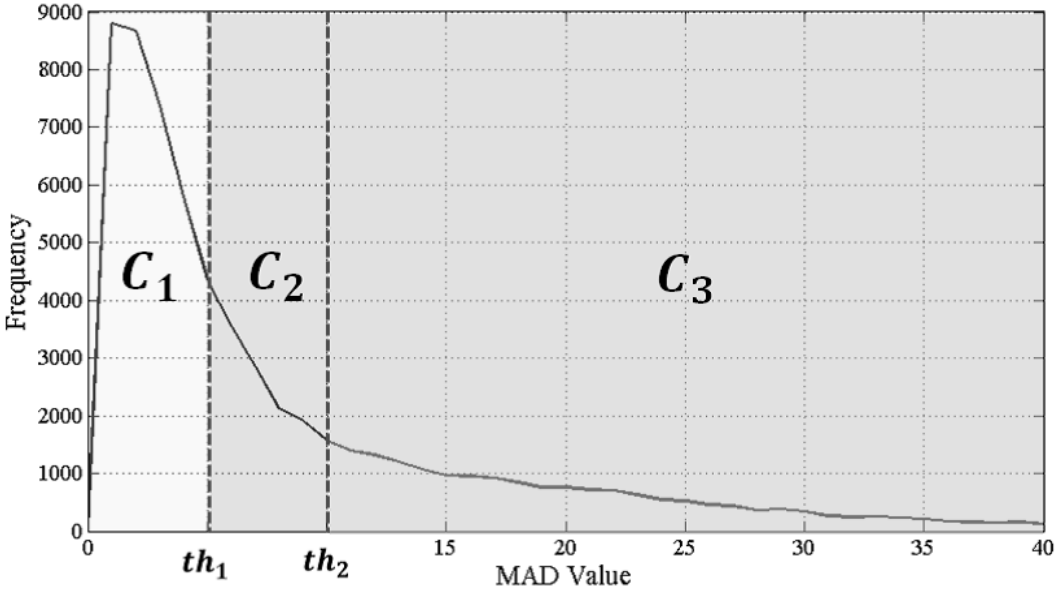


図 3.14: 算出された MAD 値のヒストグラム (Lena)

て j 種類の $\sigma_n \in \{{\sigma_n}^1, {\sigma_n}^2, ..., {\sigma_n}^j\}$ のガウス雑音を重畳し，擬似的な劣化画像 u_{in} を作成する．作成されたカテゴリ領域に対し，$\lambda = 1$〜500 と変化させながら，TV フィルタによる復元を行う．さらに復元された画像 u^λ に対して，数値的に評価を行い，評価値が最も高くなる λ の最適値 (λ^*) を求める．なお，本節では，復元された画像の数値評価値として SSIM(Structural Similarity)[53] を採用する．SSIM は，評価対象となる 2 つの画像の構造的な類似性を示す指標であり，主観的な判断による評価に近い数値評価値である．SSIM を用いて，次式により λ^* を算出する．

$$\lambda^* = \underset{1 \leq \lambda \leq 500}{\arg\max}\{SSIM(TV(u_{in}|_{C_i}, \lambda), u|_{C_i})\} \tag{3.11}$$

ここで $u|_{C_i}$ は原画像 u に対して分割されたカテゴリ領域 C_i を表し，$TV(u_{in}|_{C_i}, \lambda)$ は $u_{in}|_{C_i}$ に対して λ を適用した TV フィルタにより復元した結果を表す．これにより，${\sigma_s}^i$ と ${\sigma_n}^j$ の各組み合せに対して，最適な $\lambda^* \in \{\lambda^{11}, \lambda^{12}, ..., \lambda^{ij}\}$ が求められる．この結果として，入力された学習用サンプル画像一枚に対して ij 個のフィッティングポイント $\{({\sigma_s}^i, {\sigma_n}^j, \lambda^{ij})\}$ が決定する．

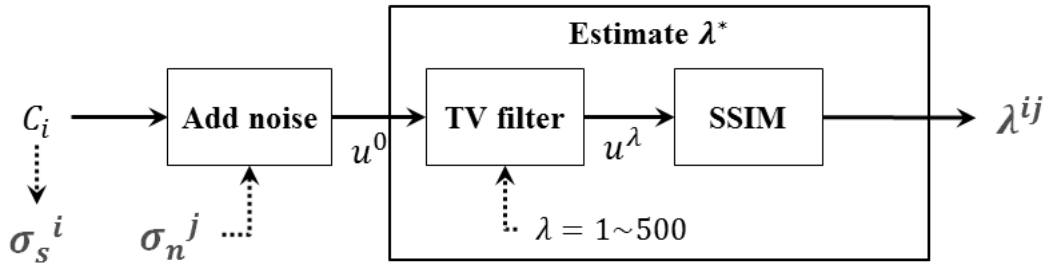


図 3.15: フィッティングポイントの作成手順

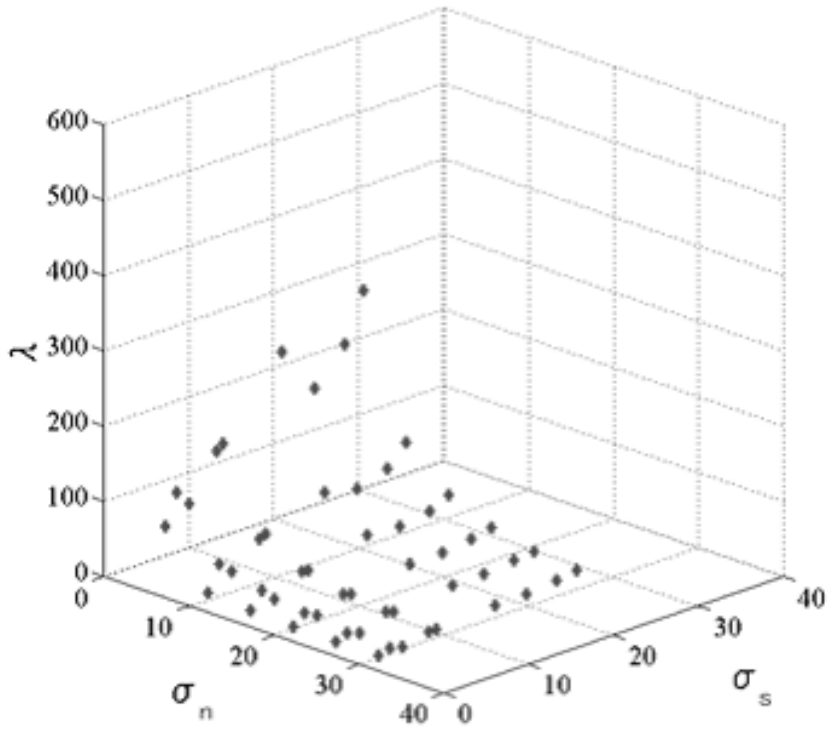
3.5.3　λ 曲面生成部 (Generating the λ surface model)

λ 曲面生成部では，フィッティングポイント作成部で取得したフィッティングポイント $\{(\sigma_s{}^i, \sigma_n{}^j, \lambda^{ij})\}$ を用いて最小二乗法を当てはめることで，λ 曲面モデルの生成を行う．以下，具体的な生成手順を述べる．

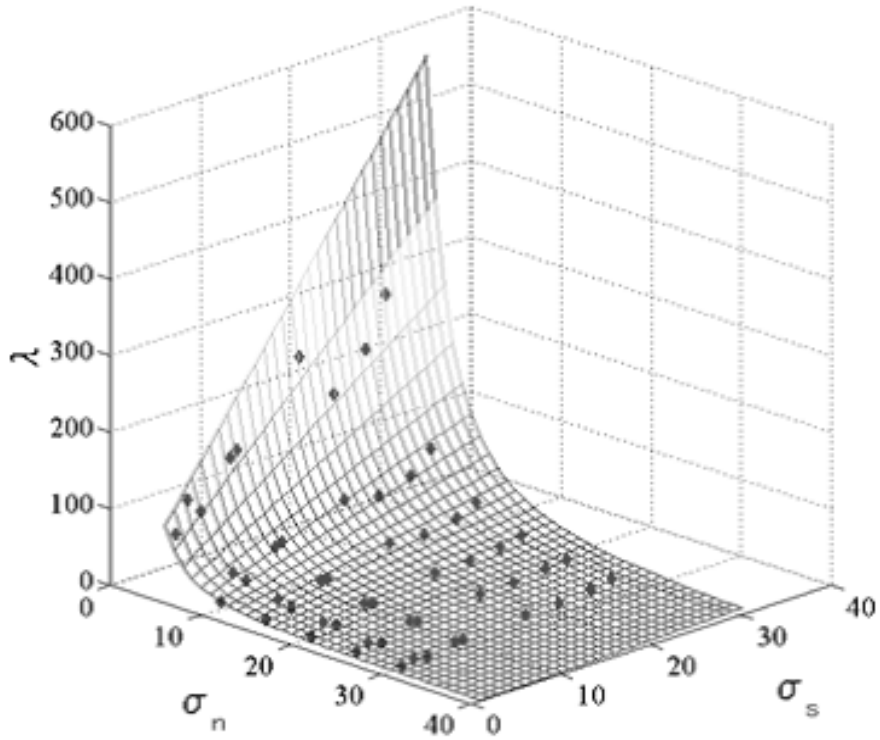
本節では，λ 曲面モデル生成のための学習用サンプル画像を，原信号の標準偏差 σ_s が小・中・大となる Boat, Lena, Bridge の 3 種類を選択する．これらの画像を，3.5.1 に従い，それぞれ 3 種類にカテゴリ領域分割を行う．次に，3.5.2 に従い，各カテゴリに対し $\sigma_n = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ のガウス雑音を重畳し，TV フィルタによる復元処理を行う．復元された画像に対し，式 (3.11) により，評価値が最も高かった λ を実効値として取得する．フィッティングポイントは，3 種類の画像を 3 種類のカテゴリに分割を行い，6 種類のガウス雑音を重畳して取得するため 54 個となる．取得したフィッティングポイントを図 3.16(a) に示す．これらのフィッティングポイントに対して最小二乗法により当てはめを行うことにより，曲面モデル (式 (3.6)) の係数 p, q の値として $p = 170$，$q = 2531$ を得た．生成された曲面モデルを図 3.16(b) に示す．以後の実験ではこの曲面モデルを用いて最適な λ を推定する．

3.5.4　λ 曲面モデルの汎用性の検証

ここでは曲面モデルの汎用性を示すために，3 種類の学習用サンプル画像の組合せを用いて λ 曲面のフィッティングを行い，得られた λ 曲面モデルの比較を行う．学習用サンプル画像の組合せは，BLB(Boat，Lena，Bridge)，PBS(Parrots，Barbara，Sailboat)，MAP(Milkdrop，Aerial，Pepper) である．学習用の画像には，原信号の標準偏差 σ_s が比較的小さい画像，中程度の画像，比較的大きい画像の 3 種類を選択して使用した．その結果，σ_s が小さい画像には平坦部が多く含まれる画像が，σ_s が大きい画像には細部信号が多く含まれる画像がそれぞれ選択されている．これらの組合せに対して，曲面モデルを生成し，得られた係数 p, q の結果を表 3.5 に



(a) 取得されたフィッティングポイント



(b) 生成された λ 曲面

図 3.16: λ 曲面モデルの生成

表 3.5: 各曲面モデルの p,q の値

	BLB	PBS	MAP
p	170	184	178
q	2531	1976	1930

表 3.6: 各曲面モデルで計算した λ 値

σ_s	σ_n	BLB	PBS	MAP
5	10	175.1	148.9	153.7
	20	242.1	221.6	230.2
10	10	43.7	37.2	38.4
	20	60.5	55.4	57.5
15	10	19.4	16.5	17
	20	26.9	24.6	25.5

示す.

表 3.5 より，異なる画像サンプルから推定した p, q を比較すると p の値は誤差 2% 程度とそれほど変わらないが，q の値が誤差 10% と比較的大きく変動していることがわかる．次に，各曲面モデルで推定される λ 値の比較を行う．原信号の標準偏差 $\sigma_s = 5, 10, 15$ と雑音の標準偏差 $\sigma_n = 10, 20$ の組合せに対し，それぞれの曲面モデルで計算された λ 値を表 3.6 に示す．表 3.6 からわかるように，q の値が変わってもそれぞれの曲面モデルの λ の値は，誤差 5% 程度とそれほど変動していない．また $\sigma_n = 10$ 以下の場合，曲面モデルで計算された λ 値は最適な λ 値よりも大きくなる傾向があるが，実際に画像に重畳している雑音の影響は小さく，過度に雑音の除去を行う必要がないため，λ が大きめに評価された結果，平滑化効果が多少抑えられたとしても，処理画像への影響はそれほど大きくはないものと考えられる．このことから，式 (3.6) の λ 曲面モデルの妥当性が明らかとなり，かつ，λ 曲面モデルが汎用性を持ち，多くの画像に適用できることがわかる.

3.5.5　実験概要

本節の提案法の有効性を確認するため，シミュレーションによる比較実験を行う．以下にその概要を述べる．実験に使用する雑音は，5〜30 まで 5 ずつ増加させた σ_n に対するガウス雑音である．これを 4 種類のテスト画像に対して加法的に重畳して，作成した劣化画像に対して本節の提案法を実施し，数値評価の比較と主観による画質の比較を行う．使用した画像は全て 256

$\times$ 256 画素，256 階調 (8 ビット) のグレイスケール画像である．比較対象となる手法は，本節の提案法に加えて，画像全体に対して単一の最適な λ 値を用いて復元した式 (2.3) の従来の TV フィルタと Wiener フィルタ [46] である．また，この際，本節の提案法の TV フィルタの反復回数 (iter) は従来の TV フィルタと同じ値とした．TV フィルタの反復停止条件には式 (3.2) の FTV を用い，その変化がほぼなくなった時点で反復処理を停止することとする．また，従来の TV フィルタでは，画像ごとに最適な λ 値を実験的に求め，これを用いて復元を行う．

3.5.6　数値評価による比較

6 通りの雑音 ($\sigma_n = 5$，10，15，20，25，30) を重畳した画像に対しての提案法及び従来法による画像修復を行い，PSNR と SSIM による数値評価の比較を行う．実験の結果を表 3.7 に示す．Wiener フィルタ，従来の TV フィルタ，本節の提案法の 3 種類のうち，最も評価指標が高くなっているものを太字で示した．表 3.7 のデータは全 20 種類の標準画像に対して行った実験結果から抜粋して示したものである．PSNR で比較すると，ほぼ全ての場合において本節の提案法のほうが従来の TV フィルタや Wiener フィルタを上回っていることがわかる．特に，σ_n が大きい雑音重畳画像においてその傾向が顕著であることがわかる．一方，SSIM で比較すると，Aerial や Mandrill などの複雑な画像において従来法のほうが本節の提案法を上回っているが，その他の画像についてはほとんど提案法が従来法を上回っていることがわかる．

3.5.7　主観評価による比較

ここでは各手法の復元画像による主観比較を行う．図 3.17 に実験で用いたテスト画像を示す．図 3.17 の各画像の白枠部は，主観評価のために拡大した領域を表す．図 3.18 から図 3.21 に各手法の復元結果を画像で示す．本節の提案法と従来の TV フィルタの数値評価において，大幅な差が見られた Aerial，Mandrill には $\sigma_n = 5$，遜色のない Lena，Pepper には $\sigma_n = 20$ のガウス雑音を重畳した．従来の TV フィルタと本節の提案法は主観的に見て Wiener フィルタよりも，Aerial や Mandrill ようなエッジや細部信号が多く含まれている場合でも，その保存性に優れる傾向がある．また，本節の提案法は，たとえ PSNR や SSIM の値が従来の TV フィルタや Wiener フィルタに劣っている場合でも，特に平坦部における雑音除去効果が顕著である．図 3.21 に示した Pepper の処理画像の例からも，平坦部の画像改善が主観的に見て取れることがわかる．

表 3.7: ガウス雑音 (σ_n= 5〜30) の除去結果

				PSNR			SSIM		
	σ_n	iter	λ	TV	Proposed	Wiener	TV	Proposed	Wiener
Aerial	5	7	243	**32.5**	31.9	29.4	**0.907**	0.871	0.815
	10	8	86	**30.0**	29.8	28.7	**0.846**	0.823	0.797
	15	10	49	28.0	**28.1**	27.8	0.768	0.761	**0.767**
	20	10	32	**26.7**	26.5	26.7	0.700	0.662	**0.726**
	25	10	24	26.1	**26.2**	25.6	0.670	0.673	**0.683**
	30	10	18	25.5	**25.6**	24.5	0.639	**0.641**	0.628
Lena	5	8	150	35.8	**36.2**	34.2	**0.950**	0.938	0.930
	10	8	62	33.0	**33.2**	32.2	0.898	**0.918**	0.890
	15	8	38	30.8	**31.0**	30.1	0.863	**0.886**	0.830
	20	15	24	29.3	**29.6**	28.4	0.824	**0.857**	0.763
	25	16	18	28.3	**28.5**	26.8	0.814	**0.830**	0.802
	30	16	15	27.4	**27.6**	25.5	0.785	**0.802**	0.619
Mandrill	5	6	309	**32.3**	32.0	27.2	**0.930**	0.898	0.786
	10	8	111	**29.3**	**29.3**	26.6	**0.874**	0.854	0.767
	15	10	59	26.8	**27.1**	25.8	**0.788**	0.784	0.735
	20	10	39	24.9	**25.2**	25.0	0.684	0.677	**0.702**
	25	12	28	24.0	**24.2**	**24.2**	0.627	0.611	**0.658**
	30	12	22	23.2	**23.5**	23.3	0.556	0.567	**0.612**
Pepper	5	8	136	35.2	**37.4**	35.2	0.943	**0.946**	0.944
	10	11	53	33.9	**34.6**	32.8	0.909	**0.929**	0.905
	15	13	35	31.5	**32.3**	30.7	0.883	**0.900**	0.849
	20	15	25	30.0	**30.9**	28.7	0.855	**0.876**	0.780
	25	15	20	28.7	**29.7**	27.1	0.831	**0.851**	0.709
	30	17	16	27.9	**28.1**	25.6	**0.799**	0.753	0.634

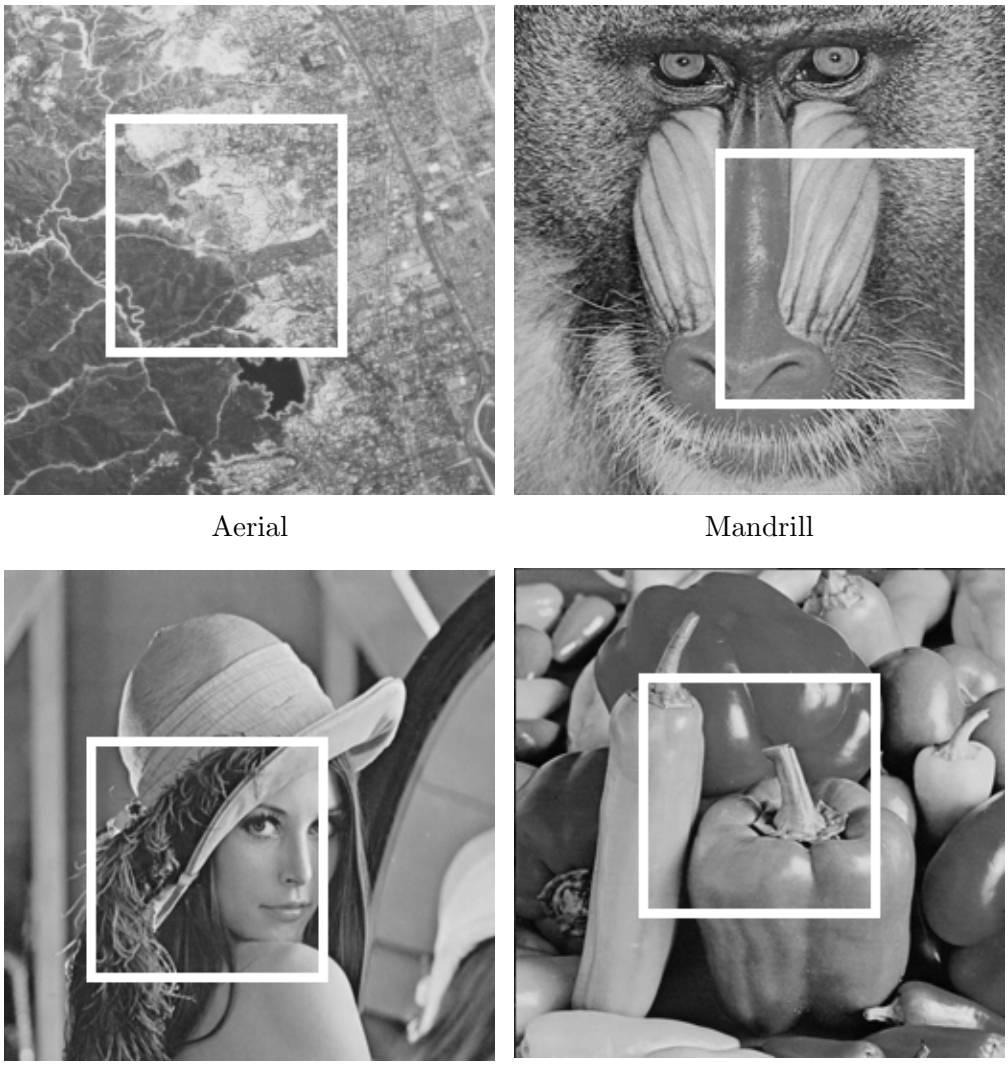


図 3.17: 実験に使用した原画像

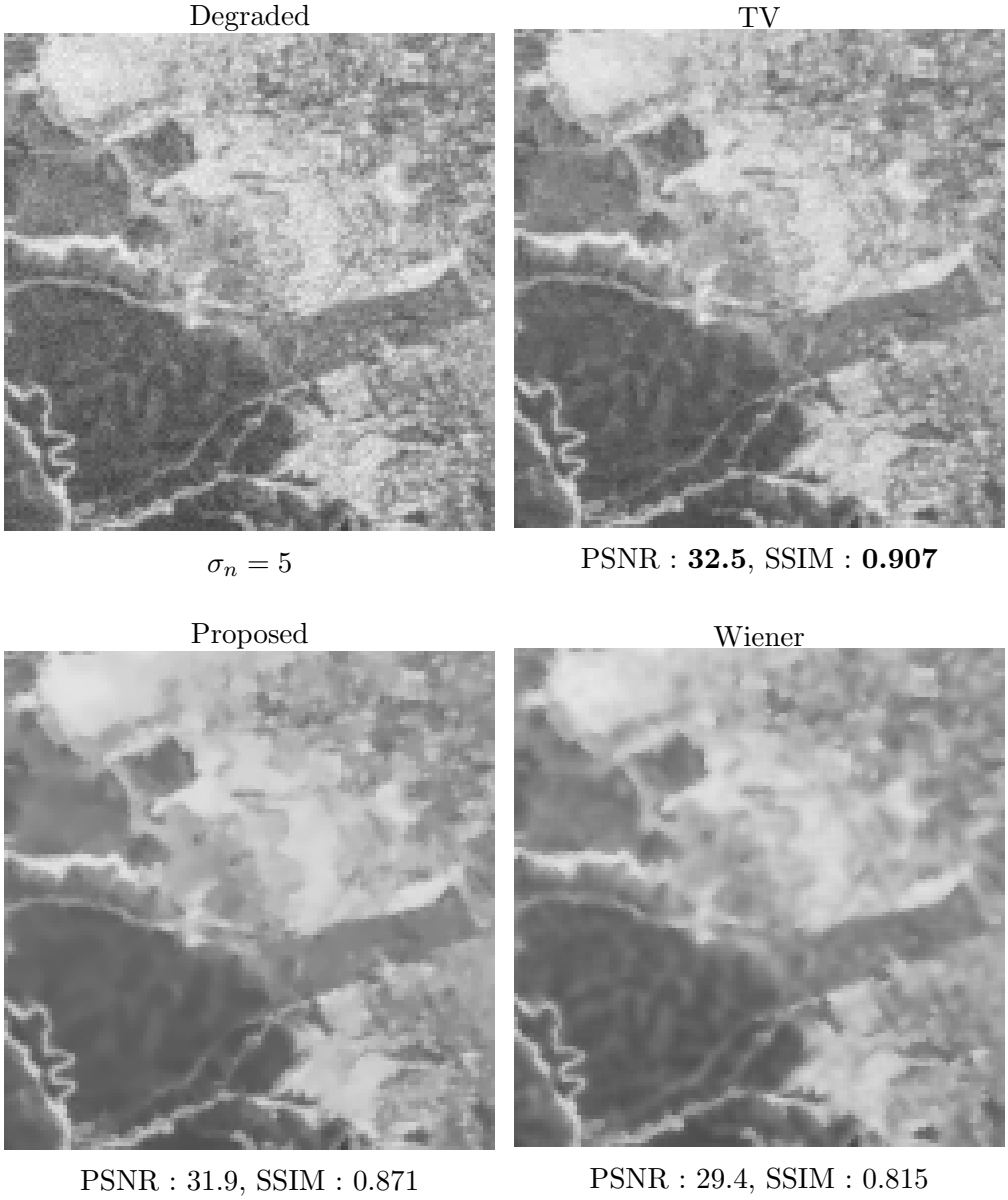


図 3.18: ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Aerial)

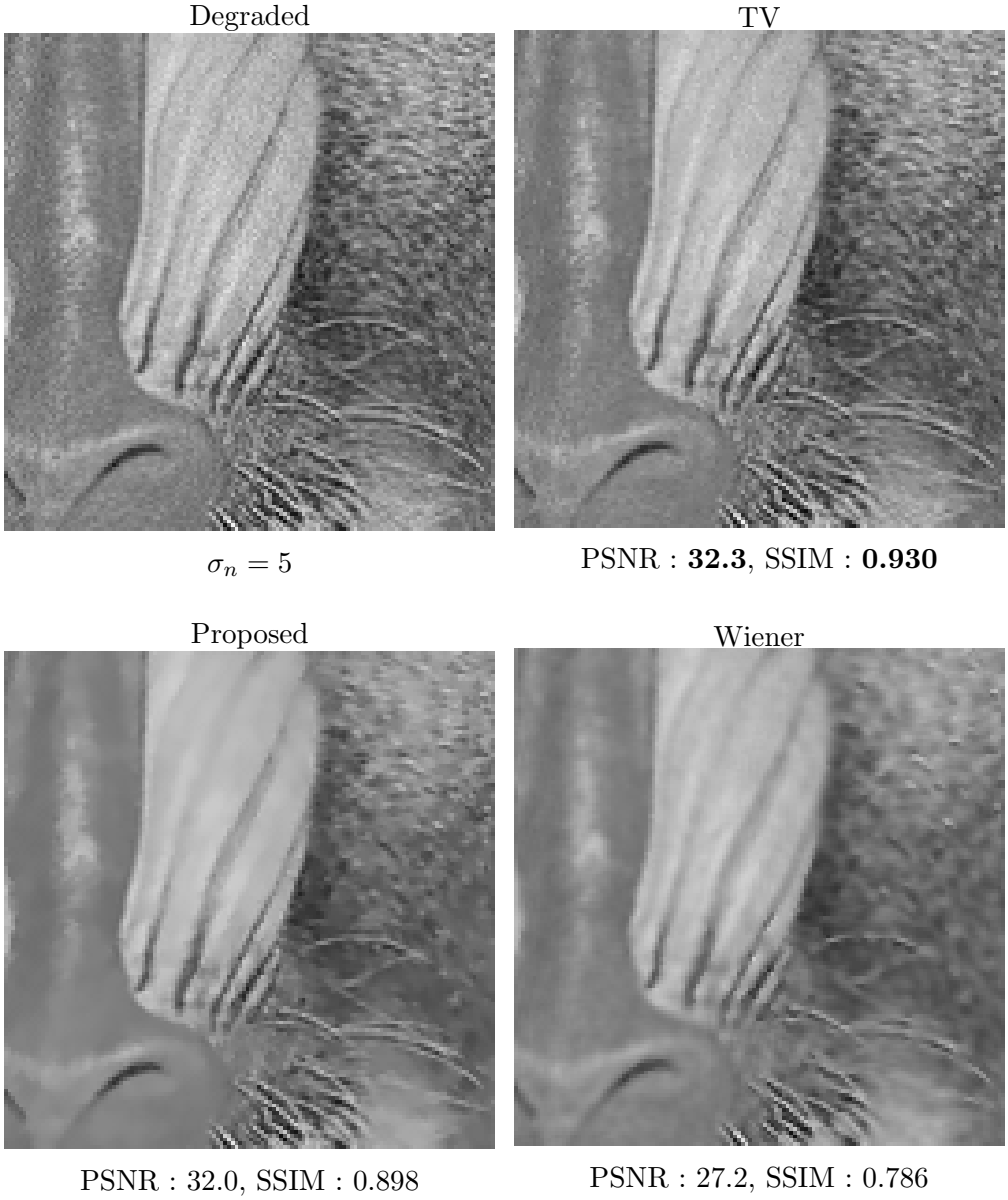


図 3.19: ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill)

図 3.20: ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Lena)

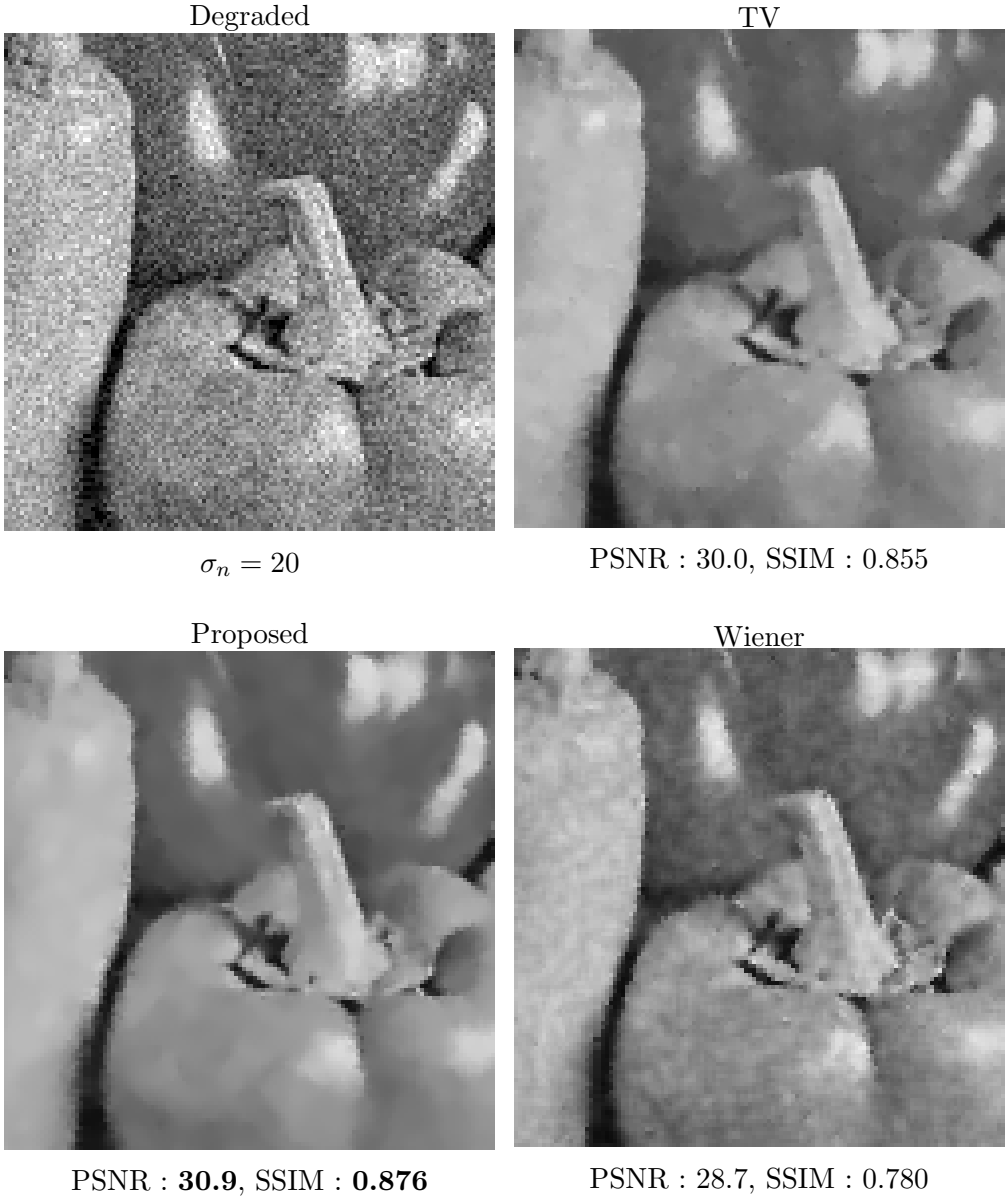


図 3.21: ガウス雑音重畳画像の復元結果 (Pepper)

3.6　まとめ

本章では，TV フィルタの持つ平滑化パラメータ λ を入力画像の画素毎に適応的に変化させた空間適応型 TV フィルタを導入するとともに，これを実現させるため，適切に λ の値を推定する手法の提案を行った．

3.2 では，画素の位置毎に λ を適応的に変化させた空間適応型 TV フィルタを導入するとともに，反復処理を要する TV フィルタを適切な反復回数で停止する方法について述べた．

3.3 では，空間適応型 TV フィルタに適用する λ 推定法の枠組みとして，与えられた入力画像毎に単一な λ の値を原信号の標準偏差 σ_s と雑音の標準偏差 σ_n から適切に推定する手法について述べた．3.3 の手法を用いて雑音除去性能を検証したところ，最適な λ を用いた場合に比べて PSNR の数値は若干劣るものの，反復回数の安定性および主観画質において遜色のない良好な結果が得られることを確認した．

3.4 では，3.3 の枠組みを拡張し，入力画像の画素毎に平滑化パラメータ λ の値を適応的に推定する λ マップ推定法について述べた．λ マップを用いた空間適応型 TV フィルタによるガウス雑音除去性能は，従来法に比べ PSNR が向上することを確認した．しかしながら，処理画像内の平坦領域において平滑化処理が予想していたよりも大きくならなかったため，画像の局所領域に応じた平滑化パラメータ λ の制御法について，さらに詳しい検討が必要であることを確認した．

3.5 では，空間適応型 TV フィルタに適用する λ 曲面モデル生成法について提案を行った．λ 曲面モデルの生成のために，画像の局所領域に対する MAD 値のヒストグラムから画像を 3 つのカテゴリに領域分割を行い，各領域に最適な λ 係数を求めた上でこれを σ_n と σ_s の関数とみなして，曲面のフィッティングを行った．得られた λ 曲面モデルに基づき，平滑化パラメータ λ を適応的に制御することにより，多くの画像で画質が向上することを確認した．また，シミュレーション実験を通し，提案法は従来法に比べて，特に雑音 (σ_n) が多く重畳している場合に SSIM 及び主観画質がともに向上することを確認した．

第4章

TVフィルタにおける
インパルス検知手法の検討

4.1　緒言

画像データの取得およびその伝送に伴う雑音の除去あるいは低減に関する問題は，ディジタル画像処理の主要なテーマのひとつとして，現在でも盛んに行われている [1, 16, 17, 34]．入力デバイスを介してディジタル画像に重畳する雑音としては，ガウス雑音とインパルス雑音が代表的であるが，これらは性質が異なるため，それぞれに適した個別のフィルタを用いて画像復元を行うのが一般的である．

ガウス雑音には線形時不変フィルタが，インパルス雑音にはメディアンフィルタに代表される非線形フィルタがそれぞれ効果的であるが，前者はガウス雑音を効果的に低減する一方で，インパルスのような輝度の変動が著しい雑音を画像の細部やエッジなどを維持しながら除去することは難しい．また，後者はエッジ保存しながらインパルス雑音を効果的に除去することが可能であるが，ガウス雑音の除去については代表的な線形フィルタである平均値フィルタなどに比べて性能が劣ることが知られている [1]．このため，ガウス雑音とインパルス雑音の双方が重畳した混合雑音に対する画像復元にはより高度な技法が必要であり，いくつかの研究事例が報告されている [54, 55, 56]．このような背景のもと，本研究では混合雑音に対する画像復元の手法として，第 2 章，第 3 章において，混合雑音除去が可能な空間適応型 TV フィルタを提案している [41, 57]．TV フィルタは変分原理に基づいて画像の復元を行う非線形の最適化フィルタであり，エッジを保存しながらガウス雑音を効果的に除去することが可能である [38]．一方，インパルス雑音については，TV フィルタを若干修正して得られる TV インペインティング法の技法を用いて，雑音の影響を受けた画素を周りの画素から再構成する方法が提案されている [15]．第 2 章，第 3 章で提案している TV フィルタは，これらを統合し，混合雑音を効果的に除去可能なフィルタとして構築されたものである．

第 2 章，第 3 章で提案している空間適応型 TV フィルタでは，雑音重畳画像からインパルスを検出し，その位置情報を示すマスク画像を用いてインペインティングを行うことから，その雑音除去性能は使用するインパルス検知器の精度に影響されやすいと考えられる．第 2 章では，インパルス雑音が輝度値固定 (0 または 255) でかつその輝度値が既知であるものと想定して，輝度値が 0 と 255 の時のみインパルスとして検出する簡易的なインパルス検知器を導入して修復画像の評価を行った．しかしながら，実用性を考慮した場合，たとえ固定値インパルスの輝度値が未知であってもインパルス検知に支障を来たさない汎用的なインパルス検知手法を導入することが望ましい．

先に述べたように，メディアンフィルタ [1] は，簡易ながらインパルス雑音を効果的に除去できるフィルタとして広く利用されているが，一方で，インパルス雑音が重畳していない画素に対しても画素データの入れ替えが行われるため，画像の細部信号が損なわれるという問題がある．

これを改善するため，様々なスイッチング法 (switching scheme) が提案されている [25, 26]．スイッチング法は，まずインパルスの位置を検知し，続いて検知したインパルスを周辺画素の情報を元に更新するという 2 つのステップから構成される．後段のインパルス更新方法でもっとも簡易なものは，インパルス雑音が検知された画素に対してのみメディアンフィルタの出力に置き換えるスイッチングメディアン法 [30] である．つまり，スイッチング法ではインパルスが検知された画素のみが更新されるため，未検知のインパルスはそのまま残留することになる．インパルス雑音が未検知のまま画像に残留した場合，主観的にも数値的にも問題が残る．逆に正常な画素に対して，インパルス雑音と誤検知し，画素データが入れ替った場合，正常な信号が損なわれるため，数値的に問題がある．しかしながら，近年では欠落したデータに対してかなり正常な信号が復元できるインペインティング法 [15] などがあることから，誤検知に関しては主観的に画像データの 5% 程度までであれば許容できると考えられる [58]．

このように，前段のインパルス検知手法は，復元画像の主観画質を改善する上で重要な役割を果たすこととなり，これまでにも多くの手法が提案されてきている [25, 27, 59, 26, 43, 28]．Conditional Signal-Adaptive Median (CSAM) Filter[29] や橋本法 [28] は主として固定値インパルスに限定して適用される高性能なインパルス検知手法として知られている．特に CSAM は，重畳率が 30% と高い場合であっても，非常に正確にインパルス検知ができるという特長を持つ．また，Pixel-wise MAD(PWMAD) に基づくインパルス検知手法 [43] は，雑音重畳画像とこれをメディアンフィルタで修復した画像との偏差 (の絶対値) をもとに，反復処理を通してインパルス検知を行う手法であり，固定値インパルス雑音だけでなくランダム値インパルス雑音に対しても高い検知性能が得られる点に特長がある．雑音重畳率 20% において，PSM Filter[25], TSM Filter[26],SD-ROM[27] などの従来法よりも修復画像の画質が優れていることが知られている [43]．しかしながら，PWMAD はメディアンフィルタの反復処理を行うため，インパルス雑音の発生確率が増えた場合，中央値にそのままインパルス雑音が残留する確率が増え，結果的に未検出が増加するという問題が存在する．これを改善するために，PWMAD のアルゴリズムを拡張した modified PWMAD(mPWMAD)[58] や非線形拡散法を用いたインパルス検知手法 [60] が提案されている．これらの手法では，インパルス雑音の検知率は向上したものの，それに伴い誤検知率も高くなってしまう問題があり，PWMAD のアルゴリズムの拡張だけでは，高性能なインパルス検知手法の構築は難しく，新たな視点からインパルス検知手法を考える必要がある．一方，検知されたインパルス重畳画素の修復については，従来法では，単純なメディアンフィルタを適用する例がほとんどであるのが現状である．

そこで本章では，画像を高次元ユークリッド空間上に配置された曲面と考え，画像曲面上の各点におけるガウス曲率を算出することにより，インパルス雑音を精度よく検出する新たな手法を

提案する．画像曲面としてみると，インパルス雑音は上に凸または下に凸の山と考えられることから，理論上，ガウス曲率は常に正の値を持つ．さらに，インパルスは鋭いピークを持つ山と考えられることから，曲率は非常に大きな値をとる傾向がある．このことから画像中のインパルス雑音を検知するには，各画像で計算したガウス曲率の値を閾値処理すればよいことがわかる．エッジ部分等の曲面は細長い形状になる傾向があるため，法曲率の最小値によりエッジ部か否かを判別することが可能である．なお，テクスチャ等の細部信号が多く含まれる画像については，インパルス雑音と誤って判別され除去処理が施される場合があるが，処理後の画像の主観画質向上のため，雑音が残留されるよりもより多く雑音が除去されるように考慮する．提案法ではこれらの性質を利用して，高精度にインパルスの検知を行うことが可能である．さらに本章では，第 2 章，第 3 章で提案している空間適応型 TV フィルタに組み込むことを前提とし，ガウス曲率に基づいて検出したインパルスを TV インペインティング法を用いて修復する新たなスイッチング法の枠組みを提案し，従来法との比較を行う．さらに，様々な混合雑音が重畳した標準画像による実験を通して，提案法の有効性を検証する．

4.2　画像の微分幾何モデル

4.2.1　Beltrami 表現

画像の微分幾何モデルとしては，Sochen らによって提案された Beltrami 表現がある [49]. Beltrami 表現は，画像を高次元のユークリッド空間に埋め込まれた 2 次元リーマン多様体とみなす数理モデルであり，これを導入することにより様々な微分幾何的なツールを画像解析に応用することが可能となる．例えば Houhou らは，カラー画像を $\mathbf{R}^5$ に埋め込まれた曲面とみなし，主曲率から導出されるテクスチャ記述子 κ_t の分布に基づき，テクスチャのセグメンテーションを実現している [50].

本節では，主にモノクロ画像に対する Beltrami 表現を考える．モノクロ画像 $I(x,y)((x,y) \in \mathbf{\Omega})$ に対する Beltrami 表現は，写像 $\mathbf{X}$

$$\mathbf{X} : (x,y) \in \mathbf{\Omega} \mapsto (x_1 = x, x_2 = y, x_3 = I(x,y)) \in \mathbf{R}^3 \tag{4.1}$$

によって与えられる．これは，図 4.1 に示すように，画像曲面 $I(x,y)$ をグラフ表現したものに他ならない．なお，Beltrami 表現をカラー画像に拡張することは容易であるが，本質的にはモノクロ画像の場合と同様であることから，簡単のため節では扱わないこととする.

4.2.2　画像曲面上のガウス曲率

一般に曲線の曲率とは，曲線上の各点における曲線の曲がり具合を表す数値であり，値が大きいほどその曲がり方が大きいことを示す．一方，曲面の場合は，曲面上の各点においてその点を通る曲線は無数に存在することから，曲率が最大になる方向と最小になる方向を考え， それぞれの曲率 κ_1, κ_2 を主曲率と呼ぶ． ガウス曲率 K はこれらを用いて，

$$K = \kappa_1 \kappa_2 \tag{4.2}$$

として与えられる．インパルス重畳画素において画像曲面が図 4.2 のような形状となることを考慮すると，ガウス曲率について以下の性質があることが分かる．つまり，インパルス重畳画素においては,

(a) 曲率 κ_1, κ_2 は同符号であり，その積であるガウス曲率 K は常に正の値を取る.

(b) 曲率 κ_1, κ_2 はともに絶対値が大きくなり，その積であるガウス曲率 K はさらに大きな値を取る.

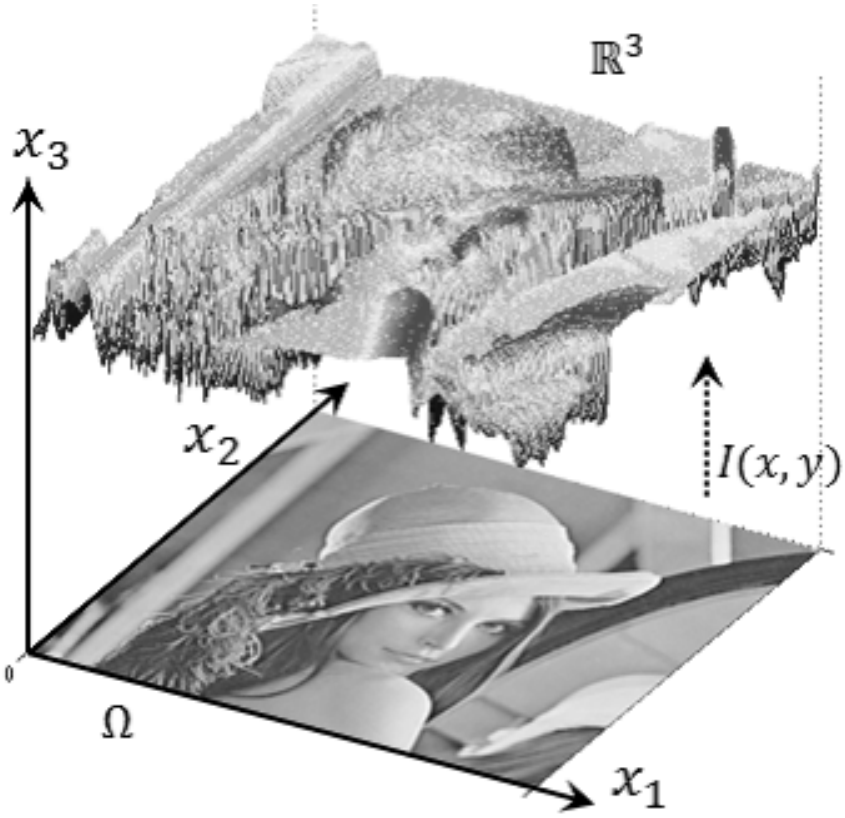
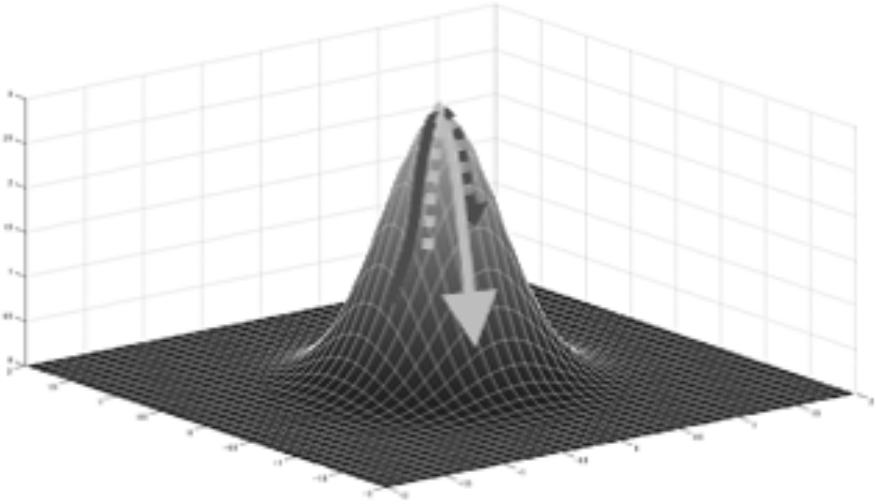
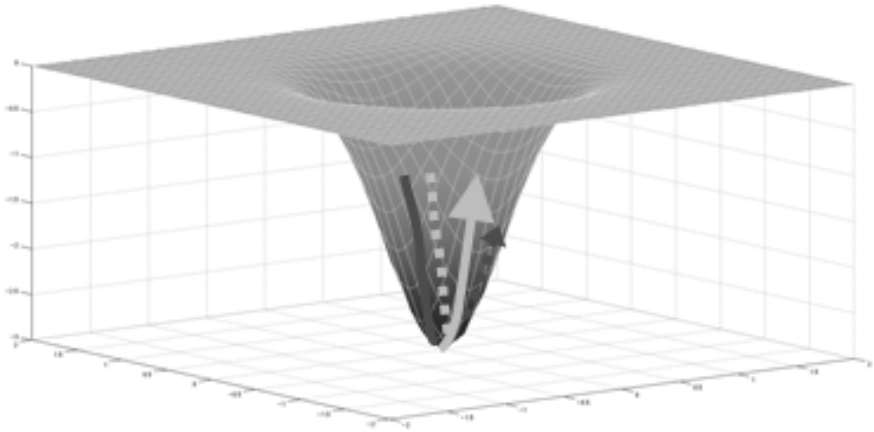


図 4.1: モノクロ画像の Beltrami 表現



(a) $\kappa_1 > 0, \kappa_2 > 0$



(b) $\kappa_1 < 0, \kappa_2 < 0$

図 4.2: インパルス重畳画素における画像曲面の形状

したがって，インパルス重畳画素を検知するためには画像曲面上の各点においてガウス曲率 K を計算し，その値が一定の閾値よりも大きくなったときにインパルスであると判定すればよいことが分かる．

4.2.3　ガウス曲率の算出

式 (4.1) の写像 $\mathbf{X}$ で表される画像曲面においてガウス曲率を計算するには，以下で定義される第 1 基本量 $\mathbf{G}$ と第 2 基本量 $\mathbf{H}$ を用いる：

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \left\|\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x}\right\|^2 & \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x} \cdot \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial y} \\ \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x} \cdot \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial y} & \left\|\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial y}\right\|^2 \end{pmatrix}, \mathbf{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \mathbf{X}}{\partial x^2} \cdot \mathbf{n} & \frac{\partial^2 \mathbf{X}}{\partial x \partial y} \cdot \mathbf{n} \\ \frac{\partial^2 \mathbf{X}}{\partial x \partial y} \cdot \mathbf{n} & \frac{\partial^2 \mathbf{X}}{\partial y^2} \cdot \mathbf{n} \end{pmatrix} \tag{4.3}$$

ここで，$\mathbf{n}$ は画像曲面上の単位法線ベクトルであり，

$$\mathbf{n} = \left(\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x} \times \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial y}\right) / \left\|\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x} \times \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial y}\right\| \tag{4.4}$$

として与えられる．このとき，以下の事実が成り立つことが知られている [51].

<u>定理</u>

(1) 主曲率 κ_1, κ_2 は行列 $\mathbf{HG}^{-1}$ の固有値に等しい.

(2) ガウス曲率 K は行列 $\mathbf{HG}^{-1}$ の行列式に等しい：

$$K = det\left(\mathbf{HG}^{-1}\right) \tag{4.5}$$

以上を踏まえ，モノクロ画像に対してガウス曲率を具体的に計算する．式 (4.3)，(4.4) から，第 1 基本量 $\mathbf{G}$ と第 2 基本量 $\mathbf{H}$ は以下のように計算できる：

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} 1 + I_x & I_x I_y \\ I_x I_y & 1 + I_y \end{pmatrix}, \mathbf{H} = \frac{1}{Z} \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{pmatrix} \tag{4.6}$$

ただし，　ここでは $Z = \sqrt{1 + {I_x}^2 + {I_y}^2}$ である．　よって，式 (4.3)-(4.5) から，

$$K = det\left(\mathbf{H}\right) / det\left(\mathbf{G}\right) = \frac{1}{Z}\left(I_{xx} I_{yy} - {I_{xy}}^2\right) \tag{4.7}$$

となる．なお，係数 $1/Z$ は原画像においてもともと傾きが大きい箇所に雑音が乗った場合，ガウス曲率 K を過小評価してしまう恐れがあるため，雑音検知の観点からは望ましくない場合がある．そこで本節では，インパルス検知に使用する特徴量として，係数 $1/Z$ を省いた以下の式を採用する.

$$K = I_{xx} I_{yy} - {I_{xy}}^2 \tag{4.8}$$

ここで，式 (4.8) は中心差分を用いた以下の近似式によって算出される.

$$I_{xx}(i,j) \approx I_{i+1,j} - 2I_{i,j} + I_{i-1,j} \tag{4.9}$$

$$I_{yy}(i,j) \approx I_{i,j+1} - 2I_{i,j} + I_{i,j-1} \tag{4.10}$$

$$I_{xy}(i,j) \approx \frac{1}{4}\left(I_{i+1,j+1} + I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j-1} + I_{i-1,j+1}\right) \tag{4.11}$$

このように，式 (4.8) から式 (4.11) によって，画像曲面の各点におけるガウス曲率を求めることができる.

4.3　ガウス曲率に基づくインパルス検知手法と雑音除去手法

提案法は，インパルスの位置を検知し，続いて検知したインパルスを周辺画素の情報を元に更新するという 2 つのステップから構成される．以下，各構成要素の処理について説明する．

4.3.1　ガウス曲率に基づくインパルス検知手法

提案法は，式 (4.8) によって画像の各点で計算されたガウス曲率の値をもとに，各画素にインパルスが重畳されているかどうかを閾値判定するものである．ガウス曲率を計算するにあたり，各点における 2 階の微分係数の近似値を式 (4.9)-(4.11) に従って求めることになるが，インパルスの重畳率が高くなると，周囲のインパルスの影響で微分係数が正しく算出できない可能性が高くなるという問題がある．このため提案法では，インパルスである可能性の高い画素から段階的に修復を行う反復的なアプローチをとることとした．提案法によるインパルス検知アルゴリズムを以下に示す．

<u>ガウス曲率に基づくインパルス検知アルゴリズム</u>

(1) $TH_1 > TH_2 > \cdots > TH_N$ となるように N 個の閾値群を決定し，$th = TH_1$ にセットする．

(2) すべての画素 (i, j) に対して，式 (4.8) に従ってガウス曲率 $K(i, j)$ を計算する．

(3) 以下のようにマスク画像 Msk_1 を作成する．

$$Msk_1(i, j) = \begin{cases} 1 & if \quad K(i, j) > th \\ 0 & \quad otherwise \end{cases} \tag{4.12}$$

(4) (3) で作成したマスク画像を用いて，TV インペインティング処理を行う．　すなわち，$Msk_1(i, j) = 1$ となる画素をインペインティング処理によってシームレスに補間する．ここで TV インペインティング処理の反復停止条件は 3.2.2 と同様に FTV を用いる．

(5) th を更新し，$th = TH_2$ とする．　(4) で修復した画像に対して，(2) に戻り処理を反復する．

(6) $th = TH_N$ まで処理を繰り返す．最終的に検知された全インパルスは，以下のようにマスク画像を合成することにより求められる：

$$Msk = Msk_1 \vee Msk_2 \vee \cdots \vee Msk_N \tag{4.13}$$

以上によってインパルス雑音を検知することができる．

表 4.1: インパルス雑音除去結果 (発生確率 20%)

	Switching Median		TV inpainting	
	SNR[dB]	SSIM	SNR[dB]	SSIM
Airplane	30.44	0.9619	**34.44**	**0.9802**
Boat	33.54	0.9616	**37.70**	**0.9817**
Bridge	29.78	0.9319	**33.24**	**0.9656**
Lena	33.01	0.9667	**36.76**	**0.9835**

4.3.2　雑音除去手法

劣化画像からインパルスを検知した後，インパルス雑音により欠損した画素を修復する必要がある．一般的にこのような画素は，近傍画素の中央値で置き換えるメディアンフィルタを用いて修復するスイッチングメディアンフィルタが用いられることが多い．提案法では，インパルス雑音重畳画素の補間には第 2 章で述べている TV インペインティング法を用いることとする．なお TV インペインティング法の反復処理停止条件は 3.2.2 と同様に FTV を用いる．

ここで予備実験として，TV インペインティング法と従来のスイッチングメディアンフィルタとの雑音除去性能の比較を行う．使用する劣化画像は SIDBA 標準画像 (Airplane, Boat, Bridge, Lena) に固定値インパルス雑音 (発生確率 20%）を重畳した画像を用いる．また，インパルス重畳画素の位置情報は，正確な位置が全てわかっていることとする．表 4.1 にインパルス雑音の除去結果を示す．この結果より，TV インペインティング法は，従来のスイッチングメディアンフィルタと比べ，大幅に改善することが確認できる．

4.4　適用例

4.4.1　実験概要

提案法の有効性を確認するために，従来法との比較実験を行う．従来法として，固定値インパルスの検知に優れる CSAM[29]，ランダム値インパルスの検知にも効果的な PWMAD[43] を比較対象とし，雑音検知率，数値評価及び主観画質による比較実験を行った．使用する劣化画像は SIDBA 標準画像 (Airplane, Boat, Bridge, Lena) に固定値インパルス (発生確率 $= 5, 10, 15, 20\%$) を重畳した画像を用いる．なお，提案法のパラメータはガウス曲率に対する閾値を 4.3.2 に示すように $TH_1 > TH_2 > \cdots > TH_N$ とすると，ここでは 100,000 70,000 40,000 10,000 7,000 4,000 2,000 と処理を繰り返すたびに低くなるように設定する．また，固定値インパルスに対しては，雑音の誤検知を低減するため，最後の閾値が 2,000 のときだけ MAD によるカテゴリ分割を行い，その結果，平坦領域とされた領域に対してのみ，閾値処理を行う．CSAM の各パラメータは，初回ウィンドウサイズ 3×3，反復ウィンドウサイズ 5×5，$\tau = 2$ とした [29]．また，PWMAD の各パラメータはウィンドウサイズを 5×5，繰り返し回数 30 回，閾値を 10 とした [58]．なお提案法の FTV を用いた反復回数は早いものでは 5 回程度，遅いものでは 10 数回程度であり，その平均は 10 回程度であった．

4.4.2　雑音検知性能の評価値

雑音検知率の評価値には，次式に示す雑音の検知率 Recall，検知の正解率 Precision，それぞれの評価値の総合評価 F-measure を用いる [52]．

$$
\begin{aligned}
Recall \quad R &= \frac{\text{正しく検出されたインパルス画素数}}{\text{画像に重畳したインパルス画素数}} \\
Precision \quad P &= \frac{\text{正しく検出されたインパルス画素数}}{\text{検出されたインパルス画素数}} \\
F-measure \quad F &= \frac{2}{1/R + 1/P}
\end{aligned}
\tag{4.14}
$$

これらの評価関数の値は，1 に近づく程，インパルス雑音の検知性能が高いことを示す．

4.4.3　雑音検知性能の数値評価

固定値インパルス雑音とランダム値インパルス雑音の検出結果を，それぞれ表 4.2，表 4.3 に示す．表 4.2 からわかるように，CSAM は固定値インパルスの場合，ほぼ全ての画像で高いインパルス検知性能を示していることがわかる．しかしながら，表 4.3 から，ランダム値インパル

表 4.2: 固定値インパルス雑音検知の比較

		CSAM			PWMAD			Proposed		
		Recall	Precision	F-mesure	Recall	Precision	F-mesure	Recall	Precision	F-mesure
Airplane	10%	**0.9994**	**0.9980**	**0.9987**	0.9479	0.9576	0.9527	0.9973	0.9040	0.9483
	20%	**0.9992**	**0.9995**	**0.9994**	0.9481	0.9437	0.9459	0.9868	0.9587	0.9725
	30%	**0.9962**	**0.9991**	**0.9977**	0.8322	0.9728	0.8970	0.9674	0.9763	0.9718
Boat	10%	**0.9997**	**0.9985**	**0.9991**	0.9783	0.9849	0.9816	0.9994	0.9877	0.9935
	20%	**0.9992**	**0.9998**	**0.9995**	0.9866	0.9681	0.9772	0.9986	0.9916	0.9951
	30%	0.9957	**0.9991**	**0.9974**	0.8842	0.9836	0.9313	**0.9980**	0.9939	0.9960
Bridge	10%	**0.9954**	**0.9914**	**0.9934**	0.9247	0.9548	0.9395	0.9848	0.8702	0.9239
	20%	**0.9949**	**0.9956**	**0.9953**	0.9353	0.9493	0.9423	0.9773	0.9413	0.9590
	30%	**0.9927**	**0.9970**	**0.9948**	0.7849	0.9826	0.8727	0.9692	0.9674	0.9683
Lena	10%	**1.0000**	**1.0000**	**1.0000**	0.9696	0.9844	0.9770	0.9995	0.9328	0.9650
	20%	**0.9993**	**1.0000**	**0.9997**	0.9724	0.9765	0.9744	0.9981	0.9737	0.9858
	30%	**0.9970**	**0.9996**	**0.9983**	0.8776	0.9815	0.9266	0.9954	0.9837	0.9895

スの場合には，全体的にすべての評価値が低く，これは CSAM のインパルス検知性能が劣っていることが示されている．よって CSAM は，汎用性が低いことから実用的な状況で使用するのは困難であることがわかる．

一方，提案法と PWMAD は，固定値インパルスとランダム値インパルスともにすべての評価において良好な結果を示しており，提案法は PWMAD に比べて大幅に改善されているとは言えないものの，遜色のない結果であることがわかる．

4.4.4　復元画像の数値評価

インパルス検知手法でインパルス雑音を検知した後，雑音の位置情報を表すマスク画像が作成される．ここでは，各手法で生成されたマスク画像を用いて復元処理を行い，SSIM による比較実験を行う．なお，公平を期すため，劣化画像の復元には TV インペインティング法を使用する．復元結果を表 4.4 に示す．固定値インパルスの復元結果では，検知性能が高い CSAM の復元画像が最良の結果であることがわかる．しかしながら，ランダム値インパルスの場合には，提案法と PWMAD の復元結果が CSAM よりも大幅に良好であることがわかる．さらに提案法では，インパルス雑音の発生確率が高い場合は特に PWMAD よりも優れていることがわかる．

4.4.5　復元画像の主観評価

図 4.3 に実験で使用した劣化画像 (インパルス発生確率 20%) を示す．図 4.3 の白枠部は，インパルスの残留が確認しやすいように，拡大した領域を表す．また，図 4.4，4.5 に固定値イン

表 4.3: ランダム値インパルス雑音検知の比較

		CSAM			PWMAD			Proposed		
		Recall	Precision	F-mesure	Recall	Precision	F-mesure	Recall	Precision	F-mesure
Airplane	10%	**0.8521**	0.3173	0.4624	0.7979	**0.8665**	**0.8308**	0.8150	0.6670	0.7336
	20%	0.6770	0.5684	0.6180	0.7618	**0.8892**	**0.8206**	**0.8008**	0.7910	0.7959
	30%	**0.8209**	0.5587	0.6648	0.6704	**0.8678**	0.7564	0.8041	0.8395	**0.8214**
Boat	10%	**0.8387**	0.3608	0.5045	0.8278	**0.9177**	**0.8704**	0.8202	0.9116	0.8635
	20%	0.7187	0.5908	0.6485	0.7861	0.9186	0.8472	**0.8083**	**0.9271**	**0.8636**
	30%	**0.8499**	0.5947	0.6998	0.6875	0.8863	0.7743	0.8051	**0.9351**	**0.8653**
Bridge	10%	0.4957	0.7262	0.5893	0.7294	**0.7832**	**0.7553**	**0.8059**	0.6275	0.7056
	20%	0.5967	0.6693	0.6309	0.6866	**0.8469**	0.7584	**0.7994**	0.7632	**0.7809**
	30%	0.5923	0.6987	0.6411	0.6024	**0.8502**	0.7051	**0.7967**	0.8125	**0.8045**
Lena	10%	0.6550	0.7544	0.7012	**0.8333**	**0.9191**	**0.8741**	0.8160	0.7822	0.7988
	20%	0.6682	0.8029	0.7294	0.7932	**0.9179**	**0.8510**	**0.8125**	0.8688	0.8397
	30%	0.7789	0.7276	0.7524	0.6886	0.8911	0.7769	**0.8050**	**0.8942**	**0.8473**

表 4.4: 復元画像の比較 (SSIM)

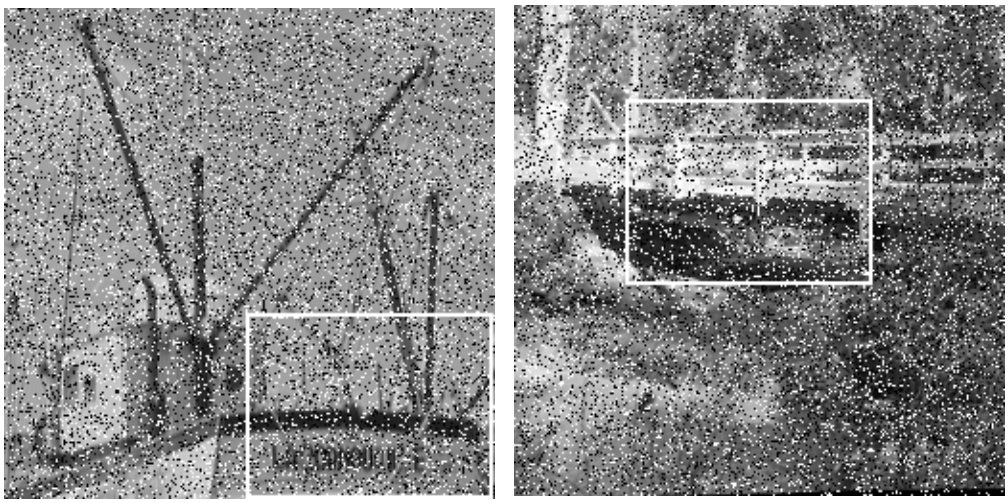
		constant			randomly		
		CSAM	PWMAD	Proposed	CSAM	PWMAD	Proposed
Airplane	10%	**0.9873**	0.9553	0.9804	0.7653	**0.9533**	0.9270
	20%	**0.9755**	0.9344	0.9499	0.5565	0.8826	**0.8877**
	30%	**0.9461**	0.7534	0.8873	0.5589	0.6779	**0.8375**
Boat	10%	0.9880	0.9632	**0.9902**	0.7888	0.9597	**0.9601**
	20%	0.9753	0.9522	**0.9785**	0.6872	0.8777	**0.9213**
	30%	0.9442	0.7486	**0.9628**	0.6368	0.6806	**0.8810**
Bridge	10%	**0.9827**	0.9476	0.9669	0.8513	**0.9387**	0.9221
	20%	**0.9605**	0.9184	0.9441	0.7557	0.8612	**0.8836**
	30%	**0.9272**	0.7201	0.9111	0.6187	0.7094	**0.8363**
Lena	10%	**0.9904**	0.9659	0.9858	0.8579	**0.9708**	0.9505
	20%	**0.9779**	0.9531	0.9752	0.7433	0.8884	**0.9155**
	30%	0.9571	0.7699	**0.9593**	0.7045	0.6923	**0.8755**

パルス雑音除去，図 4.6，4.7 にランダム値インパルス雑音除去の結果を示す．

図 4.4，4.5 より，インパルス検出性能の評価値である Recall，Precision，F-measure が，従来法と比べて必ずしも最良の値ではないにもかかわらず，提案法が従来法よりも主観的に大幅に改善できていることがわかる．また，図 4.6，4.7 より，特にランダム値インパルスの場合，提案法のインパルス雑音検知性能は，非常に効果的であり，主観的に画質を向上させていることがわかる．従来法では，画像内のエッジ付近にインパルス雑音の未検出が多く発生し，この影響により復元画像にインパルス雑音が残留している．一方，提案法では，処理画像の元の画素値とインパルス雑音の画素値との差が小さい平坦部において未検出が発生する傾向がある．そのため，復元画像では主観的にインパルスの残留が目立たないことが確認できる．

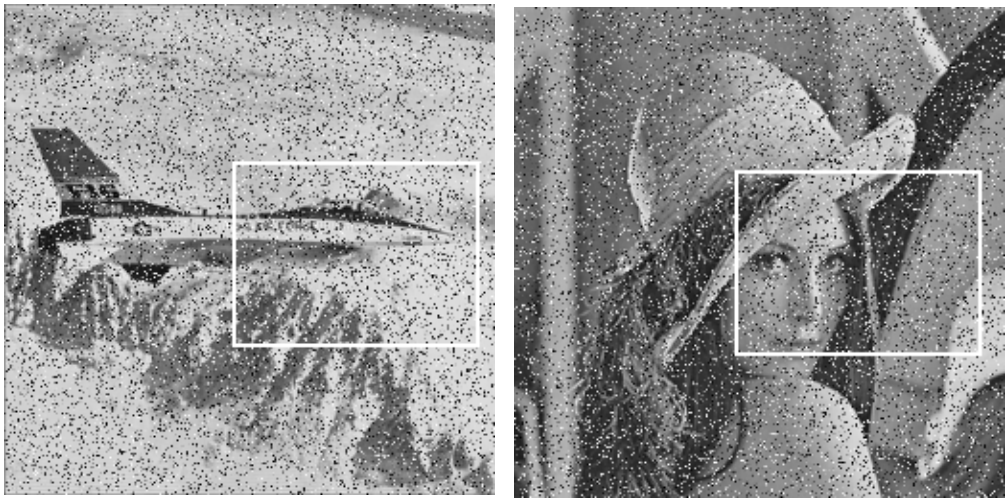
4.5　まとめ

本章では，新たなインパルス検知アルゴリズムとして，ガウス曲率に基づくインパルス雑音検知手法の提案を行った．提案法では，画像曲面上のガウス曲率を画素毎に計算し，その値に基づき閾値処理を行うことにより，インパルス雑音を効果的に検出できることを確認した．また，従来法との比較実験を行った結果，提案法のインパルス雑音検出性能は効果的であり，特に復元画像の画質は大幅に改善できることを明らかにした．特にランダム値インパルス雑音検知に優れており，実用性を考慮した場合，提案法の有効性が十分であることがわかる．



Boat　　Bridge

(a) degraded by 20% constant impulse noise



Airplane　　Lena

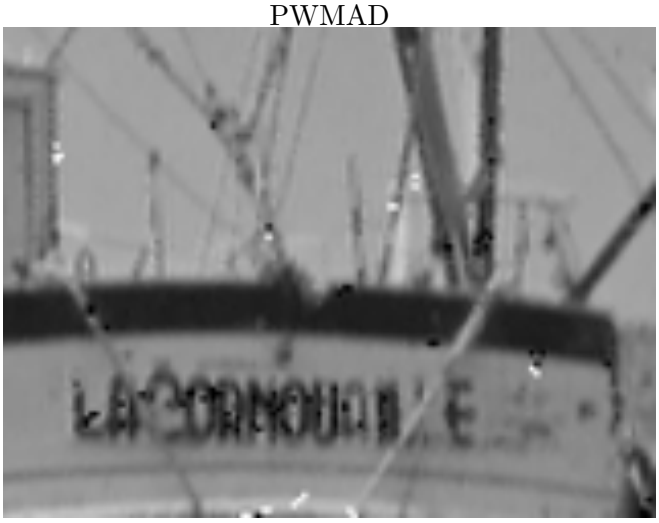
(b) degraded by 20% randomly impulse noise

図 4.3: 実験に用いたインパルス雑音重畳画像

CSAM

SSIM : 0.9753, F-mesure : **0.9995**

PWMAD



SSIM : 0.9522, F-mesure : 0.9772

Proposed

SSIM : **0.9785**, F-mesure : 0.9951

図 4.4: 固定値インパルス雑音の除去結果 (Boat)

CSAM

SSIM : **0.9605**, F-mesure : **0.9953**

PWMAD

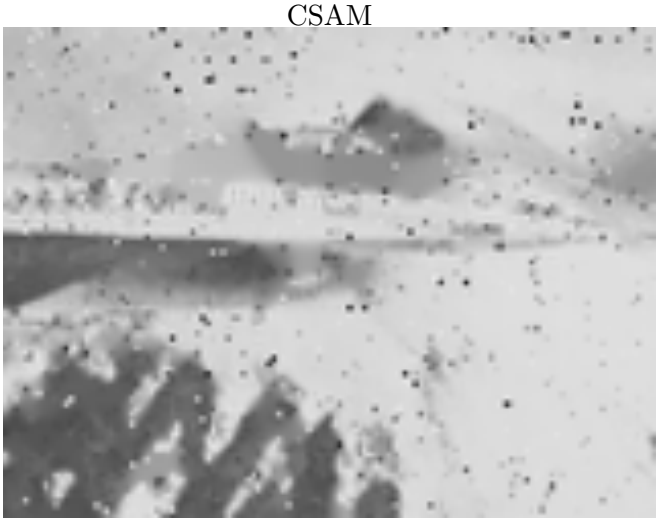
SSIM : 0.9184, F-mesure : 0.9423

Proposed

SSIM : 0.9441, F-mesure : 0.9590

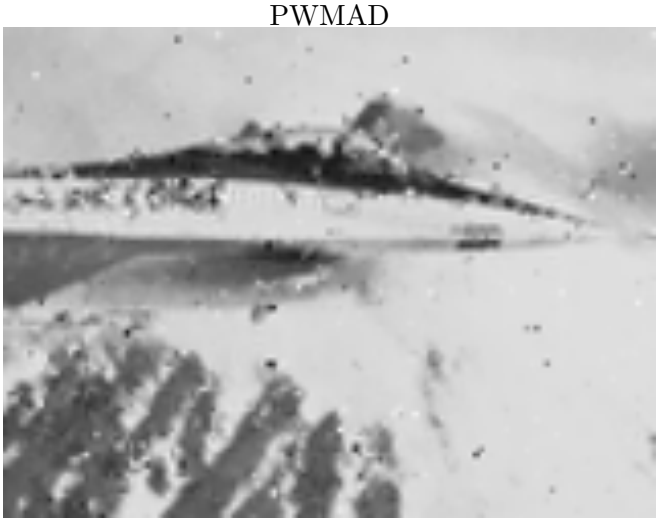
図 4.5: 固定値インパルス雑音の除去結果 (Bridge)

CSAM



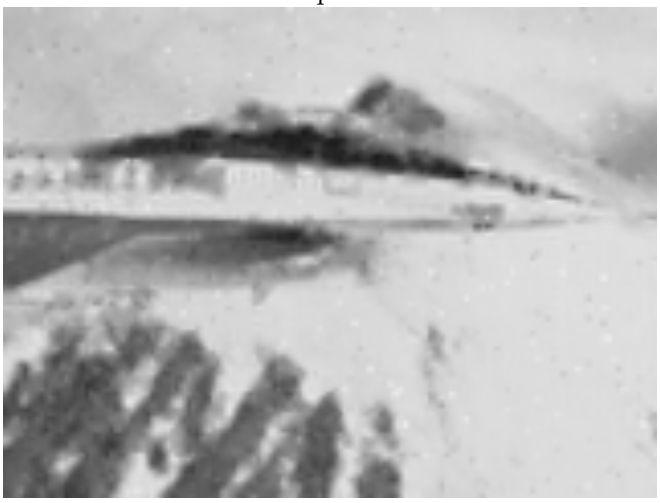
SSIM : 0.5565, F-mesure : 04624

PWMAD



SSIM : 0.8826, F-mesure : **0.8308**

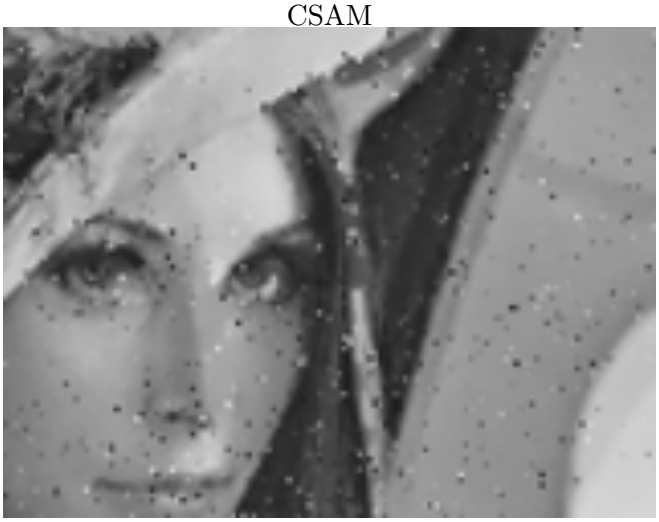
Proposed



SSIM : **0.8877**, F-mesure : 0.7336

図 4.6: ランダム値インパルス雑音の除去結果 (Airplane)

CSAM

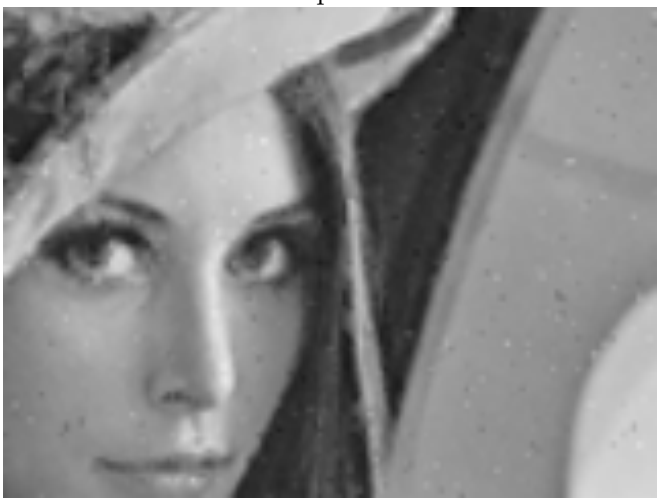


SSIM : 0.7433, F-mesure : 0.7294

PWMAD

SSIM : 0.8884, F-mesure : **0.8510**

Proposed



SSIM : **0.9155**, F-mesure : 0.8397

図 4.7: ランダム値インパルス雑音の除去結果 (Lena)

第5章

各種パラメータを適用した
TVフィルタの混合雑音除去の検討

5.1　緒言

第 2 章から第 4 章まで TV フィルタの拡張と 2 種類の雑音についての TV フィルタに対するパラメータ設定について述べている．本章では，TV フィルタを用いた混合雑音除去についての考察を行う．

第 2 章では，TV フィルタ [38] の枠組みを拡張し，ガウス雑音とインパルス雑音を同時に重畳した混合雑音重畳画像の復元手法について述べた．この手法は，インパルス検知器により検知されたインパルス雑音を，画像の欠損画素と考え，TV インペインティング法 [15] により補間すると同時に，その他の領域には TV フィルタによりガウス雑音の平滑化処理を行うことにより，混合雑音を効果的に除去することが可能である．しかしながら，第 2 章では，インパルス雑音の画素値を固定と想定した上で，簡易的なインパルス検知手法を用いてインパルス雑音検知を行い，また，TV フィルタによる平滑化の度合いを左右する平滑化パラメータを実験的に求めたため，実用性を考慮した場合，十分であるとは言い難い．そこで，第 3 章では，TV フィルタの持つ平滑化パラメータ λ を与えられた入力画像の画素毎に適応的に変化させた空間適応型 TV フィルタを導入するとともに，これを実現させるため，適切に λ の値を推定する手法について述べた．これによってガウス雑音の除去について効果的な結果を示すことができている．しかしながら，本論文での目的は混合雑音の除去であり，インパルス雑音について適切な位置の把握が必要となる．また，そこで第 4 章では，画像を高次元ユークリッド空間上に配置された曲面と考え，画像曲面上の各点におけるガウス曲率を算出することにより，固定値インパルス雑音だけでなく，ランダム値インパルス雑音を精度よく検出する新たな手法について述べた．これによって混合雑音におけるインパルス雑音の位置を適切に検出することが可能になった．

そこで本章では，第 3 章の平滑化パラメータ推定法と第 4 章のインパルス検知手法用いて，第 2 章の枠組みに統合することにより，TV フィルタを用いた混合雑音除去手法の実用性を検証する．これによって本論文で提案する TV フィルタは第 2 章で示したように Chan らの TV フィルタ [40] や TV インペインティング法 [15] を拡張し，かつ，適切なパラメータを設定することでより復元能力を上げることが可能である．本章では本論文で示す TV フィルタを Chan らの TV フィルタや混合雑音除去に有効な DW-MTM フィルタ [1] と数値評価，主観評価をもちいて比較検討し，提案法の有効性を示す．

5.2　システム構成

本章で提案する混合雑音除去手法のシステム構成を図 5.1 に示す．提案法は，第 2 章のシステム構成を基に，主として 3 つの処理ブロックから構成される．この 3 つの処理ブロックはガウス曲率を用いたインパルス検知部 (Gaussian Curvature Impulse Detector)，平滑化パラメータ推定部 (Smoothing Parameter λ Estimator)，および空間適応型 TV フィルタ部 (Spatial Adaptive TV filter) である．具体的には，平滑化パラメータ推定部では，第 3 章で示したように入力された劣化画像から画素毎に式 (3.1) のパラメータ λ_α を推定し，λ マップを出力する．また，ガウス曲率を用いたインパルス検知部では，第 4 章で示したように入力された劣化画像からインパルス雑音を検出し，その重畳領域 D をマスク画像として出力する．

そして，各処理部から出力されるインパルス重畳領域 D と平滑化パラメータ λ_α を用いて式 (2.10) の関数 $\Lambda(x,y)$ が決定され，これを基に空間適応型 TV フィルタを実行する．これらを式で表すと以下のようになる．

$$J[u] = \int_\Omega |\nabla u| dxdy + \int_\Omega \Lambda \cdot (u - u_{in})^2 dxdy \tag{5.1}$$

$$\Lambda(x,y) = \begin{cases} 0 & (x,y) \in D \\ \frac{\lambda_\alpha}{2} & (x,y) \in \Omega \setminus D \end{cases} \tag{5.2}$$

ここで Λ の値は第 4 章で処理点 $\alpha = (x,y)$ がインパルス雑音か否かが判断された結果，インパルス雑音だと判断された場合には 0 が適用され，インパルス雑音ではないと判断された場合には $\lambda_\alpha/2$ が適用される．そして，λ_α は第 3 章で示した λ マップであり，処理点とその周囲の局所領域により適切な値が設定されることになる．

また TV フィルタの実装方法としては，第 2 章と同様に，Chan らの digital TV filter [40] を使用することとした．このとき，画素 α における TV フィルタの出力は，式 (5.7) に示すデータ依存型のディジタルフィルタを適当な回数 (N 回) 反復することによって求められる．

$$\begin{aligned} u^{(0)} &= u_{in} \quad , \\ u^{(n+1)} &= F(u^{(n)}) \quad (n = 0, 1, 2, ..., N) \quad , \\ F(u, u_{in})|_\alpha &= \sum_{\beta \sim \alpha} h_{\alpha\beta} u_\beta + h_{\alpha\alpha}(u_{in})_\alpha \quad . \end{aligned} \tag{5.3}$$

ここで $\beta \sim \alpha$ は画素 α と β が隣接していることを表し，$\sum_{\beta \sim \alpha}$ は，画素 α に隣接するすべての画素 β に対する総和を表す．また，式 (5.10) のフィルタ係数は，以下の式で計算される．

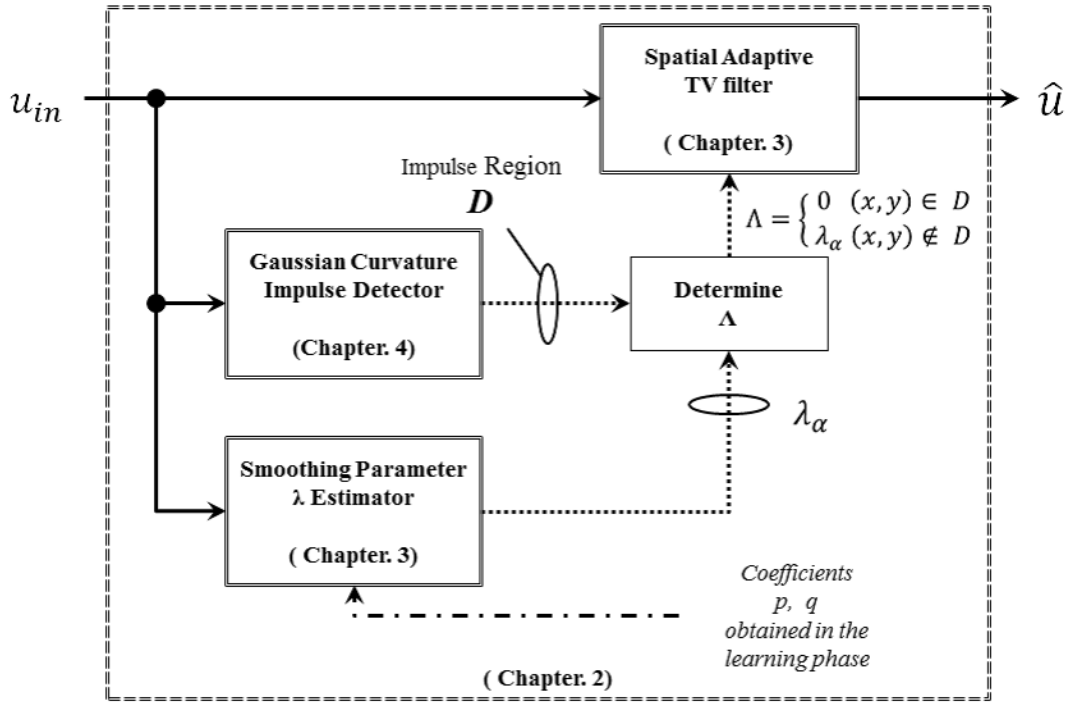


図 5.1: システム構成

$$h_{\alpha\beta} = \begin{cases} \dfrac{w_{\alpha\beta}}{\Lambda(x,y) + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta \neq \alpha) \\ \dfrac{\Lambda(x,y)}{\Lambda(x,y) + \sum_{\gamma\sim\alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta = \alpha) \end{cases} \tag{5.4}$$

$$w_{\alpha\beta} = \frac{1}{|\nabla_\alpha u|_\epsilon} + \frac{1}{|\nabla_\beta u|_\epsilon} \tag{5.5}$$

ここで画素 α の座標を (x,y) としている式 (5.5) の $|\nabla_\alpha u|_\epsilon$ は画素 α における局所変動量 (Local Variation) であり，以下の式で定義される．

$$|\nabla_\alpha u|_\epsilon = \sqrt{\sum_{\beta\sim\alpha} (u_\beta - u_\alpha)^2 + \epsilon^2} \tag{5.6}$$

ここで，ϵ は画像の平坦部において数値解が発散しないように数値計算上の配慮から導入された正定数であり，第 2 章と同様に，文献 [40] に従って $\epsilon = 10^{-4}$ を使用する．以上によって TV フィルタを拡張した提案法によって混合雑音の除去が実現される．

5.3　提案する TV フィルタへの適用例と数値/主観評価

ここでは，5.2 で述べた提案する TV フィルタの実用的な性能を検証するため，従来手法との比較実験を行う．5.3.1 では実験の概要として従来法，提案法の具体的なパラメータおよび使用する画像の種類や雑音の種類について述べる．5.3.2 では提案法と従来法との数値評価の比較検討を PSNR および SSIM から述べる．5.3.3 では提案法と従来法における主観評価について 5.3.2 の検討結果を交えながら述べる．5.4 では提案法の処理時間について述べる．

5.3.1　実験概要

ここでは提案法と従来法の実験概要について述べる．本実験はガウス雑音とインパルス雑音が混在した混合雑音除去を対象として，提案法は 5.1，5.2 で述べたシステム構成およびパラメータを用いて処理を行う．比較検討する従来法として TV フィルタの代表であり，かつ，ガウス雑音の除去に有効である Chan らの TV フィルタ (TV)[15]，混合雑音除去に効果的な方法であり，一般的に実装が容易で，かつ，良く用いられる Double Window Modified Trimmed Meam フィルタ (DW-MTM)[1] および代表的なインパルス雑音除去手法である Switching Median とガウス雑音除去に有効な Bilateral filter を順次適用する手法 (Hybrid) とする．ここで公平のため，Switching Median に適用するマスク画像は第 4 章のインパルス検知器を用いて生成されたものを用いることとする．なお DW-MTM は文献 [1] と同様のパラメータを用いて処理を行った．文献 [1] では固定値インパルス雑音の処理結果が多く記載されており，ランダム値インパルス雑音に対する検証は十分に行われていない．パラメータのチューニングを行えば，ランダム値インパルス雑音除去の結果は良くなる可能性があるが，本論文では公平な比較のため，文献 [1] に記載されているパラメータを用いた．また混合雑音におけるインパルス雑音がインパルス検知器によって 100% 正確に検出した場合を考え (真のマスク画像)，4 章におけるインパルス雑音の真のマスク画像を用いて提案法を適用した結果を理想的な処理 (Optimal) として提示する．すなわち Optimal の結果は提案法を用いた場合の実現できる復元性能の上限値を示す指標である．

実験に使用した画像は 20 種類の SIDBA 標準画像 (図 2.6) であり，すべて 256×256，256 階調 (8bit) のグレイスケール画像である．これらのテスト画像に対して，平均 0，$\sigma_n = 10, 20, 30$ のガウス雑音，輝度値 0 から 255 までランダムに発生する発生確率 $10, 20, 30\%$ のインパルス雑音の両者をそれぞれ重畳させた 9 パターンの混合雑音重畳画像を用いる．これは自然画像として一般的な人物画と風景画を想定した種々の原画像を用い，実際に重畳されるであろうと思われる上限の雑音を想定している．

空間適応型 TV フィルタの反復処理回数を決定するにあたり，3.2.2 と同様に，式 (3.2) の

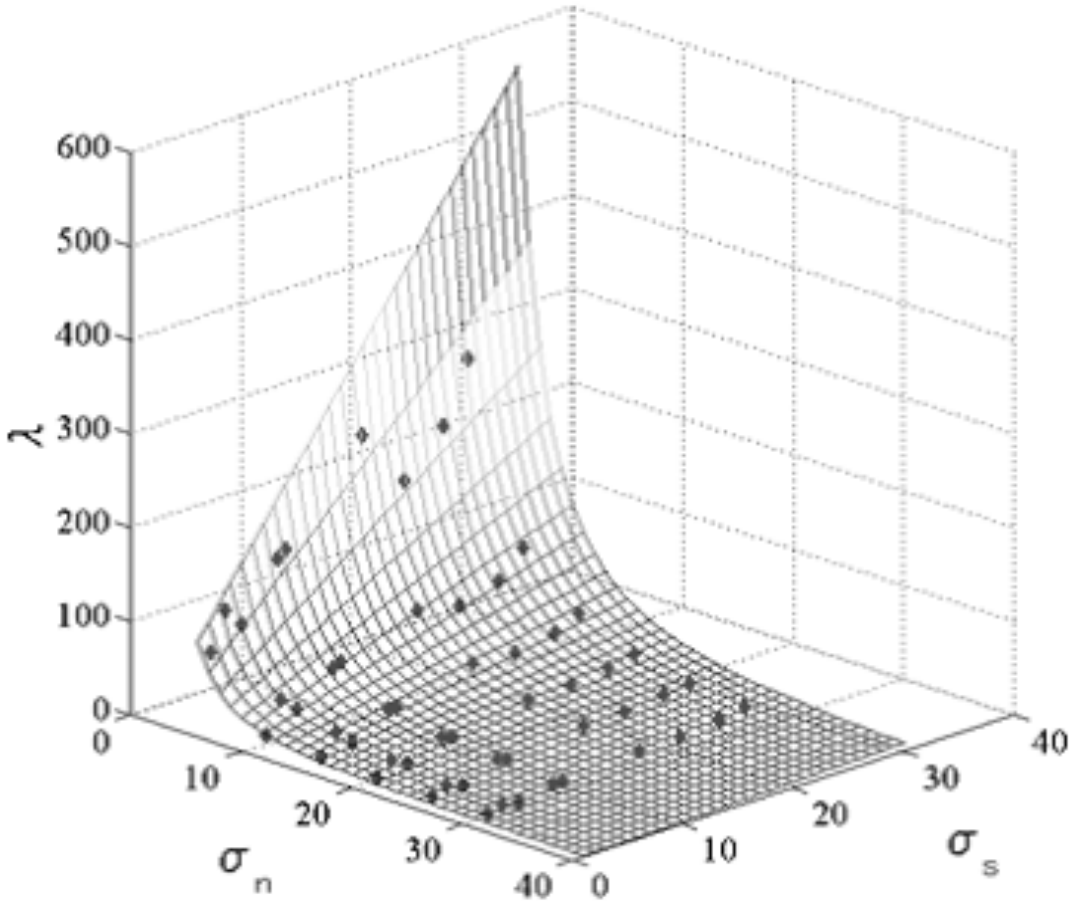


図 5.2: 実験に用いた λ 曲面モデル

FTV を導入する．そして反復停止条件は式 (3.3) により，n 回反復処理後の画像から算出される FTV の傾き S_n を用いて，式 (3.4) の閾値 $Th = 5$ とし，以下の式で与えられる．

$$|S_{n-1} - S_n| \leq 5 \tag{5.7}$$

N 回目の反復で式 (5.7) を満たした場合，空間適応型 TV フィルタによる復元画像は，式 (2.1) を N 回反復して得られる画像 $u^{(N)}$ として実現される．この反復停止条件によって提案法の反復回数は 3.3.3 と同様に平均 10 回程度に安定する．平滑化パラメータ λ の推定法は，3.5 と同様に，図 5.2 に示すように，あらかじめ学習した λ の曲面モデルを用いる．

この図 5.2 の曲面モデルは 3.5.3 と式 (3.6) の $\lambda = f(\sigma_n, \sigma_s) = (p\sigma_s + q)/{\sigma_n}^2$ より，$p = 170, q = 2531$ と設定した．またインパルス検知は 4.3 のガウス曲率を用いたインパルス検知アルゴリズムの手順を用い，ガウス曲率に対して閾値 Th_1〜Th_7 に対して 100000, 70000, 40000, 10000, 7000, 4000, 2000 と設定した．以上を 5.2 で説明した提案するシステムに対して適用し，各種実験を行った．

5.3.2　数値評価

提案法および比較対象である TV フィルタ [15] と DW-MTM フィルタ [1] および Hybrid の数値結果を表 5.1 から表 5.9 に示す．これらの表はガウス雑音 $\sigma_n = 10, 20, 30$ の 3 種類及びインパルス雑音の発生確率 $10\%, 20\%, 30\%$ の 3 種類について両者の雑音を混合させた 9 パターンの劣化画像を用いて処理を施した復元の数値結果である．数値としては下記に示す PSNR[4] および SSIM[53] を用いた．PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) は信号と雑音の比率を表し，$M \times N$ 画素のオリジナルである原画像 u と評価対象である画像 $\hat{u}$ に対して，以下の式で算出される．

$$
\begin{aligned}
e(x,y) &= \hat{u}(x,y) - u(x,y) \\
E_{ms} &= \frac{1}{MN}\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} e(x,y)^2 \\
PSNR &= 10\log 10\left(\frac{255^2}{E_{ms}}\right)
\end{aligned}
\tag{5.8}
$$

PSNR は画像にどれだけの雑音が重畳しているかを表す評価値として一般的に用いられているが，必ずしも数値と主観的な評価が一致するわけではない．そこで人の主観判断に近いとされている SSIM(Structural Similarity) を本章では用いた．SSIM は，構造の類似性の観点から比較画像の原画像に対する劣化度を評価する指標である．評価は 2 枚の画像を用い，オリジナルである原画像 u と評価対象である画像 $\hat{u}$ に対して計算を行う．また，SSIM ではブロック毎に値を求め，画像全体の平均値を算出することで評価値を決定している．SSIM では，比較する画像間の輝度，コントラスト，構造相関を以下の 3 式を用いて評価している．

$$
l(u,\hat{u}) = \frac{2\mu_u\mu_{\hat{u}}}{{\mu_u}^2 + {\mu_{\hat{u}}}^2},\ c(u,\hat{u}) = \frac{2\sigma_u\sigma_{\hat{u}}}{{\sigma_u}^2 + {\sigma_{\hat{u}}}^2},\ s(u,\hat{u}) = \frac{\sigma_{u\hat{u}}}{\sigma_u\sigma_{\hat{u}}} \tag{5.9}
$$

ただし，μ_u および $\mu_{\hat{u}}$ はブロック内の画素値の平均，σ_u および $\sigma_{\hat{u}}$ はブロック内の画素値の標準偏差，$\sigma_{u\hat{u}}$ はブロック内の原画像と比較対象画像との共分散を表している．ここで，$l(u,\hat{u})$ は輝度値の類似性を評価する関数であり，$c(u,\hat{u})$ はコントラストの類似性を評価する関数，$s(u,\hat{u})$ は原画像と比較画像の構造の類似性を評価する関数である．SSIM は，この 3 つを組み合わせた以下の式で表せる．

$$
SSIM(u,\hat{u}) = \frac{(2\mu_u\mu_{\hat{u}} + C_1)(2\sigma_{u\hat{u}} + C_2)}{{\mu_u}^2 + ({\mu_{\hat{u}}}^2 + C_1)({\sigma_u}^2 + {\sigma_{\hat{u}}}^2 + C_2)}, \tag{5.10}
$$

ここで C_1 および C_2 は，SSIM の値が発散するのを防ぐための定数である．SSIM 値は u と $\hat{u}$ が一致する場合は 1 になり，劣化が激しくなるにつれて値が 0 に近づく．なお，この SSIM は文献 [53] によれば 0.98 以上であればオリジナルと見分けがつかなくなり，0.7 以下は雑音がかなり見受けられる画像であることが述べられている．

また各表において提案法，TV フィルタ，DW-MTM フィルタおよび Hybrid の 4 つの処理の中で一番数値が良かったものを太文字で表した．また参考までに各表の一番右には全てのインパルス雑音が理想的に検出できた状態とした場合の結果を Optimal として示してある．この Optimal は参考情報ではあるが，この値に近い程，提案法が理想的な処理が成されていると言えることになる．

また，表 5.10，表 5.11 および図 5.3 に各混合雑音における各手法の全画像の平均値とその推移のグラフを示す．

最初に PSNR について着目する．表 5.1 から表 5.9 より，ほぼ全ての結果において提案法 (Proposed) の復元の数値結果が良いことがわかる．これは提案法が混合雑音を効果的に除去をしていると判断できる．特にガウス雑音の標準偏差 $\sigma_n = 10$ および 20 においては提案法が TV フィルタや DW-MTM フィルタおよび Hybrid より良い数値結果となっている．これは TV フィルタがインパルス雑音に対して効果的でないこと，そして DW-MTM フィルタについてはインパルス雑音が効果的に検出できないこと，Hybrid についてはインパルス雑音を除去する際に局所領域において Switching Median を用いているため Median 値により画素が置き換えられことが原因であると考えられる．またガウス雑音の標準偏差 $\sigma_n = 30$，インパルス雑音の発生確率 10% においては一部提案法が TV フィルタに数値的に劣っている部分があるものの，全体的には提案法の結果が良いことがわかる．この一部劣っているのは Barbara と Lax であり，ガウス雑音が大きい場合，提案法ではインパルス雑音と判断されて平滑化を施してしまうのではないかと考えられる．

また図 5.3(a) は PSNR における各手法の全画像の平均値であるが，提案法は TV フィルタ，DW-MTM フィルタおよび Hybrid に勝ってることがわかる．特に TV フィルタはインパルス雑音の発生確率と比例して PSNR も変動しており，提案法，DW-MTM フィルタおよび Hybrid はインパルス雑音の発生確率の変動には大きくは影響されていないことがわかる．ここから考えられることは，PSNR はインパルス雑音が支配的な場合，かつ，インパルス雑音を効果的に除去することが困難なフィルタの場合，PSNR の値は悪く，逆にインパルス雑音を効果的に検出し，除去することが可能なフィルタの場合，PSNR は良くなると言える．そして，提案法は図 5.3(a) より雑音の大きさ，発生確率に対してロバストであると言える．また表 5.10，表 5.11 から提案法の PSNR はほぼ $24dB$ 以上の値となっており，TV フィルタや DW-MTM および Hybrid と比べて平均 $1.2dB$ 以上の差があり，これらより提案法は人物および背景画の多くに対して有効性があると言えよう．

次に SSIM について着目する．表 5.1 から表 5.9 より，ほぼ大体の画像に対して提案法の数値が良いことがわかる．しかしながら，Aerial，Bridge，Mandrill といった画像内に細部信号が

多く含まれ，かつ，信号保存性を強く要求される画像に対しては SSIM の値は良好な結果が導かれていないことがわかる．特にインパルス雑音の発生確率が 20% 以下のように，混合雑音重畳画像に含まれるガウス雑音が支配的な場合において，提案法より DW-MTM フィルタの数値結果が良いことがわかる．これは，提案法が細部信号をガウス雑音と判断し，平滑化を行なってしまっていることが原因であると考えられる．よって，信号保存性を強く要求される細部信号の領域において，ガウス雑音と細部信号が明確に分離することができれば，提案法の平滑化パラメータ λ の制御を改善することで解決できると考えられる．

また，混合雑音重畳画像に含まれるインパルス雑音が支配的な場合 (表 5.1 から表 5.3)，2.5.3 と同様にオリジナルの TV フィルタにおいては雑音を効果的に除去することが不可能であることがわかるが，提案法は効果的に雑音を除去していることが伺える．これは図 5.3(b) の SSIM の各手法の全画像の平均値の推移からも伺える．図 5.3(b) においては，TV フィルタはインパルス雑音の大きさにより SSIM の値が変動しているが，提案法および DW-MTM フィルタは PSNR と同様にインパルス雑音の変動に大きくは影響されていないことがわかる．そのことからも SSIM の値は，PSNR と同様，インパルス雑音の大きさによって大きく影響していることがわかる．さらに TV フィルタでの結果からガウス雑音の標準偏差 $\sigma_n = 10$，インパルス雑音の発生確率 30% が最も悪化していることが確認できる．これは TV フィルタはインパルス雑音除去には不向きであり，かつ σ_n が小さい場合には λ の推定値が大きくなる，すなわち元の劣化画像からあまり平滑化されないように働くためインパルス雑音の残留が目立ち，結果として SSIM が悪化することが考えられる．これは後述する主観評価による画像からも分かることである．また表 5.10，表 5.11 から，SSIM においては提案法は平均 0.6 以上であり，TV フィルタや DW-MTM フィルタおよび Hybrid が平均 0.6 を下回るのに対して良い結果を保っていると言える．また，TV フィルタや DW-MTM フィルタおよび Hybrid と比べて平均で 0.09 以上の差がある．提案法は細部信号とガウス雑音が支配的な画像に対してはまだ問題があるものの，多くの画像に対して有効性があると言えよう．

以上の PSNR および SSIM の数値評価より，提案法は従来法より優れていると判断できる．

5.3.3　主観評価

提案法および比較対象である TV フィルタ，DW-MTM フィルタおよび Hybrid における混合雑音重畳画像の復元結果である処理結果画像を図 5.4 から図 5.12 にを示す．これらの処理結果は 5.3.2 の数値評価において提案法が劣っている画像，または画像内に細部信号が多く含まれている画像を主に選択した．この理由として，5.3.2 で述べたように細部信号と重畳しているガウス雑音との分離の状態を主観的に確認するためである．

PSNR については提案法はガウス雑音の標準偏差 $\sigma_n = 10$ および 20 の状態では良好であるため，SSIM の値に着目する．ここでは復元画像の SSIM の値は DW-MTM フィルタまたは Hybrid よりも劣っている画像として図 5.4 の Aerial，図 5.5 の Bridge，図 5.6 の Building，図 5.7 の Lax，図 5.9 の Mandrill の 5 種類に着目する．これらの画像の共通点として細部信号が多いことがわかる．例えば，図 5.4 の Aerial の場合，画像の右半分に市街地の状況と思われる細部信号が存在し，図 5.7 の Lax の場合は，画像の右半分の建物の屋上に大勢の人が居ると思われる状況の細部信号が存在している．また，図 5.9 の Mandrill の場合，画像の周りに動物の体毛と思われる細部信号が存在し，図 5.10 の Barbara では背景の椅子の模様と思われる細部信号が存在するように見受けられる．しかしながら，提案法ではこれらの細部信号は平滑化されてしまい，原画像で存在する細部信号はほぼ存在しなくなっている．この差が提案法と DW-MTM フィルタまたは Hybrid の SSIM の差となって表れているものと推察する．さらに観察すると，図 5.4，図 5.7 においては市街地の状況と建物に居る人々はインパルス雑音と区別が付かず，提案法ではこれらをインパルス雑音と判断して除去してしまい，必要以上に平滑化をかけたために SSIM の値が悪化していると思われる．特に図 5.7 の TV フィルタの処理結果ではインパルス雑音が残っているものの，SSIM の値は提案法よりも良い結果となっている．よって，提案法においてはインパルス雑音の検知が正しく行われる，つまり，細部信号とインパルス雑音の分離が正しくでき，特に雑音ではない画素がインパルス雑音として誤って検出されないことが重要であると考えられる．これは図 5.7 の正確なインパルス雑音のマスク画像を用いた Optimal の画像において，建物の屋上の人々が平滑化されずに残っており，結果として SSIM や PSNR が良くなっていることからも伺える．

図 5.5 の Bridge，図 5.9 の Mandrill，図 5.10 の Barbara は画像内に細部信号が多く含まれた画像であり，これらの信号保存性を強く要求される画像に対して比較してみると，提案法はインパルス雑音およびガウス雑音の影響は除去できているものの，前述したように平滑化効果が必要以上に強く，主観的には良好な結果が導かれていないことがわかる．特に図 5.10 の Barbara においては人物像の背景の椅子の模様のみならず，人物像の周期的な縞模様についても平滑化が強くなされていることがわかる．Optimal の画像結果は人物像の周期的な縞模様が残っていることから，前述と同様にインパルス雑音と判断された部分が多かったためであろうと考えられる．

さて，図 5.8 の Cameraman や図 5.11 の Pepper などの平坦部が多い画像の場合，ガウス雑音が多く重畳している場合でも提案法は混合雑音の除去が効果的に行われていることがわかる．しかしながら，ガウス雑音が多く重畳している ($\sigma_n = 30$) 図 5.12 の Lena のような場合，インパルス雑音の影響は除去できているものの，ガウス雑音の影響により平坦な領域においても，平滑化効果が低下してしまっていることがわかる．これは提案法における局所変動量の算出におい

て，雑音の影響により平滑化の重み係数が正しく算出されなかったためと考えられる．しかしながら，図 5.12 の Lena の Optimal の結果は良好に見えることからも，インパルス雑音の誤検出，つまり，雑音を雑音として検出しなかった，または大きなガウス雑音をインパルス雑音として検出してしまったことが問題になったのではないかと推察する．これは図 5.6 の Building のようにガウス雑音が比較的小さい場合 (図 5.6 は $\sigma_n = 10$)，ガウス雑音をインパルス雑音として検出せず，また平坦部に対して強く平滑化がかかるため，ガウス雑音の影響は非常に小さくなっていることからも伺える．しかしながら，図 5.6 の場合，インパルス雑音の発生確率が 30% であり，全てのインパルス雑音が検出できていない部分があることが見受けられる．

これ以外の画像においては，提案法は図 5.8 の Cameraman や図 5.11 の Pepper に代表されるように数値的にも主観画質的にも良好な結果を示しており，極端に細部信号が多い画像やインパルス雑音と見分けが付かない画像などを除いた画像に対して，提案法は従来法よりも良好な結果を残していると判断でき, 提案法の有効性が伺える.

表 5.1: 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 10%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**28.03**	22.97	27.71	27.56	28.43
Airplane	**29.25**	20.47	26.72	28.60	31.48
Balloon	**33.95**	23.47	30.86	32.82	35.55
Barbara	**26.98**	21.74	23.63	26.27	28.87
Boat	**30.86**	22.63	28.66	29.97	32.29
Bridge	**27.24**	22.00	26.47	26.98	27.87
Building	**29.09**	21.81	28.20	27.95	30.49
Cameraman	**27.82**	20.91	25.83	27.56	31.20
Earth	**30.91**	22.47	29.87	29.49	32.17
Girl	**32.43**	19.88	30.06	31.45	33.86
Lax	23.54	20.84	22.13	**23.55**	27.23
Lena	**30.59**	21.99	28.51	29.83	32.36
Lighthouse	**25.77**	20.93	23.35	25.37	29.48
Mandrill	**25.64**	22.33	24.14	25.55	27.20
Milkdrop	**32.67**	21.50	30.11	32.17	34.21
Parrots	29.36	22.13	27.42	**29.42**	33.13
Pepper	**30.28**	21.93	28.50	29.77	32.48
Sailboat	**30.55**	21.08	28.48	29.26	32.01
Text	**27.78**	20.35	25.97	27.00	29.78
Woman	**29.80**	22.51	27.94	29.10	31.73

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.7624	0.5432	**0.8059**	0.7576	0.7679
Airplane	**0.8891**	0.4308	0.7351	0.8628	0.9153
Balloon	**0.8839**	0.4106	0.7017	0.8453	0.9162
Barbara	**0.8492**	0.5491	0.7417	0.8171	0.8791
Boat	**0.8713**	0.4889	0.7496	0.8442	0.8967
Bridge	0.7851	0.5729	**0.8172**	0.7943	0.7928
Building	**0.8585**	0.5661	0.8382	0.8090	0.8788
Cameraman	**0.8706**	0.4265	0.7071	0.8415	0.9016
Earth	**0.8791**	0.5176	0.8113	0.8268	0.9033
Girl	**0.8734**	0.3455	0.7396	0.8442	0.8986
Lax	0.6563	0.5028	0.5912	**0.6640**	0.7868
Lena	**0.8788**	0.4953	0.7698	0.8578	0.9085
Lighthouse	**0.8244**	0.5254	0.7110	0.8025	0.8764
Mandrill	0.7455	0.5445	0.7244	**0.7518**	0.7810
Milkdrop	**0.8788**	0.4016	0.7227	0.8632	0.9061
Parrots	**0.8804**	0.4412	0.7197	0.8637	0.9186
Pepper	**0.8954**	0.5112	0.7790	0.8732	0.9213
Sailboat	**0.9073**	0.4991	0.8006	0.8715	0.9273
Text	**0.8439**	0.5691	0.8237	0.8320	0.8653
Woman	**0.8649**	0.5043	0.7735	0.8409	0.8954

表 5.2: 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 20%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**26.74**	21.00	26.48	26.37	27.36
Airplane	**27.27**	17.61	25.10	26.51	30.15
Balloon	**32.10**	20.98	29.88	30.83	34.69
Barbara	**25.08**	19.70	22.75	24.65	27.08
Boat	**28.64**	20.20	27.34	28.15	31.43
Bridge	**25.65**	19.89	24.87	25.32	26.61
Building	**26.78**	18.13	26.18	26.16	29.83
Cameraman	**25.93**	18.05	24.25	25.50	29.68
Earth	**28.94**	19.92	28.50	27.95	31.31
Girl	**30.23**	17.09	27.94	28.91	32.73
Lax	**22.80**	18.42	21.48	22.72	25.85
Lena	**28.59**	19.35	26.97	27.83	31.41
Lighthouse	**24.40**	17.58	22.44	23.98	28.08
Mandrill	**24.49**	20.40	23.25	24.39	25.94
Milkdrop	**30.34**	18.87	27.91	29.23	33.58
Parrots	**27.76**	19.32	26.24	27.43	31.69
Pepper	**27.89**	19.20	26.46	27.17	31.46
Sailboat	**28.53**	18.44	26.73	27.33	31.05
Text	**25.32**	16.67	23.77	24.63	28.75
Woman	**27.84**	20.07	26.63	27.29	30.61

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.7045	0.4193	**0.7616**	0.7072	0.7109
Airplane	**0.8410**	0.3045	0.6826	0.7891	0.9021
Balloon	**0.8417**	0.2555	0.6680	0.7742	0.9030
Barbara	**0.7877**	0.4242	0.6991	0.7586	0.8347
Boat	**0.7878**	0.3499	0.7097	0.7747	0.8795
Bridge	0.7147	0.4540	**0.7643**	0.7354	0.7336
Building	**0.7953**	0.3918	0.7916	0.7555	0.8772
Cameraman	**0.8195**	0.2902	0.6533	0.7659	0.8803
Earth	**0.8274**	0.3768	0.7793	0.7719	0.8846
Girl	**0.8327**	0.2078	0.6874	0.7735	0.8852
Lax	0.6068	0.3811	0.5461	**0.6103**	0.7368
Lena	**0.8324**	0.3466	0.7265	0.7931	0.8961
Lighthouse	**0.7637**	0.3640	0.6617	0.7398	0.8614
Mandrill	0.6825	0.4283	0.6733	**0.6890**	0.7233
Milkdrop	**0.8408**	0.2570	0.6784	0.7915	0.9033
Parrots	**0.8358**	0.2797	0.6783	0.7916	0.9112
Pepper	**0.8477**	0.3580	0.7383	0.8064	0.9147
Sailboat	**0.8718**	0.3641	0.7603	0.8182	0.9147
Text	**0.7979**	0.4166	0.7688	0.7752	0.8637
Woman	**0.8171**	0.3660	0.7329	0.7815	0.8807

表 5.3: 混合雑音除去結果 (σ_n= 10，発生確率 30%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**25.35**	19.93	24.87	24.84	26.59
Airplane	**25.31**	16.44	22.87	24.01	28.33
Balloon	**30.24**	19.58	28.22	28.56	33.78
Barbara	**23.45**	18.49	21.72	22.98	25.47
Boat	**27.17**	18.90	25.42	25.97	30.28
Bridge	**24.13**	19.13	23.21	23.60	25.28
Building	**24.33**	15.75	23.76	24.01	28.92
Cameraman	**24.56**	16.57	22.30	23.44	28.27
Earth	**27.22**	18.83	26.17	26.01	29.90
Girl	**27.67**	15.55	24.16	25.26	30.97
Lax	**22.03**	17.25	20.60	21.67	24.43
Lena	**26.55**	18.18	25.00	25.51	30.25
Lighthouse	**22.67**	15.48	21.19	22.33	26.99
Mandrill	**23.46**	19.51	22.28	23.23	24.74
Milkdrop	**28.52**	17.24	25.23	26.34	32.37
Parrots	**26.20**	17.85	24.44	25.28	30.08
Pepper	**25.94**	17.71	24.35	24.92	30.12
Sailboat	**26.33**	16.98	24.24	24.88	29.58
Text	**22.92**	14.42	21.22	22.06	27.75
Woman	**26.33**	18.87	24.95	25.29	29.35

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.6235	0.3532	**0.6914**	0.6339	0.6973
Airplane	**0.7984**	0.2529	0.5850	0.6755	0.8802
Balloon	**0.7823**	0.1905	0.6105	0.6667	0.8901
Barbara	**0.7044**	0.3513	0.6257	0.6630	0.7785
Boat	**0.7708**	0.2846	0.6419	0.6801	0.8570
Bridge	0.6416	0.4176	**0.6963**	0.6654	0.6711
Building	0.7012	0.2751	**0.7088**	0.6680	0.8576
Cameraman	**0.7520**	0.2327	0.5572	0.6454	0.8545
Earth	**0.7741**	0.3046	0.7062	0.6864	0.8526
Girl	**0.7666**	0.1601	0.5621	0.6377	0.8648
Lax	**0.5523**	0.3086	0.4864	0.5414	0.6775
Lena	**0.7741**	0.2846	0.6655	0.7034	0.8806
Lighthouse	**0.6558**	0.2710	0.5919	0.6502	0.8463
Mandrill	0.6133	0.3637	0.6125	**0.6206**	0.6522
Milkdrop	**0.8061**	0.1979	0.6030	0.6901	0.8950
Parrots	**0.7874**	0.2195	0.6022	0.6781	0.8929
Pepper	**0.8021**	0.2883	0.6706	0.7190	0.9031
Sailboat	**0.8140**	0.3025	0.6726	0.7172	0.8938
Text	**0.7220**	0.3176	0.6649	0.6869	0.8529
Woman	**0.7632**	0.2985	0.6690	0.6857	0.8569

表 5.4: 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 10%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	25.23	23.97	24.46	**25.32**	25.58
Airplane	**26.58**	22.41	24.16	25.76	27.98
Balloon	**31.80**	27.24	25.21	28.47	32.28
Barbara	23.87	22.32	22.55	**23.89**	25.19
Boat	**28.27**	25.05	24.71	26.66	28.95
Bridge	24.45	22.90	24.09	**24.65**	25.05
Building	**26.15**	21.72	24.57	25.43	26.92
Cameraman	**25.88**	22.35	23.43	25.42	28.17
Earth	**28.11**	24.87	25.01	26.41	28.52
Girl	**30.01**	22.42	25.36	27.77	30.63
Lax	22.21	21.61	21.49	**22.40**	24.05
Lena	**27.92**	24.33	24.56	26.30	28.96
Lighthouse	**24.02**	21.07	22.43	23.71	26.03
Mandrill	23.26	22.71	23.03	**23.66**	24.17
Milkdrop	**30.56**	24.49	25.06	27.89	31.22
Parrots	**27.87**	24.38	24.20	26.51	29.97
Pepper	**27.52**	23.78	24.43	26.20	29.05
Sailboat	**27.49**	23.00	24.62	25.91	28.20
Text	**24.98**	20.56	23.92	24.68	26.16
Woman	**27.48**	24.70	24.48	26.17	28.38

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.5779	0.5323	0.6511	**0.6518**	0.5954
Airplane	**0.8313**	0.5212	0.5304	0.6590	0.8556
Balloon	**0.8421**	0.6036	0.4078	0.5896	0.8523
Barbara	**0.6932**	0.5671	0.6087	0.6701	0.7393
Boat	**0.8017**	0.6172	0.5288	0.6491	0.8180
Bridge	0.6268	0.5735	0.6918	**0.6921**	0.6496
Building	**0.7582**	0.5603	0.6720	0.6981	0.7851
Cameraman	**0.7941**	0.4953	0.4913	0.6466	0.8250
Earth	**0.7878**	0.6204	0.5940	0.6636	0.8005
Girl	**0.8253**	0.4516	0.4874	0.6371	0.8359
Lax	0.5107	0.4820	0.5338	**0.5650**	0.6224
Lena	**0.8235**	0.6245	0.5478	0.6627	0.8438
Lighthouse	**0.7269**	0.5276	0.5652	0.6619	0.7840
Mandrill	0.5513	0.5350	**0.6330**	0.6328	0.6048
Milkdrop	**0.8649**	0.5856	0.4493	0.6271	0.8726
Parrots	**0.8450**	0.5894	0.4633	0.6275	0.8656
Pepper	**0.8559**	0.6288	0.5527	0.6830	0.8695
Sailboat	**0.8426**	0.5889	0.5974	0.6926	0.8571
Text	**0.7704**	0.5746	0.7014	0.7452	0.8051
Woman	**0.8003**	0.6233	0.5468	0.6542	0.8192

表 5.5: 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 20%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**24.62**	22.55	23.34	24.44	24.98
Airplane	**25.47**	20.09	22.84	24.50	27.05
Balloon	**30.79**	25.16	24.26	27.47	31.49
Barbara	**23.04**	21.03	21.65	22.89	23.98
Boat	**27.33**	23.07	23.61	25.64	28.33
Bridge	**23.79**	21.31	22.76	23.59	24.40
Building	23.99	17.34	23.23	**24.27**	25.50
Cameraman	**24.90**	20.23	22.09	23.99	27.21
Earth	**27.21**	22.94	23.93	25.48	27.87
Girl	**28.48**	19.61	23.96	26.42	29.33
Lax	21.76	20.15	20.74	**21.79**	23.08
Lena	**27.02**	22.40	23.42	25.32	28.22
Lighthouse	22.56	17.16	21.24	**22.59**	24.87
Mandrill	22.71	21.52	21.98	**22.85**	23.71
Milkdrop	**29.22**	21.56	23.87	26.56	30.47
Parrots	**26.90**	22.11	23.17	25.42	29.04
Pepper	**26.47**	21.46	23.32	25.04	28.25
Sailboat	**26.35**	20.91	23.51	24.82	27.45
Text	**23.34**	16.21	22.24	23.05	25.27
Woman	**26.50**	22.92	23.38	25.09	27.46

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.5418	0.4797	0.5929	**0.6037**	0.5582
Airplane	**0.8057**	0.4077	0.4844	0.6184	0.8399
Balloon	**0.8130**	0.4890	0.3658	0.5463	0.8368
Barbara	**0.6512**	0.4837	0.5592	0.6177	0.6775
Boat	**0.7781**	0.5068	0.4861	0.6109	0.7968
Bridge	0.5927	0.5192	0.6333	**0.6411**	0.6137
Building	**0.6650**	0.3592	0.6195	0.6540	0.7265
Cameraman	**0.7635**	0.4175	0.4390	0.5874	0.8039
Earth	**0.7602**	0.5283	0.5482	0.6240	0.7773
Girl	**0.7925**	0.3181	0.4321	0.5865	0.8119
Lax	0.4714	0.3971	0.4827	**0.5197**	0.5538
Lena	**0.7994**	0.5400	0.5014	0.6219	0.8272
Lighthouse	**0.6216**	0.3431	0.5106	0.6089	0.7092
Mandrill	0.5068	0.4547	0.5756	**0.5835**	0.5908
Milkdrop	**0.8476**	0.4321	0.4125	0.5940	0.8661
Parrots	**0.8249**	0.4770	0.4207	0.5874	0.8562
Pepper	**0.8346**	0.5168	0.5112	0.6389	0.8604
Sailboat	**0.8151**	0.4834	0.5598	0.6548	0.8403
Text	**0.7134**	0.3994	0.6498	0.6952	0.7744
Woman	**0.7688**	0.5365	0.5054	0.6156	0.7980

表 5.6: 混合雑音除去結果 (σ_n= 20，発生確率 30%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**24.03**	21.38	22.07	23.31	24.39
Airplane	**24.11**	18.68	21.21	22.69	25.49
Balloon	**29.75**	23.47	23.14	26.07	30.64
Barbara	**22.09**	20.13	20.48	21.81	22.88
Boat	**26.22**	21.97	22.33	24.14	27.45
Bridge	**23.08**	20.08	21.22	22.33	23.86
Building	**23.66**	16.83	21.69	22.84	26.03
Cameraman	**23.78**	18.63	20.72	22.47	25.76
Earth	**25.99**	21.81	22.54	24.18	26.79
Girl	**26.12**	18.06	21.69	23.74	27.19
Lax	**21.21**	19.05	19.72	20.91	22.21
Lena	**25.64**	20.86	21.95	23.62	27.14
Lighthouse	**22.07**	16.89	20.09	21.38	24.84
Mandrill	**22.21**	20.78	21.09	22.02	22.85
Milkdrop	**27.65**	20.22	22.32	24.67	29.32
Parrots	**25.76**	20.78	21.69	23.79	27.68
Pepper	**25.11**	20.19	21.70	23.32	26.97
Sailboat	**24.81**	19.35	21.89	23.26	26.04
Text	**22.33**	15.54	20.11	21.10	25.07
Woman	**25.30**	21.53	22.19	23.79	26.44

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.5366	0.4296	0.5290	**0.5449**	0.5332
Airplane	**0.7692**	0.3569	0.4297	0.5403	0.8092
Balloon	**0.7944**	0.3917	0.3216	0.4856	0.8245
Barbara	**0.5886**	0.4374	0.4947	0.5552	0.6217
Boat	**0.7466**	0.4498	0.4355	0.5447	0.7805
Bridge	**0.5991**	0.4646	0.5664	0.5854	0.6144
Building	**0.6540**	0.3107	0.5511	0.5852	0.7494
Cameraman	**0.7235**	0.3498	0.3816	0.5097	0.7663
Earth	**0.7139**	0.4759	0.4933	0.5663	0.7411
Girl	**0.7483**	0.2885	0.3619	0.4909	0.7795
Lax	0.4369	0.3375	0.4262	**0.4671**	0.5005
Lena	**0.7660**	0.4883	0.4470	0.5547	0.8063
Lighthouse	**0.6368**	0.3186	0.4539	0.5429	0.7677
Mandrill	0.4673	0.4017	0.5201	**0.5275**	0.5122
Milkdrop	**0.8241**	0.4114	0.3609	0.5230	0.8586
Parrots	**0.7940**	0.4255	0.3611	0.5141	0.8333
Pepper	**0.8027**	0.4615	0.4518	0.5728	0.8414
Sailboat	**0.7736**	0.4254	0.5010	0.5884	0.8079
Text	**0.6972**	0.3582	0.5740	0.6216	0.7787
Woman	**0.7363**	0.4657	0.4548	0.5577	0.7794

表 5.7: 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 10%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**24.01**	23.98	21.33	23.12	24.44
Airplane	**24.78**	23.48	21.43	23.20	26.11
Balloon	**30.05**	28.76	21.48	25.08	30.52
Barbara	**22.31**	22.00	20.68	21.92	23.09
Boat	**26.30**	25.53	21.44	23.87	27.15
Bridge	**23.06**	22.72	21.26	22.52	23.69
Building	23.01	19.89	21.50	**23.23**	22.13
Cameraman	**24.47**	22.06	21.10	23.29	25.87
Earth	**26.44**	25.51	21.58	23.84	26.95
Girl	**28.14**	22.87	22.09	24.76	28.60
Lax	21.42	**21.62**	20.17	21.18	22.41
Lena	**26.19**	25.15	21.48	23.77	27.03
Lighthouse	**22.50**	20.94	20.53	21.96	23.15
Mandrill	**22.62**	22.37	20.77	21.98	22.77
Milkdrop	**28.21**	25.70	21.65	24.62	29.04
Parrots	**26.44**	25.29	21.34	23.96	28.12
Pepper	**25.81**	24.68	21.49	23.66	26.99
Sailboat	**25.29**	23.91	21.72	23.44	26.13
Text	**22.86**	19.35	21.32	22.32	23.05
Woman	**25.77**	25.17	21.40	23.68	26.55

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.4916	**0.5247**	0.4929	0.5219	0.5221
Airplane	**0.7435**	0.6186	0.4040	0.4934	0.8067
Balloon	**0.7917**	0.7126	0.2451	0.3992	0.8047
Barbara	**0.5949**	0.5554	0.4892	0.5327	0.6267
Boat	**0.7381**	0.6844	0.3857	0.4898	0.7471
Bridge	0.5411	0.5562	0.5502	**0.5714**	0.5747
Building	**0.5936**	0.4663	0.5167	0.5725	0.5654
Cameraman	**0.7128**	0.4721	0.3612	0.4832	0.7221
Earth	**0.7196**	0.6610	0.4324	0.5188	0.7391
Girl	**0.7666**	0.4633	0.3316	0.4582	0.7804
Lax	0.4248	0.4473	**0.4548**	0.4527	0.4980
Lena	**0.7473**	0.7015	0.4058	0.5120	0.7896
Lighthouse	**0.6151**	0.5117	0.4550	0.5217	0.6235
Mandrill	**0.5162**	0.4904	0.5081	0.5097	0.4954
Milkdrop	**0.7930**	0.6965	0.3049	0.4459	0.8408
Parrots	**0.8030**	0.6926	0.3188	0.4570	0.8283
Pepper	**0.8097**	0.7217	0.4060	0.5246	0.8289
Sailboat	**0.7723**	0.6699	0.4687	0.5520	0.7985
Text	**0.6784**	0.5250	0.5835	0.6251	0.6910
Woman	**0.7418**	0.6874	0.3963	0.5034	0.7660

表 5.8: 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 20%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**23.53**	22.86	20.37	22.52	24.08
Airplane	**23.77**	21.22	20.40	22.38	24.98
Balloon	**29.47**	27.33	20.64	24.52	30.11
Barbara	**21.78**	21.20	19.80	21.29	22.53
Boat	**25.58**	24.12	20.45	23.14	26.43
Bridge	**22.46**	21.41	20.11	21.74	23.06
Building	**22.58**	17.55	20.32	22.38	22.85
Cameraman	**23.79**	20.69	20.02	22.39	25.62
Earth	**25.52**	23.93	20.55	23.14	26.21
Girl	**26.80**	20.72	20.91	23.84	27.46
Lax	**21.05**	20.44	19.22	20.58	21.83
Lena	**25.38**	23.41	20.46	22.96	26.48
Lighthouse	**21.60**	17.38	19.47	21.11	22.73
Mandrill	**21.91**	21.64	19.69	21.32	22.42
Milkdrop	**27.07**	23.12	20.62	23.76	28.09
Parrots	**25.67**	23.48	20.35	23.12	27.14
Pepper	**24.87**	22.64	20.38	22.80	26.33
Sailboat	**24.47**	21.83	20.63	22.61	25.55
Text	**22.11**	16.63	19.98	21.27	23.08
Woman	**24.95**	23.57	20.38	22.86	25.86

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.4711	0.4733	0.4369	**0.4896**	0.5081
Airplane	**0.7443**	0.5008	0.3671	0.4625	0.7840
Balloon	**0.7816**	0.6614	0.2155	0.3730	0.8016
Barbara	**0.5502**	0.5047	0.4408	0.4923	0.5966
Boat	**0.7114**	0.6322	0.3466	0.4616	0.7467
Bridge	0.5140	0.5027	0.4897	**0.5305**	0.5405
Building	**0.5768**	0.3541	0.4650	0.5363	0.5983
Cameraman	**0.7032**	0.4392	0.3214	0.4411	0.7493
Earth	**0.6846**	0.5952	0.3825	0.4855	0.7123
Girl	**0.7458**	0.4037	0.2914	0.4243	0.7688
Lax	0.4056	0.4038	0.4034	**0.4188**	0.4663
Lena	**0.7473**	0.6433	0.3643	0.4749	0.7664
Lighthouse	**0.5584**	0.3367	0.4064	0.4822	0.5992
Mandrill	0.4336	0.4547	0.4447	**0.4712**	0.4738
Milkdrop	**0.7891**	0.6127	0.2688	0.4164	0.8188
Parrots	**0.7823**	0.6256	0.2828	0.4191	0.8142
Pepper	**0.7899**	0.6554	0.3668	0.4927	0.8173
Sailboat	**0.7497**	0.5803	0.4265	0.5183	0.7752
Text	**0.6570**	0.4048	0.5335	0.5877	0.6953
Woman	**0.7139**	0.6298	0.3526	0.4722	0.7458

表 5.9: 混合雑音除去結果 (σ_n= 30，発生確率 30%)

(a) PSNR

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	**22.96**	21.76	19.22	21.61	23.35
Airplane	**22.35**	19.53	19.03	21.05	23.62
Balloon	**28.48**	25.93	19.63	23.48	29.34
Barbara	**21.28**	20.19	18.60	20.40	21.85
Boat	**24.59**	22.78	19.40	22.19	25.51
Bridge	**21.81**	20.25	18.98	20.81	22.47
Building	**22.84**	18.52	18.99	21.11	24.46
Cameraman	**22.13**	19.44	18.65	20.85	23.89
Earth	**24.53**	22.60	19.54	22.23	25.20
Girl	**24.22**	19.32	19.38	22.01	25.10
Lax	**20.51**	19.34	18.19	19.80	21.19
Lena	**24.12**	21.64	19.32	21.84	25.40
Lighthouse	**21.25**	17.57	18.29	20.04	23.20
Mandrill	**21.47**	20.89	18.77	20.62	21.84
Milkdrop	**25.73**	21.18	19.38	22.37	27.04
Parrots	**24.70**	21.68	19.31	22.10	26.11
Pepper	**23.66**	20.78	19.27	21.62	25.01
Sailboat	**23.01**	20.13	19.27	21.29	24.02
Text	**21.29**	16.53	18.43	19.82	23.25
Woman	**24.03**	22.38	19.36	21.87	24.82

(b) SSIM

	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	0.4333	**0.4375**	0.3695	0.4329	0.4482
Airplane	**0.6958**	0.4580	0.3224	0.4186	0.7562
Balloon	**0.7611**	0.6157	0.1862	0.3364	0.7913
Barbara	**0.5213**	0.4546	0.3783	0.4449	0.5534
Boat	**0.6854**	0.5799	0.3030	0.4150	0.7211
Bridge	**0.4969**	0.4696	0.4336	0.4841	0.5208
Building	**0.6075**	0.4042	0.4062	0.4837	0.6778
Cameraman	**0.6247**	0.4308	0.2729	0.3782	0.7057
Earth	**0.6552**	0.5636	0.3428	0.4508	0.6780
Girl	**0.6960**	0.4056	0.2410	0.3608	0.7281
Lax	**0.3786**	0.3528	0.3439	0.3757	0.4209
Lena	**0.7082**	0.5890	0.3219	0.4325	0.7553
Lighthouse	**0.5838**	0.3378	0.3523	0.4265	0.6916
Mandrill	0.4035	0.3971	0.3884	**0.4240**	0.4203
Milkdrop	**0.7843**	0.4910	0.2338	0.3705	0.8252
Parrots	**0.7609**	0.5023	0.2473	0.3796	0.7979
Pepper	**0.7497**	0.5365	0.3230	0.4466	0.7964
Sailboat	**0.7005**	0.5183	0.3777	0.4655	0.7408
Text	**0.6561**	0.4045	0.4774	0.5363	0.7249
Woman	**0.6887**	0.5897	0.3130	0.4249	0.7211

表 5.10: 各混合雑音における各手法の全画像の平均値

(a) PSNR

σ_n	%	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid
10	10	29.13	21.70	27.23	28.48
	20	27.27	19.04	25.76	26.62
	30	25.52	17.63	23.81	24.51
20	10	26.68	23.29	24.09	25.66
	20	25.62	20.99	22.93	24.56
	30	24.55	19.81	21.49	23.07
30	10	24.98	23.55	21.29	23.27
	20	24.22	21.76	20.24	22.49
	30	23.25	20.62	19.05	21.36

(b) SSIM

σ_n	%	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid
10	10	0.8449	0.4923	0.7532	0.8232
	20	0.7924	0.3518	0.7081	0.7601
	30	0.7303	0.2837	0.6312	0.6657
20	10	0.7565	0.5651	0.5627	0.6555
	20	0.7184	0.4545	0.5145	0.6105
	30	0.6905	0.4024	0.4558	0.5439
30	10	0.6798	0.5929	0.4255	0.5073
	20	0.6555	0.5207	0.3803	0.4725
	30	0.6296	0.4769	0.3317	0.4244

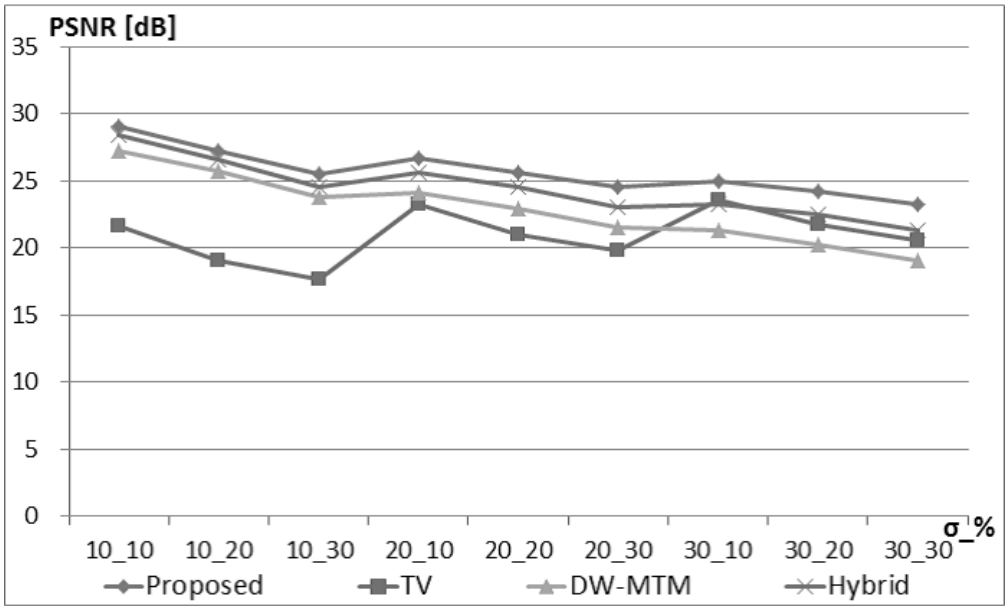
表 5.11: PSNR・SSIM の数値の差

(a) PSNR

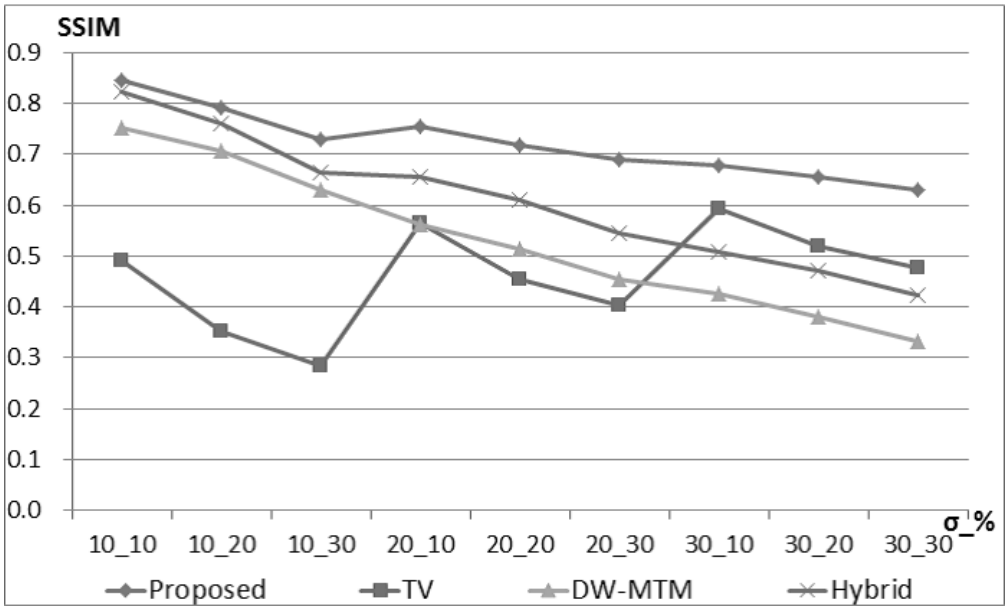
σ_n	%	Proposed - TV	Proposed - DW-MTM	Proposed - Hybrid	最小値
10	10	7.43	1.90	0.64	0.64
	20	8.22	1.51	0.65	0.65
	30	7.89	1.71	1.01	1.01
20	10	3.39	2.59	1.02	1.02
	20	4.64	2.70	1.06	1.06
	30	4.73	3.05	1.47	1.47
30	10	1.44	3.70	1.71	1.44
	20	2.46	3.98	1.73	1.73
	30	2.63	4.20	1.89	1.89
				平均値	1.21

(b) SSIM

σ_n	%	Proposed - TV	Proposed - DW-MTM	Proposed - Hybrid	最小値
10	10	0.3526	0.0918	0.0217	0.0217
	20	0.4407	0.0844	0.0323	0.0323
	30	0.4465	0.0991	0.0645	0.0645
20	10	0.1914	0.1938	0.1010	0.1010
	20	0.2639	0.2039	0.1079	0.1079
	30	0.2880	0.2347	0.1466	0.1466
30	10	0.0868	0.2542	0.1725	0.0868
	20	0.1348	0.2752	0.1830	0.1348
	30	0.1527	0.2978	0.2052	0.1527
				平均値	0.0943



(a) PSNR



(b) SSIM

図 5.3: PSNR・SSIM の推移

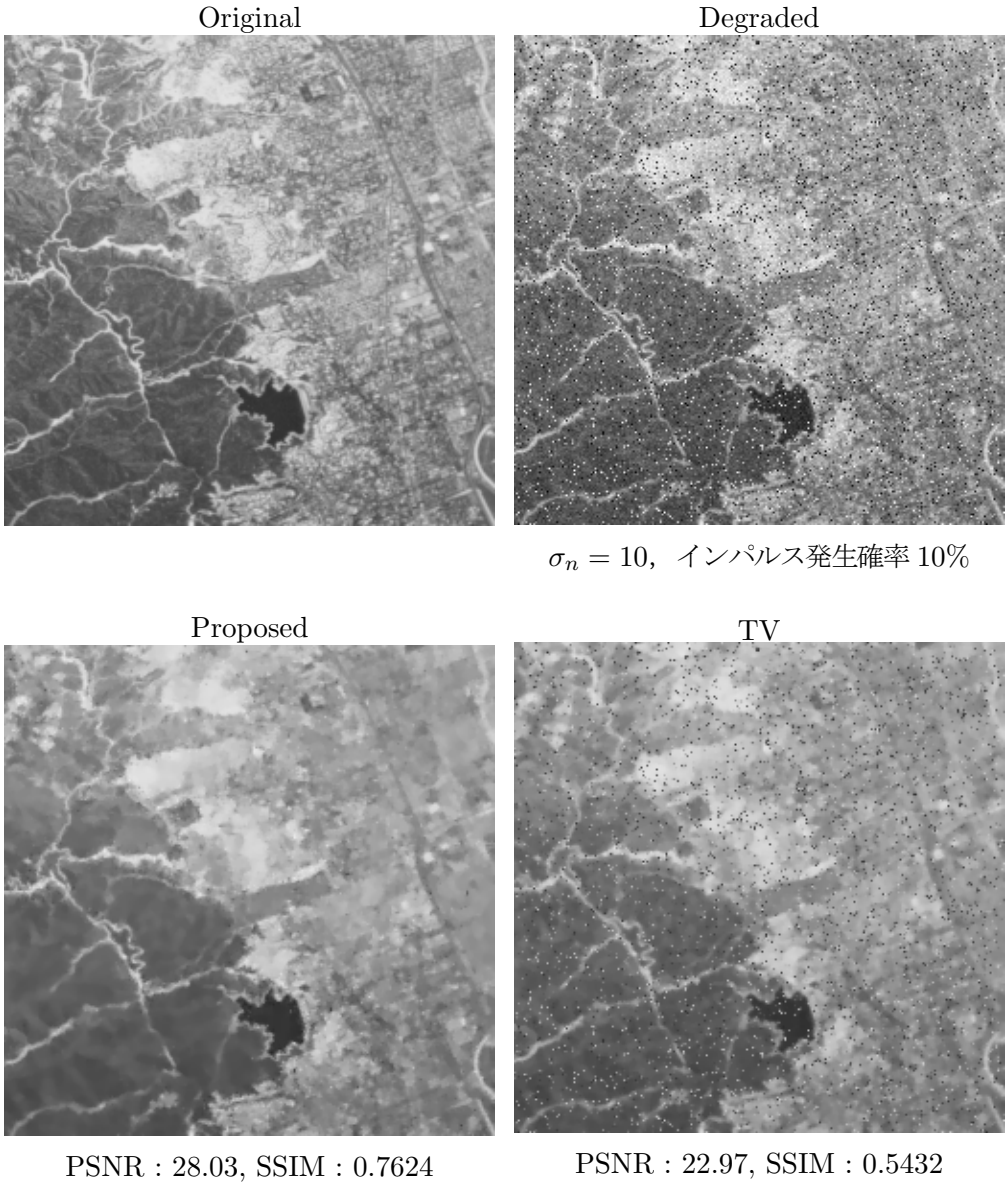
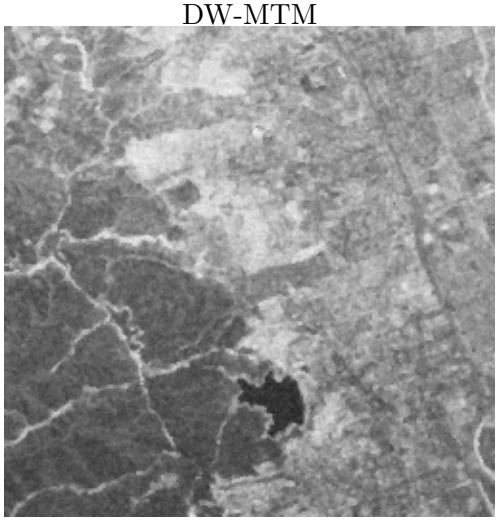


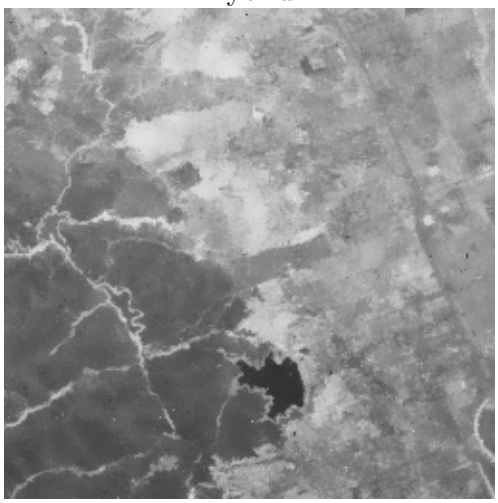
図 5.4: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Aerial) (1)

DW-MTM



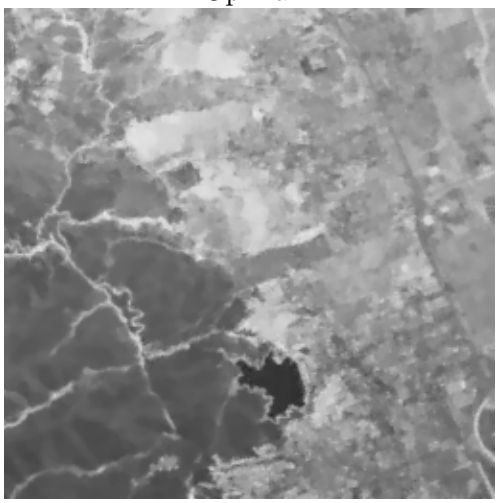
PSNR : 27.71, SSIM : 0.8059

Hybrid



PSNR : 27.56, SSIM : 0.7576

Opimal



PSNR : 28.43, SSIM : 0.7679

図 5.4: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Aerial) (2)

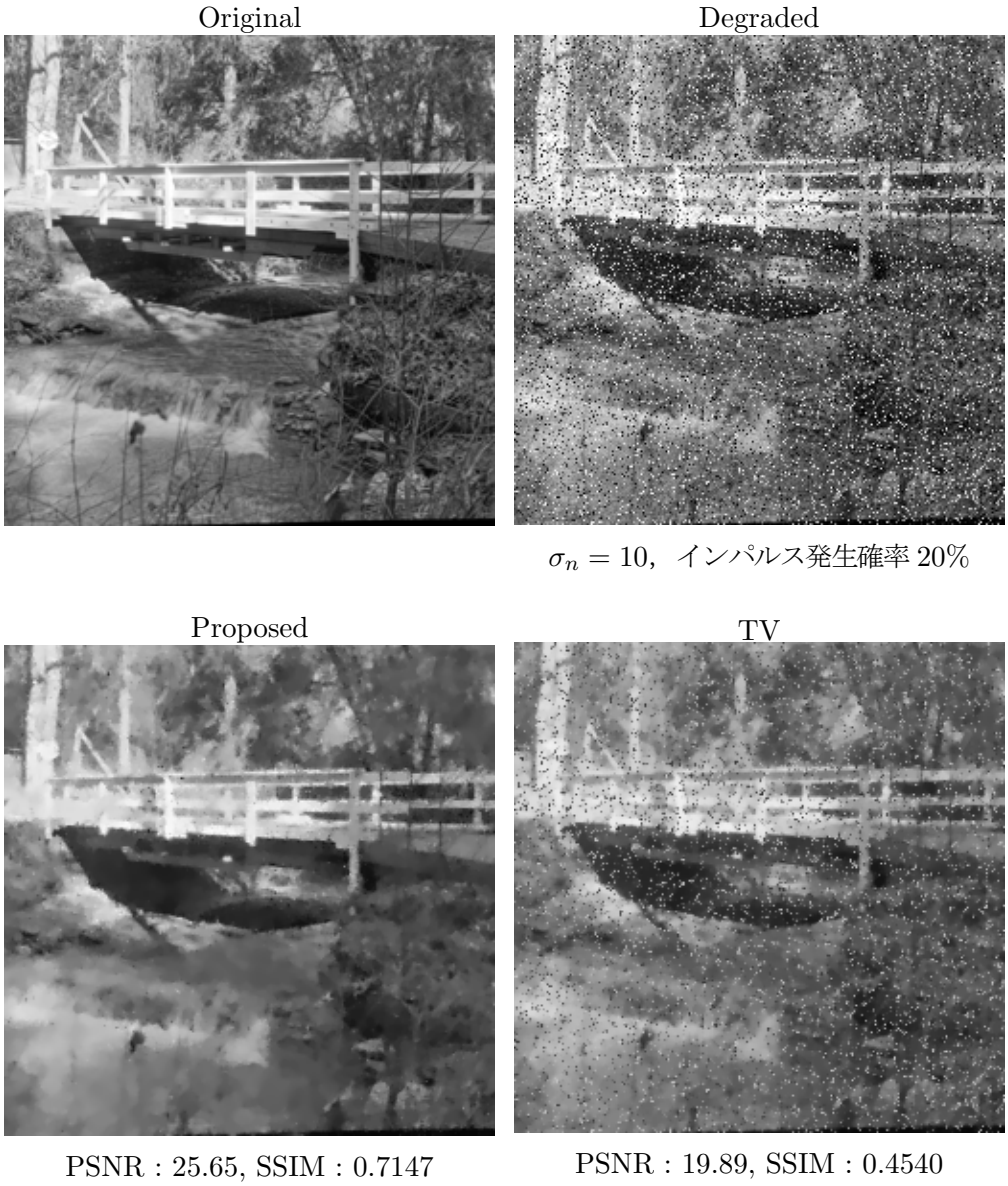
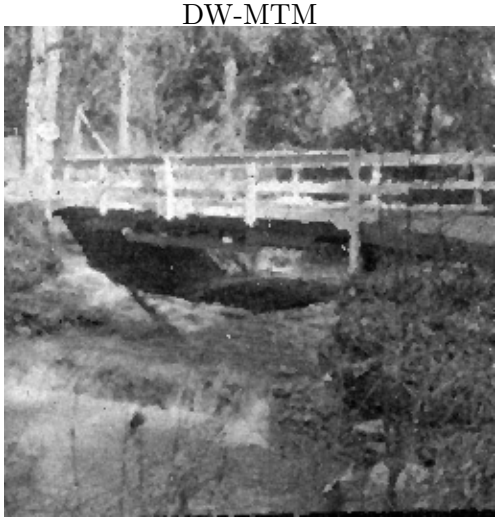


図 5.5: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Bridge) (1)

DW-MTM



PSNR : 24.87, SSIM : 0.7643

Hybrid

PSNR : 25.32, SSIM : 0.7354

Opimal

PSNR : 26.61, SSIM : 0.7336

図 5.5: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Bridge) (2)

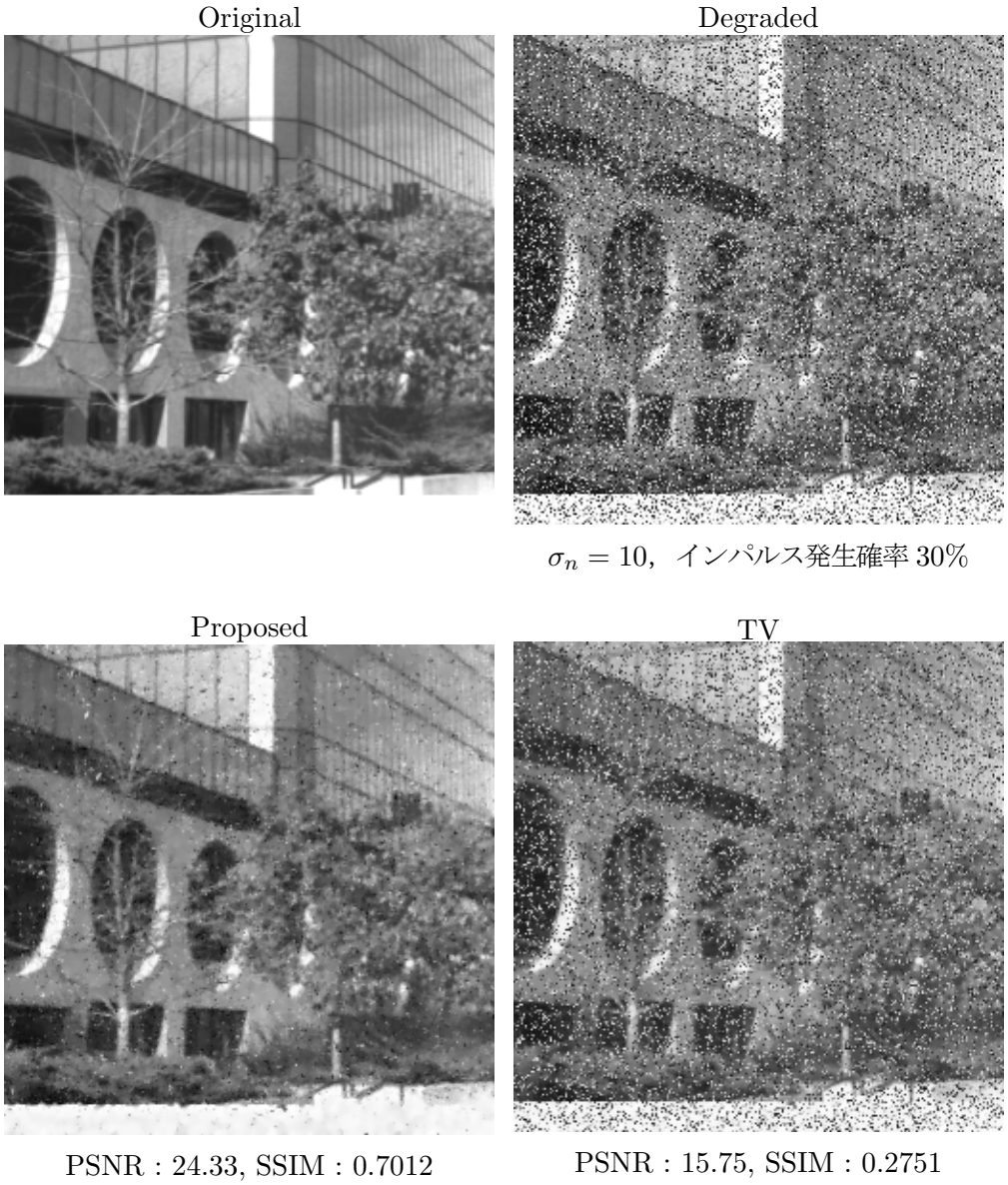
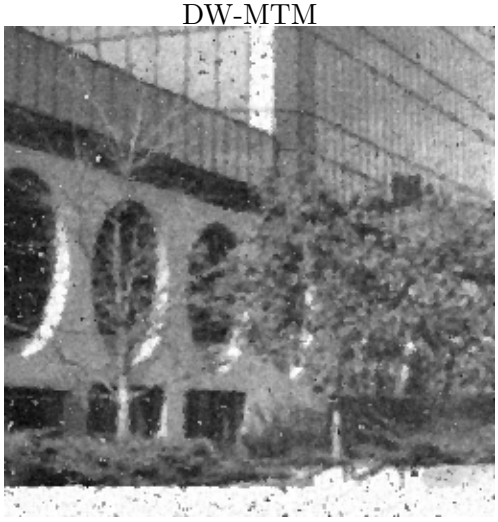


図 5.6: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Building) (1)

DW-MTM



PSNR : 23.76, SSIM : 0.7088

Hybrid

PSNR : 24.01, SSIM : 0.6680

Opimal

PSNR : 28.92, SSIM : 0.8576

図 5.6: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Building) (2)

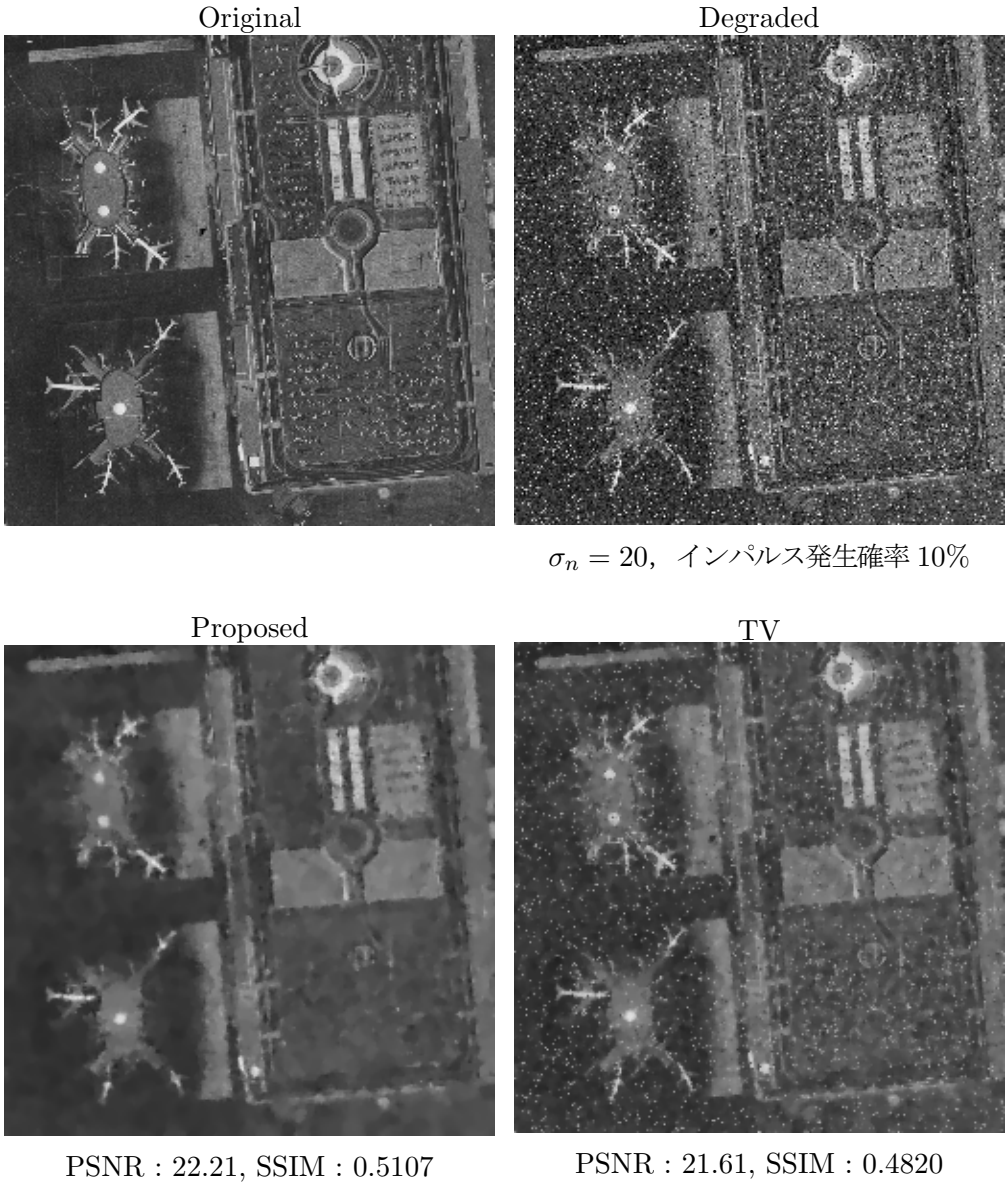
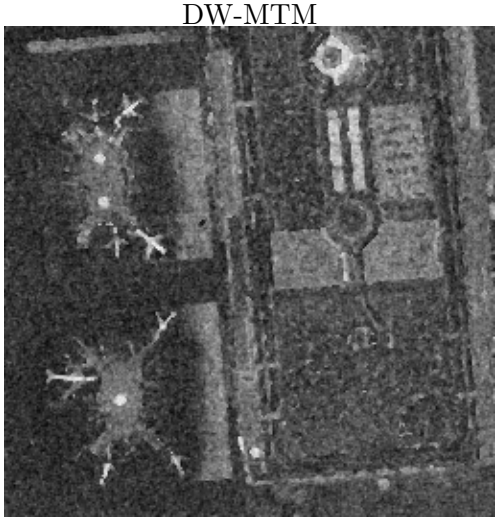


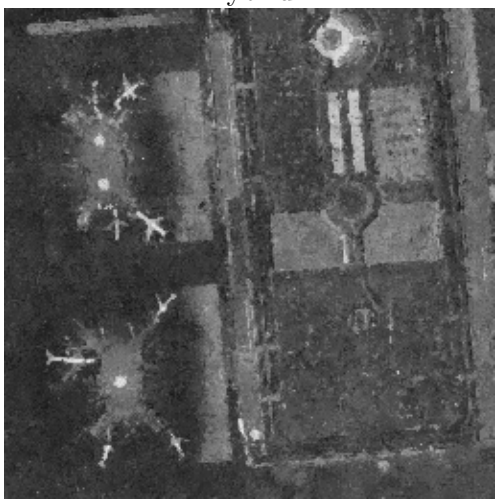
図 5.7: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lax) (1)

DW-MTM



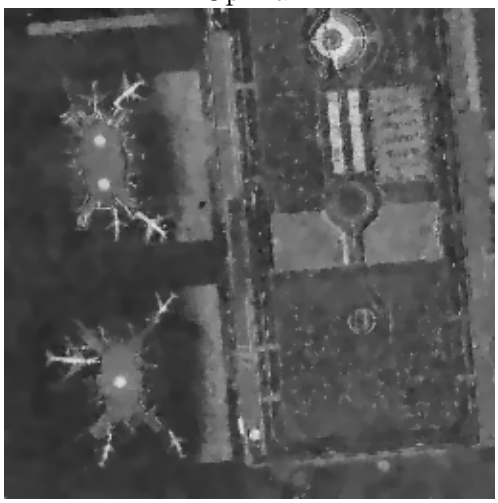
PSNR : 21.49, SSIM : 0.5338

Hybrid



PSNR : 22.40, SSIM : 0.5650

Opimal



PSNR : 24.05, SSIM : 0.6224

図 5.7: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lax) (2)

Original

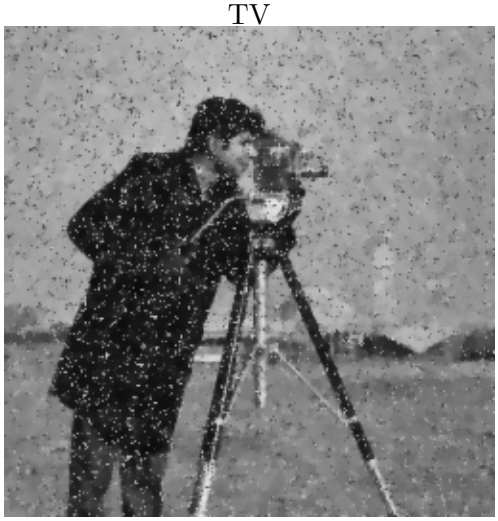
Degraded

$\sigma_n = 20$，インパルス発生確率 20%

Proposed

PSNR : 24.90, SSIM : 0.7635

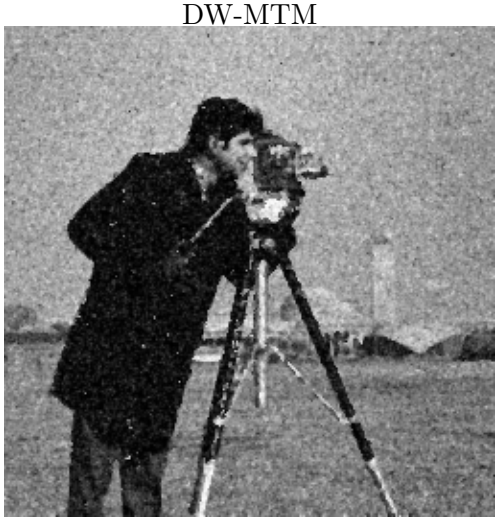
TV



PSNR : 20.23, SSIM : 0.4175

図 5.8: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Cameraman) (1)

DW-MTM



PSNR : 22.09, SSIM : 0.4390

Hybrid

PSNR : 23.99, SSIM : 0.5874

Opimal

PSNR : 27.21, SSIM : 0.8039

図 5.8: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Cameraman) (2)

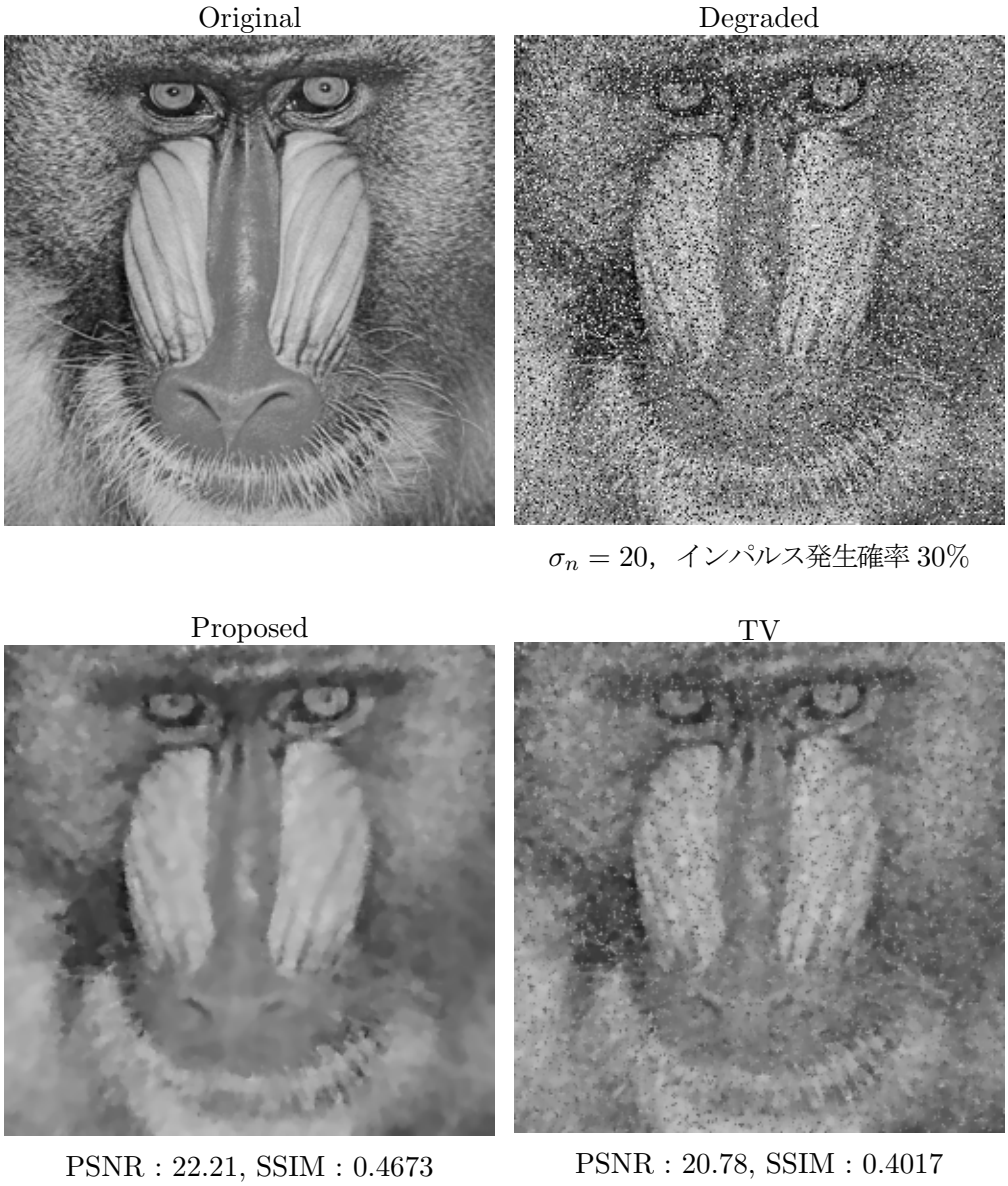
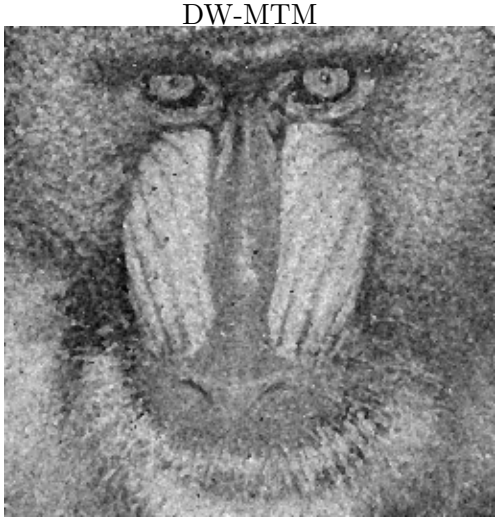


図 5.9: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill) (1)

DW-MTM



PSNR : 21.09, SSIM : 0.5201

Hybrid

PSNR : 22.02, SSIM : 0.5275

Opimal

PSNR : 22.85, SSIM : 0.5122

図 5.9: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Mandrill) (2)

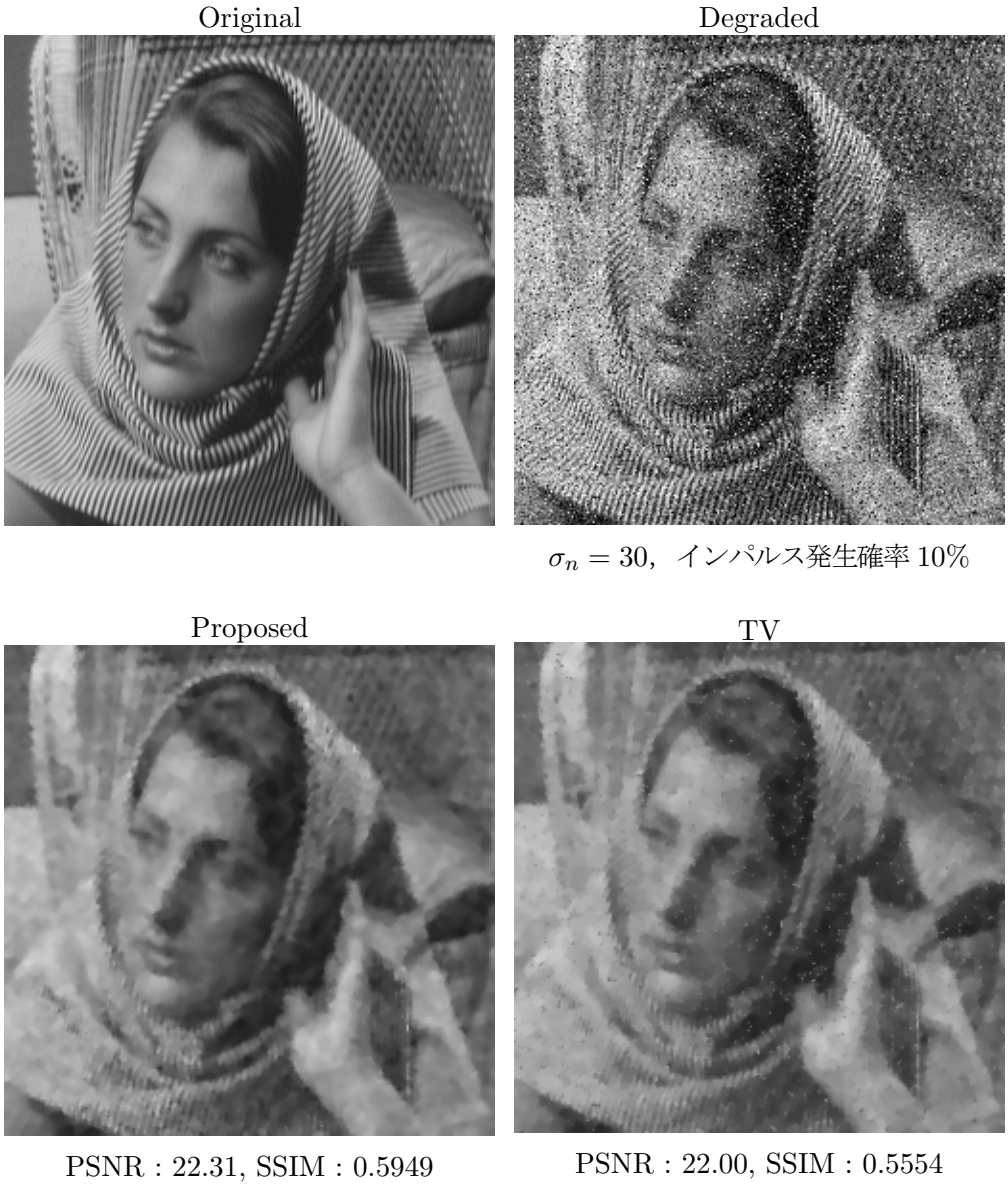
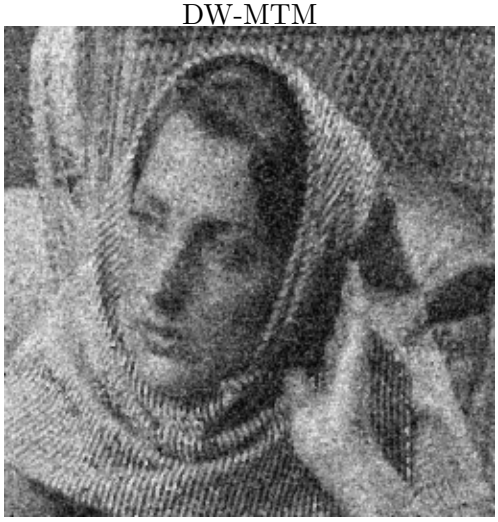


図 5.10: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Barbara) (1)

DW-MTM



PSNR : 20.68, SSIM : 0.4892

Hybrid

PSNR : 21.92, SSIM : 0.5327

Opimal

PSNR : 23.09, SSIM : 0.6267

図 5.10: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Barbara) (2)

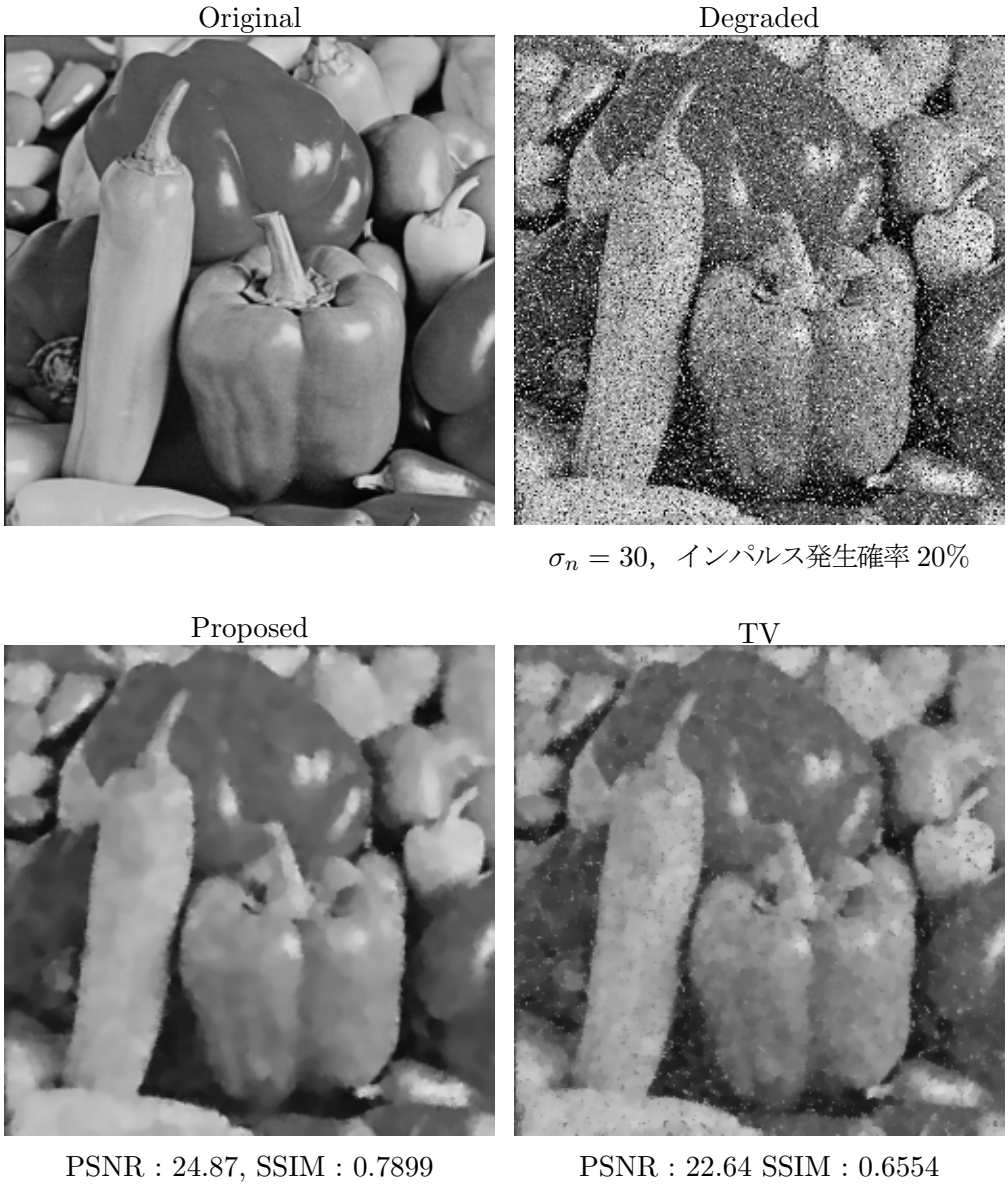
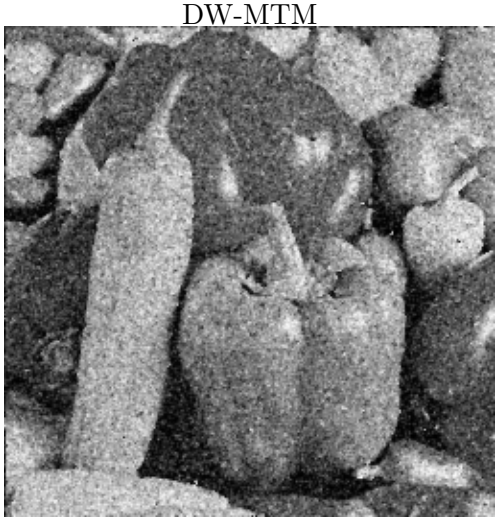


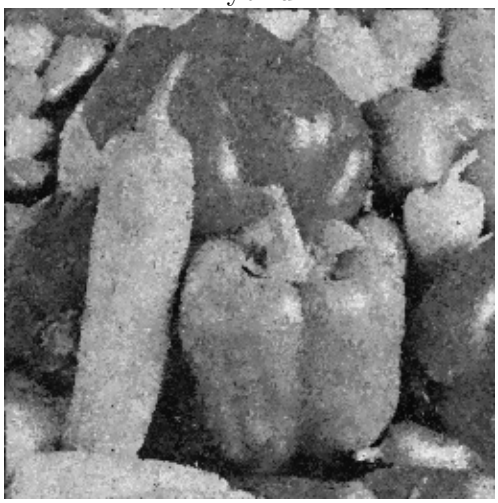
図 5.11: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Pepper) (1)

DW-MTM



PSNR : 20.38, SSIM : 0.3668

Hybrid



PSNR : 22.80, SSIM : 0.4927

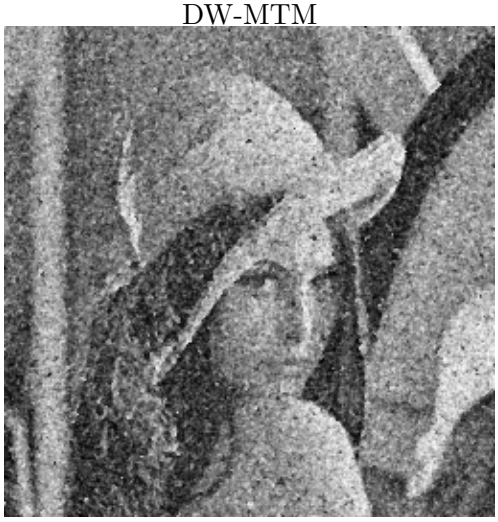
Opimal

PSNR : 26.33, SSIM : 0.8173

図 5.11: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Pepper) (2)

図 5.12: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lena) (1)

DW-MTM



PSNR : 19.32, SSIM : 0.3219

Hybrid

PSNR : 21.84, SSIM : 0.4325

Opimal

PSNR : 25.40, SSIM : 0.7553

図 5.12: 混合雑音重畳画像の復元結果 (Lena) (2)

5.4　処理時間

ここでは提案法と従来法の処理時間について述べる.

実験環境は CPU に intel Core i7 2.8GHz を用い, メモリサイズは 12GB であるため, 仮想メモリ環境を用いずに処理を可能としている. また用いたソフトウェアは MATLAB R2012a であり, 提案法および従来法については全て同じハードウェアおよびソフトウェアを用いて処理を行った.

実験で行った 180 種類の画像処理数の結果，画像 1 枚あたりの提案法における処理時間は平均 130$msec$ である. また TV フィルタにおける処理時間は平均 120$msec$，DW-MTM フィルタにおける処理時間は平均 1100$msec$ である. なお提案法は反復処理の停止条件に FTV を採用することにより，画像あたりの反復処理回数は最大 17 回と安定している．これらより提案法は DW-MTM フィルタに対して処理時間は約 8 分の 1 程度となっており, 提案法が優れていることがわかる．しかしながら，MATLAB に標準実装されているメディアンフィルタや Wiener フィルタで 1 画像あたりの処理にかかる時間はそれぞれ平均 3$msec$，平均 4$msec$ であり, 提案法と比べて高速であることがわかる.

また提案法を映像信号に用いた場合, 映像の画面サイズが 1440 画素 ×1080 画素 (ハイビジョン) であれば, 現時点では 3sec 程度かかる. よって TV フィルタを実時間で処理するためにはハードウェアによる処理 [61] が必要となろう.

5.5　まとめ

本章では，第 3 章の平滑化パラメータ推定法と第 4 章のインパルス検知手法用いて，第 2 章の枠組みに統合することにより，空間適応型 TV フィルタを用いた混合雑音除去手法の実用性の検証を行った．様々なガウス雑音及びインパルス雑音の両者から成る混合雑音を重畳した 20 種類のテスト画像を用いて提案法および従来法を適用した実験を行い混合雑音除去性能を検証したところ，Chan らのオリジナルの TV フィルタや，混合雑音除去に有力な DW-MTM フィルタと比べ, 数値評価及び主観評価において提案法が良好な結果が得られることを確認した．しかしながら，極端に細部信号が多い画像やインパルス雑音が多い画像においては一部従来法が優位であることがわかった. この問題は細部信号とインパルス雑音の分離ができず，そのために提案法は必要以上に平滑化を行うためであることと推察される．また，処理時間においても比較対象としたフィルタには優るものの，一般的なフィルタに比べ非常に多くの時間がかかることもわかった.

今後の課題としては，インパルス検知器の高度化，処理対象画像内の細部信号領域における平滑化パラメータの制御方法の改善および処理時間の短縮が挙げられる.

第6章

結論

本論文は混合雑音重畳画像からの雑音除去を実現するために，単一の原理に基づいて統合した Total Variation(TV) フィルタを拡張した処理を提案し，かつ，提案法における様々なパラメータを適切に決定する方法について論じた．従来の混合雑音除去手法の多くは線形，非線形フィルタの複数の処理のハイブリッドであったため，エッジや細部信号の再現性の観点から十分な復元とは言い難かった．そこで本論文では，変分原理に基づいて混合雑音除去を実現させる手法の提案，復元画像の画質を左右する平滑化パラメータの決定方法，インパルス雑音のマスク画像の生成方法についての提案を行った．そして，提案する種々の方法はそれぞれの処理形態において優れた性能を持つことを確認した.

第 2 章では，TV フィルタの枠組みを拡張し，ガウス雑音とインパルス雑音が同時に重畳した混合雑音重畳画像への適用を試みた方法を提案した．ここでは TV フィルタによるガウス雑音除去と TV インペインティング法によるインパルス雑音除去を統合することにより混合雑音の除去が効果的に行われていることを確認した.

第 3 章では，TV フィルタの持つ平滑化パラメータを入力画像の画素毎に適応的に変化させた空間適応型 TV フィルタを導入するとともに，これを実現させるため，適切に平滑化パラメータの値を推定する手法の提案を行った．ここではあらかじめ学習した曲面モデルに基づき，平滑化パラメータを適応的に制御することにより，多くの画像で画質が向上することを確認した.

第 4 章では，ガウス曲率に基づくインパルス雑音検知手法の提案し，新たなインパルス検知アルゴリズムの構築を実現した．ここでは，画像曲面上のガウス曲率を画素毎に計算し，その値に基づき閾値処理を行うことにより，インパルス雑音を効果的に検出できることを確認した.

第 5 章では，第 3 章の平滑化パラメータ推定法と第 4 章のインパルス検知手法用いて，第 2 章の枠組みに統合することにより，空間適応型 TV フィルタを用いて効果的に混合雑音の除去を可能とする処理を実現した．ここでは提案法と従来法との混合雑音除去性能を検証し，Chan らのオリジナルの TV フィルタや DW-MTM フィルタと比べ, 数値評価及び主観評価において良好な結果が得られることを確認した.

以上，本論文では変分原理に基づいてガウス雑音とインパルス雑音から成る混合雑音の除去を実現させる空間適応型 TV フィルタの提案を行った．また平滑化パラメータを適切に制御し，インパルス雑音のマスク画像を精度良く生成することで，提案法による混合雑音重畳画像の復元画像の画質が向上することが明らかとなった.

最後に，提案法は λ マップ生成法の最適化やインパルス検知器の高性能化によってさらなる高い雑音除去性能を持つことが可能であり，また映像信号に代表される時系列方向での雑音除去に対応が可能であることを述べておく.

謝辞

本研究を進めるにあたり多くの方々からご指導とご支援をいただきました.

指導教員である神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 木村 誠聡 教授に深く感謝いたします．研究へのご指導のみならず，あらゆる面においてご指導，ご指摘をいただきました.

神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 佐藤 尚 教授，鳥井 秀幸 准教授，東京都市大学 知識工学部 田口 亮 教授に深く感謝いたします．本論文をまとめるにあたり数々の有益なご意見をいただきました.

神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 辻 裕之 教授に深く感謝いたします．研究の当初より，多くのご指導とご助言をいただき，常日頃から研究活動をご支援していただきました.

神奈川工科大学 徳増 眞司 名誉教授に深く感謝いたします．研究に対するきっかけとともに研究を続ける機会を与えていただきました.

最後に，日々の研究生活のため，様々な面で支援と協力をしてくれた家族，友人，すべての方々に心より感謝いたします.

参考文献

[1] 棟安実治, 田口 亮, 非線形ディジタル信号処理, 朝倉書店, 1999.

[2] ディジタル画像処理編集委員会, ディジタル画像処理, 画像情報教育振興協会, 2004.

[3] 田口 亮, “カラー画像・映像の復元・強調に関する研究の現状”, 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review Vol.3, No.2, pp.54-64, Oct. 2009.

[4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “Digital Image Processing (Third Edition)”, Pearson Prentice Hall, 2008.

[5] 角 博文, 奈良部 忠邦, 齊藤 新一郎, “CMOS イメージセンサの高画質化”, 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review Vol.3, No.3, pp.44-51, Jan. 2010.

[6] 守澤 朋幸, 田口 亮, “画像復元のための 2 次元データ依存型荷重平均値フィルタの System-C による FPGA 実装”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.107, No.547, pp.7-10, Mar. 2008.

[7] Kenneth R. Castleman, 斎藤 恒雄 訳, “ディジタル画像処理”, 科学技術出版, 2001.

[8] 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, “ファジールールによる改良型 Wiener filter の提案”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J96-A, No.5, pp.283-287, May 2013.

[9] 塚原 正人, 長谷山 美紀, 北島 秀夫, “画像のエッジ保存を考慮した適応ウィーナーフィルタによる加法性白色雑音の除去”, 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J81-D-2 No.4, pp.623-631, Apr. 1998.

[10] 山根 延元, 森川 良孝, 川上 洋一, 高橋 秀和, “画像の局所定常ガウス混合モデルに基づく適応的ウィーナーフィルタを用いた最適雑音除去”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J85-A, No.9, pp.993-1004, Sep. 2002.

[11] 安部 ちかこ, 島村 徹也, “画像復元のための反復的エッジ保存適応ウィナーフィルタ”, 電子情報通信学会技術研究報告, SIP, Vol.109, No.226, pp.23-28, Oct. 2009.

[12] 小沼 睦, 石井 聡, 馬場 賢浩, 辻 裕之, 木村 誠聡, 穐本 和昌, 田口 亮, “データ依存型 Wiener filter の提案”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.109, No.338, pp.73-78, Dec. 2009.

[13] Dimitri Van De Ville, Mike Nachtegael, Dietrich Van der Weken, Etienne E. Kerre, Wilfried Philips and Ignace Lemahieu, “Noise Reduction by Fuzzy Image Filtering”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol.11, No.4, pp.429-436, Aug. 2003.

[14] Buyue Zhang and Jan P. Allebach, “Adaptive Bilateral Filter for Sharpness Enhancement and Noise Removal”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.17, No.5, pp.664-678, May 2008.

[15] T.F.Chan and J.Shen, *Image Processing and Analysis — Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods*, Siam, 2005.

[16] O.Tomasi and R.Manduchi, “Bilateral Filtering for Gray and Color Images”, Proc. IEEE ICCV, Bombay, India, 1998.

[17] P.Perora and J.Malik,“Scale-space and edge detection using anisotropic diffusinon”, IEEE Trans. PAMI, Vol.12, No.7, pp.629-639, 1990.

[18] 小林 徹也, 島村 徹也, 細谷 徹夫, 高橋 由武, “反復スペクトル引き算法による雑音重畳画像からの復元”, 電子情報通信学会技術研究報告, SIP, Vol.104, No.214, pp.51-56, Jul. 2004.

[19] 末竹 規哲, 田中 豪, 橋井 勇人, 内野 英治, “分布間距離に基づいたバイラテラルフィルタの最適パラメータの推定”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J94-A, No.4, pp.285-292, Apr. 2011.

[20] 常 セン, 王 濤, 浦浜 喜一, “セグメントバイラテラルフィルタによる画像平滑化と雑音除去”, 映像情報メディア学会誌, Vol.65, No.4, pp.554-556, Apr. 2011.

[21] G.Vijaya and Dr.V.Vasudevan, “Bilateral Filtering using Modified Fuzzy Clustering for Image Denoising”, International Journal on Computer Science and Engineering, Vol.3, No.1,pp.45-49, Jan. 2011.

[22] 勝山 洋平, 荒川 薫, “対話型進化計算を用いたカラー画像インパルス性雑音除去システム -補間法とメディアン処理の組み合わせ-”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.110, No.445, pp.91-96, Feb. 2011.

[23] 目黒 光彦, 田口 亮, “シミュレーテッドアニーリング法による一般化荷重メジアンフィルタの設計”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.110, No.445, pp.97-102, Feb. 2011.

[24] 花田 良子, 棟安 実治, 浅野 晃, “テクスチャ画像における劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの遺伝的アルゴリズムによる設計”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J94-A, No.1, pp.18-29, Jan. 2011.

[25] Z.Wang and D.Zhang, “Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images”, IEEE Trans. Circuits and Syst.II, Vol.46, No.1, pp.78-80, Jan. 1999.

[26] T. Chen, K.-K. Ma and L.-H. Chen, “Tri-state median filter for image denoising”, IEEE Trans. Image Process. Vol.8, pp.1834-1838, 1999.

[27] E. Abreu, M. Lightstone, S. K. Mitra and K. Arakawa, “A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images”, IEEE Trans. Image Process. Vol.5, pp.1012-1025, 1996.

[28] 橋本 有平, 梶川 嘉延, 野村 康雄, “高性能インパルス検知器によるノイズ位置情報を用いたインパルス性ノイズ除去手法”, 信学論 (A), Vol.J84-A, No.1, pp.1-12, Jan. 2001.

[29] G. Pok, J.-C. Liu and S. Nair, “Selective removal of impulse noise based on homogeneity level information”, IEEE Trans. Image Process., Vol.12, No.1, 2003.

[30] T.Sun and Y.Neuvo, “Detail-prserving median based filters in image processing”, Pattern Recognition Letters, Vol.15, pp.341-347, April 1994.

[31] 常 セン, 浦浜 喜一, 川上 洋一, 高橋 秀和, “ロバストクロスバイラテラルフィルタによるインパルス雑音除去”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J92-A, No.11, pp.929-931, Nov. 2009.

[32] 常 セン, 浦浜 喜一, “重み付きウィンドウバイラテラルフィルタによる混合雑音除去”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J93-A, No.6, pp.430-432, Jun. 2010.

[33] 平岡 透, 浦浜 喜一, “インパルスノイズ除去能力を持ったバイラテラルフィルタ”, 映像情報メディア学会誌, Vol.66, No.12, pp.546-548,Dec. 2012.

[34] 和田 祐司, 棟安 実治, 田口 亮, 雛元 孝夫, “学習可能な階層型ファジィ制御器を用いたエッジ保存形フィルタの一実現法”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J84-A, No.2, pp.152-163, Feb. 2001.

[35] 落合 孝, 棟安 実治, 佐々木 和也, 雛元 孝夫, “対向伝搬ネットワークを用いたデータ依存型α-Trimmed 平均値フィルタの設計”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J85-A, No.5, pp.518-527, May, 2002.

[36] 今井 雄大, 小田 哲也, 棟安 実治, 雛元 孝夫, “ファジィクラスタリングを用いた適応型加重平均値フィルタの改善”, 信学技報, CAS2003-110, DSP2003-212, CS2003-162, pp.25-30, Mar. 2004.

[37] 松下 潤一, 藤木 敦, 今井 雄大, 棟安 実治, 戸谷 伸之, 今西 茂, 野村 康雄, “サポートベクターマシンを用いた混合雑音除去”, 信学技報 EA2004-47, SIP2004-51, SIS2004-19, pp.13-18, Sep. 2004.

[38] L.Rudin, S.Osher and E.Fatemi, “Nonliner total variation based noise removal algorithms”, Phys. D, Vol.60, pp.259-268, 1992.

[39] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, “Image Inpainting”, Proc. ACM SIGGRAPH2000, pp.417-424, 2000.

[40] T.F.Chan, S.Osher and J.Shen, “The digital TV filter and nonlinear denoising”, IEEE Trans. Image Process., Vol.10, No.2, pp.231-241, Feb. 2001.

[41] 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV フィルタのパラメータ調整に基づくガウス雑音除去”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J94-A, No.1, pp.37-40, Jan. 2011.

[42] 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV フィルタを改良した混合雑音が重畳した画像の復元法”, 電子情報通信学会, 第 22 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.124-129, Nov. 2007.

[43] V.Cronojevic, V.Senk, and Z.Trpovski, “Advanced impulse detection based on pixsel-wise MAD”, IEEE Trans. Image Process. Vol.11, No7, pp.589-592, July 2004.

[44] 末竹 規哲, 田中 豪, 内野 英治, “RGB 成分間の相関と信号の分散を考慮した画像のランダム値インパルス性雑音検出”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J92-A, No.6, pp.451-455, Jun. 2009.

[45] S-J.Ko and Y.H.Lee, “Center weighted median filters and their applications to image enhancement”, IEEE Trans. Circuits Syst., Vol.38, No.9, pp.948-993, Sept. 1991.

[46] J.S.Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, pp.536-546, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990.

[47] 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV インペインティング法のパラメータ調整に基づく混合雑音除去”, 電気学会論文誌 (C), Vol.131, No.3, pp.558-566, Mar. 2011.

[48] 高島 広憲, 田口 亮, 村田 裕, “局所統計量を考慮した最適チューニング可能なファジーフィルタの提案”, 電学論 A, Vol.J78-A, No.2, pp.141-150, Feb. 1995.

[49] N. Sochen, R. Kimmel and R. Malladi, “A general framework for low level vision”, IEEE Trans. Image Process., Vol.7, No.3, pp.310-318, 1998.

[50] Nawal Houhou and Xavier Bresson, “Fast texture segmentation model based on the shape operator and active contour”, Proc. IEEE CVPR, 2008.

[51] 中内 伸光, じっくり学ぶ曲線と曲面—微分幾何初歩—, 共立出版, 2005.

[52] 北 研二, 情報検索アルゴリズム, 共立出版, 2001.

[53] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, “Image quality assessment: From error visibility to structural similarity”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.

[54] 田口 亮, 村田 裕, “局所統計量を用いた適応型 α - trimmed 平均値フィルタ”, 信学論 (A), Vol.J76-A, No.12, pp.1808-1811, Dec. 1993.

[55] 高久 進, 田口 亮, 村田 裕, “GFWM (Generalized Fuzzy Weighted Median) フィルタの提案とその設計法”, 信学論 (A), Vol.J81-A, No.2, pp.208-219, Feb. 1998.

[56] 木村 誠聡, 田口 亮, 濱田 敦, 村田 裕, “混合雑音重畳画像復元のためのファジーフィルタの提案”, 信学技報, DSP98-28, May, 1998.

[57] Sho Miura, Masaru Tanaka, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Gaussian Noise Removal Using Spatial Adaptive TV Filter”, Smart Info-Media Systems in Asia (SISA 2012), pp.43-48, Sep. 2012.

[58] 福井 敬彦, 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “拡張 TV フィルタに適用するインパルス検知手法に関する検討”, 電子情報通信学会, 第 23 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.520-525, Nov. 2008.

[59] F. Russo and G. Ramponi, “A fuzzy filter for images corrupted by impulse noise”, IEEE Signal Processing Let- ters., Vol.3, No.7, pp.168-170, Jun. 1996.

[60] 伊藤 裕之, 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “非線形拡散を用いた高性能インパルス検知手法の提案”, 電子情報通信学会, 第 24 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.483-488, Nov. 2009.

[61] 成沢 良太郎, 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, “TV フィルタの FPGA 実装についての検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.112, No.348, pp.69-74, Dec. 2012.

研究業績

学術論文

1 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV フィルタのパラメータ調整に基づくガウス雑音除去”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J94-A, No.1, pp.37-40, Jan., 2011.

2 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV インペインティング法のパラメータ調整に基づく混合雑音除去”, 電気学会論文誌 (C), Vol.131, No.3, pp.558-566, Mar., 2011.

3 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, “ファジールールによる改良型 Wiener filter の提案”, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J96-A, No.5, pp., May., 2013.

研究会・シンポジウム・国際会議

1 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “TV フィルタを改良した混合雑音が重畳した画像の復元法”, 電子情報通信学会, 第 22 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.124-129, Nov., 2007.

2 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “拡張 TV フィルタにおける混合雑音重畳画像の復元法”, 電子情報通信学会, 第 21 回 回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集, pp.183-188, Apr., 2008.

3 **Sho Miura**, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, Shinji Tokumasu, “Mixed noise removal in digital images using enhanced TV filters”, World Automation Congress (WAC 2008), pp.1-6, Sep., 2008.

4 福井 敬彦, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “拡張 TV フィルタに適用するインパルス検知手法に関する検討”, 電子情報通信学会, 第 23 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.520-525, Nov., 2008.

5 **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “混合雑音除去における拡張 TV フィルタのパラメータ制御に関する検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.108, No.461, pp.1-6, Feb., 2009.

6 伊藤 裕之, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “非線形拡散を用いた高性能インパルス検知手法の提案”, 電子情報通信学会, 第 24 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.483-488, Nov., 2009.

7 **三浦 翔**, 平野 智之, 辻 裕之, 木村誠聡, “拡張 TV フィルタによるガウス性雑音除去の改善に関する検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.109, No.447, pp.101-106, Feb., 2010.

8 **Sho Miura**, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, Shinji Tokumasu, “High performance impulse detector using anisotropic diffusion”, Systems Man and Cybernetics (SMC2010), pp.2634-2639, Oct., 2010.

9 田中 大, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “拡張 TV フィルタにおける λ マップの生成に関する検討”, 電子情報通信学会, 第 25 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.398-403, Nov., 2010.

10 田中 大, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, 徳増眞司, “λ 曲面モデルを用いた空間適応型 TV フィルタの実現に関する検討”, 電子情報通信学会, 第 26 回 信号処理シンポジウム論文集, pp.1-6, Nov., 2011.

11 **Sho Miura**, Masaru Tanaka, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Gaussian Noise Removal Using Spatial Adaptive TV Filter”, Smart Info-Media Systems in Asia (SISA 2012), pp.43-48, Sep., 2012.

12 近木 邦彦, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, “画像曲面のガウス曲率を用いたインパルス雑音検知手法”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.112, No.207, pp.69-74, Feb., 2012.

13 **Sho Miura**, Kunihiko Chikaki, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “High Performance Impulse Detector Based on Gaussian Curvature”, International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT 2013), pp.332-337, Jan., 2013.

その他

1 村瀬 佑介, **三浦 翔**, 辻 裕之, 木村誠聡, “HOG 特徴量を用いた人物検出手法の精度向上に関する検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, スマートインフォメディアシステム (SIS), Vol.109, No.447, pp.107-112, Feb., 2010.