

[研究論文]

混合雑音画像に対する 拡張 Total Variation フィルタの雑音除去性能に関する考察

三浦翔¹・辻裕之²・木村誠聡²

1 博士後期課程情報工学専攻

2 情報工学科

A Study on noise removal performance of the extended total variation filter for the restoration of images degraded by the mixed noise

Sho Miura¹, Hiroyuki Tsuji², Tomoaki Kimura²

Abstract

Total Variation (TV) filter is a nonlinear smoothing filter that is suitable mainly for Gaussian noise removal, and has an advantage of preserving edges of the objects, comparing with the conventional linear smoothing filters. We formerly extended the framework of TV filter, so that it can be applied not only for Gaussian noise but also impulse noise, which is called extended TV filter. In this paper, we applied the extended TV filter for the restoration of images degraded by the mixed noise that is composed of both Gaussian noise and impulse noise. In the proposed framework, it is required to detect spatial positions of impulse for removing the mixed noise successfully. Therefore, we introduced one of the most efficient impulse noise detectors we formerly proposed, which is based on Gaussian curvature of the image surface. Through the several noise removal experiments, it is verified that the image quality of the restored images is effectively improved, compared with the conventional filters such as original TV, DW-MTM and the hybrid of switching median and bilateral filter.

Keywords: total variation filter, mixed noise removal, nonlinear filter, image restoration

1. まえがき

デジタル画像に重畳した雑音の除去はデジタル信号処理における重要な前処理の一つである[1-4]. 雑音は大きくガウス雑音とインパルス雑音の二種類に分類され、一般的に各々個別の処理が施されることが多い[1-4]. しかしながら、双方の雑音が重畳した混合雑音画像からの雑音除去には、DW-MTM フィルタやファジーフィルタの様な非線形フィルタによる処理が有効である事が報告されている[5-6]. 一方、Total Variation(TV)フィルタ[7]は画像内のエッジを保存しながらガウス雑音を除去可能な非線形フィルタであるが、インパルス雑音のように輝度の変動が著しい雑音については十分な平滑化ができないという問題があった. 本論文では、TV フィルタを基にインパルス雑音を効果的に除去できるよう改善した拡張 TV フィルタ[8]に着目し、これを混合雑音除去に適用することにより、その雑音除去性能の検証を行う.

文献[8]では TV フィルタ[7]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ている. 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[9]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となっている. そして、文献[10]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、適切に λ の値を推定する手法について述べている. さらに文献[12]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、固定値および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ている. そこで本論文では、文献[10][11]の平滑化パラメータ推定法と文献[12]のインパルス検知手法を導入し、拡張 TV フィルタを用いた混合雑音除去手

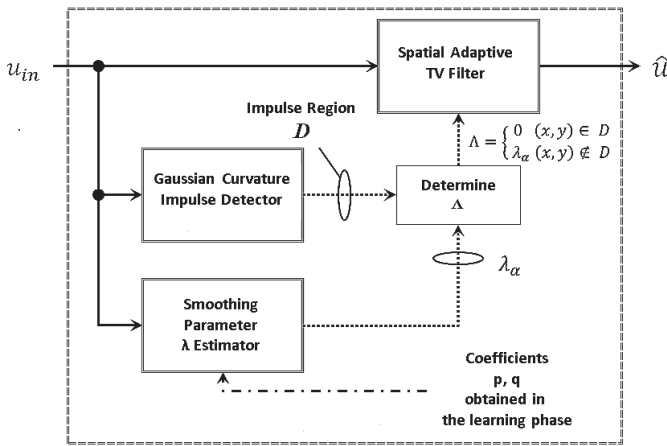


図1 拡張 TV フィルタシステム構成図

法の実用性を検証することを試みる。これによって本論文で考察する拡張 TV フィルタは Chan らの TV フィルタ[13] や TV インペインティング法[9]を拡張し、かつ、適切なパラメータを設定することで、混合雑音が重畳した劣化画像に対する復元能力をより向上することが可能であり、各種従来法との数値評価、主観評価を比較検討することで本論文にて採用する拡張 TV フィルタの有効性を示す。

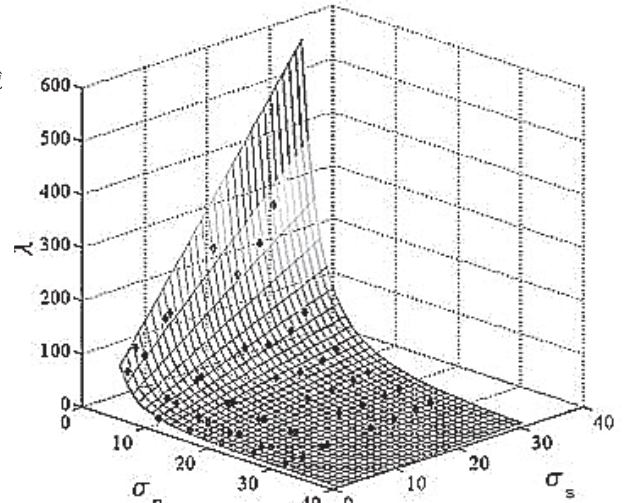
2. 拡張 TV フィルタの構成

文献[8]で提案されている拡張 TV フィルタは次式で示される。

$$J[u] = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega \setminus D} (u - u_{in})^2 dx dy \quad (1)$$

ここで、 D はインパルス雑音が重畳した領域、 $\Omega \setminus D$ はそれ以外の領域を表す。右辺の第 2 項では、インパルス雑音が重畳していない領域 $\Omega \setminus D$ に対してのみ積分が行われている点に注意が必要である。また、 λ_{α} は処理点 $\alpha = (x, y)$ における平滑化パラメータであり、処理点に応じて可変とした場合には文献[8]で示した λ マップに他ならず、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。図 1 に拡張 TV フィルタの構成を示す。

図 1 より拡張 TV フィルタは大きく 3 つの処理ブロックから構成される。一つ目はガウス曲率を用いたインパルス検知部(Gaussian Curvature Impulse Detector)、二つ目は平滑化パラメータ推定部(Smoothing Parameter λ Estimator)、三つ目は空間適応型 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、入力された劣化画像から画素毎にパラメータ 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、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 と局所的な平滑化パラメータ λ_{α} を用いて図 1 の関数 $\Lambda(x, y)$ が与えられ、これを基にインパルス画素と非インパルス画素を区別することになる。実際には拡張 TV フィルタの実装方法として、Chan らの digital TV filter [13]

図2 実験に用いた λ 曲面モデル

を使用する。このとき、画素 α における拡張 TV フィルタの出力は、式(2)を適当な回数 (N 回)反復することによって求められる。

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

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、式中のフィルタ係数は、以下の式で計算される。

$$h_{\alpha\beta} = \begin{cases} \frac{w_{\alpha\gamma}}{\Lambda(x,y) + \sum_{\gamma \sim \alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta \neq \alpha) \\ \frac{\Lambda(x,y)}{\Lambda(x,y) + \sum_{\gamma \sim \alpha} w_{\alpha\gamma}} & (\beta = \alpha) \end{cases} \quad (3)$$

$$w_{\alpha\beta} = \frac{1}{|\nabla_{\alpha} u|_{\epsilon}} + \frac{1}{|\nabla_{\beta} u|_{\epsilon}} \quad (4)$$

ここで画素 α の座標を (x, y) としている $|\nabla_{\alpha} u|_{\epsilon}$ 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。

$$|\nabla_{\alpha} u|_{\epsilon} = \sqrt{\sum_{\beta \sim \alpha} (u_{\beta} - u_{\alpha})^2 + \epsilon} \quad (5)$$

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、文献[8]に従って $\epsilon = 10^{-4}$ を使用する。以上によって拡張 TV フィルタは混合雑音の除去が可能となる。

3. 拡張 TV フィルタへの適用例と数値／主観評価

拡張 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。ここでは実験の概要として従来法および拡張 TV フィルタ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。

3.1 実験概要

本論文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処理を行う。比較検討する従来法はガウス雑音の除去に有効である Chan らの TV フィルタ(TV)[13]、混合雑音除去に効果的な Double Window Modified Trimmed Mean フィルタ(DW-MTM)[5]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[2]を順次適用する手法(Hybrid)とする。なお Switching Median に適用するマスク画像は拡張 TV フィルタで用いるインパルス検知器で生成されたものを用いることとする。また DW-MTM は文献[5]と同様のパラメータを用いて処理を行う。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、文献[12]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、標準偏差 $\sigma = 10, 20, 30$ 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作成し、各々の方法に適用する。これらの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。

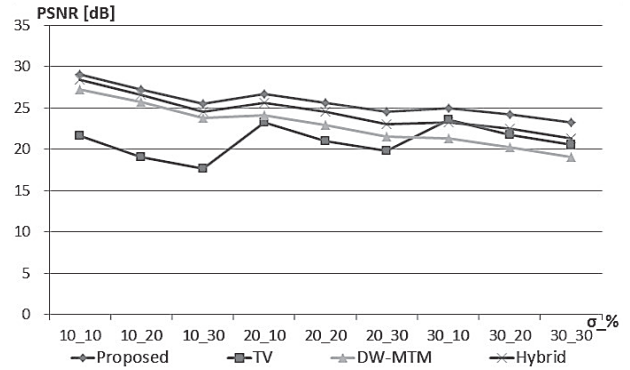
拡張 TV フィルタは反復処理型のフィルタであり、その反復処理回数を決定するにあたり、文献[11]に示されている FTV (Fitted TV energy) を導入する。反復停止条件は N 回反復処理後の画像から算出される FTV の傾き S_n を用い、閾値 $Th = 5$ とし、以下の式で与える。

$$|S_{n-1} - S_n| \leq Th \quad (6)$$

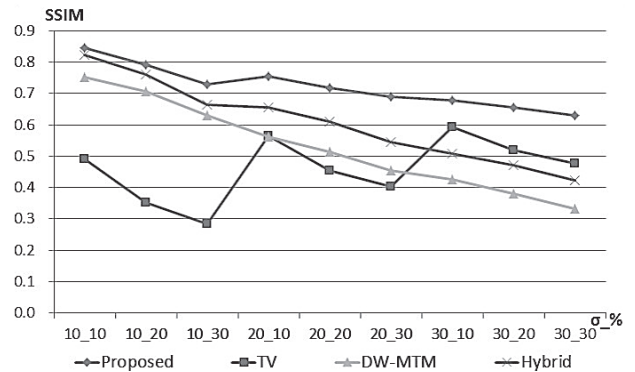
N 回目の反復で式(6)を満たした場合、拡張 TV フィルタによる復元画像は、式(2)を N 回反復して得られる画像 $u^{(N)}$ として実現される。この反復停止条件によって実験を行ったところ拡張 TV フィルタの反復回数は平均 10 回程度であり、画像によらず比較的安定的であった。平滑化パラメータ λ の推定法は、文献[11]と同様、図 2 に示すように予め学習した λ の曲面モデルを用いる。この図 2 の曲面モデルは文献[11]で示される

$$\lambda = f(\sigma_n, \sigma_s) = (p\sigma_s + q) / \sigma_n^2 \quad (7)$$

において、 $p = 170, q = 2531$ と設定する。またインパルス検知は文献[12]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 $Th_1 \sim Th_7$ に対して 100000, 70000, 40000, 10000, 7000, 4000, 2000 と設定する。以上を 2 節で説明した拡張 TV フィルタに対して適用し、各種実験を行う。



(a) PSNR



(b) SSIM

図 3 全画像の平均による PSNR, SSIM の推移

3.2 数値評価

拡張 TV フィルタおよび比較対象である TV フィルタ[13]と DW-MTM フィルタ[5]および Hybrid の数値結果について示す。数値評価としては PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)[1]および SSIM(Structural Similarity) [14]を用いる。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おり、大きいほど雑音が少ないが、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 も一緒に用いることとする。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。SSIM の値は原画像と処理画像が一致する場合は 1 になり、劣化が激しくなるにつれて値が 0 に近づく。

図 3(a)は PSNR における各手法の全画像の平均値の結果である。この図より拡張 TV フィルタが TV フィルタ、DW-MTM フィルタおよび Hybrid に優れていることがわかる。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 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。

表 1 混合雑音除去結果($\sigma_n=20$, 発生確率 10%)

(a) PSNR						(b) SSIM					
	Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal		Proposed	TV	DW-MTM	Hybrid	Optimal
Aerial	25.23	23.97	24.46	25.32	25.58	Aerial	0.5779	0.5323	0.6511	0.6518	0.5954
Airplane	26.58	22.41	24.16	25.76	27.98	Airplane	0.8313	0.5212	0.5304	0.6590	0.8556
Balloon	31.80	27.24	25.21	28.47	32.28	Balloon	0.8421	0.6036	0.4078	0.5896	0.8523
Barbara	23.87	22.32	22.55	23.89	25.19	Barbara	0.6932	0.5671	0.6087	0.6701	0.7393
Boat	28.27	25.05	24.71	26.66	28.95	Boat	0.8017	0.6172	0.5288	0.6491	0.8180
Bridge	24.45	22.90	24.09	24.65	25.05	Bridge	0.6268	0.5735	0.6918	0.6921	0.6496
Building	26.15	21.72	24.57	25.43	26.92	Building	0.7582	0.5603	0.6720	0.6981	0.7851
Cameraman	25.88	22.35	23.43	25.42	28.17	Cameraman	0.7941	0.4953	0.4913	0.6466	0.8250
Earth	28.11	24.87	25.01	26.41	28.52	Earth	0.7878	0.6204	0.5940	0.6636	0.8005
Girl	30.01	22.42	25.36	27.77	30.63	Girl	0.8253	0.4516	0.4874	0.6371	0.8359
Lax	22.21	21.61	21.49	22.40	24.05	Lax	0.5107	0.4820	0.5338	0.5650	0.6224
Lena	27.92	24.33	24.56	26.30	28.96	Lena	0.8235	0.6245	0.5478	0.6627	0.8438
Lighthouse	24.02	21.07	22.43	23.71	26.03	Lighthouse	0.7269	0.5276	0.5652	0.6619	0.7840
Mandrill	23.26	22.71	23.03	23.66	24.17	Mandrill	0.5513	0.5350	0.6330	0.6328	0.6048
Milkdrop	30.56	24.49	25.06	27.89	31.22	Milkdrop	0.8649	0.5856	0.4493	0.6271	0.8726
Parrots	27.87	24.38	24.20	26.51	29.97	Parrots	0.8450	0.5894	0.4633	0.6275	0.8656
Pepper	27.52	23.78	24.43	26.20	29.05	Pepper	0.8559	0.6288	0.5527	0.6830	0.8695
Sailboat	27.49	23.00	24.62	25.91	28.20	Sailboat	0.8426	0.5889	0.5974	0.6926	0.8571
Text	24.98	20.56	23.92	24.68	26.16	Text	0.7704	0.5746	0.7014	0.7452	0.8051
Woman	27.48	24.70	24.48	26.17	28.38	Woman	0.8003	0.6233	0.5468	0.6542	0.8192

図 3(b)は SSIM における各手法の全画像の平均値である。この図より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 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り、逆に拡張 TV フィルタは効果的に雑音を除去していることが伺える。また 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ものの、拡張 TV フィルタおよび 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 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いた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。よって拡張 TV フィルタは効果的に混合雑音が除去でき、多くの画像に対して有効性があると言えよう。表 1 に数値評価の一例としてガウス雑音 $\sigma_n=20$ 、インパルス雑音発生確率 10% 時における各手法の処理結果を示す。この雑音の組合せが拡張 TV フィルタと従来法との比較において数値的に劣っている画像が多かった組合せである。

また表 1 において拡張 TV フィルタ、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ている。なお、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 として示している。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。

最初に PSNR について着目する。表 1 (a)より、8 割方の画像において拡張 TV フィルタ(Proposed)の復元の数値結

果が良いことがわかる。このことから提案法が混合雑音を効果的に除去していると判断できる。しかしながら、一部劣っているのは Aerial, Barbara, Bridge, Lax, Mandrill といった細部信号が多い画像であり、細部信号をガウス雑音と判断してしまい平滑化が施されて数値的に良くない結果になったと考えられる。これは TV フィルタの数値結果も同様であることから伺える。

次に SSIM について着目する。表 1 (b)より PSNR と同様、8 割方の画像に対して拡張 TV フィルタの数値が良いことがわかる。しかしながら PSNR と同様、Aerial, Bridge, Lax, 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。これは、PSNR にて述べたように拡張 TV フィルタ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。

TV フィルタや拡張 TV フィルタ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、拡張 TV フィルタは多くの画像に対して有効性があると言えよう。よって図 3 や表 1 の PSNR および SSIM の数値評価より、拡張 TV フィルタは従来法より優れていると判断できる。

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 4 から図 8 に示す。図 5~7 については表 1 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、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。

図 4 および 5 は復元画像の SSIM の値が DW-MTM フィルタおよび Hybrid よりも劣っている画像として着目する。これらの画像は全体的に細部信号が多いことがわかる。例えば図 4 の場合、橋以外の木々や川の流れの部分に細部信

号が多く含まれており、また、図5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。さらに図6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される状況の細部信号が存在している。しかしながら、拡張 TV フィルタ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とが分かる。この差が拡張 TV フィルタと 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。

図4の **Bridge**、図5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、拡張 TV フィルタ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、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。

さらに観察すると、図6においては建物の屋上に居る人々はインパルス雑音と区別がつかず、拡張 TV フィルタ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6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、拡張 TV フィルタ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。これは表1における正確なインパルス雑音のマスク画像を用いた **Optimal** の結果において、SSIM や PSNR の数値結果が良好な値を示していることから伺える。因みに **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7の **Pepper** に代表される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拡張 TV フィルタにおいて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、図8のようなガウス雑音が多く重畳している画像 ($\sigma_n = 30$) 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。これは拡張 TV フィルタ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。よって、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

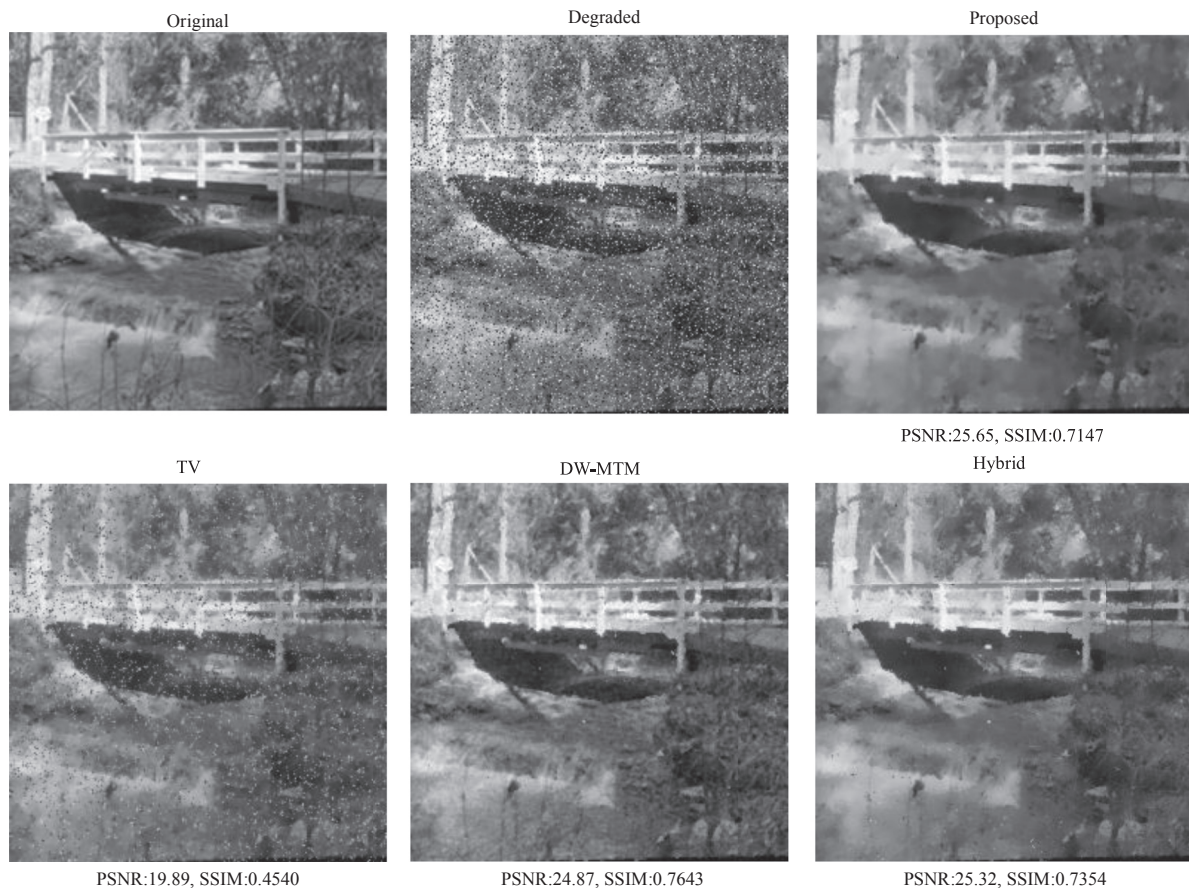


図4 処理結果(Bridge) ($\sigma_n=10$, 発生確率 20%)

ったのではないかと推察する. なお図7のように平坦部分が広い画像についてはガウス雑音の標準偏差が大きくても平滑化の効果が損なわれることがない. しかしながら, 処理後の画像はやや絵画的になってしまう問題が見受けられる. 但し, 数値的にも主観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つかない画像などを除いた画像に対して, 拡張 TV フィルタは従来法よりも良好な結果を残していると判断でき, その有効性が伺える.

4. まとめ

本論文では, 文献[10]の平滑化パラメータ推定法と文献[12]のインパルス検知手法を, 2章で示した空間適応型の拡張 TV フィルタに適用した混合雑音除去手法の実用性の検証を行った.

様々なガウス雑音およびインパルス雑音の両者からなる混合雑音を重畳した 20 種類のテスト画像を用いて拡張 TV フィルタ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, 数値評価およ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, そのために拡張 TV フィルタ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(DW-MTM)の 1/9 程度となっており, 提案法が優れていることが分かったものの, メディアンフィルタや Wiener フィルタと比べ 30 倍程度の時間がかかることもわかった. 高速化については提案法をハードウェア化する方法の研究を進めている[15]. 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等が挙げられる.

謝辞

本研究は日本学術振興会の科研費 (基盤研究(C):23500227) の助成を受けたものである.

参考文献

- [1] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, Digital Image Processing (Third Edition), Pearson Prentice Hall (2008).
- [2] デジタル画像処理編集委員会, デジタル画像処理, CG-ARTS 協会 (2004).
- [3] K.R.Castleman, 斎藤 恒雄 訳, デジタル画像処理, 科学技術出版 (2001).
- [4] A.Rosenfeld, A.C.Kak, 長尾真 訳, デジタル画像処理, 近代科学社 (1978).
- [5] 棟安実治, 田口 亮, 非線形デジタル信号処理, 朝倉書店 (1999).
- [6] 木村誠聡, 田口 亮, 濱田 敬, 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”, 電子情報通信学会技術報告, DSP98-28, pp.25-32 (1998).
- [7] L.Rudin, S.Osher, E.Fatemi, “Nonlinear total variation based noise removal algorithms”, Phys. D, Vol.60, pp.259-268 (1992).
- [8] 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 (2007).
- [9] T.F.Chan and J.Shen, Image Processing and Analysis: Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods, Society for Industrial and Applied Mathematics (2005).
- [10] 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 (2011).
- [11] 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 (2011).
- [12] Sho Miura, Hiroyuki Tsuji, Tomoaki Kimura, “Impulse Noise Detection Based on Gaussian Curvature of Image Surface”, International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT2013), pp.332-337 (2013).
- [13] 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 (2001).
- [14] Z.Wang, A.C.Bovik, H.R.Sheikh and E.P.Simoncelli, “Image quality assessment: From error visibility to structural similarity”, IEEE Trans. on Image Processing, Vol.13, No.4, pp.600-612 (2004).
- [15] 成沢良太郎, 三浦 翔, 辻 裕之, 木村誠聡, “映像信号に対する Total Variation フィルタの実装”, 電気学会研究会資料, ECT-13-125, pp.75-80 (2013).

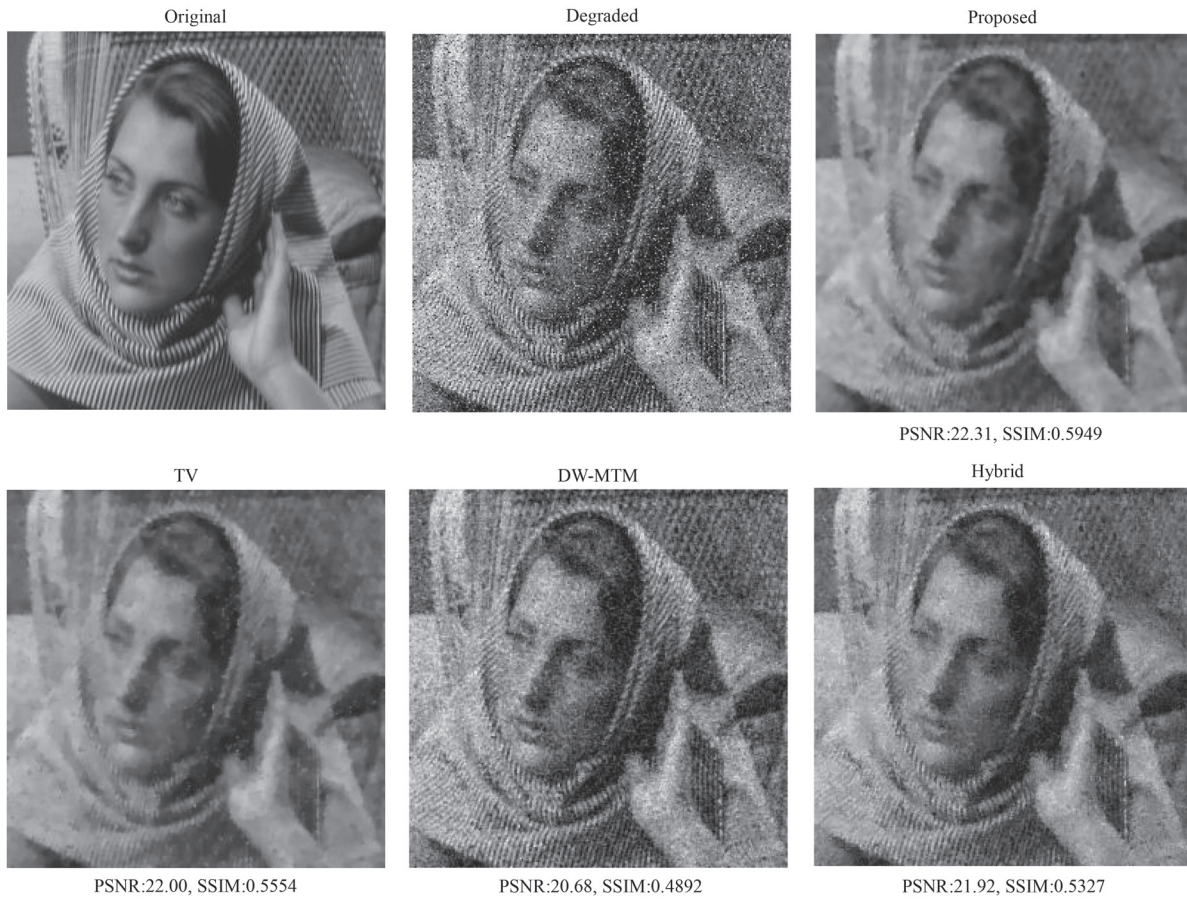


図5 処理結果(Barbara) ($\sigma_n=30$, 発生確率 10%)

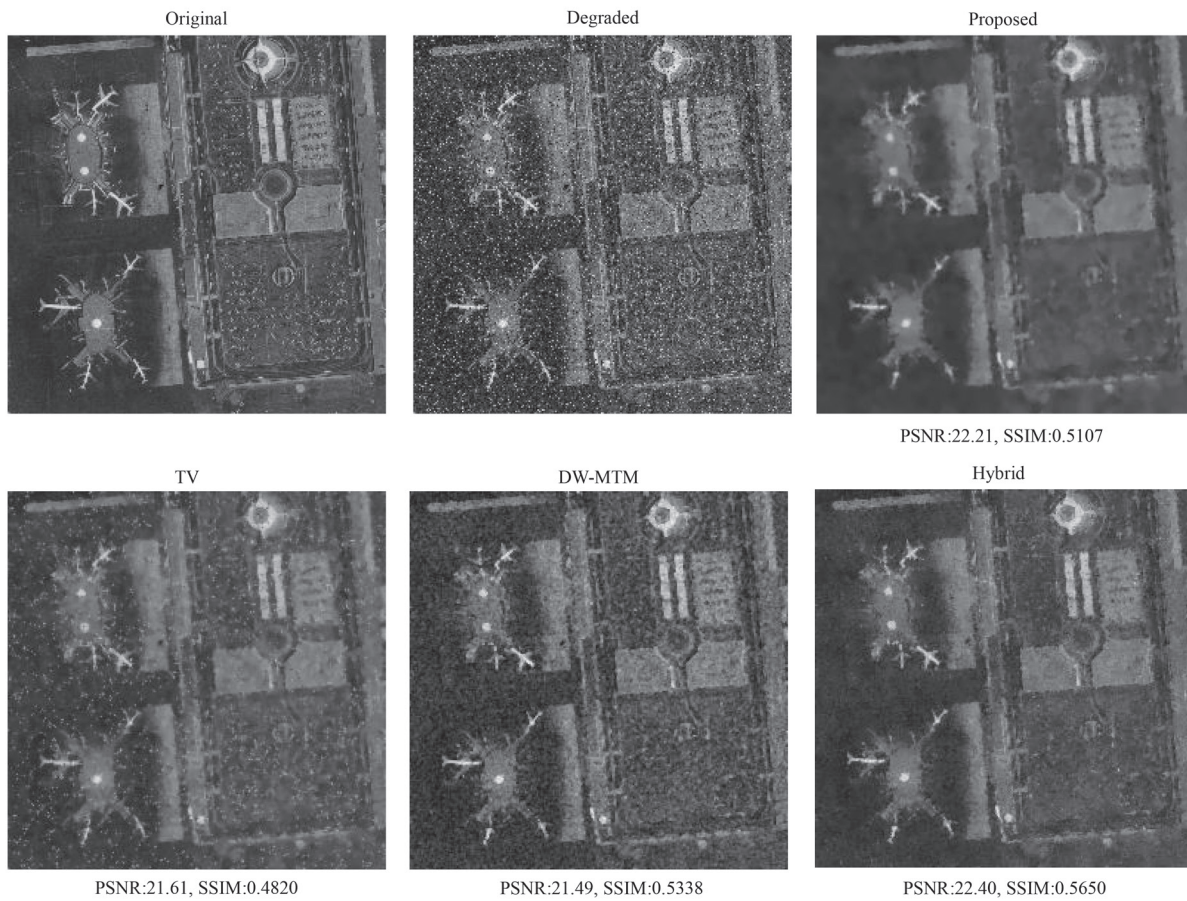
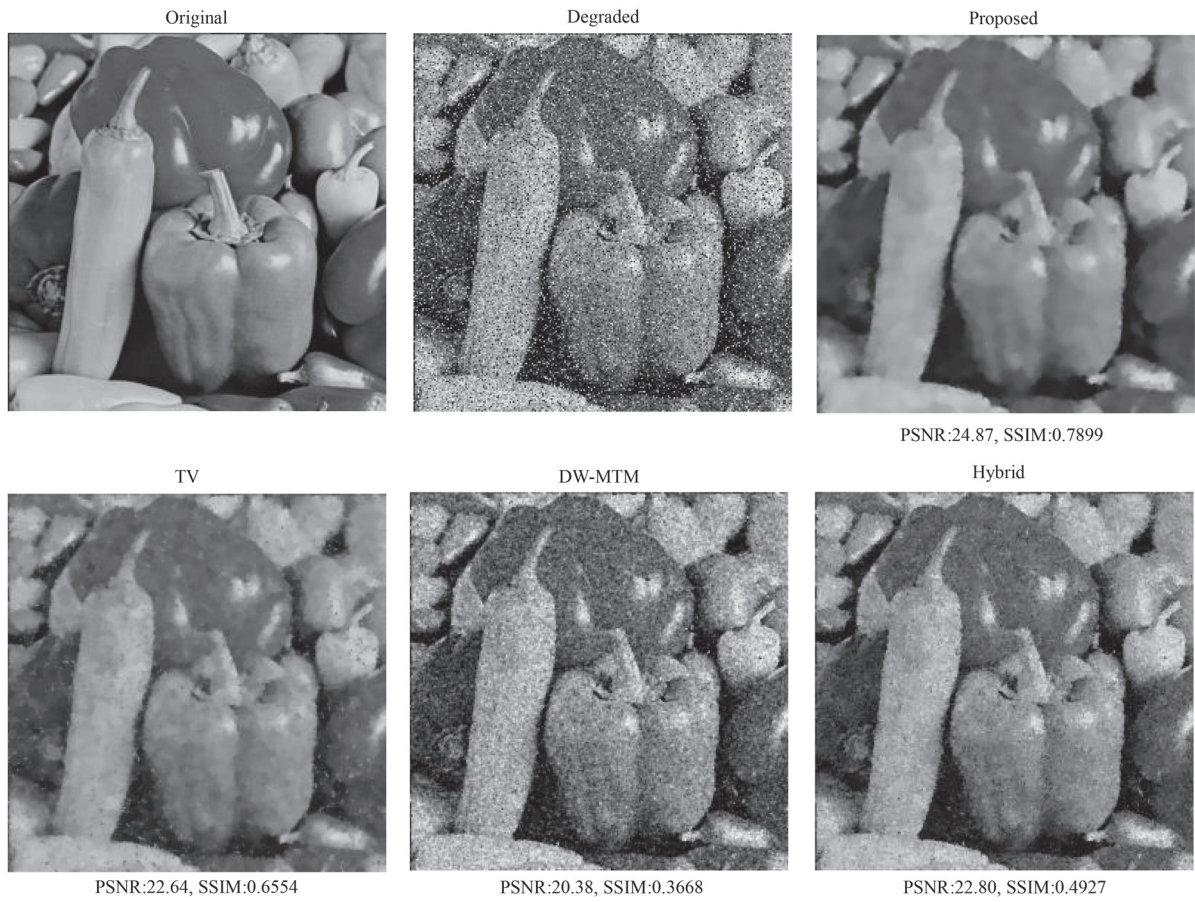
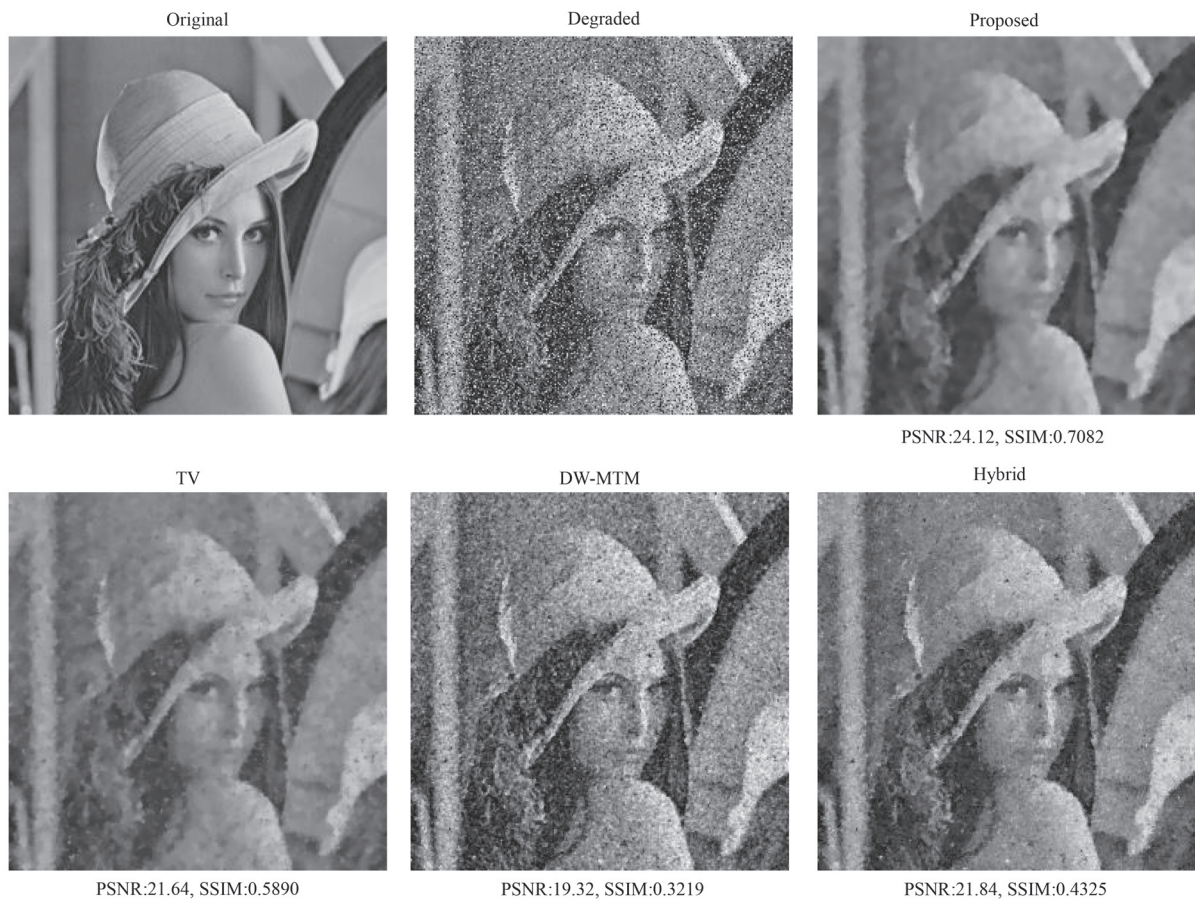


図6 処理結果(Lax) ($\sigma_n=20$, 発生確率 10%)

図7 処理結果(Pepper) ($\sigma_n=30$, 発生確率 20%)図8 処理結果(Lena) ($\sigma_n=30$, 発生確率 30%)