

卒業論文

題目

ガウシアン/バイラテラル切換え型
エッジ保存フィルタとその適用に
よる SIFT 高性能化

指導教員

近藤利夫 教授

2018 年

三重大学 工学部 情報工学科
コンピュータアーキテクチャ研究室

佐藤英治 (413822)

内容梗概

内容梗概ハードウェアの性能向上にともないコンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスをはじめとする動画像を扱う高度なアルゴリズムが盛んに研究されている。これらのアルゴリズムのほとんどで前処理に平滑化を行っており、使用する平滑化フィルタの特性がその後の処理結果に大きく影響するために、平滑化フィルタの重度性が増してきている。しかし、ガウシアンフィルタに代表される従来の平滑化フィルタは、平滑化の際に空間的距離などの画素値に依存しない情報を用いるので、ノイズや細部だけでなく動画像において重要なエッジもぼかしてしまう問題がある。そこで、エッジを保ちつつ平滑化が可能なエッジ保存型フィルタが注目されている。エッジ保存型平滑化フィルタは、画素値に依存する重みを使っており、これによりエッジ付近の平滑化の度合いを抑えることで、エッジを残した平滑化を可能にしている。中でも、ガウシアンフィルタをベースに考案されたバイラテラルフィルタは最もベーシックなエッジ保存型平滑化フィルタとなっているが、エッジ強調特性に起因する不自然なノイズがエッジ付近に発生してしまう問題や平坦領域の平滑化が従来の平滑化フィルタに比べて劣ってしまうなどの課題がある。これらの解決のために本研究室では、領域に応じてフィルタを切り替える適応ラテラル型フィルタが提案された。しかしノイズ密集箇所などでは望んだ成果が得られなかった。そのため本研究では、フィルタ切り換えの閾値を輝度値の分散値をベースに求める手法を提案し、適応ラテラル型フィルタの一層の高性能化を追求した。その結果実行時間は従来の分散 ALF 法の 1.6 倍と増加したが、エッジ保存平滑化の性能評価に用いた SIFT での対応点検出精度の面では、2.4 % 増加し全体で約 98.4 % の検出精度となった。

Abstract

Video image is processed advanced algorithms, which include computer vision and computer graphics have been actively researched. Smoothing process is performed for preprocessing in most of these algorithms, and the smoothing filter has become more severe since the characteristics of the smoothing filter greatly affect subsequent processing results. However, a conventional smoothing filter represented by a Gaussian filter not only causes a blurring problem in important edges but also a blurring problem in noise or detail of an video image because it uses the pixel-values-independent information of spatial distance for smoothing processing. Therefore, edge-preserving filters that can perform smoothing process while keeping edge are attracting the most attention. In the edge preserving smoothing filter, by using pixel-values-dependent weights, smoothing with edges can be realized because the degree of smoothing near the edges is suppressed. Among these edge preserving smoothing filters, bilateral invented based on Gaussian filter is the most basic edge preserving smoothing filter. However, there are two problems remains to be solved, unnatural noise is generated near the edge due to the edge emphasis characteristic and smoothing of the flat area is inferior to the conventional smoothing filter. To solve these problems, an adaptive lateral filter which switches filter according to the region was proposed. However, the expected result was not obtained in the noise dense place, etc. For this reason, we propose a method to find the filter switching threshold based on the variance value of the brightness value, and pursue further improvement of adaptive lateral filter. As a result, the execution time increased to 1.6 times that of the conventional distributed ALF method, but in terms of the corresponding point detection accuracy in SIFT used for the performance evaluation of edge preservation smoothing, the execution time increased by about 2.4% on average, and about 98.9% detection accuracy was achieved.

目次

1	はじめに	1
2	先行研究フィルタ	3
2.1	ガウシアンフィルタ	3
2.2	バイラテラルフィルタ	4
2.3	適応ラテラル型フィルタ	4
2.4	分散 ALF 法	5
2.4.1	分散 ALF 法の問題点	6
2.5	平滑化フィルタの処理後の出力画像	6
3	提案手法	9
3.1	フローチャート	9
3.2	分散値計算方法	9
3.3	分散値によるフィルタ適応切換え法	10
3.4	加重算術平均による重み付け	12
4	性能評価	13
4.1	物体認識 SIFT アルゴリズム	13
4.2	評価方法	15
4.3	評価結果	17
4.3.1	実行時間	17
4.3.2	対応点検出精度	18
4.4	平均範囲の画像全体への拡大	18
5	あとがき	24
	謝辞	25
	参考文献	25

図 目 次

2.1	入力画像	6
2.2	ガウシアンフィルタ	7
2.3	バイラテラルフィルタ	7
2.4	適応ラテラル型フィルタ	7
2.5	分散 ALF 法	8
3.6	フローチャート	9
3.7	平均値取得方法	11
4.8	Set1	15
4.9	Set2	16
4.10	切り出した画像 1	20
4.11	切り出した画像 2	20
4.12	提案分散 ALF1 による平滑化	22
4.13	提案分散 ALF2 による平滑化	23
4.14	新規手法による一部切り出し画像の比較	23

表 目 次

4.1	フィルタ毎の実行時間 (秒)	17
4.2	フィルタ毎の対応点検出精度表	18
4.3	追加実験による実行時間 (秒)	20
4.4	追加実験による対応点検出精度表	21
4.5	図 4.4 に対する対応点検出精度表	21
4.6	図 4.4 に対する対応点検出精度表	21
4.7	フィルタ毎の平均対応点検出率 (%)	21

1 はじめに

近年、平滑化フィルタはダイナミックレンジ圧縮，特徴量抽出での差分画像生成など，コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックス等の様々な分野での前処理に利用されている．平滑化フィルタを使う主な目的はノイズ除去であるが，物体認識などの一部分野ではノイズ除去以外の目的でも利用されている．例えば，特徴抽出アルゴリズムのSIFTでは，ガウシアンフィルタを用い，フィルタの平滑化度合いを変化させながら複数回平滑化することで特徴点抽出に用いる階層画像を生成をしている．このため平滑化の特性は最終的な対応点検出精度に大きく影響する．しかし，このガウシアンフィルタでは画像において重要なエッジもぼかしてしまい，エッジ境界付近で特徴点を誤検出する開口問題を引き起こす問題があるそこでエッジ保存しつつ平滑化をするため，ガウシアンフィルタを元に開発されたのがバイラテラルフィルタである．ところが，その改善には，処理時間の大幅な増加や平坦領域での平滑化性能の劣化など副作用を免れない．これに対し，当研究室では，画素毎に求めた勾配情報を利用して領域検出をし，その結果に基づきエッジ部とそれ以外の領域で，これらフィルタを使い分けることによって，高度なエッジ保存，強力な平滑化能力，高速な実行を同時に満たす新しいエッジ保存

平滑化フィルタが提案された。また，フィルタを分散値によって切り換える手法も考案された。しかし，先行研究のフィルタでは，全体的な精度は高いもののノイズ密集箇所では正確に平滑化できない問題があった。そこで本研究では，従来の手法と提案手法を加重算術平均を用いて組み合わせることで，ノイズ除去に対応しつつ高度な平滑化性能を発揮することを示した。

2 先行研究フィルタ

平滑化フィルタにも様々な種類があり, またそれに応じて平滑化性能やエッジ保存能力, 実行時間の差が生じる. 今回切り替えに使用したガウシアンフィルタ, バイラテラルフィルタ, また評価の比較に用いている適応ラテラル型フィルタや提案手法の元となった分散 ALF 法について述べる.

2.1 ガウシアンフィルタ

ガウシアンフィルタに代表される移動平均フィルタとは, 注目画素のその周辺の輝度値を用いて, 輝度値を平均することで処理後画像の輝度値とする手法である. 一般的な画像では注目画素に近い画素の輝度値は注目画素の輝度値と近い場合が多いが, 遠くなればなるほど注目画素の輝度値との差が大きくなる場合が多くなる. これに対してガウシアンフィルタは座標 (i, j) における処理前の画像データを $f(i, j)$, フィルタ処理の出力を $g(i, j)$, ウィンドウサイズを w , 空間の標準偏差を σ とした場合,

$$g(i, j) = \frac{\sum_{n=-w}^w \sum_{m=-w}^w f(i+m, j+n) \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{n=-w}^w \sum_{m=-w}^w \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}\right)}$$

で表される. このように平均値を計算するときの重みを大きくし, 遠くなるほど重みを小さくするよう, ガウス分布の関数を用いて計算しているた

め、高速で自然な平滑化を行うことが出来るが、ノイズを除去する際にエッジも同時に平滑化してしまい開口問題を引き起こす問題がある。

2.2 バイラテラルフィルタ

前述のガウシアンフィルタの問題点を解消するべく、エッジを保存しつつ平滑化するよう開発されたのが、このバイラテラルフィルタである。画素間の距離で重み付けをするのではなく、輝度の差も考慮し変化が大きい箇所は、重みを小さくすることでエッジ保存を可能としている。空間の標準偏差を σ_1 、輝度値の標準偏差を σ_2 のとき、以下の式

$$g(i, j) = \frac{\sum_{n=-w}^w \sum_{m=-w}^w f(i+m, j+n) \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{(f(i, j)-f(i+m, j+n))^2}{2\sigma_2^2}\right)}{\sum_{n=-w}^w \sum_{m=-w}^w \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{(f(i, j)-f(i+m, j+n))^2}{2\sigma_2^2}\right)}$$

で表される。しかし、エッジ保存の面に特化しているため、平坦領域での平滑化性能がガウシアンフィルタに劣ってしまう欠点がある。

2.3 適応ラテラル型フィルタ

そこで当研究室で開発されたのが、画素ごとに複数のカーネルを切り換える適応ラテラル型フィルタ (Adaptive-lateral filter) である [1]。これは領域ごとにフィルタを使い分けることで、高度なエッジ保存、強力な平滑化能力、高速な実行を可能としている。重要なエッジ境界付近をエッ

ジ保存可能なフィルタを用い，高速化のため平坦領域では高速なフィルタを用いているところが主な特徴である．しかし，領域検出の際の勾配算出がうまく行えていないため，エッジ近辺の平坦領域に対応出来ないという問題点もあった．

2.4 分散 ALF 法

適応ラテラル型フィルタの手法を生かし考案されたフィルタが分散 ALF 法である [2]．このフィルタは分散の計算・平滑化処理の 2 行程で行う．入力画像から注目画素の近傍領域から分散値を求め分散値の値によってフィルタの切り替えを行う．使用するフィルタは平滑化に最適なガウシアンフィルタとエッジ保存フィルタであるバイラテラルフィルタの二つである．分散値が大きいとき，注目画素付近がエッジを含んでいる可能性があり，バイラテラルフィルタを用いる．分散値が小さいとき，注目画素付近は輝度のばらつきが小さいため，平坦領域の可能性があり，ガウシアンフィルタを用いる．切り替えの閾値は特徴点抽出範囲内の全分散値の平均の値としている．

2.4.1 分散 ALF 法の問題点

ノイズ密集箇所ではうまく平滑化出来ないといった問題点がある．これはフィルタ切換え判定に特徴点抽出範囲内の全分散値の平均値を用いているため，入力画像によっては平均値の偏りが生じるためであると考えられる．

2.5 平滑化フィルタの処理後の出力画像



図 2.1: 入力画像



図 2.2: ガウシアンフィルタ



図 2.3: バイラテラルフィルタ

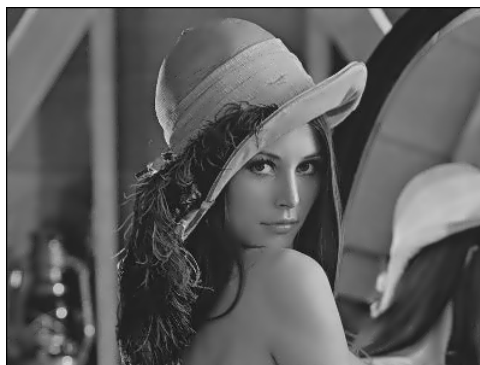


図 2.4: 適応ラテラル型フィルタ



图 2.5: 分散 ALF 法

3 提案手法

3.1 フローチャート

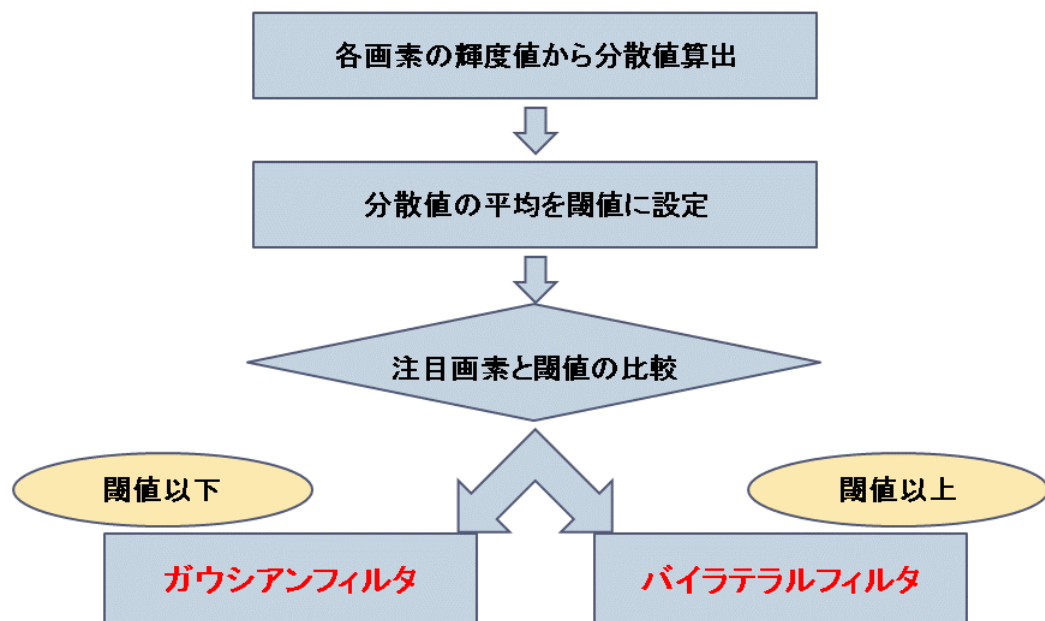


図 3.6: フローチャート

上記の図は提案手法の流れを示したものである。詳しい概要はこの章で順を追って説明していく。

3.2 分散値計算方法

注目画素を中心とした 5×5 の局所的な範囲の中で、画素の輝度値の和を求め、その値を範囲内の画素数で割って平均値を取得する。その平均値と注目画素の輝度値を用いて分散値を算出する。

注目画素の分散値は式 (1) で算出される.

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 \quad (1)$$

この式中で, 注目画素の分散値 s^2 は注目画素の輝度値 x_i , 5×5 の範囲内での全画素の輝度値の平均値 a によって求めることが出来る.

3.3 分散値によるフィルタ適応切換え法

分散値による切り替え手法は, まず注目画素を中心とした 5×5 の範囲の分散値を全画素に対して求め, 求めた分散値の特徴点抽出範囲内の平均を閾値と定め, 注目画素と比較し, GF 又は BF のいずれかを選択していた. しかし, この手法では, ノイズが密集している箇所やエッジ近辺ではうまく平滑化出来ないという問題があった. そのため, フィルタ切り替えの閾値を特徴点抽出範囲内の全画素の分散値の平均値を使うのではなく, より狭い局所的な範囲で求めた平均値を使用することとした (図 3.7 参照).

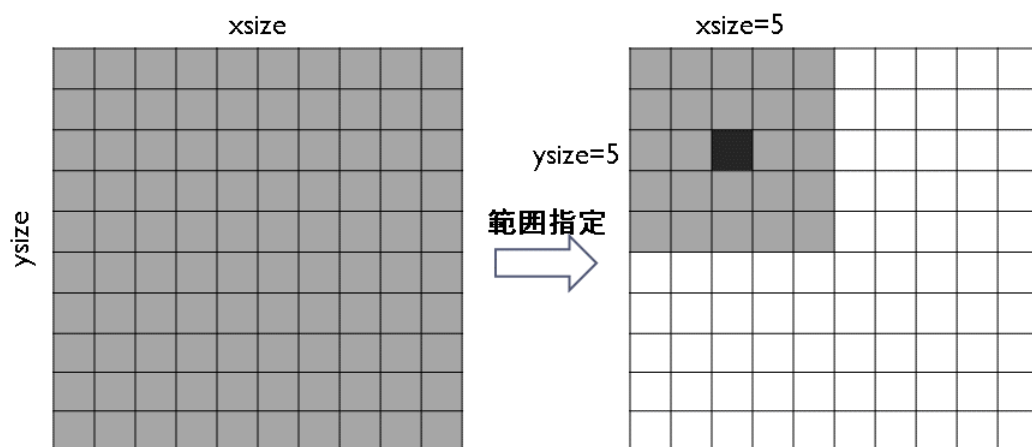


図 3.7: 平均値取得方法

具体的には,これまでの手法と同様に,注目画素を中心とした局所的な範囲内で分散値の平均をとり,その値と注目画素の分散値を比較し,フィルタを選択する.この処理を1画素ずつずらしていき全画素で行う.この手法を用いることで,境界近辺を考慮しつつ安定的に高性能な平滑化を行うことが出来ると考えた.また,局所的な範囲は最も性能の良かった注目画素を中心とした近傍 ± 3 の範囲に設定し平滑化を行った.以後この手法を提案分散 ALF1 として記載する.切換え判定は図 3.1 に示してある通りで,使用フィルタはガウシアン,バイラテラルの2種類で行った.

3.4 加重算術平均による重み付け

局所的な分散値を求めて閾値にただけでは入力画像によって,平均値のバラつきが生じ,正確な切換え判定が出来ないと考えた.そのため,画像全体の分散値の平均値と求めた平均値との加重算術平均を取ることで,より正確な値が出ると考えた.具体的な値としては画像全体と近傍の平均の重み付けの比を 3:1 に設定し,閾値を算出している.

4 性能評価

提案分散 ALF1 の性能評価は，SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) アルゴリズムに組み込んだ際の対応点検出精度とまた解像度の違ういくつかの画像にフィルタをかけた処理時間で従来の手法と比較する．対応点検出精度を評価項目に入れたのは，平滑化フィルタのエッジ保存性能が，特徴点マッチング率に大きく影響するためである．この性質に基づき，対応点検出率をフィルタ性能の客観的指標として用いた．

4.1 物体認識 SIFT アルゴリズム

SIFT は D.G.Lowe によって提案された局所特徴量検出アルゴリズムで，検出した特徴量を用いて画像間でマッチングをとることができる．SIFT の処理は主にキーポイント検出と特徴量記述の二段階からなっており，各処理は以下の流れになっている：

1. キーポイント検出
 - キーポイントの検出
 - キーポイントのローカライズ

2. 特徴量記述

- オリエンテーションの算出
- 特徴量の記述

キーポイント検出ではキーポイントを抽出し不要なキーポイントの削除を行い、特徴量記述ではオリエンテーションを算出し、それを用いて特徴量の記述を行っている。キーポイントの検出では DoG (Difference-of-Gaussian) 画像と呼ばれる差分画像を使っている。DoG 画像は入力画像に対して少しずつ平滑化の度合いを変化させながらガウシアンフィルタを掛けた画像間で差分を取り生成する。この DoG 画像の中で出力が大きい点をキーポイントとしているため、互いに識別が困難なエッジ上の点も、エッジが保存されない限りキーポイントとして検出されてしまうために、局所特徴量を扱うアルゴリズム共通の課題である開口問題によりマッチングの際に誤対応を起こしやすい。そこで SIFT アルゴリズムの改良法の一つとして、エッジをぼかしてしまうガウシアンフィルタの代わりにエッジ保存フィルタを使う方法が提案されている [3][4]。エッジ保存フィルタを用いることで差分画像の DoG を生成する際にエッジ付近で差分が生じないようにして、誤対応の主因となっているエッジ付近のキー

ポイントが検出されないようにする方法である。

4.2 評価方法

評価方法は同様に，処理時間と提案手法を SIFT に組み込んだ際の特徴点検出精度で従来の手法と比較する．対応点検出精度にはオリジナル画像，およびオリジナル画像の一部を切り取り，2 倍拡大した後に加工したセットで行う．加工方法はノイズ付加 (_{-n}), コントラストの変化 (_{-c}), jpeg 圧縮 (ダウンサンプリング)(_{-d}) の 3 種類で, オリジナル画像は 2 種類 (Set1,Set2) 用意した



図 4.8: Set1

オリジナル画像



ノイズ付加(_n)



コントラスト変化(_c)



JPEG圧縮(_d)

図 4.9: Set2

4.3 評価結果

4.3.1 実行時間

フィルタ毎の実行時間を表 4.1 に記す．実行時間の面に関しては，既存

表 4.1: フィルタ毎の実行時間 (秒)

評価画像 解像度	ガウシアン フィルタ	バイラテラル フィルタ	適応ラテラル型 フィルタ	分散 ALF	提案分散 ALF1
400 × 266	0.16	0.31	0.20	0.08	0.12
300 × 400	0.18	0.36	0.22	0.09	0.13
900 × 600	0.79	1.63	1.15	0.42	0.63

のフィルタよりも優れているのがわかる．しかし，先行研究の分散 ALF 法と比較すると劣っているのが分かる．これは提案手法と違い，分散 ALF 法では一度求めた平均値を繰り返し使用し，閾値取得の際の演算量を削減しているからであると考えられる．

4.3.2 対応点検出精度

SIFT アルゴリズムを用いて評価した対応点検出精度を表 4.2 に記す.

表 4.2: フィルタ毎の対応点検出精度表

	Set1_n	Set1_c	Set1_d	Set2_n	Set2_c	Set2_d	Ave
GF	12/25	11/15	15/19	61/66	55/61	108/117	79.2
BF	15/17	15/18	16/17	138/142	116/119	292/293	93.3
ALF	25/25	18/18	30/32	41/41	150/158	258/260	98.0
分散 ALF	15/16	16/16	28/28	141/143	141/141	292/292	98.7
提案分散 ALF1	26/26	17/17	10/11	16/16	44/45	35/35	98.7

分母は SIFT によって検出された点で、分子が実際に対応した対応点の数を表している. この表より明らかなように、提案手法により、ノイズの密集している箇所での検出ミスは無くすることができた. しかし、対応点検出精度を平均的に向上させることはできていない. これはノイズ除去に特化したため全体的に画像のぼけが強くなり、コントラストを落とした画像での対応点検出のミスが大きくなったためである.

4.4 平均範囲の画像全体への拡大

提案手法の評価をもとに追加実験として、対応点検出範囲を切りだす前の画像全体でとった分散値の平均値と局所的な範囲で求めた平均値を

加重算術平均による重み付けをし、閾値を定める方法を考案した。以後提案分散 ALF2 と表記する。これは、対応点検出精度を比較する際の切り出した画像がオリジナル画像と比べると局所的な範囲すぎるため一般的な画像に対する正確な評価になっていないと考えたためである。手法としては切り出した画像を複数 (図 4.10,4.11) 用意し、ALF と分散 ALF で同じ範囲で対応点検出精度を求め、提案手法と比較することで正確な評価を得ると共に、提案手法の優位性を示す。画像加工は従来の方法と同じように行い、重み付けの比と近傍の範囲は提案手法と同じパラメータを用いている。この手法による実行時間の表 4.3 に、また対応点検出精度を表 4.4 に記す。追加で切り出した画像の対応点検出精度は表 4.5,4.7 に記す。



図 4.10: 切り出した画像 1



図 4.11: 切り出した画像 2

表 4.3: 追加実験による実行時間 (秒)

評価画像型 解像度	提案分散 ALF1	提案分散 ALF2
400×266	0.12	0.14
300×400	0.13	0.14
900×600	0.63	0.71

表 4.4: 追加実験による対応点検出精度表

	Set1_n	Set1_c	Set1_d	Set2_n	Set2_c	Set2_d	Ave
提案分散 ALF1	26/26	17/17	10/11	16/16	44/45	35/35	98.7
提案分散 ALF2	14/14	30/30	27/28	94/94	120/120	136/140	98.9

表 4.5: 図 4.4 に対する対応点検出精度表

	Set_n	Set_c	Set_d	Ave
ALF	20/20	16/18	23/23	96.7
分散 ALF	14/14	12/12	9/11	94.5
提案分散 ALF2	15/15	28/28	15/16	98.3

表 4.6: 図 4.4 に対する対応点検出精度表

	Set_n	Set_c	Set_d	Ave
ALF	8/9	11/13	21/21	93.0
分散 ALF	15/15	8/9	13/14	94.7
提案分散 ALF2	20/20	18/19	12/12	98.0

表 4.7: フィルタ毎の平均対応点検出率 (%)

	ALF	分散 ALF	提案分散 ALF2
	95.9	96.0	98.4

上記の表 4.3, 表 4.4 から分かるようにノイズ除去に対応しつつ提案手法よりもより精度の高い手法を実装した。これは，提案分散 ALF1 よりもより広い範囲で求めた平均値と局所的な範囲の分散値を重み付けしたことで画素に対してのフィルタ選択が正しく行えたからであると考えられる。しかし，入力画像の大きさによっては提案分散 ALF1 よりも実行時間増大の可能性があると考えた。また対応点検出範囲を変更し，対応点検出精度を従来の手法と比較し，提案手法すなわち分散値による切換え手法の優位性を示した。これは分散値取得範囲を従来の手法よりもより広い範囲と狭い範囲で取得した値を組み合わせたことによる成果だと考えられる。一部切り出した画像の平滑化前と平滑化後を図 4.4 に図示する。

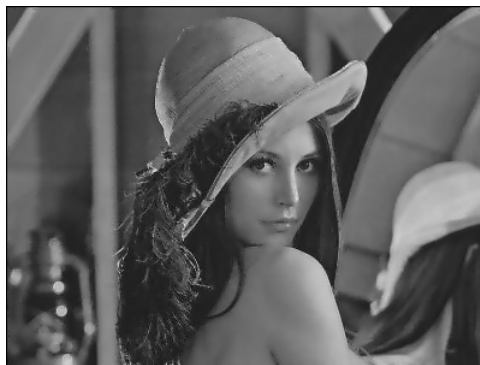
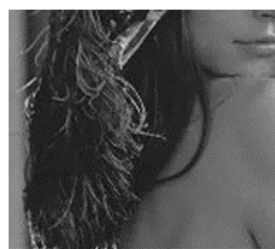
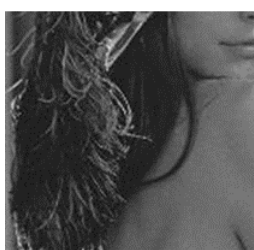


図 4.12: 提案分散 ALF1 による平滑化



図 4.13: 提案分散 ALF2 による平滑化



入力画像

平均範囲の画像全体への拡大

図 4.14: 新規手法による一部切り出し画像の比較

5 あとがき

本研究では、全体と局所的な範囲のそれぞれの分散値の平均間の加重算術平均により切換え閾値を動的に求めることで、対応点検出精度が分散 ALF と比べて 2.4 % 増加することを示し、約 98.4 % の検出精度を誇った。しかし、閾値算出の際に演算量が増大してしまうため、ALF 法よりはるかに早いものの、分散 ALF 法と比べると実行時間が約 1.6 倍に増えてしまうという欠点も見られた。また追加実験により閾値算出の範囲を広い範囲と狭い範囲でより閾値を正確に求めることで、フィルタ切換え判定を正しく行った。対応点検出数が増加したのは、画像をぼやかさずに平滑化出来たためだと考えられる。今後の課題としては、ダウンサンプリング画像に対する性能向上が見られなかったため、ダウンサンプリングに対応する手法の考案が必要であると考えられる。追加実験として考案した手法を分散 ALF 法にも用いることで、従来の手法と性能比較することでより、提案手法の優位性を示す必要がある。また、今回提案したフィルタを SIFT への以外への平滑化フィルタが利用されている対応点検出アルゴリズムに組み込み、提案フィルタの有用性を示すべきだと考えた。

謝辞

本研究を行うにあたり，日頃から様々のご指導をいただきました近藤利夫教授，佐々木敬泰助教，深澤研究員に感謝いたします．また様々な面で世話になったコンピュータアーキテクチャ研究室の皆様に感謝いたします．

参考文献

- [1] 水野, 近藤, 深澤, 佐々木. , “ エッジ保存型適応ラテラルフィルタ ” , 信学技報 , IE2015-109 , pp.85-90 , 2016 年 2 月.
- [2] 小嶋 武 , エッジ保存平滑化フィルタの高性能化に関する研究 , 三重大学卒業論文, 2017 年.
- [3] Wang, S., You, H., and Fu, K, “ BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration,” Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 9(4), pp.649-653, 2012 年.
- [4] 水野, 近藤, 深澤, 佐々木. , “ 特徴量検出向上に対するバイラテラル拡張型エッジ保存フィルタの性能比較. ” 電気電子・情報関係学会東海支部連合大会 , 2015 年.