

# 分布間距離を用いた Bilateral Filter のパラメータ推定法の改良

非会員 真喜志泰希\* 正員 市川 周一\*<sup>a)</sup> 非会員 藤枝 直輝\*  
正員 山田 親稔\*\* 非会員 宮城 桂\*\*

## Improved Parameter Estimation Method for Bilateral Filter with Distribution Distance

Taiki Makishi\*, Non-member, Shuichi Ichikawa\*<sup>a)</sup>, Member, Naoki Fujieda\*, Non-member,  
Chikatoshi Yamada\*\*, Member, Kei Miyagi\*\*, Non-member

(2018年2月7日受付, 2018年4月26日再受付)

Makishi et al. (2017) proposed a method that estimates the parameters for a bilateral filter, based on the distribution distance of images. This study proposes an improved version of the Makishi et al. (2017) method, which includes three new contributions. Firstly, our improved method was verified with two image sizes and two noise distributions. Secondly, five distribution distance functions were examined for the local search of parameter sets, where SKLD was found to be slightly superior to HD in terms of image quality and execution time. Finally, the parallelization of local search was examined for faster parameter estimation with recent multi-core processors. With a 2.8 GHz Xeon processor of 10 cores, the parameter estimation times were reduced to 36 ms (256x256 pixel) and 1.03 s (1024x1024 pixel).

キーワード: バイラテラルフィルタ, 分布間距離関数, 局所探索, 並列化, OpenMP

**Keywords:** Bilateral Filter, distribution distance function, local search, parallelization, OpenMP

### 1. はじめに

Bilateral Filter (BF) <sup>(1)(2)</sup>は, Gaussian Filter (GF) や Median Filter などと比較してエッジ保存性が高いノイズ除去フィルタである。ノイズ除去だけでなく, コントラスト強調の前処理など画像処理や CG の分野で広範に使用されている <sup>(3)~(6)</sup>。

BF から良好な出力画像をえるためには, 平滑化パラメータを入力画像毎に最適な組合せに設定する必要がある。このパラメータを推定する手法として, 分布間距離を用いたパラメータ推定法 <sup>(7)(8)</sup>が提案されている。この手法では, 入力画像に重畳している雑音を推定し, 推定した雑音と BF により平滑化された信号の間の分布間距離から最適な BF パラメータ対を推定する。先行研究 <sup>(7)(8)</sup>では, SIDBA (Standard

Image Data BAse) の登録画像にガウス性雑音を重畳したサンプルを用いて, その有効性を示している。

この手法には, 一部の画像における推定精度の低下と, パラメータ推定に長時間を要するという, 2つの問題点が挙げられていた。そこで著者ら <sup>(9)(10)</sup>は, この2つの問題点を改善する手法を提案した。1つ目の問題点に対しては, 入力画像の形状情報を利用することにより画質の低下を防ぐことを提案した <sup>(9)</sup>。その結果, 先行研究 <sup>(8)</sup>と同じ評価条件において画質が改善されることを確認した。2つ目の問題点に対しては, 局所探索を用いて十分な画質の準最適パラメータを高速に推定する手法を提案した <sup>(10)</sup>。

しかしこの研究 <sup>(10)</sup>では評価条件が1通りに限られていた。具体的には標準偏差 10 のガウス性雑音を重畳した 256x256 pixel のサンプル画像であり, 他の評価条件における有効性は示されていない。そこで本研究では, 4つの異なる評価条件で提案手法 <sup>(10)</sup>を評価し, 有効性を確認することを目的とする。サイズが大きい画像ではパラメータ推定時間が増大するため, 先行研究 <sup>(10)</sup>の手法を並列化して, さらに高速化することも試みる。

本研究では, パラメータ推定を含めた処理時間を 1 秒程度に抑えることを目標とする。処理時間の要求値は応用により様々であるが, 最近の関連研究 <sup>(10)(12)</sup>では 1 秒程度が目安となっているようである。動画のフレームレートが 24 fps

a) Correspondence to: Shuichi Ichikawa. E-mail: ichikawa@ieee.org

\* 豊橋技術科学大学

〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1

Toyohashi University of Technology

1-1, Hibarigaoka, Tempaku, Toyohashi, Aichi 441-8580, Japan

\*\* 沖縄工業高等専門学校

〒905-2192 沖縄県名護市辺野古 905

National Institute of Technology, Okinawa College

905, Henoko, Nago, Okinawa 905-2192, Japan

(映画)~30 fps (テレビ放送)であることから, 33~42 msが達成できれば動画の実時間処理も可能になると考えられる。

また先行研究<sup>(10)</sup>で, 分布間距離を最小化しても必ずしも画質が最適化されないことがわかった。分布間距離の指標 Hellinger Distance (HD)<sup>(13)</sup>を最小化しても, 画質評価の指標 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)が最大化されないためである。そこで本研究では, HD 以外の幾つかの分布間距離関数を検討し, HD より高画質が得られる指標がないか検討する。

HD 以外の分布間距離関数については末竹ら<sup>(8)</sup>も検討している。末竹らは, 探索空間内で分布間距離を最適化するパラメータ対による復元画像の平均二乗誤差 (Mean Square Error : MSE) について, 即ち分布間距離関数の大域最適解における画質を議論している。一方, 我々の手法では局所探索により準最適パラメータを推定するため, 分布間距離関数の局所的な性質が結果に大きく影響する。例えば同じ大域最適解を与える分布間距離関数であっても, 局所解の多い関数を用いると, 質の悪い局所解に到達して画質が劣化する可能性がある。従って本研究では, 分布間距離関数が我々の探索手法に適しているか改めて検討する必要がある。

本論文は, 著者らによる研究会発表<sup>(11)</sup>に加筆修正を施したものである。

## 2. 分布間距離による BF の準最適パラメータ推定法

BF は Tomasi<sup>(1)</sup> により提案されたエッジ保存性の高い非線形平滑化フィルタである。BF は注目画素とその近傍画素との間の距離と輝度差の2側面の加重平均により平滑化を行う。輝度差の大きい場所では重みが抑制されるため, 画像の輪郭を保存した平滑化が可能である。入力画素  $(x, y)$  における画素値を  $I(x, y)$ , フィルタ半径を  $r$  とすると, BF の出力  $I_{BF}(x, y)$  は, 以下の (1) 式で表される。

$$I_{BF}(x, y) = \frac{\sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r f(x+i, y+j)W(x+i, y+j)}{\sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r W(x+i, y+j)} \dots\dots\dots (1)$$

$$W(x+i, y+j) = \exp\left(-\frac{i^2+j^2}{2\sigma_r^2}\right) \exp\left(-\frac{[I(x, y)-I(x+i, y+j)]^2}{2\sigma_d^2}\right)$$

ここで  $\sigma_r, \sigma_d$  は空間方向及び輝度方向の平滑化パラメータであり, これらのパラメータを調整することにより平滑化の度合を調整することができる。フィルタ半径  $r$  は  $3\sigma_r$  程度となる。

著者らの手法<sup>(10)</sup>では, 探索手法を従来手法<sup>(8)</sup>の総当たり法から局所探索に変更することによりパラメータ推定に要する時間を短縮している。一般に局所探索の探索開始点が不適切であると探索経路が長くなり実行時間が増大するため, 本手法ではサンプル画像の分布間距離が最小となる平滑化パラメータ対の平均を探索開始点とすることにより, 探索

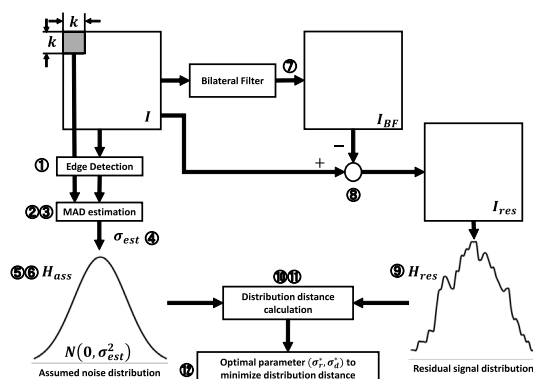


Fig.1. Estimation of the optimal parameters for BF with distribution distance<sup>(9)</sup>.

経路を短縮している<sup>(10)</sup>。局所探索で得られるパラメータは準最適解であるが, サンプル画像による評価結果では, 準最適解による画質も (大域) 最適解と比較して遜色ない。提案システムの概略を Fig. 1 に示す。

本システムの処理手順は以下の通りである。

- (1) 入力画像に対し, Laplacian-Gaussian Filter を用いた多値画像輪郭抽出法<sup>(14)(15)</sup>によりエッジ検出を行う。
- (2) 入力画像を  $k \times k$  の局所領域に分割し, 各領域に対して Median Absolute Deviation (MAD) 推定法を適用し, 各領域のデータのばらつきを求める。
- (3) ここで, MAD 推定法で必要となる中央値は, エッジ検出結果を用いてエッジ部と平坦部, それぞれで中央値を求めた値を使用する。
- (4) それぞれの領域での MAD 推定による結果の中で, 最小の値を選択する。
- (5) 選択された値を標準偏差  $\sigma_{est}$  として,  $N(0, \sigma_{est}^2)$  の正規分布  $H_{ass}$  を生成する。
- (6) 生成した正規分布  $H_{ass}$  を入力画像に重畳している雑音分布と仮定する。
- (7) BF により復元画像  $I_{BF}$  を生成する。
- (8) 入力画像  $I$  と BF による復元画像  $I_{BF}$  との残差画像  $I_{res}$  を注目点とその近傍の平滑化パラメータ対に対して生成する。
- (9) 生成した各平滑化パラメータに対する残差画像  $I_{res}$  のヒストグラム  $H_{res}$  を作成し, 正規化する。
- (10) 正規分布  $H_{ass}$  とヒストグラム  $H_{res}$  との間で分布間距離を求める。
- (11) 注目点近傍の平滑化パラメータ対における分布間距離が注目点よりも小さい注目点がある場合, その注目点を次の注目点として更新する。
- (12) 8~11 の処理を注目点が更新されなくなるまで繰り返し, 更新が停止した注目点の平滑化パラメータ対を推定パラメータとする。

本手法では, 分布間距離として Hellinger Distance (HD)<sup>(13)</sup> を使用しており, HD は (2) 式で定義される。ここで, BC は Bhattacharyya 係数と呼ばれ, 2つのヒストグラム間の類似度を算出することができる。BC が 1 に近いほど二つの

Table 1. Evaluation platform.

CPU	Xeon E5-2680 v2 @2.8 GHz (10 core)
Memory	DDR3 128 GB
OS	Red Hat Enterprise Linux Server release 6.4
Kernel	2.6.32-358.23.2.el6.x86_64
Language	C
Compiler	Intel C++ Compiler 14.0.0
Library	Intel IPP 8.0
Compile Option	default (-O2)
Images	256 * 256 pixel, 1024 * 1024 pixel
Gauss noise $\sigma$	10, 15
$\sigma_r$	0.5~7.5 (step 0.1)
$\sigma_d$	2~75 (step 1)

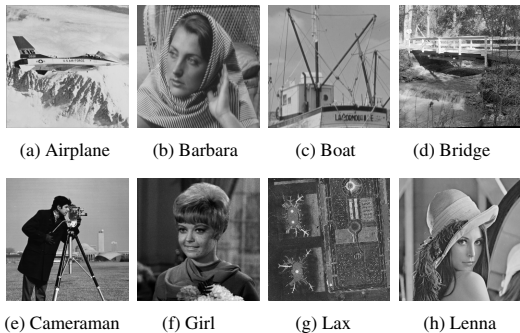


Fig. 2. Input images.

Table 2. Execution time of each function. (S10)

	time [ms]
HD	0.1919
SKLD	0.1917
JSD	0.1917
L <sub>1</sub>	0.1917
L <sub>∞</sub>	0.1916

Table 3. Correlation between the estimated optimal parameter and the PSNR-optimal parameter. (S10)

	$\sigma_r$	$\sigma_d$
HD	0.51	0.42
SKLD	0.33	0.15
JSD	0.50	0.13
L <sub>1</sub>	0.28	0.18
L <sub>∞</sub>	0.65	0.18

Table 4. Correlation between the evaluation function and the PSNR. (S10)

	HD	SKLD	JSD	L <sub>1</sub>	L <sub>∞</sub>
Airplane	0.272	0.417	0.298	0.226	0.007
Barbara	0.093	0.009	0.070	0.130	0.251
Boat	0.317	0.510	0.355	0.272	0.010
Bridge	0.289	0.232	0.265	0.298	0.330
Cameraman	0.243	0.322	0.228	0.203	0.058
Girl	0.317	0.356	0.314	0.292	0.059
Lax	0.067	0.140	0.027	0.111	0.232
Lenna	0.067	0.116	0.073	0.039	0.010
Average	0.208	0.262	0.203	0.196	0.119

分布が類似していることを意味する。

$$HD = (1 - BC)^{\frac{1}{2}} \dots \dots \dots (2)$$

$$BC = \sum_{i=-255}^{255} [H_{ass}(i)H_{res}(i)]^{\frac{1}{2}}$$

### 3. 評価環境

以下、本研究における評価環境は Table 1 に示す通りである。先行研究<sup>(9)</sup>と同じく、SIDBA に登録されている 8 枚の画像 (Fig. 2) に対して、ガウス性雑音を重畳したものを評価画像として用いる。

1 章で述べた通り、本研究の目的の 1 つは、複数の評価条件下で先行研究<sup>(10)</sup>の有効性を確認することである。そこで、解像度は S (256×256 pixel) と L (1024×1024 pixel) の 2 通り、ガウス性雑音の標準偏差  $\sigma$  は 10 と 15 の 2 通りとし、それぞれの組合せ合計 4 通りを評価した。各評価条件を以下の議論で S10, S15, L10, L15 と表記する。このうち S10 は、先行研究<sup>(10)</sup>と同じ評価条件になっている。

### 4. 他分布間距離の検討

本章では、末竹ら<sup>(8)</sup>が検討した 5 種の分布間距離関数の検討を行う。先行研究<sup>(10)</sup>と比較できるように、先行研究と同じ評価条件 S10 で評価する。

先行研究<sup>(10)</sup>でも採用された Hellinger Distance (HD)<sup>(13)</sup> は、(2) 式で与えられる。これに加えて、Jensen-Shannon divergence (JSD)<sup>(16)</sup>、L1-norm (L<sub>1</sub>)<sup>(16)(17)</sup>、infinity-norm (L<sub>∞</sub>)<sup>(17)</sup>、Symmetric Kullback-Leivler divergence (SKLD)<sup>(18)(19)</sup> を検討する。JSD, L<sub>1</sub>, L<sub>∞</sub>, SKLD は、以

下の (3)~(6) 式で定義される。

$$JSD = \sum_{i=-255}^{255} \frac{1}{2} \left\{ H_{res}(i) \log \frac{2H_{res}(i)}{H_{res}(i) + H_{ass}(i)} + H_{ass}(i) \log \frac{2H_{ass}(i)}{H_{res}(i) + H_{ass}(i)} \right\} \dots \dots \dots (3)$$

$$L_1 = \sum_{i=-255}^{255} |H_{res}(i) - H_{ass}(i)| \dots \dots \dots (4)$$

$$L_\infty = \max_i \{|H_{res}(i) - H_{ass}(i)|\} \dots \dots \dots (5)$$

$$SKLD = \sum_{i=-255}^{255} H_{res}(i) \log \frac{H_{res}(i)}{H_{ass}(i)} \dots \dots \dots (6)$$

各関数で計算量は異なっているが、評価環境における実行時間は短く (Table 2)、BF の実行時間と比較して無視できる程度である。従って関数の速度差による優劣は問題とならず、推定されるパラメータの画質だけが問題となる。

次に 8 つの評価画像について、分布間距離を最適化するパラメータ ( $\sigma_r, \sigma_d$ ) と PSNR を最適化するパラメータを求め、それらの相関を調べた。各関数の  $\sigma_r$  と  $\sigma_d$  の相関係数を、Table 3 にまとめる。相関係数の高い分布間距離関数ほど、画質を最適化するパラメータに近いパラメータを推定可能といえる。 $\sigma_r$  については L<sub>∞</sub> が最良の相関を示した。 $\sigma_d$  については HD が最良だが、いずれの関数も余り相関が高いとは言えない。

1 章で述べた通り、提案手法では局所探索により準最適

Table 5. Optimal parameters that minimize each function. (S10)

	HD			$L_\infty$			SKLD			Optimal PSNR		
	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]
Airplane	0.7	48	31.15	1.9	26	31.55	0.7	48	31.15	1.3	21	32.19
Barbara	3.5	29	28.21	4.6	30	27.70	2.1	30	28.68	0.8	23	30.60
Boat	2.2	25	31.76	1.2	31	32.23	1.3	29	32.26	1.0	25	32.62
Bridge	2.0	32	27.14	1.0	38	27.48	1.9	32	27.21	1.1	17	29.64
Cameraman	0.8	41	31.85	0.7	58	31.23	0.9	36	32.00	1.5	19	32.72
Girl	0.8	49	33.03	2.0	27	32.24	1.1	33	33.13	0.9	30	33.33
Lax	2.0	27	28.78	0.9	33	29.09	2.0	27	28.78	1.4	16	30.32
Lenna	1.4	42	31.22	1.2	53	30.77	1.4	42	31.22	1.0	26	32.81
Average	30.39			30.29			30.55			31.78		

パラメータを推定している。局所探索では、分布間距離を最適化するパラメータ（最適解）だけでなく、面全体の性質も重要である。そこで探索範囲全域で分布間距離関数とPSNRの値の相関を求めた。結果をTable 4に示す。

分布間距離と画質の最適パラメータの相関は $L_\infty$ が最大となり、パラメータ探索範囲全体での相関はSKLDが最大となった。そこで、 $L_\infty$ とSKLDをHDに代わる分布間距離関数の候補とし、それぞれの関数を最小化するパラメータ対におけるPSNRを調べた。結果をTable 5に示す。比較のため、HDを最小化するパラメータ対のPSNRと、PSNRを最大化するパラメータ対についてもTable 5にまとめた。画質の差は僅かであるが、 $L_\infty$ はHDに少し劣り、SKLDはHDより平均画質が良いことが分かった。

## 5. SKLDによる局所探索

先行研究<sup>(10)</sup>では分布間距離関数にHDを用いていたが、前章の議論からSKLDを用いることで画質が改善できる可能性がある。しかしながらTable 5はSKLDを最小化するパラメータ（最適パラメータ）における画質を示しており、局所探索で準最適パラメータを求めた場合の画質については別途確認する必要がある。

そこで本章では、HDとSKLDで先行研究<sup>(10)</sup>の準最適パラメータ推定法を実行し、画質と実行時間を測定した。先行研究<sup>(10)</sup>および提案手法の有効性を確認するため、複数の評価条件（S10, S15, L10, L15）で測定した。測定結果を、それぞれTable 6~Table 9に示す。

先行研究<sup>(10)</sup>の評価条件はS10に相当する。Table 6~Table 9のHDの結果から、先行研究<sup>(10)</sup>の手法がS10以外の条件下でも有効であり、短い実行時間で良好な画質を与えるパラメータを推定できることがわかる。S15条件では平均画質が28.33 dBとなっており、高画質の目安である30 dBを下回っているが、これは手法の問題ではない。S15条件では、各サンプル画像でPSNRを最大化するパラメータを選んだとしても、8枚の平均画質は29.33 dBになる。先行研究<sup>(10)</sup>の手法で求めた準最適パラメータは、最適パラメータの画質と-1 dB程度の差しか生じない、と肯定的に評価すべきである。準最適パラメータを採用することによる画質劣化は、S10とS15で-1 dB、L10とL15で-3 dB程度であった。

Table 6~Table 9でHDとSKLDを比較すると、S10, S15, L15の3条件では画質が僅かに向上し実行時間が削減されることがわかる。L10条件では、画質も実行時間も改善は見られなかった。これらの結果から、僅差ではあるが、分布間距離関数としてSKLDがHDより優れているといえる。

## 6. OpenMPによる並列化

先行研究<sup>(10)</sup>では、パラメータ探索方法を工夫することにより、1秒未満で準最適パラメータを決定していた。しかしこれは低解像度画像の場合であり、高解像度画像では探索に3~4秒を要する（Table 8, Table 9）。BFはノイズ除去などに用いられるため、パラメータ探索は1秒未満（可能であれば30ms程度）で終わらせたい。

昨今では、デスクトップ型PCはもちろん、ノートPCや組み込みプロセッサでもマルチコア化が進んでいる。そこでマルチコアプロセッサを前提として、OpenMP<sup>(20)</sup>による並列化を試みた。局所探索では注目点と周囲8点について分布間距離を評価し、値が最も小さい（かつ現注目点の値より小さい）点を次の注目点とする。各点の評価は並列に行うことができるので、OpenMPで簡単に並列化することができる。周囲に現注目点より評価値の小さい点がなければ、現注目点を解として探索を終了する。

並列化に際しては、プログラムをシンプルにするため、注目点を含め9点の評価を並列に実行する。各スレッドでは、先行研究<sup>(10)</sup>と同じく、既に評価の終わっている点（パラメータ対）の再計算は行わず評価値を再利用する。Table 1の評価環境で、OpenMPによる局所探索の実行時間を測定した結果をFig. 3~Fig. 6に示す。

今回の測定では、9スレッド使用時に概ね5倍の性能向上が得られている。これは以下の理由から妥当な値であると考えられる。局所探索において、探索開始点では9点全てを新規に評価する必要がある。その後は、注目点が縦横に移動する場合は6点の評価値が再利用でき、斜めに移動する場合は4点が再利用できる<sup>(10)</sup>。結局、各注目点で新規に計算される点数は3~9となり、9スレッドで期待される性能向上も3~9の間であると期待される。この値は評価結果（5倍）と矛盾しない。

評価環境は10コアプロセッサであるため、各評価条件においてスレッド数を1~10に変化させた。しかしプログ

Table 6. Results of local search with HD and SKLD. (S10)

	Local minimum with HD				Local minimum with SKLD				Global minimum of PSNR		
	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]
Airplane	1.2	30	31.70	0.149	1.4	28	31.72	0.080	1.3	21	32.19
Barbara	1.8	31	28.73	0.159	2.0	30	28.75	0.199	0.8	23	30.60
Boat	1.3	30	32.19	0.127	1.1	32	32.29	0.057	1.0	25	32.62
Bridge	2.0	32	27.14	0.207	1.3	35	27.67	0.027	1.1	17	29.64
Cameraman	1.2	30	32.15	0.153	1.1	31	32.16	0.071	1.5	19	32.72
Girl	1.3	31	32.97	0.140	1.1	33	32.66	0.055	0.9	30	33.33
Lax	1.7	28	28.80	0.201	1.1	32	28.85	0.047	1.4	16	30.32
Lenna	2.0	36	30.59	0.143	1.6	39	31.18	0.158	1.0	26	32.81
Average			30.53	0.160			30.66	0.087			31.78

Table 7. Results of local search with HD and SKLD. (S15)

	Local minimum with HD				Local minimum with SKLD				Global minimum of PSNR		
	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]
Airplane	1.0	55	29.12	0.061	1.1	49	29.29	0.052	1.3	33	29.71
Barbara	0.9	60	26.52	0.023	1.0	53	26.71	0.025	1.0	31	27.94
Boat	1.0	58	29.87	0.069	1.2	48	30.00	0.047	1.1	38	30.29
Bridge	1.1	55	25.38	0.053	1.3	50	25.43	0.027	1.0	28	27.09
Cameraman	1.1	55	29.48	0.057	1.3	48	29.69	0.039	1.4	32	30.20
Girl	1.2	56	31.03	0.046	1.2	54	31.08	0.035	1.0	49	31.30
Lax	0.8	59	26.20	0.061	1.0	49	26.43	0.052	1.2	27	27.67
Lenna	1.6	58	29.00	0.088	1.7	56	28.93	0.112	1.1	42	30.47
Average			28.33	0.057			28.44	0.049			29.33

Table 8. Results of local search with HD and SKLD. (L10)

	Local minimum with HD				Local minimum with SKLD				Global minimum of PSNR		
	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]
Airplane	1.7	53	36.40	3.817	1.7	53	36.41	3.580	1.1	58	38.09
Barbara	1.9	53	33.06	2.642	1.9	53	33.06	2.641	0.9	60	36.90
Boat	2.6	57	34.71	4.569	2.5	60	34.84	4.938	1.3	54	39.05
Bridge	2.0	59	30.14	1.566	2.1	59	29.96	1.726	0.8	66	35.91
Cameraman	1.9	51	35.57	2.869	1.9	51	35.58	2.864	1.1	51	37.74
Girl	1.9	58	38.34	1.753	2.0	54	38.09	2.386	1.3	51	39.51
Lax	1.5	55	32.85	3.739	1.5	55	32.85	3.674	0.8	60	35.74
Lenna	2.5	60	34.89	4.940	2.5	60	34.90	4.421	1.3	49	38.90
Average			34.50	3.237			34.46	3.279			37.73

Table 9. Results of local search with HD and SKLD. (L15)

	Local minimum with HD				Local minimum with SKLD				Global minimum of PSNR		
	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]	time [s]	$\sigma_r$	$\sigma_d$	PSNR [dB]
Airplane	2.6	72	32.09	2.606	2.6	72	32.31	1.553	1.3	73	35.72
Barbara	2.1	67	30.99	6.079	2.1	67	30.99	5.675	1.1	73	34.46
Boat	2.8	73	33.13	3.412	2.7	75	33.30	3.812	1.5	67	36.60
Bridge	2.5	71	28.14	2.558	2.4	74	28.30	2.286	1.0	75	33.52
Cameraman	2.8	73	31.41	4.159	2.7	75	31.51	3.784	1.3	64	35.25
Girl	2.8	75	35.49	5.038	2.7	75	35.02	3.906	1.6	69	37.12
Lax	1.9	62	30.39	8.263	1.8	65	30.62	7.760	1.0	75	33.38
Lenna	2.7	75	33.23	5.694	2.7	75	33.24	3.785	1.5	65	36.34
Average			31.86	4.726			31.91	4.070			35.30

ラムの並列度は9なので、スレッド数を9より大きくしても実行時間は変わらない。スレッド数が9より小さい場合は、1スレッドで複数点の計算が行われる。例えばスレッド数 $t$ であれば、最大 $\lceil 9/t \rceil$ 点の計算が1スレッドで行われる。スレッド数 $t = 5, 9$ で不連続に実行時間が減るのは、1スレッドで計算される最大点数が減るためである。

1スレッドで複数点の評価を行う場合 ( $t < 9$ )、評価値の

再利用により実質的な評価点数が減ることがある。その結果、あるスレッドでは2点を評価する一方で、別スレッドは全て再利用（計算なし）というような、計算負荷の不均衡が発生することがある。再利用可能な点は探索経路に依存して決まるため、事前に予測することはできない。

OpenMPのデフォルトではスレッドへの割当を事前に行うが（静的スケジューリング）、実行時に割当を行うように

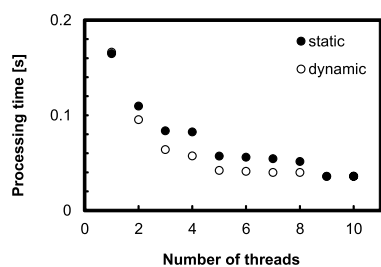


Fig. 3. Processing time vs. the number of threads. (S10)

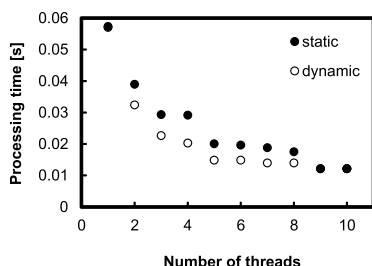


Fig. 4. Processing time vs. the number of threads. (S15)

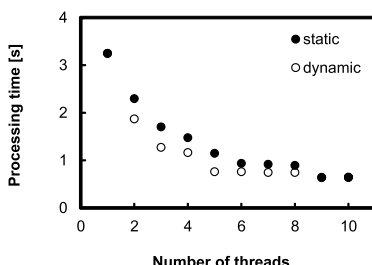


Fig. 5. Processing time vs. the number of threads. (L10)

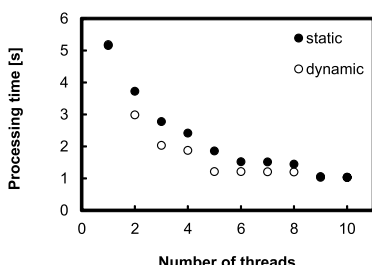


Fig. 6. Processing time vs. the number of threads. (L15)

指定することもできる (動的スケジューリング)。静的スケジューリングはOpenMPのpragmaでschedule (static), 動的スケジューリングはschedule (dynamic) と記述することで指定する。動的スケジューリングでは, 担当している処理を終了したスレッドから次の処理を順次担当する。これにより計算負荷の不均衡は軽減される可能性があるが, 実行時に処理を割り当てるためのオーバーヘッドが発生する。静的・動的いずれのスケジューリングを選ぶべきかは, ケースバイケースで自明ではない。

このトレードオフを実測で確認するため, 2つのスケジューリングの性能差を実測した (Fig. 3~Fig. 6)。いずれの条件下でも, スレッド数が少ないときは動的スケジューリングの方が実行時間が短かった。性能はハードウェアやOSに依存するため一般的結論は出せないが, コア数の少ないブ

ロセッサにおいて動的スケジューリングの採用は検討に値すると思われる。

OpenMPによる並列化を行うことで, 低解像度画像においては探索時間が36ms以下となり, 概ね実時間でパラメータ探索が可能となった。高解像度画像においてもパラメータ探索時間は1.03秒となり, 目標値1秒を達成した。

## 7. まとめ

本研究では, 4つの評価条件 (S10, S15, L10, L15) において, BFのための準最適パラメータ推定法の有効性を検証した。先行研究<sup>(10)</sup>で提案された準最適パラメータ探索手法は, 画像サイズやガウス性雑音の標準偏差が変わっても有効であることが示された。また5つの分布間距離関数の比較検討を行った結果, SKLDの画質と実行時間はHDより僅かに優れていることが確認できた。さらにOpenMPによる並列化を行うことで, 高解像度画像 (L10, L15) においても1秒で準最適パラメータを探索することが可能になった。低解像度 (S10, S15) における実行時間は並列化により36ms以下となり, 実時間処理が可能なレベルに到達した。

## 謝辞

本研究はJSPS科研費JP16K00072およびJP26870278の助成を受けたものである。

## 文献

- (1) C. Tomasi and R. Manduchi: "Bilateral filtering for gray and color images", Sixth International Conference on computer vision, pp.839-846 (1998)
- (2) 浦浜喜一: 「第8回 画像の本質を引き出す: バイラテラルフィルタによるノイズ除去とイラスト風画像の生成 (講座次世代デジタルカメラ/デジタルムービーを予測する)」, 映像情報メディア学会誌: 映像情報メディア, Vol.62, No.8, pp.1268-1273 (2008)
- (3) C. Jian and K. Urahama: "Removal of Impulsive Noises with Robust Cross-Bilateral-Filter", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J92-A, No.11, pp.929-931 (2009) (in Japanese)  
常セン・浦浜喜一: 「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」, 信学論 A, Vol.J92-A, No.11, pp.929-931 (2009)
- (4) C. Jian and K. Urahama: "Removal of Mixed Noises from Images with Weighted Window-Bilateral Filters", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J93-A, No.6, pp.430-432 (2010) (in Japanese)  
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」, 信学論 A, Vol.J93-A, No.6, pp.430-432 (2010)
- (5) K. Urahama and K. Inoue: "Edge-Enhancement Property of Bilateral Filters", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J86-A, No.3, pp.326-328 (2003) (in Japanese)  
浦浜喜一・井上光平: 「バイラテラルフィルタのエッジ強調性」, 信学論 A, Vol.J86-A, No.3, pp.326-328 (2003)
- (6) K. Inoue, W. Du, and K. Urahama: "Image Smoothing with Edge Enhancement by Using Band-Pass Bilateral Filter", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J88-A, No.5, pp.687-690 (2005) (in Japanese)  
井上光平・杜 偉薇・浦浜喜一: 「帯域バイラテラルフィルタによる画像のエッジ強調平滑化」, 信学論 A, Vol.J88-A, No.5, pp.687-690 (2005)
- (7) H. Hashii, G. Tanaka, N. Suetake, and E. Uchino: "Parameter tuning of  $\epsilon$ -filter based on hellinger distance", *IEICE Technical Report SIS*, Vol.109, No.447, pp.33-36 (2010) (in Japanese)  
橋井勇人・田中 豪・末竹規哲・内野英治: 「Hellinger 距離に基づいた  $\epsilon$ -フィルタのパラメータ調整」, 信学技報 SIS2009-54, Vol.109, No.447, pp.33-36 (2010)
- (8) N. Suetake, G. Tanaka, H. Hashii, and E. Uchino: "Optimal parameter estimation of bilateral filter based on distribution distance", *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J94-A, No.4, pp.285-292 (2011) (in Japanese)

- 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」, 信学論 A, Vol.J94-A, No.4, pp.285-292 (2011)
- (9) T. Makishi, C. Yamada, T. Ogino, and S. Ichikawa: "A study on parameter estimation of bilateral filter using distribution distance", *IEEJ Trans. IA*, Vol.135, No.2, pp.87-92 (2015) (in Japanese)  
真喜志泰希・山田親稔・萩野 正・市川周一:「分布間距離を用いた Bilateral Filter のパラメータ推定法の一考察」, 電学論 D, Vol.135, No.2, pp.87-92 (2015)
- (10) T. Makishi, S. Ichikawa, N. Fujieda, and C. Yamada: "Sub-optimal Parameter Estimation for Bilateral Filter using Distribution Distance", *IEEJ Trans. IA*, Vol.137, No.7, pp.576-582 (2017) (in Japanese)  
真喜志泰希・市川周一・藤枝直輝・山田親稔:「分布間距離を用いた bilateral filter の準最適パラメータ探索」, 電学論 D, Vol.137, No.7, pp.576-582 (2017)
- (11) T. Makishi, S. Ichikawa, N. Fujieda, and C. Yamada: "Improvement and evaluation of the parameter estimation method for Bilateral Filter with distribution distance", Technical Meeting on "Innovative Industrial System", IEE Japan, IIS-17-024 (2017) (in Japanese)  
真喜志泰希・市川周一・藤枝直輝・山田親稔:「分布間距離を用いた Bilateral Filter のパラメータ推定法の改良と検証」, 電気学会次世代産業システム研究会 IIS-17-024 (2017)
- (12) S. Akdemir Akar: "Determination of optimal parameters for bilateral filter in brain MR image denoising", *Applied Soft Computing*, Vol.43, pp.87-96 (2016)
- (13) D. Pollard: A user's guide to measure theoretic probability, Vol.8, Cambridge University Press (2002)
- (14) N. Muranaka, S. Kudoh, T. Ashida, M. Tokumaru, and S. Imanishi: "On the multiple-valued image contour extraction method using laplacian-gaussian filter", *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol.J85-D2, No.10, pp.1503-1512 (2002) (in Japanese)  
村中徳明・工藤新也・芦田高則・徳丸正孝・今西 茂:「ラプラス-ガウスフィルタを用いた多値画像輪郭抽出法」, 信学論 D, Vol.J85-D2, No.10, pp.1503-1512 (2002)
- (15) K. Yamano and C.K. Pham: "Multiple-valued image contour extraction method using variable threshold laplacian-gaussian filter", *IEICE Technical Report*, Vol.105, No.293, pp.49-52 (2005) (in Japanese)  
山野公太郎・範 公可:「可変閾値のラプラス-ガウスフィルタを用いた多値画像輪郭抽出法」, 信学技報, Vol.105, No.293, pp.49-52 (2005)
- (16) Y. Qiao and N. Minematsu: "The general form of divergence invariant to transformations", *IEICE Technical Report*, Vol.108, No.142, pp.49-54 (2008) (in Japanese)  
喬 宇・峯松信明:「変換不変性を有するダイバージェンスとその一般形」, 信学技報, Vol.108, No.142, pp.49-54 (2008)
- (17) G.H. Golub and C.F.V. Loan: *Matrix Computations*, 3 edition, The Johns Hopkins University Press (1996)
- (18) S. Kullback and R.A. Leibler: "On information and sufficiency", *The annals of mathematical statistics*, Vol.22, No.1, pp.79-86 (1951)
- (19) S. Kullback: *Information theory and statistics*, Dover Publications (1997)
- (20) OpenMP Architecture Review Board: "OpenMP Application Programming Interface", Version 4.5 (2015)

**真喜志 泰希** (非会員) 2013 年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科卒業。2015 年同高等専門学校専攻科創造システム工学専攻電子通信システム工学コース卒業。同年豊橋技術科学大学大学院工学研究科電気・電子情報工学専攻修士課程入学。2017 年同大学大学院修士課程修了。電子情報通信学会会員。



**市川 周一** (正員) 1985 年東京大学理学部卒業。1987 年同大学大学院理学系研究科修士課程修了。1987 年新技術事業団創造科学推進事業 (ERATO) 後藤磁束量子情報プロジェクト研究員。1991 年三菱電機 (株) LSI 研究所, システム LSI 開発研究所勤務。1994 年名古屋大学工学部助手。1997 年豊橋技術科学大学工学部講師。同助教授, 准教授を経て, 2010 年豊橋技術科学大学大学院工学系研究科准教授。2011 年沼津工業高等専門学校制御情報工学科教授。2012 年より, 豊橋技術科学大学大学院工学系研究科教授。現在に至る。理学博士。並列計算機, 並列処理, および専用計算システムアーキテクチャの研究に従事。IEEE (senior member), 電子情報通信学会 (シニア会員), ACM, 情報処理学会, 各会員。



**藤枝 直輝** (非会員) 2013 年東京工業大学大学院情報理工学研究科計算工学専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。同年より豊橋技術科学大学電気・電子情報工学系助教。プロセッサアーキテクチャ, FPGA 応用, 組み込みシステム, セキュアプロセッサの研究に従事。情報処理学会, 電子情報通信学会, IEEE 各会員。



**山田 親稔** (正員) 2000 年琉球大学大学院理工学研究科博士前期課程修了。2004 年同大学大学院博士後期課程単位取得満期修了。同年拓殖大学北海道短期大学専任講師。2007 年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科助教。2009 年同高等専門学校情報通信システム工学科准教授。2014 年より, ビクトリア大学 (カナダ) 客員研究員。2015 年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科准教授。現在に至る。博士 (工学)。形式的設計検証, リコンフィギュラブルシステムの研究・教育に従事。IEEE, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 各会員。



**宮城 桂** (非会員) 2008 年高知工科大学情報システム工学科卒業。2010 年同大学大学院修士課程修了。2014 年同大学大学院博士課程修了。同年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科助教。現在に至る。博士 (工学)。自己同期型回路を用いた超低消費電力 VLSI の研究に従事。電子情報通信学会会員。

