

# 単板撮像素子の RAW 画像のための擬似 4 チャンネルデノイジング

秋山 弘樹 田中 正行 奥富 正敏

東京工業大学

E-mail: hakiyama@ok.ctrl.titech.ac.jp

## Abstract

単板撮像素子を利用したカラー画像の撮影では、RAW 画像からカラー画像を生成するデモザイキングアルゴリズムが画質に大きく影響する。現実的には RAW 画像はノイズを含んでいるにもかかわらず、ほとんどのデモザイキングアルゴリズムはノイズを考慮していない。そこで、本論文では、ノイズを含む RAW 画像からカラー画像を生成する手法を提案する。提案手法では、RAW 画像のデノイズを行い、既存のデモザイキングアルゴリズムを適用する。提案手法ではまず、RAW 画像の各画素を並べ替えることで擬似 4 チャンネル画像を作り、それを主成分分析を用いて「色」変換を行う。「色」変換されたそれぞれのチャンネルに既存の高性能なデノイジングアルゴリズムを適用する。最後に、デノイジングされたデータを元の配置に戻すことで、デノイジングされた RAW 画像を得る。本論文ではノイズを含む RAW 画像から最終的に得られるフルカラー画像だけでなく、デノイジングされた RAW 画像についても他手法との比較によって提案手法の評価を行い、実験結果から提案手法は既存の手法よりも良い性能であることを実証する。

## 1 はじめに

フルカラー画像を撮影するために多くのカメラでは単板撮像素子とカラーフィルタアレイ (CFA) の組み合わせが用いられている。CFA で最も一般的なものとして Bayer CFA [1] が挙げられる。このような単板撮像素子から得られるデータは RAW 画像と呼ばれ、画素ごとに CFA と同様の色パターンで赤、緑、青のうちのいずれか 1 色の画素値が記録されている。フルカラー画像を作るためには残りの 2 色の画素値を推定する必要がある。このような処理をデモザイキングといい、さまざまなデモザイキングアルゴリズムが提案されている [2, 3, 4, 5]。

ほとんどのデモザイキングアルゴリズムでは RAW 画像はノイズを含んでいないことを前提にしているが、現実には RAW 画像に重畳しているノイズを考慮に入

れる必要がある。ノイズの存在によりデモザイキングアルゴリズムの性能は大きく低下し、ノイズを含む RAW 画像を単純にデモザイキングすると、結果としてノイズが増幅され偽色としてフルカラー画像に現れてしまう。

ノイズを考慮して RAW 画像からフルカラー画像を生成する方法は大別すると 3 種類が考えられる。単純な方法としては「デモザイキングしてからデノイジング」を行う方法がある。デモザイキングとデノイジングは順番に適用することが可能で、ノイズを考慮していない高性能なデモザイキングアルゴリズム [2, 3, 4, 5] と、ノイズとして加法性白色ガウシアンノイズ (AWGN) を仮定しているグレー画像用、またはフルカラー画像用のデノイジングアルゴリズム [13, 14] は、それぞれ多数提案されている。しかし、一般的にデモザイキングは非線形処理であるため、デモザイキングにより、RAW 画像に含まれるノイズの統計的な性質が大きく変化してしまう。一方、既存のデノイジングは加法性白色ガウシアンノイズを仮定しているため、デモザイキングされた後のノイズを低減することは非常に困難である。

2 つ目の方法として、「デノイジングしてからデモザイキング」を行う方法がある。デモザイキングする前に RAW 画像のノイズを十分に低減できれば、デノイズされた RAW 画像をデモザイクすることができる。しかしながら、多くの高性能なデノイジングアルゴリズムは、グレー画像またはカラー画像に特化して開発されており、RAW 画像のノイズを効果的に低減することはできない。そのため、RAW 画像のためのデノイジングアルゴリズムがいくつか提案されている [6, 7, 12]。

3 つ目の方法としては、「同時にデノイジングとデモザイキング」を行う方法がある。近年ではこのような方法が多数提案されており [8, 9, 10, 11]、高性能である。しかし一般的にはこのようなアプローチはアルゴリズムが複雑で、多大な計算時間が要求される。

本論文では、計算効率などを考慮し、「デノイジングしてからデモザイキング」を行うアプローチを採用し、RAW 画像のデノイジングアルゴリズムを新しく提案する。提案する RAW 画像のデノイジングでは、まずはじめにチャンネルごとに RAW 画像を 4 枚のサブ画像に分割する。なお、便宜上 G チャンネルは 2 つのチャンネルとして考えている。この 4 枚のサブ画像をまと

めて、ある種の4チャンネルの画像をみなし、“擬似4チャンネル画像”と呼ぶことにする。緑のチャンネルが2つあることと、特に、RAW画像上では異なる位置にあった4画素を同じ位置のものとみなし、ひとつの4チャンネルデータとして扱っている点が通常のチャンネルとは異なるため、擬似4チャンネル画像と呼ぶことにした。デノイズングの効果を高めるために、主成分分析 (PCA) を用いてこの擬似4チャンネル画像の「色」空間を変換する。擬似4チャンネル画像の各画素の4チャンネルのデータは色を表しているわけではないが、画像との類似性から色と呼ぶことにする。既存のデノイズングアルゴリズムを色変換されたそれぞれのチャンネルに適用してデノイズングを行う。こうしてデノイズングされた擬似4チャンネル画像を元のRAW画像の配置に戻すことでデノイズングされたRAW画像を得る。最後に、既存のデモザイキングアルゴリズム [5] を適用し、フルカラー画像を得る。しかしながら、この方法は擬似4チャンネル画像のチャンネル間の位置ずれが原因で、生成されたフルカラー画像にブロック状のアーチファクトが発生してしまう。そのためこのアーチファクトを抑える枠組みも同時に提案する。

類似手法として、前述の方法、つまりRAW画像を4枚のサブ画像に分割して、主成分空間によって色変換されたそれぞれのチャンネルをデノイズングする方法が Park らによってすでに提案されている [12]。Park らの手法はデータセットの複数の画像に対して主成分分析を用いることであらかじめ色変換を決めておく方法であるが、それに対し提案手法は、以下の2点の違いがある。

- 入力されたRAW画像に対して適応的に色変換を行うこと
- フルカラー画像に現れるブロック状のアーチファクトを抑える方法があること

提案手法は、RAW画像のデノイズングの性能と最終的に得られるフルカラー画像の画質で評価を行う。比較実験の結果から、提案手法は既存の手法よりも良い性能であることを確認する。

## 2 デノイズングとデモザイキング

ノイズを含むRAW画像は次のように表される。

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{n}. \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{y}$  はノイズを含むRAW画像のベクトル表現を、 $\mathbf{x}$  はノイズを含まない真値のRGB画像のベクトル表現を、 $\mathbf{M}$  はCFAパターンに対応する信号の間引きを表す行列を、 $\mathbf{n}$  はノイズ成分を、それぞれ表す。本論文では、ノイズは平均ゼロの信号非依存の加法性白

色ガウシアンノイズを仮定する。また、Rチャンネル、Gチャンネル、Bチャンネルにおけるノイズの分散をそれぞれ  $\sigma_R^2, \sigma_G^2, \sigma_B^2$  と表す。デノイズングとデモザイキングをそれぞれ  $\mathbf{D}_n(\cdot)$  と  $\mathbf{D}_m(\cdot)$  で表すと、これらの処理は一般に非線形であるが、「デモザイキングをしてからデノイズング」を行う方法では最終的に得られるフルカラー画像は次のように表される。

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{D}_n(\mathbf{D}_m(\mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{n})). \quad (2)$$

デモザイキングをした後の真値との誤差は次のように表される。

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{D}_m(\mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{n}) - \mathbf{x}. \quad (3)$$

もし、この誤差が加法性白色ガウシアンノイズにより近似が可能であれば、この後に行うデノイズングアルゴリズムによって効果的にデノイズングを行うことができる。しかしながら、一般にデモザイキングが非線形な演算なためこの誤差は加法性白色ガウシアンノイズではない、加法性白色ガウシアンノイズでないノイズの除去は非常に困難な問題である。

「デノイズングをしてからデモザイキング」を行う方法では、最終的に得られるフルカラー画像は以下のように表現できる。

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{D}_m(\mathbf{D}_n(\mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{n})). \quad (4)$$

もし、RAW画像のデノイズングでノイズを含むRAW画像からうまくノイズを取り除くことができたならば、このデノイズングされたRAW画像をノイズを含まないRAW画像とみなしてこのあとにデモザイキングをそのまま適用するだけでよい。

## 3 擬似4チャンネルデノイズング

### 3.1 画像処理の概要

ノイズを含んだRAW画像からフルカラー画像までの処理の流れの概要を、図1に示す。提案手法の擬似4チャンネルデノイズングでは、まずはじめにノイズを含むRAW画像を4枚のサブ画像に分解する。Gチャンネルについては画素数の少ないRチャンネルやBチャンネルに合わせるために2つに分けられる。この4枚のサブ画像をまとめて1つの擬似4チャンネル画像と考える。この4枚のサブ画像に分解する方法は、擬似4チャンネル画像上で同じ位置とみなす4画素の取り方をずらすことで4種類の擬似4チャンネル画像が考えられる。具体的にはGRBGチャンネル画像、RGGBチャンネル画像、BGGRチャンネル画像、そしてGBRGチャンネル画像である。1つのRAW画像から4種類の擬似4チャンネル画像を作り、それぞれの擬似4チャンネル画像に対して、後述の図2で示される主成分分析

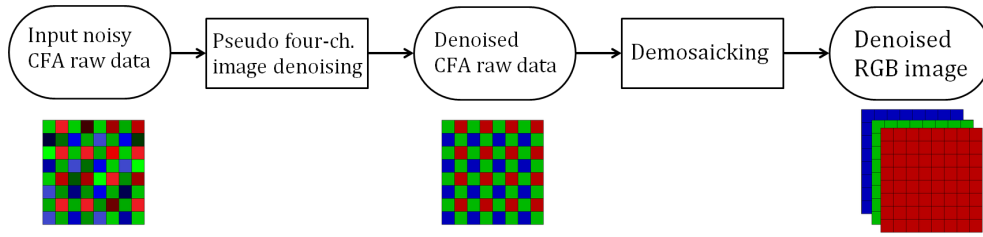


図1 提案手法の概要.

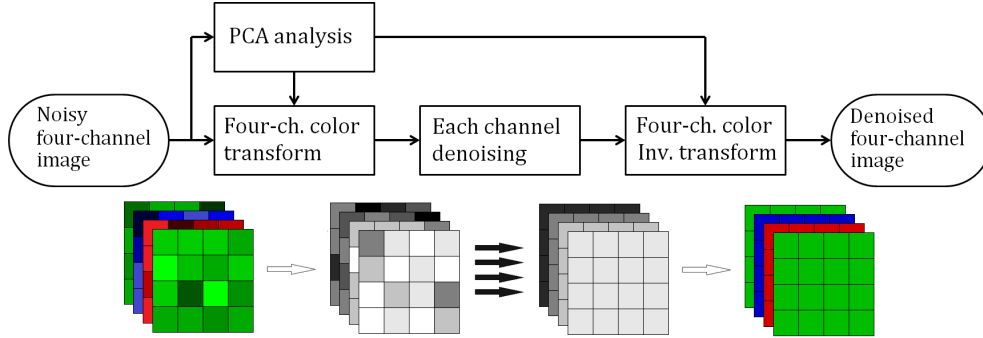


図2 主成分分析を用いた4チャンネルデノイジング.

を用いた4チャンネルデノイジングアルゴリズムでデノイジングを行う. 4種類のデノイジングされた擬似4チャンネル画像から得られる4種類のデノイジングされたRAW画像を平均することで最終的なデノイジングされたRAW画像を得る. この4種類の画像を平均するという操作は擬似4チャンネル画像のチャンネル間の位置ずれが原因でフルカラー画像に現れるブロック状のアーチファクトを大幅に抑える事ができる. 最後に, 平均されたRAW画像を既存のデモザイキングアルゴリズムを用いてフルカラー画像を得る.

### 3.2 主成分分析を用いた4チャンネル画像のデノイジング

擬似4チャンネル画像の画素値は  $G_1, R, B, G_2$  の4つの要素からなるが, これは先述の理由で厳密には色を表しているわけではない. しかしここではRGB画像と同様にこの4チャンネルを色と表現する. 色データを主成分空間に変換することでデノイジングの効果が高まることが経験的に知られている. 具体的にはカラー画像のデノイジングを考えたとき, それぞれのチャンネルをそのままグレー画像としてデノイジングするのではなく, 主成分分析によって色変換をしてから同様の処理を行ったほうが画像のエッジやテクスチャを残しつつ, よりノイズを抑えることができる. その理由付けとしては主成分分析による変換を行うことによって信号のエネルギーは第1主成分に集中するが, ノイズのエネルギーはどの成分にも均等に割り振られるためである. 提案手法ではこの考えを擬似4チャンネル画像に適用する.

ParkらはデータセットからあらかじめRGB用の色変換を設計し, 発見的な手法により, RGBの色変換から4チャンネルの色変換から4チャンネルの色変換を求めている [12]. 提案手法では入力されたノイズを含むRAW画像から適応的に色変換を決定する. 論文 [7]と同様にノイズを含むデータを主成分分析により解析する. まず, 擬似4チャンネル画像の分散共分散行列は次のように計算される.

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 + \mathbf{n}_1 & \mathbf{x}_2 + \mathbf{n}_2 & \cdots & \mathbf{x}_m + \mathbf{n}_m \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$\tilde{\Sigma} = \frac{1}{m-1} (\tilde{X} - \boldsymbol{\mu} \mathbf{1}_m^T) (\tilde{X} - \boldsymbol{\mu} \mathbf{1}_m^T)^T, \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i. \quad (7)$$

ここで,  $\mathbf{x}_i$  は  $i$  番目の画素の4チャンネルデータを,  $\mathbf{n}_i$  は  $i$  番目の画素のノイズを,  $m$  は擬似4チャンネル画像の画素数を,  $\mathbf{1}_m$  はすべての要素が1で次元  $m$  の列ベクトルを,  $T$  は行列の転置操作を, それぞれ表す. 信号とノイズは無相関であると仮定するならば, 信号成分の分散共分散行列は次のように推定することができる.

$$\Sigma = \tilde{\Sigma} - \text{diag} \left( \begin{bmatrix} \sigma_{Y_1}^2 & \sigma_{Y_2}^2 & \sigma_{Y_3}^2 & \sigma_{Y_4}^2 \end{bmatrix}^T \right). \quad (8)$$

$\text{diag}(\mathbf{z}_i)$  は  $\mathbf{z}_i$  の各要素からなる対角行列を表し,  $\sigma_k^2$  は擬似4チャンネル画像の  $k$  チャンネル目のノイズの分散を表す. 次に, 色変換について, 例えば GRBG チャ

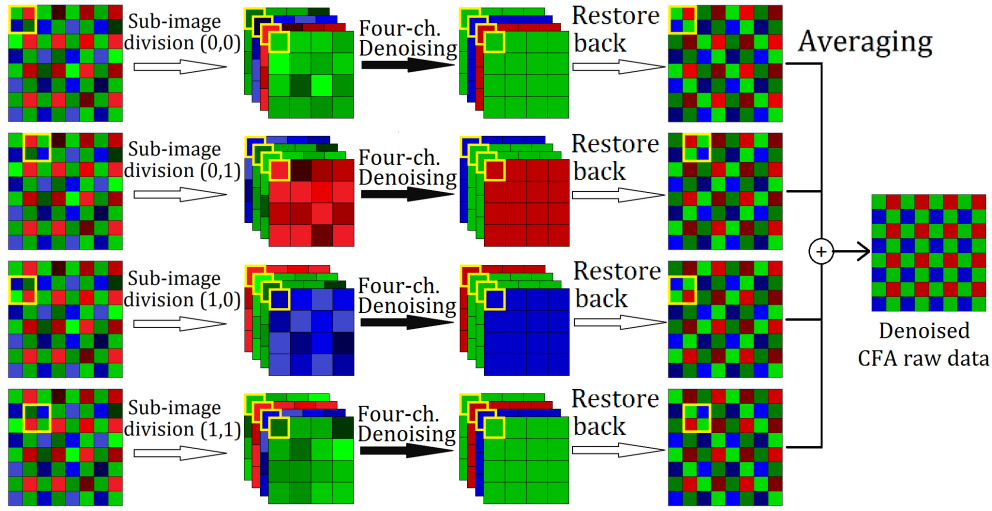


図3 提案手法でのブロック状のアーチファクトの抑制の流れ.

ンネルなら以下のように表され,

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \end{bmatrix} = \mathbf{P} \begin{bmatrix} G_1 \\ R \\ B \\ G_2 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} \\ P_{41} & P_{42} & P_{43} & P_{44} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

色変換行列  $\mathbf{P}$  は信号の分散共分散行列  $\Sigma$  の固有ベクトル  $\mathbf{v}_k$  を用いて以下のように表される.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 & \mathbf{v}_2 & \mathbf{v}_3 & \mathbf{v}_4 \end{bmatrix}^T. \quad (11)$$

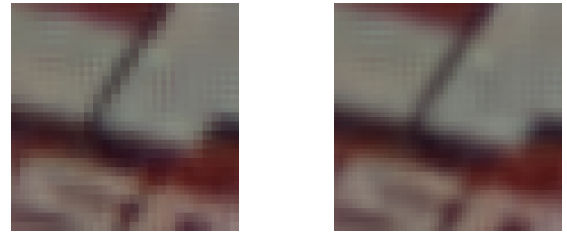
この色変換行列  $\mathbf{P}$  を用いて以下のように4チャンネルデータを主成分空間に変換する. このとき, 変換後の  $k$  番目のチャンネルのノイズの分散は以下のように計算できる.

$$\sigma_{Y_k}^2 = P_{1k}^2 \sigma_G^2 + P_{2k}^2 \sigma_R^2 + P_{3k}^2 \sigma_B^2 + P_{4k}^2 \sigma_G^2. \quad (12)$$

色変換された擬似4チャンネル画像のそれぞれのチャンネルについて, この推定された主成分空間でのノイズの分散を用いて既存のグレー画像用のデノイジングアルゴリズムでデノイジングを行う.

### 3.3 ブロック状のアーチファクトの抑制

擬似4チャンネル画像の画素値は4つの要素からなるが, これらはRAW画像では4ピクセルのブロックに対応している. したがって, RAW画像上では位置が互いにずれている4画素を同じ位置のものとして処理を行っているため, デモザイキング後のフルカラー画像にブロック状のアーチファクトが現れる. ブロック状のアーチファクトのパターンは擬似4チャンネル画像の1



(a) ブロック状のアーチファクトの抑制なし (34.49dB). (b) ブロック状のアーチファクトの抑制あり (35.28dB).

図4 ブロック状のアーチファクトの抑制の効果 ( $\sigma = 20$ ).

つの画素と対応するRAW画像の4画素のパターンと一致する. このブロック状のアーチファクトを抑えるために, 図3のように同じ位置とみなす4画素のパターンの始点をずらしてみてもGRBG, RGGB, BGGR, そしてGBRGの全4パターンを擬似4チャンネル画像を作り出し, それぞれについて先述の方法でデノイジングを行い, 得られた4種類のデノイジングされたRAW画像について平均操作を行う. それぞれの擬似4チャンネル画像の4ピクセルのブロックがRAW画像上でそれぞれ互いに重なり合っているため平均操作を行うことでブロック状のアーチファクトを抑えることができる. 図4はブロック状のアーチファクトの抑制の効果を示したものである.

## 4 実験結果

提案手法を評価するために, 2種類の実験を行った. まずはRAW画像のデノイジングのみを行い, デモザイキングを行わずに, デノイジングされたRAW画像と真値のRAW画像とのピーク信号対ノイズ比 (PSNR)

表 1 各手法における 24 枚のデノイズングされた RAW 画像の PSNR[dB] の平均. (太字は各ノイズレベルでの最良の値を表す.)

$\sigma$	[14] to CFA	[7]	[12]	proposed
5	<b>40.11</b>	39.54	39.49	40.06
10	37.33	36.39	36.94	<b>37.58</b>
15	35.50	34.32	35.54	<b>36.16</b>
20	34.04	32.74	34.51	<b>35.12</b>
30	31.76	30.36	32.90	<b>33.45</b>
40	29.96	28.57	31.49	<b>31.97</b>

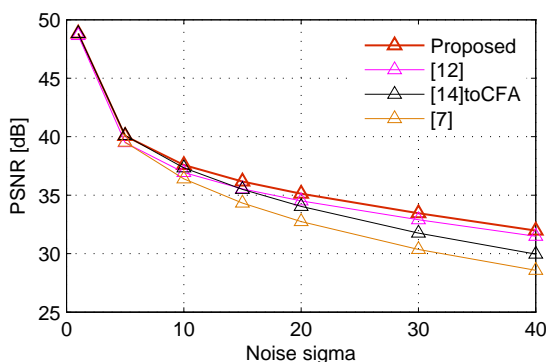


図 5 さまざまなノイズレベルでの PSNR の比較.

を既存の RAW 画像のデノイズングを行う手法と比べることで, RAW 画像のデノイズング自体の性能の評価を行う.

もうひとつの実験としてノイズを含む RAW 画像から生成されたフルカラー画像における比較である. 定量的な比較についてそれぞれの手法から得られるフルカラー画像と真値の画像との CPSNR を計算する. 比較には, Kodak high resolution image dataset の 24 枚の  $2048 \times 3072$  画素のフルカラー画像を用いる. データセットのフルカラー画像を真値のフルカラー画像として, これから色を間引くことによって真値の RAW 画像を作り, この RAW 画像の各画素毎に平均 0 で一定の分散の正規分布にしたがうノイズを加えることによって, ノイズを含んだ RAW 画像を再現して実験を行う. 提案手法ではグレー画像用のデノイズングアルゴリズムとしては [14] をデモザイキングアルゴリズムとしては残差補間法 [5] を用いた.

#### 4.1 RAW 画像のデノイズングの比較

RAW 画像のデノイズングの性能の評価として, 提案手法, BM3D [14] を直接 RAW 画像に用いる方法, PCASAD [7], そして Park らの手法 [12], との比較を行った. BM3D [14] を直接 RAW 画像に用いる方法と

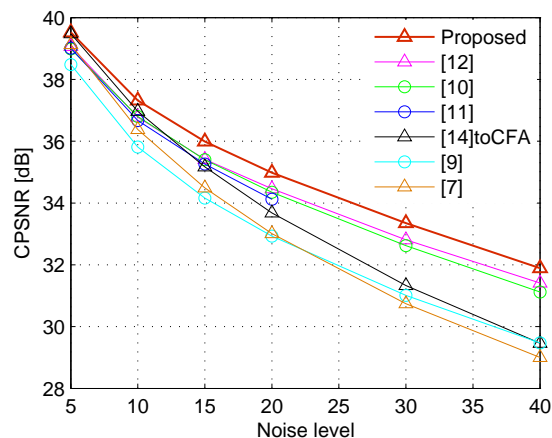


図 6 さまざまなノイズレベルでの CPSNR の比較.

は, RAW 画像をグレー画像とみなしてグレー画像用のデノイズングアルゴリズムである BM3D を用いてデノイズングを行うことである. 提案手法と Park らの手法についてはグレー画像用のデノイズングアルゴリズムを用いるが, これについても BM3D を用いる.

表 1 と図 5 は Kodak dataset 24 枚の処理結果の PSNR の平均を表しているが, 提案手法はほとんどすべてのノイズレベルについて, 他手法よりも高い PSNR を示していることがわかる.

#### 4.2 フルカラー画像での比較

次にノイズを含む RAW 画像からフルカラー画像までの処理の評価を行う. 先ほどの CFA デノイズングアルゴリズムとデモザイキングアルゴリズム [5] の組み合わせに加え, 既存の「同時にデノイズングとデモザイキング」を行う方法として LPAICI [9], JDDTV [10], LSLCD [11] といった手法, さらに, デモザイキングをしてからデノイズングをする方法と, ノイズを含む RAW 画像についてデモザイキングのみを行う方法とも比較を行う.

表 2 と図 6 は 24 枚の CPSNR の平均である. 提案手法はどのノイズレベルでも他の手法よりも高い CPSNR が得られたことがわかる. 高性能なデノイズングアルゴリズムである BM3D [14] をうまく RAW 画像に用いたことで高い CPSNR が得られたと考えられる. また, 適応的な色変換を用い, さらにブロック状のアーチファクトの抑制により Park らの手法 [12] と比較して, 0.5dB ほど改善された.

図 7 は処理結果の画像の一部を切り出してきたものである. 各画像の右上の白い領域を見てもらうとわかるように提案手法は他手法に比べてノイズ由来の偽色が抑えられている. Park らの手法も偽色がかなり抑えられていることから, BM3D を利用したことが偽色を

表 2 各手法によって得られた 24 枚のフルカラー画像の CPSNR[dB] の平均. (太字は各ノイズレベルでの最良の値を表す.)

Type	Dm		Joint Dn and Dm			Dn $\rightarrow$ Dm [5]			
	[5]	[5] + [14]	[9]	[10]	[11]	[14]toCFA	[7]	[12]	proposed
$\sigma$	[5]	[5] + [14]	[9]	[10]	[11]	[14]toCFA	[7]	[12]	proposed
5	34.84	38.76	38.48	38.99	39.01	39.48	39.13	39.07	<b>39.52</b>
10	29.35	35.38	35.81	36.80	36.67	36.97	36.38	36.78	<b>37.32</b>
15	26.01	32.92	34.16	35.40	35.26	35.17	34.49	35.41	<b>35.99</b>
20	23.63	30.99	32.93	34.35	34.12	33.68	33.01	34.46	<b>34.98</b>
30	20.32	28.10	31.01	32.62	N/A <sup>†</sup>	31.33	30.74	32.81	<b>33.35</b>
40	18.04	26.00	29.47	31.12	N/A <sup>†</sup>	29.46	29.00	31.41	<b>31.89</b>

<sup>†</sup> [11] はノイズレベルとして  $\sigma = 20$  までしか対応していない.

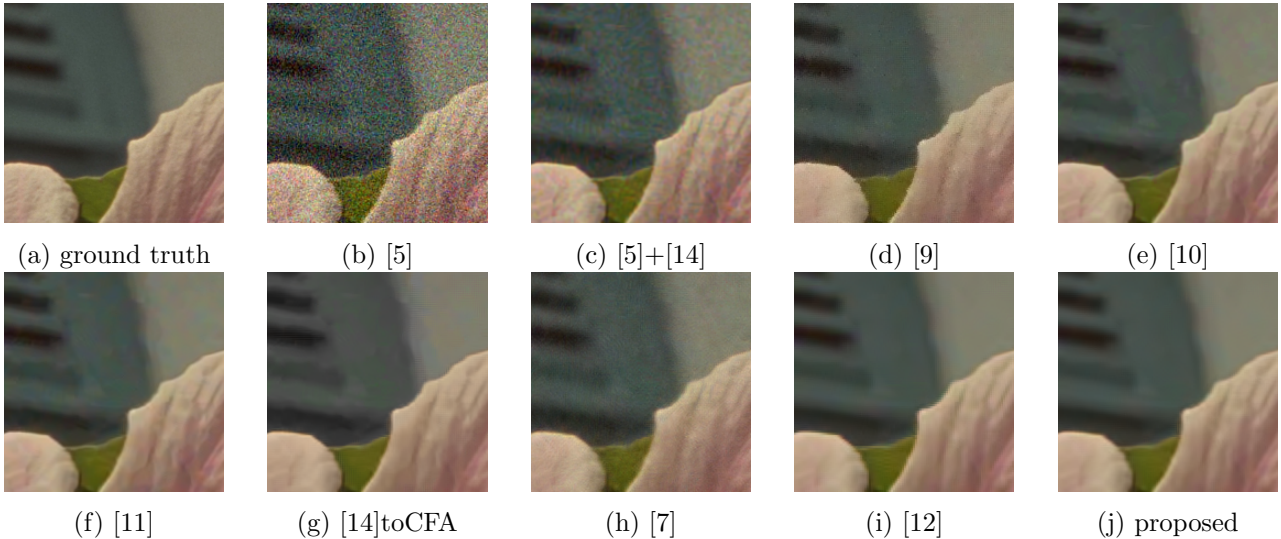


図 7 Kodak high resolution image dataset を用いた, 見た目による他手法との比較 ( $\sigma = 20$ ).

抑えることができた大きな要因となっている事がわかる. また, Park らの手法 [12] と比較をすると, エッジ付近の偽色やジッパーノイズが抑えられている. これは提案手法のブロック状のアーチファクトの抑制がうまく機能していると考えられる.

## 5 まとめ

提案手法は単純ではあるが非常に効果的な RAW 画像のデノイジングアルゴリズムである. 入力画像に対して主成分分析を用いて適応的に色変換を決定すること, RAW 画像を単純に 4 分割する方法に特有のブロック状のアーチファクトを抑える枠組みは提案手法の性能を非常に高めている. 実験結果からもわかるように提案手法は RAW 画像のノイズを抑える事によって, ノイズのない鮮明なフルカラー画像を作り出すことができた.

## 参考文献

[1] B. Bayer, “Color imaging array,” U.S. Patent 3971065, 1976.

[2] L. Zhang and X. Wu, “Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation,” *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 14, no. 12, pp. 2167–2178, 2005.

[3] X. Li, B. Gunturk, and L. Zhang, “Image Demosaicking: A Systematic Survey,” *Proc. SPIE Electronic Imaging*, vol. 6822, pp. 68221, 2008.

[4] L. Zhang, X. Wu, A. Buades, and X. Li, “Color demosaicking by local directional interpolation and nonlocal adaptive thresholding,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 20, no. 2, pp. 023016–023016, 2011.

[5] D. Kiku, Y. Monno, M. Tanaka, and M. Okutomi, “Residual Interpolation for Color Image Demosaicking,” *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP)*, pp. 2304–2308, 2013.

[6] A. Danielyan, M. Vehvilainen, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian “Cross-color BM3D filtering of noisy raw data,” in *Proc. International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing LNLA*, pp.

125–129, 2009.

- [7] L. Zhang, R. Lukac, X. Wu, and D. Zhang, “PCA-based spatially adaptive denoising of CFA images for single-sensor digital cameras,” *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 18, no. 4, pp. 797–812, 2009.
- [8] K. Hirakawa, and T.W. Parks, “Joint demosaicing and denoising Image Processing,” *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 15, no. 8, pp. 2146–2157, 2006.
- [9] D. Paliy, V. Katkovnik, R. Bilcu, S. Alenius, and K. Egiazarian, “Spatially Adaptive Color Filter Array Interpolation for Noiseless and Noisy Data,” *Int. J. Imaging Sys. Tech., Sp. Iss. Appl. Color Image Process.*, vol. 17, no. 3, pp. 105–122, 2007.
- [10] L. Condat, and S. Mosaddegh, “Joint demosaicking and denoising by total variation minimization,” *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP)*, pp. 2781–2784, 2012.
- [11] E. Dubois, and G. Jeon, “Demosaicking of Noisy Bayer-Sampled Color Images With Least-Squares Luma-Chroma Demultiplexing and Noise Level Estimation,” *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 22, no. 1, pp. 146–156, 2013.
- [12] S. H. Park, H. S. Kim, S. Lancel, M. Parmar, and B. A. Wandell, “A case for denoising before demosaicking color filter array data *Asilomar Conf. on Signals, Systems, and Computers*, pp. 860–864, 2009.
- [13] J. Mairal, F. Bach, J. Ponce, G. Sapiro, and A. Zisserman, “Non-local sparse models for image restoration.” *IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV)*, pp.2272–2279, 2009.
- [14] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image denoising with block-matching and 3D filtering,” *Proc. SPIE Electronic Imaging*, no. 6064A–30, 2006.