

ランダムカラーフィルタを利用した単板式カラー撮像システム

佐藤 智¹ 宮田高道² 中静 真² 吾妻健夫^{1,3}

概要: 単板式で3板式に迫る解像度のカラー撮影を可能とするために、ランダムカラーフィルタと圧縮センシングの概念を利用した単板式カラー撮像システムを試作し、その有効性を確認した。従来の単板式システムは、画素ごとに、赤/緑/青のいずれかの情報しか取得することができなかつたため、カラー画像の解像度が低下するという問題があった。提案システムでは、ランダムカラーフィルタを利用することで、すべての画素で赤/緑/青の混合した情報を取得し、圧縮センシングで広く利用されているスパースモデリング技術を利用してカラー画像に復元するため、解像度の低下を抑制できる。さらに、リレーンズと画素ごとのキャリブレーションを利用することで、画素ごとにランダムなカラーフィルタを配置したランダムカラーフィルタ撮像システムを試作し、従来の Bayer 配列のカラーフィルタを利用したデモザイキング法と比較して、SSIM を 0.046 向上させる高精度なカラー画像を取得できることを確認した。

キーワード: ランダムカラーフィルタ, 圧縮センシング, スパースモデリング, 単板カラー撮像

Single Plate Color Image Capturing System Using Random Color Filter Array

SATOSHI SATO¹ TAKAMICHI MIYATA²
MAKOTO NAKASHIZUKA² TAKEO AZUMA^{1,3}

Abstract: We propose the single plate color image capturing system using random color filter. Because the conventional color filter array, Bayer pattern, captures only one color information per pixel and discards the information of the other colors, the demosaicing image has some blur. We use random color filter, which can retain more color information than Bayer pattern, and image reconstruction with sparse modeling. Our proposed system achieves 0.046 higher SSIM than conventional system.

Keywords: Random color filter, Compressive sensing, Sparse modeling, Single plate color imaging

1. はじめに

デジタルカメラでは、Bayer 配列カラーフィルタを利用した単板式カラー撮像システムが広く利用されている。カラーフィルタを通して撮像したモノクロ Raw 画像から、全画素の Red(R)/Green(G)/Blue(B)画像を取得するための処理は、デモザイキングと呼ばれ、様々な手法が提案されている。Hamilton らは、欠落画素位置におけるエッジ方向を推定し、空間的な勾配量の小さい方向に沿って色成分間の相関を仮定して補間を行うことによって、隣接画素と連続性の強い適切な色彩値を得ることができる Adaptive Color Plane Interpolation (ACPI) を提案した[1]。Kiku らは ACPI など で計算した G 画像を Guide 画像として利用し、復元画像と Raw 画像との残差のラプラシアンエネルギーを最小化する、Minimized-Laplacian Residual Interpolation (MLRI) を提案した[2]。しかし、Bayer 配列では、G 画素は全画素数の 1/2, R および B 画素は 1/4 しかサンプリングされないため、解像度が低下するという課題があった。

デモザイキング処理のように、一部のデータのみをサンプリングし、全体を復元する手法として、圧縮センシング技術が近年、注目されている。圧縮センシングを実現するためには、ランダム射影サンプリングが有効である。そのため、DMD[3]やフーリエ光学系[4]、特殊な回路を内蔵したイメージセンサ[5]など、さまざまな手法によりランダム射影を実現した圧縮センシング撮像システムが提案されている。しかし、いずれの手法も、特殊なシステムが必要であるという課題があった。

これらの課題に対し、われわれは、圧縮センシングの概念を利用した新しい単板式カラー撮像システムを提案した[6]。カラーフィルタとして Cyan/Yellow/Magenta の補色フィルタを画素ごとにランダムに重ねて配置することで、疑似的に R/G/B のランダム射影サンプリングを実現した。ランダムフィルタは、より多くの R/G/B 情報を取得できるため、単色エッジや高周波成分を含む画像に対してもアーチファクトを生じさせずに、カラー画像を取得することができる。さらに、補色フィルタは原色フィルタと比べて光量が増加する一方、通常圧縮センシング画像復元では Raw 画像の飽和画素に対応できないことの対策として、saturation consistency 拘束[7]を導入した。

本研究では、この圧縮センシングの概念を利用した撮像

1 パナソニック株式会社
Panasonic Corporation
2 千葉工業大学
Chiba Institute of Technology
3 現 OminiVision Technologies, Inc.
Currently OminiVision Technologies, Inc.

システムの有効性を確認するために、リレー光学系とランダムカラーフィルタを利用した単板式カラー撮像システムを試作し、そのデモザイキング性能を評価する。

本稿の寄与は、以下の3点である。1. リレーレンズとランダムカラーフィルタの位置関係を画素ごとにキャリブレーションすることで、画素ごとにランダムなカラーフィルタを配置したランダムカラーフィルタ撮像システムを実現した。2. 試作した単板式カラー撮像システムに対し、デモザイキング処理に圧縮センシングの概念を利用することで、解像度を犠牲にすることなく、カラー画像を取得した。3. 従来の Bayer 配列カラーフィルタと ACPI デモザイキング処理を利用したカラー撮像システムと比較し、提案システムはカラー復元画質を SSIM で 0.046 改善することを確認した。

2. 提案システム

図1は、われわれの提案する単板カラー撮像システムの模式図である。提案システムでは、画素ごとに R/G/B 値のランダム射影サンプリングを実現するために、画素ごとにランダムに配置したカラーフィルタを通して Raw 画像を撮像する。さらに、圧縮センシングの画像復元技術を利用することで、Raw 画像からカラー画像を取得する。

本章では、まず、圧縮センシングとその復元方法の定式化を行なう。その後、ランダム射影サンプリングの実現方法としてのランダムカラーフィルタとリレーレンズを利用した試作システム、そのキャリブレーション方法、saturation consistency について説明し、最後に解法について述べる。

2.1 Collaborative sparsity を利用した色復元

画素数 N の正解カラー画像である復元画像をベクトル \mathbf{X} (サイズは $3N$) とする。撮像システムで撮像した観測画像を観測ベクトル \mathbf{Y} (サイズは $M, M < 3N$) とすると、以下の関係が成り立つ。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}, \quad (1)$$

ここで、行列 \mathbf{A} はサンプリング行列を示している。例えば、単板カラー撮像システムで広く利用されている Bayer 配列カラーフィルタにおけるサンプリング行列 \mathbf{A} は、各行において1の要素が1個、それ以外は0のスパース行列となる。

デモザイキングとして知られている色復元処理は、サンプリング行列 \mathbf{A} と観測ベクトル \mathbf{Y} が既知の条件で、ベクトル \mathbf{X} を求める処理である。しかし、行列 \mathbf{A} のランクが $3N$ 未満であるため、式(1)におけるベクトル \mathbf{X} は一意に決定することができない。この問題に対して、圧縮センシングでは自然画像は高いスパース性を有するという事前知識を利用することで最適な復元画像 \mathbf{X} を得る。この事前知識として、Zhang らは collaborative sparsity を利用し、式(1)を以下の拘束付き最適化問題として解いた[8]。

$$\min_{\mathbf{X}} \{TV(\mathbf{X}) + \beta \|\Theta_{\mathbf{X}}\|_1\} \quad \text{subject to } \mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}, \quad (2)$$

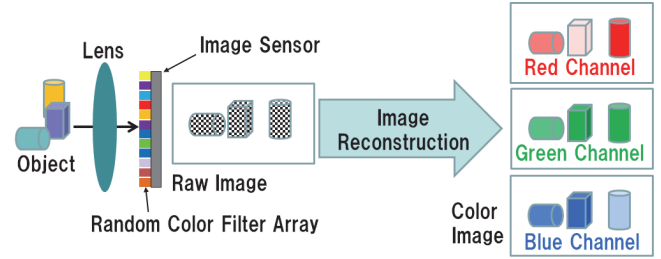


図1 提案する単板カラー撮像システム。

Figure 1 The proposed single plate color image capturing system.

ここで、 $\|\cdot\|_1$ は l_1 ノルムを、 β は重みパラメータを示している。また、 $TV(\cdot)$ 、 Θ はそれぞれ、後述する total variation, collaborative sparsity を示している。

さらに、式(2)の拘束付き最適化問題をより容易に解くために、式(3)の拘束なしの最適化問題を考える。

$$\min_{\mathbf{X}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 + \tau_{TV} TV(\mathbf{X}) + \alpha \|\Theta_{\mathbf{X}}\|_1 \right\}, \quad (3)$$

ここで、 τ_{TV} および α は重みパラメータである。

式(3)の目的関数は、data-fidelity 項、total variation 項、non-local sparsity 項の3つの拘束項から成り立っている。

第1項である data-fidelity 項は、サンプリングに対する再構成画像 \mathbf{X} の正しさを評価するものであり、式(1)の左辺と右辺の差分を計算する。

第2項である total variation 項は、再構成画像 \mathbf{X} の空間的な局所的2次元スパース性を基にした滑らかさ拘束である[9, 10]。

第3項である non-local sparsity 項は、自己類似性に関連した拘束項であり、カラーチャネル間における3次元変換した空間での非局所的な3次元スパース性拘束である。この拘束項を導入することで画像のシャープさやエッジを保持した復元画像を得ることができる。

Non-local sparsity 項は以下のように計算される。

1. カラー画像 \mathbf{X} の各チャネル画像 (サイズ N) を、 N_b の重ね合わせを有したサイズ $N_1 \times N_1$ のブロックに分割し、各ブロックを x_k ($k=1, 2, \dots, N_b$) とする。
2. ブロック に対して $N_s \times N_s$ の範囲において輝度パターンが似た N_2 個のブロックを探索し、これを $\mathbf{S}_{x_k} = \{S_{x_k \otimes 1}, S_{x_k \otimes 2}, \dots, S_{x_k \otimes N_2}\}$ とする。
3. すべての \mathbf{S}_{x_k} において、 \mathbf{S}_{x_k} に属するブロックを3次元配列にスタックすることで、グループ \mathbf{Z}_{x_k} を作成する。
4. ドメイン $\Psi_{N \times 3D}$ における3次元変換演算子を \mathbf{T}^{3D} と定義する。 \mathbf{Z}_{x_k} の変換係数 $\mathbf{T}^{3D}(\mathbf{Z}_{x_k})$ を lexicographic に並べ変えることで、サイズ $K = N_1 \cdot N_1 \cdot N_b \cdot N_2$ の列ベクトル $\Theta_{\mathbf{X}}$ を計算する。

2.2 ランダムカラーフィルタとリレーレンズを利用した試作システムとそのキャリブレーション

圧縮センシングにおける最適なサンプリング方法として、

ランダム射影が知られている。しかし、画像処理におけるランダム射影は複数の画素値を加算する必要があり、実現が困難だった。われわれは、リレーレンズとランダムカラーフィルタの位置関係を画素ごとにキャリブレーションすることで、画素ごとにランダムなカラーフィルタを配置したランダムカラーフィルタ撮像システムを実現した。

通常、単板式カラー撮像システムでは、画素ごとに異なる波長特性を有するカラーフィルタをイメージセンサに接着している。しかし、この接着を実現するためには、カラーフィルタの画素サイズをイメージセンサの画素サイズに合わせて作成し、さらにカラーフィルタの画素とイメージセンサの画素位置を調整して接着する必要があるため、通常と異なる色フィルタの試作には莫大なコストがかかっていた。

われわれは、イメージセンサとカラーフィルタの接着の問題を解決するため、リレーレンズを利用する。図2に、提案システムにおけるリレーレンズと対物レンズの関係を示す。対物レンズのバックフォーカス位置にランダムカラーフィルタを配置し、さらにリレーレンズをつなぐことで、被写体をランダムカラーフィルタとイメージセンサの両方に合焦させる。このような配置にすることで、ランダムカラーフィルタとイメージセンサを接着したものと同等の撮像システムを実現した。

また、ランダムカラーフィルタは、ビットマップ画像をスライドプロジェクタ用カラーフィルムに印刷することで、画素レベルの分解能を実現した。ビットマップ画像は、画素ごとの R/G/B 値を [0,255] の一様乱数で与えることで作成した。

しかし、事前に設計したサンプリング行列 \mathbf{A} に合わせるためには、イメージセンサとカラーフィルタの位置を正確に調整する必要があり、非常に困難である。そこで、イメージセンサとカラーフィルタのキャリブレーションをシステム試作後に実施することで、サンプリング行列 \mathbf{A} を取得した。

イメージセンサとカラーフィルタのキャリブレーションのために、被写体として液晶モニタを利用する。モニタに 1 画素ずつ、R, G, B を順に表示させ、試作システムは表示と同期して撮像する。キャリブレーションにおいて、モニタに表示される N 画素が正解であるカラー再構成画像 \mathbf{X} の R/G/B の 3 チャンネル画素であるとする。つまり、再構成画像の画素配列は、イメージセンサの画素配置ではなく、モニタ側の画素配置を基準とする。このようにすることで、モニタの 1 画素を点灯させた場合に撮像される観測ベクトル \mathbf{Y} は、サンプリング行列 \mathbf{A} における点灯された画素位置に対応する列ベクトルと等しくなる。つまり、モニタの各画素を順次点灯させながら撮像した観測画像 \mathbf{Y} を列ベクトルとし、行方向に並べることで、サンプリング行列 \mathbf{A} を取得することができる。

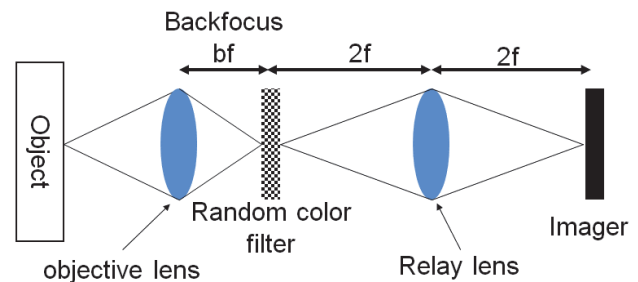


図2 リレーレンズと対物レンズの構成。
Figure 2 Relay lens and objective lens.

図3に示すように、1要素のみが1、それ以外は0というベクトル \mathbf{X} を式(1)に代入して求めたベクトル \mathbf{Y} は、ベクトル \mathbf{X} における要素1の位置に対応するサンプリング行列 \mathbf{A} の列ベクトルに等しくなることから、このキャリブレーションの妥当性を確認できる。

このようなキャリブレーションを実施することで、フィルタの画素とイメージセンサの画素位置を調整することなく、システムのサンプリング行列を正確に取得できる。これにより、フィルタとイメージセンサの画素位置を正確に調整するという問題を解決した。

2.3 Saturation consistency

式(3)によるカラー画像復元では、Raw 画像の画素が飽和した場合、data-fidelity 項が成り立たなくなり、画質が劣化してしまう。そこで、saturation consistency 拘束[7]を導入し、復元画質を改善する。

Saturation consistency 拘束では、画素 i が飽和している場合、式(3)を以下のように変更する。

$$\min_{\mathbf{X}} \{ \sum_i f_{DF}(\mathbf{a}_i^T \mathbf{X}, y_i) + \tau_{TV} TV(\mathbf{X}) + \alpha \|\boldsymbol{\theta}_x\|_1 \}, \quad (4)$$

ここで、 \mathbf{a}_i はサンプリング行列 \mathbf{A} の i 行を転置したベクトル、 y_i は観測ベクトル \mathbf{Y} の i 番目の要素である。また、 $f_{DF}(\mathbf{a}_i^T \mathbf{X}, y_i)$ は、 y_i が飽和していない ($y_i < Th_s$) 場合、

$$f_{DF}(\mathbf{a}_i^T \mathbf{X}, y_i) = \frac{1}{2} (\mathbf{a}_i^T \mathbf{X} - y_i)^2, \quad (5)$$

y_i が飽和している ($y_i \geq Th_s$) 場合、

$$f_{DF}(\mathbf{a}_i^T \mathbf{X}, y_i) = \begin{cases} \infty & \text{if } \mathbf{a}_i^T \mathbf{X} < Th_s \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

となる関数である。ここで Th_s は飽和画素値を示している。

Saturation consistency 拘束を導入することで、Raw 画像の一部の画素が飽和した場合でも、復元画質を維持することができる。

2.4 色復元方法

目的関数(4)は凸関数であるが、容易に解くことができない。この最適化問題を効率的に解くために、alternating direction method of multipliers (ADMM) 法[11]を利用する。ADMM を利用した色復元アルゴリズムの詳細を表1に示す。ここで、 μ は重み係数、 τ_c は加速度パラメータ、 $ST(x, b)$ は次式の soft thresholding 演算子を示している。

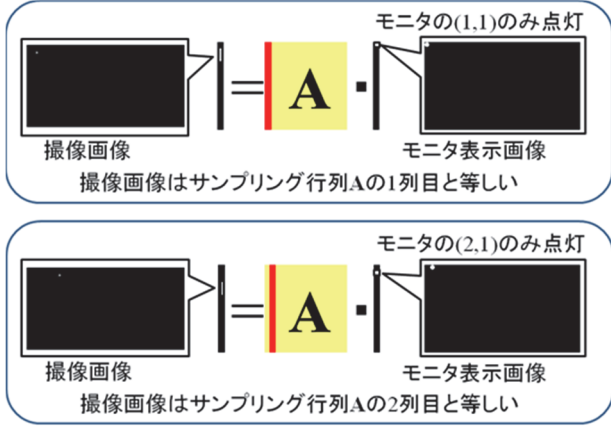


図 3 イメージセンサとカラーフィルタのキャリブレーション.

Figure 3 Calibration of image sensor and color filter.

$$ST(x, b) = \text{sign}(x) \cdot \min(|x - b|, 0). \quad (7)$$

3. 実験結果

本章では、われわれが試作した、ランダムカラーフィルタを利用した単板式カラー撮像システムを説明し、本システムで撮像した色復元画像を示すことで、提案システムの有効性を確認する。

図 4 は試作した単板式カラー撮像システムである。試作したリレーレンズ光学系にモノクロカメラと対物レンズを配置した。試作したリレーレンズ光学系は、CS マウントを有し、CS マウントレンズのバックフォーカス位置にフィルタを装着する。さらにリレーレンズにより、被写体とランダムカラーフィルタの両者をモノクロカメラに合焦させることで、ランダムカラーフィルタとイメージセンサを接着したものと同等の撮像システムを実現した。

本システムの有効性を確認するため、キャリブレーションに利用したモニタにサンプル画像を表示し、復元性能を評価した。画像をモニタに表示することで、復元すべき正解画像が既知となり、復元画像の数値評価を実現できる。

図 5(a) は、モニタに表示したサンプル画像を示している。この画像が復元すべき正解画像である。画像の解像度は 101×113 画素である。図 5(b) は本提案システムで撮像した観測画像 \mathbf{Y} を示している。この観測画像 \mathbf{Y} と事前にキャリブレーションによって取得したサンプリング行列 \mathbf{A} を利用して式(5) の最適化問題を解くことによって求めた復元画像 \mathbf{X} とその Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) および SSIM を図 5(c) に示す。また、評価用に、本システムの Point Spread Function (PSF) を取得し、この PSF を利用して正解画像からシミュレーションで求めた ACPI による色復元画像とその PSNR および SSIM を図 5(d) に示す。提案システムの PSNR は 30.66 dB であり、従来法である ACPI の 31.41 dB とほぼ変わらないが、SSIM は従来法 0.9455 に対し、0.9918 と大幅に向上している。これは、ランダムカラ

表 1. 提案法の色復元アルゴリズム

Table 1 Algorithm for the proposed method.

<p>Formulation:</p> $L(\mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{D}) = g(\mathbf{V}) + \frac{\mu}{2} \ \mathbf{GU} + \mathbf{BV} - \mathbf{D}\ _2^2,$ $\mathbf{D} = (\mathbf{D}_1^T, \mathbf{D}_2^T, \mathbf{D}_3^T).$ <p>Algorithm: $k = 0, \mu > 0, \mathbf{V}^{(0)} = 0, \mathbf{D}^{(0)} = 0, \mathbf{p}^{(0)} = 0,$</p> <p>Initialization:</p> <p>Repeat:</p> $\mathbf{U}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{U}} L(\mathbf{U}, \mathbf{V}^{(k)}, \mathbf{D}^{(k)})$ $= \left\{ \left(\mathbf{V}_1^{(k)} + \mathbf{D}_1^{(k)} \right) + \left(\mathbf{V}_2^{(k)} + \mathbf{D}_2^{(k)} \right) + \left(\mathbf{V}_3^{(k)} + \mathbf{D}_3^{(k)} \right) \right\} / 3.$ <p>飽和していない場合 :</p> $\mathbf{V}_1^{(k+1)} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \mu \mathbf{I})^{-1} \left\{ \mathbf{A}^T \mathbf{Y} + \mu (\mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_1^{(k)}) \right\}.$ <p>飽和している場合 :</p> $\mathbf{V}_1^{(k+1)} = \mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_1^{(k)} + m \cdot \mathbf{a}_i.$ <p>ただし,</p> $m = \begin{cases} 0 & \text{if } \mathbf{a}_i^T (\mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_1^{(k)}) \geq y_i \\ \left(y_i - \mathbf{a}_i^T (\mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_1^{(k)}) \right) / \ \mathbf{a}_i\ _2^2 & \text{else} \end{cases}$ $\mathbf{V}_2^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{V}_2} \ \mathbf{V}_2 - \mathbf{g}^{(k+1)}\ _2^2 / (2\lambda) + TV(\mathbf{V}_2)$ $= \mathbf{g}^{(k+1)} - \lambda \cdot \text{div } \mathbf{p}^{(k+1)}.$ $\mathbf{g}^{(k+1)} = \mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_2^{(k)}, \lambda = \tau_{TV} / \mu.$ $\mathbf{p}_{j,i}^{(k+1)} = \frac{\mathbf{p}_{j,i}^{(k) + \tau_c (\nabla(\text{div } \mathbf{p}^{(k)} - \mathbf{g}^{(k+1)} / \lambda))_{j,i}}}{\max(1, \mathbf{p}_{j,i}^{(k) + \tau_c (\nabla(\text{div } \mathbf{p}^{(k)} - \mathbf{g}^{(k+1)} / \lambda))_{j,i})}$ $\mathbf{V}_3^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{V}_3} \frac{1}{2} \ \mathbf{V}_3 - \mathbf{r}^{(k+1)}\ _2^2 + \frac{\alpha}{\mu} \ \boldsymbol{\Theta}_{\mathbf{V}_3}\ _1$ $= \Omega_{\text{N3D}} \left(ST \left(\boldsymbol{\Theta}_{\mathbf{r}^{(k+1)}}, \frac{K\alpha}{N\mu} \right) \right).$ $\mathbf{r}^{(k+1)} = \mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{D}_3^{(k)}.$ <p>$\boldsymbol{\Theta}_{\mathbf{r}^{(k+1)}}$ is the column vector built from all the $\mathbf{T}^{3D}(\mathbf{Z}_{\mathbf{r}^{(k+1)}})$ arranged in lexicographic order.</p> <p>Ω_{N3D} is the inverse operator of Ψ_{N3D}.</p> $\mathbf{D}^{(k+1)} = \mathbf{D}^{(k)} - \mathbf{GU}^{(k+1)} - \mathbf{BV}^{(k+1)}.$ <p>Update iteration: $k \leftarrow k+1.$</p> <p>Until some stopping criterion is satisfied.</p> <p>$\mathbf{X} = \mathbf{U}$, return (\mathbf{X}).</p>

ーフィルタを利用した効果に加え、復元処理により、暗にデブラリング処理が実現され、解像度を保持したためと推測される。一方、提案手法では、サンプル画像である鳥の目の周りの本来は白い画素が赤っぽくなり、色ずれを起こしていることがわかる。これは R/G/B 間のクロストレー

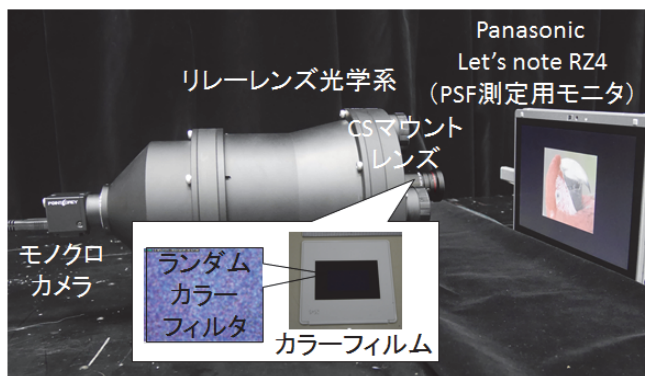


図 4 試作した単板カラー撮像システム.

Figure 4 Prototype system.

クが発生しているためである。比較対象の ACPI はシミュレーションにより Bayer 画像を作成し、このシミュレーション画像を利用してデモザイキングを実施しているため、本来の撮像では発生するクロストークが生じない。そのため、相対的に提案手法の PSNR が低下していると考えられる。

4. 結論

われわれは、リレーレンズと画素ごとのキャリブレーションを利用することで、画素ごとにランダムなカラーフィルタを配置した単板式カラー撮像システムを提案し、試作した。提案したランダムカラーフィルタ撮像システムはランダムカラーフィルタと画像復元処理を利用することで、解像度を犠牲にすることなく、撮像画像からカラー画像を復元する。試作した単板式カラー撮像システムは、従来法と比較して SSIM を 0.046 改善することを確認し、提案システムの有効性を確認した。

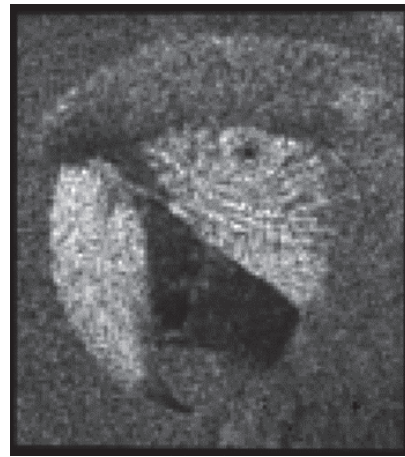
謝辞 本提案システムのリレーレンズ光学系におけるハード化検討・試作にご協力いただいた、株式会社 木下光学研究所の皆様には、心より感謝申し上げます。

参考文献

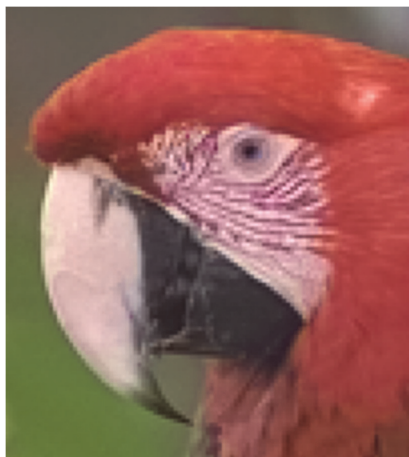
- [1] J. F. Hamilton and J. E. Adams, "Adaptive color plane interpolation in single sensor color electronic camera", U.S. Patent No. 5,629,734, 1997.
- [2] D.Kiku, Y.Monno, M.Tanaka and M.Okutomi, "Minimized-Laplacian residual interpolation for color image demosaicking", IS&T/SPIE Electronic Imaging (EI), 2014.
- [3] M. Wakin, J. Laska, M. Duarte, D. Baron, S. Sarvotham, D. Takhar, K. Kelly, and R. Baraniuk, "An Architecture for Compressive Imaging", ICIP, pp.1273-1276, 2006.
- [4] Romberg, "Compressive sensing by random convolution", SIAM Journal on Imaging Science, 2009.
- [5] Y. Oike and A. El Gamal, "A 256x256 CMOS Image Sensor with $\Delta \Sigma$ -Based Single-Shot Compressed Sensing", ISSCC, 2012.
- [6] S. Sato, N. Wakai, K. Nobori, T. Azuma, T. Miyata, M. Nakashizuka, "Compressive color sensing using random complementary color filter array," IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA), 2017.
- [7] Laska, J. N., Boufounos, P. T., Davenport, M. A., and Baraniuk, R. G. "Democracy in action: Quantization, saturation, and compressive sensing". Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 31, no. 3, pp. 429-443, 2011.
- [8] J. Zhang, D. Zhao, C. Zhao, R. Xiong, S. Ma, and W. Gao, "Compressed Sensing Recovery via Collaborative Sparsity", Proc. of IEEE Data Compression Conference, pp. 287-296, 2012.
- [9] A. Chambolle, "An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications", Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 20, iss. 1-2, pp. 89-97, 2004.
- [10] S. Ono, I. Yamada, "Decorrelated Vectorial Total Variation", CVPR, pp. 4090-4097, 2014.
- [11] D. Gabay and B. Mercier: "A dual algorithm for the solution of nonlinear variational problems via finite-element approximations," Computers & Mathematics with Applications, vol. 2, pp. 17-40, 1976.



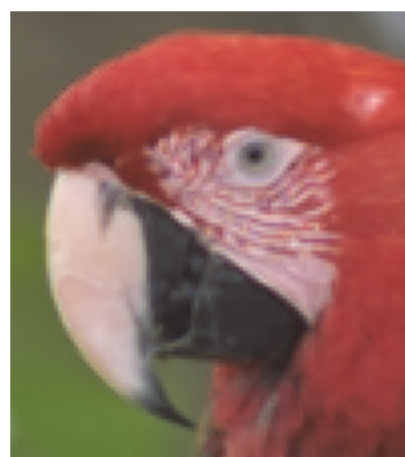
(a) 正解画像 (モニタ表示画像)



(b) 観測画像.



PSNR = 30.66 [dB], SSIM = 0.9918
(c) 提案システムによる色復元画像.



PSNR = 31.41 [dB], SSIM = 0.9455
(d) 従来法 (ACPI) による色復元画像.

図 5 色復元画像の比較.

Figure 5 Color reconstruction images.