

4階テンソル構造を利用したライトフィールドノイズ除去 Light Field Denoising Based on the Fourth-Order Tensor Structure

北原 大地

小川 佳瑚

金銅 美陽

平林 晃

立命館大学 情報理工学部

Daichi KITAHARA

Kako OGAWA

Miharu KONDO

Akira HIRABAYASHI

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

1 はじめに

空間内の各点における各方向の光線の強度分布をライトフィールドという [1]. 通常の静止画カメラは、イメージセンサ前方から来る無数の光線が合成された際の輝度値を記録する. 合成前の各方向から来る光線の輝度値を記録すれば, 図 1 のように被写体を異なる視点から眺めた複数枚の画像 (多視点画像群と呼ぶ) が得られる. 他にも, 深度推定, デジタルリフォーカス, 全焦点画像の作成など [2], ライトフィールドを利用することで様々な視覚効果を実現できる.

ライトフィールドの取得には, カメラを複数用いる方法とカメラを 1 つのみ用いる方法がある. 前者では, 複数のカメラを格子状に並べてカメラアレイを構成することで, 同一被写体を異なる視点から同時に撮像する [3]. この方法は, カメラアレイが大規模となるため, 製造コストや持ち運びの観点であり実用的ではない. 一方, 後者には符号化撮像を用いる方法 [4] とマイクロレンズアレイを用いる方法 [5] の 2 種類がある. 符号化撮像では, 主レンズ (開口面) に光線の透過率を制御するマスクを被せて被写体を撮像し, 得られた複数枚の画像から多視点画像群 = ライトフィールドを復元する. この方法では, 符号化マスクを取り替えながら被写体を視点数以上の回数撮像する必要があるため, 撮像時間全体が長くなり, 被写体も静止物体に限定されるという問題がある.

本論文では, マイクロレンズアレイを用いる撮像方法に注目する. マイクロレンズアレイを利用したライトフィールドカメラには, 例えば米国 Lytro 社の Lytro Light Field Camera があり, 図 2 に示すような光学系が用いられる [5]. 図 2 では, 一般的なカメラにおけるセンサ位置 (主レンズの焦点面) にマイクロレンズアレイが, 更にその後ろにイメージセンサが設置されている. 結果として, イメージセンサの各素子には特定方向から到来する光線の輝度値のみが

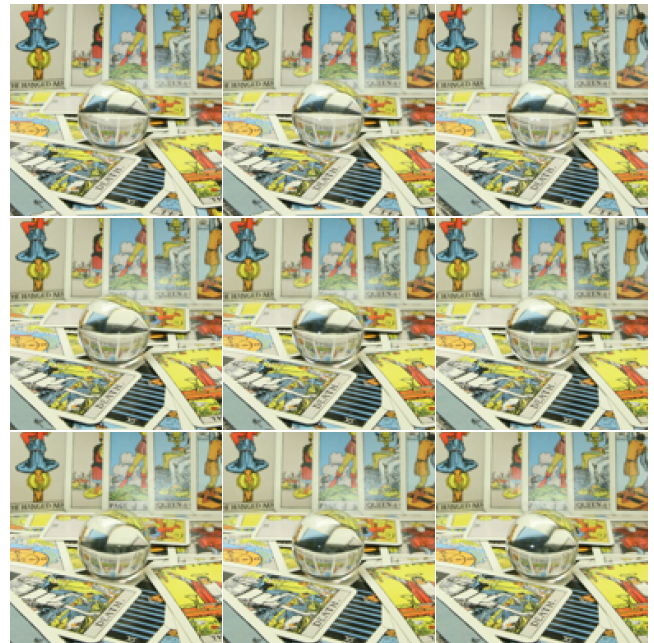


図 1: ライトフィールドの多視点画像群としての表現

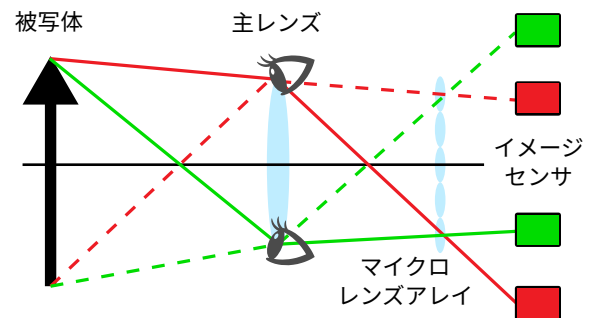


図 2: マイクロレンズアレイを用いた撮像の模式図

記録されるようになる. 各視点の画像は主レンズの同一箇所を通過した光線の輝度値から得られるため, 単一カメラ・単一撮像でのライトフィールドの取得が可能となる. ただし, 視点数を増やすほど 1 視点あたりのイメージセンサ素子数が減る, つまり画像解像度が低下するというトレードオフの関係がある.

深度推定やデジタルリフォーカスなどを高精度に行うためには、前処理として取得したライトフィールドに含まれているノイズを除去する必要がある [5]. Liu らは 3 階テンソルを用いたノイズ除去手法を提案した [6]. この手法では、マルチスペクトル画像用に開発された既存のノイズ除去手法 [7] のアイデアを、ライトフィールド用に修正して用いている. しかし、ライトフィールドが持つ特性を十分に考慮しきれておらず、特にマイクロレンズアレイを用いて撮像を行った際には端の視点でノイズ除去性能が大きく劣化してしまう. 他にも、グレースケールのライトフィールドのみにしか対応していないという欠点もあった.

本論文では、Liu らの手法 [6] を改良して、4 階テンソルを用いたカラーライトフィールドのノイズ除去手法を提案する. 提案法ではライトフィールドの 2 つの特性を新たに考慮する. 第 1 に、マイクロレンズアレイを用いて取得した多視点画像群は視点ごとにノイズレベルが異なる点である. イメージセンサに対する光の入射角の違いにより端の視点ほどノイズレベルが大きくなる. この性質をデータ整合性に関する制約として表現することで、視点ごとに適切にノイズ除去を行う. 第 2 に、類似パッチを集めて構成される 4 階テンソルは垂直、水平、視点 (パッチ番号)、色 (RGB) の 4 つのモードを持つが、視点方向のモード展開で得られる行列のランク (またはその近似値) が、垂直および水平方向のモード展開と比較して小さくなる点である. この性質に基づいて、各方向のモード展開行列の低ランク性を、重みを付けて評価するように変更する. 提案法は非凸最適化問題として定式化されるが、Liu らの手法 [6] と同様に交互方向乗数法 (Alternating Direction Method of Multipliers: ADMM) [8] を形式的に用いてアルゴリズムを導出する. 数値実験により、ノイズレベルが大きい端の視点の画像において提案法が特に有効に機能することを示す.

2 3階テンソルに基づくライトフィールドノイズ除去

2.1 多視点グレースケール画像群のノイズ除去

グレースケールのライトフィールドは、3 階テンソル $\mathcal{Z} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST}$ で表すことができる. ここで、 H と W は縦と横の総画素数、 S と T は上下と左右の総視点数を表す. ライトフィールドノイズ除去は、ノイズ $\mathcal{N} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST}$ を含んだ観測値 $\mathcal{Y} = \mathcal{Z} + \mathcal{N}$ から \mathcal{Z} を復元する問題である. Liu らは、ノイズ \mathcal{N} の性質として、各成分の平均が 0、分散が σ^2 となる白色ガウス性を仮定した上で、3 階テンソル構造を利用したノイズ除去手法を提案した [6]. この手法は、マルチスペクトル画像のノイズ除去手法 [7] をライトフィールドに応用したものであり、画像内の局所的類似性と異なる視点間に渡る類似性を利用している.

Liu らの手法の枠組みを図 3 に示す. まず \mathcal{Y} の各視点の画像をオーバーラップ有りでサイズ $p \times p$ のパッチ $Y_{(h,w)}^{(s,t)} \in \mathbb{R}^{p \times p}$ に分割する. ここで、 (s, t) は視点座標を、 (h, w) はパッチの中心に位置する画素座標を表す. 参照パッチ $Y_{\text{ref}} = Y_{(h_1, w_1)}^{(s_1, t_1)}$ を決定し、第 (s_1, t_1) 視点からだけでなく、全ての視点から $(N-1)$ 枚の類似パッチを検索する. 検索ウィンドウのサイズはパッチより一回り大きく、中心座標は参照パッチと同じ (h_1, w_1) である. これにより、空間的に遠くに位置するパッチが類似パッチとして選ばれることを防ぐ. 参照パッチと全視点から検索した $(N-1)$ 枚の類似パッチを重ねることで、ノイズ除去の対象となる 3 階テンソル $\mathcal{Y}_{\text{sim}} = (Y_n) \in \mathbb{R}^{p \times p \times N}$ を構成する. ここで、 Y_1 は参照パッチ、 Y_2, Y_3, \dots, Y_N は $(N-1)$ 枚の類似パッチである. そして、以下の最適化問題

$$\begin{aligned} & \underset{\mathcal{X}, \mathcal{C}, (U_i)_{i=1}^3}{\text{minimize}} \quad \frac{\lambda}{2} \|\mathcal{X} - \mathcal{Y}_{\text{sim}}\|_{\text{F}}^2 + \|\mathcal{C}\|_0 + \kappa \prod_{i=1}^3 \text{rank}(X_{(i)}) \\ & \text{s.t.} \quad \mathcal{X} = \mathcal{C} \times_1 U_1 \times_2 U_2 \times_3 U_3 \text{ and } \forall i U_i^{\top} U_i = I \quad (1) \end{aligned}$$

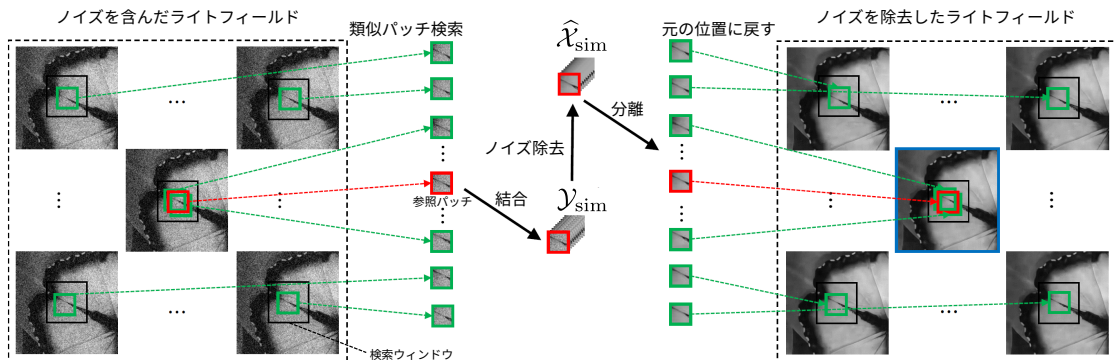


図 3: テンソルベースのライトフィールドノイズ除去の枠組み [6]

の最適解 $\hat{\mathcal{X}}_{\text{sim}} \in \mathbb{R}^{p \times p \times N}$ を \mathcal{Y}_{sim} のノイズ除去結果とする。式(1)の問題において、損失関数の第1項はデータ整合性を評価するフロベニウスノルムである。第2項、第3項および制約は、テンソル構造の単純性を評価する、Intrinsic Tensor Sparsity (ITS) Measure [7] という指標である。具体的には、コアテンソル $\mathcal{C} \in \mathbb{R}^{r_1 \times r_2 \times r_3}$ と直交行列 U_i ($i = 1, 2, 3$) によって \mathcal{X} を Tucker 分解 (\times_i は第 i モード積) した際の、 \mathcal{C} の l_0 ノルムと、 \mathcal{X} の第 i モード展開行列 $X_{(i)}$ のランクの積を評価する。 $\lambda > 0$ と $\kappa > 0$ は各項の重みである。ノイズ除去結果 $\hat{\mathcal{X}}_{\text{sim}}$ の各パッチをライトフィールド内の元の位置に戻し、一連の操作を参照パッチ Y_{ref} を変えて繰り返す。最後に、複数のパッチに渡る結果を画素ごとに平均化することで、ライトフィールド全体のノイズ除去結果 $\hat{\mathcal{Z}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST}$ が出力される。

2.2 多視点カラー画像群のノイズ除去

第2.1節でLiuらはグレースケールのライトフィールドを想定していたが、実際のライトフィールドはRGBチャンネルを持つ4階テンソル $\mathcal{Z} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST \times 3}$ であることが多い。同様に、ノイズ \mathcal{N} や観測値 $\mathcal{Y} = \mathcal{Z} + \mathcal{N}$ も4階テンソルとなる。式(1)をカラーライトフィールドのノイズ除去に適用する場合には、複数の方法が考えられるが、代表的な3つを以下で説明する。

輝度値のみをノイズ除去: RGB成分をYCbCr成分に変換し、輝度値を表すY成分のみに対して、式(1)によるノイズ除去を行う。ノイズを除去したY成分と元のCbCr成分を結合した後にRGB成分に逆変換することで最終的なノイズ除去結果が得られる。人間の視覚はY成分の変化に鋭敏であるため、視覚的には良好な結果が安定して得られる。しかし、主にG成分のノイズを除去することになるため、R成分やB成分に含まれるノイズはあまり除去されず、深度推定などの一部の応用では精度劣化の恐れがある。

YCbCr成分それぞれをノイズ除去: RGB成分をYCbCr成分に変換し、YCbCr成分それぞれに対して、式(1)によるノイズ除去を行い、最後にYCbCr成分をRGB成分に逆変換する。類似パッチの選び方にはYCbCr成分で独立に選択する方法や、C-BM3D [9] のようにY成分で選択した類似パッチの座標をCbCr成分にも用いる方法などが考えられる。しかし、RGB成分からYCbCr成分への変換は直交変換ではないのでノイズの性質を変えてしまう問題や、YCbCr成分ごとで式(1)の最適なパラメータが異なる問題がある。

RGB成分それぞれをノイズ除去: RGB成分それぞれに対して、式(1)によるノイズ除去を行う。類似

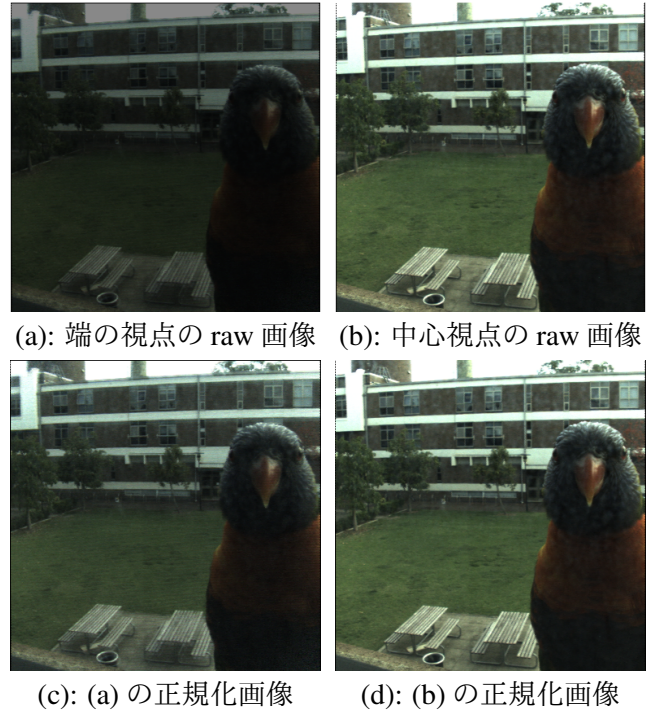


図4: Lytro Light Field Cameraのraw画像と正規化画像

パッチの選び方にはRGB成分で独立に選択する方法や、カラー画像のまま類似パッチを選択する方法などが考えられる。しかし、RGB成分同士の高い相関が失われてしまい、画像内に色ムラが発生してしまう。

3 視点によるノイズレベルの差を考慮した4階テンソルに基づくカラーライトフィールドノイズ除去

3.1 マイクロレンズアレイを用いた撮像時のノイズ

マイクロレンズアレイを用いてライトフィールドを取得する際に問題となるのが、センサに対する光の入射角の違いにより各視点のraw画像の画素値に差があるということである。図4(a)から分かるように、端の視点ほど光を取得しにくく、画素値が低くなる。一方、図4(b)から分かるように、中心視点では光を取得しやすく、画素値が高くなる。この時点ではどの視点においてもノイズレベルは一樣である。画素値が大きく異なる画像群に対してはノイズ除去が機能しないため、前処理として各raw画像の画素値の正規化を行う。図4(c)は(a)の画素値を正規化した画像、図4(d)は(b)の画素値を正規化した画像であり、これら正規化画像群に対してノイズ除去を行う。正規化の際に端の視点の画像ほど画素値が拡大されるため、結果として端の視点ほどノイズレベルが大きくなる。

以上から、本論文ではノイズ $\mathcal{N} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST \times 3}$ として、各成分の平均は0で、分散 $\sigma_{(s,t)}^2$ は視点 (s, t) が端になるほど大きくなる白色ガウス雑音を仮定する。

3.2 視点依存制約付きライトフィールドノイズ除去

第2.2節で述べたように、式(1)の3階テンソルに基づく手法をカラーライトフィールドのノイズ除去に応用したとしても、RGB成分全てに渡ってノイズを効率的に除去することは困難であった。そこで本論文では、4階テンソルを用いてRGB成分の全てのノイズを同時に除去する方法を提案する。提案法では、カメラアレイや符号化撮像を用いた場合だけでなく、マイクロレンズアレイを用いた場合にも適用できるように、視点ごとのノイズレベルも考慮する。

最初に \mathcal{Y} の各視点のカラー画像をパッチ $\mathcal{Y}_{(h,w)}^{(s,t)} = (Y_{(h,w),R}^{(s,t)}, Y_{(h,w),G}^{(s,t)}, Y_{(h,w),B}^{(s,t)}) \in \mathbb{R}^{p \times p \times 3}$ に分割する。次に参照パッチ $\mathcal{Y}_{\text{ref}} = \mathcal{Y}_{(h_1,w_1)}^{(s_1,t_1)}$ を決定し、カラー画像のまま全ての視点から類似パッチを検索する。この際、ノイズレベルが大きい視点のパッチが選択されなくなってしまうことを避けるため、まず第 (s_1, t_1) 視点から $(\tilde{N} - 1)$ 枚の類似パッチを検索する。その後、第 (s_1, t_1) 視点以外の視点から、それぞれ \tilde{N} 枚ずつ類似パッチを検索する。参照パッチと全視点から検索した $(\tilde{N}ST - 1)$ 枚の類似パッチを重ねることで、ノイズ除去対象の4階テンソル $\mathcal{Y}_{\text{sim}} = (\mathcal{Y}_n) \in \mathbb{R}^{p \times p \times N \times 3}$ を構成する。ここで、 $N = \tilde{N}ST$ であり、第2.1節の \mathcal{Y}_{sim} のモード順と対応付けるために、 \mathcal{Y}_{sim} のモード順は垂直、水平、パッチ番号、RGBとした。また、 \mathcal{Y}_1 は参照パッチ、 $\mathcal{Y}_2, \mathcal{Y}_3, \dots, \mathcal{Y}_N$ は類似パッチである。

式(1)のアイデアに基づいて \mathcal{Y}_{sim} のノイズ除去を行うが、本論文では以下の2点を改良する。第1に、データ整合性を損失関数で評価するのではなく、視点に依存する制約として表現するように変更する。これにより、視点ごとのノイズレベルを考慮できるだけでなく、損失関数が ITS Measure のみとなり、異なるライトフィールドに対しても同一パラメータで頑健なノイズ除去性能を発揮できるようになる。第2に、ITS Measure において各モード展開行列のランクを積ではなく、重み付き和で評価するように変更する。これにより、垂直および水平方向と比べてパッチ番号方向のモード展開行列のランクが小さくなる傾向や、RGB方向のモード展開行列が有するカラーライン [10] という性質の評価が可能になる。提案する最適化問題は

$$\underset{\mathcal{X}, \mathcal{C}, (U_i)_{i=1}^4}{\text{minimize}} \|\mathcal{C}\|_0 + \sum_{i=1}^4 \kappa_i \text{rank}(X_{(i)})$$

$$\text{s.t. } \forall n = 1, 2, \dots, N, \frac{1}{3p^2} \|\mathcal{X}_n - \mathcal{Y}_n\|_{\text{F}}^2 \leq \delta \sigma_{(s_n, t_n)}^2,$$

$$\mathcal{X} = \mathcal{C} \times_1 U_1 \times_2 U_2 \times_3 U_3 \times_4 U_4, \text{ and } \forall i U_i^T U_i = I \quad (2)$$

のように表される。ここで、 $\delta > 0$ であり、 (s_n, t_n) は

第 n 類似パッチ \mathcal{Y}_n の視点座標である。式(2)の問題の最適解 $\hat{\mathcal{X}}_{\text{sim}} \in \mathbb{R}^{p \times p \times N \times 3}$ の各パッチをライトフィールド内の元の位置に戻し、一連の操作を参照パッチ \mathcal{Y}_{ref} を変えて繰り返す。最後に、複数のパッチに渡る結果を画素ごとに平均化することにより、最終的なノイズ除去結果 $\hat{\mathcal{Z}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times ST \times 3}$ が出力される。

3.3 更新アルゴリズム

式(2)の ℓ_0 ノルムとランク関数はいずれも非負整数値を返す関数であり、最適化が難しい。ランク関数は、行列の特異値を並べたベクトルの ℓ_0 ノルム値として表現可能なことから、 ℓ_0 ノルムを近似する連続関数を利用して、式(2)の損失関数の連続的な近似値を与えることができる。 ℓ_0 ノルムの近似には、(重み付き) ℓ_1 ノルム $\|\mathbf{x}\|_1^r = \sum_i \nu_i |x_i|$ [11] や log-sum 罰則関数 $L_\epsilon(\mathbf{x}) = \sum_i \log \frac{|x_i| + \epsilon}{\epsilon}$ [12] が用いられる(ただし、 $\nu_i > 0$ であり、 $\epsilon > 0$ は小さな正定数)。これら2つの連続関数の近接写像 prox は容易に計算可能である。

Liu らの手法 [6] と同様に、損失関数の近似値を、凸最適化手法の一種である ADMM [8] によって最小化する。まず、 $\mathcal{L} := \mathcal{C} \times_1 U_1 \times_2 U_2 \times_3 U_3 \times_4 U_4$ と定義し、更に4つの補助テンソル $\mathcal{M}_i \in \mathbb{R}^{p \times p \times N \times 3}$ ($i = 1, 2, 3, 4$) を導入する。そして、式(2)の問題を

$$\underset{\mathcal{X}, \mathcal{L}, (\mathcal{M}_i)_{i=1}^4}{\text{minimize}} Q(\text{core}(\mathcal{L})) + \sum_{i=1}^4 \kappa_i R_i(\text{unfold}_i(\mathcal{M}_i))$$

$$\text{s.t. } \frac{1}{3p^2} \|\mathcal{X}_n - \mathcal{Y}_n\|_{\text{F}}^2 \leq \delta \sigma_{(s_n, t_n)}^2 \text{ and } \mathcal{X} = \mathcal{L} = \mathcal{M}_i \quad (3)$$

のように近似する。ここで、core はコアテンソル $\mathcal{C} \in \mathbb{R}^{r_1 \times r_2 \times r_3 \times r_4}$ の抽出、 unfold_i は第 i モード展開、 Q と R_i はそれぞれ ℓ_0 ノルムとランク関数を近似する連続関数である。式(3)の問題に対して、形式的に ADMM を適用することで、提案法の更新式が導出される。

\mathcal{X} に関しては、まず中間更新値として

$$\mathcal{X}^{(j+\frac{1}{2})} = \frac{1}{5} \left(\mathcal{L}^{(j)} + \sum_{i=1}^4 \mathcal{M}_i^{(j)} + \frac{1}{\mu} \sum_{i=0}^4 \mathcal{D}_i^{(j)} \right)$$

を計算する。ここで、 j は更新回数、 $\mathcal{D}_i \in \mathbb{R}^{p \times p \times N \times 3}$ ($i = 0, 1, 2, 3, 4$) は双対変数、 $\mu > 0$ は任意の定数である。各パッチで制約 $\frac{1}{3p^2} \|\mathcal{X}_n^{(j+\frac{1}{2})} - \mathcal{Y}_n\|_{\text{F}}^2 \leq \delta \sigma_{(s_n, t_n)}^2$ が満たされるかどうかを確認し、満たされる場合は $\mathcal{X}_n^{(j+1)} = \mathcal{X}_n^{(j+\frac{1}{2})}$ と更新し、満たされない場合には

$$\mathcal{X}_n^{(j+1)} = \mathcal{Y}_n + \frac{\sqrt{3\delta p} \sigma_{(s_n, t_n)}}{\|\mathcal{X}_n^{(j+\frac{1}{2})} - \mathcal{Y}_n\|_{\text{F}}} \left(\mathcal{X}_n^{(j+\frac{1}{2})} - \mathcal{Y}_n \right)$$

のように、 $\mathcal{X}_n^{(j+\frac{1}{2})}$ を制約集合へ射影することで更新を行う。次に、直交行列 U_i ($i = 1, 2, 3, 4$) とコアテンソル \mathcal{C} を更新することで、間接的に \mathcal{L} の更新を行う。

U_1 の更新では、 $\mathbf{g}^{(j)} := \mathbf{x}^{(j+1)} - \frac{1}{\mu} \mathbf{D}_0^{(j)}$ と $\mathbf{K}_1^{(j)} := \mathbf{C}^{(j)} \times_2 U_2^{(j)} \times_3 U_3^{(j)} \times_4 U_4^{(j)}$ を定義し、それぞれの第1モード展開行列 $G_{(1)}^{(j)}$ と $K_{1,(1)}^{(j)}$ を求める。 $G_{(1)}^{(j)} K_{1,(1)}^{(j)\top} = A_1^{(j)} \Sigma_1 B_1^{(j)\top}$ となるように特異値分解を行い、 U_1 を

$$U_1^{(j+1)} = A_1^{(j)} B_1^{(j)\top}$$

と更新する。 U_2, U_3, U_4 も同様に更新した後、 $\tilde{\mathbf{g}}^{(j)} := \mathbf{g}^{(j)} \times_1 U_1^{(j+1)\top} \times_2 U_2^{(j+1)\top} \times_3 U_3^{(j+1)\top} \times_4 U_4^{(j+1)\top} \in \mathbb{R}^{r_1 \times r_2 \times r_3 \times r_4}$ を計算し、コアテンソル \mathbf{C} を

$$\mathbf{C}^{(j+1)} = \text{prox}_{\frac{1}{\mu} Q}(\tilde{\mathbf{g}}^{(j)})$$

のように更新する。以上により $\mathbf{L}^{(j+1)}$ が得られる。

\mathbf{M}_i ($i = 1, 2, 3, 4$) は第 i モード展開行列を介して $M_{i,(i)}^{(j+1)} = \text{prox}_{\frac{1}{\mu} R_i} \left(X_{(i)}^{(j+1)} - \frac{1}{\mu} D_{i,(i)}^{(j)} \right)$ ($i = 1, 2, 3, 4$) と更新され、最後に双対変数 \mathbf{D}_i ($i = 0, 1, 2, 3, 4$) が $\begin{cases} \mathbf{D}_0^{(j+1)} = \mathbf{D}_0^{(j)} - \mu(\mathbf{x}^{(j+1)} - \mathbf{L}^{(j+1)}) \\ \mathbf{D}_i^{(j+1)} = \mathbf{D}_i^{(j)} - \mu(\mathbf{x}^{(j+1)} - \mathbf{M}_i^{(j+1)}) \end{cases}$ ($i = 1, 2, 3, 4$) と更新される。上記の計算を一定回数繰り返すことで、提案法のノイズ除去結果 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{sim}}$ が得られる。なお、第3節はカラー画像を前提として議論を展開したが、4階テンソルの第4モードを削除して第2.1節の3階テンソルに戻せば、提案法のアルゴリズムはグレースケールのライトフィールドにも適用可能である。

4 数値実験

スタンフォード大学コンピュータグラフィックス研究室が公開しているライトフィールド [13] から、“Tarot Cards and Crystal Ball (small angular extent)” を利用して数値実験を行った。このライトフィールドは、 17×17 視点の各 1024×1024 画素の画像群から構成され、第 (1, 1), (1, 9), (1, 17), (9, 1), (9, 9), (9, 17), (17, 1), (17, 9), (17, 17) 視点を抜き出した後に画像を縮小することで、カラー画像群 $\mathcal{Z} \in [0, 1]^{129 \times 129 \times 9 \times 3}$ を作成した。マイクロレンズアレイを用いて取得したライトフィールドを模倣するために、加法ノイズ \mathcal{N} の分散は端の4視点で 0.09^2 、中間の4視点で 0.07^2 、中心視点で 0.05^2 とした。ノイズを加えた後に、0以下と1以上の画素値をそれぞれ0と1に置き換えることで \mathbf{y} を作成した。 \mathbf{y} に対して、カラー画像用の手法である C-BM3D [9] と、ライトフィールド用の手法である Liu らの手法 [6] および提案法を適用し、それぞれのノイズ除去結果を視点ごとに比較する。Liu らの手法では式 (1) を Y 成分のみに適用し、提案法では式 (2) を RGB 成分に適用する以外にも、比較のために

表 1: 各手法の視点ごとのノイズ除去結果 (PSNR)

視点座標 (s, t)	従来法		提案法	
	C-BM3D (YCbCr)	Liu らの手法 (Y)	3階テンソル (Y)	4階テンソル (RGB)
(1, 1)	28.54	27.97	29.37	29.73
(1, 9)	30.18	30.28	30.92	31.08
(1, 17)	28.55	28.01	29.37	29.70
(9, 1)	30.17	30.43	31.23	31.37
(9, 9)	32.61	32.64	32.53	32.70
(9, 17)	30.16	30.36	30.91	31.08
(17, 1)	28.52	27.90	29.37	29.61
(17, 9)	30.16	30.22	30.83	30.83
(17, 17)	28.48	28.06	29.29	29.67

式 (2) を 3 階テンソルにして Y 成分のみに適用する。パッチサイズは 9×9 、検索ウィンドウは 17×17 とし、参照パッチは中心視点のパッチを 4 画素ずつずらして決定した。参照パッチも含めて各視点から $\tilde{N} = 3$ 枚ずつ選び、計 $N = 27$ 枚の類似パッチごとにノイズ除去を行った。各パラメータの値は、Liu らの手法で $(r_1, r_2, r_3) = (6, 6, 6)$ 、 $\lambda = 5000$ 、 $\kappa = 0.0047$ 、提案法の 3 階テンソルで $(r_1, r_2, r_3) = (9, 9, 15)$ 、 $\delta = 0.7225$ 、 $(\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3) = (3, 3, 90)$ とし、 l_0 ノルムの近似には全て log-sum 罰則関数 ($\epsilon = 2.2204 \times 10^{-16}$) を用いた。4 階テンソルでは、 $(r_1, r_2, r_3, r_4) = (9, 9, 15, 3)$ 、 $\delta = 0.81$ 、 $(\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3, \kappa_4) = 1000 \times (1, 1, 10, 1)$ とし、第4モード展開行列 $X_{(4)}$ のランク関数の近似のみ、重み付き l_1 ノルム ($(\nu_1, \nu_2, \nu_3) = (0.1, 0.9, 0.9)$) を用いた。各手法で $\mu = 275$ とし、30回の更新を行った。

表 1 に各手法の視点ごとの PSNR 値 [9] を、図 5, 6, 7 に第 (1, 1), (9, 1), (9, 9) 視点の (a) 元画像、(b) 観測画像、(c)–(f) 結果画像を示す。表 1 から分かるように、4 階テンソルを用いた提案法が全視点で最も高精度にノイズを除去できている。一方、Liu らの手法は端の視点で C-BM3D よりも精度が低くなっている。2 つの提案法の比較から、4 階テンソルを用いて RGB 成分全域で適切にノイズを除去できていることが分かる。

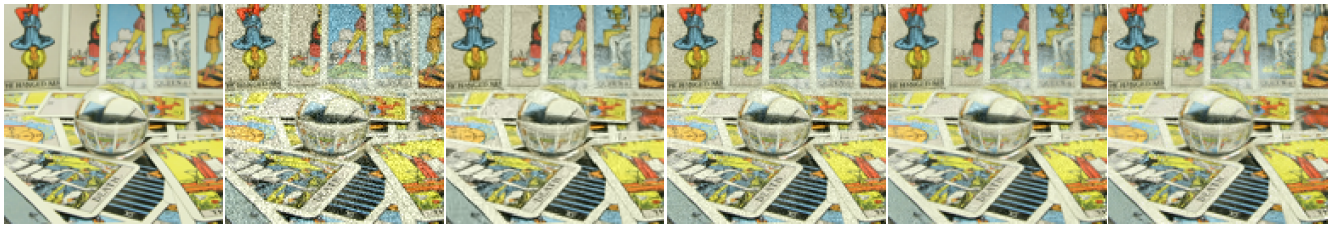
5 おわりに

マイクロレンズアレイを用いて取得されたカラーライトフィールドのための高精度なノイズ除去手法を提案した。3 階テンソルに基づく従来法では、RGB 成分全域に渡るノイズ除去が困難であり、各視点のノイズレベルの差も考慮されていなかった。提案法は 4 階テンソルと視点依存のデータ整合性制約を利用することで、各視点で RGB 成分全域に渡った適切なノイズ除去を実現する。数値実験において、全視点で提案法が従来法より優れたノイズ除去性能を示した。



(a): 元画像 (b): 観測画像 (c): C-BM3D (d): Liu らの手法 (e): 提案法 (3 階) (f): 提案法 (4 階)

図 5: 第 (1,1) 視点におけるノイズ除去結果 (ノイズの標準偏差 $\sigma_{(1,1)} = 0.09$)



(a): 元画像 (b): 観測画像 (c): C-BM3D (d): Liu らの手法 (e): 提案法 (3 階) (f): 提案法 (4 階)

図 6: 第 (9,1) 視点におけるノイズ除去結果 (ノイズの標準偏差 $\sigma_{(9,1)} = 0.07$)



(a): 元画像 (b): 観測画像 (c): C-BM3D (d): Liu らの手法 (e): 提案法 (3 階) (f): 提案法 (4 階)

図 7: 第 (9,9) 視点におけるノイズ除去結果 (ノイズの標準偏差 $\sigma_{(9,9)} = 0.05$)

参考文献

- [1] E. H. Adelson and J. R. Bergen, “The plenoptic function and the elements of early vision,” in *Computational Models of Visual Processing*, M. Landy and J. A. Movshon, Eds. Cambridge, MA: MIT Press, 1991, pp. 3–20.
- [2] 日浦 慎作, “コンピュータショナルフォトグラフィ: 画像獲得の再定義,” 情報処理学会研究報告, vol. 2010-CG-141, no. 4, pp. 1–6, 2010.
- [3] 蚊野 浩, “ライトフィールドカメラによる三次元計測: 原理・現状・将来,” 第 25 回三次元工学シンポジウム, 5 pages, 2015.
- [4] 八木 祐亮, 高橋 桂太, 藤井 俊彰, 園田 聡葵, 長原 一, “主成分分析を用いた符号化撮影による光線空間取得の検討,” 信学技報, vol. 117, no. 48, pp. 75–79, 2017.
- [5] 藤井 俊彰, “ライトフィールドイメージングの基礎とその応用,” 光学, vol. 46, no. 10, pp. 398–402, 2017.
- [6] Y. Liu, N. Qi, Z. Cheng, D. Liu, Q. Ling, and Z. Xiong, “Tensor-based light field denoising by integrating super-resolution,” in *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Athens, Greece, 2018, pp. 3209–3213.
- [7] Q. Xie, Q. Zhao, D. Meng, Z. Xu, S. Gu, W. Zuo, and L. Zhang, “Multispectral images denoising by intrinsic tensor sparsity regularization,” in *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, 2016, pp. 1692–1700.
- [8] D. Gabay and B. Mercier, “A dual algorithm for the solution of nonlinear variational problems via finite element approximation,” *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 17–40, 1976.
- [9] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 8, pp. 2080–2095, 2007.
- [10] I. Omer and M. Werman, “Color lines: Image specific color representation,” in *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Washington, DC, 2004, 8 pages.
- [11] K. Hosono, S. Ono, and T. Miyata, “Weighted tensor nuclear norm minimization for color image restoration,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 88768–88776, 2019.
- [12] E. J. Candès, M. B. Wakin, and S. P. Boyd, “Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization,” *J. Fourier Analysis and Applications*, vol. 14, pp. 877–905, 2008.
- [13] *The (New) Stanford Light Field Archive*, available online at: <http://lightfield.stanford.edu/lfs.html>