

ぼけと雑音を含む劣化画像復元のための 有色性駆動源を持つ2次元カルマンフィルタアルゴリズム

Two-Dimensional Block Kalman Filter with Colored Driving Source Algorithm for the Restoration of Image Degraded by Blur and Noise

長保 龍*

田邊 造*

古川 利博†

Ryu NAGAYASU *

Nari TANABE *

Toshihiro FURUKAWA †

1 まえがき

従来からぼけや雑音を含む劣化画像を復元する手法の一つとして、ウィナーフィルタを用いた劣化画像復元手法が存在する [1],[2]。この手法は確率過程の定常性と半無限長の画像サイズを前提として、原画像と復元画像の二乗距離を最小化する劣化画像復元手法である。しかしながら、実環境では上記の前提条件が成り立つことは困難であるため、復元画像にぼけが残るという問題がある。

また射影フィルタを用いた劣化画像復元手法が存在する [3],[4]。この手法は原画像と復元画像との似通いの程度を原画像の空間で直接評価し、画像の出現頻度に関わりなく最良近似画像を復元することが可能である。しかしながら雑音の影響が大きい場合には最適に推定することが困難となる問題がある。

これらの問題を解決する手法として、2段階処理を必要とする2次元カルマンフィルタを用いた劣化画像復元手法が存在する [5]。この手法は Step 1 として複数の注目領域 (復元する領域) と隣接する領域との相関を考慮して、自己回帰 (Auto Regressive: AR) システムから AR 係数の導出を行う。次いで Step 2 で、Step 1 より導出した AR 係数を用いてカルマンフィルタ理論により劣化画像復元をする手法である。2次元カルマンフィルタを用いた劣化画像復元手法は、定常性を前提としない時間領域のみの処理であり、推定誤差の分散を評価量とする逐次的処理であるため、高性能な劣化画像復元が可能となる。しかしながら、劣化画像にぼけに基づく劣化が含まれた場合は、正確な AR 係数の推定が困難となり、その結果劣化画像の復元精度に影響が出てしまう問題がある。

そこで本論文では、AR システムのコンセプトを必要としない2次元カルマンフィルタのみを用いた劣化画像復元手法を提案する。提案手法は、(i) 複数の注目領域 (復元する領域) とその領域に隣接する周辺領域からなる原画像のみによって構成される状態方程式と、(ii) その原画像とぼけ関数と雑音より構成される観測方程式からなる状態空間モデルから劣化画像復元を実現している。提案手法の特徴は、従来の2次元カルマンフィルタ [5] に必要であった AR システムのコンセプトを用いずに劣化画像復元を行っていることから、(1) 演算量の軽減による処理速度の向上と (2) 高性能な劣化画像復元を可能としていることであり、シンプルで実用的な手法である。提案手法の有効性は計算機シミュレーションによって確認している。

2 問題設定

画像の主な劣化は、大きく分類すると、ぼけと雑音に分けられる [6]。前者は画像の各画素がその周りの画素の影響を受けて生じるものであり、原画像にぼけの点拡がり関数 (Point Spread Function: PSF) を畳み込むことで表現できる。後者は画像の画素の位置とは無関係に生じるものであり、原画像に雑音を加算することで表現できる。このことを数式で表すと劣化画像は次式 [6]

$$g(i, j) = \sum_l \sum_m h(i-l, j-m)x(l, m) + n(i, j) \quad (1)$$

となる。ただし、 $x(i, j)$ は原画像、 $g(i, j)$ は劣化画像を示し、 i と j は画像を 1 ピクセルごとに区切って考えた場合の縦軸と横軸の座標を表す。原画像 $x(i, j)$ と劣化画像 $g(i, j)$ の各要素は 0~255 の 256 階調で表現される画素の輝度値とし、 $h(i, j)$ はぼけの点拡がり関数 PSF、 $n(i, j)$ は加法性白色ガウス雑音 (Additive White Gaussian Noise: AWGN) とする。

本論文の以後の議論では、式 (1) において原画像 $x(i, j)$ と雑音 $n(i, j)$ は無相関 ($E[x(i, j)n(i, j)] = 0$) と仮定し、PSF $h(i, j)$ については文献 [7] を用いて推定したパラメータを用いることにする。

本研究の目的は文献 [8] を劣化画像復元に適用することで、劣化画像のみから鮮明な画像を復元することである。

3 従来手法 [5]

本章では、Citrin らによって提案された2次元カルマンフィルタによる劣化画像復元手法をぼけ画像にも対応させた手法 (以降、従来手法と称する) について簡単に説明する。

図1に従来手法 [5] の原画像中における状態変数 $\{x_i(n)\}_{i=1}^{K \times K}$ の配置と、時刻変化による状態の遷移を示す。ただし、以後の議論を容易にするために本論文では図1において $m \times n = 4$, $K \times K = 36$ の例を示している。

従来手法 [5] では、次式のように注目画素は隣接画素の線形和で表される。

$$x_i(n+1) = \sum_{l=1}^{36} a_l(n)x_l(n) + e_i(n) \quad (2)$$

ただし、 $x_i(n+1)$, $x_i(n)$ はそれぞれ時刻 $n+1$, n における原画像の状態量であり、 $a_l(n)$ は AR 係数、 $e_i(n)$ は駆動源とする。ここで、図1より $m \times n$ サイズの画素領域を図2の

* 諏訪東京理科大学

† 東京理科大学

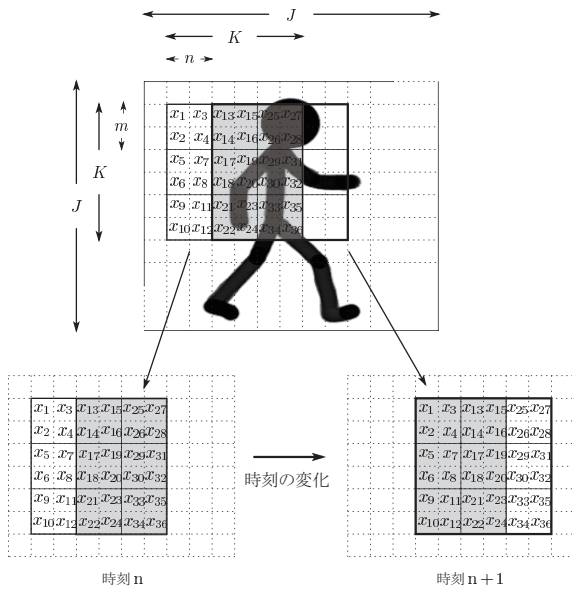


図1: 領域の時刻変化

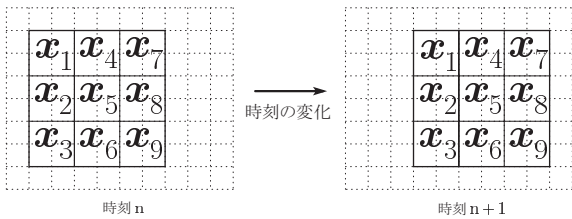


図2: 領域の時刻変化 (ベクトル)

表1: 推定に用いる画素領域

Filtered Block	Support
$x_2(n+1)$	$x_i(n), i = 1, 2, \dots, 9$
$x_7(n+1)$	$x_i(n), i = 7, 8$
$x_8(n+1)$	$x_i(n), i = 7, 8, 9$
$x_9(n+1)$	$x_i(n), i = 8, 9$

ように定義し、次式に示す.

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_1(n) &= [x_1(n), x_2(n), x_3(n), x_4(n)]^T \\ \mathbf{x}_2(n) &= [x_5(n), x_6(n), x_7(n), x_8(n)]^T \\ &\vdots \\ \mathbf{x}_9(n) &= [x_{33}(n), x_{34}(n), x_{35}(n), x_{36}(n)]^T \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

状態ベクトル $\mathbf{x}_c(n) = [\mathbf{x}_1(n), \mathbf{x}_2(n), \dots, \mathbf{x}_9(n)]^T$ としたとき、状態方程式は次式となる.

$$\mathbf{x}_c(n+1) = \Phi_c(n)\mathbf{x}_c(n) + \delta_c(n) \quad (4)$$

ここで、状態遷移行列 $\Phi_c(n)$ と駆動源ベクトル $\delta_c(n)$ は

$$\Phi_c(n) = \begin{pmatrix} O & O & O & I & O & O & O & O & O \\ A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 & A_6 & A_7 & A_8 & A_9 \\ O & O & O & O & O & I & O & O & O \\ O & O & O & O & O & O & I & O & O \\ O & O & O & O & O & O & O & I & O \\ O & O & O & O & O & O & O & O & I \\ O & O & O & O & O & O & A_{10} & A_{11} & O \\ O & O & O & O & O & O & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ O & O & O & O & O & O & O & A_{15} & A_{16} \end{pmatrix} \quad (5)$$

表2: 従来手法 [5] のアルゴリズム手順

- | [Initialization] |
|--|
| $\hat{\mathbf{x}}_c(0 0) = \mathbf{0}, \quad P_c(0 0) = I$ |
| [Iteration] |
| 1. $P_c(n+1 n) = \Phi_c(n)P_c(n n)\Phi_c(n)^T + R_{\delta_c}(n+1)$ |
| 2. $K_c(n+1) = \{P_c(n+1 n)M_c^T\} \cdot \{M_cP_c(n+1 n)M_c^T + R_{\epsilon_c}(n+1)\}^{-1}$ |
| 3. $\hat{\mathbf{x}}_c(n+1 n) = \Phi_c(n)\hat{\mathbf{x}}_c(n n)$ |
| 4. $\hat{\mathbf{x}}_c(n+1 n+1) = \hat{\mathbf{x}}_c(n+1 n) + K_c(n+1) \cdot \{\mathbf{y}_c(n+1) - M_c\hat{\mathbf{x}}_c(n+1 n)\}$ |
| 5. $P_c(n+1 n+1) = \{I - K_c(n+1)M_c\}P_c(n+1 n)$ |
| 6. $n = n + 1$ go back 1. |

$$\delta_c(n) = [\mathbf{0}, \mathbf{e}_2(n), \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}, \mathbf{e}_7(n), \mathbf{e}_8(n), \mathbf{e}_9(n)]^T \quad (6)$$

とする. ただし, $\Phi_c(n)$ に含まれる A は step 1 で推定した AR 係数で構成される 4×4 サイズの行列であり, $\delta_c(n)$ に含まれる $\mathbf{e}(n)$ は 4×1 サイズの駆動源ベクトルとする. また, I, O は 4×4 サイズの単位行列と零行列, $\mathbf{0}$ は 4×1 サイズの零ベクトルとする.

なお、状態量 $x_c(n+1)$ のうち $\{x_i(n+1)\}_{i=2,7,8,9}$ は表 1 で示される状態量 $x(n)$ から推定されるものとする [5]. ここで、カルマンフィルタ理論では状態ベクトル $x(n)$ と駆動源ベクトル $\delta(n)$ が無相関であるという前提条件のもとで、従来手法 [5] の駆動源 $\delta_c(n)$ は白色性駆動源となる.

次いで劣化画像において、 $m \times n$ サイズの画素領域を状態ベクトルと同様、次のように定義する.

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{y}_1(n) &= [y_1(n), y_2(n), y_3(n), y_4(n)]^T \\ \mathbf{y}_2(n) &= [y_5(n), y_6(n), y_7(n), y_8(n)]^T \\ &\vdots \\ \mathbf{y}_9(n) &= [y_{33}(n), y_{34}(n), y_{35}(n), y_{36}(n)]^T \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

観測ベクトル $\mathbf{y}_c(n) = [\mathbf{y}_1(n), \mathbf{y}_2(n), \dots, \mathbf{y}_9(n)]^T$ とすれば、観測方程式は次式となる.

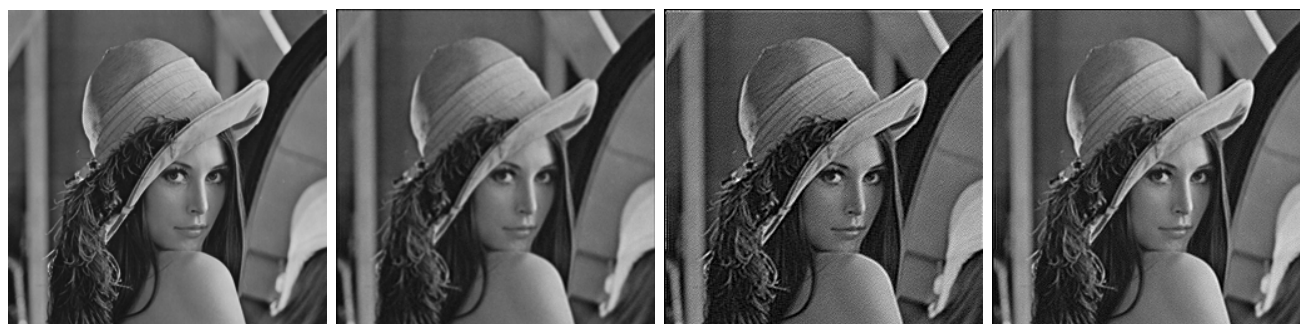
$$\mathbf{y}_c(n) = M_c\mathbf{x}_c(n) + \epsilon_c(n) \quad (8)$$

ただし、 M_c は文献 [7] を用いて推定しただけの PSF から構成される観測遷移行列、 $\epsilon_c(n)$ は AWGN から構成されるベクトルであり、次式

$$M_c = \begin{pmatrix} h_{0,0} & h_{0,-1} & h_{1,0} & h_{1,-1} & & & & & \\ h_{0,1} & \ddots & h_{1,1} & \ddots & h_{0,-1} & & & & O \\ h_{-1,0} & h_{-1,-1} & \ddots & h_{0,-1} & \ddots & h_{1,-1} & & & \\ h_{-1,1} & \ddots & h_{0,1} & \ddots & h_{1,1} & \ddots & & & \\ & \ddots & & \ddots & & \ddots & & & \\ O & & & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & & & h_{-1,1} & h_{-1,0} & h_{0,1} & h_{0,0} \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\epsilon_c(n) = [\mathbf{v}_1(n), \mathbf{v}_2(n), \dots, \mathbf{v}_9(n)]^T \quad (10)$$

と表される.



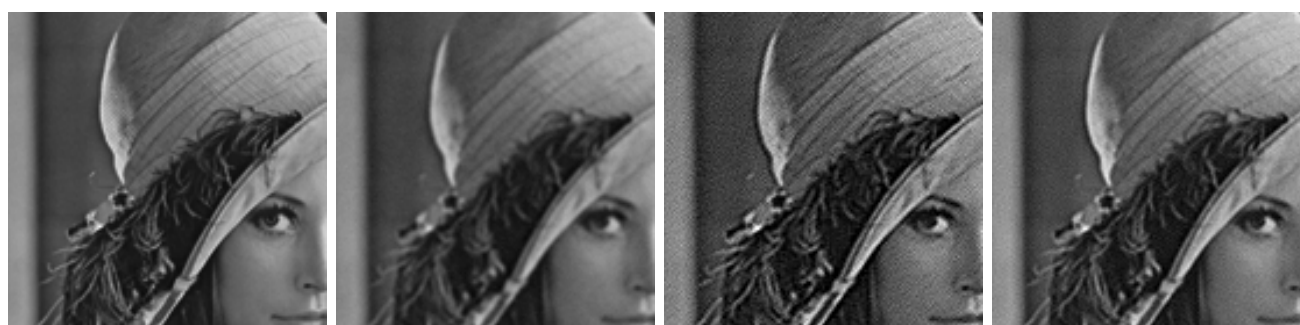
(a) 原画像

(b) 劣化画像

(c) 従来手法 [5]

(d) 提案手法

図 4: Lenna 画像



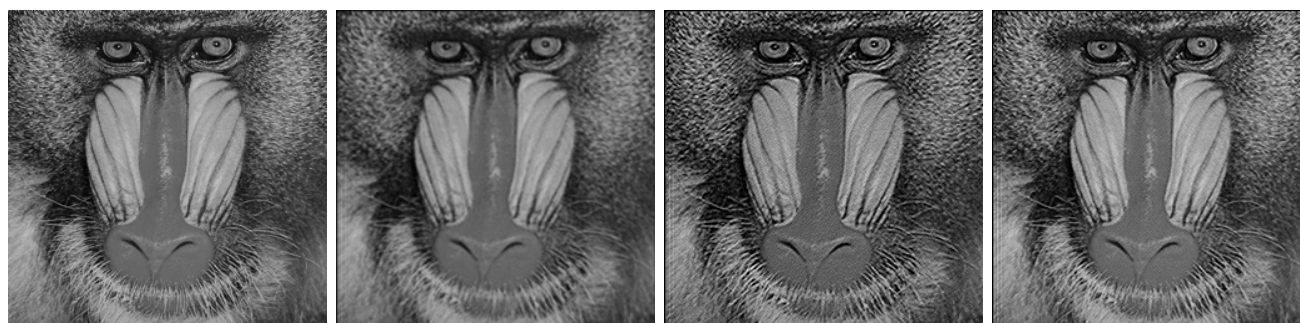
(a) 原画像 (拡大)

(b) 劣化画像 (拡大)

(c) 従来手法 [5](拡大)

(d) 提案手法 (拡大)

図 5: Lenna 画像 (拡大)



(a) 原画像

(b) 劣化画像

(c) 従来手法 [5]

(d) 提案手法

図 6: Mandrill 画像



(a) 原画像 (拡大)

(b) 劣化画像 (拡大)

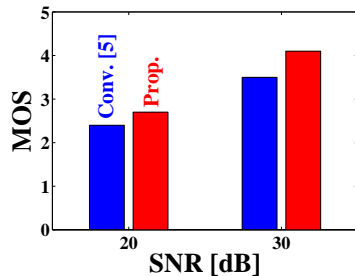
(c) 従来手法 [5](拡大)

(d) 提案手法 (拡大)

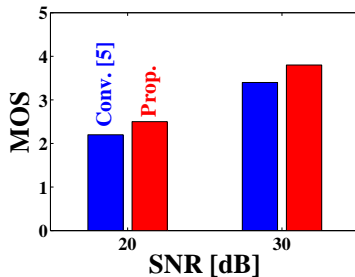
図 7: Mandrill 画像 (拡大)

表 4: MOS 評価基準

基準	評価値
まったく差がない	5
わずかに差がある	4
差がある	3
かなり差がある	2
非常に差がある	1



(a) Lenna



(b) Mandrill

図 8: MOS 評価

6 計算機シミュレーション

6.1 シミュレーション条件

本節では、提案手法の有効性を明らかにするために図 4(a) の Lenna と図 6(a) の Mandrill(画素数 256×256 , 8 ビットグレースケール) を用いて劣化画像復元性能を比較する。図 4(b), 図 6(b) は図 4(a) と図 6(a) にぼけと雑音を加えて劣化させたものである。なお、ぼけの PSF 関数は文献 [7] より推定したものを採用し、信号対雑音比 (Signal to Noise Ratio: SNR) は 30[dB] とする加法的白色ガウス雑音とする。ただし、信号対雑音比は次式

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_b^2}{\frac{1}{256 \times 256} \sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} [x(i, j) - g(i, j)]^2} \quad (17)$$

とし、 σ_b^2 はぼけ画像の分散値とする。本論文では、視覚評価と主観評価 (MOS 評価) および客観評価 (数値評価) により提案手法の有効性を確認する。

6.2 シミュレーション結果

図 4(b) の劣化画像に対する従来手法 [5] と提案手法のシミュレーションによる復元結果を、図 4(c) と図 4(d) にそれぞれ示す。同様に、図 6(b) の劣化画像に対する復元結果を図 6(c) と図 6(d) にそれぞれ示す。また、図 4(a)~(d) と図 6(a)~(d) の拡大画像を図 5(a)~(d) と図 7(a)~(d) にそれぞれ示す。

Lenna の画像について考察すると、従来手法 [5] を用いて復元した図 4(c) と 5(c) は背景や肌の部分などが劣化してし

表 5: PSNR 評価結果

PSNR	Lenna		Mandrill	
	Conv.[5]	Prop.	Conv.[5]	Prop.
SNR20 [dB]	35.1	37.1	35.0	36.3
SNR30 [dB]	36.8	38.2	36.2	36.7

まっているのに対し、提案手法を用いて復元した図 4(d) と 5(d) は良好な劣化画像復元をしていることが確認できる。

次いで Mandrill の画像について考察すると、従来手法 [5] を用いて復元した図 6(c) と 7(c) は毛が濃く強調されてしまっているのに対し、提案手法を用いて復元した図 6(d) と 7(d) は原画像に近い濃淡で良好な復元をしていることが確認できる。

6.3 主観評価

主観評価として MOS (Mean Opinion Score) を用いて評価する [8]。表 4 に示す 5 段階の評価基準に従って復元画像を 50 (男:25, 女:25) 人に評価してもらい、この平均値を評価結果として図 8 に示す。

図 8 の結果を比較すると、提案手法は (a) Lenna と (b) Mandrill のいずれにおいても従来手法 [5] より高い評価を得ている。このことから、提案手法の有効性が確認できる。

6.4 客観評価

客観評価として原画像と復元画像の PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) [10]

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} [x(i, j) - \hat{x}(i, j)]^2} \quad [dB] \quad (18)$$

を用いたときの従来手法 [5] と提案手法の PSNR の結果を表 5 に示す。

表 5 より、提案手法は従来手法 [5] よりも高い値を示していることが確認できる。よって、提案手法は劣化画像の劣化状態によらず、優れた劣化画像復元が可能であるといえる。

以上の結果より、提案手法はシンプルで実用的な劣化画像復元手法である。

7 まとめ

本論文は、ぼけと雑音を含む劣化画像のための有色性駆動源を持つ 2 次元カルマンフィルタを提案した。提案手法は文献 [8] を劣化画像復元に適用し、従来の 2 次元カルマンフィルタの問題点であった AR システムを用いない劣化画像復元手法である。

提案手法の有効性は計算機シミュレーションを用いて明らかにしている。このことより提案手法は (i) 高速な処理速度でかつ、(ii) 高性能な劣化画像復元を可能にしている。

参考文献

- [1] 山根 延元, 森川 良孝, 川上 洋一, “画像の局所定常ガウス混合モデルに基づく適応的ウィナーフィルタを用いた最適雑音除去,” 信学論 (A), vol.J85-A no.9 pp.993-1004, Sep. 2002.
- [2] 小川 英光, “信号と画像の復元 [II]-復元問題の普遍性,” 信学誌, 71, 5, pp. 491-497, May 1988.
- [3] 小川 英光, 原 昌司, “部分射影フィルタによる画像復元,” 信学論 (A), vol.J71-A-II, pp.519-526 Feb. 1988.
- [4] 山下幸彦, 小川 英光, “平均射影フィルタによる画像復元,” 信学論 (D), vol.J74-D-II, pp.150-157 Feb. 1990.
- [5] Stuart Citrin and Mahmood R. Azimi-Sadjadi, “A Full-Plane Block Kalman Filter for Image Restoration,” IEEE Trans. on Image Processing, vol.1, no.4, Oct. 1992.
- [6] 橋本 雄幸, 篠原 広行, C 言語による画像再構成の基礎, 医療科学社, 2006.
- [7] 須野 盛彦, 木竹 規矩, 内野 英治, “対数振幅スペクトル上の離散ごう配ベクトル分布を利用したノイズに頑健な焦点ずれ PSF 推定,” 信学論 (D), vol.J90-D, no.10, pp.2848-2857, Oct. 2007.
- [8] N. Tanabe, T. Furukawa, and S. Tsujii, “Robust Noise Suppression Algorithm with the Kalman Filter Theory for White and Colored Disturbance,” IEICE Trans. on Fundamentals, vol.E91-A, no.3, Mar. 2008.
- [9] 田中正行, 神田 崇史, 奥富 正敏, “残差画像に基づく漸進的ぼれ画像復元,” 信学論 (D), vol.J92-D, no.8, pp.1208-1220, Aug. 2009.
- [10] 坂幸 典弘, 小川 貴弘, 長谷山美紀, “エッジの連続性を考慮した IFS による画像の拡大,” 信学論 (D), vol.J92-D, no.3, pp.382-392, Mar. 2009.