実画像復元を目的とした有色性駆動源を含む2次元カルマンフィルタ

長保 龍[†] 田邊 造[†] 松江 英明[†] 古川 利博^{††}

† 諏訪東京理科大学 〒 391-0292 長野県茅野市豊平 5000-1

†† 東京理科大学 〒162-0825 東京都新宿区神楽坂 1-3

E-mail: †jgh10618@ed.suwa.tus.ac.jp, ††{nari,matsue}@rs.suwa.tus.ac.jp, †††furukawa@ms.kagu.tus.ac.jp

あらまし 本論文は,有色性駆動源を含む2次元カルマンフィルタを用いた劣化画像復元手法を提案する.提案手法 は,1枚の劣化画像に対して(i)復元したい複数の画素である注目画素領域とその領域に隣接する周辺画素領域に対応 した原画像の画素のみで構成される有色性駆動源を含む状態方程式と,(ii)その原画像に対応した画素とぼけ関数と 雑音から構成される観測方程式を用いることで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 マンフィルタに必要であった自己回帰(Auto-regressive)システムを用いずに劣化画像復元を行うことから,(1)演算 量の軽減による処理速度の向上,および(2)高性能な劣化画像復元が可能なことである.提案手法の有効性は,(a)計 算機シミュレーションの視覚評価,(b)客観評価,(c)主観評価,および(d)処理速度評価を用いて確認している. キーワード 劣化画像復元,ぼけと雑音,2次元カルマンフィルタ,Auto-regressiveシステム,有色性駆動源

1. はじめに

劣化画像復元の目的は,原画像がぼけと雑音の影響を 受けて得られる劣化画像を鮮明な画像に復元することで ある.劣化画像復元は,ディジタルスチルカメラや防犯 カメラで得られる画像[1],内視鏡カメラなどで得られる 医療用画像[2],エリアセンサカメラ等の産業用カメラ画 像[3]といったディジタル画像を扱う様々な分野で必要 不可欠なものである.これらの実環境で得られるディジ タル画像は,非定常性の信号を多く含んでおり,このよ うな実画像に対して高性能な劣化画像復元を可能とする 手法が望まれている[4].

従来から知られている劣化画像復元手法として,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[5]-[7].この手法は確率過程の定常性を前提として,原画像 と復元画像の二乗距離を最小化することにより画像全体 に対して最適となるように復元する手法である[6].しか しながら,強い非定常性の劣化画像におけるエッジ部分 は劣化してしまう問題が生じる[7].

エッジ部分などの出現頻度の低い領域を復元する手法 として,射影フィルタを用いた劣化画像復元手法が存在 する[8]-[10].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[8]. しかしながら,雑音の影響が大きい場合には最適に復元 することが困難となる場合がある[9].

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[11]-[15].この手法は劣化画像復元の前処理として,まずStep1で復元したい複数の画素である注目画素領域とその領域に隣接する周辺画素領域との 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 では,(i) 復元したい複数の画素である注目画素領域とその領域に 隣接する周辺画素領域からなる原画像に対応した画素と Step 1 で導出した AR 係数および AR 係数の推定誤差を 含む白色性駆動源により構成される状態方程式と,(ii) その原画像に対応した画素とぼけ関数および雑音より構 成される観測方程式からなる状態空間モデルをカルマン フィルタ理論に適用することで劣化画像復元を行う.2 次元カルマンフィルタを用いた劣化画像復元手法は,推 定誤差の分散を評価量とする逐次的な処理であるため, 高性能な劣化画像復元が可能である[15].

しかしながら, Step 1 において AR 係数を推定する際 に必要な (1)AR 次数の決定問題が存在する.AR 次数の 推定手法としては赤池情報量基準 [16] などが挙げられる が,この手法を用いた場合においても依然として正確な 推定は困難となる場合もある.それゆえ,(2)AR 係数の 推定精度が低下してしまうことから,劣化画像の復元精 度に影響が生じてしまう.また,Step 1 における (3)AR 次数と AR 係数の推定において多くの演算量が必要とな ることもリアルタイムによる劣化画像復元処理を困難に している.

本論文はこれらの問題を解決する手法として,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)復元したい複数の画素である注目画素領域とそ の領域に隣接する周辺画素領域からなる原画像に対応し た画素のみによって構成される有色性駆動源を持つ状態 方程式と,(ii)原画像に対応した画素とぼけ関数と雑音 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.従来手法と提案手法の相



図 1: 注目画素領域と周辺画素領域

違点として,従来手法の状態方程式は時刻変化をAR係 数によって表していたのに対し,提案手法は注目画素領 域と周辺画素領域の対象とする領域の時刻変化に着目し て有色性駆動源(原画像)を含む状態方程式を構成してい ることである.

提案手法は, 従来の2次元カルマンフィルタ[11]-[14] に必要であったARシステムのコンセプトを必要とせず に劣化画像復元を行っていることから,(1)演算量の軽 減による復元処理速度の向上と,(2)高性能な劣化画像 復元を可能であるという特徴を有しており,シンプルで 実用的な手法である.提案手法の有効性は,(a)計算機 シミュレーションの視覚評価,(b)客観評価,(c)主観評 価,および(d)処理速度評価を用いて確認している.

2. 問題設定

本章は、本論文において扱う劣化画像について定義 する、劣化画像は、ぼけの点拡がり関数 (Point Spread Function:PSF) と加法性白色ガウス雑音 (Additive White Gaussian Noise:AWGN) によって次式 [7]

$$y_{i,j} = \sum_{l} \sum_{m} h_{i-l,j-m} x_{l,m} + v_{i,j}$$
(1)

のように表される.ただし,i,jは画像の縦軸と横軸における位置を表し, $y_{i,j}$, $x_{i,j}$, $h_{l,m}$, $v_{i,j}$ はそれぞれ,劣化画像,原画像,ぼけのPSF,AWGNとする.

以後の議論を容易にするため,図1に示すように $l \times m$ の注目画素領域とその注目画素領域に隣接する $L_i \times L_j$ の周辺画素領域に対してl = m = 2, $L_i = L_j = 6$ と定義する.また,注目画素領域と周辺画素領域をまとめた $L_i \times L_j$ の局所領域においてはL = 36として議論を進めることにする.

本論文の目的は,文献[17]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.



(b) 従来手法 [14] および提案手法における局所領域の変化

図 2: 状態遷移図

3. 従来手法 [14]

本章は, 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[14]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.

従来手法の局所領域が,時刻 n から時刻 (n + 1) に変 化した状態遷移図と,画素をスカラーで見た局所領域の 変化を図 2 (a) に示す.次いで,図 2 (a) の各画素領域を ベクトルに置き換えた 2 次元カルマンフィルタの局所領 域変化を図 2(b) に示す.また,"n"は状態量 x_{i,j}で構 成される時刻 n における状態ベクトル x(n) の局所領域 変化を示す.

従来手法のアルゴリズムは,次に示す2段階の処理に よって定義される.

3.1 Step 1: AR システムのパラメータ推定

原画像の時刻 n における注目画素 x_{i,j}(n) は, 隣接す る周辺画素と相関があることを考慮して, AR 係数を用 いて次式のように表される [14].

$$x_{i,j}(n+1) = \sum_{l_c,m_c \in L} \sum_{L} \alpha_{l_c,m_c}(n+1)x_{i-l_c,j-m_c}(n) + e_{i,j}(n+1) \quad (2)$$

ただし, AR 次数は $L \ge 0$, $\alpha_{l_c,m_c}(n)$ は AR 係数, $e_{i,j}(n)$ は AR 係数を推定した際に生じる推定誤差とする.ここで, $\alpha_{l_c,m_c}(n) \ge e_{i,j}(n)$ は劣化画像を用いて Yule-Walker 法より算出を行う [18]. [Initialization]

$$\begin{split} \hat{\boldsymbol{x}}_{c}(0|0) &= \boldsymbol{0}, \qquad P_{c}(0|0) = I \\ \text{[Iteration]} \\ \cdot &\text{Step 1} \\ \text{Yule-Walker 法 U 原画像の AR 係数 } \{\alpha_{i',j'}^{(i,j)}(n)\} \text{ 推定} \\ \cdot &\text{Step 2} \\ 1. P_{c}(n+1|n) &= \Phi_{c}(n+1)P_{c}(n|n)\Phi_{c}(n+1)^{T} \\ &+ R_{\delta_{c}}(n+1) \\ 2. K_{c}(n+1) &= \left\{P_{c}(n+1|n)M_{c}^{T}\right\} \\ &\cdot \left\{M_{c}P_{c}(n+1|n)M_{c}^{T} + R_{\epsilon_{c}}(n+1)\right\}^{-1} \\ 3. \hat{\boldsymbol{x}}_{c}(n+1|n) &= \Phi_{c}(n+1)\hat{\boldsymbol{x}}_{c}(n|n) \\ 4. \hat{\boldsymbol{x}}_{c}(n+1|n+1) &= \hat{\boldsymbol{x}}_{c}(n+1|n) + K_{c}(n+1) \\ &\cdot \left\{\boldsymbol{y}_{c}(n+1) - M_{c}\hat{\boldsymbol{x}}_{c}(n+1|n)\right\} \\ 5. P_{c}(n+1|n+1) &= \left\{I - K_{c}(n+1)M_{c}\right\}P_{c}(n+1|n) \\ 6. n &= n+1 \quad \text{go back 1.} \end{split}$$

3.2 Step 2: カルマンフィルタ実行

図 2 (a) に示した時刻 n における $l \times m$ の画素領域を図 2(b) に置き換えた 4 次元ベクトル $x_{i,j}(n)$ を次式に示す.

$$\begin{array}{ll} \boldsymbol{x}_{1,1}(n) = & [x_{1,1}(n), x_{2,1}(n), x_{1,2}(n), x_{2,2}(n)]^T \\ \boldsymbol{x}_{2,1}(n) = & [x_{3,1}(n), x_{4,1}(n), x_{3,2}(n), x_{4,2}(n)]^T \\ \boldsymbol{x}_{3,1}(n) = & [x_{5,1}(n), x_{6,1}(n), x_{5,2}(n), x_{6,2}(n)]^T \\ \boldsymbol{x}_{1,2}(n) = & [x_{1,3}(n), x_{2,3}(n), x_{1,4}(n), x_{2,4}(n)]^T \\ \boldsymbol{x}_{2,2}(n) = & [x_{3,3}(n), x_{4,3}(n), x_{3,4}(n), x_{4,4}(n)]^T \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_{3,3}(n) = & [x_{5,5}(n), x_{6,5}(n), x_{5,6}(n), x_{6,6}(n)]^T \end{array} \right\}$$
(3)

従来手法で対象となる時刻 n における L 次元状態ベクト ルは,式(3)の状態ベクトル $x_{i,j}(n)$ を時系列に並べたベ クトルとして $x_c(n) = [x_{1,1}^T(n), x_{2,1}^T(n), x_{3,1}^T(n), x_{1,2}^T(n),$ $\dots, x_{3,3}^T(n)]^T$ とする. $x_c(n)$ と Step 1 で得られた AR 係数を用いて,状態方程式は次式となる. [state equation]

$$\boldsymbol{x}_c(n+1) = \Phi_c(n+1)\boldsymbol{x}_c(n) + \boldsymbol{\delta}_c(n+1)$$
(4)

ただし, $L \times L$ 状態遷移行列 $\Phi_c(n)$ と,L次元白色性駆動源ベクトル $\delta_c(n)$ は次式とする.

$$\Phi_{c}(n+1) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ A_{1,1}^{(2,2)} A_{2,1}^{(2,2)} A_{1,2}^{(2,2)} A_{2,2}^{(2,2)} A_{3,2}^{(2,2)} A_{1,3}^{(2,2)} A_{2,3}^{(2,2)} A_{3,3}^{(2,2)} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_{1,3}^{(1,4)} A_{2,3}^{(1,4)} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_{1,3}^{(1,4)} A_{2,3}^{(1,4)} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_{1,3}^{(3,4)} A_{2,3}^{(3,4)} A_{3,3}^{(3,4)} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\delta}_{c}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}^{T}, \mathbf{e}_{2,1}^{T}(n+1), \mathbf{0}^{T}, \cdots, \mathbf{0}^{T}, \mathbf{e}_{1,3}^{T}(n+1), \\ \mathbf{e}_{2,3}^{T}(n+1), \mathbf{e}_{3,3}^{T}(n+1) \end{bmatrix}^{T} (6) \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{x}}_{p}(0|0) &= \boldsymbol{0}, \qquad P_{p}(0|0) = I \\ \\ \begin{bmatrix} \text{Iteration} \end{bmatrix} \\ 1. \ P_{p}(n+1|n) &= \Phi_{p}P_{p}(n|n)\Phi_{p}^{T} + R_{\delta_{p}}(n+1) \\ 2. \ K_{p}(n+1) &= \left\{ P_{p}(n+1|n)M_{p}^{T} \right\} \\ &\quad \cdot \left\{ M_{p}P_{p}(n+1|n)M_{p}^{T} + R_{\epsilon_{p}}(n+1) \right\}^{-1} \\ 3. \ \hat{\boldsymbol{x}}_{p}(n+1|n) &= \Phi_{p}\hat{\boldsymbol{x}}_{p}(n|n) \\ 4. \ \hat{\boldsymbol{x}}_{p}(n+1|n+1) &= \hat{\boldsymbol{x}}_{p}(n+1|n) + K_{p}(n+1) \\ &\quad \cdot \left\{ \boldsymbol{y}_{p}(n+1) - M_{p}\hat{\boldsymbol{x}}_{p}(n+1|n) \right\} \\ 5. \ P_{p}(n+1|n+1) &= \left\{ I - K_{p}(n+1)M_{p} \right\} P_{p}(n+1|n) \\ 6. \ n = n+1 \quad \text{go back 1.} \end{aligned}$$

ここで, $A_{i',j'}^{(i,j)}$ はAR係数で構成される 4×4 行列, $e_{i,j}(n)$ は原画像と無相関となるAR係数の推定誤差で構成される 4×7 でイクトル,Oは 4×4 零行列,Iは 4×4 単位行列とし,0は4次元零ベクトルとする.

次いで,劣化画像において $l \times m$ の画素領域を状態量と同様に時刻 n における 4 次元ベクトル $y_{i,j}(n)$ として次式のように示す.

$$\begin{array}{l} \boldsymbol{y}_{1,1}(n) = \left[y_{1,1}(n), y_{2,1}(n), y_{1,2}(n), y_{2,2}(n)\right]^{T} \\ \boldsymbol{y}_{2,1}(n) = \left[y_{3,1}(n), y_{4,1}(n), y_{3,2}(n), y_{4,2}(n)\right]^{T} \\ \boldsymbol{y}_{3,1}(n) = \left[y_{5,1}(n), y_{6,1}(n), y_{5,2}(n), y_{6,2}(n)\right]^{T} \\ \boldsymbol{y}_{1,2}(n) = \left[y_{1,3}(n), y_{2,3}(n), y_{1,4}(n), y_{2,4}(n)\right]^{T} \\ \boldsymbol{y}_{2,2}(n) = \left[y_{3,3}(n), y_{4,3}(n), y_{3,4}(n), y_{4,4}(n)\right]^{T} \\ \vdots \\ \boldsymbol{y}_{3,3}(n) = \left[y_{5,5}(n), y_{6,5}(n), y_{5,6}(n), y_{6,6}(n)\right]^{T} \end{array} \right\}$$
(7)

従来手法の時刻 n における L 次元観測ベクトルを $\boldsymbol{y}_{c}(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_{1,1}^{T}(n), \boldsymbol{y}_{2,1}^{T}(n), \boldsymbol{y}_{3,1}^{T}(n), \boldsymbol{y}_{1,2}^{T}(n), \cdots, \boldsymbol{y}_{3,3}^{T}(n) \end{bmatrix}^{T}$ としたとき,観測方程式は式 (1)を用いて次式 [observation equation]

$$\boldsymbol{y}_{c}(n) = M_{c}\boldsymbol{x}_{c}(n) + \boldsymbol{\epsilon}_{c}(n)$$
(8)

となる.ただし, $L \times L$ 観測遷移行列 $M_c \ge L$ 雑音ベクトル $\epsilon_c(n)$ はそれぞれ PSF [19] と AWGN から構成され,次式のように表される.



(a) 原画像

(b) 劣化画像



(c) 射影手法 [10]

(d) 従来手法 [14]

(e) 提案手法

図 3: Lenna の画像比較

以上に示した式 (4) の状態方程式と式 (8) の観測方程 式を用いて状態空間モデルを構成している.これに加え て,従来手法は原画像 $x_{i,j}$ と雑音 $v_{i,j}$ が無相関でかつ, ベクトル $\delta_c(n)$ が白色性駆動源であることからカルマン フィルタ理論を適用することにより,表1の手順に従っ て劣化画像復元を行う.

しかしながら,従来手法の劣化画像復元精度は Step 1 で必要な AR 次数の決定に大きく影響される問題があり, この AR 次数決定問題によって AR 係数の正確な推定は 困難である.また,AR 係数の推定にも演算量と処理時 間を必要としている.

これらのことから, AR システムを用いない手法が望まれており, 次章はこの問題を解決する手法を提案する.

4. 提案手法

提案手法は図 2 (a),(b) に示すように原画像が定義され た場合,時刻 n における L 次元状態ベクトルを式 (3) より $x_p(n) = \begin{bmatrix} x_{1,1}^T(n), x_{2,1}^T(n), x_{3,1}^T(n), x_{1,2}^T(n), \cdots, x_{3,3}^T(n) \end{bmatrix}^T$ とする.提案手法は,時刻 n から時刻 (n + 1)の時刻変 化が局所領域の変化であることに着目し,AR システム を用いずに表した状態方程式を次式に示す. [state equation]

$$\boldsymbol{x}_p(n+1) = \Phi_p \boldsymbol{x}_p(n) + \boldsymbol{\delta}_p(n+1) \tag{11}$$

ただし, $L \times L$ 状態遷移行列 $\Phi_p \ge L$ 次元有色性駆動源 ベクトル $\delta_p(n)$ を次式に表す.

$$\boldsymbol{x}_{2,4}^{T}(n+1), \boldsymbol{x}_{3,4}^{T}(n+1) \Big]^{T}$$
 (13)



図 4: Lenna に対する主観評価 (MOS)

ここで,状態遷移行列 Φ_p は図 2 (b) に示す時刻 n から 時刻 (n+1) への時刻変化を表し,駆動源ベクトル $\delta_p(n)$ は状態方程式を構成する際に原画像の情報を含む有色性 駆動源となる.

次いで,時刻 n における L 次元の観測ベクトルを式 (7) から $\boldsymbol{y}_p(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_{1,1}^T(n), \boldsymbol{y}_{2,1}^T(n), \boldsymbol{y}_{3,1}^T(n), \boldsymbol{y}_{1,2}^T(n), \cdots, \\ \boldsymbol{y}_{3,3}^T(n) \end{bmatrix}^T$ としたとき,提案手法の観測方程式は式 (1) より次式となる.

[observation equation]

$$\boldsymbol{y}_p(n) = M_p \boldsymbol{x}_p(n) + \boldsymbol{\epsilon}_p(n) \tag{14}$$

ただし, $L \times L$ 観測遷移行列 $M_p \ge L$ 次元雑音ベクトル $\epsilon_p(n)$ はそれぞれ PSF [19] と AWGN から構成され,次 式のように表される.

$$\boldsymbol{\epsilon}_{p}(n) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_{1,1}^{T}(n), \boldsymbol{v}_{2,1}^{T}(n), \boldsymbol{v}_{3,1}^{T}(n), \boldsymbol{v}_{1,2}^{T}(n), \cdots, \boldsymbol{v}_{3,3}^{T}(n) \end{bmatrix} \quad (16)$$

以上に示した式(11)の状態方程式と,式(14)の観測方 程式を用いて状態空間モデルを構成することで劣化画像 復元を行う.提案手法のアルゴリズムを表2に示す.

ここで,状態方程式に含まれる駆動源ベクトル $\delta_p(n)$ は式(13)に示すように原画像を要素に含んでいることから,有色性駆動源となる.一般に,カルマンフィルタ理論[14]は状態量と雑音が無相関でかつ,白色性駆動源で

図 5:提案手法と従来手法 [14]の処理速度比較

表 4: PC スペック			
OS	Windows XP Professional		
CPU	Intel(R)Core(TM)i7-920(2.67GHz)		
Memory	2GB		

あるという条件の下で適用されるのに対して,提案手法 は先に述べた条件を満足せず,状態ベクトル $x_p(n)$ と駆 動源ベクトル $\delta_p(n)$ との間に相関が生じてしまう.この 問題は,カルマンフィルタの更新アルゴリズムが逐次処 理なことから証明が非常に困難である.このため,本論 文では計算機シミュレーションおよび実際に撮影した実 画像の復元比較を用いて提案手法の有効性を確認する.

5. 計算機シミュレーション

本章は,計算機シミュレーションを用いて射影手法[10], 従来手法[14],提案手法の復元画像比較を行う.比較に 用いる Lenna(256×256,8ビットグレースケール)を図 3 (a) に示し,図3 (a) にぼけと雑音を加えて劣化させた 画像を図3 (b) に示す.ここで,ぼけの PSF は文献[19] より推定したものを用い,信号対雑音比 (Signal to Noise Ratio:SNR) は式 (17) が SNR = 20 [dB] を満たす加法性 白色ガウス雑音とする.

SNR =
$$10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2}{\frac{1}{256 \times 256} \sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} [x_{i,j} - y_{i,j}]^2} [dB]$$
(17)

5.1 視覚評価

図 3 (b) の劣化画像に対する射影手法 [10] と従来手法 [14] および提案手法の計算機シミュレーションによる 復元結果を,図 3 (c)~(e) にそれぞれ示す.

図3について復元比較を行うと,まず射影手法による 復元画像の図3(c)は帽子の飾りの毛などは鮮明に復元 できているものの,画像全体で雑音が目立つ結果となっ



(a) 撮影画像 (140 フレーム目)

(b) 射影手法 [10]



(c) 従来手法 [14]

(d) 提案手法

図 6: 撮影画像の復元比較 (140 フレーム目)

てしまっている.次いで従来手法による復元画像の図3 (d)では,ぼけや雑音は見られないものの,画像が全体 的に白くなっており,細部の情報が消えてしまっている. これに対して提案手法による復元画像の図3(e)では,帽 子の飾りの毛や線も鮮明になっていることが確認できる.

このことから,提案手法は視覚評価において良好な劣 化画像復元を行っていることが確認できる.

5.2 客観評価 [20]

客観評価として,原画像と復元画像のPSNR(Peak SNR) [20] を用いた数値による比較評価を行う.PSNR は次式

表 5: 客観評価 (PSNR)				
	Lenna			
SNR	射影手法	従来手法	提案手法	
$10 \; [dB]$	28.8	31.4	32.3	
$20 [\mathrm{dB}]$	32.2	34.7	35.4	

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

を用いて従来手法と射影手法および提案手法の数値を算 出し,この結果を表5に示す.

表5より,提案手法はSNR=10 [dB] と20 [dB] ともに 高い値を示しており,数値による似通り程度の比較にお いても提案手法の有効性を確認できる.

5.3 主観評価[21]

主観評価では, MOS(Mean Opinion Score)を用いて SNR=10 [dB] と 20 [dB] における復元画像の評価を行 う [21]. 表 3 に示す 5 段階の評価基準に従って原画像と 各復元画像を 50 人にそれぞれ比較評価してもらい, こ の平均値を評価結果として図 4 (a),(b) にそれぞれ示す.

図4(a),(b)より,いづれの場合においても提案手法は 従来手法と射影手法よりも高い評価を得ていることが分 かる.このことから,主観評価においても提案手法の有 効性が確認できる.



(a) 撮影画像 (180 フレーム目)

(b) 射影手法 [10]

15



(d) 提案手法

図 7: 撮影画像の復元比較 (180 フレーム目)

5.4 処理速度比較 [22]

本節は,提案手法と従来手法[14]の処理速度の比較を 行う[22].画像サイズの異なる3枚のディジタル画像に 対して劣化画像復元を20回ずつ行い,画像1枚当たり の復元処理に必要とした平均時間[秒]を図5に示す.ま た,その際に用いたPCのスペックを表4に示す.

(c) 従来手法 [14]

図5に示した処理速度の結果比較より,いづれの画像 サイズにおいても提案手法は従来手法よりも高速な劣化 画像復元処理を行っていることが確認できる.

ここで,従来手法と提案手法とに処理速度の差が生じた理由について考察する.表1に示す従来手法のアルゴリズム手順と表2に示す提案手法のアルゴリズム手順の比較より,従来手法はカルマンフィルタの前処理としてStep 1において AR 係数の推定を行う必要があるのに対して,提案手法は前処理が不要である.また,提案手法の状態遷移行列 Φ_p は式 (12)より AR 係数を要素に持たないシンプルなシフト行列であることも,処理速度向上に影響したと考えられる.

これらの計算機シミュレーションの結果より,提案手

法は良好な画像復元と処理速度の向上を可能としている ことが確認できる.

6. 実写動画像復元

次いで,実環境下における有効性を確認するために実際に撮影した画像(640×480,8ビットグレースケール) に対して劣化画像復元比較を行った.撮影にはHF25SA-1 レンズを用いており,被写界深度は±2cmとした.ま た,内容はアルミ片が時間と共に画像奥から画像手前に 移動する様子を撮影した動画像であり,撮影した232フ レームの中で140フレーム目と182フレーム目の画像を 図6(a)と図7(a)にそれぞれ示す.

6.1 視覚評価

図 6 (a) と図 7 (a) に示した撮影画像に対して,射影 手法と従来手法および提案手法を用いて復元を行った結 果の画像を図 6 (b)~(d) と図 7 (b)~(d) にそれぞれ示す. ただし,レンズの焦点は画像内の数字 0 に対して合わせ ており,数字の 15 は焦点を合わせた数字 0 からの手前 15cm と奥 15cm の位置を示している. まず図6について画像比較を行う.図6(b)に示す射 影手法を用いた復元画像は,非定常性の強い撮影画像に 対して全体的に雑音を強調する結果となってしまってい る.また,図6(c)に示す従来手法を用いた復元画像は, 撮影画像と比較するとアルミ片のエッジ部分などはやや 鮮明になっているものの,焦点がずれている奥の土台の ラインなどは大きな復元は見られない結果となっている. これに対して図6(d)の提案手法による復元画像では, アルミ片や数字が鮮明になっており,土台と机の境界線 もはっきりしていることが分かる.

次いで図7について画像比較を行うと,図7(b)と図 7(c)に示す射影手法と従来手法による復元画像は焦点が 大きく外れた位置にあるアルミ片の復元精度が低く,ぼ やけてしまっている.これに対して,図7(d)に示す提 案手法による復元画像はアルミ片のエッジ部分も鮮明に 復元できていることから,提案手法は撮影画像に対して も良好な復元が可能であることが確認できる.

以上の結果より,提案手法は実画像に対しても鮮明な 復元が可能であるシンプルで実用的な劣化画像復元手法 であることが確認できる.

7. ま と め

本論文は,有色性駆動源を用いた2次元カルマンフィ ルタによる劣化画像復元手法を提案した.提案手法は文 献[17]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システムのコンセプトを 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による 劣化画像の復元比較と実際に撮影した画像の復元比較を 用いて明らかにしている.

これらのことから提案手法は,(i)高速な復元処理が可 能でかつ,(ii)実画像に対しても高性能な劣化画像復元 を可能としている手法である.

8. 今後の課題

今後は,状態空間モデルに有色性駆動源を含む提案手 法をカルマンフィルタ理論に適用した場合でも,処理が 可能なことについての証明を行う予定である.

文 献

- 石田 皓之,高橋 友和,井手 一郎,目加田 慶人,"携 帯カメラ入力型文字認識におけるぼけやぶれに対処す るための生成型学習法,"信学論(D),vol.J89-D, no.9, pp.2055-2064, Sep. 2006.
- [2] 阪井 拓郎, スチット ポンヌムクン, 佐川 立昌, 越後 富 夫, 八木 康史, "注視点を考慮した腸管展開画像の適応的 表示法,"信学論(D), vol.J90-D, no.8, pp.2253–2261, Aug. 2007.
- [3] 望月 淳,浅野敏郎, "周期的明暗パターン撮像における モアレノイズ低減手法の検討,"信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.2, pp.565-574, Feb. 2000.
- [4] 亀田 昌志, 大竹 孝平, 宮原 誠, "画像のサブバンド符号

化における帯域ブロックをベースにした2次元最適周波 数分割,"信学論(D-II), volJ81-D-II, no.6, pp.1095-1107, Jun. 1988.

- [5] 小川 英光, "信号と画像の復元 [II]-復元問題の普遍性," 信学誌, vol.71, no 5, pp.491-497, Jul. 1988.
- [6] 西宮 亮平,田口 亮, "複数のウィーナーフィルタによる画像復元,"信学論(A), vol.J83-A, no.7 pp.892-902, Jul. 2000.
- [7] 砂原 善文,確率システム理論 III 応用編,朝倉書店, 1982.
- [8] 山下 幸彦,小川 英光,"平均射影フィルタの諸性質,"信 学論(D-II), vol.J74-D-II, no.2, pp.142-149, Feb. 1991.
- [9] A.Syed, and H.Ogawa, "Characterization and Implementation of Partial Projection Filter in the Presence of Signal Space Noise," IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E87-D, no.12, pp.2837–2843, Dec. 2004.
- [10] 小出 祐司,山下 幸彦,小川 英光,"信号・画像推定 のための射影フィルタ族の統一理論,"信学論 (D-II), vol.j77-D-II, no.7, pp.1293–1301, Jul. 1994.
- [11] M.R.Azimi-Sadjadi, and S.Bannour, "Two-Dimensional Recursive Parameter Identification for Adaptive Kalman Filtering," IEEE Trans. Circuits Syst., vol.38, pp.1077–1081, Sep. 1991.
- [12] M.R.Azimi-Sadjadi, and P.W.Wong, "Two-Dimensional Block Kalman Filtering for Image Restoration," IEEE Trans. on Acoustics, Speech, Signal Proc., vol.assp-35, no.12, Dec. 1987.
- [13] Jun Katayama, Yoshifumi Sekine, "Noise Reduction Approach of Range Image Using Nonlinear 2D Kalman Filter," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E85-A, no.4, Apr. 2002.
- [14] S.Citrin, and M.R.Azimi-Sadjadi, "A full-plane block Kalman filter for image restoration," IEEE Trans. on Image Processing, vol.1, no.4, Oct. 1992.
- [15] 下江 敏夫, 斉藤 恒雄, 星子 幸男, "カルマンフィル タによる画像の2次元フィルタリング,"信学論(D), vol.J61-D, no.8, Aug. 1978.
- [16] 赤池弘次,赤池情報量基準 AIC,共立出版,2007.
- [17] 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.
- [18] 石黒 真木夫,時系列解析の方法,朝倉書店,1998.
- [19] M.Sakano, N.Suetake, and E.Uchino, "A Noise-Robust Estimation for Out-of-Focus PSF by Using a Distribution of Gradient Vectors on the Logarithmic Amplitude Spectrum," IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.J90-D, no.10, pp.2848–2857, Oct. 2007.
- [20] 覚幸 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.
- [21] ITU-T COM 12, "Methods for subjective determination of transmission quality," Recommendation P.800.
- [22] 田中 正行,神田 崇史,奥富 正敏,"残差画像に基づ く漸進的ぶれ画像復元,"信学論(D),vol.J92-D, no.8, pp.1208-1220, Aug. 2009.