

## カルマンフィルタによる高精度画像復元のための パラメータ推定に関する考察

○松村淳<sup>†</sup> 長谷山 美紀<sup>†</sup> 北島 秀夫<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 北海道大学 工学研究科

〒060-8628 札幌市北区北13条西8丁目

TEL (011)706-7162

E-mail atsushi@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし 本文では、高精度な画像復元を目的としたカルマンフィルタのためのパラメータ推定法を提案する。カルマンフィルタを用いた画像復元の精度は、画像のモデル及び観測雑音の分散といったパラメータの推定精度に大きく左右される。従来のパラメータ推定法では、画像全体からパラメータを推定しており、画像の局所的な統計量の変化を考慮していない。このため、画像の細部にわたって高精度な復元が行われないという問題が生じる。提案手法は、画像の局所的な統計量の変化に注目し、画像の各部分の特徴に適応したパラメータ推定を行うことにより、高精度な画像復元を可能とする。また、シミュレーションを行い、その有効性を確認する。

キーワード 画像復元, カルマンフィルタ, 雑音の分散, 画像のモデル

## A Consideration of Parameter Estimation for Image Restoration Using a Kalman Filter

Atsushi Matsumura<sup>†</sup>, Miki Haseyama<sup>†</sup>, and Hideo Kitajima<sup>†</sup>

<sup>†</sup>School of Engineering, Hokkaido University

Kita-ku Kita-13 Nishi-8 Sapporo, 060-8628 Japan

TEL +81-11-706-7162

E-mail atsushi@media.eng.hokudai.ac.jp

**Abstract** In this paper, we propose an estimation method of the parameters for accurate image restoration using a Kalman filter. If it is possible to estimate the parameters (i.e. an image model and a noise variance) with high accuracy, then an image can be restored accurately using a Kalman filter. In traditional parameter estimation methods, parameters are estimated from the whole image, and a change of the local statistics in an image is not considered. Therefore, detail and whole regions of the image are not restored accurately with the previous methods. The proposed method estimates parameters adapted to every part of image according to a change in the local statistics, and can thus restore an image more accurately. We have verified the validity of proposed method by several experiments.

**key words** image restoration, kalman filter, noise variance, image model

# 1 まえがき

雑音が付加することにより劣化した画像を復元する手法の一つとして、カルマンフィルタを用いた画像復元法が提案されている [1] [2] [3]。カルマンフィルタを用いて画像復元を行う場合は、原画像のモデリング及び観測雑音の分散といったパラメータが既知である必要がある。ここで、原画像のモデリングとは推定対象となる画素を線形和で表現するために必要とされる周囲の画素の位置及びその画素の輝度値に対する重み (以降画像モデルと呼ぶ) を決定することである。画像復元問題において、原画像の統計量は未知であるため、上記のパラメータを観測画像のみから推定しなければならない。従って、パラメータが観測画像から高精度に推定されなければ、カルマンフィルタによる高精度画像復元は期待できない。

そこで、上記パラメータを高精度に推定する手法が提案されている。例えば、文献 [2] では、原画像の分散と自己相関が既知の場合に、観測雑音の分散と画像モデルの重みを決定する手法が提案されている。しかしながら、この画像モデルにおいて、線形和の対象となる画素は、推定対象の近傍 9 画素と決められており、それは画像によっても画像の部分によっても変更されることがない。つまり、画像の性質や、画像内に存在する局所的な性質の差異、さらには劣化状態を考慮に入れた適応的なモデル決定は行われていない。したがって、画像によっては適切なモデル化が行われないため、高精度な画像復元が実現できない場合がある。一方、原画像の分散及び自己相関が未知の場合、観測画像から原画像の分散と自己相関を推定し、画像モデル及び観測雑音の分散を決定し、画像復元を実現する手法が提案されている [3]。更に文献 [3] では、観測画像の劣化状態及び推定対象画素と線形和に用いられる画素との相関の高低を解析し、復元に有効な画像モデルを決定する手法も提案されている。

しかし、上記従来法では、画像の局所的な統計量の変化を考慮せずに、画像全体から 1 つの画像モデルや観測雑音の分散値を推定するため、画像の細部にわたって高精度な復元を行うことは不可能である。このような問題は次の 2 点が主な原因と考えられる。

- (1) 一般に画像をモデル化する際、エッジ部と平坦部を同一のモデルで記述するのは困難である [4]。このため、画像全体を 1 つの画像モデルでモデル化している場合、画像の各部分が適切にモデル化されないため、画像の各部分において高精度な画像復元が行われない可能性がある。
- (2) 非定常な雑音が付加した劣化画像では、雑音の分散値は画像の各部分で変化する。このため、画像全体から 1 つの雑音の分散値を推定している場合、雑音の変化に適応できないため、高精度な復元が行われない。

そこで、本文では、高精度な画像復元を可能とする画像の局所的な統計量の変化に適応したカルマンフィルタの実現法を提案する。実現されたフィルタは上記で示した問題点を次に示すアプローチにより解決している。

- (1) 平坦部及びエッジ部を同一のモデルで記述することは困難であることから、画像を平坦部及びエッジ方向に基づく 4 つのエッジ部のクラスに分類し、各ク

ラスに適した画像モデルを適用する。各クラスに分類された画素は、属するクラスに適した画像モデルを用いて設計されたカルマンフィルタにより処理される。各クラスにそれぞれ異なるカルマンフィルタを適用することにより、画像の部分においても高精度な画像復元が可能となる。

- (2) 観測雑音の分散が局所的に変化する劣化画像に対して、推定対象画素を中心とした窓を作成し、その窓内の雑音の分散値を算出し、雑音の分散値の変化を逐次推定する。このように推定された雑音の分散値を用いてカルマンフィルタを設計することにより、非定常な雑音が付加した劣化画像においても高精度な画像復元が可能となる。

提案手法は、画像全体からパラメータを求める従来法と異なり、画像の局所的な統計量からパラメータを求めているため、画像の各部分で高精度な復元が可能となる。

## 2 カルマンフィルタ

本章では、文献 [3] における画像のモデル化及びこのモデルを用いたカルマンフィルタアルゴリズムを示す。

### 2.1 画像のモデル化

原画像が次式でモデル化されるものとする。

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{U}(k) \quad (1)$$

ただし、

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} X_{10}(k) \\ X_{11}(k) \\ \vdots \\ X_{23}(k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_{10} & A_{01} & \cdots & A_{023} \\ A_{11} & A_{11} & \cdots & A_{123} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{230} & A_{231} & \cdots & A_{2323} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} U_{10}(k) \\ U_{11}(k) \\ \vdots \\ U_{23}(k) \end{bmatrix}$$

とする。 $\mathbf{X}(k)$  は画像中における状態変数であり、 $k$  は時刻である。また、 $\mathbf{U}(k)$  は平均値 0 のガウス性白色システム雑音であり、 $\mathbf{A}$  はモデル係数である。 $X_i$  のそれぞれの画素の位置及び遷移を図 1 に示す。原画像の推定値として、 $X_{23}(k)$  の値が用いられるが、これは  $X_i(k-1)$  の値の任意の線形和により推定される。この線形和に用いられる  $X_i(k-1)$  に係数  $A_{23i}$  を決定することが画像モデルを決定することに対応する。

次に、観測画像のモデルが次式で与えられるものとする。

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (2)$$

$\mathbf{Z}(k)$  は観測画像であり、 $\mathbf{V}(k)$  は平均値 0 のガウス性白色観測雑音である。また、 $\mathbf{H}\mathbf{X}(k)$  は次式で与えられる。

$$\mathbf{H}\mathbf{X}(k) = [X_{18}(k) \ X_{19}(k) \ \cdots \ X_{23}(k)]^T \quad (3)$$

### 2.2 カルマンフィルタアルゴリズム

前節で画像をモデル化した式 (1)~(3) にカルマンフィルタを適用したときのアルゴリズムは、文献 [5] を参考にして以下のように導出される。

$$\mathbf{P}_b(k) = \mathbf{A}\mathbf{P}_a(k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_U \quad (4)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}_b(k)\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}_b(k)\mathbf{H}^T + \mathbf{Q}_V]^{-1} \quad (5)$$

$$\bar{\mathbf{X}}(k) = \mathbf{A}\bar{\mathbf{X}}(k-1) \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = \bar{\mathbf{X}}(k) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\bar{\mathbf{X}}(k)] \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_a(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}]\mathbf{P}_b(k) \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{P}_a(k), \mathbf{P}_b(k)$  は次式で与えられる推定誤差共分散行列である。

$$\mathbf{P}_a(k) = E[(\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k))(\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k))^T] \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_b(k) = E[(\mathbf{X}(k) - \bar{\mathbf{X}}(k))(\mathbf{X}(k) - \bar{\mathbf{X}}(k))^T] \quad (10)$$

$\mathbf{K}(k)$  はカルマンゲイン行列であり、 $\mathbf{Q}_U, \mathbf{Q}_V$  はそれぞれ  $\mathbf{U}(k), \mathbf{V}(k)$  の共分散行列である。また、 $\hat{\mathbf{X}}(k)$  は  $\mathbf{X}(k)$  に対する最適予測値であり、 $\bar{\mathbf{X}}(k)$  は最適ろ波推定値である。

上記のように文献 [3] では、式 (1)~(3) に示す画像のモデル化に従い、式 (4)~(8) に示すカルマンフィルタアルゴリズムを導出している。しかし、上記のモデル化及びアルゴリズムには以下に示す問題点がある。

まず、式 (1) 中の  $\mathbf{A}$  は画像モデルを決定する行列であり、時刻変化しない定数となっている。つまり、画像の各部分で  $\mathbf{A}$  は変化せず、画像全体を通して固定されているため、画像全体を1つのモデルのみで記述していることになる。したがって、画像のエッジ部及び平坦部で同一の画像モデルによって復元が行われていることになる。一般に画像をモデル化する場合、エッジ部及び平坦部を同じモデルで記述することは困難であると予想され、画像の各部分で高精度な画像復元が行われない可能性がある。

次に、式 (5) に着目する。式 (5) 中の観測雑音の共分散行列である  $\mathbf{Q}_V$  は時刻変化しない定数となっている。これは、観測雑音は定常であると仮定しているために、雑音の分散値が一定であるとしているからである。このため、雑音の分散値が画像の各部分で変化するような非定常な雑音が付加した劣化画像に対しては、雑音の分散値の変化に適應できないため、高精度な画像復元が行われない。

そこで、画像の局所的な統計量の変化に適應したカルマンフィルタの実現法を次章に提案する。

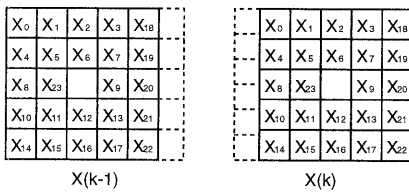


図 1: 画素配置及び遷移

### 3 提案手法

本章では、画像の局所的な統計量の変化を考慮したカルマンフィルタを実現するための、パラメータ推定法を提案する。

#### 3.1 適応的な画像モデルの決定

本節では、画像を平坦クラス及びエッジ方向に基づく4つのエッジクラスに分類し、各クラスに適した画像モデルを適用して高精度な画像復元を実現するカルマンフィルタを提案する。

一般に、画像モデルは推定対象画素を表現するための線形和に用いられる画素の位置及びそれに対する重みから決定され、この線形和に用いられる画素に対する重みは画像の自己相関から算出される値である。画像の一般的な性質として、画像の平坦部では隣接画素間の相関は高く、エッジ部における隣接画素間の相関はエッジ方向では高いが、それ以外の方向では低い。従って、画像の各部分で、自己相関といった統計量は大きく異なる。このように、画像の平坦部及び各方向 (0,45,90,135 度) のエッジ部で自己相関が異なることから、画像全体を同様の画像モデルで記述することは困難である。よって、画像の平坦部と各エッジ部に適切な画像モデルを決定する必要がある。そこで以下に、画像を平坦部及び各エッジ部に分類する手法及び各クラスに適した画像モデルの決定法を示す。

そこで、まず画像を平坦クラス及び各エッジ方向のエッジクラスに分類するために、画像を簡単に分類する手法である1次微分によるエッジ抽出法を用いる。以下に画像を分類する処理手順を示す。

- (1) 1次微分によるエッジ抽出は雑音の影響を受けやすいため、簡単なノイズ平滑化フィルタを前処理として適用する。
- (2) 平滑化後の画像に1次微分オペレータを適用し、各エッジ方向の輝度値の勾配の中で最大の勾配を算出する。
- (3) 各エッジクラスと平坦クラスとに分類するために、ある閾値より勾配が大きければ、急峻なエッジとして各方向のエッジクラスとして分類し、閾値より小さければ平坦クラスとして分類する。

次に、上記の処理で分類された各クラスに適した画像モデルを決定する手法を示す。まず、0,45,90,135 度の各エッジ部では、それぞれのエッジ方向に相関が高いことから、推定対象画素を表現するための線形和に用いられる画素の配置を図2に示す *Pattern1*~4 とする。線形和に用いられる画素に対する重みは画像全体の自己相関から算出するが、線形和に用いられる画素の位置を各エッジ部の特徴に適應させて決定するため、復元に有効な重みが算出される。次に、平坦部における画像モデルを決定する。平坦部においては隣接している8画素間の相関はそれぞれ高いことから、線形和に用いられる画素の位置を図3に示すように決定する。また、重みは平坦部のみから算出される自己相関から算出する。

上記で決定された各クラスの画像に対する適切な画像モデルに基づいてカルマンフィルタを設計して、各クラスに属する画素に適用することにより、高精度な画像復元を実現する。このシステムを図4に示す。各クラスの復元に適したカルマンフィルタを入力画素のクラスによって切替えて復元を行うことにより、画像の各部分でも高精度な画像復元が可能となる。

#### 3.2 局所的な雑音の分散推定

本節では、式 (5) の  $\mathbf{Q}_V$  を時刻変化する変数  $\mathbf{Q}_V(k)$  に変更することによって、非定常な雑音に対しても適応的な処理が可能となるカルマンフィルタを提案する。そ

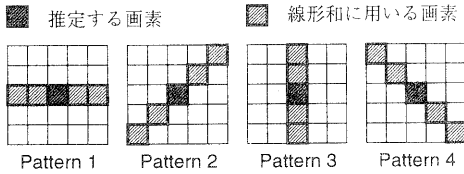


図 2: エッジ部における 4 つの画像モデル

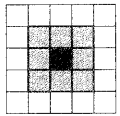


図 3: 平坦部における画像モデル

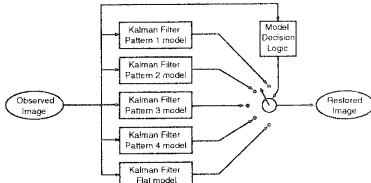


図 4: 適応カルマンフィルタ

ここで、上記カルマンフィルタを実現するために、以下で雑音の分散値の変化を推定する手法を示す。

雑音が非定常である場合、雑音の分散値は時刻毎に変化するため、各時刻で雑音の分散値を推定する必要がある。そこで、提案手法では以下に示す手法で分散値の時刻変化に対応する。まず、各時刻における雑音の分散値を推定するために、各時刻において推定される画素を中心とした  $M \times N$  画素からなる窓を用意する。そして、各時刻における窓を用いて雑音の分散値を推定することにより、雑音の分散値の変化を局所的にとらえることが可能となる。しかし、窓を用いて雑音の分散値の変化を局所的にとらえる場合、以下に示す問題が生じる。雑音の分散値をより高精度に推定するには、より多くの画素を必要とするため、窓のサイズを大きくする必要があるが、窓サイズを大きくすると雑音の分散値の局所的な変化をとらえることが困難となる。そのため、窓のサイズはある程度小さくしなければ雑音の分散値の局所的な変化をとらえることはできない。しかし、窓のサイズを小さくした場合、雑音の分散値を推定するために用いられる画素数が減少するため、高精度な雑音の分散推定値が得られない。上記の問題を解決するため、少ない画素数でも高精度に雑音の分散値を推定可能である文献 [6] の手法を適用する。この手法を小さいサイズの窓に適用することにより、窓内の雑音の分散値を高精度に推定することが可能となり、時刻変化する  $Q_V(k)$  を算出することが可能となる。よって、提案手法を用いたカルマンフィルタアルゴリズムでは、式 (5) は以下のように変更される。

$$K(k) = P_b(k)H^T[HP_b(k)H^T + Q_V(k)]^{-1} \quad (11)$$

以上より、提案手法のカルマンフィルタアルゴリズムは雑音の分散値の変化に適応可能となり、このアルゴリズムに基づいて設計されたカルマンフィルタは非定常な雑音が付加した劣化画像を高精度に画像復元することが可能となる。

## 4 実験及び結果

3. で提案した各々の手法の有効性を示すために従来法として文献 [3] との比較実験を行う。

### 4.1 画像のモデル可変による復元

3.1 で提案した画像モデル可変の適応カルマンフィルタにより、エッジ部及び平坦部に対して高精度な画像復元が可能であることを実験により示す。実験に使用した原画像は図 5(a) に示す *Peppers* であり、サイズは  $256 \times 256$ ,  $8bit$  階調の画像である。図 5(b) は図 5(a) の画像に  $SNR$  が  $4dB$  であるガウス性白色雑音を付加して作成した。この劣化画像を復元対象として実験を行う。まず、前処理として図 5(b) に平滑化フィルタ (本発表では従来法によるカルマンフィルタ) を適用した後、1 次微分オペレータによりエッジ抽出を行い、画像を各エッジ部と平坦部とに分類する。エッジ部と平坦部とに分類した画像を図 6 に示す。ここで抽出されたエッジ部は、図 2 に示される 4 つの画像モデルから設計されるカルマンフィルタにより復元される。また、平坦部においては図 3 に示される画像モデルから設計されるカルマンフィルタを適用して画像復元を行う。提案手法より復元された画像を図 7(a) に示す。また、従来法による復元画像を図 7(b) に示す。ここで従来法である文献 [3] は、劣化画像に応じて画像モデルを決定する手法を提案しており、今回の実験に使用した劣化画像に対しては本手法で平坦部に適用している図 3 と同様の画素を線形和に使用する画像モデルを決定している。そして、この画像モデルのみから設計されるカルマンフィルタを画像全体に適用して、復元を行っている。それぞれの復元精度を表 1 に示す。

表 1 から、本手法が従来法よりエッジ部及び平坦部の両者において、高精度に画像復元を行っていることが確認できる。とくに平坦部においては、本手法は従来法とともに線形和に用いられる画素が同じである画像モデルを適用しているにもかかわらず、本手法がより効果的なノイズの平滑化を行っていることが確認できる。これは、本手法は復元対象画素から自己相関を推定し、その値に基づいた  $A_{23}$  を算出しているため、線形和に用いられる画素に対して復元に有効な重みを与えたためと考えられる。したがって、本手法によって、平坦部を高精度に復元するための画像モデルを推定できたことが示された。

次に、エッジ部においても復元に有効な画像モデルが推定されていることを示す。図 5(b) を  $64 \times 64$  に分割し、各ブロックでエッジ部における 4 つの画像モデル及び平坦部の画像モデルをそれぞれ適用して画像復元を行い、*Pattern1* の画像モデルが 5 つの画像モデル中で、最も精度良く復元可能であったブロックを図 8(a) に示す。同様に *Pattern2* においては図 8(b) に示す。1 次微分により縦エッジとして抽出された画像を図 9(a)、横エッジとして抽出された画像を図 9(b) に示す。図 8(a) と図 9(a)、図 8(b) と図 9(b) において、復元が有効であったブロック及び各エッジ方向として判定された画素の位置をそれぞれ比較すると、ブロックと画素の位置がほぼ一致することが確認される。従って、エッジ方向を 1 次微分で検出し、その方向に基づいて画像モデルを選択することにより、復元に効果的な画像モデルを推定可能であることが示された。

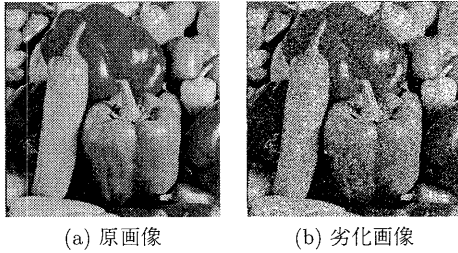


図 5: 実験用画像

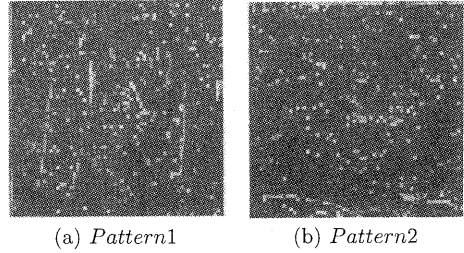


図 8: ブロック毎の復元に有効なモデル



図 6: エッジ抽出

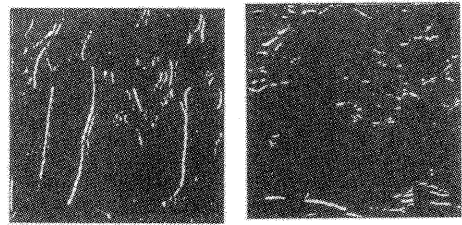


図 9: 各方向のエッジ抽出

## 4.2 非定常な雑音による劣化画像に対する復元

3.2で提案した手法により、非定常な雑音が付加した劣化画像を高精度に復元可能であることを実験により示す。まず、4.2.1で、局所的な雑音の分散値を推定することにより、雑音の分散値の変化をとらえることが可能であることを実験により確認する。次に、4.2.2で、非定常な雑音が付加した劣化画像を復元する実験を行い、従来法と復元精度の比較から本手法の有効性を示す。

### 4.2.1 雑音の分布推定

3.2で提案した局所的な雑音の分散推定法を適用し、非定常な雑音が付加した劣化画像における雑音の分散値の変化を高精度に推定可能であることを実験により確認する。劣化画像として、図 10(a)を図 5(a)に示す *Peppers* に図 10(b)に示す *SNR* となるようにガウス性白色雑音を付加して作成した。雑音の分散値を局所的に算出する

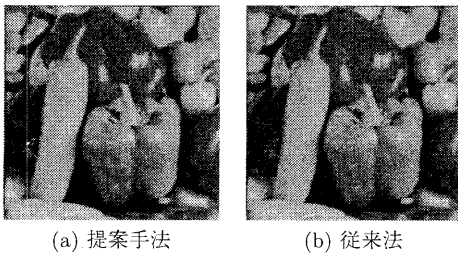


図 7: 復元結果

ための窓サイズは  $31 \times 31$  として実験を行った。提案手法により算出された雑音の分散値を図 11に示す。ただし、図 11は分散値の最大値を 255、最小値を 0 とした 8bit 階調の輝度値に変換して表示した。図 11より、雑音の分散値の変化が本手法により高精度に推定されていることが確認される。

### 4.2.2 画像復元

提案手法と従来手法との画像復元の比較実験を行い、本手法の有効性を示す。復元対象となる劣化画像は図 10(a)である。従来法における雑音の分散値は、劣化画像全体から推定した値を適用する。本手法における雑音の分散値は、4.2.1で算出された局所的な雑音の分散値を適用する。本手法による復元画像を図 12(a)に、従来法による復元画像を図 12(b)に示す。また、復元精度を表 2に示す。

表 2より、非定常な雑音が付加した劣化画像に対して、本手法が従来法よりも高精度な画像復元が可能であることが確認できた。更に、各領域において処理効果を比較

表 1: 復元精度比較

	実験画像	提案手法	従来法
平坦部 ( <i>MSE</i> )	1146.87	145.603	175.249
( <i>SNR</i> )	3.97488	12.9383	12.1335
エッジ部 ( <i>MSE</i> )	1187.33	455.645	479.645
( <i>SNR</i> )	4.30524	8.46467	8.24174
全体 ( <i>MSE</i> )	1152.02	185.077	214.004
( <i>SNR</i> )	4.02863	11.9697	11.3390

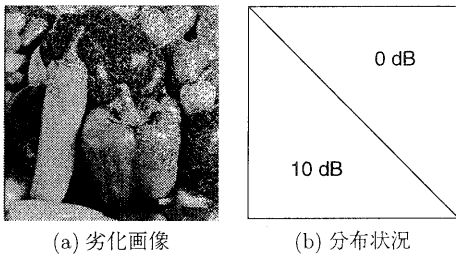


図 10: 雑音による劣化状態

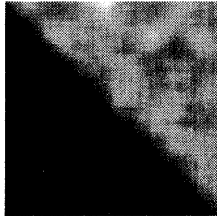


図 11: 分布推定

し提案手法の有効性を示す。従来法では、画像全体から雑音の分散値を推定し、それに基づいたカルマンフィルタを設計しているため、右上の領域ではノイズの平滑化が不十分であり、左下の領域では過度の平滑化により、ぼけが生じている。これに対し、提案手法では各領域の雑音の分散値の変化に適応した処理をおこなっているため、右上の領域では効果的なノイズの平滑化を可能とし、左下の領域ではぼけを生じさせないように雑音を除去している。

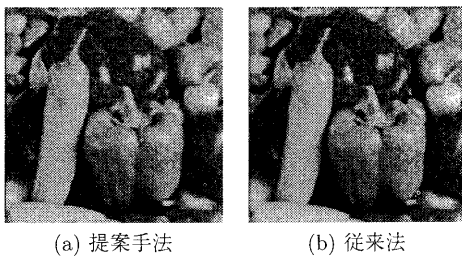


図 12: 復元結果

## 5 まとめ

本文では、高精度な画像復元を可能とする画像の局所的な統計量の変化に適応したカルマンフィルタを実現するためのパラメータ推定法を提案した。画像のモデルについては、画像を各エッジクラス及び平坦クラスに分類し、それぞれに適切な画像モデルを推定する手法を提案

表 2: 復元精度比較

	実験画像	提案手法	従来法
右上 ( <i>MSE</i> )	2888.52	320.903	348.524
( <i>SNR</i> )	-0.426216	9.11679	8.75820
左下 ( <i>MSE</i> )	285.496	110.658	139.414
( <i>SNR</i> )	10.5027	14.6189	13.6156
全体 ( <i>MSE</i> )	1592.09	216.191	244.378
( <i>SNR</i> )	2.62357	11.2949	10.7626

した。また、各クラスに分類された画素を、属するクラスに適した画像モデルを用いて設計されたカルマンフィルタで処理することにより、画像の部分においても高精度な復元を実現した。観測雑音の分散については、推定対象画素を中心とした窓を作成し、その窓内の観測雑音の分散値を推定し、雑音の分散値の変化を逐次的に推定する手法を提案した。また、このように推定された雑音の分散値を用いてカルマンフィルタを設計することによって、非定常な雑音が付加した劣化画像においても高精度な画像復元を実現した。

## 参考文献

- [1] John W. Woods, Vinay K. Ingle, "Kalman Filtering in Two Dimensions: Further Results", IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-29, No.2, pp.188-197, Apr. 1981.
- [2] S. Citrin and M. R. Azimi-Sadjadi, "A Full-Plane Block Kalman Filter for Image Restoration", IEEE Trans. Image Processing, vol.1, No.4, pp.488-495, Oct. 1992.
- [3] 城崇, 長谷山美紀, 北島秀夫, "カルマンフィルタによる高精度画像復元のための画像のモデリングとパラメータ推定", 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.11, pp.2912-2919, Nov. 1997.
- [4] 高木幹雄, 下田陽久 監修, 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会
- [5] 片山徹, 応用カルマンフィルタ, 朝日書店, 1992年1月.
- [6] John Immerker, "Fast Noise Variance Estimation", Computer Vision and Image Understanding, vol.64, No.2, pp.300-302, Sep. 1996.