Restoration of Degraded Moving Image for Predicting a Moving Object

Kei Akiyama Non-member (Nagoya University, RIKEN, k_akiyama@nuem.nagoya-u.ac.jp)

Zhi-wei Luo Non-member (Kobe University, RIKEN)

Masaki Onishi Member (AIST, RIKEN)

Shigeyuki Hosoe Member (RIKEN)

Keywords : moving image restoration, nonlinear optimization, dynamics of moving image, multiresolution wavelet analysis

There have been proposed many methods for image restoration, which estimates original images from degraded ones. However, many of them were for static images. In this paper, we propose a moving image restoration method based on the static image restoration method[1]. Since high computational cost such as an iterative calculation is required for the method in [1], much more computation cost will be needed when we apply this method to moving image restoration. Consequently, we consider a class of moving image and propose an effective algorithm by utilizing the iterative calculation[1]. We model the dynamics of moving image and compute a restored moving image using a predicted image calculated based on the modeled dynamics.

The block diagram of our proposing algorithm at k th frame is shown in Fig. 1. First, we transform a degraded image to the wavelet domain by multiresolution wavelet decomposition (MWD). By using this degraded image and a predicted image ($\hat{f}_{prd}^{[k]}$) calculated in the predictor, we compute a restored image. The predicted image is calculated based on the dynamics of the moving object, which is extracted from the past restored images and predicted by Kalman filter. In the method of [1], the iterative restoration calculation is needed to obtain an optimal solution per each frame and hence the computation cost will be quite high when processing all frames. On the other hand, by using the predicted image, we can calculate a restored image near the optimal solution by only one time restoration calculation. Finally, we obtain a restoration result by multiresolution wavelet reconstruction (MWR).

We verified our proposed method by an artificial degraded moving image of 128×128 pixels degraded by a Gaussian convolution kernel and additive noise. We restored this degraded moving image by the proposed method, and compared the result with the two methods which gave a current degraded image or a previous restored image as predicted images. We call them compared method 1 and 2, respectively. These two methods do not make predictions on moving object. The restoration results of each

method are shown in Table 1. In the table, the average ISNR (Improved Signal-To-Noise Ratio) of our method is the nearest to the optimal result (method of (1)). Nevertheless, total calculation time is shortened to a large extent. Moreover, the total prediction time within the total calculation time is sufficiently short. By these results, we can conclude that the proposed method can achieve the restoration near optimal results in a short calculation time by making a prediction of the foreground.

We also show the results of proposed method for real moving image. We shot an optically-blurred video and calculate the restored moving image by our proposed method. Fig. 2 shows the degraded image (a) and its restored one (b) of 21st frame. We can see that the entire patterns in the restored image became clearer than those in the degraded one. Therefore, we can make sure that the restored moving image has good quality by applying the proposed method. Similar performance has shown for other real moving images.

The proposed method can cope with various degradation factors, such as optical blur, low resolution, distortion, and so on. Some assumptions given in our algorithm can be relaxed or removed by improving the moving object extraction.

Table 1. Comparison of restoration results of an artificial moving image

	Proposed method	Compared method 1	Compared method 2	Method of [1]
Average ISNR[dB]	2.286	2.198	2.236	2.301
Total calculation time	22'43"	21'45"	18'41"	5:55'20"
Total prediction time	7"19	—	—	—

Fig. 1. Block diagram of the proposing method at k th frame

Fig. 2. Restoration result of the real moving image (21st frame)

Reference

- (1) M. Belge, M.E. Kilmer, and E.L. Miller : "Wavelet Domain Image Restoration with Adaptive Edge-Preserving Regularization", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 9, No. 4, pp. 597–608 (2000)

運動物体予測を用いた劣化動画像復元

非会員 秋山 圭^{*,**} 非会員 羅 志偉^{***,**}
 正員 大西 正輝^{****,**} 正員 細江 繁幸^{**}

Restoration of Degraded Moving Image for Predicting a Moving Object

Kei Akiyama^{*,**}, Non-member, Zhi-wei Luo^{***,**}, Non-member,
 Masaki Onishi^{****,**}, Member, Shigeyuki Hosoe^{**}, Member

Iterative optimal calculation methods have been proposed for degraded static image restoration based on the multiresolution wavelet decomposition. However, it is quite difficult to apply these methods to process moving images due to the high computation cost. In this paper, we propose an effective restoration method for degraded moving image by modeling the motion of a moving object and predicting the future object position. We verified our method by computer simulations and experiments to show that our method can achieve favorable results.

キーワード：動画像復元，非線形最適化，動画像ダイナミクス，多重解像度ウェーブレット解析

Keywords: moving image restoration, nonlinear optimization, dynamics of moving image, multiresolution wavelet analysis

1. まえがき

低い解像度で得られた動画像や，観測ノイズあるいは大気の揺らぎなどによって劣化した動画像に対し，目視による画質改善や後段の認識処理における精度向上のため，動画像から劣化要因を除去する必要がある。このような劣化動画像から真の画像を推定する画像復元問題は応用上極めて重要であり，従来は静止画像に関して盛んに研究が行われてきた。特に，輪郭など画像の局所的な特徴を保持した画像復元手法の提案が多くなされ^{(1)~(3)}，中でも多重解像度ウェーブレット解析⁽⁴⁾を用いた静止画像復元方法⁽³⁾は，画

像の持つ特性に応じて復元パラメータを適応的に与えることで，良好な復元画像を得ている。近年になってノイズ除去⁽⁵⁾や欠陥補修⁽⁶⁾などの動画像復元の研究が行われているが，これらの手法は解像度低下やぼけなど実環境で起こりうる劣化要素を考慮していない。また，複数フレームから高解像度の復元動画像を得る方法⁽⁷⁾も提案されているが，実画像に適用するには計算コストが高く，汎用計算機での処理は困難と考えられる。

本論文では，多重解像度ウェーブレット解析による静止画像復元手法⁽³⁾を動画像復元に応用し，解像度低下や焦点ずれなどの劣化に対する手法を検討する。文献(3)の手法は，画像の持つ特徴に適応した復元を実現できる反面，反復計算などの高い計算コストを必要とする。このため，劣化動画像の各フレームにこの手法を適用し復元処理を行うのでは，計算量は膨大なものとなる。本論文では，将来的にリモートセンシングや監視システムへの応用を想定し，動画像としては固定したカメラで撮影された劣化動画像を考える。このとき，ある時刻のフレームの画像を復元するのに，それ以前のフレームで得られた復元画像をもとに予測された画像を利用する効率的な復元手法を提案する。そのために，動画像のダイナミクスを考慮したモデル化の方法を提案し，それに基づいた具体的な計算アルゴリズムを明らかにする。提案手法では各フレームの計算は逐次的に行われる。人工的に作成した動画像と実動画像について提案手法を用いた復元計算を行い，その有効性を検証する。

* 名古屋大学大学院工学研究科

〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町
 Graduate School of Engineering, Nagoya University
 Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8603, JAPAN

** 独立行政法人理化学研究所 バイオ・ミメティックコントロール
 研究センター

〒463-0003 愛知県名古屋市守山区下志段味字穴ヶ洞 2271-130
 Bio-Mimetic Control Research Center, RIKEN
 2271-130 Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya,
 463-0003, JAPAN

*** 神戸大学工学部

〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1
 Faculty of Engineering, Kobe University
 1-1 Rokkohdai-cho, Nada-ku, Kobe, 657-8501, JAPAN

**** 産業技術総合研究所 情報技術研究部門

〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 中央第 2
 Information Technology Research Institute, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)
 1-1-1 Umezono, Tsukuba, 305-8568, JAPAN

図1 画像の多重解像度ウェーブレット分解 (MWD)

Fig. 1. Multiresolution wavelet decomposition(MWD) of an image

2. 多重解像度ウェーブレット解析に基づいた静止画像復元方法

本章では、提案手法でのベースとして利用する文献(3)の静止画像復元手法について要約する。

〈2・1〉劣化過程の定式化 一般的な $N \times N$ 画素の静止画像の劣化過程を

$$g = Hf + u \dots\dots\dots (1)$$

によって表す⁽³⁾。ただし、 g は劣化画像、 f は真の画像、 H は線形の歪みや解像度の低下、ぼけなどの劣化を表現する行列、 u は加法ノイズである。ここで、 g , f , u は2次元配列を辞書的配列順にベクトル化したものである⁽³⁾。2次元多重解像度ウェーブレット分解⁽⁴⁾ (以下ではMWDとする)を用いて、(1)式を次のように変換する⁽³⁾。

$$\hat{g} = \hat{H}\hat{f} + \hat{u} \dots\dots\dots (2)$$

なお、以下で $\hat{\cdot}$ はMWDにより分解された画像であることを表す。画像 f のMWDのブロック線図を図1に示す。図中の $p(\cdot)$, $q(\cdot)$ はそれぞれ1次元のローパス、ハイパスフィルタであり、入力画像 f から、水平、垂直方向にダウンサンプルされた4種類の分解画像($\hat{f}_{(1,j)}$, $j=0$ (LL), 1 (HL), 2 (LH), 3 (HH))が得られる⁽³⁾。さらに、各レベルで得られたLL成分の分解を繰り返すことで、複数の分解レベルを持つ画像を得ることができる⁽⁴⁾。なお、 L レベルMWDにより得られる $\hat{f}$ は次式で定義される。

$$\hat{f} := \left(\hat{f}_{(L,0)}^T, \dots, \hat{f}_{(L,3)}^T, \hat{f}_{(L-1,1)}^T, \dots, \hat{f}_{(1,3)}^T \right)^T \dots\dots\dots (3)$$

また、上記のMWD操作は行列 W を用いてそれぞれ $\hat{g} = Wg$, $\hat{f} = Wf$, $\hat{u} = Wu$, $\hat{H} = WHW^T$ で表され、分解の前後で全体の画素数は保存される⁽³⁾。 W は直交性を持つため、 W^T を用いて分解画像 $\hat{f}$ から元画像 f を得られる⁽³⁾。これを多重解像度ウェーブレット再構成(以下ではMWRとする)と呼ぶ。

〈2・2〉非線形最適化問題と繰り返し計算法 (2)式の劣化過程に対する最適な復元画像は、次の評価関数を $\hat{f}$ に関して最小化することで得られる⁽³⁾。

$$J(\hat{f}, \lambda) = \left\| \hat{g} - \hat{H}\hat{f} \right\|_2^2 + \lambda_{(L,0)} \left\| \hat{f}_{(L,0)} \right\|_p^p + \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^3 \lambda_{(l,j)} \left\| \hat{f}_{(l,j)} \right\|_p^p \dots\dots\dots (4)$$

(4)式の第1項目は復元画像が元の画像に近づくことを要求し、第2項目以下は各分解画像の L_p ノルムが0に近づくことを要求する。ただし、 p は真の画像に対する事前モデルのパラメータであり⁽³⁾, $\lambda_{(L,0)}$ および $\lambda_{(l,j)}$ は正則化パラメータである。(4)式による画像復元は正則化手法⁽⁸⁾の1つと捉えることができる。

(4)式の評価関数 $J(\hat{f}, \lambda)$ の $\hat{f}$ に関する微分を0とおくことで、評価関数を最小にする復元画像 $\hat{f}^*$ を求める。ここで、 $p \leq 1$ とした場合は、第2項目以下にある L_p ノルム項が微分可能ではなくなるため、次のように滑らかに近似する⁽³⁾。たとえば $\hat{f}_{(L,0)}$ は

$$\left\| \hat{f}_{(L,0)} \right\|_p^p \approx \sum_i \left\{ \left(\left| \hat{f}_{(L,0)}(i) \right|^2 + \beta \right)^{p/2} - \beta^{p/2} \right\} \dots\dots\dots (5)$$

とする。ここで、 $\hat{f}_{(L,0)}(i)$ は $\hat{f}_{(L,0)}$ の i 番目の要素を表し、 $\beta \geq 0$ は安定化定数である⁽³⁾。他の $\hat{f}_{(l,j)}$ も(5)式と同様に近似したものを(4)式に代入し、 $\hat{f}$ に関して微分したものを0とおくと次の方程式が得られる⁽³⁾。

$$\left(\hat{H}^T \hat{H} + \frac{p}{2} D^* \right) \hat{f}^* = \hat{H}^T \hat{g} \dots\dots\dots (6)$$

$$D^* = \text{diag} \left[\frac{\lambda(i)}{\left(\left| \hat{f}^*(i) \right|^2 + \beta \right)^{1-p/2}} \right]_{i=1}^{N^2} \dots\dots\dots (7)$$

$\lambda(i)$ は、上記の正則化パラメータのうち、要素 $\hat{f}^*(i)$ に対応する値で構成されるベクトルである⁽³⁾。(6)式、(7)式は $\hat{f}^*$ に関して非線形であるため、解析解を求めることは困難であるが、VogelとOmanにより提案された反復計算法⁽⁹⁾を適用することで、次式を用いて計算することができる⁽³⁾。

$$\left(\hat{H}^T \hat{H} + \frac{p}{2} D^{(k)} \right) \hat{f}^{(k+1)} = \hat{H}^T \hat{g} \dots\dots\dots (8)$$

$$D^{(k)} = \text{diag} \left[\frac{\lambda(i)}{\left(\left| \hat{f}^{(k)}(i) \right|^2 + \beta \right)^{1-p/2}} \right]_{i=1}^{N^2} \dots\dots\dots (9)$$

ただし、上付き添字 (k) は反復回数を表す。初期値 $\hat{f}^{(0)}$ は一般的に劣化画像 $\hat{g}$ とする。ここで、 $p \geq 1$ でありかつ $\hat{H}$ がフルランクであれば、(8)、(9)式による反復計算は、非線形方程式(6)、(7)の唯一解 $\hat{f}^*$ に $k \rightarrow \infty$ で収束することが示されている⁽¹⁰⁾。

上記の手法の特長は、正則化パラメータ $\lambda_{(l,j)}$ を画像の持つ性質に応じて適応的に与えることで、輪郭などの局所

的な特徴を保持しながら劣化要因を除去できる点にある。文献(3)では最適な λ の推定方法も提案されているが、本論文では簡単のため定数として扱う。

3. 動画復元方法

〈3・1〉 動画復元への適用と問題点 本論文では真の動画 $\mathbf{f}^{[1]} \sim \mathbf{f}^{[K]}$ に対する劣化動画 $\mathbf{g}^{[1]} \sim \mathbf{g}^{[K]}$ が与えられたとき、劣化動画から真の動画を復元する動画復元問題について考える。ここで、前章の(8)、(9)式において $\hat{\mathbf{f}}$ の添字 (k) が反復計算の繰り返し番号を表していたのに対し、角括弧の添字 $[k]$ は動画のフレーム番号を表すことに注意されたい。

動画の劣化過程は次の関係式

$$\mathbf{g}^{[k]} = \mathbf{H}\mathbf{f}^{[k]} + \mathbf{u}^{[k]}, \quad k = 1, \dots, K \quad (10)$$

で与えられると仮定する。動画における劣化要素を表す行列 $\mathbf{H}$ は本来は時変であるが、本研究では変化が十分小さく、一定値に近似できるとする。さて、一般に(8)、(9)式はサイズが非常に大きな ($\text{order}(N^2)$) 行列の反復計算であるため、動画の各フレームで単純に前節までの算法を適用しようとすると、非常に高い計算コストが必要となる。これに対して本研究では、真の動画に関して以下のような性質を仮定し、計算コストを削減することを考える。

- (1) 真の動画は前景と背景により構成される。
 - (2) 背景の変化は十分に遅く、ほぼ静止画像と見なし得る。
 - (3) 前景の位置の変化は、後述するように、直線運動や放物運動など既知のダイナミクスで記述できる。あるいは十分な精度で近似が可能である。
 - (4) 前景の濃淡値の空間的变化は緩やかであり、かつ形状、大きさおよび姿勢が不変な単一の物体とする。
- 上記の仮定は、例えば、固定したカメラにより運動物体を撮影し、焦点ずれや解像度の低下を含む実動画について、多くの場合で近似的に成り立つと考えられる。このような実動画の例は〈4・2〉節で具体的に示される。

ここで、仮定(1)、(2)が成立するとき、各フレームに対する背景の初期推定値には、その直前のフレームでの復元結果をそのまま利用する方法が考えられる。一方、前景に関しては、運動のダイナミクスに関する情報(仮定(3))と直前のフレームの復元画像における前景の復元結果から、カルマンフィルタ⁽¹¹⁾などを用いることで、前景の新しい位置が予測できる。

したがって、動画復元がある程度進んだ段階では、直前のフレームの復元結果から上のようにして推定した前景と背景に関する推定画像は真の画像に十分近くなる。よってこれらを(8)、(9)式の反復計算における初期値として利用すれば、反復計算の回数を大幅に減じて良いことが期待できる。実際、本提案手法では(8)、(9)式の計算を各フレームについて一度だけ行うことにする。このようにしてただ1回の復元計算で良好な復元画像が得られることを、

図2 k フレーム目における提案手法の概要

Fig. 2. Overview of the proposed method at k th frame

表1 真の動画に関する記号の定義

Table 1. Definition of variables on an original moving image

$\mathbf{f}^{[k]}$	Original moving image vector
$\mathbf{f}_{md}^{[k]}$	Moving object domain vector
$\mathbf{f}_{fg}^{[k]}$	Foreground moving image vector
$\mathbf{f}_{bg}$	Background image vector

第4章で実験的に検証する。

さて、以上の考察を元に、反復計算(8)、(9)式を

$$\left(\hat{\mathbf{H}}^T \hat{\mathbf{H}} + \frac{p}{2} \mathbf{D}_{prd}^{[k]} \right) \hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]} = \hat{\mathbf{H}}^T \hat{\mathbf{g}}^{[k]} \quad (11)$$

$$\mathbf{D}_{prd}^{[k]} = \text{diag} \left[\frac{\lambda(i)}{(|\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k]}(i)|^2 + \beta)^{1-p/2}} \right]_{i=1}^{N^2} \quad (12)$$

によって置き換える。(11)式における $\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]}$ はウェーブレット領域における k フレーム目の復元画像である。(12)式における $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k]}$ は k フレーム目における初期画像であり、〈3・2〉節以降で示す方法に基づいて $k-1$ フレーム目以前の復元画像から計算される。以下ではこれを予測画像と呼ぶ。なお、空間領域における復元画像および予測画像をそれぞれ $\mathbf{f}_{rst}^{[k]}$ および $\mathbf{f}_{prd}^{[k]}$ で表す。

図2に提案手法の概要を示す。劣化画像 $\hat{\mathbf{g}}^{[k]}$ に対し、予測器(Predictor)で計算された予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k]}$ を用いて復元計算を行い、復元画像 $\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]}$ を得る。なお、静止画像すなわち $\mathbf{g}^{[1]} = \mathbf{g}^{[2]} = \dots$ に対しては、提案アルゴリズムは文献(3)のアルゴリズムと一致する。

〈3・2〉 動画ダイナミクスの定式化 前述の仮定に基づき、真の動画 $\mathbf{f}^{[k]}$ のダイナミクスを以下で定式化する。まず、各記号を表1で定義する。運動物体領域ベクトル $\mathbf{f}_{md}^{[k]}$ の各要素は、背景が運動物体の背後に隠れている部分を0、それ以外を1と定義し、前景ベクトル $\mathbf{f}_{fg}^{[k]}$ は $\mathbf{f}_{md}^{[k]}$ の0と1を反転し、運動物体の真の濃淡値をかけたベクトルとする。これらの定義より、真の動画 $\mathbf{f}^{[k]}$ は次式により表される。

$$\mathbf{f}^{[k]} = \text{diag}(\mathbf{f}_{bg}(1), \dots, \mathbf{f}_{bg}(N^2)) \cdot \mathbf{f}_{md}^{[k]} + \mathbf{f}_{fg}^{[k]} \quad (13)$$

次に、運動物体領域 $\mathbf{f}_{md}^{[k]}$ の遷移についての関係式を導入する。まず、運動物体の特徴点（例えば重心）の運動を

$$\begin{bmatrix} \mathbf{c}^{[k+1]} \\ \mathbf{v}^{[k]} \\ \mathbf{a}^{[k]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{c}^{[k]} \\ \mathbf{v}^{[k-1]} \\ \mathbf{a}^{[k-1]} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (14)$$

によって表す。ただし、 $\mathbf{c}^{[k]}$ は画像上での特徴点位置、 $\mathbf{v}^{[k]}$ および $\mathbf{a}^{[k]}$ は隣接するフレーム間での特徴点の移動量および移動量変化を表す。以下では $\mathbf{v}^{[k]}$ および $\mathbf{a}^{[k]}$ をそれぞれ速度および加速度ベクトルと呼ぶ。 $\mathbf{I}_2$ は 2×2 単位行列を表す。(14) 式は 2 次元平面上の等加速度運動を示し、初期値の与え方によって、直線等速度あるいは放物運動などが記述できる。ただし、ここでは初期値は未知であり、観測画像から推定されるものとする（〈3・3・1〉、〈3・3・2〉参照）。また、前節の仮定 (4) より、時間的に相前後する 2 つのフレームにおける運動物体領域 $\mathbf{f}_{md}^{[k]}$ と $\mathbf{f}_{md}^{[k+1]}$ の対応する要素間の移動量はすべて同一であるので、 $\mathbf{f}_{md}^{[k]}$ と $\mathbf{f}_{md}^{[k+1]}$ の関係は

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{md}^{[k+1]}((n-1)N+m) \\ = \mathbf{f}_{md}^{[k]} \left(\left\{ (n-v_x^{[k]}) \bmod N \right\} - 1 \right) N \\ + \left\{ (m-v_y^{[k]}) \bmod N \right\} \dots\dots\dots (15) \\ (n=1, \dots, N, m=1, \dots, N) \end{aligned}$$

によって表される。これを行列表現すると、

$$\mathbf{f}_{md}^{[k+1]} = \mathbf{T}(\mathbf{v}^{[k]}) \mathbf{f}_{md}^{[k]} \dots\dots\dots (16)$$

と書ける。ただし、行列 $\mathbf{T}(\mathbf{v}^{[k]})$ は

$$\mathbf{T}(\mathbf{v}^{[k]}) = \text{diag}(\mathbf{C}_y^{v_y^{[k]}}, \dots, \mathbf{C}_y^{v_y^{[k]}}) \cdot \mathbf{C}_x^{v_x^{[k]}} \dots\dots\dots (17)$$

を表し、以下では遷移行列と呼ぶ。ここで、(17) 式中の行列 $\mathbf{C}_y$ は $N \times N$ 次元巡回行列、 $\mathbf{C}_x$ は $N^2 \times N^2$ 次元ブロック巡回行列であり、それぞれ

$$\mathbf{C}_y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (18)$$

$$\mathbf{C}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{I}_N \\ \mathbf{I}_N & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_N & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{I}_N & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_N & \mathbf{0} \end{bmatrix} \dots\dots (19)$$

のように表される。ここで、 $v_y^{[k]} = -v_y'^{[k]} < 0$ または $v_x^{[k]} = -v_x'^{[k]} < 0$ の場合は

$$\mathbf{C}_y^{-v_y'^{[k]}} := (\mathbf{C}_y^{-1})^{v_y'^{[k]}}, \quad \mathbf{C}_x^{-v_x'^{[k]}} := (\mathbf{C}_x^{-1})^{v_x'^{[k]}} \dots\dots\dots (20)$$

と表す。また、前景 $\mathbf{f}_{fg}^{[k]}$ の遷移も (16) 式と同様とする。

なお、上記の定式化は前節の仮定 (1)–(4) に基づいているため、複数の運動物体が存在する場合や、運動物体の運動が平行移動以外の要素を含んだり、運動領域の形状が変化する場合、もしくは運動領域の各画素における運動速度が異なる場合などについては、モデルの拡張が必要であり、今後の検討課題である。

〈3・3〉 動画復元における提案アルゴリズム 本論文で提案する動画復元アルゴリズムを以下に示す。

- (1) $k=1$ における予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[1]}$ を劣化画像 $\hat{\mathbf{g}}^{[1]}$ とおき、式 (12) により $\mathbf{D}_{prd}^{[1]}$ を計算する。式 (11) により復元画像 $\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[1]}$ を求め、MWR により $\mathbf{f}_{rst}^{[1]}$ を計算する。 $k=2$ における予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[2]}$ を復元画像 $\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[1]}$ とおく。
- (2) 予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k]}$ から式 (12) により $\mathbf{D}_{prd}^{[k]}$ を計算し、式 (11) により復元画像 $\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]}$ を求める。MWR により $\mathbf{f}_{rst}^{[k]}$ を計算する。
- (3) $\mathbf{f}_{rst}^{[k]}$ における運動物体領域の推定画像 ($\hat{\mathbf{f}}_{md}^{[k]}$ とおく) を求め、前景および背景の推定画像 ($\hat{\mathbf{f}}_{fg}^{[k]}$, $\hat{\mathbf{f}}_{bg}^{[k]}$ とおく) に分割する。
- (4) $\hat{\mathbf{f}}_{fg}^{[k]}$ における特徴点の位置 $\mathbf{c}^{[k]}$ および速度 $\mathbf{v}^{[k-1]}$ を求め、カルマンフィルタにより予測速度 $\bar{\mathbf{v}}^{[k]}$ を計算する。遷移行列 $\mathbf{T}(\bar{\mathbf{v}}^{[k]})$ を (17) 式により計算する。
- (5) 遷移行列を用いて、前景および運動物体領域の予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{fg}^{[k+1]}$, $\hat{\mathbf{f}}_{md}^{[k+1]}$ を計算する。背景の予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{bg}^{[k+1]}$ は、 k フレーム目において前景に遮蔽されていない領域では $\hat{\mathbf{f}}_{bg}^{[k]}$ の値を用い、遮蔽された領域では遮蔽されていなかったフレームにおける最新の復元結果を用いる。
- (6) ステップ (5) の結果を用いて、予測画像 $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k+1]}$ を (13) 式により計算し、MWD により $\hat{\mathbf{f}}_{prd}^{[k+1]}$ を求める。
- (7) $k=2, \dots, K$ に関してステップ (2)–(7) を繰り返す。ただし、 $k=K$ ではステップ (2) で終了する。

なお、ステップ (1) および (2) で用いられる行列 $\hat{\mathbf{H}}^T \hat{\mathbf{H}}$ は予め計算しておく。また、ステップ (3) で運動物体領域が推定されなかったフレームに関しては、復元画像全体を背景の推定画像とし、ステップ (4) と (5) における運動物体領域および前景の予測を省略する。

〈3・3・1〉 運動物体領域の推定 ステップ (3) における運動物体領域の推定および前景と背景への分離方法を説明する。運動領域抽出手法は数多く提案されている⁽¹²⁾⁽¹³⁾が、ここでは以下の簡単な処理により求める。まず、復元画像の差分値を閾値処理した画像 $\mathbf{f}_{sb}^{[k]}$ を次式により求める。

$$\begin{aligned} f_{sb}^{[k]}((n-1)N+m) \\ := \begin{cases} 1 & \text{if } |f_{rst}^{[k]}((n-1)N+m) - f_{rst}^{[k-1]}((n-1)N+m)| \geq th_1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (21)$$

$f_{sb}^{[k]}$ が 1 となる領域から前景が背景を新たに遮蔽した領域を抽出する。これは仮定 (4) より、前景の濃淡値が空間変化が緩やかであることを考慮し、 $f_{sb}^{[k]}$ が 1 となる領域において、濃淡値の空間変化が小さな領域を抽出することで求める。遮蔽領域内における任意のピクセル (n_f, m_f) と、そのピクセルを中心とする局所領域の各要素における復元画像の濃淡値の差の絶対値が閾値以下となるピクセルの集合を、運動物体領域の推定画像 $\tilde{f}_{md}^{[k]}$ とする。すなわち、

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{md}^{[k]}((n-1)N+m) \\ := \begin{cases} 1 & \text{if } |f_{rst}^{[k]}((n-1)N+m) - \tilde{f}_{rst}^{[k]}((n_f-1)N+m_f)| \leq th_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots\dots (22)$$

ただし、 (n, m) は点 (n_f, m_f) を中心とする局所領域内のピクセルとする。 $\tilde{f}_{md}^{[k]}$ から、前景および背景の推定画像を次式により求める。

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{fg}^{[k]}((n-1)N+m) \\ := \begin{cases} f_{rst}^{[k]}((n-1)N+m) & \text{if } \tilde{f}_{md}^{[k]}((n-1)N+m)=0 \\ 0 & \text{if } \tilde{f}_{md}^{[k]}((n-1)N+m)=1 \end{cases} \quad \dots\dots (23)$$

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{bg}^{[k]}((n-1)N+m) \\ := \begin{cases} 0 & \text{if } \tilde{f}_{md}^{[k]}((n-1)N+m)=0 \\ f_{rst}^{[k]}((n-1)N+m) & \text{if } \tilde{f}_{md}^{[k]}((n-1)N+m)=1 \end{cases} \quad \dots\dots (24)$$

〈3・3・2〉 運動速度予測 次に、ステップ (4) における前景の運動速度予測方法を説明する。まず、前景の特徴点位置として、重心座標 $\mathbf{c}^{[k]} = (c_x^{[k]}, c_y^{[k]})^T$ を計算する。

$$c_x^{[k]} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N n \cdot \tilde{f}_{fg}^{[k]}((n-1)N+m)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N \tilde{f}_{fg}^{[k]}((n-1)N+m)} \quad \dots\dots (25)$$

$$c_y^{[k]} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N m \cdot \tilde{f}_{fg}^{[k]}((n-1)N+m)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N \tilde{f}_{fg}^{[k]}((n-1)N+m)} \quad \dots\dots (26)$$

特徴点に関する状態方程式および観測方程式を、〈3・2〉で定義したダイナミクスに基づき次のように定義する。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\xi}^{[k+1]} = \mathbf{F}_p \boldsymbol{\xi}^{[k]} + \mathbf{G}_p \mathbf{w}^{[k]} \\ \mathbf{y}^{[k]} = \mathbf{H}_p \boldsymbol{\xi}^{[k]} + \mathbf{n}^{[k]} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (27)$$

各変数と行列は特徴点の等加速度運動を考慮し、次のように与える。

$$\boldsymbol{\xi}^{[k]} = [\mathbf{c}^{[k]T}, \mathbf{v}^{[k-1]T}, \mathbf{a}^{[k-1]T}]^T \quad \dots\dots\dots (28)$$

$$\mathbf{y}^{[k]} = [\mathbf{c}^{[k]T}, \mathbf{v}^{[k-1]T}]^T \quad \dots\dots\dots (29)$$

$$\mathbf{F}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_p = \mathbf{I}_6 \quad \dots\dots\dots (30)$$

$$\mathbf{H}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (31)$$

システム雑音 $\mathbf{w}^{[k]}$ 、観測雑音 $\mathbf{n}^{[k]}$ はそれぞれ平均 $\mathbf{0}$ で既知の共分散行列

$$E \left\{ \begin{pmatrix} \mathbf{w}^{[k]} \\ \mathbf{n}^{[k]} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{w}^{[k']T} & \mathbf{n}^{[k']T} \end{pmatrix} \right\} = \begin{pmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{pmatrix} \delta_{kk'} \quad \dots\dots\dots (32)$$

を持つ白色ガウス雑音とする。ただし、 $\delta_{kk'}$ はクロネッカーの記号⁽¹¹⁾である。初期状態 $\boldsymbol{\xi}^{[k_0]}$ は平均値 $\tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k_0]}$ 、共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}^{[k_0]}$ のガウス確率ベクトルとし、

$$E \{ \boldsymbol{\xi}^{[k_0]} \mathbf{w}^{[k]T} \} = \mathbf{0}, E \{ \boldsymbol{\xi}^{[k_0]} \mathbf{n}^{[k]T} \} = \mathbf{0} \quad \dots\dots (33)$$

とする。

時刻 $k+1$ の予測値 $\tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k+1]}$ をカルマンフィルタ

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k+1]} &= \mathbf{F}_p (\mathbf{I}_6 - \mathbf{K}^{[k]} \mathbf{H}_p) \tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k]} + \mathbf{F}_p \mathbf{K}^{[k]} \mathbf{y}^{[k]} \\ \tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k_0]} &= \tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k_0]} \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (34)$$

により計算することで、予測速度 $\tilde{\mathbf{v}}^{[k]}$ が求まる。ただし、

$$\mathbf{K}^{[k]} = \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]} \mathbf{H}_p^T [\mathbf{H}_p \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]} \mathbf{H}_p^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad \dots\dots\dots (35)$$

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k+1]} &= \mathbf{F}_p (\bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]} - \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]} \mathbf{H}_p^T [\mathbf{H}_p \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]} \mathbf{H}_p^T + \mathbf{R}]^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{H}_p \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k]}) \mathbf{F}_p^T + \mathbf{G}_p \mathbf{Q} \mathbf{G}_p^T \quad \dots\dots\dots (36) \\ \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{[k_0]} &= \boldsymbol{\Sigma}^{[k_0]} \end{aligned}$$

である。なお、ステップ (3) で運動物体領域が推定されなかったため予測を省略したフレームの後、予測を再開するフレームにおいては、状態変数の平均値および共分散行列を初期状態 ($\tilde{\boldsymbol{\xi}}^{[k_0]}$, $\boldsymbol{\Sigma}^{[k_0]}$) にリセットする。

4. シミュレーションと評価

提案手法の有効性を検証するため、人工的に作成した劣化動画および実劣化動画に対し復元計算を行い、それぞれの結果を評価した。

〈4・1〉 人工的な動画における復元シミュレーション

上空から地上を撮影する際に雲状の物体が通過し、なおかつ大気およびカメラの原因などにより観測画像が劣化したシーンを想定し、128×128画素、25フレームからなる人工的な劣化動画を作成した。図3に25フレーム目における原画像(a)および劣化画像(b)を示す。なお、図3(a)の左

(a) Original image (b) Degraded image

図 3 25 フレーム目の原画像および劣化画像

Fig. 3. Original and degraded images of 25th frame

(a) Foreground of the 1st frame (b) Trajectory of the center of mass

図 4 1 フレーム目の前景と重心の運動軌跡

Fig. 4. Foreground of 1st frame and the trajectory of its center of mass

上に見られる波状の部分が移動物体を表す。図 3(b) は (a) と比較して細かいパターンが失われていることが分かる。

劣化要素としては焦点ずれを考慮し、点拡がり関数は $\sigma^2 = 1.4$ の 2 次元ガウス関数とした。 $\mathbf{H}$ にはこの関数を 9×9 要素で離散化したものを用いた。また、加法ノイズ $\mathbf{u}^{[k]}$ は時間および空間に関して平均 0, SN 比 25[dB] のガウス雑音とした。背景には標準画像 LAX を 128×128 画素に縮小したものを用い、前景は濃淡値がある方向に関して緩やかに変化するパターンを持つ任意形状の物体とし、加速度 $\mathbf{a}^{[k]} = \mathbf{a} = (-0.5, -0.5)^T$, 初期速度 $\mathbf{v}^{[1]} = (12, 12)^T$ および初期位置 $\mathbf{c}^{[1]} = (30, 30)^T$ で一定の姿勢で等加速度運動するとした。図 4(a) に 1 フレーム目における前景を、(b) には前景の重心位置の軌跡を示す。前景は 13 フレーム目まで減速しながら左上から右下へ運動し、14 フレーム目から 25 フレーム目までは逆向きに加速しながら運動する。

計算に用いたパラメータを表 2 にまとめる。MWD のレベル L は 3 とし、MWD および MWR には Daubechies の 3 タップウェーブレット⁽¹⁴⁾を用いた。正則化パラメータ $\lambda_{(l,j)}$ は最も高い分解レベル L の LL 成分におけるパラメータを λ_1 , 他の 3 成分のパラメータを λ_2 とし、他のレベルのパラメータは分解レベルが下がるにつれて指数的に増加するように設定した⁽³⁾。式では次のように表される。

$$\lambda_{(3,0)} = \lambda_1, \lambda_{(l,j)} = \lambda_2 2^{-\alpha(l-3)} \dots \dots \dots (37)$$

$$(l = 1, 2, 3, j = 1, 2, 3)$$

表 2 シミュレーションに用いたパラメータ

Table 2. Parameters used in the simulation

item name	value
Level of MWD (L)	3
Regularization parameters (λ_1, λ_2)	(0.1, 0.15)
Regularization parameter (α)	1.2
Prior model parameter (p)	1.4
Norm approximation parameter (β)	10^{-2}
Thresholds of foreground extraction (th_1, th_2)	(25, 25)
Mean of initial state ($\hat{\mathbf{c}}^{[k_0]}$)	$(\mathbf{c}^{[k_0]T}, \mathbf{0}^T, \mathbf{0}^T)^T$
Covariance of initial state ($\Sigma^{[k_0]}$)	$\mathbf{I}_6$
Noise covariances ($\mathbf{Q}, \mathbf{R}$)	$(\mathbf{I}_6, \mathbf{I}_4)$

λ_1, λ_2 は復元画像と真値との誤差の平均値が小さくなるように選び表中の値とした。 α と p は画像の特性を考慮して選択する必要があるが⁽³⁾, ここでも真値との誤差の平均値が小さくなるように選んだ。また, β は (5) 式における近似精度を決めるパラメータであり, 本シミュレーションでは計算精度と計算速度を考慮し 10^{-2} とした。なお, これらのパラメータは, 本シミュレーションで用いた以外の動画画像に関しても同等の性能が得られた。運動物体領域推定の閾値 (th_1, th_2) は前景の濃淡値から決定し, 運動物体予測における初期状態の平均値と共分散行列ならびにノイズの共分散行列は一般的な値として, 表中の数値を選択した。

上記の設定の下で提案手法による復元処理を行った。同時に, 提案手法の効果を評価するため, 予測画像として, 前景のダイナミクスを利用しないで得られる以下の画像を与え, (11), (12) 式の復元計算を行った場合の復元画像を計算し, 提案手法の結果と比較した。

- 現在のフレームの劣化画像 (比較対象 1)
- 直前のフレームの復元画像 (比較対象 2)

また, 参考のため,

- 文献 (3) の方法で各フレームに関して式 (8) および式 (9) の最適化計算を行った場合

との比較も行った。この方法では, k フレーム目における l' 回反復後の復元画像 ($\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k](l')}$ とおく) の収束判定を次式により行った⁽³⁾。

$$\|\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k](l')} - \hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k](l'-1)}\| / \|\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k](l'-1)}\| < 10^{-5}$$

各計算には CPU が Pentium4 (3.4[GHz]), メモリ 1[GB] の計算機を使用し, 開発言語には Matlab を用いた。なお, (11) 式または (8) 式の計算には共役勾配法⁽¹⁵⁾を用い, それぞれ相対残差が 10^{-6} を下回るまで計算を行った。

〈4・1・1〉 シミュレーション結果の評価 まず, 表 3 に, 各手法による復元結果の比較を示す。2 行目に, 復元画像に対する評価関数値の 25 フレームにおける平均値を示す。なお, k フレーム目での各復元画像に対する評価値は

$$J(\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]}, \lambda) = \|\hat{\mathbf{g}}^{[k]} - \hat{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{f}}_{rst}^{[k]}\|_2^2 + \lambda_{(L,0)} \|\hat{\mathbf{f}}_{rst(L,0)}^{[k]}\|_p^p$$

$$+ \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^3 \lambda_{(l,j)} \|\hat{\mathbf{f}}_{rst(l,j)}^{[k]}\|_p^p \dots \dots (38)$$

表 3 各手法での復元結果の比較

Table 3. Comparison of each restoration result

	Proposed	Compared 1	Compared 2	Method of (3)
Average cost value of the restored images ($\times 10^5$)	1.10	1.13	1.12	1.07
Average ISNR [dB]	2.286	2.198	2.236	2.301
Total iteration number of times	25	25	25	350
Average iteration number of times per a frame	1	1	1	14
Total calculation time	22'43"	21'45"	18'41"	5:55'20"
Total prediction time (within total calculation time)	7"19	—	—	—

図 5 各手法における復元画像の評価値と文献 (3) の方法による復元画像の評価値との差の、文献 (3) の方法による評価値に対する割合

Fig. 5. Difference rate of the cost value of the restored images by each method and the method of (3)

図 6 各手法での復元結果における ISNR と文献 (3) の方法による復元結果における ISNR との差の、文献 (3) の方法による ISNR に対する割合

Fig. 6. Difference rate of ISNR of the restored images by each method and the method of (3)

により計算した。前述のように、文献 (3) の方法による評価値は最適化計算を行った結果であるため、ほぼ大域的な最小値を与えるものである。したがって、他の手法による復元結果の評価値が文献 (3) の方法による評価値に近いほど正解に近いといえる。表より、提案手法による評価値は、比較対象 1, 2 による評価値と比べ文献 (3) の方法による数値に最も近いことが分かる。3 行目には、真の動画画像との誤差を評価するため、各手法による ISNR (Improved Signal-Noise

Ratio) の平均値を示す。ISNR は、

$$\text{ISNR}(\mathbf{f}_{rst}^{[k]}) = 10 \log_{10} \frac{\|\mathbf{g}^{[k]} - \mathbf{f}^{[k]}\|^2}{\|\mathbf{f}_{rst}^{[k]} - \mathbf{f}^{[k]}\|^2} [\text{dB}] \cdots (39)$$

により計算した⁽¹⁶⁾。つまり、ISNR の値が大きいほど良い画像復元がなされたことを示す。ISNR の平均値は文献 (3) の方法を除いて提案手法が最も高く、比較対象 1, 2 の数値はそれよりも低い。さらに、提案手法および比較対象 1, 2 では各フレームにつき一回しか復元計算を行わなかったため、総計算時間はほぼ同じであった。一方で、文献 (3) の方法による計算結果は非常に長い。総計算時間のうち、提案アルゴリズムのステップ (3) から (6) までに要した時間を予測時間として 7 行目に示す。他の手法ではこれらの処理を行わないため、表中では—で示している。提案手法の予測時間は 7 秒程度であり、総計算時間と比べ十分に短い。

図 5 には、各手法における復元画像の評価値と文献 (3) の方法による復元画像の評価値との差を、文献 (3) の方法による評価値で割ったものを示す。図の横軸はフレーム番号である。前述のように、文献 (3) の方法は最適計算結果のため、図中での数値が 0 に近いほど最適解に近いことになる。提案手法および比較対象 1, 2 の文献 (3) の方法に対する評価値の差の割合はいずれも小さいものの、提案手法の評価値は多くのフレームで比較対象よりも優れていることが分かる。後述するように、これらのフレームは予測が成功したフレームに対応していることから、運動物体予測を行ったことで、比較対象と比べ文献 (3) の方法に近い評価値が得られたと考えられる。また、14, 15 フレーム目では前景の運動速度が小さく、予測を行わなかったため、提案手法の評価値は比較対象 2 のものと一致している。

次に、各手法による ISNR と文献 (3) の方法による ISNR の差を、文献 (3) の方法による ISNR で割ったものを図 6 に示す。図中での数値が 0 に近いほど、文献 (3) の方法による ISNR に近いといえる。図 6 も、図 5 と同様の傾向を示している。すなわち、提案手法の数値は初期フレームおよび 13, 17, 18 フレーム目以外では文献 (3) の方法による数値に最も近いことが分かる。

続いて、図 7 には垂直方向 (a) および水平方向 (b) の速度予測結果を示す。前述のように 13, 14 フレーム目では前景の予測を行っていないため、値を持たない。このため、予測を再開する 15 フレーム目では $\langle 3 \cdot 3 \cdot 2 \rangle$ における状態変数を初期化して処理を行った。各方向とも初期状態か

(a) Vertical direction

(b) Horizontal direction

図7 各方向における運動物体の重心の予測速度
Fig. 7. Predicted velocity of the center of mass of the moving object

(a) 25th frame (b) 10th frame

図8 提案手法による復元画像

Fig. 8. Restored images of the proposed method

ら予測を開始した直後の数フレームでは大きな誤差が見られるが、その他のフレームでは真の速度（破線）にほぼ追従している。したがって、多くのフレームで前景の予測が正しく行われたことが裏付けられる。

さらに、提案手法における 25 フレーム目 (a) および 10 フレーム目 (b) での復元画像を図 8 に示す。劣化画像（図 3(b)）と比較して、図 8(a) の復元結果は焦点ずれ劣化および雑音がある程度まで除去され、真の画像（図 3(a)）に近づいたことが分かる。また、図 8(b) より、10 フレーム目についても同様の品質であることが分かる。

文献 (3) の方法による最適計算結果と提案手法における復元画像との主観的な比較を行うため、図 9 に 25 フレーム目における文献 (3) の方法による復元結果（図 9(a)）および

(a) Restored image by method of Belge et al.'s method (3)

(b) Squared error of the proposed method and method of (3)

(c) Squared error of the compared method 1 and method of (3)

(d) Squared error of the compared method 2 and method of (3)

図9 25 フレーム目における文献 (3) の方法による復元画像および各手法の復元画像との 2 乗誤差
Fig. 9. Restored image of the method by (3) and its squared error of each restored image of 25th frame

各手法の復元結果との 2 乗誤差画像（図 9(b)–(d)）を示す。2 乗誤差画像は $[0, 100]$ の範囲を濃淡で表現しており、数値が 100 に近いほど白色に近い。前述の理由から、各図における誤差が小さいほど最適な画像に近いといえる。比較対象 1 における誤差（図 9(c)）は画像全体に誤差が認められる。これは復元計算の初期値に劣化画像を用いたためと考えられる。一方、比較対象 2 における誤差（図 9(d)）では前フレームの復元画像を初期値として用いたため、背景に対応する部分の誤差は小さいものの、運動物体が移動した部分に関して大きな誤差が見られる。それらに対して、提案手法における誤差（図 9(b)）は十分に小さいといえる。なお、上記の傾向は他の多くのフレームについても見られた。

上記の結果から、提案手法において運動物体予測を行った結果、短時間での計算により最適な計算結果に近い復元動画像を得られたと結論付けられる。

〈4・2〉 実画像における実験 次に、実画像を用いて行った復元結果を示す。固定した CCD ビデオカメラにより、光学的に焦点がぼけた劣化動画像を撮影し（運動物体による流れ劣化は含まない）、(10) 式の劣化モデルを適用して提案手法により復元実験を行った。なお、動画像は 128×128 画素、40 フレームとした。3, 21 および 38 フレーム目の劣化画像を図 10 左列に示す。本動画像は、前景（中央の車両）に濃淡値が急激に変化する部分が含まれている点および前景の大きさが微小に変化し平行移動以外の要素を含んでいる点において、厳密には本手法における仮定を満たしては

図 10 提案手法による実画像に対する復元結果
(3, 21, 38 フレーム目)

Fig. 10. Restoration results for the real moving image of the proposed method (3rd, 21st and 38th frame)

いない。撮影した動画画像の劣化特性は未知であるが、ここでは焦点ずれ劣化を仮定し、点広がり関数として $\sigma^2=1.0$ のガウス関数を用いた。なお、この数値および表 2 に対応するパラメータは、復元画像が主観的に良好となるものを選択した。

図 10 左列の劣化画像に対し、提案手法により計算した復元画像を図 10 右列に示す。劣化画像と比較して、復元画像は運動している車両や背景の駐車車両、駐車場の白線などの細かなパターンが鮮明に現れている。また、比較対象 1 および 2 による復元計算も行った結果、復元画像の評価関数値の平均値は、提案手法が 3.03×10^4 であったのに対し、比較対象 1 および 2 はそれぞれ 3.05×10^4 および 3.74×10^4 であった。したがって、本例のように、劣化特性が未知であり、提案手法の仮定が近似的にしか満たされない劣化動画画像に対しても、ガウス関数を点広がり関数として適用し、提案手法を用いることで比較対象と比べ良好な結果を得られることが示された。なお、他の実動画像に関して行った復元結果についても、上記の例と同様な結果

が得られた。

5. むすび

本論文では、多重解像度ウェーブレット解析を用いた動画画像復元方式を提案した。動画画像のダイナミクスに対するモデル化手法を提案し、それに基づいた具体的な計算アルゴリズムを与えた。人工的に作成した動画画像および実動画像に対する計算機実験結果から、本手法の有用性を検証した。本手法は文献 (3) の手法をベースとしているが、画像の運動予測手法に関しては文献 (3) とは独立した手法を採用している。このため、他のエッジ保存を目的とする反復画像復元手法（例として文献 (2) など）にも本手法を適用することができると思われる。

本論文の提案手法は第 3 節の仮定 (1)–(4) に基づいている。しかし、4.2 節の例題のように、これらの仮定が必ずしも厳密には満たされず、近似的にしか成り立たない場合にも良好な復元画像が得られた。近似の程度と復元精度の関係などについて今後定量的に検討することが必要である。また、本論文における提案手法の復元計算では、いずれも焦点ずれ劣化を考慮したが、解像度の低下などの劣化にも適用することが可能である。さらに、劣化要素のオンライン推定機構を持たせることで、モーションブラーなどの時変な劣化を含む動画画像についても処理が可能になると考えられるが、今後の課題としたい。

謝 辞

ディスカッションに応じていただいた名古屋大学の宇野洋二氏ならびに田地宏一氏、鳥羽商船高専の宮崎 孝氏、理化学研究所の天野正輝氏、スズキ（株）の横井 潔氏ならびに（株）デンソーの田代 勉氏に深く感謝致します。

（平成 18 年 6 月 9 日受付，平成 19 年 2 月 7 日再受付）

文 献

- (1) D. Geman and C. Yang: "Nonlinear Image Recovery with Half-Quadratic Regularization", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.4, No.7, pp.932–946 (1995)
- (2) S. Osher, M. Burger, D. Goldfarb, J. Xu, and W. Yin: "An Iterative Regularization Method for Total Variation-Based Image Restoration", *Multiscale Modeling & Simulation*, Vol.4, No.2, pp.460–489 (2005)
- (3) M. Belge, M.E. Kilmer, and E.L. Miller: "Wavelet Domain Image Restoration with Adaptive Edge-Preserving Regularization", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.9, No.4, pp.597–608 (2000)
- (4) S. Mallat: "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.11, No.7, pp.674–693 (1989)
- (5) M. Meguro, A. Taguchi, and N. Hamada: "Data-Dependent Weighted Average Filtering for Image Sequence Restoration Trans". *IEICE Vol.J82-A*, No.10, pp.1623–1632 (1999) (in Japanese)
- (6) A. Gangal, T. Kayikcioglu, and B. Dizdargil: "An Improved Motion-Compensated Restoration Method for Damaged Color Motion Picture Films", *Signal Processing: Image Communication*, Vol.19, No.4, pp.353–368 (2004)

- (7) M-C. Hong, M.G. Kang, and A.K. Katsaggelos: "An Iterative Weighted Regularized Algorithm for Improving the Resolution of Video Sequences", Proc. 1997 IEEE International Conf. on Image Processing, pp.II-474-477 (1997)
- (8) T. Poggio, V. Torre, and C. Koch: "Computational Vision and Regularization Theory", Nature Vol.317, pp.314-319 (1985)
- (9) C.R. Vogel and M.E. Oman: "Fast, Robust Total Variation-Based Reconstruction of Noisy Blurred Images", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.7, No.6, pp.813-824 (1998)
- (10) P. Charbonnier, L. Blanc-Feraud, G. Aubert, and M. Barlaud: "Deterministic Edge-Preserving Regularization in Computed Imaging", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.6, No.2, pp.298-311 (1997)
- (11) 片山 徹:「応用カルマンフィルタ」, 朝倉書店 (1983)
- (12) S.A. Stansfield: "ANGY: A Rule-Based Expert System for Automatic Segmentation of Coronary Vessels from Digital Subtracted Angiograms", *IEEE Trans. PAMI*, Vol.8, No.2, pp.188-199 (1986)
- (13) L. Vincent and P. Soille: "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations", *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.6, pp.583-598 (1991)
- (14) I. Daubechies: "Ten Lectures on Wavelets", SIAM (1992)
- (15) G.H. Golub and C.E. Van Loan: "Matrix Computations, 2nd ed. Baltimore", MD: John Hopkins Univ. Press (1989)
- (16) M.R. Banham and A.K. Katsaggelos: "Digital image restoration", *IEEE Signal Process. Mag.*, Vol.14, No.2, pp.24-41 (1997)

秋 山

圭

(非会員) 2001 年名古屋大学工学部機械・航空工学科卒業。2003 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。2004 年理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター・ジュニア・リサーチ・アソシエイト。2007 年同大学院工学研究科博士後期課程満期退学。同年 (株) 日立グローバルストレージテクノロジーズ入社。在学中は超並列分散構造を用いた実時間情報処理の研究に従事。計測自動制御学会, ロボット学会, 電子情報通信学会各会員。

羅

志 偉

(非会員) 1984 年中国華中工学院自動制御と計算機学部卒業, 同年中国蘇州大学教師。1986 年愛知工業大学客員研究員。1992 年名古屋大学大学院工学研究科博士課程後期課程情報工学専攻修了, 同年豊橋技術科学大学助手。1994 年理化学研究所フロンティア研究員, 山形大学工学部助教授を経て, 現在神戸大学大学院工学研究科情報知能学専攻教授, 兼理研バイオ・ミメティックコントロール研究センター・環境適応ロボットシステム研究チームチームリーダー。知能ロボット, システム制御工学の研究に従事。博士 (工学)。計測自動制御学会, 日本ロボット学会, IEEE 等各会員。

大

西 正 輝

(正員) 1997 年大阪府立大学工学部情報工学科卒業。2002 年同大学院博士後期課程修了。同年理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター・フロンティア研究員。2006 年産業技術総合研究所・情報技術研究部門研究員, 現在に至る。理化学研究所客員研究員。ロボットの認知・知識処理に関する研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 映像情報メディア学会各会員。

細

江 繁 幸

(正員) 1965 年名古屋大学工学部金属学科卒業。1967 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年名古屋大学工学部助手。同大講師, 助教授を経て 1988 年名古屋大学工学部情報工学科教授。1993 年同大学院工学研究科電子機械工学専攻教授。1999 年理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター・制御系理論研究チームチームリーダーを併任。2001 年同研究所センター長, 同運動系システム制御理論研究チームチームリーダーを併任, 現在に至る。その間, 制御理論, システム理論などに関する研究に従事。計測自動制御学会, 電気学会, 機械学会, システム制御情報学会, IEEE 各会員。工博。