

色空間 Wiener フィルタによる ノイズ画像の画質改善

宮田公佳 *, **, 津村徳道 *, 羽石秀昭 *, 三宅洋一 *

* 千葉大学大学院 自然科学研究科
〒 263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33

** 三菱電機株式会社 情報技術総合研究所
〒 247-8501 神奈川県鎌倉市大船 5-1-1

Quality Improvement of Noisy Images by Wiener Filters Designed in Color Space

Kimiyoshi MIYATA, **, Norimichi TSUMURA*, Hideaki HANEISHI* and Yoichi
MIYAKE**

** Graduate School of Science and Technology, Chiba University
1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, JAPAN*

*** Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation
5-1-1, Ofuna, Kamakura, Kanagawa 247-8501, JAPAN*

要旨

色空間における原画像との平均二乗誤差を最小化するWienerフィルタを導出し、加法ノイズにより劣化した画像の画質改善を行った。フィルタ導出において、原画像とノイズは無相関であり、さらに事前のキャラクタライゼーションによってノイズの統計量が推定できると仮定した。ノイズ除去効果はフィルタ導出に用いる観測画像の分散共分散行列の算出方法に依存するため、色空間的および空間的観点から分散共分散行列の算出に用いる画素を選択する。与えられたRGBデジタル画像をノイズフリーと仮定して白色ノイズを加えた後、提案手法によるノイズ除去シミュレーションを行った。RMSE (root mean square error) およびCRTを用いた主観評価実験により評価した結果、本手法の有効性を検証した。

Abstract

We propose a new Wiener filtering method that can improve the total quality of images corrupted by additive noise without degrading the sharpness caused by the noise reduction process. The Wiener filters are designed so as to minimize the mean square error between the original and restored images in RGB color space. The Wiener filters are calculated from the covariance matrices of the observed images on the basis of the assumptions that the original image and noise have no correlation, and the noise covariance can be estimated at system characterization stage or from a uniform density area in the image. The covariance matrices of the observed images are estimated from the neighboring pixels which are selected around the current pixel with a color classification technique. Restored images by computer simulations were evaluated both objectively and subjectively. As a result, we confirmed the proposed method is effective to improve the quality of noisy images compared with the conventional filters.

キーワード：Wiener フィルタ，主成分分析，画質改善，ノイズ画像，領域分割

Key words: Wiener filter, principal component analysis, image quality, noisy image, image segmentation

1. はじめに

デジタルカメラやフィルムスキャナなどの画像機器が普及し、さらにインターネット環境の整備等との相乗効果から、カラーデジタル画像を取り扱う機会が急速に増加している。これらの画像機器の高画質化はめざましく、十分に整った環境下で撮影された画像ではノイズの影響は無視できるほどに低減されている。しかし、露光量が不十分であったり画像の拡大処理などを行った場合、あるいは電氣的ノイズが発生する場合には、粒状の顕在化が起こりうる。ノイズにより劣化した画像の画質評価および改善に関する研究は多いが¹⁾⁻⁶⁾、 3×3 画素程度のマスクを用いた平滑化処理などに代表される従来のノイズ除去手法では、空間的な処理に伴う鮮鋭性劣化が問題となっていた。粒状性と鮮鋭性は総合画質を決定する上でどちらも重要であり⁷⁾⁻⁹⁾、ノイズ除去に伴う鮮鋭性劣化は避けなければならない。

画質改善においては評価関数が必要であり、最も一般的な評価関数は平均二乗誤差である。空間的な平均二乗誤差最小法はこれまでも検討されているが¹⁰⁾⁻¹⁴⁾、本論文では色空間において原画像と補正画像との平均二乗誤差を最小とするフィルタを提案する。これ以降、このフィルタを色空間 Wiener フィルタと呼ぶこととする。本論文では、原画像とノイズとは無相関であり、さらにノイズの統計量はキャラクタライゼーションなどにより推定できると仮定し、観測画像とノイズのそれぞれの分散共分散行列から色空間 Wiener フィルタを導出する。ノイズ除去効果は、フィルタ導出に用いる観測画像の分散共分散行列に大きく依存するため、3種類の導出方法を試みる。このようにして導出された色空間 Wiener フィルタは、色空間を構成している色チャンネル間での相関に基づいており、隣接画素間での平均化などの空間的な平滑化が行われないため、ノイズ除去に際して鮮鋭性が劣化しないことが特徴である。

提案手法による画質改善の効果を加法ノイズを除去するシミュレーションにより検証する。シミュレーションではノイズフリーの原画像が与えられると仮定し、これに既知の白色ノイズを混入した画像からノイズを除去する。画質改善の効果を原画像とのRMSEおよび、CRTを用いた主観評価実験に基づいて定量的に検証する。

2. 色空間 Wiener フィルタ

2.1 フィルタの定式化

カラーデジタル画像に対する、色空間 Wiener フィルタを導出する。本論文における表記として、ベクトルには小文字の太字を用い、行列には大文字、スカラー量には斜体の小文字あるいは斜体の大文字を用いることとする。また T は転置を示している。この表記にしたがって原画像の画素ベクトルを $\mathbf{f}_i$ とし、1画素単位で混入する加法ノイズベクトルを $\mathbf{n}_i$ とすると、観測画像の画素ベクトル $\mathbf{g}_i$ は次式により表される。

$$\mathbf{g}_i = \mathbf{f}_i + \mathbf{n}_i \quad (1)$$

ここで i は画素番号 ($1 \leq i \leq XY$) であり, X と Y は画像の水平および垂直方向の画素数とする. 式 (1) の各ベクトルは R, G, B 値を要素に持ち式 (2) で表される.

$$\mathbf{g}_i = \begin{bmatrix} g_{R_i} \\ g_{G_i} \\ g_{B_i} \end{bmatrix}, \mathbf{f}_i = \begin{bmatrix} f_{R_i} \\ f_{G_i} \\ f_{B_i} \end{bmatrix}, \mathbf{n}_i = \begin{bmatrix} n_{R_i} \\ n_{G_i} \\ n_{B_i} \end{bmatrix} \quad (2)$$

観測画像の平均画素ベクトルを $\bar{\mathbf{g}}$, ノイズ除去後の補正画像の画素ベクトルを $\hat{\mathbf{f}}_i$, 補正画像の平均画素ベクトルを $\bar{\mathbf{f}}$ とする. いま, 色空間 Wiener フィルタ G が求められたとすると, 補正画像と観測画像は次式により関係づけられる.

$$(\hat{\mathbf{f}}_i - \bar{\mathbf{f}}) = G(\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}}) \quad (3)$$

原画像と補正画像との平均二乗誤差は, 式 (3) と期待値演算 $\langle \cdot \rangle$ を用いて次式のように表される.

$$E = \left\langle \left\| (\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}}) - (\hat{\mathbf{f}}_i - \bar{\mathbf{f}}) \right\|^2 \right\rangle = \left\langle \left\| (\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}}) - G(\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}}) \right\|^2 \right\rangle \quad (4)$$

平均二乗誤差を規範とする推定問題では, 対象とする原画像や観測画像は確率変数として扱われ, 期待値演算は集合平均により定義される. しかし, 観測される画像は通常 1 枚だけであり, 集合平均の計算はできない. そこでエルゴード性を仮定して, 適当な空間平均で置き換えるのが一般的である. 式 (4) においても, 平均誤差の期待値演算は 1 枚の画像中の適当な領域内での平均演算で置き換えられる. 色空間 Wiener フィルタの導出においても同様に考えることにする. したがって, ノイズ除去の効果はフィルタ導出における期待値演算の対象領域の設定方法に強く依存することになる. この領域選定については次節において詳しく議論する.

原画像とノイズに相関がない場合, フィルタ G は式 (4) を G の各成分で偏微分した式を 0 とおき, G について解くことにより以下のように得られる (導出は Appendix 参照).

$$G = C_{ff} (C_{ff} + C_{nn})^{-1} \quad (5)$$

ここで, C_{ff} と C_{nn} は次式に示す原画像とノイズの分散共分散行列をそれぞれ表している.

$$C_{ff} = \langle (\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}})^T \rangle \quad (6)$$

$$C_{nn} = \langle \mathbf{n}_i \mathbf{n}_i^T \rangle \quad (7)$$

一般的には、ノイズの白色性及び原画像との無相関は保証されないが、本論文において提案するノイズ除去手法の基礎的検討を行うために、最も基本的な原画像と相関を持たないノイズを対象とした。また、原画像とは独立な全ての画質劣化要因をノイズとみなせば、最終的に観察されるノイズの統計的性質は白色に近づくと考えられるため、本論文ではノイズの白色性を仮定した。

以上のように、原画像とノイズの分散共分散行列から色空間 Wiener フィルタを設計することができる。一般的には C_{ff} は未知であるが、 C_{nn} は画像中の均一な濃度領域における分散をノイズ分散としたり、あるいは一様物体の撮影により得られる分散をノイズ分散とする等のノイズキャラクタライゼーションによって推定することが可能である。また、原画像とノイズが無相関であるとの仮定から、観測画像の分散共分散行列 C_{gg} を用いて

$$C_{ff} = C_{gg} - C_{nn} \quad (8)$$

と表すことができるため、 C_{ff} も推定可能となる。

2.2 色空間 Wiener フィルタの導出画素の選択

色空間 Wiener フィルタの導出のための領域決定に、以下の3つの方法を試みる。

2.2.1 色クラスからのフィルタ導出

デジタル画像の領域分割には様々な手法が提案されているが⁽¹⁵⁾⁻⁽¹⁶⁾、本論文では RGB 値に基づいて Red, Green, Blue, Cyan, Magenta, Yellow, Skin, Gray, Black, White の10の色クラスへ領域分割する手法⁽¹⁷⁾を導入する。観測画像の色クラスへの領域分割においては、既に混入しているノイズの影響を受けることなく、被写体が本来有している色クラスへ分割されなければならない。この誤分類防止の一手法として、領域分割対象の観測画像を予め 3×3 画素のマスクを用いて平滑化する。この平均化は領域分割のための前処理として行うものであり、実際のノイズ除去処理の対象は平滑化を行わない観測画像である。

前処理の施された観測画像の画素ベクトル $\mathbf{g}_i = (g'_{R_i}, g'_{G_i}, g'_{B_i})^T$ は、RGB 空間の単位面 $g'_R + g'_G + g'_B = 1$ 上に射影され、その位置によりいずれかの色クラスへ分類される。この操作を全画素について行うことにより領域分割が達成される。具体的には以下の手順で行われる。

まず，単位面への射影は以下の式で表される．

$$\begin{aligned} r_i &= \frac{g'_{R_i}}{g'_{R_i} + g'_{G_i} + g'_{B_i}} \\ g_i &= \frac{g'_{G_i}}{g'_{R_i} + g'_{G_i} + g'_{B_i}} \\ b_i &= \frac{g'_{B_i}}{g'_{R_i} + g'_{G_i} + g'_{B_i}} \end{aligned} \quad (9)$$

さらに，以下のような直交座標系（ u_1, u_2 ）に変換する．

$$\begin{bmatrix} u_{1i} \\ u_{2i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_i \\ g_i \\ b_i \end{bmatrix} \quad (10)$$

Fig. 1に示すとおり，色クラスへの領域分割はこの平面上で以下のように行われる．

- (1) 単位面の各辺を 3 等分する座標を求め，この 3 等分点と原点と単位面の各頂点とが作る領域をそれぞれ Red , Green , Blue クラスとする．
- (2) Red , Green , Blue クラスの間隙にある領域をそれぞれCyan ,Magenta ,Yellow クラスとする．
- (3) 原点を中心とした半径 r_g 内の領域を Gray クラスとする．
- (4) Gray クラス内で T_w を閾値として $R + G + B > T_w$ となる領域を White クラスとする．
- (5) 予め統計的に定められた肌色領域を近似する確率楕円内を Skin クラスとする．
- (6) T_k を閾値として $R + G + B < T_k$ となる領域を Black クラスとする．

上記分類によりクラス間にオーバーラップが生じる場合には，後に行われた分類結果を優先する．Skin クラスを近似する確率楕円は u_1, u_2 の平均，分散，共分散から次式で求められる．

$$2(1-a^2)\lambda \geq \frac{(u_1 - \bar{u}_1)^2}{\sigma_{u1}^2} - 2a \frac{(u_1 - \bar{u}_1)(u_2 - \bar{u}_2)}{\sigma_{u1}\sigma_{u2}} + \frac{(u_2 - \bar{u}_2)^2}{\sigma_{u2}^2} \quad (11)$$

$$\sigma_{u1}^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(u_1 - \bar{u}_1)^2}{N}$$

$$\sigma_{u2}^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(u_2 - \bar{u}_2)^2}{N}$$

$$a = \sum_{i=1}^N \frac{(u_1 - \bar{u}_1)(u_2 - \bar{u}_2)}{N\sigma_{u1}\sigma_{u2}}$$

λ は対象としている画素ベクトルが楕円の中に入る確率を表すパラメータで、その値が大きいほど楕円に入る確率は高くなる。領域分割の際に用いた実際の値は、参考文献 17 において導出された値であり、それは次の通りである。

$$\begin{aligned} \bar{u}_1 &= -1.03 \times 10^{-1} & \sigma_{u1} &= 7.70 \times 10^{-3} & a &= 6.01 \times 10^{-1} \\ \bar{u}_2 &= -9.31 \times 10^{-2} & \sigma_{u2} &= 3.50 \times 10^{-3} & N &= 5000 \\ \lambda &= 1.00 & r_g &= 0.08 \\ T_K &= 256 & T_W &= 640 \end{aligned}$$

2. 2. 2 近傍領域からのフィルタの導出

観測画像の1画素毎に d_x 画素 $\times d_y$ 画素の近傍領域内の全画素を用いて色空間 Wiener フィルタを導出する。この方法では、Fig. 2 に示すように観測画像の左から右へ、上から下へと1画素毎にフィルタを導出していく。

ノイズ除去の効果は着目領域の大きさに依存するため、後述するノイズ除去シミュレーションでは $d_x=d_y=3 \sim 15$ 画素と変化させ、ノイズ除去効果について検討した。

2. 2. 3 近傍領域と色クラス分割の併用

d_x 画素 $\times d_y$ 画素の近傍領域において、中心画素と同一の色クラスに属する画素だけを用いて色空間 Wiener フィルタを導出する。この際、中心画素値との差の絶対値が、ノイズの標準偏差の3倍を越えている画素は、中心画素と同一色クラスであってもフィルタ導出には用いないこととする。

このようにフィルタ導出に用いる画素を選択していくと、画素毎にフィルタ導出に用いる画素数が異なりノイズ除去効果が不均一となる。したがって、予めフィルタ導出に用いる画素数 T を設定しておき、それに満たない場合には d_x 画素 $\times d_y$ 画素の領域を (d_x+2) 画素 $\times (d_y+2)$ 画素へ拡大する。

3. 主成分分析による色空間 Wiener フィルタの解釈

色空間 Wiener フィルタに対して主成分分析¹⁹⁾による解釈を与える。いま観測画

像の分散共分散行列 C_{ff} を式 (6) により求め , その固有ベクトルを $\mathbf{p}_j=(p_{j1}, p_{j2}, p_{j3})^T$, $j=1 \sim 3$ を用いて以下のように展開する .

$$C_{ff} = P_f \Lambda_f P_f^T \quad (12)$$

ここで , Λ_f は C_{ff} の固有値 $\sigma_{f_1}^2, \sigma_{f_2}^2, \sigma_{f_3}^2$ を対角要素に持つ対角行列であり , P_f は C_{ff} の固有ベクトル $\mathbf{p}_{f_1}, \mathbf{p}_{f_2}, \mathbf{p}_{f_3}$ を要素に持つ行列である . ノイズに関しても同様に , 式 (7) により算出される ノイズの分散共分散行列 C_{nn} は , 対角化行列 Λ_n を用いて次式のように展開できる .

$$C_{nn} = P_n \Lambda_n P_n^T \quad (13)$$

式 (13) において , Λ_n は ノイズの分散共分散行列 C_{nn} の固有値 $\sigma_{n_1}^2, \sigma_{n_2}^2, \sigma_{n_3}^2$ を要素に持つ対角行列であり , P_n は C_{nn} の固有ベクトル $\mathbf{p}_{n_1}, \mathbf{p}_{n_2}, \mathbf{p}_{n_3}$ を要素に持つ行列である . 白色ノイズの場合には $\sigma_{n_1}^2 = \sigma_{n_2}^2 = \sigma_{n_3}^2$ であり , この結果 C_{nn} の固有ベクトルとして任意の直交ベクトルを選択することができる . そこで ,

$$P_f = P_n = P \quad (14)$$

となるように P_n を定める . 式 (12) , (13) , (14) を式 (5) へ代入すれば G は次式で表される .

$$G = P \Lambda_f (\Lambda_f + \Lambda_n)^{-1} P^T \quad (15)$$

ここで ,

$$G = P W P^T \quad (16)$$

とおけば , W は次式に示される対角行列となる .

$$W = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{f_1}^2}{\sigma_{f_1}^2 + \sigma_{n_1}^2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma_{f_2}^2}{\sigma_{f_2}^2 + \sigma_{n_2}^2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_{f_3}^2}{\sigma_{f_3}^2 + \sigma_{n_3}^2} \end{bmatrix} \quad (17)$$

式(16)および式(17)は ,スペースインバリエントな線形システムにおけるWienerフィルタと類似した形となっている .即ち , P^T および P はフーリエ変換 , フーリエ逆変換演算に相当し , W はフーリエ面でのフィルタリング操作に対応している .

2 . 1 での議論と同様 , 式(17)を実際に求めるためには , 原画像とノイズの各々の分散が既知でなければならない . 通常獲得されるのはノイズ混入後の観測画像だけであるが , 画像システムにおいて予めキャラクタライゼーション等を行うことでノイズ分散を予測することは可能である . ノイズ分散を予測することができれば , 次式の関係を用いることができる .

$$\begin{aligned}\sigma_{f_1}^2 &= \sigma_{g_1}^2 - \sigma_{n_1}^2 \\ \sigma_{f_2}^2 &= \sigma_{g_2}^2 - \sigma_{n_2}^2 \\ \sigma_{f_3}^2 &= \sigma_{g_3}^2 - \sigma_{n_3}^2\end{aligned}\quad (18)$$

さらにノイズの白色性から , 実際に加えられたノイズのRGB空間での分散 $\sigma_{n_R}^2$, $\sigma_{n_G}^2$, $\sigma_{n_B}^2$ と , 固有ベクトル空間での分散 $\sigma_{n_1}^2$, $\sigma_{n_2}^2$, $\sigma_{n_3}^2$ は一致する . すなわち ,

$$\sigma_{n_R}^2 = \sigma_{n_G}^2 = \sigma_{n_B}^2 = \sigma_{n_1}^2 = \sigma_{n_2}^2 = \sigma_{n_3}^2 = \sigma_n^2 \quad (19)$$

ここで , 共通の分散を σ_n^2 とおいた . σ_n^2 は適当なRGB画像中の一様濃度領域などを用いて行われるノイズキャラクタライゼーションにより得られる . 式(18) , (19)を式(17)に代入すれば , W は観測画像とキャラクタライゼーションにより得られるノイズ分散から定めることができる .

以上の手順により求められた W を式(16)へ代入し , さらに式(3)へ代入すれば , 原画像との平均二乗誤差を最小とする補正画像の画素ベクトル $\hat{\mathbf{f}}_i$ は次式により求めることができる .

$$\hat{\mathbf{f}}_i = PWP^T(\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}}) + \bar{\mathbf{g}} \quad (20)$$

ここで , ノイズの平均が0であることから $\bar{\mathbf{f}} = \bar{\mathbf{g}}$ を仮定している .

また , 主成分分析により得られる原画像の主成分の分散は $\sigma_{f_1}^2 > \sigma_{f_2}^2 > \sigma_{f_3}^2$ であることから , 例えば $\sigma_{f_1}^2 \gg \sigma_n^2$, $\sigma_{f_2}^2 \gg \sigma_n^2$, $\sigma_{f_3}^2 \ll \sigma_n^2$ の場合には , 式(17)から W は次式となる .

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

したがって , このような場合には第3主成分をノイズとして削減すれば , 原画像と

の平均二乗誤差を最小とすることができる²⁰⁾。

4．ノイズ除去シミュレーション

4．1 シミュレーション手順

提案したノイズ除去手法の効果を検証するため、ノイズ除去シミュレーションを行った。原画像には8種のSCID(ISO/JIS Standard Color Image Data)を使用するが、CRTディスプレイに表示できるように、オリジナルのCMYKカラーチャネルからKチャネルをCMYチャネルへ振り分けた後、255から減算することによりRGBチャネル画像へ変換した。さらに画素数をオリジナルの短辺2048画素×長辺2560画素から、4×4画素の平均化処理により短辺512画素×長辺640画素に縮小し、これを原画像とした。混入するノイズベクトルの各要素 $n_{R_i}, n_{G_i}, n_{B_i}$ は平均0、分散 $\sigma_{n_R}^2 = \sigma_{n_G}^2 = \sigma_{n_B}^2 = \sigma_n^2 = 16^2$ の正規乱数である。

4．2 RMSEによる検証

ノイズ除去の効果を原画像とのRMSE(Root Mean Square Error)により検証する。シミュレーションでは原画像 f は既知であるので、補正画像 $\hat{f}_i$ とのRMSEを算出することができる。本論文では、RMSEを次式に算出する。

$$\text{RMSE} = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^{XY} \sqrt{(f_{R_i} - \hat{f}_{R_i})^2 + (f_{G_i} - \hat{f}_{G_i})^2 + (f_{B_i} - \hat{f}_{B_i})^2} \quad (22)$$

ノイズ除去の効果を検証するための比較サンプルとして、Fig. 3に示す4種類の平滑化レベルの異なる3×3画素マスクを用いて得た平滑化画像を使用する。

次に示すサンプル画像についてRMSEを算出し、さらにSCID 8種類について平均した値をFig. 4に示す。

- (1) ノイズ画像
- (2) Fig. 3に示すマスクにより作成された比較用画像(Mask1 ~ Mask4)
- (3) 色クラス毎に算出されたフィルタによるノイズ除去画像(CC)
- (4) 1画素毎に近傍領域から算出されたフィルタによるノイズ除去画像(PW, $d_x \times d_y = 3 \text{ 画素} \times 3 \text{ 画素} \sim 15 \text{ 画素} \times 15 \text{ 画素}$)
- (5) 1画素毎に近傍領域における同一色クラスより算出されたフィルタによるノイズ除去画像(PWC, $T=9 \text{ 画素} \sim 225 \text{ 画素}$)

Fig. 4では色クラス毎に算出されたフィルタによるノイズ除去画像のRMSEは、4種類の比較用画像よりも減少しており、1画素毎に近傍領域から算出されたフィルタではさらに減少している。近傍領域からフィルタを導出する際に、同一色ク

スの画素だけを用いた場合では、僅かながらさらに減少している。近傍領域の大きさに関しては、 $d_x \times d_y = 9$ 画素 $\times$ 9画素および $T=81$ 画素の場合にRMSEが最小となっている。

4.3 主観評価による検証

ノイズ除去の効果を主観評価実験により検証した。使用する評価サンプルは、前節において用いたサンプルに、原画像を加えた各画像あたり計9枚のサンプルである。近傍領域の大きさについてはRMSEが最小となったサンプルを使用する。主観評価に使用した原画像、ノイズ画像、色クラスへの分割結果、色クラス毎に算出されたフィルタによるノイズ除去画像、近傍領域から算出されたフィルタによるノイズ除去画像、近傍領域における同一クラス画素から算出されたフィルタによるノイズ除去画像の中から、N1およびN2についてFig. 5からFig. 10に示す。

各サンプルは暗黒下に設置されたCRTモニタ上に1枚ずつ表示され、観察距離50cm、被験者数20名（全て千葉大学工学部三宅研究室学生）、5段階系列範疇法により評価される。主観評価実験の結果は統計的手法¹⁸⁾を用いて処理され、それぞれのサンプル画像に対する主観評価値(observer rating value: ORV)が算出される。ORVは高い値ほど高画質であることを意味している。算出されたORVを8種類のSCIDについて平均した値をFig.11(a)に示し、各SCIDに対するORVをFig.11(b)に示す。Fig.11(a)において、エラーバーはSCID間におけるORVの標準偏差を示している。本論文で提案した手法では、いずれのフィルタ導出方法においてもノイズ画像および比較用画像よりも主観画質が改善されている。フィルタ導出方法の違いでは、色クラス情報を用いずに1画素ずつ近傍領域から算出する手法が最も高画質となっている。

5. 考察

5.1 検証結果について

本論文では3種類の色空間Wienerフィルタ導出方法を提案した。RMSEによる検証では、近傍領域における同一色クラスの画素からの導出方法が最も高いノイズ除去効果を示した。これは、空間的な近傍領域には画素間に高い相関があり、さらに色クラス分割により相関が高められたことが理由と考えられる。本研究において対象とした白色ノイズは空間的にも色チャネル間においても無相関であり、ノイズ除去効果は画像の信号成分を表している相関の高い変数を導出できるかにかかっている。近傍領域だけでは画像のエッジ等による影響を受け、フィルタ導出対象領域内の分散が大きくなるが、色クラス分割を併用することによりそれを防ぐことができる。Fig. 10における右手部分を拡大したFig. 12では、背景部分のノイズは除去されているが、指と背景との輪郭は鮮鋭に保存されていることが示されている。

しかし一方で、主観評価実験の結果では、色クラス情報を用いずに近傍領域から

導出する手法が最も高い主観画質となった。これは、色クラス分割を併用した場合には疑似輪郭が発生しやすいこと、逆に色クラス情報を用いない手法では、除去しきれずに残留したノイズが同一色クラス内においても発生する疑似輪郭を抑制する効果を示したこと等が理由と考えられる。Fig. 10 では、指の一部分が White クラスと分類されたことによる疑似輪郭が発生している。

5.2 色クラスへの領域分割について

色クラスへの領域分割手法を導入すれば、記憶色など重要な色クラスに対する適応的处理などへの応用に対しても有効である。しかし色クラス分割には、色クラスの境界において疑似輪郭が発生するという本質的な問題があることから、何らかの疑似輪郭抑制手法の導入が必要である。また、ノイズ除去効果を向上させるためには、色クラスの増加も必要となる。さらに、画像中のオブジェクト毎の分割、または特定のクラスではなく RGB 値空間においてクラスタ状に分布している画素ベクトル毎に分割するなどの改善も有効と思われる。

5.3 内観調査について

被験者に対して行った主観評価実験後の内観調査では、まず画像毎に評価の難易が異なることが指摘された。人物、空、果物のように実物を想像できる対象が含まれている画像の評価は容易であるが、実物が不明な場合には劣化しているのか本来の様子なのかを判断できないために評価を下すのが困難であるとの意見が得られている。画像に含まれている物体の多さも評価に影響を及ぼしており、複雑なシーンではノイズによる劣化は目立たないが、シンプルなシーンや明確な平坦部分を有しているシーンではノイズによる劣化が主観画質を支配している。Fig. 11 では、画像による ORV の違いが示されているが、複雑なシーンである N7 および N8 ではノイズ画像の ORV が他の SCID のノイズ画像よりも高い値となっているが、これはシーンの複雑さにノイズが隠蔽されていることを示している。また、N3 と N6 は暗い背景を有する画像であるが、この背景部のノイズが顕著であるために、他の SCID よりも ORV が低い値となっている。

評価の際に着目した領域に関しては、シーン全体の印象、人物の顔、背景などが被験者に共通であった。被験者間で異なるのはその領域の状態で、ぼけやノイズのどちらかを重視する被験者、不自然さを最終判断のポイントとしている被験者などの違いがみられた。これは画像の種類にも依存しており、被験者間の違いであると結論づけるためにはさらに詳細な検討が必要であるが、今後の検討において参考となる意見である。また、評価において平坦部分を探してざらつきを評価し、エッジ部分を探してぼけを評価し、それらが存在しない場合には評価が困難であるという意見もみられた。

被験者は総合画質を回答するように指示を受けているが、内観調査の結果では総

合画質を決定するポイントは、ぼけ、ざらつき、色数、疑似輪郭、自然さとなる。提案した手法は鮮鋭性を劣化することなく粒状性を改善することを目標としているが、その弊害として色数が減少したように見えたり疑似輪郭の発生、不自然さ等が指摘されている。総合画質には鮮鋭性と粒状性だけでなく、様々な要因が影響していることを裏付ける内観調査であり、画質改善処理に伴う新たな阻害要因を発生させないノイズ除去手法の検討が必要である。

6. まとめ

本研究において提案した手法により、鮮鋭性の劣化を伴わないノイズ除去を行うことが可能となった。シミュレーションではRGBカラーディジタル画像に対して本手法を適用したが、近年活発に研究されているマルチバンド画像に対して本手法を適用することも可能である。今後の課題として、ディジタル値空間における平均二乗誤差の最小化ではなく、視覚特性を考慮した空間における最小化、さらにカラーチャネル間相関と空間的相関の双方における最適化手法の検討などが挙げられる。また、本手法の有効性はシミュレーションにより検証されたが、実際に画像機器により獲得された実画像を用いた検証も必要である。

Appendix 平均二乗誤差最小化のためのGの導出

ノイズ除去は観測画像 g_i からその平均 $\bar{g}$ を減算した後に G を作用させ、その結果が補正画像 $\hat{f}_i$ とその平均 $\bar{f}$ の減算と一致することを目標とする。これは次式により表される。

$$(\hat{f}_i - \bar{f}) = G(g_i - \bar{g}) \quad (A1)$$

混入するノイズの平均は

$$\langle n_i \rangle = \bar{n} = 0 \quad (A2)$$

であることから、原画像と観測画像の平均は等しいと仮定する。

$$\langle f_i \rangle = \bar{f} = \bar{g} = \langle g_i \rangle \quad (A3)$$

次式により計算される平均二乗誤差を最小化する G を導出する。

$$E = \left\langle \left\| (f_i - \bar{f}) - (\hat{f}_i - \bar{f}) \right\|^2 \right\rangle \quad (A4)$$

式 (A4) に式 (A1) を代入し , G について偏微分して 0 とおく . この際 , $\mathbf{f}$ と $\mathbf{n}$ は独立でありかつ $\bar{\mathbf{n}} = 0$ なので , $\mathbf{f}$ と $\mathbf{n}$ を同時に含む項は 0 となる . また式 (A5) の関係を用いれば式 (A6) を得る .

$$\begin{aligned}\langle \bar{\mathbf{f}}\mathbf{f}_i^T \rangle - \langle \bar{\mathbf{f}}\bar{\mathbf{f}}^T \rangle &= \bar{\mathbf{f}}\langle \mathbf{f}_i^T \rangle - \bar{\mathbf{f}}\bar{\mathbf{f}}^T \\ &= \bar{\mathbf{f}}\bar{\mathbf{f}}^T - \bar{\mathbf{f}}\bar{\mathbf{f}}^T \\ &= 0\end{aligned}\tag{A5}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial G} &= -2\langle \mathbf{f}_i\mathbf{f}_i^T \rangle + 2\langle \mathbf{f}_i\bar{\mathbf{f}}^T \rangle + 2G\langle \mathbf{f}_i\mathbf{f}_i^T \rangle - 2G\langle \mathbf{f}_i\bar{\mathbf{f}}^T \rangle + 2G\langle \mathbf{n}_i\mathbf{n}_i^T \rangle \\ &= 0\end{aligned}\tag{A6}$$

式 (A6) を G について解けば次式を得る .

$$G = \left(\langle \mathbf{f}_i\mathbf{f}_i^T \rangle - \langle \mathbf{f}_i\bar{\mathbf{f}}^T \rangle \right) \left(\langle \mathbf{f}_i\mathbf{f}_i^T \rangle - \langle \mathbf{f}_i\bar{\mathbf{f}}^T \rangle + \langle \mathbf{n}_i\mathbf{n}_i^T \rangle \right)^{-1}\tag{A7}$$

式 (A7) により導出された G は , 式 (A4) により与えられる E の極値であり , なおかつ E を最小とする¹³⁾ .

ここで , 式 (A5) の関係を再び用いれば

$$\langle \mathbf{f}_i\mathbf{f}_i^T \rangle - \langle \mathbf{f}_i\bar{\mathbf{f}}^T \rangle = \langle (\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}})(\mathbf{f}_i - \bar{\mathbf{f}})^T \rangle\tag{A8}$$

となる . 式 (A8) を式 (A7) に代入すれば , 平均二乗誤差を最小とするための G は式 (6) であることが示される .