

RI-008

# PCA と Negentropy を用いた布の汚れの鮮明化画像処理

## Image Enhancement of Cloth Stain using PCA and Negentropy

藤田 和弘\*      桶谷 新也†‡      栖川 龍一\*      中森 伸行‡      森本 一成‡  
 Kazuhiro Fujita      Shinya Oketani      Ryuichi Sugawa      Nobuyuki Nakamori      Kazunari Morimoto

### 1 はじめに

京都には着物の染色補正業があり、着物についた汚れを酵素や化学薬品により除去し、着物の元の色に染色しなおすという仕事がある。このような作業を行う際に、布の汚れを見つかることがまず重要となる。しかしながら、布の汚れには、淡く小さい汚れもあり、発見が難しいこともある。そこで、布に付着した発見が難しい淡い小さな汚れを、画像処理により鮮明化し、発見しやすくすることが、本研究の目的である。

本研究では、淡く小さな汚れが付着した布をデジタルカメラで撮影し、RGB成分に対して、その対数および輝度反転後の対数を取り、合計9成分を対象として、主成分分析 (Principal Component Analysis) を適用し、9枚の無相関な成分画像を得る。その第1番目の成分画像は輝度成分に相当する画像であり、残りの8成分画像のNegentropyを計算し、Negentropyが小さい成分画像を、汚れの鮮明化画像とする。これは、Negentropyが大きい成分画像は、主にテクスチャ成分であり、Negentropyが小さい成分画像では、テクスチャ成分が弱く、汚れがわかりやすいためである。つぎに、Negentropyが小さい成分画像中に、テクスチャ成分がある程度残っている場合は、画像をブロックに分割し、ブロック画像ベクトルに対して、主成分分析を行い、固有値が小さく、展開係数のNegentropyが大きい基底を用いて部分空間法により近似画像を作成し、テクスチャ成分の低減を行う。この部分空間法による近似の際に、固有値が大きい基底は、テクスチャ成分を主に表し、固有値が小さく、展開係数のNegentropyが小さい基底は、ノイズ成分を主に表してい

ることを考慮している。

これまでの布の汚れの鮮明化画像処理の研究として、著者ら [1] は、デジタルカメラで撮影した画像のRGB成分に対して主成分分析を行い、布の汚れ部分の色差を利用した鮮明化、および画像をブロック分割したブロック画像ベクトルに対する主成分分析と部分空間法による鮮明化を行ってきた。この手法では、汚れの鮮明化が十分でない場合があるため、その研究を発展させたものが本研究報告である。新規な部分は、以下の三点である。

- RGB成分に対する主成分分析の前処理として、RGB各成分に対する対数変換成分および輝度反転後対数変換した成分を処理対象として加えた点
- 主成分分析により無相関化した複数の成分画像のうち、Negentropyを用いて、汚れの鮮明化画像成分の選択を行っている点
- ブロック画像ベクトルに対する部分空間法において、展開係数のNegentropyを考慮した基底の選択を行っている点

### 2 無相関化による画像成分抽出

汗などの人体からの分泌物や、コーヒー、ソースなどの飲食物などの汚れが付着した布を、デジタルカメラで撮影した画像のR成分、G成分、B成分それぞれを、

$$\{x_R[m, n]; m=0, 1, \dots, M-1, n=0, 1, \dots, N-1\} \quad (1)$$

$$\{x_G[m, n]; m=0, 1, \dots, M-1, n=0, 1, \dots, N-1\} \quad (2)$$

$$\{x_B[m, n]; m=0, 1, \dots, M-1, n=0, 1, \dots, N-1\} \quad (3)$$

と定義する。ここで、 $m$  は縦方向下向きの座標、 $n$  は横方向右向きの座標、 $M$  を縦方向の画素数、 $N$  を横方向の画素数とする。また、各成分の画素値のとりうる範囲は、 $0 \sim 255$  とする。つぎに、位置  $[m, n]$  におけるR成分、G成分、B成分と、それら3成分の対数をとったもの、また、それら3成分を反転させて対数をとったものからな

\* 龍谷大学, Ryukoku University

† 京都府中小企業技術センター, Kyoto Prefectural Technology Center

‡ 京都工芸繊維大学大学院, Graduate School, Kyoto Institute of Technology

る画素値ベクトルを, 次式で定義する.

$$\mathbf{x}[m, n] \equiv \begin{pmatrix} x_R[m, n] \\ x_G[m, n] \\ x_B[m, n] \\ \frac{255}{\log 256} \log(x_R[m, n] + 1) \\ \frac{255}{\log 256} \log(x_G[m, n] + 1) \\ \frac{255}{\log 256} \log(x_B[m, n] + 1) \\ \frac{255}{\log 256} \log(256 - x_R[m, n]) \\ \frac{255}{\log 256} \log(256 - x_G[m, n]) \\ \frac{255}{\log 256} \log(256 - x_B[m, n]) \end{pmatrix} \quad (4)$$

ここで, 画素値ベクトルとして, RGB 成分のみでなく, 対数成分および反転対数成分を加える理由は, 各 RGB 成分での画素値の低い領域を対数により引き伸ばすことと, 画素値の高い領域を反転させて対数により引き伸ばすことにより, コントラストを改善し, 見かけ上の情報量を増やすことにある.

この画素値ベクトル  $\{\mathbf{x}[m, n]\}$  の無相関化を行う. まず, 画素値ベクトル  $\{\mathbf{x}[m, n]\}$  の平均  $\boldsymbol{\mu}_x$  および自己共分散行列  $\mathbf{R}_x$  を, 以下のように定義する.

$$\boldsymbol{\mu}_x \equiv E[\mathbf{x}[m, n]] \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_x \equiv E[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T] \quad (6)$$

この自己共分散行列  $\mathbf{R}_x$  の固有値問題を考える.

$$\mathbf{R}_x \mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k \quad (k = 0, 1, \dots) \quad (7)$$

ここで,  $\lambda_k$  は固有値,  $\mathbf{u}_k$  は固有ベクトルである. この固有値  $\lambda_k$ , 固有ベクトル  $\mathbf{u}_k$  を用いて, 画素値ベクトル  $\mathbf{x}[m, n]$  に対する次式の変換により, 各成分が平均 0, 分散 1 となる無相関化された新たな画素値ベクトル  $\mathbf{y}[m, n]$  を得る.

$$\mathbf{y}[m, n] \equiv \Lambda^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U}^T (\mathbf{x}[m, n] - \boldsymbol{\mu}_x) \quad (8)$$

$$\Lambda \equiv \text{diagonal}(\lambda_0, \lambda_1, \dots) \quad (9)$$

$$\mathbf{U} \equiv (\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots) \quad (10)$$

また, 平均 0, 分散 1 に無相関化した画素値ベクトル  $\mathbf{y}[m, n]$  の各成分を  $y_i[m, n]$  とする. つまり,

$$y_i[m, n] = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \mathbf{u}_i^T (\mathbf{x}[m, n] - \boldsymbol{\mu}_x) \quad (11)$$

上記の画素値ベクトルの無相関化により, 観測画像の輝度情報に近い成分画像がひとつと, 観測画像の色差情報に近い成分画像が複数得られる. 淡い汚れは, 輝度情報に近い成分画像では見つけることが困難であるが, 色差情報に近い成分画像は若干の色の違いが強調された画像となるため, 淡い汚れが鮮明化された画像となる. し

かしながら, 色差情報に近い成分画像は複数あるため, 淡い汚れが特に強調された成分画像が選択されることが望ましい.

そこで, その選択の規準として, 非ガウス性の規準である Negentropy を用いる. 著者らのこれまでの研究では, 布の柄や織目などが強く含まれる成分画像は, 淡い汚れが視認できず, 画素値分布もガウス分布からずれているために, Negentropy が大きくなった. また, 淡い汚れを視認しやすい成分画像は, 布の柄や織目などは弱く, 画素値分布もガウス分布に近い場合, Negentropy が小さい.

ここで, Negentropy の近似として, 以下の式を用いる [2].

$$J(\{y_i[m, n]\}) \simeq \frac{1}{12} \{E[(y_i[m, n])^3]\}^2 + \frac{1}{48} \{E[(y_i[m, n])^4] - 3\}^2 \quad (12)$$

上式は, ガウス分布のエントロピーから, 成分画像  $\{y_i[m, n]\}$  の分布を 4 次モーメントまでを用いて Gram-Charlier 展開して求めたエントロピーを減算したものであり, 第 1 項が分布の Skewness (3 次モーメント) に起因する項であり, 第 2 項が分布の Flatness (4 次モーメント) に起因する項である.

以上より, 成分画像の選択は, 次式により行う.

$$y_i[m, n]; i = \arg \min_j J\{y_j[m, n]\} \quad (13)$$

### 3 テクスチャ低減

画素値ベクトル  $\mathbf{x}[m, n]$  を無相関化した成分画像のうち, Negentropy を用いて汚れが鮮明化された成分画像として, 選択した成分画像  $\{y_i[m, n]\}$  に, 布の柄や織目などのテクスチャ成分が, ある程度含まれる場合があり, その際, 汚れを視認するうえで, テクスチャ成分は障害となる. そこで, 成分画像  $\{y_i[m, n]\}$  をブロックに分割し, 各ブロックの画素をラスタースキャン式に並べたベクトルに対して, 部分空間法を用いて, テクスチャ成分の低減を行う.

以下に, 具体的な処理方法を示す.

成分画像  $\{y_i[m, n]\}$  を,  $W \times W$  画素のブロックに分割した各ブロックに対して, 画素の座標と同様に, ブロック座標  $[k, l]$  を設定し, 各ブロック内の画素を  $\{y_i[k, l, m, n]\}$  と定義する. つまり,

$$y_i[k, l, m, n] = y_i[kW + m, lW + n] \quad (14)$$

$$k = 0, 1, \dots, \frac{M}{W} - 1, \quad l = 0, 1, \dots, \frac{N}{W} - 1$$

つぎに、各ブロック内の画素をラスタースキャン式に並べた列ベクトルを、ブロック画像ベクトル  $\mathbf{y}_i[k, l]$  と定義する。つまり、

$$\mathbf{y}_i[k, l] = \begin{pmatrix} y_i[k, l, 0, 0] \\ y_i[k, l, 0, 1] \\ \vdots \\ y_i[k, l, W-1, W-1] \end{pmatrix} \quad (15)$$

つぎに、ブロック画像ベクトル  $\mathbf{y}_i[k, l]$  の自己共分散行列を  $\mathbf{R}_{y_i}$  と定義する。つまり、

$$\mathbf{R}_{y_i} \equiv \frac{W^2}{MN} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} (\mathbf{y}_i[k, l] - \boldsymbol{\mu}_{y_i})(\mathbf{y}_i[k, l] - \boldsymbol{\mu}_{y_i})^T \quad (16)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}_{y_i}$  はブロック画像ベクトル  $\mathbf{y}_i[k, l]$  の平均であり、次式で定義される。

$$\boldsymbol{\mu}_{y_i} \equiv \frac{W^2}{MN} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} \mathbf{y}_i[k, l] \quad (17)$$

自己共分散行列  $\mathbf{R}_{y_i}$  の固有値問題を考える。

$$\mathbf{R}_{y_i} \mathbf{u}_{y_i, p} = \lambda_{y_i, p} \mathbf{u}_{y_i, p} \quad (i = 0, 1, \dots) \quad (18)$$

ここで、 $\lambda_{y_i, p}$  は固有値、 $\mathbf{u}_{y_i, p}$  は固有ベクトルである。

この固有ベクトル  $\mathbf{u}_{y_i, p}$  を用いた、ブロック画像ベクトル  $\mathbf{y}_i[k, l]$  の近似ベクトル  $\hat{\mathbf{y}}_i[k, l]$  は、次式となる。

$$\hat{\mathbf{y}}_i[k, l] = \sum_p a_{y_i, p}[k, l] \mathbf{u}_{y_i, p} \quad (19)$$

ここで、 $\{a_{y_i, p}\}$  は展開係数であり、次式により求められる。

$$a_{y_i, p}[k, l] = (\mathbf{y}_i[k, l] - \boldsymbol{\mu}_{y_i})^T \mathbf{u}_{y_i, p} \quad (20)$$

著者は、これまでの研究から、以下の知見を得ている。

- 大きい固有値  $\lambda_{y_i, p}$  に対応する固有ベクトル  $\mathbf{u}_{y_i, p}$  は、布の柄などに対応する基底である。
- 小さい固有値  $\lambda_{y_i, p}$  に対応する固有ベクトル  $\mathbf{u}_{y_i, p}$  のうち、それに対応する展開係数  $\{a_{y_i, p}[k, l]\}$  の Negentropy が小さいものは、織目やノイズなどに対応する基底である。
- 小さい固有値  $\lambda_{y_i, p}$  に対応する固有ベクトル  $\mathbf{u}_{y_i, p}$  のうち、それに対応する展開係数  $\{a_{y_i, p}[k, l]\}$  の Negentropy が大きいものに、汚れを表す基底がある。

以上より、汚れの鮮明化のための部分空間法によるブロック画像ベクトル  $\mathbf{y}_i[k, l]$  に対応する表現  $\mathbf{z}_i[k, l]$  とし

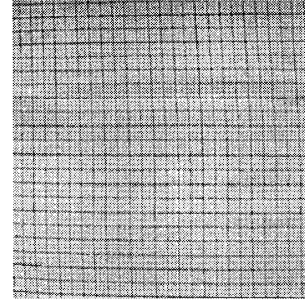


図1 汚れの付着した布

て、次式を用いる。

$$\mathbf{z}_i[k, l] = \sum_{\substack{p > p_0 \\ J(\{a_{y_i, p}[k, l]\}) > J_T}} a_{y_i, p}[k, l] \mathbf{u}_{y_i, p} \quad (21)$$

ここで、 $p_0$  は固有値  $\lambda_{y_i, p}$  の減少傾向により決定する値、 $J_T$  は展開係数  $a_{y_i, p}[k, l]$  の Negentropy  $J(\{a_{y_i, p}[k, l]\})$  に対するしきい値である。

なお、展開係数  $a_{y_i, p}[k, l]$  の Negentropy  $J(\{a_{y_i, p}\})$  は、次式の近似式を用いて求める。

$$J(\{a_{y_i, p}\}) \simeq \frac{1}{12} \left\{ \mathbb{E} \left[ \left( \frac{a_{y_i, p}[k, l] - \mu_{y_i, p}}{\sigma_{y_i, p}} \right)^3 \right]^2 + \frac{1}{48} \left\{ \mathbb{E} \left[ \left( \frac{a_{y_i, p}[k, l] - \mu_{y_i, p}}{\sigma_{y_i, p}} \right)^4 \right] - 3 \right\}^2 \right\} \quad (22)$$

ここで、 $\mu_{y_i, p}$  は展開係数  $a_{y_i, p}[k, l]$  の平均、 $\sigma_{y_i, p}^2$  は展開係数  $a_{y_i, p}[k, l]$  の分散であり、以下で定義する。

$$\mu_{y_i, p} \equiv \mathbb{E}[a_{y_i, p}[k, l]] \quad (23)$$

$$\sigma_{y_i, p}^2 \equiv \mathbb{E}[(a_{y_i, p}[k, l] - \mu_{y_i, p})^2] \quad (24)$$

## 4 計算機実験

### 4.1 対象画像

汚れの付着した布を、デジタルカメラで撮影した画像 (1,024 × 1,024 画素、RGB 各 8bit) を、図1に示す。画像の中央右側の上下2箇所淡淡く小さな汚れが付着しているが、原画像 (図1) では、汚れを認識することは容易ではない。

### 4.2 無相関化による画像成分抽出

図1の各画素について、式(4)により画素値ベクトル  $\{\mathbf{x}[m, n]\}$  を構成する。図1のRGB成分と、それらに対する対数変換成分および輝度反転後対数変換した成分を、図2に示す。図2の画像9枚に対して、PCAを行い無相

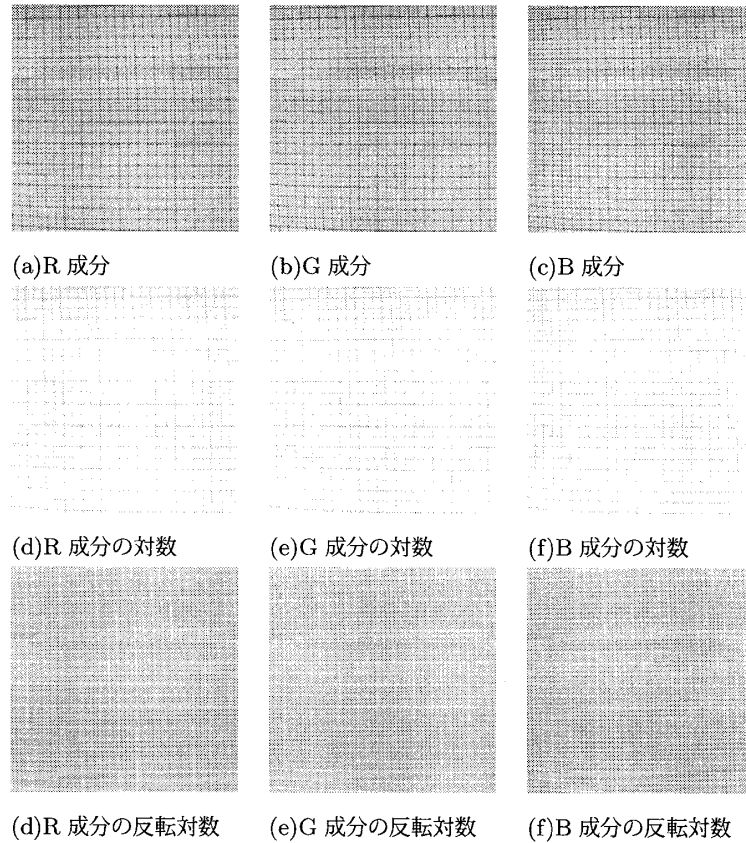


図2 対象画像

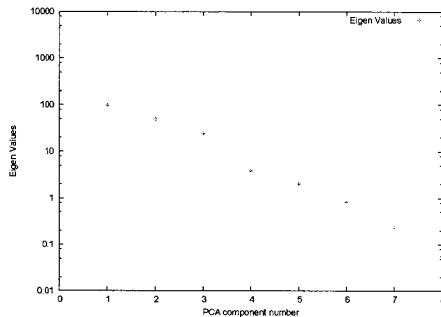


図4 PCAにおける固有値

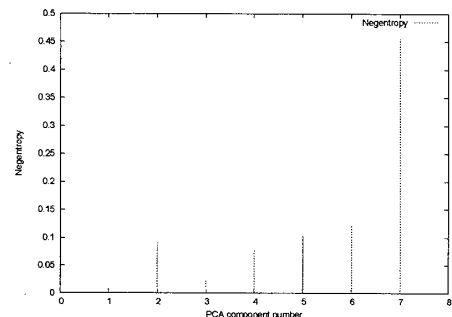


図5 PCA成分画像のNegentropy

関化した画像を、図3に、PCAを行った際の固有値を、図4に示す。大きな固有値に対応する図3(a)は、輝度信号に対応すると考えられる。また、PCAによる無相関化画像(図3)に対して、式(12)のNegentropy  $J(\{y_i[m, n]\})$  を求めた結果を、図5に示す。Negentropyの小さい成分つまり第1,3成分に対応する画像は、図3(b),(d)であり、Negentropyの小さい成分において、汚れが鮮明化されていることがわかる。

4.3 テクスチャ低減

PCAによる無相関化画像(図3)から、Negentropyが0.00424と9成分中最も小さい第1成分画像(図3(b))を

選択し、3で述べた手法で、テクスチャ低減を行った。図3(b)では、布の柄や織目などのテクスチャ成分が強く、汚れの鮮明化結果としては不十分であると考えられる。図3(b)(1,024 × 1,024画素)を、32 × 32(W = 32)のブロックに分割し、ブロック画像ベクトル  $(y_1[k, l])$  に対して、自己共分散行列  $R_{y_1}$  を計算し、その固有値問題を解くことにより求めた固有値を、図6に、固有ベクトル  $u_{y_1,p}$  の一部を、図7に示す。また、展開係数  $\{a_{y_1,p}\}$  のNegentropy  $J(\{a_{y_1,p}\})$  の一部を、図8に、Negentropy  $J(\{a_{y_i,p}\})$  が小さな展開係数に対応する基底画像の一部を、図9に、Negentropy  $J(\{a_{y_i,p}\})$  が大きな

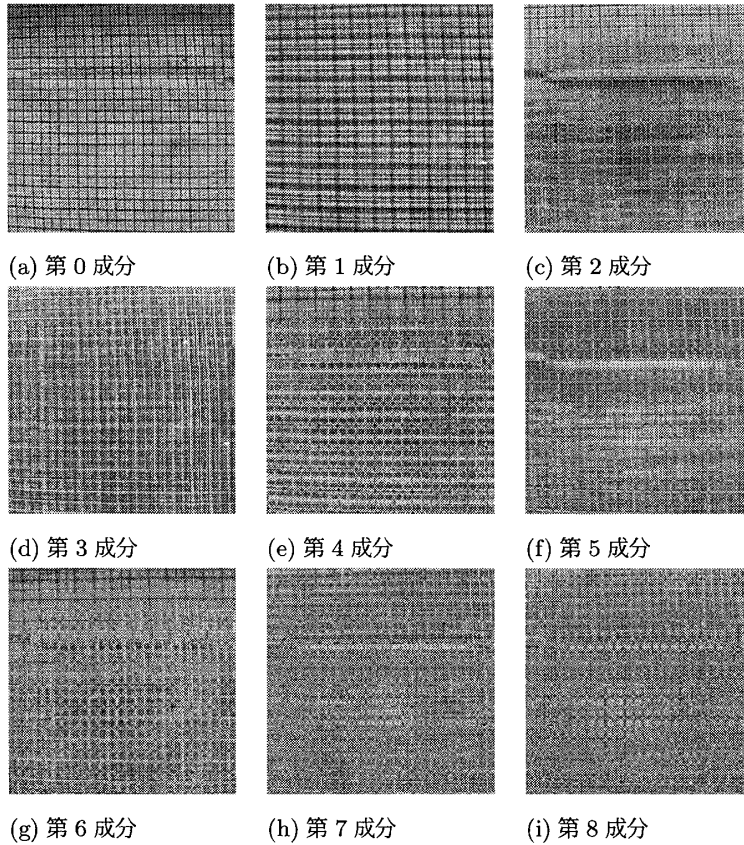


図3 PCAによる無相関化画像

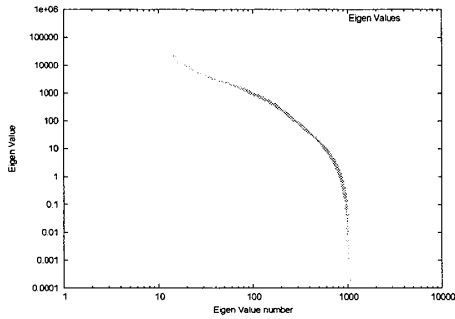


図6 ブロック画像ベクトルの固有値

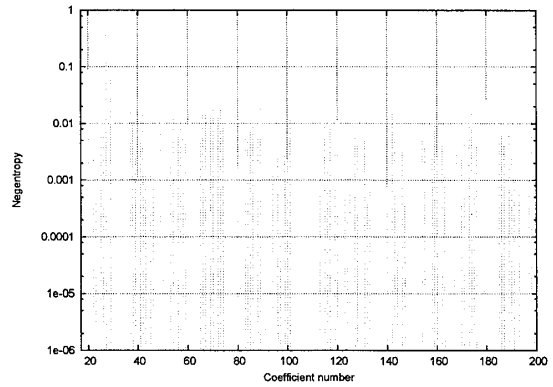


図8 展開係数のNegentropy

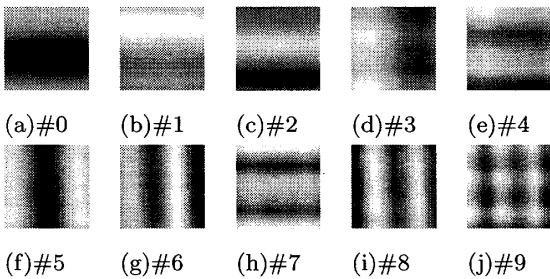


図7 固有ベクトル

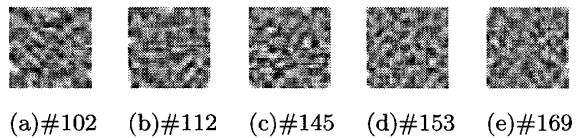


図9 基底画像  $J(\{a_{y_i,p}\}) < 0.001$

展開係数に対応する基底画像の一部を、図10に示す。

図6より、固有値  $\lambda_{y_i,p}$  は  $p = 17$ 以降、値が漸的に小

さくなることがわかる。また、図9と図10の基底画像を比較すると、 $Negentropy J(\{a_{y_i,p}\})$  が小さな展開係数に対応する基底画像(図9)は、布の織目成分に対応する基底であり、 $Negentropy J(\{a_{y_i,p}\})$  が大きな展開係数に対応

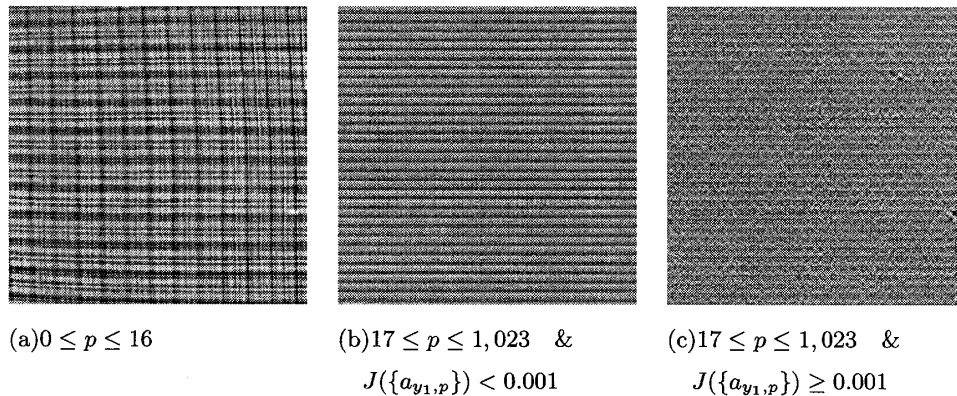
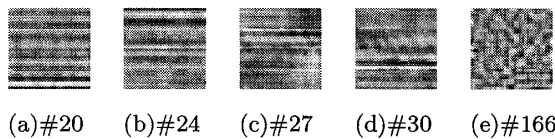


図11 テクスチャ低減による汚れの鮮明化

図10 基底画像  $J(\{a_{y1,p}\}) \geq 0.001$ 

する基底画像(図10)は、汚れ成分に対応する基底であると思われる。そこで、展開係数  $\{a_{y1,p} : 17 \leq p \leq 1,023\}$  のうち、Negentropy  $J(\{a_{y1,p}\})$  が、しきい値  $J_T = 0.001$  以上の基底を用いて、部分空間法による近似を行う。ここで、しきい値  $J_T$  は、経験値により決定した、大きな固有値、つまり展開係数  $\{a_{y1,p} : 0 \leq p \leq 16\}$  に対応する基底により構成した画像を、図11(a)に、小さな固有値で、かつ Negentropy  $J(\{a_{y1,p}\})$  が小さな展開係数に対応する基底により構成した画像を、図11(b)に、小さな固有値で、かつ Negentropy  $J(\{a_{y1,p}\})$  が大きな展開係数に対応する基底により構成した画像を、図11(c)に示す。図11(a)は布の柄であるテクスチャ成分を、図11(b)は布の織目やノイズ成分を、図11(c)は汚れ成分を強く表していることが確認できる。小さな固有値に対応する基底のうち、係数の Negentropy がしきい値以上の基底を用いて近似を行うことで、画像中のテクスチャ成分やノイズ成分を低減し、汚れ成分のみを鮮明化した画像図11(c)が得られた。

## 5 おわりに

汚れが付着したカラー画像に対して、RGB成分のみでなく、RGB成分の対数変換成分および輝度反転後の対数変換成分を用いることで、画像コントラストを改善し見かけ上の情報量を増加させ、無相関化した成分画像において、淡い汚れが強調されて現れることを示した。無相関化した複数の成分画像について、画素値分布の違いに

着目し、Negentropyが最も小さな成分画像において、汚れが良好に強調されていることから、Negentropyを用いた成分画像の選択が可能であることを確認した。より汚れを認識しやすくするために、画像の空間情報に着目し、主成分分析(Principal Component Analysis)を用いた新しい部分空間法を提案した。提案手法は、固有値の大きさによる部分射影に加え、展開係数のNegentropyによる基底の選択を行うことで、汚れを含む部分空間を効果的に捉えるものである。実験結果は、小さな固有値に対応する基底のうち、展開係数のNegentropyがしきい値以上の基底を用いて近似を行うことで、画像中のテクスチャ成分やノイズ成分を低減し、汚れ成分のみを鮮明化した画像が得られることを示している。本手法は、画像1枚のカラー情報と空間情報を有効に活用するため、汚れ部分が淡く小さな場合においても、視覚的に良好な鮮明化画像を得ることができる。

## 謝辞

本研究を行う研究費の一部は、JST重点地域開発研究推進プログラムの助成を受けた。また、本手法により目視では認識しづらい汚れ部分が鮮明化されているかという主観的な評価については、京都西陣の染色補正業者の協力を得た。

## 参考文献

- [1] 桶谷新也, 藤田和弘, 中森伸行, 森本一成: “主成分分析を用いた繊維汚れの画像鮮明化処理”, Journal of Textile Engineering, Vol.56, No.4, pp.107-115 (2010)
- [2] 根本幾, 川勝真喜訳: “【詳解】独立成分分析”, 東京電機大学出版局 (2005)