Image Enhancement of Cloth Stain by using Principal Component Analysis

OKETANI Shinya^{a,b,*}, FUJITA Kazuhiro^c, NAKAMORI Nobuyuki^b, MORIMOTO Kazunari^b

^aDepartment of Applied Technology, Kyoto Prefectural Technology Center,
134 Minami-machi, Chudoji, Shimogyo-ku, Kyoto 600-8813, Japan

^bGraduate School of Science and Technology, Kyoto Institute of Technology,
1 Hashigami-cho, Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto 606-8585, Japan

^cFaculty of Science and Technology, Ryukoku University,
1-5 Yokotani, Ohe-cho, Otsu-city, Shiga 520-2194, Japan

Received 27 July 2009; accepted for publication 17 February 2010

Abstract

We propose a new method to enhance the cloth stain, such as the weak coffee stain in image. Our method is composed of two steps. At the first step, we obtain the principal component images by making the RGB components of each pixel to be uncorrelated. At this step, the texture structure is still left in the uncorrelated images, so it is difficult to recognize the stain. Then, at the second step, we reduce the texture structure by using Principal Component Analysis. We divide the uncorrelated images into the blocks, and those blocks are approximated by several principal eigen vectors which represent the texture structure. The approximation image represents the average texture structure without the cloth stain. So, the cloth stain is recognized without endeavor in the residual image which is obtained by subtracting the approximation image from the principal component image. As our method is robust for the number of observation data, we need only one color image whose size is not so big and whose resolution is not so high. The results of our experiment under different conditions show that the proposed method is effective for the image enhancement of the small weak cloth stain.

Key Words: Image enhancement, Principal component analysis, Texture, Cloth stain

主成分分析を用いた繊維汚れの画像鮮明化処理

桶谷新也^{a,b,*}, 藤田和弘^c, 中森伸行^b, 森本一成^b

^a 京都府中小企業技術センター, ^b 京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科, ^c 龍谷大学理工学部

1. まえがき

高級な着物のリフォームを行う検査現場では、繊維に付着した汚れやシミの検査は、熟練技能者が目視で行っているのが現状であり、検出に関し膨大な処理時間を要している。また、汚れやシミは、商品の価値を下げるだけでなく、商品の寿命を短くする要因となっている。特に食品など目視では認識困難な汚れを見落とし放置しておく、カビや黄ばみの原因となる。そのため、汚れやシミの検出に関して、蛍光分光

法等の分析手法を用いた手法が広く研究されている [1,2]。三木ら [1] は、光源に色素レーザーを用いて、スペックルパターンにより得られる自己相関関数を分析することで、織物構造の欠陥検出を試みている。石澤ら [2] は、レーザー励起蛍光分光分析 (LIF) を適用し、レーザー光を試料上で走査することで、繊維に付着した汚れ分布の2次元計測を行っている。しかしながら、検査を行う作業現場ではレーザー等の特殊な光源を取り扱うことは容易ではない。また、画像処理による、繊維欠陥等の鮮明化に関する研究報告 [3-6] がある。Sezer ら [3] は、

* 連絡先：京都府中小企業技術センター応用技術課 600-8813 京都市下京区中堂寺南町 134,
E-mail: s.oketani@mtc.pref.kyoto.lg.jp, Tel: +81-75-315-8634, Fax: +81-75-315-9497

テクスチャの構造的な特徴から欠陥を検出する手法を提案している。この手法では、前処理として主成分分析 (Principal Component Analysis, 以下、PCA と略す。) による次元の低減を行い、その後画像を小領域に分割し独立成分分析を用いて、特徴量としてブロック単位の独立成分フィルタの係数を求めている。そして、各ブロックの特徴量と、学習のための欠陥箇所のないテクスチャ画像の平均特徴量との距離により欠陥の有無を判定している。また、越後ら [4] は、自然風景画を対象とし、テクスチャ構造をガウシアンマルコフ確率場でモデル化することにより、カラー画像におけるテクスチャの領域分割の有効性を示している。しかし、コーヒー染みのような小さく彩度が低い汚れ部分は、背景となる繊維のテクスチャと大差がないため、自然風景画等におけるテクスチャ解析とは異なる処理手法が必要となる。Jianli ら [5] や Kumar [6] は、欠陥のある画像および欠陥のない画像の両方を学習用画像として用い、ニューラルネットワークを利用した繊維欠陥の検出手法を報告している。ニューラルネットワークは、学習データに対しては再現するが、未学習データに対する出力は保障されない。本研究で扱う布地の汚れは多様で、全ての汚れを学習することは非現実的である。特定の汚れでよい学習効果が得られたとしても、他の汚れに対し良好な検出結果は期待できない。

筆者らは、検査技能者への支援を目的とし、目視では捉えることが困難な小さくかつ彩度が低い繊維付着汚れの鮮明化を行うために、画像の構造的な情報とカラー情報の両方に着目した PCA を用いる新しい処理手法を提案する。PCA は、繊維欠陥の抽出における特徴量の次元の低減 [5,6] や画像認識における特徴量の抽出 [7,8] に有効な手法として、様々な分野で用いられているが、テクスチャ上の小さく彩度が低い汚れに対する鮮明化の有効性を報告した研究は見当たらない。

本研究では、

- 1) 汚れ部分とテクスチャとの間には、カラー情報において差異がみられる。
- 2) 汚れ部分は、テクスチャとは確率統計的な特徴が異なっている。

という 2 点を検討することで、テクスチャ画像から汚れ部分のみを強調することを試みた。本提案手法は、ニューラルネットワークのように事前学習のための画像を必要とせず、処理の対象となるカラー画像 1 枚のみを用いて結果が得られることを目指した。汚れ部分を鮮明化する処理過程は、(1) カラー画像における色差情報の抽出、(2) PCA による固有部分空間への射影を用いたテクスチャ構造の低減、という 2 段階から構成されている。

2. 主成分分析による画像鮮明化処理

2.1 色差情報の抽出

繊維に付着した汚れは、背景となる繊維のテクスチャとは異なる色の属性を有していることに着目した。付着した汚れが、小さくかつ彩度が低い場合は、目視での認識は非常に難

しい。そこで、汚れ部分が画像の色差情報としての特徴を有すると考え、RGB 成分の無相関化処理を行う。

カラー画像の画素 (m,n) の RGB 成分から構成される画素値ベクトル $\mathbf{Y}_{m,n}$ を次式で定義する。

$$\mathbf{Y}_{m,n} \equiv (Y_{m,n}^R, Y_{m,n}^G, Y_{m,n}^B)^T \quad (1)$$

ここで、 $Y_{m,n}^R$, $Y_{m,n}^G$ 及び $Y_{m,n}^B$ は、通常強い相関性を有している。そこで、自己共分散行列の固有値問題を考え、RGB 成分の無相関化を行う。まず、 $\mathbf{Y}_{m,n}$ の自己共分散行列 $\mathbf{R}_Y$ 、平均ベクトル $\boldsymbol{\mu}_Y$ を次式により定義する。

$$\mathbf{R}_Y \equiv \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (\mathbf{Y}_{m,n} - \boldsymbol{\mu}_Y)(\mathbf{Y}_{m,n} - \boldsymbol{\mu}_Y)^T \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\mu}_Y \equiv \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mathbf{Y}_{m,n} \quad (3)$$

ここで、画像の大きさを $M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$ とする。次に、次式に示す自己共分散行列 $\mathbf{R}_Y$ に対する固有値問題を解き、固有値 λ_j^{RGB} と固有ベクトル $\mathbf{v}_j^{RGB}$ を求める。

$$\mathbf{R}_Y \mathbf{v}_j^{RGB} = \lambda_j^{RGB} \mathbf{v}_j^{RGB} \quad (j=1, 2, 3) \quad (4)$$

求めた固有値 λ_j^{RGB} と固有ベクトル $\mathbf{v}_j^{RGB}$ から、次式により、平均 0、分散 1 になるように無相関化した新しい画素値ベクトル $\mathbf{X}_{m,n}$ を得る。

$$\mathbf{X}_{m,n} \equiv \Lambda^{-1/2} \mathbf{U}^T (\mathbf{Y}_{m,n} - \boldsymbol{\mu}_Y) \quad (5)$$

ここで、

$$\Lambda \equiv \text{diagonal}(\lambda_1^{RGB}, \lambda_2^{RGB}, \lambda_3^{RGB}) \quad (6)$$

$$\mathbf{U} \equiv (\mathbf{v}_1^{RGB}, \mathbf{v}_2^{RGB}, \mathbf{v}_3^{RGB}) \quad (7)$$

である。

2.2 テクスチャ構造の低減処理

RGB 成分について無相関化した後でも、画像のテクスチャ構造は残り、汚れの検出を妨げることがある。そのため、次に、汚れが強調された第 2 成分または第 3 成分の画像に対してテクスチャ構造の低減処理を行う。まず、無相関化した第 j^{th} 成分の画像を X^{jh} と定義する。次に、Fig. 1 に示すように、画像 X^{jh} を $K \times L$ 個のブロックに分割し、各画素を辞書式に並べて、 $\frac{M}{K} \times \frac{N}{L}$ 次元のブロック画像ベクトル $\mathbf{x}^{jh}(k, l)$ を構成する。また、 $\mathbf{x}^{jh}(k, l)$ の自己共分散行列 $\mathbf{R}_{x^{jh}}$ 及び平均ベクトル $\boldsymbol{\mu}_{x^{jh}}$ を、次式により定義する。

$$\mathbf{R}_{x^{jh}} \equiv \frac{1}{ML} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \{\mathbf{x}^{jh}(k, l) - \boldsymbol{\mu}_{x^{jh}}\} \{\mathbf{x}^{jh}(k, l) - \boldsymbol{\mu}_{x^{jh}}\}^T \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{x^{jh}} \equiv \frac{1}{ML} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \mathbf{x}^{jh}(k, l) \quad (9)$$

Fig. 1 Construction of $x^{jh}(k, l)$.

Fig. 2 Experimental equipment.

次に、自己共分散行列 $R_{x^{jh}}$ の固有値問題を考える。

$$R_{x^{jh}} \mathbf{v}_i^{jh} = \lambda_i^{jh} \mathbf{v}_i^{jh} \quad (i=1, 2, \dots) \quad (10)$$

ブロック画像ベクトル $\mathbf{x}^{jh}(k, l)$ を式 (11), 式 (12) から、 P 次元の部分空間に射影し、近似ベクトル $\hat{\mathbf{x}}^{jh}(k, l)$ を得る。

$$\hat{\mathbf{x}}^{jh}(k, l) \equiv \boldsymbol{\mu}_{x^{jh}} + \sum_{p=1}^P c_p \mathbf{v}_p^{jh} \quad (11)$$

$$c_p = (\mathbf{x}^{jh}(k, l) - \boldsymbol{\mu}_{x^{jh}})^T \mathbf{v}_p^{jh} \quad (12)$$

ここで、大きな固有値に対応する固有ベクトル $\mathbf{v}_p^{jh}$ は、画像 X^{jh} における平均的なテクスチャ構造を表していると考えられる。したがって、次式で定義される残差ベクトル $\mathbf{e}^{jh}(k, l)$ は、テクスチャ構造が低減された画像ベクトルであり、汚れ部分のみが強調された画像となる。

$$\mathbf{e}^{jh}(k, l) \equiv \mathbf{x}^{jh}(k, l) - \hat{\mathbf{x}}^{jh}(k, l) \quad (13)$$

3. 実験方法

3.1 実験装置

本研究で用いた実験装置の構成写真を Fig. 2 に示す。光源は、フルカラー LED (日亜化学工業 (株), NSSM009B, ピーク波長 Red:620 nm, Green:525 nm, Blue:470 nm) を左右各 18 個、計 36 個を使用し、LED 1 個あたりの順電流を RGB 各 20 mA とし、左右 2 箇所から斜め約 45 度になるように照射した。撮影面での照度は 295 lx であった。デジタルカメラ (Canon (株), EOS50D) で撮影を行い画像を取得した。撮影条件は、絞り 16, シャッタースピード 1 sec, ISO 感度 400, 焦点距離 17–35 mm とし、カメラと撮影面との距離を 360 mm とした。撮影時の画像サイズは 1936 pixel × 1288 pixel であるが、処理を行う際には汚れを含む領域 1024 pixel × 1024 pixel を切り出して実験を行った。

3.2 実験試料

実験に用いた試料を Table 1 に示す。繊維は綿 100% の生地を用い、生地模様が、格子柄の試料 (SampleA), ストライプ柄の試料 (SampleB), 木目調の試料 (SampleC), デニムの試料 (SampleD) の 4 種類を使用した。汚れとして、格子柄の試料 (SampleA) およびストライプ柄の試料 (SampleB) に

Table 1 Test samples.

Sample	Cloth texture	Stain	HSV of stain			Image size	Stain size	Confer
			Hue	Saturation	Value			
A	checked cotton	coffee	44°	27%	84%	176×176mm (1024×1024pixel)	2.1×2.1mm (12×12pixel)	Fig 3~Fig 10
B	striped cotton	coffee	39°	19%	84%	146×146mm (1024×1024pixel)	4.0×4.0mm (28×28pixel)	Fig 15
C	grain patterned cotton	ketchup	32°	38%	59%	136×136mm (1024×1024pixel)	4.0×4.0mm (30×30pixel)	Fig 16
D	denim	ketchup	33°	21%	41%	102×102mm (1024×1024pixel)	2.5×2.5mm (25×25pixel)	Fig 17

Table 2 Observation conditions.

Case	Size of Image (M×N)	Size of Block (M/K×N/L)	Number of Observation data (K×L)	Size of Stain	Spatial pitch of Texture [pixel/pitch]	Ratio of Texture pitch to Block size [pitch]	Dimension of Subspace :P	Confer
1	1024×1024	32×32	32×32	BlockArea×0.3	21.3	1.5	5	Fig. 3~Fig. 10
2	512×512	32×32	16×16	BlockArea×0.3	21.3	1.5	4	Fig. 11(b)
3	256×256	32×32	8×8	BlockArea×0.3	21.3	1.5	3	Fig. 11(c)
4	512×512	16×16	32×32	BlockArea×0.3	10.7	1.5	5	Fig. 12(b)
5	256×256	8×8	32×32	BlockArea×0.3	7.1	1.5	1	Fig. 12(c)
6	1024×1024	16×16	64×64	BlockArea×1.2	21.3	0.75	5	Fig. 13(b)
7	1024×1024	8×8	128×128	BlockArea×4.8	21.3	0.38	3	Fig. 13(c)
8	256×256	32×32	8×8	BlockArea×0.1	10.7	3.0	6	Fig. 14(a), (d)
9	256×256	32×32	8×8	BlockArea×0.6	10.7	3.0	6	-
10	256×256	32×32	8×8	BlockArea×1.2	10.7	3.0	6	Fig. 14(b), (e)
11	256×256	32×32	8×8	BlockArea×2.0	10.7	3.0	5	-
12	256×256	32×32	8×8	BlockArea×3.1	10.7	3.0	5	Fig. 14(c), (f)

は、粒状のインスタントコーヒー 0.8 g を純水 20 mL で溶かした液を、また、木目調の試料 (SampleC) およびデニムの試料 (SampleD) には、ペースト状の食用ケチャップを、それぞれの試料に綿棒で付着させた。汚れを付着させた後、自然乾燥の状態で約 1 時間経過した後に撮影し画像を取得した。各試料の汚れ部分における、HSV 色空間での彩度値は、Table 1 に示すように、いずれも 40% 以下と比較的低い値であり、色の鮮やかさが低いことが確認できる。

また、格子柄の試料 (SampleA) については、異なる観測条件下での本手法の有効性を検証するために、Table 2 に示すように、観測条件として Case1-Case12 を設定し、次のパラメータを変化させて検証を行った。

(1) 観測数 : Case1-Case3

観測数とは、処理手法 2.1 での色差情報の抽出を用いて無相関化した第 j^{th} 成分の画像を、小領域に分割するときのブロック数 ($K \times L$) のことを指す。画像は同じ解像度であり、観測数の違いにより画像サイズが異なる。画像サイズ ($M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$) が、Case1: 1,024 pixel × 1,024 pixel, Case2: 512 pixel × 512 pixel, Case3: 256 pixel × 256 pixel となるように汚れ部分を含む領域を切り出し、テクスチャ構造の低減処理でのブロックサイズ ($M/K \times N/L$) を 32 pixel × 32 pixel という一定の条件下で処理を行った。

(2) 解像度 : Case1, Case4, Case5

Case1 の画像を、画像サイズが、Case4: 512 pixel × 512 pixel, Case5: 256 pixel × 256 pixel となるようにリサンプリングし、異なる解像度での検証を行った。解像度に合わせ、ブロックサイズは、Case1: 32 pixel × 32 pixel に対し、Case4: 16 pixel × 16 pixel, Case5: 8 pixel × 8 pixel とした。

(3) ブロックサイズ : Case1, Case6, Case7

画像サイズが、1,024 pixel × 1,024 pixel という一定の条件下で、テクスチャ構造の低減処理でのブロックサイズが、Case1: 32 pixel × 32 pixel に対し、Case6: 16 pixel × 16 pixel,

Case7: 8 pixel × 8 pixel とし、処理を行った。

(4) 汚れの大きさ : Case8-Case12

画像サイズ 256 pixel × 256 pixel およびブロックサイズ 32 pixel × 32 pixel という一定の条件下で、汚れの大きさをブロック面積の約 0.1 倍 (Case8)- 約 3.1 倍 (Case12) に変化させて実験を行った。ここで、画像サイズは、88.0 mm × 88.0 mm (256 pixel × 256 pixel) であり、各観測条件における汚れのサイズは、Case8: 4.1 mm × 4.1 mm (12 pixel × 12 pixel), Case9: 10.3 mm × 10.3 mm (30 pixel × 30 pixel), Case10: 14.4 mm × 14.4 mm (42 pixel × 42 pixel), Case11: 18.6 mm × 18.6 mm (54 pixel × 54 pixel), Case12: 23.0 mm × 23.0 mm (67 pixel × 67 pixel) とした。また、汚れ部分の HSV 色空間での値は、平均で色相 H: 44°, 彩度 S: 27%, 明度 V: 84% であった。

4. 結果および考察

4.1 色差情報の抽出結果

Fig. 3 に処理対象とする、格子柄の試料 (SampleA) の原画像とその拡大画像、Fig. 4 にその RGB 成分画像を示す。画像の中心部分に小さなコーヒーの汚れが付着している。汚れ部分における、HSV 色空間での彩度の平均値は、約 27% であった。この画像に対して、2.1 の手法を適用し、固有値 λ_j^{RGB} と固有ベクトルからなる行列 U^T を求めた結果を、以下に示す。

$$\lambda_1^{RGB} = 8.87 \times 10^3, \lambda_2^{RGB} = 5.42 \times 10, \lambda_3^{RGB} = 2.32 \times 10 \quad (14)$$

$$U^T = \begin{pmatrix} 0.634 & 0.594 & 0.496 \\ -0.532 & -0.130 & 0.837 \\ -0.561 & 0.794 & -0.234 \end{pmatrix} \quad (15)$$

計算結果から、主として第 1 成分は画像の輝度情報を、第 2 成分及び第 3 成分は画像の色差情報を表していると考えられ

Fig. 3 Original image.

Fig. 4 RGB component images(enlarged images).

Fig. 5 Principal component images after whitening(enlarged images).

Fig. 6 YUV component images(enlarged images).

Fig. 7 Eigen value and cumulative proportion.

る。カラー画像では、輝度情報だけでは表すことのできない情報が色差成分として第1成分以外に表れ、テクスチャとは異なるカラー情報をもつ汚れ部分は第2成分または第3成分に強く表れる。ここで、固有ベクトルの値は画像の特性によって異なる値となる。Fig. 4 に対し、式 (5) による変換を適用し、RGB 成分を無相関化した画像を Fig. 5 に示す。小さな汚れの部分が、第2成分の画像に表れていることが確認できる。また、比較のため、RGB 表色系から YUV 表色系へ変換した画像を Fig. 6 に示す。Fig. 6 と比較すると、Fig. 5 は画像中央の汚れ部分だけでなく、丸印で囲んだ画像中央右上の小さな汚れ部分も明瞭であり、汚れ部分が効果的に強調されていることがわかる。しかしながら、Fig. 5 に示した画像には、画像中のテクスチャが目立つため、汚れ部分が認識しづらい結果となっている。そのため、次のステップとして、テクスチャ構造の低減処理を行う。

4.2 テクスチャ構造の低減処理結果

RGB 成分について無相関化した主成分画像のうち、主観的に判断して、汚れ部分が最も明瞭な画像を対象に、テクスチャ構造の低減処理を行った。4.1 で述べた実験結果から、今回は第2成分の画像 (Fig. 5(b)) に対し、画像を縦 32 pixel × 横 32 pixel の計 1,024 個のブロックに分割し、式 (11)- 式 (13) を用いて残差ベクトルを求めた。観測条件としては、Case1 に相当する。Fig. 7 に示すように、求めた固有値を降順にソートしたとき、6 番目の固有値で大きな減少がみられ、累積寄与率も 6 番目以降は漸近的な増加になっていることから、式 (11) の部分空間次元数 P を 5 次元と決定した。また、Fig. 8 に示す固有ベクトルからも上位 5 個の固有ベクトルが、画像の平均的なテクスチャ構造を表していることが確認できる。Fig. 9(a)-(e) は、上位 3-7 個の固有ベクトルで近似した画像を示し、Fig. 9(f)-(j) は、上位 3-7 個の固有ベクトルで近似したときの残差ベクトルを構成した画像を示している。Fig. 9(a)-(c) に示すように、部分空間次元数が、 $P \leq 5$ では近似画像に大きな変化がみられ、テクスチャの低減処理結果 Fig. 9(f)-(h) に影響しているが、 $P \geq 5$ では近似画像 Fig. 9(c)-(e) の変化は小さく、処理結果 Fig. 9(h)-(j) の各画像はほぼ同じ結果となっている。このことは、Fig. 7 で示す固有値および累積寄与率の変化および Fig. 8 で示す固有ベクトルの変化と整合した結果である。つまり、固有値が大きく減少するポイントから部分空間次元数を決定し、 $P=5$ とした場合に、効果的なテクスチャ構造の低減処理結果が得られていることがわかる。Fig. 10 は、Fig. 3 を対象に色差情報の抽出処理およびテクスチャ構造の低減処理を行った結果であり、テクスチャ画像に対して汚れ部分が効果的に強調されていることが確認できる。特に、Fig. 3(b) の原画像では、画像中央右上の微小な汚れ部分を目視により捉えることは困難であるが、Fig. 10(b) においては、丸印で囲んだ汚れ部分が鮮明になっており、小さく彩度が低い汚れに対する本手法の有効性が示されている。

Fig. 8 Principal eigen vectors (enlarged images).

Fig. 9 Approximation images and results of texture reduction (enlarged images).

Fig. 10 Result for original image Fig.1.

4.3 異なる観測条件下での実験結果

観測数, 解像度, ブロックサイズならびに汚れの大きさが, 処理結果に及ぼす影響について実験および考察を行った. なお, テクスチャ構造の低減処理における部分空間次元数は, 4.2 で述べた処理と同様に決定した.

4.3.1 観測数

観測数は, Case1: 1,024 個, Case2: 256 個, Case3: 64 個である. それぞれの場合の処理結果を Fig. 11 に示す. Fig. 11(a) と (b) を比較すると, 観測数がブロック画像ベクトルの次元数 ($32 \times 32=1,024$) の $1/4$ に減少した場合 (Case2) には, 汚れ部分は Case1 と同程度に鮮明化され処理結果に大きな違いがみられない. また, Fig. 11(c) に示すように, 観測数が $1/16$ に減少した場合 (Case3) でも, 汚れ部分が一定レベル鮮明になっていることがわかる. 観測数が画像ベクトルの次元数よ

Fig. 11 Results for the number of observation data (enlarged images).
 (a) Case1: Number of observation data = $32 \times 32 = 1024$
 (b) Case2: Number of observation data = $16 \times 16 = 256$
 (c) Case3: Number of observation data = $8 \times 8 = 64$

Fig. 12 Results for the image resolution (enlarged images).
 (a) Case1: Image size = 1024×1024
 (b) Case4: Image size = 512×512
 (c) Case5: Image size = 256×256

Fig. 13 Results for the size of block (enlarged images).
 (a) Case1: Size of block = 32×32
 (b) Case6: Size of block = 16×16
 (c) Case7: Size of block = 8×8

り小さな場合でも、良好な結果が得られることから、本手法は観測数に対してロバスト性を有していると考えられる。

4.3.2 解像度

解像度を变化させたときの処理結果を Fig. 12 に示す。Case5 の場合、つまり解像度を Case1 の $1/4 \times 1/4 = 1/16$ に低解像度化した画像に対する処理結果 (Fig. 12(c)) では、汚れ部分の鮮明化は良好とはいえないが、Case4 の場合、Case1 の $1/2 \times 1/2 = 1/4$ 程度に低解像度化した画像に対しては、汚れ部分が一定鮮明化されている。Case5 のように低解像度化しすぎると、部分空間次元数 P が 1 と小さくなりすぎ、テクスチャと汚れ部分をうまく分離できないのではないかと推測される。本手法では、一定レベルの解像度が必要であるが、それほど高解像度を必要としないことが確認できる。

4.3.3 ブロックサイズ

ブロックサイズを、Case1: $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$, Case6: $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$, Case7: $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ としたときの処理結果を Fig. 13 に示す。Case6 や Case7 のようにブロックサイズが小さくなると、汚れ部分とテクスチャを区別することが困難となり、汚れ部分が不鮮明になることが確認できる。Table 2 に示すように、Case1 の場合では、ブロックサイズはテクスチャの空間的な周期 21.3 pixel の 1.5 倍、汚れの大きさはブロック面積の 0.3 倍であるが、Case6 および Case7 の場合では、それぞれ、ブロックサイズは 0.75 倍、0.38 倍、また、汚れの大きさは 1.2 倍、4.8 倍となっている。このことから、本手法では、テクスチャの空間的な周期や汚れの大きさに適するよう、一定サイズ以上のブロックサイズを用いる必要があることがわかる。

4.3.4 汚れの大きさ

汚れの大きさを变化させたときの処理対象画像を Fig. 14(a)-(c) に、処理した結果を Fig. 14 (d)-(f) に示す。観測条件としては、Table 2 における Case8-Case12 に相当するが、ここでは、Case8, Case10, Case12 のみを図示する。Case10-Case12 の場合、汚れの大きさがブロック面積の 1.2 倍、2.0 倍、3.1 倍と大きくなるにしたがい、汚れ領域とテクスチャ領域とのコントラストが悪くなり、汚れ部分の鮮明化効果が低下している。これは、汚れの大きさがブロックサイズに比べ大きくなると、ブロック内全てが汚れ部分の領域となり、式 (13) の残差ベクトルには、周期性を有する差分成分しか表れないためと考えられる。逆に、4.2 でも述べたように、Case8 の場合のような小さな汚れに関しては、汚れ部分が鮮明になっており本手法が有効であることが確認できる。

Fig. 14 Sample images and results.

4.4 本手法の適用例

他の異なるテクスチャ構造をもつ繊維画像 (Table 1 での、ストライプ柄の試料 (SampleB)、木目調の試料 (SampleC)、デニムの試料 (SampleD)) に対し、汚れ部分の鮮明化ができるかどうかについて実験を行った。画像サイズ 1,024 pixel × 1,024 pixel、ブロックサイズ 32 pixel × 32 pixel、観測数 1,024 個の条件下で、処理対象とする原画像および本手法を適用した結果を Fig. 15-Fig. 17 に示す。原画像 (Fig. 15(a)) に対し、**2.1** の色差情報を抽出した結果を Fig. 15(b)-(d) に示す。また、Fig. 15(e) は無相関化後の第 2 成分 (Fig. 15(c)) を対象に、**4.2** で述べた手法により部分空間次元数を $P = 4$ と決定し処理した結果である。同様に、Fig. 16(e) および Fig. 17(e) は、第 2 成分を対象に $P = 2$ とした処理結果である。いずれの結果も、テクスチャ構造が低減され、原画像では識別しづらい汚れ部

分が鮮明化された結果となっている。

Fig. 16(e) と Fig. 17(e) に示すように、木目調の試料 (SampleC) やデニムの試料 (SampleD) ようなランダム性の強いテクスチャ画像では、テクスチャ構造の低減処理の効果は少なく、無相関化した主成分画像と大差がない。一方、Fig. 15(e) に示すように、ストライプ柄の試料 (SampleB) のような周期性の強いテクスチャ画像に対しては、汚れ部分の識別を妨げる要因であるテクスチャ構造が良好に低減され、テクスチャ構造の低減処理前の画像 (Fig. 15(c)) と比較して、汚れ部分がより識別しやすくなっている。このことから、デニム生地や手書き柄等、テクスチャにランダム性がある繊維に対しては、色差情報の抽出のみで処理を終了させる方が効果的であることがわかる。また、第 2 の処理ステップとして固有部分空間への射影によるテクスチャ構造の低減処理を行う本手法は、周期性の強いテクスチャ、たとえば、ストライプ

Fig. 15 Result for Sample B (striped cotton with coffee stain).

Fig. 16 Result for Sample C (grain patterned cotton with ketchup stain).

Fig. 17 Result for Sample D (denim with ketchup stain).

柄, チェック柄, 着物の小紋柄等の繊維に対して特に有効であるといえる。

5. 結 論

本論文では, テクスチャ画像における汚れ部分の鮮明化に関し, 理論的アプローチと観測条件を変えた実験結果について述べ, 本手法の有効性を検討した。提案手法は, 主成分分析 (PCA) を用いた 2 段階の処理ステップから構成される。第 1 ステップとして, 画素単位で RGB 成分を無相関化し, 汚れ部分が色差情報として表れることを示した。第 2 ステップとして, 色差情報の抽出処理後の画像を固有部分空間に射影し差分処理を行うことで, 画像のテクスチャ構造を低減できることを示した。第 2 ステップのテクスチャ構造の低減処理では, テクスチャの空間的な周期や汚れの大きさに応じたブロックサイズが必要であることがわかった。

結果として, 本手法では,

- (1) 画像におけるカラー情報とテクスチャ情報の両方に着目していることから, 小さく彩度が低い汚れに対して有効である,
- (2) 学習のための画像が不必要であり, カラー画像 1 枚のみを用いて結果を得ることが可能である,
- (3) 観測数に対してロバスト性があり, 処理対象とする画像は多くの画素数を必要としない,
- (4) 画像の解像度に関しては, 高解像度でなくとも一定の結

果を得ることができる。

という特長を有している。

今後は, 無相関化後の主成分画像を選択するための決定アルゴリズムの開発, テクスチャ低減処理におけるブロックサイズの最適化について研究を深めていく。

なお, 本研究は JST 重点地域研究開発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, 西陣の染色補正業者の協力を得た。

References

- [1] Miki T, Matsuo T, Ishizawa H, Matsumoto Y, Nishimatsu T, Toba E (2006) J Text Eng, **52**-2, 81-86
- [2] Ishizawa H, Tanaka T, Kanai H, Nishimatsu T, Toba E (2006) J Text Eng, **52**-5, 211-215
- [3] O.G.Sezer, A.Ercil, A.Ertuzun (2007) Patten Recognition, **40**, 121-133
- [4] Echigo T (1998) IEICE Trans, **J81**-D-II, 660-670
- [5] Lui Jianli, Zuo Baoqi (2007) J Text Inst, **98**-4, 355-362
- [6] Ajay Kumar (2006) Pattern Recognition, **36**, 1645-1659
- [7] Onishi T, Sumi K, Hirayama T, Matsuyama T (2006) IPSJ SIG Technical Report, 2006-CVIM-**154**, 45-52
- [8] Manabe Y (1996) IEICE Trans, **J79**-D-II, 36-44