

コントラスト強調射影による多重画像集約

景 琳琳[†] 浦浜 喜一[†]

[†]九州大学 大学院芸術工学研究院 視覚情報部門
福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: †kei@gsd.design.kyushu-u.ac.jp, ††urahama@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし カラー画像のモノクロ化や、医用画像やリモートセンシング画像などの多重画像の1枚のモノクロ画像やカラー画像による集約表示をする手法として、画像のコントラストを強調する低次元への線形射影を重み付き主成分分析で求める方法を提案する。本提案法は簡単で汎用的であり、広範な種類の多重画像集約に応用できる。カラー画像のモノクロ化とMR画像やLANDSAT画像の画像集約の実験を行い、本方法は従来法よりもコントラストの高い集約画像を得られることを示す。

キーワード 多重画像, 画像集約, コントラスト強調射影, 重み付き主成分分析

Fusion of Multiple Images by Contrast Enhancing Projection

Linlin JING[†] and Kiichi URAHAMA[†]

[†] Faculty of Design, Kyushu University
Fukuoka-shi, 815-8540 Japan

E-mail: †kei@gsd.design.kyushu-u.ac.jp, ††urahama@design.kyushu-u.ac.jp

Abstract A method is presented for transforming a color image to a monochromatic one and fusing multiple images in medical imaging and remote sensing into one monochromatic or color image. The feature vectors of every pixel in an input image is projected into a low dimensional subspace with a weighted principal component analysis enhancing the contrast of an output image. The present method is simple and can be widely used for fusion of various multiple images. It is shown with experiments of transformation of color images to monochromatic images and fusion of MR images and LANDSAT images that the present method can produce fused images with contrast higher than with the previous methods.

Key words multiple images, image fusion, contrast enhancement projection, weighted principal component analysis

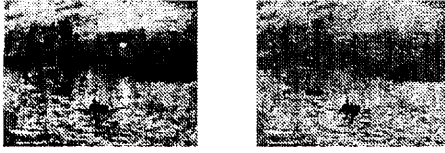
1. ま え が き

マルチスペクトル画像などの多重画像では、複数枚の画像を1枚のモノクロ画像やカラー画像に集約して表示することが行われる[1]。カラー画像のモノクロ化もそのような画像集約の1種である。

カラー画像では通常明度成分をグレースケール画像とするが、そのようなモノクロ化ではカラー画像の重要な情報が失われる場合がある。例えば図1(a)のモネの絵のグレースケール画像は図1(b)のようになり、太陽がほとんど見えなくなる(モノクロ印刷では図1(a)と図1(b)の違いが分からなくなるので、この印刷では本提案法の出力を図1(a)としている。本論文のカラー版は<http://www.design.kyushu-u.ac.jp/urahama/cep.pdf>。脳の視覚野内の“where”システムは明度のみを用いることから、

このような等明度色は不安定な視知覚を生じると指摘されている[2]。Livingstone[2]はこの太陽の色しか指摘していないが、ここでは中央の黒い船にも注目したい。すなわち周辺と同じ明度の太陽と、周辺と明度が大きく異なる船とが並べて描かれているのがこの絵の特徴である(ちなみに後で示すように、太陽だけのコントラストを上げるモノクロ化では船は消える)。

このように明度成分ではカラー画像の色相情報が欠落するので、画像各部の色の違いを反映するモノクロ化法[3]、[4]が提案されている。しかしそれらの手法はいずれも処理が複雑で、色独自の特性を利用しているので、カラー画像のモノクロ化にしか使えない。医用画像で提案されている画像集約法[5]も同様に処理が複雑で医用画像に特化したものが多い。リモートセンシング画像では主成分分析がよく用いられる[1]が、バンド構成特有の画像集約法も多く提案されている[6]。



(a) color image (b) grayscale image

図1 モネの「印象・日の出」

本論文ではこのような広範な種類の多重画像に利用できる汎用の画像集約法を提案する。ここで提案する方法は重み付き主成分分析 [7], [8] を改良したものである。本手法は処理が簡単であり、カラー画像のモノクロ化や医用画像、リモートセンシング画像の集約のいずれにも有効なことを実験で示す。

2. 主成分分析の重み付け

本論文では多重画像の集約を最適化問題で定式化する。画像集約は次元削減すなわち特徴ベクトルの低次元への射影であるが、文献 [3] のような非線形射影では求解が煩雑なので、本論文では線形射影を考える。例えばカラー画像の色の明度成分では、 $L^*a^*b^*$ の L^* などは RGB の非線形射影であるが、YIQ の Y などは線形である。射影が線形であっても文献 [9] などのように評価関数が射影行列の非凸な関数であると、複数の局所最適解が生じ求解が困難になる。従って本論文では求解が最も容易な線形射影の 2 次計画問題で定式化する。

2.1 主成分分析

そのような定式化の代表例は主成分分析である。 $l \times m$ の画像が n 枚あるとする。画素 (i, j) は n 次元特徴ベクトル $d_{ij} \in [0, 255]^n$ で表される。第 1 主成分への射影は $f_{ij} = u^T d_{ij}$ であり、射影ベクトル $u \in R^n (\|u\| = 1)$ は f_{ij} の分散を最大化するように

$$\max_{\|u\|=1} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{i'=1}^l \sum_{j'=1}^m (u^T d_{ij} - u^T d_{i'j'})^2 \quad (1)$$

で求められ、解 u は共分散行列 $\sum_i \sum_j (d_{ij} - \bar{d})(d_{ij} - \bar{d})^T$ の第 1 固有ベクトルとなる。 $\bar{d}$ は d_{ij} の平均 $\bar{d} = \sum_i \sum_j d_{ij} / (lm)$ である。 f_{ij} を要素 f_{ijk} ごとに $\tilde{f}_{ijk} = 255(f_{ijk} - f_{\min,k}) / (f_{\max,k} - f_{\min,k})$ と規格化した $\tilde{f}_{ijk}$ が出力画像の画素値となる ($f_{\max,k}$ と $f_{\min,k}$ は f_{ijk} の要素 k ごとの最大値と最小値)。

分散は大域的な画像コントラストを表すので式 (1) は、出力モノクロ画像のコントラストを最大化することを表すが、全ての画素対のコントラストを総和しているため、画像の両端のような遠方の画素対のコントラストも大きくしようとする。

2.2 空間重み付け主成分分析

空間的に遠方の画素間のコントラストには眼は鈍感なので、画像全体の分散ではなく空間的に近い画素間の分散だけを最大化するほうがよい。ウィンドウを極端に狭くすると隣接する 4 近傍や 8 近傍の分散すなわちエッジを強調することになり、図 1 の画像では太陽のエッジが消えるのを防げばよいので、そのようなエッジ強調射影でよいように思えるが、例えば図 2(a) の画像のグレースケール画像は図 2(b) となり、エッジ (エッジは

小さい円の縁だけである) は保存されているのに “12” という文字が判読できなくなる。

従って、隣接画素よりは広くて全画素よりは狭いウィンドウでの分散を最大化するほうがよい。式 (1) に空間的な重みを付けると

$$\max_{\|u\|=1} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{x=-p}^p \sum_{y=-p}^p w_{xy} (u^T d_{ij} - u^T d_{i+x,j+y})^2 \quad (2)$$

となる。ここで w_{xy} は空間重みで、 $w_{xy} = e^{-\alpha(x^2+y^2)}$ である。式 (2) のように w_{xy} を付ければ空間的に遠い画素間の分散は無視される。 w_{xy} は $x^2 + y^2$ が大きいと 0 に減衰し、そのような遠方の画素対は計算する必要はないのでウィンドウを $-p \leq x \leq p, -p \leq y \leq p$ としている。

2.3 明度成分重みの付加

しかし空間重みだけでは、強調の重みがコントラストにはよらない。コントラストが高い画素対のコントラストを上げる必要はないので、明度成分のコントラストが低い画素間の重みを大きくするほうがよい。式 (2) に明度成分の重みを付け加えると

$$\max_{\|u\|=1} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{x=-p}^p \sum_{y=-p}^p w_{xy} w_g (u^T d_{ij} - u^T d_{i+x,j+y})^2 \quad (3)$$

となる。ここで $w_g = e^{-\beta(g_{ij} - g_{i+x,j+y})^2}$ である。この g_{ij} は画素 (i, j) の明度値であり、ここでは YIQ の Y すなわち $g_i = 0.299R_i + 0.587G_i + 0.114B_i$ とする。 w_g は $(g_{ij} - g_{i+x,j+y})^2$ が大きいと 0 に減衰するので、式 (3) では空間的に近く、かつ明度値も近い画素間だけの分散が最大化される。

式 (3) は文献 [7] で提案されたカラー画像のモノクロ化法である。またこの手法は医用画像やリモートセンシング画像の画像集約にも応用された [8]。この方法は図 1 や図 2 など多くの画像で良好に働くが、一部の困難な画像では不十分にしか働かない。例えば図 3(a) の画像を式 (3) の方法でモノクロ化すると図 3(b) のようになり、色の違いが不十分にしか反映されない。

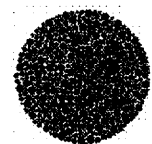
2.4 カラー重みの追加

これは、式 (3) では重みが明度成分にしかよらず、元のカラー値が近い画素対も遠い画素対も重みが同じことが原因と考えられる。重みを更に絞り込むには、元のカラー値が違っても関わらず明度が同じ画素対の重みだけを大きくすればよい。そのようなカラー値に基づく重みを追加すると式 (3) は

$$\max_{\|u\|=1} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{x=-p}^p \sum_{y=-p}^p w_{xy} w_g w_c (u^T d_{ij} - u^T d_{i+x,j+y})^2 \quad (4)$$



(a) color image



(b) grayscale image

図2 色盲検査用の画像例

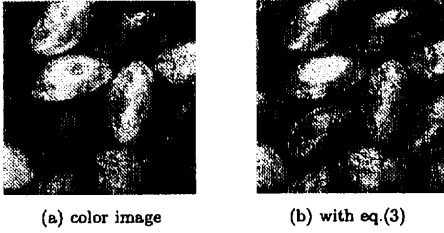


図3 モノクロ化が困難な画像例

となる。ここで $w_c = 1 - e^{-\gamma \|d_{ij} - d_{i+x, j+y}\|^2}$ である。カラー画像の場合 d_{ij} は画素 (i, j) のカラー値 $d_{ij} = [R_{ij}, G_{ij}, B_{ij}]^T$ である。式 (4) では、空間的に近く、かつ明度値が近く、なおかつカラー値が近い画素間だけの分散が最大化される。

式 (4) は以上の式と同じく、射影ベクトル u の 2 次計画問題であり、解 u は重み付き共分散行列 $\sum_i \sum_j \sum_x \sum_y w_{xy} x_y w_c (d_{ij} - d_{i+x, j+y}) (d_{ij} - d_{i+x, j+y})^T$ の第 1 固有ベクトルとなる。この行列は画像の枚数 $\times$ 枚数 (カラー画像では 3×3) であり、画素数 $\times$ 画素数の行列の固有値分解を要する非線形射影よりも計算量が少ない。また非凸な評価関数ではアニーリング法などを要し [9]、解が不安定であるが、式 (4) は安定に唯一解が求められる。

式 (4) が本論文で提案する画像集約法である。なお射影ベクトル u には向きの任意性がある、すなわち第 1 固有ベクトルを v とすると $u = v$ か $u = -v$ のどちらでもよいが、 f_{ij} の向きが g_{ij} の向きと揃うように u の符号を決めることにする。例えばカラー画像では、 $g_{ij} = [0.299, 0.587, 0.114]^T d_{ij}$ であるから、明度の反転を抑えるために $[0.299, 0.587, 0.114]^T u \geq 0$ の向きにする。

以下、次の章ではカラー画像のモノクロ化の実験結果を示し、その次の章で医用画像やリモートセンシング画像での実験結果を示す。パラメータ α, β, γ の値と計算時間については 5 章に記す。

3. カラー画像のモノクロ化の実験

カラー画像のモノクロ化は画像集約としては特殊な例であるが、最近 CG の分野などで研究が進められている [3], [4]。

3.1 カラー画像のモノクロ化

図 1(a) をモノクロ化した結果を図 4(a) に示す。図 4(b) は Color2Gray [3] の結果である。本手法の出力は Color2Gray よりもコントラストが高い。この違いは、Color2Gray はコントラスト保存型であるのに対し、本手法はコントラスト強調型であることによる。

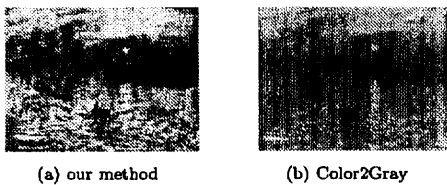


図4 図1(a)のモノクロ化

ラスト保存型であるのに対し、本手法はコントラスト強調型であることによる。図 2 および図 3 の本手法による結果を図 5 に示す。次に図 6 の結果を図 7(a) に示す (この例では出力との違いが分かるように図 6 はグレイスケールにしている)。図 7(b) は Grundland ら [4] による結果である。図 7(b) では木と山の境界や、湖に写った山と空の境界が不鮮明であるが、図 7(a) ではそれらが明瞭である。しかしその分、図 7(a) では空のなかの雲や煙が不鮮明になっている。

このような等明度の色は植物の写真でよく見られ、例を 8 に示す。左がカラー画像 (のグレイスケール)、右が本手法の結果である。これらの写真の緑の葉と赤い花は等明度に近く、モネの絵と同じような印象的な配色の 1 例である。これらの画像での射影ベクトルはいずれも $[0.9, -0.436, 0]^T$ に近く、RGB の B 軸に垂直で R-G の方向を向いており、YIQ の Y への射影ベクトル $[0.299, 0.587, 0.114]^T$ とほぼ直交する。

以上のように本方法は、等明度の色が含まれていても、それらの色の違いを反映したモノクロ化が行える。極端な場合として図 9(a) に示すような全ての画素の明度が同じ画像でも、図 9(b) に示すようにそれぞれの色の違いを反映したモノクロ画像が得られる。ちなみに図 9 の射影ベクトルは $u = [0.89, -0.454, 0.01]^T$ となり、図 8 の画像群の u とほぼ同じであり、明度方向とほぼ直交する。

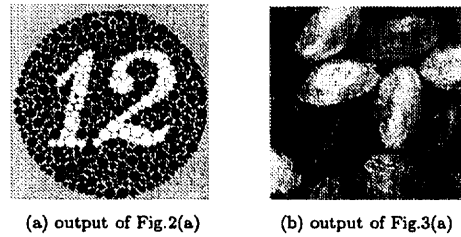


図5 図2(a)と図3(a)のモノクロ化

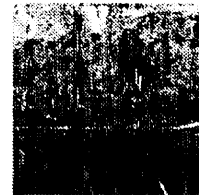


図6 他のカラー画像例

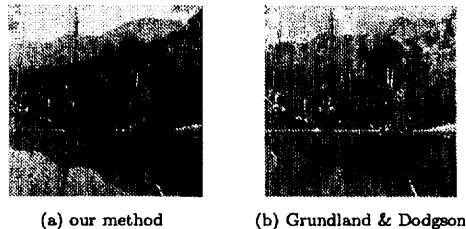


図7 図6のモノクロ化

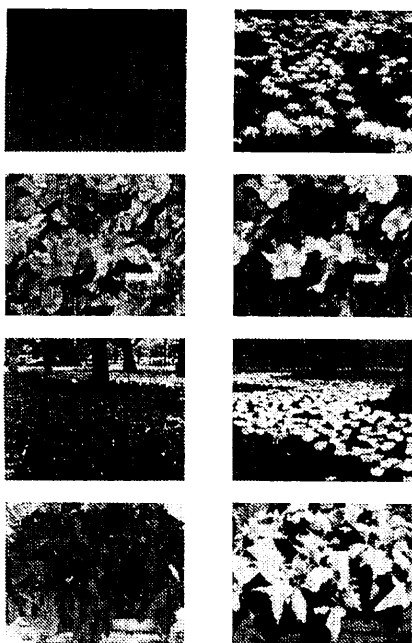


図 8 植物の画像例 (左: カラー画像, 右: モノクロ化)

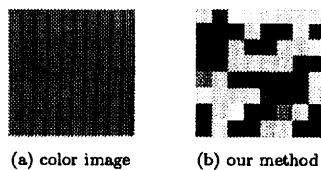


図 9 等明度画像のモノクロ化

以上の実験で、本方法が等明度色を含むような画像のモノクロ化に有効なことが確かめられたが、本方法が汎用的に使えるためには、そのような特殊な色の組み合わせを含まない普通の画像では通常のグレースケール画像が得られるのが望ましい。そこでそのような普通の画像でも実験してみた結果、例えば図 10(a) の画像 “lena” の本手法の出力は図 10(b) のようになり、通常のグレースケールとほとんど同じ画像が得られた。

以上のことから、本手法は入力カラー画像の色構成によらず、入力画像内の色の違いを反映したモノクロ化を行うことができることが確認された。

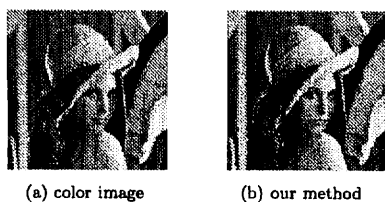


図 10 “lena” のモノクロ化

3.2 再カラー化

以上で得られるモノクロ画像を新たな明度としてカラー画像に戻すと、元のカラー画像の等明度色も異なる明度レベルになってコントラストが向上したカラー画像が得られる。ここでは、入力カラー画像を HSL 成分に分解し、HS はそのまま、明度成分 L を上で得られるモノクロ画像に置き換えて RGB に戻した。その結果を図 11 に示す。左側が入力カラー画像、右側が再カラー化した結果である (モノクロ印刷ではそれぞれのグレースケール画像である)。いずれの例でも、再カラー化した結果は元の画像よりも色が鮮やかになっている。

4. 種々の多重画像の実験

以上のカラー画像のモノクロ化は多重画像の集約としては特殊な例であり、一般には医用画像やリモートセンシング画像などで、そのような画像集約がよく用いられる。

以上のカラー画像では、空間重みに加えて明度成分重みとカラー重みを付けるのが有効であった。しかし医用画像やリモートセンシング画像など多くの多重画像では、明度に相当するスカラー量がない。そこで文献 [8] では式 (1) の主成分分析の出力を明度成分の代わりに用いた。本論文でも同じようにして式 (4) を医用画像やマルチスペクトル画像などの多重画像に応用する。すなわち入力画像に対して式 (1) の主成分分析をまず行い、その出力を式 (4) の w_g のなかの g_{ij} に代入して重み付き

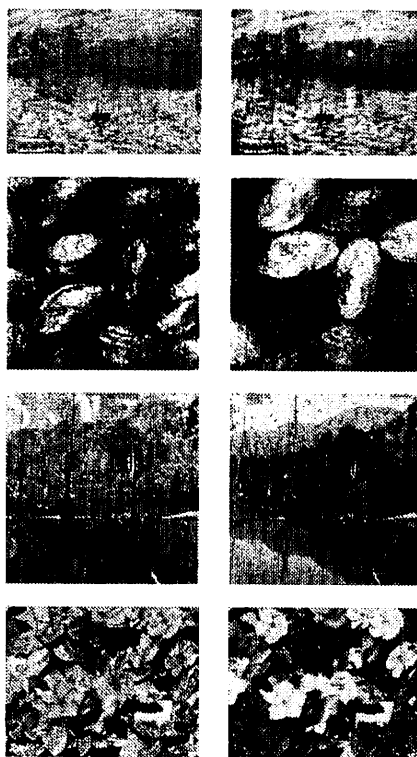


図 11 再カラー化 (左: 入力画像, 右: 再カラー化)

主成分分析を行う。なお、式 (2) の出力を g_{ij} とする場合も実験してみたが、式 (1) を使うのと同じ結果が得られたので、最初の主成分分析は式 (1)、式 (2) どちらでも構わず、計算が簡単な式 (1) を用いることにする。

4.1 カラー画像と距離画像の集約

医用画像やリモートセンシング画像などの主要な多重画像の画像集約を実験する前に、上記のカラー画像と同じく特殊な例の 1 つであるが、カラー画像と距離 (奥行き、深度) 画像の画像集約を実験してみた。カラー画像を R, G, B の 3 枚の画像に分解し、距離画像とあわせて計 4 枚の画像を 1 枚のモノクロ画像に集約した。

図 12(a) のカラー画像と図 12(b) の距離画像を集約したモノクロ画像を図 13(a) に、また 3.2 節の再カラー化と同様にしてカラー画像に戻した結果を図 13(b) に示す。集約した画像では、画像左や中央の屋根の上縁や中央の天井の暗い部分などのコントラストが向上している。

4.2 医用画像の実験

図 14 に示す 2 枚の MR 画像の結果を図 15 に示す。図 15(a) は式 (1) すなわち主成分分析の結果、図 15(b) は文献 [9] の結果、図 15(c) は式 (3) すなわち文献 [7] の結果、図 15(d) が式 (4) すなわち本提案法の結果である。図 15(a) は図 14 左とほとんど同じで右下の腫瘍が不鮮明である。他の 3 枚では眼も腫瘍も判別できるようになっているが、本方法の結果が最もコントラストが高い。

4.3 リモートセンシング画像の実験

次に、図 16 に示す LANDSAT 画像 (バンド 6 を除いた 6 枚) の本手法の出力結果を図 17 に示す。但し、これらは各部分に分かりやすいようにヒストグラム平均化を行ったものである (元の LANDSAT 画像は不鮮明である)。畑地や市街地、川や道路などが平均的に 1 枚の画像に集約され表示されている。

しかしマルチスペクトル画像では多くの土地被覆区分があり、それら全部を 1 枚のモノクロ画像に集約するのは無理である。そこで、第 3 固有ベクトルまでとって、図 18(a), (b), (c) に示す 3 枚のモノクロ画像 (図 18(a) は図 17 と同じ) を出力し、それ

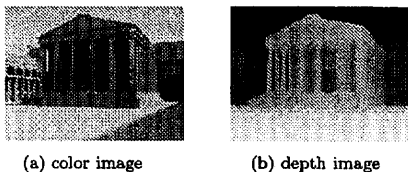


図 12 カラー画像 (左) と距離画像 (右)



図 13 図 12 の集約画像 (左) と再カラー化 (右)

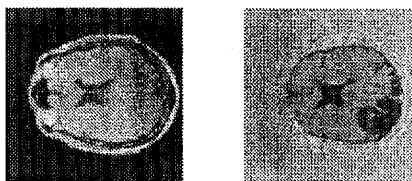


図 14 脳の MR 画像

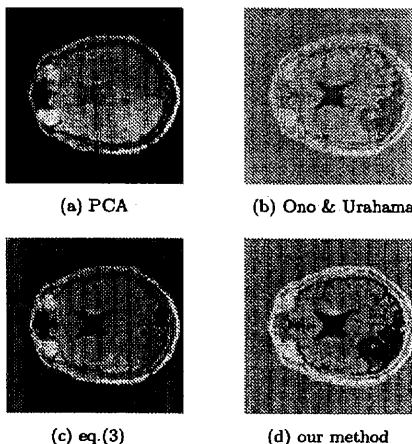


図 15 図 14 の集約画像

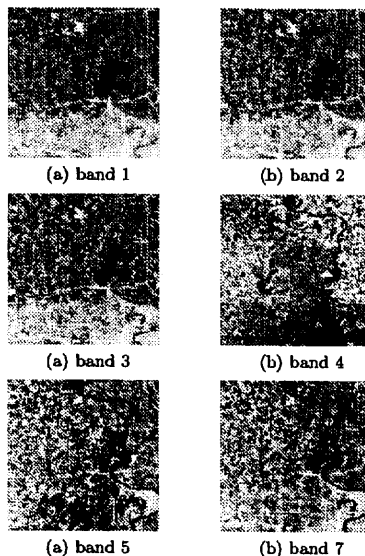


図 16 LANDSAT 画像

らをそれぞれ R, G, B として 1 枚のカラー画像に結合したものが図 18(d) である。マルチスペクトル画像ではこのように 1 枚のカラー画像への集約がよく行われる。

5. パラメータ値と計算時間

最後に本手法のパラメータ値の設定と計算時間について報告

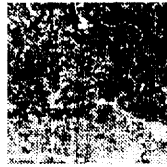


図 17 図 16 のモノクロ集約画像

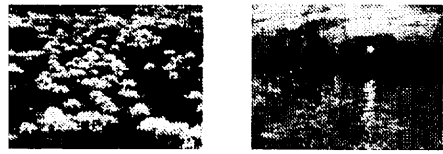


図 19 パラメータ値を変えた結果

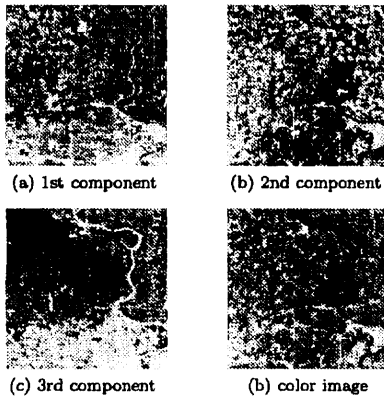


図 18 図 16 のカラー集約画像

する。

5.1 パラメータ値

本手法では α, β, γ の 3 つのパラメータを設定する必要がある。以上の実験では図 1 の画像以外では全て $\alpha = 0.01, \beta = 0.005, \gamma = 0.01$ としたが、 α と γ は $[0.01 \sim 0.1]$ 、また β は $[0.001 \sim 0.01]$ くらいで変化させても結果に大きな変化はなかった。ちなみに図 8 の 1 番目の画像で $\alpha = 0.1, \beta = 0.01, \gamma = 0.1$ とした結果を図 19 左に示す。

このようにほとんどの画像では結果はパラメータ値で大きくは変化しなかったが、図 1 の画像だけは β の値に敏感で、図 4(a) は $\beta = 0.003$ (α と γ は他と同じで 0.01) とした結果である。この画像で β を他と同じ 0.005 にすると図 19 右のようになり、黒い船影が消えた。このように図 1 の画像はモノクロ化が難しい稀少例であると思われる。

ちなみに図 8 の 1 番目の画像では重み付き共分散行列の第 1 固有値と第 2 固有値の比は $\lambda_1/\lambda_2 = 11.2$ であり、第 1 固有ベクトルだけで十分なので、1 枚のモノクロ画像に集約可能であるのに対し、図 1 の画像では $\lambda_1/\lambda_2 = 1.15$ であり、第 2 固有ベクトルも必要である。この差が以上の結果に影響していると思われるが、詳細は調査中である。

5.2 計算時間

本手法において計算時間が長くなるのは重み付き共分散行列の構成であり、その固有値分解や医用画像やリモートセンシング画像での最初の主成分分析の時間は、それに比べて無視できるほど短い。重み付き共分散行列の計算量は画像サイズ (画素数) に比例する。一方、カラー画像をモノクロ化する Gooch ら [3] の Color2Gray は画像サイズの 2 乗に比例す

る。但し GPU 等は使わないものとする。従って、画像が大きくなると Color2Gray は計算時間が急速に長くなる。ちなみに Color2Gray は 200×200 のカラー画像で 204 秒と報告されている [3]。一方、本提案法は図 4 のカラー画像 (300×226) で 19 秒である。計算環境は 2.8GHz Pentium 4 CPU, 1GB RAM, WindowsXP である。また図 12 の画像 (640×480 , 4 枚) では 160 秒、図 14 の画像 (256×256 , 2 枚) では 8.5 秒、図 16 の画像 (250×250 , 6 枚) では 354 秒である。

このように本方法は入力画像の枚数が増えると、枚数の 2 乗で計算量が増加する。これは共分散行列のサイズ (要素数) が枚数の 2 乗に比例するためである。

6. む す び

多重画像を集約する簡単で汎用的な手法を提案し、カラー画像のモノクロ化や、医用画像やリモートセンシング画像の集約表示の実験により、本手法が従来法よりもコントラストの高い集約画像を与えることを確認した。本手法では α, β, γ の 3 つのパラメータを設定する必要があるが、ほとんどの画像では $\alpha = 0.01, \beta = 0.005, \gamma = 0.01$ 程度の値で良好な結果が得られるが、モネの絵だけは β を微妙に設定する必要がある。これは特殊な稀少例と思われるが、この原因を調べるのは今後の課題とする。また本方法では固有値分解の計算量は少ないが、分散行列の計算に時間がかかる。この高速化も今後の課題である。

文 献

- [1] C. Phil and J. van Genderen, "Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications", Int. J. Remote Sensing, 19, 5, pp.823-854, 1998.
- [2] M. Livingstone, "Luminance and night vision", in "Vision and art: the biology of seeing", pp.36-45, 2002.
- [3] A. Gooch, S. Olsen, J. Tumblin and B. Gooch, "Color2Gray: salience preserving color removal", Proc. SIGGRAPH, pp.634-639, 2005.
- [4] M. Grundland and N. Dodgson, "The decolorize algorithm for contrast enhancing, color to grayscale conversion", Tech. Report, UCAM-CL-TR-649, 2006.
- [5] G. Harikumar and Y. Bresler, "Feature extraction techniques for exploratory visualization of vector-valued imagery", IEEE Trans. Image Process., 5, 9, pp.1324-1334, 1996.
- [6] M. Pavel and R.K. Sharma, "Model-Based Sensor Fusion for Aviation", Soc. Inf. Display Int. Symp. Tech. Papers, 28, pp.951-954, 1997.
- [7] 井上光平, 浦浜喜一, "色の違いに対応したカラー画像のモノクロ化", 信学論 (A), J89-A, 1, pp.80-83, 2006.
- [8] 景琳琳, 井上光平, 浦浜喜一, "2 段階主成分分析による多重画像のモノクロ化", Proc.FIT(情報科学技術フォーラム), 2006.
- [9] 小野直樹, 浦浜喜一, "非線形射影追跡による多重画像のモノクロ表示", 映像誌, 51, 10, pp.1777-1780, 1997.