

## 個人特徴分離画像における 推定閾値を用いた類似度評価

大内 義成<sup>†1</sup> 山本 泰弘<sup>†2</sup> 越後 富夫<sup>†1</sup>

非熟練医師に対するカプセル内視鏡読影診断支援には、類似画像の診断結果参照が役立つ。しかし、それには被験者毎の小腸の色等の特徴差が優勢になる問題のため、本研究では特異値分解を施し、その結果より個人特徴を表す情報を画像から縮退する。縮退後の画像から推定閾値を用いた類似画像検索によって、異なる被験者間の画像が参照可能であることを評価するため、類似度上位の画像に対する主観評価によって高い類似性が得られることを確認する。

### Evaluation for Finding Similar Images Reduced Individuality from Image Sequences of WCE

YOSHINARI OUCHI,<sup>†1</sup> YASUHIRO YAMAMOTO<sup>†2</sup>  
and TOMIO ECHIGO<sup>†1</sup>

This paper describes a method for finding similar images to one in a small intestine captured by a Wireless Capsule Endoscopy (WCE), which are reduced individualities by using Singular Value Decomposition (SVD). A reference image of diagnosis is useful for unskilled medical doctors on interpretation of WCE images. Firstly, a 3D wavelet transformation is applied for making image compressed. Next, the most significant feature is reduced from images by using the result of SVD. Finally, the experiment shows the result of image retrieval among several persons and the result is confirmed by a subjective assesment.

<sup>†1</sup> 大阪電気通信大学  
Osaka Electro-Communication University  
<sup>†2</sup> パシフィックシステム株式会社  
Pacific Systems Corporation

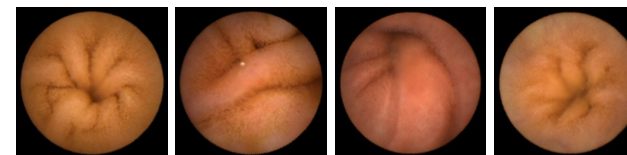


図1 被験者による小腸内壁の色の違い  
Fig. 1 Small intestinal walls are different by persons

#### 1. はじめに

カプセル内視鏡は、従来型内視鏡では検査が困難であった小腸を観察することができるデバイスとして、近年注目を集めている<sup>1)</sup>。しかし、長時間の集中力維持を必要とする読影の困難さが課題として挙がっている。さらに、読影に熟練した医師がまだ少数であり、読影のための教育確立が必要となっている。そこで、非熟練医師のための読影支援教育システム構築を検討する。

読影支援教育システムでは、非熟練医師は病変の多様な見え方を経験していないため、過去の診断に基づく病変を含む参照画像の提示が有効と考えられる。カプセル内視鏡画像は、小腸の診断に有効であり、画像に現れる部位は、ほとんどが消化器官の内壁からなり、その他の領域画像として、病変、残留物、照明の影が観察できる。そのため、画像の色はほとんどが肌色からなっており、色分布に偏りがあることが分かっている。一方、内壁の色は被験者によって異なっていることが観察できる(図1)。教育支援システムに、診断が困難とされる画像に対する過去の診断事例を参照するため、類似画像検索を行なうと、小腸の状態に因る画像の差より被験者の違いによる差が顕著になり、類似した診断事例が参照できない。そこで、あらかじめ個人特徴を示す色と明るさのコントラストを縮退することで、画像形状に基づく類似画像検索が可能になるようにする。

バイオメトリクス認証やパターン分類などの個人識別問題では、判別分析法、固有空間法、k-means クラスタリング<sup>2)-4)</sup> が用いられている。これらの手法は、個人データをクラスとするグループに分類しておく。判別分析法では、クラス内分散を小さくし、クラス間分散を大きくする変換処理が行われる。

本研究では、カプセル内視鏡画像の個人特徴を縮退するために、特異値分解<sup>5),6)</sup> を用いる。特異値分解を、複数の被験者のカプセル内視鏡画像に行うことで、特徴を抽出し、その

中からクラス間分散を大きくしている原因の特徴を原画像から除去する．この処理を行うことで、被験者による違いを除去したデータに変換する．しかし、カプセル内視鏡の映像は膨大な情報量を有するため、特異値分解を行うためには大量のメモリを必要とする．そこで、データの正規化として、3次元 Wavelet 変換による次元圧縮<sup>7)</sup>を行う．3次元 Wavelet 変換後のデータに対して特異値分解を行うことで、疑似特異ベクトルを生成する．疑似特異ベクトルの中から、個人特徴を表現していると考えられるものを用いて個人特徴の分離を行う．

個人特徴を縮退することで異なる被験者間の画像を参照できていることを、ヒストグラムインタセクション<sup>8)</sup>による類似画像検索で評価する．しかし、類似画像検索を行う際、類似クラスと非類似クラスを分類するための閾値を設定しておく必要があるので、閾値の推定を行う．また、本研究で用いた類似画像検索のアルゴリズムが主観評価に近く適切なものであったかを判定する．

本論文は、次の構成で記述する．2. では、特異値分解を行う前の画像データの正規化について述べる．3. では、特異値分解を用いた個人特徴分離について述べる．4. では、個人特徴分離実験について述べ、5. では、評価実験について述べる．最後に、6. で本研究によって得られた成果と今後の課題について述べる．

## 2. 画像データの正規化

本研究では、特異値分解を行う前にデータの正規化として、1) 画像の色情報分離、2) 画像の回転補正、3) Wavelet 変換の3つの処理を行う．

### 2.1 画像の色情報分離

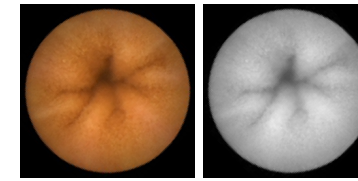
カプセル内視鏡画像において、被験者による小腸の色の違いは個人特徴であるため、画像単位での色情報の分離を行う．本研究では、画像を RGB 表色系より HSV 表色系に変換し、明度を表す V 成分のみを用いる．RGB 画像より V 画像への変換は、

$$V = \max(R, G, B) \quad (1)$$

と定義される．式 (1) の V を用いることで、カプセル内視鏡画像の色情報を分離することができる (図 2)．これにより、色に依存しない画像検索を行うことが可能となる．

### 2.2 画像の回転補正

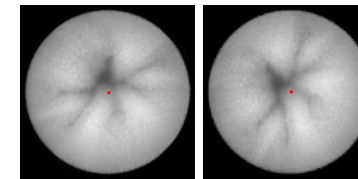
V 画像に対して、画像の回転補正を行う．これは、カプセル内視鏡には自己駆動がなく、消化器官の蠕動運動により進むため、カプセル内視鏡の動きに伴いカメラの向きが大きく変化する．これにより、同位置で撮影された画像でも違って見えることがあるので、カメラの回転が値に影響しないように、画像に回転補正を施す．



(a) RGB 画像 (b) V 画像

図 2 画像の色情報分離

Fig. 2 Color informations separate from the image



(a) 回転前 (b) 回転後

図 3 画像の回転補正

Fig. 3 Rotation correction of the image

画像のサイズを  $(w \times h)$ 、各画素の輝度値を  $P_{ij} (i = 0, 1, \dots, w) (j = 0, 1, \dots, h)$  としたとき、輝度値の重心点  $(G_x, G_y)$  は、

$$G_x = \frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h i \times P_{ij}}{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h P_{ij}}, G_y = \frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h j \times P_{ij}}{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h P_{ij}} \quad (2)$$

で求めることができる．輝度値の重心点に向けられた画像の中心からのベクトルが左側に向くように画像を回転させる (図 3)．図 3 の画像内の赤い画素部分が輝度値の重心である．

### 2.3 Wavelet 変換

カプセル内視鏡画像列は、膨大な情報量を有するため、特異値分解の処理時に大量のメモ

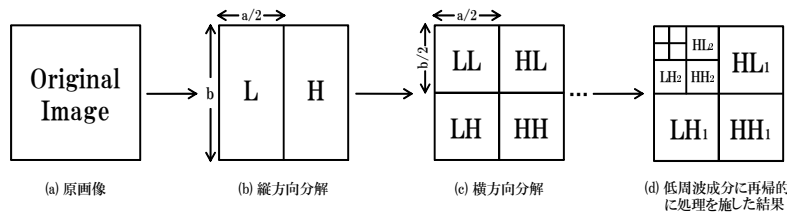


図 4 2次元 Wavelet 変換による分解  
Fig. 4 Decomposition by two-dimensional wavelet transformation

りを消費する．そこで，本研究では，Mother Wavelet を Haar とした離散 Wavelet 変換により冗長な画像データの圧縮を行う．

最初に，2次元 Wavelet 変換を行うことで画像の低周波成分のみを抽出する． $n$  回分解後は， $3n$  個の高周波サブ画像と 1 個の低周波サブ画像に分解される．分解後は，低周波成分 LL，横方向差分画像 HL，縦方向差分画像 LH，斜め方向差分画像 HH の 4 つのサブ画像になる（図 4）．

低周波成分に再帰的に Wavelet 変換を施すことで，多重解像度解析が可能となる．また，本研究で使用する Haar 関数は基底が単純で処理が高速になる利点がある．Haar 基底  $c$  と詳細係数  $d$  は，

$$\left. \begin{aligned} c_k^{j+1} &= \frac{1}{2}(c_{2k-1}^j + c_{2k}^j) \\ d_{k+\frac{1}{2}}^{j+1} &= \frac{1}{2}(c_{2k-1}^j - c_{2k}^j) \end{aligned} \right\} \text{Where } 1 \leq k \leq \frac{L}{2} \quad (3)$$

として計算する．ただし，式 (3) の  $c_m^l, d_m^l$  は分解レベル  $l$ ，左上の画素を基準とした  $m$  番目の画素の値， $L$  は低周波成分の高さ，または幅を表す．Wavelet 変換は 2:1 のダウンサンプリングを行う．1 次元データは Wavelet 変換で 1 度分解するごとに  $1/2$  のサイズとなるが，画像は 2 次元データであるため画素数が  $1/4$  のサイズとなる．この処理により，画像のデータサイズ，解像度共に圧縮され，メモリの消費量を削減することができる．しかし，画像データが増加すれば，圧縮を行っても計算が破たんする恐れがある．

カプセル内視鏡映像の特徴としてフレーム間で変化の少ない画像が多く，冗長なデータが多い．そこで，3次元 Wavelet 変換による 3次元信号の圧縮を行う．つまり，画像列に対して情報圧縮を行う．3次元 Wavelet 変換により，時間軸方向にも圧縮を施すことで，冗長なデータを削減できる．

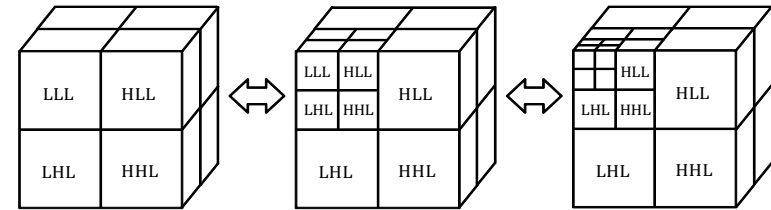


図 5 3次元 Wavelet 変換による多重解像度解析  
Fig. 5 Multi-resolution analysis by three-dimensional wavelet transformation

カプセル内視鏡映像を，画素の並びの  $x$  軸，列方向を  $y$  軸，時間方向を  $t$  軸とするボリュームデータとして扱う．3次元 Wavelet 変換は，1次元 Wavelet 変換を  $(x, y, t)$  それぞれの方向に施してボリュームデータを 8 個のサブバンドに分解する．図 5 に 3次元 Wavelet 変換によるボリュームデータの多重解像度解析の概念図を示す．

本研究では，特異値分解時に低周波成分を含むサブバンドのみを用いる．これにより，画像のリサイズを行うと共に，冗長なデータを減らし，特異値分解を行う際のメモリの消費量を抑えることができる．

### 3. 特異値分解を用いた個人特徴分離

本研究では，個人特徴を分離する手法として特異値分解により個人特徴を表すベクトルを算出し、画像より除去する．本章では，特異値分解を用いたカプセル内視鏡映像の個人特徴分離について説明する．

#### 3.1 特異値分解

まず，3次元 Wavelet 変換後のデータに対して，特異値分解を行う．データの正規化で得られた画像データそれぞれを長さ  $M$  のベクトルへと変換し，それを  $N$  フレーム分並べた  $M \times N$  の行列  $A$  を特異値分解への入力データとする．式 (4) に特異値分解の定式を示す．

$$\begin{aligned} A &= USV^T = \vec{u}_1 s_{1.1} \vec{v}_1 + \vec{u}_2 s_{2.2} \vec{v}_2 + \vec{u}_r s_{r,r} \vec{v}_r \\ A &= (\vec{a}_1, \vec{a}_2, \dots, \vec{a}_r) \\ U &= (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_r) \\ S &= \text{diag}(s_{1.1}, s_{2.2}, \dots, s_{r,r}) \\ V &= (\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_r) \end{aligned} \quad (4)$$

行列  $A$  は  $(\vec{a}_1, \vec{a}_2, \dots, \vec{a}_r)$  を成分に持つ  $M \times N$  の行列である．行列  $U$  は左特異ベクトル

ルである  $(\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_r)$  を成分に持つ  $M \times M$  の行列であり、行列  $V$  は  $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_r)$  を成分に持つ  $N \times N$  の行列である。そして、行列  $S$  は特異ベクトルの増幅率を意味する特異値である  $(s_{1,1}, s_{2,2}, \dots, s_{r,r})$  を対角成分に持つ  $M \times N$  の行列である。特異値は  $(s_{1,1} > s_{2,2} > \dots > s_{r,r})$  の順に大きくなる。また、左特異ベクトル・右特異ベクトルは行列  $A$  の基底となる正規直交ベクトルを表す。このように、行列  $A$  に対して特異値分解を行うことで、元のデータを線形和で表現することができる。

### 3.2 個人特徴分離

本研究では、特異値分解で求めた左特異ベクトル  $u_r$  が複数の被験者のカプセル内視鏡画像の近似特徴を表現している。よって、左特異ベクトル  $u_r$  の中から、個人特徴を表現していると考えられるベクトルを、各カプセル内視鏡画像から除去する。除去するための式は、

$$\vec{a}_{new} = \vec{a}'_r - (\vec{u}_r \vec{a}'_r) \vec{u}_r \quad (5)$$

となる。式 (5) の  $\vec{a}_{new}$  は、ベクトル  $\vec{a}'_r$  より第  $r$  特異ベクトルの影響を除去したベクトルである。一度、ベクトル  $\vec{a}'_r$  をベクトル  $u_r$  の部分空間に射影し、射影後のベクトルを元のデータから減算することで、そのベクトルの影響を除去することができる。この操作をデフレーション処理と呼ぶ。また、注意点としてベクトル  $\vec{a}'_r$  には 2 次元 Wavelet 変換まで行つて得られた画像データを用いる。

使用する画像の枚数が膨大なため、3 次元 Wavelet 変換後の画像データに対して特異値分解を施し、個人特徴を求めている。つまり、求めた特徴の影響を 3 次元 Wavelet 変換後のデータから除去することは、本来存在しないデータから除去することになる。3 次元 Wavelet 変換は、2 次元 Wavelet 変換に加えて時間軸方向にも次元圧縮を行うものであるため、2 次元 Wavelet 変換のデータに大しての圧縮データであり、ベクトルの長さは同じとなる。そのため、式 (5) の入力データには、2 次元 Wavelet 変換まで行った画像データを用いる。

## 4. 個人特徴分離実験

本章では、個人特徴分離実験についての概要と実験結果、考察を記載する。なお、実験環境は OS が Windows 7 Professional 64bit, CPU が Intel Core i7 (3.20GHz), 12GB のメモリで構成される PC 上でプログラミング言語 MATLAB を用いて実験を行った。

個人特徴分離実験では、複数の被験者のカプセル内視鏡画像に対して、特異値分解を行い、求めた特異ベクトルの中から個人特徴と考えられる左特異ベクトル  $u_r$  の影響を除去する。

実験データには、画素数  $256 \times 256$ , RGB 各チャンネル 256 階調のカラー画像 10,000 フ

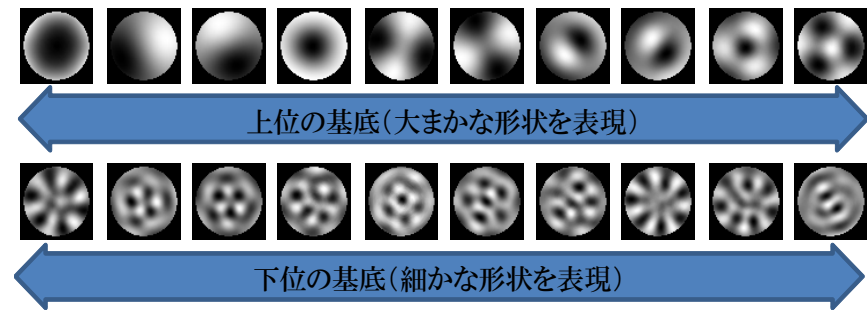


図 6 特異ベクトルの疑似画像  
 Fig.6 Simulated images of singular vectors

レームのカプセル内視鏡画像列を用いた。本実験では、被験者数 12 名とし、計 120,000 フレームの画像を使用する。そして、被験者それぞれには、 $\{A, B, \dots, L\}$  とラベル付けを行っている。

### 4.1 画像データの正規化

実験を行う際、個人特徴である小腸の色による被験者間の違いを除去するために画像毎に色情報分離を行い、カメラの向きによる画像の違いを均一にするために画像の回転補正を施す。そして、繰り返し回数を 2 回とし、Wavelet 変換を行う。

処理後の各被験者毎のデータサイズは、2 次元 Wavelet 変換後  $64 \times 64 \times 10,000$ , 3 次元 Wavelet 変換後  $64 \times 64 \times 2,500$  となる。

### 4.2 特異値分解

すべての被験者の 3 次元 Wavelet 変換後のデータをまとめ、特異値分解を行った。求めた基底の一部を疑似ベクトル画像化したものを図 6 に示す。

### 4.3 個人特徴分離

個人特徴分離実験には、上位の基底の中で第 1 特異ベクトル  $u_1$  用いる。これは、第 1 特異ベクトルは行列  $U$  の中でもっとも寄与率が高いからである。また、図 7 を参照してみても全体的に黒い画像でしわなどがなく、病変や形状に関係のない明るさや輝度の特徴であると考えられる。

カプセル内視鏡画像の特徴として、照明変動による明るさの違いが挙げられる。これは、内壁に対する照明との距離や光の当たりかたで、画像毎に明るさが変化するために起こる。本研究では、色情報を分離するために明度画像に変換して、特異値分解を行っている。そ

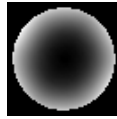


図 7 第 1 特異ベクトル  $u_1$  の疑似画像  
Fig.7 Simulated images of first singular vector

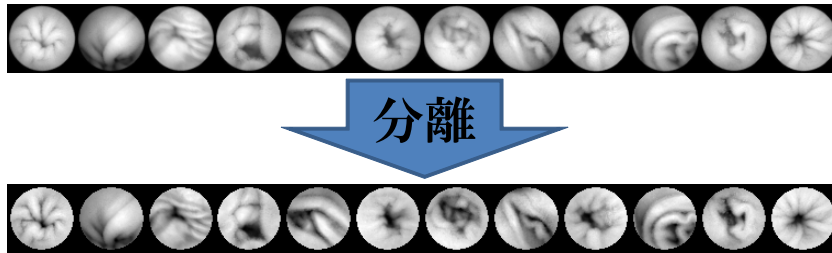


図 8 個人特徴分離結果  
Fig.8 Individual characteristics reduce from images

のため、類似画像検索を行った際、被験者毎に形状が同じ画像でも明るさが異なるので、類似していない画像と出力される場合がある。カプセル内視鏡画像の明るさを除去することで、画像本来の形状のみで表現された画像に変換することができると考えられる。そこで、式 (5) を用いて 2 次元 Wavelet 変換後の画像より、第 1 特異ベクトル  $u_1$  の影響の除去を行った。各被験者の変換前の画像と、第 1 特異ベクトル  $u_1$  の影響を除去した画像の一部を図 8 に示す。

図 8 より、各被験者の変換画像は処理前よりコントラストが調整された、明暗がはっきりした画像に変換されているのがわかる。変換後の画像は、変換前の画像より、収縮時のしわの形状や、カメラからの距離のある奥の深い暗い部分が強調された画像に変換されている。これは、しわの形状などのエッジは画像の明暗が変化する部分に発生するため、コントラスト調整を行ったことで明暗が明瞭かつ強調されたものと考えられる。

このことから、第 1 特異ベクトル  $u_1$  は、明るさの情報とわかる。つまり、変換後の画像は、明るさ成分だけ除去され、形状やしわの情報だけで表現された画像に変換されている。

## 5. 評価実験

本章では、評価実験についての概要と実験結果、考察を記載する。なお、実験環境は個人特徴分離実験と同様である。

個人特徴分離を行った画像を用いて、特徴が縮退されることで異なる被験者間の画像検索が行えているか類似度評価を行う。この時、類似度評価を行うための客観データをヒストグラムインタセクションを類似度指標とした類似画像検索により算出する。しかし、類似画像検索の際、類似度によってクラス分類するための閾値を決定しておく必要がある。そして、類似度の高い画像が人から見た場合、高い類似性が得られるか主観評価を五段階評価アンケート方式で採取する。

### 5.1 ブロック類似度と画像類似度の算出

画像を  $N_{blk}$  個のブロックに分割し、ブロック毎でヒストグラムインタセクションによりインタセクション値 (ブロック類似度)  $D_{blk}(i) (i = 1, 2, \dots, N_{blk})$  を算出する (式 (6))。ここで、 $I$  と  $M$  は明度  $N_{bin}$  階調とした基準画像と評価画像それぞれのブロックのヒストグラムである。

$$D_{blk}(i) = \frac{\sum_{c=1}^{N_{bin}} \min(I_c, M_c)}{\sum_{c=1}^{N_{bin}} M_c} \quad (6)$$

ブロック類似度は正規化されているため、類似度は 0 から 1 の範囲にあり、1 により近い値を取る評価画像のブロックが基準画像のブロックに類似しているものとなる。そして、式 (6) で算出されたブロック類似度を用いて式 (7) により画像類似度を算出する。

$$D_{sim} = \frac{1}{N_{blk}} \sum_{i=1}^{N_{blk}} sim_{blk}(i)$$

$$\text{With } \begin{cases} sim_{blk}(i) = 1 & \text{if } D_{blk}(i) \geq th \\ sim_{blk}(i) = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

しかし、類似画像検索には評価画像のブロックが基準画像のブロックに対して類似クラスまたは非類似クラスであるかを分類するための閾値を事前に決定しておく必要がある。

### 5.2 閾値推定

本研究では、基準とする画像が変われば閾値も変化することに着目した。ある特定の画像を用いて閾値を算出した場合、その閾値は画像に依存するものであると考えられ、基準画像

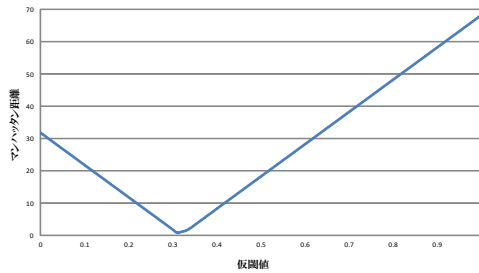


図 9 仮閾値と最適閾値間の距離

Fig.9 The distance between the temporary threshold and the optimal threshold

表 1 仮閾値とマンハッタン距離  
Table 1 The temporary threshold and the manhattan distance

仮閾値	マンハッタン距離
0.28	3.77
0.29	2.77
0.30	1.77
0.31	0.77
0.32	1.11
0.33	1.45
0.34	2.23
0.35	3.23



(a) 基準画像 A (b) 基準画像 F

図 10 類似画像検索に用いる基準画像  
Fig.10 The query images

表 2 類似度上位 100 枚までの被験者割合と得点 (閾値無)

Table 2 The subject ratios and scores up to top 100 images similarity (non-threshold)

被験者	基準画像 A				基準画像 F			
	RGB 画像		分離画像		RGB 画像		分離画像	
	割合	得点	割合	得点	割合	得点	割合	得点
A	32	180	16	81	1	4	9	36
B	0	0	0	0	0	0	0	0
C	0	0	0	0	0	0	3	8
D	0	0	0	0	0	0	0	0
E	5	32	6	24	2	14	0	0
F	10	65	7	52	88	502	61	386
G	13	66	33	188	5	18	2	3
H	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	0	2	12	0	0	1	4
J	0	0	0	0	0	0	10	43
K	0	0	11	50	0	0	5	22
L	40	207	25	143	4	12	9	48

に依存しない閾値の推定が必要となる。

$n$  枚の基準画像と、評価画像間のブロック類似度の頻度を取得し、度数分布を作成。そして、判別分析法により、それぞれの度数分布での最適閾値  $th_{blk}(j)(j = 1, 2, \dots, n)$  を決定する。次に、仮閾値  $th_{pro}$  を設定し、最適閾値  $th_{blk}(j)$  との距離  $D_{th}$  を求める (式 (8))。仮閾値を 0 から 1 の範囲で変化させながら、最小の距離を取る仮閾値を類似画像検索に使用する閾値  $th$  と決定する。

$$D_{th} = \sum_{j=1}^n |th_{pro} - th_{blk}(j)| \quad (8)$$

被験者 12 名計 120,000 枚の個人特徴分離画像の中より適当に選出した様々な形状の基準画像 100 枚と評価画像 10,000 枚 (画像サイズ  $64 \times 64$ , 明度 64 階調, ブロック数 64 個) で閾値推定を行った結果, 図 9 と表 1 より閾値  $th = 0.31$  と決定する。

### 5.3 類似画像検索

個人特徴分離によって、本来は被験者の特徴が優勢になることで困難だった異なる被験者間の画像検索が行えているか類似度評価する。また、閾値を用いた場合と用いていない場合では結果にどのような変化があるか比較する。

類似画像検索では基準画像に被験者 A と被験者 F より 1 枚ずつ選出した 2 枚 (図 10), 評価画像は被験者 12 名計 120,000 枚の RGB 画像 (RGB 各成分 16 階調, 画像サイズ  $256 \times 256$ ), 個人特徴分離画像 (明度 256 階調, 画像サイズ  $64 \times 64$ ) の二種類を使用した。ブロック数はともに 64 個となっている。この条件で、画像類似度  $D_{sim}$  を式 (7) で算出し、その結果

の類似度上位 100 枚に対して順位による得点付けを行う。得点は上位より 1 位から 10 位を 10 点, 11 位から 20 位を 9 点と 10 位間隔で 1 点ずつ減らし、与えていく。そして、被験者毎の割合と得点を比較し、個人特徴分離により被験者間の画像を参照できているかを評価する。閾値を用いていない場合を表 2, 閾値を用いた場合を表 3 に記載する。表 2, 表 3 を参照すると、RGB 画像を用いた場合では基準画像を選出した被験者の割合と得点が他の被験者と比べて多いことがわかる。これは、基準画像を選出した被験者の画像が、個人特徴の差が顕著になることから類似度順位の上位に多く出力されたことでこのような結果となった。

表 3 類似度上位 100 枚までの被験者割合と得点 (閾値有)

Table 3 The subject ratios and scores up to top 100 images similarity (threshold)

被験者	基準画像 A				基準画像 F			
	RGB 画像		分離画像		RGB 画像		分離画像	
	割合	得点	割合	得点	割合	得点	割合	得点
A	41	227	19	138	7	40	15	71
B	0	0	1	6	0	0	1	7
C	0	0	0	0	0	0	15	65
D	6	18	1	6	4	18	6	18
E	4	27	1	5	3	22	4	16
F	17	82	22	133	48	304	27	203
G	9	60	18	84	15	64	7	45
H	1	4	1	2	0	0	1	5
I	0	0	4	22	0	0	0	0
J	1	4	2	10	4	22	6	36
K	0	0	13	64	0	0	12	54
L	21	128	18	80	19	80	6	30

個人特徴分離画像を用いた場合では基準画像を選出した被験者の割合と得点が減少し、他の被験者の割合と得点が増加している。この結果は、個人特徴が縮退されることで異なる被験者の画像が多く参照されて類似度上位 100 枚に含まれていることを示している。これは、明度コントラストが調整されることで形状特徴だけで表現された画像間の類似度判定が行えるようになったことが要因と考えられる。

表 2 を参照すると、表 3 と比べ、割合と得点がともに 0 の被験者の部分が多数ある。これは、閾値を用いてブロックを類似クラスと非類似クラスに分類しなかったことから、非類似クラスに該当するはずのブロックも画像類似度に加算され、本来は重要な情報を持つ類似クラスに該当するブロックが不明瞭になっているからである。つまり、ブロックが持つ情報よりも単純に画像の形状のみが類似している類似度の高い画像が重要視された傾向になっているため、特定の被験者の形状に類似した画像だけが検索されたと考えられる。

#### 5.4 主観評価

類似度上位 100 枚の画像に対して類似度の高い画像が人から見た場合、実際に類似しているかの主観評価を行う。評価方法は五段階評価によるアンケートにて行う。今回、実施人数は 10 人としており、採取したアンケートの結果を表 4 に記載する。

表 4 を参照すると、どちらの基準画像を用いた RGB 画像、分離画像の結果でも 1 (類似していない) が最も多くなっている。このことより、類似度の高い画像が実際に人から見た

表 4 主観評価アンケートの集計結果

Table 4 Results by the subjectivity evaluation questionnaire

評価	基準画像 A		基準画像 F	
	RGB 画像	分離画像	RGB 画像	分離画像
5 (類似している)	7	10	6	7
4 (少し類似している)	56	44	56	30
3 (どちらとも言えない)	111	112	87	39
2 (あまり類似していない)	236	169	125	92
1 (類似していない)	590	665	726	832

表 5 主観データと客観データの比較

Table 5 Comparison between subjectivity data and objectivity data

被験者	基準画像 A				基準画像 F			
	主観データ		客観データ		主観データ		客観データ	
	RGB 画像	分離画像	RGB 画像	分離画像	RGB 画像	分離画像	RGB 画像	分離画像
A	241	148	227	138	57	90	40	71
B	0	2	0	6	0	3	0	7
C	0	0	0	0	0	53	0	65
D	15	1	18	6	12	18	18	18
E	24	8	27	5	15	13	22	16
F	71	98	82	133	266	183	304	203
G	49	68	60	84	52	30	64	45
H	5	5	4	2	0	2	0	5
I	0	19	0	22	0	0	0	0
J	7	17	4	10	28	26	22	36
K	0	79	0	64	0	87	0	54
L	138	105	128	80	120	45	80	30

場合では類似していないものが多いことがわかる。

最後に、本研究で用いた類似画像検索のアルゴリズムが適切であったかの検証を行う。採取された主観評価の高い順より類似画像検索結果と同様に順位による得点付けし (主観データ)、類似画像検索結果の得点 (客観データ) との比較をする。表 5 に主観データと客観データを記載する。

表 5 の主観データを参照すると RGB 画像では基準画像を選出した被験者の得点が高くなっているが、個人特徴分離画像では減少し、他の被験者の得点が増加している。これは、RGB 画像を用いた場合では、形状よりも色情報が強く認識されるため、基準画像を選出した被験者の画像が主観評価の上位を占めていると考えられる。しかし、個人特徴分離画像を

用いた場合では、個人特徴が縮退されたことで色情報に捕らわれず、形状がより重視されることで他の被験者の画像が高い主観評価を得られている。そして、主観データを客観データを比較すると、同様な傾向にあることがわかる。また、得点も大きく差異がないことから、本研究で用いた類似画像検索の手法は主観評価に近く、アルゴリズムが適切であったことがわかる。

## 6. おわりに

本論文では、特異値分解を用いて個人特徴を分離することで、画像の明暗を均一化し、形状特徴のみを表す画像に変換した。その結果、類似画像検索によって異なる被験者間の画像を参照可能であることを示した。評価実験として、個人特徴分離前後の画像を用いたヒストグラムインタセクションによる類似画像検索を行った。実験結果より、個人特徴を分離した画像列では、分離前の画像列と比べ、被験者の色や明るさの違いに影響しない検索が可能であることが確認できた。また、主観評価の結果、本研究で用いた類似画像検索のアルゴリズムが適切であることが確認できた。

今後は、実験データやフレーム数、被験者数などを変更し、更なる検証を行っていく予定である。そして、評価実験の類似画像検索の手法についても、効率的な類似度算出法や被験者数を増やした場合の計算コストの削減などについても検証する。

謝辞 本研究は科学研究費補助金基盤研究(C) (課題番号 22500168) の助成を受けたものである。

## 参 考 文 献

- 1) Imaging, G.: 医療関係者の方へ, Given Imaging (オンライン), 入手先(<http://www.givenimaging.com/ja-jp/HealthcareProfessionals/Pages/PillcamSB.aspx>) (参照 2011-2-24).
- 2) 大津展之: 判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法, 電子通信学会論文誌 D, Vol.63, No.4, pp.349-356 (1980).
- 3) Hiroshi, M.: CVCV-WG Reports : Technical Review and Views in Computer Vision (VI), *Information Processing Society of Japan (IPSI)*, Vol.95, No.108, pp.59-66 (1995).
- 4) 小林裕之, 趙 強福: クラスタリングを用いた LDA による顔検出, 信学技報, Vol.106, No.501, pp.59-64 (2007).
- 5) 榎原 靖, 佐川立昌, 向川康博, 越後富夫, 八木康史: 方向変化に伴う体の傾きを考慮した歩容認証, 第 13 回画像センシングシンポジウム講演論文集, 画像センシング技

術研究会, pp.IN3-05-1-6 (2007).

- 6) 山本泰弘, 越後富夫: 特異値分解を用いたカプセル内視鏡画像におけるコントラスト調整, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.109, No.376, pp.261-265 (2010).
- 7) 橋本真幸, 松尾賢治, 小池 淳, 中島康之: 3 次元ウェーブレット変換を用いた医療用ボリュームデータの階層化, 電子情報通信学会技術研究報告. IE, 画像工学, Vol.100, No.704, pp.17-22 (2001).
- 8) M.J.Swain and D.H.Ballard: Color Indexing, *International Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp.11-32 (1991).