社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
TECHNICAL REPORT OF IEICE.

Wavelet 変換を用いた顔距離画像の特徴解析に関する研究

– 顔距離画像の Wavelet 係数による個人性の抽出–

金森　　証†　　小谷　一孔†

† 北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
〒 923–1292 石川県能美郡辰口町旭台 1–1

E-mail: †{akila,ikko}@jaist.ac.jp

あらまし　顔は, 3 次元的な構造を持っている. レーザレンジファインダなどで得られる顔の 3 次元情報 (ここでは顔距離画像と呼ぶ) を用いることにより顔画像の解析ができれば, 従来の解析方法と合わせて, より高精度で広範囲な顔画像解析が期待できる. 本研究では, 顔の距離情報を用い, Wavelet 変換により多重解像度解析を行って, 顔画像の個人性を抽出することを試みる.

キーワード　個人性, 顔距離画像, Wavelet 変換

3-D Facial Image Analysis by Wavelet Transform

Extraction of Facial Individuality by Wavelet Coefficient of 3-D Facial Image

Akira KANAMORI† and Kazunori KOTANI†

† Graduate School of Information Science,
Japan Advanced Institute of Science and Technology
1–1 Asahidai, Tatsunokuchi Ishikawa 923–1292 Japan

E-mail: †{akila,ikko}@jaist.ac.jp

Abstract　Face has three-dimensional structure. If we are able to facial Analysis using 3-D information by Laser Range Finder(LRF), expect to high-precision and pervasive facial image analysis based on conventional technology. In this paper, we make 3-D information Multi-Resolution Analysis(MRA) by Wavelet transform, and try to extraction of facial Individuality by Wavelet coefficient of 3-D facial image.

Key words　Facial Individuality, 3-D facial image, Wavelet transfrom

1. はじめに

人の対面コミュニケーションにおいては, 顔は言葉によらない情報の伝達媒体として大きな役割を果たしている. 例えば, 顔は表情によって表現される感情や意思などの情報と共に, その人物が誰であるかという個人識別情報を視覚的に伝えることができる. 顔画像のもつこのような情報を計算機で活用することができれば, 人と機械の間により自然でユーザフレンドリなインタフェースを実現するのに役立つものと期待される.

個人識別については指紋の採取やパスワード入力等の代替手段によっても可能であるが, 顔を用いた識別には被験者の能動的な行動をあまり必要としない. 従って, 計算機との対話におけるセキュリティの高度化や個人対応のサービスの提供によってインタフェースの質的転換をもたらす可能性があると期待されている.

計算機による顔の個人識別について, これまで提案されてきている手法の例を挙げると, 正面顔における造作 [1] や横顔のシルエットにおける輪郭 [2] のように , 特定方向からの 2 次元パターンを記述した特徴を用いる方法と , 3 次元計測技術の発達により顔の 3 次元形状に着目した識別法 [3] 等がある. 後者については, 視点に依存しない特徴がえられるため, 顔の姿勢変動の影響が小さい, 精度の良い識別が可能となる.

本稿では, レーザレンジファインダで得られた顔の 3 次元情報 (ここでは顔距離画像と呼ぶ) により顔画像の解析を行う. また, 比較のために顔濃淡画像の 2 次元パターンによる解析も行い, 顔濃淡, 距離画像それぞれを多重解像度解析して, 顔画像の個人性の抽出特性について検討する.

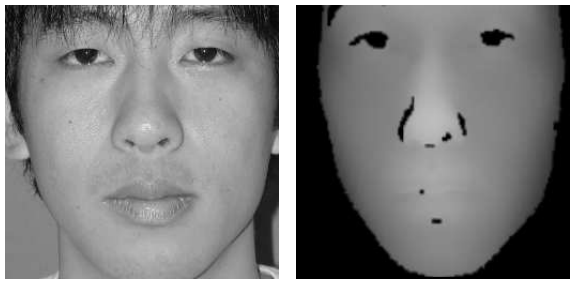
2. 顔濃淡画像と顔距離画像

2. 1 顔濃淡画像

ディジタルカメラ(注 1)を用いて, 顔の頭頂から顎までがフレームに入るよう顔画像を撮影した. 本稿では輝度成分だけを解析に用い, この顔画像を顔濃淡画像とよぶ (図 1(a)).

2. 2 顔距離画像

レーザレンジファインダ(注 2)を用いて, 顔の 3 次元形状を計測し, 距離値の 2 次元配列を画像とみなして顔距離画像と呼ぶ (図 1(b)).



(a) 顔濃淡画像　　(b) 顔距離画像

図 1　顔濃淡画像と顔距離画像の例

3. Wavelet 変換による多重解像度解析

3. 1 離散 Wavelet 変換と多重解像度解析

離散 Wavelet 変換は, 以下の式で与えられる.

$$w^{(j)}(x) = 2^j \sum_{k=1}^{8} \overline{\phi(2^j x - k)} f(x) \qquad (1)$$

ここで, f は任意の信号, w は wavelet 係数, $\phi(x)$ はスケーリング関数, k は wavelet の大きさを表す (本稿では大きさを 8 とした). j は解像度を表し, ここではレベルと呼ぶ.

スケーリング関数 ϕ は, 次式の Two-Scale 関係を満たす.

$$\phi(x) = \sum_{k=1}^{8} p_k \phi(2x - k) \qquad (2)$$

数列 $\{p_k\}$ は Two-scale 数列と呼ばれ, 数列 $\{p_k\}$ によってスケーリング関数 ϕ は決定される. また, Mother wavelet ψ は,

$$\psi(x) = \sum_{k=1}^{8} q_k \psi(2x - k) \qquad (3)$$

によって決定される. $\{p_k\}$, $\{q_k\}$ は, トゥー・スケール数列と呼ばれ, これにより ϕ, ψ が決定する.

ϕ が与えられると, $\{\phi(2^j x - k\}$ の張る空間 V_j が決定する. 空間 V_j の任意の関数 f_j は次のように表される.

$$f_j(x) = \sum_{k=1}^{8} s_k^{(j)} \phi(2^{-j} x - k) \qquad (4)$$

トゥー・スケール関係から空間 V_j の階層構造

$$\cdots \subset V_{j-1} \subset V_j \subset V_{j+1} \subset \cdots$$

(注 1): NIKON COOLPIX950
総画素数 211 万画素
(注 2): VIVID 700
NON-CONTACT 3D DIGITIZER
ミノルタ株式会社

が決まる.

また, ϕ に対応する ψ が与えられると $\{\psi(2^j x-k)\}$ の張る空間 W_j が決まり, 任意の関数 $g_j \in W_j$ は次のように表される.

$$g_j(x) = \sum_{k=1}^{8} w_k^{(j)} \psi(2^j x - k) \tag{5}$$

これらの関係から, スケーリング関数, Wavelet 関数により張られた空間 V_j, W_j には,

$$f_j(x) = f_{j-1}(x) + g_{j-1}(x) \tag{6}$$

という関係が成り立つ. 本稿では, 各レベル j における f_j, g_j を用いて多重解像度解析を行う. 以下では, 各レベル j の水平, 垂直, 対角方向の Wavelet 係数は, それぞれ $w^{(j,h)}$, $w^{(j,v)}$, $w^{(j,d)}$ と表し, それに対応する関数を $g_j^h(x)$, $g_j^v(x)$, $g_j^d(x)$ と表す.

3. 2　顔画像の Wavelet 変換を可視化した例

顔濃淡画像を Wavelet 変換し, Wavelet 係数を可視化した例を図 2に示す. 図 2 (c), (d), (e) には, 顔濃淡画像の水平, 垂直, 対角方向のエッジ成分といった高周波成分が表れ, 図 2(b) には, その他の低域成分が表れており, これら成分を用いることにより多重解像度解析が行える.

4.　多重解像度解析による顔画像の特徴解析　－ 個人性抽出 －

4. 1　顔濃淡画像と顔距離画像の正規化

実験の前処理として図 3 に示すように目と鼻の下を基準に顔の位置, 大きさ, 傾きの正規化を以下の手順で行った. また, 図 3 のパラメータは, 顔濃淡, 距離画像ともに LE を 65[pixel], LN を 63[pixel] と設定した.

（ 1 ） 左右の目と鼻先に対応する領域の代表点を Er, El, N とする

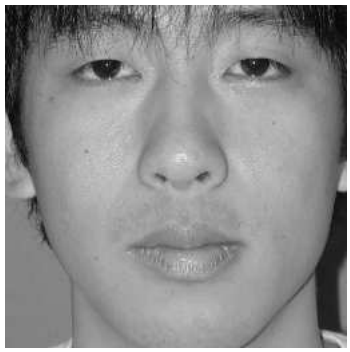
（ 2 ） Er, El を結ぶ直線に鼻先 N より垂線を下ろしたときに交わる点を O とする. ただし, Er_x, Er_y は各々 Er の x 座標, y 座標を表し, El_x, El_y,N_x, N_y も同様に, それぞれ El,N の x 座標, y 座標を表す.

- Er, El 間の距離：$D(Er, El)$

$$D(Er, El) = \sqrt{(El_x, Er_x)^2 + (El_y, Er_y)^2} \tag{7}$$

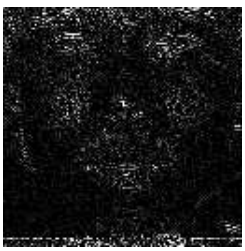
- O, N 間の距離：$D(O, N)$

$$D(O,N) = \sqrt{\frac{\frac{El_y - Er_y}{El_x, Er_x}(N_x, Er_x) - (N_y + Er_y)}{1 + (\frac{El_y - Er_y}{El_x, Er_x})^2}} \tag{8}$$



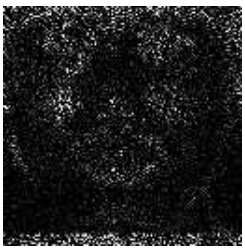
(a) 顔濃淡画像　$f_j(x)$

(b) 低域成分
$f_{j-1}(x)$



(c) 水平方向成分
$g_{j-1}^h(x)$

(d) 垂直方向成分
$g_{j-1}^v(x)$



(e) 対角方向成分
$g_{j-1}^d h(x)$

図2　顔濃淡画像を wavelet 変換した Wavelet 係数の可視化 (j=1, Level1)

- x 軸に対する直線 ON の傾き：θ

$$\theta = \tan^{-1} \frac{El_y - Er_y}{El_x, Er_x} \tag{9}$$

- $D(Er, El) = LE$, $D(O, N) = LN$ かつ直線 $ErEl$ に対して直線 ON が垂直になるように顔画像全体を $affine$ 変換する. $[xy]^T$ を変換前の座標, $[XY]^T$ を変換後の座標とすると以下のように書ける.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} LE/D(Er,El) & 0 \\ 0 & LN/D(O,N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \tag{10}$$

- 鼻を中心に, 拡大・縮小を行い図 3に示すよう

に, 顔を切り出す. $X, Y = 256$ とした.

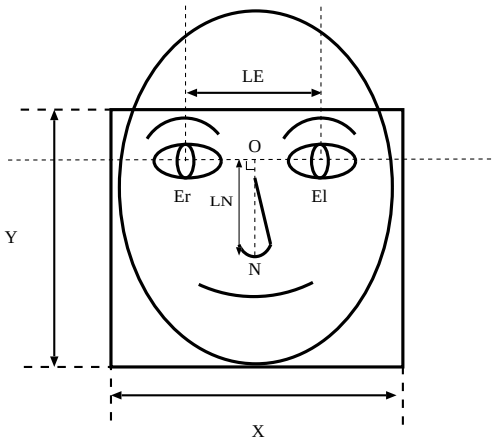


図 3　顔の位置, 大きさ, 傾きの正規化

4. 2　顔濃淡画像の多重解像度解析

顔濃淡画像の多重解像度解析を行い, 各 Wavelet 係数により個人性の抽出特性について検討する.

4. 2. 1　実 験 条 件

顔濃淡画像として, ディジタルカメラで撮影した画像を 256×256[pixel], 256[bit/pixel] のモノクロ画像に変換し, さらに前述の正規化処理を実施する. 実験に用いた顔濃淡画像は, 13 人の無表情時の画像各 8 枚, 計 104 枚である. 辞書画像は, 各自の 8 枚の内から任意の 1 枚を選択し, これ以外の顔濃淡画像 91 枚を入力画像とする.

4. 2. 2　類似度と識別率の定義

パターン間の類似性を求めるシンプルな方法として単純類似度を用いる. 単純類似度は, 線形的な明るさの変化やコントラストの変化に強いという特長がある. 本稿では, 単純類似度を以下の式で定義した.

$$a_j^{bc} = \frac{\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} f_j^b(m,n)\cdot f_j^c(m,n)}{\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} f_j^b(m,n)\cdot \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} f_j^c(m,n)} \tag{11}$$

ここで, b, c は人物のインデックスを表す. m, n は画像の座標値を表し, $f_j^b(m,n), f_j^c(m,n)$ は, レベル j における人物 b および人物 c の Wavelet 係数を表す. 識別率は, 次式で算出した.

$$\text{識別率}\quad [\%] = \frac{\text{識別に正解した数}}{\text{識別に用いた画像の枚数}} \times 100 \tag{12}$$

4. 2. 3　実験結果および考察

表 1に, 低域及ぶ各方向成分の Wavelet 係数を用いた識別結果を示す. Level 0 は Wavelet 変換する前の画像輝度値そのものであり, Level 7 は最小解像度 (2×2 画素) の Wavelet 係数を表す. 表より得られる結果を以下にまとめる.

(1) 低域 (s) 成分による特性では, 解像度が増加するにつれて識別率は増加し, Level 5 にて最大の識別率となり, その後, わずかながら解像度の増加につれて識別率は低下する.

(2) 水平方向成分 ($w^{(h)}$) は低域成分と同様な特性を有し, Level 6 の解像度 (4×4 画素) で識別率が最大となり, その後低下していく.

(3) 垂直 ($w^{(v)}$), 斜め ($w^{(d)}$) 方向成分は, あまり識別に寄与しない.

一般的に, 画像データの解像度が高いほど識別に必要な情報が増えるから, 識別率も増加するはずであるが, 本実験では Level5 あたりの解像度を超えると識別率が低下している. これは, ノイズや照明 (陰) が識別に影響を与え, 低解像度成分ではこれらの影響が小さくなったためと考えられる. 低い解像度成分でも高い識別精度が得られており, これら低解像度成分が顔画像中の個人性についての特徴を充分有していることが分かる.

表 1　顔濃淡画像で Wavelet 係数を用いた識別率 a_j^{bc}

	識別率 (%)			
Level j	s	$w^{(h)}$	$w^{(v)}$	$w^{(d)}$
0	72.5	-	-	-
1	71.4	31.9	6.6	9.9
2	71.4	31.9	4.4	3.3
3	71.4	37.4	8.8	6.6
4	73.6	41.8	5.5	7.7
5	79.1	64.8	6.6	8.8
6	73.6	69.2	1.1	13.2
7	57.1	62.6	1.1	1.1

低域と, 水平方向成分による識別率が高かったので, 各成分の識別特性について検討する.

表 2は各成分毎の識別成功, 失敗の出現割合を計算したもので, ″ ○ ″ は成功, ″ × ″ は失敗を表す. また, 表の横方向について, s 成分が″ ○ ″ で $w^{(h)}$ 成分が″ ○ ″ の欄は, 低域成分, 水平方向成分共に識別に成功したことを表している. 表 2 から識別は主に低域成分が寄与し, 水平成分による寄与は小さいことが分かる. 従って, これらを組み合わせて識別率を向上させる可能性は小さいと思われる.

表 2　低域成分 s と水平方向成分 $w^{(h)}$ の識別特性 (濃淡情報)

識別結果		出現割合 [%]						
		Level						
s	$w^{(h)}$	1	2	3	4	5	6	7
○	○	28.6	30.8	40.7	36.2	65.9	60.4	37.3
○	×	38.5	40.7	40.7	37.4	12.0	14.3	11.0
×	○	5.5	2.2	3.3	5.5	2.2	7.7	20.8
×	×	27.4	26.3	15.3	20.9	19.9	17.6	30.9

4. 3　顔距離画像の多重解像度解析

顔距離画像の多重解像度解析を行い, 各 Wavelet 係数により個人性の抽出特性について検討する.

4. 3. 1　実 験 条 件

顔距離画像として, レーザレンジファインダで計測した顔の奥行き情報を 256 × 256[pixel], 256[bit/pixel] のモノクロ画像に変換し, さらに前述の正規化処理を実施する. 実験に用いた顔距離画像は, 13 人の無表情時の画像各 8 枚, 計 104 枚である. 辞書画像は, 各自の 8 枚の内任意の 1 枚を選択し, これ以外の顔距離画像 91 枚を入力画像とする.

4. 3. 2　実験結果および考察

表 3に各 Wavelet 係数による識別結果を示す. 顔距離画像を Wavelet 変換し, Wavelet 係数を可視化した例を図 4 に示す. 表より得られた結果を以下にまとめる.

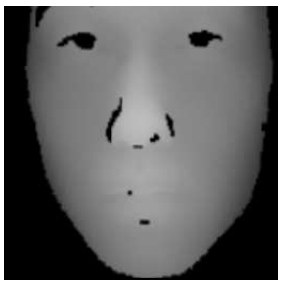
(1) 低域成分による識別特性では、Level 6(2×2 画素) で識別率がほぼ飽和し, それ以上解像度を上げても識別率はほとんど変わらない.

(2) 水平方向成分による識別特性は Level 5(8×8 画素) で識別率が最大となり, その後, 解像度の上昇につれて識別率は低下していく.

(3) 垂直, 斜め方向成分は, 識別への寄与が小さい.

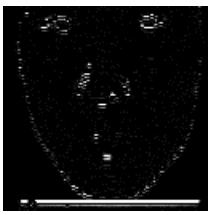
顔距離画像の低域成分とは顔表面の凹凸の概形を表すものであり, 極めて低い解像度で識別率の特性が飽和していることから, 個人性について顔の凹凸の特徴は余り高い解像度を有していなくてもよいことを示していると考えられる.

顔濃淡画像の場合と同様に低域と, 水平成分による識別率が高かったので, 各成分の識別特性について検討する. 表 4は各成分毎の識別成功, 失敗の出現割合を計算したものである. 表 4から顔濃淡画像の場合と同様に識別は主に低域成分が寄与し、水平方向成分による寄与は小さいことが分かる. 顔の凹凸の概形により個人性はかなり表わされており, 凹凸の変化 (水平, 垂直, 斜め方向成分) の寄与は少ない



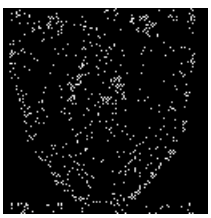
(a) 距離値を可視化した画像　$f_j(x)$

(b) 低域成分 $f_{j-1}(x)$



(c) 水平方向成分　$g^h_{j-1}(x)$

(d) 垂直方向成分　$g^v_{j-1}(x)$



(e) 対角方向成分　$g^d_{j-1}(x)$

図 4　顔距離画像の wavelet 変換後の可視化 (j=1, Level1)

ことが考察される.

表 3　顔距離画像で Wavelet 係数を用いた識別率 a_j^{bc}

	識別率 (%)			
Level j	s	$w^{(h)}$	$w^{(v)}$	$w^{(d)}$
0	73.6	-	-	-
1	72.5	41.8	7.7	12.1
2	72.5	42.9	5.5	11.0
3	74.7	44.0	6.6	9.9
4	73.6	58.2	12.1	7.7
5	72.5	68.1	7.7	4.4
6	73.6	65.9	0.0	3.3
7	51.6	44.0	0.0	0.0

表 4　低域成分 s と水平方向成分 $w^{(h)}$ の識別特性 (距離情報)

識別結果		出現割合 [%]						
		Level						
s	$w^{(h)}$	1	2	3	4	5	6	7
○	○	31.7	42.9	31.7	56.0	59.3	59.3	27.5
○	×	37.4	31.7	33.0	20.9	12.0	15.4	26.4
×	○	5.5	4.4	4.4	6.6	7.7	6.6	19.9
×	×	25.4	21.0	30.9	16.5	21.0	18.7	26.2

4. 4　顔濃淡画像と顔距離画像の多重解像度解析結果の比較

4.2, 4.3 では, 濃淡情報および距離情報を個別に用いた場合の識別結果を示した. 本節では, 濃淡情報と距離情報の識別特性を比較する. 低域成分による濃淡情報と距離情報の識別特性をついて, 表 5に示す. 表中で "○ " は正しく識別したもの, "× " は誤って識別したものを表している.

低域成分による識別特性を表 5, 水平方向成分による識別特性を表 6に示す. これら二つの表から, 各 Wavelet 係数の成分において, 顔濃淡画像で識別に成功するものと顔距離画像で成功するものが異なる場合が 40 %ほどあることが分かる. 即ち, 人の顔の個人性について, 顔濃淡画像と顔距離画像とは異なる情報を有しており, それぞれを組み合わせることで識別率の向上が図れるのではないかと示唆される.

表 5　濃淡情報と距離情報の識別特性 (低域成分 s)

識別結果		出現割合 [%]							
濃淡情報	距離情報	Level							
		0	1	2	3	4	5	6	7
○	○	21.9	21.9	21.9	20.8	23.0	15.3	16.5	11.0
○	×	30.0	28.6	30.0	30.8	30.8	35.2	28.6	23.0
×	○	20.9	18.7	18.7	19.8	18.7	22.0	18.7	15.4
×	×	27.2	30.8	29.4	28.6	27.5	27.5	36.2	50.6

表 6　濃淡情報と距離情報の識別特性 (水平方向成分 $w^{(h)}$)

識別結果		出現割合 [%]						
濃淡情報	距離情報	Level						
		1	2	3	4	5	6	7
○	○	23.2	25.0	57.1	75.0	71.4	80.4	58.9
○	×	21.9	17.9	16.1	5.4	17.9	10.7	10.7
×	○	30.4	37.5	19.6	19.6	10.7	8.9	21.4
×	×	24.5	19.6	7.2	0.0	0.0	0.0	9.0

5. ま と め

本稿では, 顔画像の輝度成分である顔濃淡画像とレーザレンジファインダで計測した顔の 3 次元形状から得られた顔距離画像を Wavelet 変換を用いて多重解像度解析し, 各解像度での Wavelet 係数を用いて個人識別を行い, 各成分がどの程度の個人性に関する情報を有しているか検討した.

顔濃淡画像では, Wavelet 係数の低域成分と水平方向成分が個人性について寄与し, 低解像度から解像度を上げるにつれて識別率が一旦上昇するものの, 限度を超えるとノイズなどの影響が大きくなり識別率が低下した. 顔距離画像では, 顔濃淡画像の場合と同様な特性が得られたが, より低い解像度で識別特性が飽和し, 顔の凹凸は個人性についてそれほど高い解像度が必要でないようである. 各 Wavelet 係数の成分において, 顔濃淡画像で識別に成功するものと顔距離画像で成功するものが異なる場合が 40 %ほどあることから, 人の顔の個人性について, 顔濃淡画像と顔距離画像とは異なる情報を有しており, それぞれを組み合わせることで識別率の向上が図れるのではないかと期待される.

文　　献

[1] 赤松 茂、佐々木努、深町 映夫、末永 康仁 "濃淡マッチングによるロバストな正面顔の識別法ーフーリエスペクトルの KL 展開の応用ー", 信学論 (D-II) ,pp1363-1373,1993.

[2] Harmon L. D., Khan M. K., Lasch R. and Ramig P. F., "Machine idenfication of human faces", Pattern Recognition, 13, 2, pp.97-110, 1981.

[3] 阿部亨，阿曽弘具，木村正行 "　3 次元表面形状による人間の顔の自動識別"，信学論 (D-II)，J73-D-2, 9, pp.1477-1484(1990-09).

[4] Shackleton M. A. and Welsh W. J., "Classification of Facial Features for Recognition", Proc.CVPR, pp.573-579, 1991.