

顔画像のフラクタル次元と好感度の関係

Relationship between Fractal Dimension and Agreeability of Facial Imagery

雄山 真弓

Mayumi Oyama

関西学院大学 文学部 総合心理科学科 兵庫県西宮市上ヶ原 1-1-155

Department of Integrated Psychological

Science, Kwansei Gakuin University 1-1-155, Ichibancho, Uegahara,

Nishinomiya-City, 662-8501, Japan

あらまし: 人間は、なぜ真顔よりも笑顔に、喜んだり、ほっとしたり、共感をもったりするのであろうか? 本研究は23名の若者の真顔と笑顔の顔画像46枚を使って、顔画像の人物と面識のない被験者84名に、好感度を評価させた。画像は、一枚ずつ提示し、好感度は1から10の10段階でおこなった。さらに、46枚の顔画像を真顔と笑顔に分けてフラクタル解析を行った。解析法は、平面法と立体法で行い2種類のフラクタル次元を求めた。さらに、顔の目と口についても真顔と笑顔で比較を行った。その結果、真顔の口と笑顔の口では、フラクタル次元の値に有意な差が認められた。さらに好感度との関係を調べた結果、好感度の値とフラクタル次元の値に相関関係があることがわかった。しかし、口部分のフラクタル次元と、好感度では相関が認められなかった。その結果、好感度は、顔全体で判断している値であり、顔の部分で判断していないことが判明した。視覚情報と関連するフラクタル次元は、認知や意識に関係する値であることが示唆された。

Summary: Why do people feel happy and good, or equivalently empathize more, with smiling faces than with expressionless faces? To understand the mechanism in this study, 84 subjects evaluated the degree of agreeability of 46 expressionless and smiling facial images taken from 23 young persons to whom the subjects were no any pre-acquired knowledge. Images were presented one at a time to each subject who was asked to rank agreeability on a scale from 1 to 10. Fractal analysis was then performed for the 46 facial images separated into expressionless and smiling categories. Two types of fractal dimensions were obtained using planar and 3-D analysis methods, respectively. The results show a significant difference in the fractal dimension values between expressionless faces and smiling ones. Furthermore, we found a well correlation between the degree of agreeability and fractal dimensions, implying that the fractal dimension optically obtained in relation to complexity in imagery information is useful to characterize the psychological processes of cognition and awareness.

キーワード: フラクタル次元, フラクタル解析, 好感度, イメージ, 顔

Keywords: Fractal dimension, Fractal analysis, Agreeability, Images, Faces.

1. はじめに

人の顔は、無限の多様性があり、全く同じ顔は存在しない。個々の人間の顔は、目、鼻、口など、視覚パターンとしては相互に類似した特徴があるが、我々は、それぞれに固有な特徴を見つけて個人を識別し、認識することができる。これは、人間同士のコミュニケー

ションを支える最も基本的な能力である。しかし、この能力を支えるのは、どのような情報処理を行っているのであろうか。さらに、人が他者を視角から認知する要素の1つに好感度というものがある。人に対する好感度は、単純にかっこいい、かわいい、優しいなど良い印象を与えることを好感度が高いと言い、逆に悪い

印象を与えることを好感度が低いという。例え初対面で話したことがない人であっても、人は顔を見るだけで、好感度を判断できる。これは、どのような情報処理が行われているのであろうか？

本研究は、人間が笑顔と真顔の認知ができることが、画像の揺らぎに関係することを検証するために、顔画像の笑顔と真顔フラクタル次元を求めて、それらの関係を調べる。さらに、真顔と笑顔の画像を被験者に提示し、好感度を判定させ、好感度とフラクタル次元の関係を分析する。主観的な評価値である好感度と客観的な方法で求めたフラクタル次元の関係を調べることによって、人間の認知のメカニズムを調べることを目的としている。

顔の研究については、顔の表情も含めて多くの研究が行われてきた(池田(1987)。その主流をなしてきたのが相貌学と解剖学である。いずれの研究も、すべて線形解析の方法で行われてきた。しかし、人間は複雑系であり、顔の表情は非線形の解析法で行う必要がある。本研究は、非線形のフラクタル解析法を用いてフラクタル次元を計算した。顔の解析法としては、これまでにない新しい試みである。

2. 実験の方法

顔画像の使用にあたっては、顔画像提供者の許可を得て行った。さらに、好感度評価を行う被験者には、顔の美醜で評価するのではなく、好感度で評価することを伝えて実験をおこなった。

2.1 実験期間

画像撮影 2006年7月、

画像提示実験 2007年5月

2.2 顔画像の作成

顔画像は、23人(男性11人、女性12人)の真顔と笑顔のカラー写真46枚をデジタルカメラで撮影した。

年齢は、平均年齢20.3歳(範囲:18歳-23歳)であった。写真の撮影は、背景を無地の白い壁で統一し、バスタップで撮影した。

2.3 フラクタル次元の計算

笑顔と真顔の写真をbmp形式で用意し、計算には同じ人物の映像の計算にあたっては笑顔と真顔を同

じピクセルで計算した。さらに、顔の表情に関係する目と口の部分についても、笑顔と真顔のフラクタル次元を計算し、比較を行った。平面法はカラー画像を白黒の濃淡で置き換えたbmpファイルを使い、立体法ではカラーを3次元で5段階の色で表現した。



図1. フラクタル次元を計算するための画像の変換例

写真の現物(左)、計算のため166*196ピクセル取り込んだ白黒画像(中央)と立体画像(右)立体画像は、色で高さを表現し、3次元画像に変換している。フラクタル次元の計算は、全ての画像に対して、図1の中央の画像を用いた平面法と図1の右端の立体画像を用いた立体法の2種類でおこなった。

2.4 好感度の測定

顔画像46枚を1枚ずつ提示し、1から10段階で好感度を、記入用紙に書かせた。被験者は、ほぼ同じ年齢の大学生(男性30名、女性54名、計84名)を選んだ。

被験者の平均年齢は19.6歳(範囲:18歳~26歳)であった。被験者は、好感度の判定に影響がないように写真の人物と面識のない人を選んだ。

3. 手続き

被験者の課題はディスプレイに映し出された写真の人物の好感度を10段階(10点が最高点、1点が最低点)で評価させた。

被験者への画像の提示の方法は真顔と笑顔の46枚の画像を順不同になるようにシャッフルして提示した。

画像の提示に当たっては、同一人物の真顔と笑顔があることを、被験者には伝えなかった。また、

写真の提示は 20 秒間で、その後 10 秒間で好感度の記入をさせた。写真の提示順序は、全ての被験者に対して同じ順序、同じ提示時間でおこなった。

教示においては、被験者が好感度を判断する際は顔の美醜ではなく好感度がもてるかどうかで判断させるようにした。実験の途中で休憩などは挟まず実験を行い、実験の所要時間は教示なども含めて約 25 分であった。

4. フラクタル次元の計算方法

本研究実験ではフラクタル次元を計算するために、元の写真を白黒写真に置き換え、さらに色の違いを高さによって表した 3 次元の画像に置き換える。このようにして 3 次元に置き換えた空間を画像濃度空間と呼ぶ。

画像濃度空間の濃度面の起伏を用いたフラクタルモデルはデジタルカメラで撮影された写真を含む様々な画像の構造や色合いを描写することができる。画像濃度空間の濃度面の起伏の複雑さを示すフラクタル次元を推測する方法としてフラクタル

ブラウン関数に従って x pixel の濃度値 $I(x)$ を推量する方法がある (Pentland, 1984)。自己相似性によって特徴づけられる統計的フラクタルの代表的な記述モデルであるフラクタルブラウン関数

$I(x)$ を画像の濃度値で定義すると、任意の変位 Δx について次の式 (1) を得る。

$$E[|I(x + \Delta x) - I(x)|] \cdot |\Delta x|^{-H} = C \quad (1)$$

但し、 $E[\]$ は変位 Δx (pixel) を固定したときの期待値を表している。 H と C が定数であるので、式 (1) は両対数表示をすると、直線部分の傾きが H であることを意味している。 H によって画像の濃度

空間の 3 次元曲面のフラクタル次元 D は次の式 (2) で与えられる。

$$D = 3 - H \quad (2)$$

この計算を単純化するために、2 つの方法が発展してきた (Shimada et al, 2000)。まず立体法と呼ばれる方法がある。この方法はプロセスを増加した解答でカバーすることで画像データから得られた画像濃度空間の濃度面のフラクタル次元を推論するアプローチである。1 辺の長さが r pixel の長さからなる立方体について考えてみると、画像の表

面を覆うのに必要とする立方体の数を $N(r)$ とする。そのうえで、次の式 (3) のような関係が定数 C と共に存在すれば、 H は画像の表面のフラクタル次元を評価した値となる。

$$N(r) \cdot r^H = C \quad (3)$$

図 2 は立体法のイメージである。aria A という領域があったとする。そして、大きさ $r \times r \times r$ の立方体と A 上にある $r \times r$ の領域を考える。仮に $r \times r$ の領域が立方体によって完全に覆われたとすると立方体の必要数 $n(r)$ は次の式 (4) となる。

$$n(r) = \text{floor} \left\{ \frac{\max(f_i) - \min(f_i)}{r} \right\} + 1 \quad (4)$$

ここで $\text{floor}\{ \}$ は小数点以下を切り捨てること

を意味し、 $f_i (i = 1, 2, 3, 4)$ は各地点の濃度値を表

している。 $n(r)$ を A の全領域において測定し、そ

れを平均した値を $\langle n(r) \rangle$ とすると、 A の表面を覆

うのに必要な立方体の総個数 $N(r)$ は次の式 (5) となる。

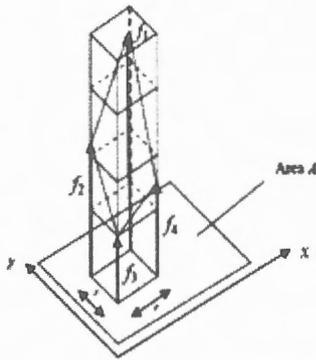


図2. 画像域 A におけるフラクタル次元の推定

$$N(r) = \frac{\langle n(r) \rangle \cdot (A \text{ の面積})}{r^2} \quad (5)$$

最後に、 r の大きさを増加させていくことによる

$\log_{10}(r)$ と $\log_{10} N(r)$ の連続するデータポイント

を回帰することでフラクタル次元 D を得る。

さらに、計算を単純化するための方法に平面法と

と呼ばれるものがある。この方法は立体法で用いた

立方体単位の個数を数える代わりに面を覆う小さな

エリア単位の個数を数える方法である。この方法

は、粗視化の程度を変える方法や

parameter-based model の手法を用いることにより

画像の濃度の波のように動く複雑性を表すフラク

タル次元を計算する。

$$H = \frac{-\log_{10} \left(\frac{E[F(at)]}{E[F(t)]} \right)}{\log_{10} \left(\frac{1}{a} \right)} \quad (6)$$

式 (6) では、固定値に t を置くこと、 $\frac{1}{a}$ のように

$E[F(a)]$ の長さの単位の計算によってパーティ

ションの数を計算すること、または、 $\frac{1}{a} \times \frac{1}{a}$ とい

った小さなエリア単位で画像濃度の曲面のパーティ

ションの数を計算することで、上記の式は

$N\left(\frac{1}{a}\right)$ と表すことができる。そして、 $\frac{1}{a} = r$ と

置くことで、式 (1) は次の式 (7) のように書き換えることができる。

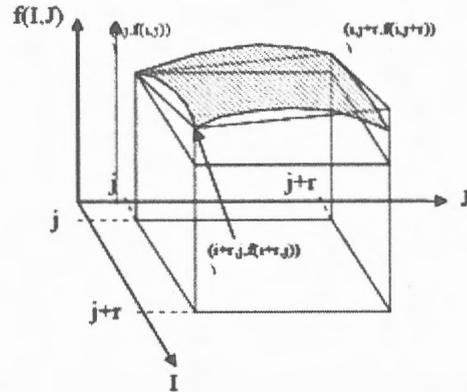


図3. フラクタル次元を計算するための領域

$$\log_{10} N(r) = -H \log_{10} r + \log_{10} N(1) \quad (7)$$

画像では式 (2) の左辺を計算した値は、 r に依存する。

したがって、流動性は正常である。しかし、

仮に画像が自然におけるフラクタルであれば、直

線性は大いに保たれる。

この方法ではフラクタル次元 H は値

$(\log_{10} r, \log_{10} N(r)), (r = 1, 2, \dots)$ について最小

二乗法で導き出した回帰線の傾きを定めることで

計算される。得られた値は、 $-H$ を見積もるのに

使うことができる。

画像のような 2 次元の対象では、 $r \times r$ のような小

さなエリアの単位を用いて計算した画像濃度の曲

面の表面積を $S(r)$ と置くことで、次の式 (8) が得

られる。

$$S(r) = r^2 \cdot N(r) \quad (8)$$

したがって、式 (2) は次の式 (9) のように置き換え

られる。

$$\log_{10} S(r) = (2 - H) \log_{10} r + \log_{10} S(1)$$

(9)

ここで、 $r \times r$ の小さなエリアの表面積は図3でい
えば、

$(i, j, f(i, j)), (i+r, j, f(i+r, j)), (i, j+r, f(i, j+r))$
で見られる三角形の表面積の2倍である。

値 $(\log_{10} r, \log_{10} S(r)), (r = 1, 2, \dots)$ について最
小二乗法によって回帰線の傾きを得ることで、見積
もった値 $2-H$ はフラクタル次元を計算するの
に使うことができる。

5. 結果の分析

5.1 真顔と笑顔のフラクタル次元

図4は、真顔の場合、図5は笑顔の場合の画像と
フラクタル次元（平面法と立体法）の関係を示し
ている。フラクタル次元は平面法で行った値と立
体法で行った値の間に高い相関があることがわか
る。

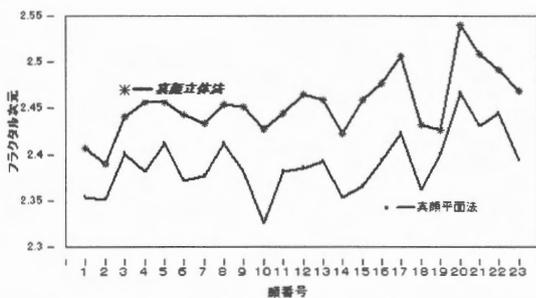


図4 真顔画像の平面法・立体法の
フラクタル次元の関係

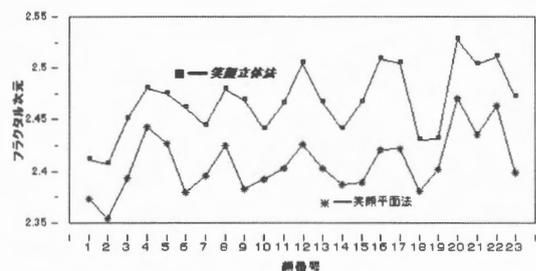


図5 笑顔画像の平面法・立体法のフラク
タル次元の関係

図6、図7は、平面法、立体法それぞれについて、
真顔と笑顔の関係を示している。平面法、立体法

で求めたフラクタル次元は、全ての画像で、笑顔
が真顔よりもフラクタル次元が高いという興味あ
る結果を示している。

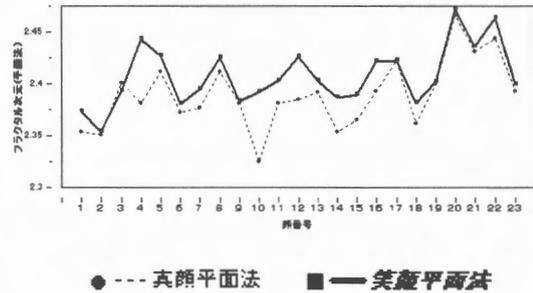


図6. 真顔・笑顔のフラクタル次元比較（平面法）

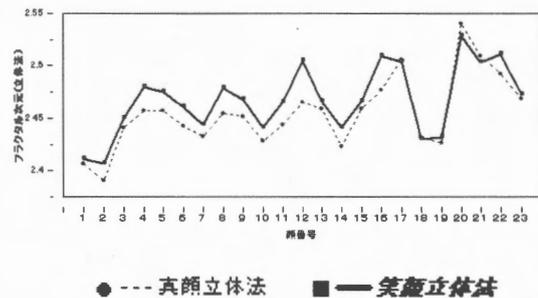


図7. 真顔・笑顔のフラクタル次元比較（立体法）

5.2 真顔と笑顔の口・目のフラクタル次元

笑顔と真顔の表情に関する口と目の部分について、
フラクタル次元を求めた。

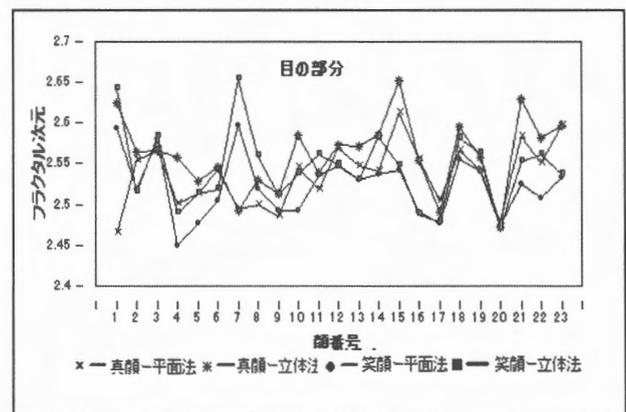


図8. 目の部分のフラクタル次元(平面法・立体法)

図8・は目の部分について真顔と笑顔の比較を平面法
と立体法で行った結果である。笑顔・真顔、平面法、立
体法のフラクタル次元は、有意な差は見られなかった。
次に、口について同様な比較を行った結果を図9に示

す。口の部分は、笑顔と真顔のフラクタル次元に有意な差があることがわかった。

表1は分散分析の結果である。今回の実験では笑顔は歯をだして笑っている顔が多かったことが起因していると思われるが、笑顔の自然な表情であり、顔全体のフラクタル次元を高くする要因が口にあるかどうかを検証する必要がある。その結果を5.5に示す。

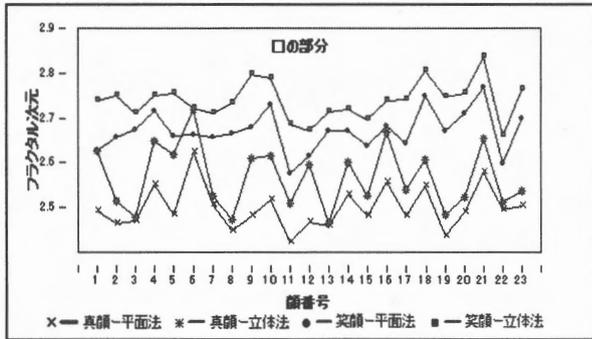


図9.口の部分のフラクタル次元(平面法・立体法)

表1

笑顔・真顔の口部分のフラクタル次元の分散分析

平面法					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値	p値(Prob>F)
真顔・笑顔	1	0.33644252	0.336443	97.7834	<.0001*
誤差	44	0.15139043	0.003441		
全体(修正済み)	45	0.48783296			
立体法					
要因	自由度	平方和	平均平方	F値	p値(Prob>F)
真顔・笑顔	1	0.33764089	0.337641	155.0227	<.0001*
誤差	44	0.09583243	0.002178		
全体(修正済み)	45	0.43347333			

図10は笑顔と真顔の口部分のフラクタル次元を立体法について Student t検定(0.05%)を行った結果を図で示している。いずれも有意な結果を示している。

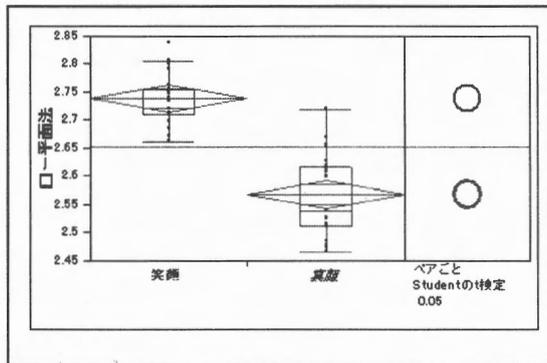


図10 真顔と笑顔の口部分の有意差の検定(平面法)

5.3 真顔と笑顔の好感度の結果

23人の真顔と笑顔の画像46枚を順不同にして被験者86名に提示し1から10段階で好感度デー

タを集めた。画像はそれぞれ20秒間、ディスプレイ上に提示した。その結果を図11に示す、笑顔に対する好感度が真顔よりも高いことがわかった。

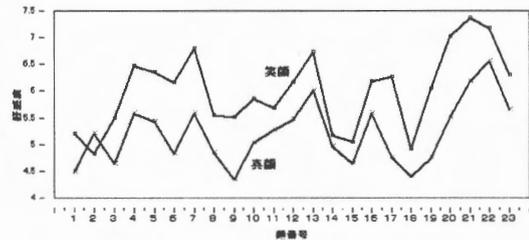


図11 真顔と笑顔の好感度比較

2番の画像だけが真顔と笑顔が逆転しているが、笑顔を不自然で悲しい顔にみえることが原因と思われる。その他の、全ての画像で笑顔の好感度が高い結果となっている。図12に Student t 検定(0.05%)を行った結果を示す。

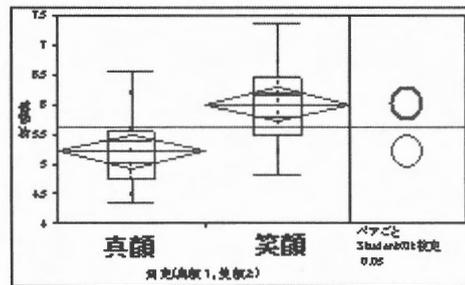


図12 真顔と笑顔の好感度についての Student t 検定(0.05%)

5.4 好感度とフラクタル次元の関係

次に、5.1と5.3で求めた、フラクタル次元と好感度の関係を調べた。表2は立体法、平面法で行ったフラクタル次元と好感度の関係を笑顔・真顔に分けて相関関係を求めたものである。

表2. フラクタル次元と好感度の相関関係

	真顔平面法	真顔立体法	真顔好感度
真顔平面法	1.0000	0.8345	0.4773
真顔立体法	0.8345	1.0000	0.4799
真顔好感度	0.4773	0.4799	1.0000
	笑顔平面法	笑顔立体法	笑顔好感度
笑顔平面法	1.0000	0.8650	0.7610
笑顔立体法	0.8650	1.0000	0.6891
笑顔好感度	0.7610	0.6891	1.0000

表2に示すように、笑顔の好感度と平面法のフラクタル次元が0.761、立体法では0.689という高い値を示している。一方、真顔では好感度は立体法、平面法いずれにおいても0.47であり、笑顔が真顔よりもフラクタル次元との関係で高い相関関係を示していることがわかった。

図13は横軸に好感度、縦軸に平面法で求めたフラクタル次元の関係を示し、笑顔と真顔に分けて95%の確率楕円を表示した。表1でも示したように笑顔と真顔では、95%の確率楕円の広がりからも、明らかに笑顔のフラクタル次元と好感度の相関が高いことがわかる。

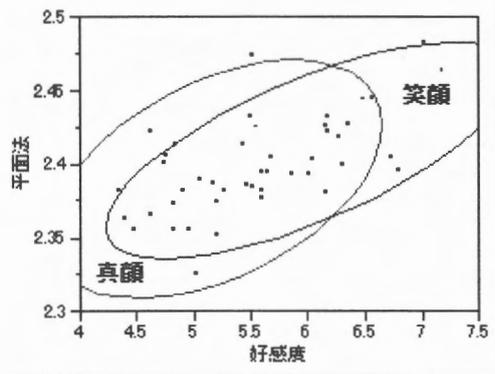


図13 好感度とフラクタル次元(平面法)の真顔・笑顔別確率楕円(95%)

5.5 口・目部分のフラクタル次元と好感度の関係

口・目部分のフラクタル次元が笑顔と真顔で有意な差が見られてことを、図10に示したが、好感度についても目・口の状態で変わるかどうかを検証する必要がある。

表3. 顔の部分のフラクタル次元と好感度関係

笑顔・平面法			
笑顔好感度	目・笑顔・平面法	口・笑顔・平面法	真顔・平面法
1.0000	-0.3113	0.1470	-0.2257
-0.3113	1.0000	-0.2257	1.0000
0.1470	-0.2257	1.0000	
笑顔・立体法			
笑顔好感度	目・笑顔・立体法	口・笑顔・立体法	真顔・立体法
1.0000	-0.2323	-0.0117	-0.2032
-0.2323	1.0000	-0.2032	1.0000
-0.0117	-0.2032	1.0000	
真顔・平面法			
真顔好感度	目・真顔・平面法	口・真顔・平面法	笑顔・平面法
1.0000	0.1875	0.1678	0.1136
0.1875	1.0000	0.1678	1.0000
0.1136	0.1678	1.0000	
真顔・立体法			
真顔好感度	目・真顔・立体法	口・真顔・立体法	笑顔・立体法
1.0000	0.0101	-0.0576	-0.0576
0.0101	1.0000	0.1719	0.1719
-0.0576	0.1719	1.0000	

表3は目・口部分のフラクタル次元と笑顔・真顔で調べた結果である。目・口の部分のフラクタル次元と好感度との間に相関関係がないことがわかった。

その結果、好感度評価は、目や口の部分的なフラクタル次元とは関係なく、顔全体で好感度を決めていることが解明された。

6. 結果の考察

本研究では、フラクタル次元を求める方法として、平面法と立体法を用いた。2つの方法は高い相関があり、フラクタル次元の計算法は正しいことが証明された。次に顔画像を真顔と笑顔に分けてフラクタル次元を比較した。その結果、いずれの顔画像においても、笑顔が真顔よりもフラクタル次元が高いことが実証された。人間が笑顔か真顔かを認知できる主観的な手段が、フラクタル次元という客観的な数値で明確に表現できた。さらに、顔画像の観察から好感度を判断するという人間の主観的な認知の方法が、フラクタル次元と大きく関係することも示した。今後は多くの表情や年齢層の異なる顔画像について分析を行い、フラクタル次元と認知の関係について研究を行っていく予定である。

7. おわりに

生体情報はカオスの振舞いを示すことは自明である。人間が行っている情報処理を理解することはこれまでの主観的方法では、解明が難しかった。特に、生体の情報処理においては、これまでの線形の解析法では詳細な分析はできなかった、本研究は、顔画像を非線形の解析法を用いて、フラクタル次元の値を求めることで、人間の認知という情報処理のメカニズムを解明できる可能性が得た。

8. 謝辞

写真画像の利用に協力いただいた23人の方々と撮影をくださった雄山研究室卒業生の佐野雄一さん、好感度の入力などで協力してくださった

伊藤泰大さんに感謝します。また、被験者として参加くださった関西学院大学の86名の学生の協力に感謝します。

参考文献

1. T. Kanade, Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces, Ph.D. dissertation, Kyoto University (1973).
2. M. Turk, A. Pentland, J. Cogn. Neurosci. 3, 71 (1991).
3. M. Turk, A. Pentland, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 586 (1991).
4. T. Kurita, N. Otsu, T. Sato, Proc. of Int. Conf. on Pattern Recognition, 213 (1992).
5. G. J. Kaufman, K. J. Breeding, IEEE Trans. on Systems Man Cybernetics, SMC-6, 2, 113 (1976).
6. L. D. Harmon, M. K. Khan, R. Lasch, P. F. Ramig, Pattern Recog. 13, 87 (1981).
7. J. T. Lapreste, J. Y. Cartoux, M. Richetin, Face Recognition from Range Data by Structural Analysis, NATO ASI Series, F45, Syntactic and Structural Pattern Recognition, Springer-Verlag (1989).
8. H. Tanaka, F. Kishino, IEEE Trans. CV-73, 17 (1991).
9. S. Suzuki, Y. Tatsuno, N. Yokoya, H. Iwasa, H. Takemura, Proc. 2nd Asian Conf. on Computer Vision (ACCV'95), II, 474 (1995).
10. P. Ekman, W. Friesen, Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement, Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press (1978).
11. P. Laplante, Fractal Mania. New York: Windcrest, McGraw-Hill (1994).
12. A. P. Pentland, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-6, 661 (1984).
13. S. Shimada et al., T. IEE Japan, 120-C, 1429 (2000).
14. M. B. Barnsley, Fractals Everywhere, London: Academic Press (1988).
15. T. Miao, O. Shimoyama, T. Shimizu, M. Oyama-Higa, *IEEE Int. Conf. on Systems Man Cybernetics*, Oct. 8-11, 2006, Taiwan, 1671 (2006).