

画像分割したフラクタル次元による桁橋の景観評価への SOM の適用

Applying SOM to scenery evaluation of girder bridge by divided fractal dimension

保田敬一*, 白木 渡**, 伊藤則夫***, 岡島延康+, 堂垣正博++

Keiichi Yasuda, Wataru Shiraki, Norio Ito, Nobuyasu Okajima and Masahiro Dogaki

*工博, (株) ニュージェック, 総合計画・環境部 (〒542-0082 大阪市中央区島之内 1-20-19)

**工博, 香川大学教授, 工学部信頼性情報システム工学科 (〒760-8526 高松市林町 2217-20)

***工博, (有) シー・エー・イー, 代表取締役 (〒680-8064 鳥取県岩美郡国府町分上 2-210)

+工修, (株) 穴吹工務店, 大阪支店マンション営業課 (〒542-0086 大阪市中央区西心斎橋 1-13-21)

++工博, 関西大学教授, 工学部都市環境工学科 (〒564-8680 吹田市山手町 3-3-35)

Colors and forms, etc. may be various for the physical characteristic of the landscape. The research on landscape evaluation using the fractal dimension which is image characteristics quantity showing the form is carried out. However, in this research, since the fractal dimension of the whole landscape image is used, it has been indicated that the sensitivity estimated result often greatly differs, even if the fractal dimension is same. In this study, the relationship between questionnaire survey result for girder bridges of 90 bridges and the fractal dimension of the image which divided the photograph into regions was analyzed. Then, the bridge landscape was classified by the SOM in making the fractal dimension of divided image to be input condition. The result showed that the map classified by the SOM corresponded to the landscape evaluation.

Key Words: girder bridge, fractal dimension, SOM, aesthetic assessment

キーワード: 桁橋, フラクタル次元, SOM, 感性評価

1. はじめに

近年の社会資本整備においては, 住民参加というキーワードがよく使われるようになってきており, また, 住民参加型の社会資本整備も実際に行われるようになってきた。そのため, 住民のユーザーニーズの多様化や, 住民参加型社会資本整備の動きなどを受けて, 人々が実際に橋に対して要求している感性を把握することが重要となってきた。このような状況をうけて, 人々が橋梁構造物に対して持っている「しゃれた」や「個性的な」などの感性を分析し, 橋のデザイン要素との関係を数量化理論によって具体的に数値で結び付けるといった感性工学手法による橋梁景観の評価が近年増加してきている^{1)~3)}。

橋梁の景観評価に関する研究は, これまでに数多く行われてきた。景観的な仮説を検証する方法論として, 今まで多種多様な統計的方法がとられてきた。典型的なものとしては, SD 法による心理実験結果と, その物理的要因との間の相関を検討するやり方である。この景観評価に影響を与えている指標 (物理的要因) として, 色, 形態, 背景, サイコベクトルなど様々なものが用いられていた^{4)~11)}。フラクタル次元もその一つである。

橋梁景観の物理的特性には, 色, 形など様々なものがあ

る。この形を表す画像特徴量 (画像から得られる物理的特性を定量化したもの) であるフラクタル次元¹²⁾を用いて橋梁の景観評価を試みた研究^{13)~15)}はこれまでに行われてきており, フラクタル次元と感性評価結果とは関係があることが明らかになっている。これらの研究^{13)~14)}では, 橋梁の景観設計における定量的評価規準を算出することを目的にして, 周辺景観や視点場を固定した条件で, 各種の橋梁における周辺景観を含むフラクタル次元解析から, フラクタル次元と感性評価結果との比較検討が行われている。ただし, これらの研究では, フラクタル次元が同じ値を示しても, 感性評価結果が大きく異なる場合があることが指摘されている。また, 輪郭の多い箇所や空などの輪郭のほとんどない箇所が様々に混じった画像では, それらの分布が評価に影響を与えていることが容易に予想される。画像全体としての1つのフラクタル次元だけでは, これらの輪郭の多い箇所や少ない箇所の分布状況を表現できない。そこで, 分割したフラクタル次元と感性評価結果との関連を分析し, 景観の評価指標として分割したフラクタル次元を適用できる可能性を示唆できれば, 更なる定量的評価が可能になると考えられることから, フラクタル次元の分布状況を考慮した研究¹⁵⁾も行われている。この研究¹⁵⁾では, アーチ橋を対象として, アーチ橋の感性評価実験結果と分割

画像の画像特徴量（フラクタル次元と色彩）との関係进行分析することにより、新たな橋梁景観評価尺度の構築を試みている。

過去、ドット・パターンと感性との関係を調べた研究^{16)~20)}は多くなされており、2次元的なドット・パターン刺激を用いて「良さ」の評定実験を行ったこれらの研究からも、景観画像におけるフラクタル次元の粗密分布が感性に影響を及ぼしていることが容易に予想される。

橋梁形式選定段階で最も候補になる形式としてはアーチ橋と桁橋があり、アーチ橋だけでなく桁橋についてもフラクタル次元の分布状況を考慮した分析が必要であることと、詳細設計段階およびリニューアルや再評価も含めた維持管理段階では、架橋数の圧倒的に多い桁橋を対象にした方が、感性とデザイン要素との関係の把握についてはより効果があると考えられる。

アーチ橋でフラクタル次元の分布状況を考慮した研究¹⁹⁾では、分割したフラクタル次元の平均値と感性との関係およびフラクタル次元の分布状況と感性との関係を検討している。しかし、平均値や分布状況と感性との相関はあまり高くない。色の要素を入力に加えることで感性との相関は高くなるが、説明変数が非常に多くなってしまうことが問題である。できれば少ない説明変数で感性との関係を把握できればそれにこしたことはない。フラクタル次元は視点場を限定することで感性との関係が高くなることが文献⁵⁾より得られているので、フラクタル次元の分布状況を表す情報をうまく選定できれば少ない説明変数で感性との関係をうまく表現できると考える。

本研究では、桁橋を対象にして、領域分割した画像のフラクタル次元の分布状況（平均値、分散値、最大値、最小値）が橋梁の景観評価を決定しているという仮説を、フラクタル次元の分布状況からのSOMによる分類結果と、景観評価のラベリングを比較検討して検証することを目的とする。これまで、物理的要因が独立に景観評価に寄与しているという、組み合わせが重視される人間のパターン認識特性からはほど遠い分析や検証しか統計的な方法の限界により提供されず、実際の人間のパターン認識において有効な指標と思われるものを看過してしまってきた可能性が極めて高い。これまで看過してきた特に単純な統計では導出し得ない複合的な要因の組み合わせにより発生するパターン認識による景観現象を、SOMによりある程度客観的に検証できることが期待できる。

著者らが橋梁景観評価に自己組織化特徴マップ（SOM：Self-Organizing Map）を適用した文献²¹⁾では、様々な景観構成要素と評価との関係をSOMにより用いて明らかにすることを目指しており、そこで視点場の要素が評価に影響を与えていることが判明したのをうけて、本研究では視点場を固定し、さらに景観要素としてフラクタル次元の分布状況と評価との関係をSOMを用いて分析する。

2. 感性アンケート

アンケートの作成にあたっては、SD尺度（意味微分法：

Semantic Differential）を用いた。この方法は、測定方法として十分な客観性、信頼性、妥当性を備え、かつ、多様な被験者や種々の概念を持つ領域にも適用が可能であるといわれている²²⁾。

評価対象となる橋梁は、橋梁年鑑²³⁾から選定した。橋梁年鑑は視点場が統一されていないなどの問題点はあるが、近景や遠景、視線入射方向などを分類する項目に加えることでそれぞれの分類ごとの分析や評価が行えることから、本研究では橋梁年鑑の写真を使用した。そして、その中から90枚を選定し、見やすい大きさの評価用写真（A4サイズ横）を作成した。次に、これらの90枚の評価用写真を用いて5段階のSD尺度で、43項目のイメージ形容詞に関するアンケート調査を行った。被験者は関西大学工学部土木工学科の学生、女子20名、男子20名の計40名である。アンケート用紙を図-1に示す。

このアンケートの前提にあるのは、実物と写真とでは評価に違いが生じるのではないかということであるが、実物とスライドや写真とはよく似た感性を与えることが証明されている²⁴⁾。

本研究では視点場や構図が異なった写真を用いて評価を行っているが、この理由としては構図や視点場の差による評価への影響を把握するためである。

	非常に	どちら	非常に
	でもない	でもない	でもない
1 女性的な	☐	☐	☐
2 若々しい	☐	☐	☐
3 安定感のある	☐	☐	☐
4 自然な	☐	☐	☐
5 実用的な	☐	☐	☐
6 直線的な	☐	☐	☐
7 モダンな	☐	☐	☐
8 都会的な	☐	☐	☐
9 しゃれた	☐	☐	☐
10 存在感のある	☐	☐	☐
11 親しみやすい	☐	☐	☐
12 美しい	☐	☐	☐
13 風景に溶け込んでいる	☐	☐	☐
14 すっきりとした	☐	☐	☐
15 暖かみのある	☐	☐	☐
16 印象的な	☐	☐	☐
17 バランスの取れた	☐	☐	☐
18 素材感のある	☐	☐	☐
19 ゆとりのある	☐	☐	☐
20 立体感のある	☐	☐	☐
21 飽きのこない	☐	☐	☐
22 機能的な	☐	☐	☐
23 ソフトな	☐	☐	☐
24 可愛い	☐	☐	☐
25 重量感のある	☐	☐	☐
26 上品な	☐	☐	☐
27 丈夫な	☐	☐	☐
28 豪華な	☐	☐	☐
29 地域性を含んだ	☐	☐	☐
30 日本的な	☐	☐	☐
31 洗練された	☐	☐	☐
32 カラフルな	☐	☐	☐
33 優美な	☐	☐	☐
34 遊び心のある	☐	☐	☐
35 個性的な	☐	☐	☐
36 風格のある	☐	☐	☐
37 象徴的な(シンボリックな)	☐	☐	☐
38 開放感のある	☐	☐	☐
39 芸術的な	☐	☐	☐
40 快適な	☐	☐	☐
41 調和のとれた	☐	☐	☐
42 ダイナミックな	☐	☐	☐
43 好ましい	☐	☐	☐

図-1 アンケート用紙

3. 分割画像のフラクタル次元

3.1 フラクタル次元

フラクタルとは、1975年にマンデルブロによって提案

された幾何学的な概念である。自然の海岸線や樹木の形、川や雲の形などをシミュレートするために提案された一つの数学的理想化であり、形態評価の指標として従来の研究でよく用いられている¹²⁾。

フラクタル次元は、一般に形態の「複雑さ」を表す指標とされる。実際に、フラクタル次元の上昇とともに、対象とする形態は単純な形態から入り組んだ複雑な構造を示すようになる。このように、フラクタル次元もまた、形態の情報理論的なパラメータに相当する指標であることを示していると考えられる。

ランダムなパターンを有する図形におけるフラクタル次元の求め方には種々の方法が知られている。本研究では、過去の研究においても比較的好く用いられているボックスカウンティング (box counting) 法¹²⁾を用いた。この方法は、対象とする画像を正方格子で分割し、画像平面上にある形態と重なる格子数から次元を求める方法である。ここで、形態とは、輪郭のことである。具体的には、輪郭を含んだ画像平面を1辺の長さが r の格子に分割し、少なくとも1つの点、もしくは線が存在する格子の個数を $N(r)$ とし、式(1)からフラクタル次元 D を求める。

$$D = -\frac{\log N(r)}{\log r} \quad (1)$$

すなわち、X軸に $\log r$ を、Y軸に $\log N(r)$ をとり、分割する格子の1辺の長さ r を変えた場合の $N(r)$ の変化の様子を両対数グラフに展開し、その分布を直線回帰させた時の傾きをフラクタル次元とする。

なお、筆者等の過去の研究¹³⁾では、輪郭線の抽出からカウントまで手作業によりフラクタル次元を算出していたが、本研究では、画像処理によりフラクタル次元を算出した。画像処理で輪郭の抽出を行う場合、背景の樹木や草木、建物、空や雲の影など、手作業では輪郭として抽出しないような細かい部分まで認識されるため、全体的に手作業で輪郭抽出する場合よりもフラクタル次元の値は高くなる傾向にある。人が景観をみてその輪郭をどの程度まで印象としてとらえるかは今後の課題である。

フラクタル次元解析に必要な画像処理の流れは、以下の①～⑥のとおりである。①カラー画像をグレースケールに変換する。②メディアンフィルタと呼ばれる手法でノイズを除去する。これは、変換する画素の濃度値を、着目する周囲の画素の中央値 (n 個ある場合には $n/2$ 番目の濃度値) とする方法で、輪郭部をばかすことなくノイズが除去できる。③グレースケールの輪郭画像を得る。出力画像では、輪郭はより黒く、非輪郭部は白くなる。④画像のコントラストを強調する。⑤モノクロ画像にする。ピクセル値が閾値以下のときには黒に、閾値以上のときには白にする。閾値は入力値とし、その範囲は0-255である。⑥Box-counting法で輪郭線を含む格子の数を数える。

ここで、閾値をいくりにするかによって、対象物の輪郭の抽出がかなり異なるため、当然フラクタル次元の値もこの閾値によって大きく変わってくる。そこで、閾値の決定に際し、90 橋の桁橋の景観写真を用い、閾値の値を 229、

233, 237, 241, 245, 249 と変化させて得られた輪郭画像を作成し、どの輪郭画像が元の写真のイメージに近いと感じるかというアンケート調査を、関西大学工学部土木工学科の学生 19 名に対して実施した²⁴⁾。その結果、最頻値 237、平均値 237.6 という結果が得られたため、本研究では閾値として 238 を用いることとした。

また、ここで注意すべきは、Box-counting 法でフラクタル次元を計算しているので、画像の縦と横のピクセル数はその公約数がある程度ないと計算できないということである。さらに、本研究では、後述の分割画像のフラクタル次元も算出しているので、分割画像についても同様の公約数が必要となってくる。そこで、本研究では、元の画像の縦横の比率とほぼ同じになるように、画像サイズを横 720 ピクセル×縦 400 ピクセルにトリミングした。

3.2 分割画像のフラクタル次元の算出

フラクタル次元は形態を表す指標としては極めて有効であるが、文献¹³⁾から、視点場による分類などを試みても画像全体のフラクタル次元のみで景観評価の尺度とすることには限界がある。

そこで、画像を分割することの有効性を明らかにするために、分割画像のフラクタル次元を算出し、アンケート結果との関係进行分析する。ここで、画像の分割方法としては、三角形分割や四角分割などがあるが、本研究では、文献¹⁵⁾より四角分割とした。また、分割数は4分割と16分割についてフラクタル次元を算出した。図-2に4分割画像の例を、図-3に16分割画像の例を示す。

このように、90 橋の桁橋について4分割および16分割のフラクタル次元をBox counting法により算出した。算出した16分割のフラクタル次元の一部を表-1に示す。

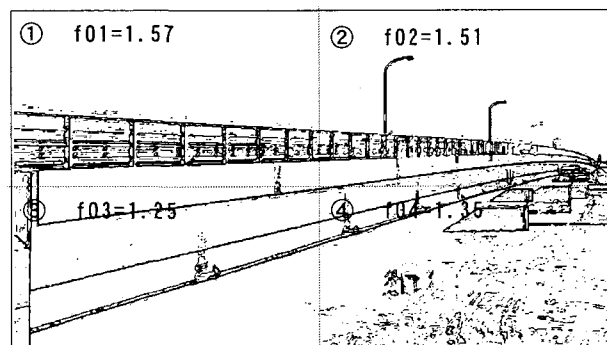


図-2 4分割画像とフラクタル次元(橋梁 No.1)

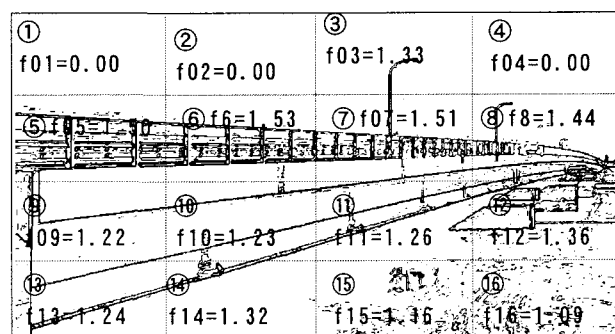


図-3 16分割画像とフラクタル次元(橋梁 No.1)

表-1 16分割でのフラクタル次元

橋梁 No	16分割でのフラクタル次元							<美しい> 評価rank
	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	
1	0	0	1.33	0	1.5		1.09	1
2	0	0	0	1.26	1.28		1.16	3
3	1.16	1.15	1.05	1.07	1.36		1.5	2
4	1.58	1.62	1.65	1.5	1.57		1.44	3
5	0	0.1	0.31	0.13	1.52		1.69	4
6	0	0	0	0	1.13		1.47	2
7	0	0	0	0	1.46		1.44	2
8	0	0	1.1	1.15	1.39		1.17	2
9	0	0	0	1.04	1.27		1.24	3
10	0.69	0.59	1	0.76	0.99		1.31	3
11	1.23	0	1.38	1.29	1.37		1.47	4
12	1.19	1.47	1.1	0	0.95		1.41	1
13	0	1.06	1.33	1.28	1.45		1.2	2
14	1.5	1.51	1.5	1.54	1.52		0.76	2
15	0.9	1.44	1.46	1.11	1.19		1.26	3

評価rank: (低い) 1<2<3<4 (高い)

表-2 視点場の区分

分類 記号	視点場							橋梁 数
	視距離		視線入射方向		視点高さ			
	近景	中景	側面	斜側方	上	水平	下	
112	—	○	—	○	—	—	○	12
111	—	○	—	○	—	○	—	10
110	—	○	—	○	○	—	—	8
101	—	○	○	—	—	○	—	7
012	○	—	—	○	—	—	○	24
011	○	—	—	○	—	○	—	15
010	○	—	—	○	○	—	—	14

また、表-1にはそれぞれの橋梁ごとに感性評価を行った結果を評価ランクとして載せる。ここでは、「美しい」という形容詞についての感性評価結果を示しており、評価ランクは4段階とし、1が最も低く、次に2, 3の順で、4が最も評価点が高い。ここで、感性アンケートでは5段階評価を行ったが、評価は40名の学生の平均値を用いている。アンケート結果に対応させて、評価ランクを5段階とする方法も考えられるが、平均値を用いることで最も高い評価と最も低い評価の数が極端に少なくなってしまうことから、平均値を4段階にランク分けした。4段階とした理由は、美しいと美しくないの中間のどちらでもないという最も数の多くなるランクをなくし、マップ上で見やすくするためである。

ここでは、表-2に示すような視点場の分類を行った後、16分割画像のフラクタル次元を算出した結果を表-3に示す。なお、全体のフラクタル次元を併記してあると共に、フラクタル次元の特徴量（平均値、分散、最大値、最小値）も算出した。あわせて、表-3による視点場分類を行っている。

表-3より、画像分割していった場合のフラクタル次元の最大値は、全体のフラクタル次元に近い値となっていることがわかる。このことは、全体のフラクタル次元で高い値を示していても、それが全体的に高い値になっているのか、あるいはごく一部の領域で高い値を示していて、その他の領域は低い値となっているのかわからないことである。全体のフラクタル次元が同じ値であっても、そのフラクタル次元の元になっている領域がどこにあるのか、またはフラクタル次元の分布状況の違いで、当然評価は変わってくると考えられる。

表-3 16分割でのフラクタル次元

視点 場 No.	橋 No.	全体/ フラクタル	16分割でのフラクタル次元				視点 場 No.	橋 No.	全体/ フラクタル	16分割でのフラクタル次元			
			平均	分散	Max	Min				平均	分散	Max	Min
010	2	1.64	1.18	0.36	1.62	0.00	011	1	1.47	1.07	0.30	1.53	0.00
010	4	1.67	1.50	0.02	1.68	1.21	011	23	1.6	1.37	0.04	1.64	0.89
010	18	1.55	1.28	0.07	1.63	0.66	011	26	1.5	1.17	0.24	1.64	0.00
010	20	1.59	1.27	0.12	1.55	0.17	011	38	1.53	1.20	0.12	1.59	0.42
010	21	1.65	1.47	0.02	1.69	1.22	011	51	1.55	1.21	0.23	1.62	0.00
010	24	1.5	1.25	0.17	1.66	0.00	011	57	1.61	1.20	0.26	1.58	0.00
010	32	1.62	1.42	0.01	1.63	1.17	011	58	1.65	1.49	0.02	1.69	1.26
010	34	1.67	1.48	0.02	1.71	1.24	011	59	1.53	1.29	0.12	1.54	0.25
010	42	1.59	1.37	0.05	1.59	0.73	011	60	1.58	1.38	0.02	1.63	1.00
010	64	1.55	1.27	0.18	1.66	0.00	011	63	1.49	1.28	0.06	1.58	0.88
010	73	1.59	1.39	0.05	1.58	0.66	011	65	1.56	1.14	0.34	1.65	0.00
010	75	1.64	1.42	0.05	1.66	0.72	011	66	1.62	1.30	0.23	1.61	0.14
010	78	1.62	1.14	0.35	1.57	0.00	011	69	1.57	1.09	0.34	1.64	0.00
010	79	1.61	1.45	0.02	1.63	1.13	011	81	1.58	1.11	0.36	1.57	0.00
012	8	1.48	1.12	0.21	1.51	0.00	011	88	1.54	1.36	0.02	1.56	1.15
012	12	1.46	1.20	0.14	1.51	0.00	110	14	1.64	1.46	0.05	1.65	0.76
012	15	1.59	1.37	0.03	1.56	0.90	110	17	1.73	1.42	0.03	1.63	1.06
012	25	1.53	1.29	0.15	1.58	0.00	110	33	1.6	1.38	0.05	1.67	0.82
012	27	1.51	1.23	0.15	1.55	0.19	110	41	1.62	1.34	0.08	1.71	0.90
012	28	1.5	1.17	0.22	1.51	0.00	110	44	1.72	1.54	0.04	1.77	0.97
012	36	1.42	1.08	0.16	1.47	0.00	110	70	1.73	1.56	0.01	1.74	1.39
012	46	1.61	1.11	0.32	1.57	0.00	110	74	1.6	1.09	0.43	1.62	0.00
012	47	1.64	1.35	0.16	1.70	0.00	110	82	1.72	1.52	0.02	1.75	1.21
012	50	1.47	1.06	0.29	1.51	0.00	111	9	1.58	1.09	0.33	1.62	0.00
012	53	1.57	1.27	0.15	1.60	0.00	111	10	1.42	1.11	0.11	1.57	0.59
012	54	1.52	1.31	0.01	1.49	1.05	111	16	1.58	1.17	0.23	1.55	0.00
012	55	1.5	1.27	0.06	1.51	0.75	111	29	1.57	1.03	0.43	1.64	0.00
012	61	1.59	1.28	0.15	1.60	0.00	111	37	1.64	1.07	0.38	1.67	0.00
012	62	1.52	1.17	0.14	1.54	0.27	111	39	1.62	1.03	0.40	1.55	0.00
012	68	1.51	1.29	0.04	1.70	0.89	111	43	1.65	1.07	0.41	1.73	0.00
012	71	1.6	1.22	0.32	1.61	0.00	111	48	1.73	1.57	0.00	1.66	1.47
012	72	1.64	1.30	0.27	1.71	0.00	111	87	1.52	1.20	0.11	1.55	0.46
012	76	1.61	1.25	0.28	1.64	0.00	111	89	1.71	1.46	0.10	1.69	0.69
012	77	1.48	1.13	0.17	1.44	0.00	112	7	1.57	1.03	0.39	1.51	0.00
012	83	1.53	1.15	0.34	1.63	0.00	112	11	1.58	1.30	0.14	1.66	0.00
012	85	1.51	1.18	0.18	1.61	0.00	112	13	1.59	1.30	0.14	1.59	0.00
012	86	1.54	1.17	0.35	1.55	0.00	112	19	1.62	1.39	0.15	1.61	0.00
012	90	1.53	1.27	0.14	1.56	0.00	112	30	1.54	1.10	0.33	1.58	0.00
101	3	1.64	1.37	0.05	1.72	1.05	112	40	1.68	0.99	0.53	1.71	0.00
101	5	1.65	1.16	0.40	1.69	0.00	112	45	1.66	1.43	0.03	1.69	1.00
101	6	1.66	1.07	0.50	1.92	0.00	112	49	1.52	1.18	0.21	1.56	0.00
101	22	1.74	1.58	0.01	1.71	1.35	112	52	1.67	1.30	0.31	1.63	0.00
101	31	1.64	1.43	0.04	1.62	1.01	112	56	1.68	1.15	0.41	1.66	0.00
101	35	1.7	1.31	0.27	1.80	0.00	112	67	1.62	1.32	0.11	1.73	0.59
101	84	1.58	1.28	0.08	1.65	0.68	112	80	1.45	1.08	0.29	1.48	0.00

例えば、図-1および図-2に示す橋梁No.1の場合、全体のフラクタル次元は1.47であるが、4分割の場合に上半分のフラクタル次元が1.5以上、下半分が1.35以下となり、上半分の方が複雑な形状であることがわかる。さらに、16分割した場合、上部の①～④の領域では空であることから、フラクタル次元の値は低い。その下の⑤～⑧の領域では橋の高欄部分が該当しており、フラクタル次元の値は1.5前後と高い。その下の⑨～⑯の領域では、桁や下部工、草などが入っているためフラクタル次元の値は⑤～⑧の領域ほどは高くはない。このように、画像分割をしていった場合、フラクタル次元の高い箇所、低い箇所がどのように分布しているかわかるが、全体のフラクタル次元の値だけではこのような分布状況まではわからない。

4. 分割したフラクタル次元の特徴量とアンケート結果との関係

分割画像の特徴量（分割したフラクタル次元の平均値、分散、最大値、最小値）は、アーチ橋における分析¹⁵⁾でも値は算出されていたが、このフラクタル次元の特徴量とアンケート結果との関係は分析されていない。

それぞれの特徴量の意味は以下のとおりである。

- ・平均値：この値が大きいと、全体的に輪郭線が多く、複

雑な形状が多く分布している。逆に、平均値が小さいと、画像の中に輪郭線があまりないことになる。

・分散：ばらつきが大きいとより輪郭がはっきりと意識されると考えられる。

・最大値：全体のフラクタル次元とほぼ一致する値である。

表-4 カテゴリ分類

4分割					
平均値	1.4未満	1.4以上 1.5未満	1.5以上 1.55未満	1.55以上 1.6未満	1.6以上
分散	0.005未満	0.005以上 0.01未満	0.01以上 0.02未満	0.02以上 0.03未満	0.03以上
最大値	1.55未満	1.55以上 1.60未満	1.60以上 1.65未満	1.65以上 1.70未満	1.70以上
最小値	1.2未満	1.2以上 1.3未満	1.3以上 1.4未満	1.4以上 1.5未満	1.5以上
16分割					
平均値	1.1未満	1.1以上 1.2未満	1.2以上 1.3未満	1.3以上 1.4未満	1.4以上
分散	0.03未満	0.03以上 0.1未満	0.1以上 0.2未満	0.2以上 0.3未満	0.3以上
最大値	1.55未満	1.55以上 1.60未満	1.60以上 1.65未満	1.65以上 1.70未満	1.7以上
最小値	0.0001未満	0.0001以上	0.80以上 1.0未満	1.0以上 1.2未満	1.2以上

表-5 分割画像のフラクタル次元と感性との関係

	No	形容詞	全体の 相関係数	重相関係数	
				4分割	16分割
美的 感覚・ アト 性	9	しゃれた	0.0396	0.3252	0.4704
	33	優美な	0.1232	0.3079	0.3890
	12	美しい	0.0537	0.2517	0.4357
	24	可愛い	0.1704	0.3270	0.4539
	39	芸術的な	0.0661	0.3712	0.4316
	31	洗練された	0.0405	0.3245	0.4181
	43	好ましい	0.0606	0.2803	0.4550
	26	上品な	0.1148	0.3138	0.4651
	34	遊び心のある	0.0830	0.3928	0.4181
	35	個性的な	0.0107	0.4203	0.4286
	40	快適な	0.0806	0.3100	0.4483
	37	象徴的な	0.0376	0.4193	0.4565
	28	豪華な	-0.0640	0.3946	0.4547
	16	印象的な	-0.0059	0.3990	0.4348
	11	親しみやすい	0.2331	0.3608	0.5012
	38	開放感のある	0.2874	0.3875	0.4730
	21	飽きのこない	0.0648	0.3020	0.4467
力動 感	42	ダイナミックな	-0.4995	0.5577	0.6425
	4	自然な	0.3448	0.5405	0.6087
	18	素材感のある	-0.4706	0.5375	0.6267
	25	重量感のある	-0.5454	0.5541	0.6361
	27	丈夫な	-0.5030	0.5502	0.6179
	10	存在感のある	-0.2968	0.5452	0.5497
	20	立体感のある	-0.4279	0.6430	0.5478
	8	都会的な	-0.3451	0.4834	0.5520
	23	ソフトな	0.3204	0.4481	0.5105
地域調 和性	17	バランスの取れた	-0.0763	0.4733	0.4652
	5	実用的な	-0.2933	0.5198	0.4473
	22	機能的な	-0.3201	0.4870	0.3705
	41	調和のとれた	0.1162	0.3802	0.4592
	13	風景に溶け込んで	0.1291	0.4876	0.4833
	1	女性的な	0.3091	0.4261	0.5159
	6	直線的な	-0.1216	0.5503	0.3733
自然重 視	32	カラフルな	0.2297	0.4319	0.4463
	30	日本的な	0.3228	0.5044	0.4421
	29	地域性を含んだ	0.2935	0.5015	0.4848
	3	安定感のある	-0.4170	0.5498	0.5481
	14	すっきりとした	0.1608	0.4031	0.4177
	15	暖かみのある	0.3051	0.4033	0.4714
	36	風格のある	-0.2983	0.4973	0.6034
	19	ゆとりのある	0.0138	0.2382	0.5255
	7	モダンな	-0.1517	0.4077	0.4946
	2	若々しい	-0.0174	0.4140	0.4486

・最小値：この値が小さいと、空のように輪郭のほとんどない箇所があるということになる。4分割ではそれほど小さい値はないが、16分割ではゼロがかなり多くなる。

ここでは、分割画像の特徴量をアイテムとし、表4のようにカテゴリ分けして、数量化理論Ⅰ類により分析を行った。画像分割したフラクタル次元の特徴量は連続した変量となっているが、今後、設計などで使っていくことを考えると、連続量よりもある程度カテゴリ分けした方が使いやすいたとも考えられる。したがって、分析には数量化理論Ⅰ類を使用した。

43項目全てにおいて、重相関係数を算出した結果が表5である。ここで、因子分析を行った結果から、形容詞は因子軸ごとに分類してある。また、全体のフラクタル次元による相関係数も併記した。

分割したフラクタル次元を画像特徴量（平均値、分散、最大値、最小値）でモデル化した場合、分割数を多くしていくほど重相関係数は全体的に高くなっていく傾向にあるが、4分割の方が16分割よりも重相関係数の値が高くなっているのは、地域調和性の因子軸の形容詞と自然重視の因子軸の一部の形容詞である。これらの形容詞ではあまり細かく分割しても意味はなく、評価基準とうまく結びつかないと考えられる。しかし、全体の相関係数よりも分割した場合の重相関係数の方が全体的に高い値となっているが、値そのものは0.4~0.6と高くはない。この分割したフラクタル次元の特徴量（平均値、分散、最大値、最小値）からSOMによる評価の推定を行う。

5. SOMの基本構造

自己組織化特徴マップ（SOM：Self-Organizing Map）^{29）}は、ニューラルネットワークの手法の一つである。SOMのネットワークは、データを入力する入力層と、入力データを元にマップが形成される競合層の2層からなっている。SOMの特徴としては、教師無しの学習アルゴリズムであるので、正解とする教師値が必要でないことと、データの中に存在する隠れた特徴を抽出して自動的に学習を行うことがあげられる。このため、SOMはパターン認識やパターン分類の分野で特に有効であると考えられている。

SOMアルゴリズムでは、2次元平面上に規則的に配置されたユニットが存在する。図4にその基本構造を示す。第1層は入力層、第2層は競合層である。各入力ユニットは、競合層のすべてのユニットに結合している。入力パターンが与えられると、第1層のユニットは入力パターンに対応した要素の値をとる。第2層のユニットは入力の加算を行い、ただ1つの勝者を見いだすために競合する。このような学習方法を競合学習という。

ここではSOMへの入力パターンを式(2)のように表す。

$$E = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_n] \quad (2)$$

この入力から競合層の単一のユニットへの結合重みは

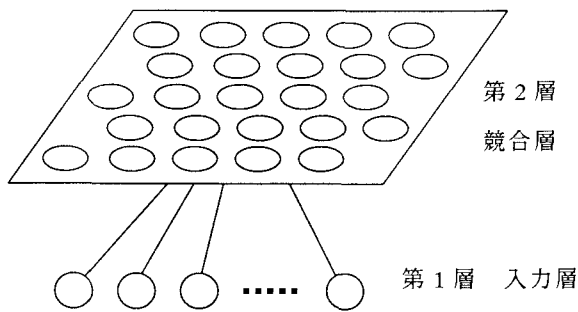


図-4 SOMの基本構造

$$U_i = [u_{i1}, u_{i2}, u_{i3}, \dots, u_{in}] \quad (3)$$

で与えられる。ただし、 i は競合層のユニットを表す。

SOMの学習アルゴリズムにおける最初のステップは、競合層の各ユニットに対して一致値(matching value)を計算することである。この値は、各ユニットの重みが入力パターンの対応する値と一致する程度を測るためのものである。ユニット i に対する一致値を c とすれば、これはベクトル E と U_i の間の距離であるので、式(4)によって計算される。

$$c = \sqrt{\sum_j (e_j - u_{ij})^2} \quad (4)$$

競合に勝つのは一致値の最も低いユニットとなる。最もよく一致するユニットで表せば、 c は

$$\|E - U_i\| = \min_j \|E - U_j\| \quad (5)$$

によって選ばれる。ここに、最小値は競合層のすべてのユニット i の中から選ばれる。

勝者ユニットが決定した後、つぎのステップはそのユニットの近傍領域を決めることである。近傍領域をユニットの集合 N_c で表す。重みは、勝者ユニットの近傍領域にあるすべてのニューロンに対して式(6)、(7)のように更新される。

$$U_{ij}^{new} = U_{ij}^{old} + \Delta U_{ij} \quad (6)$$

$$\Delta U_{ij} = \begin{cases} \alpha(e_j - u_{ij}) & : \text{ユニット} i \text{が近傍領域} N \text{にある場合} \\ 0 & : \text{それ以外の場合} \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 α は学習率である。この調整により、勝者ユニットおよびその近傍領域のニューロンは、より入力パターンに近づくことになる。

式(7)における学習率 α および近傍領域のサイズ N_c は初期値として比較的大きい値が選択されるが、学習過程の進行につれて次第に減少する。 α の初期値を α_0 、 N_c の初期値を N_{c0} とすると、 t 回目の学習時の学習率 α_t および近傍領域のサイズ N_{ct} は式(8)、(9)のようになる。

$$\alpha_t = \alpha_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (8)$$

$$N_{ct} = N_{c0} \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (9)$$

ここに、 T は行われるべき訓練の全回数である

6. SOMによる桁橋写真の分類

6.1 入力データ

フラクタル次元の分布状況は感性との相関が高いことが前章にて示されたが、表-1の分布状況のデータをSOMの入力とした場合、同じようなフラクタル次元の分布がグループ化されることが予想される。すなわち、同じような構図の橋が固まって表示されるという結果になる。したがって、構図の要因を取り除くことを目的に、表-3をSOMの入力データとする。

また、視点場は評価にも大きな影響を与えることが著者等の過去の研究¹³⁾¹⁵⁾でも指摘されていることから、表-3の視点場ごとに分析を行う。表-3中でSOMの入力データとして使用したのは、4分割、16分割でのフラクタル次元で、平均、分散、Max、Minの値であり、全体のフラクタル次元の値はSOMの入力データには使用していない。

なお、入力データの中から数橋を抽出し、検証用データとして使用した。使用したデータの種別は表-6のとおりである。

表-6 入力データ種別

分類 記号	視点場							入力データ	
	視距離			視線入射方向				橋梁 数	学習用 認識用 (検証用)
	近景	中景	側面	斜側方	上	水平	下		
112	○	○	—	○	—	—	○	12	11
012	○	—	—	○	—	—	○	24	21
011	○	—	—	○	—	○	—	15	14
010	○	—	—	○	○	—	—	14	13

6.2 学習回数の決定

SOMの学習では、GUI環境下での操作性に優れる、Neural Net Assistant (Ver.1.4, (有)シー・エー・イー)を使用した。SOMの学習を行うに当たって、望ましい結果が得られるように、適切な学習条件を設定する必要がある。SOMは教師なしニューラルネットワークで、教師ありニューラルネットワークのような学習の進捗を示すコスト関数が存在しない。それゆえ、本研究では、500回の学習回数を基準に、そこから学習結果が収束するまで徐々に学習回数を増加させた。SOMによる分類問題において、時間的効率を勘案すれば、解が収束し始める最小の学習回数を採用すべきである。結果として、学習回数が500回から1,000回まではグループ構成にもばらつきが多く、解が収束していないと考えられた。学習回数が1,500回と2,000回のマップには類似性が認められたが、2,500回以上の学習回数になるとグループ構成にもばらつきが多く、過学習になった可能性が高いと判断し、本研究では、学習回数を1,500回に設定する。

6.3 競合層

次に、競合層のセルの個数を決定する。競合層は、一般に2次元配列で、セルが格子状に存在する。本研究では表-2の視点場分類より、入力される橋梁数の最大が24橋であるため、競合層上のセルも最低24個必要である。それゆえ、5×5個が理想的な個数と考えられる。しかし、この場合、学習から得られるマップにおいて、異なる橋梁が同一セル上に分布し、マップが重なるため見えにくくなる可能性がある。したがって、本研究では競合層のセルの個数を5×5個より少し多めの6×6個に設定した。

6.4 学習結果

ここまでに設定した学習条件のもとに、表-2に示す視点場区分のうち、

- ①視距離：中景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：下
 - ②視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：上
 - ③視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：水平
 - ④視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：下
- に関して橋梁をSOMで分類したマップ図を図-5から図-8に示す。表-1の右側に示す”美しい”の評価ランク(1,2,3,4)をマップ上にパターンにてラベリングしている。美しさよりもフラクタル次元とより高い相関を有する形容詞もあるが、美しさは景観の総合評価を表していると考えてこの

ようにしたものである。評価ランクのパターンは、

- ①○ 評価ランク1
- ②● 評価ランク2
- ③● 評価ランク3
- ④● 評価ランク4

である。なお、この”美しい”の評価データは入力データには入っていない。マップ図のラベルは橋梁Noを表している。

マップ中に濃いグレーの小さな丸印が存在する箇所ではデータ間の距離が近くてもデータ同士に類似性がないことを示している。つまり、マップ中の小さな円の濃淡が隣接するセル間の距離を表現しており、濃いほど距離が離れていることを意味している。すなわち、濃いグレーの小さな丸印に沿って分離線が引けるということになる。

このようにして、図-5から図-8のマップに分離線を引いた。この分離線は別途実施したクラスタ分析の結果ともほぼ一致している(図-8~13参照)。

本研究では、美しさが景観の総合評価を表していると考えて、美しいという形容詞についてラベリングを行ったが、美しさよりもフラクタル次元とより高い相関を有すると考えられる形容詞もあると考えられる。したがって、本論文では他の形容詞との相関の検討は行っていない。

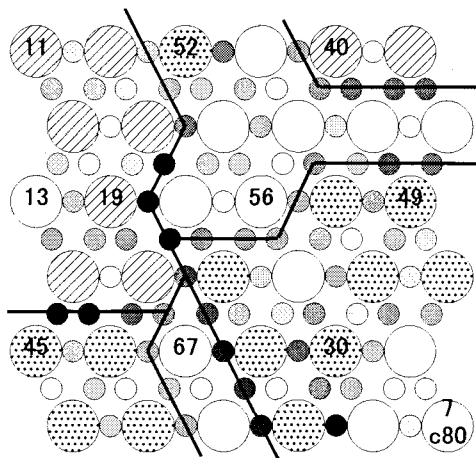


図-5 視点場 112(中景・斜側方・下)

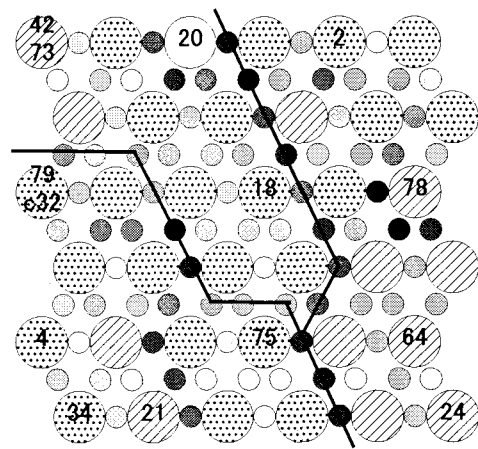


図-6 視点場 010(近景・斜側方・上)

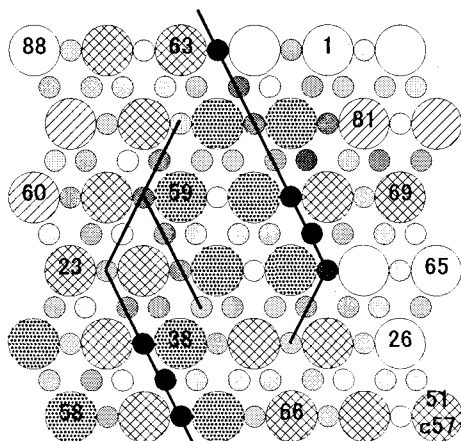


図-7 視点場 011(近景・斜側方・水平)

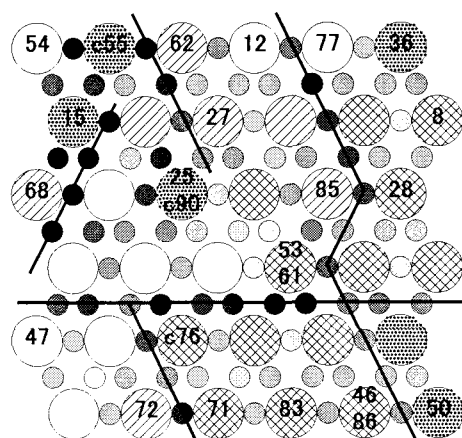


図-8 視点場 012(近景・斜側方・下)

6.5 マップの検証と考察

作成したマップを検証するために、学習には用いない検証用データを用意し、マップの有効性を検討した。検証用データは、各マップ上で最初にcの付いた橋梁である。

図-5に示す視点場112（視距離：中景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：下）では，検証用のNo.80がNo.7と同じ位置に表示されている。また，図-6に示す視点場010（視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：上）では，検証用のNo.32がNo.79と同じ位置に表示されている。このことから，No.80とNo.7およびNo.32とNo.79の分割フラクタル次元特微量がそれぞれ良く似ていることがマップ上で視覚的に確認できる。

No.80およびNo.7の評価ランクはともに2であり，No.32およびNo.79の評価ランクはいずれも3である。これらの橋梁では分割フラクタル次元特微量の分布状況が似通ったものが，美しさにおいて同様な評価を受けていることがわかる。

図-7に示す視点場011（視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：水平）では，検証用のNo.57がNo.51と同じ位置に表示されている。No.57の評価ランクは1であり，No.51の評価ランクは2と異なっているが，近くには評価ランク1の橋梁No.26，No.65もあり，分割フラクタル次元特微量の分布がNo.57のようであるとき，美しさにおいてあまり高い評価を受けることは望めないと考えられる。

図-8でも，No.90（評価ランク4）とNo.25（評価ランク3）は同じ位置にあり，No.76（評価ランク2）はNo.71（評価ランク2）と近い位置にある。

これらもまた，分割フラクタル次元特微量の分布状況が似通ったものが，美しさにおいて同様な評価を受けているといえる。

No.55（評価ランク1）はNo.54（評価ランク1），No.15（評価ランク3），No.62（評価ランク4）に挟まれた位置にある。マップのこの部分は，分割フラクタル次元特微量の分布は似ていながら美しさの評価が大きく異なる橋梁の集まりとなっていると考えられ，評価が異なる要因について今後さらに検討を重ねる必要がある。

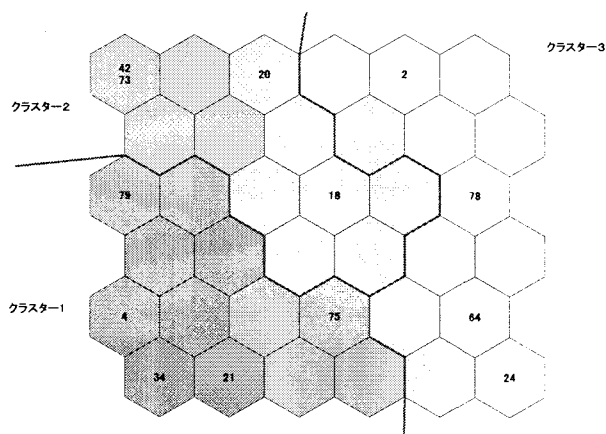


図-9 平均値でラベリング（視点場 010）

このように，フラクタル次元特微量分布が似通ったものは美しさの評価もほぼ同じであるといえ，マップ上で分割したフラクタル次元の特微量から評価がある程度推定できることを意味する。

著者等の過去の研究^{13),15)}では，フラクタル次元は特定の視点場しか評価との相関が高くなく，しかも，全体のフラクタル次元しか考慮してなく，分布状況を表す特微量までは考慮していなかった。本研究では全ての視点場で評価との関連付けが可能となった。

6.6 フラクタル次元特微量の傾向

得られた視点場ごとのマップ（図-4～図-7）は「美しい」に関する評価結果をラベリングに用いている。図-5～図-8で隣接するセル間の距離を考慮した分離線を引いたが，これは「美しい」の評価ランクによる区分とは必ずしも一致していない。ここで，入力データ（平均，分散，最大値，最小値）がマップ上の配列にどのように関係しているかを調べるために，平均，分散，最大値，最小値のデータをマップ上にラベリングした。例えば，得られたマップでそれぞれの橋の分割フラクタル次元の平均値を用いてラベリングすることで，平均値がマップ上の配列にどのようにかわっているかを見ることができる。なお，この分析にはSOMアナライザ（有）シー・エー・イーを使用した。

視点場010（視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：上）において，図-6のマップにクラスタ分析から得られた境界線を引いて，入力データ（平均，分散，最大値，最小値）をそれぞれラベリングしたのが図-9～図-12である。また，図-7に示す視点場011（視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：水平）のマップで分散をラベリングしたのが図-13，図-8に示す視点場012（視距離：近景，視線入射方向：斜側方，視点高さ：下）のマップで分散をラベリングしたのが図-14である。

図-15には視点場010におけるクラスタ分析の結果を示す。この図より視点場010でクラスタ1とクラスタ2とでは性質がかなり違うことがわかる。

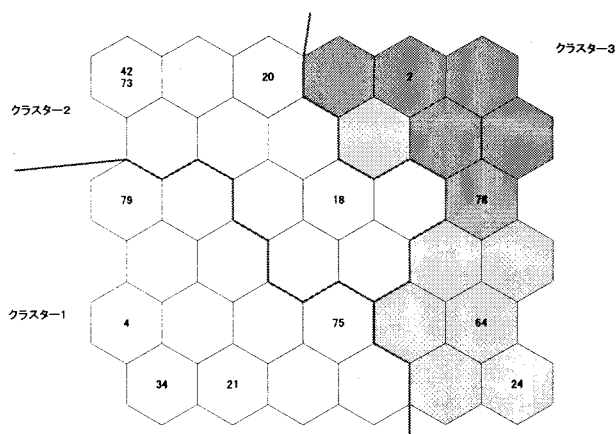


図-10 分散でラベリング（視点場 010）

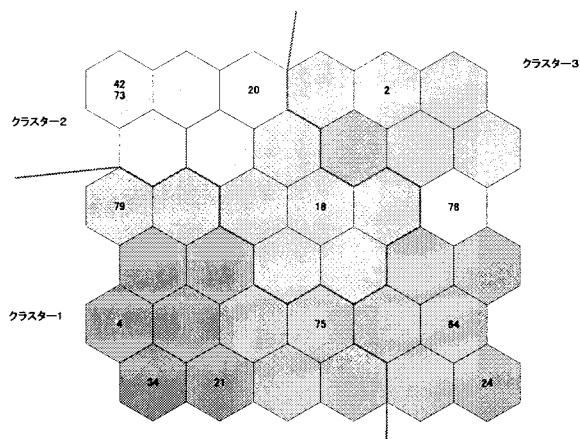


図-11 最大値でラベリング（視点場 010）

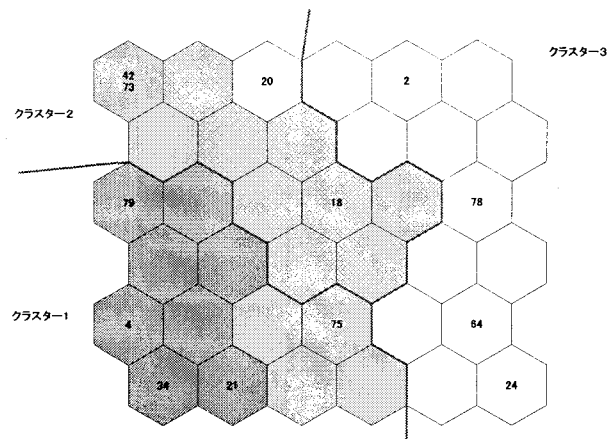


図-12 最小値でラベリング（視点場 010）

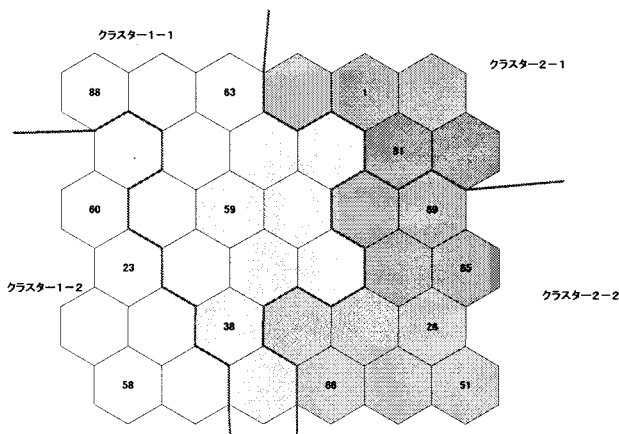


図-13 分散でラベリング（視点場 011）

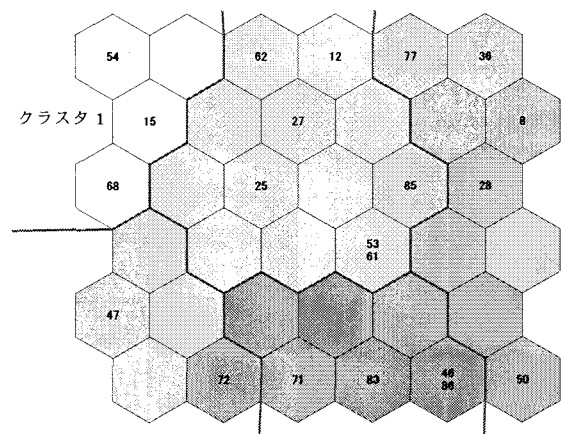


図-14 分散でラベリング（視点場 012）

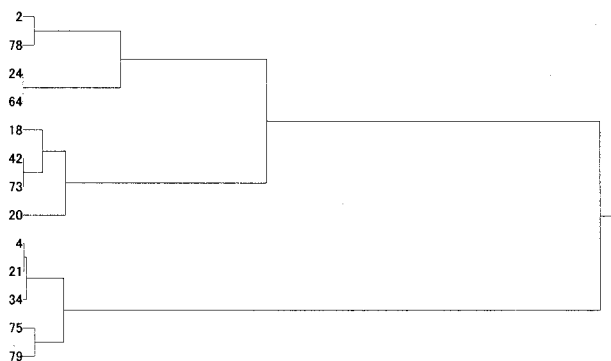


図-15 クラスタ分析（視点場 010）

図-9～図-12 から、クラスタ 1 は全体にフラクタル次元が高く、分散が小さいものの集合といえ、クラスタ 3 はフラクタル次元の小さい部分と大きい部分が入り混じった、メリハリのある画像の集合といえる。視点場 010 では全体に美しさの評価が高いが、とりわけ評価の高いものはマップの右側に位置するクラスタ 3 に多く、画像としてメリハリのあるものが良い評価を得る傾向が見受けられる。

図-13 でわかるように視点場 011 ではマップの左側でフラクタル次元の分散が小さく、右側で大きくなっている。すなわちメリハリのある画像はマップの右側に集まっているわけであるが、図-6 でわかるように美しさの評価は左

側の方がやや高く、視点場 010 とは若干傾向が異なっている。

視点場 012 では、図-13 でわかるようにクラスタ 1 でフラクタル次元の分散が小さい。先に指摘したようにこの部分には分割フラクタル次元の分布が似通っているにもかかわらず美しさの評価が大きく異なるものが含まれており、さらに検討が必要である。この部分を除いて考えるならば、図-7 で分散が大きい右下から右辺にかけて美しさの評価の高いものが多い傾向が見られ、これは視点場 010 と同様の傾向である。

7. あとがき

本研究では、90 橋の桁橋を対象にした学生 40 名のアンケート調査結果と、その評価用写真の分割画像のフラクタル次元との関係を分析した。そして、分割したフラクタル次元による評価を行い、桁橋の定量的評価基準としてのフラクタル次元の有効性を検証するとともに、分割したフラクタル次元から SOM を用いた橋梁景観評価への適用を試みた。

具体的には、領域分割した画像のフラクタル次元を用いて、その特徴量や分布状況とアンケート結果との関係を分析した。そして、評価用画像を分割し、そのフラクタル次元の特徴量（平均、分散、最大値、最小値）を入力条件と

して、SOMにより橋梁景観を視点場ごとに分類した。そして、SOMによって分類した視点場ごとのマップが景観評価に対応したクラス分けとなることを検証用データにより確認した。すなわち、分割したフラクタル次元の特徴量は景観の評価指標として有効であることがわかった。

本研究で得られた結論は以下のとおりである。

- (1) 分割画像のフラクタル次元特徴量（平均、分散、最大値、最小値）は、フラクタル次元の分布状況をよく表しており、その4つの特徴量をSOMに入力した結果、マップ上で評価ランクごとに境界線が引ける結果となった。したがって、フラクタル次元特徴量の分布が似通ったものは美しさの評価もほぼ同じであるといえ、マップ上で分割したフラクタル次元の特徴量から評価がある程度推定できることを意味する。
- (2) 入力データ（平均、分散、最大値、最小値）がマップ上の配列にどのように関係しているかを調べるために、平均、分散、最大値、最小値のデータをマップ上にラベリングした。その結果、視点場010（視距離：近景、視線入射方向：斜側方、視点高さ：上）では全体に美しさの評価が高いが、とりわけ評価の高いものはマップの右側に位置するクラスタ3に多く、画像としてフラクタル次元の小さい部分と大きい部分が入り混じったメリハリのあるものが良い評価を得る傾向が見受けられることがわかった。

なお、本研究の一部は、平成13年度関西大学重点領域研究助成金によって行った。

参考文献

- 1) 保田敬一、白木 渡、堂垣正博、河津圭次郎、安達 誠：桁橋の景観評価・設計への感性工学手法の適用に関する研究、構造工学論文集、Vol.45A, pp.543-551, 1999.3.
- 2) 白木 渡、野田英明、長町三生、松原雄平、安達 誠：アーチ橋の感性データベースの構築とその景観評価への応用、構造工学論文集、Vol.45A, pp.553-560, 1999.3.
- 3) 保田敬一、白木 渡、安達 誠、三雲是宏、堂垣正博：感性工学手法による桁橋の景観評価・設計に関する一考察、土木学会論文集、No.665/VI-49, pp.103-116, 2000.12.
- 4) 山本 宏、早川浩平：計量心理学を応用した橋梁形態の一考察、土木学会論文集、第362号/I-4, pp.267-275, 1985.10.
- 5) 杉山俊幸、深沢泰晴、辻 和政、高橋良武：サイコベクトルを用いた橋梁景観の定量的評価、構造工学論文集、Vol.35A, pp.523-532, 1989.3.
- 6) 加藤雅史、田中信治、大場邦弘：アンケートに基づく橋梁の景観評価に関する一考察、構造工学論文集、Vol.36A, pp.535-542, 1990.3.
- 7) 古田 均、大谷裕生、中林正司、白石成人：ニューラルネットワークの橋梁景観設計への応用、構造工学論文集、Vol.37A, pp.669-675, 1991.3.
- 8) 佐藤康一：橋梁と背景との景観の適合性に関する研究、構造工学論文集、Vol.37A, pp.721-731, 1991.3.
- 9) 松本 勝、白石成人、塩崎禎郎：橋梁と背景の調和に関する研究、構造工学論文集、Vol.38A, pp.597-602, 1992.3.
- 10) 近田康夫、城戸隆良、宇野正高、小堀為雄：橋梁景観の色彩調和分析に関する研究、土木学会論文集、No.489/I-27, pp.139-146, 1994.4.
- 11) 太田亜矢、渡邊英一、古田 均、鈴木ゆかり：色彩の橋梁景観に及ぼす影響、構造工学論文集、Vol.44A, pp.553-561, 1998.3.
- 12) 高安秀樹：フラクタル、朝倉書店、1986.
- 13) 保田敬一、白木 渡、角野大樹、堂垣正博、安達 誠：桁橋の景観設計における感性評価とフラクタル次元の適用に関する研究、土木学会構造工学論文集、Vol.47A, pp.327-334, 2001.3.
- 14) 吉岡正泰、岩松幸雄、原田隆郎、阿久澤孝之：フラクタル次元・1/f ゆらぎを応用した橋梁の景観性評価支援システム、土木情報システム論文集、Vol.2, pp.73-80, 1993.
- 15) 安達 誠、白木 渡、近田康夫、保田敬一、堂垣正博：フラクタル次元と色彩を考慮した橋梁景観の感性評価に関する研究、土木学会、構造工学論文集、Vol.48A, pp.299-306, 2002.3.
- 16) 今井四郎：パターン認知の変換構造説、日本心理学会、1986.3.
- 17) 西川泰夫：良い印象をあたえる「形（パターン）」とは、「印象の工学」とはなにか、丸善プラネット、pp.211-228, 2000.1.
- 18) 行場次郎、瀬戸伊佐夫、市川伸一：パターンの良さ判定における問題点—SD法による分析結果と変換構造説の対応—、心理学研究、56, pp.111-115, 1985.
- 19) 松田隆夫：パターンの良さ判断とパターン内変換構造—パターン認知に関する今井の変換構造説の検討、心理学研究、49, pp.207-214, 1978.
- 20) 大塚雄作：パターンの認知判断に対する幾何学的変換の役割、心理学研究、55, pp.67-74, 1984.
- 21) 長町三生：感性工学、海文堂、1989.
- 22) (社)日本橋梁建設協会：橋梁年鑑、昭和62年～平成5年.
- 23) 安達 誠、保田敬一、白木 渡、堂垣正博：桁橋の景観評価のためのフラクタル次元の算定方法に関する一考察、土木学会第56回年次学術講演会講演概要集、I-B104, pp.208-209, 2001.10.
- 24) T.Kohonen 著、徳高・岸田・藤村 訳：自己組織化マップ、シュプリンガー・フェアラーク東京株式会社、1996.6.
- 25) T.Kohonen 著、中谷和夫 監訳：自己組織化と連想記憶、シュプリンガー・フェアラーク東京株式会社、1995.10.
- 26) 萩原将文：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム、産業図書株式会社、pp.66-72, 1994.9..

(2003年9月12日受付)