

空間分布に基づく画像特徴量による自己組織化マップを用いた 橋梁イメージの分類に関する研究

Application of SOM to the Classification of Photo Images

広兼道幸*・古田均**・白木渡***・保田敬一****・城尚嗣*****

Michiyuki HIROKANE, Hitoshi FURUTA, Wataru SHIRAKI, Keiichi YASUDA and Hisatsugu SHIRO

*工博 関西大学助教授 総合情報学部総合情報学科(〒569-1095 高槻市霊仙寺 2-1-1)

**工博 関西大学教授 総合情報学部総合情報学科

***工博 香川大学教授 工学部

****ニュージェック 情報技術部

*****関西大学大学院 総合情報学研究科知識情報学専攻

Recently, the importance of aesthetics designs for the structures such as bridges has been recognized. In such a situation, a design reflected the Kansei of citizen is requested. But, in case that the citizens evaluate the aesthetics of landscape using the method of Kansei engineering, some questionnaires are needed for measuring the image. Such a questionnaire has a lot of items for evaluating the aesthetics of landscape, and a lot of times are needed for filling out it. In this study, we attempted to reduce severe works that evaluates for a lot of photo images of bridges. For this purpose, the technique that classifies the photo images of bridges into some similar groups before sending out a questionnaire was implemented using some photo images of bridges. At first, the photo images were divided into some parts, and the RGB values for this divided parts was used as the characteristic values for the photo images.

Key Words : SOM, Image Classification, RGB Value, Spatial Distribution

1. はじめに

近年、橋梁などの土木構造物への景観設計の重要性が広く認識されている。また、住民参加型の社会資本形成の広がりにより、利用者の感性を設計に反映させることが求められるようになってきている。このように利用者の感性を設計等に反映させるために、商品開発などで成果をあげている感性工学手法の適用に関する研究が進められている¹⁾。しかし、感性工学手法を景観の設計・評価に適用する際、実際の橋梁に対するイメージを計測するためのアンケートが必要とされる。この種のアンケートでは、多くのイメージ形容詞に対する評価が必要となり、評価対象となる橋梁の画像が多くなればなるほど、アンケートにかかる時間も増大し非常に過酷な作業となる。

本研究では、アンケートの際の過酷な作業の削減を目的として、アンケートの対象となる橋梁の画像を、あらかじめ類似したグループに分類する仕組みを提案する。具体的には、橋梁の画像を縦、横、放射状、同心円状の4つの構図テンプレートを用いて小領域に分

割し、個々の領域における色情報をその画像の特徴量と考え、自己組織化マップ(SOM; Self Organizing Maps)^{2),3),4)}を適用し、類似したグループへの画像の分類を試みた。

2. 自己組織化マップ

Kohonenにより提案されたSOMは、ニューラルネットワークの一つの手法で、教師なし競合強化学習および近傍学習を行うものである。具体的には、ある分布に従う入力データに対して特徴を抽出し、その特徴に基づき近似したデータのマップ上に分布を再生成するものである。マップは一般的に2次元平面に表示されるため、同じ様な特徴を持つデータはマップ上の近い位置に出力される。したがって、データがマップのどの位置に出力されたかにより、どのデータと類似した特徴を持っているかを視覚的に理解しやすいという性質がある。

KohonenのSOMは、図-1に示すように入力層と競合層の2層から構成され、これらの層は完全結合して

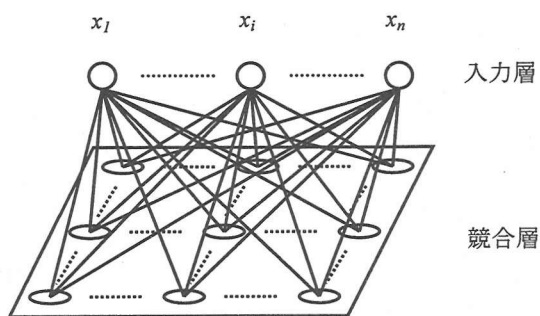


図-1 Kohonen の自己組織化マップ

おり、競合層上の各ユニットは結合重みベクトルを持つ。図-1において、SOMの入力ベクトルは次式で与えられる。

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n] \quad (1)$$

この n 次元の入力ベクトルが結合重みベクトルを介して、競合層のユニットに入力される。入力層のユニット i と競合層のユニット j の結合は、結合重み w_{ji} で与えられ、その結合重みベクトルは、

$$W_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{ji}, \dots, w_{jn}] \quad (2)$$

と表せる。SOM の学習は、入力ベクトル X が与えられると、 X と最も良く一致する競合層での勝者ユニット（参照ベクトル）を探し、この勝者ユニットの近傍ユニットに対する結合重みベクトルを

$$W_j^{new} = W_j^{old} + \alpha(t)(X - W_j^{old}) \quad (3)$$

によって更新することによって行われる。式 (3) による学習では、学数回数が進むにつれ近傍のサイズを減少させると同時に、学習率係数 α の値も小さくなる。

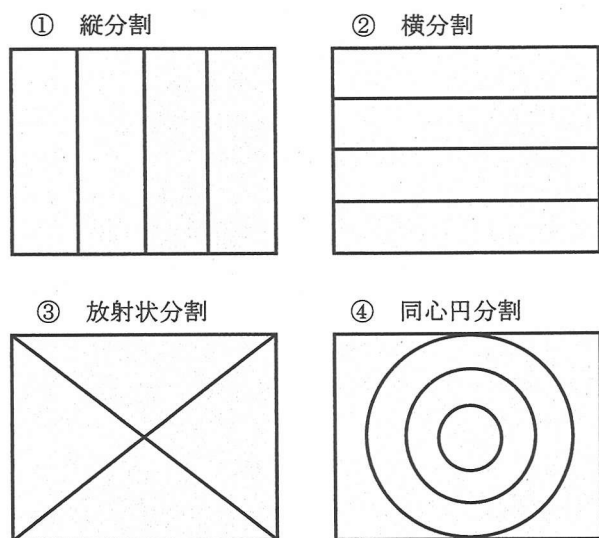


図-2 構図テンプレート

3. 画像特徴量

類似画像の分類に利用した画像は、橋梁年鑑に掲載されていた桁橋の中から写りの良いものを任意に 90 枚選び出した⁵⁾。これまでの景観設計に関する研究において、色彩が美的評価に与える影響が大きい要因であることが報告されている。そこで、これらの画像の特徴量として色情報を RGB 値で抽出することとした。この時、 $R \cdot G \cdot B$ の各値を大 (171~255)・中 (85~170)・小 (0~84) の範囲に分け、 $R \cdot G \cdot B$ 各成分と大・中・小を組み合わせ、最終的に 27 の分類 (R 大・ G 大・ B 大), (R 大・ G 大・ B 中), ..., (R 小・ G 小・ B 小) を考慮することとした。そして、画像を図-2 に示すような縦、横、放射状、同心円状の 4 つの構図テンプレート⁶⁾を用いて小領域に 4 分割した。各画像の各領域におけるピクセルごとに抽出した色情報をその 27 の分類の該当する項目に当てはめ、27 の分類に属する色の占める割合を調べた。例えば、縦分割は画像を縦に 4 分割し、4 つのそれぞれの小領域における 27 項目 ($n11, n12, \dots, n127$), ($n21, n22, \dots, n227$), ($n31, n32, \dots, n327$), ($n41, n42, \dots, n427$) を求める。ここでこれらの値の組を 1 つの 108 の成分をもつベクトルと考え、SOM の入力ベクトルとして画像分類を実施した。

4. SOM による橋梁画像の分類結果

マップを作成するにあたって、上述した橋梁画像 90 枚を構図テンプレートで分割した小領域毎の特徴量を入力データとし、マップサイズは 40×50 、近傍半径は 20、学習回数は 20,000 回、学習率係数 α は 0.2 としてマップの生成を行った。

4.1 縦分割による分類結果

図-3 は、縦分割によって得られた特徴量を入力ベクトルとして生成されたマップの一部分である。

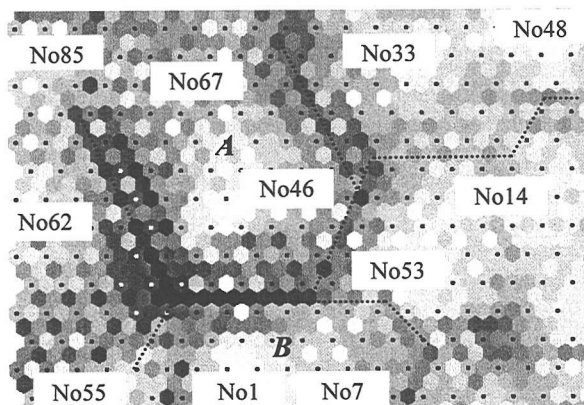


図-3 SOM による分類結果 (縦分割)

マップはグレースケールで描かれているが、色が濃くなるにつれて互いの入力パターンが異なることを表している。すなわち、濃い黒い部分を境界として画像が

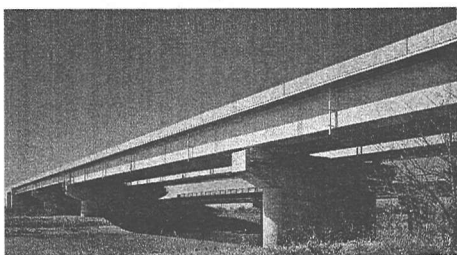


図-4 No46 の画像

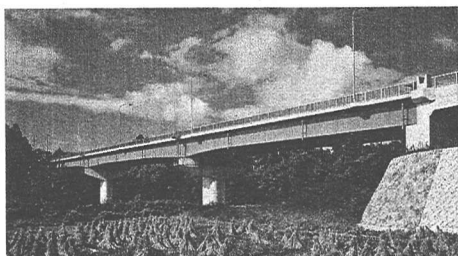


図-5 No67 の画像

類似していないことを表す。図-3 における点線は、他のユニットに比べて黒くなっている箇所を示し、5つの領域に分類されていることがわかる。また、図-3 における No67 などの番号は画像番号を示し、それぞれの画像がマップ上のどこに位置付けられているか、あるいはどの領域に位置付けられているかを視覚的に確認することができる。

図-3 に示したマップにおいて、同じグループ A に属している No46 と No67 の画像を、それぞれ図-4 と図-5 に示す。これらの画像は、どちらも同じような角度で撮影されているため橋桁が写真の左右に伸びている。また、橋桁の色は薄い緑と鮮やかな青であり異なっているが、背景を考えると橋梁の上側は空が広がっており、下側には緑色が多くある。今、縦分割により抽出した画像特徴量を用いているため、それぞれの領域が空、橋梁、橋梁より下の部分を含んでいる。したがって、各領域毎に類似した色情報が含まれており、上述したような特徴を十分捉えて分類できていると考えられる。また、図-3 のマップには、No46 と No67 の属するグループ A の近くに位置付けされているものの、明確な境界線によってグループ B に分類されている No1 と No7 があり、これらの画像を図-6 と図-7 に示す。No1 と No7 とは橋桁の色は異なっているが、No1 の橋梁を含めると画像のほとんどが空と山などの緑を多く含む部分に区別することができる。どちらの画像も緑色の情報を左右に広がって含んでいるため、縦分割による画像特徴量の抽出ではこの成分が類似していたと考えられる。

グループ A とグループ B には明確な境界線が引かれていたが、両者を比較すると、どちらのグループも画像上側には空、中心には橋梁、そして橋梁下側の背景という構造で撮影されている。しかし、写真全体を通して見るとグループ A に対してグループ B には、青色

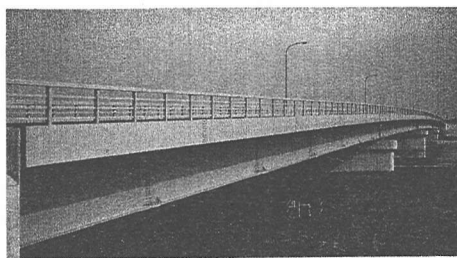


図-6 No 1 の画像

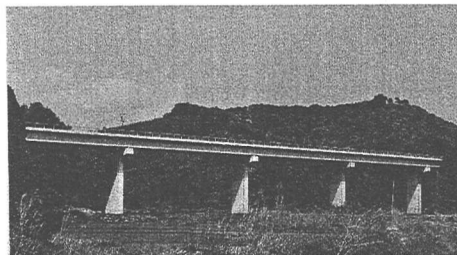


図-7 No 7 の画像

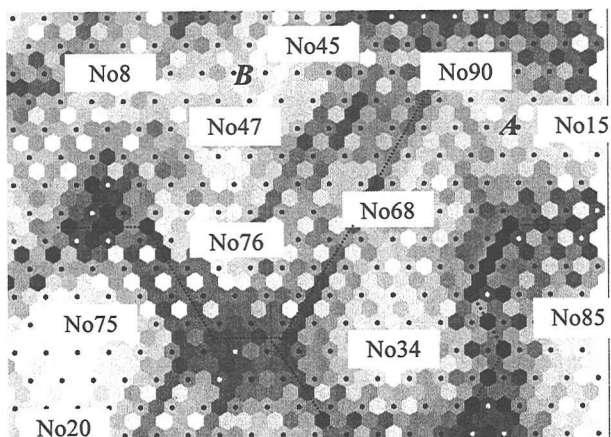


図-8 SOM による分類結果（横分割）

の情報が少なく緑色の情報が多く存在している。よって、色彩という観点からすれば、異なるグループに分類されていることの妥当性を容易に理解することができる。

4.2 横分割による分類結果

図-8 は、横分割によって得られた特徴量を入力ベクトルとして生成されたマップの一部分である。図-8 に示したマップにおいて、同じグループ A に属している No15 と No90 の画像を、それぞれ図-9 と図-10 に示す。これらの画像は、どちらも橋の下側から撮影し、背景のほとんどが空であり、下側には河川が存在している。また、橋桁の色も空色である。橋梁が伸びている方向が異なっているにもかかわらず同じグループ A に分類されているのは、横分割により画像特徴量を抽出しているためこのような結果が得られたと考えられる。次に、グループ B に属している No45 と No47 の画像を、それぞれ図-11 と図-12 に示す。これらの画像は、橋桁の色や背景も異なる部分が多く、あまり類似していないように思える。しかし、横分割による

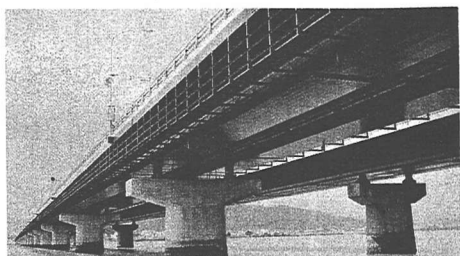


図-9 No15 の画像

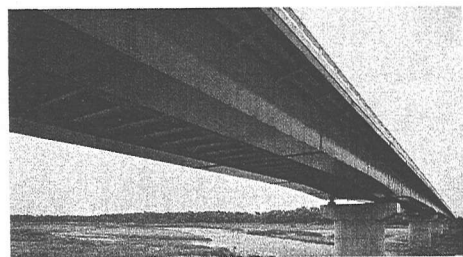


図-10 No90 の画像

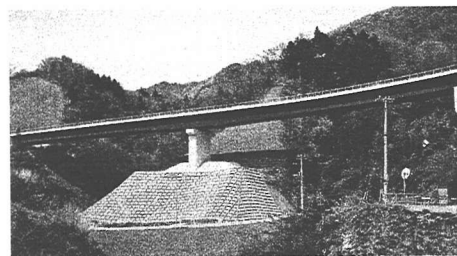


図-11 No45 の画像

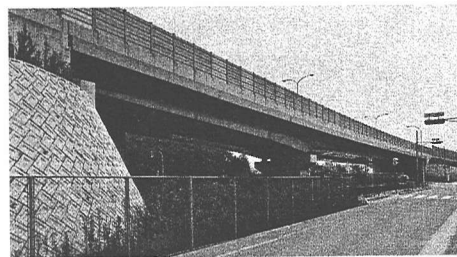


図-12 No47 の画像

小領域がもつ成分(n11~n127)と(n41~n427)においては類似した特徴を持っている画像であると考えられる。また、グループAとグループBが異なる領域に位置付けられている要因として、グループAに対してグループBには極端に青の情報が少ないことが挙げられる。また、緑の情報が比較的多いことも考えられる。

4.3 放射状分割による分類結果

図-13は、放射状分割によって得られた特徴量を入力ベクトルとして生成されたマップの一部分である。図-13に示したマップにおいて、同じグループAに属しているNo17とNo49の画像を、それぞれ図-14と図-15に示す。両方の画像に共通している部分として、朱色の橋桁が左上から右下へと伸びていることが挙げられる。しかし、橋梁を除く背景は一方は河川や山が写っているのに対し、もう一方は、大きく空が写っているが、これらを色彩の観点から見ると、No17の河川にはそれ自体の色と空の色が写りこんでいるため、No49が持っている青の情報に類似していると考えられる。次に、グループBに属しているNo38とNo21の画像を、それぞれ図-16と図-17に示す。これらの画像は、橋梁部分に含まれている色情報が類似しており、画像の上側および左側には緑が多く存在する。これらの特徴を踏まえてグループAとグループBを比較すると、グループAに属している画像は、いずれも橋桁の色が朱色のものを含んでおり、放射状分割による左右の領域に橋桁の部分が含まれているものが多く、グループBには、他の分割領域と比べて緑色が多く存在する領域が存在している。

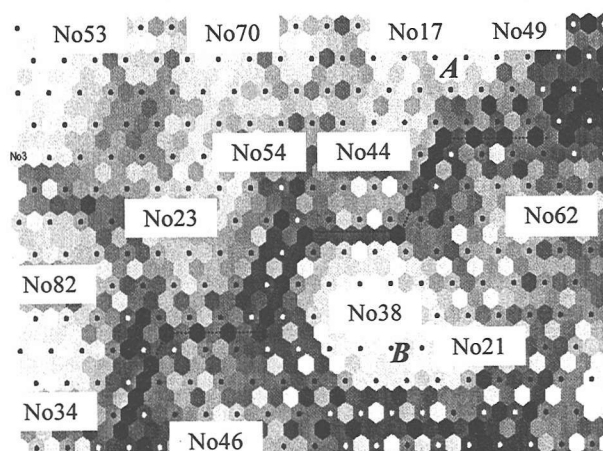


図-13 SOMによる分類結果(放射状分割)

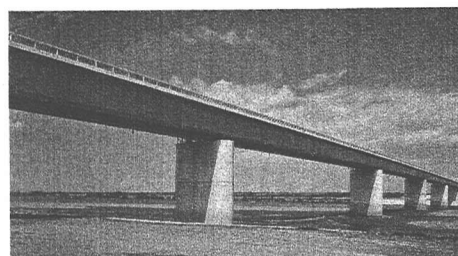


図-14 No49 の画像



図-15 No17 の画像

しているNo5とNo29の画像を、それぞれ図-19と図-20に示す。これらの画像は、どちらも背景のほとんど全てが空と河川であり、橋梁の色も同系色である。また、少しではあるが兩岸も写っている。同心円分割

4.4 同心円分割による分類結果

図-18は、同心円分割によって得られた特徴量を入力ベクトルとして生成されたマップの一部分である。図-18に示したマップにおいて、同じグループAに属

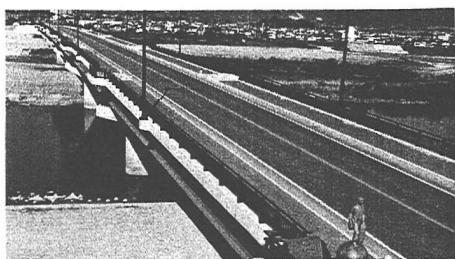


図-16 No21 の画像

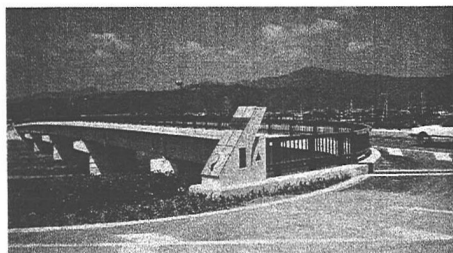


図-17 No38 の画像

では多くの画像の場合、中心部分に橋梁の一部が含まれ、橋桁の色や橋梁の上下から背景への広がりの特徴を上手に捉えることができると考えられる。次に、グループ *B* に属している No65 と No66 の画像を、それぞれ図-21 と図-22 に示す。これらの画像は、橋桁の色が類似しており、空の曇っている様子や岸側の色が類似しているため近い位置に配置されたと考えられる。このようにグループ *A* は、背景に青色の情報が広がっている画像が分類されている。一方、グループ *B* は、グループ *A* と比較して青色の情報が少なく、薄い茶色や白色の情報が多く含まれているため、濃い境界線によって分類されていると考えられる。

5 まとめ

本研究では、橋梁画像 90 枚を自己組織化マップにより分類を試みた。また、橋梁画像の空間分布を考慮するために 4 つの構図テンプレートを用い、色情報をその画像の特徴量とした。また、4 つの構図テンプレートを用いた分類結果を比較すると、橋梁画像の構成、すなわち背景、橋梁の位置などが非常に類似している場合は、いずれの手法で分割しても比較的近い位置に配置され、同じグループに分類されている。例えば、4.4 同心円分割で取り上げた図-19 と図-20 は、他の手法においても同じグループに分類されている。しかし、画像の構成が異なる場合については、各手法によって分類されるグループも異なっている。例えば、4.2 放射状分割の分類結果で取り上げた図-14 と図-15 は、縦分割ではそれぞれ異なるグループに属していた。分類結果において、同心円状分割を用いたものが他の手法と比べて比較的良い結果が得られたと思われる。それは、人が対象物を写真に撮るとき、ほとんどの場合において写真の中央にその対象物を持ってくるため、同心円状に分割することによって中心からの広がりを

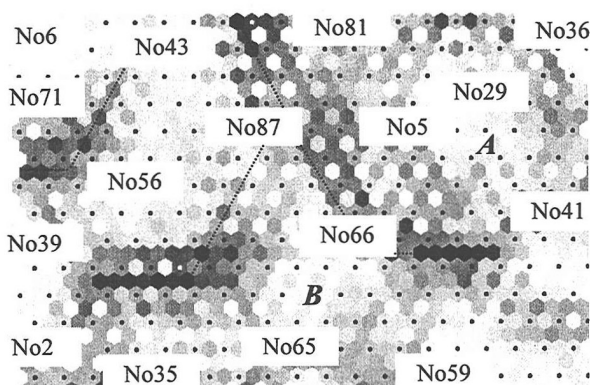


図-18 SOM による分類結果 (同心円分割)

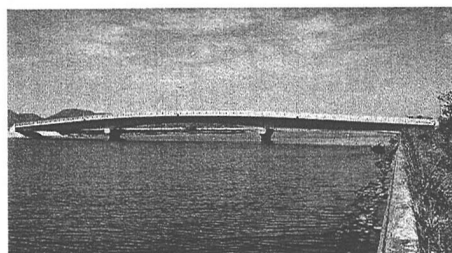


図-19 No5 の画像

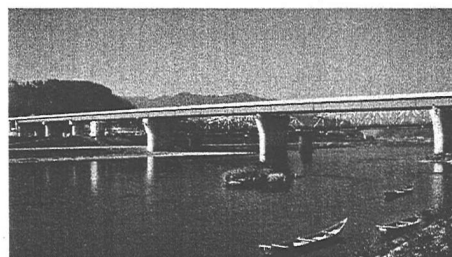


図-20 No29 の画像



図-21 No65 の画像

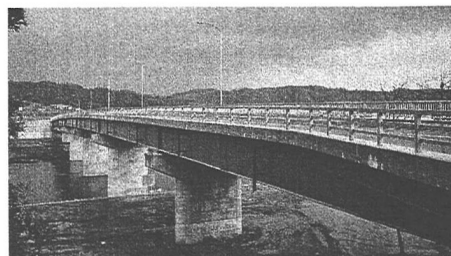


図-22 No66 の画像

画像の特徴として捉えることができたものと考えられる。このように色彩という観点からすれば、4 つの分割手法で作成された特徴マップのほとんどの位置で妥

当な分類ができた。しかし、マップ上で境界を明確に判断することができない箇所も見られた。今後は、さらに境界を明確に判断できるような SOM パラメータを検討すると同時に、分割方法の種類や組み合わせを考え、より類似度を的確に把握できるような仕組みを考えていく必要がある。

参考文献

- 1) 白木渡・伊藤則夫・保田敬一・安達誠：感性工学手法による橋梁の景観評価に関する研究，第5回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集，pp.79-84，1977.12.
- 2) T.Kohonen 著，徳高平蔵・岸田悟・藤村喜久朗：自己組織化マップ，シュブリンガーフェアラーク東京，1996.6.
- 3) 徳高平蔵・岸田悟・藤村喜久朗著：自己組織化マップの応用，海文堂、1999.2.
- 4) 神酒勤・泉枝穂・山川烈：入力ベクトル変換を伴う自己組織化手法とその図形検出への応用，15th Fuzzy System Symposium, 1999.6.
- 5) (社)日本橋梁建設協会：橋梁年鑑，1987.～1993.
- 6) 第40回システム制御学会講習会：「情報の高度利用技術－21世紀の情報社会を生きる知恵－」，2000.1.