

## I-1 強化学習法を用いた SOM による桁橋景観評価写真の分類と評価

## Scenery evaluation and classification of girder bridge by SOM using reinforcement learning

保田敬一\*      白木 渡\*\*      藤原 寛\*\*\*      堂垣正博\*\*\*\*  
Keiichi YASUDA    Wataru SHIRAKI    Hiroshi FUJIWARA    Masahiro DOGAKI

【抄録】デザイン要素と感性との関係を視覚的に表現することは、住民参加型事業において合意形成を図っていく上で重要である。本研究では、自己組織化特徴マップ (SOM) を用いて、評価に用いた桁橋のデザイン要素を特徴マップ上に表現させるとともに、強化学習法の考え方を導入し、合意形成で特に重要とされるグループ化の視認性が高まったマップを作成した。そして、橋梁を新設する際あるいはリニューアルする際にその設計案のデータを入力し、容易に類似データを検索することができる機能を実現した。

【Abstract】 It is important to express the relation between a design element and sensitivity visually when aiming at agreement formation in participation in municipal affairs type enterprise. In this research, the design element of girder bridge used for evaluation was made to express on the feature map using the self-organization map (SOM). And the view of the reinforcement learning method was introduced and the map on which the visibility of grouping especially made important by agreement formation increased was created. And when renewing at the time, the data of the design proposal was inputted, and the function in which similar data can be searched easily was realized.

【キーワード】 SOM, 景観, 桁橋, 強化学習

【Keywords】 SOM, aesthetic of landscape, girder bridges, reinforcement learning

## 1. まえがき

橋梁構造物の景観の重要性は 1980 年代後半から認識され初め、周辺景観への配慮や、環境との調和など、質を重視した整備が行われ、10 年以上が経過した。これまでの景観設計における課題の一つが、「美しい」とか「周辺環境と調和している」といった定性的なイメージでの表現をいかに定量的に取り扱えるようにするからであった。そのため、色や形状、背景などのデザイン要素とイメージ形容詞の感性との関係を説明するのに力が注がれていたといつてよい。例えば、デザイン要素と感性との関係については、感性工学手法<sup>1)~3)</sup>や階層型ニューラルネットワーク<sup>4)~7)</sup>などにより、その関係の説明がされてきたが、結果を視覚的に表現することは難しかった。

さらに、近年、住民参加型社会資本整備の普及の動きから、人々が橋に対して要求している感性を把握することが重要になってきている。また、住民参加型事業における合意形成プロセスでは、関係者にいかにわかりやすい設計案を提示できるかが求められている。そのためにも、視覚的な表現ツールが重要となってきている。

そこで、著者らは、「自己組織化特徴マップ (SOM: Self-Organizing Map)」を用いて、評価に使用した橋梁のデザイン要素を特徴マップ上に表現させ、感性評価結果との関係を視覚的に行うことのできるシステムを構築し、景観評価問題への SOM の適用の有効性を示した<sup>8)</sup>。しかし、マップが見にくいこととクラス分けが容易でないなどの問題点があり、作成したマップはう

\* (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 Tel.06-6245-4901 E-mail: yasudako@osaka.newjec.co.jp

\*\* 香川大学工学部信頼性情報システム工学科 教授 〒761-0396 高松市林町 2217-20 Tel.087-864-2243

\*\*\* 関西大学工学部土木工学科 〒564-8680 吹田市山手町 3-3-35 Tel.06-6368-1121

\*\*\*\* 関西大学工学部土木工学科 教授 〒564-8680 吹田市山手町 3-3-35 Tel.06-6368-1121

まく分類されているとは言い難い。

そこで、この問題点を解決するために、本研究では、強化学習法を採用し、グループ化の視認性が高まったマップを作成することを試みた。まず、既往の研究<sup>9)</sup>でも指摘された視点場の問題を解決するために、最初に視点場による分類を行った。そして、強化学習を行った後に評価に影響を与えているデザイン要素を抽出し、入力アイテムを絞り込んだマップを作成した。さらに、作成したマップを用いて、橋梁を新設する際あるいはリニューアルする際にその設計案のデータを入力し、容易に類似データを検索することができる機能を実現した。

本研究のフローを図-1に示す。

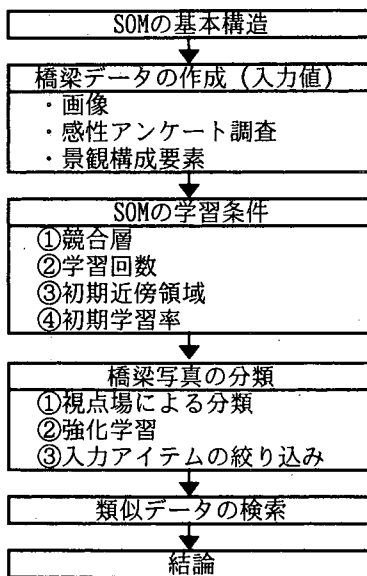


図-1 本研究のフロー

## 2. 自己組織化特徴マップ

### 2.1 SOMの基本構造

自己組織化マップ<sup>9)~11)</sup>の学習アルゴリズムには、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。そのなかでは、競合に勝ち残ったニューロンだけでなく、その近傍に位置するニューロンも含めて集団で学習が行われる。

自己組織化マップの学習によるベクトルの更新は、勝者ニューロンおよびその近傍領域のベクトルをマップに提示された学習データに近づけることである。結果として、つぎに提示されるデータがその前のデータと類似しておれば、前のデータの近傍領域のニューロンが勝者ニューロンに選ばれやすくなる。異なったデ

ータであれば、逆に選ばれにくくなる。この操作を繰り返すことで、学習後には、類似のデータが集まったマップが得られる。

つぎに、自己組織化マップの基本構造を示す。第1層は入力層、第2層は競合層である。各入力ベクトルは、競合層のすべてのニューロンに結合している。入力ベクトルが与えられると、第1層のニューロンは入力ベクトルに対応した要素の値をとる。第2層のニューロンは入力の加算を行い、ただ1つの勝者を見つけるために競合学習を行う。自己組織化マップの学習アルゴリズムを以下に示す。

#### 第1ステップ

自己組織化マップへの入力ベクトルを

$$E = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\} \quad (1)$$

と仮定する。この入力から競合層の単一のニューロンへの結合ベクトルが

$$U_i = \{u_{i1}, u_{i2}, u_{i3}, \dots, u_{in}\} \quad (2)$$

$i$ : 競合層のニューロン

で与えられる。

#### 第2ステップ

競合層の各ニューロンに対して一致値(matching value)を計算する。この値は、各ニューロンのベクトルが対応する入力ベクトルと一致する度合を示している。競合層のニューロン $i$ に対する一致値は、ベクトル $E$ と $U_i$ の間の距離 $d_i$ であるので、式(3)を用いて計算される。

$$d_i = \sqrt{\sum_n (e_n - u_{in})^2} \quad (3)$$

$u_{in}$ : 入力層の $n$ 番目のニューロンと競合層 $i$ 番目のニューロン間の結合ベクトル

#### 第3ステップ

式(3)より得られた $d_i$ の中で最小となるニューロンを勝者ニューロン( $i^*$ )とし、そのニューロンの近傍領域を決定する。

#### 第4ステップ

勝者ニューロンの近傍にあるすべてのニューロンに対して結合ベクトルが更新される。更新されたベ

クトル $u_{in}^{new}$ は次式で表される。

$$u_{ih}^{new} = u_{ih} + \Delta u_{ih} \quad (4)$$

$$\Delta u_{ih} = \eta z(i, i^*) (e_{ih} - u_{ih}) \quad (5)$$

$\eta$  : 正の定数

ここに  $z(i, i^*)$  は近傍関数と呼ばれ、次式で表される。

$$z(i, i^*) = \exp\left(\frac{-|i - i^*|^2}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

$\sigma$  : 近傍の大きさを表すパラメーターで、学習回数とともに小さくなる。

上述のステップを繰り返すことで、結合ベクトルの学習ができる。

## 2.2 SOMの特徴

自己組織化マップは、動物の神経や脳の働きを数学的にモデル化したコンピュータアルゴリズムで、ニューラルネットワークの一種である<sup>9)~11)</sup>。1981年にヘルシンキ工科大学のT. Kohonenによって発表された。自己組織化マップはデータを入力する入力層と、入力したデータを基に形成される競合層と呼ばれる2次元平面(マップ)から構成される。入力層のニューロンと競合層のニューロンはすべて結合されているが、同じ層のニューロン間には結合はない。自己組織化マップは、入力層から入力されたデータ群をその類似度に応じて競合層に分類する能力を持ち、これを自立的に獲得する。競合層では、入力データ群の2次元平面への配置づけが行われる。

上述した自己組織化マップの基本原理を表すと、図-2のようになる。多くのニューロンが格子状に配置されており、それぞれのニューロンはN次元のベクトルを持っている。まず、第1番目の入力ベクトルが読み込まれる。その結果、格子のなかのニューロンからその入力ベクトルに最も近いベクトルを持つニューロンを1つ選び出す。つぎに、選ばれたニューロンの周辺にあるニューロンのベクトルをほんのわずかだけ入力ベクトルに近づけるように修正する。つまり、このことが学習を意味する。同じことをすべての入力ベクトルについて繰り返していくと、格子のなかのお互いに近い入力ベクトルは類似したベクトルを持つようになり、遠くになるほど類似しないベクトルを持つ。したがって、格子は他から何の仮定も与えられないで、データ

自身から組織化される。

自己組織化マップの特徴として、以下の2点が挙げられる。

- 1)自己組織化マップは、出力データを必要としない非階層型教師なし学習アルゴリズムであるため、データの出力値がどの分類に属するかを与える必要はなく、データの中の隠れた特徴を抜き出して自動的に学習する。
- 2)自己組織化マップは、何十次元ものデータ類似性を見つけ出し、似たもの同士を2次元平面(マップ)上の近傍に配置する。

このため、自己組織化マップはパターン分類やパターン認識の分野で特に優れていると考えられており、以下のような有用性がある。

- ①高次元入力ベクトルの2次元表示への非線形マッピング
- ②未知(未学習)データの分類
- ③時間的、空間的に異なる特徴を有するデータの分類

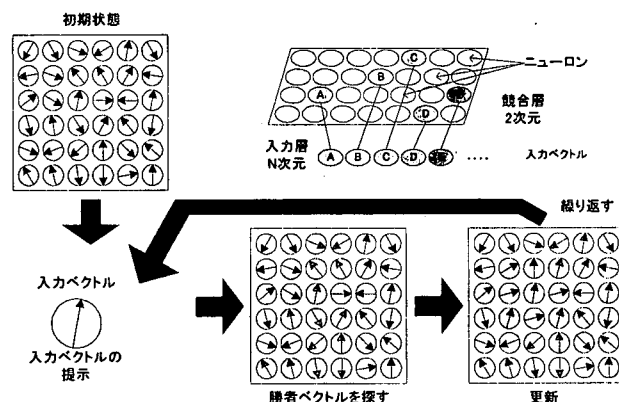


図-2 自己組織化マップの学習説明図

## 2.3 ラベリング

自己組織化マップを用いた分類問題では、マップ上に形成されたいくつかのグループを識別することで、それらがどのような基準でグルーピングされたかを解釈する必要がある。この解釈を容易にするためのマップの図化方法をラベリングという。これは、自己組織化マップによってパターン分類されたニューロンの中で、最も一致値の低いニューロン上に、学習に関与していないラベルを記入する方法である。自己組織化マップによる分類では、似たデータは近傍に配置されるので、理想的なラベリングを施すことができれば、同じグループ内のニューロンには同じラベルが記入される。よく似たデータであれば、複数のデータが同一の

ニューロンを最一致ニューロンに選ぶ場合がある。この場合には、一致値の最も低い入力データのラベルを記入する。どの入力データからも選ばれず、ラベルが記入されないニューロンも存在する。

### 3. 橋梁データ

#### 3.1 対象橋梁

本研究では、架橋数の多くを占め、アーチ橋、斜張橋、吊り橋などと比較して、景観設計に対する配慮があまりなされていない桁橋を対象とする。また、評価対象となる桁橋は、橋梁年鑑<sup>12)</sup>より90橋を選定し、A4サイズ横の評価用写真を作成した。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。

#### 3.2 感性アンケート

アンケートは5段階のSD尺度(意味微分法:Semantic Differential)で実施した。感性を表すイメージ形容詞は、「美しい」、「調和のとれた」、「個性的な」などの43項目である。被験者は、関西大学工学部土木工学科の学生で、女子20名、男子20名の計40名である。さらに、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。

#### 3.3 景観構成要素

橋梁を分類する際、橋梁景観がどのような要素で構成されているかを認識しておく必要がある。景観を構成する要素としては、①視距離や視点高さなどの構図に関するもの、②架橋地点や周辺環境との調和などの背景に関するもの、③橋梁自体のプロポーシオン(主桁形状、平面形状)、色彩、クリアランスなどの橋梁本体に関わるもの、④高欄の色彩や排水管の有無などの付属物に関するもの、が挙げられる。これら橋梁の景観構成要素をまとめると、以下ようになる。

- 1) 構図 視距離、視線入射角、視点高さ
- 2) 背景 背景(上層、下層)の色彩、風景
- 3) シルエット 主桁形状、平面形状、桁の色彩、下部工形状、下部工断面、橋脚数、クリアランス
- 4) 付属物 高欄の色彩、高欄形式、排水管の有無、

表-1 アイテム/カテゴリ

No	アイテム	カテゴリ					
		等断面	変断面	アイボリー	茶	灰	緑
1	主桁形状	等断面	変断面				
2	平面形状	直線桁	曲線桁				
3	桁の色彩	赤	青	アイボリー	茶	灰	緑
4	高欄の色彩	灰	茶	白	緑		
5	下部工形状	張出式	柱式	長方形	逆台形		
6	下部工断面	円形	矩形	小判			
7	橋脚数	1	2	3	4	5	5以上
8	高欄形式	壁	縦棧	横棧			
9	排水管	有り	無し				
10	照明柱	有り	無し				
11	検査路/添架	有り	無し				
12	視距離	近景	中景				
13	視線入射方向	側面	斜側方				
14	視点高さ	上	水平	下			
15	風景	山岳	平地	河川			
16	背景(上層)の色彩	白	緑	青	茶		
17	背景(下層)の色彩	緑	黒茶	青	灰白		
18	クリアランス	大	中	小			
19	並列橋	有り	無し				
20	障害物の有無	有り	無し				

表-2 アイテム/カテゴリ表の一部

橋 No.	主桁形状		平面形状		桁の色彩					高欄の色彩				
	等断面	変断面	直線桁	曲線桁	赤	青	アイボリー	茶	灰	緑	灰	茶	白	緑
1	●		●							●				●
2	●		●			●							●	●
3	●		●			●							●	
4	●		●	●		●					●			
5		●	●			●							●	●
6	●		●		●								●	●
7	●		●			●					●			
8	●		●			●					●			
9	●		●							●			●	●
10	●		●							●			●	●

照明柱の有無、検査路の有無、並列橋の有無、障害物の有無

本研究では、既往の研究<sup>1)~3)</sup>より、SOMを用いて学習するためのアイテム/カテゴリ表を作成した。ここでいうアイテムとは、桁や背景の色彩、下部工形状、高欄形式などの桁橋の景観美に関係するデザイン要素に関する項目である、カテゴリとは、桁の色彩ならば、赤や青といった各デザイン要素項目の分類を意味する。そこで上述した桁橋の景観に影響を与える20アイテムを用い、それに対するカテゴリを決定すれば表-1に示すアイテム/カテゴリ表が得られる<sup>1)~3)</sup>。これがSOMに与える入力条件となる。なお、実際のアイテム/カテゴリ表の一部を表-2に示す。

### 4. 橋梁写真の分類

#### 4.1 視点場による分類

既往の研究より、視点場という要素は重要で、視点

場ごとに整理することが特徴をより把握しやすくなる  
との結論<sup>8)</sup>から、評価用写真を近景と中景に分類した。  
その結果、近景が51橋、中景が39橋となった。

(1) 学習条件

自己組織化マップの学習では、GUI 環境下での操作性に優れる、Neural Net Assistant((有)シー・イー・イー)を使用した。自己組織化マップによる学習では、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。本研究の学習条件を以下に示す。

1) 競合層

競合層は、一般に2次元配列で、セルが格子状に存在する。入力される橋梁数は近景で51橋であるため、競合層上のセルも最低51個必要である。それゆえ、8×8個が理想的な個数と考えられる。しかし、この場合、学習結果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8×8個より少し多めの9×9個に設定する。

2) 学習回数

自己組織化マップ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。自己組織化マップ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。したがって、本研究では、学習回数を1,000回に設定する。

3) 初期近傍領域

学習開始時の近傍領域の大きさを表している。通常、競合層の大きさの1/3~1/2程度の値を使用する。したがって、本研究では、初期近傍領域を4に設定する。

4) 初期学習率

学習開始時の学習率を表している。通常、0.1~0.3程度の値を用いる。したがって、本研究では、初期学習率を0.15に設定する。

(2)学習結果の考察

図-3および図-4に、近景写真、中景写真における学習結果のマップを示す。ここで、図-3および図-4のマップ上の番号は、90橋全ての橋梁番号を含んでいる。

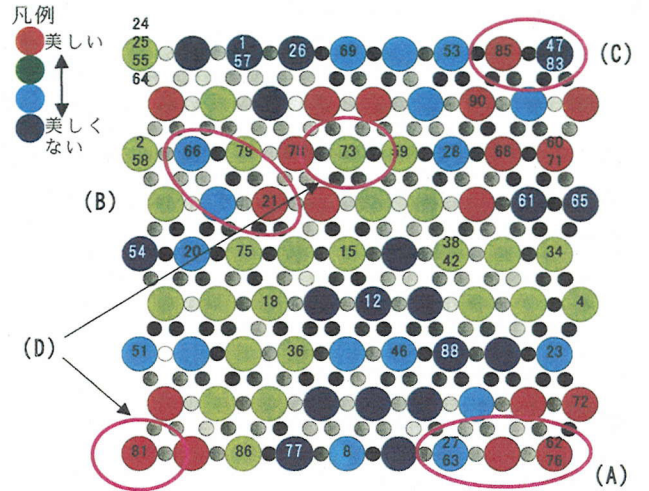


図-3 近景写真における学習結果のマップ

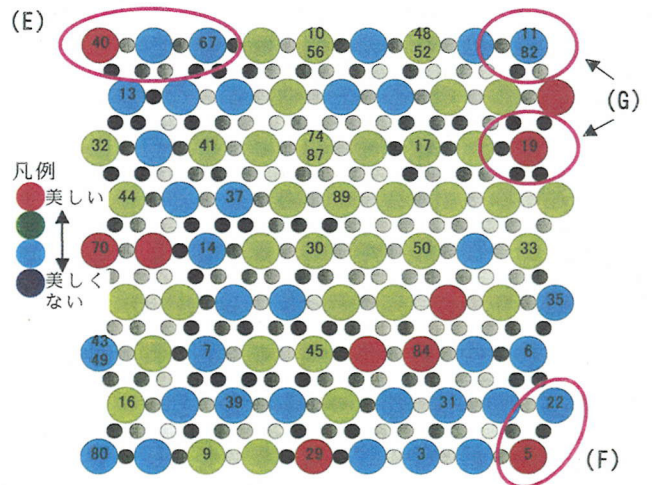


図-4 中景写真における学習結果のマップ

そのうち、図-3に近景の橋梁51橋を示し、図-4に中景の橋梁39橋を示している。図-3と図-4のマップでは番号の重複はない。これらのマップにおいて、入力データ上ではほとんど相違はなく隣り合っている橋梁写真のうち、橋梁写真の全体的な印象が異なるものに注目した。例えば、近景写真では(A)Data27とData62、(B)Data66とData21、(C)Data83とData85、(D)Data73とData81、中景写真では(E)Data67とData40、(F)Data22とData5、(G)Data11とData19に注目して、それぞれの比較を行った。

図-3および図-4の近景写真、中景写真における学習結果のマップからわかるように、近景写真、中景写真ともにあまり良い分類ではなかった。したがって、マップ上に境界線を引くことは容易ではない。その理由として、近景、中景の橋梁写真では、各入力アイテム

が与える影響の違いが異なること、入力アイテムに含まれていない「モニュメントの有無」「構図」「天気」などが影響していると考えられる。したがって、さらにわかりやすい分類をするためには「モニュメントの有無」「構図」「天気」を新しく入力アイテムに加える必要があると考えられる。

## 4.2 強化学習法

### (1) 入力条件の与え方

視点場による分類の学習結果の考察より、新しく入力アイテムを増やした。近景写真ではモニュメントと天気の2つ、中景写真では、構図と天気の2つである。さらに、図-3や図-4のようにマップがうまく分類されないために境界線が引けず考察が難しいという問題点を解決するために、強化学習法<sup>13)</sup>を採用した。この方法は、学習結果のマップを考察しやすくするために、ラベルとして用いていたイメージ形容詞「美しい」のデータも新たな入力アイテム(変数データ)として自己組織化マップへ入力する。それをここでは教師信号と定義する。そうすることで、学習結果のマップの配置を「美しい」順に並べることができる。その際、教師信号によってグループ分けが確実に行われる必要があるため、教師信号を他の変数に対して何倍かの重みをつけることを考える<sup>13)</sup>。入力条件、学習条件は、視点場による分類の場合と同じである。このような条件のもと、近景写真、中景写真について、自己組織化マップによる分類を行った。ラベルには、視点場による分類と同様に、イメージ形容詞「美しい」に関する景観評価値を用いた。ここで、「美しい」の入力値の重みを、1倍、2倍、3倍について検討し、重みが3倍のマップがうまくグループ分けが行われたと判断したので、「美しい」の重みは3倍を採用した。

### (2) 学習結果の考察

重みが3倍のマップが明確に分類されたため、このマップをもとに以下の考察を行う。図-5および図-6のマップは「美しい」に関する評価結果をラベリングに用いている。入力アイテムがイメージ形容詞「美しい」に関係しているかどうかを調べるために、すべての入力アイテムをラベルに用いてラベリングを行った。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。

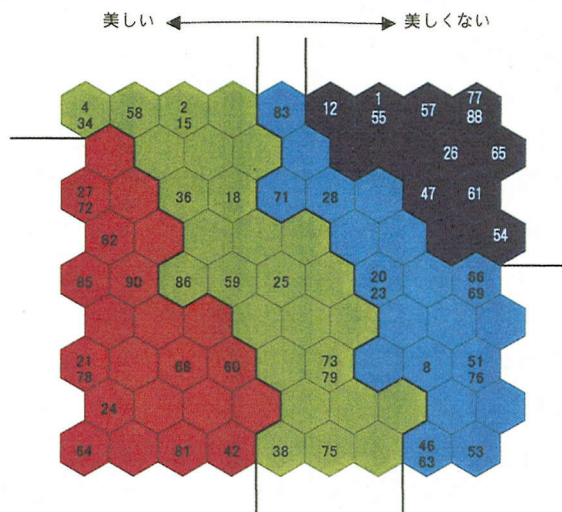


図-5 近景写真における学習結果のマップ

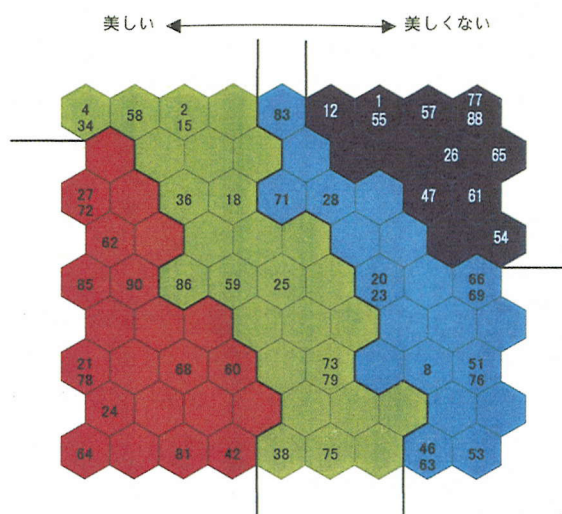


図-6 中景写真における学習結果のマップ

そして、ラベルを変更しての考察を容易に行うために、学習結果のマップに「美しい」順に境界線を引き、マップの考察を行った。

近景写真では10個(平面形状、桁の色彩、高欄形式、視点高さ、背景(上層)の色彩、背景(下層)の色彩、クリアランス、並列橋、モニュメントの有無、天気)のアイテムが、橋梁写真に対するイメージ形容詞「美しい」に影響を与えていると考えられる。そして、中景写真では11個(桁の色彩、下部工断面、橋脚数、検査路、添架物、視点高さ、風景、背景(上層)の色彩、背景(下層)の色彩、クリアランス、構図、天気)のアイテムが、橋梁写真に対するイメージ形容詞「美しい」に影響を与えていると考えられる。

ここで、ラベルを変更した場合の例として、近景写

真におけるラベルを「モニュメントの有無」にした結果を図-7 に示す。モニュメントが有りの橋梁写真が評価の良い部分に集まっていることより、モニュメントの有無という入力アイテムは自己組織化マップの学習に影響を与えていると考えられる。また、近景写真におけるラベルを高欄の色彩にした場合のマップを図-8 に示す。この場合、高欄の色彩のカテゴリすべてが、マップ全体に散らばっているのがわかる。

中景でのラベルを視点高さにした場合のマップを図-9 に示す。図-9 より視点高さが上の橋梁写真が評価の良い部分に集まっている。そのことより、自己組織化マップの学習に影響を与えていると考えられる。

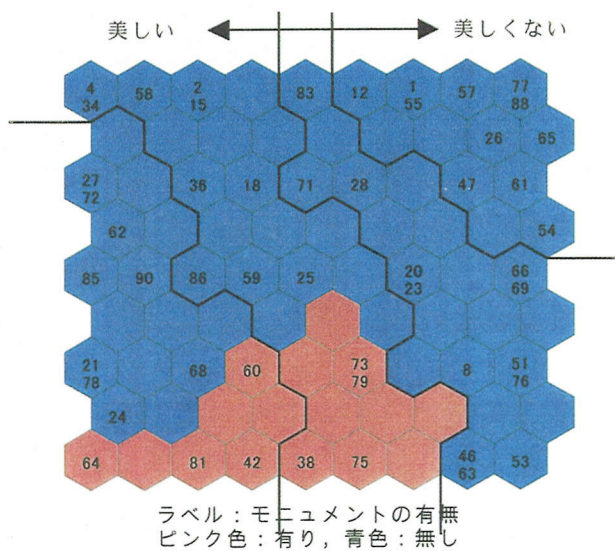


図-7 近景写真における学習結果のマップ (ラベル: モニュメントの有無)

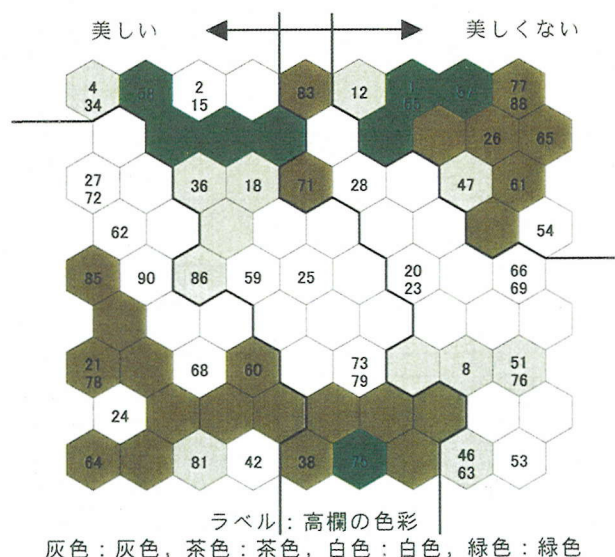


図-8 近景写真における学習結果のマップ (ラベル: 高欄の色彩)

このようにして、美しいの評価結果を教師信号として、自己組織化マップに入力することにより、マップのグループ分けがなされ、マップが確実に見やすくなる。このマップでラベルを各入力アイテムごとに変更することで、その入力アイテムと評価との関係が図-7～図-9のように一目でわかるのが特徴である。

ただし、図-8 に示す高欄の色彩は、既往の研究で行った数量化理論Ⅰ類による分析<sup>3)</sup>では偏相関係数の値は高く、評価に影響を与えているデザイン要素としていたが、この図-8 のマップからではうまく分類がなされていない。この理由として、美しいという評価は他の様々な要因(入力アイテム)の組み合わせによりされており、高欄の色彩が評価に影響があることが事実であるが、他の要因との組み合わせで評価に影響を及ぼしているためと考えられる。

#### 4.3 入力アイテムの絞り込み

##### (1) 入力条件の与え方

強化学習による結果の考察より、マップ上でラベルを変更した場合、同じラベルの色が集まっているとそのラベルは評価に影響を与えていると考えられる。例えば、図-7 のモニュメントの有無や図-9 の視点高さは評価に影響を与えていると考えられるし、図-8 の高欄の色彩は評価に影響を与えていないと考えられる。このように、全てのラベルについて検討し、自己組織化マップの学習に影響を与えていないと考えられる入力

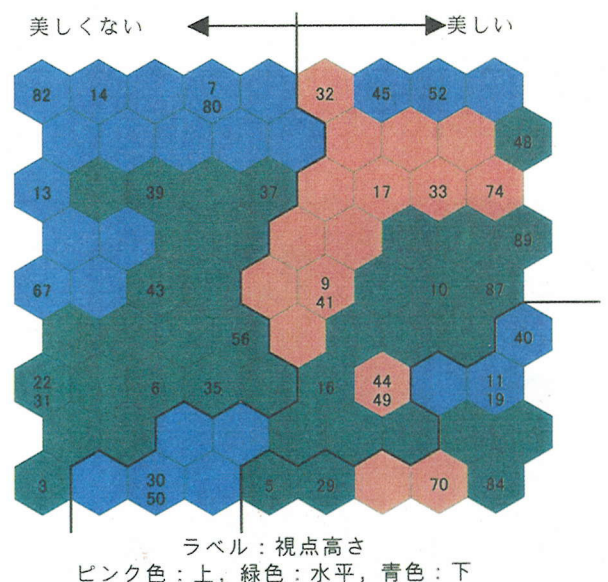


図-9 中景写真における学習結果のマップ (ラベル: 視点高さ)

アイテムを削除した。近景写真では11個、中景写真では10個の入力アイテムを削除した。その結果、表-3に示す近景写真では10個、中景写真では11個の入力アイテムが残った。入力条件、学習条件は、強化学習の場合と同じである。このような条件のもと、表-3の入力アイテムを用いて、自己組織化マップによる分類を行った。ラベルには、視点場による分類と同様に、イメージ形容詞「美しい」に関する景観評価値を用いた。

(2) 学習結果の考察

強化学習法の場合と同様に、入力アイテム「美しい」のデータの重みを3倍に変更し、自己組織化マップによる分類を行った近景写真、中景写真のマップをそれぞれ図-10および図-11に示す。

そして、学習結果のマップに視点場の分類による学習と同様に「美しい」順に境界線を引き、マップの考察を行った。さらに、この考察の結果と数量化理論I類によるイメージ形容詞「美しい」の解析結果を比較して、自己組織化マップと数量化理論I類の相違点を検討した。表-4に近景における数量化理論I類の解析結果を示す。

表-3 分類に用いる近景写真と中景写真の入力アイテム

近景写真	中景写真
平面形状	桁の色彩
桁の色彩	下部工断面
高欄形式	橋脚数
視点高さ	検査路、添架物
背景(上層)の色彩	視点高さ
背景(下層)の色彩	風景
クリアランス	背景(上層)の色彩
並列橋	背景(下層)の色彩
モニュメントの有無	クリアランス
天気	構図
	天気

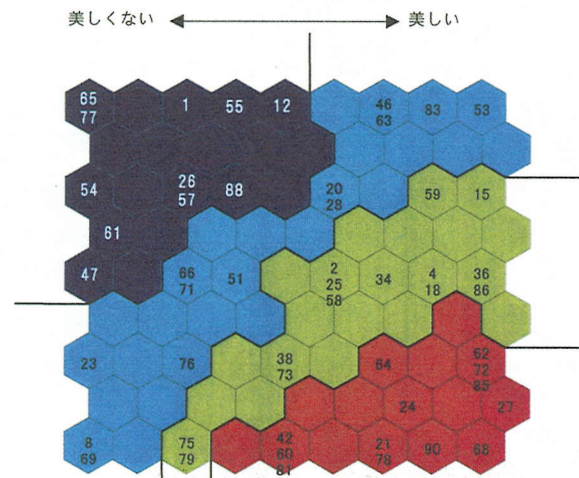


図-10 近景写真における入力アイテムが10個の学習結果のマップ

既往の研究<sup>3)</sup>における数量化理論I類の解析結果では、アイテム数が20、橋梁数が90の場合で重相関係数が0.7591である。アイテム数が10、橋梁数が51と少なくなった結果、表-4より重相関係数が0.8000と若干改善された。この理由として、評価に影響の大きいアイテムを絞り込んだためと考えられる。

その結果、近景写真では桁の色彩が茶色、視点高さが下、背景(上層)の色彩が白色、緑色、青色、茶色、背景(下層)の色彩が緑色、青色、クリアランスが小の場合で数量化の結果とマップ上の評価とに違いが見られた。

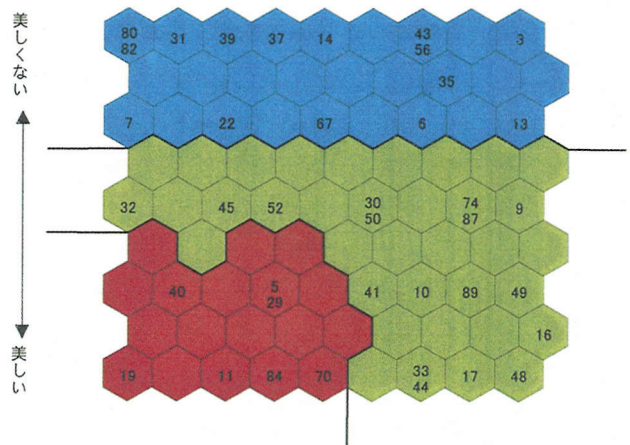


図-11 中景写真における入力アイテムが11個の学習結果のマップ

表-4 数量化理論I類による解析結果 (全体: N=40)

「美しい-美しくない」  
重相関係数=0.8000 近景写真51橋

アイテム	カテゴリ	偏相関係数	レンジ	スコア
2. 平面形状	①直線桁	0.2650	0.3286	-0.0515
	②曲線桁			0.2770
3. 桁の色彩	①赤	0.4652	0.5129	0.0405
	②青			0.2356
	③アイボリー			0.0124
	④茶			-0.1166
	⑤灰			0.1132
	⑥緑			-0.2773
8. 高欄形式	①壁	0.2038	0.2286	-0.1585
	②縦棧			0.0115
	③横棧			0.0701
14. 視点高さ	①上	0.2958	0.4183	0.3209
	②水平			-0.0120
	③下			-0.0975
16. 背景(上層)の色彩	①白	0.1644	0.3090	0.0216
	②緑			-0.1611
	③青			0.0355
	④茶			0.1478
17. 背景(下層)の色彩	①緑	0.2060	0.1691	0.0660
	②黒茶			-0.0839
	③青			0.0072
	④灰、白			0.0852
18. クリアランス	①大	0.2797	0.2540	-0.0496
	②中			0.0919
	③小			-0.1621
19. 並列橋	①有り	0.1671	0.1699	-0.1432
	②無し			0.0266
21. モニュメントの有無	①有り	0.5111	0.6475	0.5460
	②無し			-0.1016
22. 天気	①晴れ	0.5455	0.4944	0.1745
	②曇り			-0.3199

同じように、中景写真では桁の色彩が赤色、青色、茶色、灰色、下部工断面が円形、躯体形、橋脚数が 2, 4, 5, 視点高さが水平、下、風景が河川、背景(上層)の色彩が緑色、青色、背景(下層)の色彩が黒茶色、クリアランスが中、小の場合で数量化の結果とマップ上の評価とに違いが見られた。この違いが生じた原因として、各アイテム/カテゴリの組み合わせが評価へ関係していると考えられる。例えば、図-13 に示すように、近景写真での桁の色彩が茶色の橋梁写真に注目すると、このカテゴリは数量化理論Ⅰ類の解析結果では表-4 より、スコアが-0.1166 と評価が悪くなると考えられるが、橋梁写真の実際のアンケート結果では評価が良く、自己組織化マップでも評価の良い「美しい」の部分にも分類された。これが、前述の数量化理論Ⅰ類による分析結果とマップとの相違点である。この理由として、桁の色彩が茶色であっても、視点高さが上、背景(上層)の色彩が緑色(または青色)、背景(下層)の色彩が緑色(または青色または灰、白色)、モニュメントが有りなどの組み合わせにより、評価が良くなったと考えられる。そして、中景写真での桁の色彩が茶色の橋梁写真に注目すると、近景写真の場合と同様であることが伺える。これは、桁の色彩が茶色であっても、視点高さが上、風景が山岳、背景(上層)の色彩が緑色(または茶色)、背景(下層)の色彩が緑色(または黒茶色)、クリアランスが大などの組み合わせにより、評価が良くなったと考えられる。

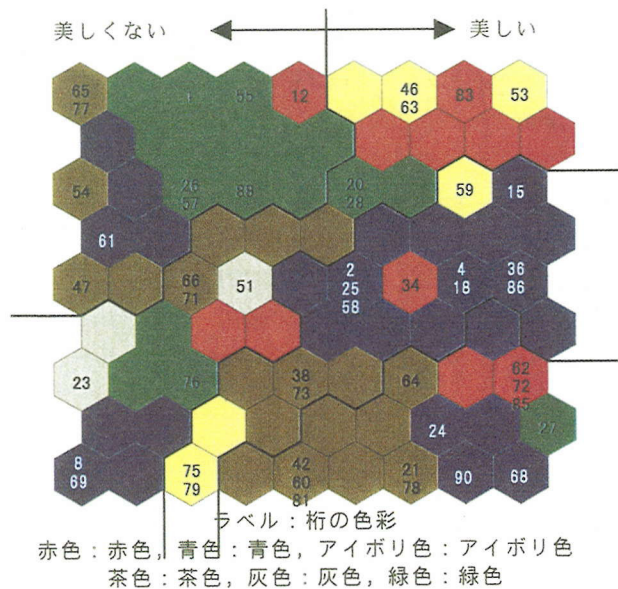


図-13 近景写真における学習結果のマップ (ラベル：桁の色彩)

### 5. 類似データの検索

今後、住民参加型の事業では、合意形成のために設計代替案のリアルタイム表示が求められる。橋梁を新設する場合、あるいはリニューアルの際にその設計案のデータを入力し、類似データを検索することで、容易に既設の橋梁から新設する設計案に類似した橋梁写真を見つけることができる機能が必要とされる。そして、住民に対して、新設する橋梁の設計案を具体的に橋梁写真で示すことで、住民との意見交換の場に有効に利用できると考えられる。

このような類似データの検索方法として、SOM アナライザー((有)シー・エー・イー)の類似データの検索の機能を用いると、新たに作成したサンプルデータの検索を行うことができる。桁の色が緑色の橋梁写真 No.1 から、入力アイテム「美しい」のデータを削除し、さらに桁の色彩を元の緑色から青色に変更させ、新しくサンプルデータ No.1' を作成した。次に、図-10 の近景写真の学習結果のマップから、そのサンプルデータの類似データを検索させた。その結果を図-14 に示す。図-15 には橋梁写真 No.1 と No.24 の写真を示す。

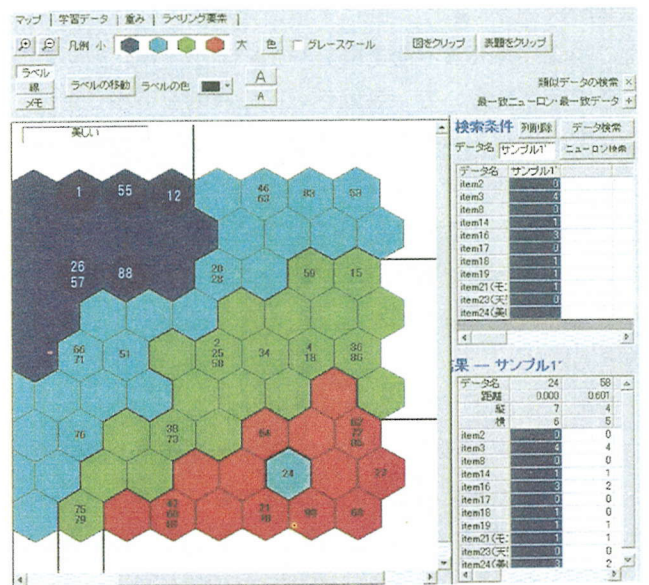


図-14 検索後の学習結果のマップ

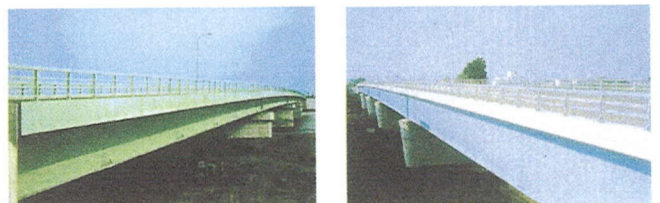


図-15 橋梁写真 No.1, 橋梁写真 No.24

図-14より、サンプルデータ No.1' は、桁の色が青色の橋梁写真 No.24 と一致した。このことより、学習結果のマップで最も評価の悪い「美しくない」の部分に分類されていた橋梁写真 No.1 は、桁の色彩を最も評価の悪い緑色から、最も評価の良い青色へと変更することで、学習結果のマップで最も評価の良い「美しい」の部分に分類されることがわかる。

マップは基本的に見やすいことが重要である。強化学習により評価ランクがきれいにグループ分けされたマップは橋梁技術者以外の住民に対してもよく理解できると考えられる。既往の研究<sup>8)</sup>のように強化学習をしない場合は、このグループ分けを行うことが困難であった。この場合、重みなどを考察して、評価に影響の大きいアイテムなどでグループ分けして境界線を引くしか方法はなく、マップを見てもよくわからない部分が多かった。この改善として強化学習は適しているといえる。

## 6. おわりに

本研究では、桁橋を対象に、既往の研究におけるマップが見にくく、クラス分けが容易でないという問題点を解決するために、強化学習法を適用し、グループ化の視認性が高まった理解しやすいマップを作成した。このマップを用いて、類似データの検索を行うことで設計案のデザイン要素を一部変更した場合に類似データがどの評価になるかがマップ上で視覚的に把握できるようになる。このグループ化の視認性が高まったマップは住民参加型事業における合意形成時において、変更した結果が直ぐわかるため、有効に利用できると考えられる。

今後の課題は以下のとおりである。

- 1) 学習結果のマップからでは、デザイン要素と感性の定量的関係を把握できたとは言いがたい。
- 2) デザイン要素の組み合わせが評価に及ぼす影響を把握しないと総合評価に結びつかない。
- 3) 「美しい」以外のイメージ形容詞についてもマップ

を作成し、因子分析別、被験者属性別の考察を行うことで、合意形成がよりスムーズに進行すると考えられる。

## 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) 白木渡, 松保重之, 高岡宣善: ニューラルネットワークによるアーチ橋の景観評価システム, 構造工学論文集, Vol.37A, pp.687-697, 1991.3.
- 5) 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.
- 6) 白木渡, 松保重之: 色彩を考慮したアーチ橋の景観設計へのニューラルネットワークの適用, 構造工学論文集, Vol.39A, pp.595-606, 1993.3.
- 7) 保田敬一, 白木渡, 木村晃: 新しい情報処理手法による橋梁景観設計へのアプローチ, 構造工学論文集, Vol.43A, pp.561-569, 1997.3.
- 8) 保田敬一, 白木渡, 木村孝介, 堂垣正博: 桁橋の景観の分類と評価へのSOMの適用, 土木情報システム論文集, Vol.11, I-6, pp.45-54, 2002.10.
- 9) 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.
- 10) 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.
- 11) 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.
- 12) (社)日本橋梁建設協会: 橋梁年鑑, 1987.~1993.
- 13) 坂井 優: 産業の時系列分析への適用, 第2回自己組織化マップ研究会論文集, pp.79-84, 2001.3.