

(株)ニュージェック ○正会員 保田敬一 関西大学工学部 藤原 寛
 関西大学大学院 学生員 岡島延康 (有)シー・エー・イー 正会員 伊藤則夫
 香川大学工学部 正会員 白木 渡 関西大学工学部 正会員 堂垣正博

1. まえがき

橋梁は、人々に親しみを与え、地域のシンボル性を有するため、審美的な対象や文化遺産ともなり得る構造物であるので、そのデザインにおいて特に配慮が必要である。したがって、橋梁技術者は、橋梁と地域住民との関係を把握し、地域の文化と住民の感性を取り入れた橋梁景観を創生することが求められるようになってきた。橋梁は公共構造物であるため、すべての人々の満足を得ることが求められる。人々の感性特性を十分に把握し、それを定量的に扱うことができれば、非常に有益であるといえる。しかし、人によって価値観が異なり、デザインの好みもさまざまなため、橋梁景観を定量的に評価することが容易でない。

最近では、人々の感性のような曖昧なものを扱う問題に対してファジ理論やニューラルネットワークなどの新しい情報処理手法が用いられている。ニューラルネットワークのうち、特に自己組織化マップ(SOM ; Self-Organizing Map)は優れた分類・可視化能力を有するため、これを利用した橋梁の景観設計に関する研究が行われるようになってきているが、まだ実務レベルでの適用に至っているとは言い難い。

本研究では、パターン認識により、類似性のあるデータを視覚的に表示できる SOM を用い、橋梁写真の分類を行った。また、学習結果のマップをより詳細に考察することで、橋梁景観がどのような感性のもとに分類されているかを探り、景観構成要素と人々の感性との関係を明らかにする。

2.2 SOM(Self-Organizing Map)

SOM 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。

SOM 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。

SOM 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、SOM 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。SOM 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。

3. 橋梁景観評価写真の分類とその分析

橋梁年鑑から選定した桁橋90橋の橋梁写真を対象に、橋梁景観を構成する20アイテム/60カテゴリーを選定し、それらを用いて入力条件をさまざまに変更して、SOM による分類を行った。まず、河津らの行った数量化理論 I 類による解析結果から得られたスコアの数値を基準値として、入力条件を変更した。次に、90橋の橋梁写真を視距離によって近景写真、中景写真に分けた。そして、近景写真では、モニュメントと天気2つを、中景写真では、構図と天気2つを新しく入力アイテムに加えた。さらに、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として用いた。ここで、学習結果のマップの配置を「美しい」順に並べるために、「美しい」のデータの重みを3倍とした。また、すべての入力アイテムをラベルに用いてラベリングを施し、考察を行うことで、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た。そして、マップにあまり集まりが見られず、SOM の学習にあまり影響を与えていないと考えられる入力アイテムを削除した。その結果、近景写真では、表-1に示す10個の入力アイテムが残った。中景写真では、表-1に示す11個の入力アイ

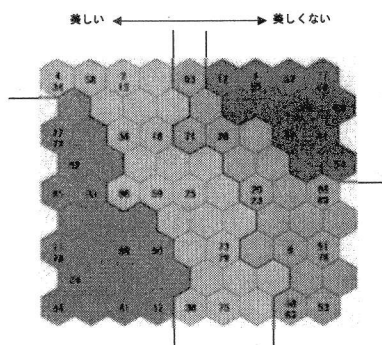


図-1 「美しい」が3倍の近景写真のマップ

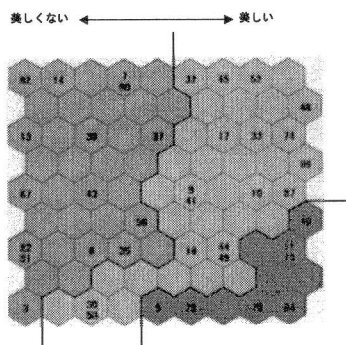


図-2 「美しい」が3倍の中景写真のマップ

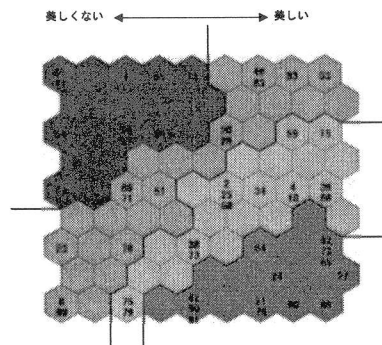


図-3 「美しい」が3倍の近景写真のマップ(入力アイテム10個)

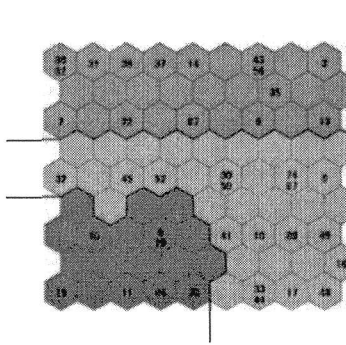


図-4 「美しい」が3倍の中景写真のマップ(入力アイテム11個)

テムが残った。これらのアイテムが、橋梁写真に対するイメージ形容詞「美しい」の評価に影響を与えていると考えられる。

近景写真、中景写真それぞれについて残った入力アイテムを用いて、SOMによる分類を再度行った。考察についても同様に行った。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、SOMと数量化理論Ⅰ類の相違点を検討した。その結果、近景写真では、表-2に示す9個のアイテム/カテゴリーに違いが見られた。中景写真では、表-2に示す17個のアイテム/カテゴリーに違いが見られた。この違いが生じた原因として、各アイテム/カテゴリーの組み合わせが評価に関係していると考えられる。例えば、近景写真での桁の色彩が茶色の橋梁写真に注目すると、このカテゴリーは数量化理論Ⅰ類の解析結果では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、SOMでも評価の良い「美しい」の部分に分類された。これは、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。

表-1 「美しい」の評価に影響を与えているアイテム

近景写真	
平面形状	背景(下層)の色彩
桁の色彩	クリアランス
高欄形式	並列橋
視点高さ	モニュメントの有無
背景(上層)の色彩	天気

中景写真	
桁の色彩	背景(上層)の色彩
下部工断面	背景(下層)の色彩
橋脚数	クリアランス
検査路、添架物	構図
視点高さ	天気
風景	

表-2 近景写真、中景写真の違いが見られたアイテム/カテゴリー

近景写真	
桁の色彩が茶色	背景(上層)の色彩が茶色
視点高さが下	背景(下層)の色彩が緑色
背景(上層)の色彩が白色	背景(下層)の色彩が青色
背景(上層)の色彩が緑色	クリアランスが小
背景(上層)の色彩が青色	

中景写真	
桁の色彩が赤色	視点高さが水平
桁の色彩が青色	視点高さが下
桁の色彩が茶色	風景が河川
桁の色彩が灰色	背景(上層)の色彩が緑色
下部工断面が円形	背景(上層)の色彩が青色
下部工断面が扇形	背景(下層)の色彩が黒茶色
橋脚数が2	クリアランスが中
橋脚数が4	クリアランスが小
橋脚数が5	

以上のことから、数量化理論Ⅰ類では、各アイテム/カテゴリーごとでの評価しかできなかったが、SOMでは各アイテム/カテゴリーをそれぞれ組み合わせた評価を学習結果のマップを用いて、視覚的に行うことができたといえる。

本研究では、SOMによる住民参加型景観評価システムが構築できたとはいえない。また、学習結果のマップの考察から、入力アイテムに過不足があることも考えられる。さらに、イメージ形容詞「美しい」についてのみ検討したが、他のイメージ形容詞についても検討する必要がある。

4. あとがき

パターン認識によって類似性のあるデータを視覚的に表示できるSOMによって、橋梁写真を分類した。また、学習結果のマップを詳細に分析し、橋梁景観がどのような感性のもとに分類されているかを探った。景観構成要素と人々の感性との関係を明らかにした。

参考文献

- 1) 保田・白木・堂垣・河津・安達：構造工学論文集，土木学会，Vol.45A，pp.553-560，1999-3.
- 2) 保田・白木・木村・堂垣：土木情報システム論文集，土木学会，Vol.11，pp.45-54，2002.