

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

1. まえがき

戦後の土木分野における構造設計では、安全性、耐久性、経済性などを重視した方法論で設計されてきた。その結果、多くの無味乾燥で画一的な構造物が日本全土に多く造られた。しかし、昭和40年代後半から、人々の価値観は徐々に変化し、量より質を求めるようになつたため、構造設計に快適性や個性、あるいは、環境なども考慮されるようになった。

橋梁は、本来の人工物であるだけでなく、人々に親しみを与える、シンボル性を有し、審美的な対象や文化遺産ともなり得る存在である。そして、長年にわたつて存続すべき社会基盤施設であり、そのデザインは都市景観の重要な位置を占めているため、多くの人々に対しても違和感が少なく、飽きのこないデザインが適している。

現在、橋梁の美的評価のように曖昧性を多く含む問題に対して有効であるニューラルネットワークについてさまざまな研究がなされている。本研究では、ニューラルネットワークの中でも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を採用して景観評価システムを構築する。また、学習結果のマップを観察することで、橋梁がどのような感性のもとに分類されたかを探り、景観構成要素と人々の感性との関係を明らかにする。

2. ニューラルネットワークの基本構造

2.1 ニューラルネットワークの概念

ニューラルネットワークとは、人間の脳や神経細胞(ニューロン)の働きを模倣したコンピュータアルゴリズムである。人間がもつ曖昧さを利用し、パターン認識や分類において特に優れた能力をもつ。ニューラルネットの研究は、1940年代初頭から行われ、近年では、音声認識、金融予測、医学分析など幅広い分野で活用され、土木分野においても振動制御や景観評価¹⁾に応用されている。

2.2 SOM(self-organizing map)

SOMとは、1981年にT. Kohonenによって発表された教師なし学習ニューラルネットワークのことである。入力パターン群をその類似度に応じて分類する能力を備え、これを自律的に獲得する。パターン間の類似は、競合層のグリッド上に近さの関係として写される。学習後、パターン関係やパターングループが競合層で観察される。また、SOMでは、BP法などの教師あり学習で使われる入力ベクトルのみを用い、入力信号に対応する出力(教師信号)はラベルとして視覚的表示のため用いられる。

3. 橋梁景観の分類

3.1 入出力条件

本研究では、架橋数の多くを占め、アーチ橋、斜張橋、つ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こなかった桁橋を対象とする。また、評価対象となる桁橋は、橋梁年鑑の90橋とした。

橋梁を分類するのに必要な入力データに、河津らが作成したアイテム／カテゴリー表²⁾を用いた。アイテムには主桁の形状、背景の色彩、下部工形式、クリアランスなど、桁橋の景観美に影響する20個の項目を選択した。また、カテゴリーには桁の色彩ならば赤や青といったデザイン要素の60項目を選択した。

SOMの学習による分類問題では、学習によって形成されたマップ上のいくつかのグループを認識し、それらがどのような判断基準のもとにグループ化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、マップの図化がなされる。図化法の一つに、入力データ1件ごとにすべてのニューロンに対する一致値を計算し、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がある。SOMの性質上、似たデータは近くに寄り集まるので、理想的なラベリングを施すことができれば、類似性をもったラベルの集まりがマップ上に現れる。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として選ぶこともある。この場合、一致値の最も低い

入力データのラベルを記入する。また、ニューロンの中には、いずれの入力データからも選ばれず、ラベルが記入されないものも存在する。

本研究では、イメージ形容詞「美しい」に対する景観評価値をラベルに用い、評価値の高いものから赤、黄緑、青、水色の順に表示する。

3.2 学習の結果とその分析

90 橋の橋梁を SOM によって学習するため、学習回数を 1,000 回、競合層のセル数を 12×12 、初期学習率を 0.15、初期近傍領域を 3 とした。その結果、図-1 のマップ図を得た。ここに、● が景観評価の高い、● が景観評価の低い橋梁データを示す。

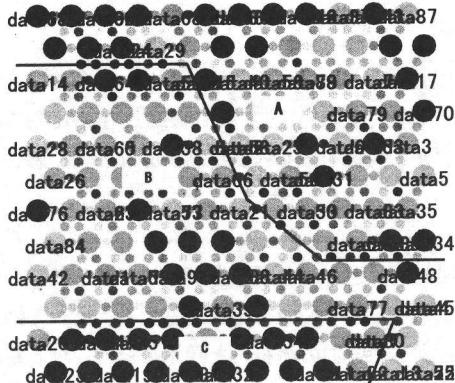


図-1 学習結果のマップ

図-1において、濃いグレーの丸印に注目し、その点に沿って線を引いた。その結果、マップ図が A, B, C の3つのグループに大別された。これらは、SOM によって自己組織化され、類似性の強いデータの集合であると理解される。すなわち、3つのグループが、何らかの規則で分類され、共通の橋梁景観因子を含んでいる。

まず、グループ A を観察すると、景観評価値の高い ● でラベルされた橋梁データから景観評価の低い ● でラベルされた橋梁データまでほぼ均等に配置されている。グループ B は、景観評価が低いとされる ● と ● でほぼ占有されている。一方、グループ C では、● と ● の2種類のラベルが多く占めている。この結果、グループ B は、アンケート結果によって「美しくない」と評価された橋梁の集まりであると結論づけられる。しかし、グループ A と C については、どのような判断基準のもとに形成された集合であるか、このマップからは理解できない。形成された基準をデータの配置だけから

探ることは容易でないので、橋梁の規則性をより視覚的に判別するため、図-1と橋梁写真を比較した。

橋梁写真を分析し、グループごとに視覚的に認識できる共通点を抽出したところ、以下のようにになった。

グループ A: 主桁の色彩が青色と赤色からなる橋梁がほとんどである。河川の風景が多い。また、背景の上層の色彩は青色が多い。平面形状は、左側に直線的なものが多く、右側に曲線的なものが多い。

グループ B: 主桁の色彩に緑色が圧倒的に多い。平面形状は、直線的なものがほとんどである。

グループ C: 主桁の色彩は、さまざまである。平面形状は、曲線的なものが多い。

このように、グループごとにある種の共通点が見いだされ、その規則性を学習結果のマップと橋梁写真との比較から視覚的に認識できた。そして、上述した橋梁写真との比較や、グループ Bにおいて、同じラベルを持った集合になっていることから、学習結果のマップが景観評価に影響されたことが理解できる。ただし、グループ A とグループ C においては、異なるラベルのデータが集まっている。すなわち、景観を構成する 20 アイテムを入力条件とした SOM による分類は、「美しい」というイメージ形容詞のみを基準にして形成されていないことを暗示している。

本研究では、景観を表す形容詞として、「美しい」ということばを採用したが、SOM の導いた結果がイメージ形容詞で表すことのできない景観性を基準に形成されたマップである可能性も残されている。

4. 結論

本研究では、SOM によって橋梁が保有する景観イメージをその類似性に応じていくつかのグループに分類し、橋梁写真との比較分析からその要因となる景観構成要素を明らかにした。ただし、SOM を橋梁景観の定量的評価法として十分に活用するまでに至らなかった。

なお、この研究の一部は、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) 白木・松保・高岡：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、土木学会、Vol.37A, pp.687~697, 1991-3.
- 2) 保田・白木・堂垣・河津・安達：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、土木学会、Vol.45A, pp.553-560, 1999-3.