

SOM/LVQ を援用した橋梁点検データの見直し

EXAMINATION OF BRIDGE INSPECTION DATA BY SOM/LVQ

近田康夫*・廣瀬智士**・城戸隆良***

Yasuo CHIKATA, Satoshi HIROSE and Takayoshi KIDO

*正会員 工博 金沢大学助教授 工学部土木建設工学科 (〒920 金沢市小立野 2-40-20)

** 金沢大学学生 工学部土木建設工学科

***正会員 博(工) 金沢大学技術専門職員

This paper deals with the examination of the inspection or diagnosis data of existing bridges. In the inspection or diagnosis, experts make damage evaluations. But their judgments are subjective, and then sometime the judgments include contradictions. Therefore, examination of the data is required when the inspection data is used as teacher signal for the learning process of neural networks or as base data for composing expert system. This paper shows an approach by SOM/LVQ for the re-examination of the inspection data of existing bridges.

Key Words : bridge inspection, data examination, SOM, LVQ

1. はじめに

社会資本の蓄積が進む中で、既存橋梁の維持管理の重要性が高まっている^{1),2)}。

多くの橋梁を管理する自治体や公団が、人間の健康診断による早期発見・早期治療に見立てて、既存橋梁の外観調査による定期点検により橋梁の損傷が深刻な損傷に進展する前に適切な補修をする試みがこれまで多くなされてきた。この既存橋梁の点検に当たっては、専門家による橋梁部位毎の損傷度評価と橋梁全体としての総合評価が行われたが、特に後者の総合評価は専門家の知識や経験に大きく依存していた^{3),4)}。

蓄積された外観調査の点検データを用いて、専門家が橋梁部位の損傷パターンに応じてどのように総合判断を行うのか(専門家の評価構造)を、逆解析したり、専門家の知見をコンピュータ上で再現したエキスパートシステムの構築が試みられた^{5),6)}。また、その点検データに基づいて橋梁補修計画の立案支援を行う試みが提示されてきた⁷⁾。

一方、専門家といえども、人間が判断する限り、橋梁全体の損傷の総合評価のみならず橋梁部位の損傷程度の判断にも主観的なばらつきあるいは揺らぎが入ることは避けられないと考えて、評価支援システムにファジ理論を応用する試み^{8),9)}も示されている。

さらに、評価構造の分析に基づく評価システムの構築といった積み上げ式の方法ではなく、点検データを教師データとした、階層型ニューラルネットワークによる評価やこれを取り込んだエキスパートシステムの構築が試みられている^{10),11)}。

このように、既存橋梁の点検データに基づいて評価システムを構築したり、補修計画支援システムを構築

する場合には、元になる点検データの吟味が必要であることは言を待たないであろう。矛盾を含むデータに基づいた評価や計画は砂上の楼閣となる危険性をはらんでいる。

この点の改善策として、エキスパートシステムにおける知識データベースの信頼性の向上への工夫が試みられている^{12),13)}。

本稿では、知識データベースを構築する以前の段階での橋梁点検データの見直しを試みることにした。具体的には、類似の点検データから異なる総合判断が与えられている場合にどのようにデータを見直しすればよいかを検討するために、自己組織化特徴マップ(SOM)と学習ベクトル量子化法(LVQ)を利用することにした。SOM/LVQはデータのクラスタリング等に威力を発揮するニューラルネットワークで、今回の問題にも適している。このSOM/LVQの土木工学分野への応用は白木ら^{14),15),16)}が地盤特性値推定等で積極的に試みている。

2. 橋梁点検データ

定期点検における橋梁点検データは、特定部位の外観調査による損傷程度の判定と、それに基づく総合評価で構成される。

たとえば、I県が昭和57年度から63年度の間に調査を行った橋梁診断台帳は次のようになっている。収容橋梁数は208橋で、そのうちコンクリート橋148橋、鋼橋60橋である。点検項目とともに点検結果の例を表-1に示す。

各点検項目の評価基準として、次の3段階評価が設定されている。(各項目の具体的な判断基準を表-2に示す。)

表-1 点検結果の例

橋梁名	橋面舗装	地覆高欄	床版	床組工	主構	支承	伸縮継手	排水装置	塗装	洗掘変動	躯体変動	安定構造	安定材質	耐震性	評価
A橋	○	○	△	△	△	○	△	△	○	○	○	○	○	○	B
B橋	○	△	○	○	○	○	○	○	-	○	△	△	△	△	D
C橋	○	○	×	×	×	×	×	×	-	△	○	△	○	△	A

Z橋	○	○	○	△	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	C
----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

・コンクリート橋(表では、B、C橋)に関しては塗装の項目はない。

マップ層

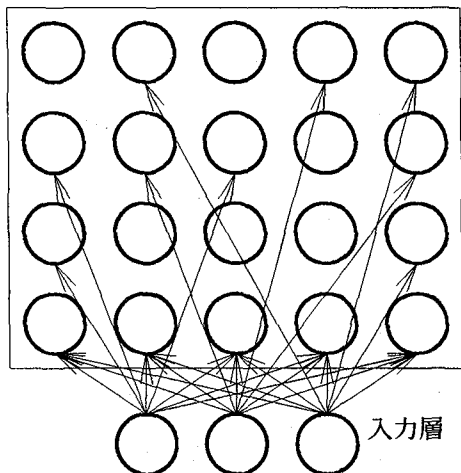


図-1 SOM の概念

○: ほとんど損傷していない。危険性はない。

△: 損傷している。危険性はやや高い。

×: 損傷が激しい。危険性が高い。

また、各橋梁の損傷度評価は、上記点検結果に基づいて専門家が次の4段階評価で行う。

A: 架け替え、あるいは全面的な補修を必要とする。

B: 早急に補修を必要とする損傷がある。

C: 軽微な補修を必要とする損傷がある。

D: 健全であり、目立った損傷は見られない。

ここでは、I県の橋梁点検台帳を用いて点検データの見直しを行ってみる。

3. SOM と LVQ

3.1 SOM

SOM(Self-Organizing feature Map)^{17),18),19)}は Kohonen によって提案された教師なし学習過程をとるニューラルネットワークで、入力層のセル数からなる多次元空間を2次元平面に投影することで入力信号の特徴を視覚的に表現する。ネットワーク構成は入力層とマップ層の2層構成で同一層内のセル間では結合はない。

SOM のネットワーク構造の概念を図-1 に示す。

表-2 各点検項目の判断基準

要因	評価	判断基準
上部	舗装	△ 縦方向のひび割れ、あるいは数箇所に段差が見られる。
		× 縦方向、亀甲状のひび割れがある。あるいは、実際に走行してみて、明らかに支障があると思われる。
	地覆高欄	△ 地覆に劣化が見られ、ひび割れが生じている。また、高欄が事故などで一部破損している。
		× 地覆の劣化が激しく、欠け落ちが見られる。高欄の腐食が激しく、耐荷力に不安がある。
	床版	△ 亀甲状のひび割れがある。何箇所も石灰分の遊離が見られる。
		× ひび割れの間隔が狭く、欠け落ちが見られる。あるいは施工不良により、骨材の分離、鉄筋の露出が激しい。
	床組工・主構	△ コンクリート構造の場合、ひび割れ、剥離が見られる。
		× 鋼構造の場合、全体にわたって腐食している。
		△ コンクリート構造の場合、ひび割れに間隔がある。鋼構造の場合、腐食が激しく、耐荷力に不安がある。また、鋼材がひび割れを起こしている。
		×
下部	支承	△ 錆、腐食が激しい。あるいは、変形、破損がある。
		× 上記の症状が助長し、支承が可動しなくなっている。
	伸縮継手	△ 後打材やシール部に欠陥が見られる。あるいは、目地周辺が陥没している。
		× 盲目地になっている。あるいは、水漏れが激しく周辺部を腐食している。また、実際に車で走行してみて、著しく衝撃・騒音がある。
	排水装置	△ 土砂の堆積、排水管のずれなどにより、排水が不完全である。
		× 路上に水がたまる箇所がある。
	塗装	△ 部分的にはがれ、発錆が見られる。
		× 全体的に劣化し、発錆が著しい。
	耐震性	△ 支承縁端距離が不足している。あるいは、支承の機能が著しく低下している。
		× 橋梁が古いため、移動制限装置が施されていない。耐震構造的に極めて不安定である。
下部	洗掘変動	△ 洗掘が見られる。
		× 洗掘が進み、基礎の安定性を欠くと思われる。
	躯体変動	△ 躯体の沈下、移動、傾斜が見られる。
		× 症状が進み、上部工にまで影響がみられる。
	安定性(構造)	△ ひび割れ、鉄筋露出、腐食による劣化等構造的な破損が見られる。
		× ひび割れの間隔が大きい。あるいは、一部が欠け落ちている。
	安定性(材質)	△ 構造的な破損と合わせ、極めて不安定である。
		× 破損、移動が激しく、極めて不安定である。
		△
		×

詳細は文献^{17),18),19)}に譲るが、解析過程は、

Step 1 入力層とマップ層の間の重みを任意に設定する。

Step 2 入力層にベクトル

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

を入力する。

Step 3 マップ層のニューロン j と入力ベクトルの距離 d_j を、入力層とマップ層の重み w_{ji} を用いて次式で計算する。

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2}$$

ただし、 i は入力ベクトルの成分を表す添え字である。

Step 4 d_j が最小となるニューロンを選択し、これを j^* で表示する。

Step 5 ニューロン j^* とその近傍のニューロンの重みを、近傍関数 $h(j, j^*)$ を用いて、次式のように更新する。

$$\Delta w_{ji} = \eta h(j, j^*) (x_i - w_{ji})$$

近傍関数は次式で表現される。

$$h(j, j^*) = \exp\left(\frac{-|j - j^*|^2}{\sigma^2}\right)$$

σ は近傍の範囲を与え、学習の進行とともに値を減少させる。 η は正値の定数である。

Step 6 Step 2 から 5 を繰り返す。

こうして得られたマップ層を 2 次元平面に視覚的に表示することになる。

SOM では、BP などの教師あり学習で使われる入力信号のみを用い、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に用いられる。

3.2 LVQ

学習ベクトルの量子化 (LVQ: Learning Vector Quantization)^{17),18),19)} では、入力データのパターン分類を行う¹⁾。LVQ の厳密な意味付けは “統計的なクラス分け分類または認知の方法” となる。LVQ は SOM を教師あり学習に拡張したものと考えることができる。

入力 x が、そのとき最も近い m_i と同じクラスに属するように決定されると仮定し、 x に最も近い m_i の引数を次式で定義する。

$$c = \arg \min \|x - m_i\|$$

$x(t)$ を入力ベクトル、 $m_i(t)$ を離散時間領域 $t = 0, 1, 2, \dots$ における m_i の一連の値を表すものとし、誤分類誤差割合を最小化することを考える。すなわち、 $x(t)$ がクラス S_r に属し、最も近い参照ベクトル m_c がクラス S_c とラベル付けされるとすれば、正しい分類には報酬を与え、間違った分類には罰を与えるような教師あり学習を行う。これは、以下の漸化式によるアルゴリズム (LVQ1) で表現できる。

x と m_c は同一クラスに属するとき ($S_c = S_r$)

$$m_c(t+1) = m_c(t) + \alpha(t)[x(t) - m_c(t)]$$

x と m_c は異なるクラスに属するとき ($S_c \neq S_r$)

$$m_c(t+1) = m_c(t) - \alpha(t)[x(t) - m_c(t)]$$

¹⁾ ベクトルの量子化とは、複数のデータをまとめてパターン分類し、情報圧縮するための手法である。

$i \neq c$ のとき

$$m_i(t+1) = m_i(t)$$

ここで、 $\alpha(t)$ は学習率と呼ばれ、 $0.0 < \alpha(t) < 1.0$ である。

SOM では入力信号の特徴を 2 次元平面上に配置するだけであったが、LVQ では SOM のラベルに当たる出力を教師信号として、数値的に近傍であるかどうかを表現したコードブックベクトルが出力される。

LVQ の出力であるコードブックベクトルを用いて、未知データの検証が行われる。未知データのラベル (クラス) の妥当性を % 表示で出力する。

3.3 SOM-pak/LVQ-pak

具体的な SOM あるいは LVQ のプログラムに関しては、SOM/LVQ の提案者である Kohonen がプログラム例を SOM-pak²¹⁾/LVQ-pak²²⁾ として公開しており、Unix, MS-DOS などの OS 用のソースコード、MS-DOS 版の実行形式ファイルなどがある。これらは Kohonen らによる Anonymouse FTP-site から取得可能である。ここでは、この Kohonen らの FTP-site から取り寄せた SOM-pak/LVQ-pak の MS-DOS 版を利用している。

4. 橋梁点検データの見直し

SOM/LVQ による橋梁点検データの見直しの手順は、以下のとおりである。

1. まず SOM によって 2 次元平面上に配置された内容が入力データのラベル (橋梁の総合判定) と対応しているかどうかを見る。
2. マップ上で、不自然な位置にある (総合判定の疑わしい) データを見直し対象とする。
3. SOM の結果不自然な位置を占めるデータ以外の (判定が正しいと思われる) データを用いて LVQ による処理を行い、コードブックベクトルを得る。
4. 見直し対象となったデータに 1 から 4 のラベルをつけて LVQ の結果を用いてクラスの認識精度を算出し、元の総合判定の妥当性を検討する。また、この結果、元の総合判定が誤っていた場合には、適切な判定値が見出せる。

以下、解析過程に沿って結果を考察を交えながら示す。

4.1 SOM による検討

SOM-pak を用いた橋梁点検データの検討の流れは以下のようなものである。

1. プログラム `randinit` マップの初期化を行う。
`>randinit -din ex.dat -cout ex.cod -xdim 12 -ydim 8 -topl hexa -neigh bubble -rand 123`
 ここに、`ex.dat` は入力データ、`xdim`, `ydim` はマップの大きさを与える。`topl` はマップの格子形状で

hexa は 6 角形を指示している. *neigh* は近傍関数のタイプを示し, *bubble* でステップ関数を指示している.

2. プログラム *vsom* により学習を行う.

```
>vsom -din ex.dat -cin ex.cod -cout ex.cod -rlen
1000 -alpha 0.05 -radius 10
```

ここに, *ex.dat* は入力データ, *ex.cod* はユニットの重み, *rlen* は学習回数, *alpha*, *radius* 近傍となるセル数.

この学習が終了後, *rlen*, *alpha*, *radius* を変更して, より詳細な学習を行う.

3. プログラム *qerror* により平均量子化エラー (average quantization error) を評価する.

```
>qerror -din ex.dat -cin ex.cod
```

4. プログラム *vcal* によりラベル付けを行う.

```
>vcal -din ex_fts.dat -cin ex.cod -cout ex.cod
```

ex_fts.dat はラベル情報の格納されたデータである.

5. プログラム *planes* により EPS 形式のマップ図を出力する.

```
>planes -cin ex.cod
```

6. マップ図上のラベル配置から, 判断が疑わしいデータを抽出する.

ただし, データ名, パラメータの数値は適当に与えたものである.

以上の流れに従って, 入手した橋梁点検データ (点検項目の評価データ) のうちコンクリート橋でかつ点検項目の評価がすべて行われている 131 橋を抽出して SOM で処理し, 結果を図化処理すると, EPS (Encapsulated PostScript) 形式のファイルが出力される. これを表示した例が図 2, 3 である. この場合の, SOM で使用したパラメータは, *rlen*(学習回数)= 70000, *alpha*(学習率係数)= 0.9, *radius*(近傍)= 7 である. 学習時間は 97 秒 (Pentium 200 MHz, MS-DOS on MS-Windows 95) であった.

一方, 鋼橋のデータのうち 57 橋分を用いて SOM による学習をした結果のマップ図の例が図 4 である. この場合の, SOM で使用したパラメータは, *rlen*(学習回数)= 70000, *alpha*(学習率係数)= 0.9, *radius*(近傍)= 8 である. 学習時間は 127 秒 (Pentium 200 MHz, MS-DOS on MS-Windows 95) であった.

図 2, 3 は, 同一データを用いているが, 重みの初期値を乱数で発生させたために一見すると全く異なる結果になって見える. しかし, 類似したデータの集まりは平面上の位置が異なるだけでグルーピングは両方の図でほぼ同じである. つまり, グループごとの位置関係と, グループ内での相対位置が解析の都度に異なることになる.

図 2~4 では, 橋梁損傷度をラベルとして表示している (正確には “損傷程度” とデータの識別用のアルファ

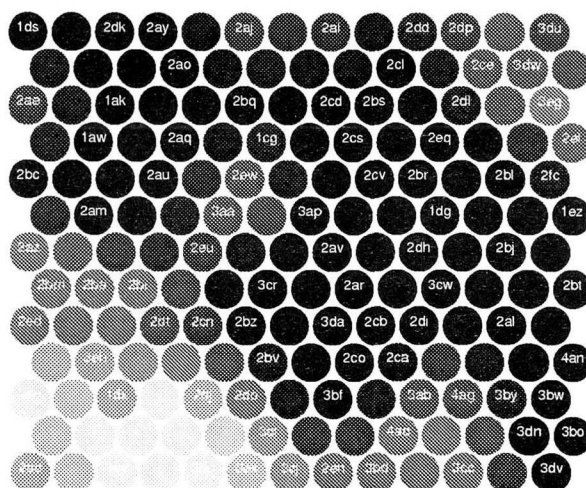


図-2 SOM での学習結果の例 1(コンクリート橋)

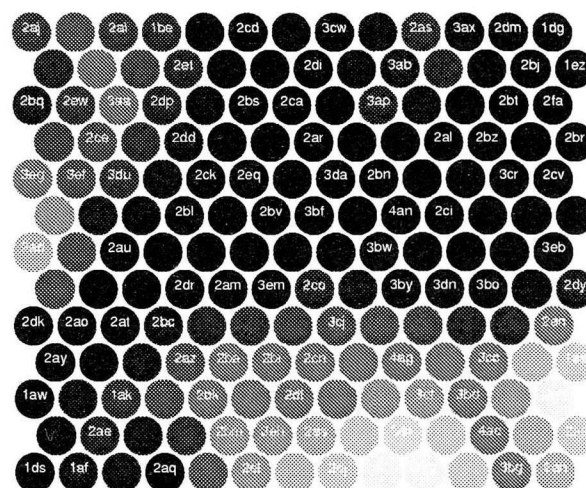


図-3 SOM での学習結果の例 2(コンクリート橋)

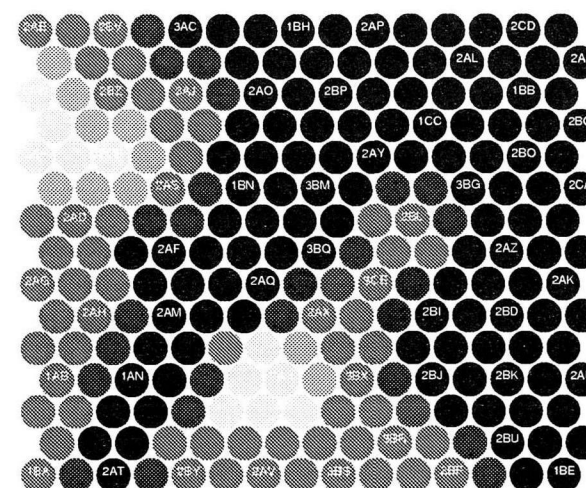


図-4 SOM での学習結果の例 3(鋼橋)

ベット 2 文字). 同じラベルのものがマップ上で概ね集まっていることがわかる. 同じ損傷程度 (ラベルの先頭の数値が同じ) でもいくつかの集まりがあるのは, 同じ損傷度を与えられていてもその内容 (損傷項目の組合

わせなどの相違)に応じて細分化されていることが個々のデータをラベルのアルファベットに基づいて元データに溯って調べるとわかる。

一方、ラベルの数値が明らかに孤立しているラベルも散見される。例えば、図3で右上の1dg,1ezは、2で始まるラベル群中に孤立している。これが、見直しの対象となるデータである。このようにデータ全体に対する判断を一度に視覚的にできることがSOMを用いたデータ選別の特徴である。例えば、数量化理論第3類を用いて同様の分析を行うと、2つの主軸の組合せごとにプロットした散布図を見比べて判断しなければならないが、SOMではそれを一つの2次元平面に配置していることになり、判断が疑わしいデータの発見を容易にしている。

さらに、計算機による処理時間が短いことも特筆に価する。

このように、判定の疑わしいデータを除外するだけでも、橋梁の損傷度評価を行なうためのBPアルゴリズムによる階層型ニューラルネットワークの学習において、学習速度、最終的に得られる学習結果が大きく改善されることが分かっている²⁰⁾。

4.2 LVQによる検証

LVQを用いた検証の流れは、

1. コードブックの大きさを $noc = 200$ 、入力データを $din=ex1.dat$ 、出力するコードブックベクトルデータを $cout=ex1e.cod$ として初期化プログラム *eveninit* を実行する。
`>eveninit -noc 200 -din ex1.dat -cout ex1e.cod`
2. 各クラス最短距離の中央値のチェック、さらにそのクラスに含まれるデータの数のチェックを行うために、プログラム *mindist* を実行する。
`>mindist -cin ex1e.cod`
3. プログラム *balance* により、すべてのクラスの最短距離の中央値をバランスさせ最終的に各クラスの最小距離を算出する。
`>balance -cin ex1e.cod -cout ex1b.cod`
これで、コードブックの初期化が完了した。
4. プログラム *olvq1* により、学習回数 $rlen = 5000$ にて、学習を行う。
`>olvq1 -din ex1.dat -cin ex1b.cod -cout ex1o.cod -rlen 5000`
5. プログラム *accuracy* により、学習結果のコードブック *ex1o.cod* を用いて未知のデータ含む *ex2.dat* 内のデータに対する認識精度を評価する。
`>accuracy -din ex2.dat -cin ex1o.cod`
6. 得られたコードブックとSOMで判定が疑わしいと判断されたデータ(部位毎のデータは同一でクラスに対応する総合損傷度を1-4に書き換えたもの)を用いて、どのクラスに分類されるべきかを、

accuracy による認識精度評価で検討する。

のようである。ただし、データ名、パラメータの数値は適当に与えたものである。

SOMの場合と同様に、入手した橋梁点検データをLVQで処理し、各データに与えられているクラス(SOMでいえばラベル)の妥当性を *accuracy* というプログラムで処理すると、各クラスに分類されているデータ数とその妥当性が認識精度(%)で出力される。

SOMの分析例で用いたコンクリート橋に関する点検データを、LVQで学習後 *accuracy* で処理して認識精度を指標として検討してみる。学習に要する時間は約10秒(Pentium 200 MHz, MS-DOS on MS-Windows 95)であった。

なお、ここでは学習において学習率 α を設定しなくてもよいOLVQ1(LVQ1で α を自動的に設定するようにしたプログラム)を使用している。

実際の検証の過程に沿って以下に示す。

まず、全体データのOLVQ1による分析結果であるコードブック(*ex031.cod*)を用いて元データ(*ex01.dat*)の認識精度を評価してみると、次のようである。

```
> accuracy -din ex01.dat -cin ex031.cod
0/ 0 sec. ....
Recognition accuracy:
2: 81 entries 96.30 %
3: 35 entries 80.00 %
1: 12 entries 41.67 %
4: 3 entries 0.00 %
Total accuracy: 131 entries 84.73 %
```

元の入力データとOLVQ1で学習の結果得られたコードブックベクトルを比較しているわけであるが、全体として84.7%はクラス分け(ラベル付け)が妥当な入力データであることを示していると解釈できる。ただし、4が0.00%というのは、全入力データ数131中教師信号が4のものが3つしかないため、そのように評価されてしまったと推測される。

さて、SOMが出力したマップ図で、判定(ラベル)が疑わしいデータを取り除き、再びOLVQ1で処理するとクラスの付与に対する妥当性は以下のようにして改善される。

図2でラベル付けの妥当性が疑われる入力データ(3ap, 3bf, 3cw, 3da, 1dg, 1ez)を取り除き、取り除いた後の入力データを用いてOLVQ1で学習させた。

OLVQ1で学習に用いた入力データを、そのまま *accuracy* で処理して認識精度を評価した結果は、次のようである。

```

2: 81 entries 98.77 %
3: 31 entries 90.32 %
1: 10 entries 50.00 %
4: 3 entries 0.00 %
Total accuracy: 125 entries 90.40 %

```

判定の疑わしいデータを取り除いた結果、ラベル付けの妥当性は84.73%から90.40%へと改善されている。

ここで、先ほど、除外したデータの一つである3apに関して、次のように新たな入力データ(ap.dat)を作成する。

```

13
1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 1
1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 2
1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 3
1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 4

```

最初の13は、13個のデータ項目があることを示している。最後(14番目)の数字が、クラス(ラベル)である。つまり全く同じデータを4つ作り、本来3であったラベルを1~4でつけ代えた。この入力データと先ほど妥当性が疑われる入力データを除いてOLVQ1で学習させたコードブックベクトル(rc00o.cod)を使い、accuracyにより認識精度を評価してみた。その結果を次に示す。

```

1: 1 entries 0.00 %
2: 1 entries 100.00 %
3: 1 entries 0.00 %
4: 1 entries 0.00 %
Total accuracy: 4 entries 25.00 %

```

この結果は、この入力データは2であることを示していると思われる。つまり、専門家による損傷度評価では3とされていた訳であるが、OLVQ1では2であると判断されている。SOMでは、マップ上でほかのラベル2を有するセルの近傍に配置されただけであるが、OLVQ1においては明確に2と判断されている。ここで、3apを例にしてマップ上で近傍にある他のデータと比較すると、

```

1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 2    3ap
1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 1 1    2av
1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1    2ar
1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 2    2cs
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2    2cv
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2    3cr

```

のようであり、3apの“3”は“2”の方が妥当とするOLVQ1の結果は納得できるものであるといえよう。

表-3 OLVQ1による解析結果(コンクリート橋)

データ名	元データ	OLVQ1
3bf	3	3
3cw	3	3
3da	3	2
1dg	1	2
1ez	1	2

表-4 OLVQ1による解析結果(鋼橋)

データ名	元データ	OLVQ1
1BB	1	2
1BE	1	2
1BN	1	2
1CC	1	2

このような手順で、視覚的に疑わしいデータを抽出し、OLVQ1によりその内容を検証したり、妥当なクラスを特定できることになる。

同様にして解析した、残りの疑わしいデータに関する結果を表-3に示す。

次に、鋼橋のデータに関しても同様に検討してみる。SOMで用いた鋼橋のデータ(57橋)をOLVQ1で解析した結果得られるコードブックベクトルにより、accuracyでは次のようなラベル(クラス)の認識精度評価結果となった。

```

2: 38 entries 100.00 %
3: 11 entries 100.00 %
1: 8 entries 37.50 %
Total accuracy: 57 entries 91.23 %

```

鋼橋に関しては評価4のデータが存在しないので、1~3の3クラスで評価している。

図4に示したSOMによるマップ上で評価が疑わしい1BB, 1BE, 1BN, 1CCの4データを除外してOLVQ1で学習し直すと

```

2: 38 entries 100.00 %
3: 11 entries 100.00 %
1: 4 entries 75.00 %
Total accuracy: 53 entries 98.11 %

```

となり、ラベル1の認識精度が37.50%から75.00%へと大きく向上していることが分かる。

次に先程除外した4つのデータについて再検討を行った結果を表-4に示す。

1BB, 1BE, 1BN, 1CCのいずれも、専門家による損傷度の判定は1と評価されていたが、ここではクラスの認識精度の評価により数値的に、2と評価するのが妥当であることが示されている。

ここでも、先にコンクリート橋のところで3apについて示したように、評価が変わったデータとマップ上で周辺のデータとを元データに戻って比較すると、OLVQ1の結果は納得できるものであることを確認している。

4.3 その他

SOM/LVQ により、橋梁点検データの見直しが可能であることを示したが、いくつかの検討事項も残っている。

SOM, LVQ いずれにおいても、学習回数などのパラメータの与え方は trial-and-error であり、明確な設定基準がない。特に、SOM においてマップサイズが小さな場合にはデータをマップ上で重ね配置するため、マップ上に現れないデータが生じる。同一内容のデータである場合にはマップ上で重なることは致仕方ないともいえるが、ラベルの異なるデータが重ねて配置されるために表示されなくなるのはラベル付けの疑わしいデータを視覚的に判断するためには不都合である。逆に、マップサイズが大きすぎると、すべてのデータがマップ上に表示されるものの個々のデータはマップ上で点在し、視覚的にグループを認め難くなり、結果的にラベル付けが疑わしいデータの抽出も行い難い。

この点に関しての一つの目安が *qerror* の出力とマップ上に表示されるデータ数に着目した場合に得られそうである。鋼橋のデータ(データ数 57)に関してマップサイズと *qerror* の出力する値との関係を表-5 に示す。表中の“表示ラベル数”は全データ 57 の内でマップ上に表示された数である。鋼橋データには全く同一内容のデータが 2 組あったので表示ラベル数 55 で全データがマップ上に表示されていることになる(同一内容のデータはマップ上で重ね表示される)。

表-5 マップサイズと *qerror* の出力値の関係

格子	学習回数	表示ラベル数	<i>qerror</i>
10 × 10	70000	37	0.7588
10 × 10	100000	40	0.66792
10 × 10	200000	42	0.73387
15 × 15	70000	55	0.0013335
20 × 20	70000	55	0.001051
20 × 20	100000	55	0.000011
30 × 30	70000	55	0.00000

表より、鋼橋データに関しては 15×15 のマップサイズですべてのデータが表示されること、さらに *qerror* 値もマップ上に表示されないデータがある場合に比較してかなり小さくなっていることから、マップサイズを 15×15 以上に大きくしても意味はなさそうである。

戦略としては、まず、*qerror* 値と表示ラベル数を目安に適切なマップサイズを設定し、その後、学習回数などの他のパラメータの調整を行うのがよいと思われる。

また、抽出したラベル付けの疑わしいデータの LVQ による検証も、検証すべきデータが多くなると既にした手順では作業量が多くなる。この点は LVQ-pak のプログラムを改良して、作業を自動的に行えるようにすることで解決できよう。

5. おわりに

ニューラルネットワークの一種である自己組織化特徴マップ(SOM)と学習ベクトル量子化法(LVQ)を使って橋梁点検データの見直しを行った。

今回示した方法では、

- 結果が 2 次元平面に一括して表示されることで、総合判定が疑わしいデータの識別が容易に行える
- 量子化することで、データの分類(総合判定)の認識精度が数値的に得られる
- 総合判定が疑わしいデータの検証が簡単にかつ短時間に(今回使用した 100 橋程度のデータでは数分で行える
- さらに、疑わしいデータがどのクラスに判別されるのが妥当かを認識精度の評価により検討できる

などのことが示せた。

一方、

- SOM のマップサイズが小さいとデータが重複してマップされるため、データがマップ上に表示されない。一方、マップサイズが大きすぎるとマップ上にデータが点在してグループを視認し難い。
- SOM で得られるマップ上でのラベル付けが疑わしいデータの判断は主観的であり、曖昧さが残る。
- 学習回数等マップサイズ以外の SOM/LVQ のパラメータの与え方に客観的な基準がない

などの点で更に検討が必要と考えられる。

ここで使ったデータでは、点検した項目のみで総合判定が行われているという仮定で SOM/LVQ による見直しを行ったが、それ以外の、架設年あるいは補修からの経過年や交通量などの付加的なデータを総合的に見て総合判断を下している場合には、入力ベクトルの次元を増やして再解析を行うことになる。

ここで示した手法は、ニューラルネットワークのみならずさまざまな解析で用いられる入力・出力データの矛盾を検討するための有効なスキームの一つを示している。

謝辞： この研究の一部は文部省科学研究費補助金 基盤研究(C)(2) 一般 #09650521 によることを付記する。

付録 I SOM-pak/LVQ-pak の入手

本研究で用いた SOM-pak/LVQ-pak を入手するための URL を以下に示す。

<http://nucleus.hut.fi/nnrc/nnrc-programs.html>

MS-DOS 用の実行形式の他に、UNIX 用を含めてソースコードがすべて公開されている。

また、プログラムに関する使用方法を含めた postscript 形式の解説文書も同じ FTP-site 上で公開されている^{21),22)}。

参考文献

- 1) 黒田勝彦:構造物のライフタイムリスクの評価, pp.138-143, 土木学会, 1988.
- 2) 建設省土木研究所:橋梁点検要領(案), 土木研究所資料第2651号, 1988.7.
- 3) 小堀為雄, 木俣昇, 小間井孝吉, 竹村哲:専門家による橋梁診断の支援コンピュータ・システムに関する研究, 橋梁と基礎, Vol.24, pp.45-50, 1990.11.
- 4) 小間井孝吉, 木俣昇, 小堀為雄:維持・管理計画のための橋梁評価システムに関する基礎的研究, 土木学会論文集, No.428/I-15, pp.137-146, 1991.4.
- 5) 古田均, Fu, K.S., Yao, J.T.P.:知識工学-エキスパートシステム-の構造工学への応用, 土木学会誌, Vol.70, pp.28-33, 1985.
- 6) 白石成人, 古田均, 尾崎美伸:維持管理効果を考慮した信頼性解析, 構造工学論文集, Vol.33A, pp.809-818, 1987.3.
- 7) 近田康夫, 橋謙二, 城戸隆良, 小堀為雄:GAによる既存橋梁の補修計画支援の試み, 土木学会論文集, No.513/I-31, pp.151-159, 1995.4.
- 8) 白石成人, 古田均, 杉本雅一:ファジィ多基準分析に基づく構造物の健全度評価, システムと制御, Vol.28, No.7, pp.31-35, 1985.
- 9) 西村昭, 藤井学, 宮本文穂, 小笠勝:構造物の健全度診断へのファジィ集合論の適用に関する基礎的研究, 土木学会論文集, No.380/I-7, pp.365-374, 1987.
- 10) 宮本文穂 他:コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステムの開発, コンクリート工学年次論文報告集, Vol.15, No.2, 1993.
- 11) 賀建紅, 渡邊英一, 古田均:遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークを用いたRC床版の健全度評価における知識獲得支援手法, 土木学会年次学術講演会, I-380, pp.758-759, 1994.
- 12) 木下和哉, 宮本文穂 他:知識洗練歴を考慮したコンクリート診断エキスパートシステムの信頼性の向上, 土木学会年次学術講演会, I-379, pp.756-757, 1994.
- 13) 田中成典, 三上市蔵, 前田秀典:知識ベースシステムにおける動的矛盾知識の解消手法, 土木学会年次学術講演会, I-375, pp.748-749, 1994.
- 14) 宮下英明, 白木渡, 伊藤則夫:自己組織化特徴マップ(SOM)による岩盤性状の区間分布予測, 土木学会年次学術講演会, III-A326, 1997.
- 15) Wataru SHIRAKI, Noboru YASUDA and Norio ITOH:Assessment System Geothermal Resources using Kohonen Self-Organizing Neural Network, Int. Symposium on Optimization and Innovative Design (OPID97), #159, 1997.7.
- 16) 白木渡, 松保重之, 宮下英明:ニューラルネットワークによる斜面崩壊規模の予測システムの開発, 土木学会中国支部研究発表概要集, pp.89-90, 1996.5.
- 17) T.Kohonen 著, 高德・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.
- 18) 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.
- 19) 萩原 将文:ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム, pp.66-72, 1994.9.
- 20) 辻岡信也, 近田康夫, 城戸隆良:自己組織化特徴マップによる橋梁点検データの検証, 土木学会年次学術講演会, I-A196, pp.390-391, 1997.
- 21) Kohonen,T. Hynninen,J., Kangas, J.,and Laaksonen, *SOM_PAK : The Self-Organizing Map Program Package*, Lab.of Computer and Information Science, Helsinki Univ. of Tech., Report A31, 1996.1.
- 22) Kohonen,T. Hynninen,J., Kangas, J., Laaksonen, J., and Torkkola, K., *LVQ_PAK : The Learning Vector Quantization Program Package*, Lab.of Computer and Information Science, Helsinki Univ. of Tech., Report A30, 1996.1.

(1997年9月26日受付)