

(12) アンケートに基づく BP-NN による景観評価に関する一考察

EXAMINATION OF BRIDGE INSPECTION DATA BY SOM/LVQ

近田康夫*・柴崎奈穂**・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)

**学生員 金沢大学大学院 工学研究科土木建設工学専攻

***正会員 博(工) 金沢大学技術主任

This paper deals with the construction of neural network for evaluation of sceneries including structures, especially the usage method of data for learning process. The questionnaire results are used for learning of neural network. Investigations on the questionnaire result on the plated RC retaining wall are performed. And, the case that some questionnaires are made on the same scenery image, obtained questionnaire results should be treated as the data with one teacher signal in learning process of neural network with back propagation scheme.

Key Words : Scenery evaluation, Neural Network, Back Propagation, Questionnaire

1. はじめに

橋梁をはじめとする土木構造物に求められる概念に「用・強・美」があるが、用・強に主眼が置かれた高度成長期を経て、最近では土木構造物に美が求められることが多くなった。

土木構造物を含む景観の美は、構造物そのものの美しさとともに構造物とそれが置かれる周辺景観との調和があり特に後者が重要視されているようである。

景観を見て人が受ける印象はさまざまであり、すべての人に美しいと感じてもらうことはできなくても、最小限不快感を与えないようにすることは配慮すべきであろう。人の受ける印象が主観的であることから、それを景観設計に反映させるには主観的なものをそのまま扱うか、何らかの方法で客観的な表現に変換する必要がある。

そのようなアプローチに工業製品の分野で顕著な実績を上げている感性工学に基づく方法がある。これは、さまざまな人の感性(嗜好)に関する膨大なアンケート調査に基づいて、SD 分析を経たデータベースを構築し、そこから、対象(性別・年齢・商品イメージなど)を絞った製品開発を行う手法である。一方、土木構造物はそのような対象を絞った設計は難しく、結果的にすべての対象に対するマイナス要素を取り除く方法になりがちである。土木構造物に関しても、さまざまな人の感性に関するデータを蓄積することで、この消極的ともいえる方法から、積極的に好まれる部分を強調するような設計案が見出せる可能性は大きい。

そのような場合、さまざまな要素が入り組んだ土木構造物を含む景観の印象を分析するには非線型関係の再現に威力を発揮するニューラルネットワークの適用

が有効であることが予想される。

本稿では、景観に関するアンケート結果に基づいて人の受ける印象を再現するニューラルネットワークの構築するにあいに、そのアンケート結果の取り扱いについて若干の検討を試みた。以下では、緑化したコンクリート擁壁の景観に関するアンケート結果を例にとりて、論を進める。

2. アンケート結果

ここでは、分析対象としたコンクリート擁壁の景観に関するアンケート結果¹⁾について概述する。表-1 の14+2項目に対する1~7の7段階評価を行う。評価対象は写真-1に示す12のコンクリート系擁壁であり、評価者は景観設計に携わるあるいは関心の強い技術者10名である。このように景観設計に携わるあるいは関心の強い技術者を評価者として選定したことにより、各評価者の評価基準があいまいでないことを期待している。

表-1に示すようにアンケートでは総合評価を“安定感”と“親しみやすさ”の面で行なっている。したがって、ニューラルネットワークの学習もこの“安定感”あるいは“親しみやすさ”を教師信号とした2種類のパターンで検討することになる。

3. ニューラルネットワーク

ネットワーク構造は、入力層14(評価項目数)、出力層1(総合評価)、および、中間層で構成される3層のニューラルネットワークとする。

ネットワークの学習過程は、一般的なバック・プロパゲーション手法を採用し、ニューロンの応答特性には以

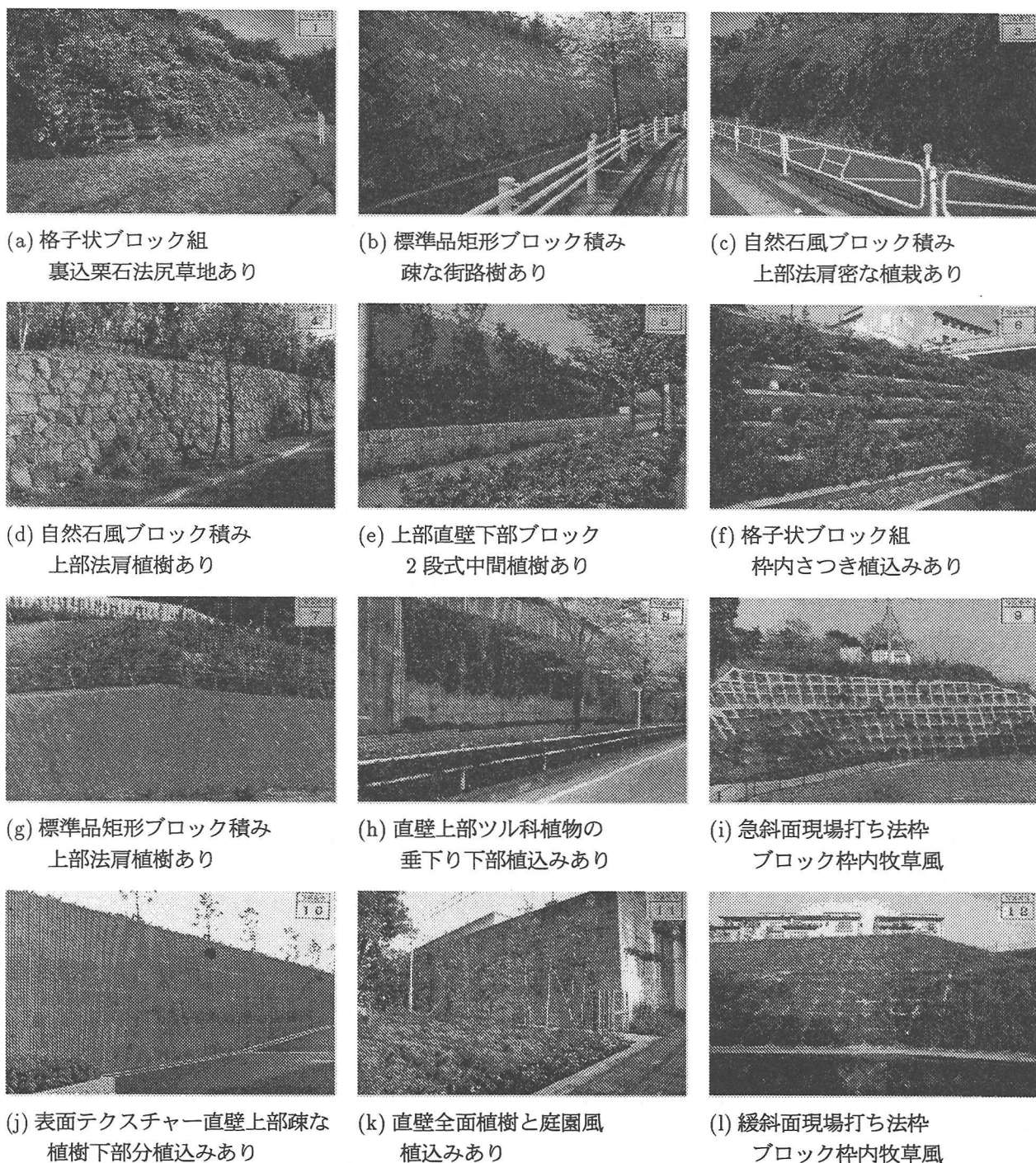


写真-1 評価対象となったコンクリート擁壁

下のシグモイド関数を用いている。

$$f(u_i) = \frac{1}{1 + \exp(-u_i/T)}$$

$$u_i = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i - \theta$$

ここに、 $f(u_i)$:出力される刺激の強さ、 x_i :入力される刺激の値、 w_i :重み付け係数、 θ :しきい値、 T :温度である。
中間層数とシグモイド関数の温度パラメータの値は

表-2 に示すように設定し、表中の数値の総当たりの組み合わせを検討した。

収束判定 (学習完了) は、検証データに対する誤差が最小になる時点とする。

ニューラルネットワークの最大の特徴は、学習によって自らの認識能力を高めることができることであり、十分に吟味された適切な量の学習データが必要である。ここでは、12 枚の緑化コンクリート構造物 (擁壁) の写真についての、10 名のコンクリート構造物あるいは緑化

表-1 緑化されたコンクリート擁壁の景観評価項目

大項目	評価項目	評価	No.
緑化の景観	配置	植栽範囲は的確ですか？	多い 1 少ない
		樹種の組合せ方法は適切ですか？	適切 1 不適切
		立体感の割出に配慮されていますか？	有る 3 無し
	形状寸法	樹木の形状は適切ですか？	適切 4 不適切
		高さのバランスは適切ですか？	適切 5 不適切
		樹木の密度は適切ですか？	適切 6 不適切
	色彩	植栽は背景の色相と合いますか？	合う 7 合わない
	季節感	季節が感じられますか？	感じる 8 感じない
	素材	擁壁の素材は良いですか？	良い 9 悪い
	形状寸法	擁壁の形状は良いですか？	良い 10 悪い
調和	肌合い	擁壁の表面テクスチャーは良いですか？	良い 11 悪い
	緑化と周辺環境	緑化は周辺の地形と馴染みますか？	馴染む 12 馴染まない
	周辺環境と擁壁	擁壁は周辺環境と馴染みますか？	馴染む 13 馴染まない
総合評価	擁壁と緑化	人工物と自然は調和していますか？	調和 14 不調和
		安定感がありますか？	有る 15 無し
		親しみやすいですか？	有る 16 無し

表-3 データの種類と適用方法

データの種類	学習データ	推定データ
全データ	8 名分 (96)	2 名分 (24)
	10 写真分 (100)	2 写真分 (20)
誤差の多いと思われる評価者を除いたデータ	7 名分 (84)	1 名分 (12)
誤差の多いと思われる写真を除いたデータ	8 写真分 (88)	2 写真分 (22)

結果である。

図-2～図-3 では評価者ベースのニューラルネットワークを構築し、図-4～図-5 では景観ベースのニューラルネットワークを構築したことになる。前者は、異なるの評価基準を持った人々が混在した場合に、未知の評価基準を持った人の評価が再現できるのかを見ていることになる。一方、後者では、学習対象の景観への評価を未知の景観に適用できるかを見ている。普通の意味で景観評価のためのニューラルネットワークを構築するとは後者を意味する。ここではアンケート結果を学習用データとした場合に、データの取り扱いによる結果の相違を見るためにこのような学習をさせた訳である。

図-2～図-5 を見ると推定誤差のレンジが 2 以上のデータが散見される。これでは、構築されたニューラルネットワークでは評価者の判断をうまく再現できていないことになる。

ここで使用しているアンケート結果は 12 の景観に対する 10 名の評価者の評価である。これは、すべてを学習用に用いれば、同一内容の評価結果がない場合には 120 の景観に対する評価結果を学習させることになる。しかし、実際には景観は 12 のみである。すなわち、擬似的に景観数を増やしていることになる。

文字認識のためのニューラルネットワークを想起すると、‘3’ という文字の学習データは、さまざまな書き方の ‘3’ の文字パターンが入力されても教師信号は ‘3’ である。

実際には 12 の教師信号を見かけ上 120 に増やして学習させたことで、データの矛盾を取り込んでしまったり、かなり類似したものを別のものとして学習させることでネットワークの識別精度を超えてしまうことが、ここで示した図-2～図-5 のように再現能力の低いニューラルネットワークしか構築できなかった原因となっていると推測される。

一方、データをランダムに並び換えてデータ数 (120) を学習用 (100) と検証用 (20) に分けて学習させてみたところ、“親しみやすさ”、“安定感” のそれぞれについ

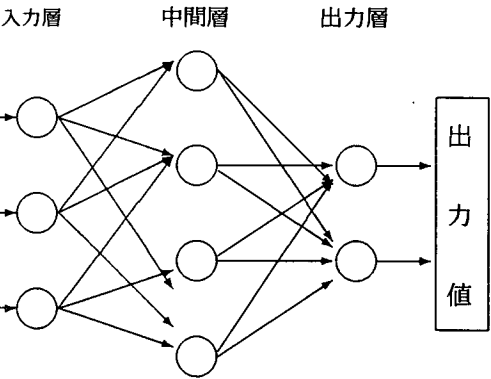


図-1 階層型ネットワーク

表-2 中間層のセル数と温度のパラメータ

中間層	14, 21, 28
温度	0.5, 1.0, 2.0

の専門家 (いずれも景観設計にも携わっている) によるアンケート結果を用い、そのアンケート結果について、表-3 のように処理したデータも使用している。

4. データの取り扱いに関する考察

構築されたニューラルネットワークの未知データ (検証用データ) に対する認識能を、縦軸に正解値からの残差、横軸に評価値 (正解値) をとって図-2～図-5 に示す。いずれも表-3 における全データを使用した場合の

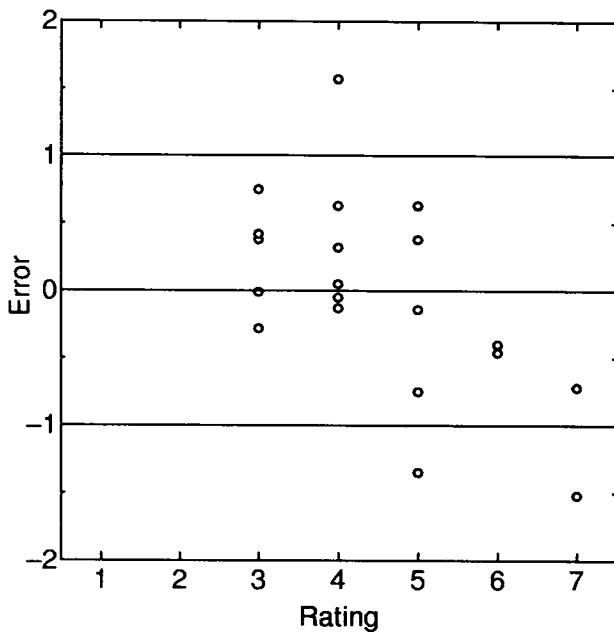


図-2 評価者ごとに並べたデータ (安定感) を用いた場合の推定誤差

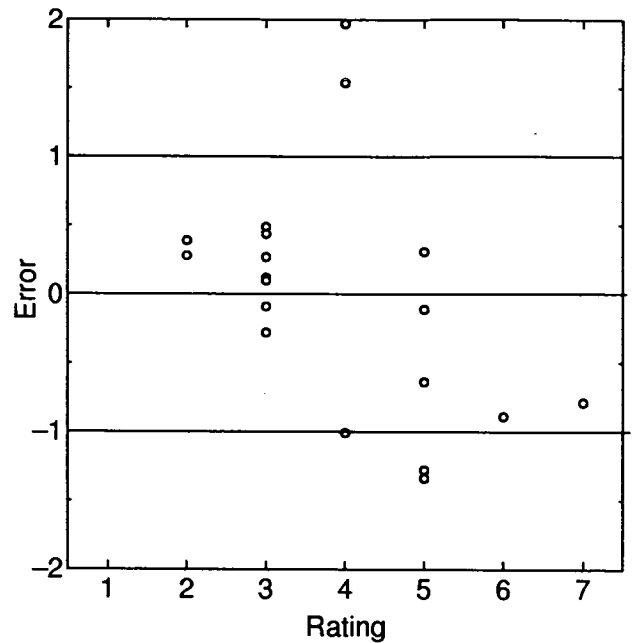


図-3 評価者ごとに並べたデータ (親しみやすさ) を用いた場合の推定誤差

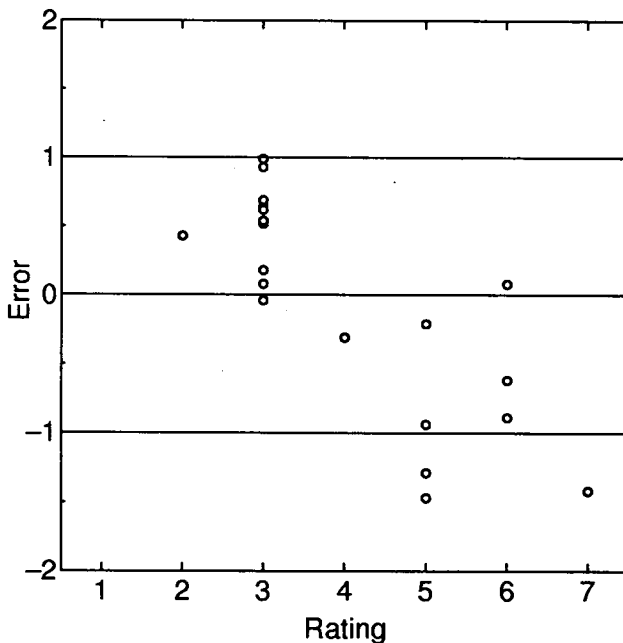


図-4 写真ごとに並べたデータ (安定感) を用いた場合の推定誤差

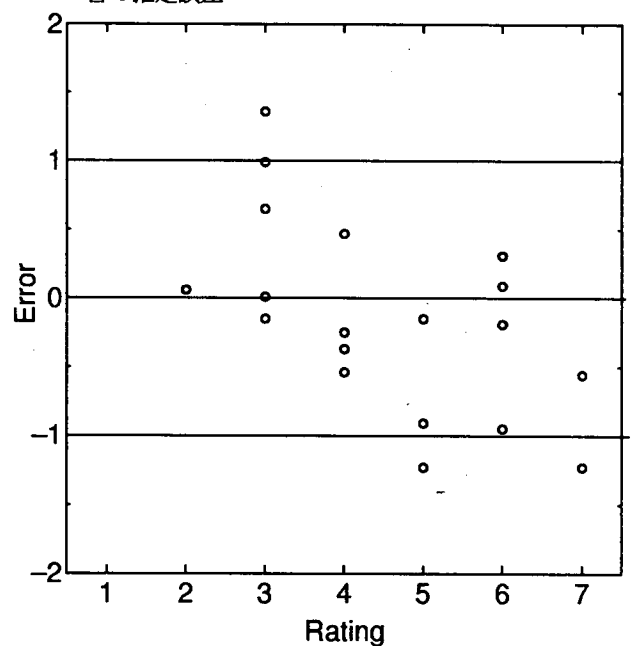


図-5 写真ごとに並べたデータ (親しみやすさ) を用いた場合の推定誤差

て図-6、図-7 に示すような結果を得た。

ここでは、擬似的に 120 の異なる景観のデータとして取り扱って学習させたことになるが、結果は図を見て明らかなように誤差のレンジは図-2～図-5 とあまり変わらない。したがって、ここまでで示した結果から、同一風景を複数の人数に判定させたデータをそのまま教師信号に用いることは不適當と考えられる。

そこで、同一景観に対しては教師信号値を固定してみることにした。アンケート結果のデータを使う上で

は同一写真に対する評価の平均値を用いることにした。すなわち、同一写真に対するアンケート結果のうち入力項に該当する 14 項目のデータはそのまま使用し、教師信号となる総合評価値には平均値を使用した。

構築したネットワークの検証データに対する認識能 (推定能) を図-8～図-11 に示す。

教師信号を写真ごとに固定したか否かの差が図-2 と図-8、図-3 と図-9、図-4 と図-10 および図-5 と図-11 の比較から読み取れる。

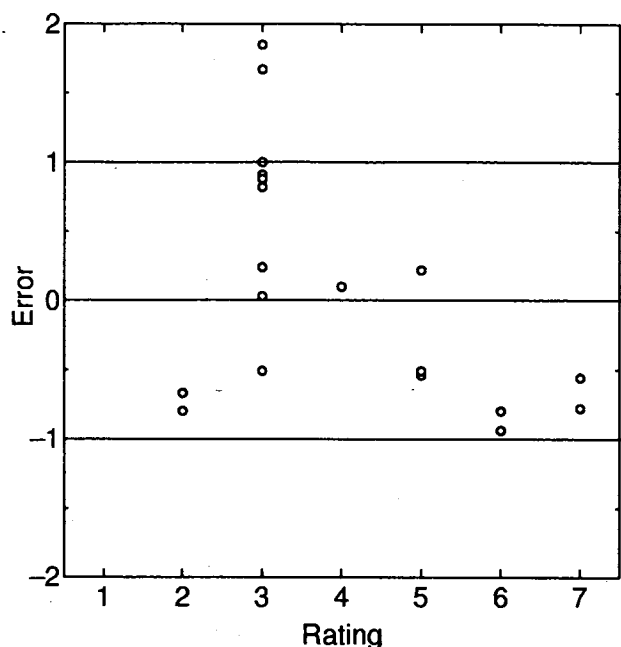


図-6 ランダムに並べたデータ (安定感) を用いた場合の推定誤差

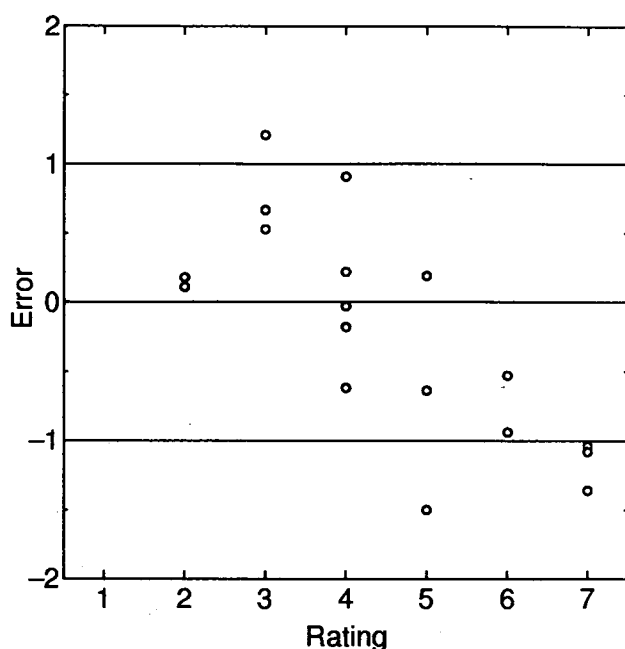


図-7 ランダムに並べたデータ (親しみやすさ) を用いた場合の推定誤差

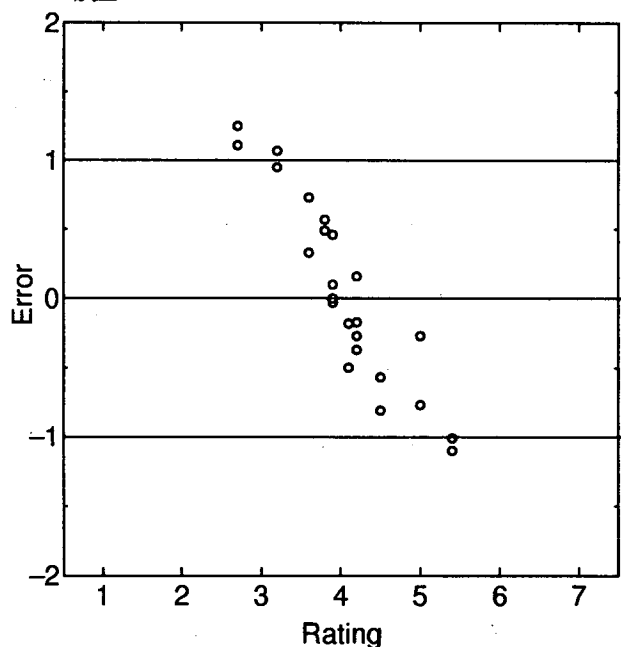


図-8 評価者ごとに並べたデータ (安定感) で教師信号を平均化した場合の推定誤差

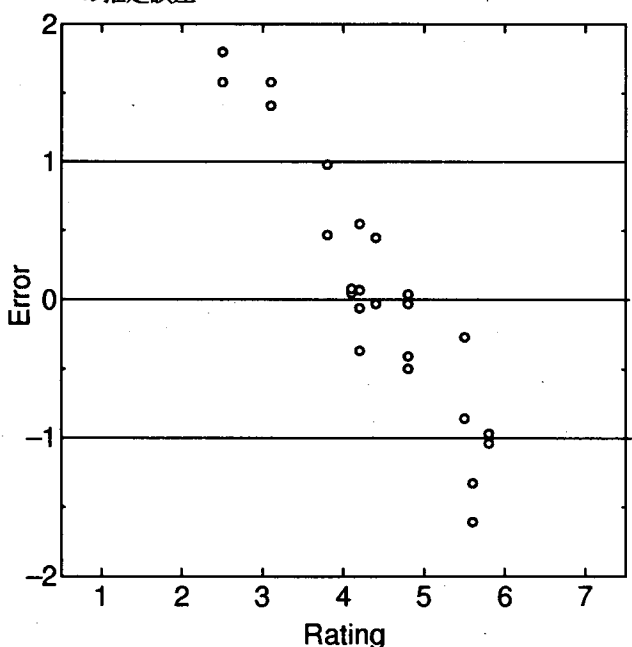


図-9 評価者ごとに並べたデータ (親しみやすさ) で教師信号を平均化した場合の推定誤差

写真ごとにデータを並び替えた場合に教師信号を平均値に固定した効果が顕著であった。教師信号値を写真ごとに固定しなかった場合には推定誤差のレンジは2程度であった(図-4, 図-5)ものが、教師信号を写真ごとに固定したことで推定誤差のレンジは約0.5に収まって優れた汎化性を示しており(図-10, 図-11), 未知の類似景観への評価をうまく行なえていることがわかる。

以上の結果をまとめると、以下のような知見が得ら

れた。

1. アンケート結果をそのまま使用したものと、写真ごとに出力値を固定して使用した場合では、写真ごとに出力値(教師信号)を固定した方が汎化性に優れたネットワークが構築されている。この結果、同一写真に対して複数の評価者が評価したデータを擬似的に別の写真とみなすことは難しいと考えられる。
2. 紙数の関係で省略したが、誤差の多いデータを除

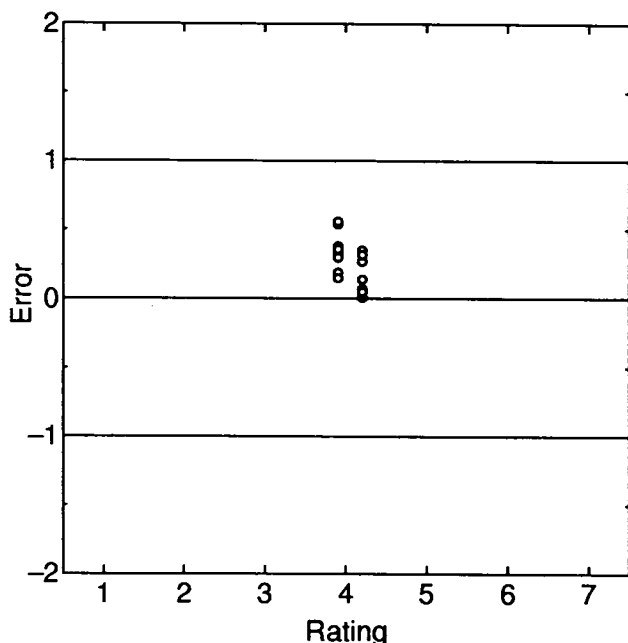


図-10 写真ごとに並べたデータ (安定感) で教師信号を平均化した場合の推定誤差

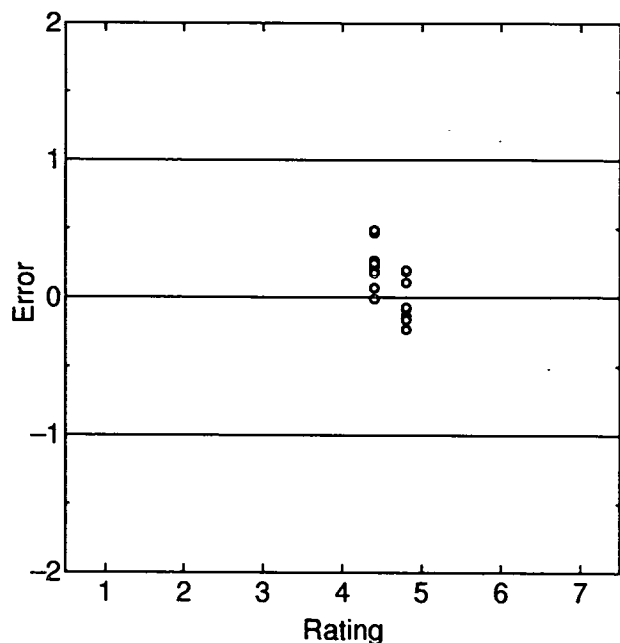


図-11 写真ごとに並べたデータ (親しみやすさ) で教師信号を平均化した場合の推定誤差

く工夫をしてみたが、元々のデータの量が多くないため、誤差の多いデータを除いた場合さらにデータの量が少なくなり良い結果が得られなかった。

3. 今回の専門家が評価したデータは評価のばらつきが少ないので評価の傾向を見ることができるが、評価者が一般の人である場合、もっと評価がばらつくことが予想されるので、さらに注意が必要である。
4. 現実に学習用のデータを作成する場合には景観の絶対評価は難しいので、専門家による合議などで風景ごとの総合評価を与える必要があると考えられる。

5. おわりに

バック・プロパゲーション (BP) アルゴリズムによる階層型ニューラルネットワークを用いてアンケート結果を再現する場合のデータの取り扱いについて検討した。

得られた知見を列挙すると以下のようなものである。

- 同一の画像に対する複数の評価者によるアンケート結果を用いて学習させる場合、教師信号となる項目の評価は一つにするべきである。本報告では、データの平均値をそれに当てた。
- 上の事項を換言すると、同一画像に対する複数の評価者のアンケート結果は擬似的な別画像とみなすべきではない。
- 今回は、景観評価に携わるあるいは関心のある技術者を評価者に選定したので、判断基準がある程度そろったアンケート結果を得ることができたが、一般の人を対照したアンケートでは結果のばらつきが大きいことが推測されるので、教師データとしての取り扱いにはより慎重な配慮が必要となる。

参考文献

- 1) 保田登, 近田康夫, 松島学, 小堀為雄: 緑化されたコンクリート擁壁の景観評価の逆解析, 土木学会論文集, No.514/V-27, pp.55-64, 土木学会, 1995.5.
- 2) 矢川元基: ニューラルネットワーク, 培風館, 1992.5
- 3) 安居 院猛: ニューラルプログラム, (株) 昭晃堂, 1993

(1997 年 10 月 13 日 受付)