

1. まえがき 著者らは、従来より実橋試験に際して、専門家の主観的あいまいさを含んだ知識を収集する目的で、専門家に対する耐用性診断アンケート調査を行ってきた¹⁾。これは、専門家がこれまでの知識経験に基づき、自分自身の中に橋梁診断システムを概念的に構築し、それに従って橋梁の損傷状態の評価を行っていると考えられるためである。一方、著者らが開発中の「橋梁診断エキスパートシステム」²⁾は、現段階において比較的高い処理能力を持っていると考えられるが、知識ベースはまだ完全なものとは言い切れず、知識の更新を行うことが不可欠となっている。そこで、本研究では、本システムの推論機構にニューラルネットワークを適用し、耐用性診断アンケート結果を「教師データ」として利用することによって、本システムの知識ベースの更新を行うことを試みた。

2. 耐用性診断アンケートの概要 耐用性診断アンケート調査は、定期点検程度の情報から床版及び主桁に対して行うものとし、舗装、下部構造、環境などは橋梁の損傷に影響する要因として取扱った。そして、診断は材料・構造学的な観点からのみ行い、経済性などは考慮しないものとした。アンケート調査の実施方法は、複数の専門家に回答用紙とともに橋梁台帳を配付し、実際に橋梁を詳細に目視、観察しながら回答を行う形式とした。また、アンケート調査は、床版及び主桁の設計、施工、路面状態、供用状態等からみた橋梁の健全度に関する項目及びハンチ沿い、床版中央、曲げ、せん断、鉄筋の腐食等のひびわれ状況からみた橋梁の健全度に関する項目について行った。各項目の評価は、0 を最も危険な状態、100 を最も安全な状態とする 100 点満点で回答を求めた。

3. ニューラルネットワークを用いた知識の更新手法 本研究では、知識の更新を実現するために、パーソナルコンピュータ (PC-9801VX) 上にニューラルネットワークを組み込んだ推論機構を構築し、ニューラルネットワークによる学習は、UNIX ワークステーション (SONY NEWS) 上で行った。なお、本システムは、すべて C 言語によって記述されている。本システムにニューラルネットワークを適用するにあたっては、Perceptron 型ネットワーク³⁾を利用し、学習アルゴリズムには誤差逆伝播アルゴリズム³⁾を利用した。また、入出力関数には、一般に用いられている $f(x) = 1/(1 + \exp(-x))$ (シグモイド関数) を用いた。さらに、推論のブラックボックス化を抑え、知識の更新を容易に行うために各 sub goal についてそれぞれ部分ネットワークを構築した。そして、それを上位 goal におけるネットワークで結合する複合型のネットワークを床版及び主桁について構築し、これを床版及び主桁の診断に用いた。また、知識の不足や偏りを防ぐために、現在のシステムの知識ベースに蓄積されている知識を、全てニューラルネットワークの初期「教師データ」として使用し、誤差逆伝播アルゴリズムを用いて学習させた。このことにより、従来の推論機構と少なくとも同レベルの推論を行う新しい推論機構を構成することができたと考える。

4. アンケートを利用した知識更新の有効性の検証 次に、専門家に対して行った実橋試験対象橋梁に関する耐用性診断アンケート調査結果を用いて本システムの知識の更新を行うことを試みる。このアンケート調査は各橋梁のスパンごとに行っているものであるが、ここでは、1例として、各種ひびわれ状況についてのアンケート調査結果を利用した「知識の洗練」を行うこととした。なお、アンケート調査の各項目は20点刻みで集計し、0～19点,20～39点,40～59点,60～79点,80～100点のカテゴリーを、それぞれ danger, slightly danger, moderate, slightly safe, safe の5段階の評価値に対応させて取扱うこととした。これらのデータを、初期「教師データ」に加え、誤差逆伝播アルゴリズムによって学習を行った。ただし、

V-24-1

ここでは、本年度実橋試験を行った「旧青木橋」⁴⁾ 以外に、過去に実施した実橋 6 スパンについても「教師データ」として加え、同時に学習を行っている。これによって、アンケート調査結果を正解とみなして学習を行った（重みの変更を行った）ネットワークが再構成される。

「旧青木橋」に対する知識更新を行う前の本システムの診断結果、アンケート調査結果から得られた評価値及びアンケートによる知識更新を行った後の本システムの診断結果をまとめて表 1～3 に示す。これらを比較すると、『ハンチ沿いひびわれ』及び『腐食ひびわれ』に関しては、どちらも学習前は slightly danger を支持する診断結果となっていたが、学習後は slightly safe を支持しており、学習によって評価がアンケート調査結果にかなり近づいたことがわかる（図 1 及び図 2 参照）。また、その他のひびわれについても、学習前の診断結果とアンケート調査結果を比較した場合に、最も大きく支持する評価値のカテゴリーが異なっていたものが、学習後の診断結果においてはアンケート調査結果と一致していることがわかる。さらに、各評価値においてもアンケート調査結果と学習後の診断結果の間には大きな誤差はなく、学習精度は高いといえる。以上より、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。

表 1 「旧青木橋」のひびわれの診断結果（学習前）

項 目	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
ハンチ沿いひびわれ	0.027	0.558	0.410	0.004	0.001
床版中央のひびわれ	0.041	0.716	0.236	0.004	0.003
主桁曲げひびわれ	0.035	0.240	0.260	0.202	0.264
主桁せん断ひびわれ	0.033	0.313	0.145	0.202	0.307
主桁腐食ひびわれ	0.283	0.698	0.006	0.006	0.007

表 2 「旧青木橋」のアンケート調査結果

項 目	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
ハンチ沿いひびわれ	0.000	0.231	0.308	0.462	0.000
床版中央のひびわれ	0.000	0.462	0.462	0.077	0.000
主桁曲げひびわれ	0.000	0.154	0.538	0.308	0.000
主桁せん断ひびわれ	0.000	0.308	0.231	0.231	0.231
主桁腐食ひびわれ	0.077	0.154	0.308	0.385	0.077

表 3 「旧青木橋」のひびわれの診断結果（学習後）

項 目	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
ハンチ沿いひびわれ	0.015	0.288	0.317	0.378	0.002
床版中央のひびわれ	0.023	0.504	0.430	0.040	0.003
主桁曲げひびわれ	0.029	0.179	0.427	0.268	0.098
主桁せん断ひびわれ	0.017	0.308	0.208	0.223	0.247
主桁腐食ひびわれ	0.090	0.217	0.279	0.345	0.070

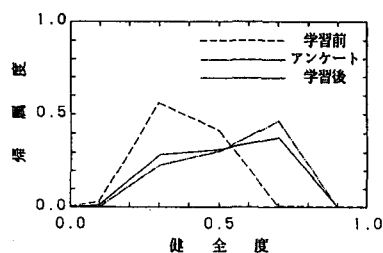


図 1 ハンチ沿いひびわれの診断結果比較

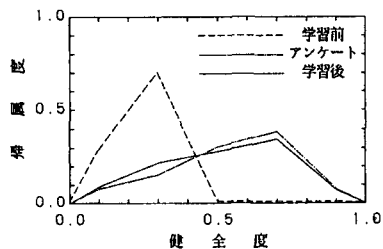


図 2 腐食ひびわれの診断結果比較

5. まとめ 本研究では、耐用性診断アンケート調査結果を用いて知識の更新を行うことを目的とし、その手法としてニューラルネットワークを推論機構に適用した。その際、従来のシステムの知識ベースからの知識を初期知識として獲得し、sub goal 単位の部分ネットワークからなる複合型のネットワークを構築した。さらに、専門家に対するアンケート調査結果を「教師データ」として、ニューラルネットワークによる知識の洗練を行った。そして、学習後の診断結果をアンケート調査結果と比較することにより、精度の高い学習が行われているという結果が得られた。これによって、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。

参考文献 1) 宮本、西村、山口、本間：コンクリート橋診断システム構築におけるアンケート調査の利用、コンクリート工学年次論文報告集 10-3 1988.6 2) 宮本、益成、西村：コンクリート橋診断エキスパートシステムの開発と実用化、材料、Vol.40、1991.3 3) 麻生：ニューラルネットワーク情報処理、産業図書、1988 4) 宮本、森川、熊谷、石田、西松：3 径間連続 RC 橋の現場試験に基づく安全性評価、土木学会関西支部年講、1991.6