

CS-104 階層構造ニューラルネットを用いた橋梁診断エキスパートシステムの実用化

山口大学大学院 学生員 河村 圭 ㈱松下電器情報システム広島研究所 三宅秀明
 山口大学工学部 正会員 宮本文穂 山口大学工学部 正会員 中村秀明

1. はじめに

本研究室では今後予測される橋梁維持管理業務増大による専門技術者不足に備えて、専門技術者のかわりに橋梁の劣化診断を行うことができる「橋梁診断エキスパートシステム」（以下 ES）を開発してきた。本研究では、ES の実用化のためエキスパートシステムに不可欠な説明機能、知識獲得支援機能を構築し、さらに学習方法を改良することにより、学習効果を向上させている。そして新しく構築した ES を実橋へ適用し、専門家によるアンケート調査結果をもとに、診断結果の妥当性を検証した。

2. 橋梁診断エキスパートシステム¹⁾

本研究室で開発している ES は、橋梁諸元や目視点検データなどを入力することにより主桁と床版の耐用性診断を行うものである。これまでに、診断プロセス（図-1 参照）を基にプロダクションルールを作成し、階層構造ニューラルネットを用いた推論機構を構築してきた（図-2 参照）。この推論機構は誤差逆伝播法（以下 BP）により学習を行うことができる。

3. 橋梁診断エキスパートシステムの実用化

3.1 説明機能

説明機能ではユーザーの疑問を解決することによりシステムの誤入力や不信感を抱くことを防止する。本研究では、以下の3つの疑問に対する説明機能を構築している。

What：この入力項目の意味は何か？

Why：なぜその入力項目が必要であるか？

How：どうやってその診断結果が得られたか？

3.2 知識獲得支援機能の構築

ES は階層構造ニューラルネットで構成されているため、内部がブラックボックスとなり学習後どのようにルールが更新されているかを確認することができなかった。誤った学習を防ぐためにもシステムの知識の確認・変更などができなければならない。そこで階層構造ニューラルネットの中間層からの出力値、ニューロン間の重み、しきい値から知識を抽出することにより、誤差の推移、前件部のファジィ変数におけるメンバーシップ関数の形状、システムの持っている知識（ルール）とその変更点を提示できるようにした。

4. 実橋点検およびアンケート調査

本システムからの診断結果の妥当性の検証と学習データ作成のために実橋点検およびアンケート調査を行った。対象橋梁は山口県内の5橋9スパンである。それらのスパンに対して専門家に診断してもらった。表

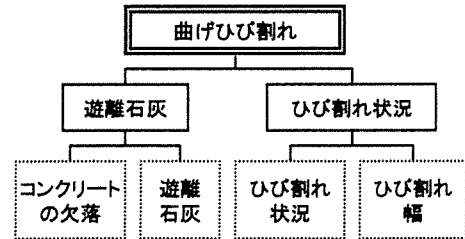


図-1 診断プロセスの一例

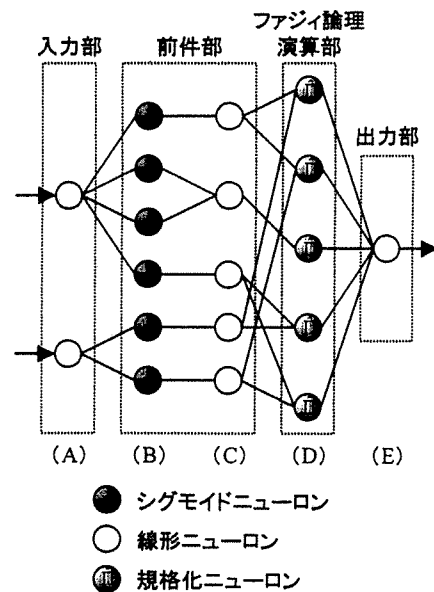


図-2 階層構造ニューラルネットによる推論機構

キーワード：橋梁診断，エキスパートシステム，ニューラルネット

〒755-8611 山口県宇部市常盤台2丁目16-1 TEL：0836-35-9484 FAX：0836-35-9484

-1に専門家による診断結果の一例を示す。なお、橋梁のスパン番号は、丸囲みの数字で表す。

5. 実橋に対するシステムの適用

表-2にESの学習前(プリワイヤ)における診断結果を示す。このように専門家の診断結果と比較した場合、かなりの誤差が見られる。1つの診断項目あたりを考えると平均35.5pもの誤差が見られた。

表-3にLeave-one-out法²⁾により推論機構の学習を行ったときの診断結果を示す。表-2と表-3を比較した場合、明らかに誤差が減っていることがわかる。1つの診断項目あたりの誤差を考えると平均8.3pとなる。このことは、ほぼ専門家と同程度の診断ができていたといえる。しかし、一部に誤差が大きいスパンもある。表-4に全標本学習法²⁾による診断結果を示す。全標本学習法ではLeave-one-out法で適切に学習が行えなかったスパンの診断項目に対しても誤差が大幅に減少している。また1つの診断項目当たりの誤差を考えると平均4.8pと小さく、診断結果の信頼性は高いと言える。

次に全標本学習法を行った場合に対して、知識獲得支援機能により学習後のシステムが持つ内部知識を確認を行う。ここでは『主桁耐荷性』の診断項目についての例を示す。

まず図-3に学習前の前件部メンバーシップ関数、図-4に学習後の前件部メンバーシップ関数の出力例を示す。ここで横軸は0.0が最も悪い状態、1.0が最も良い状態を表している。図-3と図-4を比べると、学習後では、どの診断項目においてもdangerを表すメンバーシップ関数が右に移動している。このことは、学習によりある程度良い状態を診断するときも、dangerであるという割合が増えていることを意味している。

6. まとめ

本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- ①実用的なエキスパートシステム開発の際に不可欠である説明機能を構築した。
- ②学習後のシステムが持つ知識をニューロンの重み、しきい値から読み取り、ルールの確認および変更が可能な知識獲得支援機能を構築した。これにより誤った学習を防ぐことが可能となった。
- ③システムを実橋梁に適用し、アンケート結果を基に学習を行い、その学習効果、診断結果の妥当性を検証した。

参考文献

- 1) 三宅秀明, 山本秀夫, 中村秀明, 宮本文穂: 階層構造ニューラルネットを用いた橋梁診断エキスパートシステムの既存橋梁への適用, 第14回ファジィシンポジウム, FF2-2, pp819-822, 1998.6
- 2) 鳥脇純一郎: 認識工学, コロナ社, 1993.3

表-1 専門家による診断結果の一例(教師データ)

診断項目	琴影橋②	三明橋①	畑橋①	豊栄橋①
主桁耐荷性	35	30	50	30
主桁耐久性	35	35	40	35
主桁耐用性	35	35	50	35

表-2 プリワイヤによる診断結果の一例

診断項目	琴影橋②	三明橋①	畑橋①	豊栄橋①
主桁耐荷性	86.7	88.0	90.3	67.5
主桁耐久性	31.6	48.1	83.9	34.0
主桁耐用性	63.9	71.1	91.8	51.0

表-3 学習後の診断結果の一例(Leave-one-out法)

診断項目	琴影橋②	三明橋①	畑橋①	豊栄橋①
主桁耐荷性	41.0	29.8	47.2	28.5
主桁耐久性	37.2	22.8	49.3	36.0
主桁耐用性	43.8	23.5	48.8	33.4

表-4 学習後の診断結果の一例(全標本学習法)

診断項目	琴影橋②	三明橋①	畑橋①	豊栄橋①
主桁耐荷性	38.2	30.9	46.2	29.0
主桁耐久性	34.7	36.8	43.5	35.0
主桁耐用性	40.1	36.2	48.2	33.4

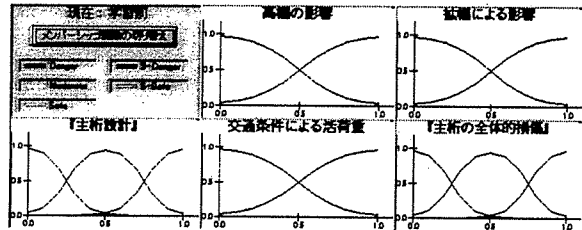


図-3 学習前の前件部メンバーシップ関数

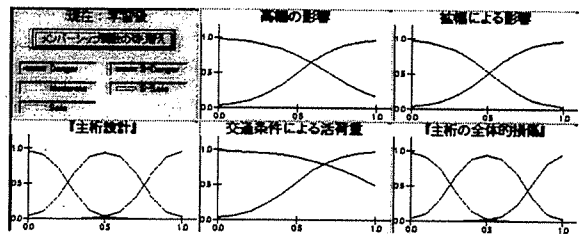


図-4 学習後の前件部メンバーシップ関数