

橋梁診断エキスパートシステムの知識獲得手法の改良

山口大学大学院 学生員 ○青木治道
山口大学工学部 正会員 宮本文穂

山口大学工学部 正会員 河村 圭
山口大学工学部 正会員 中村秀明

1. まえがき

本研究室で開発されてきた診断システムは、システム内に橋梁診断に長年携わってきた専門技術者の知識を実装することにより、橋梁点検が行える程度の基礎知識があれば、橋梁診断が行えることを目的に設計されたシステムである¹⁾。診断システムは推論手法としてファジィ推論を用い、推論機構にはニューラルネットワークを用いている。また、本診断システムの推論機構は、各層のニューロンにそれぞれ意味を持たせ、内部の知識・推論処理を、ユーザ側から見ても分かるように設計されている²⁾。しかし、本診断システムの学習に関するこれまでの研究は、単に誤差の減少に着目しているだけで、妥当な知識の獲得については十分に考慮されていなかった。

そこで、本研究では診断システムの学習アルゴリズムを改良するとともに、システム内部の知識を説明する機能の充実を図った。

2. 推論機構の概要

診断システムを、図 1 に示す実線で囲まれた「ひび割れ状況(点)」を評価する階層構造ニューラルネットワークを例に説明する。

このネットワークの構築に必要なとされるプロダクションルールを表 1 に示す。階層構造ニューラルネットワークを用いた推論機構は、推論機構全体が一つの階層的なネットワークとして表現されていることから、誤差逆伝播法 (Back Propagation ; BP) を用いることにより、表 1 に示した初期プロダクションルールを基に設定した初期状態 (プリワイヤ) から学習することが可能である。

そこで、まずこの推論機構がどのようなファジィ推論を実現しているのかについて述べる。推論処理は、本診断システムに入力データが与えられた場合、そのデータが[ひび割れ状況(点)], [最大ひび割れ幅(mm)]のメンバーシップ関数にどれだけ適合しているかを計算し、この適合度を 0~100 点に規格化した値が平均健全度となる。この推論処理を実現した階層構造ニューラルネットワークを図 2 に示す。この階層構造ニューラルネットワークでは、各層間の結合重みが特定の意味を持って設定されているが、この結合重みを変化させることにより、ファジィプロダクションルールの同定およびメンバーシップ関数の調整を行い学習していく。具体的に学習で更新されるのは、図 2 の四角で囲んだ部分である。(A)-(B)層間の重みと(B)層のしきい値は、前件部ファジィ集合のメンバーシップ関数の形状を表現するのに用いられることから、学習前後のメンバーシップ関数を読み取ることができる。これは(A)-(B)層間の重みが、メンバーシップ関数の傾きの変化を表しており、また(B)層のしきい値が、メンバーシップ関数の左右への軸の移動を表しているためである。(C)-(D)層間の重みの学

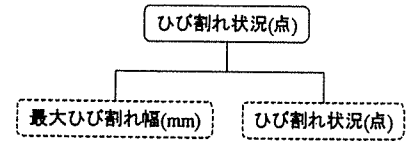


図 1 「ひび割れ状況(点)」の階層構造

表 1 「ひび割れ状況(点)」におけるプロダクションルール

No.	前件部		後件部
	ひび割れ状況	最大ひび割れ幅	「ひび割れ状況」の平均健全度
1	かなり多い	かなり大きい	0.0
2	かなり多い	大きい	7.5
3	かなり多い	小さい	49.9
4	かなり多い	極小さい	60.1
5	多い	かなり大きい	20.8
6	多い	大きい	28.2
7	多い	小さい	69.9
8	多い	極小さい	76.1
9	少ない	かなり大きい	40.8
10	少ない	大きい	52.8
11	少ない	小さい	75.8
12	少ない	極小さい	100.0

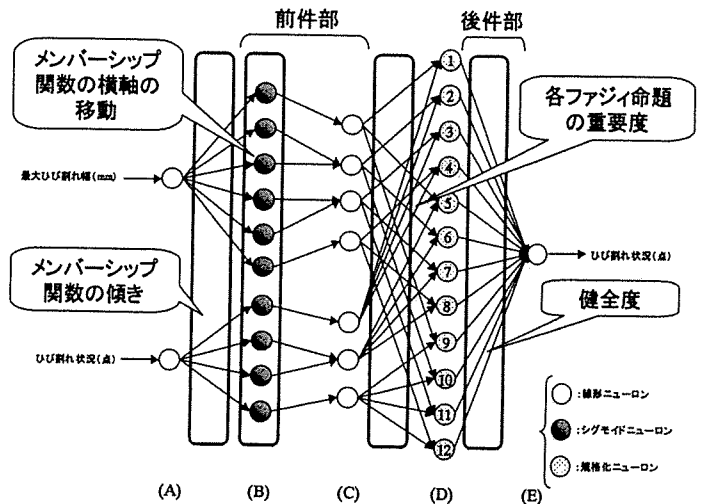


図 2 学習により更新されるニューロン

習では、あるルールに記述されている前件部命題の重要度が変更される。また、(D)-(E)層間の重みの学習においては、後件部命題が更新される。

3. 学習結果

3.1 『(A)-(B)-(C)層』の問題点

単なるBP法による学習では、図3(b)のようにメンバーシップ関数の形状は不適切なものになる。また、本診断システムでは、各層の重み・しきい値にそれぞれ意味を持たせていたが、学習により矛盾した値になる場合があった。これは、ニューラルネットワークの学習において何も制約を設けなかったためである。そこで、診断システムの重み・しきい値に次節のような制約を設けた。

3.2 メンバーシップ関数に関する制約条件

3.1節で挙げた、メンバーシップ関数の形状の問題点を解消するための、[最大ひび割れ幅(mm)]のメンバーシップ関数の制約条件は(図3(a)の番号に対応)、

- 1) ①<②<③<④ 2) ①<③ 3) ②<④
- 4) ⑤<⑥ 5) ⑤<⑦ 6) ⑥<⑧
- 7) ⑧<⑩ 8) $0 \leq ① \sim ⑩ \leq 1.0$

である。[ひび割れ状況(点)]についても同様に考える。以上のように、制約を設けることで、学習後のメンバーシップ関数は、図4のように制約を満たした形状となる。

このメンバーシップ関数から、専門技術者は最大ひび割れ幅が0.2mm以下の場合、“極小さい”と考えることがわかる。この得られた知識は、専門技術者の意見と似た傾向を示した。

3.3 (C)-(D)層間の重み

図2の(C)-(D)層間の重みは、単に学習により更新されるだけであり、また(D)層のあるニューロンに対する(C)層のニューロンからつながるワイヤーの重みは同一のものとなるという問題点も抱えていた。そこで、重みを分散させ、「ひび割れ状況(点)」を診断する際に、[最大ひび割れ幅(mm)]、[ひび割れ状況(点)]どちらに重点を置いて考えているかをユーザ側から見て分かるように設定した(表2参照)。

この結果、専門技術者は「ひび割れ状況(点)」を診断する際、[最大ひび割れ幅(mm)]に重点を置いて診断していることが分かる。また、この結果は、専門技術者の意見と似た傾向を示した。

4. まとめ

本研究では、学習により得られた知識に矛盾が生じないように制約を設けることで、より専門技術者の知識を具体的に表現できるようになった。そして、学習後の出力結果の妥当性を検証し、学習前後の知識を比較した。本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- ① ニューラルネットワークの学習に制約条件を設けることにより、矛盾の無い学習ができた。また、推論処理の説明ができるようになった。
- ② 学習によって得られた知識は、専門技術者の意見と似た傾向を示した。

参考文献

- 1) 宮本文穂, 河村圭, 中村秀明: Bridge Management System(BMS)を利用した既存橋梁の最適維持管理計画の策定, 土木学会論文集, No.588/VI-38, pp.191-208, 1998, 3
- 2) 河村 圭: Bridge Management System(BMS)の開発および実用化に関する研究, 山口大学博士論文, 2000.3

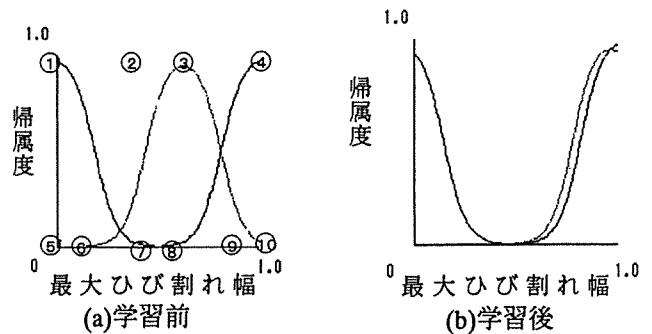


図3 [最大ひび割れ幅(mm)]メンバーシップ関数の形状

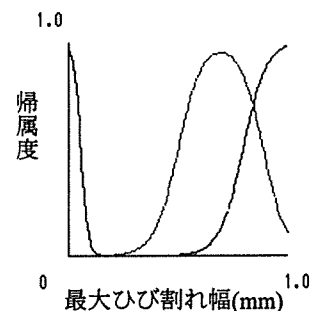


図4 学習後の[最大ひび割れ幅(mm)]メンバーシップ関数

表2 [最大ひび割れ幅][ひび割れ状況]の重要度

	最大ひび割れ幅(%)	ひび割れ状況(%)
学習前	50	50
学習後	70	30