

鋼橋の劣化原因を考慮した 塗装劣化予測システムに関する基礎的研究

STUDY ON PREDICTION SYSTEM FOR DETERIORATION OF PAINT OF STEEL BRIDGES CONSIDERING DETERIORATION CAUSES

有馬博人* 松井繁之** 田中成典***

Hiroto ARIMA, Shigeyuki MATSUI, and Shigenori TANAKA

*工修 大阪大学大学院博士後期課程 工学部土木工学科 (〒565 大阪府吹田市山田丘2-1)

**工博 大阪大学教授 工学部土木工学科 (〒565 大阪府吹田市山田丘2-1)

***工博 関西大学専任講師 総合情報学部 (〒569-11 大阪府高槻市霊仙寺町2-1-1)

In maintenance and management of steel bridges, it is the one of important problems to investigate deterioration causes of paint, as well as other deterioration phenomenon. If deterioration causes become clear, it is possible to make a plan efficient repairing system including eliminating the deterioration causes. Therefore, we are aiming to develop a systematic maintenance and management system considering eliminating the deterioration causes. On the occasion of development, we adopt fuzzy reasoning and neural network, because those give clear relationship between deterioration and the causes. Also inspection results always include subjective judgments of inspectors. Inspection results are classified into 16 groups according to causes, and these groups become learning data of the system. As a result of learning of system, the system can be solved degree of confidence about the causes and is growing more reliability.

keywords: prediction system, deterioration of paint, steel bridges, fuzzy reasoning, neural network

1. まえがき

高度経済成長期から現在まで数多くの橋梁が建設されてきた。その中で供用開始 20~30 年の橋梁が多く、これらの橋梁において多くの損傷発生例が報告されている。今までにも橋梁の維持管理はおこなわれてきたが、今後、橋梁の新規架設よりも維持管理が主要な業務となることが予想される。

橋梁の維持管理業務では、着目部位における将来の劣化状態の推移を知ることが重要であるとともに、着目部位の劣化はどのような原因(要因)によって発生・進展しているのかを知ることにも非常に重要である。たとえ補修・補強でその着目部位を修復したとしても、損傷劣化を進行させる要因があれば、再び劣化が発生・進展する可能性が残る。劣化現象と要因の関係が明らかになったならば、補修・補強を実施する場合、着目部位をその対象とするだけではなく、その損傷劣化を促進させる要因を除去することも可能になる。また、劣化現象に対する劣化要因の寄与する度合いがわかれば、要因の優先順位が決定でき、除去可能な要因の場合、要因除去後の着目部位の劣化の予測も可能になる。

しかし、実際の劣化現象は様々な要因が複雑に関わっており、一意的に見いだすのは困難である。また、損傷

の「劣化判定」及び「劣化予測」は、熟練技術者(点検員)が判断してきたが、年々、橋梁数に比して熟練作業員の数が減少してきており、維持管理業務の効率化が早急な課題となってきた。

そこで、近年、橋梁の維持管理業務を支援するための診断型知識ベースエキスパートシステムに関する研究開発が盛んに行われるようになってきた^{1)~14)}。現在までに研究開発された維持管理システムは、大きく分けて以下の3つに分類できる。

- 1) 過去の損傷事例を利用して現在の損傷状況を判断し、そして診断するシステム
- 2) 実態調査などにより劣化曲線を作成して、将来の劣化程度を予測するシステム
- 3) 損傷の要因分析をおこなった上で、補修案を評価・支援するシステム

上述に分類した各システムは、維持管理の業務の中でそれぞれ有効な手段となりうるが、業務の流れを考えた場合、各システムが単独で機能するのではなく、連携あるいは統合されればより能率的・効率的なシステムを構成できると考えられる。

そこで著者らは、鋼橋の種々の劣化現象の中でも塗装劣化に着目し、目視点検結果を利用した劣化の予測およ

び劣化要因の寄与する度合いを導き出し、劣化要因の優先順位を提示するシステムの構築を目指す。

システムを構築する上で、目視点検結果は点検員の経験による定性的な基準に基づいて判定を下しているため主観的な判定結果になりやすいことから、あいまい処理を得意とするファジィルールベース推論手法を採用することを考えた。しかし、ファジィ推論で使用するファジィルールのメンバシップ関数の調整が非常に困難であるため、ニューラルネットワークの学習機能を採用して、メンバシップ関数の自動調整方法を開発した^{15),16)}。

本論文では、まず塗装劣化の促進に寄与と思われる環境因子を洗い出し、その環境因子に基づいて、ある実橋の箱桁内部の塗装に関する目視点検結果を分類・分析する。次に、劣化曲線を仮定し、単年度の点検結果から、システムの学習のための経年データを作成する。そして、システムの核となすファジィ推論とニューラルネットワークの具体的な融合方法およびシステム開発の概要について述べる。また、作成した経年データを用いてシステムの同定をおこない、ファジィ推論における前件部・後件部メンバシップ関数の形状およびファジィルールの重みの変化を照査し、本手法の有用性を示す。最後に、各環境因子に関する劣化判定ランクの「確からしさ」が年数が経つにつれてどのように変化していくか、またどれくらいの「確からしさ」があるのかについて考察する。

2. 塗装劣化の点検結果によるデータ分析

2. 1 劣化因子の選定

本研究では、塗装劣化に着目した劣化要因の優先順位を提示するシステムを構築するにあたり、まず、劣化要因の選定をおこなう。その選定された劣化要因の影響度を求めることができれば、それを基にして、将来の劣化を推定することが可能となり、また、除去可能な劣化要因についても、除去した場合の将来の劣化を推定できる。

要因除去を考慮した劣化因子の選定では、文献¹⁾を参考にしながら、以下の項目を勘案し決定した。

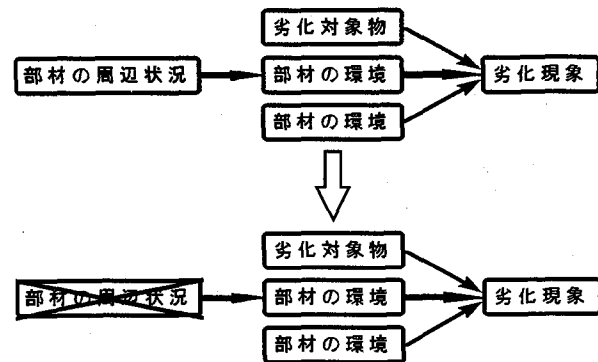


図-1 二次特性因子の概念

- 1) 塗装劣化は自動車荷重等の力学的要因よりも日光・風・水などの環境的要因が支配的であると考えられる。
- 2) 因子の寄与度を補修・補強対策に結びつけるためには、図-1に示すように、劣化対象物自身に関するものや部材毎に異なる環境のような除去不可能なもの他に、除去が可能な部材の周辺状況に関する因子が必要である。例えば、ある劣化現象の要因が他の劣化現象にある場合、着目した劣化について補修するだけではなく、先にその要因となっている劣化を補修の方が効果的な場合がある。

以上のようなことを考慮して、まず、塗装劣化に寄与する環境因子の中で、橋梁全体に影響を及ぼす因子(全体特性)、部分的に影響を及ぼす因子(構造特性)に分類し、さらに、部分的に影響を及ぼす因子を前述の2)に従って劣化対象物自身に関するもの(主構造特性)、部材の周辺状況に関するもの(二次的構造特性)、部内の環境に関するもの(部材の環境特性)に分けた。最終的に、環境因子を図-2のように設定した。

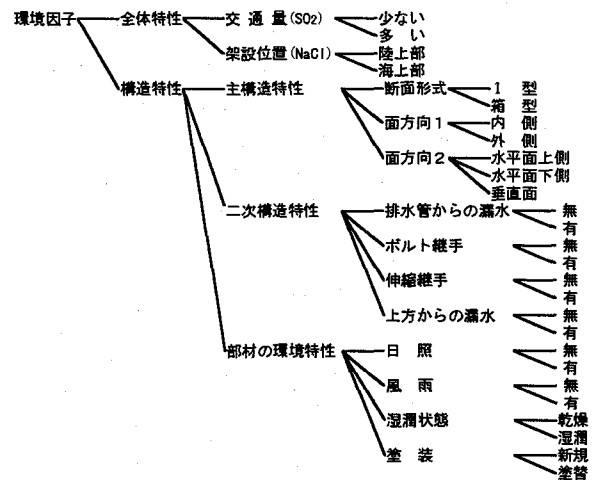


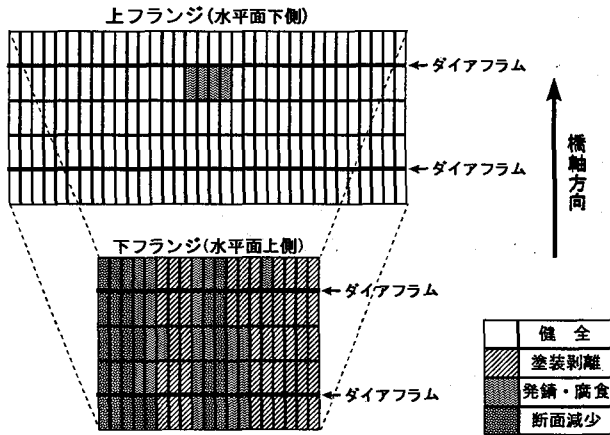
図-2 環境因子一覧

図-2で設定した二次構造特性は、特に、継手部・隙間・工事用穴などからの漏水、水道管・配水管の破損による漏水、温度差による結露などの水分の補助による影響を想定した。しかし、橋梁群の維持管理として考えた場合、橋梁の形式によっては、床版のひびわれなどが主構造特性になると同時に二次構造特性にもなる。

2. 2 塗装劣化の点検結果

本研究で扱うデータは、大阪南港に位置するA大橋の箱桁内部上下フランジの目視点検結果を使用した。A大橋は三径間連続斜張橋(橋長:442.0m×19.7m(14.5m))で、供用開始後約20年経過しており、箱桁内部の塗装劣化が著しい。点検結果は変状区分として、「塗装剥離」・「発錆・腐食」・「断面減少」・「変形・破損」・「その他」に分類されており、縦横リブで囲まれた領域毎(パネル)に評価されている。図-3に点検結果の一例を、

実際の劣化状況を写真－1に示す。



図－3 A大橋箱桁内部の点検結果の一部



写真－1 箱桁内部の劣化状況

A大橋箱桁内部は、橋軸方向にほぼ3パネル間隔にダイヤフラムがあり、また前述のように、パネル(面積:中央支間の中央あたりで $0.5\sim 0.8\text{m}^2$)が縦横リブで囲まれ、排水孔がないために、パネルに水が溜まると塗装劣化の進行が促進される。つまり、今回使用する点検結果は、塗装劣化の種々の要因の中でも、水分の影響が大きい。

2. 3 環境因子による点検結果の分類

第2.2節で示した点検結果を用い、環境因子による分類をおこなうが、環境因子によって分類された各グループに劣化の指標となる値を定義する必要がある。そこで、各グループの評価値として、グループ分類された全パネルについて重み付き平均により与える。つまり次式に示す V_i である。

$$V_i = \frac{w_0 n_{i,0} + w_1 n_{i,1} + w_2 n_{i,2} + w_3 n_{i,3}}{N_i} \quad (1)$$

ここで、

i : グループ番号

N_i : i 番目グループにおける総パネル数

$n_{i,0}$: i 番目グループにおける健全なパネル数

$n_{i,1}$: i 番目グループにおける塗装剥離を生じたパネル数

$n_{i,2}$: i 番目グループにおける発錆・腐食を " "

$n_{i,3}$: i 番目グループにおける断面減少を " "

w_0 : 健全に対する重み

w_1 : 塗装剥離に " "

w_2 : 発錆・腐食に " "

w_3 : 断面減少に " "

である。

式(1)において、パネル数は既知であるが、各劣化程度の重みは決定しなければならない。そこで、人間の経験的な判断を基にして決定する。経験的な判断とは、複数の因子が影響した劣化は、その状態が悪いであろうとの認識、つまり今回のデータについては、「面方向2」では「上フランジ」よりは「下フランジ」、他の因子については「無」よりは「有」の方が塗装劣化は促進され则认为られる。経験的な判断に一致しているかどうかは、一対比較法により、比較対象の2つのグループの因子の状態と、それらの評価値の関係から照査する。そして、できるだけ経験的な判断に多く一致するときの重みを、今回使用する重みとした。そのときの一対比較法の結果を表－1に示す。

表－1 グループ毎の一対比較の結果

グループ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1		○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2			○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
3				○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
4					○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
5						○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
6							○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
7								○	○	○	○	○	○	○	○	○
8									○	○	○	○	○	○	○	○
9										○	○	○	○	○	○	○
10											○	○	○	○	○	○
11												○	○	○	○	○
12													○	○	○	○
13														○	○	○
14															○	○
15																○
16																

表－1では、比較するグループを縦に、比較されるグループを横に示している。比較可能な62組のうち、経験的な判断に矛盾していないもの(「○」)が57組、矛盾しているもの(「×」)が5組であった。大部分が経験的な判断に一致しており、第2.1節で述べた二次構造特性に関する因子が塗装劣化促進に影響を及ぼしていることが判る。

経験的な判断と矛盾していた5組の内訳は、「ボルト」の有無による違いが2組、「排水管からの漏水」に関するものが2組、「排水管からの漏水」と「上方からの漏水」に関するものが1組であった。この5組の中で、最も評価値の差が見られたものは、「ボルト」に関するものであり、次いで「排水管からの漏水」であった。これら5組の矛盾

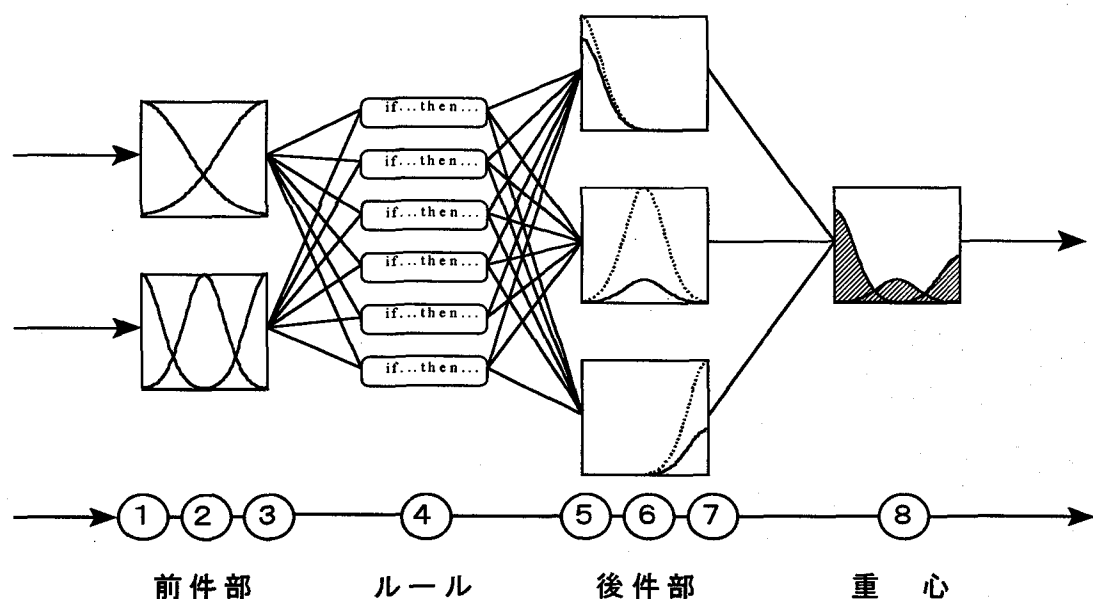


図-4 融合システムの構成

した原因としては、環境因子によって分類した各グループのパネル数(表-1)が均等でなく、点検結果のデータの質と量に、多少のばらつきがあったためである。特に、その現象の発生が希な因子を設定している場合には、傾向が顕著にみられる。ただし、式(1)の重みの組み合わせは1つではなく、複数解存在するため、表-1の矛盾が最小となるような適当な組み合わせを設定した。その結果を表-2に示す。

表-2 劣化程度による重み付け

劣化程度	重み
健全	0
塗装剥離	1
発錆・腐食	3
断面減少	6

しかし、表-2に設定した重みであっても、経験的な判断と矛盾した箇所がみられる。本研究では、経験的な判断と矛盾した内容を含んだ点検結果が、システムの検証結果に影響があらわれるのかどうかを確認するため、全グループの評価値をそのまま利用した。環境因子に分類された各グループの評価値を表-3に示す。

表-3 環境因子による点検結果の分類

グループ	面方向2	排水管漏水	ボルト継手	伸縮継手	上方漏水	全パネル数(Ni)	評価値(Vi)
1	上向き	無	無	無	無	4,748	0.016
2	上向き	無	無	無	有	352	1.580
3	上向き	無	無	無	無	68	1.676
4	上向き	無	無	有	無	2,448	0.085
5	下向き	無	無	無	無	1,901	1.962
6	下向き	無	無	無	有	199	4.095
7	下向き	無	無	有	有	12	5.500
8	下向き	無	無	有	有	16	5.688
9	下向き	無	有	無	有	954	2.513
10	下向き	無	有	無	有	54	2.722
11	下向き	有	無	無	有	745	3.180
12	下向き	有	有	無	有	5	4.800
13	下向き	有	有	有	有	3	4.333
14	下向き	有	有	有	有	7	5.143
15	下向き	有	有	有	有	353	3.657
16	下向き	有	有	有	有	7	4.286

3. ファジィ推論とニューラルネットワークの融合

第2章において分類・作成した16グループのデータから、劣化状態の推定という問題解決をおこなうには様々な手法が考えられるが、本研究では、点検者の主観性(あいまいさ)を含んだ目視点検結果を用いるため、ファジィ推論手法を採用する。しかし、ファジィ推論は、主観的な処理に対して有効である反面、メンバシップ関数の設定や、ルールの調整が非常に困難であるという欠点がある。一方、数値化された点検結果を利用して、ニューラルネットワーク技術を採用することも考えられるが、点検結果(データ)が偏っている場合、本来の一般的な傾向がつかめにくくなる恐れがある。そこで、ファジィ推論とニューラルネットワークを併用することによって、ファジィ推論の欠点をニューラルネットワーク技術が補い、またニューラルネットワークの欠点をファジィ推論手法が補い、知識の分散化も改善できると考え、ファジィ推論とニューラルネットワークの融合システムの検討をおこなった。

3.1 ニューラルネットワーク技術の実装方法

融合システムの構成を図-4に示す。図-4の上部がファジィ推論の構成を示し、それぞれ左からファジィ推論の前件部メンバシップ関数、if-then形式ルール、後件部メンバシップ関数に対応している。一方、図-4の下部は、ニューラルネットワークに対応したものであり、8層から構成され、各層の連携によって、図-4の上部のファジィ推論の動作をおこなう。まず、1~3層は前件部メンバシップ関数をあらわしており、1層のユニットおよび1層と2層間のシナプス結合荷重の状態で入力値を各メンバシップ関数に代入し、2層のユニットお

よび2層と3層間のシナプス結合荷重の状態をシグモイド関数であらわす。そして、3層のユニットおよび3層と4層間のシナプス結合荷重の状態はファジィルールにおける前件部(if...)に相当する。4層のユニットではファジィ論理演算(限界積)を、4層と5層間のシナプス結合荷重の状態はファジィルールの後件部(then...)の関係を表現し、5層と6層間のシナプス結合荷重の状態を後件部メンバシップ関数で表現する。そして6層以降は重心計算により非ファジィ化を行う処理に対応させる。具体的な実現方法については以下で述べる、

(a)前件部メンバシップ関数の実装方法

前件部メンバシップ関数は、式(2)のシグモイド関数で近似する。前件部メンバシップ関数の型には、単調増加型、単調減少型、三角形型あるいは台形型がある。図-5、6のような単調増加型や単調減少型の場合は、それぞれ式(3),(4)を用い、第1層と第2層の間のシナプス結合荷重や第2層のしきい値によって求められる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-wx + \theta)} \quad (2)$$

$$w = \frac{5.3012}{b-a}, \theta = \frac{w(a+b)}{2} \quad (3)$$

$$w = \frac{5.3012}{a-b}, \theta = \frac{w(a+b)}{2} \quad (4)$$

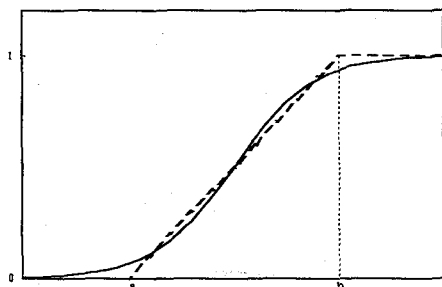


図-5 単調増加型メンバシップ関数の近似

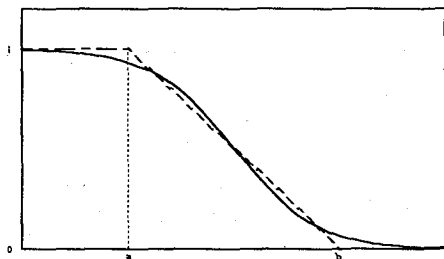


図-6 単調減少型メンバシップ関数の近似

また、図-7、8のような三角形型あるいは台形型の場合は、図-5、6の2つの単調増減型のシグモイド関数を組み合わせることにより、近似可能である。

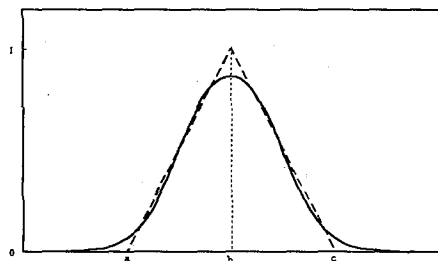


図-7 三角形型メンバシップ関数の近似

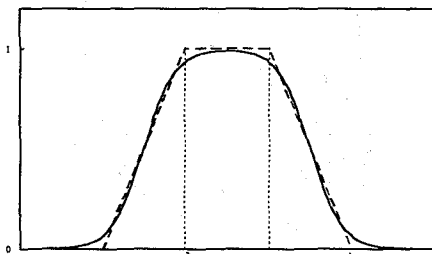


図-8 台形型メンバシップ関数の近似

(b)ファジィルールの実装方法

ファジィルールの場合も前件部メンバシップ関数と同様に、シグモイド関数で近似をおこなう。図-9と式(5)が単純命題を、図-10と式(6)が複合命題を示す。複合命題の場合は、限界積を近似する。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-4.9858x + 2.4928)} \quad (5)$$

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{1 + \exp(-7.0(x_1 + x_2) + 10.5)} \quad (6)$$

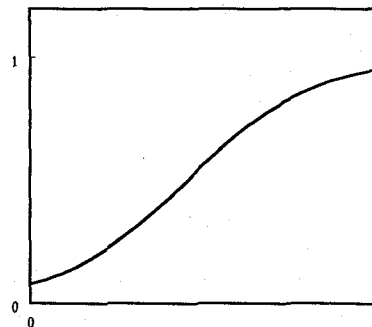


図-9 単純命題

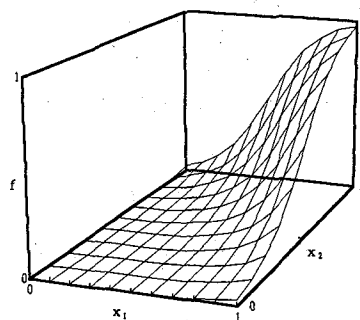


図-10 複合命題

(c) 後件部メンバシップ関数の実装方法

図-11 に示すように、第5層と第6層の間のシナプス結合荷重が後件部メンバシップ関数の座標値としてあらわされる。そして、後件部命題の適合度をあらわす第5層のユニットの出力によって、後件部メンバシップ関数に対して代数積の演算をおこなう。

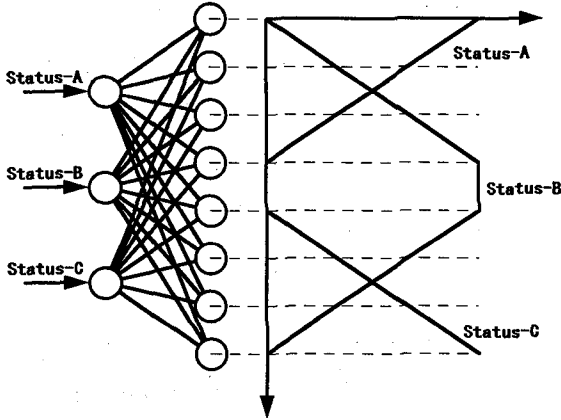


図-11 後件部メンバシップ関数の表現

(d) 学習方法

学習方法はニューラルネットワークで一般に用いられている誤差逆伝播法(BP法: Back Propagation)を用いる。

誤差逆伝播法は、「一般化δルール」とも呼ばれる方法で、本システムに即して定式化の方法を以下に示す。

ネットワークは計8層、入力層の数は因子によって決まり、出力層は1ユニットとなる。そこで、ユニットの関数を f として、第 $k-1$ 層の第 i 番目のユニットから第 k 層の第 j 番目のユニットへのシナプス結合荷重を w_{ij}^k とすれば、第 k 層、第 j 番目のユニットの出力 o_j^k は次式で与えられる。

$$o_j^k = f(q_j^k) \quad (7)$$

ここで、

$$q_j^k = \sum_i w_{ij}^k o_i^{k-1} - \theta_j^k \quad (8)$$

θ_j^k は、第 k 層の第 j 番目ユニットのしきい値である。

第 p 番目のパターンに対する出力層(第8層)のユニット出力 $o^8[p]$ と与えられた教師パターン $T[p]$ との誤差 $E[p]$ は次式で与えられる。

$$E[p] = \frac{1}{2} (T[p] - o^8[p])^2 \quad (9)$$

全パターン数 P に対する平均誤差 E は次式で与えられる。

$$E = \frac{1}{P} \sum_p E[p] \quad (10)$$

そして、シナプス結合荷重およびしきい値の更新量を次式で与える。

$$\Delta w_{ij}^k(t) = -\varepsilon \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^k(t)} + \alpha \Delta w_{ij}^k(t-1) \quad (11)$$

$$\Delta \theta_j^k(t) = -\varepsilon \frac{\partial E(t)}{\partial \theta_j^k(t)} + \alpha \Delta \theta_j^k(t-1) \quad (12)$$

ここで、 ε, α : 学習定数

t : 学習回数

である。

また、式(11)、(12)の右辺第一項の偏微分式はそれぞれ、

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^k} = \frac{\partial E}{\partial q_j^k} \cdot \frac{\partial q_j^k}{\partial w_{ij}^k} = -\delta_j^k \cdot o_i^{k-1} \quad (13)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_j^k} = \frac{\partial E}{\partial q_j^k} \cdot \frac{\partial q_j^k}{\partial \theta_j^k} = -\delta_j^k \cdot (-1) \quad (14)$$

であらわされる。式(13)、(14)の δ_j^k は式(15)で示される。

$$\delta_j^k = -\frac{\partial E}{\partial q_j^k} \quad (15)$$

上式はまた、次式のように変形できる。

$$\begin{aligned} \delta_j^k &= -\frac{\partial E}{\partial q_j^k} \cdot \frac{\partial q_j^k}{\partial q_j^k} = -\frac{\partial E}{\partial q_j^k} \cdot f'(q_j^k) \\ &= -f'(q_j^k) \sum_i \frac{\partial E}{\partial q_i^{k+1}} \cdot \frac{\partial q_i^{k+1}}{\partial q_j^k} \end{aligned} \quad (16)$$

したがって、一般に第 k 層の第 j 番目のユニットにおける δ_j^k は、第 $k+1$ 層の δ_i^{k+1} を用いて、式(17)のように計算できる。

$$\delta_j^k = f'(q_j^k) \sum_i \delta_i^{k+1} \cdot w_{ji}^{k+1} \quad (17)$$

第7層目以降は、第7層の更新量を式(18)で定義する。

$$\Delta o_i^7 = -\frac{\partial E}{\partial o_i^7} \quad (18)$$

そこで、上式は式(19)のように変形できる。

$$\Delta o_i^7 = -\frac{\partial E}{\partial o_i^8} \cdot \frac{\partial o_i^8}{\partial o_i^7} = \frac{1}{P} \sum_p (T[p] - o^8[p]) \frac{\partial o_i^8}{\partial o_i^7} \quad (19)$$

ここで、 P : 学習データの数

$T[p]$: p 番目の評価値

$o^8[p]$: p 番目の評価値の推定値

をあらわす。

また、 o^8 は o_0^7 、 o_1^7 を用いて、式(20)であらわされる。

$$o^8 = \frac{o_0^7}{o_0^7 - o_1^7} \quad (20)$$

o_0^7 は原点回りのモーメント、 $o_0^7 - o_1^7$ は面積であるため、 o^8 が重心の値となる。したがって、 δ_i^7 は式(21)に変形できる。

$$\delta_i^7 = -\frac{\partial E}{\partial q_i^7} = -\frac{\partial E}{\partial o_i^7} \cdot \frac{\partial o_i^7}{\partial q_i^7} = \Delta o_i^7 \cdot \frac{\partial o_i^7}{\partial q_i^7} \quad (21)$$

第7層では、線形ユニットを使用するため、第7層の出力値 o_i^7 は式(22)になる。

$$o_i^7 = q_i^7 \quad (22)$$

したがって、式(21)の δ_i^7 は、式(22)より式(23)のように変形できる。

$$\delta_i^7 = \Delta o_i^7 \quad (23)$$

3. 2 システムの開発

第3.1節の融合方法に従って、システムの開発をおこなった。システムは大きく分けて、ファジィ推論の前件部・後件部メンバシップ、ルール作成およびニューラルネットワーク用データへの変換(プリプロセッサ)、融合システムの学習、学習結果の表示(ポストプロセッサ)の3段階である。ここで、融合システムの学習方法を図-12に示す。

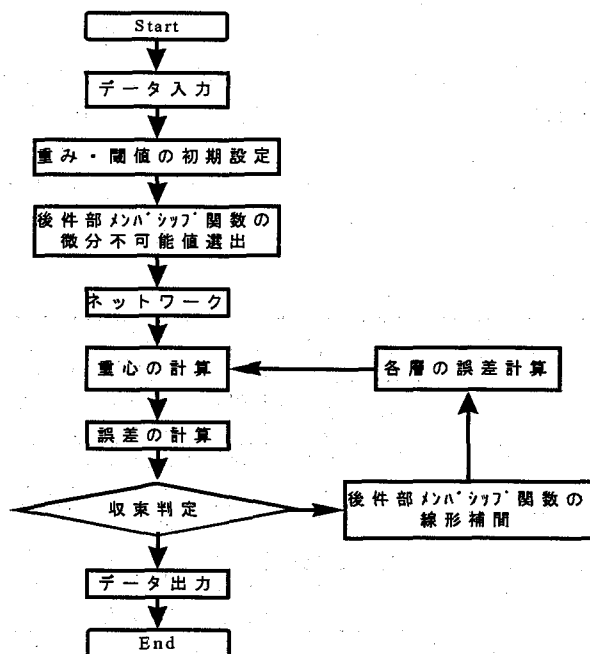


図-12 学習システムのフローチャート

まず、ニューラルネットワーク上にファジィ推論を構造化させるためのシナプス結合荷重やしきい値を初期設定し、学習データを入力する。次に図-13に示すように、ファジィ推論の後件部メンバシップ関数の微分不可能値に対応する第5層と第6層のシナプス結合荷重を求める。学習による更新時には、この求めたシナプス結合荷重のみを変更し、残りのシナプス結合荷重については、更新したシナプス結合荷重で線形補間する。そのことにより、後件部メンバシップ関数の形状は、部分的な形状が保てる。

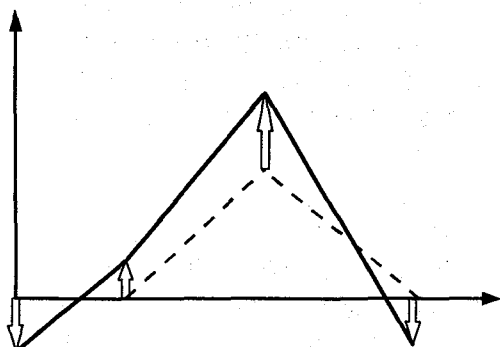


図-13 後件部メンバシップ関数の更新方法

8層のネットワークのうち、7層目から1層目までは、式(7),(8)を用いて、誤差を逆に伝播させるが、8層目から7層目にかけては、式(20)の重心計算をおこなう。この操作を学習データの数だけおこない、全学習データにおける誤差を式(10)により求める。その求めた誤差がある値以内に収束すれば、同定されたファジィルールのメンバシップ関数を出力し、終了する。求めた誤差がある値以内に収まらなければ、7層目においては式(19),(23)を、6層目から1層目においては式(17)を用いて、全ユニットに関して δ を求める。そして、式(11)~(14)を用いて、シナプス結合荷重、しきい値の更新量を計算し、誤差がある値に収束するまで学習を繰り返す。

4. 推定結果とその分析

4. 1 経年データの作成

維持管理の効率化のためには、「劣化予測」が重要であるため、第3章で開発したシステムに、環境因子の他に塗装年数も入力値として学習を行う。しかし、今回使用するA大橋の目視点検結果は供用開始後20年のみの結果しか入手できなかったため、環境因子の経年的な傾向を探る上で、文献¹⁰⁾に基づいて、塗装の劣化曲線を式(24)に示すようなロジスティック曲線で近似できると仮定した。そして、供用開始後0年(代表評価値=0)と20年の代表評価値を用いて、式(24)の係数を決定した。その結果を表-4に示す。

$$f(x) = \frac{k}{1 + me^{-ax}} \quad (24)$$

ここで、 $f(x)$: 劣化度判定ランク

a, m, k : 係数

最小自乗法により求めた係数 a 、 m 、 k のうち、係数 m 、 k はどの曲線もほぼ同じ値であったので、固定とした。そして、塗装塗替え時期も考慮して、0~30年の5年毎の経年データ(図-14)を作成した。

表-4 経年データ作成のための、ロジスティック曲線の係数一覧

層番号	a	m	k
1	1.475	1000.0	6.000
2	8.816	1000.0	6.000
3	8.939	1000.0	6.000
4	4.003	1000.0	6.000
5	9.277	1000.0	6.000
6	11.508	1000.0	6.000
7	13.957	1000.0	6.000
8	14.712	1000.0	6.000
9	9.868	1000.0	6.000
10	10.081	1000.0	6.000
11	10.540	1000.0	6.000
12	12.439	1000.0	6.000
13	11.793	1000.0	6.000
14	13.048	1000.0	6.000
15	11.028	1000.0	6.000
16	11.734	1000.0	6.000

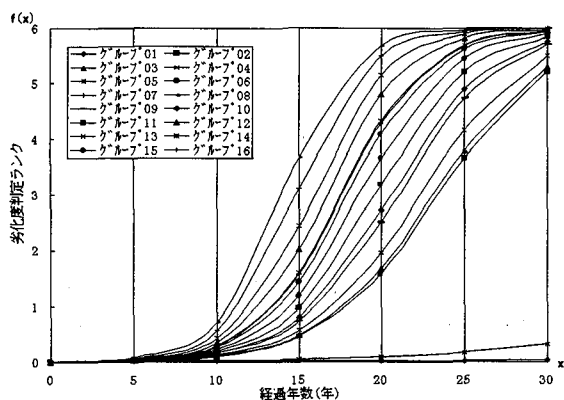


図-14 経年と劣化度の関係

4. 2 メンバシップ関数の作成

経年の前件部メンバシップ関数の初期形状を図-15に、後件部メンバシップ関数の初期形状を図-16に示す。

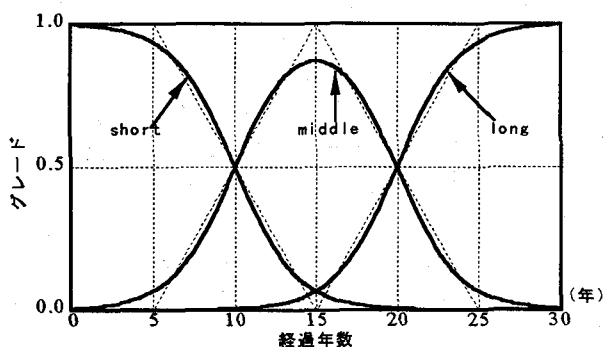


図-15 ファジィルール前件部の経年に関するメンバシップ関数

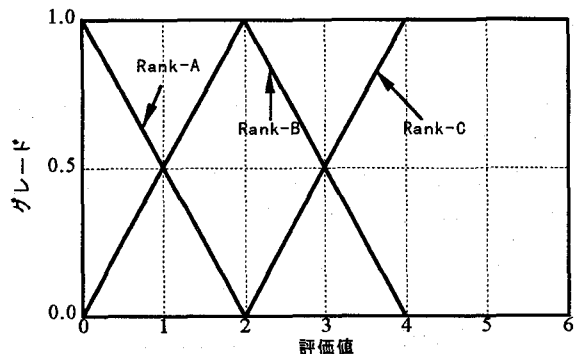


図-16 ファジィルール後件部に関するメンバシップ関数

経年のメンバシップ関数は「short」、「middle」、「long」の3種類で表現し、横軸の0から30年までの区間の中で、「short」と「middle」が交差する年数が10年、「middle」と「long」が交差する年数が20年になるように設定した。

後件部メンバシップ関数は「Rank-A」、「Rank-B」、「Rank-C」の3種類とし、横軸の評価値0から6までの区間の中で「Rank-A」と「Rank-B」が交差する劣化判定ランクが1、「Rank-B」と「Rank-C」が交差する劣化判定

ランクが3になるように設定した。この劣化判定ランク1または3は、それぞれ表-2の「塗装劣化」、「発錆・腐食」の重みに対応している。

4. 3 ルール作成

定義するルールの形態によって、システムの誤差や学習結果が異なると考え、以下の3ケースについて検討をおこなった。

(a) ケース 1

経年データに基づいてルール(表-5)を作成した。各因子の有無、経年とそれに対する評価値を前件部および後件部のメンバシップ関数に対応させてルール化した。したがって、ファジィルールの前件部には同一のものは存在せず、全ルール数は、(因子数5)×(各因子の項目数2)×(経年の項目数3)の計30ルールとした。

表-5 ケース1のルール

環境因子	項目	year		
		short	middle	long
面方向2	上フランジ	Rank-A	Rank-A	Rank-B
	下フランジ	Rank-A	Rank-B	Rank-C
排水管からの漏水	無	Rank-A	Rank-B	Rank-C
	有	Rank-A	Rank-B	Rank-C
ボルト継手	無	Rank-A	Rank-B	Rank-C
	有	Rank-A	Rank-B	Rank-C
伸縮継手	無	Rank-A	Rank-B	Rank-C
	有	Rank-A	Rank-B	Rank-C
上方からの漏水	無	Rank-A	Rank-B	Rank-C
	有	Rank-A	Rank-B	Rank-C

(b) ケース 2

各因子と経過年数を分離した全組み合わせのルールを作成した。つまり、各因子の有無だけによるルールと経年だけによるルールから構成した。両者ともにファジィルールの前件部が同じでも判定ランクの異なる3つのルールが作成されるため、全ルール数は、(因子数5)×(各因子の項目数2)×(判定ランクのランク数3)+(経年の項目数3)×(判定ランクのランク数3)の計39ルールとした。

(c) ケース 3

ケース2では、各因子と経年を別々のルールとしたが、ケース3では、各因子と経年をファジィルールの合成則により、前件部において論理積で結合させた。したがって、全ルール数は、(因子数5)×(各因子の項目数2)×(経年の項目数3)×(判定ランクのランク数3)の計90ルールとした。

4. 4 学習とその結果

学習回数の終了条件を学習回数5万回までとし、各ケースの実測の劣化度と、学習後のネットワークによる劣化度の推定値の比較をおこなった、その結果を図-17

に示す。平均自乗誤差はケース3が最も小さく、次いでケース1、ケース2の順であった。ケース1とケース3の平均自乗誤差には差があまり見られないことから、ケース2のように環境因子と経過年数を別々のルールとして分けない方がシステムの精度は向上すると思われる。

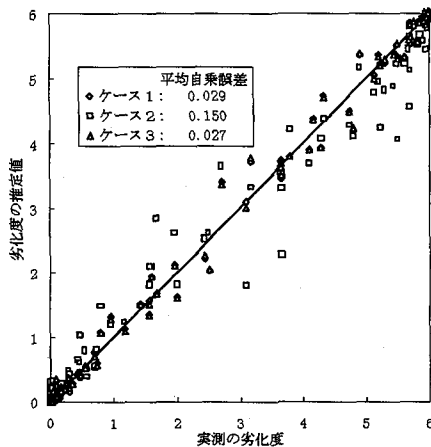


図-17 システムの検証

5. システムの内部動作に関する考察

平均自乗誤差が最も小さかったケース3について、考察をおこなう。

5. 1 実際値と推定値との比較

図-17のケース3において、グループ毎に平均自乗誤差を求めた結果を表-6に示す。

表-6 グループ毎の平均自乗誤差

グループ	平均自乗誤差
1	0.040
2	0.006
3	0.005
4	0.094
5	0.063
6	0.137
7	0.057
8	0.017
9	0.311
10	0.742
11	0.472
12	0.557
13	0.291
14	0.051
15	0.039
16	0.181

その結果、グループによって平均自乗誤差の大きさに違いが見られる。そこで、グループの分類因子として挙げた5因子に対して、どの因子が学習精度に影響をおよぼしているかを調べるために、表-6で示したグループ毎の平均自乗誤差を重みとし、各因子のそれぞれの項目について、重み付き平均(表-7)をおこなった。つまり、重み付き平均が大きい程、学習精度に影響を与えていることになる。その結果、「ボルト」が最も影響を与えており、「排水管の漏水」、「上方からの漏水」となっている。

これは、第2.4節で示した一対比較の結果と一致した。

表-7 各因子の各項目毎の平均自乗誤差とその合計

項目	環境因子				
	面方向2	排水管	ボルト	伸縮継手	上方漏水
「上フランジ」または「無」	0.036	0.147	0.154	0.240	0.152
「下フランジ」または「有」	0.243	0.265	0.273	0.084	0.241
合計	0.279	0.412	0.427	0.324	0.394

5. 2 前件部メンバシップ関数の変化

経年に関するメンバシップ関数の変化を図-18に示す。「short」、「long」の曲線はグレードが上がる方向へ変化しており、「middle」の曲線は年数の大きい方向へ移動している。これは、初期形状を決定した者と点検結果とのずれをあらわしている。

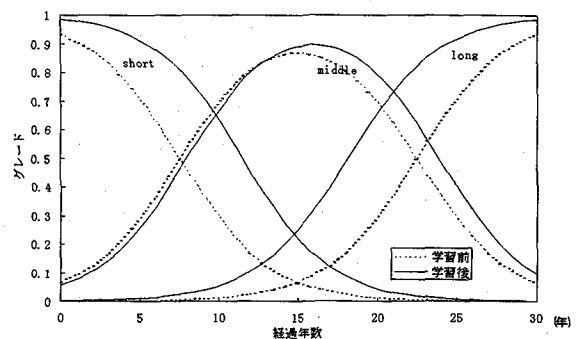


図-18 経年のメンバシップ関数の形状変化

5. 3 後件部メンバシップ関数の変化

評価値のメンバシップ関数の変化を図-19に示す。後件部メンバシップ関数のグレードは、全ルールにより決定され、そのグレードを考慮した面積で重心法により、推定評価値が求められる。したがって、各メンバシップ関数の面積を A_i 、原点回りのモーメントを M_i 、ルールによって決まる各メンバシップ関数のグレードを μ_i とすると、重心 G 、つまり推定評価値を求める式は次式のようなになる。

$$G = \frac{\sum_i \mu_i M_i}{\sum_i \mu_i A_i} \quad (25)$$

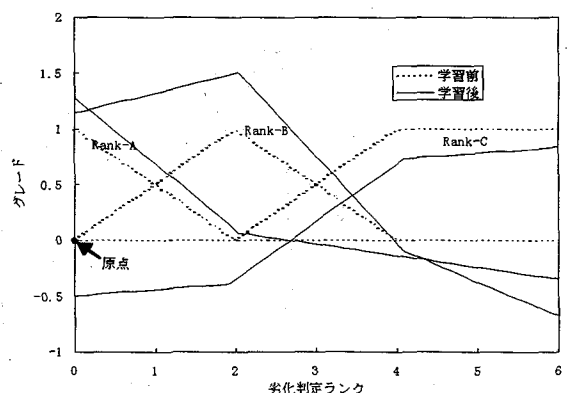


図-19 評価値のメンバシップ関数の形状変化

そこで、ケース3における学習前後の面積、原点回りのモーメントの値を表-8に示す。表-8の学習前の値と学習後の値をそれぞれを式(25)に代入し、また、グレード μ_i に0~1の範囲の値を入力すると、学習前の状態では、推定評価値の取りうる範囲が0.667~4.444であったのに対し、学習後の状態では、-2.434~5.760へと変化している。下限値は0の値を網羅しているが、上限値の6に対しては学習後も網羅していない。

表-8 各ランクの後件部メンバシップ関数の面積および原点回りモーメント

判定ランク	学習前		学習後	
	面積	モーメント	面積	モーメント
A	1.000	1.333	0.728	-1.772
B	2.000	4.000	3.157	2.431
C	3.000	13.333	1.446	8.331

本システムにおいては、後件部メンバシップに入力されるグレード値、または、学習段階における後件部メンバシップ関数の上下方向の変化に対しても制約がないため、0以下の値も1以上の値も取ることができ、結果的に評価値の値は0から6までの範囲を変化することが可能である。しかし、後件部メンバシップ関数に入力されるグレード値は、0から1までの正規化された値の方が第3章が理解しやすくなると思われる。

後件部メンバシップ関数自体についても、ある図形(関数)が、たとえグレード方向に k 倍拡大しても、重心の位置は変化しない。したがって、後件部メンバシップ関数

を全メンバシップ関数の最大値でグレード方向に縮小すれば、上限値は1以内に収められる。0以下の負の領域については、第5層と第6層のシナプス結合荷重を負の値にしないように、更新すれば良いと考えられるが、学習回数の面で、誤差の収束が遅くなると考えられる。

そこで本システムの改良点としては、後件部メンバシップ関数の更新においてはグレード方向ではなく、劣化判定ランクの方向に変化させれば、後件部メンバシップ関数の上下限値が0~1の範囲であっても、重心の範囲を広げることができると考えられる。

5.4 因子の確信度

各因子のルールに関するシナプス結合荷重の変化を図-20に示す。これは、各因子の年数経過に従った、劣化判定ランクの確信度の移り変わりを示している。

まず、曲線の全体的な傾向を見ると、経年が「short」、「middle」、「long」へと移行するに従って、ランクCの値が卓越している。特に、経年が「long」では、「ボルト」以外、劣化判定ランクの確信度が「A」、「B」、「C」の順に大きくなっている。つまり、年が経つにつれて、劣化が進行していることを示しており、本システムの学習プロセスが有効に作用した結果であるといえる。「ボルト」に関しては、第2.4節の結果が影響を及ぼしていると思われる。

また、ランクA、Bの曲線はほぼ同じ傾向を示しており、またランクCの曲線は逆の傾向を示している。推定評価値がそれぞれ、A:0~1、B:1~3、C:3~

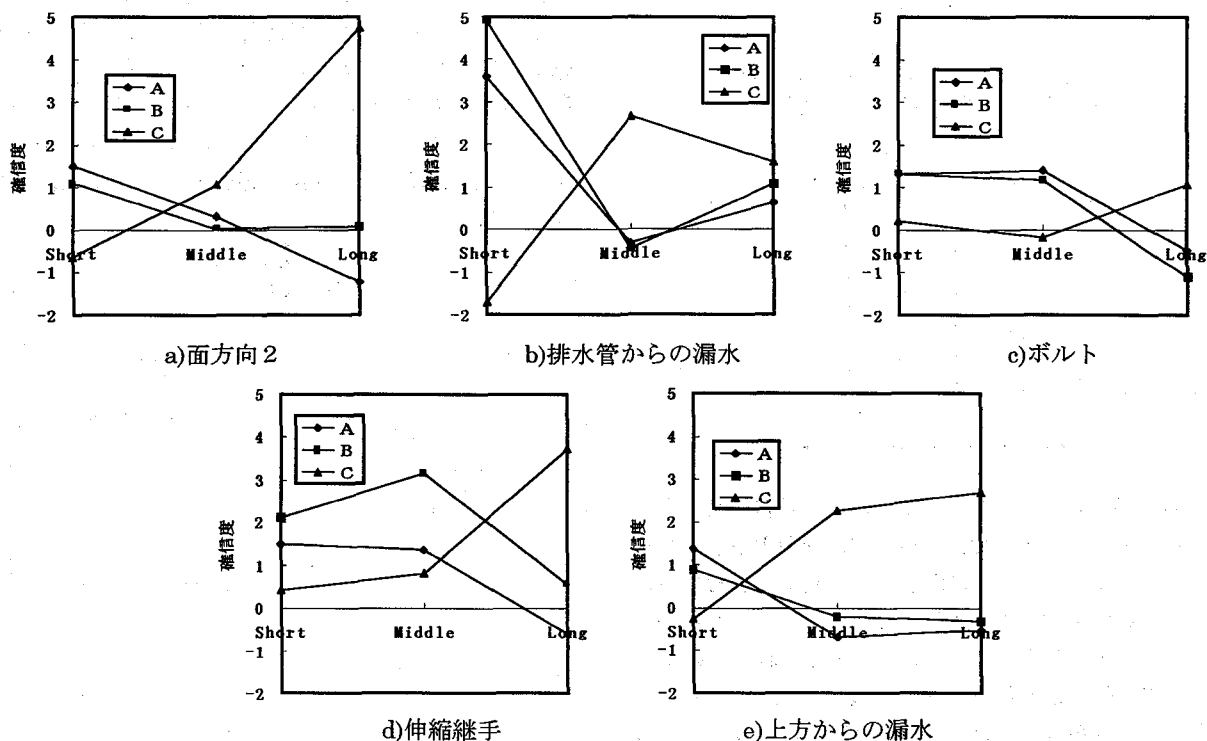


図-20 各因子の経年変化による劣化判定ランクの変化

6のときであり、ランクA、BがランクCと比べて近接しているからである。第5.2節で示したように、後件部メンバシップ関数はグレード方向にしか変化しないため、学習前の後件部メンバシップ関数の作成が重要になる。

ランク「A」、「B」の曲線とランク「C」の曲線が交差するところ、つまりランク「C」の確信度が卓越し始める点は、「short」から「middle」までの間、「middle」から「long」までの間に2箇所ある。この情報は、要因除去の時期を推定するのに重要な意味を持つ。例えば、「排水管からの漏水」、「伸縮継手」は、塗装後の早い時期に要因を除去する必要があり、「ボルト」、「上方からの漏水」は、塗装後早急に要因を除去する必要がない、と考えられる。また、同じ時期に要因を除去する必要がある因子が複数ある場合は、図-20の縦軸「確信度」の大きさの比較により、優先順位を決定できる。

6. あとがき

維持管理業務の効率化を図るためには、「劣化損傷が将来どの様に進展していくのか」、そして、「劣化損傷はどのような因子によって発生・進展が助長されているのか」を知ることが重要な要素であると考え、本システムの開発をおこなった。

採取したデータは箱桁内部の点検結果のデータを使用した。しかし、箱桁内部は塗装劣化においては特殊環境下であり、またデータ自体も単年度(供用開始後20年)のみしか入手できなかったため、今後、プレートガーダーなどの箱桁内部以外の点検結果のデータを用いる必要がある。また、点検結果のデータ数の充実を図るとともに、塗装劣化曲線自体の検証も重要となってくる。劣化要因の選定に関しても、できるだけ汎用性を持たせるようにしたが、まだ考慮の余地があり再検討を加える必要がある。

開発したシステムは、各因子の劣化判定ランクに対する傾向が把握でき有効性は確認されたが、次のような問題点が残っている。

1) ルールの重要度や後件部メンバシップ関数のグレードの値に関する制約条件を設けなかったために、0～1の範囲を逸脱した値を取ってしまった。1以上の範囲については、相似の考えから、学習後の正規化が可能であるが、負の値については、相対的な評価をおこなうことは困難であると思われる。したがって、負値とならないように、制約条件を設ける必要がある。後件部メンバシップ関数の更新に関しては、横方向に変化させる方法も考えられる。

2) 前件部メンバシップ関数については、因子に関しても定義したが、学習において互いが独立に変化するもので、その結果に基づいて、因子の影響度を定義するのは困難である。したがって、各因子の前件部メンバシッ

プ関数から、影響度を特定できるようにする必要がある。

3) 点検結果を因子毎によってグループに分けて、そのグループ毎に一対比較をおこなった。その結果、グループの比較によっては、経験的な判断と矛盾している場合と、矛盾していない場合があった。経験的な判断と矛盾している場合は、パネル数としては少なかったが、システムに全グループのデータを与えた結果、経験的判断に一致しなかったデータの影響があらわれた。点検結果よりも経験的な判断を優先させる場合には、点検結果から如何に矛盾した結果を取り除くかが重要となる。

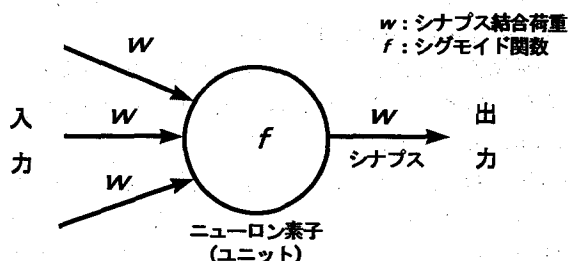
謝 辞

本研究を遂行するにあたり、点検資料を提供して頂いた大阪市港湾局の港湾維持管理委員会ならびに日本工業試験所(株)の皆様に、謝意を表します。

付 録

本文中の人工知能に関する専門用語について簡単に解説する。詳細は、文献^{16)・19)・20)}を参照されたい。

a) ニューラルネットワーク



付図-1 ニューロンモデル

ニューラルネットワークは、人間の脳を模倣したコンピュータアルゴリズムである。人間の脳の情報伝達の基本構成はニューロンである。このニューロンは付図-1に示すように、人工的なニューロンモデルで実現する。人工的なニューロンモデルは、ニューロン素子(ユニット)とシナプスからなっており、互いのニューロン素子はシナプスで結合されている。一般にニューロンの入力と出力との変換には、シグモイド関数が用いられている。また、シナプスの結合強さをシナプス結合荷重という。

b) ファジィ推論

ファジィ理論は、あいまいな事柄を数量的に扱えるようにした理論である。確定している事柄については、「ある」、「なし」などの2値しか存在しないが、あいまいな事柄はその中間も取りうる。中間の値、つまり、程度を与える関数をメンバシップ関数といい、通常、0から1までの値をとる。

ファジィ推論は、メンバシップ関数を用いて、ある

2つ以上の状態をあいまいな関係(ファジィルール)として定義し、通常は if-then 形式(もし…ならば、…である。)であらわす。ルールの if.部は前件部、then 部は後件部と呼ぶ。そのファジィルールを用いて推論を実施することをファジィ推論という。

参考文献

- 1)松井繁之：コンクリート構造物の耐久性上の問題点とその対策、コンクリート工学、Vol.33, No.6, pp.59-67、1995.6.
- 2)土木学会：構造物のライフタイムリスクの評価、1988.
- 3)土木学会関西支部：既存橋梁の耐荷力と耐久性、1985.7.
- 4)吉川 紀、細井義弘：橋梁の安全と快適のために、構造工学論文集、土木学会、Vol.42A、pp.881-889、1996.3.
- 5)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.
- 6)森 弘、大島俊之、三上修一、天野政一、井上 実：コンピュータ・グラフィックスと数量化理論を応用した橋梁の維持点検評価法、土木学会論文集、No.501/I-29、pp.113-121、1994.10.
- 7)鋼構造委員会鋼橋の余寿命評価小委員会、鋼橋の劣化現象と損傷の評価：土木学会論文集、No.501/I-29、pp.21-36、1994.10.
- 8)古田 均、渡辺英一、賀 建紅：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床版の耐用性評価における知識獲得支援手法、土木学会論文集、No.537/I-35、pp.145-153、1996.4.
- 9)渡辺英一、古田 均、馬野元秀、賀 建紅：RC床版の耐用性評価のためのファジィ・ニューラル・エキスパートシステム、構造工学論文集、土木学会、Vol.39A、pp.493-502、1993.3.
- 10)宮本文穂、串田守可、森川英典、木下和哉：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と信頼性の向上、土木学会論文集、No.510/VI-26、pp.91-101、1995.3.
- 11)松本 勝、白石成人、三宅広昭：鋼橋の腐食劣化の評価に関する研究、構造工学論文集、土木学会、Vol.35A、pp.1097-1102、1992.3.
- 12)松本 勝、白石成人、Rungthongbaisuree Somkiat、菊池民人：腐食による鋼橋部材の劣化特性に関する確率論的研究、土木学会論文集、No.410/I-1、pp.59-67、1989.10.
- 13)城戸隆良、近田康夫、小堀為雄、川上直之：橋梁診断での損傷要因分析の支援手法、土木情報シンポジウム論文集、土木学会、Vol.3、pp.47-54、1994.10.
- 14)Zach Zacharia : Expert System Simplifies Bridge Paint Maintenance Programs, COATING & LIN-INGS, pp.25-28, 1994.6.
- 15)川村 旭、渡辺信雄、大和田有理、益岡竜介、浅川和雄：ニューロ・ファジィ融合システムの試作、第5回生体・生理工学シンポジウム、pp.197-200、1990.11.
- 16)林 勲、古橋 武：ファジィ・ニューラルネットワーク、日本ファジィ学会、朝倉書房、1996.5.
- 17)日本塗装工業会編：建築塗装便覧、丸善、1983.12.
- 18)栗山 寛：防錆塗膜の寿命予測に関する一つの試み、防錆管理、Vol.34, No.5、pp.182-186、1990.5.
- 19)構造工学委員会 AL 技術の構造システム最適化への応用に関する研究小委員会：新しい構造システム最適化手法、土木学会論文集、No.543/I-36、pp.1-18、1996.7.
- 20)寺野寿郎、浅居喜代治、菅野道夫：ファジィシステム入門、オーム社、1989.11.

(1996年9月6日受付)