

鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムにおける類推推論と負の学習の実現

INFERENCE BY ANALOGY AND NEGATIVE LEARNING
FOR SELECTING RETROFITTING METHOD OF STEEL BRIDGE FATIGUE DAMAGE

三上市藏* 田中成典** 倉地 晶*** 米田慎二****

By Ichizou MIKAMI, Shigenori TANAKA, Akira KURACHI, and Shinji YONEDA

The expert systems may be effectively used in the maintenance of existing civil engineering structures, because many engineers having good and wide knowledge are needed. In previous paper, the system for selecting the retrofitting methods of fatigue cracking in steel bridges was constructed. The knowledge was acquired from the 90 cases of fatigue cracking in existing steel bridges and was represented as the causal relations in knowledge base. The inference engine was developed to have a learning ability by using the network model with C language.

This paper tries to progress the system for selecting retrofitting methods of fatigue cracking in steel bridges from points of knowledge, inference, and learning ability. The knowledge is acquired from the 165 cases for the wealth knowledge base. The system can make inference by analogy in this new knowledge base. An inference engine was developed to have new learning ability, i.e. the positive and negative learning. The present system can give the suitable and sufficient inference results.

1. まえがき

近年、既存の土木構造物の維持・管理・補修が重要な課題となっているが、構造物の保全管理業務に必要な知識は、複雑で多岐にわたり体系化されておらず、専門技術者の知識に依存するところが多い。このような分野に対しては、エキスパートシステムが有効なツールとなり得る。

著者らは、収集した過去の損傷事例を知識とし、鋼橋の疲労損傷に関するエキスパートシステムを構築した。¹⁾ さらに、獲得した知識を洗練するため、事例を分析・整理し直し、仮説間の相関関係として知識を整理した。²⁾ そこから、補修方法選定システムのための因果ネットワークモデルを構築し、このモデルに基づいて、因果関係で定義した知識から考え得る逆・対偶関係を生成(知識の生成)させてネットワークを構成し、ネットワークを辿りながら推論を行う推論エンジンを作成した。³⁾ しかし、このシステムには学習機能がないため、システムを使い込んでもシステム全体の向上が望めなかった。そのため、システムに学習機能を付加する方法を検討した。⁴⁾ ネットワークを構成する2項間の関係は4種類の重みで表現し、その重みを

* 工博 関西大学教授 工学部土木工学科 (〒564 吹田市山手町3丁目3番35号)

** 工修 ㈱東洋情報システム 大阪本社 (〒564 吹田市江坂町1丁目13番33号)

*** 工修 関西大学大学院 博士課程前期課程修了; 現在 富士通(株)

**** 関西大学大学院 博士課程前期課程

訂正することで、知識の洗練を自動的に行う学習機能をもった補修方法選定システムを構築した。⁵⁾

文献5)では、システムの推論エンジンは向上されたが、知識の洗練や追加など、知識ベースへの知識獲得⁶⁾は行われていなかった。知識ベースには因果関係のある2項間が定義してあるだけであり、事例から十分に知識を獲得できているとは言い難い。このような知識から構成されたネットワークからは十分に満足できる推論結果を得ることができない。既存システム⁵⁾では、このネットワークの不備な点を補うため、学習することによって、より最適なネットワークへと再構成する。この学習とは、システムに正解を教え、推論結果が正解に近づくように関係の重みを訂正する。しかし、この学習方法では考えられるすべての関係の重みが上がってしまい、推論結果として望ましくない解まで得られる可能性があった。

本研究では、既存システム⁵⁾を知識・推論・学習の3つの面で、より充実したものにするため再構築する。まず、知識ベースの知識を充実させるため、事例を90件から165件⁷⁾⁻¹¹⁾に増やし、その事例の情報を活用して因果関係に重み付けをし、因果関係が存在しているかどうか不明な知識についても定義するようにする。次に、因果関係だけでは表現できない2項間に対しては、包含関係を表現できるようにし、そこから新たな関係を生成する。知識ベースの充実に合わせて推論エンジンの機能を向上させ、文献12)で検討した類推的な推論¹³⁾⁻¹⁶⁾も可能にする。さらに、学習としては、推論結果を肯定するような正解を与え、推論結果が正解に近づくようにする学習だけでなく、推論結果を否定する正解を与え、推論結果の解として得られないようにする学習も考える。この学習機能の定義によって、望ましくない解が得られる場合にも対処できるようになる。

2. システムの目標

既存システム⁵⁾を充実させ、より洗練されたシステム化を図るために、知識ベースの充実、ネットワークの生成、推論機能の向上、学習機能の向上を試みた。以下、これらについての概略を述べる。

2.1 知識ベースの充実

既存システム⁵⁾では、過去の事例より得られた知識が因果関係として知識ベースに記述された。収集した過去の事例に、1件でも該当する事例があれば因果関係があるとして定義される。因果関係は仮説間を「原因→結果」の2項間の関係で表現し、各項は真偽(positive, negative)、属性、属性値で表現されている。本研究では、知識ベースの質を向上させるために次の措置を施した。

2.1.1 因果関係の重み付け

既存システム⁵⁾では、「原因」に対する「結果」の発生しやすさを表すものとして、4種類の関係の重み(necessity, high possibility, possibility, low possibility)が扱えるようになっていた。しかし、実際に知識ベースで定義されたすべての関係は1種類の重み(possibility)で表現されていた。収集された損傷事例のデータには偏りがあり、因果関係に重みをつけるために必要な情報は乏しいので、あえて因果関係は1種類の重みを定義した。これでは、多発する因果関係か、例外的な因果関係かを知識に反映することができないし、推論結果にも反映されない。

本研究では、これまで定義した因果関係に重みを付けるようにする。ある因果関係に該当する実橋での事例の件数に基づいて重み付けを行うが、その際、損傷が発見された年代も考慮することにする。すなわち、事例で確認できた件数が多く存在するほどその因果関係の重みは高いとみなせるが、補修方法はその時々先端技術を用いて行われており、より新しい事例の方がこれから補修されようとしている橋梁に対する確かな知識となり得ると考えられるので、損傷が発見された年代も考慮することにした。

2.1.2 因果関係のない知識の取扱い

既存システム⁵⁾において、因果関係が存在するかどうか不明な場合、知識ベースにこの関係は定義されなかった。今回は、このような知識は、「仮説Aならば仮説Bでない」という結論部を否定する知識として知識ベースに付け加え、知識を豊富にする。しかし、この関係を明確に否定する情報はないので、関係の重みは低く定義しておく。

2.1.3 包含関係による知識の表現

既存システム⁵⁾の知識ベースには、「原因」となる要素と「結果」となる要素との1対1の因果関係として知識が表現されている。このような因果関係は、原因と結果の間の知識を表現するだけで、原因となる要素間や結果となる要素間における知識は表現できない。しかし実際には、原因となる要素間や結果となる要素間に因果関係が存在する場合もあるはずである。

そこで、原因となる要素間または結果となる要素間において、ある仮説Aが肯定されれば必ず肯定される仮説Bが存在する場合、「Aならば必然的にBである」という関係を包含関係として「BはAに含まれる」と定義することにする。たとえば、Fig.1のように原因となる要素ZがHを包含し、結果となる要素AがB、Γを、そのうちのΓがΔ、Eを包含していると定義できれば、包含関係から得られる知識を用いて、原因となる要素間や結果となる要素間にも新たな関係を生成することができる。

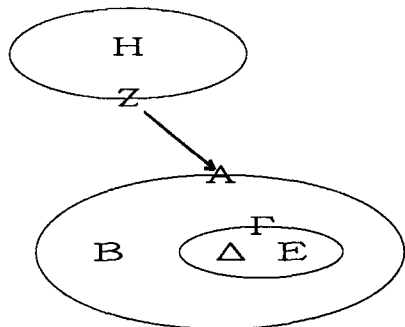


Fig.1 Inclusion Property of Cause and Result.

既存システムでは、損傷を発生させる要因における外的な要因と内的な要因との関係を表現するためにやむを得ず損傷要因を区分したが、包含関係で表現することになれば、損傷要因として1つにまとめることができるようになる。

2.2 ネットワークの生成

既存システム⁵⁾では、知識ベースに定義された因果関係から Table 1 に示すように、考えられる逆・裏・対偶関係を生成させた。その結果、ネットワークは、仮説間の因果関係とそこから生成される逆・裏・対偶関係により構成される。

Table 1 Defined Relation and Generated Relation.

Defined relation	Reverse relation	Inversed relation	Contraposition relation
$A \xrightarrow{N} B$	$A \xleftarrow{P} B$	$\text{not } A \xrightarrow{P} \text{not } B$	$\text{not } A \xleftarrow{N} \text{not } B$
$A \xrightarrow{H} B$	$A \xleftarrow{P} B$	_____	_____
$A \xrightarrow{P} B$	$A \xleftarrow{P} B$	_____	_____
$A \xrightarrow{L} B$	$A \xleftarrow{L} B$	_____	_____

N : necessity H : high possibility P : possibility L : low possibility

本システムでは、知識ベースに包含関係を記述するので、包含関係から新たな必然性の関係を生み出せるようにする。たとえば、Fig.1 に示すような包含関係が知識ベースに記述されておれば、そこから Fig.2 のような必然性の関係を生成することができる。さらに、この包含関係により得られた必然性の関係に対しても、定義された因果関係と同様に、Table 1 に示す逆・裏・対偶関係を生成できるようにする。

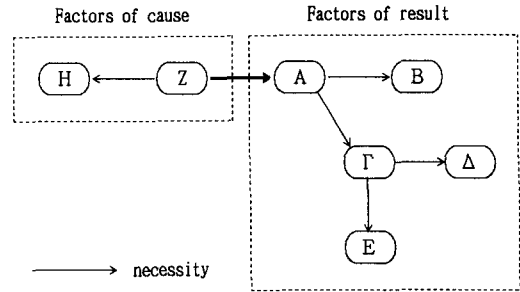


Fig.2 Relation Generated by Inclusion Property.

2.3 推論機能の向上

既存システム⁵⁾では、構成されたネットワークに観測された事実(fact)が入力されると、様相に基づく解釈により、入力された事実からネットワークを辿り様相推論を行う。ただし、仮説の状態は、知識ベースに定義されている真偽、属性、属性値に様相を加えて表現される。様相は fact, necessity hypo, high possibility hypo, possibility hypo, low possibility hypo, unknown の6種類で表現する。ネットワークを辿る際には、辿り得る経路はすべて辿られる。推論の結果、仮説の状態が一義的に定まらないときは、定められた優先順位に基づいて、各仮説の状態に対する、様相と真偽が1つに決定され、最終的な推論結果となる。

本システムでは、包含関係を知識ベースに定義し、そこから新たな必然性の関係を生成し、さらに逆・裏・対偶関係も生成する。こうして、因果関係だけでは表現できない要素間の関係が表現できるので、その関係を辿りながら推論すれば、類推的な推論が可能になる。ネットワークを辿りながら推論を行っていく様相に基づく解釈の際、ネットワークを構成している2項間が因果関係によるものか、包含関係により生成されたものを判別し、包含関係により生成された関係からなるネットワークの場合は、辿るべき経路であるかどうかを判断しながら推論を行っていく。辿る必要のない経路は辿らないので、推論の実行が速くなる。

また、既存システムにおける様相に基づく解釈では、条件部の様相と2項間の関係の重みが共に低い場合には、結論部には影響を与えなかったが、今回は影響を与えるようにする。これは、2.1.2で定義した関係を推論結果に反映させるためである。

2.4 学習機能の向上

既存システム⁵⁾では、最終的に得られた推論結果が満足できないような場合には、システムに正解を与えて学習させるようになっている。この教示学習では、正解と推論結果の誤差を減少させるように2項間の関係の重みが訂正される。つまり、正解に近づくように2項間の関係の重みが上げられる。この場合、正解として与えた仮説に、影響を与える可能性があるすべての経路を構成する関係の重みが対象になる。そのため、考えられるすべての関係の重みを上げることになり、観測された事実から考えられるすべての解が得られるようになる。

ここに採用された学習は、推論結果を肯定するような正解を与え、推論結果が正解に近づくようにするいわば「正の学習」であった。一方、推論結果を否定する正解を与え、推論結果の解として得られないようにする「負の学習」を扱えるようにする必要がある。望ましくない仮説が解として得られたときは、「負の学習」を行うことで、その仮説が解として得られないようにできる。

3. 知識の整理と有効利用

3.1 因果関係の重み付け

過去の90の損傷事例¹⁾に、新たに事例を加えた165の損傷事例⁷⁾⁻¹¹⁾を知識として用い、損傷が発見された年代と発生件数に基づいて2項間の関係に重みを付ける。

重み付けのため、すべての因果関係に対して、損傷の発見が1969年以前の損傷事例、70から79年までのもの、80年以降のものと3つに分け、それぞれ1、2、3点と点数を与える。ただし、損傷を発見した時期が不明な事例に対しては1969年以前のものと同様に扱う。ある因果関係に該当するすべての事例を見つけ出し、事例に与えられている点数をすべて合計する。この合計点を有効度 (effective extent) と定義する。たとえば、損傷要因として不適性なディテールが見受けられ、補修方法としてストップホールが採用された事例が、不明もしくは69年以前に5件、70から79年までに8件、80年以降に1件存在した場合、この因果関係の有効度は「 $5 \times 1 + 8 \times 2 + 1 \times 3 = 24$ 」と表される。

165の事例を調べ、成立するすべての因果関係について有効度を算出し、有効度を階級とした度数 (frequency) として集計すると Table 2 のようになる。相対度数 (relative frequency)、有効度が大きいものからの累積相対度数 (cumulated relative frequency) も求めた。Table 2 のデータを有効度を横軸に、累積相対度数を縦軸にとり図示すると Fig. 3 のようになり、有効度と累積相対度数との関係が指数分布で近似できることがわかる。曲線が指数分布として考えられるため、横軸を倍ごとに分ける。ここでは、横軸を5、10、20点で区切ることにし、1~5点のものを low possibility、6~10点のものを possibility、11~20点のものを high possibility、21点以上のものを necessity とした。

このように重み付けをした結果を Table 3 ~ Table 6 に示す。表中の記号 → は、たと

Table 2 Frequency Distribution.

Effective extent (1)	Frequency (2)	Relative frequency (3)	Cumulated relative frequency (4)
0	639	0.713	1.000
1	41	0.046	0.287
2	46	0.051	0.241
3	32	0.036	0.190
4	15	0.167	0.154
5	12	0.134	0.137
6	14	0.016	0.124
7	12	0.013	0.108
8	6	0.007	0.095
9	15	0.017	0.088
10	8	0.009	0.071
11	4	0.004	0.063
12	5	0.006	0.058
13	1	0.001	0.052
14	5	0.006	0.051
15	3	0.003	0.046
16	2	0.002	0.042
17	1	0.001	0.040
18	2	0.001	0.039
19	1	0.001	0.037
20	7	0.008	0.036
22	1	0.001	0.028
23	5	0.006	0.027
24	1	0.001	0.021
26	1	0.001	0.020
27	2	0.002	0.019
28	1	0.001	0.017
29	1	0.001	0.016
33	1	0.001	0.015
34	1	0.001	0.013
36	1	0.001	0.012
37	1	0.001	0.011
41	1	0.001	0.010
45	1	0.001	0.009
59	1	0.001	0.008
106	1	0.001	0.007
114	1	0.001	0.006
116	1	0.001	0.004
120	1	0.001	0.003
131	1	0.001	0.002
157	1	0.001	0.001

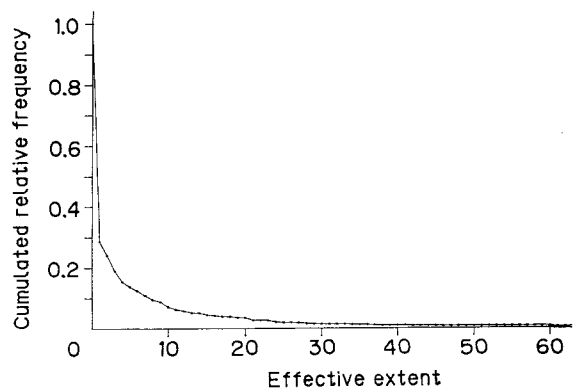


Fig. 3 Relation between Effective Extent and Cumulated Relative Frequency.

えば Table 3 では, Cause of cracking (損傷要因) → Applied force to the joint(継手の作用力) の因果関係であることを表す。●は necessity, ◎はhigh possibility, ○は possibility, △は low possibility の重みを表す。また, Table 3 と Table 5 の②, ③などは継手の作用力の種類を, Table 6の記号a, bなどは継手の亀裂様式の種類をそれぞれ表す。¹⁾

3.2 因果関係のない知識の取扱い

3.1において, 有効度0点は, 事例が1件も発見されていないことを示し, この場合, 因果関係が認められないものとみなす。因果関係が認められない仮説間には, 結論部が否定された2項間の関係を知識ベースに追加する。このとき, 関

Table 3 Causal Relation from Cause of Cracking to Applied Force to the Joint.

Cause of cracking	Applied force to the joint								
	Tee joint				Butt joint		Lap joint		
	②	③	⑥	⑦	⑨	⑩	⑫	⑬	
A vibration due to wind	○			△					
B live load	○	●		△			○		
C vibration due to earthquake		△							
D low temperature	△					△			
E load distribution	●	●					△	○	
F defect of structural detail	◎	●	○	△					
G secondary deformation	△	○							
H inferior quality of the material		△			△		△		
I welding defect	△	△		△	◎	△	△		
J fabrication error				△					
K shipping and handling		○							
L stress concentration	◎	△		○	◎	△	○		
M secondary stress concentration	●	●						○	
N secondary stress	○	●	○	△			△		
O secondary stress due to buckling	△	○							
P residual stress				△					

Table 4 Causal Relation from Cause of Cracking to Retrofitting Method.

Retrofitting methods	Cause of cracking															
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1 stop hole		◎		△	○	●	○		◎	○	○	●	●	△		
2 gouging					◎	●		△	△			○	●			
3 grinding	△	◎							○	○	○	△	●			
4 peening		△							△			△				
5 lengthening web gaps					△	△							○			
6 extending web thickness						△									△	
7 coring				△					△			△				
8 rewelding	△	●			●	●		△	○			◎	●	◎		
9 welding(flange-stiffeners)						○							○			
10 remelting		△							△			△				
11 splice plate with stiffeners								△							△	
12 H.T.bolt	△	◎			○	○	△	△	○		△	◎	○	●	○	
13 splice plate	△	●			△	◎			○			○	△	◎	○	
14 insert plate				△					△			△				
15 tied by cable	△											△				
16 moment plate(main girder-floor beam)					●	○							●			
17 moment plate(main girder-bracing)					○	○							○			
18 moment plate(main girder-diaphragm)						△							△			
19 moment plate(arch rib-floor beam)						△							△			
20 replacement of shoe						△						△				
21 replacement of main girder		△							△			△				
22 replacement of splice plate					△							△				
23 new stiffeners	△					△				△		△			△	
24 vibration proof (e.g. damper)										△		△				

Table 5 Causal Relation from Applied Force to the joint to Retrofitting Method.

Retrofitting methods	Applied force to the joint						
	Tee joint			Butt joint		Lap joint	
	②	③	⑦	⑨	⑩	⑫	⑬
1	◎	●	△	△			
2	○	◎		△			
3	○	◎	○				
4	△		△			△	
5	△	△					
6		△					
7					△		
8	◎	●	△	△			○
9	△	○					
10						△	
11		△					
12	◎	●	△	○		△	
13	○	◎	△	△			
14					△		
15	△						
16	◎	◎					
17	△	△					
18		△					
19		△					
20	△						
21						△	
22						△	
23		△	△				
24			△				

Table 6 Causal Relation from Cracking Mode to Retrofitting Method.

Retrofitting methods	Cracking mode									
	a	b	c	d	f	g	h	i	j	
1	○	◎	◎	◎	◎		△			
2	△		◎	△			△			
3		○	△	◎	△					
4				△	△			△		
5			△	△						
6			△							
7						△				
8	△	●	◎	○	△		△	○		
9		△	△	△	△					
10								△		
11			△							
12		○	◎	○	△		○	△		
13		○	○	△	△		△			
14						△				
15			△		△					
16		○	◎	△						
17			○							
18				△						
19				△						
20				△						
21								△		
22									△	
23			△	△						
24			△							

係の重みは1番低い重み low possibilityを与える。たとえば, Table 4 の“A”の vibration due to wind(風による振動)と”1”のstop hole(ストップホール)のように因果関係が認められない場合は, 「風による振動ならば低い可能性でストップホールではない」という関係を知識として定義する。

3.3 包含関係のある知識の整理

既存システム⁵⁾では, 損傷要因を外的なものと内的なものに分けて考えてきた。

これは, 外的要因と内的要因との間の関係を表現するために, やむを得ず2つに分けて扱ってきたからである。しかし, Fig. 4 に示すような包含関係を用いて表現することができるので, 損傷要因を1つにまとめることができる。その結果, 各要因間の因果関係と包含関係は Fig. 5 に示すように定義される。

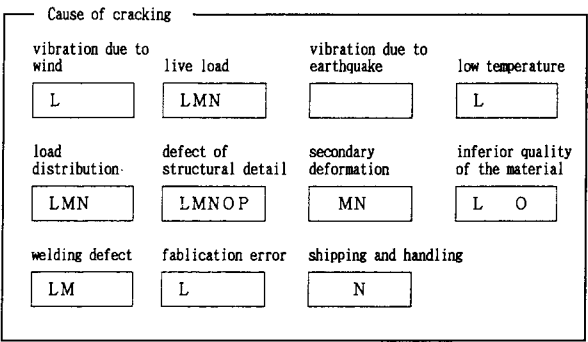


Fig. 4 Inclusion Property in Cause of Cracking.

4. 推論エンジンの向上

4.1 類推推論に基づく包含関係の解釈

知識ベースに包含関係も含めた知識を記述しておけば、包含関係により知識として新たな相関関係を生成できる。構成されたネットワークにおいて、因果関係で定義された2項間の関係を幹、包含関係により生成された2項間の関係を枝とし、推論のときはこれらが区別される。

構成されたネットワークに観測された事実が入力されると、様相に基づく解釈により幹と枝を区別しながらネットワークを辿っていく。幹はすべて辿られるが、枝は fact が入力された位置により、辿る必要のある枝か、辿る必要のない枝かを判断して辿られる。

たとえば、Fig.2のネットワークの"Γ"に fact が入力された場合、Fig.6 に示すように「A→B」は辿らない。これは、"Γ"が観測された事実として存在しており、"A"から見たとき"Γ"と同じレベルにあると考えられる仮説"B"を推論する必要はない。つまり、「A→B」の枝は推論する必要がないので辿らない。このように、因果関係で定義された関係は幹としてすべて辿られ推論されるが、包含関係により生成された関係は、枝として辿る必要のない経路は辿らず、推論結果を簡潔にすることができる。一方、"Γ"からは、「Γ→Δ」、「Γ→E」のどちらの枝も辿り推論される。これは、"Γ"ならば必然的に"Δ"であるか"E"であるか不明であり、どちらの枝も推論する必要があるために辿られる。

4.2 教示学習に基づく解釈

教示学習を正の学習と負の学習の2つに分ける。正の学習の場合は正解として与える真偽は positive であり、負の学習の場合は正解として与える真偽は negative である。どちらの学習においても、正解を与える仮説の真偽が、推論の結果、positive であったか、negative であったかを区別して考える必要がある。

以下では、Fig.7 に示す簡単なモデルを用いてシステムが行う学習を説明する。構成されたネットワークに、観測された事実として仮説[A, α]に fact が入力され、図のような推論結果が得られたとする。図中の[A, α]は、[属性, 属性値]を表す。

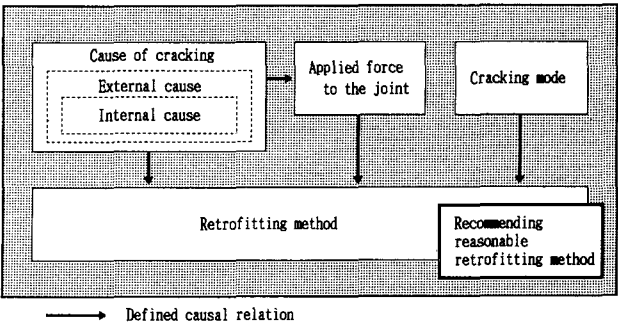


Fig.5 A Causal Network Model for Reasoning Retrofitting Method.

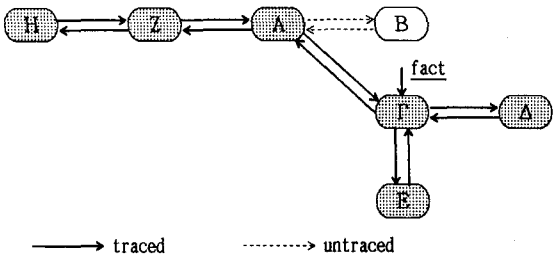


Fig.6 Inclusion Property Interpretation.

4.2.1 正の学習

(1) 仮説の真偽が positive の場合

正解を与える仮説が推論によって真偽 positive を得ているとき、その仮説を root として、バックトラック⁵⁾を行い、leaf となる仮説を捜す。leaf を見つけたところでバックトラックは終了する。leaf と判断する条件は、状態の様相が fact または necessity hypo である場合か、ネットワークの末端の場合である。leaf の状態が fact または necessity hypo である経路を学習させる経路として、その経路を構成するすべての関係の重みが1ランク上げられる。その他の経路に対しては何の操作も行わない。両方の経路に属する関係は学習させる経路にある関係とみなす。ただし、ネットワークを逆に辿る際に、与えた正解の属性、もしくは1度辿った属性と同じ属性に行き当たったとき、真偽が同じならそれ以上辿らない。

たとえば、Table 7の欄(1)の $[\Theta, \theta]$ が正解であるとシステムに教える。このとき、Fig. 7に示す $[\Theta, \theta]$ を root とする leaf までの経路が Fig. 8(a)に示すように2種類捜し出される。ここで、rootが推論される方向の関係が対象とされる。Route 1は学習させる経路であり、すべての関係の重みが1ランク上げられる。Route 2が $[Z, \kappa]$ で止まり、 $[H, \eta]$ を含まないのは、すでに同じ属性Hが辿られているためである。

(2) 仮説の真偽が negative の場合

正解を与える仮説が推論によって真偽 negative を得ているときは、優先順位に基づく解釈⁵⁾ (Transfer Function Interpretation)が行われる前の仮説の状態で学習方法が異なる。

① 仮説の真偽に positive が存在する場合

優先順位に基づく解釈が行われる前の状態において、その仮説が、真偽 positive を持っておれば、その仮説を root として、(1)の場合と同様にしてバックトラックを行う。

たとえば、Table 7の欄(1)の $[\Gamma, \gamma]$ が正解であるとシステムに教えたとき、Table 7の欄(3)の優先順

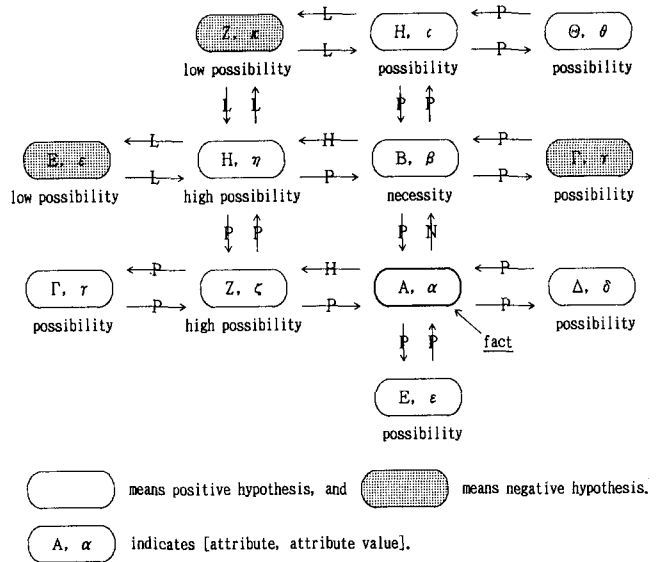


Fig. 7 Hypotheses Determined in a Network Model.

Table 7 Result of Transfer Function Interpretation.

Attribute and its value (1)	Obtained states of hypothesis (2)			Determined state of hypothesis (3)	
	Status	Authenticity	Number	Status	Authenticity
$[\Gamma, \gamma]$	possibility hypo	negative	2	possibility hypo	negative
	possibility hypo	positive	2		
	low possibility hypo	negative	1		
	low possibility hypo	positive	1		
$[E, \epsilon]$	possibility hypo	positive	2	possibility hypo	positive
	low possibility hypo	negative	3		
	low possibility hypo	positive	1		
$[Z, \kappa]$	low possibility hypo	negative	5	low possibility hypo	negative
$[\Theta, \theta]$	possibility hypo	positive	1	possibility hypo	positive
	low possibility hypo	positive	1		

位に基づく解釈から得られた推論結果による真偽と正解として与えた真偽とが異なる。このとき、Table 7 の欄(2)の優先順位に基づく解釈を行う前の状態を参照する。ここで、 $[\Gamma, \gamma]$ の真偽が positive である状態が存在するので、Fig. 7 の $[\Gamma, \gamma]$ の真偽が positive である仮説を root としてバックトラックを行う。

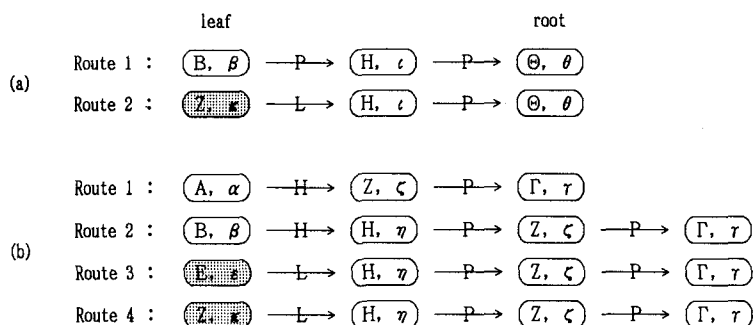


Fig. 8 Routes Obtained by Backtracking State Interpretation.

その結果、Fig. 8(b)に示すように4種類の経路が捜し出される。Route 4 において $[Z, \zeta]$ と $[Z, \kappa]$ が同じ属性 Z であるにもかかわらず辿られるのは、真偽が異なるからである。

② 仮説の真偽に positive が存在しない場合

優先順位に基づく解釈が行われる前の状態において、その仮説が、真偽 positive を1つも持っていない場合は、バックトラックは行わず、入力データとそれに対する正解を保存し、再び同じ入力データが与えられた場合にその正解が得られるようにする。

たとえば、Table 7 の欄(1)に示す $[Z, \kappa]$ が正解であると教えたとき、Table 7 の欄(2)にある $[Z, \kappa]$ の真偽が positive である仮説が存在しないのでバックトラックは行わず、観測された事実が $[A, \alpha]$ 、そのときの正解が $[Z, \kappa]$ であるという情報を保存する。

4.2.2 負の学習

(1) 仮説の真偽が negative の場合

正の学習と同様に、正解を与える仮説を root としてバックトラックを行う。leaf の状態が fact または necessity hypo である経路を負の学習をさせる経路として、その経路を構成するすべての関係の重みが1ランク上げられる。これにより、negative として得られる仮説の様相が上がり、その仮説がより強く否定されることになる。

たとえば、 $[Z, \kappa]$ が正解として negative が与えられると、正の学習のときと同様にバックトラックを行い、負の学習をさせる経路の重みを1ランク上げる。

(2) 仮説の真偽が positive の場合

正の学習の(2)の場合と同様に、優先順位に基づく解釈を行う前の仮説の状態で学習方法が異なる。

① 仮説の真偽に negative が存在する場合

negative の真偽をもつ仮説を root として、バックトラックを行う。たとえば、Table 7 の欄(1)に示す $[E, \epsilon]$ を正解として negative を与える。Table 7 の欄(3)の推論結果による真偽と正解として与えた真偽とが異なるので、Table 7 の欄(2)の優先順位に基づく解釈を行う前の状態を参照する。ここで、 $[E, \epsilon]$ の真偽が negative である状態が存在するので、この仮説を root としてバックトラックを行い、学習させる。

② 仮説の真偽に negative が存在しない場合

優先順位に基づく解釈が行われる前の状態において、その仮説が、真偽 negative を1つも持っていない場合は、バックトラックは行わず、入力データとそれに対する正解を保存し、再び同じ入力データが与えら

れた場合には、それが推論結果として得られないようにする。

たとえば、 $[\Theta, \theta]$ が正解であると教えたとき、観測された事実が $[A, \alpha]$ 、そのときの正解は $[\Theta, \theta]$ でないという情報を保存する。

5. システムの実行と評価

本システムを Table 8 に示す2つの実橋における損傷事例に対して実行し、その結果から本システムを評価する。実行の際には、観測された事実として、Table 8 の Cause of cracking, Applied force to the joint, Cracking mode を入力する。

(1) Cuyahoga River 橋

I480号線の Cuyahoga River 橋⁷⁾は4本の鋼 I 桁からなる連続桁橋である。1973年の架設時に垂直補剛材端部とウェブフランジ間の隅肉溶接との間の短いウェブギャップ部に亀裂が発見された。これは、架設現場への輸送中に受けた繰返し横揺れ、あるいは地上における仮置きの際の強風によりもたらされたものであった。この橋の今後の供用期間における、これ以上の亀裂の進展を防止するため、補剛材端付近の溶接部に進展した亀裂はグラインダにより削り取る方法で除去された。また、ウェブに進展した亀裂に対しては、亀裂先端にドリルで孔をあけることにより補修された。孔の内面はグラインダにより仕上げられた。

この橋を第1の事例とし、Table 8の欄(2)に示す観測された事実を入力した。推論結果は Fig.9 のようになった。補修方法として、stop hole, grinding (グラインダ), re-welding (再溶接), H.T. bolt (高力ボルト)が推論されている。図中の網かけ部が、実際に行われた補修方法であり、re-welding と H.T. bolt はこの事例においては望ましくない解である。しかし、まったく誤った解が推論されたわけではない。すなわち、入力データが同じで、正解が stop hole, grinding, H.T. bolt である事例が別に存在する。また、入力データのうち1つだけが異なり、補修方法として re-welding が採用された事例が存在する。したがって、過

Table 8 Fatigue Damage and Retrofitting Method on Existing Bridges.

Item name (1)	Cuyahoga River Bridge (USA) (2)	Yellow Mill Pond Bridge (USA) (3)
Type of structure	composite beam	composite beam
Load transmission	continuous	simple
Geometrical planeform	right	right
Service period	0 year	12 years
Damaged portion on skeleton	fitting of main girder and transverse stiffener	fitting of main girder and cover plate
Detail of damaged portion	web plate of main girder transverse stiffener	cover plate, tension flange of main girder
Type of joint	tee joint	lap joint
Type of welding	fillet weld	fillet weld
Damaged element	web plate of main girder	fillet weld
Cause of cracking	shipping and handling, secondary stress	live load, stress concentration
Applied force to the joint	③	⑫
Cracking mode	(d)	(i)
Cracking direction	parallel to welding	parallel to welding
Year built in	1973	1958
Retrofitting method	stop hole, and grinding	replacement of main girder, peening, remelting, H.T. bolt, and splice plate

去の事例から類推によって、入力データに対して考え得る解が得られていることになる。

(2) Yellow Mill Pond橋

Yellow Mill Pond橋^{7) 8)}は1956年から1957年の間に建設され、1958年1月に供用が開始された単純桁橋である。この橋では、多数のカバープレート端の溶接止端部から疲労亀裂が発生した。これらの疲労亀裂は、トラック交通量が膨大であったことと大型のカバープレート桁の疲労強度が予想外に低かったことに起因する。ウェブまで亀裂が進展した1本の桁は取り替えられ、大きい亀裂が生じている3本の桁は、高力ボルトを用いてウェブおよびフランジを添接するところにより補修された。また、微小な亀裂に対しては peening(ピーニング)、若干大きめの亀裂に対しては Gas Tungsten Arc Remelted (GTAR)法による補修が行われた。

この橋を第2の事例とし、Table 8の欄(3)に示すように観測された事実を入力した。推論結果は Fig. 10のようになった。補修方法として、必然性の仮説が7つ得られている。実際に採用された補修方法は Table 8に示すように5つあるが、7つの解にはそのうち H.T. bolt とsplice plate しか含まれていない。他の採用された3つの補修方法は Fig. 10では低い可能性の否定された仮説としてしか得られていない。このような結果になったのは、該当もしくは類似の知識がないためである。

このような場合には、システムに正解を与えて学習させればよい。まず、実際に行われた補修方法である peening, remelting(再溶融), re-

Status	Authenticity	Attribute	Attribute value
fact	positive	cause	shipping and handling
	positive	cause	secondary stress
	positive	force	joint3
	positive	cracking	d
necessity hypo	positive	method	stop hole
	positive	method	grinding
	positive	method	rewelding
	positive	method	H.T. bolt
high possibility hypo	positive	method	gouging
	positive	method	splice plate
	positive	method	moment plate(main girder-floor beam)
	positive	method	lengthening web gaps
possibility hypo	positive	method	welding (flange-stiffeners)
	positive	method	moment plate(main girder-bracing)
	positive	cause	vibration due to wind
	positive	...	...
low possibility hypo	negative	method	peening
	negative	method	extending web thickness
	negative	method	coring
	negative	method	remelting
	negative	method	splice plate with stiffeners
	negative	method	insert plate
	negative	method	tying cable
	negative	method	moment plate(main girder-diaphragm)
	negative	method	moment plate(arch rib-floor beam)
	negative	method	replacement of shoe
	negative	method	replacement of main girder
	negative	method	replacement of splice plate
	negative	method	new stiffeners
	negative	method	vibration proof (e.g. damper)
	positive	cause	residual stress
	...	...	...

Fig. 9 First inference Result for Cuyahoga River Bridge.

Status	Authenticity	Attribute	Attribute value
fact	positive	cause	live load
	positive	cause	stress concentration
	positive	force	joint12
	positive	cracking	i
necessity hypo	positive	method	stop hole
	positive	method	gouging
	positive	method	grinding
	positive	method	rewelding
	positive	method	H.T. bolt
	positive	method	splice plate
	positive	method	moment plate(main girder-floor beam)
	positive	cause	secondary stress concentration
high possibility hypo	positive	force	joint9
	positive	method	lengthening web gaps
	positive	method	welding (flange-stiffeners)
	positive	method	moment plate(main girder-bracing)
	positive	cause	vibration due to wind
	...	...	...
low possibility hypo	negative	method	peening
	negative	method	extending web thickness
	negative	method	coring
	negative	method	remelting
	negative	method	splice plate with stiffeners
	negative	method	insert plate
	negative	method	tying cable
	negative	method	moment plate(main girder-diaphragm)
	negative	method	moment plate(arch rib-floor beam)
	negative	method	replacement of shoe
	negative	method	replacement of main girder
	negative	method	replacement of splice plate
	negative	method	new stiffeners
	negative	method	vibration proof (e.g. damper)
	positive	cause	vibration due to earthquake
	...	...	...

Fig. 10 First inference Result for Yellow Mill Pond Bridge.

placement of main girder(主桁の交換)を正解として与え、正の学習を実施する。さらに7つの解のうち、moment plate (main girder-floor beam) (横桁と主桁のフランジ連結)は不適当なので、負の学習を実施させる。学習の結果を Fig.11 に示す。正の学習によって必要な解が得られ、負の学習によって不適当な解は否定されている。すなわち、提案した学習によって、ネットワークがより最適なものと再構成されたことがわかる。

6. あとがき

本研究では、鋼橋疲労損傷の補修方法選定に関する既存システム⁵⁾における知識ベースや学習機能の不備を改善するため、システムにおける知識の充実と、推論・学習機能の向上を図った。

まず、知識ベースの充実として、事例を知識としてより有効に表現するために、損傷が発見された年代と発生件数とに基づいて因果関係に重みを付けた。因果関係が存在するかどうか不明な関係は、推論部を否定する2項間の関係として定義した。さらに、因果関係だけでは定義できない関係は包含関係によって表現した。その結果、これまでやむを得ず2つに分けていた損傷要因を1つにすることができた。包含関係からも新たな知識を生み出して、類推的な推論が行えるようにし、余分な推論は行わないので、推論の実行が速くなった。さらに、教えた正解が得られるようにする「正の学習」だけでなく、教えた正解が得られないようにする「負の学習」が可能となるような学習機能をシステムに実装した。

機能の向上したシステムの実現によって、観測された事実から考えられる補修方法が得られるようになり、収集した事例を十分に活用した推論結果が得られるようになった。さらに、「正の学習」と「負の学習」が行える学習機能を用いてシステムを使い込むことにより、必要な解が得られ、望ましくない解は得られないように知識を一層洗練することができた。

Status	Authenticity	Attribute	Attribute value
fact	positive	cause	live load
	positive	cause	stress concentration
	positive	force	joint12
	positive	cracking	i
necessity hypo	positive	method	stop hole
	positive	method	gouging
	positive	method	grinding
	positive	method	peening
	positive	method	rewelding
	positive	method	remelting
	positive	method	U.T.bolt
	positive	method	splice plate
	negative	method	moment plate(main girder-floor beam)
	positive	method	replacement of main girder
	positive	cause	vibration due to wind
	...	...	...
possibility hypo	positive	method	lengthening web gaps
	positive	method	welding(flange-stiffeners)
	positive	method	moment plate(main girder-bracing)
	negative	cause	inferior quality of the material
	...	...	...
low possibility hypo	negative	method	extending thickness
	negative	method	coring
	negative	method	splice plate with stiffeners
	negative	method	insert plate
	negative	method	tying cable
	negative	method	moment plate(main girder-diaphragm)
	negative	method	moment plate(arch rib-floor beam)
	negative	method	replacement of shoe
	negative	method	replacement of splice plate
	negative	method	new stiffeners
	negative	method	vibration proof (e.g. damper)
	positive	cause	vibration due to earthquake
	...	...	...

Fig.11 Inference Result after Learning for Yellow Mill Pond Bridge.

参 考 文 献

- 1) 三上市蔵・三木千壽・田中成典：鋼道路橋の疲労亀裂に関するルールとフレームによる知識ベース・エキスパートシステム，構造工学論文集，土木学会，Vol. 35A，pp. 977-990，1989. 3.
- 2) 三上市蔵・三木千壽・田中成典・本田博幸・土田貴敬：エキスパート・システム構築のための鋼橋疲労損傷事例の分析と知識の整理，第14回土木情報システムシンポジウム講演集，土木学会，pp. 181-188，1989. 10.
- 3) 三上市蔵・三木千壽・田中成典・土田貴敬：鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムのための因果ネットワークによる推論手法，構造工学論文集，土木学会，Vol. 36A，pp. 1003-1014，1990. 3.

- 4) 三上市蔵・田中成典・倉地 晶：診断型エキスパートシステムへのニューラルネットワークの適用について，第15回土木情報システムシンポジウム講演集，土木学会，pp. 239-246，1990. 10.
- 5) 三上市蔵・田中成典・倉地 晶：鋼橋疲労損傷の補修方法選定のための学習機能のあるニューラルネットワークシステム，構造工学論文集，土木学会，Vol. 37A. pp. 655-668，1991. 3.
- 6) 國藤 進：知識獲得と学習研究の新しい流れ，人工知能学会誌，Vol. 3, No. 6, pp. 741-747，1988. 11.
- 7) Jhon W. Fisher・阿部英彦・三木千壽：鋼橋の疲労と破壊－ケーススタディー，建設図書，1987.
- 8) 三木千壽・Jhon W. Fisher：海外の橋梁における疲労問題と補修・補強，橋梁と基礎，Vol. 17, No. 8, pp. 30-34，1983. 8.
- 9) 明石重雄：溶接疲労の現状と研究，土木学会論文集，No. 350/I-2，1984.
- 10) 首都高速道路公団：首都高速道路公団技報，No. 13，1981. 3.
- 11) 建設省土木研究所資料：既設橋梁の耐久性評価・向上技術に関する調査研究，No. 2420，1986. 11.
- 12) 田中成典・三上市蔵・倉地 晶：類推学習機能をもった診断型エキスパートシステムについて，第16回土木情報システムシンポジウム講演集，土木学会，1991. 10.
- 13) 石崎 俊・半田剣一：学習－人工知能の基礎－，人工知能学会誌，Vol. 1, No. 1, pp. 57-63，1986. 9.
- 14) 半田剣一・松原 仁・石崎 俊：学習におけるアナロジー，人工知能学会誌，Vol. 2, No. 1, pp. 44-51，1987. 3.
- 15) 有川節夫：帰納推論と類推－理論と応用，知識の学習メカニズム，淵一博監修，古川康一・溝口文雄共著，共立出版，pp. 23-52，1986.
- 16) 有川節夫，原口 誠：類推の理論，知識の獲得と学習，大須賀節雄，佐伯胖共著，オーム社，pp. 221-252，1987.

(1991年 9月30日受付)