

鋼橋疲労損傷の補修方法選定システムにおける知識の再利用

KNOWLEDGE REUSING FOR SELECTING SYSTEM OF RETROFITTING METHOD IN STEEL BRIDGE FATIGUE DAMAGE

三上市藏* 田中成典** 北岸秀一*** 神戸和仁***

By Ichizou MIKAMI, Shigenori TANAKA, Hidekazu KITAGISHI, and Kazuhito KANBE

We have studied a technique to obtain and adjust the professional knowledge from the 90 cases on fatigue cracking. In the past paper, for a system to select the reasonable retrofitting methods, we constructed a neural network model and developed an inference engine. The inference engine has the learning ability and thus the system can be improved. The inference engine is able to treat the complicated network and to give the more flexible inference results than the results from the simple matching technique. But we can not obtain secondary results or value-added information by the inference engine.

In the present paper, we pay attention to a model-based reasoning on qualitative reasoning. The inference engine is restructured to have a model-based reasoning ability, and a knowledge structured model is generated by causal relation. We are able to get inference results including secondary knowledge and value-added knowledge. The new inference engine is developed here in the C language on an UNIX workstation.

1. まえがき

著者らは、鋼橋の疲労損傷について、点検箇所の特定、損傷要因の推定、補修方法の選定に関するエキスパートシステムを構築¹⁾してきた。そして、文献1)で収集した損傷事例を分析し、知識を「2項間の相関関係」として整理²⁾した。文献3)-5)では、この整理された知識に因果ネットワーク・モデルを適用した。この方法では、いくつかの事象が不明であっても、因果関係のネットワークを辿って、結論となる仮説に辿りつくことができる。しかし、このシステム³⁾⁻⁵⁾には、学習機能が無いので、知識向上が望めなかった。そこで、学習機能を付加してシステムの機能を向上させる方法を文献6)において検討し、文献7)において、システム化を図った。学習方法として2項間の関係の重みを変化させる手法を用い、システムを使い込むほど、より最適なネットワークが得られるようになった。

しかし、そこで扱われている知識は、モデル化されていないため、推論結果に付加価値を付けることができない。また、因果関係から得られた推論結果を越える結果を得ることもできない。最近、定性推論で研究⁸⁾⁻⁹⁾されてきた、対象に関する深い知識に基づくモデルを使った推論は、この問題を解消する上で重要な技

* 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 (株)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)

*** 関西大学大学院 博士課程前期課程 (〒564 吹田市山手町3丁目3番35号)

術になると考えられてきた。

そこで、定性推論のモデルに基づく推論手法に着眼し、既存の推論エンジン⁷⁾にその手法を適用することを検討し、システム構築の基本設計を文献10)にまとめた。ここで問題とされるのは、知識を体系化し、構造化された知識構造モデルに置き換えるには、多大な努力が必要とされる。また、曖昧な知識や複雑な知識などは、モデル化することができない。

本研究では、文献10)の考え方をもとに、因果ネットワークから得られる知識をモデル化し、その知識構造モデルを利用して、最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈および情報解釈を導入し、既存の推論結果⁷⁾に附加価値を付けることを試み、システムの充実を図る。

2. 因果ネットワークシステムの計画

2.1 因果ネットワークシステムの概要

著者らは、文献7)において、鋼橋の疲労亀裂に対する補修方法を選定する診断型エキスパートシステムを構築した。そこでは、過去の90の損傷事例から知識が獲得された。^{11,2)} このシステムでは、補修方法を選定するための入力項目として、4つの損傷要因、すなわち亀裂の外的要因(External cause of cracking), 亀裂の内的要因(Internal cause of cracking), 損傷部分である継手に作用する力(Applied force to the joint), 作用力によって発生する亀裂様式(Cracking mode)を考えている。これら損傷要因項目と補修方法の間の因果関係が事例に基づいて定義された。さらに、定義された関係から逆・裏・対偶の関係を生成し³⁾、それらすべての関係から成る相互結合型ネットワークを構成した。このネットワークがFig.1の第1層に描かれている。

推論結果としては、補修方法と4つの損傷要因とについて、様相(status), 真偽(authenticity), 属性(attribute), 属性値(attribute value)が得られる。様相は、観測された事実(fact), 必然性を持つ仮説(necessity hypo), 高い可能性を持つ仮説(high possibility hypo), 可能性を持つ仮説(possibility hypo), 低い可能性を持つ仮説(low possibility hypo), 不明(unknown)という値で、真偽はpositiveとnegativeの値で表現される。属性と属性値は、たとえば、属性が補修方法(method)と属性値が再溶接(rewelding)として表現される。

このシステム⁷⁾では、知識ベースを単純な2項間の関係で表現するため、断片的な知識を収集し、整理する労力が低減できる。それゆえ、断片的な2項間の関係の知識をそのまま知識ベース化し、システムを構築することが容易である。また、因果ネットワークを用いた場合、必要とされる全ての推論結果を得られることが分かっている。

2.2 因果ネットワークシステムの拡充

文献7)のシステムでは、場合によっては、それほど重要でない不必要的結果が同時に推論されたり、優先度の不明な推論結果が得られることがある。そして、定義された因果関係から得られる推論結果を越える結果を得ることもできない。

これら諸点を解決するには、知識の質を定量的、定性的に向上させる必要があり、また、知識を体系化し、構造化し、モデル化する必要がある。しかし、知識の質を高めるのは難しく、また、知識を構造モデルに置き換えるのは、多大な努力を必要とする。一般に、曖昧な知識や複雑な知識などは、モデル化が難しいが、ここでは、因果ネットワークから得られる関係を用いると、知識をモデル化することが比較的容易であることに注目する。そして、Fig.1に示す2階層構造のシステム構成を考える。

第1層は、亀裂の外的要因、亀裂の内的要因、継手の作用力、亀裂様式、補修方法に関する因果ネットワ

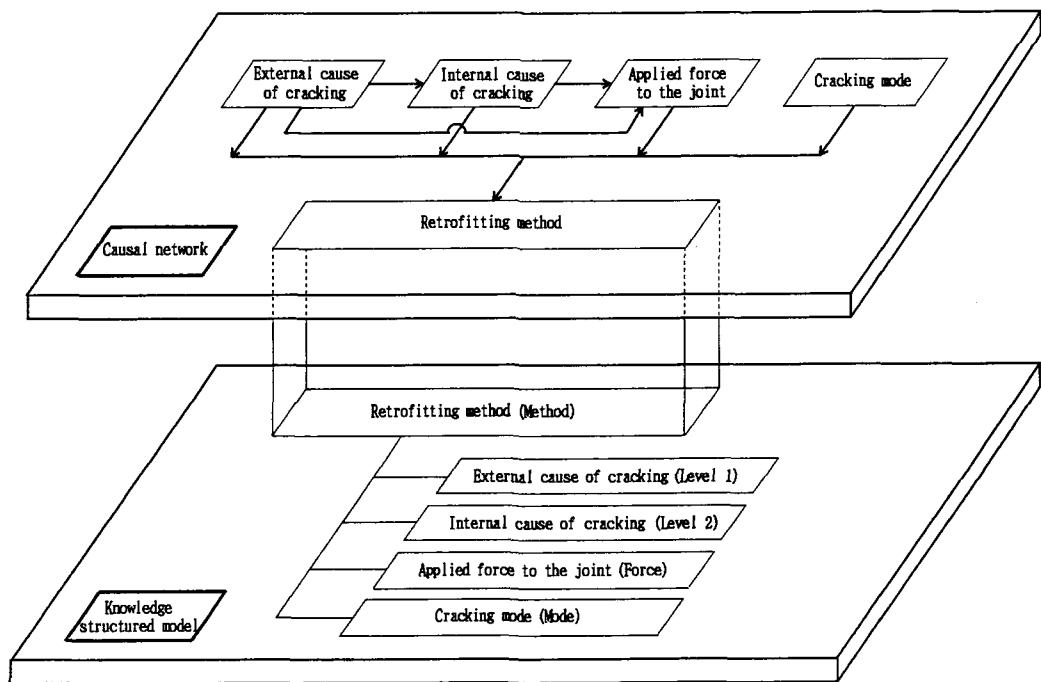


Fig. 1 Hierarchy Structure of Causal Network and Knowledge Structured Model

ークで表現された知識ベースで、既存のシステム⁷⁾を適用する。第2層では、定義された因果関係に基づいて、補修方法の知識構造モデルを生成する。

2.3 知識構造モデルの利用

定性推論で研究^{8) 9)}されてきた、対象に関する深い知識に基づくモデルを使った推論は、知識の定量的、定性的な情報から、推論結果の質を高める手法として、重要な技術になると考えられてきた。そこで、定性推論のモデルに基づく推論手法に着眼し、知識構造モデルの利用法を考案する。

因果ネットワークから得られる情報からモデル化された知識を利用するため、次の4つの解釈を考案し、既存の推論エンジン⁷⁾に組み入れることにする。

①最小化解釈 (Minimum State Interpretation)

既存のシステム⁷⁾の推論結果に多くの解が含まれる場合、その中から有効な解を見出すのは技術者に依存せざるをえない。そこで、少しでも解を絞るために、推論結果からあまり重要でない不必要的解を削除することを考える。

②最適化解釈 (Optimum State Interpretation)

推論結果の解を可能な限り最適解に近づけることを考える。

③最大化解釈 (Maximum State Interpretation)

既存のシステム⁷⁾では、推論結果の解は個々に独立しており、他の解との関連性が考慮されていない。そこで、関連性があると考えられる解はそれと併合した状態で推論結果として得られるようにすることを考える。

④情報解釈 (Information Interpretation)

推論結果の解がどのような過程を経て、また、どの要因の影響を受けて選ばれたかの情報を技術者に知らせる機能を考える。

上記の4つの解釈①～④はどの順序で適用されてもよいが、本研究では、番号順に処理することにする。

3. 推論エンジンの計画

3.1 推論エンジンの概要

Fig.2に示す処理の流れを持つ推論エンジンを開発する。点線で囲まれた部分は既存の推論エンジン⁷⁾の機能で、網掛け部分は、本研究で追加する機能である。

推論エンジンでは、まず、定義されている因果関係と状態の様相が読み込まれ、データが作成(Initialize)される。作成データを用いて、補修方法に関する知識構造モデルを生成する(Generate Knowledge Structured Model)。そこには、その補修方法と関連のある損傷要因の情報が格納されている。

次に、その作成データを用いて、対偶と逆の関係を生成(Generating Relation System)して、ネットワークを構成する。

ネットワークは、観測された事実を取り込み、様相に基づく解釈、併合に基づく解釈、優先順位に基づく解釈を実行(Modality Inference System)する。

これらの解釈による、推論結果の中には、多くの解が含まれており、少しでも解を絞るために、最小化解釈(Minimum State Interpretation)を実行する。この結果に優劣を付けて、最適解に近づけるために、最適化解釈(Optimum State Interpretation)を実行する。また、推論結果の解の中で関連性があると考えられる解同士を併合した新たな解を得るために、最大化解釈(Maximum State Interpretation)を実行する。

最後に、これらの解釈を経て得られた解が、どのような要因の影響を受けて選ばれたかの情報を得るために、情報解釈(Information Interpretation)を実行する。

ここに得られた推論結果が満足できない場合は、正解を与えて、システムに学習(Learning System)させる。システムの学習は、バックトラックに基づく解釈と学習に基づく解釈から関係の重みを変更するか、もしくは、知識獲得に基づく解釈から新たな関係の重みを追加させる。

以下では、Table 1の印●で定義された『補修方法と損傷要因』との間の因果関係をもとに、既存シス

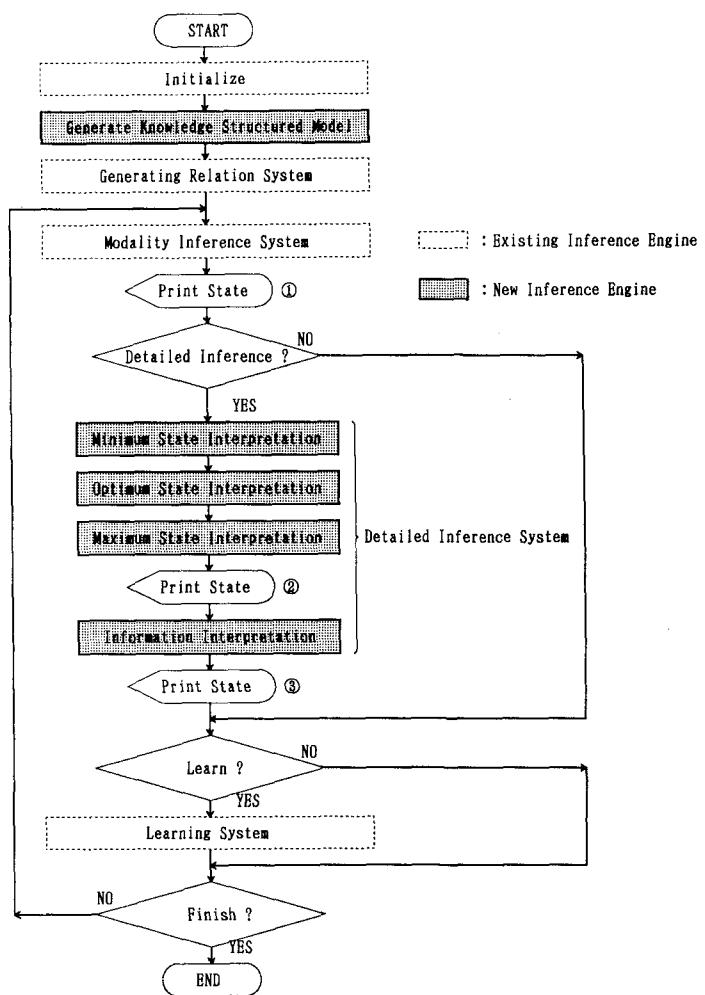


Fig.2 Flow of Present System

ム⁷⁾を使って推論し、その推論結果を用いて、最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈および情報解釈を実行する過程を説明する。ただし、これら4つの解釈は、仮説の状態の真偽がpositiveの場合のみ取り扱う。

3.2 最小化解釈

最小化解釈では、補修方法に関する知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データを参照し、既存システムによる推論結果の解がどの損傷要因から影響を受けているのかを調べる。そして、あまり重要でない不必要的損傷要因を取り除く。この結果を用いて、既存システムにおける推論を再実行する。その際、取り除かれた損傷要因が再推論の結果に出ないようにする。したがって、取り除かれた損傷要因から直接影響を受けて得られていた解も再推論の結果としては出ない。

このようにして、最小化解釈によって、既存システムによる推論結果が少しでも絞り込まれ、必要最小限の解が得られる。

具体的には、次のように、既存システムによる推論結果の解に対する様相の中に、必然性を持つ仮説が含まれる場合と、そうでない場合に分けて実行する。

3.2.1 必然性を持つ仮説が含まれる場合

Table 1の印●で定義された因果関係に基づく既存システムによる推論結果に対して、最小化解釈を行ったものをFig.3に示す。既存システムによる推論結果の解(図中①)のうち、補修方法[M-5]の様相だけが

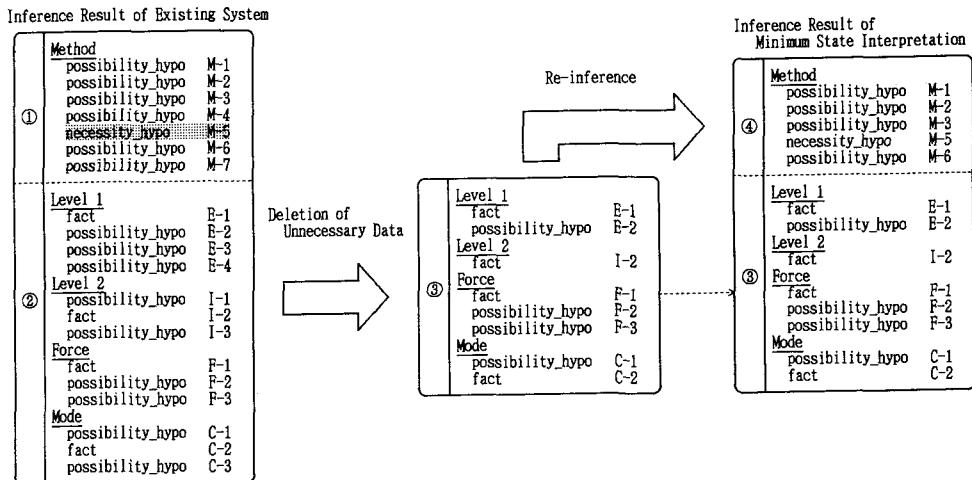


Fig.3 Minimum State Interpretation on one or more necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Existing System

必然性を持つ仮説であると推論されている。このような場合には、[M-5]に注目し、[M-5]に関する知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データを参照する。このデータと損傷要因に関する推論結果(図中②)とを比較し、共通する損傷要因(図中③)、すなわち、[M-5]に直接影響を及ぼしている損傷要因のみを取り出す。ただし、様相が観測された事実である損傷要因[E-1], [F-1], [C-2]は、補修方法[M-5]に直接影響を及ぼしていない(Table 1)が、入力データであるので残す。

この損傷要因(図中③)を用いて、既存のシステムによって推論を再実行する。再推論を行うにあたっては、図中③に示す損傷要因以外の損傷要因は再生成しない。その結果、図中③に示す損傷要因に直接影響されて得られる補修方法のみが再推論結果の解(図中④)として得られる。このようにして得られた補修方法(図中④)と損傷要因(図中③)を合わせた結果を最小化解釈による推論結果とする。

3.2.2 必然性を持つ仮説が含まれない場合

Table 1の印●で定義された因果関係に基づく既存システムによる推論結果に対して、最小化解釈を行ったものをFig.4に示す。既存システムによる推論結果の解(図中①)には、必然性を持つ仮説であると推論された解が含まれていない。このような場合には、補修方法[M-1]～[M-7]のそれぞれに対して、知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データを参照し、損傷要因が何種類の解に影響を及ぼしているかを調べる。そして、いくつかの解に影響を及ぼしている損傷要因を調べ、3つ以上の解に影響を及ぼしている損傷要因を取り出して、これを再推論する際の入力データとする。3つ以上にしたのは、あまりにも多数の解に影響を及ぼしている損傷要因のみを対象とすることは避け、また、あまりにも少数の解にしか影響を及ぼしていない損傷要因を取り除くためである。これを図中③に示す。ただし、様相が観測された事実である損傷要因[E-1], [F-1], [C-2]は、3つ以上の解に影響を及ぼしていない(Table 1)が、入力データであるので残す。

その後は、3.2.1の必然性を持つ仮説が含まれる場合と同じ手順で実行を続ける。

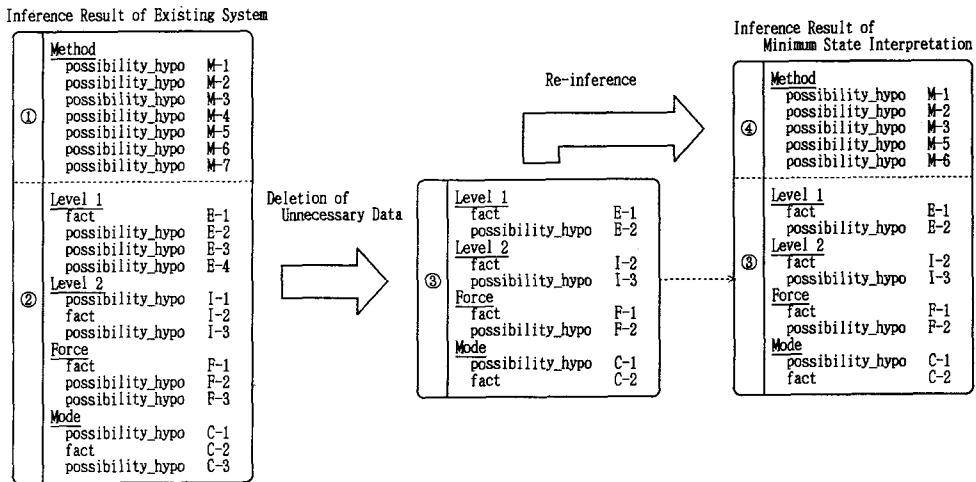


Fig.4 Minimum State Interpretation on not at all necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Existing System

3.3 最適化解釈

最小化解釈を経た推論結果の解が、どれくらいの損傷要因の影響を受けて得られたかによって、解に対する様相を修正することにする。すなわち、多数の損傷要因の影響を受けて得られた解に対しては、様相を 1

ランク上げ、解の優劣を明確にする。このような処理を行うと、技術者が的を絞りやすくなる。

具体的には、次のように、推論結果の解に対する様相の中に、必然性を持つ仮説が含まれる場合と、そうでない場合に分けて実行する。

3.3.1 必然性を持つ仮説が含まれる場合

Fig.5に示す最小化解釈による推論結果(図中①, ②)を例にとって、最適化解釈の実行過程を説明する。補修方法[M-1]に注目して、最適化解釈を実行する場合には、まず、[M-1]に対する、知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データ(図中③)を参照し、最小化解釈による推論結果中(図中②)で[M-1]に直接影響を及ぼしている損傷要因(図中③の網掛け部分)を調べる。この結果、[M-1]は4つの損傷要因項目のそれぞれから1つ以上の影響を受けているのが分かる。このような場合には、様相を1ランク上げる。すなわち、[M-1]に対する様相を可能性を持つ仮説から、高い可能性を持つ仮説にする(図中④の網掛け部分)。

他の推論結果の解(M-2, M-3, M-5, M-6)に対しても、同様な処理を行う。この結果、図中④に示すように、[M-2]に対する様相も上がる。ただし、[M-5]は、4つの損傷要因項目のそれぞれから1つ以上の影響を受けているが、元の様相が必然性を持つ仮説であるため、様相を上げないものとする。

3.3.2 必然性を持つ仮説が含まれない場合

Fig.6に示す最小化解釈による推論結果(図中①, ②)を例にとって、最適化解釈の実行過程を説明する。補修方法[M-1]に注目して、最適化解釈を実行する場合には、まず、[M-1]に対する、知

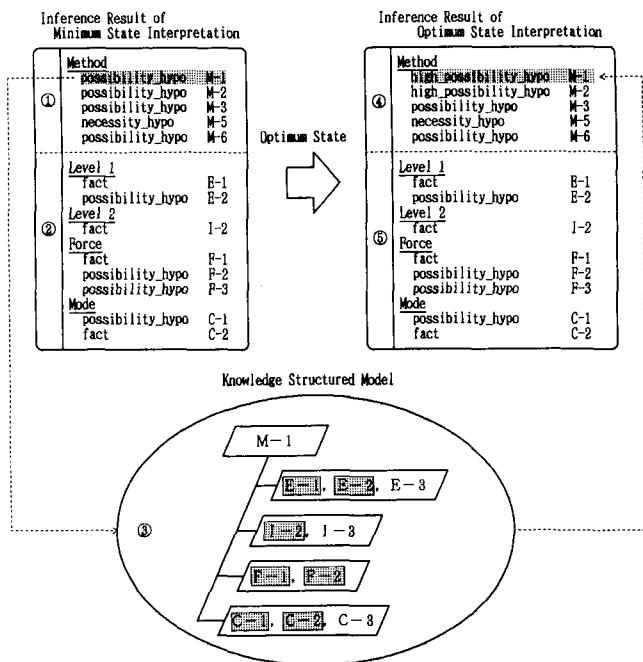


Fig.5 Optimum State Interpretation on one or more necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Minimum State Interpretation

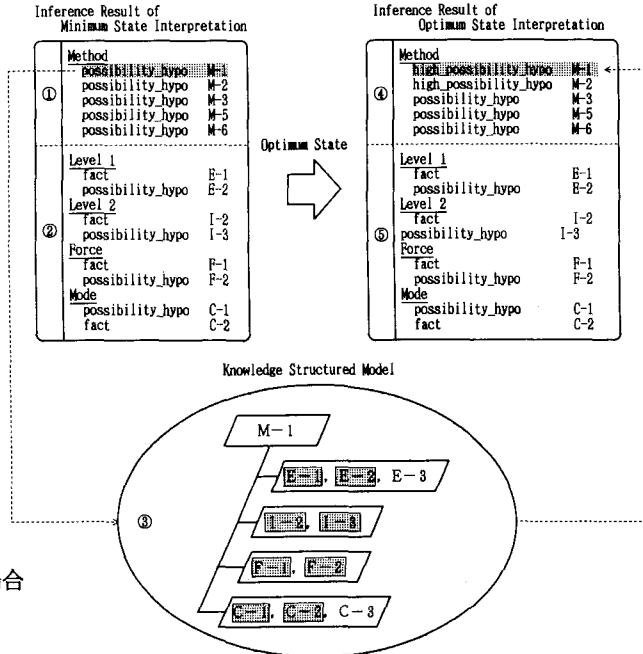


Fig.6 Optimum State Interpretation on not at all necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Minimum State Interpretation

識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データ(図中③)を参照し、最小化解釈による推論結果(図中②)で[M-1]に直接影響を及ぼしている損傷要因(図中③の網掛け部分)を調べる。この結果、[M-1]は4つの損傷要因項目のそれぞれから2つ以上の影響を受けていることが分かる。このような場合には、様相を1ランク上げる。すなわち、[M-1]に対する様相を可能性を持つ仮説から、高い可能性を持つ仮説にする(図中④の網掛け部分)。

他の推論結果の解(M-2, M-3, M-5, M-6)に対しても、同様な処理を行う。この結果、図中④に示すように、[M-2]に対する様相も上がる。

3.4 最大化解釈

最適化解釈の後に、因果ネットワークシステムの知識ベースに定義されていないような、複数の補修方法を併用するという、新たな補修方法を生成する。ただし、併用された新たな補修方法が多く生成されると、煩雑になるため、新たな解が5つ以下の場合のみ有効と見なして、生成を実行する。

具体的には、次のように、最適化解釈による推論結果の解に対する様相の中に、必然性を持つ仮説が含まれる場合と、そうでない場合に分けて実行する。

3.4.1 必然性を持つ仮説が含まれる場合

Fig.7に示す最適化解釈による推論結果の解[M-1]と[M-2]を例にとって、最大化解釈の実行過程を説明する。

[M-1], [M-2]のそれぞれに関する、知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データ(図中③, ④)を参照し、[M-1], [M-2]のそれぞれに影響を及ぼしている損傷要因を調べる。4つの損傷要因項目のそれぞれに共通する損傷要因(図中③, ④の網掛け部分)が1つ以上あるので、[M-1]と[M-2]を併用した新たな

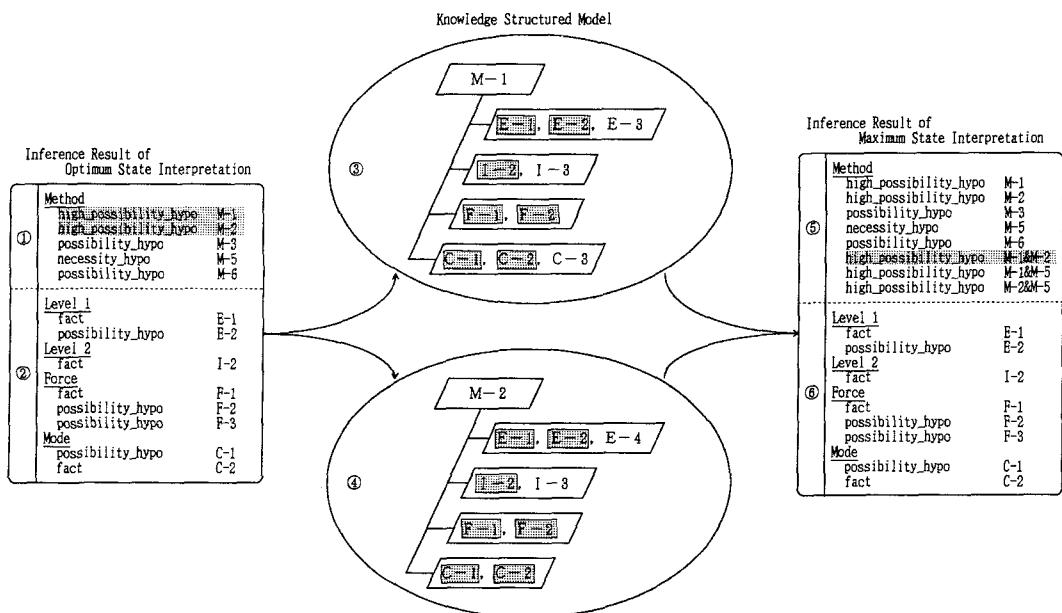


Fig.7 Maximum State Interpretation on one or more necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Optimum State Interpretation

解[M-1&M-2]を生成(図中⑤の網掛け部分)する。同様にして、[M-1&M-5]、[M-2&M-5]も生成(図中⑤)される。

また、補修方法[M-1]と[M-2]に対して、新たに生成された補修方法[M-1&M-2]は、Table 2に示す様相を持つものとする。

Table 2 Status of Retrofitting Method(M-1&M-2)

		M-2			
		necessity_hypo	high_possibility_hypo	possibility_hypo	low_possibility_hypo
M 1	necessity_hypo	necessity_hypo	high_possibility_hypo	high_possibility_hypo	possibility_hypo
	high_possibility_hypo	high_possibility_hypo	high_possibility_hypo	possibility_hypo	possibility_hypo
	possibility_hypo	high_possibility_hypo	possibility_hypo	possibility_hypo	low_possibility_hypo
	low_possibility_hypo	possibility_hypo	possibility_hypo	low_possibility_hypo	low_possibility_hypo

3.4.2 必然性を持つ仮説が含まれない場合

Fig.8に示すように、3.4.1の場合の実行過程(Fig.7)とほぼ同じであるが、次の点で異なる。最適化解釈による推論結果の解(図中①)の[M-1]、[M-2]に直接影響を与えていたる損傷要因データ(図中③、④)を参照し、4つの損傷要因の各項目に、それぞれ2つ以上の共通する損傷要因(図中③、④の網掛け部分)がある場合に、[M-1]、[M-2]を併用した新たな解[M-1&M-2]を生成(図中⑤の網掛け部分)する。

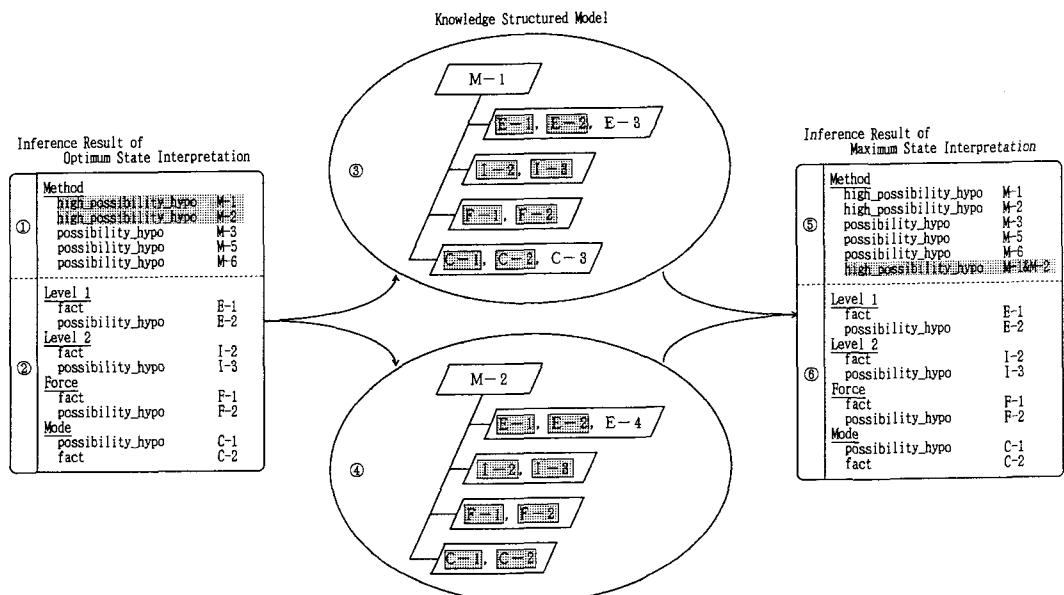


Fig.8 Maximum State Interpretation on not at all necessity_hypo Result about Inference Retrofitting Method of Optimum State Interpretation

3.5 情報解釈

最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈を経た推論結果の解が、どのような損傷要因の影響を受けて選ばれたかの情報を与える機能を考える。

Fig.9に示すように最大化解釈による推論結果(図中①, ②)を例にとり、情報解釈の実行過程を説明する。まず、補修方法[M-1]に対する知識構造モデル(Fig.1の第2層)の中の損傷要因データ(図中③)を参考し、この損傷要因データと図中②に示す損傷要因を比較し、共通する損傷要因(図中③の網掛け部分)を[M-1]に関する情報(図中④)として与える。

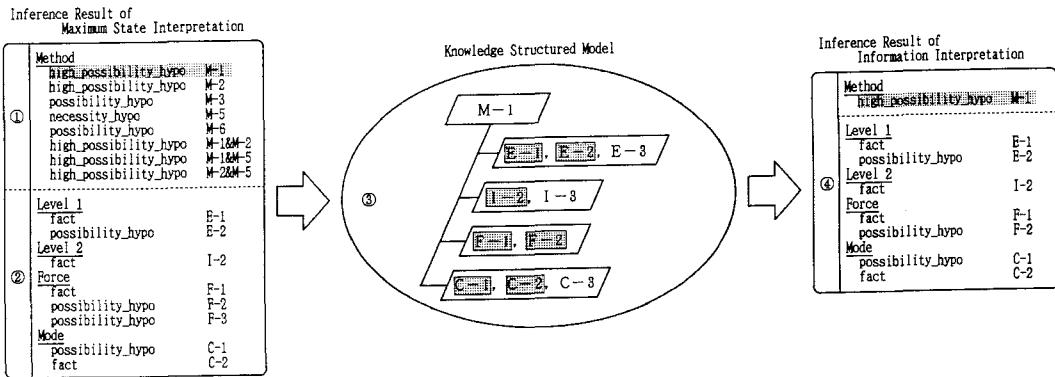


Fig.9 Information Interpretation

4. システムの構築と実行

4.1 システムの構築

構築した推論エンジンは、既存の推論エンジンで定義した知識を再利用して、知識構造モデルを生成し、このモデルを用いて、最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈および情報解釈を処理する。この推論エンジンは、C言語で開発され、知識構造モデルはFig.10に示すデータ構造(Knowledge Structured Model)で実現した。

Knowledge Structured Model(Fig.10)は、補修方法に関する知識構造モデルであり、直接影響を受ける損傷要因のデータを保持している。図に示す縦列の箱(Method structure)は各補修方法を表し、obj termには、ある補修方法の状態が様相、真偽、属性、属性値で表現される。また、後ろの箱と前の箱の位置を示すアドレスbackwardとforwardを保持して、複数の補修方法の箱同士をチェーンのようにつなげる。

図に示す横列の4種類の箱(Level 1 structure, Level 2 structure, Force structure, Mode structure)は、補修方法に直接影響を及ぼす損傷要因である。亀裂の外的要因に関するデータは、Level 1 structure のデータ構造として蓄えられ、このデータ構造の先頭の損傷要因のアドレスがMethod structureのlevel 1 pathに蓄えられる。このように、亀裂の内的要因、継手の作用力および亀裂様式に関するデータは、それぞれ、Level 2 structure, Force structure, Mode structure のデータ構造として蓄えられる。

Fig.10のようなデータ構造を定義することによって、任意の補修方法がどのような損傷要因データに直接影響を受けているか、即座に知ることができる。また、アドレスを変更するだけで、チェーンを容易につなぎかえ、データの挿入や削除が簡単に行えるという利点もある。

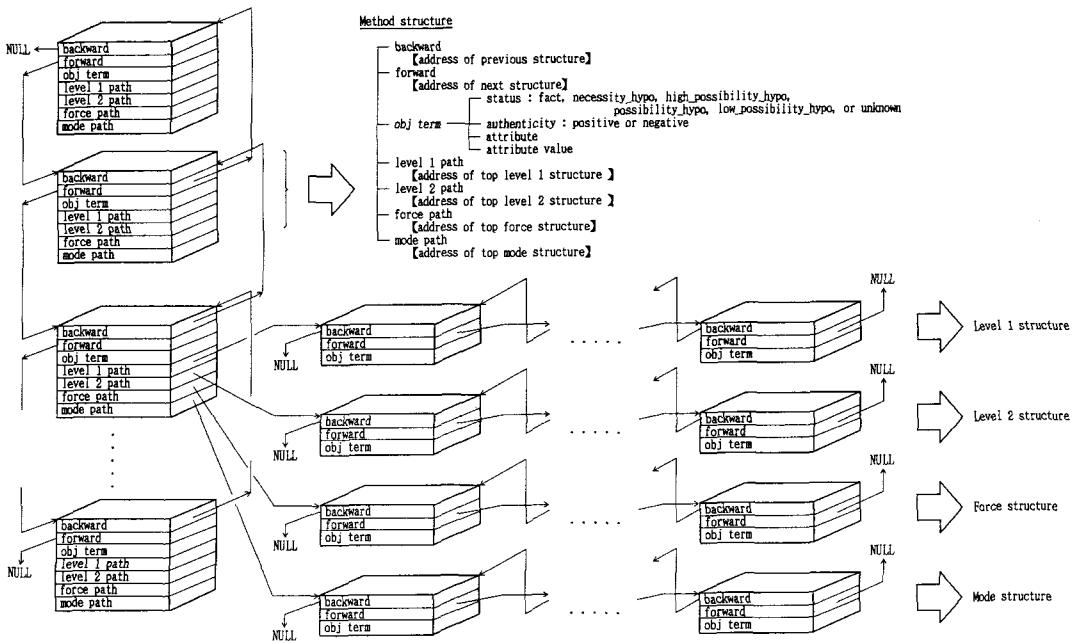


Fig.10 Knowledge Structured Model

4.2 システムの実行

Table 3に示す向島大橋¹¹⁾を例にとって、システムを実行してみる。観測された事実として、表中のExternal cause of cracking, Internal cause of cracking, Applied force to the joint, Cracking modeを入力すると、Fig.11に示すような結果(Fig.2の①の段階)が得られる。この結果に対して、3つの解釈(最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈)を適用すると、Fig.12に示す結果(Fig.2の②の段階)が得られる。ここで、補修方法のケーブルによる吊材相互の繋結(method : tying by cable)を正解として与え、Fig.11の結果を与えたシステムに学習させる。⁷⁾ 学習を繰り返した後の結果(Fig.2の①の段階)はFig.13に示す。この結果に対して、3つの解釈を適用するとFig.14に示す結果(Fig.2の②の段階)が得られる。この結果の、補修方法の再溶接(method : rewelding)について、情報解釈を実行した結果(Fig.2の③の段階)をFig.15に示す。

学習前の様相推論の結果(Fig.11)では、可能性を持つ仮説しか得られていない。これは、2項間の関係の重みを全て、可能性の関係(possibility)に設

Table 3 Example of Fatigue Damage on Existing Bridge

Item name	Mukojima Bridge (JAPAN)
Type of structure	langer
Load transmission	simple
Geometrical planeform	right
Service period	2.5 years
Damaged portion	connection hanger with main girder
on skeleton	
Detail of damaged portion	gusset plate and top flange on main girder
Type of joint	tee joint
Type of welding	fillet weld
Damaged element	gusset plate
External cause of cracking	vibration due to wind
Internal cause of cracking	stress concentration
Applied force to the joint	②
Cracking mode	(f)
Cracking direction	vertical
Year built	in 1968
Retrofitting method	tying by cable

定しているためである。この推論結果に3つの解釈を適用して得られた推論結果(Fig.12)では、最小化解釈により、Fig.11に示す印←の6つの仮説が削除されたが、十分に絞り込むことはできなかった。これは、Fig.11の結果が可能性を持つ仮説しかない、非常に曖昧な結果であったためである。しかし、最適化解釈により、7つの結果(Fig.12の網掛け部分)が、高い可能性を持つ仮説に変化しており、解に優劣を付けることはできた。最大化解釈は、推論結果に作用されなかったことが分かる。

学習後の様相推論の結果(Fig.13)では、与えた正解(Fig.13の印←)が、必然性を持つ仮説となるように、ネットワーク中の2項間の重みを変更し、望ましいネットワークが再構成されることが分かる。この推論結果に3つの解釈を適用して得られた推論結果(Fig.14)では、最小化解釈により、Fig.13に示す印←の27の仮説が削除され、十分に絞り込まれたことが分かる。これは、Fig.13の結果の中に必然性を持つ仮説が得られたためである。最適化解釈により、補修方法の再溶接(Fig.14の網掛け部分)は高い可能性を持つ仮説に変化しており、解に優劣を付けることもできた。また、最大化解釈により、補修方法の再溶接とケーブルによる吊材相互の緊結を併用する新たな解(Fig.14の印←)も生成された。

***** Results by Modality Inference System *****				

possibility_hypo	positive	method	stop_hole	
possibility_hypo	positive	method	gouging	
possibility_hypo	positive	method	grinding	
possibility_hypo	positive	method	peening	
possibility_hypo	positive	method	web_gaps	
possibility_hypo	positive	method	web_thickness	
possibility_hypo	positive	method	coring	
possibility_hypo	positive	method	rewelding	
possibility_hypo	positive	method	welding	
possibility_hypo	positive	method	remelting	
possibility_hypo	positive	method	splice_p_stif	
possibility_hypo	positive	method	H_l_bolt	
possibility_hypo	positive	method	splice_plate	
possibility_hypo	positive	method	insert_plate	
possibility_hypo	positive	method	tying_cable	
possibility_hypo	positive	method	floor_beam	
possibility_hypo	positive	method	bracing	
possibility_hypo	positive	method	diaphragm	
possibility_hypo	positive	method	arch_rib	
possibility_hypo	positive	method	shoe	
possibility_hypo	positive	method	main_girder	
possibility_hypo	positive	method	r_slice_p	
possibility_hypo	positive	method	n_stiffeners	
possibility_hypo	positive	method	proof	
fact	positive	level1	wind	
possibility_hypo	positive	level1	live_load	↔
possibility_hypo	positive	level1	earthquake	
possibility_hypo	positive	level1	l_temperature	
possibility_hypo	positive	level1	load_d	
possibility_hypo	positive	level1	detail	
possibility_hypo	positive	level1	s_deformation	↔
possibility_hypo	positive	level1	i_quality	
possibility_hypo	positive	level1	welding_d	
possibility_hypo	positive	level1	fabrication	↔
possibility_hypo	positive	level1	ship_handl	
fact	positive	level2	s_concentration	
possibility_hypo	positive	level2	s_stress_c	
possibility_hypo	positive	level2	s_stress	
possibility_hypo	positive	level2	s_s_buckling	
possibility_hypo	positive	level2	residual_s	
fact	positive	force	joint2	
possibility_hypo	positive	force	joint3	
possibility_hypo	positive	force	joint6	
possibility_hypo	positive	force	joint7	↔
possibility_hypo	positive	force	joint9	
possibility_hypo	positive	force	joint10	↔
possibility_hypo	positive	force	joint12	
possibility_hypo	positive	mode	a	
possibility_hypo	positive	mode	b	
possibility_hypo	positive	mode	c	
fact	positive	mode	d	
possibility_hypo	positive	mode	f	
possibility_hypo	positive	mode	i	
possibility_hypo	positive	mode	j	↔

Fig.11 Results by Modality Inference System before Learning for Mukojima Bridge

***** Results by Detailed Inference System *****				

high_possibility_hypo	positive	method	stop_hole	
high_possibility_hypo	positive	method	gouging	
high_possibility_hypo	positive	method	grinding	
possibility_hypo	positive	method	peening	
possibility_hypo	positive	method	web_gaps	
possibility_hypo	positive	method	web_thickness	
possibility_hypo	positive	method	coring	
high_possibility_hypo	positive	method	rewelding	
possibility_hypo	positive	method	welding	
possibility_hypo	positive	method	remelting	
possibility_hypo	positive	method	splice_p_stif	
high_possibility_hypo	positive	method	H_l_bolt	
high_possibility_hypo	positive	method	splice_plate	
possibility_hypo	positive	method	insert_plate	
possibility_hypo	positive	method	tying_cable	
high_possibility_hypo	positive	method	floor_beam	
possibility_hypo	positive	method	bracing	
possibility_hypo	positive	method	diaphragm	
possibility_hypo	positive	method	arch_rib	
possibility_hypo	positive	method	shoe	
possibility_hypo	positive	method	main_girder	
possibility_hypo	positive	method	r_slice_p	
possibility_hypo	positive	method	n_stiffeners	
possibility_hypo	positive	method	proof	
fact	positive	level1	wind	
possibility_hypo	positive	level1	live_load	
possibility_hypo	positive	level1	l_temperature	
possibility_hypo	positive	level1	load_d	
possibility_hypo	positive	level1	detail	
possibility_hypo	positive	level1	i_quality	
possibility_hypo	positive	level1	welding_d	
possibility_hypo	positive	level1	ship_handl	
fact	positive	level2	s_concentration	
possibility_hypo	positive	level2	s_stress_c	
possibility_hypo	positive	level2	s_stress	
possibility_hypo	positive	level2	s_s_buckling	
possibility_hypo	positive	level2	residual_s	
fact	positive	force	joint2	
possibility_hypo	positive	force	joint3	
possibility_hypo	positive	force	joint6	
possibility_hypo	positive	force	joint7	↔
possibility_hypo	positive	force	joint9	
possibility_hypo	positive	force	joint10	↔
possibility_hypo	positive	force	joint12	
possibility_hypo	positive	mode	a	
possibility_hypo	positive	mode	b	
possibility_hypo	positive	mode	c	
fact	positive	mode	d	
possibility_hypo	positive	mode	f	
possibility_hypo	positive	mode	i	

Fig.12 Results by Detailed Inference System before Learning for Mukojima Bridge

```
*****
***** Results by modality inference system *****
*****
```

possibility_hypo	positive	method	stop_hole
possibility_hypo	positive	method	gouging
possibility_hypo	positive	method	grinding
possibility_hypo	positive	method	peening
possibility_hypo	positive	method	web_gaps
possibility_hypo	positive	method	web_thickness
possibility_hypo	positive	method	coring
possibility_hypo	positive	method	rewelding
possibility_hypo	positive	method	welding
possibility_hypo	positive	method	remelting
possibility_hypo	positive	method	splice_p_stif
possibility_hypo	positive	method	H_T_bolt
possibility_hypo	positive	method	splice_plate
possibility_hypo	positive	method	insert_plate
necessity_hypo	positive	method	tying_cable
possibility_hypo	positive	method	floor_beam
possibility_hypo	positive	method	bracing
possibility_hypo	positive	method	diaphragm
possibility_hypo	positive	method	arch_rib
possibility_hypo	positive	method	shoe
possibility_hypo	positive	method	main_girder
possibility_hypo	positive	method	r_slice_p
possibility_hypo	positive	method	n_stiffeners
possibility_hypo	positive	method	proof
possibility_hypo	positive	method	rewelding&tying_cable
fact	positive	level1	wind
possibility_hypo	positive	level1	live_load
possibility_hypo	positive	level1	earthquake
possibility_hypo	positive	level1	l_temperature
possibility_hypo	positive	level1	load_d
possibility_hypo	positive	level1	detail
possibility_hypo	positive	level1	s_deformation
possibility_hypo	positive	level1	i_quality
possibility_hypo	positive	level1	welding_d
possibility_hypo	positive	level1	fabrication
possibility_hypo	positive	level1	ship_handl
fact	positive	level2	s_concentration
possibility_hypo	positive	level2	s_stress_c
possibility_hypo	positive	level2	s_stress
possibility_hypo	positive	level2	s_s_buckling
possibility_hypo	positive	level2	residual_s
fact	positive	force	joint2
possibility_hypo	positive	force	joint3
possibility_hypo	positive	force	joint6
possibility_hypo	positive	force	joint7
possibility_hypo	positive	force	joint9
possibility_hypo	positive	force	joint10
possibility_hypo	positive	force	joint12
possibility_hypo	positive	mode	a
possibility_hypo	positive	mode	b
possibility_hypo	positive	mode	c
possibility_hypo	positive	mode	d
fact	positive	mode	f
possibility_hypo	positive	mode	i
possibility_hypo	positive	mode	j

Fig.13 Results by Modality Inference System
after Learning for Mukojima Bridge

```
*****
***** Results by Detailed Inference System *****
*****
```

possibility_hypo	positive	method	stop_hole
possibility_hypo	positive	method	gouging
possibility_hypo	positive	method	grinding
possibility_hypo	positive	method	peening
possibility_hypo	positive	method	web_gaps
possibility_hypo	positive	method	web_thickness
possibility_hypo	positive	method	coring
high_possibility_hypo	positive	method	rewelding
possibility_hypo	positive	method	welding
possibility_hypo	positive	method	remelting
possibility_hypo	positive	method	splice_p_stif
possibility_hypo	positive	method	H_T_bolt
possibility_hypo	positive	method	splice_plate
possibility_hypo	positive	method	insert_plate
necessity_hypo	positive	method	tying_cable
possibility_hypo	positive	method	floor_beam
possibility_hypo	positive	method	bracing
possibility_hypo	positive	method	shoe
possibility_hypo	positive	method	main_girder
possibility_hypo	positive	method	r_slice_p
possibility_hypo	positive	method	n_stiffeners
possibility_hypo	positive	method	proof
high_possibility_hypo	positive	method	rewelding&tying_cable
fact	positive	level1	wind
fact	positive	level2	s_concentration
possibility_hypo	positive	mode	joint2
fact	positive	mode	c
fact	positive	mode	f

Fig.14 Results by Detailed Inference System
after Learning for Mukojima Bridge

```
*****
***** Information Interpretation *****
*****
```

Information : rewelding

fact	positive	level1	wind
fact	positive	level2	s_concentration
fact	positive	force	joint2
possibility_hypo	positive	mode	c
fact	positive	mode	f

Fig.15 Results by Information Interpretation

補修方法の再溶接に対して、情報解釈を適用すると、Fig.15の結果が得られ、これからどのような損傷要因から影響を受けて再溶接が選定されたかが分かる。

最後に、学習前の様相推論の結果(Fig.11)に、3つの解釈を適用した推論結果(Fig.12)と、学習後に様相推論で得られた結果(Fig.13)を比較すると、Fig.12で得られている解が、Fig.13の推論結果に反映されていないことが分かる。これは、3つの解釈が、様相推論で得られた結果に対して、知識構造モデルを参照しながら状態の仮説のみに作用するだけで、ネットワークの2項間の関係の重みには作用しないためである。3つの解釈が関係の重みにも作用し、学習能力を高めるように改善するのは今後の課題としたい。

5. あとがき

既存のシステム⁷⁾では、場合によって、それほど重要でない結果が同時に推論されたり、優先度の不明な結果が推論されたり、定義された因果関係から得られる推論結果を越える結果を得ることができない。これ

を解決するため、定性推論のモデルに基づく推論手法に着眼し、因果ネットワークから得られる知識のモデル化を図り、この知識構造モデルの利用法として、最小化解釈、最適化解釈、最大化解釈および情報解釈の手法を考案し、システムの充実を図った。

知識構造モデルを利用することによって、次のような処理が可能となった。

- 1) 既存のシステム⁷⁾から得られる推論結果の多くの解を絞り込むことが可能になった。
- 2) 既存のシステム⁷⁾から得られる推論結果の解に対する様相を修正し、解に優劣を付けることが可能になった。
- 3) 既存のシステム⁷⁾から得られる推論結果の解から、関連性のある複数の解を併用するという、因果ネットワークシステムの知識ベースに定義されていなかった、新たな解を生成することが可能となった。
- 4) 本システムで得られた解が、どのような損傷要因の影響を受けて選ばれたかの情報をユーザに提示することが可能となった。技術者が最終的な補修方法を決定する際には、他の種々の選定条件が関連するため、この情報が役立つと考えられる。

参考文献

- 1) 三上市藏・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) 三上市藏・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) 三上市藏・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) Mikami, I., Miki, C., Tanaka, S., and Tsuchida, T. : Causal Network Inference Procedure for Reasonable Method of Retrofitting Fatigue Cracked Members in Steel Bridges, Korea-Japan Joint Seminar on Steel Bridges, Korean Society of Steel Construction, 1990.8.
- 5) Mikami, I., Miki, C., Tanaka, S., and Tsuchida, T. : Causal Network Inference Procedure for Selecting Repair Method of Fatigue Damage in Steel Bridges, 3rd East Asia-Pacific Conference on Structural Engineering and Construction, pp.1005-1010, 1991.4.
- 6) 三上市藏・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.
- 7) 三上市藏・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.
- 8) 岩崎由美：定性推論の応用に関する展望、情報処理、Vol.32, No.2, pp.163-170, 1991.2.
- 9) 春木良宜：オブジェクト指向への招待－思考表現のための新しい技法－、啓学出版、1989.
- 10) 田中成典・三上市藏・北岸秀一：診断型エキスパートシステムへのオブジェクト指向型知識表現の適用について、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.
- 11) 鋼構造委員会疲労変状調査小委員会：鋼橋の疲労変状調査、土木学会論文集、No.368/I-5, pp.1-12, 1986.4.

(1991年9月30日受付)