

TR-510

知識獲得の為の知識表現「専門家モデル」

滝 寛和, 椿 和弘

October, 1989

©1989, ICOT

ICOT

Mita Kokusai Bldg. 21F
4-28 Mita 1-Chome
Minato-ku Tokyo 108 Japan

(03) 456-3191~5
Telex ICOT J32964

Institute for New Generation Computer Technology

知識獲得の為の知識表現「専門家モデル」

Expert Model: A Knowledge Representation for Knowledge Acquisition

滝 寛和 (Hirokazu Taki), 椿 和弘 (Kazuhiro Tsubaki)

(財)新世代コンピュータ技術開発機構

Institute for New Generation Computer Technology

Keywords: knowledge acquisition, knowledge base, expert system, knowledge representation

1. まえがき

エキスパートシステム等の知識システムの開発には、個々のシステムごとに知識ベースを構築する必要がある。しかしながら、この知識ベースの構築のための知識の収集は、非常に困難な作業となっており、知識獲得のボトルネックと呼ばれている。知識獲得支援システムの開発目的は、このボトルネックの緩和/解消にある。知識ベースの構築方法は、『知識源からの知識の抽出と変換』と『例からの知識生成』の2つに大別できる。前者は、既に、知識ベースの元になる知識が知識源の中に存在する場合に、その知識源の知識を効率的に抽出し、知識システムで利用できる表現に変換する技術を言う。知識源は、文書化された知識を含むマニュアルや百科辞典、専門知識を持つ人間の専門家などである。文書からの知識獲得では、自然言語理解の技術が必要であり、専門家からの知識獲得では、インタビュー技術が必要となる。『例からの知識生成』とは、与えられた例に内在する一般的規則を見出し、その規則からなる知識ベースを構築することである。これには、帰納的に例を一般化する帰納推論の技術が必要である。本稿では、専門家からの知識獲得の方法を、知識表現の立場から論じることにする。専門家からの知識獲得の概要と問題点を明らかにした後、知識獲得のための知識表現として、専門家モデルを提案する。次に、この専門家モデルに基づく知識獲得の方法を説明する。また、これらの考えを元の実現した知識獲得支援システムEPSILON/Oneを紹介する。

2. 知識獲得の概要と基本技術

対話型知識獲得に必要な技術には、『専門家からの知識の抽出』、『知識の整理/体系化』、『知識の不備(不足/矛盾/冗長)の検出と解消』がある。各技術について、既存の方法論を中心に課題を説明する。

2.1 知識表現の問題

現在、知識システムの知識ベース構築のために、エキスパートシステム構築ツールで用意されている知識表現は、プロダクションルール(OPS5(1)など)やフレームと言った非常に一般的な表現である。これらの知識表現は、一般的であるがゆえに広い範囲の知識を表現できるが、知識の実現方法が、1義に定まらない。そのため、専門家は、自分の知識をうまく表現できないのが現状である。この問題に注目して、問題解決の観点から知識表現を見直したのが、類型タスク(Generic tasks)(2)である。しかしながら、類型タスクは、かなりまとまった問題解決のタスク構造を表現しているために、現在、確認されている6つの類型タスクでは、表現しきれない問題解決もある。そこで、知識獲得には、プロダクションルールよりも特殊であり、類型タスクよりも細かいレベルの知識表現が必要と考えられる。また、知識獲得の知識表現は、知識の抽出や不

足/矛盾/冗長の検出に向けたものである必要がある。我々は、この知識獲得のための知識表現として、問題解決過程をオペレーション単位で表す『専門家モデル』(3)(4)(5)を提案した。

2.2 知識抽出の問題

知識獲得支援システムが何を抽出するべきかを知っていれば、専門家に対するインタビュー(質問)を容易に行うことができる。しかし、知識獲得以前に、何を獲得するかを詳細に知ることは、極めて難しい。知識獲得支援システム ETS(6)/AQUINAS(7)では、問題解決を『ある特徴群を持つ項目の適合度による順位付け』として、それに必要な知識を獲得する。この問題解決実現に必要な知識は、項目の集合、特徴の集合と、項目と特徴間の関連度である。ETS では、この3つの情報を RatingGrid で表し、連想手法に Personal construct theory(8)を用いて、項目からそれらを区別するのに利用し易い特徴の対(ある特徴とその反対の特徴)を抽出する。つまり、このシステムでは、獲得すべき問題解決のモデルを仮定しているために、必要な知識を効率的に獲得できる。しかし、知識獲得以前に、詳細な問題解決構造を知ることは、困難である。この対策としては、問題解決モデルに対する依存性の低い知識表現と知識の抽出方法が必要である。我々は、この知識の抽出方法に、専門家モデルのオペレーションタイプを利用した知識獲得方法『プリポスト法』(3)(9)を開発した。

2.3 知識の不足/矛盾/冗長の検出と解消問題

2.3.1 知識の不足

知識の不足の検出を行うには、知識ベースの使用目的とその知識を利用する問題解決のモデルを予め知る必要がある。知識ベースのみを眺めていてもその不足は分からない。獲得すべき知識が分かっているならば、知識の抽出時に不足なく獲得が行えるが、獲得後に、不足を検出しなければならない。知識獲得支援システム MORE(10)では、問題解決を診断として、診断に必要な知識の構造をドメインモデルで表した。このドメインモデルは、徴候、テスト、仮説(故障仮説)とその関係から成り立っている。MORE は、8つのインタビュー戦略で、ドメインモデルで表された知識をリファイン(主に、不足の検出を)する。この他の知識の不足の検出方法としては、この不足を専門家に気づかせる方法がある。1つは、抽出時に利用した知識獲得の知識の表現とは、異なる表現で、獲得した知識を専門家に提示する方法である。ETS では、Rating grid の表現で獲得した知識を Cluster tree や Implication graph で見せることで、知識の不足を専門家自身が見つけ、知識を修正する。もう1つは、知識ベースの実行評価法である。これは、獲得した知識を実際に、問題解決過程に使用して、その知識ベースの不足を見つける方法である。これは、エキスパートシステム構築ツールの説明機能に相当する。専門家が直接、知識の不足を見出し易いように、この実行の評価は、知識獲得時の知識表現で行われることが望ましい。実行評価法の欠点は、プログラムのデバッグと本質的に同じであるため、極力多くの知識を検査できるような例題を準備しなければならないことである。

2.3.2. 知識の矛盾

知識の矛盾には、論理的矛盾と領域固有の制約(矛盾)がある。論理的矛盾とは、ある事象が真、かつ、偽になる場合を言う。また、領域固有の制約の例として、物理的な制約がある。たとえば、ある人物が、同時刻に2箇所存在できないことや、同時刻に、ある場所には、複数の物が存在できないことが挙げられる。これらの矛盾は、命題であれば、ATMS(11)(12)などの信念管理機構で、推論時に検出できる。ただし、領域固有の制約は、予め獲得されている必要がある。この矛盾検出にも、ATMSを利用した実行評価法が使用できる。

2.3.3 知識の冗長

知識の冗長は、同一(同じ表現)の知識が複数存在する場合や同じ結果を導く知識が異なる表現で表されている場合である。同一の知識の検出は、比較的優しい。しかし、異なる表現の知識の冗長性の検出は、同一の解が異なる知識で得られるかを判定しなければならない為、実行評価法が一般的となっている。

知識獲得支援システム EPSILON/One では、専門家モデルの表現レベルでの問題解決実行により、知識の不足/矛盾/冗長の検出を実行評価法により支援する。

以下の章では、知識獲得の知識表現「専門家モデル」と知識獲得方法「プリポスト」を中心に論じる。

3. 専門家モデル

知識獲得の為の知識表現を考えるに当たって、「問題解決の観点」および、「実知識ベースの分析」からの検討を試みた。問題解決は、「解析型問題」(例: 診断)と「合成型問題」(例: 設計)に大別されている。現在、実際に開発されているエキスパートシステムの多くは、診断システムなどの解析型であり、合成型の開発事例は、きわめて少ない。そこで、実知識ベースの分析対象の多い解析型問題にターゲットをおいて知識表現の検討を行った。

3.1 専門家モデルの基本的アイデア

専門家モデルは、専門家の問題解決の過程に注目した知識獲得のための知識表現である。我々は、この専門家モデルの表現を決定するにあたり、次の2点を検討した。

(1) 単純タスクモデル

問題解決過程を表現し易いモデルを探すために、基本的な問題解決過程の幾つかを単純なモデルで表すことを試みた。ここでは、現在、エキスパートシステムによく見られる診断問題と組み合わせ問題についてのモデルの検討結果を示す。

[診断問題]

診断問題は、予め与えられた「故障の候補」を絞り込んでいく過程としてモデル化できる。それを図示すると、次のFig.1のようになる。Fig.1(a)は、候補の絞り込みの1操作(Filtering operation)を表している。Fig.1(b)は、段階的に故障の候補を絞り込んで行く過程のモデルである。故障の候補は、絞り込みのためのオペレーションを通過するごとに、その数を減らし、最後に残った結果(Result)が故障の箇所の候補となる。

[組み合わせ問題]

組み合わせ問題は、複数の要素を組み合わせ、ある条件を満足するものを選択する問題である。この1例をFig.2に示す。Fig.2は、ある物質と体積の候補から、目的とする質量を持つ候補の組合せを求める問題である。ここでは、要素集合としては、体積の集合(A set of volume) = {体積a(値: 5cm³), 体積b(値: 6cm³), ...}と物質の集合(A set of material) = {物質A(密度: 5g/cm³), 物質B(密度: 8g/cm³), ...}を考える。まず、この2つの要素の組み合わせを作り、密度と体積から質量を計算する(Mass calculation)、そして、その質量を検査して条件(40g < 質量(Mass)など)を満足したものを選択(Selection)する。

ここに示すように、要素とそれに対する操作(オペレーション)によるモデル(単純タスクモデル)で、問題解決の過程を単純に表現できることが分かった。

(2) オペレーションの基本タイプ

本来、効率的な知識ベースの構築には、その対象とする問題解決を表現し易い知識表現が望ましい。しかしながら、現在、エキスパートシステム構築ツールが、知識ベースの構築に準備している知識表現は、プロダクションルールなどの非常に一般的な知識表現である。このような事実にもかかわらず、KE(Knowledge engineer: 知識工学者)は、プロダクションルールによる知識ベース構築を行っている。我々は、この点に注目して、以下の仮説をたてた。

(仮説)実際に構築されている知識ベースには、KEの知識の表現方法に関するノウハウが含まれている。

この仮説に従って、診断型知識ベースの分析を行いプロダクションルールの機能タイプを抽出した。抽出された基本オペレーションタイプは、次の7つである。

『選択』『分類』『順位付け』『組み合わせ』『変換』『入力』『出力』
なお、プロダクションルールの機能とそれが扱うデータのタイプの組み合わせからも同様のオペレーションタイプが得られることも分かっている(13)。また、データベース操作の関係代数の基本オペレーションとの対応をとることもできる(13)。また、いくつかの診断問題をこの専門家モデルで表現した結果、変換オペレーションは、『数値計算による変換』『値の入れ替えによる変換』『要素の変換』に細分類できることが分かった。

3.2 専門家モデルの基本構造

要素と操作から成る単純タスクモデルにおいて、利用できるオペレーションを上記の7つのタイプに限定したのが、専門家モデルである。専門家モデルでは、問題解決の過程をオペレーションの集まりとして表現する。そのオペレーションは、7つの基本オペレーションのいずれかで表される。各オペレーションで処理されるものを処理対象要素(以下、要素)と呼ぶことにする。また、獲得した知識を種々のエキスパートシェルの知識表現に変換し易いようにオペレーションの実行を制御するメタ知識をオペレーションとは独立に扱う。このメタ知識をスクリプト(問題解決のシナリオ)と呼ぶことにする。Fig.3に専門家モデルの基本構成(Expert Model basic structure)を示す。この図では、専門家モデルは、オペレーション(Operation)群とスクリプト(Script: オペレーションのプリポスト関係(実行優先順序)、要素の流れとオペレーションの起動条件)で表される。1つのオペレーションは、入力要素グループ(Input element group: 処理対象要素の集合)、出力要素グループ(Output element group: 処理結果の要素の集合)とエバリュエータ(Evaluator: オペレーションの機能を実現する演算)で構成されている。エバリュエータは、7つの基本オペレーションのいずれかを論理演算/数値演算で実現する。要素グループは、要素の集合である。各要素は、属性と属性値の対の集合で表される。

3.3 基本オペレーション(Generic operation)

知識ベースの分析から求められた個々の基本オペレーションについて説明する。各オペレーションが扱う要素グループ、エバリュエータの内容、及び、プロダクションルールでの表現について言及する。

(1) 選択オペレーション(Selection operation)

このオペレーションは、選択基準を満足する要素を選択する。具体的には、入力要素グループに流れてきた各要素を選択基準となる属性を判定することで選択する。プロダクションルールでは、条件を満足したWM(Working memory)内の要素にフラグを立てる(たとえば、ある属性の値を"1"にする)ことなどの方法で、実現している。選択

基準は、等価判定、数値の大小/等価比較とその組み合わせの論理的判定により構成する。

例: 選択基準1 (属性: 大きさ = 値: small)
選択基準2 (属性: 長さ > 20)
選択基準3 選択基準1 かつ 選択基準2

(2) 分類オペレーション(Classification operation)

このオペレーションは、分類基準に従って、要素を複数の要素グループに分ける操作を行う。プロダクションルールでは、分類結果の識別値をWM内の要素が持つ特定の属性に書き込む方法で実現されている。

(3) 順位付けオペレーション(Ordering operation)

このオペレーションは、要素グループ内の要素の評価順序を決める。要素グループの要素は、順位付け以外のオペレーションでは、1個ずつ評価される。順位付けオペレーションは、これらのオペレーションに先行して、その評価順序を決めるのに利用される。プロダクションルールでは、要素に評価順序を決める値を持たせるなどの方法で要素の評価順序を表現している。専門家モデルでは、数値の昇順/降順と順序を決めるアトム(文字列)のリストで、この順位付けの評価尺度にしている。

例: 順位付け基準1: (属性: 大きさ, 基準: 昇順)
順位付け基準2: (属性: 大きさ, 基準: [small, middle, large])

(4) 組み合わせオペレーション(Combination operation)

このオペレーションは、複数の要素を組み合わせ、新しい要素を生成する。新しい要素は、その元となった要素の属性を持つ(継承する)。現在、知識獲得支援システム EPSILON/One では、2つの要素を組み合わせるオペレーションを用意している。プロダクションルールでは、複数の要素の属性とその値をコピーした新しい名前を持つ要素をWMに登録することによりこの機能を実現している。

(5) 変換オペレーション(Translation operation)

このオペレーションは、次の3つのタイプに分けられる。

(a) 属性値入れ替え操作

このオペレーションは、値の表現を変える操作である。たとえば、属性: 大きさの値が、10以上は、"large"、10未満は、"small" に値を入れ替える。プロダクションルールでは、要素のある属性値の判定後、その値に対応する新しい値に修正(modify)する。

(b) 属性値の計算操作

このオペレーションは、複数または、1つの属性が持つ数値を数値計算することで、属性値を決定する操作である。たとえば、(属性: 質量)の値を(属性: 体積)*(属性: 物質の密度)の計算で求める操作が、1例として挙げられる。プロダクションルールでは、要素の属性値を参照した後、その値を元に代入する値を数値計算(compute)で求めて、要素の属性値を修正(追加)している。

(c) 要素の分解/詳細化

このオペレーションは、要素をより細かい複数の要素に分解する操作である。たとえば、電子装置の診断において、初めは、どの回路が故障しているかを診断し、回路が特定化すると、その回路に含まれる部品の診断を行う場合を考える。このとき、初

めは、回路が、要素であり、次に、回路に含まれる部品が、要素となる。プロダクションルールでは、WMに新しい要素を追加するか、予めWMに用意してあった要素のある属性にフラグをたてることで、その要素を利用できるようにする(活性化させる)方法などでこの機能を実現している。

(6) 入力オペレーション(Input operation)

このオペレーションは、要素のいくつかの属性に、知識システムの外部から対話などの方法により、問題解決中に、値を与える操作である。たとえば、回路の診断を例にすれば、ある抵抗の電流値や発熱の度合いなどの測定結果を与える操作である。プロダクションルールでは、メッセージを出力した後、入力(read関数など)操作を行うことで実現している。

(7) 出力オペレーション(Output operation)

このオペレーションは、問題解決過程で、メッセージや処理結果を出力する操作である。問題解決の状態や結果の表示に利用されることが多い。プロダクションルールでは、メッセージや属性値を出力(write関数など)操作で実現している。

4. 専門家モデルを利用した知識獲得方法

4.1 知識獲得過程

専門家から直接的に知識を獲得する対話型知識獲得技術を確立するにあたり、我々は、次のKEの知識獲得作業の分析(14)(15)を参考にした。

- (1) 問題の設定、(2) 既存技術の評価、(3) 知識源の同定、
- (4) 専門家モデルの同定、(5) ユーザーモデルの同定、
- (6) 知識表現の選択、(7) 知識の抽出、(8) 知識の変換、
- (9) 知識ベースの管理、(10) 性能の評価

この内、(1)-(3) は、知識システム構築のための対象領域の分析段階である。(4)-(8) は、専門家からの知識獲得段階である。(9)-(10) は、知識ベースの管理/評価段階である。そこで、(4)-(8)の段階からユーザーインターフェースの構築/ユーザーモデルの構築を除く過程の支援技術の研究に焦点を当てた知識獲得方法(プリポスト法)を開発した。

4.2 インタビュー方法の分類

対話型知識獲得においては、専門家から効率的に知識を抽出できる質問の生成(インタビュー)が重要な技術である。現状の知識獲得に用いられているインタビュー方法は、以下のように分類できる。

(1) 定型的インタビュー

状況や抽出できた知識に無関係に、きまりきった質問を行って、情報を得る方法である。効率的ではないが、事前情報がまったくない場合に、わずかでも情報を得たいときに行う。他のインタビュー方法では、この方法で得た情報を知識抽出の手掛りに利用できる。

(2) 連想的インタビュー

心理学的な方法により、専門家に知識の連想を促すインタビュー方法である。Personal construct theoryが、1例として挙げられる。

(3) 知識表現の整理や変換による方法

獲得した断片的知識を整理/体系化することや抽出した知識表現の変換により、専門家自身が自分の知識を再確認して、不足や矛盾などを自らが気がつくようにする方法である。

(4) 知的インタビュー

知識獲得システムが、予め獲得すべき知識がどのようなものであるかを知っていて、その知識に従って、効率的なインタビューを行う。MOREのリファイン戦略や油圧回路の知的インタビュー(16)が、これに当たる。

4.3 知識獲得方法(プリポスト法)

プリポスト法の主たる知識獲得戦略は、2つある。1つは、あるオペレーションに係る前後(プリ+ポスト)オペレーションの連想を専門家に促す。これは、上記の「連想的インタビュー」の方法に属する。専門家にとって、あるオペレーションの前後にどのようなオペレーションが、必要であるかを述べることは、比較的易しい。たとえば、車が動かないときに、「エンジン検査の前に何を行うか?」の質問に対して、人間は、「ガソリンの残量を調べる」や「バッテリーを調べる」などを容易に答えることができる。このオペレーションの抽出過程からこの方法をプリポストと命名した。もう1つの方法は、オペレーションのタイプを利用した質問生成である。これは、上述の「知的インタビュー」に属する。以下、プリポスト法のアルゴリズムを示す。

(1) 知識獲得の出発点となるオペレーションの収集

専門家作業のオペレーションを幾つかを無作為に収集する。各オペレーション間には関係がなくてもよい。

(2) プリポストオペレーションの抽出

抽出したオペレーションについてその前後(プリ+ポスト)オペレーションを質問する。ポストオペレーションには、そのオペレーションが、「成功した場合に実行されるオペレーション」と「失敗した場合に必要なオペレーション」が抽出される。前後のオペレーションは、直前/直後のオペレーションでなくてもよい。この抽出作業は、専門家から新しいオペレーションが出なくなるまで続けられる。さらに、新しく抽出したオペレーションについてもその前後のオペレーションの抽出作業を行う。オペレーションの処理順序に関する情報をプリポスト関係(注: この知識は、スクリプトに属する知識となる)と呼ぶことにする。

(3) プリポスト関係の検証/評価

プリポスト関係を検証する方法の一つに専門家にこの関係をグラフで表示する方法がある。Fig.4は、プリポスト関係の情報が追加されるにつれて、初期のプリポスト関係(Relation 1)が、明確化された関係(Relation 2)になる例を示している。

(4) オペレーションタイプの決定

専門家は、オペレーションごとに、基本オペレーションの7つのタイプのいずれに対応するかを決定する。抽出されているオペレーションが、大きなタスクである場合には、いくつかのサブタスクを含んでいることがある。このタスクをサブタスクに分解するには、専門家にそのサブタスクの幾つかを専門家に述べてもらい、そのサブタスクを新たなオペレーションにして、「プリポストオペレーションの抽出」を行う。

(5) エバリュエータの抽出(17)

オペレーションのタイプに従って、次の様な知識を抽出する。

選択:選択基準(注目する1つ以上の属性と判定(等価判定や
大小比較判定など))

分類:分類基準(注目する1つ以上の属性と判定(等価判定や
大小比較判定など))

順位付け:順位付け基準(注目する1つの属性と昇順/降順な
ど)

組み合わせ:新しく作る要素名。(EPSILON/Oneでは、2
つの入力要素グループから 各1つずつの要素を組み合わ
せる方法に固定している。)

変換:変換規則(注目する1つの属性と値から値への1対1変
換規則)、
変換式(注目する1つ以上の属性と数式)、
要素分解情報(分解する要素と生成される複数の要素の
対応関係)

(6)要素グループと要素の抽出

このステップでは、各オペレーションに対する入力要素グループを決める。これには、2タイプがある。1つは、ソース要素グループと呼ぶものである。たとえば、故障診断の問題であれば、最初に用意する故障仮説を含む要素グループである。もう1つは、他のオペレーションの出力要素グループを入力要素グループとするものである。後者の場合は、要素の流れ(データフロー)(注:この知識は、スクリプトに属する知識となる)を表すことになる。個々の要素の抽出は、ソース要素グループごとに、専門家にを促す。

(7)要素の属性と属性値の抽出

ソース要素グループの各要素について、属性と属性値を抽出する。要素の流れからどのオペレーションで各要素が、処理されるかの検討をつけることが可能である。各オペレーションが、注目する属性とそこで判定に利用されている属性値の候補は、すでに、獲得済みである。要素ごとに、この属性と属性値の一覧表を作り、必要な属性と値を専門家が選択することで獲得できる。

5. 知識獲得支援システム EPSILON/One

我々は、解析型問題の知識獲得を支援する目的で、専門家モデルとプリポスト法に基づき、推論マシンPSI(18)上に対話型知識獲得支援システム EPSILON/One(20)(21)(22)を開発した。EPSILON/Oneは、Fig.5の様に、知識獲得インタフェース(Interview interface)、知識の抽出モジュール(Knowledge elicitation module)、知識の変換/推論モジュール(Knowledge translator and Expert Model inference module)と知識のリファインモジュール(Knowledge refinement module)(注:現在、未実装)で構成されている。専門家の知識は、マルチウインドウとマウスを使った知識獲得の対話を支援する知識獲得インタフェースを通じて、知識の抽出モジュールにより、専門家モデルとして獲得される。知識の変換/推論モジュールは、専門家モデルを、ESP(19)言語形式の知識表現に変換する、そして、その知識の実行評価の支援を行う。現在、実現されている知識の抽出モジュールと知識の変換/推論モジュールについて説明する。

5.1 知識の抽出モジュール

知識の推論モジュールは、プリポスト法に従って、専門家の知識を専門家モデルの形式で抽出する。オペレーション、プリポスト関係と要素の流れは、Fig.6(Operation elicitation)のように、ウインドウ上にグラフィック表示され、抽出内容の確認が容易にできる。要素の要素属性と属性値は、Fig.7(Element attribute selection)のように、ウインドウ上に示される知識の候補のテーブルからマウスで選択することで抽出する。また、Fig.8(Evaluator elicitation)のように、オペレーションのタイプごとにエバリュエータ抽出ウインドウを容易して、抽出の効率化を実現している。

5.2 知識の変換/推論モジュール

専門家モデルで表される知識をPSI上で実行するためにESP言語形式の知識に変換する。変換の際に、専門家モデルのオペレーションやスクリプトの情報も合わせて変換する。これは、実行評価時に、専門家が獲得のときと同じ知識表現(専門家モデル)のレベルで知識の検証を行い易くするためである。問題解決は、オペレーション単位で動作確認ができる。Fig.9は、実行終了(図中反転表示)および、実行中のオペレーション(実行中は点滅表示)を示している。また、実行を終了したオペレーションの処理結果を参照できる。推論の実行は、指示したオペレーションを起動(実行要求)することで開始される。要素の流れとプリポスト関係を利用して、次々に、オペレーションが起動され、問題解決が行われる(21)。基本的なオペレーション起動条件を次に示す。

(1)処理データがそろったとき

(2)出力要素グループ生成の要求がきたとき

起動要求が来たにもかかわらず入力要素グループが空集合のときは、要素グループの生成要求を他のオペレーションに出す。

5.3 システムの評価と拡張について

本システムの知識獲得の対象は、解析型問題であるが、現在までに、解析型問題として、『計算機(PSI)ネットワークの整備診断問題』、合成型問題として、『機械設計問題』を例題として、知識獲得を行った。例題における診断知識の良構造部分は、本システムの方法で獲得できたが、悪構造部分は、オペレーション内のエバリュエータが、上手く獲得できないことがあった。これは、専門家が注目している属性を十分に意識していないからと考えられる。このような場合のエバリュエータの抽出の支援方法として、少数の入力要素と出力要素の例からのオペレーションを推定して、エバリュエータの例を専門家に示す方法を研究中である(17)。設計知識の獲得では、オペレーションタイプの不足や状況によりタイプが変わる知識(制約知識)などがあり、実設計知識ベースの分析による設計オペレーションタイプの追加や制約型知識の獲得方法の検討が必要であることが分かった。

タイプが変わる知識を獲得するためには、専門家モデルの各オペレーションのエバリュエータを可変とすることが考えられる。この場合には、エバリュエータを決めるメタ知識が必要である。この機能をこの専門家モデルの枠組で実現するには、条件要素グループの追加が考えられる。まず、エバリュエータを要素とするメタレベルの専門家モデルの推論が行われ、各オペレーションの処理内容が決定された後、通常の専門家モデルを利用した推論を行う機能が必要となる。あるいは、オペレーションの内容が決まった時点でオペレーションに起動がかかるような推論制御方法もある(5)。

知識のリファインモジュールの実現では、オペレーションのタイプに対応した効率的なリファイン機能を検討中である。たとえば、選択オペレーションでは、選択基準が「いかなる要素も選択する(選択しない)」基準となっていないかを調べるリファイン方法が考えられる。

6. むすび

専門家の問題解決の過程に注目した知識獲得の実現を目指して、問題解決のモデルをオペレーション単位で表現する専門家モデルとその獲得方法(プリポスト法)を提案した。本論文では、解析型問題の知識獲得に向けた方法を示したが、今後の大きな課題として、設計型問題に向けた知識獲得がある(23)。設計の知識の多くは、制約であらわされることが多い。設計問題においては、対話により獲得できる知識には、限界がある。なぜならば、設計者は、その設計作業において、『解の候補が、多過ぎる』や『解が得られそうにない』などの設計の状況を見ながら、設計の要求仕様や設計の知識などの制約を追加/緩和しながら設計作業を遂行している。つまり、知識の想起には、このような状況が必要となる。そして、設計者自身も、設計が成功するとその設計過程を学習し、失敗や知識の操作(制約の緩和など)についても学びながら問題解決を行っている。設計問題の知識獲得に対して、『設計向きオペレーションタイプの追加』『説明に基づく学習などを応用した問題解決過程での知識獲得』(23)(24)(25)(26)についての研究が必要である。

謝辞

日頃、知識獲得の研究について、議論頂いているICOT第5研究室の研究員の皆様に感謝いたします。また、知識獲得の研究に参考になる御意見をいただいているICOT KSA-WG, PGF-WGの主査、委員の皆様に感謝いたします。知識獲得支援システム EPSILON/One の開発に御協力頂いた(財)日本情報処理開発協会の大崎 宏氏、知識獲得の研究に御指導頂いているICOT 第5研究室 生駒 憲治室長に感謝いたします。知識獲得/学習の研究に、貴重なコメントを頂いたICOT 古川康一次長に謝意を表します。最後に、第5世代コンピュータプロジェクトにおいて、本研究の機会を与えて頂いた淵 一博所長に深く感謝いたします。

参考文献

- (1) Brownston, L., et al.: Programming Expert System in OPS5, Addison-Wesley (1985)
- (2) Chandrasekaran, B.: Generic tasks in knowledge-based reasoning: High-level building blocks for expert system design, IEEE Expert, pp23-30, Fall (1986)
- (3) 滝, 椿, 岩下: 知識獲得支援システム(EPSILON)における専門家モデル, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会資料, 52-4, pp25-31 (1987)
- (4) 滝, 椿, 藤井: 知識獲得のための専門家モデル, 計測自動制御学会, 3部会合同研究会「ヒューマンモデル」資料, pp297-304 (1987)
- (5) Taki, H., Tsubaki, K. and Iwashita, Y.: Expert Model for Knowledge Acquisition, Proc. of IEEE 3rd Annual Expert Systems in Government Conference, pp 117-124 (1987)
- (6) Boose, J. H.: A Knowledge acquisition program for expert systems based on personal construct psychology, J. of Man-Machine Studies, Vol.23, pp495-525 (1986)
- (7) Boose, J.H., et al.: Expertise transfer and complex problem: using AQUINAS as a knowledge-acquisition workbench for knowledge-based systems, J. of Man-Machine Studies, Vol.26, No.1, pp3-28 (1987)
- (8) Kelly, G.A.: The Psychology of Personal Constructs, New York: Norton (1955)
- (9) 滝, 椿, 藤井: EPSILON/EM: 専門家モデルを用いた知識獲得支援システム, 情報処理学会, 第35回全国大会資料, 1N-3, pp1701-1702 (1987)
- (10) Kahn, G., et al.: Strategies for Knowledge acquisition, IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-7, No.5, pp511-522 (1985)
- (11) de Kleer, J.: An Assumption-based TMS, Artificial Intelligence 28, pp127-162 (1986)
- (12) 井上, 太田: 仮説推論システムAPRICOT/0による知識コンパイル, 人工知能学会, 知識ベース研究会資料, SIG-KBS-8805-6, pp51-60 (1989)
- (13) 滝寛和: プロダクションルールの機能的側面, 計測自動制御学会, 第9回 知識工学シンポジウム資料, pp95-98 (1989)
- (14) 諏訪, 小林, 国藤, 岩下: エキスパートシステム開発事例による知識獲得の諸相, 計測と制御, Vol.25, No.9, pp801-809 (1986)
- (15) ICOT-JIPDEC AIセンター: "知的情報処理システムに関する調査研究報告書-知識システム開発方法論-" (1987)
- (16) 川口, ほか: 設計時の仕様獲得を支援する知的インタビューシステムI2S/D-油圧回路の設計に関して-, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会資料, 59-16, pp139-146 (1988)
- (17) Taki, H. and Fujii, Y.: Operation Presumption: Knowledge Acquisition by Induction, Proc. of EKAW'89 (1989) (to appear)
- (18) Taki, K., et al.: Hardware Design and Implementation of The Personal Sequential Inference Machine (PSI), Proc. of FGCS-84 (1984)
- (19) Chikayama, T.: ESP Reference Manual, ICOT Research Center (1984)
- (20) 椿, 大崎, 滝: 知識獲得支援システム EPSILON/One(1), 計測自動制御学会, 第8回 知識工

学シンポジウム資料,(1988)

(21) 大崎,椿,滝:知識獲得支援システム EPSILON/One(2),計測自動制御学会,第8回 知識工学シンポジウム資料,(1988)

(22) 大崎,椿,滝:知識獲得支援システム EPSILON/One 操作マニュアル,ICOT Technical Memorandum No. 746 (1989)

(23) 溝口, 滝, 椿, 生駒, ほか:設計問題向き知識獲得支援システムの構想(1988年度KSA-KAD-SWG 報告書), ICOT Technical Memorandum (1989) (to appear)

(24) 溝口, 角所:知識獲得支援システム,人工知能学会誌,Vol.3, No.6, pp732-740 (1988)

(25) 小林重信:知識システム技術の現状と将来,計測と制御,Vol.27, No.10, pp. 859-868 (1988)

(26) 滝寛和:知識獲得支援技術,計測と制御,Vol.27, No.10, pp875-880 (1988)



(a)



C1, C2, ... : Candidates of trouble points F1, F2, ... : Filtering operations

(b)

Fig.1 Simple diagnosis task model

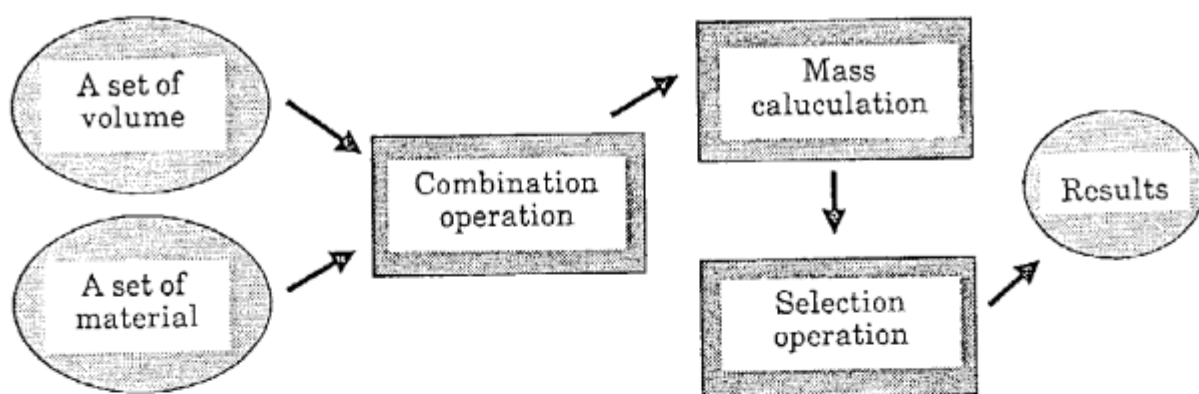


Fig.2 An example of combination task model

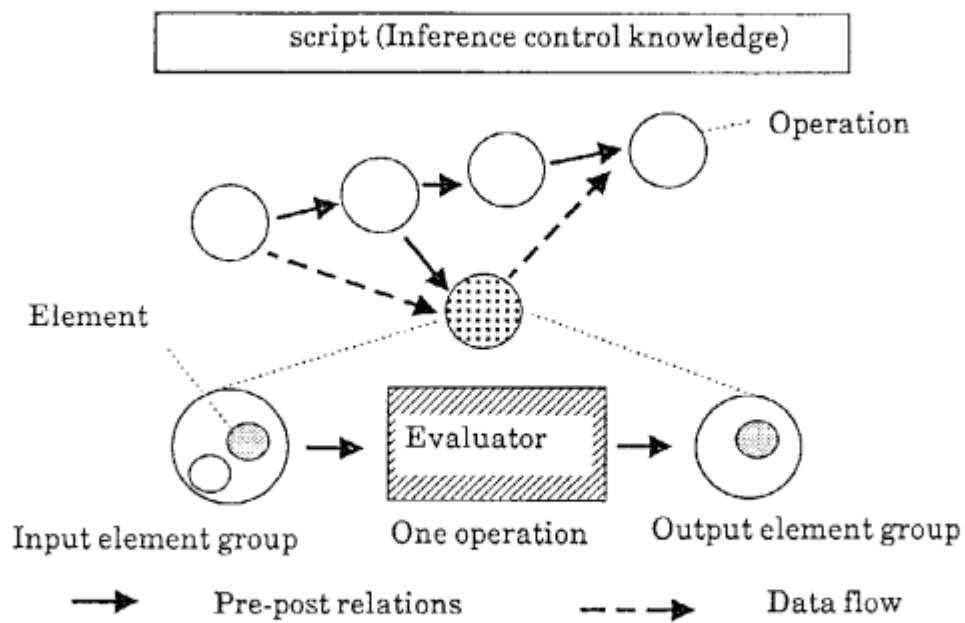


Fig.3 the Expert Model basic structure

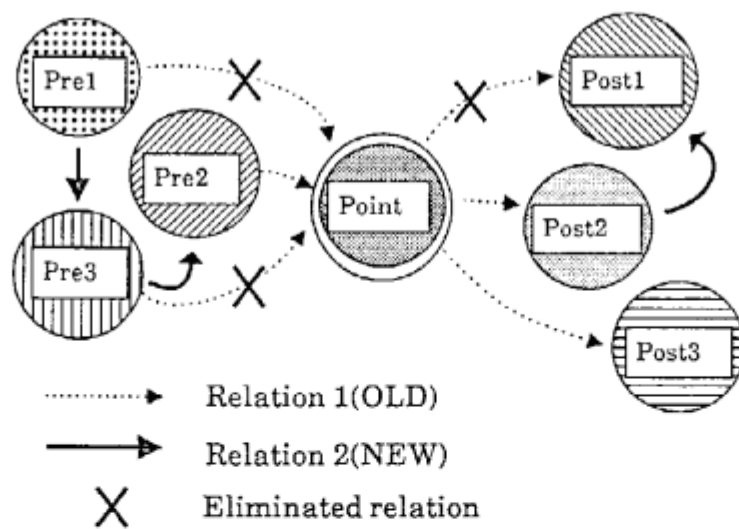


Fig.4 Pre-post relation example

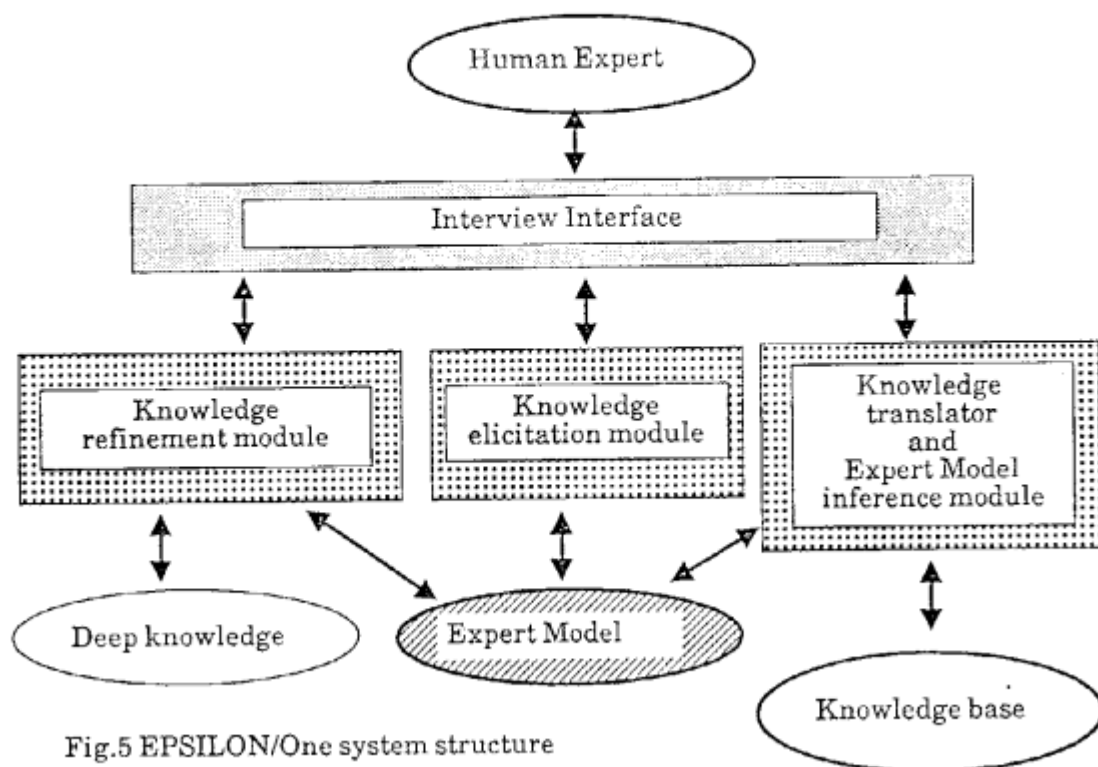


Fig.5 EPSILON/One system structure

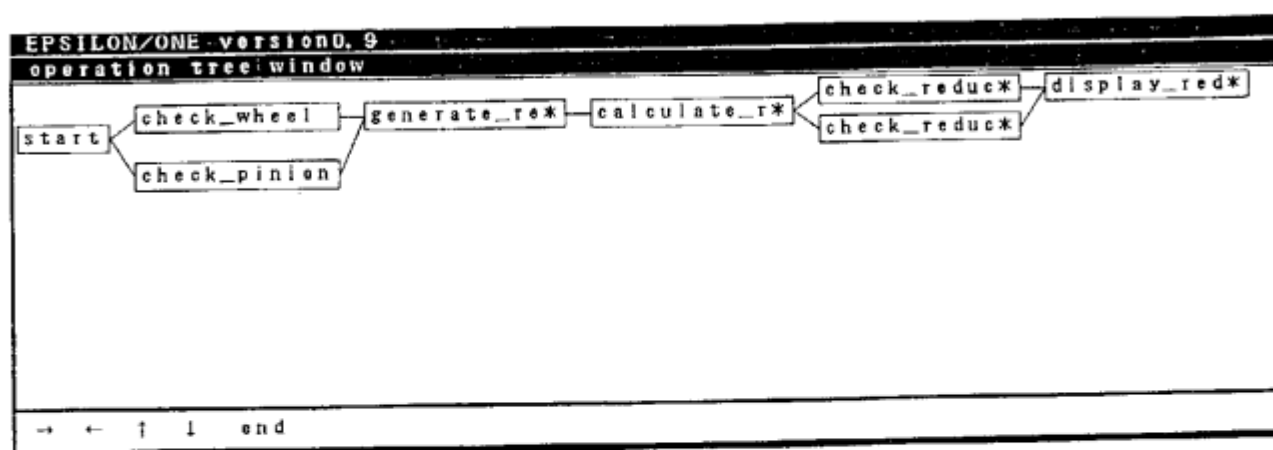


Fig.6 An example of operation elicitation

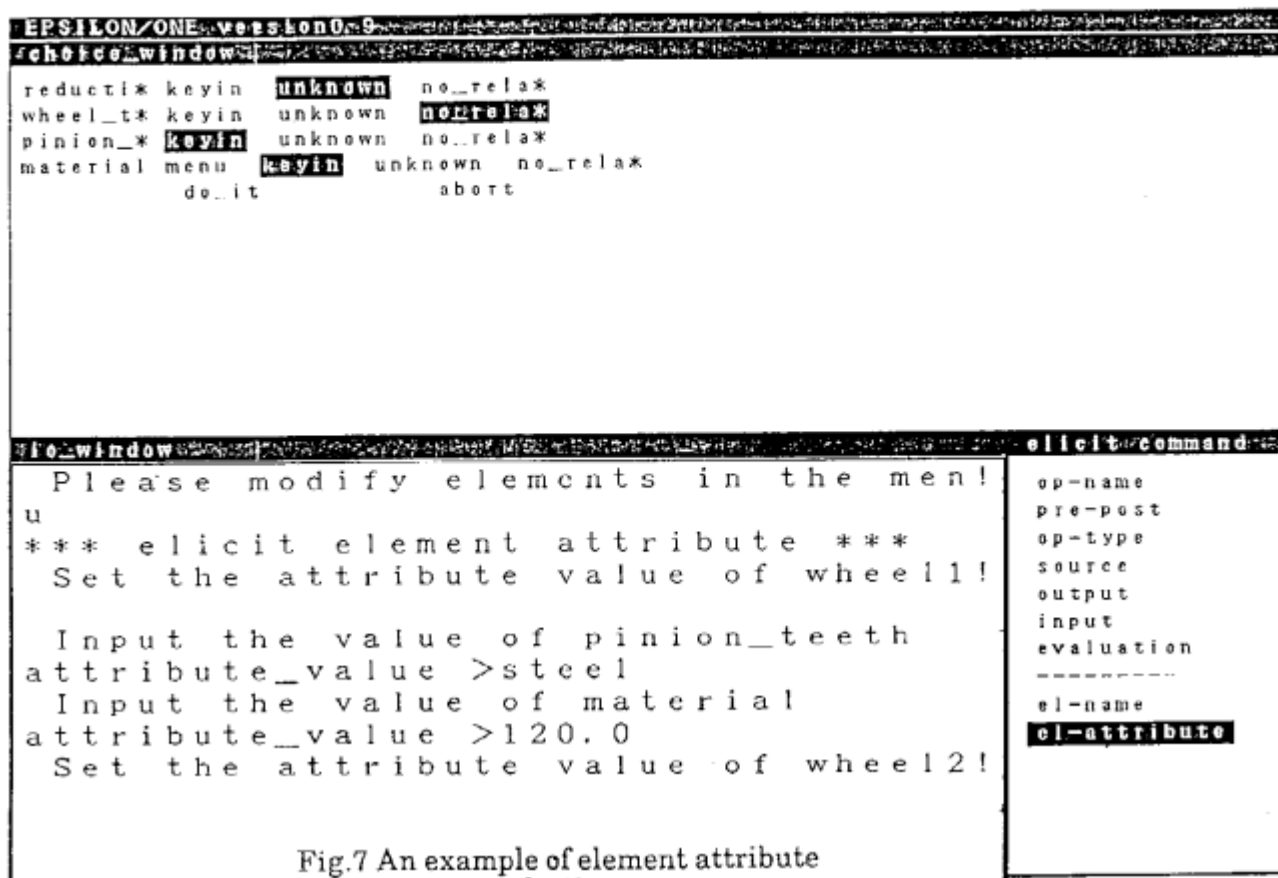


Fig.7 An example of element attribute selection

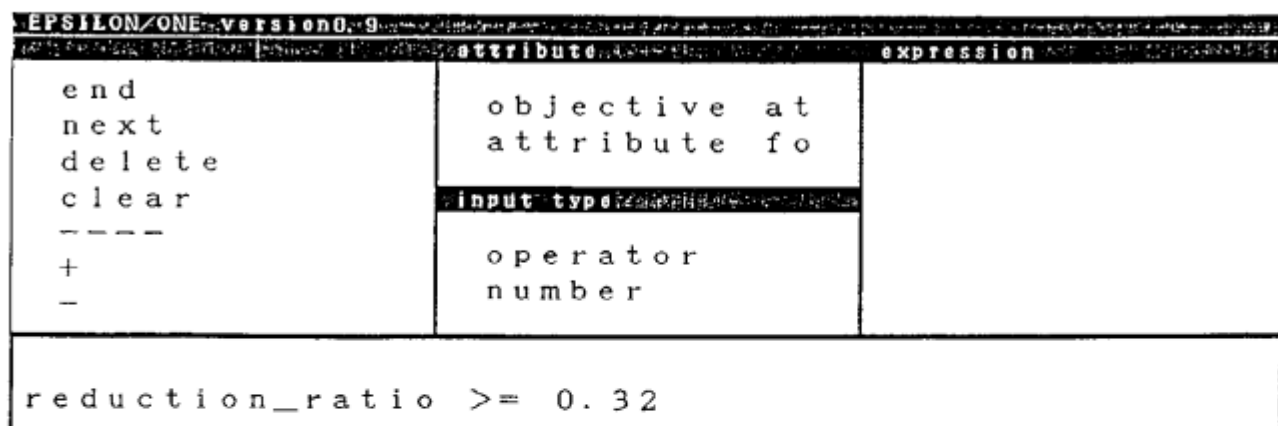


Fig.8 An example of evaluator elicitation

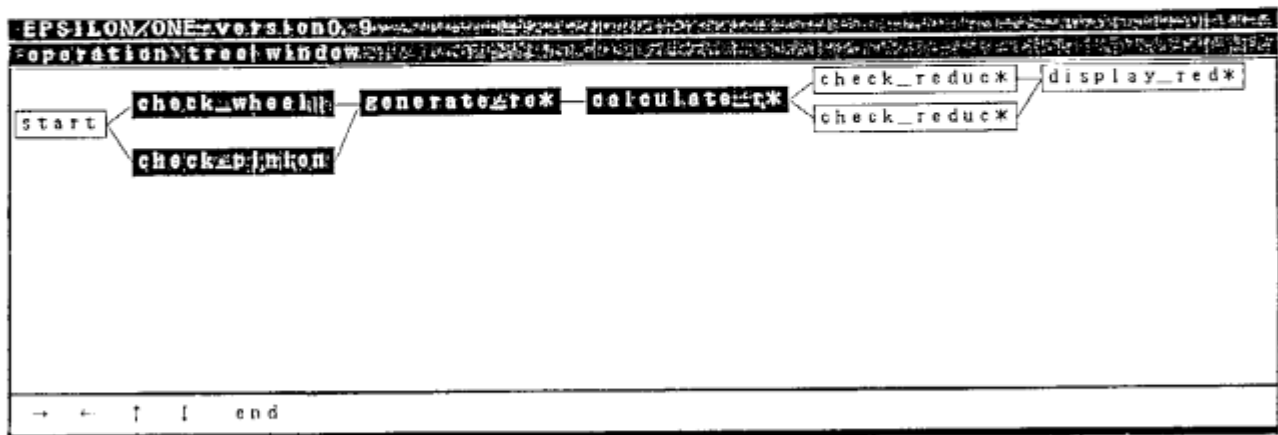


Fig.9 An example of inference process