特集 不完全な知識の下での推論

事例に基づく推論と事例からの知識獲得[†]

小林 重信*

1. はじめに

70年代初めに、最初のエキスパートシステムがつくられてから20年近くが経過し、今日までに数多くのシステムが開発されてきた。エキスパートシステム構築の核となる問題解決パラダイムについても、人工知能の理論および技術の進歩に伴い、以下に示すように大きく変ってきている。

ルールベース推論

70年代につくられた代表的なエキスパートシステムとしては、MYCIN(感染症診断)、CASNET(緑内症診断)など医療分野を対象としたものが多く、そこで使われた知識は専門家の経験則であり、ルールベース推論(Rule-Based Reasoning; 以下RBR)と呼ばれる。RBRで使われる知識は、専門家が経験によって獲得した知識(浅い知識と呼ばれる)であり、経験に裏打ちされた効率的な知識ではあるが柔軟性においてやや劣り、未経験な状況には対応できない問題を抱えている。

モデルベース推論

80年代半ばになり、故障診断の分野を中心に、対象に関する知識(対象システムの構造、構成要素特性に関する知識など)を陽に利用しようという考え方が生まれた。電子装置や機械装置など工学的につくられた人工物ではシステム構造や構成要素特性に関する設計上の知識が利用可能である。

これらの知識を使った問題解決方式はモデルベース推論(Model-Based Reasoning; 以下MBR)と呼ばれる。

MBRで使われる知識は、構造や機能に関する知識であり、深い知識と呼ばれる。深い知識は問題を原理的に理解し、解を論理的に導出し得る意味において正当性を有する知識であり、未経験な状況に対しても対処できる点で優れているが、必ずしも効率的な知識とはいえない。

要するに、MBRで使われる深い知識は完全ではあるが、非効率的であり、一方、RBRで使われる浅い知識は効率的ではあるが、不完全である。

事例ベース推論

80年代後半に入り、RBRやMBRを補完する新しい問題解決方式として、事例ベース推論(Case-Based Reasoning; 以下CBR)が提唱され、いくつかのプロトタイプがつくられ、現在、実用化に向けて研究開発が進められている。CBRでは、問題に類似する過去の事例(成功または失敗の経験)を直接利用して解を導くことを指向しており、RBRにおける知識獲得問題を緩和することが期待でき、一方、MBRにおける探索問題を緩和することが期待できる。

問題解決のマルチパラダイム化

90年代に入り、問題解決パラダイムを融合して、問題解決の効率向上と解の信頼性向上を図る試みが生れてきた。CBRとRBRの結合、CBRとMBRの結合などに関する統合的枠組みの提案とその有用性の検証についての報告が相次いでいる。

専門家からの知識獲得の負荷を緩和し、問題解決の範囲と性能を漸進的に向上させていくような枠組み、すなわち問題解決と学習の統合化が今後

[†] Case-Based Reasoning and Knowledge Acquisition form Cases

* Shigenobu KOBAYASHI

東京工業大学 総合理工学研究科 知能科学専攻
Dept. of Intelligence Science, Interdisciplinary Graduate
School of Science and Engineering, Tokyo Institute of
Technology

重要な研究開発課題となると予想される。そのような枠組みを構築する上で事例の利用が重要な役割を担うものとみられる。

このような現状認識に基づき、本稿では「事例に基づく推論と事例からの知識獲得」と題し、事例の有効利用について、基盤となる技術とその応用に焦点を併せて解説する。

2. 事例に基づく推論

事例に基づく推論の理論的な基礎は、類推 (Analogical Reasoning) に求められる。類推についての理論的側面については本特集における原口誠氏の解説に任せるとして、本節では CBR を中心にその特徴と応用を解説する。

2.1 事例ベース推論の枠組

事例ベース推論の一般的な枠組みを図 1 に示す。CBR システムは、以下に示す機能をもつ構成要素からなる。

- 1) 事例ベース (Case Base)：特徴づけられた問題解決事例の集りであり、成功事例だけでなく、失敗事例も含まれる。
- 2) 問題解析器 (Problem Analyzer)：特徴づけルールによって問題の特徴づけを行うとともに、予想される問題点を列挙する。
- 3) 事例検索器 (Case Retriever)：与えられた問題の特徴と比べて、最も良く照合する事例を事例ベースから検索する。

図1 事例ベース推論の一般的な枠組み

- 4) 事例修正器 (Case Modifier)：検索された事例と問題の間で照合しない部分の違いを考慮しながら、領域知識を使って、事例の解に対し修正を施し、与えられた問題の解とする。
- 5) 事例修復器 (Case Repairer)：検索された事例の問題への適用に失敗した場合、領域知識または別の事例を使い、失敗の原因を解析して、同じ過ちを回避するように、該当する特徴づけルールを変更する。さらに、修復ルールによって失敗事例を修復することができれば、これを与えられた問題の解として出力する。
- 6) 事例格納器 (Case Storer)：CBR による問題解決は、それ自身を新しい事例の獲得とみなし、特徴づけを行った上で、成功事例として事例ベースに格納する。失敗事例も、同様に、事例ベースに格納する。

2.2 CBR の適用事例

CBR の実際の挙動を理解するために、CBR システムの開発事例を 1 つ紹介する。〔中村, 小林 1989〕は、たばこ製造機械の故障診断および機械調整を対象に CBR システムを開発している。

対象システム

図 2 に示すシガレット製造機はたばこの刻み葉から毎分 8,000 本のシガレットを製造する機械設備であるが、複雑な加工工程を高速に連続運転すること、および多品種生産に対応するために、機械設備の諸条件を頻繁に変更しなければならないことから、本設備の故障診断や調整作業には高度のノウハウが必要とされる。

図2 シガレット製造機の機構(一部)

開発の動機

本設備を対象に故障診断エキスパートシステムが開発され、実用に供されている。本システムの知識ベースの規模はルール数 6,100 個、フレーム数 3,100 個、説明用画像 1,200 枚と大規模なものではあるが、知識獲得に起因する本システムの限界を補完する上で、故障診断事例の利用可能性が検討され、CBR システムの開発が試みられた。

故障診断事例

図 3 にシガレット製造機械における故障診断事例の 1 つを示す。事例はフレーム形式で記述されている。異常、原因および兆候の各スロットが問題記述に、調整、結果および評価の各スロットが解記述に相当する。

[事例 5]

異常：機械始動時に、棒巻がフィードインしない。
 原因：ロッドヒータ 2 のシャフトが折損と推定される。
 兆候：ロッドヒータ 2 が下降時に棒巻が変形した。
 調整：ロッドヒータ 2 のシャフトを交換し、下降速度を調整した。
 結果：始動時の棒巻の圧縮による変形がなくなり、フィードインがスムーズになった。
 評価：良好（成功）

図 3 シガレット製造機における故障診断事例

問題記述はルール前提部に、解記述がルールの結論部に相当する。プロダクションルールにおけるルールは一般に小さな知識の断片であるのに対し、事例は大きな事実のチャンクであり、マクロなインスタンスルールとみなすことができる。

事例の獲得に際しては、専門家からのヒアリングの他に、生産管理上の記録や診断解析木などエキスパートシステム構築時に使われる文書類が参考になる。

事例の検索と評価

図 4 に示す問題が与えられ、CBR による問題解決が求められている場合を考える。システムは問題の特徴を手掛りに事例ベースを検索し、照合する事例を類似度の高い順に出力する。ここで、類

似度の計算に当たっては、問題と事例の間で共通する属性項目および属性値の中からどの事例を選択するかはユーザの判断に委ねるものとし、ユーザは各検索事例の詳細な情報を参照して、問題解決にもっとも貢献すると思われる事例を選択する。図 4 に示す問題に対しては、図 3 に示す事例がもっともよく照合し、ユーザもその事例を最適なものと選択した。

[問題 B]

異常：機械始動時に、棒巻がフィードインしない。
 原因：ロッドヒータ 1 のストッパが不良である。
 兆候：ロッドヒータ 1 が下降時に棒巻が変形した。
 目標：棒巻のフィードインを正常にすること。

図 4 CBR による調整が求められる問題事例

事例の修正

事例修正フェーズでは、選択事例に対して問題と照合しない部分の違いを考慮して、事例の解を修正して問題の解とすることが試みられる。図 3 の事例と図 4 の問題では、異常については一致するが、原因および兆候については異なっている。問題と事例の差異を調べるためには、部品についての概念階層的知識や部品の取扱いに関する知識を利用する必要がある。図 5 はこの例で使われる概念階層知識を示している。

図 5 [事例55] の修正に使われる概念階層知識

図5より、ロッドヒータ1のストッパとロッドヒータ2のシャフトは、ロッドヒータの稼働部の部品として同一視できること、ただし調整のための取扱いについてはシャフトについては交換または速度調整するのに対して、ストッパは調整するものであることを知る。

これらの調整のための対処方法として“ロッドヒータ1のストッパを調整せよ”が導かれる。

本システムでは、推論を半自動的に実行できる程度に領域知識が整備されている状況を想定し、ユーザとシステムが相互主導的にCBRの各過程を実行できる枠組みを採用している。

領域知識とユーザの協調

領域知識の獲得コストおよびCBRにおける便益を考慮すると、実用システムを構築する場合に、完全な領域知識を構築することは事実上困難である。一般的には、領域知識のうち獲得コストが低く、利用上の便益が高い知識から優先的に獲得を試み、獲得コストが高い知識は最初は必要最小限にとどめ、不足分はユーザが補完するのが現実的である。

概念階層的知識は、知識の総量は多いが、単位知識当たりの獲得コストは低く、CBRへの貢献が大きいことから、優先して獲得される必要がある。因果的知識は、単位当たりの獲得コストは概念階層的知識はよりもやや高いが、CBRへの貢献度は大きい。概念階層的知識と因果的知識を組合せることにより、問題と事例間での意味的な照合が可能になる。修正のための経験的知識は、単位知識当たりの獲得コストがほかの領域知識に比べてかなり高い。CBRはルールベース推論ほどには経験的知識に依存しないので、経験的知識はシステムの運用とともに整備するのが妥当と思われる。

2.3 内外におけるCBRシステムの開発事例

米国および日本におけるCBRシステムの開発事例を表1に示す。米国では、1980年代後半より、CBRシステムの研究開発が試みられ、これまでに数百の開発事例が蓄積されている。応用分野は、分類、診断、計画、設計など多岐に及んでい

る。

日本では、数年前より、CBRシステムの研究開発が始まり、これまでに数十事例が開発されているものとみられる。その多くはまだプロトタイプの段階に留まってはいるものの、興味深い応用もいくつかあり、今後の開発の進展が期待される。

2.4 他の問題解決パラダイムとの比較

CBRはRBRやMBRと比べて相補的な側面をもっており、複数の問題解決パラダイムを融合することにより、問題解決の範囲を広げ、推論効率を向上させることが期待できる。

ルールベース推論との相補性

CBRとRBRの比較をすることとする。ルールは、一般に、条件部に変数を伴うパターン記述であるのに対し、事例はインスタンス記述である。RBRにおけるルールは断片的知識であり、ルールを連鎖させることによって解を導くのに対し、事例は問題解決の過程が縮約された1種のマクロであり、問題解決の努力がキャッシュ化されたものとみなすことができる。

CBRとRBRは相補的な関係にあるといえる。CBRの推論結果をRBRによって理由づけたり、CBRで導出した近似解をRBRによって修正するような使い方もある。逆の使い方も考えられる。

モデルベース推論との相補性

CBRとMBRの関係も相補的である。CBRで導出した近似解を手掛かりにMBRによって厳密解を導くことにより、推論効率の向上が期待できる。また、CBRにおける事例の修正に際し、MBRで使われる領域知識を利用することができる。CBRの解を正当づけるためにMBRを使うこともできる。

ファジィ推論との関係

CBRはファジィ推論とも関係が深い。ファジィ推論における各ファジィルールは状態空間の代表点に対するマクロを表しており、任意の点に対する制御則はこの点の近傍にあるファジィルールを1つのプロトタイプ事例とみなせば、ファジィ推論はCBRにおける複数事例の利用に他ならない。

表1 国内外における CBR システムの開発事例

システム名	開発者 (大学・会社)	発表	システム概要
戦闘計画支援システム (Battle Plan Advisor)	(Cognitive Systems 社)	1988年	戦闘計画の提案と評価を事例ベースで行う。戦闘の情勢および作戦上の情報を入力として、類似の戦闘事例およびその結果と解析を出力する。事例数は600。
判決システム (JUDGE)	W. Bain (Yale 大学)	1986年	有罪犯の判決を事例に基づいて推論するもので、犯罪の記述および違反事実を入力すると、判決が出力される。事例数は50。
難聴診断システム (Protos)	E. R. Bareiss (Texas 大学)	1988年	患者の兆候の記述を入力すると診断が出力される。120の事例が蓄積されている。
心臓疾患診断システム (CASEY)	P. Koton (MIT)	1988年	40項目に及ぶ患者の兆候記述を与えると、兆候と内部状態を結びつける因果ネットワークを出力し、治療案を提示する。
景観設計システム (CYCLOPS)	D. Navinchandra (CMU)	1988年	景観設計領域で新しい場所の代替的な配置の生成を行うタスクにおいて、目標（例えば、農地に家を建てる）を入力すると、可能なレイアウトを出力する。
商業機密論争システム (HYPO)	Kevin. D. Ashley ほか (Massachusetts 大学)	1987年	商業機密を対象として、商業機密違反の記述を与えると、類似する事例および対立する事例のラティスが生産される。
料理プランニング システム(CHEF)	Klistian. J. Hammond (Yale 大学)	1986年	料理のプランニングを対象としており、希望する素材と味を入力すると、料理プランが示される。
テレックス分類システム (Separator)	(Cognitive Systems 社)	1988年	自由形式の銀行テレックスを13カテゴリーに正しく分類する。同じ目的のエキスパート・システムに比べ、開発期間が6分の1に短縮された。
機械調整システム	中村孝太郎 (日本たばこ産業)	1989年	たばこ製造機械を対象として、対話型CBRモデルに基づく調整支援を行っている。
プラント診断システム	石田好輝 (京都大学)	1989年	プロセス診断を対象として、動的メモリ上での事例ベース診断の方式を提案している。事例の操作に関して種々の方法を提案している。
法的推論システム (HELIC-II)	新田克巳ほか (ICOT)	1990年	解釈の分析と事例ルールによる事例の表現方法、論理の構築方法を考察し、法的推論のための推論エンジンを開発している。
データベース検索条件 生成システム	阿瀬 始ほか (NKK)	1990年	データベースに対する検索条件の生成過程を知的に支援するために、誘導類推に基づくシステムをProlog上に実装している。
設計支援システム (SUPPORT)	仲谷善雄ほか (三菱電機)	1991年	受注生産型の標準機械製品を対象として、仕様書作成、特殊使用の機能への展開及び機能の部品への展開を支援する対話型システムである。
電力系統事故時復旧支援 システム	奥田健三ほか (宇都宮大学)	1991年	電力系統の事故復旧を支援する。学習機能を付与することにより、事例を自動的に洗練化する方法を提案している。
コーパス解析に基づく 事例ベース・パーザ	島津秀雄ほか (日本電気)	1991年	フレーズ・ベースの自然言語解析システム構築のための知識獲得機構であるコーパス解析システムにCBRを応用している。
計算機室のレイアウト	吉浦 裕 (日立製作所)	1991年	事例ベース推論による知識獲得の容易化を目的とし、計算機室レイアウトの問題を対象にCBRシステムを開発している。
モータ設計	服部雅一ほか (東芝)	1991年	誘導モータを対象、複数事例を組合わせて効率的に設計作業を実行するシステムを開発している。

3. 事例からの知識獲得

NII-Electronic Library Service

点検観測知識は、それぞれ EBL における例題、領域理論および操作性規範の各構成要素に対応する。EBL によって事例から生成される操作的診断知識と運用技術者から獲得した対応する経験的診断知識の間で差異分析を行うことにより、経験的診断知識の洗練化を行うことができる。

図7 知識コンパイル・知識洗練化の枠組み

以下では、前節で取り上げたシガレット製造機の故障診断と同じ問題に対して、知識コンパイルと知識洗練化の実際を紹介する。

例題としての故障診断事例

故障診断事例は、次の4項組で表現されるものとする。

故障診断事例 = (異常, 兆候, 原因, 評価)

ここで、兆候とは原因と異常を結ぶ因果的パスの上に存在する観測可能な特性項目に関する観測結果をいう。兆候には、肯定的兆候と否定的兆候の2種が考えられる。「のり付け位置が振れる」は肯定的兆候の例であり、「ヒータには特に問題はない」は否定的兆候の例である。否定的兆候は、同じ異常を引き起こす他の原因を排除するために使われる情報である。

異常、兆候及び原因の具体的な内容の違いにより、故障診断事例の中には、知識に近い一般的なものから、詳細な情報を含む特殊なものまで、多くのバリエーションが存在する。また同じ状況に対しても、専門家が異なれば認識の仕方が異なる。運用技術者は、実際に診断作業を行うという観点から、兆候等に関して操作的な情報の把握を優先させる傾向があるのに対し、機械技術者は、構造

や機能に関するメンタルモデルに基づいて、因果的連鎖を考慮した情報の把握を優先させる傾向がある。

したがって、故障診断事例を知識洗練化に活用するためには、事例の正当性や操作性を検証した上で、適切に洗練化のための情報を抽出し、利用する必要がある。

領域理論としての因果的知識

因果的知識とは、対象とする機械のシステム構造および構成要素機能に基づくもので、構成要素間の因果的な関係を表わす知識をいう。機械技術者は、因果的知識を使って、原因、兆候および異常の間の因果的連鎖を把握することを試みる。

ある構成要素の特性項目の変化が、これにつながる別の構成要素の特性項目に影響を及ぼすとき、両者の間に因果的関係が存在するとみなし、このような因果的関係の集まりを因果的診断知識と呼ぶことにする。因果的知識は、故障診断事例の正当化およびその一般化のために利用される。

操作性規範としての点検観測知識

点検観測知識とは、機械の構成要素の特性項目を点検観測する場合に可能な点検観測方法、これに基づく観測容易性および診断戦略的な重要性に関する情報を与える知識をいう。因果的知識を使って故障診断事例を説明することにより得られる説明構造を一般化・操作化する上で、点検観測知識が有用である。点検観測知識は、観測容易性と戦略的重要性の2種類からなる。

観測容易性とは、ある特性項目に関する点検観測の方法に対して、その実行容易性の相対的な評価値を規定するもので、観測手段と観測条件の組み合わせにより、ランク付けが可能である。

戦略的重要性は、ある特性項目を観測することにより、その結果が原因の同定にどれ程寄与するか相対的重要性を規定する評価値である。例えば、機械技術者は、診断対象をシステムの観点から、構造と機能の階層的關係に着目して、階層構造の上位側から順次、原因の可能性のある部位をできるだけ後戻りのないように、原因の候補を絞り込むことを行っており、また原因の選別効果の

高い特性項目を優先して観測する傾向が観察される。戦略的重要性は、このような機械技術者がもつ効率的な診断を遂行するための制御知識を反映するものである。戦略的重要性は、診断効果の範囲および診断効果の強さからなる。診断効果の範囲は、ある特性項目の観測がどれだけ広い範囲の原因同定に寄与するかを表わす。これは、概念階層的知識を参照することにより、評価可能である。

診断効果の強さは、ある特性項目の観測が、原因を含む可能性のある因果的パスの選別にどれだけ寄与するかを表わす。これは、専門家が先験的にもつランク付け情報を利用することや、観測結果により選別される原因の定量的情報を利用することにより、評価可能である。

知識コンパイル

EBL の枠組みのもとで、例題としての故障診断事例は、領域理論としての因果的知識を用いて説明され、さらに操作性規範としての点検観測知識により操作的診断知識に変換することができる。操作的診断知識の生成は、つぎの手順により行われる。

1) 説明構造の生成

説明構造の生成とは、入力された事例を因果的知識により証明し、説明構造を得ることである。因果的知識による証明とは、事例が含む原因、異常、兆候に関する情報を用いて、因果的連鎖(因果的パス)を求めることである。通常、因果的パスは複数存在する。説明構造は、このような複数の代替的な因果的パスを含む。

2) 説明構造の縮約

説明構造の縮約とは、説明構造に対し操作性規範(観測容易性および戦略的重要性)を適用することにより構造的な一般化を行うことである。すなわち縮約された説明構造は、因果的知識が事例と操作性規範に基づき操作化されたものとみなすことができる。

構造汎化の過程は次の手順からなる。

①説明構造全体に対して観測不可能なノードの除去を行う。

②説明構造上で分岐のないリンクごとに複数の

ノードを任意個のノードにまとめる。

③診断効果の範囲を考慮して、部品階層上の位置の高いノードから順次、観測容易性と診断効果の強さのトレードオフを考慮して選択操作を繰返し、最終的に任意個のノードを残す。

3) ルールへの変換

縮約された説明構造は、事例に含まれる原因から異常にむかう操作性の高い因果的パスの集合である。本方式では、組み合わせ的問題をおさえて操作的診断知識を生成するために、この縮約説明構造を用いて、異常から原因にむかう診断ルールへの変換を行うことができる。

以上の処理により、故障診断事例から操作的診断知識が生成される。ここで生成された操作的知識は知識洗練化のために利用される。

知識洗練化

知識コンパイルにより獲得された操作的診断知識は、経験的診断知識の洗練化に用いることができる。洗練化は操作的知識とこれに類似の経験的知識とを比較し、その差異分析結果に基づき行なわれる。

経験的知識の洗練化は、まず差異分析結果に基づき因果的正当性に関して行い、その上で兆候情報の因果的知識による分析に基づき一般化や特殊化に関する洗練化が行われる。

ある異常 F とある原因 C を結びつける操作的知識を K_o 、対応する経験的知識を K_h とするとき、 K_o と K_h の条件部の間には条件要素の包含関係により 4 通りの場合がある。

1) K_o と K_h が同じ場合

操作的知識が経験的知識の正当性を証明したことになり、経験的知識の使用時の優先度等に反映される。

2) K_o が K_h より一般的な場合

操作的知識が経験的知識より一般的であることを意味する。事例情報に立ち返った分析により過剰一般的でないことが確認されれば、両知識の差異情報から、経験的知識を一般化することが可能である。

3) K_o が K_h より特殊な場合

操作的知識が経験的知識より特殊であることを意味する。事例情報に立ち返った分析により過剰特殊でないことが確認されれば、両知識の差異情報から、経験的知識を特殊化することができる。

4) 2), 3)以外で共通部分をもつ場合

2)と3)の両方に該当する場合である。

5) 共通部分をもたない場合

操作的知識は新しい原因や異常のための知識であることを意味し、新知識の獲得を行なったことになる。

実行結果と評価

事例ベースに格納されている89個の調整事例に対し本システムによる知識洗練化処理を行ったところ、表2に示す結果が得られた。ルール数にして計213個の操作的診断知識を生成することができ、計68個の経験的診断知識の洗練化を行うことができた。このうち30の事例について新知識の獲得が行われ、79個のルールが生成された。なお、1つの事例については因果的知識が不十分であったために知識化に失敗した。

3.3 EBLにおける不完全理論問題

これまで、EBLで使われる領域理論は暗黙のうちに完全(perfect)であることが想定されてきた。しかし、現実には、完全な領域理論を事前に設定することは困難である。EBLにおける不完全理論問題(Imperfect Theory Problem)は、つぎのような副問題からなる。

1) 非操作的問題(Nonoperational Problem)

非操作的な領域理論を操作的なものに置き換えることが問題とされる。

2) 矛盾問題(Inconsistent Problem)

負例であるにもかかわらず、目標概念の具体例であると証明してしまう場合で、領域理論は特殊化されなければならない。

3) 制御不能問題(Intractable Problem)

理論的には、説明構造の生成が可能であるが、計算量的な理由から、事実上、説明構造がつけられない場合で、制御可能とするための工夫がなされなければならない。

4) 不完備問題(Incomplete Problem)

正例であるにもかかわらず、目標概念の具体例であると証明できない場合で、領域理論は一般化されなければならない。

不完全理論問題を解決するためには、EBLとSBL(Similarity-Based Learning)の融合・統合が必要であり、現在、統合化を指向する研究が種々なされている。

4. 統合的問題解決の実現に向けて

本稿では、これからの問題解決および知識獲得の方式として事例に基づく推論および事例からの知識獲得が重要であるとの認識から、事例ベース推論と説明に基づく学習を中心に適用事例をまじえながら議論してきた。

エキスパートシステムにおける問題解決は、今後、統合化を指向することになるであろう。

図8に統合的問題解決の一般的枠組みを示す。

図8では、問題解決パラダイムとして、RBR,CBR

表2. 事例による知識洗練化の効果

分 類	故障診断事例	操作的診断知識	洗練化された経験的知識
経験的知識の正当化	7 事例	7 ルール	7 ルール
経験的知識の一般化	9 事例	15 ルール	9 ルール
経験的知識の特殊化	31 事例	73 ルール	40 ルール
経験的知識の一般化・特殊化	11 事例	39 ルール	12 ルール
新知識の獲得	30 事例	79 ルール	
知識コンパイルの失敗	1 事例		
合 計	89 事例	213 ルール	68 ルール

および MBR の 3 つが示されている。MBR を探索型問題解決に置き換えることにより、この枠組みは計画や設計などの合成型問題領域にも実現可能である。

これら 3 種の推論方式は、一つが失敗したら、ほかに切り換えるという弱い結合形態ではなく、互いに協調を取りながら相補的に実行することにより、全体として、信頼性が高く、かつ効率的な問題解決につながるように構成されるべきである。

図 8 統合的問題解決の枠組み

参 考 文 献

(1992年 7 月 27 日 受付)

- [Schank 82] Schank, R.C.: Dynamic Memory: A Theory of Reminding and Learning in Computers and People, Cambridge Univ. Press (1982).
- [DARPA 88] Proc. of a Workshop on Case-Based Reasoning, sponsored by DARPA(1988).

[問い合わせ先]
〒227 横浜市緑区長津田町4259
東京工業大学 総合理工学研究科
知能科学専攻
小林 重信
TEL: 045-922-1111(内線)2648
FAX: 045-922-2666

著 者 紹 介

小林 重信 (こばやし しげのぶ)

東京工業大学総合理工学研究科知能科学専攻

1974年東京工業大学大学院博士課程経営工学専攻修了。同年4月、同大学工学部制御工学科助手。1981年8月、同大学大学院総合理工学研究科助教授。1990年8月、教授、現在に至る。知識システム、問題解決と推論制御、知識獲得と学習などの研究に従事。人工知能学会、計測自動制御学会、情報処理学会などの会員。