

説明づけにガイドされた帰納的知識獲得システム: KAISER

4E-3

—変圧器異常診断への適用—

辻野 克彦 西田 正吾
 三菱電機(株) 中央研究所

1. はじめに

知識ベースを帰納的あるいは演繹的学習により計算機自身に自動生成させようとする方法は、知識ベースシステムの構築の際に避けて通れない障害とされる知識獲得の問題に対処するうえで、最も効果的で魅力的な考え方の1つであろう。しかし、現実的な問題に適用しようとすると、十分な質と量の例題が得られない、生成される知識が専門家の目、すなわち、理論的観点から見て理解・納得できるものにならない場合が多く、信頼性を求められる問題に適用することに抵抗があるなどの問題が存在し、知識の完全な自動生成は事実上不可能であると言わざるを得ない。

ところが一方で、筆者らが帰納的学習システムの構築と評価を通して得た経験によると、人間の専門家は、不完全な学習結果や学習過程を見ることにより、忘れていた例題や学習結果が不完全であると思うに至らせた領域知識を比較的容易に思い起こすことができることが明らかになった。これはすなわち、学習はそれ自体が知識生成の手段として有効であるのみならず、専門家に新しい例題や領域知識を思い起こさせるための手段としても有効であることを示している。

本稿では帰納的学習を知識獲得に必要なネタを提供する問題解決機構と捉え、これに基づく知識獲得支援システムKAISER(Knowledge Acquisition Inductive System promoted by Explanatory Reasoning) [1][2] の概要について述べるとともに、このシステムを油入変圧器の診断に適用する例について検討を加える。

2. 知的インタビューと学習

図1にKAISERにおけるインタビューと帰納的学習・演繹的学習の関係を示す。専門家から得られた例題に基づき帰納的学習により生成された知識を、同じく専門家から得られた領域知識に基づき演繹的に説明付けることにより、帰納的学習の結果を解釈

し、様々な意味的・内容的な問題点を抽出することができる。

KAISERではそのような問題点を意味的不都合と呼ぶ。また、帰納的学習の過程で生じた解決不可能な状況や、説明付けの失敗など、学習対象の内容とは直接関連しない学習処理上の問題点を構造的不都合と呼ぶ。

これらの不都合は専門家が帰納的に学習された結果(KAISERにおいては決定木)を見たときに感じる「何處か変だ」・「何だか変だ」といった疑問点に対応付けることができる。そこで、それらの疑問点と不都合の関係を整理することにより、検出された不都合を基に専門家に対して不足している知識を示唆するような知的な質問を行なうことができると考えられる。これがKAISERの基本的な考え方である。

3. 知識獲得システムKAISER

図2にKAISERの構成図と知識獲得処理の流れを示す。帰納的学習部は例題データベースに蓄えられている例題から決定木を生成する。不都合検出部は領域知識ベースと不都合知識ベースに蓄えられている知識に基づき、構造的・意味的不都合を検出する。領域知識ベースには学習対象に関する主要な因果関係や属性に関する各種情報などが格納されている。この知識ベースは知識獲得の初期状態において空であっても、わかる範囲で記述されていても良い。

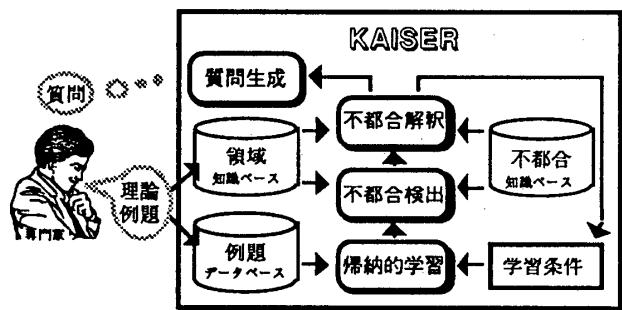


図2 KAISERの構成

Inductive Knowledge Acquisition guided by Explanatory Reasoning: KAISER

— Application to electric transformer diagnosis —

Katsuhiko TSUJINO and Shogo NISHIDA

MITSUBISHI electric corporation

これが空の場合でも KAISER は構造的不都合だけに基づきインタビュを進め、例題・領域知識の両者を獲得することができる。不都合解釈部は検出された不都合を分析し、それらが生じた理由、および、それらを解消する方法を提案する。その結果は質問生成部で質問文に変換され、専門家に提示される。システムの詳細に関しては文献[2]を参照されたい。

4. 油入変圧器の異常診断への適用

油入り変圧器において、油中でアーク放電・部分放電・異常加熱などの現象が起こると、油が分解され H_2 , CH_4 , C_2H_2 , C_2H_6 などのガスが生じる。このため、このガス組成を調べることにより異常の状況を診断できる。このような診断知識を整理しシステム化しようとする試みもなされてきた[3]が、その知識が経験的なもので正確な理論的根拠は得られないことに加え、異常の発生数も多くないため、専門家が自らの知識を頼りに様々な形式化を試みてきた。

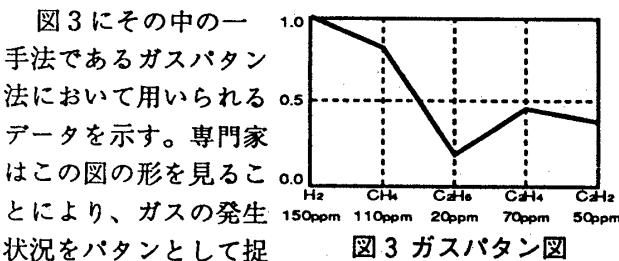


図3 ガスバタン図

属性
 $H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2, H_2_CH_4, H_2_C_2H_6, H_2_C_2H_4, H_2_C_2C_2, CH_4_C_2H_6, CH_4_C_2H_4, CH_4_C_2H_2, C_2H_6_C_2H_4, C_2H_6_C_2H_2, C_2H_4_C_2H_2, DOMINANT$

属性値
 $H_2 \text{から} C_2H_2 \Rightarrow \text{絶対値 } 5 \text{段階評価 (LL,L,M,S,SS)}$
 $H_2_CH_4 \text{から} C_2H_4_C_2H_2 \Rightarrow \text{相対関係 } 3 \text{値 (LEFT, EVEN, RIGHT)}$
 $DOMINANT \Rightarrow \text{最多ガス名}$

図4 ガスバタン記述法

領域知識としては次のようなガス発生に関する原理的な知識を与えた。(1) アーク放電が起こると分子量の小さなガス (H_2 , CH_4 , C_2H_2) などが多く生じる。(2) CH_4 が H_2 よりも C_2H_2 よりも少ないとき部分放電であることが多い。(他3)

図5に40個の例題から生成された決定木を示す。この木の中にはノード17以下やノード11のように統計的・構造的に見て分離状況の悪い部分(構造的不都合)が検出される。またノード25のように、領域知識で説明されるクラスと帰納的学习の結果(例題

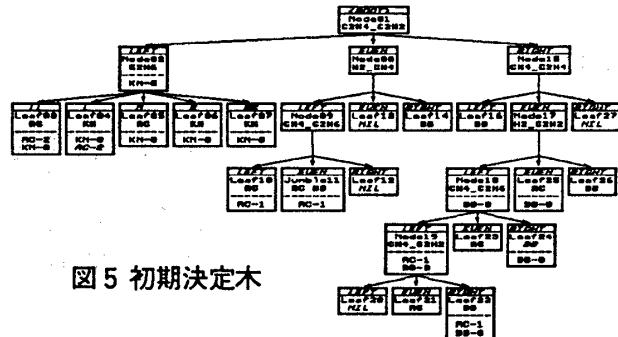


図5 初期決定木

のクラス)が異なるような問題(意味的不都合)も検出されている。そのような不都合に基づく質問の一部を図6に示す。また、図7にはこの質疑を通して洗練された最終的な決定木を示す。

ANOTHER-SF-<BB-0>をはじめとする領域知識の中にはノード25のクラスACを裏付けるものはありません。

提案 このリーフを属性H2_C2H6に関するノードに交換することによりクラスACを裏付ける領域知識<AC-1>を成功させる。

選択肢 0) 提案を受け入れる。

1) このノードのクラスを<BB-0>に基づきBBとする。

2) 新しい領域知識を与える。……(他3)

選択 [default 0]: 0

NOISY-NODE> ノードNo.19は雑音の影響を強く受けているようです。

提案 このリーフのリンクLEFTを属性値の順序 LEFT=>(EVEN)に従い兄弟ノード23へ張り替える。

選択肢 0) 提案を受け入れる。

1) 最大兄弟リーフ23のクラスACのリーフとする。

2) 正解クラスを指定する。……(他4)

選択 [default 0]: 1

図6 不都合に基づく質問の例

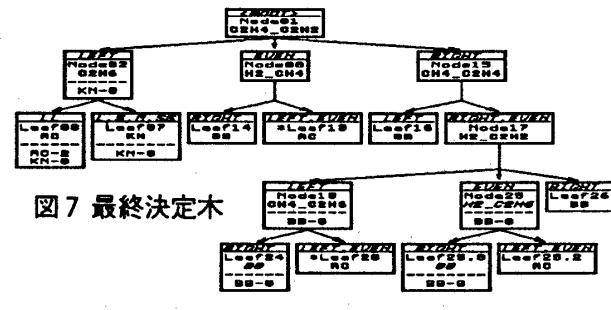


図7 最終決定木

5. まとめ

演繹的説明づけと帰納的学習とを統合した知識獲得システム KAISER について述べた。このシステムでは統合過程で生じる理論的・経験的問題点を不都合と捉え、これに基づき専門家に知的な質問を行なうことができる。また、このシステムを変圧器の異常診断に適用する例について述べた。

参考文献

- [1] "帰納的学習と対象知識を用いた知識獲得システム : KASIER", 江野他, 平成2前期情処全大(1989).
- [2] "領域知識に基づく説明解釈機能を備えた帰納的知識獲得支援システム : KAISER", 人工知能学会研究会, AIシンポジウム90 (1990)
- [3] "油中ガス分析による油入機器の保守管理", 電気協同研究, Vol.36, No.1 (1980).