

## 機械学習を用いた 変電所機器構成設計システムの開発

松田聖 矢部邦明  
東京電力㈱

小林正明 山田直之 小林康弘 伊藤順子  
㈱日立製作所

機械学習で獲得した知識の利用により効率的に変電所構成の最適化を行う、変電所機器構成設計システムを開発した。本システムでは、構成候補絞り込みのための知識を演繹的学習(EBL)、各候補の検査手順決定のための知識を帰納的学習(SBL)によって獲得する。しかし、学習に必要な背景知識(領域理論)を予め入力する従来のEBLでは、領域理論を事前に完備することが困難である。そこで、領域理論の記述を汎用的なフレーム部分とそれ以外に分離できることに着目し、学習途中に、物理法則等に基づく手続きによってフレームを具体化し、領域理論を自動生成する手法を開発した。

線路総本数9本の変電所を例題として本システムの検証を行った結果、数千個の領域理論を網羅的に入力する代わりに、領域理論のフレーム8個、具体化手続き7件を入力することで、構成候補絞り込みのための知識486個を自動的に獲得できた。また、獲得した知識の利用により、最適解を見落とすことなく、問題解決時間を約1/90に削減できることを確認した。

### *Development of a Transformer Substations Design System Applying Machine Learning*

Satoshi Matuda, Kuniaki Yabe  
Tokyo Electric Power Co.

Masaaki Kobayashi, Naoyuki Yamada,  
Yasuhiro Kobayashi, Junko Itou  
Hitachi Ltd.

A knowledge based system which automatically acquires knowledge for speeding up the search of the best structure has been developed for the configuration design of transformer substations. A combined machine learning technique is employed for knowledge acquisition in this system: deductive learning (EBL) for structure pruning knowledge, and inductive learning (SBL) for structure testing knowledge.

One of the major issues of deductive learning is the acquisition of complete domain theory; background knowledge for learning. As it is composed of thousands pieces of knowledge due to the combinatorial characteristics of the design, we propose a new method to produce the domain theory completely and automatically on the bases of concise physical principle for electric circuits.

Application of the system to realistic design problems confirmed the usefulness of knowledge acquisition automation and the improved efficiency of design problem-solving: (1) With input of 8 domain theory frames and 7 modules, instead of thousands of domain theories, the system acquired 486 knowledges. (2) This knowledge cuts CPU time of the problem solving by 98.9% without missing the best structure.

## 1. はじめに

知識処理システムの性能は、その知識ベースに依存するが、質、量ともに十分な知識を獲得することが困難な問題も多い。そこでシステムに学習機能を付与し、問題解決の事例から知識を獲得する機械学習の研究が注目されている。

本研究では、母線の定格電流が必要最小限となる変電所構成を、知識処理によって効率的に決定する変電所機器構成設計システムを開発した。このシステムでは、専門家へのインタビューからは獲得困難な知識を多数必要とするために、知識獲得に機械学習法を適用している。機械学習は大きく演繹的学習と帰納的学習とに分類でき、その代表的なものとして、前者には「説明に基づく学習」(EBL)、後者には「類似に基づく学習」(SBL)がある。

EBLについては、1985年に Mitchellらによってその基本概念が提案[1]されて以来、現在までに盛んに研究が行われてきた。近年、診断、設計問題を中心にEBLの適用[2][3][4]が試みられており、基礎研究から、適用研究のフェーズへと移行しつつある。しかし、EBL適用上のボトルネックとして不完全領域理論問題[1][5]が指摘されており、実用規模の問題に適用可能な水準には至っていない。

また、SBLに関しては獲得する知識の正当性が保証されないため、変電所機器構成の設計のように、厳密な最適解を要求される設計問題に対して適用された例はなかった。

本研究では、EBL、およびSBLによって獲得した知識を、組合せ最適化の問題解決時に、それぞれ候補の絞り込み、候補の評価手順の決定に利用することで、目的関数の値が最小の解を見落とさずに問題解決を効率化する手法を開発した[6]。また、EBLの適用においては、上記の不完全領域理論問題に対する一解決策として、学習途中に物理法則等に基づく手続きから領域理論を自動生成する手法を開発した。

本稿では、開発した機械学習の適用手法、および変電所機器構成設計システムを実用規模の設計に利用した場合の知識の利用効果について述べる。

## 2. 変電所機器構成設計問題への機械学習の適用

### 2.1 変電所機器構成設計問題

図1に、変電所機器構成設計システムの設計対象である275kV級の変電所構成例を示す。変電所は、甲側、乙側各2本の母線と、甲乙の母線を接続するブスタイ、および母線と接続する電源線(以下Iと表現する)、付加側の送電線(L)、変圧器への送電線(T)とから構成される。

変電所機器構成設計問題とは、各線路の容量が与えられたとき、電力の供給信頼性確保という制約のもとで、母線の定格電流を必要最小限にすることによって変電所の設備コスト低減を図る組合せ最適化問題である。

図1の変電所においては、電力の供給信頼性を確保するために、例えばある電源線の遮断事故時、そこに流れていた潮流は他の電源線から供給する。また、例えば母線甲1が遮断した場合は、そこに接続している全線路の接続を乙1に切り替える。そのた

め、設計において母線の容量(太さ)を決定する際には、通常運転時よりも大きな潮流に耐えられるようにする。従来の設計では、母線の容量を、母線も含む2種類の線路2本(例えば母線と電源線1本ずつ)が同時に遮断するような全ての事故にも耐えられるよう決定している。このため、各種の線路やブスタイが母線に対してどの順序で接続するかによって各部分の母線容量は異なる。

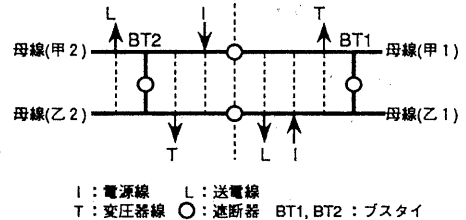


図1 変電所機器構成の例

一方、変電所の設備コストは各区間の母線の容量の総和に大きく依存し、またこの値は、事故時に各母線区間に流れる最大潮流値の総和と比例関係にある。実際に設備コスト高低の指標としては「各区間の最大潮流値の和」が用いられており、本稿でもこれを最小化すべき目的関数とし、目的関数最小の構成を最適解とする。

### 2.2 従来手法と知識獲得のニーズ

従来は専門技術者が、経験的な知識に基づいて最適解の候補を絞り込み、その中から最大潮流値の和が最小の構成を解として求めていたが、それが真に最適解であるという保証はなかった。そこで、専門技術者の負担を軽減するとともに、最適解を見落とさないために、変電所の機器構成の設計を計算機によって支援するニーズがある。

最適解を確保するための処理は、考えられる全変電所構成に対して、2種類線路同時遮断の事故ケース全てを想定して母線の区間毎の潮流を計算し、これら全ての事故に耐えられるように母線や遮断器の容量を決定してコストを算出するという網羅的な生成検査法がベースとなる。しかし、この方法では、事故ケースの評価件数の組合せ爆発という問題がある。例えば、線路総本数が9本である最大規模の条件では、設計上の制約を考慮しても、網羅的な組合せで $5.6 \times 10^7$ 回もの事故ケース評価が必要である。

実際の設計においては、条件を変えて試行錯誤的に設計を進めることもあるため、システムの応答時間は極力短縮する必要がある。設計現場の要請によると、最大規模の問題に対し、1MIPS相当のWSでも1日以内で処理することが必要であり、これは、評価すべき事故ケース数を2桁削減することに相当する。

そのために、システムにも上記専門技術者の知識に相当する知識を持たせ、知識処理による絞り込みを行う手法が考えられる。しかし最適解を見落とさないためには、後に説明するように、数千個程度の知識が必要となる。ところが、専門技術者はこのような具体的な知識を体系的に整理した形で所有しているわけではないため、インタビューによってこれ

らの知識全てを獲得することは困難である。したがって、設計の事例から、知識を自動的に獲得する機械学習法の適用に着目する。

### 2. 3 問題解決の効率化のための知識とその獲得手段

網羅的な生成検査法をベースとした問題解決は図2のように、まず解の候補を生成し、次に各候補が最適解となりえるかどうかを評価するという生成検査法である。処理の中では次に示すように、解の候補である変電所構成の絞り込みと、各構成の目的関数計算のために評価すべき事故ケース数の絞り込みとの2通りの効率化が可能である[6]。

#### (1) 構成絞り込み用知識

知識の利用により最適解を見落とさないためには、論理的に正当な知識でなければならず、知識獲得手段としてEBL[1]を採用する。EBLは、訓練事例を領域理論と呼ばれる背景知識によって説明し、その説明の履歴である説明構造を一般化することによって論理的に正当な知識を獲得する手法である。

変電所構成をある共通の構成上の特徴によって分類し、各グループから目的関数最小となる構成を求めた例をEBLの訓練事例とし、電気回路に関する物理法則から導かれる知識を領域理論とすることで、後述するように、図3に示すような知識を獲得できる。これは、各グループの中で目的関数最小となるための条件を与える知識[6]である。图中、例えば甲母線に接続する変圧器線はT(甲)のように表現する。図3では、右側2本の線路がT(甲)とL(甲)(順不同)であり、その他の部分は任意であるような構成グループG(以下、 $\langle \text{any} \rangle \{L(\text{甲}), T(\text{甲})\}$ のように表現する)を、線路の接続順序が端へ向かってL(甲) $\rightarrow$ T(甲)であるグループ $g_1$ ( $\langle \text{any} \rangle \{L(\text{甲})T(\text{甲})\}$ と表現)と、T(甲) $\rightarrow$ L(甲)であるグループ $g_2$ ( $\langle \text{any} \rangle \{T(\text{甲})L(\text{甲})\}$ と表現)とに分類している。この知識は、 $g_1$ の目的関数の方が小さいために、最適解を求めるには $g_1$ のみを評価すれば良いことを示している。

#### (2) 事故ケース絞り込み用知識

目的関数の大小比較においては、一般に母線に流れる潮流値の大きな事故ケースから評価した方が少ない事故評価件数で済むため、評価する事故ケース数は、評価順序を変えることによって削減できる。そのための知識には次のようなものがある。

(i) 優先的に評価すべき厳しい事故ケースを選択する知識

(ii) 後回しにして評価すべき影響の小さな事故ケースを選択する知識

これらの知識には、事故ケースの評価順序の決定に利用するため論理的な正当性は要求されない。極論すると、仮に獲得した知識が不正確なものであっても評価件数の削減効率が向上しないだけで、最適解を見落とすことはないからである。そこで学習方法としては、論理的に正当な知識は得られないが領域理論の入力が不要なSBLを採用する。これは多数の事例からある概念(例えば、厳しい事故ケースであること)を満たす事例の条件を、分類によって帰納的に学習する手法である。分類には、Quinlanの学習システムID3で用いられている決定木による分類手法[7]を採用した。様々な属性によって事故ケースを分類した結果、図4に示すように遮断した線路の種類、電源線と送電線の並び順などの属性

を用いることで、事故ケース絞り込み用知識を獲得できることがわかった。

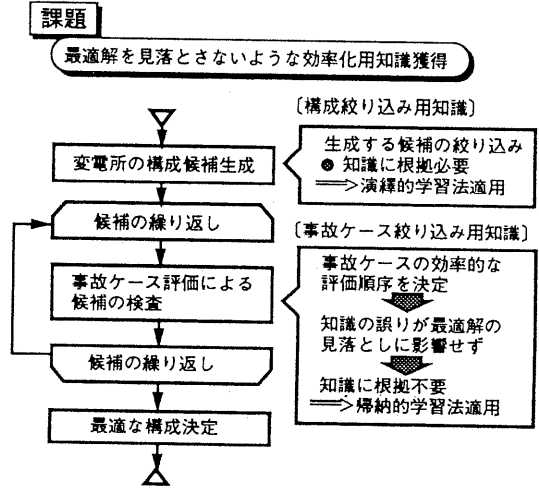


図2 機械学習法適用のアプローチ

```

if (構成線路は、電源線；l(甲), l(乙)、送電線；L(甲), L(乙)
    変圧器線；T(甲), T(乙))
かつ (線路の潮流値は、電源線；i、送電線；I、変圧器線；t)
かつ (0.0 ≤ I / t ≤ 1.0)
then (構成グループ <any>{L(甲), T(甲)} の中で、コスト最小のものは
    <any>{L(甲) T(甲)})
    
```

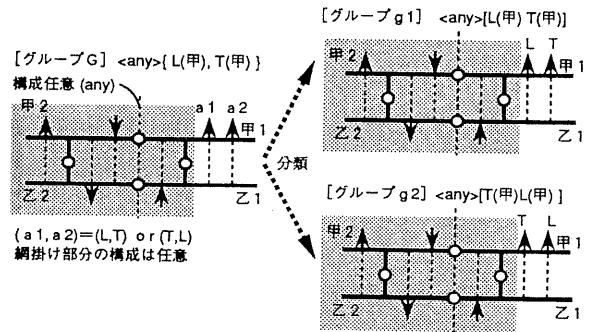


図3 構成絞り込み知識の例

if 母線停止時の回路で、電源線lと送電線Lの並び順がL L L L  
then 電源線遮断事故を優先的に評価する

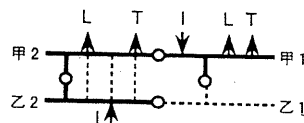


図4 事故ケース絞り込み知識の例

### 3. 機械学習による知識の獲得

#### 3.1 EBLによる構成絞り込み知識の獲得

図3に示すような知識を獲得するためには、知識の結論部の条件(図3の then以下の記述)が成立するような事実が、訓練事例として必要である。そこで、ある共通の特徴を持った構成のグループGをさらに分類し、Gの中で目的関数最小の構成を含むグループ $g_1$ を求め、この事実を学習のための訓練事例とする。

EBLによって学習を行うには、例えば図5に示すような電気回路に関する物理的知識を領域理論として用い、 $g_1$ がグループGの中で目的関数最小の構成を含む理由を説明する。この領域理論は、キルヒホッフの第一法則から導かれるものである。説明の内容は変電所構成間の目的関数の大小比較であるから、この場合のEBLは、解の品質の比較による学習[4]といえる。

#### 3.2 領域理論の不完備問題への対策

##### (1) 変電所機器構成設計問題における不完備問題

本問題に従来のEBLを適用する場合、図5のような領域理論があらかじめ学習システムに入力されていることが前提である。この領域理論は、ある特徴(図の場合は右端2本がTとLであること)を持つ変電所構成における特定箇所の潮流値を一般的な数式によって与えるものである。これに含まれる数式は、対象としている構成、及び事故ケースの特徴が与えられてから初めて決定するものであり、汎用性には乏しい。またこれが、厳密性を保証した上での、領域理論の汎用性の限界でもある。

しかし、あらかじめ全ての訓練事例のパターンを想定し、説明に必要な領域理論を全て網羅することは非常に困難である。これは、EBL適用上のボトルネックである不完全領域理論問題の一つで、不完備問題(Incomplete Problem)[1][5]と呼ばれる問題である。

##### (2) 不完備問題への対策

従来のEBLの適用研究における不完備問題への対策は、辻野ら[3]による学習システム"KAISER"にみられるように、ユーザへのインタビューによる知識の補充が中心であった。また、荒木ら[8]は、背景理論と呼ばれる知識ベースから領域理論へ、不足した知識を移転するという手法を提案している。しかし、実用規模の変電所機器構成設計にこれらの対策を適用する場合、前者はユーザの負担が大きいこと、後者は背景理論を移転可能な知識の形で用意することが困難であることから、新たな対策が必要である。

本稿では、変電所機器構成設計問題の次の特徴に着目し、不完備問題への新たな対策を提案する。

- (a) 基本的な内容は共通だが、構成や数式の記述などの一部(事例依存部分)が異なる領域理論が多数必要である。
- (b) 事例依存部分は決まった手続きによって求められる。

以上の特徴から、学習前に領域理論を全て入力するのではなく、学習中に領域理論を自動生成する手法を開発した。

##### (3) 領域理論の自動生成手法

構成絞り込み知識獲得のためのEBLの領域理論として、図5のように、知識の記述形は共通である

が事例依存部分について多数のパターンの知識が必要となる。この共通部分を「領域理論のフレーム」と呼ぶことにする。領域理論は、事例依存部分が未知のフレームについて、事例依存部分を補充することによって作成できる。したがって、「領域理論のフレーム」、及び、事例が与えられる度に事例の特徴から「事例依存部分を求める手続き」を入力しておくことによって、図6に示すように領域理論を学習中に自動生成する。

```

if (構成線路は、電源線；l(甲), l(乙)、送電線；L(甲), L(乙)、
    変圧器線；T(甲), T(乙))
かつ (線路の潮流値は、電源線；i、送電線；I、変圧器線；t)
then
  構成 (i) <any>[[甲]L(甲)]の甲側区間において、
        (ii) 乙1母線停止時
        (iii) 区間よりも左側の送電線が遮断したときの潮流値は、
        (iv) 2Iである)
  
```

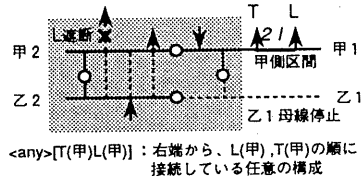


図5 EBLの領域理論の例

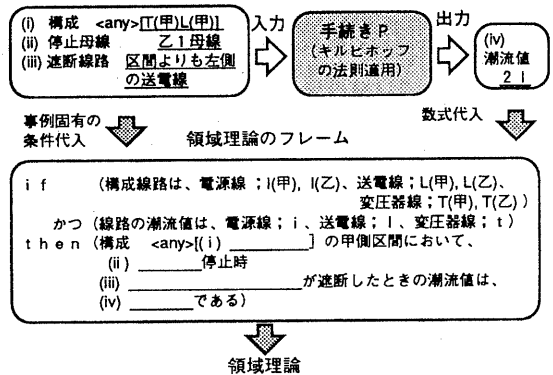


図6 領域理論の自動生成手法

領域理論のフレームは、知識の条件部、結果部に記述されるべき項目を定めてはいるが、各項目の具体的な内容が未定である点で、通常の領域理論とは異なる。例えば図6のフレームからは、(i)母線停止時の線路の並び (ii)事故時の停止母線 (iii)遮断する線路の条件と、(iv)ある箇所における潮流値との間に因果関係があることはわかるが、その具体的な関係は不明である。しかし、(i)(ii)(iii)の情報から、(iv)に該当する記述を数式の形で求める手続きPは、キルヒホッフの第一法則によって定型化できる。この手続きをプログラムの形で学習システムに与えておく。

事例が与えられれば、(i)(ii)(iii)の事例の情報を入力として手続きPを起動することにより、図5と同様の領域理論を作成できる。すなわち、領域理論を網羅的に入力しておく代わりに、これを領域理論のフレームと事例依存部分を求める手続きとに分

割して入力しておくことで、基本部分の共通な多数の領域理論を完備することができる。

### 3.3 改良したEBLの処理

領域理論をフレームと手続きに分離して使用するEBLの処理手順を図7に示す。このように分離することにより、手続き起動による数値の数式化処理が加わった点が従来のEBLと異なる点である。

また、EBLにおける入出力を図8に示す。図8(1)の目標概念は、「右端の2箇所に接続する線路が $x_1, x_2$ のとき、これらが端から順に $y_2 \rightarrow y_1$ の順(ただし $(y_1, y_2) = (x_1, x_2)$ または $(x_2, x_1)$ )に並んでいる場合に、構成のコストが最小になる」というものである。

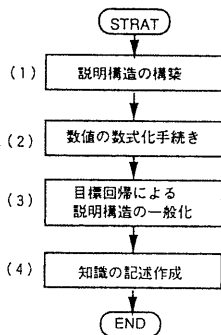


図7 改良したEBLの処理手順

一方、図8(3)の訓練事例は、T2, T3に記述された設計条件のもとで、図2の構成グループ $g_1$ とグループ $g_2$ とを、実際の潮流計算によって目的関数の大小比較した結果を事実の集合として記述したものである。最終結果はT1であり、目標概念が成立していることがわかる。

図8の入力を用いて、図2に示す知識を獲得する処理手順を、図7に沿って説明する。

#### (1) 説明構造の構築

事例において目標概念(図8(1))が成立する理由を、通常領域理論(図8(2)DT1, DT3)、及び領域理論のフレーム(図8(2)DT2, DT4)を利用して説明する。

目標概念説明の履歴である説明構造を図9に示す。

#### (2) 数値の数式化手続き

次に、図8(4)で定義される手続きP1, P2を起動して、説明構造中の数値を数式に一般化する。この手続きによって生成された代入情報は、目標復帰とは逆に、代入情報を説明構造の葉から根の方向(図9中矢印の方向)へ伝播してゆく。

図9の例では、まず、条件文S1において(手続きP2)によって得られた代入情報"2 $\ell$ /1600"は、その上位の条件文S2に伝播される。ここで、例えば代入情報"x/a"は、定数aが、変数または数式xのように一般化されることを意味する。次に、(DT2)には数式の和を計算する(手続きP1)が定義されているので、S2, S3中に代入された数式の和をとり(2 $\ell$ +2 $\ell$ =4 $\ell$ )、条件文S4に代入されるべき、新たな代入情報"4 $\ell$ /3200"を得る。このような数式化手続きによって、領域理論のフレーム中の事例依存部分(数式を含む)は全て求まり、図5のような領域理論が自動的に生成されたことになる。

#### 入力

##### (1) 目標概念

(構成グループ<any>{ $x_1, x_2$ }の中で、コスト最小のものは<any>{ $y_1 y_2$ }である)

##### (2) 領域理論

(DT1): if (構成 <any> { $y_1 y_2$ } の固定部の最大潮流値の和は  $s_1$ )  
かつ (構成 <any> { $y_2 y_1$ } の固定部の最大潮流値の和は  $s_2$ )  
かつ ( $\min(s_1, s_2) = s_1$ )  
then (構成グループ <any> { $x_1, x_2$ } の中で、コスト最小のものは <any> { $y_1 y_2$ } である)

(DT2): if (構成 <any> { $y$ } の甲側区間の最大潮流値は (i) )  
かつ (構成 <any> { $y$ } の乙側区間の最大潮流値は (ii) )  
then (構成 <any> { $y$ } の固定部の最大潮流値の和は (iii) ) ← (手続き P1)

(DT3): if (構成 <any> { $y$ } の甲側区間において、 $a_1$  停止時  $b_1$  が遮断したときの潮流値は、 $c_1$  )  
かつ (構成 <any> { $y$ } の甲側区間において、 $a_2$  停止時  $b_2$  が遮断したときの潮流値は、 $c_2$  ) ..... (5) 操作性規範  
かつ ( $\max(c_1, c_2, \dots) = C$ )  
then (構成 <any> { $y$ } の甲側区間の最大潮流値は C)

(DT4): if (構成線路は、電源線; l(甲), l(乙)、送電線; L(甲), L(乙)、変圧器線; T(甲), T(乙))  
かつ (線路の潮流値は、電源線; i、送電線; l、変圧器線; t)  
then (構成 <any> { (i) } の甲側区間において、(ii) 停止時 (iii) が遮断したときの潮流値は、(iv) ) ← (手続き P2)

##### (3) 訓練事例

T1: (構成グループ <any> {L1(甲), TR1(甲)} の中で、コスト最小のものは <any> {L1(甲)TR1(甲)} である)  
T2: (構成線路は、電源線; lN1(甲), lN2(乙)、送電線; l1(甲), l2(乙)、変圧器線; TR1(甲), TR2(乙))  
T3: (線路の潮流値は、電源線; 1000、送電線; 800、変圧器線; 200) ...etc

##### (4) 事例依存部分を求める一般化手続き

###### (手続き P1)

DT2において甲側区間の最大潮流値 (i) と、乙側区間の最大潮流値 (ii) の和が与えられた場合に、それらの和 (iii) を数式の形で求める。

###### (手続き P2)

DT4においてある変電所の構成 (i) と事故の条件 (ii), (iii) が与えられた場合に、甲側区間の潮流値 (iv) を数式の形で求める。

##### (5) 操作性規範

\* 知識条件部は、構成線路名の定義、各種線路の潮流値を表わす変数名の定義、 $t/l$  の値の範囲に関する条件式 によって記述する。  
\* 線路名称は、線路種類と接続する母線の甲乙によって表記する。  
(例) l(甲): 甲母線に接続する電源線

#### 出力

目標概念が成立するための条件を、操作性規範に従った表現で記述した知識

図8 構成絞り込み知識獲得のための処理の入出力

GOAL CONCEPT

{代入情報}

(構成グループ <any> [L(甲), T(甲)] の中で、コスト最小のものは <any> [L(甲)T(甲)] である)

(D T 1)

(構成グループ <any> [L H(甲), TR1(甲)] の中で、コスト最小のものは <any> [L H(甲)TR1(甲)] である)

{L(甲)/L H(甲), T(甲)/TR1(甲)}

S 4

(D T 2) ..... (構成 <any> [TR1(甲)L H(甲)] の固定部の最大潮流値の和は3200)

S 5  

$$\frac{(\min(3200, 800) + 800)}{(\min(41, 4t) = 4t)}$$
 ⇔ ( t / 1 ≦ 1.000 )

(構成 <any> [L H(甲)TR1(甲)] の固定部の最大潮流値の和は800)  
 (4 t / 800) ↑

{L(甲)/L H(甲), T(甲)/TR1(甲), 41 / 3200, 4 t / 800}

S 2

(D T 3) ..... (構成 <any> [TR1(甲)L H(甲)] の甲側区間の最大潮流値は 1600)

S 3  
 (構成 <any> [TR1(甲)L H(甲)] の乙側区間の最大潮流値は 1600)

{L(甲)/L H(甲), T(甲)/TR1(甲), 21 / 1600, 2 t / 400}

S 1

(D T 4) ..... (構成 <any> [TR1(甲)L H(甲)] の甲側区間において、乙1母線停止時 区間よりも左側の送電線が遮断したときの潮流値は、1600 MVA)

{ (max(1600, 0) = 1600) (I > 0)}

{I(甲)/IN1(甲), I(乙)/IN1(乙), L(甲)/L H(甲), L(乙)/L H(乙), T(甲)/TR1(甲), T(乙)/TR1(乙), I / 1000, I / 800, t / 200}

(構成送電線は、電源線； IN1(甲), IN2(乙), 送電線； L1(甲), L2(乙), 変圧器線； TR1(甲), TR2(乙))  
 (送電線の潮流値は、電源線； 1000, 送電線； 800, 変圧器線； 200)

図 9 構成絞り込み知識獲得のための説明構造

(3) 目標回帰による説明構造の一般化

数式化を終えた説明構造に対して、数式に一般化されていない事例固有の定数を、変数に一般化する。これは目標回帰によって行うが、図8の操作性規範に従い、例えば線路名“L11(甲)”は“L(甲)”のような変数名に一般化する。

(4) 知識記述の作成

図9において説明構造の末端の条件式の and 条件をとることによって、知識の条件部の記述を求める。ただし、図9のS5のように“max”, または“min”によって表現された条件式は図8(5)の操作性規範に従い、変圧器線の容量と送電線の容量との比の値  $t/l$  に関する不等式に同値変形する。その結果、図2に示すような知識を獲得できる。

3.4 改良したEBLに関する考察

獲得される知識から、訓練事例における設計条件、 $t/l=200/800$  が、不等式条件  $t/l \leq 1.0$  と一般化され、目標概念が成立するためのより一般的な条件が学習されていることがわかる。すなわち、訓練事例の一般化による、目標概念成立のための一般的条件獲得の機能を持っている。

また、上述のEBLは領域理論をフレームの形で与えておき、一般化の際に物理法則に基づいた手続きによって情報を補充することが特徴である。これによって、問題解決に利用可能な具体的知識をパターン獲得する。すなわち、ここでEBLの役割は、深い知識(物理法則)から浅い知識(構成絞り込み知識)への知識コンパイルともいえる。

3.5 SBLによる

事故ケース絞り込み知識の獲得

決定木による分類手法[4]によって事故ケースを分類し、その結果から事故ケースの評価順序を決定する知識(図3)を獲得する方法を説明する。

(1) SBLの入力

(a) 目標概念

ある事故ケースが厳しい事故ケースである条件として次の条件Gを用いる。

G: 「ある構成の変電所の事故ケースにおいて潮流値最大となる区間があるとき、それらの潮流値の和の大きさが、その構成に対する全事故ケースの中で上位n位以内である。」

nは適当な値を学習前に指定する。

(b) 事故ケースの集合

様々な構成の変電所に対して、全事故ケースについて潮流計算を行い、その結果、各事故ケースが目標概念Gを満たすかどうかを判定する。Gを満たす事故ケースを正例、それ以外を負例とする。(c) 事故ケースを特徴付ける属性

事故ケースの集合を分類するための属性として、事故時の電源線と送電線の並び順、遮断する線路の種類などを用い、各事故ケースについてこれらの属性値を求める機能を組み込んでおく。

(2) SBLの処理

上記入力を用いて、ある事故ケースが目標概念を満たすための条件を帰納的に学習する。その内容は図10に示すように、全事故ケースCを属性の値の組合せによって複数のグループ( $C_{12}, C_{21}, C_{22}, \dots$ )に分類し、各グループに含まれる正例、負例の個数を数える。あるグループで正例の比率が一定値(学習前に指定する)を上回る場合、そのグループの属性値の組合せが求める条件である。

4. 知識利用効果と汎用性の評価

4.1 変電所機器構成設計システム

問題解決効率化のための知識を機械学習によって獲得する機能を持つ変電所機器構成設計システムを、EWS HITACHI-2050 (1MIPS相当) 上で、C言語で開発した。本システムは知識獲得部と問題解決部からなる。知識獲得部による学習は問題解決前に行っており、新たな条件で設計する場合には問題解決部を起動し、獲得された知識を利用しての、解の候補、評価すべき事故ケース数の絞り込みを行いながら最適解を求める。このシステムを用いて上記の知識獲得機能の検証を行った。

4.2 構成絞り込み知識の適用効果と汎用性

構成絞り込み知識をEBLによって獲得するため、通常の領域理論24個、領域理論のフレーム8個、事例依存部分を求める手続き7件を入力した。次に、開発したシステムの知識獲得部を起動して、次の条件のもとで知識獲得を行った。

(1) 線路本数: I 2本, L 3本, T 4本

(2) 線路容量:  $i=950\text{MVA}$ ,  $l=500\text{MVA}$ ,  $t=100\text{MVA}$

その結果、図3のような知識を486個獲得できた。

4.1で述べた知識の獲得、利用法が有効であるためには、知識が訓練事例よりも汎用的である必要である。すなわち、ある訓練事例の条件のもとで獲得した知識が、他の条件の問題解決にも利用可能でなければならない。図3の例からわかるように、獲得した知識は線路の本数についての汎用性は持たないが、線路の潮流値について知識条件部の不等式の範囲だけの汎用性がある。そこで、知識の汎用性を調べるために、ある条件で獲得した知識が、他の  $t/l$  の条件の問題に対してどの程度有効かを調べた。通常的设计では、変圧器線の容量は送電線のそれよりも小さいことから、 $t/l$  の範囲は  $0.0 < t/l < 1.0$  とした。獲得した知識を線路容量条件の異なる他の問題に対して利用したときの、有効な知識の比率、問題解決部のパフォーマンス向上を表1に示す。ただし、表1の構成評価数、および処理時間は、( ) 内が知識を利用しない場合を100としたときの値である。また、知識なしの場合の構成評価件数は理論値、処理時間は件数から見積った値である。

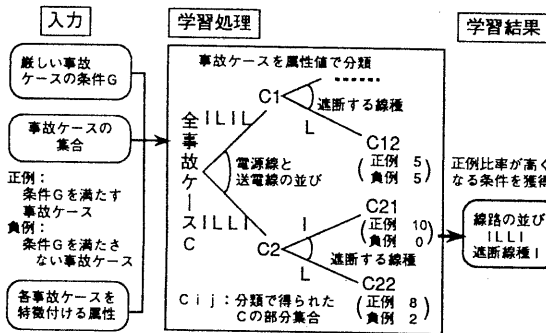


図10 SBLによる事故ケース絞り込み知識の獲得処理

その結果処理時間は、知識を利用しない場合に比較して、最大で約 1/64 に削減されることがわかる。また、問題解決時の  $t/l$  の値が、知識獲得時における  $t/l$  と 0.05 以内の差となるよう、20 通りの  $t/l$  の条件で予め知識を獲得しておけば、最低でも 1/30 程度の処理時間削減が期待できる。

さらに、より小規模の設計において知識を利用した場合としなかった場合とで、得られた最適解は完全に一致し、知識処理による絞り込みによって最適解を見落とさないことを確認済みである。

#### 4. 3 事故ケース絞り込み知識の適用効果と汎用性

$t/l=0.20$  の条件で獲得した知識を他の条件の問題解決に利用した場合の、知識の利用効果を表 2 に示す。効果測定は、無作為に選んだ変電所 100 構成成分の事故ケース評価によって行った。その結果、利用効果は  $t/l$  の値によらずほぼ一定で、獲得した知識は線路容量の条件に関して汎用的であると言える。

また、事故ケース絞り込み知識を利用することにより、事故ケースの評価件数を約 40%、処理時間を約 30% 削減できることがわかる。10% の差は、知識検索などのオーバーヘッドにより生ずる。

#### 4. 4 獲得した知識全体の適用効果

EBL によって獲得した構成絞り込み知識と、SBL による事故ケース絞り込み知識とを併用した場合の問題解決部のパフォーマンス向上を表 3 に示す。

表 1 構成絞り込み知識の汎用性と利用効果

設計条件 $t/l$	利用可能な知識の比率 (%)	構成評価件数 (比率 %)	処理時間 (hr) (比率 %)
0.15	95.7	36,392 (4.01)	25.8 (3.28)
0.20	100.0	13,765 (1.52)	12.3 (1.56)
0.25	99.6	14,465 (1.59)	12.8 (1.62)
0.30	60.7	—	48hr で打ち切り
知識なし	—	907,200 (100)	790 (100)

表 2 事故ケース絞り込み知識の汎用性と利用効果

設計条件 $t/l$	事故ケース評価件数 (比率 %)	処理時間 (sec) (比率 %)
0.20	963 (57.1)	192 (69.1)
0.60	985 (58.4)	194 (69.8)
1.00	998 (59.2)	198 (71.2)
知識なし	1686 (100)	278 (100)

表 3 知識の総合利用効果

知識獲得時の訓練事例条件 設計条件	$t/l=0.20$		
	構成評価件数 (比率 %)	事故ケース評価件数 (比率 %)	処理時間 (hr) (比率 %)
知識使用	13,765 (1.52)	178,758 (1.04)	9.1 (1.15)
知識なし	907,200 (100)	17,236,800 (100)	790 (100)

評価すべき事故ケース数は、構成絞り込み知識の単独利用の場合に比較してさらに削減されて、知識を全く使用しない場合の 1/96 となり、2 桁削減という目標を達成した。処理時間は 1/87 に削減できた。また、得られた最適解も、構成絞り込み知識の単独利用の場合と完全に一致した。

## 5. まとめ

本研究では、膨大なパターン数の変電所構成の中から目的関数最小の構成を効率的に求めるというニーズに基づき、知識処理による変電所機器構成設計システムを開発した。システムの処理は、最適解確保の要請から、構成の候補を生成し、各候補が最適解となり得るかどうかが潮流計算によって検査する生成検査法をベースとし、構成候補の絞り込みのための知識を EBL、候補の検査手順決定のための知識を SBL によって獲得する。

EBL の適用においては、領域理論不完備問題への一解決策として、学習途中に物理法則等に基づく手続きから領域理論を自動生成する手法を開発した。この EBL は、深い知識から浅い知識への知識コンパイルの機能を持つものである。

さらに、実用上最大規模の設計問題を例題として、開発したシステムの検証を行った。その結果、数千個の領域理論を網羅的に入力する代わりに、本手法で導入した領域理論のフレーム 8 個、フレームの具体化手続き 7 件を入力することで、構成絞り込みのための厳密な知識 486 個を自動的に獲得できた。

また、獲得した知識の利用により、最適な変電所構成を見落とすことなく、問題解決における潮流計算回数を約 1/100 に、処理時間を約 1/90 に削減できることを確認した。

今後は、開発した手法の有効範囲を明確にし、他の組合せ最適化問題への利用も検討していく。

## 参考文献

- [1] Mitchell, T.M., Keller, R.M., & Kedar-Cabelli, S.: Explanation-Based Generalization; A Unifying View, Machine Learning, Vol.1, (1986).
- [2] Bergadano, F., Giordana, A., & Saitta, L.: Automated Versus Manual Knowledge Acquisition, Proc. of the 1st JKAW '90, (1990)
- [3] 辻野克彦, 西田正吾: 帰納的学習と演繹的説明づけに駆動された知識獲得システム: KAISER, 人工知能学会誌, Vol.7, No.1 (1992).
- [4] 岩本雅彦: 解品質の比較解析による効率化学習; 第7回人工知能学会全国大会論文集 (1993).
- [5] Yamamura, M., Kobayashi, S.: Towards Unifying EBL and SBL to solve Imperfect Theory Problems, PRICA190 (1990).
- [6] 小林正明, 他: 機械学習法の変電所機器構成の設計への適用; 情報処理学会第46回全国大会講演論文集 (2) (1993).
- [7] Quinlan, J.R.: Induction over large data bases, Technical Report HPP-79-14, Heuristic Programming Project, (1979)
- [8] 荒木裕浩, 山村雅幸, 小林重信: 背景知識を利用した領域知識の逐次的学習, 第11回知識・知能シンポジウム論文集 (1990).