

忘却に基づく事例ベースの管理

渡辺 博 芳[†] 奥田 健 三^{††}

事例ベース推論において、問題解決の結果をすべて新事例として事例ベースに登録することにより、事例ベースの内容を豊富にし、問題解決能力の向上を図れるが、他方、事例ベースの肥大化により、検索効率の低下が懸念される。また、対象領域の経年的な環境条件の変化により、過去に有効であった事例が新しい状況下では適さなくなることも少なくない。本論文では、このような事例ベース管理上の問題の解決を目的として、人間の記憶に特徴的な忘却に基づく事例ベースの管理法を提案する。記憶強度を表す値である印象を事例とその属性に与え、時間経過に伴って印象を減衰させる一方で、問題解決においてアクセスした事例や属性の印象を強化することにより、忘却機構を持つ事例ベースが実現できる。ここで、事例単位の忘却に着目すると、利用されなくなった事例を事例ベースから削除することにより、事例数の削減を行い、かつ対象領域の環境条件に適した事例のみ記憶できる。一方、属性単位の忘却に着目すると、問題解決時にアクセスされない属性を忘却することにより、問題解決に応じた事例の一般化を行うことができる。また、本手法では領域知識をほとんど必要としない。本手法を事例ベース推論による電力系統事故時復旧問題に適用し、事例ベースの肥大化の抑制と対象の環境条件変化への事例ベースの適合性についての評価結果から本手法の有効性を明らかにした。

Case-Base Management Based on Forgetting

HIROYOSHI WATANABE[†] and KENZO OKUDA^{††}

Case-Based Reasoning (CBR) systems can improve the performance of problem solving and the adaptability for changes of environmental conditions by storing all new cases into the case-base. On the other hand, the performance of retrieval declines because of the expansion of the case-base. In this paper we propose a method of management and generalization of cases by introducing the concept of 'forgetting', which is peculiar to human memory. The forgetting mechanism, presented here, is implemented by assigning the intensity of remembrance, called "impression", to cases and attributes, weakening the impressions of all saved cases and their attributes as time passes, whereas intensifying the impressions of cases and attributes which were accessed during problem-solving and removing cases and attributes whose impressions were brought down to zero. The CBR system with our method requires far fewer cases than the other system, which does not forget cases or attributes, and stores only cases which are suitable for the current environment by forgetting unaccessed cases. It also can generalize cases by forgetting unaccessed attributes. Besides this, it needs little domain knowledge to evaluate usefulness of cases. Experiments on fault restoration in electrical power systems proved that our method is effective in saving fewer cases without reducing performance and in storing only suitable cases.

1. はじめに

事例ベース推論は、与えられた問題に類似した過去の事例を直接用いて問題解決に導く推論方式であり、多くの分野においてその有効性が明らかにされている^{1)~3)}。事例ベース推論では、問題解析、事例検索、事例修正、事例適用などのプロセスを経て、与えられた

問題に対する解を得るので、解の品質は過去の事例の品質に依存する。ところで、対象領域の経年的な環境条件の変化により、過去に有効であった事例が新しい状況下では適さなくなることも少なくない。例えば、電力系統を対象とするエキスパートシステムでは、負荷電力の変化や電力設備の増設などに伴う系統条件の変化により、以前の事例や経験的知識が適用不可になることがある。このような環境条件の変化への対応は事例ベース推論の課題である。また、事例ベース推論において、問題解決結果は新しい事例の獲得とみなし、事例ベースに格納されるが、問題解決の結果をすべて

[†] 帝京大学理工学部情報科学科
School of Science and Engineering, Teikyo University
^{††} 作新学院大学
Sakushin Gakuin University

新事例として事例ベースに登録すると、事例ベースの無意味な肥大化を招くことになる。すなわち、事例の解を修正せずに与えられた問題に対する解を得た場合には、新しく登録される事例の解は既存の事例の解とほとんど同じであり、同様の問題が数多く与えられると極めて類似した事例が多くなる。このような事例の登録は事例ベースシステムの問題解決能力をほとんど向上させない上に、事例ベースの肥大化に伴う検索効率の低下を招く。特にルールベース推論などの手法で問題解決を行うことは可能であるが、推論処理の効率化を目的として事例ベース推論を用いる場合は、このような検索効率の低下は致命的である。

本論文では、このような事例ベース管理上の問題を解決するために、人間の記憶に特徴的な忘却に基づいた事例ベースの管理手法⁷⁾を提案する。事例ベースの無意味な肥大化を抑える方法として、(1) 問題解決結果のうち、有用な事例のみを登録する、(2) 事例の部分的な一般化を行い、複数の事例をまとめる、(3) 事例ベースから不必要な事例を削除する、などが考えられる。(1)のアプローチとして、例えば、文献⁵⁾ではオセロゲームを対象として、問題解決が失敗したときに、検索機能と適合機能の調整を順次試み、調整ができなかったときのみ新事例を登録している。これにより、単に新事例を登録する場合と比較して、約半分の事例で同等の性能が得られることを明らかにした。また、(2)のアプローチとして、しばしば起こることは一般化し、あまり、起こらないことは事例のままとすることを基本方針として、バージョン空間⁶⁾を事例ベース構築に応用する試み⁷⁾がある。しかし、(1)や(2)のアプローチでは、事例ベースの肥大化は抑えられても、対象領域の条件が変化した場合に、事例ベースの内容を適応させていくことは難しく、不必要になった事例は削除するのが望ましい。(3) 不必要な事例の削除を行うためには、一定期間ごとに事例ベース内のすべての事例を対象領域の条件に適合するか評価を行い、適合しない事例を削除する方法が考えられる。しかし、この評価のためには領域に依存した知識が必要であり、評価基準は対象領域の環境条件の変化に依存する可能性があるため、新たに知識獲得と保守の問題が生じる。これに対して、本論文で提案する手法に必要な領域知識は、暗記のための問題空間を指定するための知識のみである。忘却機構の導入は、ニューラルネット^{8),9)}や学習の分野^{10)~13)}においてみられるが、事例ベース推論においての試みは少ない。

本手法は、対象領域の時系列的な条件の変化に事例ベースの内容を適応させることを目的として、事例単

位の忘却機構を実現する。これにより、事例ベースの無意味な肥大化を大幅に抑えることもできる。また、事例ベースの容量をより小さくするために、属性単位の忘却による事例の一般化と事例の記述の部分的な統合を行う。さらに本手法を事例ベース推論による電力系統事故時復旧問題^{14),15)}に応用して、その有効性を明らかにする。以下、2章では、忘却を実現するための基本的な考え方と忘却機構のモデルを説明する。3章以降で、電力系統事故時復旧問題における本手法の実現方法について述べた後、シミュレーションの結果に基づき、本手法の評価を行う。

2. 忘却機構のモデル

2.1 事例単位の忘却の基本概念

人間の記憶と忘却については、古くから論じられており¹⁶⁾、認知科学においては、忘却は情報の消失ばかりでなく、情報の検索が困難になること、あるいは不活性化の情報になることとされている¹⁷⁾。本論文では記憶容量の削減を目的の一つとしているので、忘却を情報の消失、すなわち、記憶領域からの削除と定義する。

忘却機構を実現するために、事例や知識に対して記憶強度を定義し、これを印象と呼ぶ。事例を事例ベースに登録する際に、印象の初期値としてある値を与える。人間の記憶では、通常、印象は時の経過とともに減衰するので、時間の経過に伴って事例の印象値を減少させる。一方で、人間の記憶において一度想起された事柄の印象が強まることから、問題解決中にアクセスされた事例の印象を増加させる。このような処理を行い、印象の値がある値以下になった事例を事例ベースから削除することによって忘却機構を実現する。これらの指定には領域知識が必要である。このような忘却機構を導入した事例ベース推論システムの概要を図1に示す。すなわち、問題解決ごとにその問題と事例の組を事例ベースに登録する一方で、一定期間アクセスされない事例を忘却する。しかし、このままでは出現頻度の低い問題に対する必要な事例が削除される可能性がある。人間の場合も、稀に用いる知識を忘れてしまうことはよくあり、その知識を記録したノート

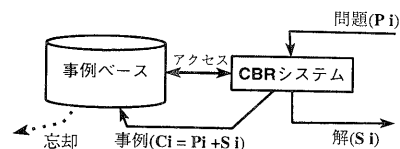


図1 忘却機構を持つ事例ベース推論システム

Fig. 1 A case-based reasoning system with a forgetting mechanism.

を見直したりするが、稀に用いる知識についても学習するなどして、ときどき思い出すようにすると忘れることはない。そこで、ある種の事例がすべて忘却される前に、問題解決時以外にアクセスして印象を強めるという対策を講じることにする。この処理を暗記と呼ぶ。このように、時の経過による印象値の減衰、問題解決時の想起による強化、暗記による強化を組み合わせることによって忘却機構を実現する。

2.2 忘却機構の基本モデル

前節で述べた基本概念に基づいて図2のようなアルゴリズムで忘却機構を実現するモデルを考える。図2中の forever は、以下の処理を問題が与えられる限り繰り返すことを表す。

(1) 問題解決 (SolveProblem)

事例ベース推論により問題解決を行う。その際に事例や属性のアクセス情報を記録する。

```
FCBR(){
  repeat {
    SolveProblem();
    IntensifyByReminding();
    SaveNewCase();
    IntensifyByMemorizing();
    WeakenByTimePassing();
    Forget();
  } forever;
}
```

図2 忘却の基本モデルのアルゴリズム

Fig. 2 An algorithm of the basic model of forgetting.

```
Memorizing(){
  F:暗記のための属性の集合
  VP[ ]:Fに対する属性と値の組の集合
  Imax[ ]:印象の最大値
  Lcase[ ]:最も新しい事例
  n: Fの値が等しい事例のグループの数

  n ← 0;
  for each case ∈ CaseBase do {
    i ← 1;
    while i ≤ n do {
      for each f ∈ F do
        VP[i]の属性fとcaseの属性fを比較;
        if すべて等しい then break;
        i ← i + 1; }
    if i > n then {
      VP[i] ← caseの属性Fの値の組;
      Imax[i] ← caseの印象値;
      Lcase[i] ← case;
      n ← n + 1; }
    else {
      if Imax[i] < caseの印象値 then
        Imax[i] ← caseの印象値;
      if caseがLcase[i]より新しい then
        Lcase[i] ← case; } }
  i ← 1;
  while i ≤ n do {
    if Imax[i] < ΔIt then {
      ΔIm ← Lcase[i]に対する増加値を計算;
      Lcase[i]の印象 ← Lcase[i]の印象 + ΔIm; }
    i ← i + 1; } }
```

図3 暗記のアルゴリズム

Fig. 3 An algorithm of memorizing.

(2) 想起による印象の強化 (IntensifyByReminding)

個々の事例 C_i に対して、その事例へのアクセスに応じて想起による印象の増加値 $\Delta I r_i$ を計算し、 $I_i \leftarrow I_i + \Delta I r_i$ とする。

(3) 新事例の登録 (SaveNewCase)

問題解決の結果を新事例として、事例ベースに登録する。その際に事例の重要度や解を得るための負荷などを考慮して、印象の初期値 I_0 を与える。

(4) 暗記による印象の強化 (IntensifyByMemorizing)

暗記の目的は稀にしか生じない問題に対する必要な事例の忘却を防ぐことである。すなわち、あるタイプの解を持つ事例がすべて忘却されると、事例ベース推論ではその解を導くことが困難になる。そこで同様の解を持つ事例がすべて削除される場合に、それらのうちの一つの事例の印象を $\Delta I m_i$ だけ強化する。例えば、同様の解を持つ事例がすべて忘却される時、最新の事例を暗記するアルゴリズムは図3のようになる。まず、暗記のための事例空間を特徴付ける複数の属性をあらかじめキーとして指定しておく。それらの属性名リストを F とし、それらの属性値が等しい事例のグループごとに印象の最大値を求める。その最大値が時の経過による減衰値よりも小さい場合は、属性値が等しい事例のグループのうちで最も新しい事例の印象値を $I_i \leftarrow I_i + \Delta I m_i$ とする。

(5) 時の経過による印象の減衰 (WeakenByTimePassing)

個々の事例 C_i に対して、時の経過による印象の減衰値 $\Delta I t_i$ を計算し、 $I_i \leftarrow I_i - \Delta I t_i$ とする。このような印象の値の減少はその事例の印象が薄れていくことを表す。

(6) 事例の忘却 (Forget)

以上の処理を行った結果、印象が I_{min} 、またはそれ以下になった事例を事例ベースから削除することにより忘却を実現する。

2.3 属性単位の忘却とフレームの統合

事例をよりコンパクトにするために、属性単位の忘却とフレームの統合を行う。

(1) 忘却に基づく条件削除による一般化

ここでは、事例の一部分の忘却、あるいは属性単位の忘却について考える。事例を構成する属性に対しても印象を定義し、時間の経過による印象の減衰、想起による印象の強化、暗記による強化を行うことによって、属性単位での忘却が実現できる。例えば、図4のように属性1から属性5で構成される事例に対して、

問題解決時に属性 1, 属性 3, 属性 4 のみにアクセスされるとすれば, やがて十分な時が経過した後, 属性 2 と属性 5 は削除される. これは, ある事例を何度も想起するうちに問題解決時に着目した属性の印象が強化され, 他の属性を忘却することを表しており, 選択的一般化規則のうちの条件削除規則¹⁸⁾を適用した一般化と同じ効果をもつ.

属性単位の忘却は事例単位の忘却と同様に実現されるが, 属性の想起, すなわち, 属性に対してアクセスがあったときに, 属性の印象を事例の印象で初期化する. これは, 属性の印象が事例の印象を越えるのを防ぐためである.

(2) フレームの統合

事例はフレーム形式で表現されることが多い. その場合, 一般に事例は複数のフレームで構成される. そこで, 複数の事例において, それらの事例を構成する一部のフレームが等しければ, それらを統合し, 複数の事例で共有することによって事例ベースの記憶容量を節約することができる. 特に詳細部分が異なるフレームでも, 問題解決に利用される本質部分は等しい場合があり, アクセスされない属性の忘却が行われた後, 統合される可能性もある.

2.4 基本モデルの拡張

事例をフレーム形式で表現することとし, 属性単位の忘却とフレームの統合を取り入れた忘却機構について考える. すなわち, 2.2 節で述べたモデルについて以下の点を拡張する.

(1) 事例を構成するフレームとそのスロット (属性) に対して印象を与える.

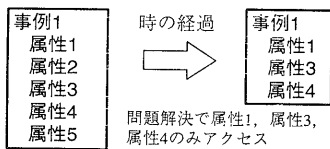


図 4 属性単位の忘却による一般化

Fig. 4 Generalization by forgetting attributes.

```

IntensifyByReminding(){
  for each case ∈ CaseBase do {
    ΔIr ← caseに対する増加値を計算;
    for each frame ∈ case do {
      frame.I ← frame.I + ΔIr;
      for each slot ∈ frame do {
        if slotがアクセスされた then
          slot.I ← frame.I;
          slotのアクセス情報を初期化;
      }
    }
  }
}

```

frame.I: フレームの印象
slot.I: スロットの印象

図 5 想起による印象の強化のアルゴリズム

Fig. 5 An algorithm of intensifying impression by reminding.

(2) 想起による印象の強化において, 事例を構成するフレームの印象を強化するとともに, それぞれのフレームでアクセスのあったスロットの印象をフレームの印象で初期化する. これは図 5 のようなアルゴリズムで実現する.

(3) 暗記による印象の強化において, 暗記の対象とする事例を構成するフレームとスロットの印象を強化する.

(4) 時の経過による印象の減衰において, すべてのフレームとスロットの印象を減衰させる.

(5) 忘却において, 印象が I_{min} か, それ以下になったフレームとスロットを削除する.

(6) 図 2 のアルゴリズムに対して忘却 (Forget) の直後にフレームの統合 (CombineFrames) を追加する.

フレームの統合は, すべてのスロット値が等しい複数のフレームを統合する処理である. まず, それらのフレームのうちで, 最も新しいフレームを残して, 他のフレームを削除する. その際に全スロットの等しい複数のフレームの印象の最大値を統合されたフレームの印象とする. 個々のスロットについても同様である. そして, 削除されたフレームを参照している事例ベース中のすべてのスロットを統合されたフレームを参照するように値を置き換える.

2.5 実現モデルにおける印象の減衰と強化

前節で述べた忘却のモデルは, 印象の減衰と強化法の定義によって種々のバリエーションを持たせることができるが, ここでは最もシンプルなモデルを実現する. 印象の減衰に関しては, 事例ベース推論による問題解決で印象の値を利用しない場合は, 減衰パターンよりも事例の記憶期間が問題となる. すなわち, 事例が存在していれば, 個々の事例の印象値の大きさは問題解決においては意味を持たない. そこで, 実現する忘却機構において, $I_{min}=0$ とし, 印象値は図 6 のように直線的に減衰するものとする. 従って, 時の経過による印象の減少値 ΔI_t の値はすべての事例に対して同じ値であり, ここでは, $\Delta I_t=1$ とする. このように ΔI_t

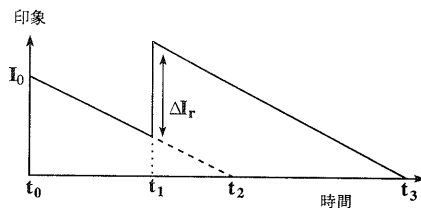


図 6 印象値の変化

Fig. 6 Changes of the impression.

=1と定義すると、印象は記憶期間を表すことになる。例えば、図6では時刻 t_0 にある事例が印象の初期値 I_0 で事例ベースに登録されたとする。その事例は問題解決においてアクセスされなければ、時刻 t_2 で事例ベースから削除される。もし時刻 t_1 で問題解決に用いられると、印象は ΔI_r だけ増加し、その事例の記憶期間は t_2 まで延長される。暗記による印象の増加も同様の意味を持つ。また、属性単位の忘却について考えると、図6において、時刻 t_1 以降、時刻 t_2 までにアクセスされた属性は印象値が実線の値に初期化される。その期間にアクセスされなかった属性は削除されることになる。

印象の初期値や増加値については記憶しておくべき期間 T をもとに決定する。すなわち、印象の初期値は、 a_i を事例の重要度や解を得るための負荷を考慮した重みとして、 $I_0 = T \times a_i$ とする。 a_i は例えば、事例ベース推論による問題解決において、事例の修正無しで適用できた場合より、事例の修正を行ったときの方が大きな値になる。想起による強化値は、 β_i を問題解決におけるアクセスに基づく重みとして、 $\Delta I_r = T \times \beta_i$ とする。 β_i の設定に関しては各事例ごとにアクセスの回数をカウントしたり、事例ベース推論による問題解決の処理単位で値を設定することが考えられる。例えば、事例検索により候補となった事例、問題に適用された事例などに応じて値を設定する方法がある。暗記による強化値は、 γ_i を暗記のための重みとして、 $\Delta I_m = T \times \gamma_i$ とする。 γ_i の設定では過去のアクセスパターンなどが考慮される。記憶期間 T は事例が問題解決あるいは分類のために選択される確率の逆数をとればよいが、その確率を精密に計算することは難しい。そこで、問題の特徴付ける属性から問題空間の大きさを見積もって T を決定する。すなわち、 T は、問題空間を特徴付ける属性のうち、その値が他の属性に依存しない k 個の属性を用いて、

$$T = \text{size}(f_1) \times \text{size}(f_2) \times \dots \times \text{size}(f_k) \times m, \quad (1)$$

で計算する。ここで、 $\text{size}(f_i)$ は、記号属性に対しては属性 f_i の属性値の数、数値属性に対しては、取りうる値の範囲が分割される意義のある区間の数とする。 m は余裕を見るための1.0以上の値である。このように問題空間の大きさを考慮して印象値を定義することによって、問題空間の大きさに応じた事例数を持つ事例ベースが実現できる。

3. 電力系統事故時復旧問題への適用

3.1 電力系統事故時復旧問題

まず、例題である電力系統事故時復旧支援問題につ

いて説明する。対象とする系統は、電力会社の一つの支店が管轄する程度の広がりを持つ60kV系統(二次系統)で、そこには複数の変電所が存在する。各変電所の60kV系統を部分系統と呼ぶ。原則として変電所二次側での並列運転は行わない。また、各部分系統は放射状の構成になっている。事故の発生場所は基本的に任意であるが、ここでは事故による停電の影響が大きく、復旧操作が複雑になると予想される各変電所内の高圧側母線における永久事故を扱う。

復旧案作成に当たったの基本的な方針は、停電電力の最小化、停電時間の短縮、最適な復旧案の生成にある。最適な復旧案としての判断基準は種々考えられるが、ここでは(1)遮断器の操作回数が最少、(2)復旧用の電源の個数が最少、とする。復旧案作成における基本の手順を図7を用いて説明する。図7において部分系統A1の高圧側母線に永久事故が生じ、網掛け部分を停電範囲とする。

(a) 同一変電所内の健全側母線を電源とする部分系統からの復旧、すなわち、停電した部分系統A1に対してA2からの復旧を行う。

(b) 隣接系統からの復旧、すなわち、停電した部分系統A1に対して直接隣接するB1からの復旧を行う。

(c) 以上でも停電が残る場合は、部分系統B1、A2の負荷の一部をB1、A2に隣接する他の部分系統C1等に切り替えて、部分系統B1、A2からA1への送電電力の増加を図る。これを負荷切替えと呼ぶ。

3.2 事例ベース推論による復旧案の作成

(1) 事例ベースの概要

事例を構成する各種フレームについて簡単に述べる。

(a) 事例フレーム：事例フレームは、問題記述に相当する情報として、事故点、事故系統、停電範囲、設備停止要素、停電負荷合計、停電範囲の最大負荷などのスロットからなり、一方、解記述として全体復旧

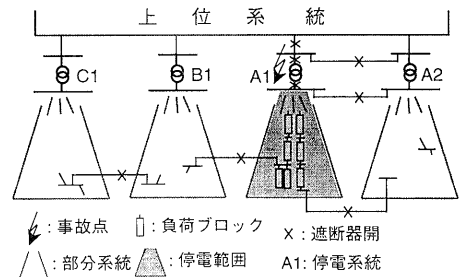


図7 二次系統図

Fig. 7 Secondary power system diagram.

案フレームへのポイントのスロットを持つ。

(b) 全体復旧案フレーム：個々の復旧用電源による復旧案である電源復旧案フレームへのポイントを1個以上持つ。また、復旧パターン、遮断器操作回数などのスロットを持つ。復旧パターンは、負荷切替え数 i と復旧用電源数 j により $iCjR$ で表され、これに着目して復旧案を評価する。

(c) 電源復旧案フレーム：一つの復旧用電源による復旧案の内容を示す。復旧用電源フレームへのポイント、復旧設備リスト、復旧負荷合計などのスロットを持つ。

(d) 復旧用電源フレーム：復旧用電源についての情報を含み、復旧用電源名、電源系統、送電可能電力、負荷切替え案フレームへのポイントなどのスロットを持つ。

(e) 負荷切替え案フレーム：負荷切替え案の内容を示す。系統名、負荷切替えによる送電可能電力の増加分、切替え案の詳細を示す電源復旧案フレームへのポイントなどのスロットを持つ。

(2) 処理の流れ

本 CBR システムの問題解決の流れを図8を用いて簡単に説明する。

(a) 問題解析：事故点と遮断器の保護動作の状況を入力として、停電範囲を同定し、停電負荷合計を求める。

(b) 事例検索：事故系統、停電範囲、停電時の負荷レベル（ピーク時に対する%で表す）をキーとして事例を検索し、複数の候補事例を得る。

(c) 事例評価：問題と事例の停電負荷レベルの差に着目して、事例の候補に優先順位を与える。

(d) 事例選択：優先順位の最も高い事例を選択

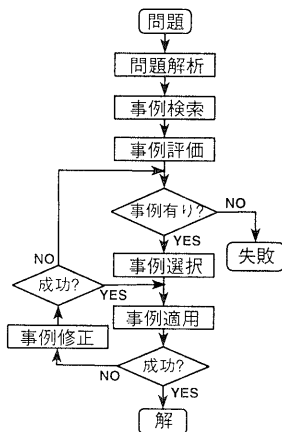


図8 事例ベース推論による問題解決の流れ

Fig.8 Flowchart for the case-based problem solving.

し、その事例を構成するフレームの印象を増加させる。

(e) 事例適用：復旧用電源の送電可能電力、復旧設備に着目して事例の解の適用可能性、および送電可能電力に余裕がある場合、負荷切替え案削除や電源復旧案削減の可能性を調査する。適用可能である場合は、現事故についての復旧案を生成する。

(f) 事例修正：事例の解をそのまま適用できない場合に、送電可能電力に着目した電源復旧案間での復旧設備の移動や、未復旧設備に対して既存の電源復旧案での復旧を試みる。

以上の問題解決においてアクセスされたスロット、検索によって候補になった事例、問題に適用された事例をそれぞれマークする。これらの情報は忘却に基づく事例ベース管理で用いる。また、候補事例が存在しない場合は、例えばモデルベースによる問題解決を行うが、実験システムのため、この部分の問題解決機能は用意しなかったため、問題解決は失敗することになる。

3.3 忘却と暗記の役割

前節で述べた復旧案作成部をそのまま2章で述べた問題解決 (SolveProblem) とすることにより、忘却機構が実現される。このような忘却機構が電力系統事故時復旧のドメインにおいて果たす役割について述べる。

(1) 事例単位の忘却の役割

図9(a)の実線の系統構成においてC系統の高圧側

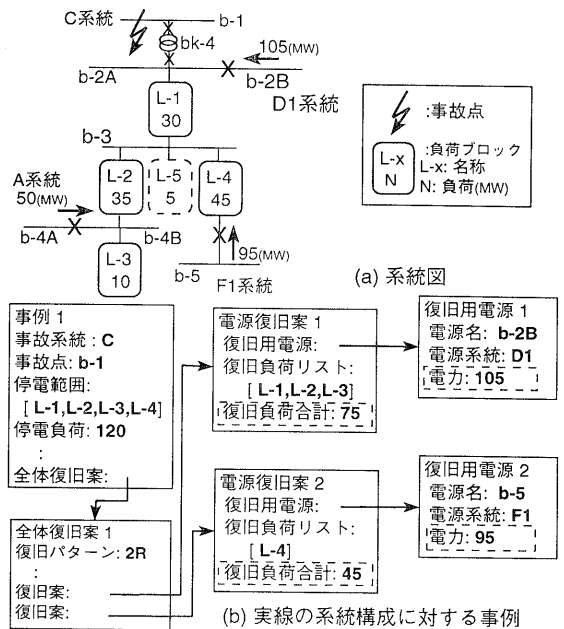


図9 環境変化の例

Fig.9 An example of environmental changes.

母線 b-1 に事故が生じると、L-1, L-2, L-3, L-4 の各負荷が停電となる。この場合の復旧事例が図 9 (b) で、四角形が一つのフレームを示す。事例 1 は D1 系統の b-2B を電源として、L-1, L-2, L-3 を復旧し、F1 系統の b-5 を電源として、L-4 を復旧する。ここで、新たに点線の負荷ブロック L-5 が増設された後、事例 1 と同様の負荷レベルにおいて同様な事故が生じると、CBR システムは事例 1 を修正して、D1 系統の電源 b-2B から L-1, L-2, L-3 に加えて L-5 も復旧するような復旧案を作成する。これは新事例として事例ベースに登録されるが、以後の同様な負荷レベルにおける事故に対しては、停電範囲に L-5 が含まれる新しい事例を参照するようになる。そして、事例 1 へのアクセスがほとんどなくなり、事例 1 はやがて忘却される。このように本忘却機構は事例ベース中の古い環境に対する事例を削除し、事例ベースの内容を環境変化に適応させる。

(2) 属性単位の忘却の役割

次に図 9 (a) の系統が季節による負荷分布の変化、設備停止などの要因によって図 10 (a) のように運用されるとする。このとき、C 系統の高圧側母線 b-1 の事故に対する復旧案として、D1 系統の b-2B を電源として、L-1, L-2 を復旧、F1 系統の b-5 を電源として

L-4 を復旧することが考えられ、これを事例 2 とする。CBR システムが復旧事例を適用するときに、例えば、復旧用電源フレームの電源名、電源系統は参照するが、過去の送電可能電力は参照しないので、やがて送電可能電力スロットが忘却される。そして、図 9 (b) の点線部分のスロットが忘却されると、事例 2 を構成するフレームにスロット値が全く等しいものが存在するので、それらのフレームが統合され、図 10 (b) の状態になる。このように属性単位の忘却によりフレームの統合による共有化が促進される。

(3) 暗記の対象指定と役割

暗記の対象とする事例を指定するために、キーとなる属性を領域知識を用いてあらかじめ指定する必要がある。ただし、これが唯一必要とされる領域知識である。キーとする属性は、CBR システムの事例修正器の能力を考慮して決定する。例えば、今回のシステムの事例修正器では、事例の復旧案に無い復旧用電源や負荷切替え案を新たに組み合わせることはできないが、事例に存在する復旧電源や負荷切替え案の組合せの範囲内であれば修正可能である。そこで、復旧案の電源数や負荷切替え数を表す復旧パターンに着目して暗記の対象を指定する。具体的には、事例フレームの事故系統スロットと全体復旧案フレームの復旧パターン スロットを暗記のためのキーとする。このように暗記のためのキーを事例ベースシステムの事例修正機能を考慮して指定しておくことにより、暗記は、ある事例が忘却されて解を導くことが不可能になるようなケースを防ぐ役割を果たす。

4. 実験ならびに結果の考察

4.1 実験条件

前章で述べた電力系統の事故時復旧問題に対する実験システムをワークステーション上に C 言語を用いてインプリメントした。実験のために問題を簡易化し、次のような条件のもとでシミュレーションを行った。

(1) 対象系統および事故の条件

10 個の部分系統から成る 60 kV 電力系統(負荷ブロック数 52)を対象として、3 個の部分系統に対する高圧側母線事故を扱う。

問題解決は全部で 600 回行い、個々の問題ごとに負荷レベルと事故点を変化させる。事故点は 3 個の部分系統の高圧側母線に対し、乱数により選択する。また、負荷レベルは、まず、最大時の 50% から 5% 刻みで 100% まで、計 10 個の負荷レベル帯を乱数により設定し、その設定された範囲の中で、個々の負荷ブロックの負荷レベルを乱数を用いて設定した。

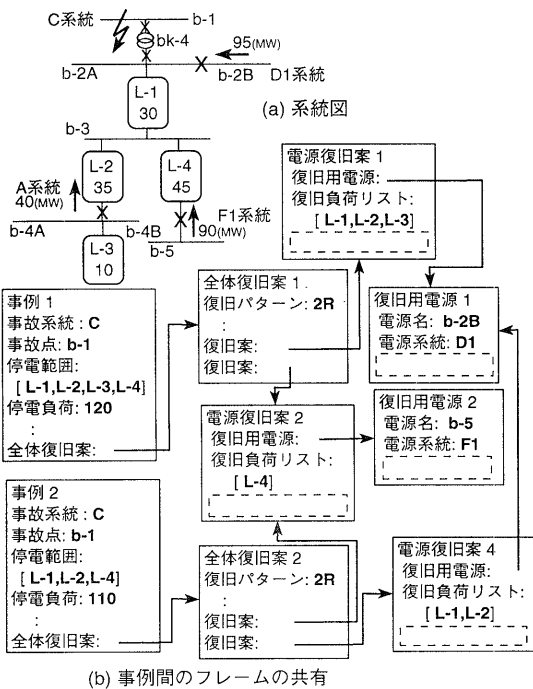


図 10 事例ベースにおけるフレームの共有
Fig. 10 Examples of shared frames in case-base.

(2) 初期事例

事例は前に述べた5種類のフレームから構成され、3個の部分システムでの事故に対して、典型的な13事例(96フレーム)を初期事例として与えた。

(3) 対象システムの条件変化

問題解決が200回終了した時点と400回終了した時点の2回について、対象システムにおける負荷の経年的な増加や設備の拡充なども考慮して環境条件を変化させた。これらの条件変化は事例修正機能の能力の範囲で行った。具体的には、200回終了時に、システム全体で8個の負荷ブロックの最大負荷の増加、1個の変電所変圧器バンク容量の増加、1個の負荷ブロックの増設を行い、400回終了時に、同様に11個の負荷ブロックの最大負荷の増加、1個の変電所変圧器バンク容量の増加、2個の負荷ブロックの増設を行った。

(4) 印象値

まず、(1)式を用いて、記憶期間 T を見積もる。今回の実験においては停電範囲と事故点は事故システムに依存する。従って、これらは計算には含めない。事故の対象とする部分システムは3であり、負荷レベルは10の負荷レベル帯に分けられる。また、今回の実験は乱数を用いたシミュレーションなので、 $m=1.0$ とする。従って、

$$T=3 \times 10 \times 1=30, \quad (2)$$

とする。また、印象の初期値のための重み α を、事例修正無しで適用した場合は $\alpha=1$ 、事例修正後適用した場合は $\alpha=2$ とする。想起による印象の強化は問題に適用された事例に対してのみ行う。つまり、問題に適用された事例に対して $\beta=1$ 、他の事例は $\beta=0$ とする。暗記による印象の強化値のための重み γ もすべての事例に対して $\gamma=1$ とする。

(5) 比較手法

(a) 忘却に基づく事例ベース管理を行う本手法のほか、(b) すべての事例を単純に登録する方法、(c) 事例を全く登録しない方法、(d) 問題解決において修正の行われた事例のみ登録する方法についてシミュレーションを行った。

4.2 実験結果および考察

システム条件の変化は修正器の能力の範囲内で行ったために、遮断器の操作回数と復旧用電源の数に着目した復旧案の評価としては、(a) から (d) の4つの手法ともすべての問題解決において最良の復旧案を生成した。そこで、本研究の目的とする対象領域の条件変化への事例ベースの適応と、事例ベースの肥大化の抑制について考察する。

表1 問題解決における修正の数の比較
Table 1 Comparison of the number of case modifications in problem solving.

問題解決数\手法	a.	b.	c.	d.
1~100	4	1	9	9
101~200	7	6	3	2
201~300	20	19	63	20
301~400	8	7	59	11
401~500	22	34	133	27
501~600	9	10	139	8
合計	70	77	406	77

表2 事例ベースを構成するフレーム数の比較
Table 2 Comparison of the number of frames in the case-base.

フレーム\手法	a.	b.	c.	d.
事例 (CA)	61	613	13	49
全体復旧案	52	613	13	49
電源復旧案	78	1008	32	102
復旧用電源	60	1008	32	102
負荷切替案	8	87	6	16
フレーム合計 (FR)	259	3329	96	318
FR/CA	4.2	5.4	7.4	6.5

(1) 対象領域の条件変化への適応

次に、図8の問題解決において行われた修正の数によって、事例ベースの対象領域の条件変化への適合性を評価する。表1に問題解決において行われた修正数を問題解決100回ごとにまとめた。修正は電源復旧案間の負荷ブロックの移動や電源復旧案の削減といった修正機能単位で数えたので、1回の問題解決において複数回カウントされる可能性がある。事例は過去の問題解決の実績なので信頼性があるが、その信頼性を保存するためには修正は少ない方がよい。また、与えられた問題と事例の間で条件が異なるために修正が行われるので、修正が少ないほど、事例ベースが対象の環境条件に適合していると考えられる。表1において、200回終了時と400回終了時に大きなシステム条件の変化を行ったが、(c) では条件変化に伴って、修正数は増加しており、時の経過とともに修正のための負荷は大きくなる。その他の方法では、新しい事例を追加するために、環境条件の変化直後に修正数が増加し、その後再び減少する傾向があるが、修正数の合計を比較すると(a)が最も少ない。また、(b)や(d)も修正数は比較的少ないが、これらの手法では事例ベースに古い環境に対する事例も存在することになる。この結果からも(a)の事例ベースが最も対象の条件変化に適応していることがわかる。

(2) 事例数の削減と一般化の効果

表2は600回の問題解決後の事例ベースを構成するフレーム数の比較である。すべての事例を登録する方法(b)に比較して、本手法(a)は7.8%、修正された事例のみを登録する方法(d)は9.6%と大幅にフレーム数を削減しており、その効果は顕著である。(c)は事例登録を行わないので、初期状態のままである。(b)や(d)は問題解決数が増加するとともに事例数は増加するが、本手法(a)では事例数はほぼ一定するので、問題解決数が多いほど本手法は有効である。また、(a)と(d)を比較すると、600回終了時点では(a)の方が事例数はやや多いが、フレーム数の合計は少ない。すなわち、(a)の方が(d)よりも事例ベース自体の大きさは小さい。これは、(a)で忘却に基づく一般化の結果、いくつかのフレームが統合されたためであり、一事例を構成するフレーム数の平均が(a)では4.2と特に小さな値であることから裏付けられる。これにより、忘却に基づく一般化とフレームの統合の効果が明らかである。

(3) 実システムへの応用と課題

電力システムにおいて本研究で扱っているような事故は頻繁には生じないが、日常の運転業務において事故に対する対策を検討している。本システムは実際の事故に対してのみ利用するのではなく、このような日常の事故対策の検討や運転員の訓練に用いることを想定している。従って、日頃からシステムを用いて多くの問題を解くことになるので、日常的なシステムの利用において、系統構成などの環境条件を更新することにより、事例ベースの内容を常に新しい環境に適應させることが可能である。また、事故対策の検討では考える多くのケースを想定して検討されるので、システムに与えられる問題が偏ることがないため、本手法の印象の制御方法も有効である。よって、現実問題に即して印象値の設定を行うことで、実システムへの応用も可能であると考えられる。

現実問題に應用する際の課題として、領域知識を用いて暗記のためのキーを適切に指定することが重要である。すなわち、暗記のための事例空間が広すぎる場合には、出現頻度の低い問題に対する必要な事例が忘却されることがあり、反対に暗記のキーとなる属性を多く用いることによって暗記のための事例空間を細かく分けすぎると、忘却による環境変化への適應や事例ベース肥大化防止の効果が小さくなる。今回対象とした問題では比較的適切に暗記のキーを指定できたが、適切なキーの指定ができない場合には、類似事例が存在しない場合にCBR以外の手法により補完するなど

の対策を講じる必要がある。また、本手法における印象の初期値や強化値は、問題領域によって調整することも必要になると考えられる。

5. 関連研究

事例ベース推論における忘却機構の導入の試みは少ないが、機械学習などの分野において研究が行われている。渡辺ら¹⁰⁾は、環境の状況に対して適切な行動を行う自律学習において、新たなコード(状況部+行動部)を追加するとき、劣性コードを削除する忘却機構を実現した。ここでは各コードにそのコードのキー部のベクトル、評点、年齢などをパラメータとしたテリトリポテンシャル関数を持たせ、これをコードの呼出しと削除の際の評価に用いる。例えば、これにより、削除されるコードが守備していたテリトリを代替守備することが考慮される。畷見¹¹⁾は実例に基づく強化学習法において、記憶容量の制限により古い記憶から忘却する学習アルゴリズムと、正の強化入力が与えられたとき、用いられた記憶の信頼度を高め、負の強化入力の場合には弱めることにより、信頼度の低い順から忘却するアルゴリズムを実現した。浅見ら¹²⁾は、確率的な忘却機構を持つ有限長のスタックを用いたメモリ管理法において、新しいデータの記憶時に既存のデータを忘却確率に従って削除する忘却機構を実現した。また、その動特性について人間の記憶の心理学的な実験結果との比較を行い、プロダクションシステム等のメモリとして利用する際の課題について考察した。

これらの忘却機構は記憶領域の制限によって実現される。それに対して、本手法の印象のようなパラメータを用いる手法^{12),13)}もある。Kubat¹²⁾らはノイズを除去し、決定木のサイズを抑えるために忘却機構を用いた。彼らの忘却機構は、新しい例が提示される前に決定木のすべてのノードのスコアに定数 $c(0 < c < 1)$ を乗じて減衰させる一方で、真を出力したノードのスコアを1だけ増やす。そして、スコアが T_L 以下になったノードを忘却し、 T_U 以上になったノードは長期記憶に記憶されたとみなし、それ以降は忘却の対象としない。ただし、スコアが T_U 以上になったノードは忘却されることがないので、環境変化に適應できない。Salganicoff¹³⁾の忘却機構は、例の重みの初期値を1とし、新しい例Xが与えられたとき、Xに近い m 個の例の重みにXからの距離に応じた減衰率を乗じて、あるしきい値以下になった例を忘却する。与えられた例に近い例の重みのみを減衰させるのは、出現頻度の低い例の重みの減衰を抑制するためであり、本手法の暗記の機能と同様な役割をする。ただし、彼の手法では、

出現頻度は例の問題記述の距離のみが考慮される。それに対して、本手法では解の特徴も考慮するため、より確実に出現頻度の低い必要な例の忘却を防げる。

また、これまでの研究では本論文で述べている事例の属性単位の忘却に着目したものはほとんどない。

6. おわりに

人間の記憶に特徴的な忘却に基づいて事例ベースを管理する手法を提案した。本手法では、使われなくなった事例を忘れることと、事例を構成する属性の一部を忘れることによる事例の一般化により、対象領域の経年的な条件変化に事例ベースの内容を適応させ、かつ事例ベースの無意味な肥大化を抑えることができる。また、電力系統事故時復旧問題におけるシミュレーションにより、本手法の有効性を明らかにした。

本手法の特徴を整理すると、以下ようになる。

(1) 時の経過とともに利用されなくなった事例を事例ベースから忘却することにより、対象領域の条件に適した事例のみを記憶し、事例数の削減を行う。また、暗記の処理を行うことにより、出現頻度の低い問題に対する必要な事例の忘却を防ぐことができる。

(2) 問題解決時にアクセスされない属性を忘却することにより、事例の一般化を自動的に行い、事例ベースの大きさを抑えることができる。

(3) 本手法において、事例ベースを管理するために必要な領域知識は暗記の対象を決定するためのキーを指定する知識のみであるので、他の多くの領域において適用可能である。

今後、忘却以外の一般化手法の導入、負事例の利用などを考慮して、環境変化の伴う領域での事例ベースの洗練化について検討したい。

謝辞 本研究を進めるにあたり、貴重なご意見をいただきました日立製作所阿部重夫氏、帝京大学藤原祥三教授、助手荒井正之氏、熱心に協力された帝京大学卒研究生青柳清美さんに感謝いたします。なお、本研究の一部は文部省科学研究費補助金(06780338)の援助によります。

参考文献

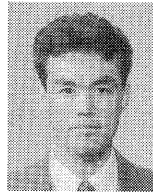
- 1) 奥田健三, 山崎勝弘: 事例ベース形推論とその応用例, 情報処理, Vol. 31, No. 2, pp. 244-254 (1990).
- 2) 小林重信: 事例ベース推論の現状と展望, 人工知能学会誌, Vol. 7, No. 4, pp. 559-565 (1992).
- 3) 松原 仁: 推論技術の観点からみた事例に基づく推論, 人工知能学会誌, Vol. 7, No. 4, pp. 567-575 (1992).
- 4) 渡辺博芳, 奥田健三: 忘却に基づく事例の管理と一般化, 第47回情報処理学会全国大会論文集, 2 P-5 (1993).
- 5) Callan, J. P., Fawcett, T. E. and Rissland, E. L.: Adaptive Case-Based Reasoning, *Proc. of a Workshop on Case-Based Reasoning, DARPA*, pp. 179-190 (1991).
- 6) Mitchell, T. M.: Generalization as Search, *Artif. Intell.*, Vol. 18, No. 2, pp. 203-226 (1982).
- 7) 滝 寛和, 堀 聡: 度合い付きバージョングラフの知識・事例ベース構築への利用, 人工知能学会研究会資料, SIG-KBS-9301, pp. 23-30 (1993).
- 8) 石川真澄: コネクショニストモデルの忘却を用いた一般学習構造, 電気学会論文誌 C, Vol. 112, No. 6, pp. 364-369 (1992).
- 9) 須貝康雄, 小林 賢: 忘却機能を持つ適応的学習のためのニューラルネットワーク, 電気学会論文誌 C, Vol. 113, No. 6, pp. 384-393 (1993).
- 10) 渡辺俊典, 佐々木浩二, 井原廣一: 複製と削除の機構を用いた自律的学習機械-DANDELION, 情報処理学会論文誌, Vol. 24, No. 6, pp. 847-856 (1983).
- 11) 畝見達夫: 実例に基づく強化学習法, 人工知能学会誌, Vol. 7, No. 4, pp. 697-707 (1992).
- 12) Kubat, M. and Krizakova, I.: Forgetting and Aging of Knowledge in Concept Formation, *Appl. Artif. Intell.*, Vol. 6, No. 2, pp. 195-206 (1992).
- 13) Salganicoff, M.: Density-Adaptive Learning and Forgetting, *Proc. Int. Conference on Machine Learning*, pp. 276-283 (1993).
- 14) 奥田健三, 山崎勝弘: 特集「事例ベース推論」電力系統事故時復旧支援, 人工知能学会誌, Vol. 7, No. 4, pp. 582-591 (1992).
- 15) 奥田健三, 渡辺博芳, 山崎勝弘, 馬場敬信: 事例ベース形推論による二次系統の事故時復旧支援方式, 電気学会論文誌 B, Vol. 108, No. 12, pp. 553-560 (1988).
- 16) Klatzky, R. L.: *Human Memory: Structures and Processes*, Second Edition, W.H. Freeman and Company (1980). (邦訳: 箱田裕司, 中溝幸夫訳: 記憶のしくみ I, II, サイエンス社 (1982).)
- 17) Lachman, R. L., Lachman, J. L. and Butterfield, E. C.: *Cognitive Psychology and Information Processing: An Introduction*, Lawrence Erlbaum, Hillsdale, N. J. (1979). (邦訳: 箱田裕司, 鈴木光太郎訳: 認知心理学と人間の情報処理 I, II, サイエンス社 (1988).)
- 18) Michalski, R. S.: A Theory and Methodology of Inductive Learning, *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach* (Michalski, R. S. ed.), Tioga, Palo Alto, Calif., pp. 83-129 (1983). (邦訳: 電総研 AI 研究グループ訳: 帰納学習の理論と方法論, 知識獲得入門, pp. 91-148,

共立出版 (1987).)

- 19) 浅見 徹, 橋本和夫, 山本誠一: スタック型忘却
随伴メモリメンテナシスシステムの動特性につい
て, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J74-D-II, No.
12, pp. 1756-1767 (1991).

(平成6年9月30日受付)

(平成7年3月13日採録)



渡辺 博芳 (正会員)

1963年生, 1986年宇都宮大学工学
部情報工学科卒業. 1988年同大学大
学院修士課程修了. 栃木県工業技術
センターを経て, 1991年より帝京大
学理工学部助手. 知識工学に関する

研究に従事. 電子情報通信学会, 人工知能学会各会員.



奥田 健三 (正会員)

1927年生, 1952年早稲田大学第一
理工学部電気工学科卒業. 工学博士.
(株)日立製作所, 宇都宮大学工学部
情報工学科教授を経て, 1993年より
作新学院大学経営学部教授. 主たる

研究テーマは知識工学, 事例ベース推論, ニューロコ
ンピューティング, ファジィ理論の応用, 電力系統工
学. 電気学会, 電子情報通信学会, IEEE 各会員.