

# 観点を考慮した連想機構の一モデル化

沢田 裕司<sup>†</sup> 大川 剛直<sup>‡</sup> 馬場口 登<sup>†</sup> 手塚 慶一<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 大阪大学工学部   <sup>‡</sup> 大阪大学情報処理教育センター   <sup>††</sup> 関西大学工学部

ある事例から何らかの点で関連した別の事例を想起する能力は、一般に連想と呼ばれている。本研究では、事例を構成している個々のオブジェクト間の類似性をもとに、事例間の関連性を反映する尺度である概念的隣接度を定式化し、連想のモデル化を試みる。一般に事例間の類似性は観点や視点に大きく依存し、これらを考慮した連想メカニズムが必要不可欠である。ここでは複数の事例をキーとして用い、これらの類似性から観点を特定したのち連想を行うことにより、観点を考慮した連想メカニズムの実現を図る。

## A Modelling of Association Mechanism Based on Viewpoints

Yuji SAWADA<sup>†</sup> Takenao OHKAWA<sup>‡</sup> Noboru BABAGUCHI<sup>†</sup> Yoshikazu TEZUKA<sup>††</sup>

<sup>†</sup> OSAKA University   <sup>††</sup> KANSAI University

Association is defined as ability to recall a case which is relevant to another case given as key in some points. In this paper, we propose a modelling of association mechanism based on conceptual contiguity. Our method makes use of several cases as the key in order to solve the problem that similarities between cases are affected by viewpoints. First, this method evaluates viewpoints from the similarities between key cases, then retrieves similar cases from the case base under the viewpoints. From the experimental results retrieving the database, we verified that our method has the sufficient flexibility for viewpoints.

# 1 はじめに

ある事例から何らかの点で関連した別の事例を想起する能力は、一般に連想と呼ばれている。この連想のメカニズムは、記憶として蓄えられている過去に経験した出来事の中から、何らかの類似性の尺度を用いて、現在直面している事柄に関連するものを取り出す枠組みといえる。DB検索や、事例に基づく推論(CBR)[1, 2]における事例検索などは、この連想の工学的な応用例と考えられる。

さて、このような連想メカニズムを実現する上で重要となるのが、事例間の類似性を与える尺度である。例えば、CBRの分野でも様々な尺度が用いられてきているが、単に属性値の一致する属性数から類似性を判断したり[3, 4]、属性値の類似性をシステム構築者があらかじめ適当に定めておく[5]事が多く、類似性の尺度がシステム構築時のまま変化しない。しかしながら、一般に事例間の類似性は観点や視点といったものに大きく依存する[6]と考えられ、常に一定の尺度では類似性を正しく評価することはできない。

例えば、“ワープロ”と“鉛筆”について考える。これらを、生産者の立場から「製造工程」や「材質」等の観点を重視したとすると、“ワープロ”と“鉛筆”は全く似ておらず、むしろ“ワープロ”は“TV”や“パソコン”などに類似している。一方、この二つの類似性を、利用者の立場から「機能」という観点を重視して評価すると、この二つは類似していることになる。このように類似性は観点により変化する。従って、同じ事例をもとに連想を行ったとしても、観点によって想起される事例は異なってくると考えられる。高度かつ柔軟な連想メカニズムを実現するためには、観点を考慮に入れることが必要不可欠といえる。

そこで本稿では、連想のキーとして複数の事例を用意することにより、観点を考慮した連想メカニズムを実現する。まず複数のキーとなる事例間の類似性から観点を特定したのち、この観点を事例間の類似性を表わす概念的隣接度に反映させて連想を行うことにより、特定された観点のもとで類似する事例を事例ベースより想起する連想メカニズムを提案する。図1にその概

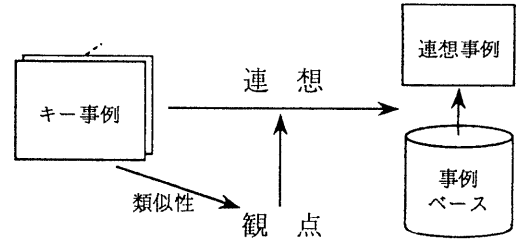


図1: 観点を考慮した連想メカニズム

略を示す。

## 2 概念的隣接度

### 2.1 事例の記述

本研究では事例を様々なオブジェクトの集合と捉え、個々のオブジェクトの特徴を記述することにより、事例を表現する。ここでオブジェクトは、意味的にもしくは物理的に1つのまとまりと見なし得る個体である。

オブジェクト、事例の特徴は次の定義1、定義2に基づき、単位記述を用いて記述する。

【定義1】オブジェクト記述

$a$ を属性名、 $o$ をオブジェクト名、 $v$ を $a$ の属性値とする。このとき、 $\langle a, o, v \rangle$ を単位記述と呼び、オブジェクト名として $o$ をもつ単位記述の集合

$$\{\langle a_1, o, v_1 \rangle, \dots, \langle a_i, o, v_i \rangle, \dots, \langle a_m, o, v_m \rangle\}$$

を $o$ のオブジェクト記述と呼ぶ。

【定義2】事例記述

事例 $c$ 中に存在するオブジェクトを $o_1, \dots, o_k$ とする。 $o_1, \dots, o_k$ のオブジェクト記述の要素の集合

$$\{\langle a_i, o, v_i \rangle \mid o \in \{o_1, \dots, o_k\}\}$$

を $c$ の事例記述と呼ぶ。

例えば、「白くて大きい三角形と赤く小さい正方形」の事例記述は

$$\{\langle \text{色}, o_1, \text{白} \rangle, \langle \text{大きさ}, o_1, \text{大} \rangle, \langle \text{形状}, o_1, \text{三角形} \rangle, \langle \text{色}, o_2, \text{赤} \rangle, \langle \text{大きさ}, o_2, \text{小} \rangle, \langle \text{形状}, o_2, \text{正方形} \rangle\}$$

となる。

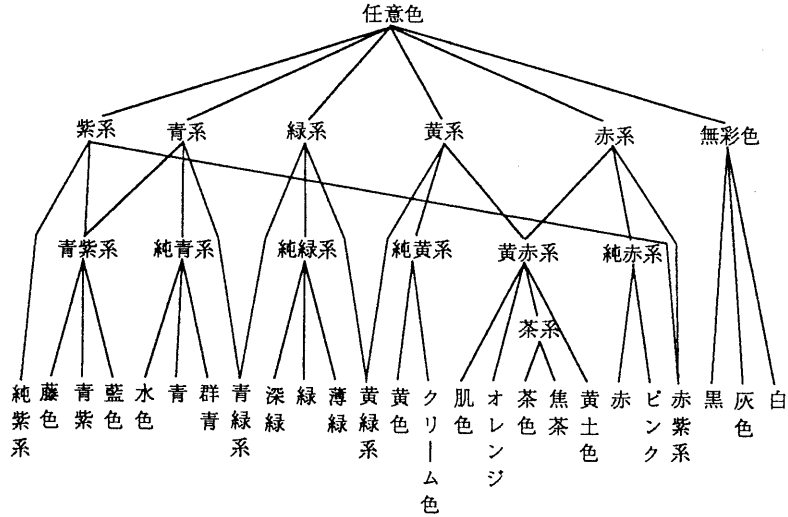


図 2: 色に関する階層木

## 2.2 概念的隣接度

ここでは事例間の類似性を表わす尺度, 概念的隣接度を定義する. 各事例の特徴は, これを構成するオブジェクトの特徴から求められるため, 事例間の類似性はそれらを構成しているオブジェクト間の類似性に帰着できる. そこで, まずオブジェクト間の類似度を定義する.

オブジェクト間の類似度は, 次に定義する一般化オブジェクトを基準に求める.

【定義3】一般化オブジェクト

オブジェクト  $o_1, \dots, o_k$  のオブジェクト記述を, それぞれ

$$\{\langle a_i, o_1, v_{1i} \rangle\}, \dots, \{\langle a_i, o_k, v_{ki} \rangle\}$$

とする. このとき,

$$\{\langle a_i, \hat{o}, lg(v_{1i}, \dots, v_{ki}) \rangle\}$$

により記述される概念上のオブジェクト  $\hat{o}$  を  $o_1, \dots, o_k$  の一般化オブジェクトと呼ぶ. 但し,  $lg(v_{1i}, \dots, v_{ki})$  は  $v_{1i}, \dots, v_{ki}$  の最小一般化である.

ここで, 属性値  $v_1, \dots, v_k$  の最小一般化とは,  $v_1, \dots, v_k$  のどの属性値に対しても, 等しいか, もしくは一般的となる属性値 (一般化と呼ぶ) の中で, 最も特殊な属性値のことを指す [7]. 本手法では, 最小一般化を生成するために, 属性毎に図 2 のような一般-特殊階層木を用意している.

例えば, 属性値「黄色」と「クリーム色」の最小一般化を求めると, 図 2 からこの 2 つの一般化は

「純黄系」, 「黄系」, 「任意色」となり, この中で最も特殊な属性値である「純黄系」が最小一般化として得られる. 従って, 次の 3 つのオブジェクト

- $o_1: \{\langle \text{色}, o_1, \text{黄色} \rangle, \langle \text{大きさ}, o_1, \text{大} \rangle, \langle \text{形状}, o_1, \text{正方形} \rangle\}$
- $o_2: \{\langle \text{色}, o_2, \text{クリーム色} \rangle, \langle \text{大きさ}, o_2, \text{小} \rangle, \langle \text{形状}, o_2, \text{四角形} \rangle\}$
- $o_3: \{\langle \text{色}, o_3, \text{黄色} \rangle, \langle \text{大きさ}, o_3, \text{小} \rangle, \langle \text{形状}, o_3, \text{長方形} \rangle\}$

から生成される一般化オブジェクトは, 属性毎に属性値の最小一般化を求めることにより,

$$\{\langle \text{色}, \hat{o}, \text{純黄系} \rangle, \langle \text{大きさ}, \hat{o}, \text{任意} \rangle, \langle \text{形状}, \hat{o}, \text{四角形} \rangle\}$$

と記述され, 「色が純黄系で形が四角形」のオブジェクトとなる.

さて, この一般化オブジェクトの属性値は, もとの属性値が類似しているほど特殊なものになるという特徴を持つ. 従って, 属性値の一般性を示す尺度を定義することにより, 属性値間の類似性を評価できると考えられる. そこで, 属性値の一般度を次のように定義する.

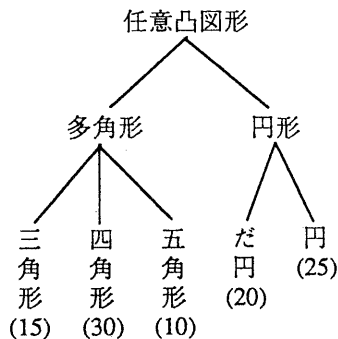


図 3: 形状に関する階層木

【定義 4】 属性  $a$  の属性値  $v$  の一般度  $g(a, v)$

$$g(a, v) = \frac{\text{属性 } a \text{ の値が } v \text{ を満たすオブジェクト数}}{\text{事例ベース内の全オブジェクト数}}$$

例えば、属性値間に図 3 のような一般-特殊関係がある場合、属性値「四角形」、「円」の一般度は次のように計算される。但し、図中の括弧内の数字は、その属性値を用いて記述されている事例ベース内のオブジェクト数を示している。

$$g(\text{形状}, \text{四角形}) = 30/100 = 0.3$$

$$g(\text{形状}, \text{円}) = 25/100 = 0.25$$

また、属性値「多角形」の場合、それを満たすオブジェクト数は、三角形の 15、四角形の 30、五角形の 10 の和 55 となり、一般度は

$$g(\text{形状}, \text{多角形}) = 55/100 = 0.55$$

となる。

さて、一般化オブジェクトの属性値に対してこの一般度を求めると、その逆数はもとの属性値の類似性を表わす尺度になっている。ここで定義から明らかなように、一般度が事例ベースに依存した値を取ることに注意されたい。これはオブジェクトの類似性が対象世界における存在の割合に依存した相対的な尺度であるという考察に基づいている。

例えば、「四角形以外のオブジェクトが存在しない」ような事例を集めた事例ベースを考える。このとき、ある任意の二つのオブジェクトが類似しているかどうか評価するとき、どちらも四

角形であるという点が類似性に寄与するかどうかといえ、そうではない。また、このような事例ベースに「だ円」と「円」が一つずつ存在するような事例が入れられたとすると、これらはどちらも四角形とは異なる形であるとして、同じものと捉えられ、「だ円」であるのか「円」であるのかといった区別がされることはないと考えられる。従って、このような事例ベースでは「だ円」と「円」は非常に類似していると判断されるだろう。すなわち、事例ベース全体の中に占める割合が高ければ、その属性は類似性にあまり寄与しないと考えられるし、逆に割合が低ければ少々値が異なっても類似している見なすのが妥当であると考えられる。

さて、この一般度をもとに、属性値毎に求めた一般度の逆数の平均により、オブジェクト間の類似度を次のように定義する。

【定義 5】 オブジェクト間の類似度

オブジェクト  $o_1, \dots, o_k$  の一般化オブジェクトのオブジェクト記述を

$$\{(a_1, \hat{o}, v_1), \dots, (a_i, \hat{o}, v_i), \dots, (a_m, \hat{o}, v_m)\}$$

とする。このとき、オブジェクト  $o_1, \dots, o_k$  間の類似度  $s(o_1, \dots, o_k)$  は

$$s(o_1, \dots, o_k) = \sum_{i=1}^m \frac{1/g(a_i, v_i)}{m}$$

で与えられる。 $s(o_1, \dots, o_k)$  は  $s(\hat{o})$  と書かれることもある。

例えば、先ほどの 3 つのオブジェクトのオブジェクト間の類似度は、一般化オブジェクトの属性値「純黄系」「任意」「四角形」の一般度より計算される。

次に事例間の類似性を示す概念的隣接度を定義する。概念的隣接度は、オブジェクト間の類似度より求められるが、このとき重要となるのがオブジェクトの対応関係である。例えば、図 4 において、 $o_{11}$  と  $o_{22}, o_{12}$  と  $o_{21}$  を対応づけて事例間の類似性を評価すると、たとえ同じ事例であっても事例間の類似性は低くなる。すなわち、事例間のオブジェクトの対応を変化させると、事例間の類似性も変化する。従って、様々なオブジェクトの対応のうち、最も事例間の類似性が高く

事例 1	事例 2
{<色, O11, 赤>	{<色, O21, 赤>
<形状, O11, 三角形>	<形状, O21, 三角形>
<大きさ, O11, 小>	<大きさ, O21, 小>
-----	-----
<色, O12, 白>	<色, O22, 白>
<形状, O12, だ円>	<形状, O22, 円>
<大きさ, O12, 大>	<大きさ, O22, 小>
----- }	----- }

図 4: オブジェクトの対応と事例間の類似性

なるような対応を真の対応と考える。そこで、まずオブジェクトの対応を次のように定義する。

【定義 6】事例間のオブジェクトの対応

事例  $c_1, \dots, c_n$  に存在するオブジェクトをそれぞれ、

$$o_{c_1} = \{\dots, o_{1i}, \dots\}, \dots, o_{c_n} = \{\dots, o_{nj}, \dots\}$$

とする。このとき、 $c_1, \dots, c_n$  間のオブジェクトの対応  $\theta$  は、 $o_{c_1}, \dots, o_{c_n}$  の直積

$$o_{c_1} \times \dots \times o_{c_n}$$

の部分集合である。但し、 $\theta$  内のオブジェクトは重複しない。このとき、 $(o_1, \dots, o_n) \in \theta$  ならば、オブジェクト  $o_1, \dots, o_n$  が対応しているという。

例えば、事例  $c_1, c_2, c_3$  に存在するオブジェクトを

$$o_{c_1} = \{o_{11}, o_{12}\}$$

$$o_{c_2} = \{o_{21}, o_{22}, o_{23}\}$$

$$o_{c_3} = \{o_{31}, o_{32}, o_{33}, o_{34}\}$$

オブジェクトの対応  $\theta$  を、

$$\theta = \{(o_{11}, o_{21}, o_{33}), (o_{12}, o_{22}, o_{31})\}$$

とすると、 $\theta$  はオブジェクト  $o_{11}, o_{21}, o_{33}$  が対応、オブジェクト  $o_{12}, o_{22}, o_{31}$  が対応していることを意味する。また、定義 6 中の「 $\theta$  内のオブジェクトは重複しない」という条件は、ある一つのオブジェクトが同一事例中の複数のオブジェクトに対応しないことを保証するための条件である。上の例で言えば事例  $c_1$  のオブジェクト  $o_{11}$  が、 $c_2$

の  $o_{21}$  以外のオブジェクトとは対応しないように制限する。

最終的に、事例間の類似性を表す概念的隣接度は、オブジェクト間の類似度の平均を最大にするようなオブジェクトの対応を用いて、次のように定義される。

【定義 7】概念的隣接度

事例  $c_1, \dots, c_n$  間のオブジェクトの対応を  $\theta$  とし、対応するオブジェクトごとに求めた一般化オブジェクトを  $\hat{o}_1, \dots, \hat{o}_l$  とする。このとき、 $c_1, \dots, c_n$  間の概念的隣接度  $cc(c_1, \dots, c_n)$  を、

$$cc(c_1, \dots, c_n) = \max_{\theta} \left\{ \sum_{i=1}^l \frac{s(\hat{o}_i)}{l} \right\}$$

と定義する。

### 3 観点を考慮した連想メカニズム

先に述べたように、連想を行う際には観点が大きく関与するため、キーとなる事例を複数用意し、これらから観点を特定することを考える。

ここで、キーとなる事例に存在する特徴の共通点を考えると、これは観点を反映したものとなっているので、ただ単にこの共通する特徴を抽出し、その特徴を満たす事例を連想するような枠組を用いれば、事例間の類似性を表す尺度を用いなくても、観点を考慮した連想が行なえるように思われる。しかしながら、この枠組では、キー事例に共通する特徴を完全に満足する事例が事例ベース内に存在しないような場合、類似性の評価が困難であるため、この特徴に類似する事例を検索できない。

そこで、属性がキー事例の類似性にどれくらい寄与しているかを求めることにより観点を特定し、それを重みとして概念的隣接度に反映させて連想を行なうことにより、観点を考慮したメカニズムを実現する。これにより、任意の事例間の類似性を観点のもとで評価することが可能であり、上記の様にキー事例の共通点を満たす事例が存在しない場合にも、観点のもとでその共通点に類似した事例を想起することが可能となる。

このような考えのもとに、以下に観点を定義する。

**【定義 8】 観点**

連想のキーとなる事例  $c_1, \dots, c_n$  に対し、 $cc(c_1, \dots, c_n)$  を与えるオブジェクトの対応  $\theta$  をもとに、対応するオブジェクト毎に求めた一般化オブジェクト  $\hat{o}_1, \dots, \hat{o}_l$  のオブジェクト記述を

$$\{\langle a_i, \hat{o}_j, v_{ji} \rangle\} \quad (1 \leq j \leq l)$$

とする。このとき、

$$cont(a_i) = \sum_{j=1}^l \frac{1/g(a_i, v_{ji})}{l}$$

を属性  $a_i$  の  $c_1, \dots, c_n$  間の類似性に対する寄与といい、

$$view = \{cont(a_1), \dots, cont(a_m)\}$$

を観点と定義する。

具体的に、事例  $c_1, \dots, c_n$  から生成した一般化オブジェクトのオブジェクト記述が次のように求められたとき、

$$\{\langle \text{色}, \hat{o}_1, \text{純黄系} \rangle, \langle \text{大きさ}, \hat{o}_1, \text{任意} \rangle, \langle \text{形状}, \hat{o}_1, \text{四角形} \rangle, \langle \text{色}, \hat{o}_2, \text{赤} \rangle, \langle \text{大きさ}, \hat{o}_2, \text{小} \rangle, \langle \text{形状}, \hat{o}_2, \text{三角形} \rangle\}$$

$cont(\text{色})$  は、「純黄系」、「赤」の一般度の逆数の平均となる。従って、事例が全体的に属性「色」に関して類似している場合、一般化オブジェクトの「色」の属性値が、平均的にどれも特殊なものになる傾向にあるので、 $cont(\text{色})$  は大きい値を取る。また、定義 5、定義 7 から導かれることであるが、 $cont(a_1), \dots, cont(a_n)$  の平均は、事例間の概念的隣接度そのものになっている。従って  $cont(a_i)$  は、実質的に概念的隣接度の属性  $a_i$  に関する成分になっている。

このようにして求めた観点を属性の重みとして使い、オブジェクト間の類似度、概念的隣接度を次のように再定義する。

**【定義 9】 観点を考慮したオブジェクト間の類似度**

オブジェクト  $o_1, \dots, o_k$  の一般化オブジェクト  $\hat{o}$  のオブジェクト記述を

$$\{\langle a_1, \hat{o}, v_1 \rangle, \dots, \langle a_i, \hat{o}, v_i \rangle, \dots, \langle a_m, \hat{o}, v_m \rangle\}$$

とし、観点を  $view = \{cont(a_1), \dots, cont(a_m)\}$  とする。このとき、観点を考慮したオブジェクト間の類似度  $S(o_1, \dots, o_k, view)$  は

$$S(o_1, \dots, o_k, view) = \sum_{i=1}^m \frac{cont(a_i) \cdot (1/g(a_i, v_i))}{m}$$

で与えられる。 $S(o_1, \dots, o_k, view)$  は  $S(\hat{o}, view)$  と書かれることもある。

**【定義 10】 観点を考慮した概念的隣接度**

事例  $c_1, \dots, c_n$  間のオブジェクトの対応を  $\theta$  とし、対応するオブジェクトごとに求めた一般化オブジェクトを  $\hat{o}_1, \dots, \hat{o}_l$  とする。このとき、観点を考慮した  $c_1, \dots, c_n$  間の概念的隣接度  $CC(c_1, \dots, c_n, view)$  は、

$$CC(c_1, \dots, c_n, view) = \max_{\theta} \left\{ \sum_{i=1}^l \frac{S(\hat{o}_i, view)}{l} \right\}$$

と定義される。

定義 9、10 からわかるように、属性  $a_i$  の類似性に関する寄与  $cont(a_i)$  が大きい時、ある複数の事例がその属性に関して類似している（個々のオブジェクトがその属性に関して類似している）ほど概念的隣接度は大きい値を取る。従って、連想を行う時、定義 10 の尺度を用いれば、観点の上で類似した事例ほど、キーとなる事例との概念的隣接度は大きくなり、観点を考慮した連想メカニズムが実現できると考えられる。

以上より、連想は次のように定義できる。

**【定義 11】 連想**

連想のキーとなる事例を  $c_1, \dots, c_n$ 、事例ベースに蓄えられている個々の事例を  $X_i$  とし、 $c_1, \dots, c_n$  から求められる観点を  $view$  とする。このとき、

$$\max_i \{CC(c_1, \dots, c_n, X_i, view)\}$$

となる事例  $X$  を想起することを、連想と呼ぶ。

## 4 DB 検索への適用

本手法の有効性を確かめるために、神社仏閣を対象とした DB を構築し、観点に対する本手法の柔軟性を実験的に調べた。

表 1: キー事例

	キーとする事例	類似点
実験(1)	「銀閣寺」と「東寺」	京都府に存在する
実験(2)	「銀閣寺」と「円覚寺」	禅宗様式の建物を含む
実験(3)	「銀閣寺」のみ	
実験(4)	「功山寺」と「瑠璃光寺」	山口県に存在する

表 2: 特定された観点と検索事例

	観 点							検 索 事 例
	所在地	型	様式	屋根	時代	付近	指定	
(1)	5.31	1.13	1.10	2.46	1.38	2.46	1.17	三十三間堂>法界寺>醍醐寺
(2)	1.00	1.00	9.86	1.05	1.77	1.00	1.17	正福寺>功山寺>永保寺
(3)								醍醐寺>功山寺>正福寺
(4)	23.0	1.25	1.10	1.92	6.90	4.60	1.17	住吉神社>三仏寺>出雲大社

法隆寺：〈所在地，金堂，奈良〉  
 〈型，金堂，金堂〉  
 〈様式，金堂，飛鳥様式〉  
 〈屋根，金堂，入母屋〉  
 〈建立年代，金堂，飛鳥時代〉  
 〈付近，金堂，農村〉  
 〈指定，金堂，国宝〉  
 〈所在地，五重塔，奈良〉 …〕

図 5: “法隆寺” の事例記述

対象とする事例は，“法隆寺” 等のような神社仏閣である。オブジェクトはその中の建物であり，“法隆寺” の場合，“五重塔”，“夢殿” 等がオブジェクトにあたる。また各事例は「所在地（属性値数は 65）」、「型（27）」、「様式（16）」、「屋根（25）」、「建立年代（24）」、「付近の地形（11）」、「指定（5）」の 7 つの属性により記述され，現在 3 2 個の事例が事例ベース内に蓄えられている。例えば“法隆寺” の場合，図 5 のように事例ベース内に記述されている。

そこで，表 1 のように 4 通りのキーとなる事例を用意し，各ペアごとにそれらに類似する事例を検索する実験を行った。ただし (3) については観点を考慮せず，定義 7 の概念的隣接度に従い，ただ単に“銀閣寺” に類似している事例を事

例ベース内から検索した。

まず，実験 (1)(2) では，“銀閣寺” を一つのキーとなる事例として用い，他方の事例を変化させて観点を変化させて連想を行うことにより，観点に対する本手法の柔軟性に関する実験を行う。また，これらの結果と実験 (3) の結果とを比較することにより，複数のキー事例を用意する本手法の枠組みに対する有効性も確認する。また実験 (4) では，3 章で少し触れたような，キー事例に共通する特徴を持つ事例が事例ベース内に存在しない場合の動作を確認する。この例では，2 つに共通する特徴である，“所在地” が山口県であるという特徴をもつ事例は事例ベース内には一つしか存在していない。

さて，実験 (1)(2) の実験結果からまず検討していくと，表 2 のように (1) に関しては「所在地」に関する重みが，(2) に関しては，“様式” の重みが強調され，それぞれ連想事例も，それに応じた結果が得られた。キー事例のうち，片方の事例を変化させただけでも関わらず，連想された事例が全く異なるものとなったことは，本手法がキー事例から観点をうまく抽出し，その観点に柔軟に対応し連想を行ったことを実証している。

また，これらの結果と実験 (3) の結果と比較すると，観点を考慮して連想することの有効性

がよくわかる。すなわち、(3)の結果を見ると、第一候補として検索された“醍醐寺”は京都にあることと、“銀閣寺”と同じく書院造りの建物を含んでいることから類似していると判断されたのに対し、第2、第3候補に検索されたのは、建物の様式が“銀閣寺”と同じ禅宗様式の建物を含むことからである。従って、(1)、(2)とは異なり、検索事例に統一性が見られないという結果が得られたが、このことは、“銀閣寺”という一つの事例にも様々な特徴が存在することを示している。従って、観点を考慮せず検索する場合、検索者にとってはあまり重要でない特徴のもとで類似している事例が検索される可能性が多分にあり、観点を考慮して連想することの有効性が確認できたといえる。

また実験(4)では、表2のように、第一候補には、唯一キー事例と同じ山口県の神社が検索された。ここで、第2、第3候補に同じ中国地方(島根県)の事例が検索されたことに注目されたい。すなわち、7つの属性の中から、他の属性ではなく「所在地」を最優先させて類似する事例を検索した結果になっていることは、非常に良好な結果といえる。つまりこの場合のように、「所在地」以外の他の属性に関してキー事例が類似していないということは、キー事例を入力した検索者が他の属性に関してあまり注目していないと捉えることができるので、キー事例の共通点を完全に満たす事例が事例ベース内に存在しない場合には、「所在地」に関して類似しているものを選ぶべきであり、本手法がこのことも考慮した枠組となっていることが確認された。

## 5 おわりに

概念的隣接度を尺度に、観点を考慮した連想メカニズムを提案した。本手法は、

1. 複数のキーとなる事例を用いることにより、観点を考慮した連想メカニズムを実現している。
2. 最小一般化という帰納学習的な考え方を導入することにより、通常評価することが

困難な記号間の類似性を評価することが可能である。

3. 物事の類似性とその存在割合に依存することに着目し、相対的な尺度により類似性を評価している。

という特徴をもつ。DB検索に対する実験では、キーとなる事例を変化させることにより、本手法の観点に対する柔軟な対応も確認した。

また、今後の課題としては

1. 「接する」、「一部である」といったオブジェクト間の関係の考慮
2. オブジェクト毎に用意する属性の異なるような事例への対応

などを考えている。

なお、本研究の一部は、文部省科学研究費の補助によっている。

## 参考文献

- [1] Kolodner, J.L. et al. : "A Process Model of Case-Based Reasoning in Problem Solving", IJCAI-85, pp.284-290
- [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, 1992
- [3] 中村 孝太郎 : "シガレット製造機の故障診断支援", 人工知能学会誌, vol.7, no.4, 1992
- [4] 森田, 山崎, 奥田 : "事例ベース推論による観光経路決定支援(2)", 第45回情処全国大会, 6H-4, 1992
- [5] 島津, 柴田, 高島 : "関係データベースを使った事例ベース検索(1)-アルゴリズム", 第45回情処全国大会, 6H-5, 1992
- [6] 沢田, 大川, 馬場口, 手塚 : "概念的隣接度に基づく連想メカニズムのモデル化の一提案", 第45回情処全国大会, 6H-1, 1992
- [7] Yves Kodratoff : "Introduction to Machine Learning", Morgan Kaufmann, 1988