

## 概念間規則を用いた概念ベースの自己参照精錬

浦 政博 小島 一秀 渡部 広一 河岡 司

同志社大学大学院工学研究科  
〒610-0394 京都府京田辺市多々羅都谷1-3

人間がコンピュータに勝る特質として“柔軟な判断や推測”をもとにした高度な知的判断が挙げられる。本稿ではこのような知的判断をコンピュータにさせる上で中核となる汎用的な知識資源「概念ベース」をより人間の判断に近づける研究を行った。概念ベースとは概念を自身とその他の概念（属性と呼ぶ）集合で表した知識ベースである。具体的には概念ベース内における概念の関係やシソーラスなどの外部知識を利用した関連規則を用い、自動的に概念ベース内から不適切な属性の除去、適切な属性の追加を行った。その後、概念間の関連性を定量的に評価した値「関連度」を用いて属性の重み付けを行った。自動精錬を行った概念ベースは関連度を用いた評価実験において精錬前の概念ベースと比較して品質向上が示された。

### Auto Refinement of Concept Base with Rules

Masahiro Ura, Kazuhide Kojima, Hirokazu Watabe, Tsukasa Kawaoka

Graduate School of Engineering, Doshisha University  
KyoTanabe, Kyoto 610-0394

Human can judge intelligently based on imperfect information than computer. Intelligent judgment needs Concept Base which mainly used for general purpose. This paper shows that Concept Base is closer to human judge with auto refinement. Concept Base is a knowledge base which concept consists of a set of each concepts(attributes). Concretely, Concept Base is refined automatically with removing improper attributes and adding proper attributes used rules which appears relationship between concepts in Concept Base and external knowledge(thesaurus etc). Then each attribute is weighted by the degree of association. Concept Base after refinement gets well better than original in experiment used the degree of association.

#### 1. はじめに

情報処理システムは近年急速な発展を遂げ人間社会の様々な分野で欠かすことが出来ないといつてよいほどの普及を見せている。しかし、世間一般にある情報処理システムの大部分は四則演算を元にしたデータや処理方法が整理された問題だけを対象としているシステムであり、人間の物事に対しての“柔軟な判断や推測”などを参考にした情報処理システムはほぼ皆無といつてよい。実際、このような高度で柔軟な知的判断を伴う情報処理システムの実現には多くの課題が残されている。

そこで我々は、複雑で厄介な人間の“知能”

の本質の解明を行うことなく実現でき、情報処理の高度化につながるような現実的なメカニズム、常識判断メカニズムの創出を目的とした。コンピュータが人間のようにあいまいな情報を適宜解釈し柔軟な処理を行うには、人間が長年かけて蓄えていく「常識」が重要になってくる。常識判断メカニズムでは人間の「常識」の代用として、語の概念を属性（その語と関連の強い語）の集合で定義し、多数の語の概念を格納した汎用的な知識資源である概念ベースを想定している。このような概念ベースを構築する際に問題になるのは格納するべき概念の数の膨大さである。そのため概念ベースを機械的に構築することが必要となるが、現時点では、

機械的に構築した概念ベースの概念は手作業で作成した場合の概念と比較すると質的に大幅に劣っている。

そこで概念ベースの質の向上を目的とした概念ベースの操作、特に機械的な操作の有無が重要になってくる。このような概念ベースの質の向上を目的とした操作を概念ベースの精練と呼んでいる。本稿では、概念ベースの内部に表れる特徴的な関係と、辞書解析データ、シソーラスなどの外部知識を組み合わせる概念ベース内の知識を精密化する自動精練手法の提案を行う。概念ベースを利用して行う概念間の関連性を定量的に評価した値、「関連度」を用いた評価実験でこの精練手法の有効性を示した。

## 2. 概念ベース

### 2.1 概念ベースの構造

概念ベースにおける「概念」とは、属性語  $a_i$  と重み  $w_i (> 0)$  の組で定義された属性の集合のことを指す。この属性集合が全体として概念の意味を表している、概念ベースはこのような概念を多数格納している。

$$\text{概念 } A = \{(a_1, w_1), (a_2, w_2), \dots, (a_n, w_n)\}$$

### 2.2 基本概念ベース

本稿で精練の対象として、複数の国語辞書から機械構築<sup>[1]</sup>された基本概念ベース（基本 CB）を用いる。この基本 CB の各属性と重みは、複数の国語辞書等の語義文から自立語の出現頻度に基づいて獲得している。基本 CB の概念数は約 3 万 4000 語、1 概念あたりの平均属性数は約 50 となっている。

概念ベースは、自動学習(概念の機械的な追加と変更)の容易性の面から出来るだけ単純な構造にすることが望まれる。そのため、本稿では以後の精練過程においてこの統計的重みを保持しない。なぜなら重み情報は、ある概念から属性を削除、新たな属性を追加する場合、その属性の重みの決定や既に付与されている他の属性の重みを再調整する作業などを伴う。つまり、情報源 A から統計的に得られた属性の重みと情報源 B から別の処理で得られた属性の重みを適切に扱わなければならない、対応は非常に困難な問題となる。そこで、概念ベースの統計的に求められた重みは保持しない方が妥当と判断した。

## 3. 概念ベースの自動精練の必要性

### 3.1 人手による基本概念ベースの属性評価

概念ベースの質を評価する 1 つの方法として、概念の各属性を人間の判断で適切か不適切か評価する方法が考えられる。機械構築された基本 CB の属性を人の判断で評価すると(図 1)、雑音がかなりの割合で含まれており人間の感覚とは適合しない部分が多い。しかしながら手作業で精練を行えるような分量ではないというのは明らかである。そこで概念ベース内から不適切な属性の削除、適切な属性の追加とそれに付随する属性の適切な重み付けを機械的に行う方法が不可欠となる。なお、以後属性評価において適切な評価を得た割合を属性の確からしさを示す度合いとして、信頼度と定義する。図 1 はサンプルとして 100 個の概念を抽出し、属性を人手で評価した結果である。以後サンプル概念とは、この 100 個の概念を指す。

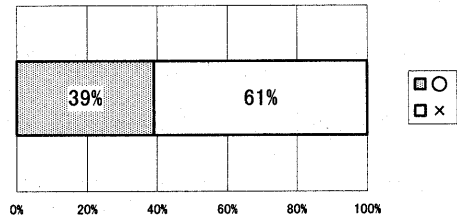


図 1. 精練前の基本 CB の属性評価

### 3.2 概念ベースの精練

精練処理には、大きく分けて“属性の新規追加”と“既存属性の選別”の 2 つが挙げられる。本稿では概念と属性間の関係を利用した精練手法を用いるので雑音の多い基本 CB では新規追加が難しくなる点を考慮し、まず既存属性の中から概念に対して雑音と思われる属性を選別する。その後、削除した後の基本 CB に対して概念にふさわしい属性を追加していく。最後に、概念間の関連性を定量的に評価した値、関連度を用いて属性の適切な重み付けを行う。

“属性の新規追加”を行うにあたり、追加候補は全て概念ベース自身を参照して得られた情報から獲得しており、新聞、小説など他の知識資源から得られる情報に対しては今回の精練手法では対象としなかった。

#### 4. 自己参照精練に用いる関連規則

図1から基本CBの属性の信頼度は低い。そこで概念に対して適切な属性を選別するための条件として以下のような基本CBの内部に表れる特徴的な関連規則、言葉の構造的な情報格納したシソーラスなどの外部知識を用いた関連規則、基本CB内での定量的な値としての関連度、重みを用いた関連規則を用いて属性の選別を行う。

#### 4.1 相互属性

概念ベース内の概念と属性の関係には図2のように一方の概念が他方の概念を属性として持ち、またその逆も成り立つ概念と属性の組が存在する。このような関係を相互属性と呼ぶ。相互属性は概念ベース構築の際に相互に属性とし獲得しているの非常に深い関係を持っていると考えられる。よって、相互属性を満たす関係を関連規則1として選別の際に残す基準の一つとする。図5は、サンプル概念における相互属性を満たす属性に対する評価を示した図である。図1と比較すると、相互属性を満たす属性の信頼度は基本CBと比較して約20%高い。

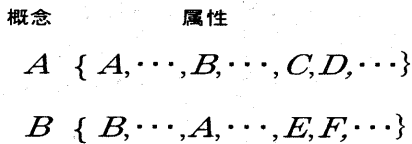


図2. 関連規則1-相互属性

#### 4.2 表記特徴

概念ベースの概念を表す漢字は表意文字である点から、2概念の表記間で同一の漢字が用いられる関係も関連規則として重要であると考えられる(図3)。そこで、同一漢字が使われている関係を関連規則2とする。サンプル概念において表記特徴を満たす属性は図5より信頼度が80%を上回り、かなり高い。

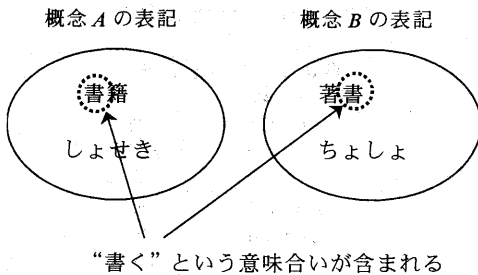


図3. 関連規則2-表記特徴

#### 4.3 シソーラス

シソーラスは、語の分類を木構造によって表現した知識ベースである(図4)。今回の精練手法では属性が概念に対して類似性が認められる、(同じカテゴリに属する)、または上位、下位関係にあると認められたとき(カテゴリ上位に存在する)この関係を関連が深いとみなし、関連規則3とする。サンプル概念でのシソーラスを満たす属性の信頼度は図5から80%であり、この関連規則を満たす属性の概念との関係の深さがわかる。

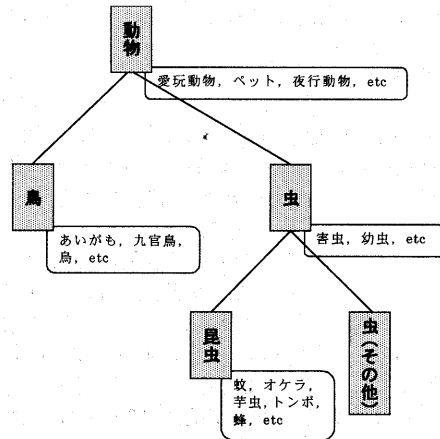


図4. 関連規則3-シソーラス

#### 4.4 関係データ

電子化された辞書の語義文から、単語間の論理関係(同義、類義、上位、対義、尊敬、丁寧)を抽出した解析データを関係データ<sup>[2]</sup>と呼ぶ(表1)。関係データは辞書の記述規則を考慮したデータであるので、そのデータの信頼性は高い。関係データによって得られた単語間の論理関係を利用し、概念と論理関係が確認できる属性に関しては関連規則4-関係データとして概念と関係の深い属性であるので残す。

表1. 関連規則4-関係データ

綴り	関係型	関連語
道具	下位	茶道具
	類義	手段
	同義	器械
補償	上位	償い
	同義	賠償
持つ	同義	受け持つ
	同義	携える

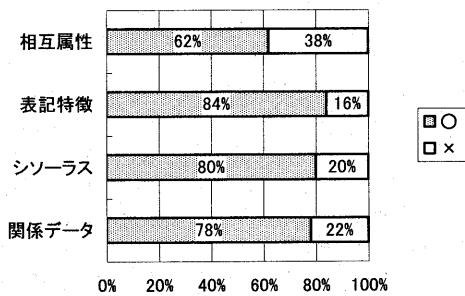


図 5. 関連規則の信頼度分布 (サンプル概念)

#### 4.5 関連度

4.1~4.4 に述べた関連規則は全て定性的な関係を利用した規則である。対して概念間の関連性を定量的に評価した値、関連度を関連規則 5 では用いる。この値が高い属性に対して概念との関係が深いとみなす。しかし、関連度は定量的な評価のため、どうしても閾値の設定が必要となってくる。そこで関連度の値を 10 のクラスに分割し、そのクラスごとにサンプル概念を取り出し、属性を人の目で判断して、信頼度を算出する。この信頼度を元に関連度の高い属性が適切である関連度の限度値を決定し属性の選別基準の一つとする。

本稿では関連度計算方式として「重み付き概念連鎖関連度計算方式」<sup>[3]</sup>を利用した。この関連度計算方式のアルゴリズムを以下に示す。なお単に関連度と記述されている場合はこの関連度計算方式で計算した関連度を指す。

概念  $A$  と概念  $B$  を

$$A = \{(a_i, u_i) \mid i = 1 \sim L\}$$

$$B = \{(b_j, v_j) \mid j = 1 \sim M\}$$

と定義すると

概念  $A$  と概念  $B$  の重み付き一致度： $\text{MatchW}(A, B)$  を次式で定義する。

$$\text{MatchW}(A, B) = (s_A / n_A + s_B / n_B) / 2$$

$$s_A = \sum_{a_i=b_j} u_i \quad s_B = \sum_{a_i=b_j} v_j$$

$$n_A = \sum_{i=1}^L u_i \quad n_B = \sum_{j=1}^M v_j$$

概念  $A$  と概念  $B$  の重み付き概念連鎖関連度： $\text{ChainW}(A, B)$  は以下のアルゴリズムで求める。

- 1) 属性の少ない方の概念を  $A$  とし ( $L \leq M$ )、概念  $A$  の属性の並びを固定する。

$$A = [(a_1, u_1), (a_2, u_2), \dots, (a_L, u_L)]$$

- 2) 概念  $B$  の各属性を対応する概念  $A$  の各属性との重み付き一致度  $\text{MatchW}(a_i, b_{x_i})$  の合計が最大になるように並び替える。ただし、対応にあふれた概念  $B$  の属性 ( $b_{x_j} \mid j = L+1, \dots, M$ ) は無視する。

$$B = [(b_{x_1}, v_{x_1}), (b_{x_2}, v_{x_2}), \dots, (b_{x_L}, v_{x_L})]$$

- 3) 概念  $A$  と概念  $B$  の重み付き概念連鎖関連度

$$\text{ChainW}(A, B) = (s_A / n_A + s_B / n_B) / 2$$

$$s_A = \sum_{i=1}^L u_i \text{MatchW}(a_i, b_{x_i})$$

$$s_B = \sum_{i=1}^L v_{x_i} \text{MatchW}(a_i, b_{x_i})$$

$$n_A = \sum_{i=1}^L u_i \quad n_B = \sum_{j=1}^M v_j$$

表 2 は関連度の値に対しての信頼度の対応表となっている。当然ながら関連度が高くなればなるほど属性の信頼度は 100 に近づいている。表から分かるとおり関連度 0.2 以上の場合、信頼度が 75% を越える。よって関連度 0.2 以上の場合その属性が概念と関連が深いとして残存させる。

表 2. 関連度と信頼度分布

関連度 (以上~未満)	信頼度 (%)
0.0~0.1	25
0.1~0.2	45
0.2~0.3	75
0.3~0.4	85
0.4~1.0	90
1.0	100

#### 4.6 重み

基本CBは、その自動構築の際に出現頻度をもとに統計的に処理された重み情報を保持している。この重み情報を属性選別時の関連規則6とする。重みは関連度と同様今までの関連規則1~4のような定性的な関係ではなく、数値で表される定量的な評価である。そこで関連度と同様重みを10のクラスに分けクラスごとの信頼度を求めた。表3にある信頼度と重みの対応表から0.06以上である場合、信頼度は70%となり、この値以上の重みを持つ属性が概念と関連が深いとする。

表3. 重みと信頼度の分布

重み (以上~未満)	信頼度 (%)
0.00~0.01	35
0.01~0.02	40
0.02~0.03	50
0.03~0.05	55
0.05~0.06	60
0.06~0.09	70
0.09~0.10	80
0.10	85

### 5. 概念ベースの自己参照精練

#### 5.1 関連規則を用いた属性選別

4章で説明した6つの関連規則を用いてまず属性を選別する。これらの関連規則の内、一つでも該当しているのならば、その属性は概念に対して関連が深いと考え残し、関連規則を1つも満たしていない属性は雑音とみなし削除する。図6、図10から属性数は減少したが信頼度は上がっていることがみてとれる。この属性選別によって生成された概念ベースを以後CB1とする。

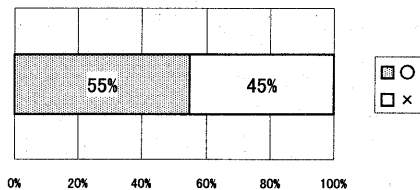


図6. CB1における属性評価

表4. 関連規則一覧

関連規則	内容
相互属性	両概念がお互いを属性として持っている
表記特徴	両概念の表記に同一の漢字が含まれる
シソーラス	両概念が上位・下位・仲間の関係である
関係データ	辞書解析結果から得たデータ[2]より両概念の関係が明確である
関連度	関連度が0.2以上
重み	重みが0.06以上

#### 5.2 関連規則による相互属性拡充操作

関連規則による属性選別によって、作成したCB1は属性の信頼度という観点においては精練の効果があるが、平均属性数が約半分弱になっており、属性の一致度合いを元に関連度の値を計算する観点から考えると、多様な概念との識別が出来なくなるという点で関連度計算において不具合が発生する確率が高い。そこで、不足した属性数を補うという意味で新規属性の追加という操作が必要となってくる。

追加操作として関連規則1-相互属性を満たしていない属性に対して相互属性となるように属性を追加する。CB1では、関連規則1-相互属性を満たしていない属性は当然関連規則2~6のどれかを満たしている。それにも関わらず関連規則1-相互属性を満たしていないのは概念と属性の関係が一方的であるといえる。そこで、その関係を補完するため関連規則1-相互属性の関係を満たすように属性を追加する(図7)。しかし、ただ属性を追加するだけでは追加候補属性が適切であるかどうか分からないので、一次属性に追加する属性は関連規則2-表記特徴、関連規則3-シソーラス、関連規則4-関係データのいずれかを満たす属性のみとする。相互属性拡充操作によって生成した概念ベースを以後CB2と呼ぶ。図8にCB2におけるサンプル概念の評価を示す。

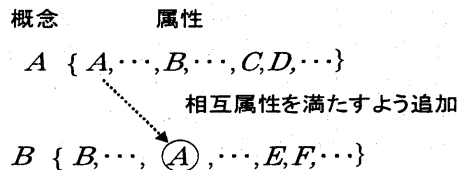


図7. 相互属性拡充操作

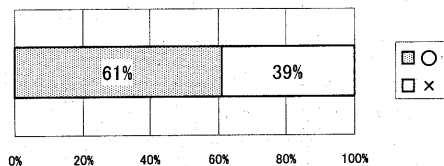


図 8. CB2 の属性評価

### 5.3 関連規則による二次属性追加操作

CB2 は CB1 に対して若干の属性数増加が見られるがまだ基本 CB に対して 6 割ほどの属性数しかない (図 10). そこでさらなる属性数の増加を図るため、概念の二次属性を対象として新規に属性を追加する。ただし、相互属性拡充操作の場合と同様に追加するのは関連規則 2-表記特徴、関連規則 3-シソーラス、関連規則 4-関係データのいずれかを満たす属性とする。この二次属性追加操作によって生成した概念ベースを以後 CB3 と呼ぶ。図 9 は CB3 のサンプル概念における評価を示している。

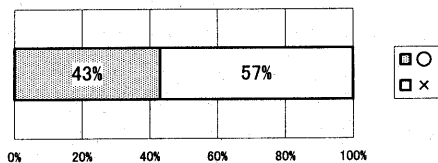


図 9. CB3 の属性評価

### 5.4 関連度による属性への適切な重み付け

相互拡充操作、二次属性追加操作の 2 つの操作は概念によって追加される属性の数に大きな開きがある。単純に相互属性拡充操作、二次属性追加操作を行ったのでは 1 概念における最大属性数が約 15000 にも達してしまう。属性数の多さはある程度までは関連度計算に良い影響を与えると考えられるが、この数は異常であり、概念ベース全体の半分近い概念を属性として持ってしまう。また、関連度計算においても計算速度の点で実効的な計算時間の範囲内におさまらないなどの大きな問題を抱えてしまう。そこで元からある属性に対してどのように属性を追加していくのか、また関連度計算を行うためにどの属性を選択的に用いるのか、つまり属性に対してどのような重みを付けるのが大

きな問題となる。

そこで適切な重み付けのため、追加操作前の概念ベースを用いて全ての属性に対して関連度を計算し、その値を属性の重みとした。つまり、CB2 の重みを計算する上で CB1 における関連度の値を、CB3 の重みを計算する上で CB2 における関連度の値を重みとした。CB1 の属性は基本 CB 構築時に獲得した重みを用いることができるのだが属性を削除している点、元の概念ベースと比べると大幅に属性情報に変化している点を考慮して全ての属性の重みを 1 とした。これは CB3 の属性重みを計算する際に、CB2 を用いる場合も同様である。なお、CB3 作成において特定の概念における属性数の急増を防ぐため CB2 の属性を重み順に最大 30 個にした上で二次属性追加、関連度による重み計算を行った。

## 6. 概念ベースの自己参照精練手法の評価

### 6.1 概念ベースの平均属性数推移

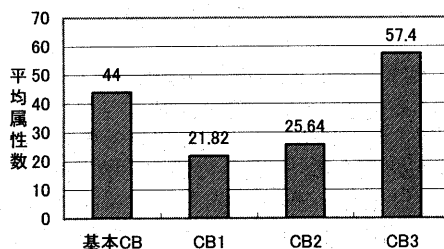


図 10. 概念ベースの平均属性数の推移

図 10 は概念ベースの平均属性数が精練操作によってどのように変化したのかを示している。属性選別によって CB1 の属性数は元の基本 CB に対して激減している。CB2 は CB1 と比較すれば若干増えているが、やはり基本 CB の平均属性数の半分強にしかならない。対して CB3 は属性数が十分にあり CB2 と比較すると非常に属性が増えている。

### 6.2 サンプル概念による評価

サンプル概念による属性データを人手で評価した。精練操作に伴うサンプル概念の属性数推移は表 5 のようになる。なお、CB3 の属性は 5 章でも触れた通り、CB2 において属性数を最大 30 個に制限して二次属性追加操作、関連度による重み付けを行った概念ベースであ

る。基本 CB, CB1, CB2, CB3 の属性評価は既に図 1, 図 6, 図 8, 図 9 で示した。これらの図から CB1, CB2, CB3 の評価は基本 CB に対して高い。しかし、CB3 における属性の評価は CB1, CB2 と比較するとかなり悪い。要因としては図 7 に示した相互属性拡充操作によって追加された属性の評価と比較して二次属性加操作で追加される属性がかなり悪い(図 11) ことが挙げられる。

表 5. サンプル概念の平均属性数推移

概念ベース	平均属性数
基本 CB	51.6
CB1	32.1
CB2	48.3
CB3	61.3

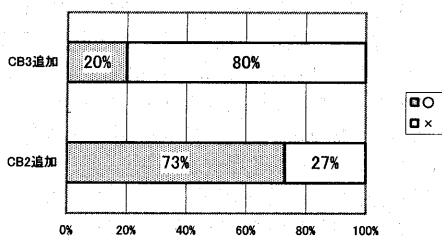


図 11. 追加された属性の評価

### 6.3 評価用データ

概念ベースの機械的な評価のために以下のような1セット4つの概念からなるデータを考える。4つの概念はそのセットの基準となる概念  $M_x$  と、残り 3 つの概念でそれらの概念は  $M_x$  に対して設定される。 $M_a$  は  $M_x$  と同義または類義の概念、 $M_b$  は  $M_x$  と関係のある概念、 $M_c$  は  $M_x$  と関係のない概念である。このような 4 概念 1 セットの組を手で 590 組用意する(表 6)。概念  $M_x$  と  $M_a, M_b, M_c$  との関連度をそれぞれ  $R_a, R_b, R_c$  とする。この評価用データにおいて  $R_a$  が最大値、 $R_c$  が最小値をとりなおかつ、それぞれの値の差がある程度あれば概念ベースは関連度による単語間の関連性識別能力において理想的といえる。しかし、関連度の値は概念ベースの規模、属性数によって様々な値を取るの、一概にある一定値の差があればよいと断定するのは難しい。そこで、評価方法としてその差を 590 組ある  $M_x$  と  $M_c$  との関連度、つまり  $R_c$  の平均値とした。この  $R_c$  の平均値を  $C_{ave}$  として、 $R_a$  が  $R_b$  より  $C_{ave}$  分、 $R_b$  が

$R_c$  より  $C_{ave}$  分関連度値の差がついているとき概念ベースは 1 セットにおいて正しい判断を行っているとした。これら 590 組において概念ベースが正解を示した割合を順序正解率とし、この値を概念ベースの評価とした。

表 6. 評価用データ例

$M_x$	$M_a$	$M_b$	$M_c$
海	海洋	塩	車
景色	風景	観光	爪
碁	囲碁	将棋	蛍光灯
⋮	⋮	⋮	⋮

$M_x$ : 基本概念

$M_a$ :  $M_x$  と同義または類義の概念

$M_b$ :  $M_x$  と関係のある概念

$M_c$ :  $M_x$  と全く関係のない概念

図 12 は精錬操作を行うにつれて順序正解率がどのように推移したかを示すグラフである。CB1 は基本 CB よりも順序正解率が約 13% 上昇しており、属性の選別によって概念ベースの質が向上している。CB2 も CB1 に対して約 13% 向上している。これは相互属性拡充操作において、概念に適切な属性が追加された効果であると考えられる。CB3 においても CB2 に対して順序正解率が約 5% 向上している。これらの結果から相互属性拡充操作、二次属性追加操作ともに適切な属性を追加した効果があらわれている。

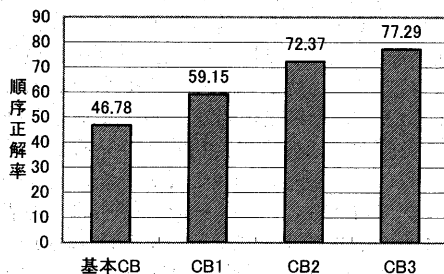


図 12. 精錬操作における順序正解率の推移

図 13 は CB2 と CB3 において、属性の重みを全て 1 にして概念ベースを評価した結果と、関連度による重み付けを行った後の概念ベースを評価した結果を比較したグラフである。こ

れより重みをつけることによって、順序正解率がどちらも約7%上昇しているのがわかる。

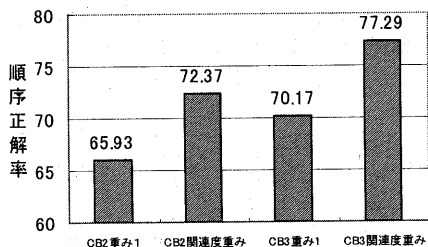


図 13. 関連度による重み付けの効果

概念ベースを使って関連度計算を行う場合、重み順に属性を打ち切って関連度計算を行う場合が多い。これは計算時間の短縮を図っているのと、属性数を制限した方が制限無しの場合と比較して結果が良くなる場合が多いからである。図 14 は制限属性数と概念ベースの評価結果との関係を示している。なお、基本 CB における関連度計算に用いた重みは構築時に統計的に生成された重みを、CB1 については属性を平等に扱うと意味で全ての属性に対して 1 を、CB2、CB3 においては、CB1、CB2 によって得られた関連度の値を重みとして使用している。基本 CB は、制限属性数が 20 個の時に最大値 57.1% を示しているがその後制限属性数が増えるにつれて評価が下がっていく。これは基本 CB の重み順位が下位の属性に雑音が入っている証拠といえる。対して CB1、CB2 も制限属性数がなしの場合、属性数を制限した場合に比べて順序正解率が落ちているが基本 CB ほどではなく、その落ち幅が非常に緩やかである。対して CB3 は制限属性数が増えれば増えるほど順序正解率が上がっている。これは概念にたいしての雑音抑制と関連度による適切な重み付けが働いているからと考えられる。この図において最高の順序正解率を見せたのは CB3 における最大属性数 100 個のときの 77.2% であった。これは二次属性追加によって追加された属性に適切な属性が含まれていたことが大きな要因として挙げられる。

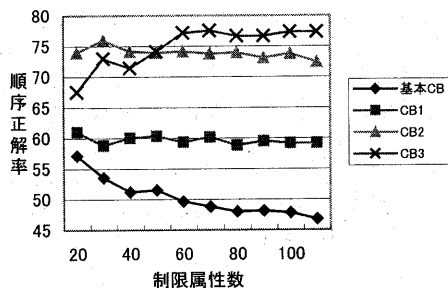


図 14. 制限属性数と順序正解率の関係

## 7. おわりに

本稿は、辞書などから自動構築された概念ベースが持つ属性情報に対して、概念ベースが内部に持つ関連規則、シソーラスなどの外部知識を活用して得られた関連規則を用いて概念に対する属性の選別、追加作業を行った。その上で、概念間の関連性の深さを定量的に測る値、関連度を用いて属性に適切な重みを付与した。その結果、概念間の識別能力を測る評価用データにおいて、順序正解率の上昇が見られた。サンプル概念における属性の人手による評価においても属性の信頼度の向上が確認できた。本稿では、概念ベースの内部情報のみを用いシソーラスなどの外部知識は属性の確からしさを確認するためだけに用いたが、今後は新聞、小説、Web 情報などの様々な知識資源を対象にいかにか有益な情報を得、その情報をうまく既存の概念ベースに組み合わせるかが課題となってくると考えられる。

## 謝辞

本研究は文部科学省からの補助を受けた同志社大学の学術フロンティア研究プロジェクトにおける研究の一環として行った。

## 参考文献

- [1] 笠原 要, 松澤 和光, 石川 勉: 国語辞書を利用した日常語の類似性判別, 情報処理学会論文誌, Vol.38, No.7, pp.1272-1283 (1997)
- [2] 小島 一秀, 渡部 広一, 河岡 司: 常識判断のための概念ベース構成法, 信学技報, Vol.100, No.709, pp57-64(2001)
- [3] 渡部 広一, 河岡 司: 常識的判断のための概念間の関連度評価モデル, 自然言語処理, Vol.8, No.2, pp39-54(2001)