仮説結合型発想支援方式とその構造モデル化への適用

学生員 畑 慎 也 (大阪大)

正 員 大 川 剛 直 (大阪大)

正 員 薦 田 憲 久 (大阪大)

Hypothesis based Creation Support and Application to Structural Modeling

Shin-ya Hata, Student Member, Takenao Ohkawa, Member, Norihisa Komoda, Member
(Osaka University)

A creation support method which supplies suitable information from computer is proposed.

The main idea of this method is creation support by finding hypotheses for an item. Other items, which are connected by the hypotheses, are retrieved from the database. Then these items are given as the related information to a user. A network type database named condition-action network installed beforehand and a retrieval algorithm by hypothesis are proposed. The retrieval algorithm consists of a connecting process which connects items by hypotheses, and a selecting process. The selecting process selects the influential items among a lot of connected items, using an evaluation function.

A structural modeling support system installed hypothesis based creation support have been developed. Through the experience using this system, it is clarified that it helps us to hit on the various and unusual items.

キーワード：発想支援，仮説結合，ネットワーク型データベース，構造モデル，知識工学

1. 序 論

日常の業務や研究開発活動が高度化，大規模化，複雑化し，人間の思考だけで対処することが困難となってきた。このため，「発想」や「創造」⁽¹⁾⁽²⁾といった，人間の思考を計算機支援しようとする研究開発⁽³⁾⁽⁴⁾が盛んになりつつある。発想支援の機能としては，情報やアイデアの断片の収集，集められた情報・知識の整理・統合化，および統合化された情報からの発想法的な情報検索などが要求される。KJ法⁽⁵⁾，ブレインストーミングなどの手法をベースとした発想支援ツール^{(6)~(9)}，類推型発想支援システム⁽¹⁰⁾，知識型情報検索システム⁽¹¹⁾，などの開発が行われている。

これらの支援システムは，ある事柄に対して比較的近い概念の事柄の発想を支援するには有効である。比較的近い概念の事柄というものは，本来人間にとって

「発想が容易」なものである。しかし，その事柄に対し関連性があるにもかかわらず，比較的遠い概念であるために，見過ごされがちな事柄の発想を支援する有効な手法はない。

そこで本論文では，ある事柄に対して関連性が強く，その事柄に対して比較的遠い概念の事柄の発想を支援する「仮説結合型発想支援」と名づけた情報検索手法を提案する。仮説結合型発想支援は，注目しているある項目に対しデータベースから仮説を設定し，その仮説によって結合される項目を検索し，関連項目の候補として提示することにより事柄の発想を促す。まず，第2章で仮説結合の考え方とデータベースの構成方法を説明する。次に，第3章で検索アルゴリズムの内容を示し，第4章でその評価を行う。最後に，第5章で仮説結合型発想支援機能を組み込んだ構造モデル作成支援システム⁽¹²⁾を紹介し，発想支援の有効性を示す。

2. 仮説結合

〈2・1〉 概念の遠近性と関連性 項目間の概念的な遠近性をクラスに関する二つの観点、すなわち同一クラスへの所属と、同一クラスの有する属性から規定する。例えば、「製品イメージ」と「企業イメージ」は「イメージ」という同じクラスに属する項目と考えられる。また、「製品の価格」と「製品の在庫」は同じクラスに属する項目ではないが、「製品」という同じクラスがもつ属性と考えられる。項目がより一般化されたクラスに属したり、より一般化されたクラスの所有する属性であるときは、より特殊化されたクラスに属したり、より特殊化されたクラスの所有する属性であるときよりも、互いに遠い概念であるといえる。

次に、項目間の関連性を、ある項目が別の項目に何らかの作用をするとき関連性があると規定する。例えば、「高性能化」を行うことによって「製品イメージ」が良くなるという作用があるとき、「高性能化」と「製品イメージ」は関連性があるといえる。ある項目が幾つかの項目を経て別の項目に作用をするとき、最初に作用を施す項目と、最後に作用を受ける項目は関連性があるといえるが、項目間に直接作用があるときと比べて関連性は弱いといえる。

なお、ここでは理解を容易にし後述のデータベースの構築を系統だったものにするため、作用側と被作用側の一方の項目が「製品イメージ」のように状態などの静的なものを表し、他方が「高性能化」のように対

策などの動的なものを表す場合を想定する。一般的には、ともに静的な状態を表す場合や、ともに動的な対策を表す場合へ拡張可能である。

さて、初めに述べたように発想を支援するには、システムからある項目に対して、関連性が強く比較的遠い概念の項目を検索することが重要である。そこで、このような情報検索の機能を実現するため、クラスに基づいたノード間のつながりと、項目間の作用を基にしたノード間の関連性を考慮する必要がある。

そこで、以上の考え方に基づいた状態・対策ネットワークと呼ぶ、ネットワーク型データベースをシステムに用意する。その構成を次節に示す。

〈2・2〉 状態・対策ネットワーク 図1に示すように、状態と対策という観点より、ネットワーク型データベースにおけるノードを2種類定義する。一つは静的な項目を表す状態ノードで、もう一つは動的な項目を表す対策ノードである。状態ノードおよび対策ノードは各々クラスに対応した階層的構造をなす。状態ノードと対策ノードの間に、項目間の作用を基にしたリンクが張られることによってネットワークが構築される。状態ノードと対策ノードとのリンクは、ある対策ノードからそのノードに表されている対策を実施することによって、影響を受ける状態を表した状態ノードに対してリンクが張られる。また、対策を実施するための条件となる状態を表す状態ノードから、その対策を表す対策ノードへもリンクが張られる。状態ノードおよび対策ノードは各々階層的構造をなすので、子に親

図1 状態・対策ネットワークの一部
 Fig.1. A part of condition-action network.

のリンクを継承させることが可能になる。

リンクおよび階層関係を示す枝に対し、それらの接点間の関係の強さを示す値 s ($0 < s < 1$) が与えられる。この値から結合パスの強さ、および入力「対策ノード」と出力「対策ノード」の階層的な位置関係の近さを算出し、後に述べる選択プロセスにおける評価関数のパラメータとして用いる。

〈2・3〉 仮説結合による情報検索 本手法は、仮説結合と呼ばれる考え方にに基づき、状態・対策ネットワーク上で入力項目から出力項目を検索する。ここで仮説結合とは、入力となる対策ノードからリンクが張られている状態ノードを仮説として設定し、この仮説となった状態ノードに対してリンクが張られている、他の対策ノードを検索して、入力項目と結合させることをいう。

仮説結合する手法として、 V -search, W -1-search, W -2-search, W -3-search の 4 種類の手法を導入する。これらの手法を図解したものを図 2 に示す。 V -search は基本となる仮説結合の考え方を、そのまま適用したものである。これに対し、 W -1-search, W -2-search, W -3-search (これらをまとめて W -search と呼ぶ) は、入力となる対策ノードに対して、比較的遠い概念にある項目を結合させるために、出力ノードと結合するまでに状態ノードを二つ

図 2 V -search と W -search
Fig. 2. V -search and W -search.

経由するものである。仮説となるノードの位置の違いにより、 W -1-search, W -2-search, W -3-search の 3 種類がある。この場合、仮説とは図 2 に示すように、入力と出力ノードから発するリンクが衝突するノードである。 W -search を加えることにより、本来発想しづらいような項目に対する結合能力を増すことができる。

状態・対策ネットワークにおいて、状態ノードおよび対策ノードは各々階層構造をなしているので、 V -search, W -search のそれぞれの結合過程において経由する状態ノードを拡張して親, 子, 兄弟も認める。これにより仮説を幅広く設定でき、より多くの項目が結合可能となる。これを V -search を例に図 3 に図解する。状態ノードはそれが階層構造の根でない限り必ず親をもつ。(a) 図の親を経由した場合では、入力からリンクされる状態ノードの親となる状態ノードに対して、リンクが張られている対策ノードを出力にする。(b) 図の子を経由する場合では、入力からリンクされる状態ノードが子をもつとすると、子となる状態ノードに対してリンクが張られている対策ノードを出力とする。(c) 図の兄弟を経由した場合では、同様に状態ノードの兄弟となるノードに対してリンクが張ら

図 3 経由する状態ノードを拡張した結合手法
Fig. 3. An extended connecting methods.

れている対策ノードを出力とする。

一つの項目に対して複数の仮説が設定される場合がある。また、各々の仮説に対して複数の項目がつながる。従って、一つの入力キーワードに対して当然複数の項目が出力される。ときには膨大な量の項目が出力される。そこで、現実的な利用のため、出力された複数の項目のなかから、最適な項目を幾つか選択するプロセスが重要となる。

3. 仮説結合型検索アルゴリズム

〈3・1〉 仮説結合型検索アルゴリズムの概要

仮説結合型発想支援における情報検索のためアルゴリズムを、「仮説結合型検索アルゴリズム」と呼ぶ。仮説結合型検索アルゴリズムでは、〈2・3〉節で説明した、入力項目から項目を結合させる結合プロセスと、結合された項目から入力項目と関連性が強く比較的遠い概念にあるものを、出力項目として選択する選択プロセスの二つが主要部分となる。

入力項目 a_{in} から出力項目 a_{opt} を検索する仮説結合型検索アルゴリズムの概要を図4に示す。

〈3・2〉 選択プロセス 状態・対策ネットワーク上では、対策ノードのリンクは親から子へ継承されるため、結合プロセスにおいて、親子関係や兄弟関係にある項目が出力される場合がある。このような関係の項目が選択されると、その結果他の項目が選択される項目数からまれて、出力されなくなる場合がある。よって、親子関係および兄弟関係にある項目をグループ化して一つの項目として選択することによって、他の項目に対する選択の余地を残す。選択プロセスでは、まずこのグループ化から行う。グループ化にあたって入力項目と出力項目の間の関連性の強さを評価する。〈2・1〉節における関連性の考え方より、入力ノードから仮説ノードへのリンク、および出力ノードから仮説

ノードへのリンクが強ければ、入出力ノード間の関連性は強いといえる。そこで、関連度 D_p を以下のように定義する。

D_p : 結合に使用されたすべてのリンクと枝の強さ s を掛け合わせたもの。

親子関係にあるノードどうしても、子ノード a_i の D_p が親ノード a_j の D_p よりも大きければ、 a_i は a_j のリンクを継承したリンクによる結合ではない、つまり a_i 独自のリンクによる結合であるので、 a_j のグループには入れない。

また、一つの項目が複数の結合パスで結合される場合がある。この場合、結合パスごとに別々の項目として扱い、評価関数の値が大きいほうを採用するようにする。

以下に選択プロセスの手順を示す。

(1) 結合プロセスにおいて出力された項目の集合を $A=\{a_1, a_2, \dots\}$ とおく。

(2) A の要素 $a_i (i=1, 2, \dots)$ について、 a_i の親が A に含まれていれば、その親を a_j とおくと、 a_i の D_p が a_j の D_p より大きくなければ、 a_i を a_j を代表とするグループに入れる。親が含まれていないか、親が含まれていても D_p が a_j の D_p より大きければ、 a_i 自身を代表とするグループに入れる。

(3) (2)で作成されたグループの集合を $B=\{b_1, b_2, \dots\}$ とおく。グループ $b_i (i=1, 2, \dots)$ の代表となるノードについて、評価関数 f の値を求める。

(4) f の値の大きいノードから順に指定された個数分のグループを、選択された項目として出力する。

〈3・3〉 評価関数 仮説結合型発想支援の機能とは、入力された項目に対して「関連性は強いが、比較的遠い概念にあるもの」を検索することである。関連性の強さは関連度 D_p によって表される。〈2・1〉節における概念の遠近性の考え方より、ノードとノードが階層関係を表すツリー上で親子関係、または兄弟関係であった場合は、それらのノードどうしは概念的に近いといえる。また、ツリー上で階層関係が離れていた場合は、概念的に遠いといえる。そこで、入力対策ノードを a 、出力対策ノードを b とおき、概念の遠近性を示すものとして、 a と b の間の対策ノード近接度 D_a 、および a からリンクされる状態ノード c_a と、 b からリンクされる状態ノード c_b の間の状態ノード近接度 D_c を以下に定義する。

D_a : 対策ノードの階層関係を表すツリー上で、 a と b をつなぐパス上のすべての枝の強さ s を掛け合わせたもの。

D_c : 状態ノードの階層関係を表すツリー上で、

図4 仮説結合型検索アルゴリズムの概要
Fig.4. Abstract of the hypothesis based retrieval algorithm.

図 5 D_p と D_c の計算例
Fig. 5. Calculation of D_p and D_c .

図 6 D_a の計算例
Fig. 6. Calculation of D_a .

c_a と c_b をつなぐパス上のすべての枝の強さ s を掛け合わせたもの。

多重継承の場合、つまり親を一つ以上もつ項目が存在する場合、 a と b 、あるいは c_a と c_b をつなぐパスが一つ以上存在する可能性がある。このとき、 D_a , D_c は考えられるすべてのパスにおける値を求めて、最も大きくなる値、つまり複数のパスのなかで最も近い概念を示すパスの値を採用する。

パラメータのうち D_c は概念の遠近性を示すものであるが、 a と b の間の直接的な遠近性ではなく、結合された項目が W -search と V -search のどちらの手法によるものかを判定するという特徴をもつ。

D_p , D_a , D_c の計算例を、図 5, 図 6 に示す。

D_p が大きく、 D_a , D_c が小さいものを評価する関数として標準的評価関数 f_{pac} を次に定義する。

表 1 評価関数の特徴
Table 1. Features of evaluation functions.

評価関数	関連性の強さ	概念の遠近性	結合手法*
$f_{pac} = D_p / (D_a \times D_c)$	強	遠	W -search
$f_{pa} = D_p / D_a$	強	遠	—
$f_{pc} = D_p / D_c$	強	—	W -search
$f_{ac} = 1 / (D_a \times D_c)$	—	遠	W -search
$f_p = D_p$	強	—	—
$f_a = 1 / D_a$	—	遠	—
$f_c = 1 / D_c$	—	—	W -search

* 主に選択されやすい結合手法

$$f_{pac} = D_p / (D_a \times D_c)$$

評価関数 f_{pac} を標準としてこれを基に、この評価関数のすべてのパラメータについて、使用するかしないかをユーザが選択できるようにする。この場合の使用しないパラメータの扱いは値をすべて 1 とする。これにより全部で 7 種類の評価関数が定義される。これらの評価関数の特徴を表 1 に示す。

このように評価関数を複数定義することによって、標準の評価関数 f_{pac} 以外にも、注目したいパラメータについて評価を選べ、ユーザにとって望ましい性質である項目の選択が実現される。

4. アルゴリズムの評価

〈4・1〉 実行例 仮説結合型検索アルゴリズムによる検索を、入力項目として「新製品」を例として実行例を示す。まず、「新製品」という対策ノードが状態・対策ネットワークから探し出され、結合プロセスに渡される。対策ノード「新製品」を入力として、状態・対策ネットワークから V -search, W -search により表 2 のような対策ノードが結合され出力となる。結合された項目の例として、「設備投資」の W -1-search によって結合されたパス、および D_p の値を図 7 に示す。

結合において出力された表 2 の対策ノード群をグループ化し、これを評価関数 f_{pac} による値の大きい項目順に並べたものを表 3 に示す。同様に評価関数 f_{pa} , f_{pc} を用いた結果の上位 5 位までを各々表 4, 表 5 に示す。

〈4・2〉 評価 標準的评价関数 f_{pac} で選択を行った場合、表 3 からわかるように、 W -search により結合された項目が主に選択される。 W -search の D_p と V -search のなかで f_{pac} による評価が高い項目の D_p との比較を表 6 に示す。これより、選択された W -search による項目は、 V -search による項目と同

表 2 「新製品」と結合された対策ノード
Table 2. Action nodes connected with
“new production”.

T^*	D_p	D_a	D_c	出力
V	0.360	0.262	0.640	工場新設
V	0.540	0.800	1.000	製造
V	0.540	0.640	0.640	大量生産
V	0.360	0.640	0.640	高性能化
V	0.360	0.640	1.000	機能縮小
V	0.540	0.640	0.800	多角化
V	0.180	0.800	0.800	モデルチェンジ
V	0.230	0.410	0.800	大量販売
V	0.346	0.410	1.000	低価格化
V	0.346	0.410	1.000	高級化
V	0.230	0.210	1.000	ロボット化
V	0.346	0.512	1.000	販売
V	0.230	0.410	1.000	訪問販売
V	0.230	0.410	1.000	製品広告
V	0.115	0.328	1.000	CM
V	0.115	0.328	1.000	カタログ
V	0.115	0.328	1.000	新聞広告
V	0.115	0.328	1.000	DM
V	0.144	0.328	1.000	地域貢献
V	0.072	0.262	1.000	寄付
V	0.072	0.328	1.000	環境整備
V	0.216	0.410	1.000	企業広告
V	0.144	0.328	1.000	スポンサー
V	0.144	0.328	1.000	イメージ広告
W-1	0.292	0.262	0.262	借入
W-1	0.292	0.328	0.107	社員募集
W-1	0.292	0.262	0.107	リクルーター
W-1	0.292	0.262	0.168	パートタイム
W-1	0.083	0.328	0.168	人員削減
W-1	0.233	0.328	0.210	休日増
W-1	0.117	0.262	0.210	産休
W-1	0.117	0.262	0.210	有給休暇
W-1	0.117	0.262	0.210	連続休日
W-1	0.233	0.168	0.210	CIM
W-1	0.187	0.262	0.262	ビル新設
W-1	0.187	0.210	0.262	コンピュータ化
W-1	0.093	0.168	0.262	P C 導入
W-1	0.093	0.168	0.262	WS 導入
W-1	0.093	0.168	0.262	スパコン導入
W-1	0.187	0.262	0.262	コンピュータ教育
W-1	0.233	0.328	0.134	設備投資
W-1	0.156	0.262	0.134	土地購入
W-1	0.156	0.262	0.134	賃貸
W-1	0.156	0.262	0.134	OA 化
W-1	0.078	0.210	0.134	ネットワーク化
W-1	0.194	0.512	0.168	研究開発
W-1	0.130	0.410	0.168	基礎研究
W-1	0.130	0.410	0.168	共同研究
W-1	0.156	0.328	0.210	調査
W-1	0.104	0.262	0.210	情報収集
W-1	0.104	0.262	0.210	SIS
W-1	0.104	0.262	0.210	マーケティング
W-3	0.078	0.262	0.210	特許料
W-3	0.078	0.262	0.210	ロイヤリティー

* 結合手法

程度に関連性があることがわかる。これらの W-search による項目が選択されることにより、「関連性

図 7 「設備投資」の検索パス
Fig. 7. A retrieval path for “plant investment”.

表 3 グループ化された対策ノード f_{pac}
(f_{pac} による評価)

Table 3. Grouped action nodes(selection by f_{pac}).

T	f_{pac}	グループの代表	グループのメンバー
W-1	8.288	社員募集	リクルーター, パートタイム
W-1	6.630	CIM	
W-1	5.304	設備投資	ビル新設, 土地購入, 賃貸, OA 化
W-1	4.243	借入	
W-1	3.395	コンピュータ化	PC 導入, WS 導入, スパコン導入
W-1	3.395	休日増	産休, 有給休暇, 連続休日
W-1	2.716	コンピュータ教育	
W-1	2.263	調査	情報収集, SIS
W-1	2.263	研究開発	基礎研究, 共同研究
V	1.717	ロボット化	
W-1	1.509	人員削減	
W-3	1.414	特許料	
W-3	1.414	ロイヤリティー	
V	1.373	工場新設	
V	1.055	販売	大量販売, 低価格化, 高級化
V	0.879	製品広告	CM, カタログ, 新聞広告, DM
V	0.675	製造	大量生産, 高性能化, 機能縮小
V	0.675	企業広告	スポンサー, イメージ広告
V	0.549	地域貢献	寄付
V	0.275	環境整備	
V	0.225	モデルチェンジ	

が強く、比較的遠い概念の項目を選択する」という機能を満たしている。

これに対し f_{pa} で選択を行った場合、表 4 のように V-search による項目も選択項目として含まれる。 f_{pa} の機能「V-search と W-search による項目がかたよりなく選択される」を満たしている。

f_{pc} により選択された項目のなかで「研究開発」に注目すると、 f_{pac} では評価関数の大きさが 9 番目で選択されないが、ここでは 3 番目となる。「研究開発」

表 4 f_{pa} による評価
Table 4. Selection by f_{pa} .

T	f_{pa}	グループの代表	グループのメンバー
W-1	1.390	CIM	
V	1.373	工場新設	
W-1	1.112	借入	
V	1.099	ロボット化	
W-1	0.890	社員募集	リクルーター, パートタイム

表 5 f_{pc} による評価
Table 5. Selection by f_{pc} .

T	f_{pc}	グループの代表	グループのメンバー
W-1	2.716	社員募集	リクルーター, パートタイム
W-1	1.738	設備投資	ビル新設, 土地購入, 賃貸, OA 化
W-1	1.159	研究開発	基礎研究, 共同研究
W-1	1.112	CIM	
W-1	1.112	借入	

表 6 W-search と V-search の D_p の比較
Table 6. The comparison of D_p by W-search and by V-search.

W-search		V-search	
社員募集	: 0.292	ロボット化	: 0.230
CIM	: 0.233	工場新設	: 0.360
設備投資	: 0.233	販売	: 0.346

の $D_p=0.194$, $D_a=0.512$ を見てもわかるように, 他の出力項目と比較して, 入力項目「新製品」に対して関連性が強く, 近い概念にあるといえる。つまり, 「関連性の強い項目を主に選択する」という機能を満たしている。

発想支援の観点から評価すると, 「社員募集」という項目に関していえば, ユーザがこの項目を見ることによって, 例えば, 「新製品を開発するために多様な人材を募集しよう」という考えを発想することが支援可能である。また, 「CIM」という項目から, 「CIM化された工場で新製品を開発しよう」という発想をユーザが行う場合もある。

5. 構造モデル作成支援システムへの適用

〈5・1〉 構造モデル 組織における意思決定においては, 諸問題と施策案との因果関係を分析することが有用である。このような因果関係を有向グラフでモデル化したものを構造モデルと呼ぶ。構造モデル化の際のノードとなる要素項目の選択・関係づけの作業においては, 関連する情報の収集・獲得が必要となり,

高度の人間の思考を要求するためボトルネックとなっている。そのため, 計算機による情報提供により, 人間の発想を刺激し, 広い視野に立脚したモデル構築と構築時間の削減が望まれる。そこで, 仮説結合型発想支援機能を組み込んだ構造モデル作成支援システム CATHY (Creation Assist Tool using HYpothesis based retrieval) を開発した。

〈5・2〉 システム構成 ユーザはドローツールでメインウィンドウ上に構造モデルのノードおよびリンクを作成する。ノード中に書かれてある項目中のキーワードを指定すると, システムに備えられてある状態・対策ネットワークから仮説結合型検索が行われ, 検索された項目が idea ウィンドウに表示される。ユーザはドローツールを介して, この項目を構造モデルに組み込むことができる。CATHY の表示画面を図 8 に示す。

ユーザは注目しているノードに対する関連項目を検索したい場合, そのノードをマウスでクリックして選り database のメニューから idea というサブメニューを起動すれば, 図 8 の右側の「Idea」という独立したサブウィンドウが現れる。このウィンドウ上に, 指定したノードに関して仮説結合型検索が行われた結果が入力項目との関連性がわかるように, ノードとノードがリンクしている状態で表示される。

検索された項目を作成中の構造モデルに組み込みたい場合, Idea ウィンドウ中のノードをクリックして選択すれば, メインウィンドウ上に表示させることができる。表示されたノードおよびリンクに対し編集機能により修正・変更を加えることにより, 構造モデル中に組み込む。

〈5・3〉 「CATHY」の評価 CATHY は構造モデル作成用のドローツールに, 状態・対策ネットワークを収めたデータベースを備えるという構成をとっているために, 注目しているノードに対する関連情報がすぐに得られる。このため, 構造モデル化の際の要素項目の選択, 関係づけの作業が大幅に短縮され, 非常に効果的である。

仮説結合型検索によって検索された項目も, 因果関係をもったノードとノードがリンクされた形で提示されるので, 実際に構造モデルに組み込むとき修正・変更を行う際にリンクを張る参考になる。また, ユーザは検索された項目の因果関係を確認したうえで項目を採用できるので, 誤った使用が避けられる。

ユーザインタフェースとして, GUI であるウィンドウシステムを採用しているため, ユーザにとって使いやすい構成となっている。特に, 構造モデルを表示

図 8 CATHY の表示画面
Fig. 8. The display of CATHY.

するメインウィンドウと、データベースによって検索された項目を表示する Idea ウィンドウを独立させた、マルチウィンドウを採用しているため、構想中のモデルに対して刺激を与えるという点において非常に効果的である。

6. 結 論

注目している項目に関して「関連性が高く比較的遠い概念である」項目をデータベースから検索させるといふ考えのもとに、情報検索手法として仮説結合型検索アルゴリズムを提案した。この仮説結合型発想支援機能を組み込んだ構造モデル作成支援システム「CATHY」を開発した。本手法により構造モデル化に際して、新たなノードの創出に有効であることがわかった。

本システムにおいては、状態・対策ネットワークが正しい知識として存在することが前提となる。そこで、効果的な状態・対策ネットワークの獲得法の開発が検討すべき課題として挙げられる。更に、ユーザが入力した項目とデータベース上の項目が完全に一致しない場合の対応、および検索アルゴリズムにおける計算効率の改善などについても、順次、検討したいと考えている。

(平成 5 年 4 月 2 日受付, 同 5 年 7 月 16 日再受付)

文 献

- (1) 日本創造学会編：創造の理論と方法（昭 58）共立出版
- (2) 中山正和：カンの構造（昭 43）中央公論社
- (3) 折原良平：「発想支援システムの動向」, 情報処理学誌, 34, 81 (平 5-1)
- (4) 杉山公造：「思考支援ツール」, 通信学誌, 72, 159 (平 3-2)

- (5) 川喜田次郎：発想法（昭42）中央公論社
- (6) 小山雅庸・河合和久・大岩元：「発想支援ツール KJ エディタ」, 昭62 情報処理学会第35 回全大, 7N-3, 1791
- (7) 三末和男・杉山公造：「図的思考支援を目的とした図の多視点遠近画法について」, 情報処理学論, 32, 997 (平3-8)
- (8) K. Hori & S. Ohsuga: "Toward Computer Aided Creation", Proc. PRICAI '90, p. 607 (1990)
- (9) M. Stefik, et al.: "Beyond the chalkboard: Computer support for collaboration and problem solving in meeting", Comm. ACM. 30, No. 1, 32 (1987)
- (10) R. Orihara, et al.: "On Paraphrasing-Based Analogical Reasoning as a theoretical base of the abduction support system", Proc. ALT '90, 134 (1990)
- (11) 伊藤秀昭：「知識型情報検索システム NIRS の設計およびソフトウェア構造」, 情報処理学会論, 32, 1102 (平3-9)
- (12) 畑 慎也・大川剛直・薦田憲久：「発想法に基づく構造モデル化支援」, 平5 第37 回システム制御情報学会研究発表講演論文集, 3061

畑 慎 也 (学生員)

昭和46年生。平成5年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。同年同大学大学院博士前期課程入学。発想支援, 知識工学に関する研究に従事。システム制御情報学会員。

大 川 剛 直 (正員)

昭和38年生。63年大阪大学大学院博士前期課程修了。平成2年同後期課程退学。現在, 同大学情報処理教育センター助手。同工学部情報システム工学科助手兼任。工学博士。知識獲得, 機械学習に関する研究に従事。情報処理学会, 人工知能学会会員。

薦 田 憲 久 (正員)

昭和25年生。49年大阪大学大学院修士課程修了。同年(株)日立製作所入社。システム開発研究所にて, システム計画技法, 知識情報処理, 生産・流通業向け情報処理システムなどに関する研究に従事。56~57年 UCLA 留学。平成3年4月大阪大学工学部情報システム工学科助教授, 現在, 同教授。工学博士。61年度計測自動制御学会論文賞, 62年度計測自動制御学会技術賞受賞。IEEE, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会会員。