

事例からのファジィ帰納学習に基づく合意形成支援モデル

榎木 哲夫 片井 修 岩井 壮介

京都大学工学部

選択に至る前段階の情報活動の支援を目的として、オピニオン・リーダーや政策決定者の特定の事件・出来事に対して各々の立場・視点から述べた記述的な事例情報（エピソード）を事象スキーマ系列として計算機内に表現・格納するための手法について述べる。さらに、複数の類似事例で共有される事象の推移関係を意味情報を媒体としたファジィ関係として捉え、常套的な事象の展開を一般的に規定した高次知識構造（スクリプト）を帰納的に生成するための手法を提案する。さらにこれらの応用の一つとして、複数決定者間での事例解釈が競合する際に、注視点の変更を示唆して合意形成を支援するためのマルチ・エージェント・モデルについて報告する。

Supporting Cooperative Decision Making
through Fuzzy Induction of Generalized Scenarios

Tetsuo Sawaragi, Osamu Katai and Sosuke Iwai
Dept. of Precision Mechanics, Faculty of Eng., Kyoto University.
Yoshida Honmachi, Sakyo, Kyoto 606, Japan.

To support the decision maker's information-seeking activities in his pre-decision stages, it is required to model the human decision maker's way of prediction or judgment based on an accumulation of experiential episodes. This paper at first suggests a method for representing descriptive episodic information and for storing it within the system. Then, a technique of fuzzy induction algorithm is presented, in which the generalized fuzzy concepts on event transitions are induced from an accumulation of actual event transitions via the semantic information contained in them. A hypothesis-driven reasoning is also formalized based on a fuzzy set theory. Finally, as an application of those ideas, an experimental system is designed based on a multi-agent model, in which multiple decision makers' conflict on the interpretation of a hypothetical episode are guided to be resolved cooperatively through the shifts of their focusing viewpoints.

1. まえがき

近年、グループウェア（グループワーク支援システム）やCSCW（Computer Supported Cooperative Work）など、複数意思決定者の間に計算機を介し、自然なコミュニケーションを通して意思の疎通を計りながら、合意形成や共同作業の円滑な遂行に導くための方法が模索されている[1]。しかしその多くは、電子会議等に代表されるようなハードウェア環境面でのインターフェース設計に話題が集中しており、未だ知識情報処理手法を活用した情報の加工・生成を行なう技術の開発は進んでいないのが現状である。一方ファジィ理論は、制御分野を始めとして幅広い応用が進められており、その多くは数値情報の軸上に定義したメンバーシップ関数により、人間の有する言語的・概念的な知識との円滑なリンクを実現している。これに対し人間の意思決定プロセス、とくに、決定の機会を見いだしたり代替案を創出・開発するといった、選択に至る前段階の情報活動の支援[2]を行なうためには、数値情報のみならず我々の周辺に存在するさまざまな形の記述情報の集積や、さらにこれらの内包する意味情報を介した一般化や抽象化といった知識の加工処理が要請されることになる。

本研究では、まずオピニオン・リーダーや政策決定者が特定の事件・出来事に対して各々の視点・立場から述べた記述情報を、システム内にエピソード記憶としてデータベース化し格納する。そしてこのような具体的な事例記述の集積の中から、より普遍的に適用可能な一般化知識を帰納的に生成するための手法を提案し、ファジィ理論に基づいて定式化を行なう。さらにこの応用の一つとして、新たに与えられたエピソード記述に対して、お互いの視点の違いから複数の意思決定者の解釈が競合する場合に、その解消を行なうべく各々の決定者ももつべき視点の変更を誘導し、合意形成に導くためのマルチ・エージェント・モデルを提唱する。

2. 文献記述情報のコーディングと事象スキーマ表現

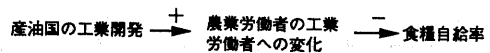
我々はこれまでに、オピニオン・リーダーがある問題に対してどのような要素を取り上げそれらの要素間にどのような因果関係を認知しているかを図1(a)に示すような+（促進）と-（抑制）の符

合付き有向グラフ（認知構造図, cognitive map）として表現し知識ベースを構築した[3,4]。本来認知構造図は、構造化モデリング手法の一つであり、因果関係として表されたオピニオン・リーダーの認知の構造を顕在化するには有効であるが、そこに内包される意味情報の取り扱いやこれを介した高次情報への集約・推論処理を可能にするものではない。

一方、Abelsonはその著書の中で、意思決定時に用いられる知識の分類として、エピソード的-一般論的-仮説的の3つのレベルを与えている[5]。すなわち、具体的な事例記述が集積された集合体の上位にこれらを一事例として包含するようなより一般的なシナリオが存在し、さらにその上位には、さまざまな仮説的な設定のもとでのシナリオの分岐構造を含む知識構造体のレベルがあることを示唆している。上位のレベルほどより普遍的でその適用範囲も広いものとなる反面その獲得は困難であり、下位のレベルほど我々の身近に存在する具体的な記述情報であるが、より普遍的に活用するためにはこれらの一般化や抽象化が必要になる。

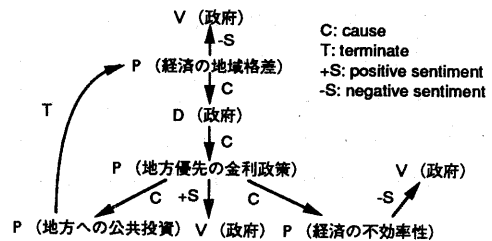
そこで我々は、このようなエピソードレベルでの具体的な事例記述を計算機内に表現・格納し、より分類的ないしは仮説的な記述への集約作業の自動化を行なうべく、図1(b)に示すように認知構造図で抽出した問題記述中の因果項目（Pノード）

例. 自給率低下の原因は、産油国国内の工業開発が進むにつれて、多くの農業労働者が土地を捨て、工業労働者へと変わってしまったことによる。



(a) 認知構造図

例. 経済の地域格差を憂慮した政府は、地方優先の金利政策を打ち出した。その結果、地方への公共投資が増加し、問題は緩和の方向へと向かったが、同時に経済の効率性が露呈し、新たな政府の負担となるに至った。



(b) 因果ネットワークモデル

図1 認知構造図と因果ネットワークモデルによるコーディング例

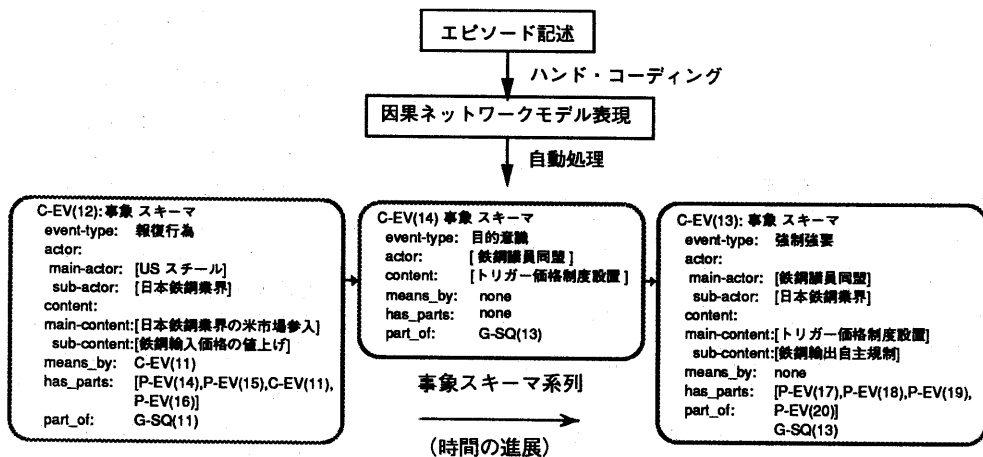


図2 エピソード記憶内の事象スキーマの表現

に加え、意思介入を行なうアクター（個人・団体・組織）およびその被影響アクターの価値効用に関する記述（DノードとVノード）を併せて抽出し、ネットワーク記述を行なうための手法を提案した[6]。このようなネットワークを構成する構文単位（P, D, Vノード）の組み合わせから、あらゆる社会的な行動・事象概念を記述するための必要最小限のプリミティブ（基本事象）が定義でき、さらに定型化された基本事象の系列から、より複合的な事象概念へと階層系列的に組織化・構造化できることを示し、この考え方に基づいて集約的に記述されたさまざまな事例情報をエピソード記憶として計算機内に構築している。個々のエピソードの構成単位となる各事象は、図2に示すように、フレーム表現に類似した事象スキーマとして構成されている。各事象スキーマは事象の種類（event-type）・アクター（actors）・事象内容（contents）の三種類のスロットを有し、これらの各々の値はコーディングされた因果ネットワークのノード記述とその構文要素間の結合関係（C, T, ±S）から決定され埋められている。

3. ファジィ理論に基づくエピソードからのスクリプト学習と仮説駆動推論

3-1 変数間の制約群としての一般化知識

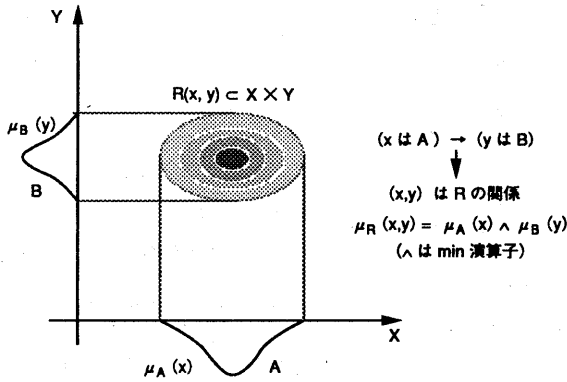
Zadehにより提唱されたファジィ理論における知識の取り扱い、知識を構成する最小単位としての述語の外延集合を、従来のように全体集合上のクリスプな部分集合に限定する制約を取り除き、

より境界をはやくすることによって、知識要素相互の間の意味を媒体とした相互干渉を許容する表現系である。従ってここでの知識は、図3(a)に示すように、個々の知識要素が記述する変数間の「弾力的」な制約の集合体として定義されている[7]。

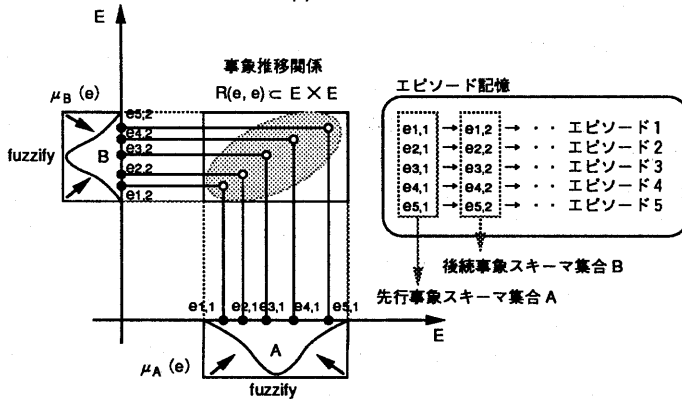
ところで上述のような分類的な知識、すなわち個々のエピソードに内包される具体的な事象の推移関係から帰納的に導出される一般的な因果知識は、ファジィ集合論においては、図3(b)に示すように、すべての事象空間をEとするとき、Eの特定の部分事象集合Aから同じE上の別の部分事象集合Bへのファジィな写像関係として捉えることができる。そしてこの写像関係のグレードを規定するのは、各々の部分事象集合をファジィ化したメンバーシップ値であるが、これらは構成要素の事象間で共有される意味情報を介して決定されることになる。次節では、このようなクリスプに与えられた事象集合から、事象の内包する意味情報の間の相互の干渉によって、ファジィ概念を帰納的に導出するための手順について述べる[8]。

3-2 事例からのファジィ帰納学習

本来帰納学習とは、多数の事例記述が与えられたもとで、これらのすべてを包含するような一般的な記述を見いだすための手法であり[9]、一端このような記述が見いだせれば、与えられた事例以外に対する演繹処理が可能になる。図4に示すように、通常の帰納学習では、導出された一般化記述の外延集合がクリスプなものに限られるが、本研究ではこの外延集合をファジィ集合として導出



(a) ファジィ関係としての含意



(b) エピソード記憶中の事象推移関係

図3 ファジィ関係としての因果制約

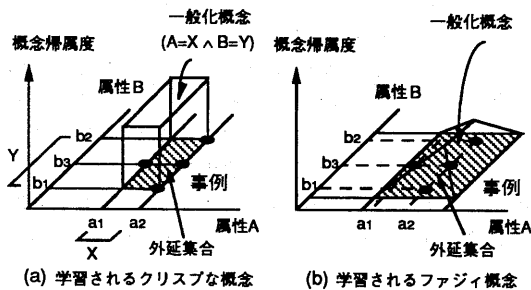


図4 通常の帰納学習とファジィ帰納学習

するための手法について提案する。

まずエピソード記憶内から、ある視点のもとで集められた事象スキーマの集合に対して、図5(a)に示すように、すべての事象スキーマのペアの間で対応するスロットの値を比較、一致するものについてはその値をそのまま維持し、異なるものについてはシステム内部に内蔵された各属性値の概

念階層知識(同図(b))を参照することにより、両者に共通の上位概念の値で置き換えた一般化事象スキーマを上位に生成する。このプロセスをつぎつぎに繰り返すと、最下位が事象スキーマ集合で、上位にいくほど抽象的な内容の一般化事象スキーマが階層構造として生成される。ここでどれほど意味的に類似したものから上位一般化スキーマを生成するかについての基準を設ける。各スロットを埋める値には、同図(b)に示すようにその属性の概念階層内での位置づけ、すなわち(階層数, SP値)で表した具体性の度合いが付けられている(大きなSP値ほど下位概念を表す)。2つの下位スキーマ E_L, E_L' (あるいは e_L, e_L') から上位スキーマ E_U への一般化を行なう際には、スキーマの各スロット値のSP値の総和 α 値を各々のスキーマについて算出し、

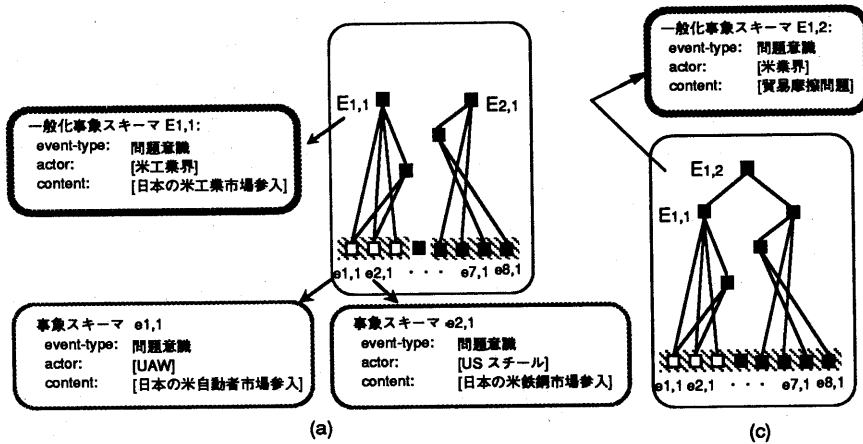
$$\alpha_U > \min\{\alpha_L, \alpha_L'\} \times G$$

を満足するとき限り、上位スキーマを生成を行なう。ここで

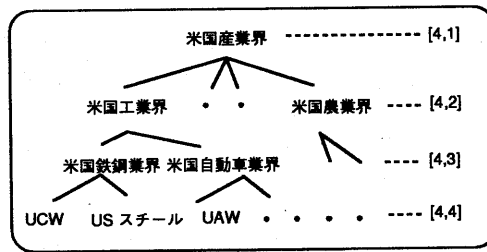
パラメータ G は、事象スキーマのクラスを生成する際の視点の広狭の度合いを表すことになる。すなわち G を小さく設定したもとの生成されるスキーマ階層は、大きく設定して生成されるスキーマ階層をそのサブ構造として包含するもの、換言すれば、より大局的な視点から事象を取りまとめた事象クラスを表現することになる(図5(c))。

このようにして生成される最上位の一般化事象スキーマは、各々の最下位事象スキーマ群からなる事象のクラスターを構成することになるが、各事象のクラスターへの概念帰属度をクリスプなものとは見做さず、他のメンバーの意味属性との重複の度合いにより $[0, 1]$ の間の定量値をとるものとする。ここでは、このような事象スキーマ集合上に組織化された一般化事象スキーマ下での概念帰属度(典型性)を以下の手順に従って算出する。

《定義1》事象スキーマ e_{ij} のスロットに埋められた値ならびにその上位概念の値を含めた全属性の集合を e_{ij} の属性リスト $FD(e_{ij})$ とする(図6(a))。



属性アクターに関する上位下位概念階層



(b)

図5 一般化事象スキーマの生成

FS(e1,1)={ [event-type=問題生起],
 [actor=全米自動車労組],
 [actor=ako({米自動車業界})],
 [actor=ako({米工業界})],
 [actor=ako({米産業界})],
 [actor=ako({Actors})],
 [content=[日本米自動車市場参入],
 [content=ako({日本高度戦略技術市場参入})],
 [content=ako({貿易摩擦問題})],
 [content=ako(Contents)] }
 (a)

PD(E2,1)={ [event-type=問題生起],
 [actor=ako({米工業界})],
 [actor=ako({米産業界})],
 [actor=ako({Actors})],
 [content=ako({日本高度戦略技術市場参入})],
 [content=ako({貿易摩擦問題})],
 [content=ako(Contents)] }
 (b)

(a)

図6 事象スキーマの属性リスト

《定義2》一般化事象スキーマ E_{k1} を構成する全事象スキーマ e_{ij} ($e \in E_{k1}$) の過半数以上に共有される属性リスト要素の集合を E_{k1} の原型 $PD(E_{k1})$ とする (図6(b)).

《定義3》事象スキーマ e_{ij} の一般化事象スキーマ $E_{j,k}$ のもとでの典型性 $typ(e_{ij}|E_{k1})$ を,

$$typ(e_{ij}|E_{k1}) = \frac{\{FD(e_{ij}) \cap PD(E_{k1})\} \#}{\{FD(e_{ij}) \cup PD(E_{k1})\} \#}$$

$$= \mu_A(e_{ij})$$

として定義する ($0 < typ \leq 1.0$). ここで, # は集合

の要素数を, A は一般化事象スキーマ E_{k1} から帰納的に生成されるファジィ概念を表す. すなわち, 互いに意味的に類似した事象スキーマ同志から生成される一般化事象スキーマのもとでは, いずれの事象スキーマも, 1.0に近い典型性を呈するのに対し, 逆に意味的にかけ離れた事象スキーマをも取り込んで生成された一般化事象スキーマのもとでは, 0に近い典型性を有することになる. 以上のプロセスを経て, 一般化事象スキーマからこれを構成するクリスプな事象スキーマ集合が決まり, さらにこのクリスプな集合から, それらの有する

意味情報を媒体としたファジィ概念が帰納的に生成される。

3-3 事象推移のファジィ関係とスクリプトの生成

エピソード記憶内の実際の事象推移の実例を参照することにより、前節で生成された一般化事象スキーマを構成する事象スキーマ集合の各メンバーに後続する事象スキーマ集合が決定される。この後続事象スキーマの集合に対し、前節のファジィ帰納学習のプロセスを手続きを施すことにより、同様に後続事象スキーマに対応するファジィ概念が帰納的に生成される。従って図7(a)に示すように、このような事象スキーマ集合間の推移から帰納的に導出される一般的な制約としての因果知識は、先行事象集合 E_{pre} と後続事象集合 E_{post} の間で形成されるファジィ関係 $R \subset E_{pre} \times E_{post}$ として捉えることができる。さらに、この後続事象集合に対して生成された一般化事象スキーマから同様のプロセスをさらにこれらに後続する事象スキーマに対して逐次適用することにより、常套的な事象推移の系列を表す高次知識単位としてのスクリプト[9,10]を構成することができる。このようなスクリプトは、先行事象集合で組織化される一般化事象スキーマが図6(a)に示すように分化した別個のクラスタとして構成される場合、各々の一般化事象スキーマからの事象推移が別個のスクリプトとして多重並列的に構成されることになる。また後続事象において複数クラスタが構成される場合には、ここで事象推移が分岐する構造のスクリプトが構成されることになる。

上述のスクリプトは、前節における事象スキーマの一般化の際のパラメータ G を小さく設定する

ことにより、一般化の対象となる事象間の推移に関する「制約」を緩和した、よりマクロな視点から捉えたスクリプトを生成することができる。すなわち、小さな G の値のもとでは、図6(c)で示したように、より大きな値のもとでは分化されて構成された一般化事象スキーマの上位に、これらをよりマクロな視点から包含するような一般化事象スキーマが生成される。従って、このような先行事象集合、ならびにそれから決まる後続事象集合は、前例の場合とは異なるより多くの事象を網羅したものになる。このようなマクロレベルにおけるスクリプトは、これを構成する一般化事象スキーマが互いに意味的にかげ離れた事象スキーマから組織されることになるため、事象推移の制約は総じて緩やかな（ファジィ関係のメンバーシップ値の小さな）ものになる反面、その外延となる支持集合はより広範なものとなり、図7(b)に示すように、よりミクロな視点のスクリプトによる事象解釈の抜けを補うことになる。

3-4 生成されたスクリプトのもとでのファジィ推論による事象解釈

前節で生成されたスクリプトは、先行事象集合から帰納的に生成される概念が与えられたもとの、その後で常套的に展開が予想される事象概念系列——シナリオ——を表すものである。すなわち、近視眼的な視点のもとでの本流・支流となるさまざまな事象展開、さらにはよりマクロな視点からの事象展開の先読みを可能にする分類的・仮説的レベルの知識構造である。従ってこれらの仮説の想起下で、新たに与えられた具体的な仮想的エピソードの各事象が有する典型性（心理学用語では

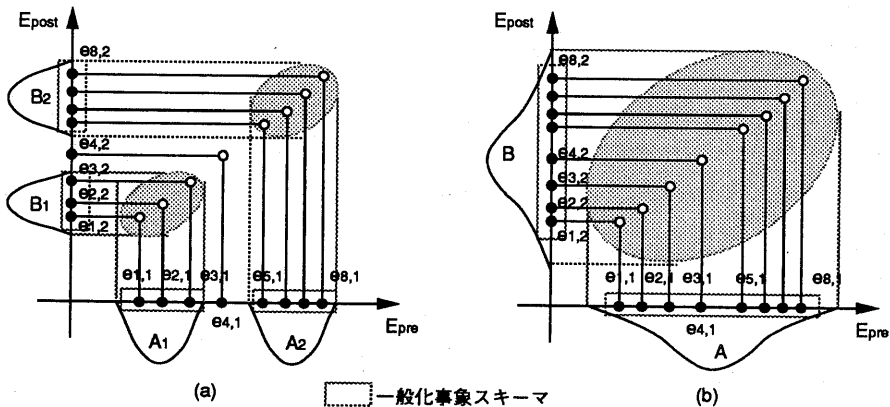


図7 異なる抽象化レベルでのスクリプト生成

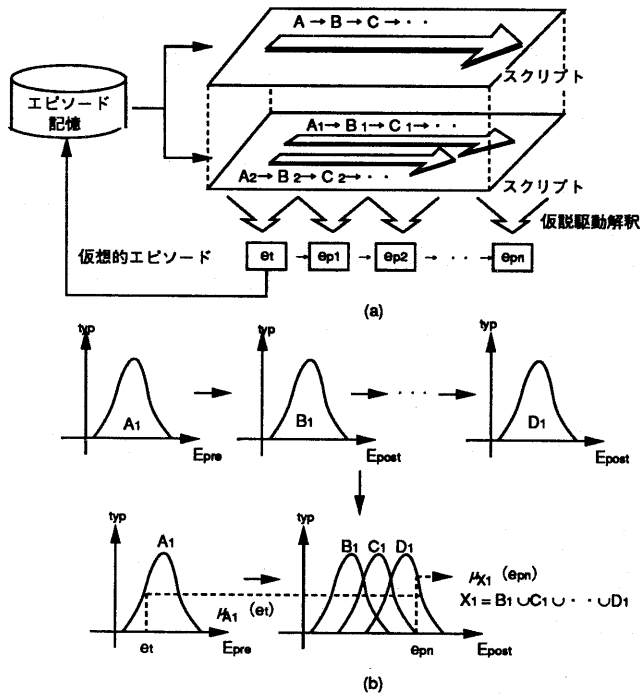


図8 スクリプトに基づく仮説駆動推論

代表性—representativity—)の評価は、以下のようなファジィ推論として定式化される。

まず図8(a)に示すように、与えられた仮想的エピソードの先頭事象 e_t と同一の事象種類 (event-type のスロット値) をもつ事象スキーマがエピソード記憶から検索されて先行事象の集合を構成し、これに対して前節の手順のもとにスクリプトが組織化される。ここで各スクリプトを構成する先行事象概念以外のすべての後続事象概念を、その生起順序を無視して同一の事象空間 E_{post} 上に表すと、各々のスクリプトは同図(b)に示すような和集合となり、先行事象概念を前件部、後続事象概念の和集合を後件部とするファジィ推論則と考えることができる。従って、事象スキーマ e_t で先行される仮想的エピソードの後続事象スキーマ e_{pn} のスクリプト S_j ($A_1 \rightarrow B_1 \rightarrow C_1 \rightarrow \dots \rightarrow D_1$) のもとの典型性 $typ(e_{pn} | S_j)$ は、

$$typ(e_{pn} | S_j) = \mu_{A_1}(e_t) \wedge \mu_{X_1}(e_{pn}),$$

$$X_1 = B_1 \cup C_1 \cup \dots \cup D_1$$

として評価される。ここで \wedge は各々 min 演算を意味する。また複数のスクリプトが多重並列的に構成される場合には、各スクリプト下での推論結果の OR 合成として定式化される。このようなスクリプト下での仮説駆動推論で評価される仮想的エ

ピソードとしては、エピソード記憶内に格納されている既有的のもの以外の新規のものについてもその対象として許容されることになる。

4. 視点の異なる意思決定者間の合意形成支援のためのマルチ・エージェント・モデル

以上の考え方の応用の一つとして、入力された新規エピソードに対し、立場・視点の異なる複数の意思決定者が、各々の視点のもとに生成されたスクリプトに従って仮説駆動の事例解釈を個別に進め、両者の認識の相違点を顕在化させるとともに、これらを解消するべく、事例解釈のための注視点の変更を提示しながら、最終的な合意形成へ導くためのマルチ・エージェント・モデルを提案する。

各々の意思決定者は、予めエピソード記憶内から自らの価値信条

に適用エピソードの集合を検索・指定する(これらの集合は図9(a)に示すように互いに部分的に重複することもありえる)。各エピソード集合は各々の意思決定者に対応するシステム内の個別の処理主体—エージェント—に割り振られる。これらの準備のもとで、仮想的なエピソードが入力提示されると、各エージェントは割り振られた各々の集合上で前節の手続きに従ってスクリプトを組織化し、これによる仮説駆動の事例解釈を試みる。そして、入力エピソードの各事象の有する典型度を算出、予め設定されたしきい値を上回る事象群を、各意思決定者の価値信条に即して解釈のつけられた事象として特定する。ただし、各々のスクリプトの知識源となるエピソード集合が異なるものであることから、解釈可能な事象群は両者のエージェントの間で必ずしも一致を見るものではない。この段階でシステムからは、両者の解釈の間で一致(合意)をみた事象群と不一致をみた事象群の提示が行なわれる。次に、各エージェントは、不一致事象に着目、これを解釈不可と判断したエージェントに対して、よりマクロな視点からのスクリプトの再構成を指示、指示を受けたエージェントは、一般化事象スキーマ生成時のGパラメータをより小さく設定してよりマクロな視点からの

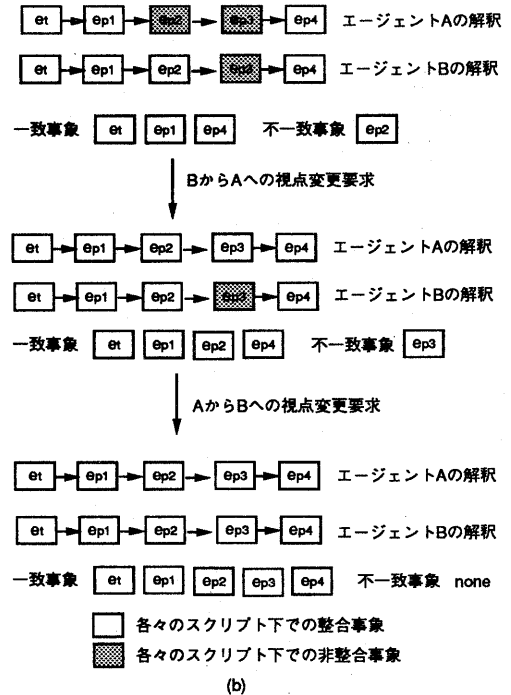
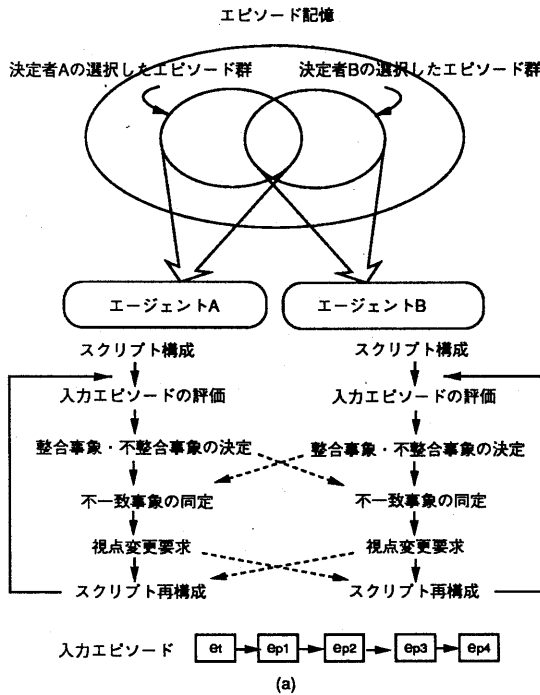


図9 合意形成のためのマルチ・エージェント・モデル

スクリプトを再構成し、このもとで入力エピソードの再解釈を試みて合意事象群の再提示が行なわれる。このプロセスを、入力エピソードのすべての事象についての合意がとれるまで、スクリプトの再構成が可能な限り繰り返す。以上のプロセスを図9(b)に示す。

5. まとめ

以上、本研究では、具体的な社会的事象の推移を述べた事例記述（エピソード）を介した意思決定支援を行なうべく、事例記述のコーディングとこれらの計算機内での構造化手法、ならびに複数エピソードで共有される事象の推移関係を意味情報を媒体としたファジィ関係として捉え、高次知識構造単位としてのスクリプトを帰納的に生成するための手法について報告した。さらに、これらの考え方の応用の一形態として、合意形成支援のためのマルチ・エージェント・モデルについての提案を行なった。この種のシステム開発において鍵となるのは、システムがその情報処理能力を活用した上で決定者の直面する問題に対していかに多様な視点からの切り口を提示できるか、さらには、個々の決定者が固有に有する志向性を無理な

く抽出獲得し、これを反映した情報提示をいかにタイムリーに行なえるか、という点である。この意味において、当分野におけるファジィ理論や人工知能を含めた知識情報処理技術の果たす役割は今後ますます大きなものとなると考える。

【参考文献】

- 1) 石井裕：グループウェア，計測自動制御学会 第15回システムシンポジウム・第10回知識工学シンポジウム講演論文集，特5-特11，1989.
- 2) H. Simon: The new science of management decision, Prentice-Hall, Inc., 1977.
- 3) K. Nakamura, S. Iwai and T. Sawaragi: Decision Support Using Causation Knowledge Base, IEEE Trans. of System, Man and Cybernetics, SMC-12, 765-777, 1982.
- 4) 樫木, 岩井, 片井：因果関係知識に基づく意思決定支援と波及効果の定量化および決定者の主観的判断基準の導入，計測自動制御学会論文集，22, 629-636, 1986.
- 5) R.P. Abelson: Script processing in attitude formation and decision making, in Carrol, J.S. and Payne, J.W. (eds.), Cognition and Social Behavior, Lawrence Erlbaum Assoc., 33-46, 1976.

- 6) 樫木, 岩井, 片井: 社会現象の深層構造把握のための因果連鎖知識の多重構造化, 23, 977-984, 1987.
- 7) L. Zadeh: The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems, *Fuzzy Sets and Systems*, 11, 199-227, 1983.
- 8) T. Sawaragi and S. Iwai: Cognitive simulation for intelligent decision support, W.R. Ras et al. (eds.), *Methodologies for Intelligent Systems*, Elsevier Sci. Pub., 362-369, 1987.
- 9) R.C. Schank and R.P. Abelson: *Scripts, Plans, Goals, and Understanding*, Lawrence Erlbaum, 1977.
- 10) R. P. Abelson: Psychological status of the script concept, *American Psychologist*, 36, 715-729, 1981.