

## 情報処理システムにおけるデータ融合プロセスの自動化手法

川野 喜一<sup>†</sup> 松田 季彦<sup>††</sup>

データ融合は複数のデータを処理、統合して、単一のデータからは得られない情報の抽出や、情報の確からしさの改善を行うための手法である。救難、消防、航空管制などの意思決定過程を支援する情報システムでは、センサや種々の情報源からの、多種、多様な情報を解析して、有意な情報をいかに抽出するかがポイントになる。これらのシステムでは、データの量および速度の増大、応答時間の短縮の必要性などから、データ融合プロセスの自動化が必要とされている。Dempster-Shafer 理論と知識ベースシステムによるデータ融合プロセスの自動化実現の一手法と、その適用例について報告する。

### A Technique for the Data Fusion Process in the Information Processing System

KIUCHI KAWANO<sup>†</sup> and SUEHIKO MATSUDA<sup>††</sup>

Data fusion is a technology or a method of how to combine data from multiple sources for the improvement of the certainty of uncertain information and the extraction of the valuable information which is not gained from single data. It is a key process in a decision support system, such as a command and control system for rescue, a fire department, air traffic control, to extract a valuable piece of information from the data reported by multiple and disparate sources. The increase of the amount and the speed of reported data, and the necessity of reducing the response time require the automatization of the data fusion process in these system. This paper reports a technique for automatic data fusion process in the information processing system and some applications.

#### 1. はじめに

救難、消防、航空管制などの管制システム (command and control system) では状況判断、すなわち環境や観測対象の的確な把握と評価が、それに続く状況予測、対処手段の列举、優先順序や効果の予測、決定という意思決定プロセスの成否の基盤となっている。環境や観測対象に関する情報は、センサ・システムや種々の情報源から、電子情報、画像情報、音響情報、通信情報といったさまざまな形で得ることができる。しかし、センサ・システムの性能や、自然現象による妨害など、情報収集手段に課せられるさまざまな制約や、情報の時間的劣化などのために、情報は不確かなものとなる。

データ融合は観測対象に関する複数のデータを処理、統合して、単一のデータからは得られない情報の抽出や、情報の確からしさの改善を行うための手法で

ある。気象予測、航空管制、軍事情報収集、指揮統制などのシステムでは、これまでに、プロセスを自動化する手段を持たずに、手動でデータの融合を行ってきたが、融合するデータの量および速度の増大、応答時間の短縮の必要性、対象の複雑化に対する評価識別能力の向上の必要性、省人化/省力化の必要性などから、データ融合プロセスの自動化が必要とされている<sup>1)</sup>。また、部品組立、検査などの産業用ロボット、リモート・センシングやプロセス制御の分野でもデータ融合の応用が期待されている<sup>2)</sup>。

知識ベースシステムの枠組みを利用して、情報処理システムにおけるデータ融合プロセスを自動化するデータ融合システムを実現し、これを適用した二つのシステム、複数のセンサ情報にもとづく観測対象の識別支援システム、環境・地形データにもとづく地域分析支援システムを作成した。

#### 2. データ融合

##### 2.1 データ融合の概念

データ融合 (data fusion) は、感覚器官からのデータにもとづく人間の認知の過程を工学的に実現しよう

<sup>†</sup> 株式会社富士通システム統合研究所  
Fujitsu System Integration Laboratories Ltd.

<sup>††</sup> 流通経済大学  
Ryutus Keizai University

とするもので、センサ・システムや種々の情報源からの多種多様な情報を統合して、システムの目的遂行の最終判断に到る処理過程を意味する。観測対象や状況に対応した適切なセンサや情報源からのデータを、生データから信号情報、抽象的な数値表現、記号表現へと、表現レベルを変換し、各レベルで処理、統合を行う。

研究の歴史が浅いため、明解な定義がなく<sup>3)</sup>、データ統合 (integration) を、複数のセンサ・データを、単に相乗的に使用するもの、データ融合 (fusion) を、異なる種類のセンサ・データを一つの表現形式に結合し、使用するものとして、区別して定義する場合<sup>2)</sup>や、センサ・システムにおけるものをセンサ・フュージョン、情報処理システムにおけるものを情報融合と呼んだりするが、ここではこれらを総称してデータ融合とする。

データ融合の目的は、観測対象に関する複数のデータを利用し、対象の探知、識別や状況の理解のための有意な情報を効果的に抽出することにある。種々の電磁スペクトルのセンサ・データや、観測員からのレポートなど、ある一つの対象に関する複数のデータを融合して、データの不完全性の補完、精度/信頼度の向上を図り、観測対象から得られる情報の確からしさを改善する。

データ融合の利点として、①空間的/時間的な覆域の拡張、②情報の確からしさをの向上、③探知精度/空間的な解像度の向上、④システムとしての信頼性の改善などが挙げられている<sup>4)</sup>。

## 2.2 データ融合のプロセス

目的に応じてシステム要求も異なり、データ融合システムの構成も多様になるが<sup>5)~7)</sup>、一般的には図1に示すように、環境/観測対象、センサ・システム、データ融合プロセス、意思決定プロセス、対応手段/センサ管理、環境/観測対象のフィードバックループを構成する。

データ融合プロセスはアソシエーション (データの関連付け)、追尾、推論と結合の三つの機能ブロックで構成される。アソシエーションは、新しいデータと既存データ、および新しいデータ間の関連付けを行う。追尾は、対象目標の状態推定を行い、継続的な追尾を行う。推論と結合では、関連付けられたデータを、保有する知識をもとに推論、結合して、意思決定プロセスに必要な確度の高い結論を得る。データ融合

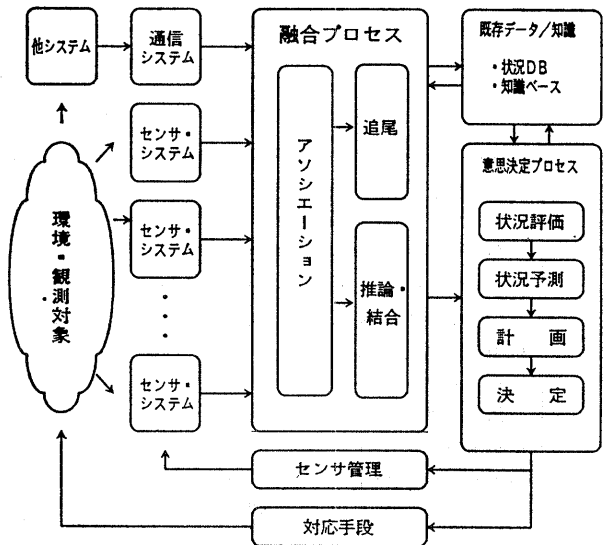


図1 一般的なデータ融合のプロセス

Fig. 1 Generic data fusion process.

の手法については文献<sup>2)</sup>, 8)~10)などに詳しい。

アソシエーション、追尾には、相関ゲートや距離測定度、最大尤度法などの確率統計的仮説検定手法、カルマン・フィルタなどの状態推定モデルが用いられる。推論と結合では、センサ・システムなどから証拠として報告された、観測対象の状態や識別の推定量を、確率 (ベイズの確率) や確率区間 (Dempster-Shafer 理論)、ファジィ集合 (ファジィ理論) などで表現し、ベイズ・モデルや、プロダクション・システム (ルールベース推論)、証拠的推論などを用いて結合する。

## 3. データ融合システム

### 3.1 システムの概要

知識ベースシステムの枠組みを利用して、情報処理システムにおけるデータ融合プロセスを自動化するデータ融合システムを実現した。

このデータ融合システムは図2に示すように、観測対象に関して得られる情報 (データ/インフォメーション) の確からしさを改善して、システムが支援する意思決定プロセスにおける的確な状況判断に有効な情報 (インテリジェンス) を提供することを目的としたものである。データ融合の手段を知識として表し、観測対象の種別や環境、状況の変化に対応して、柔軟かつ効率的に利用、管理することができる。

データ融合の手段は融合知識と、推論および結合の

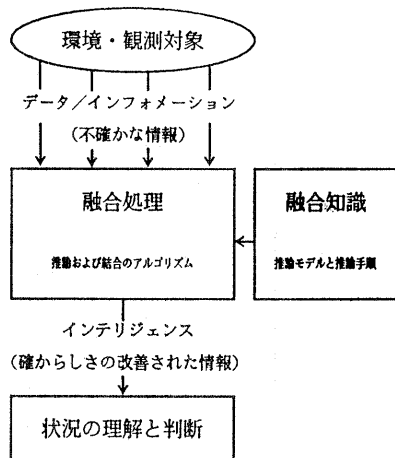


図2 データ融合試作システムの概要  
Fig. 2 Prototype of data fusion system.

アルゴリズムとで構成される。

融合知識は、観測対象を構成する要素と事象を表現した推論モデルと、観測事象から融合結果に至る融合の手順（推論および結合の順序）を表現した推論手順とで構成され、知識ベースには、観測対象の種別やデータ融合の目的に応じて、複数の融合知識が保持される。

推論および結合のアルゴリズムは、確率的に表現されたデータや、主観的な値として表現されたデータを、推論モデルと推論手順にしたがって、推論、結合処理を行うものである。複数の情報の結合を重ね、また不要な情報を棄却していくことで、情報の確からしさを改善していくことができる。作成したシステムでは、アルゴリズムとして Dempster-Shafer 理論を用いた。Dempster-Shafer 理論<sup>11),12)</sup>は近年ベイズ理論に代わるものとして注目を集め、数学的な裏付けをもつ合理的な手法として、データ融合の分野での適用が行われている<sup>5),13),14)</sup>。

### 3.2 データ融合方式

#### 3.2.1 Dempster-Shafer 理論

Dempster-Shafer 理論は、1967年に Dempster が提案し<sup>15)</sup>、その後 Shafer がエキスパートシステムの不確実性測定としての重要性を認めて体系化したものである<sup>11)</sup>。

ベイズの確率では、仮説の集合の各要素に確率値が割り当てられるが、Dempster-Shafer 理論では、集合内の各要素を自由に動ける確率質量を新しい確率の概念として定義した。情報（証拠）を仮説空間上の信頼

度 (belief) として、下界確率と上界確率との間の確率区間で表す。下界確率（確度）は証拠が仮説を支持する度合、上界確率（尤度）は仮説について反証できない度合を示す。これらの証拠を Dempster の結合則によって結合することにより、複数の独立な証拠にもとづく融合結果を得ることができる。

ベイズの確率では、①証拠や仮説の確率の決定に必要な統計データや、首尾一貫した条件確率が得られない場合に適用することができない、②知識の欠如（無知）と不信用とを区別できない、などの欠点が指摘されているが<sup>13),14),16)</sup>、Dempster-Shafer 理論では、無知すなわち知らないということを明確に表現し、不信用すなわち信用しないということと区別することができる。

また主観的な確率を取り扱う方法として、医療診断エキスパートシステム MYCIN<sup>17)</sup> で提案された確信度 (CF: certainty factor) が、今日多くのエキスパートシステムで導入されているが、経験的かつ直観的なコンセプトで、数学的厳密さに欠け、実際の適用が難しいなどの問題が指摘されている<sup>16)</sup>。これに対し Dempster-Shafer 理論は数学的な裏付けをもち、複数の不確かな情報を統合し、理論的に妥当な信頼度のついた結論を導くモデルを提供する。

#### 3.2.2 推論モデル

今回作成した Dempster-Shafer 理論にもとづくデータ融合方式では、図3に示すように、推論モデルを、仮説空間フレームと、フレーム間のネットワーク（他の仮説空間フレームとの適合関係）とで表す。

仮説空間フレームは Shafer の識別フレーム (frame of discernment)<sup>11)</sup>に相当する。仮説空間フレームは、対象とする環境や目標の可能な状況（観測対象が取り

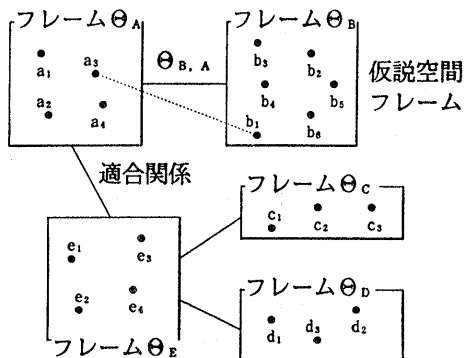


図3 データ融合の推論モデル  
Fig. 3 Reasoning model for data fusion.

うる状態)の有限な全集合であり、証拠(観測された事象)から推論される事象である仮説は、仮説空間フレーム内の部分集合で定義される。

例えば観測対象として“目標の種別”を考えると、“種別”の仮説空間フレーム  $\theta_A$  は、“種別”の取りうる状態を列挙して定義したものの集合、

$$\begin{aligned} \theta_A &= \{a_1, a_2, a_3, \dots\} \\ &= \{\text{Type-A, Type-B, Type-C, } \dots, \\ &\quad \dots, \text{Type-M, } \dots\} \end{aligned}$$

になり、目標の種別についての仮説  $A_i$  は、

$$\begin{aligned} A_1 &= \{\text{Type-A}\} \\ A_2 &= \theta_A \\ &= \{\text{Type-A, Type-B, Type-C, } \dots, \\ &\quad \dots, \text{Type-M, } \dots\} \end{aligned}$$

のように、仮説空間フレーム内の部分集合として表すことができる。仮説  $A_1$  は目標の種別が {Type-A} であること、仮説  $A_2$  はどの種別であるかわからないことを表している。

証拠は Dempster-Shafer の確率を用いて、仮説空間フレーム  $\theta_A$  上の確率質量分布として、仮説と仮説に割り当てられる確率との対として表される。例えば、ある証拠が 0.7 の確率で {Type-A} であることを支持し、あとは無知、すなわちどの種別であるかわからないとすれば、証拠は“仮説  $A_1$  の確率が 0.7”、“仮説  $A_2$  の確率が 0.3”として表される。このとき仮説  $A_1$ 、すなわち {Type-A} であることの信頼度は、確率区間 [0.7, 1.0] で表される。

次に“目標の種別”とは独立の観測対象として“目標の寸法(大きさ)”を考え、仮説空間フレーム  $\theta_B$ 、

$$\begin{aligned} \theta_B &= \{b_1, b_2, b_3, \dots\} \\ &= \{\text{Size-1, Size-2, Size-3, } \dots\} \end{aligned}$$

を定義する。“Size-1 なら Type-C である”とか、“Size-3 なら Type-A か Type-B である”と推論することができる場合、すなわち、 $\theta_B$  上のある事象から  $\theta_A$  上の仮説を導くことができる場合、寸法  $\theta_B$  と種別  $\theta_A$  の二つの独立な仮説空間フレーム間に適合関係  $\theta_{B,A}$  を結び、 $\theta_{B,A}$  を、それぞれの仮説空間フレーム内の要素(状態)間の適合関係(論理的な結合関係)の集合として表す。一つの仮説空間フレームは、複数の仮説空間フレームと適合関係を結ぶことができる。また適合関係は可換ではない。

推論モデルは、

$$\begin{aligned} [\text{model 推論モデル名} \\ \{\text{frame 仮説空間フレーム名 1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{situation 状態リスト} \\ &\{\text{frame 仮説空間フレーム名 2} \\ &\quad \text{situation 状態リスト} \\ &\dots \\ &\{\text{relation 仮説空間フレーム名 1 仮説空間フレーム名 2} \\ &\quad \text{(状態=(状態|状態リスト)...)}\} \\ &\dots] \end{aligned}$$

の形で定義する。

### 3.2.3 推論手順

ある仮説空間フレーム上の観測事象(証拠)にもとづき、証拠の質量分布、すなわち確率区間で表される確からしさを、フレームからフレームへと、適合関係にしたがってマッピングすることによって推論を行う。

マッピングを推し進めて、ある仮説空間フレーム上の確率質量分布を求め、例えば“目標の種別”の仮説空間フレーム  $\theta_A$  ならば、ここで目標の種別の推定を行う(仮説の確率区間を求める)。また、ある仮説空間フレーム上で、複数の独立した証拠にもとづく複数の質量分布が得られれば、これらを Dempster の結合則を用いて結合することで、新たな確率質量分布にもとづく確率区間を得ることができる。これが、データ融合におけるデータの結合である。例えば、種別の仮説空間フレーム  $\theta_A$  について、目標の寸法の仮説空間フレーム  $\theta_B$  と形状の仮説空間フレーム  $\theta_E$  とから推論した二つの結果が得られれば、これらを融合した目標の種別の推定結果が得られる。本システムの推論機構(推論と結合のアルゴリズム)は、このマッピングの処理と Dempster の結合則による計算処理とから成る。

推論手順は、ある仮説空間フレームで入力した情報(証拠)を、どのフレームにマッピング(写像)して

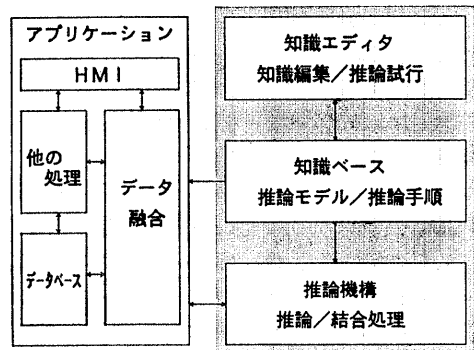


図 4 システム構成

Fig. 4 System configuration.

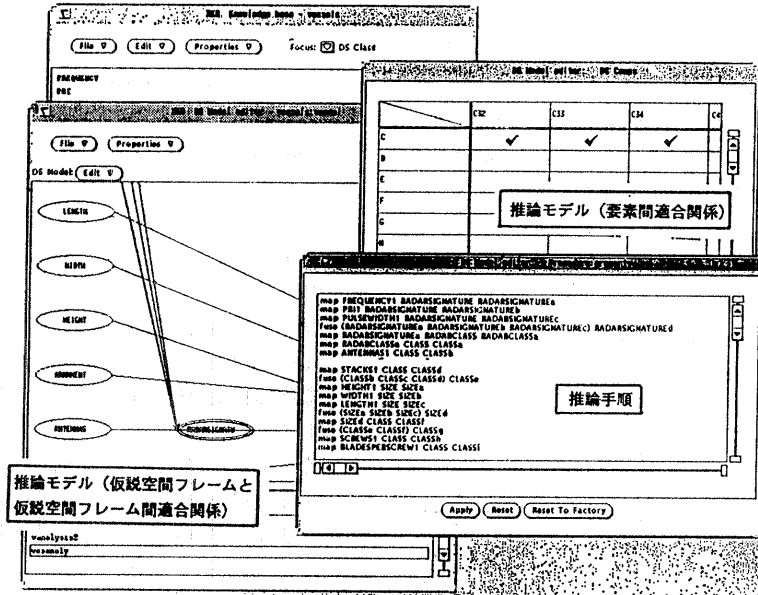


図 5 知識ベースの定義例  
Fig. 5 Example of knowledge.

いくつか、どのフレーム上で結合（融合）するかの手続きを表したもので、map（写像）、fuse（融合）などのオペレータを用いて、

```
[procedure 推論手順名 推論モデル名
 {map 写像元事象名
  写像先仮説空間フレーム名 写像先仮説名}
 .....
 {fuse (事象名 事象名...) 融合先仮説名}
 .....]
```

の形で定義する。一つの推論モデルに複数の推論手順を定義することができる。

3.3 システム構成

システム構成を図 4 に示す。

システムは知識の編集（定義、追加変更）や推論の試行を行う知識エディタ、推論と結合を行う推論機構、知識（推論モデル、推論手順）を格納する知識ベース、およびアプリケーションで構成される。

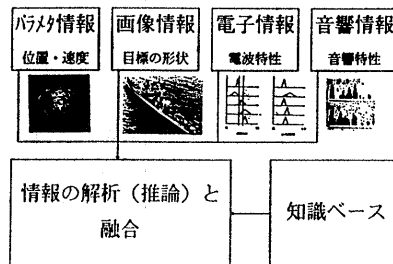
知識は、グラフ、表によるグラフィカル・ユーザ・インタフェースをもつ知識エディタにより定義し、推論の試行を行うことができる。図 5 に知識の定義例を示す。推論モデルは、仮説空間フレーム（フレーム名の入った楕円）と仮説空間フレーム間の適合関係（楕円間の線分）を図形で、各適合関係の内容を表形式で定義する。推論手順は map や fuse などのオペレータを用いて記述する。

データ融合のアプリケーションは、知識ベース（推論モデル/推論手順）と推論機構（推論/結合処理）とをアプリケーションと結合編集して、一つのタスク（プロセス）として、実行することができる。

3.4 観測目標の識別支援

3.4.1 システムの概要

観測目標の識別を支援するデータ融合システムは、図 6 に示すように、電波センサ・システムからの位置、速度などのパラメタ情報、観測目標が搭載している電子機器が放射する電波の周波数などの電子情報、イメージ・センサ・システムからの観測目標や搭載機器の形状などの画像情報、音響センサ・システムから



識別情報（船種、船級、船名、所属）

図 6 データ融合による観測目標（船）の識別  
Fig. 6 Ship identification by data fusion.

のスクリーなどの音響情報など、複数の異なる種類の情報を、識別対象に関する知識にもとづいて推論、結合し、観測目標(船)の種類等の識別情報を提示するものである。

3.4.2 融合知識

知識ベースに、情報融合の手段である融合知識として、推論モデルと推論手順を定義し、格納する。

証拠から融合結果に至る推論の手順を考慮して、推論モデルとして、仮説空間フレーム、各フレーム上の要素(事象の取りうる状態)、適合関係(フレーム間、要素間)を定義する。仮説空間フレームは、

- 各種の情報(証拠)が観測事象として得られる仮説空間フレーム(証拠フレーム)
- 目的とする推論結果(融合結果)を得る仮説空間フレーム(融合結果フレーム)
- 中間仮説を取る仮説空間フレーム(中間フレーム)

の3種類に分類できる。目標識別の推論モデルでは、観測事象に対する“証拠フレーム”として、電子情報に対して周波数、パルス繰り返し周波数、パルス幅のフレームを、パラメータ情報に対して位置、速度のフレームを、画像情報に対してアンテナ、サイズ、煙突などのフレームを定義する。また“融合結果フレーム”として、船種のフレームを、電子情報からの“中間フレーム”として、搭載電波機器のフレームを定義する。仮説空間フレームとその要素が定義できたら、次に観測目標とその要素に関する既知の知識や情報にもとづいて適合関係を定義する。モデルの概要を図7に示す。試作システムでは、仮説空間フレーム23(状態数約300)、フレーム間適合関係25(状態間の適合関係約800)の規模になった。

センサ・システムから入手した情報(証拠)を“証拠フレーム”に入力(設定)し、“証拠フレーム”か

ら“中間フレーム”、“融合結果フレーム”へ適合関係に沿って推論を行い、また“中間フレーム”や“融合結果フレーム”上で融合を行って、最終的に“融合結果フレーム”上の推論結果を得る。この手順を推論手順として、

[procedure 推論手順名 推論モデル名

```

map 証拠1 中間フレーム 仮説1
map 証拠2 中間フレーム 仮説2
map 証拠3 中間フレーム 仮説3
fuse (仮説1 仮説2 仮説3) 仮説4
map 仮説4 融合結果フレーム 仮説5
map 証拠4 融合結果フレーム 仮説6
map 証拠5 融合結果フレーム 仮説7
fuse (仮説5 仮説6 仮説7) 仮説8 ]
    
```

のように定義する。証拠1、証拠2、証拠3から推論される仮説を中間フレーム上で融合して仮説4を得、仮説4からの推論結果である仮説5に、証拠4、証拠5からの推論結果である仮説6、仮説7を、融合結果フレーム上で融合して、最終的な融合結果、仮説8を得る。

3.4.3 データ融合プロセスの自動化

従来、観測目標の識別では、センサの計測生データやセンサ・システム内で処理された観測データ、その他の情報源の観測データをもとに、システムの運用者が、種々の情報の同一画面表示などの助けを借りて、環境や対象目標に関する知識にもとづいて評価、統合して判断することが行われてきたが、観測情報の種類、量、速度の増大、応答時間の短縮の要求などから、データ融合プロセスの自動化が必要とされている。

作成したデータ融合システムの適用により、

- 異なる情報の有機的結合と情報の確からしさの改善過程の自動化
- 評価識別能力向上(融合結果の仮説の信頼度向上)のための情報源の識別

が可能になる。

図8に示す例では、電子情報にもとづく推論結果に、画像情報など異なる情報にもとづく推論結果を結合することで、情報の確からしさを改善していくことができる。パルス繰り返し周波数、パルス幅、周波数の3種の電子情報にもとづき、中間仮説の搭載電波機器を経て得られた推論結果が、観測目標の船種が $\alpha$ クラスである確からしさが0.36、あとはわからないことを示している。図の斜線の部分が無知の部分で、

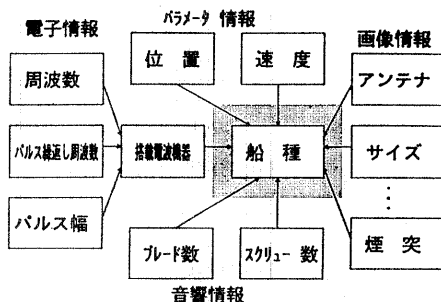


図7 目標識別の推論モデル

Fig. 7 Reasoning model for identification.

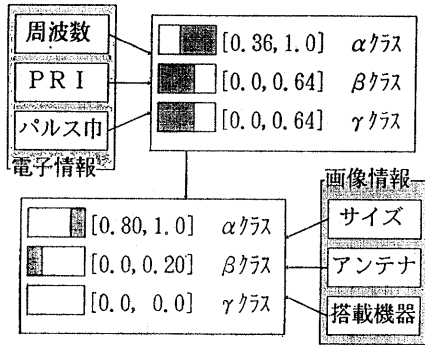


図 8 推論, 結合の過程  
Fig. 8 Reasoning and fusion process.

否定はないが、この推論結果では、まだβクラス、γクラスの可能性もある。この結果に、サイズ、アンテナ、搭載機器の3種の画像情報にもとづく推論結果を融合することで、αクラスが0.8から1.0の可能性があり、βクラスとγクラスはほとんど否定という結果が得られる。

また、観測目標の識別では、環境や状況の変化に対応して入手できる情報の種類や量が変化する。推論手順を複数定義しておくことで、状況の変化に対応して情報融合の方法を選択し、また処理を迅速に行うことが可能となる。

### 3.5 地域分析支援

#### 3.5.1 システムの概要

行政、建設、防災等の分野においては、都市計画、道路建設計画、森林農地管理、防災計画、災害対処など、それぞれの目的に応じて、等高線、標高、河川、湖沼、海岸、植生、土壌、起伏、傾斜などの自然地物の要素、および道路、鉄道、市街地、建造物、行政界、土地利用などの人工地物の要素にもとづいて対象とする地域を分析し、地域の特性を把握する必要がある。近年コンピュータを利用した地図情報処理の試みが盛んになってきているが<sup>18)</sup>、地域分析支援のデータ融合システムは、とくに自然地物や人工地物のデータの精度などの異なる特性や、季節変化や経年変化による不確定な要素のもとでの、地域分析の確からしさの向上を目指したものである。地上走行やヘリコプタなどの、地形に沿った走行や飛行の最適経路選定を例に、地域の移動障害度や見通しの良さなどを評価し、さらに評価結果をベースに移動のシミュレーションを行うものである。

図9に示すように、指定された地点や地域に応じて地域データベースから該当するデータを検索し、その

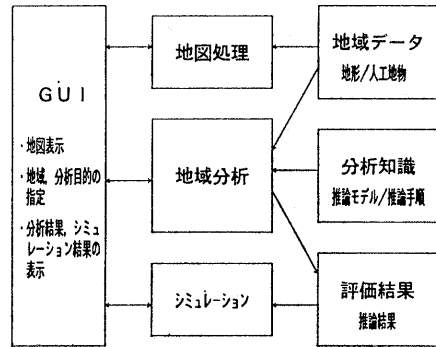


図 9 地域分析支援のデータ融合システム  
Fig. 9 Area analysis support system.

地図表示を行う。地域分析は、分析知識ベース内の評価目的に応じた知識（推論モデルと推論手順）を用いて、データ融合による評価が行われる。評価の基準となるデータは標高、河川、湖沼、海岸、植生、土壌、起伏、傾斜などのデジタル地形データと、土地利用、道路、鉄道、市街地、建造物、行政界などの人工地物のデータで、精度や信頼度など、それぞれ異なる特性をもっている。これら異なる特性の情報にもとづく推論結果を融合することによって、確度の高い分析結果を得ることができる。

#### 3.5.2 分析知識

知識ベースには、移動障害度や視界（見通しの良さ）などの推論モデルと推論手順を、分析知識として定義し、格納する。

図10に移動障害度の推論モデルを簡略化したものを示す。移動障害度の評価では、評価の基準となるデータは起伏、傾斜、植生、土壌、水系（河川、湖沼）などのデジタル地形データと、市街地、道路などの人工地物のデータで、推論モデルに、これらの

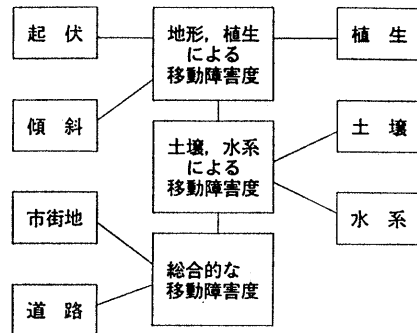


図 10 移動障害度分析の推論モデル  
Fig. 10 Reasoning model for mobility analysis.

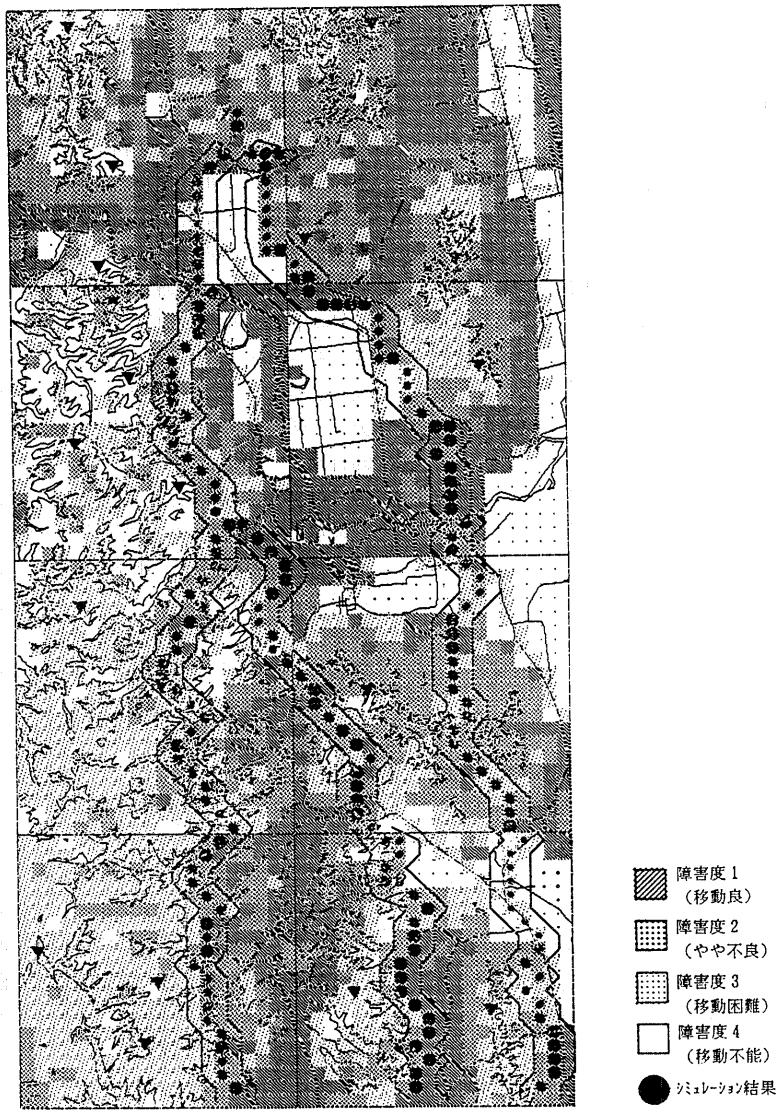


図 11 分析結果とシミュレーション結果  
 Fig. 11 Result of analysis and simulation.

データに対応する仮説空間フレームと、各フレーム上の要素として各データの属性を定義する。また評価結果を得る仮説空間フレームとして“地形、植生による移動障害度”，“土壌、水系による移動障害度”などの中間評価結果の仮説空間フレーム、最終評価結果を得る“総合的な移動障害度”の仮説空間フレームを定義し、融合結果のフレームの要素として、移動障害度のレベル1（移動良）、2（移動やや不良）、3（移動困難）、4（移動不能）といった、量子化した評価レベルを定

義する。評価の基準となるデータと評価結果の適合関係は、専門家の経験的な知識にもとづいて、

```
{relation 評価基準 評価結果
(データ属性 1 = 評価レベル 1)
(データ属性 2 = (評価レベル 2 評価レベル 3))
(データ属性 3 = 評価レベル 1)
.....}
```

のように定義する。評価基準の精度や信頼度と、適合する評価レベルの確かさとが対応する。試作システム



では推論モデルとして、23の仮説空間フレーム（要素約130）、23の適合関係（要素間適合関係約250）のものを作成した。

### 3.5.3 推論過程

試作システムでは、対象地域をメッシュ単位に評価し、起伏、傾斜などの地形特性や季節によって変化の見られる植生（森林、疎林などの有無）にもとづく移動障害度の推論結果に、土壌や水系にもとづく推論結果を融合し、さらに、道路や市街地などの人工地物にもとづく推論結果を融合して、総合的な評価結果を得る。評価基準の精度や信頼度などによって適合する評価レベルの確かさが決まるが、これら異なる特性の情報にもとづく推論結果を融合することで、地域分析の確からしさの向上を可能とする。

評価結果は図11に示すように移動障害度のレベル1（移動良）、2（移動やや不良）、3（移動困難）、4（移動不能）といったように表し、さらに、移動障害度の評価結果をベースに行った移動のシミュレーション結果（●が大きいほど、移動容易/移動速度大を示す）とともに提示する。

## 3.6 データ融合システムの評価

### 3.6.1 データ融合システムの有効性

不確かな情報にもとづく状況判断におけるデータ融合プロセスでは、異なる情報の統合（情報融合）によって情報の確からしさを改善し、その後の意思決定プロセスに提供することができること、さらに、不確かさを保持したまま、どの情報が仮説を支持または否定するのかを見分けることができることが必要不可欠である。今回作成したデータ融合システムでは、データの自動処理（異なる情報の有機的結合と推論結果の結合の自動化）に加えて、結合結果の説明（どの要素が結合結果にインパクトを与えているかの分析）が可能である。

### 3.6.2 知識ベースのアプローチの有効性

種々の情報にもとづく状況判断においては高度の専門性が要求される。作成したデータ融合システムでは推論モデルおよび推論手順の形で、この専門知識をシステムに取り込んだ。従来の知識処理システムでは、宣言的な知識表現として、フレーム知識などによるモデルの表現と、ルールによる判断知識の表現をもちいているが、データ融合システム推論モデルでは、仮想空間フレームと適合関係によって、従来のモデル知識と判断知識を合わせて、かつ、わかりやすく表現することができる。

知識ベースのアプローチにより、例えば地域分析支援システムで、都市建設適否評価、交通障害評価、道路建設適否評価、防災地点評価といった、目的別の分析知識を格納することで、目的に応じた知識の選択、複数の分析手法の組合せ利用が可能である。また、一つの推論モデルに複数の推論手順を定義することによって、環境や状況の変化に対応した融合手法の利用を可能にしている。

### 3.6.3 融合方式の評価

Dempster-Shafer理論にもとづく融合方式を用いたが、今回の試作により、①数学的な裏付けがあり、独立な証拠を扱う問題についても最も妥当な推論・融合方法、②推論・融合結果の説明で、どの要素が推論・融合結果にインパクトを与えているかの数学的な分析が可能、③情報（証拠）間の矛盾（融合の結果が空集合になるもの）が扱え証拠の棄却の決定等に有効利用できる、など、データ融合におけるDempster-Shafer理論の有効性を確認できた。しかしDempster-Shafer理論については、計算量の問題、証拠の結合の際の正規化の問題、証拠の独立性などの問題などが議論されており、さらに研究が必要である。

## 4. おわりに

本稿では、情報処理システムにおけるデータ融合プロセスの自動化実現の手法と、その適用例を紹介した。

わが国でも、センサ・フュージョンとして、一般産業用のデータ融合についての研究が行われ、ロボットのセンサ融合に関する新提案や実験等が報告されている<sup>19),20)</sup>が、情報システムにおけるデータ融合については未開拓の分野である。

今後、管制システムのみならず、地域開発や海洋汚染などの環境システムの分野や、プロセス診断などの産業システムの分野、医療診断などの医療システムの分野などでの応用が期待できる。

謝辞 本テーマの発表の機会を与えていただき、また内容について有益な示唆をいただいた慶應義塾大学理工学部浦昭二名誉教授とHuman Information System研究会メンバ各位、ならびに富士通システム統合研究所の庄司所長に深謝いたします。

## 参考文献

- 1) Waltz, E. and Llinas, J.: *Multisensor Data Fusion*. p. 2, Artech House, Norwood, MA (1990).

- 2) Luo, R. and Kay, M.: Multisensor Integration and Fusion in Intelligence Systems, *IEEE Trans. SMC*, Vol. 19, No. 5, pp. 901-931 (1989).
- 3) Hall, D.: *Mathematical Technique in Multisensor Data Fusion*, p. 2, Artech House, Norwood, MA (1992).
- 4) Waltz, E. and Llinas, J.: *Multisensor Data Fusion*, p. 3, Artech House, Norwood, MA (1990).
- 5) Waltz, E. and Buede, D.: Data Fusion and Decision Support for Command and Control, *IEEE Trans. SMC*, Vol. 16, No. 6, pp. 865-879 (1986).
- 6) Reiner, J.: Application of Expert Systems to Sensor Fusion, *Proc. IEEE National Aerospace and Electronics Conf.*, pp. 1444-1450, Dayton, OH (1985).
- 7) Waltz, E. and Llinas, J.: *Multisensor Data Fusion*, pp. 15-47, Artech House, Norwood, MA (1990).
- 8) Hall, D.: *Mathematical Technique in Multisensor Data Fusion*, pp. 35-249, Artech House, Norwood, MA (1992).
- 9) Garvey, T.: A Survey of AI Approaches to the Integration of Information, *Proc. SPIE Infrared Sensors and Sensor Fusion*, Vol. 782, pp. 68-82 (1987).
- 10) Blackman, S.: Theoretical Approaches to Data Association and Fusion, *Proc. SPIE Sensor Fusion*, Vol. 931, pp. 50-55 (1988).
- 11) Shafer, G.: *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton Univ. Press, Princeton, NJ (1976).
- 12) 石塚: Dempster & Shafer の確率理論, 電子通信学会誌, Vol. 66, No. 9, pp. 900-903 (1983).
- 13) Garvey, T., Lowrance, J. and Fishler, M.: An Inference Technique for Integrating Knowledge from Disparate Sources, *Proc. 7th IJCAI*, pp. 319-325, Vancouver (1981).
- 14) Bogler, P.: Shafer-Dempster Reasoning with Applications to Multisensor Target Integration System, *IEEE Trans. SMC*, Vol. 17, No. 6, pp. 968-977 (1987).
- 15) Dempster, A.: Upper and Lower Probabilities Included by a Multivalued Mapping, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 38, pp. 325-339 (1967).
- 16) Stephanou, H. and Sage, P.: Perspectives on Imperfect Information Processing, *IEEE Trans. SMC*, Vol. 17, No. 5, pp. 780-798 (1987).
- 17) Buchanan, B. and Shortliffe, E. (Eds.): *Rule-based Expert Systems: The MYCIN Experiments and the Stanford Heuristic Programming Project*, Addison-Wesley, Reading, MA (1984).
- 18) ミニ特集地図情報システム, 計測と制御, Vol. 30, No. 9, pp. 765-798 (1991).
- 19) 石川: センサフュージョンシステム, 日本ロボット学会誌, Vol. 6, No. 3, pp. 251-255 (1988).
- 20) 石川: センサ情報の群知能処理, 計測と制御, Vol. 31, No. 11, pp. 1125-1130 (1992).

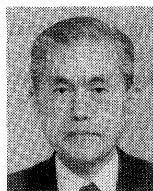
(平成 5 年 6 月 30 日受付)

(平成 6 年 2 月 17 日採録)



川野 喜一 (正会員)

1976 年東京大学工学部計数工学科卒業。同年富士通(株)に入社。数理計画システム開発, 顧客システム開発を経て, 1981 年より(株)富士通システム統合研究所において指揮管制システム, シミュレーションシステム, 知識情報処理システム, データ融合システムなどの研究開発に従事, 現在に至る。人工知能学会会員。



松田 季彦 (正会員)

1925 年生。1950 年大阪大学工学部通信工学科卒業。同年神戸工業(株)入社。1968 年富士通(株)に合併。レーダ関連の高性能化, 大型オンライン・システムの高信頼性化, 指揮管制システムの高性能化などの研究開発に従事。工学博士。富士通(株)システム統括部長, 防衛機器本部長代理, (株)富士通システム統合研究所所長, 富士通特機システム(株)代表取締役社長を歴任。1993 年退任, 1994 年流通経済大学非常勤講師就任予定。電子情報通信学会, 日本 OR 学会, 日本経営情報学会, IEEE, ACM, AFCEA 各会員。