

## データ融合による情報の確からしさの改善

松田 季彦

富士通特機システム株式会社

川野 喜一

株式会社 富士通システム統合研究所

・ 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. しかし情報収集手段に課せられる様々な制約や, 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. Dempster-Shafer 理論と知識ベースシステムによるデータ融合手法を適用した, 2つの試作事例, 観測対象の識別と地域情報の分析について報告する.

IMPROVEMENT OF CERTAINTY  
BY DATA FUSION APPROACH IN THE  
UNCERTAIN INFORMATION PROCESSING

Suehiko Matsuda

Fujitsu Tokki Systems Limited

Kiichi Kawano

Fujitsu System Integration Laboratories Ltd.

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 information from data reported by multiple and disparate sources. 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. This paper reports an example of a decision support system using a data fusion system approach.

## 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、対処手段の列挙、優先順序や効果の予測、決定という意味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、通信情報といった様々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様々な制約や、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、情報の確からしさを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、これまでも、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>。

管制システムの意味決定プロセスにおいても、データ融合の手法を用いて複数の情報を融合することで、情報の確からしさを改善し、観測対象の的確な把握と評価を達成することが期待できる。データ融合と知識ベースシステムの枠組みを利用した2つのデータ融合システム、①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、②環境・地形データにもとづく地域分析支援システムを試作した。

## 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) 6) 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3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

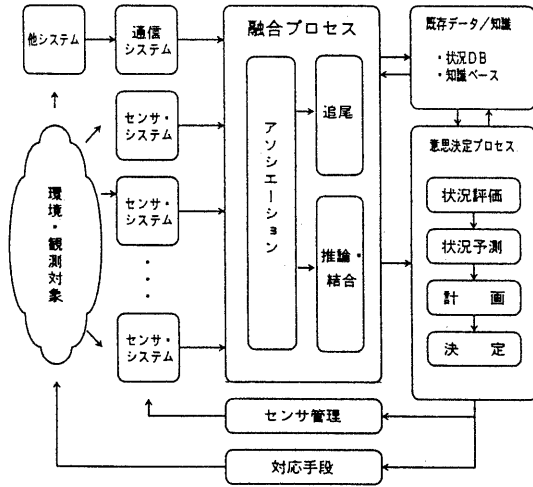


図1 一般的なデータ融合のプロセス  
Fig.1 Generic Data Fusion Process

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。データ融合の手法については文献2), 8), 9), 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、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)、ファジイ集合（ファジイ理論）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の試作

#### 3.1 システムの概要

データ融合と知識ベースシステムの枠組みを利用して、管制システムなどの意思決定プロセスを支援するデータ融合システムを試作した。

試作システムは、図2に示すように、システム

の観測対象に関する情報（データ/インフォメーション）の確からしさを向上、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。また、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、管理することを目的としている。

データ融合の手段は、観測対象の推論モデルと推論手順（融合の手段）を表す融合知識と、推論および結合のアルゴリズムとで構成される。

融合知識は、観測対象の推論モデルと、複数の情報源から融合結果に至る、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、観測対象の種別など、データ融合の目的に応じて、複数の融合知識が知識ベースに保持される。

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、ベイズの確率理論や、Dempster-Shafer理論、主観的ベイズなどの理論にもとづき、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。本試作で

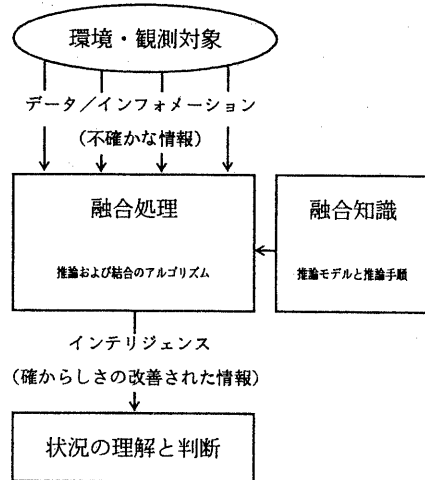


図2 データ融合試作システムの概要  
Fig.2 Prototype of Data Fusion System

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

#### (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度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。Dempster-Shafer 理論の詳細については付録に述べる。

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>、付録に示すように、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。

#### (2) 推論モデルと推論手順

今回試作した 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、対象とする環境や目標の可能な状況の集合、有限な全集合 $\Theta$ で、Shafer の識別フレーム(frame of discernment)<sup>11)</sup>に相当する。例えば観測目標の種別を考えると、種別の仮説空間フレーム $\Theta_A$ は対象とする種別の全ての可能なものの集合、

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

になる。したがって観測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、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。

情報(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表すことができる。例えば種別のフレーム $\Theta_A$ で、ある証拠が0.7だけ{Type-A}であることを

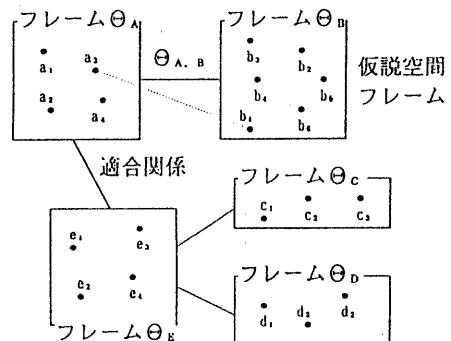


図3 データ融合の推論モデル

Fig.3 Reasoning Model for Data Fusion

支持し、あとは無知であるとすれば、この証拠の確率質量分布は  $m(A_1)$  が 0.7,  $m(A_2)$  が 0.3 である。このとき {Type-A} であることの確率区間は  $[0.7, 1.0]$  となる。

また、観測目標の別の見方として、例えば観測目標の寸法 (大きさ) のフレーム  $\Theta_B$ ,

$$\Theta_B = \{b_1, b_2, b_3, \dots\}$$

$$= \{\text{Size-1, Size-2, Size-3, \dots}\}$$

を定義し、種別  $\Theta_A$  と寸法  $\Theta_B$  の2つのフレームの関係を、各フレーム内の要素間の適合関係 (論理的な結合関係)  $\Theta_{A,B}$  で表す。2つの要素、例えば {Type-C} と {Size-1} が同時に真、すなわち {Type-C} の寸法が {Size-1} である場合に適合関係を結ぶ。

$\Theta_A$  や  $\Theta_B$  などの仮説空間フレームと、 $\Theta_{A,B}$  などの適合関係を用いて、図3で示すような、モデル (フレームネットワーク) を定義する。推論は、適合関係にしたがって、あるフレーム上の証拠の質量分布、すなわち確率区間で表される確からしさの、フレームからフレームへのマッピングによって行う。マッピングを推し進めて、例えば種別のフレーム上の確率質量分布を求め、種別の推定を行う (仮説の確率区間を求める)。フレーム  $\Theta_A$  について複数の独立した質量分布  $m^1, m^2$  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  $m^3$  にもとづく仮説の確率区間を得ることができる (付録参照)。これが、データの結合である。例えば、種別のフレーム  $\Theta_A$  について、目標の寸法のフレーム  $\Theta_B$  と形状のフレーム  $\Theta_C$  とから推論した2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。

このマッピングと Dempster の結合則による計算処理を、ここでは推論と結合のアルゴリズムと呼んでいる。また、得られたデータを、どのフレームからフレームにマッピングしていくか、どのフレーム上で結合するかを表した手続きを、推論手順として知識ベースに格納しておく。

### 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

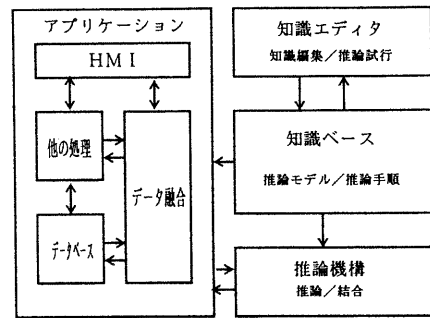


図4 システム構成

Fig.4 System Configuration

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。データ融合のアプリケーションは、この知識, 推論機構を結合編集して、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

#### (1) システムの概要

観測目標 (船) 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, 速度などのパラメータ情報, 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・システムからのスクリュ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、観測目標の種類等の識別情報を提示するものである。

#### (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。推論モデルは、図7に示すように、パルス繰り返し周波数、パルス幅、周波数、搭載レーダ、煙突、サイズ、船種などの、23の仮説空間フレーム（要素数約300）と、周波数と搭載レーダ、搭載レーダと船種、サイズと船種などの、25の適合関係（要素間の適合関係約800）で構成される。

入手した情報をもとに、周波数フレームから搭載レーダフレーム、搭載レーダフレームから船種フレームというように、フレームからフレームへ

適合関係に沿って推論（確率質量分布のマッピング）を行い、また情報の融合を行って、目的とする仮説空間フレーム上の確率質量分布すなわち精度のついた推論結果を得ることができる。この手順を、推論手順として定義する。

### (3) 情報の確からしさの改善の過程

試作したシステムでは、電子情報にもとづく推論結果（識別結果）に、画像情報など異なる情報

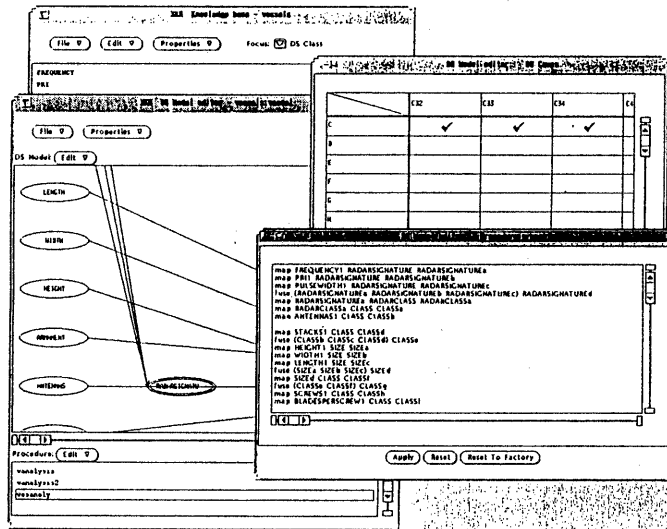
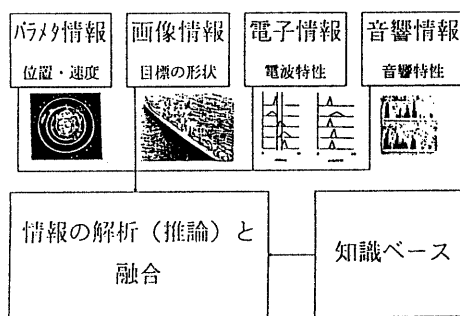


図5 知識ベースの定義例  
Fig.5 Example of Knowledge



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

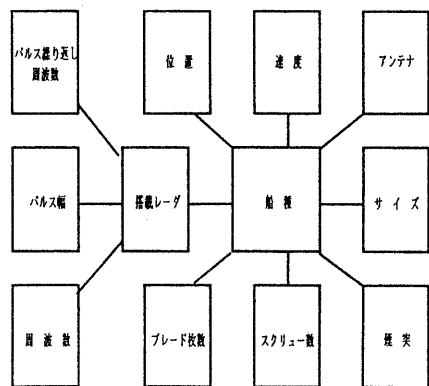


図7 目標識別の推論モデル  
Fig.7 Reasoning Model for Identification

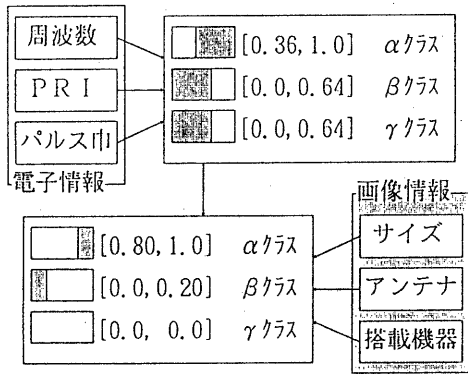


図8 推論, 結合の過程  
Fig. 8 Resonig and Fusion Process

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, 識別結果を絞り込んでいくことができる。

図8に示す例では, 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く推論結果は, 観測目標がα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, 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クラスは殆ど否定という結果が得られる。

このように, 異なる情報の融合によって, 識別結果など, 種々の情報源から得られる情報の確からしさを改善していくことができる。また, 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を見分けながら, 識別結果を絞り込むことができ, 仮説の信頼度を上げるには, どの情報が必要であるかを知ることができる。

### 3.5 地域分析支援

#### (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, 地域の特徴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>, 試作システムは, 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。

システムは, 図9に示すように, 指定された地点・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, また, その地図表示を行う。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。

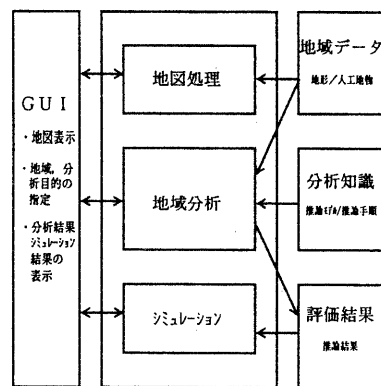


図9 地域分析支援のデータ融合システム  
Fig. 9 Area Analysis Support System

(2) 分析知識

知識ベースには、移動障害度や視界（見通しの良さの）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示す。

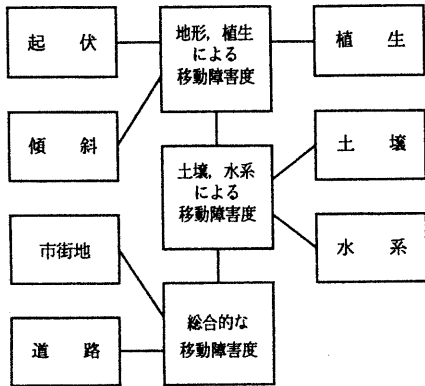


図10 地域分析の推論モデル

Fig.10 Reasoning Model for Area Analysis

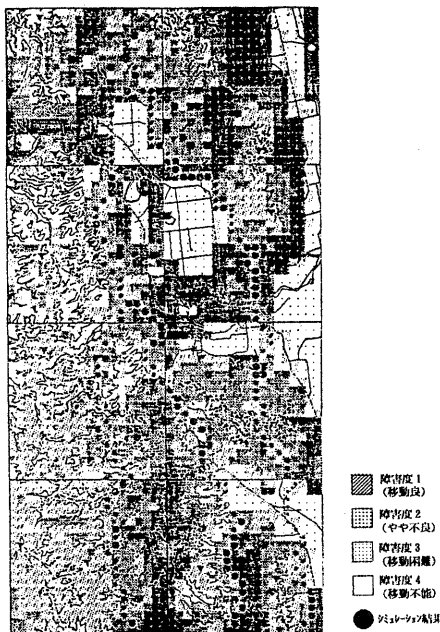


図11 分析結果とシミュレーション結果

Fig.11 Result of Analysis and Simulation

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（要数約130）、23の適合関係（要素間適合関係約250）のものを作成した。

(2) 推論過程

今回試作したシステムでは、対象地域をメッシュ単位に評価し、起伏量、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、道路や市街地、送電線などの人工地物にもとづく推論結果を融合し、さらに既設の道路状況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とともに提示する。

3.6 試作システムの評価

(1) データ融合の有効性

不確かな情報にもとづく状況判断では、異なる抽象化レベルの情報の統合（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、また、不確かさを保持したまま、どの情報が仮説を支持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り、この点についてのデータ融合の手法の有効性を確認した。

(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。試作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。また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や、環境や状況の変化に対応した分析手法の効率的な変更、修正を可能にし、多様な分析方法の管理も簡便にかつ効率的にできるようになる。



### (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は最も妥当な推論・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）が極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。

### 5. おわりに

本稿では、データ融合の手法を用いて情報の確からしさを改善し、観測対象の的確な把握を支援するシステムアプローチについて紹介した。

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した内容について有益な示唆をいただいた慶応義塾大学理工学部浦昭二教授と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. on 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. on 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 (1988)
- 7) Waltz, E. and Llinas, J. : Multisensor Data Fusion, p.15-47, Artech House, Norwood, MA (1990).
- 8) Hall, D. : Mathematical Technique in Multisensor Data Fusion, p.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 (1987)
- 10) Blackman, S. : Theoretical Approaches to Data Association and Fusion, Proc. SPIE Sensor Fusion, Vol.931 (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. on 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. on 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, Reading, MA, Addison-Wesley (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)

付録 Dempster-Shafer理論

対象とする環境や観測目標の可能な状況の集合として、有限な全集合、

$$\Theta_A = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$$

を考えると、仮説は $\Theta$ の部分集合で定義される。

ベイズの場合は $\theta_1$ や $\theta_2$ などの各要素に確率値が割り当てられるが、Dempster-Shafer理論では、有限な全集合 $\Theta_A$ の部分集合 $F_i$ 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する。

証拠は、仮説空間上の質量分布(m:mass distribution)として表される。 $m(F_i)$ を基本確率割当(basic probability assignment),  $F_i$ を焦点要素(focal element)という。

$$m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

$$\sum_{F_i \subseteq \Theta} m(F_i) = 1$$

$$m(\phi) = 0$$

証拠が与えられる仮説の信頼度(belief)を、この確率質量を用いて表す。証拠が仮説を支持する度合いを下界確率(確度)(supportability:Supまたはbelief:Bel), 仮説について反証できない度合いを上界確率(尤度)(plausibility:Pls)という。

$$Sup(A) = \sum_{F_i \subseteq A} m(F_i)$$

$$Pls(A) = 1 - Sup(\neg A)$$

$$= 1 - \sum_{F_i \subseteq \neg A} m(F_i)$$

付録図1に示すように、不確かさが下界確率と上界確率との間の確率区間、

$$Sup(A) \leq Prob(A) \leq Pls(A)$$

で表わされ、これにより、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。

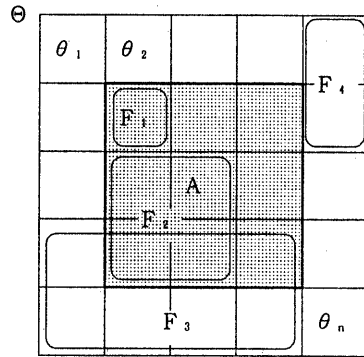
付録図2のように、ベイズの確率理論の場合は証拠が0.7だけ仮説Aを支持すると、同時に0.8は仮説Aを信用しない(支持しない)ことになってしまうが、DS理論では証拠が0.7だけ仮説Aを支持し、あとは無知すなわち、分からないということを明確に表現し、不確かさを保持しておくことができる。

このように確率区間で表現した証拠をDempsterの結合則、

$$m^3(F) = (1-k)^{-1} \sum_{F_i \cap F_j = F} m^1(F_i) \cdot m^2(F_j)$$

$$k = \sum_{F_i \cap F_j = \phi} m^1(F_i) \cdot m^2(F_j)$$

によって統合することにより、複数の独立な情報(証拠)にもとづく推論・融合結果を得ることができる。



$$m(F_1) = 0.2, \quad m(F_3) = 0.2$$

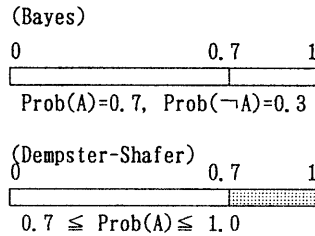
$$m(F_2) = 0.4, \quad m(F_4) = 0.2$$

$$Sup(A) = m(F_1) + m(F_2) = 0.6$$

$$Pls(A) = 1 - m(F_4) = 0.8$$

$$0.6 \leq Prob(A) \leq 0.8$$

付録図1 Dempster-Shafer の確率区間  
Fig.1 Probability Interval of Dempster-Shafer



付録図2 無知(知識の欠如)と不信用  
Fig.2 Ignorance(lack of knowledge) and Disbelief