

意思決定支援技術における
曖昧さを含む推論方式と
その復号プロセスへの応用に関する研究

(A Study on a Reasoning Method including Uncertainty
in Decision Support Technology
and Its Application to a Decoding Process)

平成 1 8 年 1 2 月

鈴木 輝 暁

論文要旨

論文要旨の内容は、次のとおりである。

- 1 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け
 - 1.1 背景及び目的
 - 1.2 曖昧さを含む推論方式
- 2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 2.1 背景及び目的
 - 2.2 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化
- 3 本論文の構成
- 4 各章の概要

1 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け

1.1 背景及び目的

(1) 背景

社会活動などにおいて、人は常に意思決定を迫られる。このとき、人が獲得した「データ」及び人の持つ「知識」を基に推論し、結論を得る。ただし、人が意思決定を行う状況は、通常、次のように単純ではない。

- (1) 「必要なデータ」が、得られないことが多い。つまり、「曖昧」、「無知」といえる。
- (2) 得られた「必要なデータ」も常に「正確」とは限らず、「不正確」なデータが混在している。
- (3) 「必要なデータ」に基づいて意思決定を行う際に、知識としての判断基準がはっきりしている場合と、そうでない場合がある。

人が、データ及び知識が曖昧であるために、意思決定に躊躇し、時間を要しては、時機を逸してしまうことになる。そのため、曖昧さを含む推論が必要となる。

(2) 目的

上述の「背景」で論じた「曖昧さを含む推論方式」を確立することである。

1.2 曖昧さを含む推論方式

(1) 次の2種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- 1) データの抽象化 (数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用。
人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。
- 2) データの融合化 (複数の定性的データの統合): Dempster-Shafer の確率理論を使用。
融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

なお、この枠組み (ファジィ論理 + Dempster-Shafer の確率理論) は、「一般的ケース」となっている。

(2) 上記(1)で、Dempster-Shafer の確率理論を使用する理由は、以下のとおりである。

データを扱う主要分野として、確率理論がある。代表的なものは、次の2種類であり、それぞれの特徴は以下のとおりである。

- ア Bayes の確率理論
- イ Dempster-Shafer の確率理論

ア Bayes の確率理論

Bayes の確率理論は、曖昧なデータに対して、主に、次の二つの不都合がある。

無知量 (ignorance) を、うまく表現できない。

どちらとも決めかねる無知の部分 (信用の欠如 (lack of belief)) を、無理に不信用 (disbelief) の部分に押しやっている。

事前確率の割当てに、無理をしている。

n 個のうちのいずれかを定める何の情報もないとき、それぞれに、 $1/n$ の事前確率を割り当てることが、よくある。Bayes の確率で考える場合、事前確率を与えなければ話が進まないの、無理をしていることになる。

イ Dempster-Shafer の確率理論

これに対して、Dempster-Shafer の確率理論は、主観にかかわる不確実性を扱い、無知量や事前確率の割当てに対して、無理に設定することなしに、「わからない」まま扱うことができるものである。また、Dempster-Shafer の考え方は、Bayes の確率を特殊ケースとして包含しており、Bayes の確率理論を一般化したものである。

このことにより、人間が曖昧なデータをそのまま「わからない」という形式で記述することが可能となり、取り扱い易くなった。

本論文では、Dempster-Shafer の確率理論の次の 2 点に着目し、曖昧さを含む推論方式の主要要素と捉えている。

- () 曖昧なデータの知識表現能力という見地から、直感的に理解し易い。
- () Dempster の結合規則 (Dempster's rule of combination) があるため、データの融合が比較的容易である。

(3) 以下の章で、「曖昧さを含む推論方式」について論述する。

- ・第 編 曖昧さを含む推論方式
 - ・第 2 章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について
 - ・第 3 章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

2.1 背景及び目的

(1) 背 景

人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスは、次の復号プロセスと同一視化できると考えられる。

- ・歪み及び誤りを含む受信語に対する復号は、歪み及び誤りがあるのにもかかわらず、元のデータを推定するプロセスである。

すなわち、人が「曖昧さ」を含むデータを基に推論することは、復号プロセスがある方式やアルゴリズムに基づいて元のデータを推定する方法と同様であると見なすことができる。

(2) 目 的

「曖昧さを含む推論方式」と「復号プロセス」とを、同一視化できることを示すことである。また、曖昧さを含む推論方式を、復号プロセスに応用できることを示すことである。

2.2 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化

(1) 人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスの概念は、次図のように表すことができる。すなわち、「結論」は、複数の「曖昧さ」を含むデータと同じ部分集合に属すると解釈できる。

なお、「曖昧さ」を含むデータは、人の必要性に応じて、優先度を変えることができる。

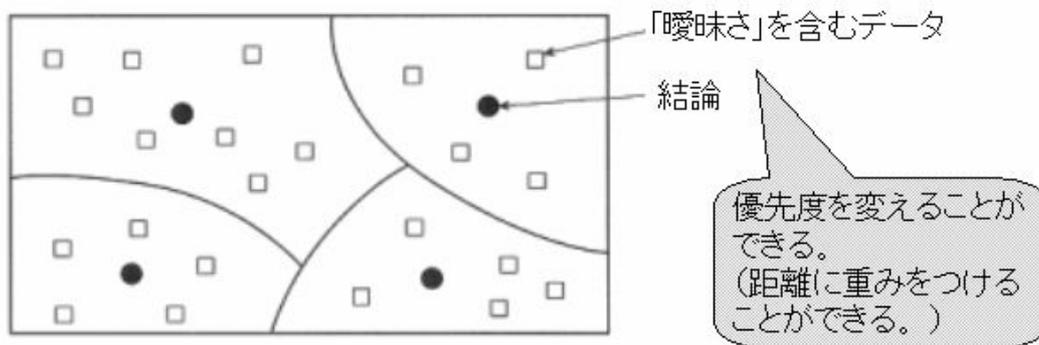


図 「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスの概念図

(2) 歪み及び誤りを含む情報源及び通信路符号化に対する復号は、歪み及び誤りがあるのにもかかわらず、元のデータを推定するプロセスである。そのために、次のような方法が使用される。

- 1) 次図のように、符号空間として、符号語間のハミング距離、最小自由距離などによる冗長性の確保
- 2) 復号誤り確率を最小にする最尤復号法

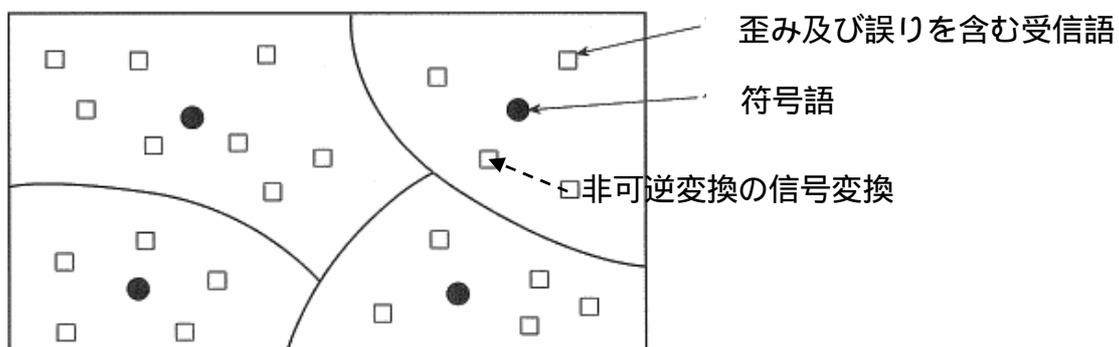


図 符号空間の例

なお、非可逆変換の信号変換は、孤立点除去などによって、受信語をより符号語に近づける(まとめる)操作といえる。

(3) 以上のように考えると、人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスは、歪み及び誤りを含む受信語から符号語を得る復号プロセスと、同じであると見直すことができる。

この見直しにより、従来、筆者らが研究してきた第 編の以下の方式・符号も、曖昧さ

を含む推論方式と同一の土俵で捉えることができる。

- ・ 第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について
- ・ 第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について
- ・ 第6章 2次元複合符号について

(4) 第 編の研究時段階で、「第4章～第6章」の研究成果を見直すと、「第4章～第6章」は第 編の「特殊ケース」となっていることが分かった。

「第4章～第6章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的条件は、次の二つである。

- a) ファジィ論理：メンバシップ関数が、次図のように、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合が相当する。

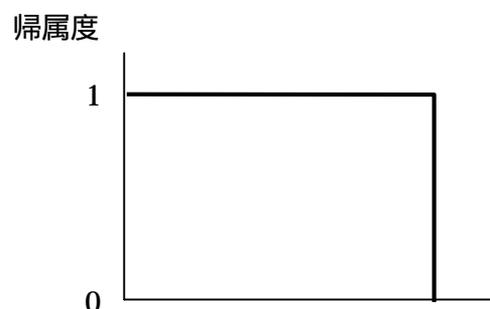


図 メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合

- b) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

3 本論文の構成

本論文の章を含めた構成を、以下に示す。

第1章 序 論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

第 編 曖昧さを含む推論方式

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

第 4 章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

第 5 章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について

第 6 章 2次元複合符号について

第 7 章 結 言

4 各章の概要

第 1 章 序 論 ~意思決定支援技術における本論文の位置付け等について~

本章では、意思決定支援技術における本論文の位置付け等について、論ずる。主要な点は、次の 2 点である。

- 1 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け
 - 1) 背景及び目的、2) 意思決定プロセスと支援技術の関係、3) 「曖昧さを含む推論方式」の位置付け、4) 曖昧さを含む推論方式、などについて論ずる。
- 2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 1) 背景及び目的、2) 情報源及び通信路符号化・復号の概要、3) 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化、などについて論ずる。

なお、本論文の第 編と第 編の「第 4 章~第 6 章」の関係が、次のとおりであることを示す。

- ・第 編 曖昧さを含む推論方式：一般的ケース
- ・「第 4 章~第 6 章」：特殊ケース

「第 4 章~第 6 章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的条件は、次の二つである。

- 1) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリスプ集合である場合が相当する。
- 2) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち、 $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

第 編 曖昧さを含む推論方式

第 2 章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

本章では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識を許容して、データ融合を行うことを提案する。

データも多くの場合得ることができず、得ることができても曖昧であることが多い。また、人間の知識は、定性的データであり、曖昧である。曖昧性を許容することにより、人間が定性的データを取り扱い易くなり、より幅広いデータを融合することができる。

本章では、次の 2 種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- (1) データの抽象化：ファジィ論理を使用
- (2) データの融合化：Dempster-Shafer の確率理論を使用

本章の成果として、以下を示す。

- ・ファジィ論理と Dempster-Shafer 理論の統合した技術を用いて、曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在及びデータ自身も正確でないなど、様々なデータを融合する推論方式を確立できる。
- ・データ融合推論プロセスを分析し、抽象化、翻訳、統合、解釈という四つの基本処理に分類できる。
- ・これに基づいて、知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を用意できる。

第 3 章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

本章は、「第 2 章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について」と関連している章である。

意思決定支援への応用として、地理情報システム（GIS：Geographic Information System）を取り上げ、具体的に「経路探索システム」への適用について、論ずる。

本章の成果として、以下を示す。

- ・「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」を、経路探索システムに適用し、その有効性を確認する。
- ・本方式は、GIS に知的な機能を付加するという意味で、キーコンポーネントになり得る。

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

本編では、以下の内容について、論ずる。

1 第 編と「第4章～第6章」の同一視化について

2 情報源復号に対する応用について

「第4章」の多数決原理の基となっている十字形パターンを、四つの斜め隣接点を追加し、 3×3 の矩形パターンに拡張する。そして、斜め隣接点の重み（メンバシップ関数）を変化させ、多数決原理の考察を行う。その結果、「第4章」の「方式（ ）」及び「方式（ ）」、「モデル3」において、9.7%圧縮率が減少するが、同率の原情報が残留することを示す。

3 通信路復号に対する応用について

軟判定情報をそのまま使用するのではなく、通信路の特性に応じた使い分け（例：AWGN や他の誤り特性に応じた曲線）による方法が考えられることを示す。このときの曲線（メンバシップ関数に相当）は、ユーザの経験に基づいた主観などに任ずることが考えられる。また、具体例として、軟判定情報にバイアスをかける方法が考えられることを示す。

4 第 編の特殊ケースとして、「第4章～第6章」を論ずる。

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

本章では、静止画像をデータ圧縮する際、前処理である信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案する。

そして、この新しい方式と、他の信号変換処理方式との定性的な比較を行う。また、エントロピーと理想圧縮率を求めて定量的な検討を行う。

本章の成果として、以下を示す。

- ・この「多数決原理」を基本とする新しい方式は、簡単なアルゴリズムで、比較的容易に装置化できる。
- ・画質上、問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
- ・新しい方式が、従来方式と比べて、2次元モデルで約 40～25%程度、圧縮率を向上できる。

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について

誤り訂正符号を用いてデータ圧縮を行う方式に、シンドローム情報源符号化と呼ばれる方式がある。この方式に対し、情報源モデルとして無記憶情報源を仮定した場合に、RL(Run Length)符号化などとの比較が行われ、シンドローム情報源符号化の方が、広い範囲の無記憶情報源に対して効率が良いという意味で、より一般的であるという結果が得られている。

本章では、情報源モデルとして、実際の情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、5種類の方式を適用した場合に、各方式の効率の比較を行う。

なお、5種類の方式のうち2種類が、本章で新しく提案する方式である。

本章の成果として、以下を示す。

- ・ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、従来良い方式と考えられてきた方式は必ずしも良い方式ではなく、本章で新しく提案する方式の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的である。

第6章 2次元複合符号について

一般の通信路で発生する、ランダム誤り、バースト誤りの両者を訂正する符号として、複合符号がある。

本章では、複合符号を、新たに2次元に拡張した2次元複合符号について、論じる。

本章の成果として、以下を具体的に示す。

- ・符号の誤り訂正能力の下界に関する定理
- ・符号の構成法

この2次元複合符号は、2次元情報の信頼性向上に用いられるほか、画像のデータ圧縮にも応用できる。

第7章 結言

本論文の結論を論ずる。具体的には、各章で得られた成果について、論述する。また、将来、関連すると考える研究分野などについても言及する。

Summary

The contents of this thesis summary are as follows.

- 1 Positioning of "Reasoning Method including Uncertainty" in Decision Support Technology
 - 1.1 Backgrounds and Objective
 - 1.2 Reasoning Method including Uncertainty
- 2 An Application to the "Decoding Process" of the Reasoning Method including Uncertainty
 - 2.1 Backgrounds and Objective
 - 2.2 Identification between a Reasoning Method including Uncertainty and a "Decoding Process"
- 3 Thesis Structure
- 4 Outline of Each Chapter

1 Positioning of "Reasoning Method including Uncertainty" in Decision Support Technology

1.1 Backgrounds and Objective

(1) Backgrounds

In social activities etc., people are always pressed for decision-making. At this time, people reason based on the "data" which people gained, and on the "knowledge" people have, and a conclusion is obtained. However, the situation where people make decisions is not usually simple as follows.

- 1) "Required data" is not obtained in many cases. That is, it can be called "uncertainty" and "ignorance."
- 2) Obtained "the required data" always is not restricted with "accuracy", but "inaccurate" data are mixed.
- 3) That may not be clarified for the criteria of judgments of knowledge when making decisions based on "required data."

A moment will be missed, if they waver to judgments and decision making of things, since data and people's knowledge are uncertain. Therefore, the Reasoning Method

including Uncertainty is needed.

(2) Objective

The objective is to establish "the Reasoning Method including Uncertainty" discussed for the above-mentioned "backgrounds."

1.2 Reasoning Method including Uncertainty

(1) We apply the technology, which unified the following two kinds of reasoning systems.

1) Abstraction of data (Conversion to qualitative data from numeric data) : We use Fuzzy logic.

It is because it is suitable for expressing man's sensuous knowledge.

2) Fusion of data (Integration of two or more qualitative data) : We use the probability theory of Dempster-Shafer.

It is because fusion is comparatively easy and it is easy to understand a knowledge representation intuitively.

In addition, this framework (probability theory of Fuzzy logic + Dempster-Shafer) serves as the "general case".

(2) Above (1), the reason for using the probability theory of Dempster-Shafer is as follows.

There is a probability theory as principal fields treating data. A typical thing is the following two kinds and each feature is as follows.

a) The probability theory of Bayes

b) The probability theory of Dempster-Shafer

a) The probability theory of Bayes

The probability theory of Bayes mainly has the following two inconveniences to uncertain data.

1) Ignorance cannot be expressed well.

The lack of belief is pushed aside into the part of disbelief by force.

2) It is strained to allocation of a-priori probability.

When any information that either of the n-pieces is decided cannot be found,

a-priori probability of $1/n$ is sometimes often assigned to each. Since the talk does not progress if a-priori probability is not given when thinking according to the probability of Bayes, it will be strained.

b) The probability theory of Dempster-Shafer

On the other hand, the probability theory of Dempster-Shafer can treat the uncertainty in connection with subjectivity and setting up by force to allocation of ignorance or a-priori probability. Moreover, the view of Dempster-Shafer includes the probability of Bayes as a special case, and generalizes the probability theory of Bayes. People can describe uncertain data in the format of "not understanding", and it becomes easy to deal with him/her by this.

In this thesis, it is realized as the main elements of the Reasoning Method including Uncertainty paying attention to two next to the probability theory of Dempster-Shafer.

- (i) From the standpoint of the knowledge representation capability of uncertain data, it is easy to understand intuitively.
- (ii) Since there is Dempster's rule of combination, the data fusion is comparatively easy.

(3) "The Reasoning Method including Uncertainty" is stated in the following chapters.

- Part I Reasoning Method including Uncertainty
 - Chapter 2 On the data fusion based on uncertain data and knowledge
 - Chapter 3 On the route planning system based on uncertain data and knowledge

2 An Application to the "Decoding Process" of the Reasoning Method including Uncertainty

2.1 Backgrounds and Objective

(1) Backgrounds

It is thought that the reasoning based on the data including uncertainty, which people gained, and obtaining a conclusion is applicable to the following decoding process.

- Although the decoding to received word containing distortions and errors has distortions and errors, it is the process of presuming the original data.

It can be the same as the method of presuming the original data based on a manner and an algorithm with a decoding process to reason based on the data including "uncertainty".

(2) Objective

The objective is to show that identification between a Reasoning Method including Uncertainty and a "Decoding Process". And, it is to show that a Reasoning Method including Uncertainty can be applied to a "Decoding Process".

2.2 Identification between a Reasoning Method including Uncertainty and a "Decoding Process"

(1) The concept of a process of reasoning based on the data including Uncertainty, which people gained, and obtaining a conclusion can be expressed as shown in the following figure.

That is, a "conclusion" can be interpreted as belonging to the same subset as the data including two or more "Uncertainties".

In addition, the data including Uncertainty can change a priority according to the need for people.

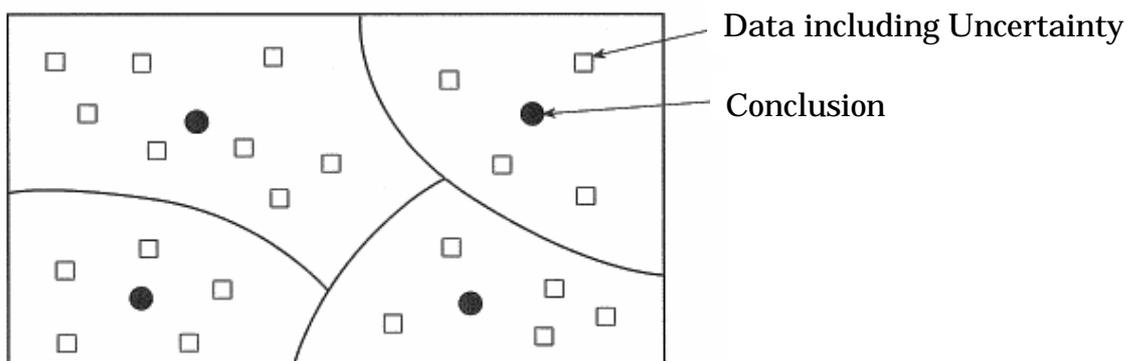


Figure. The conceptual diagram of the process of reasoning based on the data including Uncertainty and obtaining a Conclusion

(2) Although the decoding to source / channel coding has distortions and errors, it is the process of presuming the original data. Therefore, the following methods are used.

- 1) Reservation of the redundancy according as code space to a) the Hamming distance between codewords, b) the minimum free distance, etc. as shown in the

following figure.

- 2) The maximum likelihood decoding method which makes decode error probability minimum.

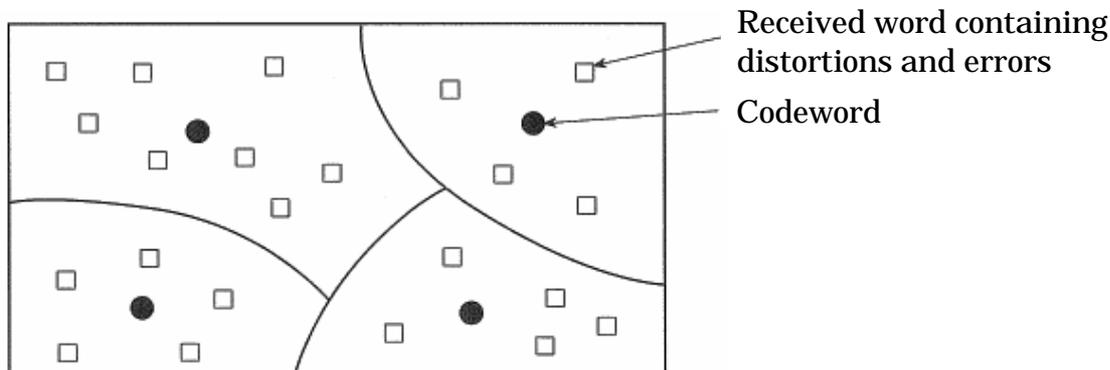


Figure. Example of code space

In addition, the signal transformation of irreversible conversion can be called actuation of bringing a received word close to a codeword, by isolated-point clearance etc.

(3) If it thinks as mentioned above, the process of reasoning including "Uncertainty" which people gained and obtaining a conclusion can be the same as the decoding process of obtaining a codeword from the received words containing distortions and errors.

It is possible that the system and code in the following chapters of Part II, which writers have studied conventionally, are also the same as that of the reasoning including uncertainty with this reexamination.

- Chapter 4 On the data compression system for the still image based on Majority Logic
- Chapter 5 On Syndrome-Source-Coding for simple Markov sources
- Chapter 6 On Two-Dimensional Compound Codes

(4) At the time of Part I Research, when the result of research of "Chapter 4 - Chapter 6" was reviewed, it turned out that "Chapter 4 - Chapter 6" serve as "Specific Case" of Part I.

The specific conditions from which "Chapter 4 - Chapter 6" become the " Specific Case " of Part I are the following two.

- a) Fuzzy logic : The membership function is the crisp set of "1" in the whole region.

- b) The probability theory of Dempster-Shafer : Basic probability is static. That is, the basic probability assigned to a subset $\{a_1 \cdots a_6\}$ like $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ is "0".

3 Thesis Structure

Thesis structure including the chapters is shown below.

Chapter 1 Introduction -Positioning of this thesis in Decision Support Technology Etc.-

Part I Reasoning Method including Uncertainty

Chapter 2 On the data fusion based on uncertain data and knowledge

Chapter 3 On the route planning system based on uncertain data and knowledge

Part II An Application to the "decoding process" of the Reasoning Method including Uncertainty

Chapter 4 On the data compression system for the still image based on Majority Logic

Chapter 5 On Syndrome-Source-Coding for simple Markov sources

Chapter 6 On Two-Dimensional Compound Codes

Chapter 7 Conclusion

4 Outline of Each Chapter

Chapter 1 Introduction -Positioning of this thesis in Decision Support Technology Etc.-

In this chapter, positioning of this thesis in decision support technology etc. is discussed. Main points are the following two points.

1 Positioning of "Reasoning Method including Uncertainty" in Decision-Making Supporting Technology

- 1) Backgrounds and the objective, 2) The relation between a decision-making process and support technology, 3) Positioning of "the reasoning method including uncertainty", and 4) The reasoning method including uncertainty, are

discussed.

2 An Application to the "Decoding Process" of the Reasoning Method including Uncertainty

1) Backgrounds and the objective, 2) The outline of Source and Channel coding/decoding, 3) Identification between a Reasoning Method including Uncertainty and a "Decoding Process" are discussed.

In addition, the relation between Part I and "Chapter 4 - Chapter 6" shows that it is as follows.

- Part I Reasoning Method including Uncertainty : General Case
- "Chapter 4 - Chapter 6" : Specific Case

"Chapter 4 - Chapter 6" serve as the " Specific Case " of Part I ("General Case").

Specific conditions are the following two.

- a) Fuzzy logic : The membership function is the crisp set of "1" in the whole region.
- b) The probability theory of Dempster-Shafer : Basic probability is static. That is, the basic probability assigned to a subset $\{a_1 \cdots a_6\}$ like $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ is "0".

Part I Reasoning Method including Uncertainty

Chapter 2 On the data fusion based on uncertain data and knowledge

In this chapter, it proposes permitting uncertain data and people's uncertain knowledge, and performing data fusion.

Even if data cannot be obtained in many cases, either but it can obtain them, there are many uncertain data. Moreover, people's knowledge is qualitative data and is uncertain. By permitting uncertainty, it becomes easy for people to deal with qualitative data, and broader data can be fused.

In this chapter, the technique, which unified the following two kinds of reasoning methods, is applied.

- (1) Data Abstraction : Use Fuzzy logic.
- (2) Data Fusion : Use the probability theory of Dempster-Shafer.

The following is shown as results of this chapter.

- Based on uncertain data and people's uncertain knowledge, the reason method, which fuses various data, such as the mixture of numeric / sign data and the data itself which is not exact, is establishable using the technique, which Fuzzy logic and the Dempster-Shafer theory unified.
- A data fusion process is analyzed and it can classify into four primitive operations: (1) abstraction, (2) translation, (3) integration, and (4) interpretation.
- Based on this, the knowledge compilation environment where the descriptiveness and the readability of knowledge are high, and maintenance service is also easy can be prepared.

Chapter 3 On the route planning system based on uncertain data and knowledge

This Chapter is associated with "Chapter 2 On the data fusion based on uncertain data and knowledge".

As application to decision support, a Geographic Information System (GIS) is taken up, and application to a "route planning system" is discussed specifically.

The following is shown as results of this chapter.

- Apply "On the data fusion based on uncertain data and knowledge" to a route planning system, and check the effectiveness.
- This method means adding intellectual feature to GIS, and can become a key component.

Part II An Application to the "Decoding Process" of the Reasoning Method including Uncertainty

The following contents are discussed in this Part.

1 Identification between Part I and "Chapter 4 - Chapter 6"

2 Applications to Source Decoding

The cross form pattern used as the basis of Majority Logic of "Chapter 4" is extended to the rectangle pattern of 3×3 which added the slanting adjacent points.

And the weight (membership function) of slanting adjacent points is changed,

and Majority Logic is considered. As a result, in "Method()" and "Method()" on "Model 3" of "Chapter 4", it is shown that 9.7% of decrease in compressibility but the same rate of remain in original information is expectable.

3 Applications to Channel Decoding

The information on soft-decision decoding is not used as it is, but it is shown that the method to which bias is applied can be considered by the inclination (equivalent to a membership function) based on a user's subjectivity.

4 "Chapter 4 - Chapter 6" are discussed as Specific Cases of Part I.

Chapter 4 On the data compression system for the still image based on Majority Logic

In this chapter, when carrying out data compression for still images, the new preprocessing method based on "Majority Logic" is proposed as a signal transformation processing.

And the qualitative comparisons with this new method and other signal transformation processings are performed. Moreover, quantitative analyses are performed in quest of an entropy and ideal compressibility.

The following are shown as results of this chapter.

- The new method based on this "Majority Logic" is an easy algorithm, and can be implemented comparatively easily.
- It is mode of processing with few problems on image quality. Moreover, when high-density sampling is performed, the effectiveness of image quality betterment can also be expected.
- A new method can improve compressibility about 40 to 25% by a two-dimensional model compared with a conventional system.

Chapter 5 On Syndrome-Source-Coding for simple Markov sources

There is a method called syndrome-source-coding for data compression using error correcting code. When memoryless sources are assumed as a source-model to this system, syndrome-source-coding was compared with Run-Length coding etc. The result of being more general was obtained that syndrome-source-coding was more efficient for memoryless sources of the larger range.

In this chapter, when simple Markov sources are assumed according to the actual sources and five kinds of methods are applied, the effectiveness of all types is compared.

In addition, two of five kinds of methods are newly proposed in this chapter.

The following is shown as a result of this chapter.

- When considering the application for still images, such as facsimile, in the large range, the conventional method is not necessarily good, but newly proposed methods in this chapter are more "universal".

Chapter 6 On Two-Dimensional Compound Codes

There is Compound Code as code, which corrects both those, is generated in general channels.

- (1) Random Errors
- (2) Burst Errors

This chapter discusses the two-dimensional compound codes newly extended to two dimensions.

As results of this chapter, the following are shown specifically.

- The theorem about the lower bound of the error correction capability of codes
- Construction of codes

This two-dimensional compound code is used for the improvement in reliability of two-dimensional information, and also it is applicable to the data compression of images.

Chapter 7 Conclusion

The conclusion of this thesis is discussed. Specifically, the results acquired in each chapter are stated. Moreover, references are made also about the areas of research those will be considered that they are related in the future.

目 次

| | |
|--|------|
| 論文要旨 | |
| 1 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け | i |
| 1.1 背景及び目的 | i |
| 1.2 曖昧さを含む推論方式 | ii |
| 2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用 | iii |
| 2.1 背景及び目的 | iii |
| 2.2 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化 | iii |
| 3 本論文の構成 | v |
| 4 各章の概要 | vi |
| Summary | |
| 1 Positioning of "Reasoning Method including Uncertainty" in Decision Support Technology | x |
| 1.1 Backgrounds and Objective..... | x |
| 1.2 Reasoning Method including Uncertainty | xi |
| 2 An Application to the "Decoding Process" of the Reasoning Method including Uncertainty..... | xii |
| 2.1 Backgrounds and Objective..... | xii |
| 2.2 Identification between a Reasoning Method including Uncertainty and a "Decoding Process"..... | xiii |
| 3 Thesis Structure | xv |
| 4 Outline of Each Chapter | xv |
| 第1章 序 論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～ | 1 |
| あらまし | 1 |
| 1 まえがき | 2 |
| 2 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け | 3 |
| 2.1 背景及び目的 | 3 |
| 2.2 意思決定支援システム (DSS : Decision Support System) の概念 | 4 |
| 2.3 意思決定プロセスと支援技術の関係 | 8 |

| | | |
|-------|--------------------------------|----|
| 2.4 | 意思決定のための支援技術分野の概要 | 12 |
| 2.5 | 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け | 23 |
| 2.6 | 曖昧さを含む推論方式 | 24 |
| 3 | 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用 | 26 |
| 3.1 | 背景及び目的 | 26 |
| 3.2 | 情報源及び通信路符号化・復号 | 27 |
| 3.2.1 | 歪みのある情報源符号化の概要 | 29 |
| 3.2.2 | 通信路符号化(誤り訂正符号)の概要 | 42 |
| 3.3 | 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化 | 47 |
| 4 | 本論文の構成 | 50 |
| 5 | 各章の概要 | 51 |
| 付録A | ファジィ論理の概要 | 54 |
| 1 | ファジィとは | 54 |
| 2 | ファジィ集合 | 54 |
| 付録B | Dempster-Shafer の確率理論の概要 | 56 |
| 1 | 背景 | 56 |
| 2 | 基本確率、下界確率、上界確率 | 57 |
| 3 | Dempster の結合規則 | 59 |
| 第 編 | 曖昧さを含む推論方式 | 61 |
| | あらまし | 61 |
| 第2章 | 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について | 63 |
| | あらまし | 63 |
| 1 | まえがき | 64 |
| 2 | データ融合推論に対する要求項目 | 65 |
| 3 | 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合推論技術と知識編集環境 | 67 |
| 3.1 | データ融合推論の知識表現方法と推論方式 | 67 |
| 3.2 | データ融合推論の一般的な知識表現方法と推論方式 | 69 |
| 3.3 | データ融合推論実行の詳細 | 72 |
| 3.4 | 知識編集環境 | 73 |
| 4 | 本方式の評価 | 75 |

| | | |
|-----|--------------------------------|-----|
| 5 | むすび | 77 |
| | | |
| 第3章 | 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて | 79 |
| | | |
| | あらまし | 79 |
| 1 | まえがき | 80 |
| 2 | 数値地図と地理情報システム（GIS）の概要 | 81 |
| 2.1 | 数値地図とGIS | 81 |
| 2.2 | GISの構成例 | 82 |
| 3 | 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合推論技術と知識編集環境 | 83 |
| 3.1 | データ融合推論の知識表現方法と推論方式 | 83 |
| 3.2 | データ融合推論の実行例 | 86 |
| 3.3 | 知識編集環境 | 91 |
| 4 | 本方式を利用した経路探索システムの実行結果 | 93 |
| 5 | データ融合推論方式の評価 | 96 |
| 5.1 | データ量と知識量から見た実用性の評価 | 96 |
| 5.2 | 「意思決定プロセス」に当てはめた説明 | 96 |
| 6 | その他の応用 | 97 |
| 7 | むすび | 98 |
| | | |
| 第編 | 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用 | 99 |
| | | |
| | あらまし | 99 |
| 1 | 第編と「第4章～第6章」の同一視化について | 100 |
| 2 | 情報源復号プロセスへの応用について | 101 |
| 3 | 通信路復号プロセスへの応用について | 106 |
| | | |
| 第4章 | 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について | 109 |
| | | |
| | あらまし | 109 |
| 1 | まえがき | 110 |
| 2 | 信号変換処理方式 | 111 |
| 2.1 | 従来の信号変換処理方式 | 111 |
| 2.2 | 多数決原理に基づく信号変換処理方式 | 112 |
| 3 | 各信号変換処理方式の定性的な比較 | 116 |

| | | |
|------------------------------------|------------------|-----|
| 4 | 2次元符号化における理論的境界 | 119 |
| 5 | 理想圧縮率の実験結果 | 120 |
| 6 | むすび | 129 |
| 第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について | | 131 |
| | あらまし | 131 |
| 1 | まえがき | 132 |
| 2 | 各方式の定式化 | 135 |
| 2.1 | 単純マルコフ情報源 | 135 |
| 2.2 | RL方式 | 135 |
| 2.3 | 差分RL方式 | 136 |
| 2.4 | NUSSC | 137 |
| 2.5 | バーストNUSSC方式 | 138 |
| 2.6 | 差分NUSSC方式 | 138 |
| 2.7 | 情報源分離NUSSC方式 | 140 |
| 3 | 各方式の効率の計算結果 | 143 |
| 3.1 | 符号長 $n=15$ の場合 | 143 |
| 3.1.1 | バースト誤り訂正符号を用いる場合 | 143 |
| 3.1.2 | ランダム誤り訂正符号を用いる場合 | 144 |
| 3.1.3 | 各方式の効率の計算結果 | 144 |
| 3.2 | 符号長 $n=31$ の場合 | 145 |
| 3.2.1 | バースト誤り訂正符号を用いる場合 | 145 |
| 3.2.2 | ランダム誤り訂正符号を用いる場合 | 145 |
| 3.2.3 | 各方式の効率の計算結果 | 146 |
| 4 | 各方式の効率の比較検討 | 147 |
| 5 | むすび | 148 |
| 付録 [式(11)~(15)の導出] | | 149 |
| 第6章 2次元複合符号について | | 151 |
| | あらまし | 151 |
| 1 | まえがき | 152 |
| 2 | 2次元複合通信路に対する符号化 | 153 |

| | |
|--------------------|-----|
| 3 符号構成法 | 156 |
| 4 むすび | 160 |
| 付録A [定理1]の証明 | 161 |
| 付録B [定理2]の証明 | 162 |
| 第7章 結 言 | 167 |
| あらまし | 167 |
| 謝 辞 | 173 |
| 参考文献 | 177 |
| 本論文に関する研究業績 | 185 |
| 査読付き論文誌論文 | 186 |
| 査読付き国際会議論文 | 186 |
| その他の論文 | 186 |
| 学会発表等 | 187 |
| 参考資料 | 187 |
| その他の研究業績 | 189 |
| 学会発表等 | 190 |
| 報告書 | 190 |
| 登録特許一覧 | 191 |

目次

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

| | | |
|---------|--|----|
| 図1 - 1 | DSSの構造面からの定義 | 5 |
| 図1 - 2 | 管理階層とEDP、DSS、MISの位置付け | 6 |
| 図1 - 3 | 意思決定の動機 | 8 |
| 図1 - 4 | 意思決定プロセス | 9 |
| 図1 - 5 | 意思決定プロセスとそれを支援する各種技術との関係 | 9 |
| 図1 - 6 | データ融合処理モデル | 15 |
| 図1 - 7 | 意思決定プロセス及び支援技術と 本論文の「曖昧さを含む推論方式」の位置付け | 23 |
| 図1 - 8 | 情報伝達の基本モデル | 27 |
| 図1 - 9 | 情報伝達の基本モデルに対応する本論文の章 | 28 |
| 図1 - 10 | DPCM方式のブロック図 | 32 |
| 図1 - 11 | 線形予測法 | 33 |
| 図1 - 12 | Channel Vocoderのブロック図 | 38 |
| 図1 - 13 | 「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスの概念図 | 47 |
| 図1 - 14 | 符号空間の例 | 47 |
| 図1 - 15 | メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合 | 48 |
| 図1 - 16 | 第 編及び「第4章～第6章」の関係 | 49 |
| 図1 - 17 | 本論文の構成 | 50 |
| 図A - 1 | ファジィ集合の例 | 54 |
| 図A - 2 | クリस्प集合の例 | 54 |
| 図A - 3 | 背が [高い] のファジィ集合 | 55 |
| 図B - 1 | Dempster-Shaferの基本確率 $m(A_i)$ のイメージ | 58 |
| 図B - 2 | 基本確率に対するDempsterの結合規則 | 60 |

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

| | | |
|--------|---|----|
| 図2 - 1 | データ融合推論機構の構成 | 69 |
| 図2 - 2 | n行 × n列のマトリクス | 70 |
| 図2 - 3 | マトリクス上のセル $c_{i,j}$ に対して、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ を基に、 評価値 $r_{i,j}$ を求める手順の説明 | 71 |

図 2 - 4 3 種類の知識エディタ 73

第 3 章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

図 3 - 1 GIS の構成例 82

図 3 - 2 データ融合推論機構の構成 85

図 3 - 3 データフロー・ダイアグラム 86

図 3 - 4 図 3 - 3 の A 部の (1) 抽象化、(2) 翻訳、(3) 統合モジュールの
処理例 87

図 3 - 5 “ 傾斜 ” (図 3 - 3 の 01) に関するメンバシップ関数の例 87

図 3 - 6 図 3 - 3 のリスト L2 とリスト L3 の二つのデータの融合例 89

図 3 - 7 図 3 - 3 の B 部の (4) 解釈モジュールの処理例 90

図 3 - 8 3 種類の知識エディタ 91

図 3 - 9 データ融合推論方式による移動コストの評価結果と経路探索実行結果
(京都近辺の地図データ (標高、傾斜、森林、道路 (交通幹線用地)
河川地、移動コスト)) 94

図 3 - 10 豪雨部分を設定したときの経路 95

図 3 - 11 経路探索パラメータを変化させた例 97

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

図 - 1 メンバシップ関数が、全域で帰属度 “ 1 ” のクリस्प集合である場合 .. 100

図 - 2 主走査線・副走査線の双方向で見た孤立点 (十字形パターン)
(e は、5 個の画素の多数決で決める) 101

図 - 3 3 × 3 の矩形パターン (五つの点 2,4,5,6,8 が、図 - 2 に対応) 101

図 - 4 メンバシップ関数の例 (距離の 2 乗に反比例) 102

図 - 5 斜め隣接点のメンバシップ関数と「 3 × 3 の矩形パターン」の
集約された割合 (小数点一桁：四捨五入) 103

図 - 6 「図 4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度 (その 1) 104

図 - 7 「図 4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度 (その 2) 104

図 - 8 「図 4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度 (その 3) 105

図 - 9 硬判定のメンバシップ関数 (クリस्प集合) 106

図 - 10 軟判定の例 (バイアスをかける方法) (閾値からの差 0.25 : 傾斜 “ 1 ”、
閾値からの差 > 0.25 : 傾斜 “ 1/2 ”) 107

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

図4 - 1 主走査線方向の孤立点 111

図4 - 2 主走査線・副走査線の双方向で見た孤立点（十字形パターン） 111

図4 - 3 変換パターン（Dは、WでもBでも良いことを表す） 111

図4 - 4 [方式(i)]の流れ図 113

図4 - 5 画素の位置 114

図4 - 6 [方式(ii)]の流れ図 114

図4 - 7 1ドットの斜線 117

図4 - 8 [方式(ii)]による斜線部の信号変換 117

図4 - 9 パターンの一例 117

図4 - 10 変換後のパターン 118

図4 - 11 2次元N次マルコフモデル 119

図4 - 12 情報源モデル 120

図4 - 13 原稿3：英文字（レタリング） 121

図4 - 14 原稿5：回路図1 122

図4 - 15 モデル1を仮定した場合の理想圧縮率 124

図4 - 16 モデル2を仮定した場合の理想圧縮率 125

図4 - 17 モデル3を仮定した場合の理想圧縮率 126

図4 - 18 圧縮率における改善度の平均 127

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について

図5 - 1 符号語法 132

図5 - 2 シンδροーム情報源符号化法 132

図5 - 3 単純マルコフ情報源 135

図5 - 4 情報源出力の伝送形式 137

図5 - 5 r重ソリッドバースト 139

図5 - 6 ランが統計的に独立なモデル 140

図5 - 7 図5 - 6の情報源出力に対応する系列 141

図5 - 8 情報源出力の伝送形式 142

図5 - 9 5種類の方式の効率（符号長n=15の場合） 144

図5 - 10 5種類の方式の効率（符号長n=31の場合） 146

図A - 1 $P_{r,1}(k, n)$ の説明 149

第6章 2次元複合符号について

図6 - 1 2次元複合通信路 153

図6 - 2 復号器 154

図6 - 3 2次元巡回符号Cの検査点位置Π 157

図B - 1 $2b_1 \leq c_1$, $2b_2 \leq c_2$ の場合 165

表目次

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

| | | |
|-------|--|-----|
| 表 - 1 | 「斜め隣接点のメンバシップ関数」と図 - 3 の 「 3×3 の矩形パターン」の集約された割合 | 103 |
| 表 - 2 | 硬判定の例 (閾値=0.5 の場合) | 106 |
| 表 - 3 | 軟判定の例 (閾値=0.5 の場合) | 106 |
| 表 - 4 | 軟判定の例 (バイアスをかける方法)(閾値からの差 0.25 : 傾斜 “ 1 ” 、 閾値からの差 > 0.25 : 傾斜 “ 1/2 ”) | 107 |

第 4 章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

| | | |
|---------|------------------------|-----|
| 表 4 - 1 | 各信号変換処理方式の定性的な比較 | 116 |
| 表 4 - 2 | B の出現確率 | 123 |

第 5 章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について

| | | |
|---------|----------------|-----|
| 表 5 - 1 | 二つの方式の比較 | 132 |
|---------|----------------|-----|

第1章

序論 ～意思決定支援技術における 本論文の位置付け等について～

あらまし

本章では、意思決定支援技術における本論文の位置付け等について、論ずる。主要な点は、次の2点である。

- 1 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け
 - 1) 背景及び目的、2) 意思決定プロセスと支援技術の関係、3) 「曖昧さを含む推論方式」の位置付け、4) 曖昧さを含む推論方式、などについて論ずる。

- 2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 1) 背景及び目的、2) 情報源及び通信路符号化・復号の概要、3) 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化、などについて論ずる。

なお、本論文の第 編と第 編の「第4章～第6章」の関係が、次のとおりであることを示す。

 - ・第 編 曖昧さを含む推論方式：一般的ケース
 - ・「第4章～第6章」：特殊ケース

「第4章～第6章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的条件は、次の二つである。

- 1) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリスプ集合である場合が相当する。
- 2) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち、 $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

1 まえがき

本章では、第一に、「2項 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け」について、論ずる。具体的には、次のとおりである。

- ・ 2.1項 背景及び目的
- ・ 2.2項 意思決定支援システム (DSS : Decision Support System) の概念
- ・ 2.3項 意思決定プロセスと支援技術の関係
- ・ 2.4項 意思決定のための支援技術分野の概要
- ・ 2.5項 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け
- ・ 2.6項 曖昧さを含む推論方式

第二に、「3項 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用」について、論ずる。具体的には、次のとおりである。

- ・ 3.1項 背景及び目的
- ・ 3.2項 情報源及び通信路符号化・復号
 - ・ 3.2.1項 歪みのある情報源符号化の概要
 - ・ 3.2.2項 通信路符号化 (誤り訂正符号) の概要
- ・ 3.3項 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化

なお、本論文の第 編と第 編の「第4章～第6章」の関係が、次のとおりであることを示す。

- ・ 第 編 曖昧さを含む推論方式：一般的ケース
- ・ 「第4章～第6章」 : 特殊ケース

「第4章～第6章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的な条件は、次の二つである。

- 1) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリスプ集合である場合が相当する。
- 2) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち、 $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

第三に、「4項 本論文の構成」について、論ずる。

第四に、「5項 各章の概要」について、論ずる。

付録として、以下の概要を論ずる。

- ・ 付録A ファジィ論理の概要
- ・ 付録B Dempster-Shafer の確率理論の概要

2 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け

2.1 背景及び目的

(1) 背 景

社会活動などにおいて、人は常に意思決定を迫られる。このとき、人が獲得した「データ」及び人の持つ「知識」を基に推論し、結論を得る。ただし、人が意思決定を行う状況は、通常、次のように単純ではない。

- (1) 「必要なデータ」が、得られないことが多い。つまり、「曖昧」、「無知」といえる。
- (2) 得られた「必要なデータ」も常に「正確」とは限らず、「不正確」なデータが混在している。
- (3) 「必要なデータ」に基づいて意思決定を行う際に、知識としての判断基準がはっきりしている場合と、そうでない場合がある。

人が、データ及び知識が曖昧であるために、意思決定に躊躇し、時間を要しては、時機を逸してしまうことになる。そのため、「曖昧さを含む推論」が必要となる。

(2) 目 的

上述の「背 景」で論じた「曖昧さを含む推論方式」を確立することである。

次項では、「意思決定支援システム (DSS : Decision Support System) の概念」を概観する。

2.2 意思決定支援システム (DSS : Decision Support System) の概念[1]

1940年代中庸、最初のコンピュータといわれる ENIAC (Electronic Numerical Integrator And Computer) が開発された。

1950年代の経営組織における一般的なコンピュータ利用は、いわゆるトランザクション処理であり、電子データ処理 (EDP : Electronic Data Processing) と呼ばれる。ここでは、計算手続きが定型化されており、具体的には、顧客注文、請求書、給与及び会計などといった業務処理を、自動化・効率化しようとするものであった。

1960年代に入って、経営情報システム (MIS : Management Information System) の概念が生まれた。これは、経営管理全般にわたり情報システムを導入利用し、経営管理層に対し意思決定に必要な情報を提供することにより、意思決定の効率化を目指した。しかし、当時の技術レベルにおける制約の中、期待を満たすことができず、多くの MIS は失敗に終わったといわれている。

1970年代に入り、MIS の失敗の反省を踏まえ、意思決定者が必要とする情報を対話的に提供するシステムとして、意思決定支援システムの概念が生まれている。更に、1970年代後期に、OA 技術 (Office Automation) すなわち、次の処理などが普及した。

- ・ PC (Personal Computer)、WS (Work Station) などの計数情報処理
- ・ ワードプロセッサ、光学式文字読取装置 (OCR : Optical Character Reader) などの文書情報処理
- ・ ファクシミリ、コピー機などの図形情報処理
- ・ 電話、テープレコーダなどの音声情報処理

これらの普及を待って、1980年代、情報を意思決定の材料として、戦略的に管理すべき資源とする認識が生まれる。情報投資は必要経費ではなく、事業拡張の望ましい投資としての位置付けを得るに至っている。それ以前の情報システムは、事務の効率化や意思決定への有用性が問題にされてきた。それに対し、社外情報、顧客情報をいかにうまく取り込んで、競争相手との差別化や競争優位に立つために、情報技術を積極的に利用する方向性を得た。

その後、コンピュータの高性能化とパーソナル化、通信ネットワーク、マルチメディアなど、ネットワーク、オープンシステム、ダウンサイジング、マルチメディアとそれを支えるソフトウェア技術の驚異的發展の下、意思決定支援システム技術は引き続き注目を怠ることのできない技術分野である。

本項では、意思決定支援システムにおける次の事項について、概観する。

- (1) 機能面及び構造面からの定義
- (2) 意思決定支援システムの特徴と有用性

(3) グループ意思決定支援システム (GDSS)

(1) 機能面及び構造面からの定義

意思決定支援システム (DSS : Decision Support System) の定義は、Scott-Morton の著書“ Management Decision System ”(1971年)に遡るといわれている。ここでは、DSSではなくMDSと呼ばれ、「コンピュータを用いた対話的なシステムであり、非構造的な問題を解決するために、意思決定者がデータやモデルを利用する手助けをするもの」と定義されている。ここに、問題の構構性という概念が持ち出されている。これは、次に示す3点により特徴づけられる。

問題が、数値的変数を用いて記述できる。

達成されるべき目標が、明確に定義された目的関数によって表現される。

問題の解を見つけだし、それを定量的に(数値で)述べるることができる計算手続き(アルゴリズム)がある。

これらの基準を満足しない問題、すなわち、変数を言葉でしか表現できず、目標が曖昧で、解を求める手続きがはっきりしない問題が「非構構的問題」である。

その後、異なった観点から、何とおりかの定義が提案されている。ここでは、飯島による機能面からの次の定義が適当であると考えられる。

「DSSとは、利用者が対話を通じて、その問題状況を明確にし、問題に対する理解を深め、更に問題解決ができるように、コンピュータによって支援するシステムである。」

この機能を実現するシステムの構構的側面からの定義もいくつか提案されている。基本的に、「言語システム、問題処理システム、知識システムの三つがサブシステムとして、相互作用しあうコンピュータ・システム」を構構的側面からの定義とすることができる(図1-1参照)。

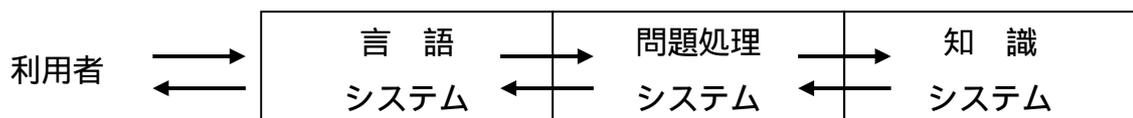


図1-1 DSSの構構面からの定義

ここに、各システムは、次を意味する。

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

- ・言語システム：利用者とDSS間のコミュニケーション支援を行うサブシステム
- ・問題処理システム：言語システムと知識システムの結合を行い、問題解決の手段を提供するサブシステム
- ・知識システム：データや手続きに関する問題領域の知識を貯蔵しているサブシステム

(2) 意思決定支援システムの特徴と有用性

既に述べたように、意思決定支援システム(DSS)と類似のシステム概念に、EDP、MISがある。これらの間の位置付けは、図1-2に示すとおりである。MISは経営活動のすべての側面にに関わりあうとしたとき、DSSとEDPはそのサブセットを構成する。

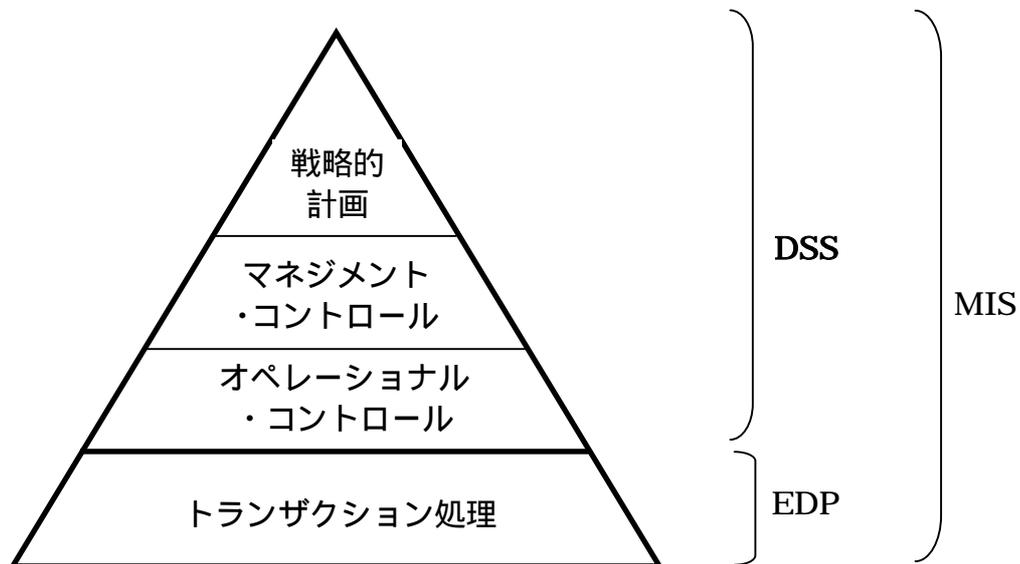


図1-2 管理階層とEDP、DSS、MISの位置付け

EDPは、事務的定型作業が中心で、受動的であり過去を指向する。すなわち、トランザクション処理で、意思決定は行われない。

それに対し、DSSは、ライン業務・スタッフ業務を対象に、より能動的であり、現在ないし将来を指向し、より柔軟なシステムであることが要求される。DSSはEDPに比べ、より高い管理階層を指向し、意思決定に関わる。

システムの評価指標として、それぞれ次が挙げられている。

- ・EDP：効率 (efficiency)
- ・DSS：効果 (effectiveness)

このようなDSSは、以下に示す特徴を持つべきといわれる。

- ・対話機能を有する。
- ・問題状況の明確化を支援する機能を持つ。
- ・DSSの利用によって、問題に対する理解を深めることができ、その結果、何らかの問題解決につながる。
- ・主導権は飽くまで利用者側にあり、コンピュータは利用者に対する支援を行う。

また、DSSに期待すべき効果は、以下などが指摘されている。

- ・複雑な問題解決に有効である。
- ・条件が変化した場合などに、どうなるかについて、即座に答えを与えることができる。
- ・異なる戦略を高速かつ客観的に試行してみることができる。
- ・問題についての学習ができ、新たな洞察を得る可能性を与える。
- ・意思決定者間のコミュニケーションを円滑にする。
- ・マネジメント・コントロールとその作業を改善する。
- ・コスト削減への寄与が期待できる。
- ・より客観的な意思決定を可能とする。
- ・分析、計画及び実施などの経営活動を、効果的に行うことができる。
- ・個人及びグループの支援を行うことができる。

(3) グループ意思決定支援システム (GDSS)

近年のネットワークの進歩に伴い、電子メールのようなコミュニケーション用途に加えて、ネットワークで結ばれたコンピュータを用いたグループによる協調作業の支援や、会議などのグループによる意思決定支援を行うグループウェアと総称される一群のシステムが開発されている。

グループによる意思決定を支援するシステムは、グループ意思決定支援システム (GDSS: Group Decision Support System) と呼ばれる。これは、上述の意思決定支援を、ネットワーク上に空間的・時間的に拡大した形で、グループとしての意思決定を支援するシステムであり、実施例もいくつか報告されている。ただし、空間と時間を越えたグループ意思決定の形成には、今後とも知能化・ヒューマン化を目指す情報技術の進歩のみならず、個人、グループ及び組織が持つインテリジェンス間の関係について、組織論、心理学及び社会学なども含めた多方面からのアプローチが必要であるといわれている。

次項では、「意思決定プロセスと支援技術の関係」を概観する。

2.3 意思決定プロセスと支援技術の関係

「意思決定」という極めて人間的な知的活動を、近年のコンピュータ処理技術が、どこまで「支援」しようとしているかについて、動向を概観する[2]~[20]。

意思決定支援技術は、発展著しいコンピュータ処理技術に対する期待が先行する中で議論されることが多く、必ずしも、成熟し明確に閉じた技術分野が確立され認知されているとはいいがたい。概念規定、アプローチの方法論及び要素技術分類などのいずれをとっても、大きな曖昧さを残している現状である。したがって、意思決定支援技術というものを特定の視点・側面に限定することをせず、視野を広く保つことに配慮して、概要を論ずる。

「意思決定」が生じる理由は、図1-3に示されるように、「より良い成果を得たいという人間の根元的欲求に基づくものである」という説明がある。図1-3に示されるように、「そこでは外的な欲求との狭間に、正しい結論を得て行動に結びつけるべく「意思決定」を行うのだ」といわれている。しかし、「意思決定」はあまりに日常的であることから、必ずしも、そのプロセスの構造が明確になっているとはいいがたい。

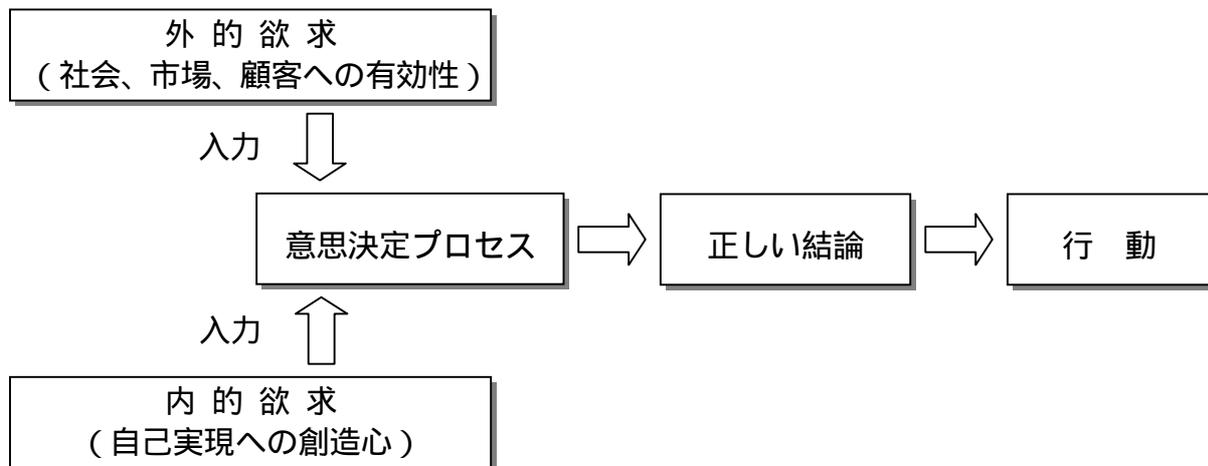


図1-3 意思決定の動機

近年、「意思決定」といえば、主に企業経営の観点から捉えられることが一般的であり、その内部構造ないしプロセスの定義付けは試みられている例がある。しかし、オペレーションズ・リサーチ(OR: Operations Research)に代表されるように、歴史的には「軍事行動における意思決定」から派生したものであるといえる。「意思決定」の内部構造ないしプロセスを図示すると、図1-4のように説明されることが一般的である。これは、企業経営的にも軍事科学的にも、基本的に共通の表現が与えられている。

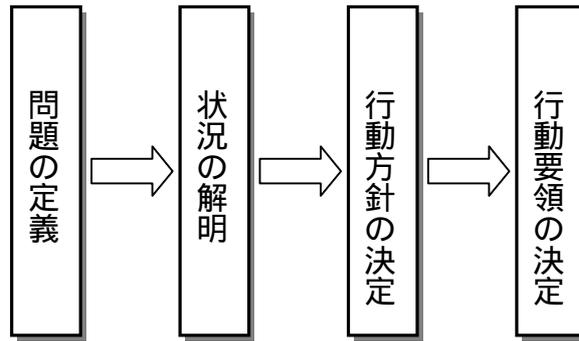


図1 - 4 意思決定プロセス

そして、これら「意思決定プロセス」の各段階を支援する「支援技術」領域として、次の四つの要素技術分野を対象として取り上げ、「2.4項」で各々の「意思決定支援」へのアプローチを概観する。

- (1) OR技術 (Operations Research)
- (2) データ融合技術
- (3) シミュレーション技術
- (4) AI技術 (Artificial Intelligence)

意思決定プロセスとこれら各種技術相互の関係を、図1 - 5 に示す。

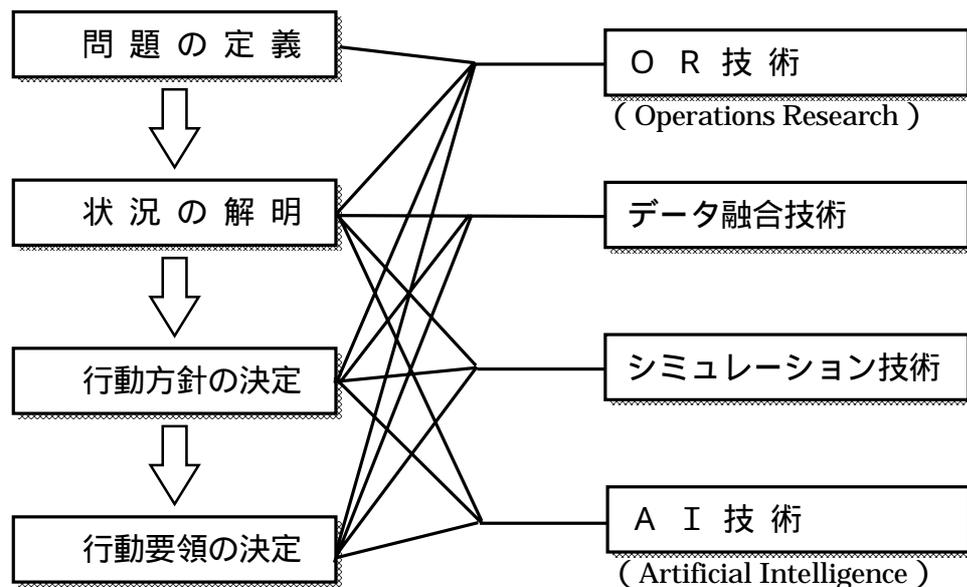


図1 - 5 意思決定プロセスとそれを支援する各種技術との関係

意思決定プロセスの各段階の概要は、以下のとおりである。

問題の定義

意思決定における次項などを、決定する段階である。

- 1) 目的（目標、問題の範囲など）
- 2) 前提事項（制約事項など）
- 3) 評価基準

支援技法としては、以下のようなものが挙げられる。これらは、OR 技術の範疇で捉えられることが、一般的である。

- ・ブレインストーミング
- ・デルファイ法
- ・KJ法（川喜田 二郎）
- ・構造モデリング

状況の解明

意思決定を行うために必要な状況、すなわち、次項を解明する段階である。

- 1) 競合相手と自分の状況
- 2) 環境条件（市場環境、地形、気象など）

通常、情報量の少ない競合相手の解明が最も困難である。

技術としては、複数の情報から事実を推定・推論しようとするデータ融合技術が用いられ、シミュレーション技術、AI 技術、データベース技術などが、関係が深い。

行動方針の決定

与えられた環境条件の中で、運用上妥当と考えられる彼我（競争相手と自分）の行動方針案を列挙し、彼我各案の状況推移を予測し、その結果を「問題の定義」の段階で定めた「評価基準」に従って評価し、行動方針を決定する。

技術としては、OR 技術、データ融合技術、シミュレーション技術、AI 技術などが使用され、データベース技術などが支えている。

行動要領の決定

「行動方針の決定」に基づき、細部方針（機能別方針）を決定し、各種細部計画、命令を作成する段階である。決定に関わる条件が確定されているため、各種の技法が使用

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

される。

使用される技法としては、OR 技術の一つである数理計画法及びシミュレーション技術などが多用される。

次項では、「意思決定のための支援技術分野の概要」を概観する。

2.4 意思決定のための支援技術分野の概要

本項では、意思決定を支援する要素技術として、以下の4分野について、それぞれ、意思決定支援との関わりを中心に、概観を行う。

- (1) OR技術
- (2) データ融合技術
- (3) シミュレーション技術
- (4) AI技術

これらの各技術分野は、それぞれに独立した生い立ちと歴史を持っており、また必ずしも意思決定を指向して発達してきたとは限らないものでもあり、その境界は不透明な部分が多い。

OR技術は、作戦を研究するといういわば技術の利用目的を示唆した呼称である。

シミュレーション技術は、OR技術の技法の一つといわれる場合もあるが、ここでは独立した技術分野としている。

AI技術すなわち人工知能技術は、人間の頭脳の働きをコンピュータの中に模倣したいという願望に源を発している。このことから、直接的に意思決定を支援する技術として把握することも可能であるが、データ融合技術やシミュレーション技術においても、ツールとして取り込まれている部分もある。

(1) OR技術

a. ORの定義と意思決定との関わり

OR技術は、「意思決定のプロセス」のすべての要素、すなわち、「問題の定義」、「状況の解明」、「行動方針の決定」、「行動要領の決定」において使用される。

OR (Operations Research) は、その名前から推察されるように、運用上の意思決定に関係する技術である。しかし、ORの定義となると、人によって少しずつ差があり、必ずしも一つにまとまっていない。以下の定義は、OR関係者の最大公約数を表わしたものである。

JIS Z 8121-1967では、ORを次のように定義している。

「科学的方法及び用具を体系（システム）の運営に関する問題に適用して方策の決定者に問題の解を提供する技術」

この定義に見るように、ORは二つの側面を持っている。一つは、「科学的方法を...に適用して」という側面であり、もう一つは「用具を...に適用して」という側面である。

前者は、図1-4に示す「意思決定プロセス」そのものに科学的方法を適用しようとする

る方向であり、その立場に立っていかなる種類の意思決定に対しても適用可能なアプローチをOR技術として定着させることを模索する。しかし、こうした方法に対しては、システム分析、システム工学、経営科学といった他の領域における研究が進んで、ORとの境界が不明確になったため、他と区別して、これがORの固有技術であると明確にいえるものは存在しない。

ここで、図1-4に示す「意思決定プロセス」とそれを支援するOR技術の関係を概観してみる。

ORでは、「問題の定義」を重視する。現代の企業活動や軍事における意思決定は複雑であり、ORのアプローチにおいて必要なモデル化のために、まず、問題の範囲、重点及びシステムの構造を明確化する必要があるためである。また、問題の定義の段階において、数学的表現を用いて評価基準を設定しようと努めるのもORの特徴の一つである。

「状況の解明」には、二つの側面が存在する。一つは、彼我及び環境に関して収集される情報の正確化であり、もう一つは、競争相手及び環境の特性に基づく予測(見積り)である。ORは、主として、後者の側面において貢献する。

「行動方針の決定」は、ORの最も重視する領域である。ORは、運用が関わるシステムの中から本質的な部分を抽出してモデル化(数学的なモデルが多用される)し、考えられる代替案をモデルによって分析・評価して、問題解決のための最適案を意思決定者に提供する。簡単な問題では、定型的なモデルを利用することによって、最適解が得られる場合も多い。しかし、複雑な問題になると、既存の定型的なモデルを組み合わせ、更に、新たなモデルを構築して総合的な観点からの最適案を求めるというプロセスも必要になる。

「行動要領の決定」は、大きな行動方針が決定され、その方針の基に、機能分野ごとの最適化を図る段階であり、各種領域の問題を解決するためのモデルを有するORの本領発揮が期待できるところである。

b. ORの要素技術と適用分野

ORの要素技術は、種々の問題に共通的に適用し得るモデル及び最適化手法の集まりである。そして、要素技術全体に含まれる適用分野は広汎多岐にわたっており、民間、軍事を問わず、意思決定の各段階において、各種の支援を行っている。

OR技術の要素技術としては、次などがある。

- (a) 数理計画法
- (b) 統計的手法
- (c) 評価のOR手法：ゲームの理論、AHP (Analytic Hierarchy Process) など
- (d) スケジューリング技法
- (e) シミュレーション
- (f) ファジィOR

c. 動 向

OR 技術は、その誕生以来、約半世紀を経て、民間・軍事を問わず、多くの組織活動の中に定着をみている。民間においては、日科技連がまとめた OR 事例集を見ても分るように、OR 技術は多くの分野において、また多様な業務の中で活用されている。

研究分野の面で見ると、OR が更に発展する可能性のあるのは、DSS、AI、ニューラル・ネットワークといった分野との境界領域である。一方、手法の面では、OR が始まった時のように新しい手法が次々に出現するという状況にはなく、どちらかといえば、飽和状態に近い。しかし、各々の手法の中では、まだ研究を必要としている問題も多い。特に、複数の目的を同時に追求する意思決定に必要な多目的計画法、比較的新しく OR 技法に参加したファジィ OR などの領域では、更なる発展が期待できそうである。

(2) データ融合技術

a. 概 要

データ融合技術は、「意思決定プロセス」の「状況の解明」、「行動方針の決定」、「行動要領の決定」に、主として使用される。

データ融合技術の要素技術としては、次などがある。

- (a) 数学的手法
- (b) 知識データベース
- (c) 推論技術

近年、民間・軍事を問わず、データ融合技術がその重要性を増している。データ融合技術を用いて、複数センサと関連するデータベースから得られるデータを融合することにより、単一センサから得られる結果と比べて、より高精度で有効な推論が可能になる。このような複数センサによるデータ融合の概念自体は、決して新しいものではない。人間や動物は、複数の感覚器から得られる情報を総合的に処理して、意思決定の拠り所としている。人間や動物による自然のデータ融合は、周囲の環境の正確な評価と外敵の発見を可能とし、その生存確率を高めることに役立ってきた。

新しいセンサの登場とデータ処理能力の発達により、リアルタイムのデータ融合が初めて実用化された。更に、1970年代に出現した記号処理コンピュータの発達は、AIの研究と発展を促して、人間や動物の持つ自然のデータ融合に近い処理能力を獲得する可能性を高めた。データ融合は、軍事分野への応用研究により明確な技術分野として確立されて急速に発達してきた。しかし、今日では、民間分野にも応用可能な技術になっている。

データ融合の最も基本的な特徴は、観測されたエネルギー／諸元値などから、最終的な決断あるいは推論 周囲の環境及び他の実体との関連という文脈から見た観測実体の解

釈に関わる推論 に至るまでに、階層的に変換されることである。何を実体として扱うかの定義は、個別のアプリケーションにより異なる。いずれにしても、観測されたエネルギー / 諸元値などは、推論の階層を経るに連れて、より抽象化されたデータへと変換される。

b. データ融合の要素技術

1986年に設立された米国国防総省下のJDL (the Joint Directors of Laboratories) のデータ融合部会が作成した最上位のデータ融合処理モデルを、図1 - 6に示す[21]。これは、データ融合を機能的にモデル化したもので、広範なアプリケーションに適用できる。この図では、データ融合処理が、次の8個から構成されるものとしている。

- 1) 情報源 (Sources)
- 2) HCI (Human Computer Interaction)
- 3) レベル0 処理 (前処理)
- 4) レベル1 処理
- 5) レベル2 処理
- 6) レベル3 処理
- 7) レベル4 処理
- 8) DBMS (DataBase Management System)

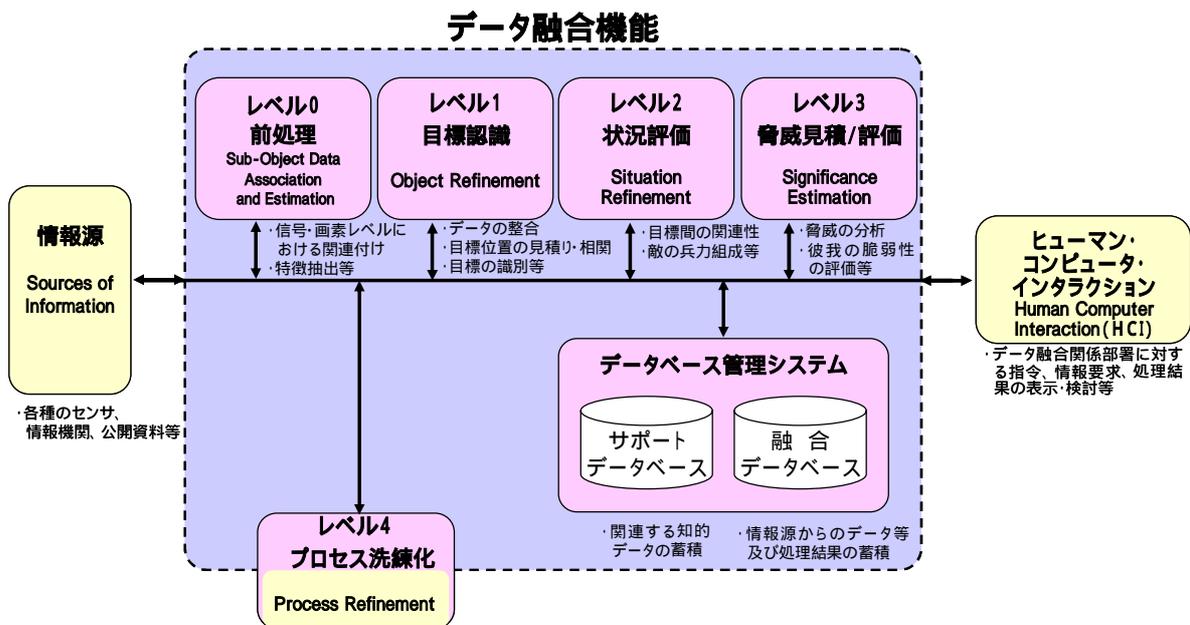


図1 - 6 データ融合処理モデル

c. 適用分野と今後の動向

先に述べたように、データ融合技術は軍事面への応用を中心として発達したが、今日では民間分野にも適用されている。

データ融合技術は、レベル1に相当する分野では、既に数多く実用化されている。今後は、目標が高密度に存在する環境や高速運動する目標などに対する対応が着実に進むと考える。当然、処理としてはレベル2～3が要求されるが、この領域は相対的に未熟であり、数多くのプロトタイプは存在するものの、実運用に供されているシステムは少ない。実用化には、AIあるいは認知科学の分野における更なる研究が必要である。

なお、地理・空間情報に限定した場合、米国国家地理・空間情報庁（NGA：National Geospatial-Intelligence Agency）が、次のようなGEOINT(Geospatial Intelligence：地理・空間情報)構想を出している[22]。

- ・「すべての事象は、ある地理・空間において生起していることから、地理・空間を基盤としてデータベースを構築し、そこに他の情報収集手段から得られた情報すべてを融合させ、いつでもどこでも、コンピュータから関連情報を引き出して、シミュレーションをして作戦に即役立たせる」

GEOINTは、地図または/及び画像上に、関連情報を「重畳表示または詳細情報として表示」というような簡単なユーザ・インタフェースである。ただし、非常に効果的な方法である。

(3) シミュレーション技術

a. 概要

シミュレーション技術は、「意思決定プロセス」の「状況の解明」、「行動方針の決定」、「行動要領の決定」に、主として使用される。特に、状況推移の予測などの「行動方針の決定」に使用される。

モデルのふるまいを規定する技術としては、次の3種類を考える。

- 1) 数学的に表せる「数学モデル」:
解析的モデル、確率モデルなど
- 2) 訓練などに使用され、人間系が含まれる「インタラクティブ・モデル」:
ライブ演習モデル、バーチャル・モデル、ウォーゲーム・モデルなど
- 3) 「エキスパートの知識に基づくモデル」:
経営管理階層が使うモデルなど

シミュレーションの言葉は、ラテン語の“simulo”(真似る、ふりをする)に由来する。JIS Z 8121では、次のように定義している。

「対象とする体系についての模型による実験」

現実の世界における「実体」または「現象」を、「模型表現（モデル）」による模倣に置き換えることである。工学的に有意義だというのは、そうすることによって経済的である、データが豊富に得られることである。

シミュレーションが用いられる主たる理由とその応用例は、次などが代表的である。

- ・現実の対象を、原理的に実現できない。
（例：進化の模擬、火山噴火の影響分析、建物景観評価）
- ・現実の対象の実現は可能であるが、費用や時間がかかり現実的でない。あるいは、シミュレーションを実施した方が費用、時間を節約できる。
（例：スーパーコンピュータによる気流の分析、クリーンルームのゴミ分布）
- ・現実の対象への操作が一度しか可能でなく、試行錯誤的な操作が不可能である。
（例：多くの意思決定の評価、手術シミュレーション）
- ・現実の対象を用いて分析や操作をした場合、人命や財産が失われるといった重大な影響が出る可能性がある。
（例：運転シミュレータ、経営シミュレーション、軍事机上演習）

b. シミュレーションを支える技術基盤

(a) モデルとモデリング

一般に、シミュレーションにおけるモデルは、JIS により次のように定義されている。

「主題を画像（例えば図面、写真等）や記号（例えば楽譜、数式等）あるいは類似現象を用いて表現したもの。模型はその表現形式によって、画像模型（iconic model）、記号模型（symbolic model）、類似模型（analogue model）などといわれている。また、質的模型（qualitative model）、量的模型（quantitative model）に分けることもある。記号模型の中で特に数学記号を用いたものを数学模型（mathematical model）という。」

ある対象世界を理解しようとするとき、注目する部分に関する属性のみを残し、残りの部分を捨て去ったものがモデル（模型あるいは典型）であり、モデルを作る作業をモデリング（モデル化）と呼ぶ。

(b) モデリングとシミュレーション

代表的なものとして、次の3種類がある。

ア 構造モデル（structural model）

システムを構成する要素と、要素間の関係を表現したモデルを構造モデルという。

抽象化されたモデルであり、目的樹木図を代表例とし、フローチャートや状態遷移図などもその一種である。数学モデルがシステムの挙動に重点があるのに対し、構造モデルは不明確な問題に対する認識を整理するために使用される。

イ システム・ダイナミクス

システム・ダイナミクスとは、組織や企業などの動的状態を分析するための方法論である。システム一般を対象とした汎用性の高い概念であり、企業活動の他、人口問題、公害問題、軍事システムなどを扱うことができる。

ウ 定性的シミュレーション (qualitative simulation)

人間の思考や、社会システムや企業システムなどにおける問題を対象とする場合、常にすべての情報が定量表現できるわけではなく、非数値的な表現が必要になる。これを定性的モデルといい、これによるシミュレーションを定性的シミュレーションと呼ぶ。

c. 動 向

近年の米国における軍用システムの開発においては、M&S(Modeling and Simulation) をキーワードとして、C4I (Command, Control, Communications, Computer and Intelligence : 指揮・統制・通信・コンピュータ及び情報) を含む大規模システムの調達における開発リスクの削減並びにコスト削減を図ろうとする大きな潮流がある。中でも、意思決定支援に関わるシステムに向けてのシミュレーション技術の関わりは、更に高度かつ効率的なモデリング技術の開拓が必要とされていくものと考えられる。

モデリングに関する手直し作業は、大部分が実世界で生じている。これに対処容易な保守性を確保した手法として、オブジェクト指向モデリングの概念は更に多く採用されていくことと考える。

人間の意思決定機構を要素として含むような複雑かつ不確実な性質を含むシステムのシミュレーションを実現するために、既にいくつかの適用例が報告されている。AI 技術を導入する方法が成果を上げており、今後とも注目すべき技術である。

(4) AI 技術

a. 概 要

(a) AI 研究の現状

AI (Artificial Intelligence) いわゆる人工知能技術は、「意思決定プロセス」の「 状況の解明」、「 行動方針の決定」、「 行動要領の決定」に、主として使用される。

AI 技術の要素技術としては、次の4種類などがある。

- 1) 事例ベース推論
- 2) 機械学習
- 3) 発想支援
- 4) データ・マイニング

人工知能 (Artificial Intelligence) すなわち AI の研究とは、人間が行う推論や学習などの知的機能と同等のことをコンピュータに行わせることにより、人間の知的能力を増進させるための研究である。1956 年、ダートマス会議での AI 研究の提唱以来 50 年、これまでの間に、エキスパート・システムを代表とする人工知能の第一世代的発展があり、1980 年代には日本で産業界を中心とするいわゆる「AI ブーム」が起こった。専門家の知識をコンピュータに移植し、推論手続きを用いることで専門家と同等の問題解決能力を備えることを狙ったエキスパート・システムは、特定の問題領域においてそれなりの効果があったことは事実である。しかし、こうした知識ベースシステムの最大の問題点である知識獲得のボトルネックが解決されず、知識情報処理技術全般に、当初の過大な期待を満たすほどの進歩がなかったことは、特に産業界で AI への失望感として受けとめられた。

しかし、近年、ファジィ推論、ニューラル・ネットワーク、遺伝的アルゴリズムなどの技術的パラダイムの成熟や、複雑系、人工生命などの新しい分野の進展と相まって、AI の基本に立ち戻った基礎研究が盛んに行われている。また一方で、現実世界の複雑で多様な情報を扱うことに主眼を置いた AI システムの開発も進んでおり、第二世代ともいえる AI 研究の潮流は、始まっている。

(b) 意思決定支援と AI

AI 創成期からブーム期にかけて、すべての知的活動をコンピュータで代替できるのではないかという、AI に対してある意味妄想的な期待が一部にはあった。しかし、現在では、「コンピュータが得意なことはコンピュータにまかせ、人間が得意なことは人間にまかせるべきである」という考え方が、支配的となってきている。そういう意味で、意思決定の問題に対する AI の本質的役割は、人間の思考を支援する点にあるといえる。これまで、意思決定支援研究の中心であった最適化手法の研究、すなわち効率の良い解法の開発も、限定された局面を支援する技術として重要であることに変わりはない。しかし、より重要なのは、メタモデリング (meta modeling) の問題にある。つまり、解を求める以前に、問題が何かを同定し、それを定式化するという作業であり、これには専門家の知識や発想を支援する仕組みが必要となる。AI 的な手法は、そうした局面を支援するために、今後、より重要度を増すものと考えられる。

(c) データベースとの関わり

近年、コンピュータ能力の飛躍的な向上とデータベース技術の進展に伴って、大量かつ多様な種類のデータの蓄積が進み、それらを有効に活用することが求められてきている。そうした大規模なデータベースを利用するための意思決定法は、従来のデータベース検索や統計解析の手法だけでなく、より多角的で発見的な処理が必要となってくる。

こうした要請に応える形で、ビジネス・インテリジェンスと呼ばれる手法が、注目されている。具体的には、次などの技術が注目されている。

- ・データベースを多角的に提示する OLAP (On-Line Analytical Processing) 技術
- ・データからの規則や知識発見を目的とするデータ・マイニング (Data Mining) 技術

また、意思決定支援や仮説検証に向けた情報系データベースの基盤として、データ・ウェアハウスと呼ばれるデータベース構築法は、AI 技術が大規模なデータに適用する上でも重要な基盤技術である。

b. 意思決定支援のための AI 基盤技術

1) 事例ベース推論

知識獲得のボトルネックに悩まされた知識ベースシステムの問題点を回避するために、専門家の知識を抽出するのではなく、事例そのものを蓄えて問題解決に利用する方式が注目されてきた。それは、事例ベース推論 (CBR : Case Based Reasoning) と呼ばれ、過去に経験した事例 (問題とその解決法) を、統一した形式でコンピュータに蓄積し、新たな問題が発生した場合に、蓄積された事例を、直接、問題解決に利用する推論方法である。実用システムにおける CBR は、知識ベースシステムなど、他の問題解決手法と組み合わせて利用される。

2) 機械学習

知識獲得や学習といった機能を実現する技術は、機械学習 (Machine Learning) と呼ばれ、現在、基礎から応用まで様々なレベルとアプローチで研究が進められている。以下に、いくつか代表的な要素技術を挙げる。

多くのデータから知識を帰納的に獲得する帰納学習では、データの分類を行う最も簡単で成熟した手法として、決定木 (Decision Tree) がある。

強化学習 (Reinforcement Learning) と呼ばれる手法は、ある状況における最良の行動を選ぶための方策を学習するもので、経路計画などに用いられる。学習方法は、試行錯誤的に行動していき、長期的にみて得られる「報酬」が最大化するように、各状況での行動を選択していく。

ファジィ論理[23]^(注1)は、人間の曖昧な知識の表現手法として、ニューラル・ネットワークは人間の脳の機構を模擬した学習手法として、ともに機械学習においても重要な要素技術である。また、遺伝的アルゴリズムは、生物のダーウィンの進化を工学的最適化に適用した技術で、遺伝子の組み替えに相当する処理により、膨大な探索空間を効率良く探索し、解を求めることができる。これらの技術分野の適用分野は幅広く、既に、ある程度確立した技術になってきている。

ベイジアン・ネットワーク (Bayesian Network) は、不確かな出来事の連鎖について、確率の相互作用を集計する手法として、機械学習などに応用が広がっている。

(注1) 概要を、「付録A」に示す。

(以上)

3) 発想支援

発想支援システムとは、コンピュータが人間の創造的な問題解決・思考活動を支援するシステムである。発想支援のための要素技術は、AIだけでなく、認知工学、メディア、仮想現実感など様々で、アプローチも実に多岐にわたる。発想支援システムの形態としては、次などが挙げられる。

- ・発散的思考支援

連想や類推を用いてデータ間の関係をユーザに提示することにより、発想を刺激する。

- ・収束的思考支援

KJ法(川喜田 二郎)などのデータ・クラスタリング手法により、本質追求を支援する。

- ・創造的思考支援環境

これらを統合して、マルチメディアや仮想現実感技術などを駆使する。

発想支援のため研究開発は、コンピュータと人間の本質的な関わり方を問うテーマであり、コンピュータの性能向上と人間の認知的解明の双方に支えられて、今後益々発展していくものと考えられる。

4) データ・マイニング

成熟しつつある AI やデータベース技術を統合することで、大規模で多種多様なデータから有用な情報や知識を抽出しようとする動きが活発になっている。これは、いわゆるデータベースからの知識発見 (KDD : Knowledge Discovery in Databases) と呼ばれる。

データ・マイニング (Data Mining) すなわちデータ発掘とは、KDD の知識発見器として中心的な役割を担うもので、データから何らかの規則性を見だし、ルールや仮説を自動生成する機能を指す。データ・マイニングに必要な技術は、データベース技術をはじめ、機械学習などの AI 技術、統計的手法、OR 技術など非常に幅広い範囲に及ぶ。適用対象は、自然科学データや POS (Point Of Sales : 販売時点管理) などのマーケティングデータなど、膨大に蓄積されてはいるが、個々の断片的な分析だけでは有効に活用できないデータである。

c. まとめ

AI 研究の方向性には、要素技術の基礎的な研究と、現実的な生の問題を扱うための技術開発の両面が必要であるとの認識が生まれている。AI の健全な発展のためには、実世界の問題を直視した総合的なアプローチが必要で、意思決定支援はまさに AI 研究の試金石であるといえる。

次項では、「意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け」について、論ずる。

2.5 意思決定支援技術における「曖昧さを含む推論方式」の位置付け

本論文の「曖昧さを含む推論方式」の位置付けは、意思決定支援技術の次の分野に関連するものである。

- ・データ融合技術
- ・AI技術

「図1-5 意思決定プロセスとそれを支援する各種技術との関係」に、本論文の「曖昧さを含む推論方式」の位置付けを加えたものを、図1-7に示す。

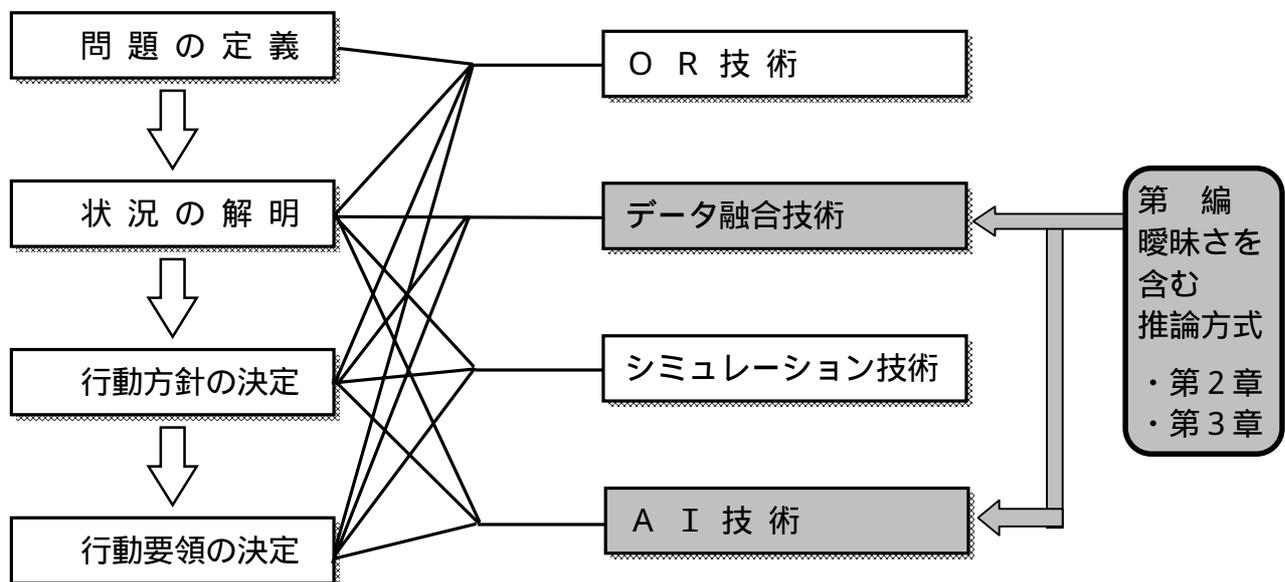


図1-7 意思決定プロセス及び支援技術と本論文の「曖昧さを含む推論方式」の位置付け

次項では、「曖昧さを含む推論方式」について、論ずる。

2.6 曖昧さを含む推論方式

(1) 次の2種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- 1) データの抽象化(数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用。
人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。
- 2) データの融合化(複数の定性的データの統合): Dempster-Shaferの確率理論を使用。
融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

なお、この枠組み(ファジィ論理 + Dempster-Shaferの確率理論)は、「一般的ケース」となっている。

(2) 上記(1)で、Dempster-Shaferの確率理論を使用する理由は、以下のとおりである。

データを扱う主要分野として、確率理論がある。代表的なものは、次の2種類であり、それぞれの特徴は以下のとおりである[24]。

ア Bayesの確率理論

イ Dempster-Shaferの確率理論

ア Bayesの確率理論

Bayesの確率理論は、曖昧なデータに対して、主に、次の二つの不都合がある。

無知量(ignorance)を、うまく表現できない。

どちらとも決めかねる無知の部分(信用の欠如(lack of belief))を、無理に不信用(disbelief)の部分に押しやっている。

事前確率の割当てに、無理をしている。

n個のうちのいずれかを定める何の情報もないとき、それぞれに、 $1/n$ の事前確率を割り当てるのが、よくある。Bayesの確率で考える場合、事前確率を与えなければ話が進まないの、無理をしていることになる。

イ Dempster-Shaferの確率理論[24] (注2)

これに対して、Dempster-Shaferの確率理論は、主観にかかわる不確実性を扱い、無知量や事前確率の割当てに対して、無理に設定することなしに、「わからない」まま扱うことができるものである。また、Dempster-Shaferの考え方は、Bayesの確率を特殊ケースとして包含しており、Bayesの確率理論を一般化したものである。

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

このことにより、人間が曖昧なデータをそのまま「わからない」という形式で記述することが可能となり、取り扱い易くなった。

本論文では、Dempster-Shafer の確率理論の次の2点に着目し、曖昧さを含む推論方式の主要要素と捉えている。

- () 曖昧なデータの知識表現能力という見地から、直感的に理解し易い。
- () Dempster の結合規則 (Dempster's rule of combination) があるため、データの融合が比較的容易である。

(注2) 概要を、「付録B」に示す。

(以上)

(3) 以下の章で、「曖昧さを含む推論方式」について論述する。

- ・第 編 曖昧さを含む推論方式
 - ・第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について
 - ・第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

次項では、「曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用」について、論ずる。

3 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

3.1 背景及び目的

(1) 背景

人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスは、次の復号プロセスと同一視化できると考えられる。

- ・歪み及び誤りを含む受信語に対する復号は、歪み及び誤りがあるにもかかわらず、元のデータを推定するプロセスである。

すなわち、人が「曖昧さ」を含むデータを基に推論することは、復号プロセスがある方式やアルゴリズムに基づいて元のデータを推定する方法と同様であると見なすことができる。

(2) 目的

「曖昧さを含む推論方式」と「復号プロセス」とを、同一視化できることを示すことである。また、曖昧さを含む推論方式を、復号プロセスに応用できることを示すことである。

次項では、「情報源及び通信路符号化・復号」を概観する。

3.2 情報源及び通信路符号化・復号

情報伝達の基本モデルを、図1-8に示す。

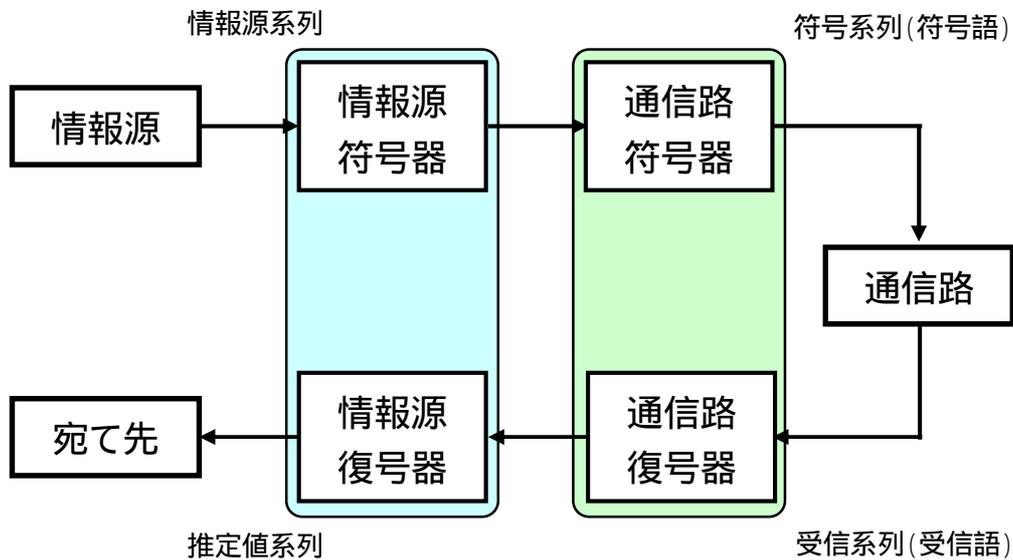


図1-8 情報伝達の基本モデル

本論文では、図1-8の「情報源符号化・復号」及び「通信路符号化・復号」の部分を取扱う。

まず、「情報源符号化・復号」、「通信路符号化・復号」の概要について、以下の項で概観する。

- ・ 3.2.1項 歪みのある情報源符号化の概要
- ・ 3.2.2項 通信路符号化（誤り訂正符号）の概要

また、それぞれの項に対して、本論文の以下の章が、対応する（図1-9参照）。

- ・ 3.2.1項 歪みのある情報源符号化の概要：
 - 第編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について
 - 第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について
- ・ 3.2.2項 通信路符号化（誤り訂正符号）の概要：
 - 第編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 第6章 2次元複合符号について

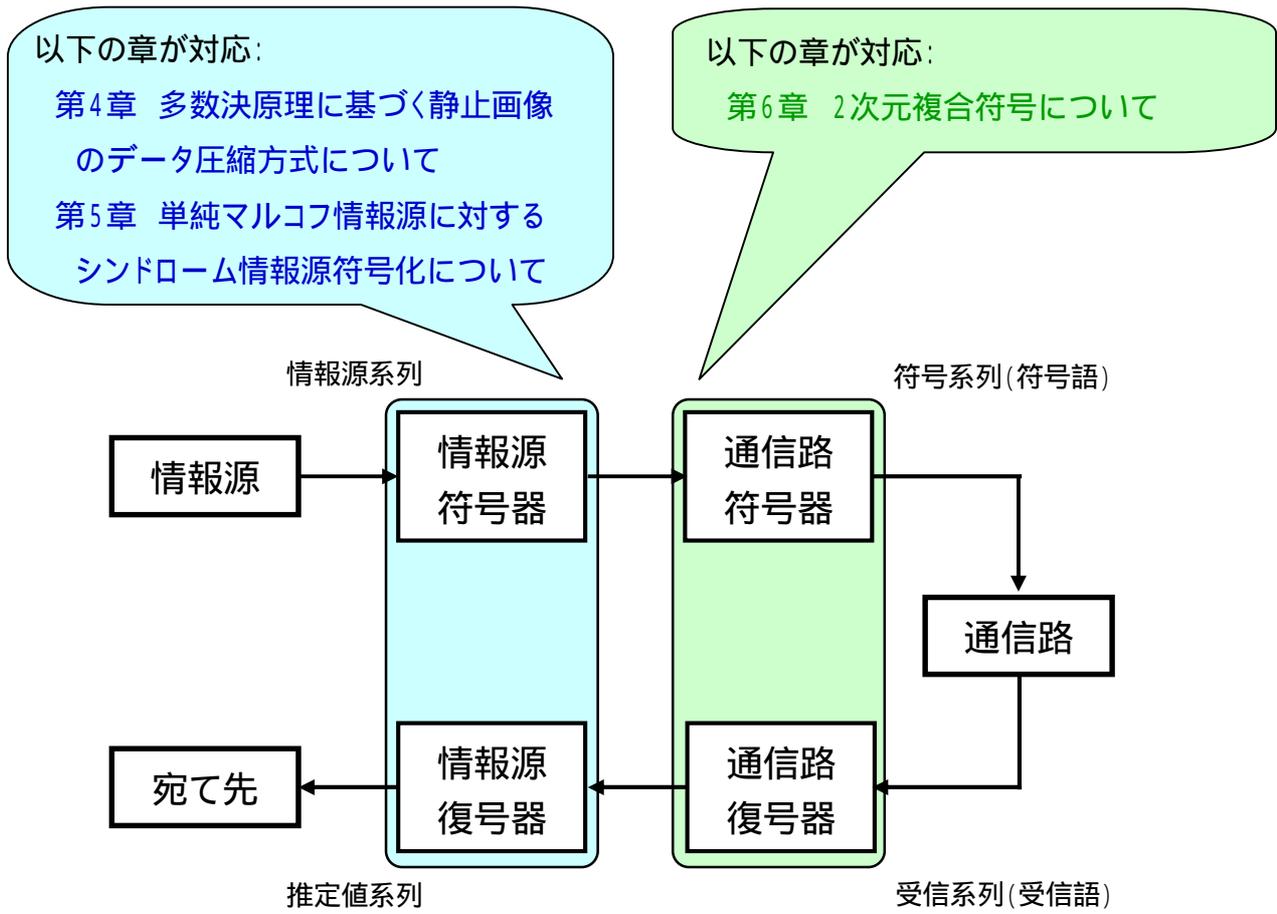


図1 - 9 情報伝達の基本モデルに対応する本論文の章

3.2.1 歪みのある情報源符号化の概要

歪みのある情報源符号化の概要として、歴史と展望を概観する[25]。

(1) 高能率符号化方式

(1.1) 定義と要諦

受信側での再生品質の歪みや劣化を極力抑えて、情報源信号を伝送するに要するデータ量を削減する(いい換えると、伝送レートを低くする、あるいは所要伝送帯域を圧縮する)デジタル手法を、高能率符号化あるいはデータ圧縮符号化と呼んでいる。現在、情報源符号化として検討されている符号化手法のほとんどは、高能率符号化である。

この高能率符号化の要諦は、次の各種冗長度を圧縮あるいは除去するためのアルゴリズムを開発することにある。

- ・ 情報源信号が持つ統計的冗長度(時間軸、空間軸、周波数軸上での相関性や振幅分布の偏り)
- ・ 心理知覚特性上の冗長度(聴覚あるいは視覚機能の歪感知限界)
- ・ 構造的冗長度(音素、あるいは輪郭など)
- ・ 知識的冗長度(パターン認識に関する互いの約束事としての共有知識)
- ・ エントロピー的冗長度(符号記号の生起頻度の偏り)など

以下では、主たる情報源符号化方式のこれまでの歴史を迫りつつ、その開発の流れを明らかにしていく。

(1.2) PCM

1937年、A.H.Reevesは音声信号伝送に関して、これまでの情報損失を伴わない可逆変換方式(noiselessあるいはlossless)であるPAM(Pulse Amplitude Modulation)及びPPM(Pulse Phase Modulation)の発明に引き続き、情報損失を許容する非可逆変換方式(lossy)であるPCM(Pulse Code Modulation)を提案した。これによりデジタル通信の幕が開いた。情報源符号化(source coding)の歴史は、PCMの出現をもってその嚆矢としている。

PCMはアナログ波形の情報源信号を、パルスの組合せというデジタル形式の情報表現に変換し、伝送することを目的としている。ここで重要な特徴は、デジタル情報は基本的にはパルス形状ではなく、パルスの存在の有無が担っていることである。

PCMの機能を達成するには、次なる3段階の信号処理過程が必須条件となる。

標本化(sampling)

量子化(quantizing)

符号化(coding)

標本化過程

Shannon の標本化定理を満たすことが求められ、伝送対象である時間連続・振幅連続のアナログ信号は、 $T_s = 1/2f_B$ なるパルス間隔で時間離散・振幅連続の標本系列(PAM 系列)に変換される。ここに、 f_B はアナログ信号が有する帯域幅であり、 $T_s = 1/2 f_B$ と等号が成立するとき、 T_s はNyquist 間隔と呼ばれる。上記標本化定理を満たす限り、この過程は可逆変換である。

量子化操作

原理的には、A/D(Analog to Digital)変換操作であり、この過程で振幅連続 PAM 信号は振幅離散 PAM 信号に丸められる。このとき、量子化誤差の生ずることは不可避であり、これを量子化雑音と称している。したがって、この過程は非可逆変換である。

符号化過程

各振幅離散 PAM 信号はそれぞれ符号語(すなわち、パルスの有無の組合せ)に変換される。前述のように、パルス波形は2値の方形波に限定されはしないが、時間離散でかつ振幅離散であることが最低条件となる。

受信された符号系列は、復号過程で再び振幅離散 PAM 信号に復元され、LPF(Low Pass Filter)を通すことで、原信号と近似した波形列が再生される。

以上の説明で明らかのように、パルスの有無だけが伝送情報となることから、PCM 方式は通信路における妨害並びに相加雑音に対して極めて強いので、劣悪な伝送メディア環境下でも高品質伝送が可能になるのである。

1948年、C.E.Shannon は、H.Nyquist や R.V.L.Hartley などによる、従来の通信に関する理論を集大成し、“A Mathematical Theory of Communication”と題する論文を Bell System Technical Journal(BSTJ)に発表した。この論文は、現在情報理論と称せられている学問体系の源流にしてかつ本流となっており、特に情報源符号化に関する基礎理論の輝ける金字塔として、不朽の名をとどめている。

Shannon は続く論文の中で、雑音のある通信路に関して、その場合の通信路容量(channel capacity)について論じ、PCM が理論的にこの通信路容量を大きくできる優れた通信方式であること、また通信路での信号伝送帯域 f_T と信号対雑音比(SN 比)には互換性があることを示している。

ところで、PCM の符号化アルゴリズムは全く素朴である。このことから、以下などの問題点があった。

- 1) アナログ変調に比べて、広帯域伝送となってしまう(標本化で最低2倍、nビットの符号化で更にn倍)
- 2) 標本化、量子化、符号化の三つの機能が必要不可欠であるがために、変調回路がア

ナログ変調よりもはるかに複雑となる。

もちろん、ShannonによりPCMの再評価が行われて以後、種々の特性改善が行われている。例えば、圧伸(companding)機能の付与はその代表格である。この手法導入により、ダイナミック・レンジが拡大され、量子化雑音が減少でき、通話の自然度が向上し、ビットレートの減少も若干は可能となっている。

しかしながら、当時の能動素子は真空管が主体であり、そのため変調回路サイズも電力消費も大きく、しかも信頼性に乏しかった。

上述の問題点2)の解決は、トランジスタなど固体能動素子の開発並びにコンピュータと技術を共有する論理回路やメモリ回路の発達に待たねばならなかった。他方、問題点1)については、ShannonのPCM見直し以後、次々と新たな改善アルゴリズムが発表されている。

(1.3) 予測符号化

PCMは波形符号化であり、時間領域における符号化方式である。同じ波形符号化のクラスとして、音声信号の統計的性質を活用することで、回路の複雑さや符号化効率、更にはSN比を改善しようとしたのが、E.M.Deloraineら、L.J.Libois、F.de.JagerなどによるDM(Delta Modulation)の提案、開発である。

DMの原理は、PCMに比べると極めて簡単である。符号化回路は、その一部分としてフィードバック機能を持つ局部復号回路を有し、一方復号回路の構成は局部復号回路と全く同一である。局部復号回路からの出力信号は符号化回路への入力信号と比較され、その差の正負に応じて1単位の2進符号が生成されて伝送される。局部復号回路が1標本化周期の遅延素子で構成された場合、この回路は前値予測と呼ばれる信号処理を行うことになる。

ただ、L.H.Zetterbergが指摘したように、原理のままの単純なアルゴリズムでは粒状雑音(granular noise)以外に勾配過負荷雑音(slope overload noise)の影響が強く、PCMと同程度の再生品質を得るためには、PCMの伝送帯域より更に1.5倍程度広げざるを得なかった。

1952年、C.C.Cutlerは、PCM回路に図1-10(a)に示した前値予測機能を付加したフォワード型方式を開発し、DPCM(Differential PCM)と名付けた。ただし、この回路構成では量子化誤差を累積してしまう恐れがある。その後、DMと同じ形式である同図(b)のバックワード型が導入された。いずれもQは量子化回路、Dは1標本化周期の遅延要素を表している。図1-10(a)と(b)とは両者のQを無視すれば、全く同じ伝達特性を有する回路である。

図1-10(c)は同図(b)の一般型であり、バックワード回路全体を予測回路と称している。

この回路構成によると、先行する複数個の標本値が予測に用いられることになる。これが予測符号化方式のプロトタイプである。ここに、パラメータ a_k ($<1 ; k = 1, 2, \dots, p$) は損失係数(loss factor)であり、これにより符号誤りの累積を減ずることができる。

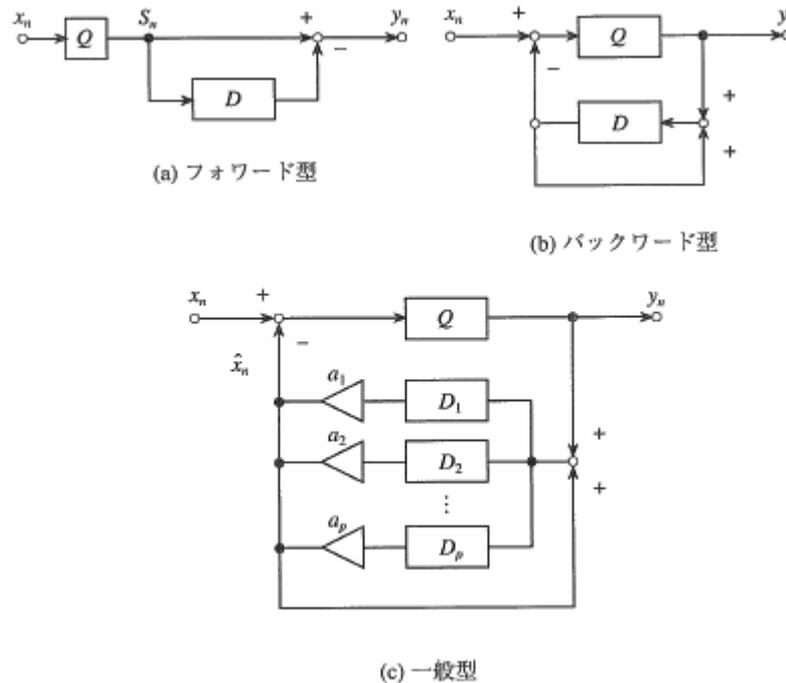


図1 - 10 DPCM方式のブロック図

図1 - 10 (c)から直ちに、DM、DPCM、そしてPCMまでも予測符号化方式の特殊なクラスとして扱えることがわかる。

Cutler に続いて、C.W.Harrison はテレビ信号に対して、同一ラインの過去の2 標本を用いた傾斜予測、1 ライン前の1 標本を用いたライン予測、複数個用いた平面予測などについて実験を行っている。このテレビ信号については、J.B.O'Nea1,Jr.が、最適予測をすれば同一ビット数のPCM よりも 14dB 以上のSN 比改善が可能であることを示している。

一方、音声信号に関しては、似鳥が三浦・越川の音声波形の瞬時レベル分布についての実験結果を基に、PCM に対するDPCM のSN 比改善度は、次となることを理論的に明らかにしている。

$$\frac{1}{2} \left\{ 1 - \rho \left(\frac{1}{f_s} \right) \right\}$$

ここに (\cdot) は音声信号の正規化自己相関関数であり、 f_s は標本化周波数である。例えば、 $f_s = 8.0\text{kHz}$ のとき、改善度は約 4dB となっている。つづいて、R.A.McDonald は最適予測を行えば、同一ビット数のPCM よりも 5.7dB 程度の改善となることを報告している。

図1 - 10 (b)のブロック図を、閉ループのフィードバック・サーボ機構と見れば、サンプリング系の制御理論と結びつく。また、デジタルフィルタと見れば、信号処理論に帰着

する。

例えば、図1-10(c)の p 次の予測回路と同様な回路構成を用いて、図1-11(a)を構成する。このとき、予測値 \hat{x}_n 及び出力値 y_n は、それぞれ、次式のようにになる。

$$\hat{x}_n = \sum_{k=1}^p \alpha_k x_{n-k}$$

$$y_n = x_n - \hat{x}_n$$

これより、この回路の伝達関数 $H_a(Z)$ は、次式のように求まる。

$$H_a(Z) = \frac{Y(Z)}{X(Z)} = 1 - \sum_{k=1}^p \alpha_k Z^{-k}$$

これは、明らかにFIR(Finite Impulse Response)フィルタの特性である。他方、図1-11(b)のように置けば、予測値 \hat{x}_n 及び出力値 y_n は、それぞれ、次式のようにになる。

$$\hat{x}_n = \sum_{k=1}^q \beta_k y_{n-k}$$

$$y_n = x_n - \hat{x}_n = x_n - \sum_{k=1}^q \beta_k y_{n-k}$$

これより、この回路の伝達関数は $H_b(Z)$ は、次式のように求まる。

$$H_b(Z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^q \beta_k Z^{-k}}$$

これは、IIR(Infinite Impulse Response)フィルタの特性そのものである。

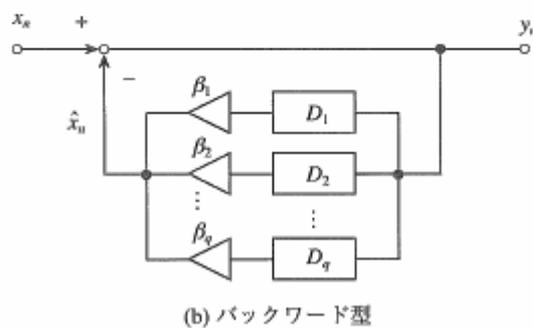
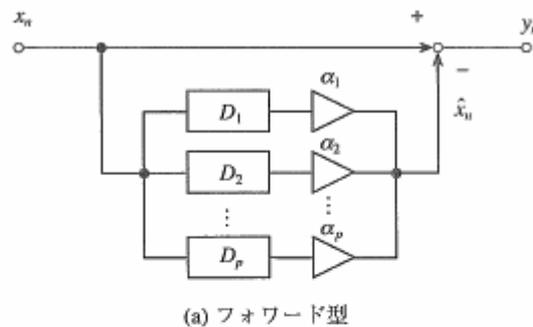


図1-11 線形予測法

このような音声処理手法は、線形予測法と呼ばれている。上記の手法は分析により導かれるパラメータ α_k 及び β_k を用いることで、音声信号の合成が可能となることから、分析合成方式(Analysis by Synthesis)あるいはパラメータ伝送方式と称している。この実用性を持った改良型が PACOR(Partial Auto Correlation ; 偏自己相関)手法である。波形伝送方式の予測符号化は、このようにパラメータ伝送方式とも密接な関係を有している手法である。

(1.4) レート・歪関数

これまでの議論で、予測符号化は情報源信号の標本値間に存在する相関(統計的冗長さの一つ)を活用する手法であることを示した。ところが、音声信号並びにテレビ信号いづれについても、短時間的には定常性ありと認められているけれども(例えば、音声信号ならば約 20ms 以内)長時間的には明らかに非定常性を示す。この非定常性に対処するため、時間可変パラメータを用いる適応型符号化手法も開発されてはいるものの、情報源符号化の研究成果に対する常に湧く疑問として、対象情報源信号の冗長さ除去限界は果たして存在するのだろうか、あるとすればその理論的根拠は明確に示せるだろうか、などがあつた。

このような疑問に答える形でその理論的限界を示したのが、Shannon のレート・歪理論(Rate Distortion Theory)である。Shannon は 1948 年の論文の中で、PCM の量子化雑音問題と共に、すでに忠実度規範(fidelity criterion)なる概念を述べている。これは、ブロック化された情報源信号 x_L と再生信号 y_L との間に生じた間に生じた平均歪みの大きさを、 y_L が x_L に対して保持している忠実さの度合でもって評価しようとするもので、このための評価基準を指している。

この概念は、1959 年 Shannon が新たに書いた論文により、明確となった。ここには、与えられた忠実度規範(すなわち許容できる最大の平均歪み D)を満たす再生信号を得るために必要な情報源符号化に要する最小データ量、すなわちビットレート R が D の関数として導出されている。Shannon はこの $R(D)$ をレート・歪関数と名付け、そのいくつかの性質を明らかにしている。

レート・歪理論は、その後 R.G.Gallager 並びに T.Berger により体系的にまとめられた。このことより、情報源符号化でもって許容される平均歪みの度合により、情報源信号が固有に持つエントロピーより遥かに小さい伝送レートまでデータ圧縮することが可能であることが示された。いいかえると、平均歪み D と伝送レート R との間にはトレードオフの関係があり、許容される D の度合によっては、 $R(D) = 0$ の場合も起こり得るのである。

このようにして、情報源符号化によるデータ圧縮限界は、ようやくその理論的根拠を持つに至った。

(1.5) 変換符号化

予測符号化とは、時間領域において存在する統計的冗長度に着目して信号処理を行う、causal 符号化手法であった。また、単一標本値に対して量子化操作を施す、スカラー量子化(あるいは一次元量子化)方式である。

他方、周波数領域に存在する冗長度を除去することに着目した、noncausal 符号化手法も考えられる。テレビ信号の場合、マルコフ過程に従う統計的な冗長度だけでなく、視覚的な冗長度もこの手法の対象となる。その代表例が情報源信号をブロック化し、これに線形変換を施す変換符号化(Transform Coding)である。このための線形変換に用いる直交関数は、数学分野において古くから数多く知られている。

1956年、H.P.Kramer と M.V.Mathews は相関のある信号に対して、Hotelling 変換を適用することを提案した。Hotelling 変換は Karhunen-Loeve 変換(KLT)とも呼ばれ、ブロック要素間に存在する相関を完全に除去するべく軸変換を行う手法であり、統計的に最適とされている直交変換である。しかしながら、やがて KLT は最適であっても汎用性、実用性に欠けるということが明らかとなった。

1965年、榎本・芝田により、テレビ信号に Hadamard 変換(一般には Walsh-Hadamard 変換(WHT)と呼ばれている)を施し、得られた変換ベクトルの各要素をスカラー量子化する手法が提案された。WH 行列は次の漸化式で表現できる。

$$H_L = \begin{bmatrix} H_{L/2} & H_{L/2} \\ H_{L/2} & -H_{L/2} \end{bmatrix}, \quad H_1 = [1]$$

ここに、ブロックサイズ L は偶数のみをとるものとする。

このように、WH 行列は直交関数の中でも極めて単純明快な形式を持つので、ハードウェア化が容易となる。このような利点に注目し、変換符号化研究がスタートした当初は、WHT が盛んに検討された。この研究の推移には、予測符号化における DM 研究の歴史を彷彿させるものがある。

以後、画像信号に関しては、Fourier 変換や閉区間 $[0,1]$ で定義される Harr 変換などが次々と報告された。一方、離散的に変換を行う手法も同時期提案されている。まず、J.W.Cooley と J.W.Tukey による DFT(Discrete Fourier Transform)の提案は DSP(Digital Signal Processing)処理のきっかけを作ったとされている。ついで、N.Akmed/T.Nataraiian /K.R.Rao による DCT(Discrete Cosine Transform)は実数計算を行わねばならないが、2次元 DCT を 1次元 DCT により簡約表現できる可分性(separability)を持ち、KLT に最も近い特性となる。これにより、以後 DCT は変換符号化の代表格となった。

画像信号への適用よりは遅れたが、音声信号に関し R.Zolinski と P.Noll は KLT、DCT、DFT、WHT など様々な直交関数を基にして適応型の変換符号化(Adaptive Transform Coding ; ATC)を検討している。ここでは、約 20ms 以内の定常性に着目して、

$f_s = 8\text{kHz}$, 16ms のブロック長でビット割当を適応的に行っている。関連研究を、J.M.Tribolet と R.E.Grochierie 並びに J.L.Flanagan らの Bell 研グループが精力的に報告している。その他、ベクトル量子化と組合せた例や、高品質オーディオに ATC を用いた例がある。

一般に、変換符号化ではブロックサイズ L が大きいほど SN 比は改善されるが、逆に量子化雑音が知覚されやすくなることから、 8×8 程度が広く用いられている。また、各変換係数に対するビット割当も冗長度削減度合を決定するのに重要である。

(1.6) ベクトル量子化

変換符号化は、ベクトル量子化の1クラスとも見ることができる。ベクトル量子化の萌芽は Shannon の論文に遡る。Shannon は連続する入力信号を長さ L でブロック化して u_L とし、平均歪み D あるいはそれ以下で再生するという条件のもとに、できるだけ u_L のエントロピーを低くしてこれをブロック符号化することを述べている。ただ、ブロック符号なる呼称は以後、通信路符号(現在では『誤り訂正符号』の方が一般的である。)において広く用いられるようになったので、情報源符号化についてはブロック情報源符号化あるいはブロック量子化などが用いられていた。

R.M.Gray のグループ、A.Gersho のグループ、並びに田崎のグループは、それぞれ独立に、1976 年頃よりブロック化された情報源信号を一つのベクトルとしてまとめてブロック量子化することを検討し、ここにベクトル量子化 (Vector Quantization ; VQ) 手法が確立した。

VQ には、時間領域で直接情報源信号を波形符号化する手法と、直交変換された変換係数をサブブロックに分割し、周波数領域で VQ する手法がある。

VQ の問題点は、符号帳(codebook)内の再生ベクトルの数 N が大きくなると符号帳を構成するためのメモリ量と、符号帳から最適な再生ベクトルを探索するための演算処理量が指数関数的に拡大することとされている。これに対して、符号帳を情報源特性に依存しない、組織的な構造を持つラチス(lattice)量子化器で高速処理可能とし、スカラー量子化器を前置した VQ によりメモリ量を削減する試みが報告されている。もちろん、昨今の LSI 技術の急速な進展とコスト低下は、VQ に対する複雑な DSP 処理を更に容易なものとしている。

このようにして、1980 年初頭までに冗長度除去を主目的とした、情報源符号化の代表的アルゴリズムとされている予測符号化、変換符号化、そしてベクトル量子化各手法が出揃ったのである。

八島は予測符号化、変換符号化、ベクトル量子化の順に符号化に関する処理量が増え、これと共に圧縮率は高くなる傾向にあることを指摘している。

S.Singhal/D.E.Gall/C.T.Chen によると、放送スタジオ規格 6MHz カラーテレビ信号に

対する圧縮率は、予測符号化(フレーム内DPCM)で90~140Mb/s程度、変換符号化(JPEG対応)で30~45Mb/s程度、そしてベクトル量子化(空間適応階層型の低ビット静止画対応)で56k~256kb/sとなる。この関係は、これまで述べてきた情報源符号化の開発史から見てもうなずけることである。

更に、国際標準取り決めの議論の中で、上記3方式がその対象情報源符号として選ばれ、最終的に当時最も注目を集めていたDCTが採用されたことも、むべなるかなである。例えば、1985年画像符号化に関してヨーロッパ地域での権威者の一人であるH.G.Mussmanが当時の最先端画像符号化研究について語っている。その中で、次などについて詳細な記述は見られるが、VQをイメージする内容としてはわずかに構造符号化(Structure Coding)が数行あるに過ぎない。

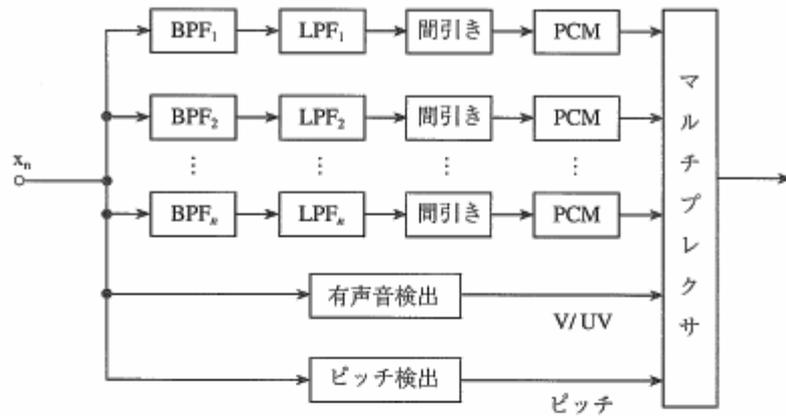
- (1) 動き補償問題が重要
- (2) 変換符号化で低ビットレートでのデータ圧縮を行う場合、DCTがWHTより優れている
- (3) DCT/DPCMによる混合符号化(Hybrid Coding)が有望

すなわち、“この形式の符号化についての基礎概念は、変換係数グループを一つのパターンとみなすことである。このパターンはテンプレート(basic pattern)と比較され、最近傍テンプレートのアドレスだけが伝送される”、とある。これこそVQの基礎概念そのものである。

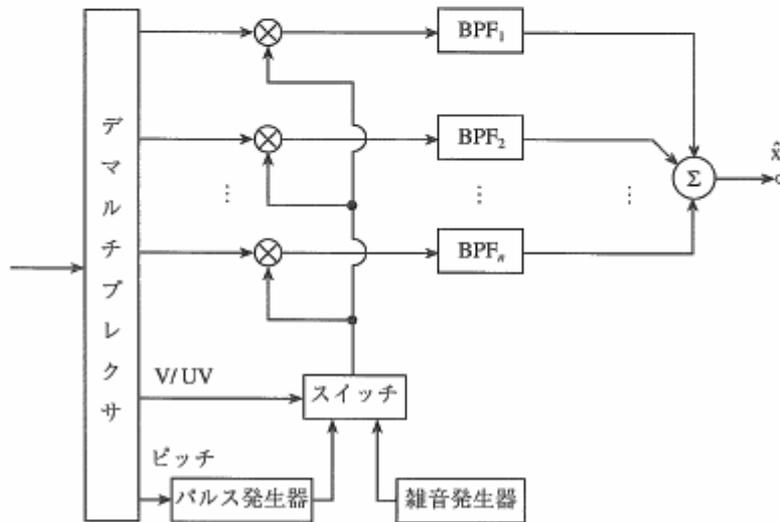
(1.7) 帯域分割符号化等

周波数領域における冗長度に注目した他の手法として、帯域分割符号化(Sub Band Coding; SBC)がある。音声信号に関しては、周波数帯域をいくつかに分けて、その中の聴覚的に重要な帯域、あるいは電力の大きい帯域に多くのビット数を割り当てるのが考えられる。これについては、例えばR.E.Crochiere/S.A.Webber/J.L.Flanaganの研究を挙げる。

このような帯域分割を音声信号に適用することについては古い歴史があり、1939年のH.Dudleyによるチャンネル・ボコーダ(channel vocoder)がその皮切りである。このチャンネル・ボコーダでもって、1.2k~9.6kb/sの音声伝送が可能になったとされている。図1-12にチャンネル・ボコーダの分析部・合成部のブロック図を示す。



(a) Channel Vocoder の分析部



(b) Channel Vocoder の合成部

図1 - 12 Channel Vocoder のブロック図

画像信号に関する SBC の適用研究は音声信号より遥かに遅い。1984 年 M.Vetterli は画像信号をまず低域(Low ; L)と高域(High ; H)に分け、更に LL、LH、HL、HH に分割して符号化する手法を提案している。

画像信号に関しては、フレーム (あるいはフィールド) 間での物体の動きを検出し、これを予測や補間に用いる手法があり、これを速度場抽出による動き補償 (Moving Compensation ; MC)と呼んでいる。1975 年報告の J.D.Limb と J.A.Hurphy による動き推定アルゴリズム研究が、その最初と思われる。

現在よく知られている手法の一つは、A.N.Netravali と J.D.Robbins による勾配法である。隣接フレーム間で、あるフレームの注目画素と前フレームのその近傍画素との差分値を用いて動きベクトルを得ている。個々の画素に注目することから、画素漸化法 (Pel Recursive Algorithm ; PRA)ともいわれている。

もう一つの手法は、二宮と大塚によるブロック・マッチング法 (Block Matching Algorithm ; BMA)である。各フレームをブロックに分け、それぞれのブロックに関して、

前フレームのいくつかのブロックから平均誤差(MSE あるいは MAE)が最小となるブロックをパターンマッチングにより最近傍ブロックとして検出する。そして各ブロックの中心画素間の平行移動的位置ずれを動きベクトルとして表現する。BMA が DCT と併用される場合、ブロック処理が共通にできるので、PRA よりも広く用いられている。ところで、フレーム間での実際の物体の変位は (d_x, d_y) で表される平行移動だけでなく、 (s_x, s_y) なる伸縮や (θ_x, θ_y) なる回転も含まれている。これに対して、T.S.Huang と R.Y.Tsai は3次元剛体に対する平行移動と回転についての動きモデルを提案した。更に、C.F.Fuh と P.Maragos は Affine 変換を用いることで三つの変位パラメータすべてが抽出できることを示した。しかし、現実問題として、この手法は必要なマッチング操作回数が大幅に増加し、演算量が BMA の約 10^3 倍にも達してしまっている。

Helmart 変換はこの改善策の一つであるが、なお BMA の 10^2 程度の演算量を必要とする。最近、変位が小さい範囲では BMA を用いても伸縮、回転が検出できることが明らかとなってきた。このため、

$$M = \begin{bmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{bmatrix}, \quad d = [d_x, d_y]$$

なる形の Helmart 変換を用いて1次変換を行うことにより、精度良く三つの変位パラメータ抽出が可能となっている。

(1.8) 国際標準化

1970年代前半、テレビ電話の研究が盛んに行われたが、結果として時期尚早ということで終わった。そのときの原因究明議論の中に、テレビ電話は本質的に人間の性にあわないのではないかとの見解があった。けれども、撤退を余儀なくされた最大の理由として、情報源符号化の中で当時 DCT は未だ完全に立ち上がっておらず、VQ 手法は未だこの世に姿を見せていなかったという、ハード・ソフト両面において技術レベルが成熟段階に達していないことを挙げるべきであろう。実のところ、1970年代後半になって、DCT が高能率符号化の花形として期待されるようになって、なおテレビ信号デジタル化の実用化例は報告されていない。

1980年代に入ると、デジタル化されたテレビ電話/テレビ会議が再び世界で話題となり出した。そしてこの動きを受けて、1984年この国際標準を検討すべく、CCITT(Consultative Committee on International Telephony and Telegraphy; 現 ITU-TS)が専門家会合を発足させ、勧告 H.261(1988)を制定している。この H.261 は $64\text{kb/s} \sim 1.5\text{Mb/s}$ ($P \times 64k$, $p=1 \sim 30$ と設定)を用いて、動き補償のフレーム間予測(ブロックサイズ 16×16)を行った後に DCT(ブロックサイズ 8×8)を施し、これにエントロピー符号化を組合せた方式である。

1986年、カラー静止画像について CCITT と ISO(International Organization for

Standardization)の合同専門家会合(Joint Photographic Experts Group ; JPEG)が設けられ、1989年ADCT(Adaptive DCT)とエントロピー符号化の組合せがJPEG方式として勧告された。この段階で、画像に関する国際標準としてのDCTの優位さは決定的となった。

1988年、ISOはCD-ROMなどデジタル蓄積(Storage)メディアに動画像情報を記録することに関して、動画像専門家会議(Moving Picture Experts Group ; MPEG)をスタートさせた。1M~1.5Mb/sを対象とするMPEG1勧告(1990)がその成果である。MPEG1はそれまでの国際標準であるH.261やJPEGと共通部分をもつ方向で検討が進められ、動き補償フレーム予測(16×16ブロック、1/2画素単位の動きベクトル検出)を行った後、DCT(8×8ブロック)を施すアルゴリズムを採用している。エントロピー符号化も当然のこととしてこれに組合わされている。

MPEG1オーディオは、レイヤI(128k/192kb/s)、レイヤII(96k/128kb/s)及びレイヤIII(64k/96k/128kb/s)に分かれており、レイヤI及びIIではSBC(32分割)が、レイヤIIIではレイヤIのSBCに加えてDCTがやはり標準として採用されている。

続いて1992年、ISOとITU-TS(Television Standardization)の共同作業として、MPEG2の専門家会合が設立された。ここでは、160Mb/sの放送局向けスタジオ信号規格の標準テレビ4:2:2コンポーネント方式から960Mb/sのHDTVまでが対象とされた。1993年決定した基準仕様では、フィールド内/フィールド間動き補償を行った後DCTが施され、更にこれにエントロピー符号化が組合わされている。この仕様に従えば、現在の標準テレビ信号は5~10Mb/sまで圧縮できる。したがって、この圧縮に加えて16値/32値QAM(Quadrature Amplitude Modulation)あるいは4値VSB(Vestigial Sideband Modulation)のような多値デジタル変調を組合せれば、所要帯域は更に1/3程度圧縮できる。このことでもって、1チャンネルのアナログテレビ伝送と同等の帯域幅が与えられれば、画質を低下させることなく、3~4チャンネルを確保することができる。この結果は、かつてデジタル伝送で多値化が進めば、段々とアナログ伝送帯域に近いところまで帯域圧縮が可能かもしれない、といわれたことを遥かに越えた内容となっている。

一方、音声信号に関してもCCITTで国際標準化が進められ、勧告G.722(1988)として結実している。ここでは、7kHz帯域音声を64kb/s以内のビットレートでもって符号化するSB-ADPCM(Sideband-Adaptive DPCM)が採用されている。すなわち、50Hzから7.0kHzまでの間を、4.0kHzを境として低域・高域に2分割し、各帯域における信号をそれぞれADPCMすればよい。図1-12で、PCM回路をADPCM回路に置き換え、ADPCMの前に標本化回路(Sampler)を挿入し、V/UV及びピッチ回路を取り外せば、この場合の回路ブロック図となる。

(2) 今後の展望

(2.1) モデル化の重要性

前項では、主として統計的冗長度を圧縮する符号化方式を述べ、これら方式と組合せて心理知覚特性上の冗長度を更に配慮した符号化方式が広く用いられていることを紹介した。

ところで、(1.1)項に述べた情報源信号が有する各種の冗長部分を、再生品質を知覚的に損なうことなく減少あるいは除去するに当り、これら冗長度の生成構造をいかに的確に、数学的にモデル化でき、定量的に扱えるかがその成否を決める極めて重要なポイントとなってくる。

画像情報は音声情報に比べて自然性が高く、また知識として理解される部分が少ないだけに、モデル化も難しく、冗長度の除去は複雑になる傾向がある。しかしながら、画像情報の所要伝送帯域が音声情報のそれに比べて1,000倍以上もあることから、データ圧縮への期待はより高い。

(2.2) いくつかのモデル例

情報の発生量が局所的に変動するような、非定常性の情報源に対しては、ARMA(Auto-Regressive Moving Average)は有効なモデルである。

網膜特性に対しては、可変密度サンプリングモデルが提案されているが、このモデルはまた定差のDMに対しても有効である。

Plateau 符号化アルゴリズムは輝度信号の変化点から色度信号の変化点を検出しようとする、知覚荷重歪みに関するモデルである。

第3世代の符号化に分類されているモデル符号化に関するワイヤードフレームも顔画像情報に用いて有効である。

音声情報に関して、VQと組合わされたHMM(Hidden Markov Model)は、不特定話者による独立語の認識手法として広く活用されている。

(3) むすび

サブバンド符号化のークラスとも見られるウェーブレット変換は現在有効なデータ圧縮手法として注目を集めている。フラクタル符号化も新たな期待の一つである。知的符号化は第5世代の符号化であり、究極の符号化と原島は述べている。このように新しい情報源符号化の概念構築は大いに興味あるし、若手の研究者にとって大変魅力ある研究テーマといえる。

しかしながら、本項で検討してきたように、これまでの符号化アルゴリズム開発の流れを見てくると、その歴史のなかには既にお蔵入りしたような技術も数多く存在していることがわかる。それらには、その時代、ハードウェア部分やDSP技術、そしてそれに伴うソフトウェアとコストの問題で消えざるを得なかったものもある。

次項では、「通信路符号化(誤り訂正符号)の概要」について、概観する。

3.2.2 通信路符号化(誤り訂正符号)の概要

情報理論において、「情報源符号化」と並んで双璧をなす「通信路符号化(符号理論)」の概要として、歴史と展望を概観する[26]。

(1) 符号理論の歴史

符号理論の歴史は情報理論と同じく、1948年のC.E.Shannonの「数学的通信理論」に始まるとされることが多い。確かに、Shannonによって、符号化の限界が示され、その限界を達成する符号の構成を目的とする符号理論が生まれたと考えることもできる。しかし、今日の符号理論の実際の系譜は、1950年のHamming符号に始まると見る方が自然である。これは、その当時開発された真空管式電子計算機の記憶装置の誤り訂正のために考案された。これにより、初めて誤り訂正符号の組織的成法が与えられ、以後、符号理論は誤り訂正符号の構成理論として発展していく。

Hamming符号の出現から、およそ10年後の1959年から62年にかけて、実用上供、最も重要な符号が次々と生まれた。BCH(Bose-Chaudhuri-Hocquenghem)符号、Reed-Solomon符号などである。また、1961年に出版されたW.W.Petersonの著書は、符号理論の基礎を固めるのに決定的役割を演じた。これによりBCH符号やReed-Solomon符号の復号法が与えられるとともに、ガロア(Galois)体上の代数理論を基礎とした符号理論の美しい体系が構築されたのである。

日本においても、符号理論は早くから研究されている。1950年代のはじめから喜安や駒宮らにより線形符号や巡回符号の研究がなされた。また、I.S.Reed、G.Solomonとは独立に、有本により本質的にReed-Solomon符号と同等な構成法がほぼ同時期に提案されたことは特筆に値する。しかし、残念なことに、この時期日本国内で発表された成果はいかに優れたものであっても、国際的には、ほとんど知られることがなかった。

1960年代、符号理論は机上の空論と呼ばれることが多かった。宇宙通信などに用いられることがあったが、一般的には、非常に簡単な符号は別として、当時の技術水準からすると復号器が複雑となり過ぎ、実用には耐えなかったからである。

このため復号をできるだけ簡単にしようという立場から、1963年に多数決論理法がJ.L.Masseyにより提案され、1960年代の後半、差集合巡回復号、有限幾何学的復号などの多数決理論復号可能な符号が発明された。特に、差集合巡回符号は、後に日本の文字放送における誤り訂正への応用を契機として、FM多重放送など放送分野で広く実用化される。

また、比較的符号長が短く復号も簡単な符号を組み合わせ、符号長が長く誤り訂正能力の高い符号を構成しようという試みも早くから行われていた。1954年に、P.Eliasによって提案された積符号やG.D.Forney,Jr.が提案した接続符号がそれである。これらは、理

論上も大きな役割を演じることになるが、訂正能力に高い符号の装置化がまだ難しかった時期には、必須の技術であった。1980年代初頭に実用化されたコンパクト・ディスクで二重誤り Reed-Solomon 符号の積符号が用いられたことはよく知られている。

他方、BCH 符号や Reed-Solomon 符号などの効率の良い復号を単純化しようという研究も確実に進み、1968年に Berlekamp-Massey 法が発表された。これにより、復号法の複雑さが符号長の3乗から2乗に比例する程度となり、後に訂正能力の高い BCH 符号や Reed-Solomon 符号の実用化を促進する大きな力となった。また、1975年には、Berlekamp-Massey 法と同等の能力を持つが、非常に理解しやすいという特長を持つユークリッド (Euclid) 法が、杉山、笠原、平沢、滑川により提案された。今日では、Berlekamp-Massey 法と並んで広く実用化されている。

さて、Peterson の著書で扱われている符号のほとんどはブロック符号であった。それに象徴されるように、符号理論はブロック符号を中心に発展してきた。しかし、もう一つのタイプの符号であるたたみ込み符号も、その歴史はブロック符号と同様に古く、実用上も重要である。

たたみ込み符号は、1955年 Elias により提案されて以来、MIT を中心に研究が続けられた。まず、J.M.Wozencraft や R.M.Fano らにより逐次符号が見出され、宇宙通信などに用いられた。しかし、実用上最も重要な研究成果は A.J.Viterbi による復号法の発明である。これは、現在、衛星通信をはじめ、広く実用化されている。

たたみ込み符号の理論は Forney らにより構築されてきたが、ガロア体上の代数理論に基づくブロック符号の理論とは趣を異にし、有限状態機械の理論を基礎とし、制御理論などと共通点を持っている。また符号構成は、計算機探索に頼ることが多い。

以上述べた符号は、主として2元通信路におけるランダム誤り、またはランダムなバイト誤り(符号語を一定長の小ブロックに分割したとき、その小ブロック単位で生じる誤り)を対象とするものである。しかし、現実の通信路はそう単純なものではなく、さまざまタイプの誤りが発生する。また、情報伝達速度をあげるため、多値の信号を用いることも増えてきた。更に、2値信号であっても復号特性を向上させるため、通信路の出力を多値とすることも多くなった。このようなさまざまな通信路に対し、より効率良く誤りを訂正する符号や復号法の研究も符号理論の一つの大きな流れとなっている。

そのような符号として、最も古くから研究されている符号は密集して生じる誤り(バースト誤り)を効率良く訂正するバースト誤り訂正符号である。最初に現れたバースト誤り訂正符号は、1959年に発表された Fire 符号であり、これは後に磁気ディスク等の誤り訂正に用いられた。また、1963年には、嵩がより効率の良い符号を提案した。一方、バースト誤りたたみ込み符号としては、1960年に Hagelbarger 符号が発表されたが、1968年に岩垂符号が現れるに至って、単純なバースト誤り訂正符号の理論は一応の完成を見た。

その後の研究は、バースト誤りとランダム誤りの両者が混在する場合に、それらを効率

良く訂正する複合誤り訂正符号の構成に移っていった。これは、実用上重要な問題であるが、その効果の評価が難しく、まだ完成の域に達しているとはいえない。

多値通信路に対する誤り訂正符号の研究が本格化したのは、1970年代の中頃、G.Ungerboeck と今井、平川によってである。彼らは多値の振幅変調や位相変調などを行う通信路に対し、効率良く誤り訂正を行う方法を提案し、これにより誤り訂正符号化と変調を一体化して設計する符号化変調の基礎が築かれた。符号化変調はその後、符号理論の一つの大きな分野に成長し、今日に至っている。

従来2元通信路と扱われてきた通信路も、出力は本来アナログ値をとる。それを0または1に判定すること(硬判定)により2元通信路として扱ったのである。しかし、このような硬判定で多くの情報が失われてしまう。そこで、復号特性を向上させるために、通信路の出力をより細かく量子化し、アナログ的な情報を生かして復号を行う軟判定復号が盛んに研究されるようになってきた。これは、復号特性に大きな効果があり、実用上も極めて重要である。古くは Forney の一般化最小距離復号などの提案があるが、たたみ込み符号の構造を表すのに用いられているトレリス構造に基づいてブロック符号を表現し、Viterbi 復号を行うという研究が嵩や S.Lin を中心として行われており、一つの新しい分野を形成しつつある。

符号理論は、実用化の進展とともに、その領域を拡大し、新たな分野を開拓してきているが、符号理論の古典的な中心課題に関しても、いまなお新たな進展が見られる。符号理論の中心課題は、復号が簡単で効率の良い2元及び非2元のランダム誤り訂正符号のクラスを構成することである。BCH 符号や Reed-Solomon 符号はそのようなクラスである。しかし、Reed-Solomon 符号は符号長を余り伸ばせないし、BCH 符号は符号長が長くなると効率が下がってしまう。符号化や復号の遅延が許されるなら、符号長を長くするほど、復号特性は改善できるので、符号長が長くしかも復号が簡単で効率の良い符号を構成することは、符号理論の中心課題であった。これは、また、Shannon が提示した符号化の限界を達成する符号の構成にもつながっていく。

この中心課題に対する大きな研究成果は不思議なことに、1950 以来およそ 10 年ごとに現れてきた。最初は 1950 年の Hamming 符号であり、次は 1960 年前後の BCH 符号、Reed-Solomon 符号、及び、Peterson 復号法である。1970 年前後の成果としては、1968 年の Berlekamp-Massey 法をあげることができ、1980 年前後には V.D.Goppa による代数幾何学符号の発表がある。代数幾何学符号は正に符号理論の中心課題に対する有力な解答となり得るものである。このクラスの符号には、符号長を長くしたとき復号が簡単で効率のよい符号が含まれる。その復号法に関して重要な研究成果が 1990 年前後に続々と現れた。1989 年の J.Justesen らによる成果、1990 年の坂田による 2次元 Berlekamp-Massey 法、1993 年の Feng-Rao 復号法などである。2次元 Berlekamp-Massey 法は今井により 1977 年に示された 2次元シフトレジスタの最小段数による構成法として考案されたので

あるが、これが、後に代数幾何符号の高速復号法に有効であることがわかったのである。

しかし、1990年前後の最も大きな成果は、1993年のC.Berrou、A.Glavieux、P.ThitimajshimaによるTurbo符号の発明である。これは符号理論に革命をもたらしたといっても良い。これまで代数的な理論が符号理論の核と考えられてきたが、これ以後はグラフ理論や確率計算法の理論が中心となってきたのである。Turbo符号は二つのたたみ込み符号を組合せて構成される符号であるが、重要な点はむしろその復号法にある。これは、要素となっているたたみ込み符号の復号を交互に繰り返し、その際に得られる情報を適切に授受することにより、最適に近い復号を少ない計算量で実現する復号法となっている。Turbo符号は要素となるたたみ込み符号の長さ(拘束長)は短い、組合せによって全体の長さはかなり長くなっている。ランダムに構成された長い符号を最適復号すれば、Shannonの限界に近づくことはよく知られているが、Turbo符号は現実的な計算量の範囲で、それに近い効果を実現したものである。

その後、このような繰り返し復号は、より広い範囲に応用できることがわかってきた。その中で特に重要なのが、低密度パリティ検査符号(LDPC(Low Density Parity Check)符号)である。実は、この符号は1963年にGallagerによって提案され、繰り返し復号法も示されていた。しかし、当時のコンピュータでは実現が難しく、長い間忘れられていたが、今日のコンピュータを用いれば、LDPC符号は極めて優れた特性を示すことが判ってきた。実際的にはShannonの限界に達するといっても良い符号が構成できるのである。

Turbo符号は、その優れた特性から、1990年代後半には実用化が進展し、現在、第三世代の携帯電話等に広く使われている。また、LDPC符号もさまざまな分野への応用が検討されている。

Turbo符号が出現してから既に10年が経過しようとしている。Shannonの限界がほぼ達成された現在、符号理論の中心課題に対する次の大きな成果が何であるかを予測するのは難しい。しかし、符号理論そのものの発展は続いている。特に、次項で述べるような他分野への応用には目覚ましいものがある。

(2) 符号理論の展開

ここで、目を転じて符号理論の裾野の広がりについて概観する。これは、極めて多岐にわたるが、代表的なものは、次の三つの方向である。

- (1) 他技術との融合
- (2) 応用技術の進展
- (3) 手法の利用

(1)の他技術との融合としては、前述の符号化変調もその一つであるし、情報源符号化(データ圧縮など)との融合も一つの分野となりつつある。これは、不均一誤り訂正符号など

を利用して重要な情報を手厚く保護し、そうでない情報は効率良く送ることにより、統合的な最適化を図るというアイデアに基づいており、移動体通信などへの応用が考えられている。更に、多重化方式、特にスペクトル拡散による符号分割多元接続(Code Division Multiple Access : CDMA)方式との融合も、実用上も理論的にも重要な研究課題となっている。誤り訂正符号化は冗長度を付与することにより、誤りを訂正する技術であり、CDMAは、冗長度を付与することにより、多重化された信号の中から必要な情報を復元する技術であるから、これらは、親和性が良く、その融合は自然な方向といえよう。以上の他にも、例えば、ネットワーク技術との融合など、他技術との融合は更に広がりを見せている。

(2)の応用技術の進展も、目覚ましいものがある。また、応用の過程で生まれた問題が理論的にも興味深い新しい研究課題となることも珍しくない。例えば、シストリックアレイによる復号器の構成理論、電力消費の少ない Viterbi 復号器の構成理論、ガロア体の演算器の構成理論などがそうである。また、実際の通信路に適合した誤り訂正符号の設計法の研究も誤り訂正符号の応用における古くからの重要な課題である、しかし、これについては簡単な通信路を除いては、今後に残された課題が少なくない。

(3)の手法の利用であるが、符号理論で開拓された手法が利用できる分野は極めて多い。情報符号化、パターン認識、系列の生成、暗号などの分野である。

符号理論は暗号理論など他分野においても大きな役割を担っており、その重要性はますます大きくなりつつある。

以上は既に顕在化している発展方向であるが、符号理論のもう一つの発展方向として、より人間的な面を目指すという方向が考えられる。知的誤り制御の理論である。例えば、多くの場合そうであるように、人間が最終復号器であるときに、どのような符号化が適切かという問題である。このような知的誤り制御の理論構築の試みはなされているが、まだ体系化されたとはいえない。しかし、この方向も大きな可能性を秘めていることは確かである。

次項では、「曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化」について、論ずる。

3.3 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化

(1) 人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスの概念は、図1-13のように表すことができる。すなわち、「結論」は、複数の「曖昧さ」を含むデータと同じ部分集合に属すると解釈できる。

なお、「曖昧さ」を含むデータは、人の必要性に応じて、優先度を変えることができる。

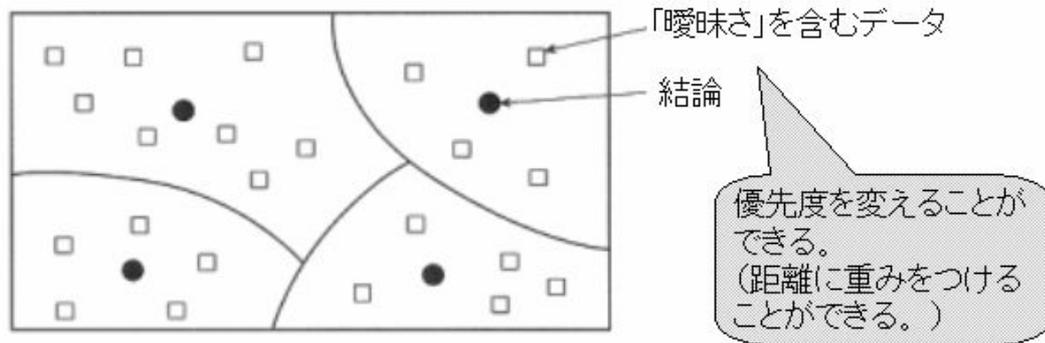


図1-13 「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスの概念図

(2) 歪み及び誤りを含む情報源及び通信路符号化に対する復号は、歪み及び誤りがあるのにもかかわらず、元のデータを推定するプロセスである。そのため、次のような方法が使用される。

- 1) 図1-14のように、符号空間として、符号語間のハミング距離、最小自由距離などによる冗長性の確保
- 2) 復号誤り確率を最小にする最尤復号法

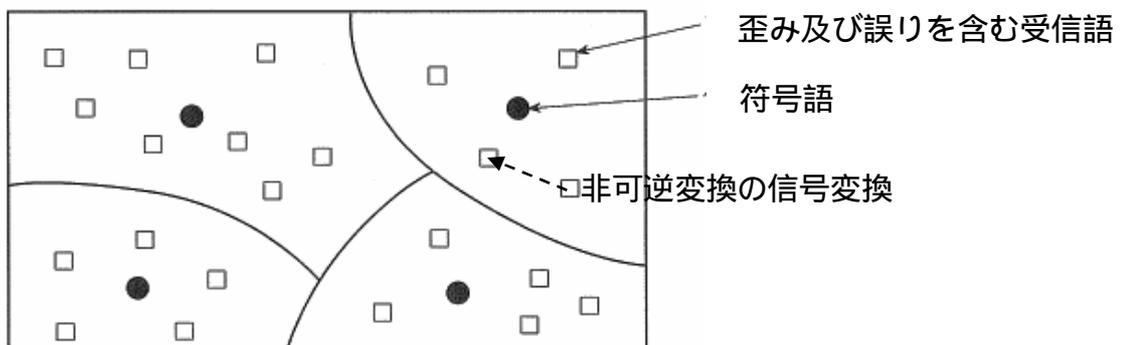


図1-14 符号空間の例

なお、非可逆変換の信号変換は、孤立点除去などによって、受信語をより符号語に近づける(まとめる)操作といえる。

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

(3) 以上のように考えると、人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスは、歪み及び誤りを含む受信語から符号語を得る復号プロセスと、同じであると見直すことができる。

この見直しにより、従来、筆者らが研究してきた第 編の以下の方式・符号も、曖昧さを含む推論方式と同一の土俵で捉えることができる。

- ・第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について
- ・第5章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について
- ・第6章 2次元複合符号について

(4) 時間軸上で、本論文の研究を整理すると、以下のようになる。

1) 「第4章～第6章」の研究

第4章～第6章(情報源及び通信路符号化・復号)を、Bayesの確率理論を基にして、研究した。

2) 第 編の研究

曖昧なデータ・知識を取り扱うために、第2章～第3章を研究した。

なお、バックグラウンド及び研究成果として、「第4章～第6章」の研究があったため、「一般的ケース」(ファジィ論理 + Dempster-Shaferの確率理論)を導くことができた。

3) 第 編の研究時での、「第4章～第6章」の研究の振り返り

第 編の研究時段階で、「第4章～第6章」の研究成果を見直すと、「第4章～第6章」は第 編の「特殊ケース」となっていることが分かった。

「第4章～第6章」が「特殊ケース」となる具体的条件は、次の二つである。

- a) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合が相当する。

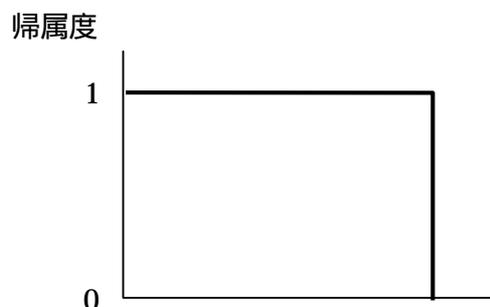


図1 - 15 メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合

- b) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

第 編及び「第4章~第6章」の関係は、図1 - 16のとおりである。

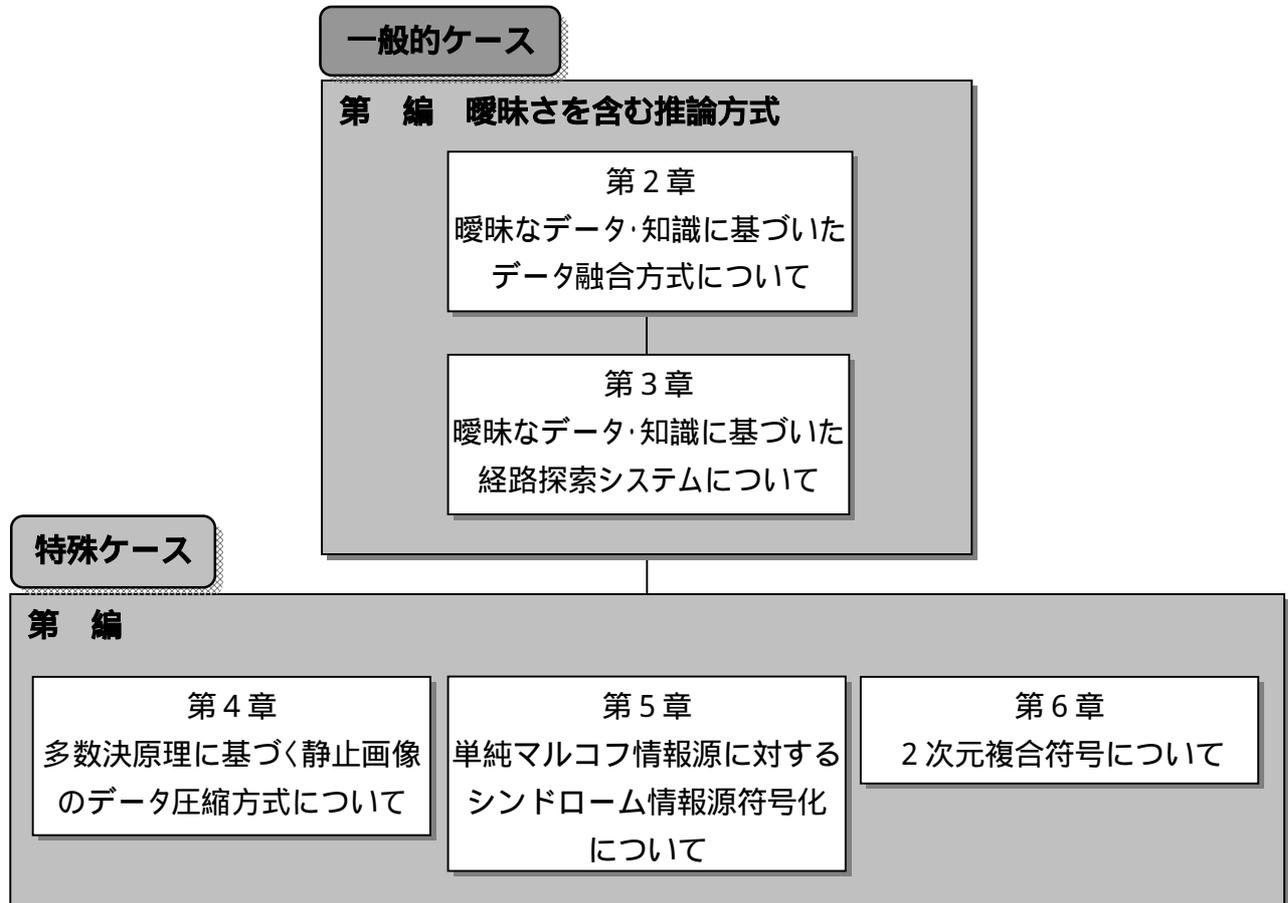


図1 - 16 第 編及び「第4章~第6章」の関係

次項では、「本論文の構成」について、論ずる。

4 本論文の構成

本論文の章を含めた構成を、図1 - 17に示す。

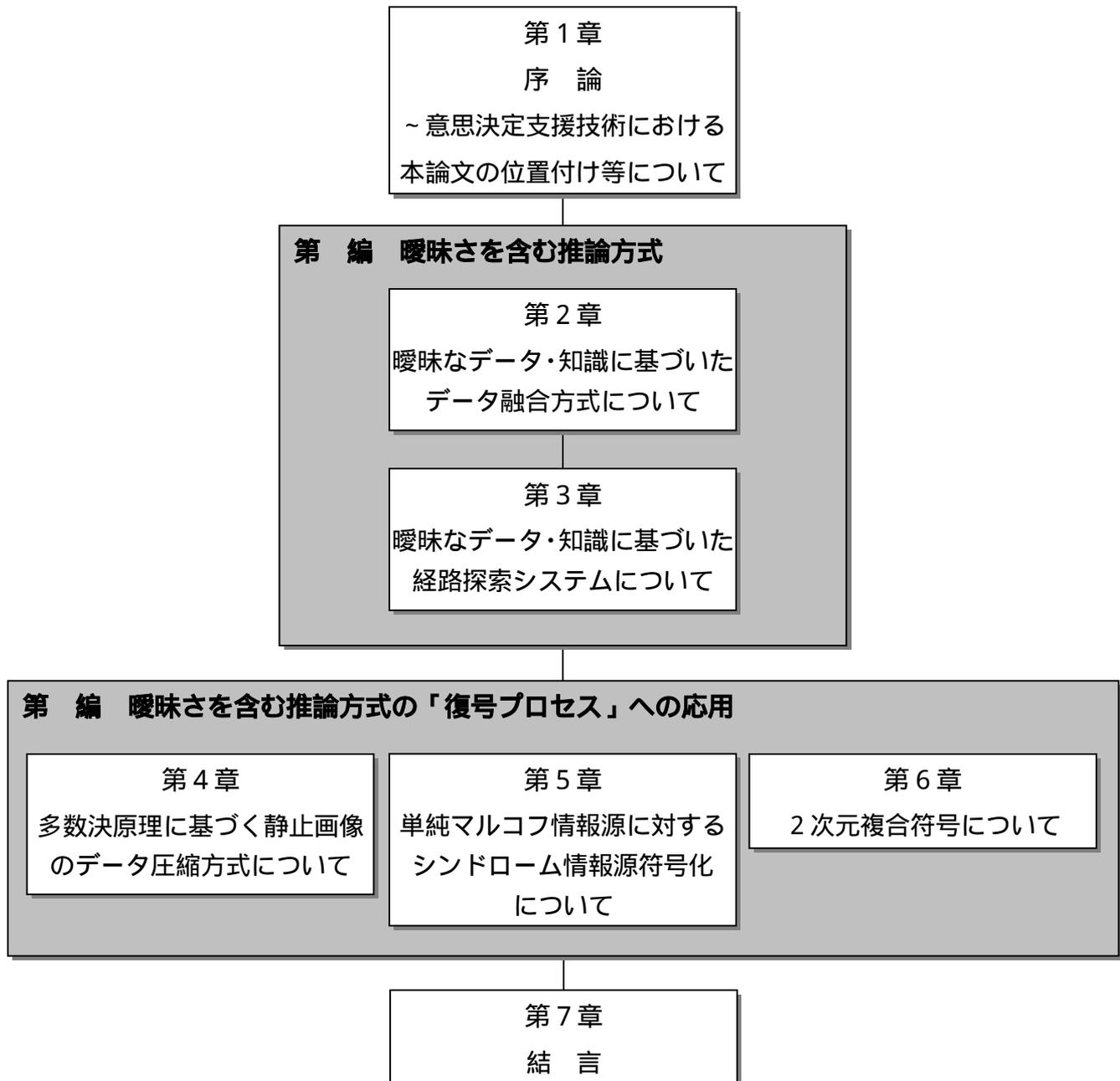


図1 - 17 本論文の構成

次項では、「各章の概要」について、論ずる。

5 各章の概要

次に、各章の概要を論ずる。

第 編 曖昧さを含む推論方式

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

本章では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識を許容して、データ融合を行うことを提案する。

データも多くの場合得ることができず、得ることができても曖昧であることが多い。また、人間の知識は、定性的データであり、曖昧である。曖昧性を許容することにより、人間が定性的データを取り扱い易くなり、より幅広いデータを融合することができる。

本章では、次の2種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- (1) データの抽象化(数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用(「付録A」参照)。

人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。

- (2) データの融合化(複数の定性的データの統合): Dempster-Shafer の確率理論を使用(「付録B」参照)。

融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

本章の成果として、以下を示す。

- ・ファジィ論理と Dempster-Shafer 理論の統合した技術を用いて、曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在及びデータ自身も正確でないなど、様々なデータを融合する推論方式を確立できる。
- ・データ融合推論プロセスを分析し、抽象化、翻訳、統合、解釈という四つの基本処理に分類できる。
- ・これに基づいて、知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を用意できる。

第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

本章は、「第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について」と関連している章である。

意思決定支援への応用として、地理情報システム(GIS: Geographic Information System)を取り上げ、具体的に「経路探索システム」への適用について、論ずる。

本章の成果として、以下を示す。

- ・「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」を、経路探索システムに適用し、その有効性を確認する。
- ・本方式は、GISに知的な機能を付加するという意味で、キーコンポーネントになり得る。

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

本編では、以下の内容について、論ずる。

1 第 編と「第4章～第6章」の同一視化について

2 情報源復号に対する応用について

「第4章」の多数決原理の基となっている十字形パターンを、四つの斜め隣接点を追加した、 3×3 の矩形パターンに拡張する。そして、斜め隣接点の重み（メンバシップ関数）を変化させ、多数決原理の考察を行う。その結果、「第4章」の「方式（ ）」及び「方式（ ）」、「モデル3」において、9.7%圧縮率が減少するが、同率の原情報が残留することを示す。

3 通信路復号に対する応用について

軟判定情報をそのまま使用するのではなく、通信路の特性に応じた使い分け（例：AWGNや他の誤り特性に応じた曲線）による方法が考えられることを示す。このときの曲線（メンバシップ関数に相当）は、ユーザの経験に基づいた主観などに任ずることが考えられる。また、具体例として、軟判定情報にバイアスをかける方法が考えられることを示す。

4 第 編の特殊ケースとして、「第4章～第6章」を論ずる。

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

本章では、静止画像をデータ圧縮する際、前処理である信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案する。

そして、この新しい方式と、他の信号変換処理方式との定性的な比較を行う。また、エントロピーと理想圧縮率を求めて定量的な検討を行う。

本章の成果として、以下を示す。

- ・この「多数決原理」を基本とする新しい方式は、簡単なアルゴリズムで、比較的

第1章 序論 ~意思決定支援技術における本論文の位置付け等について~

容易に装置化できる。

- ・画質上、問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
- ・新しい方式が、従来方式と比べて、2次元モデルで約40~25%程度、圧縮率を向上できる。

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について

誤り訂正符号を用いてデータ圧縮を行う方式に、シンδροーム情報源符号化と呼ばれる方式がある。この方式に対し、情報源モデルとして無記憶情報源を仮定した場合に、RL(Run Length)符号化などとの比較が行われ、シンδροーム情報源符号化の方が、広い範囲の無記憶情報源に対して効率が良いという意味で、より一般的であるという結果が得られている。

本章では、情報源モデルとして、実際の情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、5種類の方式を適用した場合に、各方式の効率の比較を行う。

なお、5種類の方式のうち2種類が、本章で新しく提案する方式である。

本章の成果として、以下を示す。

- ・ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、従来良い方式と考えられてきた方式は必ずしも良い方式ではなく、本章で新しく提案する方式の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的である。

第6章 2次元複合符号について

一般の通信路で発生する、ランダム誤り、バースト誤りの両者を訂正する符号として、複合符号がある。

本章では、複合符号を、新たに2次元に拡張した2次元複合符号について、論じる。

本章の成果として、以下を具体的に示す。

- ・符号の誤り訂正能力の下界に関する定理
- ・符号の構成法

この2次元複合符号は、2次元情報の信頼性向上に用いられるほか、画像のデータ圧縮にも応用できる。

第7章 結言

本論文の結論を論ずる。具体的には、各章で得られた成果について、論述する。また、将来、関連すると考える研究分野などについても言及する。

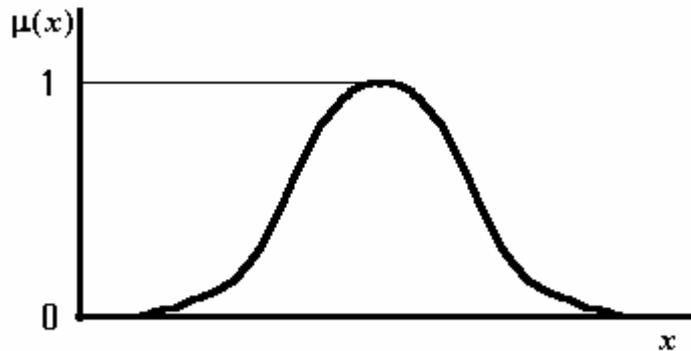
付録A ファジィ論理の概要[23]

1 ファジィとは

ファジィとは、人間が得意とする“曖昧さ”をコンピュータに扱わせるための手法である。考えた人は、L.A.Zadehである。従来の手法では、コンピュータ上で、現在の気温が20度であるとか、Aさんの身長が180cmである、といった明確な数値しか扱えなかった。

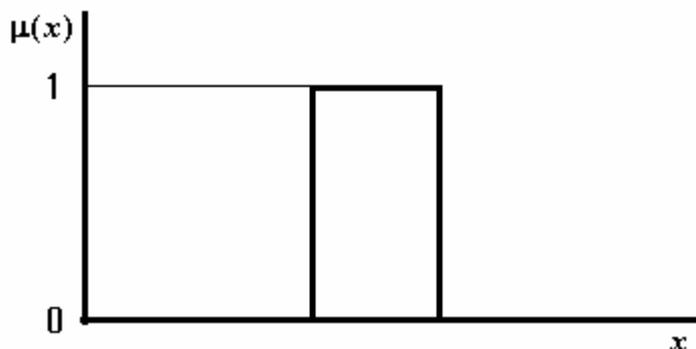
2 ファジィ集合

ファジィ集合とは、ある事実にどのくらいあてはまるかという度合を表すことのできる集合である。つまり、ファジィ集合は曖昧さを数字として表現できる集合である。



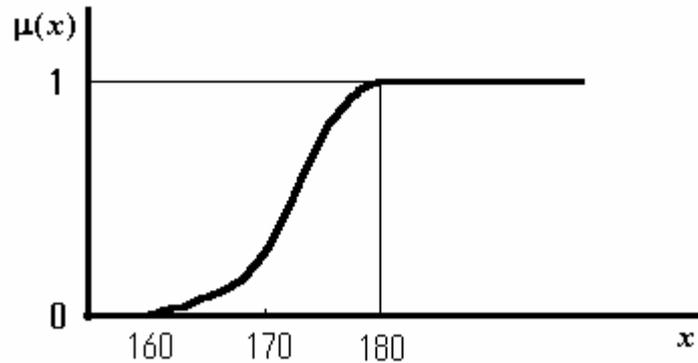
図A - 1 ファジィ集合の例

それに対し、曖昧さを含まない集合を「クリस्प集合」という。



図A - 2 クリस्प集合の例

ここでは、背の高さの表現に用いた例をあげる。背が[高い]というのは、はっきりと何 cm 以上という言い方はできない。そこで、何 cm 以上なら明らかに背が[高い]といえるか、また何 cm 以下なら明らかに背が[高い]といえないのかを考える。ここでは、明らかに背が高いのは 180cm、明らかに背が低いのは 160cm とする。そして、この二点を結ぶ線を引き、これにより背が[高い]度合を表すことができる。



図A - 3 背が[高い]のファジィ集合

この線のことをメンバシップ関数といい、グラフの縦軸の数値を帰属度、メンバシップ値という。帰属度は0から1の間の数値で、対象に属する割合と考える。例えば、170cmの場合、帰属度は0.3となり、ほどほどに背が高いという表現ができる。

それに対し、クリスプ集合であらわそうとすると、どこか一つの数値を境にして、それを超えるか超えないかで、背が[高い]かどうかを分けなければならない。例えば、180cmを境目にするると 180cm では背が高いといえるのに、179cm では背が高いといえないことになってしまう。

上の例ではメンバシップ関数を曲線で表したが、一般的には計算を簡単にするために三角形のファジィ集合が良く用いられる。

付録B Dempster-Shafer の確率理論の概要[24]

1 背景

確率の理論的扱いは、18世紀以来 Bayes の規則によって支配されてきた。Bayes の規則によって取り扱われる確率を便宜的に Bayes 確率と呼ぶことにし、 A の確率を $p(A)$ と表す。この確率には改めていう必要もない程重要な、次の加法性の規則がある。

$$A \cap B = \emptyset \text{ なら } p(A \cup B) = p(A) + p(B) \dots\dots\dots (B - 1)$$

($A \cap B$ は積集合、 $A \cup B$ は和集合、 \emptyset は空集合)

更に、条件付確率に関する次の規則は、良く知られたところである。

$$p(B|A) = \frac{p(B, A)}{p(A)} \text{ (ただし、 } p(A) > 0 \text{) } \dots\dots\dots (B - 2)$$

ここでは通信・情報理論でも広く使用されているこれらの規則が何も誤りであるというのではない。物理的現象に付随する可能性を表すのには、なおこの確率で十分なことが多い。T.Bayes(1702 ~ 1761) は、適訳はないが確率を chance として捉え、By chance I mean as the same as probability、という言葉を残している。しかし、chance を普遍して、人間の主観にかかわる確信度などをこの確率で表そうとすると、いろいろと不都合なことがある。

(1) 主な不都合は、Bayes 確率では無知量 (ignorance) をうまく表せないことである。すなわち、前述の加法性の規則より、次の関係が要求されるため、信用の欠如 (lack of belief、すなわち無知な部分) と不信用 (disbelief) を区別できない。

$$p(A) + p(\bar{A}) = 1 \text{ (} \bar{A} \text{ は } A \text{ の補集合) } \dots\dots\dots (B - 3)$$

例として、心証を得るプロセスを挙げる。ある人 X が事件の犯人に問われているとする。 X は犯人である (A とする) か、犯人でない (\bar{A} とする) かのいずれかである。わかりやすくするために、次のように区別する。

- ・ A を支持する側：検事側
- ・ \bar{A} を支持する側：弁護士側

検事側から出された証拠は、0.7 だけ犯人であることを示している。0.7 を Bayes 確率と解釈し $p(A) = 0.7$ とすると、式 (B - 3) の関係より $p(\bar{A}) = 0.3$ となり、証拠は同時に 0.3 だけ犯人でないことも示すことになる。0.7 の場合はまだ良い。では、検事側

の証拠が0.4だけ犯人であることを示しているとする、同様に解釈すれば、意に反して、これは0.6だけ犯人でないことを示すことになる。この不都合は、0.7の残りの0.3、0.4の残りの0.6は、本来どちらとも決めかねる無知の部分であるはずなのに、Bayes確率ではこれをうまく表せないことより生ずる。無理に不信用（反例の信用）の部分に押しやっけてしまっている。

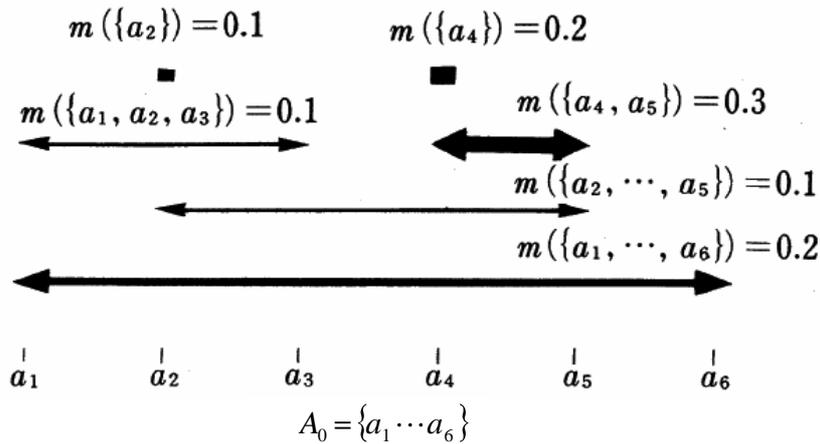
(2) これにも関連する不都合に、事前確率の割当がある。n個のうちのいずれかを決める何の情報もないとき、それぞれに $1/n$ の事前確率を割り当てることがよくある。これは、Bayes確率で考える場合、事前確率を与えなければ話が進まないで、無理をしていることになる。

2 基本確率、下界確率、上界確率

A.P.Dempsterは、1967年に、Bayes確率に適さない主観にかかわる不確実性を扱うために、下界及び上界確率(lower and upper probabilities)と名付けた新しい考え方を提示した。この考え方は、数学者、統計学者の間でもなかなか理解されなかったことが知られている。理解されるようになったのは、Dempsterの教えを受けたG.Shaferにより、1976年に1冊の本[27]が出版されてからである。ShaferはDempster理論を洗練させ、主観的な意味を付与するために、元来の下界、上界確率を、それぞれbelief function、plausibilityといい換え、それらを基本確率(basic probability)を通じて定義した。

一つ重要なことは、彼らの確率の考え方は後述するように、特殊ケースとしてBayes確率も含んでいることである。

まず、Bayes確率において当然と思われていた式(B-1)の加法性の規則を取り除くことから始まる。Shaferによれば、基本確率 $m(A_i)$ は部分集合 A_i に閉じ込められているが、 A_i 内の各点に自由に動ける図B-1のような半可動確率質量(semi-mobile probability mass)としてイメージを描くことができる。



図B - 1 Dempster-Shafer の基本確率 $m(A_i)$ のイメージ

図B - 1を例にして説明を加える。図B - 1で、取り得る可能性のある要素を $a_1 \sim a_6$ とし、その全集合を $A_0 = \{a_1 \cdots a_6\}$ とする。部分集合 $\{a_4, a_5\}$ に割り当てられた図B - 1の2段目の基本確率 $m(\{a_4, a_5\})$ を0.3の質量として考える。この質量は a_4 、 a_5 のいずれの要素にも移動して留まることができ、また、0.1と0.2のように分散して各要素に留まることもできる。同様に、全集合に割り当てられた4段目の基本確率 $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ は、任意の要素に移動できる。実は、この全集合に割り当てられる基本確率が無知の程度を表す。要素 a_2 と a_4 に留まっている1段目の基本確率 $m(\{a_2\})$ と $m(\{a_4\})$ は動けず、静的確率質量である。

A_0 を有限な全集合、 $A_i (i=1,2,\dots)$ をその部分集合とすると、基本確率 $m(A_i) (i=0,1,\dots)$ は $[0,1]$ の値を取り、次の条件を満たす。

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 & (\emptyset : \text{空集合}) \\ \sum_{A_i \subseteq A_0} m(A_i) = 1 & \dots\dots\dots (B - 4) \end{cases}$$

$m(A_i) > 0$ のとき、 A_i は焦点要素 (focal element) と呼ばれる。

下界確率は、基本確率を用いて、次式で定義される。

$$P_*(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \dots\dots\dots (B - 5)$$

すなわち、部分集合 A_i 内に閉じ込められた基本確率の和である。

一方、上界確率は、次式で定義される。

$$P^*(A_i) = 1 - P_*(\bar{A}_i) = 1 - \sum_{A_j \not\subseteq A_i} m(A_j) \dots\dots\dots (B - 6)$$

すなわち、少しでも A_i 内に入る可能性のある基本確率の総和である。

図B - 1 について、例えば部分集合 $\{a_4, a_5\}$ の下界、上界確率は次のようになる。

$$P_*(\{a_4, a_5\}) = m(\{a_4\}) + m(\{a_4, a_5\}) = 0.5 \quad \dots\dots\dots (B - 7)$$

$$\begin{aligned} P^*(\{a_4, a_5\}) &= m(\{a_4\}) + m(\{a_4, a_5\}) \\ &\quad + m(\{a_2, \dots, a_5\}) + m(\{a_1, \dots, a_6\}) \\ &= 0.8 \quad \dots\dots\dots (B - 8) \end{aligned}$$

すなわち、この状況では $\{a_4, a_5\}$ である確率は最低でも 0.5 あり、場合によって最大 0.8 までは上昇する可能性があることになる。0.5 から 0.8 の間のいずれであるかは何ともいえない。

基本確率、下界、上界確率が、加法性を満たさないことは容易に了解いただけると思う。基本確率が $m(\{a_2\})$ や $m(\{a_4\})$ のように静的なものばかりであると、Dempster-Shafer の考え方は、Bayes 確率に縮退する。Bayes 確率を特殊ケースとして包含しているゆえんである。

3 Dempster の結合規則

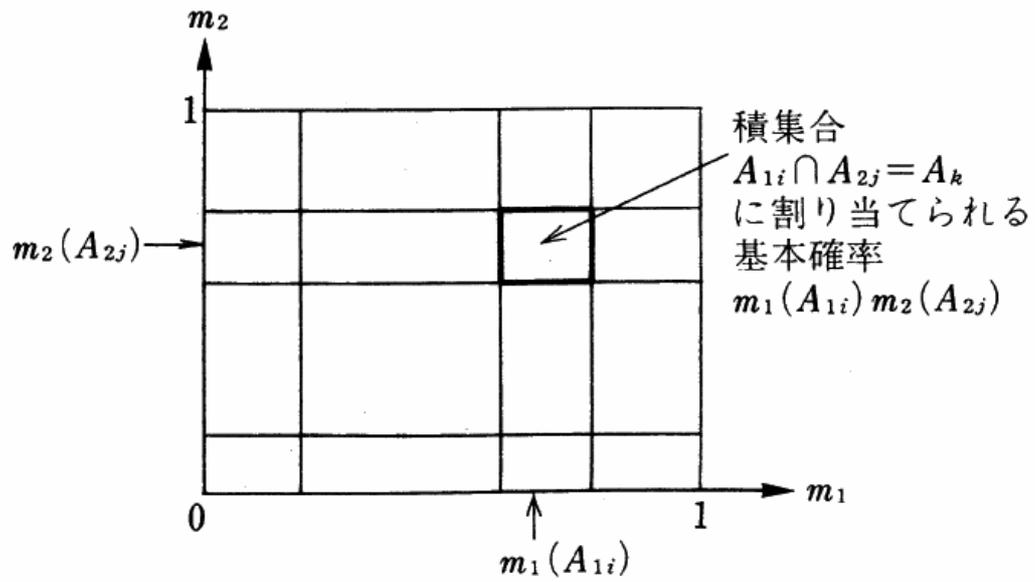
重要な法則に、Dempster の結合規則 (rule of combination) がある。これは独立な証拠から推論された基本確率を統合する方法を与えている。 m_1 、 m_2 を独立な証拠に基づいて得られた基本確率とし、 A_{1i} 、 A_{2j} ($i, j = 0, 1, 2, \dots$) をそれぞれの焦点要素とする。

Dempster の結合規則は、これらを次式によって統合でき、新たな基本確率が求まるとしている。

$$m(A_k) = \frac{\sum_{A_{1i} \cap A_{2j} = A_k} m_1(A_{1i}) m_2(A_{2j})}{1 - \sum_{A_{1i} \cap A_{2j} = \phi} m_1(A_{1i}) m_2(A_{2j})} \quad \dots\dots\dots (B - 9)$$

(ただし、 A_k)

分子は図B - 2 に示されるように、 A_{1i} と A_{2j} の積集合 A_k に、基本確率の積を割り当てることを意味する。本来はこれだけで良いのだが、積集合が空集合となる場合には困ってしまう。そこで、空集合になる場合を除外し、全体を分母で正規化している。



図B - 2 基本確率に対する Dempster の結合規則

第 編

曖昧さを含む推論方式

あらまし

本編では、次の2種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- (1) データの抽象化(数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用。
人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。
- (2) データの融合化(複数の定性的データの統合): Dempster-Shafer の確率理論を使用。
融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

なお、この枠組み(ファジィ論理 + Dempster-Shafer の確率理論)は、「一般的ケース」となっている。

本編は、曖昧さを含む推論方式として、以下の章から構成される。

- ・ 第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について
- ・ 第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

第2章は、曖昧さを含む推論方式の理論について、論ずる。

第3章は、第2章と関連している章である。意思決定支援への応用として、具体的に「経路探索システム」への適用について、論ずる。

第2章

曖昧なデータ・知識に基づいた データ融合方式について

あらまし

本章では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識を許容して、データ融合を行うことを提案する。

データも多くの場合得ることができず、得ることができても曖昧であることが多い。また、人間の知識は、定性的データであり、曖昧である。曖昧性を許容することにより、人間が定性的データを取り扱い易くなり、より幅広いデータを融合することができる。

本章では、次の2種類の推論方式を統合した技術を適用する。

- 1 データの抽象化(数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用。
人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。
- 2 データの融合化(複数の定性的データの統合): Dempster-Shafer の確率理論を使用。
融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

本章の成果として、以下を示す。

- 1 ファジィ論理と Dempster-Shafer 理論の統合した技術を用いて、曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在及びデータ自身も正確でないなど、様々なデータを融合する推論方式を確立できる。
- 2 データ融合推論プロセスを分析し、抽象化、翻訳、統合、解釈という四つの基本処理に分類できる。
- 3 これに基づいて、知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を用意できる。

1 まえがき

一例として、地理情報システム（GIS：Geographic Information System）は、様々な地理データを総合的に判断する必要がある。ところが、この地理データに含まれる情報には、数値データと記号データが混在している。データ自身も正確でないときもあり、これら異種形式のデータを扱う枠組みが必要である。

一方で、人間がデータの解釈や融合に用いる知識は、例えば「傾斜が“険しい”あるいは“平ら”である」といった定性的な語彙による表現が直感にあう形式であり、知識ベースの記述形式としてはふさわしい。しかしながら、「険しい、平らとは、傾斜何度程度であるのか」、「“傾斜が緩やか”で、“道幅が広い道路”の通行のし易さは、どの程度か」などというように、これらの知識には意味的な曖昧性が存在する。

そこで本章では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識に基づいて、データを融合する推論方式（以下、「本方式」という。）を提案する。

そして、この推論方式を実現するために、次の二つを統合した技術を適用する。

- 1 データの抽象化：ファジィ論理[1]
- 2 データの融合化：Dempster-Shaferの確率理論[2],[3]（以下、「D-S理論」という。）

以下、各項で、次の内容について論ずる。

- ・ 2項 データ融合推論に対する要求項目を検討する。
- ・ 3項 曖昧なデータ・知識に基づくデータ融合推論を行う方式と、そのために必要な知識編集環境を提案する。
- ・ 4項 本方式の評価（他手法との定性的な比較）について、述べる。
- ・ 5項 むすびとして、本章が提案する「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」の成果及び効果を示す。また、今後の課題についても論ずる。

2 データ融合推論に対する要求項目

データ融合推論を実現する上での要求項目を、3点検討する。

- 1 複数種類のデータを融合する技術が要求される。
入力情報の属性項目などは、数値データと記号データが混在しており、データ自身も正確でないときもあり、これらの異種形式のデータを扱う枠組みが必要である。
- 2 人間が持つデータ融合のための知識は、一般に定性的かつ曖昧であり、これを表現する推論機構が必要となる。
数値に対して、人間が解釈する知識は、一般に定性的な語彙で表現される。また、数値と定性的語彙の関係には、曖昧性が存在する。更に、複数のデータを融合する知識に関しても、定性的な表現が、人間の直感にあう形式であり、こういう知識に基づいた推論機構が求められる。
- 3 アプリケーションが変わったときに、データ融合推論のための知識ベースを変更し易いような知識表現と知識ベース編集環境が、必要である。

これら三つの項目をまとめると、次の二つになる。

- (1) 第1と第2の項目を考慮し、人間の曖昧な知識などに基づいて、数値・記号が混在した様々なデータを、統一的に解釈できる推論方式を確立する。
- (2) 知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を提供する。

本章での各要求項目に対するアプローチを、以下に述べる。

- (1) に対して：次の二つの整合性を取るために、入力された数値データ・記号データは、すべて定性値（確信度付きの命題データ）に変換してから推論する。

曖昧なデータ

定性的かつ曖昧な人間の知識

この推論方式を実現するために、ファジィ論理と D-S 理論を統合し

た技術を適用する。

- (2) に対して：データ融合推論を意味論的に考察し、推論を構成する基本的な処理に分類する。更に、それぞれの基本処理に必要な知識の分類を行い、知識表現の設計を行う。

こういう知識モデリングを行うことにより、記述性・可読性が高い知識ベース編集環境を構築する。

3 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合推論技術と知識編集環境

本項では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識に基づいて、入力情報の各属性項目を融合するデータ融合推論技術と、その知識編集環境について説明する。

3.1 データ融合推論の知識表現方法と推論方式

数値データから定性的な判断を行い、複数のデータを融合する過程で用いる知識は、個人によって異なり、曖昧性を含んでいる。このため、データ融合推論には、推論の背景となる曖昧な知識を表現し、その知識に基づいてデータを融合する技術が必要である。

ここで、データ融合推論の知識には、次の二つの曖昧性が存在する。

- 1 推論プロセスへの入力情報の各属性項目の値は、数値データ・記号データであり、これを評価する人間の知識は定性的で、曖昧性を含んでいるといえる。
- 2 データ融合の際に、曖昧な知識に基づいて、異なる種類の複数のデータを統一的に評価する。

以上の考察をまとめると、データ融合推論過程は、以下の二つのプロセスに分けることができる。

- () 数値データ・記号データから、定性的なデータへの変換 (“データ抽象化”)
- () 複数の定性的なデータの融合 (“データ融合化”)

更に、それぞれのプロセスを、意味的に掘り下げて考察する。

() データ抽象化

数値データ・記号データを、確信度を付値した“確信度付き命題データ”への“データ抽象化”と捉えることができる。

このプロセスを表現する枠組みとして、ファジィ論理を選択した。なぜなら、ファジィ論理は人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。

() データ融合化

入力情報の各属性項目値を、人間の曖昧な知識に基づいて融合し、評価値を求める。このデータ融合化のプロセスを表現するための枠組みとして、D-S理論が適当であると判断した。

その理由の詳細については、「4項」で述べる。概要としては、D-S理論には、Dempsterの結合規則(Dempster's rule of combination)があるため、データの融合が比較的容易であり、知識表現能力という見地からも直感的に理解し易いという性質があるからである。

データ抽象化と同様に、データ融合化の処理を考察する。

(1) 翻 訳

概念を、別の概念に変換する「翻訳」という操作がある。

この操作は、異なる概念で表現されたデータを、意味的に同じ概念のデータに揃えるときに用いる。これを系統的に実現するために、「変換規則」を用意する。

(2) 統 合

語彙の概念レベルが統一された複数の確信度付きの命題データを、「統合」という操作がある。

この統合処理には、Dempsterの結合規則を用いる。

(3) 解 釈

確信度付きの命題データを、評価プロセスが利用できるようなデータ形式に変換する「解釈」操作がある。

この処理は、D-S理論に従い、各命題の上界・下界確率を計算する。

このように、データ融合化の処理は、以上の三種類の処理に分類することができる。

以上の考察をまとめると、以下のようになる。

(1) ファジィ論理とD-S理論を統合した技術を用いることにより、曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、様々なデータを融合する推論を実現することができる。

(2) その推論処理を、次の四つの基本処理に、分類することができる。

抽象化
翻 訳
統 合
解 釈

したがって、データ融合推論機構の構成は、図2-1のようになる。

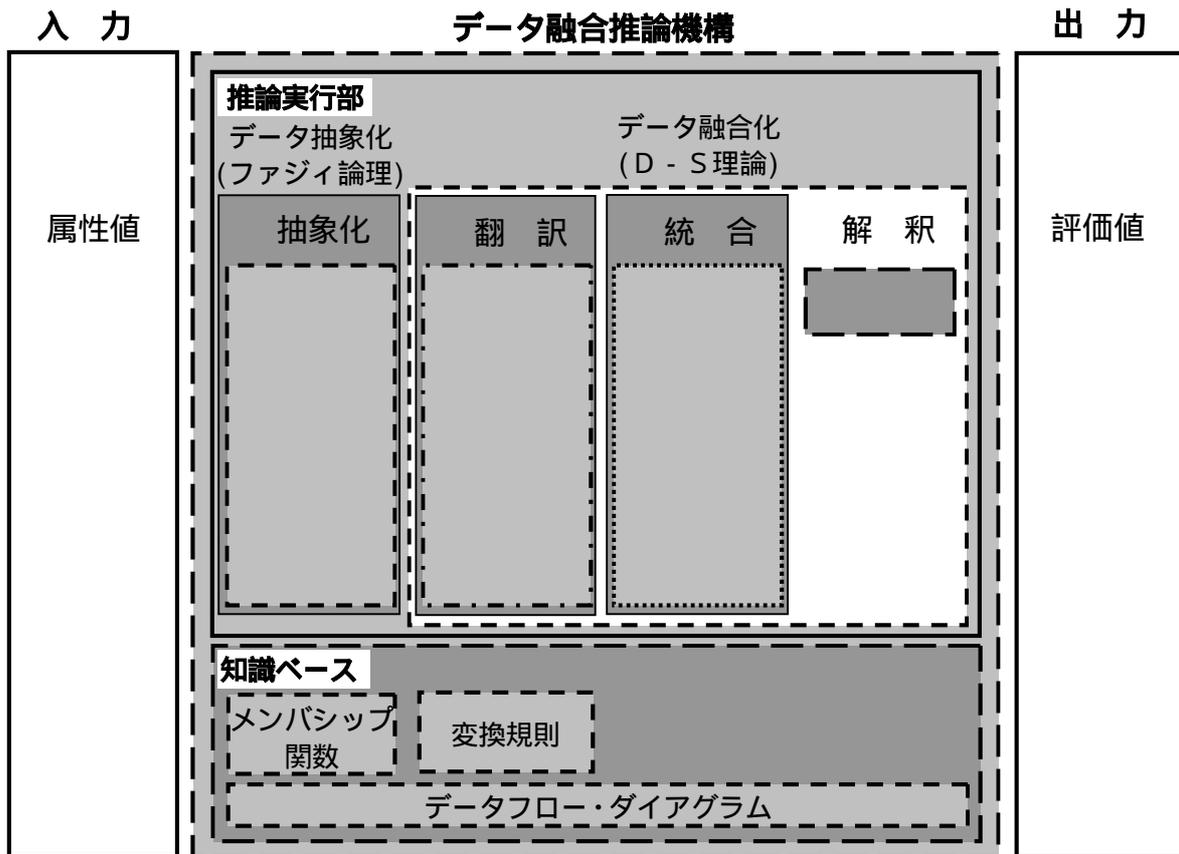


図2 - 1 データ融合推論機構の構成

図2 - 1は、入力情報の属性値を融合して、評価値を推論する手順を意味している。推論のロジックは、非循環有向グラフ(以下、「データフロー・ダイアグラム」という。図2 - 4左側参照。)によって表現できる。このデータフロー・ダイアグラムは、上記の四つの基本モジュール(抽象化、翻訳、統合、解釈)を組み合わせることによって、アプリケーションに応じて、人が自由に変更できる。

3.2 データ融合推論の一般的な知識表現方法と推論方式

本項では、一般化した定式化を論ずる。ただし、理解しやすさのために、図2 - 2のように n 行 \times n 列のマトリクスを考える。

| | | | | | |
|-----|-----|-----|---|-----|-----|
| | | j | | | |
| | | 1 | 2 | ... | n |
| i | 1 | | | | |
| | 2 | | | | |
| | ⋮ | | | | |
| | ⋮ | | | | |
| | n | | | | |

図2 - 2 n 行 × n 列のマトリクス

<定 義>

以下のものを、定義する。

- $c_{i,j}$: マトリクス上の i 行、 j 列目のセルを表す。 ($i, j=1,2, \dots, n$)
- $a_{i,j}^k$: セル $c_{i,j}$ の有する入力情報の属性値を表す。 ($k = 1,2, \dots, m$)
- v^l : データ融合推論機構の有する普遍集合を表す。 ($l = 1,2, \dots, q$)
- $v^{k,l}$: 入力情報の属性値 k に対するデータ融合推論機構の有する語彙の集合全体を表す。 ($l = 1,2, \dots, q$)
- $f_{i,j}$: セル $c_{i,j}$ の統合集合を表す。 ($i, j=1,2, \dots, n$)
- $r_{i,j}$: セル $c_{i,j}$ の有する評価値を表す。 ($i, j=1,2, \dots, n$)

以上の定義を基に、以下に「データ融合推論の一般化した定式化(手順)」について、論ずる。

<手 順>

以下の手順【0】～【3】に従い、マトリクス上のセル $c_{i,j}$ に対して、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ を基に、評価値 $r_{i,j}$ を求める(図2 - 3参照)

なお、知識ベースとしての次項は、ユーザがあらかじめ定義しておく(後から変更することも可能)

- 1) データフロー・ダイアグラム
- 2) メンバシップ関数
- 3) 変換規則

【0】以下の手順を、繰り返す。

(1) $i = 1$ に固定し, $j = 1, 2, \dots, n$ に対して、以下の処理【1】～【3】を行う。

(2) $i = 2$ に固定し, $j = 1, 2, \dots, n$ に対して、以下の処理【1】～【3】を行う。

⋮

(n) $i = n$ に固定し, $j = 1, 2, \dots, n$ に対して、以下の処理【1】～【3】を行う。

【1】セル $c_{i,j}$ の入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ と $a_{i,j}^{k+1}$ ($k = 1, 2, \dots, m-1$) に対して、次の処理を行う。

抽象化

翻訳

統合

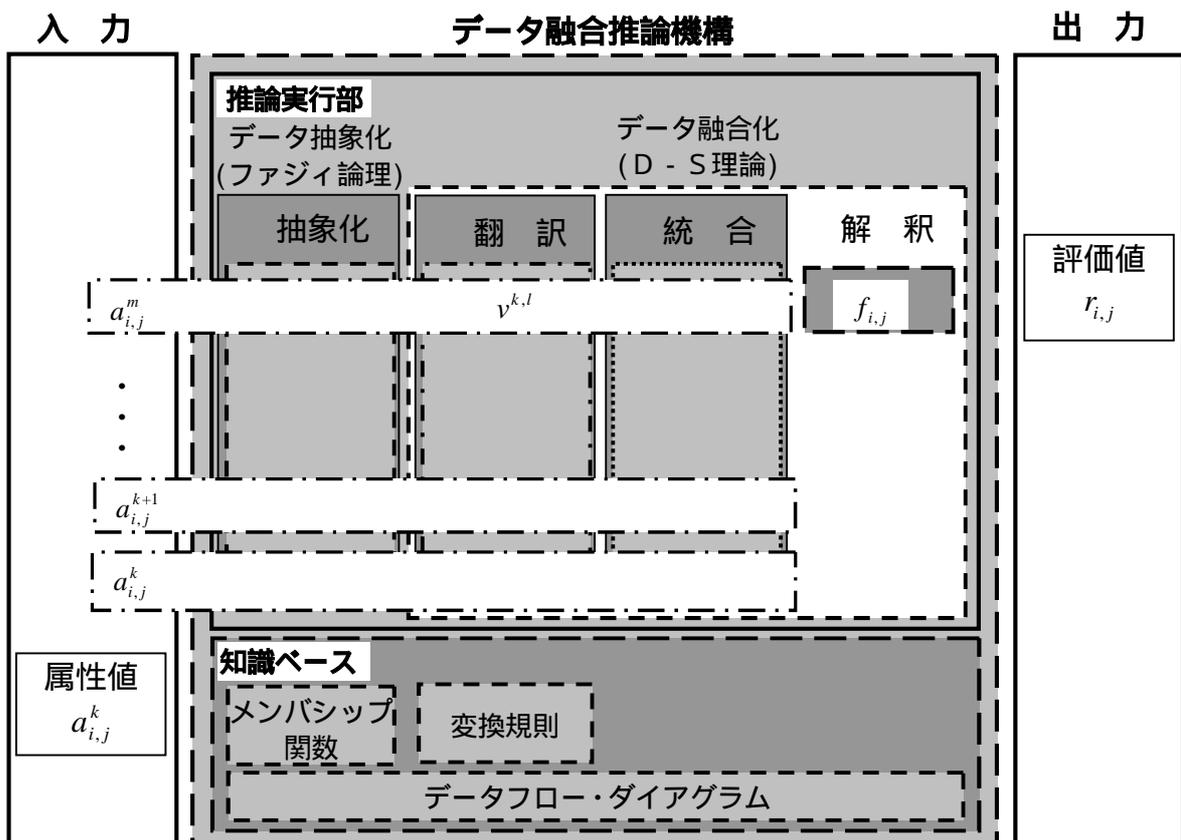


図2-3 マトリクス上のセル $c_{i,j}$ に対して、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ を基に、評価値 $r_{i,j}$ を求める手順の説明

【2】 解釈：セル $c_{i,j}$ の統合集合 $f_{i,j}$ として、普遍集合 v^l の各要素の上界・下界確率及び belief interval を得る。

【3】評価値：セル $c_{i,j}$ の有する上界・下界確率及び belief interval を基に、評価値 $r_{i,j}$ を得る。

3.3 データ融合推論実行の詳細

本項では、推論実行の詳細を、説明する。

(1) 抽象化

抽象化モジュールには、メンバシップ関数が、格納されている（メンバシップ関数は、ユーザによって、あらかじめ作成される）

メンバシップ関数と、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ の有する普遍集合が、属性値を抽象化するための知識となる。

(2) 翻訳

翻訳モジュールは、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ の抽象化された語彙から、データ融合推論機構の有する語彙の集合全体 $v^{k,l}$ への変換処理を行う。

翻訳モジュールでは、語彙の「変換規則」を、リスト形式でルールに持つ。この「変換規則」は、ユーザによって、あらかじめ作成される。

(3) 統合

統合モジュールの処理を、説明する。

図2-3に示すように、入力情報の属性値 $a_{i,j}^k$ が、下から順に二つずつ、抽象化、翻訳、統合を処理される。統合は、入力情報の属性値 k に対するデータ融合推論機構の有する語彙の集合全体 $v^{k,l}$ に対して、式(1)の Dempster の結合規則で統合する。

$$m_3(v^{k,l}) = \frac{\sum_{v^{k,l} \cap v^{k+1,l} = v^l} m_1(v^{k,l}) m_2(v^{k+1,l})}{1 - \sum_{v^{k,l} \cap v^{k+1,l} = \phi} m_1(v^{k,l}) m_2(v^{k+1,l})} \dots\dots\dots(1)$$

$m_3(v^{k,l})$: $m_1(v^{k,l})$ 、 $m_2(v^{k+1,l})$ を統合して求めた新たな基本確率

(4) 解釈

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

解釈モジュールの入力データから、入力情報の属性値 k に対するデータ融合推論機構の有する語彙の普遍集合 v^l の各要素について、統合集合 $f_{i,j}$ として、上界・下界確率及び“belief interval”を求める。

(5) 評価値

下界確率などを用いて、評価値 $r_{i,j}$ を求める。

なお、下界確率を用いる場合は、最悪値として見積るためである。

3.4 知識編集環境

データ融合推論を行うためにユーザが定義する知識は、以下の3種類である。

- (1) データフロー・ダイアグラム
- (2) メンバシップ関数
- (3) 変換規則

これらは、評価値を計算するためのドメインに依存した知識として、専門家によって定義される。本章では、これらの知識を入力するために、図2-4に示す3種類の知識エディタを用意した。

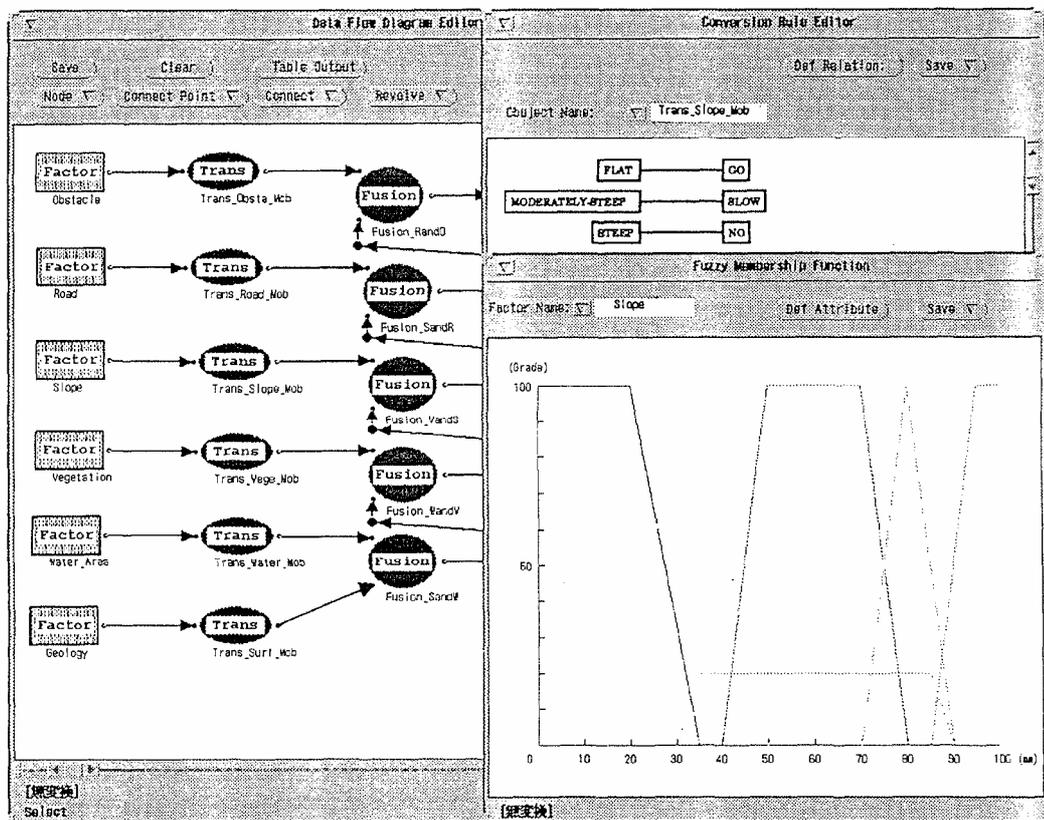


図2-4 3種類の知識エディタ

(1) データフロー・ダイアグラム・エディタ (図2 - 4 左側)

4種類の基本モジュール(抽象化、 翻訳、 統合、 解釈)のテンプレートが用意されている。ユーザは、これらのモジュールをエディタ上で組み合わせることにより、推論のロジックを構築することができる。

(2) メンバシップ関数エディタ (図2 - 4 右側下)

データフロー・ダイアグラム中の各抽象化モジュールをクリックすると起動する。ユーザは、各属性項目に関するメンバシップ関数を定義することができる。

(3) 変換規則エディタ (図2 - 4 右側上)

翻訳モジュールをクリックすると起動する。ユーザは、各翻訳モジュールの変換規則を編集できる。

これらの知識エディタは、ユーザがこれらのモジュールを組み合わせるだけで、推論のロジックを組むことができ、新たな属性項目の追加やロジックの組み換えなど、知識の拡張や修正を容易にする。

4 本方式の評価

本項では、本方式を「他手法との定性的な比較」の観点から、評価する。

曖昧な知識に基づいて複数のデータを融合する推論技術として、次のような様々な手法が提案されている。

- (1) 統計的手法
- (2) ニューラル・ネットワーク
- (3) ベイジアン・ネットワーク
- (4) D-S理論 など

データ融合を実現する際のアプローチの仕方としては、大きく以下の二つが考えられる。

- (a) 知識を学習することによるアプローチ : (1) 統計的手法、(2) ニューラル・ネットワークが相当

推論に必要な知識を陽に表現せずに、入力データと評価結果データの組(教師データ)をコンピュータに教示し、パラメータやルールなどの知識を学習させることにより推論を行う方法である。

- (b) 知識ベースを定義することによるアプローチ : (3) ベイジアン・ネットワーク、(4) D-S理論が相当

方法(a)とは反対に、教師データを用いずに、推論に必要な知識を知識ベースとして陽に表現し、利用することにより推論を行う方法である。

本章で扱う問題は、一般的に、教師データの入手が困難である場合が多いため、ここでは「人間の知識をあらかじめシステムに組み込んでおき、それを利用することにより推論を実行するという (b) の立場」を採った。

ベイジアン・ネットワークとD-S理論を比較すると、次のようにいえる。

- ・ベイジアン・ネットワーク : 表現能力が高い反面、事象間の条件付き確率を意味する確率行列の表現形態が煩雑で、パラメータの調節が非常に困難である。
- ・D-S理論 : 表現能力という面では比較的限定されるが、人間に分かりやすい知識表

現性を備えている。

以上のように、D-S理論は、知識ベースの内容やその推論処理を理解しやすく、GISのようなアプリケーションに対する知識表現方法として適していると判断し、基盤技術としてD-S理論を選択した。

川野らは、D-S理論を用いたデータ融合による地域分析システムを提案している[4]。しかし、この方式は、数値データから記号データへのデータ抽象化や、曖昧な知識に基づいたデータ融合の具体的な方法は、明らかにされていなかった。

そこで、本章では曖昧な知識に基づいて、複数のデータを融合する推論プロセスを、データ抽象化とデータ融合化の二つに大別し、ファジィ論理とD-S理論を統合した技術を用いた。すなわち、データ抽象化の処理にファジィ論理を用いることにより、数値データから記号データ（確信度付き命題データ）へデータを変換し、次に、データ融合化の処理において、これらの記号データをD-S理論によって融合した。

また、石塚らはD-S理論をファジィ集合へ拡張した技術を、被害査定のエキスパート・システムに利用している[5]。石塚らの方式は、「焦点要素間の関係をファジィに扱う」というアイデアに基づき、基本確率がファジィ値だという前提で、D-S理論の下界確率と結合規則の計算式を拡張している。この意味で、D-S理論とファジィ集合を密に結合しているといえる。

これに対し、本方式は、「焦点要素間の関係をクリスプに扱う」ことにより、ファジィ演算部とD-S演算部を疎に結合させている。この理論的な差異は、両者の立場の違いが原因となっている。石塚らの方式は、理論的厳密性を重視しており、本方式はシステムの観点から考察しているためである。一般的に、解の質と計算量は、トレードオフの関係にある。

更に、本方式のデータ融合においては、D-S理論を知識表現性の観点から考察することにより、その処理を 翻訳、統合、解釈の基本処理に分類した。これらの成果に加え、各種知識編集エディタを開発し、知識の可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を提供することができた。

5 むすび

曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在など、様々な属性項目の値を融合するデータ融合推論方式を提案した。

本章の成果を、以下にまとめる。

- (1) ファジィ論理と D-S 理論の統合した技術を用いて、人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在及びデータ自身も正確でないなど、様々なデータを融合する推論方式を確立した。
- (2) データ融合推論プロセスを分析し、次の四つの基本処理に分類した。
抽象化、 翻訳、 統合、 解釈
- (3) これに基づいて、知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を用意した。

これらにより、以下の効果を得ることができた。

- 1 ユーザは、以下の操作を行うだけで、数値や式を入力せずに推論に必要な知識を定義することができるため、推論のロジックを、組み易くすることができた。
 - (1) 四つの基本処理（ 抽象化、 翻訳、 統合、 解釈 ）の組み替え
 - (2) メンバシップ関数の調整
 - (3) 変換規則の編集
- 2 上記1の操作を、各エディタを用いることにより、推論に必要な知識をビジュアルに定義することができ、知識の追加・修正も容易な環境を、開発することができた。
- 3 知識ベースも、ユーザのドメインに応じて構築することができ、用途・目的も限定されない汎用的なデータ融合推論機構を、構築することができた。

今後の課題としては、知識ベースの自動チューニングがあげられる。現状では、作成した知識ベースを用いて妥当な結論が得られれば良いが、得られなかった場合は、ユーザが試行錯誤で知識ベースをチューニングする必要がある。そこで、この知識ベースを自動的にチューニングする方式として、曖昧性を含む決定木を ID3[6]に基づいて学習する技術である IDF[7]を利用した知識ベースの対話的な学習技術を、検討していく予定である。

第3章

曖昧なデータ・知識に基づいた 経路探索システムについて

あらまし

本章は、「第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について」と関連している章である。

意思決定支援への応用として、地理情報システム（GIS：Geographic Information System）を取り上げ、具体的に「経路探索システム」への適用について、論ずる。

本章の成果として、以下を示す。

- 1 「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」を、経路探索システムに適用し、その有効性を確認する。
- 2 本方式は、GISに知的な機能を付加するという意味で、キーコンポーネントになり得る。

1 まえがき

近年、地図データの電子化が進み、地理情報システム（GIS：Geographic Information System）が、脚光を浴びてきている。GISとは、電子化された地図データを利用し、様々なデータを融合して取り扱うコンピュータシステムで、参照したいあらゆる形態の地理情報を、効率的に獲得、貯蔵、更新、検索、解析、表示する機能を有するものである。GISにより、例えば、次のような幅広い分野で、業務の効率化、高度化を実現することができる[1]。

- ・ 行政：施設管理、計画策定支援、防災、環境影響評価、福祉など
- ・ 民間：マーケティング、顧客管理など

上述の応用システムは、様々な地理情報を総合的に判断し、意思決定を行う必要がある。ところが、この地理情報に含まれる情報には、数値データと記号データが混在しており、これら異種形式のデータを扱う枠組みが必要である。

そこで「第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について」で、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識に基づいて、データを融合するという立場で、入力情報に含まれる複数の属性項目の値を融合する、データ融合推論方式（以下、「本方式」という。）を提案した。

本章では、GISへの応用例として、経路探索システムを取り上げる。GISで経路探索を行うには、メッシュ状に区切られた地図上の各地点に、地理情報から何らかの評価知識で解釈した評価値を出す必要があり、この評価値を基に最適経路を探索する。この前段部における評価値の計算を、人間の曖昧な知識に基づいて行う方法を例示する。この経路探索システムの応用例としては、次のシステムを想定している。

- ・ 災害時の避難経路指示
- ・ 道路・送電線などの建設におけるルート作成支援など

以下、各項で、次の内容について論ずる。

- ・ 2項 数値地図と地理情報システム（GIS）の概要を論ずる。
- ・ 3項 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合推論技術と知識編集環境を示す。
- ・ 4項 本方式を利用した経路探索システムの実行結果を示す。
- ・ 5項 本方式の評価を論ずる。
- ・ 6項 その他の応用を論ずる。
- ・ 7項 むすびとして、本方式の応用例である経路探索システムの有効性を示す。

2 数値地図と地理情報システム (GIS) の概要

2.1 数値地図とGIS [1],[2]

国土地理院は、昭和49年度から地図の数値化を進めている。数値地図には、次に関する各種の情報が含まれる。

- ・ 国土の自然的条件、土地利用、基幹的施設、地域指定状況、地価など

数値地図は、国内を網目状の細かいメッシュに区切り、各々のメッシュにおける標高などを、コンピュータで扱えるように数値化した地図データである。現在は、次のものが存在する。

- ・ 50mメッシュ・250mメッシュ・1kmメッシュ(標高)
- ・ 10,000分の1(総合)
- ・ 25,000分の1(海岸線・行政界)など

地理情報システム(GIS)は、数値地図のような電子化された地図データを利用し、様々なデータを融合して取り扱うコンピュータシステムであり、効率的な検索、解析、表示などの機能を有するものである。具体的には、以下の分野で並行して開発されてきた情報の獲得、提示、分析などの手法を、一つにまとめたものと捉えることができる。

- ・ 地籍図作成、主題図作成、鉱山学、土木工学、地理学、空間変動の数学的研究、土壌学、測量学、農村計画及び都市計画、公共設備のネットワーク、リモートセンシングなど

GISのアプリケーションとしては、次のものが考えられており、GISにより幅広い分野での業務の効率化、高度化が期待される。

- ・ 施設管理、計画策定支援、防災、環境影響評価、公共サービス管理(電気・水道・ガスなどのエネルギー関連や老人・弱者介護などの福祉関連など)交通機関管理、都市計画コンサルタント、不動産管理、マーケティング、物品販売の顧客管理、運送・配送支援など

インターネットを中心とした情報革命により、情報基盤が整いつつある今日において、このようなGIS技術の導入は、今後に向けて、社会生活の快適さ、便利さ、安全性などを確保する上で、非常に重要である。

2.2 GISの構成例

図3-1に、GISの構成例を示す。

GISに入力される地図データは、メッシュ状に区切られた各地点の地理情報の属性項目値である。具体的には、次のようなデータが、緯度・経度で区切られたメッシュの各地点の地理情報として存在する^(注1)。

- ・国土地理院の数値地図の場合：標高、土地利用状況（建設用地、交通幹線用地、森林、河川など15項目に分類）

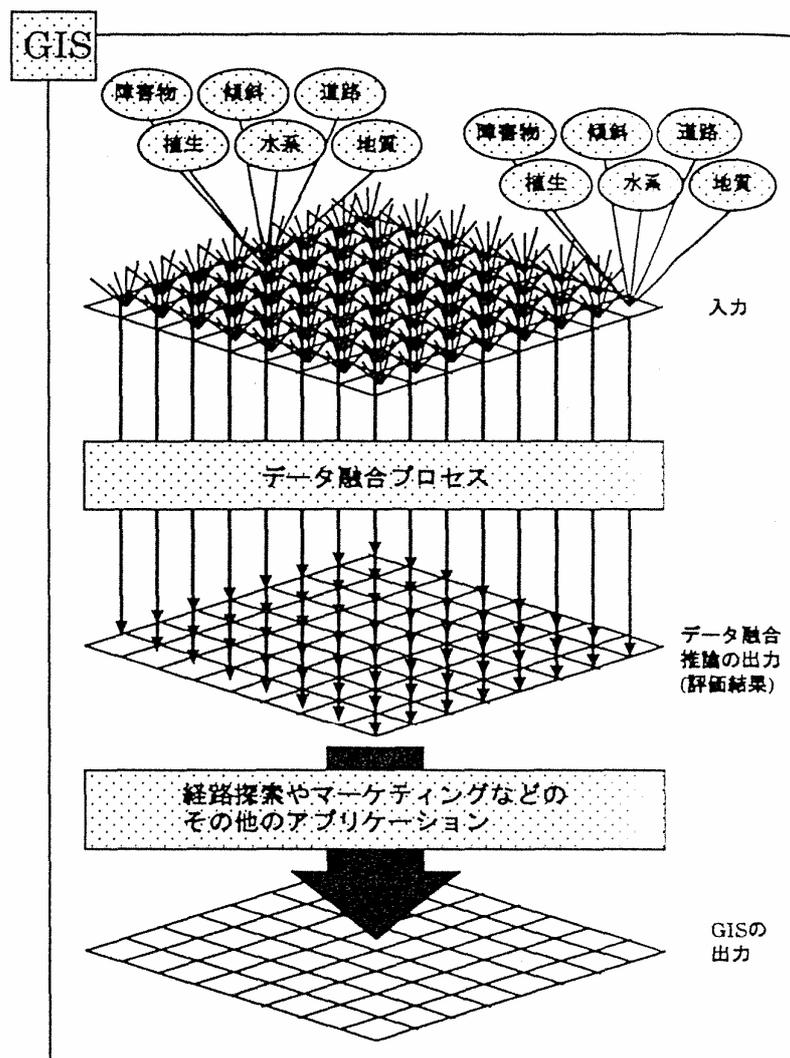


図3-1 GISの構成例

^(注1) これらを、次の6個の属性項目に変換した。これについては、「4項」を参照されたい。

障害物、 傾斜、 道路、 植生、 水系、 地質

(以上)

3 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合推論技術と知識編集環境

本項では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識に基づいて、地理情報の各属性項目を融合するデータ融合推論技術と、その知識編集環境について説明する。

以下では、GISで経路探索を行うデータ融合推論について、論ずる。経路探索を行うには、メッシュ状に区切られた地図上の各地点に、地理情報から何らかの評価知識で解釈した評価値を出す必要がある。そして、この評価値を基に、最適経路を探索する。

この前段部における評価値の計算を、人間の曖昧な知識に基づいて行う。したがって、データ融合推論への入力、地図上のある一地点における地理情報であり、出力データはその地点における“移動コスト(そのメッシュにおける移動のし易さを示す評価値)”である。

3.1 データ融合推論の知識表現方法と推論方式

数値データから定性的な判断を行い、複数のデータを融合する過程で用いる知識は、個人によって異なり、曖昧性を含んでいる。このため、データ融合推論には、推論の背景となる曖昧な知識を表現し、その知識に基づいてデータを融合する技術が必要である。

ここで、データ融合推論の知識には、次の二つの曖昧性が存在する。

- 1 推論プロセスへの入力データである地理情報の各属性項目の値は、「傾斜 1 度」のような数値データであり、これを評価する人間の知識は定性的で、曖昧性を含んでいるといえる。
例えば、人間が「傾斜 1 度」を「傾斜が緩そうだ」と判断する過程において、「傾斜が緩い」とは何度以下の傾斜であるのかなどの曖昧性を含んでいる。
- 2 データ融合の際に“(道幅の広い)幹線道路”で、かつ“傾斜が緩い地点”を優先的に移動したい”などのような知識に基づいて、「道路」や「傾斜」という異なる種類の複数のデータを統一的に評価し、進むべき経路を決定する。

以上の考察をまとめると、データ融合推論過程は、以下の二つのプロセスに分けることができる。

- () 数値データから、定性的なデータへの変換 (“データ抽象化”)
- () 複数の定性的なデータの融合 (“データ融合化”)

更に、それぞれのプロセスを、意味的に掘り下げて考察する。

() データ抽象化

「傾斜 15 度」という数値データを、「傾斜がきつい (90%) 傾斜が緩い (10%)」などの記号データ、すなわち、命題に確信度を付値した“ 確信度付き命題データ ” への“ データ抽象化 ” と捉えることができる。

() データ融合化

例えば、地理情報の各属性項目値 (障害物、 傾斜、 道路、 植生、 水系、 地質) を、人間の曖昧な知識に基づいて融合し、移動コストを決定する。このデータ融合化のプロセスを表現するための枠組みとして、Dempster-Shafer の確率理論 (以下、「D-S 理論」という。) を採用している。

データ抽象化と同様に、データ融合化の処理を考察する。

(1) 概念を、別の概念に変換するという操作がある。

この操作は、異なる概念で表現されたデータを、意味的に同じ概念のデータに揃えるときに用いる。例えば、次の二つを仮定した場合、移動のし易さという観点で両者を融合するために、以下のような共通の語彙に統一する。

- ・傾斜という概念：“ 平ら ”、“ やや険しい ”、“ 険しい ” という語彙を持つ。
- ・道路という概念：“ 一般国道 ”、“ 県道や広域農道 ”、“ 未舗装道路 ” という語彙を持つ。

- ・共通の語彙：“ 移動性 ” = { “ 通行可能 ”、“ ゆっくり通行可能 ”、“ 通行不能 ” }

これをシステム的に実現するために、次のような変換規則を用意する。

- ・「もし傾斜が “ 平ら ” であったならば、移動性は “ 通行可能 ” である」
- ・「もし傾斜が “ やや険しい ” であったならば、移動性は “ ゆっくり通行可能 ” である」

(2) 語彙の観念レベルが統一された複数の確信度付きの命題データを、統合するという操作がある。

例えば、二つの証拠 (傾斜データから “ 通行可能 0.9 ”、 道路データから “ 通行可能 0.8 ”) が得られている場合、両者を統合して、“ 通行可能 0.72 ” の結果を得る。この統合処理には、Dempster の結合規則を用いる。

(3) 確信度付きの命題データを、評価プロセスが利用できるようなデータ形式に変換する操作がある。

本章では、評価プロセスが経路探索システムであり、変換後のデータは移動コストである。この場合、D-S理論に従い、各命題の上界・下界確率を計算する。この具体的な計算方法は、次項で述べる。

データ融合推論機構の構成は、図3-2のようになる。

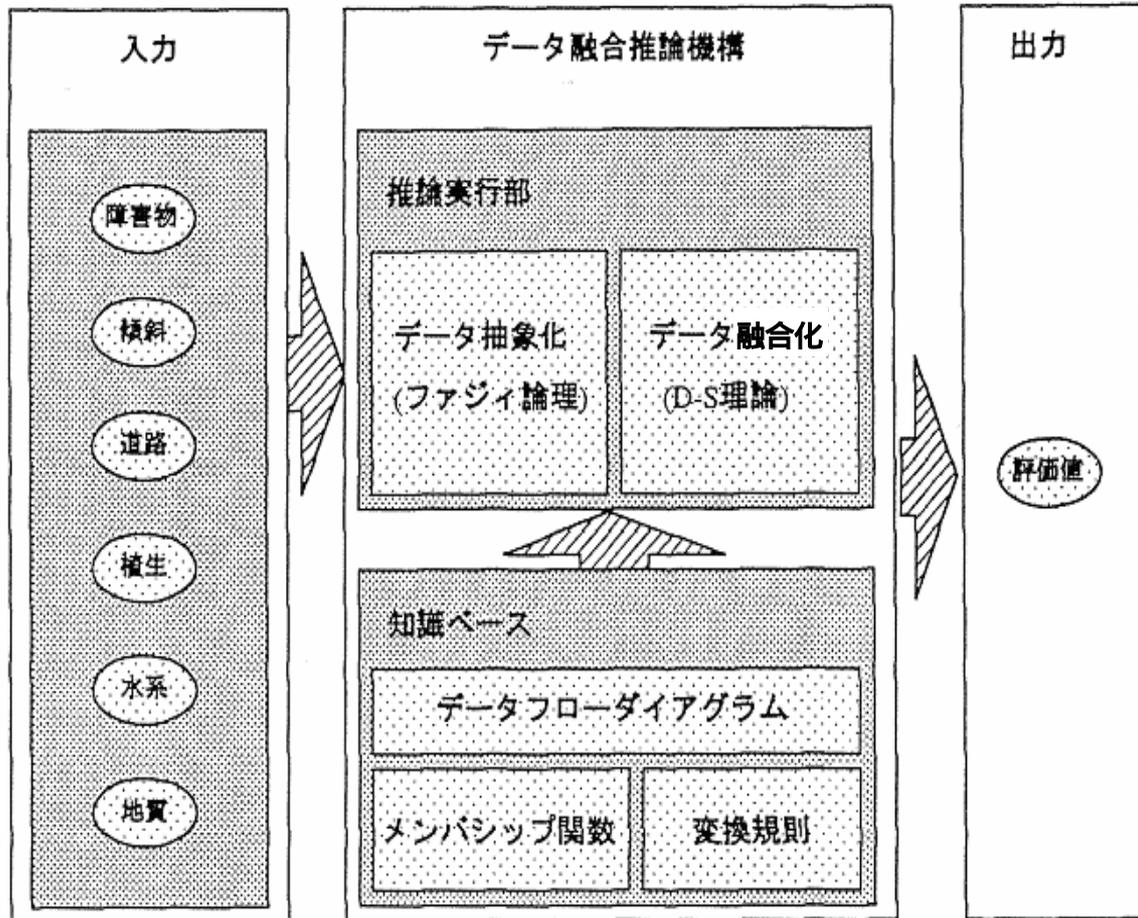
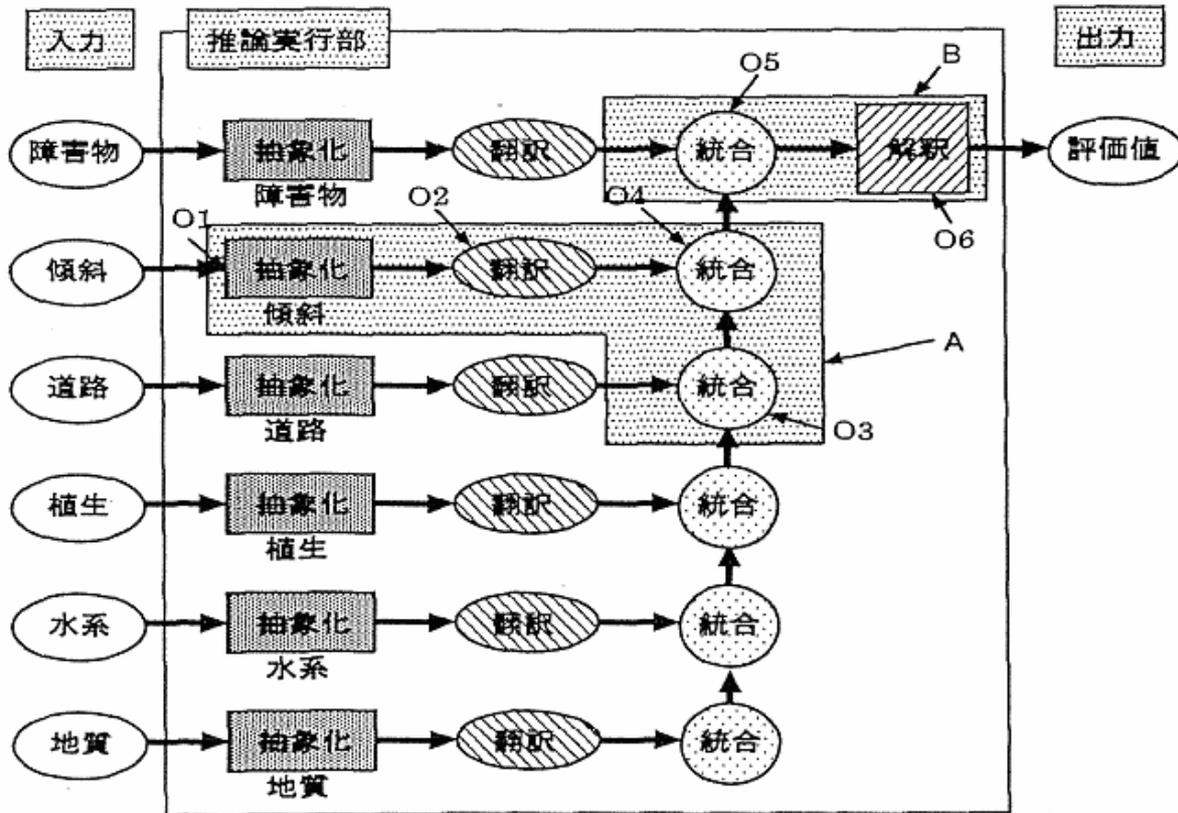


図3-2 データ融合推論機構の構成

データ融合推論プロセスは、図3-2のように、地理情報の各属性項目値（障害物、傾斜、道路、植生、水系、地質）を読み込み、データ抽象化とデータ融合化の2種類の演算によって、評価値（移動コスト）を計算する。

更に、この推論のロジックは、上記の四つの基本処理（抽象化、翻訳、統合、解釈）を組み合わせ、図3-3のように書ける。



(六つの地理情報の属性値 (障害物、 傾斜、 道路、 植生、 水系、 地質) を融合して、評価値を推論する手順)

図3 - 3 データフロー・ダイアグラム

図3 - 3は、六つの地理情報の属性値 (障害物、 傾斜、 道路、 植生、 水系、 地質) を融合して、評価値を推論する手順を意味している。

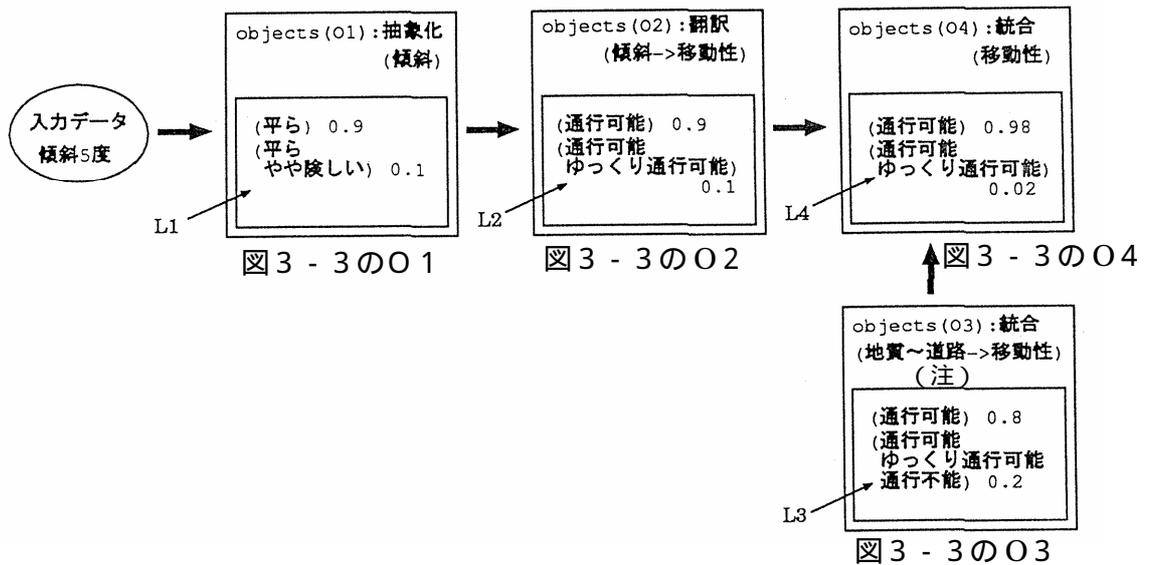
このように、推論のロジックは、非循環有向グラフ (以下、「データフロー・ダイアグラム」という。)によって表現できる。このデータフロー・ダイアグラムは、上記の四つの基本モジュール (抽象化、 翻訳、 統合、 解釈) を組み合わせることによって、アプリケーションに応じて、人が自由に変更できる。

3.2 データ融合推論の実行例

本項では、推論実行の詳細を、図3 - 3のA部とB部を例に用いて、説明する。

まず、図3 - 3のA部の(1)抽象化、(2)翻訳、(3)統合モジュールの処理例を、図3 - 4す。次に、図3 - 3のB部の(4)解釈モジュールの処理例を、図3 - 7に示す。

第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて



(注) 地質～道路：図3-3の四つの入力(地質、水系、植生、道路)が、下から順に二つずつ、抽象化、翻訳、統合を処理され、四つの入力値を統合したもの

図3-4 図3-3のA部の(1)抽象化、(2)翻訳、(3)統合モジュールの処理例

(1) 抽象化

“傾斜”(図3-3のO1)を例に、抽象化モジュールの処理を説明する。このモジュールには、図3-5のメンバシップ関数が、格納されている。

図3-5の6個のメンバシップ関数と、式(1)の普遍集合が、傾斜データを抽象化するための知識となる。

$$\{\text{平ら, やや険しい, 険しい}\} \dots\dots\dots(1)$$

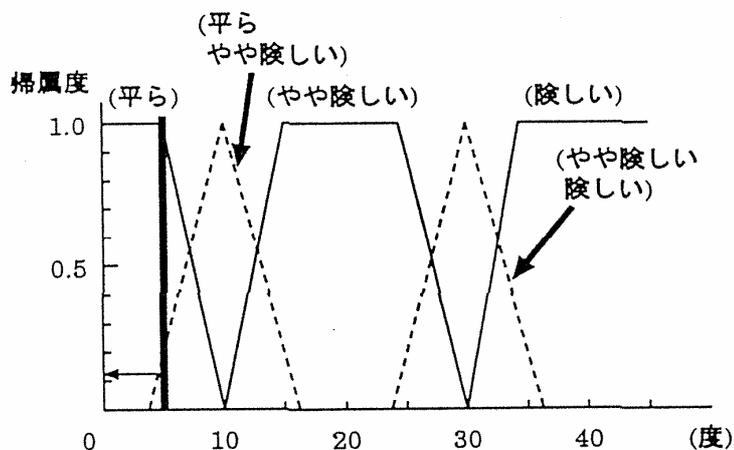


図3-5 “傾斜”(図3-3のO1)に関するメンバシップ関数の例

例えば、「傾斜5度」というデータが、抽象化モジュールに入力されたとする。ここで、この入力値は、図3-5の太線のようにイメージできる。次に、その入力値と交わっている各メンバシップ関数の帰属度の合計が1となるように、各メンバシップ関数（部分集合 A_i ）の帰属度を正規化し、確信度を求める。そして、図3-4のリストL1が出力される（注2）。

（注2）データが欠損している場合は、{平ら, やや険しい, 険しい}という事象に、確信度が割り当てられる。

（以上）

（2）翻訳

図3-3のO2の翻訳モジュールを例に、この処理の具体例を説明する。

図3-3のO2は、“傾斜”の語彙から移動性の語彙への変換処理を行う。移動性の語彙としては、以下の式(2)の三種類の語彙を考える。すなわち、式(2)がこのモジュールの普遍集合である。

{ 通行可能, ゆっくり通行可能, 通行不能 }(2)

翻訳モジュールでは、語彙の変換規則を、式(3)のようにリスト形式でルールに持つ。

((平ら, 通行可能)

(やや険しい, ゆっくり通行可能)(3)

(険しい, 通行不能))

ここで、(平ら, 通行可能)というリストは、「“平ら(優斜の語彙)”を、“通行可能(移動性の語彙)”に変換する」ことを意味している。この変換規則は、ユーザによって、あらかじめ作成される。

式(3)の変換規則に従って、翻訳モジュールは、図3-4のリストL1の入力値を、図3-4のリストL2に変換して、出力する。

（3）統合

統合モジュールの処理を、図3-3のO4のモジュールを例に、説明する。ここで、図3-3のO3では、図3-4のリストL3が得られているものとする。つまり、図3-3の四つの入力（地理情報の属性値：地質、水系、植生、道路）が、下から順に二つずつ、抽象化、翻訳、統合を処理され、四つの入力値を統合した図3-4のリストL3が

得られているものとする。

このとき、図3 - 4のリストL2とリストL3の二つのデータを、式(4)の Dempster の結合規則で統合する様子を、図3 - 6に示す。

| | | |
|--------------------------------|----------------|----------------------------|
| 傾斜 地質～道路(注) | (通行可能) 0.9 | (通行可能 ゆっくり通行可能) 0.1 |
| (通行可能) 0.8 | (通行可能) 0.72 | (通行可能) 0.08 |
| (通行可能 ゆっくり通行可能 通行不能) 0.2 | (通行可能) 0.18 | (通行可能 ゆっくり通行可能) 0.02 |

(注) 地質～道路：図3 - 3の四つの入力(地質、水系、植生、道路)が、下から順に二つずつ、抽象化、翻訳、統合を処理され、四つの入力値を統合したもの

図3 - 6 図3 - 3のリストL2とリストL3の二つのデータの融合例

$$m_3(v^{k,l}) = \frac{\sum_{v^{k,l} \cap v^{k+1,l} = v^l} m_1(v^{k,l}) m_2(v^{k+1,l})}{1 - \sum_{v^{k,l} \cap v^{k+1,l} = \phi} m_1(v^{k,l}) m_2(v^{k+1,l})} \dots\dots\dots(4)$$

$m_3(v^{k,l})$: $m_1(v^{k,l})$ 、 $m_2(v^{k+1,l})$ を統合して求めた新たな基本確率

この統合処理により、図3 - 4のリストL4が出力される。

(4) 解釈

図3 - 3のB部における解釈モジュールO6の処理例を、図3 - 7に示す。

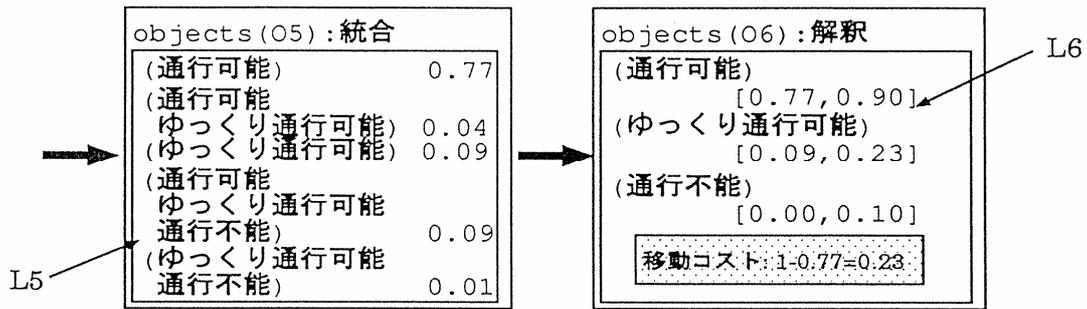


図3 - 7 図3 - 3のB部の(4)解釈モジュールの処理例

解釈モジュールの直前のモジュールO5までの処理で、六つの地理情報の属性値(地質、水系、植生、道路、傾斜、障害物)の融合がなされ、例えば、図3 - 7のリストL5が得られているとする。この場合、解釈モジュールには、このリストL5が入力される。

このとき、この入力データから、次の普遍集合の各要素について、上界・下界確率を求める。

- ・ 普遍集合の各要素：“通行可能”、“ゆっくり通行可能”、“通行不能”

まず、“通行可能”の上界確率は、以下のように求められる。“通行可能”は、図3 - 7のリストL5中における次の三つの要素リストに含まれているので、“通行可能”の上界確率は、これらの確率の和を取ることで、以下の値となる。

- ((通行可能), 0.77)
- ((通行可能 ゆっくり通行可能), 0.04)
- ((通行可能 ゆっくり通行可能 通行不能), 0.09)

上界確率 : $0.77 + 0.04 + 0.09 = 0.90$ (5)

一方、図3 - 7のリストL5中の“通行可能”が、単独で現れているリストを探すと、次のリストが該当するので、“通行可能”の下界確率は、0.77である。

- ((通行可能), 0.77)

この上界・下界確率は、「通行可能性は、最高90%、最低でも77%である」というように解釈される。

“ゆっくり通行可能”、“通行不能”に関しても同様の処理を行い、図3 - 7のリストL6の“belief interval”を得る。

そして、“通行可能”の下界確率0.77を用いて、図3 - 7の網掛け部のように、「移動コ

スト」を求める。ここで下界確率を用いたのは、移動コストの移動可能性を、最悪値として見積るためである。

3.3 知識編集環境

データ融合推論を行うためにユーザが定義する知識は、以下の3種類である。

- (1) データフロー・ダイアグラム
- (2) メンバシップ関数
- (3) 変換規則

これらは、評価値を計算するためのドメインに依存した知識として、専門家によって定義される。本章では、これらの知識を入力するために、図3-8に示す3種類の知識エディタを用意した。

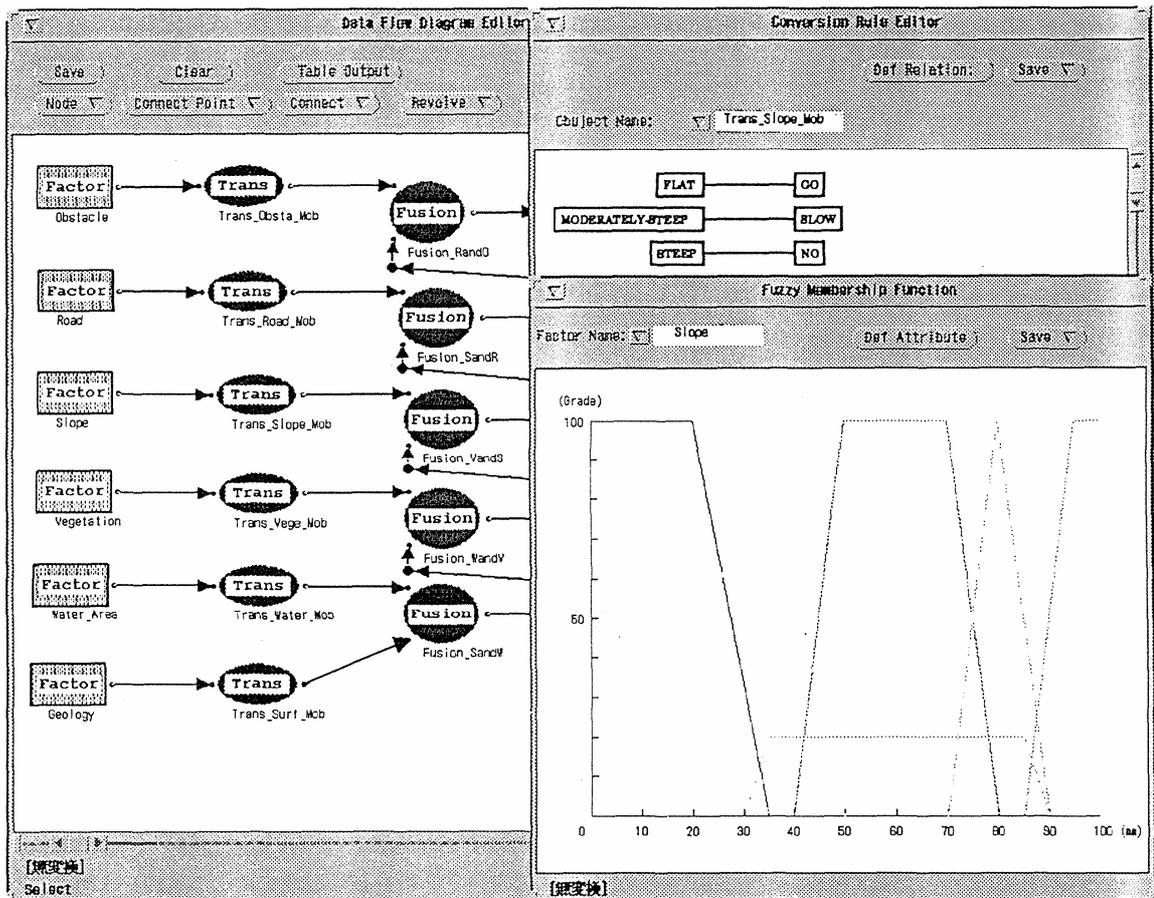


図3-8 3種類の知識エディタ

(1) データフロー・ダイアグラム・エディタ (図3 - 8 左側)

4種類の基本モジュール(抽象化、 翻訳、 統合、 解釈)のテンプレートが用意されている。ユーザは、これらのモジュールをエディタ上で組み合わせることにより、移動コスト計算のロジックを構築することができる。

(2) メンバシップ関数エディタ (図3 - 8 右側下)

データフロー・ダイアグラム中の各抽象化モジュールをクリックすると起動する。ユーザは、各属性項目に関するメンバシップ関数を定義することができる。

(3) 変換規則エディタ (図3 - 8 右側上)

翻訳モジュールをクリックすると起動する。ユーザは、各翻訳モジュールの変換規則を編集できる。

これらの知識エディタは、ユーザがこれらのモジュールを組み合わせるだけで、推論のロジックを組むことができ、新たな属性項目の追加やロジックの組み換えなど、移動コスト計算知識の拡張や修正を容易にする。

4 本方式を利用した経路探索システムの実行結果

開発した経路探索システム(以下、「本経路探索システム」という。)について説明する。本経路探索システムでは、国土地理院の標高データと土地利用状況の二つの数値地図を用いた。

後者の土地利用状況は、メッシュ毎の各地点が何に利用されているかを、次のような15項目で分類したデータである。

- ・ 建設用地、交通幹線用地、森林、河川など

本経路探索システムでは、土地利用状況データの分類をそのまま用いず、移動コストの計算に適した概念を示す次の六つの属性(地理情報の属性)に、あらかじめ変換して用いた。

- ・ 障害物、傾斜、道路、植生、水系、地質

また、本来の標高データは250m単位、土地利用状況は緯度経度系(約100m単位)という異なる単位系で提供されている。そこで、本経路探索システムでは、両者を加工して100m単位のメッシュのデータに変換して用いた。

なお、1回の経路探索の実行は、300×300メッシュの地域(30km四方に相当)に対して行う。

更に、移動コストの計算では、土地の傾斜度が重要な要因になるが、元データには存在しない。そこで、隣接メッシュ間の標高差から傾斜データを作成して用いた。

図3-9は、京都近辺の地図データ(標高、傾斜、森林、道路(交通幹線用地)、河川地、移動コスト)を表示している。図3-9の下段右のウィンドウが、移動コストを示している。このウィンドウ中の移動コストは、色が濃い地点ほど高く、移動しにくいことを示している。この移動コストの計算結果は、次のような結果となっている。

- ・ 道路(下段左のウィンドウ)である地点や、傾斜(上段中)が緩やかな地点は、移動コストが低い。
- ・ 水系(下段中)や森林(上段右)が存在する地点は、移動コストが高い。

これは、この実行例では、次のような曖昧性を含む知識を、知識編集エディタを通して入力し、その知識に基づいて移動コストを算出したからである。

- ・ 「道路は、移動し易い」
- ・ 「傾斜のきつい地点は、移動しづらい」
- ・ 「河川・湖などの水系や建設物などの障害物が存在する地点は、移動できない」

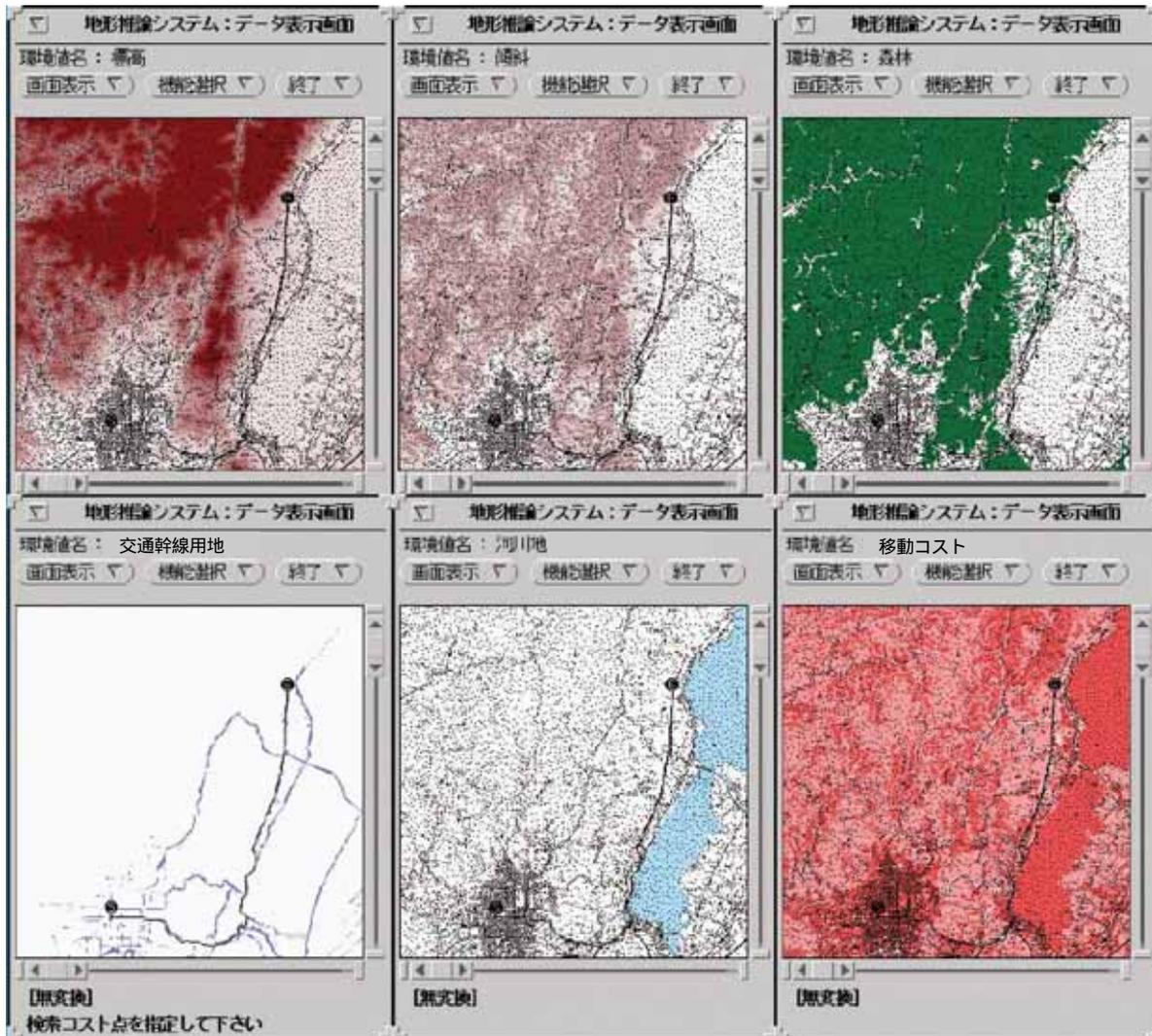


図3-9 データ融合推論方式による移動コストの評価結果と経路探索実行結果
 (京都近辺の地図データ(標高、傾斜、森林、道路(交通幹線用地)、河川地、移動コスト))

次に、この移動コストを用いて経路探索を行った例を、紹介する。本経路探索システムでは、経路探索アルゴリズムとしてヒープソートを利用したダイクストラ法[3]を用いた。また、探索を行う際には、移動する方向を考慮して、ユーザが指定したスタート地点とゴール地点の間の「移動距離の重み×移動コスト」の累積値が最小になる経路を求めた。“移動距離の重み”は、以下の式(6)のdを用いた。

$$d = \begin{cases} 2 & \text{: 縦横方向への移動のとき} \\ & \dots\dots\dots(6) \\ 3 & \text{: 斜め方向への移動のとき} \end{cases}$$

式(6)の重み2と3は、縦横と斜め方向へ移動する場合の距離比 $1:\sqrt{2}$ を近似したものである。

この経路探索結果は、図3-9のすべてのデータ表示ウィンドウ中に実線で示されている。図3-9の下段右の移動コスト表示ウィンドウでは、左下のスタート地点から右上のゴール地点まで、移動コストが低い地点を優先的にたどり、移動コストが高い地点を避けるような経路が求められている。

また、ゴール地点の近くに、豪雨が発生した場合を想定する。この場合、豪雨部分は「移動不可」とする(図3-10 右上ゴール地点直下の「台形」部分)。このとき、豪雨部分は移動コストが高くなり、図3-10のようにこの台形部分を避ける経路が求められ、図3-9の下段右の移動コスト表示ウィンドウとは、異なる経路となる事が分かる。



図3-10 豪雨部分を設定したときの経路

この例では、データ融合推論を経路探索システムに適用することを想定したので、各メッシュの移動のし易さを評価するための知識を用いた。しかし、データ融合推論技術は、この応用例に特化するものではなく、複数のデータを人間の曖昧な知識に基づいて融合するシステム全般にわたり適用できる。

5 データ融合推論方式の評価

5.1 データ量と知識量から見た実用性の評価

実験では、SUN hyperSPARC (125MHz) の CPU を持つワークステーションを使用した。その結果、300×300 個のメッシュに対して、移動コスト計算を約 1 分、経路探索を 10 秒余りで実行することができた。地図データの規模に関しては「数百×数百」程度のマトリクスを想定しており、知識ベースの規模に関しては特定用途での利用を考えている。

いずれの場合も、地図データや知識が増加したとしても、実験用システムの高々数倍程度であり、本経路探索システムは“feasible”であると、判断する。更に、知識ベースが大きくなったときの計算量の増大に対する対策としては、ファジィ論理と D-S 理論で記述された知識ベースの内容を、帰納学習アルゴリズムを用いて縮約することによって、高速化を図る手法を検討している[4]。

5.2 「意思決定プロセス」に当てはめた説明

本経路探索システムを、第1章の「図1-4 意思決定プロセス」に当てはめて、以下論ずる。

「問題の定義」

「目的」：地図上のあるスタート地点からゴール地点までの移動経路を探索すること。

「前提事項」：人が移動対象であること。

「評価基準」：例えば、傾斜 20 度なら傾斜がきつそうだなど。

「状況の解明」

「環境条件」：地形などの実データ。「豪雨部分」などの条件を追加することも可能である。

「行動方針の決定」

「行動方針の列挙」：隣接する 8 個のメッシュを基にするスタートからゴールまでの膨大な組合せとなる。

「評価基準に基づく決定」：評価値に基づいて、移動しやすさを示す累積値が最小となる経路を選び、ディスプレイに表示すること。

「行動方針の決定」：各種細部計画を作成すること。

6 その他の応用

本章では、移動コストを固定値とした経路探索システムを、応用例として示した。この移動コストは、移動対象物や入力データの優先度に応じて使い分けることができる。移動対象物としては、次などが考えられる。

- ・ 人物（一般人か、専門家の区別も可能）
- ・ 一般車両
- ・ 特殊車両

入力データの優先度としては、次などが考えられる。

- ・ 傾斜
- ・ 道路

また、最短距離に優先度を置くこともできるし、上記の混在も可能である。

これらを、災害救助モデル・シミュレーションに応用した例として、図3 - 1 1 に示す [5]。



(a) Parameter: Shortest route Dominates
 (b) Parameter: Improved road Dominates
 (c) Parameters: Balance to Medium

図3 - 1 1 経路探索パラメータを変化させた例

7 むすび

第2章で提案した「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」を、経路探索システムに適用し、その有効性を確認した。

また、本方式は、GISに知的な機能を付加するという意味で、キーコンポーネントになり得る。

1 第 編と「第4章～第6章」の同一視化について

人が獲得した「曖昧さ」を含むデータを基に推論し結論を得るプロセスは、歪み及び誤りを含む受信語から符号語を得る復号プロセスと、同じであると見直すことが可能である。

なお、非可逆変換の信号変換は、孤立点除去などによって、受信語をより符号語に近づける（まとめる）操作といえる。

この見直しにより、従来、筆者らが研究してきた第 編の以下の方式・符号も、曖昧さを含む推論方式と同一の土俵で捉えることができる。

- ・第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について
- ・第5章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について
- ・第6章 2次元複合符号について

第 編の研究段階で、「第4章～第6章」の研究成果を見直すと、「第4章～第6章」は第 編の「特殊ケース」となっていることが分かった。

「第4章～第6章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的な条件は、次の二つである。

- a) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合が相当する。

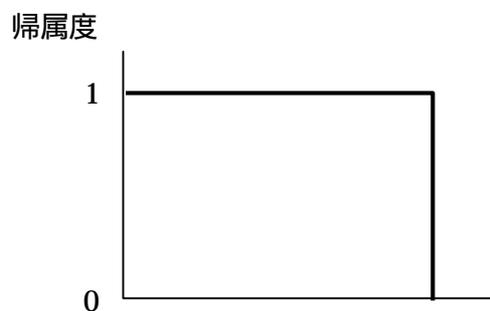


図 - 1 メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリस्प集合である場合

- b) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち $m(\{a_1 \cdots a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1 \cdots a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

2 情報源復号プロセスへの応用について

(1) 空間内挿

「第4章」の多数決原理(図 - 2 参照)も空間内挿の一種である。

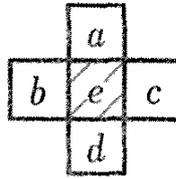


図 - 2 主走査線・副走査線の双方向で見た孤立点(十字形パターン)
(eは、5個の画素の多数決で決める)

ここで、一般的な空間内挿アルゴリズムは、以下のとおりである[1]。

近接点 i の値を z_i とするとき、地点 x の値 $z(x)$ を、式(1)を用いて計算する。

$$z(x) = \frac{\sum_i w_i z_i}{\sum_i w_i} \dots\dots\dots(1)$$

w_i は、 z_i に対する重みである。重み(メンバシップ関数)は、距離に応じて決めることになる。しかし、一般には、適当な基準はない。そこで、メンバシップ関数を、ユーザの経験に基づいた主観に任ずることが考えられる。

(2) 定量的評価について

(2.1) 十字形パターンに対して、四つの斜め隣接点を追加したパターン

定量的評価として、図 - 2の十字形パターンに対して、四つの斜め隣接点を追加した図 - 3のパターンを考える。



図 - 3 3×3の矩形パターン(五つの点2,4,5,6,8が、図 - 2に対応)

重み（メンバシップ関数）の一例として、隣接点（図 - 3 の四つの点 2, 4, 6, 8）と斜め隣接点（図 - 3 の四つの点 1, 3, 7, 9）との関係を、距離の 2 乗に反比例（ $1/(1)^2 = 1.0$ 、 $1/(\sqrt{2})^2 = 0.5$ ）と考え、メンバシップ関数は図 - 4 のようになる。

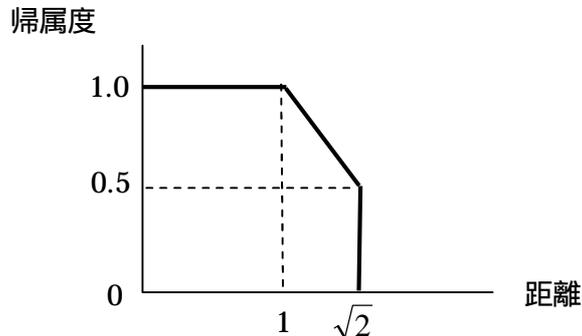


図 - 4 メンバシップ関数の例（距離の 2 乗に反比例）

(2.2) 3×3 の矩形パターンに対する考察

以下の条件に対する考察を行う。

< 条 件 >

- a) パターン：3×3 の矩形（図 - 3 参照）
- b) 斜め隣接点のメンバシップ関数：0.0 から 1.0 まで変化
（“0.0” のときは、十字形パターン（図 - 2）に相当する。）
- c) セル（画素）は 9 点あるので、取り得る各点（“0” または “1”）のパターンは、512 とおりとなる。
- d) 図 - 3 の「3×3 の矩形パターン」が、512 とおりから、いくつにまとまる（集約される）かを求める。
- e) 多数決の閾値は、次のとおりとする。

$$\cdot (5 + 4 \times \text{メンバシップ関数の値}) / 2$$
 分子の意味は、以下のとおりである。
 位置 “5” 及び隣接 4 点がすべて “1” の総和 = 5
 「斜め隣接点（4 点）がすべて “1” の総和：4」×メンバシップ関数の値
- f) 上記 e) の値を “2” で除算した後の処理として、次を考える。
 - ・ 小数点一桁：四捨五入

以上の < 条 件 > に対して、次の計算結果は、図 - 5 のとおりとなる。

- ・ 斜め隣接点のメンバシップ関数：0.0 から 1.0 まで変化
- ・ 図 - 3 の「3×3の矩形パターン」の集約された割合

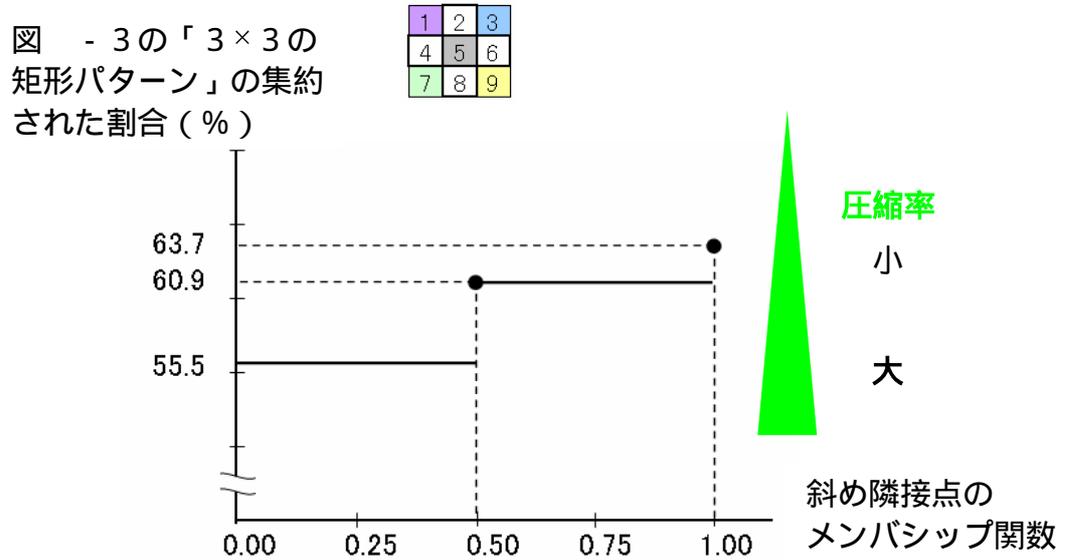


図 - 5 斜め隣接点のメンバシップ関数と「3×3の矩形パターン」の集約された割合
(小数点一桁：四捨五入)

(3) 「第4章」への応用について

「第4章」(図 - 2の十字形パターン)に対して、図 - 3の「3×3の矩形パターン」の応用を考える。

(3.1) 斜め隣接点のメンバシップ関数は、“ $0.5 = 1/(\sqrt{2})^2$ ”とする。また、多数決の関係は、上記(2)f)の「小数点一桁：四捨五入」とする。次の条件に対して、図 - 3の「3×3の矩形パターン」の集約された割合は、表 - 1のようになる。

- ・ 斜め隣接点のメンバシップ関数：“0.00”と“0.50”

表 - 1 「斜め隣接点のメンバシップ関数」と図 - 3の「3×3の矩形パターン」の集約された割合

| 斜め隣接点のメンバシップ関数 | 図 - 3の「3×3の矩形パターン」の集約された割合 (%) | 備考 |
|----------------|--------------------------------|---------------------|
| 0.00 | 55.5 | 第4章の「方式()」に相当 |
| 0.50 | 60.9 | 上記の9.7%増(圧縮率:9.7%減) |

以上から、「第4章」の「図4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の「方式()」,
「モデル3」において、表 - 1から 9.7%減となることが予想でき、図 - 6のように
「39.3%」となる。ただし、同率の原情報は残るとともに、処理量の増大、メモリ
の増大が伴う。

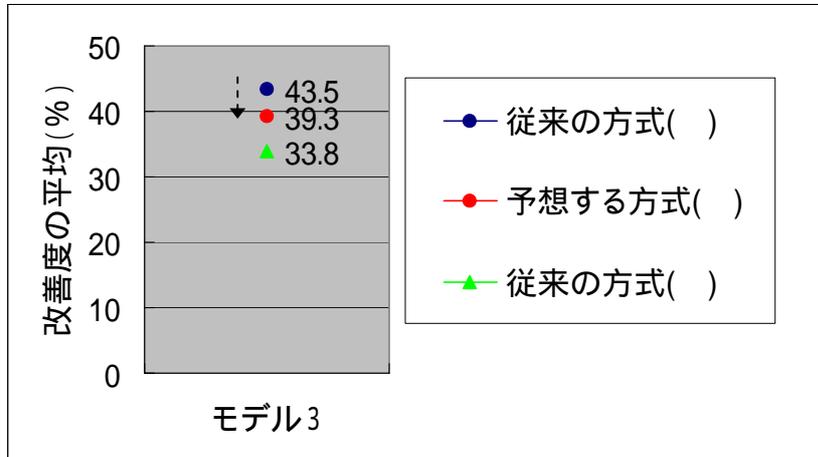


図 - 6 「図4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度(その1)

(3.2) 第4章の「方式()」は、「方式()」に簡単な制御を加えたものであり、
改善度としては同程度が予想できる。上記(3.1)と同一条件で、図 - 3の「3×3
の矩形パターン」の集約された割合は、表 - 1と同一となる。したがって、「第4章」の
「図4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の「方式()」,
「モデル3」においても、表 - 1から 9.7%減となることが予想でき、図 - 7のように「30.5%」となる。

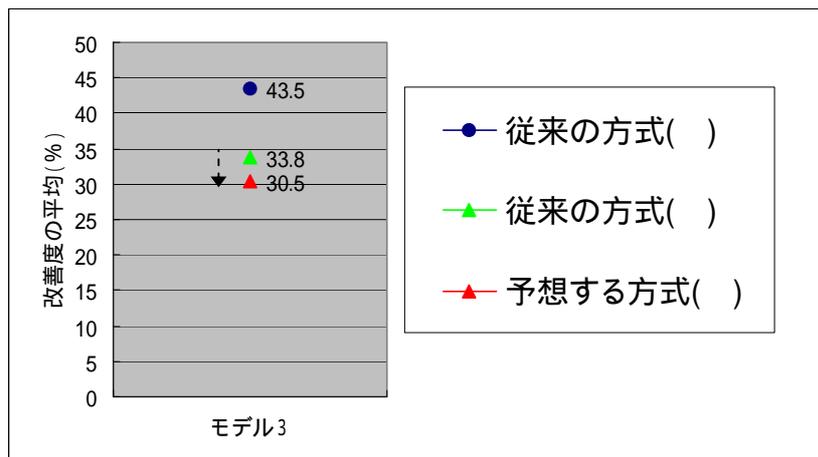


図 - 7 「図4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度(その2)

(3.3) 上記(3.1)及び(3.2)を合わせると、「第4章」の「図4 - 18 圧
縮率における改善度の平均」は、図 - 8のようになる。

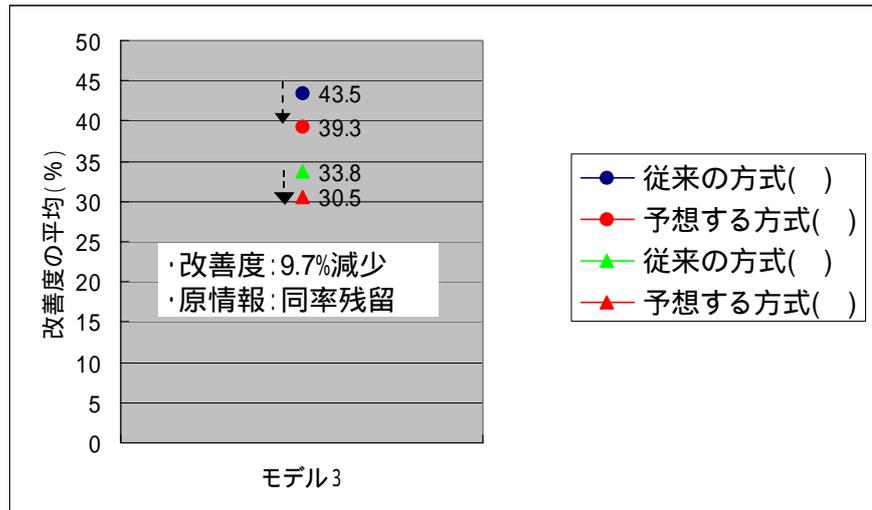


図 - 8 「図4 - 18 圧縮率における改善度の平均」の予想改善度 (その3)

(4) 今後の研究課題

「第4章」の多数決原理を、移動体通信路で考える。フェージングがあり、信頼度はレイリー分布(Rayleigh distribution)に沿った重みとなる。

マルチパスに対応して、AWGN(Additive White Gaussian Noise: 加法性白色ガウス雑音)だけでない状態を考え、区間を分けて重み付けを行うことが考えられる。

3 通信路復号プロセスへの応用について

(1) 硬判定

「第6章」の方式・符号は、「硬判定」といえる。すなわち、伝送路がAWGNと見なせる系で、受信信号がどの程度確からしいかの情報を用いず、表 - 2のように、“0.0”、“1.0”のみに一律に復号する。メンバシップ関数で表すと、図 - 9のように、クリस्प集合となっている。

表 - 2 硬判定の例（閾値=0.5の場合）

| 受信信号 | 復号結果 |
|------|------|
| 0.9 | 1.0 |
| 0.7 | 1.0 |

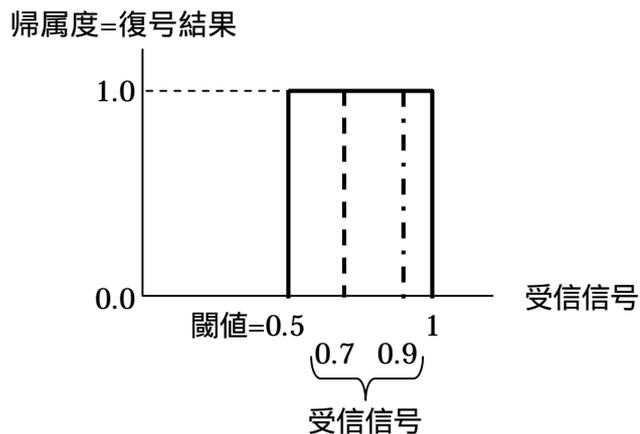


図 - 9 硬判定のメンバシップ関数（クリस्प集合）

(2) 軟判定

そこで、復号結果が“0.0”、“1.0”だけでなく、受信信号がどの程度確からしいかの情報（軟判定情報）を基に復号する「軟判定」を考える。今、閾値からの差が大きければ大きいほど、確からしさが高いとすると、より信頼度の高い判定を行うことができる。

表 - 3 軟判定の例（閾値=0.5の場合）

| 受信信号 | 復号結果 | 軟判定情報 |
|------|------|-------|
| 0.9 | 1.0 | 0.4 |
| 0.7 | 1.0 | 0.2 |

同じ復号結果でも、こちらのほうが、確からしさが高い

軟判定情報を基に復号する方式だと、一般に硬判定よりも 2dB の符号化利得が得られるといわれている。

上記は、単に閾値からの差（リニア情報）を用いた。

一般的には、通信路の特性に応じた使い分け（例：AWGN や他の誤り特性に応じた曲線）となる。このときの曲線（メンバシップ関数に相当）は、ユーザの経験に基づいた主観などに任ずることが考えられる。

また、軟判定情報（信頼度）に応じて、軟判定と硬判定を使用するハイブリッド判定も考えられている[2]。

（ 3 ） バイアス を かける 軟 判 定

上記（ 2 ）において、軟判定情報をそのまま使用するのではなく、バイアスをつける方法を考える。一例は、図 - 10 及び表 - 4 のとおりである。このことにより、「確からしさ」を変化させることができる。

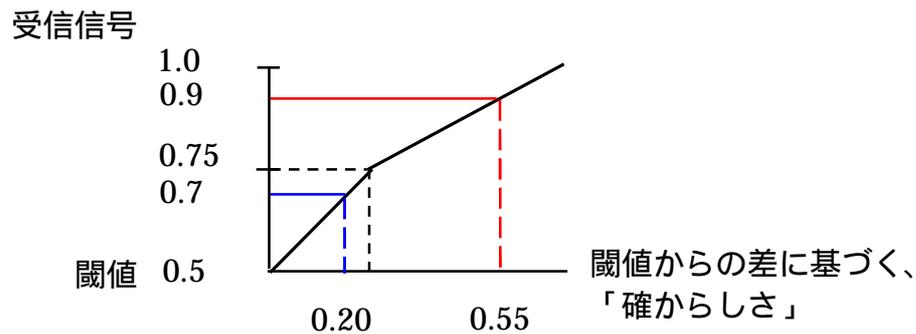


図 - 10 軟判定の例（バイアスをつける方法）

（ 閾値からの差 ≤ 0.25 : 傾斜 “ 1 ”、閾値からの差 > 0.25 : 傾斜 “ 1/2 ”）

表 - 4 軟判定の例（バイアスをつける方法）

（ 閾値からの差 ≤ 0.25 : 傾斜 “ 1 ”、閾値からの差 > 0.25 : 傾斜 “ 1/2 ”）

| 受信信号 | 復号結果 | 軟判定情報 (バイアスあり) |
|------|------|-------------------|
| 0.9 | 1.0 | 0.55 |
| 0.7 | 1.0 | 0.20 |

“ 0.4 ” から
“ 0.55 ” に拡大

この図 - 10 の論理は、以下のような例で捉えることができる。

- ・ 閾値からの差 ≤ 0.25 :
この領域までは AWGN が主と考えられるので、傾斜を “ 1 ” とする。
- ・ 閾値からの差 > 0.25 :
上記以上の領域では、AWGN 以外が主と考えられるので、傾斜を “ 1/2 ” とする。

なお、この傾斜（メンバシップ関数に相当）は、通信路の特性に応じた使い分けやユーザの経験に基づいた主観などに任ずることが考えられる。

（ 4 ）今後の研究課題

「符号間干渉」について、「硬判定」及び「軟判定」を適用し、第 編の「曖昧さを含む推論方式」を応用する例などが挙げられる。

第4章

多数決原理に基づく 静止画像のデータ圧縮方式について

あらまし

ファクシミリなどの静止画像のデジタル伝送において、データ圧縮が盛んに研究されている。これらのうちには、圧縮率を上げるために、符号化する前にあらかじめ原画像信号を局部的に信号変換処理し、意識的に符号化し易いようにしてから符号化する方式が、幾つか報告されている。

本章では、静止画像をデータ圧縮する際、前処理である信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案する。そして、この新しい方式と、他の信号変換処理方式との定性的な比較を行う。また、エントロピーと理想圧縮率を求めて定量的な検討を行う。

本章の成果として、以下を示す。

- ・この「多数決原理」を基本とする新しい方式は、簡単なアルゴリズムで、比較的容易に装置化できる。
- ・画質上、問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
- ・新しい方式が、従来方式と比べて、2次元モデルで約40～25%程度、圧縮率を向上できる。

1 まえがき

社会における情報化が進むのに伴い、多種多様な情報を高能率に伝送したいという要求が高まっている。ファクシミリなどの静止画像のデジタル伝送を高能率に行うための手段として、データ圧縮が盛んに研究されている。これらのうちには、圧縮率を上げるために、符号化する前に、あらかじめ原画像信号を局部的に信号変換処理し、意識的に符号化し易いようにしてから、符号化する方式が幾つか報告されている[1]～[4]。

デジタル化された静止画像、すなわち原画像信号を忠実に伝送しようとする方向の研究は、かなりの段階にまで到達しており、これ以上の大幅な圧縮率の向上は困難と考えられる。そこで、信号変換という概念が生まれてきた[1]～[4]。この目的は、再生画像の歪みや画質劣化を多少許容することにより、発生頻度の少ない状態（画素のパターン）を故意に減らして、原画像信号の冗長度を増加させることにある。これにより、圧縮率の改善を図ることが可能となるわけである。しかし、従来の信号変換処理方式のうち、論理の簡単な方式は圧縮率をあまり上げることができないか、または、画質上問題がある。一方、画質を損なわないで圧縮率を上げようとする方式は、特定の変換パターンを用意しておく必要があるので、論理が複雑となってしまう傾向がある。

本章では、信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案する。この方式は、簡単なアルゴリズムで比較的容易に装置化できる。しかも、画質上の問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。

本章では、この新しい方式を、圧縮率を高めるための前処理として用いる場合について、他の信号変換処理方式との定性的な比較を行う。また、この新しい方式と他の信号変換処理方式に対して、画像情報量であるエントロピーを計算し、その逆数で与えられる理想圧縮率を求める。この理想圧縮率は、理論的に達成し得る圧縮率の限界となる。更に、従来提案されている幾つかの方式との定量的な比較を行う。

以下、各項で、次の内容について論述する。

- ・ 2項 以下について、論述する。
 - ・ 2.1項 従来の信号変換処理方式について、説明する。
 - ・ 2.2項 本章で新しく提案する方式について、説明する。
- ・ 3項 これらの方式の定性的な比較を行う。
- ・ 4項 2次元符号化における理論的限界について、論述する。
- ・ 5項 各信号変換処理方式の定量的比較を、実験結果として示す。
- ・ 6項 むすびとして、本章で新しく提案する方式の利点について、論述する。更に、今後の課題についても論述する。

2 信号変換処理方式

2.1 従来の信号変換処理方式

従来考案されている信号変換処理方式の主なものとして、次のようなものがある[1],[4]。
ただし、 W 、 B は、それぞれ white、black を表す。

[方式(a)]: 図4 - 1のように、画素 e が孤立した B の場合に、それを W に変換する。

[方式(b)]: 図4 - 2のような十字形パターンで、画素 e が孤立した B の場合に、それを W に変換する。

[方式(c)]: 図4 - 3のようなパターン(全部で33種類あるが、ここでは2種類だけ挙げる)を準備して、変換の対象となる画素 e を、このパターンにより変換処理する。

これらの方式の振舞いについては、3項で説明する。



図4 - 1 主走査線方向の孤立点

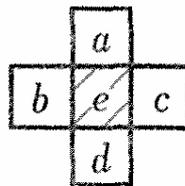


図4 - 2 主走査線・副走査線の双方向で見た孤立点(十字形パターン)



図4 - 3 変換パターン(D は、 W でも B でも良いことを表す)

2.2 多数決原理に基づく信号変換処理方式

本章で提案する方式は、「多数決原理」を基本とする方式である。すなわち、十字形の図4-2のパターンにおいて、画素 e を、次のように変換する。

- ・ 隣接4点のうち、3点以上が W ならば、 W に変換する。
- ・ 隣接4点のうち、3点以上が B ならば、 B に変換する。
- ・ 隣接4点が半々ならば、そのまま変換しない。

この論理を簡単にいうと、次のようになる。すなわち、十字形の図4-2のパターンにおける5個の画素 a 、 b 、 c 、 d 、 e を、以下のように変換する。

- ・ B が、3個以上ならば、 e を B に変換する。
- ・ B が、2個以下ならば、 e を W に変換する。

なお、この方式を選択した理由は、次のとおりである。

- ・ 2次元パターンにおける隣接する点を、できる限り少なくしたいため（このため、十字形パターンとなる）。
- ・ [方式(c)] のように何種類ものパターンを用意せず、簡単な論理で信号変換を行いたいため（このため、5個の画素の多数決で決めることとした）。

数式で表すと、変換後の e を e とすれば、式(1)とするものである。ただし、ここでは W を 0、 B を 1 で表す。

$$e = f_3(a, b, c, d, e)$$

$$= \begin{cases} 0 : \{a, b, c, d, e\} \text{ 中、} 1 \text{ が } 2 \text{ 個以下} \\ 1 : \{a, b, c, d, e\} \text{ 中、} 1 \text{ が } 3 \text{ 個以上} \end{cases} \dots\dots\dots(1)$$

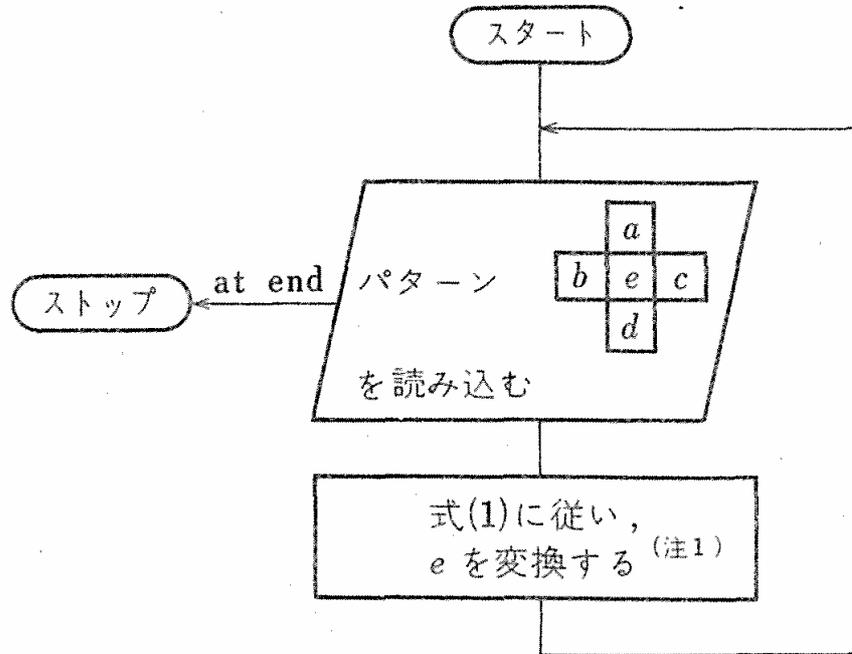
以上述べた多数決原理を基本として、幾つかの方式が考えられる。以下に、2種類の方式を示す。ただし、図4-2のような2次元的なパターンを考えているので、境界は W であるとする。ファクシミリなどの静止画像では、通常、 W の出る確率 $P(W)$ が大きいので、このように境界条件を W とするのは、自然な設定である。

[方式(i)]: 式(1)に従い、順次1画素ずつ変換を行う。ただし、図4-2のパターンにおける画素 a 、 b は、変換後のものを用いる。

[方式(i)]は、原画像が十分高密度に標本化されていて、情報として1ドットの細線が存在しない場合に適用できる方式である。

なお、この方式の振舞いについては、次項で説明する。

図4-4に、[方式(i)]の流れ図を示す。



(注1) a, bは変換後のものとする。

図4-4 [方式(i)]の流れ図

[方式(ii)]: 細線がある場合、または、標本化が高密度に行われていない場合、[方式(i)]では、1ドットの細線が消滅してしまうので好ましくない。しかし、[方式(i)]に、簡単な制御を加えることにより、1ドットの細線の消滅を防ぐことが可能となる。これが[方式(ii)]である。

以下、[方式(ii)]について、説明を行う。

式(1)に従って、変換を行う。ただし、画素 e が信号変換を受けた場合、すなわち $e' \neq e$ となったとき、図4-5の画素 c 、 f 、 d 、 g の4個の画素は、そのまま変換しない。また、図4-2のパターンにおける画素 a 、 b は、変換後のものを用いる。

[方式(ii)]の振舞いについては、次項で説明する。

図4-6に、[方式(ii)]の流れ図を示す。[方式(ii)]を実現するためには、図4-5の画素 c 、 f 、 d 、 g の位置を示すフラグビット列が、(1ライン+1ビット)分必要となる。

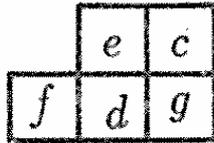
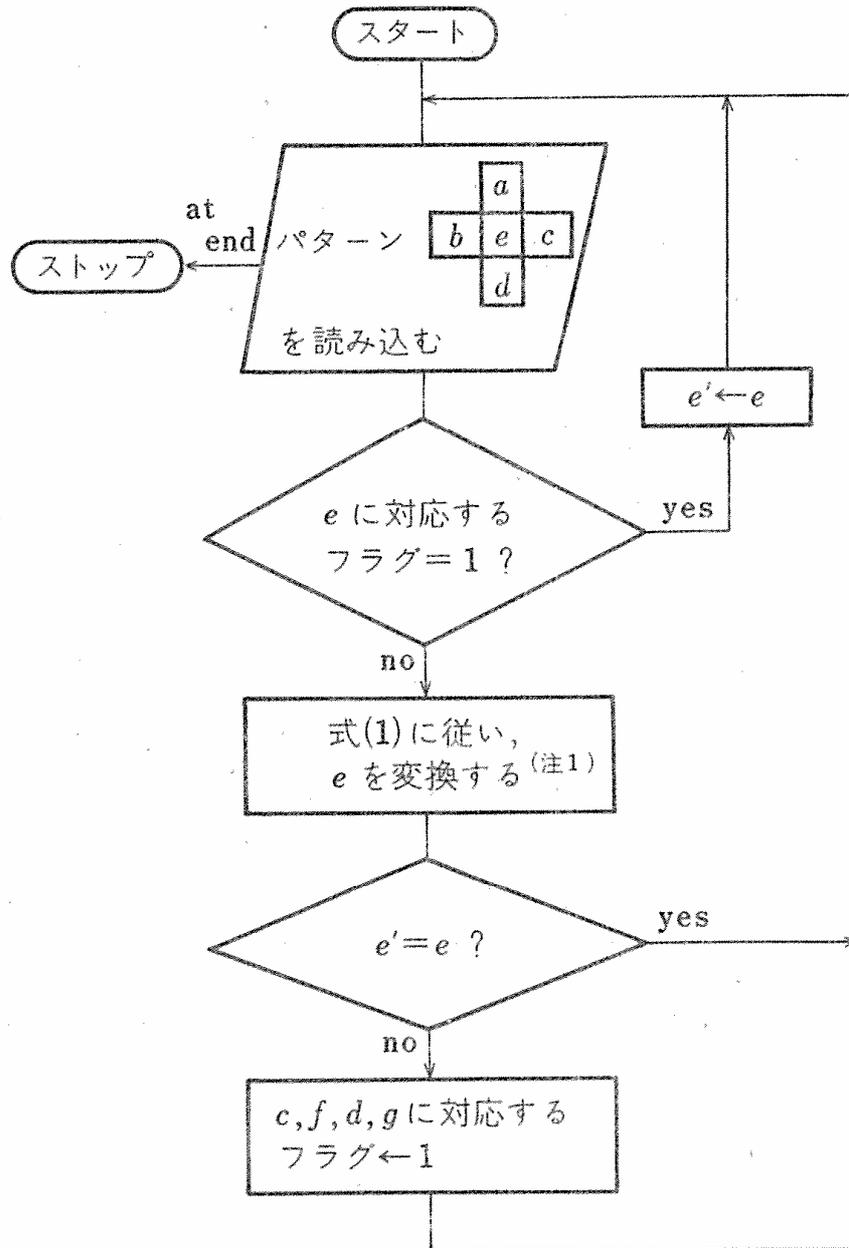


図4 - 5 画素の位置



(注1) a, bは変換後のものとする。

図4 - 6 [方式(ii)]の流れ図

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

ここで、[方式(ii)]の流れ図について、説明する。画素 e に対応するフラグが“1”ならば、 e はそのまま変換を行わない、そして、 e に対応するフラグが“0”ならば、式(1)に従い、 e を変換する。その結果、 $e' \neq e$ となったとき、図4-5の画素 c 、 f 、 d 、 g に対応するフラグを“1”にして、次の画素から処理を続ける。 $e' = e$ となったときは、何も処理しないで、次の画素から処理を続ける。

3 各信号変換処理方式の定性的な比較

ここで、従来の [方式(a)] [方式(b)] 及び [方式(c)] と、本章で新しく提案する二つの [方式(i)] 及び [方式(ii)] との定性的な比較を、表4 - 1に示す。

なお、メモリ数は必要最小限の数を挙げる。また、細線の消滅、輪郭線上の画素の変換及び背景の孤立した B の変換の項については、以下に例を挙げて説明する。

表4 - 1 各信号変換処理方式の定性的な比較

| 方式 | 細線の消滅 | | | 輪郭線上の画素の変換 | 背景の孤立した B の変換 | メモリ数 |
|------|-------|-----|-----|------------|-----------------|-------------|
| | 縦 | 横 | 斜め | | | |
| (a) | 有り | 無し | 有り | B : 横のみ | 有り | 2ビット |
| (b) | 無し | 無し | 有り | 無し | 有り | 2ライン |
| (c) | 短縮化 | 無し | 有り | 有り | 無し | 2ライン + 4ビット |
| (i) | 有り | 有り | 有り | 有り | 有り | 2ライン |
| (ii) | 短縮化 | 短縮化 | 点線化 | 有り | 有り | 3ライン + 1ビット |

(1) 細線の消滅

まず、細線の消滅について、説明する。

[方式(a)] [方式(b)]: 原理から容易に分かると思われる。

[方式(c)]: 1ドットの縦、並びに横の細線の消滅がないように、変換パターンを設定している。しかし、図4 - 7のような1ドットの斜線では、右下の1点以外が消滅してしまう。

[方式(i)]: 図4 - 2の画素 a、bは変換後のものを用いて、逐次的に変換処理を行うので、1ドットの細線は消滅してしまう。したがって、[方式(i)] は高密度標本化が行われている場合以外は、適用が困難であると思われる。

[方式(ii)]: 1ドットの縦、並びに横の細線の上下、あるいは左右の端2ドットが消滅し、線が短縮化されることになる。また、図4 - 7のような斜線は、図4 - 8のように1標本点おきに変換され、点線となる。

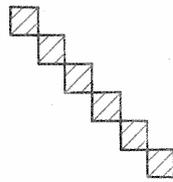


図4 - 7 1ドットの斜線

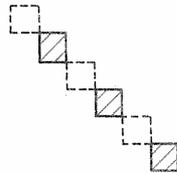


図4 - 8 [方式(ii)]による斜線部の信号変換

(2) 輪郭線上の画素の変換及び背景の孤立した B の変換

次に、輪郭線上の画素の変換及び背景の孤立した B の変換について説明する。

これは、方式間において振舞いが微妙に異なり、評価が非常に難しい。

[方式(c)]: デジタル化されたファクシミリなどの静止画像、すなわち、原画像信号にできるだけ忠実となるように、かつ、データ圧縮に都合の良いように、変換パターンを用意して変換を行う方式である。しかしながら、図4 - 9のようなパターンに対しては、[方式(c)]は、そのまま変換しない。

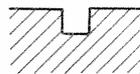


図4 - 9 パターンの一例

[方式(i)] [方式(ii)]: 図4 - 10のように変換する。すなわち、 W が変換され、 B のランレングスが長くなる。これにより、圧縮率の向上が期待できる。また、背景の孤立した B の変換についても同様なことがいえる(表4 - 1参照)。



図4 - 10 変換後のパターン

(3) 画質の問題

今まで、信号変換を圧縮率向上のための前処理として捉えてきた。ここで、信号変換を行った場合の画質の問題について、考えてみる。高密度に標本化されている文字や図形は、それ自体に冗長性があるので、局部的に信号を変換しても実用上差し支えない場合が多い。更に、情報として1ドットの細線が存在しない場合には、信号変換処理により、背景の孤立した B の除去、輪郭線の平滑化を行うことができる。すなわち、画質の改善の効果も期待できる。細線が存在する場合には、信号変換処理の適用に注意を要することは、いうまでもない。

4 2次元符号化における理論的境界[4]

本項では、定量的な検討を行うための手段として、2次元N次マルコフモデルについて説明する。

画像情報量を測定するためには、画像信号の確率モデルを設定する必要がある。ここでは、画像の2次元的な相関をも考慮し、画像信号は2次元マルコフ過程に従うとする。この確率モデルは、図4-11に示すように、画素 X_0 が W であるか、 B であるかの確率が、既に走査済みの周囲 N 個(図4-11では、 $N = 4$)の画素 $X_1 \sim X_N$ の状態によって、定まるとするものである。

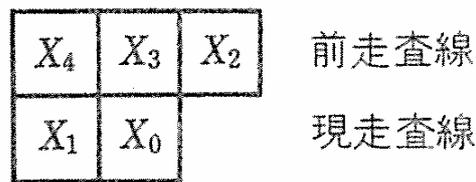


図4-11 2次元N次マルコフモデル

このモデルによれば、1画素当りのエントロピーは、式(2)で与えられる^(注1)。ただし、 $P(X_0, X_1, \dots, X_N)$ は結合確率、 $P(X_0 | X_1, \dots, X_N)$ は条件付き確率を表す。

$$H_{\text{pel}} = - \sum_{X_0} \dots \sum_{X_N} P(X_0, X_1, \dots, X_N) \log P(X_0 | X_1, \dots, X_N) \dots\dots\dots(2)$$

理想圧縮率は、エントロピーの逆数 $1 / H_{\text{pel}}$ で与えられる。これは、理論的に達成し得る圧縮率の限界となる。

(注1) pel : picture element の略で、画素を意味する。

(以上)

5 理想圧縮率の実験結果

本項では、各信号変換処理方式の定量的比較を行う。すなわち、種々の確率を測定して、式(2)からエントロピーを計算する。そして、エントロピーの逆数で与えられる理想圧縮率を求める。

なお、情報源モデルとして、図4 - 1 2の3種類を用いる。

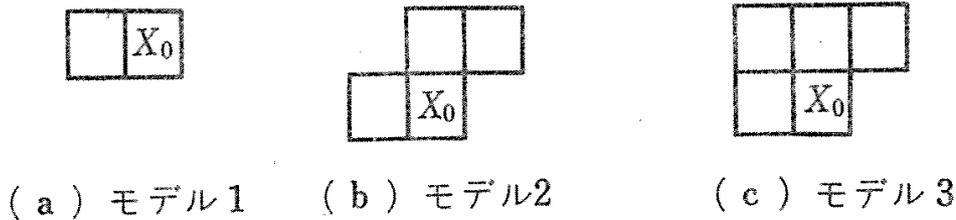


図4 - 1 2 情報源モデル

用いたデータは、次の7種類である。ただし、原稿1～3では、文字の大きさは、縦×横 $6 \times 6 \sim 7 \times 7$ mmとした。これは、実用上必要な解像度は1文字当り約 25×25 画素といわれており[5]、実験で用いたファクシミリでは、主走査分解能4ドット/mm、走査線密度3.85ライン/mmであるからである。

- 原稿1：片仮名（手書き）
- 原稿2：英文字（手書き）
- 原稿3：英文字（レタリング）
- 原稿4：楽譜
- 原稿5：回路図1
- 原稿6：回路図2
- 原稿7：絵

図4 - 1 3及び図4 - 1 4に、以下の画像を示す。

- 図4 - 1 3：原稿3の原画像、及び各信号処理を適用した画像
- 図4 - 1 4：原稿5の原画像、及び各信号処理を適用した画像

FACSIMILE

(1) 原画像

FACSIMILE

(2) 方式(a)を適用した画像

FACSIMILE

(3) 方式(b)を適用した画像

FACSIMILE

(4) 方式(c)を適用した画像

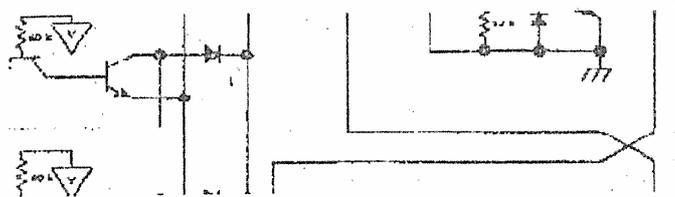
FACSIMILE

(5) 方式(i)を適用した画像

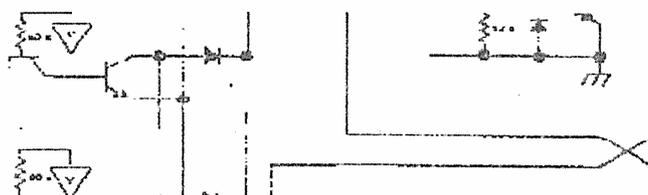
FACSIMILE

(6) 方式(ii)を適用した画像

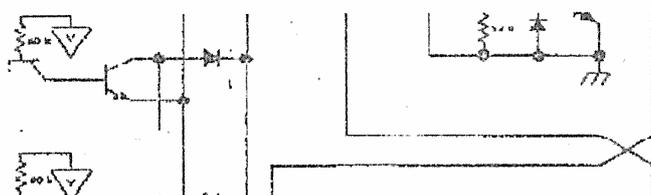
図4 - 13 原稿3 : 英文字 (レタリング)



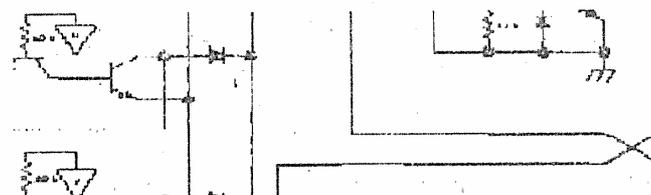
(1) 原画像



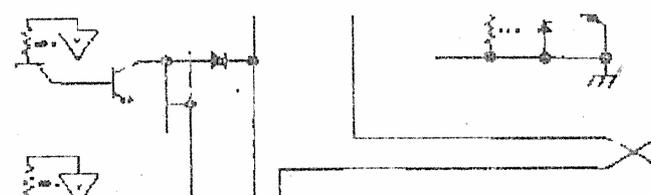
(2) 方式(a)を適用した画像



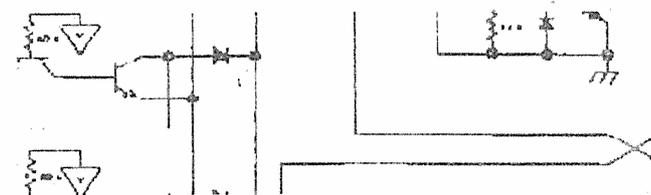
(3) 方式(b)を適用した画像



(4) 方式(c)を適用した画像



(5) 方式(i)を適用した画像



(6) 方式(ii)を適用した画像

図4 - 14 原稿5 : 回路図1

また、表4 - 2に B の出る確率 $P(B)$ を示す。

表4 - 2 B の出現確率

| 原稿 \ 方式 | 原画像 | 方式(a) | 方式(b) | 方式(c) | 方式(i) | 方式(ii) |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 1 | 0.02724 | 0.02697 | 0.02712 | 0.02695 | 0.02697 | 0.02693 |
| 2 | 0.03910 | 0.03878 | 0.03902 | 0.03876 | 0.03944 | 0.03928 |
| 3 | 0.05621 | 0.05497 | 0.05587 | 0.05563 | 0.05551 | 0.05551 |
| 4 | 0.2221 | 0.2168 | 0.2195 | 0.2148 | 0.2108 | 0.2129 |
| 5 | 0.06527 | 0.06071 | 0.06457 | 0.06450 | 0.06202 | 0.06415 |
| 6 | 0.09864 | 0.09127 | 0.09812 | 0.09744 | 0.09567 | 0.09739 |
| 7 | 0.1161 | 0.1123 | 0.1153 | 0.1182 | 0.1187 | 0.1176 |

原稿1～原稿3のように、解像度が十分な場合には、[方式(i)]と[方式(ii)]は、ほぼ同程度の画質であるといえる。また、[方式(a)] [方式(b)]では輪郭線上の画素が変換されおらず、[方式(c)]では背景の孤立した B が変換されていない。

原稿4～原稿7のように、標本化密度が必ずしも十分でなく、1ドットの細線が存在する場合、[方式(a)] [方式(i)]では細線の消滅が生じてしまっていることが分る。これに対し、[方式(ii)]では、1ドットの細線は短縮化、または、点線化されるが、元の情報は一応残されることになる。

次に、それぞれの原稿の原画像、並びに各信号変換処理後の画像について、三つの情報源モデル(図4 - 12参照)を仮定した場合の理想圧縮率を、図4 - 15、図4 - 16及び図4 - 17に示す。

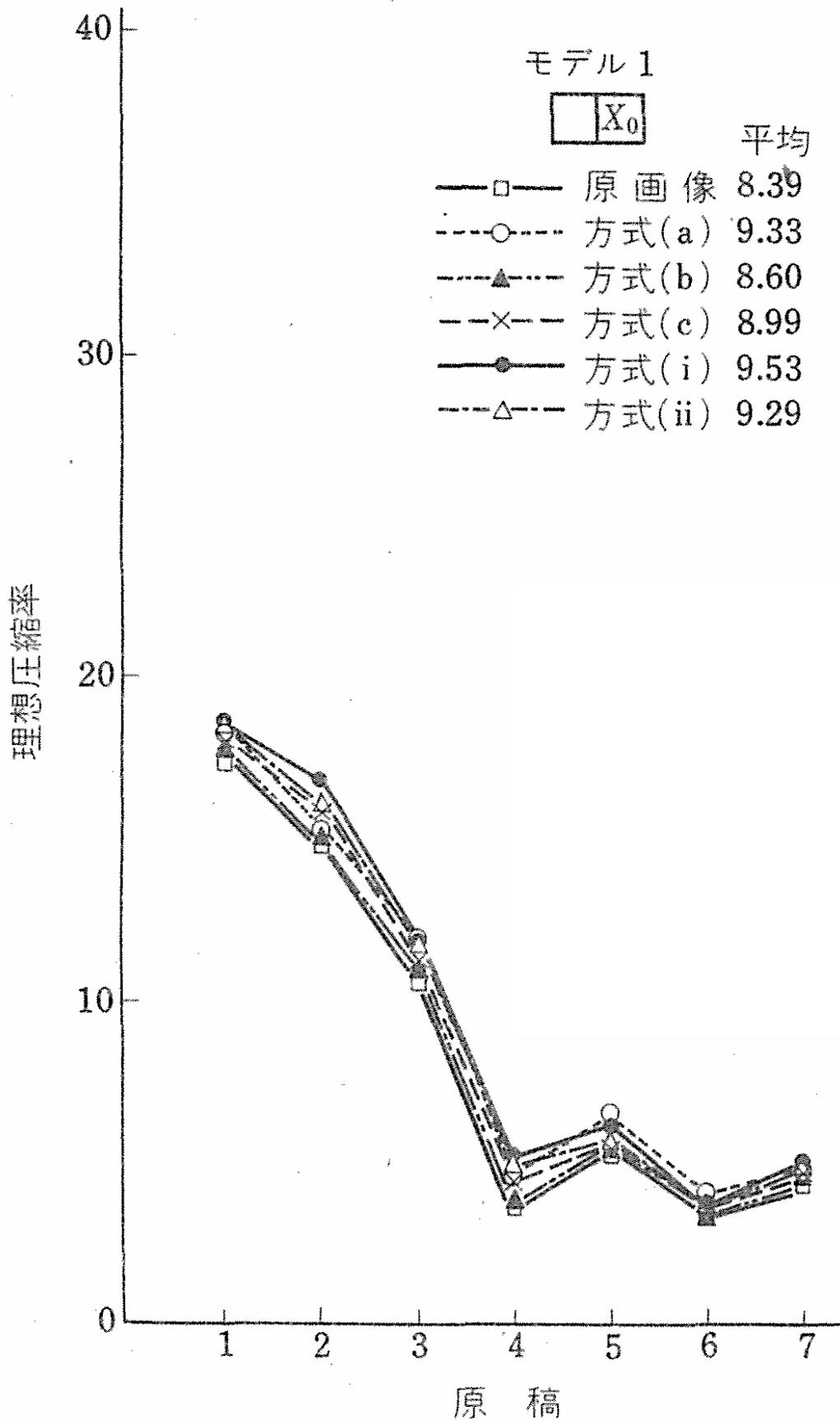


図4 - 15 モデル1を仮定した場合の理想圧縮率

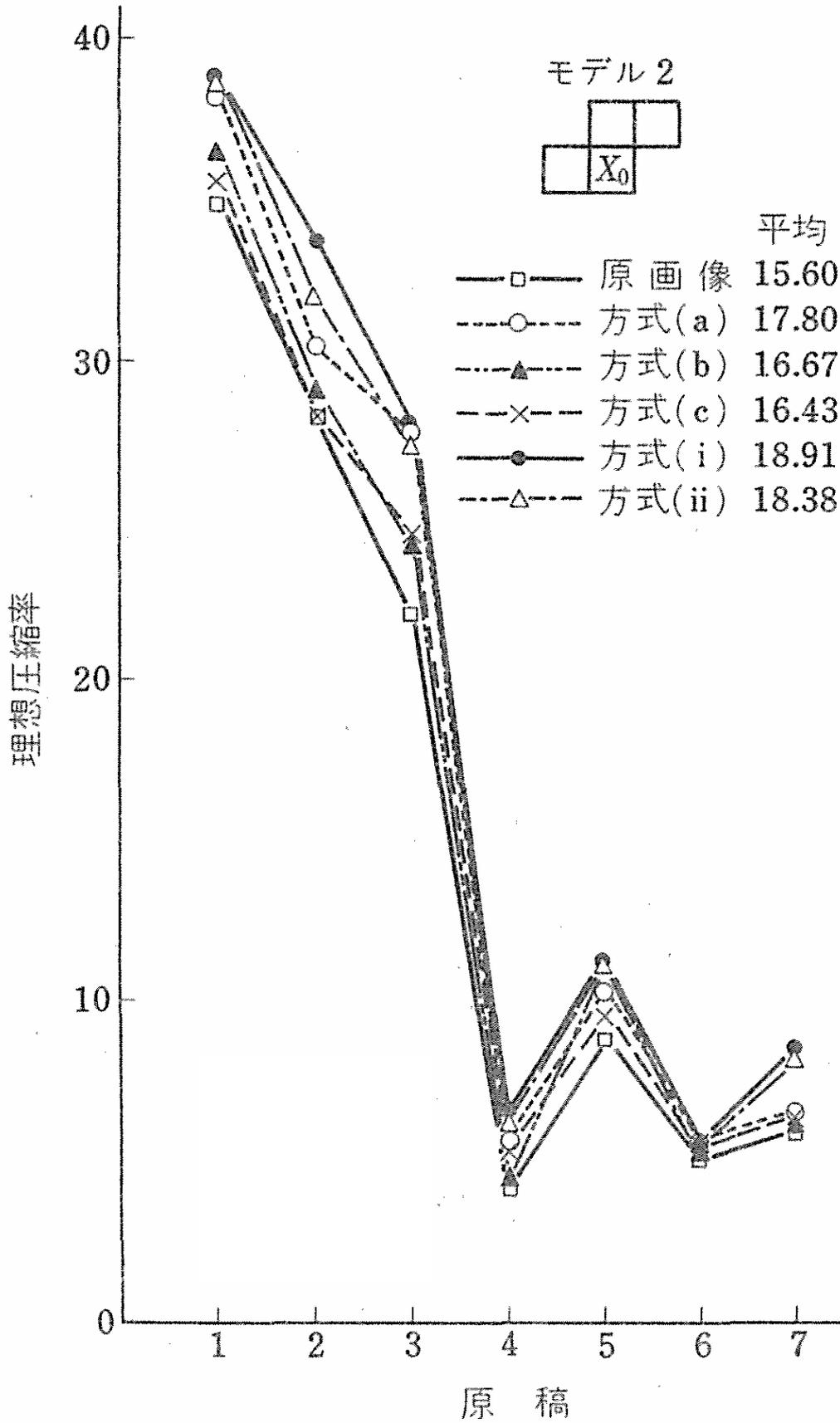


図4 - 16 モデル2を仮定した場合の理想圧縮率

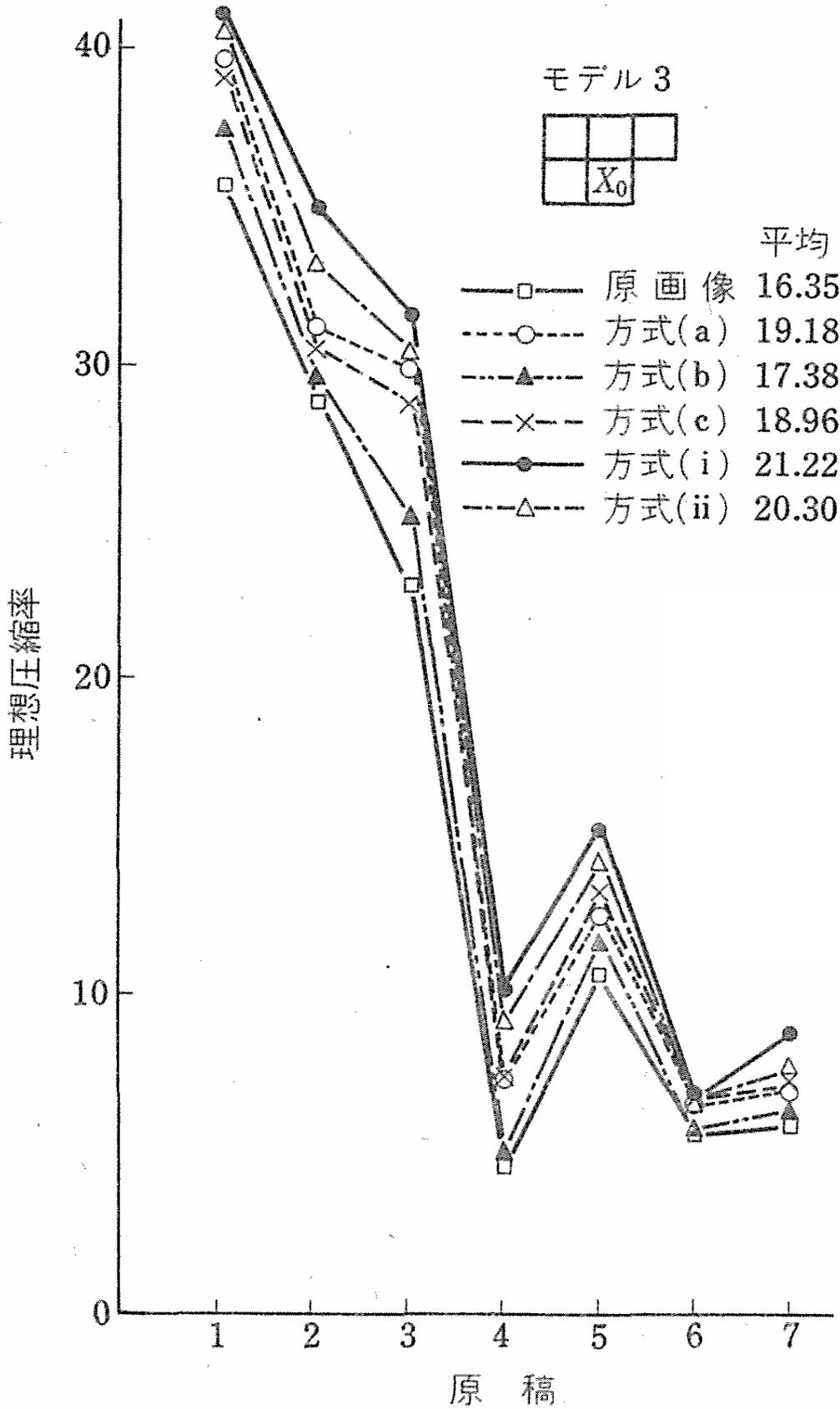


図4 - 17 モデル3を仮定した場合の理想圧縮率

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

図4 - 15、図4 - 16及び図4 - 17から、信号変換処理を行うことにより、圧縮率の向上が得られることが分る。ここで、圧縮率における改善度を次のように定義する。

$$\text{圧縮率における改善度} = \left[\frac{\text{信号変換処理後の画像の理想圧縮率}}{\text{原画像の理想圧縮率}} - 1 \right] \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

各信号変換処理方式について、図4 - 15、図4 - 16及び図4 - 17から圧縮率における改善度を計算し、それらの平均を求めた結果を図4 - 18に示す。

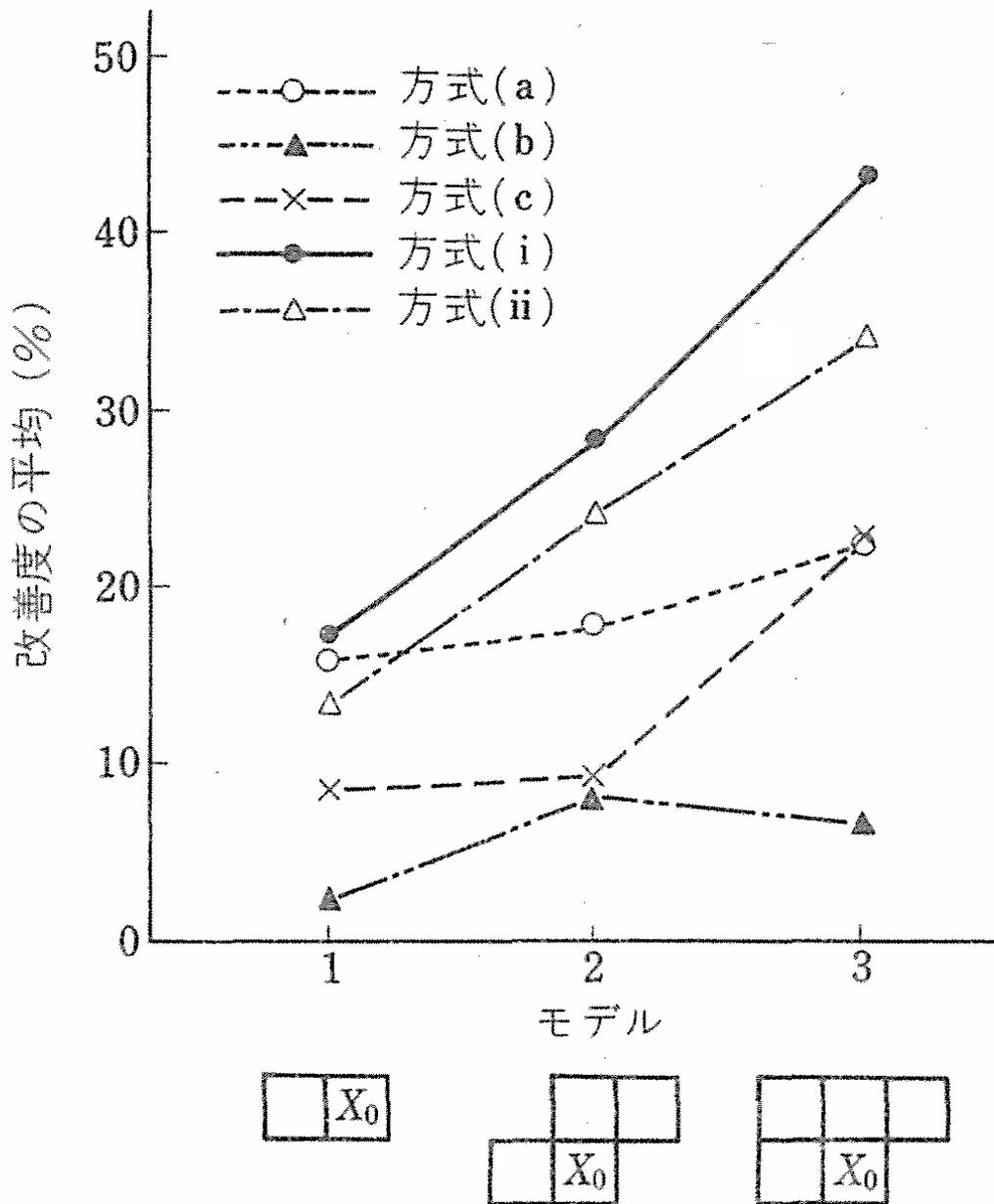


図4 - 18 圧縮率における改善度の平均

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

多数決原理を基本とする信号変換処理方式は、画像の2次元的な相関を考慮しているので、1次元的なモデル1よりも、2次元的なモデル2、モデル3の方が、より圧縮率が改善されていることが分る。特に、モデル3で改善度の平均が39%前後であることは、注目すべきことであると考える。

ここで、[方式(i)]と[方式(ii)]を比べてみる。改善度の平均で4～9%程度、[方式(i)]の方が上回っている、しかし、[方式(i)]は画質の点で劣るので、一概には評価できない。高密度標本化が行われていて、情報として1ドットの細線がない場合には、圧縮率の高い[方式(i)]を用いればよい。そして、細線のある場合には、画質の点で優れている[方式(ii)]を用いるのが適当である。

[方式(ii)]を装置化すれば、[方式(i)]の装置化は含まれる。つまり、[方式(i)]は、図4-6でフラグをすべて“0”に固定しておきさえすれば、実現できることになる。したがって、画像に対して使い分けることにより、信号変換処理を効果的に行うことができる。

[方式(i)]は、すべての場合において、他の方式よりも改善度の平均が勝っている。また、[方式(ii)]も概ね他の方式よりも改善度の平均が良いが、モデル1においてのみ、[方式(a)]より改善度の平均が低くなっている。しかし、[方式(a)]は、細線の消滅という問題があるので、改善度の平均だけでは一概に比較することはできないと考える。

以上の実験結果から、次のような結論が得られる。

多数決原理を基本とする方式は、[方式(c)]と比べて、次のような長所及び短所を持つ。

- ・長所： 多くのパターンを用意しておく必要がない。
この方式は、簡単なアルゴリズムで、比較的容易に装置化できる。
この方式は、画質上問題の少ない処理方式である。
高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
- ・短所： デジタル化されたファクシミリなどの静止画像に対する忠実性は、劣る。

6 むすび

本章では、ファクシミリなどの静止画像の信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案した。

本章の成果を、以下にまとめる。

- ・ この新しい方式は、簡単なアルゴリズムで比較的容易に装置化できる。
 - ・ しかも、画質上問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
 - ・ データ圧縮の前処理として、この新しい方式を用いた場合に、従来方式との定性的な比較を行った。細線の消滅などで、従来方式よりも有利であることを示した。
 - ・ この新しい方式を、圧縮率を高めるための前処理として用いる場合について、種々の確率を実際に測定して、エントロピー及び理想圧縮率を求め、定量的な検討を行った。その結果、新しい方式が、従来方式と比べて、2次元モデルで約40～25%程度、圧縮率を向上できることが分った。
- 更に、従来方式との比較を行い、多くの長所を有することが分った。

本章では、ランレングス符号化などの現実的な符号化を行った場合の圧縮率については、論じなかった。これについては、今後、検討を行う必要があるであろう。また、今後残された課題として、各方式間のより統一的な評価を、どのように行ったら良いかということが挙げられる。更に、理論的な課題として、信号変換処理を2次元的な Sliding Block Code[7]として捉え、情報理論と結びつけていくことが考えられる。

なお、情報源符号が構成する空間に、歪みを許容することにより、より小さな符号空間で構成することができる。この歪みが、人間の目で許容できる範囲内であれば、静止画像データの圧縮率をより大きく得ることができる。

第5章

単純マルコフ情報源に対する シンδροーム情報源符号化について

あらまし

誤り訂正符号を用いてデータ圧縮を行う方式に、シンδροーム情報源符号化と呼ばれる方式がある。この方式に対し、情報源モデルとして無記憶情報源を仮定した場合に、RL(Run Length)符号化などとの比較が行われ、シンδροーム情報源符号化の方が、広い範囲の無記憶情報源に対して効率が良いという意味で、より一般的であるという結果が得られている。

本章では、情報源モデルとして、実際の情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、次の5種類の方式を適用した場合に、各方式の効率の比較を行う。このうち、()及び()の2種類が、本章で新しく提案する方式である。

- () RL 符号化
- () 差分処理後に、RL 符号化
- () バースト誤り訂正符号を用いた NUSSC (Noiseless Universal Syndrome-Source-Coding)
- () 差分処理後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC
- () 情報源分離後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC

本章の成果として、以下を示す。

- ・ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、従来良い方式と考えられてきた方式()は必ずしも良い方式ではなく、本章で新しく提案する方式()及び()の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的である。

1 まえがき

電話回線の開放や画像通信に対する社会的需要を背景として、ファクシミリなどの静止画像におけるデータ圧縮が盛んに研究され、実用に供されるに至っている。データ圧縮は、情報の蓄積という問題においても、記憶容量低減のための重要な技術である。

今までに提案されてきたデータ圧縮方式の大部分は、Run Length 符号化（以下、「RL 符号化」という。）を基本とする種々の変形であり、これらの幾つかは実用化されている。

データ圧縮方式には、誤り訂正符号を用いる方式もあり、理論的な面から種々の研究がなされている。この方式には、二つの方式（符号語法（図5 - 1）シンドローム情報源符号化法（図5 - 2））があり、参考文献[1]、[2]に両者の比較が行われている（表5 - 1）。

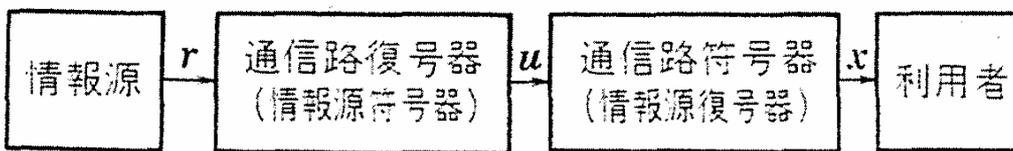


図5 - 1 符号語法

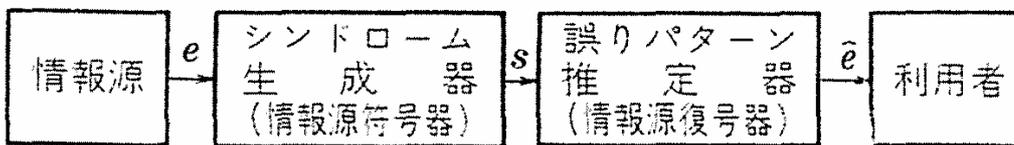


図5 - 2 シンドローム情報源符号化法

表5 - 1 二つの方式の比較

| | 符号語法 | シンドローム情報源符号化法 |
|--------|------------|---------------------|
| 情報源出力 | 受信語 r | 誤りパターン e |
| 情報源符号器 | 通信路復号器（複雑） | シンドローム生成器（簡単） |
| 圧縮データ | 情報系列 u | シンドローム s |
| 圧縮率 | $1 / R^*$ | $1 / (1 - R)$ |
| 情報源復号器 | 通信路符号器（簡単） | 誤りパターン推定器（複雑） |
| 推定情報 | 符号語 x | 誤りパターン推定値 \hat{e} |

* R (符号化率) = k (情報点数) / n (符号長)

この二つの方式を比べると、シンドローム情報源符号化の方が、符号語法よりも、実際の情報源に対して適していると考えられる。その理由は、次のとおりである。

- ・符号語法の短所： 低い R (高い圧縮率) の符号語によって、代表的な情報源出力系列を、うまく近似できない。
データ圧縮の際に用いる符号を、どんな符号にすれば良いのか、評価基準が、はっきりとしていない。
- ・シンドローム情報源符号化法の長所：
バースト誤り訂正符号などを用いることにより、かなりの記憶がある情報源出力系列をも、良く近似できる。
用いる符号の評価基準として、誤り訂正能力を用いることができ、評価基準が、はっきりとしている。
簡単な装置が情報源側にあり、宇宙実験などに適している。

参考文献[2]において、情報源モデルとして無記憶情報源を仮定した場合に、次の二つの方式を適用して効率の比較を行い、方式(ii)の方が、広い範囲の無記憶情報源に対して効率が良いという意味で、より一般的であるという結果が得られている。そして、記憶のある情報源に対しても、シンドローム情報源符号化が有効であろうという推測がなされている。

(i) RL 符号化

(ii) ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC (Noiseless Universal Syndrome-Source-Coding)

本章では、情報源モデルとして、実際の清情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、5種類の方式を適用した場合に、各方式の効率の比較を行う。5種類の方式は、以下のとおりである。このうちの2種類「() 差分処理後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC」及び「(V) 情報源分離後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC」が、本章で新たに提案する方式である。

() RL 符号化

() 差分処理後に、RL 符号化

() バースト誤り訂正符号を用いた NUSSC

() 差分処理後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC

この方式は、差分処理を行うことにより、状態 B (black) のバースト長は、より短くなる。

(V) 情報源分離後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC

情報源を分離することにより、状態 W(white)と状態 B(black)のランの発生はランダムとなる。

以下、それぞれ、次のように略記する。

- () RL 方式
- () 差分 RL 方式
- () バースト NUSSC 方式
- () 差分 NUSSC 方式 (本章で新たに提案する方式)
- (V) 情報源分離 NUSSC 方式 (本章で新たに提案する方式)

効率の比較の結果、従来、参考文献[2]などにおいて、良いであろうとされてきた「() バースト NUSSC 方式」は、ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、簡単な方式である「() 差分 RL 方式」よりも効率が悪くなってしまうことを示す。しかし、本章で新しく提案する「() 差分 NUSSC 方式」及び「(V) 情報源分離 NUSSC 方式」のように、前処理後に NUSSC を行うことにより、大幅な効率の向上が得られ、これらは、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的な方式であるという結論を示す。

なお、データ圧縮方式として、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC も考えることができる。しかし、本章では、ファクシミリなどの静止画像のように、情報がバースト的に発生する情報源への応用を考えており、ランダム誤り訂正符号の誤り訂正能力を有効に用いることができないので、考察の対象から除外した。

以下、各項目で、次の内容について、論述する。

- ・ 2 項 単純マルコフ情報源の説明後、各方式について、1 情報源記号を表すのに必要なディジット数を導出する。
- ・ 3 項 各方式について、情報源符号化方式の効率を計算する。
- ・ 4 項 各方式の効率について、比較検討を行う。
- ・ 5 項 むすびとして、従来良い方式と考えられてきた方式()は必ずしも良い方式ではなく、本章で新しく提案する方式()、(V)の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的であることを示す。
- ・ 付録 式(11)~(15)の導出について、論ずる。

2 各方式の定式化

本項では、単純マルコフ情報源についての簡単な説明を行った後に、各方式について、1情報源記号を表すのに必要なディジット数を導出する。

2.1 単純マルコフ情報源

情報源モデルとして、図5-3に示す単純マルコフ情報源を用いる。

本章では、主としてファクシミリなどの静止画像への応用を考えているので、2値ファクシミリに対応させ、二つの状態を状態 W (white)及び状態 B (black)とした。ここで、 P は W から B への遷移確率を、 p は逆に B から W への遷移確率を表す。また、状態 W 及び状態 B の定常確率 $P(W)$ 、 $P(B)$ は、明らかに、以下となる。

$$P(W) = p / (p + P)$$

$$P(B) = P / (p + P)$$

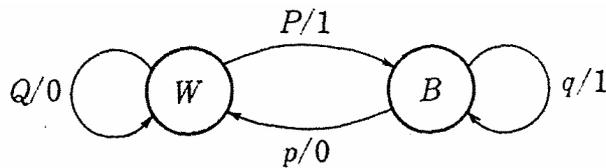


図5-3 単純マルコフ情報源

単純マルコフ情報源のエントロピー（1次エントロピー） H_1 は、式(1)となる[3]。

$$H_1 = P(W) \cdot h(P) + P(B) \cdot h(p) \text{ ビット / 記号} \dots\dots\dots(1)$$

ただし、 $h(x) = -x \log x - (1-x) \log(1-x)$ である。

2.2 RL方式

RL符号化にはいろいろな方式が考えられるが、本章では解析しやすい次の方式[2]を用いることにする。

なお、他のRL符号化方式を用いても、効率はあまり変わらないと考えられる。

符号器は、情報源から出力された各々の“1”の間の、連続した“0”の数（この数は0であることもある）を m ビットの2進数で表現して伝送する。ただし、このRLが、 $(2^m$

- 1) 以上の場合は、符号器は2進数で $(2^m - 1)$ を伝送し、続いてラン中の残りの“0”の数(この数は0であることもある)を表す m ビット単位の符号を送る。したがって、RLが次の範囲のとき、必要なビット数は im ビットとなる。

$$(i-1) \cdot 2^m - (i-1) \text{ から } i \cdot 2^m - (i+1) \text{ まで}$$

ラン当りの平均ディジット数 d_{RL} は、容易に求めることができ、次式となる。

$$d_{RL} = m \left[1 + \frac{pA}{Q(1-A)} \right] \dots\dots\dots(2)$$

ただし、 $A = Q^{2^m} - 1$ である。

出力された全記号数を N とすると、 N が十分大きい場合には、“1”の発生個数は $N \cdot P(B)$ となり、ランの総数も $N \cdot P(B)$ となる。

以上より、() RL方式において、1情報源記号を表すのに必要なディジット数 v_{RL} は、次式となる。

$$v_{RL} = P(B) \cdot d_{RL} \dots\dots\dots(3)$$

2.3 差分RL方式

通常、ファクシミリなどの静止画像では、隣接した記号間の相関が強いので、予測を行い“0”のRLを長くして、RL符号化を行う場合が多い。そこで、本項では、この方式について検討を行う。

ここでの予測は、差分処理[3]とする。すなわち、既に出力された情報源出力 X_{i-1} を用いて、現時点の出力 X_i の値を次式で予測し、以下のような系列 $\{Y_i\}$ に変換する。

$$\hat{X}_i = X_{i-1} \dots\dots\dots(4)$$

系列 $\{Y_i\}$:

- ・ 予測値 \hat{X}_i と現時点の出力 X_i とが、一致すれば“0”なる値をとる
- ・ 予測値 \hat{X}_i と現時点の出力 X_i とが、一致しないときは“1”なる値をとる

系列 $\{Y_i\}$ ($Y_i = X_i \oplus X_{i-1}$) は、元の系列 $\{X_i\}$ の変化点を表す。Yが、“1”となる確率を $P_d(B)$ とすれば、単純マルコフ情報源の場合、次式となる。

$$P_d(B) = P(W) \cdot P + P(B) \cdot p \dots\dots\dots(5)$$

系列 $\{Y_i\}$ における記号の発生を表すモデルは、図5-3 単純マルコフ情報源の $p/0$ 、 $q/1$ を、それぞれ、 $p/1$ 、 $q/0$ に置換えれば良い。

状態 M におけるラン当りの平均ディジット数 d_w 、及び状態 B におけるラン当りの平均ディジット数 d_B は容易に求めることができ、次式となる。

$$d_w = m / (1 - A) \quad \dots\dots\dots(6)$$

$$d_B = m / (1 - C) \quad \dots\dots\dots(7)$$

ただし、 $A = Q^{2^m} - 1$ 、 $C = q^{2^m} - 1$ である。

出力された全記号数 N が十分大きい場合には、“1”の発生個数は $N \cdot P_d(B)$ となり、ランの総数も $N \cdot P_d(B)$ となる。そして、ランの総数が十分大きい場合には、状態 M におけるラン数と状態 B におけるラン数はほぼ等しく、 $N \cdot P_d(B) / 2$ で与えられる。

以上より、() 差分RL方式において、1情報源記号を表すのに必要なディジット数 v_{dRL} は、次式となる。

$$v_{dRL} = P_d(B) \cdot (d_w + d_B) / 2 \quad \dots\dots\dots(8)$$

2.4 NUSSC [2]

ここで簡単に、NUSSC について説明する。 $V_1, V_2, \dots, V_M (M = 2^{m_p})$ を、符号化率 R_1, R_2, \dots, R_M であるような符号長 n の2元線形符号とする。また、 E_i を符号 V_i の訂正可能な誤りパターンの集合とする ($i = 1, 2, \dots, M$)。通常、 $V_M = \{0\}$ として、 E_M を n 次元2元ベクトルのすべての集合とする。これは無歪み(noiseless)とするためである。

NUSSC は、2元情報源に対して、次のように符号化する方式である。まず、長さ n の情報源出力 e に対して、 $e \in E_i$ となる最小の i を見だし、 i を m_p ビットのプレフィクスで表す。そして、符号 V_i を用いて、情報源出力 e から $n(1 - R_i)$ ビットのシンドローム $s = e H_i^T$ を生成する。ただし、 H_i は V_i の検査行列である。このようにして、情報源出力 e は、図5-4のようにプレフィクスとシンドロームに対応づけて伝送されることになる。

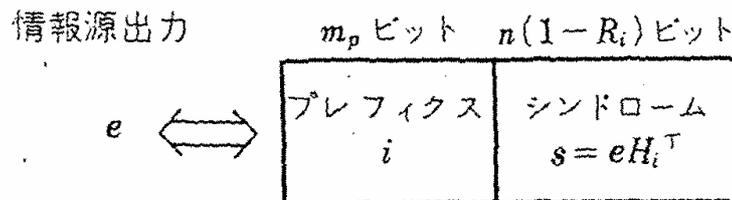


図5-4 情報源出力の伝送形式

利用者側においては、まずプレフィクス i から V_i を識別し、次に V_i の復号を行うことにより e を求める。以上より、情報が歪みなしに再生されることになる。

一般に、NUSSC において1情報源記号を表すのに必要なディジット数 ν は、次式で与えられる。

$$\nu = m_p / n + (1 - R_1) P_1 + \dots + (1 - R_M) P_M \dots\dots\dots(9)$$

ただし、 P_i は情報源出力 e が、誤りパターンの集合 E_i に含まれる確率とする。

2.5 バーストNUSSC方式

単純マルコフ情報源において、長さ n の出力内に長さ b の単一バーストが発生する確率 $P(b, n)$ は、参考文献[4]より、次のように与えられる。

$$P(0, n) = p \cdot Q^{n-1} / (p+P) \dots\dots\dots(10 \cdot a)$$

$$P(1, n) = \frac{pP Q^{n-3}}{(p+P)} [(n-2)p + 2Q] \dots\dots\dots(10 \cdot b)$$

$$P(b, n) = \frac{[P + p(Q - p)^{b-1}] p P}{(p+P)^2} \cdot Q^{n-b-2} \cdot [(n-b-1)p + 2Q] (b \geq 2) \dots\dots\dots(10 \cdot c)$$

これを用いれば、()バースト NUSSC 方式において、1情報源記号を表すのに必要なディジット数は、式(9)から計算できる。

2.6 差分NUSSC方式

(1) 確率式の導出

まず、はじめに、本項及び2.7項で必要となる確率式を導出する。

差分処理を行う場合、初期状態を決めておく必要がある。ここでは、これを W とする。本章では、主としてファクシミリなどの静止画像への応用を考えており、これらにおいては通常 $P(W)$ が大きいので、初期状態を W とするのは自然な設定である。

ここで、長さ n の情報源出力を考える。情報源出力におけるバーストを、次のように呼ぶことにする。

- ・最後のディジットが B であるバースト：“タイプ - 1” のバースト
- ・最後のディジットが W であるバースト：“タイプ - 2” のバースト

また、ソリッドバースト(すべての要素が、 B のバースト)を、次のように呼ぶことにする。

- ・長さ n の出力内に、 r 個のソリッドバーストが発生しているバースト：
 “ r 重ソリッドバースト”(図5 - 5 参照)
- ・全体として B を k 個含む r 重ソリッドバースト：“重み k の r 重ソリッドバースト”

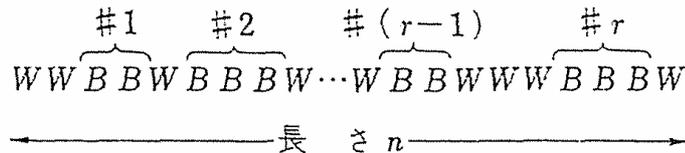


図5 - 5 r 重ソリッドバースト

重み k の“タイプ - j ”($j=1,2$)の r 重ソリッドバーストが発生する確率を、 $P_{r,j}(k, n)$ で表すことにする。

また、重み k の r 重ソリッドバーストが発生する確率を $P_r(k, n)$ 、長さ n の出力内に B が発生しない確率を $P_0(n)$ とする。これらは、次のようになる(導出は「付録」参照)。

$$P_0(n) = Q^n \dots\dots\dots (11)$$

$$P_{1,1}(k, n) = Q^{n-k} Pq^{k-1} \dots\dots\dots (12)$$

$$P_{1,2}(k, n) = (n - k) Pq^{k-1} pQ^{n-k-1} \dots\dots\dots (13)$$

$$P_{r,j}(k, n) = \frac{k - 1}{r - 1} \sum_{i=0}^{n-k-r+1} Q^i Pp P_{r-1,j}(k - 1, n - i - 2) \dots\dots\dots (14)$$

($j = 1, 2 ; r \geq 2$)

$$P_r(k, n) = P_{r,1}(k, n) + P_{r,2}(k, n) \dots\dots\dots (15)$$

k の取り得る範囲は、明らかに式(16)のとおりであり、 r の取り得る範囲は、式(17)のようになる。

$$r \leq k \leq n - r + 1 \dots\dots\dots (16)$$

$$1 \leq r \leq \lfloor (n+1) / 2 \rfloor \dots\dots\dots (17)$$

ここに、 $\lfloor x \rfloor$ は x 以下の最大整数を示す。

(2) 差分NUSSC方式

さて、差分処理を行うことにより、状態 B のバースト長は、より短くなる。そこで、差分NUSSC方式は、図5-6のような予測誤差系列に、そのままランダム誤り訂正符号を用いたNUSSCを適用する方式である。

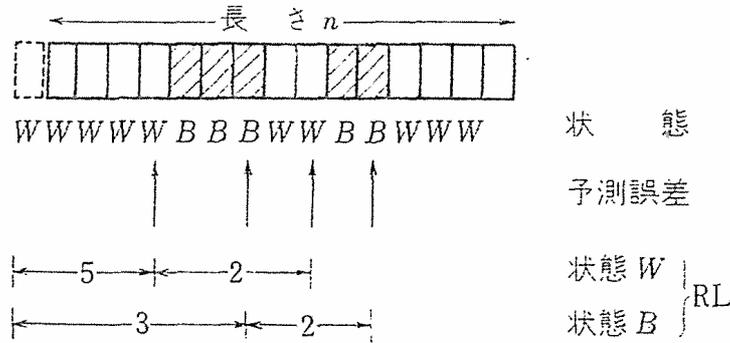


図5-6 ランが統計的に独立なモデル

本項で導出した確率式を用いることにより、予測誤差系列における予測誤りの発生確率を求めることができる。 s 個の予測誤りが発生する確率を $P_D(s, n)$ で表すと、これは次式で与えられる。

$$\left. \begin{aligned}
 P_D(0, n) &= Q^n \\
 P_D(2t-1, n) &= \sum_{k=t}^{n-t+1} P_{t,1}(k, n) \quad (t \geq 1) \\
 P_D(2t, n) &= \sum_{k=t}^{n-t+1} P_{t,2}(k, n) \quad (t \geq 1)
 \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots(18)$$

これを用いれば、() 差分NUSSC方式において、1情報源記号を表すのに必要なディジット数は、式(9)から計算できる。

2.7 情報源分離NUSSC方式

差分処理後の系列、すなわち予測誤差系列 $\{Y_i\}$ における予測誤りは、ランダムに発生するものではない。これは、系列 $\{Y_i\}$ の0次エントロピー $H_d(Y) = h(P_d(B))$ が、単純マルコフ情報源のエントロピー H_1 よりも、大きくなることから分る[3]。このため、() 差分NUSSC方式は、ランダム誤り訂正符号の誤り訂正能力を有効に用いているとはいえない。そこで、情報源を分離するという概念を導入する[5]。情報源を分離することにより、状態 W と状態 B のランの発生はランダムとなる。

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について

すなわち、図5 - 6のように、状態 W と状態 B で別々に予測誤りの間の RL を求めるのである。例えば、状態 W で最初の予測誤りが発生するまでに、状態 W が 5 個生じていれば RL は 5 となる。このようにすれば、各状態のランの発生はランダムとなる。このことは、式(1)より、明らかである。

さて、(V)情報源分離 NUSSC 方式では、情報源出力に対応する系列を求めるアルゴリズムとして、次を採用する。

- (a) 情報源から、 n デジット取ってくる。
- (b) 図5 - 6に従い、各状態の RL を求める。
- (c) 各状態の RL から、各状態に対応する系列を求める。ただし、RL が j のとき、これは次に対応させる。

$$\underbrace{00\dots01}_{j-1 \text{ 個}}$$

- (d) 状態 W に対応する系列の長さが n となるように、後にダミーの“0”を付加する(この長さ n の系列を e_w とする)。
- (e) 状態 B に対応する系列は、系列 e_w の後に、そのまま続ける。

このようなアルゴリズムを用いれば、情報を一意的に再生できることは明らかである。例えば、図5 - 6の情報源出力は、図5 - 7の系列と対応づけられる。

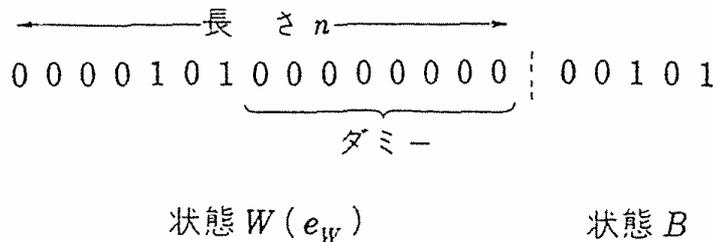


図5 - 7 図5 - 6の情報源出力に対応する系列

2 . 6項で導出した確率式を用いることにより、系列 e_w における“1”の発生確率を求めることができる。 r 個の“1”が発生する確率 $P_r(n)$ は、 r 重ソリッドバーストが発生する確率に等しく、次式で与えられる。

$$\left. \begin{aligned} P_0(n) &= Q^n \\ P_r(n) &= \sum_{k=r}^{n-r+1} P_r(k, n) \quad (r \geq 1) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について

このようなアルゴリズムを用いるので、情報源出力 e は、図5 - 8 と対応づけられて伝送されることになる。

なお、情報源出力の最後のディジットが W の場合、状態 B に対応する系列の長さは k であるが、最後のディジットが B の場合には $k - 1$ となる。

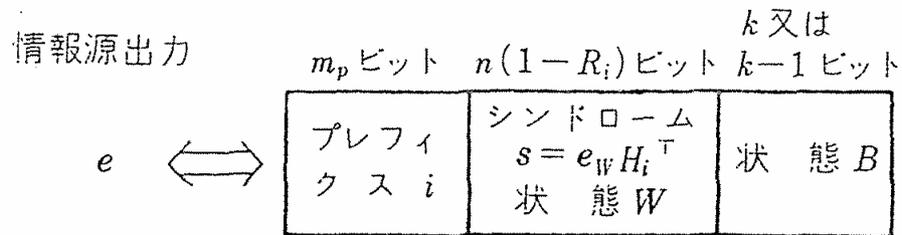


図5 - 8 情報源出力の伝送形式

式(19)を用いれば、(V)情報源分離 NUSSC 方式において、1 情報源記号を表すのに必要なディジット数は、次式から計算できる。

$$\begin{aligned}
 v = & m_p / n + (1 - R_1) P_1 + \dots + (1 - R_M) P_M \\
 & + \sum_{r=1}^{\lfloor (n+1)/2 \rfloor} \sum_{k=r}^{n-r+1} [(k - 1) P_{r,1}(k, n) \\
 & + k P_{r,2}(k, n)] / n \dots\dots\dots (20)
 \end{aligned}$$

3 各方式の効率の計算結果

各方式において、1情報源記号を表すのに必要なディジット数を ν とすれば、情報源符号化方式の効率 η は、次式で定義される。

$$\eta = H_I / \nu \dots\dots\dots (21)$$

ただし、 H_I は式(1)で与えられる。この式は、理論上最少の必要ディジット数 H_I の ν に対する比率を表すものである。

3.1 符号長 $n=15$ の場合

NUSSC を用いる三つの方式では、符号長 $n=15$ 、 $M=2^{m_p}=4$ とする。これに対応する RL 方式と差分 RL 方式では、 $m=4$ となる。

3.1.1 バースト誤り訂正符号を用いる場合

ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合、 W の方が B よりも出やすいため、単純マルコフ情報源からの長さ n の出力内に、長さ b の単一バーストが発生する確率 $P(b, n)$ は、 b に関して単調減少であるという性質がある。そこで、誤りパターンの集合は、次のとおり設定した。

- (1) $E_1 = \{0\}$
- (2) E_2 : 長さ 1 のバースト
- (3) E_3 : 長さ 2 の単一バースト
- (4) E_4 : 長さ 3 から 15 までの単一バースト

バースト誤り訂正符号は、実現可能な最適符号[6]を用いることにし、以下となる。

- (1) V_1 : (15, 15) 符号
- (2) V_2 : (15, 11) ハミング符号
- (3) V_3 : (15, 10) 巡回符号
- (4) $V_4 = \{0\}$

(1)では、シンドローム s は空となり、(4)では、 $s = e$ となる。

R_k, P_i は、容易に求めることができる。そして、式(9)を用いて、()バースト NUSSC 方式の効率を計算する。

3.1.2 ランダム誤り訂正符号を用いる場合

誤りパターンの集合は、参考文献[2]と同じく、次のとおり設定した。

- (1) $E_1 = \{0\}$
- (2) E_2 : 重み 1 の誤り
- (3) E_3 : 重み 2 の誤り
- (4) E_4 : 重み 3 から 15 までの誤り

符号は、次を用いる。

- (1) V_1 : (15, 15) 符号
- (2) V_2 : (15, 11) ハミング符号
- (3) V_3 : (15, 7) BCH符号
- (4) $V_4 = \{0\}$

() 差分 NUSSC 方式と () 情報源分離 NUSSC 方式の、それぞれの R_k , P_i は、容易に求めることができる。そして、式(9)、(20)を用いて、それぞれの方式の効率を計算する。

3.1.3 各方式の効率の計算結果

各方式の効率の計算結果のグラフとして、図5-3 単純マルコフ情報源における遷移確率 q が 0.5 と 0.8 の場合を、図5-9(a)、(b)に示す。

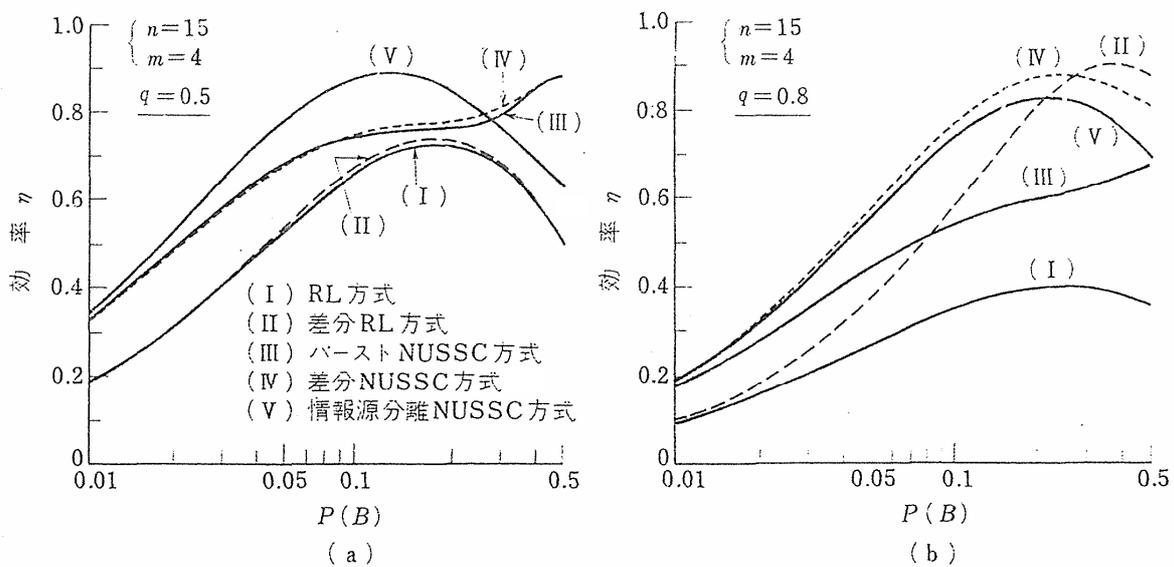


図5-9 5種類の方式の効率 (符号長 $n=15$ の場合)

3.2 符号長 $n=31$ の場合

NUSSC を用いる三つの方式では、符号長 $n=31$ 、 $M=2^{m_p}=8$ とする。これに対応する() RL 方式と()差分 RL 方式では、 $m=5$ となる。

3.2.1 バースト誤り訂正符号を用いる場合

3.1.1 項と同様な理由により、誤りパターンの集合は、次のように設定した。

- (1) $E_1 = \{0\}$
- (2) ~ (7) E_i : 長さ $(i - 1)$ の単一バースト ($i=2, 3, \dots, 7$)
- (8) E_8 : 長さ 7 から 31 までの単一バースト

符号は、次を用いる[6]。

- (1) V_1 : (31, 31) 符号
- (2) V_2 : (31, 26) ハミング符号
- (3) V_3 : (31, 25) 巡回符号
- (4) V_4 : (31, 23) 短縮化巡回符号
- (5) V_5 : (31, 22) 短縮化巡回符号
- (6) V_6 : (31, 20) 短縮化巡回符号
- (7) V_7 : (31, 19) 短縮化巡回符号
- (8) $V_8 = \{0\}$

R_k , P_i は、容易に求めることができる。そして、式(9)を用いて、()バースト NUSSC 方式の効率を計算する。

3.2.2 ランダム誤り訂正符号を用いる場合

誤りパターンの集合は、参考文献[2]と同じく、以下のとおり設定した。

- (1) $E_1 = \{0\}$
- (2) ~ (4) E_i : 重み $(i - 1)$ の誤り ($i=2, 3, 4$)
- (5) E_5 : 重み 4 と 5 の誤り
- (6) E_6 : 重み 6 と 7 の誤り
- (7) E_7 : 重み 8 から 15 までの誤り
- (8) E_8 : 重み 16 以上の誤り

符号は、次を用いる。

- (1) $V_1 : (31, 31)$ 符号
- (2) ~ (7) $V_i : (31, 36 - 5i)$ BCH符号 ($i = 2, 3, \dots, 7$)
- (8) $V_8 = \{0\}$

() 差分 NUSSC 方式と() 情報源分離 NUSSC 方式の、それぞれの R_k , P_i は、容易に求めることができる。そして、式(9)、(20)を用いて、それぞれの方式の効率を計算する。

3.2.3 各方式の効率の計算結果

図5-3 単純マルコフ情報源の遷移確率 q が 0.5 と 0.8 の場合の計算結果を、図5-10(a)、(b)に示す。

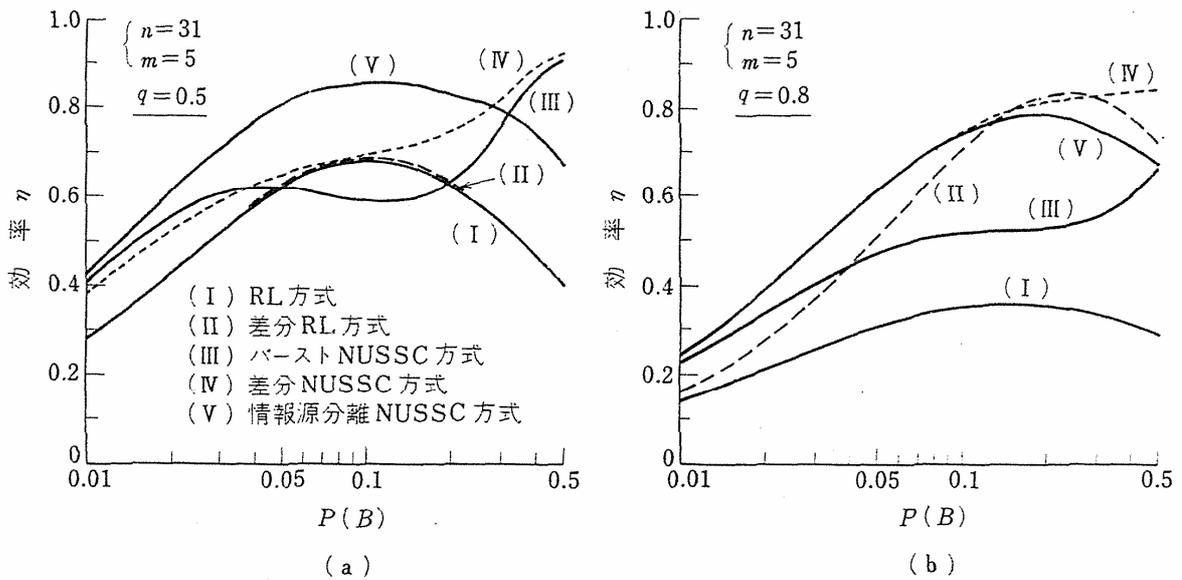


図5-10 5種類の方式の効率 (符号長 $n=31$ の場合)

4 各方式の効率の比較検討

(1) 遷移確率 $q = 0.5$ の場合

$q = 0.5$ の場合、()バースト NUSSC 方式の効率はかなり一様な特性を持ち、広い範囲で効率が良いという意味で、一般的であることが分る。ここで、ファクシミリなどの静止画像への応用を考えてみる。これらにおいては、通常 $P(B)$ は 0.1 以下である。図 5 - 10 (a) の場合、 $0.05 < P(B) < 0.2$ の範囲で、()RL 方式と()差分 RL 方式の方が勝っており、()バースト NUSSC 方式の力が優れているとは一概にはいえない。これに対し、()差分 NUSSC 方式、()情報源分離 NUSSC 方式の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的であるといえる。特に $q = 0.5$ のように、比較的小さい q に対する()情報源分離 NUSSC 方式の特性には、目を見はるものがある。

(2) 遷移確率 $q = 0.8$ の場合

次に、ファクシミリにおける q の平均値として、参考文献[3]に 0.77 という数値があがっており、 $q = 0.8$ の方がより実際に近い場合を表していることになる。この場合、()差分 RL 方式は非常に鋭いピークを持ち、大部分の範囲で()バースト NUSSC 方式を上回っていることが分る。したがって、ファクシミリなどの静止画像への応用を考える際には、()バースト NUSSC 方式は適しているとはいえない。しかし、 $q = 0.5$ の場合と同様、()差分 NUSSC 方式と()情報源分離 NUSSC 方式は、考慮すべき範囲において、他の三つの方式よりも効率が大きくなっている。したがって、()差分 NUSSC 方式と()情報源分離 NUSSC 方式は、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的であるという結論が得られる。

5 むすび

本章では、情報源モデルとして、実際の情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、シンドローム情報源符号化に関する検討を行った。適用した方式は、次の5種類である。

なお、()及び()の2種類が、本章で新しく提案した方式である。

- () RL 符号化
- () 差分処理後に、RL 符号化
- () バースト誤り訂正符号を用いた NUSSC
- () 差分処理後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC (本章で新しく提案した方式)
- () 情報源分離後に、ランダム誤り訂正符号を用いた NUSSC (本章で新しく提案した方式)

その結果、ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、従来良い方式と考えられてきた方式()は、簡単な方式である方式()に劣ってしまうという結論が得られた。しかし、本章で新しく提案した方式()、()のように、何らかの前処理の後に NUSSC を適用すれば、効率が大幅に改善され、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的となることが分かった。

情報源が構成する符号空間に、歪みを許容することにより、より小さな符号空間で情報源を表すことができる。この歪みが、人間の目で許容できる範囲内であれば、データの圧縮率をより大きく得ることができる。

今後残された課題として、以下などがある。

- ・ NUSSC における誤りパターンの集合を、どのように設定したら良いか。
- ・ ファクシミリで用いられている2ライン一括処理モード RL 符号化と対応して、情報源を4個の状態からなるマルコフ情報源と考えた場合、本章と同様な議論ができないか。また、N重マルコフ情報源に拡張できないか。

付 録 [式(11)～(15)の導出]

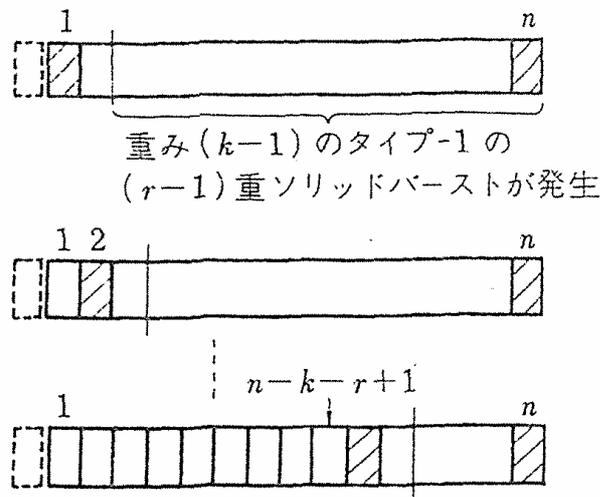
(a) $P_0(n)$ は、図5 - 3より明らかである。

(b) 重み k の“タイプ - 1”の1重ソリッドバーストが発生する確率 $P_{r,1}(k,n)$ が、式(12)で与えられることは容易に分る。

(c) 重み k の“タイプ - 2”の1重ソリッドバーストについて考えてみる。このようなバーストは、 $n - k$ とおり存在し、それぞれの発生確率は、 $P q^{k-1} p Q^{n-k-1}$ で与えられるので、式(13)が導かれる。

(d) 重み k の“タイプ - 1”の r 重ソリッドバースト ($r \geq 2$)が発生する確率を考えてみる。まず、最初のソリッドバーストの長さが1である場合の確率は、図A - 1より、次式となる。

$$\sum_{i=0}^{n-k-r+1} Q^i P p \cdot P_{r,1}(k-1, n - i - 2) \quad \dots\dots\dots (A - 1)$$



図A - 1 $P_{r,1}(k, n)$ の説明

初期状態が W で、最後のディジットが B であるバーストのみを考えているから、重み k の r 重ソリッドバースト (このようなバーストは、 ${}_{k-1}C_{r-1}$ とおり存在する) のそれぞれが発生する確率は、すべて等しくなることが分る。最初のソリッドバーストの長さが1である場合の数は、 ${}_{k-2}C_{r-2}$ とおりであるから、式 (A - 1) の値を ${}_{k-2}C_{r-2}$ で割った値が、一つの重み k の r 重ソリッドバーストが発生する確率となる。したがって、重み k の“タイプ

- 1 ”の r 重ソリッドバーストが発生する確率 $P_{r,1}(k, n)$ は、次式となる。

$$P_{r,1}(k, n) = \frac{{}_{k-1}C_{r-1}}{{}_{k-2}C_{r-2}} \times \text{式(A-1)} \dots\dots\dots (\text{A-2})$$

ここで、

$${}_{k-1}C_{r-1} / {}_{k-2}C_{r-2} = (k-1) / (r-1) \dots\dots\dots (\text{A-3})$$

であり、また、“タイプ - 2”の r 重ソリッドバーストに対しても、全く同様な議論が成立するから、結局、式(14)が成立することが分る。

(e) 重み k の r 重ソリッドバーストが発生する確率 $P_r(k, n)$ は、 $P_{r,1}(k, n)$ と $P_{r,2}(k, n)$ の和で与えられるから、式(15)が成立つ。

第6章

2次元複合符号について

あらまし

一般の通信路で発生する次の両者を訂正する符号として、複合符号がある。

ランダム誤り

バースト誤り

本章では、複合符号を2次元に拡張した2次元複合符号について、論じる。

本章の成果として、以下を示す。

- ・符号の誤り訂正能力の下界に関する定理
- ・符号の構成法

この2次元複合符号は、2次元情報の信頼性向上に用いられるほか、画像のデータ圧縮にも応用できる。

1 まえがき

一般の通信路は、ランダム誤りとバースト誤りの両者が発生する複合通信路となっている場合が多い。このような複合通信路では、単純なランダム誤り訂正符号やバースト誤り訂正符号は、それらの誤り訂正能力を十分に発揮することができない。このため、複合通信路に対する誤り訂正符号として、ランダム誤りとバースト誤りを訂正できる複合符号(Compound Code)[1]が提案されている。

本章では、複合符号を2次元に拡張した2次元複合符号について論じ、符号の誤り訂正能力の下界に関する定理、並びに符号の構成法を示す。この2次元複合符号は2次元情報の信頼性向上に用いられるほか、シンδροーム情報源符号化[2]を用いることにより、画像のデータ圧縮にも応用できる。

以下、各項で、次の内容について、論ずる。

- ・ 2項 2次元複合通信路に対する符号化について、論ずる。更に、2次元複合符号の誤り訂正能力の下界を与える定理を導出する。この定理は、次項の符号構成の基礎となるものである。
- ・ 3項 短縮化2次元巡回符号による2次元複合符号の構成法を示す。
- ・ 4項 むすびとして、本章の結論を論じ、復号法についても論述する。
- ・ 付録A [定理1]の証明について、論述する。
- ・ 付録B [定理2]の証明について、論述する。

2 2次元複合通信路に対する符号化

2次元複合通信路の数学的モデルは、図6-1で与えられる。

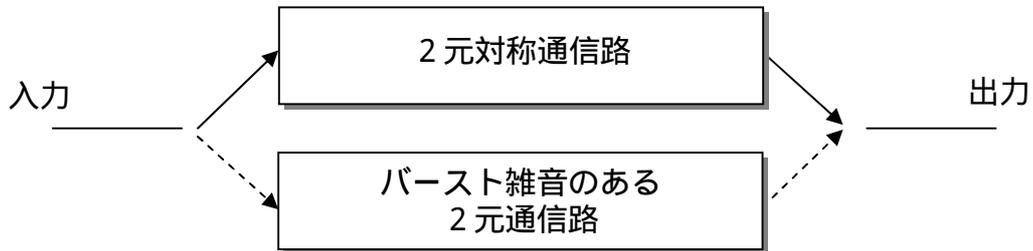


図6-1 2次元複合通信路

この2次元複合通信路には、二つの状態がある。

- 1 2元対称通信路として、振舞う。
- 2 バースト雑音のある2元通信路として、振舞う。

さて、ランダム誤りは、バースト誤りと、同時には発生しない。そのため、2次元線形符号が、重み t 以下のランダム誤りと、面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない単一2次元バースト誤り^(注1)を訂正できるための必要十分条件は、次の三つである。

- () 重み t 以下のランダム誤りを、すべて訂正できる。
- () 面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない単一2次元バースト誤りを、すべて訂正できる。
- () 剰余類展開において、重みが t より大きく、面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない2次元バーストを含む任意の剰余類は、重み t 以下のいかなる配列をも含まない。

^(注1) 面積 $b_1' \times b_2'$ の2次元バーストが、面積 $b_1 \times b_2$ より大きくないというときは、 b_1' b_1 かつ b_2' b_2 となることを意味する。

(以上)

このような符号の復号器は、図6 - 2のようにして実現できる。

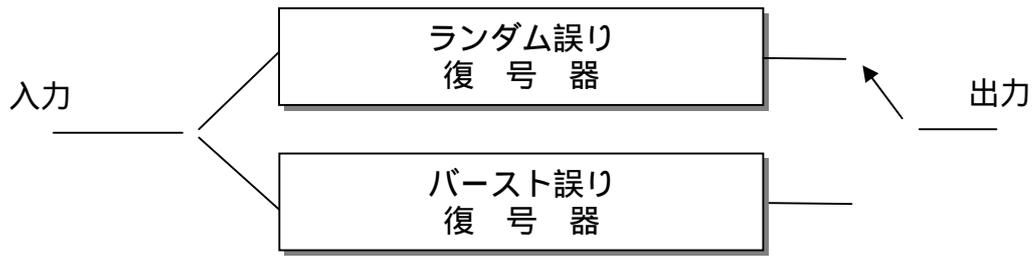


図6 - 2 復号器

受信配列は、ランダム誤り復号器とバースト誤り復号器によって、同時に次のように復号される。

- ・ランダム誤り復号器：この復号器が、復号された情報を与えるのは、剰余類首の重みが t 以下である剰余類の中に、受信配列が存在するときだけである。
- ・バースト誤り復号器：この復号器が、復号された情報を与えるのは、剰余類首が面積 $b_1 \times b_2$ より大きくないバーストパターンである剰余類の中に、受信配列が存在するときだけである。

ここで、両方の復号器が同時に、復号された情報を与える場合は、次のときだけである。
剰余類首の重みが t 以下である。

かつ

剰余類首が面積 $b_1 \times b_2$ より大きくないバーストパターンである剰余類の中に、受信配列が存在する。

この場合、両方の復号器によって復号された情報は、同一のものである。

上記の必要十分条件から、次の定理が導ける（「付録A」参照）。

[定理 1]

面積 $n_1 \times n_2$ の2次元線形符号の符号語 $\mathbf{a} = \{ a_{i,j} \} (i=0,1,\dots, n_1-1; j=0,1, \dots, n_2-1)$ を、次式の2変数多項式で表すとき、

$$a(x,y) = \sum_{i=0}^{n_1-1} \sum_{j=0}^{n_2-1} a_{i,j} x^i y^j \dots\dots\dots(1)$$

ある正整数 c_1, c_2 に対して、

$$a(x,y) \equiv 0 \pmod{(x^{c_1}-1, y^{c_2}-1)} \dots\dots\dots(2)$$

が満たされ、かつ、この符号の最小距離 d_{min} が $2t+2$ で、 $b_{0,1} \times b_{0,2}$ より大きくない単一2次元バースト誤りを、すべて訂正できると仮定する。

このとき、この符号は、次の誤りを訂正できる。

- ・ 重み t 以下のランダム誤りすべて
- ・ $c_1 \times c_2$ 及び $b_{0,1} \times b_{0,2}$ のいずれよりも大きくない単一2次元バースト誤りすべて

この定理は、2次元複合符号の誤り訂正能力の下界を与え、次項の符号構成の基礎となるものである。

3 符号構成法

本項では、短縮化2次元巡回符号による2次元複合符号の構成法を示す。そこで、まず、2次元巡回符号について、ごく簡単に論ずる。

m_1 と m_2 を正整数とし、 n_1 と n_2 を次の三つの条件を満たす正整数とする。

条件：

- (1) $n_1 n_2 = 2^{m_1 m_2} - 1$
- (2) n_1 は $2^{m_1} - 1$ を割切り、 $2^k - 1$ ($0 < k < m_1$) を割切らない。
- (3) n_1 と n_2 は、互いに素。

更に、 α を $GF(2^{m_1 m_2})$ の原始元とし、 $\gamma = \alpha^{m_2}$ 、 $\beta = \alpha^{n_1}$ を定義する。 γ の位数は n_1 、 β の位数は n_2 である。次に、以下の $GF(2)$ の拡大体上の2項列の集合を定義する。

$$U = \{(\gamma^k, \beta^l) \mid 0 \leq k < n_1, 0 \leq l < n_2\} \dots\dots\dots(3)$$

U の元を点と呼ぶ。点 (γ^k, β^l) が、 $GF(2)$ 上のある2変数多項式 $f(x,y)$ の零点となるのであれば、 (ξ^{2^i}, η^{2^i}) ($i=0,1,2,\dots$) もすべて $f(x,y)$ の零点となる。そこで、 (ξ^{2^i}, η^{2^i}) のうち異なるものすべての集合を、 $\hat{Z}(f)$ の共役類と呼ぶ。

U の点をこのような共役類に類別し、各共役類から一つずつ点を選んで作った集合を \hat{U} とする。この集合 \hat{U} の任意の部分集合を \hat{Z} とするとき、 \hat{Z} のすべての点を零点とする式(1)の形の多項式全体の集合は、面積 $n_1 \times n_2$ の2次元巡回符号となる[3]。 \hat{Z} をこの2次元巡回符号の既約共通零点集合という。符号 C の既約共通零点集合を、 $\hat{Z}(C)$ で表すことにする。

次に、2次元巡回符号の検査点のパターン(検査点の位置の形)について、説明する[3]。

$\hat{Z}(C)$ の点 $(\xi_i, \eta_{i,j})$ の第1要素 ξ_i として現れるもののうち、異なるものを次のようにおく。

$$\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_s$$

そして、第1要素が ξ_i であるような $\hat{Z}(C)$ の点を、次のように表す。

$$(\xi_i, \eta_{i,1}), (\xi_i, \eta_{i,2}), \dots, (\xi_i, \eta_{i,t_i})$$

次の条件を満たす最小の正整数を、それぞれ μ_i 、 $\nu_{i,j}$ とおく。

$$\xi_i \text{ の } 2^{\mu_i} \text{ 乗が、再び } \xi_i \text{ となるような最小の正整数 } k : \mu_i$$

$$\eta_{i,j} \text{ の } 2^{\nu_{i,j}} \text{ 乗が、再び } \eta_{i,j} \text{ となるような最小の正整数 } l : \nu_{i,j}$$

更に、次式で ν_i を定義する。

$$v_i = \sum_{j=1}^{t_i} v_{i,j} \dots\dots\dots(4)$$

μ_i と $v_{i,j}$ の定義から、 $\xi_i \in GF(2^{\mu_i})$ であり、 $\eta_{i,j} \in GF(2^{\mu_i v_{i,j}})$ であることが分る。それ

ゆえ、任意の整数 k, l に対して、 $\xi_i^k \eta_{i,j}^l$ は $GF(2^{\mu_i v_{i,j}})$ に属す。したがって、 $\xi_i^k \eta_{i,j}^l$ を $GF(2^{\mu_i v_{i,j}})$ の適当な基底を用いて、 $GF(2)$ 上で展開することができる。この展開の係数からなる $\mu_i v_{i,j}$ 次元行ベクトルを、 $\mathbf{h}_{i,j}^{(k,l)}$ で表す。更に、次のようにおく。

$$\mathbf{h}_{k,l} = (\mathbf{h}_{1,1}^{(k,l)}, \mathbf{h}_{1,2}^{(k,l)}, \dots, \mathbf{h}_{1,t_1}^{(k,l)}, \mathbf{h}_{2,1}^{(k,l)}, \dots, \mathbf{h}_{2,t_2}^{(k,l)}, \dots, \mathbf{h}_{s,1}^{(k,l)}, \dots, \mathbf{h}_{s,t_s}^{(k,l)}) \dots\dots\dots(5)$$

$\mathbf{h}_{k,l}$ は、 d 次元ベクトルである。ただし、 d は次式である。

$$d = \sum_{i=1}^s \mu_i v_i \dots\dots\dots(6)$$

2次元巡回符号 C の検査点としては、図6-3の網掛け部のような位置の集合 Π を選ぶことができる。すなわち、

$$\mathbf{B} = \{ \mathbf{h}_{k,l} \mid (k,l) \in \Pi \} \dots\dots\dots(7)$$

は、 $GF(2)$ 上で1次独立である。

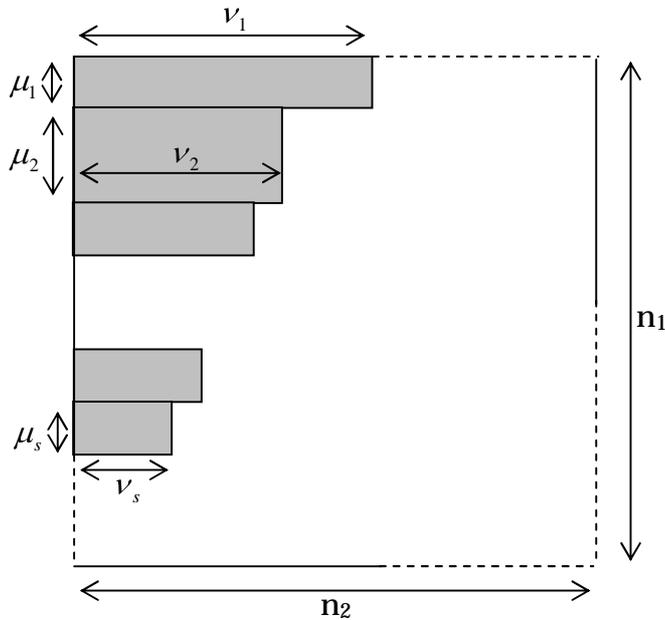


図6-3 2次元巡回符号 C の検査点位置 Π

以上の準備のもとに、次の定理を導ける(「付録B」参照)。

[定理2]

C_1 を、面積 $n_1 \times n_2$ 、 $d_{min} = 2t+1$ の2次元巡回符号とする。ただし、 n_1, n_2 は、条件(1)~(3)を満たす正整数とし、 c_1, c_2 をその積 $c_1 c_2$ が $n_1 n_2$ で割切れない正整数とする。

また、 $\hat{Z}(C_1)$ として、 \hat{U} の点 (γ^k, β^l) のうち、次の関係を満たすものの中から選ぶ。

$$n_1 \nmid k c_1 k_0 \text{ (注2) または、 } n_2 \nmid l c_2 l_0 \text{(8)}$$

ただし、 k_0, l_0 は、 $0 < k_0 < n_1 / c_1, 0 < l_0 < n_2 / c_2$ なる整数である。

次に、 C_2 をその符号多項式 $a(x, y)$ が、次式を満たす面積 $n_1 \times n_2$ の短縮化2次元巡回符号とする。

$$\begin{cases} a(x, y) \equiv 0, \text{ mod}(x^{c_1} - 1, y^{c_2} - 1) \text{(9)} \\ a(\gamma^k, \beta^l) = 0, (\gamma^k, \beta^l) \in \hat{Z}(C_1) \text{(10)} \end{cases}$$

このとき、 C_2 は面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない単一2次元バースト誤りを訂正することができる。ただし、 b_1, b_2 は、次の四つの条件を満たさなければならない。

(a) 方形 $b_1 \times b_2$ は、符号 C_1 の検査点のパターンに含まれる。

$$(b) b_2 \leq \left\lfloor \frac{5t-3}{8(b_1+1)} + \frac{c_2}{2} - 1 \right\rfloor \text{ (注3)(11)}$$

$$(c) b_1 \leq \left\lfloor \frac{5t-3}{8(b_2+1)} + \frac{c_1}{2} - 1 \right\rfloor \text{(12)}$$

(d) $2b_1 > c_1 - 2, 2b_2 > c_2 - 2$ であれば、

$$(2b_1 + 2 - c_1)(2b_2 + 2 - c_2) \geq \lfloor (5t-11)/4 \rfloor \text{(13)}$$

この定理によって、短縮化2次元巡回符号による2次元複合符号のバースト訂正能力が与えられる。更に、この結果と[定理1]を用いれば、2次元複合符号としての誤り訂正能力が導ける。

(注2) $a \nmid b$ は、 b が a で割切れないことを示す。

(注3) $\lfloor x \rfloor$ は、 x 以下の最大整数を示す。

(以上)

次に、例を示す。

[例] $m_1 = 4, m_2 = 2$ とする。このとき、条件(1)~(3)を満たす n_1, n_2 として、 $n_1 = 15, n_2 = 17$ を選べる。

$$\gamma = \alpha^{17}, \beta = \alpha^{15}$$

となる。ただし、 α は、 $GF(2^8)$ の原始元である。ここで、 $\hat{A}(C_1) = \{(\gamma, \beta), (\gamma^3, \beta^3)\}$ と選ぶことにする。このとき、2次元巡回符号 C_1 の検査点のパターンとして、 8×2 の方形を選べる。また、この場合 C_1 の最小距離は、5となる(n_1 と n_2 は、互いに素であるので、符号語のシンボルを適当に並べ変えることにより、 C_1 を1次元巡回符号と対応させることができ、BCH限界を用いて、 d_{min} を求めることができる)。次に、条件式(8)を満たすように、 $c_1 = c_2 = 6$ とする。

C_2 の最小距離は、 C_1 の最小距離が5であることと、式(9)の条件から、6となることが導ける。したがって、[定理1]での t は2となる。このとき、[定理2]から、 C_2 は 2×2 より大きくない、単一2次元バースト誤りを訂正できることが分る。

したがって、面積 15×17 の短縮化2次元巡回符号 C_2 は、重み2以下のランダム誤りすべてと、面積 2×2 より大きくない単一2次元バースト誤りすべてを訂正できる。

4 むすび

本章では、2次元複合符号について論じ、以下を具体的に示した。

- ・符号の誤り訂正能力の下界に関する定理
- ・符号の構成法

[定理1] 及び [定理2] における誤り訂正能力は、下界を示すものであるので、実際の誤り訂正能力は、この下界よりも大きくなることが期待できる。

なお、復号は、原理的には、以下の条件 () ~ () に基づいて行うことができる。

- () 重み t 以下のランダム誤りを、すべて訂正できる。
- () 面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない単一2次元バースト誤りを、すべて訂正できる。
- () 剰余類展開において、重みが t より大きく、面積 $b_1 \times b_2$ より大きくない2次元バーストを含む任意の剰余類は、重み t 以下のいかなる配列をも含まない。

付録A [定理1]の証明

t が、 $c_1 \times c_2$ と $b_{01} \times b_{02}$ の共通部分の面積以上であるならば、この定理は明らかである。

t は、 $c_1 \times c_2$ と $b_{01} \times b_{02}$ の共通部分の面積より、小さいとする。 $e(x, y)$ を、誤り多項式とする。そして、 $r(x, y)$ を、式(A-1)を満たす多項式とする。

$$\begin{cases} e(x, y) \equiv r(x, y) \pmod{(x^{c_1} - 1, y^{c_2} - 1)} \\ \deg_x r(x, y) < c_1, \deg_y r(x, y) < c_2 \end{cases} \dots\dots\dots(A-1)$$

以下、断りのない限り、 $e(x, y)$ を e などと略すことにする。

() $w(e)^{(注A1)} \leq t$ ならば、 $w(r) \leq t$ である。

() $w(e) > t$ で、 e が $c_1 \times c_2$ と $b_{01} \times b_{02}$ の共通部分の面積より大きくないバースト誤りであるならば、 $w(r) = w(e) > t$ となる。

したがって、重み t 以下の誤りと、重み $t + 1$ 以上で、 $c_1 \times c_2$ と $b_{01} \times b_{02}$ の共通部分の面積より大きくないバースト誤りとは、同じ剰余類に属することはない。

(証明終り)

(注A1) $w(e)$ は e の重みを表す。

付録B [定理2]の証明

$c_1 - b_1 = h_1 > 0$, $c_2 - b_2 = h_2 > 0$ とする。 $e(x,y)$ を $b_1 \times b_2$ のバースト誤り、 $e'(x,y)$ を 式(B-1) 及び 式(B-2) となるような $b_1 \times b_2$ より大きくないバースト誤りとする。

$$\begin{cases} e(x,y) \equiv e'(x,y) \pmod{(x^{c_1}-1, y^{c_2}-1)} & \dots\dots\dots (B-1) \\ e\left(\begin{smallmatrix} k \\ l \end{smallmatrix}\right) = e'\left(\begin{smallmatrix} k \\ l \end{smallmatrix}\right), \left(\begin{smallmatrix} k \\ l \end{smallmatrix}\right) \in \mathbb{Z}(C_1) & \dots\dots\dots (B-2) \end{cases}$$

以上より、 $e(x,y)$ と $e'(x,y)$ は、次のように表される。

$$e = \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{b_2-1} e_{i,j} x^i y^j \quad \dots\dots\dots (B-3)$$

$$e' = \sum_{i=i}^{i+b_1-1} \sum_{j=j}^{j+b_2-1} e_{i,j} x^i y^j$$

$$i' + b_1 - 1 < n_1, j' + b_2 - 1 < n_2 \quad \dots\dots\dots (B-4)$$

式(B-1) と、 $c_1 > b_1$, $c_2 > b_2$ から、次式となる。

$$e' = \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{b_2-1} e_{i,j} x^{i+c_1 k_i} y^{j+c_2 l_j} \quad \dots\dots\dots (B-5)$$

ただし、 k_i, l_j は、非負整数である。式(B-4) と 式(B-5) より、次式となる。

$$i' \leq i + c_1 k_i < i' + b_1 \quad \text{かつ} \quad j' \leq j + c_2 l_j < j' + b_2 \quad \dots\dots\dots (B-6)$$

$c_1 > b_1$, $c_2 > b_2$ であるから、式(B-6) は、次の4とおりに分類される。

-) $k_i = k_0$ かつ $l_j = l_0$
-) $k_i = k_0$ かつ ($l_j = l_0$ または $l_0 - 1$)
-) ($k_i = k_0$ または $k_0 - 1$) かつ $l_j = l_0$
-) ($k_i = k_0$ または $k_0 - 1$) かつ ($l_j = l_0$ または $l_0 - 1$)

1) の場合

$$e' = x^{c_1 k_0} y^{c_2 l_0} e \quad \dots\dots\dots (B-7)$$

となるから、 $\mathbb{Z}(C_1)$ に含まれるすべての点 $\left(\begin{smallmatrix} k \\ l \end{smallmatrix}\right)$ に対して、次式が成立する。

$$(\gamma^{kc_1k_0} \beta^{lc_2l_0} - 1) e \binom{k}{,} \binom{l}{,} = 0 \quad \dots\dots\dots (B-8)$$

ここで、 $\gamma^i \beta^j = 1$ となる必要十分条件は、

$$\begin{cases} i \equiv 0 \pmod{n_1} & \dots\dots\dots (B-9) \\ j \equiv 0 \pmod{n_2} & \dots\dots\dots (B-10) \end{cases}$$

となること[4]であるから、 $\gamma^{kc_1k_0} \beta^{lc_2l_0} = 1$ となる必要十分条件は、次のようになる。

$$\begin{cases} kc_1k_0 \equiv 0 \pmod{n_1} & \dots\dots\dots (B-11) \\ lc_2l_0 \equiv 0 \pmod{n_2} & \dots\dots\dots (B-12) \end{cases}$$

$\hat{Z}(C_I)$ として、 \hat{U} の点 (γ^k, β^l) のうち、条件式(4)を満たすものの中から選んでいるので、式(B-11) または 式(B-12) が成立せず、 $\gamma^{kc_1k_0} \beta^{lc_2l_0} \neq 1$ がいえることになる。

したがって、 $\hat{Z}(C_I)$ に含まれるすべての零点 $\binom{k}{,} \binom{l}{,}$ に対して、次式が成立する。

$$e \binom{k}{,} \binom{l}{,} = 0 \quad \dots\dots\dots (B-13)$$

これは、 $\mathbf{h}_{k,l} ((k, l) \in \hat{Z}(C_I))$ が、1次従属であることを示している。したがって、条件()が導かれる。

) の場合

ある j に対して、 $l_j = l_0 - 1$ となる場合を考えてみる。 $e_{i,j} = 1$ かつ $l_j = l_0$ なる最大の添字 j を j_0 とし、 $e_{i,j} = 1$ かつ $l_j = l_0 - 1$ なる最小の添字 j を j_1 とする。ここで、次のようにおく。

$$e_1(x, y) = \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{j_0} e_{i,j} x^i y^j \quad \dots\dots\dots (B-14)$$

$$e_2(x, y) = \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} e_{i,j} x^i y^j \quad \dots\dots\dots (B-15)$$

そこで、次のように表すことができる。

$$e = e_1 + e_2 \quad \dots\dots\dots (B-16)$$

$$e' = e_1 x^{c_1k_0} y^{c_2l_0} + e_2 x^{c_1k_0} y^{c_2(l_0-1)} \quad \dots\dots\dots (B-17)$$

ここで、次のように書ける。

$$\begin{aligned} (1+x+y+xy) e &= 1 + x^{b_1} + y^{j_0+1} + x^{b_1} y^{j_0+1} \\ &+ (1+x+y+xy) \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{j_0} (1+e_{i,j}) x^i y^j \\ &+ y^{j_1} + x^{b_1} y^{j_1} + y^{b_2} + x^{b_1} y^{b_2} \\ &+ (1+x+y+xy) \sum_{i=0}^{b_1-1} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} (1+e_{i,j}) x^i y^j \quad \dots\dots\dots (B-18) \end{aligned}$$

したがって、次式が得られる。

$$8+4[b_1(j_0+1) - w(e_1)] + 4[b_1(b_2 - j_1) - w(e_2)] \geq w((1+x+y+xy)e) \dots\dots\dots(B-19)$$

ここで、 $j_0 - j_1 + b_2 + 1 \leq b_2 - h_2$ であるから、次式が成り立つ。

$$8+4b_1(b_2 - h_2) \geq 4w(e) + w((1+x+y+xy)e) \dots\dots\dots(B-20)$$

同様にして、次式が成り立つ。

$$8+4b_1(b_2 - h_2) \geq 4w(e') + w((1+x+y+xy)e') \dots\dots\dots(B-21)$$

$e + e'$ は、偶数重みの符号多項式であるから、次式が成立する。

$$w(e) + w(e') \geq 2t + 2 \dots\dots\dots(B-22)$$

$$w((1+x+y+xy)e) + w((1+x+y+xy)e') \geq 2t + 2 \dots\dots\dots(B-23)$$

したがって、式(B-20) ~ 式(B-23) より、次式を得る。

$$b_2 \geq (5t - 3) / 8b_1 + c_2 / 2 \dots\dots\dots(B-24)$$

) の場合

)の場合と全く同様にして、次式を得ることができる。

$$b_1 \geq (5t - 3) / 8b_2 + c_1 / 2 \dots\dots\dots(B-25)$$

) の場合

$e_{i,j} = 1$ かつ $k_i = k_0$ なる最大の添字 i を i_0 とし、 $e_{i,j} = 1$ かつ $k_i = k_0 - 1$ なる最小の添字 i を i_1 とする。ここで、次のようにおく。

$$e_5(x, y) = \sum_{i=0}^{i_0} \sum_{j=0}^{j_0} e_{i,j} x^i y^j \dots\dots\dots(B-26)$$

$$e_6(x, y) = \sum_{i=i_1}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{j_0} e_{i,j} x^i y^j \dots\dots\dots(B-27)$$

$$e_7(x, y) = \sum_{i=0}^{i_0} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} e_{i,j} x^i y^j \dots\dots\dots(B-28)$$

$$e_8(x, y) = \sum_{i=i_1}^{b_1-1} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} e_{i,j} x^i y^j \dots\dots\dots(B-29)$$

そこで、次のように表すことができる。

$$e = e_5 + e_6 + e_7 + e_8 \dots\dots\dots(B-30)$$

$$e' = e_5 x^{c_1 k_0} y^{c_2 l_0} + e_6 x^{c_1(k_0-1)} y^{c_2 l_0} + e_7 x^{c_1 k_0} y^{c_2(l_0-1)} + e_8 x^{c_1(k_0-1)} y^{c_2(l_0-1)} \dots\dots\dots(B-31)$$

ここで、次のように書ける。

$$(1+x+y+xy)e = 1 + x^{i_0+1} + y^{j_0+1} + x^{i_0+1} y^{j_0+1} + (1+x+y+xy) \sum_{i=0}^{i_0} \sum_{j=0}^{j_0} (1+e_{i,j}) x^i y^j$$

$$\begin{aligned}
 &+x^{i_1} + x^{b_1} + x^{i_1} y^{j_0+1} + x^{b_1} y^{j_0+1} \\
 &+(1+x+y+xy) \sum_{i=i_1}^{b_1-1} \sum_{j=0}^{j_0} (1+e_{i,j}) x^i y^j \\
 &+y^{j_1} + x^{i_0+1} y^{j_1} + y^{b_2} + x^{i_0+1} y^{b_2} \\
 &+(1+x+y+xy) \sum_{i=0}^{i_0} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} (1+e_{i,j}) x^i y^j \\
 &+x^{i_1} y^{j_1} + x^{b_1} y^{j_1} + x^{i_1} y^{b_2} + x^{b_1} y^{b_2} \\
 &+(1+x+y+xy) \sum_{i=i_1}^{b_1-1} \sum_{j=j_1}^{b_2-1} (1+e_{i,j}) x^i y^j \dots\dots\dots (B-32)
 \end{aligned}$$

したがって、次式が得られる。

$$\begin{aligned}
 &16 + 4[(i_0 + 1)(j_0 + 1) - w(e_5)] + 4[(b_1 - i_1)(j_0 + 1) - w(e_6)] \\
 &\quad + 4[(i_0 + 1)(b_2 - j_1) - w(e_7)] + 4[(b_1 - i_1)(b_2 - j_1) - w(e_8)] \\
 &\qquad \geq w((1+x+y+xy)e) \dots\dots\dots (B-33)
 \end{aligned}$$

ここで、 $i_0 - i_1 + b_1 + 1 \leq b_1 - h_1$, $j_0 - j_1 + b_2 + 1 \leq b_2 - h_2$ であるから、次式が成り立つ。

$$16 + 4(b_1 - h_1)(b_2 - h_2) \geq 4w(e) + w((1+x+y+xy)e) \dots\dots\dots (B-34)$$

以下は、)の場合と同様にして、次式を得ることができる。

$$(2b_1 - c_1)(2b_2 - c_2) \geq (5t - 11) / 4 \dots\dots\dots (B-35)$$

ここで、 $2b_1 \leq c_1$, $2b_2 \leq c_2$ の場合について考えてみる。この場合の e と e' の関係は、図 B - 1 のように表される。

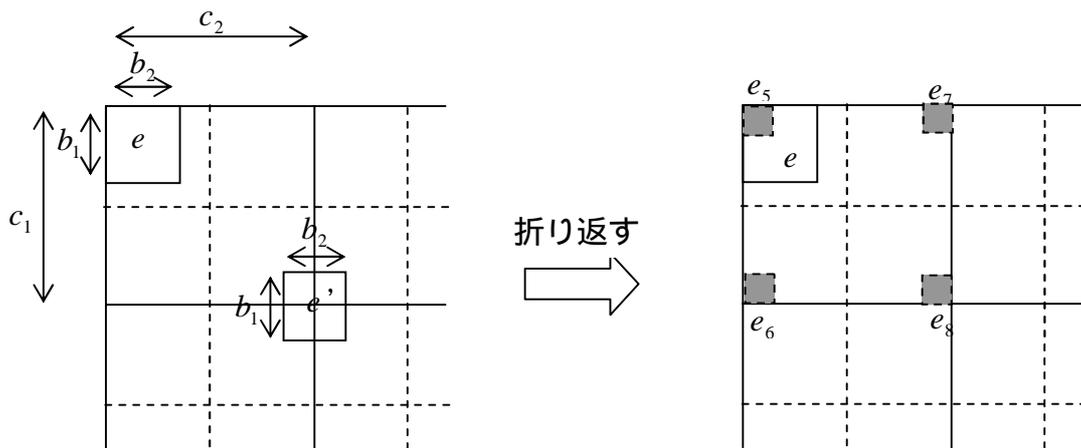


図 B - 1 $2b_1 \leq c_1$, $2b_2 \leq c_2$ の場合

式(B-1)から、図 B - 1 の網掛け部は、零でなければならないことが分る。したがって、

) の場合に含まれる。

同様に、次のようになる。

$2b_1 > c_1, 2b_2 \leq c_2$ のとき：) の場合に含まれる。

$2b_1 \leq c_1, 2b_2 > c_2$ のとき：) の場合に含まれる。

したがって、 $2b_1 > c_1, 2b_2 > c_2$ のときだけ、) の場合の条件(式(13))が必要となる。

(証明終了)

第7章

結 言

あらまし

本論文の結論を論ずる。

具体的には、各章で得られた成果について、論述する。また、将来、関連すると考える研究分野などについても言及する。

本論文の各章の結論を、論ずる。

第1章 序 論 ~意思決定支援技術における本論文の位置付け等について~

本章では、意思決定支援技術における本論文の位置付け等について、論じた。主要な点は、次の2点である。

- 1 意思決定支援技術における本論文の「曖昧さを含む推論方式」の位置付け
 - 1) 背景及び目的、2) 意思決定プロセスと支援技術の関係、3) 「曖昧さを含む推論方式」の位置付け、4) 曖昧さを含む推論方式、などについて論じた。
- 2 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用
 - 1) 背景及び目的、2) 情報源及び通信路符号化・復号の概要、3) 曖昧さを含む推論方式と「復号プロセス」との同一視化、などについて論じた。

なお、本論文の第 編と第 編「第4章~第6章」の関係が、次のとおりであることを示した。

- ・第 編 曖昧さを含む推論方式：一般的ケース
- ・「第4章~第6章」 : 特殊ケース

「第4章~第6章」が第 編の「特殊ケース」となる具体的条件は、次の二つである。

- 1) ファジィ論理：メンバシップ関数が、全域で帰属度 "1" のクリスプ集合である場合が相当する。
- 2) Dempster-Shafer の確率理論：基本確率が静的なものばかりである場合、すなわち、 $m(\{a_1, \dots, a_6\})$ のような部分集合 $\{a_1, \dots, a_6\}$ に割り当てられた基本確率が "0" である場合が相当する。

第 編 曖昧さを含む推論方式

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

本章では、曖昧なデータ及び人間の曖昧な知識に基づいて、入力情報の様々な属性項目値を融合するデータ融合推論方式を提案した。その方式は、次の2種類の推論方式を統合したものである。

- (1) データの抽象化(数値データから定性的データへの変換): ファジィ論理を使用人間の感覚的な知識を表現するのに適しているからである。
- (2) データの融合化(複数の定性的データの統合): Dempster-Shafer の確率理論を使

用

融合が比較的容易であり、知識表現が直感的に理解しやすいからである。

本章の成果を、以下にまとめる。

- ・ ファジィ論理と Dempster-Shafer 理論の統合した技術を用いて、曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいて、数値データ、記号データの混在及びデータ自身も正確でないなど、様々なデータを融合する推論方式を確立した。
- ・ データ融合推論プロセスを分析し、抽象化、翻訳、統合、解釈という四つの基本処理に分類した。
- ・ これに基づいて、知識の記述性・可読性が高く、保守も容易な知識編集環境を用意した。

これにより、以下の効果を得ることができた。

- 1 ユーザは、以下の操作を行うだけで、数値や式を入力せずに推論に必要な知識を定義することができるため、推論のロジックを組み易くすることができた。
 - (1) 四つの基本処理(抽象化、翻訳、統合、解釈)の組み替え
 - (2) メンバシップ関数の調整
 - (3) 変換規則の編集
- 2 上記1の操作を、各エディタを用いることにより、推論に必要な知識をビジュアルに定義することができ、知識の追加・修正も容易な環境を開発することができた。
- 3 知識ベースもユーザのドメインに応じて構築することができ、用途・目的も限定されない汎用的なデータ融合推論機構を構築することができた。

今後の課題としては、知識ベースの自動チューニングがあげられる。現状では、作成した知識ベースを用いて妥当な結論が得られれば良いが、得られなかった場合は、ユーザが試行錯誤で知識ベースをチューニングする必要がある。

第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

本章は、「第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について」と関連している章である。

意思決定支援への応用として、地理情報システム(GIS: Geographic Information System)を取り上げ、具体的に「経路探索システム」への適用について、論じた。

本章の成果を、以下にまとめる。

- ・「曖昧なデータ・人間の曖昧な知識に基づいたデータ融合推論方式」を、経路探索システムに適用し、その有効性を確認した。
- ・本方式は、GIS に知的な機能を付加するという意味で、キーコンポーネントになり得る。

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

本編では、以下の内容について、論じた。

1 第 編と「第4章～第6章」の同一視化について

2 情報源復号に対する応用について

「第4章」の多数決原理の基となっている十字形パターンを、四つの斜め隣接点を追加し、 3×3 の矩形パターンに拡張した。そして、斜め隣接点の重み（メンバシップ関数）を変化させ、多数決原理の考察を行った。その結果、「第4章」の「方式（ ）」及び「方式（ ）」、「モデル3」において、9.7%圧縮率が減少するが、同率の原情報が残留することを示した。

3 通信路復号に対する応用について

軟判定情報をそのまま使用するのではなく、通信路の特性に応じた使い分け（例：AWGN や他の誤り特性に応じた曲線）による方法が考えられることを示した。このときの曲線（メンバシップ関数に相当）は、ユーザの経験に基づいた主観などに任ずることが考えられる。また、具体例として、軟判定情報にバイアスをかける方法が考えられることを示した。

4 第 編の特殊ケースとして、「第4章～第6章」を論じた。

第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

本章では、静止画像をデータ圧縮する際、前処理である信号変換処理方式として、「多数決原理」を基本とする新しい方式を提案した。

そして、この新しい方式と、他の信号変換処理方式との定性的な比較を行った。また、エントロピーと理想圧縮率を求めて定量的な検討を行った。

本章の成果を、以下にまとめる。

- ・この「多数決原理」を基本とする新しい方式は、簡単なアルゴリズムで、比較的容易に装置化できる。

- ・画質上、問題の少ない処理方式である。また、高密度標本化が行われている場合には、画質改善の効果も期待できる。
- ・新しい方式が、従来方式と比べて、2次元モデルで約40~25%程度、圧縮率を向上できる。

第5章 単純マルコフ情報源に対するシンδροーム情報源符号化について

誤り訂正符号を用いてデータ圧縮を行う方式に、シンδροーム情報源符号化と呼ばれる方式がある。この方式に対し、情報源モデルとして無記憶情報源を仮定した場合に、RL(Run Length)符号化などとの比較が行われ、シンδροーム情報源符号化の方が、広い範囲の無記憶情報源に対して効率が良いという意味で、より一般的であるという結果が得られている。

本章では、情報源モデルとして、実際の情報源により近い単純マルコフ情報源を仮定し、シンδροーム情報源符号化に関して、5種類の方式を適用した場合に、各方式の効率の比較を行った。

なお、5種類の方式中、2種類が、本章で新しく提案した方式である。

本章の成果を、以下にまとめる。

- ・ファクシミリなどの静止画像への応用を考える場合には、従来良い方式と考えられてきた方式は必ずしも良い方式ではなく、本章で新しく提案する方式の方が、広い範囲で効率が良いという意味で、より一般的である。

情報源が構成する符号空間に、歪みを許容することにより、より小さな符号空間で情報源を構成することができる。この歪みが、人間の目で許容できる範囲内であれば、データの圧縮率をより大きく得ることができる。

今後残された課題として、以下などがある。

- ・ NUSSC (Noiseless Universal Syndrome-Source-Coding) における誤りパターンの集合を、どのように設定したら良いか。
- ・ 情報源を4個の状態からなるマルコフ情報源と考えた場合、本章と同様な議論ができないか。また、N重マルコフ情報源に拡張できないか。

第6章 2次元複合符号について

一般の通信路で発生する、ランダム誤り、バースト誤りの両者を訂正する符号として、複合符号がある。

本章では、複合符号を、新たに2次元に拡張した2次元複合符号について、論じた。

本章の成果は、以下を具体的に示した。

- ・符号の誤り訂正能力の下界に関する定理
- ・符号の構成法

本章で示した [定理 1] 及び [定理 2] における誤り訂正能力は、下界を示すものであるので、実際の誤り訂正能力は、この下界よりも大きくなることが期待できる。

この2次元複合符号は、2次元情報の信頼性向上に用いられるほか、画像のデータ圧縮にも応用できる。

また、2次元複合符号が構成する空間に、歪みを許容することにより、より小さな2次元符号空間で2次元データを構成することができる。この歪みが、人間の目で許容できる範囲内であれば、静止画像データの圧縮率をより大きく得ることができる。

謝 辭

・全 般

本論文をまとめるにあたり、いろいろと御指導いただいた河野先生に、深謝いたします。

河野 隆二 教授（工学博士、横浜国立大学 工学部 電子情報工学科）

大学学部及び大学院修士時代の恩師であり、いろいろと御指導いただいた今井先生に、深謝いたします。

今井 秀樹 教授（工学博士、中央大学 理工学部 電気電子情報通信工学科）

（前 東京大学 生産技術研究所 情報・システム部門）

（元 横浜国立大学 工学部 電子情報工学科）

本論文をまとめる「きっかけ」をくださった広井先生に、深謝いたします。

広井 和夫 氏（工学博士、ワイド制御技術研究所 所長）

（元 （株）東芝）

・第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

・第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

これらの章で、共同で研究させていただいた次の方達に、深謝いたします。

鈴木 誠 講師（博士（工学）、湘南工科大学 工学部 情報工学科）

（元 （株）東芝 研究開発センター）

荒木 大 氏（博士（工学）、（株）インターデザイン・テクノロジー）

（前 （株）東芝 研究開発センター）

東出 彰 氏（（株）東芝 小向工場）

・第4章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

この章で、共同で研究させていただいた竹林氏及び本研究の実験に御協力いただいた次の方達に、深謝いたします。

竹林 知善 氏 （当時 横浜国立大学 工学部 電子情報工学科）

佐々木 実 氏 （同 上 ）

鈴木 英孝 氏 （同 上 ）

大久保 昌哉 氏 (同 上)

長坂 康司 氏 (同 上)

参考文献

第1章 序論 ～意思決定支援技術における本論文の位置付け等について～

- [1] 飯島 一：“意思決定支援システムとエキスパートシステム”、日科技連（1993）
- [2] 中島 一：“意思決定支援入門”、日経文庫、日本経済新聞社（1990）
- [3] R. L. Ackoff & P. Rivett：“A Manager's Guide to Operations Research”, John Wiley & Sons, Inc（1963）（松田 武彦監訳、池浦 孝雄訳、日科技連）
- [4] 多田 和夫：“わかりやすいOR”、日科技連（1970）
- [5] 西田 俊夫、田畑吉雄編：“現代OR入門”、現代数学社（1995）
- [6] OR演習部会編：“初等ORテキスト”、日科技連（1972）
- [7] 近藤 次郎：“オペレーションズ・リサーチ”、日科技連（1973）
- [8] 榛沢 芳雄他：“オペレーションズ・リサーチ - その技法と実例 - ”、コロナ社（1994）
- [9] 日本オペレーションズ・リサーチ学会：“OR事例集”、日科技連（1991）
- [10] 金田 数正：“OR入門（科学的意思決定）”、内田老鶴園（1991）
- [11] 小田中 敏男他：“初等オペレーションズ・リサーチ”、槇書店（1993）
- [12] D. L. Hall and J. Linas：“An Introduction to Multisensor Data Fusion”, Proc. IEEE, vol.85 (Jan. 1997)
- [13] 薦田 憲久、大川 剛直：“システムのモデリングとシミュレーション”、計測自動制御学会（平7）
- [14] 有澤 誠、斉藤 鉄也：“モデルシミュレーション技法”、共立出版（1997）

- [15] Col. Piplani ,Lt. Col. Mercer ,Lt. Col. Roop : " Systems Acquisition Manager's Guide for the use of MODELS AND SIMULATIONS " , Defense Systems Management College Press (1994)
- [16] A. Dutta : " Integrating AI and optimization decision support : A survey " , Decision Support Systems, vol.18, pp.217-226 (1996)
- [17] 林 重信、寺野 隆雄 : " 知識システム技術の展望 "、計測と制御、Vol.33、No.1、18 (Jan. 1994)
- [18] 国藤 進 : " 発想支援システムの研究開発動向とその課題 "、人工知能学会誌、Vol.8、No.5、pp.552-559 (Sep. 1993)
- [19] 寺野 隆雄 : " K D D ツールの動向と課題 "、人工知能学会誌、Vol.12、 No.4、pp.521-527 (July 1997)
- [20] 元田 浩、鷲尾 隆 : " 機械学習とデータマイニング "、人工知能学会誌、Vol.12、No.4、pp.505-512 (July 1997)
- [21] D.L.Hall and J.Llinas : "An Introduction to Multisensor Data Fusion (Invited Paper)", Proceedings of the IEEE, Vol.85,No.1 (January 1997)
- [22] 米国国家地理・空間情報庁(NGA) : " GEOSPATIAL INTELLIGENCE(GEOINT) BASIC DOCTRINE " ,
http://www.nga.mil/NGASiteContent/StaticFiles/OCR/geo_pub1.pdf (2004)
- [23] ソフトコンピューティング研究所 : " ファジィ理論 "、
<http://scl.m-kb.net/fuzzy.shtml>
- [24] 石塚 満 : " Dempster & Shafer の確率理論 "、電子通信学会誌、Vol.66、No.9、pp.900-903 (1983)
- [25] 情報理論とその応用学会 (編集) : " 情報源符号化 歪みのあるデータ圧縮 "、培風館 (2000)

[26] 情報理論とその応用学会 (編集): “ 符号理論とその応用 ”、培風館 (2003)

[27] G. Shafer , “ A mathematical theory of evidence ”, Princeton Univ. Press ,
Princeton , NJ (1976)

第2章 曖昧なデータ・知識に基づいたデータ融合方式について

[1] L. A. Zadeh , “ Fuzzy Sets ”, Information Control , Vol.8 , pp.338-353 (1965)

[2] A. P. Dempster , “ Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued
Mapping ”, Annals of Mathematical Statistics , Vol.38 , pp.325-339 (1967)

[3] G. Shafer , “ A mathematical theory of evidence ”, Princeton Univ. Press ,
Princeton , NJ (1976)

[4] 川野 喜一、松田 季彦 , “ 情報処理システムにおけるデータ整合プロセスの自動化手
法 ”, 情報処理学会論文誌 , Vol.35 , No.6 , pp.1008-1017 (1994)

[5] 石塚 満 , “ 被害査定のエキスパートシステム ”, 寺野寿郎 他編 , ファジイシステム
入門 (16 章), オーム社 (1987)

[6] J. R. Quinlan , “ Induction of Decision Trees ”, Machine Learning , Vol.1 ,
pp.71-99 (1985)

[7] 櫻井 茂明、荒木 大 , “ ファジィ帰納学習アルゴリズムの改良 ”, 電学論 C , Vol.116 ,
No.9 , pp.1057-1063 (1996)

第3章 曖昧なデータ・知識に基づいた経路探索システムについて

[1] 明野 和彦、熊木 洋太 , “ 地理情報システムと空間データインフラの概要 ”, 情報処
理 , Vol.38 , No.2 , pp.143-149 (1997)

[2] 明野 和彦、熊木 洋太 , “ 空間データの標準化と整備の動向 ”, 情報処理 , Vol.38 ,
No.3 , pp.232-238 (1997)

- [3] 石畑 清, “アルゴリズムとデータ構造”, 岩波書店, 岩波講座ソフトウェア科学 (1989)
- [4] 櫻井 茂明、鈴木 誠、荒木 大, “ファジィ決定木の修正～地形推論システムへの適用を通して～”, 電気学会 システム・制御研究会, pp.13-22 (1996)
- [5] M. Ogata, A. Higashide, S. Sekine : “Semi-Automated Disaster Rescue Models Simulation Based on HLA”, Simulation Interoperability Workshop, Paper Number 01S-SIW-036 (Spring 2001)

第 編 曖昧さを含む推論方式の「復号プロセス」への応用

- [1] 白石 陽、安西 祐一郎, “インタラクティブなセンサデータ閲覧のためのオンライン空間集約手法”, 日本データベース学会 Letters, Vol.2, No.1, pp.51-54 (May 2003)
<http://www.dbsj.org/Japanese/DBSJLetters/vol2/no1/papers/shiraishi.pdf>
- [2] 田中 良紀、斉藤 民雄、武田 幸雄, “W-CDMA 用干渉キャンセラ”, 雑誌 富士通, 2000-1, pp.62-65 (2000)
<http://magazine.fujitsu.com/vol51-1/paper14.pdf>

第 4 章 多数決原理に基づく静止画像のデータ圧縮方式について

- [1] 安田、古賀: “擬似ランダム順序入替えによるファクシミリの帯域圧縮多重伝送方式”, 画電学誌, , 1, p.6 (昭 47-04)
- [2] 川出、中川: “ファクシミリ符号化における孤立点除去、ブリッジングの効果”, 信学総全大, p.1027 (昭 51)
- [3] 高木、津田: “信号変換処理によるファクシミリの帯域圧縮”, 信学論(A), J60-A, 2, p.147 (昭 52-02)
- [4] 高木、津田: “画質を重視した 3 ライン変換ファクシミリ帯域圧縮方式”, 信学技報, IE75-8 (1975-05)

- [5] D. Preuss :“ Twodimensional facsimile source encoding based on a Markov model ”, Nachrichtentech.Z , 28 , 10 , p.358 (1975)
- [6] 山本、荒川 :“ ファクシミリにおける解像度と文字品質に関する検討 ”, 画電学誌 , 2 , 2 , p.63 (昭 48-06)
- [7] R. M. Gray, D. L. Neuhoff and D. S. Ornstein :“ Nonblock source coding with a fidelity criterion ”, The Annals of Probability , 3 , 3 , p.478 (1975)

第 5 章 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について

- [1] J. L. Massey :“ The codeword and syndrome methods for data compression with error-correcting codes ”, in “ New directions in signal processing in communication and control ” (J.K. Skwirzynski ed.) , p.3 , Noordhoff International Publishing , Leyden , Netherlands (1975)
- [2] T. C. Ancheta , Jr. :“ Syndrome-source-coding and its universal generalization ”, IEEE Trans. Inf. Theory , IT-22 , p.432 (July 1976)
- [3] 電子通信学会編、安田靖彦 :“ ファクシミリの基礎と応用 ”, 電子通信学会 (昭 52)
- [4] 藤原、中西、笠原 (正)、手塚、笠原 (芳) :“ バースト誤りを生ずる通信路とその改善度の改善に関する考察 ”, 信学論(A)、51-A、8、p.311 (昭 43-08)
- [5] D. Preuss :“ Twodimensional facsimile source encoding based on a Markov model ”, Nachrichtentech. Z. , 28 , 10 , p.358 (1975)
- [6] T. Kasami :“ Optimum shortened cyclic codes for burst-error-correction ”, IEEE Trans. Inf. Theory , IT-10 , p.105 , (April 1964)

第 6 章 2次元複合符号について

- [1] H. T. Hsu , T. Kasami and R. T. Chlen :“ Error-correcting-codes for a compound channel ”, IEEE Trans. Inf. Theory , IT-14 , p.135 (Jan. 1968)

- [2] T. C. Ancheta, Jr. : “ Syndrome-source-coding and its universal generalization ” ,
IEEE Trans. Inf. Theory , IT-22 , p.432 (July 1976)
- [3] 今井秀樹 : “ 2次元巡回符号と2次元線形シフトレジスタの一理論 ” , 信学論(A) ,
J59-A , 9 , p.710 (昭 51-09)
- [4] H. Imai : “ Two-dimensional Fire codes ” , IEEE Trans. Inf. Theory , IT-19 , p.796
(November 1973)

本論文に関する研究業績

査読付き論文誌論文

査読付き国際会議論文

その他の論文

学会発表等

参考資料

査読付き論文誌論文

- (1) “ 地理情報システムにおける曖昧な知識に基づいたデータ融合 ”、鈴木 誠、荒木 大、東出 彰、鈴木 輝暁、平成 9 年 1 2 月、電気学会論文誌 C、117 巻 12 号、pp.1869-1878 .
- (2) “ 多数決原理に基づくファクシミリの信号変換処理方式 ”、鈴木 輝暁、竹林 知善、今井 秀樹、昭和 5 5 年 1 月、電子通信学会論文誌(B)、Vol.J63-B No.1、pp.48-54 .
- (3) “ 単純マルコフ情報源に対するシンドローム情報源符号化について ”、鈴木 輝暁、今井 秀樹、昭和 5 4 年 1 0 月、電子通信学会論文誌(A)、Vol.J62-A No.10、pp.736-743 .
- (4) “ 2 次元複合符号について ”、鈴木 輝暁、今井 秀樹、昭和 5 4 年 8 月、電子通信学会論文誌(A)、Vol.J62-A No.8、pp.531-533 .

査読付き国際会議論文

- (1) “ Geographical Route Planning Based on Uncertain Knowledge ”、M. Suzuki, D. Araki, A. Higashide, T. Suzuki、平成 7 年 1 1 月(1 9 9 5 年 1 1 月)、IEEE Computer Society, Proceedings of 7th International Conference on Tools with AI、pp.434-441 .

その他の論文

- (1) “ 地形推論システム - あいまいな知識に基づいた経路探索 - ”、鈴木 誠、荒木 大、東出 彰、鈴木 輝暁、平成 7 年 1 月、人工知能学会研究会 SIG-KBS-9403-6 (1/20)、pp.41-48 .
- (2) “ An Approach to Data Fusion Using Uncertain Knowledge in Geographical Information Systems ”、M. Suzuki, D. Araki, A. Higashide, T. Suzuki、平成 1 1 年 4 月 (1 9 9 9 年 4 月)、Electrical Engineering in Japan、Vol.128、Issue 4、John Wiley & Sons、pp.65-76 .

学会発表等

- (1) “ 2次元複合符号 ”、鈴木 輝暁、今井 秀樹、昭和53年10月、電子通信学会通信部門全国大会、p.3 .
- (2) “ C 4 Iの将来動向 ”、三宅 鉄夫、平井 俊之、和田 雄次、阿部 千秋、松本 邦顕、鈴木 輝暁、木田 仁、山下 守、平成 元年 7月、経団連・防衛生産委員会、第5章 5.1項「意思決定支援技術」を共同担当、pp.5-3～5-30 .

参考資料

- (1) “ 画像データ圧縮方式に関する研究(修士論文) ”、鈴木 輝暁、昭和54年 3月、横浜国立大学大学院、pp.1-101 .

その他の研究業績

学会発表等

報告書

登録特許一覧

学会発表等

- (1) “ 2次元デジタル定常情報源について ”、鈴木 輝暁、今井 秀樹、昭和54年10月、電子通信学会総合全国大会、p.5-158 .

報告書

- (1) “ 小売業診断報告書 ”、椎木 忠行、土屋 嘉男、木部 美春、鈴木 輝暁、山崎 剛、平成13年 1月、(社)中小企業診断協会、財務管理部門を担当 .
- (2) “ 商店街(商業集積)診断報告書 ”、椎木 忠行、木部 美春、鈴木 輝暁、土屋 嘉男、山崎 剛、加藤 正博、上林 潔、清井 孝典、久米 孝之、菅沼 成貴、平成13年 1月、(社)中小企業診断協会、業種構成を担当 .

登録特許一覧

| 発明名称 | 特許登録番号 登録日 | 発明者 | 概要 |
|-------------|----------------------------|--------------------------|---|
| 1 相関処理装置 | 第 1676133 号 平成 4年 6月26日 | 山崎 健、 品川 陽明、 鈴木 輝暁 | 入力信号を、所定のサンプリングパルス信号でA/D変換し、周波数分解能 f の範囲内に渡り、 f/n ずつサンプリング位置が変化した n 個の基準電力スペクトルとの相互相関関数を求める。 このことにより、信号の中心周波数と周波数分解能との相対関係によって、相関係数が変動する欠点を低減することができる。 |
| 2 相関処理装置 | 第 1676134 号 平成 4年 6月26日 | 山崎 健、 品川 陽明、 鈴木 輝暁 | 発振周波数を変化可能な発振回路を有し、この発振信号により入力信号の周波数を変化させ、所定のサンプリングパルス信号でA/D変換した電力スペクトルと、基準電力スペクトルとの相互相関関数を求める。 このことにより、信号の中心周波数と周波数分解能との相対関係によって、相関係数が変動する欠点を低減することができる。 |
| 3 相関処理装置 | 第 1676135 号 平成 4年 6月26日 | 山崎 健、 品川 陽明、 鈴木 輝暁 | 「2 相関処理装置」を、改良した方式である。 |
| 4 相関処理装置 | 第 1676136 号 平成 4年 6月26日 | 山崎 健、 品川 陽明、 鈴木 輝暁 | 「2 相関処理装置」を、改良した方式である。 |
| 5 相関処理装置 | 第 1676137 号 平成 4年 6月26日 | 山崎 健、 品川 陽明、 鈴木 輝暁 | 「1 相関処理装置」を、改良した方式である。 |
| 6 電子地図表示装置 | 第 3351594 号 平成14年 9月20日 | 東出 彰、 石井 佳陽、 鈴木 輝暁 | 同一地域のイメージ地図データとベクトル地図データを保持し、地図上の各地点での対象固有情報を保持・表示する手段を有する。地図上の所望位置を指定することにより、所望位置の地図及び対象固有情報を読み出し、表示することができる。 |