

# 情報の粒状性に基づく信念変更について

## A Note on Belief Change Based on Granularity of Information

工藤 康生\*<sup>1</sup>      村井 哲也\*<sup>2</sup>  
Yasuo Kudo      Tetsuya Murai

\*<sup>1</sup>室蘭工業大学工学部情報工学科

Department of Computer Science and Systems Engineering, Muroran Institute of Technology

\*<sup>2</sup>北海道大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

We propose a model of belief change based on granularity of information. In a lot of previous studies of belief change, operations of belief change (revision, update, etc.) cause acceptance of new information or rejection of known information, and the targets of operations are information. On the other hand, in the proposed model, we distinguish “data” and “information” strictly, and regard information as abstraction of data which consist of observed values as the smallest entities of information. We call this characteristic *granularity of information*. Thus, in our model, the targets of operations are data as entities of information, and knowledge bases and new information are generated from stored data and newly observed data, respectively. Moreover, combination of three operations to data (acceptance, rejection and classification of data) causes change of information, which illustrates belief change operations to knowledge bases.

### 1. はじめに

本稿では「データ」と「情報」を区別し、「データを分析することで情報を得る」という観点から、観測したデータを分類・統合する操作を通じて信念変更を扱うモデルを提案する。

信念変更（詳細は例えば [Gärdenfors 88, Katsuno 92]）は知識ベースに新情報を取り入れる、知識ベースから情報を取り除く等の変更操作を行うために、情報の整合性を保ちつつ知識ベースを書き換える問題を扱う。信念変更に関する多くの従来研究ではデータと情報の明確な区別は行われず、情報が操作の対象となる。これに対して、提案モデルではデータが操作の対象となり、知識ベースは蓄積された既存のデータから形成され、新情報は観測によって新たに得られたデータから抽出される。更に、提案モデルでは、データレベルでの操作（データに対する追加、削除、分類等の操作）に起因して、情報レベルでの変化（知識ベースの変更操作等）が発生する。その一例として、蓄積されたデータおよび観測によって新たに得られたデータに依存して、修正または更新の一方が間接的に選択される事例を紹介する。

### 2. 背景

#### 2.1 命題様相論理の Kripke モデル

パラメータ  $\alpha$  ( $0.5 < \alpha \leq 1$ ) を 1 つ固定し、高々加算無限個の原子文の集合  $\mathcal{P}$  から構成される古典命題論理の言語  $\mathcal{L}_{PL}(\mathcal{P})$  に信念様相演算子  $B_\alpha$  を導入することで、命題様相論理の言語  $\mathcal{L}_{ML}(\mathcal{P})$  を通常通り構成する。文  $p$  に対して、様相文  $B_\alpha p$  は「確信度  $\alpha$  以上で  $p$  と信じている」ことを表す。様相演算子を含まない文を非様相文と呼ぶ。

$W (\neq \emptyset)$  を可能世界の集合、 $v : \mathcal{P} \times W \rightarrow \{\text{true}, \text{false}\}$  を付値関数とし、原子文  $p$  が可能世界  $w$  で真であることを  $v(p, w) = \text{true}$  と表す。 $W$  上の二項関係を適当に与えることで、Kripke モデル  $M = (W, \dots, v)$  を得る（詳細は例えば

[Chellas 80]）。本稿では到達可能関係を用いないため、記述を省略し“...”と表す。付値関数  $v$  より関係  $\models$  を通常通りに定義し、Kripke モデル  $M$  で論理文  $p \in \mathcal{L}_{ML}(\mathcal{P})$  を真とする可能世界の集合を  $\|p\|^M \stackrel{\text{def}}{=} \{w \in W \mid M, w \models p\}$  と表し、 $M$  における  $p$  の命題と呼ぶ。同様に、任意の文の集合  $A \subseteq \mathcal{L}_{ML}(\mathcal{P})$  に対して、 $A$  に含まれるすべての文を真とする可能世界の集合を  $\|A\|^M$  と表す。誤解が生じない限り、添え字の  $M$  を省略する。

#### 2.2 知識ベースの修正と更新

知識ベースに新たな情報を取り入れる変更操作は、修正 [Alchourrón 85, Katsuno 91] と更新 [Katsuno 92] に大別される。修正の操作は、新情報が知識ベースと矛盾する場合は知識ベースに誤った情報が含まれていると見なし、知識ベースを書き換える。これに対して更新の操作は、新情報は状況の変化に起因すると見なし、新情報により判明した現在の状況を知識ベースへ反映させるために知識ベースを書き換える。

Katsuno and Mendelzon は、知識ベースに対する信念変更の意味論的特徴付けを提案している [Katsuno 91, Katsuno 92]。非様相文の (有限) 集合として表される知識ベース\*<sup>1</sup>  $KB$  を、新情報を表す論理文  $p$  によって修正して得られる新たな知識ベースを  $KB * p$  と表す。修正後の知識ベース  $KB * p$  は次式で特徴付けられる [Katsuno 91]:

$$\|KB * p\| = \min(\|p\|, \leq_{KB}), \quad (1)$$

ここで、 $\leq_{KB}$  は可能世界の集合上で定義された全擬順序 (total preorder) で、以下の性質を満たす:

1.  $w, w' \in \|KB\|$  ならば、 $w \not\leq_{KB} w'$ 。
2.  $w \in \|KB\|, w' \notin \|KB\|$  ならば、 $w <_{KB} w'$ 。
3.  $KB \equiv KB'$  ならば、 $\leq_{KB} = \leq_{KB'}$ 。

全擬順序  $\leq_{KB}$  は、集合  $\|KB\|$  への相対的な「近さ」を表しており、 $w <_{KB} w'$  は「 $w$  は  $w'$  より  $\|KB\|$  に近い」ことを意

\*<sup>1</sup> Katsuno and Mendelzon による定義では、知識ベースは 1 個の非様相文として表される。本稿では、文献 [Gärdenfors 95] に基づき、非様相文の任意の (有限) 集合を知識ベースとして扱う。

連絡先: 工藤康生, 室蘭工業大学工学部情報工学科, 〒050-8585  
北海道室蘭市水元町 27-1, Tel:0143-46-5469, Fax:0143-46-5499, email:kudo@csse.muroran-it.ac.jp

味する．よって，式 (1) で表される修正の操作は，新情報  $p$  の命題  $\|p\|$  において， $\|KB\|$  に「最も近い」可能世界の集合を  $\|KB * p\|$  とすることを表している．式 (1) で表される修正の操作は，知識ベースに対する修正の公準をすべて満たすことが示されている [Katsuno 91]．

これに対し，論理文  $p$  によって  $KB$  を更新して得られる知識ベース  $KB \diamond p$  は，次式で特徴付けられる [Katsuno 92]:

$$\|KB \diamond p\| = \bigcup_{w \in \|KB\|} \min(\|p\|, \leq_w), \quad (2)$$

ここで， $\leq_w$  は可能世界  $w$  への相対的な「近さ」を表す半擬順序で，以下の性質を満たす:

- $w \neq w'$  ならば， $w <_w w'$ ．

よって，式 (2) で表される更新の操作は， $\|KB\|$  に含まれる各可能世界  $w$  に対して，新情報  $p$  の命題  $\|p\|$  において  $w$  に「最も近い」可能世界を  $\|KB \diamond p\|$  の要素とすることを表している．式 (2) で表される更新の操作は，知識ベースに対する更新の公準をすべて満たすことが示されている [Katsuno 92]．

例 1 原子文の集合  $\mathcal{P} = \{p, q\}$  に基づいて構成された言語  $\mathcal{L}_{ML}(\mathcal{P})$  を考える．また，以下の通り定義された可能世界の集合  $W$  および付値関数  $v$  から，Kripke モデル  $M = (W, \dots, v)$  を構成する:

$$\begin{aligned} W &\stackrel{\text{def}}{=} \{w_1, w_2, w_3, w_4\}, \\ w_1 &\stackrel{\text{def}}{=} \{p, q\}, \quad w_2 \stackrel{\text{def}}{=} \{p\}, \quad w_3 \stackrel{\text{def}}{=} \{q\}, \quad w_4 \stackrel{\text{def}}{=} \emptyset, \\ v(p, w) &= \text{true} \stackrel{\text{def}}{\iff} p \in w. \end{aligned}$$

構成された Kripke モデルを用いて， $\|KB\| = \{w_2, w_3\}$  となる知識ベース  $KB$  を，新情報  $p$  に基づいて変更することを考える．この状況を表す知識ベース  $KB$  は文  $(p \wedge \neg q) \vee (\neg p \wedge q)$  (または  $p \leftrightarrow \neg q$ ) と同値である．この場合，変更操作として修正を行うか更新を行うかで，得られる知識ベースが異なる．

修正: 全擬順序  $\leq_{KB}$  の性質から，

$$\|KB * p\| = \|KB\| \cap \|p\| = \{w_2\}$$

となり， $KB * p$  は  $p \wedge \neg q$  と同値となる．

更新:  $w_2$  と  $w_3$  のそれぞれについて，[Katsuno 92] で用いられた例と同様に，半擬順序  $\leq_{w_i}$  を以下の通り構成する:

$$w_j \leq_{w_i} w_k \stackrel{\text{def}}{\iff} \text{Diff}(w_i, w_j) \subseteq \text{Diff}(w_i, w_k).$$

ここで， $\text{Diff}(A, B) \stackrel{\text{def}}{=} (A \setminus B) \cup (B \setminus A)$  である．構成した半擬順序を用いると，

$$\begin{aligned} \min(\|p\|, \leq_{w_2}) &= \{w_2\}, \\ \min(\|p\|, \leq_{w_3}) &= \{w_1\}, \\ \|KB \diamond p\| &= \{w_1, w_2\} \end{aligned}$$

となり， $KB \diamond p$  は  $p$  と同値であるため， $q$  については分からなくなる．

### 3. 情報の粒状性に基づく信念変更

#### 3.1 情報の粒状性

前述の通り，本稿で提案するモデルは「データ」と「情報」を明確に区別し，データを分析することで情報を得るという観点に基づく．これは「情報」を「データ」という実体から抽象された「モノ」として扱うことと見なされる．更に，本稿で扱うデータは，観測によって得られた値の集まりとして定義されることから (詳細は次節で述べる)，観測された値という，これ以上細かくすることのできない「粒」の集まりが情報の実体を形作ると考えることができる．本稿では，この性質を情報の粒状性と呼ぶことにする．

情報の粒状性の観点から，データと情報との関連として以下の性質が考えられる:

1. 異なるデータから同じ情報が得られる場合がある．
2. 同じデータからでも，データのまとめ方等に応じて，異なる情報が得られる場合がある．

性質 1 は，形状が異なるモノ (異なるデータ) でも，見方によっては同じ形に見える (同じ情報が得られる) 場合があることに相当する．後述の例 3 ではこの性質を用いて，異なるデータから同じ情報を抽出している．また，性質 2 については，粒状推論 (詳細は例えば [Murai 03a, Murai 03b]) における粒度調整の観点を援用すると，粒の集まりとしてのデータの大きさをコントロールすることにより，以下のように質の異なる情報が得られることに該当する:

- すべてのデータを一まとめにすることで，全体的な傾向に関する情報を得る．
- 何らかの項目に着目してデータを分類することで，部分的ではあるものの，より詳細な情報を得る．

#### 3.2 データと情報

古典命題論理等を用いて信念変更を表現する場合，操作の対象となる「情報」は論理文またはその命題として表されることが多い．本節では，前節で述べた情報の粒状性の観点から，可能世界意味論に基づくデータおよびデータを分析することで得られる情報の概念を導入する．

まず，操作の対象となるデータを以下のように定義する．

定義 1  $M$  を Kripke モデルとする．1 回の観測により得られるデータは，以下の 3 項組として表される観測値の空でない有限集合である:

$$(\text{No.}, \text{id}, C), \quad (3)$$

ここで，No. は何回目の観測かを表す番号，id はそのデータ内における識別番号， $C \subseteq W$  ( $C \neq \emptyset$ ) は観測された内容を表す．データ内において，すべての観測値は異なる id を持つ． $i$  ( $\geq 1$ ) 回目の観測によって  $m_i$  ( $\geq 1$ ) 個の観測値が得られたとき，データを  $D^i \stackrel{\text{def}}{=} \{d_1^i, \dots, d_{m_i}^i\}$ ，各観測値を  $d_j^i \stackrel{\text{def}}{=} (i, j, C_j^i)$  と表す．

誤解が生じない限り，観測値  $d_j^i$  とその内容  $C_j^i \subseteq W$  を同一視し，任意の非様相文  $p \in \mathcal{L}_{PL}(\mathcal{P})$  に対して， $C_j^i \subseteq \|p\|^M$  であるとき，「 $d_j^i$  において  $p$  は真である」等と表す．

各観測値はデータ内において固有の id を持つことから，同一の内容を持つ観測値が複数存在することがある．よって，観測の結果，ほぼ同じ内容の観測値が多数観測された場合は，その内容は信憑性が高いと見なすことができる．これを踏まえ本稿では，データ  $D$  から情報  $p$  が得られることを「データ  $D$  に

において、 $p$  を真とする観測値の割合が  $\alpha$  ( $0.5 < \alpha \leq 1$ ) 以上である」とことと見なし、「 $D$  に基づいて  $p$  と信じる」と表現する。

定義 2  $M$  を Kripke モデル、 $D^i$  をデータ、 $p \in \mathcal{L}_{PL}(\mathcal{P})$  を非様相文とする。データ  $D^i$  に基づいて  $p$  と信じることを  $M, D^i \models B_{\alpha} p$  と表し、次式で定義する：

$$M, D^i \models B_{\alpha} p \stackrel{\text{def}}{\iff} \frac{|\{d_j^i \in D^i \mid C_j^i \subseteq \|p\|^M\}|}{|D^i|} \geq \alpha, \quad (4)$$

ここで、 $|\cdot|$  は集合の要素数である。論理文  $p$  (またはその命題  $\|p\|^M$ ) を、データ  $D^i$  から得られる情報と呼ぶ。

ラフ集合 [Pawlak 91] による近似の観点より、データ  $D^i$  から情報  $p$  が得られることは、可変精度ラフ集合モデル [Ziarko 93] において、 $D^i$  は  $p$  を真とする観測値の集合の  $\beta$ -下近似に含まれることに相当する。ここで、精度  $\beta$  ( $= 1 - \alpha$ ) は誤分類を許容する度合いを表す。このことから、データ  $D^i$  から情報  $p$  が得られるとき、 $D^i$  は  $p$  を (不正確な部分を含む恐れはあるものの) 近似的に記述していると見なすことができる。

命題 1 任意の非様相文  $p$  および確信度  $\alpha$  ( $0.5 < \alpha \leq 1$ ) に対して、式 (4) で定義された信念演算子  $B_{\alpha}$  は以下の公理を満たす：

- M.  $B_{\alpha}(p \wedge q) \rightarrow (B_{\alpha} p \wedge B_{\alpha} q)$ ,
- N.  $B_{\alpha} \top$ ,
- D.  $B_{\alpha} p \rightarrow \neg B_{\alpha} \neg p$ ,

ここで、 $\top$  は恒真文を表す。特に、 $\alpha = 1$  の場合は以下の公理も満たす：

- K.  $B_1(p \rightarrow q) \rightarrow (B_1 p \rightarrow B_1 q)$ ,
- C.  $(B_1 p \wedge B_1 q) \rightarrow B_1(p \wedge q)$ .

更に、知識ベースは、観測を繰り返すことで蓄積されたデータから得られた情報によって構成される。

定義 3  $S = \{D^1, \dots, D^n\}$  をデータの集合とする。データ集合  $S$  に基づく知識ベースを  $KB(S)$  と表し、次式で定義する：

$$KB(S) \stackrel{\text{def}}{\iff} \{p \in \mathcal{L}_{PL}(\mathcal{P}) \mid M, D \models B_{\alpha} p, \forall D \in S\}. \quad (5)$$

知識ベース  $KB(S)$  に含まれるすべての文を真とする可能世界の集合を  $\|KB(S)\|^M$  と表す。

命題 1 より、確信度  $\alpha = 1$  の場合を除き、信念演算子  $B_{\alpha}$  は公理 K を満たさないことから、知識ベース  $KB(S)$  は古典命題論理の推論規則 MP. 「 $p$  および  $p \rightarrow q$  から  $q$  を導いてよい」に関して、一般的には閉じない。また、公理 N および D より、相反する情報を同時に持つことはなく、矛盾した情報を持つこともない。これにより、 $KB(S)$  の整合性が保障される。

例 2 確信度を  $\alpha = 0.65$  とし、原子文の集合  $\mathcal{P} = \{p, q\}$  に基づいて構成された言語  $\mathcal{L}_{ML}(\mathcal{P})$  を考える。例 1 で構成した Kripke モデル  $M$  に基づく以下のデータ  $D^1$  が観測されたとする。このデータから知識ベース  $KB(\{D^1\})$  (以下、 $KB(D^1)$  と略記する) を以下の通り構成する：

$$D^1 = \left\{ \begin{array}{l} d_1^1 : (1, 1, \{w_2\}), d_2^1 : (1, 2, \{w_2\}), d_3^1 : (1, 3, \{w_3, w_4\}), \\ d_4^1 : (1, 4, \{w_3\}), d_5^1 : (1, 5, \{w_3\}) \end{array} \right\}.$$

$\alpha = 0.65$  であることから、知識ベースの定義より、 $KB(D^1)$  はデータ  $D^1$  に含まれる 5 個の観測値の内、4 個以上の観測値

で真となる非様相文の集合となる。例えば、文  $p \leftrightarrow \neg q$  の命題は  $\|p \leftrightarrow \neg q\|^M = \{w_2, w_3\}$  であることから、式 (4) より

$$\frac{|\{d_j^1 \in D^1 \mid C_j^1 \subseteq \|p \leftrightarrow \neg q\|^M\}|}{|D^1|} = \frac{|\{d_1^1, d_2^1, d_4^1, d_5^1\}|}{|D^1|} \geq 0.65$$

が成り立つため、文  $p \leftrightarrow \neg q$  は  $KB(D^1)$  に含まれる。一方、文  $p$  および  $\neg q$  等については、いずれも式 (4) を満たさないため、知識ベースには含まれず、データ  $D^1$  から構成される知識ベース  $KB(D^1)$  について、 $\|KB(D^1)\|^M = \{w_2, w_3\}$  を得る。

### 3.3 データに対する操作に基づく信念変更

3.1 節で述べたように、本稿では情報を直接操作するのではなく、データを操作の対象とする。本稿では、データに対する基本的な操作として、以下の 3 種類の操作を用いる：

追加 現在のデータ集合  $S$  に、観測によって得られた新たなデータ  $D$  を追加する:  $S_{\text{new}} \stackrel{\text{def}}{=} S \cup \{D\}$ .

削除 現在のデータ集合  $S = \{D_1, \dots, D_n\}$  から、指定されたデータ  $D_i$  を取り除き、新たなデータ集合  $S_{\text{new}}$  を構成する:  $S_{\text{new}} \stackrel{\text{def}}{=} S \setminus \{D_i\}$ .

分類 何らかの項目に基づいて、データ集合  $S$  に含まれるデータを以下の手順でまとめる：

1.  $U \stackrel{\text{def}}{=} \bigcup_{D \in S} D$  上の同値関係  $R$  を構成する。 $R$  は着目する項目 (例えば観測 No., 原子文の真理値等) に基づく識別不能関係 (詳細は [Pawlak 91]) であり、観測値  $d_j^k, d_l^k \in U$  に対して  $(d_j^k, d_l^k) \in R$  が成り立つとき、 $d_j^k$  と  $d_l^k$  は着目した項目のみでは識別不能であるという。
2.  $R$  による  $U$  の商集合を新たなデータ集合とする:  $S_{\text{new}} \stackrel{\text{def}}{=} U/R$ .

データに対する分類の操作は、粒状推論における粒度調整に相当する。また、分類の特殊例として、識別不能関係を  $R \stackrel{\text{def}}{=} U \times U$  とすることが考えられる。これはすべてのデータを一まとめにすることに相当する。

データに対するこれらの操作を組み合わせることで、知識ベースに対する修正および更新の操作が間接的に表現される例を示す。これらのデータ操作の組み合わせと、データ操作によって引き起こされる信念変更との対応関係の詳細については、今後の課題とする。

例 3 本例は例 2 の続きである。2 回目の観測によって、以下のデータ  $D^2$  が得られたとする：

$$D^2 = \left\{ \begin{array}{l} (2, 1, \{w_2\}), (2, 2, \{w_2\}), \\ (2, 3, \{w_1, w_2\}), (2, 4, \{w_3, w_4\}), \end{array} \right\}.$$

新たに得られたデータ  $D^2$  から、新情報  $p$  を得ることができるとする:  $M, D^2 \models B_{\alpha} p$ 。これを踏まえ、例 2 で用いた既存のデータ集合  $S = \{D^1\}$  および新たに得られたデータ  $D^2$  に対して、以下の手順でデータに対する操作を行う：

1. 既存のデータ集合  $S$  に含まれるすべてのデータを、新情報  $p$  を真とするデータ  $D_{\text{true}}$  と偽とするデータ  $D_{\text{false}}$  に分類する：
 
$$D_{\text{true}} \stackrel{\text{def}}{=} \{(1, 1, \{w_2\}), (1, 2, \{w_2\})\},$$

$$D_{\text{false}} \stackrel{\text{def}}{=} \{(1, 3, \{w_3, w_4\}), (1, 4, \{w_3\}), (1, 5, \{w_3\})\},$$

$$S_1 \stackrel{\text{def}}{=} \{D_{\text{true}}, D_{\text{false}}\}.$$

2.  $S_1$  から  $D_{\text{false}}$  を削除する :  $S_2 \stackrel{\text{def}}{=} \{D_{\text{true}}\}$ .
3. 観測によって得られたデータ  $D^2$  を  $S_2$  に追加する :  
 $S_3 \stackrel{\text{def}}{=} \{D^2, D_{\text{true}}\}$ .
4.  $S_3$  に含まれるデータを一つにまとめ, 新たなデータ集合  $S_{\text{new}}$  を構成する :  $S_{\text{new}} \stackrel{\text{def}}{=} \{D^2 \cup D_{\text{true}}\}$ .

構成されたデータ  $D^2 \cup D_{\text{true}}$  には 6 個の観測値が含まれる :

$$D^2 \cup D_{\text{true}} = \left\{ \begin{array}{l} (1, 1, \{w_2\}), (1, 2, \{w_2\}), (2, 1, \{w_2\}), \\ (2, 2, \{w_2\}), (2, 3, \{w_1, w_2\}), (2, 4, \{w_3, w_4\}) \end{array} \right\}.$$

よって,  $D^2 \cup D_{\text{true}}$  からは, 例えば以下の情報が得られる :

$$\begin{aligned} M, D^2 \cup D_{\text{true}} &\models B_{\alpha} p, \\ M, D^2 \cup D_{\text{true}} &\models B_{\alpha} \neg q, \\ M, D^2 \cup D_{\text{true}} &\models B_{\alpha} (p \leftrightarrow \neg q). \end{aligned}$$

その結果, データ集合  $S_{\text{new}}$  に基づく知識ベース  $KB(S_{\text{new}})$  に含まれるすべての文を真とする可能世界の集合は

$$\|KB(S_{\text{new}})\|^M = \{w_2\}$$

となる. 例 1 と比較すると, これは  $\|KB(D^1)\|^M = \{w_2, w_3\}$  である知識ベース  $KB(D^1)$  を新情報  $p$  に基づいて修正したことに対応する.

これに対して, 2 回目の観測によって, 以下のデータ  $D^{2'}$  が得られた場合を考える :

$$D^{2'} = \left\{ \begin{array}{l} (2, 1, \{w_1, w_2\}), (2, 2, \{w_2\}), \\ (2, 3, \{w_1, w_2\}), (2, 4, \{w_3, w_4\}), \end{array} \right\}.$$

$D^2$  と  $D^{2'}$  の相違点は観測値  $(2, 1, \{w_1, w_2\})$  のみであり,  $D^{2'}$  からも情報  $p$  が得られる. これを踏まえ, 前述のデータ操作を  $D^{2'}$  に対しても行い, 構成されたデータ  $D^{2'} \cup D_{\text{true}}$  には以下の 6 個の観測値が含まれる :

$$D^{2'} \cup D_{\text{true}} = \left\{ \begin{array}{l} (1, 1, \{w_2\}), (1, 2, \{w_2\}), (2, 1, \{w_1, w_2\}), \\ (2, 2, \{w_2\}), (2, 3, \{w_1, w_2\}), (2, 4, \{w_3, w_4\}) \end{array} \right\}.$$

データ  $D^{2'} \cup D_{\text{true}}$  の場合とは異なり,  $D^{2'} \cup D_{\text{true}}$  は  $B_{\alpha} \neg q$  および  $B_{\alpha} (p \leftrightarrow \neg q)$  を満たさない. その結果,  $S'_{\text{new}} \stackrel{\text{def}}{=} D^{2'} \cup D_{\text{true}}$  に基づく知識ベース  $KB(S'_{\text{new}})$  に含まれるすべての文を真とする可能世界の集合は

$$\|KB(S'_{\text{new}})\|^M = \{w_1, w_2\}$$

となる. これは知識ベース  $KB(D^1)$  を新情報  $p$  に基づいて更新したことに相当する.

#### 4. おわりに

本稿では, データと情報を区別し, データを分析することで情報を得るといった観点から, 観測値という粒の集まりとしてのデータを情報の実体と見なすことで情報の粒状性を導入し, データに対する操作を通じて信念変更を取り扱うモデルを提案した. データと信念変更との関連に着目した先行研究としては

[Paglieri 04] が挙げられるものの, [Paglieri 04] は情報の粒状性に注目しておらず, データと情報の関連付けについて, 本稿とは異なる定式化が行われている. また, データに対する操作と信念変更の操作との関係についても, 具体的には議論されていない. これに対し提案モデルでは, データに関する追加および削除, 分類の 3 種類の操作の組み合わせによる, データレベルでの変更操作によって, 情報レベルでの操作 (修正, 更新等の信念変更の操作) を表現できることが示唆された. 提案モデルでは, 矛盾が発生するメカニズムをモデル化し, 情報が得られるまでの過程に応じた変更操作を用いる斉藤らの手法 [斉藤 98] や, 状態遷移図として表された事前知識を用いて変更操作を選択する著者らの従来手法 [工藤 04] のように, 直接的に変更操作を区別するのではなく, データに対する同一の操作が, データの内容に依存して間接的に変更操作を区別することに対応する. このことから, 提案モデルは変更操作の使い分けに関する新たな見方を与えたと考えられる.

今後の課題として, データに対する操作の組み合わせと, データ操作によって引き起こされる信念変更との対応についての詳細な検討等が挙げられる.

#### 参考文献

- [Alchourrón 85] Alchourrón, C., Gärdenfors, G. and Makinson, D.: On the Logic of Theory Change: Partial Meet Contraction and Revision Functions, *Journal of Symbolic Logic*, Vol. 50, pp.510–530 (1985).
- [Chellas 80] Chellas, B. F.: *Modal Logic: An Introduction*, Cambridge Univ. Press (1980).
- [Gärdenfors 88] Gärdenfors, P.: *Knowledge in Flux*, MIT Press (1988).
- [Gärdenfors 95] Gärdenfors, G. and Rott, H.: Belief Revision, *Handbook of Logic in Artificial Intelligence and Logic Programming*, Gabbay, D. M., Hogger, C. J. and Robinson, J. A. (ed.), Vol. 4, pp.35–132, Clarendon Press (1995).
- [Katsuno 91] Katsuno, H. and Mendelzon, A. O.: Propositional Knowledge Base Revision and Minimal Change, *Artificial Intelligence*, Vol. 52, pp.263–294 (1991).
- [Katsuno 92] Katsuno, H. and Mendelzon, A. O.: On the Difference between Updating a Knowledge Base and Revising it, *Belief Revision*, Gärdenfors, P. (ed.), pp.183–203, Cambridge Univ. Press (1992).
- [工藤 04] 工藤, 村井: 状態遷移図に基づく信念変更における修正と更新の使い分け, 第 18 回人工知能学会全国大会論文集, 3G3-03 (2004).
- [Murai 03a] Murai T., Resconi, G., Nakata, M. and Sato, Y.: Granular Reasoning Using Zooming In & Out: Part 2. Aristotle's Categorical Syllogism. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, Vol.82, No. 4 (2003).
- [Murai 03b] Murai T., Resconi, G., Nakata, M. and Sato, Y.: Granular Reasoning Using Zooming In & Out: Part 1. Propositional Reasoning. *Rough sets, Fuzzy sets, Data mining, and Granular Computing*, LNAI 2639, Springer, pp.421–424 (2003).
- [Paglieri 04] Paglieri, F.: Data-oriented Belief Revision: Towards a Unified Theory of Epistemic Processing, In *Proc. of STAIRS2004*, IOS Press, pp. 179–190 (2004).
- [Pawlak 91] Pawlak, Z.: *Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning about Data*, Kluwer Academic Publishers (1991).
- [斉藤 98] 斉藤, 浮田, 松嶋, 平澤: 矛盾を含む知識の取り扱いについての一考察, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 2, pp.252–262 (1998).
- [Ziarko 93] Ziarko, W.: Variable Precision Rough Set Model, *Journal of Computer and System Science*, Vol. 46, pp.39–59 (1993).