# 認知的関連性の単純かつ妥当な計算方法*

松井 理直

## A Simple and Valid Computation of Cognitive Relevance

**Michinao F. MATSUI**

**Abstract**

We live in environment filled with various information. For solving complex problems in our real world, it is important not only to get explicit information from the outside world, but also to seek and identify appropriate and relevant data from a huge amount of information. So, relevance calculation is the starting point of every cognitive process. Perception, cognition, recognition and thinking are computed based on only relevant information except irrelevant information. Therefore, relevance calculation must be satisfied with the following features: (a) Easy computation, (b) validity, (c) difference detection as an essential feature of cognition, (d) using manifest and positive information. This paper proposes the valid equation of relevance: $P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$.

## 1. はじめに

私たち認知主体の知識体系は基本的に不完全である。認知主体は全ての情報を知ることはできないし、持っている知識も完全に正しいとは限らない。真と確信できる情報であっても、しばしば例外が起こりうる。認知主体は、こうした不完全な情報に一貫性を持たせ、体制化されたものにするため、情報間に常に関連性を求める存在である。Sperber と Wilson によって提案されている**関連性理論** (Sperber & Wilson, 1986) は、認知過程におけるこのような性質を**関連性の認知原理** (*cognitive principle of relevance*) と呼び、人間の認知系は自らにとって関連のある情報に注意を払うようデザインされていると考えている。

*本研究は、日本学術振興会科学研究費補助金・基盤研究 (C)(1)「計算論的関連性理論に基づく条件文理解過程の理論的・実証的研究」(平成 17 年度〜平成 20 年度、研究代表者: 松井 理直、課題番号 17500176) の援助を受けている。

*Theoretical and Applied Linguistics at Kobe Shoin* 12, 21–36, 2009.

彼らの考えが正しいとすると、ある情報間における関連性の強さは、それらの情報を高次の認知過程に利用するか否かを決める重要な指標であり、その値は高次の認知処理の前に計算されていなければならない。したがって、関連性の計算はなるべく少数の情報から簡易に行えると共に、その計算結果は最低限の信頼性と妥当性を持たなければならない。本稿では、認知的関連性に関する最も簡易で根拠の確実な計算方法について検討を行い、その性質について考察したものである。

## 2. 関連性の計算方法

### 2.1 想定確信度と真理判断

今、認知主体に受理された情報である想定と呼び、各想定について、それがどの程度正しそうか、想定の内容にどの程度確信を持てるかという度合いを想定確信度と呼ぶことにしよう。想定確信度は 0 から 1 までの連続的な数値で表され、1 に近いほどその情報が正しいことを確信していることを表す指標である。すなわち、想定確信度は主観的確率といってもよい。しかし、これは論理学における (多値の) 真理値とは異なる。

真理値の最も基本的な性質は、ある命題の価値について何らかの区別 (真偽判断) を行ったものと考えることができる。この区別が 2 つのカテゴリーに限定されていた時、区別された一方は「真」、もう一方は「偽」と呼ばれる。もしも 3 つのカテゴリーを設けるのなら、それらは真・未知・偽の区別に相当する。この真理値にとって最も重要な概念である「情報の判断 (区別)」は、情報理論ではエントロピーによって表現可能であるから、真理値は想定確信度のエントロピーと関連するものである。

ここで、想定確信度から真理値を導く過程を見ておこう。まず、想定 X の想定確信度を $P(x)$ と表すと、そのエントロピー $\mathcal{E}(x)$ は次式で計算できる。

(1) 想定 $X$ のエントロピー：$\mathcal{E}(x) = -P(x)\cdot \log_2 P(x) - (1-P(x))\cdot \log_2(1-P(x))$

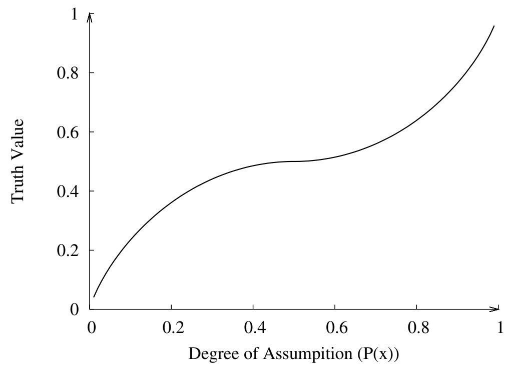
エントロピーは常に 0〜1 までの値を取る。例えば、$P(x)$ が 1 (想定 $X$ に絶対な確信を抱いており、$\neg X$ の可能性はない) か 0 である ($\neg X$ しか想定されていない) 時、エントロピーは最小の $\mathcal{E}(x) = 0$ となる。一方、$P(x)$ が 0.5 (想定 $X$ と$\neg X$ を同程度に考慮) の時にはエントロピーは最大の $\mathcal{E}(x) = 1$ を取る。このエントロピー $\mathcal{E}(x)$ から、多値の判断価値 $\mathcal{V}(x)$ を定義する。

(2) 想定 $X$ の判断価値 $\mathcal{V}(x)$：

$$V_x = \frac{1 + j \cdot (1 - E_x)}{2}$$

ただし、$j$ は ± 記号であり、$P(x) \geqq 0.5$ の時 $j = 1$, $P(x) < 0.5$ の時 $j = -1$

この判断価値 $\mathcal{V}(x)$ は 0〜1 までの値を取り、$P(x) = 1$ の時 $\mathcal{V}(x) = 1$、 $P(x) = 0$ の時 $\mathcal{V}(x) = 0$, $P(x) = 0.5$ の時 $\mathcal{V}(x) = 0.5$ などとなる。想定確信度 $P(x)$ と判断価値 $\mathcal{V}(x)$ の関係は以下のようなグラフで表現できる。




この連続量 $\mathcal{V}(x)$ をカテゴリカルに区切れば、命題論理の真理値と見なすことができる。例えば一般的な二値論理であるなら、$\mathcal{V}(x) \neq 0$ の時に「真」、$\mathcal{V}(x) = 0$ の時に「偽」と見なせばよい。もちろん、$\mathcal{V}(x) = 1$ の時に「真」、$\mathcal{V}(x) \neq 1$ の時に「偽」とするような二値論理を構成することも理論上は可能である。こうした二値論理では、包含的選言や含意の代わりに、排他的選言や同値が基本的な論理演算子となる。また三値論理であるなら、$\mathcal{V}(x) = 1$ なら「真」、$\mathcal{V}(x) = 0$ の時に「偽」、それ以外の時を「未知」とする論理がが考えられる。Łukasiewicz の三値論理はこのタイプの論理体系である。言うまでもなく、この「未知」となるカテゴリーをさらに細分化することもでき、その分割数に応じてさらに多値の論理を定義できる。このように、多値の真理値は想定確信度のエントロピーに基づいて計算される量的な価値といってよい。

## 2.2　共起する情報間の制限関係

今、認知主体が 2 つの情報を想定として受理した時、想定の総体である認知環境の完全形は、表 1 のような形で表現できる。$P(x)$ は想定 X の確信度、$P(\overline{x})$ は否定想定¬X の確信度、$P(y)$ は想定 Y の確信度、$P(\overline{y})$ は否定想定¬Y の確信度を示す。また、$P(xy)$ は情報 $X$ と情報 $Y$ が「共起する (両立する)」という想定に関する確信度、$P(x\overline{y})$ は情報 $X$ と情報 $\neg Y$ の共起に関する想定確信度、$P(\overline{x}y)$ は情報 $\neg X$ と情報 $Y$ の共起に関する想定確信度、$P(\overline{xy})$ は否定情報$\neg X$ と $\neg Y$ の共起に関する想定確信度を表す。想定確信度は確率と見なしてよいので、$P(xy) + P(x\overline{y}) + P(\overline{x}y) + P(\overline{xy}) = 1$ が成り立つ。また、$P(x) = P(xy) + P(x\overline{y})$, $P(\overline{x}) = P(\overline{x}y) + P(\overline{xy})$, $P(y) = P(xy) + P(\overline{x}y)$, $P(\overline{y}) = P(x\overline{y}) + P(\overline{xy})$ も成立する。

表 1: 認知環境における想定間の可能性

| | | 情報 Y | | |
|---|---|---|---|---|
| | | $Y$ | $\neg Y$ | 合計 |
| 情報X | $X$ | $P(xy)$ | $P(x\overline{y})$ | $P(x)$ |
| | $\neg X$ | $P(\overline{x}y)$ | $P(\overline{xy})$ | $P(\overline{x})$ |
| | 合計 | $P(y)$ | $P(\overline{y})$ | 1 |

想定の共起とは例えば次のようなものである。今、ある交差点に立っている信号機Aを考える。もし、この信号機Aが故障していないという保証があるならば、信号機Aが青でありかつ同時に赤であるということはあり得ない。すなわち、ある特定の時間で、「信号機Aが青である」という想定 $X$ と「信号機Aが赤である」という想定 $Y$ は共起しない (互いに排反である)。したがって、$P(xy) = 0$ ということになる。一方、信号機Aとは異なった場所にある信号機Bを考えると、ある特定の時間で「信号機Aが青である」という想定と「信号機Bが赤である」という想定は共起し得る。したがって、$P(xy) > 0$ である

ある2つの想定が共起し得る場合、そこにある主の関係が認められる場合と認められない場合がある。例えば、日本にある信号機Aとアメリカにある信号機Bを考える。この時、「信号機Aが青である」という想定 $X$ と「信号機Aが赤である」という想定 $Y$ は、互いに無関係に成立しうる。このように、お互いが無関係に共起する想定を、互いに**独立**であるという。想定が互いに独立である時、想定確信度について以下の関係が成立する。

(3) 想定が互いに独立であった時、
$P(xy) = P(x) \cdot P(y)$

一方、信号機Bが信号機Aと同じ交差点にあり、直角にずれた位置に立っているものだとしよう。この時、ほとんどの場合で、信号機Aが赤になると信号機Bは青になる。ただし、信号の変化は、完全に同時に起こるものではなく、信号機Aが赤になったほんのわずかな間、信号機Bも赤になっている。すなわち、「信号機Aが赤である」という状態と「信号機Bが青である」という状態は共起し得るし、「信号機Aが赤である」という状態と「信号機Bが赤である」という状態も共起しうる (どちらも青という状態だけは、故障でない限り起こらない)。ただ、「どちらも赤」という状態より「信号機Aは赤で、信号機Bは青」という状態のほうが起こりやすい。したがって、「信号機Aが赤である時、信号機Bは青である」という想定の確信度はかなり高いものとなるといったように、信号機Bの状態は信号機Aの条件如何によりおおよそ判断がつく。こうした関係を **制限関係**と呼ぶことにしよう。

前提条件となる情報 $X$ が情報 $Y$ に及ぼす制限の強さは、情報 $X$ が生起した時、情報 $Y$ がどの程度生起し得るかという観点から計算できる。したがって、情報 $X$ の情報 $Y$ に対する制限の強さは、いわゆる条件付き確率 $P(Y|X) = \dfrac{P(X\&Y)}{P(X)}$ で表現できる。想定の場合も同じで、想定 $x$ の生起を前提とした時に、想定 $y$ の確信度をどの程度持てるかという計算は、想定 $x$ と想定 $y$ が共起するという確信度を想定 $x$ の確信度で割ったものに等しい。すなわち、

(4) 想定 $x$ を前提とした時の想定 $y$ の確信度：$P(y|x) = \dfrac{P(xy)}{P(x)}$

が成立する。この式は Stalnaker (1970) が、条件文に対する主観的確率の式として定義したものに等しい。また、Lewis (1973) も、条件文の主張可能性を式 (4) によって計算できると主張している。

想定間の関連性も、「もし X なら Y である」という条件関係に近いものと考えられるので、式 (4) で計算できそうに思われる。しかし、ここで注意しなければならないのは、制限の強さの計算において、情報 $X$ が生起しなかった場合は全く考慮されていない点にある。

確かに、想定 $X$ の生起が想定 $Y$ の生起を引き起こすことが多ければ、まずそれだけで、両者の間にある程度の関連性があると見なせそうである。しかし、これだけでは関連性の計算として十分ではない。さらに、想定 $X$ の生起がなかった時に、想定 $Y$ の生起が起こらないことが確認できて始めて、両者に何らかの関連性があると見なしうる。[1] 例えば空気と燃焼の関係を考えよう。空気の主成分は窒素だが、窒素と燃焼の間に化学的な関連性があるとはいえない。窒素がない条件下でも火はつくからである。一方、酸素については、酸素がある条件下とない条件下では燃焼の起こり方に違いが生じるため、酸素と燃焼の間には何らかの関連性を想定し得る。

### 2.3 回帰係数に基づく定義

以上のことから、想定 $X$ と想定 $Y$ の間に成立する関連性の確信度に関する一般式として、式 (5) を考えることができる。なお、$k_{\overline{x}}$ は 情報 $X$ が成立しない場合の状況をどの程度考慮するかというバイアスを意味する係数で、$0 \leqq k_{\overline{x}} \leqq 1$ を満たし、値が 1 の時は関連情報を完全に考慮することを、値が 0 の時は当該情報を全く参照しないことを意味する。

(5)
$$\begin{aligned}\beta(x \Rightarrow y) &= P(y|x) - k_{\overline{x}} \cdot P(y|\overline{x}) \\ &= \frac{P(xy)}{P(x)} - k_{\overline{x}} \cdot \frac{P(\overline{x}y)}{P(\overline{x})} \\ &= \frac{P(xy)}{P(xy)+P(x\overline{y})} - k_{\overline{x}} \cdot \frac{P(\overline{x}y)}{P(\overline{x}y)+P(\overline{xy})}\end{aligned}$$

$\beta(x \Rightarrow y)$は $-1$ から 1 までの値を取るが、$\beta(x \Rightarrow y) > 0$ を満たす時に、X は Y に対し関連性を持つと定義できる。なぜなら、「X の¬Y に対する関連性」は $\beta(x \Rightarrow \overline{y}) = P(\overline{y}|x) - P(\overline{y}|\overline{x})$ として計算できるが、$P(\overline{y}|x) - P(\overline{y}|\overline{x}) = -(P(y|x) - P(y|\overline{x}))$ より、$\beta(x \Rightarrow \overline{y}) = -\beta(x \Rightarrow y)$ の関係が成立し、$\beta(x \Rightarrow y)$ の値が負値になった場合には、X の¬Y に対する関連性があることが保証されるからである。また、$\beta(x \Rightarrow y) = 0$ に関しては肯定的な関連性も否定的な関連性も成立しない境界条件となることから、$\beta(x \Rightarrow y) \geqq 0$ というを満たした時、想定 X と想定 Y の間に「緩和された関連性」が存在すると呼んでよいだろう。

式 (5) は、$k_{\overline{x}} = 1$ である時に、以下に示すように、回帰直線における回帰係数を求めることに等しい。そこで指標 $\beta(x \Rightarrow y)$ を回帰に基づく関連性と呼ぶことにしよう。

$$P(X=1) = P(xy)+P(x\overline{y}), \qquad P(X=0) = P(\overline{x}y)+P(\overline{xy}),$$
$$P(Y=1) = P(xy)+P(\overline{x}y), \qquad P(Y=0) = P(x\overline{y})+P(\overline{xy})$$

[1] 十分な関連性があった時に初めて、両者の間の「因果関係」も疑うことができる。ただし重要なことだが、関連性があっても、因果関係があるとすぐに決めつけることはできない。因果関係と関連性関係は別の概念である。

$$E(X) = P(xy)+P(x\bar{y}), \quad E(X^2) = P(xy)+P(x\bar{y}),$$
$$E(Y) = P(xy)+P(\bar{x}y), \quad E(Y^2) = P(xy)+P(\bar{x}y) \qquad E(XY) = P(xy)$$

$$\begin{aligned} V(X) &= E(X^2) - (E(X))^2 \\ &= (P(xy)+P(x\bar{y}))\,(P(\bar{x}y)+P(\overline{xy})) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Cov(X,Y) &= E(XY) - E(X)\cdot E(Y) \\ &= P(xy)P(\overline{xy}) - P(x\bar{y})P(\bar{x}y) \end{aligned}$$

(6) 回帰係数 $\beta = \dfrac{Cov(X,Y)}{V(X)}$

$$= \frac{P(xy)}{P(xy)+P(x\bar{y})} - \frac{P(\bar{x}y)}{P(\bar{x}y)+P(\overline{xy})} \qquad (= \frac{P(xy)}{P(x)} - \frac{P(\bar{x}y)}{P(\bar{x})})$$

## 2.4 回帰係数に基づく関連性の成立条件

次に、式 (5) に基づく関連性の成立条件を求めてみよう。最も条件の厳しい $k_{\bar{x}} = 1$ において、$\beta(x \Rightarrow y) > 0$ を満たすためには、

(7)
$$\begin{aligned} \beta(x \Rightarrow y) &= P(y|x) - P(y|\bar{x}) \\ &= \frac{P(xy)}{P(xy)+P(x\bar{y})} - \frac{P(\bar{x}y)}{P(\bar{x}y)+P(\overline{xy})} \\ &= \frac{P(xy)(P(\bar{x}y)+P(\overline{xy})) - P(\bar{x}y)(P(xy)+P(x\bar{y}))}{(P(xy)+P(x\bar{y}))(P(\bar{x}y)+P(\overline{xy}))} \\ &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy}) - P(\bar{x}y)\cdot P(x\bar{y})}{(P(xy)+P(x\bar{y}))\cdot(P(\bar{x}y)+P(\overline{xy}))} > 0 \end{aligned}$$

が成立すればよい。したがって、認知環境における想定確信度において、以下の関係が成立していれば、関連性があると見なされる。

(8) 関連性の成立条件：$P(xy)\cdot P(\overline{xy}) - P(\bar{x}y)\cdot P(x\bar{y}) > 0$

この関連性成立条件 (8) は、同時に、想定 Y から X に関する逆の関連性 $\beta(y \Rightarrow x)$, 否定想定 ¬X の ¬Y に対する裏の関連性 $\beta(\bar{x} \Rightarrow \bar{y})$, ¬Y の ¬X に対する対偶の関連性 $\beta(\bar{y} \Rightarrow \bar{x})$ をも同時に成立させる。

(9) a. 逆の関連性：
$$\begin{aligned} \beta(y \Rightarrow x) &= P(x|y) - P(x|\bar{y}) \\ &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy}) - P(\bar{x}y)\cdot P(x\bar{y})}{(P(xy)+P(\bar{x}y))\cdot(P(x\bar{y})+P(\overline{xy}))} > 0 \end{aligned}$$

b. 裏の関連性：
$$\begin{aligned} \beta(\bar{x} \Rightarrow \bar{y}) &= P(\bar{y}|\bar{x}) - P(\bar{y}|x) \\ &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy}) - P(\bar{x}y)\cdot P(x\bar{y})}{(P(\bar{x}y)+P(\overline{xy}))\cdot(P(xy)+P(x\bar{y}))} > 0 \end{aligned}$$

c. 対偶の関連性：
$$\begin{aligned} \beta(\bar{y} \Rightarrow \bar{x}) &= P(\bar{x}|\bar{y}) - P(\bar{x}|y) \\ &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy}) - P(\bar{x}y)\cdot P(x\bar{y})}{(P(x\bar{y})+P(\overline{xy}))\cdot(P(xy)+P(\bar{x}y))} > 0 \end{aligned}$$

ただし、いずれも正の関連性になるとはいえ、$\beta(x \Rightarrow y), \beta(\overline{x} \Rightarrow \overline{y}), \beta(y \Rightarrow x), \beta(\overline{y} \Rightarrow \overline{x})$ の各値は互いに異なる (分子は等しいが、分母の大きさが異なるため)。すなわち、回帰係数に基づく関連性の確信度は、想定 X と想定 Y の関係において非対称性を持つ。

### 2.5 相関係数に基づく関連性

回帰係数と共に、関連性の指標として有力なものに、相関係数がある。相関係数は回帰係数の幾何平均と等しく、$k_{\overline{x}} = 1$ において、$r = \sqrt{\beta(x \Rightarrow y) \cdot \beta(y \Rightarrow x)}$ として求めることができる。またいわゆる決定係数は $r^2$ に等しい。

この相関係数に基づく関連性確信度の値についても求めてみよう。今、想定 X と想定 Y の間に、以下のような「具体的なデータ数」に基づく関係があるとする。

(10) a. X も Y も 1 となる (X も Y も成立する) データ数を $a$
 b. X が 1, Y が 0 となる (X と ¬Y が成立する) データ数を $b$
 c. X が 0, Y が 1 となる (¬X と Y が成立する) データ数を $c$
 d. X, Y ともに 0 となる (X にも Y にも該当しない) データ数を $d$

全体のデータ数 $n$ は $n = a+b+c+d$ となる。両立関係の想定確信度に直すと、$P(xy) = a/n$, $P(x\overline{y}) = b/n$, $P(\overline{x}y) = c/n$, $P(\overline{xy}) = d/n$ となる。この (10) の値から、(10) の要因 X と要因 Y の間に成立する積率相関係数を求めてみよう。ピアソンの積率相関係数の一般式は、

(11) $$\phi = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}}$$

と表される。ここで、分子は $x_1y_1 + x_2y_2 + \cdots + x_ny_n - \frac{S_xS_y}{n}$ と変形できる。このうち、$x_1y_1+x_2y_2+\cdots+x_ny_n$ に関しては、(10b), (10c), (10d) に該当するものは 0 となり、(10a) のみが残るため、$x_1y_1+x_2y_2+\cdots+x_ny_n = a$ となる。また、$S_x = a+b, S_y = a+c$ であるから、最終的に分子の値は $\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = a - \frac{(a+b)(a+c)}{n}$, すなわち $\frac{na-(a+b)(a+c)}{n}$ となる。ここで、$n = a+b+c+d$ を代入すると、$\frac{ad-bc}{n}$ を得る。

次に分母を計算しよう。まず分母第一項の $\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}$ は、$\sqrt{(x_1{}^2 + x_2{}^2 + \cdots + x_n{}^2) - \frac{S_x^2}{n}}$ と変形できる。これは、X が 1 となるデータの総数が $a+b$, X が 0 となるデータの総数が $c+d$ となるため、$\sqrt{(a+b) - \frac{(a+b)^2}{n}}$ と等しい。$\sqrt{\frac{n(a+b)-(a+b)^2}{n}}$, すなわち $\sqrt{\frac{(a+b+c+d)(a+b)-(a+b)^2}{n}}$ より、$\sqrt{\frac{(a+b)(c+d)}{n}}$ と等しい。同様に、分母第二項の $\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$ は、$\sqrt{\frac{(a+c)(b+d)}{n}}$ に等しい。したがって、式 (11) は、

(12)
$$\begin{aligned}\phi &= \frac{(ad-bc)/n}{\sqrt{(a+b)(c+d)/n}\sqrt{(a+c)(b+d)/n}}\\ &= \frac{ad-bc}{\sqrt{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)}}\end{aligned}$$

となる。この式は、具体的なデータ数を想定確信度に直した次式に等しい。

(13)
$$\begin{aligned}\phi(x\Rightarrow y) &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy})-P(x\overline{y})\cdot P(\overline{x}y)}{\sqrt{(P(xy)+P(x\overline{y}))\cdot(P(\overline{x}y)+P(\overline{xy}))\cdot(P(xy)+P(\overline{x}y))\cdot(P(x\overline{y})+P(\overline{xy}))}}\\ &= \frac{P(xy)\cdot P(\overline{xy})-P(x\overline{y})\cdot P(\overline{x}y)}{\sqrt{P(x)\cdot P(\overline{x})\cdot P(y)\cdot P(\overline{y})}}\end{aligned}$$

この相関係数に基づく関連性が成立する条件、すなわち $\phi(x\Rightarrow y)>0$ となる条件は、回帰係数に基づく関連性の成立条件 (8) と同じく $P(xy)\cdot P(\overline{xy})-P(x\overline{y})\cdot P(\overline{x}y)>0$ である。ただし、情報間の関連性に非対称性を持つ回帰係数に基づく関連性 $\beta(x\Rightarrow y)$ と異なり、相関係数に基づく関連性 $\phi(x\Rightarrow y)$ は完全な対称性を持つ。すなわち、逆・裏・対偶の関連性は、$\phi(x\Rightarrow y)=\phi(y\Rightarrow x)=\phi(\overline{x}\Rightarrow\overline{y})=\phi(\overline{y}\Rightarrow\overline{x})$ を満たし、全て同値となる。

### 2.6 DH モデル

実際の認知過程を考えた場合、想定 X と想定 Y の関連性について、逆・裏・対偶の関連性が常に一致するとは限らない。確かに、我々の思考過程において、逆・裏・対偶を混同する誘導推論はしばしば見られる現象であるが、しかし、「松蔭生なら女性である」という命題の確信度 (本学は女子大なので、この命題の確信度は 1 に近い) と、「松蔭生でないなら女性でない」という命題の確信度が一致することはまず考えられない。そもそも現実の認知過程では、ある想定 X とその否定想定 ¬X を比較した場合、¬X に属する具体的な事例は数が多すぎて、全てを探索するのが極めて困難になることが多い。特に、¬X かつ ¬Y に相当する事例には、情報 X や情報 Y とは全く無関係な情報がほとんどであり、こうした事例を探索するといわゆる「フレーム問題」にひっかかってしまう可能性も高い。

この点に注目し、Hattori (2003) は、情報 X と情報 Y の因果関係を表す指標として、DH モデル (dual-factor heuristics model) を提案している。これは、(12) における d の値 (すなわち ¬X と¬Y が共起するデータ数) を無限大に近づけたときに得られる数値であり、以下のように求めることができる。

$$\begin{aligned}H(x\rightarrow y) &= \lim_{d\to\infty}\frac{ad-bc}{\sqrt{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)}}\\ &= \lim_{d\to\infty}\frac{a-bc/d}{\sqrt{(a+b)(c/d+1)(a+c)(b/d+1)}}\\ &= \frac{a}{\sqrt{(a+b)(a+c)}}\end{aligned}$$

ここで、条件付き確率を考えると、$P(y|x) = \dfrac{a}{a+b}$, $P(x|y) = \dfrac{a}{a+c}$ となることから、因果性の指標として以下の式が成立する。

(14) $H(x{\rightarrow}y) = \sqrt{P(y|x) \cdot P(x|y)}$

この指標では、X かつ Y のデータ数が $a > 0$ であった場合、すなわち $P(xy) > 0$ であった時に、因果性があると判断される。また、逆の指標については等価性 $H(x{\rightarrow}y) = H(y{\rightarrow}x)$ が成立するが、裏と対偶の指標 $H(\overline{x}{\rightarrow}\overline{y}), H(\overline{y}{\rightarrow}\overline{x})$ については異なった値を取る。

### 2.7 否定想定と関連性のジレンマ

以上の議論の要点をまとめておこう。

(15) a. 回帰に基づく関連性：$\beta(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y|\overline{x})$

b. 相関に基づく関連性：$\phi(x \Rightarrow y) = \dfrac{P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{\sqrt{P(x) \cdot P(\overline{x}) \cdot P(y) \cdot P(\overline{y})}}$

c. DH モデル：$H(x{\rightarrow}y) = \sqrt{P(y|x) \cdot P(x|y)}$

d. 関連性：関連性指標が 0 より大きい場合。すなわち回帰関連性・相関関連性では $P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y) > 0$, DH モデルでは $P(xy) > 0$ を満たす場合。

e. 緩和された関連性：関連性指標が <u>0 以上</u> である場合。回帰関連性・相関関連性において $P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y) \geqq 0$ を満たす場合。

このうち、DH モデルの指標はいくつかのメリットを持つ。まず、我々がものごとの関係や条件文を理解する際、しばしば双条件的に解釈することが多いが、$H(x{\rightarrow}y) = \sqrt{P(y|x) \cdot P(x|y)}$ という定義式はこの性質をうまく表している。また、否定情報 ¬X, ¬Y に関わる状況を探索する必要がないのも大きな利点である。厳密な思考では否定状況も考え尽くすことが可能かもしれないが、認知の基本性質である関連性の計算においては、否定状況を十分に探索することは不可能に近い。また、否定状況が明示されていない場合には、それらの情報の顕在性が低く、認知環境に否定情報が組み込まれていないことも十分にあり得る。例えば、「100 点を取ったらご褒美をあげる」という条件文を理解する時には、「100 点でなかった場合」という否定状況も考慮される可能性が高いが、「人間ならほ乳類である」という条件文では、「人間でない」場合を考えることにあまり意味はない。むしろ、否定状況を考えるか否かは関連性の程度に依存して決まるのであり、顕在化されていない否定状況を探索してから関連性を計算するのは本末転倒である。この点で、回帰係数に基づく関連性指標 $\beta(x \Rightarrow y)$ にしても、相関係数に基づく関連性指標 $\phi(x \Rightarrow y)$ にしても、何らかの形で否定状況の探索が必要であり、「関連性の計算はなるべく少数の情報から簡易に行える」という条件を十分に満たしているとは言えない。一方、DH モデルは肯定情報のみから計算できるため、関連性の指標として望ましい性質を備えている。

しかし、DH モデルの指標にも問題がないとはいえない。まず、この指標では、逆の命題について $H(x{\rightarrow}y) = H(y{\rightarrow}x)$ という等価性が成立してしまう。情報 X と情報 Y の間

に一対一対応が成立する場合には問題にならないが、例えばある結果をもたらす原因が複数ある場合、あるいはある原因が複数の結果をもたらす場合などを考えると、逆の命題の指標が常に同値となってしまう DH モデルの指標は、関連性の数値として最低限の必要条件を満たしているとはいえない。

また、因果性がある (関連性がある) と判断される条件が、「X かつ Y」の数値や想定確信度 (すなわち数値 a や $P(xy)$ の大きさ) にのみ依存している点も問題があると思われる。前述したように、X が満たされた条件下で Y が成立したとしても、即、X と Y の間に関連性があるとはいえない。X が満たされていない条件下で Y の生起が減少することが確認できて始めて、関連性の最低条件を満たす。この点では、(8) の条件を満たして始めて関連性があると判断される回帰係数に基づく関連性指標や相関係数に基づく関連性指標のほうが妥当性が高い。

ここに関連性計算のジレンマがある。一方では、関連性の計算において顕在化されていない否定情報を使わないほうがよい。しかし、妥当性の高い関連性指標を求めるためには、前提の否定状況を考慮する必要がある—少なくとも回帰に基づく関連性や相関に基づく関連性では否定状況が必要である。このジレンマを回避するには、否定状況を考慮することなく、(8) の性質を満たすような指標であればよい。

## 3. 認知的関連性の簡易計算

### 3.1 関連性に気づくということ

ここで、そもそも認知主体は複数の想定間に関連性があることにいかにして気がつくのかという問いに対する最も単純な答を考えてみよう。知覚一般の特性からもよく分かる通り、認識の基本は情報のコントラストにあると考えられる。例えば、視覚における形状把握は、まず表面のテクスチャ情報を捉え、その差分から結果的に「輪郭線」を抽出することで行われる。もしテクスチャにコントラストがなければ、形状自体を知覚することができない。聴覚系も、直前の音情報からの差分により対象音の性質を把握する過程として理論化できる。複数想定間の関連性も同様の性質を持っていると考えてみよう。今、ある情報 Y について、想定確信度 $P(y)$ を持っている状況があるとする。この状況に情報 X が加わったとき、情報 Y に関する想定確信度が変化したとすれば、情報 X は情報 Y に対して何らかの影響を及ぼすものであると考えられる。また、この変化幅が大きければ大きいほど、想定 X は想定 Y に対して強い関連性を持っている可能性が高い。

### 3.2 妥当な認知的関連性の計算方法

情報 X の情報 Y に対する関連性を、情報 X が加わったときにおける情報 Y の想定確信度の変化幅と考えた時、この性質は次のように定式化できる。

(16) 想定 X の想定 Y に対する関連性指標：
$$P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$$

この計算式で得られる関連性の強さを差分関連性指標と呼ぼう。差分関連性は前項で議論したジレンマをうまく回避する指標である。まず $P(y|x)$ が直接認識されるとすれば、否定情報を探索することなく関連性の数値を求めることができる。また、$P(x \Rightarrow y) > 0$ となる条件も、「X かつ Y」の情報のみに依存するのではなく、以下のように (8) の性質を満たす。

(17)
$$\begin{aligned}
P(x \Rightarrow y) &= P(y|x) - P(y) \\
&= \frac{P(xy)}{P(xy) + P(x\overline{y})} - P(y) \\
&= \frac{P(xy) - P(y) \cdot (P(xy) + P(x\overline{y}))}{P(xy) + P(x\overline{y})} \\
&= \frac{P(xy) - (P(xy) + P(\overline{x}y)) \cdot (P(xy) + P(x\overline{y}))}{P(xy) + P(x\overline{y})} \\
&= \frac{P(xy) \cdot (1 - P(xy)P(x\overline{y})P(\overline{x}y)) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{P(xy) + P(x\overline{y})} \\
&= \frac{P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{P(xy) + P(x\overline{y})}
\end{aligned}$$

したがって、$P(x \Rightarrow y) > 0$ なら $P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y) > 0$

さらにこのことから、$P(x \Rightarrow y) > 0$ なら、逆·裏·対偶の差分関連性についても $P(y \Rightarrow x) > 0$, $P(\overline{x} \Rightarrow \overline{y}) > 0$, $P(\overline{y} \Rightarrow \overline{x}) > 0$ を満たす。また、それぞれの値は異なるため、情報間の関連性に関して非対称性も持つ。

(18) a.
$$\begin{aligned}
P(y \Rightarrow x) &= P(x|y) - P(x) \\
&= \frac{P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{P(xy) + P(\overline{x}y)}
\end{aligned}$$

b.
$$\begin{aligned}
P(\overline{x} \Rightarrow \overline{y}) &= P(\overline{y}|\overline{x}) - P(\overline{y}) \\
&= \frac{P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{P(\overline{x}y) + P(\overline{xy})}
\end{aligned}$$

c.
$$\begin{aligned}
P(\overline{y} \Rightarrow \overline{x}) &= P(\overline{x}|\overline{y}) - P(\overline{x}) \\
&= \frac{P(xy) \cdot P(\overline{xy}) - P(x\overline{y}) \cdot P(\overline{x}y)}{P(x\overline{y}) + P(\overline{xy})}
\end{aligned}$$

このように、$P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ という差分関連性指標は、否定情報を探索せず、関連性の必要条件 (8) を満たす妥当性の高い数値であるといってよいだろう。

### 3.3 その他の特徴

差分関連性の指標には他にもいくつかの特徴がある。まず、共起関係について見てみよう。$P(x \Rightarrow y) > 0$ なら想定 X は想定 Y に対し関連性を持つことから、$P(y|x) - P(y) > 0$, すなわち $P(y|x) > P(y)$ が成立する。ここで、$P(y|x) = \dfrac{P(xy)}{P(x)}$ より、

(19) $\dfrac{P(xy)}{P(x)} > P(y)$

すなわち、

(20) $P(xy) > P(x) \cdot P(y)$

が成立する。前述したように、情報 X と情報 Y が独立している (すなわち関連性が全くない) 場合には $P(xy) = P(x) \cdot P(y)$ が成立するため、両者に関連性がある場合に $P(xy) > P(x) \cdot P(y)$ が成立することは、制限関係に関わる想定 (条件付き確率) からだけではなく、共起 (論理的には連言) に関わる想定からも関連性が計算できることを意味する。逆に、情報間に関連性があることが分かっている時には、共起に関わる想定確信度は、それぞれの単独想定の確信度の積よりも大きく設定すればよい。

また、この関係から、逆の命題などに関する誘導推論の想定確信度も自然に導出できる。すなわち、$P(x \Rightarrow y) > 0$ である時、$P(xy) > P(x) \cdot P(y)$ を満たすので、

$$
\begin{aligned}
P(y \Rightarrow x) &= P(x|y) - P(x) \\
&= \frac{P(xy)}{P(y)} - P(x) \\
&= \frac{P(xy) - P(x) \cdot P(y)}{P(y)} > 0
\end{aligned}
$$

より、逆の関連性に関する確信度 $P(y \Rightarrow x) > 0$ も成立する。

しかし、$P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ という定義にも一つの問題がある。今、X と ¬Y の共起関係がなく (すなわち $P(x\bar{y}) = 0$) かつ ¬X と Y との共起関係もない ($P(\bar{x}y) = 0$) 場合を考えよう。この時、X が生起した時には必ず Y が生起し、X が生起しなかった時には Y の生起もない。したがって、情報 X と情報 Y の間には最大の関連性が存在するはずである。それにも関わらず、こうした認知環境において、$P(x \Rightarrow y)$ の数値は $P(x \Rightarrow y) = 1 - P(y)$ より $P(x \Rightarrow y) < 1$ となり、関連性の確信度が 1 より小さな値になってしまう。$P(x \Rightarrow y)$ の数値はあくまで認知過程の初段階における「関連性の効率的な見込み」である点に注意しなければならない。一方、回帰性に基づく関連性の確信度では、同じ状況において $\beta(x \Rightarrow y) = 1 - 0$ となり、関連性の確信度を 1 として決定できる。したがって、$P(x \Rightarrow y)$ の値によって関連性の見込みを付けた次の段階で、より正確な値である $\beta(x \Rightarrow y)$ を決定する計算段階があることが望ましい。

ここで、式 (7) と 式 (17) を比較すると、$\beta(x \Rightarrow y) \cdot (P(\bar{x}y) + P(\overline{xy})) = P(x \Rightarrow y)$, すなわち $\beta(x \Rightarrow y) = \dfrac{P(x \Rightarrow y)}{P(\bar{x})}$ が成立することが分かる。この関係式は、$P(\bar{x}) = 1 - P(x)$ より、$\beta(x \Rightarrow y) = \dfrac{P(x \Rightarrow y)}{1 - P(x)}$ と変形することができる。このことは、関連性計算式 $P(x \Rightarrow y)$ が分かれば、否定情報を明示的に探索することなく、回帰係数に基づく関連性の値を求めることができることを意味する。同様に、$P(x \Rightarrow y)$ から相関係数に基づく関連性も求め

ることができる。すなわち、$\phi(x \Rightarrow y) = \sqrt{\frac{P(x \Rightarrow y)}{1 - P(x)} \cdot \frac{P(y \Rightarrow x)}{1 - P(y)}}$ が成立する。相関係数に基づく関連性から、$P(\overline{xy})$ の極値を取ることで、DH モデルの指標も求められる。

最初に見たように、関連性の計算は、全ての認知過程の出発点となるものである。その計算は、簡易なもので、否定情報を探索することなく、関連性の想定確信度として必要な最低限の性質 (8) を満たさなければならない。この意味から、様々な指標を導出できる $P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ という関連性の指標は、認知過程の初期段階、すなわち関連性のある情報を探索し、フレームを形成する時点における最も妥当な計算方法といってよいだろう。

## 4. 日常推論と関連性の計算

### 4.1 Wason 選択課題

差分関連性算は、いくつかの認知過程、特に日常推論の性質に対してもよい説明を与える。例として Wason (1966) による「Wason 選択課題 (4 枚カード問題)」を見てみよう。これは次のような問題である。

> ある工場では、「もし表が$\boxed{\text{A}}$なら、裏は$\boxed{7}$が印刷されている」という製造規則に従ってカードを作っている。今、ここに表が$\boxed{\text{A}}$のカード、表が$\boxed{\text{B}}$のカード、裏が$\boxed{7}$のカード、裏が$\boxed{2}$のカードがある。カードが規則通りに作られていることを確認するためには、最低限どのカードを検査すればよいか。

この問題において、カード製造規則を論理における実質含意として解釈するなら、正解は$\boxed{\text{A}}$と$\boxed{2}$のカードを選択することになる。$\boxed{\text{A}}$の裏側が$\boxed{7}$以外のものであったり、$\boxed{2}$の表側が$\boxed{\text{A}}$であったりしたら、規則に違反していることが分かるからである。また、製造規則を同値 (双条件法) として解釈するなら、表が$\boxed{\text{A}}$なら裏は$\boxed{7}$のみ、裏が$\boxed{7}$なら表は$\boxed{\text{A}}$のみという理解になるので、全てのカードを選ばなければならない。しかし、実際にはほとんどの被験者が、論理における実質含意の結果とも同値の結果とも異なる $\boxed{\text{A}}$ のカードと$\boxed{7}$のカードの 2 枚のみを選択することが知られている。

この現象にはいろいろな説明がなされているが、Sperber, Cara, and Girotto (1995) はカード製造規則から得られる関連性の高めるカードを選ぶためであると主張している。まず、認識の初期段階において、関連性の高いカードのみが認知環境に組み込まれ、その上で論理的な思考が行われるという二段階の過程を考えるのである。この主張は、認知過程の初期段階で関連性の確信度が $P(x \Rightarrow y) > 0$ となるカードを探索することから始まると言い換えることができる。すなわち (20) より、$P(\boxed{\text{A}}, \boxed{7}) > P(\boxed{\text{A}}) \cdot P(\boxed{7})$ が満たされればよい。今、4 枚のカードの状況から、$P(\boxed{\text{A}}) < 1,\ P(\boxed{7}) < 1$ であることは自明であるから、最低限の枚数でこの関連性を確認するなら、表が$\boxed{\text{A}}$かつ裏が$\boxed{7}$という共起関係が必ず成立しており、$P(\boxed{\text{A}}, \boxed{7}) = 1$ であることが確認できればよい。したがって、$\boxed{\text{A}}$ のカードの裏側と、$\boxed{7}$ のカードの表側がチェックされることになる。条件文の成立条件が、(20) という共起関係の成立条件として把握できるというプロセスは、中垣· 伊藤

(2007) のいう「認知的浮動」という概念と一致するものであり、Wason 選択課題においても、条件文から連言への認知的浮動がこの問題の本質であることが分かる。

### 4.2 マッチング・バイアス

Wason 選択課題では、課題ルールの表現を変えると正答率が飛躍的に高まることが知られている。例えば、前節の問題でいうと、カードの製造規則を「「もし表が $\boxed{\mathrm{A}}$ なら、裏は $\boxed{7}$ で ない 数字が印刷されている」というものにかえると、多くの被験者が $\boxed{\mathrm{A}}$ と $\boxed{7}$ のカードを選択し、実質含意解釈として正解を出すことが知られている。これは論理的に正しい解釈ができるのではなく、被験者は課題にある $\boxed{\mathrm{A}}$ と $\boxed{7}$ という言語表現と単純にマッチングさせているだけで、たまたま正答するに過ぎないと考えられている。関連性の解釈では次のようなプロセスとして説明ができる。今、$\boxed{\mathrm{A}}$ を情報 X, $\boxed{7}$ を情報 Y としよう。この時、「X なら Y でない」という製造規則の関連性は、$P(x \Rightarrow \overline{y}) = P(\overline{y}|x) - P(\overline{y})$ として計算できる。これは、$P(\overline{y}|x) - P(\overline{y}) = \dfrac{P(x) - P(xy)}{P(x)} - (1 - P(y))$ より、$P(x \Rightarrow \overline{y}) = (1 - \dfrac{P(xy)}{P(x)} - (1 - P(y))$, すなわち $P(\overline{y}|x) = P(y) - P(y|x)$ と変形でき、回帰に基づく関連性と同じように、$P(x \Rightarrow \overline{y}) = -P(x \Rightarrow y)$ という関係が成立する。したがって、$P(x \Rightarrow \overline{y}) > 0$ という関連性を確保するためには、$P(x) \cdot P(y) > P(xy)$ が成立すればよい。カードの状況から、$P(x) > 0,\ P(y) > 0$ は自明であるので、$P(xy) = 0$ であることが確認できればよい。したがって、$\boxed{\mathrm{A}}$ と $\boxed{7}$ が共起して いない ことを確認するために、$\boxed{\mathrm{A}}$ の裏側と $\boxed{7}$ の表側がチェックされることになる。

なお、$P(x \Rightarrow \overline{y}) = -P(x \Rightarrow y)$ という関係が成立することから、この差分関連性指標においても、(15e) と同じく、$P(x \Rightarrow y) \geqq 0$ の場合に、緩和された関連性があると見なしうる。この性質の特性を次項で見てみよう。

### 4.3 差分関連性に基づく反事実条件文の理解過程

Wason 選択課題と同じく、実質含意では正しい解釈が難しい事例として、「もし私が鳥なら、彼女にすぐに会いに行けるのに」といった前件の偽が明確であるような反事実条件文がある。実質含意では前件が偽であった場合、後件の真偽に関わらず条件文全体は真とされるので、後件について「反事実」ということを決定できない。しかし関連性計算という観点から考えると、この解釈の可能性を絞り込むことができる

まず、「もし私が鳥 (X) なら、彼女にすぐに会いに行ける (Y) のに」という反事実条件文では、前件 (X) が現実の認知環境では成立していないことが明白である。すなわち、現実に関する認知環境において、$P(x) = 0, P(xy) = 0, P(x\overline{y}) = 0$ のいずれもが成立している。したがって、関連性計算 $P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ における $P(y|x)$ の部分は $0 \div 0$ の演算が行われることになる。

一般に $a = \frac{b}{c}$ という演算において、c がゼロであることは避けられる。これはゼロの除算がいくつかの不安定な性質を持つためである。まず、$a = \frac{b}{0}$ において、b≠0 の場合を考えてみよう。$a = \frac{b}{c}$ は $a \cdot c = b$ と等価でなければならないが、b≠0, c=0 の時、$b \neq 0$ と $a \cdot 0 = 0$ が同時に成立することになってしまい、両者は矛盾する。したがって、割られ

る数がゼロでない場合、ゼロによる除算は不能 (演算ができない) となる。一方、$b = 0$ の時は、c=0 であっても、$b$ =0 と $a \cdot 0 = 0$ は同値となり、成立し得る。したがって、0÷0 の演算は、どのような場合でも常に計算可能であり、その答えは無数にある、すなわち 0 ÷ 0 に限って演算は可能であり、解は不定ということになる。同様に、$P(x) = 0, P(xy) = 0, P(x\bar{y}) = 0$ においても、$P(y|x)$ の演算は可能であり、またどの想定の確信度も 0〜1 までの範囲に限定されていることから、$P(y|x)$ の値は 0〜1 までの不定値となる。

この状態で、関連性の計算 $P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ により、関連性があると見なされるためには、$P(y) = 0$ しかあり得ない。この時に限り、$P(x \Rightarrow y) \geqq 0$ が成立し、緩和された関連性があると見なすことができる。以上のことから、現実に関する認知環境においては、$P(x) = 0, P(y) = 0$ でなければならず、結果的に $P(\overline{xy}) = 1$ が成立する。すなわち、現実の世界では、「私は鳥ではなく (¬X) かつ彼女にも会えない (¬Y)」という状況のみが完全に成立することが理解される。

次に、「もしあの薬を飲んでいた (X) ら、今頃死んでいた (Y) ところだ」といった後件が偽であることが自明である反事実条件文の理解過程を考えてみよう。$P(y) = 0$, すなわち $P(xy) = 0, P(\bar{x}y) = 0$ が自明であるので、関連性の計算 $P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ はある一つの例外を除いて $P(x \Rightarrow y) = 0$ になってしまい、関連性は全くないと判断されてしまう。唯一の例外は $P(x) = 0$ の場合で、この時のみ $P(y|x)$ の値が 0〜1 までの不定値を取るため、$P(x \Rightarrow y) \geqq 0$ という緩和された関連性が成立する。したがって、この場合も現実に関する認知環境において $P(x) = 0, P(y) = 0$ が常に成立しなければならず、やはり $P(\overline{xy}) = 1$ が成立する。つまり、現実には「あの薬を飲んでおらず (¬X) かつ今死んでいない (¬Y)」という状況のみが成立していると理解される。

なお、可能世界の認知環境は、現実の認知環境とほぼ同一の構造を保ちながら、条件文に明示的に表現された世界すなわち前件が真かつ後件が真ということが成立する可能性のみが異なるような認知環境として設定される。現実の認知環境では $P(xy), P(\bar{x}y), P(x\bar{y})$ はいずれも 0 であり、$P(\overline{xy})$ のみが想定確信度 1 であったが、可能世界の認知環境ではこのうち $P(xy)$ の確信度が 0 から極めて小さい正の値 $\varepsilon$ に変化する。これに伴って、最小限の認知環境の変化として、$P(\overline{xy})$ の値は $P(\overline{xy}) = 1 - \varepsilon$ に変化する。$P(x\bar{y}), P(\bar{x}y)$ については変化がなく、いずれも 0 のままである。この時、仮想の認知環境における差分関連性は $P(y|x) = 1, P(y) = \varepsilon + 0$ より、$P(x \Rightarrow y) = 1 - \varepsilon$ とほぼ 1 に近い値となり、極めて強い関連性が成立する。なお、回帰関連性に関しては $\beta(x \Rightarrow y) = 1$ となり、前件と後件の間に完全な関連性が成立する。反事実条件文が因果関係を表す意味に取られやすいのは、こうした可能世界における関連性から計算されていると考えられる。

## 5. 総合論議

本稿では、認知過程の出発点となる簡易で妥当性を満たす関連性計算として、$P(x \Rightarrow y) = P(y|x) - P(y)$ という関係式を提案した。$P(x \Rightarrow y) > 0$ ならば必要最低限の関連性があることを、また $P(x \Rightarrow y) \geqq 0$ ならば緩和された関連性があることを表す指標となり、この $P(x \Rightarrow y)$ の値が 1 に近いほど関連性の高い情報となる。

この関連性計算のメリットは、顕示的な肯定情報のみから関連性の程度を計算できるという点にある。また、認知過程が変化に鋭敏であるという性質を最も簡易に表す式であると共に、情報間の関連性計算について非対称性を保持すること、逆・裏・対偶に関する関連性 (誘導推論に関わる関連性) を同時に満たすこと、関連性がある情報同士の共起関係に関する条件 $P(xy) > P(x) \cdot P(y)$ が成立することなど、多くの利点を持つ。欠点としては、完全な関連性を持つ状況においても、この計算式では関連性の確信度が 1 にならないということが挙げられるが、これは $1 - P(x)$ の値を使うことにより、回帰係数に基づく関連性指標に変形することでクリアできる性質である。

この最後の点は、認知過程にいくつかの段階があり、初期の段階ほど荒い関連性計算が行われており、後期の段階ではより精緻な関連性の数値計算が行われていることを示唆する。この点に関しては、また稿を改めて議論を行う予定である。

## 参考文献


Hattori, Masashi (2003). Adaptive Heuristics of Covariation Detection: A Model of Causal Induction. *Proceedings of the 4th International Conference on Cognitive Science and the 7th Australasian Society for Cognitive Science Joint Conference (ICCS/ASCS 2003)*, **1**, 163–168.

Lewis, David. (1973). *Counterfactuals*. Harvard University Press, Cambridge, Mass.

中垣啓・伊藤朋子 (2007). 認知的浮動による連言錯誤の説明. 『日本心理学会第 71 回大会論文集』, p. 859.

Sperber, Dan, Cara, F., & Girotto, V. (1995). Relevance theory explains the selection task. *Cognition*, **57**, 31–95.

Sperber, Dan & Wilson, Deirdre (1986). *Relevance: Communication and Cognition*. Blackwell. 内田聖二ほか 訳 (1993). 『関連性理論—伝達と認知—』. 研究社出版.

Stalnaker, Robert (1970). Probabilities and Conditionals. In Harper, W. L., Stalnaker, R., & Pearce, G. (Eds.), *Ifs: Conditionals, Belief, Decision, Chance, and Time*, pp. 129–147. D. Reidel, Dordrecht.

Wason, Peter. C. (1966). Reasoning. In Foss, B. M. (Ed.), *New Horizons in Psychology*. Penguin, Harmondsworth.



**Author's E-mail Address:** matsui@sils.shoin.ac.jp
**Author's web site:** http://sils.shoin.ac.jp/~matsui/