Title	論理的推論における既定情報と関連性の影響 The Effect of Settled Information and Relevance Computation toward the Logical Reasoning
Author(s)	松井理直（Michinao F. MATSUI）
Citation	神戸松蔭女子学院大学研究紀要言語科学研究所篇 Theoretical and applied linguistics at Kobe Shoin，No.16：63-97
Issue Date	2013
Resource Type	Bulletin Paper / 紀要論文
Resource Version	
URL	
Right	
Additional Information	

論理的推論における既定情報と関連性の影響*

松井 理直
神戸松蔭言語科学研究所・大阪保健医療大学
michinao.matsui [at] ohsu.ac.jp

The Effect of Settled Information and Relevance Computation toward the Logical Reasoning

Michinao F. MATSUI
Shoin Institute for Linguistic Sciences, Osaka Health Science University

Abstract

論理的推論は知性の源であるが、認知主体の持っている論理システムは、特に対偶情報の処理について、数理論理とは異なった性質を持つ。その理由の 1 つとして、認知主体が有限の能力しか持っていないために、数理論理が機能するために必要な全ての情報を得ることができないという点が挙げられる。それ故、認知システムには限られた最適な関連情報を見いだすことが求められる。Sperber and Wilson (1986) による関連性理論は、関連性の認知原理および関連性の伝達原理という 2 つの原理から、こうした適切な情報理解の過程を説明する理論である。本稿は、こうした関連性理論を適切に扱うため、関連性の認知原理に基づく多値論理の枠組みを提唱すると共に、情報の既定性と関連性が日常推論や日本語の様々な条件文の理解過程に重要な影響を与えていることを述べる。

Logical reasoning is fundamental to human intelligence, but the logical processing system of cognitive agents is different from propositional logic, especially on solving problems which are linked with the counterposition. This is partly because a cognitive agent cannot acquire every essential information for reasoning because

*本研究は、日本学術振興会科学研究費補助金・基盤研究 (C) 「認知的関連性のモデル化と文理解実験に基づく実証的研究」(平成 22 年度〜平成 25 年度、研究代表者：松井理直、課題番号：22520415)、同基盤研究 (C)「量化文解釈に基づく意味処理モデルの構築 」(平成 24 年度〜平成 27 年度、研究代表者：蔵藤健雄、課題番号：24520442) の援助を受けている。

Theoretical and Applied Linguistics at Kobe Shoin, No. 16, 63–97, 2013.3.
神戸松蔭女子学院大学研究紀要言語科学研究所篇 No. 16, 63–97, 2013.3.

of our limited capacity. Therefore, our cognitive system is expected to find the narrow optimal relevance information. Relevance theory (Sperber and Wilson 1986) is based on a definition of relevance and two principles of relevance: *Cognitive Principle* means that human cognition is geared to the maximisation of relevance, and the second principle which called *Communicative Principle* shows that utterances create expectations of the optimal relevance. This theory explains the most important process of inference to select the optimal information which is essential to interpretation of utterance, and to ignore inappropriate data which is irrelevant to current information. This paper proposes the framework of multiple-valued logic based on the philosophy of the cognitive principle, and reveals the effect of both settledness and relevance of information on everyday reasoning including of the interpretation process of the various types of conditionals in Japanese.

キーワード: 日常推論、既定性、関連性、Wason 選択課題、多値論理

Key Words: Reasoning, Setteldness, Relevance, Wason's Selection task, Multiple-valued Logic

1. 日本語の条件文における既定性

1.1 本研究の目的

一般に発話はいくつかの曖昧性を持っているため、発話理解には様々な困難が伴う。例えば、「そこに穴が空いている」のような「底」と「そこ」の語彙的な曖昧性や、「美しい和服の女性」のような構造上の曖昧性は、しばしば理解の阻害要因となる。また、発話には「完全な情報」が含まれているわけではないため、聞き手が聞き手の意図を十分に推論できないことも少なくない。しかし、そうした限られた状況の中で、聞き手は話し手の意図を可能な限り的確に把握しなければならない。Sperber and Wilson (1986) によって提案された「関連性理論 (Relevance Theory)」は、完全解を求めることが難しい理解過程において、いかに妥当な解を見いだすかという問題について興味深い枠組みを提供している理論である。

本稿では、関連性計算を行うための適切な多値論理の枠組みについて考察を行い、その枠組みにしたがって日常推論や日本語の条件文理解がどのように行われるかという点について論じたものである。結論として、確率計算に基づく多値論理が妥当な枠組みを提供すること、また日常推論や条件文の理解過程などにおいて、情報の既定性および関連性の計算が適切に行われることを主張する。

1.2 整合主義における知識

議論を始める前に、議論の中心となる「既定性」および「関連性」の概念について簡単に述べておく。坂原 (1985) や 有田 (2006) は、条件文を不正確な知識に基づく推論の明示的表現と捉えている。すなわち、「X なら Y」という条件文があった場合、X は真偽の明確ではない情報であり、この情報を話し手の知識の一部 (坂原 (1985) では「暗黙の前提」と呼ばれている) に X という情報を加えた時に、帰結 Y を導出できる形式が条件文であるという。ここで問題となるのは、まず「話し手の知識」の性質である。

一般的に、「認識主体 S が命題 X を知っている」ということは、「X が真であるということを S が確信しており、X が実際に真であり、X が真ということを S が確信する当然の理由がある」ことが基本的条件であると考えられてきた (Ayer, 1981)。すなわち、知識とは「正当化された真なる想定」ということである。誤っていると分かっていることを信じ続けるのは知識ではないし、自分で正しいと思いこんでいても、それが正しくなければ知識とはいえない。また、あることを信じていて、その内容がたまたま正しいことであったとしても、その正しさが「まぐれ当たり」であるなら、それは知識とはいえない。知識と想定 (信念) の大きな違いはこの点にある。偽である何かを信じることはできるが、偽である何かを知ることはできない。

問題となるのは、どのような条件を満たせば「正当化された知識」といえるのかという点にある。古くから、正当化の条件とは、十分な証拠に基づいていることだと考えられていた。しかし、強い証拠主義に立つと、ほぼ全ての想定が知識とは言えなくなる。帰納推論は不確実性を持ち、多くの証拠を集めても次の瞬間に反例が見つかるかもしれない。演繹推論でも、命題に十分な証拠を求め続けると、ある命題の証拠となる別の命題を次々と求めなければならず、直接感覚所与以外の情報について無限後退に陥る。直接感覚さえも、ゲティア問題 (Gettier, 1963) のように、常に正当化されるとは限らない。

この証拠主義の問題点を克服するためには、正当化の条件を認識主体の活動のみに限定するのではなく、認識主体の外部に求めることが必要になる。これを認識論の外在主義と言う。外在主義の代表的な考え方として、信頼性主義や整合主義 (Armstrong, 1973) を挙げることができる。信頼性主義の正当化条件は「S の想定が信頼できるプロセスにより形成された場合」と定義される。整合主義では、「S の想定が他の想定と矛盾を起こさない」ことが正当化の条件となる。例えば、感覚などから直接得られる基本的情報は、それを歪める阻害要因が明確でない限り、信頼性主義により正当化された想定といってよい。また、ある想定が他の基本想定と矛盾しないのであれば、自分自身でその想定の根拠を説明できない場合でも、整合主義により正当化された想定と見なし得る。

この整合主義に基づいて、有田 (2006) は、条件文の基本的な意味を次のように規定した。まず、世界および時点のインデックス $\langle w, t\rangle$ において真理値の決定している基本命題の集合を Φ とする。ただし、時点の集合 T のいかなる要素 t, t' も、推移性 (transitive)・非再帰性 (irreflexive)・線状性 (liner) の関係を表す “<” によって $t < t'$ と順序づけられおり (t は t' に先行)、時間経過に従って情報が減少することはない。このことから、Φ は以下のように表される。

(1) a. $\Phi\langle w, t\rangle = \{X \mid [\![X]\!]\langle w, t\rangle = 1 \vee [\![X]\!]\langle w, t\rangle = 0\}$
　　b. $\Phi\langle w, t\rangle \subseteq \Phi\langle w, t'\rangle$

ここで、発話時点 t_s における話し手の知識 $K\langle w, t_s\rangle$ および話し手の持っている「暗黙の前提」である命題集合 E は、以下の定義を満たす。

(2) a. $K\langle w, t_s\rangle \subseteq \Phi\langle w, t_s\rangle$
　　b. $E \subseteq K\langle w, t_s\rangle$

この時、条件文「X ならば Y」の意味は、暗黙の前提である知識 E に情報 X を加え、そこから帰結 Y を導出できる形式であるので、(3) と表現できる。なお、$A \vDash B$ は “entailment” の意味で、A が真である時、必ず B も真となる関係を表す。

(3) $E, \{X\} \vDash Y$

1.3 条件文における既定性

さらに日本語の条件文は、「X すれば Y」「X したら Y」「X だと Y」といったように、文型に関していくつかの種類を持つ。こうした文型が表す意味の違いについては、益岡 (1993), 坂原 (1985), 田窪 (2010) などによって精密な研究が数多くなされているが、中でも 有田 (2006) の研究は、命題の「決定性・既定性」という観点から条件文を考察しおり、極めて興味深い。

決定性・既定性とは、命題の真理値が定まっていることを指す。例えば、一般的に認知主体の認識様式は時間に束縛されているため、現実の世界における未来の情報はしばしば不確定な「非既定的情報」となる。また、過去の既定情報であっても、話し手がその真偽を知らない場合には認識論上の不確定性を持つ。すなわち、認知主体にとって命題の真理値は常に決定しているとは限らない。こうした全能ではない認知主体における論理を考える場合には、「真」「偽」のみを持つ二値論理ではなく、「未知」「不明」の真理値をも持つ三値論理を採用することが望ましい。そこで、有田 (2006) はまず論理の真理値について、デフォルト推論などにも応用されている Kleene (1952) による「強い三値論理」の枠組みを採用し、その上で、既定命題および既定が見込まれる命題について (4) のような定義を与えた。

(4) 既定性と非既定性の定義：

a. 既定命題 (狭義)：発話時点 t_s において、$x \in \Phi\langle w, t_s\rangle$ を満たす命題 x を「(狭義の) 既定命題」という。

b. 非既定命題：発話時点 t_s において、$x \notin \Phi\langle w, t_s\rangle$ を満たす命題 x を「非既定命題」という。

c. 既定が見込まれる命題：現実世界 w_R, 発話時点 t_s において、$\Psi\langle w_R, t_s\rangle \subseteq \Phi\langle w_R, t_s\rangle$ を満たす集合 $\Psi\langle w_R, t_s\rangle$ が命題 x の成立を entail する場合[1]、すなわち $\Psi\langle w_R, t_s\rangle \vDash x$ である場合、命題 x を「既定が見込まれる命題」という。

このうち、特に (4e) の「既定が見込まれる」命題の定義が、整合主義における知識の定義にほぼ一致している点に注意されたい。さらに 有田 (2006) は、認知主体が部分情報しか入手できないという点について、既定情報の部分集合を成す「話し手の知識における既定性」を (5) として定義した。

(5) a. 話し手の知識 $K\langle w, t_s\rangle$：常に $K\langle w, t_s\rangle \subseteq \Phi\langle w, t_s\rangle$ を満たす。

b. 話し手の知識における既定命題 x：$x \in K\langle w, t_s\rangle$ を満たす。

[1] x が y を entail するとは、x が真である場合に必ず y も真である関係を指す

c. 話し手の知識における未定命題 x：$x \notin K\langle w, t_s\rangle$ を満たす。

有田 (2006) の議論で最も興味深い点は、こうした話し手の知識における既定性の違いに基づいて、日本語の条件文が (6) のように分類でき、その違いが条件節の「時制性」によって明示されていることを示したところにある。時制性と既定性が結びつくのは、(4b) における「時間の経過と共に既定情報は増加する (減少することはない)」という性質から言って、自然なことと言えるだろう。

(6) a. 予測的条件文：$x \notin \Phi\langle w, t_s\rangle$ を満たす前件 x を持つ条件文
b. 認識的条件文：$x \in \Phi\langle w, t_s\rangle$ かつ $x \notin K\langle w, t_s\rangle$ を満たす前件 x を持つ条件文
c. 反事実的条件文：$x \in K\langle w, t_s\rangle$ を満たす前件 x を持つ条件文

予測的条件文は前件に非既定的な命題 (すなわち話し手にとって必ず未定の命題) を取る。この性質が、日本語では文型上は不完全時制節と密接に結びつく。したがって、原理的に不完全時制節の前件しか持たない条件形式「ば・たら」、および前件が不完全時制節を導く「なら」によって、予測的条件文が表現される。予測的条件文の例を (7) に示す。(7a) で前件に時制が含まれていない点に注意されたい。これによって前件が既定命題でないことが明示されることになる。また (7b) は前件に「た」という時制句が用いられているが、「明日」という時間が明示されていることからも分かる通り、この「た」は本来の過去時制を表しているのではない不完全時制節であり、やはり前件は明らかに既定命題でない。

(7) 予測的条件文の例：
a. 明日雨が降れば、試合は中止になるだろう。
b. 明日雨が降ったら、試合は中止になるだろう。

一方、認識的条件文は前件に既定情報を取る。この性質が「完全時制節」を取る条件形式「なら・のなら」と結びつく。不完全時制節を取る条件形式でも認識的条件文を表せないわけではないが、その場合には表現に強い制限が掛かる。以下の (8) に予測的条件文の例を示す。いずれの場合も前件の時制表現は本来の「非過去」「過去」の時制を表す完全時制節である点に注意されたい。

(8) 認識的条件文の例：
a. もし今から勉強するなら、試験に合格するよ。
b. もし昨日彼が薬を飲んだのなら、今頃は元気になっているよ。

認識的条件文の前件に既定情報ではあるが、話し手にとっては未定情報である (すなわち話し手が命題の真偽を知らない) という点に特徴がある。これに対し、反事実的条件文の前件は既定情報であり、かつ話し手にとっても既定の情報でなければならない。この強い「既定性」が「反事実性」と結びつく。こうした強い既定性は、真理値が安定した状態であり、完全な既定命題である状態として前件に状態述語あるいは動詞の状態形

を取ることによって、明示されることが多い。また、後件にも反事実性を明示する形式 (「のに」「だろうに」etc.) がしばしば使われる。

(9) 反事実条件文の例：
 a. もしあの時勉強していたら、試験に合格していたのに。
 b. もし昨日彼が薬を飲んでいたら、今頃は元気になっていただろうに。

このように、有田 (2006) に基づけば、条件文の違いは「話し手」の知識における情報の既定性の違いによって捉え、それは時制という形式によって明示的に表現されている。したがって、言語表現を理解し、そこから推論を行う「聞き手」側にとっても、情報の既定性は十分に利用可能であり、条件文の理解過程において重要な役割を果たしているであろう。ただし、こうした知識の既定・未定を扱う枠組みとして、Kleene (1952) の強三値論理は必ずしも適切な枠組みとはいえない。後述するように、この枠組みでは排中律や無矛盾律および $X{\rightarrow}X$ における恒真性が保証されないからである。第 2 節で、こうした枠組みを扱う上で適切と思われる多値論理について議論を行う。

1.4 関連性理論

知識についてもう 1 つ問題となるのは、認知主体の持っている知識や認知主体の周囲にある情報といえども、常に利用可能になっているとは限らないという点である。今、認知主体の内部・外部にある情報をデータと呼ぶことにしよう。認知主体が長期記憶にアクセスしたり、外界に注意を払う (意識的注意か無意識かは問わない) ことによって、一部のデータが認知主体にとって利用可能な「顕在的 (*manifest*) データ」となる。こうした顕在的情報のことを特に「想定 (*assumption*)」と呼ぶことにしよう。

長期記憶の想定は固定化されており、作動記憶に引き出して、相当な認知的コストをかけない限り変更することはできない。一方、外界から取り込んだばかりの想定 (発話や知覚情報を) や認知主体の内部に生じた仮説 (真偽の検証が行われていない想定) は、まず作動記憶に取り込まれ、その操作や変更が容易である。こうした作動記憶に取り込まれた想定は、その妥当性について検証が行われ、相応のリハーサルが行われた後、矛盾を引き起こさない想定についてのみ、知識としての価値を持つ。

こうした顕在的情報である想定の総体を「認知環境 (*cognitive environments*)」と言う。認知主体は常に新しい情報を獲得し、また推論によって自主的に新しい想定を生み出す存在であるため、認知環境は常に変化し、更新されている。こうした認知環境の変化の中で、特に認知環境の「改善」をもたらす作用を「認知効果 (*cognitive effects*)」と呼ぶ。認知効果は「新しい想定の獲得」「不確実な想定の確定」「誤った想定の棄却」のいずれかによってもたらされる。この認知効果という点から、関連性理論の中心概念である「関連性」が以下のように定義される。

(10) 関連性：
 不必要なコストを払うことなしに認知効果をもたらす情報のことを、関連性 (*relevance*) を持つ情報という。

認知主体にとって、この関連性という性質は大変に重要なものである。人間という認知主体を取り巻く環境は極めて範囲が広く、かつ常に情報が流動的に変化している世界である。しかし、認知主体の持つ知覚・思考・伝達といった情報処理能力は、世界に存在する膨大な情報の一部分しか処理することができない。したがって、完全解を常に求めることができるとは限らない。そうした限界の中で、認知主体はを少しでもよりよい解を得るために、部分情報を手がかりにして可能な限り安定した体制化と推論を行う。認知の本質は、巨大な認知環境が内包する多様性に適応していく能力であり、無限の情報の中で、必要と思われる情報を取捨選択する能力だといってもよい。Sperber and Wilson (1986) は、こうした性質を「関連性の認知原理 (*cognitive principle of relevance*) と呼んでいる。

(11) 関連性の認知原理：
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。

また、情報の受け取りが動的に行われるコミュニケーションでは、「関連性の伝達原理 (*communicative principle of relevance*)」も重要な役割を果たす。これは、会話という情報伝達の場面では、「最適な関連性」を当然視する (presumption of optimal relevance) と定義され、顕示的情報は聞き手がそれを解釈する努力を払うに値する関連性があり、送り手の能力と状況が許す限り最も高い関連性を持つことを示す。簡潔にいうと、以下のようにまとめることができる。

(12) 関連性の伝達原理：
全ての顕示的情報伝達行為は、その行為自体が最適な関連性を持つと見なしてよいことを、同時に伝達する。

関連性理論が正しいとすると、認知主体はこうした情報の計算が適切に行える論理の枠組みを持っているはずである。すなわち、認知主体が備えている論理の枠組みは、「完全」な関連性ではなく、「最適な (optimal)」な関連性を圧蹴る枠組みでなければならない。したがって、binary な真理値しか持たない二値論理は、関連性理論の枠組みにおける論理としては適切なものとはいえないであろう。次節では、こうした情報の既定・未定および関連性といった体系を扱う上で、適していると思われる多値論理の枠組みについて考察してみよう。

2. 確率論に従う多値論理

2.1 強い三値論理の問題点

前述したように、有田 (2006) では、既定性を定義する際に、Kleene (1952) による「強い三値論理」の枠組みを採っている。この強三値論理の真理表を、(13) に示す。この論理における真理値 “U” は、「未定義」を意味しており、真か偽のどちらかではあるが、どちらであるかはわからない値である。例えば、真理値の「U と偽」を連言演算子で繋ぐ

場合は、U が「真」であれ「偽」であれ、結果は常に「偽」となるため、複合命題の真理値として 0 を返す。一方、真理値の「U と真」を連言演算子で繋ぐ場合は、U が「真」であれば結果は「真」、U が「偽」であれば結果は「偽」となるため、複合命題の真理値は U となる。

(13)

	X	Y	$X \wedge Y$	$X \vee Y$	$X \to Y$	$\neg X$
a.	1	1	1	1	1	
b.	1	U	U	1	U	0
c.	1	0	0	1	0	
d.	U	1	U	1	1	
e.	U	U	U	U	U	U
f.	U	0	0	U	U	
g.	0	1	0	1	1	
h.	0	U	0	U	1	1
i.	0	0	0	0	1	

この強三値論理は、真理値が「真」か「偽」かのどちらかであるが、それを「知らない」という「話し手の知識」を扱う上で、確かに適した枠組みである。しかし、この論理は、「X ならば X ($X \to X$)」という命題において、X の真理値が U (未知) である時に、真理値が U となってしまい (真理表 (13e) を参照されたい)、$X \to X$ が恒真式にならない。また、$X \vee \neg X$ においても、X の真理値が U である時に、真理値が U となってしまい、排中律も成立しない。さらに、やはり X の真理値が U である時に $\neg(X \wedge \neg X)$ の真理値が U になってしまい、無矛盾律も成り立たない。これは人間という認知主体の知識体系を表現する枠組みとしては不適切であろう。

こうした欠点は、Jan Łukasiewicz による多値論理でも克服できない。Łukasiewicz は、命題 X に関する多値の真理値 $v(X)$ について、(14) のような定義を行った。この真理値の計算方法は、標準的なファジィ論理でも使われているもので、仮に U= 0.5 とすると、(15) のような真理表を構成できる。

(14) a. $v(X \wedge Y) = \min(v(X), v(Y))$

b. $v(X \vee Y) = \max(v(X), v(Y))$

c. $v(\neg X) = 1 - v(X)$

d. $v(X \to Y) = \min(1, 1 - v(X) + v(Y))$

(15)

	X	Y	$X \wedge Y$	$X \vee Y$	$X \rightarrow Y$	$\neg X$
a.	1	1	1	1	1	
b.	1	U	U	1	U	0
c.	1	0	0	1	0	
d.	U	1	U	1	1	
e.	U	U	U	U	1	U
f.	U	0	0	U	U	
g.	0	1	0	1	1	
h.	0	U	0	U	1	1
i.	0	0	0	0	1	

この枠組みでは、(13) とは異なり、$X \rightarrow X$ は常に真となる真理値を持つ。しかし、(13) と同様、排中律および無矛盾律は成立しない。

(13), (15) といった多値論理のもう 1 つの問題点は、不確実な知識の累積効果をうまく説明できない点である。例えば今、100 円玉・50 円玉・10 円玉・5 円玉・1 円玉が 1 枚ずつあり、全てを一斉に放り投げたとしよう。それぞれの硬貨の表面がでる真理値は U= 0.5 と見なして良い。この時、「100 円玉が表かつ 50 円玉が表かつ 10 円玉が表かつ 5 円玉が表かつ 1 円玉が表」になる真理値は、確かに真でも偽でもなく、U になるが、(15) の枠組みに従うなら、この U の実質的な値は U= 0.5 のままとなる。しかし、認知主体にとっての「真理」ということから考えるなら、全ての硬貨が表になる不確実さと、1 枚の硬貨が表になる不確実さの価値は異なるであろう。

こうした点まで多値論理で扱うためには、多値論理の真理値計算に確率論の性質を組み込むことが望ましい。そこで、次節から、「主観的確率に基づく多値論理 (以下、MLSP: multiple-valued logic based on subjectiv probability と呼ぶ)」 について論じてみたい。なお、客観的な確率ではなく主観確率に基づく計算体系を考察するのは、関連性理論における「想定」を取り扱うためである。

2.2　確率に基づく多値論理の基本的性質

MLSP では、想定 X の確信度 (以後では、想定の確信度を多値の真理値と見なす) $P(x)$ を (16) のように定義する。また、X の否定となる想定 $\neg X$ の確信度 $P(\bar{x})$ は、$P(x)$ に対して (17) の関係を持つ。

(16) a. 想定 X の確信度 $P(x)$ は $0 \leqq P(x) \leqq 1$ を満たす。
b. $P(x) = 1$ の時、想定 X は真であり、認知主体は想定 X を知識として持つ。
c. $P(x) > 0$ の時、想定 X は真である可能性があり、認知環境に取り込み可能である。
d. $P(x) = 0$ の時、想定 X は完全に偽となる情報であり、認知主体は否定想定 $\neg X$ を知識として持つ。

(17) $P(\bar{x}) = 1 - P(x)$

次に、2 つの情報 X, Y について、(18) に示すような共起関係を考える。$P(x), P(\overline{x}), P(y), P(\overline{y})$ は各々情報 X、否定情報 $\neg X$、情報 Y、否定情報 $\neg Y$ の確信度を示す。また、$P(x \wedge y)$ は情報 X と情報 Y が共起する時の確信度、すなわち X と Y の連言 $X \wedge Y$ に関する確信度を表す。同様に、$P(x \wedge \overline{y})$ は情報 X と情報 $\neg Y$ の連言に関する確信度、$P(\overline{x} \wedge y)$ は連言 $\neg X \wedge Y$ の確信度、$P(\overline{x} \wedge \overline{y})$ は否定情報 $\neg X$ と $\neg Y$ の連言に関する確信度を示す。

(18)

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

この情報 X, Y に関する共起関係 (連言関係) については、

(19) a. $P(x) = P(x \wedge y) + P(x \wedge \overline{y})$
b. $P(\overline{x}) = P(\overline{x} \wedge y) + P(\overline{x} \wedge \overline{y})$
c. $P(y) = P(x \wedge y) + P(\overline{x} \wedge y)$
d. $P(\overline{y}) = P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge \overline{y})$

が成立する。また、本稿ではまた確率の総和が常に 1 になることが保証する枠組みを採用するため、以下の関係式も成り立つ。

(20) a. $P(x) + P(\overline{x}) = 1$
b. $P(y) + P(\overline{y}) = 1$
c. $P(x \wedge y) + P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge y) + P(\overline{x} \wedge \overline{y}) = 1$

(17), (19), (20) といった関係式から分かる通り、MLSP ではブール代数と同様、選言は加算によって、否定は減算によって表現され、計算式自体が論理構造の意味を表す。次の (21) に見るように、乗算もブール代数と同じく連言の意味を持つ。ただし、ブール代数と異なる点として、情報の独立性という保留条件が付くことが挙げられる。

MLSP において共起関係や連言計算を考える場合、この情報の独立性について注意しなければならない。例えば今、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」という命題 X と「信号機 A が赤である」という命題 Y は共起せず (互いに排反であり)、情報間の独立性が全く認められない。一方、信号機 A とは異る信号機 B を考えると、ある特定の時間で「信号機 A が青である」という命題と「信号機 B が赤である」という命題は共起し得る。特に、この 2 つの信号機が全く異なる場所にあのであれば、「信号機 A が青である」という命題 X と「信号機 B が赤である」という命題 Y は、互いに無関係に成立するだろう。こうしたお互いが無関係に共起する情報を、「互いに独立」であるとい

う。情報が互いに独立である時、各情報の確信度について以下の関係が成り立つ。すなわち、ブール代数と同様、MLSP においても乗算は連言計算と対応する。ただし、ブール代数とは異なり、「情報が互いに独立である」という条件が付く。

(21)　情報が互いに独立であった時：$P(x \wedge y) = P(x) \cdot P(y)$

しかし、この信号機 A と信号機 B が 1 つの交差点にあるとすれば、互いの情報間に完全な独立性があるとはいえない。今、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いので、信号機 A が赤になったほんのわずかな間、信号機 B も赤になっているであろう。一方、どちらの信号機も青という状態だけは、故障でない限り起こらない。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。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、多値の真理値を導入する場合、「信号機 A が赤である時、信号機 B は青である」という真理値のほうが高いとするのが妥当であろう。このような性質が満たされていれば、信号機 B の状態は信号機 A の条件によっておおよそ判断がつく。こうした関係は従属関係と呼ばれる。

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

(22)　$P(y|x) = \dfrac{P(x \wedge y)}{P(x)}$

として計算できる。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 (22) によって計算できると主張した。本稿で扱う MLSP でもこうした立場を採用し、論理的含意関係 “$X \rightarrow Y$” の確信度 $P(x \rightarrow y)$ は、式 (23) によって計算されると考える。(23a) は意味として命題論理の $X \wedge Y = X \wedge (X \rightarrow Y)$ を表す。

(23)　a.　$P(x \wedge y) = P(x) \cdot P(x \rightarrow y)$

　　　b.　$P(x \rightarrow y) = \dfrac{P(x \wedge y)}{P(x)}$

ここで、$P(x) \neq 0$ ならば、$X \rightarrow \neg Y$ の確信度 $P(x \rightarrow \overline{y})$ は、(24) から分かる通り、$P(x \rightarrow y) + P(x \rightarrow \overline{y}) = 1$ となる。すなわち、前件命題 X が完全な偽でない限り、$X \rightarrow Y$ と $X \rightarrow \neg Y$ は排中律を満たす。なお、前件 X が完全な偽である場合には、次節の議論に見る通り、$X \rightarrow Y$ と $X \rightarrow \neg Y$ のいずれもが固定した真理値を持たない。

(24)
$$\begin{aligned} P(x \rightarrow \bar{y}) &= \frac{P(x \wedge \bar{y})}{P(x)} \\ &= \frac{P(x) - P(x \wedge y)}{P(x)} \\ &= 1 - \frac{P(x \wedge y)}{P(x)} \\ &= 1 - P(x \rightarrow y) \end{aligned}$$

2.3 前件の真理値が完全に偽である時の含意計算

ここで、(23b) において、$P(x) \neq 0$ という制限がついていない点に注意されたい。一般にゼロによる除算は計算不能になってしまう。除法 $a \div b = c$ は乗法 $a = b \times c$ と交換可能であるが、$a \neq 0$ の元では、この交換関係が成立しなくなるためである。しかし、$a = 0$ の場合に限っては、$0 = 0 \times c$ が成立するため、除法 $a \div b = c$ は乗法 $a = b \times c$ のとの交換関係を保つ。ただ、一般の除算とは異なり、c の値にかかわらず $0 \div 0 = c \Longleftrightarrow 0 = 0 \times c$ が成立するため、$0 \div 0 = c$ の解である c の値は一意に定まらない。このような $0 \div 0$ の解は、「不能」ではなく「不定」と呼ばれる。

ここで、(23b) に戻ろう。(18) より、$P(x) = 0$ であるならば $P(x \wedge y) = 0$ も常に成り立つ。すなわち、(23b) におけるゼロの除算は必ず $0 \div 0$ の形を取り、$P(x \rightarrow y) = \frac{P(x \wedge y)}{P(x)}$ が「計算不能」になることはない。除算の解である含意 $X \rightarrow Y$ の確信度 $P(x \rightarrow y)$ は、$P(x) \neq 0$ であれば一意に定まり、$P(x) = 0$ であれば不定となる。すなわち、MLSP における含意計算では、前件 X が完全に偽である時 (前件が全く満たされていない場合)、命題 $X \rightarrow Y$ は固定した真理値を持たない。同様に $X \rightarrow Y$ の真理値である $P(x \rightarrow \bar{y})$ も、$P(x) = 0$ である限り $P(x \wedge \bar{y}) = 0$ が成立しているため、$P(x \rightarrow \bar{y}) = \frac{P(x \wedge \bar{y})}{P(x)}$ より、$0 \div 0$ という演算の結果、値は不定となる。すなわち、前件 X が完全に偽である時には、命題 $X \rightarrow Y$ も固定した真理値を持たない。以上の議論から、MLSP の含意計算は以下のような性質を持つ。

(25) a. 前件 X が真である可能性がある限り (完全な偽でない限り)、$X \rightarrow Y$ と $X \rightarrow \neg Y$ は排中律を満たす。

b. 前件 X が完全に偽で場合、$X \rightarrow Y$, $X \rightarrow \neg Y$ のいずれも固定した真理値を持たない (真理値は不定である)。

ここで、有名な「現在のフランス王は禿である」という命題の真理値を考えてみよう。この文の論理構造をラッセルのように「フランス王が存在し、かつその人は禿である」と見なすならば、「フランス王が存在する」という命題の真理値が 0、「その人 (存在しないフランス王) は禿である」という命題の真理値は、前件が完全に偽であるため、不定となる。しかしながら、c がいかなる値であれ、$0 \times c = 0$ となるため、連言の演算を乗法として定義する限り、「現在のフランス王は禿である」という命題の真理値は偽となる。一方、ストローソンのように、「現在のフランス王は禿である」という命題の論理構造を単純

な $X \to Y$ と捉えるのであれば、MLSP の枠組みでもこの命題は真理値を持たない。なお、「私が鳥なら、すぐに会いに行けるのに」といった反事実条件文でも、「現実の世界」では前件の真理値が 0 になる演算になるが、この点については第 4 節で改めて議論を行う。

2.4　情報の独立性・関連性に関する係数

次に、関連性理論における「関連性」を量的に表現する方法について考察してみよう。まず、関連性について次の 2 種類の概念を区別しなければならない。

(26) a.　認知環境において、情報 X と情報 Y が元来持っている静的な関連性

b.　認知主体が情報 X を獲得した時に、その影響で情報 Y の想定確信度が変化し、真理値が真か偽に近づく動的な関連性

前述した信号機の例でこの 2 つの関連性を見てみよう。今、同じ交差点の対角線上にある信号機 A, B を考えた場合、「どちらかの信号機が青であれば、もう片方の信号機は赤である」という依存関係が存在する。(26a) で言う静的な関連性とは、こうした状況に関わらず成立する依存関係を指す。これに対し、何の情報もない時に認知主体が持っている「信号機 B が赤である」という情報の確信度は 0.5 であるが、「信号機 A が青である」という情報が得られれば、「信号機 B が赤である」という情報の確信度が 1 に上昇するという「認知環境の改善」に関する関連性は、状況に依存する動的な関連性で、(26b) に当たる。

本節ではまず、(26a) に相当する静的な関連性について議論を行う。この静的な関連性では、ある情報 X が生起している状況下で別の情報 Y がどの程度生起するかという情報の共起性が、最も基本的な性質として必要となる。しかし、想定 X の生起が想定 Y の共起をもたらすことが多いというだけでは、「関連性」という指標に関する計算として十分ではない。情報 X が生起していない状況下でも全く同じように情報 Y が生起するのであれば、情報 X と情報 Y の間に何らかの関連性があるとは見なせないからである。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]

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強さに関する一般式として、式 (27) を考えてみよう。なお、$k_{\bar{x}}$ 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、$0 \leqq k_{\bar{x}} \leqq 1$ 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。このバイアス係数を適切に設定すれば、推論の過程を簡潔にすることも可能となるが、本稿の議論を超えるので、この点に関する議論は別稿に譲り、本研究では基本的に $k_{\bar{x}} = 1$ の場合のみを考えることとしたい。

[2] 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。

(27)
$$\begin{aligned}\beta_{x\to y} &= P(x\to y) - k_{\overline{x}}\cdot P(\overline{x}\to y)\\ &= \frac{P(x\wedge y)}{P(x)} - k_{\overline{x}}\cdot\frac{P(\overline{x}\wedge y)}{P(\overline{x})}\\ &= \frac{P(x\wedge y)}{P(x\wedge y)+P(x\wedge\overline{y})} - k_{\overline{x}}\cdot\frac{P(\overline{x}\wedge y)}{P(\overline{x}\wedge y)+P(\overline{x}\wedge\overline{y})}\end{aligned}$$

この式 (27) は、$k_{\overline{x}} = 1$ である時に、(28) に示す通り、X から Y に対する回帰直線の回帰係数を求めることに等しい。そこで、この指標 $\beta_{x\to y}$ を X の Y に対する「回帰関連性係数 (regression relevant coefficient：RRC)」と呼ぶことにしよう。

(28) a. 情報 X に関する生起確率：
$P(X=1) = P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})$, $P(X=0) = P(\overline{x}\wedge y) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})$

b. 情報 Y に関する生起確率：
$P(Y=1) = P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)$, $P(Y=0) = P(x\wedge\overline{y}) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})$

c. 情報 X に関する期待値：
$E(X) = P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})$, $E(X^2) = P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})$

d. 情報 Y に関する期待値：
$E(Y) = P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)$, $E(Y^2) = P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)$

e. 連言情報 $X\wedge Y$ に関する期待値：
$E(XY) = P(x\wedge y)$

f. 情報 X の分散：
$$\begin{aligned}V(X) &= E(X^2) - (E(X))^2\\ &= \Big(P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})\Big)\cdot\Big(P(\overline{x}\wedge y) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})\Big)\end{aligned}$$

g. 情報 X, Y の共分散：
$$\begin{aligned}Cov(X,Y) &= E(XY) - E(X)\cdot E(Y)\\ &= P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y)\end{aligned}$$

h. 情報 X の Y に対する回帰係数：
$$\begin{aligned}\text{回帰係数} &= \frac{Cov(X,Y)}{V(X)}\\ &= \frac{P(x\wedge y)}{P(x\wedge y)+P(x\wedge\overline{y})} - \frac{P(\overline{x}\wedge y)}{P(\overline{x}\wedge y)+P(\overline{x}\wedge\overline{y})}\\ &= \frac{P(x\wedge y)}{P(x)} - \frac{P(\overline{x}\wedge y)}{P(\overline{x})}\\ &= P(x\to y) - P(\overline{x}\to y)\\ &= \beta_{x\to y} \qquad \text{(ただし } k_{\overline{x}} = 1 \text{ の時)}\end{aligned}$$

このように $\beta_{x\to y}$ は回帰係数を意味するものであるため、-1 から 1 までの値を取り、$\beta_{x\to y} > 0$ を満たす時に X は Y に対し正の関連性を、$\beta_{x\to y} < 0$ を満たす時に X は Y に対

し負の関連性を持つ。また、$\beta_{x \to y} = 0$ なら、想定 X と Y は独立の関係にあり、両者の間に関連性は存在しない。こうした関連性の成立条件は、$P(x) = 0$ (すなわち $P(\overline{x}) = 1$) か $P(x) = 1$ (すなわち $P(\overline{x}) = 0$) でない限り、(28h) から分かる通り $Cov(X, Y)$ に依存して決まる。この $Cov(X, Y)$ は (28g) より $P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y)$ と等しいため、想定 X の 想定 Y に対する関連性は、以下の条件を満たす。

(29) a. 想定 X が想定 Y に対し正の関連性を持つ：$P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) > 0$

b. 想定 X, Y は互いに独立である (関連性なし)：$P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) = 0$

c. 想定 X が想定 Y に対し負の関連性を持つ：$P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) < 0$

なお $P(x) = 0$ か $P(x) = 1$ (つまり $P(\overline{x}) = 1$ か $P(\overline{x}) = 0$) である時には、$P(x \wedge y) = 0$ かつ $P(\overline{x} \wedge \overline{y}) = 0$ が成立するか、あるいは $P(x \wedge \overline{y}) = 0$ かつ $P(\overline{x} \wedge y) = 0$ が成立しているため、常に $P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) = 0$ が成り立つ。

この関連性成立条件 (29) は、同時に、想定 Y から Y に関する逆の関連性 $\beta_{y \to x}$、否定想定 $\neg X$ の $\neg Y$ に対する裏の関連性 $\beta_{\overline{x} \to \overline{y}}$、$\neg Y$ の $\neg X$ に対する対偶の関連性 $\beta_{\overline{y} \to \overline{x}}$ とも強い関係を持つ。これは $\beta_{x \to y} > 0$ であれば (すなわち $P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) > 0$ であれば)、

(30) a. 逆の関連性：

$$\beta_{y \to x} = P(y \to x) - P(\overline{y} \to x) = \frac{P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y)}{\Big(P(x \wedge y) + P(\overline{x} \wedge y)\Big) \cdot \Big(P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge \overline{y})\Big)}$$

b. 裏の関連性：

$$\beta_{\overline{x} \to \overline{y}} = P(\overline{x} \to \overline{y}) - P(x \to \overline{y}) = \frac{P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y)}{\Big(P(\overline{x} \wedge y) + P(\overline{x} \wedge \overline{y})\Big) \cdot \Big(P(x \wedge y) + P(x \wedge \overline{y})\Big)}$$

c. 対偶の関連性：

$$\beta_{\overline{y} \to \overline{x}} = P(\overline{y} \to \overline{x}) - P(y \to \overline{x}) = \frac{P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y)}{\Big(P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge \overline{y})\Big) \cdot \Big(P(x \wedge y) + P(\overline{x} \wedge y)\Big)}$$

のいずれもが、$\beta_{y \to x} > 0$, $\beta_{\overline{x} \to \overline{y}} > 0$, $\beta_{\overline{y} \to \overline{x}} > 0$ となることから分かる。特に、回帰関連性では、$P(x) \neq 0$, $P(x) \neq 1$ でない限り、$\beta_{x \to y}$ が「裏」の関連性 $\beta_{\overline{x} \to \overline{y}}$ と等しくなる点に注意されたい。「対偶」の関連性 $\beta_{\overline{y} \to \overline{x}}$ は、回帰関連性 $\beta_{x \to y}$ と連動はするものの、等しくなるわけではない。回帰関連性において、「対偶」の関連性ではなく「裏」の関連性 と等しくなるという点は興味深い性質であり、この性質が後述する条件文の誘導推論において重要な役割を果たす。なお、言うまでもなく、想定 X と想定 Y が独立であれば、$\beta_{x \to y} = 0$, $\beta_{y \to x} = 0$, $\beta_{\overline{x} \to \overline{y}} = 0$, $\beta_{\overline{y} \to \overline{x}} = 0$ が同時に成り立つ。

次に、「想定 X の想定 Y に対する関連性」と「想定 X の否定想定 $\neg Y$ に対する関連性」との関係について見てみよう。X と $\neg Y$ の関連性、あるいは $\neg X$ と Y との関連性については (31) のような計算式になるため、各々 $\beta_{x \to \overline{y}} = -\beta_{x \to y}$, $\beta_{\overline{x} \to y} = -\beta_{\overline{x} \to \overline{y}}$, $\beta_{\overline{y} \to x} = -\beta_{y \to x}$,

$\beta_{y\to\overline{x}} = -\beta_{y\to x}$ という関係が成り立つ。すなわち、想定 X が想定 Y に対して正の関連性を持つ時には、想定 X の否定想定 $\neg Y$ に対する関連性が必ず負になることが保証される。

(31) a.
$$\begin{aligned}\beta_{x\to\overline{y}} &= P(x\to\overline{y}) - P(\overline{x}\to\overline{y})\\ &= \frac{P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) - P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y})}{\left(P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})\right)\cdot\left(P(\overline{x}\wedge y) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})\right)}\\ &= -\beta_{x\to y}\end{aligned}$$

b.
$$\begin{aligned}\beta_{\overline{x}\to y} &= P(\overline{x}\to y) - P(x\to y)\\ &= \frac{P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) - P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y})}{\left(P(\overline{x}\wedge y) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})\right)\cdot\left(P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y})\right)}\\ &= -\beta_{\overline{x}\to\overline{y}}\end{aligned}$$

c.
$$\begin{aligned}\beta_{\overline{y}\to x} &= P(\overline{y}\to x) - P(y\to x)\\ &= \frac{P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) - P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y})}{\left(P(x\wedge\overline{y}) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})\right)\cdot\left(P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)\right)}\\ &= -\beta_{\overline{y}\to\overline{x}}\end{aligned}$$

d.
$$\begin{aligned}\beta_{y\to\overline{x}} &= P(y\to\overline{x}) - P(\overline{y}\to\overline{x})\\ &= \frac{P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) - P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y})}{\left(P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)\right)\cdot\left(P(x\wedge\overline{y}) + P(\overline{x}\wedge\overline{y})\right)}\\ &= -\beta_{y\to x}\end{aligned}$$

このことから、回帰関連性係数を情報間の関連性に関する想定確信度と見なすことができる。$-1 \leqq \beta_{x\to y} \leqq 1$ のうち、$-1 \leqq \beta_{x\to y} < 0$ であれば、情報 X, Y 間に関連性があるという想定を「棄却」し、$\beta_{x\to\overline{y}} = -\beta_{x\to y}$ より情報 $X, \neg Y$ 間に関連性があるという新たな想定を獲得すればよいからである。これによって、回帰関連性係数を 0 以上 1 以下の範囲に限定することができるようになり、想定確信度の定義を満たす。

なお、こうした回帰関連性は、情報の対称性を保つ相関係数に変換することもでき、相関係数 $r = \sqrt{\beta_{x\to y}\cdot\beta_{y\to x}}$ すなわち $\dfrac{P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y)}{\sqrt{P(x)\cdot P(\overline{x})\cdot P(y)\cdot P(\overline{y})}}$ として表現できる。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いた場合でも、関連性が成立する条件は (29) と同じく $P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) > 0$ になることが分かる。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 $\beta_{x\to y}$ 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。

ここで、本研究の重要なポイントを主張しておきたい。それは、この回帰関連性係数 $\beta_{x\to y}$ は、認知主体が「情報の意味内容から default に決めている」値であり、必ずしも

$\beta_{x\to y} = P(x\to y) - P(\overline{x}\to y)$ という計算から「求めている」ものではないという点である。これは、関連性理論における「認知主体は自動的に関連性を計算でき、関連性を持つ情報に注意を払うようデザインされている」という主張に基づく。(11) および (12) で見た通り、認知主体における種々の計算は情報の関連性を前提に行われるからである。関連性理論に従うならば、認知主体は $\beta_{x\to y}$ の値を単独で (直感的に) 決めており、含意の確信度 $P(x\to y), P(\overline{x}\to y)$などは、$\beta_{x\to y} = P(x\to y) - P(\overline{x}\to y)$ を満たすように、「後から一定の計算によって」求めるようなシステムでなければならない。したがって、本研究では次のような立場を取る。

(32) a. 認知主体は、情報 X, Y を処理する際に、想定 X, Y の確信度 $P(x), P(y)$ および想定間の関連性の強さを表す $\beta_{x\to y}$ の値を default に持つ。

b. 連言・選言・同値といった複合命題の確信度は、$P(x), P(y), \beta_{x\to y}$ の値から計算される。

次節では、想定 X, Y に関する複合命題の想定確信度 (真理値) を計算する場合に、特に回帰関連性— に基づいて真理値計算が行えるような枠組みを考察してみよう。すなわち、想定の真理値 $P(x), P(y), \beta_{x\to y}$ が与えられており、そこから連言・選言・含意といった計算が行われるような枠組みを組み立ててみる。

2.5 回帰関連性を用いた真理値計算

ブール代数では連言の真理値を各原子命題が持つ真理値の乗算によって求めることができる。MLSP でも (21) で見たように、互いの想定が独立である場合に限り、連言の真理値は各想定確信度の乗算に等しい。一方、想定が独立でない場合には、回帰関連性 $\beta_{x\to y}$ を用いた演算によって計算が可能である。すなわち、

(33)
$$\begin{aligned} P(x)\cdot P(y) &= \Big(P(x\wedge y) + P(x\wedge y)\Big)\cdot\Big(P(x\wedge y) + P(\overline{x}\wedge y)\Big) \\ &= P(x\wedge y)\cdot\Big(P(x\wedge y) + P(x\wedge\overline{y}) + P(\overline{x}\wedge y)\Big) + P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) \\ &= P(x\wedge y)\cdot\Big(1 - P(\overline{x}\wedge\overline{y})\Big) + P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) \\ &= P(x\wedge y) - \Big(P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y)\Big) \end{aligned}$$

および $P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) = \beta_{x\to y}\cdot P(x)\cdot P(\overline{x})$ すなわち $P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y) = \beta_{x\to y}\cdot P(x)\cdot(1 - P(x))$ より、

(34) 回帰関連性を用いた MLSP における連言の真理値：

$$\begin{aligned} P(x\wedge y) &= P(x)\cdot\Big(P(y) + \beta_{x\to y}\cdot\Big(1 - P(x)\Big)\Big) \\ &= P(y)\cdot\Big(P(x) + \beta_{y\to x}\cdot\Big(1 - P(y)\Big)\Big) \end{aligned}$$

が成立する。これは、$P(x\wedge y) = P(x)\cdot\Big(P(y) + \beta_{x\to y}\cdot P(\overline{x})\Big)$ あるいは $P(x\wedge y) = P(y)\cdot\Big(P(x) + \beta_{y\to x}\cdot P(\overline{y})\Big)$ と言い換えてもよい。想定 X, Y が独立である時には、$\beta_{x\to y} = 0$ より $P(x\wedge y) = P(x)\cdot P(y)$ が成り立つため、(34) は連言計算に関する一般式である。

次に選言 $P(x \vee y)$ の確信度 (真理値) について計算してみよう。包含的選言は 1 つでも真になる原始命題があれば全体も真とする演算であるので、$P(x \vee y) = P(x \wedge y) + P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge y)$, すなわち (34) より $P(x \vee y) = P(x) \cdot \left(P(y) + \beta_{x \to y} \cdot P(\overline{x})\right) + P(x) \cdot \left(P(\overline{y}) + \beta_{x \to \overline{y}} \cdot P(\overline{x})\right) + P(\overline{x}) \cdot \left(P(y) + \beta_{\overline{x} \to y} \cdot P(\overline{x})\right)$ を求めればよい。ここで、$P(x) \neq 1$ あるいは $P(x) \neq 0$ の時に、(31a), (31b) より回帰関連性係数に関して $\beta_{x \to y} = -\beta_{x \to \overline{y}}$ および $\beta_{x \to y} = -\beta_{\overline{x} \to y}$ という関係が成り立つため、

(35) 回帰関連性を用いた MLSP における選言計算の真理値：

$$P(x \vee y) = P(x) \cdot P(y) + P(x) \cdot P(\overline{y}) + P(\overline{x}) \cdot P(y) - \beta_{x \to y} \cdot P(x) \cdot P(\overline{x})$$

が得られる。この選言の一般式 (35) は、情報の関連性に関して興味深い性質を持つ。今、情報 X と情報 Y の間に関連性がない (独立である) 場合、$\beta_{x \to y} = 0$ であるため、式 (35) は、$P(x \vee y) = P(x) + P(y) - P(x \wedge y)$, すなわち $P(x \vee y) = P(x \wedge y) + P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge y)$ と変形できる。この式の意味は $X \wedge Y$, $X \wedge \neg Y$, $\neg X \wedge Y$ の全ての可能性を考慮しているという点で、包含的論理和に等しい。しかし、情報 X と情報 Y の間に逆相関がある場合には、$\beta_{x \to y} = -1$ となるため、式 (35) は $P(x \vee y) = \left(P(x) - P(x \wedge y)\right) + \left(P(y) - P(x \wedge y)\right)$, すなわち $P(x \vee y) = P(x \wedge \overline{y}) + P(\overline{x} \wedge y)$ と等価である。この式は $X \wedge \neg Y$ と $\neg X \wedge Y$ のみを考慮することを表しているため、排他的論理和の意味を持つ。すなわち、回帰関連性に基づく多値論理では、関連性の強度に応じて、同じ計算式から包含的論理和と排他的論理和が自然に導かれるということになる。また、$X \vee Y$ の排反事象に関する想定値は、$1 - P(x \vee y) = P(\overline{x}) \cdot \left(P(\overline{y}) + \beta_{\overline{x} \to \overline{y}} \cdot P(x)\right)$ を満たすが、$P(\overline{x}) \cdot \left(P(\overline{y}) + \beta_{\overline{x} \to \overline{y}} \cdot P(x)\right)$ は $\neg X \wedge \neg Y$ の想定確信度であるため、MLSP の枠組みでもド・モルガンの法則 $X \vee Y = \neg(\neg X \wedge \neg Y)$ が成り立つ。

最後に含意の確信度 (真理値) であるが、これは前述したように連言の確信度から計算が可能が可能である。したがって、回帰関連性 $\beta_{x \to y}$ を用いて表すならば、(36) が成り立つ。2.3 節で議論した通り、MLSP の含意計算では、前件の真理値が偽である場合に、$X \to Y$ の真理値が不定となる点に注意されたい。

(36) 回帰関連性を用いた **MLSP** における含意計算の真理値：

$$P(x \to y) = \frac{P(x \wedge y)}{P(x)}$$

すなわち

a. $P(x) \neq 0$ の時、$P(x \to y) = P(y) + \beta_{x \to y} \cdot \left(1 - P(x)\right)$

b. $P(x) = 0$ の時、$P(x \to y)$ は不定

2.6 MLSP における真理表

以上の議論のまとめとして、MLSP における計算式の意味と真理表を各々 (37) と (38) に示しておく。なお、この表 (38) における $P(x), P(y)$ は、$0 < P(x) < 1$, $0 < P(y) < 1$ に限る。想定確信度 $P(x), P(y)$ のいずれもが 1 か 0 になる場合 (つまり「$P(x)$=1, $P(y)$=1」「$P(x)$=1,

$P(y)$=0」「$P(x)$=0, $P(y)$=1」「$P(x)$=0, $P(y)$=0」のいずれかの場合) には、常に $P(x \wedge y) \cdot P(\overline{x} \wedge \overline{y}) - P(x \wedge \overline{y}) \cdot P(\overline{x} \wedge y) = 0$ が成立するため、回帰関連性係数 $\beta_{x \to y}$ も常に $\beta_{x \to y} = 0$ となり、想定 X, Y 間の独立性が「常に」保証される点に注意されたい。[3] 否定想定の真理値 $P(\overline{x}), P(\overline{y})$ は各々 $P(\overline{x}) = 1 - P(x)$, $P(\overline{y}) = 1 - P(y)$ を満たすため、全ての真理値が $P(x)$, $P(y)$, $\beta_{x \to y}$ によって計算可能となっている。

(37) **MLSP** の数式が持つ形式論理上の意味：

a. MLSP の演算式自体が、ある論理構造に基づく意味を示す。

b. 想定値間の加算：独立性を前提とした時の選言

c. 想定値間の乗算：独立性を前提とした時の連言

d. 想定値間の減算：あるフレームの範囲を前提とした時の否定

e. なお、回帰関連性係数やフレーム係数などの係数に関わる演算は、論理的意味を表すものではない。

(38) MLSP の真理表：

	X	Y	$X \wedge Y$	$X \vee Y$	$X \to Y$
a.	1	1	1	1	1
b.	1	$P(y)$	$P(y)$	1	$P(y)$
c.	1	0	0	1	0
d.	$P(x)$	1	$P(x)$	1	1
e.	$P(x)$	$P(y)$	(34)	(35)	(36a)
f.	$P(x)$	0	0	$P(x)$	0
g.	0	1	0	1	不定
h.	0	$P(y)$	0	$P(y)$	不定
i.	0	0	0	0	不定

(34)：$P(x) \cdot \Big(P(y) + \beta_{x \to y} \cdot \big(1 - P(x)\big)\Big)$

(35)：$P(x) \cdot P(y) + P(x) \cdot P(\overline{y}) + P(\overline{x}) \cdot P(y) - \beta_{x \to y} \cdot P(x) \cdot P(\overline{x})$

(36)：$\dfrac{P(x \wedge y)}{P(x)} = P(y) + \beta_{x \to y} \cdot \big(1 - P(x)\big)$

この真理表 (38) から分かる通り、もし情報 X, Y が真理値・想定値として 1 か 0 の二値しか取らないのであれば、連言と選言に関しては一般的な二値の命題論理と同じ真理値を持つ。ただし繰り返しになるが、含意に関しては前件が真の場合は一般的な二値論理と同じ結果になるものの、前件 X が偽である場合に真理値が定まらないところが二値論理とは決定的に異なる点である。

[3] 実際には、真理値が 0 になる時のみ場合分けをすればよい。ただし、ここでは「必ず真」「真になる可能性あり」「必ず偽」という状況における真理値の性質を明確にしておくため、真理値に関しては 3 通りに場合分けを行っておく。

(39)

X	Y	$X \wedge Y$	$X \vee Y$	$X \rightarrow Y$
1	1	1	1	1
1	0	0	1	0
0	1	0	1	不定
0	0	0	0	不定

また、真理値が 1 や 0 以外の値を取る「可能性」を持つ部分を一括して第 3 の真理値 U と見なした場合、(40) に示すような三値論理を構成できる。なお、演算結果が不定になる場合も 1 や 0 以外の真理値を取る「可能性」を持つという性質は共有しているため、不定の場合も真理値 U を用いて表しておく。

この表 (40) から分かる通り、MLSP の論理計算は、連言・選言に関して (13), (15) で見た三値論理と全く同一である。また含意に関しては、前件・後件の真理値が U である時に含意の真理値も U になるという点で、Łukasiewicz の三値論理 (15) より有田 (2006) が採用した Kleene の強三値論理 (13) に近い性質を持つ。ただし、前件が偽である場合の含意計算では真理値が U となる点、また前件の真理値が U で後件の真理値が偽である場合に含意の真理値が「偽」となる点で、強三値論理とも Łukasiewicz による三値論理とも異なる性質を持つ多値論理になっていることが分かる。

(40)

	X	Y	$X \wedge Y$	$X \vee Y$	$X \rightarrow Y$
a.	1	1	1	1	1
b.	1	U	U	1	U
c.	1	0	0	1	0
d.	U	1	U	1	1
e.	U	U	U	U	U
f.	U	0	0	U	0
g.	0	1	0	1	U
h.	0	U	0	U	U
i.	0	0	0	0	U

(38), (40) において、前件が真である可能性がある場合 (つまり (38d)〜(38f), (40d)〜(40f) の場合) に、強三値論理と異なり、後件の真理値が偽であるなら含意の真理値が「偽」となる事の意味を考えてみよう。強三値論理における (13f) に従うなら、「雨が降れば傘が必要だ」という状況に対して、雨が降る「可能性」がある場合に「傘は全く必要でない (後件が完全に偽)」という判断を行うことも許される。しかし、MLSP においては、(40f) に見るように、こうした判断は偽と見なされる。雨が降る「可能性」がある限り、(40e) に従って「傘が必要になる可能性が少しでもある」という判断を下さなければならない。すなわち、MLSP は統計学でいう第 1 種のエラーに対して頑強な論理ということになる。

MLSP のもう 1 つの特性は、$X \wedge \neg X$ に関する排中律、$\neg(X \wedge \neg X)$ に関する無矛盾律が完全に保証され、また $X \rightarrow X$ の恒真性についても「ほぼ」保存される点にある。まず、情報

X と $\neg X$ は相反する関係にあるため、意味論上からも計算式の観点からも、回帰関連性が $\beta_{x\to\overline{x}} = -1$ となるなる点に注意されたい。したがって、連言の計算式 (34) より、$X\wedge\neg X$ の真理値 $P(x\wedge\overline{x})$ は $P(x\wedge\overline{x}) = P(x)\cdot\Big(P(\overline{x}) + (-1)\cdot P(\overline{x})\Big)$ となり、$P(x\wedge\overline{x}) = 0$ が成り立つ。すなわち、MLSP では $X\wedge\neg X$ の真理値は完全な偽であり、排中律が成立する。したがって $\neg(X\wedge\neg X)$ の真理値は完全な真となり、無矛盾律も成り立つ。

一方、情報 X と X の関連性は当然 $\beta_{x\to X} = 1$ であるため、X が真である可能性を持っている限り、$X\to X$ の想定確信度 $P(x\to x)$ は (36) より $P(x) + 1\cdot\Big(1 - P(x)\Big)$ と計算されることになり、$P(x\to x) = 1$ の値を持つ。同様に、$X\to\neg X$ についても、前件 X が真である可能性を持つ限り、想定確信度 $P(x\to\overline{x})$ が $P(\overline{x}) + (-1)\cdot\Big(1 - P(x)\Big)$ と計算されるため、$(1 - P(x)) + (-1)\cdot\Big(1 - P(x)\Big)$ より、真理値は偽となる ($P(x\to\overline{x}) = 0$)。問題は、情報 X が完全な偽である場合で、この時には $X\to X$ の真理値も $X\to\neg X$ の真理値も不定となってしまう。

ここで注意が必要なことは、Kleene による強三値論理 (13f) では X の真理値が U である時に $X\to X$ の恒真性が保証できないのに対し、MLSP では X の真理値が完全に偽である時に恒真性が保証できなくなるという違いである。ここは哲学上の問題であるが、自然言語で例えば「$1+1=3$ なら〜」という文があった場合、これは確実に反事実条件文として捉えられるだろう。すなわち、$1+1=3$ となる接近可能な近接可能世界が少なくとも 1 つはあるとして理解されるであろう。もしそうであれば、MLSP では X の想定確信度は限りなく 0 に近いかもしれないが、完全に 0 ではない値を持つことになる。その時には、MLSP では $X\to X$ の恒真性が保証され、同時に $X\to\neg X$ は必ず偽の真理値を持つ。この点で、MLSP の枠組みは、人間という認知主体を扱う上で強三値論理より適した枠組みといってよいだろう。

以上、認知主体が備える論理の枠組みとして、MLSP が妥当性を持っていることを述べた。次に、こうした論理が日常推論においてどのように機能しているのかを見てみよう。具体的に取り上げる事例は、Wason 選択課題および日本語の条件文の理解過程である。

3.　日常推論における関連性の影響

3.1　Wason 選択課題

認知主体が日常的に行う推論は、一般的な数理論理の規範に照らして、しばしばある種の「誤り」を持つ。例えば、「テストで 100 点を取れば、ご褒美がもらえる」という約束があった時に、テストで満点が取れなかった学生は「ご褒美がもらえない」という誤った結論を引き出す傾向が強い。これは前件否定の誤謬 (the logical fallacy of denying the antecedent) として知られる誤った推論の一例である。数理論理の観点からは誤謬と見なされるこうした判断傾向を生じさせる要因を、「バイアス (bias)」と呼ぶ。

「Wason 選択課題 (4 枚カード問題)」は日常推論の持つバイアスの特性を最もよく示す実験の 1 つとして知られている。現在この問題は様々なバージョンで研究が行われているが、オリジナルの Wason (1966) による実験では、被験者に $\boxed{\text{E}}$, $\boxed{\text{K}}$, $\boxed{4}$, $\boxed{7}$ のカードを

与え、「片面が母音なら、もう片面は偶数である」というルールの真偽を判断できるカードを選ばせるというものであった。一般的には、この問題は認知主体が数理論理に基づく演繹推論 (41) を遂行できるか否かを調べる実験として理解されている。

(41) a. ルールの真偽を確かめるためには、「母音→偶数」という含意関係が偽となるケースを調べればよい。
b. 「母音→偶数」という含意関係が偽となるのは、「母音かつ偶数でない」ケースである。
c. したがって、$\boxed{E}$ の裏側と $\boxed{7}$ の表側を調べればよい。

つまり、Wason 選択課題は論理学の観点からいえば、違反例を調査すべき課題であり、そのために $\boxed{E}$ と $\boxed{7}$ を選べばよいということになる。しかし、よく知られているように、このタイプの Wason 選択課題では大半の被験者が、$\boxed{E}$ のみか、あるいは $\boxed{E}$ と $\boxed{4}$ を選択してしまう。

こうした日常推論の持つ数理論理からは逸脱した傾向を説明するため、これまでに論理から独立した経験則 (heuristics) の一種であるバイアスが数多く提案されてきた。上記の Wason 選択課題において、Wason 自身が提案した経験則は「確証バイアス (confirmation bias)」と呼ばれている。この経験則は、認知主体が条件文のルールを反証しようとするのではなく、むしろそのルールが正しいことを証明しようとする傾向を持つことを指す。この確証バイアスに基づくなら、上記の Wason 選択課題で $\boxed{E}$ が選ばれるのは、裏面が $\boxed{4}$ だった時に「表が母音なら裏は偶数である」というルールを確証できるから、という説明になる。一方、カード $\boxed{K}$ はルールが正しいことを「確証する」カードとは言えないため、選択されない。同様に、裏面が $\boxed{7}$ のカードもルールを「確証しない」ため、本来は重要な「ルールの反証例」であるにも関わらず、やはり選択されない。しかし、カード $\boxed{4}$ は、その裏面が $\boxed{E}$ であれば「ルールを確証」できるため、選択されることになる。

これに対し、Evans and Lynch (1973) は、ルールに「表が母音なら裏は奇数ではない」といった否定辞を持つ実験を行い、興味深い結果を得た。このルール自体は、「表が母音なら裏は偶数である」というルールと論理上の意味に違いはない。しかし、「表が母音なら裏は偶数である」というルールを提示した場合と異なり、後件に否定辞を含むルールを提示した場合には、数理論理の含意と一致する判断 (すなわち (41) で見たように $\boxed{E}$ と $\boxed{7}$ のカードを選択する判断) が飛躍的に高まったのである。確証バイアスに基づくなら、カード $\boxed{7}$ は「奇数である」ため、「表が母音なら裏は奇数でない」というルールを認知主体に「確証」させる情報ではない。したがって、この判断傾向は、確証バイアスでは説明ができない。

以上の結果から、Evans and Lynch (1973) は、後件に否定辞を持ったルールにおいて、一見したところ論理と同一の選択が行われるのは、論理に基づいた判断が行われたためではなく、条件文の中で明示的に表現された項目とマッチするカードを被験者が選択しただけであると見なし、この効果を「マッチングバイアス (matching bias)」と呼んだ。マッチングバイアスに基づけば、「もし表が母音なら裏は偶数である」という肯定命題では、

「母音」と「偶数」が明示的に表現された情報であるため、$\boxed{E}$ と $\boxed{4}$ のカードが選択され、意味上は同一である「もし表が母音なら裏は奇数ではない」という否定命題では、「母音」と「奇数」が明示的に表現された情報であるため、一見論理と同一の判断になる $\boxed{E}$ と $\boxed{7}$ のカードが選択されることを良く説明する。

ここで、論理問題としての Wason 選択課題は、ルールである条件文の真偽が不明であり、その真偽を決定させる構造を持っていることを思い出そう。確証バイアスに基づく説明では、Wason 選択課題を解く最初の段階で、認知主体がルールである「表が母音なら裏は偶数である」という条件文を「真」として受理すると見なす。また、マッチングバイアスは、文字通り「単純にルールの言語表現と合致する」ものを選択するという点で、条件文の真偽について一切言及していない。このように、Wason 選択課題をルールの真理値を決定するという「論理の問題」としては扱っていないという点で、確証バイアスもマッチングバイアスも正に「バイアス」なのである。

これに対し、Sperber, Cara, and Girotto (1995) は、マッチングバイアスの「効果」を、「関連性」の観点から説明した。すなわち、「もし母音なら」という条件文の前件は一種の topic と解釈されるため、前件肯定である母音のカードが関連性の高い情報として選択され、前件否定である子音のカードは無視される。また、後件の「偶数である」「奇数でない」という命題は、前者は「偶数」に言及するものであるのに対し、後者は「奇数」に言及されるものであるため、前者のルールでは偶数のカードが、後者のルールでは奇数のルールが選択されやすい。この結果、「表が母音なら裏は偶数である」というルールと、「表が母音なら裏は奇数でない」というルールでは、論理上の意味は同一であっても、言及される情報が異なるため、実験結果が変わってくることの説明がつく。

Sperber et al. (1995) の説明は、topic や reference という語用論上の概念に基づくものであるため、そのバックグラウンドに論理が関与している可能性を排除していないという点で、非常に興味深い。すなわち、マッチングバイアスの効果は、実は「バイアス」ではなく、ある種の論理計算の反映である可能性がある。実際、Wason 選択課題を被験者に解かせた時の内観を調査すると、被験者は条件文の真偽が不明であること、またその真偽を問われていること自体は明確に意識していることが多い (Matsui, 2012)。すなわち、被験者は Wason 選択課題が問うている論理構造自体は把握できていることになる。

以降の節では、Sperber et al. (1995) の主張を論理計算の点から捉え直し、日常推論が持つ論理の性質について考察を行う。

3.2　認知環境改善問題としての **Wason** 選択課題

Wason 選択課題を関連性理論の枠組みから考えた場合、この課題が条件文の理解以外にもう 1 点興味深い問題を持っていることに気がつく。それは「認知環境の改善」という問題である。この点を明確にするため、まず Evans and Lynch (1973) で報告されている “conditional truth table task” (以後 CTTT と呼ぶ) の実験を見てみよう。CTTT とは「左が母音なら右は偶数である」といった条件文を与え、それに対して $\boxed{\text{E–4}}$ $\boxed{\text{E–7}}$ $\boxed{\text{K–4}}$ $\boxed{\text{K–7}}$ のカードを見せて、各カードが「真」か「偽」かあるいは「無関係」であるかを判断さ

せるという課題である。この課題では、多くの被験者が $\boxed{\text{E–4}}$ のみを真、$\boxed{\text{E–7}}$ のみが偽であるという判断を下す。ただし条件文の与え方に依存し、「左が子音でないなら右は偶数である」といった否定辞を含むルールを与えると、$\boxed{\text{K–4}}$ のカードを「偽」と判断する被験者が若干増えることも知られており、Evans and Lynch (1973) はこれがマッチング・バイアスの影響であると述べている。

この CTTT の結果から、少なくとも否定辞を含まない「*X* なら *Y*」という条件文が、含意計算に近い形で理解されていることにまず注目しなければならない。Wason 選択課題において、「表が母音なら裏は偶数である」という条件文に対し $\boxed{4}$ のカードが選ばれる理由として、「表が母音なら裏は偶数である」という条件文が論理演算の「同値」として解釈され、その結果この条件文が「裏が偶数なら表は母音である」という裏の論理とトートロジーを成すことができるためであると説明されることがよくある。しかし、この同値解釈説は正しくない。もし、認知主体が条件文を同値として解釈しているのであれば、CTTT において、$\boxed{\text{K–4}}$ のカードを「偽」と判断し、$\boxed{\text{K–7}}$ のカードを「真」と判断するはずである。しかし、少なくとも否定辞を含まない CTTT の実験では、これらのカードは「無関係」と判断される。また、Wason 選択課題においても、条件文を厳密に「同値」として解釈した場合は、全てのカードが選択されなければならない。しかし、実際には全てのカードを選択する被験者はほとんど存在しない。坂原 (1985) は、条件文に使われる論理が基本的に含意関係であることを論じているが、CTTT の結果もこれを証明するものである。

問題は、CTTT で $\boxed{\text{E–7}}$ が偽となる違反事例であることが判断できるの関わらず、Wason 選択課題ではこの違反事例になる可能性を持つ $\boxed{7}$ のカードが選択されないのはなぜかという点にある。答は明確であろう。CTTT では、まず与えられた条件文の真理値を「真」と見なすことができ、ルールが「既定情報」となっている。また、カードの情報も全てが明らかになっており、隠されている情報がない。これに対し、Wason 選択課題ではまず条件文の真偽自体が不明確であり、被験者にはこの真偽を確定することが求められている。また、真偽判断の根拠となるカードについても、片面の情報しか与えられておらず、全ての情報が明確になっているわけではない。すなわち、CTTT では全ての情報が「顕在的」である。認知主体は「偽」となる情報 $\boxed{\text{E–7}}$ を排除し、認知環境を保存するだけでよい。これに対し、Wason 選択課題では、あるカードの片面を見ることによって、条件文の真偽を確定できるか否かを判断しなければならない。すなわち、Wason 選択課題の問題自体が、「認知環境の改善」を問うものになっているのである。

この認知環境の改善というポイントは、別のタイプの Wason 選択課題を見ると、よりクリアになるだろう。Wason 選択課題では、同じ論理構造を持っていても、規則が「片面が母音なら、もう片面は偶数である」という直説法形式ではなく、「もし酒を飲むなら、20 歳以上でなければならない」という必然性のモダリティを伴う条件文の場合には、正答率が飛躍的に上昇することが知られている。以降、オリジナルの Wason 選択課題を「直接法 Wason 選択課題」、後者のタイプを「義務性 Wason 選択課題」と呼ぼう。義務性 Wason 選択課題では、多くの被験者が前件肯定情報である「酒を飲んでいる人間」と後

件否定情報である「20 歳未満の人間」を選択することができ、直説法 Wason 選択課題でしばしば選ばれる後件肯定情報「20 歳以上の人間」を選択する人は極端に少ない。すなわち、義務性 Wason 選択課題では、証拠となる情報全てが明確になっているわけではない (つまり「20 歳未満の人間」が「飲酒しているしているか否か」は明らかになっていない) にも関わらず、CTTT と全く同じように含意の論理を使って適切な判断を下せるのである。

義務性 Wason 選択課題のポイントは、与えられるルールが「〜しなければならない」という必然性を表すモダリティを伴うところにある。このモダリティを伴うということは、言語表現自体が持つ論理構造として、「ある圏域内」における「全ての可能世界」について、$\forall x(p(x) \to q(x))$ の計算ができることを示す。つまり、このタイプの Wason 選択課題は、部分情報しか知り得ない認知主体にとっても、与えられたルールが「真」であることを前提としてよい。言い換えるならば、義務性 Wason 選択課題では、ルールに違反する事例は、ルールの真偽に影響する情報ではなく、むしろ「排除すべき」事例 (あるいは可能世界の圏域を決定する事例) なのである。このような義務性 Wason 選択課題が持つ性質の結果、被験者は $\forall x(p(x) \to q(x))$ というルールの真理値と全く逆の真理値を持つ論理、すなわち $\exists x(p(x) \wedge \neg q(x))$ を満たす情報 ($\boxed{\text{E}}$ と $\boxed{7}$) を探せばよいことに気づきやすい。すなわち、義務性 Wason 選択課題では、与えられた条件文「もし酒を飲むなら、20 歳以上でなければならない」を「真偽不明」の情報としてではなく、「既定性が見込める情報」として認知環境に取り込むことができるのである。この既定性という点で、義務性 Wason 選択課題は CTTT と同じ構造を持つ。しかし、直説法 Wason 選択課題では、与えられたルールは認知主体にとって既定情報の価値を持たない。これが、直説法 Wason 選択課題と CTTT や義務性 Wason 選択課題との本質的な違いなのである。

以上のことから、直説法 Wason 選択課題の設定は、関連性理論の観点から次のような問題として再解釈できる。

(42) 認知主体が理解する **Wason** 選択課題の問題設定：
- a. 与えられた条件文が真か偽か＝条件文を認知環境に取り込めるか否か
- b. 各カードの情報が、条件文を認知環境に取り込むための環境改善に役立つか否か＝各カードが条件文に対して関連性を持つ情報か否か

(43) 認知主体にとっての既定情報：
- a. カードの片面のみ
- b. 直説法 Wason 選択課題のルールは既定情報ではない。義務性 Wason 選択課題のルールは既定情報である。

MLSP の枠組みに基づけば、まず前件否定のカードが選ばれない理由が、関連性の観点からすぐに説明が付く。(38) から分かるとおり、MLSP では前件の真理値が偽である場合、後件の真理値にかかわらず、条件文の真理値は常に不定となる。これが関連性判断に強い影響を及ぼす。すなわち、後件情報がどのようなものであれ、前件が偽である

カードでは条件文の真偽判断に関する認知環境の改善は望めない。言い換えれば、前件が偽であるカードでは条件文の真偽判断にとって関連性のないカードなのである。したがって、前件否定に相当するカードは最も選択されにくい。これは、Sperber et al. (1995) の言う、関連性の影響を受けた語用論解釈において、条件文 $X \to Y$ の前件肯定命題 X が topic として機能し、その結果、前件否定の命題 $\neg X$ は考慮されないという性質にも合致する。

このように、認知主体は関連性のある情報を、前件が「真である可能性のあるカード」に絞り込む。この時、認知主体はルールである条件文の真偽に関して、もう 1 つの新たな情報を獲得できる。先に (24) で見た通り、MLSP では $P(x) \neq 0$ である限り、$X \to Y$ と $X \to \neg Y$ が排反事象となり、いずれかが排他的に成り立つ。すなわち、$(X \to Y) \oplus (X \to \neg X)$ は常に真となる情報である。この性質は、実は二値論理においても成り立つ。前件が真に限り、$X \to Y$ と $X \to \neg Y$ の真理値は常に食い違うからである。また、自然言語においても、「X なら Y である」という条件文の否定形は「X でないなら Y」ではなく、「X なら Y でない」という形が一般的であるという (坂原, 1985)。これは、条件文 $X \to Y$ の前件 X が topic として機能するということからも自明のことであろう。しかし、強三値論理や Łukasiewicz による多値論理では、後件の真理値が U である時に $X \to Y$ と $X \to \neg Y$ の真理値が同じ値を持ってしまうため、この性質が保証されない。この点でも、MLSP は自然言語の理解に適した性質を持っているといえるだろう。

この $X \to Y$ と $X \to \neg Y$ が排反事象の関係にあるという性質が、認知環境の改善に影響を及ぼす。前述したように、Wason 選択課題における $X \to Y$ という情報は、真偽不明であるがゆえに単独では認知環境に取り込むことができない。しかし、排他的選言を用いた $(X \to Y) \oplus (X \to \neg X)$ という複合命題は、「常に」真になる情報なので、認知環境に取り込み、情報処理に使うことができるようになるのである。

3.3 既定命題の影響

$(X \to Y) \oplus (X \to \neg X)$ という複合命題と共に、Wason 選択課題において認知主体が取り込める情報に、証拠となるカードの既定性がある。今、「もし表が母音なら裏は偶数である」というルールについて、カード x の片面が母音であるという命題を $V(x)$, カードの片面が偶数であるという命題を $E(x)$ としよう。ここで、$\boxed{\mathrm{E}}$ $\boxed{\mathrm{K}}$ のカードは $V(x)$ に関する既定情報であり、$\boxed{4}$ $\boxed{7}$ は $E(x)$ の既定情報となる。また、前節の議論より、「もし表が母音なら裏は偶数である」というルールに関連するカードは、「もし表が母音なら裏は偶数である」という命題と「もし表が母音なら裏は偶数でない」という命題の真偽を区別するもの、すなわち $V(x) \to E(x)$ と $V(x) \to \neg E(x)$ の真偽を区別できるものに限られる。この課題では、こうした関連性を持つカードが選択され、$V(x) \to E(x)$ と $V(x) \to \neg E(x)$ の真偽を区別できないカードは関連性のない情報として選択されないと考えてよいだろう。したがって、Wason 選択課題の判断過程は論理式 (44) で表現できる。なお、$S(x)$ は既定情報となる $V(x)$, $E(x)$ のいずれかのカード情報を示す。

(44) $\lambda S \lambda x[(S(x) \wedge (V(x) \to E(x))) \oplus (S(x) \wedge (V(x) \to \neg E(x))]$

3.4　選択判断における前件・後件の既定性

では、実際に (44) の論理を用いて、認知主体が Wason 選択課題を解く過程について見てみよう。まず、前件を満たすカード $\boxed{E}$ を調べる時、これは母音のカードなので、式 (44) は $\lambda S\,\lambda x[(S(x)\wedge(V(x)\to E(x)))\oplus(S(x)\wedge(V(x)\to\neg E(x))](V)(\boxed{E})$ という計算になり、したがって $(V(\boxed{E})\wedge(V(\boxed{E})\to E(\boxed{E})))\oplus(V(\boxed{E})\wedge(V(\boxed{E})\to\neg E(\boxed{E})))$ と展開できる。$V(\boxed{E})$ は真の既定情報であり、$E(\boxed{E})$ は真偽不明な非既定情報であるが、排他的選言で繋がれる前半の論理式と後半部の真理値が常に逆転するため、式全体の真理値は常に真となる。したがって、$V(\boxed{E})$ は完全な関連性を持つ情報と判断され、$\boxed{E}$ は選択される。一方、前件の偽となる $\boxed{K}$ では、$E(\boxed{K})$ の真偽に関わらず、$V(\boxed{K})\wedge(V(\boxed{K})\to E(\boxed{K}))$ も $V(\boxed{K})\wedge(V(\boxed{K})\to\neg E(\boxed{K}))$ も偽であり、式 (44) 全体が常に偽となるので、全く無関連な情報と判断され、選択されない。

次に後件について見てみよう。まず肯定情報である $\boxed{4}$ では、$E(\boxed{4})\wedge(V(\boxed{4})\to E(\boxed{4}))$ と $E(\boxed{4})\wedge(V(\boxed{4})\to\neg E(\boxed{4}))$ は、$V(\boxed{4})$ が真の場合のみ真理値が逆転し、関連性を持つ情報となる。したがって、$\boxed{4}$ の裏面が母音であろうという期待の上で $\boxed{4}$ は選択される。この過程がいわゆる「確証バイアス」の原因と見なせるであろう。一方、本来は正答であるカード $\boxed{7}$ は、$E(\boxed{7})\wedge(V(\boxed{7})\to E(\boxed{7}))$ と $E(\boxed{7})\wedge(V(\boxed{7})\to\neg E(\boxed{7}))$ の真理値が、非既定情報である $V(\boxed{7})$ の真理値に関わらず常に偽となるため、式 (44) 全体の真理値も偽となり、関連性のない情報として排除されてしまう。つまり、Wason 選択課題で後件に関する正答が出せない理由は、既定情報が推論の探索範囲を連言判断によって限定するためと考えることができる。

なお、Wason 選択課題では、$\boxed{E}$, $\boxed{4}$, $\boxed{7}$ を選択する被験者群がいることも知られている。こうしたタイプの被験者は、$\boxed{E}$, $\boxed{4}$ のカードに関しては上記の通りだが、既定情報となる $\boxed{K}$ のカードを $\neg\boxed{4}$, 既定情報となる $\boxed{7}$ のカードを $\neg\boxed{4}$ と解釈しているためと考えられる。$\boxed{K}$ のカードに関しては、$E(\neg\boxed{E})\wedge(V(\boxed{K})\to E(\boxed{K}))$ と $E(\neg\boxed{E})\wedge(V(\boxed{K})\to\neg E(\boxed{K}))$ の真理値が $E(\boxed{K})$ の真偽に関わらず常に真となるため、非関連的な情報になるが、$\boxed{7}$ のカードに関しては、$NE\neg\boxed{4}\wedge(V(\boxed{7})\to E(\boxed{7}))$ と $E(\neg\boxed{4})\wedge(V(\boxed{7})\to\neg E(\boxed{7}))$ の真理値が $V(\boxed{7})$ が真の時のみ変化するため、反証事例を見つけることを期待しながら $\boxed{7}$ のカードを選択するものと考えられる。

3.5　条件文の後件に否定辞を持つ場合

前述したように、Wason 選択課題では後件に否定表現を持つ「表が母音なら裏は偶数でない」という規則を与えると正答率が劇的に高く傾向があり、マッチングバイアスの存在が指摘されてきた。しかし、本稿のアプローチのように、情報の既定性と関連性の計算に基づく判断を考えるのであれば、マッチングバイアスを仮定する必要はない。なぜなら、後件に否定辞を持つ Wason 選択課題の判断過程は

(45)　$\lambda S\,\lambda x[(S(x)\wedge(V(x)\to\neg E(x)))\oplus(S(x)\wedge(V(x)\to E(x))]$

として計算され、結果的に式 (44) による関連性判断と同一の論理式が得られるからである。したがって、この後件に否定辞を含むルールにおいても、カード選択のプロセスは 2.3 節で見た否定辞を持たないルールにおける判断過程と全く変わりがない。すなわち選択されるカードは $\boxed{\mathrm{E}}$ と $\boxed{4}$ になり、あたかも「論理的に正しい判断が行われたように見える」ことになる。しかし、正しいカードが選ばれたのは、演繹推論に基づく判断が行われたからではない。また、言語表現とマッチするカードを単純に選んだだけでもない。2.3 節で述べた確証バイアスと同じく、マッチングバイアスも既定性と関連性束縛された論理判断がもたらす効果と見なすことができる。

以上のように、情報の既定性と関連性を前提とすれば、Wason 選択課題を解く過程において、「条件文を他の条件文に解釈し直す」ような誘導推論は必然的なものではない。所与の条件文はその表現のまま理解しておき、その条件文と関連性を持つカードであるか否かを判断するような過程を経てもよい。条件文の誘導推論を仮定しないこうしたプロセスは、モダリティを伴う法条件形式の Wason 選択課題について矛盾を引き起こさない点も重要である。また、ルールが予測的条件文・認識的条件文として与えられた場合と、連言条件文によって与えられた場合に被験者が取る選択行動の違いも説明し得る。これらの点に関しては、また稿を改めて議論してみたい。

4. 日本語の条件文理解過程に見られる既定性と関連性の影響

4.1 予測的条件文が聞き手に与える影響

このように、Wason 選択課題では、MLSP に基づく論理体系と、情報の既定性および関連性が強い影響を及ぼす。まず、条件文の理解過程では、関連性の伝達原理によって、条件文自体が最適な関連性を持つ。すなわち、条件文を受理することによって、認知環境の改善が見込めるということになる。ここが、条件文の真偽を自体が不明である直接法 Wason 選択課題とは異なる点であり、その意味では条件文の理解過程は義務性 Wason 選択課題に近い性質を持っているといえるだろう。

さて、予測的条件文の理解過程から考えてみよう。予測的条件文は (6a) で見た通り、話者にとって前件の情報が既定ではないことが、前件が真の時制句を持っていないことによって聞き手に明示される。こうして、聞き手側は前件 X の想定確信度 $P(x)$ を 1 や 0 に近づけるような認知環境の改善が行えないことを知る。つまり、聞き手の認知環境は (38d)〜(38f) のようなタイプに限定され、さらに前件 X の想定確信度 $P(x)$ には、$P(x) \neq 0$ 以外のいかなる制約も掛けることが許されない。

さて、これらの認知環境では、条件文 $X \rightarrow Y$ の想定確信度は、常に (36a)：$P(x \rightarrow y) = P(y) + \beta_{x \rightarrow y} \cdot \bigl(1 - P(x)\bigr)$ によって計算が行える。ただし、聞き手には $1 - P(x)$ を操作することによる認知環境の改善が許されないため、可能な方略としては $P(y)$ と $\beta_{x \rightarrow y}$ の操作によって認知環境の改善を図るしかない。今、$\beta_{x \rightarrow y}$ の値が高くなればなるほど、$P(x)$ の値にかかわらず $\beta_{x \rightarrow y} \cdot \bigl(1 - P(x)\bigr)$ の値が大きくなり、逆に $\beta_{x \rightarrow y}$ の値を低くするのであれば $P(x)$ の値にかかわらず $\beta_{x \rightarrow y} \cdot \bigl(1 - P(x)\bigr)$ の値も小さくなる。したがって、認知環境の改善を見込むのであれば、$\beta_{x \rightarrow y}$ が高い時には $P(y)$ も高くするべきであり、$\beta_{x \rightarrow y}$ が低い

時には $P(y)$ も低くしなければならない。この回帰関連性係数 $\beta_{x\to y}$ は既に見たように

(46)
$$\begin{aligned}\beta_{x\to y} &= P(x\to y) - P(\overline{x}\to y)\\ &= \frac{P(x\wedge y)}{P(x)} - \frac{P(\overline{x}\wedge y)}{\bigl(1-P(x)\bigr)}\\ &= \frac{P(x\wedge y)\cdot P(\overline{x}\wedge\overline{y}) - P(x\wedge\overline{y})\cdot P(\overline{x}\wedge y)}{P(x)\cdot\bigl(1-P(x)\bigr)}\end{aligned}$$

として計算される。このことから、$\beta_{x\to y}$ と $P(y)$ を連動させるには、

(47) a. $P(x\wedge y) \approx P(y)$ すなわち $P(\overline{x}\wedge y) \approx 0$ かつ
　　 b. $P(\overline{x}\wedge\overline{y}) \approx P(\overline{y})$ すなわち $P(x\wedge\overline{y}) \approx 0$

という条件を満たさなければならない。つまり、$X\wedge\neg Y$ の真理値および $\neg X\wedge Y$ の真理値のいずれもが偽に近づかなければならない。これは、数理論理でいう同値計算とほぼ等しい演算結果といってよい。したがって、$X\to Y$ という予測的条件文では $X\leftrightarrow Y$ に近い意味として解釈され、この結果誘導推論 $\neg X\to\neg Y$ も引き起こされやすくなることが分かる。

このプロセスは、中垣・伊藤 (2007) のいう「認知的浮動」というプロセスとも密接な関係を持つ。認知的浮動とは、Wason 選択課題や Kahneman and Tversky (1982) などで問題とされた「リンダ問題」「競技問題」などで論理的錯誤が起こる理由となるもので、

(48) $\mathrm{X(t)\to Y(t) \Rightarrow X(t)\wedge Y(t) \Rightarrow X(t)\to Y(t)}$

というプロセスを指す。興味深いことに、Markovits and Quinn (2002) は、こうした誘導推論が起こるのは、前件 X(t) と後件 Y(t) の「関連性が高い」時に限ると述べている。これは認知的浮動のメカニズムが、本稿で議論してきた情報の既定性・関連性に基づく条件文理解の過程と深く関係していることを示す。

また、このような予測的条件文の関連性解釈と類似した計算が、譲歩文の理解過程においても観察できる。譲歩文「X しても Y (X しなくても Y)」は条件文の否定文型であるので、既定性と関連性の観点からは、所与の条件文 $C(t)$ を既定情報とした上で、$C(t)$ と $NC(t)$ の間で真理値の変化が生じないような状況を計算させる表現と見なすことができるであろう。このことから、譲歩文理解の論理式は $\mathrm{X(t)\to Y(t)}$ を既定情報とし、かつ $\mathrm{X(t)\to Y(t)}$ と $\mathrm{\neg X(t)\to Y(t)}$ の間に「関連性が生じない」ような論理計算、すなわち

(49) $[\![C(t)\wedge\neg(C(t)\oplus NC(t))]\!] = 1$

として表現できる。(49) の論理式 $\mathrm{C(t)\wedge\neg(C(t)\oplus NC(t))}$ は、より、後件情報である原子命題 X(t) と等価であり、このことから譲歩文における前件 X(t) は後件 Y(t) に何の影響も与えない (すなわち関連性を持たない) 情報であることが導かれる。

4.2　認識的条件文が聞き手に与える影響

これに対して、認識的条件文は (6b) で見た通り、前件の情報が既定性の見込める情報であることが、前件に真の時制句を伴うことによって聞き手に伝えられる。したがって、聞き手側は前件 X の想定確信度 $P(x)$ を 1 や 0 に近づけるような制約を使うことで、認知環境の改善を行う。$P(x) = 1$ という制約下では、MLSP の条件文の真理値は (38) から分かる通り、後件の真理値 $P(y)$ に依存して決定される。また、$P(x) = 0$ という制約下では、$P(y)$ の値に関わらず MLSP の条件文の真理値は定まらない。

この結果、認識的条件文では、聞き手は前件 X が成立するのであれば後件 Y も成立しており、前件 X が成立しない場合には、後件 Y に関して確固としたことは言えないことを知る。この状態は、二値論理に即して言うならば、同値関係よりも含意関係に近い解釈といえるだろう。

4.3　偽の後件を持つ反事実的条件文の理解過程

次に、反事実条件文の理解過程について見てみよう。この条件文は、現実の世界では「前件の偽」が成立しており、「前件が真」となる接近可能な最近接可能世界において初めて含意関係が成立する、という意味を持つ。すなわち、認知主体は、現実の世界を含んだ複数の可能世界にアクセスできており、可能世界全体を見渡した場合、 前件が偽となる可能世界 (現実世界はこのうちの 1 つである) もあれば、前件が真となる (現実世界以外の) 可能世界も存在することが把握できていなければならない。したがって、MLSP の枠組みで考えるなら、前件が 1 でも 0 でもない (38d)〜(38f) の範囲において真理値が計算される条件文ということになる。

ここで、MLSP においては、前件が真である「可能性」を持つ場合に、強三値論理における (13f) と異なり、後件の真理値が偽であるなら含意の真理値が「偽」となる事 (40f) を思い出そう。強三値論理に基づくと、接近可能な可能世界全体を見渡した場合、前件が真になる可能世界が 1 つでもあれば、後件が「偽」であっても反事実条件文は真として成立する「可能性」を持っている。これは、反事実条件文の解釈として不適切と言わざるを得ない。しかし MLSP では、こうした後件が偽であるにも関わらず、反事実条件文が真となる可能性を持ってしまうことを適切に排除できる。これは、自然言語の条件文の理解過程においても、MLSP のような枠組みが必要となる理由の 1 つといってよいだろう。

次に、反事実条件文の理解過程の問題に移ろう。田窪 (1993, 2006) は、反事実条件文の特徴として、後件に反事実性を明示する「のに／だろうに」 がよく用いられると述べている。反事実条件文が使われる状況において、話し手は「前件の偽」を知っている、つまり前件を既定情報 (6c) として反事実条件文の計算を行う。しかし、文を理解する聞き手側は「前件の偽」を知っているとは限らない。後件の反事実性を明示する表現はこうした聞き手への働きかけであり、聞き手は「後件の偽」を既定としてこれを理解すると考えられる。したがって、反事実条件文の理解過程では次の論理を満たす情報が関連性を持つ。この論理は $\neg X(t) \wedge \neg Y(t)$ と等価な表現であり、現実世界では前件・後件が共に

偽という反事実条件文として理解可能であることが分かる。

(50) $[\![\neg Y(t) \wedge (X(t) \rightarrow Y(t))]\!] = T$

さらに、ここで認識的条件文と同じく、(50) の論理において前件 X(t) を主題として理解する場合を考えてみよう。論理式 ¬Y(t) ∧ (X(t)→Y(t)) において、前件 X(t) が偽であるなら後件 Y(t) の真理値に依存して論理全体の真理値が決定される。しかし、前件 X(t) が真である場合には実質含意自体の真理値は後件 Y(t) の真理値に依存しない。したがって、認知主体が反事実条件文の前件を主題として理解する場合には、前件が偽の場合しか受理しないことになり、これによって話者の「前件を既定情報とする」知識を理解側も共有することが可能となる。この論理がが、認識的条件文における論理とちょうど鏡像関係になっている点に注意されたい。このことは、例えば反事実条件文の理解過程において、確証バイアスやマッチングバイアスが生じにくいことを示唆している。事実、Wason 選択課題において、ルールを反事実条件文や連言条件文として与えると、選択されるカードに異なる傾向が現れる。この点については、また稿を改めて議論を行う。

4.4 トコロ節を持つ反事実的条件文の理解過程

反事実条件文の後件には、前節で見たような後件の偽を明示する「のに」表現と共に、「X したら Y していたところだ」という「トコロ」表現もしばしば用いられる。しかし、田窪 (2010) が考察しているように、少なくとも単独で用いられる「トコロ」形式は「今から勉強するところだ」のように真の命題も表すことができ、「のに」表現のように後件の真理値は偽のみに限定されない。したがって、前節でみた後件の偽が明確に表現されているような反事実条件文の理解過程とは異なる計算が行われているはずである。

田窪 (2010) は、「A してみたトコロ、B だった」などの様々な「トコロ」表現を考察し、「トコロ」形式の基本的な意味は参照点の表示にあると述べている。この参照点という性質を関連性という概念に置き換えるなら、「Y していたところだ」という表現で Y の持つ真理値を基準 (参照点) として設定し、この基準点と条件文との関連性計算をすること、すなわち基準状態 Y(t) の真理値と条件文 X(t)→Y(t) の真理値の間に大きな変化が生じる状況を計算することと考えられるだろう。したがって、後件に「トコロ」表現を伴う条件文では

(51) $[\![Y(t) \oplus (X(t) \rightarrow Y(t))]\!] = T$

を満たす状況が関連性を持つ情報として受理されることになる。この $Y(t) \oplus (X(t) \rightarrow Y(t))$ という論理の真理値は、

(52)

X(t)	Y(t)	Y(t) ⊕ (X(t)→Y(t))
T	T	F
T	F	F
F	T	F
F	F	T

となり、この論理式は (50) と同じく $\neg X(t) \wedge \neg Y(t)$ に等しい。したがって、「のに」表現を伴う条件文と全く同様に、参照点を表す「ところだ」表現を伴う条件文であっても、仮想世界では $X(t) \wedge Y(t)$ であるが現実では $\neg X(t) \wedge \neg Y(t)$ であるという反事実性の理解が導かれる。さらに、この条件文の前件を「主題」として捉えた場合には、関連性の効果によって命題全体の真理値が食い違う可能世界のみが受理されることになるため、以下の真理表に見るように、話者が持っている「前件が既定情報である」という知識を理解側も共有することができる。

(53)

X(t)	Y(t)	Y(t) ⊕ (X(t)→Y(t))
T	T	F
T	F	F
F	T	F
F	F	T

4.5　連言条件文の理解過程

自然言語では “Hurry up, *and* you can catch the train”, 「スイッチを押すと電気が点く」のように、連言接続詞で条件文を表すことがある。今、こうした表現の直接的な論理が表現通りの連言演算子を持つ $X(t) \wedge Y(t)$ であるとしよう。条件文の理解過程という観点から考えると、この X(t)∧Y(t) という論理式は、反事実条件文の理解過程である (50): ¬Y(t) ∧ (X(t)→Y(t)) および (52): Y(t) ⊕ (X(t)→Y(t)) のトートロジーである $\neg X(t) \wedge \neg Y(t)$ と良い対称を成す。このことは、益岡 (1993) が指摘している「連言条件文が反事実性を表せない」という性質に合致する。

また、英語の連言条件文 “Hurry up, *and* you can catch the train” では、前件 X(t) に相当する表現が命令文の形を取るのが特徴で、これは聞き手に命題 X(t) を既定情報として強制する表現と見なしてよいだろう。これは、既定情報が論理的には連言演算子によって結びつけられるという点とも矛盾しない。命題 X(t) が既定情報であり、連言演算子で結ばれる情報であることから、連言演算子を持つ表現 X(t)∧Y(t) は

(54)　$X(t) \wedge Y(t) = X(t) \wedge (X(t) \rightarrow Y(t))$

と変形することができ、前件 X(t) が既定情報であるような条件文 X(t)→Y(t) として理解可能となる。

一方、日本語の「ト形」条件文では、情報 X(t) を既定情報として理解することを強制するような言語表現を持たない。しかし、一般的に日本語の (英語でも) 連言表現「X と Y」「X すると Y」は、少なくとも情報 X と情報 Y の間に何らかの関係性・関連性があることを示す表現として解釈可能である。したがって、日本語の連言条件文を理解する過程で、論理式 X(t)∧Y(t) を「X(t) と排他的論理和で結ばれる」何らかの論理表現に展開できることになる。ここで、この何らかの論理表現を条件文 X(t)→Y(t) に限った場合、

(55)　$X(t) \wedge Y(t) = \neg X(t) \oplus (X(t) \rightarrow Y(t))$

というトートロジーが成り立つ。

この $\neg X(t) \oplus (X(t) \rightarrow Y(t))$ という論理は、「ところ」表現を伴う反事実条件文の理解過程 (51) の論理式 $Y(t) \oplus (X(t) \rightarrow Y(t))$ とよい対照を成す。「ところ」表現を伴う反事実条件文が後件 Y(t) を関連性計算の参照点とするように、(55) の論理は前件否定を関連性計算の参照点としており、前件否定と条件文の内容を比較した時に初めて大きな真理値の違いが生じる世界として理解できる。換言するなら、前件 X が成立することによって後件 Y が初めて成立することを示す。これは、益岡 (1993) が指摘している「連言条件文が法則的因果関係を表しやすい」という性質に合致する。

ここで再度、反事実条件文における理解過程の論理と連言条件文の理解過程の論理を振り返ってみよう。反事実条件文の (50) と連言条件文の (54)、反事実条件文の (51) と連言条件文の (55) を比較してみると、反事実条件文の理解過程と連言条件文の理解過程において

(56) a. 反事実条件文が後件の偽を既定情報とするのに対し、連言条件文では前件の真を既定情報として理解される。

b. 反事実条件文が後件の真を参照点とするのに対し、連言条件文では前件の偽を参照点として理解される。

という対比が観察される。この点で反事実条件文と連言条件文は、理解の過程という点からも対照的な表現であるといえるだろう。

5. 総合論議

本研究では、まず関連性理論や 有田 (2006) のいう情報の既定性を適切に扱うため、主観的確率に基づく多値論理 (MLSP) の枠組みを提案した。この MLSP において重要な点は、ブール代数とは異なり、情報間の関連性が真理値計算に組み込まれているところにある。これによって、多値論理であっても排中律や無矛盾律、および $X \rightarrow X$ における恒真性が基本的に保証される。また、この枠組みでは、選言における包含的選言と排他的選言の計算が、情報館の関連性の程度に応じて自然と行われることも見た。

MLSP は、前件が偽である時に含意の真理値が常に「不定」になるという特性も持つ。本稿では、こうした特性が、Wason 選択課題における前件否定情報の無視や条件文の解釈に影響を与えることなどを見た。

本稿のもう 1 つの主張は、既定情報が連言演算として真理値に影響を及ぼすという点にある。この既定情報と関連性の計算を前提として条件文の理解過程を考えるならば、Wason 選択課題において、条件文を他の条件文に解釈し直すような誘導推論のプロセスが必ずしも起こっているとは限らないことが導かれる。すなわち、既定情報と関連性によって問題を解こうとしている被験者は、与えられたルールを論理的に変形せず、そのままの形で理解しており、ルールの条件文と関連性を持つカードであるか否かという判断に基づいてカードを選ぶ。この立場のメリットは、ルールに否定辞を持つような Wason 選択課題において正答率が上昇する理由を自然に説明できる点にある。また、確証バイ

アスやマッチングバイアスといった経験則が使われる理由も、既定情報と関連性の効果から自然に導かれる。

さらに、日本語の条件文の理解過程については、(有田, 2006) が述べている時制句の性質から聞き手が情報の既定性を理解することができるとするなら、関連性の計算によって聞き手が話者の同一の知識に到達できることを見た。また、予測的条件文が理解の過程において誘導推論を引き起こしやすい理由も、条件文そのものが既定情報となるという点から説明できる。一方、反事実条件文と連言条件文に関しては理解の過程において互いに対照的な性質を持っており、連言条件文が決して反事実条件文に解釈され得ないことを原理的に説明できることも述べた。

本稿で論じた条件文の理解過程については、その一部については心理実験によって確認できる。例えば、Wason 選択課題のルールを、予測的条件文・反事実条件文・連言条件文として与えた場合に、被験者の選択するカードに違いが生じ、その違いは本稿で見た各条件文の理解過程における論理構造の特徴とおおまかに一致する。この点も含め、残された課題についてはまた稿を改めて議論を行ってみたい。

文献

有田節子 (2006). 時制節性と日英語の条件文. 益岡隆志（編），『条件表現の対照』, pp. 127–150. くろしお出版, 東京.

Armstrong, David M. (1973). *Belief, Truth and Knowledge*. Cambridge University Press, Chicago.

Ayer, A.J. (1981). 『知識の哲学』. 白水社.

Evans, Jonathan. St. B. T. & Lynch, J. S. (1973). Matching bias in the selection task. *British Journal of Psychology*, **64**, 391–397.

Gettier, Edmund L. (1963). Is Justified True Belief Knowledge?. *Analysis*, **23**, 121–123.

Kahneman, D. & Tversky, A. (Eds.) (1982). *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases.* Cambridge University Press, New York.

Kleene, Stephen Cole (1952). *Introduction to Metamathematics*. Ishi Press (Republished 2009).

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

Markovits, Henry. & Quinn, Stéphane. (2002). Efficiency of retrieval correlates with “logical” reasoning from causal conditional premises. *Memory and Cognition*, **30** (5), 696–706.

益岡隆志 (1993). 日本語の条件表現について. 益岡隆志（編），『日本語の条件表現』, pp. 1–20. くろしお出版, 東京.

Matsui, Michinao F. (2012). The Computational Process of "And-type" Conditionals in Japanese. CogSci2012,.

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.

坂原茂 (1985). 『日常言語の推論』. 東京大学出版会, 東京.

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.

田窪行則 (1993). 談話管理理論から見た日本語の反事実条件文. 益岡隆志（編）,『日本語の条件表現』, pp. 169–183. くろしお出版, 東京.

田窪行則 (2006). 推論と認知：言語学の立場から. 『日本認知科学会大会発表論文集』, **23**, 8–11.

田窪行則 (2010). 『日本語の構造—推論と知識管理』. くろしお出版.

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

Author's web site: `http://sils.shoin.ac.jp/~matsui/`

（受付日: 2013.1.10）