

# 高次認知研究におけるベイズ的アプローチ

中 村 國 則

成城大学

## A Bayesian approach in studies on higher-level cognition

Kuninori NAKAMURA

Seijo University

The purpose of this paper is to review the development and contribution of the Bayesian approach to higher-level human cognition. In doing so, this paper introduces several representative studies of the Bayesian approach, including causal reasoning or hypothesis testing, and argues the following: (1) the Bayesian approach is based on the theoretical assumptions of judgment and decision-making studies that are not themselves derived from Bayesian approaches, and (2) the Bayesian approach reflects a transition in the views on rationality in human thinking. Based on these arguments, this paper also proposes that, rather than emphasizing its explanatory power, the Bayesian approach can be further developed by considering fundamental problems in higher-level cognition.

**Key words:** Bayesian approach, descriptive model, higher-level cognition, optimality, rational model

キーワード：ベイズ的アプローチ，記述的モデル，高次認知，最適性，合理的モデル

### 0. はじめに

本論文の目的は、思考・推論といった高次認知過程におけるベイズ的アプローチの研究動向を概観し、その貢献や発展について議論することである。近年心理学の中では帰無仮説検定に依存したデータ分析への反省、現象の再現性を巡る議論を受けた“統計革命”の動きの中でベイズ的アプローチが大きな注目を集めるようになってきている。認知心理学の中でも早くからその有効性は認識され (Anderson, 1990)、特に2000年代以降因果推論 (Griffiths & Tenenbaum, 2005; McKenzie & Mikkelsen, 2007) や仮説検証 (Griffiths & Tenenbaum, 2005; McKenzie & Mikkelsen, 2000) といった現象の理解に関する洞察を与えてきた。本論文の目的は、思考・推論といった高次認知研究におけるベイズ的アプローチ (e.g., Chater & Oaksford, 2007; Griffiths & Tenenbaum, 2005, 2007) の貢献や意義を考えることにある。

さて、ここで一口にベイズ的アプローチといっても、認知研究におけるベイズ的アプローチには複数の立場がある。Lee (2018) によれば、認

知研究におけるベイズ的アプローチは大別して (1) 認知主体がベイズの定理を用いて目の前の情報を判断・解釈すると仮定するもの (e.g., Chater & Oaksford, 2007; Griffiths & Tenenbaum, 2005)、(2) 古典的な統計的検定に代わるパラメーター推定や仮説検定の方法としてベイズ推定を用いるもの (e.g., Kruschke, 2015)、(3) 認知モデルを得られたデータを分析するための一種の統計的モデルとみなし、この統計モデルを実装・評価するための方法としてベイズ的アプローチに立つもの (e.g., Lee & Wagenmakers, 2013)、の3種類に分類できる。

このうち、本論文で注目するのは (1) の、認知主体がベイズの定理に基づいて判断を下していくと想定するアプローチである。ここで、改めてベイズの定理を示しながらこの立場について説明したい。ある主体が与えられたデータ ( $d$ ) の生成過程を推測しようとしている状況を考えよう。ここで、 $h$  をその意思決定主体が有している生成過程に関する仮説、 $P(h)$  をその主体がデータを実際に観測する前に付与している、仮説  $h$  が正しいという確率とする。このとき、データ  $d$  が与えられ

たとき、その意思決定主体はどのように仮説  $h$  に対して有している確率を更新すべきであろうか？ ベイズの定理はこのような確率の更新の度合いを定めるものであり、

$$P(h|d) = \frac{P(h)P(d|h)}{P(d)} \quad (1)$$

と定義される。ここで  $P(d|h)$  とは尤度と呼ばれるものであり、仮説  $h$  の下で  $d$  が発生する確率を指す。本論文で扱うベイズ的アプローチとは、まさに認知主体がこのベイズの定理に基づいて判断を下すと仮定するものである。このような、ある仮説や信念を持った主体が与えられたデータに基づいて仮説を更新するという枠組みは認知を考える上で極めて自然であり、事実思考・推論研究の中では“古くて新しい”考え方であった。ベイズの定理と人間の判断の一致をみる研究は1960年代には既に存在していたし (Phillip & Edwards, 1966)、社会心理学の分野でも原因帰属 (e.g., Aizen & Fishbein, 1975) といった問題をベイズ推論の立場から説明する試みは70年代後半にすでに存在していた。そもそも認識論哲学 (e.g., Bovens & Hartman, 2003) や科学哲学 (e.g., Earman, 1992; Fitelson, 2001; Howson & Urbach, 1989) のといった分野でも、ベイズ的アプローチは古くから重要な立場の1つであったし、特にこれらの分野でも2000年代の前半は影響力のある研究や著作が公刊された時期でもあった (Bovens & Hartman, 2003; Fitelson, 2001)。すなわち、人間の思考を分析するうえでベイズ的アプローチの有効性自体は古くから認識はされており、時代の変化の中でその有効性が時には重要視されたりされなかったりしてきたのが実情だったのである。

となると、ここで重要なのは、ベイズ的アプローチのそのような側面が注目されるに至った背景、あるいはベイズ的アプローチの台頭に至るまでの高次認知研究における歴史的な変遷や研究の蓄積の部分であろう。本特集が組まれたことでも明らかなように、近年の心理学の中ではベイズ的な観点からのデータ分析やモデル化の試みが盛んであり、これは主としてマルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov Chain Monte Carlo methods: Gelfand & Smith, 1990) がもたらした1990年代中盤以降のベイズ統計学の発展に大きく起因するものと思

われる。それに対し思考・推論といった高次認知の分野ではベイズ的アプローチの有効性は早くも1980年代後半 (Klayman & Ha, 1987)、遅くとも1990年代半ば (Anderson, 1990; Oaksford & Chater, 1994) までには認識されていた。すなわち、心理学におけるベイズ統計学の有効性が認識される遙か以前に思考・推論研究ではベイズ的アプローチの有効性は認識されており、2000年代以降のベイズ的アプローチの台頭はその土台の上にあったといえる。その意味で、高次認知研究でのベイズ的アプローチの意義づけは、本特集号で扱う“統計革命”的な文脈とは異なったものと考えられる。本論文では高次認知モデルにおけるベイズ的アプローチを、このような台頭以前の研究背景を含めて解説し、どのような貢献を果たしたかについて議論することを目指すものである。

ここで著者自身の立場について述べておきたい。著者自身の研究は主として確率判断 (Nakamura, 2004; Nakamura & Yamagishi, 2009) や道徳・意図性判断 (Nakamura, 2013, 2018; 中村, 2015) 等にまつわるものであり、本論文で扱うようなベイズ的アプローチに則った研究を直接行っているわけではない。しかしながら、2000年代以降の高次認知におけるベイズ的アプローチの紹介 (中村, 2009) や、言語統計データを用いたベイズ的モデルの検討をしたこともある (和嶋ら, 2010; Wajima et al., 2011)。また、ベイズ的アプローチとは別に、高速儉約ヒューリスティック (fast and frugal heuristic: Gigerenzer, Todd, & the ABC Research group, 1999) の動向やプロスペクト理論 (prospect theory: Kahneman & Tversky, 1979) に関するレビュー論文 (中村, 2004, 2013) を書いたこともある。以上の履歴をまとめれば、著者は統計学の立場の1つとしてというよりは、むしろ認識論としてのベイズ的アプローチに関心がある研究者であり、その意味で本論文は (恐らく) 近年の心理学における統計革命という視点からベイズを捉える他の本特集号の掲載論文とは異なった趣の論文になるはずである。しかしながら、本論文で論じる内容は、ベイズ的アプローチが定着し、効力を発揮するためには何が必要か、に関わるものであり、その点では心理学におけるデータ分析の方法論としてのベイズ統計を考える示唆を与えるものとなる。

上でも述べたように、認知研究におけるベイズ的アプローチは3つの立場に分けることができ、本論文で取り上げるような認知主体がベイズの定理に従った判断を下すと仮定する立場の他に、Kruschke (2015) を中心とした統計的推測の方法としてベイズ推定を用いるもの、Lee などを中心とした認知過程の心理学的なモデルを一種の統計モデルとみなし、そのモデルの推定や構成をベイズ的に行うもの（たとえば Lee & Wagenmakers, 2013）がある。前者の立場は近年のベイズ統計学の進展を心理学的研究のデータ解析に応用することを、後者のアプローチは研究者側の事前の知識や仮定に基づいてデータ発生過程をモデリングし、背後の認知プロセスに関する洞察を得ることをそれぞれ目的とし、いずれも近年の認知科学の中では重要な地位を占めているものの、本論文では触れない。これらの立場については前者の立場については Kruschke (2015)、あるいは岡田・大久保 (2012)、後者の立場については Lee and Wagenmakers (2013)、豊田 (2017) を参照されたい。また、因果推論や認知発達に関するベイズ的アプローチの概説としては斎藤 (2017) のような優れたレビューがあるのでそちらも参照されたい。また、本研究で取り上げるベイズ的アプローチについてはすでに批判的議論（たとえば、Bowers & Davis, 2012；Jones & Love, 2011）や説明としての位置づけを整理する議論（Tauber et al., 2017）が存在するが、本論文はまずはベイズ的アプローチが何を指していたのかを論じることを主な目的とし、これらの議論についても詳述しない。興味のある読者はこれらの引用文献を参照されたい。

## 1. 1990年代までの ベイズ的アプローチの変遷

思考・推論といった高次認知の研究の中では形式論理・期待効用といった論理・数学的規則を基準として人間の思考を記述し、それらの基準への準拠、あるいは逸脱から背後の心理的メカニズムを考察するといったアプローチがとられてきた。その中でもベイズの定理は1960年代には人間の思考を表現する枠組みとして注目を集めていた。Edwards, Lindoman, and Savage (1963) ではすでに

帰無仮説検定に代わる推測統計の手法としてベイズ統計学が詳細に紹介されているし、Phillip and Edwards (1966) では、袋に含まれる色つきのポーカーチップの比率の推定という形で、人間の事後確率の推定がベイズの定理に従うかが検討されている。Peterson and Beach (1967) は1960年代以前に行われた様々な研究をレビューして、人間が実際に行うサンプリングに基づいた比率・平均・分散・相関係数といった統計量の推定が統計的・確率的法則から導かれる正解と近似することを見出した。そして確率法則が統計的推測に関する人間の心理を記述するモデルの枠組みとなると主張し、人間を確率の公理に基づいて規範的な判断を下す“直感的統計学者 (intuitive statistician)”と評した。

しかしながら1970年代からTverskyとKahnemanによる、いわゆる heuristic and bias research program (e.g., Kahneman, Slovic, & Tversky, 1982) では逆に、人間の判断がしばしば規範解から逸脱する決定を導くことが強調された。彼らは、人間が不確実な状況での判断を下す際、代表性 (representativeness; Kahneman & Tversky, 1972)、利用可能性 (availability; Tversky & Kahneman, 1973, 1974)、あるいは係留と調整 (anchoring and adjustment; Tversky & Kahneman, 1974) といった様々な簡便法を利用するため、期待効用原理や確率の公理から導かれる規範的な判断から体系的に逸脱することを、様々な実験結果から指摘し、その流れの中でベイズの定理も人間の思考の表現としては不適切であると主張したのである。

その中でもベイズ的アプローチに関連する研究として、基準確率無視 (base-rate neglect) がある。ここで基準確率無視を表す最も有名な問題として知られる“法律家-エンジニア問題” (lawyer-engineer problem; Kahneman & Tversky, 1973) をみてみよう。この研究では、実験参加者は、法律家とエンジニアで構成される100名の集団からランダムに取り出されたある人物の人物に関する記述文を与えられ、その記述文から人物が法律家ではなくエンジニアである確率の評価を求められた。参加者は2つのグループに分けられ、片方のグループは100名の集団は70名の法律家と30名のエンジニアから、もう片方のグループは30名の法律家と70名のエンジニアからなる集団から人

物はランダムに抽出されたと説明された。ベイズの定理に従えば、エンジニアである確率はもともとの集団にエンジニアが含まれる確率に影響されるはずであるが、実際の参加者の確率評価はその影響を殆ど受けていなかった。このような結果は、参加者の判断がエンジニアが集団に含まれる基準確率を無視し、ベイズの定理に基づいて確率判断を下すべき状況で、考慮すべき事前情報を無視して判断を下してしまうことを示している。Kahneman and Tversky (1973) はこの他にも様々な課題を用いて確率判断の際に基準確率が無視されることを実験的に明らかにし、このような知見から Kahneman and Tversky (1972, p. 450) は “In his evaluation of evidence, man is apparently not a conservative Bayesian; he is not Bayesian at all.” と結論した。

## 2. Oaksford and Chater (1994) による ベイズ的アプローチ

このように、Tversky や Kahneman らによる一連の研究によって、人間の思考を表現する枠組みとしては不十分であるという評価を与えられた一方で、ベイズ的なアプローチは人間の思考を表現する枠組みとして全く無視されていたというわけではない。たとえば Aizen and Fishbein (1975) は既に 1970 年代に原因帰属 (causal attribution; Kelley, 1967, 1973) を説明する枠組みとしてベイズ的なアプローチを提案しているし、Fischhoff and Beyth-Marom (1983) は様々な認知バイアスをベイズ統計の立場から整理する試みを行っている。国内でも Kameda (1985; また、亀田, 1986 も参照) は、ベイズの定理を用いてステレオタイプが人物評価に与える影響を表現し、分析する試みを行っている。Tversky や Kahneman らの攻撃の一方で、思考を表現する枠組みとしての有効性に注目する研究者は存在し、ベイズ的アプローチは完全に否定されていたわけではなかった。

そして高次認知研究の中でベイズ的アプローチの有効性を強く示したのは Oaksford and Chater (1994) の研究である。この研究は、認知主体の知識のあり方に関して一定の仮定を設ければ、一見規範的な思考からの逸脱にみえる現象に対して合理的な解釈を与えることができることを示した

ものであり、現在でもベイズ的アプローチの代表的な研究としてしばしば言及されるものである (Tauber et al, 2017)。以下に Oaksford and Chater (1994) を解説し、彼らの研究の中でベイズ的アプローチがどのような役割を果たしていたのかを議論する。

### 2.1 4枚カード問題と稀少性仮定の下でのデータ選択

Oaksford and Chater (1994) の研究は、4枚カード問題 (Wason, 1966) と呼ばれる推論課題に対する人間の反応を説明することを目指したものである。4枚カード問題とは、論理的命題のテストに関連する情報の探索を通じて、人が命題論理に従う判断ができるかを確かめようとするものである。この課題のオリジナル版では、実験参加者に “E”, “K”, “4”, “7” の4枚のカードが与えられ、“片面が母音ならば、もう片面は偶数である” という規則が成立するかを判断するために最低限めくべきカードは何か、を答えることが求められる。この場合、検討すべき規則は “p ならば q” という論理的な条件文として考えられ、4枚のカードはそれぞれ、“p である”, “p ではない”, “q である”, “q ではない” に対応する。したがって規則の真偽に関わるカードは “p である” と “q ではない” を表すカードだけであり、ここでは正答は “E” と “7” になる。しかしながら、実際には “E” と “4” を選択する参加者が多くなり、論理的推論からの逸脱を示す例として思考研究の中でしばしば取り上げられてきたものである。

Oaksford and Chater (1994) は、このような4枚カード問題の選択パターンに対し、カードの面に記してある内容に関する複数の仮説の比較するための情報獲得という観点から解釈を与えた。すなわち、認知主体は何かの推論を行う際、その推測の基となる仮説を複数持ち、データを基にそれらの仮説の中でどれが最も正しいかを決定しようとしており、そのような仮説の比較を行うための出来る限り適切なデータを探索しようとしていると考えるのである。

このような視点から出発し、Oaksford and Chater (1994) はそれぞれのカードがもたらす情報量を以下のように定式化した。ここで、相互に排他的な  $n$  個の仮説があり、どれが正しいかは不明であ

ときの不確実性  $I(H_i)$  は

$$I(H_i) = -\sum_{i=1}^n P(H_i) \log_2 P(H_i) \quad (2)$$

で表され、データ  $D$  を得たのちの不確実性は  $I(H_i|D)$  は

$$I(H_i|D) = -\sum_{i=1}^n P(H_i|D) \log_2 P(H_i|D) \quad (3)$$

となる。また、データを得たのちの個々の仮説の事後確率は、

$$P(H_i|D) = \frac{P(D|H_i)P(H_i)}{\sum_{j=1}^n P(D|H_j)P(H_j)} \quad (4)$$

になる。そして、データを得ることによってもたらされる不確実性の低減の量、すなわち獲得情報量  $I_g$  は

$$I_g = I(H_i|D) - I(H_i) \quad (5)$$

になる。ただし、データを取る以前には獲得情報量は不明であり、実際にデータを取る前に主体に分かっているのは上の獲得情報量の期待値、すなわち期待獲得情報量

$$E[I_g] = E[I(H_i|D) - I(H_i)] \quad (6)$$

である。この期待獲得情報量は、

$$E[I_g] = \left[ \sum_{k=1}^m P(D_k) I(H_i|D_k) \right] - I(H_i) \quad (7)$$

になる。ここで、

$$P(D_k) = \sum_{j=1}^n P(H_j) P(D_k|H_j) \quad (8)$$

であり、 $D_k$  はあり得る個々のデータを指す。

このような期待獲得情報量の定式化に基づき、Oaksford and Chater (1994) は、“ $p$  ならば  $q$ ” という条件文の判断を、“ $p$  と  $q$  は独立か” という仮説

選択の問題に置き換え、“ $p$  に  $q$  は従属している” という仮説 ( $M_D$ ) と “ $p$  と  $q$  は独立している” という仮説 ( $M_I$ ) の比較を、与えられたカードの裏面をみるという情報探索を通じて行っていると考えた。ここで、それぞれの仮説が  $p$  と  $q$  が生じる確率に対してどのような予測を導くのかをみてみよう (表1)。ここで、 $p$  が生じる確率  $P(p)=a$ 、 $q$  が生じる確率  $P(q)=b$  がどちらの仮説の下でも成立しているものとする。 $M_D$  の下では、 $p$  が生じれば必ず  $q$  が起こり、 $p$  が生じて  $q$  が起きないことはあり得ないので、 $P(p, q|M_D)=a$ 、 $P(p, \text{not } q|M_D)=0$  となる。逆に  $M_I$  の下では  $p$  と  $q$  は独立なので  $p$  と  $q$  が共に生じる確率は  $P(p, q|M_I)=P(p)P(q)=ab$  となり、 $p$  が生じて  $q$  が生じない確率  $P(p, \text{not } q|M_I)=a-ab=a(1-b)$  になる。一方、仮説は  $p$  が生じない状況については何も述べていないので、 $M_I$ 、 $M_D$  どちらの場合でも  $P(\text{not } p, q|M_I)=P(\text{not } p, q|M_D)=(1-a)b$ 、 $P(\text{not } p, \text{not } q|M_I)=P(\text{not } p, \text{not } q|M_D)=(1-a)(1-b)$  になる。

Oaksford and Chater (1994) はこのように2つのモデルから導かれる命題の生起確率を定式化し、参加者が “ $p$  と  $q$  は独立している” という仮説と “ $p$  に  $q$  は従属している” という仮説を比較する場合の、実験で与えられた4枚のカードがもたらす期待獲得情報量を、 $P(p)$  と  $P(q)$  を変動させながら様々な状況で計算した。その結果、 $p$  と  $q$  がともに成立している確率が低い状況で、“E” と “4” のカードの期待獲得情報量が、残りの2枚のカードより高くなることを見出した。このような結果から、Oaksford and Chater (1994) は、4枚カード問題研究において  $p$  と  $q$  を選択する誤答が典型的であるのは、実験参加者が “ $p$  と  $q$  がともに成立していることは稀である” という稀少性仮定 (rarity assumption) をおいてカード選択をしているためと説明した。すなわち、Oaksford and Chater (1994) は、人間は4枚カード問題のような実験状況では、稀少性仮定の下での最適データ選択

表1 Oaksford and Chater (1994) における従属モデル・独立モデルからみた命題の確率

	従属モデル ( $M_D$ )		独立モデル ( $M_I$ )	
	$q$ である ( $q$ )	$q$ ではない (not $q$ )	$q$ である ( $q$ )	$q$ ではない (not $q$ )
$p$ である ( $p$ )	$a$	$0$	$ab$	$a(1-b)$
$p$ ではない (not $p$ )	$(1-a)b$	$(1-a)(1-b)$	$(1-a)b$	$(1-a)(1-b)$

(optimal data selection) を行っているとし、一見論理的規範解からの逸脱と考えられた一般的な回答傾向に対して合理的な意味を与えたのである。

## 2.2 Oaksford and Chater (1994) における稀少性仮定とベイズ的アプローチの意味

Oaksford and Chater (1994) の研究は、公刊から20年以上経った今でも高次認知におけるベイズ的アプローチの代表的な研究としてしばしば言及(たとえば Tauber et al., 2017) されるものとなっている。彼らの研究に対しては当初から様々な批判があり (Evans & Over, 1996; Laming, 1996), 近年でもその理論的前提に疑問の余地があることが指摘されているが (Evans & Over, 2004; Schroyens & Schaeken, 2003; Sloman & Feinbach, 2008), 本論文はベイズ的アプローチを批判的に論じることが主目的ではないため、ここでは深く立ち入らない。むしろ、Oaksford and Chater (1994) のどこのような側面がベイズ的なのか、そしてベイズ的であるということが彼らの研究についてどれだけ本質的なかを整理しておきたい。

まず Oaksford and Chater (1994) の説明がベイズ的アプローチと位置づけられるのは、認知主体の目的や事前知識に特定の仮定をおいたうえで、その仮定に基づいたデータの情報量を定式化している点である。すなわち、推論をモデル選択とそれに関わる情報選択の問題として捉え、選択に関わるモデルという形で認知主体の事前知識を表現したうえで、それまでの研究でみられてきた選択パターンが最適データ選択として解釈できる状況が存在することを明らかにした点が重要といえる。先にも述べたように、認知主体が自らの信念に基づいて与えられたデータを解釈し、その解釈に基づいて自らの信念を更新することがベイズ的アプローチの特徴である点を踏まえれば、認知主体が2つのモデルを持った場合の情報量の期待値に従って自らの信念が更新される度合いを評価しているとみなす考えは、まさにベイズ的アプローチに則った形で自然にカード選択、あるいは因果推論を表現したものといえるだろう。

ただし一方で、Oaksford and Chater (1994) の説明における“稀少性仮定の下でのデータ選択”という発想はそもそも理屈の上ではベイズ的アプローチのみに支えられてはいない、という点も注

意したい。まず、認知主体がデータ選択をしているという想定は4枚カード問題の状況設定を自然に解釈したものであり、認知主体がベイズ的な判断を下しているかどうかとは独立して成立しているものである。また、稀少性仮定にしても認知主体の有する信念や知識に関わるものであり、それ自体はベイズ的アプローチから導かれるわけではなく、むしろ置かれることによってベイズ的アプローチが正当化される形になっている。このように、Oaksford and Chater (1994) の説明はベイズ的アプローチとは独立した4枚カード問題の課題の分析から出発し、ベイズ的アプローチを支えるために特定の仮定をおいている構造になっている点に留意すべきである。

そもそもデータ選択という視点と稀少性仮定はともに、当時までに得られていた思考・推論研究の知見に立脚したものであった。まず、思考や推論の問題をデータ選択と関連づけてみる見方は、4枚カード問題研究の文脈でも Oaksford and Chater (1994) 以外に Manktelow and Over (1991), Kirby (1994) といった研究者が提案していた。これらの研究は4枚カード問題の課題内容を分析し、4枚カード問題には単なる論理的規則の解釈の問題のみならず、どのカードをめくるべきかという意思決定の側面が含まれることを指摘し、カードをめくることによって得られるある種の認識上の効用 (epistemic utility: Kirby, 1994) という観点から説明を試みている。ベイズ的な解釈を与えたという点では確かに Oaksford and Chater (1994) は重要であるものの、主体にとっての“よさ”に基づいてカード選択を行うという想定自体は思考・推論研究の中では Oaksford and Chater (1994) 以外にも、そして何よりもベイズ的アプローチとは独立した形で認識されていたのである。

稀少性仮定についても同様に、当時の認知研究の中で注目を集めていた Anderson (1990) の合理的分析 (rational analysis) の影響が大きい。合理的分析とは、認知主体の目的を特定し、環境構造の性質を定式化したうえで、最低限の計算能力を認知主体に与えたうえで導かれる最適な行動原理を導出し、その行動原理から導かれる予測と実際の行動との対応をみるというものである。すなわち、認知主体が環境に対して適応的な判断を

下そうとしていると仮定したうえで、その目的がどの程度達成されているかをみることにより、認知主体の判断原理を理解しようとするものである (Anderson, 1990)。Oaksford and Chater (1994) の稀少性仮定に対する正当化は主としてこの合理的分析の立場に依存し、認知主体が置かれている環境構造を反映したものと考えられている。彼らの説明の妥当性はともかく (批判的な議論としては、たとえば Evans & Over, 2004; Schroyens & Schaeken, 2003; Sloman & Feinbach, 2008, などを参照)、稀少性仮定の根拠自体は認知が適応的であるという、バイズ的アプローチとは異なる理論的立場に求められているのである。

ここでさらに、人間の認知が自然環境の中で適応的に機能しているという考え方 (Anderson, 1990; Barkow, Cosmides, & Tooby, 1992; Gigerenzer, et al. 1999) 自体が、1990年代から2000年代にかけての高次認知研究における鍵概念であったことは強調しておくべきだろう。このような考え方は Anderson (1990) に限らず、当時の様々な高次認知の研究者が採用していたものである。たとえば Gigerenzer et al. (1999; 日本語の解説としては、たとえば中村, 2004を参照) は、人間が自らの適応する環境構造の情報を利用し、迅速でそれなりの成績を上げることのできる、高速儉約ヒューリスティック (fast and frugal heuristic) と呼ばれる決定ルールに基づいて決定を下している可能性を指摘している。また、Payne, Bettman, and Johnson (1993) では、人間は“適応的意思決定者 (adaptive decision maker)” であって、与えられた環境の中で出来る限り適切な意思決定方略を見出そうとすることが想定されている。そもそも Cosmides and Tooby (1992) が、いわゆる“裏切り者検知”アルゴリズム (cheater detection algorithm) を提案して以来、1990年代はいわゆる進化心理学が人間の認知の背後に進化的な適応性を見出そうとする研究を多く公刊していた時期でもあった (e.g., Barkow, Cosmides, & Tooby, 1992)。このように、認知が適応的であるという考え方は1990年代から2000年代にかけて高次認知研究の中で大きな影響を与えており、Oaksford and Chater (1994) の提案した稀少性仮定の下でのデータ選択という枠組みの中にもその影響をみてとることができるのである。

以上をまとめると、Oaksford and Chater (1994) の説明は確かにバイズ的なアプローチを含んでいるものの、その説明の中では認知主体の目的が情報選択にあり、かつその選択を行うにあたっては稀少性仮定をおいているという仮定も重要な役割を果たしており、それらがなければバイズ的アプローチも有効性や正当化の理論的根拠を持たなかった。そしてそれらの仮定は、1990年代までの、たとえば進化心理学のような研究による認知の適応性の重視といった人間観の変化によってもたらされたものであって、その意味で、Oaksford and Chater (1994) は1990年代までの高次認知研究の蓄積を土台にしていたものといえる。いいかえれば、バイズ的アプローチが定着する背後には、認知主体がバイズ的な判断を下している、といった仮定とは別の部分の高次認知の理論的發展や研究の蓄積が必要であったのである。

### 3. 2000年代のバイズ的アプローチ

Oaksford and Chater (1994) の発表以来、バイズ的アプローチは認知研究の中で徐々に注目を集め始め (e.g., Oaksford & Chater, 1998), 2000年代に入ると1990年代以降の統計的因果推論研究 (e.g., Pearl, 2000), あるいはマルコフ連鎖モンテカルロ法といった統計科学における理論的發展を背景に様々な理論的モデルを生み出すことになった (Chater & Oaksford, 2007)。高次認知の研究分野の中に限っても、因果推論 (e.g., Griffiths & Tenenbaum, 2005; Lu et al., 2008), 認知発達 (e.g., Gopnik et al., 2004; Gopnik & Wellman, 2012), 仮説検証 (Griffiths & Tenenbaum, 2007; McKenzie & Mikkelsen, 2000, 2007), といった様々な分野のモデルが存在する。

本論文は特に、2000年代後半から最も大きな影響力を発揮した J. Tenenbaum と T. Griffiths を中心としたグループの研究 (Griffiths & Tenenbaum, 2005, 2006, 2007) と、McKenzie による研究を紹介する。Tenenbaum らの研究グループは2001年頃からバイズ的アプローチに基づく研究を *Cognitive Science Society* 等で精力的に発表するとともに、*Cognition*, *Cognitive Science*, *Cognitive Psychology* といった認知研究の主要ジャーナルに数々の論文を発表し、認知科学におけるバイズ的アプローチの有

表2 Griffiths and Tenenbaum (2006) における分割表による因果帰納に要する情報の表現

	結果が存在する ( $e^+$ )	結果が存在しない ( $e^-$ )
原因が存在する ( $c^+$ )	$N(c^+, e^+)$	$N(c^+, e^-)$
原因が存在しない ( $c^-$ )	$N(c^-, e^+)$	$N(c^-, e^-)$

効性を示すことに大きく貢献してきた。一方、McKenzie は 90 年代からベイズ的アプローチに注目し (McKenzie, 1994), Oaksford and Chater (1994) の用いた稀少性仮定の下でのデータ選択という枠組みを、因果推論 (McKenzie & Mikkelsen, 2007 ; また McKenzie, 1994 も参照), 仮説検証 (McKenzie & Mikkelsen, 2000), フレーミング効果 (McKenzie, 2004 ; Tversky & Kahneman, 1981) といった 4 枚カード問題以外の推論課題に適用し、興味深い説明を与えることに成功している。これらの研究を紹介したうえで、2000 年代のベイズ的アプローチがどのように発展してきたか、その中で高次認知研究にどのような影響を与えたのかを考察したい。

### 3.1 Tenenbaum と Griffiths らのベイズ的アプローチ

本節でまず紹介するのは、2000 年代後半から高次認知研究に限らず、認知科学全般に対して大きな影響を与えた J. Tenenbaum と T. Griffiths を中心としたグループの研究である。具体的には中村 (2009) でもとりあげた、3 つの研究を紹介する。これらの論文の特徴は、因果ベイズネット (e.g., Pearl, 2000) や混合分布モデルといった、1990 年代後半から 2000 年代にかけて発展した統計科学の成果を応用して認知主体の事前知識を積極的にモデル化し、幅広い思考・推論に関する現象に新たな説明や予測を与えることを試みた点にある。これらは彼らの初期の研究に属するものであるが、近年公刊されたベイズ的アプローチに対する批判論文 (Bowers & Davis, 2012 ; Jones & Love, 2012) や理論的な位置づけを議論する論文 (Tauber et al., 2017) の中でも議論の対象とされるものであり、彼らの研究の特徴を表すものとしては適切と考えられる。

#### 3.1.1 因果推論におけるモデル

Griffiths and Tenenbaum (2005) は因果グラフを用いて因果帰納の問題を定式化し、因果推論にお

ける原因と結果の結びつきの強さを表す因果強度 (causal strength) の問題に対して統一的な説明を与えた。人間が世界を理解する上で、ある出来事が他の出来事の原因であるかどうかを知る、という因果帰納は重要な知的働きの 1 つであり、その中でも原因と結果の結びつきの強さを表す因果強度の指標の問題については多くの検討が重ねられてきた。そこでは、Griffiths and Tenenbaum (2005) に従えば、表 2 に示されるような原因 ( $e$ ) と結果 ( $c$ ) の対応表に基づいて人間が知覚する因果強度を表す様々な指標が提案されており、その中でも、 $\Delta P$  (Allan, 1980 ; Jenkins & Ward, 1965 ; Lopez et al., 1998),

$$P(e^+|c^+) - P(e^+|c^-) \tag{9}$$

あるいは因果パワー (Cheng, 1997),

$$\frac{\Delta P}{1 - P(e^+|c^-)} \tag{10}$$

の 2 つがこれまで主要なものとして位置づけられてきた。しかしながらこれまで、どちらの指標も様々な因果帰納の実験データを統一的に説明することはできなかった。

Griffiths and Tenenbaum (2006) の特徴は、因果帰納の問題は因果関係の強さの程度の推測と、背

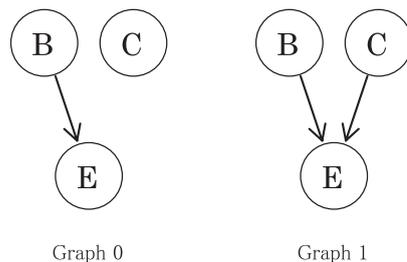


図1 Griffiths and Tenenbaum (2005) で仮定された因果構造のグラフ表現, Graph 0 が背景要因 (B) のみが結果変数 (E) の原因となることを仮定し, Graph 1 は背景要因と原因変数 (C) 双方が結果変数の原因であることを仮定する。

後の因果関係の有無に関する因果構造の推測の問題の2つを含むことを指摘したうえで、因果帰納の問題を背景変数のみが原因となっている因果モデル (Graph 0) と、背景要因に加え潜在的な原因変数が原因となっている因果モデル (Graph 1) 間のモデル選択の問題であると定式化した (図 1)。

ここでモデル選択をベイズ的に表現すると、あるデータを観察した後のモデル間の相対的な支持度の更新は、対数オッズの形では

$$\frac{\log P(\text{Graph1}|d)}{\log P(\text{Graph0}|d)} = \frac{\log P(d|\text{Graph1})}{\log P(d|\text{Graph0})} + \frac{\log P(\text{Graph1})}{\log P(\text{Graph0})} \quad (11)$$

となる。これらの項のうち、データに関連するのは右式の第一項の部分であり、対数尤度の比、あるいはベイズファクター (Bayes Factor; Kass & Raftery, 1995) と呼ばれる。Griffiths and Tenenbaum (2006) は、このベイズファクターを因果サポート (causal support) と名づけ、因果関係の強さを表す新たな指標として提案した：

$$\text{causal support} = \log \frac{P(d|\text{Graph1})}{P(d|\text{Graph0})} \quad (12)$$

その上で彼らは、Graph 1 における原因変数と結果変数の間の関数関係を、先行研究で用いられていた実験手続きから以下の3つのカテゴリに整理した。第一のカテゴリは noisy-OR であり、原因変数と背景変数のどちらか一方が存在すれば結果が確率的に生じ得る関係を表す。このような因果関係の下では、原因変数が存在しなくても一定の確率、具体的には

$$P_i(e^+|b,c; w_1, w_0) = 1 - (1 - w_0)^b (1 - w_1)^c \quad (13)$$

で生じるとされる。ここで  $w_1$ ,  $w_0$  はそれぞれ原因変数、背景変数の強さを表す母数であり、 $b$ ,  $c$  はそれぞれ原因変数、背景変数の有無を表し、存在すれば1、存在しなければ0になる。

2番目のカテゴリは AND-NOT であり、背景要因が存在しかつ潜在的な原因が存在しない場合に結果が確率的に生じ得る関係を表す。この場合、原因変数は結果変数が生じることを妨げる抑制変数になる。このカテゴリの場合、結果が生じる確率は、

$$P(e^+|b,c; w_1, w_0) = w_0^b (1 - w_1)^c \quad (14)$$

になる。

そして3番目のカテゴリとは線形母数化 (linear parameterization) であり、背景要因と潜在要因が加算的に結果の生起確率に影響するような関係を表す。また、結果が生じる可能性は、

$$P(e^+|b,c; w_1, w_0) = w_0^b + w_1^c \quad (15)$$

になる。

以上のような整理に基づき、Griffiths and Tenenbaum (2006) は、 $\Delta P$  と因果パワーの2つの指標は、Graph 1 における  $w_1$  の推定量として位置づけることができることを示した。具体的には、 $\Delta P$  は線形母数化の下での、因果パワーは noisy-OR、あるいは AND-NOT の下での  $w_1$  の最尤推定量に対応する (Griffiths & Tenenbaum, 2006, Appendix A)。つまり、Griffiths and Tenenbaum (2006) は上の定式化に基づく因果サポートという新たな指標を提案し、先行研究をその中の特殊ケースとして位置づけることにより、因果帰納に対する統一的な説明を与えたのである。

以上の説明に加え、先行研究データ (Buehner & Cheng, 1997; Lober & Shank, 2000) に対するモデルの当てはめ、および5つの新たな実験的検討から自らのモデルの妥当性を検討した。その結果、先行研究データの再分析では因果サポートは  $\Delta P$ 、因果パワーなどの指標よりも実データと高い相関を示し、かつこれら2つの指標では捉えられなかった特徴を説明することに概ね成功し、かつ新たな実験的検討の結果も因果サポートモデルを支持していた。

### 3.1.2 仮説検証のモデル

1854年の8月末、ロンドンではコレラが大流行し、一晩で500人以上もの命が失われた。当時は空気感染でコレラが伝染すると信じられていたが、医者であった John Snow は、感染者が大通りのポンプの付近に集中していることから、コレラの感染経路が水であることを見抜いた (Snow, 1855)。一方、第2次世界大戦中、ドイツの V1・V2 ミサイルの爆撃にあったロンドンでは、ミサイルが落ちた場所から推測して貧民街が集中的に狙われているとの噂が流布していた。しかし、戦後の統計的な調査からミサイルはロンドン市内に

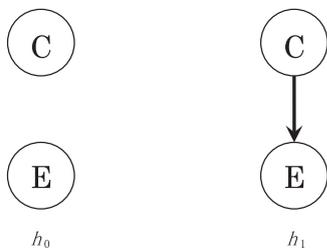


図2 Griffiths and Tenenbaum (2007) で仮定された因果構造のグラフ表現,  $h_0$ は特に原因はなく, 単なる偶然の働きで結果が生じたとするモデル,  $h_1$ が特定のメカニズムが原因となって結果が生じたとするモデルを表す。

ポワソン分布に従って落ちていたことが明らかになった (Clarke, 1946)。これらのエピソードは, 人間が時にはあるはずの規則性を見逃し, 時にはないはずの規則性を見出してしまふことを示している。Griffiths and Tenenbaum (2007) は, このようない見パラドキシカルな人間の帰納的推論を, ベイズ的な仮説検証過程として説明した。

Griffiths and Tenenbaum (2007) も Griffiths and Tenenbaum (2005) 同様, 帰納的推論を, 特定のメカニズムが原因となって結果が生じたとするモデル ( $h_1$ ) と, 特に原因はなく, 単なる偶然の働きで結果が生じたとするモデル ( $h_0$ ) との間のモデル選択と考え (図2), データを見た後の  $h_1$  の相対的な確信度を2つの仮説の対数事後オッズ, すなわち

$$\frac{\log P(h_1|d)}{\log P(h_0|d)} = \frac{\log P(d|h_1)}{\log P(d|h_0)} + \frac{\log P(h_1)}{\log P(h_0)} \quad (16)$$

として表現した。もし確信度が事後オッズに従うならば, データが規則性を持って生じていると判断されるかは尤度と事前確率の双方に依存することになる。たとえば,  $h_1$  から得られたデータに高い出現確率を見込めたとしても,  $h_1$  に対する事前確率が低い場合には  $h_1$  は支持されず, データのみた目の規則性は偶然の一致と判断されることになる。

この予測を検証するため, Griffiths and Tenenbaum (2007) は様々な確率事象を用い, 人が与えられたデータのパターンを偶然の一致によるものとみなす, あるいは規則的なメカニズムの証拠とみなす条件の特定を試みた。たとえば彼らの第1実験では, 参加者は二項事象を100回行った場合の結

果を表す8種類の数値 (47, 51, 55, 59, 63, 70, 87) から, その結果が偶然かそれとも何らかの規則性に基づくかの評価を求められた。ここで, 参加者は超能力者条件と遺伝子条件の2条件のいずれかに割り振られ, 前者の条件では, 超能力者の能力テストのためのコイン投げの予測を100回行ったうちの予測が当たった回数として, 後者の条件では, 遺伝子工学研究に基づいた性染色体を操作する薬品を与えられた100匹の雌ラットのうち, 予測どおりの性の子供を産んだ数として提示された。実験の結果,  $h_1$  の事前確率は超能力者条件では0.0004, 遺伝子条件では0.23であり, 遺伝子条件の方が高いことが明らかになった。また, “偶然の一致” 判断の結果をみると, 提示された数値が同じであっても, 得られた結果が偶然の一致であると判断した被験者の比率は超能力者条件の方が遺伝子条件よりも高かった。

以上の結果は, 人間がベイズ的な判断を行っているとする立場からの予測と一致するものである。この他にもこの論文では混合分布などを用いたより複雑な確率過程を用いた分析などを行っているが, いずれもベイズ的な立場からの予測と一致する結果を得た。

### 3.1.3 継続時間の推定のモデル

厚生労働省の調査によると, 2016年の日本人の平均寿命は女性87.14歳, 男性で80.98歳である。この情報から考えれば, 現在20代の人は大雑把に考えれば少なくともあと60年くらい生きることが期待できるだろう。では, 現在60代, 70代, あるいは80代の人とはどのくらい生きることが期待できるだろうか? このような“ある時間 ( $t$ ) まで継続した事象の最終的な寿命 ( $t_{total}$ )”の推定は, ベイズ的に考えれば,  $t_{total}$  の事前分布と  $t$  の分布から導かれる事後分布, すなわち,

$$P(t_{total}|t) = \frac{P(t_{total})P(t|t_{total})}{P(t)} \propto P(t_{total})P(t|t_{total}) \quad (17)$$

から  $t_{total}$  の推定量を選ぶ問題と表現できる。Griffiths and Tenenbaum (2006) は, このような継続時間に対する人間の推測が, 上の式に基づいたベイズ的な事後確率分布に基づいた推論に従うことを示した。

具体的に Griffiths and Tenenbaum (2006) は, 実

データの形状から事前分布を導いたうえで、刺激として与えられたそれまでの持続時間は一様分布からサンプリングされているという仮定において事後分布を求め、その事後分布の中央値を持続時間の予測値として求めた。そしてこの予測値が実際の人間の判断と一致するかを確かめるため、参加者に映画の売り上げ、詩の長さ、寿命、ファラオの在位期間、結婚期間の長さ、といった様々な題材について、それらの題材が言及する事象の持続時間の長さの推測を、“現在18歳の人の寿命はどれくらいだと思うか？”といった形で推測することを求めた。それまでの持続時間は全ての問題で5水準設定され、全ての被験者は全ての問題についてランダムに5水準のうちの1つを提示され、その後の持続時間を回答した。分析にあつては回答の中央値を分析対象とし、事後分布の予測値と比較した。その結果、被験者の回答の中央値はベイズ的な予測と非常によい一致を示した。被験者の回答傾向は問題によって大きく変化し、その変化の仕方はベイズ的な分析で仮定した事前分布の違いと対応していた。

### 3.2 McKenzieによる研究

2000年代のベイズ的アプローチのもう1つの例として、ここではCraig McKenzieによる一連の研究を取り上げる(McKenzie & Mikkelsen, 2000, 2007; また概念的な部分はMcKenzie, 2003, 2005を参照)。彼の研究はOaksford and Chater (1994)の提案した“稀少性仮定の下でのデータ選択”という枠組みを4枚カード問題以外の推論課題に適用し、それまで規範解からの逸脱と考えられてきた人間の判断にベイズ的な立場から説明を与えたものである。彼の研究は仮説検証(McKenzie & Mikkelsen, 2000)、フレーミング効果(McKenzie, 2004; Tversky & Kahneman, 1981)、因果帰納(McKenzie & Mikkelsen, 2007)など様々なものがあるが、ここでは特にMcKenzie and Mikkelsen (2000, 2007)を取り上げる。

#### 3.2.1 因果推論と稀少性仮定

McKenzie and Mikkelsen (2007)は、Griffiths and Tenenbaum (2005)同様、因果帰納の問題についてベイズ的アプローチから合理的な説明を与えたものである。McKenzie and Mikkelsen (2007)が着目したのは、因果帰納に対してデータを与える影

		変数Y	
		ある	ない
変数X	ある	セルa	セルb
	ない	セルc	セルd

図3 変数Xと変数Yの結果の対応表

響力の偏りの問題であった。因果帰納を図3のクロス表で表されるような原因と考えられる変数(C)の有無と結果と、考えられる変数(E)の有無に関する情報から因果関係の強さを評価する課題と考えるとき、原因と結果の双方が存在していることを示す情報(セルa)が他の情報(セルb, c, d)と比べて因果帰納に与える影響が強いことが知られていた(e.g. Kao & Wasserman, 1993; Levin, Wasserman, & Kao, 1993; Lipe, 1990; Schustack & Sternberg, 1981; Wasserman, Dornier, & Kao, 1990)。McKenzie & Mikkelsen (2007)はこの現象を、認知主体が“原因と結果の共起を観測できる可能性はそもそも低い”という稀少性仮定を有している場合の期待獲得情報量に従ったデータ選択の結果と解釈できることを示した。

McKenzie and Mikkelsen (2007)の説明の出発点はOaksford and Chater (1994)同様、認知主体が原因と結果の関係をみる際、原因と結果の結びつきの強さではなく、因果関係の有無の推測、すなわち因果関係があるという仮説( $H_1$ )と因果関係がないという仮説( $H_2$ )との間のモデル選択をしていると考えるところにある。この時、原因と結果が共起している(A)という情報がそれぞれの仮説の評価に対して与えるインパクトは2つの仮説の尤度比 $p(A|H_1)/p(A|H_2)$ として与えられることになる。そして、因果関係がないという仮説は原因と結果の間の連合がないことを予測するため、この仮説の下での原因と結果が共起する確率は単に $p(x)p(y)$ となり、b, c, dのセルの確率は同様に $p(x)[1-p(y)]$ ,  $[1-p(x)]p(y)$ ,  $[1-p(x)][1-p(y)]$ となる。ここで、 $p(x)$ と $p(y)$ を、たとえばともに0.1、つまり稀少性仮定が述べるように原因も結果も生じる確率が低いと考えてみよう。この時、これら4つのセルの確率はそれぞれ0.01, 0.09, 0.09, 0.81となる。

では、因果関係があるという場合のこれらの4

つのセルの確率はどうなるだろうか？ここで、仮に原因と結果の間の相関を0.5とした場合、4つのセルの確率はaから順に0.055, 0.045, 0.045, 0.855となる。この場合、それぞれのセルを観察した時の尤度比は5.5, 0.5, 0.5, 1.06であり、1より大きければ $H_1$ を、1より小さければ $H_2$ を支持していることになる。そして、このような場合で個々のセルを観察した時の情報量は尤度比に対して2を底とした対数の絶対値、すなわち

$$|LLR_j| = \text{Abs} \left( \log_2 \left[ \frac{p(j|H_1)}{p(j|H_2)} \right] \right) \quad (18)$$

で与えられ、aからdの順に、2.46, 1.0, 1.0, 0.08になる。すなわち、aを観察することが最も大きな、dを観察することが最も少ない情報量をもたらすことになる。このようなセルの情報量の大小関係は $p(x)$ ,  $p(y)$ がともに低い状況で成立する。このような結果から、McKenzie and Mikkelsen (2007)は、稀少性仮定の下では原因と結果の共起が因果推論に対して大きなインパクトを与えることに合理的な意味を与えることができることを指摘した。

### 3.2.2 Hempelのカラスとベイズ的推論

因果推論の研究の他にもMcKenzie and Mikkelsen (2000)はいわゆるHempelのカラス (Hempel's raven; Hempel, 1945) に対する人間の判断についても稀少性仮定からの解釈を与えている。Hempelのカラスとは、帰納推論における確証のパラドクスを示すものである。ここで、“すべてのカラスは黒い”という命題を検証することを考えよう。この命題は“黒くないものはカラスではない”という命題と同値であり、したがって“黒いカラス”と“黒くない、カラスでないもの”がこの命題の確証となるはずである。しかし、後者の事例をこの命題の確証とするのは、カラスに関する仮説であるにもかかわらず、カラスでないものを観察することが仮説の検証につながってしまうという点で直観に大きく反し、確証という行為に伴う哲学的な問題として捉えられてきた。

McKenzie and Mikkelsen (2000)は、前者の事例と比べて後者の事例が確証として考えられにくいのは、事例の稀少性の違いにあると考えた。すなわち、現実世界では“黒いカラス”は“黒くない、カラスでないもの”よりもはるかに稀少なもので

あり、Oaksford and Chater (1994)によって示された最適データ選択の枠組みから考えれば、前者の方が後者よりも情報のインパクトは高くなることが予測できる。このような予測に基づき、McKenzie and Mikkelsen (2000)はAとBという2種類の架空の遺伝子型と、X, Yという2種類の架空の性格類型の関係を調べるという課題状況を設定した。そして、遺伝子型A・B、および性格類型X・Yの稀少性を操作したうえで、“Aという遺伝子型を持つものは、Xという性格特性に当てはまる”，といった仮説を検証するにあたって、Aという遺伝子型を持ってXという性格類型に当てはまる人物と、Bという遺伝子型を持ってYという性格類型に当てはまる人物のどちらが仮説の確証に当たってより大きいインパクトを持つかを選択させた。実験の結果、参加者の選択は事例の稀少性に依存し、より稀少であると教示された事例の方をより確証へ大きいインパクトを有すると判断していた。

### 3.3 2つのベイズ的アプローチと説明としてのベイズモデル

ここまで2000年代のベイズ的アプローチに基づく代表的な研究を紹介してきた。本論文で紹介したもの以外にも、認知発達 (Gopnik et al., 2004; Gopnik & Wellman, 2012), 帰納的推論 (Kemp & Tenenbaum, 2009), 意味表象 (Griffiths, Steyvers, & Tenenbaum, 2007), 言語進化 (Griffiths & Kalish, 2007) などの領域で興味深いベイズ的アプローチに基づくモデルが提案され、ベイズ的アプローチは2000年代の認知科学的研究の中で大きな影響力を発揮することとなった。では、2000年代のベイズ的アプローチの研究は、高次認知研究に対して結局どのような貢献を与えたのだろうか。

まず一つ指摘しておかなければいけないのは、認知主体がベイズの定理を用いて目の前の情報を判断・解釈すると仮定してその認知をモデル化するとしても、そのモデル化には2種類の解釈があり得ることである (McKenzie, 2003, 2005; Tauber et al., 2017)。1つは合理的モデル (rational model; McKenzie, 2003, 2005), あるいは最適モデル (optimal model; Tauber et al., 2017) と呼ばれ、認知主体が与えられた環境に対して最適な推論を下していることを仮定する。もう1つは記述的モデル

(descriptive model; McKenzie, 2005; Tauber et al., 2017) と呼ばれ、認知主体の知識表現や信念、および学習による信念の更新を確率モデルとして表現・記述することを目指す。そしてこれら2種類のモデルでは、データによる実証が与える意味は大きく異なる。すなわち、前者の場合は、モデルの高い当てはまりは人間の判断が与えられた環境に対して適切であることを示す根拠となる。一方、後者の場合はモデルの高い当てはまりはモデルが人の知識を適切に表現していることを意味するものの、決して人の判断が合理的であることを意味しない。いいかえれば、記述的モデルとしてのバイズ的モデルは最適化の問題は無関係であり、むしろ認知主体を分析することが主な目的となる (Tauber et al., 2017)。このような区分は2000年代当初から McKenzie (2003, 2005) のようなバイズ的アプローチを取る研究者自身によって示されており、近年 Tauber et al. (2017) からも改めて指摘されているものである。

この合理的モデルと記述的モデルの区別からすると、2000年代のバイズ的アプローチの一つの特徴は、このような合理的モデルから記述的モデルへの視点が変化したことにあるといえる。先にも述べたように、Oaksford and Chater (1994) の説明は主として、与えられた状況の情報を利用して認知主体が適応的な判断を下すことを強調するものであった。その点で、Oaksford and Chater (1994) の説明は上の分類に従えば合理的モデルに分類することができよう。一方、2000年代の研究、特に Tenenbaum らによる研究は、記述的モデルとしてのバイズ的アプローチに分類できる。というのも、彼らはバイズ的アプローチの利点を認知主体の目的を特定し、モデルの理論的な自由度を狭めること、確率モデルの導入によって統計科学・機械学習などの研究分野との関連づけが容易になること、の2点に求めており (Griffiths, Kemp, & Tenenbaum, 2008)、これらの利点はいずれも認知主体の分析に関連するからである。与えられた環境情報を反映して判断を下していることを表現することを通じて認知主体の賢さを示す道具から、認知主体の目的や認知過程を分析する道具へ変化したことが、2000年代のバイズ的アプローチの特徴といえるだろう。

この記述的モデルとしてのバイズという立場自

体、先にも述べた Kahneman and Tversky (1973) の “man is not Bayesian at all.” というフレーズを思い起こせば非常に大きな人間観の変化である。このような立場が受け入れられるようになった背景には、恐らく Anderson (1990) や Oaksford and Chater (1994) などの合理的なバイズ的アプローチ自身を含めた、1990年代の認知研究の成果が影響していたことは確かであろう。そして、環境に対する適応性を抜きにしたバイズ的な解釈自体は70年代から存在していた (Aizen & Fishbein, 1975; Fischhoff & Beyth-Marom, 1983) ことを踏まえると、やはりバイズ的アプローチとは独立した形 (e.g., Gigerenzer et al., 1999) で現実世界の人間の賢さが示されたことの影響は無視できないように思われる。ここで筆者の私見を述べれば、少なくとも、かつての heuristic and bias research program (e.g., Kahneman, Slovic, & Tversky, 1982) で想定されていた、思考の簡便法を用いて規範解から逸脱するという人間像よりは多くの認知能力を仮定してよい、といった人間像の変化を2000年代のバイズ的アプローチは反映していたし、それに支えられていたのかもしれない。

ただしその合理的な人間観の定着と引き換えに、説明としてのバイズ的アプローチの意義づけについて疑問も生まれてきた点も指摘しておかなければならない。バイズ的アプローチに対する批判は実証的・概念的両面で様々なものがあるが (Bowers & Davis, 2012; Jones & Love, 2011)、モデルの仮定が恣意的で殆ど反証不可能である (Bower & Davis, 2012)、枠組みがあまりにも自明すぎる (Jones & Love, 2011)、現象を説明するというよりは、ただの “それらしい話” (just-so story; Bower & Davis, 2012) に過ぎないといった、説明そのもの位置づけに関わるものが多い。“はじめに” の箇所でも述べたように、認知主体が目の前のデータを基に自らの知識を更新していくというバイズ的な枠組みそのものは認識を考える上で極めて自然なものであり、合理的モデルにせよ記述的モデルにせよ、人間の認知を表現できること自体に大きな意味はないように思われる。バイズ的に表現するだけではなく、表現した先に何がみえるか、を改めて深く考えることが、これからのバイズ的アプローチが求められる問題なのかもしれない。

#### 4. ベイズ的認識論と確証度

さて、ここで前節までの議論とやや離れるが、心理学の分野を離れ、認識論哲学の方面のベイズ的アプローチの研究についても触れておきたい。認識論や哲学の世界では、情報を得る、証拠としての強さを評価するといった行為を確率でどのように表現するかといった問題についてベイズ的アプローチからの解決が試みられており、実は2000年代前半は幾つかの影響のある著作が公開された時期でもあった（たとえば Bovens & Hartman, 2003；Fitelson, 2001）。そもそも確率論の哲学の分野ではベイズ的アプローチ、あるいは主観説といった立場は有力な立場の1つであり、未だに多くの議論が積み重ねられている（e.g., Giliies, 2000）。これらの研究は心理学的な問題とも関連するものの、国内の心理学的研究ではあまり触れられることがないので、本節ではその哲学的な議論の中でも著者自身がかつて関わったこともある確証度（Degree of confirmation）にまつわる議論（e.g., Fitelson, 1999, 2001；和嶋ら, 2010；Wajima et al., 2011）を紹介したい。

確証度とは、ある仮説（ $h$ ）の検証を目的としてデータ（ $e$ ）を収集している状況で、そのデータが仮説をどの程度支持している程度を表すものである。ここで、合理的な意思決定主体が仮説の検証を目的としてデータ収集を行うことを考えよう。この場合、データを得た後の仮説 $h$ の正しさに対する信念の強さは仮説の正しさに対する事後確率、すなわちベイズの定理によって表すことができる。ただし、この事後確率はあくまでデータを取った後の仮説の正しさを表し、データが仮説を支持したかどうかは、仮説に対する事前確率（ $P(h)$ ）と比較して事後確率が高いかどうかで評価できるだろう。すなわち、事後確率が事前確率より高くなればデータは仮説を支持したことになるし、低くなっていれば支持しなかったことになる。

このように考えれば、 $c(e, h)$ をデータが仮説に対して与える確証度とすると、確証度 $c(e, h)$ は

$$c(e, h) \begin{cases} > 0, & \text{if } P(h|e) > P(h) \\ = 0, & \text{if } P(h|e) = P(h) \\ < 0, & \text{if } P(h|e) < P(h) \end{cases} \quad (19)$$

を満たすものと考えられるだろう。さて、ここで問題となるのは、確証度を上のような形で定義したとしても、式（19）を満たしうる確証度には様々なものを考えることができるという点である。上の式（19）が与える条件とは、事後確率が事前確率より高くなればデータは仮説を確証し、低くなればデータは仮説を反証することだけであって、確証の強さがどのようなものであるべきかについては明確な定義を与えるものではない。これまで、確証度が備えるべき性質に対する議論から、以下に示すような様々な確証度の規範的指標が提案されてきた（Fitelson, 1999, 2001を参照）。

$$D(e, h) = p(h|e) - p(h) \quad (20)$$

$$C(e, h) = p(h \& e) - p(h) \times p(e) \quad (21)$$

$$S(e, h) = p(h|e) - p(h|\neg e) \quad (22)$$

$$Z(e, h) = \begin{cases} \frac{p(h|e) - p(h)}{1 - p(h)} & \text{if } p(h|e) \geq p(h) \\ \frac{p(h|e) - p(h)}{p(h)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

Tentori et al. (2007) は、人間の仮説検証に対する判断がこれらの指標に従うかを検討している。彼女らの実験では、入っているボールの種類（白か黒）とその比率が既知である2種類の壺のどちらからボールを抜き出したとして、抜き出されたボールの色から、どの壺からそのボールを抜き出したかに対する確証度を評定させた。その結果、実験参加者の確信度評定は上の指標と高い相関を持ち、その中でも（23）式の $Z$ が最も高い相関を示していた（Crupi, Tentori, & Gonzales, 2007も参照）。

Crupi, Fitelson, and Tentori (2008) は、いわゆる連言錯誤（conjunction fallacy; Tversky & Kahneman, 1983）を以上の確証度を用いて説明している。連言錯誤とは、ある対象を記述する条件文が与えられた時に、その対象を表す命題文が連言である場合（“リンドは男女同権運動家で銀行の出納係”）の方が、その連言を構成する個々の命題（“男女同権運動家である”、“銀行の出納係である”）よりも成立する確率が高いとみなされる現象である。Crupi et al. (2008) は、与えられる条件文を

データ、確率評価の対象となる連言を仮説と捉えれば、連言錯誤の実験手続きが一種の仮説検証課題とみなせる点に注目し、連言錯誤の実験参加者は連言の確率ではなく、条件文が連言に対して与える確証度を評価していると説明した。そして彼らは、式(19)を満たす確証度の指標全てで、データが与えられた時の連言の確証度が、連言を構成する個々の命題の確証度を上回る場合が存在することを示し、実験参加者が確証度判断に基づいて課題に回答したために連言錯誤が生じていると論じた。

以上の確証度に関する研究が興味深いのは、認識のベイズ的な表現は、実は多様なものがあり、そもそもどうベイズ的に表現するか自体に大きな問題が存在することを示す点である。ベイズの定理はある信念を有した主体がデータに基づいてどう信念を更新すべきかを単純かつ自然に表し、その中で確証度は与えられたデータが信念の更新に対して与えるインパクトを表す基本的な指標といえる。その基本的な指標にすら多様な表現がありえることは、ベイズ的に認知を表現するだけでは問題の解決にならず、ある意味ベイズ以外の部分の理論的な考察が求められることを表していると同時に、人間の認知をベイズ的に表すとは何か、という問題を改めて考えることを求められているのかもしれない。

## 5. 結 論

ここまで本論文は、1990年代から2000年代のベイズ的アプローチの貢献や発展を概説してきた。最後に、本論文のtake home messageを述べておきたい。高次認知におけるベイズ的アプローチの動向を概観してまずいえるのは、ベイズ的アプローチが定着するためにはベイズ的とは別の側面の理論的な整理が必要であったということである。Oaksford and Chater (1994) のベイズ的アプローチの成功は、データ選択と稀少性仮定の2つの仮定に支えられたものであり、それらの仮定は認知の適応性 (Anderson, 1990; Gigerenzer et al., 1999) という、ベイズ的とは異なった文脈から与えられたものであった。また、2000年代後半のTenenbaumらのグループの成功にしても、高次認知の説明のために人間にある程度の計算能力を

認める姿勢 (Anderson, 1990; Oaksford & Chater, 1994; また、Chater et al., 2003も参照) が定着していなければ受け入れられることは難しかったように思われる。このように、2000年代以降のベイズ的アプローチの隆盛の理論的背景には、ベイズ的なものとは異なった部分での研究の蓄積や人間観の変化が必要であり、ベイズ的アプローチはその土台の上にあったのである。また、その人間観の変化に伴ってベイズ的アプローチの位置づけも変わっており (McKenzie, 2003, 2005; Tauber et al, 2017), このような点からみてもベイズ的アプローチは、ベイズ的アプローチ以外の様々な概念的整理に支えられているといえるだろう。

では、以上の高次認知研究におけるベイズ的アプローチの動向から、今後の心理学的研究についてどのような示唆が導けるのだろうか。月並みなことであるが、ベイズ的に表現するというだけで何か研究上の問題を解決できるわけではなく、ベイズという枠組みをあてはめる以前に問題について深く考え、整理することが重要ということであろう。本特集号のテーマは統計革命であり、主としてベイズ統計の導入が心理学的研究の発展や問題の解決にどう貢献するかを議論することを目的としている。もはや言い古されたことであるが、ベイズ統計学は母数の扱いや事前分布の導入の点で伝統的統計学と異なった発想に立つものである。しかし、そのような統計的推測の枠組みの問題と、心理学が現在直面する様々な問題がどこまで直接的にリンクするか、個人的には必ずしも明確ではないように思われる。また、本論文の後半の議論が示したように、ベイズ的に考えるといっても、問題のどのような側面に注目するかで考え方は異なるし、そもそも“ベイズ的”の意味自体の多重性の問題もある (たとえばGood, 1971)。この“統計革命”という流れが単なるから騒ぎで終わらないためには改めて、現在心理学が直面している方法論上の問題について整理したうえで、ベイズ的な表現が何を解決するのかを今一度考えるべきであるように思われる。

さて、筆者は意思決定や推論といった高次認知に関心を持つ研究者なので、最後にベイズ的アプローチの高次認知研究に対する貢献について今一度論じておきたい。本論文で、ベイズ的アプローチに対する批判の多くは、ベイズが何を説明し

たことになるのかに集中していることを指摘したが (Bowers & Davis, 2012; Jones & Love, 2011; Tauber et al., 2017), このような議論は実は何もベイジック的アプローチに限った話ではない。1980年代後半からRumelhart, McClelland, and PDP Research Group (1986) を嚆矢としてニューラルネットワークモデルが認知科学的研究の中で大きな影響力を発揮し始めたときも, 説明としてのニューラルネットワークモデルの位置づけについての議論があったし (たとえばForder & Pylyshn, 1988; Pinker & Prince, 1988), そもそも歴史的にみれば認知科学はある意味, 心や知性の説明とは何かを考えることから出発した分野でもある。21世紀に入ってなお繰り返し認知モデルの説明に対する位置づけが議論になるのは結局, やや自虐めいていえば何が分かれば認知が分かったことになるのか, 筆者を含め認知科学者は未だに意外とよく分かっていないということなのかもしれない。ベイジック的アプローチをとるにせよとらないにせよ, 認知とは何か, 考える・推測するとは何か, という根本的な問いから考えなおすのは重要であるし, 近年の深層学習 (deep learning: Hinton & Salakhutdinov, 2006) の発展による第3次人工知能ブームと呼ばれる現在, “知を分かる” ことを問うことの重要性はますます高まっているはず, というこれまた月並みな指摘をして, 筆をおくこととしたい。

### 引用文献

- Aizen, I., & Fishbein, M. (1975). A Bayesian analysis of attribution processes. *Psychological Bulletin*, 82, 261–277.
- Allan, L. G. (1980). A note on measurement of contingency between two binary variables in judgment tasks. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 15, 147–149.
- Anderson, J. R. (1990). *The adaptive character of thought*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Barkow, J. H., Cosmides, L., & Tooby, J. (1992). *The Adapted mind: Evolutionary psychology and the generation of culture*. Oxford University Press.
- Bovens, L., & Hartman, S. (2003). *Bayesian epistemology*. Oxford University Press.
- Bower, J. S., & Davis, C. J. (2012). Bayesian just-so stories in psychology and neuroscience. *Psychological Bulletin*, 138, 389–414.
- Buehner, M., & Cheng, P. W. (1997). Causal induction: The Power PC theory versus the Rescorla-Wagner theory. In M. Shafto & P. Langley (Eds.), *Proceedings of the 19th annual conference of the cognitive science society* (pp. 55–61). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Chater, N., & Oaksford, M. (Eds.) (2007). *The probabilistic mind: Prospects for Bayesian cognitive science*. New York: Oxford University Press.
- Chater, N., & Oaksford, M., Nakisa, R., & Redington, M. (2003). Fast, frugal, and rational: How rational norms explain behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 90, 63–86.
- Cheng, P. (1997). From covariation to causation: A causal power theory. *Psychological Review*, 104, 367–405.
- Clarke, R. D. (1946). An application of the Poisson distribution. *Journal of the Institute of Actuaries (London)*, 72.
- Cosmides, L. & Tooby, J. (1992). Cognitive adaptations for social exchange. In J. H. Barkow, L. Cosmides, & J. Tooby (Eds.), *The adapted mind: Evolutionary psychology and the generation of culture* (pp. 163–228). Oxford: Oxford University Press.
- Crupi, V., Fitelson, B., & Tentori, K. (2008). Probability, confirmation, and the conjunction fallacy. *Thinking & Reasoning*, 14, 182–199.
- Crupi, V., Tentori, K., & Gonzalez, M. (2007). On Bayesian measures of evidential support: Theoretical and empirical issues. *Philosophy of Science*, 74, 229–252.
- Earman, J. (1992). *Bayes or Bust: A critical examination of Bayesian confirmation theory*. Cambridge MA: MIT Press.
- Edwards, W., Lindoman, H., & Savage, L. J. (1963). Bayesian statistical inference for psychological research. *Psychological Review*, 70, 193–242.
- Evans, J. S. B. T., & Over, D. E. (1996). Rationality in the selection task: Epistemic utility versus uncertainty reduction. *Psychological Review*, 103, 356–363.
- Evans, J. S. B. T., & Over, D. E. (2004). If. Oxford, England: Oxford University Press.
- Fischhoff, B., & Beyth-Marom, R. (1983). Hypothesis evaluation as a Bayesian inference. *Psychological Review*, 90, 239–260.
- Fitelson, B. (1999). The plurality of Bayesian measures of confirmation and the problem of measure sensitivity. *Philosophy of Science* 66 (Proceedings), S362–S378.
- Fitelson, B. (2001). A Bayesian account of independent evidence with applications. *Philosophy of Science*, 68, S123–S140.
- Forder, J., & Pylyshn, Z. (1988). Connectionism and cognitive architecture: A critical analysis. *Cognition*, 28, 3–71.
- Gelfand, A. E., & Smith, A. F. M. (1990). Sampling-based approaches to calculating marginal densities. *Journal of*

- American Statistical Association*, 85, 398–409.
- Gigerenzer, G., Todd, P., & the ABC Research group. (1999). *Simple heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- Giliies, D. (2000). *Philosophical theories of probability*. Routledge.
- Good, I. J. (1971). 46656 varieties of Bayesians. *American Statisticians*, 25, 62–63.
- Gopnik, A., Glymour, C., Sobel, D., Schulz, L., Kushnir, T., & Danks, D. (2004). A theory of causal learning in children: Causal maps and Bayes nets. *Psychological Review*, 111, 1–31.
- Gopnik, A., & Wellman, H. M. (2012). Reconstructing constructivism: Causal models, Bayesian learning mechanisms, and the theory theory. *Psychological Bulletin*, 138, 1085–1108.
- Griffiths, T. L., & Kalish, M. L. (2007). Language evolution by iterated learning with Bayesian agents. *Cognitive Science*, 31, 441–480.
- Griffiths, T. L., Kemp, S., & Tenenbaum, J. B. (2008). Bayesian models of cognition. In R. Sun (Ed.), *The Cambridge handbook of computational cognitive modeling*. Cambridge University Press.
- Griffiths, T. L., Steyvers, M., & Tenenbaum, J. B. (2007). Topics in semantic representation. *Psychological Review*, 114, 211–244.
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2005). Structure and strength in causal induction. *Cognitive Psychology*, 51, 354–384.
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2006). Optimal predictions in everyday cognition. *Psychological Science*, 17, 767–773.
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2007). From mere coincidences to meaningful discoveries. *Cognition*, 103, 180–226.
- Hempel, C. G. (1945). Studies in the logic of confirmation (I.) *Mind*, 54, 1–26.
- Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 28, 504–507.
- Howson, C., & Urbach, P. (1989). *Scientific reasoning: The Bayesian approach*. Chicago: Open Court.
- Jenkins, H. M., & Ward, W. C. (1965). Judgment of contingency between responses and outcomes. *Psychological monographs: General and Applied*, 79, 1–17.
- Jones, M., & Love, B. (2011). Bayesian fundamentalism or enlightenment? On the explanatory status and theoretical contributions of Bayesian models of cognition. *Behavioral and Brain Sciences*, 34, 169–231.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1972). Subjective probability: A judgment of representativeness. *Cognitive Psychology*, 3, 430–454.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1973). On the psychology of prediction. *Psychological Review*, 80, 237–251.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263–291.
- Kahneman, D., Slovic, P., & Tversky, A. (1982). *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. Cambridge University Press.
- Kameda, T. (1985). Stereotype-based expectancy and academic evaluation: The joint influence of prior expectancy and the diagnosticity of current information. *Japanese Psychological Research*, 27, 163–172.
- 亀田達也 (1986) ステレオタイプに基づく予期が社会的判断に及ぼす効果 心理学研究, 57, 27–34.
- Kao, S.-F., & Wasserman, E. A. (1993). Assessment of an information integration account of contingency judgment with examination of subjective cell importance and method of information presentation. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19, 1363–1386.
- Kass, R. E., & Raftery, A. E. (1995). Bayes factors. *Journal of the American Statistical Association*, 90, 773–795.
- Kelley, H. H. (1967). Attribution theory in social psychology. In D. Levine (Ed.), *Nebraska Symposium on Motivation (Vol. 15)*. Lincoln: University of Nebraska Press.
- Kelley, H. H. (1973). The processes of causal attribution. *American Psychologist*, 28, 107–128.
- Kemp, C., & Tenenbaum, J. B. (2009). Structured statistical models of inductive reasoning. *Psychological Review*, 116, 20–58.
- Kirby, K. N. (1994). Probabilities and utilities of fictional outcomes in Wason’s four-card selection task. *Cognition*, 51, 1–28.
- Klayman, J., & Ha, Y. W. (1987). Confirmation, disconfirmation, and information in hypothesis testing. *Psychological Review*, 94, 211–228.
- Kruschke, J. K. (2015). *Doing Bayesian data analysis, second edition: A Tutorial with R, JAGS, and Stan*. Academic Press/Elsevier.
- Laming, D. (1996). On the analysis of irrational data selection: A critique of Oaksford and Chater (1994). *Psychological Review*, 103, 364–373.
- Lee, M. D. (2018). Bayesian methods in cognitive modeling. *The Stevens’ handbook of experimental psychology and cognitive neuroscience, fourth edition*. Wiley.
- Lee, M. D., & Wagenmakers, E. J. (2013). *Bayesian cognitive modeling: A practical course*. Cambridge University Press.
- Levin, I. P., Wasserman, E. A., & Kao, S.-F. (1993). Multiple methods for examining biased information use in contingency judgments. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 55, 228–250.

- Lipe, M. G. (1990). A lens-model analysis of covariation research. *Journal of Behavioral Decision Making*, 3, 47–59.
- Lober, K., & Shanks, D. (2000). Is causal induction based on causal power? Critique of Cheng (1997). *Psychological Review*, 107, 195–212.
- López, F. J., Cobos, P. L., Caño, A., & Shanks, D. R. (1998). The rational analysis of human causal and probability judgment. In M. Oaksford & N. Chater (Eds.), *Rational models of cognition* (pp. 314–352). Oxford: Oxford University Press.
- Lu, H., Yuille, A. L., Liljeholm, M., Cheng, P. W., & Holyoak, K. J. (2008). Bayesian generic priors for causal learning. *Psychological Review*, 115, 955–984.
- Manktelow, K. I., & Over, D. E. (1991). Social roles and utilities in reasoning with deontic conditionals. *Cognition*, 39, 85–105.
- McKenzie, C. R. M. (1994). The accuracy of intuitive judgment strategies: Covariation assessment and Bayesian inference. *Cognitive Psychology*, 26, 209–239.
- McKenzie, C. R. M. (2003). Rational models as theories—not standards—of behavior. *Trends in Cognitive Science*, 7, 403–406.
- McKenzie, C. R. M. (2004). Framing effects in inference tasks—and why they are normatively defensible. *Memory and Cognition*, 32, 874–885.
- McKenzie, C. R. M. (2005). Judgment and decision making. In K. Lamberts & R. L. Goldstone (Eds.), *Handbook of cognition* (pp. 321–338). London: Sage.
- McKenzie, C. R. M., & Mikkelsen, L. A. (2000). The psychological side of Hempel’s paradox of confirmation. *Psychonomic Bulletin and Review*, 7, 360–366.
- McKenzie, C. R. M., & Mikkelsen, L. A. (2007). A Bayesian view of covariation assessment. *Cognitive Psychology*, 54, 33–61.
- 中村國則 (2004) 高速俊約ヒューリスティックをめぐる実証的・概念的議論の動向 心理学評論, 47, 253–277.
- Nakamura, K. (2004). The alternative explanation to the alternative-outcome effect and the detection of focal outcome effect. *Japanese Psychological Research*, 46, 44–55.
- 中村國則 (2009) 認知科学におけるベイズ的アプローチに関連した文献紹介 認知科学, 12, 523–529.
- Nakamura, K. (2013). A closer look at moral dilemmas: Latent dimensions of morality and the difference between the trolley and footbridge dilemmas. *Thinking and Reasoning*, 19, 178–204.
- 中村國則 (2013) 確率加重関数の理論的展開 心理学評論, 56, 42–64.
- 中村國則. (2015) わが身に降りかかる災いはわざとではない: Knobe 効果に対する確率と因果構造の影響 認知科学, 22, 447–455.
- Nakamura, K. (2018). Harming is more intentional than helping because it is more probable: The underlying influence of probability on the Knobe effect. *Journal of Cognitive Psychology*, 30, 129–137.
- Nakamura, K., & Yamagishi, K. (2009). How strong is the comparison-to-the-strongest? Empirical Test of the Comparison-to-the-strongest Heuristic in Probability Judgment. *Japanese Psychological Research*, 51, 96–102.
- Oaksford, M., & Chater, N. (1994). A rational analysis of the selection task as optimal data selection. *Psychological Review*, 101, 608–631.
- Oaksford, M., & Chater, N. (Eds.) (1998). *Rational models of cognition*. Oxford: Oxford University Press.
- 岡田謙介・大久保衛重 (2012) 伝えるための心理統計: 効果量, 信頼区間, 検定力 勁草書房.
- Payne, J. E., Bettman, J. R., & Johnson, E. J. (1993). *The adaptive decision maker*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Pearl, J. (2000). *Causality: Models, reasoning and inference*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Peterson, C. R., & Beach, L. R. (1967). Man as intuitive statistician. *Psychological Bulletin*, 68, 29–46.
- Phillip, L. D. & Edwards, W. (1966). Conservatism in a simple probability inference task. *Journal of Experimental Psychology*, 72, 346–354.
- Pinker, S., & Prince, A. (1988). On language and connectionism: Analysis of a parallel distributed processing model of language acquisition. *Cognition*, 23, 73–193.
- Rumelhart, D., McClelland, J. & PDP Research Group. (1986). *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition: Foundations*. The MIT Press.
- 斎藤元幸 (2017) 因果性の学習と推論における因果ベイズネットについて 認知科学, 24, 79–95.
- Schroyens, W., & Schaeken, W. (2003). A critique of Oaksford, Chater, and Larkin’s (2000) conditional probability model of conditional reasoning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 29, 140–149.
- Schustack, M. W., & Sternberg, R. J. (1981). Evaluation of evidence in causal inference. *Journal of Experimental Psychology: General*, 110, 101–120.
- Sloman, S. A., & Fernbach, P. M. (2008). The value of rational analysis: An assessment of causal reasoning and learning. In N. Chater & M. Oaksford (Eds.), *The probabilistic mind: Prospects for Bayesian cognitive science* (pp. 485–500). New York, NY: Oxford University Press.
- Snow, J. (1855). *On the mode of communication of cholera*. London: John Churchill.
- Tauber, S., Navarro, D. J., Perfors, A., & Steyvers, M. (2017).

- Bayesian models of cognition revisited: Setting optimality aside and letting data drive psychological theory. *Psychological Review*, *124*, 410–441.
- Tentori, K., Crupi, V., Bonini, N., & Osherson, D. (2007). Comparison of confirmation measures. *Cognition*, *103*, 107–119.
- 豊田秀樹 (2017) 実践バイズモデリング 朝倉書店.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, *5*, 207–232.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, *185*, 1124–1131.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, *211*, 453–458.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1983). Extensional versus intuitive reasoning: The conjunction fallacy in probability judgment. *Psychological Review*, *90*, 293–315.
- 和嶋雄一郎・中村國則・寺井あすか・山岸侯彦・中川正宣 (2010) 連言錯誤に対する言語統計的アプローチ 日本認知科学会第27回大会論文集, O1–O2.
- Wajima, Y., Nakamura, K., Terai, A., Nakagawa, M., & Yamagishi, K. (2011). A text corpus analysis approach to the conjunction fallacy. Proceedings of the *Thirty-third Annual Conference of the Cognitive Science Society*, 1527–1532.
- Wason, P. C. (1966). *Reasoning*. In Foss, B. M. (Ed.), *New horizons in psychology*. Harmondsworth: Penguin.
- Wasserman, E. A., Dorner, W. W., & Kao, S.-F. (1990). Contributions of specific cell information to judgments of interevent contingency. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *16*, 509–521.

— 2018. 2. 3 受稿, 2018. 3. 7 受理 —