

概念同定の確率論モデルと プロセスモデル

藤 田 昭 彦

1. はじめに——2つのアプローチ——

概念同定 (concept identification) は、広義の概念学習のうち、主に属性学習の位相をさし、人工概念を発見する仮説検証過程としてとらえられることが多い。仮説検証過程に対する数理心理学関連分野からの研究には、現在2つの異なる流れが認められる。ひとつの大きな流れは、数理心理学の中核をなす確率論的なモデル構成によるアプローチである。30年ほど前に、元々異なる心理学上の問題に取り組んでいた人々が、それぞれの研究方法の厳密性を追求する過程で、共通して用具としての数学に出会ったときに、数理心理学が生まれてきたのである。新しい方法論の追究は、主に数学的(確率論的)モデルの構築を通して、数理心理学の共通基盤を確立し、科学の経済性 (parsimony)、演繹的予測性、形式性などを基本特性とするに至った。確率論モデルの概念同定研究への適用は、含まれる心理過程に関する仮定をできるだけ単純な数式で表現し、過程全体の近似的な予測を目指していた。

もうひとつの流れは、数理心理学の方法に照らせばやや異質であり、現在では独自の優勢な領域を確立している、コンピュータを理論的道具とした情報処理的接近である。概念同定への情報処理的アプローチは、コンピュータ上に疑似的な人間を作り出し、生の人間が行う仮説検証過程をシミュレートする形で明らかにしようとするものである。

コンピュータは、多くの科学分野で現在盛んに利用され、技術的道具としての有用性が広く認められている。数理心理学においても、計量心理学と同様に数値処理作業を多く含むために、学問領域として成立してきた当初からコンピュータを利用する可能性がきわめて大きかった。そして実際に、コンピュータは確率論モデルのパラメータ推定などに威力を発揮し、手計算では

2 (藤田)

求めることが困難なゆえに考えられさえしなかった構造のモデル（多数の構造パラメータを推定することが求められる）を構築することも可能にしてきた。Estes (1982) はコンピュータの利用について、ただ1つのパラメータを推定するために何度も夏休みをすごし、また誘導計算のために1冊の本を埋めつくしたことを思うと隔世の感がある、と述懐している。このように、数理心理学の展開にコンピュータが大きく貢献したのは事実であるが、しかしコンピュータ自体は数理心理学の本質的な要素ではない。コンピュータと数理心理学とは単に、目標達成のための一手段という技術的な関係であるにすぎない。

Newell & Simon (1963) は、「心理学におけるコンピュータ」を論じたが、数理心理学の1章にこの考察が含まれることを歴史的な出来事としている。そして一般に、コンピュータ＝計算＝数学という連想により、コンピュータと数学との密接な関連性が考えられるのであるが、Newell らは、両者の間に必然的な関係はないという。彼らはむしろ、本質的な理論的用具としてコンピュータをとらえた、他の数値計算的利用とは著しく異なる心理学におけるコンピュータの意義を強調する。人間の認知過程に対する情報处理的アプローチのうち、コンピュータ・シミュレーションモデルによる研究は、このようなコンピュータを理論的用具として位置づける典型的な事例である。

コンピュータ・シミュレーションモデルでは、心理過程がコンピュータ上に仮想的に構成され、疑似的被験者（仮想的心理過程）から反応その他の固有のプロトコルが生成される。すなわち、疑似的にすぎないのであるが、そこには「個性的」被験者が存在することになる。モデルが被験者の個性を表現するパラメータを組みこむと、個性に応じた固有の反応系列が予測的に把握されうるのである。特定個人の心理過程を仮想的に構成するこの種のモデルは、プロセスモデルとよばれる。これは確率論モデルに対して、決定論的な過程の把握を行うものである。

概念同定を仮説検証過程として議論してきた確率論モデルとプロセスモデルであるが、両者は対照的な性質の予測を誘導するものである。プロセスモデルは、その方法論のゆえに、確率論モデルの基本原則に挑戦するものといっていよい。数理心理学のアイデンティティにかかわる両者の対立をどのようにとらえればよいのかは、重大な問題といわねばならない。この論文では、両種のモデルを比較考察し、モデル研究の今後の方向を探ってみたい。

2. 概念同定の確率論モデル

確率論モデルの形式的側面に注目すると、それは心理学の事実と直接のかわりをもたない抽象化された確率事象を表現するものに過ぎない。確率事象が具体的にいかなる心理学的事象を表すものであるか、またどのようなプロセスを反映するかが、心理学の吟味すべき課題になる。この言い方は心理学研究にとって本末転倒の表現であるが、数理心理学のモデル構成的アプローチには、ややもすれば数学的形式を整えることに急なあまり、過去にこうした事態も生じていた。心理学研究であるかぎり、モデルの形式よりも、人間その他の生活体の事実から出発すべきであることは言うまでもない。

連合論的学習理論が優勢であった時代に、Estes (1950) は、後に「刺激抽出理論」とよばれるようになる統計的学習理論を提唱した。刺激抽出理論は条件づけによる学習理解という時代精神を反映した数学的表式であった。ここでは、学習は刺激と反応の間の連合を形成することによって成立すると考えられ、連合形成の統計的(確率的)特性を記述しようとしていた。基礎理論としての刺激抽出理論は広い応用可能性を有し、実際、確率学習・選択弁別学習など単純な学習事態に適用されてきた。

概念同定もまた、刺激抽出理論に基づく確率論モデルを構築し、多様に研究されてきた領域のひとつである。この問題分野の最初の試みは、Bourne & Restle (1959) による条件づけ・順応の過程を想定したモデルである。心理学的な観点からは、伝統的な学習解釈、とくに弁別学習の原理を人間の概念同定に適用したものであり、新しい理解が確立されたのではない。これは、Restle (1955) の弁別学習の数学的モデルが基礎になっているが、元来、単純な(たとえば、動物の)学習事態について定式化された刺激抽出理論が形を整えて、人間の高次な学習(認知)機能に適用された点で意義深い。モデルの基本仮定から演繹的に新しい実験状況が示唆され、モデルの予測が合理的なものであるかどうかを検証される。彼らは、刺激手がかりの加法性について、モデルの予測の適合を確かめている。

こうして、概念同定の数学的モデルが構築されたのであるが、しかし、この時点ですでに、概念学習の解釈に、Bruner, Goodnow, & Austin (1956) によって「仮説」ないしストラテジーの考えが導入されていたにもかかわらず、構築された数学的モデルの基本仮定は、刺激一反応の条件づけによる連

合そのものであった。条件づけ理論に対立する学習のとらえ方における「仮説」概念は、Lashley (1929), Krechevsky (1932) にその起源を認めうるが、学習の「連続・不連続論争」の経過の中で Spence (1940) らに否定されたのち、永らくの間ほとんど等閑視されていた。この点で、Bruner らの『思考の研究』(1956) は画期的な業績というべきであり、今日の認知心理学の再生を予表する研究であった。「仮説」概念は、1960年代になり、いくつかの研究成果を契機にして、復活してくる。

「仮説」概念の再生に直接つらなる先駆的業績に、Harlow (1949, 1950) の「学習セット」・錯誤要因説がある。彼は、弁別学習事態で、単純な条件づけによっては解釈が容易でない「いかに学習するかを学習する」という事実を発見し、問題に対する学習セットが形成されるため、と考えた。そして、学習セットが形成されるまでの過程について、各個体がなす錯誤を分析する必要があると主張した。Levine (1959) は、これを受けて、単純ではあるが体系的な錯誤分析を提唱し、反応パターンを分類する基準を与えている。錯誤のみならず正解をも含む一般的な反応パターンとして反応過程をとらえる視点を導入したのである。この段階で、反応パターンは、単に錯誤要因というよりも、Krechevsky のいう「仮説」と呼ぶのが適切になったのである。

従来の学習理論に疑問を投げかけたもうひとつの研究は、Rock (1957) の言語学習に関する実験である。条件づけ理論を基盤にした、「学習は連続的に漸進する」という一般的な了解に対して、彼は、言語学習は漸増的であるとはいえむしろ、全無的 (all-or-none) である、という報告を行った。「学習は、反復訓練によって徐々に完成される」という常識に真っ向から対立するこの言説は多くの議論をまきおこした。Estes もこの報告を深刻に受け止めたひとりである。彼自身は、条件づけ理論の枠組の中で刺激抽出理論を展開していたのであるが、新たな実験を行うことで、学習が全無的に生起しうることを確認するにいたった (Estes, 1960)。条件づけ理論の立場を全く放棄したのではないが、全無的学習生起を許容する数学的モデルの解釈を刺激抽出理論に与えたのである。Estes (1982) は、後に回顧して、条件づけ理論を単に否定するだけでなく、それに加えて新しい事実を含む全体を把握するような理論を創造しようと考えた、と述べている。

全無的な学習生起は、再生してきた「仮説」概念に非常に馴染みやすい事実である。また、全無的学習を表す数学的モデルは構造が比較的単純で扱い

やすいものになる。このような理由のために、その後の数学的モデルは全無的学習を想定した形が多くなる。もっとも、それらのモデルは、学習全般に認められる連続的変化を予測しうるものではある。

概念同定の数学的モデルについても、全無的学習が生起するという観点から構築されたものが多い。それらの出発点にあたるものは、Restle(1962)のモデル、およびそれに続く Bower & Trabasso (1964) のモデルである。これらのモデルは、以降のほとんどの概念同定モデルの基礎になっている。とくに Restle (1962) のモデルは、仮説概念 (当初は、ストラテジーとよんだが、後に仮説と称するようになった) を導入し、仮説検証過程として概念同定過程をとらえたものであり、しかも全無的学習が生じる、とした点で、重要な意義をもつものである。

筆者 (1975, 1980) は既に、Restle (1962) および Bower & Trabasso (1964) モデルの基本的仮定とその構造について考察しているので、重複を避け、両モデルを簡単に考察しておきたい。以下では、便宜のために、Restle モデルをRモデル、Bower & Trabasso モデルをBTモデルとよぶことにする。

Rモデルは、与えられた刺激に対応する仮説が被験者の内に存在し、仮説集合 H を構成すると仮定する。被験者は、反応を決定する仮説を集合 H から抽出する。抽出された仮説は、導いた反応の結果 (強化) に応じて、3つの部分集合 C 、 W 、および I のいずれかに属するものと解釈される。部分集合 C は常に正反応に導く仮説からなり、部分集合 W は常に誤反応に導く仮説からなる。また、部分集合 I は、ときには正反応に導き、ときには誤反応に導く仮説から構成されている。Rモデルの1つの大きな意義は、外部にとどめて考えられていた刺激要素を、仮説という形で生活体の内部に取り込んだ点にある。生活体内部の要素を前面に打ち出して議論しようとしたことは、徐徐にきざしてきた認知的観点の先駆けともいえるものである。

Rモデルでは、被験者の課題を、「なんとかして部分集合 C から仮説を抽出すること」と規定する。全体に、抽出仮説が正反応を導いているかぎり、次の反応も同じ仮説によって規定されるが、しかし誤反応に終わったときには、その仮説はいったん捨てられ、もう1度別に仮説を抽出し、その仮説が次の反応を規定する、と仮定される。そして、仮説抽出のプロセスは、1度に抽出される仮説数に関して、3通りに仮定される。最も単純な仮定は、1度に1個の仮説を抽出し、チェックすると考えるものである。被験者は、反

応に先立って1個の仮説を抽出しており、その仮説によって規定される反応を行う。もし反応が正しければ、次の試行にも同じ仮説をもちつづけるが、もし反応が間違いであれば、現在の仮説を捨てて次の試行のための仮説抽出を行う。反応のための仮説抽出は、誤反応のあとごとに行われると仮定される。また、結果として失敗に終わった仮説は棄却されるのであるが、あくまで一時的な棄却にすぎないと仮定される。すなわち、棄却される仮説は常に元の仮説集合に戻されると考えるのである。正解に到達するまでの試行において、以前に棄却された仮説が、再び抽出される可能性をもつ。これは、心理学的には、チェックした仮説についての記憶がないということに相当する。心理学的な「無記憶」仮定は、復元仮説抽出プロセスとして数学的にモデル化されるのである。

Rモデルの第2の変形体では、被験者は、可能な仮説の全てを1度に抽出し、徐々に不適切な仮説を除去をしていくことによって、正仮説に到達すると仮定される。すなわち、ある試行において、抽出されている仮説集合のうち、反応を規定する仮説以外の仮説は除去もしくは棚上げされる。そして反応が正しければ、現在保持している仮説のうち、矛盾する反応に導く可能性のある仮説（部分集合Iに属する仮説である）がさらに除去されて、次の試行に進む。もし反応が間違いであれば、仮説集合は常に出発点の状態に復帰すると仮定する。ここでも、被験者は全仮説集合について完全な記憶をもちえず、現にかかっている仮説についてだけ記憶していると仮定される。

Rモデル第3変形体は、上述の第1、第2変形体の中間的な存在である。仮説のランダム・サンプルが構成されると仮定する。1度に抽出される仮説数が、1個でもなく全てでもない一定数であると仮定される。基本的な仮説検証プロセスについての仮定は、他の変形体と変わらない。Rモデルの3つの変形体は、被験者が1度に考慮しうる仮説数が異なると考えているのであるが、いずれも同一の定理に至ることが証明されている。ただし、この同一性は、学習中の正誤反応系列の予測について成り立つものであり、あくまで無記憶仮定（仮説のランダム抽出および復元抽出）を前提としていることに注意しなければならない。Restleは、3種の変形体の同一性の証明に基づいて、数学的処理の単純な1仮説型モデルに代表させて、モデルの検討を進めている。手がかりの加法性についての事態などへのモデルの適合は非常によいことが示された。

Bower & Trabasso (1964) は、Rモデル (1 仮説型) をさらに単純化して、大学生による概念同定事態に適用している。BTモデルは典型的な確率論モデルであり、Bower (1961) が刺激抽出理論に基づいて構築した全無的対連合学習のモデルを、形式的基礎にもつ。いわゆる2状態マルコフ連鎖、ないし3状態マルコフモデルの形をとり、被験者の反応結果と内的な学習状態を結びつけて考えるものである。BTモデルは、単純な仮定から様々な学習過程の統計的特性の表式を誘導し、適当なパラメータ値 (通常、モデルと実験事態とを結びつけるために、実験データの一部から推定される) について系列統計量の予測を行っているが、それらは実験事実によく適合することが確かめられている。

BTモデルは反応の正誤に関しては確かに事実によく適合することが認められるのであるが、異なる学習測度については必ずしも適合がよくない。たとえば、学習規準に達するまでの試行における反応確率が定常であるのに対して (モデルは定常性を予測する)、反応潜時は試行が進むにつれて減少する (Erickson, Zajkowski, & Ehmann, 1966)。このような実験事実は、構造的には、モデルの学習パラメータに反映するものであり、したがって状態移行の確率 c が恒常でないことになる。また、被験者の内部で進行するプロセスをより明示的にとらえるために、コンピュータ・シミュレーションモデルとして、Gregg & Simon (1967) は確率論的なBTモデルに対するプロセスモデルを提案した。そこには、これまでの概念同定の数学的モデルが前提としていた仮説検証の「無記憶」仮定に対する修正が盛り込まれていた。Trabasso & Bower (1968) はそこで、反直観的な「無記憶」仮定を修正したモデルとして、局部一貫的仮説検証プロセスを想定する修正BTモデルを提示する。被験者は検証した仮説についてわずかながら記憶しており、直前に反証された仮説を再抽出することはない、しかし一定時間以上が経過すれば、その仮説が再び抽出されうる、と仮定する。

修正記憶仮定に基づく概念同定の数学的モデルは、修正BTモデルを引き継ぐ形で、現在までに、Millward & Wickens (1974) のHEモデル、Chumbley (1969) のHMモデル、さらにCotton (1974) の提案がある。被験者の記憶を考慮しようとしたモデルではあるが、実際には、仮説に関する部分的な記憶を認める一方で、それらの仮説を検証するために吟味されたはずの刺激事例についての記憶には言及しない (むしろ、事例の記憶は存在しないと

仮定する場合もある), という幾分矛盾的な仮定を行っている。モデルとしてできるだけ単純であり, 数学的に取り扱いやすいということは大事な要素ではあるが, 本質的な現実をモデルに反映する努力が必要なことはいうまでもない。

3. 概念同定のプロセスモデル

実験心理学研究は, 元来, 客観性のある方法で行動の法則を追究することを目的としていた。そこでは個人差に配慮しながらも, 主に誤差要因として処理するだけで, ほとんど個性を記述する方法をもっていなかった。全体的な人間の行動パターンが専ら考察の対象となっていたのであり, 得られた法則から導かれる行動系列の予測は, あくまで全体的特性を反映するものでしかないのである。特定個人の特定行動系列だけをとらえてみようととしても, そこからは統計的結論のほかは, 客観性を確保した結論を引き出すことはできないのである。このような方法上の限界が存在しているのであるが, コンピュータ科学の発達は統計的なアプローチと決定論的な接近とを結びつける方途を産みだした。いわゆるシミュレーションの方法である。一般的な特性を反映した大まかな「モデル」がコンピュータ上に作り出される。加えて, いまだ分明でない個性を表すであろう個別な下位プロセスが「モデル」に構成され, コンピュータによる人間モデルができあがるのである。

Newell や Simon らは, 当初から, 数値計算ないし計数処理装置としてよりも, 情報処理システム (information processing system ; IPS) としてのコンピュータの積極的な意義を見出していた。情報処理システムは, シンボル構造を含む記憶・処理機構・効果器・受容器からなる。具体的には, (1)シンボル集合, (2)シンボル構造——シンボル相互の関係結合によって表現される——, (3)記憶, (4)シンボル構造を入出力とする情報処理, (5)1群の1次的情報処理 (elementary information process ; EIP)・短期記憶・インタープリタからなる処理機構, (6)入出力チャンネルの要素, を含んだシステムである (Newell & Simon, 1972, 1974)。現代のコンピュータはまさに, この要件を満たす装置である。同時に人間もまた, 全ての要件を満足するがゆえに, 情報処理システムであると考えられる。

コンピュータが, 情報処理に適した装置であることは認識されていたが, 当初は数値処理以外では必ずしも利用しやすいものではなかった。Newell

らは、1950年代末に、情報処理過程を記述するのにふさわしいコンピュータ言語として、IPL (information processing language) を開発し、人間の日常的な認識世界をコンピュータ上に投影することに努力してきた。IPLは、数次の改訂を経て人間のさまざまな認知的過程の研究に使用されてきたが、現在では、LISP や PROLOG などの新しい言語にその役割を譲っている。

Gregg & Simon (1967) は、情報処理過程として概念同定の個別のプロセスを構成した。全体プロセスについてBTモデルと基本的に同様の認識に基づいてIPL/Vで表現したものであるが、その意図するところは、確率論モデルはそれぞれの事象確率がいかにうみだされるかを明確に規定しないが、それらの下位的なプロセスを仮定したプロセスモデルを提出することであった。基本形とその3種のバリエーション・プロセスが想定されていたが、基本形は、BTモデルの「1度に1仮説を抽出し検証する；抽出は完全復元的である」というプロセスである。変形体1は、局部的非復元プロセスを含む。変形体2は、前述の局部一貫性を保持するプロセスである。変形体3は、いわゆる完全記憶に対応する全体的一貫性を前提にしたプロセスである。確率論モデルが結果としての学習状態を元に立論されるのに対して、プロセスモデルは仮説がいかに選択され検証されるかを具体的に規定する点で優れていると考えている。彼らは、概念同定のプロセスを、ようやく自由に利用できるようになったコンピュータの上に構築したのである。

IPL/Vで表現されたプロセスモデルは、これまでの心理学的解釈を日常言語で表されたものととくに変わるところはないが、パラメータに従ってプロセスを稼働させると1人の疑似的な被験者のプロトコルが生成される。この疑似的被験者の反応結果が実際の人間被験者の反応系列と比較され、コンピュータモデルの妥当性が確かめられるわけである。仮説抽出にかかわる下位プロセスについて、各変形体モデルをコンピュータ言語で表記すると図1の通りである。図に示されている主な処理は、(1) $X \rightarrow Y$: Y を X に等しいものとする、(2) $\text{If } X \in Y$: X がリスト Y に属するかどうかテストする、(3) $\text{If } X = Y$: X および Y の2つの構造が等しいかどうかテストする、(4) $\text{If } T \text{ then } x \text{ else } y$: テスト T が満足されれば、 x を実行し、さもなければ y を実行する(分岐命令)、(5) Generate : リストから項目を選択し、それらをプロセスに対する引数として与える、(6) $\text{Remove } X \text{ from } Y$: X をリスト Y から削除する、などである(付録参照)。

基本形	Current Hypothesis \leftarrow New Hypothesis.
基本形 1	If New Hypothesis = Current Hypothesis, then sample again else Current Hypothesis \leftarrow New Hypothesis.
基本形 2	If New Hypothesis \in Instance, then sample again else Current Hypothesis \leftarrow New Hypothesis.
基本形 3	Generate values from Instance, and remove each from List of Possible Hypotheses (if still on that List); Current Hypothesis \leftarrow New Hypothesis.

図1 異なる仮説抽出プロセス (Gregg & Simon, 1967 による)

この仮説抽出プロセスの記述から、想定される局部一貫性や部分的記憶の過程がどのようなものであるかは明瞭である。Gregg & Simon は、プロセスモデルを確率論モデルとして表現し、同時にBTモデルをプロセス表現の形で示し、両方のモデルの比較を行っている。彼らは、プロセスモデルは、確率論モデルよりも不明な部分を取り除き、より精確な予測を行いうる、と主張する。ここであらためて、確率論モデルとプロセスモデルのような決定論モデルとの比較について考えてみたい。

4. 確率論モデルと決定論モデルの比較

Cotton (1971, 1974) は、BTモデルの構造を検討し、局部一貫性を組みこんだ被験者に固有の仮説検証系列を記述する確率論モデルを提唱していた。そして、プロセスモデルの提案を受け、さらに確率論モデルにランダム性を考慮しながら、なおランダムネス仮定を必要としないモデルの可能性を追求している (Chow & Cotton, 1983)。彼らによれば、プロセスモデルの決定論的な特性を確率論モデルに持たせることができる。この意味で、決定論モデルから確率論モデルへの批判は部分的に克服されたといってよい。しかしこのために、数学的モデルが構造的に複雑になってきたことは否めない事実である。新たに提出される数学的モデルの複雑化の増大は、数理心理学において共通に了解されていた単純性・経済性を損なうことに直接導くものである。コンピュータ・シミュレーションモデルからの挑戦に応じて心理学事実を可

能な限り精確に記述しようとする確率論モデルは、単純性・経済性と精密化のどちらを目標とすべきかで、ディレンマに陥らざるをえない。

他方、コンピュータ科学の進歩を背景にして発展してきた情報处理的アプローチはプロセスモデルをうみだしてきた。そこでは、人間自体を情報処理システムとみなし、コンピュータ上に「人間」を再構成する。いわゆるコンピュータ・シミュレーションの形式においては、全体プロセスは、下位プロセスを集約したものとして受止められ、それぞれの下位プロセスは一次的情報処理過程からなると考えられる。たとえば、外部からの刺激入力を受容する過程に関連する選択的注意過程や短期記憶過程が心理学的に知られているが、それらに対応する処理機構がプログラムとして構成される。このような下位プロセスは、サブルーチンプログラムとして全体プロセスの中に維持され、必要に応じて呼び出され機能する。全体プロセスは、これらの下位プロセスの機能を制御する手順として描かれる。伝統的心理学の方法と同様に、要素主義的なプロセス構成の立場にあるといってもよい。しかし、数学的モデルの方法が抽象的な仮定から出発して、全体プロセスを描こうとして、下位的な機構をとらえきれなかったという弱点を、プロセスモデルは解消するといえるかもしれない。

全体および下位プロセスのシミュレーションは、個体特性を的確に反映するものでなければならない。先験的に知られている被験者についての事実が盛り込まれ、全てが既知であれば、行動を完全に予測できることになる。実際には、被験者についての情報は限られており、とくにその内的プロセスに関しては不明である。シミュレーションを行うにしても、不確定の要素がどこかで規定されねばならないわけであり、モンテ・カルロ法による特性決定が採用されたりすることになる。これは、シミュレーションモデルのランダム性を示すものである。プロセスモデルは決定論的に被験者の行動を予測するとはいえ、現実には、プロトコルの生成に関してはコンピュータの乱数発生機能に頼らざるをえないのである。したがって、たまたま生成されたプロトコルと被験者の外的反応とが合致したとしても、その限りでは、プロセスモデルが被験者の真実を表すかどうかは確認しがたいのである。外的反応のほかに、内的な仮説検証の系列の情報などについても、生成プロトコルと実験データとをつきあわせることによって、モデルの適合性がようやく確かめられることになる。これは必ずしも容易なことではない。

確率論モデルが、システムの「状態」に焦点を置いたマルコフモデルを構成することにより、研究の大きな成果を挙げたことは事実である。しかし、モデルが構成された問題領域によって「状態」のもつ意義は異なると考えられる。とくに、状態が人間の認知機構に直接的に対応するとみなせる場合には、数学的モデルのいう各状態は、プロセスモデルの下位プロセスに一对一対応し、同様の意味をもつと考えられよう。こうした場合には、いずれのモデル構成の方法も過不足なく人間を記述しうると考えてよい（いうまでもなく、モデルの適否は事実に照らして判断される）。しかし、概念同定の確率論モデルで想定される状態は、被験者の学習状態であり、正誤反応の出現状態にすぎない。これは、たとえば、記憶モデルの機構を記述する状態とは著しく異なる。学習状態そのものは、その状態を招来する機構に言及するものではないのであり、行動の基礎メカニズムを追究する心理学の最終目標からは少しく隔たっているといわねばならない。外的状態にいたる下位プロセスを規定することが要求されるのである。もっとも、学習・未学習状態は極めて内的な状態であり、外から直接に窺い知れないものである。実行行動としての反応から内的学習状態を推測するために、別の判断基準が設けられるのである（内的状態と反応とを結び付ける「反応公理」が基本仮定として設定される）。このように、数学的モデルは、抽象の程度が高い方法であり、それなりに科学の公準を満たすものではあるが、一方で本来の目標を達成しえないという難点がある。

5. おわりに

概念同定の確率論モデルとプロセスモデルとを対比的に考察してきた。両者の基本的な相違点は、方法論にあることは明らかである。Gregg & Simonの認識では、確率論モデルはプロセスモデルに従属する方法であり、先験的事実からまずプロセスモデルが仮定される。そして、プロセスモデルは、直接的に被験者行動を予測し、実験事実と適合される。行動予測に中間的な確率論モデルという余計な手順を必要としない点で有利である、という。

吟味しようとする心理過程が単純であれば、確率論モデルは論理的に明解で十分な健全さをもちうるであろう。しかし、過程が複雑であり、しかも先験的に知られていることがほとんどない場合には、確率論モデルは原則的に明解な単純性を指向するがゆえに、心理学研究に対して非力な存在にならざ

るをえない。もちろん、前述のごとく、下位プロセスを考慮した数学的モデルの構成も不可能ではないが、多数のパラメータを含む膨大なものになりそうであり、数学的に取り扱いの困難な複雑なものに終わりそうである。そこには、もはや科学の合理的な経済性も、エレガントさも認められない強引なモデルしかない。

プロセスモデルには、コンピュータという基本的な道具の故に、相当に強引な営みであってもそのように受け止められないという有利な点がある。同時に多くのパラメータを含みながら数学的モデルほどに不自然な印象を与えないのである。コンピュータ・シミュレーションとしてのプロセスモデルが提案された当初は、基本的道具であるコンピュータは大規模で高価なものであり、だれもが自由に研究に専用できる状況ではなかった。しかし現在では、Gregg & Simon のモデル程度であれば、机上に置ける小型コンピュータ（パーソナル・コンピュータ）でもシミュレート可能であり、比較的簡単にしかも対話的にモデルを動かして確認することができる。

研究方略としていずれをとるべきかは、それぞれの目的に応じて決定されるべきであるが、現時点では、両者は相補い合う存在として受容していくのが適切であるように思われる。

付録

```

TO SAMPLING-HYPOTHESIS :INSTANCE :HYPOTHESES
  WHILE [NOT EMPTY? :INSTANCE]
    [MAKE "HYPOTHESES DELETE FIRST :INSTANCE
     :HYPOTHESES MAKE "INSTANCE BUTFIRST :INSTANCE]
  MAKE "NEW-HYPOTHESIS ITEM (RANDOM?D) :HYPOTHESES
  MAKE "CURRENT-HYPOTHESIS :NEW-HYPOTHESIS
END

```

付図1 仮説抽出プロセス（使用言語 ACCESS LOGO）

IPL/V で表現される処理は、現在のパーソナル・コンピュータ上で容易に実現できる。1例として、16ビット小型コンピュータにおいて、仮説抽出プロセス（変形体3）を表現すると付図1のようになる。LISP 言語の使用も可能であるが、ここでは、子どもの教育に適した言語とされている LOGO を用いている。LOGO 言語は、本来、タートル・グラフィックスを主体とす

るが、そのリスト処理も LISP に準じて相当に強力である。

参考文献

1. Anderson, J. R. (1980) *Cognitive psychology and its implications*.
San Francisco: W. H. Freeman.
2. Bourne, L. E., Jr., & Restle, F. (1959) Mathematical theory of concept identification. *Psychological Review*, 66, 278-296.
3. Bower, G. H. (1961) Application of a model to paired-associate learning. *Psychometrika*, 26, 255-280.
4. Bower, G. H., & Trabasso, T. R. (1964) Concept identification.
In R. C. Atkinson (Ed.), *Studies in mathematical psychology*.
Stanford: Stanford University Press, 32-94.
5. Bruner, J. S., Goodnow, J. J., & Austin, G. A. (1956) *A study of thinking*.
New York: Wiley.
6. Chow, K. P., & Cotton, J. W. (1983) Some deterministic models of concept identification.
Journal of Mathematical Psychology, 27, 406-438.
7. Chumbley, J. (1969) Hypothesis memory in concept learning.
Journal of Mathematical Psychology, 6, 528-540.
8. Cotton, J. W. (1971) A sequence-specific concept identification model: Infrastructure for the Bower and Trabasso theory.
Journal of Mathematical Psychology, 8, 336-369.
9. Cotton, J. W. (1974) Implications of two local consistency strategy selection models.
Journal of Mathematical Psychology, 11, 364-390.
10. Erickson, J. R., Zajkowski, M. M., & Ehmann, E. D. (1966) All-or-none assumptions in concept identification: Analysis of latency data.
Journal of Experimental Psychology, 72, 690-697.
11. Estes, W. K. (1950) Toward a statistical theory of learning.
Psychological Review, 57, 94-107.
12. Estes, W. K. (1960) Learning theory and the new "mental chemistry."
Psychological Review, 67, 207-223.
13. Estes, W. K. (1975) Some target for mathematical psychology.
Journal of Mathematical Psychology, 12, 263-282.
14. Estes, W. K. (1982) *Models, learning, memory, and choice: Selected papers*.
New York: Praeger.
15. Falmagne, R. J. (1974) Mathematical psychology and cognitive pheno-

mena: Comments on preceding chapters.

- In D. H. Krantz, R. C. Atkinson, R. D. Luce, & P. Suppes (Eds.)
Contemporary developments in mathematical psychology, Vol. 1.
Learning, memory, and thinking. San Francisco: W. H. Freeman, 145-161.
16. 藤田昭彦 (1975) 概念学習の数理モデルの仮定 大谷学報 第54巻 第4号
1-14頁
 17. 藤田昭彦 (1980) 概念学習の仮説検証モデル 大谷学報 第60巻 第3号
1-14頁
 18. Gregg, L. W., & Simon, H. A. (1967) Process models and stochastic theories of simple concept formation.
Journal of Mathematical Psychology, 4, 246-276.
 19. Harlow, H. F. (1949) The formation of learning sets.
Psychological Review, 56, 51-65.
 20. Harlow, H. F. (1950) Analysis of discrimination learning by monkeys.
Journal of Experimental Psychology, 40, 26-39.
 21. Krechevsky, I. (1932) "Hypotheses" in rats.
Psychological Review, 39, 516-532.
 22. Lashley, K. S. (1929) *Brain mechanisms and intelligence*.
Chicago: University of Chicago Press.
 23. Levine, M. (1959) A model of hypothesis behavior in discrimination learning set. *Psychological Review*, 66, 353-366.
 24. Levine, M. (1975) *A cognitive theory of learning: Research on hypothesis testing*. Hillsdale, N. J.: Lawrence Erlbaum Associates.
 25. Millward, R. B., & Wickens, T. D. (1974) Concept-identification models.
In D. H. Krantz, R. C. Atkinson, R. D. Luce, & P. Suppes (Eds.)
Contemporary developments in mathematical psychology, Vol. 1.
Learning, memory, and thinking. San Francisco: W. H. Freeman, 45-100.
 26. Newell, A., & Simon, H. A. (1963) Computers in psychology.
In R. D. Luce, R. R. Bush, & E. Galanter (Eds.), *Handbook of mathematical psychology*, Vol. 1. New York: Wiley, 361-428.
 27. Newell, A., & Simon, H. A. (1972) *Human problem solving*.
Englewood Cliffs, N. J.: Prentice-Hall.
 28. Restle, F. (1955) A theory of discrimination learning.
Psychological Review, 62, 11-19.
 29. Restle, F. (1962) The selection of strategies in cue learning.
Psychological Review, 69, 329-343.
 30. Rock, I. (1957) The role of repetition in associative learning.

- American Journal of Psychology*, 70, 186-193.
31. Simon, H. A., & Newell, A. (1974) Thinking processes.
In D.H. Krantz, R. C. Atkinson, R. D. Luce, & P. Suppes (Eds.)
Contemporary developments in mathematical psychology, Vol. 1.
Learning, memory, and thinking. San Francisco: W.H. Freeman, 101-144.
32. Spence, K.W. (1940) Continuous versus noncontinuous interpretations of
discrimination learning.
Psychological Review, 47, 271-288.
33. Trabasso, T. R., & Bower, G.H. (1968) *Attention in learning: Theory and
research*. New York: Wiley.

(本学助教授 心理学)