

# モデルを作ることによる認知科学の授業実践

## Class Practise of Cognitive Science by Creating Models

三輪 和久<sup>†</sup>, 寺井 仁<sup>†</sup>, 森田 純哉<sup>‡</sup>, 中池 竜一<sup>†1</sup>, 齋藤 ひとみ<sup>†2</sup>

<sup>†</sup>Kazuhisa Miwa, <sup>†</sup>Hitoshi Terai, <sup>‡</sup>Jyunya Morita, <sup>†1</sup>Ryuichi Nakaike, <sup>†2</sup>Hitomi Saito

<sup>†</sup>名古屋大学大学院情報科学研究科, <sup>‡</sup>北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科,

<sup>†1</sup>京都大学大学院教育学研究科, <sup>†2</sup>愛知教育大学教育学部

<sup>†</sup>miwa@is.nagoya-u.ac.jp

### Abstract

We designed and practiced a cognitive science class for graduate students. In the class, the participants were required to build three cognitive models: a bug model, a trace model, and an individual model. In the construction of the bug model, the participants learned to construct a cognitive model by monitoring their mental processing. The participants confirmed that the trace model can explain human normative behavior; and also understood that the individual model can explain various patterns of human behavior that are generated by different problem solving strategies. The post questionnaire analysis shows that the participants successfully understood various aspects of advantages of the mode-based approach in cognitive science and important features of human cognitive processing.

**Keywords** — Cognitive Science Class, Model Based Approach, Learning Environment, Production System

### 1. まえがき

モデルベースアプローチは、実験的アプローチと並んで、認知科学における主要な研究方法の1つである。しかしながら、日本の認知科学コミュニティにおいて、モデルベースアプローチに基づく研究の進展は、欧米に比して大きく停滞していると言わざるを得ない[20]。教育という面においても、認知モデルの実装を伴う認知科学教育、より広くは認知心理学教育が行われることは極めて希であり、その実践報告もほとんどみられない。

本論文では、授業参加者に認知モデルを実装させる授業を実践した結果について述べる。本実践では、まず、初学者を対象とした認知科学、より広くは認知心理学の授業に供される教育用Web based プロダクションシステムを、アーキテクチャのレベルから新たに開発した。また、その使用を前提として提案された3つの異なるタイプの題材を取り上げ、それらが学習コンテンツとして有効であることを示す。その上で、参加者が、ここで

提案された授業を通して、心の科学、とりわけ認知科学におけるモデルベースアプローチの有効性を体験的に理解すると同時に、モデルを構築することにより、人間の認知処理の特性をより深く理解することができるようになることを示す。

### 2. 教育用プロダクションシステムの開発

プロダクションシステムに関しては、ACT-R[2]やSOAR[12]など、いくつかの標準的アーキテクチャが公開され、多くの認知科学者の利用に供されている。しかし、これらのシステムは、研究用に開発されたものであり、初心者にとっては関が高い。そこで、本実践では、教育用プロダクションシステムを新たにアーキテクチャのレベルから開発した。開発された教育用プロダクションシステムは、どこでもプロダクションシステム、通称DoCoProと呼ばれる[19]。図1に、DoCoProの概要を示す。

図1は、DoCoProユーザインタフェースのスクリーンショットである。DoCoProは、サーバ・クライアント型のWeb-based アプリケーションとしてWebブラウザ上で稼働する。GUIを通して簡単にルール設計が可能になる機能（画面右側「プロダクションルール」）や、ルールの意図せぬ動作の原因をより簡便に同定するために設計されたデバッグ機能（画面左下「メッセージ表示部」）など、初心者用システムとしてモデル構築の支援機構を充実させた。インターネットに接続された計算機環境があれば、特別なソフトウェアのインストールなどの事前準備を一切行うことなく、システムを公開しているURLにWebブラウザでアクセスすることで、いつでも、どこでも、メンテナンスフリーでシステムを利用できる。新旧の計算機が混在する演習室での授業や、性能やOSが異なる個人所有のノートパソコンを持ち寄って行われる普通教室での授業、さらに教室外での自習にも対応する。ユーザのデータベースは、loginアカウントで管理され、DoCoProでは、ある場所での作業を一旦中段して別の場所へ移行した場合でも、作業のシームレスなつながりが保証される。

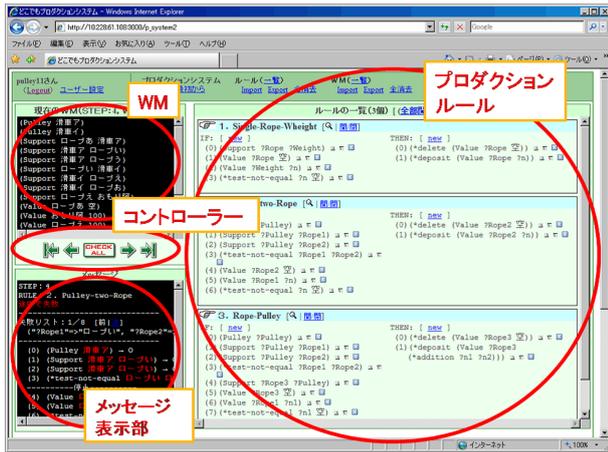


図1 DoCoProユーザインタフェースのスクリーンショット。

### 3. 学習コンテンツとモデル

参加者は、情報系大学院前期課程の大学院学生であった。参加者は、合計14名であり、このうち最終レポートを提出した者は11名であった。本実践は、半期にわたる合計12回の授業から構成された。12回は大きく、導入、基礎、およびそれに基づく2つの展開というように4つのパートに別れ、それぞれ3回、4回、2回、および3回の授業が割り当てられた。

#### 3.1 導入

最初の3回は授業の導入であり、参加者は、積み木の組み替えを行うモデルを実装した。導入を通して、参加者は、プロダクションシステムプログラミングの基本を学ぶと共に、DoCoProの操作に習熟した。

#### 3.2 基礎: 内省に基づくモデルの構成

認知モデルを実装するにあたっては、まずは、人間の心の中で行われている認知処理に目を向けることが必要となる。その時のもっとも重要な手がかりは、自分自身の内的処理を内省することである。

参加者は、人間が筆算の減算を行う時に典型的に現れるエラーをシミュレートする「バグモデル」を構成する。それによって、自らの内的処理に目を向けることによって認知処理を同定するという、認知モデルを構成するための基礎を学ぶ。ここでは、3人の仮想的生徒のバグを含んだ計算結果の例が、各生徒ごとに5問ずつ示された。具体例を表1に示す。参加者は、それぞれの生徒の認知処理

表1 バグモデルの構成。

|       | 364  | 364  | 6026  | 508  | 3003  |
|-------|------|------|-------|------|-------|
|       | -123 | -182 | -1382 | -261 | -1387 |
| Bag 1 | 241  | 222  | 5364  | 367  | 2384  |
| Bag 2 | 241  | 282  | 5344  | 367  | 2386  |
| Bag 3 | 241  | 182  | 5644  | 247  | 1716  |

Bag 1: 上段から下段を引けない場合下段から上段を引く。  
 Bag 2: 複合バグ。(1) 繰り下がり処理の欠如。(2) 上段が0の時には下段を答とする。  
 Bag 3: 上段0からの繰り下がり処理のバグ。0を9にした後さらに左桁からの繰り下がり処理が欠如。

のバグを同定し、DoCoProを使って、そのバグを含んだ3種類の認知モデルを構成することが求められた。取り上げたバグは、[7]を参考にした。

認知モデルを構成する前後で、プレ・ポストテストが実施された。その結果を図2に示す。参加者は、バグの内容を記述すると同時に、チェック用の減算問題において、そのバグを含んだ処理を行った際に算出される結果を予測した。バグの記述内容、およびチェック問題の解答が共に妥当であれば1点、前者は妥当であるが後者が誤っていた場合には0.5点、前者の記述そのものが間違っていれば0点として各参加者ごとに評定し、プレテスト、およびポストテストの点数の平均値を算出した。プレ・ポストテストの得点の間に、統計的には十分な差が検出できなかったものの(バグ1, n.s.; バグ2, n.s.; バグ3,  $p < 0.1$ )、ポストテストの得点が一貫して8割を越えることなどは、本学習コンテンツが、ここでの学習目標を達成するにあたって、適切な課題であることを支持するものである。

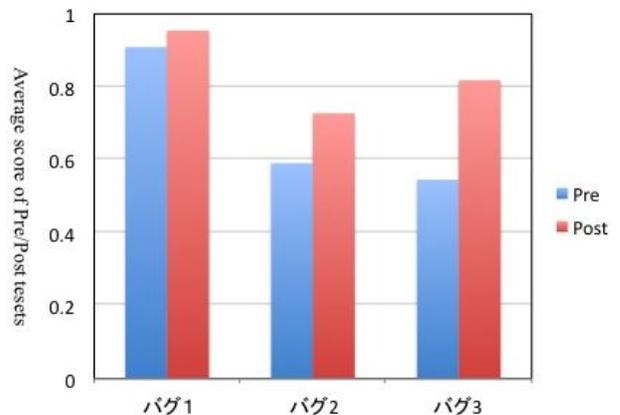


図2 プレ・ポストテストの結果。

### 3.3 展開1: 規範的・平均的行動の説明

導入、基礎に基づく第1の展開として、参加者は、モデルが、人間の規範的方略に基づく、平均的問題解決行動を予測・説明することができることを理解する。まず、参加者は、設定された実験課題の問題解決に関わる認知モデルを構成する。続いて、参加者が画一的に学習した規範の手続きによって問題を解決した時の問題解決行動を実験を通して測定し、全参加者の平均的行動を抽出する。認知モデルが、問題解決行動の時系列パターンを予測可能であることを体験的に理解する。ここでのモデルを、「トレースモデル」と呼ぶ。

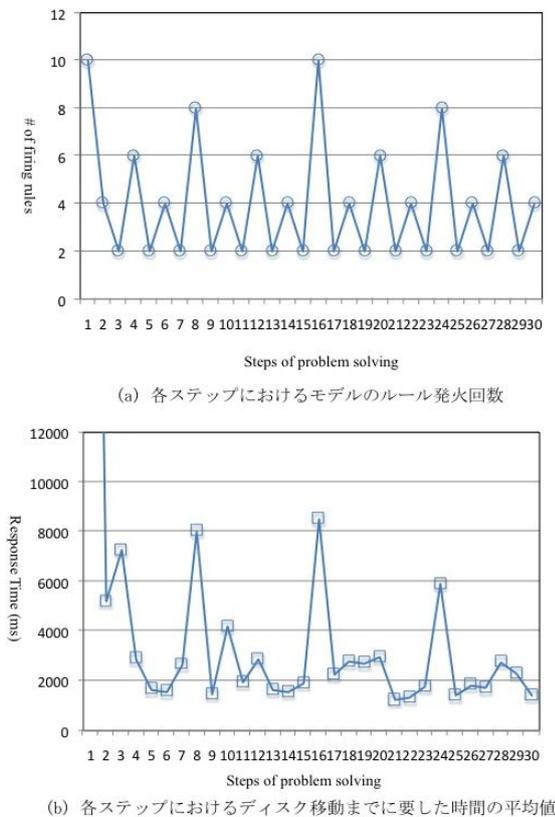


図3 問題解決の各ステップにおける(a)モデルのルール発火回数と(b)実験における反応時間の関係。

ここで取り上げた課題は、Tower of Hanoi課題(以下では、TOH課題)であった。4枚ディスク、および6枚ディスクのテスト課題が与えられた。ただし、講義時間の制約から、分析の対象は、4枚ディスク問題に限定された。実験(行動データの収集)には、コンピュータ上に構築された実験システムが用いられた。(a)参加者は、Perceptual Strategyを教示された。参加者は、DoCoProの上に、Perceptual StrategyによってTOHを解決する認知モデルを構成することが求められた。参加者は、以下の実験

で用いた課題と同一の課題を自ら構成した認知モデルに解決させ、問題解決の各ステップで、ディスク移動が行われるまでに発火したルールの回数を記録した。(b)次に参加者は、同方略を用いた問題解決を学習した。十分な学習の後、モデルが解決した問題と同一の問題が与えられ、誤手なく解決された問題解決において、各ステップでディスク移動までに要した時間の時系列データが回収された。全参加者の平均値を求め、そのデータを参加者にフィードバックした。その上で、モデルのルール発火回数と実験における反応時間との関係を検討することが求められた。

図3は、問題解決の各ステップにおける(a)モデルのルール発火回数と(b)実験における反応時間の関係を示したものである。構成された認知モデルは、おおむね人間の問題解決における各ステップの所要時間の時系列パターンをよく予測している。とりわけ、モデルが予測した8ステップ、16ステップ、24ステップに現れる主要な3つのピークは、実験においても一貫して認められる。看過できない大きな差異は、(1)最初のディスクを移動させる第1ステップに関して、モデルの予測に比して、人間は非常に長い時間をかけていることと、(2)前述の3つの主要なピークの間で予測される小さなピークに関しては、実験において観察されない場合があることである。最後に回収されたレポートの感想においてu参加者の多くは、上記の点に言及していた。

### 3.4 展開2: 個別的行動の説明

モデルは、人間の平均的問題解決行動を説明するに留まらず、行動の多様性の背後に存在する認知処理の個別性を説明することができる。トレースモデルにおいては、参加者に規範的、平均的行動を説明させた。次には、参加者に自由に問題を解かせ、モデルは、そこに現れた多様な問題解決行動を個別的に説明することができることを理解する。

ここでは、認知処理の個別性を、認知モデルに実装されたルールの差異に対応づけて説明する。参加者は、特定の行動実験のデータは、その行動の基にある方略を実装した「個別モデル」によって、もっとも良く説明されるということを確認する。

ここで取り上げた課題は、曜日計算であった。この問題を解くもっとも簡便な方法は、日曜日を0、月曜日を1というように、曜日を数字に変換し、変換された数字の演算で結果を求め、その結果を曜日に戻すというものである。参加者は、数字変換方略を用いることなく、曜日計算を行う方法を

表2 認知モデルの問題解決ステップ数と実験における反応時間の相関。

|     |      | 実験データ |      |      |      |      |       |       |       |      |       |       |       |
|-----|------|-------|------|------|------|------|-------|-------|-------|------|-------|-------|-------|
|     |      | 参加者A  | 参加者B | 参加者C | 参加者D | 参加者E | 参加者F  | 参加者G  | 参加者H  | 参加者I | 参加者J  | 参加者K  | 参加者L  |
| モデル | モデルA | 0.22  | 0.22 | 0.29 | 0.35 | 0.01 | -0.26 | -0.34 | 0.71  | 0.19 | 0.44  | 0.44  | 0.60  |
|     | モデルB | 0.34  | 0.39 | 0.43 | 0.52 | 0.35 | 0.15  | 0.03  | 0.45  | 0.36 | 0.37  | 0.24  | 0.35  |
|     | モデルC | 0.34  | 0.39 | 0.43 | 0.52 | 0.35 | 0.15  | 0.03  | 0.45  | 0.36 | 0.37  | 0.24  | 0.35  |
|     | モデルD | 0.34  | 0.39 | 0.43 | 0.52 | 0.35 | 0.15  | 0.03  | 0.45  | 0.36 | 0.37  | 0.24  | 0.35  |
|     | モデルE | 0.4   | 0.0  | 0.5  | 0.1  | 0.4  | 0.0   | 0.2   | -0.1  | 0.2  | 0.3   | 0.1   | 0.1   |
|     | モデルF | 0.13  | 0.03 | 0.13 | 0.20 | 0.35 | 0.54  | 0.45  | -0.28 | 0.10 | -0.17 | -0.14 | -0.19 |
|     | モデルG | 0.10  | 0.00 | 0.04 | 0.06 | 0.18 | 0.23  | 0.61  | -0.47 | 0.09 | -0.14 | -0.20 | -0.31 |
|     | モデルH | 0.22  | 0.22 | 0.29 | 0.35 | 0.01 | -0.26 | -0.34 | 0.71  | 0.19 | 0.44  | 0.44  | 0.60  |
|     | モデルI | 0.59  | 0.09 | 0.67 | 0.23 | 0.32 | 0.08  | 0.11  | 0.29  | 0.42 | 0.49  | 0.31  | 0.21  |
|     | モデルJ | 0.35  | 0.01 | 0.29 | 0.04 | 0.06 | -0.45 | 0.14  | 0.09  | 0.15 | 0.40  | 0.30  | 0.20  |
|     | モデルK | 0.22  | 0.22 | 0.29 | 0.35 | 0.01 | -0.26 | -0.34 | 0.71  | 0.19 | 0.44  | 0.44  | 0.60  |
|     | モデルL | 0.22  | 0.22 | 0.29 | 0.35 | 0.01 | -0.26 | -0.34 | 0.71  | 0.19 | 0.44  | 0.44  | 0.60  |

提案した。参加者が考案した曜日計算の処理方法は、合計7種類に及んだ。続いて、その方略を用いて、実際に各曜日の組み合わせの足し算全49(=7×7)問の曜日計算を行うことが求められた。各問題の反応時間(問題解決時間)が記録された。実験データの収集は、コンピュータ上に構築された実験システムを用いて行われた。また、その方略を実装した認知モデルを構成することが求められた。表2は、49問の問題解決の反応時間に関して、12種類の認知モデルのステップ数と、12種類の実験データセットにおける反応時間との相関を示した一覧表である。モデルnは、参加者nによって構成されたモデルである。

参加者は、それらの相関表に基づき、各認知モデルが、実験データの多様性をどのように説明するのかについて検討することが求められた。表において、「枠線で囲ったセル」は、相関がもっとも大きい認知モデルと実験データの組み合わせ、すなわち各実験データをもっともよく説明するモデルとの対応を示している。また、「網かけされた表の対角上のセル」は、自分の実験データを自分のモデルが説明した時の相関、言い換えれば当該の問題解決方略が実装されている個別モデルが、その実験データを説明した時の相関を示す。12種類の実験データのうち、9種類の実験データは、表中の実験データnの各列において、モデルnと参加者nの実験データの相関がもっとも大きく、各実験データは当該の問題解決方略を実装したモデルによってもっとも良く説明されたことがわかる。これらの点は、ほとんどの参加者によって指摘されていた。

#### 4. 学習内容の分析

参加者は、授業の最後の段階で、「人間の心を理解する装置としてのモデルが持つ可能性 (strong

points) と制約 (weak points)」を検討するレポートを提出することが求められた。

分析の結果、以下の観点が抽出された。特に強調されるべき点は、報告された内容が、トリビアルなものではなく、これまでの半世紀を通して確認されてきた、そして現在展開されているモデルベースアプローチの特性に対応づけて議論できることである。具体的な記述例を末尾の付録に示す。

**内的情報処理の記述** 認知モデルを構築することにより、ブラックボックス化された心的過程を明示的に記述することができることが指摘された。これらの視点は、認知科学の標準的教科書に繰り返し指摘される[1]。

**モデルの予測と実験データの差分からの学習** トレースモデルは、人間の規範的、平均的行動系列を予測した。モデルは、単に行動を予測するだけでなく、モデルの予測の失敗の分析、すなわちモデルの予測と人間対象の実験の不一致を分析することで、より人間の心的過程に関する理解が深まることが指摘された[13][8]。

**エラー原因の同定** 手続き的計算において起こるエラーを、ルールの内容ではなく、形式に基づき説明することを試みることで、人間のエラーの特性を、ルールコンパイルの誤りと関連づけて議論していた[12][14][3][4][17]。

**個別性の記述** 人間の行動の多様性を、標準的ルールと個別性を表すルールに分けて説明することができる可能性に言及された[16][11][9]。

**教育分野への応用可能性** 認知処理を明示的に記述することは、教育分野への応用可能性を持つこ

とに言及する参加者もあった[15][5][6]。

**仮説演繹装置としての機能** 認知モデルを計算機上で実行可能な形式で実装することにより、人間対象実験の予測が可能になり、研究の効率化に寄与することが指摘された。具体的には、モデルを使ったコンピュータシミュレーションを、人間を対象とした実験に対するある種の仮想実験と見なして、モデルを研究の効率化のための装置として用いることの可能性に言及する事例が収集された[20][10]。

**モデルベースアプローチの限界** 今回の授業では、ルールの発火時間はすべて一定という前提で参加者に分析を行わせたが、多くの参加者から、この点に関する違和感の指摘があった[3][4]。また、ルールベースの記述になじまない心的過程があることに関する指摘もあった。例えば、感情に関わる認知[18]や潜在的意識処理などがその例である。

## 参考文献

- [1] J. R. Anderson. *Cognitive psychology and its implications*. W.H. Freeman and Company, 1980. (邦訳: 認知心理学概論, 富田, 増井, 川崎, 岸訳, 誠信書房, (1982)).
- [2] J. R. Anderson. *Rules of the mind*. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Publishers, 1993.
- [3] J. R. Anderson. *How can the human mind occur in the physical universe?* Oxford University Press, 2007.
- [4] J. R. Anderson, D. Bothell, M. D. Byrne, S. Douglass, C. Lebiere, and Y. Qin. An integrated theory of the mind. *Psychological Review*, 111:1036–1060, 2004.
- [5] J. R. Anderson, F. G. Conrad, and A. T. Corbett. Skill acquisition and the lisp tutor. *Cognitive Science*, 13:467–505, 1989.
- [6] J. R. Anderson, A. T. Corbett, K. R. Koedinger, and R. Pelletier. Cognitive tutors: Lessons learned. *Journal of the Learning Sciences*, 4:167–207, 1995.
- [7] J. S. Brown and R. R. Burton. Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. *Cognitive Science*, 2:155–192, 1978.
- [8] D. Kulkarni and H. A. Simon. The processes of scientific discovery: The strategy of experimentation. *Cognitive Science*, 12:139–176, 1988.
- [9] K. Miwa. Deductive and inductive ways of investigation on human problem solving. *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, 14:1165–1176, 1999.
- [10] K. Miwa. Collaborative discovery in a simple reasoning task. *Cognitive Systems Research*, 5:41–62, 2004.
- [11] K. Miwa and H. A. Simon. Production system modeling to represent individual differences: Tradeoff between simplicity and accuracy in simulation of behavior. In *Proceedings of Artificial Intelligence and Simulation of Behavior Conference*, pages 158–167, 1993.
- [12] A. Newell. *Unified theories of cognition*. Harbard University Press, 1990.
- [13] K. Popper. *The logic of scientific discovery*. Hutchinson & Co., 1959.
- [14] F. Ritter and P. A. Bibby. Modeling how, when, and what is learned in a simple fault - finding task. *Cognitive Science*, 32:862–892, 2008.
- [15] S. Ritter. Cognitive tutor: applied research in mathematics education. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14:249–255, 2007.
- [16] H. A. Simon. *Human problem solving*. Prentice Hall, 1972.
- [17] N. Taatgen. Modeling parallelization and flexibility improvements in skill acquisition: From dual tasks to complex dynamic skills. *Cognitive Science*, 29:421–455, 2005.
- [18] P. Thagard. *Hot Thought: Mechanisms and Applications of Emotional Cognition*. MIT Press, 2006.
- [19] 中池 竜一, 三輪 和久, 森田 純哉, and 寺井 仁. 認知科学の入門的授業に供するweb-basedプロダクションシステムの開発. *人工知能学会論文誌*, 2011. 印刷中.
- [20] 三輪 和久. 仮説演繹器・認知シミュレータ・データ分析器としての認知モデル. *人工知能学会誌*, 24:229–236, 2009.

## 付録

**内的情報処理の記述** 以下の記述では、心的過程をブラックボックス化して出力を予測する統計モデルとの差異を指摘して、認知モデルの有用性に言及している。

以前私は研究で自動車を運転するドライバの状態予測を行っていました。その研究では、「運転行動信号」と「ドライバの状態」をベイジアンネットワークという統計モデルで学習し、観測した「運転行動信号」から確率的に「ドライバの状態」を推定してただけで、「運転行動信号」と「ドライバの状態」の2者間はブラックボックスでした。人間の心を理解するモデルによって、この2者間の関係を知ることができれば、ドライバの動きや話からの確にドライバの状態を知ることができるのではないかと思います。自身の研究においても“モデル”が活躍する一つの可能性を感じました。

また、日頃ブラックボックス化している自分自身の心的処理を、改めて吟味することで、それまでほとんど意識されていなかったその心的処理を相対化する経験を持つ参加者もいた。

自分自身が思考をモデル化する流れの中で、改めて自身の思考過程を理解しなおさなければならないという点を考えると、モデルは人間が人間自身の心を理解するためにも有用なものであると考えられる。一見「直感」で処理・解決しているような問題についても、突き詰めるとそこには「論理」があると気付かされることもある。

**モデルの予測と実験データの差分からの学習** トレースモデルは、人間の規範的、平均的行動系列を予測した。以下の言及では、モデルの予測の失敗の分析、すなわちモデルの予測と人間対象の実験の不一致を分析することで、より人間の心的過程に関する理解が深まることを指摘している。

モデルの予測と行動データの差分を考察することで、これらの結果をも予測できるモデルの作成が可能になるかもしれない。ハノイの塔のモデルの予測でも、行動データとの差を考察することで、さらに深く人の思考の理解ができた。

後者の場合[モデルの予測と実験の結果が一致しない場合]でも、なぜ一致しなくなるのかについて考察することで、人間の心を深く探

ることができるようになるのではないかと、とも思う。

**エラー原因の同定** 以下の記述では、手続き的計算において起こるエラーを、ルールの内容ではなく、形式に基づき説明することを試みようとしている。

このことを感じたのは、加算・減算のバグモデルを作成したときである。このバグモデルは、既に完成されたルールセットから改変して作っていったが、どのバグモデルも完成されたルールセットよりもルール数が少なくなっていた。要するに、本来はそのときの状態によってふたつに分けなければならないルールが、ひとつに集約されてしまっていることが、正しい計算結果を導くことができない主な原因のひとつであった。なぜ計算がうまくできないのかの原因を探る上で、モデルを作成して比較することで浮かび上がってくるものが多くある、ということをもっと体感した。

**個別性の記述** 人間の行動の多様性を、標準的ルールと個性を表すルールに分けて説明することができる可能性に言及された。

私は、モデルの構築に対して望まれることは、標準的なルールと個性を表現するルールの分離を行うことで、標準からの差分として個性を表すことではないかと考える。…ハノイの塔の例や、減算モデルの例により、標準からの差分としての個性の存在が示唆された。つまり、標準という共通基盤の上に個性という差分が位置するということが示唆された。標準的なモデルではタスクのあらゆる側面を反映することは出来ないが、概ね上手く行くようなモデルが構築される場合もある。個性的なモデルは、標準からの変動として表すことのできる可能性がある。

**教育分野への応用可能性** 認知処理を明示的に記述することは、教育分野への応用可能性を持つことに言及する参加者もあった。

人間が試行錯誤により得たアルゴリズムをモデル化し、これから問題を新たに解く人間に対し教示することで、効率の良い学習が可能になると考えられる。…単純に機械的に問題を解決するアルゴリズムを教示するよりも、人間の思考スタイルに即したアルゴリズムを

教示することが出来ればより容易な学習が可能になるであろうとも考えられる。

**仮説演繹装置としての機能** 認知モデルを計算機上で実行可能な形式で実装することにより、人間対象実験の予測が可能になり、研究の効率化に寄与することが指摘された。具体的には、モデルを使ったコンピュータシミュレーションを、人間を対象とした実験に対するある種の仮想実験と見なし、モデルを研究の効率化のための装置として用いることの可能性に言及する事例が収集された。

モデルをコンピューター上に実装すると、高速かつ正確的に仮説を検証できる。たとえば、ある生徒のいくつかの計算結果をみてバグ手続きを推定し、そのモデルを実装すれば、もっと多くの計算結果を（予測し）検証できる。

またモデルが無いならば、人の心理状態を研究するには人間を被験者として実験に協力してもらう必要があり、有意な結果を得るには多くの被験者が必要でその実験にかかるコスト、時間が莫大なものになると予想できます。モデルが完成すれば研究にかかる時間、コストが大幅に削減できるのではないかと、研究面においてもその可能性があるのではないかと感じました。

**モデルベースアプローチの限界** まず、今回の授業では、ルールの発火時間はすべて一定という前提で参加者に分析を行わせた。しかし、多くの参加者から、この点に関する違和感の指摘があった。

モデルが1ステップにかかる時間を便宜的に一律としていたが、私はその手法では上手く比較することができないのではないかと考えており…。例えば、現在の状態を絞り込むためのパラメータが1つ多いだけで、人間はその分思考を長くとらなければ適切な処理を行えないが、今回の授業のモデルではそこが考慮されておらず、また考える状態の数(モデルの場合はルールの数)による処理時間の違いというものも勘案すべき点であると私は考える。

また、ルールベースの記述になじまない心的過程があることに関する指摘もあった。以下の記述において、前者は感情に関わる心的プロセス、後者は無意識的プロセスの記述の困難性を指摘している。

気付いたのは、[今回授業で扱った]すべての話題が理性的な問題解決である。人間の心を理解するには、感性的な表現を理解しなければならない。高いレベルのロボットの「心」は感情を理解し表すはずであると考えている。感情的な面を含めるモデルを作るには難しいかもしれない。

自分でもなぜこのような気持なのか分からないときがあるのに、計算機が人間の心を理解するというのは難しいのではないかと感じます。