

# 概念の数理認知モデル Workshop on Computational Models of Concept and Concept Formation

企画	中川正宣	(東京工業大学)
	松香敏彦	(千葉大学)
話題提供	中川正宣	(東京工業大学)
	寺井あすか	(東京工業大学)
	坂本佳陽	(A*STAR)
	松香敏彦	(千葉大学)
指定討論	河原哲雄	(埼玉工業大学)
	楠見 孝	(京都大学)
	三輪和久	(名古屋大学)

## Abstract

This workshop introduces recent advancements in research on mathematical and computational models of concept and concept formation. (1) Nakagawa and Terai introduce a mathematical model of a probabilistic hierarchical concept structure built on the basis of a statistical analysis of corpus data. (2) Sakamoto and Nakagawa introduce a computational model of inductive inference that takes contextual effects into account. (3) Matsuka criticizes learning algorithms built on the basis of differential equation as models of individual humans and then introduces heuristically-oriented algorithms as more descriptively valid models of high-order human cognitive processes.

**Keywords** — concept, ontology, computational modeling, computational linguistics, inference

## 概要

本ワークショップでは、高次認知において重要な役割をになう概念に関して、数理的アプローチを用いておこなわれた最近の研究を紹介し検討する。寺井氏は概念構造の数理モデル、坂本氏と松香は概念・概念学習の計算モデルの研究を発表し、人間の概念の形成と利用に関わる認知行動・認知情報処理を検討する。

寺井・中川は、言語統計解析に基づく概念の階層的確率構造の構築とその比喻理解の数理モデルへの応用について検討する。まず、概念を言語統計解析により意味ベクトルとして表現し、次に、直喩の理解過程はカテゴリ化過程とダイナミックインタラクション過程の2段階からなると仮定し構築された、概念の意味ベクトルに基づく比喻理解の数理モデルを紹介する。

坂本・中川は、数理モデルの構成による人間の

論理的推論過程の理解、とくに言語統計解析に基づく帰納的概念学習の数理モデルを紹介する。

松香は、これまでの行動実験のデータから示されて人間の認知過程とモデルの予測および解釈を比較し、微分方程式に基づく学習モデルの記述妥当性を再検討する。また、解決策として、確率的最適化法を応用したモデルを紹介する。

最後に、これらの知見が、概念および高次認知研究に与えるインパクトや、今後の展望について議論する。

## 日本語コーパスを用いた確率的階層構造の構築

寺井あすか、中川正宣

EDR電子化辞書の概念辞書(情報通信研究機構)、分類語彙表(国立国語研究所)、日本語語彙体系(NTT)などにより、大規模な日本語の階層構造が構築されている。しかし、これらのデータは、概念の階層的な構造を明らかにしているが、各概念とカテゴリーの確率的関連性を明らかにしていない。そのため、認知モデルなどへの応用に限界があると考えられる。一方で、LSA(Deerwester et al. 1990)、pLSI(Hoffman 1999)、SAM(持橋、松本 2002)、言語統計解析(Kameya, Sato 2005)等、言語コーパスを用いた知識構造の推定方法が提案され、これらによって推定された知識構造を応用した認知モデル(比喻理解・比喻生成・帰納的推論モデルなど)が提唱されている。しかし、これらの手法は階層構造を仮定した推定方法ではないため、異なる階層にあるべきカテゴリーが同じ階層に出現する可能性があるという問題点がある。

そこで、本研究では、言語統計解析(Kameya, Sato 2005)と確率的階層構造の推定を行うRoseモ

デル(1990)を用いて、日本語コーパスに基づく概念の確率的階層構造の構築を行う。本研究が目指す確率的階層構造とは、概念によって形成されるカテゴリーの階層構造と、概念のカテゴリーへの帰属確率(概念が与えられたときのカテゴリーの条件付確率)を付与したものである(図1参照)。

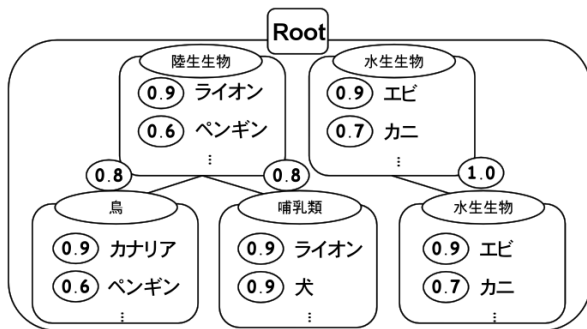


図1 確率的階層構造

本研究では、以下の方法を用いることで、大規模かつ心理学的に妥当な確率的階層構造の構築を行った。

1. 日本語コーパスからCaboCha(工藤、松本2002)を用いて係り受け関係(形容詞?名詞、動詞?が?名詞、動詞?に?名詞、動詞?を?名詞)を抽出し、係り受け頻度データを作成する。

2. 係り受け頻度データに対し言語統計解析(Kameya, Sato 2005)を用いることで、大規模言語データにおいて発生するゼロ頻度問題を解消した形で、潜在クラスの推定を行う。

3. 推定された潜在クラスに基づき、各概念(名詞)をベクトルとして表現する。それらの概念ベクトルに対しRose(1990)によるモデルを用いて、確率的階層構造を構築する。

4. 心理学実験を行うことで構築された確率的階層構造の心理学的妥当性を検証する。上記の方法を用いることで、人が一般的に使用する概念を網羅する概念(名詞)の確率的階層構造を構築する。さらに、このようにして推定された確率的階層構造の上記認知モデル(比喩理解・比喩生成・帰納的推論モデルなど)への応用可能性についての検討を行いたいと考えている。

## 帰納的推論における2つのコンテキストとそのモデル化

坂本佳陽、中川正宣

カテゴリーベースの帰納的推論(または属性の帰納的推論、Rips, 1975; Osherson et al., 1991)とは、下の例のように、前提(線の上の命題)や結論(線の下)の命題がある言語的概念(赤ワイン、

ビール、シャンパン)と空白の述語(?はパミソヤである)の組み合わせで形成される論理式を指す。このとき、前提に基づく結論のもっともらしさは、主に前提における事例(赤ワイン、ビール)の持つ意味概念によって決定される。なぜなら、空白の述語は、それ自体だけではどんなものがメンバーになるのかという手がかりがないからである。

赤ワインはパミソヤである。

ビールはパミソヤである。

シャンパンはパミソヤである。

これからカテゴリーベースの帰納的推論は、既存の言語的意味概念(上の例では赤ワイン、ビール)に基づく一時的な概念形成(?はパミソヤである)を伴っていると考えることができる。そして、これをモデル化するためには、既存の言語的意味概念をどう実装するかが問題となる。そこで、本話題では意味概念の実装例としてコーパスデータの統計解析結果を用いた帰納的推論モデルを紹介する。さらにこのモデルでは、帰納的推論における一時的な概念形成に影響を与える重要な要因として、2つのコンテキストを仮定する。

一つは文脈である。ここでは言語における語と語の関係性を文脈とする。このとき事例と空白の述語の格関係を文脈ととらえると、同じ事例でも、文脈の違いで空白の述語の概念形成が異なる可能性がある。例えば、前提が「アパートがツパエポ」のとき、「ツパエポ」に対して「建造物」などといったような概念が形成され、「アパートにツパエポ」のときは「住むところ」といった異なる概念が形成されたりするかもしれない。この可能性をモデルにおいて文脈によって異なるカテゴリー選択として表現し、心理実験によって妥当性を検証する。

もう一つは状況である。前提に正事例と負事例(「ビールはパミソヤではない」といった空白の述語が否定的に用いられる場合)が両方含まれるとき、空白の述語の概念は正事例に類似したものを含むよう、負事例に類似したものを除くように形成されるだろう。このとき、正事例と負事例が類似していたら、一時的な概念形成について正事例をどれだけ一般化するか、負事例をどれだけ一般化するかは、個人差や状況差によって異なる可能性がある。このことをモデルでは正事例と結論の類似性、負事例と結論の類似性についての2つの類似性関数の強度バランスとして表現し、心理実験によって妥当性を検証する。

## 高次認知モデルとしての微分方程式法の妥当性の検証と代案

松香敏彦

既存の高次認知のモデル多くには、学習アルゴリズムとして微分方程式が応用されている。例えば、ALCOVE (Kruschke, 1992)のように、ほぼ全てのカテゴリー学習の計算モデルにおいては、誤差逆伝播法など微分方程式をもちいた最適化法が使われてきた。これらのモデルは数々の行動実験データを説明してきたが、近年微分方程式を含む複雑な計算処理によって表現された認知モデルの記述的妥当性に対して問題点が指摘されている (e.g. Gigerenzer & Brighton, 2009; Matsuka 2005; Matsuka & Chouhourelou, 2006)。また、微分方程式特有の問題ではないが、既存の概念学習のモデルは単一の知識や方略しか保持していないことや、学習目的が誤差の最小化のみである点も問題点として指摘されている (Matsuka, Sakamoto, Chouhourelou, & Nickerson, 2008)。

本発表では、行動実験のデータから示されて人間の認知過程とモデルの予測および解釈を比較し、微分方程式モデルの記述的妥当性を数項目にわたって再検討する。また解決策として、進化的アルゴリズムなど、おおまかで単純な確率的計算処理の集合による学習アルゴリズムを定性的解釈を含め紹介する。

### 参考文献

- [1] Deerwester, S., Dumais, S., Furnas, G., Landauer, T., & Harshman, R. (1990) Indexing by Latent Semantic Analysis. *Journal of the Society for Information Science*. 41(6) 391-407.
- [2] Kameya, Y. & Sato, T. (2005) Computation of probabilistic relationship between concepts and their attributes using a statistical analysis of Japanese corpora. In *Proc. of Symposium on Large-scale Knowledge Resources: LKR2005*. 65-68.
- [3] Kruschke, J. K. (1992) "ALCOVE: An Exemplar-Based Connectionist Model of Category Learning," *Psychological Review*, 99, 22-44.
- [4] Hofmann, T. (1999) Probabilistic latent semantic indexing. In *Proc. of the 22nd International Conference on Research and Development in Information Retrieval :SIGIR f99*. 50-57.
- [5] Rose, K., Gurewitz, E., & Fox, G. C. (1990) Statistical Mechanics and Phase Transitions in Clustering. *Physical Review Letters*. 65(8) 945-948.
- [6] Kudo, T. & Matsumoto, Y. (2002) Japanese Dependency Analysis using Cascaded Chunking. CoNLL 2002: In *Proc. of the 6th Conference on Natural Language Learning 2002*. 63-69.
- [7] Matsuka, T. (2005). Simple, individually unique, and context-dependent learning methods for models of human category learning. *Behavior Research Methods*, 37, 240-255.
- [8] Matsuka, T. & Chouhourelou, A. (2006). On the learning algorithms of descriptive models of high-order human cognition. In *Advances in Neural Networks*,

Lecture Notes in Computer Science (LNCS) Vol.3971, (pp. 41 - 49). Berlin: Springer-Verlag.

- [9] Matsuka, T. Sakamoto, Y, Chouhourelou, A. & Nickerson, J. V. (2008). Toward a descriptive cognitive model of human learning. *Neurocomputing*, 71, 2446-2455.
- [10] 持橋大地、松本裕治 (2002) 意味の確率的表現. 情報処理学会研究報告.自然言語処理. 147(12) 77-84.
- [11] Osherson, D. N., Smith, E. E., Wilkie, O., Lopez, A., & Shafir, E. (1990). Category based induction. *Psychological Review*, 97,185-200.
- [12] Rips, L. J. (1975). Inductive judgment about natural categories. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 14, 665-681.
- [13] Sakamoto, K., & Nakagawa, M. (2008). Sadder but wiser induction?: situation-personality interaction revealed by an inductive reasoning model. *Proceedings of the 27th Annual Conference of the Cognitive Science Society*.
- [14] Terai, A., Liu, B. & Nakagawa, M. (2009) Hierarchical Probabilistic Categorization of Japanese Words. In Kazuo Shigemasa, Akinori Okada, Tadashi Imaizumi and Takahiro Hoshino (Eds.) *New Trends in Psychometrics*, Universal Academic Press, 471-480.