

# 価値に駆動される連想記憶によるシンボリック推論の検証

## Validation of symbolic inference based on a value driven associative memory

宮田 真宏<sup>\*1</sup>  
Masahiro Miyata

大森 隆司<sup>\*2</sup>  
Takashi Omori

<sup>\*1</sup> 玉川大学大学院 工学研究科 <sup>\*2</sup> 玉川大学 工学部

Graduate School of Engineering, Tamagawa University College of Engineering, Tamagawa University

Intuitive inference and logical inference are modeled separately as the two different processes in brain. However, a site for the logical inference has not been found in the brain, and it is necessary to model a process that realizes the logical inference in a distributed neural network. In this study, we propose an integrated model in which the intuitive inference is represented as a search process of in a continuous and distributed associative memory, and is switched to a symbolic inference mode that biases an associative gain when it found values during the intuitive inference search. In this study, we show the computational model of symbolic inference by associative memory, and we verify its practicality by solving a maze task. As a result, we observed the intuitive one can be represented as the Bayesian probabilistic inference, and the symbolic one based on value.

### 1. はじめに

現在、多くの人工知能(AI)を搭載したロボットなどの行動決定には強化学習が用いられている。しかし強化学習を用いた行動学習には多くの試行錯誤が必要であり、学習されるまでに非常に時間がかかることが問題である。それに対して我々人間は、その場の状況にすぐに対応するだけでなく、その場の状況を受け、次に起こる状況を予測する推論をする。従来のAI研究ではその行動を Tree 探索を典型とする論理的な手法によりモデル化してきた。

さらに我々の推論には、「考える前に体が動いた」などの表現があるように、意識的で論理的な推論とは異なる素早い直観的な推論もある。これら二つの推論に共通することは、推論の後に意思決定またはそれに伴う行動が行われている点である。

では、推論と意思決定にはどのような関係があるのだろうか。我々が意思決定をする際、その状況すべてが既知とは限らない。未知の情報があっても我々は推論をすることができ、意思決定することができる[服部 2015]。これは、推論時には過去に例のない新奇の場面においても、その先に起こる事象を複数かつ並列的に予測し、過去の経験に完全に合致せずともその情報を想起でき、さらにその経験に基づいて見出された情報に価値を割り振り、その価値が最大となる行動を選択する、という一連の内部過程があるからであろうと考えられる[Miyata 2017]。これらより、推論とは広い意味での価値探索であり、我々はその結果を受けて行動決定している、と考えることができる。

そこで本稿では、価値評価に駆動された2つの推論過程を、連想記憶モデルを用いて確率的な推論、および論理的な推論により実現できることを示し、簡単なモデルによる迷路探索問題を解くことで、その検証を試みる。

### 2. 人の推論

認知科学では、人の推論には直観的推論と論理的推論の二種類ある[Evans 2009]とされ、それぞれを別のシステムとしてモデル化してきた(表1)。それに対して、従来のAIにおける推論の基本モデルには Tree 探索があげられる。Tree 探索は個々の離散状態の予測、およびその評価を行う意識的かつシンボリック

的な方式である[Russel 2008]。また、我々はシンボリック推論とは別に、何かを知覚するとその影響の予測と評価を素早く行う直観的な推論過程も持っている。これは、感覚刺激からの自動的な連想による無意識的な予測と評価によると考えられる。これを踏まえると、予測は局所的で多方向に並列的に進み、それを価値計算システムが部分的に評価したものが、直観と呼ばれていると考える[大森 2017]。

表1 推論の二重過程と二重システム仮説

直観的推論	論理的推論
作業記憶は不要	作業記憶が必要
無意識的、自律的	意識的、メンタルシミュレーション
推論が速い	推論が遅い
バイアスに影響されやすい	規範的、公平
文脈依存	抽象的
確率的、分散的	論理的、シンボリック
暗黙知(経験的確率)を利用	明示的な知識を利用
推論が浅い	深い推論が可能
進化的に古い	進化的に新しい

### 3. 連想記憶モデル

#### 3.1 連想記憶とは

連想記憶とは、記憶パターンを貯蔵し、部分的な記憶情報を基に必要な記憶を読み出す機能である。神経回路による分散型の連想記憶モデルの例として、記憶事項を一つのベクトルで表したアソシアトロン[Nakano 1972]や時間的な連想を考慮したモデルがある[Sompolinsky 1986]。これらのモデルでは、複数の記憶事項の記録はそれらの相関行列の和(記憶行列)で表し、想起用の入力ベクトルと記憶行列の積を計算することで想起を再現できる。本稿ではこの連想記憶モデルを用いて、人の二種類の推論のモデル化およびその検証を行う。

#### 3.2 直観的推論と論理的推論の実現

先述したように推論は2種類あるとされ、それぞれが別の処理システムとしてモデル化されている。実際に人の推論システムが二種類あるとすると、状況に応じてどちらかを選択して2つの推論を制御する上位システムが必要となろう。しかし、そのような上

位システムは知られておらず、そもそも論理的推論の脳部位も知られていない。そこで本研究では、これら 2 つの推論は 1 つの処理システムで実装され、その動作モードのスイッチングにより切り替えられると考えた。その過程を連想記憶モデルの連想と仮定して表現すると、その計算式は以下になる。

$$y^{t+1} = \alpha \left( \sum_j Pr(y_j^{t+1} | y_i^t) W_{ij}^e \right) y^t + (1 - \alpha) \sum_j W_{ij}^s y^t \dots (1)$$

(1)式右辺の第一項は、直観的推論を実現する相互想起の項である。ここでは過去の経験を表現する記憶ベクトルからイベントごとの連想行列( $W_{ij}^e$ )を作成し、入力ベクトル( $y_i$ )から想起される記憶ベクトルを連想的に探索する。なお、記憶ベクトル群は直交していると想定する。これより想起ベクトルは、入力ベクトルに関係があるほど連想行列から強い強度で想起される。そして想起されたベクトルは過去の経験頻度を表す条件付き確率に基づき強さが決まる。この計算の反復により、短時間で広い範囲に対する連想的な探索が可能となる。そして探索中に価値のある部分を発見した際には、その価値に従い意思決定する。

(1)式右辺の第二項は、第一項で見出された価値に焦点を当て、その価値を最大化させる記憶想起の反復計算を表す。すなわち、入力ベクトル中の価値のある成分を強化して、想起によって特定の価値が支配的になるまで自己想起型の連想計算を反復し、それに対応する行動を選択する [宮田 2018] (図1)。

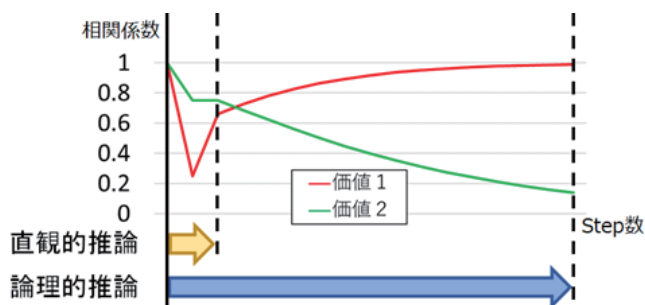


図1 完全直交ベクトルを用いた連想記憶シミュレーション

#### 4. 計算機シミュレーション

本モデルを用いて、直観的推論と論理的推論とを組み合わせによる迷路探索課題の解決シミュレーションを行った(図2)。状態ベクトルは長さ 5000 の±1(興奮/抑制)からなるランダムベクトルとして、地図上の各位置に対応させた。迷路中の水色の領域は正の価値、濃い紫の領域は負の価値に結び付き、黄緑色の領域は正と負の価値が競合する領域である。エージェントのタスクは、地図上の現在位置から行動を開始し青のキューブ(報酬)を取ることである。

エージェントの推論過程を横軸に想起強度、縦軸に時刻を取りグラフ化したものが図3(左)である。このグラフのように、時間の変化に伴い、はじめに示した過去の経験のみに影響される直観的推論の直後に、その後で得られる価値を予測してその最大化を行う論理的推論の過程が続き、その反復による順次的な推論の振る舞いを実現できた。またこの結果を Tree 探索風に示したものが図3(右)である。この結果から、Tree 探索の深さ優先探索のような推論をエージェントが行っていることが示せた。

#### 5. まとめ

本稿では、連想記憶モデルを用いた直観的推論と論理的推論のアーキテクチャを提案し、簡単な迷路探索課題の解決過程

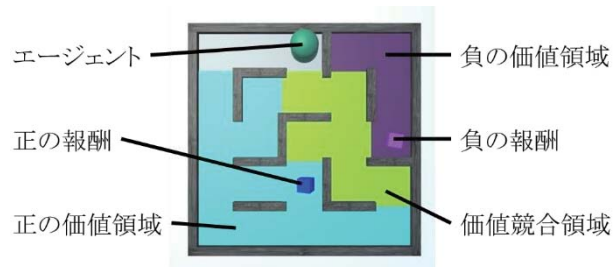


図2 迷路探索用の地図、および価値配置

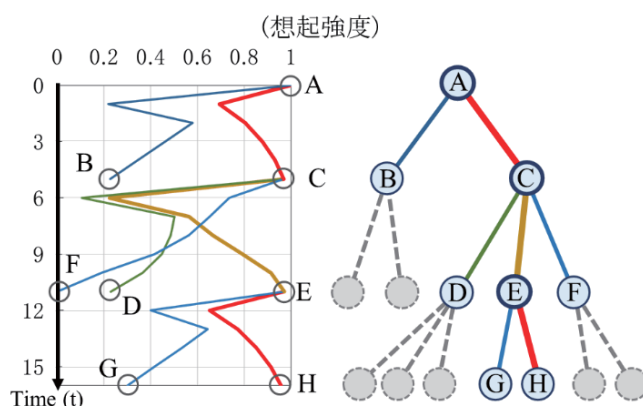


図3 ステップごとのエージェントの推論結果

を示した。しかし、直観的な推論から得られる場所を示すベクトルには経路情報が含まれていない。ランダムベクトルに途中の経路や行動の情報を付加する方法は検討が必要である。

その解決のための一つの方法が粒子モデルであろう。粒子モデルは個々の粒子に経路情報などを付加することが実装上容易である。粒子モデルを用いてもベイズ的な挙動を示す直観的推論が実現できることは既に確認されている[Miyata 2017]。粒子モデルを用いた論理的推論の手法について検討することが今後の課題である。本研究は文部科学省科研費 15H01622 の助成を受けた。支援に感謝する。

#### 参考文献

- [服部 2015] 服部雅史: 思考と推論: 理性・判断・意思決定の心理学, 北大路書房, 2015
- [Miyata 2017] Masahiro Miyata, Takashi Omori : Modeling emotion and inference as a value calculation system, BICA2017, 2017
- [Evans 2009] Jonathan St. B. T. Evans et al.: How many dual-process theories do we need? One, two, or many?, Oxford Scholarship Online, 2009
- [Russel 2008] Russel, Norvig 他: エージェントアプローチ人工知能第2版, 共立出版, 2008
- [大森 2017] 大森隆司, 宮田真宏: 粒子モデルと価値評価系による直観的推論の計算アーキテクチャ, p.55-56, 日本神経回路学会全国大会講演論文集, 2017
- [Nakano 1972] Kaoru Nakano : Associatron-A Model of Associative Memory, IEEE, 1972
- [Sompolinsky 1986] Haim Sompolinsky: Temporal Association in Asymmetric Neural Networks, Physical review letters, The American Physical Society, 1986
- [宮田 2018] 宮田真宏, 大森隆司: 連想記憶モデルに基づく人のシymbol的推論のモデル化, 第8回 人工知能学会 汎用人工知能研究会, 2018