

論文題目	価値に駆動された人の推論システムに関する研究
氏名	宮田 真宏

論文要旨

1. はじめに

従来、人の推論には直観的推論と論理的推論の2種類があるとされる。先行研究では、直観的推論はベイズ推論に代表される確率的な手法を、論理的推論は Tree 探索に代表されるシボル的な手法を用いることにより、それぞれを別々にモデル化してきた。一方、推論と脳部位とを対応付けた研究はあるが、脳の神経回路を考慮した推論の包括的なメカニズムについて言及したものは少ない。さらに本研究で我々は、推論とは意思決定のための価値のある状態、およびそこへの経路の探索であると考ええる。

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。我々は未知の情報があっても推論することができ、意思決定することができる。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(図1)[1]。これを踏まえると、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。価値の探索という考え方をすると、推論と強化学習、反射という複数の意思決定過程を接続して考えることができる。

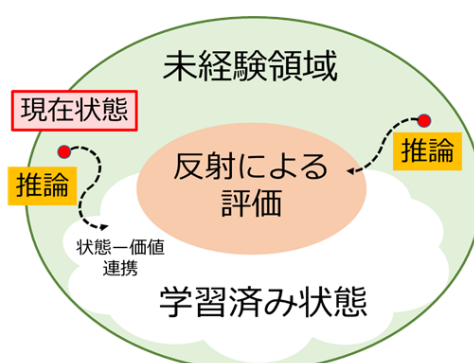


図1 推論による価値探索の位置づけ

本研究では人の推論過程は直観的推論と論理的推論に明確に分かれているのではなく、一つの分散ニューラルネットワークのモード切り替えで実現されると考え、そのモデルを提案し、提案した推論システムの特徴について検証した。

2. 人の推論

人の推論の先行研究として認知科学では、人の推論には無意識的で処理時間が短いとされる直観的推論と、意識的で処理時間が長くとされる論理的推論の二種類があるとされ、これらを別のシステムとしてモデル化されてきた(表1)[2]. それに対し、従来の人工知能における推論の基本モデルには Tree 探索が挙げられる. Tree 探索と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な、論理的推論の説明に用いられる方式である. また、我々は論理的推論とは別に、何かを知覚するとその影響に対する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る.

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. 連想記憶による直観的推論と論理的推論の実現

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[3]. 神経回路による分散型の連想記憶モデルでは、複数個の記憶事項の記銘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するものであった[4]. 本研究では従来言われてきた人の 2 種類の推論を別々の処理システムとしてモデル化するのではなく、2つの推論は以下の式(1)にて表される1つの処理システムで実装することができ、その動作モードの切り替えにより再現可能であると考えた.

$$x_{t+1} = \alpha \left(\sum_q Pr(x_{t+1}^q | x_t^p) W_{pq}^e \right) x_t^c + (1 - \alpha) \sum_q W_{pq}^s x_t^c \quad (1)$$

(1)式の右辺第一項は、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(x_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、記憶ベクトル群は相互にほぼ直交すると想定する. ほぼ直交することに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度が決定する. この計算の反復により、短時間で広範囲への連想探索が可能となる. さらに探索中に価値を発見した際には、その価値を想起ベクトルに取り入れることで意思決定に用いることが可能となる.

(1)式、右辺第二項は、第一項で見出された価値につながる記憶に焦点を絞り、価値を最大化させる自己想起の反復計算を行うことで、特定の記憶パターンを選択的に強化してそれに対応する行動を選択する. パラメータ α は、それらのスイッチングを制御する.

4. 計算機シミュレーション

本研究では、モデルの検証には計算機シミュレーションを行い、パラメータ α の変化に伴う推論特性の変化を3層の2分探索木を用いて確認している。状態ベクトルの次元は5,000の±1(興奮/抑制)からなるランダムベクトルとし、2分探索木の各ノードに対応させた。最下層ノードの1つに正の報酬、およびその報酬ノードの上位に当たる1つのノードに対して価値を付与した。エージェントのタスクは、2分探索木上の現在位置から推論を開始し報酬の位置を推論することである。

パラメータ α の値を整数(0 または 1)にした場合は、過去の経験に依存する直観的推論の後に、時間の変化に伴う将来に得られるであろう価値を予測し、それを最大化する論理的推論の過程が続く、その反復による順次的な推論の振る舞いを実現できた。さらにこの結果の表現を変えることで Tree 探索における深さ優先探索と同等の推論が実現された(図 2)。

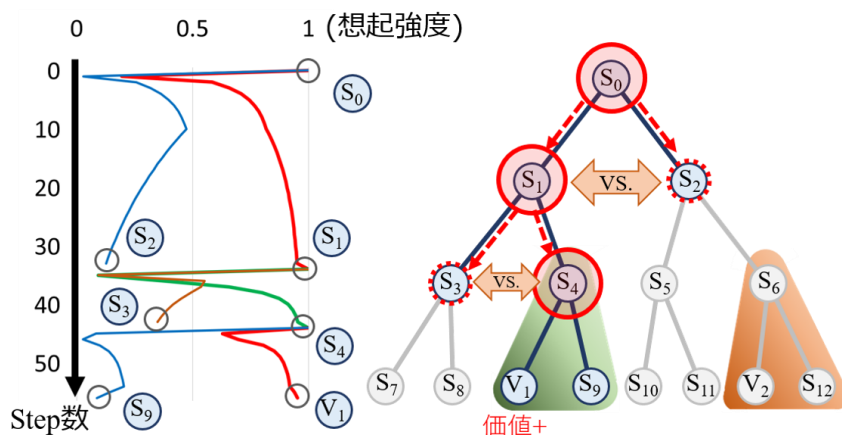


図2 S₀からのエージェントの推論結果、および解釈

本研究では、提案した推論システムの特徴を知るために提案した推論モデルを統合した式(1)中の、パラメータ α を実数にした際に推論結果に与える影響についても検証した。本研究ではその特性上、直観的推論と論理的推論を同時に処理する場合、次の時刻のみを対象として推論するのではなく、複数時刻先の事象として起こるであろう事柄を連想的に想起することを想定した。

本シミュレーションは、図3左の形をした3層からなる二分探索木を対象として実施した。図中の各ノードは結果のグラフの各ノードにおける色と対応付けするために着色しているが、その色には特別な意味はない。本シミュレーションはS₉にて大きな価値が見出すことができることを想定し、そこに向かって経験数、および価値が大きく見出されるように各パラメータを手動で設定した。なお、本シミュレーションは現在の位置であるS₀から推論を開始し、直観的推論と論理的推論の両方を活用しながら得られる推論システムの特徴変化を知ることが目的である。

しかしパラメータ α の値を実数としてシミュレーションする際には、直観的推論と論理的推論の間には推論の特性として時間的なスケールが異なるという点に問題がある。前述したように、直観的推論では次の事象を1回の計算で推論し、その結果を見出すのに対し、論理的推論ではその何倍もの時間をかけて状態ベクトル中に含まれる情報を1つに収束させる。そこで本研究では、直観的推論と論理的推論の処理にかかる時間の差を同一と考えられるのは数ステップ分が限度であると考えたため、論理的推論の処理を状態ベクトルが1に収束するまでではなく、論理的推論に切り替わってから5step分のみとした。

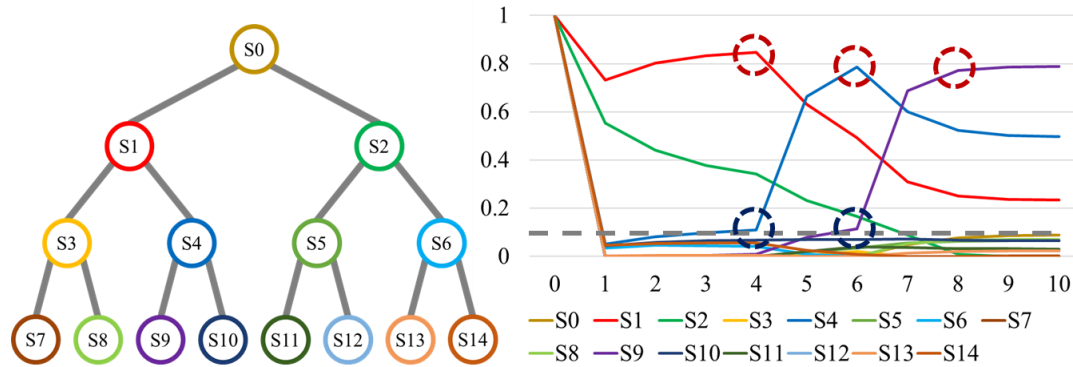


図3 統合パラメータ α を実数とした場合の推論の変化とその対応

シミュレーションの結果、推論開始の初期は現在地点である S_0 に接続されている S_1 および S_2 に対応する状態ベクトルの想起強度が高く、2つの推論の混合処理を繰り返すにつれて S_1 に関する強度が強化されていった。しかし処理を繰り返すにつれて、次の時刻($t+1$)の状態である S_1 からさらに先の時刻($t+2$)の状態である S_4 に対応する状態ベクトルの想起強度が上昇した(図3右:5サイクル目)。これは論理的推論にて現在状態ベクトルが価値評価により次の時刻($t+1$)の状態ベクトルでは収束しないが5step分処理を繰り返すため徐々に強化される。その次のサイクルでは、強化された次の時刻($t+1$)の状態ベクトルの結果を用いて直観的推論をするため、現在時刻からさらに先の時刻($t+2$)の状態ベクトルを連想的に想起したと考える。この結果は、意識には上らないが今後起こりうる内容について連想的に推論する結果に相当すると考える。つまりこの結果は、現在見出している報酬に対応する価値が強くなる方向に連続的に推論することができたと考えられる。そのため、この2つの推論を組み合わせさせたサイクルを繰り返し推論することで、徐々に価値の大きい対象に向かって推論自体が変化していくという結果を得たと言える。

5. 考察とまとめ

本研究では、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、2分探索木を用いて推論システムの効果を検証した。

計算機シミュレーションの結果、直観的推論と論理的推論とを組み合わせさせたシステムにおいて、推論システムを動的に切り替えることで、それぞれの推論システムのみでは再現できなかった推論の二重過程モデルに近いエージェントの置かれている状況に合わせて異なる推論が可能となることを示唆する結果を得た。さらに各推論の統合パラメータ α を実数とすることで、意識的に状態ベクトルを収束させている論理的推論の結果とは異なり、意識にはのぼらないが価値の強い状態に向かって徐々に推論が変化していくことに相当する結果を得た。

参考文献

- [1] Masahiro Miyata, Takashi Omori : Modeling emotion and inference as a value calculation system, BICA2017, 2017
- [2] Jonathan St. B. T. Evans et al: How many dual-process theories do we need? One, two, or many?, Oxford Scholarship Online, 2009
- [3] Kaoru Nakano: Associatron-A Model of Associative Memory, IEEE, Vol. SMC-2, pp. 380-388, 1972
- [4] Takashi Omori et al: Emergence of symbolic behavior from brain like memory with dynamic attention, Neural Networks, Vol. 12, No. 7-8, pp. 1157-1172, 1999