

モンテカルロシミュレーションによる 認識的モダリティ表現のグラウンディング手法の検討

亀甲 博貴¹ 松吉 俊² 村脇 有吾¹ 森 信介¹

¹ 京都大学 ² 電気通信大学

¹{kameko, murawaki, forest}@i.kyoto-u.ac.jp ²matuyosi@uec.ac.jp

1 はじめに

近年、現実世界と自然言語との双方を同時に扱うマルチモーダルな技術が注目を集めている。画像とそのキャプション [1] や株価チャートとその解説記事 [2] などのデータがインターネットを通して比較的容易に大量に収集できるようになったこともこれらの研究を大きく前進させた要因である。我々はこの中でも将棋局面データとその解説文のペアに着目し、解説文自動生成の研究に取り組んでいる [3, 4, 5]。

将棋解説文では、現在の局面のみでなく、これから起こりうる局面や現実には起こらなかった局面についても言及される。そのような解説文の例を以下に示す。

- このあと相振り飛車にする ϕ 可能性もある e 。
- 対局者からして矢倉 ϕ と見て間違いなだろう e 。
- Δ 7五歩 ϕ とするべきでした e ね。

本稿では述語項構造¹で表現される事象・出来事・状況のことを命題と呼び、下線と共に ϕ の記号で表す。解説者が推測や予想、反実仮想を表現するために用いるモダリティ表現にも下線を引き、 e の記号で表す。人間らしい解説文を自動生成するためには、命題のみでなくそれに付随するモダリティ表現も適切に選択し出力する必要がある。

テキストにおいて単なる記号列として記述されるもの(語、句、文)を現実世界内の物事と対応づける処理は、シンボルグラウンディング(記号接地)と呼ばれる [6]。将棋の駒や戦略、囲いのような物体や動作といった対象を客観的にその局面内にグラウンディングする [7] ことは直感的である。その一方で、モダリティ表現が意味するものは抽象的な概念であり、その局面のみにグラウンディングすることは困難である。本論文では、様相論理におけるアクセス可能な可能

世界という枠組みを応用することにより、ゲーム木という可能世界集合の中に認識的モダリティ表現をグラウンディングする手法を検討する。ゲーム木とモダリティ表現の間の対応をうまく捉えることができれば、解説文生成タスクにおいて局面と命題が与えられたときに、その局面からゲーム木探索を実行することにより、その命題に相応しいモダリティ表現の候補を得ることが期待できる。

2 様相論理と可能世界

論理学において、「に違いない」や「かもしれない」に代表される認識的モダリティ表現は様相論理 [8] で取り扱われる。様相論理では、多様な可能性に応じた多様な世界の集合(可能世界集合)を定義し、それら之間にアクセス可能関係を定める。各可能世界においてどのような命題が成り立つか決めたものを付値と呼ぶ。付値は、一つの可能世界と一つの命題を引数にとり、真/偽を返す関数である。ある世界 w で話題となっているある命題 ϕ が、 w からアクセス可能なすべての可能世界においてその付値が真であるとき、様相論理では、「 $\Box\phi$ が成立する」とする。 $\Box\phi$ は自然言語では「 ϕ に違いない」に相当するとされる。同様に、ある世界 w で話題となっているある命題 ϕ が、 w からアクセス可能な可能世界の少なくとも一つにおいてその付値が真であるとき、様相論理では、「 $\Diamond\phi$ が成立する」とする。 $\Diamond\phi$ は自然言語では「 ϕ かもしれない」に相当するとされる。様相論理においては、否定などの論理結合子とこれらの様相演算子を組み合わせ、認識的モダリティ表現を含む自然言語文を取り扱う。

将棋においては、規則的に可能なすべての局面が上記の可能世界に相当する。ある局面において駒を一つ動かし別の局面を作ることができたときに、前者の世界は後者の世界に(1手で)アクセス可能であると定

¹事態性名詞や名詞述語 1 語のものも含む。

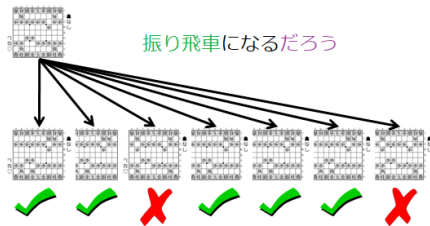


図 1: 様相論理による認知的モダリティ表現のグラウンディングの概要.

義することができる. ある局面から可能な局面を次々と展開してできるゲーム木は, アクセス可能関係で繋がる世界集合に相当する. ゲーム木に認知的モダリティ表現 e をグラウンディングすることは, 「 ϕe 」という自然言語文を言うことが許されるゲーム木に共通する特徴を捉え, その特徴と e を対応づけることに他ならない. その特徴は, ϕ を代入することで 1 変数関数となった付値によって表現されると考えるのが妥当であろう. 言い換えると, アクセス可能な世界集合における真/偽の分布が, 対応する認知的モダリティ表現の特徴そのものであろうと考えられる. 概要を図 1 に示す. 例えば, 「に違いない」はほとんどすべての可能世界において真であるような付値に, 「かもしれない」は半数程度の可能世界で真, 残り半数程度の世界で偽であるような付値によって表現されることが期待できる.

この枠組みは様相論理の考え方を素直に将棋解説文に適用したものである. しかしながら, 将棋の平均合法手は 80 通りほどと言われており, ゲーム終了までのすべての可能世界を列挙し, それらにおける付値を実時間ですべて検証することは不可能である. 本論文では, 真/偽分布の近似値を実時間で取得する方法を提案する.

3 提案手法

本節以降, シミュレーション分野の用語を用いて一般的に説明するため, 将棋の局面 (可能世界) のことを状態と呼び, 局面の遷移を状態遷移と呼ぶ.

3.1 モンテカルロシミュレーションによる状態集合のサンプリング

本研究では, 命題の真/偽を推定すべき状態集合をモンテカルロシミュレーションによってサンプリングする手法を提案する. モンテカルロシミュレーション

とはある状態 s において次状態への状態遷移 m をある確率分布 $p(m | s)$ に従ってサンプリングし状態遷移する操作を繰り返す手法である. 将棋においては状態とは局面を, 状態遷移とは指し手を意味する. この一連の操作をプレイアウトと呼び, そのための確率分布 $p(m | s)$ をプレイアウトポリシーと呼ぶ. 1 回のプレイアウトにおいて, d 回の状態遷移を行うまたは終端状態に到達するまで m のサンプリングと状態遷移を繰り返し, 最長で長さ d の状態遷移列を生成する. N 回のプレイアウトを行った後に生成された N 個の状態遷移列を, 現状態 s からのアクセス可能な状態の集合として扱う.

3.1.1 プレイアウトポリシー

ゲームを進めるにあたり, より有利な局面を目指すために選ばれやすい手が存在するため, アクセス可能な状態は等確率では現れない. そこでプレイアウトポリシーとして一様乱数ではなくより選ばれやすい状態遷移を高い確率で選択するような確率分布を用いる. また本来状態遷移の選ばれやすさはプレイヤーごとに異なるものであるが, 人間の思考をコンピュータ将棋プログラムによる出力結果で代用することでアクセス可能な状態のサンプリングを自動で行う.

プレイアウトポリシーとして以下の 2 種類を用いる.

実現確率 実現確率とは, ある状態 s において状態遷移 m_i が実現する確率である. 実現確率を予測し, より実現確率の高い状態遷移に探索資源を多く投入することで探索効率の向上を図る実現確率探索が将棋において提案されている [9]. 実現確率の予測は以下のロジスティック回帰モデル

$$p(m_i | s) = \frac{\exp(W\Phi(m_i, s))}{\sum_j \exp(W\Phi(m_j, s))} \quad (1)$$

が用いられる. なお $\Phi(m, s)$ は状態 s と状態遷移 m に対応する素性ベクトルであり, W は重みベクトルである. 実現確率が高い状態遷移は実際のゲームにおいても選ばれやすい手であるため, プレイアウトポリシーとして適していることが期待できる.

浅い探索から計算された勝率 多くのコンピュータ将棋プログラムはゲーム木探索と局面評価関数を組み合わせ指し手を決定する. そのため, 探索によって得られた評価値を反映したプレイアウトポリシーはより

正確なアクセス可能性の近似を実現することが期待できる。一方で各状態において探索を行うため、実現確率を用いる場合に比べて計算コストが大きい。

本研究では以下の式により探索評価値を反映したプレイヤーアウトポリシーを定義する²。

$$p_{win}(m_i | s) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{V(m_i, s)}{U}\right)} \quad (2)$$

$$p(m_i | s) = \frac{p_{win}(m_i, s)}{\sum_j p_{win}(m_j, s)} \quad (3)$$

なお U は定数、 $V(m, s)$ 、 $p_{win}(m, s)$ は状態 s において状態遷移 m を選択した際の探索評価値と勝率である。

3.2 命題の付値推定

プレイヤーアウトによって得られた状態遷移列中に現れる各状態について、対象となる命題の付値を推定する。本実験では簡単のため、対象とする全ての命題についてルールベースの手法で付値を決定する。ある状態遷移列において対象の命題が一度でも真となった場合、その状態遷移列においてその命題は真であるとする。

4 評価

モダリティ表現の推定におけるモンテカルロシミュレーションの有効性を評価するため、命題の真/偽分布とモダリティ表現との関係について調査した。

4.1 実験設定

提案手法が用いる実現確率や浅い探索は将棋プログラム「技巧」³を用いた。探索評価値から勝率を計算する際の定数 $U = 600$ とした。また浅い探索は1局面あたり 500 ms の探索を行った。浅い探索をする上で、現局面における合法手数が k であったとすると、上位 k 通りの探索結果を得てこれらに含まれる手をプレイヤーアウトポリシーの計算に用いた。また各プレイヤーアウトは 50 手で打ち切った。プレイヤーアウト数 N は実現確率を用いた場合は 100,000 回、浅い探索から計算された勝率を用いた場合は 1,000 回とした。

²評価値と勝率の関係をシグモイド関数と仮定することが多い。
<http://lfics81.techblog.jp/archives/11425250.html>
2019年1月15日アクセス。

³<https://github.com/gikou-official/Gikou>
2019年1月15日アクセス。

4.2 実験結果

表1に〈命題・モダリティ表現〉のペアに対して命題が真になった割合を示す。このうち、〈寄る・ないだろう〉ペアに対して実現確率を用いた場合と浅い探索を用いた場合で結果が大きく異なっており、それ以外では似たような傾向を示している。「寄る」とは将棋において玉が詰まされてゲームに負けることを意味する。将棋の終盤においては1手間違えると負けに直結するという局面は多く、誤った手をサンプリングすることによって命題が真になることが多くなったと考えられる。モダリティ表現は「ないだろう」という否定であり、浅い探索を用いた場合に真となる回数が0となったことは期待通りの挙動であると言える。これは実現確率より浅い探索による評価値の方が実際の状態遷移の近似としてより近いことに起因している。

〈後手玉も右辺に逃げ・形が見え〉ペアは、どちらかというところ肯定的なモダリティ表現であるが真値になる頻度は低かった。これは対象となる命題である「右辺に逃げる」が実現しうる状態が現局面から非常に遠い未来の局面であるためであると考えられる。提案手法ではプレイヤーアウトを一定手数で打ち切っているが、この一定手数のうちに真になることが難しい命題については正しく評価できないという問題がある。一方でプレイヤーアウトを手数で打ち切らない場合、プレイヤーアウトが終了せず計算時間が膨大になることが予想される。

〈振り飛車・可能性もある〉ペアと〈矢倉・と見て間違いないだろう〉ペアは同一局面に付与された命題・モダリティ表現ペアである。モダリティ表現を見ると後者の方が確実な肯定を示唆しており、命題が実現する可能性がより高いように感じられるが、命題が真となる頻度が高かったのは前者であった。元の解説文を見ると「対局者からして」というメタ情報を参照して発話をしていることが分かる。しかし提案手法はこのようなメタ情報を参照していないため、真/偽分布は解説文中のモダリティ表現と一致しなかった。

これら以外の4例については、「だろう」や「かもしれません」といった肯定的なモダリティ表現が付与されている命題が真になる頻度は高く、「ないだろう」や「ないのだろう」といった否定的なモダリティ表現が付与されている命題が真になる頻度は低かった。これは提案手法に期待される挙動であり、提案手法によって得られる命題の真/偽分布は対応するモダリティ表現の推定に効果がある可能性を示唆している。

命題 ϕ とモダリティ表現 e	命題 ϕ が真になった割合	
	実現確率	浅い探索
後手玉も右辺に逃げ ϕ ていく形が見え e ていますので、受けていれば楽しみがあります。	2.6%	1.5%
Δ 6 七銀成には \blacktriangle 同玉 ϕ だろう e 。	77.5%	50.8%
まだ振り飛車 ϕ の可能性もある e が、対局者からして矢倉と見て間違いないだろう。	42.6%	43.8%
まだ振り飛車 ϕ の可能性もあるが、対局者からして矢倉 ϕ と見て間違いないだろう e 。	6.2%	10.9%
Δ 8 二飛に \blacktriangle 8三歩 ϕ と飛車をいじめる展開もある e かもしれません e 。	63.1%	42.9%
これはもう寄る ϕ ことはないだろう e 。	30.7%	0.0%
後手は ϕ もう穴熊に組む ϕ つもりはないのだろう e 。	7.7%	14.9%

表 1: 命題・モダリティ表現と真/偽分布の関係。

5 おわりに

本研究では、ゲーム木に認知的モダリティ表現を対応づけるためにモンテカルロシミュレーションによる真/偽分布の推定を提案し、実験によって提案手法が有効である可能性を示した。一方で提案手法を適用した対象データは少なく提案手法の統計的な有意性の議論はできていないため、大規模な評価実験による提案手法の評価が求められる。

今後の課題として、付値推定モデルの構築が挙げられる。本研究では各命題の付値の決定はルールベースの手法で行ったが、任意の命題に対して付値決定を行うルールを実装することは現実的ではない。そのため提案手法の一般化のために駒や動きなどのシンボルグラウンディングによる付値推定モデルの構築が求められる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 18K11427 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, and Dumitru Erhan. Show and tell: A neural image caption generator. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.
- [2] Soichiro Murakami, Akihiko Watanabe, Akira Miyazawa, Keiichi Goshima, Toshihiko Yanase, Hiroya Takamura, and Yusuke Miyao. Learning

to generate market comments from stock prices. In *Proc. of ACL*, pp. 1374–1384, 2017.

- [3] Shinsuke Mori, John Richardson, Atsushi Ushiku, Tetsuro Sasada, Hirotaka Kameko, and Yoshimasa Tsuruoka. A Japanese chess commentary corpus. In *Proc. of LREC*, pp. 1415–1420, 2016.
- [4] Hirotaka Kameko, Shinsuke Mori, and Yoshimasa Tsuruoka. Learning a game commentary generator with grounded move expressions. In *Proc. of IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, 2015.
- [5] Suguru Matsuyoshi, Hirotaka Kameko, Yugo Murawaki, and Shinsuke Mori. Annotating modality expressions and event factuality for a Japanese chess commentary corpus. In *Proc. of LREC*, pp. 2475–2481, 2018.
- [6] Stevan Harnad. The symbol grounding problem. *Physica D*, Vol. 42, pp. 335–346, 1990.
- [7] Suzushi Tomori, Takashi Ninomiya, and Shinsuke Mori. Domain specific named entity recognition referring to the real world by deep neural networks. In *Proc. of ACL*, pp. 236–242, 2016.
- [8] Saul Aaron Kripke. Semantical consideration on modal logic. *Acta Philosophica Fennica*, Vol. 16, pp. 83–94, 1963.
- [9] Yoshimasa Tsuruoka, Daisaku Yokoyama, and Takashi Chikayama. Game-tree search algorithm based on realization probability. *ICGA Journal*, Vol. 25, No. 3, pp. 145–152, 2002.