

指し手の履歴の抽出に基づくカテゴリの拡張

三輪 誠[†] 横山 大作[†] 近山 隆[†]

将棋においてこれまでの指し手は次の指し手を効率的に決定するのに重要な要素の一つである。このため多くのプログラムに手筋などとして取り入れられているが統一的な扱いは今のところされていない。我々はこの指し手の履歴を統一的に扱う方法として、指し手の履歴としてカテゴリの履歴を抽出し、それをもとに実現確率探索におけるカテゴリの遷移確率を拡張することを試みた。評価として指し手の履歴を用いて遷移確率を拡張したコンピュータ将棋プレイヤーと用いない元のプレイヤーで対戦を行い150戦中83勝67敗と勝ち越すことができた。また問題集についても元のプレイヤーよりも多くの問題を正解することが可能となった。

Category Extension Based on Extraction of Move History

MAKOTO MIWA,[†] DAISAKU YOKOYAMA[†]
and TAKASHI CHIKAYAMA[†]

Move history is one of the important factors to decide the next move efficiently in shogi. Many computer shogi players incorporate this idea as *inevitable moves* or *tesuji*, but its systematic treatments has not been tried so far. For their uniform treatment, we extract the history of the move categories, rather than specific moves, and use it to improve the realization probability search based on it. As an evaluation, the player using the history and the original player are compared in matches between them and on next move problems. The player using the history defeats the original with 83 wins and 67 losses in 150 games and answers to more next move problems correctly than the original.

1. はじめに

コンピュータ将棋においてよい手を深く読むことで探索結果が改善されることは経験的に知られている。そのようなよい手を深く読む手法として鶴岡らの実現確率打ち切り探索⁹⁾が広く研究されている。実現確率打ち切りを用いた手法についてはその実現確率を計算する遷移確率の計算にはその局面と指し手の評価が用いられており、必然手・手筋などの用語でいわれるようなその局面に至った手順は一部には組み入れられているもののその統一的な扱い・定式化はほとんどなされていない。

その一方で指し手の履歴に基づいた研究は広くなされている。将棋に関する研究では大槻らによる n -gram 統計を用いた「必然手」の抽出に関する研究⁵⁾や History Analyser を用いたカテゴリのより詳細な分類を行った研究⁶⁾がある。指し手の履歴の意図に沿った手は有望な手である可能性が高く、このような指し手の

履歴を用いることは効率的な探索を行うのに有効であると考えられる。

このことから我々は多くの棋譜を元に指し手の履歴としてカテゴリの履歴を抽出し、それをもとにこれまでの実現確率探索におけるカテゴリを統一的に拡張することを試みた。評価としては1手5秒・220手で引き分けのルールで、この拡張を行った遷移確率を用いたコンピュータ将棋プレイヤーとこの拡張を行わず従来どおりカテゴリの遷移確率を用いたプレイヤーで150試合対戦を行った。また次の一手問題集への解答についても評価を行った。結果としては83勝67敗と元のプレイヤーに勝ち越すことができた。またこの拡張を行ったプレイヤーは元のプレイヤーよりも次の一手問題集において多くの問題を正解することができた。

本論文の構成を以下に示す。2章で関連研究を紹介する。次に3章で指し手の履歴の抽出に基づくカテゴリの拡張について提案する。そして4章でその評価について報告する。最後に5章でまとめと今後の課題を述べる。

[†] 東京大学大学院新領域創成科学研究科

Graduate School of Frontier Sciences, University of Tokyo

2. 関連研究

本章では本研究で用いた探索アルゴリズムである実現確率打ち切り探索について述べ、次に指し手の履歴を抽出・利用した研究について紹介する。

2.1 実現確率打ち切り探索

実現確率打ち切り探索⁹⁾とは鶴岡らが提案した深さの代わりに局面の実現確率を閾値として深さ優先探索をおこなう探索手法である。局面の実現確率とはルート局面からその局面が実現する確率であり

(局面の実現確率) = (直前の局面の実現確率) × (遷移確率)

で計算される。ここで遷移確率はある局面が別の局面に変化する確率である。またルート局面は既の実現されているため実現確率は1である。この遷移確率をすべての手について求めることは困難であるので実現確率打ち切り探索では指し手の性質を分けたカテゴリを用いる。将棋についてこのカテゴリの遷移確率を直接知ることは不可能であるため遷移確率は棋譜を用いて計算される。

(遷移確率) = (実際にカテゴリの手が指された数) / (カテゴリの手が可能である局面数)

で求められる。激指ではプロ棋士の棋譜は他のプレイヤーの棋譜に比べて正確であると予想されることから羽生善治実戦集に含まれている約600局のプロ棋士の実戦棋譜を用いている⁸⁾。実際には複数のカテゴリに含まれる手も多く存在するが激指ではそのような手についてはそれぞれの確率の最大値をその手の遷移確率としている。

実現確率打ち切り探索では探索手法そのものはAlphaBetaアルゴリズムとほぼ同じでありこの局面の実現確率を閾値とする点が大きな違いであるが、この閾値を用いて探索を行うことでより「ありそうな」局面を深く読み「なさそうな」局面をあまり読まないという探索を行うことができる。

2.2 指し手の履歴についての研究

将棋には必然手・手筋などの用語で言われるような一連のまとまりとして扱うことのできる指し手が存在する。そのような手は多くのコンピュータゲームプレイヤーにおいて特別な手として扱われている^{3),10)}。またその局面に至った指し手はプレイヤーの意図を反映したものである場合もありその指し手の意図にあった指し手を優先して指すことは探索を効率化するのに有効な手段であると考えられる。

ここでは将棋において指し手の履歴を用いた研究として2つの研究を紹介する。

指し手の履歴を用いた研究の1つとして大槻による n -gram 統計を用いた「必然手」の抽出に関する研究⁵⁾がある。この抽出した必然手を用いて探索ではその必然手以外の手の探索ノード数を一段減らすことで探索を効率化している。この探索ではコンピュータ将棋の進歩²⁴⁾の問題48題中最善手・手順が変わらなかったものが46題あり、その中で32題において探索ノード数を削減できている。ただその探索ノード数は元の探索ノード数の99.5%から100.5%に37問がおさまっており、全体でも99.76%までしか変化していない。大槻はこれは探索中の「必然手」の出現頻度が少ないためであると考察している。

またもう一つの指し手の履歴を用いた研究として竹歳らによるHistory Analyserを用いたカテゴリのより詳細な分類が挙げられる。History Analyserとは指し手の履歴から指し手の連続性を考慮した分類を行うものである。この分類の実現に向けての具体的な手法についてはあまり述べられていない。この分類により「連打の歩」や「歩のつき捨てからの歩のたらし」などのような指し手の分類が可能となっていると報告されている。また、盤面の進行状況による分類とこの分類をおこなったプログラムとそれを行わないプログラムの対戦を行っている。対戦の詳細としてはルールとして1手10秒・300手引き分けで100対戦を行っている。結果として61勝38敗1分けと詳細な分類を行ったプログラムのほうがおよそ6割の勝率で勝ち越したことが報告されている⁶⁾。

またここでは詳しくは述べないが将棋以外の指し手の履歴に関する研究もある。これには例えば囲碁に関する研究として中村による過去の棋譜から n -gram 統計を用いて定型手順の獲得を行う研究⁷⁾や梶山らによる過去の棋譜をもとにその局面に至る着手の系列から次の着手の候補を生成する研究²⁾などが挙げられる。

3. 指し手の履歴に基づく実現確率の拡張

実現確率打ち切りを用いた手法では遷移確率の計算には指し手を種類ごとに分けたカテゴリが用いられる。カテゴリにはその局面と着手が元になっているものが多く、必然手・手筋などの用語でいわれるようなその局面に至った経緯は一部には組み入れているもののその統一的な扱い・定式化はほとんどなされていない。

本手法では多くの棋譜から指し手の履歴をカテゴリの履歴として抽出しそれをもとにこれまでの実現確率探索におけるカテゴリの実現確率を拡張する。これによりこれまでの指し手の履歴を考慮した探索が可能となり、指し手の履歴の流れに沿った有望なノードを先

に深く探索することができるようになると考えられる。我々は次のように遷移確率を再計算することにした。

- (1) 棋譜からカテゴリに分類された指し手のカテゴリの履歴を抽出する。
 - (2) n -gram 統計をもとに指し手の履歴による遷移確率 $P_{history}$ を推定する。
 - (3) 履歴による遷移確率 $P_{history}$ と現在局面の特徴とその着手をもとにしたカテゴリの遷移確率 $P_{category}$ をもとに遷移確率 P を再計算する。
- 本章では以降この3つについてそれぞれ説明する。

3.1 指し手の履歴の抽出

将棋の手の種類は指し手の位置・駒の種類を合わせると非常に多く、抽出する棋譜に対してスパースであると考えられる。そのため本手法では実現確率探索におけるカテゴリを用いて指し手の履歴をカテゴリの履歴として抽出する。カテゴリを用いて履歴を抽出することでこのデータスパースネスの問題が緩和されることが期待できる。

3.2 n -gram 統計を用いた指し手の履歴による遷移確率

本研究では指し手の履歴に基づく遷移確率を推定するために n -gram モデル¹⁾ を用いる。今回の指し手の履歴における n -gram とは n 個の連続した指し手のことである。例えば「歩で角、桂頭を攻める手」→「白玉の周辺に駒を埋める手」という2つの連続した指し手は 2-gram (bi-gram) である。 n -gram モデルでは手の発生する確率とその直前の手に依存するという仮定があるものの、その扱いの容易さや有用性から n -gram モデルは自然言語を中心として多くの分野で用いられている。

我々はこの n -gram についてその次の手があるカテゴリに含まれている確率を求めることにより指し手の履歴による遷移確率とした。実現確率探索のカテゴリの遷移確率と同様この遷移確率を知ることは不可能であるため我々の手法では過去の棋譜を用いてこの遷移確率を求める。この棋譜の選択によりその確率は異なると考えられるが実現確率探索と同様、強いプレイヤーの棋譜を用いることで有用な確率が得られることが期待できる。棋譜中に現れる n -gram の数を N 、そのうち次の手がそのカテゴリ i に含まれている数 N_i とするとこの遷移確率 P_i は次のように計算できる。

$$P_i = \frac{N_i}{N} \quad (1)$$

我々の手法ではカテゴリを用いるためデータスパースネスの問題を緩和することはできるが解決することはできない。そのため我々はこのデータスパースネスの

問題に対して次のような対策を行うことにした。我々はカテゴリが事前分布として同様の頻度で現れると仮定した古典的な手法の1つである Jeffreys Perks¹⁾ を用いた。式 (1) について Jeffreys Perks を用いると確率 P_i は

$$P_i = \frac{N_i + 1/2}{N + C/2} \quad (2)$$

として計算することができる。ここで C はカテゴリの数である。これにより滅多に現れない連続した指し手の確率が大きくなることを避けることができる。

3.3 指し手の履歴を考慮した遷移確率

履歴を考慮した遷移確率を直接求めることは困難であるため、我々は履歴による遷移確率 $P_{history}$ と現在のカテゴリの遷移確率 $P_{category}$ をもとに指し手の履歴を考慮した遷移確率 P を計算する。この $P_{history}$ と $P_{category}$ の相関を得ることは困難であるため、ここでは簡単のために2つの確率が互いに独立であるとの仮定をおく。これにより P は次のように計算することができる。

$$\begin{aligned} P &= 1 - (1 - P_{history})(1 - P_{category}) \\ &= P_{category} + P_{history}(1 - P_{category}) \quad (3) \\ &\geq P_{category} \quad (4) \end{aligned}$$

この式 (4) より遷移確率 P は全てにおいて $P_{category}$ 以上となることがわかる。つまりすべての局面において元の実現確率より履歴を含めた実現確率のほうが大きいということになる。これはこれまでに履歴による遷移確率を考慮していなかったためであり当然の結果である。

この増大した確率をそのままこれまでの探索に適用するには探索の閾値が同じでも多くの局面を探索することになり時間の調整が困難になる。我々が用いた将棋プログラム「激指」では遷移確率を扱う際に確率そのものではなくその対数を取った LogP という値を用いている。激指では $P_{category}$ が 0.5 のときに LogP の値を 200 としているが、指し手の履歴を考慮した遷移確率を用いる際には探索量を同じにするために $P_{category}$ が $0.5 \cdot P_{history}$ が $1/C$ のときに LogP が 200 になるようにした。これにより同じ探索の閾値を用いたときの探索ノード数がほぼ同じになることが期待される。

4. 評価

評価としては指し手の履歴を抽出しそれから得られた履歴を考慮した遷移確率を用いて探索を行った。本節ではこの評価についてその評価方法、得られた指し手の履歴、履歴を考慮した探索における対戦の結果・

問題集の結果について示す。

4.1 評価方法

評価に用いる棋譜としてはプロの棋譜・将棋倶楽部24のレーティング2,200以上の棋譜あわせて47,321局を用いた。この局面の中には総じて3,696,309手が含まれている。

将棋プログラムとしては東京大学近山・田浦研究室の有志の学生が開発した将棋プログラム「激指」を用いた。Intel Xeon 2.40GHz dual・メモリ2GB、AMD Opteron Processor 248 dual・メモリ2GBの2つの環境で評価を行った。言語としてはC++言語を用いて実装した。

カテゴリとしては激指に含まれている60個のカテゴリを用いた。激指ではそれぞれのカテゴリにおいてその位置などによりその実現確率を変えている。そのためカテゴリはもっと多くとすることもできるが今回はそのようなものは考えないことにした。このカテゴリには当たりに関する手(大駒への当たり、ききを通すあたりなど)、王手に関する手(王手を防ぐ、駒得しながら王手など)、守る手(囲いに関する手、白玉の周りに駒を埋める手など)、相手の手を防ぐ手(事前に逃げる手、敵の打ちたいところに打つ手など)、取る手・成る手、探索に由来する手(キラー着手など)、それ以外の手(定跡手、ハッシュに格納された手)などが含まれている。

4.2 得られた指し手の履歴について

4.1から抽出して得られた n -gramを表1に示す。表1には2-gram, 3-gram, 4-gramについてエントロピーの上位5つずつ示している。ここでエントロピーとは n -gramの次に現れる手の偏りを示した値でありエントロピーが小さいほど次の手が偏っていることを表す。エントロピー E は式(2)で定義した P_i を用いて

$$E = - \sum_i P_i \log P_i \quad (5)$$

で計算される。次の手をよく限定することが期待されるエントロピーが高いものについては棋譜の中に1万手以上存在し、データ過小の問題を緩和するのにこの手法は効果があると考えられる。表1によると抽出された指し手の多くは「盤上でたために打つ手」となっている。これらの手は激指における特定のカテゴリに含まれていない手であり、このような手を意味をもった手として作成することは重要な課題の一つである。激指のカテゴリに含まれている手については2-gram

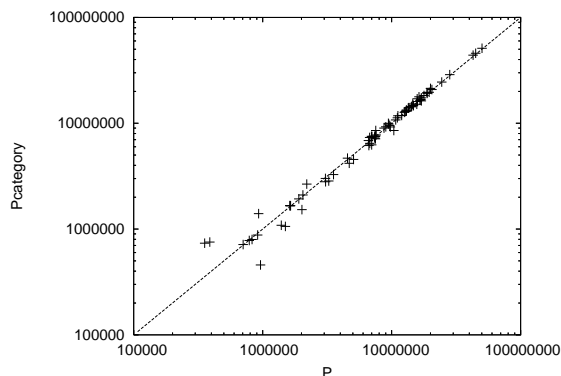


図1 対戦ごとの履歴を考慮した場合(P)とそうでない場合($P_{category}$)のリーフノード数

の結果より激指が持っている手筋が上位に現れており妥当な結果であると考えられる。また白玉近くに駒を埋める手が一手置きに現れているものも多く見られる。これは序盤・中盤において囲いを作る手が抽出されているのではないかと考えられる。

4.3 履歴を考慮した探索について

履歴を考慮した探索の有効性を示すために指し手の履歴を考慮した遷移確率を用いた激指とものカテゴリの遷移確率を用いた激指とで対戦を行った。指し手の履歴を考慮した遷移確率については激指の持っている進行度をもとに前半・後半に分け2-gramを用いることで得られた。4.1のXeonを用いて定跡を抜けた75局面について先後後手を入れ替えて、1手5秒・220手で引き分けのルールで、150対戦行ったところ83勝67敗という結果になった。この結果では統計的にはどちらが優位と判断することはできないものの、指し手の履歴を考慮した遷移確率を用いた激指のほうが若干ではあるが勝ち越している。

次に図1に探索したリーフノード数を対戦ごとに載せた。図1においてノードが多いものについてみられるように時間制限が同じであってもリーフノード数は少なくなっている。これは履歴を考慮した遷移確率の計算にかかるコストのためであると考えられる。このコストのため元の激指に比べて(同じ局面について)同じ時間で探索できるリーフノード数は1%から3%程度少なく平均して1%程度リーフノード数が少なくなっている。このコストは現在の実装ではLogPから確率 $P_{category}$ を計算しそれから P それを用いたLogPを求めるということを行っているためであり、本手法を用いる際にはこのコストを減らすことは可能であると考えられる。

また4.1のOpteronを用いてコンピュータ将棋の

進歩 2⁴⁾ の次の一手問題 48 題を解く実験を行った。解答は激指におけるレベル 12 (LogP=1200、深さ 12 段に相当) で行った。結果を表 2 に示した。総じて正答数は 4 問増えており、不正解だったものを正解できたものが 8 問、正解だったものが不正解になったものが 4 問あった。また最善手が変わらなかったものは 15 問あった。この結果より多くの問題について探索結果が大きく変わっており履歴を考慮した遷移確率により探索に非常に大きな影響があったことが分かる。次の一手問題のみでその探索の効率化の性能を測ることはできないが、この問題集についてはレベル 13 (LogP1300) での正答数が 30 問であることを考慮すると指し手の履歴を考慮することで少ないリーフノード数で効率的に探索できていることが分かる。

5. おわりに

本稿では指し手の履歴を実現確率探索におけるカテゴリを用いて抽出することにより、指し手の履歴を考慮した遷移確率を求める手法について提案した。結果としては 4 に示した通り、83 勝 67 敗と若干であるが元のプレイヤーに対して履歴を考慮したプレイヤーが勝ち越すという結果になった。またコンピュータ将棋の進歩 2⁴⁾ の問題についても元のプレイヤーが正解した問題数よりも多くの問題を正解することができた。

今後の課題としては今回用いたカテゴリの整理が挙げられる。今回の方法を用いることで手の履歴による遷移確率 $P_{history}$ と局面による遷移確率 $P_{category}$ を分けて考えることが可能となった。この $P_{history}$ と $P_{category}$ を一度に扱うにはそのスパースネスの問題や局面と手の履歴両方から実現確率を計算する困難さの問題がある。現在のカテゴリには「駒得しながら王手」や「歩のあたり」など直前の手によらないものもあれば「直前に動いた駒を取る手」など直前の手によっているものもあり、 $P_{history}$ と $P_{category}$ を独立したものと扱うという前提は今回のカテゴリについては誤っていると考えられる。しかし一方でこの誤った仮定を用いても手の履歴による遷移確率を用いることで勝ち越しており、カテゴリを直前の手によらないもので整理することにより、より正確な実現確率の計算が可能になるのではないかと考えられる。

参 考 文 献

- 1) Manning, C. D. and Schütze, H.: *Foundations of Statistical Natural Language Processing*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts. (1999).
- 2) 梶山貴司, 中村貞吾: 囲碁の着手符号列に対す

- る確率文法モデルの作成, ゲームプログラミングワークショップ '99, pp. 161-168 (1999).
- 3) 山下宏: YSS-『コンピュータ将棋の進歩 2』以降の改良点, アマトップクラスに迫るコンピュータ将棋の進歩 5 (松原仁 (編)), 共立出版, pp. 1-32 (2005).
- 4) 松原仁 (編): コンピュータ将棋の進歩 2, 共立出版 (1998).
- 5) 大槻知史: n-gram 統計からの「必然手」の抽出, 第 10 回 ゲームプログラミングワークショップ 2005, pp. 89-96 (2005).
- 6) 竹歳正史, 橋本剛, 梶原羊一郎, 長嶋淳, 飯田弘之: コンピュータ将棋における実現確率探索の研究, 第 7 回 ゲームプログラミングワークショップ 2002, pp. 87-92 (2002).
- 7) 中村貞吾: n-gram 統計を用いた棋譜データベースからの定型手順の獲得, ゲームプログラミングワークショップ '97, pp. 96-105 (1997).
- 8) 鶴岡慶雅: 将棋プログラム「激指」, アマ 4 段を超える コンピュータ将棋の進歩 4 (松原仁 (編)), 共立出版, pp. 1-17 (2003).
- 9) 鶴岡慶雅, 横山大作, 丸山孝志, 近山隆: 局面の実現確率に基づくゲーム木探索アルゴリズム, 第 6 回 ゲームプログラミングワークショップ 2001, pp. 17-24 (2001).
- 10) 有岡雅章: 将棋プログラム KFEnd における探索, アマ 4 段を超えるコンピュータ将棋の進歩 4 (松原仁 (編)), 共立出版, pp. 18-40 (2003).

n	指し手	エントロピー
2	手筋の 3 手目 取る手・成る手	2.548
2	白玉近くに駒を埋める手 手筋の 3 手目	2.557
2	手筋の 3 手目 敵の長距離ききをブロックする手	2.583
2	白玉近くに駒を埋める手 歩で角、桂頭を攻める手	2.633
2	盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手	2.637
3	歩で角、桂頭を攻める手 白玉近くに駒を埋める手 盤上でたらめに打つ手	2.491
3	盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手	2.545
3	白玉近くに駒を埋める手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手	2.548
3	白玉近くに駒を埋める手 手筋の 3 手目 敵の長距離ききをブロックする手	2.550
3	盤上でたらめに打つ手 白玉近くに駒を埋める手 盤上でたらめに打つ手	2.562
4	白玉近くに駒を埋める手 歩で角、桂頭を攻める手 白玉近くに駒を埋める手 盤上でたらめに打つ手	2.536
4	盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手	2.562
4	白玉近くに駒を埋める手 白玉近くに駒を埋める手 白玉近くに駒を埋める手 白玉近くに駒を埋める手	2.563
4	白玉近くに駒を埋める手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手 盤上でたらめに打つ手	2.565
4	盤上でたらめに打つ手 白玉近くに駒を埋める手 白玉近くに駒を埋める手 白玉近くに駒を埋める手	2.567

表 2 コンピュータ将棋の進歩 2 の問題 48 題の結果 (レベルは実現確率における閾値であり同等の深さに相当)

		正答数	時間 [s]	探索ノード数	リーフノード数
P	(レベル 12)	29	107	25578562	16492634
$P_{category}$	(レベル 12)	25	107	25617309	16537701
$P_{category}$	(レベル 13)	30	228	54234789	34673338