

# $n$ -gram 統計からの「必然手」の抽出

## Extraction of “Forced Move” from $N$ -gram Statistics

大槻 知史

(株) 東芝 研究開発センター

E-mail: tomoshi1.otsuki@toshiba.co.jp

### 概要

コンピュータ将棋の探索に関する研究は近年めざましい進歩を遂げているが、その探索手法は基本的にはしらみ潰しベースの手法であり、選択的に深く読む人間プレイヤーの思考法との違いは大きい。そこで、本稿では人間の選択的な読みの実現の鍵となると思われる「必然手」に注目する。具体的には、棋譜データの  $n$ -gram 統計から、「必然手」を抽出する手法を提案する。さらに、抽出した「必然手」の有効性を検証するために、この「必然手」を利用した探索手法を提案し、この手法の評価実験に関する結果を示す。

### abstract

Recently searching method of Computer SHOGI has progressed remarkably. But the search strategy is still brute-force based and is different from selective deepening based strategy of human thinking. So in this paper, we focus on forced moves which seem to play an important role in selective deepening based human thinking. To acquire forced moves, we propose a way of extracting forced moves from  $n$ -gram statistics. And we describe the result of search method using this forced moves.

## 1 はじめに

コンピュータ将棋の探索に関する研究は近年めざましい進歩を遂げており、その実力はプロレベルに近づきつつあると言われている。しかしこれは主に、コンピュータの得意領域である、しらみ潰しベースの探索を、高速かつ正確におこなう能力に依存する部分が多い。

人間の読みと、現状のコンピュータによる探索の最大の違いの1つは、指し手の絞り込みの手法にあると考えられる。人間は、過去の経験や直感などに基づいて指し手の絞りこみを行い、狭く深く読む思考法を採る。エキスパートプレイヤーの場合、ある局面における指し手の候補を数手程度に絞りこみ、その本線の手順を30手以上先まで読み進める場合もあるようである。このような読みの深さを実現するためには、読みの一貫性や、指し手の流れといった指し手の履

歴を考慮することが重要になると考えられる。

コンピュータのゲーム木探索における指し手のカテゴリ分けの手法としては、たとえばYSS[1]や激指[2]における手法等が知られている。このカテゴリとして、直前の手を取り返す手、直前に利きを付けられた駒を逃げる手といった、直前の手に依存する指し手カテゴリはよく知られているが、2手以上前からの手の履歴に依存する指し手のカテゴリは、紹介されていないようである。

一方探索の工夫として、手筋と呼ばれる3から5手程度の頻繁に出現する仕掛けの手順を1手とみなすような手法が知られている[3]。これは、2手以上前からの手の履歴を考慮した手生成とみなすこともできるが、現状では人間がアドホックに与える限定的なものである。

そこで本稿では、2手以上前からの手の履歴に依存する指し手の特徴に注目した「必然手」の

抽出をおこなう。具体的には人間の対局棋譜から抽出した棋譜の履歴に相当する  $n$ -gram 統計を獲得し、この  $n$ -gram 統計から「必然手」を抽出する手法を提案し、また実際の抽出例を示す。さらに、この生成した「必然手」の有効性を示すために、「必然手」を、ゲーム木探索における探索範囲の制御に利用する手法を提案し、この実験結果に関して報告する。

## 2 $n$ -gram に関して

### 2.1 $n$ -gram とは

$n$ -gram とは、確率・統計的自然言語処理の分野で広く用いられている言語モデルであり、単語や文字の系列の隣接する  $n$  個の要素列の種類や出現頻度、出現確率等に注目する手法である。 $n$ -gram 分析は、文法等のルールを一切考慮しない非常にナイーブな方法であるにもかかわらず、分析の容易さから、テキスト分析分野を中心に様々な研究が行われている。

たとえばテキストに対して、文字単位の  $n$ -gram 分析を行う場合には、テキストの各文字を基点とする  $n$  個の連続する文字列を単位と考え、これらの種類や出現頻度に注目する。テキスト分析に関する  $n$ -gram 分析の応用事例としては、複合語・慣用句の抽出や、作者識別、あるいは複数のテキスト間の影響比較、などがよく知られている。

### 2.2 $n$ -gram のゲームへの適用と効果に関して

手番がプレイヤー間を順に回るようなゲームにおいては、ゲームの経過を時系列に沿った一連の履歴として記述することが可能である。たとえば、将棋や囲碁における棋譜データは、この時系列に相当する。この時系列を文字列とみなせば、テキスト中の文字列と同様に、 $n$ -gram 分析を行うことが可能である。

ゲームの棋譜データに対する  $n$ -gram の適用例としては、囲碁の定型パターンを自動抽出するもの [4] が知られている。

$n$ -gram の効果は、以下の将棋の実現確率の例からも示唆される。たとえば  $n$ -gram 履歴を実現確率の導出に適用した例として、直前の手を考慮した実現確率と、2手前の手まで考慮した実現確率の値の違いに注目する。(実現確率の計算方法等は [2] を参照)

表 1 は、単なる取り返しの実現確率と、取り返しの取り返し(たとえば 2 四歩 同歩 同飛における最後の 同飛のこと) の実現確率を比較した結果である。(取る駒は、最後に取る駒のことである) 表 1 は、全ての駒に関して、後者の取り返しの取り返しの確率の方が大きくなることを示している。

この例は、より長い過去の指し手の履歴を考慮することにより、実現確率の値が異なる場合があることを示しており、棋譜データにおける  $n$ -gram 分析の重要性を示唆していると考えられる。

表 1: 将棋における 取り返しと、取り返しの取り返しの実現確率 (50,000 局から抽出)

取る駒の種類	取返しの実現確率	取返しの取返しの実現確率
歩	30[%]	44[%]
香	31[%]	52[%]
桂	30[%]	42[%]
銀	34[%]	49[%]
金	41[%]	55[%]
角	52[%]	65[%]
飛	62[%]	74[%]

## 3 将棋における $n$ -gram 統計の獲得

本節では、将棋の棋譜に対して、 $n$ -gram を得るための手法およびポイントに関して述べる。

### 3.1 同一手の条件

$n$ -gram 統計を得るために、まずは最小単位である一個の手同士を比較する際の、同一手とみなすための条件を定める必要がある。

ここでは各「手」の性質のうち以下の5個の特徴を特徴量として採用した。

- 動く元の位置 (打ちの場合は無し)
- 動く先の位置 (打ちの場合は打つ位置)
- 動く前の駒の種類 (打ちの場合は打つ駒)
- 成 or 不成 のいずれか
- 取る駒の種類

なお手番は全て、先手番に置き換えて考えるものとする。たとえば、後手番の 8六歩は、盤面を反転させ先手番の 2四歩と同一視することにする。また、以下で手順を表記する際には、全て先手番から始まる、先手後手交互の手順として表記するものとする。

ここで、上記の特徴付けに関する補足説明をおこなう。

まず、位置に関してであるが、囲碁の場合に回転、平行移動により同一となる手順を、同一手順とみなす手法が知られている [4] が、将棋では、絶対位置に重要な意味があると思われるため、動く元および動き先の位置の絶対座標を特徴量として採用した。

また、取る駒の種類を特徴量として採用していることから、同じ 2四歩 同歩 といった手順であっても、最初の 2四歩が駒を取る手である場合とそうでない場合とが、区別されることに注意する

実際には、これらの特徴量が全て同一であっても、手の意味が全く異なる場合があるため、周辺の駒の配置、王手かどうか、局面の進行度はどのくらいか、といった、周辺状況を考慮すべきであるが、今回は簡単のため以上の特徴量のみを採用した。

### 3.2 $n$ -gram 統計の獲得

以上の同一手の条件に基づき、人間の対局データ 5 万局を分析し、 $n$ -gram 統計データを得た。この  $n$ -gram 統計を獲得する手法としては、長尾らの手法 [5] を用いた。

ここで、将棋における  $n$ -gram 統計の例を示す。たとえば、7六歩 3四歩 2六歩 8四歩 2五歩といった、一連の棋譜データがある場合には、3-gram 統計データとしては、「7六歩 3四歩 2六歩」、「7六歩 8四歩 2六歩」( 3四歩以下の3手を手番を反転した手順に修正したもの)、および「2六歩 8四歩 2五歩」の3個の統計データを得ることができる。

ただし、異なる対局データの完全同一局面に関しては、重複を除いてカウントをおこなった。この重複除去処理を行わない場合、7六歩 3四歩といった、序盤の定跡手順の棋譜に現れる  $n$ -gram が、多くなってしまいうからである。

表3は、50,000局の棋譜から得た  $n$ -gram 統計の例を表している。表3では、2-gram から 7-gram に関して、頻度が大きいものから順に上位のものを並べた結果を示した。なお、棋譜は、通常将棋で使用される方法に準じて記しているが、動き元の可能性が複数ある場合には、括弧内に動き元の位置を記した。また取る駒に関する記述は、繁雑になるためここでは省略している。

### 3.3 $n$ -gram エントロピー

「必然手」とは、 $n$ -gram 統計の観点から見ると、「直前の  $(n-1)$ -gram が与えられた場合に、後続する手が限定される手」に相当すると考えられる。

そこで、この必然手を抽出するために、 $n$ -gram エントロピーと呼ばれる量を定義する。

いま、 $n-1$ 個の直前の手順  $x$  と  $n$ 番目の指し手  $c$  に対して、 $x$  の直後に  $c$  が生起する条件付確率

$P(c|x)$  は、

$$P(c|x) \sim \frac{N(x, c)}{N(x)} \quad (1)$$

と近似できる。ここで、 $N(x)$ ,  $N(x, c)$  はそれぞれ、 $(n-1)$ -gram  $x$  と  $n$ -gram  $(x, c)$  の出現頻度を表す。この条件付確率  $P(c|x)$  を用いると、エントロピー  $H(x)$  は、

$$H(x) = - \sum_{c \in C(x)} P(c|x) \log_2 P(c|x) \quad (2)$$

で与えられる [4]。ここで  $C(x)$  は  $x$  に後続する全ての手の集合である。ここで得た  $H(x)$  のことを  $n$ -gram エントロピー (以下では、単に「エントロピー」) と呼ぶ。

この  $H(x)$  は、後続する指し手の種類が多く出現頻度のばらつきが均等であるほど大きくなる。逆に、後続する指し手の種類が少なく出現頻度の偏りが大きいほど  $H(x)$  は小さくなり、後続する指し手の種類が1種類のみである場合は、 $H(x) = 0$  となる。

つまり、この  $n$ -gram エントロピー  $H(x)$  が小さい程、後続する手が限定される「必然手」である可能性が高いと考えられる。

たとえば以下では、2-gram  $x = \{ \text{2四角 } \text{2二飛} \}$  (出現頻度 30 回) とした例を考える。この後続する手として、 $\text{2五歩打}$  [25]、 $\text{3三角成}$  [3]、 $\text{5一角}$  [1] 成、 $\text{2三步打}$  [1] の4種類 (それぞれの出現頻度は、[] 内) が得られたとする。

この場合、 $H(x)$  は、

$$-\frac{25}{30} \log \frac{25}{30} - \frac{3}{30} \log \frac{3}{30} - \frac{1}{30} \log \frac{1}{30} - \frac{1}{30} \log \frac{1}{30} \quad (3)$$

を計算して、 $H(x) = 0.878 \dots$  となる。

### 3.4 「必然手」「準必然手」の抽出とノイズの除去

以上の考え方に基づき、エントロピー  $H(x)$  が閾値以下である  $(n-1)$ -gram  $x$  に後続する手  $c$  を必然手とみなす方針を採る。なお、ノイズを除

去するため  $(n-1)$ -gram  $x$  としては、 $N(x) \geq 20$  となるものに限定した。

ここである手順  $x$  に対し、唯一の「必然手」を抽出したい場合は、エントロピー  $H(x)$  が 1.0 程度以下のものを採用し、 $x$  に続く頻度が最大の手  $c$  を「必然手」として採用することが妥当であると考えられる。

一方ここでは、 $n$  番目の手が唯一ではなく、数手に限定される手 (「準必然手」と呼ぶ) にも注目する。ただし、棋譜上に現れた全ての指し手を採用すると、逆にノイズが混入する恐れがあるため以下の手法により制限する。

具体的には、まずエントロピー  $H(x)$  が 2.0 以下の  $(n-1)$ -gram  $x$  を選びだし、この  $x$  に続く手  $c$  を頻度の大きい順に並べて、各手  $c$  ごとに  $-P(c|x) \log_2 P(c|x)$  の値を加えていき、この値が  $H(x)/2$  を超えるまでの複数の手を「準必然手」として採用する。(以下では、「準必然手」も「必然手」とみなす)

たとえば  $x = \{ \text{2四角 } \text{2二飛} \}$  とした上記の例では、まず、この 2-gram  $\text{2四角 } \text{2二飛}$  のエントロピーが 0.878... と 1.0 以下であるため、 $\text{2四角 } \text{2二飛}$  に続く、最も頻度の大きい手である、 $\text{2五歩打}$  が「必然手」となる。

また  $\text{2五歩打}$ 、 $\text{3三角成}$  と順に  $-P(c|x) \log_2 P(c|x)$  の値を加えると、2 番目の  $\text{3三角成}$  の時点で  $-\frac{25}{30} \log \frac{25}{30} - \frac{3}{30} \log \frac{3}{30} = 0.551 \dots$  となり、 $H(x)/2 = 0.439 \dots$  を超えるので、 $\text{3三角成}$  は「準必然手」となる。

ここで提案した手法では、 $(n-1)$ -gram  $x$  の頻度  $N(x)$  が小さい場合であっても、 $H(x)$  が小さい場合は「必然手」とみなすため、 $n$ -gram の頻度のみにより定型手順を獲得する [4] の手法とは得られる手順が異なる。

### 3.5 3-gram 「必然手」の例

上記の手法を 3-gram の場合に適用したところ、546 個の 2gram に対し、合計 1670 通りの 3-gram の「必然手」(および「準必然手」) が得られた。結果の一部を表 2 に示す。

## 4 「必然手」を利用する探索範囲の制御手法の提案

### 4.1 探索範囲の制御手法

「必然手」の利用シナリオとして、ここでは、ゲーム木探索における探索範囲の制御に応用する手法を提案する。具体的には、探索中のある局面における  $n-1$  手前までの手順の履歴が、予め用意した「必然手」の  $(n-1)$ -gram と一致する場合には、必然手に該当しない手以降の探索の深さ閾値を減少させるという手法である。

実装例を、以下の C ライクなコードに示した。従来の  $\alpha\beta$  探索 (negaMax 表記) との違いは、negaMax 関数を再帰的に呼び出す際の深さ閾値のみである。次の指し手 (cand[i]) が、必然手である場合もしくは、現局面に必然手が存在しない場合 (IS\_ForcedMove(cand[i]) が TRUE) は、従来の  $\alpha\beta$  探索と同様に深さ閾値を 1 減少し、そうでない場合は、深さ閾値を 2 減少した探索をおこなう。なおこの例では、最もシンプルな  $\alpha\beta$  探索に本手法を適用した例を示したが、多くの他の探索手法に応用可能である。

この手法は、必然の手がある場合に、それ以外の手に関してはあまり深くは読まないという、人間に近い探索手法を表している。実際たとえば、端歩を突き捨てた後に、端と関係ない手を読むのは無駄であり、このような場合に、端とは関係のない手の探索量を削減するのは自然であると考えられる。

具体的には、端歩と関係する手順 1 五歩 同歩 に対する「必然手」として、たとえば { 同香, 1 四歩打, 1 三步打, 1 二歩打, 2 五桂 } が登録されている場合に、この必然手以外の手に対する無駄な探索量を削減することにより、探索を効率化できる可能性がある。

```
int negaMax(int ,int , int dep)
{
    // 指し手の生成 => cand 配列に格納
    kanouTe = MoveGenerate(cand);
    // 残り深さ dep が 0 になった場合は
```

```
// 評価値を返す
if (dep == 0){
    return Evaluation();
}
// 各指し手に関して
for (i = 0; i < kanouTe; i++){
    Move(cand[i]); // 一手進める
    if (IS_ForcedMove(cand[i])){
        // cand[i] が「必然手」の場合 or
        // 現局面に「必然手」がない場合
        eval = -negaMax(- , - ,dep-1);
    } else {
        // cand[i] が「必然手」でない場合

        // 以下で、dep-2 を dep-1 に変えると
        // 通常の 探索となる
        eval = -negaMax(- , - ,dep-2);
    }
    Reverse(cand[i]); // 一手戻す
    if (eval > ){
        = eval; // 値を更新
    }
    if ( >= ){
        return ; // cut
    }
}
return ;
}
```

### 4.2 提案手法に関する実験

本小節では、前小節で提案した探索手法の効果を検証するための実験に関する説明をおこなう。

オリジナルの探索プログラムは、深さを基準とする反復深化をおこなうもので、各ノードにおいては、適当な枝刈りをおこない、リーフノードでは、適当な評価関数により、評価関数を返す標準的な探索プログラムである。なお、静止探索は 4 手行っており、実現確率探索等の指し手に対する fractional な深さの設定は行っていない。

このオリジナルの探索プログラムと、オリジ

ナルの探索プログラムに提案手法を適用したものの2種類のプログラムを用意し、探索量と読み筋に関する比較実験をおこなった。また実験用の局面としては、コンピュータ将棋の進歩2の問題[6]計48問を用いた。

なお読み筋に関しては、Pentium IV 2.40GHzマシンによる25[sec]の探索中に完了した最後のイテレーションの最善手および手順を比較した。また探索量に関しては、この最後のイテレーション完了時点における、ノードの呼び出し回数(リーフノードを含む)の総数を比較した。

### 4.3 提案手法に関する実験結果

この結果、読み筋の変化としては、最善手そのものが異なる場合が1問、最善手は同一であるが、手順が異なるものが1問存在した。それ以外の46問に関しては、最善手、手順共に完全に一致した。

また最善手順が一致した46問に関する探索量は、提案手法により減少したものが32問、増大したものが7問、不変のものが残りの7問(詰みを読みきるもの4問を含む)となった。

以上の結果より、本手法は結果をほぼ変えずに、同内容の探索結果を得るための探索量を削減することができたと考えられる。ただし、削減量に注目すると、最善手順が一致した46問のうち、変化量が99.5[%]以上100.5[%]以下であるものが46問中37問を占め(図1)、平均変化量は99.76[%]であって削減効果は限定的であることが分かった。これは、今回利用した3-gramの「必然手」の探索中の出現頻度がそれほど大きくないことが原因であると考えられる。

## 5 まとめと今後の課題

本研究では、将棋の大量の棋譜データから、 $n$ -gram統計を作成し、その $n$ -gram統計から必然手順を獲得するための手法を提案し、実際に生成した必然手順の例を示した。また、得られた

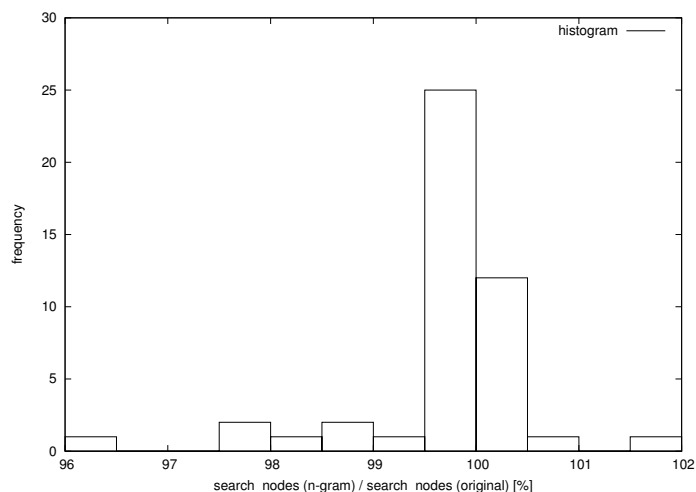


図1: 最善手順が同一であった46問に対する探索ノード数の変化(提案手法のノード数)/(提案手法なしの場合のノード数)のヒストグラム

必然手順の利用法の1つの可能性として、探索範囲の制御に用いる手法を提案し、従来の手法との比較実験を行った。

今回の実験では、得られた必然手順の探索内の出現頻度があまり多くないことから、探索速度ベースでの効果はあまり大きくないことが分かった。

しかし現状の結果は、3-gram統計から得た必然手のみを用いた実験結果であることから、様々な改良の余地がある。たとえば、より $n$ の大きい $n$ -gramの利用、周辺の駒の配置や局面の進行度などを考慮する同一手の条件の詳細化、あるいは「必然手」導出のための閾値パラメータのチューニング、といった改良手法が考えられる。これらの改良により、「必然手」の質と量を高めることができれば、探索範囲の制御に利用する場合であっても、実効的な効果が得られる可能性がある。

また今回は、「必然手」つまり「非常にありそうな手」の抽出を目指したが、逆に「ほとんどあり得ない手」を統計的に抽出し活用することも考えられる。この場合もやはり、ゲーム木探索における、探索範囲の制御や枝刈りの手法に活用できる可能性がある。

## 参考文献

- [1] 山下宏: “YSS-そのデータ構造、およびアルゴリズムについて. コンピュータ将棋の進歩 2, pp.112-142. 共立出版, 1998.
- [2] 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”, The 6th Game Programming Workshop(GPW2001), pp17-24, 2001.
- [3] 棚瀬寧: “IS 将棋のアルゴリズム. コンピュータ将棋の進歩 3, pp.1-14. 共立出版, 2000.
- [4] 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”, Game Programming Workshop in Japan '97, pp96-105, 1997.
- [5] 長尾真, 森信介: “大規模日本語テキストの  $n$  グラム統計の作り方と語句の自動抽出”, 情報処理学会自然言語処理研究会報告 NL 96-1, pp.1-8, 1993.
- [6] 松原仁, 飯田弘之: “次の一手形式によるコンピュータ将棋の評価 (その一). コンピュータ将棋の進歩 2, pp.61-111. 共立出版, 1998.

表 2: 将棋における 3-gram の必然手順の一部 (50,000 局から抽出)

$n-1(= 2)$ gram の手順 と頻度	$n(= 3)$ 手目の必然手と頻度	エントロピー
24 飛 (28) 23 銀打 [37]	28 飛 [33], 26 飛 [3]	0.581889
26 銀 (27) 26 飛 (22) [23]	27 歩打 [18], 27 銀打 [4]	0.912316
24 飛 (28) 33 金 (32) [24]	25 飛 [15], 28 飛 [8]	1.143156
24 飛 (28) 33 角打 [21]	21 飛成 [16], 28 飛 [2], 22 飛成 [1]	1.249460
86 角 (77) 82 飛打 [63]	87 歩打 [50], 88 飛打 [5], 87 飛打 [2],	1.250257
24 飛 (28) 33 銀打 [20]	28 飛 [15], 26 飛 [2], 23 飛成 [1]	1.291760
26 銀 (27) 26 飛 (24) [32]	27 歩打 [24], 27 銀打 [4]	1.311278
24 飛 (28) 23 歩打 [203]	28 飛 [158], 34 飛 [14], 26 飛 [11]	1.372951
48 金 (49) 39 角打 [26]	18 王 [14], 37 王 [9]	1.476121
24 飛 (28) 33 角打 [25]	28 飛 [17], 34 飛 [3]	1.483990
26 銀 (37) 26 飛 (24) [23]	27 歩打 [16], 27 銀打 [2], 37 金 [1]	1.653997
45 飛 (48) 34 銀打 [26]	48 飛 [15], 49 飛 [6]	1.773011
66 銀 (67) 65 歩打 [20]	77 銀 [13], 75 銀 [2], 65 銀 [1]	1.816642
54 飛 (58) 53 銀打 [34]	58 飛 [20], 56 飛 [5], 59 飛 [4]	1.828548
65 金 (66) 65 飛 (62)(5) [20]	66 歩打 [12], 66 銀打 [3], 68 飛 [1]	1.933206
34 飛 (38) 43 金 (52) [35]	36 飛 [19], 24 飛 [6], 38 飛 [6]	1.936992
24 飛 (28) 23 歩打 [276]	28 飛 [177], 34 飛 [33], 26 飛 [24]	1.944760

表 3: 将棋における  $n$ -gram の出現頻度 (50,000 局から抽出)

n	手順 (後手番は反転して先手番とみなして集計)	出現頻度
2-gram	2 四歩 同歩	14927
	9 六歩 同歩	11661
	1 六歩 同歩	10251
3-gram	2 四歩 同歩 同飛	4039
	7 四歩 同歩 同飛	2722
	8 六歩 同飛 (82) 8 七歩打	2052
	8 四歩 同歩 同飛 (88)	1856
	3 六歩 同飛 (32) 3 七歩打	1798
	2 六歩 同飛 (22) 2 七歩打	1553
	5 五歩 同歩 同銀 (66)	1546
4-gram	2 四歩 同歩 同飛 (28) 2 三歩打	1819
	7 四歩 同歩 同飛 (78) 7 三歩打	1643
	8 四歩 同歩 同飛 (88) 8 三歩打	1500
	3 六歩 同飛 (32) 3 七歩打 3 四飛	1279
5-gram	7 四歩 同歩 同飛 (78) 7 三歩打 7 六飛	1643
	2 四歩 同歩 同飛 (28) 2 三歩打 2 八飛	943
	8 四歩 同歩 同飛 (88) 8 三歩打 8 八飛	883
	7 四歩 同歩 同飛 (76) 7 三歩打 7 六飛	733
	8 六歩 同歩 同飛 (88) 8 五打 8 八飛	483
	5 五歩 同歩 同銀 (66) 5 四歩打 6 六銀	463
6-gram	2 五歩 3 二金 (41) 2 四歩 同歩 同飛 (28) 2 三歩打	127
	1 五歩 同香 (11) 1 六歩打 同香 同香 (19) 1 五歩打	121
	1 五歩 同香 (11) 同銀 (26) 同香 (11) 同香 (19) 1 三歩打	119
	2 四歩 同歩 同銀 (15) 同銀 (33) 同飛 (28) 2 三歩打	119
	9 五歩 同歩 (11) 同香 (99) 9 四歩打 同香 同香 (91)	114
	4 四歩 同歩 4 五歩打 同歩 3 三角成 同桂 (21)	108
	4 八玉 (59) 4 二玉 (51) 3 八玉 3 二玉 2 八玉 1 四歩	106
7-gram	9 五歩 同歩 (11) 同香 (99) 9 四歩打 同香 同香 (91) 9 五歩打	111
	2 四歩 同歩 同銀 (15) 同銀 (33) 同飛 (28) 2 三歩打 2 八飛	85
	4 八玉 (59) 4 二玉 (51) 3 八玉 3 二玉 2 八玉 1 四歩 1 六歩	73
	8 八玉 (78) 1 一玉 (22) 9 八香 2 二銀 9 九玉 3 一金 8 八銀	71
	2 四歩 同歩 同角 (79) 同角 (33) 同飛 (28) 2 三歩打 2 八飛	68
	8 五歩 8 二銀 (71) 8 四歩 同歩 同飛 (88) 8 三歩打 8 八飛	62
	1 八香 1 二香 1 九玉 (28) 1 一玉 (22) 2 八銀 (39) 2 二銀 (31) 3 九金	62
	2 五歩 3 二金 2 四歩 同歩 同飛 (28) 2 三歩打 2 八飛	62