

将棋における平均悪手を用いた特徴と棋力の分析

藤田 和音^{1,a)} 竹内 聖悟^{2,b)}

概要: 将棋 AI の研究発展により、人間を超える実力を持った AI が珍しくなくなっている。一方、将棋 AI による評価値は、ディープニューラルネットワークに加えて探索など複雑な計算によって得られるため、どの特徴が影響しているかなど中身を理解するのは難しい。着手頻度を用いた将棋プレイヤーのプレイスタイルを分析する研究が存在するが、着手頻度と強さの関係は明確ではない。そこで、レーティング推定などに用いられる平均悪手を用いた分析を提案する。結果として、アマチュアプレイヤーの棋譜に対する分析によって、着手頻度では説明できない強さにつながる要素を平均悪手によって説明することができた。

キーワード: 将棋 AI, 評価値, 平均悪手

Feature and Strength Analysis Using Mean value loss in Shogi

FUJITA KAZUTO^{1,a)} TAKEUCHI SHOGO^{2,b)}

Abstract: In the field of Shogi AI research, it is increasingly common for AI player to outperform human players in terms of playing strength. However, gaining insights into the specific factors influencing move evaluation and player strength remains a challenge, primarily because the evaluation values generated by Shogi AI lack transparency and are often challenging to interpret. While some studies have utilized move frequency in a player's game record to analyze playing style, the relationship between move frequency and playing strength is not clear. To address this issue, we propose the utilization of the mean value loss, a metric employed in rating estimation, for the analysis of game records. As a result of analyzing amateur Shogi records, we were able to find features that cannot be explained by move frequency, but can be explained by mean value loss.

Keywords: Shogi AI, value of move, Mean value loss

1. はじめに

将棋 AI についての研究開発の発展により、人間を超える実力を持った AI も珍しくなくなっている。一方、このような AI が出力する着手への評価、いわゆる評価値は、ディープニューラルネットワークに加えて探索など複雑な計算によって得られるため、どの特徴が影響しているかなど中身を理解するのが難しい。プレイヤーの強さにつながる要素を明らかにできれば、初心者指南や未経験者の説明に役立つのではないかと考えられる。

プレイスタイルを分析する試みとして、棋譜から着手頻度や駒の配置などといった棋譜から得られる情報による分

析が存在する [1] が、着手頻度といった値は単なるプレイヤーの好みを反映するものである可能性があり、強さとの関係は明確ではない。一方、プレイヤーの強さを分析する指標として、着手についてのデータを用いた平均悪手 [2] という指標が強さの推定などの研究において用いられている。この平均悪手を用いることで、棋譜から計算される単純な数値のみよりも強さにつながる要素の分析ができるのではないかと考えた。

本研究では、棋譜から着手頻度や駒同士の距離といったデータと平均悪手の計算を行い、プレイヤーの強さに影響する要素について調査する。

2. 関連研究

2.1 平均悪手

棋譜の解析からプレイヤーの強さの推定を行う手法は、ボードゲームにおいて将棋に限らず研究されている。Guidら

¹ 高知工科大学大学院工学研究科

² 高知工科大学情報学群

^{a)} 275109b@gs.kochi-tech.ac.jp

^{b)} takeuchi.shogo@kochi-tech.ac.jp

の研究 [3] においては、チェスにおいて異なる時代のチェスチャンピオンの強さを比較するために、"MeanLoss" を用いている。これは AI によって提示される最善手と実際の着手の評価値の差の平均であり、以下に示すように計算される。

$$\text{(MeanLoss)} \\ = \frac{\sum((\text{最善手の評価値}) - (\text{実際の着手の評価値}))}{(\text{計算に含める着手数})}$$

山下の研究 [2] においては、プロ棋士の棋力を推定するため、将棋 AI による着手への評価を利用した平均悪手を提案している。平均悪手は悪手をどれだけ指しているのかを表す指標であり、将棋 AI が算出する着手の評価値を用いて、以下の数式に表すように計算される。

$$\text{(平均悪手)} = \frac{\sum((\text{着手前の評価値}) - (\text{着手後の評価値}))}{(\text{計算に含める着手数})}$$

この論文において、ある程度の強さまでであれば、elo レーティングを平均悪手によって推定できることが示されている。

いずれの研究においても、定跡の影響や勝敗が決する際の大きな評価値の変化を排するため、着手数や評価値に制限を設けて計算を行っている。

2.2 棋風と棋譜の情報の関係

鷲頭らの研究 [4][5] においては、歩や金銀桂の置かれている段の平均、分散、歪度あるいは着手回数という値を、各局面の特徴 (feature) を記述する指標として用いることを提案している。また、澤らの研究 [1] においては、将棋プレイヤーの棋譜から計算される駒の使用頻度や駒の位置といったデータから、「受け」と「攻め」の棋風の分析を行っている。澤らは棋士へのインタビューを基にそれぞれの棋風に該当する棋士の棋譜からデータを分析し、統計的に比較している。この論文においては強さに関わる要素についても言及されており、elo レーティング上位の棋士における歩の使用頻度が、調査した棋士全体と比較して低いという結果が示されている。

3. 提案手法

澤らの研究では着手頻度を用いているが、着手頻度はプレイヤーの好みを反映したものであると考えることができ、必ずしも強さにつながらない可能性がある。平均悪手はレーティング、つまり強さとの相関がみられることから、平均悪手による評価で着手頻度といった棋譜から計算されるデータと強さの関係を見つけないことができるのではないかと考えた。そこで、本論文では、調べたい盤面上の特徴が現れた局面や、着手する駒それぞれについて、強さごとの平均悪手を計算する。限定された平均悪手と全局面での平均悪手との違い、強さの変化に伴う平均悪手の変化の比

較、および平均悪手の分布の様子から、その特徴が強さに与える影響を評価する。例として、ある特徴での平均悪手の強さの向上に伴う変化が全体の平均悪手よりも急激な場合、その特徴の強さとの関連が大きいと考えることができる。

4. 実験

『最強の将棋データベース』[6] および『将棋倶楽部 24 万局集：棋譜データベース』[7] に収録されている将棋倶楽部 24 の棋譜 393,884 局に対し、平均悪手と着手頻度、盤面上の特徴について計算し、将棋倶楽部 24 におけるレーティングごとに比較する。局面の評価にはやねうら王 v7.6.3^{*1} を用いた。

平均悪手は、山下の研究と同じ方法で計算する。平均悪手の計算式を以下に示す。

平均悪手の計算

```
if (i > 40 && abs(np[i - 1]) < 1000
    && abs(np[i]) < 1000) {
    if (move[i] != move_ai[i]) {
        if (i % 2 == 1 && -np[i] < np[i - 1])
        {
            badB += np[i - 1] + np[i];
            sumB++;
        }
        if (i % 2 == 0 && np[i - 1]) {
            badW += np[i - 1] + np[i]
            sumW++;
        }
    }
}
```

i : 手数
np[i] : 手数 i の評価値
move[i] : プレイヤーの着手
move_ai[i] : AI の予測した着手

先手の平均悪手 : badB / sumB

後手の平均悪手 : badW / sumW

棋譜から計算する盤面上の特徴は、駒ごとの着手頻度に加えて、日本将棋連盟のサイトに掲載されているコラム^{*2}を基に、駒同士の距離や着手の状況を用いる。棋譜から計算する盤面上の特徴、および元となる格言は以下のとおりである。

- 玉飛接近すべからず：玉と飛車の距離。ユークリッド

^{*1} <https://github.com/mizar/YaneuraOu/releases/tag/v7.6.3>

^{*2} https://www.shogi.or.jp/column/series/series_86.html

距離・マンハッタン距離両方を計算する。

- 居玉を避けよ：玉の初期位置からの距離，および玉への着手回数・頻度．距離についてはユークリッド距離・マンハッタン距離両方を計算する．
- 桂馬の高跳び歩の餌食：桂馬が歩に取られた回数および回数を着手数全体で割った割合．
- 攻めは飛角銀桂：40 手目以降において，相手から見て4段の範囲に存在する飛車・角行・銀将・桂馬の数，それらの駒への着手回数を40 手目以降の着手数全体で割った着手割合．
- 玉の守りは金銀3枚：40 手目以降において，自分の玉を中心とした5 x 5の範囲に存在する金将・銀将の数，それらの駒への着手回数を40 手目以降の着手数全体で割った着手割合．

平均悪手については，各駒の着手時に加えて，以下に挙げる状況についても計算を行う．

- 桂馬が歩に取られる直前の着手
- 玉と飛車の距離が大きくなった・小さくなった着手
- 攻め駒 (40 手目以降において，相手から見て4段の範囲に存在する飛車・角行・銀将・桂馬)・守り駒 (40 手目以降において，自分の玉を中心とした5 x 5の範囲に存在する金将・銀将) への着手

また，平均悪手の大きさごとの全データに占める出現割合をプロットし，レーティングごとに比較する．

5. 実験結果

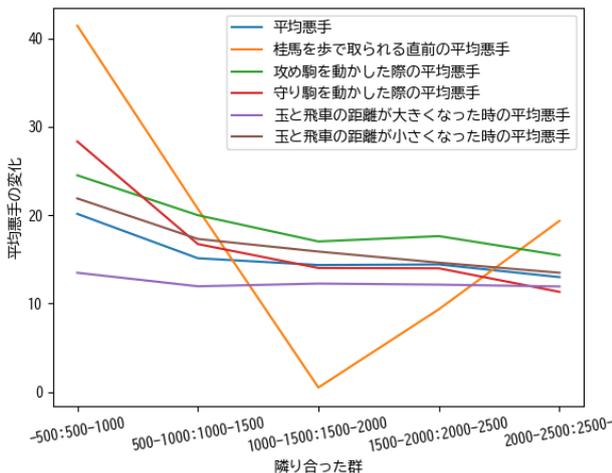


図 1: レーティング増加に伴う平均悪手の変化

平均悪手と盤面上の特徴・出現頻度の算出結果は表 1 から表 2 の通りである．桂が歩に取られた頻度はレーティングに沿って増加したのち減少している (表 2)．一方，桂が歩に取られる直前の平均悪手はレーティングに従って減少しており (表 1)，平均悪手の方が「桂馬の高跳び歩の餌食」という格言に従う結果となったと言える．また，桂が歩に

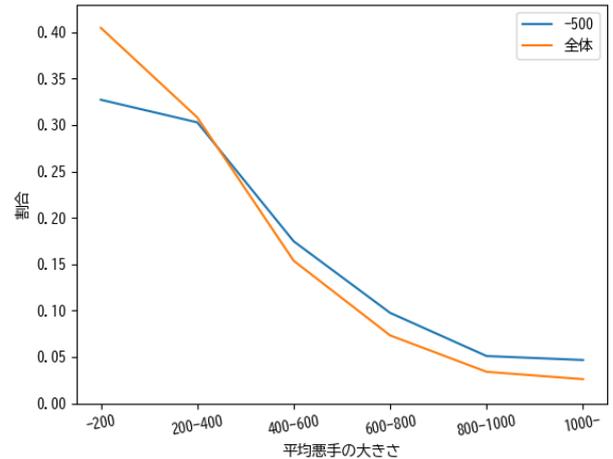


図 2: 平均悪手の分布

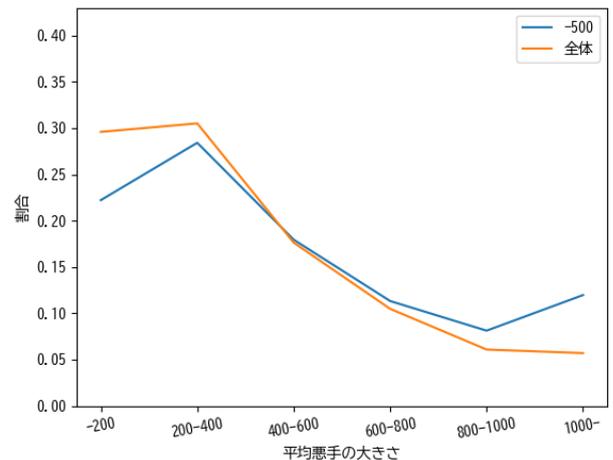


図 3: 桂馬が歩に取られた場合の平均悪手の分布

取られる直前の平均悪手は他と比べても大きく，強さによる差が出やすいような状況であると言える．

玉と飛車の距離に関するデータを見ると，平均悪手を見ると距離が増加するような着手の方が減少するような着手より平均悪手が小さく，また玉と飛車の距離もレーティングが高いほど大きい数値になっていることから，「玉飛接近すべからず」については格言に従った結果が得られていると言える．

各状況の平均悪手のレーティングによる変化を図 1 に示す．守り駒と攻め駒の平均悪手の変化について見ると，最小のレーティング群間においては守り駒の方が大きく，それ以上のレーティング群間では攻め駒の方が大きく変化している．変動の様子から，レーティングの特に低いプレイヤーにおいては守りに関わる駒の使い方が攻めよりも強さの差へ影響し，レーティングが中程度以上のプレイヤーにおいては攻めに関わる駒の使い方が守りよりも強さの差へ影響すると考えることができる．また，桂馬が歩に取られた際

表 1: 状況ごとの平均悪手

レーティング	全着手	桂馬を歩で取られる直前	攻め駒を動かした際	守り駒を動かした際	玉と飛車の距離が大きくなった際	玉と飛車の距離が小さくなった際
-500	157.5	182.6	187.0	163.4	125.7	160.5
500-1000	137.3	141.2	162.5	135.0	112.2	138.6
1000-1500	122.2	120.5	142.5	118.3	100.2	121.3
1500-2000	107.8	120.0	125.4	104.3	88.0	105.4
2000-2500	93.4	110.6	107.8	90.3	75.8	90.8
2500-	80.4	91.2	92.3	79.0	63.9	77.3
全体	115.8	123.8	136.0	112.6	94.6	115.0

表 2: 盤面上の特徴・出現頻度

レーティング	玉と飛車の距離		玉の初期位置からの距離		玉に着手した		桂が歩にとられた	
	ユークリッド	マンハッタン	ユークリッド	マンハッタン	回数	頻度	回数	頻度
-500	3.688	4.376	1.813	2.259	6.088	0.117	0.088	0.00164
500-1000	4.08	4.813	2.122	2.645	6.342	0.119	0.102	0.00184
1000-1500	4.305	5.074	2.281	2.825	6.378	0.119	0.106	0.0019
1500-2000	4.433	5.231	2.354	2.884	6.396	0.117	0.116	0.00204
2000-2500	4.507	5.321	2.36	2.882	6.316	0.118	0.113	0.002
2500-	4.53	5.36	2.347	2.828	6.061	0.119	0.104	0.00193
全体	4.271	5.041	2.239	2.762	6.336	0.118	0.107	0.00192

レーティング	攻め駒		守り駒	
	盤上の平均数	着手した頻度	盤上の平均数	着手した頻度
-500	0.624	0.179	1.027	0.0488
500-1000	0.658	0.184	1.028	0.0464
1000-1500	0.675	0.182	1.038	0.0463
1500-2000	0.686	0.178	1.058	0.0474
2000-2500	0.689	0.176	1.082	0.0474
2500-	0.686	0.177	1.106	0.0468
全体	0.672	0.18	1.048	0.047

の平均悪手の変動の大きさから、桂馬が歩に取られるような明確に悪い状況はレーティングの低いプレイヤーにおいて特に強さに影響する状況であると考えられる。

レーティングが 500 未満のプレイヤーと全プレイヤーについての、平均悪手の大きさごとの全データに占める割合を図 2 に示す。これを見ると、500 未満のレーティングのプレイヤーについては平均悪手が 200 未満である手が他と比べて少ない。図 3 は桂馬が歩にとられた際の平均悪手についてプロットしているが、平均悪手を計算した全着手の場合と比べ、1000 以上の群における全体との差が大きくなっているのが見て取れる。これは先述した平均悪手における、500 未満のプレイヤーについての平均悪手の突出に一致する。

表 3, 表 4 は駒ごとの平均悪手と着手頻度の計算結果である。これら計算結果のデータを基に、図 4, 図 5 ではそれぞれ着手した駒ごとの着手頻度と平均悪手のレーティングごとの数値を、図 5 では図 4 に示した平均悪手のレーティング間での変化をプロットした。見づらさを避けるため、一部の駒については省略した。

着手頻度を見ると、歩の着手頻度はレーティングの上昇

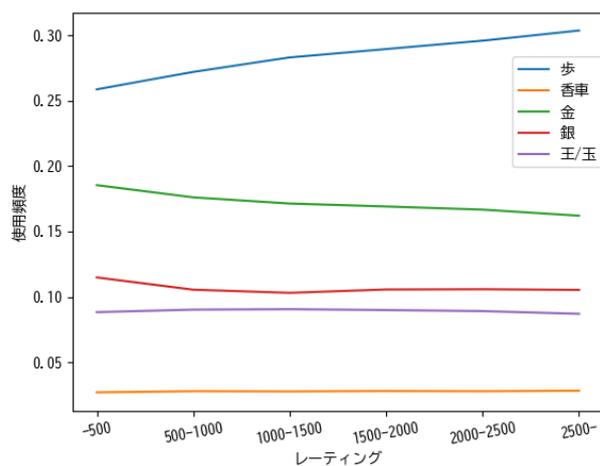


図 4: 駒ごとの着手頻度

に沿って他と比べても特に大きく上昇している。澤らの研究 [1] においては歩の使用頻度が強さに関連する特徴として考察されているが、本研究の結果と異なり、棋士全体と比べて elo レーティング上位棋士における歩の着手頻度が

表 3: 駒ごとの平均悪手

レーティング	歩	香車	桂馬	銀	角行	飛車	金	王/玉	と金	成香	成桂	成銀	竜馬	竜王
-500	131.6	217.1	179.9	166.6	162.3	156.2	174.6	109.0	158.2	158.4	138.5	152.7	175.0	205.1
500-1000	117.0	187.5	151.8	142.3	145.2	138.2	146.9	99.5	135.1	130.3	137.0	130.7	156.9	179.5
1000-1500	105.7	165.1	132.9	124.8	130.6	122.7	127.6	94.4	120.4	122.9	117.3	120.4	144.9	164.5
1500-2000	93.7	142.9	116.7	109.4	116.7	107.7	112.1	86.2	107.1	105.8	107.1	100.6	133.4	149.9
2000-2500	80.9	122.6	101.7	93.9	100.8	93.2	97.9	78.3	88.5	95.6	94.1	89.3	116.2	131.4
2500-	70.6	103.9	86.4	79.9	85.5	80.3	83.5	67.2	77.1	100.8	76.5	87.7	102.6	111.7
全体	99.4	155.4	126.3	119.5	123.9	116.2	121.8	89.8	112.2	117.0	112.3	115.0	139.2	157.2

表 4: 駒ごとの着手頻度

レーティング	歩	香車	桂馬	銀	角行	飛車	金
-500	0.2588	0.0269	0.0556	0.1855	0.0928	0.1029	0.1149
500-1000	0.2721	0.0278	0.0619	0.1761	0.0927	0.1042	0.1055
1000-1500	0.2832	0.0276	0.0633	0.1714	0.0928	0.1035	0.1031
1500-2000	0.2896	0.0279	0.0641	0.1691	0.0925	0.1007	0.1056
2000-2500	0.2960	0.0278	0.0623	0.1667	0.0927	0.1018	0.1058
2500-	0.3038	0.0282	0.0615	0.1621	0.0932	0.1036	0.1053
全体	0.2827	0.0277	0.0623	0.1722	0.0927	0.1027	0.1057

レーティング	王/玉	と金	成香	成桂	成銀	竜馬	竜王
-500	0.0883	0.0102	0.0022	0.0031	0.0053	0.0268	0.0268
500-1000	0.0902	0.0107	0.0017	0.0028	0.0039	0.0257	0.0246
1000-1500	0.0906	0.0111	0.0015	0.0027	0.0031	0.0236	0.0226
1500-2000	0.0899	0.0111	0.0014	0.0028	0.0027	0.0218	0.0207
2000-2500	0.0891	0.0113	0.0014	0.0028	0.0025	0.0202	0.0194
2500-	0.0870	0.0114	0.0012	0.0026	0.0020	0.0199	0.0181
全体	0.0898	0.0110	0.0016	0.0028	0.0032	0.0233	0.0223

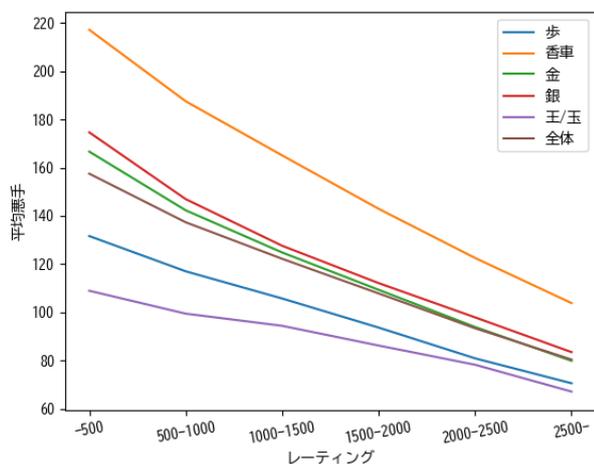


図 5: 駒ごとの平均悪手

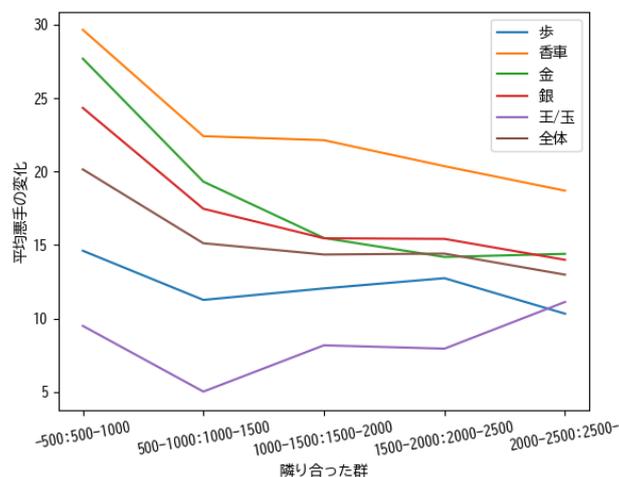


図 6: レーティング増加に伴う駒ごとの平均悪手の変化

低いという結果となっている。研究におけるどのような差異が結果の違いに影響したのかは今後の調査が必要であるが、プロプレイヤーとアマチュアプレイヤーの棋譜による違いが影響しているのではないかと考えられる。

平均悪手の変化の様子を見ると、すべてのレーティングを通して香車におけるレーティング間での変化が他の駒と

比べて大きいことが分かる。この点から、平均悪手という点においては、香車が強さに関わる要素になると考えられる。着手頻度においては増加がみられた歩の平均悪手については、その変化が全体の平均悪手と比べても小さくなっているが、これは平均悪手の計算方法から 40 手目以降のみを計算に含めていることが原因である可能性があり、平

均悪手の計算を始める手数を変更するなど、対局の進行度も併せてより詳細に調査する必要があると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、着手頻度や盤面上の駒の位置等といったデータと平均悪手の計算によって、プレイヤーの強さに影響する要素を明らかにすることを試みた。平均悪手とそのレーティングによる変化によって、桂馬が歩で取られる状況下における平均悪手の変動や、香車の平均悪手の大きさといった、強さに影響しているであろう要素を発見することができた。しかし、現時点では強さに影響している要素が明確になったとは言えないことから、今回調査しなかった特徴の考慮、特徴を組み合わせでの調査や異なる方法でのデータの解析によって、より詳細に調査していきたい。また、先行研究でも行なわれている強さ以外の差異の調査という点において、AIの棋譜に対して同様の方法を用いることで、人間とAIの間にみられる差異が存在しないか調査することも考えられる。

参考文献

- [1] 澤 宣成, 伊藤 毅志, 将棋における棋風を形成する要素に関する統計的分析. 情報処理学会研究会報告, 2011-GI-26, No. 3, pp. 1-8, 2011.
- [2] 山下宏, 将棋名人のレーティングと棋譜分析. ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集, pp. 9-16, 2014.
- [3] Guid, Matej and Ivan Bratko. "Computer Analysis of World Chess Champions." J. Int. Comput. Games Assoc. 29 (2006): 65-73.
- [4] 鷲津 昂大, 華山 宣胤, 駒の配置の統計解析に基づく将棋対局に関する一考察. エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2016 論文集, pp. 164-165, 2016.
- [5] 鷲津 昂大, 華山 宣胤, 棋譜データの統計解析に基づく勝敗判別手順と感想戦解説方法の提案. 尚美学園大学芸術情報研究 第 26 号 論文, pp. 29-38, 2017.
- [6] 久米 宏. 最強の将棋データベース. 成甲書房, 2004.
- [7] 久米 宏. 将棋倶楽部 24 万局集: 棋譜データベース. ナイタイ出版, 2002.