

複数の将棋AI からみた藤井聡太の将棋の特徴

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 公開日: 2019-10-24 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 高津, 和紀, 高田, 宗樹, 平田, 隆幸, Kazuki, TAKATSU, Hiroki, TAKADA, Takayuki, HIRATA メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10098/10762

複数の将棋 AI からみた藤井聡太の将棋の特徴

高津和紀* 高田宗樹* 平田隆幸*

Characterization of Sota Fujii's Shogi using Various Shogi AI

Kazuki TAKATSU*, Hiroki TAKADA* and Takayuki HIRATA*

(Received September 27, 2019)

Sota Fujii is a professional shogi player who has achieved renewal of historical records. As Fujii is a young man, his brain is in the growing stage. Therefore his ability of shogi is improving with his brain growth. Analysis using shogi AI characterizes the future of the player's shogi quantitatively. There is a possibility that we can detect the rapid growth of the young player by analyzing only a few games. In this study, Fujii's ability was evaluated by analysis of records of shogi using multiple shogi AI.

Key Words : Shogi, Sota Fujii, Artificial Intelligence, Moving

1. 緒言

最年少プロ棋士の藤井聡太の活躍は、大きな注目を集めている。藤井は2016年10月1日に5人目の中学生プロ棋士としてデビューした。藤井の14歳2か月でのプロデビューは史上最年少記録である。藤井は、プロ棋士としての初の対局で加藤一二三に勝利したことを皮切りに29連勝した。藤井の登場は、将棋ブームを巻き起こすきっかけとなった。その後も、藤井は活躍を続け、全棋士参加の朝日杯将棋オープン戦を2017年、2018年度と制覇した。この朝日杯将棋オープン戦の2連覇は、藤井の活躍を再度世間に知らしめた。

世間一般には、藤井が注目を集めるようになったのは将棋の対局を通してであるが、最初に頭角を現したのは、詰将棋においてである。藤井は、詰将棋を解く速さを競う詰将棋解答選手権の最高難易度であるチャンピオン戦に8歳で参加し、13位となった。その後、2015年の詰将棋解答選手権において、12歳で初優勝し、現在まで5連覇を達成している。これらのことは、藤井の将棋に関する能力が幼いころから卓越していたことを示唆している。

プロデビューから現在までに様々な記録を残している若い藤井の成長は、現在も続いていると考えられる。藤井の棋力の向上は、将棋に真摯に向かいあう本人の努力のみならず、脳の成長に起因していると考えられる。

さて、人間の知能の発達という観点から藤井の将棋を考察してみよう。イギリスの心理学者であるRaymond Cattellは、知能を流動性知能と結晶性知能の2つに分類した^[1]。流動性知能とは、未知の状況に対応するために必要な知能であり、記憶力や計算力などが該当する。また、結晶性知能とは、過去の経験から培われる知能であり、言語力や速読力などが該当する。将棋に必要なとされる能力は、主に記憶力、集中力、思考力である。藤井の棋力の向上をレーティングという観点から明らかにしてきた^[2]。現在でも、藤井の棋力が向上し続けているのは、流動性知能が著しく発展しているためなのではないだろうか。

一般的に、流動性知能は、25歳でピークを迎えた後はゆっくりと低下していき、65歳以降は大きく低下する。14歳でプロ棋士となった藤井は、現在17歳である。藤井の流動性知能は発達途上であると考えられる。タイトルの獲得は、プロ棋士にとって強さの物差しである。プロ棋士は、棋士番号1番の金易二郎(なお、実力制初代名人の木村義雄は棋士番号2番である)から棋士番号318番の黒田堯之まで数えて318人いる。その中でタイトルを獲得したことがある棋

* 大学院工学研究科知能システム工学専攻

* Human and Artificial Intelligent Systems Course,
Graduate School of Engineering

士は、43 人にすぎない。藤井と同じく中学生でプロ棋士となった加藤一二三、谷川浩司、羽生善治、渡辺明はタイトルを獲得している。脳の発達に伴い藤井の将棋は、今後さらに進化していくと考えられる。さて、少なくとも今後数年間は年齢とともに進化を続ける藤井の強さをどのように測ればよいのだろうか。

本研究では、複数の将棋 AI を使用して棋譜解析を行うことで藤井の将棋の変化を詳細に調べた。

2. さまざまな棋力の評価法

将棋の棋力を測る方法は複数存在し、それぞれに利点と欠点がある。以下でそれぞれの特徴をみていこう。

2.1 段位による評価

段位による評価は、囲碁・将棋や書道のみならず柔道や剣道などの武道においても用いられており、一般人に馴染み深いものである。しかし、注意しなければならないことがある。柔道・剣道の段位とは異なり、囲碁・将棋の場合、プロとアマチュアの段位は異なる評価基準によって与えられている。将棋の場合は、アマチュアの四段がプロの養成機関である奨励会の 6 級に相当する^[3]。そして、三段までは奨励会員として、四段からはプロ棋士として扱われる。なお、囲碁の場合は初段からプロ棋士として扱われる。囲碁・将棋の最高段位は九段であり、将棋のプロ棋士は、四段から九段までの 6 段階に分けられる。審判を行った場合の報酬の基本的な基準は、段位によって決められるなど、プロ棋士にとって昇段することは、大きな目標になっている。

現役のプロ棋士の段位別分布を図 1 に示す^[3]。図 1 から、プロ棋士は七段が最も人数が多いことが分かる。九段の人数が段位の中で 3 番目に多いのは、段位が一度上がったら下がることがないという特性を持っているためである。また、一定の成績を上げられない場合は、トーナメントに参加する資格を失いプロ

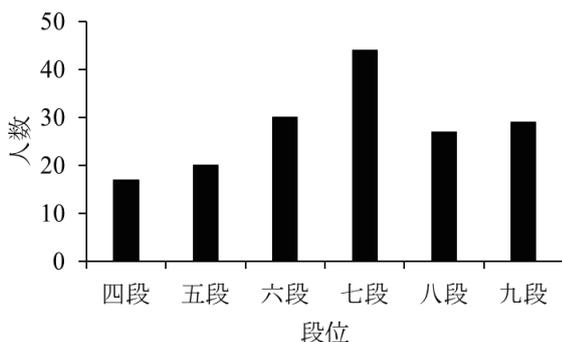


図 1 プロ棋士の段位別分布(2019年6月11日時点).

棋士としては引退になる。ただし、引退してもプロ棋士の資格を失うわけではなく、プロの公式戦の対局の場を失うことを意味し、以降はアマチュアの指導などが主な仕事になる。

2.2 レーティングによる評価

イロレーティングは、chess を含む多くのボードゲームで使用されている^[4]。例えば、GM(グランドマスター)、IM(インターナショナルマスター)の称号は、イロレーティングをもとに与えられる^[5]。Chess においては、イロレーティングは公的な団体も用いている強さを表す指標である。

将棋にもおいてもイロレーティングを使用しようとする試みがなされている。公的団体によるものは存在しないが、プロ棋士の棋力評価に利用しているウェブサイトが数多く存在する。ここで、将棋連盟棋士別成績一覧(レーティング)の藤井のイロレーティングの月毎の変化を図 2 に示す(以降、プロ棋士のイロレーティングは、Web 上で公開されている将棋連盟棋士別成績一覧(レーティング)を使用する)^[6]。

2019年6月29日時点のデータを用いた。図 2 から、2016年12月から2017年6月までのイロレーティングが大きく増加していることが分かる。なお、実力が変化しないとすると、100局以上の対局があるとイロレーティングは収束していると考えられている。

プロ棋士のイロレーティングの分布をみてみよう。2019年6月17日時点でのプロ棋士(167名)のレーティングのヒストグラムを図 3-a に示す。中央値は 1544、平均値は 1559、標準偏差は 151 である。図 3-a から、1500 から 1550 の人数が最も多いことが分かる。これは、プロ棋士のイロレーティングの初期値を 1500 としたためであると考えられる。また、プロ棋士のレーティングの累積度数分布を図 3-b に示す。

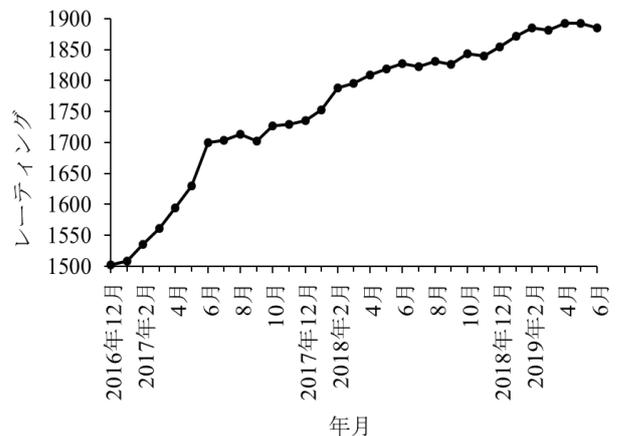


図 2 藤井のレーティングの推移(月別).

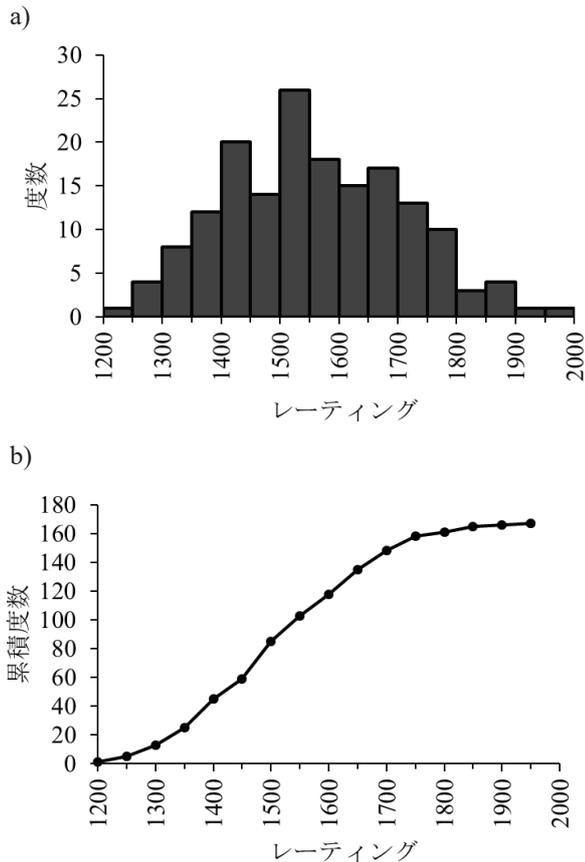


図 3 a) プロ棋士のレーティングのヒストグラム, b) プロ棋士のレーティングの累積度数分布.

3. AI を使った新たな評価法

3.1 段位とレーティングのメリット・デメリット

ここまで、段位とレーティングによる棋力評価をみてきた。段位とイロレーティングによる評価法のメリットとデメリットを表 1 にまとめる。表 1 から分かるように、段位とイロレーティングには成長過程の棋士の評価が困難であるという欠点がある。それゆえ、若く成長過程にある藤井の棋力を測ること

表 1 段位・レーティングのメリット・デメリット.

	段位	イロレーティング
メリット	<ul style="list-style-type: none"> ・世間一般に認知されているため、分かりやすい 	<ul style="list-style-type: none"> ・現在の実力を反映しやすい
デメリット	<ul style="list-style-type: none"> ・現在の実力を反映していない 	<ul style="list-style-type: none"> ・成長が早すぎるプレイヤーの棋力に数値が追いつかない ・調子の揺らぎを大きく反映してしまう

は難しい。さらに、これらの棋力評価法はプレイヤーの将棋の特徴をみることができない。そこで、将棋 AI を使用してプレイヤーの将棋をみる新しい方法である棋譜解析を提案する。

将棋 AI を使用した棋譜解析とは、棋譜を将棋 AI によって 1 手毎の評価値を調べ、解析することである。現在の将棋 AI は人間よりはるかに強い。将棋 AI の示す指し手は近似的に最善手と仮定できる。そのため、将棋 AI を利用した悪手や一致率が定義され、使用されるようになっていった。インターネット上では、藤井を始めとしたプロ棋士の対局を、棋譜解析結果をもとに解説しているウェブサイトが複数存在する^{[7],[8]}。しかし、それらのウェブサイトの解析の多くは 1 つの将棋 AI のみで行われている。また、将棋 AI の示す悪手や一致率はプレイヤーの棋力を測る指標であると言われているが、実際の間人同士の対局においてどれほどの信頼性があるのかは深く研究されていない。

3.2 将棋 AI の歴史

AI とは Artificial Intelligence(人工知能)のことである。そして、将棋における AI は、局面を評価する評価関数に従って指し手を選択する。2019 年 7 月時点で、将棋 AI はプロ棋士をはるかに超える棋力を持っている。しかし、将棋 AI がプロ棋士の棋力に迫るまでには 35 年の月日を必要としていた。

ここで、将棋 AI 発展の歴史をみていこう。1960 年代からコンピュータに将棋を指させる試みがなされた。初めて作られた将棋 AI は、通常の将棋(指し将棋)ではなく、詰将棋を解くものであった^[9]。1970 年代になると、本格的な将棋 AI の制作が始まった。1975 年の大型コンピュータを使った将棋 AI の棋力はアマチュア級位者にも及ばなかった。1980 年代になるとパーソナルコンピュータ(PC)の普及に伴い、多くの将棋ソフトが市販されるようになった。例をあげると、森田和郎の将棋や本将棋内藤九段将棋秘伝などである^[10]。1990 年代になると、YSS や金沢将棋などの将棋 AI の棋力がアマチュア初段に達した。

2005 年に登場した保木邦仁の Bonanza は、将棋 AI 開発におけるエポックメイキングな出来事であった。Bonanza では、評価関数のパラメータを機械学習により自動調整させていた。Bonanza 以前は、開発者が評価関数のパラメータを手動で調整していた。しかし、パラメータが多すぎるため手動では最適なパラメータの調整は困難であり、アマチュアトップレベルの棋力に達することはできなかった。Bonanza は機械学習により、それまでの将棋 AI を超える棋力となったのである。Bonanza は、2007 年に大和証券杯

ネット将棋・最強戦の特別対局で当時竜王のタイトルを保持していた渡辺明と対局した^[11]。結果は渡辺の勝利となったが、タイトル保持者を相手に終盤まで互角以上の将棋を指したことで機械学習の優秀さを示した。Bonanzaの登場以降、他の将棋AIも機械学習を取り入れるようになった。

2010年、情報処理学会が日本将棋連盟にプロ棋士と将棋AIとの対局を望む書状を送り^[12]、女流棋士の清水市代とあから2010との対局が実現した。あから2010は、コンピュータ選手権上位ソフトYSS、激指し、Bonanza、GPS将棋の4つの将棋AIが多数決(合議制)で指し手を決定するものであった。なお、女流棋士は、女性のプロ棋士ではないことに注意しよう。現在、女流棋士の平均レーティングは、プロ棋士の平均レーティングと比べて約200点低い。清水は当時の女流棋士の中ではトップクラスの棋力であったがプロ棋士には及ばなかった。対局の結果はあから2010の勝利であり、将棋AIが女流棋士のトップレベル以上の棋力であることを示した。

2010年以降、将棋AIは様々な技術革新により成長を続けた。例えば、KPPからKPPTへの改良があげられる。3駒関係を評価項目にしたKPPは、Bonanzaで採用され主流となっていた^[13]。KPPTとは、玉とそれ以外の2つの駒の位置関係を評価項目にして評価関数を作成する3駒関係に、手番を加えたものである。KPPの欠点であった、角換わりなどで頻繁に起こる同型を評価できないという問題を改善したのである。同型の例を図4に示す。以降も、将棋AIの棋力の進化は続き、2017年には、Ponanzaがプロの名人である佐藤天彦に勝利した。

様々な手法を使用してプロ棋士を超えた将棋AIであるが、評価関数の学習法は、Bonanzaが登場した2005年以降、長く機械学習から変化することはなか



図4 角換わりの先後同型の例。

った。しかし、2015年にDeepMindがAlpha Goを発表したことで、将棋AIに新たな学習法がもたらされた^[14]。Alpha GoはNeural Network(以降はNNと略す)を用いて作成された囲碁AIである。囲碁AIが囲碁のプロ棋士に勝利するには、少なくとも10年はかかると言われていた。Alpha Goは2016年に囲碁のプロ棋士に勝利し、NNとボードゲームの組み合わせの優秀性を証明した。この影響は将棋にも及んだ。2017年に、Alpha Goの影響を受けて作成されたPonanza Chainerが第27回世界コンピュータ将棋選手権に参加し、準優勝した^[15]。2018年の第28回世界コンピュータ将棋選手権では、NNを利用したNNUE評価関数を使用したthe end of genesis T. N. K. evolution turbo type Dが参加し、優勝した。2019年7月現在、将棋AIの作成はNNUE評価関数をベースにして改善を加えていく方法が主流となっている。

3.3 将棋AIの評価値の意味

評価値とは、将棋AIが局面を判断し、優劣を数値化したものである。評価値は将棋AIの評価関数によって決まる。評価関数は、駒ごとの価値(例えば歩が10点、飛車が500点など)や複数の駒同士の位置関係(玉とそれ以外の2つの駒の位置など)を数値化している。また、NNによる将棋AIでは、評価関数はAI自身によって生み出される。それゆえ、歩が10点などという対応関係があるわけではない。このように、人間は将棋AIがどのように評価値を算出しているのかを理解することができなくなった。

一般には、将棋AIが500点差を付けた局面は優勢(相手にとっては劣勢)、1000点差を付けた局面は大優勢(相手にとっては大劣勢)と言われている。優勢は形勢が良いことを、大優勢は形勢がかなり良いというときに使用される用語である。実際は、評価値は評価関数によって異なるため、将棋AIごとに人間の評価基準も変更していかなければならない。

4. 棋譜解析について

棋譜解析で使用したハードウェア、GUIを示す。本研究では、Core i7-7700CPU、クロック周波数3.60GHz、4コア、8スレッドマシンを、GUIはShogiGUI^[16]を使用した。

4.1 使用した将棋AI

将棋AIを使用してプレイヤーの指し手を評価するには、複数の将棋AIで解析を行い、検討する必要がある。本研究では、フリーで入手できるdolphin1/Kristallweizen(以降はKristallweizenと略す)^{[17],[18]}、Giko

u2ver2. 0. 2(以降は技巧と略す)^[19], Bonanza6. 0(以降は Bonanza と略す)を使用した. これらの将棋 AI はそれぞれ棋力が異なる^[20]. 3 つの将棋 AI のレーティングを表 2 に示す(2019 年 6 月 24 日時点).

将棋 AI とプロ棋士のレーティングを比較する場合には, 注意が必要である. プロ棋士の最高レーティングは, 渡辺明の 1981(2019 年 7 月 16 日時点)である. プロ棋士と将棋 AI のレーティングは母集団が異なるため, 数値のみでは差を測れない. そのため, 2 つのレーティングをインターネット将棋対局場の将棋倶楽部 24 のレーティングに換算することが行われている^[21]. 将棋倶楽部 24 の対応表によると, プロ棋士の平均的な棋力は約 3000, Kristallweizen の棋力は約 4603 となる. イロレーティングでは, レーティング差が 727 以上ある場合はレーティング上位者の期待勝率が 99%となる. Kristallweizen はプロ棋士よりはるかに強いことが分かる.

4.2 将棋 AI のパラメータ

将棋 AI の強さは, ハードウェアや設定したパラメータに依存する^[22]. そのため, 本研究で使用した将棋 AI のレーティングは, 表 2 に示した数値とは必ずしも一致しない. それゆえ, 本研究で使用する AI の棋力を調べておく必要がある.

パラメータの違いによる将棋 AI の棋力の変化をみていこう. 3 つの将棋 AI の思考時間による棋力の違いを調べた. 具体的には, 思考時間 1 秒の同一将棋 AI を対戦相手として, 考慮時間を変え, 先後を入れ替えて 100(先手 50, 後手 50) 回自己対戦させた. なお, 考慮時間以外のパラメータは統一(深さは将棋 AI で設定できる最大値, Hash は 1024MB)した. 思考時間 1 秒の将棋 AI を基準として自己対戦させたときの勝率を表 3 に示す. 考慮時間 1 秒の勝率は, 最初に先手を指させた側の勝率を採用した. 同じ思考時間の将棋 AI の対戦(1 秒対 1 秒)においては, 理論的には勝率が 50%になるはずである. 表 3 でそのようなになっていないのは, 自己対戦数が 100 局であるために, 勝率にゆらぎが生じたためである. ここで, 将棋 AI の指し手について考える. かつての将棋 AI(本将棋内藤九段将棋秘伝など)は, プレーヤーの指し手に対する応手が決まっていた(7 六歩には必ず 3 四歩と指すなど). そのため, 同一将棋 AI で自己対戦を行う

表 2 将棋 AI のレーティング^[20].

AI	レーティング
Kristallweizen	4403
技巧	3796
Bonanza	2767

表 3 思考時間と対戦の勝率*.

思考時間 \ AI	Kristallweizen	技巧	Bonanza
1 秒	47 %	57%	43%
2 秒	83%	79%	66%
3 秒	92%	90%	74%
4 秒	94%	96%	80%
5 秒	98%	97%	78%

*思考時間 1 秒の同一将棋 AI を対戦相手として 100 回自己対戦させたときの勝率(%).

と全ての対局の指し手と同じになっていた(つまり, 自己対戦の勝率が 50%になる). 一方, 現在の将棋 AI は, 評価値がほとんど同一の候補手が複数ある場合は, 指し手を候補手からランダムで選択する. そのため, 同一将棋 AI 同士の自己対戦でも, 対局によって指し手が変化し, 同じ内容にはならない. これは, 自己対戦の勝率にゆらぎが生じる原因の一つである. 表 3 から, Kristallweizen, 技巧は, 思考時間が 3 秒の時点で勝率が 90%以上になるのに対して, Bonanza は思考時間が 3 秒の時点では 80%以下であることが分かる. これは, Bonanza は Kristallweizen, 技巧と違い, 短時間で有力な指し手を発見できないことを示している. ここから, Bonanza の棋力を上げるためには, 思考時間を長く設定しなければならないと考えられる.

3 つの将棋 AI の深さによる棋力の違いを調べた. 深さ 1 の同一将棋 AI を対戦相手として, 深さを変え, 先後を入れ替えて 100(先手 50, 後手 50) 回自己対戦させた. なお, 深さ以外のパラメータは統一(思考時間は設定しない, Hash は 1024MB)した. 深さ 1 の将棋 AI を基準として自己対戦させたときの勝率を表 4 に示す. 深さ 1 の勝率は, 最初に先手を指させた側の勝率を採用した. 表 4 から, 技巧, Bonanza は深さが 3 の時点で勝率が 90%以上になるのに対して, Kristallweizen は深さが 3 の時点では 70%以下であることが分かる. ボードゲームにおける AI の強さは評価関数と探索で決まる. 評価関数は局面の形勢を数値で

表 4 深さと対戦の勝率*.

深さ \ AI	Kristallweizen	技巧	Bonanza
1	47%	53%	52%
2	68%	89%	93%
3	69%	97%	96%
4	83%	100%	100%
5	99%	100%	100%

*深さ 1 の同一将棋 AI を対戦相手として 100 回自己対戦させたときの勝率(%).

表す役割を、探索は効率良く先の局面をみていく役割を担っている。探索が必要なのは、深く読まなければ精度の高い評価を下せないためである。仮に、将棋の完全解析ができたとすれば、将棋 AI は深い探索を必要としなくなる。なぜなら、評価関数が正確であるため、現局面より 1 手先の局面についての合法手(約 80 手)の評価値を算出するだけでよいからである。しかし、評価関数が弱い場合は 1 手先の探索だけでは精度の高い評価ができない。そのため、より深く探索することで評価の精度を上げようとするのである。これは、将棋 AI は強くなるほど探索を必要としなくなるということを示している。よって、Kristallweizen の評価関数は他の 2 つよりも優れていると考えられる。また、Bonanza は深さ 1 から深さ 2 で勝率が大きく上昇したことから、評価関数が特に弱いと考えられる。深さによる将棋 AI の棋力からは、現在のトップレベルの将棋 AI でさえ、深さに棋力が左右されていることが分かった。

3 つの将棋 AI の NPS(Node per second)を調べた。NPS は将棋 AI が 1 秒間に読む局面数である。NPS は同じ将棋 AI でも使用するハードウェアによって変化する。3 つの将棋 AI のスレッドごとの NPS を表 5 に示す。表 5 から、スレッドを 8 にした場合の NPS はスレッドが 4 の場合よりも約 1000k($k = 10^3$)多いことが分かる。これは、論理コアによる並列計算が棋力を上げる方法となることを示している。また、強い将棋 AI ほど NPS が大きくなっていることが分かる。ここから、NPS を制限することで、将棋 AI の棋力を大きく変化させられることが分かる。ここで、NPS と思考時間、深さとの関係を、Kristallweizen (スレッド 8) を例に考える。Kristallweizen の思考時間 1 秒での NPS は 4500k である。思考時間 1 秒で深さ 2 まで読めた場合、2 手先までの局面のうち、4500k の局面を読めることになる。しかし、探索が浅い場合は、総局面数が少ないため、NPS が大きくても棋力は変化しない。思考時間が 2 秒になると、より深く探索できるようになり、総局面数が増える。そのため、NPS が大きくなると棋力が指数関数的に高くなる。これが、思

表 5 将棋 AI のスレッドごとの NPS*。

AI	スレッド	NPS(k)
Kristallweizen	4	3200
	8	4500
技巧	4	2200
	8	3300
Bonanza	4	1300
	8	1800

*NPS の単位は $k(10^3)$ である。

考時間が 1 秒と 2 秒で勝率が大きく変化した原因であると考えられる。ただし、思考時間、深さの違いによる棋力の変化でみたように、評価関数が弱い場合は、思考時間を長くしても棋力の上昇は小さくなる。

4.3 解析に使用した 3 つの将棋 AI の評価値

評価値の値は、規格化されたものではなく、将棋 AI ごとに独自に定義されたものである。そのため、全ての将棋 AI が 1000 点を大優勢とみなしているわけではない。プレイヤーの将棋を詳細にみるために、将棋 AI ごとの評価値の数値の意味を調べる。

評価値の数値が示す意味を調べるために、一般的に互角、優勢(有利な局面)、大優勢(負けることがほとんどない局面)と言われる 300 点台、500 点台、1000 点台の局面から将棋 AI に自己対戦させたときの勝率をみた。また、パラメータは統一した。評価値が 300 点台、500 点台、1000 点台の局面から将棋 AI に 100 回自己対戦させたときの勝率を表 6 に示す。勝率は形勢がよい方のものである。表 6 から、Kristallweizen の勝率のみが、評価値が 500 点の時点で 90%以上となっていることが分かる。これは、Kristallweizen が大優勢を 500 点前後の小さな数値で表していることを示している。ここから、Kristallweizen の評価値で人間の指し手を評価する場合は、500 点前後に注目しなければならないと考えられる。また、Bonanza の勝率のみが評価値が 300 点台の時点で 70%台であることが分かる。ここから、Bonanza は形勢を大きな数値で表していると考えられる。これらのことから、Kristallweizen、技巧、Bonanza の評価値では、300 点台、500 点台の定義が異なることが分かった。

4.4 将棋 AI との一致率

ここで、棋譜解析における一致率を定義する。一致率 S_m とは、人間の指し手と将棋 AI の候補手が同じ

表 6 評価値の差と対戦の勝率*。

AI	評価値	勝率
Kristallweizen	300	81%
	500	95%
	1000	99%
技巧	300	80%
	500	85%
	1000	100%
Bonanza	300	71%
	500	83%
	1000	100%

*同一将棋 AI を評価値ごとに 100 回自己対戦させたときの勝率(%)。

であったときに一致とみなし、1 局の総一致数を手数で割ったものである。これは、1 局の手数を N 、一致した指手の合計を S_{total} とすると、 S_{total} / N で定義される。一致率が高いほどプレイヤーの棋力は高いとされている。これは、人間よりはるかに強い将棋 AI の指し手は将棋における正解手(真の最善手)とみなすことができるためである。また、将棋 AI の複数の候補手の中で、いくつめの候補手までを一致とみなすかを定義しなければならない。例えば、将棋 AI の示す第 5 候補手までの一致とみた場合、悪手も候補手に含まれてしまうので一致率が常に 90%以上になり、棋力差による違いが判断できない可能性がある。本研究では、最善手のみと、第 3 候補手までを一致と定義した。

5. 藤井聡太の棋譜解析

藤井聡太の棋譜を解析し、一致率から藤井の特徴をみた。なお、一致率を求めるために使用した将棋 AI のパラメータを表 7 に示す。探索の深さの制限はせず、思考時間を一定にした。ただし、定跡に該当する場合は思考時間に達する前に指し手を決めた。スレッドは各将棋 AI の棋力が最も高くなる数を選択した。Hash は一度探索した局面を保存し、後の探索に使用するために用いられる。Hash の大きさは 1024MB とした。

5.1 最善手を含む複数候補手との一致率と成長過程

藤井の Kristallweizen, 技巧, Bonanza での最善手の場合の一致率を図 5, 図 6, 図 7 に示す。エラーバーは標準偏差を表している。図 5, 図 6, 図 7 から、藤井の Kristallweizen, 技巧での一致率は 55%から 65% (Kristallweizen は 20/31, 技巧は 25/31) に収まる月が多いことが分かる。また、藤井の Bonanza での一致率は、Kristallweizen, 技巧と比べて、45%から 55%(14/31) に収まる月が多かった。いずれの将棋 AI でも、一致率が 70%以上となった月は 2017 年 1 月のみであった。2017 年 1 月の対局数は 1 局である。ここから、藤井の最善手のみとの一致率は 70%以下であることが分かる。月別一致率から藤井の月ごとの棋力の変化をみると、いずれの将棋 AI でも、2017 年の 8 月から 10 月にかけて、一致率が大きく上昇していることが分か

表 7 将棋 AI のパラメータ。

将棋 AI	思考時間	スレッド	Hash
Kristallweizen	60 秒	8	1024MB
技巧	60 秒	8	1024MB
Bonanza	60 秒	4	1024MB

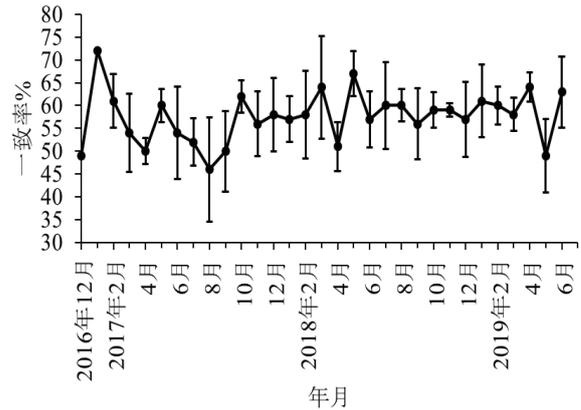


図 5 最善手のみ的一致率(Kristallweizen).

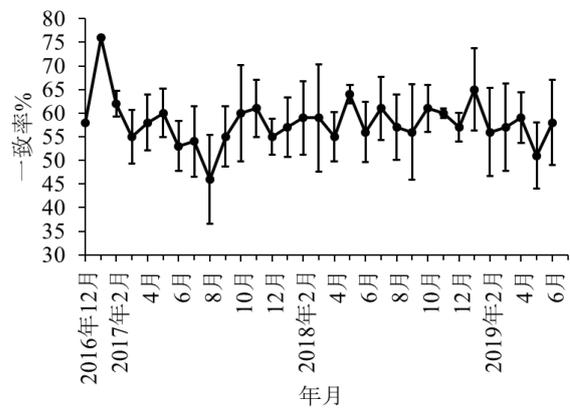


図 6 最善手のみ的一致率(技巧).

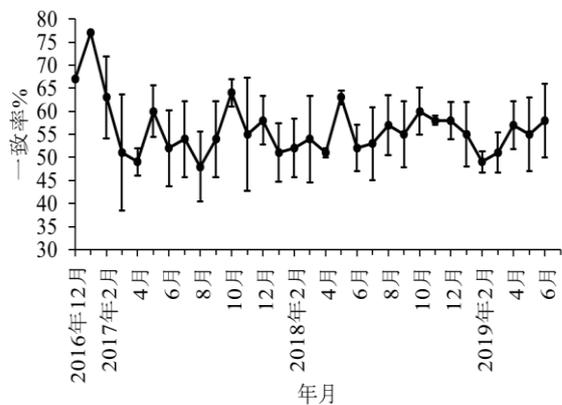


図 7 最善手のみ的一致率(Bonanza).

る。藤井は 2017 年の 8 月は 6 局中 2 局, 9 月は 8 局中 3 局負けている。しかし、藤井が負けた対局の一致率をみると、9 月の 3 局は、8 月の 2 局よりも一致率が高くなっていった。ここから、藤井が短期間で形勢が悪い局面で最善手を指す力を身に着けたと考えられ、成長の早さがうかがえる。

藤井の Kristallweizen, 技巧での第 3 候補手までを含めた場合の一致率を図 8, 図 9 に示す。エラーバーは標準偏差を表している。なお、Bonanza は ShogiGUI に標準対応しておらず、第 3 候補手までを含めた一致率を計算できなかった。図 8, 図 9 から、藤井の Kr

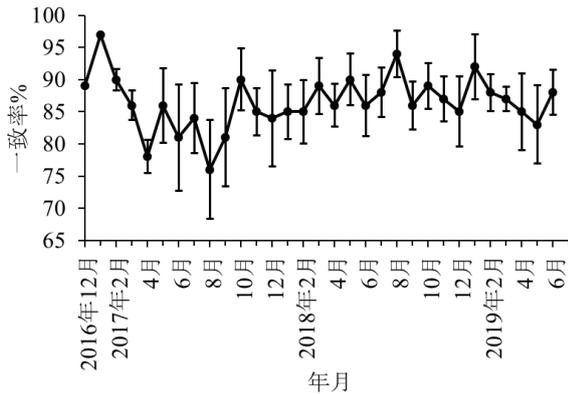


図 8 第 3 候補手まで含めた一致率(Kristallweizen).

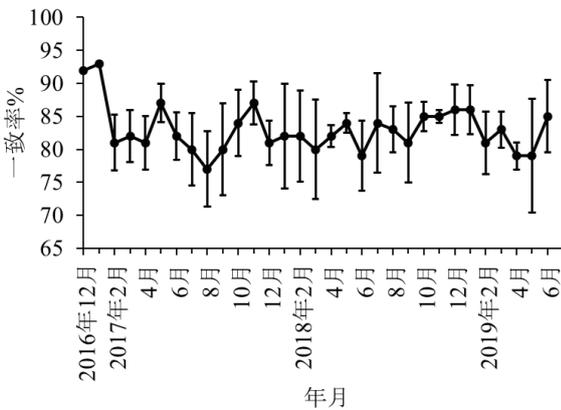


図 9 第 3 候補手まで含めた一致率(技巧).

Kristallweizen での一致率は 85%以上(24/31)に、技巧での一致率は 75%から 85%(22/31)に多く収まることが分かる. ここから、第 3 候補手までの一致率をみた場合、藤井の指し手は Kristallweizen に近いと考えられる. 将棋の終盤は 1 手の価値が高いため、最善手以外の指し手では形勢を損ねることも多い. 藤井は候補手の評価値が大きく変わらず、選択の幅が広い中盤における指し手の精度が高いプレイヤーであると考えられる.

藤井が年齢を経るとともに棋力が向上しているのかをみるために、年齢ごとの最善手のみの一致率を調べた. 図 10, 図 11, 図 12 に Kristallweizen, 技巧, Bonanza での藤井の年齢ごとの一致率を示す. 一致率は藤井の年齢ごとの全対局, 勝った対局, 負けた対局の 3 つに分類した. エラーバーは標準偏差を表している. なお、藤井の年齢ごとの対局数は、14 歳のときに 32 局(31 勝 1 敗), 15 歳のときに 65 局(51 勝 14 敗), 16 歳のときに 53 局(46 勝 7 敗)であった. 藤井が 14 歳のときの負けた対局の棋譜は 1 局のみであることに注意しよう. 図 10, 図 11, 図 12 から、いずれの将棋 AI でも藤井の全対局の年齢ごとの一致率は大きく変化しないことが分かる. しかし、年齢間の対局について、スチューデントの t 検定を行ったところ、藤井

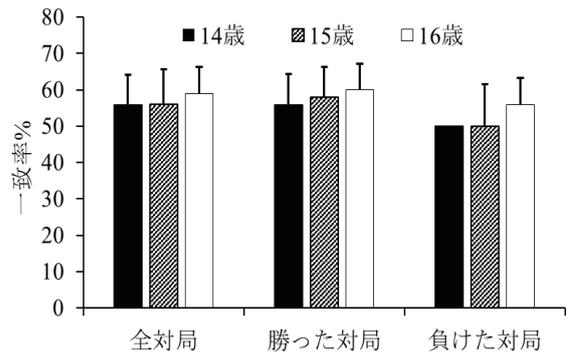


図 10 年齢ごとの条件別一致率(Kristallweizen).

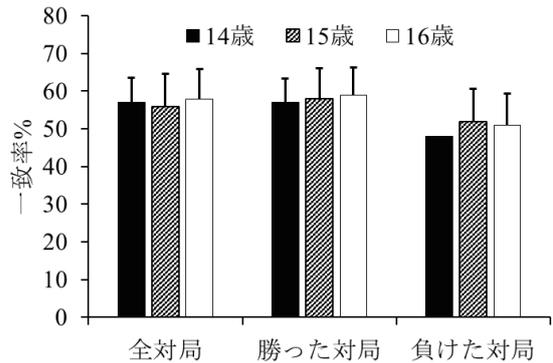


図 11 年齢ごとの条件別一致率(技巧).

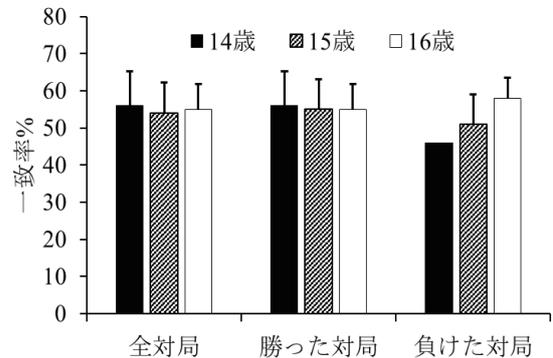


図 12 年齢ごとの条件別一致率(Bonanza).

の Kristallweizen での全対局の一致率において、15 歳、16 歳間で $p < 0.05$ で有意差がみられた. ここから、藤井が 1 年間で 1 局全体の指し手の精度を上げていることが分かる. また、藤井の Bonanza での負けた対局の一致率において、15 歳、16 歳間で $p < 0.05$ で有意差がみられた. 藤井の Bonanza での負けた対局の一致率が年齢を重ねるごとに高くなっていることと、勝った対局では全ての将棋 AI で有意差がみられなかったことから、藤井が形勢の悪い局面において最善手を指す力をつけたと考えられる. これは、藤井の特徴と言える.

5.2 戦型別の一致率

藤井の将棋の特徴をみるために、戦型ごとの一致

率をみる。戦型は、お互いの囲いや戦法によって形成される陣形である。戦型に対する知識や経験はプレイヤーによって異なるため、プレイヤーの特徴を捉えやすい。

藤井の *Kristallweizen*, 技巧, *Bonanza* での戦型別の一致率を表 8 に示す。ここでは、対局数が 10 以上の戦法について議論した。一致率は最善手のみの場合である。表 8 から、全ての将棋 AI において、戦型別一致率は 60% 付近であることが分かる。ここで、表 8 の相居飛車での戦法に注目する。藤井の相居飛車の 2 大戦法は、相掛かりと角換わりである。

相掛かりは、定跡が整備されておらず、プレイヤーによって中盤の指し手が大きく変わる戦型である。また、序盤から定跡を外れやすい。相掛かりは将棋 AI の候補手と特に一致しにくい戦型である。そのような中で、藤井の相掛かりの一致率は他の戦法と同等である。これは、藤井は相掛かりのような常に指し手が広い局面において、短時間で候補を絞り込む能力に長けていることを表している。これは、藤井の特徴と言える。

角換わりは、中盤から終盤の入り口にかけて、ここ数年で定跡が整備されてきた。プロ棋士の対局では 50 手を超えても定跡通りに進むことも多い。特に中盤は有力な指し手が限られているため、将棋 AI の最善手とも一致しやすい。しかし、表 8 から、藤井の角換わりの一致率は、いずれの将棋 AI でも 50% 台となっており、低い。これは、角換わりでは、藤井は少ない選択肢の中でも第 2 候補手以降を指すことが多いことを示している。藤井は、角換わりでは中終盤に、将棋 AI が評価しない指し手(浅い探索では第 1 候補手とならないような分岐が多い手)を選ぶ傾向がある。これは、藤井の特徴と言える。ここで、将棋 AI の示す指し手と異なり、かつ評価値が大きく下がる指し手を悪手として、角換わりを見てみよう。藤井の角換わりの戦績は 33 勝 5 敗である。藤井の中盤の指し手は第 2 候補手以降が多いにも関わらず勝率が高いのは、藤井が最善手との評価値の差が小さい指し手を指し続けられるためである(悪手が小さい)。角換

わりの中盤は有力な指し手が少ないため、将棋 AI の候補手に入る指し手ならば、最善手との評価値の差が小さくなる。角換わりは、有力な指し手を続ければ悪手は小さく、それ以外の指し手が多いと途端に大きくなる戦型と言える。

6. 議論

藤井聡太の棋譜を *Kristallweizen*, 技巧, *Bonanza* の 3 つの将棋 AI で調べた。藤井の指し手は、最善手のみの一致率からみると *Kristallweizen*, 技巧に近かった。さらに、第 3 候補手までの一致率からみると、*Kristallweizen* に近くなった。将棋 AI によって異なる藤井の評価について議論する。

一致率は将棋 AI の示す候補手との一致をみるものであった。藤井は第 3 候補手までを含めた一致率をみると、*Kristallweizen* に最も近くなった。これは、一致率がプレイヤーの序盤、中盤の指し手の正確さを特にみているためである。一致率はプレイヤーの序盤、中盤力をみていると言える。将棋 AI が人間より強くなってからは、将棋 AI の序盤、中盤が新たな定跡として広まり、使用されていった。現在、プロ棋士が最も指す角換わりも、序盤から将棋 AI の定跡が使用されている。現在の将棋プレイヤーの棋力を測る上では、将棋 AI が生み出した定跡をどこまで利用し、発展させているのかをみる必要がある。*Kristallweizen* の一致率が最も高くなったのは、最新の将棋 AI であり、プロ棋士の指し手を評価できるためである。一方、技巧と *Bonanza* は現在の将棋 AI 定跡が生み出される前の将棋 AI であり、最新の指し手を評価できない。これらのことから、藤井は、一致率では、現代の将棋プレイヤーとしての棋力を測ると *Kristallweizen* に近いと考える。

さて、藤井の将棋を、現在の将棋界でトップレベルの棋力を持つ豊島将之と羽生善治の将棋と比較しよう。なお、豊島と羽生は棋士歴が長いので 10 年以上の棋譜がある。そのため、全ての棋譜を使用すると、長期間の棋力の変動や時代による進化(主力戦法の変化)の影響が大きくなる。これらの影響を除外するため、使用する 3 人の棋譜は 2019 年度のものに絞った。

豊島と羽生の棋譜を 3 つの将棋 AI で解析し、最善手のみの一致率を調べた。藤井、豊島、羽生の一致率を表 9 に示す。表 9 から、藤井の一致率が全ての将棋 AI において豊島、羽生と変わらないことが分かる。ここから、藤井の 1 局を通しての指し手の精度はトップレベルであると考えられる。また、レーティングランキングのトップ 5 に入る 3 人でさえも、最善手

表 8 藤井の戦型別の一致率(最善手のみ)。

条件	対局数	<i>Kristallweizen</i>	技巧	<i>Bonanza</i>
相居飛車	103	58%	58%	55%
対振り飛車	47	54%	55%	55%
角換わり	38	57%	57%	54%
相掛かり	18	58%	63%	57%
対中飛車	19	56%	55%	58%
対四間飛車	10	51%	53%	56%

表 9 藤井, 豊島, 羽生の一致率*

棋士 \ AI	Kristall Weizen	技巧	Bonanza
藤井	60%	57%	58%
豊島	58%	57%	52%
羽生	52%	56%	54%

*一致率は ShogiGUI 上の棋譜解析で得られたもの。

のみの一致率が 60%以下であることから、一致率で将棋の棋力をみることは難しいかもしれない。藤井, 豊島, 羽生の一致率からは藤井の指し手がトップレベルのプロ棋士と同等であることが推測できた。

将棋 AI の棋力の向上は, 将棋界に 2 つの大きな変化をもたらした。それは, 1) 将棋の勉強法, 2) 将棋の楽しみ方の変化である。まず, 将棋の勉強法の変化を見ていこう。将棋 AI が発展する以前の主な勉強法は, プロ棋士の棋譜を並べる, 棋書を読む, 実際に指す, 詰将棋を解くの 4 つであった。プロ棋士の棋譜を並べる, 棋書を読むといった勉強法は, 記してある形勢評価に疑問があった場合に, 自身で解消することが難しく, 効率の良い上達法とは言えなかった。また, 将棋人口が少ない県では, 強いプレイヤーと対局する機会が乏しい。そのため, 県によってプレイヤーに棋力差が生じていた(東京都, 大阪府のプレイヤーの平均棋力は福井県のプレイヤーよりもはるかに高い)。さらに, 地方ではプロ棋士の指導を受ける機会も限定されるため, 棋力差の拡大に拍車をかけていた。将棋 AI はこれらの状況を一変させた。将棋 AI がフリーで入手できるようになり, プレイヤーはプロ棋士より強い対戦相手を得た。また, 将棋 AI は強さを調整することができるため, プレイヤーの棋力を問わず活用できた。さらに, 棋譜解析を行うことで, 疑問を抱いた局面を客観的に検討できるようになった。このように, 将棋 AI の普及は, 地域格差の解消, 検討の効率化という, 勉強方法に 2 つの画期的な変化を起こした。関東, 近畿地方に比べてプレイヤーの棋力が低い中部地方出身である藤井(愛知県出身)の急速な棋力の向上も, 将棋 AI のおかげかもしれない。

次に, 将棋の楽しみ方の変化をみていこう。2010 年以前のプロ棋士の対局の楽しみ方は, 新聞や雑誌で棋譜および観戦記を見るのが主であった。しかし, 2010 年代に入るとダウンゴが運営する配信サービスである niconico で将棋が生放送されるようになり, 状況が大きく変わった^[23]。プロ棋士の対局をリアルタイムかつ, 解説つきでみるできるようになった。また, 対局の放送中に将棋 AI の評価値が表示されるようになった。視聴者は, プロ棋士の形勢評価と将棋 AI の評価値が異なることが多いことに驚い

た。そして, 対局をみながら, プロ棋士と将棋 AI のどちらの評価が正しいのかを楽しむ人が増加していった。一方, 弊害も指摘されている。将棋 AI の棋力がプロ棋士を大きく超えると, 将棋ファンは将棋内容を見ずに, 将棋 AI の評価値のみを重視するようになりになった。プロ棋士が将棋界の頂点であった時代では考えられない変化であった。将棋の楽しみ方が大きく変わったのである。さらに発展を続けている将棋 AI は, これからも将棋界に変化をもたらすだろうことが期待できる。

藤井はプロデビューして 3 年未満であるにもかかわらず, 朝日杯将棋オープン戦の優勝などの様々な記録を残した。デビューして間もなく行われた非公式戦の炎の七番勝負では 6 勝し, 棋力の高さを示した。この後も, 藤井は急速に棋力を伸ばしていった。デビュー時は 1500 であったレーティングは, 2019 年 7 月 16 日には 1909 となり約 400 の上昇をみせた。レーティングランキングでは 3 位である。豊島と羽生の将棋との比較からも, 藤井の現在の棋力はプロ棋士のトップクラスであると考えられる。17 歳の藤井は脳の成長過程であり, 流動性知能がピークを迎える 25 歳までは棋力が向上していくと考えられる。藤井の将棋の変化をみることは, 脳の成長をみていく上で非常に有効な方法である。

藤井の将棋をみるためには, 他のプロ棋士と比較することが非常に重要である。豊島や羽生などのトップレベルのプロ棋士だけでなく, レーティング下位のプロ棋士の棋譜を解析することも今後の課題である。また, 本研究では, 将棋 AI が示す最善手を含む候補手との一致率という観点から議論してきたが, 逆に, 悪手という観点から人間の指し手の特徴を解析することは興味深いテーマであり, 将来的な研究課題と考えている。

謝辞

本研究を行う上で, 福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻非線形科学研究室のメンバーに議論していただき感謝致します。

参考文献

- [1] Raymond B. Cattell, 斎藤耕二訳, 安塚俊行訳, 米田弘枝訳: パーソナリティの心理学, 金子書房, pp.318-327 (1975).
- [2] 高津和紀, 高田宗樹, 平田隆幸: 福井大工報, 67, pp.1-9 (2019).
- [3] 公益社団法人日本将棋連盟,
<<https://www.shogi.or.jp/>>(2019 年 6 月 24 日)
- [4] Arpad E.Elo: The Rating of Chessplayers Past &

- Present, Artwork by Zastrow Studios, Thiensville, Wisconsin (1978).
- [5] World Chess Federation,
<<http://www.fide.com/>>(2019年6月24日)
- [6] 将棋連盟棋士別成績一覧(レーティング),
<<http://kishibetsu.com/rating.html>>(2019年7月16日)
- [7] 右玉 NOW,
<<https://migigyoku.com/>>(2019年6月24日)
- [8] じゅげむの将棋ブログ,
<<http://shogijugem.com/category/professional>>(2019年6月24日)
- [9] 松本博文:棋士と AI はどう戦ってきたか, 洋泉社, pp.14-239 (2017).
- [10] 小谷善行, 吉川竹四郎, 柿木義一, 森田和郎:コンピュータ将棋—あなたも挑戦してみませんか—, サイエンス社, pp.101-116 (1990).
- [11] 大和証券杯ネット将棋,
<<http://www.daiwashogi.net/>> (2019年6月24日)
- [12] 一般社団法人情報処理学会,
<<https://www.ipsj.or.jp/>> (2019年6月24日)
- [13] 松原仁編:コンピュータ将棋の進歩 6—プロ棋士に並ぶ—, 共立出版, pp.1-45 (2012).
- [14] David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel & Demis Hassabis : Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature volume 529, pp.484-489 (2016).
- [15] CSA Computer Shogi Association コンピュータ将棋協会, <<http://www2.computer-shogi.org/>>(2019年6月24日)
- [16] ShogiGUI,
<<http://shogigui.siganus.com/>>(2019年6月24日)
- [17] dolphin+illqhal. 1. 7z,
<https://drive.google.com/file/d/1ST_XNioYuVqt9wOh7SCVIELY3OKRikGf/view>(2019年6月24日)
- [18] Kristallweizen,
<<https://github.com/Tama4649/Kristallweizen/tree/master/releases>>(2019年6月24日)
- [19] gikou-official,
<<https://github.com/gikou-official>>(2019年6月24日)
- [20] コンピュータ将棋 まとめサイト,
<<https://www.qhapaq.org/shogi/>>(2019年6月24日)
- [21] 将棋フリーソフト レーティング,
<www.uuunuuun.com>(2019年6月24日)
- [22] やねうら王,
<<http://yaneuraou.yaneu.com/>>(2019年6月24日)
- [23] niconico,
<<https://www.nicovideo.jp/>>(2019年6月24日)