

将棋の棋譜から対局者名を深層学習で推測

山下 宏

yss@bd.mbn.or.jp

将棋の棋譜から対局者名を深層学習で推測した。アマの棋譜とプロの棋譜、それぞれ別に検証した結果、アマは 98.9 %、プロは 57.2 % を特定できた。棋譜は 1 局面だけを与えるのではなく、連続した 64 局面以上を与えると精度が上がる。また対局日の情報は重要である。40 年など長期間にわたるプロの棋譜では流行の戦法を多くの棋士が指すため特定が難しい。アマのネット将棋の棋譜は短期間、短時間で指されるため好みの陣形を何度も選択しやすく個人の特定が容易である。

Predict Shogi Player Names from Game Records Using Deep Learning

Hiroshi Yamashita

We used deep learning to guess the name of the player from Shogi game records. 98.9 % of amateur and 57.2 % of professional players were identified. Accuracy is improved by providing 64 or more consecutive game positions instead of only one game position. Identification is difficult for pro players because they tend to play trend strategy. On the other hand, amateurs tend to play their own favorite castling and opening, and it is easy to identify.

1 はじめに

「この棋譜、後手は誰だと思う?」「この銀の使い方は・・・佐藤康光会長?」棋譜だけから対局者を推測するのは将棋ファンの楽しみの一つである。この論文では深層学習で棋譜の対局者を学習し、未知の棋譜の対局者を推測する。

2 先行研究

チェスでは McIlroy^[1] らが、アマからトップまで 17994 人の 7210 万棋譜を用い、98 % の精度で対局者の特定に成功している。1000 棋譜以上の対局者を対象にし、一人あたり 800 棋譜を学習に用い、CNN+Transformer を利用している。特筆すべきは、学習した棋譜の個人を特定、だけでなく、学習されていない人間の棋譜の特定にも成功している点である。これは学習されていない人間の 200 棋譜を 100 棋譜ずつ分け、その 2 つが同一人物の棋譜である、ことで示している。1 つの棋譜 (連続した 64 手) は 512 次元のベクトルに変換され、100 棋譜のベクトルの平均が似ているか、で判定する。棋風を 512 次元のベクトルに変換できている、とも言える。

McIlroy らは上の論文の前に、Policy と Value を出力する AlphaZero に似たモデルを 398 人のチェスプレイヤー、それぞれ専用に作成し、未知の棋譜と着手 (Policy) が一致する合計回数で対局者の推定を行っている^[4]。一人あたり 40000 棋譜以上のプレイヤーが対象で、8 割の 32000 棋譜を学習に用いている。1 棋譜だけで 66 %、4 棋譜で、ほぼ 100 % 推定

に成功している。

将棋では棋風を真似する研究^{[2][3]}はあるが対局者の推測は見つからなかった。

過去の行動からの個人特定には、文章のスタイル (特徴) から筆者を推定するスタイロメトリ (stylometry)、話者認識 (声から個人を認識)、筆跡認証、などがある。

3 棋譜

アマチュア (アマ) の棋譜、プロの棋譜、それぞれ別に収集した。アマの棋譜は将棋倶楽部 24^[6] の 19 万棋譜、匿名の 27805 人から 100 局以上指している 377 人を選び、一人当たりランダムに 100 棋譜を選び、学習に 80 棋譜、テストに 20 棋譜を利用した。2003 年 1 月から 2004 年 6 月に指されている。実名で登録されている近代将棋道場の棋譜は除いている。持時間は 15 分 + 1 手 1 分か、1 分 + 1 手 30 秒である。

プロの棋譜は将棋 DB2^{*1} に 2022 年 7 月 15 日までに登録されていた平手の 57526 棋譜、2212 人の人間の棋譜から対局数 100 局以上の 269 人を選び、一人あたりランダムに 100 棋譜を選び、学習に 80 棋譜、テストに 20 棋譜を利用した。1938 年から 2022 年に指されている。269 人には、女流棋士が 26 人、トップアマが 1 人が含まれる。持時間は NHK 杯などを除き、大部分は 2 時間以上である。

王手放置や 2 手指しの棋譜は削除した。最終局面が同じ棋譜や、最終局面の駒配置の違いが 6 か所以内の棋譜、は一方

*1 <https://shogidb2.com/>

を削除した。先手と後手の名前が入れ替わってる棋譜は判断不能なので双方削除した。将棋 DB2 の最近の棋譜は匿名個人による手入力なのでミスが含まれるためである。

将棋 DB2 からの棋譜取得は、棋戦別から一覧を取得した。JavaScript で動的に書き換えられるので wget では取得できず、GUI なしで Chrome を操作できる Puppeteer^{*2}を利用した。

4 実験

ある局面で指された手の対局者を予測する、というモデルが基本である。

4.1 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワーク (NN) は AlphaZero^[5] に似た構造である。

入力は現在局面の駒の配置と現在局面の駒の利き (駒の種類ごと)、王手か、手数、手番、次の指し手 ($9 \times 9 \times 27 = 2187$ 通り) である。チェスの結果から連続する複数の局面を入力とする方が性能が高いのが予想され、現在局面 (過去 0 手前) だけでなく、最大過去 255 手前までの局面を入力としている。1 局面は駒の配置 (14 種類)、持ち駒の枚数 (7 種類)、同一局面を繰り返した回数 (3 回まで)、の $(14+7) \times 2 + 3 = 45$ チャンネル (9×9) からなる。過去 255 手前までの場合は $45 \times 256 = 11520$ チャンネル ($11520 \times 9 \times 9 = 933120$ 個の float) となる。この他に対局日 (オプション) はプロは 1938 年 1 月 1 日が 0、2022 年 10 月 3 日が 1、アマは 2003 年 1 月 1 日が 0、2004 年 12 月 31 日が 1 になるように正規化している。勝敗は勝ちを 1 負けを 0、引き分けを 0.5 とした。それぞれ 1 チャンネルである。

この入力の後に、 3×3 のフィルターが 192 個の ResNet が 10 ブロックある (192×10 block)。ResNet の後に 1×1 の 160 個の畳み込み、BatchNorm、ReLU、 1×1 の 5 個の畳み込み、と続きこの $9 \times 9 \times 5 = 405$ 個を Softmax で処理し 377 個 (プロは 269 個) の対局者である確率が出力される。後手番は盤面を反転させて学習させた。学習は全学習棋譜の局面からランダムに 128 個を選びミニバッチを作成し、学習率 0.01 を 2 万回ごとに半減させ 12 万回で終了した。

4.2 推論

基本は局面単位での推測である。NN から出力された 377 通りの確率の最大値が実際の対局者と一致する割合を 1 局面あたりの推測率とし、1 棋譜単位では棋譜に含まれる全局面、先手番なら先手局面のみを掛け合わせた最大値が一致するのを 1 棋譜単位の推測率とする。20 棋譜すべての局面に

対して掛け合わせたものを 20 棋譜単位と呼ぶ。

5 結果

図 1 は NN への入力を過去 0 手前から 255 手前まで変えた時のアマとプロの 1 棋譜単位と 20 棋譜単位の推測率である。どちらも過去 64 手でほぼ最高性能となっている。チェスでも 64 手を採用しており^{*3}、将棋やチェスでは 64 手ぐらいが対局者を推測するのに最適なサイズのようなのである。

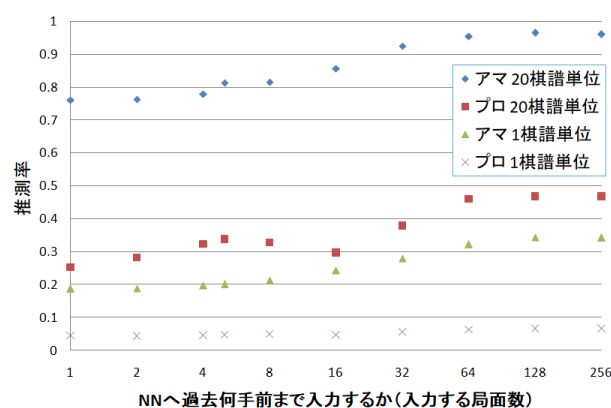


図 1 NN への入力を過去 0 手前から過去 255 手前まで変えた時の推測率

図 2 は入力が過去 0 手前 (現在局面のみを入力) の時の 1 局面単位でのアマとプロの推測率である。アマだと 16-31 手、プロだと 17-22 手前後にピークがある。図 3 は入力が過去 255 手前の場合である。アマだと 29 手、プロだと 20 手付近にピークがあり、手数が伸びてもそれほど下がることなく推移している。1 局面単位とはいえ、NN には過去 255 手前まで、実質現在手数までのすべての局面を入力しているため推測率は上がっている。

アマの場合、先手と後手で振動しているは原因不明である。後手番では NN への入力時に盤面をすべて反転させている影響かもしれない。

棋譜には他に「対局日」「勝敗」「対戦相手」「相手のレート」の情報も含まれている。これらを用いた場合の推測率を調べる。ただ「対戦相手」と「相手のレート」は試さなかった。^{*4}

表 1 は「対局日」、もしくは「勝敗」を NN の入力に追加した場合のプロの結果である。入力は過去 0 手前のみ。

対局日を追加した場合に推測率は 20 棋譜単位で 25.2 % から 40.5 % まで上昇している。勝敗を追加では 24.2 % と変化

^{*3} チェスでは白の着手と黒の着手、このペアを 1 手と数える。論文中では 32 手だがここでは将棋に合わせて倍の 64 手とする。

^{*4} アマ (将棋倶楽部 24) ではレートに近い者同士が対戦する傾向が高く、用いれば予測率は上がると思われる

^{*2} <https://github.com/puppeteer/puppeteer>

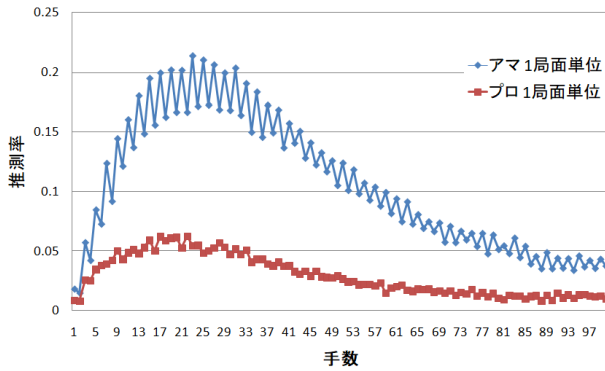


図2 過去0手前の局面のみを使った時の1局面単位の推測率

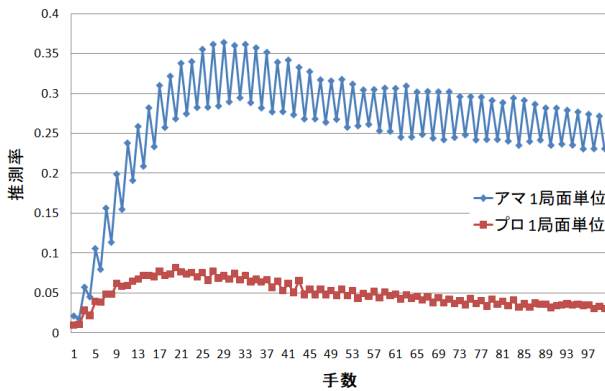


図3 過去255手前までの局面を使った時の1局面単位の推測率

は少ない。そこで「対局日」のみを追加してNNの入力を過去255手前でアマ、プロともに調べてみた(表2)。推測率はアマで98.9%、プロで57.2%と大きく向上した。対局日の情報はかなり重要なようである。

表1 勝敗、対局日を使ったときのプロの20棋譜単位の推測率

20棋譜単位の推測率	
どちらもなし	0.252
勝敗あり	0.242
対局日あり	0.405

表2 対局日を使ったときのプロの20棋譜単位の推測率

	アマ	プロ
対局日なし	0.960	0.468
対局日あり	0.989	0.572

6 レートと推測率の関係

図4は過去31手前までの入力の際のアマの平均レートと1棋譜単位で推測が当たった数(最大20)ある。それほど明

確ではないが、レート(棋力)が高いほど、推測が難しい傾向が見て取れる。

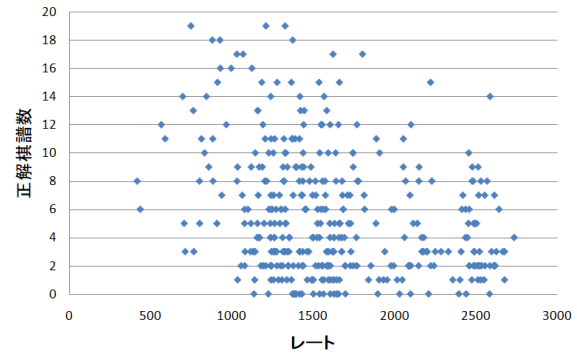


図4 アマのレートと1棋譜単位の正解数

7 同一人物の棋譜、を特徴づけているものは何か？

アマとプロで大きく違うのはなぜか？簡単なようで意外と難しい。NNが何に着目したか調べるのは難しいため、簡単な調査で棋譜の性質の違いを調べてみた。

この章では学習とテストに使った100棋譜を対象にしている。^{*5}

7.1 同一局面が複数の対局者の棋譜に現れる割合

将棋の戦法には流行があり、多くのプロは最新の戦法を指す傾向にある。

図5は同一局面が出現した回数と、個々の同一局面を何人の棋士が指したか、の合計である、手数ごとに分けている。例えば初手だと可能手は30通りあるが、そのうち12通りを異なるプロが指し(同一局面12個)、その12通りでの人数の合計は615である。アマとプロで対局者数が違うので比較が難しいが、ここでは単純に対局者の数でそれぞれ割っている。

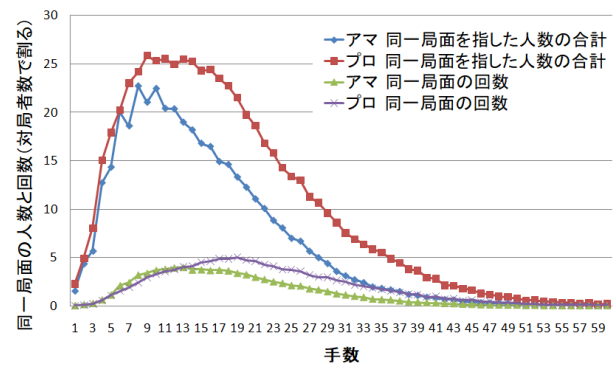


図5 同一局面が異なる棋士で出現する割合

^{*5} アマは377人なので37700棋譜、プロは269人なので26900棋譜。

同一局面の出現回数が最大になるのはアマは 13 手、プロは 19 手。同一局面を指した人数の最大はアマは 8 手目、プロは 9 手目である。プロの方が山が大きく、また右上に大きな山になっている。プロの方がより多くの棋士が同一局面を選び、また長い手数でも多く同一局面を指していることが分かる。つまり長手数の同じ戦法を指す傾向が高い。

例えば 30 手後に限定すると、最も多く出現した同一局面は図 6 で、87 人の棋士がこの局面を指している。1985 年から 2017 年 (平均 2004 年) に出現しており、現在は指されていない。

最近で上位なのは図 7 で、30 人の棋士が 2016 年から 2022 年 (平均 2020 年) に指している。これは現在も流行している角換わり腰掛銀の最新形である。

図 8 は一時期流行した中座流△85 飛戦法で 20 人の棋士が 1999 年から 2012 年 (平均 2005 年) に指している。



図 7 角換わり腰掛銀の最新形。2020 年前後に 30 人の棋士が採用

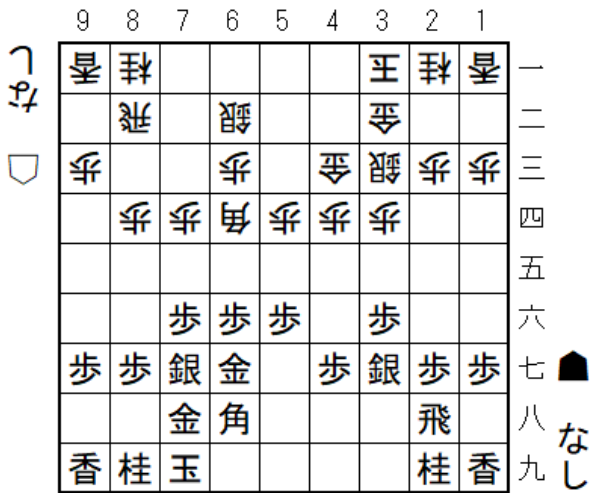


図 6 相矢倉の▲37 銀戦法。2004 年前後に 87 人の棋士が採用



図 8 85 飛戦法。2005 年前後に 20 人の棋士が採用

7.2 初めて飛車が横に動いた手数

図 9 は初めて飛車が横に動いた手数と割合である。最初に縦に動いた場合はカウントしていない。すべての棋士が 1 手目に飛車を振ると 1 になる。

アマ、プロともに 6 手目に飛車を横に移動させる割合が高く、アマは特に高い。表 3 は先手と後手で飛車が最初に横に移動した割合である。プロは先手だと 53.8 %、後手だと 59.2 %と「後手番なら飛車を横に移動する」棋士が多い*6。アマでも後手番の方が多い。

ここで 16 手目までに飛車を横に振った場合を振飛車、とし全棋譜の半分以上が振飛車の棋士を振飛車党とする。振飛車党の割合は表 4 でアマは半分以上が振飛車党でアマでは振

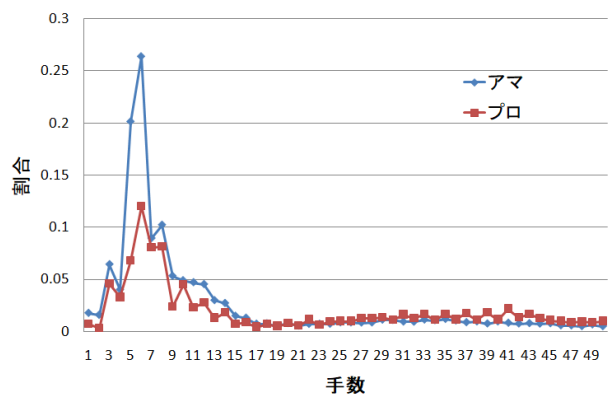


図 9 初めて飛車が横に動いた手数と割合

*6 右四間飛車などの振飛車に分類されない飛車移動も含まれる

表3 飛車を横に移動する割合。先手と後手で

	先手	後手
アマ	0.690	0.725
プロ	0.538	0.592

飛車が人気である。プロだと女流 26 人+トップアマ 1 人の 27 人では 14 人 (52%) と女流では振飛車党が多い。

表4 振飛車党の割合

振飛車党の割合	
アマ	0.530
プロ	0.246

表5 は振飛車の割合が高いプロ棋士で振飛車党の名前が並ぶ。

表5 振飛車党のプロ上位 10 人

名前	飛車を振った回数 (100 棋譜中)
西田拓也	99
蛸島彰子	98
西山朋佳	98
戸辺誠	98
室谷由紀	97
中村真梨花	97
西川和宏	97
中村亮介	97
窪田義行	97
久保利明	95

7.3 振飛車党は推測しやすいか？

表6 は表2 のモデルでの振飛車党とそれ以外 (居飛車党) の推測率である。プロは全体の 57.2% に対して振飛車党は 75% と推測しやすい。アマの場合は推測率が高すぎるので、NN の入力を過去 0 手前 (現在局面のみ) まで減らしてみたら 74% が 77% と上昇は小さく、アマの場合は振飛車にしてもそれほど推測率は変わらない。

7.4 似たような陣形に組む割合

アマが推測しやすいのは相手がどんな指し方でも、似たような陣形に組むため、と考えられる。

そこで 30 手後の局面で自陣の 6, 7, 8, 9 段目と自分の持駒 7 種類、 $4 \times 9 + 7 = 43$ か所の配置が似ている割合を調べてみた。100 棋譜の 30 手後の局面、100 個に対し、配置が 40 か所以上同じ数を調べる。例えば、36 番目の局面は他の

表6 振飛車党の推測の割合

	推測率	人数
プロ居飛車党	0.512	201
プロ振飛車党	0.750	68
プロ全体	0.572	269
アマ居飛車党	0.994	174
アマ振飛車党	0.985	203
アマ全体	0.989	377
アマ居飛車党 (過去 0 手前)	0.747	174
アマ振飛車党 (過去 0 手前)	0.773	203
アマ全体 (過去 0 手前)	0.761	377

全局面に対し 40 か所以上同じ局面が 15 個で、これが全部の中で最大なら 36 番目の局面と 15 個の局面を削除し、同じことを削除される局面がなくなるまで繰り返す。なお、後手番の場合は反転している。つまり先手、後手関係なく似た陣形に組むかを調べる。

表7 は消された局面の数 (似た局面の数) で、プロが 19.7 に対しアマは 32.4 とアマの方が相手の形に関わらず？ 同じような陣形に組むことが多いのが分かる。

表7 似た局面の数

似た局面の数の平均	
アマ	32.4
プロ	19.7

7.5 特定されない指し方は？

ここまでの仮定になるが

- プロは流行の戦法を指すので特定が難しい。
- アマは同じような陣形に組むので特定しやすい。
- 振飛車党は特定されやすい。特にプロの場合。

つまり特定されないためには以下が有効と思われる。

- 流行の戦法を指す。
- 昔の流行戦法は好んで指さない。
- 飛車は振らない。
- 自分が好きな陣形を避ける。

8 ネットワークのサイズによる違い

図10 はネットワークのサイズを変えた場合の推測率である。標準の 192×10 block からフィルター数を 1.4 倍、ブロック数を倍にした場合 (271×20 block) とフィルター数を

1/1.4 倍、ブロック数を半分にした場合 (136 × 5 block) である。対局日の情報なしで、NN の入力 は過去 255 手前まで。

ブロックを半分にした場合は明確に性能が下がっているが、倍ではほとんど上昇はない。ネットワークのサイズは 192 × 10 block で十分のようである。

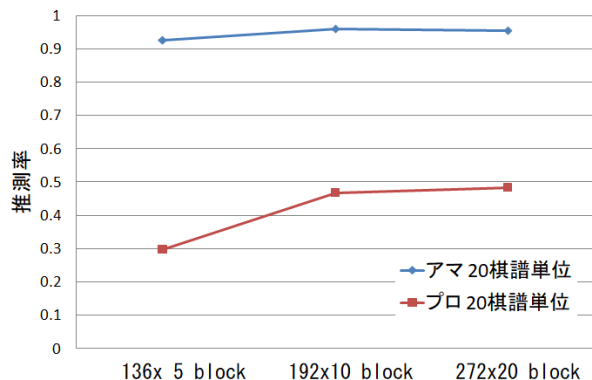


図 10 ネットワークのサイズを変えた場合の推測率

9 過学習していないか？

学習している棋譜数が少ないため過学習を起こしている可能性がある。図 11 は 271x20 block での学習回数とアマの 20 棋譜単位の推測率、および学習時の 1 局面あたりの一致率 (Accuracy) である。推測率は右肩上がりで、過学習は起こしていないようである。

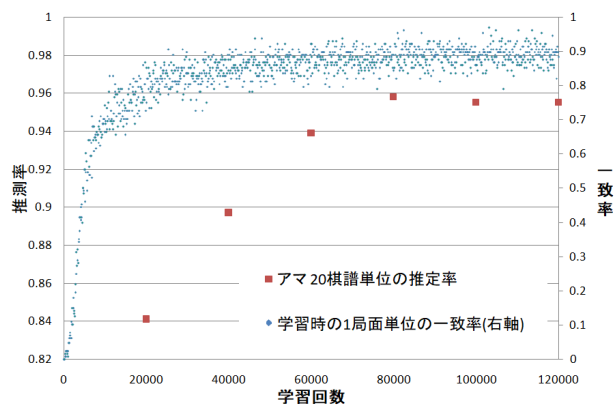


図 11 一人 160 棋譜の学習で棋譜単位を変えた場合の推測率

10 棋譜数を増やした場合に推測率はどう変わるか？

一人当たり学習 80 棋譜、テスト 20 棋譜はかなり少ないと思われる。そこで倍の学習 160 棋譜、テスト 40 棋譜を試してみた。ただ人数はアマが 377 人から 42 人に、プロは 269 人から 171 人に減っている。

図 12 は学習 160 棋譜の時のテスト棋譜の単位を変えた時

の推測率である。アマは 20 棋譜単位で 100 % 推測できている。プロは 40 棋譜単位で 76 % 推測できている。20 棋譜単位では 65 % (171 人) で、57 % (269 人) と比べると人数の減少を考えると伸びは小さく、棋譜数を 80 棋譜以上に増やしても効果は小さいかもしれない。逆にテスト棋譜数は増やせばまだ向上すると思われる。

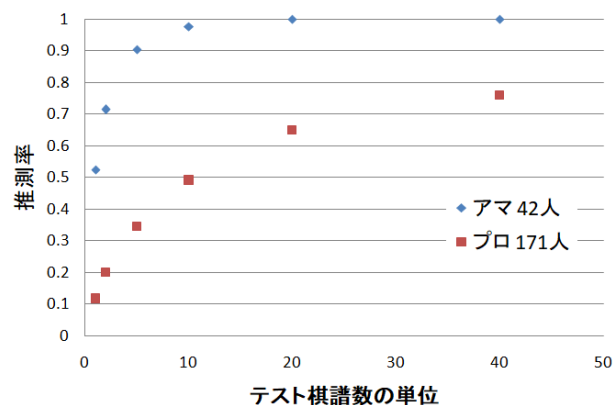


図 12 一人 160 棋譜の学習で棋譜単位を変えた場合の推測率

11 将棋倶楽部 24 のハンドルからプロ棋士を推測

レート上位の何名かはプロ棋士が参加していた、と思われる。特に dcsyhi は 2004 年 6 月 5 日に最大レート 3003 点に到達し、羽生ではないか、と言われていた。山下の棋力による比較^[7]では羽生とは 400 点差あるの羽生ではない、と予想した。dcsyhi の棋譜は書籍^[6]には 19 局しか登録されていないため、こちらから^{*7} 164 局取得した。

表 8 はレートが上位の 20 名^{*8}に対して、それぞれ 100 棋譜単位でプロ棋士のだれが一番近いのか、を調べた結果である。上位 3 名まで記している。実験は前章の学習 160 棋譜のプロのモデルを使っている。また日付の正規化はプロの年数 (1938-2022) に合わせている。レートは平均である。

dcsyhi の三位予想に羽生が上がっており、羽生だった可能性を若干残している。ただ当時噂されていた名前とは違う推測も多く、信頼性は低いと思われる。

12 プロ棋士の推測率一覧

表 9 は図 12 でのプロ棋士 171 名に対する推測率の一覧 (一部) である。主に順位戦の順位で並べている。「40 棋譜」は 40 棋譜単位で推測できた場合が 1 で、「1 棋譜」は 1 棋譜単位だといくつか一致したかを示す。最大は 40 である。「振飛

^{*7} <http://tennan.blog.fc2.com/blog-entry-49.html>

^{*8} 書籍への棋譜の掲載を拒否した人もいるのですべての上位者ではない。

表 8 将棋倶楽部 24 の上位 20 人と似たプロ棋士の上位 3 名

名前	レート	1 位	2 位	3 位
dcsyhi	2863	増田裕司	谷川浩司	羽生善治
max711	2730	久保利明	矢倉規広	杉本昌隆
handoru4	2675	野月浩貴	神谷広志	丸山忠久
sakitama	2673	野月浩貴	丸山忠久	真田圭一
nightcicada	2661	久保利明	畠山成幸	今泉健司
daikanyama	2639	野月浩貴	飯島栄治	深浦康市
yasupon	2620	久保利明	畠山成幸	斎田晴子
lelelele	2620	真田圭一	丸山忠久	野月浩貴
ratuka	2615	久保利明	杉本昌隆	斎田晴子
-NeoGranzon-	2614	鈴木大介	畠山成幸	久保利明
mekagodziham	2609	真田圭一	森下卓	堀口一史座
FC-Sonic	2606	野月浩貴	真田圭一	丸山忠久
4946toyo	2592	増田裕司	神谷広志	深浦康市
I-houshin	2585	石橋幸緒	真田圭一	糸谷哲郎
monkey22	2582	丸山忠久	神谷広志	森下卓
akubichan	2578	増田裕司	畠山成幸	野月浩貴
mikantoringo	2574	真田圭一	森下卓	淡路仁茂
kaito-zorome	2555	久保利明	斎田晴子	石橋幸緒
-Granzon-	2552	千葉涼子	増田裕司	野月浩貴
akeudon	2544	畠山成幸	久保利明	杉本昌隆

参考文献

- [1] Detecting Individual Decision-Making Style: Exploring Behavioral Stylometry in Chess, R. McIlroy, et al. NeurIPS 2021.
- [2] 最大エントロピー法を利用した棋譜集からの指し手学習, 鶴岡慶雅, コンピュータ将棋協会誌, vol.17, pp.38-41, 2004.
- [3] 将棋における棋譜から棋風を学習するための研究, 大森翔太郎, 金子知適, 情報処理学会論文誌 Vol.57 No.11 2374-2381, 2016.
- [4] Learning Personalized Models of Human Behavior in Chess, R. McIlroy, et al. <https://arxiv.org/abs/2008.10086v1>, 2020.
- [5] A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play, D. Silver, et al. Science, 362, 1140-1144 (2018)
- [6] 将棋倶楽部 24 最強の棋譜データベース, 成甲書房, 2004
- [7] 将棋名人のレーティングと棋譜分析, 山下宏, ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集, 2014

車数」は学習、テストの合計 200 棋譜で飛車を振った棋譜数である。最大は 200。「同一局面」は 30 手後に他の棋士と同一局面になった棋譜数が多いほど流行の戦法を指していることになる。最大は 200。

13 おわりに

ランダムに推測した場合、推測率はアマで 0.3 % (1/377)、プロで 0.4 % (1/269) であり、それに比べると 98.9 %、57.2 % と高い精度が出せた。対局日の情報を使うことで精度が向上した。16 手から 31 手目の指し手、形が推測に一番役に立っている。プロで推測が難しいのは流行形を多く指すためであろう。探索によって着手の質も考慮すれば、さらに精度は上がると思われる。

プロでは山崎隆之や佐藤康光など独創的な手を指す棋士は個性的で識別しやすいと思われたが、本手法ではそういった検出はできず似たような形を好むのを個性、と捉えているように思える。指し手そのものより、どういった形を好むのか、により個性は反映されるのかもしれない。

表9 プロ棋士の推測率一覧 (171 人の一部)

名前	40 棋譜	1 棋譜	振飛車数	同一局面	名前	40 棋譜	1 棋譜	振飛車数	同一局面
渡辺明	1	0	13	35	及川拓馬	0	0	31	31
斎藤慎太郎	0	4	6	24	飯島栄治	1	8	11	20
糸谷哲郎	0	3	12	6	中川大輔	1	3	11	16
佐藤天彦	1	6	14	26	中村修	0	0	52	19
豊島将之	1	1	18	31	藤井猛	1	6	183	11
広瀬章人	1	5	57	35	中田宏樹	1	4	1	27
永瀬拓矢	1	2	47	27	大山康晴	1	13	129	6
佐藤康光	0	2	36	18	中原誠	1	4	19	27
菅井竜也	1	9	145	9	加藤一二三	1	5	4	20
藤井聡太	1	11	0	23	森内俊之	0	0	29	23
稲葉陽	1	1	12	23	米長邦雄	1	5	19	18
羽生善治	0	1	26	35	森下卓	1	1	7	33
山崎隆之	1	1	16	16	内藤國雄	1	7	36	5
千田翔太	1	4	7	13	塚田正夫	1	22	36	2
屋敷伸之	1	0	27	26	升田幸三	1	15	91	4
佐々木勇氣	0	2	7	26	二上達也	1	15	6	9
三浦弘行	0	0	19	33	大内延介	1	8	146	4
郷田真隆	0	1	3	30	島朗	0	0	5	35
横山泰明	0	2	83	14	森けい二	1	4	100	15
近藤誠也	1	6	3	19	青野照市	1	12	4	28
久保利明	1	7	186	19	塚田泰明	1	4	3	24
澤田真吾	0	0	27	24	先崎学	0	0	46	21
中村太地	0	3	18	19	勝又清和	1	1	8	21
丸山忠久	1	4	9	26	阿部健治郎	1	6	13	12
木村一基	0	2	1	30	中田功	1	13	176	8
松尾歩	0	2	18	27	窪田義行	1	14	195	8
阿久津主税	0	1	45	18	西尾明	0	1	20	18
大石直嗣	1	5	44	7	野月浩貴	1	7	15	24
村山慈明	1	1	5	32	増田裕司	1	3	35	24
増田康宏	0	4	1	11	豊川孝弘	1	1	15	23
鈴木大介	1	7	181	18	佐藤紳哉	0	2	7	24
畠山鎮	1	0	4	36	遠山雄亮	1	5	116	10
戸辺誠	0	6	199	21	船江恒平	1	2	6	18
佐々木慎	1	6	155	15	阿部光瑠	1	4	62	15
井上慶太	1	3	15	27	瀬川晶司	0	2	16	21
高崎一生	1	7	189	13	今泉健司	1	8	150	9
杉本昌隆	1	2	152	12	清水市代	1	6	10	15
行方尚史	1	2	8	23	中井広恵	1	6	6	19
谷川浩司	0	2	28	36	里見香奈	1	10	164	7
北浜健介	1	2	77	36	矢内理絵子	1	8	17	15
深浦康市	0	0	7	29	千葉涼子	1	12	2	18
阿部隆	0	1	24	28	上田初美	1	8	116	15
					甲斐智美	1	4	155	14