

# 将棋界における AI 介入がもたらす効果の検証<sup>1</sup>

山形友作<sup>2</sup>

2022 年 1 月 18 日

## 要旨

近年 AI 等の情報通信技術の発展は凄まじく、ポジティブな面が多い反面、労働者への影響も懸念されている。そこで本論文では、将棋のデータを用いて、将棋 AI が労働者(プロ棋士)にどのような影響を与えるかを実証分析により示すことを目的とした。具体的には、将棋 AI から将棋を学んだプロ棋士は、AI が登場する前と比較して実力が向上したのか、という観点で研究を行った。結論として、名人が AI に敗れた日(2017 年 5 月 20 日)以降に AI を用いた研究が将棋界で受け入れられるようになり、棋士の指し手と将棋 AI の最善手との一致率が増加した、という仮説が支持された。ただし年々 AI 介入効果量は逡減していることも判明した。また、全ての年代において有意な結果が出たわけではなく、結論付けることは出来ないが、ベテラン棋士(40 代~70 代)と比較して、若い棋士(10~30 代)ほど、AI 介入による効果を受けている可能性も示唆された。

キーワード：Artificial Intelligence、将棋、将棋 AI、ゲーム AI、棋譜解析

---

<sup>1</sup> 熱心にご指導下さった大湾秀雄教授に深く感謝致します。また、大湾研究室の高橋拓也さんからも、貴重なご意見とアドバイスを賜りました。更に、2021 年冬に実施された合同ゼミでは、慶應義塾大学総合政策学部中室牧子教授、大阪大学経済学部大竹文雄教授から貴重なご意見とアドバイスを賜りました。厚くお礼を申し上げ、感謝致します。なお本稿にある主張、誤りの一切の責任は、筆者個人に帰します。

<sup>2</sup> 早稲田大学政治経済学部経済学科大湾秀雄ゼミ 4 年 : yusaku1201@toki.waseda.jp

# 目次

第1章	はじめに	
1-1	研究背景及び先行研究	
1-2	本論文の構成	
第2章	データと仮説	
2-1	将棋界とAIの関係性	
2-2	データ	
2-3	仮説	
第3章	分析手法	
第4章	分析結果	
4-1	分析①の結果	
4-2	分析②の結果と解釈	
第5章	結論および本研究の課題と発展可能性	
5-1	結論	
5-2	本研究の限界と課題	
5-3	本研究の発展可能性	
	参考文献	

## 図 目次

図 1	将棋 AI に関する先行研究一覧	5
図 2	人間対将棋 AI の歴史	6
図 3	各評価方法のメリット・デメリット(高津・高田・平田(2019)に筆者が加筆)	7
図 4	記述統計量	9
図 5	分析のイメージ図(数値は架空)	11
図 6	分析①で用いる変数の説明	12
図 7	DID 用ダミー変数の説明	12
図 8	分析①の結果	13
図 9	介入群と対照群の一致率平均の期別比較 1	14
図 10	介入群と対照群の一致率平均の期別比較 2	14
図 11	分析②の結果	15
図 12	介入時点を変更した場合の分析①の結果	17
図 13	介入時点を変更した場合の分析②の結果	18
図 14	若手とベテランで分類した場合の分析②の結果	20

# 第1章 はじめに

第1章では本研究の研究背景及び先行研究と本論文の構成について述べる。

## 1-1 研究背景及び先行研究

近年、情報通信技術(ICT)は我々が生きる上で必要不可欠なものとなっている。またそれらの技術は、我々の想像をはるかに超える速度で進化している。

情報通信技術の進化の歴史は1960年代にまで遡る。1960年代にメインフレームが登場し、集中処理が行われるようになり、企業の業務効率や生産性は向上した。1980年代にはPC(パーソナルコンピュータ)が登場し、適用業務領域と利用者が拡大した。さらに1990年代になるとインターネットが登場し、企業や地域を越えた業務の連携や調整が実現可能となった。2010年代には、スマートフォン等のモバイルが進化し、ソーシャルネットワークサービス(SNS)も瞬く間に普及した。そして現在、AI(人工知能)、IoT、ビッグデータ、デジタルトランスフォーメーション(DX)等の数多くのキーワードが世の中に広まり始め、今後はそれらの台頭が予測ないし期待されている。

ここで1つ疑問点として挙げられるのが、上述したようなインテリジェント化した情報通信技術は人類の労働を代替しうるのか、という点である。

メインフレームやPCの台頭が労働者に与える影響については、マイクロデータを用いた研究がいくつか存在する。これらの研究については、山本(2017)にて整理されている。

Krueger(1993)は、仕事でコンピュータを利用している人の賃金が15%程度高くなる、ということを実米の労働者のマイクロデータを用いて示した。それに続き清水・松浦(2000)は、家庭と職場の両方でコンピュータを使用する労働者はそうでない労働者よりも、約30%賃金が高くなる、ということを実米のデータで確認している。これに対しDiNardo・Pischke(1997)は、コンピュータ利用による賃金の上昇の因果関係はむしろ逆で、もともと能力が高く賃金が高い人がコンピュータをより多く利用していることが実態である、と指摘している。これを踏まえ小原・大竹(2001)は、日本の労働者のパネルデータを用いて、コンピュータ利用の賃金へのプラスの影響は学歴の高い労働者のみでしか確認できない、ということを示した。

メインフレームやPCを対象とした研究と対照的に、労働者に対するものに限らず、AI介入による効果の測定を試みた研究は数少ない。数少ない例としては、宗・関沢・竹林(2016)が、うつ病の治療にAIを導入した効果をRCTにより検証した結果、短期的には効果がみられないが長期的には効果がみられる、と報告している。

労働者に対するものでいえば、Frey・Osborne(2013)による、今後10~20年でAIやロボットが普及することで、アメリカの702職種の雇用の47%が置き換わるリスクが70%以上ある、という予測が報告されている。Deloitte Tohmatsu Consulting(2014)、野村総合研究

所(2016) からも Frey・Osborne と共同研究を行い、それぞれイギリスでは 35%、日本では 49%の雇用が置き換わるとの予測を報告した。ただし、これらの報告は、AI が労働者に与える影響を予測にしたものに過ぎない。

そこで本研究では、将棋のデータを用いて、将棋 AI の登場が労働者(プロ棋士)にどのような影響を与えるかを実証分析により示すことを目的とする。現在可能な範囲で、AI が労働者に与える効果を測定することは意義があると考ええる。具体的には、将棋 AI から将棋を学んだプロ棋士は、AI が登場する前と比較して実力が向上したのか、という観点で研究を行った。将棋のデータを用いることにした理由は、端的に言えば、必要なデータの入手が容易であるためである。本来なら、一般企業のデータを用いたいだが、特定の企業の協力なしには、AI 導入時期、導入形態や業績等の内部情報を正確に把握することは困難である。その点、将棋 AI の導入は、AI 導入時期(図 2 参照)・導入形態(第 2 章- 1 参照)が外部から見ても把握しやすく、業績(第 2 章- 2 参照)も適切に数値化することが出来る。

なお、将棋 AI に関しての先行研究は、山下(2014)をはじめとし、それを引き継いだ馬場・伊藤(2020)や、藤井聡太棋士の棋譜に着目した高津・高田・平田(2018)と高津・高田・平田(2019)が挙げられる。

さらに最新の研究としては、齋藤・伊藤(2021)が挙げられる。研究動機は、「将棋 AI の登場がプロ棋士に与えている影響の定量的な調査を行うこと」であり、本研究と一致している。主な結果として、将棋 AI が登場し始めた 2005 年以降から一致率が上昇している傾向が有意に見られた、という点を挙げている。これに対し勝又(2021)は、これは将棋 AI 介入による効果ではなく、2004 年に整備された棋譜データベースによる効果ではないかと指摘している。従来は、棋譜が月 1 回フロッピーディスクで各棋士らに郵送されていて、データベースの機能として即時性・検索の利便性に欠けていたという。その状況が、データベース整備により改善され、棋譜は当日に入手可能となり、研究の効率が上がったと考えられる。

そこで本研究では、2011 年度～2020 年度の棋譜に焦点を当てて、AI 介入による効果の検証を試みた。更に、分析手法として DID を採用し、諸影響を除去した分析を行った。

発表者(発表年)	主な研究目的	主な結果
山下(2014)	歴代名人の棋力を、レーティングと将棋 AI による棋譜解析に基づき推定する	・羽生善治永世名人の棋力 <sup>3</sup> が突出している ・20 局程度の棋譜で、棋士の棋力は推定できる
高津・高田・平田(2018)	レーティングによる棋力評価の問題点を検証する	レーティングでは、成長が早い棋士の棋力を適切に反映できず、また、調子の揺らぎを大きく反映してしまう

<sup>3</sup> 棋力とは、棋士の将棋に関する実力のことを指す。

高津・高田・平田(2019)	藤井聡太棋士の指す将棋の変化を、将棋 AI を用いて調べる	藤井は、形成の悪い局面においても最善手を指す能力を身につけた
馬場・伊藤(2020)	より少ない棋譜から、棋士の棋力を推定する	3~4 局程度の棋譜からかなり正確に棋力を推定できる
齋藤・伊藤(2021)	将棋 AI の登場がプロ棋士に与えている影響の定量的な調査を行う	<ul style="list-style-type: none"> <li>・将棋 AI が登場し始めた 2005 年以降から、一致率が上昇している傾向が有意に見られた</li> <li>・若い年代の棋士(40 歳未満)ほど AI の影響を受けているかに関して、有意な結果は得られなかった</li> </ul>

図 1 将棋 AI に関する先行研究一覧

## 1 - 2 本論文の構成

本研究は以下の順に議論を行う。第 2 章では本研究の対象である将棋について説明した後、利用するデータと仮説について述べる。第 3 章では、仮説を検証するための分析手法について説明する。第 4 章では分析の結果とその解釈を示す。第 5 章では、仮説に対する結論および本研究の課題、そして発展可能性について述べる。

## 第 2 章 データと仮説

第 2 章では本研究の対象である将棋について説明した後、利用するデータと仮説について述べる。

### 2 - 1 将棋界と AI の関係性

そもそも将棋界において AI はどのように利用されているかについて説明する。従来プロ棋士らは、人間（プロ棋士）同士で戦法等について研究活動を行い、棋力を高めていた。すなわち、将棋 AI を利用して研究するプロ棋士はほぼ存在しなかった。しかし、2012 年頃からプロ棋士の棋力に匹敵するような将棋 AI が出現した。そして遂には、2017 年 5 月に当時の No.1 棋士を、将棋 AI(Ponanza)が倒した。この瞬間、将棋界においては、「将棋 AI > プロ棋士」の構図が事実上明らかとなったと言える。その後は、AI と争うのではなく共存していくという方針に将棋界全体が切り替わり、AI を利用して日々の研究を行うことが一

一般的となった。

	開催時期	戦績(人間目線)	特記事項
第1回将棋電王戦	2012年1月	1敗	当時の将棋連盟会長(2003年に引退)が対局者
第2回将棋電王戦	2013年3月～4月	1勝3敗1分	5対5の団体戦、人間側は全員現役棋士
第3回将棋電王戦	2014年3月～4月	1勝4敗	5対5の団体戦、現役棋士に勝った将棋ソフトが2014年5月に市販開始
将棋電王戦FINAL	2015年3月～4月	3勝2敗	5対5の団体戦、将棋AIに詳しい現役棋士らが参加
第1期電王戦	2016年4月～5月	0勝2敗	叡王との二番勝負、2016年夏頃将棋ソフト不正使用疑惑騒動が起きる
第2期電王戦	2017年4月～5月	0勝2敗	叡王との二番勝負、叡王は当時の名人(A級のトップ)でもあった

## 図2 人間対将棋 AI の歴史

将棋 AI を用いて研究活動を行うことによって、自分の考えている新たな戦法が客観的に見て正しいかどうかであったり、負けてしまった対局での局面ごとの最善手は何かであったりを検討するにあたって、人間同士よりもはるかに効果的かつ効率的になった。また、人間が心理的に指すのが困難な手も AI は提示するため、棋士は新たな感覚(将棋 AI に近い感覚)を身につけつつある。藤井聡太棋士がその代表例だ。詰まるところ、現在将棋 AI はプロ棋士の棋力を高めるためのツールとして利用されている。

## 2-2 データ

日本将棋連盟の名人戦棋譜速報サイトから順位戦の棋譜を入手し、それをデータとして利用する。順位戦とは、1年かけて行われる将棋界のリーグ戦のことである。各個人の属性情報としては、年齢、段位、順位戦のクラス<sup>4</sup>、在籍年数を把握できる。また今回は、2011年度～2020年度(順位戦70期～79期)の棋譜を利用することとした。その結果、約660局/年×2人/局×10年=13,238人分の対局データを確保できることとなった。

順位戦に固定する理由としては、クラスに分かれている、各人の対局数が多い、棋譜入手が容易、持ち時間が6時間で統一(早指しではなく、熟考された手のみを対象にできる)、等が挙げられる。

ここで、棋力をどのように評価ないし定量化するかについて議論する必要がある。

候補としては、段位、レーティング、一致率、パフォーマンスレート等が挙げられる。高津・高田・平田(2019)では、段位、レーティング、将棋 AI による評価値(一致率)のいずれを用いてプロ棋士の実力を評価するのが適切なかが議論されている。

	メリット	デメリット
段位	世間一般に認知されている	現在の棋力を反映しない
レーティング	・現在の棋力を反映しやすい ・対戦歴のない棋士間の期待勝率の推定が出来る	・成長が早い棋士の棋力を適切に反映できない ・調子の揺らぎを大きく反映し

<sup>4</sup> C2級、C1級、B2級、B1級、A級の5つのクラスに分かれる。A級が最上位級。

		てしまう
一致率 (将棋 AI による評価値)	現在の棋力を適時反映する	・勝率との関係は未だ不明 ・最善手以外が評価されない
パフォーマンスレート (将棋 AI による評価値)	最善手以外も評価するため、 棋力をより正確に推定可能	現在、個人では測定が不可能

図 3 各評価方法のメリット・デメリット(高津・高田・平田(2019)に筆者が加筆)

まず段位に関しては、将棋界のみならず、柔道や剣道、書道などにも利用されている、日本人にとっては馴染みのある伝統的な評価方法である。将棋界のプロ棋士には、四段から九段の6階級が各棋士に付与されている。ただ、昇段要件は多岐にわたるうえ、一度昇段すれば降格することはない。それゆえ、段位は対局時点の実力を反映したものとは言い難い。

次にレーティングに関して述べる。レーティングは、対局ごとに数値が変動するため、段位による評価よりは対局時点の棋力を反映したものと言えるが、高津和紀・高田宗樹・平田隆幸(2018)では、藤井聡太棋士のプロデビュー当初からの棋譜とレーティングを利用し分析した結果、レーティングでは、短期間に变化するプロ棋士の棋力を正確に表すことが困難であることが示されている。また、レーティングは、棋士のその日の調子の揺らぎを大きく反映してしまうという点も指摘されている。実際に、オンライン将棋道場の「将棋クエスト」のヘルプページには、レーティングが安定するまでには50局程度の対局が必要である旨が記載されている。

3つ目の候補は、一致率である。一致率は、「棋士が指した手のうち、将棋 AI が考える最善手と一致する手の割合」と定義される。最善手以外を指すと、AI にとっては期待勝率が下がる。そのため一般的には、一致率が高いほど棋力は高いと判断されている。しかしそもそも、一致率が高いほど棋力は高い、あるいは勝率が高いと言えるのだろうか。

結論としては、一致率が高いほど棋力は高いと言えるが、その棋譜全体の一致率が高かった場合でも、それが勝利に結びつくかは未だ不明である。

まず、一致率が高いほど棋力は高いかという点に関しては、山下(2014)と馬場・伊藤(2020)の研究がある。山下(2014)は、対局開始から40手目以降の拮抗した複数の局面に対して、将棋 AI が求めた盤面評価値を用いて平均悪手を定義し、それを用いて20局程度の対局の棋譜から棋力推定できることを示した。さらに、この研究を引き継いだ馬場・伊藤(2020)は、棋力を動的に調整する AI(接待 AI)を用いた対戦の棋譜を用いることで、非常に少ない棋譜からかなり正確に棋力を推定できることを示した。これらの研究は、人間よりも強い AI による評価値を調べることで、棋士の棋力の推定が可能であることを示している。ただし、懸念点も存在する。それは、一致率では最善手以外の手が棋力として全く評価されない点である。本来ならば、次善手や相手を惑わす奇手も、ケースバイケースではあるが、棋力として評価すべきであるだろう。

次に、一致率が高いほど勝率は高いかという点に関してだが、この点は、高津・高田・平田(2018)と高津・高田・平田(2019)で議論されている。高津・高田・平田(2018)では、藤井

聡太棋士の 2016 年から 2018 年の対局のみを解析した結果、負けた対局は、一致率が 50% と勝った対局の一致率 61% と比べ低く、勝敗と一致率に相関関係があることが示された。ただ、この研究の範囲を全棋士の対局に拡大した場合の結果は不明である。また、対局者間の実力が拮抗している場合、1 つの悪手で勝敗が決してしまうこともあるため、そのような点も考慮して議論をする必要がある。

最後の候補は、パフォーマンスレートである。これは、近年将棋界に適用され始めた評価方法である。パフォーマンスレートとは、棋士の指し手と AI の示す手の期待勝率の差の平均をとったもので、1 手あたり平均で勝率が何ポイント下がるのかを調べた数値である。しかし、現在パフォーマンスレートを計測するためには、HEROZ 株式会社が有する技術を利用する必要があり、現時点では一般人向けには公開されていない。そのため本研究ではパフォーマンスレートという指標を用いることは出来ない。

これらのメリット・デメリットを整理すると、現在の研究環境においては、一致率を、プロ棋士の実力を評価するための値として用いるのが妥当と考えられるだろう。

以上より本研究では、プロ棋士の棋力を評価するための値として、一致率を採用した。

一致率は、順位戦の棋譜を将棋 AI に解析させて、計測した。解析に用いた将棋 AI は、2020 年 5 月に開催された世界コンピュータ将棋オンライン大会で優勝した将棋 AI 「水匠 3」の上位互換である、「水匠 3 改」を採用した。AI 解析の環境としては、6 コア、6 スレッド、メモリ 16 ギガの PC を用いた。解析にかかる時間は 1 手 1 秒と設定した。本来ならば、解析ノード数を設定すべきであるのに加え、より深い解析を行うべきであるが、解析にかかる時間の都合上、本研究ではこの設定とした。将棋用 GUI は、ShogiGUI を使用した。一致率のテキスト化には、ShogiGUI の機能を利用している。

なお、今回利用した「水匠 3 改」は、強化学習を用いたものである。近年将棋 AI において、深層強化学習(ディープラーニング)を用いたものの開発が目され始めており、ここ数年でかなり棋力が上昇しているが、今回採用した将棋 AI はディープラーニング系の AI ではない。<sup>5</sup>

今回利用するデータの記述統計量は以下となる。

---

<sup>5</sup> 強化学習と深層強化学習の違いについては、参考文献より Ledge.ai(2020)を参照して頂きたい。将棋 AI における違いに関しても、logmiTech(2021)で説明がなされている。

	サンプル数	平均値	標準偏差	中央値	最小値	最大値
一致率	13238	0.54	0.09	0.54	0.10	0.89
クラス	13238	2.25	1.25	2.00	1.00	5.00
A級ダミー	13238	0.07	0.26	0.00	0.00	1.00
B1級ダミー	13238	0.11	0.32	0.00	0.00	1.00
B2級ダミー	13238	0.18	0.39	0.00	0.00	1.00
C1級ダミー	13238	0.27	0.44	0.00	0.00	1.00
C2級ダミー	13238	0.37	0.48	0.00	0.00	1.00
期	13238	74.58	2.87	75.00	70.00	79.00
段位	13238	6.82	1.58	7.00	4.00	9.00
四段ダミー	13238	0.09	0.28	0.00	0.00	1.00
五段ダミー	13238	0.14	0.35	0.00	0.00	1.00
六段ダミー	13238	0.19	0.39	0.00	0.00	1.00
七段ダミー	13238	0.22	0.41	0.00	0.00	1.00
八段ダミー	13238	0.16	0.36	0.00	0.00	1.00
九段ダミー	13238	0.20	0.40	0.00	0.00	1.00
年度末満年齢	13238	39.03	11.62	39.00	15.00	77.00
四段昇段時満年齢	13238	20.45	3.48	20.00	14.00	41.00
在籍年数	13238	18.58	12.13	17.00	1.00	63.00
年代	13238	3.45	1.19	3.00	1.00	7.00
10代ダミー	13238	0.01	0.12	0.00	0.00	1.00
20代ダミー	13238	0.24	0.43	0.00	0.00	1.00
30代ダミー	13238	0.26	0.44	0.00	0.00	1.00
40代ダミー	13238	0.28	0.45	0.00	0.00	1.00
50代ダミー	13238	0.16	0.37	0.00	0.00	1.00
60代ダミー	13238	0.03	0.16	0.00	0.00	1.00
70代ダミー	13238	0.01	0.10	0.00	0.00	1.00

図 4 記述統計量

## 2-3 仮説

以上のようなデータをもとに、本論文では、以下の2つの仮説を検証する。

仮説①：名人がAIに敗れた日(2017年5月20日(75~76期の間))以降に、棋士の指し手と将棋AIの最善手との一致率が増加した。

仮説②：若い年代の棋士ほど、一致率の増加幅が大きい。

仮説①は、人間対将棋 AI の歴史(図 2 参照)を踏まえている。そもそも本研究は、将棋 AI の介入が労働者(プロ棋士)にどのような影響を与えうるかを実証分析により示すことを目的としている(第 1 章-1 参照)。では AI 登場はいつと定義すればいいのかと考えた際に、私は、「名人が AI に敗れた日」をきっかけに AI を用いた研究が将棋界全体で受け入れられるようになったのではないかと考える。確かに、齋藤・伊藤(2021)において指摘されている通りそれ以前からも既に将棋 AI の利用可能性に早くから気が付き、研究への利用を開始していたプロ棋士も存在するが、将棋界全体に受け入れられたきっかけはやはり、名人が敗北したことではないだろうか。

仮説②を立てた理由は、1 つ目の仮説が立証されることが前提だが、AI 等の技術を利用することに抵抗感が相対的に薄い若い世代の棋士ほど、AI 介入による効果を受けているのではないかと考えた次第である。反対に、自分の実力を定量的に評価された経験のないベテラン世代にとっては、AI を利用して研究を行うことに抵抗感があり、AI 発展の恩恵を受けていないのではないかと考えた。

### 第 3 章 分析手法

第 3 章では、仮説を検証するための分析手法について説明する。

各棋士の 2016 年以前の対局の棋譜データをもとに予測した 2017 年以降の一致率予測を AI 介入がなかった場合の「仮想現実」として対照群を作成した上で、差の差分法(Difference in differences(DID))<sup>6</sup>を行った。

ここでいう仮想現実とは、「2016 年度以前では将棋 AI を用いた研究が全く行われなかった、2017 年以降からすべてのプロ棋士が将棋 AI を日々の研究に導入し始めた」という状況を指す。将棋 AI は、今日(2022 年)ではほとんどの棋士が利用していると考えられ、反対に利用していない棋士がいてもそれが誰であるか区別できないことを理由に、本研究ではこのような状況を想定することとした。なお境目の年度設定については、第 2 章-3 において議論した通りである。

分析のイメージ図が図 5 である。

A は実際の一致率(2011~2016)、A'は A から推計した一致率の期待値(2017~2020)、B は実際の一致率(2017~2020)を指している。

本研究では、2 つの仮説を検証するために、A+A'を対照群、A+B を介入群とした線形回

---

<sup>6</sup> DID とは、介入が行われるグループ(介入群)と行われないグループ(対照群)の、介入が行われる前後の情報を利用し、介入の効果을推定する手法のことである。介入の前後で介入群に起きた変化を計測しその変化を対照群に同期間に起きた変化と比較する。介入前後の差を比較しグループ間でも差を取るため、差の差分法と呼ばれる。介入群と対照群の元々の水準の違い、及び環境変化によるトレンドの変化の影響を除去することができる。

帰モデルを用いた DID を行う。つまり、実際の集計値ではなく、介入前のデータに基づく、個々の棋士の予測値を対照群とする DID を行うのである。

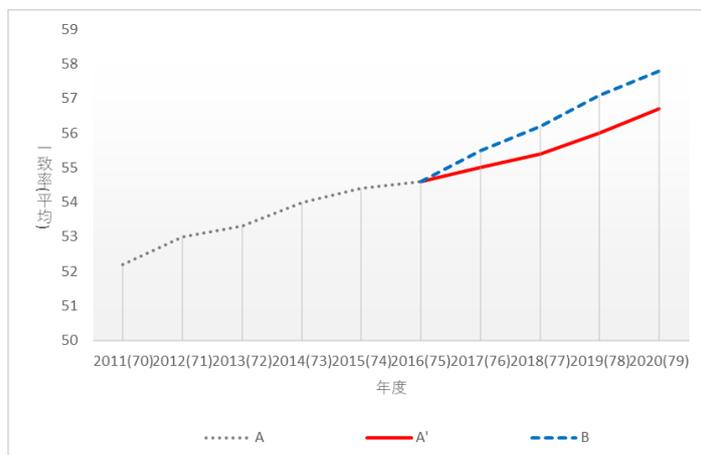


図 5 分析のイメージ図(数値は架空)

そのため分析は以下のように、分析①・分析②の 2 ステップに分けて行う。

分析①：2011 年度～2016 年度における実際の一致率(A)ないし個人の属性情報のデータを利用して、2017 年度～2020 年度の一致率(A')を重回帰分析により推計する。そして A と A'を結合し、対照群のデータを構築する。

分析②：介入群＝2011 年度～2020 年度における実際の一致率(A+B)  
対照群＝2011 年度～2016 年度における実際の一致率(A)  
＋2017 年度～2020 年度の推計一致率(A')

として、線形回帰モデルを用いた DID を行う。更に、年代間で効果を比較するために、10 代～70 代の 7 つの年代に分けた DID も実施する。なお年代の分類は各年度末の満年齢をもとに行っている。<sup>7</sup>

まず、分析①で用いる回帰式は以下のものである。

$$icchiritsu = \beta_0 + \beta_1 tenure + \beta_2 year + \beta_3 class + \beta_4 dan + \varepsilon$$

変数の説明は以下である。

icchiritsu	被説明変数。水匠 3 改で計測した一致率。
------------	-----------------------

<sup>7</sup> なお、単純に棋士の各年度末満年齢から年代を定義してしまうと、観測期間途中で年代グループの移動が発生してしまい、同じ棋士を同一グループ上で追えなくなってしまうため、2016 年度末満年齢から年代を定義することも考え(2016 年度末に存在しない棋士(それ以前に引退もしくはそれ以後に四段昇段した棋士)については、引退もしくは四段昇段時時点での満年齢で年代を定義)分析を試みたが、有意な結果は得られなかった。

tenure	在籍年数(連続変数)。「年度未満年齢—四段昇段時満年齢 <sup>8</sup> 」と定義した。
year	年度(連続変数)。2011~2020 年度を 1~10 の値に変換している。
class	棋士の所属する順位戦のクラス(ダミー変数)。5つのクラスに分かれる。
dan	棋士の段位(ダミー変数)。四段~九段が存在する。

図 6 分析①で用いる変数の説明

回帰式の右辺には、在籍年数やクラス、段位の変数を入れている。これにより、個人レベルの予測となっており、棋士の年齢やランクに応じて成長を加味した予測になっている。この点が、先行研究として紹介した齋藤・伊藤(2021)とは異なる。そして、この分析により求めた切片ないし係数を用いて、対照群を構築する。

次に、分析②で用いる回帰式は以下のものである。

$$\text{icchiritsu} = \beta_0 + \beta_1 \text{tenure} + \beta_2 \text{year} + \beta_3 \text{class} + \beta_4 \text{dan} \\ + \beta_5 \text{treat} + \beta_6 \text{post} + \beta_7 \text{treat} \times \text{post} + \beta_8 \text{treat} \times \text{post} \times \text{year} + \varepsilon$$

この回帰式は、分析①の式に DID 用のダミー変数(図 7 参照)を追加した式になっている。

treat	介入群データなら 1、対照群データなら 0 をとるダミー変数。
post	76 期以降 <sup>9</sup> のデータなら 1、75 期以前のデータなら 0 をとるダミー変数。
treat × post (以後 did と表示)	介入群かつ 76 期以降のデータなら 1、それ以外なら 0 をとる。すなわちこれが DID ダミー変数となり、係数 $\beta_7$ において AI 介入による効果を捉えることが出来る。
treat × post × year (以後 didyear と表示)	上記の did に year(連続変数)を掛け合わせた交差項。この交差項を加えることにより、AI 介入による効果量が経過年数によってどの程度変化するかが把握できる。

図 7 DID 用ダミー変数の説明

## 第 4 章 分析結果

第 4 章では分析の結果とその解釈を示す。

### 4-1 分析①の結果

まずは分析①の結果から示す。

<sup>8</sup> 将棋界では、三段までが奨励会員で、四段以降がプロ棋士という扱いとなる。

<sup>9</sup> 75 期=2016 年度、76 期=2017 年度である。

推計結果	
	推計
(Intercept)	0.53500*** (0.00394)
tenure	-0.00212*** (0.00019)
year	0.00337*** (0.00060)
class_c1	0.00951** (0.00291)
class_b2	0.01094** (0.00371)
class_b1	0.02954*** (0.00487)
class_a	0.03399*** (0.00603)
dan_5	0.00417 (0.00445)
dan_6	0.00713 (0.00485)
dan_7	0.01749** (0.00641)
dan_8	0.02243** (0.00757)
dan_9	0.03636*** (0.00896)
R <sup>2</sup>	0.05782
Adj. R <sup>2</sup>	0.05649
Num. obs.	7796

\*\*\*p < 0.001; \*\*p < 0.01; \*p < 0.05

## 図 8 分析①の結果

ほとんどの係数が有意な結果となった。そしてこの結果を用い、対照群を構築した。介入群と対照群の一致率平均の期別比較をしたものが、以下の図9と図10である。

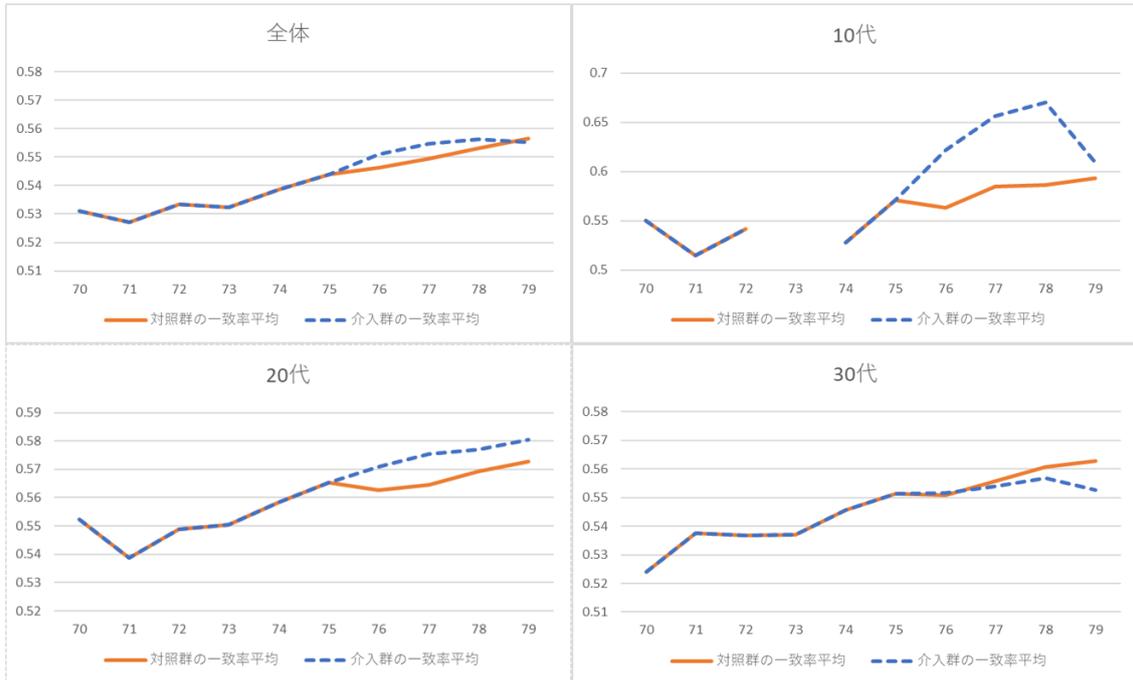


図 9 介入群と対照群の一致率平均の期別比較 1

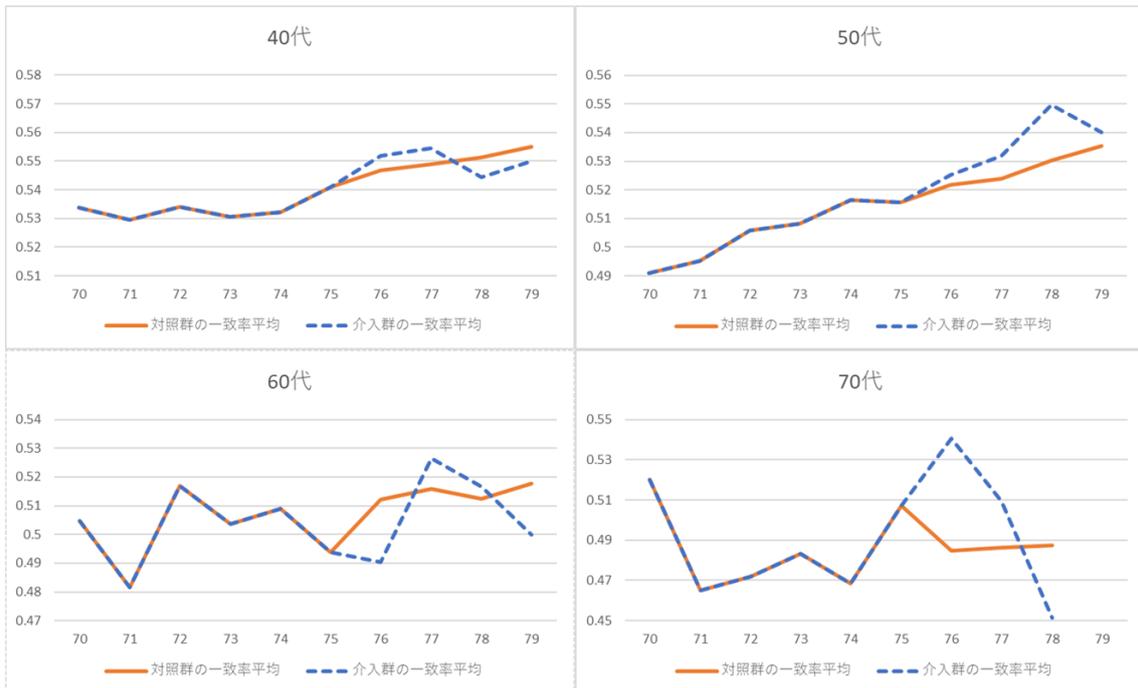


図 10 介入群と対照群の一致率平均の期別比較 2

## 4-2 分析②の結果と解釈

分析②の結果とその解釈を示す。

DID 結果一覧

	All	10	20	30	40	50	60	70
(Intercept)	0.5352*** (0.0022)	0.5121*** (0.0118)	0.5371*** (0.0038)	0.5261*** (0.0065)	0.5451*** (0.0096)	0.5102*** (0.0174)	0.5886*** (0.0713)	0.6069*** (0.0857)
tenure	-0.0022*** (0.0001)	0.0025 (0.0067)	-0.0024*** (0.0006)	-0.0006 (0.0004)	-0.0027*** (0.0003)	-0.0013** (0.0004)	-0.0024 (0.0016)	-0.0019 (0.0014)
year	0.0033*** (0.0003)	0.0040 (0.0036)	0.0034*** (0.0007)	0.0046*** (0.0007)	0.0009 (0.0007)	0.0060*** (0.0010)	0.0051 (0.0030)	-0.0015 (0.0055)
class_c1	0.0083*** (0.0014)	0.0435 (0.0245)	0.0087** (0.0029)	0.0075** (0.0026)	0.0047 (0.0031)	0.0189*** (0.0033)	-0.0012 (0.0086)	-0.0071 (0.0193)
class_b2	0.0102*** (0.0018)	0.0186 (0.0307)	0.0093* (0.0045)	-0.0037 (0.0039)	0.0087* (0.0034)	0.0257*** (0.0039)	0.0231* (0.0111)	
class_b1	0.0296*** (0.0023)		0.0158** (0.0060)	0.0103 (0.0058)	0.0326*** (0.0041)	0.0663*** (0.0062)		
class_a	0.0327*** (0.0028)		0.0021 (0.0088)	0.0181* (0.0075)	0.0422*** (0.0047)	0.0437*** (0.0081)		
dan_5	0.0031 (0.0022)	0.0433*** (0.0110)	0.0068* (0.0030)	-0.0138* (0.0062)	0.0231* (0.0116)			
dan_6	0.0085*** (0.0024)	0.0140 (0.0290)	0.0209*** (0.0041)	-0.0088 (0.0067)	0.0111 (0.0105)	0.0133 (0.0204)		
dan_7	0.0188*** (0.0029)		0.0236*** (0.0057)	0.0095 (0.0078)	0.0299** (0.0112)	0.0007 (0.0049)		
dan_8	0.0254*** (0.0036)		0.0403*** (0.0084)	0.0210* (0.0098)	0.0466*** (0.0119)	-0.0112*** (0.0033)	-0.0535** (0.0194)	
dan_9	0.0386*** (0.0042)		0.0498*** (0.0127)	0.0332** (0.0119)	0.0460*** (0.0125)			
treat	-0.0000 (0.0013)	0.0000 (0.0086)	-0.0000 (0.0025)	0.0000 (0.0026)	0.0000 (0.0024)	-0.0000 (0.0033)	0.0000 (0.0081)	-0.0000 (0.0111)
post	0.0001 (0.0022)		-0.0036 (0.0044)	-0.0039 (0.0043)	0.0132** (0.0044)	-0.0057 (0.0056)	-0.0171 (0.0210)	-0.0068 (0.0270)
did	0.0201* (0.0090)	0.1446 (0.1182)	0.0129 (0.0177)	0.0400* (0.0170)	0.0126 (0.0184)	0.0220 (0.0211)	-0.0046 (0.0652)	0.3426* (0.1556)
didyear	-0.0020* (0.0010)	-0.0103 (0.0137)	-0.0005 (0.0020)	-0.0052** (0.0020)	-0.0015 (0.0021)	-0.0015 (0.0024)	-0.0004 (0.0073)	-0.0410* (0.0192)
R <sup>2</sup>	0.0817	0.2271	0.0406	0.0610	0.0706	0.0763	0.0401	0.0302
Adj. R <sup>2</sup>	0.0812	0.2072	0.0384	0.0590	0.0687	0.0735	0.0273	0.0053
Num. obs.	26476	360	6464	6990	7476	4222	684	280

\*\*\*p < 0.001; \*\*p < 0.01; \*p < 0.05

## 図 11 分析②の結果

将棋界全体では、2017 年度以降の将棋 AI 介入による効果が、+2.01%認められた。ただし 0.2%/年ずつ効果が逡減するという結果となった。30 代の棋士では、2017 年度以降の将棋 AI 介入による効果が、+4.00%認められた。ただし 0.52%/年ずつ効果が逡減するという結果となった。

70代の棋士では、2017年度以降の将棋 AI 介入による効果が、+34.26%認められた。ただし 4.10%/年ずつ効果が逡減するという結果となった。

他の年代においては、有意な結果は出なかったものの、概ね DID ダミーの係数はプラスの傾向となった。以上の結果から、AI 介入による効果はあるが、その効果量は次第に逡減していく、ということが示された。

この理由として考えられるのは、2点考えられる。

1点目は、AI から学習することに次第に慣れてきた、という点である。はじめは真新しい研究環境で日々の研究が進められたため、モチベーションも高かったのではないだろうか。それが次第に、下がってきているのではないだろうか。

2点目は、一致率(平均)の上昇幅には限界があるのではないか、という点である。人間の思考量と AI の探索量では、明らかに差がある。その状況下で、一致率 100%を目指すのは現実的な話ではない。一致率 60%~70%の間に、高い壁があるのではないだろうか。それが AI 介入による効果量を逡減させていると推測する。今後ディープラーニング系の将棋 AI が研究に用いられた場合にどうなるかを観察したい。

また、まずそもそも、2017年より前から将棋 AI が研究に用いられている可能性が考えられるだろう。境目の年度設定については、第2章-3において議論した通りであるが、その可能性は拭えない。つまり、対照群の推計値(係数の傾き)が将棋 AI の影響を多かれ少なかれ受けてしまっている可能性があるということである。

そのため、参考文献(Ledge.ai(2019))をもとに、2013年度を境に(73期以降の棋譜に影響があったと仮定)同様の方式にて分析①ないし分析②を試みた。しかし、結果は以下の通りとなった。

推計結果	
	推計
(Intercept)	0.53148*** (0.00589)
tenure	-0.00234*** (0.00027)
year	0.00183 (0.00179)
class_c1	0.00568 (0.00432)
class_b2	0.00483 (0.00553)
class_b1	0.01503* (0.00718)
class_a	0.03280*** (0.00882)
dan_5	0.01483* (0.00626)
dan_6	0.02063** (0.00682)
dan_7	0.03650*** (0.00913)
dan_8	0.04281*** (0.01105)
dan_9	0.05579*** (0.01280)
R <sup>2</sup>	0.05115
Adj. R <sup>2</sup>	0.04840
Num. obs.	3818

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05

図 12 介入時点を変更した場合の分析①の結果

DID 結果一覧

	All	10	20	30	40	50	60	70
(Intercept)	0.5350*** (0.0020)	0.5304*** (0.0130)	0.5383*** (0.0034)	0.5278*** (0.0060)	0.5435*** (0.0088)	0.5268*** (0.0152)	0.5621*** (0.0603)	0.6492*** (0.0787)
tenure	-0.0023*** (0.0001)	0.0029 (0.0064)	-0.0026*** (0.0005)	-0.0012*** (0.0003)	-0.0027*** (0.0003)	-0.0014*** (0.0004)	-0.0016 (0.0013)	-0.0028* (0.0013)
year	0.0019*** (0.0003)	-0.0071 (0.0061)	0.0017* (0.0007)	0.0024*** (0.0007)	0.0017* (0.0007)	0.0019* (0.0008)	0.0041 (0.0024)	-0.0043 (0.0047)
class_c1	0.0064*** (0.0013)	0.0862*** (0.0256)	0.0064* (0.0025)	0.0067** (0.0024)	0.0020 (0.0028)	0.0148*** (0.0029)	-0.0052 (0.0072)	0.0052 (0.0196)
class_b2	0.0072*** (0.0016)	0.0599 (0.0337)	0.0049 (0.0040)	-0.0022 (0.0036)	0.0056 (0.0031)	0.0208*** (0.0034)	0.0197* (0.0095)	
class_b1	0.0223*** (0.0021)		0.0091 (0.0053)	0.0111* (0.0053)	0.0249*** (0.0038)	0.0491*** (0.0056)		
class_a	0.0323*** (0.0025)		0.0076 (0.0079)	0.0241*** (0.0069)	0.0402*** (0.0043)	0.0404*** (0.0073)		
dan_5	0.0083*** (0.0020)	0.0464*** (0.0104)	0.0119*** (0.0027)	-0.0039 (0.0056)	0.0175 (0.0105)			
dan_6	0.0152*** (0.0021)	0.0567* (0.0250)	0.0261*** (0.0037)	0.0032 (0.0061)	0.0147 (0.0095)	0.0080 (0.0182)		
dan_7	0.0281*** (0.0026)		0.0344*** (0.0050)	0.0200** (0.0071)	0.0351*** (0.0101)	-0.0024 (0.0043)		
dan_8	0.0355*** (0.0032)		0.0474*** (0.0075)	0.0309*** (0.0089)	0.0494*** (0.0108)	-0.0106*** (0.0029)	-0.0256 (0.0150)	
dan_9	0.0481*** (0.0038)		0.0515*** (0.0113)	0.0441*** (0.0108)	0.0515*** (0.0113)			
treat	-0.0000 (0.0016)	-0.0000 (0.0087)	-0.0000 (0.0033)	0.0000 (0.0032)	0.0000 (0.0030)	-0.0000 (0.0048)	0.0000 (0.0102)	0.0000 (0.0140)
post	-0.0001 (0.0022)	0.0320 (0.0257)	-0.0037 (0.0042)	0.0016 (0.0046)	-0.0028 (0.0043)	0.0141* (0.0057)	-0.0199 (0.0145)	0.0012 (0.0252)
did	-0.0052 (0.0041)	-0.0340 (0.0550)	-0.0046 (0.0076)	0.0048 (0.0084)	-0.0117 (0.0078)	-0.0196* (0.0099)	0.0298 (0.0250)	0.0217 (0.0460)
didyear	0.0019*** (0.0005)	0.0105 (0.0070)	0.0028** (0.0010)	-0.0001 (0.0010)	0.0023* (0.0010)	0.0042*** (0.0012)	-0.0033 (0.0032)	0.0009 (0.0069)
R <sup>2</sup>	0.0941	0.2542	0.0543	0.0651	0.0734	0.0732	0.0335	0.0372
Adj. R <sup>2</sup>	0.0935	0.2328	0.0521	0.0631	0.0715	0.0703	0.0206	0.0124
Num. obs.	26476	360	6464	6990	7476	4222	684	280

\*\*\* p < 0.001; \*\* p < 0.01; \* p < 0.05

図 13 介入時点を変更した場合の分析②の結果

did の係数は、50 代のみが有意なものとなった。50 代の棋士では、2014 年度以降の将棋 AI 介入による効果が、-1.96%認められた。ただし 0.42%/年ずつ効果が遡「増」という結果となった。

棋士全体ないし 50 代以外の年代では有意な結果は出ていないことから一概には言えない

が、先程の分析とはプラスマイナスが逆の結果となった。この結果は非常に興味深い。つまり、AI を研究に利用し始めた頃は AI が示す奇怪な手に惑わされ、逆に研究効率が落ちてしまったが、その後棋士たちが AI の感覚に慣れて、良き研究パートナーとして共存できるようになった、という可能性が示唆される。現在の将棋界の様子をうかがうに、こちらの論理のほうが納得がいくようにも感じる。

ここで元の仮説に戻り、齋藤・伊藤(2021)において、40 歳未満を若手棋士、40 歳以上をベテラン棋士と定義し、諸分析を行っていたことから、本研究においても同様の年代区分により DID を実施した。介入時点の設定は、当初の設定の、名人が AI に敗れた日(2017 年 5 月 20 日(75~76 期の間))である。その結果が図 1 4 である。

将棋界全体では、2017 年度以降の将棋 AI 介入による効果が、+2.01%認められた。ただし 0.20%/年ずつ効果が逡減するという結果となった。10 代~30 代の棋士では、2017 年度以降の将棋 AI 介入による効果が、+3.04%認められた。ただし 0.33%/年ずつ効果が逡減するという結果となった。

この結果を見ると、10~30 代の AI 介入の効果量は、全年代のものを超えていることが分かる。このことから、ベテラン世代の効果量に関して有意な結果は得られていないものの、若い年代により大きな効果がある可能性が示唆される。

DID 結果一覧			
	All	10+20+30	40+50+60+70
(Intercept)	0.5352 <sup>***</sup> (0.0022)	0.5337 <sup>***</sup> (0.0026)	0.5363 <sup>***</sup> (0.0093)
tenure	-0.0022 <sup>***</sup> (0.0001)	-0.0026 <sup>***</sup> (0.0002)	-0.0016 <sup>***</sup> (0.0001)
year	0.0033 <sup>***</sup> (0.0003)	0.0043 <sup>***</sup> (0.0005)	0.0021 <sup>***</sup> (0.0005)
class_c1	0.0083 <sup>***</sup> (0.0014)	0.0084 <sup>***</sup> (0.0019)	0.0091 <sup>***</sup> (0.0021)
class_b2	0.0102 <sup>***</sup> (0.0018)	0.0029 (0.0029)	0.0153 <sup>***</sup> (0.0024)
class_b1	0.0296 <sup>***</sup> (0.0023)	0.0110 <sup>**</sup> (0.0041)	0.0416 <sup>***</sup> (0.0032)
class_a	0.0327 <sup>***</sup> (0.0028)	0.0071 (0.0055)	0.0460 <sup>***</sup> (0.0037)
dan_5	0.0031 (0.0022)	0.0046 <sup>*</sup> (0.0023)	0.0172 (0.0114)
dan_6	0.0085 <sup>***</sup> (0.0024)	0.0155 <sup>***</sup> (0.0028)	-0.0066 (0.0097)
dan_7	0.0188 <sup>***</sup> (0.0029)	0.0312 <sup>***</sup> (0.0038)	0.0056 (0.0099)
dan_8	0.0254 <sup>***</sup> (0.0036)	0.0492 <sup>***</sup> (0.0055)	0.0092 (0.0103)
dan_9	0.0386 <sup>***</sup> (0.0042)	0.0677 <sup>***</sup> (0.0075)	0.0162 (0.0107)
treat	-0.0000 (0.0013)	0.0000 (0.0017)	-0.0000 (0.0019)
post	0.0001 (0.0022)	-0.0055 (0.0030)	0.0071 <sup>*</sup> (0.0033)
did	0.0201 <sup>*</sup> (0.0090)	0.0304 <sup>*</sup> (0.0121)	0.0088 (0.0134)
didyear	-0.0020 <sup>*</sup> (0.0010)	-0.0033 <sup>*</sup> (0.0014)	-0.0007 (0.0015)
R <sup>2</sup>	0.0817	0.0539	0.0800
Adj. R <sup>2</sup>	0.0812	0.0529	0.0789
Num. obs.	26476	13814	12662

\*\*\*p < 0.001; \*\*p < 0.01; \*p < 0.05

図 14 若手とベテランで分類した場合の分析②の結果

## 第 5 章 結論および本研究の課題と発展可能性

第 5 章では、分析①と分析②の結果及び解釈に基づく、仮説①と仮説②に対する結論を述

べる。そして、本研究の課題、そして発展可能性について述べる。

## 5-1 結論

仮説①：名人が AI に敗れた日(2017 年 5 月 20 日(75~76 期の間))以降に、棋士の指し手と将棋 AI の最善手との一致率が増加した。

この仮説は支持できる。ただし年々 AI 介入効果は逡減している、という点にも目を向ける必要がある。また、介入時点の設定が正しいかは今後更なる検討が必要である。

仮説②：若い年代の棋士ほど、一致率の増加幅が大きい。

この仮説に関しては、全ての年代において有意な結果が出たわけではなく、結論付けることは出来ない。ただ、若い年代(10~30 代)の棋士ほど、AI 介入による効果を受けている可能性は示唆される。

もしそうであるならば、若い世代は AI 等の技術を利用することに抵抗感が相対的に薄いため、AI 介入による効果を受けているのではないだろうか。反対に、自分の実力を定量的に評価された経験のないベテラン世代にとっては、AI を利用して研究を行うことに抵抗感があるため、AI 発展の恩恵を受けていないのではないだろうか。

## 5-2 本研究の課題

本研究の課題として、以下の 4 点が挙げられる。

1 点目は、将棋 AI のプロ棋士への介入開始時点が正確ではない点である。本研究の仮説においては名人が AI に敗れた日(2017 年 5 月 20 日)を介入開始時点として設定したが、実際にそれよりも早い時期から将棋 AI を研究に利用し始めたプロ棋士は存在する。例えば豊島将之棋士は、自身が 2014 年に第 3 回将棋電王戦にて将棋 AI との対局に勝利した後、対人での研究を辞め、将棋 AI を利用した研究を開始している。実際に 2013 年を介入時点にした分析を行ったが、これもまた正しいかは結論付けられなかった。

2 点目は、一致率をより正確に解析するという点である。2022 年時点で最強のエンジンを採用する、解析深度をより深くする、よりハイスペックの PC を用いて解析する等、改善の余地は大いにある。それにより、プロ棋士の棋力を測定した値としての妥当性が向上するだろう。

3 点目は、被説明変数をより妥当なものに変更するという点である。一致率を現在は、「最善手/総手数」と定義しているが、「最善手+次善手/総手数」と定義した場合には、より正確に棋力を定量化できる。また、一致率ではなく、パフォーマンスレートをを用いれば、より正確に棋力を定量化できる。

4 点目は、複数の将棋 AI を解析に用いるという点である。現状水匠 3 改のみを解析に用いているが、3 つ程度の将棋 AI を用いることで、一致率の正確性が担保されるだろう。

なお、3～4点目に関しては、現状私にはそれを実現する技術環境がない。今後、将棋 AI の専門家（エンジン開発者等）と協力させて頂く機会があれば、実現可能ではある。

### 5-3 本研究の発展可能性

勝敗のデータを利用していないが、今後何かの分析に利用できる可能性はある。まず取り組むべきは、勝率と一致率の関係を見ることである。本研究においてそれが出来なかったのが悔やまれる。

また、本研究に用いたデータは、ピア効果の研究にも用いることができる可能性があるだろう。同門生・同期生等のカテゴリーに着目し分析すれば、興味深い結果が得られる可能性がある。

本研究では将棋のデータを用いて分析を行ったが、同様の研究が製造業等の一般企業のデータを利用して行われれば、より社会的意義のある結果が得られるだろう。そのためには、特定の企業との協力関係を気づく必要があるが、今後そのような報告がなされることを期待したい。

### 参考文献

- ・ DiNardo and Pischke(1997) "The Returns to Computer Use Revised: Have Pencils Changed the Wage Structure Too?" The Quarterly Journal of Economics, Vol.112, pp.291-303
- ・ Frey, C., and Osborne, M. (2013) "The future of employment: how susceptible are jobs to computerization" OMS Working Paper, University of Oxford
- ・ HEROZ 株式会社(2022) 『HEROZ 株式会社（ヒーローズ）』、<https://heroz.co.jp/> (2022年1月5日参照)
- ・ Krueger A. (1993) "How computers have changed the wage structure: evidence from microdata, 1984-1989," The Quarterly Journal of Economics, Vol.108, No.1, pp.33-60
- ・ Ledge.ai(2019) 『将棋棋士が考える、AI時代における知能の本質』、<https://ledge.ai/shogi-ai-nishio/> (2022年2月1日参照)
- ・ Ledge.ai(2020) 『強化学習とは | 機械学習との違い・深層強化学習・活用事例やその未来まで徹底解説』、<https://ledge.ai/reinforcement-learning/> (2022年1月17日参照)
- ・ NHK(2019) 『将棋 AI で腕を磨く平成生まれ初の名人 棋士・豊島将之三冠』、<https://www.nhk.or.jp/radio/magazine/detail/nhkjournal20190610.html>、(2022年2月1日閲覧)
- ・ logmiTech(2021) 『ディープラーニングは今までの将棋 AI とどう違う？HEROZ エンジンニアが開発した将棋 AI が電竜戦で初優勝した理由』、<https://logmi.jp/tech/articles/324157>、(2022年1月5日閲覧)

- ・ logmiTech(2021) 『“深層学習”ではなく“深層強化学習”が決め手将棋界最強の AlphaZero と互角の強さ「dlshogi」の秘密』、<https://logmi.jp/tech/articles/324191>、(2022 年 1 月 5 日閲覧)
- ・ Siganus(2021) 『ShogiGUI』、<http://shogigui.siganus.com/>、(2021 年 9 月 14 日参照、2022 年 1 月 17 日最終確認)
- ・ 小原美紀・大竹文雄(2001) 『コンピュータ使用が賃金格差に与える影響』、「日本労働研究雑誌」No.494、pp.16-30
- ・ 勝又清和(2021) 『将棋とデータ 〈7〉【最終回】勝率と一致率』、統計情報研究開発センター、Estrela (332) 2021 年 11 月号、pp.52-55
- ・ 齋藤雅史・伊藤毅志(2021) 『人智を超えた将棋 AI がプロ棋士に与える影響に関する研究～定量的分析からの考察～』、情報処理学会、情報処理学会研究報告、Vol.2021-GI-46、No.3、pp.1-6
- ・ 清水方子・松浦克己(2000) 『努力は報われるか：パソコンと賃金、教育の関係』、「社会科学研究」51(2)、pp.115-136
- ・ 将棋クエスト(2022) 『将棋クエストヘルプ』、[http://wars.fm/ios\\_help\\_shogi-ja.html](http://wars.fm/ios_help_shogi-ja.html)、(2022 年 1 月 17 日参照)
- ・ 杉村達也(2021) 『水匠 3 改(20210111).zip』、<https://drive.google.com/file/d/1ESoJ30bE1pblUSkjNznT8B6W04GJeL3Y/view>、(2021 年 9 月 14 日参照、2022 年 1 月 17 日最終確認)
- ・ 宗・関沢・竹林(2016) 『人工知能で、人のこころは癒せるか？～人工知能(自然言語処理)フィードバック機能搭載型のインターネット認知行動療法(iCBT-AI)の抑うつ者に対する世界初の効果検証(無作為統制試験)～』、独立行政法人経済産業研究所、RIETIDiscussion Paper Series 16-J-059
- ・ 高津和紀・高田宗樹・平田隆幸(2018) 『将棋の最年少プロ棋士藤井聡太の強さを測る-レーティングによる評価と問題点-』、「福井大学大学院工学研究科研究報告」第 67 巻、pp.1-9
- ・ 高津和紀・高田宗樹・平田隆幸(2019) 『複数の将棋 AI からみた藤井聡太の将棋の特徴』、「福井大学大学院工学研究科研究報告」第 68 巻、pp.1-11
- ・ アットプレス(2021) 『最高峰将棋 AI によるエキシビジョン公開対局 “AI 電竜戦「水匠」vs 「dlshogi」”2021 年 8 月 15 日開催！解説にプロ将棋棋士 2 名、ゲストは渡辺名人』、<https://www.atpress.ne.jp/news/270218> (2022 年 1 月 17 日参照)
- ・ 日本将棋連盟(2021) 『名人戦棋譜速報』、<http://www.meijinsen.jp/> (2021 年 9 月 14 日参照)
- ・ 野村総合研究所(2016) 『ICT の進化が雇用と働き方に及ぼす影響に関する調査研究』
- ・ 馬場匠・伊藤毅志(2020) 『少ない棋譜からの将棋プレイヤー棋力推定手法の提案』、情報処理学会論文誌、Vol.61、No.6、pp.1190-1199

- ・山下宏(2014)『将棋名人のレーティングと棋譜分析』、第 19 回ゲームプログラミングワークショップ、pp.9-16
- ・山本勲(2017)『労働経済学で考える人工知能と雇用』、三菱経済研究所
- ・安井翔太(2020)『効果検証入門 正しい比較のための因果推論/計量経済学の基礎』、株式会社技術評論社