

Title	囲碁AIが好ゲームを演出するための要因分析
Author(s)	早下, 雅弘; 池田, 心; シュエ, ジュウシュエン
Citation	情報処理学会第49回GI研究発表会, 2023-3
Issue Date	2023-03-18
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/18232
Rights	<p>社団法人 情報処理学会, 早下 雅弘, 池田 心, シュエ ジュウシュエン, 情報処理学会第49回GI研究発表会, 2023-3, 2023. ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。</p> <p>Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.</p>
Description	情報処理学会第49回GI研究発表会, 2023-3, 明治大学



囲碁 AI が好ゲームを演出するための要因分析

早下 雅弘^{1,a)} 池田 心^{1,b)} シュエ ジュウシュエン^{1,c)}

概要: 人間よりも強くなった囲碁 AI は、最善手を知りたいプレイヤーや対戦相手により強い実力を求めるプレイヤーにとって、大いに役立っている。しかし、面白い対局を望むプレイヤーには強い囲碁 AI よりも好ゲームを演出する囲碁 AI が必要である。好ゲームを演出する囲碁 AI の実現には、囲碁における好ゲームの要因分析が必要である。本研究では、きのあ株式会社が保有する人間の評価ラベル付き対局棋譜を KataGo を用いて解析することで、どのような一局が人間に評価されやすいか分析した。その結果、投了のタイミングと対局者同士の棋力差が大きな影響を与えていることが分かった。また、面白い対局を演出するために相手プレイヤーの着手を誘導する手法の提案と予備実験を行った。

Factor analysis for Go AI to produce good games

1. はじめに

近年、コンピュータプレイヤーはさまざまなゲームで人間のトッププロに勝利するようになってきている。伝統的なボードゲームのひとつである囲碁においても、2016年に登場した AlphaGo が Lee Sedol に勝利、2017年には AlphaGo Zero がその AlphaGo に圧勝し、囲碁 AI の強さが明らかになった。そのため、対戦相手により強い実力を求めるプレイヤー、および囲碁対局における最善手を知りたいプレイヤーにとって、コンピュータ囲碁プログラムは大いに役立っている。

一方、面白い対局を望むプレイヤーにとっては、純粋な強さよりも『好ゲームを演出するコンピュータ囲碁プログラム』のほうが望ましいと考える。このためには、人間プレイヤーが囲碁を面白いと感じる要因を分析し、そこに至る流れに誘導することが必要だと考える。池田らは、囲碁において人間プレイヤーを楽しませるには「棋力の推定」を前提として「形勢の制御」「不自然でない手」「多様な戦略」「適切な投了タイミング」「会話」などが求められると主張しているが [1]、これは実際のデータに基づいたものではない。

そこで本研究では、人間プレイヤーが好ゲームだと判定した棋譜群とそうでない棋譜群を収集し、それぞれの棋譜群にみられる特徴を分析することで、好ゲームのために必要な要素を分析することを目的とする。そのうえで、好ましい局面に相手プレイヤーを誘導するためのアプローチを提案

する。

2. 囲碁プログラム、囲碁サービス

2.1 モンテカルロ木探索

囲碁では探索空間の大きさと局面評価の難しさが影響して、他のゲームに比べて人間のトッププロに勝利するのは困難であるとされていた。しかし、モンテカルロ木探索 (MCTS) や深層学習技術の発展を経て、現在では人間のトッププロの実力を超えている。

1993年、局面評価を行う代わりに終局までランダムシミュレーションを多数回行い、その平均勝率を比べることで着手を評価するモンテカルロ法を応用したコンピュータ囲碁プログラム Gobble が登場した。その後、有望だと思われる着手により多くのプレイアウトを費やし、多数回のプレイアウトが行われたノードに対して子ノードを展開する『モンテカルロ木探索』を用いたコンピュータ囲碁プログラム Crazy Stone [2] が登場した。Crazy Stone が 2006年の Computer Olympiad の 9 路盤囲碁部門で優勝して以来、他のコンピュータ囲碁プログラムも『モンテカルロ木探索』を用いるようになった。

モンテカルロ木探索は木探索のアルゴリズムの一種であり、選択可能な局面からゲーム終了までランダムにプレイし、その結果から局面を評価することが特徴である。選択した局面からゲーム終了までランダムにプレイすることをプレイアウトもしくはランダムプレイアウトと呼ぶ。有望なノードへの探索の集中 (exploitation) と、良い手を見逃さないための探索の分散 (exploration) のバランスが大事であり、UCB 値などを用いた探索が利用された [2]。

¹ 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Nomi,
Ishikawa 923-1211, Japan

a) hayashita@jaist.ac.jp

b) kokolo@jaist.ac.jp

c) hsuehch@jaist.ac.jp

2.2 AlphaGo と AlphaGoZero

モンテカルロ木探索に深層学習技術や強化学習のアプローチを加えたものとして、2016年、AlphaGoがLee Sedolとの対戦に勝利した。AlphaGoは、各着手の選択確率を表すpolicy networkと、局面の勝率を出力するvalue networkの2種類のネットワークを学習し、これをモンテカルロ木探索と組み合わせて用いる。policy networkは、人間の棋譜を教師あり学習したものをまず用い、次いで方策勾配法で強化学習される。

AlphaGo ZeroはAlphaGoの改良版で、AlphaGoに対して100勝0敗で勝利した。AlphaGo Zeroは着手確率予測と局面評価を1つのネットワークで出力しており、人間の棋譜を用いず自己対戦のみで学習を行った点が特徴である。着手確率予測の更新には、自己対戦中のMCTSにおける着手の訪問回数（有望さ）が用いられている。AlphaGo Zeroのモンテカルロ木探索では、終局までのプレイアウトは行われぬ。

2.3 KataGo と LeelaZero

KataGo[3]はオープンソースで公開されている最も強い囲碁プログラムの1つであり、AlphaGo Zeroの手法をベースに設計されている。そのため、教師データなしの自己対局によってのみ学習を行っている。KataGoは囲碁プレイヤーや開発者にとって便利なツールになることを目指していると公言しており、以下のような機能を有している。

- 勝率だけでなくスコア（地合い差）も推定
- コミの変更、中国ルールと日本ルールなどの選択が可能
- 7×7から19×19の範囲のボードサイズをサポート
- JSONベースの分析エンジンをサポート

本研究では、KataGoの分析エンジンを棋譜データの解析に用いた。

LeelaZero[4]はAlphaGo Zeroの論文を基に作成されたオープンソースな囲碁AIである。LeelaZeroは人間の棋譜データのみを用いて学習したネットワークを公開しており、これは人間の思考に近い着手確率分布であることが期待されるため、本研究ではその特徴を生かし、棋譜データの解析に用いた。

2.4 囲碁を扱うサービス

インターネットの普及に伴って、オンライン上で人と碁を打つことが可能になった。囲碁を扱うサービスは多数あるが、その中で本研究に関係があるサービスを紹介する。

きのあ囲碁 [5] はきのあ株式会社が運営している囲碁サイトである。様々なレベルや種類のコンピュータと打つことができる（図1参照）。特徴的な点は、対局が良かったか悪かったか投票できる機能がある点である（図2参照*1）。

*1 図2では「この局面からの対局は」という文言がある。きのあ囲



図1 きのあ囲碁のトップ画面の一部（アクセス：2023/01/28）



図2 きのあ囲碁の投票機能（アクセス：2023/01/28）

対局が面白いまたは練習などになったら“good”，ならなかったら“bad”を押すことで、データベースに棋譜と投票結果が保存される。

3. 関連研究

強すぎるコンピュータ囲碁プログラムは初心者プレイヤーにとって適切な相手とはいええないため、強いだけではなく人を楽しませるようなコンピュータ囲碁プログラムも必要である。本章では、囲碁において何らかの意味で人の役に立つことを主目的とした研究を簡単に紹介する。

池田ら [1] は手加減には大きく2つの戦略がありそれぞれ長所と短所があることを述べている。

- [常に一定の弱さを演出する方法] 探索時間リソースを減らすなど。相手の強さが分かっている必要がある。
- [形勢に応じて手加減の度合いを決める方法] 形勢が良い場合には大きく手を抜き、悪い場合には最善手に近い手を打つなど。人間プレイヤーが良い手を打っても悪い手を打っても勝ち負けに影響せず、頑張りがいなくなる可能性がある。

池田ら [1] は、動的な手加減かつ不自然ではない着手の選択についてのアプローチを示した。MCTSによる探索を行い、「唯一の手がある場合」「低勝率の場合」、「中勝率の場合」「高勝率の場合」と場合分けし、状況ごとに異なった着手選択フローを取ることで不自然でない手加減を実現している。具体的には、唯一の手がある場合はそれを着手する。コンピュータ側が不利な場合には手加減せず良い手を打つ。互角に近い場合は、「自然さ」が高い手を優先して選ぶ。そしてコンピュータ側が有利な場合には損な手を打つ必要があるが、それでも「自然さ」が比較的高いものを

碁のもう一つの面白い試みとして、石のない状態からではなく、特定の局面（現実には起こらなそうなものも含め、多数用意されている）から開始する機能があり、これはそれを受けたものである。

選ぶ。Hsueh ら [6] は、各着手の正確な良さを KataGo に、人間から見た自然さを LeelaZero に、それぞれ推定させ、これを組み合わせて自然で適切な手加減を行う手法を提案した。

人間の指導者による指導では、対局後に悪手を理由付きで指摘してもらえることが多い。その場合に指摘される悪手というのは、必ずしも「一定以上損した手」というわけではない。損が小さくても、考え方や石の形が良くない場合には指摘されることが多いし、損が大きくても、いわゆる勝負手や安全勝ちを目指した手ならば、悪いとは言われないことが多い。池田ら [7] は、人間の指導者がどのような手をどういう理由で悪手とみなすかのモデルを作るため、教師あり学習を行った。その結果、選ばれた悪手やその理由は十分アマチュアに役立つものであるとの評価を得た。

4. 人間プレイヤーが好む対局の解析

好ゲームだと思えるような対局はどのようなものか、実際の棋譜と評価を用いて分析し、好ゲーム演出のために必要な要素を分析したい。そのためには、プレイヤーまたは第三者からみて好ゲームと言えるかのラベル付けがされている棋譜が必要である。これを研究室レベルで収集することは困難であるため、我々はきのあ株式会社に依頼を行い、コンピュータプレイヤーと対戦できるオンライン囲碁サービス『きのあ囲碁』における棋譜と評価のデータを使わせてもらうこととした。きのあ囲碁は、プレイヤーが対局中（通常は終了時）に「その対局が面白いまたは練習になった」の意味で Good であったか Bad であったかを選んで送信する機能を持ち、棋譜の蓄積もある。

4.1 解析手法

人間プレイヤーが好む対局の解析は4つのステップで行う。1つ目のステップでは、棋譜データの取得と選定を行う。きのあ囲碁の棋譜データには、様々な対局条件のものが存在するが、19路盤、初期置石なしのものだけを選んだ。さらに、50手未満で終局したものは分析対象から外した。実際にはもっと多く提供されているが、本論文の分析に利用したのは Good と評価された 1902 局と Bad と評価された 921 局の計 2823 局である。

2つ目のステップでは、取得した棋譜データを囲碁 AI 『KataGo』 [3] を用いて解析する。KataGo には解析エンジンが実装されており、現在の局面と手番を入力として与えることで、各局面（勝率、各地点の占有率など）・各着手の情報（探索回数、勝率、地合い差、prior 値など）が出力される。本解析では、着手の探索回数を合計 6000 回とした。ネットワークには解析時点で GitHub に公開されていたネットワーク [8] の中で最も実力があるとされていた “kata1-b40c256x2-s3708042240-d967973220.bin” を用いた。

表 1 プレイヤの手番に関する対局のデータ

プレイヤーの手番	データ数	Good 率	プレイヤーの勝率
黒	1292 局	0.785	0.736
白	1531 局	0.580	0.895

3つ目のステップでは、KataGo の解析結果から、1局の特徴量を得る。例えば、『1局中の人間プレイヤーの最善手率』は、棋譜の各局面の KataGo にとっての最善手と人間プレイヤーの実際の着手がどの程度一致したかを表し、人間プレイヤーの棋力と正の相関があると推測できる。そのため、もし「棋力がかけ離れたプレイヤーとの対戦はつまらない」とするならば、Good/Bad の予測に有効であろう。このように、各局面の解析結果から様々な1局の特徴量を得ることが可能であり、第一著者の修士論文には試みた 118 つの特徴量が記されている。

4つ目のステップでは、取得した1局の特徴量から人間プレイヤーが好む対局の要素を分析する。1つ目のステップで得た棋譜データには人間プレイヤーの評価が付随しているため、好ゲームと判定された対局は好ゲームと判定されなかった対局に比べてどのような特徴があるか統計的に分析する。

4.2 KataGo による解析を用いずに得られた基礎データ

今回の解析に用いた全ての対局の Good 率は 0.674 であり、全体的にプレイヤーは好意的であるが、改善する余地もありそうな良いデータであるといえる。プレイヤー側の勝率は 0.823 と非常に高い。これは、プレイヤーが勝ちたくてレベルの低い AI を選んでいるか、最も高いレベルの AI であってもプレイヤーより弱いからであろう。

4.2.1 プレイヤの手番に関するデータ

プレイヤーの手番に関する対局の Good 率、データ数およびプレイヤーの勝率を表 1 に示す。プレイヤーが黒を持っているときに比べて、白を持っているときにプレイヤーの勝率が 16 ポイントも高いことが確認できる。囲碁の一般的な習慣として、上手が白を持つことが多いため、実力の高いプレイヤーが白を選択しやすいのかもしれない。プレイヤーの手番によって Good 率が 20 ポイントも異なるのは驚きであるが、強いプレイヤーが白を持ち、対戦相手の AI が弱すぎて Bad と評価している可能性が高い。

4.2.2 試合結果区分に関する対局のデータ

試合結果区分に関する対局の Good 率およびデータ数を表 2 に示す。コンピュータ投了の対局が対局全体のおよそ 5 割を占めており、また、Good 率も他と比べて著しく低い。低評価の原因は「実力差がありすぎてつまらない」「コンピュータが投了するタイミングが悪い」ことが考えられる（詳細な分析は後述）。一方で、コンピュータ投了以外で終了した対局の Good 率は 9 割を超えており、ほとんどのプレイヤーが好意的である。

表 2 試合結果区分に関する対局のデータ

試合結果区分	Good 率	データ数
プレイヤー投了	0.932	220 局
整地 (プレイヤー負け)	0.938	209 局
整地 (プレイヤー勝ち)	0.909	723 局
コンピュータ投了	0.484	1429 局
対局途中	0.630	242 局

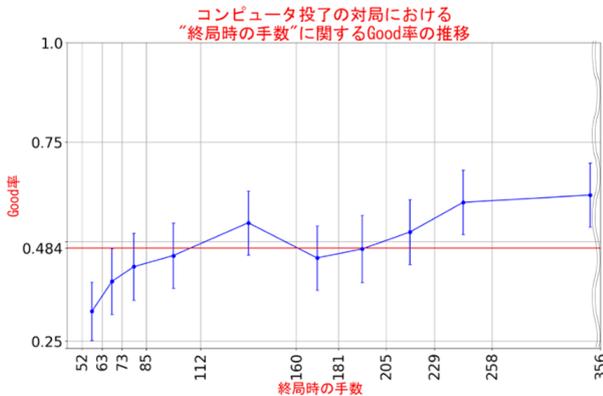


図 3 コンピュータ投了で終了した対局の終局時の手数に関する Good 率の推移

4.2.3 手数に関する対局のデータ

終局時の手数と Good 率の関係を調べた。試合結果区分により終局時の手数が大きく変わるため、データ数の多い『コンピュータ投了』の対局および『整地 (プレイヤー勝ち)』で分類して、データを示す。

図 3 に、コンピュータ投了で終了した対局に限定して、終局時の手数と Good 率をプロットしたグラフを示す。横軸目盛り間のデータ数が均等となるように目盛り幅を取っており、各点から縦に伸びるエラーバーは 95 % 信頼区間を示す (以下、多くのグラフでこの表現を採用している)。コンピュータが少ない手数で投了しているとき、Good 率が著しく低いことが確認できる。この原因としては、「序盤で投了せざるをえないほどプレイヤーのほうが強く、つまらない」もしくは「まだ投了すべき局面ではないところでコンピュータが投げて、物足りない」などが考えられる。

図 4 に、整地 (プレイヤー勝ち) で終了した対局に限定して、終局時の手数と Good 率をプロットしたグラフを示す。257 手～322 手の範囲に 8 割が分布しているが、終局時の手数が 300 手を越えた付近から Good 率が減少する傾向がみられる。考えられる要因として「終局する盤面にも関わらず、コンピュータがダメを打って手数が伸びている」ことや、「コンピュータに逆転の余地がないにも関わらず投了せずに、終局まで打たされた」などが考えられる。

コンピュータ投了で終了した対局は少ない手数の時に評価が悪いが、整地 (プレイヤー勝ち) で終了した対局は手数が多いときに評価が悪く、傾向として逆のものが得られた。手数が少ないときの投了すべきでない局面の投了や、手数が進んだときの逆転の余地のない続行が評価に関わってい

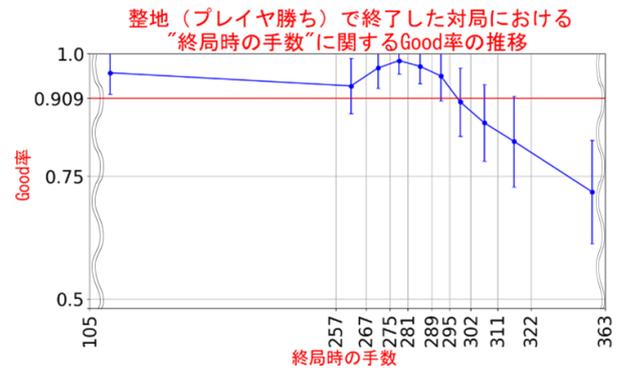


図 4 整地 (プレイヤー勝ち) で終了した対局の終局時の手数に関する Good 率の推移

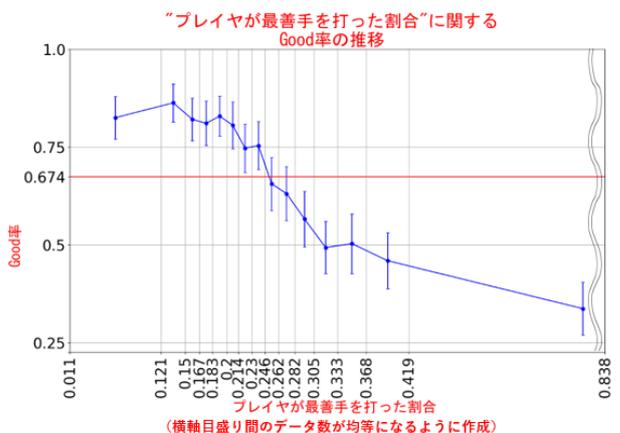


図 5 プレイヤーの最善手率と Good 率の関係

るとした場合、コンピュータの投了のタイミングが重要な可能性がある。

4.3 KataGo による解析、棋力・棋力差と Good 率の関係

コンピュータ投了で終了した対局の Good 率は他の終了方法に比べて著しく低い。この原因には、対局者の棋力差と大きな関係があると考えられる。そこで、KataGo による分析を行い、最善手率や地合い差など、勝敗よりも棋力差を反映しやすい指標を用いて Good 率との関係を見ていく。

4.3.1 プレイヤーの最善手率と Good 率の関係

図 5 にプレイヤーの最善手率と Good 率の関係を示す。プレイヤーの最善手率が高くなるほど Good 率が低くなっていることが確認できる (この差は例えば図 6 などと比べても顕著である)。最善手率と棋力に正の相関があるならば、棋力の高いプレイヤーの対局は Good 率が低いといえる。これは、「プレイヤーが強いため、大差になってしまい Good 率が低い (結果に対する不満)」もしくは「強いプレイヤーは相手の着手に対して不自然に思うものが多い (観察眼が厳しい)」ことが考えられる。

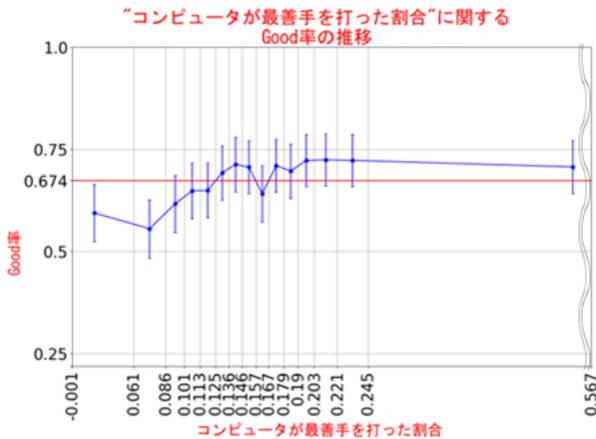


図 6 コンピュータの最善手率と Good 率の関係



図 7 プレイヤの最善手率からコンピュータの最善手率を引いた値と Good 率の関係

4.3.2 コンピュータの最善手率と Good 率の関係

図 6 にコンピュータが最善手を打った割合と Good 率の関係を示す。コンピュータの最善手割合が低いとき、すなわち、結果的にコンピュータが出来の悪い碁を打ってしまったときに Bad と評価されやすいと解釈できる。ただし、コンピュータの最善手割合が 0.136 より大きい範囲では割合が増えても Good 率はほとんど上がっていないことが確認でき、別の理由が Good/Bad に影響を与えていることが予測できる。

4.3.3 プレイヤの最善手率からコンピュータの最善手率を引いた値と Good 率の関係

KataGo による分析の癖として、お互いが死活など重要な場所を気づかずに連続して手抜いている場合に、最善手率が双方低くなるというような傾向がある。つまり、最善手率は片方単独では良い指標と言えない可能性がある。図 7 は、プレイヤーの最善手率からコンピュータの最善手率を引いた値と Good 率の関係を示す。コンピュータがプレイヤーより弱い場合は Good 率が低く、同じか少し強いくらいのときに満足度が高いことが確認できる。

4.3.4 終局時のプレイヤーから見た地合いの有利さと Good 率の関係

棋力差を反映しやすい指標としては、最善手率の差の他

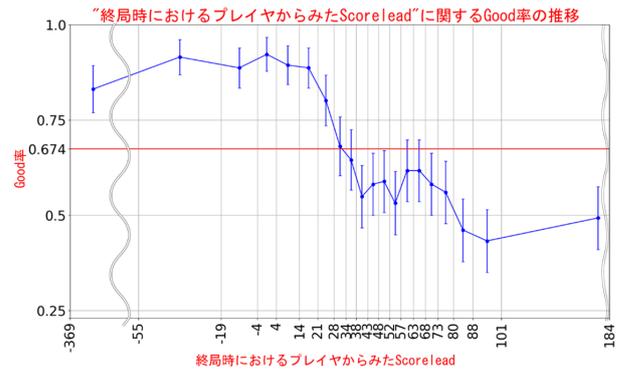


図 8 終局時におけるプレイヤーから見た Scorelead と Good 率の関係

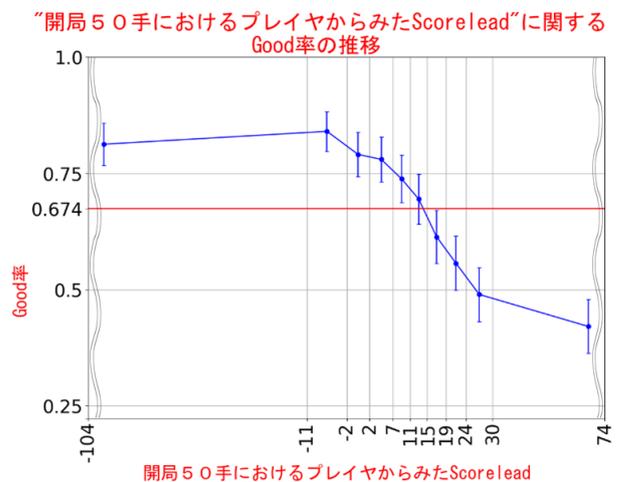


図 9 開局 50 手時点におけるプレイヤーから見た Scorelead と Good 率の関係

に地合差もあるため、これも調査した。プレイヤーから見た地合い差を Scorelead と呼ぶ。図 8 に終局時の Scorelead と Good 率の関係を示す。Scorelead が 0 に近い範囲つまり競った良い試合だと好ましいというのは自然な結果である。また、+20 目に近い地点を境に Good 率が大きく変化している。この結果から、プレイヤーは「大きくリードするほど相手が弱いことが不満」もしくは「序盤中盤で相手が失敗してどんどん地合い差が増えていっているのに投げてくれないことが不満」と考えている可能性がある。

4.3.5 開局 50 手におけるプレイヤーから見た地合いの有利さと Good 率の関係

図 9 に開局 50 手におけるプレイヤーからみた Scorelead と Good 率の関係を示す。終局時だけでなく開局 50 手の時点の Scorelead によっても Good 率が大きく異なることが確認できる。終局まで至らずとも 50 手の段階である程度の差がついてしまう相手は、手合い違いでプレイヤーにとって退屈な相手であり、好ましくないのかもしれない。

4.4 コンピュータの投了のタイミング

コンピュータ投了で終了した対局の Good 率は他の終了方法に比べて著しく低いいため、本節ではこれに絞って Good

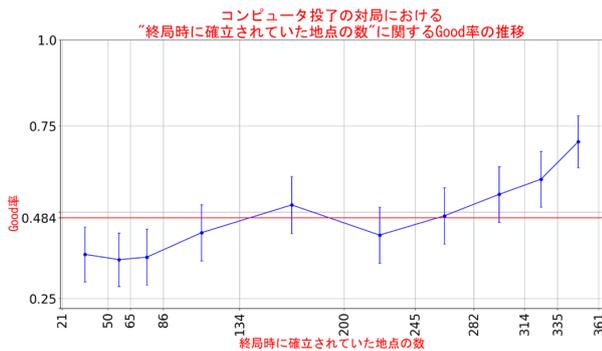


図 10 コンピュータ投了時の確定地と Good 率の関係

率の変化を調査する。対象にした棋譜は 1429 局であり、その平均 Good 率は 0.484 である。

4.4.1 コンピュータ投了時の確定地と Good 率の関係

KataGo の解析結果の中には、局面の勢力状況を表す特徴量 Ownership が存在する。Ownership は盤面の各地点を表す 361 (19 × 19) の値を持ち、各値は [-1.0, 1.0] の範囲をとる。値が -1.0 に近いほど白が確保する地点であることを示し、値が 1.0 に近いほど黒が確保する地点であることを示す。そこで、『終局時の確定地』として、Ownership の各値が 0.8 以下もしくは 0.8 以上の地点の数を計算した。つまり、はっきり活きている／死んでいる黒石白石や、はっきり黒地・白地の箇所がどの程度あるかを示した値である。

図 10 にコンピュータ投了時の確定地と Good 率の関係を示す。終局時の確定地が少ないと Good 率が低い傾向が分かる。確定地が少ない局面は、序盤である局面もしくは形勢が不安定な局面だと考えられるため、Good 率が低い原因として、「序盤で投げるほどの差がついてしまった」または「逆転の余地があるのに投了されて物足りなかった」が考えられる。

4.4.2 コンピュータ投了時の手数と確定地による Good 率の変化

一般的に手数が進むにつれ確定地はお互いに増えるので、確定地だけを見ても詳細が分からない。そこで、コンピュータ投了時の手数および確定地を 2 軸に取り、Good 率がどのように変化するか調査した。

図 11 に、横軸手数、縦軸確定地とした Good 率を示す*2。図中のマスの数字は Good 率を表しており、平均値である 0.484 を基準（白色）に、赤色のマスほど Good 率が高く、青色のマスほど Good 率が低いことを示す。データ数が 20 以下の少ないマスは灰色で表されており、データ数が 50 以上存在するマスには「*」がマークされている。図より、手数が少ない範囲では確定地に関わらず Good 率が低いこと、また、同じ手数の範囲で見れば（縦に見れば）確定地が小さいときに投了すると Good 率が低いことが確認できる。序盤に投了することは局面に関わらず好ましくない

*2 各列のデータ数が同じになるように横軸の範囲を決めた。同様に、各行のデータ数が同じになるように縦軸の範囲を決めた。

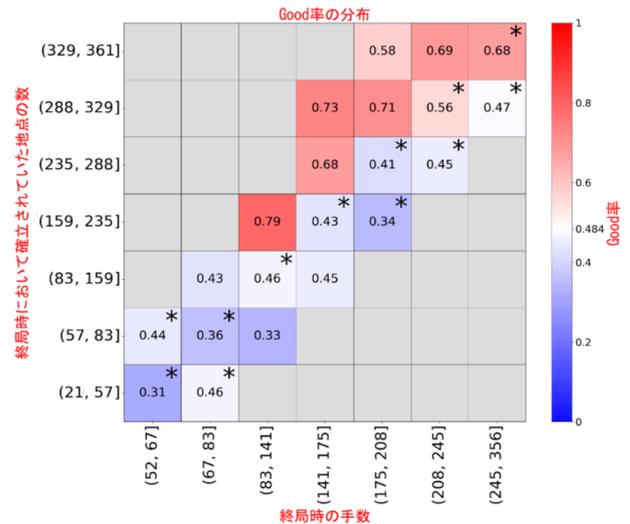


図 11 コンピュータ投了時の手数と確定されていた地点の数による Good 率の変化

が、中盤以降では逆転の可能性が小さい局面では投了するのが良い評価に繋がる可能性がある。

4.5 解析結果のまとめ

本分析で得た重要な結果を以下に箇条書きでまとめる。

- 少ない手数でコンピュータが投了した対局は Good 率が著しく低い。
- 整地（プレイヤー勝ち）で終了した対局では、300 手を超えた付近から Good 率が減少する。
- プレイヤの最善手率が高くなるほど Good 率が低い傾向がある。
- コンピュータの最善手率がかなり低いとき、Good 率は低い傾向がある。一方で、最善手率がある程度以上高くても Good 率に直接貢献しない。
- コンピュータの最善手率がプレイヤーに近いか少しだけ高いとき、Good 率が高い傾向がある。
- 終局時のスコア差が 0 に近い範囲で Good 率が高い。
- 終局時のスコアでプレイヤーが 20 ポイント以上多くリードしている場合、Good 率が低くなる傾向がある。一方で、20 ポイント程度なら Good 率はあまり低くならない。
- 開局 50 手時点においてもプレイヤーがスコアをリードするほど Good 率が低くなる傾向があり、ある程度 Good/Bad 評価の趨勢が分かる。
- コンピュータ投了時の確定地が少ない場合、Good 率が低い傾向がある。
- 中盤以降において、確定地の多い局面でのコンピュータの投了は少ない局面での投了に比べて Good 率が高い。

これらのことから、棋力の高いプレイヤーにはそれに応じたレベルのコンピュータを用意すること、ある程度差がつ

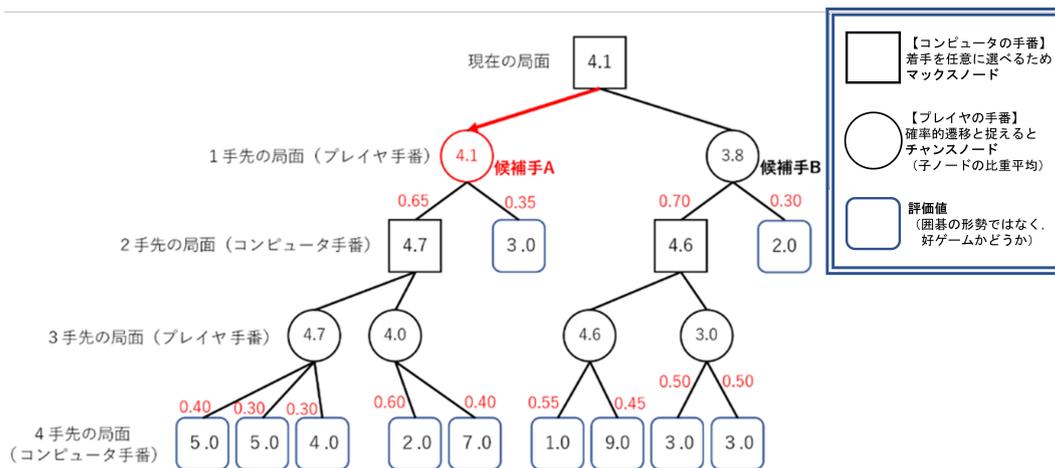


図 12 着手決定のアプローチ

いた場合には早すぎず遅すぎず適切なタイミングで投了することが、Good 率を上げるために有益であると考えられる。本来本研究は、より深い分析、例えば「戦いが多い碁と少ない碁ではどちらのほうがよいのか」「そっぽに打ちやすいかどうかは影響するか」などについても調べたかったが、碁力差や地合い差の影響が非常に大きく、それをキャンセルした分析がまだ十分行っていないのが実情である。

5. 局面誘導のアプローチ

前章では、どのような局面や流れに導けば好ゲームと判定されやすいのか、簡単な分析を行った。仮にこれが深まり、要因分析ができたとして、どのようにコンピュータ囲碁プレイヤーがそのような局面や流れに誘導するかはまた別問題である。

囲碁は交互に着手するゲームであるから、特定の局面に誘導可能か推測するためには、人間プレイヤーの着手をある程度予測しなければならない。ここには、局面に対する人間プレイヤーの着手確率分布を利用することができる。LeelaZero の人間の棋譜のみを用いて学習したネットワークから得られる各局面の着手選択確率 (LZprior) は、人間プレイヤーから見た着手の自然さをある程度反映していることが分かっており [6], 人間プレイヤーの着手予測に役立つと考える。小川らは、将棋において人間の棋譜から学習した着手の確率分布に、AlphaZero をベースに設計された将棋 AI 『DLShogi』の探索の訪問回数を組み合わせることで、人間プレイヤーの着手の予測精度が向上したと述べている [9]. したがって、AlphaZero をベースに設計された 『KataGo』の探索結果と LZprior を組み合わせることで、より良い人間プレイヤーの着手確率予測ができる可能性がある。

相手プレイヤーの着手確率予測がある程度できるならば、先の局面 (またはそこへの流れ) の良さを評価し、平均的に最も良い評価を得られそうな着手を選択するというアプローチが可能になる。例として、『人間が失敗しやすい歯

ごたえのある碁』が好ゲームの要因だと仮定すると、人間に渡すべき局面は、人間が打ちやすい着手が地合いを大きく損なう局面ということになる。例えば局面の評価式として、その局面での相手の各着手の LZprior と Loss^{*3}の積を計算し、それらの合計を取ったものが挙げられる。これはつまり「この局面を渡したら、人間はどの程度地合いを損するか」という値である。これが高い局面を渡すように自分の着手を選べば、『人間が失敗しやすい歯ごたえのある碁』に誘導することになる。

5.1 着手誘導の予備実験

上述の「人間が失敗しやすい歯ごたえのある碁」およびその反対で「人間が自然に良い手を打てる碁」について、簡単な予備実験を行った。人間を用いた被験者実験はコストが高いため、pachi というプログラムの碁力が KGS 3k になる設定 [6] を相手として用いた。

ベースとなるプログラムは、Hsueh らによる手加減囲碁プログラム [6] である。この手法では、現局面を KataGo に探索させ、各着手 i の $Loss_i$ と、LeelaZero に評価させた自然さ LZprior p_i を組み合わせた utility という値が最も高い手が選ばれる。形勢と強さパラメータによって Loss の理想値 $Loss^*$ が決まり、その理想値に近いほど、utility は高くなる。既発表論文では $utility_i = (p_i + 0.001) \times 0.4^{|Loss^* - Loss_i|}$ という式が用いられたが [6], 本論文の実験は別の式を用いている。

本論文では、さらに「渡した局面で人間がどの程度地合いを損するか」という予測値 $humanloss_i$ を用いて、 $utility_i^{new} = utility_i \times \alpha^{humanloss_i}$ という補正を行った。 α が 1 より小さい場合は、間違えやすい局面を低く評価し、すなわち正しい手を打てる碁に導く。 α が 1 より大きければ、間違えやすい局面を高く評価し、すなわち失敗しやすい碁に導く。

*3 最善手を打ったときの地合い差から、実際の着手を打ったときの地合い差を引いたもの。必ず 0 以上。

表 3 誘導の予備実験の結果

α	自分の勝敗	自分の Loss	pachi(3k) の平均 Loss
0.8	41 勝 59 敗	2.062	2.274
1.0	41 勝 59 敗	2.238	2.480
1.2	31 勝 69 敗	2.412	2.704

α を 0.8, 1.0, 1.2 と変えた場合の, pachi との各 100 戦の対戦結果を表 3 に示す. まず右端を見てもらうと, 一局あたりの pachi の平均 Loss が大きく異なることが分かる. α が大きいほど, 期待通り, 相手 (pachi) に間違えさせることができている. 自分の Loss もおそらく手加減の結果大きくなっており, 勝敗としてはそれほど大きな違いはない. つまり, 相手側から見れば, 「難しい局面を与えられたが結果的にはそれを乗り越えて勝つことができている」ということである. 逆に, α が小さければ, 「自分も相手も正しい手を多く打ち, 格調高い碁になった」と言えるかもしれない. どちらが好みなのかは人によるだろう. いずれにせよ, 統計量だけでの評価であるので, 今後の分析を要するところである.

5.2 一般的な誘導のアプローチ

局面評価式の設計ができた場合のより一般的な手順を図 12 に示すが, 実装には至っていない.

- (1) コンピュータの候補手を選定する. 選択可能な着手のうち, どの着手を候補手に選ぶかは難しい問題だが, 自然な着手かつ悪すぎない着手が好ましい. 例えば, LZprior 上位の着手のうち地合い差を顕著に落とさない着手が候補として挙げられる. 図 12 では, 候補手 A と候補手 B があったと仮定する.
- (2) 各候補手後の局面を LZprior に従って展開する. そのとき, 遷移確率が一定の値より大きい局面はさらに展開する. 遷移確率はコンピュータ側の着手確率は考慮せず, プレイヤの着手の選択確率の積により, 到達可能な各局面への遷移確率を求める. 図 12 では 0.4 を閾値とした.
- (3) 葉ノードの評価値を評価式に従って計算する. 評価値は囲碁の形勢の良さではなく, 好ゲームになりそうかを表す値であることに注意する.
- (4) 葉ノードの評価値から各局面の評価値を求める. コンピュータの着手は任意に選べるため, コンピュータ手番の局面はマックスノードである. 着手選択確率に従って確率的遷移すると捉えれば, プレイヤ手番の局面はチャンスノード (子ノードの加重平均) である.
- (5) 評価値最大の候補手をコンピュータの着手として決定する.

6. おわりに

本研究では, 好ゲームを演出するコンピュータ囲碁プロ

グラムの研究基盤として, 2つのトピックに焦点を当てた.

1つ目のトピックは好ゲームの要因分析であり, 人間の評価付き棋譜データを囲碁 AI で解析し, 取得した『最善手率』や『終局時のスコア差』のような一局の特徴量を用いて統計的分析を行うことで, 評価の高い対局の特徴を分析することを目的とした. 囲碁サイト『きのあ囲碁』の人間の評価付き棋譜データを 2823 局用いた分析の結果, コンピュータが相対的に弱いと評価が低くなること, コンピュータが投了した対局の評価は低いこと, その中では序盤以降かつ逆転の余地がなくなった場合に投了をすることで評価が上がりうることなどを示した.

2つ目のトピックは局面誘導である. 本研究では簡単な予備実験にとどまっているが, 人間の棋譜を学習した LeelaZero のネットワークを使うことである程度相手 (この実験では囲碁プログラム) を間違わせる局面やその逆に誘導できていることが示された.

今後は, 好ゲームのためのさらなる要因分析や, その結果を用いて実際に誘導を行うことなどを進めていきたい.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP20K12121 の助成を受けたものです. データ提供を頂いたきのあ囲碁株式会社山田元気様に感謝します.

参考文献

- [1] 池田心, Viennot, S.: モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形成の制御: 接待碁 AI に向けて, ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集.
- [2] Coulom, R.: Efficient selectivity and backup operators in Monte-Carlo tree search, CG'06, pp. 72–83 (2006).
- [3] KataGo: <https://github.com/lightvector/KataGo> (アクセス: 2023/01/20)
- [4] leela-zero: <https://github.com/leela-zero/leela-zero> (アクセス: 2023/01/26)
- [5] きのあ囲碁: <https://igo.qinoa.com/ja/> (アクセス: 2023/01/28)
- [6] Hsueh, C.-H. and Ikeda, K.: Playing good-quality games with weak players by combining programs with different roles, CoG 2022, pp. 612–615 (2022).
- [7] Ikeda, K., Viennot, S., and Sato, N.: Detection and labeling of bad moves for coaching Go, CIG 2016, pp.395–401 (2016).
- [8] Networks for kata1: <https://katagotraining.org/networks/kata1/> (アクセス: 2023/01/26)
- [9] Ogawa, T., Hsueh, C.-H., and Ikeda, K.: Improving the human-likeness of game AI's moves by combining multiple prediction models, ICAART 2023 (2023).