

9路盤囲碁における未来局面を用いた学習支援システム

王利鋒¹ 伊藤毅志¹

概要: 近年、十分に賢くなったゲーム AI を学習支援に利用しようとする研究が盛んになっている。一方、人間以上のパフォーマンスを示すゲーム AI の候補手をそのまま提示すると人間はその手を鵜呑みにしてしまうために学習の機会を奪ってしまう可能性がある。教えすぎても教えなさすぎても学習効果を低減することが示唆されており、このような問題はアシスタンスジレンマと呼ばれる。本研究では、十分に強くなった囲碁 AI を用いて、将棋における先行研究に倣って、未来局面を提示する支援手法について検討する。初心者の実験参加者に対して、「1手先提示」「5手先提示」「9手先提示」「提示なし」の4つの支援レベルの AI を用意して、学習時にそれを利用して3日間対戦させることによる学習効果を比較した。その結果、学習フェーズでは「1手先提示」のパフォーマンスが最も高く、次の一手テストの前後成績を比較すると、「5手先提示」の支援方法の有効性が示唆され、「1手先提示」では、成績が低下した。一方、「9手先提示」の学習効果はあまり見られなかった。

キーワード: 9路盤囲碁, 学習支援, 未来局面, アシスタンスジレンマ

A Learning Support System by Using the Future Position in 9 x9 GO

WANG LIFENG^{†1} TAKESHI ITO^{†2}

Abstract: In recent years, there has been a lot of research on the use of sufficiently smart game AIs for learning support. On the other hand, if a game AI with better performance than a human player is presented with a candidate move as is, the human player may take the move for granted and lose the opportunity to learn. It has been suggested that teaching too much or too little reduces the learning effect, and such a problem is called the assistance dilemma. In this study, using a sufficiently strong Go AI, we investigate an assistance method for presenting a future phase, following previous studies in Shogi. We prepared four levels of support for novice participants: "1-move ahead," "5-moves ahead," "9-moves ahead," and "none," and compared their learning effects by having them play against each other for three days during the learning phase. As a result, the performance of "1-move ahead" was the highest in the learning phase. Comparing the results before and after the next move test, the effectiveness of the support method of "5-move ahead" was suggested, and the performance of "1-move ahead" decreased. On the other hand, the learning effect of "9 moves ahead" was not significant.

Keywords: 9x9 Go, learning support system, future position, assistance dilemma

1. はじめに

近年、ゲーム AI は、人間のトッププレーヤを超えるほど十分に知的になっている。一方で、知的な AI を利用した学習支援システムの研究も行われるようになってきた。何をしてもよいかかわからないような初心者にとっては、AI による支援は助けになる。しかし、AI の示す手を直接教えてしまうと、学習対象であるプレイヤーは AI に依存してしまい、却って学習の機会を奪ってしまう問題点が指摘されている。したがって、教えすぎず適度な支援をする必要がある。このような教えすぎによる弊害は、アシスタンスジレンマと呼ばれている[1]。

これまでに、パズルやオセロなどを題材に教え過ぎない学習手法に関する研究が行われてきた[2][3]。二人で行う対戦型ゲームである将棋を題材とした研究では、本研究と同様の未来局面を表示する手法の研究が行われ、「9手先提示」>「5手先提示」>「支援なし」>「1手先提示」の順に学

習効果が見られ、直接的な支援である「1手先提示」は学習を阻害する結果が見られ、「9手先提示」の支援が最も効果的であることが示唆された[4]。

本研究では囲碁を題材として、未来局面による学習効果を調べる。囲碁は、ハノイの塔や将棋のように円盤や駒の位置が移動 (move) して、局面の状況が変化するゲームではなく、単調に石が加算的に増えていく (drop) ゲームである。このようなゲームであっても未来局面を提示する手法が有効であるかを検証する。

2. 関連研究

2.1 アシスタンスジレンマ

近年、知的学習支援システムは発展し、高度なインタラクティブ性を持つ支援システムが実現されるようになってきている。そのような中で、学習支援において、アシスタンスジレンマ(Assistance Dilemma)と呼ばれる問題が生じること

¹ 電気通信大学
The University of Electro-Communications

が指摘された。アシスタンスジレンマとは、高いレベルの支援によって学習者の問題解決の達成度を高める一方、学習目標を達成するという目標が疎かになるという問題である。その結果、問題解決時のパフォーマンスは向上する反面、学習効果は低減する。逆に、十分な学習支援がないと、学習者には問題を解くために学習が強く促されるが、問題解決時においてエラーが多発し、達成感が得られないために学習意欲が低減してしまう。すなわち、どこまで支援を提供し、どこから支援を保留するのかという支援バランスに関するジレンマが生じる。適切な支援が提供できれば、問題解決の志向を活性化し、学習の効率を高めることが期待される。

図1は、その関係を図にしたものである。横軸は支援のレベルを表しており、縦軸は学習効果と問題解決時のパフォーマンスを表している。実線は支援のレベルによる学習効果であり、点線は問題解決時のパフォーマンスである。支援が高くなるに従って、問題解決時のパフォーマンスは上昇するが、過度な支援をすると学習効果は下がってしまう。ちょうど中間の適切な支援が求められる。

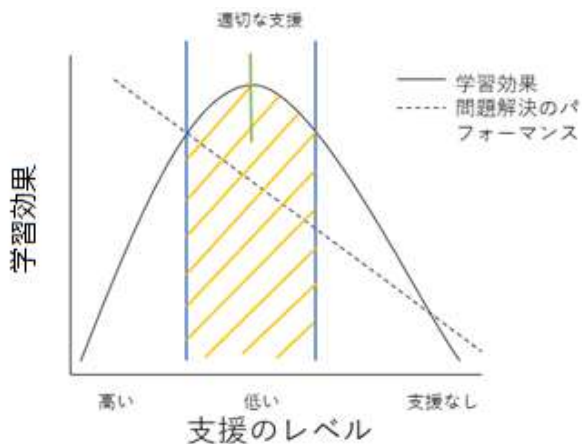


図1 支援レベルと学習効果の関係

Figure 1 Relationship between supporting level and learning effect

この問題は、コンピュータによる支援技術が成熟して初めて顕在化してきた問題であり、近年ゲームAIが人間を超えるほどのパフォーマンスを示すようになった昨今、ゲームAIを用いた学習支援においてもこの問題を考慮する必要があると考える。

2.2 未来局面を用いた学習支援システムに関する研究

2.2.1 未来局面を用いたハノイの学習支援

三輪らは、ハノイの塔を題材として、1時間ほどの時間をかけて問題解決方略の学習をさせる実験を行った。三輪らの実験では、6枚の円盤の問題を用いた。実験の初期フェーズで、参加者は円盤の動きの制約と実験システムの使い方を学びさせた。学習フェーズでは、現在の状態から目標状態に至る最短手をたどる経路における「支援なし」

「1手先の状態」、「5手先の状態」、「9手先の状態」を支援情報として提示する。この4つの実験条件から1つの支援方法を選び、さまざまな6つの円盤のハノイの塔の問題を制限時間40分で解決させた。1つの問題が完了すると、同じ問題が出現する。学習フェーズの後、実験参加者が支援情報なしでテスト問題を解決する事後テストを実行させた。

実験の結果として、学習フェーズ中のパフォーマンスは、「1手先提示」>「5手先提示」>「9手先提示」>「提示なし」であった。各ステップにおいて要する時間は、「5手先提示」>「9手先提示」>「1手先提示」>「提示なし」という順で長かった。しかし、学習フェーズ後のポストテストの成績は、「9手先提示」>「5手先提示」>「提示なし」>「1手先提示」の順になった。この結果、最も支援のレベルの高い1手先の教示は学習の効果を低減させることが示された。

アシスタントジレンマは、認知的負荷の関数としての学習効果の最適なポイントを仮定している。サポートレベルが上がるにつれて、問題解決のパフォーマンスが徐々に向上する。学習効果は特定のサポートレベルで最大に達し、パフォーマンスが減少する。高レベルのサポートが参加者の問題解決という目標への達成度を高め、問題解決のパフォーマンスを促進するが、学習目標を達成する優先順位を下げ、学習効果を低下させるということが示された。逆に、支援なしでは参加者は課題解決することが極端に困難になるため、学習目標の達成をあきらめてしまい、逆に学習効果を低下させてしまう。

2.2.2 候補手を用いたオセロの学習支援

三輪らはハノイの塔のような明確な正解手順がある一人ゲーム(パズル)に対して、適当な未来局面を提示する支援方法が学習効果を促すことを示したが、対戦相手が存在するような対戦ゲームに提示する支援方法の効果についてはまだ検証していなかった。水野らはオセロを題材として、その効果を検証した[7]。

水野らの実験では、2つの実験を行った。実験1は、プレテスト、学習フェーズ、ポストテストという3つのフェーズからなる。プレテストでは、被験者に支援なしのオセロ課題を取り組ませ、成績が均等になるように「支援なし条件群」、「最善手条件群」と「3手候補条件群」という支援レベルを調整した3つの群に実験参加者を割り振った。学習フェーズでは、それぞれの群の支援レベルのシステムを用いて12回のオセロ課題に取り込ませた。ポストテストでは、プレテストと同じく、支援なしのオセロ課題を実施した。実験の評価として、盤面支配率と1手当たりの平均時間という2つの指標を用いた。その結果、盤面支配率に関しては、学習フェーズでは「最善手条件群」>「支援なし条件群」>「3手候補条件群」という順になり、最善手条件群が有意に高い結果となった。しかし、ポストテストでは「支援なし条件群」>「最善手条件群」>「3手候補条件

群」の順で好成績であったものの有意差は見られなかった。1 手当たりの平均時間では、プレテストとポストテストでは同様に「最善手条件群」 \geq 「支援なし条件群」 \geq 「3 手候補条件群」の順になったが、有意差は見られなかった。一方、学習フェーズでは、「最善手条件群」 \geq 「3 手候補条件群」 \gg 「最善手条件群」となり、最善手条件群だけ有意に短かった。しかし、学習前後の、過剰支援における学習効果を減衰する仮説を支持する結果は得られなかった。これは、学習フェーズが短かったことが影響を与える可能性がある。

そこで、実験 2 では、学習フェーズを 2 週間かけて毎日 3 回のオセロゲームを行わせるという形にして長期間の学習フェーズを用意することにした。学習効果を比較するために、「支援なし条件群」と「最善手条件群」の 2 つの群についてのみ、実験 1 と同様の実験を行った。その結果、「最善手条件群」が学習フェーズにおいて、盤面支配率が有意に高くなり、1 手当たりの平均時間が有意に低くなった。ポストテストでは「最善手条件群」の盤面支配率が有意に低くなった。この結果は過剰支援における学習効果が低減するという仮説を支持するものとなった。

2.2.3 未来局面を用いた将棋の学習支援

伊藤らは、十分に強くなった将棋 AI を題材として、三輪らの研究を受けて、将棋における初心者向けの学習支援手法について検討した[4]。将棋のように合法手が多く、駒の複雑な移動のあるゲームでは、初心者にとって正確な先読みは難しい。また、ルール上選べる手が多いので次の一手を選ぶこと自体も難しい。適切な考える手段を提供することは、初心者の意思決定において有効であると考え。一部の既存の将棋 AI では、先読み表示機能があり、候補手とその読み筋を評価値とともに提示することができる。この機能は初心者にはかなり役立つと考えられるが、直接的な手の表示は、学習者の思考機会を奪うだけでなく、この支援機能に依存してしまいかねない。そこで、将棋というゲームの性質に着目し、オセロのような候補手を提示する手法ではなく、ハノイの塔の研究のように数手先の未来局面を表示させることによって、どのようにその局面になるのかを先読みさせることで、手の意味を考えさせる手法を提案した。将棋においては、正確な先読みを行うことが将棋プレイヤーにとって重要であるからである。

この研究では、将棋 AI の自己対戦によって生成される未来の局面を学習者に提示することにより、初心者の学習を促進するシステムを提案した。具体的には、支援の直接性の高い順に「1 手先提示」、「5 手先提示」、「9 手先提示」、「支援なし」の 4 段階の支援を用意した。実験の手順は以下のように行った。「実験前のアンケート」「プレテスト」「3 日間の学習フェーズ」「実験後アンケート」「ポストテスト」

実験前の事前アンケートでは、将棋の駒の動き、将棋の

ルールの確認、攻撃や防御の典型的な戦型に関する質問を含めて、実験参加者の将棋に対する知識を問う問題である。将棋に詳しくすぎず、逆に駒の動きも知らないようなプレイヤーは実験に適さないと判断され、以降の実験には参加させなかった。学習前のプレテストでは、参加者にオンラインで 20 の問題に回答するように依頼し、その正解率を評価した。これらの次の一手の問題には、アマチュア初心者のための 6 つの選択肢が含まれている。すべての問題の候補手は、十分に強力なコンピュータ将棋 AI を用いて評価されており、各問題の最善手と他の候補手との間には、十分な評価値の差があることが確認されている。つまり、ほぼ唯一の回答になるという問題であった。学習フェーズでは、事前テストに回答した実験参加者には、将棋 AI に「1 手先提示」、「5 手先提示」、「9 手先提示」、「支援なし」のいずれかの支援方法のあるシステムが与えられた。実験参加者は、1 日約 2 時間、このシステムを用いて将棋をプレイするように指示された。事前アンケートとプレテストの結果に基づいて、得られた成績の平均に偏りがないように、参加者は各条件群に割り当てられた。ポストテストでは、プレテストと同じ 20 の問題が提示順をランダムに替えて表示された。

その結果は、学習フェーズでの対戦ソフトとの勝率は「1 手先提示」 $>$ 「5 手先提示」 $>$ 「9 手先提示」 $>$ 「提示なし」の順番になったが、学習前後のテストの成績において、「9 手先提示」 $>$ 「支援なし」 $>$ 「5 手先提示」 $>$ 「1 手先提示」の順で成績の伸びが見られた。以上の実験結果から、「9 手先提示」の支援手法の学習に対する有効性が示されると同時に、逆に「1 手先提示」は学習効果を低減することが示された。

3. 未来局面提示システム

3.1 設計方針

囲碁は、ハノイの塔や将棋のように円盤や駒の位置が移動するゲームではなく、「石を取る」という手がなければ単調に石が加算的に増えていくゲームである。将棋では数手先の未来局面を提示すると、学習者はどうしてその局面になったかを考えなければならない。しかし、囲碁で同様に数手先の局面を提示すると、提示した局面の中に自身の手が入っており、あとはその順番を考えるだけとなる。このような違いが未来局面の支援の学習に対する効果の違いを与えることが考えられる。

本研究では、将棋の研究と同様に未来局面を自動的に出力するシステムを作り、ゲーム AI と対戦できるプラットフォームを実現する。したがって本研究で行う支援システムとしては、「1 手先提示」、「5 手先提示」、「9 手先提示」、「提示なし」という 4 つの支援レベルのシステムを構築していくこととなる。

3.2 使用する囲碁 AI

KataGo は、ニューラルネットワークとモンテカルロ木探索 (MCTS) を使用し、自己対戦によりトレーニングデータを生成して学習する強力なプログラムである[5]。本研究では、KataGo の強力な計算力を利用し、未来局面を表示する。

3.3 システム概要

未来局面生成システムの概要を、図 2 に示す。学習者は Lizzie という GUI を用いて[6]、囲碁の局面と手のやり取りをする。また、対局と未来局面を表示するために用いる囲碁 AI として、十分に強い KataGo を用いる。対局中に学習者が一手打つと、その情報は GUI を通して対局部に送られる。対局部では KataGo が手を考え、次の一手を返す。同時にその手は未来局面生成部に送られ、また KataGo で N 手先の未来局面が生成され、次の一手とともに未来局面を表示する。図 3 は、対局において KataGo が考える 5 手先未来局面を表示している 5 手先支援の表示例である。左下の小さい盤面が 5 手先の局面を表している。

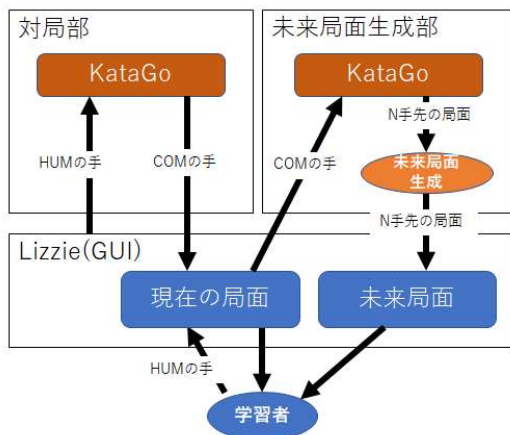


図 2 システム概要

Figure 2 System overview

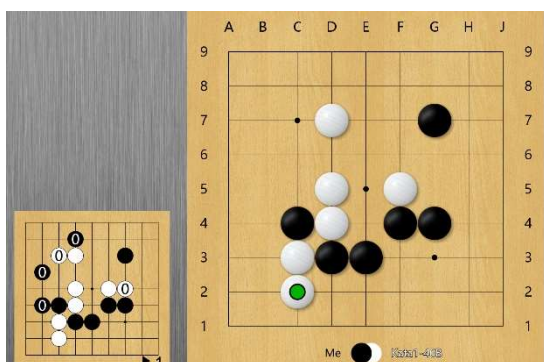


図 3 5 手先支援の学習者への画面表示例

Figure 3 An example of display for learners with 5-moves ahead support

未来局面を提示する学習支援方法で学習者に教えすぎないことと見やすさという 2 つの観点から、小碁盤にゲーム AI が自己対戦で生成した未来局面の石を固定の数字を

付与することで表現した。手順を示してしまうと、次の一手と同等の支援になってしまう。ここでは数字“0”を付与することで、現在の局面と未来局面の差分をわかりやすくし、手順を考えさせることにした。今回の実験に利用する KataGo は、自己対戦を行う時、一回の計算時間または計算量を制限しないと、延々と計算をし続ける。そこで、KataGo の OpenCL 版を利用するために、実験に用いるハードウェアの性能を調整し相応の GPU のあるマシンで 1 回の計算量を 400 に制限することで、囲碁 AI 側と未来局面を提示するための時間を概ね 2 秒以内に収めることができた。

4. 評価実験

4.1 目的

囲碁の未来局面生成システムを用いて、適切な支援バランスについて検証する。具体的には、「1 手先提示」「5 手先提示」「9 手先提示」及び、「支援なし」のタイプの学習支援システムを被験者に提供し、学習効果を調べる。

4.2 実験参加者

実験では、囲碁のルールを知っている程度の初心者（電気通信大学の学生 16 名）を対象として、支援タイプにより 4 群（「1 手先提示」「5 手先提示」「9 手先提示」「支援なし」）に分けた。

4.3 実験手順

(1) 囲碁の初心者教材の学習と知識を問うテスト

実験参加者に囲碁のルールと基本知識を確認させ、最低限の知識が身についているかを確認するテストを行った。日本棋院のホームページの中の「楽しい囲碁入門」から、「囲碁の打ち方/勝負のつけ方」の全部の 6 つの単元と「対局ルール」の終局の部分进行学习させた[7]。

学習が終わったら、学習した内容に関するテストを受けさせた。テストでは、「地の問題」、「呼吸点の問題」、「着手禁止点の問題」、「コウの問題」、「勝敗と目数の計算」という 5 つの単元で構成され、各単元はそれぞれ 5 つの問題があり、合計 25 問のテストとなっている。80%以上の正確率があれば一通りルールを知っている初心者であると見做すこととした。学習後このテストを受けさせたが、実験参加者全員が 1 回でこのテストに合格した。また、間違えた問題はすべて実験参加者に提示して、なぜ間違えたのかを良く理解させるように努めた。

(2) プレテスト

プレテストで用いる問題は、囲碁における九路盤の次の一手テストで、すべての問題はウェブ上で収集した棋譜に基づいており、図 4 のように AI を用いて 4 つの候補手から選択させる問題とした。すべての問題は KataGo によって分析されており、すべての問題の選択肢は最善手以外の候補手はすべて勝率が 20%以下になるものとした。実験で用いたすべての問題は、付録に載せてあるので参照されたい。

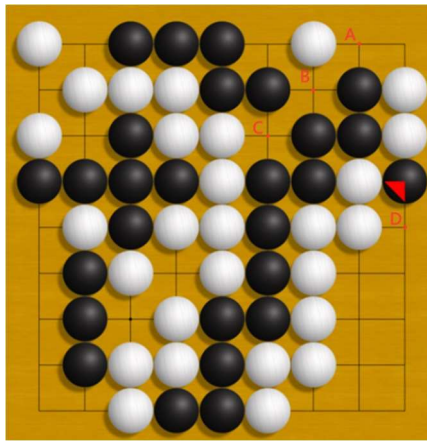


図4 次の一手テストの問題の例

Figure 4 Example of the following one-handed test problem

(3) プレ対局

オンライン囲碁対局サイトの OGS (<https://online-go.com/>) による AI 対戦機能を利用する。実験参加者に AmiGo と 5 回対戦させ、その対局の棋譜を保存する。

AmiGo は、ソースコードが最初に公開された囲碁 AI の 1 つである。これは、1983 年に Stoney Ballard で作成され、USENET に投稿された Pascal プログラムであり、1989 年に Todd R. Johnson が C と Amiga に移植された。AmiGo は、最近の AI と比べれば、十分に弱い。初心者の対戦相手として適切であると考えた。

ここまでのプレテストとプレ対局の結果を集計し、実験参加者を成績順にソートする。そして、4 つのグループに、成績の偏りが無いように、実験参加者を割り振った。

(4) 学習フェーズ

ここでは支援システムを利用した対局を、1 日 2 時間の学習を 3 日間行わせる。4 群にわかれた実験参加者には、それぞれに異なる支援レベルの学習支援システムを配布した。実験参加者には 1 日 2 時間、合計 3 日間 KataGo との対局を行わせ、学習するように促す。また、それ以外の囲碁の学習を禁止し、実験参加者群でプレイヤーの学習に偏りが出ないように注意した。

(5) ポストテスト

学習フェーズ終了後なるべく早く（翌日か長くとも 2 日以内）に、大学に来るようにして、プレテストの問題の表示を任意の方向に 90 度傾けた同じ問題について提示順をランダムに変更して行わせた。

(6) ポスト対局

プレ対局と同じ AmiGo と対戦させて、その勝敗と棋譜を記録した。

5. 結果と考察

5.1 学習フェーズにおけるパフォーマンス

学習フェーズにおける各グループの勝利数と対局数、及

び勝率を表 1 に示す。

表 1 学習フェーズの勝利数と対局数

Table 1 Number of wins and games in the learning phase

支援内容	勝利数	対局数	勝率
1 手先提示	48	286	16.8%
5 手先提示	2	236	0.8%
9 手先提示	1	333	0.3%
支援なし	1	465	0.2%

これを見ると、「1 手先提示」の支援の勝率が最も高く、他のグループの勝率は「5 手先提示」>「9 手先提示」>「支援なし」の順に勝率が低かった。また、対局数は「支援なし」>「9 手先提示」>「1 手先提示」>「5 手先提示」の順に多かった。対局数が多いということは、1 日のプレイ時間は 2 時間と限られているので、1 日あたりの対局数が多いということになり、必然的に 1 手あたりの平均思考時間が短くなる。すなわち「支援なし」<「9 手先提示」<「1 手先提示」<「5 手先提示」という 1 手あたりの平均思考時間ということになる。

5.2 学習前後の成績の比較

支援レベルに対する次の一手テストの点数の変化を図 5 に示す。成績の向上が「5 手先提示」>「支援なし」>「1 手先提示」>「9 手先提示」の順に高いことが示された。すべての群で成績の向上が見られたが、「9 手先提示」の成績向上が最も小さかった。これは 9 手先の提示では初心者にとっては支援が弱すぎたことが考えられる。また、「1 手先提示」は過剰な支援であり、こちらも学習効果が低かったことが考えられる。一方で、「5 手先提示」は、成績の向上が最も顕著であったことから、初心者にとって適当なレベルの支援であったために学習効果を促すことになったのではないかと考えられる。

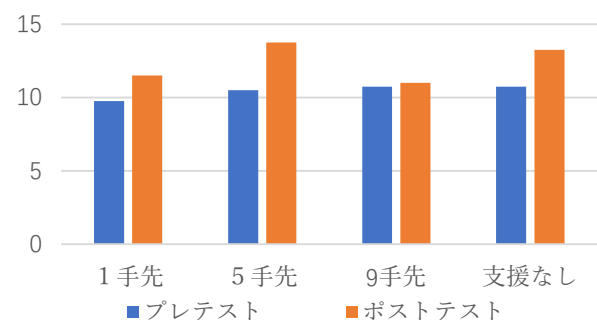


図 5 支援レベルに応じた学習前後の平均点数

Figure 5 Average score before and after learning for each support level

また、支援レベルに対する対戦テストの勝率の変化を図 6 に示す。これを見ると、勝率の向上が「5 手先提示」>「支援なし」>「9 手先提示」>「1 手先提示」の順に低くなっ

たことが確認された。概ね次の一手テストと同様の結果であったが、「1 手先提示」の成績が最も悪く、唯一勝率が下がった支援であった。この結果は、過剰な支援が学習効果を低減させる可能性を示唆している。これは、将棋を題材とした先行研究の結果とは若干異なっている。理由の一つとしては、対戦相手として用いた KataGo が強すぎ「1 手先提示」支援でも 16.8%程度しか勝てなかったことが挙げられる。

「1 手先提示」支援は、本来教えすぎなのであるが、それでも勝ち越せなかったため、学習者にとっては十分な支援になっていなかった可能性がある。また、それ以外の支援では全く勝てていないので、「5 手先提示」「9 手先提示」「支援なし」は支援として弱すぎた可能性がある。それでも「5 手先提示」が最も学習効果が高かったことを考えると、囲碁の初心者にとって、「9 手先提示」の支援は難しくすぎて、「支援なし」よりも却って邪魔になっていた可能性がある。これは、囲碁の未来局面では、すべての未来の石を順序不明で表示されているため、将棋に比べてその手順を推論することが却って難しかった可能性がある。

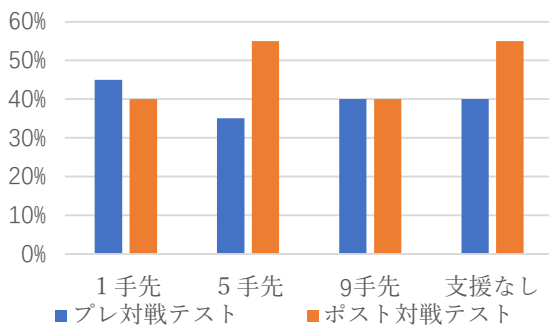


図 6 支援レベルに応じた学習前後の対戦勝率

Figure 6 Winning rates before and after learning for each support level

将棋と囲碁の認知研究の比較で、将棋では、上級者ほど視線が動かなくなるに対して、囲碁では、上級者ほど視線が大きく動き盤面全体を広く見ることが指摘されている。これは、将棋は先を読むゲームであるため、上級者ほど視線が動かなくなり、囲碁は石の形に意味を見出すゲームであるため、上級者ほど視線が動くことが示唆されている[8]。石がたくさん置かれた未来局面を見せても、初心者にとってはそこに意味を見いだせないため、「9 手先提示」だと情報が多すぎて理解が追いつかないのかも知れない。一方で、「5 手先」提示する方法は初心者にとっては適量な情報量であり、自分自身の思考で最適な次の一手を選ぶための思考を行うことができるため、学習効果を促したのではないかと考えられる。

今回の実験では、囲碁においても将棋と同様に「1 手先提示」はあまり学習効果が高くなく、「5 手先提示」が最も

良い学習効果が得られる支援レベルであったことが確認された。適度な支援レベルを提示することの有効性は示された。一方で、「9 手先提示」の学習効果が低かった。情報量の多い中途半端に弱い支援は、時に学習を阻害する可能性も示唆された。実験条件として、学習フェーズの対戦 AI が強すぎたために、「1 手先提示」しか学習時のパフォーマンスに明確な影響を与えなかった。このことは、学習時のモチベーションにも影響を与えていることが考えられる。

6. おわりに

本研究では、将棋の未来局面支援に倣って、囲碁 AI の KataGo を用いて未来局面を表示する支援システムを構築した。また、その支援の強さに応じて 4 つの支援レベル「1 手先提示」「5 手先提示」「9 手先提示」「支援なし」を用意して、その学習効果を調べる評価実験を行った。

その結果、「5 手先提示」の支援が囲碁初心者にとって、最も学習効果が高くなる可能性が示唆された。また、「1 手先提示」「9 手先提示」の支援は学習効果が低くなった。この結果は、囲碁の加算的な石の配置というゲームの特性が影響を与えている可能性も考えられるが、学習フェーズで対戦相手に用いた KataGo が学習意欲に影響を与えてしまった可能性も否定できない。

今後は、学習フェーズである程度学習意欲を維持できる適度な対戦相手を用意することで、今回と同様の実験結果になるのかを確認していきたい。

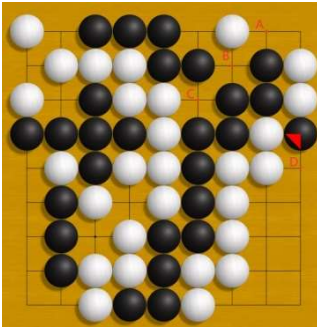
謝辞 本研究は JSPS 科研費 18H03347 の助成を受けたものです。

参考文献

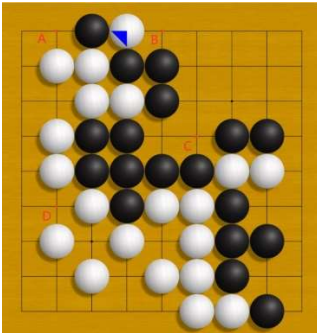
- [1] 三輪和久: 学習の科学と光学の協同—アシスタンスジレンマから学習効果減衰仮説を巡って—, 人工知能学会誌, 30-3, pp. 273-276 (2015).
- [2] Miwa, K., Terai, H. and Nakaike, R.: Tradeoff between problem-solving and learning goals: Two experiments for demonstrating assistance dilemma, 34th Annual Conference of Cognitive Science Society, pp.2008-2013 (2012).
- [3] Miwa, K., Kojima, A. and Terai, H.: An experimental investigation on learning activities inhibition hypothesis in cognitive disuse atrophy, 7th International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications, pp.66-71 (2015).
- [4] Ito, T.: Game Learning Support System based on Future Position, ICGA Journal, vol.40, no.4, pp.450-459 (2018).
- [5] David J. Wu, Accelerating Self-Play Learning in Go, AAAI-20 Workshop on Reinforcement Learning in Games, arXiv: 1902.10565v5 [cs.LG] 9 Nov.(2020).
- [6] Lizzie-improvements: <https://github.com/hope366/Lizzie-improvements> (2022 年 2 月 21 日最終アクセス)
- [7] 日本棋院「楽しい囲碁入門」, <https://www.nihonkiin.or.jp/teach/lesson/> (2022 年 2 月 21 日最終アクセス)
- [8] 高橋克吉, 伊藤毅志, 村松正和, 松原仁: 次の一手問題を用いた囲碁プレイヤーの局面認識についての分析, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.12, pp.3796-3805 (2011).

付録 プレテストで用いた問題集

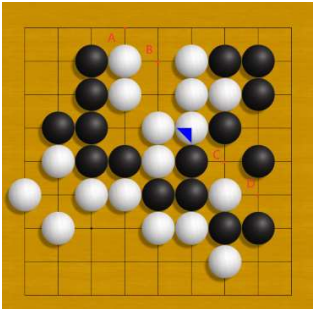
1. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



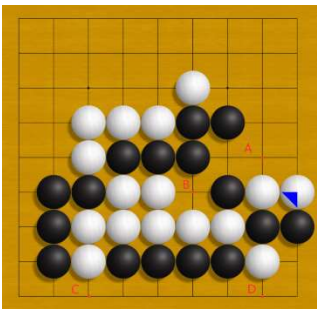
2. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



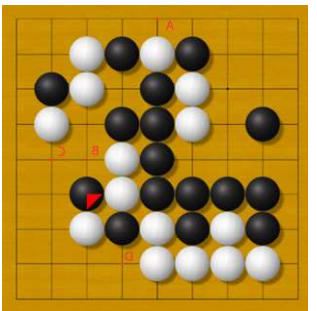
3. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



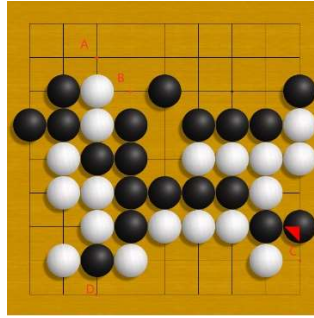
4. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



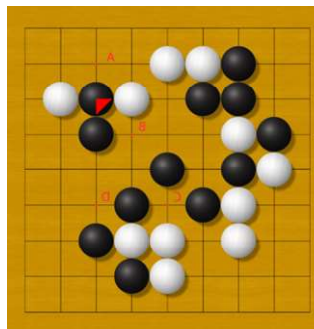
5. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



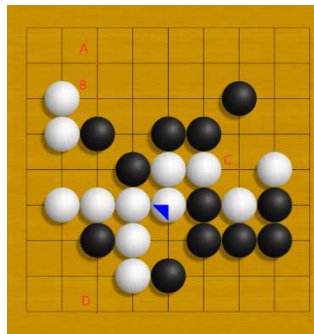
6. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



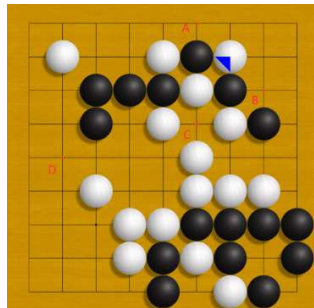
7. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



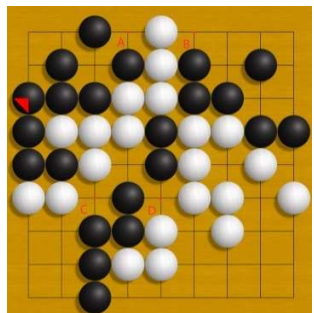
8. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



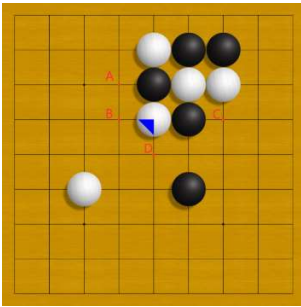
9. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



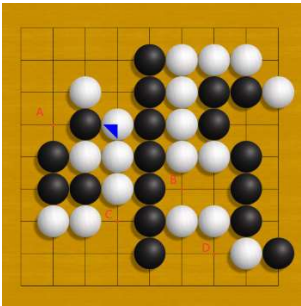
10. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



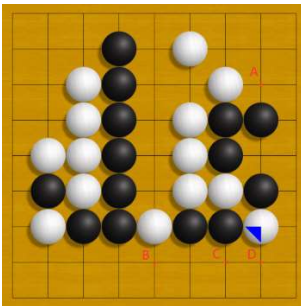
11. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



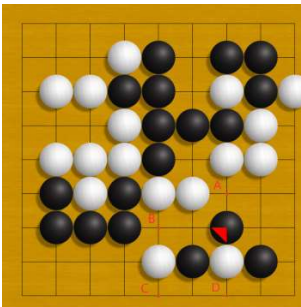
12. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



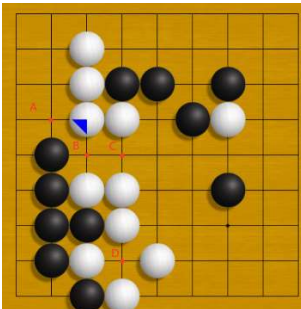
13. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



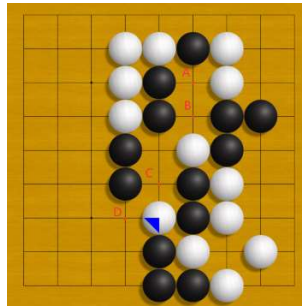
14. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



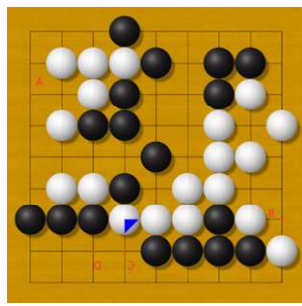
15. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



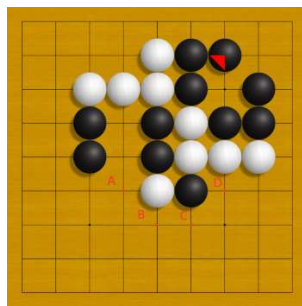
16. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



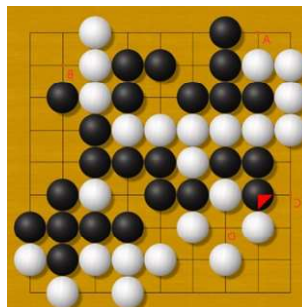
17. 黒番です。最善の次の一手を選んでください。



18. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



19. 白番です。最善の次の一手を選んでください。



20. 白番です。最善の次の一手を選んでください。

