

# プレイヤーの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価

仲道 隆史<sup>1,a)</sup> 伊藤 毅志<sup>1</sup>

受付日 2016年2月19日, 採録日 2016年9月6日

**概要:** ゲームの熟達支援システムの実現において, 対局中にプレイヤーの技能に合わせて不自然でなく弱く指す AI が重要な役割を持っている. しかしながら, プレイヤーの技能に動的に合わせる将棋 AI は実現しておらず, 弱く調整した将棋 AI に生じる不自然さも問題とされながら定量的には評価されていない. そこで本研究では, 不自然でなく動的に弱く指す将棋 AI の開発を目標に, ゲーム木探索によって局面の評価値を 0 に近づける着手を選択する手法を提案した. さらに, この提案手法を導入した AI を 3 つの実験から評価した. はじめに, 探索の浅い AI との対局実験では提案 AI の勝率を調整する能力を評価した. 次に, 初心者と経験者による対局実験では, 実験参加者に思考を発話させながらすべての AI の着手を評価させ, 提案手法を導入した AI とそうでない AI での悪手検出率を比較した. 最後に, インターネット上での対局実験では, 提案 AI によって強さを合わせられるプレイヤーの幅を分析した. これらの実験の結果, 初心者から級位者の勝率と強さの主観評価において, 提案 AI は適度な強さだと示された. さらに提案 AI は既存 AI と比較して悪手を多く生成するが, その悪手検出率は初心者の場合には 5% を下回ることが分かった.

**キーワード:** コンピュータ将棋, 学習支援, 自然に弱く指す AI, 人間らしさ, 指導将棋 AI

## Proposal and Evaluation of System of Dynamic Adapting Method to Player's Skill

TAKAFUMI NAKAMICHI<sup>1,a)</sup> TAKESHI ITO<sup>1</sup>

Received: February 19, 2016, Accepted: September 6, 2016

**Abstract:** Game playing AI which can adjust its skill level dynamically for each opponent player without artificiality has important role in implementing computer-assisted instruction system for game playing. However, the existing methods cannot adjust the skill level of a Shogi program dynamically. In addition to this problem, artificiality with Shogi program made for weak players has not been measured quantitatively. Therefore, the present paper reports on a novel method for dynamic adjustment of the skill level of a Shogi program for each opponent player without artificiality. This method calculates and selects a move which approximates evaluation value of position to zero by game tree search and evaluation value function. Furthermore, this proposed method was evaluated by three experiments. First, ability for winning rate adjustment of the proposed method was evaluated by matches with weak game playing AI. Second, think aloud data and the subjective evaluations of all moves were gathered by matches with novice and person with experience. We compared detection rates of the proposed and existing AI. Finally, the range of players whom strength was matched with proposed AI was confirmed by matches on internet Shogi server. From results of these experiments, proposed AI was shown as proper strength for novice to kyu-players by winning rate and subjective evaluation. In addition, proposed AI makes bad moves more than existing AI, nevertheless, its detection rate of bad moves were lower than 5% for novice players.

**Keywords:** computer Shogi, computer-assistant system, adaptive opponent AI, believability, tutoring Shogi AI

### 1. はじめに

対戦相手としてのゲーム AI は, 現在多くのゲームでプロレベルに迫っている. 1997 年には IBM による Deep Blue

<sup>1</sup> 電気通信大学  
The University of Electro-Communications, Chofu, Tokyo  
182-8585, Japan  
<sup>a)</sup> nakamichi@minerva.cs.uec.ac.jp

がチェスチャンピオンの Garry Kasparov に勝利し、2013 年には第 2 回将棋電王戦において、プロ棋士 5 人に対してコンピュータ将棋が 3 勝 1 敗 1 分と勝ち越したことはよく知られている [1], [2]。また、強くすることが困難であると思われてきた囲碁の分野でも、Google 傘下の AI の開発グループが作ったアルファ碁が 2016 年 3 月にイ・セドル九段に 4 勝 1 敗と勝ち越して衝撃を与えた [3], [4]。また、チェス AI においては 2009 年に行われたグランドマスタトーナメントの Mercosur Cup に、スマートフォンに搭載された Pocket Fritz 4 が出場し、グランドマスタを抑えて 10 戦 9 勝 1 敗の戦績を取っている [5]。このように家庭用 PC だけでなく携帯端末上の動作でも思考エンジンが十分に強くなっており、これらの「強く指す AI」を用いてアマチュアレベルのプレイヤーを対象とした練習相手や熟達支援のための開発が求められている。

コンピュータを用いた熟達支援の研究は、古くから Computer Assisted Instruction (CAI) 研究で行われてきたが、ゲームを題材とする学習支援システムの研究も行われている。飯田はゲームを題材とする計算機による教授戦略とプロ棋士の教授戦略を比較し、ゲームでの指導の特異な点を指摘している [6]。たとえば Burton らのシステムではシステムは最善手を提示し、ユーザが悪手を指すたびにゲームを中断して候補手や最善手を提示している [7]。この方法は市販の将棋ソフトである激指でも利用される熟達支援法ではある [8]。しかしながら飯田は「たとえ偶然であっても好手や絶妙手を助言なしで発見し、しかも勝利を得るならば、学習者はゲームへの関心をさらに高める」として、教授システムは隠れた存在であるべきとしている。また、ユーザに悟られずに負けるためには、指導者は必ずしも最善手を指す必要はなく、不自然でない悪手を指すことが有効だとしている。

これらの理由から、指導用対戦相手 AI には、ユーザが不自然と感じない程度の悪手を指す、「自然に弱く指す AI」が求められている。「弱く指す AI」の研究は、対戦して楽しいゲーム AI の実現を目的として近年注目されているが、「強く指す AI」の研究ほどには成熟していない。たとえばオセロではユーザに合った対局者 AI を作成する手法が提案されているが、問題空間や評価関数の複雑さの制限から、将棋に転用することはできていない。将棋においては探索の深さの調整などヒューリスティックな手段で「弱く指す AI」を作成する方法が商業的には行われているが、弱くしたとき特有の不自然さの問題が指摘されている [8]。

この不自然さは「形が悪い手」「流れを損なう手」「明らかに損をする手」「高度すぎる手」に分類されている。特に形が悪い手や明らかに損をする手は、「悪手」と呼ばれる自分自身を不利にするような悪い手であり、これをユーザに認識された場合には、隠れたシステムとして手を抜いていたことも気づかれてしまい、不快感を与えてしまう。この

ような不自然な悪手がどのようなプレイヤーにどれだけ感じられるのかについて、これまで定量的な調査は行われていないが、ユーザによる悪手の検出率は、その AI の自然さを測る 1 つの指標として有効と考えられる。

本研究では、「自然に弱く指す AI」を実現する手法として、プレイヤーの技能に動的に合わせる手法を提案し、以下の 3 つの実験から評価を行う。第 1 に、AI との対戦実験を行い、提案アルゴリズムを加えた AI (以下、提案 AI と呼ぶ) の勝率がどの程度変化するか検討する。第 2 に、初心者と経験者のプレイヤーを対象に、提案 AI を含む 3 種類の AI と対局させる。このとき、着手を毎回評価させながら思考過程の発話を行わせ、ユーザの悪手検出率から自然さを評価する。第 3 に、インターネット対局場での対戦結果と強さの主観評価より、提案 AI を適用できるプレイヤーの幅を分析する。

## 2. 棋力を動的に調整する手法

### 2.1 動的に調整する将棋 AI の意義

ユーザの棋力にちょうど良い強さの AI は、前述のとおり学習支援を目的とした指導 AI の実現において欠かせない副目標である。現在、ユーザの棋力に合った対戦相手を用意する方法は、用途に合わせていくつか存在する。インターネット対局場では、対戦ごとの勝敗からプレイヤーの強さを<sup>\*1</sup>レーティングとして算出し、同じ強さの対戦相手を割り当てている。この方法では、レーティング収束まで対戦しなければならないほか、計測した集団に依存するという問題がある。そのため市販の将棋ソフトでは、自己申告によって強さを設定しているが、自己申告の精度が問題となるため、複数の強さの AI と戦い、適切なレベルを探る必要がある。

また、棋力を測るための対局回数に加えて、弱く指す AI を用意すること自体の難しさも課題となる。将棋の棋力を下げる研究においては、オープンソースプログラムの Bonanza を利用した場合に、探索の基準の深さを 1 に設定しても、レーティング 824(1-dan) の強さになることが分かっている [9]。それ以上弱い初心者に合わせた AI は用意されていないことや、序盤は定跡どおりに指しながら、中盤以降は評価値の最も悪い手を選んで駒をタダで渡すといった方法が実装されていることもあり、初心者の技能に

<sup>\*1</sup> レーティングはプレイヤーの強さの指標であり、各自のレーティングが勝敗によって増減する。81Dojo と将棋倶楽部 24 間では対応表が提供され、一方の対局場のレーティングからもう一方でのレーティングを予測できる [81Dojo Rating System | [http://81dojo.com/documents/Rating\\_System](http://81dojo.com/documents/Rating_System)]。コンピュータ将棋の対局場である floodgate でも、ベンチマークプレイヤーとして gpsfish\_normal\_1c という AI をレーティング 2800 で固定しており、AI を登録することでレーティングを計測できる [コンピュータ将棋対局場 | <http://wdoor.c.u-tokyo.ac.jp/shogi/index.html>]。本稿では、レーティングを表記する際に、81Dojo での級位を併記する。たとえば将棋倶楽部 24 レーティングで 824 の場合、824(1-dan) と表記する。

合わせる方法が確立されていない。これら2点の理由より、対局中にユーザと同程度の悪手を指すことができるようにAIを動的に調整する手法が必要とされているが、これまでの将棋AI研究においては、実現されていない。

## 2.2 将棋AIとしての設計方針

ユーザの技能に動的に調整する方法を一望したうえで、将棋に拡張するときの問題をあげる。まず、ユーザの技能に動的に合わせるAIには、ユーザの評価関数を予測して同程度の悪手を返す方法と、局面の形勢を均衡に保とうとする方法の2つがあった。前者には、オセロで用いられる方法が含まれる[10], [11]。上田らの方法では遺伝的アルゴリズムによって複数の強さのAIを生成し、李の方法では特徴のON/OFFによって複数のAIを作成し、それぞれユーザの着手やその評価値に一致するAIを選択する。これらはどちらもユーザの着手を予測するために20局ほど事前に対局する必要があるほか、将棋AIの評価関数は機械学習で調整された億単位のパラメータで構成されるため、オセロのように特徴のON/OFFで表現することが困難だという問題がある[12]。

後者には、池田によるモンテカルロ碁による接待アルゴリズムがあげられる[8]。この方法は、対局中に形勢を均衡にする手を選ぶために事前の学習を必要とせず、2段以上や初段付近、3級以下などの異なる層のプレイヤーに対して、AIの勝率を下げられることが示されている。しかしながら、将棋ではモンテカルロ木探索が有効でないため、十分に強く指すAIを用意できないという問題がある。関らはこの将棋におけるモンテカルロ木探索の特性を分析している[13]。この中で関らは、終盤の詰みが絡むような「明確な」局面において間違いやすいことを、評価関数を利用した探索と比較してモンテカルロ木探索を用いるAIが大きく劣る棋力しか得られていない理由としてあげている。

## 2.3 提案アルゴリズム

上述のように、将棋では対局中に対戦相手の評価関数を推定、あるいは模倣する方法は困難である。そこで、モンテカルロ碁による接待AIでは勝率が50%になる手を選ぶことで形勢の均衡を保っていたように、候補手集合の中で指したときの局面評価値が最も0に近づく手を選択することで、形勢の均衡を保つアルゴリズムを提案する。具体的には、形勢の偏りを最も小さくする指し手を選択するために、評価関数とmin-maxに基づくゲーム木探索を利用する。形勢の判断には将棋における一般的な探索方法である $\alpha\beta$ 探索の結果を利用し、探索の結果得られた現局面における候補手ごとの評価値を、式(1)によって変換する。

$$V_0(M) = \begin{cases} -V(M), & V(M) \geq 0 \\ V(M), & V(M) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

この関数によって、0に近い指し手ほど高い値になるように変換される。変換後の候補手の中から、最も評価値の高い候補手を選択することで、現局面から最も評価値が0に近くなる着手を選択する。このようにゲーム木探索を利用することにより、将棋などのモンテカルロ法が有効でないゲームで実装でき、ユーザの先読みの抜けによる評価値の低下を見逃すことが可能になると考えられる。また、初心者が定跡を外れた場合でも、提案アルゴリズムを実装したAIには、一方的に自陣を整備することなくゲームを進める効果が見込まれる。

## 2.4 実装

本研究で利用したプログラムは、オープンソースの将棋ソフトであるBonanzaをベースに開発を行った[14]。Bonanzaはminmax探索の最適化を目指してプロプレイヤーの棋譜をもとに局面評価を機械学習したプログラムであり、世界コンピュータ選手権で二度優勝するなど、十分に強いプログラムである[12], [15]。Bonanzaにはfutility pruningやnull pruningなどの枝刈り手法がいくつか実装されているが、現局面の候補手ごとの探索結果の評価値に式(1)を利用することで、0に近くなる着手を選択することができる。本稿で示す比較用のプログラムも、すべてBonanzaを利用している。

人間らしさの研究において、反応時間あるいは思考時間の遅れがコンピュータらしさを感じさせることが指摘されている[16]。そのため本研究ではこれを考慮して、多くのアマチュアプレイヤー相手にゲームをコントロールでき、かつ思考時間を1秒以下に抑えられるように探索時間を設定した。具体的には、レーティング1984(4段相当)の棋力である、静止探索を除く基準探索が深さ5という設定とした。また、Bonanzaには性能を向上させるために、探索内容を格納したtransposition tableのデータを保存して次以降の対局で利用するhash learn オプションや、相手番に探索を行うponder オプションが存在するが、これらの機能は無効化して実験を行った。定跡は手数の制限なく有効とした。なおBonanzaは探索開始前に、探索開始局面に詰みが存在するか判定を行っている。まず探索開始局面の評価値と最善応手系列をtransposition tableから取得し、この評価値が詰みを表す値であれば、Bonanzaは探索を行わずに相手玉を詰ませる最善手を選択する。この処理のために、提案AIは相手を詰ませて勝利することが可能である。本研究で行った対局実験においても、提案AIの探索の深さを5と浅く制限していたが、相手を詰ませて勝利する対局が確認された。

## 3. 探索の浅いAIとの対戦実験

提案アルゴリズムの実装が与える影響について、実装前と実装後の違いを明らかにする必要がある。つまり、提案



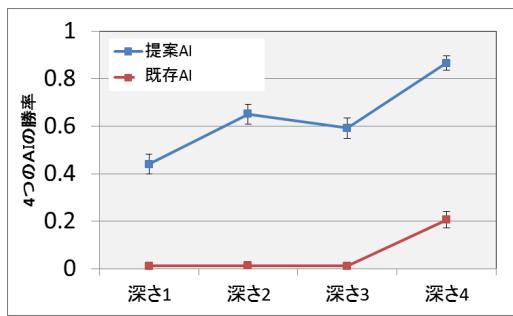


図 1 提案 AI および既存 AI に対する、深さ 1 から深さ 4 の Bonanza の勝率。エラーバーは、95%信頼区間を示す

Fig. 1 Winning rate against proposed AI and existing AI.

アルゴリズムの実装によって、元々勝てる相手に対して勝率を 5 割に調整できるか調べる必要がある。そこで、深さ 5 の既存 AI と、深さ 5 の AI に提案手法を加えた提案 AI を作成し、それらより探索の浅い AI と対戦させる実験を行った。

### 3.1 方法

対戦相手に探索の深さが 1, 2, 3, 4 の Bonanza を用意した。それぞれのレーティングは、将棋倶楽部 24 のレーティングで順に 824(1-dan), 1159(2-dan), 1442(2-dan), 1740(3-dan) に相当する [9]。また、深さ 5 の Bonanza は、1984(4-dan) に相当する。4 つの AI が、深さ 5 の既存 AI と深さ 5 の提案 AI に対してどの程度勝つことができるか、それぞれに対して先後 500 回ずつ対戦を行った。この中から同一対局を除き、4 つの AI の提案 AI と既存 AI に対する勝率を比較した。

### 3.2 結果

既存・提案 AI に対する 4 つの AI の勝率と 95%信頼区間を図 1 に示す。提案 AI に対する勝率が既存 AI に対する勝率を 4 つのすべてで上回った。また既存 AI について詳しく図を見ると、深さ 1, 2, 3 の AI はほとんど勝つことができず、深さ 4 の AI でも 2 割しか勝つことができていない。一方で提案 AI では、深さ 1 の AI でも 5 割弱の勝率を達成しており、深さ 2, 3, 4 の AI では提案 AI に勝ち越すことができています。この結果より、本来レーティングが 1000 以上低い相手に対しても勝たせることができていた。

### 3.3 考察

以上の結果より、提案 AI は既存 AI と比較して、自分より棋力の低い相手に勝たせることができていた。特に棋力の低い AI に対しては、勝率を 5 割に近づけることができている。少なくとも勝率上では相手の棋力に合わせられることが分かった。ただし、深さ 4 の AI に対しては、9 割近く勝たせていることから、有段者相当の相手には悪手を指しすぎている可能性が十分に考えられる。このことから

提案 AI は級位者に対してのみ棋力を合わせるができるという提案 AI の限界を示しているが、人間が同じ棋力の相手だと評価する理由において、勝率以外が影響を与える点で議論の余地がある。勝率上は人間が勝ち越すことができている、すべての対局が接戦の末の辛勝であれば、人間は対戦相手を同程度の強さと評価することが十分に考えられる。逆に人間がほとんど勝てない相手であっても、接戦の末の惜敗であれば同程度の強さと評価しうる。そのため、提案 AI が人間に対して棋力を合わせるができるかを評価するためには、プレイヤーの主観的な評価が必要となる。

また、このような強さの調整についての議論に加えて、強さを調整するための悪手の妥当性についても議論の余地がある。もし提案 AI で形勢を均衡に保つために指していた悪手が不自然であれば、指導対象のプレイヤーのモチベーションを損なってしまう。そのため、提案 AI は人間にとって主観的にもちょうど良い強さか、着手が明らかな悪手ではないかの 2 点について検証しなければならない。

## 4. 強さと着手の不自然さの評価実験

3 章では、AI どうしの対戦実験によって、提案 AI が弱い対戦相手に対して勝率を調整できることを示した。本章では、提案 AI が自然な弱さを持った対戦相手として利用できるかを人間による主観的な評価を行う実験により検証する。

そこで本研究では、初心者の人間との対戦でも勝率を調整できるか、人間から見て明らかな悪手を指していないかの 2 点の検証を目的に、複数の AI と対局させた。対局中には、AI が指すたびに良い手、悪い手、そうでない手とラベルを付けさせることにより、評価値上の悪手がプレイヤーに見つけられる割合（以後、悪手検出率）を調べた。さらに経験者にも同様の実験を行い、プレイヤーや AI 間で比較した。

なお本実験は電気通信大学ヒトを対象とする実験に関する倫理委員会の承認を受け、発話データなど実験参加者のデータの採取における負担がないように計画・遂行した。

### 4.1 実験参加者

実験参加者は、電気通信大学の成人学生 10 人を対象とした。10 人のうち 5 人を将棋のアマ級位・段位格の技能を持つ熟達者、残り 5 人を部活動などでの学習経験のない初心者・初級者とした。初心者と経験者の分類は、将棋経験と熟達段階のアンケートをもとに行なった。熟達段階についての設問は、Cleveland によるチェスの熟達段階を参考に作成した [17]。「あなたが将棋を指すときに意識する（実験で指したときに意識した）ことをふまえて、あなたの技能の段階として最もよくあてはまる項目に ○ を付けてください」という設問に対して以下の 5 つの選択肢を用意した。

- ① 駒の名前や動きを思い出しながらか指す。
- ② 駒の強さが分かり、相手の駒を取ることを最優先に指す。
- ③ 飛車や角といった単独で強い駒だけでなく、他の駒との関係を考えて指す。
- ④ 駒を組織的に展開するための原則を持っていて、ゲーム中は長期的なプランを意識して指す。
- ⑤ ④に加え、盤面を一目見るだけで指すべき良い手が浮かぶことがよくあり、それを採用したり検証したりしながら指す。

この熟達段階のモデルでは、ゲームに慣れていく中で意思決定の原則、あるいは直観が獲得されていくとしている。本研究では、原則を獲得している④⑤のプレイヤーを経験者、①②③を初心者とした。なお、④⑤のプレイヤーのみが全員、将棋の大会・棋戦に出場した経験があり、将棋の学習を行った経験があるかの分類として適切と考えられる。

#### 4.2 手続き

上記 10 人を対象に、思考過程を発話させながら 3 種類の将棋 AI (深さ 1 で探索する Bonanza, 深さ 5 で探索する Bonanza, 深さ 5 で探索する Bonanza に提案アルゴリズムを加えたもの) と先後の 2 回ずつ対局させ、対局中には将棋 AI が指した手の良し悪しを着手ごとに評価させた。また、着手以外の情報から着手の良し悪しを評価しないように教示を行った。具体的には、研究の目的はプレイヤーの着手に対する評価や思考過程を明らかにすることであることを強調し、AI の強さの調整機能や元の AI 名・AI の強さ・AI の内訳といった AI の情報は提示せずに実験を行った。実験の手続きは以下のとおりである。

- ① 将棋の経験など被験者属性に関する事前アンケートに回答させた。
- ② 思考過程を発話しながら着手を評価する練習を行わせた。
- ③ 実験ではランダム順に 3 つのプログラムと 2 回ずつ対戦させた。対戦中には思考過程を発話させるとともに、AI の着手をつと評価させた。
- ④ 各対局終了後には対戦相手の AI の強さを評価させ、印象に残った好手・悪手とその理由を記述させた。
- ⑤ すべての対局が終了したのちに、それぞれの棋譜を提示しながら、半構造化面接を行った。

なお半構造化面接では、事前アンケートで回答させた印象に残った好手・悪手の理由を尋ねたほか、プレイヤーが好手と評価した悪手や、プレイヤーが悪手と評価した好手について、評価の理由を尋ねた。

#### 4.3 「悪手」の定義と「悪手」データの作成・分析方法

上述の手続きのとおり、初心者・熟達者群の 5 人ずつが、対局相手である 3 種類の AI の着手に対して「悪い」、「普

表 1 経験者群・初心者群と 3 つの AI との各 10 の対局での勝率と、平均手数とその標準偏差

Table 1 Winning rate and average of the number of moves.

参加者群 対戦相手	経験者			初心者		
	提案	深さ1	深さ5	提案	深さ1	深さ5
勝率(%)	90	90	20	40	0	0
平均手数 (標準偏差)	119.8 26.4	81.6 20.9	106.7 29.8	177.8 96.0	82.3 44.8	53.7 14.8

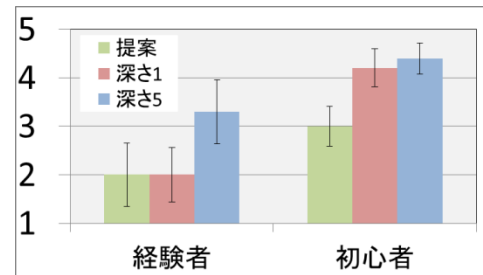


図 2 経験者と初心者による 3 つの AI の主観的な強さの比較。エラーバーは 95%信頼区間を示す

Fig. 2 Subjective degree of strength of 3 opponent players.

通」あるいは「評価不能」、「良い」の 3 つに分類した。このデータと、評価値上の「悪手」を比較することで、プレイヤーの主観的な悪手と実際の悪手が一致するのか、提案 AI の着手は明らかな悪手が多いのかの 2 点を分析する。

ここで「悪手」は、山下や竹内が用いた棋譜解析手法を参考に「解析プログラムの着手と一致せず、評価値を下げる手」と定義した [18], [19]。本実験では初心者や弱く指す AI の対局であるため、山下や竹内では外れ値として対象としていなかった定跡を除く 40 手以下や、詰みを除く評価値の絶対値 1000 を超える着手も悪手に含むこととした。なお定跡の手は評価値 0 の手とした。本実験では、ユーザの対局終了から対局終了後の半構造化面接までの間に解析を行うため、数分で解析可能な深さ 9 で探索する Bonanza を利用して抽出した。この解析結果を用いて、ユーザが好手と評価した悪手や、悪手と評価した好手の理由を尋ね、悪手や好手の評価理由データを収集した。

#### 4.4 結果

##### 4.4.1 対局の結果と主観評価結果

まず、経験者群・初心者群が 3 種類の AI と対局した結果や、AI の着手の悪手率といった基本的なデータを示す。表 1 に示すとおり、経験者群は深さ 1 の AI と提案 AI に対して 90%勝っており、初心者群は提案 AI にのみ勝っていた。また、1 ゲームあたりの手数の平均では、どちらも提案 AI が最も長かった。さらに初心者と深さ 5 の AI との対局は手数にばらつきも小さく、将棋の平均手数である 115 手の半分に満たない手数で勝負がついていた。

次に、経験者と初心者の 3 つの AI の主観的な強さを図 2 に示す。これは「1 が非常に弱い、3 が自分と同程度、5 が

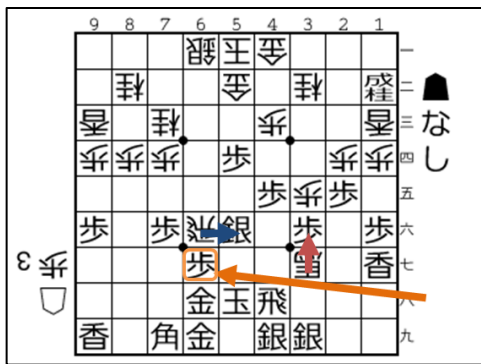


図 3 検出されない悪手の例. 初心者の ▲6七歩打 (橙) に対する最善手 ▲5六飛 (青) と提案 AI が指した ▲3六馬 (赤)

Fig. 3 Position of undetected bad move.

非常に強い」とする 5 段階評価の群ごとの平均値と、95%信頼区間を表している。経験者は深さ 5 の AI を自分と同程度の強さと評価し、初心者は提案 AI を自分と同程度の強さと評価していた。経験者は深さ 5 の AI 以外はやや弱い、初心者は提案 AI をやや強いと評価していた。

#### 4.4.2 評価値上の悪手とユーザによる検出結果

対局中には AI が着手するたびにその手の良し悪しを評価させていた。その結果、図 3 に示すような、評価値上は 1,000 点以上も下がっているが気づかれない着手が観測された。図 3 は、初心者が 5 六の銀がタダで取られることに気づかず、▲6七歩と打ってしまった局面である。この局面で提案 AI は最善手である ▲5六飛の銀をタダで取る手ではなく、▲3六馬という王手を選んでる。この悪手によって評価値は 1608 も下がったが、初心者であるこのプレイヤーはこの着手を悪手と評価することはなかった。この悪手は、プレイヤーが ▲6七金ではなく ▲6七歩打と指したゆえに生じた銀のタダ取りを、AI が見逃した着手である。提案 AI によって ▲3六馬という悪手が指されたことで、▲4七銀と銀を逃がしながら馬から玉を守る手や、▲5七玉のように銀を取られずに飛車を追い払う手が成立するようになっている。しかし実際にはプレイヤーはこれらの応手を選択せず、▲5九玉と馬の利きを回避する手を選んだ。このときの発話データでは、プレイヤーは玉の逃げ先や合駒を調べる探索を行っていたが、AI の手が ▲3六馬ではなく ▲5六飛ならばタダで銀を取られていたという発話や、銀を逃がしながら王手を回避する ▲4七銀や ▲5七玉の探索も行っていなかった。この探索漏れによってプレイヤーも結局悪手を指しており、AI が ▲3六馬を指しても実際には評価値は 1608 下がらず、再び局面の均衡が保たれた。

このように評価値上の悪手であっても、実験参加者に未検出の悪手があった。そこで、AI が悪手を指した際の、初心者・熟達者による検出率を集計した結果を表 2 に示す。表中の悪手率は、すべての着手のうちの悪手の割合で、悪手検出率はその悪手を実験参加者が悪手と評価できた割合である。悪手誤認率は、実験参加者が悪手と評価した着手

表 2 経験者・初心者群が 3 つの AI と対局したときの、AI の指した悪手とユーザが悪手と評価した着手の内訳

Table 2 Breakdown of bad moves and detected bad moves.

参加者群 対戦相手	経験者			初心者		
	提案	深さ1	深さ5	提案	深さ1	深さ5
総着手数	1198	816	1067	1778	823	537
悪手数	240	142	121	634	212	84
主観的悪手数	85	52	20	32	5	1
悪手率(%)	20.0	17.4	11.3	35.7	25.8	15.6
悪手検出率(%)	22.5	31.0	8.3	4.6	1.9	1.2
悪手誤認率(%)	36.5	15.4	50.0	9.4	20.0	0.0

の内、実際は悪手ではなかった手の割合である。

経験者・初心者ともに、提案 AI が最も悪手が多い。その一方で経験者は深さ 1 の AI の悪手を最も検出しており、提案 AI や深さ 5 の AI に対して、深さ 1 の倍以上悪手だと誤認していた。また、初心者は悪手と評価する着手の数自体が少なく、悪手の検出率も 5% を下回っていた。

#### 4.5 考察

提案 AI が人間相手でも棋力を調整できていたか、調整するための悪手は検出されやすいものでなかったか、の 2 点について考察を行う。

まず結果より、提案 AI は初心者でも勝てるほどに棋力を調整でき、主観評価でも「自分と同程度」との評価を得た。探索の深さを最低の 1 に設定しても初心者は一度も勝つことができていなかったことから、初心者向けに棋力を調整する手法として、提案アルゴリズムが有効だと分かった。一方で経験者に対しては、深さ 1 の AI と同程度に負け越し、弱いとの評価を受けた。経験者群は深さ 5 の AI を同程度の強さと評価していたため、深さ 5 の AI に悪手を指させる提案 AI では弱すぎたと考えられる。今回の実験では初心者と経験者に分けたが、提案 AI による調整が有効な範囲を明らかにするために、技能が連続的に変化する参加者群による対局と評価が必要である。

提案 AI では、他の AI と比較して 2 倍以上の悪手を指していたが、初心者の悪手の検出率は 5% を下回った。このように検出させずに悪手を指すことができていた理由として、初心者に読み抜けが多いことと、悪手に悪手を返すことで形勢を均衡に戻そうとする提案 AI の性質が合致したことが考えられる。図 4 は、図 3 の発話プロトコルデータとともにあげたような初心者が悪手を見逃したときの、評価値の遷移とユーザの探索空間を抽象化して示したものである。ここでは、便宜上 1,000 点評価値が下がる悪手を見逃した場合で説明する。これに沿って、ユーザが悪手を指してしまう原因と、その着手を見逃す悪手が検出されない原因を考察する。

元々均衡に近かった局面①において、ユーザが -1,000 点の悪手を指した局面②を考える。ユーザが -1,000 点の着手を選んだときには、最善手の応手によって最終的に



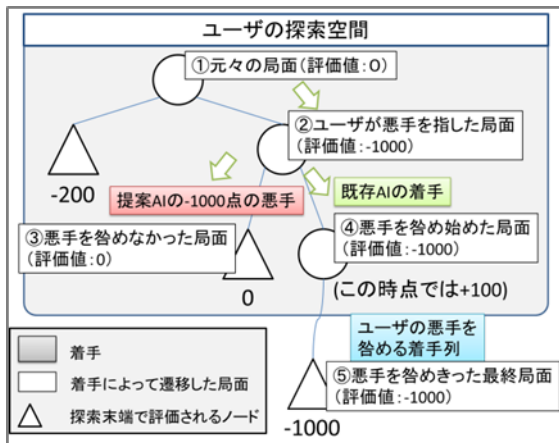


図 4 検出されない悪手と探索空間の模式図

Fig. 4 Figure of undetected move and search space.

-1,000 点に至る⑤の局面の存在が、ユーザには読み切れていないことが十分に考えられる。その場合、ユーザの探索空間の外で -1,000 点になるとしても、ユーザが読める範囲内の局面④の評価は -1,000 点どころか、プラスの評価が得られる可能性もある。既存 AI であれば、この -1,000 点を確立させるように②の局面からは④へと遷移する着手を選択し、初心者には自然な流れだと感じるままに、気づくと局面が悪化することとなる。一方で提案 AI の場合、②の局面から -1,000 点の悪手を咎めずに手番を渡すことで③の局面に遷移し、形勢を均衡に戻す。そもそもユーザには⑤の局面が読めていないという前提があるため、悪手を咎めないという消極的な悪手は検出されないことになる。池田の不自然さの分類であげられていた「明らかに損をする手」という悪手は、初心者のように明らかな損を見つけられないときには自然な形勢の調整に有効だと考えられる。

悪手の見逃しによる形勢の調整は、詰みが絡む局面で特に出現すると考えられる。初心者に対する詰み逃しが不自然と感じられないことは、これまでの市販ソフト開発では経験的に知られていた [8]。しかしながら、このような見逃しが不自然でない原因は調べられておらず、ユーザの棋力に応じて詰みを見逃すルーチンを有効化する方法にとどまっていた。今回の実験で悪手の報告と発話データの分析を行ったことにより、詰み局面以外でも類似の見逃しが存在し、提案 AI のアルゴリズムがこのような消極的悪手の自動生成に有効だと示唆された。このような深い探索に基づく悪手を見逃す着手は、モンテカルロによる形勢の調整では選びにくく、評価値と探索を中心とする本手法の特性だと考えられる。モンテカルロ法では深い一本道の探索が行えないため、ユーザの見逃している最善手の系列まで読んで、その着手を回避することができないためである。

再び表 2 に戻ると、経験者の悪手の検出率が、強さが同程度である深さ 1 の AI よりも低い数値であった。今回対象となったプレイヤーには提案 AI は弱すぎたが、初心者以

上今回の経験者以下の技能のプレイヤーに対しても、単に探索の深さを制限する調整方法と比較して、提案 AI の悪手が気づきにくい可能性がある。

他に興味深い結果として、経験者の悪手の誤認率の高さがあげられる。本研究では対戦相手としての指導 AI に焦点を当てているために、詳しくは分析を行わないが、熟達者が悪手だと評価した好手や、好手だと評価した悪手を提示することにより、熟達の過程で得た認識のフィードバックを行うことが、経験者向けの指導として考えられる。

## 5. オンライン対局による提案 AI の評価実験

探索の浅い AI との対戦実験によって、提案アルゴリズムの導入による棋力調整の有効性が示された。また、人との対局と悪手の評価により、特に初心者に対する棋力調整の有効性が示された。しかしながら、対人実験では実験参加者の技能の幅と人数がともに不十分であり、提案 AI が適用可能なユーザの棋力の幅は示されていない。そこでレーティングによって明確に技能のレベルが保証され、幅広い技能のプレイヤーとの対局が可能である、インターネット対局場での対局実験を行い、勝率・主観的強さの分析を行った。

### 5.1 方法

インターネット将棋対局場の 81Dojo の対戦用ボットとして提案 AI を運用した。レーティングの変動のない自由対局で誰でも挑戦可能な状態にして、対戦したプレイヤーには、本人の意思でアンケートに回答させた。また、前述のとおり提案 AI は思考時間が 1 秒以下になるように設定しているため、最も思考時間の少ない標準ルールである、持ち時間 5 分、秒読み 30 秒のルールでボットを常駐させた。

アンケートでは、提案 AI の強さがどの程度であったか主観評価を回答させた。これは 5 段階で評価させ、1 を非常に弱い、3 を自分と同程度、5 を非常に強いとした。このほかにも、実験参加者の個人を特定する ID と実験参加者の個人属性である国名・年齢・性別・将棋経験・本研究や既存の AI との対局回数や、対局の感想などを回答させた。なお本研究では、現実的な運用では AI の性質は公開しているものと想定し、アンケートの回答時には、提案 AI を「どのような棋力の人が対戦してもそのレベルに合わせて自動的に棋力を調整し、楽しめる対戦システム」と明示した。

### 5.2 実験参加者

2014 年 1 月 14 日から 4 月 18 日の期間に、7,098 の対局が行われた。これらの対局には、1 手も指さない投了や回線切れが含まれる。対局実験では表 1 のように初心者でも経験者でも平均手数とされる 115 手を上回っており、提案 AI との対局で 50 手以下のものは存在していなかった。そ

表 3 アンケート回答者の内訳  
Table 3 Breakdown of respondent.

グループ	段級位	レーティング	人数
Red	5,6-dan	1950-2299	1
Orange	3,4-dan	1700-1949	11
Green	1,2-dan	1500-1699	10
Blue	3-1kyu	1300-1499	7
Purple	6-4kyu	1150-1299,	3
Grey1	9-7kyu	1000-1149	3
Grey2	15-10kyu	999以下	4
総計	-	平均1481.1	39

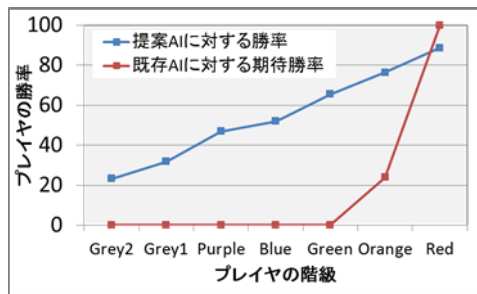


図 5 各群のプレイヤーの、提案 AI に対する勝率と既存 AI に対する期待勝率

Fig. 5 Expected and actual winning rates of players.

ここで 50 手以下の対局を外れ値として 1,009 ユーザによる 6,447 の対局を分析対象とした。また、プレイヤーの対戦回数は平均 6.39 (SD: 18) 回で、最多ユーザは 315 回対局していた。

アンケートにはプレイヤーを同定できる 47 件の回答が得られた。回答者の年齢は 9~61 歳 (平均 32.9, 標準偏差 12.8) だった。回答の内訳を見ると、回答者のうち 1 人のみが 6 件回答していた。1 人が複数回答する場合、前回答との相対的な評価を行ってしまうことや、サンプルにおける評価者間の偏りが生じる危険性を避けるために、複数回答者は集計から除外することとした。また、2 件の回答はレーティングの計測が行われていない者によるものも含まれていた。これらの 8 件を除外して、残った 39 件の回答をここでは分析対象とすることにした。そのレーティングによる内訳を、表 3 に示す。レーティングは平均 1481.1, 標準偏差 325.4 であった。この表における色は 81Dojo の級位・段位のグループであり、それぞれレーティングと対応して分けられている。

### 5.3 結果

#### 5.3.1 対局結果

提案 AI に対する勝率について述べる。全体の平均は 0.47 であり、グループごとのユーザの勝率は、図 5 の青い線が示すように、AI との対局と同じくレーティングの上昇にともなって勝率が上がっている。図 5 内の赤い線は、提案アルゴリズムを実装していない深さ 5 の既存 AI が対局したときの、期待勝率である。以下のレーティングの算

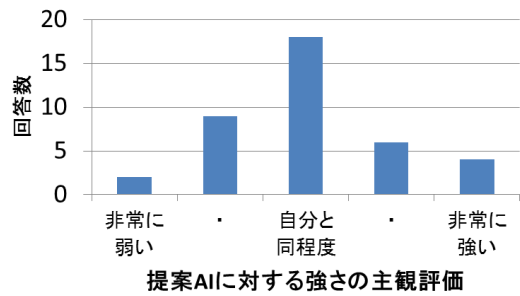


図 6 提案 AI に対する強さの評価の内訳

Fig. 6 Breakdown of subjective strength of proposed AI.

出式を元にした、レーティング 1984(4-dan) の既存 AI に対する勝率を記している。ここで既存 AI のレーティング 1984(4-dan) は、81Dojo でも 2000 弱と近似しているため、既存 AI の 81Dojo でのレーティングを 1984 と見なしたときの期待勝率を求めた。

$$新R = 旧R + \frac{(相手R - 旧R) \pm 400}{25} \quad (2)$$

期待勝率では Orange から Red のユーザのみに勝つ可能性があるのに対し、提案 AI では Grey など棋力の離れた群でも勝っており、Purple 以上の群は互角以上に勝っていた。

#### 5.3.2 主観評価結果

「あなたにとって、AI はどの程度の強さだったか教えてください」という 5 段階の質問項目による強さの主観評価は、平均 3.0 (SD: 1.0) と図 6 に示すように同程度の強さを中心に分布した。このとき、回答者のレーティングを算出可能な 39 の回答について、レーティングと強さの評価の相関係数は -0.27 であり、ユーザのレーティングと主観的な強さの間に相関は見られなかった。

このうち「強すぎる」「弱すぎる」と評価した理由をあげる。強すぎると評価した 4 人は「完璧な返し技 (最善手) を持っている」「全然寄せられない」「すべて手のひらの上で遊ばされている」という理由を回答していた。弱すぎると評価した 2 人は、「駒がぶつかってからが物足りない」「勝てた」という理由を回答していた。なお、最もレーティングの低い 7 人の Grey ユーザの中で、提案 AI を自分より強いと評価したのは 2 人のみだった。それ以外のユーザは「接戦」「1 手の違い」「勝てるチャンス」「ちょうど良い」として、4 人が自分と同程度、1 人はやや弱いと評価していた。

#### 5.4 考察

勝率と主観評価をもとに、提案 AI が相手に合わせて強さを調整できているか、また勝率だけでなく人間の主観評価においても強さを調整できているかについて考察を行う。

まず、レーティングと勝率についての関係について、図 1 の探索の浅い AI との対戦実験のデータと比較しながら、統計データを整理する。既存 AI に対する期待勝率が 0% の人



間プレイヤーであっても提案 AI には勝っていた。また、上位のグループほど人間プレイヤーの勝率が上がっていた。これらの傾向は、探索の浅い AI との対戦実験と同様の結果であった。これらの2つの実験結果の共通性より、提案 AI は弱い対戦相手に対して形勢を調整する能力を持ち、その効果は人間プレイヤーに対しても同様に存在していることが分かった。特に Blue, Purple に対して勝率を5分に調整できており、級位者への対戦相手 AI として有効だと考えられる。

次に、提案 AI に対する強さの主観評価を整理する。強さの主観評価は、自分と同程度の強さだと評価したプレイヤーが最も多く、レーティングと主観的な強さとの相関はなかった。このことより、提案 AI はプレイヤーの強さに関係なく、同程度の強さと評価されやすいことが分かる。ただし本実験では提案 AI の性質を明示しており、アンケートの結果は提案 AI を「強さを調整することができるゲーム AI」として利用させたときの評価である。そのため、動的に調整できる AI と教示せずに利用した場合や、アンケートなどによって明示的に強さを評価させなかった場合には、異なる印象を与える可能性も考えられる。

主観評価とその理由について詳しく分析すると、提案 AI に対して2割程度しか勝てない Grey プレイヤーであっても、7人中の2人のみが自分より強いと評価していた。このことから、提案 AI は勝率の低いプレイヤーに対しても、形勢の均衡を感じさせる、同程度の強さを演出することができていると考えられる。勝率上調整できていた Blue, Purple に加えて、入門者や初級者である Grey プレイヤーに対しても対戦相手 AI として有効だと考えられる。

これらの結果から、初心者から初級者のプレイヤーを中心に、勝率・主観評価の面で、提案 AI はプレイヤーの強さに動的に合わせることでできていることが分かった。しかしながら、強すぎる、あるいは弱すぎるという回答もそれぞれ4件ずつ存在した。強すぎると評価された理由は、提案アルゴリズムに由来しており、ユーザが有利になったときには有利になった分だけ良い手を指そうとすることが原因である。これはモンテカルロ法による接待碁でも問題とされており、提案 AI を指導 AI として活用する際には、形勢の差がついたときや手数が進んだときを検知して、そのまま負けるといった同様の拡張機能が有効と考えられる [8]。一方で、提案 AI を弱すぎると評価した理由には、「間違い」や「見逃し」という、池田による不自然な着手の分類での、「形が悪い手」や「明らかに損をする手」が含まれていた。4章の着手の不自然さを評価させる実験の結果から、提案 AI の悪手検出率は、特に初心者において高くなかったが、自然に弱く指す AI の実現において、悪手の検出が障害となっていることが再確認された。

## 6. おわりに

本研究では、ユーザの技能に動的に合わせる将棋 AI を、評価値が0になる着手を選択するアルゴリズムによって実装し、プレイヤーが感じる強さや明らかな悪手の有無を実験から調べた。まず AI との対局実験では、弱いプレイヤーに対して棋力を調整できることを示した。初心者・経験者による対局と着手の評価による悪手検出率、発話プロトコルデータの分析結果からは、提案 AI が初心者相手にも勝たせることができること、主観的に感じる強さもプレイヤー自身と同程度と感じさせていたこと、提案 AI は悪手の多さと比べて悪手が気づかれる割合が高くないことを示した。最後にインターネット対局場を利用した実験により、提案 AI が初心者から級位者にとって適度な対戦相手として利用できることを示した。

提案 AI の利用によって、初心者や初級者に対して接戦を演出することが可能となった。これを指導 AI に応用することで、接戦によるモチベーションの向上、形勢の分岐点を課題局面として提示可能、ユーザの考える AI の好手・悪手の認識と評価値との違いをフィードバック可能、といった3つの利点が考えられる。本研究では悪手検出率に着目したが、悪手の不自然さの度合いやゲーム体験への影響について今後の課題としたい。

謝辞 国際ネット将棋対局場 81dojo 上に Bot を置かせていただき、技術的なサポートをいただいた川崎智秀氏にこの場を借りて御礼申し上げます。なお、本研究は JSPS 科研費（基盤研究 B）25280130 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 松原 仁：人工知能のグランドチャレンジ，電子情報通信学技術研究報告，NC，ニューロコンピューティング，Vol.111, No.419, pp.43–46 (2012).
- [2] 松原 仁：現役プロ棋士に勝ち越したコンピュータ将棋—第2回電王戦，第23回世界コンピュータ将棋選手権速報：6. コンピュータ将棋の今後，情報処理，Vol.54, No.9, pp.933–936 (2013).
- [3] Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T. and Hassabis, D.: Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search, *Nature*, 529, pp.445–446 (2016).
- [4] 伊藤毅志，村松正和：ディープラーニングを用いたコンピュータ囲碁—Alpha Go の技術と展望，情報処理，Vol.57, No.4, pp.335–337 (2016).
- [5] Mercosur Cup 2009, available from (<http://www.hiarcs.com/Games/Mercosur2009/mercotur09.htm>).
- [6] 飯田弘之：プロ棋士のような戦略に基づくゲームプログラミング，人工知能学会誌，Vol.10, No.6, pp.846–852 (1995).
- [7] Burton, R.R. and Brown, J.S.: An investigation of computer coaching for informal learning activities, *Internationa-*

- tional Journal of Man-Machine Studies*, Vol.11, No.1, pp.5–24 (1979).
- [8] 池田 心：楽しませる囲碁・将棋プログラミング，オペレーションズ・リサーチ：経営の科学，Vol.58, No.3, pp.167–173 (2013).
- [9] 仲道隆史，伊藤毅志：機械学習を用いた棋力の調整方法の提案と認知科学的評価，情報処理学会研究報告，Vol.2013-GI-30, No.7, pp.1–7 (2013).
- [10] 李 咏謙，Grimbergen, R.：評価特徴によるプレイヤーレベルに合わせるゲーム AI，ゲームプログラミングワークショップ 2012，pp.134–136 (2012).
- [11] 上田陽平，池田 心：遺伝的アルゴリズムによる人間のレベルに適応する多様なオセロ AI の生成，情報処理学会研究報告，Vol.2012-GI-27, No.5, pp.1–8 (2012).
- [12] Hoki, K. and Kaneko, T.: Large-Scale Optimization for Evaluation Functions with Minimax Search, *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol.49, pp.527–568 (2014).
- [13] 関 栄二，三輪 誠，鶴岡慶雅，近山 隆：将棋におけるモンテカルロ木探索の特性の解明，ゲームプログラミングワークショップ 2012，pp.68–75 (2012).
- [14] Hoki, K.: Bonanza – The Computer Shogi Program, available from [http://www.geocities.co.jp/bonanza\\_shogi/](http://www.geocities.co.jp/bonanza_shogi/) (accessed 2016-05-12).
- [15] 保木邦仁：局面評価の学習を目指した探索結果の最適制御，ゲームプログラミングワークショップ 2006，pp.78–83 (2006).
- [16] Laird, J.E. and Duchi, J.C.: Creating Human-like Synthetic Characters with Multiple Skill Level: A Case Study using the Soar Quakebot, *AAAI*, pp.54–58 (2000).
- [17] Cleveland, A.: The Psychology of Chess and of Learning to Play It, *The American Journal of Psychology*, Vol.18, No.3, pp.269–308 (1907).
- [18] 山下 宏：将棋名人のレーティングと棋譜分析，ゲームプログラミングワークショップ 2014，pp.9–16 (2014).
- [19] 竹内聖悟：Floodgate の棋譜を利用した悪手の計算とレーティングの関係について，情報処理学会研究報告，Vol.2015-GI-33, No.14, pp.1–4 (2015).



仲道 隆史 (学生会員)

2013 年電気通信大学電気通信学部情報工学科卒業。2015 年同大学大学院情報理工学研究科博士前期課程修了。現在，同大学院博士後期課程在学中。



伊藤 毅志 (正会員)

1994 年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年電気通信大学電気通信学部助手。2010 年電気通信大学情報理工学研究科助教。電気通信大学エンターテインメントと認知科学研究ステーション代表。ゲームを題材と

する認知科学的研究に従事。著書に「先を読む頭脳」(新潮社)ほか。工学博士。