

## 将棋における合議アルゴリズム —局面評価値に基づいた指し手の選択

杉山卓弥<sup>†1,†2</sup> 小幡拓弥<sup>†3</sup> 斎藤博昭<sup>†1</sup>  
保木邦仁<sup>†3</sup> 伊藤毅志<sup>†3</sup>

コンピュータ将棋において、複数のプレイヤーの意見から1つの指し手を選択する合議アルゴリズムが注目されている。多数決による合議では、単純な手法であるにもかかわらず、単体のプレイヤーに比べてパフォーマンスが向上することが報告されている。本研究では、各プレイヤーの指し手に加えて、局面の優劣評価の値も利用する新しい合議法について報告する。正規乱数を用いて局面評価値を修正し生成された複数プレイヤーから、最大の評価値を付けたプレイヤーを選択する楽観的合議法を提案し、その有効性と仕組みについて議論する。

### Consultation Algorithm in Shogi — A Move Decision Based on the Positional Evaluation Value

TAKUYA SUGIYAMA,<sup>†1,†2</sup> TAKUYA OBATA,<sup>†3</sup>  
HIROAKI SAITO,<sup>†1</sup> KUNIHITO HOKI<sup>†3</sup> and TAKESHI ITO<sup>†3</sup>

The consultation algorithm, which selects a move based on decisions made by multiple players, recently attracted considerable attention in the computer Shogi community. It was reported that the consultation algorithm based on majority voting improved the strength of a computer Shogi program despite the simplicity of the algorithm. In this paper, we present a new consultation approach which utilizes not only the actual moves provided by the players but also the evaluation values of the moves. The proposed approach, optimistic consultation, selects a player that scores the highest evaluation value among the multiple players. Here, the multiple players are prepared by adding normal random noise to the original evaluation function. The performance and the mechanism of the algorithm are analyzed.

### 1. はじめに

2009年5月に開催された第19回コンピュータ将棋選手権において、「合議アルゴリズム」を利用した「文殊」が第3位の成績をおさめた<sup>1)</sup>。「合議アルゴリズム」とは、複数の思考プログラムから得られた候補手の中から、何らかの手法で1つの手を選択するアルゴリズムであり、「文殊」の出現により思考ゲームにおける合議アルゴリズムは注目を集めつつある。

チェスライクゲームにおける合議アルゴリズムは、2009年3月に5五将棋を題材に埒らにより発表された<sup>2)</sup>。同年5月に小幡らによって「文殊」で実装された合議アルゴリズムが、将棋における最初の研究として発表され、その有効性が示された<sup>3)</sup>。彼らが示した合議アルゴリズムは、局面評価値に乱数を加えた複数の Bonanza に次の一手を思考させ、指し手の多数決を行うものであった。将棋における彼らの合議研究の功績は以下の2つに集約される。

1つは、複数の思考アルゴリズムによって得られた候補手の中から適当な手法で手を選択することによって、元のプログラム以上のパフォーマンスを得られる可能性を示した点であり、もう1つは、1つのプログラムの評価関数に乱数を加えることで複数のプログラムを作り出し、単体のプログラムによる新しい並列化手法の可能性を示した点である。

複数の独立した思考を行う合議アルゴリズムは、疎結合マルチプロセッサを活用する手法として、その有効性や実用性が期待される。ムーアの法則に基づいて2000年代まで、CPUの性能は発展を続けてきたが、近年、その伸びに陰りが見え始めており、マルチプロセッサ化が進んでいる。将棋においても並列処理により効率化を図る試みが行われているが、一般にゲーム木探索プログラムを並列化することは容易ではない。

一方、機械学習の分野においても、グループによる問題解決という考え方を展開した研究として、近年、Boosting法が注目されている。これは、正答率の低い分類器を集めて高性能の分類器を構成する手法であり、様々な分野での応用が期待されている<sup>4),5)</sup>。合議アルゴリズムも、Boostingのように複数の問題解決器を組み合わせる手法の一種としてとらえることもできる。

本研究では、各プレイヤーが出力する指し手だけでなくその評価値も考慮に入れた合議を

†1 慶應義塾大学

Keio University

†2 日本アイ・ピー・エム株式会社

IBM Japan Corporation

†3 電気通信大学

University of Electro-Communications

行う。特に、評価値を用いる合議の中で最もシンプルな手法である「最も高い(もしくは低い)評価値を返したプレイヤーの指し手を選択する合議アルゴリズム」について、その有用性と動作を実験により検証する。

## 2. Bonanza を用いた自己対戦による実験

### 2.1 方法

本実験では、ソースコードが公開されている将棋プログラム「Bonanza 4.1.2」<sup>6)</sup>を用いて、容易に追試可能な実験環境を確保する。単一プログラムから複数のプログラムを作る方法は、小幡らの研究に倣って次のように行う<sup>7)</sup>。Bonanza の評価関数から出力される評価値に標準偏差  $\sigma$  を用いた正規分布  $N(0, \sigma^2)$  に従う疑似乱数を加える。正規乱数列は Bonanza の起動時に生成し、ハッシュキーによって参照しているため、トランスポジションテーブルの矛盾は起こらない。異なる疑似乱数系列を用いて、 $M$  個のプレイヤーを作成し、各々の探索により導いた次の一手の中で評価値を考慮のうえ、指し手を選択する。

序盤は Bonanza の定跡を使用し、定跡から外れた段階から合議を行った。また、定跡手の選択には同じ乱数シードを用いて、定跡手による不公平がなくなるよう注意した。Bonanza の定跡を使用した 1,000 局程度の自己対戦では、棋譜の重複がほとんどないことが小幡らの研究で示されている<sup>7)</sup>。また、マシンスペックなどの実験環境の影響を極力少なくするために、1 プレイヤーで一手あたり 10 万ノードの手を読む仕様とした。10 万ノードの手の探索時間は現在普及している標準的なプロセッサ上で約 1 秒である。

上述の  $\sigma$  と  $M$  を変化させ、オリジナルの Bonanza との 1,000 局(先後 500 局ずつ)の自己対戦を行い、勝率を計算した。なお、千日手と 256 手以上の対局は引き分けとし、勝率 = 勝利数 / (1,000 - 引き分け) とする。楽観的合議(悲観的合議)では、最も高い(低い)評価値を得たプレイヤーが複数存在した場合は、それらの中からランダムに指し手を選択した。

### 2.2 結果

#### 2.2.1 楽観的合議の実験結果

楽観的合議の実験データを表 1 に示す。なお表中の数値はすべて合議側の勝率である。二項分布を用いた仮説検定によれば、1,000 局中 527 勝すると危険率 5%、537 勝すると危険率 1%で有意に強いといえる。標準偏差  $\sigma$  の値は、「Bonanza 4.1.2」における歩の交換値(87)を参考に、25, 50, 100, 200 を用いた。また、プレイヤー数  $M$  の値は、1, 2, 4, 8, 16, 32, 64 とした。

表 1 Bonanza の自己対戦による楽観的合議の勝率 (%)

Table 1 Winning rate of optimistic consultation by using  $M$  players against unmodified Bonanza.

$M$	$\sigma = 25$	$\sigma = 50$	$\sigma = 100$	$\sigma = 200$
1	52.1	46.2	47.1	36.9
2	51.5	55.5	52/1	44.8
4	54.8	55.5	56.8	49.8
8	54.2	55.0	58.9	53.8
16	57.0	58.1	60.0	53.0

表 2 Bonanza の自己対戦による悲観的合議の勝率 (%)

Table 2 Winning rate of pessimistic consultation by using  $M$  players against unmodified Bonanza.

$M$	$\sigma = 25$	$\sigma = 50$	$\sigma = 100$	$\sigma = 200$
1	45.1	48.4	47.4	33.6
4	42.6	37.5	32.4	22.0
8	39.4	35.3	26.9	13.9

表 1 から、 $M = 1$  のときを見ると  $\sigma = 25$  のときに 50%を上回っているものの、 $\sigma$  が大きくなるにつれて勝率が低下していく傾向がみられる。乱数を加えることで単体としての Bonanza の強さは弱くなっていることが示唆される。しかし、 $M$  が大きくなるにつれて、合議としての効果が見られ、 $M = 16$ 、 $\sigma = 100$  のときには 60%を上回る勝率が得られた。

#### 2.2.2 悲観的評価値の指し手を選択する合議実験

悲観的合議の実験データを表 2 に示す。表中の数値はすべて合議側の勝率である。悲観的合議では、 $M$  が大きくなるほど勝率が下がった。合議によりパフォーマンスを向上させることが研究の目的であるので、プレイヤー数の検証実験も  $M = 8$  までで打ち切った。

## 3. GPS 将棋を用いた楽観的合議実験

2 章では、Bonanza による自己対戦によって楽観的合議の効果が示された。しかし、Bonanza だけでなく他のプログラムでも同様の結果が得られるのか、また、自己対戦だけではなく他のプログラムとの対戦でも効果が得られるのかを確かめるために、GPS 将棋を用いて<sup>\*1</sup>、以下のような楽観的合議実験を行った。

\*1 東京大学大学院総合文化研究科の教員・学生が開催しているゲームプログラミングセミナー(GPS)のメンバが中心になって開発されているソフトウェア。第 19 回世界コンピュータ将棋選手権優勝。

表 3 楽観的合議 (GPS 将棋使用) 対 Bonanza の勝率 (%)

Table 3 Winning rate of optimistic consultation of GPS Shogi against unmodified Bonanza.

$M$	$\sigma = 25$	$\sigma = 50$	$\sigma = 101$	$\sigma = 202$
1	51.0	49.3	44.1	39.8
4	58.1	59.0	58.5	55.6
8	59.8	58.6	62.7	57.0
16	60.8	61.7	62.9	59.8

### 3.1 方 法

2章で行った実験と同じ手法で「GPS 将棋」で楽観的合議をさせ、「Bonanza 4.1.2」を対戦相手として、対戦実験を行った。結果の比較を見やすくするために、単体どうしの勝率を50%に近似させるように調整を試みた。探索ノード数を GPS 将棋 30 万ノード、Bonanza 20 万ノードとしたところ、1,000 局の対戦が GPS 将棋の勝率が 49.0%となったので、このノード数で実験することにした。定跡は先行研究においても 1,000 局でほとんど重複しないとされている Bonanza のデータベースを使用し、定跡が外れた段階からお互いの思考に入ることとした。

### 3.2 結 果

標準偏差  $\sigma = 25, 50, 101, 202$ 、プレイヤー数  $M = 1, 4, 8, 16$  についての実験結果を表 3 に示す。なお表中の数値はすべて合議側の視点である。

表 3 から、 $M = 1$  のときには  $\sigma$  が大きくなるほど GPS 将棋が弱くなっていることが示唆される。しかし、Bonanza の自己対戦の実験同様、 $M$  が大きくなるほど、合議の効果がみられ、 $M = 16$  においては、 $\sigma = 25, 50, 101$  においていずれも 60%を上回る勝率が得られた。このことは、Bonanza だけでなく、他プログラムにおいても楽観的合議が有効であること示唆している。

## 4. 実戦形式の自己対戦における楽観的合議実験

3章までは、実験を容易にするため探索ノード数を制限して勝率を計算した。4章では、持ち時間制の実戦形式で楽観合議法を検証する。

### 4.1 方 法

「Bonanza 4.1.2」をベースに書き換えたプログラムを用い、15 分切れ負けの条件で CSA サーバ<sup>\*1</sup>を介して自己対戦を行った。楽観的合議側の設定は、1 プレイヤあたり 1 コアを割

表 4 Bonanza の自己対戦による多数決合議の勝率 (一手 20 万ノード探索)

Table 4 Winning rate of majority voting by using  $M$  players against unmodified Bonanza. The number of nodes to be searched by each player was limited to 200,000.

$M$	$\sigma = 25$	$\sigma = 50$	$\sigma = 101$	$\sigma = 202$
1	49.5	48.0	43.7	33.0
4	54.3	51.8	54.4	42.1
8	53.1	54.5	53.4	46.0
16	53.5	57.7	52.5	50.7

り当て、プレイヤー数  $M = 6$ 、標準偏差  $\sigma = 50$  とした。より実戦向きの設定として、“指し手が全員一致したときに思考時間短縮”、“指し手の一致が 3 プレイヤに満たないときは思考時間延長”、“ルートノードで fail-high した指し手も使用する”とした。ここで、fail-high とはアルファ・ベータ探索の値がベータ値以上になる状況を指す。

### 4.2 結 果

結果は、計 1,024 試合行い合議側の 605 勝 410 敗 9 分となり、勝率は 59.6%となった。探索ノード数を 20 万ノードに制限した場合の  $M = 8, \sigma = 50$  のときを上回る勝率が得られた。これにより、実戦形式においても楽観的合議法は有意に働くことが示唆された。

## 5. 楽観的合議と多数決合議の比較

2章で行った楽観的合議の自己対戦の結果 (表 1) から、Bonanza による自己対戦では、楽観的合議が有意に高い勝率をあげる結果が得られた。この表の範囲だけでいえば、一般にプレイヤー数が増えるほど勝率の上昇が見られ、乱数の大きさに関していえば、 $\sigma = 100$  前後に最適値がありそうである。このことから、適当な大きさの乱数を加えて、プレイヤー数を増やすことで、楽観的合議の効果を高めることができることが示された。

一方、悲観的合議の自己対戦の結果 (表 2) から、悲観的合議は勝率が減少することが明らかになった。データ数は少ないが、プレイヤー数が増えるほど悲観的合議は悪影響を与えることが示された。

特に、楽観的合議の結果 (表 1) を、同じ条件で多数決合議を行った小幡らの研究結果 (表 4) と比較してもより良好な結果が得られている。

これらの結果は、楽観的合議が多数決合議よりも優れた合議手法である可能性を示唆して

\*1 コンピュータ将棋協会 (CSA) が主催する世界コンピュータ将棋選手権を LAN 上にて行うための既定のサーバ

表 5 多数決合議と楽観的合議の指し手不一致率

Table 5 Rates of the optimistic selections that are different from those by majority voting.

$\sigma = 25$ (%)	$\sigma = 50$ (%)	$\sigma = 100$ (%)	$\sigma = 200$ (%)
11.8	13.5	15.1	17.8

いる。

なぜ、楽観的合議が多数決合議よりも優れた結果が得られたのかについて、現時点では、明確な結論には至っていないが、評価値の信頼性と探索との間になんらかの関連があるのではないかと考えている。

将棋プログラムで用いられる静的評価関数はどれだけ機械学習で妥当なものを作ったとしても、一定の不正確さが含まれる。将棋プログラムに用いられる静的評価関数は不正確なものである。したがって、局面探索を現実的な深さまで行っても正しい結果を得られるとは限らない。本論文や小幡らの従来の研究で用いられている多数決合議や楽観的合議では、乱数により評価値に一定の幅を持たせ、その中から多数決や最良の評価値の手を選択する手法である。この手法が合議の効果に何らかの影響を与えているのではないかと考えられる。

ここでは、いくつかの具体的な局面を題材にし、多数決合議との挙動の違いを調べてみた。まず、多数決合議と楽観的合議の指し手の異なった割合を表 5 に示す。Bonanza を用い、設定は、 $M = 16$ 、探索ノード数 10 万ノード、定跡ありとした。

高い確率で多数決合議と楽観的合議は同じ結果となるが、約 12~18%弱は違う手を選んでいった。この中に、楽観的合議が多数決合議よりも良い手を選んでいく可能性があると考え、その挙動例を調べた。

図 1 は、多数決合議と楽観的合議の指し手が異なった一局面である。

この局面で、 $\sigma = 50$  の乱数を与えて 1,000 回、20 万ノードの探索をさせて得られる候補手を調べた。表 6 がその結果である。5 三歩の頻度は 43 と少ないが、正の評価値を与える唯一の指し手であった。

多数決合議では最も頻度が高い 3 六飛を、楽観的合議では最大評価値が一番大きい 5 三歩を選択することが分かる。この局面では、3 六飛は緩手で、5 三歩が機敏な一手である。後手は 5 三歩を 同飛ととれば 8 二角と打たれるし、逃げれば手順に 5 四飛と飛車の転換が可能となる。実際に、3 六飛と 5 三歩を指した局面から楽観的合議でシミュレーションを行ったところ、前者は負け、後者は勝ちという結果になった。この局面では、5 三歩が好手であり、楽観的合議の方が良い手を選択する一例である。



図 1 多数決合議と楽観的合議の指し手が異なる局面例 A

Fig. 1 A game position (A) in which the optimistic consultation selects a better move than the consultation with majority voting does.

表 6 1,000 回の探索により得られた候補手の頻度 (局面 A)

Table 6 Frequency of search results of 1,000 players in the position A.

候補手	頻度	最大評価値	最小評価値	平均
3 六飛	934	0	-299	-67.8
5 三歩	43	53	-124	-3.6
4 五歩	13	-68	-292	-220.7
5 五歩	6	-54	-198	-108.0
6 六角	4	-80	-112	-94.8

表 6 で示されている平均値は 200 程度のばらつきがある。評価関数に与えた標準偏差  $\sigma = 50$  の正規乱数だけでは、このばらつきは説明できない。これには、探索における不安定性 (たとえば、Late Move Reduction<sup>8)</sup>) が関係しているのではないかと考えられる。

また、楽観的合議と多数決合議が選択する候補手の、探索深さ依存性を検証した (表 7)。ただし、 $\sigma = 50$ 、LMR あり、トランスポジションテーブルなしとした。中の数値は頻度を表している。

表 7 の結果から、楽観的合議では深さ 7 で 5 三歩を選択する。一方、多数決合議で同じ結論を得るには深さ 8 の探索が必要になる。

多数決合議と楽観的合議の指し手が異なる別の局面の例として図 2 についても同様に調

表 7 深さ別の 1,000 回の探索における候補手の比較 (局面 A)

Table 7 Search-depth dependency of resultant moves from 1,000 players in the position A.

候補手	深さ 4	深さ 5	深さ 6	深さ 7	深さ 8	深さ 9
3 六飛	8	691	921	899	158	25
5 三歩	0	51	18	92	842	975
4 五歩	16	21	3	0	0	0
5 五歩	962	236	56	0	0	0
6 六角	11	1	9	2	0	0
5 八銀	3	0	0	0	0	0

表 8 1,000 回の探索により得られた候補手の頻度 (局面 B)

Table 8 Frequency of search results of 1,000 players in the position B.

候補手	頻度	最大評価値	最小評価値	平均
5 七角	948	96	-28	36.07
同角	52	259	-17	183.79

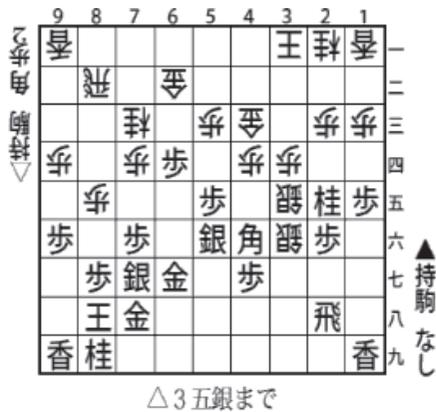


図 2 多数決合議と楽観的合議の指し手が異なる局面例 B

Fig. 2 A game position (B) in which the optimistic consultation selects a better move than the consultation with majority voting does.

表 9 深さ別の 1,000 回の探索における候補手の比較 (局面 B)

Table 9 Search-depth dependency of resultant moves from 1,000 players in the position B.

候補手	深さ 4	深さ 5	深さ 6	深さ 7	深さ 8	深さ 9
5 七角	865	754	988	945	925	0
同角	0	0	0	55	75	1,000
6 八角	5	18	3	0	0	0
1 三桂	130	164	6	0	0	0
1 三桂成	0	64	3	0	0	0

べてみる .

この局面 B から  $\sigma = 50$  で 1,000 回, 20 万ノード探索で次の一手を調べたところ, 分布として表 8 のような分布結果が得られた .

1,000 回の探索を行った結果, 5 七角, 同角の 2 通りの手が候補手となった . 多数決合議であれば, 5 七角が選ばれ, 楽観的合議であれば 同角が選ばれる局面であるといえる . 実際, 専門的には 同角の方が良い手であったようである .

また, 楽観的合議と多数決合議が選択する候補手の, 探索深さ依存性を検証したものが表 9 である . ただし, 実験条件は,  $\sigma = 50$ , LMR あり, トランスポジションテーブルなしとした . 中の数値は頻度を表している .

表 9 の結果から, 楽観的合議では深さ 7 で 同角を選択する . 一方, 多数決合議で同じ結論を得るためには深さ 9 の探索が必要になる . この例においても, 楽観的合議が探索の深さの精度を補う結果を示している .

まだデータ数が少ないので, これらの結果だけから結論づけることはできないが, 楽観的合議が何らかの形で探索の不安定さを補う働きをしていることを示す結果となっている .

## 6. おわりに

本論文では, コンピュータ将棋における合議の新しい手法として, 評価値を考慮した「楽観的合議」と「悲観的合議」を提案した . この 2 つの合議手法について, Bonanza による自己対戦と GPS 将棋を用いた他プログラムとの対戦実験, さらに, より実践的な対戦条件の実験を通して, その有意性を検証した . その結果, 「楽観的合議」が従来の「多数決合議」と比べても遜色のない優れた手法であること, 「悲観的合議」は逆に合議するほど悪い結果になることを示した . また, 「多数決合議」と「楽観的合議」の実験結果を比較することで, 「楽観的合議」が探索の不安定さを補う働きをしている可能性について考察した .

楽観的合議が具体的にどのような探索に関わっているのかについては、今後より精緻な実験を行って、検証していきたい。

謝辞 本研究を進めるにあたり、GPS のプログラマの皆様、特に金子知適氏には、GPS 将棋の改変について協力をいただいた。また、本論文を詳細に読み、有益なコメントをお寄せいただいた査読者の方々に御礼申し上げます。なお、本研究は、情報処理学会から共同研究費の助成を受けています。

### 参 考 文 献

- 1) 伊藤毅志：合議アルゴリズム「文殊」単純多数決で勝率を上げる新技術，情報処理，Vol.50, No.9, pp.887-894 (2009).
- 2) 埴 雅織，伊藤毅志：思考アルゴリズムにおける最適合議システム，第 3 回エンターテイメントと認知科学シンポジウム，pp.72-75 (2009).
- 3) 小幡拓弥，埴 雅織，伊藤毅志：思考ゲームによる合議アルゴリズム—単純多数決の有効性について，情報処理学会ゲーム情報学研究会報告，2009-GI-22, No.2 (2009).
- 4) Freund, Y. and Schapire, R.E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, *Journal of Computer and System Sciences*, Vol.55, No.1, pp.119-139 (1997).
- 5) 金森敬文，畑埜晃平，渡辺 治，小川英光：ブースティング—学習アルゴリズムの設計技法，森北出版 (2006).
- 6) 保木邦仁：Bonanza - The Computer Shogi Program Bonanza.  
[http://www.geocities.jp/bonanza\\_shogi/](http://www.geocities.jp/bonanza_shogi/)
- 7) 小幡拓弥，杉山卓弥，保木邦仁，伊藤毅志：将棋における合議アルゴリズム：既存プログラムを組み合わせる強いプレイヤーを作れるか？，*Proc. 14th Game Programming Workshop in Japan*, pp.51-58 (2009).
- 8) Romstad, T.: An Introduction to Late Move Reductions.  
<http://www.glaurungchess.com/lmr.html>

(平成 22 年 1 月 25 日受付)

(平成 22 年 9 月 17 日採録)



杉山 卓弥 (正会員)

1986 年生まれ。2008 年慶應義塾大学理工学部情報工学科卒業。同年慶應義塾大学大学院理工学研究科開放科学専攻コンピュータ科学専修前期博士課程に入学し、2010 年に修了。同年日本アイ・ビー・エム株式会社に入社。在職中。将棋を題材とした人工知能的研究に興味を持つ。第 14 回ゲームプログラミングワークショップ 2009 研究奨励賞受賞。



小幡 拓弥 (正会員)

2009 年電気通信大学電気通信学部情報工学科卒業。同年電気通信大学大学院電気通信学研究科情報工学専攻博士前期課程入学。在学中、将棋や思考ゲームを題材とした人工知能的研究に興味を持つ。2009 年合議アルゴリズムを搭載したコンピュータ将棋プログラム「文殊」のメインプログラマとして、世界コンピュータ将棋選手権に初出場 3 位。



斎藤 博昭 (正会員)

慶應義塾大学工学部数理工学科卒業。現在、同大学理工学部情報工学科准教授。工学博士。自然言語処理、音声言語理解等に興味を持つ。言語処理学会、日本音響学会、電子情報通信学会各会員。



保木 邦仁 (正会員)

1975 年生まれ。2003 年東北大学大学院理学研究科化学専攻修了。理学博士。同年よりトロント大学化学科博士研究員。2006 年より東北大学にて研究員、助手として教育研究に従事。光化学反応制御法の研究開発を行いながら、ゲームにも興味を持ち始める。2010 年より電気通信大学特任助教。コンピュータ将棋プログラム Bonanza を作成、ソフトウェアジャパン 2008 アワード受賞。著書に『ボナンザ VS 勝負脳—最強将棋ソフトは人間を超えるか』(角川新書、共著)。



伊藤 毅志 (正会員)

1994年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻修了。工学博士。同年より、電気通信大学情報工学科助手。2007年より、同助教。2010年より、電気通信大学情報理工学研究科助教。人間の思考過程、学習過程等の研究に従事。現在は特に思考ゲームを題材にした認知科学的研究に興味を持つ。著書に『先を読む頭脳』(新潮社、共著)ほか。日本認知科学会、人工知能学会等会員。コンピュータ将棋協会・コンピュータ囲碁フォーラム各理事。

---