

アドバイスを活用する協調的ゲーム AI

竹内聖悟^{1,a)}

概要: 人工知能（以下 AI）の研究開発が広く行われ、医療への利用や自動運転など社会の中でも利用される場面が今後増えていくことが期待されている。一方で、人間の経験的知識や AI が見逃すエラーの存在などからも、人間と AI とが協調し、より効率的に処理を行うようなシステムが必要となる。ヒューマンエラーへの対処としては AI によるチェックを、AI が見逃すエラーに対しては人間によるチェックなど問題に応じて適切なシステムを構築する必要がある。本研究では、人間と AI が協調して効率的な処理を行うシステムとして、人間がアドバイスを与え、それを受けて AI が効率的に処理を行うようなシステムの実現を目的とする。人工知能のテストベッドとして利用されてきたゲームを対象として、アドバイスによって効率的な処理を行うシステムを構築する。本稿では、将棋を対象として、アドバイスをゲーム AI が有効活用するシステムを提案した。提案手法の有用性を示すために対戦実験を行った。アドバイスを与えるプレイヤーを人間ではなくゲーム AI を利用し、アドバイスを受けたゲーム AI はそうでないゲーム AI に対して有意に勝ち越し、目的であるアドバイスを活用するシステムの構築を確認できた。また、異種多数決合議との比較でも提案手法は有意に勝ち越し、提案手法の有用性を示すことができた。

Cooperative Game AI benefiting from Advice

SHOGO TAKEUCHI^{1,a)}

Abstract: Artificial Intelligence (AI) has been widely researched. AIs will play an important role in our society. For example, automated driving systems have recently attracted media attention. On the other hand, there exists a difficulty about transformation of human's empirical knowledges and errors caused by AI, thus Human-AI cooperative system will be needed. In this research, our purpose is constructing a Human-AI cooperative system that an AI benefits from the Human's advice. We construct such a system in games, which have been used as a testbed for research in AI. In order to show the effectiveness of the proposed method, we performed tournament experiments in shogi. We used game AIs as adviser instead of humans in the proposed system. We run tournaments between the proposed system and a single game AI and showed that the proposed system is effective. From the experimental results, we concluded that we successfully constructed the cooperative systems that benefit from advice. Additionally, the tournament between the system and a majority voting system showed that the proposed method is superior to a majority voting system.

1. はじめに

人工知能 (Artificial Intelligence 以下 AI) の研究開発は目覚ましく、医療への応用や自動車の自動運転など、幅広く社会で活用されていくことが期待されている。社会での活用を考えた時、人間と AI が協調して動作するシステムのみが考えられる。理由としては、人間の経験的知見や知識を AI へ移植することの困難さや人間、AI それぞれのミスや

エラーがあったときの対処などが挙げられる。AI によるエラーに対して人間のチェック、人間によるエラーに対して AI によるチェックなど、問題に応じて適切なシステムが必要である。今回は、人間の経験的知見や知識を扱うような、人間と AI が協調して効率的に処理を行うようなシステムを考える。本研究ではそのようなシステムとして、人間が AI にアドバイスを与え、AI がアドバイスを効率的に処理を行うようなシステムについて、ゲームを題材として研究を行う。ゲーム AI がアドバイスを受けた時に、効率的に処理を行うようなシステムの構築を目的とする。

ゲーム AI は古くから人工知能のテストベッドとして研

¹ 東京大学大学院 新領域創成科学研究科
Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo

^{a)} takeuchi@cbms.k.u-tokyo.ac.jp

究されてきた。その理由としては、問題、すなわちルールや勝敗条件などが明確に定義されていることや結果がわかりやすいこと、様々な難易度のゲームが存在することなどが挙げられる。また、プロ棋士をやぶった Alpha Go [5] には、Deep Learning や機械学習、強化学習、モンテカルロ木探索など最先端技術が用いられている。最先端技術が使われている分野で有用性が示されれば、他分野でも有効となる可能性が高いと言える。

ゲームにおいて人間とゲーム AI とが協調するシステムについては、3-Hirn システム [2] や合議 [4] が挙げられる。前者は、ゲーム AI が生成した候補手リストから、人間が選択するシステムで、後者は、人間との協調は前提としていないが、複数のプレイヤーの探索結果について多数決を取る手法である。

将棋については、既にゲーム AI が人間を超えた強さを持ち、ミスの数も少ない。そのような分野で、ゲーム AI と人間の候補手生成や選択を考える。人間の候補手生成は良い手を生成することもあるが、単純な見落としを含む可能性もある。また提示された指手から選択することを考えた時も、見落としの可能性もある。そこで、人間は候補を提示し、ゲーム AI が選択する手法が良いと考えられる。人間がアドバイスを与え、ゲーム AI が取捨選択を行い、効率的な処理を行うシステムを構築する。3-Hirn を参考にすると、人間が一手候補手を提示し、ゲーム AI もまた一手候補手を提示する。この二手の中からゲーム AI が指手を選択するシステムとなる。単純化のため、候補を提示するゲーム AI と指手を選択するゲーム AI を同一のものとしても良い。また、3-Hirn のバリエーション同様に、複数のプログラムの利用や、Multi-PV の利用による複数候補手生成とその両者の組み合わせなどが考えられる。また、アドバイスを与えるプレイヤーを人間ではなくゲーム AI とすると、複数プログラムを利用する探索手法 [7] と合致する。

将棋ではオープンソースのプログラムを始めとして強いプログラムが多く公開されており、実証実験において有用であるため、将棋を対象として提案手法の有効性を示す。実験的には、人間がアドバイスを与える実験は十分な数の対戦を行うことが難しいため、ゲーム AI がアドバイスを与えることとする。アドバイスを受けたゲーム AI がそうでないゲーム AI に対して有意に勝ち越すことを示し、手法の有用性を示す。

2. 関連研究

ゲームにおける、人間とゲーム AI の協調的なシステムに関連する手法として、3-Hirn システムや合議がある。それらを比較紹介する。

2.1 3-Hirn システム

3-Hirn は「三つの脳」を意味する。複数の候補手から人間

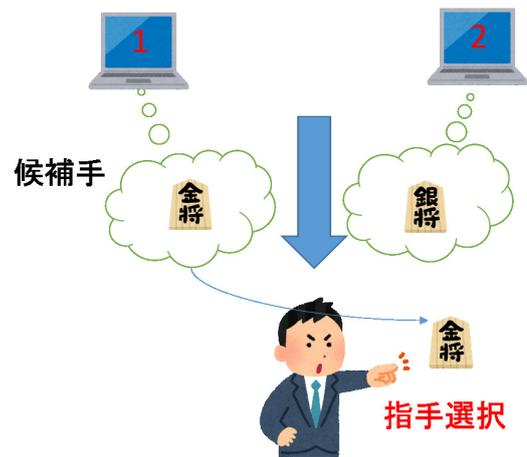


図1 3-Hirn システムのイメージ

が指手を選択するシステムとして、3-Hirn や Double-Fritz, List-3-Hirn が提案されている [1], [2]. それぞれ下記のようなシステムとなっている。

- 3-Hirn: 二つの異なるプログラムにそれぞれ最善手を出力させ、人間がどちらかを選択する
- Double-Fritz: 一つのプログラムに上位 k 手を提示させ、人間がその中から選択する
- List-3-Hirn: 二つの異なるプログラムにそれぞれ上位 k 手を提示させ、人間がその中から選択する

システムのイメージを図1に示す。人間が、ゲーム AI から2つ候補手とそれぞれの評価値や最善応手手順などの情報を受取り、候補手の中から指手を選択するシステムとなっている。

チェスの実験では、人間のレーティングがプログラムのレーティングより低い条件で、プログラムのレーティングを200程度上回る結果を得ている。

全てのシステムにおいて、人間プレイヤーは示された候補手の中から指手を選択する。最終的な指手の選択が人間プレイヤーになっていることが提案手法との大きな違いである。また、提案法では、一つのゲーム AI が他のプレイヤーからのアドバイスと自身の探索結果を比較するが、3-Hirn においては、選択者は自身の探索結果を選択肢に持たないことも違いの一つである。

2.2 単純多数決合議

前述の3-Hirn システムから着想を得た手法として多数決合議が提案された [4]. 一つのプログラムの評価値に乱数を入れ、少しずつ異なるプログラムを複数用意し、それらの探索結果の多数決を取る手法が単純多数決合議である。単純多数決以外にも、最も評価値の高い手を選ぶ楽観的合議などの手法がある。上記は、ベースとなるプログラムが同じであるため、評価関数のスケールもおおよそ同じであるという前提の手法である。

一方で、一つのプログラムをベースとするのではなく、

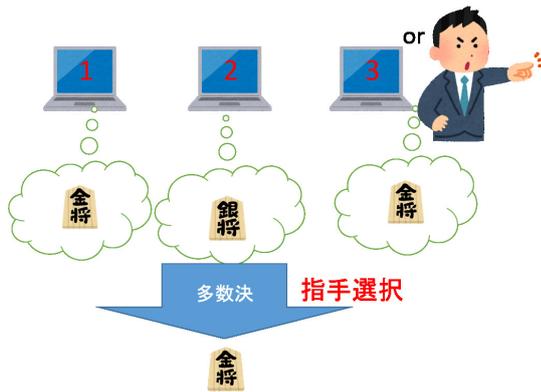


図2 異種単純多数決合議のイメージ

異なるプログラムを複数利用して多数決を取る手法として、異種単純多数決合議がある。イメージを図2に示す。図のようにゲームAIの代わりに人間を入れることで、協調システムと見ることもできる。実際に使われた例として、清水市代女流王将(当時)と対局したあから2010がある[6]。

同票となった時に意見が決められない問題を回避するために、各プログラムの票に重みを与えておくことや同票となったときに再探索を行うなどの対応がある。

全てプログラムとすることが前提となっており、人間とゲームAIとの協調という観点はない。また、候補手からの選択が多数決であり、ゲームAIや人間による選択がないことは提案手法との違いの一つである。

2.3 複数プログラムを利用する探索手法

複数プログラムを利用する探索手法[7]について説明を行う。評価関数の学習において、学習データの質を高めることを目的としてゲームプレイヤーに多様性を持たせるために複数のプログラムの利用を考えた探索手法である。将棋プログラムを用いて問題集を解かせる実験を行い、複数プログラムを利用した場合に性能が向上することを示した。

探索手法の説明を行う。2つのプログラムA,Bを使って探索を行うとする。

- プログラムA,Bともに同じ局面 p を t 秒探索し、最善手 M_A, M_B を求める
- M_A, M_B が一致する時は探索を終了し、一致した最善手を出力する
- 指手が一致しない時は、 p から M_A, M_B を指した2つの局面それぞれをプログラムAに t 秒探索させ、評価値のより高い指手を選択する

図3に指手が一致しなかった場合の手順を示す。

この手法において、プログラムBとアドバイスを与える人間プレイヤーとを置き換えると、提案手法と合致する。この手法の目的はゲームプレイヤーに多様性を持たせることであり、本研究の目的である人間とAIの協調とは異なる。また、性能評価が問題集だけで行われており有用性の信頼性が低いことは問題点の一つである。

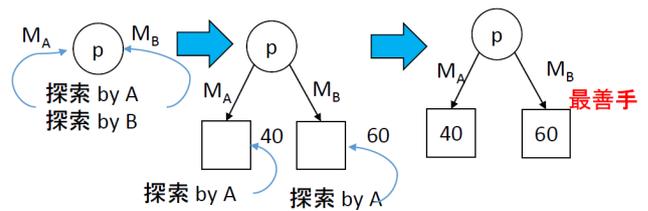


図3 複数プログラムを利用する探索

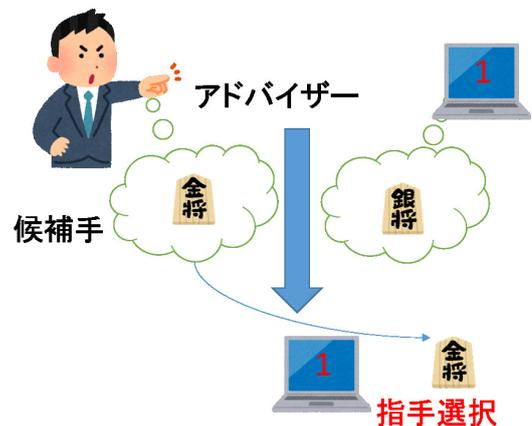


図4 アドバイスを利用するシステムのイメージ

3. アドバイスを利用するシステム

人間-AI協調システムとして提案する、アドバイスを利用したシステムについて説明する。アドバイスとして与えられた指手とプログラム自身による最善手の2手を探索によって比較し、最終的な指手を決定する。図4に提案手法のイメージを示す。アドバイスを与えるのは人間でもプログラムでも可能である。多くのゲームAIは人間よりも強くなっている他、単純な見落としなどはほとんどなく、最終的な指手の選択で致命的なミスが少ないことが期待される。人間はゲームAIより見落としは多い、一方で、直観などにより短時間での好手の発見をすることもある。これらの組み合わせとして、最終的にゲームAIが指手選択を行う、提案手法が有効であると考えられる。

以降、アドバイスを与えるプレイヤーをアドバイザー(adviser)、候補手生成及び最終的な指手選択を行うプレイヤーをシステムAI(system AI)と呼ぶ。

アドバイザーをプログラムとした場合、この手法は関連手法で述べた複数プログラムを利用する探索手法と合致する。また、3-Himシステムにおいて、最終的な選択を人間ではなくプログラムとして、そのプログラム自身に候補手を生成させた場合にも提案手法と合致する。

4. 実験

前節で提案した、アドバイスを受けて効率的な処理を行うシステムの有用性を示すため、対戦実験を行う。

計算機環境として Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2650 v3 (10 core 2.30GHz) 2CPU を用いた、各プログラムが利用するのは 1 コアのみとした。対戦は、棋譜の 30 手目の局面から開始する。棋譜 500 局面を用意し、それぞれ先後を入れ替えて対戦を行い、全体で 1,000 局の対戦を行った。

将棋プログラムとして、Apery^{*1} と技巧^{*2}、GPSFish^{*3} を利用した。

提案手法は、二つの候補手が一致するかどうかで 2 ステップの探索を行うかが決まるため、探索時間が通常のプログラムと異なる。また、二つのプログラムを使うため、それらを並行に動作させるかどうか、させたとして対戦相手は 1 コアで良いかなど、公平な計算資源の使用が難しい。次節で計算資源について説明を行う。

4.1 提案手法の計算資源について

計算に使うコア数と思考時間についての比較を図 5 に示す。図中の A はアドバイザーを、E はシステム AI を意味する。提案手法において、各プログラムの思考時間を t 秒とした場合、計算に使うコア数を 1 コアとすると逐次に相当する。逐次で候補手が一致した場合、延長がないため $2t$ 秒、そうでない場合は $4t$ 秒計算することとなる。一方で、合議における実験と同様に計算に使うコア数を 2 コアとした場合、並行に処理が行えるため（図中の 2CPU 並行に相当し）、延長無し有りでそれぞれ $t, 2t$ 秒の計算となる。プログラム単体での思考時間を $4t$ 秒とすると逐次に、 $2t$ 秒とすると並行計算に、それぞれ計算資源を揃えた条件となっている。実際には、探索延長は毎回起こるわけではないため、プログラム単体の方に有利な設定となっていると言える。

次に、合議との比較を考える。Obata らの合議の実験 [4] では、4 プログラムを用いた合議の対戦相手である単体プログラムの計算資源は 1 コア分であり、合議側は 4 倍の計算コストをかけて計算している。これに習い、本稿の合議の実験においても、同様の条件で実験を行う。また、図 6 に示すように、提案手法では各プログラムを t 秒で探索した場合に最大で $2t$ 秒の探索が必要となるため、合議側も各プログラムを $2t$ 秒で探索させて計算資源をそろえる。

4.2 単体での対戦成績

各プログラム同士の対戦を 1 手 5 秒で行った。結果を表 1 に示す。棋力は技巧、Apery、GPSFish の順に高く、それぞれの間に大きな差がある。強いプレイヤーのアドバイスと弱いプレイヤーからのアドバイスを比較するため、以降は

^{*1} <https://github.com/HiraokaTakuya/apery> 2016 年 4 月 20 日時点のプログラムを利用

^{*2} <https://github.com/gikou-official/Gikou> 2016 年 7 月 8 日時点のプログラムを利用

^{*3} <http://gps.tanaka.ecc.u-tokyo.ac.jp/gpsshogi/index.php?GPSFish> 2016 年 4 月 1 日時点のプログラムを利用

		t秒			
提案手法	逐次: 延長無	A	E		
	逐次: 延長有	A	E	E	E
	2CPU並行: 延長無	A			
		E			
2CPU並行: 延長有	A	E			
	E	E			
AI 単体	4t秒	E			
	2t秒	E			

図 5 提案手法とゲーム AI 単体との思考時間の比較

		1	2	E		
提案手法	逐次: 延長無	1	2	E		
	逐次: 延長有	1	2	E	E	E
	3CPU並行: 延長無	1				
		2				
E						
3CPU並行: 延長有	1	E				
	2	E				
	E	E				
合議	逐次	1	2	E		
	3CPU並行	1				
		2				
E						

図 6 提案手法と異種多数決合議との思考時間の比較

表 1 各プログラム間の対戦成績: 勝率 (勝分負)

プログラム	Apery	GPSFish
技巧	85.5% (850-10-140)	95.35% (946-15-39)
Apery	-	76.7% (761-12-227)

Apery に対してアドバイスを与える実験を行う。

4.3 提案手法の性能評価

アドバイスを利用するプレイヤーとそうでないプレイヤーの対戦を行い、提案手法の性能を評価した。4.2 節で対戦を行った単体プレイヤーの他にランダムプレイヤーをベースラインとして加えた。提案手法における探索時間 t を 5 秒とした。4.1 節で述べたように、対戦相手である単体の Apery の探索時間が 10 秒の場合は、合議のように 2 プログラムが並行に動く場合に相当し、20 秒の場合は、計算コア数を 1 コアとした場合に相当する。よって、10 秒で有意に勝ち越した場合は、合議同様に一種の並列探索手法として有効であり、20 秒で有意に勝ち越すのであれば、計算資源の条

表 2 提案手法と単体プログラムとの対戦結果: 勝率 (勝分負)

提案手法		Apery 単体	
System AI	Adviser	10 秒	20 秒
Apery	技巧	79.8% (776-44-180)	63.25% (610-45-345)
Apery	GPSFish	62.35% (596-55-349)	43.55% (411-49-540)
Apery	ランダム	29.3% (260-66-674)	16.7% (150-34-816)

表 3 アドバイスと採用率

Adviser	対戦相手の思考時間	不一致率	採用率	影響率
技巧	10 秒	35.59%	39.62%	14.10%
技巧	20 秒	35.79%	40.12%	14.36%
GPSFish	10 秒	40.52%	29.54%	11.97%
GPSFish	20 秒	40.09%	29.89%	11.98%
ランダム	10 秒	95.15%	1.92%	1.83%
ランダム	20 秒	95.35%	1.48%	1.38%

件を揃えた上でより少ない時間で勝ち越したこととなる。

結果を表 2 にまとめた。技巧がアドバイスを与えた時は、いずれも有意に勝ち越しており、自身よりも棋力の高いプレイヤーからのアドバイスを受けて有効に活用する AI を実現できていると言える。また、GPSFish のアドバイスでも思考時間 10 秒の Apery に有意に勝ち越し、弱いプレイヤーからのアドバイスでも並行探索手法の一種として有効であることを示した。一方で、思考時間 20 秒の Apery に対しては有意に負け越している。この条件はプログラム単体側に少し有利な設定であり、弱いプレイヤーからのアドバイスについては今後棋力差などを含めて検討する余地がある。最後に、ランダムプレイヤーのアドバイスはほぼ意味が無いと考えられるが、それに比べると技巧、GPSFish 両者は十分に有効な性能向上が得られていると考えられる。

対局中にアドバイスと意見が割れた割合やアドバイスが採用されたか、アドバイスが全体の指手の中でどれだけ選ばれたかなどのデータを表 3 にまとめた。プログラムの指手とアドバイスが一致しなかった割合が不一致率で、不一致の中でアドバイスが採用された割合を採用率、アドバイスが全体の指手の中でどれだけ選ばれたかが影響率として示している。

不一致率は探索延長の割合でもあり、技巧や GPSFish では 35% から 40% と半分以下の割合でしか延長が起きていない。よって、GPSFish をアドバイザーとする対戦実験では、Apery 単体の探索時間を 15 秒程度とした時が、計算コストが公平となる条件と考えられる。採用率を見ると、技巧と GPSFish とではおよそ 10% の違いがあり、これは強さの違いに起因するものと考えられる。強いプレイヤーのアドバイスほど採用されやすい傾向があると考えられる。技巧と GPSFish のアドバイスが指手を変更したのは全体の 14%、12% 程度であり、この違いが表 2 に示すような勝率と結びついていると考えられる。

表 4 異種多数決合議と提案手法、Apery との対戦結果: 勝率 (勝分負)

	提案手法	Apery
異種多数決合議	38.4% (359-50-591)	67.5% (652-46-302)

表 5 技巧をリーダーとした時の異種多数決合議の対戦結果: 勝率 (勝分負)

	提案手法	技巧
異種多数決合議	31% (30-2-68)	37% (35-4-61)

4.4 異種多数決合議との比較

他の協調システムとの比較として、提案手法と異種多数決合議との比較を行った。これまでの実験同様に、異種多数決合議のリーダーと提案手法で指手決定を行うプログラムを Apery として、技巧や GPSFish をあわせた 3 プログラムを利用した。異種多数決合議との対戦結果を表 4 にまとめた。Apery 単体に対して異種多数決合議が有意に勝ち越し、異種多数決合議の有効性を確認できた。一方で、提案手法に対しては異種多数決合議が有意に負け越しており、今回の条件では、提案手法が異種多数決合議よりも有効な手法であると示すことができた。

追加実験として、異種多数決合議のリーダーと提案手法の指手決定プログラムを技巧として、Apery と GPSFish を利用した対戦実験を 100 局行った。異種多数決合議との対戦結果を表 5 に示す。技巧単体から見て 61 勝 4 分 35 敗、提案手法から見て 68 勝 2 分 30 敗となり、異種多数決合議がいずれよりも弱くなっていることが確認された。これは、異種多数決合議に参加しているプログラム間に棋力差が大きく、弱いプログラム側の多数決が取られることが起き、技巧よりも弱くなっていると考えられる。一方、提案手法ではそのような現象は見られず、より頑強なシステムとなっていると期待される。

4.5 考察

提案手法が有効である理由について考察を行う。

1 手延長探索を行っているため、その結果がハッシュに残り、次の探索で有利になることが考えられる。しかし、ランダムプレイヤーによるアドバイスはほぼ全ての指手が延長されているが、この場合は単体よりも強くなっておらず、この理由では明がつかない。

次に、探索延長とみなした考えを示す。まず、合議同様に複数プログラムが並行計算する場合を考える。この時、探索時間はプログラム単体の 2 倍かかる。探索時間を倍にしても探索深さが増えることは少ないが、提案手法では、2 手に絞ってはいるが、1 手深く探索して比較を行っている。提案手法は投機的な探索延長を行っていると思えることができ、投機の精度が高ければ性能向上が期待される。このことから、強いプレイヤーからのアドバイスが与えられた時に有効となることが期待され、実際に 2 倍の時間を使う単体のプログラムに対して有意に勝ち越す結果を得ている。

一方で、弱いプレイヤーからのアドバイスでもある程度の改善が見られている。提案手法の効能の一つとして、悪手を選んだ時にそれ以外の選択肢が提示されることが考えられる。提案手法および 3-Hirn システムにおいては悪手を選ぶ確率が単体よりも低くすることが可能である。次節で示す。

4.5.1 悪手を選ぶ確率

システムが AI 単体よりも効率的に動作する仮説の一つとして、悪手を選ぶ確率が低くなることが考えられる。

プログラムが悪手を指す確率を p とする（単純のため、全てのプログラムで共通とする）。また、悪手とそうでない手を提示された時に悪手を選択する確率を q とする。この時、提案手法と 3-Hirn で悪手を選ぶ場合を考えると、候補手が 2 手ともに悪手の場合と、1 手が悪手だがもう 1 手は悪手ではなく、かつ、システムが悪手を選ぶ場合とがある。2 手ともに悪手となる確率は p^2 、1 手だけが悪手でその手をシステムが選ぶ確率は $2p(1-p)q$ となる。よって、このシステムは $p(p+2q(1-p))$ の確率で悪手を選択する。

上記の確率とプログラム単体で悪手を選択する確率 p を比較する。差を取った $p(p+2q(1-p))-p$ が正であれば、システムが悪手を選択する確率が単体よりも高く、負であれば単体の方が悪手を選択する確率が高いこととなる。 $p(p+2q(1-p)-1) = p(1-p)(2q-1)$ から、 $q > 1/2$ の時にシステムは単体よりも高い確率で悪手を選ぶ。今、プログラムは十分に強く q は 0.5 より低いと考えられるため、システムは単体よりも悪手を選ぶ確率が低くなる。

4.5.2 プログラムの多様性についての実験

システムの性能に関してプログラムの多様性が与える影響について調査する。アドバイスを与えるプログラムが指手選択を行うプログラムと似ているような時、システムの性能向上は比較的低いのではないかと考えられる。それを確認する実験を行う。

nozomi^{*4} はチェスプログラムの Stockfish をベースとし、Apery を参考にしたプログラム^{*5} である。そのため、技巧や GPSFish と比較して、Apery により近いプログラムと考えられる。nozomi は今回実験で用いている Apery と同程度の強さである、100 局の対戦の結果は nozomi から見て 48 勝 47 敗 5 分だった。

nozomi をアドバイザーとして 100 局の対戦実験を行った結果を、表 6 に示す。対局数が 100 局と少なく、統計的に有意な結果ではないが、GPSFish と同程度の改善に見える。

表 7 に指手の不一致率と採用率などをまとめた。対局数が少ないため参考データではあるが、不一致率が GPSFish や技巧と比べて低い、これは一致率が高いことを意味して

表 6 nozomi をアドバイザーとした対戦結果: 勝率 (勝分負)

	10 秒	20 秒
提案手法	53% (51-4-45)	42% (39-6-55)

表 7 アドバイスと採用率, nozomi

対戦相手の思考時間	不一致率	採用率	影響率
10 秒	34.81%	37.70%	13.12%
20 秒	34.14%	37.95%	12.95%

おり、Apery と nozomi の組み合わせは、他の組み合わせに比べると多様性が低いと考えられる。一方で、nozomi の強さは Apery 並で GPSFish よりも有意に強い (78 勝 20 敗 2 分)。GPSFish よりも強い nozomi からのアドバイスで、システムの性能改善が見られないことから、多様性の低さとシステムの性能向上の低さとの間に関連があると推測される。

5. おわりに

人工知能の研究開発の発展はめざましく、AI の社会利用を考えると、人間と AI が協調して効率的に動作するようなシステムが必要であると考えられる。本研究では、アドバイスを受けて AI が効率的に処理を行うシステムをゲームにおいて実現することを目的とし、協調型の探索手法を提案した。将棋を対象として実験を行い、強いプレイヤーからのアドバイスを受けたゲーム AI がそうでない AI に対して有意に勝ち越すことを示すなど、目的であるアドバイスを受けて AI が効率的な処理を行うような、人間-AI 協調システムの構築に成功した。

今後の課題としては、システムが効率的に動作する条件や理由についての解析が挙げられる。他に、今回は将棋 AI を対象としたため、アルファベータ探索の AI を利用しているが、囲碁ではモンテカルロ木探索 [3] が主流であり、モンテカルロ木探索においても提案手法が有用であるかを確認したい。また、提案手法では探索が 2 ステップ必要となるため、従来の探索手法と探索時間を揃えることが難しく、このシステムにおける有効な時間利用も課題として挙げられる。

謝辞 本研究は JST CREST 及び JSPS 科研費 26730181 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] I. Althöfer. Decision support systems with multiple choice structure. In *Numbers, Information and Complexity*, pp. 525–540. Springer, 2000.
- [2] I. Althöfer and R. G. Snatzke. Playing games with multiple choice systems. In *International Conference on Computers and Games*, pp. 142–153. Springer, 2002.
- [3] C. Browne, E. Powley, D. Whitehouse, S. Lucas, P. Cowling, P. Rohlfshagen, S. Tavener, D. Perez, S. Samothrakis, and S. Colton. A survey of monte carlo tree search methods. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*,

^{*4} <https://github.com/saihyou/nozomi> 2016 年 6 月 8 日時点のプログラムを利用

^{*5} <https://github.com/saihyou/nozomi/wiki> 2016 年 9 月 20 日アクセス

- 4(1):1–43, march 2012.
- [4] T. Obata, T. Sugiyama, K. Hoki, and T. Ito. Consultation algorithm for computer shogi: Move decisions by majority. In H. Herik, H. Iida, and A. Plaat eds., *Computers and Games*, Vol. 6515 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 156–165. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
 - [5] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587):484–489, 01 2016.
 - [6] コンピュータ将棋協会. 人間に勝つコンピュータ将棋の作り方: あから 2010 を生み出したアイデアと工夫の軌跡. 技術評論社, 2012.
 - [7] 竹内. 学習の教師例となる指手の選択を目的とした, 複数プログラムを用いる探索についての考察. 情報処理学会研究会報告, 2016-GI-35, 2016.