Vol.2009-GI-22 No.2
2009/6/26

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～

小幡拓弥　塙雅織　伊藤毅志
電気通信大学 情報工学科

概要
複数の違う思考過程を持つ単体が出した結論をもとに、全体として一つの答えを導くプロセスを合議と定義する。本研究では、複数の意見を単純に多数決するシステムを考え、５五将棋と本将棋で、この単純多数決システムの有効性について、実験を通して考察していく。

Consultation Algorithm in Brain Game
- Effect of Simple Majority System -

Takuya Obata　Masaori Hanawa　Takeshi Ito
University of Electro-Communications, Faculty of Computer Science

Abstract
We define "consultation" as the process which generates an answer as a whole based on the conclusion which the system of multiple different thinking processes generated. In this research, we suppose simple majority system as a example of "consultation". We examined 5x5 Shogi and Shogi with this system. As the result, we identified that this system had a certain effect.

１．　はじめに

様々な違う意見の中から、より良い意見を導くという研究に関しては、認知科学の分野で協同問題解決の研究という形で行われてきた。

古くは 1932 年に Shaw は、「宣教師の川渡り」課題を用いて、個人が単独で問題を解く場合の効率と４人グループが協同して解く場合の効率を比較した実験を行った。このタイプの単純な論理課題を用いた研究は、1940 年代から 50 年代にかけて数多く行われ、様々なパズル課題に関して広く行われた。これらの研究の一貫した結果としては、グループは個人よりも平均的に優れたパフォーマンスを示すといったものだった[1]。これらの結果は、いわゆるグループによるパフォーマンスが「三人寄れば文殊の知恵」のような側面を持つことを支持するものであった。

しかし、これらの結果は、問題解決に要する人数や時間という要素を考慮したものではなかった。Lorge らは、メンバーの持つ様々な知的資源を考えたときに、知的資源の単なる総和以上の結果がグループで得られるかについて議論した。彼らが考えたモデルでは、メンバーの協同行為に創発的な変換プロセスを一切期待せずに単にグループが「機械的な集約」のみを行うと仮定した。すなわち、グループメンバーの一人が課題を正しく解ければ、グループ全体はその回答をグループの解として出し、グループ内で誰も解けない場合のみグループは解けないものと考える。この場合、グループ内の議論や創発的過程を一切排除して個人の解の単純な最適解を答えとするというモデルであると言える。個人としての正解確率を p（簡単化のために、個人間で一定とする）として、グループの人数を n とするとき、このモデルによるグループとしての正解確率の予測値 P は、$P = 1-(1-p)^n$ となる。

Lorge らは、この基準をもとに、Shaw の結果や 40 年代から 50 年代に行われた実験を検証した。その結果、様々な問題解決実験におけるグループの実際の正解率は、予測値を上回るどころか、多くの場合統計的に有意に下回るか、たかだか同じ程度であった[2]。

これと似たような考え方を思考ゲームの手の選択に用いた研究は、Aithofer によって、チェスや囲碁を題材として、1985 年頃から行われた。Aithofer は、3-Hirn システムと呼ばれる手法を提案している。2 台のチェスプログラムが別々の思考により出力させた候補手を、十分に強い人間のプレイヤが選択するという選択手法で、元のコンピュータよりもレーティングにして２００程度強くなることを示した。彼は、さらに囲碁や他の思考ゲームでも同様の実験を行って、その有効性を示している[3]。

これらの結果は、複数のコンピュータの選択した手の中には、単体で選んだ場合よりも良い手が含まれている可能性があることを意味している。3-Hirn システムでは、十分に強い人間が介在することで、複数の手の中から良い手を選択していたが、本研究では、人間の手を介さずに機械が自動で手を選択する手法について考察したい。

ここでは、まず複数の違う思考過程によって得られた結論をもとに、全体として一つの答えを出すプロセスを「合議」と定義することにする。機械による「合議」の手法は、色々考えられるが、ここでは、もっとも単純な手法として、「単純多数決」に着目した。「単純多数決」とは、複数のシステムが異なった意見を出したものの中で多数決をとり、最も多い意見を採用するという手法のことを言う。本報告では、この手法を５五将棋と将棋に適用する実験を行い、そのパフォーマンスをもとに、単純多数決の有効性について考察する。

2．　5 五将棋による予備実験

2．1　方法

本将棋で Bonanza を用いた実験を行う前に、5 五将棋で合議の予備実験を行った。5 五将棋は、盤の小さい将棋である。5 五将棋プログラム「千分ノ壱里眼」を、少し異なる思考をするようにして 4 通り用意し、合議を行わせた。4 通りの思考の違いは次の通りである。

A.　静止探索を使用。評価関数における駒の価値は千分ノ壱里眼独自のもの
B.　静止探索を使用。駒の価値は別の 5 五将棋プログラム K55 のものを参考
C.　静止探索を使用しない。駒の価値は独自のもの
D.　静止探索を使用しない。駒の価値は K55 を参考

2．2　結果

これら 4 つの単体での強さを調べるため、表 1 のように、まず、総当たりで各 100 局の対局を行わせて単体同士の勝率を調べた。勝率の括弧内の数値は、自分自身との対局結果が 50 勝 50 敗だったと仮定したときの勝率である。

	A	B	C	D	勝率
A	—	71 勝 29 敗	59 勝 41 敗	75 勝 25 敗	0.683 (0.638)
B	29 勝 71 敗	—	29 勝 71 敗	65 勝 35 敗	0.410 (0.433)
C	41 勝 59 敗	71 勝 29 敗	—	65 勝 35 敗	0.590 (0.568)
D	25 勝 75 敗	35 勝 65 敗	35 勝 65 敗	—	0.316 (0.363)

表 1. 単体での強さの比較

4 つのうちどれか 1 つをリーダーとして単純多数決によって手を決定するという合議方法で、元の 4 つのプログラムに対する勝率を調べた。結果は表 2 の通りである。リーダーとは､意見が 2:2 や 1:1:1:1 に分かれた時に優先して採用される手を決めるプログラムである。

表 1 と比較すると、同じ相手に対してリーダー単体のときよりも、合議をしたときの方が、ほとんどの場合勝率が上がっている。単純多数決によって強さが向上する可能性が示唆された。

さらに、リーダーを決めていることがこの結果にどの程度影響を与えているか、調べた。たとえば、リーダーを決めていることで、思考の一貫性が保たれていた可能性がある。そこで、リーダーを決めず、意見が分かれたときはその中からランダムに手を選ぶという合議方法で、元の 4 つのプログラムに対する勝率を調べた。その結果が表 3 である。

	A	B	C	D	
A	61 勝 39 敗	71 勝 29 敗	58 勝 42 敗	79 勝 21 敗	0.673
B	45 勝 55 敗	70 勝 30 敗	60 勝 40 敗	61 勝 39 敗	0.590
C	58 勝 42 敗	78 勝 22 敗	52 勝 48 敗	69 勝 31 敗	0.643
D	46 勝 54 敗	68 勝 32 敗	49 勝 51 敗	63 勝 37 敗	0.565

表 2. リーダー有り多数決の勝率（左は合議のリーダー）

	A	B	C	D	勝率
Random	49 勝 51 敗	77 勝 23 敗	56 勝 44 敗	79 勝 21 敗	0.653

表 3. リーダー無し多数決の勝率

この結果から、リーダーを固定しているときと比べても十分に高い勝率を上げることが示唆された。ただし、単体で最も強く、リーダーにしたときの勝率も最も高い A をリーダーにしたときに比べると、A に対する戦績が良くない。100 回ずつの対局でははっきりとしたことは言えないが、強いものをリーダーにする方が、より強くなる可能性はある。

予備実験から、単純多数決による合議で、単体のときよりも強くなる可能性が示唆された。そこで、次の実験では、このアルゴリズムを本将棋に適用し、合議の有効性についてさらに考察することにした。

3．本将棋における合議実験

3．1　方法

ここでは、将棋プログラムとして、ソースコードが公開されている Bonanza を用いることにした。実験に用いる Bonanza は version 4.0.4 をベースに、幾らか手を加えたものである。ただし、単体の Bonanza としての思考部分は変化させておらず、単に Bonanza 上で実験を行うための改変を行っただけである。

Bonanza の評価関数で、通常の Bonanza が算出した評価値に乱数を加える。この乱数は正規分布 $N(0, D^2)$に従う正規乱数列の一要素である。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。

この評価関数を用いて Bonanza を一手につき M 回思考させ、その多数決によって指し手を決定するプレイヤを作った。このプレイヤを、合議プレイヤと呼ぶことにする。なお、多数の票を得た指し手が複数ある場合、そのうちのどの手を選ぶかは規定していない。プログラム上は、得票数のソートの結果一番上にあるものを選択するようになっている。各思考はプログラムとしては全く同一であることから、実質的にランダムに選んでいるといえる。(但しこれは実験用の仕様で、コンピュータ将棋選手権に出場した「文殊」では、このように意見が分かれた場合、探索延長を行っていた。)

また、M 回の思考それぞれの開始前に、トランスポジションテーブルなどの、新たな探索に影響を与える過去のデータは、リセットしている。

この合議プレイヤと通常の Bonanza を､D と M の値をさまざまに変えて対局させ、合議プレイヤの勝率を調べた。通常の Bonanza の評価値に乱数は加えない。

思考の条件は、1 回の探索につき 20 万ノードとした。つまり合議プレイヤは 20 万×M ノード、通常の Bonanza は 20 万ノード探索する。ただし、Bonanza は静止探索中に探索打ち切りの判定のルーチンを呼ばないため、実際には多少のずれが出る。20 万ノードの探索にかかる時間は、一般的な 3.0GHz 程度の CPU1 個で約 1 秒である。時間ではなくノード数で思考を打ち切るのは、マシンスペック等の実験環境に影響されにくくするためである。ただし、Bonanza では探索打ち切りの判定のルーチンが呼ばれる頻度が NPS に依存するため、マシンスペックの影響を全く受けないわけではない。また、予測読みや並列探索は行わない。

3．2　結果

M の値を 4, 8, 16、D の値を歩の交換値(202)の 1/8 (25), 1/4(50), 1/2(101), 1/1(202)とし、定跡データベースを用いる場合と用いない場合の両方について、各組み合わせ 1,000 回(先後 500 回)の対局で勝率を調べた結果が表 4， 5 である。表中の手番、勝敗数、勝率は合議プレイヤ視点のものである。千日手と、手数が 256 手を超えた対局は引き分けとした。勝率の計算に引き分けは含まれていない。

M	D	25 (1/8)				50 (1/4)				101 (1/2)				202 (1/1)			
		勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率
4	先	312	184	4	57.76%	305	193	2	57.11%	236	261	3	52.46%	207	293	0	41.42%
	後	261	235	4		261	232	7		286	212	2		206	291	3	
8	先	291	207	2	55.67%	278	214	8	54.75%	266	233	1	56.29%	247	248	5	47.93%
	後	264	235	1		264	234	2		293	201	6		227	267	6	
16	先	311	187	2	57.89%	277	220	3	55.24%	259	241	0	56.27%	265	235	0	49.25%
	後	265	232	3		271	224	5		302	195	3		227	272	1	

表 4．定跡使用無し 合議プレイヤ勝率

M	D	25 (1/8)				50 (1/4)				101 (1/2)				202 (1/1)			
		勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率
4	先	254	241	5	54.27%	264	232	4	51.76%	267	230	3	54.43%	211	286	3	42.07%
	後	286	214	0		250	247	3		274	223	3		208	291	1	
8	先	271	222	7	53.13%	266	227	7	54.49%	271	224	5	53.37%	234	263	3	46.04%
	後	255	242	3		274	224	5		259	239	2		225	275	0	
16	先	257	236	7	53.48%	275	220	5	57.65%	260	233	7	52.48%	247	249	4	50.65%
	後	273	225	2		298	201	1		258	236	6		257	242	1	

表 5. 定跡使用有り 合議プレイヤ勝率

M	D	25 (1/8)				50 (1/4)			
		勝	敗	引	勝率	勝	敗	引	勝率
4	先	276	218	6	55.56%	238	253	9	53.24%
	後	274	222	4		288	209	3	
8	先	267	229	4	55.19%	290	204	6	57.42%
	後	281	216	3		279	218	3	

表 6. 定跡使用有り 40 万ノード対局 合議プレイヤ勝率

探索量の変化が結果に影響を与えるかどうか調べるため、一手 40 万ノードの探索での実験も行っている。本稿執筆時点では一部の結果しか得られていないため、表 6 では結果の一部を掲載する。

定跡データベースを使用する場合は実質的な開始局面が毎回異なるとみなせるが、使用しない場合は常に初期局面から思考を開始するため,1000 局の中に同一の内容の対局が複数存在する可能性が高い。完全一致している棋譜を検出するのは容易だが、駒組みの手順の前後や、勝負がほぼ決まった後詰ますまでの手順が異なる、投了のタイミングが異なるなど、将棋の内容が一致していても棋譜が同一でないものが多数あると思われ、これらを検出するのは難しい。そのため、現時点では、棋譜の重複の度合いまでは確認していない。

今回の実験では、適切な D を設定して合議を行えばオリジナルに勝ち越す、という結果が得られた。ひとつのプログラムを複数個用意して合議させることで、強さが向上する可能性が示唆された。

4. おわりに

今のところ、なぜ合議によって強さが向上しているのかを論理的に説明することは難しい。直観的には、単独で思考させたときにはたまたま悪手を選んでしまう探索結果を返してしまった場合、他の同レベルのプログラムによって、たまたま選ばれた悪手を打ち消すことができるからではないかと考えることができる。将棋というゲームは、一つの妙手よりも一つの悪手が致命的結果になることが多く、極端な悪手を打ち消すことが棋力の向上につながっているという考え方である。

理論的には、B* search との関連も考えられる[4]。元々どれだけ強い評価関数が作れたとしても、その評価関数には、一定の確からしさのようなものが存在し、相応な確率的な幅が存在する。本研究で提案した正規乱数が評価値の幅を表現し、合議によって安定的な手を選ぶ模擬的な B* search を実現しているとも考えられる。しかし、

５五将棋の実験のように、評価関数自体が違うものや、探索手法の違うものとの間の合議でも効果が認められていることから、それだけでは説明できない部分もある。

また、単純多数決は、互いに影響し合う創発的効果が見込めないという点で、1 章で述べた「機械的な集約」と捉えることができる。この考えをもとに、以下のような簡単な仮定から、合議の効果について考察してみよう。

今、それぞれ単体が p の正解率で正しい手を選び、5 個で合議を行う場合を考えてみる。単体の p の正解率よりも 5 個の合議の正解率が高くなるのは、3 個以上が正解を出す確率が単体の確率よりも高いときであるので、以下の F(p)が正の時と考えられる。

$$F(p) = \{p^5 + {}_5C_4\, p^4 (1-p) + {}_5C_3\, p^3 (1-p)^2\} - p$$

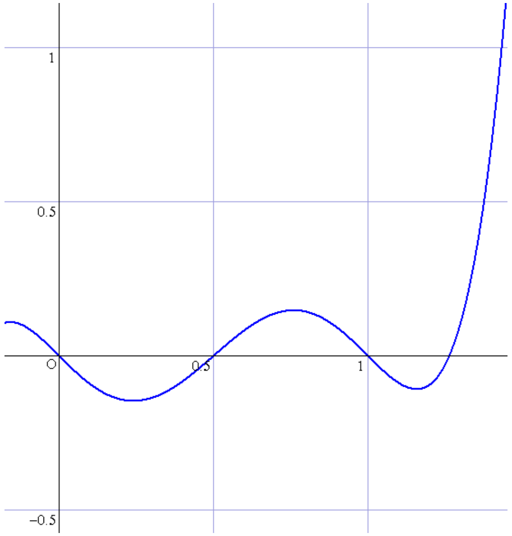

図１． $F(p) = p^5 + {}_5C_4\, p^4 (1-p) + {}_5C_3\, p^3 (1-p)^2 - p$ のグラフ

F(p)をグラフで描いてみると図１のようになる。ここで、p は確率なので $0 < p \leqq 1$ の範囲のみを考えればよい。この図では、$0.5 < p \leqq 1$ のとき正になり、$0 \leqq p < 0.5$ のとき負となることがわかる。つまり、単体の正解率が 5 割以上正解率を返すシステムなら、合議を行うことで単体よりも正答率が高くなることを表している。５割以上というのは、コイントスよりも知的であれば良いので、乱数よりもマシなシステムであれば、合議は効果的に働くことを意味しているとも言える。

コンピュータ将棋の導く候補手は、ここでの仮定のように、正解、不正解のように２値で判定できるものではないので、この関数によるモデルが、コンピュータ将棋における合議の効果を単純に説明することにはならないかも知れない。とは言え、一定以上の正解率を有するシステム間の合議には、何らかの効果が期待できることは、この図からも推察される。

合議の手法に関してもまだ検討の余地がある。単純多数決による合議だけでも、まだ色々なバリエーションが考えられる。Bonanza だけでなく他のプログラムにおける同様の合議実験や、もっと弱い思考アルゴリズムにおける合議実験、さらには、違う思考アルゴリズム間の合議実験など、様々な形の合議実験を比較して、効果を調べることで、合議のメカニズムをより明らかにしていきたい。

謝辞

本研究の実験を遂行するに当たって、Bonanza 作者の保木邦仁氏には、Bonanza のソースコードの改変や技術的なサポートをしていただいた。そして、実験遂行のための多くの助言もいただいた。この場を借りて、深く謝意を表したい。

本研究は社団法人情報処理学会からの共同研究による助成を受けた。

参考文献

[1] Shaw, M.E.：Comparison of Individuals and Small Groups in the Relational Solution of Complex Problems, American Journal of psychology, 44, pp.491-504 (1932).

[2] Lorge, I. and Solomon, H.：Two Models of Group Behavior in the Solution of Eureka-Type Problems, Psychometrica, 20, pp.139-148 (1955).

[3] Althofer, I. and Snotzke, R. G.：Playing Games with Multiple Choice System, Computer and Games, pp.142-153 (2002).

[4] Berliner, H. J. and McConnell, C.：B* probability based search, Artificial Intelligence 86, pp.97-156 (1996).