

オセロにおけるゲーム AI に 人間的な振る舞いを可能にするヒト型化要素の検討

吉田 裕太[†] 荒澤 孔明[†] 服部 峻^{††}

^{†,††} 室蘭工業大学 ウェブ知能時空間研究室 〒050-8585 北海道室蘭市水元町 27-1

E-mail: [†]{17024177,18096001}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

あらまし 現在、様々なゲームにおいてゲーム AI の「強さ」についての研究がなされている。従来の研究では、ゲーム AI の動きが最適化されており、人間からすると理不尽な強さや機械的な動きに感じやすい。しかし、市販のゲーム AI に求められるものは強さだけではなく、プレイする人を楽しませられるかという点も重要であると考えられ、機械的に感じる動きは楽しさを欠く要因になりかねない。これに対して、ゲーム AI に人間的な振る舞いを再現すれば、機械的な動きを除去できて、実際の人間との対戦に似た白熱感や楽しさを味わうことができるのではないかと考えた。そこで本研究では、ゲーム AI に人間的な振る舞いを可能にするヒト型化要素を抽出し、それをゲーム AI に導入した場合の効果について検証する。本稿では特に、オセロにおけるゲーム AI に人間的な振る舞いを再現するため、思考時間と駒の置き方に着目してプロトタイプを製作し、この 2 つがヒト型化要素となりえるのかをユーザへのアンケート調査によって検証する。

キーワード ゲーム AI, ヒト型化, 人間的な振る舞い, チューリングテスト, オセロ, ゲーム情報学

A Study on Humanization Elements for Enabling Game AI to Behave Human-like in Othello

Yuta YOSHIDA[†], Komei ARASAWA[†], and Shun HATTORI^{††}

^{†,††} Web Intelligence Time-Space (WITS) Laboratory, Muroran Institute of Technology
27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

E-mail: [†]{17024177,18096001}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

Abstract Currently, there are researches on the “strength” of game AIs in various games. In previous researches, a game AI’s behaviors have been optimized and tend to feel unreasonably strong and mechanical to human players. However, a commercial game AI requires not only strength, but also the ability to entertain players. On the other hand, if a game AI could be made behave human-like, mechanical movements could be eliminated from the game AI and thus players could enjoy the game, which would be similar to playing against real persons. This research extracts humanization elements that enable game AIs to behave human-like, and examines the effects of introducing them to game AIs. Towards enabling game AIs to behave human-like especially in Othello, this paper prototypes devised game AIs which focuses on two factors, thinking time and the way of placing a game piece (called disk) on the board, to examine whether or not these two factors can humanize game AIs by user questionnaire investigation.

Key words Game AI, Humanization, Human-like Behavior, Turing Test, Othello, Game Informatics

1. ま え が き

現代の代表的なエンターテインメントとしてゲームがあり、ジャンルもアクションから RPG など様々なものが存在する。そして、その様々なジャンルのゲームにおいてのゲーム AI の「強さ」について研究は多くなされている。しかし、我々が普段

手に取るであろう市販のゲームに求められるものは強さだけであろうか。従来研究のような強さだけではなく、ゲームをプレイする人を楽しませられるかという点も市販のゲームにおいて重要であると考えられる。例えば、すごく強いゲーム AI (以下、CPU とする) が市販のゲームに導入された時、最適化された動きは人間のプレイを超え、強すぎて理不尽さしか感じない

ことや、機械的に見えてしまいゲームの楽しさを欠いてしまうのではないだろうか。

それに対して著者らは、CPUに人間らしい振る舞いを再現できれば、機械的な動きを削除し人間との対戦に似た白熱感を味わうことができ、かつ参考にするプレイデータに依って強さのバランスを制御でき、楽しさが増すのではないかと考えた。

本研究では、様々なゲームにおけるゲームAIに人間らしい振る舞いを再現するための要素（以下、ヒト型化要素とする）を抽出し、それをゲームAIに導入した時の影響を検証する。

本稿では特に、オセロにおけるゲームAIに人間的な振る舞いを再現するため、思考時間と駒の置き方に着目して、それらの工夫を加えたCPUと工夫していないCPUとをユーザへのアンケートで比較してもらい、この2つがヒト型化要素となりえるのかを検証する。

2. 関連研究

1章で述べたように、ゲームAIの「強さ」を追求した研究は多くなされている。有名なものでは、プロの棋士相手に勝ち越したとされる囲碁のAI「アルファ碁」[1]がある。これは、強化学習、ディープラーニング、探索の3つの要素を組み合わせで作られたものであり、ゲームAIでプロを圧倒する強さを実現できた大きな事例である。このように、囲碁のような二人零和有限確定完全情報ゲームにおいて人間に勝る成果が出ている。他にも、AIが現状不利とされている不完全情報ゲームにおいても、人間に勝るものを目指して研究がなされている。

一方で、ゲームAIの人間的な振る舞いに関する研究としては、藤井ら[2,3]の生物学的制約に基づく人間なゲームAIの自動獲得が挙げられる。ここでの生物学的制約に該当するものは、操作ミスなどの「ゆらぎ」や、知覚してから動作するまでの「遅れ」などがある。以上の制約をパラメータとして変化させ、Q学習とA*アルゴリズムのそれぞれでCPUを作成し比較したとき、人間らしい振る舞いが獲得できているかを確かめている。実際に、生物学的制約を導入することで人間らしい振る舞いをするCPUの獲得ができると示されている。

そこで、AIがすでに人間に勝っている部分を藤井ら[2,3]の生物学的制約のような制約を設けることで、AIを平均的な人間レベルに近づけて人間な振る舞いを再現するだけでなく、人間がAIに勝っている部分やAIに足りない部分も考慮し、劣っているAIを強化して平均的な人間レベルに引き上げることで、より人間らしい振る舞いを再現できると考えた。本研究では、図1のようにAIに与える制約と強化という双方向から人間らしさにアプローチを行い、人間な振る舞いの再現を実現するヒト型化要素について検討していく。

3. 提案手法

本研究の概観を図2に示す。まず様々なゲームジャンルごとにプレイデータを取得する。そのデータから、人間らしい振る舞いにあたる部分を手作業で抽出していく。人間らしい振る舞いに含まれる要素として挙げられる例は、ゲームのルール上における思考のあり方や、人間特有の駆け引きなどが挙げられ

る。それらの抽出された要素をゲームのCPUに導入し、工夫されたCPUとする。工夫されたCPUと、何も工夫していないCPU、実際の人間のプレイとの3パターンに対して、その要素がどの程度人間らしい振る舞いに見せているかで比較し評価する。本稿では、最初の対象ゲームとしてオセロを選択している。オセロはルールが簡単で誰もが知っているゲームであり評価が行いやすく、かつアクションが少ないため人間らしい振る舞いが判断しやすいと考えたため選択した。次節からオセロに関する人間らしい振る舞いについて述べていく。

3.1 オセロにおけるヒト型化要素

オセロにおいて、人間らしい振る舞いに関係するものとして「思考時間」と「駒の置き方」が挙げられる。思考時間は早すぎたり、間隔が一定であると機械っぽく感じると考えたためである。例として、常に早く駒を打つ相手に対して違和感を感じる部分がある。駒の置き方は、自分が不利になるような置き方をしていると違和感に感じるからである。例として、角が取られるような置き方であったり、逆に角を取れる場面で取らない場合が挙げられる。

3.2 ヒト型化要素ごとの工夫

3.2.1 要素1：思考時間

CPUに思考時間を設定する段階で長くても短くても違和感になると考えたため、1回目のアンケートでは、工夫ありのCPUを 3 ± 2 秒の間をランダム（一様分布乱数）で選択すると設定する。また、工夫なしのCPUとして思考時間を0.5秒固定として打ち返すものを設定する。

2回目のアンケートでは、1回目のアンケートで設定した、常に 3 ± 2 秒の間をランダムで選択するというものが、本当に人間らしい振る舞いに見せる要素として適切かを確かめるために、オセロの人間プレイヤーによるプレイデータから思考時間の分布を割り出し、それを参考により人間らしさに近づけたCPUを作成する。プレイデータは、実際の人間同士の対戦10戦分を用いる。10戦分の思考時間の分布は図3の通りであり、思考時間のデータの総数は600個である。図3から5秒から10秒の間が多く分布しており、正規分布に似た形をしているため、CPUの思考時間も正規分布に基づく乱数で決める。正規分布

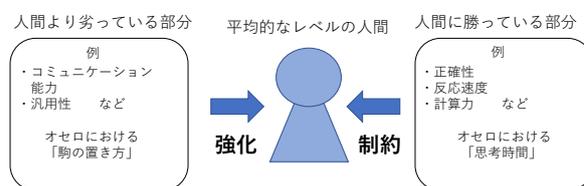


図1 AIの人間らしさへのアプローチ

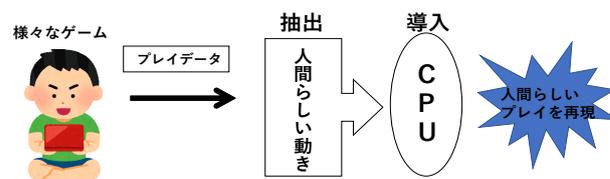


図2 提案手法の概観

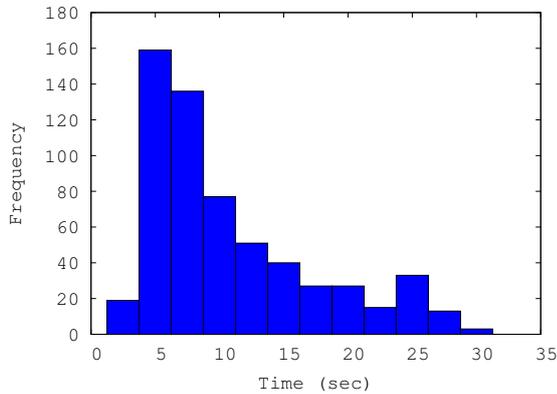


図3 思考時間の分布 (N=600)

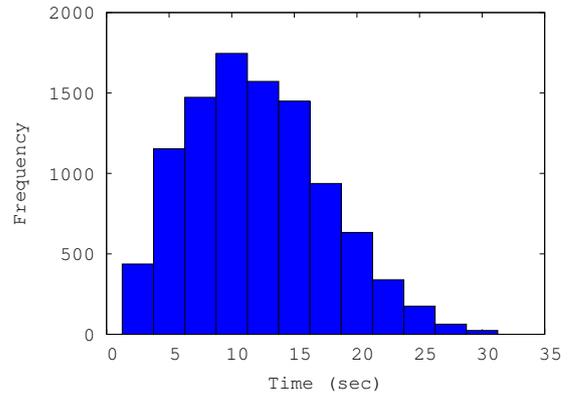


図4 表1に基づく正規分布乱数のヒストグラム (N=10000)

表1 正規分布乱数に用いられる値

平均	分散	最小値	最大値
9.529112	43.179250	1.026896	29.098707

乱数を用いた時、負の値が発生してしまうことがあるが、思考時間の部分に用いることができないため、負の値の部分を除く必要がある。そこで、より人間的に見せられるよう対戦データを参考に正規分布乱数で出た値をある範囲で絞る。ある範囲とは、10戦分の対戦データから得られた思考時間の最小値と最大値を範囲とする。最大値を設定したのは、本稿で得られたデータを忠実に再現するため、データに無い大きな値が低確率でも発生する可能性を無くするためである。思考時間についての2回目のアンケートの大きな流れを以下に示す。

- Step 1: 実際のおセロの対戦から思考時間等のデータを取る
- Step 2: 思考時間の分布をグラフにして、どのような形かを確認する (本稿のおセロの例では正規分布のような形)
- Step 3: 実際のデータに近づけるため、正規分布乱数を用いるのに必要な値 (平均, 分散等) をデータから割り出す
- Step 4: 負の値や、実際のデータに無い大きすぎる値を削除するため正規分布乱数で出す値の範囲を設定する
- Step 5: 以上の正規分布乱数で思考時間を決める CPU を作成

正規分布乱数に用いる平均, 分散等は表1に示す。また、対戦データから得られた平均, 分散に基づく正規分布乱数を最小値, 最大値の範囲に絞って作成したヒストグラムを図4に示す。

3.2.2 要素2: 駒の置き方

駒の置き方に関する工夫として、簡単なアルゴリズムを導入する。そのアルゴリズムは以下のものである。

- (1) 角に打てるなら角に打つ
- (2) 角に打てない場合は角から2つ隣のマスに置く
- (3) 上記のいずれにも打てない場合は角から対角線上の内側に2つ入ったマスに置く
- (4) 上記のいずれにも打てない場合はランダム

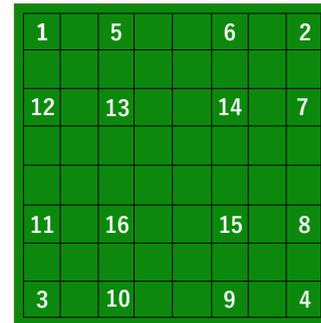


図5 駒の置き方アルゴリズムの概要

これは盤面の角を優先し、相手に角を取られにくい置き方をするアルゴリズムである。大きな置く場所の優先度を図5に示す。また、工夫なしのCPUとして、常にランダムで駒を置くCPUを設定する。

4. 評価実験

評価実験の方法として本稿では、機械が人間的であるかを判断するチューリングテストを参考にしている。要素ごとに工夫を加えたCPUと工夫を加えていないCPUを設定し、実際の人間のプレイを含めた複数の比較対象を用意する。それらを第三者に見てもらい、「思考時間」と「駒の置き方」それぞれに関して、工夫ありのCPUと工夫なしのCPUで差が生まれるか、実際に人間らしい動きをしているかを判断し評価する。

4.1 思考時間に関する比較内容1

工夫ありのCPUを思考時間 3 ± 2 秒の間でランダム (一様分布乱数)、工夫なしのCPUを思考時間 0.5 秒固定として、思考時間を一定ではなく少しの変化を加えた時に人間らしさに影響を与えるかを検証する。比較する対象は以下の3つである。各々の対戦相手は中級者程度の強さの第1著者である。

- (1) 実際の人間のプレイ
- (2) 思考時間を 3 ± 2 秒の間でランダムに選択するCPU (工夫あり)
- (3) 思考時間を 0.5 秒固定としたCPU (工夫なし)

この3つをアンケート調査として被験者11人に見てもらった

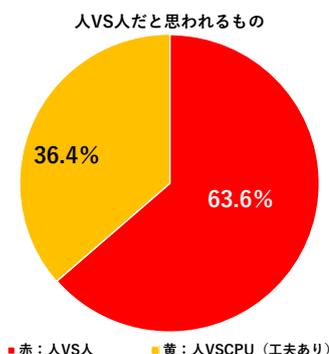


図 6 思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 (N=11)

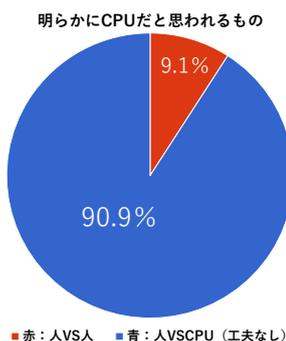


図 7 思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 2 (N=11)

表 2 思考時間に関するアンケートの集計と順位ごとの得点

	1 位	2 位	3 位	平均得点
人 VS 人 (赤)	7	3	1	4.09
人 VS 工夫ありの CPU (黄)	4	7	0	3.72
人 VS 工夫なしの CPU (青)	0	1	10	1.18
得点	5	3	1	

時、人間のプレイであると思われるものを択一式で選択してもらおう。工夫ありの CPU がどれだけ選択されるかが評価となる。

アンケート結果は図 6 と図 7 の通りである。被験者に 3 つを比較してもらった時、人間 VS 人間に見えるかどうかの項目で 63.6% が人間 VS 人間 (赤)、36.4% が人間 VS 工夫ありの CPU (黄) となった。この時、工夫なしの CPU (青) の動画は一切選択されなかった。また、明らかに CPU に見えるものを聞いた時、人間 VS 工夫なしの CPU が 90.9% と大半を占める結果となっている。

さらに、表 2 のように順位ごとに得点を付与し、平均得点の有意差を求める。結果として、CPU の工夫ありとなしとは、 p 値が 0.00000218 となり有意水準 0.05 よりも小さく、有意差が見られた。よって、思考時間に少しの変化を与えると人間らしい振る舞いに近づけることができる。つまり、思考時間は少なからずヒト型化要素に関わってくるものと言える。

4.2 思考時間に関する比較内容 2

1 回目の検証で用いられた思考時間を 3 ± 2 秒の間でランダム

に選択する CPU が人間らしい振る舞いに見せる要素の定義として適切かを確かめるため、実際に取ったデータを元により人間に近い思考時間にした場合と比較する。比較対象は以下の 3 つである。各々の対戦相手は第 1 著者である。

- (1) 実際の人間のプレイ
- (2) 思考時間を正規分布乱数で求めた CPU (正規分布乱数)
- (3) 思考時間を 3 ± 2 秒の間でランダムに選択する CPU (一様分布乱数)

この 3 つを被験者 10 人に見てもらった時、人間のプレイに見える度合いで順位付けを行ってもらおう。また、順位付けする時の判断基準の他に、比較対象ごとに人間的に見える度合いで 5 段階評価を付けてもらった。

アンケートの結果は以下の図 8 から図 11 の通りである。まず、図 8 の順位付けの結果では、一様分布乱数と正規分布乱数の CPU どちらも人がプレイしたものとかかなりの差があるように見える。また、一様分布乱数と正規分布乱数の 2 つでは、ほとんど差が無いという結果である。次に、図 9 から図 11 の 5 段階評価での差を見る。5 段階評価では、順位付けのような比較して優劣を決める方法ではないため、差がほとんどないものを消去法で選ぶという形がなくなる。その結果、3 つにある程度の差があるように見えた。

ここで、比較対象 3 つの間有意差があるかを 5 段階評価を元に p 値を求めると、表 3 のようになる。やはり、人と CPU の 2 つを比べると有意差が見えてしまう。そして、正規分布乱数と一様分布乱数の 2 つを比較した時、有意差は見られないものの有意水準 0.05 に近い値が確認できた。よって、正規分布乱数と一様分布乱数とは、有意な差とまでは認められなかったが、その傾向は窺える結果である。アンケート調査の結果が上記のような結果になってしまった理由として 3 つ考えられる。

1 つ目は、実際の人間のプレイ動画がゆっくり打っている傾向があり、(3) の比較的早打ちな印象が際立ってしまった可能性がある。

2 つ目は、正規分布乱数の CPU が、置く場所などの局面に関わらず思考時間の値を出していたためである。これによって確率が低いとは言え最大値に近い値が運悪く、置く場所が 1 カ所のような少ない場合の時に発生した時や、その逆の最小値に近い値が置く場所の多い場面で出たとき、また重要な局面で発生したときに違和感を感じさせてしまったからである。

3 つ目は、思考時間に関係ないが、工夫を加えてはいるものの CPU が弱いため、角を相手に取らせるような置き方をしていた時に違和感を感じさせてしまったからである。

上記の 3 つから、CPU のどちらにも違和感があるために実際の人間と CPU の 2 つに明確な差が生まれ、一方で CPU の 2 つには明確な差が生まれないという状況になってしまったと考えられる。よって、一様分布から正規分布へと変化を加えても、わずかに人間的に見せているかもしれない程度であり、その変化だけでは明確な違いは生まれないという結果であった。

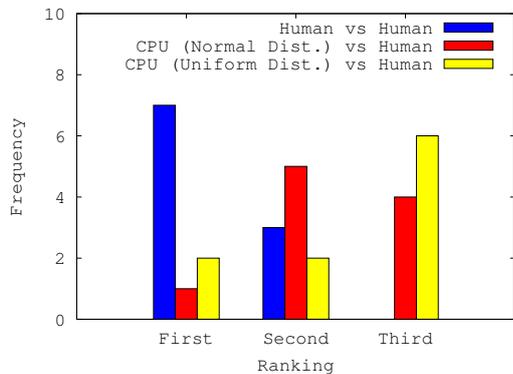


図 8 思考時間に関する 2 回目アンケートの結果 (N=10)

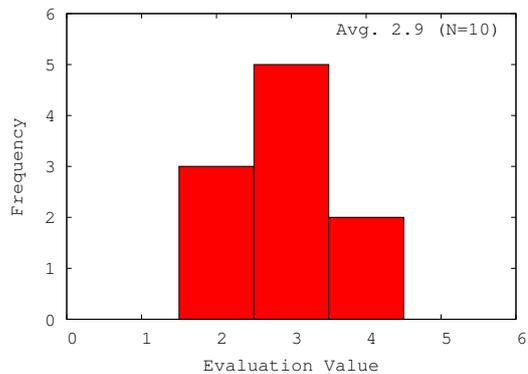


図 10 人 VSCPU (正規分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

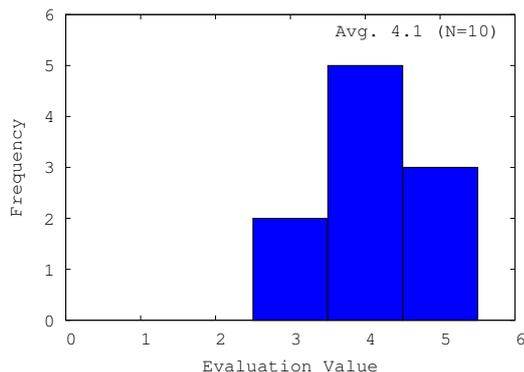


図 9 人 VS 人のプレイ動画の 5 段階評価

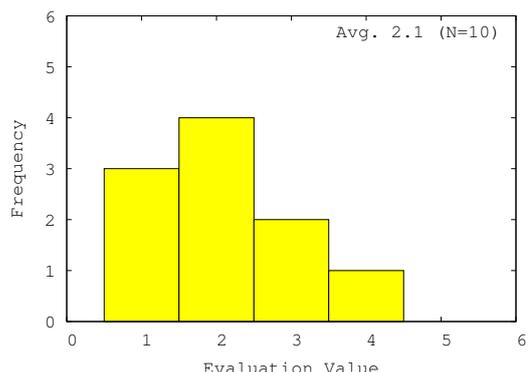


図 11 人 VSCPU (一様分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

表 3 正規分布乱数と一様分布乱数における p 値

人と CPU (正規分布乱数)	0.001887301
人と CPU (一様分布乱数)	0.000087553
CPU (正規分布乱数) と CPU (一様分布乱数)	0.056871544

4.3 駒の置き方に関する比較内容

比較する対象は以下の 5 つである。思考時間の工夫は、思考時間に関する 1 回目のアンケートの検証の時と同じく、工夫ありの CPU を思考時間 3 ± 2 秒の間をランダム (一様分布乱数) で選択、工夫なしの CPU を思考時間 0.5 秒固定として打ち返すものとする。また、各々の対戦相手は第 1 著者である。

- (1) 実際の人間のプレイ
- (2) 思考時間工夫あり × 置き方アルゴリズムあり
- (3) 思考時間工夫なし × 置き方アルゴリズムあり
- (4) 思考時間工夫あり × 置き方アルゴリズムなし
- (5) 思考時間工夫なし × 置き方アルゴリズムなし

これらをアンケート調査として被験者 7 人に比較してもらい、人間のプレイに見える度合いで順位付けを行ってもらおう。

アンケート結果は図 12 の通りである。左のグラフの 1 番人間のプレイに見えるという部分を比較した時、思考時間と駒の置き方どちらも工夫を加えた CPU (緑) が人間のプレイ (赤) と差が無く、また駒の置き方に工夫を加えていない CPU (黄) とは差があるように見える。では統計的に見た時、有意差が見

表 4 駒の置き方に関するアンケートの集計と順位ごとの得点

	1 位	2 位	3 位	4 位	5 位	平均得点
人 (赤)	3	2	2	0	0	7.86
思考時間、置き方工夫あり (緑)	3	2	2	0	0	7.86
思考時間のみ工夫あり (黄)	1	3	3	0	0	6.79
置き方のみ工夫あり (青)	0	0	0	5	2	1.79
どちらも工夫なし (紫)	0	0	0	2	5	0.71
得点	10	7.5	5	2.5	0	

られるかを確認する。表 4 のように結果から順位ごとに得点を決め、平均得点の差の p 値を求めると、表 5 の通りである。順位ごとの得点の大きさは、アンケート時に回答されたコメントから 1 位と 5 位に大きな差が見られたため表 4 のように設定している。駒の置き方に差があるのを見る場合、思考時間に工夫がある緑と黄、思考時間に工夫がない青と紫で比較する。どちらも p 値が有意水準 0.05 を上回っており、駒の置き方に関しては有意差が見られなかった。つまり、駒の置き方はヒト型化要素として確かではないということである。しかし、青と紫で見た時、被験者の数を増やせば p 値が有意水準の 0.05 以下になり有意差が見られたかもしれない。

次に、思考時間についても比較しておく。この場合、駒の置き方に工夫がある緑と青、工夫がない黄と紫を比較する。どちらも p 値が有意水準 0.05 を下回っており、思考時間に関しては有意差が見られた。つまり、このアンケート結果からも思考時間はヒト型化要素と言えるということがわかる。

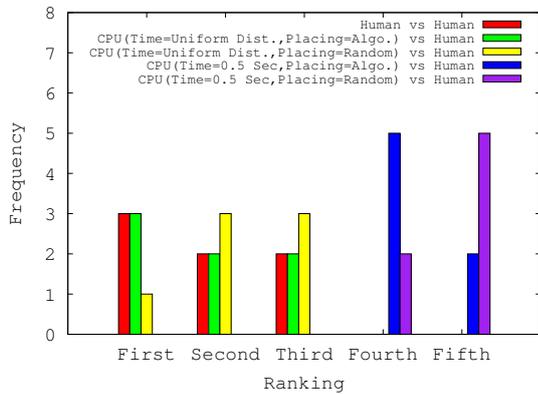


図 12 駒の置き方に関するアンケートの結果 (N=7)

表 5 思考時間と置き方それぞれの平均得点の差の p 値

思考時間	工夫あり固定	緑と黄	0.353637579
	工夫なし固定	青と紫	0.126273888
置き方	工夫あり固定	緑と青	0.000144779
	工夫なし固定	黄と紫	0.000031366

5. まとめと今後の研究課題

本稿では、オセロにおける人間らしい振る舞いを可能にするヒト型化要素について検討した。以下に実験で得られた結果と考察、今後の研究課題を述べる。

5.1 思考時間について

本稿の結果から、思考時間はオセロにおいて少なからず人間的な振る舞いに関わってくるため、ヒト型化要素として言えると考えられる。しかし、思考時間の変化として一様分布乱数と、プレイデータを元に作成した正規分布乱数を用意して、思考時間においてより人間的な振る舞いを再現するための設定を検証したが、予想とは違い 2 つの間に明確な差が出なかった。そのため、正規分布乱数への改変は、思考時間における的確な変化ではないと言える。

今後は、思考時間を乱数で生成する際にオセロの局面に応じて変化させることを考慮に入れるべきである。局面に応じては、自分の駒の置ける場所の数や、ゲームの進行具合の 2 つが関わると考えられる。実際に、3.2.1 節での 10 戦分のプレイデータから、思考時間とこの 2 つの相関を求めると、駒の置ける場所の数との相関は 0.194533916 となり、ゲームの進行具合との相関は 0.044177461 となった。オセロの進行具合とは相関が見られなかったが、駒の置ける場所の数とは、弱いが相関が見られた。そのため、駒の置ける場所の数を関与させて思考時間の変化を加えた時に、人間らしい振る舞いに近づけることができるかを確かめる必要があると考えられる。

5.2 駒の置き方について

本稿の結果から、駒の置き方は現状ヒト型化要素として言えるか確かではないという結果となってしまった。駒の置き方についてのアンケート調査において、有意差が出なかったのは、被験者の数が少なく結果に差が出なかった可能性や、被験者が人間的であると判断する内容に CPU の強さが関与していたため、本稿の全てランダムな置き方と角を考慮した置き方に強さ

の差が見られなかったという可能性がある。

今後の研究課題として、全体的にデータの量や、被験者の数を増やす必要がある。また、本稿とは違った置き方の工夫を加えた時や、CPU の強さをある程度強化した時に人間に見えるかを検証していきたい。現段階で考えているものは、CPU にオセロにおける定石を数パターン学習させて局面に応じて利用できるようにすれば、定石を知っている人からすれば人間に見えるのではないかと考えている。また、実際に人間のプレイを学習させた時、それは人間に見えるのかを確かめ、本稿で行っているヒト型化要素を加えた CPU とどちらがより人間に見えるのかを検証したいと考えている。

5.3 既存の要素以外のものについて

オセロにおけるとは言いがたいが、対戦中の相手の反応があればより人間らしい振る舞いに見えるのではないかと考えられる。例えば、チャット欄が用意されている場合に、定型文であってもその場に適した反応を示すようなコミュニケーションを取ろうとする動きであったり、プレイ時に迷っている様子を表現できればより人間っぽく見えると考えられる。

また、本研究ではヒト型化要素を導入することで、人間的な振る舞いを再現するという手法であるが、評価する人に依って人っぽく感じる要素が変わってくる。そのため、最適なヒト型化要素を人ごとに用意する、要素のパーソナライズ化を行うことでより人間らしく見せることが可能であると考えられる。

5.4 オセロ以外のゲームについて

本稿では、オセロを対象に研究を行ってきたが、オセロに限らず他のゲームでのヒト型化要素に関する研究にも取り組みたいと考えている。従来研究では、藤井ら [2,3] の横スクロール型のアクションゲームであるマリオや、戦略型 TCG などで研究がなされており、ゲームを選択する上で、データの集めやすさや、勝ち負けなどははっきりとした目的のあるゲームを選択する必要があると考えられる。

そのため現段階では、オセロよりもゲームにおいてのアクション数が多いゲームや、コミュニケーションを通じて行う対話型のゲームを次の対象に選びたいと考えている。アクション数の多いゲームでは、操作キャラクタの挙動をどう変化させるかによって人間的な振る舞いを再現できる可能性があり、迷いや操作ミスなどの要素がオセロよりも表現しやすい。対話型ゲームではルール上の会話内容の把握や、正確な受け答えなどコミュニケーション上における人間的な振る舞いの再現が必要であり、オセロにはない要素である。よってどちらもオセロとは違ったアプローチが必要であるため、どのような要素が絡んでくるのかを検討していきたい。

文 献

- [1] David Silver, *et al.*, “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” *Nature*, vol.529, pp.484–489 (2016).
- [2] 藤井 叙人, 佐藤 祐一, 中野 洋輔, 若間 弘典, 風井 浩志, 片寄 晴弘, “生物学的制約の導入による「人間らしい」振る舞いを伴うゲーム AI の自律的獲得,” ゲームプログラミングワークショップ 2013 論文集, pp.73–80 (2013).
- [3] 藤井 叙人, “人間らしい振る舞いを自動獲得するゲーム AI に関する研究,” 関西学院大学, 博士論文 (2016).