

令和2年度 卒業研究論文

題目 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
ヒト型化要素に関する研究

指導教員 服部 峻

提出者 室蘭工業大学 情報電子工学系学科

氏名 吉田 裕太

学籍番号 17024177

提出年月日 令和3年2月12日

目次

第 1 章	まえがき	1
第 2 章	関連研究	2
第 3 章	提案手法	3
3.1	オセロにおけるヒト型化要素	3
3.2	ヒト型化要素ごとの工夫	4
3.2.1	要素 1：思考時間	4
3.2.2	要素 2：駒の置き方	7
第 4 章	評価実験	8
4.1	思考時間に関する比較内容 1	8
4.2	思考時間に関する比較内容 2	10
4.3	思考時間に関する比較内容 3	13
4.4	駒の置き方に関する比較内容	16
第 5 章	まとめと今後の研究課題	18
5.1	思考時間について	18
5.2	駒の置き方について	18
5.3	本研究の要素以外のものについて	19
5.4	技術的な貢献と社会的な貢献	19
5.5	オセロ以外のゲームについて	20
	謝辞	21
	参考文献	22

目次

2.1	AI の人間らしさへのアプローチ	2
3.1	提案手法の概観	3
3.2	思考時間の分布 (N=600)	5
3.3	表 3.1 に基づく正規分布乱数のヒストグラム (N=10000)	5
3.4	駒の置き方アルゴリズムの概要	7
4.1	思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 (N=11)	9
4.2	思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 2 (N=11)	9
4.3	思考時間に関する 2 回目アンケートの結果 (N=10)	10
4.4	人 VS 人のプレイ動画の 5 段階評価	11
4.5	人 VSCPU (正規分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価	11
4.6	人 VSCPU (一様分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価	11
4.7	思考時間に関する 3 回目アンケートの結果 (N=14)	13
4.8	人 VS 人のプレイ動画の 5 段階評価	14
4.9	人 VSCPU (局面を考慮した正規分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価	14
4.10	人 VSCPU (一様分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価	14
4.11	駒の置き方に関するアンケートの結果 (N=7)	16

表目次

3.1	正規分布乱数に用いられる値	5
3.2	駒の置ける場所の数ごとの正規分布乱数に用いられる値	6
4.1	思考時間に関するアンケートの集計と順位ごとの得点 (N=11)	9
4.2	CPU (正規分布乱数) と CPU (一様分布乱数) における p 値	12
4.3	CPU (局面を考慮した正規分布乱数) と CPU (一様分布乱数) における p 値	15
4.4	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 (N=7)	17
4.5	思考時間と置き方それぞれの平均得点の差の p 値	17

第1章

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，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．

それに対して著者は，ゲームAI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．

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．

第 2 章

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的なゲーム 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的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 2.1 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，人間的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．

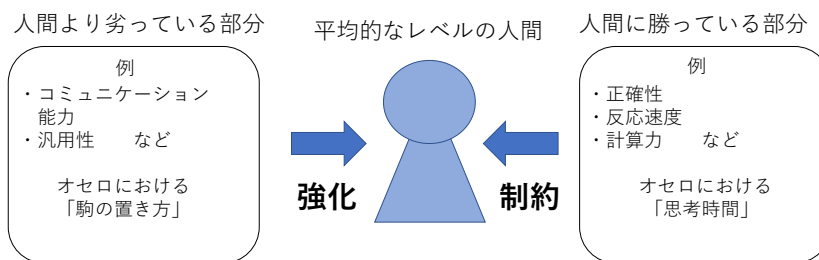


図 2.1: AI の人間らしさへのアプローチ

第3章

提案手法

本研究の概観を図 3.1 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。本研究では、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を感じるからである。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。

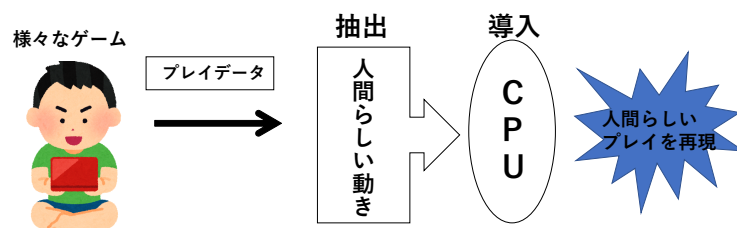


図 3.1: 提案手法の概観

3.2 ヒト型化要素ごとの工夫

3.2.1 要素 1：思考時間

変化 1：一様分布乱数

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。

変化 2：正規分布乱数

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認するために、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、実際の間人同士の対戦 10 戦分を用いる。10 戦分の思考時間の分布は図 3.2 の通りであり、思考時間のデータの総数は 600 個である。図 3.2 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、負の値の部分除去する値が必要である。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、本研究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: 実際のオ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（本研究のオ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 3.1 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 3.3 に示す。

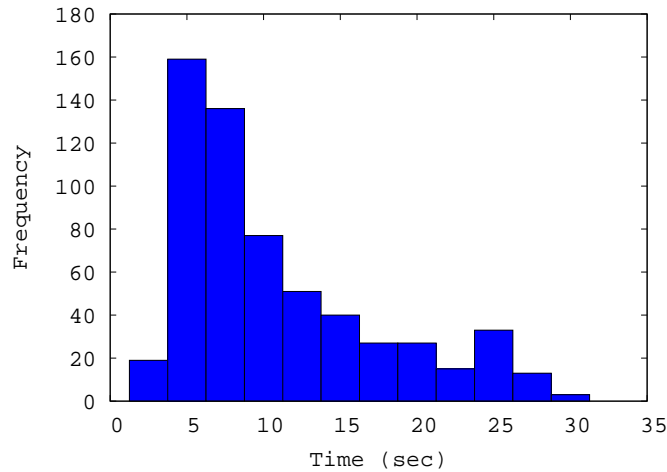


図 3.2: 思考時間の分布 (N=600)

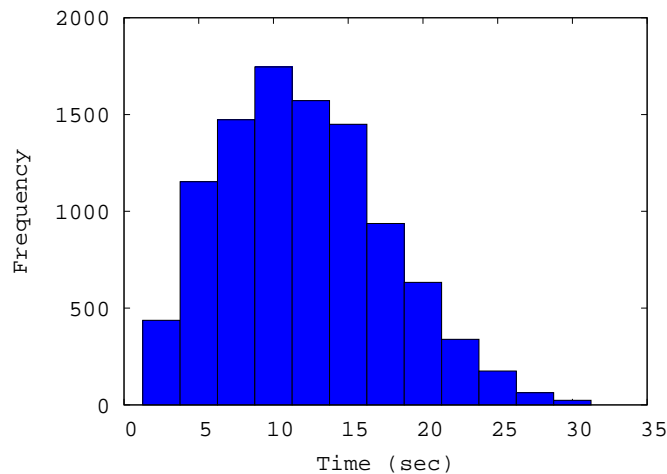


図 3.3: 表 3.1 に基づく正規分布乱数のヒストグラム (N=10000)

表 3.1: 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

変化 3 : 局面の変化を考慮した正規分布乱数

3 回目のアンケートでは, 2 回目のアンケートで得た結果から, オセロの局面を考慮して正規分布乱数の値を発生させることで, 人間ぽく見えない違和感に関わる部分を取り除き, より人間らしい振る舞いに近づける. そこで, 著者は思考時間に関係のあるオセロの局面の変化を, ゲームの進行具合と駒の置ける場所の数の 2 つであると考えた. 実際に, 2 回目のアンケートで用いた 10 戦分のデータから, 思考時間と, この 2 つに相関があるかを求める.

結果として、ゲームの進行具合とは 0.044 であり、駒の置ける場所の数とは 0.195 であった。よって、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相関が見られた。そのため、3 回目のアンケートでは駒の置ける場所の数を考慮して思考時間に変化を加えた時、それが人間らしく見えるかを検証する。

データ数はオセロの対戦 20 戦分、思考時間のデータの総数は 1200 個である。そのデータを用いて、駒の置ける場所の数ごとに平均、分散、最大値、最小値の 4 つを求め、駒の置ける場所の数ごとに発生させる乱数の範囲等を変化させる。駒の置ける場所の数が 18 個までしか複数のデータが取れなかったため、19 個以上置ける場所がある場合は、データ全体の平均、分散等を用いて値を発生させる。用いた平均等の値は表 3.2 に示す。これを、工夫ありの CPU として、工夫なしの CPU を 2 回目のアンケートでも用いた一様分布乱数とする。

表 3.2: 駒の置ける場所の数ごとの正規分布乱数に用いられる値

駒の置ける場所の数	平均	分散	最大値	最小値	データ数
1	3.64	2.87	11.01	1.11	63
2	6.72	24.21	24.31	1.43	72
3	7.25	29.40	27.03	1.62	74
4	7.01	29.39	27.09	1.48	88
5	8.33	45.39	29.10	1.98	94
6	8.89	34.94	26.93	1.44	107
7	9.22	34.97	28.01	1.96	119
8	10.06	47.68	27.13	1.83	109
9	9.61	38.35	27.96	1.03	97
10	9.81	53.59	28.67	1.85	96
11	10.30	42.34	28.67	2.14	81
12	9.98	40.06	25.27	2.24	74
13	10.66	32.03	21.42	2.41	35
14	10.46	49.53	27.40	2.26	38
15	10.61	50.77	27.71	3.50	23
16	10.37	35.12	23.63	3.79	12
17	12.78	43.21	25.23	4.81	11
18	14.05	76.99	25.23	3.13	5
19	5.23	0.00	5.23	5.23	1
21	4.20	0.00	4.20	4.20	1
全体	8.83	40.46	29.10	1.03	1200

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

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。大まかな置く場所の優先度を図3.4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。

1	5	6	2
12	13	14	7
11	16	15	8
3	10	9	4

図3.4: 駒の置き方アルゴリズムの概要

第4章

評価実験

評価実験の方法として本研究では、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。各々の対戦相手は普通程度の強さの著者である。また、駒の置き方に関して、ここでは、ランダムに駒を置くものとする。

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 4.1 と図 4.2 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 4.1 のように順位ごとに得点を付与し、平均得点の有意差を検定する。結果として、CPU の工夫ありとなしとでは、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。

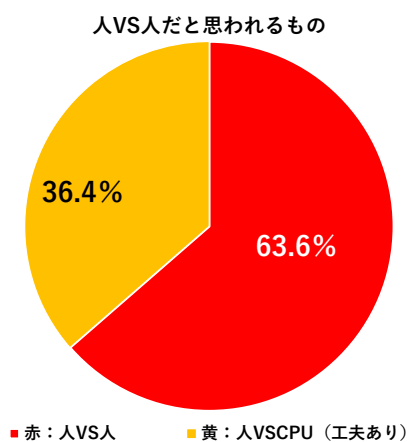


図 4.1: 思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 (N=11)

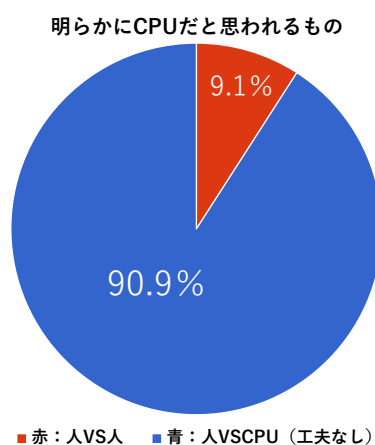


図 4.2: 思考時間に関する 1 回目アンケートの結果 2 (N=11)

表 4.1: 思考時間に関するアンケートの集計と順位ごとの得点 (N=11)

	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	

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認するため、実際に行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。各々の対戦相手は普通程度の強さの著者である。また、駒の置き方に関して、ここでは、3.2.2 節の置き方アルゴリズムを導入した CPU とする。

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 4.3 から図 4.6 の通りである。まず、図 4.3 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 4.4 から図 4.6 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。

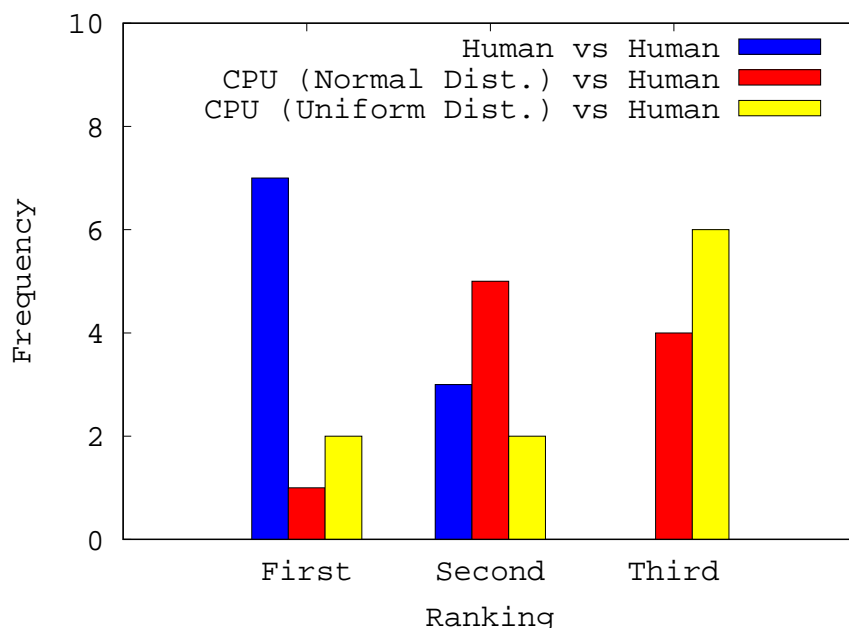


図 4.3: 思考時間に関する 2 回目アンケートの結果 (N=10)

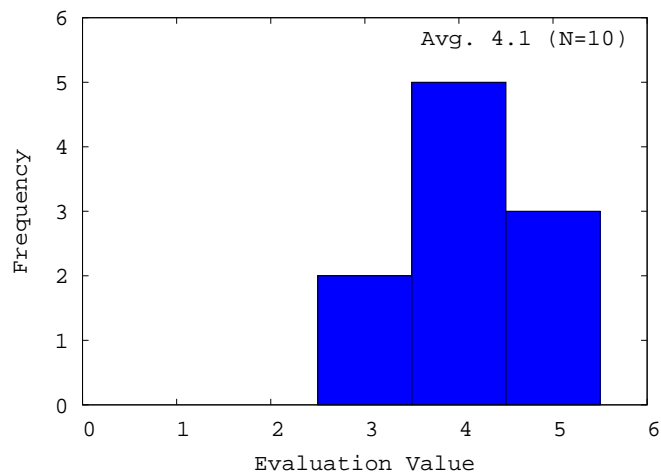


図 4.4: 人 VS 人のプレイ動画の 5 段階評価

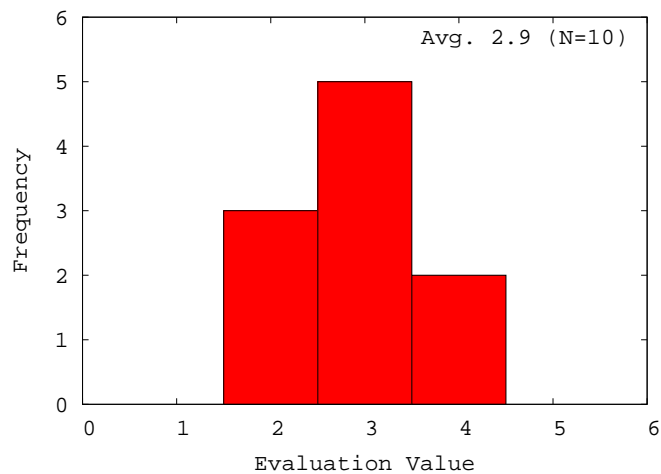


図 4.5: 人 VSCPU (正規分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

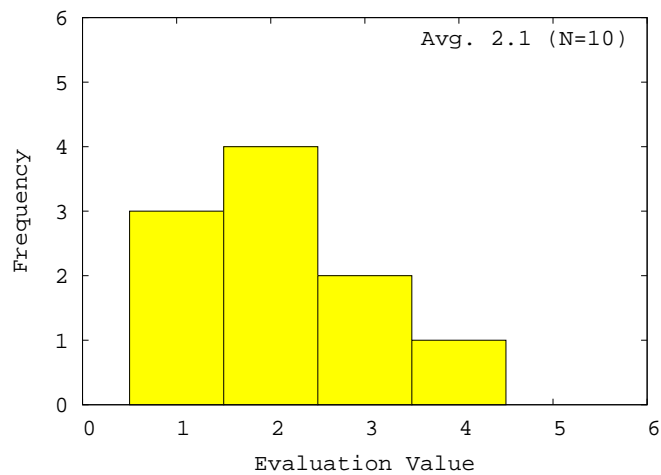


図 4.6: 人 VSCPU (一様分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

表 4.2: CPU（正規分布乱数）と CPU（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

ここで、比較対象 3 つの間に有意差があるかを 5 段階評価を元に p 値を求めると、表 4.2 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、正規分布乱数の CPU と一様分布乱数の CPU 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では、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、CPU（一様分布乱数）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、一様分布乱数から正規分布乱数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えないという結果であった。

4.3 思考時間に関する比較内容 3

2回目のアンケートで得た結果から、正規分布乱数にオセロの局面の変化である駒の置ける場所の数を考慮して思考時間の値を発生させた時、CPUが人間らしい振る舞いに近づけるかを確認する。比較対象は以下の3つである。各々の対戦相手は普通程度の強さの著者である。また、駒の置き方に関して、ここでは、3.2.2節の置き方アルゴリズムを導入したCPUとする。

1. 実際の人間のプレイ
2. 駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数で思考時間を求めた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つを被検者14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4.7から図4.10の通りである。3回目のアンケートでは、2回目のアンケートとは違い順位付けの段階でもCPUの2つに差があるように見え、CPU（正規分布乱数）と人間との評価の差が小さくなったように見える。5段階評価でも同じく、CPU2つの差が大きくなり、CPU（正規分布乱数）と人間との評価の差が小さくなった。

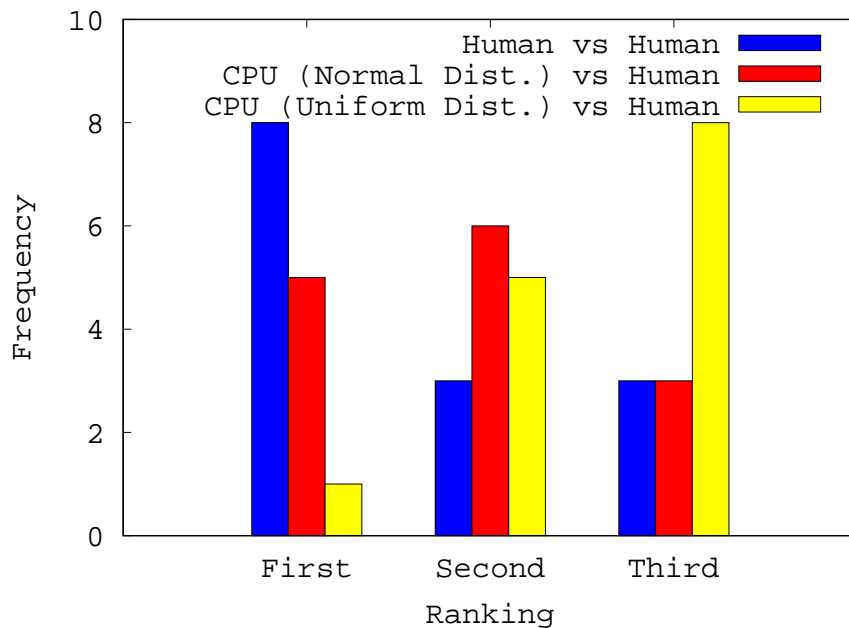


図 4.7: 思考時間に関する 3 回目アンケートの結果 (N=14)

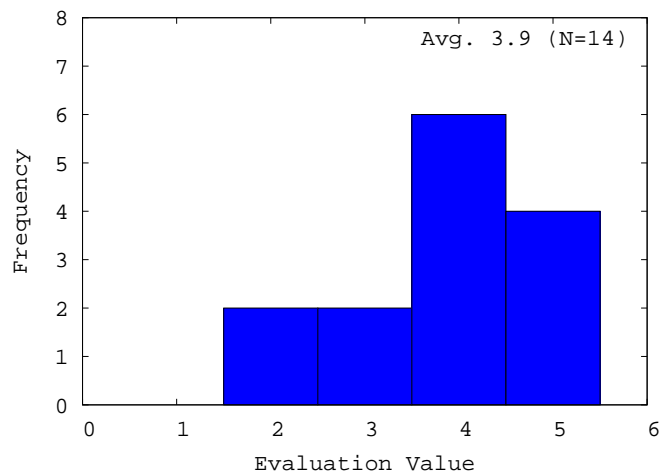


図 4.8: 人 VS 人のプレイ動画の 5 段階評価

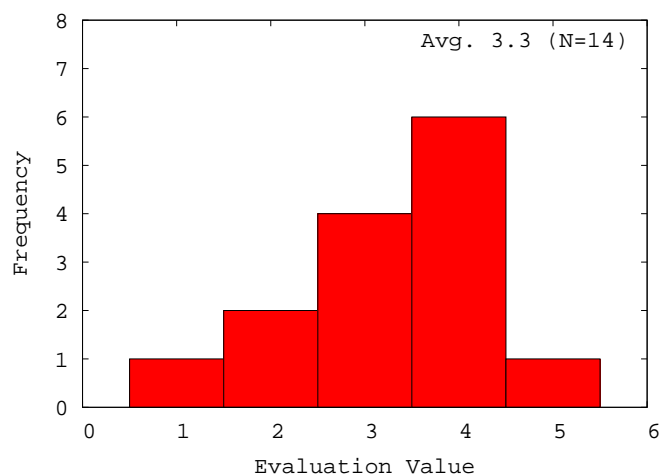


図 4.9: 人 VSCPU (局面を考慮した正規分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

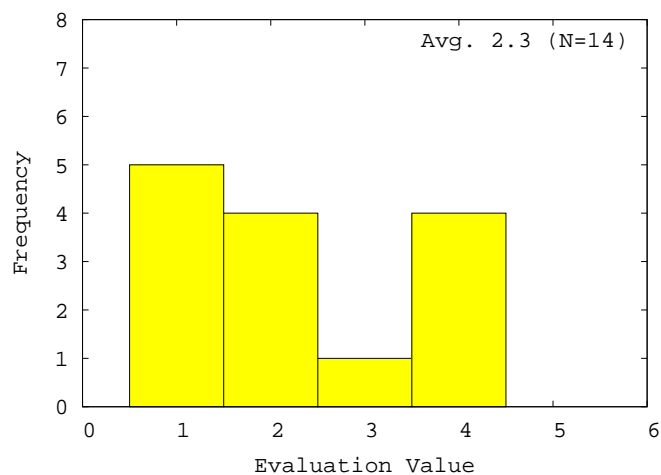


図 4.10: 人 VSCPU (一様分布乱数) のプレイ動画の 5 段階評価

表 4.3: CPU（局面を考慮した正規分布乱数）と CPU（一様分布乱数）における p 値

人と CPU（局面を考慮した正規分布乱数）	0.16117896
人と CPU（一様分布乱数）	0.00135371
CPU（局面を考慮した正規分布乱数）と CPU（一様分布乱数）	0.03296626

ここで、5段階評価を元に有意差を求めると、p 値が表 4.3 のようになった。2 回目のアンケートと違う点として、人間と駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数で思考時間を求めた CPU とで有意差が見られず、正規分布乱数の CPU と一様分布乱数の CPU とで有意差が見られた。よって、駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数の CPU は、一様分布乱数の CPU よりも良い評価であり、かつある程度人間らしく見せることができたため、駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数で思考時間を求めることは、ヒト型化要素の一つとして言えると考えられる。

このような結果となった理由として、2つ考えられる。1つ目は、2 回目のアンケートで違和感になっていた駒の置ける場所の数が少ない時に大きい値が発生していたり、多いときに小さい値が発生することが少なくなった、またはなくなったためであると考えられる。

2つ目は、駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数の CPU に目立つ違和感が少なくなったため、相対的に一様分布乱数の CPU に、より違和感を感じるようになったためであると考えられる。

上記の2つの理由から、駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数の CPU と一様分布乱数の CPU とに差が生まれ、実際の人間との評価の差は小さくなった。よって、駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数で思考時間を求めることは、人間的に見せていると言える結果である。

4.4 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。これは、思考時間に少しの工夫で人間的に見せられるかの再検討を含めるためである。また、各々の対戦相手は普通程度の強さの著者である。

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う。

アンケート結果は図4.11の通りである。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。

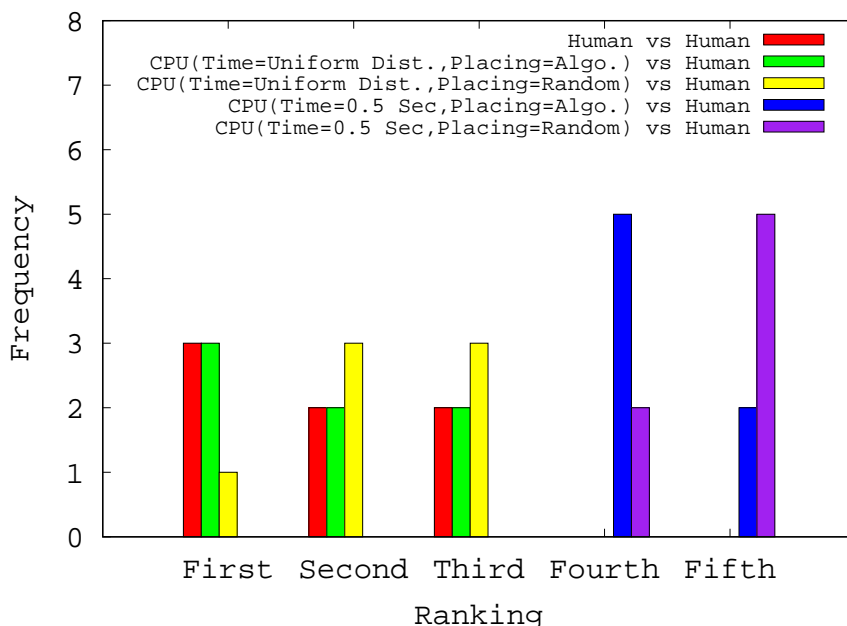


図 4.11: 駒の置き方に関するアンケートの結果 (N=7)

では平均得点の差を見た時、有意差が見られるかを確かめる。表4.4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4.5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

4.4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、青と紫を見た時、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する。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。

表 4.4: 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 (N=7)

	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	

表 4.5: 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

第5章

まとめと今後の研究課題

本研究では、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、「思考時間」と「駒の置き方」が、ヒト型化要素に含まれるのかを検討した。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

本研究の結果から、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。また、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。しかし、オセロの局面の変化である駒の置ける場所の数を考慮した正規分布乱数では、一様分布乱数と有意な差が生まれ、人間との差も小さくなったため、駒の置ける場所の数を考慮した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あったと言える。

今後の研究課題としては、思考時間と関係のある局面における変化について、他に検討できるものを考え、より人間らしい振る舞いに近づけようと考えている。

5.2 駒の置き方について

本研究の結果から、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、本研究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、本研究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的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2つあり、1つ目は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

人からすれば人間的に見えるのではないかと考えている。2つ目は、本研究の角だけを考慮するのではなく、盤面全体を見てマスごとに評価値を付与して学習させるとある程度の強さが見込めるはずであり、弱すぎて違和感に感じるという点をなくすることができると考えられる。また、実際に人間のプレイを学習させた時、それは人間的に見えるのかを確かめ、本研究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的に見えるのかを検証したいと考えている。

5.3 本研究の要素以外のものについて

人間特有の振る舞いとして、接待というものがある。相手に気持ちよく勝ってもらうためにする行為で、相手に基本勝ってはいけない、手抜きを悟られてはいけない、弱すぎてはいけないという3点が重要であるとされる [6]。その特性を活かして、CPU が対戦相手に対して接待プレイができれば、人間特有の振る舞いが再現でき、かつ本来の目的である CPU との対戦に楽しさを増やすことが可能であると考えている。

他にも、オセロにおけると言いがたいが、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いと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 技術的な貢献と社会的な貢献

本研究の技術的な貢献として、現状はオセロしか取り扱っていないが、他のゲームでも人間的な要素を抽出して、人間ぽさの研究が進めば、ゲーム AI における人間らしい振る舞いについての人間ぽさとは何かについて、新しい尺度を提案することが可能である。そして、AI に人間らしい振る舞いを求める研究に利用できると考えている。

また、社会的な貢献としては、人間らしい振る舞いを再現した CPU との対戦に、実際の人間と似た楽しさが見込めて、対戦がメインのゲームに、人間との対戦以外の面白さが見込める。また、オンラインゲームが主流の現在に、プレイ人口が少ないゲームの手助けとして人間的な CPU を混ぜることで、機械的な CPU との対戦に飽きたり、マッチングせずゲームが飽きられるということを防ぐことができると考えている。

5.5 オセロ以外のゲームについて

本研究では、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, 水上ら [5] の FPS ゲーム Warsow 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。

謝辞

本研究に際して、様々なご指導を頂きました服部峻助教に厚く御礼申し上げます。また、日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂いた服部研究室の皆様、実験に協力して頂いた被験者の皆様にも深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel & Demis Hassabis, “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, 中畠 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).
- [4] 松原 仁, “チューリングテストとは何か,” *人工知能学会誌*, pp.42–44 (2011).
- [5] 水上 明, 伊藤 毅志, “FPS ゲーム Warsaw における人間的な AI プレイヤーの構築,” 第 4 回 E&C シンポジウム, pp.1–4 (2010).
- [6] 「接待どうぶつ将棋 AI」が爆誕！おもてなし接待 AI を作る物語。 , <https://qiita.com/youwht/items/5989e046d0edac565f05/> (2020).
- [7] 杉本 直樹, 鶴岡 慶雅, “戦略の動的推定による 2 人対戦ゲーム接待 AI の提案,” *ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集*, pp.114–119 (2018).