

特化型 AI の適応的選択による汎用 AI の実現に向けた汎用度の検討

黒野 真澄[†] 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: [†]{17024054,18096001}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

あらまし 計算機の性能の向上に伴い、人間の知能を機械で再現する試みとして、人工知能の研究が進められてきた。近年の人工知能の研究では、DeepLearning の登場により、人工知能が限定的な範囲では人間の知能に勝る結果を残すまでに至った。しかし、それはあくまで限定的な範囲の話であり、人間の知能のような汎用的な思考を実現できたわけではない。人間の知能を再現するには汎用的な知能を兼ね備えた人工知能を研究する必要がある。そこで、汎用人工知能の実現に向けて、複数の課題に対して、特化型人工知能を適応的に選択して処理することによって、汎用性を付与した人工知能の研究を行う。また、開発した様々な汎用人工知能の評価を定量的に行うために、人工知能が持つ汎用性の尺度として、3種類の汎用度を定義する。最後に、汎用性を付与した選択型汎用人工知能の汎用性を、定義した汎用度を用いて測り、加えて、汎用度自体の評価も行う。

キーワード 汎用人工知能, 選択型汎用人工知能, 汎用度, ゲーム AI

A Study on AI's Degree of General Purpose Towards Realizing AGI by Adaptive Selection of Narrow AIs

Masumi KURONO[†], 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: [†]{17024054,18096001}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

Abstract As the performance of computers has improved, many researches on Artificial Intelligence (AI) have been conducted as an attempt to reproduce human intelligence on machines. In recent years, with the advent of DeepLearning, several researches on AI have achieved results that their AI has outperformed human intelligence to a limited extent. However, these results are only in a limited scope, and it does not mean that AI has been enabled to do general-purpose thinking like human intelligence. To reproduce human intelligence on machines, it is necessary to conduct research on Artificial General Intelligence (AGI), that is, AI which has general-purpose intelligence. Therefore, towards realizing AGI, this paper studies AGI with general-purpose versatility for multiple tasks, by adaptively selecting specialized AIs for each task and processing each task as its specialized AI. In addition, to evaluate AGI not only qualitatively but also quantitatively, this paper defines three kinds of AI's Degree of General purpose (iDoG) as a criterion for general-purpose versatility of AI, and finally, evaluates a prototype of selection-based AGI with respect to general-purpose versatility by using the defined three kinds of AI's degree of general purpose, and also evaluates the defined three kinds of AI's degree of general purpose themselves by examining the evaluation of the prototype of selection-based AGI.

Key words Artificial General Intelligence, Selection-based AGI, Degree of General Purpose, Game AI

1. ま え が き

1.1 人工知能の目標

複雑な計算を行うことが出来るコンピュータが開発されたことで、人間の知能をコンピュータで再現する試みが行われてき

た。イギリスの数学者であるアラン・チューリングは機械が思考を持つことを確認するため、ある機械が人間的であるかを判定するテストとして、チューリングテストを提唱した。チューリングテストとは、審査員が人間とコンピュータを判別し、間違えたら、そのコンピュータは人間のような振る舞いを出来た

と判断するテストである。このテストの合格の基準は審査員の30%以上が「人間である」と判断することであるが、2014年に行われたチューリングテストでは、ウクライナ在住の13才の少年という設定の「Eugene Goostman」というプログラムが30%以上の審査員を騙し、チューリングテストに合格した。しかし、ウクライナ在住の少年という設定なので、審査員がネイティブな英語が使えず、質問に制限があったこと、そして、5分程度の質疑ならプログラムが審査員を騙すことが出来ることから、この合格には疑念が残った。これらのことを含め、対話が出来ただけでは、人間並みの知能があるとは言えないことや、話題を限定しない会話は不自然であることから、チューリングテストでは人に近い振る舞いが出来るかを判定するテストとしては不十分であると言える。人工知能の目的が「機械による人間並みの知能の再現」であるとしたら、「知能とは何か」が問題になる。チューリングテストは、「知能とは何か」という問いに対し、一定の定義を与えることによって、これまでの人工知能の研究の具体的な目標となってきた。チューリングテストが合格されたことによって、さらに人間に近い知能に近づくための新しい定義が必要である。

1.2 汎用的な人工知能

近年の人工知能の研究では、DeepLearningの登場により、人工知能が限定的な範囲では人間の知能に勝る結果を残すまでに至った。しかしそれは、あくまで限定的な範囲の話であり、人間の知能のような汎用的な思考を実現できたわけではない。人間の知能を再現するには汎用的な知能を兼ね備えた人工知能を研究する必要がある。そこで、汎用人工知能の実現に向けて、複数の課題に対して、特化型人工知能を適応的に選択して処理することによって、汎用性を付与した人工知能の研究を行う。また、汎用人工知能の評価を行うために、人工知能が持つ汎用性の尺度として、本稿では3種類の汎用度を定義する。そして、汎用性を付与した選択型汎用人工知能の汎用性を、定義した汎用度を用いて測り、加えて、汎用度自体の評価も行う。

1.3 汎用性について

「汎用性」とは何か。一般に「汎用」とは、「一つのことを広く諸種の方面に用いること（広辞苑）」である。であるならば、汎用人工知能における汎用性を考えるため、「一つのもの」を「あるプログラム」に置き換えたら、「あるプログラム」を「広く諸種の方面に用いる」ことが出来れば、「あるプログラム」は「汎用」なものであると言える。つまり、「汎用性」とは、「広く諸種の方面に用いる」ことが出来る性質のことである。このとき、どれほど広ければ「広く」、何種あれば「諸種」であるかが、問題である。これらの定義は人に依って認識に違いがあるため、「あるもの」が「汎用性」を持つことの定義は人に依って異なることがある。

2. 関連研究

人間レベルの汎用人工知能の実現に向けた展望[1]では、人間レベルの汎用人工知能（Artificial General Intelligence）の実現に向け、現実的な目標および特性と必要条件に関して基本的な定義を行い、汎用人工知能の備えるべき能力の起点となる

- C1：環境は複雑であり、多様で相互に作用しあう複雑な構造をもつオブジェクトで構成される。
- C2：環境は動的かつ開放的である。
- C3：タスクに関連する規則性が時間のスケールごとに存在する。
- C4：他のエージェントの行動が自身の行動に影響を及ぼす。
- C5：タスクは複雑、多様、かつエージェントが事前知識として持っていない新規なものであり得る。
- C6：エージェントと環境、タスクとの相互作用は、複雑であるが有限である。
- C7：エージェントの計算リソースは有限である。
- C8：エージェントは長期間・連続的に存在する。

図1 AGIの環境、タスクおよびエージェントの特性（出典：文献[1]）

展望を示している。汎用人工知能の研究の目標は人間が備える広範な汎用知能を、システムとして開発し、実証することである。しかし、人工知能研究の多くの努力が「弱いAI」のシステムに注がれており、それらのシステムは特定のタスクでは人間以上の能力を示せても、その能力を他のタスクや問題領域に汎用化させることは出来なかった。汎用人工知能の実現のためには複数の研究グループ間の協力、強調が必要不可欠である。そのため、共通の目標やその展望への理解が要である。

他の研究者による再現や異なるアプローチ、実装との比較、検討を容易にするため、AGIシステムの能力を評価するには、知的エージェントが活動する文脈となる環境と、そこで与えられるタスクの特性を明確化する必要がある。図1で示した特性は、「弱いAI」を排除するように一定のダイナミズムと複雑性を項目として加えられている。

3. 提案手法

本稿では、特化型人工知能を適応的に選択することによって汎用性を付与した人工知能、選択型汎用人工知能を提案する。また、汎用人工知能の評価を行うための、指標としての汎用度の定義について提案を行う。

3.1 選択型汎用人工知能の提案

ある複数のタスクを内包した環境に適応した人工知能を造るため、タスクを複数用意し、各タスクに特化した人工知能を造る。それぞれのタスクに特化した人工知能では、全てのタスクには適応できない。そこで、任意のタスクにおいて、そのタスクに対応した特化型人工知能を選択することにより全てのタスクに適応する人工知能を造る。要は選択することに特化した人工知能によって、全てのタスクに適応する人工知能を造るということである。図2のように、選択特化人工知能は、任意のタスクにおけるそれぞれのタスクの特化型人工知能の評価値から、一番評価値の高い特化型人工知能を選択し、タスクに適応する。あるタスクのときの特化型人工知能の評価値を学習する。

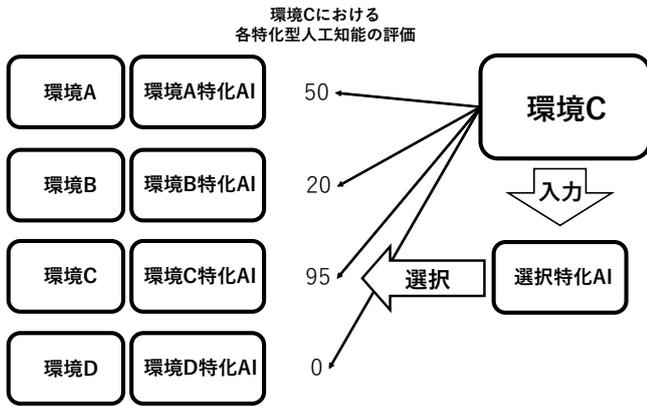


図2 選択型汎用人工知能の概要

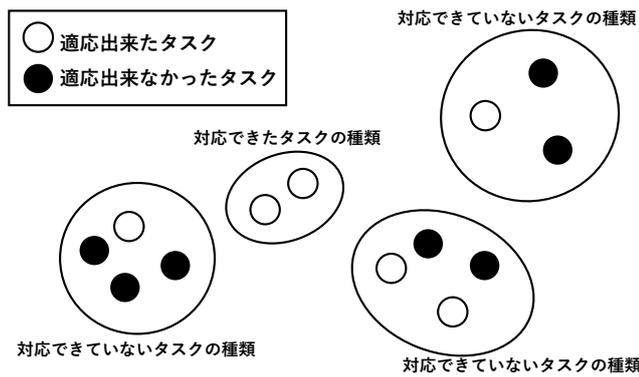


図3 適応出来たタスクの種類例

表1 汎用度の式のパラメータ

	タスクの数	n
環境の大きさ	適応出来たタスクの種類	m
	各タスクの難しさ	d_1, d_2, \dots, d_n
各タスクにおける評価値		E_1, E_2, \dots, E_n

3.2 汎用度の提案

汎用人工知能の研究において、成果物の評価を行う際、評価方法を統一する必要がある。しかし、先述した通り、「汎用性」の定義は人の「広く」、「諸種」の認識によって変わるため、汎用性の評価を行う際、統一化することは難しい。そこで、「汎用性」の度合いとして、「汎用度 (iDoG: intelligence's Degree of General purpose)」を定義し、式として表すことによって、汎用人工知能の評価の統一化を目指す。

図3のように、汎用度を測る対象がある種類のタスクの全てに対して適応している場合、そのタスクの種類は「適応出来たタスクの種類」とする。汎用度の式のパラメータとして考えられるものを表1にまとめる。タスクの数を n 、適応出来たタスクの種類を m 、各タスクの難しさを d_1, d_2, \dots, d_n 、各タスクにおける評価値を E_1, E_2, \dots, E_n とする。

ある環境は複数のタスクから構成されているとする。汎用度は主に2つのパラメータから構成される。それは、「各タスクにおける評価値」と「環境の大きさ」である。さらに、「環境の大きさ」を決めるパラメータとして「タスクの数」、「適応出来

たタスクの種類」、「各タスクの難易度」などがある。

「各タスクにおける評価値」は汎用度を測る対象が各タスクにおいてどれだけ適応できているかの値である。汎用度を測る対象が実際にタスクに適応できたかを測るために各タスクの評価値は必要であり、各評価値が高いほうが汎用度が高くなる。また、異なる評価値のタスクを比べることがあるため、各タスクの評価値を正規化して、比較出来るようにする。正規化する際の最大値はそのタスクで理論的に取ることが出来る最高の値とする。

「環境の大きさ」とは、汎用度を測る対象が適応できる可能性のある範囲のことである。汎用度を測る対象が適応できる範囲は汎用度を測るパラメータとして重要であるため、「環境の大きさ」は汎用度に必要なパラメータである。適応できる範囲が広い方が汎用度が高くなる可能性があるため、汎用度を高くする上で「環境の大きさ」は重要なパラメータである。

環境の大きさを測る上で、「タスクの数」は直接的に環境の大きさに関係する。「タスクの数」が増えれば、環境は大きくなる。

「汎用性」の定義から、「諸種のタスク」に適応出来なければ、「汎用性」を持っているとは言えないため、「環境の大きさ」を測る際、「適応出来たタスクの種類」が必要になる。

複雑なタスクはその内に小さいタスクを複数包括している。そのため、複雑で難しいタスクは、適応出来たとき、簡単なタスクよりも「汎用的」と言える。よって、「タスクの難しさ」は「環境の大きさ」のパラメータとして妥当である。

以上のことを踏まえて「汎用度」の式を3種類、構築する。

3.2.1 汎用度の定義式1

ある人工知能 a_i の汎用性を測る汎用度 $iDoG(a_i)$ の定義式を考える。汎用度を測る際、用意された環境に対してどれだけ適応出来たかで測る。ある人工知能 a_i がある種類のタスクにおいて、その種類の中のタスクの評価値の平均が7割以上のとき、その人工知能 a_i はその種類のタスクに適応したとする。ベーシックな汎用度 $iDoG^1(a_i)$ の定義式(1)は、ある人工知能 a_i による各タスク j の評価値 E_j とその難しさ d_j を掛け合わせたものの総和に、さらに、その人工知能 a_i が適応したタスクの種類の数 $m(a_i)$ を掛け合わせたものになっている。

$$iDoG^1(a_i) = m(a_i) \sum_{j=1}^n d_j E_j(a_i) \quad (1)$$

3.2.2 汎用度の定義式2

定義式(1)のように、単にタスクの評価値を足し合わせただけでは、タスクの評価値が高低、極端に偏っていても、汎用度として高く評価される可能性がある。そこで、タスクの評価値が均一に近い(分散が小さい)方が、評価されるよう定義式に改良する。ある人工知能 a_i によるタスクの評価値の平均を $\bar{E}(a_i)$ とする。汎用度 $iDoG^2(a_i)$ の定義式(2)は、定義式(1)に加え、各タスクの評価値 $E_j(a_i)$ がタスクの評価値の平均 $\bar{E}(a_i)$ とかけ離れている程、汎用度を下げようとする。

$$iDoG^2(a_i) = m(a_i) \sum_{j=1}^n d_j (E_j(a_i) - |E_j(a_i) - \bar{E}(a_i)|) \quad (2)$$

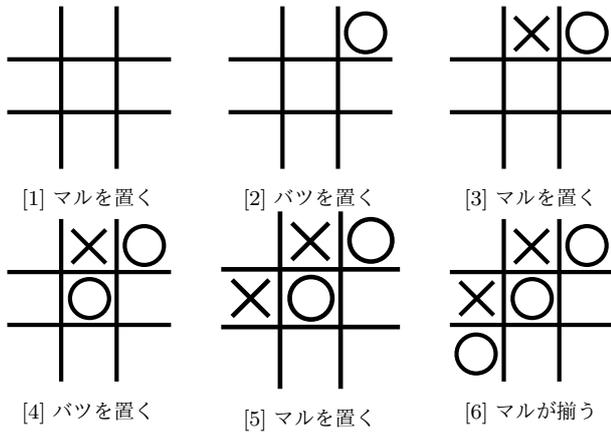


図4 マルバツゲームの流れ

3.2.3 汎用度の定義式3

最後に、「タスクの種類」を同種のタスクは「環境の大きさ」に与える影響が少ないことに注目するならば、「タスクの種類」の数を減らす必要がある。そこで、同種のタスク群をクラスターでまとめることによって、「タスクの種類」の影響を考えた「汎用度」の定義式を構築する。クラスター数を c 、各クラスターの大きさを C_1, C_2, \dots, C_c 、各クラスターに含まれるタスクの評価値を

クラスター 1	$E_{1,1}(a_i)$	$E_{1,2}(a_i)$...	$E_{1,C_1}(a_i)$
クラスター 2	$E_{2,1}(a_i)$	$E_{2,2}(a_i)$...	$E_{2,C_2}(a_i)$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
クラスター c	$E_{c,1}(a_i)$	$E_{c,2}(a_i)$...	$E_{c,C_c}(a_i)$

とすると、汎用度の定義式 (3) は

$$iDoG^3(a_i) = \sum_{j=1}^c \frac{\sum_{k=1}^{C_j} d_{j,k} E_{j,k}(a_i)}{C_j} \quad (3)$$

となる。

4. 評価実験

特化型人工知能を適応的に選択することによって汎用性を付与した選択特化人工知能と汎用度の評価を行う。

4.1 実行環境

特化型人工知能を動かすための環境として、「機械学習が簡単」かつ「学習に入れる入力と同じゲームが複数あるゲーム」を条件にマルバツゲームとタイルゲームの2つのゲームを用意した。ゲームの説明は以下の通りである。

4.1.1 マルバツゲーム

別名三目並べとも呼ばれ、2人で行うゲームである。図4のように、3x3の盤に交互にマル、バツを空いているところに置いていき、先に縦か横か斜めに3つ並べた方が勝ち、どちらも3つそろえられなかった場合、引き分けとなるゲームである。

4.1.2 タイルゲーム

3x3の盤で2人で行うゲームである。図5のように、盤面の空いたところに交互にマル、バツ(タイル)を置いていき、向かい合った自分の辺と辺を先に繋げた方が勝ちとなる。「繋げ

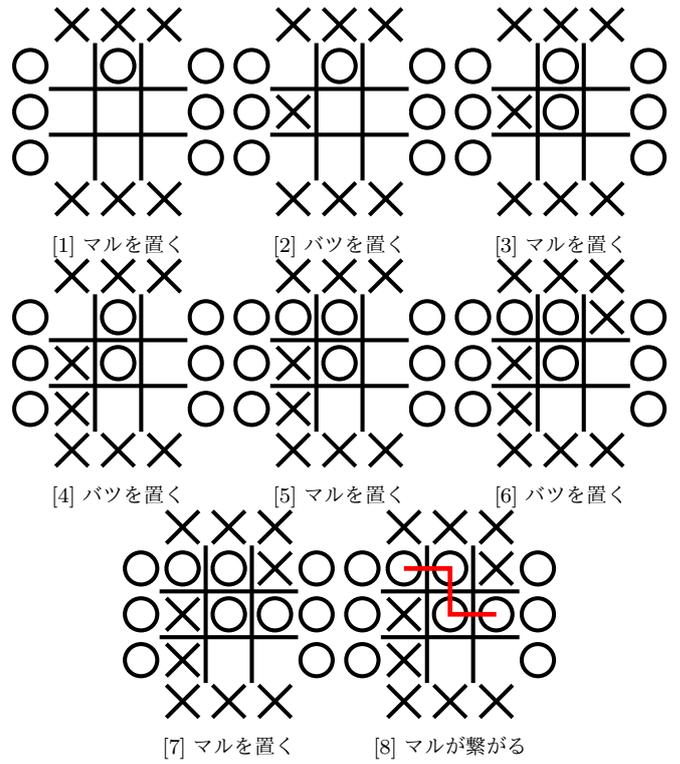


図5 タイルゲームの流れ

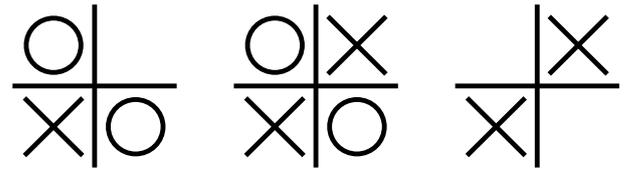


図6 切り違えたタイルが消える様子

る」とは、タイルの縦、横を接した状態にすることである。なので、斜めに並んでいても、繋がった状態ではない。また、図6のように、斜めに並んだ相手のタイルを切るように自分のタイルを置くと、相手のタイルを取り除くことができる。置くと自分の不利になるようなところしか無い場合でも、自分の手番をパスすることは出来ない。

4.2 各ゲーム AI の学習

Deep Q Network (以下, DQN) を用いて、2種類のゲームの学習をそれぞれ行う。Python で chainerRL のライブラリを用いて DQN を実装する。DQN とは、DeepLearning を用いて行動価値関数 Q を求めるアルゴリズムである。DeepLearning のネットワーク構成は、「中間層 2 層」「レイヤー数 81」「活性化関数 leaky_relu」で行う。

4.2.1 マルバツゲーム AI

DQN を用いてマルバツゲームを学習した。DQN 同士で対戦を行い、徐々に学習していく。既にマル、バツが置かれているマスに置こうとした場合をミスとし、ミスをするか、どちらかが勝つまでか、引き分けになるのかを 1 試合として、20,000 試合学習した。勝った場合はプラスの報酬を得て、引き分けの

場合は報酬を得ず、それ以外の場合はマイナスの報酬を得る。

4.2.2 タイルゲーム AI

DQN を用いてタイルゲームを学習した。DQN 同士で対戦を行い、徐々に学習する。マルバツゲーム同様、既に置かれているところに置こうとするとミスになる。マルバツゲームとは違い、引き分けがないので、ミスをするか、どちらかが勝つまでを1試合として、20,000 回試合学習した。勝った場合はプラスの報酬を得て、それ以外の場合はマイナスの報酬を得る。

4.2.3 選択型汎用人工知能

DQN を用いて学習を行った。マルバツゲームでは学習済みのマルバツゲーム AI が、タイルゲームでは学習済みのタイルゲーム AI が対戦相手となる。マルバツゲームとタイルゲームをランダムで与えて、任意の盤面において、どちらのゲーム AI を使った方が良いかを学習させる。マルバツゲームとタイルゲームを合わせて 20,000 試合になるよう学習させた。報酬の与え方はマルバツゲームと同じである。

4.3 選択型汎用人工知能の評価

選択型汎用人工知能の学習後、マルバツゲーム、タイルゲームでランダムなタイルに置くコンピュータと 100 回対戦させた。ゲーム開始からのターン数ごとの、マルバツゲーム AI、タイルゲーム AI を選んだ回数の平均を取る。マルバツゲームでは図 7 のように、タイルゲームでは図 8 のようになった。選択型汎用人工知能は基本的にタイルゲーム AI を選択することが分かった。

各ゲーム AI にマルバツゲームとタイルゲームにおいて、空いているところにランダムに置くコンピュータと 1,000 戦ずつ対戦させた。そのうちの各ゲーム AI の勝った回数を表示すると表 4 のようになる。マルバツゲーム AI は、マルバツゲームでは勝った回数が 900 回を超えているのに対して、タイルゲームでは 600 回も超えることが出来なかった。タイルゲーム AI はタイルゲームで勝った回数が 980 回以上あり、マルバツゲームでも 600 回を超えた。選択型汎用人工知能はタイルゲームでは勝っている数が 900 回以上あり、マルバツゲームでは 670 回あった。マルバツゲームとタイルゲームのルールが似ていることもあり、マルバツゲーム AI とタイルゲーム AI は互いに学習していないゲームにも関わらず、500 回以上勝った。求める選択型汎用人工知能の勝った数としてはそれぞれの特化型ゲーム AI とほぼ同等の 900 回以上であったが、マルバツゲームにおいて、期待するほど勝った数は得られなかった。その原因として、選択型汎用人工知能が学習をする際、選択型汎用人工知能のマルバツゲーム AI とマルバツゲーム AI が対戦したとき、良くも引き分けにしかならず、マルバツゲームにおいて、マルバツゲーム AI を選択することを学習しなかったことが原因だと考えられる。

4.4 汎用性の評価

4.4.1 アンケートによるゲーム AI の汎用性の評価

汎用性の評価を行うため、表 4 の結果から、ゲーム AI の名前とゲームの名前を隠して対戦結果から汎用的なゲーム AI はどれかを問うアンケートを 15 人に行った。アンケート結果は図 9 のようになった。

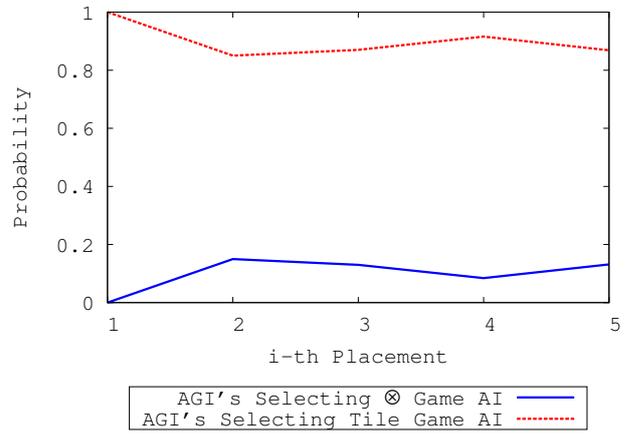


図 7 マルバツゲームにおける特化型 AI の選択

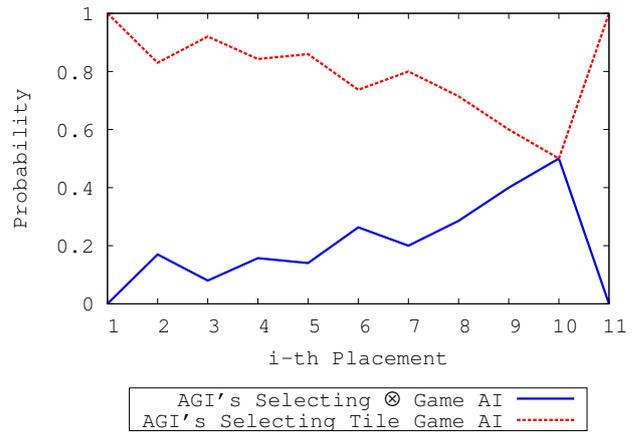


図 8 タイルゲームにおける特化型 AI の選択

アンケートを元に順位に得点を付け、平均得点を求め、表 2 にまとめた。さらに、各ゲーム AI の平均得点から有意差を求め、表 3 にまとめた。マルバツゲームはタイルゲーム AI、選択型汎用人工知能とそれぞれ有意差があり、タイルゲーム AI と選択型汎用人工知能には有意差が認められないことが分かった。

汎用的なゲーム AI として、選択型汎用人工知能とタイルゲーム AI が選ばれた。マルバツゲーム AI は他 2 つのゲーム AI に比べて、汎用的なゲーム AI だとは思われなかった。選択型汎用人工知能はマルバツゲームにおいて 675 回しか勝ってないが、この値は他 2 つのゲーム AI のタイルゲーム AI は全てのゲームの勝った回数を合わせたとき、一番高い値となるため、汎用性が高いと判定されたと考えられる。

4.4.2 汎用度によるゲーム AI の汎用性の評価

ある人工知能 a_i の汎用性を測る汎用度 $iDoG(a_i)$ の計算に使うパラメータは $n = 2, m = 1$ となる。各タスクの評価値は表 4 の通りであり、取り得る値は $[0, 1000]$ である。また、タスクの難しさはマルバツゲームもタイルゲームも 1 とする。本稿では、クラスターが出来るほどタスク数が多いので、定義式 (3) による汎用度の評価は行わない。各ゲーム AI に対する汎用度を測ると表 5 のようになった。定義式 (1) の汎用度の測り方では、選択型汎用人工知能よりもタイルゲーム AI の方が汎用度が高い結果となった。その原因は、タイルゲーム AI はマルバツゲームではそれほど高い評価値を出せていないが、タイル

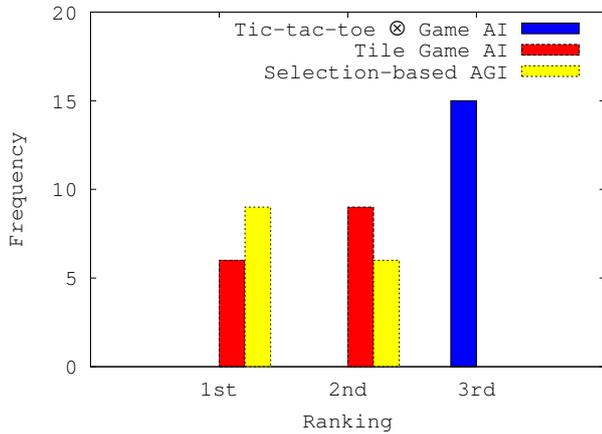


図9 ゲーム AI の汎用性に関するアンケート結果

表2 ゲーム AI の汎用性に関するアンケートの集計結果と順位ごとの得点

	1位	2位	3位	平均得点
マルバツゲーム AI	0	0	15	1.0
タイルゲーム AI	6	9	0	3.8
選択型汎用人工知能	9	6	0	4.2
得点	5	3	1	

表3 ゲーム AI の平均得点の差の p 値

マルバツゲーム AI とタイルゲーム AI	$4.05005 \cdot 10^{-8}$
マルバツゲーム AI と選択型汎用人工知能	$7.40365 \cdot 10^{-9}$
タイルゲーム AI と選択型汎用人工知能	0.289303529

ゲームの評価値が高かったため、結果として、全体を見たら汎用度の値が大きくなったと考えられる。

定義式(2)で汎用度を測ったとき、タイルゲーム AI よりも選択型汎用人工知能の方が値が大きくなった。選択型汎用人工知能はバランス良く評価値が出せているため、定義式(2)の汎用度の測り方で高い評価となった。

アンケートの結果で汎用性があるとされたゲーム AI が汎用度の定義式からも汎用性があると判定された。このことから、汎用度の定義式は汎用性を測る上で有効であると考えられる。また、アンケートで選択型汎用人工知能の方が汎用性が高いことから、選択型汎用人工知能の方を高く評価している定義式(2)の汎用度の方が汎用度を測る上で有効であると考えられる。

5. まとめと今後の研究課題

本稿では、特化型人工知能を適応的に選択することによって汎用性を付与した選択型汎用人工知能の提案と汎用人工知能の評価を行うための指標としての汎用度の定義の提案を行ってきた。選択型汎用人工知能は想定していたほどの評価は出せなかったものの、部分的に汎用性を持たせることが出来た。汎用度の定義は提案したものとの評価をすることが出来なかった定義もあるが、評価をした汎用度の定義案はどちらも汎用性を測る上で有効であった。

特化型人工知能であっても、入力やルールによっては学習していないゲームにおいても、ある程度の精度を出すことが出来

表4 各ゲームにおける各ゲーム AI の評価 (対戦結果)

	マルバツゲーム	タイルゲーム
マルバツゲーム AI	925	583
タイルゲーム AI	629	984
選択型汎用人工知能	675	913

表5 各ゲーム AI の汎用度

	式1の汎用度	式2の汎用度
マルバツゲーム AI	1508	1166
タイルゲーム AI	1613	1258
選択型汎用人工知能	1588	1350

ることが分かった。

本研究では、扱うタスクの数が足りず、評価出来なかった汎用度の定義式があるので、今後は、タスクの数を増やし、本研究で行えなかった定義式の評価を行う。

最後に、関連研究で説明した「AGI の環境、タスクおよびエージェントの特性」について本研究がどれほど当てはまっているかを1つ1つ確認していく。

- C1: 環境は複雑であり、多様で相互に作用しあう複雑な構造をもつオブジェクトで構成される。
→ 環境が複雑ではないため当てはまらない。
- C2: 環境は動的かつ開放的である。
→ 環境は閉じているので当てはまらない。
- C3: タスクに関連する規則性が時間のスケールごとに存在。
→ ターン性のゲームなので当てはまる。
- C4: 他のエージェントの行動が自信の行動に影響を及ぼす。
→ 対戦ゲームなので当てはまる。
- C5: タスクは複雑、多様、かつエージェントが事前知識としてもっていない新規なものであり得る。
→ エージェントはタスクを知っている必要があるので当てはまらない。
- C6: エージェントと環境、タスクとの相互作用は、複雑であるが有限である。
→ 複雑ではないので当てはまらない。
- C7: エージェントの計算リソースは有限である。
→ 計算機の計算リソースは有限なので当てはまる。
- C8: エージェントは長期間・連続的に存在する。
→ エージェントはゲームの間だけ存在するので当てはまらない。

8つの条件中、5つが当てはまらないことが分かった。当てはまらなかった5つの条件も満たせるようにすれば汎用人工知能として、さらに進歩させられるかもしれない。

文 献

- [1] Sam S. Adams, et al., “人間レベルの汎用人工知能の実現に向けた展望 (<特集>汎用人工知能 (AGI) への招待),” 人工知能, vol.29, no.3, pp.241-257 (2014).