

【特集：指揮統制】

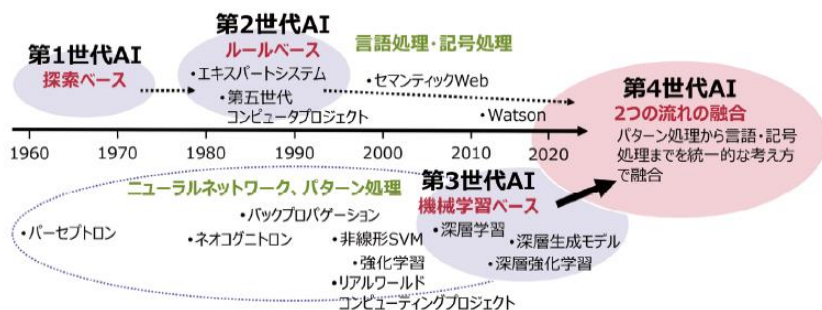
防衛用シミュレーションへの人工知能の適用 に関する課題

—戦略シミュレーションへの機械学習適用の限界—

航空研究センター運用理論研究室
2等空佐 上高原 賢志

はじめに

人工知能は、学習、推論、認識及び判断などの人間の知能を模倣したシステムとして現在様々な分野で採用されている。人工知能という言葉は、1956年のダートマス会議でジョン・マッカーシーが初めて使い、研究分野として確立したと言われている¹。それ以降、人工知能は、数回のブームといわゆる冬の時代と呼ばれる無関心の時代を繰り返してきた。人工知能の定義は研究者により様々存在するが、ジョン・マッカーシーは、「人間のように考える機械」を「人工知能」と名付けて使用した。他の研究者の定義も大筋ではジョン・マッカーシーの考えを基本としていると考えられる。現在人工知能は「第3世代」となり、様々な分野へ適用されている。探索ベースの「第1世代」から専門家が持つ経験則をルールベースにし、人間の知的作業を支援する「第2世代」までは、言語・記号処理に重点が置かれていた。つまり、演繹処理をベースにした人工知能であった²。一方、ほぼ同時期にパターン処理に人工的なニューラルネットワークを用いた研究が行われ、これが現在の機械学習ベースの「第3世代」へと発展した。「第3世代」の人工知能は、データ駆動型で帰納処理をベースにしたものである³。現在、研究が進んでいる「第4世代」の人工知能は、図1のとおり言語・記号処理をベースにした演繹型と、ニューラルネットワーク、パターン処理をベースにした帰納型の2つを融合したシステムである⁴。



出典：人工知能研究の新潮流、国立研究開発法人科学技術振興機構、CRDS-FY2021-RR-01,2021年、6頁

図1 第4世代人工知能への発展

これらは単純に世代が進むことで人工知能の能力が優れているわけではない。人工知能は適用する目的や用途によって、最適な手法は異なる。それぞれを適材適所で組み合わせることで、より複雑な課題について何らかの解を与えることができるシステムとなる。

防衛分野においても、これまで様々な用途への適用が検討され、一部のシステムではすでに技術が採用されている。防衛省においても導入に関する検討は進んでいる。防衛計画の大綱では、技術基盤の強化として、「人工知能等のゲームチェンジャーとなり得る最先端技術を始めとする重要技術に対して選択と集中による重点的な投資を行う。」ことが記載されている⁵。また、中期防衛力整備計画では装備体系の見直しとして、「限られた人材を最大限有効に活用して防衛力を最大化するため、情報処理や部隊運用等に係る判断を始めとする各分野への人工知能（AI）の導入」が明記されている⁶。これらを受けて、2020年度の概算要求では、「サイバー防衛の自動化」、「軍事・防衛関係のデータ翻訳」及び「装備品の補修等管理」が挙げられている⁷。特に、サイバー防衛については、2021年度の概算要求においても未知のウィルスを見分ける方法として人工知能の活用を検討している⁸。このように、人工知能の導入は色々な分野で検討されているが、2021年度の概算要求で要求された人工知能は、これまで蓄積されたデータを基に解を算出するデータ駆動型の人工知能である。

しかし、世間一般に人工知能が注目を集めたのは、2010年から始まった将棋

防衛用シミュレーションへの人工知能の適用に関する課題（上高原賢志）

電王戦でコンピュータがプロ棋士に勝利しはじめた頃からである⁹。さらに将棋以上に打ち手の組合せが多く、コンピュータソフトの開発が難しいと言われてきた囲碁において、2015年に「AlphaGo」がプロ棋士に勝利したことで更に世間の関心を一層集めた¹⁰。世間の関心を集めた要因は単にプロ棋士に勝利しただけではなく、人間では考えつかない打ち手をコンピュータが指したことで、より人工知能への期待が集まったと考えられる。これら囲碁や将棋において、コンピュータが人間に勝利して以来、人工知能への関心が急速に集まった。更に、人間では解決できないあらゆる社会的問題が人工知能によって解決できるのではという幻想を抱く人も増えてきた。

防衛分野において、戦闘状況を模擬したシミュレーションへの人工知能の適用を要望する声は大きい。特に、模擬する作戦空間がより大きい、戦略シミュレーション等への人工知能の適用を要望する声は大きい。これは、囲碁や将棋ですでに人間の能力を超えていることから、人工知能による戦略シミュレーションが人間の思考を超え、人間が思いつかない結果を算出できるであろうと期待しているからである。防衛用シミュレーションへ適用することにより、平時における兵力の最適配置、あるいは武力攻撃が始まったときの最適配置や戦いの進め方を人工知能によって人間が考えつかない解を算出できるのではといった願望が根強くあると考えられる。最終的には人工知能を指揮システム等の意思決定システムに適用することを期待していると考えられる。

しかし、世間の注目を集めた囲碁や将棋に人工知能が勝利したという事実は、単に特定条件と決められたゲームのルールに高速コンピュータが勝利したに過ぎず、防衛分野で取り扱う戦略シミュレーションや戦術システム等の意思決定への適用は、適用環境や条件を限定しなければ困難である。

本論考では、囲碁や将棋といった一般的なゲーム等への人工知能の適用の現状を概説しながら、現段階での防衛用シミュレーション、特に戦略レベルへの適用の困難さを検討し、さらに、このようなシステムに適用する上で考慮すべき事項について考察していく。

1 完全情報ゲームと不完全情報ゲーム

現在、世界的に遊戯や娯楽を目的としたゲームは多数存在する。カードゲーム、ボードゲーム、パーティーゲームや最近ではコンピューターゲームが人気である。これらのゲームは、様々な分類法があるが、ゲーム情報学¹¹では、ゲームは、

エア・アンド・スペース・パワー研究（第9号）

- ・何人でプレイするゲームか（何人ゲームか）
- ・勝ちをプラス、負けをマイナスとして、全体としてゼロになるか（零和ゲームか）
- ・理論上、いつか終わるゲームか（有限ゲームか）
- ・敵の情報が全部わかっているか（完全情報ゲームか）
- ・偶然性が入らないゲームか（確定ゲームか）

という性質によって分類されるとしている¹²。

人工知能の初期の段階において、バックギャモンやチェスのような娯楽ゲームが既に研究対象になっていた¹³。これは、初期の研究対象となったゲームには様々なゲームの中で、明確なルールがあり、勝負判定の基準が明確であること、及び敵の情報が全てわかっている完全情報ゲームである等の理由があった。一方、ポーカーやブリッジ、麻雀等のように対戦相手の情報が全て分からないゲームを不完全情報ゲームといい、近年人工知能の研究対象として注目されることが多くなってきた。以下に、完全情報ゲーム、不完全情報ゲームの特徴を概説する。

（1）完全情報ゲーム

人工知能が世間一般に注目された理由として最初に考えられるのは、将棋や囲碁のプロ棋士に勝利¹⁴したことが大々的にアナウンスされたところが極めて大きいと考えられる。この事実は、人間の能力をコンピュータが超え、あらゆる問題を解決できるのではという認識を生起させた。しかし、囲碁や将棋のプログラムは、様々な試みを経て、現在の形に到達した。

囲碁や将棋の初期プログラムでは、過去数多くの棋士によって研究された決め手¹⁵とこれまでのプロ棋士の対戦を学習させることで実力を上げてきた。更に評価関数¹⁶の精度向上により、将棋や囲碁のプログラムは飛躍的に能力向上した。評価関数の精度向上により、機械学習の1種である強化学習¹⁷による能力向上が可能となった。

しかし、元々将棋や囲碁は、相手の手の内が全て見える「完全情報ゲーム」である。ゲーム情報学上の分類では「二人零和有限確定完全情報ゲーム」¹⁸である。ゲームそのものの勝敗が明確で、手駒が全て見える状態であり、不規則な追加要素がない。

囲碁や将棋等の完全情報ゲームは、計算機の能力向上でいつかはコンピュータが人間を上回ると言われてきた。アラン・チューリングは、1951年にチェス

防衛用シミュレーションへの人工知能の適用に関する課題（上高原賢志）

の解析アルゴリズムを考案し、実際にシミュレーションによる試合を行ったが、計算はすべて手作業であった¹⁹。このように、完全情報ゲームに関する取組みは古くからあり、計算機の能力が向上すれば人間に打ち勝つと考えられていた。しかし、非常に歴史の長い囲碁は、コンピュータが対戦するゲームとしては手数が非常に多いなどの理由から、人工知能を採用してもコンピュータが勝利するには難しいゲームと考えられてきた。囲碁はリバーシやチェス、あるいは将棋と比較して、探索範囲²⁰が膨大であることと、盤面の基石の位置と動きの評価が難しいからである²¹。世界的に有名なゲームの探索範囲は表 1 のとおり。

表 1 各ゲームの盤面数と探索範囲

ゲーム名	通常の盤面数	探索範囲
リバーシ	オセロは 8×8	10 ⁶⁰
チェス	8×8	10 ¹²⁰
将棋	9×9	10 ²²⁰
囲碁（19 路盤）	19×19	10 ³⁶⁰

出典：伊藤毅志、電気通信大学、コンピュータ囲碁研究の歩み、人工知能学会誌、27 巻 5 号、497 頁、2012 年 5 月を参考に筆者作成

表 1 のとおり、囲碁が他のゲームに比べて極端に探索空間の広いゲームであることがわかる。初手の合法手は、 $19 \times 19 = 361$ 手もある。1 手打つ毎に可能な手数は少なくなるが、探索分岐数²²が他のゲームに比べて圧倒的に多い。

従来、将棋やチェスなどでは、 n 手先までコンピュータ内でゲームを展開させ、その n 手先でのゲーム展開を評価して、一番良い手を選ぶ「探索」が主流であった。一方、囲碁の場合、候補となる手数が非常に多く、深く探索することが難しいことと、囲碁の魅力である、石のつながりや強さ、あるいは死活等を数値化することが難しく、長い間決定的な評価関数²³が存在しなかった。将棋やチェスでは、それぞれの駒の動き、即ち価値が異なるため、駒の交換による損得を評価することができる。また、将棋やチェスでは、ゲームの目的が将棋では王将、チェスではキングを奪取するという目的が明確であるため、王将・キングの守りが薄いか堅いかを評価するなど比較的容易に評価関数を作ることが可能である。

一方、囲碁では、石自体に軽重がなく、置かれた場所や形により相手の陣地を分断する重要な石になったりする。そのため、チェスや将棋のように、有効

エア・アンド・スペース・パワー研究（第9号）

な評価関数を作ることが困難であった。このような状況のため、他のゲームに比べてコンピュータがプロ棋士に勝利するのが遅かった。しかし、2015年10月に、初めてプロ棋士に勝利²⁴した AlphaGo（Google DeepMind 社が開発）が強い理由は、ゲーム上あり得る配石の分析を深層学習と強化学習により徹底的に強化したことである。しかしながら、この理由だけではなく、Value Network という評価関数により、局面評価精度が飛躍的に向上したことが最も重要な理由である。このように完全情報ゲームの中では最も難しいと言われていた囲碁においても、コンピュータがプロ棋士に勝利した。

（2）不完全情報ゲーム

完全情報ゲームに対して対極的なゲームが不完全情報ゲームである。完全情報ゲームがこれまでに取られた行動（駒等の動き等）や現状に関する情報が全てプレイヤーがわかっているゲームであるのに対し、不完全情報ゲームでは、それらの情報がプレイヤーに全て与えられていないゲームである。代表的なゲームは、ポーカーやブリッジ、麻雀等がある。これらのゲームは参加者同士が出した手札が見えるが、相手の手札や伏せたままの残り札はプレイヤーには見えない。このことから、不完全情報ゲームと言われている。

完全情報ゲームと不完全情報ゲームの難易度は、異なる尺度で評価されるのが一般的である。完全情報ゲームは、ゲームの複雑さによってその難易度が決まることが多い。一方、不完全情報ゲームは、隠されている情報によってゲームの難易度が大きく影響される。よって、不完全情報ゲーム用の攻略プログラムは、完全情報ゲームとは異なった手法でプログラムが作成されている。

現在、バックギャモン、コントラクトブリッジ、ポーカー、麻雀等が研究対象となっている。バックギャモンは強化学習により世界チャンピオンに勝つプログラムが開発された。コントラクトブリッジはトランプゲームとして世界で最もプレイされているゲームで、様々な研究が行われているがまだ人間に追いついていない²⁵。

ポーカーは、世界中に様々なルールが存在するが、一部のルールのポーカーについては、コンピュータが世界チャンピオンに勝利している²⁶。麻雀は、敵が多数（4人1組）でルールも複雑だが、プレイヤーが日本や中国が中心で欧米にあまり広まっていないことや、世界的に様々なルールがあるためか、研究は他の不完全情報ゲームと比較して進んでいない。また、2013年頃から、コミュニケーションゲームとして人気のある人狼ゲームを研究対象とする人工知

防衛用シミュレーションへの人工知能の適用に関する課題（上高原賢志）

能の開発プロジェクトが立ち上がった²⁷。2019年にはコンピュータープログラム同士の国際大会も開催されているが現時点では人間に勝利しているプログラムは無い。このように徐々に世界チャンピオンレベルの実力に迫りつつあると言えるが、一部のゲームはまだ人間に追いついていない。

2 防衛用シミュレーションと計算手法

防衛分野においては、戦闘状況を模擬するシステムの研究が古くから行われてきた²⁸。初期段階では、装備品単体の動作を模擬するものが研究の中心であったが、研究が進むに従い、実際の戦場における彼我の戦闘状況の模擬、更に戦場範囲が拡大し、多数の装備品が参画し、戦果の優劣を評価するシミュレーションが現在では多数ある²⁹。そして、これらのシミュレーションを計算する手法は様々な手法が提案されてきた。シミュレーションの目的によるが、模擬する装備品の多寡で決まる場合が多く、少ない場合は装備品個々の動作や環境をモデル化し、動作させる方法と、多い場合は乱数を用いる方法に大別できる。図2では、シミュレーションに模擬させる規模と現実度の再現度、シミュレーション作成費用及び実行の簡易性の関係を表している。

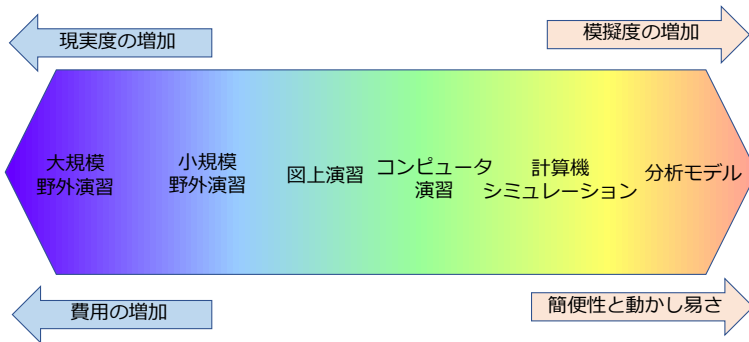


図2 モデリング&シミュレーションによる軍事シミュレーションの例と特徴

出典：Hill, R. R., & Miller, J. O. (2017, December). A history of United States military simulation. In 2017 Winter Simulation Conference (WSC) (pp. 347). IEEE.を参考に筆者作成

図2では、戦場模擬を大規模にすると、実際の戦闘場面により近くなるものの、運用費用及びコンピュータでの実行容易性は低減することを表している。

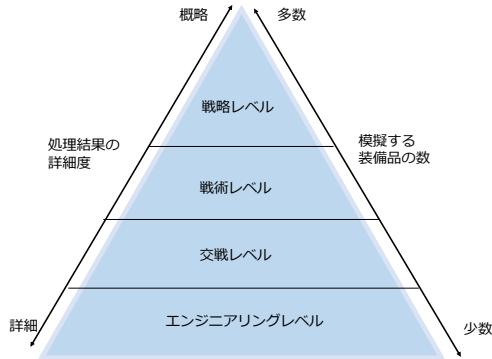


図3 シミュレーションレベルとモデルの階層

出典：Hill, R. R., & Miller, J. O. (2017, December). A history of United States military simulation. In 2017 Winter Simulation Conference (WSC) (pp. 353).を参考に筆者作成

図3では、模擬する装備品の数をエンジニアリングレベル（通常、装備品単体）から、戦略レベル³⁰までを階層化したときに、シミュレーションによって算出される処理結果の詳細度を表している。

各レベルでのシミュレーションの運用目的は異なる。図3では、下層のシミュレーションレベルほど、シミュレーション内で模擬する装備品の数が少なく、上層ほど装備品の数は多くなる。また、装備品の数が多くなるため、模擬する空間も陸上だけでなく、航空、海上と大きくなる。なお、各シミュレーションレベルにおける装備品数や処理結果の詳細度に関する明確な定義は無い。

エンジニアリングレベルでは、模擬する装備品が少ないことから、ほとんどの場合コンピュータ負荷を比較的高く設定し、忠実度の高い装備品のモデルを動作させることができる。当然、モデルの忠実度を高めることができるので得られる結果の精度は高い。これまでエンジニアリングレベルのシミュレーションモデルは、理論式から演繹的に導出されることが多かったが、近年理論式に機械学習を融合したデータ駆動型のモデルによるシミュレーションも増えてきた³¹。シミュレーション結果も実際の装備品の動作と比較することで精度を向上させてきた。

一方、シミュレーション空間内で模擬する規模がより多くなる戦術レベルや戦略レベルのシミュレーションでは、模擬する装備品の数が多いため、各装備

防衛用シミュレーションへの人工知能の適用に関する課題（上高原賢志）

品を表現する理論式があっても計算機への負荷が大きすぎて解くことができなかった。また、考慮すべき自然現象等の環境条件が多くなると、更にモデルが複雑になり、解くことができなかった。これら大規模なシミュレーションでは、モンテカルロ法³²による解析が一般的である。

モンテカルロ法は、統計力学の分野では主要な分析法の 1 つである。現在、通信工学、計算機科学、コンピュータ囲碁、生物学、社会心理学等、様々な分野の問題解決に採用されている。一般的にモンテカルロ法の適用領域は、「確率論的問題」と「決定論的問題」に大別される。「確率論的問題」は、確率的に生起する現象（確率過程）を模擬するもので、検討対象となる現象の一部または全部が確率的で、その発生確率を規定できる場合が該当する³³。一方、「決定論的問題」は、初期条件を決めれば将来が一義的に決定するモデルをいう。理論上は解析的に解くことができるが、式が複雑すぎて解を得ることが困難な場合や、計算量が多くなりすぎる場合、それらの問題を確率モデルに置き換える方法である³⁴。防衛用シミュレーションは、シナリオ上の各装備品の多寡にかかわらず意思を持って動作しているため、決定論的問題に分類できる。そのため、戦略シミュレーションのような複雑な問題を確率問題に置き換えて実施している。

しかし、モンテカルロ法は乱数を用いた確率論で解を導出しているため、多少なりとも誤差を含む。よって、厳密には装備品の動きを忠実に再現しておらず、最適な解とは言えない場合がある。意思を持った装備品の動作模擬は、多数になるほど難しい。また、誤差は乱数の発生方法や試行回数により変動するため、シミュレーションの結果は参考値と考えるべきである。

3 防衛用シミュレーションへの適用の課題

これまでは、戦略レベルのシミュレーションのような、模擬する装備品の数が多数の場合、乱数を用いたモンテカルロ法により結果を算出するシステムが大半であった。しかし、現在コンピュータの高速・大容量化に伴い、モンテカルロ法を用いることなく、装備品レベルのモデルを自律の論理的モデルとして分散的に実行し、それら自律したモデル間の相互作用の結果としてシミュレーション結果を観察する、エージェント指向と呼ばれているシミュレーションも発表されている。しかしながら、これらのシステムは、模擬する装備品の数が増大するほどコンピュータへの負荷が大きく、模擬できるシナリオは限定的である。

エア・アンド・スペース・パワー研究（第9号）

防衛用シミュレーションについても例外なく、コンピュータへの負荷を軽減するため、目的に応じた条件を設定する必要がある、そのシミュレーション結果は、一定の条件のもと成立するものである。その条件付きの結果に意味を持たせるためには、シミュレーションの条件設定において、分析したい課題に関連する重要な要素を過不足なく抽出する必要がある（フレームの設定）。つまり、ある問題を解くにあたり、解こうとする問題を枠にはめて、如何に計算上の条件を緩和するかが重要である。条件が過剰であれば現代の技術では解決困難な問題となり、条件が不足していれば現実的ではない、実用性のない結果となる。例としてコンピュータ囲碁では、人間に勝利したが、「石を実際に手で持って盤面に置く」という機能は省くというフレーム設定³⁵を行っている。また、初期のAlphaGoは取り得る布石全てを網羅探索していたわけではなく、ある盤面から次の盤面、あるいは2個先の盤面、それぞれで起こりやすい布石、起こりにくい布石という統計的傾向に基づいて問題空間を絞り、実用的な時間内に処理が終わるように条件を緩和していた。

防衛用シミュレーションでは、対象とする彼我の装備品数、それらが展開する地形、気象条件、更には補給や第3国の干渉等、考慮すべき条件は無数にあり、不確実性、不完全性は、いまだ人工知能が人に優越しない娯楽ゲームであるトランプの条件をはるかに超える。ましてそのシミュレーション結果によって行われる意思決定の重大性を考慮すれば、防衛用シミュレーションに供する人工知能は技術的に最難関領域だと考えられる。防衛用シミュレーションにおいて発展著しい人工知能技術を活用し、真に有用な結果を導くためには、エンジニアリングとしての最新の人工知能技術の追求以上に、運用者によってシミュレーションの目的と条件を明確にする「フレームの設定と緩和」が重要であると言える。

しかし、人工知能全般に言えることだが、システムの開発初期段階にシステムが最終的に到達するレベルを確定的に予測することが難しい。したがって、このフレームの設定と条件の緩和を確定的に決定することも困難である。そのため、開発段階を複数に分け、段階ごとに自らの目的を実現することができるか否か、あるいは次の段階に進むか否かを探索しながら、検証と当事者相互の確認を得ながら開発を進めていく探索的段階型³⁶の開発方式も提唱されている。防衛装備品への人工知能の適用を進めるためには、メーカーだけでなく、運用者が当事者として一体となってこの試行錯誤を行う、新たな調達のコラボレーションも必要であると考えられる。

結論

現在防衛用シミュレーションは、装備品単体の性能を模擬するエンジニアリングレベルから、交戦レベルそして多数の装備品が参画する戦略、戦術レベルの大規模なシナリオまでである。防衛分野では、特に戦略レベルのような大規模シミュレーションに人工知能を適用することを期待されている。防衛用シミュレーションで期待されている解析結果は、例えば我の兵力とある程度判明している彼の兵力から最善な戦力配置を案出するといったことが考えられる。しかし、相手の戦力が不確定で、かつ、だまし討ち等の行為がある実際の戦闘は、ゲームで言うと、不完全情報ゲームの状態であり、完全情報ゲームである囲碁や将棋で採用された強化学習を主体としたプログラムでは解決できない。完全情報ゲームである囲碁でも、コンピュータが人間に勝利してから 10 年を経過していない。また、一部の不完全情報ゲームは、コンピュータがまだ人間に勝利していないことは先に述べた。

戦略レベルのシミュレーションは、一般的な娯楽ゲームでの不完全情報ゲームをはるかに超えた、不規則な条件が多数あり、現時点での技術では達成困難である。彼我の戦力、探索空間（地形）等の解析条件（フレーム）を限定し、求める解を緩和することで完全情報ゲームに近づけなければ、人工知能の適用は極めて難しい。一方で、フレームの設定と緩和を適切に組み合わせることで、かつては囲碁以上に難しいと言われていたポーカーも 1 対 1 だけではなく、4 人プレイでもコンピュータが勝利した³⁷。しかし、防衛用シミュレーションは、娯楽用ゲームのようにルールが単純ではなく、考慮すべき条件も非常に多い。また、シミュレーション結果によって行われる意思決定の重大性と、対象問題のフレームの設定と緩和が難しいという点で、防衛用途の人工知能は、適用困難性の高い科学領域である。

人工知能への期待は非常に高い。しかし、機械学習の原理に見られるように、モデルに使用するデータベース構築が重要である。導入してすぐに最高性能を発揮する技術ではない³⁸。人工知能は、日々技術が向上しているが、現時点で万能ではない。ユーザー側が過度な期待をして、要求性能として設定すると実現できず、システムとして成立しない可能性が極めて高い。

防衛関係者が期待する戦略シミュレーション、更には意思決定システムへの人工知能の適用は現時点の技術では極めて困難である。従って、人工知能の限界をユーザー側が知ることが重要である。人工知能に過度に期待することなく、

エア・アンド・スペース・パワー研究（第9号）

運用目的と条件を明確にすることで適切な人工知能技術を採用したシステムが導入可能であると考える。

更に付言すれば、シミュレーションシステムの調達段階でユーザー側がシステムに期待することと、製造会社が保有している技術力について、ユーザーと製造会社間の意思疎通を密にすることにより、互いが満足するシステム開発が可能となると考える。また、ユーザー側の長期的要望を製造会社に認識してもらうことで、ユーザーが想像し得ないシミュレーションシステムを製造会社が自発的に開発する可能性もあると考える。

1 「人工知能の話題 ダートマス会議」、「What's AI」、人工知能学会、<https://www.ai-gakkai.or.jp/whatsai/AItopics5.html>（2021年4月2日アクセス）。

2 拙稿、『エア・アンド・スペース・パワー研究』第8号、2021年、4頁

3 丸山宏、城戸隆「機械学習工学へのいざない」『人工知能』Vol33、No.2、2018年、124頁。

4 人工知能研究の新潮流、国立研究開発法人科学技術振興機構、CRDS-FY2021-RR-01,2021年,6頁

5 “3 防衛力の中心的な構成要素の強化における優先事項(3)技術基盤の強化”、平成31年度以降に係る防衛計画の大綱について

6 “2 防衛力の中心的な構成要素の強化における優先事項(2)装備体系の見直し”、中期防衛力整備計画（平成31年度～平成35年度）について

7 「防衛省、AI導入拡大 サイバー対策や装備補修」『日本経済新聞』2019年6月17日。

8 「サイバー防衛、出遅れる日本 規模や人材、米中に見劣り」『日本経済新聞』2020年6月17日。

9 棋戦一覧（電王戦）、<https://www.shogi.or.jp/match/denou/>

10 伊藤毅志、松原仁「AlphaGoの技術と対戦」『人工知能』Vol.31、No.3、2015年、441頁。

11 ゲームに情報処理の技術を適用する分野である。ある程度の人間がプレイしている思考ゲームのすべてでコンピュータの方が人間より強くなることを目標としている。

12 松原仁「ゲーム情報学 コンピュータ将棋を超えて」『情報管理』vol. 59,2016, No. 2, 89頁

13 「ゲームAIの進化と歴史」Japan News Center,2019年8月19日、

<https://news.microsoft.com/ja-jp/2019/08/19/190819-evolution-and-history-of-game-ai/>
14 <https://wired.jp/32017/05/23/future-of-go-summit-day1/>（2021年5月15日アクセス）。

15 将棋では定跡、囲碁では定石

16 コンピュータにゲームをプレイさせるソフトウェアを開発する際に使われるプログラム技術のこと。ゲームの局面の状態を静的に評価し数値に変換する関数のこと。局面の良し悪しを数値化し、それを元にして着手を決定する。将棋やチェスでは駒の損得、リバーシでは打つことができる場所の多さ、囲碁では陣地の大きさで評価関数を作る。

17 システム自身が試行錯誤しながら、最適なシステム制御を実現する、機械学習手法の

ひとつ。システム内のモデルが行動を選択することで環境から報酬を得る。これらの一連の行動を通じて報酬が最も多く得られるような方策（policy）を学習する方法。

¹⁸ プレイヤーの数が2人で（二人）、プレイヤー間の利害が完全に対立し、一方のプレイヤーが利得を得ると、それと同量の損害が他方のプレイヤーに降りかかる（零和）、ゲームが必ず有限の手番で終了（有限）、サイコロのようなランダムな要素が存在しない（確定）、全ての情報が両方のプレイヤーに公開されている（完全情報）という特徴を満たすゲームのこと。将棋、囲碁、リバーシ、チェス等、多くのゲームがこのカテゴリに属する。

¹⁹ <https://ja.wikipedia.org/wiki/コンピュータチェス>

²⁰ 探索範囲とは、すべての実行できる解の範囲、つまり、1手目から最終局面までの手順数のこと。

²¹ David Silver, Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search, Nature volume 529, pp484–489 (2016)

²² 1つの手から取りうる次の手数のこと。

²³ 評価関数とは、コンピュータにゲームを実施させるソフトウェアを開発する際に使われるプログラミング技術のひとつで、ゲームの局面の状態を静的に評価し数値に変換する関数のこと。

²⁴ “Research Blog: AlphaGo: Mastering the ancient game of Go with Machine Learning”. Google Research Blog (2016年1月27日)

²⁵ 松原仁「ゲーム情報学 コンピュータ将棋を超えて」『情報管理』2016, vol. 59, no. 2, 93頁

²⁶ Noam Brown and Tuomas Sandholm, Superhuman AI for multiplayer poker, Science, June 1, 2021

²⁷ 片山大輔、鳥海不二夫、大澤博隆、稲葉通将、篠田孝祐、松原仁「人狼知能プロジェクト」『人工知能』Vol30、No.1、2015年、65-73頁。

²⁸ Hill, R. R., & Miller, J. O. (2017, December). A history of United States military simulation. In 2017 Winter Simulation Conference (WSC), pp 346, IEEE.

²⁹ Ibid at 347.

³⁰ 彼我の装備品は多数、作戦行動範囲も広範囲で、実際の戦闘に極めて近いレベル

³¹ 拙稿、『エア・アンド・スペースパワー研究』第8号、2021年、4頁

³² 「Monte Carlo method」乱数を用いたシミュレーションを何度も行って、近似的な解を得る数値計算の手法。解析的なアプローチが困難な場合などに用いられる。高い精度の解を得るためには、試行回数を増やす必要がある。デジタル大辞泉、小学館

³³ <https://www.itmedia.co.jp/im/articles/0901/26/news107.html>、情報システム用語辞典

³⁴ Ibid

³⁵ コンピュータ将棋では2017年にプロ棋士の佐藤天彦名人に勝利したPONANZA（ポナンザ）はロボットアームを使用した。

³⁶ AI・データ利用に関する契約ガイドライン経済産業省 6頁、

<https://www.meti.go.jp/press/2019/12/20191209001/20191209001-1.pdf>

³⁷ Noam Brown* and Tuomas Sandholm, Supplementary Materials for Superhuman AI for multiplayer poker, science.sciencemag.org/cgi/content/full/science.aay2400/DC1

³⁸ 拙稿、『エア・アンド・スペースパワー研究』第8号、2021年、12頁