

# AI技術と計算科学

松原 聖\*

## The AI Technology Trends in Computer Simulations

Kiyoshi Matsubara\*

アドバンスソフトでは、設立以来、計算科学（CAEのシミュレーション）ソフトウェアを実用化する事業を展開してきた。一方で、ここ10年間におけるAI技術をはじめとした情報技術は凄まじい勢いで発展している。本稿では、AI技術のビジネスへの適用について特許に関する国際機関の報告書を調査し、類似の方針に沿ってAIと計算科学に関する文献調査を行ったので、その結果を報告する。本稿は計算科学へのAI適用の可能性を探る材料になればと考えている

本稿の前半では、特許に関する世界的な所有権機関 World Intellectual Property Organization（以下、WIPO）のレポート[1]を参照・引用しながらAI技術全体の動向を俯瞰する。ここでは、本レポートの概要を参照・要約し、[1]の代表的な図に関する意見を述べる。後半では、材料科学へのAIの適用の動向を述べるとともに、[1]と同等の技術項目で計算科学に特化し動向を調査した。ここでは、計算科学とAIに関する文献をデータベースで検索しその結果をまとめ、特許数と文献数が同様の傾向にあることを確認した。最後に、今後の計算科学におけるAI技術適用について述べる。

Keywords: AI、シミュレーション、計算科学、CAE、機械学習、深層学習

### 1. はじめに

2010年代半ばの深層学習の発明および研究段階を経て、現在のAIの状況は、「理論から市場へ」と位置付けることができる。AIの技術を用いて、製造業の分野から商取引の分野まで広い範囲での技術革新が行われている。近年の計算機（ハードウェア）の発展による計算機パワーと大規模データの取り扱いが可能になったことから、AIは確実に研究分野から実用的な分野に移行している。例えば、それは自動運転・医療診断・製造業までの広い分野にわたっている。これからもAI技術は、天気予報・農産物収穫量増大・難病診断・製造業生産性改善などの世の中の多くの分野へ影響を及ぼしていくものと思われる。

本稿では、まず、世界的な所有権機関WIPOの発行している「WIPO Technology Trends – Artificial Intelligence」[1]の概要について示す。本報告書[1]は、WIPOが2019年1月に公表し

たAI技術に関する各国の出願・研究動向のレポートである。その動向をもとに、全世界のAI関連技術の動向について述べた報告書である。WIPOは全世界的な知的財産権の保護を促進することを目的とする国際連合の専門機関である。1970年に設立され、スイスのジュネーブに本部を置く。この世界規模の調査に対し、国内の調査については特許庁審査第四部審査調査室による「AI関連発明の出願状況調査報告書」[2]が詳しい。

2節では[1]の図について筆者の意見も含め解説を行った。3節では[1]の内容を要約した。注意深く解説したつもりではあるが、もし誤訳や勘違いがあれば指摘していただきたい。4節では、3節までの内容を踏まえCAE分野について文献検索した結果を示す。5節ではこれらの内容をもとに計算科学とAIの今後の展望を示す。

### 2. AI技術の分類

AIはさまざまな分野で利用され、研究されていることから、その定義もさまざまである。筆者ら

\* アドバンスソフト株式会社 代表取締役社長  
President, AdvanceSoft Corporation

は[3]において AI と呼ばれている技術の分類として、下記の通りの分類を示した。この定義に基づく一般に AI と呼ばれている技術は、①狭義の AI、②情報処理技術、③統計確率の理論に基づく技術に分類でき、その境界の技術も存在する。ここで狭義の AI とは人間の思考や脳の仕組みを模擬した仕組みと定義した。本稿では、これらすべてを合わせて広義の AI と呼びたい。

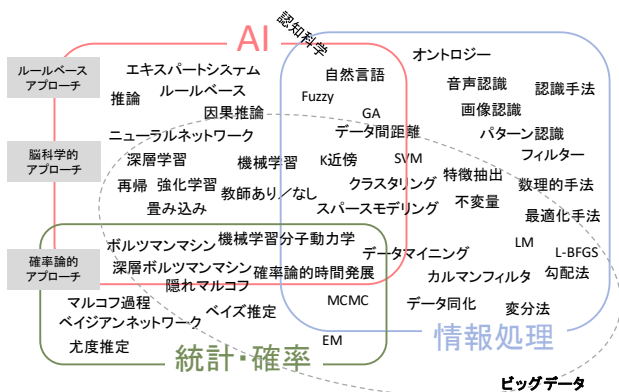


図 1 AI 要素技術の分類[3]

文献[1]に掲載されている AI 特許と科学技術分野文献の総数は図 2 の通りである。2012 年から 2017 年の 5 年間には、AI 特許の数は年平均 28% の伸びであり、科学技術分野の文献は年平均 5.6% の伸びになっている。ある程度の研究が進展した状態で、特許が出願されるようになってきているため、このような傾向にあると考えられる。

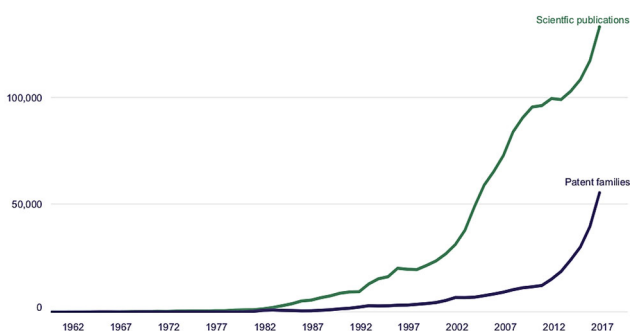


図 2 AI 特許と科学技術分野文献の総数[1]

まず、[1]における AI 技術の分類を図 3 に示す。ここには、論理プログラミング・機械学習・オントロジー工学・ファジー論理・確率論的推論の 5 つに大分類している。1980 年代の AI は、知識表

現と推論エンジンが中心であり、当時の知識表現は Ontology engineering に、推論エンジンは logic programming に分類されている。また、推論 reasoning の用語は論理学の用語であり 1980 年代にも流行した。また、当時の推論や Prolog 等の用語は logic programming に分類される。

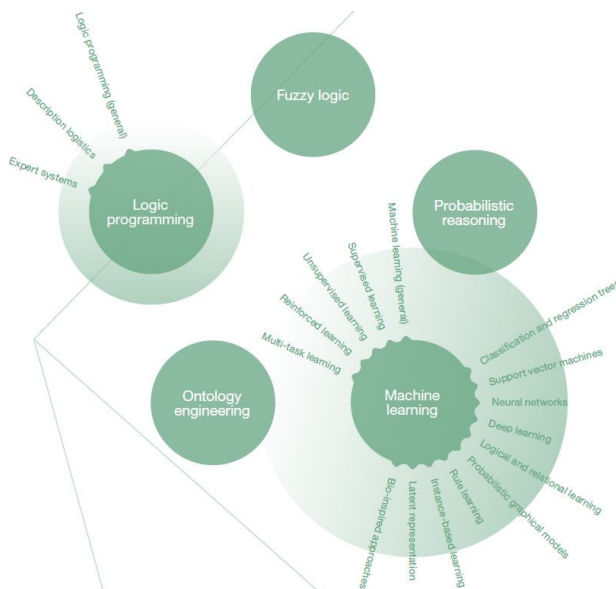


図 3 AI techniques[1]

現代の AI のほとんどは[1]では機械学習 Machine Learning に位置付けられている。確率論的な取り組みは Probabilistic reasoning と機械学習が重なっている部分である。また、機械学習には情報処理手法も含まれている。情報処理手法には、サポートベクターマシンも含まれている。また、Bio-inspired approaches としては、遺伝的アルゴリズムをはじめ人工生命も含まれ Neural network もこの一部であるが、存在感が非常に大きいためとは別の分類としてある。また、図の上部には、Machine learning の手法が分類してある。当社で提示した分類よりも、より現代を意識した分類となっている。ここでは、教師あり学習・教師なし学習・強化学習・マルチタスク学習が含まれる。その他には、分類決定木・サポートベクターマシン・ニューラルネットワーク・深層学習等が含まれる。

次に図 4 では、AI 機能の適用先のキーワードを分類している。例えば、自動運転技術は、Computer

Vision と Control methods から構成される。人間の認識と同等のことを実現する Computer Vision は音声処理・生体認証・特徴認識・被写体の分離・物体追跡・場面認識等の技術から構成される。自然言語は非常に大きい分野である。Computer Vision は、拡張現実・音声処理には、音声認識・音韻(Phonology)・音声合成・音声理解等の分野が含まれる。自然言語の分野には、自動翻訳・言語学の形態論(Morphology)・対話・情報抽出・意味解釈・感情分析等が含まれる。また、計算科学への適用は reasoning, control method, planning and scheduling に分類されている。



図 4 AI functional application[1]

また、図 5 に AI の適用分野の分類を示す。ここではビジネスにおける 20 の分野に分類して、AI の適用分野について示している。このうち、シミュレーションを含む CAE の分野は、Physical Science and Engineering と分類されている。4.2 節でその詳細について説明する。

その他の分類では、CAE から右回りに、個人利用の計算機・芸術・農業・エネルギー・法律・製造業・セキュリティ・教育・輸送交通・出版・娯楽・通信・医療・軍事・ネットワーク・金融・商取引・地図利用・政府利用への AI の応用となっている。適用分野の分類で、特許数上位の 3 分野は、通信・交通・医療であり、計算科学を含む

Physical Science and Engineering は、20 分野のうち 9 番目の特許数である。



図 5 AI application fields[1]

### 3. 技術動向

※ 本節は文献[1]のデータを引用しまとめた。

#### (1) AI 技術の動向

AI 関連の特許は、2013 年から増大している。現在を 2010 年と比較すると 8 倍、2016 年との比較では 3 倍という状況である。

その中でも、機械学習に関する特許が、AI 関連では非常に多い。全体の 1/3 である。また、年間の増加率では、2016 年から現在まへ 28%程度で増加している。特に深層学習のテーマは増加しており、2013 年から 2016 年まで 175%の増加率となっている。その機関での Neural network の伸び率は 46%程度であった。

AI の要素技術の応用では、画像認識を含む Computer Vision が最も多い。年間 24%程度の増加率である。また、2013 年から 2016 年の伸び率では、ロボティクスと制御関連の分野も年間 55%の伸び率を示している。

## (2) AI の適用分野

AI 適用分野の内訳は、通信 15%、交通 15%、バイオ・医療 12%、計算機 11%、その他、金融、エンターテインメント、セキュリティ、製造、農業、ネットワーク関連である。

交通分野では 33%の伸びを示し、宇宙・航空関連は 67%、自動運転は 42%の伸びである。特に交通では、2006 年に 20%であった占有率が、現在は 1/3 程度を占めるようになった。また、年間 23%の伸びである。

医療生命分野では 12%の伸び、計算機では 11%の伸びである。その他に伸び率として特記する分野として、smart cities 47%、農業 32%、記入 28%となっている。

また、AI は全分野の共通基盤となっており、全体の 70%は他の分野にも適用可能な技術となっている。例えば、computer vision による深層学習、自動運転や通信セキュリティにおける computer vision、自然言語を用いたオントロジー、医療分野の深層学習、これらの組み合わせが将来の AI の急速な発展に貢献する。

## (3) プレイヤー

AI の特許の出願数に関するトップ 30 のうち、企業が 26 ある。その他の 4 つは大学と研究機関である。トップ 20 の企業のうち、12 が日本の企業であり、3 つが米国、2 つがドイツ、2 つが中国の企業である。日本の 12 企業は、特許数が多い順番に、東芝、日本電気、富士通、日立製作所、パナソニック、キヤノン、ソニー、トヨタ、NTT、三菱電機、リコー、シャープである。ただし、トップ 2 は、IBM とマイクロソフト社であり、日本企業はそれに続いている。なお、ドイツの企業はシーメンスとボッシュであり、中国は SGCC(国家电网公司 ; State Grid Corporation of China)と百度(Baidu)であり、韓国はサムソンと LG である。

特筆すべきことは、トップ 2 の IBM とマイクロソフトは、広い範囲での特許を取得していることが特徴である。このことは、両者が産業を問わず広い範囲の産業に貢献していることを示している。また、それぞれに会社の特徴が出ている。例

えば、百度は深層学習で特許数が多く、交通ではトヨタとボッシュが強い。シーメンスとフィリップスとサムソンは医療・生命化学での特許数が多い。また、フェイスブックやテンセントのような SNS の会社は、ネットワーク関連の特許に深い興味を示している。

また、大学を含む研究機関のトップ 20 では中国が圧倒的に多く、半数を占める。日本は、産業技術総合研究所(AIST)と情報通信機構(NICT)の 2 つのみがトップ 20 に入るのみである。また、大学のみのトップ 20 には東京大学が含まれている。

## 4. AI と計算科学

### 4.1. AI を用いた材料科学の動向

計算科学分野での AI については、特に材料分野が着目され、多くの研究開発プロジェクトが実施されてきた。米国では本分野の先駆けとなった Materials Genome Initiative(MGI)が 2011 年から開始され、計算科学・データ科学が中心テーマに据えられた。当時のオバマ大統領が計画した MGI は、米国の科学者・技術者による新材料の発見・開発・製造の速度を 2 倍にするために計画したプロジェクトである。MGI には米国立科学財団・米国防総省・米国エネルギー省・米国航空宇宙局・米国立標準技術研究所が参加し、500 億円の資金が投入された。本プロジェクトの目的は、物質・材料研究において、①実験・計算・理論の統合、②統合アプローチを主流にするための研究者意識の醸成、③データへの容易なアクセス環境の整備、④世界水準の人材育成 である。MGI は 2016 年に終了し、米国大統領府科学技術政策局より「The Materials Genome Initiative: The First Five Years」で 5 年間の総括が示された。

MGI は、4 つの拠点を中心に実施された。第 1 の研究拠点は Center for Next Generation of Materials Design (CNGMD)であり、

- ・ National Renewable Energy Laboratory
- ・ Brookhaven National Laboratory
- ・ Colorado School of Mines
- ・ Harvard University
- ・ Lawrence Berkeley National Laboratory
- ・ Oregon State University

- ・ SLAC National Accelerator Laboratory
- ・ University of Colorado Boulder.

から構成された。ここでは4つのテーマに焦点を当てている。そのテーマは、①材料特性に複数の物性の要求がある場合の設計（超高速の材料計算環境を実現するとともに、材料設計のワークフローとデータマイニングの仕組みの確立）、②十分な処理速度と計算精度を確保するための新しい手法の開発、③準安定状態の手法を開発、④設計した材料を実際に合成して製造法の理論を開発、である。

第2の研究拠点は、SUNCAT Center for Interface Science and Catalysis (SUNCAT)であり、Stanford School of EngineeringとSLAC National Accelerator Laboratoryから構成された。目的は、新しい触媒設計に関する手法の開発である。実験的手法と計算手法を組み合わせることにより、固気と固液界面における化学プロセスの定量的記述や、固体表面の触媒特性等を研究することにより、新しい触媒を設計するための戦略を開発した。

第3の研究拠点は、Center for Hierarchical Materials Design (CHiMaD) であり

- ・ Northwestern University
- ・ University of Chicago
- ・ Argonne National Laboratory
- ・ Questek Innovations
- ・ ASM Materials Education Foundation
- ・ National Institute for Standards and Technology

のいずれもシカゴ近郊にある研究機関から構成された。目的は、階層的方法により材料設計・開発を加速し、理論・計算・実験の完全な統合を可能にすることである。材料設計には、理論・高度な計算方法とモデル・材料データベース・複雑な計算の同時実行が必要である。ここでは、原子からマクロまで異なる構造の情報を利用して、新たな階層的材料を作成できるようにします。具体的には、自己組織化生体材料、自己組織化回路設計用スマート材料、高度な金属合等、有機・無機材料を焦点とした。

第4の研究拠点は、University of Michigan の PRedictive Integrated Structural Materials

Science (PRISMS) である。PRISMS センターの目標は、材料設計加速のためのプラットフォーム確立であった。ここでは、実験と計算科学からのアプローチを統合し、マルチスケールのプラットフォームを公開し、研究のデータ共有の仕組みを構築した。

欧州では、材料データ共有のため欧州連合の枠組みで、The Novel Materials Discovery Center of Excellence が2015年から開始された。材料データ収集のため、世界中の研究者が材料データを登録する仕組みを提供している。予算規模は4年間で7億円である。スイスでは独自政策で2014年から Materials Revolution: Computational Design and Discovery of Novel Materials (MARVEL) として8年間で45億円の計画を実施し、その継続も計画中である。

日本国内では、情報統合型物質・材料開発イニシアティブが科学技術振興機構のイノベーションハブ構築支援事業として2015年から開始され、電池・磁性・熱電材料等を対象として実施された。中国では（情報は少ないが）2015年から中国科学院と中国工学院が連携して中国版 MGI 計画を予算100億円規模で実施している。韓国は2015年から10年計画で Creative Materials Discovery Project を韓国科学技術研究所等で実施している。

#### 4.2. 特許出願の傾向

計算科学分野のAI技術はWIPOの報告書では Physical Science and Engineering に分類される。

分類された当分野における特許数の上位2社は、シーメンスと日立製作所である。以下3位以下は10位まで、トヨタ・ボッシュ・サムソン・マイクロソフト・三菱・IBM・東芝・パナソニックが続く。11位以下は、ソニー・日本電気・LG・キヤノンと続く。この分野での大学・研究機関の特許数は、カルフォルニア大学・中国科学院・MIT・浙江大学と続く。国別では米国・中国・日本と続く。中国は米国の3/4、日本は米国の1/2程度である。

表 1 Physical Science and Engineering 分野における特許数[1]

図 5 での分類	特許数
Machine learning	8,300
Computer Vision	5,397
Control method	1,540
Natural Language	1,284
Speech Processing	1,183
Planning & Scheduling	721
Predictive analysis	720

#### 4.3. 利用した文献検索データベース

文献検索には「JDreamIII」[5]を利用した。Dream IIIの「検索サービス」は、国内外の科学技術や医学薬学関係の文献情報を検索できる日本最大級の科学技術文献データベースである。医学・薬学を含む、科学技術系のジャーナル、学会誌、会議録、公共資料、技報、協会誌など、約 7,000 万件の文献情報を収録したデータベースを、一括で検索することができる。データは国内外の技術文献を元に、国立研究開発法人科学技術振興機構がデータを作成している。

表 2 データベース検索のキーワード

分野	キーワード
AI	Artificial intelligence, Logic programming, Description logistics, Expert system, Machine learning, Supervised learning, Unsupervised learning, Reinforced learning, Multi-task learning, Classification and regression tree, support vector machine, Neural network, Deep learning, Logical and relational learning, Probabilistic Graphical models, Rule learning, Instance-based learning, Latent representation, Bio-inspired approach
CAE	numerical analysis, computer simulation, nano simulation, materials informatics, CFD, TCAD, structural analysis, computational dynamics

検索のキーワードは表 2 の用語を利用した。このキーワードは WIPO の分類に基づき、図 4 の用語をそのまま利用した。ここで興味ある文献の集合は、「AI のキーワード検索結果の和集合」と「CAE のキーワード検索結果の和集合」の積集合である。

#### 4.4. 検索結果と傾向

まず、CAE 分野のキーワード全体での文献数および AI 分野のキーワード全体での文献数を示す。表 3 と表 4 に示す文献数は、キーワード単独で検索した文献数であり、データベースの年代すべてにわたって検索した結果である。CAE 分野のキーワードについては若干偏りがあるかとは考えているが、当社の事業で実施している分野から選択した。また、AI 分野のキーワードとしては、表 2 のキーワードでは比較的大きな分野なので、網から漏れる可能性もある。例えば、遺伝的アルゴリズムは Bio-inspired approach に含まれるが、検索から外れる可能性もある。ただし、大きな枠では捉えているため、全体的な傾向には大きく影響しないと考えている。

表 3 CAE に関連する文献数

CAE キーワード	文献数
numerical analysis	71,676
computer simulation	76,332
nano simulation	31,520
materials informatics	4,360
CFD	10,839
TCAD	4,208
structural analysis	83,364
computational dynamics	30,963

表 2 に示した AI と CAE のキーワードでそれぞれの検索項目に関して文献数を行列の間たちでその検索結果を記事の最後に配置した表 8 に示す。ここでは、利用されている AI 技術と CAE の各分野を俯瞰することができる。次に AI に関連する CAE の文献数を年代毎に分類した。ニューラルネットワークは 1980 年代から盛んに研究されている分野であるため、2015 年以前にもある程度の文献数がある。しかし、深層学習の概念は 2010 年代前半であるため、2015 年を境に爆発的な文献数の増加となっている。一方で、機械学習については、古くからある概念であり、2015 年以前もわずかな論文数で研究が継続されていたことが分かる。

表 4 AIに関連する文献数

AI キーワード	文献数
Artificial intelligence	24,600
Logic programming	7,440
Description logistics	115
Expert system	22,468
Machine learning	67,737
Supervised learning	17,332
Unsupervised learning	7,407
Reinforced learning	482
regression tree	8,063
Classification tree	8,800
support vector machine	24,078
Neural network	107,856
Deep learning	50,912
Logical learning	25,931
Probabilistic Graphical models	364
Rule learning	6,325
Instance-based learning	149
Latent representation	1,856
Bio-inspired approach	1,023

表 5 AIに関連する CAE の年代別文献数を AI の技術で分類した検索結果

年代	AI 全般	機械学習	ニューラルネットワーク	深層学習
2001年	14	1	8	0
2002年	7	0	4	0
2003年	5	0	4	0
2004年	6	0	6	0
2005年	14	0	13	0
2006年	81	5	58	0
2007年	22	1	15	0
2008年	16	0	13	0
2009年	27	1	21	0
2010年	13	1	8	0
2011年	25	1	14	0
2012年	24	2	14	0
2013年	24	1	13	0
2014年	17	4	6	0
2015年	15	2	6	0
2016年	708	159	384	33
2017年	1,178	232	595	84
2018年	2,141	489	1,095	283
2019年	3,273	908	1,540	613
2020年	1,659	446	793	374

次に、AIに関連する CAE の年代別文献数を CAE の技術で分類した検索結果を表 5 に示す。ここでは、ナノシミュレーション、流体解析、構造解析の 3 つの分類に絞ってまとめた。2015 年以前もナノ分野への AI の適用はある程度の文献数がある。流体解析と構造解析がすでに実用化されていた分野であったことに対して、ナノ分野は研究段階の技術であったことから、AI 技術の適用が研究として行われていたと推測できる。また、材料分野においては、4.1 節でも紹介した通り、世界中で大きな研究開発プロジェクトが実施されており、そのことで文献数が増加しているとも考えられる。また、流体分野においては十分に研究が進んでいない状況である。

本結果と図 4 に特許数の推移を比較する。CAE と AI に関する文献数については、他の分野での成功例が出てきて初めて CAE に適用されるというパターンが多くあると思われる。そのため、特許数の推移よりも少し遅れて CAE の文献数は立ち上がることになると考えられる。

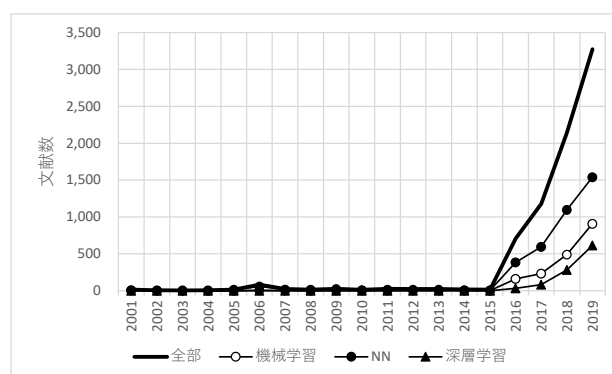


図 6 AIに関連する CAE の年代別文献数 (AI 技術、2001~2020 年)

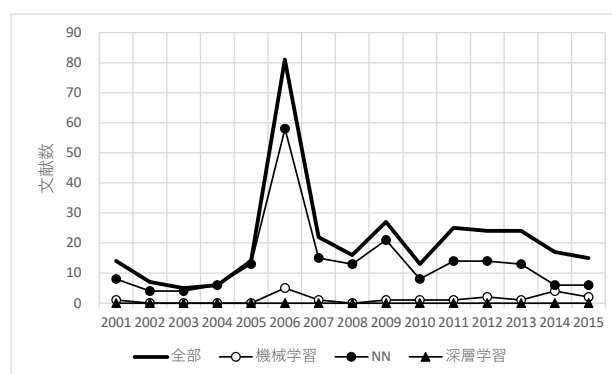


図 7 AIに関連する CAE の年代別文献数 (AI 技術、2001~2015 年、図 6 の拡大図)

表 6 AI に関連する CAE の年代別文献数を CAE の技術で分類した検索結果

年代	ナノ	流体解析	構造解析
2001年	10	1	4
2002年	7	1	2
2003年	14	2	3
2004年	11	3	3
2005年	16	3	13
2006年	71	14	51
2007年	29	9	13
2008年	36	11	8
2009年	35	5	6
2010年	28	5	13
2011年	43	15	23
2012年	39	5	9
2013年	45	10	15
2014年	30	8	17
2015年	29	17	23
2016年	278	160	436
2017年	1,158	444	942
2018年	1,820	634	1,414
2019年	2,532	839	1,872
2020年	1,301	432	989

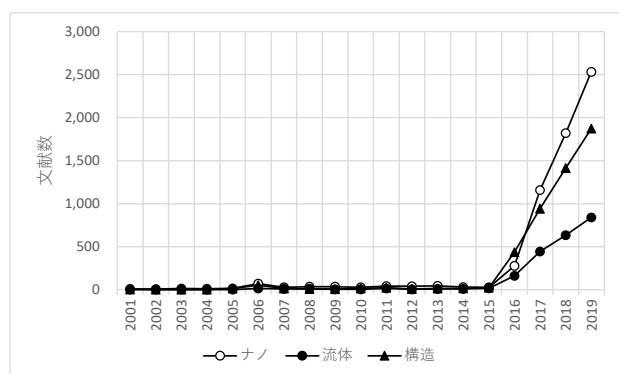


図 8 AI に関連する CAE の年代別文献数 (CAE 技術、2001~2020 年)

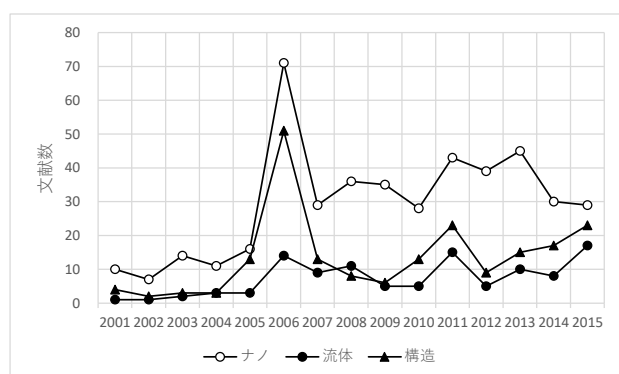


図 9 AI に関連する CAE の年代別文献数 (CAE 技術、2001~2015 年、図 8 の拡大図)

#### 4.5. 文献の内容

文献のうち、AI のコアとなる技術の深層学習における文献に着目し、その文献数をまとめた。2015 年以前には文献は存在しない。深層学習の文献のうち、以下では、特に流体分野から 2020 年に発表されたうち検索にヒットした文献を抽出して、その一部 (12 文献) の概略を示す。これらは、参考文献の[6]~[17]に示した文献である。

表 7 深層学習を用いた CAE 分野の文献

年代	ナノ	流体解析	構造解析
~2015 年	0	0	0
2016 年	1	0	13
2017 年	8	1	37
2018 年	25	8	117
2019 年	44	8	230
2020 年	30	12	143

文献[6][11]は、深層学習・強化学習を利用した空気流の制御が目的である。屋内環境の均一化を対象としている。文献[7]では、[6]と同様に深層強化学習を用い広い、2 次元流れの円筒回りの流れに対し Reynolds 数の範囲にわたる CFD のアクティブな流れ制御を行っている。文献[8]は、深層学習を利用した CFD による血行動態リスク指標時間平均壁剪断応力の評価である。患者特異的考察を含め、大規模計算を行わずに剪断応力を求めることができた。文献[9]は[8]と類似の目的であり、深層学習により CFD の大規模計算結果を推定した。文献[10]は深層学習により、マイクロ流体濃度勾配発電機での CFD 結果を推測する。文献[12]は乱流モデリングのレビューであり、深層学習について言及がある。文献[13]は、橋床断面に対し気流から受ける力を LSTM (Long short-term memory) を用いて予測するものである。文献[14]は左心房における血栓まわりの流れの CFD 計算を、深層学習により結果を短時間に評価した。文献[15]は、CFD による超臨界翼の設計と最適化のための深層学習の利用である。文献[16]は、流体構造連成解析に対して深層学習を適用したものである。文献[17]は、有毒ガス放出と除染シナリ



オ向け大規模拡散計算への多段階空間 - 時間空間 - 非線形ネットワークの適用例である。

## 5. まとめ

本稿に示したように AI 技術は計算科学分野で実用のレベルまで十分に適用されている状況では言い難い。しかし、他分野で利用されている既存の手法を、材料探索や最適化・逆解析で利用可能であり、AI 技術は計算科学に大いに貢献するものと考えている。当社で商品化している材料探索機能はこの方向で進めている。

また、AI 技術により計算科学の使いやすさの向上が可能である。現在の AI 技術をもってすれば、計算科学ソフトウェアの入力条件での適切なパラメータの判断等の支援や過去のデータ利用・結果の判断等が可能と考えている。その結果として利用者の拡がりにより、AI は計算科学の発展に大きく貢献できる。

一方で、AI 技術が計算科学の原理的な部分までカバーするレベルには到達していない。現状では、AI 技術で強い非線形現象を詳細に予測することは困難と考えられる。しかし、流体解析分野では必要な計算量が膨大であるため深層学習等を利用した方法の研究が進んでいる。

## 参考文献

- [1] WIPO, World Intellectual Property Organization, "Technology Trends – Artificial Intelligence", 2019
- [2] AI 関連発明の出願状況調査 報告書 2020 年 7 月 特許庁 審査第四部 審査調査室
- [3] 山下貴志, 松澤邦裕, 松原聖, "深層学習用ツール Advance/iMarcle と適用事例", アドバンスシミュレーション 2019.12 Vol.27
- [4] <https://www.mgi.gov/sites/default/files/document/s/mgi-accomplishments-at-5-years-august-2016.pdf>
- [5] <https://jdream3.com/>
- [6] SAKUMA Yuiko, NISHI Hiroaki, "計測自動制御学会制御部門マルチシンポジウム", Vol.7th Page. NO.3E1-5 (2020.03.02)
- [7] Tang Hongwei, et al. "Robust active flow control over a range of Reynolds numbers using an artificial neural network trained through deep reinforcement learning ", Physics of Fluids, Vol.32 No.5 Page.053605-053605-15 (2020)
- [8] Gharleghi Ramtin, et.al, "Deep Learning for Time Averaged Wall Shear Stress Prediction in Left Main Coronary Bifurcations ", IEEE Conference Proceedings, Vol.2020, Page.1-4 (2020)
- [9] Lye Kjetil O, et al. "Deep learning observables in computational fluid dynamics ", Journal of Computational Physics, Vol.410 (2020)
- [10] Hong Seong Hyeon, et al. , "Inverse design of microfluidic concentration gradient generator using deep learning and physics-based component model", Microfluidics and Nanofluidics, Vol.24 No.6 (2020)
- [11] Sakuma Yuiko, Nishi Hiroaki, "Airflow Direction Control of Air Conditioners Using Deep Reinforcement Learning", IEEE Conference Proceedings, Vol.2020 No.SICE ISCS Page.61-68 (2020)
- [12] Panda JP, "Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part C. Journal of Mechanical Engineering Science ", Vol.234 No.8 Page.1528-1544 (2020)
- [13] Li Tao, Wu Teng, Liu Zhao, "Nonlinear unsteady bridge aerodynamics: Reduced-order modeling based on deep LSTM networks ", Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , Vol.198 Page.Null (2020)
- [14] Morales Xabier, et al., "Deep Learning Surrogate of Computational Fluid Dynamics for Thrombus Formation Risk in the Left Atrial Appendage", Lecture Notes in Computer Science, Vol.12009 Page.157-166 (2020)
- [15] Wu Haizhou, et al. , "A deep learning approach for efficiently and accurately evaluating the flow field of supercritical airfoils ", Computers & Fluids Vol.198 Page.Null (2020) ,

- [16] Liang Liang, et al., "A feasibility study of deep learning for predicting hemodynamics of human thoracic aorta ", Journal of Biomechanics , Vol.99 Page.Null (2020)
- [17] Xv Jiawen, Hou Zhongyu, "Prediction of Safe-Zone Evolution in Poisonous Environment Based on Deep Learning ", IEEE Access , Vol.8 Page.649-659 (2020)

※技術情報誌アドバンスシミュレーションは、アドバンスソフト株式会社 ホームページのシミュレーション図書館から、PDF ファイルがダウンロードできます。(ダウンロードしていただくには、アドバンス/シミュレーションフォーラム会員登録が必要です。)

表 8 AI 技術と CAE の文献数 (キーワード間の重複が存在する)

検索における キーワード	数値解析	計算機シミュレーション	ナノシミュレーション	材料インフォマティクス	流体解析	TCAD	構造解析	計算力学
人工知能	267	874	61	55	28	3	206	164
論理プログラミング	79	267	23	11	5	1	74	64
表現論理	2	1	2	0	0	0	0	0
エキスパートシステム	193	403	15	33	10	3	293	80
機械学習	621	1,666	161	197	62	13	733	520
教師あり学習	125	314	26	18	7	2	156	61
教師なし学習	60	133	15	7	1	0	72	36
強化学習	6	13	0	1	0	0	12	2
決定木	50	48	5	9	8	0	124	24
分類木	55	92	5	10	4	0	121	18
サポートベクターマシン	214	405	12	30	16	0	291	79
ニューラルネット	1,480	3,030	268	108	130	17	991	910
深層学習	240	1,159	42	60	29	6	335	208
論理学習	144	497	50	74	4	3	416	213
確率的グラフィカルモデル	7	16	0	0	0	0	8	1
ルール学習	55	220	18	12	3	0	40	59
事例に基づく学習	2	4	0	0	0	0	0	0
潜在表現	23	23	1	1	1	0	45	12
バイオアプローチ	8	56	34	2	3	0	7	16