

Title	トップ会議プロシーディングスによるAI研究動向分析の提案
Author(s)	藤沢, 仁子; 迎, 佑介; 吉田, 秀紀
Citation	年次学術大会講演要旨集, 34: 789-793
Issue Date	2019-10-26
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/16632
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨

○藤沢 仁子, 迎 佑介, 吉田 秀紀 (科学技術振興機構)

satoko.fujisawa@jst.go.jp

1. はじめに

JST では、2016 年から「科学技術イノベーションに関するインテリジェンス機能の強化・国内外の政策や研究者・研究開発の最新動向を把握・分析し、先見性ある研究開発戦略を立案・提言」を目標にファンディング戦略に向けたエビデンス形成の強化を推進している。今日、AI は産業や社会に広範な影響を与える技術として科学政策における優先性が高まっている [1]。AI 研究動向についてのエビデンス形成しようとする場合、AI を含むコンピュータ科学分野における特徴を考慮する必要がある。

まず、原著論文よりも国際会議が重視されていることが挙げられる。Scopus における全文献を対象に投稿先の文献形式を比較すると、生命科学分野の投稿先は学術雑誌論文・総説論文が合わせて 90% 近く、会議発表論文は 3% に満たないのに対し、コンピュータ科学分野のそれは会議発表論文が約 57% と過半数を占めていた (図 1)。このことから、AI の動向の捕捉には論文よりも国際会議に着目することが適当であると考えられる。

もう一つの特徴として、AI の基本技術は確率や統計など多くの分野から成り立ち、また、言語処理やコンピュータビジョンといった多くの分野に適用されている。エルゼビアの AI レポートでは、対象論文を機械学習によりクラスタリングすることで、検索・最適化、ファジィシステム、自然言語処理・知識表現、コンピュータビジョン、機械学習・確率推論、意思決定、ニューラルネットワークの 7 つの技術トピックに分類し (図 2)、この 7 トピックや各トピックと共起する技術について研究動向を分析している [2]。

実践的なファンディングに向けたエビデンスとしては、AI を一括して捉えた動向分析では粒度が粗く、エルゼビアのような技術トピック単位での国際比較や具体的な研究機関や中心となる研究者の特定といった分析が望まれる。AI 関連の国際会議は、神島の俯瞰図 (次頁, 図 3) で見てみると、SIGIR (検索)、ACL (自然言語処理)、KDD (知識表現) など会議ごとに技術トピックが細分化され、これらのプロシーディングを分析することで、AI の技術トピックごとの研究動向が捉えられると考える。

本稿では、書誌分析によるエビデンス形成に向けて AI 分野を対象に実施した、トップ会議のプロシーディングによる研究動向分析について報告する。

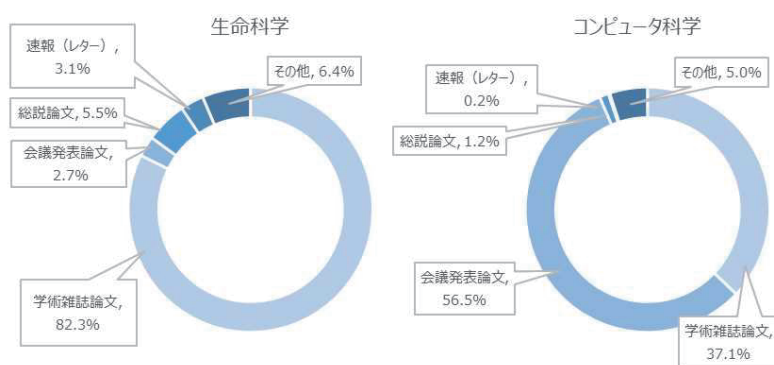


図 1 SCOPUS における投稿先の文献形式の比較

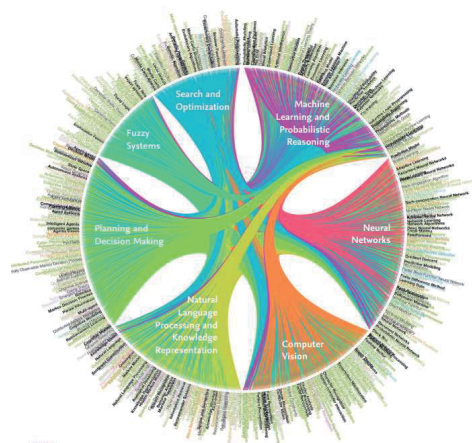


図 2 7 技術トピッククラスタ (エルゼビア)

2. AI 分野におけるトップ会議の特定と文献形式の傾向

2.1. AI トップ会議の特定

神島の AI 関連国際会議の俯瞰図 (図 3) によると、AI 関連国際会議は機械学習・データマイニングを中心に、コンピュータビジョン、音声処理、自然言語処理、情報検索などの分野とそれらを包括する人工知能全般を扱う会議など様々な技術分野に広がり、しかも相互に重なり合っている [3]。

注目すべき研究動向や研究者は、この中でもトップ会議から手がかりが得られると考えられる。スタンフォード大学が中心になって AI の動向をまとめた AI Index 2018 では“Large AI conferences”として、2017年の参加者数が2,000名を超えた 7 会議について参加者数の推移が比較され、NeurIPS, CVPR, ICML など急伸している様子を伝えている [4]。ロボティクス系には従来の制御工学など AI 技術を含まない研究も多く内包しているため、本稿では、ロボティクス系の 2 会議(IROS, ICRA)を抜いて、AAAI (AI 総合), IJCAL (AI 総合), ICML (機械学習), NeurIPS (ニューラルネットワーク), CVPR (画像認識) の 5 会議を対象に絞り込んだ。

次に、この 5 会議がトップ会議と言えるのか Core Conference Ranking [5] で確認してみた。Core Conference Ranking は、オーストラリア The Computing Research and Education Association によるコンピュータ分野の主要な国際会議のランキング。Google Scholar [6] や SCImago Journal Rank [7] の指標が h5-index や h5-median といった引用指標のみに基づくのに対し、Core Conference Ranking は独自の基準により、引用指標の他にも、応募数・採択率などの定量指標、キー研究者の会議への関わりなどの定性評価も加味しているのが特徴である。最高評価である A*にランクされるトップ会議は評価対象の 4%に過ぎず、さらに、トップ会議におけるペーパー採択率は“20%以下”とされる狭き門である(図 5)。しかし、その厳しさの本質は量や数の話なのではない。惜しいところでの不採択を繰り返して捲土重来を期しているペーパーは、査読によるブラッシュアップを重ねているために質が高まっている。ボーダーライン近傍ではこうしたペーパー同士の競合になっている [8]。前段で特定した 5 会議は Core Conference Rank 2018 でいずれも A*ランクであった。本稿では、この 5 会議を「AI 主要会議」と呼ぶこととする。

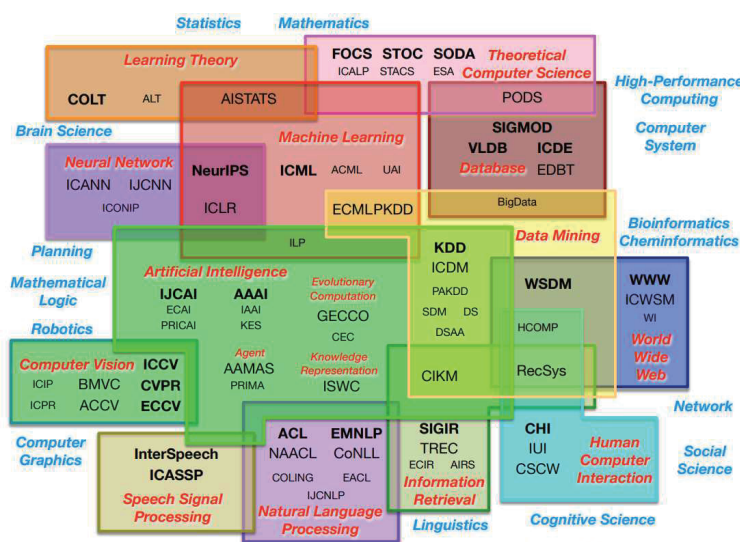


図 3 AI 関連国際会議の俯瞰図 (神鳥による)

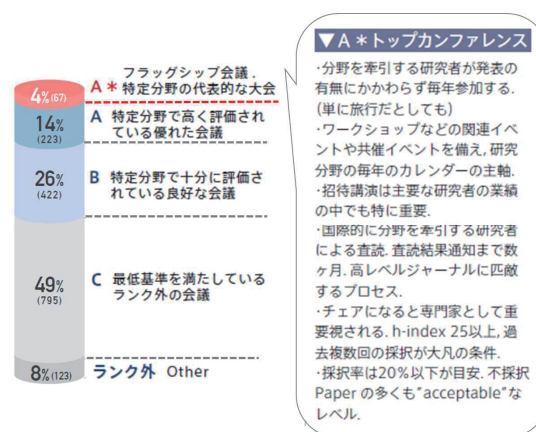


図 4 Core ランク別会議数の割合(2018)

2. 2. AI 分野における投稿先文献形式の比較

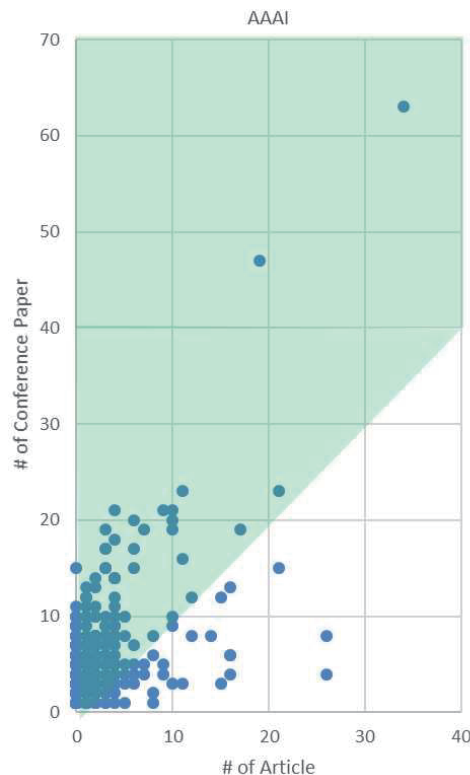
次に、図 1 で示したコンピュータ科学分野の傾向が、AI 分野においても言えることなのかを確認する。機械学習のトップ会議である ICML で 2013 年から 2017 年の 5 カ年に発表した日本の研究機関に所属する研究者は 94 人。そのうち、筆頭著者になると正味 37 人。この範囲では筆頭著者となった回数は一人あたり 2 回が最多でその数 9 名。その 9 名が Scopus 上で筆頭著者として収録されている原著論文と会議録の数を数え上げたところ、総じて原著論文と会議録の比はほぼ 1:2 (表 1)。この傾向は日本に限らない。ICML と AAAI (AI を総合的に扱うトップ会議) 2017 年次大会の筆頭著者が 2013-2017 の間に筆頭として出版した会議録と原著論文の件数を算出した。図 5 グラフの色付きエリアにプロットされた点は「会議録数 ≥ 原著論文数」の著者を表し、両会議とも約 9 割を占めた。また、著者 1 人あたり平均文献数では、会議録は原著論文の AAAI で約 3 倍、ICML では約 4.5 倍という結果になった。

コンピュータ科学全般と同様、AI 分野においても原著論文よりも会議録に発表される割合が高い傾向であるといえる。

表1 AAAI・ICML (2013-2017)

筆頭著者（日本所属）の
投稿先文献形式

	原著論文	会議録
著者A	5	11
著者B	16	5
著者C	0	2
著者D	5	16
著者E	12	19
著者F	1	13
著者G	1	9
著者H	1	2
著者I	1	5
計	42	82



著者1人当たりの平均文献数

	原著論文	会議録
AAAI	1.46	4.33
ICML	0.79	3.64

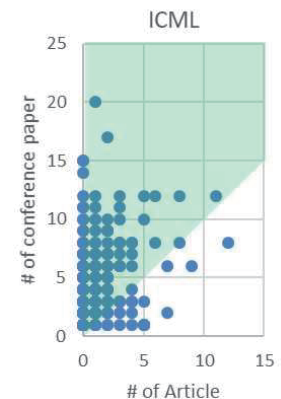


図5 AAAI・ICML(2017) 筆頭著者の投稿先文献形式

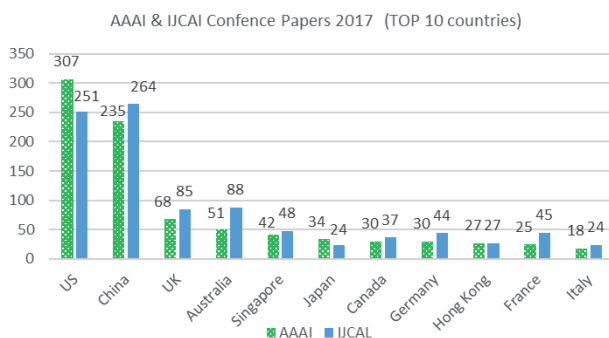
3. AI 研究動向の分析

3.1. 主要国の文献数比較

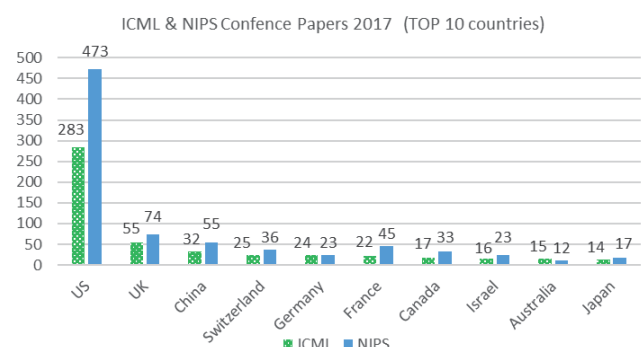
Scopus を用いて前項で特定した各 AI 主要会議の 2017 年会議論文を絞り込み、国別の文献数を比較した（図 6）。まず、AI の全般的な技術を扱う AAAI と IJCAI を見ると、両会議ともに米国・中国が 2 強（図 6-①）。この 2 強だけで AAAI の約 73%（542 件/746 件）、IJCAI の約 66%（515 件/783 件）を占有している。次に、機械学習系の国際会議である ICML と NeurIPS を見てみる（図 6-②）。ここでは米国 1 強で、総合的な会議では 2 強の一角を占めていた中国だが、機械学習において大幅に後退する。2 番手は英国だが、以下の国との差は小さい。各国の著者所属機関も見てみると、スイス連邦工科大学を擁するスイス、トロント大などを擁するカナダに特徴があった。また、この図からは読み取れないが、各国で大学のみならず企業も存在感を発揮している。マイクロソフト、グーグル、IBM トーマス・J.ワトソン研究所といった米国勢の他に、英国のディープマインド、中国のバイドゥといったところだ。画像認識系でも米国一強、中国は二番手に位置するものの米国との差はかなり大きく（図 6-③）、日本は他主要国と方を並べる結果となった。米国の主要機関は、カーネギーメロン大学を筆頭にスタンフォード大学など大学が中心だが、マイクロソフト、アドビ、グーグルと企業勢も強さを見せている。

概ね日本は TOP10 以内、米・中以外の各国と横並びであることが分かった。

① AAAI・IJCAI (AI 総合)



② ICML・NeurIPS (機械学習)



③ CVPR (画像認識)

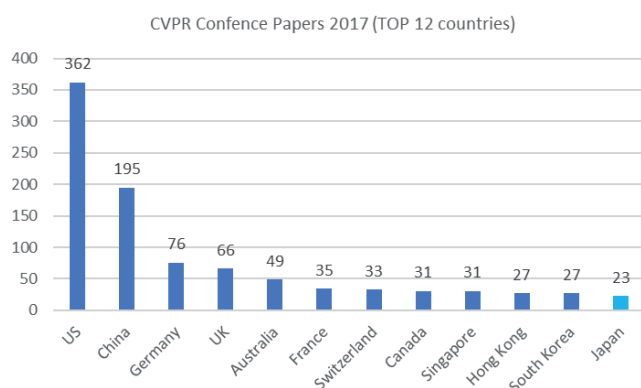


図6 AI 主要国際会議 会議録 文献数上位国

3.2. 日本の研究機関

次に、日本の状況について具体的な研究機関や中心となる研究者をより詳細に見ていく。

AI 主要会議における 2013 年～2017 年の日本の文献数を見ると、2015 年以降の 3 年では 5 会議とも着実に採択文献数は増加している(図 7)。研究機関当たりの文献数で見た場合、東大が群を抜いて多い。第二グループを形成するのは情報研、NTT、東工大、京都大、理研といったところ。この NTT を含め、日本 IBM、東芝、ソニー、日立、NEC などの多くの企業が名を連ねているところも特徴である。これらの企業の大学との共著は少なく、多くは一企業の単独著書である。また、機械学習(ICML・NeurIPS)では統数研や名工大が、画像認識(CVPR)では産総研や東芝など、技術に特化した会議で特徴的に出現する研究機関も存在した。また、著者名から中心となる研究者も特定できた。

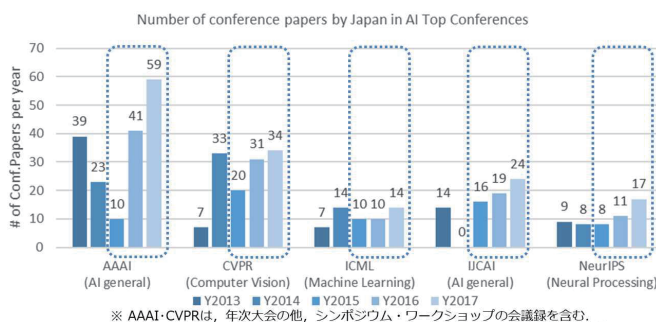


図7 AI 主要会議 日本の文献数 (2013-2017)

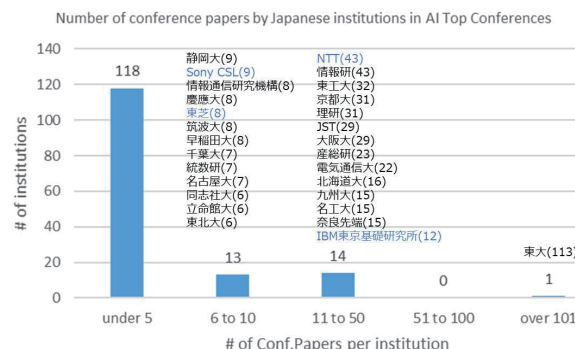


図8 日本の研究機関 文献数順 (2013-2017)

3.3. 日本の研究トピック

さらに、日本の研究者はどんな研究をしているのかを見てみる。AAAI (AI 総合) と ICML (機械学習) 2017 年次大会の会議録の文献タイトル・索引語・抄録から、各論文が対象としている AI 技術の特定を試みた。WIPO Technology Trends 2019 Artificial Intelligence では、世界で出願された AI 関連の特許を、ACM CCS (Computing Classification System) をベースに、5 技術・9 機能応用・20 応用分野に分類している [9]。WIPO の分類を参考に、各文献の AI 技術を分類した (図 9)。

AAAI・ICML とともに、機械学習や確率推論の研究が中心で、中でもニューラルネットワーク・深層学習に関する研究が多かった。近年の AI は機械学習、特に深層学習 (ディープラーニング) に基づくものが中心である [1] ことから、この結果は妥当と言える。また、AAAI では、キーワードや抄録に、目指す応用先やケーススタディの対象として予測分析やテキスト処理などの機能応用や、情報推薦システムや情報検索といった応用技術が明記されることが多いことが分かった。

技術別に研究機関を見ると、ニューラルネットワーク・深層学習では NICT や IBM、確率推論では理研、プリファードネットワークス、NTT、北大など、検索・最適化では NII に存在感がある。

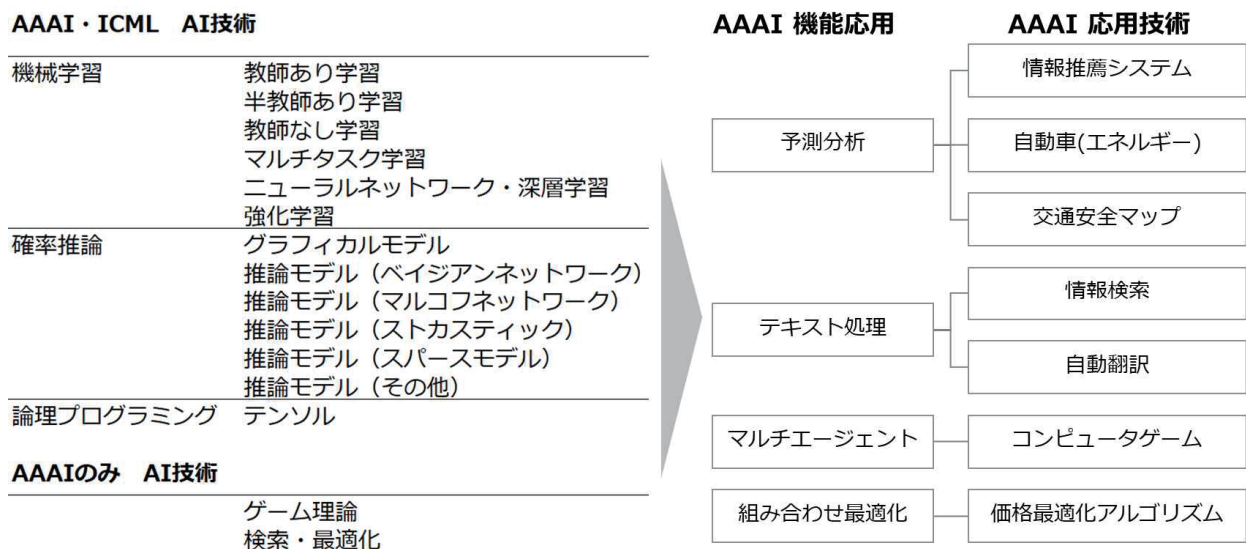


図9 AAAI・ICML(2017 年次大会) 日本機関の研究トピック

4. まとめ

本稿では、書誌分析によるファンディングエビデンスの形成と実際のファンディングへの実践に向けた手法開発の端緒として AI 分野を対象にトップ会議プロシーディングによる分析を行った。結果として、機械学習の会議録文献数では米国のみが頭出し中国は他の主要国と同程度であることや日本は他の主要国と同程度であることが明らかになった。また、国内外の中心的な研究機関や研究トピックなど、実際のファンディングに向けたエビデンスを導出することができた。

筆者らは、計算理論・数学分野についても Core Conference Ranking 2018 で A*の7 会議を対象に同様の手法により分析を行った。その結果、米国が7 会議全般で圧倒しているものの、FOCS(計算機理論)、SODA(離散アルゴリズム)などの AI 関連会議ではイスラエルが2 番手、図3 の AI 関連会議には含まれない ISSAC(記号計算・数式処理)、LICS(理論計算機科学)等ではフランスが首位に立つなど強い存在感を示すこと、AI 関連会議とそれ以外の数学トップ会議におけるそれぞれの日本の中心的な研究グループなどを明らかにしている[10]。このことから、本手法は他のコンピュータ科学分野の研究動向分析においても有効であることが示唆された。

今後は、原著論文より早く研究動向をつかむためのトップ会議分析の有用性エビデンスとして、国際会議が原著論文に先立って発表される条件の分析などを進めていきたい。

参考文献

- [1] 統合イノベーション戦略推進会「AI戦略 2019 ～人・産業・地域・政府全てにAI～」(2019 年 9 月閲覧)
<https://www.kantei.go.jp/jp/singi/tougou-innovation/pdf/aisenryaku2019.pdf>
- [2] エルゼビア「Artificial Intelligence:How knowledge is created, transferred, and used」(2018)
- [3] 神島敏弘「人工知能、機械学習、およびデータマイニング関係の国際会議関連マップ」(2019 年 9 月閲覧)
<http://www.kamishima.net/archive/MLDMAImap.pdf>
- [4] Y Shoham et al「The AI Index 2018 Annual Report」AI Index Steering Committee,Human-Centered AI Initiative, Stanford University (2018)
- [5] Core Conference Portal(2019 年 9 月閲覧) <http://portal.core.edu.au/conf-ranks/>
- [6] Google Scholar ランキングの高い出版物(2019 年 9 月閲覧)
https://scholar.google.co.jp/citations?view_op=top_venues&hl=ja
- [7] SCImago Journal Rank (SJR)(2019 年 9 月閲覧) <https://www.scimagojr.com/journalrank.php>
- [8] 福田 健介「トップ国際会議に論文を書こう—ACM SIGCOMM,CoNEXT, IMC—」電子情報通信学会通信ソサイエティマガジン.2017,10 (4): 222-226
- [9] WIPO Technology Trends 2019 Artificial Intelligence. WIPO. 2019
- [10] 藤沢 仁子, 吉田 秀紀「フランスは数学に強い」を証明せよ」プラスエビデンス Vol.35. JST 分析チーム(2019 年 9 月発行)