

人工知能分野の国際会議における
国・地域別発表件数の概況
(2015年－2024年版)

2025年06月

文部科学省 科学技術・学術政策研究所
データ解析政策研究室

【調査研究体制】

林 和弘	文部科学省 科学技術・学術政策研究所 データ解析政策研究室 室長・上席フェロー
小柴 等	文部科学省 科学技術・学術政策研究所 データ解析政策研究室 主任研究官
尾崎 翔美	文部科学省 科学技術・学術政策研究所 データ解析政策研究室 研究官

【Authors】

HAYASHI Kazuhiro	Research Unit for Data Application, National Institute of Science and Technology Policy (NISTEP), MEXT Director / Principal Senior Fellow
KOSHIBA Hitoshi	Research Unit for Data Application, National Institute of Science and Technology Policy (NISTEP), MEXT Senior Research Fellow
OSAKI Hayami	Research Unit for Data Application, National Institute of Science and Technology Policy (NISTEP), MEXT Research Fellow

本報告書の引用を行う際には、以下を参考に出典を明記願います。

Please specify reference as the following example
when citing this NISTEP RESEARCH MATERIAL.

データ解析政策研究室, 「人工知能分野の国際会議における国・地域別発表件数の概況 (2015年 - 2024年版)」, NISTEP RESEARCH MATERIAL, No.348, 文部科学省科学技術・学術政策研究所.

DOI: <https://doi.org/10.15108/rm348>

Research Unit for Data Application, "Presentation Trends by Countries and Regions at International AI Conferences, 2015-2024," NISTEP RESEARCH MATERIAL, No.348, National Institute of Science and Technology Policy, Tokyo.

DOI: <https://doi.org/10.15108/rm348>

要旨

人工知能分野の国際会議における 国・地域別発表件数の概況（2015年–2024年版）

Keywords: 人工知能, 国際会議, 国・地域比較

本報告では、過去の調査を念頭におき、人工知能関連のトップカンファレンスである AAAI, AAMAS, ICML, IJCAI, NeurIPS という 5 つの国際会議を対象として、2015 年から 2024 年の 10 年分について、各発表における著者所属機関の所在国・地域を整理・集計した。また、各会議の年ごとのタイトルを用いてワードクラウドを作成し、内容の推移を簡易に概観した。国・地域推定については従来の手作業主体の方式を刷新し、LLM による著者・所属抽出と ROR API を用いた半自動化も行った。

分析結果からは以下のことがわかった。まず、対象期間内に各会議の発表件数は急増し、とりわけ NeurIPS は 403 件から 4,538 件へ約 11.3 倍に増加した。増加を牽引したのは中国と米国で、人工知能全般を取り扱う会議である AAAI, IJCAI では中国が米国を大きく引き離して首位に立っている。他方、機械学習系 (ICML, NeurIPS) やエージェント系 (AAMAS) では米国が首位を保っている。ただしそのシェアは年々低下している。また、AAMAS では英国が長らく 2 位を占めていたところ、2024 年に中国が 2 位となり、インドも 4 位に浮上するなど勢力図が変化しつつある。

国際共著ネットワークでは米中共著が最大のリンクとなっている。2020 年代に入りシンガポール・韓国・インドがハブ化して多極化が進行している様子も見られる。日本は件数を増やしつつも周縁ノードにとどまる。

研究テーマは深層学習中心から LLM/生成 AI, 倫理・公平性, 計算効率へ急速にシフトし、応用先も医療・ロボティクス・マルチモーダルへ拡大している。

Abstract

Presentation Trends by Countries and Regions at International AI Conferences, 2015–2024

Keywords: Artificial Intelligence; comparison of countries/regions; top conferences

In this study, we examined the number of presented papers over a ten-year period (2015–2024) in the five leading AI conferences — AAAI, AAMAS, ICML, IJCAI, and NeurIPS, along with a classification of their authors' institutional countries/regions. Furthermore, we created word clouds for the titles presented in each conference by year, thereby observing the evolution of conference themes over time.

In early work, the data pipeline for attributing countries/regions from the presented papers was manually processed. We improved this approach by implementing a semi-automated method: using a large language model (LLM) for author-affiliation extraction and leveraging the Research Organization Registry (ROR) API to infer countries/regions.

The analysis revealed that all five conferences expanded rapidly during the study period, with the number of presentations on NeurIPS growing from 403 to 4,538 — an 11.3-fold increase.

Growth was driven chiefly by China and the United States. China currently predominates broad-scope AI conferences (AAAI, IJCAI), while the United States still leads the machine-learning (ICML, NeurIPS) and agent-centric (AAMAS) conferences, although its share is declining annually. At AAMAS in 2024, China overtook the United Kingdom, the long-standing runner-up, and India rose to fourth place, signaling a shifting competitive landscape.

In the international co-authorship network, US–China collaborations form the strongest link. Since the 2020s, multipolarity has been observed with Singapore, South Korea, and India emerging as hubs. Japan, despite increasing the number of co-authored publications, remains a peripheral node in the network.

Research topics have shifted swiftly from deep learning toward LLM/generative AI, ethics & fairness, and computational efficiency, with their application domains expanding to healthcare, robotics, and multimodal AI.

目次

1	はじめに	1
2	対象及び手法	2
2.1	分析対象	2
2.2	情報源	2
2.3	国・地域情報の推定	3
2.4	カウント方法	4
2.5	国際連携状況の可視化	4
2.6	内容の変化に関する可視化	5
3	分析結果	6
3.1	AAAI (Association for the Advancement of Artificial Intelligence)	6
3.1.1	AAAI における国・地域別発表件数の推移	6
3.1.2	AAAI における国際共著の傾向	7
3.1.3	AAAI における内容のトレンド	8
3.2	AAMAS (International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems)	11
3.2.1	AAMAS における国・地域別発表件数の推移	11
3.2.2	AAMAS における国際共著の傾向	12
3.2.3	AAMAS における内容のトレンド	13
3.3	ICML (International Conference on Machine Learning)	16
3.3.1	ICML における国・地域別発表件数の推移	16
3.3.2	ICML における国際共著の傾向	17
3.3.3	ICML における内容のトレンド	18
3.4	IJCAI (International Joint Conference on Artificial Intelligence)	21
3.4.1	IJCAI における国・地域別発表件数の推移	21
3.4.2	IJCAI における国際共著の傾向	22
3.4.3	IJCAI における内容のトレンド	23
3.5	NeurIPS (Neural Information Processing Systems)	26
3.5.1	NeurIPS における国・地域別発表件数の推移	26
3.5.2	NeurIPS における国際共著の傾向	27
3.5.3	NeurIPS における内容のトレンド	28
3.6	全体傾向	31
4	まとめ	32
	参考文献	33

付録 A	各会議主催者の概要	34
A.1	AAAI	34
A.1.1	原文	34
A.1.2	機械翻訳	34
A.2	AAMAS/IFAAMAS	34
A.2.1	原文	34
A.2.2	機械翻訳	35
A.3	ICML	35
A.3.1	原文	35
A.3.2	機械翻訳	36
A.4	IJCAI	36
A.4.1	原文	36
A.4.2	機械翻訳	36
A.5	NeurIPS	37
A.5.1	原文	37
A.5.2	機械翻訳	37
付録 B	各会議の採択数, 採択率など	38
付録 C	開催地	40
付録 D	共著関係データ	41
D.1	AAAI	41
D.2	AAMAS	42
D.3	ICML	43
D.4	IJCAI	44
D.5	NeurIPS	45
付録 E	ワードクラウド詳細	46
E.1	AAAI	46
E.2	AAMAS	47
E.3	ICML	48
E.4	IJCAI	49
E.5	NeurIPS	50
付録 F	前回調査との比較	51

図目次

3-1	AAAI の国・地域別発表件数推移（2015-2024 年）	6
3-2	AAAI における国・地域間共著関係の比較	8
3-3	AAAI におけるタイトルのワードクラウド	9
3-4	AAMAS の国・地域別発表件数推移（2015-2024 年）	11
3-5	AAMAS における国・地域間共著関係の比較	13
3-6	AAMAS におけるタイトルのワードクラウド	14
3-7	ICML の国・地域別発表件数推移（2015-2024 年）	16
3-8	ICML における国・地域間共著関係の比較	18
3-9	ICML におけるタイトルのワードクラウド	19
3-10	IJCAI の国・地域別発表件数推移（2015-2024 年）	21
3-11	IJCAI における国・地域間共著関係の比較	23
3-12	IJCAI におけるタイトルのワードクラウド	24
3-13	NeurIPS の国・地域別発表件数推移（2015-2024 年）	26
3-14	NeurIPS における国・地域間共著関係の比較	28
3-15	NeurIPS におけるタイトルのワードクラウド	29

表目次

2-1	対象会議の概要	2
2-2	Proceedings URL	2
3-1	AAAI の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(1/2)	7
3-2	AAAI の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)	7
3-3	AAMAS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(1/2)	11
3-4	AAMAS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)	12
3-5	ICML の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(1/2)	16
3-6	ICML の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)	17
3-7	IJCAI の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(1/2)	21
3-8	IJCAI の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)	22
3-9	NeurIPS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(1/2)	26
3-10	NeurIPS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)	27
付録 B-1	AAAI の採択率等	38
付録 B-2	AAMAS の採択率等	38
付録 B-3	ICML の採択率等	38
付録 B-4	IJCAI の採択率等	39
付録 B-5	NeurIPS の採択率等	39
付録 C-1	各会議の開催地	40
付録 D-1	AAAI の共起回数	41
付録 D-2	AAMAS の共起回数	42
付録 D-3	ICML の共起回数	43
付録 D-4	IJCAI の共起回数	44
付録 D-5	NeurIPS の共起回数	45
付録 E-1	AAAI の出現単語数	46
付録 E-2	AAMAS の出現単語数	47
付録 E-3	ICML の出現単語数	48
付録 E-4	IJCAI の出現単語数	49
付録 E-5	NeurIPS の出現単語数	50
付録 F-1	前回調査 [鎌田 23] との比較 (1/2)	52
付録 F-2	前回調査 [鎌田 23] との比較 (2/2)	53

1 はじめに

2000年代半ばに始まった「第3次AI（人工知能）ブーム」は深層学習の飛躍的な進展によって加速した。2025年現在、大規模言語モデル (Large Language Model; LLM) を核とする生成AIが実用段階に入り、産業や日常生活への応用が急速に拡大している。計算資源の充実も後押しとなり、研究テーマやビジネスモデルはめまぐるしく更新されている。

日本では2016年に閣議決定された第5期科学技術基本計画においてAIを積極活用する未来社会像「Society 5.0」が提示され¹⁾、2021年に閣議決定された第6期科学技術・イノベーション基本計画²⁾でも継承されている。したがって、我が国の科学技術・イノベーション政策を検討する上で人工知能研究の動向を継続的に把握することも重要な課題の一つになっている。

こうした背景のもと、NISTEPでは2016年に「国際・国内会議録の簡易分析に基づく我が国の人工知能研究動向把握の試み」として、人工知能分野を中心に国際・国内会議録を使った分析を試みた [小柴 16] (主として2010年から2015年の6年分が対象)。その後も分析を引き継ぎ、「人工知能分野及びロボティクス分野の国際会議における国別発表件数の推移等に関する分析」(主として2010年から2020年の11年分が対象)を実施した [鎌田 23]。また、特定の会議にフォーカスした深掘り調査なども実施してきた [鎌田 24]。

本報告では、対象とする会議を人工知能関連の国際会議に絞り、著者や著者の機関および機関の所在国・地域の収集方法を見直し、2015年から2024年までの10年間を対象として、新たにデータの収集と分析を行った。

ここでは、従来の分析でも対象としていた、AAAI, AAMAS, ICML, IJCAI, NeurIPSの5つを対象に、各国・地域の発表件数の推移及び国際共著関係を分析した。

著者や著者所属機関および機関の所在国・地域の収集方法については、従来は手作業による整理を中心としていたところ、継続性の向上を念頭に、LLMを用いたデータ抽出・整理と、The Research Organization Registry (ROR) の機関名推定APIを活用し、自動化の度合いを高めた³⁾。

¹⁾ <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/index5.html>

²⁾ <https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/index6.html>

³⁾ 手法を切り替えたことにより、前回調査 [鎌田 23] と同対象・同期間においても件数に相違が生じている箇所があるが基本的な傾向は保たれている。また、一部会議においては手法のみならず、分析範囲を切り替えたことでも件数に差が生じている。

2 対象及び手法

2.1 分析対象

分析の対象は、AAAI, AAMAS, ICML, IJCAI, NeurIPS の 5 つとした。これらの会議は従来の分析 [小柴 16, 鎌田 23] でも取り上げているもので、それぞれ人工知能関連の著名な国際会議に位置づけられている。

表 2-1: 対象会議の概要

会議名 (略称)	会議名 (正式名称)	主催者 (略称)	主催者 (正式名称)	主題
AAAI	AAAI Conference on Artificial Intelligence	AAAI	The Association for the Advancement of Artificial Intelligence	人工知能全般
AAMAS	International Conference on Autonomous Agents and Multiagent System	IFAAMAS	International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent System	エージェント
ICML	International Conference on Machine Learning	IMLS	The International Machine Learning Society	機械学習
IJCAI	International Joint Conference on Artificial Intelligence	IJCAI	International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization	人工知能全般
NeurIPS	Conference on Neural Information Processing Systems	NeurIPS	Neural Information Processing Systems	機械学習

2.2 情報源

ICML, NeurIPS の両会議については、会議運営者がクラウドに運用している API を利用して、会議及び開催年毎に、発表タイトル、著者、著者所属機関の情報を JSON 形式で取得した。

残る AAAI, AAMAS, IJCAI については Web で公開されている各会議の会議録 (Proceedings; プロシーディングス) を情報源として、それらのデータを収集し、会議及び開催年毎に、発表タイトル、著者、著者の所属機関、著者の所属国・地域 (所属機関の属する国・地域) を整理して分析に使用した。起点となる Proceedings の URL を表 2-2 に示した。

表 2-2: Proceedings URL

会議名	Proceedings URL
AAAI	https://aaai.org/aaai-publications/aaai-conference-proceedings/
AAMAS	https://www.ifaamas.org/proceedings.html
IJCAI	https://www.ijcai.org/all_proceedings

このうち、AAAI, AAMAS は Web ブラウザでの表示用に機械可読な HTML 形式で著者および著者所属が整備されているため、これを利用する。

IJCAI は HTML では著者名までしか取得できないため、予稿 PDF をそれぞれ収集して解析する。この PDF の解析については、まず 1 ページ目のみを取得してテキストに変換し、LLM (AWS

上の Claude3.5 Sonnet) を用いて、タイトル、著者、著者所属機関、著者メールアドレスを整理し、推定される機関の国・地域コードを付与して取得する。

2.3 国・地域情報の推定

国・地域情報の推定・取得について、今回から基本的に ROR の Affiliation Matching API (以下、機関名推定 API と表記) を用いた機関推定を通じて機関の所在国・地域を取得することにした。

The Research Organization Registry (ROR) は、研究機関を一意に識別するオープンかつコミュニティ主導の永続識別子 (Persistent Identifier; PID) レジストリである。California Digital Library, Crossref, DataCite といった団体が中心となって 2019 年に公開され、2025 年 5 月時点で 11 万 6 千件超の機関レコードを収録している⁴⁾。

すべてのメタデータは制限無く利用が可能な CC0 のライセンス⁵⁾ で提供され、月次を基本とするコミュニティ駆動型のキュレーションにより最新情報へ更新される。レコードには機関名 (公式名・別名)、所在地、関係機関 (親子関係・系列等)、外部 ID とのマッピング、などが含まれ、<https://ror.org/<ID>> という URI 形式の ROR ID により永続的に参照できる。データは (1) Web 検索 UI, (2) REST API, (3) 全量データダンプの 3 つの手段で無償公開されている。

本報告では、収集した「著者所属機関名」を正規化するために ROR API(v2) を使用した。具体的には、

1. 機関名文字列を query パラメータに渡して検索
2. 返却された候補のうち、最適一致スコア (score フィールド) が最大であるレコードを取得
3. 機関名と、当該レコードの ROR ID および国・地域情報をデータベースに登録

とするワークフローを構築した。これにより、表記ゆれの多い機関名を機械的かつ高精度に処理し、国・地域別分析の信頼性を高めている。

ただし、ROR の API も完全では無く、本分析実施時点においては特に企業名からの推定については誤りが発生するケースがみられた⁶⁾。また、API に渡す前の機関名について、複数の機関名が混在しているケースもあり、こうしたノイズを含むデータを用いた場合には推定を誤ることも多い。

そこで、頻出機関名上位 1,500 件、出現頻度ではおおよそ 20 件以上のものについては人力でも簡易にチェックし、推定の誤りを修正するなどの作業も行っている⁷⁾。

また、IJCAI については、著者のメールアドレスも取得・整理したため、機関名が取得できず、

⁴⁾ <https://ror.org/registry/>

⁵⁾ <https://creativecommons.jp/sciencecommons/aboutcc0/>

⁶⁾ 例えば、ある多国籍企業 XXX (本社は日本) に関して、XXX 支社 (米国)、XXX 研究所 (英国) が存在して 3 つとも ROR に登録されているとする。この場合「XXX」のみで検索すると本来紐づいて欲しい日本の本社ではなく、誤って米国の支社や英国の研究所に紐付けてしまうケースが散見された。

⁷⁾ 各機関の国・地域推定・修正は一度だけ行えば良いため、定期的に分析する場合、修正コストは徐々に低減していくと期待される。

メールアドレスから国・地域が推定できる場合（たとえば、XXXX@nistep.go.jpであれば、トップレベルドメインがJPであるので、日本と推定できる。）に限って、メールアドレスから推定される国・地域を割り付けた。

2.4 カウント方法

各国・地域の発表件数（著者の所属機関の属する国・地域別発表件数）の計数方法は、整数カウントを採用する。

例えば、5名の著者で構成される1件の発表において、著者の所属機関の所在国・地域が「A, A, B, B, B」（Aが2件、Bが3件）であったとき、解析上「A, B」（A, Bが各1件）として計上する。整数カウントを採用するため、国・地域別の発表数の合計が実際の発表総数を上回る点に注意が必要である。

比較する対象国は、5つの対象における頻出国・地域の上位20件までとした。具体的には、オーストリア(AT)、オーストラリア(AU)、カナダ(CA)、スイス(CH)、中国(CN)⁸⁾、ドイツ(DE)、スペイン(ES)、フランス(FR)、英国(GB)、イスラエル(IL)、インド(IN)、イタリア(IT)、日本(JP)、韓国(KR)、オランダ(NL)、ロシア(RU)、スウェーデン(SE)、シンガポール(SG)、台湾(TW)、米国(US)の20カ国・地域である。

過去のレポート[鎌田23]では、「日本(JP)」、「韓国(KR)」、「中国(CN)」、「米国(US)」、「英国(GB)」、「フランス(FR)」、「ドイツ(DE)」、「イタリア(IT)」、「カナダ(CA)」、「スペイン(ES)」、「オーストラリア(AU)」、「インド(IN)」の12か国を採用していたが、これらはすべて上記20位に含まれるため、過去レポートを拡充したものといえる。

2.5 国際連携状況の可視化

国際連携の状況を示すために、著者の所属機関の所在国・地域の情報に基づき、コード図(chord diagram)を作成した。コード図は、円周上に要素（本分析では国・地域）を配置し、要素間に関係がある場合にその量に応じた太さの線（リボン）を引くことで、相互の関係性を可視化する図法である。

図中の円周は各国・地域を表し、その長さは当該国・地域が他国・地域と共著した発表数に比例する。ただし、本分析では「相互の関係性の可視化」に着目しており、単一の国・地域のみで執筆された発表（たとえば日本国内の研究機関・大学のみで構成される発表）は集計対象外とした。そのため、円周の長さは当該国・地域に関係する発表全体の件数を示すものではない。

国・地域間の共著関係は、円内部に描かれたリボンにより表現される。リボンの幅は当該2国・地域間で共著された発表数に応じて変化する。リボンに方向性はなく、視覚的区別のため一方の国・地域の色が用いられているが、意味的な主従関係を示すものではない。

国際共著関係の変化を捉えるため、主要な国際会議ごとに分析対象期間を前半（2015～2019年）

⁸⁾ 中国には地域のうち香港(HK)も合算して計上している。

と後半（2020～2024 年）の 2 期に分割し、それぞれについてコード図を作成した。これにより、国際共著ネットワークの拡大や構造の変容、特定国・地域の関与度の変化などを視覚的に比較可能としている。

なお、可視性の問題からこの共著については国・地域数を 5 会議全体での上位 15 件までに絞っており、オーストラリア (AU)、カナダ (CA)、スイス (CH)、中国 (CN)、ドイツ (DE)、フランス (FR)、英国 (GB)、イスラエル (IL)、インド (IN)、イタリア (IT)、日本 (JP)、韓国 (KR)、オランダ (NL)、シンガポール (SG)、米国 (US) を取り上げている。

2.6 内容の変化に関する可視化

研究内容の変化について解説することは重要である一方で、分析する側、読者側、それぞれに高度な知見を要求する。

ここでは、研究トレンドの簡易な把握のために、発表タイトルに含まれる単語をワードクラウドにし、年単位で並べたものも作成した。これにより、後述の通り深層学習から LLM への話題の変化などを簡易に読み取ることができる。

なお、ワードクラウドの作成に際しては単語をすべて小文字にしたうえで Lemmatize を行い、記号の削除も行っている。

3 分析結果

3.1 AAI (Association for the Advancement of Artificial Intelligence)

AAAI については、今回、収集対象を大幅に見直したことで、既存レポート [鎌田 23] と総数等に大きな差が出ており、継続性が失われている。

具体的には、既存レポートではプロシーディングスに掲載された全発表を対象にしていたところ、“Student Track” や、“EAAI” などの併設トラックを除外し、“Main Track”、“Technical Track” など AAI の査読を経て採択・採録されたもののみを対象にした。これにより、本報告の分析に用いた記事数と AAI の主催者が公開する発表数とほぼ同数となっている⁹⁾。

3.1.1 AAI における国・地域別発表件数の推移

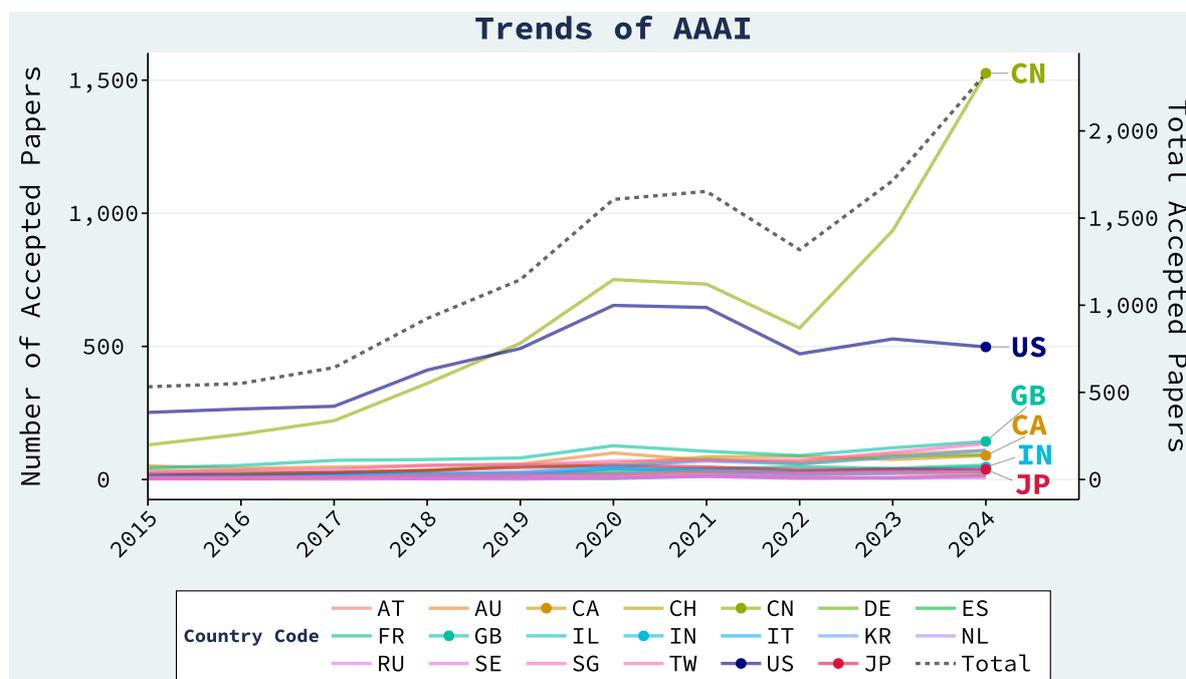


図 3-1: AAI の国・地域別発表件数推移 (2015-2024 年)

図 3-1 および表 3-1,3-2 に基づき、2015 年から 2024 年までの AAI における発表件数の推移を見ると、全体として著しい増加傾向が観察される。総発表件数は 2015 年の 532 件から、2024 年には 2,331 件へと約 4.4 倍ほど増加しており、特に 2023 年から 2024 年にかけて大幅な増加 (+616 件) が確認された。

この期間における発表件数の国別増加率をみると、最も顕著なのは中国 (CN) であり、2015 年の

⁹⁾ 取り下げなどにより、主催者発表数とプロシーディングス記載数に多少の相違が生じることがある。

表 3-1: AAI の国・地域別発表件数推移（実数, 2015-2024 年）(1/2)

Year	オーストリア	オーストラリア	カナダ	スイス	中国	ドイツ	スペイン	フランス	英国	イスラエル	全数
	AT	AU	CA	CH	CN	DE	ES	FR	GB	IL	
2015	10	51	35	13	130	19	4	18	44	22	532
2016	4	42	30	4	170	24	3	13	53	15	551
2017	9	47	26	14	221	28	6	21	72	13	642
2018	8	52	33	19	361	35	7	18	75	18	924
2019	11	58	53	22	512	52	5	20	81	22	1,146
2020	16	100	59	21	751	47	4	33	127	22	1,607
2021	21	72	85	27	734	76	13	40	106	35	1,653
2022	16	67	87	23	569	59	7	48	90	21	1,318
2023	23	95	75	32	935	88	6	42	119	25	1,715
2024	20	109	90	34	1,526	94	15	54	143	32	2,331

表 3-2: AAI の国・地域別発表件数推移（実数, 2015-2024 年）(2/2)

Year	インド	イタリア	日本	韓国	オランダ	ロシア	スウェーデン	シンガポール	台湾	米国	全数
	IN	IT	JP	KR	NL	RU	SE	SG	TW	US	
2015	11	15	20	8	4	2	4	26	4	252	532
2016	11	19	19	7	8	2	5	36	3	265	551
2017	20	19	26	10	5	1	8	38	7	275	642
2018	24	21	34	20	5	3	2	54	16	411	924
2019	26	16	45	28	14	1	5	56	18	492	1,146
2020	43	41	53	51	11	6	8	69	22	654	1,607
2021	38	31	47	69	16	12	12	73	31	646	1,653
2022	31	27	36	58	19	4	6	72	24	472	1,318
2023	38	37	39	83	24	5	8	102	30	528	1,715
2024	47	30	38	110	31	7	13	135	27	498	2,331

130 件から 2024 年には 1,526 件と、約 11.7 倍に増加している。米国 (US) は 252 件から 498 件と約 2.0 倍に留まっており、2019 年以降は中国が一貫して最大の発表国となっている。特に 2022 年からの 3 年については、米国が微減傾向、他国が横ばいにある中、中国の件数は急激に増加しており全体数を中国が押し上げる形となっていることは注目に値する。他に増加が顕著な国として、

- 韓国 (KR) 8 件 → 110 件 (約 13.8 倍)
- シンガポール (SG) 26 件 → 135 件 (約 5.2 倍)
- インド (IN) 11 件 → 47 件 (約 4.3 倍)

が挙げられる。一方、日本 (JP) は 20 件 → 38 件への増加にとどまり、他国に比して伸びが緩やかである。

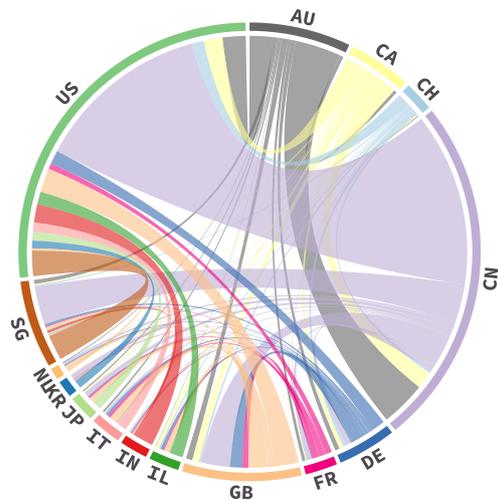
また、米国と中国の 2 国のみで 2024 年の総発表件数の約 87.0% (CN:1,526 件, US:498 件) を占めており、この 2 国の研究成果が学会を主導していることが分かる。

3.1.2 AAI における国際共著の傾向

図 3-2 に示したコード図に国際共著関係の構造を可視化した。2 期間を比較すると、共著関係のネットワークは広がりを見せており、特に中国と米国を中心とする共著関係の強さが読み取れる。

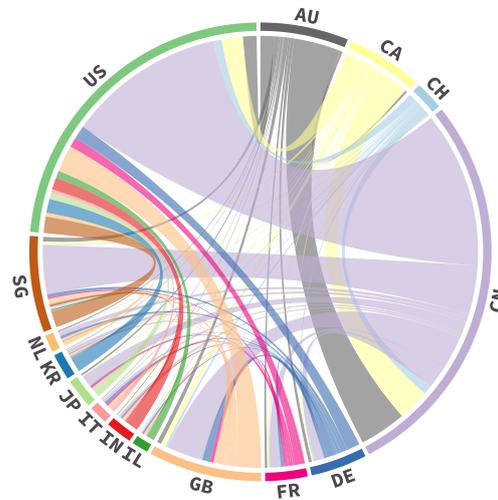
前半の図 3-2a では、米国と中国の間の共著が最も太い帯で描かれており、両国間の共著関係が

AAAI 2015–2019



(a) AAAI 2015–2019 年

AAAI 2020–2024



(b) AAAI 2020–2024 年

図 3-2: AAAI における国・地域間共著関係の比較

既に非常に強いことが示唆される。後半の図 3-2b でもこの傾向が維持されており、米中の共著は引き続き最多であるとともに、中国はオーストラリア (AU)、シンガポール (SG)、英国 (GB) などとの連携も強化している。

一方で、日本 (JP) の共著関係は比較的細く、米国、中国、英国との関係があるものの、全体として共著数は少ない傾向が続いている。

以上の結果から、AAAI における国際的な研究発表の場としての性格は年々強まりつつあり、中国の台頭と米中の二極構造が顕著であることが明らかとなった。一方、日本の存在感は依然として小さく、発表件数・共著関係ともに大きな伸びは見られていない。

3.1.3 AAAI における内容のトレンド

以下では、図 3-3 とその内訳となる単語 (付録 E 参照) から読み取れるトレンドについて簡易に解説を試みる。

■一貫して出現するワード まず、10 年間を通じて共通して頻出しているキーワードとしては、「learn (学習)」「model (モデル)」「algorithm (アルゴリズム)」「data (データ)」「prediction (予測)」「optimization (最適化)」などが挙げられる。

これらは第 3 次 AI ブームの核でもある機械学習の基本的な技術要素でもあり、いかに効率的かつ高精度にモデルを構築・学習させるかという基盤的な課題が継続的に追究されてきたことがうかがえる。



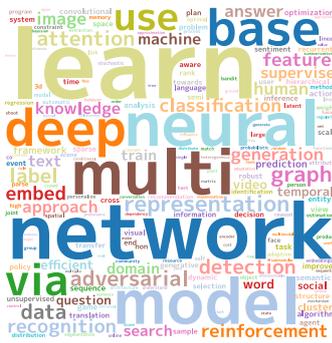
(a) AAAI 2015 年



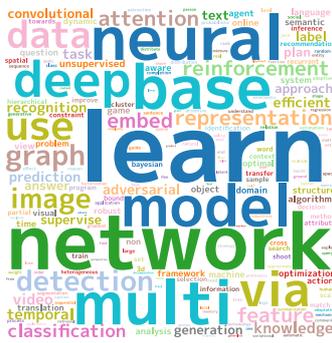
(b) AAAI 2016 年



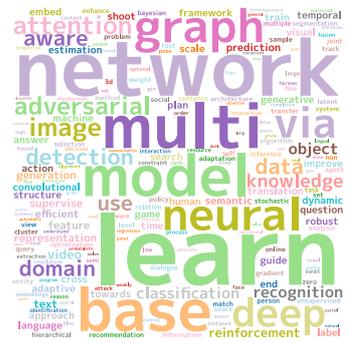
(c) AAAI 2017 年



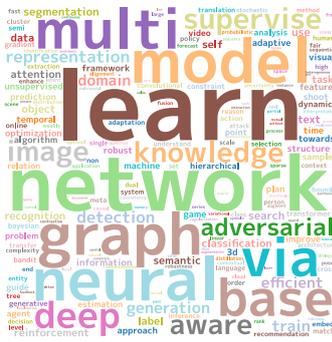
(d) AAAI 2018 年



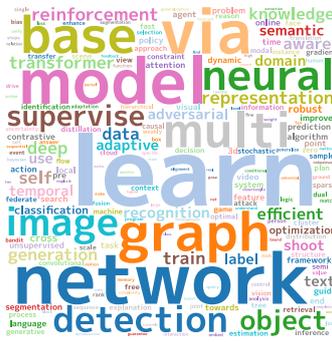
(e) AAAI 2019 年



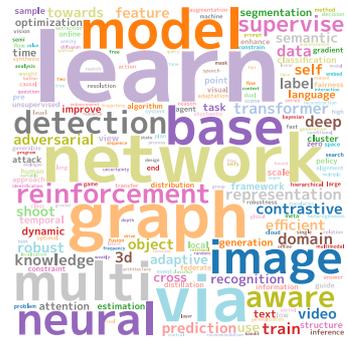
(f) AAAI 2020 年



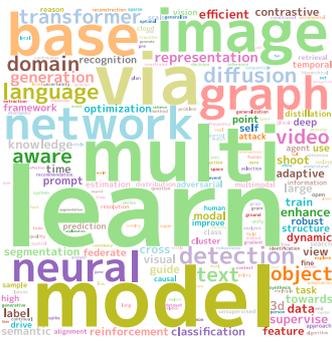
(g) AAAI 2021 年



(h) AAAI 2022 年



(i) AAAI 2023 年



(j) AAAI 2024 年

図 3-3: AAAI におけるタイトルのワードクラウド

■**深層学習の浸透と拡張** 2016年以降、「deep（深層）」「neural（ニューラル）」「convolutional（畳み込み）」「embedding（埋め込み）」といった深層学習 (Deep Learning) 関連の語が急速に増加している。

特に2018年以降は、「attention（注意機構）」「transformer（トランスフォーマー）」といった語も登場しており、大規模言語モデル (Large Language Model; LLM) や系列変換モデルの普及が明確に読み取れ、深層学習から LLM へのトレンドの変遷がわかりやすい。

■**強化学習の台頭** 2017年頃から、「reinforcement（強化）」「policy（ポリシー）」「agent（エージェント）」「bandit（バンディット）」「reward（報酬）」といった強化学習に関する語も目立つ¹⁰⁾。

特にゲームやロボティクスへの応用が進んだことを背景に、強化学習の応用範囲が拡大し、応用指向の研究が活発化しているとみられる。

■**自然言語処理と生成モデルの発展** 2020年以降、「language（言語）」「text（テキスト）」「translation（翻訳）」「question（質問）」「answer（応答）」「generation（生成）」など、自然言語処理 (Natural Language Processing; NLP) や生成 AI に関連する語が急増している。これは、GPT 系モデルをはじめとする大規模言語モデルの普及が研究に強く影響を与えたことを示唆する。また、2022年以降には「prompt（プロンプト）」や「diffusion（拡散）」といった生成技術に関する語も見られ、画像生成 AI やプロンプト工学といった新興分野の台頭も明確になっている。

つまり、前述した2018年ごろの基礎技術としての LLM の検討から、積極的な利用・応用に視点が移っていると言える。

■**公平性・信頼性・社会的影響への関心の高まり** 2020年代に入ってから、「fairness（公平性）」「bias（バイアス）」「robustness（頑健性）」「interpretability（可説明性）」「uncertainty（不確実性）」など、AI の倫理的・社会的側面に関連する語の出現頻度も増加している。

AI の社会実装が進むなかで、技術的な性能だけでなく、その影響や信頼性、利用時の透明性などが重要な研究テーマとして位置づけられるようになったことが読み取れる。

■**分散・省エネルギー・スケーラビリティへの配慮** この他、「scalable（スケーラブル）」「efficient（効率的）」「federated（連合学習）」「pruning（剪定）」「compression（圧縮）」など、分散処理や計算資源の制約を意識したキーワードも年々増加傾向にある。

大規模化が進む AI モデルの学習・推論を現実的に行うための効率化に向けた研究が活発に行われていることが伺える。

■**総括** 全体的なトレンドとして、深層学習から LLM/生成 AI という流れは大きいものの、人工知能全般を取り扱う会議として、強化学習や倫理などの取り組みも着実に進められている様子が見えてくる。

¹⁰⁾ バンディットは「多腕バンディット問題」を意味し、これは報酬の未知な選択肢の中から、探索と集中の最適なバランスを学習する枠組みである。

3.2 AAMAS (International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems)

3.2.1 AAMAS における国・地域別発表件数の推移

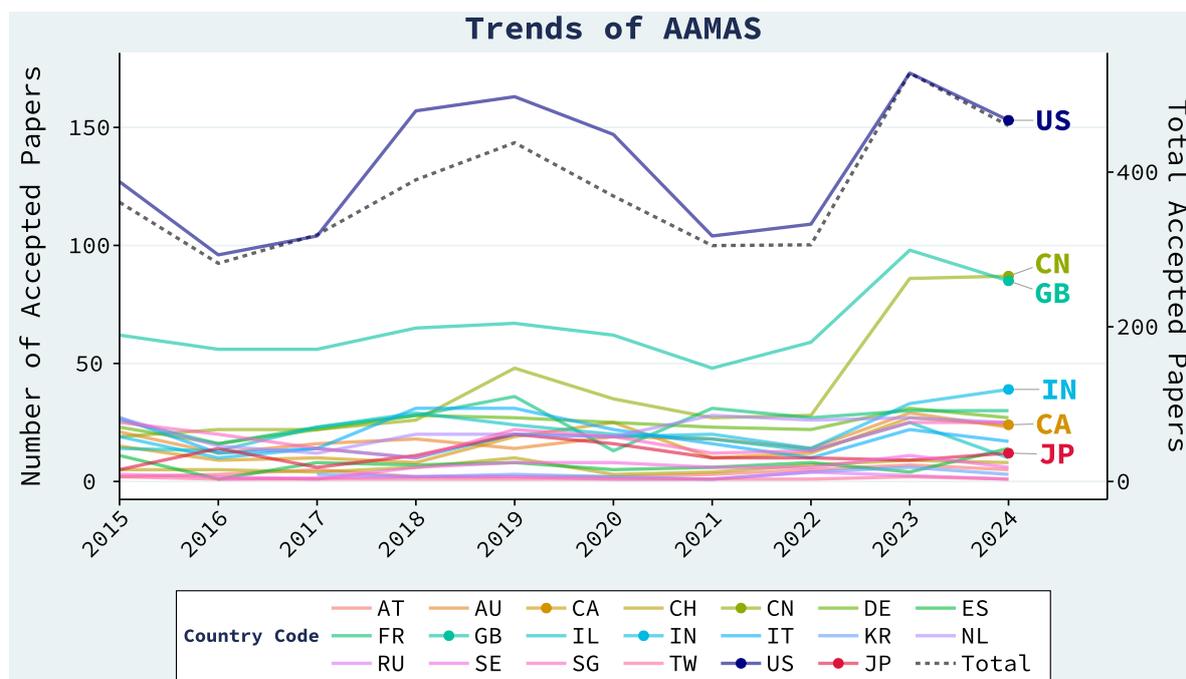


図 3-4: AAMAS の国・地域別発表件数推移 (2015-2024 年)

表 3-3: AAMAS の国・地域別発表件数推移 (実数, 2015-2024 年) (1/2)

Year	オーストリア	オーストラリア	カナダ	スイス	中国	ドイツ	スペイン	フランス	英国	イスラエル	全数
	AT	AU	CA	CH	CN	DE	ES	FR	GB	IL	
2015	2	21	15	5	19	23	11	26	62	14	361
2016	3	12	9	5	22	16	1	16	56	13	282
2017	5	16	10	4	22	22	8	23	56	23	319
2018	2	18	8	6	26	28	7	28	65	29	390
2019	2	14	19	10	48	27	8	36	67	24	438
2020	2	19	25	3	35	25	5	13	62	20	369
2021	3	18	10	4	27	23	6	31	48	18	305
2022	0	14	12	7	28	22	8	27	59	13	306
2023	7	29	27	9	86	31	4	30	98	25	528
2024	5	23	24	8	87	27	14	30	85	10	460

図 3-4 および表 3-3,3-4 に基づき、2015 年から 2024 年にかけての AAMAS における発表件数を国・地域別に分析すると、年ごとの変動が大きいながらも、全体としてはわずかに増加傾向にあることが分かる。総発表件数は 2015 年の 361 件から 2024 年には 460 件となり、約 1.3 倍に増加した。ただし、AAMAS の全体件数は年による変動が大きく他の会議 (AAAI, NeurIPS) と比べて一

表 3-4: AAMAS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)

Year	インド IN	イタリア IT	日本 JP	韓国 KR	オランダ NL	ロシア RU	スウェーデン SE	シンガポール SG	台湾 TW	米国 US	全数 Total
2015	19	27	5	0	27	0	3	25	2	127	361
2016	10	12	14	0	15	1	2	20	1	96	282
2017	14	14	6	3	12	0	1	14	1	104	319
2018	10	31	11	2	20	2	6	10	1	157	390
2019	20	31	20	3	20	2	8	22	1	163	438
2020	19	22	16	2	19	1	8	19	0	147	369
2021	20	16	10	1	28	1	6	12	1	104	305
2022	14	10	10	4	26	4	6	13	1	109	306
2023	33	22	9	6	27	0	11	25	2	173	528
2024	39	17	12	3	25	1	6	25	1	153	460

定の成長トレンドを示していない。

国別の動向としては、米国 (US) が一貫して最多の発表数を維持しており、2015 年の 127 件から 2024 年には 153 件に増加した。ただし増加率は約 1.2 倍に留まっており、他国に比して大きな伸びは見られない。

一方、中国 (CN) の発表件数は 2015 年の 19 件から 2024 年には 87 件へと急増し、約 4.6 倍となっている。特に 2024 年に 87 件を記録し、英国 (GB) を上回って米国 (US) に次ぐ規模となっている。英国 (GB) も安定して高水準を維持しており、2023 年に 98 件でピークを迎えた後、2024 年にはわずかに減少し 85 件となった。

新興国としてはインド (IN) が顕著であり、2015 年の 19 件から 2024 年には 39 件に増加 (約 2.1 倍)。またカナダ (CA) も 15 件から 24 件へと着実に増加している。日本 (JP) は同期間において 5 件から 12 件へと増加したが、依然として規模は小さい。

これらの結果から、AAMAS においても中国の台頭が顕著であると同時に、インドの台頭も観察でき、従来の欧米中心構造に変化が生じつつあることが読み取れる。

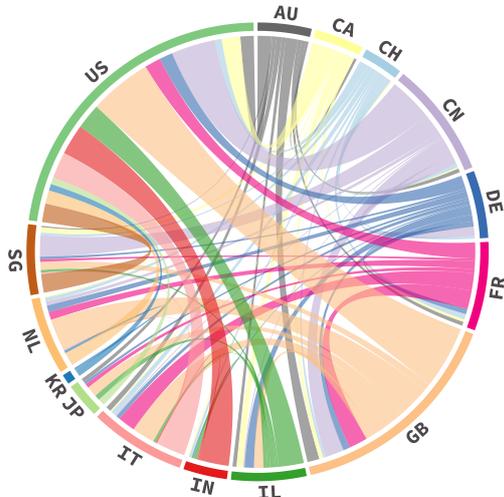
3.2.2 AAMAS における国際共著の傾向

図 3-5 に示したコード図に国際共著関係の構造を可視化した。まず、前半 2015–2019 年の共著関係では、米国 (US) を中心に英国 (GB)、イスラエル (IL)、インド (IN)、ドイツ (DE)、フランス (FR) などとの共著が活発であることが見て取れる。

後半 2020–2024 年にかけては、中国、インド、イスラエルなどにおいて共著国やその割合が増えているように観察され、国際共同研究の広がりが認められる。一方、日本 (JP) は米国、英国、インドとの共著線が見られるものの、引き続き細い傾向があり、国際共著の機会が限定的である可能性がある。

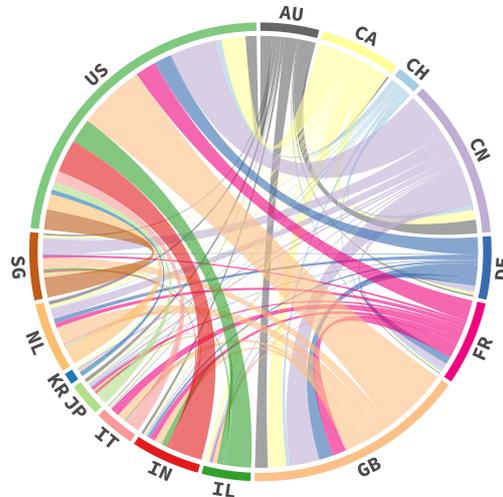
以上より、2015 年代前半に比べ、AAMAS における国際的な研究発信は多様化・拡大しつつあると言える。特に中国とインドの発表件数の急増と共著数の増加が顕著であり、グローバルな研究ネットワークにおける存在感が高まっている。一方、日本は発表件数および国際共著ともに限定的であり、他国と比較して存在感が低い状況が続いている。

AAMAS 2015–2019



(a) AAMAS 2015–2019 年

AAMAS 2020–2024



(b) AAMAS 2020–2024 年

図 3-5: AAMAS における国・地域間共著関係の比較

3.2.3 AAMAS における内容のトレンド

以下では、図 3-6 と内訳となる単語（付録 E 参照）から読み取れるトレンドについて簡易に解説を試みる。

AAMAS は、エージェントおよびマルチエージェントシステム (MAS) に関する最先端の研究成果が集まる国際会議であり、今回対象とした 5 つの会議の中では人工知能の中でも特定の領域に焦点が絞られた会議と言える。

■一貫して出現するワード 10 年間を通じて一貫して登場したのは、「agent (エージェント)」「multi (マルチ)」「reinforcement (強化)」「policy (ポリシー)」「game (ゲーム)」「strategy (戦略)」「mechanism (メカニズム)」「system (システム)」といった、マルチエージェントシステムの根幹を成す語彙であった。

これらは、前述の通り AAMAS の主要な研究対象がエージェント、具体的には複数の自律的エージェントの意思決定・相互作用・協調に関するものであることを反映している。

■深層学習と強化学習の導入 2017 年以降、「deep (深層)」「neural (ニューラル)」といった深層学習関連語が徐々に登場するようになっている。実際、これらの時期にマルチエージェント環境における深層強化学習 (Deep Reinforcement Learning) の応用が注目を集めており、それを反映している。「reinforcement (強化)」「bandit (バンディット)」「reward (報酬)」といった語も年々増加しており、エージェントが学習を通じて最適な戦略を獲得する枠組みが広く利用されていることがうかがえる。

■協調・交渉・配分の高度化 「allocation (資源配分)」「coordination (調整)」「negotiation (交渉)」「coalition (連合)」「auction (オークション)」といった語 (エージェント研究における基礎的な語)も継続して見られ、複数エージェントが相互に交渉・協力して目標を達成するモデルが深く研究されていることが分かる。

また、「preference (選好)」「fairness (公平性)」「equilibrium (均衡)」などの語からは、意思決定の公正性や社会的厚生最適化といったゲーム理論的側面への関心も読み取れる。

■社会性・倫理・説明可能性への展開 2019年以降は、「fairness (公平性)」「explainable (説明可能な)」「trust (信頼)」「privacy (プライバシー)」「safe (安全性)」など、倫理的・社会的要請に関連した語も目立つ。

これらは、AI・MASが現実世界へと実装されるにつれて、単なる効率性だけでなく、透明性・信頼性・人間との協働性が求められるようになってきたことを反映していると思われる。

特に「explanation (説明)」「interpretable (解釈可能)」「accountability (説明責任)」といった語が2020年以降で登場し、XAI (説明可能 AI) との関連研究も拡大していると言える。

■応用・実装指向の深化 AAMASの特長として、「robot (ロボット)」「vehicle (車両)」「market (市場)」「auction (オークション)」「smart」「urban (都市)」などの語が多く、シミュレーションや現実の応用を意識した研究の存在もうかがえる。

■新興テーマと技術融合の進行 2023年以降では、「multimodal (マルチモーダル)」「transformer (トランスフォーマー)」「language (言語)」「generation (生成)」など、自然言語処理や生成モデルとの融合を示す語が現れ始めている。MAS分野でも大規模言語モデル (LLM) の活用が広がりつつあり、エージェントの認知的能力や説明力の向上といった方向性が見えているといえる。

■総括 MASにおける研究は、この10年間で大きく進化し、伝統的なエージェント理論・ゲーム理論的枠組みから、機械学習と融合した応用展開、さらに社会的受容性を意識した倫理的側面まで、幅広く展開されているといえる。特に近年では、強化学習、説明可能性、マルチモーダル処理、分散型 AI など、異なる技術領域との連携が急速に進んでおり、今後のさらなる学際的な展開が期待される。

3.3 ICML (International Conference on Machine Learning)

3.3.1 ICML における国・地域別発表件数の推移

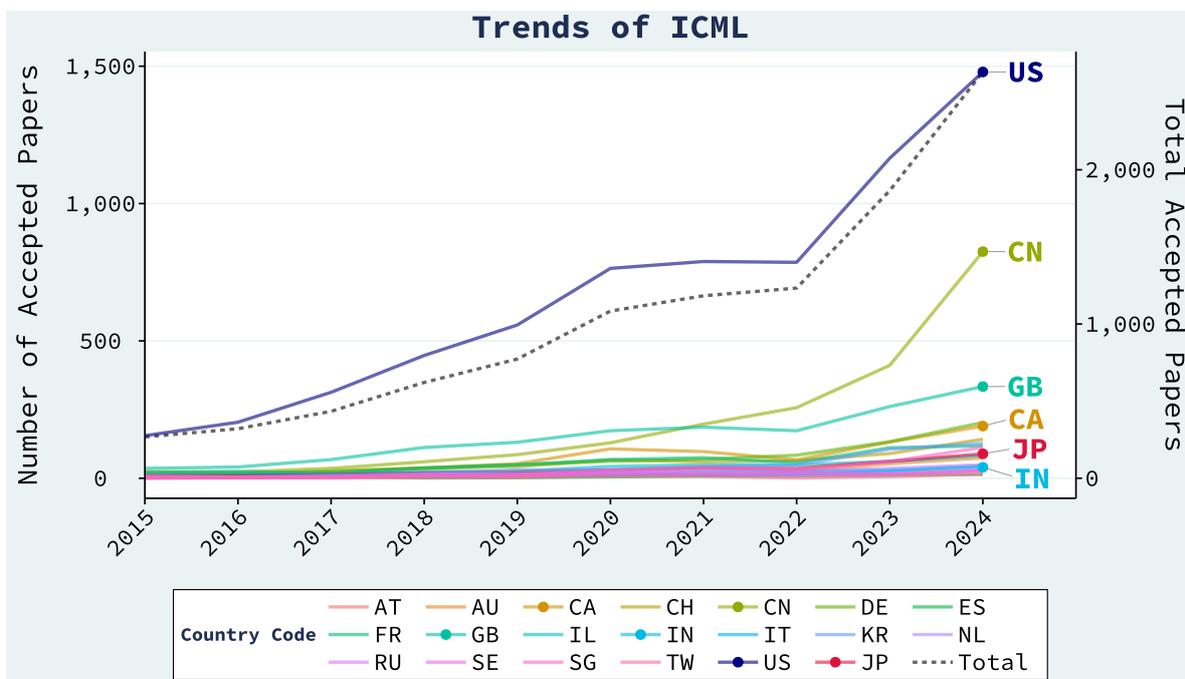


図 3-7: ICML の国・地域別発表件数推移 (2015-2024 年)

表 3-5: ICML の国・地域別発表件数推移 (実数, 2015-2024 年) (1/2)

Year	オーストリア	オーストラリア	カナダ	スイス	中国	ドイツ	スペイン	フランス	英国	イスラエル	全数
	AT	AU	CA	CH	CN	DE	ES	FR	GB	IL	Total
2015	1	7	24	9	18	14	2	23	36	14	268
2016	2	7	18	15	23	16	4	25	41	17	321
2017	5	19	23	22	36	27	6	17	68	19	434
2018	5	11	37	36	60	38	1	37	112	25	621
2019	7	14	53	42	86	49	2	49	131	25	773
2020	9	25	107	67	129	62	5	68	173	43	1,084
2021	13	35	97	60	197	69	8	75	186	49	1,183
2022	16	25	67	64	257	84	8	57	173	49	1,233
2023	17	53	132	90	411	133	11	111	261	61	1,865
2024	29	74	190	142	825	203	14	118	334	83	2,634

図 3-7 および表 3-5,3-6 に基づき、ICML における国・地域別発表件数の推移を見ると、過去 10 年で全体の発表数が急増していることがわかる。総発表件数は 2015 年の 268 件から 2024 年には 2,634 件へと約 9.8 倍に増加した。特に 2023 年から 2024 年にかけては 769 件もの増加が見られた。

表 3-6: ICML の国・地域別発表件数推移（実数, 2015-2024 年）(2/2)

Year	インド IN	イタリア IT	日本 JP	韓国 KR	オランダ NL	ロシア RU	スウェーデン SE	シンガポール SG	台湾 TW	米国 US	全数 Total
2015	9	2	9	6	2	1	1	10	1	155	268
2016	7	4	10	5	3	3	2	4	0	204	321
2017	10	7	13	11	6	1	7	5	2	313	434
2018	6	10	20	16	14	9	9	12	0	447	621
2019	9	10	23	30	16	8	10	11	3	558	773
2020	16	12	30	31	20	22	17	29	8	764	1,084
2021	12	24	39	43	28	21	15	40	7	789	1,183
2022	15	26	36	48	25	12	19	31	1	786	1,233
2023	27	29	62	106	36	15	17	61	6	1,165	1,865
2024	40	45	89	127	49	26	29	112	15	1,479	2,634

発表数が最多である米国 (US) は、2015 年に 155 件、2024 年には 1,479 件を記録しており、この 10 年間で約 9.5 倍に増加した。全体の急増は主に米国の伸長によって牽引されている。

次いで中国 (CN) は、2015 年の 18 件から 2024 年には 825 件と大幅に増加し、約 45.8 倍という極めて高い成長率を示している。英国 (GB) も 2015 年の 36 件から 2024 年には 334 件へと増加し、約 9.3 倍となっている。

その他、注目すべき国として以下が挙げられる：

- 韓国 (KR) 6 件 → 127 件 (約 21.2 倍)
- シンガポール (SG) 10 件 → 112 件 (約 11.2 倍)
- 日本 (JP) 9 件 → 89 件 (約 9.9 倍)
- カナダ (CA) 24 件 → 190 件 (約 7.9 倍)
- フランス (FR) 23 件 → 118 件 (約 5.1 倍)
- インド (IN) 9 件 → 40 件 (約 4.4 倍)

日本は件数としてはやや控えめながらも、着実に伸びており、存在感を高めつつあるといえる。

3.3.2 ICML における国際共著の傾向

図 3-8 に示したコード図に国際共著関係の構造を可視化した。2 期間を比較すると、国際共著のネットワークは年々多様化し、接続密度も増している。

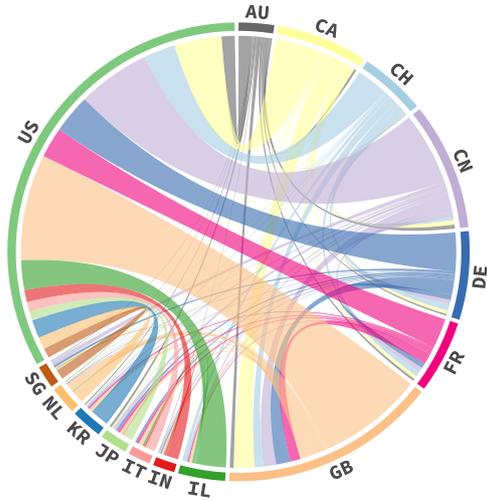
前半 2015–2019 年の図では、米国 (US) を起点とする太い共著線が多数見られ、特に英国 (GB)、フランス (FR)、カナダ (CA) との共著が多い。イスラエル (IL) やインド (IN) との共著も比較的多く、欧米とイスラエル・インドを軸とした連携構造が形成されている。

後半 2020–2024 年の図では、米国 (US) と中国 (CN) との共著が明確に増加し、米中間の協働関係の拡大が示唆される。また、シンガポール (SG) や韓国 (KR)、インド (IN) などアジア諸国の共著も太くなっており、アジア地域のプレゼンスが高まっていることが確認できる。

一方で、日本 (JP) の共著関係は可視的には一定の存在感を示してはいるものの、他の主要国と比べると依然として細く、国際共著の活発度では限定的であると見られる。

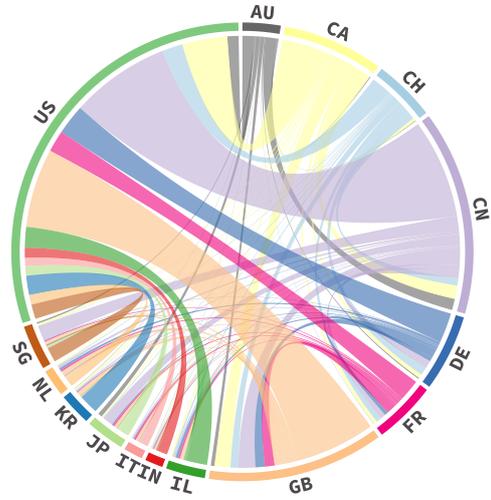
以上より、ICML においては、2015 年以降、世界全体で機械学習研究が飛躍的に拡大し、とりわ

ICML 2015–2019



(a) ICML 2015–2019 年

ICML 2020–2024



(b) ICML 2020–2024 年

図 3-8: ICML における国・地域間共著関係の比較

け米国と中国の成長が著しい。英国やフランス、カナダといった従来の主要国も継続的な存在感を保つ中、アジア新興国の台頭が顕著である。また、日本も件数・共著の両面で一定の伸びを見せている。

3.3.3 ICML における内容のトレンド

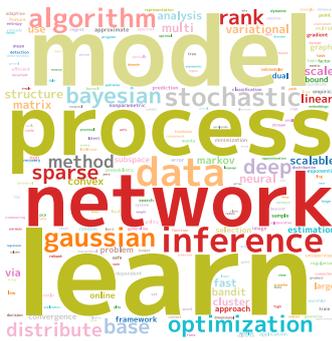
以下では、図 3-9 と内訳となる単語（付録 E 参照）から読み取れるトレンドについて簡易に解説を試みる。

ICML は、機械学習の理論・アルゴリズム・応用に関する最先端の研究が集まる国際会議である。

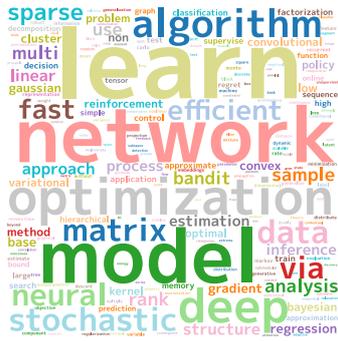
■一貫して出現するワード 一貫して高頻度で登場しているキーワードとして、「learn（学習）」「model（モデル）」「optimization（最適化）」「inference（推論）」「data（データ）」「gradient（勾配）」「algorithm（アルゴリズム）」などが挙げられる。これらは、機械学習の基本要素を構成する語であり、理論的・実装的な研究の双方に共通して用いられる概念で、AAAI とも類似する。強いて差分に着目すると、「inference（推論）」や「gradient（勾配）」があげられ、広範なテーマを扱う AAAI に対して機械学習を専門とする ICML の特性がうかがえる。

■深層学習 (Deep Learning) の定着と発展 2016 年以降、「deep（深層）」「neural（ニューラル）」「representation（表現）」「train（訓練）」「convolutional（畳み込み）」など、深層学習関連の語が顕著に増加している。

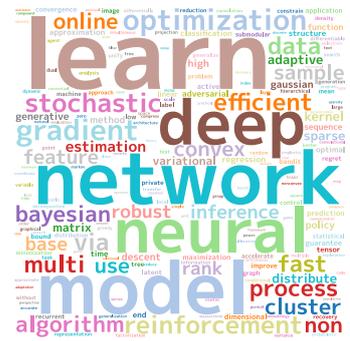
特に 2020 年以降は、「transformer（トランスフォーマー）」「attention（注意機構）」「llm（大規模言語モデル）」といった語が現れ、自然言語処理分野での深層モデルの活用とその理論的分析に対



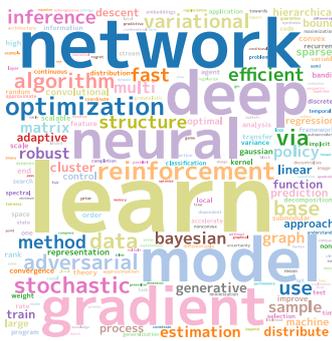
(a) ICML 2015 年



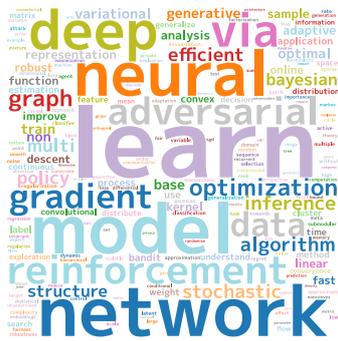
(b) ICML 2016 年



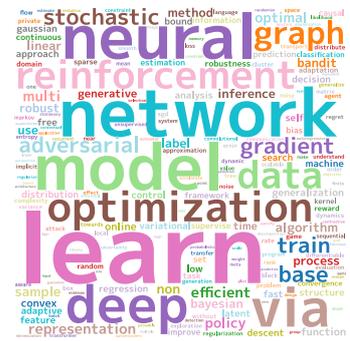
(c) ICML 2017 年



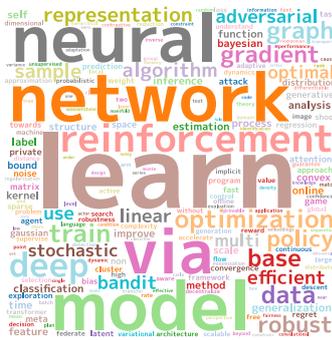
(d) ICML 2018 年



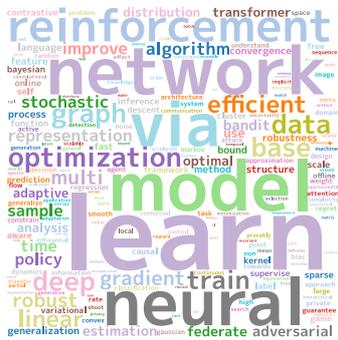
(e) ICML 2019 年



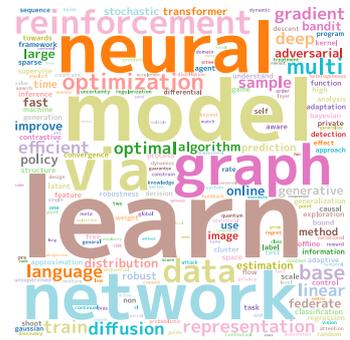
(f) ICML 2020 年



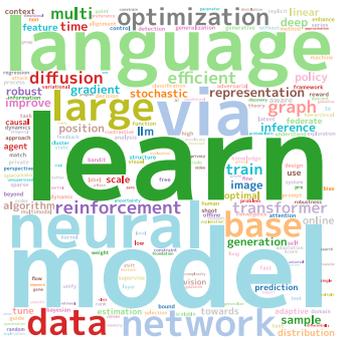
(g) ICML 2021 年



(h) ICML 2022 年



(i) ICML 2023 年



(j) ICML 2024 年

図 3-9: ICML におけるタイトルのワードクラウド

する注目が高まっている。

■強化学習とバンディット問題 「reinforcement (強化)」「policy (ポリシー)」「bandit (バンディット)」「reward (報酬)」などの語も継続的に登場しており、特に 2017 年以降の論文ではその数が顕著に増加している。いわゆる教師あり・教師なし学習とは異なる第三の機械学習形態である強化学習、中でもモデルフリー型強化学習、探索戦略、サンプル効率に関する研究が活発に行われていることが示唆される。

■学習効率と理論解析の深化 「generalization (汎化)」「robustness (頑健性)」「convergence (収束性)」「bound (理論的限界)」といった語も頻繁に登場し、モデルの学習性能を理論的に保証・改善するアプローチが引き続き重視されている様に見える。

また、「variance (分散)」「stochastic (確率的)」「approximation (近似)」といった語から、統計的推論やサンプリング手法に関する研究もうかがえる。

■プライバシー・公平性・倫理的配慮 近年特に注目されるキーワードとして、「privacy (プライバシー)」「fairness (公平性)」「bias (バイアス)」「explanation (説明性)」「interpretability (可解釈性)」が挙げられる。

特に 2021 年以降は、「differential privacy (差分プライバシー)」や「fair optimization (公平最適化)」など、倫理的・法的側面を考慮した機械学習モデルの設計が顕著になっている。

■モデル圧縮とスケーラビリティの工夫 「compression (圧縮)」「pruning (剪定)」「distillation (蒸留)」などの語の増加から、大規模モデルの計算・記憶負荷を低減しつつ性能を維持するための研究が進展していることが読み取れる。また、「scalable (スケーラブル)」「efficient (効率的)」などの語からは、分散処理・連合学習といった実用面への対応も伺える。

特に、実用面において大規模モデルの計算・記憶負荷低減は大きな課題となっており、アカデミアとしても集中的に探索を行っていると考えられる。

■応用と応答可能な領域の拡大 ICML においても、応用分野の広がりを反映したキーワードが散見される。

例えば、「vision」「image」「text」「speech」などの語に加え、「control」「planning」「game」「robot」など、実世界への応用を意識した研究も見受けられる。

特に「multimodal (マルチモーダル)」「retrieval (検索)」「alignment (アライメント)」などの語が 2023 年～2024 年に登場し、生成 AI とマルチモーダル統合の研究が進行中であることが伺える。

■総括 ICML における研究トレンドは、2015 年当初の統計的機械学習や最適化を中心とした議論から、深層学習の急速な進展、さらに近年では大規模モデル・生成 AI・公平性といった新たな課題へとシフトしている。技術的な洗練と同時に、社会実装への関心が高まり、プライバシー保護や倫理的な妥当性を意識した研究が増加している点は興味深い。

3.4 IJCAI (International Joint Conference on Artificial Intelligence)

3.4.1 IJCAI における国・地域別発表件数の推移

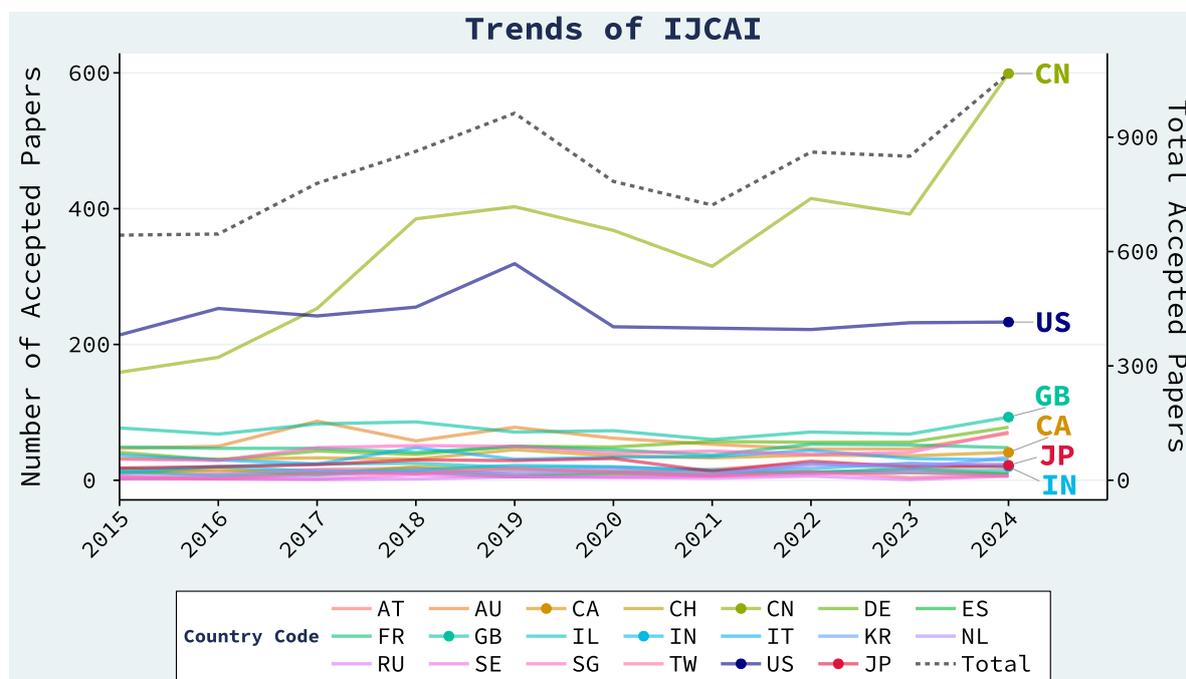


図 3-10: IJCAI の国・地域別発表件数推移 (2015-2024 年)

表 3-7: IJCAI の国・地域別発表件数推移 (実数, 2015-2024 年) (1/2)

Year	オーストリア AT	オーストラリア AU	カナダ CA	スイス CH	中国 CN	ドイツ DE	スペイン ES	フランス FR	英国 GB	イスラエル IL	全数 Total
2015	18	47	32	10	159	41	13	49	77	16	643
2016	12	50	31	16	181	30	7	47	68	20	646
2017	16	87	33	8	253	43	11	47	83	24	779
2018	18	58	31	20	385	38	12	41	86	25	863
2019	8	78	45	16	403	50	5	50	71	19	963
2020	12	62	36	13	368	49	9	45	73	19	784
2021	16	53	33	12	315	57	8	37	60	14	722
2022	25	46	37	11	415	56	12	53	71	12	861
2023	21	46	36	17	392	56	11	52	68	16	850
2024	18	69	41	9	599	78	9	48	93	13	1,067

図 3-10 および表 3-7,3-8 に基づき、IJCAI における発表件数の推移を見ると、全体の総発表件数は 2015 年の 643 件から 2024 年には 1,067 件へと増加し、およそ 1.7 倍となった。年によって変動はあるが、2024 年は過去 10 年で最大の件数を記録している。

国別に見ると、中国 (CN) は 2015 年の 159 件から 2024 年には 599 件へと急増しており、約 3.8 倍の伸びを示した。特に 2024 年は全体の約 56% を中国が占めており、支配的な地位を確立して

表 3-8: IJCAI の国・地域別発表件数推移（実数、2015-2024 年）(2/2)

Year	インド IN	イタリア IT	日本 JP	韓国 KR	オランダ NL	ロシア RU	スウェーデン SE	シンガポール SG	台湾 TW	米国 US	全数 Total
2015	11	37	18	2	8	3	2	31	5	214	643
2016	20	30	20	5	8	0	2	29	2	253	646
2017	13	24	23	7	15	1	2	48	10	242	779
2018	15	48	30	14	10	2	8	51	10	255	863
2019	22	31	29	10	14	5	5	50	18	319	963
2020	20	34	32	12	17	4	5	40	11	226	784
2021	15	35	13	7	10	3	6	43	6	224	722
2022	17	44	28	25	22	6	9	38	13	222	861
2023	25	32	20	17	24	1	12	41	4	232	850
2024	20	30	22	34	24	6	6	71	7	233	1,067

いる。

米国 (US) は 2015 年の 214 件から 2024 年には 233 件と、件数は安定しているが伸び率は低く、約 1.1 倍にとどまった。この間、中国が米国を追い越し、IJCAI における発表件数で首位となっている。

その他の注目すべき国は以下の通り：

- 韓国 (KR) 2 件 → 34 件 (約 17.0 倍)
- シンガポール (SG) 31 件 → 71 件 (約 2.3 倍)
- インド (IN) 11 件 → 20 件 (約 1.8 倍)

日本は件数としては小規模ではあるものの、安定して毎年 20~30 件程度の発表を維持しており、一定の存在感を保っている。

3.4.2 IJCAI における国際共著の傾向

図 3-11 に示したコード図に国際共著関係の構造を可視化した。図 3-11 によれば、国際共著の構造は年々拡大・複雑化している。

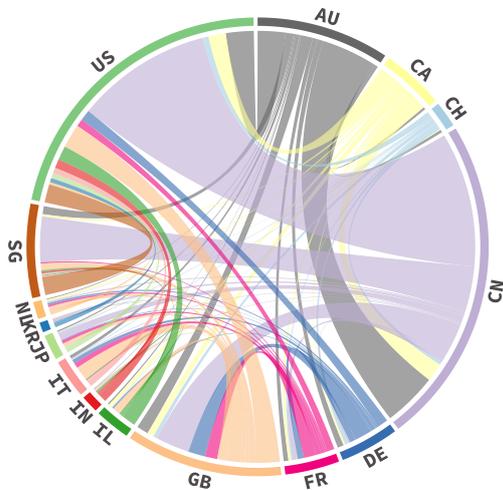
前半 2015–2019 年の図では、米国 (US) を中心に中国 (CN)、オーストラリア (AU)、英国 (GB) との共著が多く確認される。また、インド (IN)、イスラエル (IL)、カナダ (CA) との連携も比較的強い。日本 (JP) は主に米国、フランス、中国との細かい共著線を持っているが、ネットワークの周縁に位置している印象である。

後半 2020–2024 年の図では、中国の共著ネットワークがさらに拡大しており、米国に加え、シンガポール (SG)、フランス (FR)、ドイツ (DE) など複数国と太い共著関係を築いていることが示されている。米国は引き続き中心的なノードとして機能しており、多国間共著のハブとなっている。

一方で、日本の共著ネットワークには大きな変化は見られず、引き続き限定的な範囲での共著が中心となっている。

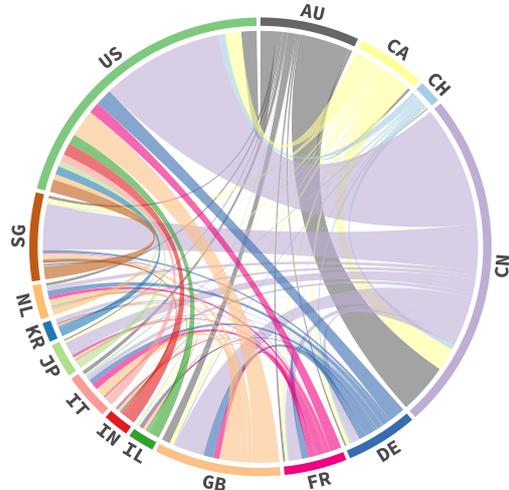
以上より、IJCAI においても AAI 同様、過去 10 年で中国の急速な台頭が際立っており、2024 年には発表件数で米国を大きく引き離す結果となった。米国や英国は安定した発表件数を維持しながら、国際共著を通じて影響力を保っている。一方、日本は発表件数・共著数ともに控えめな水準

IJCAI 2015–2019



(a) IJCAI 2015–2019 年

IJCAI 2020–2024



(b) IJCAI 2020–2024 年

図 3-11: IJCAI における国・地域間共著関係の比較

で推移している。

3.4.3 IJCAI における内容のトレンド

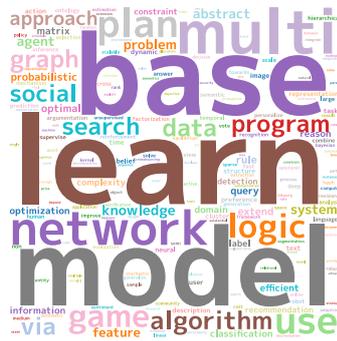
以下では、図 3-12 と内訳となる単語（付録 E 参照）から読み取れるトレンドについて簡易に解説を試みる。

IJCAI は、人工知能全般に関する最先端の研究が集まる国際会議である。

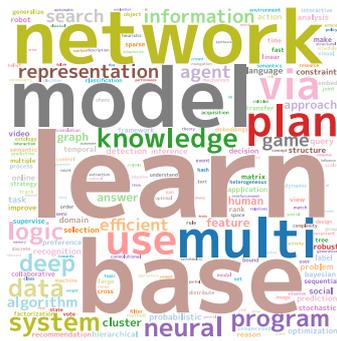
■一貫して出現するワード まず、安定して頻出しているキーワードとして、「learn (学習)」「model (モデル)」「algorithm (アルゴリズム)」「data (データ)」「inference (推論)」「representation (表現)」などが挙げられる。これらは機械学習・推論・最適化といった、人工知能技術の基礎構成要素を反映しており、ほぼすべての年度で大きな文字として登場している。この傾向は AAAI, ICML とも共通するものといえる。

また、「system」「task」「structure」「feature」「optimization」なども通年で広く出現しており、モデル設計や評価の観点が一貫して研究の中心にあることがうかがえる。

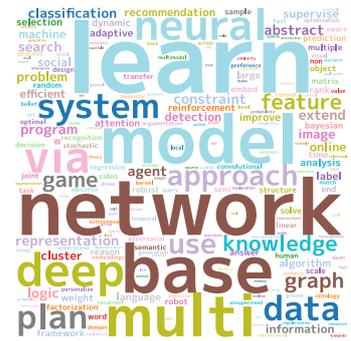
■深層学習と表現学習の浸透 2017 年頃から、「deep (深層)」「neural (ニューラル)」「representation (表現)」「embedding (埋め込み)」「convolutional (畳み込み)」など、深層学習関連のキーワードが大きく成長し、特に 2021 年以降は「transformer (トランスフォーマー)」「LLM (大規模言語モデル)」といった語も目立つ。自然言語処理や画像認識における深層モデルの活用が拡大し、IJCAI でも深層学習が明確に主流技術となったといえる。



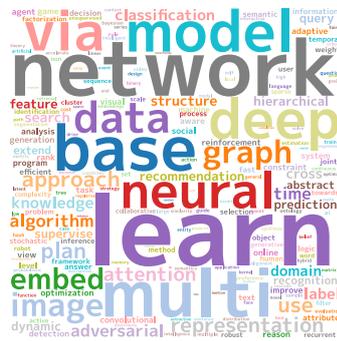
(a) IJCAI 2015 年



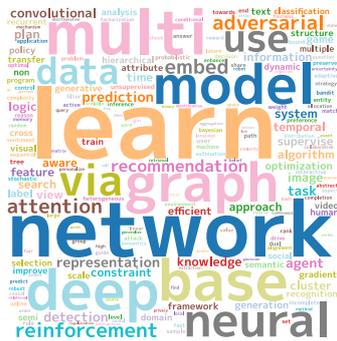
(b) IJCAI 2016 年



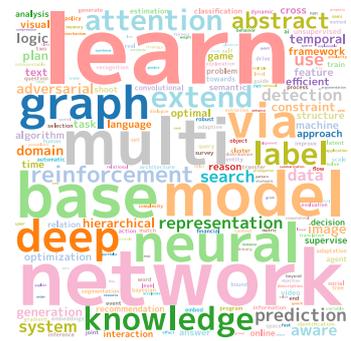
(c) IJCAI 2017 年



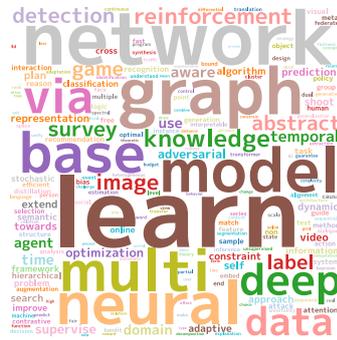
(d) IJCAI 2018 年



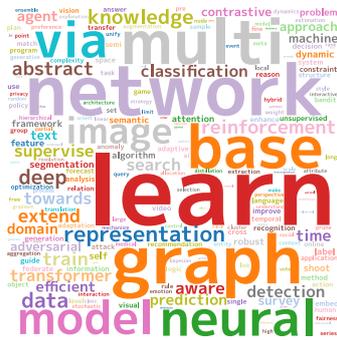
(e) IJCAI 2019 年



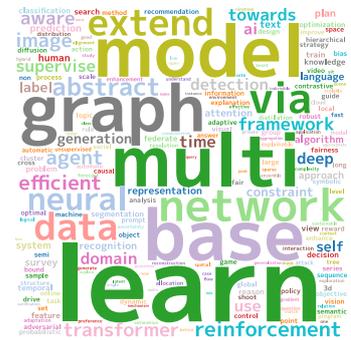
(f) IJCAI 2020 年



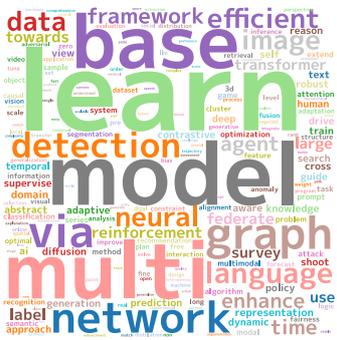
(g) IJCAI 2021 年



(h) IJCAI 2022 年



(i) IJCAI 2023 年



(j) IJCAI 2024 年

図 3-12: IJCAI におけるタイトルのワードクラウド

■強化学習の定着と応用の広がり 「reinforcement (強化)」「policy (ポリシー)」「bandit (バンディット)」「reward (報酬)」などの語は 2016 年頃から出現し始め、以降安定して見られる。エージェント環境における学習、意思決定、マルチステップタスクの最適化など、多様な応用領域への強化学習の展開が進んでいるといえる。

■公平性・透明性・社会的信頼への関心 2020 年以降、「fairness (公平性)」「bias (バイアス)」「explanation (説明可能性)」「privacy (プライバシー)」「trust (信頼性)」といった語が急増している。

AI の社会実装が進む中で、技術的性能に加えて倫理的・社会的妥当性を確保することが重要な研究課題となっていることがうかがえる。

■生成 AI・マルチモーダル処理の台頭 近年では、「generation」「generative」「multimodal」「text」「image」「video」など、生成 AI やマルチモーダル処理に関連するキーワードが急速に増加している。特に 2022 年以降、「prompt (プロンプト)」や「diffusion (拡散)」といった語の登場から、プロンプト工学や拡散モデルといった最先端手法への関心の高まりが読み取れる。

■効率化・軽量化へのアプローチ 「distillation (蒸留)」「pruning (剪定)」「compression (圧縮)」「efficient (効率的)」「scalable (スケーラブル)」などの語も 2020 年以降目立つようになり、大規模モデルの実運用を見据えた効率化・省資源化技術が活発に研究されていることが分かる。

■応用分野の多様化 年を追うごとに、「medical (医療)」「speech (音声)」「emotion (感情)」「urban (都市)」「route (経路)」といった具体的な応用対象に関するキーワードも増えており、人工知能の活用範囲が産業・公共分野に広がっている様子が確認できる。

■相対的に存在感が薄れた分野 一方で、2010 年代前半に多く見られた「logic (論理)」「ontology (オントロジー)」「epistemic (認識論的)」といった記号処理系のキーワードは、相対的に小さくなってきており、主流から外れつつある傾向が見られる。

■総括 IJCAI における研究トレンドは、2015 年から 2024 年にかけて、機械学習・深層学習を中心に進化を続けながら、社会的課題や応用分野への対応を取り込んできたことがわかる。近年では、生成 AI・説明可能性・公平性といった、人間中心の AI 開発を志向する研究テーマが一層重要になっており、今後もこの流れは加速する可能性が高い。

3.5 NeurIPS (Neural Information Processing Systems)

3.5.1 NeurIPS における国・地域別発表件数の推移

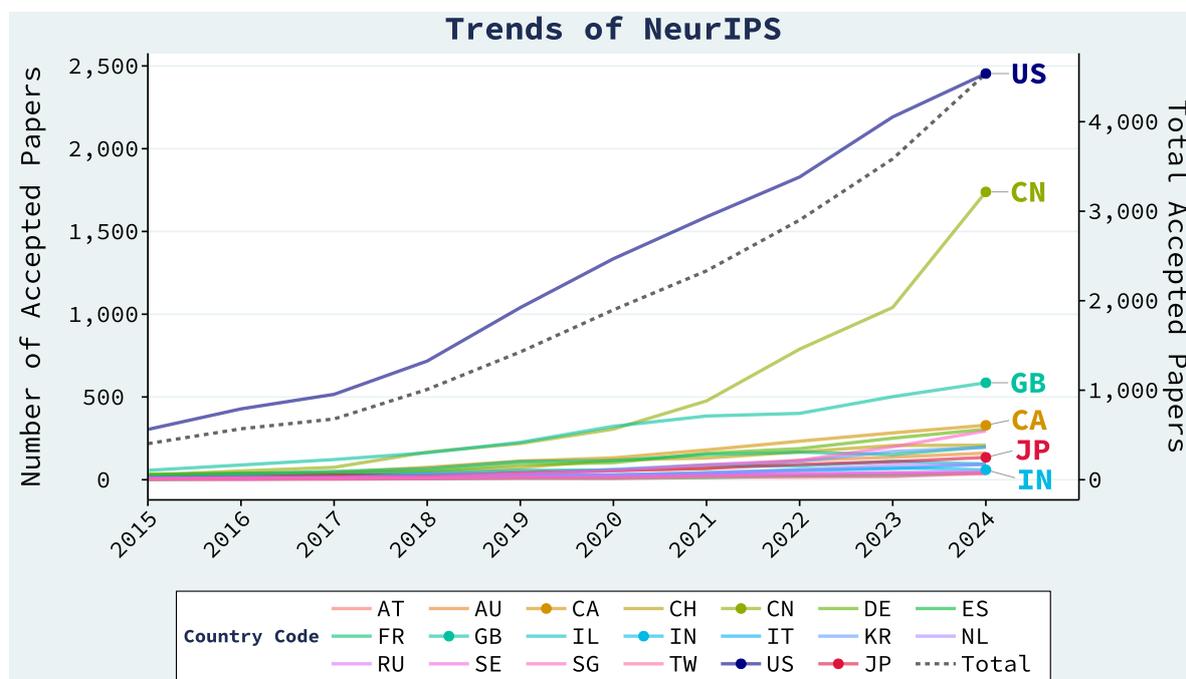


図 3-13: NeurIPS の国・地域別発表件数推移 (2015-2024 年)

表 3-9: NeurIPS の国・地域別発表件数推移 (実数, 2015-2024 年) (1/2)

Year	オーストリア	オーストラリア	カナダ	スイス	中国	ドイツ	スペイン	フランス	英国	イスラエル	全数
	AT	AU	CA	CH	CN	DE	ES	FR	GB	IL	Total
2015	4	13	31	24	27	35	1	24	57	13	403
2016	9	9	40	31	53	37	4	37	89	22	569
2017	7	16	43	42	75	36	5	51	122	31	679
2018	8	31	75	48	167	53	6	67	163	40	1,009
2019	14	50	113	73	219	92	10	110	226	57	1,428
2020	13	56	132	119	306	103	9	116	323	59	1,898
2021	34	69	180	131	476	160	13	152	385	87	2,334
2022	25	117	233	168	789	188	23	167	401	82	2,901
2023	36	136	283	207	1,041	251	25	152	502	112	3,585
2024	39	161	329	209	1,739	305	43	199	586	95	4,538

図 3-13 および表 3-9,3-10 によると、NeurIPS における総発表件数は 2015 年の 403 件から 2024 年には 4,538 件へと約 11.3 倍に増加しており、主要国際会議の中でも突出した成長を遂げている。

最も発表件数が多いのは米国 (US) であり、2015 年には 304 件だったが、2024 年には 2,454 件と約 8.1 倍の増加を記録している。全体に占める割合は年を追うごとに減少しているものの、依然として圧倒的な存在感を維持している。

表 3-10: NeurIPS の国・地域別発表件数推移（実数，2015-2024 年）(2/2)

Year	インド IN	イタリア IT	日本 JP	韓国 KR	オランダ NL	ロシア RU	スウェーデン SE	シンガポール SG	台湾 TW	米国 US	全数 Total
2015	13	8	10	8	7	6	6	5	1	304	403
2016	9	8	16	12	12	7	2	8	3	428	569
2017	9	16	28	10	12	6	8	13	3	516	679
2018	17	22	25	34	9	12	11	17	6	717	1,009
2019	24	25	39	33	29	16	16	37	8	1,040	1,428
2020	28	29	55	63	30	20	15	54	8	1,335	1,898
2021	44	35	68	90	41	26	25	90	16	1,588	2,334
2022	60	55	93	112	59	38	34	117	15	1,829	2,901
2023	72	67	109	171	90	39	44	199	19	2,192	3,585
2024	60	94	135	196	91	51	40	295	38	2,454	4,538

次に増加が著しいのは中国 (CN) であり，2015 年の 27 件から 2024 年には 1,739 件へと急増し，約 64.4 倍に拡大した。特に 2021 年以降の伸びは著しく，NeurIPS における発表の第二極を形成している。

その他の主要国の動向は以下の通り：

- シンガポール (SG) 5 件 → 295 件 (約 59.0 倍)
- 韓国 (KR) 8 件 → 196 件 (約 24.5 倍)
- 日本 (JP) 10 件 → 135 件 (約 13.5 倍)
- カナダ (CA) 31 件 → 329 件 (約 10.6 倍)
- 英国 (GB) 57 件 → 586 件 (約 10.3 倍)
- フランス (FR) 24 件 → 199 件 (約 8.3 倍)
- インド (IN) 13 件 → 60 件 (約 4.6 倍)

日本は絶対件数では依然として欧米・中国に比して小さいものの，10 年間で 13 倍以上の成長を遂げており，着実な伸びを見せている。

3.5.2 NeurIPS における国際共著の傾向

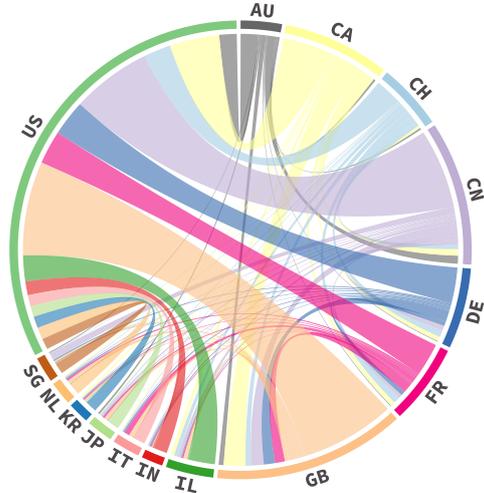
図 3-14 に示したコード図に国際共著関係の構造を可視化した。2 期間を比較すると，NeurIPS における国際共著は期間を通じて顕著に拡大している。

前半 2015–2019 年の図では，米国 (US) を中心に，英国 (GB)，フランス (FR)，カナダ (CA) など欧米諸国との太い共著線が確認できる。また，米国 (US) と中国 (CN) の間にも太い共著線が確認できる。この他，イスラエル (IL) やインド (IN) との共著も見られるが，米欧間の共著に比べると線はやや細い。

後半 2020–2024 年になると，共著関係は明らかに多国間かつ均等に分布しはじめ，中国が欧米に加えてシンガポール (SG) や韓国 (KR)，インド (IN) などアジア地域との結びつきを強めている様子が見て取れる。シンガポールや韓国も共著線が太くなっており，研究拠点としての存在感を強めている。

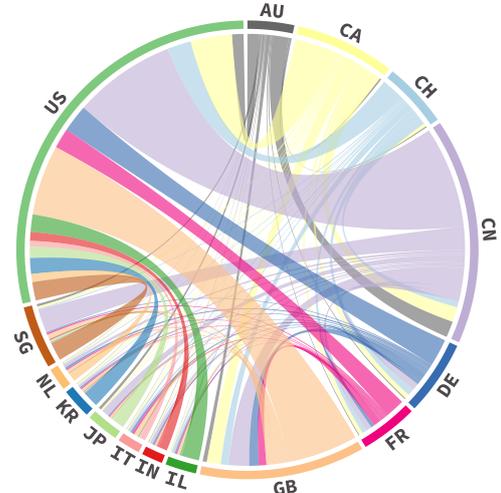
日本 (JP) の共著関係は，米国や中国との線が細く存在しているが，全体としてはまだ弱い部類に

NeurIPS 2015–2019



(a) NeurIPS 2015–2019 年

NeurIPS 2020–2024



(b) NeurIPS 2020–2024 年

図 3-14: NeurIPS における国・地域間共著関係の比較

属し、他国に比べて共著の拡がりは限定的である。

以上より、NeurIPS はこの 10 年間で件数・多様性ともに著しく成長しており、発表件数では米国が依然として中心的地位を占める一方で、中国の急速な台頭が際立っている。欧州諸国やカナダも安定しており、アジア諸国のプレゼンスも年々拡大している。日本も発表件数の面では大きな成長を遂げたが、共著ネットワークの構築という観点では、今後さらなる国際連携が求められる局面にある。

3.5.3 NeurIPS における内容のトレンド

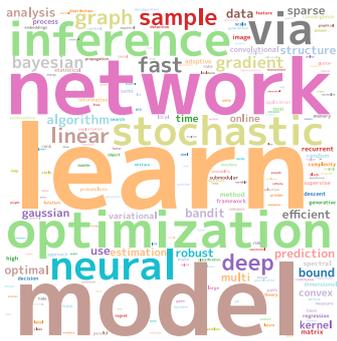
以下では、図 3-15 と内訳となる単語（付録 E 参照）から読み取れるトレンドについて簡易に解説を試みる。

NeurIPS は、機械学習に関する最先端の研究が集まる国際会議である。

■一貫して出現するワード NeurIPS においては、年を通じて「learn (学習)」「model (モデル)」「data (データ)」「optimization (最適化)」「inference (推論)」「gradient (勾配)」「algorithm (アルゴリズム)」といった機械学習の基本的概念が常に高頻度で登場しており、他の会議と同様に理論的基盤と計算手法の双方が継続して研究の中心にあることがうかがえる。

また、「representation (表現)」「feature (特徴)」「structure (構造)」といった語も定常的に大きく表示されており、機械学習系の会議であることがキーワードからも伺える。

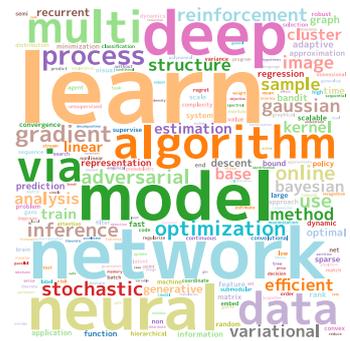
■深層学習と生成モデルの主流化 ここでも他の会議同様に 2016 年頃から、「deep (深層)」「neural (ニューラル)」「representation (表現)」「embedding (埋め込み)」などの語が大きくなり始め、2020



(a) NeurIPS 2015 年



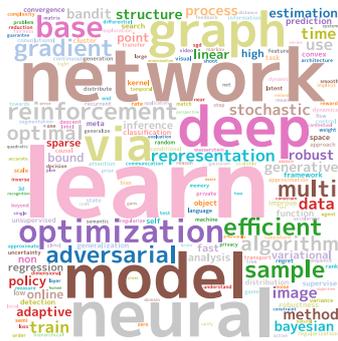
(b) NeurIPS 2016 年



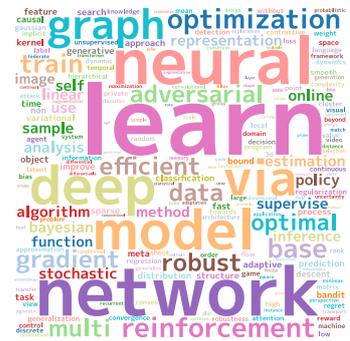
(c) NeurIPS 2017 年



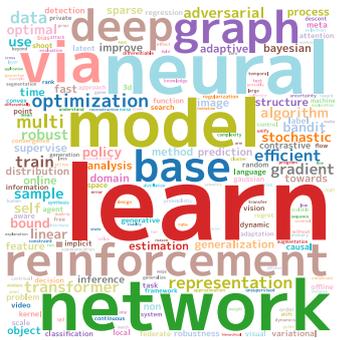
(d) NeurIPS 2018 年



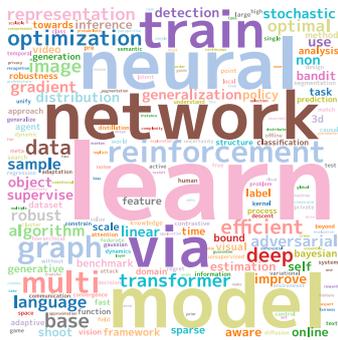
(e) NeurIPS 2019 年



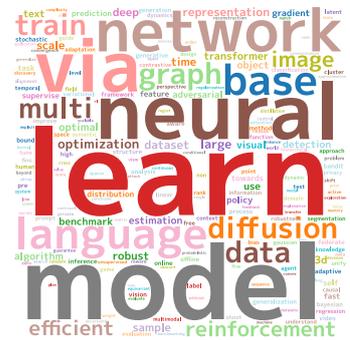
(f) NeurIPS 2020 年



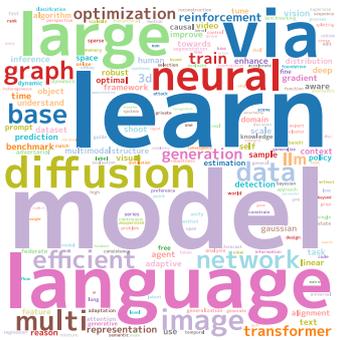
(g) NeurIPS 2021 年



(h) NeurIPS 2022 年



(i) NeurIPS 2023 年



(j) NeurIPS 2024 年

図 3-15: NeurIPS におけるタイトルのワードクラウド

年以降は「transformer（トランスフォーマー）」「generation（生成）」「LLM（大規模言語モデル）」などが登場するようになってきている。これは、画像・言語処理における深層学習モデルの発展，ならびに大規模言語モデル（LLM）の進展を反映したものと考えられる。

また、「diffusion（拡散）」「generative（生成）」「multimodal（マルチモーダル）」など、生成 AI に関連する語も 2022 年以降に顕著に見られ、NeurIPS でも生成的アプローチが一大テーマとなっていることが分かる。

■強化学習と意思決定の展開 「reinforcement（強化）」「policy（ポリシー）」「bandit（バンディット）」「reward（報酬）」などの強化学習に関する語も安定して出現しており、戦略学習，意思決定，ゲーム理論的課題に対する関心が読み取れる。特に「regret（後悔）」「exploration（探索）」などの語も頻出しており、サンプル効率や探索性能の改善が研究の焦点になっていることが分かる。

■公平性・プライバシー・社会的要請への対応 2020 年以降は、NeurIPS においても「fairness（公平性）」「bias（バイアス）」「privacy（プライバシー）」「explanation（説明性）」などの語が中～大サイズで出現するようになり、AI の倫理的実装や社会的受容性が重要な研究領域となっていることがわかる。

さらに、「robustness（頑健性）」「uncertainty（不確実性）」「reliability（信頼性）」なども多く見られ、NeurIPS における応用研究が技術性能のみならず信頼性や妥当性を強く意識するようになってきていることが分かる。

■効率性・スケーラビリティ・軽量化の重視 「efficient（効率化）」「scalable（スケーラブル）」「compression（圧縮）」「distillation（蒸留）」「pruning（剪定）」などの語も年々増加しており、大規模モデルを実運用に適用するためのモデル圧縮・高速化・効率化手法への関心が高まっているといえる。つまり学習コストやメモリ制限を意識した実用志向の研究が増加傾向にある。

■理論解析と信頼性の追究 「generalization（汎化）」「convergence（収束）」「bound（境界）」「approximation（近似）」「complexity（複雑性）」などの語が安定して高頻度で出現しており、NeurIPS における理論的研究の存在感が非常に大きいことがわかる。特に汎化性能の理論解析や最適化過程の収束保証など、学習理論と計算理論の交差点に位置する研究が多数見られる。

■応用領域の広がり 画像・言語の定番分野に加え、「video」「3d」「speech」「scene」「medical」「human」「robotics」などの語が出現しており、応用分野の拡大と実世界での活用を意識した研究の浸透がうかがえる。また、「benchmark（ベンチマーク）」「evaluation（評価）」「dataset（データセット）」といった語も大きくなっており、再現性と評価基準の整備が重要視されている可能性が高い。

■総括 NeurIPS における研究動向は、基礎理論と応用技術の両面が存在する。動向的には 2015 年頃の最適化・統計的学習から、深層学習，生成モデル，強化学習，そして公平性や信頼性といった社会的文脈を包含した統合的な AI 研究へと、着実に進化を遂げているように見える。

3.6 全体傾向

2000年代から始まった第3次 AI ブームとも言われる昨今の人工知能関連の隆盛は 2025 年現在も衰えておらず、こうした傾向を受けて会議における発表数も継続的に伸びている。

特に、AAAI, IJCAI は中国が伸びを牽引しており、大きな存在感を示している。例えば、AAAI での中国の発表件数は 10 年間で +1,396 件、約 12 倍ほど増加している。一方、これらの会議において米国は中国に次ぐ発表件数であるものの、件数は横ばいか微減の傾向にある。また、中国と米国の共著の件数も大きく、両国の密接な関係性が読み取れる。

機械学習を主領域とする、NeurIPS, ICML や、エージェントを主領域とする AAMAS では 2024 年時点においても米国が首位を保っており、増加の傾向も保っているが、ここでも中国の追い上げは激しい。特に、NeurIPS では急激な追い上げが見られ、中国の発表件数はこの 10 年で +1,712 件、約 64 倍程増加、こうした傾向を受け、米国のシェアは 2015 年の 75% から 54% に低下している。

AAMAS では、米国に続いて長く 2 位を占めていた英国が 2024 年に中国に抜かれ、ついに 3 位に転落している。さらに、4 位にはインドも出現していることから、個別具体の分野での勢力図の変化がうかがえる。

日本との関係では、複数の会議で韓国の急激な追い上げが見られており、2015 年時点では日本が韓国を上回っていたものの、2024 年時点では複数の会議で韓国が日本を上回り、AAAI では日本の 38 件に対して、韓国は 110 件と約 3 倍の発表数になっている（2015 年では日本 20 件、韓国 8 件）。この他、シンガポールの伸びも注目に値する。

内容面のトレンドとしては、タイトルだけの粗い分析しか行っていないため、どの会議でも似た傾向が見られる。すなわち、深層学習そのものから LLM への興味の変化、倫理・プライバシーに関する話題の増加、といった傾向が読み取れる。また、多くの会議で強化学習への着目が集まっている傾向もうかがえた。

4 まとめ

2015年から2024年の10年にかけて、AAAI, AAMAS, ICML, IJCAI, NeurIPS という5つの人工知能関連トップカンファレンスではいずれも発表数が大きく増加しており、とりわけ NeurIPS は403件から4,538件へと11.3倍ほど増加した。こうした各会議の件数増加を牽引したのは主として中国と米国であり、AAAI, IJCAI といった人工知能全般を対象とした会議では中国が米国を大きく引き離して首位に立っている。その一方、機械学習系 (ICML, NeurIPS) やエージェント系 (AAMAS) では米国が依然トップを維持している。ただし、ここでも米国のシェアは年々低下し、中国の追い上げが顕著である。

具体的には AAAI で中国は2024年に1,526件を記録し、米国 (498件) の3倍以上となった。NeurIPS でも米国2,454件に対して中国が1,739件と急速に差を詰めている。AAMAS では米国が首位を保つものの、長年2位だった英国が2024年に中国に逆転され3位に後退し、4位にインドが登場するなど、勢力図に変化も見られる。

国際共著ネットワークでは米中連携が最大のエッジでありつつ、2020年代に入ってシンガポール・韓国・インドがハブ化して多極化が進行した。一方、日本は件数を増やしつつも周縁ノードにとどまる。

研究テーマは深層学習中心から LLM / 生成 AI, 倫理・公平性, 計算効率へと急速にシフトした。応用先は医療・ロボティクス・マルチモーダルへ広がり、AI技術の社会実装が進む構図が浮かび上がった。

参考文献

- [鎌田 23] 鎌田 久美, 堀田 継匡：人工知能分野及びロボティクス分野の国際会議における国別発表件数の推移等に関する分析, 科学技術・学術政策研究所 DISCUSSION PAPER, No. 222 (2023), <https://doi.org/10.15108/dp222>
- [鎌田 24] 鎌田 久美：米人工知能会議（AAAI-20）の動向分析に関する調査研究—機関単位の筆頭著者の分析及び共著者との共著関係の分析—, 科学技術・学術政策研究所 DISCUSSION PAPER, No. 232 (2024), <https://doi.org/10.15108/dp232>
- [小柴 16] 小柴 等：国際・国内会議録の簡易分析に基づく我が国の人工知能研究動向把握の試み, 科学技術・学術政策研究所 調査資料 (Research Material), No. 253 (2016), <http://doi.org/10.15108/rm253>

付録 A 各会議主催者の概要

表 2-1 に示した各会議あるいは主催者について、それぞれの会議・団体がどのようなものか、各サイトにおける説明（抜粋）と機械翻訳結果を以下に示す。

A.1 AAI

出典: <https://aaai.org/about-aaai/>

A.1.1 原文

About the Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) Member Organization

The Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) is the premier scientific society dedicated to advancing the scientific understanding of the mechanisms underlying thought and intelligent behavior and their embodiment in machines.

Founded in 1979, the Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) (formerly the American Association for Artificial Intelligence) is a nonprofit scientific society devoted to advancing the scientific understanding of the mechanisms underlying thought and intelligent behavior and their embodiment in machines.

A.1.2 機械翻訳

人工知能推進協会（AAAI）加盟組織について

人工知能協会 (AAAI) は、思考と知的行動の基盤となるメカニズムと、それらの機械への具体化についての科学的理解を深めることに専念する、一流の科学団体です。

1979年に設立された人工知能協会 (AAAI) (旧称: 米国人工知能協会) は、思考と知的行動の基盤となるメカニズムとそれらの機械への具体化に関する科学的理解を深めることを目的とした非営利の科学団体です。

A.2 AAMAS/IFAAMAS

出典: <https://www.ifaamas.org/>

A.2.1 原文

The International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (IFAAMAS) is a non-profit organization whose purpose is to promote science and technology in the areas of artificial intelligence, autonomous agents and multiagent systems.

IFAAMAS

sponsors the annual International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS).

The AAMAS conference series was initiated in 2002 as a merger of three highly respected individual conferences: AGENTS (International Conference on Autonomous Agents), ICMAS (International Conference on Multi-Agent Systems), and ATAL (International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages). The aim of the joint conference is to provide a single, high-profile, internationally renowned forum for research in the theory and practice of autonomous agents and multiagent systems.

A.2.2 機械翻訳

国際自律エージェントおよびマルチエージェントシステム財団 (IFAAMAS) は、人工知能、自律エージェント、マルチエージェントシステムの分野における科学技術の促進を目的とする非営利団体です。

IFAAMAS

自律エージェントおよびマルチエージェントシステムに関する国際会議 (AAMAS) を毎年主催しています。AAMAS 会議シリーズは、AGENTS (自律エージェントに関する国際会議)、ICMAS (マルチエージェントシステムに関する国際会議)、ATAL (エージェント理論、アーキテクチャ、言語に関する国際ワークショップ) という、それぞれ高い評価を得ている 3 つの会議を統合して 2002 年に開始されました。この合同会議の目的は、自律エージェントおよびマルチエージェントシステムの理論と実践に関する研究のための、国際的に著名な、かつ一元化されたフォーラムを提供することです。

A.3 ICML

出典: <https://icml.cc/About>

A.3.1 原文

About ICML

The International Conference on Machine Learning (ICML) is the premier gathering of professionals dedicated to the advancement of the branch of artificial intelligence known as machine learning.

ICML is globally renowned for presenting and publishing cutting-edge research on all aspects of machine learning used in closely related areas like artificial intelligence, statistics and data science, as well as important application areas such as machine vision, computational biology, speech recognition, and robotics.

ICML is one of the fastest growing artificial intelligence conferences in the world. Participants at

ICML span a wide range of backgrounds, from academic and industrial researchers, to entrepreneurs and engineers, to graduate students and postdocs.

ICML uses cookies for essential functions only. We do not sell your personal information.

A.3.2 機械翻訳

ICML について

国際機械学習会議 (ICML) は、機械学習として知られる人工知能の分野の発展に専念する専門家が集まる最高の会議です。

ICML は、人工知能、統計、データサイエンスなどの密接に関連した分野、およびマシンビジョン、計算生物学、音声認識、ロボット工学などの重要な応用分野で使用される機械学習のあらゆる側面に関する最先端の研究を発表および公開していることで世界的に有名です。

ICML は、世界で最も急速に成長している人工知能カンファレンスの一つです。ICML の参加者は、学術研究者や産業界の研究者、起業家、エンジニア、大学院生、ポスドクなど、幅広いバックグラウンドを持つ人々が参加しています。

A.4 IJCAI

出典: <https://www.ijcai.org/aboutIJCAI>

A.4.1 原文

About IJCAI

International Joint Conferences on Artificial Intelligence is a non-profit corporation founded in California, in 1969 for scientific and educational purposes, including dissemination of information on Artificial Intelligence at conferences in which cutting-edge scientific results are presented and through dissemination of materials presented at these meetings in form of Proceedings, books, video recordings, and other educational materials. IJCAI conferences present premier international gatherings of AI researchers and practitioners. IJCAI conferences were held biennially in odd-numbered years since 1969. They are sponsored jointly by International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization (IJCAI), and the national AI societie(s) of the host nation(s).

Starting with 2016, IJCAI conferences are held annually.

A.4.2 機械翻訳

IJCAI について

国際人工知能合同会議 (IJCAI) は、1969 年にカリフォルニアで設立された非営利団体で、最先端の科学的成果が発表される会議で人工知能に関する情報を普及することや、これらの会議で発表された資料を議事録、書籍、ビデオ録画、その他の教育資料の形で普及することなど、科学と教育の目的があります。IJCAI 会議は、AI の研究者と実践者が一堂に会する国際的な会議です。IJCAI

会議は 1969 年以来、奇数年に 2 年ごとに開催されています。国際人工知能合同会議機構 (IJCAI) と開催国の全国人工知能学会が共同で主催しています。

IJCAI 会議は 2016 年から毎年開催されています。

A.5 NeurIPS

出典: <https://neurips.cc/About>

A.5.1 原文

About the Conference

The conference was founded in 1987 and is now a multi-track interdisciplinary annual meeting that includes invited talks, demonstrations, symposia, and oral and poster presentations of refereed papers. Along with the conference is a professional exposition focusing on machine learning in practice, a series of tutorials, and topical workshops that provide a less formal setting for the exchange of ideas.

NeurIPS uses cookies for essential functions only. We do not sell your personal information.

A.5.2 機械翻訳

会議について

この会議は 1987 年に設立され、現在では招待講演、デモンストレーション、シンポジウム、査読済み論文の口頭発表およびポスター発表などを含む、多分野にわたる年次会議となっています。会議に加えて、機械学習の実践に焦点を当てた専門家による講演、一連のチュートリアル、そしてよりカジュアルなアイデア交換の場となるトピック別ワークショップも開催されます。

付録 B 各会議の採択数，採択率など

各会議の投稿数，採択数，採択率と，本分析において収集した発表数，それらとの差異などについてまとめる。

表付録 B-1: AAAI の採択率等

年	投稿数	採択数	採択率	分析数	差分	投稿数等，出典
2015	1,991	531	26.7%	532	1	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2016	2,132	549	25.8%	551	2	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2017	2,590	638	24.6%	642	4	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2018	3,800	933	24.6%	924	-9	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2019	7,095	1,150	16.2%	1,146	-4	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2020	7,737	1,591	20.6%	1,607	16	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2021	7,911	1,692	21.4%	1,653	-39	https://papercopilot.com/statistics/aaai-statistics/
2022	9,020	1,349	15.0%	1,318	-31	https://papercopilot.com/statistics/aaai-statistics/
2023	8,777	1,721	19.6%	1,715	-6	https://papercopilot.com/statistics/aaai-statistics/
2024	9,862	2,342	23.7%	2,331	-11	https://papercopilot.com/statistics/aaai-statistics/

表付録 B-2: AAMAS の採択率等

年	投稿数	採択数	採択率	分析数	差分	投稿数等，出典
2015	670	108	16.1%	361	253	https://dl.acm.org/doi/10.5555/2772879
2016	550	137	24.9%	282	145	https://dl.acm.org/doi/10.5555/2936924
2017	567	155	27.3%	319	164	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3091125
2018	743	190	25.6%	390	200	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3237383
2019	793	193	24.3%	438	245	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3306127
2020	808	186	23.0%	369	183	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3398761
2021	612	152	24.8%	305	153	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3463952
2022	615	166	27.0%	306	140	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3535850
2023	978	237	24.2%	528	291	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3545946
2024	1,113	230	20.7%	460	230	https://dl.acm.org/doi/10.5555/3635637

表付録 B-3: ICML の採択率等

年	投稿数	採択数	採択率	分析数	差分	投稿数等，出典
2015	1,037	270	26.0%	268	-2	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2016	1,342	322	24.0%	321	-1	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2017	1,676	434	25.9%	434	0	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2018	2,473	621	25.1%	621	0	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2019	3,424	774	22.6%	773	-1	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2020	4,990	1,088	21.8%	1,084	-4	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2021	5,513	1,184	21.5%	1,183	-1	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2022	5,630	1,233	21.9%	1,233	0	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2023	6,538	1,828	28.0%	1,865	37	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/
2024	9,653	2,609	27.0%	2,634	25	https://papercopilot.com/statistics/icml-statistics/

表付録 B-4: IJCAI の採択率等

年	投稿数	採択数	採択率	分析数	差分	投稿数等, 出典
2015	1,996	572	28.7%	643	71	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2016	2,294	551	24.0%	646	95	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2017	2,540	660	26.0%	779	119	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2018	3,470	710	20.5%	863	153	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2019	4,752	850	17.9%	963	113	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2020	4,717	592	12.6%	784	192	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2021	4,204	587	14.0%	722	135	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2022	4,535	679	15.0%	861	182	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2023	4,566	643	14.1%	850	207	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2024	-	740	-	1,067	327	

表付録 B-5: NeurIPS の採択率等

年	投稿数	採択数	採択率	分析数	差分	投稿数等, 出典
2015	1,838	403	21.9%	403	0	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2016	2,403	568	23.6%	569	1	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2017	3,240	678	20.9%	679	1	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2018	4,856	1,011	20.8%	1,009	-2	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2019	6,743	1,428	21.2%	1,428	0	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2020	9,467	1,898	20.0%	1,898	0	https://neurips.cc/media/Press/NeurIPS_2020-Fact_Sheet.pdf
2021	9,122	2,344	25.7%	2,334	-10	https://github.com/lixin4ever/Conference-Acceptance-Rate
2022	9,634	2,905	30.2%	2,901	-4	https://media.neurips.cc/Conferences/NeurIPS2022/NeurIPS_2022_Fact_Sheet.pdf
2023	13,330	3,540	26.6%	3,585	45	https://media.neurips.cc/Conferences/NeurIPS2023/NeurIPS2023-Fact_Sheet.pdf
2024	17,491	4,497	25.7%	4,538	41	https://media.neurips.cc/Conferences/NeurIPS2024/NeurIPS2024-Fact_Sheet.pdf

表付録 B-1 に示した AAAI は、今回、収集対象を Main Track などに絞ったため、公式の採択数との差分が小さい。表付録 B-3 に示した ICML も公式の採択数とほぼ一致している。

表付録 B-2, 表付録 B-4 にそれぞれ示した AAMAS, IJCAI は差分が大きいが、この両会議については作業コストから現状においても Main Track 以外の発表も含めているため、その影響による。

表付録 B-5 の NeurIPS は ICML と同じく主催者提供の API を利用してデータを取得しているが、2023 年, 2024 年の 2 年においてやや差分が大きくなっている。また、2021 年から “datasets and benchmarks track” が新設され、その増分数百件が積み上げとなっている点にも留意が必要である。

プロシーディングスのデータを収集分析していることで、本分析とこれらの表の数値には多少の差も見られるものの、基本的な傾向は合致しており、国・地域別のマクロな動向を把握するという目的に関しては、十分な精度と考えられる。

また、IJCAI の差分の増加傾向からは、いわゆる “Main Track” の発表自体が増加しているのみならず、“Doctoral Consortium Track” など、「その他」の部分も拡大・増加していることが読み取れる。

付録 C 開催地

一般的に、国際会議においては開催国からの投稿が増える傾向がある。これは、地理的なアクセスが容易なことや、現地開催委員会メンバーからの積極的な声かけなど、複数の要因に起因する。

そこで、参考までに各会議の開催地を表付録 C-1 にまとめた。

表付録 C-1: 各会議の開催地

年度	AAAI	AAMAS	ICML	IJCAI	NeurIPS
2015	オースティン (米国; US)	イスタンブール (トルコ; TR)	リール (フランス; FR)	ブエノスアイレス (アルゼンチン; AR)	モントリオール (カナダ; CA)
2016	フェニックス (米国; US)	シンガポール; SG	ニューヨーク (米国; US)	ニューヨーク (米国; US)	バルセロナ (スペイン; ES)
2017	サンフランシスコ (米国; US)	サンパウロ (ブラジル; BZ)	シドニー (オーストラリア; AU)	メルボルン (オーストラリア; AU)	ロングビーチ (米国; US)
2018	ニューオーリンズ (米国; US)	ストックホルム [†] (スウェーデン; SE)	ストックホルム [†] (スウェーデン; SE)	ストックホルム [†] (スウェーデン; SE)	モントリオール (カナダ; CA)
2019	ホノルル (米国; US)	モントリオール (カナダ; CA)	ロングビーチ (米国; US)	マカオ (中国; CN)	バンクーバー (カナダ; CA)
2020	ニューヨーク (米国; US)	オンライン ^{*1}	オンライン	オンライン ^{*2}	オンライン ^{*3}
2021	オンライン	オンライン	オンライン	モントリオール (カナダ; CA)	オンライン
2022	バンクーバー (カナダ; CA)	オンライン ^{*1}	ボルチモア (米国; US)	ウィーン (オーストリア; AT)	ニューオーリンズ (米国; US)
2023	ワシントンD.C. (米国; US)	ロンドン (英国; GB)	ホノルル (米国; US)	マカオ (中国; CN)	ニューオーリンズ (米国; US)
2024	バンクーバー (カナダ; CA)	オークランド (ニュージーランド; NZ)	ウィーン (オーストリア; AT)	済州島 (韓国; KR)	バンクーバー (カナダ; CA)

*1:当初はオークランド (ニュージーランド; NZ) 開催予定, *2:当初は横浜 (日本; JP) 開催予定, *3:当初はバンクーバー (カナダ; CA) 開催予定

† 2018年は「AI in Stockholm」としてスウェーデンでAI会議が連続開催。AAMASとICMLは日程も同一

付録 D 共著関係データ

D.1 AAI

表付録 D-1: AAI の共起回数

AAAI - Y2015-2019, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	7													
CH	2	3												
CN	100	38	6											
DE	10	9	8	11										
FR	7	2	2	10	2									
GB	14	15	5	63	27	13								
IL	1	7	3	1	6	3	12							
IN	0	1	1	3	2	2	3	0						
IT	4	1	1	4	6	6	17	1	0					
JP	3	3	1	10	2	4	10	0	0	0				
KR	0	1	0	11	1	1	2	0	1	0	0			
NL	2	0	0	5	3	0	6	0	0	1	0	0		
SG	9	3	3	85	5	2	7	1	5	2	2	1	2	
US	51	41	27	384	30	13	53	28	40	21	19	17	5	56

AAAI - Y2020-2024, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	11													
CH	2	3												
CN	230	157	43											
DE	16	7	8	48										
FR	12	9	4	53	16									
GB	22	24	12	178	39	18								
IL	1	4	5	2	8	1	13							
IN	4	7	2	11	6	4	16	0						
IT	3	3	6	12	12	10	18	1	0					
JP	9	4	2	57	5	9	7	0	0	1				
KR	3	3	1	19	3	1	10	1	2	2	1			
NL	6	0	3	21	12	2	11	2	1	1	0	1		
SG	23	15	3	242	16	8	26	3	10	2	12	7	2	
US	67	105	41	774	66	49	132	36	60	17	31	69	19	81

D.2 AAMAS

表付録 D-2: AAMAS の共起回数

AAMAS - Y2015-2019, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	2													
CH	0	1												
CN	3	1	3											
DE	0	0	2	7										
FR	3	2	4	0	4									
GB	9	3	2	14	5	14								
IL	3	5	0	1	7	0	7							
IN	0	1	2	0	1	0	0	3						
IT	4	1	4	1	3	13	17	2	1					
JP	3	0	0	0	2	3	8	4	0	0				
KR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
NL	0	1	3	3	5	6	24	0	0	1	0	2		
SG	1	4	2	16	2	2	6	2	0	1	0	0	0	
US	10	14	5	33	10	12	47	19	23	20	5	5	10	14

AAMAS - Y2020-2024, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	2													
CH	0	0												
CN	15	11	5											
DE	2	3	1	6										
FR	1	2	3	7	8									
GB	14	20	4	32	15	15								
IL	0	4	0	2	1	1	5							
IN	3	2	1	2	3	6	8	6						
IT	1	2	2	0	0	10	9	1	0					
JP	4	2	2	3	1	3	2	1	2	1				
KR	0	2	0	3	0	0	1	0	0	1	0			
NL	4	4	1	11	5	5	18	0	0	3	2	0		
SG	2	3	1	17	1	3	12	2	2	0	2	0	3	
US	12	26	6	51	19	23	73	27	36	12	9	5	17	22

D.3 ICML

表付録 D-3: ICML の共起回数

ICML - Y2015-2019, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	4													
CH	1	1												
CN	7	8	6											
DE	3	6	11	8										
FR	4	6	9	8	9									
GB	7	36	15	22	25	18								
IL	0	1	6	3	1	2	5							
IN	1	0	0	3	2	0	4	1						
IT	0	0	0	0	3	4	7	3	3					
JP	4	2	1	6	4	4	6	0	1	0				
KR	2	1	2	3	1	3	6	1	0	0	0			
NL	1	2	1	1	1	0	16	1	0	0	0	0		
SG	1	0	1	8	4	0	3	1	0	0	1	0	1	
US	23	82	55	127	68	53	186	52	21	17	16	32	21	17

ICML - Y2020-2024, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	7													
CH	5	22												
CN	86	102	55											
DE	9	30	63	57										
FR	2	27	40	40	28									
GB	28	120	59	128	70	75								
IL	0	14	13	13	20	14	28							
IN	2	5	3	5	5	4	15	4						
IT	0	2	7	8	4	16	22	3	0					
JP	33	13	7	77	9	14	24	3	1	1				
KR	3	13	3	11	5	4	33	3	1	2	5			
NL	0	9	7	19	17	13	35	3	1	10	4	0		
SG	12	16	3	116	4	8	23	5	6	0	14	2	3	
US	85	342	157	755	229	164	602	158	77	62	73	147	74	111

D.4 IJCAI

表付録 D-4: IJCAI の共起回数

IJCAI - Y2015-2019, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	5													
CH	6	2												
CN	115	39	7											
DE	13	4	7	4										
FR	10	6	3	11	13									
GB	25	14	8	72	36	26								
IL	3	8	1	1	3	0	16							
IN	1	0	0	2	0	0	4	4						
IT	7	0	2	2	8	11	30	2	1					
JP	3	1	2	16	2	6	8	0	0	0				
KR	0	1	0	6	1	0	1	0	0	0	0			
NL	2	4	1	3	4	4	8	0	0	2	0	0		
SG	17	5	0	97	0	3	14	3	4	1	2	2	2	
US	59	37	13	288	23	16	51	30	19	12	11	9	5	39

IJCAI - Y2020-2024, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	7													
CH	3	3												
CN	138	63	12											
DE	5	10	7	22										
FR	6	8	3	34	19									
GB	23	11	5	81	28	16								
IL	1	6	0	1	7	4	9							
IN	0	2	1	1	2	4	8	4						
IT	11	3	5	12	14	18	27	1	3					
JP	4	6	0	38	2	5	8	1	1	3				
KR	0	1	0	12	2	2	3	1	1	0	1			
NL	8	1	0	13	15	10	18	2	0	4	1	1		
SG	8	14	2	126	8	2	15	3	7	0	4	4	2	
US	42	44	19	335	46	31	75	28	33	20	15	23	15	35

D.5 NeurIPS

表付録 D-5: NeurIPS の共起回数

NeurIPS - Y2015-2019, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	8													
CH	7	10												
CN	31	25	18											
DE	3	17	26	19										
FR	3	18	26	13	17									
GB	19	84	21	48	43	38								
IL	0	15	15	13	4	5	15							
IN	0	0	1	6	5	4	3	1						
IT	0	4	3	3	6	20	18	0	1					
JP	7	3	5	7	2	7	15	1	1	1				
KR	0	8	0	4	4	4	7	1	0	0	4			
NL	0	4	3	4	5	7	14	1	1	0	0	0		
SG	4	0	2	28	5	0	6	2	2	1	1	0	0	
US	67	191	104	307	138	129	364	100	53	44	41	45	46	42

NeurIPS - Y2020-2024, 15 Countries/Regions

	AU	CA	CH	CN	DE	FR	GB	IL	IN	IT	JP	KR	NL	SG
CA	28													
CH	21	55												
CN	272	252	104											
DE	19	77	120	114										
FR	15	64	78	95	56									
GB	70	234	132	342	157	129								
IL	4	17	28	28	24	17	47							
IN	9	14	13	44	28	9	32	3						
IT	6	26	30	26	35	35	72	14	1					
JP	47	29	5	127	18	14	35	3	4	0				
KR	6	29	13	34	23	20	48	4	8	5	12			
NL	6	20	18	52	35	19	53	2	6	5	3	1		
SG	41	40	21	396	19	25	76	8	15	9	30	8	5	
US	194	696	399	1,716	465	337	1,189	294	150	99	188	268	136	312

付録 E ワードクラウド詳細

E.1 AAAI

表付録 E-1: AAAI の出現単語数

Word Count - AAAI		Y2015		Y2016		Y2017		Y2018		Y2019		Y2020		Y2021		Y2022		Y2023		Y2024	
#																					
1	learn	69	learn	121	learn	134	learn	232	learn	266	learn	379	learn	427	learn	350	learn	486	learn	605	
2	model	71	model	65	network	69	network	149	network	199	network	277	network	325	network	164	network	191	model	308	
3	base	48	use	55	model	51	model	94	model	116	multi	159	model	152	model	132	graph	169	multi	260	
4	via	35	network	51	network	115	data	91	base	113	base	123	via	145	via	123	via	166	via	231	
5	use	33	base	38	base	44	neural	44	neural	141	model	164	graph	166	graph	166	graph	166	image	297	
6	multi	33	multi	33	via	33	via	44	deep	102	graph	141	multi	138	base	113	multi	154	base	202	
7	network	32	via	29	deep	29	deep	89	data	84	deep	133	via	128	multi	102	base	152	graph	191	
8	data	28	deep	28	multi	41	via	60	via	83	via	117	base	119	neural	99	image	113	network	186	
9	plan	27	neural	25	data	34	use	47	use	58	deep	104	deep	113	image	84	neural	108	neural	155	
10	approach	25	representation	22	use	29	representation	42	data	47	data	58	attention	80	superficial	72	detection	96	detection	138	
11	game	21	search	21	graph	29	graph	40	detection	48	image	79	knowledge	79	knowledge	69	aware	79	language	125	
12	bayesian	19	algorithm	21	classification	28	adversarial	37	graph	48	adversarial	77	image	77	image	62	reinforcement	79	diffusion	119	
13	representation	19	social	21	feature	26	attention	35	image	47	detection	69	aware	79	71	representation	60	superficial	73	domain	113
14	logic	17	image	19	problem	23	data	35	representation	45	aware	64	adversarial	69	reinforcement	59	representation	73	transformer	187	
15	social	17	feature	19	plan	23	detection	34	attention	44	data	63	representation	66	deep	57	transformer	72	sware	105	
16	prediction	17	knowledge	18	algorithm	22	label	34	feature	42	domain	62	detection	60	generation	60	generation	58	transformer	102	
17	knowledge	17	data	18	analysis	22	recognition	33	reinforcement	41	use	60	generation	58	self	56	data	71	text	102	
18	large	17	domain	17	label	22	embed	33	embed	41	knowledge	41	knowledge	60	train	70	self	56	data	99	
19	time	16	game	17	game	22	classification	31	classification	41	recognition	59	domain	59	domain	52	train	52	train	94	
20	cluster	16	graph	17	cluster	21	feature	31	knowledge	40	object	57	efficient	57	efficient	54	generation	52	knowledge	92	
21	problem	16	semantic	16	image	21	reinforcement	30	temporal	40	classification	55	classification	55	sware	50	contractive	65	knowledge	92	
22	application	16	prediction	21	image	21	image	29	video	39	reinforcement	54	use	54	use	53	efficient	49	self	90	
23	information	16	dayesian	16	search	20	human	29	recognition	37	video	53	search	52	knowledge	49	efficient	59	3d	87	
24	program	15	optimization	16	matrix	20	generation	29	adversarial	37	representation	52	reinforcement	51	recognition	47	label	57	superficial	87	
25	sparse	15	approach	15	optimization	20	answer	28	efficient	36	generation	51	attention	49	use	43	feature	57	enhance	86	
26	probabilistic	15	structure	15	efficient	19	approach	28	task	36	feature	51	attention	48	adversarial	43	object	43	object	86	
27	online	15	cluster	15	structure	19	knowledge	27	prediction	36	superficial	51	object	47	shoot	42	prediction	56	shoot	82	
28	analysis	15	agent	15	knowledge	19	superficial	26	generation	35	text	46	data	47	text	42	robust	55	cross	81	
29	search	15	detection	14	embed	18	text	26	text	26	efficient	46	semantic	47	semantic	42	video	55	towards	78	
30	feature	15	efficient	14	approach	17	machine	26	label	35	semantic	46	self	44	domain	42	3d	54	segmentation	77	
31	topic	14	label	14	latent	17	search	25	approach	34	prediction	46	recognition	44	temporal	41	adversarial	53	large	77	
32	optimal	14	large	14	social	17	domain	25	answer	34	temporal	43	text	44	adaptive	41	shoot	50	reinforcement	76	
33	preference	13	temporal	13	non	17	train	23	superficial	34	cross	43	label	44	label	41	towards	49	visual	75	
34	algorithm	13	program	13	system	16	temporal	23	plan	34	time	41	task	49	classification	41	semantic	49	view	75	
35	process	13	word	13	recognition	16	video	23	convolutional	33	search	41	information	41	optimization	40	use	47	prompt	75	
36	structure	13	transfer	13	robust	15	question	23	unsupervised	32	convolutional	41	information	41	optimization	40	adaptive	47	train	74	
37	rank	12	analysis	13	bound	15	efficient	23	optimization	32	train	40	prediction	41	cross	39	recognition	47	label	74	
38	constraint	12	adaptive	13	kernel	15	word	23	machine	31	language	40	shoot	40	segmentation	38	cross	46	time	73	
39	system	12	stochastic	13	rank	15	prediction	22	semantic	30	answer	40	unsupervised	40	feature	37	segmentation	48	adaptive	72	
40	efficient	12	time	13	machine	14	cluster	22	structure	30	visual	40	time	40	contractive	37	dynamic	45	contractive	71	
41	value	12	online	12	online	14	social	22	view	30	adaptive	39	game	39	unsupervised	36	time	36	guide	70	
42	selection	11	rank	12	temporal	14	framework	21	question	29	end	39	game	39	task	29	task	29	feature	69	
43	task	11	framework	12	domain	14	optimization	21	domain	29	approach	38	towards	39	language	36	task	36	task	66	
44	local	11	constraint	12	superficial	14	sequence	21	agent	29	label	38	structure	37	video	35	optimization	43	modal	66	
45	dynamic	11	prediction	12	video	14	semantic	21	aware	28	shoot	38	framework	36	guide	35	language	44	classification	64	
46	domain	11	superficial	12	estimation	13	action	21	time	26	translation	38	adaptive	36	framework	34	attention	42	semantic	64	
47	machine	11	text	12	multi	13	analysis	20	embed	26	embed	37	approach	37	algorithm	33	generation	41	optimization	63	
48	optimization	11	scale	12	representation	13	improve	20	algorithm	26	machine	37	improve	35	towards	33	improve	41	optimization	63	
49	sample	11	action	12	multiple	13	convolutional	20	game	26	framework	37	sample	35	search	32	framework	40	task	63	
50	bound	11	minimization	11	fast	12	game	20	system	25	human	36	robust	36	policy	32	temporal	48	use	63	

E.2 AAMAS

表付録 E-2: AAMAS の出現単語数

Word Count - AAMAS		V2015		V2016		V2017		V2018		V2019		V2020		V2021		V2022		V2023		V2024	
#																					
1	agent	85	abstract	111	agent	62	agent	69	agent	100	agent	85	learn	78	learn	84	learn	163	learn	139	
2	multi	47	extend	109	base	42	learn	56	learn	95	learn	85	agent	74	agent	83	agent	152	agent	122	
3	model	46	agent	57	multi	36	multi	55	multi	50	multi	68	multi	124	multi	69	multi	124	multi	93	
4	base	42	learn	44	model	33	base	38	reinforcement	51	reinforcement	52	reinforcement	44	reinforcement	44	reinforcement	92	multi	86	
5	game	36	game	34	game	31	social	37	base	40	game	42	base	42	base	21	base	35	base	59	
6	system	34	multi	31	learn	30	system	36	game	40	base	40	model	40	model	21	game	27	game	45	
7	learn	30	model	21	system	28	robot	35	system	35	model	35	model	35	game	20	model	22	model	36	
8	social	26	system	21	social	22	game	31	use	31	network	26	network	26	network	19	system	20	system	26	
9	use	23	social	21	use	18	network	28	network	30	system	25	use	19	plan	18	task	26	deep	25	
10	plan	23	demonstration	19	mechanism	15	model	26	social	28	policy	28	policy	19	system	17	algorithm	15	network	23	
11	multiagent	18	base	19	reinforcement	14	plan	26	model	25	decision	18	plan	15	network	14	allocation	15	use	23	
12	robot	15	use	19	network	13	human	26	policy	23	deep	18	framework	14	allocation	14	human	25	system	21	
13	task	14	reinforcement	18	simulation	12	use	20	robot	20	use	17	via	17	via	14	robot	14	social	20	
14	design	14	approach	17	decision	12	interaction	18	multiagent	19	robot	17	approach	13	environment	13	plan	23	human	19	
15	human	13	network	17	approach	11	reinforcement	17	deep	19	plan	16	autonomous	13	social	12	decision	22	via	19	
16	strategy	13	mechanism	16	design	11	task	17	plan	17	framework	15	allocation	12	team	11	allocation	21	plan	18	
17	mechanism	12	robot	16	plan	11	decision	15	problem	17	social	15	cooperative	12	strategy	11	efficient	19	network	17	
18	analysis	12	plan	12	multiagent	11	algorithm	15	framework	16	approach	13	strategy	11	deep	10	robot	19	environment	16	
19	adaptive	11	human	12	robot	11	online	15	approach	16	environment	13	mechanism	11	cooperative	10	via	18	optimal	16	
20	simulation	11	doctoral	11	extend	11	strategy	15	human	16	cooperative	13	social	11	representation	10	policy	18	task	16	
21	knowledge	11	consortium	11	complexity	11	distribute	14	distribute	14	algorithm	12	policy	11	policy	10	explanation	17	problem	15	
22	information	11	team	11	control	11	optimal	14	algorithm	13	human	12	deep	10	coordination	10	deep	17	control	15	
23	problem	11	online	10	reason	10	mechanism	13	cooperative	12	multiagent	12	behavior	9	graph	9	dynamic	17	graph	15	
24	approach	10	equilibrium	10	resource	10	allocation	13	task	12	constraint	12	design	9	fair	9	communication	16	design	15	
25	network	10	optimal	10	allocation	10	behavior	13	knowledge	12	task	11	robot	9	human	9	fairness	16	robot	14	
26	interaction	10	decision	9	via	10	framework	12	mechanism	12	make	11	control	9	use	9	mechanism	15	make	14	
27	election	10	task	9	human	10	dynamic	12	decision	12	resource	10	action	8	multiagent	9	improve	15	allocation	14	
28	decision	10	auction	9	framework	9	via	11	environment	12	aware	9	human	8	preference	9	towards	15	efficient	14	
29	application	10	vote	9	optimal	9	towards	11	data	12	autonomous	9	market	8	match	8	fair	15	value	13	
30	search	10	via	9	environment	9	virtual	10	optimal	12	behavior	9	imitation	8	design	8	objective	14	mechanism	13	
31	large	9	strategy	9	information	9	path	10	self	11	strategy	9	adaptive	8	equilibrium	8	design	14	social	13	
32	scale	9	resource	8	abstract	9	deep	9	time	11	mechanism	8	reward	8	online	8	time	14	dynamic	13	
33	improve	9	framework	8	vote	9	multiagent	9	online	11	design	8	multiagent	8	dynamic	8	problem	14	bandit	13	
34	study	8	cooperation	8	strategy	8	make	9	strategic	11	via	8	problem	8	assignment	8	team	14	towards	13	
35	computational	8	security	7	norm	8	time	9	control	11	time	8	aware	8	behavior	8	reward	14	cooperative	13	
36	robotic	8	jaamas	7	norm	8	efficient	9	preference	11	sequential	8	method	7	autonomous	8	aware	13	framework	12	
37	market	8	environment	7	optimization	8	autonomous	9	strategy	11	security	8	algorithm	7	fairness	8	cooperative	13	offline	12	
38	team	8	action	7	dynamic	8	dynamics	9	via	11	allocation	8	strategic	7	traffic	8	multiagent	13	large	12	
39	online	8	influence	7	logic	8	auction	9	dynamic	11	simulation	8	interaction	7	improve	8	make	13	fairness	12	
40	towards	8	efficient	7	negotiation	8	design	9	towards	10	neural	8	fairness	7	towards	8	control	12	non	12	
41	algorithm	8	schedule	7	strategic	8	constraint	9	path	10	election	8	environment	7	efficient	7	equilibrium	12	markov	11	
42	make	8	argumentation	7	prize	8	track	10	online	10	online	8	bandit	6	framework	7	at	12	communication	11	
43	dynamic	8	preference	7	task	8	logic	8	structure	10	preference	8	value	6	resource	7	exploration	12	reason	11	
44	auction	8	policy	7	goal	8	schedule	8	constraint	10	path	8	self	6	control	7	complexity	12	time	11	
45	bound	8	distribute	7	action	8	approach	8	simulation	10	hierarchical	8	non	6	mean	7	autonomous	12	strategy	11	
46	influence	8	multiagent	7	traffic	8	action	8	allocation	10	traffic	7	knowledge	6	field	7	preference	12	interaction	11	
47	complexity	8	automate	6	preference	7	argumentation	8	negotiation	10	control	7	preference	6	path	7	optimal	11	language	11	
48	distribute	8	simulation	6	behavior	7	collective	8	behavior	10	objective	7	time	6	approach	7	algorithm	11	search	10	
49	behavior	7	behavior	6	jaamas	7	team	8	information	10	bandit	7	distribute	6	task	7	environment	11	algorithm	10	
50	framework	7	dynamic	6	team	7	influence	7	resource	9	swarm	7	drive	6	auction	7	decentralize	11	data	10	

E.3 ICML

表付録 E-3: ICML の出現単語数

Word Count - ICML		Y2015	Y2016	Y2017	Y2018	Y2019	Y2020	Y2021	Y2022	Y2023	Y2024							
1	learn	54	66	110	193	learn	214	learn	313	learn	369	learn	466	learn	560	learn	670	
2	model	36	network	39	network	57	network	79	network	93	network	120	model	120	model	142	model	142
3	process	29	model	37	model	112	65	model	112	network	118	network	118	network	130	neural	130	
4	network	21	optimization	26	deep	40	neural	63	neural	73	neural	104	neural	112	neural	122	network	122
5	data	20	deep	22	neural	40	neural	50	deep	71	via	97	via	75	via	109	via	109
6	inference	20	algorithm	22	optimization	28	gradient	47	via	49	deep	71	via	71	via	71	via	71
7	algorithm	17	stochastic	20	optimization	20	optimization	40	reinforcement	45	optimization	69	deep	69	deep	69	deep	69
8	stochastic	17	data	20	stochastic	23	reinforcement	40	adversarial	42	reinforcement	61	optimization	64	base	75	data	75
9	gaussian	17	matrix	19	reinforcement	21	stochastic	32	gradient	41	data	57	train	63	data	74	optimization	109
10	optimization	16	neural	19	data	19	via	32	data	41	graph	57	data	61	graph	73	multi	73
11	bayesian	15	via	19	efficient	19	data	31	optimization	40	gradient	48	base	58	deep	72	base	72
12	base	13	efficient	18	via	19	base	28	graph	39	base	47	graph	57	train	66	representation	84
13	deep	13	fast	17	process	18	algorithm	28	algorithm	36	stochastic	47	gradient	54	efficient	59	train	83
14	sparse	18	sparse	15	fast	16	adversarial	28	inference	36	train	45	robust	52	linear	56	language	76
15	rank	13	analysts	14	multi	18	use	27	stochastic	33	adversarial	44	policy	51	gradient	75	multi	75
16	distribute	12	sample	14	algorithm	18	variational	25	multi	32	representation	43	representation	48	multi	51	gradient	50
17	method	12	rank	14	bayesian	18	fast	25	multi	32	multi	43	algorithm	46	robust	49	robust	49
18	structure	12	bandit	13	online	17	inference	24	policy	31	efficient	43	sample	45	algorithm	48	deep	68
19	multi	12	multi	13	non	17	structure	23	bayesian	30	optimal	41	efficient	43	representation	46	optimal	66
20	variational	11	use	13	cluster	17	method	23	structure	30	policy	41	linear	41	improve	45	linear	45
21	scale	11	approach	12	convex	16	efficient	23	generative	29	sample	39	use	41	stochastic	44	sample	57
22	matrix	11	structure	12	use	16	bayesian	22	base	28	non	39	bandit	40	sample	42	algorithm	56
23	neural	11	linear	12	sample	15	multi	21	train	28	algorithm	37	adversarial	39	time	42	policy	56
24	analysis	10	estimation	11	feature	14	robust	19	variational	27	linear	35	optimal	37	policy	41	online	55
25	fast	10	inference	11	inference	14	sample	19	optimal	27	bandit	34	stochastic	35	adversarial	40	distribution	52
26	linear	10	process	11	base	14	policy	19	non	26	process	34	multi	34	multi	39	fast	39
27	scalable	10	regression	11	rank	13	matrix	18	representation	25	use	34	generalization	35	federate	37	generative	52
28	convex	9	base	11	rank	13	estimation	18	analysts	24	label	33	estimation	32	estimation	36	adversarial	51
29	cluster	9	gradient	11	estimation	13	graph	18	adaptive	24	inference	32	process	32	optimal	34	bandit	51
30	markov	9	convex	10	adaptive	13	generative	18	sample	23	method	32	function	31	transformer	32	federate	50
31	use	9	gaussian	10	kernel	13	distribute	17	kernel	21	bayesian	31	time	31	adaptive	32	improve	50
32	bandit	9	bayesian	9	distribute	13	cluster	17	linear	21	robust	31	classification	30	use	32	large	49
33	via	9	method	9	sparse	13	linear	16	robust	21	generative	30	label	30	distribution	31	transformer	48
34	estimation	9	low	9	variational	12	train	15	function	21	online	28	method	29	analysis	29	estimation	47
35	online	8	cluster	9	matrix	12	function	15	descent	20	function	27	self	27	self	29	generalization	47
36	problem	8	non	9	generative	12	adaptive	15	improve	19	convex	27	improve	29	language	31	prediction	46
37	large	8	problem	8	high	12	process	15	fast	19	time	26	analysts	28	robustness	30	stochastic	46
38	approach	7	convolutional	8	descent	12	sparse	14	online	19	generalization	26	feature	28	convergence	29	time	46
39	framework	7	variational	8	gaussian	12	approach	14	application	18	adaptive	24	inference	28	bound	29	image	44
40	subspace	7	kernel	8	policy	12	descent	14	process	18	fast	24	online	28	feature	29	method	44
41	graph	7	optimal	8	method	11	prediction	14	bandit	18	bound	23	kernel	24	kernel	27	method	43
42	convergence	7	reinforcement	8	regression	11	bound	14	convex	17	structure	23	bayesian	23	process	28	generalization	43
43	bound	7	policy	8	adversarial	11	hierarchical	13	use	16	descent	23	scale	25	structure	28	function	43
44	selection	7	approximate	7	sequence	11	machine	13	estimation	17	gaussian	23	bound	25	contrastive	28	generation	42
45	dual	7	decision	7	function	11	regression	13	label	16	distribution	22	structure	25	fast	28	towards	41
46	approximate	7	application	7	classification	10	control	13	method	15	search	22	convex	24	self	27	scale	40
47	non	7	factorization	7	approximation	10	control	13	time	15	feature	22	distribution	23	online	23	function	40
48	hyperparameter	6	memory	7	structure	10	large	13	understand	15	analysis	21	meta	23	function	27	structure	40
49	random	6	supervised	7	time	10	convolutional	13	weight	15	decision	21	generative	23	bayesian	26	causal	40
50	error	6	classification	7	optimal	10	representation	13	continuous	14	variational	21	space	23	scale	26	bound	39

E.4 IJCAI

表付録 E-4: IJCAI の出現単語数

Word Count - IJCAI		V2015	V2016	V2017	V2018	V2019	V2020	V2021	V2022	V2023	V2024									
1	learn	88	learn	195	learn	156	learn	186	learn	240	learn	179	learn	180	learn	217	learn	224	learn	252
2	base	74	base	75	network	95	network	122	network	174	network	116	network	98	network	103	multi	86	model	137
3	model	69	model	48	base	69	multi	84	multi	102	multi	75	graph	74	graph	92	model	85	multi	113
4	multi	59	network	43	model	69	base	69	base	87	model	73	model	65	multi	78	base	84	base	101
5	network	36	multi	39	multi	65	model	69	model	84	model	71	neural	62	base	62	base	73	graph	92
6	plan	36	plan	37	deep	51	deep	65	model	81	neural	66	multi	60	neural	67	network	67	via	91
7	use	34	use	35	via	48	via	63	graph	78	via	52	base	57	via	66	via	61	network	85
8	logic	31	via	33	neural	47	neural	52	neural	70	graph	49	via	40	model	57	data	46	detection	60
9	game	29	knowledge	28	system	37	data	38	via	59	deep	47	deep	38	image	52	extend	45	language	58
10	algorithm	29	system	27	data	36	image	38	use	48	knowledge	37	data	31	representation	40	neural	45	image	52
11	graph	23	neural	26	plan	35	graph	37	data	43	label	35	knowledge	31	data	37	abstract	44	neural	52
12	data	23	data	25	approach	33	embed	34	reinforcement	38	extend	32	deep	30	deep	36	reinforcement	42	efficient	51
13	search	22	program	23	use	33	approach	33	embed	38	attention	30	image	28	knowledge	34	efficient	39	data	49
14	program	22	deep	23	knowledge	29	plan	33	adversarial	38	reinforcement	29	survey	27	reinforcement	32	agent	39	framework	48
15	via	22	logic	22	feature	29	use	31	attention	37	abstract	29	detection	27	abstract	32	image	37	enhance	42
16	social	21	representation	22	game	29	representation	30	representation	37	prediction	28	abstract	26	train	31	transformer	34	time	41
17	approach	20	representation	22	graph	28	attention	30	representation	37	use	28	game	25	extend	31	aware	32	agent	40
18	knowledge	20	game	21	representation	26	algorithm	29	prediction	36	representation	26	label	25	transformer	30	framework	31	reinforcement	39
19	system	19	search	20	abstract	26	time	27	agent	34	detection	26	temporal	25	search	30	survive	31	federate	39
20	agent	19	agent	20	constraint	26	adversarial	27	task	33	system	26	aware	24	aware	30	towards	30	label	39
21	abstract	19	efficient	20	agent	25	knowledge	27	detection	32	search	26	time	23	survive	29	time	28	towards	38
22	problem	19	algorithm	19	extend	25	convolutional	26	convolutional	30	data	25	use	23	towards	29	detection	28	transformer	36
23	feature	18	approach	19	program	25	label	26	system	28	aware	23	domain	22	classification	28	domain	28	large	35
24	probabilistic	18	feature	19	logic	24	domain	24	plan	28	adversarial	23	agent	22	detection	28	use	28	survey	35
25	extend	18	answer	19	classification	24	structure	23	knowledge	28	logic	22	supervise	22	time	27	deep	27	use	35
26	rule	18	graph	17	search	23	cross	23	image	28	domain	22	optimization	21	prediction	27	ai	27	representation	34
27	optimal	18	human	17	problem	22	search	23	view	28	image	22	adversarial	21	agent	26	generation	27	domain	34
28	matrix	17	cluster	17	image	20	time	22	temporal	26	temporal	21	representation	21	domain	26	label	27	knowledge	34
29	query	17	probabilistic	17	online	20	hierarchical	22	algorithm	25	generation	21	extend	21	efficient	26	self	27	aware	33
30	reason	16	domain	17	social	19	feature	22	feature	24	constraint	21	self	20	approach	25	constraint	26	abstract	33
31	classification	16	query	17	machine	19	prediction	21	temporal	24	plan	21	prediction	20	survey	25	representation	26	approach	32
32	optimization	16	recognition	16	information	19	query	21	information	24	hierarchical	21	towards	20	adversarial	24	algorithm	25	prediction	32
33	domain	16	task	16	detection	19	supervise	21	search	23	framework	20	plan	19	text	23	plan	25	adaptive	32
34	efficient	16	problem	16	cluster	19	dynamic	21	constraint	23	framework	20	video	19	contrastive	23	survey	25	contrastive	32
35	information	16	social	16	supervise	19	recognition	20	cluster	23	optimal	20	shoot	19	machine	22	text	25	shoot	31
36	complexity	16	language	15	recommendation	19	extend	19	efficient	22	efficient	20	adaptive	18	segmentation	22	recognition	24	supervise	31
37	label	16	detection	15	efficient	19	abstract	20	approach	22	feature	20	dynamic	18	self	22	approach	23	diffusion	31
38	recommendation	15	constraint	14	label	18	optimization	20	logic	22	machine	19	approach	17	problem	21	prediction	23	generation	30
39	constraint	15	robust	14	algorithm	18	convolutional	20	aware	22	text	19	constraint	17	framework	21	language	23	self	30
40	detection	15	inference	14	improve	18	task	20	optimization	22	task	19	search	17	dynamic	21	human	22	view	30
41	representation	14	prediction	14	language	17	visual	20	efficient	21	approach	18	algorithm	17	robust	21	system	22	drive	29
42	cluster	14	optimization	14	analysis	17	online	20	game	21	reason	18	information	17	shoot	21	attention	22	cross	29
43	structure	14	hierarchical	14	adaptive	17	rank	20	generation	21	structure	18	problem	16	algorithm	20	segmentation	22	human	29
44	user	14	action	13	selection	17	agent	20	generation	21	game	18	improve	16	attention	19	classification	21	guide	29
45	action	14	structure	13	attention	16	system	19	framework	19	language	18	semantic	16	semantic	19	decision	21	temporal	29
46	neural	13	selection	13	dynamic	16	program	19	text	19	visual	18	framework	15	feature	18	federate	21	robust	29
47	text	13	analysis	13	large	16	reinforcement	19	recognition	19	time	17	classification	15	label	18	temporal	21	deep	28
48	time	13	online	13	rank	16	view	19	scale	19	cross	17	online	15	recognition	18	problem	20	train	28
49	preference	13	video	13	weight	16	constraint	18	hierarchical	19	algorithm	17	task	15	enhance	18	view	20	policy	27
50	image	13	temporal	12	reinforcement	16	analysis	18	policy	19	supervise	17	cross	15	improve	17	reason	20	ai	27

E.5 NeurIPS

表付録 E-5: NeurIPS の出現単語数

Word Count - NeurIPS		V2015		V2016		V2017		V2018		V2019		V2020		V2021		V2022		V2023		V2024	
#																					
1	learn	80	learn	130	learn	184	learn	271	learn	384	learn	630	learn	719	learn	844	learn	875	model	1,064	
2	model	54	network	75	network	87	network	143	network	198	network	255	neural	216	model	340	model	642	learn	939	
3	network	44	model	70	model	76	neural	109	neural	155	neural	232	network	307	neural	329	neural	334	language	407	
4	optimization	31	neural	47	deep	64	model	104	model	140	model	165	network	289	via	289	via	282	via	480	
5	inference	26	deep	44	neural	64	deep	93	deep	112	deep	156	via	162	via	201	network	273	large	321	
6	via	23	optimization	39	algorithm	34	optimization	62	graph	81	via	133	representation	136	train	162	language	212	diffusion	314	
7	stochastic	22	stochastic	38	data	33	via	61	via	76	graph	112	graph	132	representation	162	base	201	neural	295	
8	neural	22	via	31	multi	32	gradient	51	optimization	73	optimization	98	deep	126	graph	158	diffusion	201	image	283	
9	sample	21	structure	27	via	32	data	45	base	63	representation	96	base	122	multi	157	graph	200	multi	266	
10	deep	20	method	26	process	31	bayesian	44	representation	60	base	91	optimization	114	optimization	142	data	200	data	240	
11	fast	19	bayesian	25	gradient	30	efficient	44	efficient	59	train	82	multi	112	data	138	train	192	base	238	
12	linear	17	use	25	optimization	29	stochastic	44	sample	57	gradient	75	representation	106	base	134	multi	144	network	229	
13	graph	17	inference	25	online	27	use	43	gradient	56	robust	75	data	179	103	deep	133	image	179	graph	226
14	bayesian	16	optimal	24	inference	25	adversarial	40	adversarial	56	efficient	75	efficient	98	efficient	130	representation	166	efficient	221	
15	gradient	16	fast	23	stochastic	25	graph	39	multi	54	data	74	train	93	image	108	efficient	153	optimization	201	
16	algorithm	16	gradient	23	adversarial	25	sample	39	algorithm	53	adversarial	74	transformer	91	transformer	108	optimization	150	lm	201	
17	data	16	data	22	use	22	use	38	optimal	52	multi	73	gradient	83	representation	106	large	139	train	194	
18	bandit	15	base	21	representation	24	algorithm	35	optimal	52	optimal	65	robust	78	language	100	representation	128	generation	186	
19	analysis	15	sample	21	gaussian	24	structure	35	data	50	representation	64	adversarial	75	optimal	98	dataset	122	transformer	177	
20	bound	15	estimation	20	image	20	image	23	representation	35	use	50	policy	63	sample	63	sample	88	time	176	
21	prediction	14	bandit	19	method	22	variational	34	train	49	sample	62	algorithm	71	algorithm	85	deep	116	3d	173	
22	structure	14	sparse	19	structure	22	multi	33	stochastic	47	linear	60	self	69	sample	85	sample	114	representation	168	
23	optimal	14	online	19	sample	22	process	33	image	47	algorithm	58	use	69	robust	84	robust	112	benchmark	157	
24	robust	14	efficient	18	variational	22	policy	32	time	46	online	58	bound	66	adversarial	82	scale	111	time	155	
25	use	14	linear	18	efficient	22	inference	32	method	44	use	56	linear	66	generalization	78	transformer	104	vision	155	
26	sparse	14	matrix	18	base	21	image	32	generative	42	supervise	55	policy	64	linear	75	optimal	100	dataset	140	
27	efficient	14	image	18	bayesian	21	fast	32	process	41	analysis	54	bandit	63	use	75	3d	98	scale	135	
28	multi	13	variational	18	analysis	21	generative	31	bayesian	40	bayesian	53	stochastic	63	stochastic	73	benchmark	91	video	132	
29	gaussian	13	adaptive	17	cluster	20	non	30	robust	40	self	52	optimal	62	supervise	72	text	91	detection	138	
30	estimation	13	prediction	16	kernel	20	train	29	structure	40	stochastic	51	generalization	61	object	71	visual	89	text	126	
31	kernel	13	multi	16	estimation	20	bound	27	bandit	39	estimation	51	method	60	non	69	detection	89	towards	120	
32	convex	12	process	16	train	20	linear	26	estimation	37	function	49	online	60	distribution	69	use	88	improve	113	
33	time	12	feature	16	linear	19	robust	26	adaptive	37	inference	48	supervise	60	improve	69	estimation	87	visual	110	
34	online	12	convex	15	generative	19	feature	25	linear	37	method	47	time	58	detection	68	object	86	robust	108	
35	variational	12	probabilistic	15	recurrent	19	optimal	24	policy	36	image	45	bayesian	56	estimation	67	algorithm	82	deep	108	
36	convolutional	12	convolutional	15	optimal	18	descent	24	bound	34	generative	45	fast	55	shoot	66	adversarial	81	agent	108	
37	process	11	cluster	15	descent	18	gaussian	24	bound	34	bandit	44	image	54	policy	65	gradient	81	aware	107	
38	spectral	11	kernel	15	graph	18	improve	24	point	34	time	43	improve	54	aware	65	policy	81	optimal	106	
39	matrix	11	non	14	representation	18	method	23	variational	33	bound	43	sparse	52	bandit	64	distribution	80	prediction	102	
40	recurrent	11	function	14	adaptive	17	recurrent	23	regression	32	task	42	domain	52	self	62	towards	78	gradient	102	
41	method	11	train	14	prediction	17	base	22	analysis	32	meta	42	structure	51	inference	62	supervise	77	linear	101	
42	random	10	regression	13	time	17	domain	22	analysis	32	adaptive	42	process	51	online	61	feature	74	framework	100	
43	adaptive	10	representation	13	bandit	17	program	22	online	31	improve	42	analysis	50	generative	61	self	74	object	99	
44	image	10	analysis	12	regression	17	online	22	inference	31	improve	42	analysis	50	sparse	61	fast	73	inference	98	
45	non	10	supervised	12	approximation	17	regression	21	high	31	sparse	40	estimation	50	bound	61	task	73	understand	97	
46	framework	9	bound	12	informaton	16	convex	21	sparse	30	non	39	prediction	49	task	60	prediction	72	adaptive	96	
47	descent	9	bound	15	sparse	12	object	30	object	39	object	49	video	59	distribution	58	inference	71	human	95	
48	high	9	algorithm	11	sparse	15	convolutional	21	function	30	process	39	distribution	48	scale	58	inference	71	task	94	
49	dimensional	9	approach	11	fast	14	convolutional	21	generalization	27	search	38	feature	47	time	58	generation	71	use	94	
50	semi	9	supervise	11	rank	14	prediction	20	kernel	26	prediction	37	towards	47	label	57	analysis	71	sample	94	

付録 F 前回調査との比較

本編記載の通り、前回調査 [鎌田 23] と収集手法・範囲を切り替えたことで、分析対象件数に変化を生じている部分もある。そこで、前回調査 [鎌田 23] との重複期間について、件数の比較を行った。

結果を表付録 F-1, 付録 F-2 に示す。

表付録 F-2 によれば、全体件数については、AAAI 以外の会議についてはほぼ一致している。また、AAAI の違算は国・地域分を含め分析範囲を切り替えたことに由来すると考えられ、問題ない。

国・地域別の件数についても基本的な傾向は一致するものの、IJCAI の CN や、ICML の US, NeurIPS の US, GB, CN などは差が大きい (AAAI も大きな差が生じているが、これは範囲の差によるものと考えられるため慮外)。これらは所在国・地域推定の手法切り替えに伴うものと考えられる。

表付録 F-1: 前回調査 [鎌田 23] との比較 (1/2)

Conf	Year	JP			KR			CN			US			GB			FR			DE		
		現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差
AAAI	2015	20	20	0	8	10	-2	130	134	-4	252	326	-74	44	55	-11	18	24	-6	19	26	-7
AAAI	2016	19	22	-3	7	8	-1	170	191	-21	265	336	-71	53	56	-3	13	5	8	24	17	7
AAAI	2017	26	35	-9	10	9	1	221	236	-15	275	329	-54	72	68	4	21	16	5	28	18	10
AAAI	2018	34	39	-5	20	18	2	361	388	-27	411	445	-34	75	81	-6	18	14	4	35	37	-2
AAAI	2019	45	51	-6	28	31	-3	512	534	-22	492	558	-66	81	81	0	20	20	0	52	46	6
AAAI	2020	53	58	-5	51	55	-4	751	766	-15	654	734	-80	127	131	-4	33	28	5	47	50	-3
AAMAS	2015	5	5	0	0	0	0	19	18	1	127	121	6	62	60	2	26	30	-4	23	22	1
AAMAS	2016	14	8	6	0	0	0	22	24	-2	96	97	-1	56	64	-8	16	13	3	16	15	1
AAMAS	2017	6	2	4	3	1	2	22	24	-2	104	114	-10	56	54	2	23	10	13	22	11	11
AAMAS	2018	11	11	0	2	1	1	26	25	1	157	151	6	65	65	0	28	26	2	28	28	0
AAMAS	2019	20	15	5	3	4	-1	48	52	-4	163	161	2	67	59	8	36	34	2	27	27	0
AAMAS	2020	16	11	5	2	1	1	35	36	-1	147	152	-5	62	58	4	13	12	1	25	21	4
ICML	2015	9	3	6	6	4	2	18	11	7	155	99	56	36	14	22	23	15	8	14	9	5
ICML	2016	10	5	5	5	4	1	23	10	13	204	139	65	41	18	23	25	21	4	16	8	8
ICML	2017	13	15	-2	11	10	1	36	37	-1	313	274	39	68	62	6	17	13	4	27	16	11
ICML	2018	20	18	2	16	13	3	60	64	-4	447	377	70	112	89	23	37	27	10	38	23	15
ICML	2019	23	22	1	30	29	1	86	72	14	558	475	83	131	110	21	49	33	16	49	36	13
IJCAI	2016	20	20	0	5	5	0	181	189	-8	253	249	4	68	67	1	47	46	1	30	30	0
IJCAI	2017	23	26	-3	7	7	0	253	274	-21	242	236	6	83	84	-1	47	48	-1	43	42	1
IJCAI	2018	30	29	1	14	8	6	385	392	-7	255	240	15	86	82	4	41	42	-1	38	39	-1
IJCAI	2019	29	30	-1	10	8	2	403	419	-16	319	306	13	71	69	2	50	48	2	50	51	-1
NeurIPS	2015	10	8	2	8	5	3	27	10	17	304	216	88	57	23	34	24	21	3	35	15	20
NeurIPS	2016	16	11	5	12	5	7	53	11	42	428	337	91	89	34	55	37	38	-1	37	21	16
NeurIPS	2017	28	16	12	10	9	1	75	33	42	516	407	109	122	44	78	51	40	11	36	22	14
NeurIPS	2018	25	16	9	34	21	13	167	95	72	717	587	130	163	62	101	67	41	26	53	32	21
NeurIPS	2019	39	30	9	33	22	11	219	124	95	1,040	783	257	226	83	143	110	76	34	92	48	44

表付録 F-2: 前回調査 [鎌田 23] との比較 (2/2)

Conf	Year	IT			CA			ES			AU			IN			総数		
		現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差	現	旧	差
AAAI	2015	15	19	-4	35	37	-2	4	4	0	51	59	-8	11	15	-4	532	674	-142
AAAI	2016	19	25	-6	30	35	-5	3	4	-1	42	45	-3	11	15	-4	551	691	-140
AAAI	2017	19	16	3	26	30	-4	6	9	-3	47	47	0	20	24	-4	642	786	-144
AAAI	2018	21	24	-3	33	46	-13	7	8	-1	52	50	2	24	39	-15	924	1,102	-178
AAAI	2019	16	17	-1	53	74	-21	5	6	-1	58	58	0	26	44	-18	1,146	1,343	-197
AAAI	2020	41	39	2	59	68	-9	4	3	1	100	105	-5	43	67	-24	1,607	1,864	-257
AAMAS	2015	27	26	1	15	12	3	11	11	0	21	21	0	19	19	0	361	363	-2
AAMAS	2016	12	11	1	9	9	0	1	1	0	12	12	0	10	13	-3	282	280	2
AAMAS	2017	14	11	3	10	9	1	8	6	2	16	16	0	14	14	0	319	318	1
AAMAS	2018	31	31	0	8	8	0	7	9	-2	18	17	1	10	9	1	390	390	0
AAMAS	2019	31	28	3	19	19	0	8	7	1	14	14	0	20	18	2	438	438	0
AAMAS	2020	22	21	1	25	24	1	5	7	-2	19	19	0	19	17	2	369	369	0
ICML	2015	2	1	1	24	18	6	2	2	0	7	7	0	9	6	3	268	270	-2
ICML	2016	4	2	2	18	7	11	4	2	2	7	6	1	7	2	5	321	322	-1
ICML	2017	7	5	2	23	13	10	6	3	3	19	15	4	10	20	-10	434	434	0
ICML	2018	10	10	0	37	39	-2	1	1	0	11	9	2	6	13	-7	621	621	0
ICML	2019	10	8	2	53	39	14	2	2	0	14	14	0	9	12	-3	773	773	0
IJCAI	2016	30	29	1	31	29	2	7	9	-2	50	55	-5	20	18	2	646	658	-12
IJCAI	2017	24	25	-1	33	36	-3	11	13	-2	87	89	-2	13	13	0	779	781	-2
IJCAI	2018	48	46	2	31	27	4	12	12	0	58	61	-3	15	16	-1	863	870	-7
IJCAI	2019	31	29	2	45	40	5	5	4	1	78	77	1	22	23	-1	963	964	-1
NeurIPS	2015	8	3	5	31	13	18	1	0	1	13	10	3	13	7	6	403	403	0
NeurIPS	2016	8	6	2	40	21	19	4	3	1	9	9	0	9	4	5	569	569	0
NeurIPS	2017	16	9	7	43	20	23	5	1	4	16	5	11	9	7	2	679	679	0
NeurIPS	2018	22	13	9	75	36	39	6	4	2	31	15	16	17	7	10	1,009	1,009	0
NeurIPS	2019	25	12	13	113	49	64	10	2	8	50	25	25	24	19	5	1,428	1,427	1

調査資料-348

人工知能分野の国際会議における国・地域別発表件数の概況
(2015年 - 2024年版)
2025年06月

文部科学省 科学技術・学術政策研究所
データ解析政策研究室

〒100-0013 東京都千代田区霞が関 3-2-2 中央合同庁舎第7号館 東館 16階
TEL: 03-3581-2393

Presentation Trends by Countries and Regions
at International AI Conferences, 2015-2024
Jun. 2025

Research Unit for Data Application
National Institute of Science and Technology Policy (NISTEP)
Ministry of Education, Culture, Sports, Science and Technology (MEXT), Japan

<https://doi.org/10.15108/rm348>



<https://www.nistep.go.jp>