

学術文献DBを用いた共著分析によるIoT研究における異分野融合の国際比較

水上 祐治¹・中野 純司^{2,3}

(受付 2019 年 11 月 5 日；改訂 2020 年 6 月 2 日；採択 6 月 3 日)

要 旨

2011 年、ドイツ技術科学アカデミーとドイツ連邦教育科学省は、「あらゆる社会システムの効率化」「新産業の創出」「知的生産性の向上」を目指した技術的フレームワーク Industry 4.0 を発表した。Industry 4.0 は、サイバーフィジカルシステムというコンセプトのもと、IoT 技術、Big-Data 技術、人工知能技術を駆使して、現実世界(フィジカル空間)での現象を膨大な観測データとして蓄積、サイバー空間の強力な計算資源と結びつけて意思決定に活用するものである。Industry 4.0 発表後、それら要素技術の研究が世界的に活発化している。本稿は、フィジカル空間とサイバー空間の橋渡しをする IoT 技術の研究に着目、異分野融合による研究促進の視点から、各国の研究促進の戦略を分析して考察するものである。分析では、一連の研究で導出された分析手法と共に、主成分分析、階層型クラスター分析を行い、多角的に考察を展開した。分析の結果、IoT 研究の異分野融合では、「工学とコンピューター科学の連携比率の高さ」という技術優先的アプローチ、そして、「化学と臨床医学の連携比率の高さ」というアプリケーションのアプローチにより、IoT 論文上位 10 か国を 3 つのグループに分類することができた。

キーワード：IR, 研究力評価, 異分野融合, 共著分析, イノベーション。

1. Industry 4.0 と主要技術

2011 年、ドイツ技術科学アカデミーとドイツ連邦教育科学省は、Industry 4.0 のフレームワークを発表し、2013 年に最終報告書をまとめた。Industry 4.0 は、「あらゆる社会システムの効率化」「新産業の創出」「知的生産性の向上」を目指した技術的フレームワークであるが、特に Cyber Physical System (CPS) の概念に基づいた先進的な工場(Smart Factory)の普及を促進することで、工場の生産活動の効率を改善することを目指している (Putnik et al., 2019)。なお、工場の生産活動の効率を高める活動は以前から試みられていたが、Industry 4.0 の特徴は、事前に機器の故障や異常を予測して予防する「予測メンテナンス」にある。IoT (Internet of Things) 技術、Big-Data 技術、AI (Artificial Intelligence : 人工知能) 技術は、このような特徴を生み出す手法として注目されている。図 1 に、Industry 4.0 におけるこれら技術の位置づけを示す。

IoT 技術は、センサーを機器に組み込み、インターネット経由で機器情報を送信する技術の総称である。Big-Data 技術は、IoT 技術等によって収集された大量のデータを整理および保存

¹ 日本大学 生産工学部：〒275-8575 千葉県習志野市泉町 1-2-1

² 中央大学 国際経営学部：〒192-0393 東京都八王子市東中野 742-1

³ 統計数理研究所：〒190-8562 東京都立川市緑町 10-3

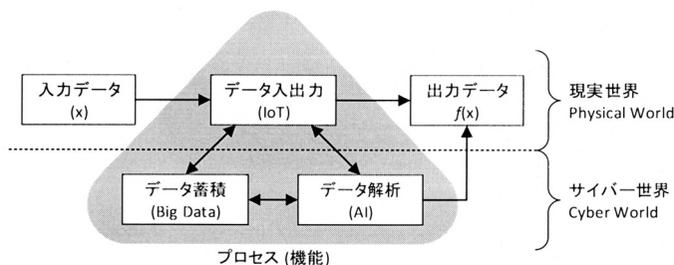


図 1. Industry 4.0 における IoT, AI, Big-Data の位置づけ.

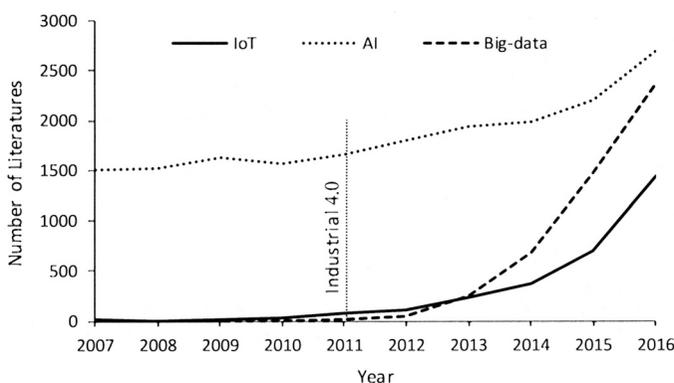


図 2. IoT, AI, Big-Data の論文数の推移。(この調査には、Web of Science Core Collection を用いた。WoS のサーチワードは、IoT 技術では、<Search word [IoT]: (TS=(IoT) OR TS="Internet of Things") AND LANGUAGE: (English) AND DOCUMENT TYPES: (Article)>である。AI 技術は、<Search word [AI]: (TS=(AI) OR TS="Artificial Intelligence") AND LANGUAGE: (English) AND DOCUMENT TYPES: (Article)>である。最後に、Big-Data 技術は、<Search word [Big-Data]: (TS="Big Data") AND LANGUAGE: (English) AND DOCUMENT TYPES: (Article)>である.)

するための技術の総称である。AI 技術は、Big-Data 技術によって蓄積された大量の情報を分析するための技術である。

1.1 IoT 技術, Big-Data 技術, AI 技術の論文数の推移と国別比較

Industry 4.0 の普及に伴い、IoT 技術、Big-Data 技術、AI 技術に関する研究が活発に行われている。図 2 に、これら技術に関する論文数の年次変化を示す。

IoT, Big-Data, AI の論文数は共に継続的に増加しており、2016 年には、IoT が 1439 編、Big-Data が 2369 編、AI が 2704 編に達している。AI の論文数は、2007 年の時点で年間 1500 編であり、これら技術の中では際立って多い。AI は、現在、3 次ブームにあるといわれており、1980 年代から論文が蓄積され、2007 年以降も継続的に増加している。次に、IoT と Big-Data の論文数であるが、2011 年頃に Industry 4.0 が発表される前後で、その傾向が変化している。まず、2011 年以前では、IoT, Big-Data 共に論文数は毎年数十件にとどまっていた。しかし、2011 年頃に Industry 4.0 が発表されてからは、IoT, Big-Data 共に論文数が増加し、特に 2013

表 1. IoT/AI/Big-Data の論文数上位 10 개국 (2016).

順位	国・地域		
	IoT	AI	Big-Data
1	中国	アメリカ	アメリカ
2	アメリカ	中国	中国
3	韓国	イギリス	イギリス
4	イギリス	インド	オーストラリア
5	イタリア	ドイツ	ドイツ
6	スペイン	イラン	カナダ
7	日本	ブラジル	韓国
8	インド	スペイン	イタリア
9	ドイツ	フランス	スペイン
10	台湾	カナダ	日本
		日本(13)	

年以降は増加率が急激に高まっている。

表 1 に, IoT, Big-Data, AI 論文の国・地域別の順位を示す。中国, アメリカ, 英国においてこれらの分野の論文が多く生み出されていることが示されている。一部の分野に特化している国・地域があり, IoT では韓国が 3 位, AI ではインドが 4 位, Big-Data では, オーストラリアが 4 位に入っている。一方, 日本の順位は, IoT, Big-Data, AI の各分野でそれぞれ 7 位, 13 位, 10 位であった。なお, イギリスは, イングランド, スコットランド, 北アイルランドを含む地域とする。

2. 本稿の目的

本稿は, フィジカル空間とサイバー空間の橋渡しをする IoT 技術の研究に着目, 異分野融合によるイノベーション誘発と研究促進の視点から, 各国の研究促進の戦略を分析して考察することを目的としている。イノベーションの概念は, いくつかの側面があり, 現状では, その定義は定まっていない。しかし, 一側面として, イノベーションは, 異なる分野の融合(異分野融合)がもたらす新たな価値と定義することができる (Mizukami et al., 2016)。学術研究の分野における異分野融合の類型として, 「異なる組織間の共同研究」, 「異なる研究分野間の共同研究」, 「産学官連携による共同研究」などが挙げられる。本稿では, IoT 技術の研究における「異なる研究分野間の共同研究」に着目して, イノベーション戦略の側面から各国の研究促進の戦略を分析して考察するものである。

なお, 現状の把握という目的では, 直近の年のデータを分析するのが望ましいが, 書誌データベースの特性上, 直近数年は, データが更新されていないなど, ノイズが多い場合があるため, データが安定していると考えられる 2016 年を対象年とした。

3. 関連分野のレビュー

3.1 研究評価の分類

書誌データを用いた研究評価の方法には, 文献の発表数を対象に分析する論文数調査の系統と, 論文への引用度数や論文間の引用による結合関係を対象に分析する引用統計・分析の 2 系統がある (根岸・山崎, 2001; Wagner et al., 2011)。研究評価の分類を表 2 に示す。前者の「論文数調査」の目的は, 論文の生産性指数, 研究活動の規模指数を求めることであり, 主に単純集計の手法が用いられる。論文数調査では, 分野, 年, 国・地域, および, 所属, さらに, 他の経済統計指標との相関分析が実施されている (根岸・山崎, 2001)。たとえば, Vergidis et al. (2005) の微生物学における論文生産性の国際比較がある。Vergidis et al. (2005) は, 1995~2003

表2. 研究評価の分類.

系統	目的	分析手法	
論文数調査	論文の生産性指数	単純集計	
	研究活動の規模指数		
引用統計・分析	論文の消費指数	引用分析	(共語分析)
	研究活動の品質指数	共著分析 (謝辞分析)	(共分類分析)

年において、微生物学における論文生産性は、西ヨーロッパが最も高い成長率を示して、続いて、北米、アジア、中南米、および、東ヨーロッパの順であるとしている。

一方、後者の「引用統計・分析」の目的は、論文の消費指数、研究活動の品質指数を求めることであり、引用分析、共著分析等の手法が用いられる(根岸・山崎, 2001; 藤垣 他, 2004)。また、少数ではあるが、謝辞分析、共語分析、共分類分析等の手法が用いられる(藤垣 他, 2004)。なお、謝辞分析は、論文中に記されている謝辞が分析対象、そして、共語分析は、論文中に記されている複数の語の間の関係が分析対象、最後に共分類分析は、分野分類の共出現現象が分析対象である(藤垣 他, 2004)。また、その他の指標として多様性分析がある。多様性分析は、Rafols and Meyer (2010), Stirling (2007), Porter and Rafols (2009) によって提案されている。Rafols and Meyer (2010) は、事前定義されたカテゴリを用いて、計量書誌データの多様性を記述する目的にて多様性指標を提示している。

本稿では、「引用統計・分析」の共著分析を用いる。共著分析は、個人の業績審査に適用可能であり、例えば、協力関係にある機関の研究者との共同研究がどの程度行われているかを把握することが可能である(藤垣 他, 2004)。

3.2 異分野融合と研究力のイノベーション

学術研究の分野における異分野融合の類型として、「異なる組織間の共同研究」、「異なる研究分野間の共同研究」、「産学官連携による共同研究」などが挙げられる。

「異なる組織間の共同研究」に関する関連研究として、Mizukami et al. (2016) が挙げられる。この研究では、組織の研究力を高めるためにはイノベーションを起こすことが有効であるとの前提のもと、組織内外の共同研究が重要であるとして、論文共著情報をもとにしたそれら協力関係の測定手法を提案した。当該手法では、ネットワーク理論の媒介中心性指標の概念を組織論に適用できるように拡張して、組織内、組織外、組織内外のつながりを個別に集計することが可能となり、組織内外の情報の流れを管理して、イノベーションの起こりやすい組織を目指すことが可能となった。

また、「異なる組織間の共同研究」に関する国際比較として、Mizukami et al. (2017) が挙げられる。この研究では、これら媒介タイプの比率を個人別に算出して国別で集計、その分布をローレンツカーブとジニ係数で表して、媒介タイプとイノベーションの普及との関連について考察を行った。さらなる「異なる研究分野間の共同研究」に関する関連研究として、Mizukami et al. (2018) が挙げられる。この研究では、研究者の専門分野を客観的に定義することを目指し、共著分析をもとにした専門分野の導出手法を提案した。本稿では、「異なる研究分野間の共同研究」に関して共同研究が活発に行われている分野を把握する方法を提案する。「産学官連携による共同研究」に関して、文部科学省は「研究力向上改革 2019」(2019)において、その重要性を示している。

4. 本稿の分析手法

4.1 研究者の専門分野の特定

従来、研究者の専門分野は、各個人の申請に基づくことがあり、主観的な定義であった。また、主観的な定義であるので、専門分野での実績が伴わないことがあり、研究者の専門分野の客観性が明確でない問題があった (Mizukami et al., 2017)。

この問題に対して、Mizukami et al. (2017)は、研究者の専門分野を客観的に定義することを目指し、共著情報をもとにした専門分野の導出手法を提案した。図 3 に研究者 A の専門分野とその応用分野の一例を示す。研究者 A の発表論文は、数学分野⑫が 2 編、臨床医学分野④が 1 編、経済学 & ビジネス分野⑥が 1 編、総合分野⑬が 1 編であった場合、研究者 A の専門分野は、数学分野であり、その集中度は、40.0% であるとするものである。集中度が高い場合、その研究者は、専門分野の研究に集中していると考えられる。一方、集中度が低い場合、その研究者は、専門分野の研究成果を他の分野に応用していると考えられる。

表 3 に本稿で用いた研究分野の分類を示す。なお、この分類は、Clarivate Analytics の Web of Science Core Collection に掲載の Essential Science Indicators Subject Areas (ESISA) を元に行っている。

4.2 組織の研究力と異分野融合度の見える化

組織の研究力と異分野融合度が見える化する手法は、図 3 で示した各研究者の専門分野とその応用分野の情報を元に、組織に所属する研究者の情報を重ねて、組織の研究力と異分野融合

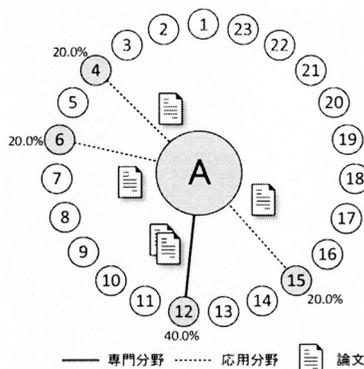


図 3. 研究者 A の専門分野とその応用分野の一例。

表 3. 本稿の研究分野の分類。

番号	研究分野	番号	研究分野	番号	研究分野
1	農学	9	地球科学	17	薬理学 & 毒物学
2	生物学 & 生化学	10	免疫学	18	物理学
3	化学	11	物質科学	19	植物 & 畜産学
4	臨床医学	12	数学	20	心理学/精神医学
5	コンピューター科学	13	微生物学	21	社会科学・一般
6	経済学 & ビジネス	14	分子生物学 & 遺伝学	22	宇宙科学
7	工学	15	総合	23	人文科学
8	環境/生態学	16	神経科学 & 行動		

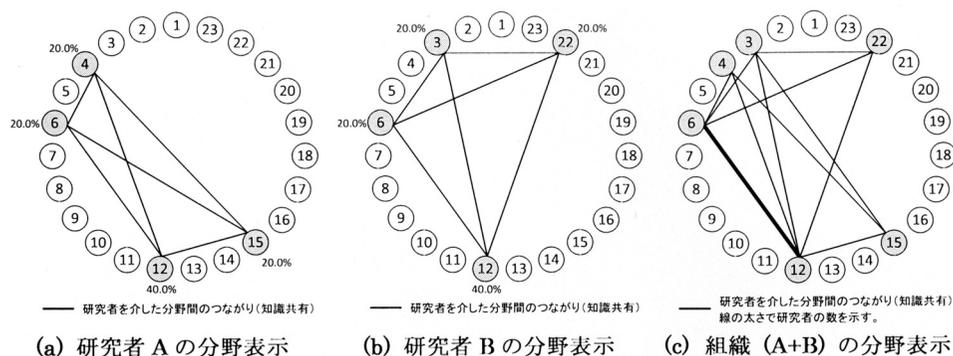


図 4. 研究者の分野表示と組織の分野表示の一例。

を示すものである。しかし、図 3 で示した各研究者の情報は、中央に示した各研究者を介さないと各研究分野のつながりを示すことができず、そのつながりが認識しづらい。そこで、当該手法では、まず、各研究者の情報を分野間の情報のみを組み替えた簡易版の研究者の分野表示手法を用いる。図 4(a) に簡易版の研究者 A の分野表示手法の一例を示す。例えば、臨床医学分野③と数学分野①②が研究者 A を介してつながり知識が共有されている。このように、図 4(a) では、研究者 A を介した各分野のつながりが明確に示されている。

次に組織に所属する研究者の情報を重ねて、組織の研究力と異分野融合を示す。図 4(c) は、図 4(a) の研究者 A と図 4(b) の研究者 B を重ねて、組織の研究力と異分野融合度を示したものである。図 4(c) のビジネス分野⑤と数学分野①②の間の太い線は、研究者 A と研究者 B の 2 名を介したつながりである。その他の分野間の細い線は、研究者 A または研究者 B のどちらか 1 名を介したつながりである。このように、図 4(a) では、図 4(a) の研究者 A と図 4(b) の研究者 B を介した各分野のつながりが明確に示されている。組織の研究力と異分野融合度を見える化する手法では、組織間のつながりにおいて、媒介する研究者の数が多く、または、比率が高い場合にそれら分野間の知識の共有が進むとの理解のもと接続線の幅を太く示している。

5. 分析

5.1 分析の手順

本稿で提案する分析、「組織の研究力と異分野融合の分析」、「異分野融合の類似性に着目した国別の階層型クラスター分析」、「異分野融合の分類の要因を定量的に把握するための主成分分析」の 3 段階で構成されている。まず、図 5 に組織の研究力と異分野融合の分析手順を示す。この分析では、分析対象の分野を確定することから始まる。

図 5 では分野 A とした(①)。次に、分野 A の論文収集を行う(②及び②A)。続いて、分野 A の著者の専門分野を特定するために著者が関わる論文を全て収集する(③)。ここでは、前工程(②)で収集した論文群から、その全著者を抽出(③A)して、その著者が当該年に執筆した全論文の収集を行った(③B)。次に、著者の専門分野特定を行った(④及び④A)。この段階にて、各研究者が関わる専門分野がすべて明らかになる。最後に、組織の研究力の特定と異分野融合度の算出を行う(⑤及び⑤A)。

次の「異分野融合の類似性に着目した国別の階層型クラスター分析」では、253 種類の分野間つながりに対して、階層型クラスター分析を適用し、デンドログラムで可視化する。最後に「異分野融合の分類の要因を定量的に把握するための主成分分析」では、253 種類の分野間つな

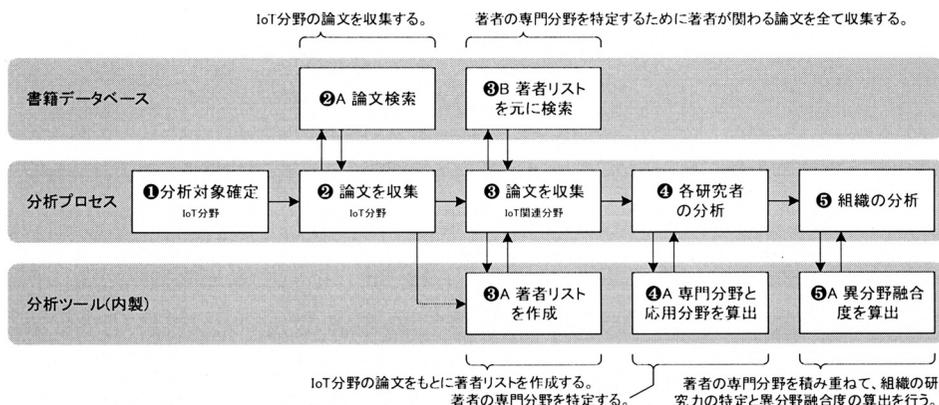


図 5. 組織の研究力と異分野融合の分析手順.

表 4. IoT 論文数上位 10 か国の地域別論文数 (2007-2016). #1: 比率の平均は調和平均とする.

順位	国・地域	数量	論文			
			地域別比率 [%]			
			全地域	EU	NA&SA	Asia
1	中国	825	23.285			23.285
2	アメリカ	520	14.677		14.677	
3	韓国	324	9.145			9.145
4	スペイン	237	6.689	6.689		
5	イギリス	234	6.605	6.605		
6	イタリア	217	6.125	6.125		
7	台湾	140	3.951			3.951
8	ドイツ	134	3.782	3.782		
9	フランス	122	3.443	3.443		
10	日本	115	3.246			3.246
-	その他	675	19.052			
上位 10 か国の平均		354.300	5.554 ^{#1}	4.907 ^{#1}	14.677 ^{#1}	5.606 ^{#1}
-	合計	3543	100.000	26.644	14.677	39.627

がりに対して、主成分分析を適用し、分類要因の抽出および国別の特徴の定量化を行う。なお、データの収集元は Web of Science Core Collection, 著者抽出には Microsoft Visual Basic for Applications (VBA) による内製の分析ツール, 主成分分析とクラスタリング分析には統計解析ソフトウェア R を用いた。

5.2 収集データ

Industry 4.0 の要素技術である IoT, Big-Data, AI の論文数は共に継続的に増加しており, 2016 年には, IoT が 1439 編, Big-Data が 2369 編, AI が 2704 編に達している。本稿では, フィジカル空間とサイバー空間の橋渡しをする IoT 技術に関して分析を行いその詳細を明らかにする。表 4 に 2007 年から 2016 年までの 10 年間における IoT 関連論文の国別比較を示す。なお, NA&SA は, 北米と南米を含むものとする。

全体の論文数は 3543 編であった。国別では, 論文数 1 位は, 中国 825 編で全体の 23.285% であった。2 位以下は, アメリカ 520 編 (14.677%), 韓国 324 編 (9.145%) であった。20% を超えるのは中国のみであり, アメリカが 10% 以上で, 上位 3 か国で全体の 47.107% を占めている。そして, スペイン, イギリス, イタリアが 6% 台, 台湾, ドイツ, フランス, 日本が 3% 台で

表 5. IoT 論文の研究分野 (2007–2016).

番号	研究分野	論文数	比率 [%]	番号	研究分野	論文数	比率 [%]
1	農学	6	0.169	14	分子生物学 & 遺伝学	11	0.310
2	生物学 & 生化学	15	0.423	15	総合	39	1.101
3	化学	230	6.492	16	神経科学 & 行動	9	0.254
4	臨床医学	34	0.960	17	薬理学 & 毒物学	0	0.000
5	コンピューター科学	1301	36.720	18	物理学	13	0.367
6	経済学 & ビジネス	61	1.722	19	植物 & 畜産学	4	0.113
7	工学	976	27.547	20	心理学/精神医学	6	0.169
8	環境/生態学	12	0.339	21	社会科学・一般	96	2.710
9	地球科学	21	0.593	22	宇宙科学	2	0.056
10	免疫学	1	0.028	23	人文科学	12	0.339
11	物質科学	21	0.593	-	指定なし	664	18.741
12	数学	9	0.254	-	合計(指定なしを除く)	2,879	81.259
13	微生物学	0	0.000	-	合計	3,543	100.000

あった。次に地域別では、上位 10 か国において、欧州連合が 5 か国で 26.644%、北米&南米がアメリカのみで 14.677%、アジアが 4 か国で 39.627% であった。

表 5 に、論文の研究分野別の論文数と比率を示す。1 位は、コンピューター科学 1301 編で全体の 36.720% であった。以下、工学 976 編 (27.547%)、化学 230 編 (6.492%) で、上位 3 分野で全体の 70.759% を占めている。なお、全体の論文数は 3543 編であったが、分野指定に欠損があるものがあり分野が確定できたものは 2879 編であった。

5.3 分析方法と分析結果

5.3.1 IoT 分野の論文を収集と著者の抽出

ステップ ①② では、IoT 分野の論文を収集する。検索条件は、トピックが「IoT」または「Internet of Things」であり、ドキュメントタイプが「Article」または「Review」である 2016 年の英語ドキュメントである。分析対象は、一般的には最新のデータを分析することが望ましい。しかし、書誌データベースの特性により、直近数年間は、論文の更新が頻繁に行われるため、採録論文の網羅性が低い可能性がある。したがって、本稿では、直近で網羅性が高いと考えられる 2016 年を分析対象とした。ステップ ③ では、IoT 分野の論文をもとに IoT 分野の著者の洗い出しを行う。抽出の結果、2016 年の IoT 分野では論文数が 1663 編であり、それら論文から、累積で 6028 名の著者が抽出された。表 6 に、2016 年の IoT 分野における論文数と著者数を示す。なお、NA&SA は、北米と南米を含むものとする。

国別では、論文数 1 位は、中国 344 編で 1278 名であり、著者数で全体の 21.201% であった。以下、アメリカ 246 編 (919 名, 15.246%)、韓国 193 編 (598 名, 9.920%) であった。著者数比率で 20% を超えるのは中国のみであり、アメリカが 15% 以上で、上位 3 か国で全体の 46.367% を占めている。次に地域別では、上位 10 か国において、欧州連合が 4 か国で 26.775%、北米&南米が 15.246%、アジアが 4 か国で 41.573% であった。その他の特徴として、著者数と論文数の比率では、欧州連合のイギリス、イタリア、スペイン、ドイツが平均以上の値となっている。

5.3.2 IoT 分野の著者および IoT 関連分野の論文の分布

ステップ ④ では、著者の専門分野を特定する。ステップ ⑤ で作成された著者リストに基づいて、著者の 2016 年に公開された全ての論文を収集する。表 7 に国別の著者の 2016 年に公開された全ての論文を示す。

2016 年の IoT に関する論文の著者 6028 名に対して 154353 件の論文が抽出された。研究分野別では、1 位は、3(化学)の 29194 編で 18.914% であった。以下、4(臨床医学)28605 編

表 6. IoT 論文数上位 10 か国の地域別論文数と著者数 (2016). #1: 比率の平均は調和平均とする.

順位	国・地域	論文		著者				
		数量	著者/論文 数量	数量	地域別比率 [%]			
					全地域	EU	NA&SA	Asia
1	中国	344	3.715	1278	21.201			21.201
2	アメリカ	246	3.736	919	15.246		15.246	
3	韓国	193	3.098	598	9.920			9.920
4	イギリス	110	4.500	495	8.212	8.212		
5	イタリア	108	4.157	449	7.449	7.449		
6	スペイン	84	4.702	395	6.553	6.553		
7	日本	77	3.247	250	4.147			4.147
8	インド	59	3.068	181	3.003			3.003
9	ドイツ	58	4.741	275	4.562	4.562		
10	台湾	55	3.618	199	3.301			3.301
	その他	329	3.006	989	16.407			
上位 10 か国の平均		133.400	3.858	503.900	5.819 ^{#1}	6.371 ^{#1}	15.246 ^{#1}	4.878 ^{#1}
合計		1663	-	6028	100.000	26.775	15.246	41.573

表 7. IoT 関連論文における著者の全論文 (2016).

研究分野	合計	比率 [%]	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
			中国	アメリカ	韓国	イギリス	イタリア	スペイン	日本	インド	ドイツ	韓国
1	2842	1.841	1468	525	275	355	17	6	61	50	19	66
2	4999	3.239	2411	1040	482	683	43	19	109	31	49	132
3	29194	18.914	15098	5602	2447	3700	238	95	754	152	210	898
4	28605	18.532	13179	5888	3316	3793	283	121	771	145	275	834
5	7420	4.807	2882	1485	785	930	301	180	263	194	110	290
6	1059	0.686	432	203	91	166	41	7	31	26	37	25
7	23024	14.916	10825	4409	2194	2952	383	246	657	261	248	849
8	4542	2.943	2312	862	330	619	40	38	111	28	48	154
9	3806	2.466	1935	777	258	511	34	26	96	22	35	112
10	811	0.525	415	151	71	108	7	5	18	9	9	18
11	8594	5.568	4402	1649	750	1123	52	9	227	61	54	267
12	1432	0.928	718	267	91	207	26	15	26	13	17	52
13	1424	0.923	729	271	122	158	13	3	57	9	14	48
14	9434	6.112	4778	1863	844	1212	76	16	216	49	67	313
15	8815	5.711	4313	1788	842	1127	71	21	247	58	74	274
16	2480	1.607	1167	528	263	303	34	10	70	7	37	61
17	1785	1.156	861	384	159	216	14	4	69	9	10	59
18	6699	4.340	3498	1264	570	833	42	8	161	37	47	239
19	3984	2.581	2008	797	372	479	17	12	90	41	32	136
20	870	0.564	364	164	92	153	20	14	12	6	22	23
21	1660	1.075	651	375	236	182	36	37	35	19	34	55
22	814	0.527	394	121	79	94	7	6	58	8	20	27
23	60	0.039	15	18	7	7	3	2	2	1	5	0
合計	154353	100.000	74855	30431	14676	19911	1798	900	4141	1236	1473	4932

(18.532%), 7(工学)23024 編(14.916%)で, 上位 3 分野で全体の 52.362% を占めている. その他, 5% を超える分野は, 11(物質科学), 14(分子生物学および遺伝学), 15(総合)がある. また, 国別に見た場合においても, 3(化学), 4(臨床医学), 7(工学)の 3 研究分野は同様に強く出ている.

次に, 抽出された論文に基づいて, 研究者の専門分野を特定する. 表 8 に国別の研究者の専門分野を示す. 専門分野が特定できた著者は 4992 名であった. 研究分野別では, 1 位は, 5(コンピューター科学)の 1811 名で 36.278% であった. 以下, 7(工学)1488 名(29.808%), 3(化学)818 名(16.386%)で, 上位 3 分野で全体の 82.472% を占めている. その他, 5% を超える分野は,

表 8. IoT 関連論文における著者の専門分野 (2016).

研究分野			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	合計	比率[%]	中国	アメリカ	韓国	イギリス	イタリア	スペイン	日本	インド	ドイツ	台湾
1	22	0.441	12	1	2	0	1	0	1	4	0	1
2	38	0.761	12	6	8	3	1	3	1	2	1	1
3	818	16.386	239	138	107	69	58	121	25	13	23	25
4	394	7.893	155	81	44	26	19	10	28	9	12	10
5	1811	36.278	403	324	262	210	194	123	60	56	105	74
6	83	1.663	10	16	2	9	24	0	1	2	17	2
7	1488	29.808	359	270	144	117	120	121	117	74	101	65
8	19	0.381	4	8	3	3	0	1	0	0	0	0
9	38	0.761	14	15	2	0	2	3	1	0	1	0
10	0	0.000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	25	0.501	4	11	1	2	0	0	4	1	2	0
12	15	0.300	3	2	0	0	9	0	0	0	1	0
13	1	0.020	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	39	0.781	9	4	4	1	2	2	4	13	0	0
15	34	0.681	6	7	3	5	2	0	4	3	2	2
16	6	0.120	0	1	0	0	1	0	2	0	1	1
17	1	0.020	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
18	44	0.881	16	6	2	6	3	1	0	0	0	10
19	8	0.160	1	0	0	1	1	1	1	1	2	0
20	3	0.060	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0
21	85	1.703	17	25	8	14	8	9	0	2	1	1
22	5	0.100	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
23	15	0.300	0	3	0	4	4	0	0	0	4	0
合計	4992	100.000	1265	918	596	471	449	395	250	181	275	192
上位 3 分野の割合 [%]												
	調和平均[%]		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	12.673		18.893	15.033	17.953	14.650	12.918	30.633	10.000	7.182	8.364	13.021
5	34.931		31.858	35.294	43.960	44.586	43.207	31.139	24.000	30.939	38.182	38.542
7	30.908		28.379	29.412	24.161	24.841	26.726	30.633	46.800	40.884	36.727	33.854

4(臨床医学)のみであった。また、国別に見た場合においても、上位 10 か国において 5(コンピューター科学)が 8 か国で 1 位、7(工学)が 10 か国で 2 位以上、3(化学)が 9 か国で 3 位以上となり上位を占めている。個々の特徴では、スペインは、3(化学)を専門とする著者が 2 位で 30% 台であるが、1 位と 1% 以内の差であり多い傾向がある。次に、韓国、イギリス、および、イタリアは、5(コンピューター科学)を専門とする著者が 1 位で 40% 台であり多い傾向がある。最後に、日本とインドは、7(工学)を専門とする著者が 1 位で 40% 台であり多い傾向がある。

5.3.3 研究分野間のつながり

A. 研究分野間つながりの見える化

最後のステップ⑤では、上位 10 か国において、組織レベルの異分野間のつながりの分析を行う。本稿では、組織とは国または地域、そして、異分野間のつながりとは各研究分野間における研究者を介したつながりであり、分野間の知識共有として示している。また、各研究分野間のつながりにおいて、媒介する研究者の数が多く、または、比率が高い場合にそれら分野間の知識の共有が進むとの理解のもと接続線の幅を太く示している。なお、分野間のつながりは計 253 通りである。

次に IoT 論文数上位 10 か国における研究分野間のつながりの平均を示す。このつながりでは、各国の研究者数の違いを相殺するために各国内でのつながりの比率を用いている。図 6 に、IoT 論文数上位 10 か国における研究分野間のつながりの平均を示す。図 6 における線の太さは、各国の研究分野間の接続率の平均値を示している。図 6(a)はすべてのつながり、図 6(b)

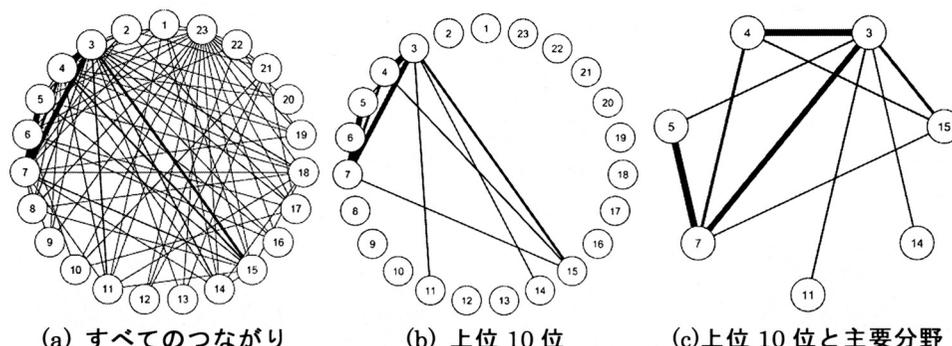


図 6. IoT 論文数上位 10 か国における研究分野間の平均的つながり (2016).

は上位 10 位までのつながり、そして、図 6(c)は上位 10 位までのつながりと主要分野のみを示している。

図 6(c)に着目すると、化学と臨床医学と工学と総合間 [3-4-7-15]、化学とコンピューター科学と工学間 [3-5-7] が、すべての研究分野と連結する完備ネットワーク (complete network) であり強いつながりがあることを示している。そして、化学は物質科学間 [3-11] と分子生物学&遺伝学間 [3-14] と個別の強いつながりを示している。

B. 研究分野間つながりの相対比較と分析対象の選択

図 6 の表示手法は、研究分野間つながりを見える化することが可能である。一方、分野間のつながりの主な特徴を比較して定量的に示すことが困難である。そこで、本稿では、上位 10 か国の分野間つながりに対して、分野間つながりを個体、国を変数として相関行列を用いた主成分分析を適用、得られた主成分得点の散布図により、重要な分野間つながりを抽出しその特徴を示す。

表 9 にすべての研究分野間つながりの主成分分析における各主成分の寄与率を示す。各主成分の寄与率に着目すると、表 9 より、寄与率が 0.10 以上であること、さらに、累積寄与率が 0.852 であることから、本稿では第 2 主成分までを分析の対象とした。

図 7 に IoT 論文数上位 10 か国のすべての研究分野間つながりの主成分分析の結果を示す。図 7 では、すべての研究分野間つながりを示しているが、多くが原点付近に位置しており国別比較に寄与しないと考えられる。例えば、第 1 主成分と第 2 主成分において、どちらかの絶対値が 0.250 以上の研究分野間つながりは 49、0.500 以上は 23、1.000 以上は 14 である。そこで本稿では、多くの分野間つながりは国別比較に寄与しないと考え、以後の分析は、研究分野間つながりにおける論文数の上位 10 か国における研究分野間つながりに対して、各国の上位 10 位までの合計 36 の研究分野間つながりのみを対象とした。以後の分析は、断りがない場合、この 36 の研究分野間つながりを分析対象としている。

C. 選択された研究分野間つながりの相対比較

表 10 に IoT 論文数上位 10 か国に関する 36 の研究分野間つながりの主成分分析における各主成分の寄与率と累積寄与率を示す。各主成分の寄与率に着目すると、寄与率が 0.10 以上であること、さらに、累積寄与率が 0.820 であることから、本稿では第 2 主成分までを分析の対象とした。

各主成分の名称を決めるために因子負荷量を示す。図 8 に横軸を第 1 主成分、縦軸を第 2 主成分として因子負荷量を示す。なお、因子負荷量は、各主成分と各変数のピアソン相関係数である。また、本稿では、因子負荷量の絶対値が 0.700 以上を変数に対する因子の影響が強いと

表 9. すべての研究分野間のつながりの主成分分析における寄与率 (2016).

主成分	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
寄与率	0.711	0.141	0.068	0.026	0.019	0.015	0.009	0.006	0.003	0.001
累積寄与率	0.711	0.852	0.920	0.946	0.966	0.981	0.990	0.996	0.999	1.000

表 10. 研究分野間のつながりの主成分分析における寄与率 (2016).

主成分	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
寄与率	0.635	0.185	0.090	0.027	0.025	0.017	0.010	0.006	0.004	0.001
累積寄与率	0.635	0.820	0.910	0.937	0.962	0.979	0.990	0.996	0.999	1.000

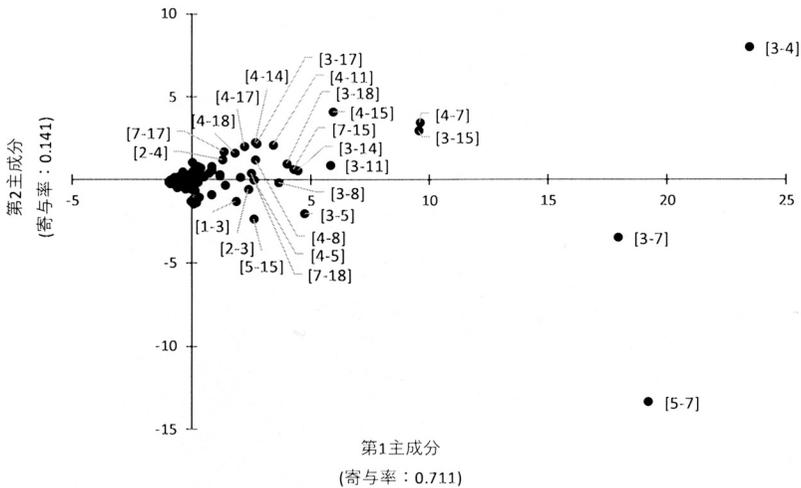


図 7. すべての研究分野間のつながりの主成分分析 (2016). 注意: 253 通りの研究分野間のつながりが対象.

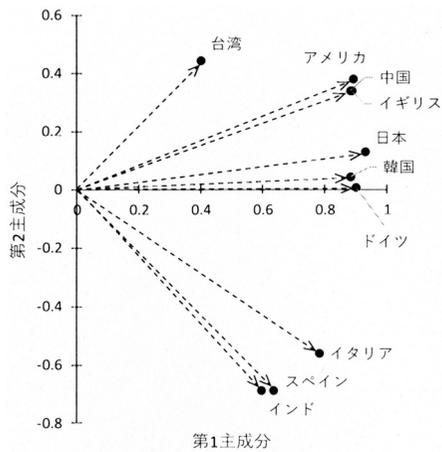


図 8. 研究分野間のつながりの主成分分析における因子負荷量 (2016).

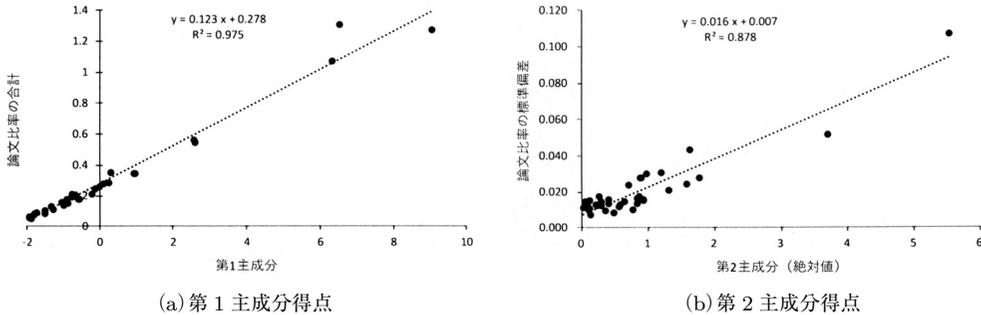


図 9. 分野間のつながりの平均および標準偏差と主成分分析の関係 (2016).

して、0.300 以上を中程度、0.300 未満を弱いとする。各主成分の構成は因子負荷量の絶対値が 0.300 以上のもので構成すると、第 1 主成分は全ての国の因子負荷量が中程度以上、第 2 主成分は韓国(3 位)日本(7 位)ドイツ(9 位)の因子負荷量が弱いが、その他の国は中程度以上である。

第 1 主成分、第 2 主成分共に因子負荷量が中程度以上の国が多いため、名称を決めることが困難である。そこで、新たな情報として、研究分野間のつながりと主成分の関係に着目してその特徴を示す。図 9(a)に上位 10 か国の研究分野間のつながりの論文比率の合計と第 1 主成分の関係を示す。研究分野間のつながりの論文比率の合計と第 1 主成分の関係は、切片が 0.278、傾きが 0.123、決定係数が 0.975 であり、相関関係が強い結果を得た。続いて、図 9(b)に上位 10 か国の研究分野間のつながりの論文比率の標準偏差と第 2 主成分(絶対値)の関係を示す。研究分野間のつながりの論文比率の標準偏差と第 2 主成分の関係は、切片が 0.007、傾きが 0.016、決定係数が 0.878 であり、相関関係が強い結果を得た。ただし、第 2 主成分は絶対値を用いている。第 2 因子の主成分の符号は、研究分野間のつながりの論文比率における分布の歪度と一致しているが、歪度の情報をのぞいた比較を行った。

以上の因子負荷量の分析結果、そして、研究分野間つながりとの分析結果から、各主成分の特徴は、第 1 主成分は「分野間のつながりの強さ」、第 2 主成分は「分野間のつながりのバラツキ度」でまとめられる。

図 10 に IoT 論文数上位 10 か国に関する研究分野間のつながりの主成分分析の結果を示す。第 1 主成分において、15 以上で示されている分野間つながりの化学と臨床医学間 [3-4]、化学と工学間 [3-7]、および、コンピューター科学と工学間 [5-7] は、図 6 にて分野間のつながりが強いものとして強調表示されている。次に第 2 主成分において、±5 以上で示されている分野間つながりの化学と臨床医学間 [3-4]、および、コンピューター科学と工学間 [5-7] は、図 7 にて分野間のつながりが強いものとして強調表示されているが、上位 10 か国の研究分野間のつながりの標準偏差が、それぞれ 3.800、8.780 であり、他のつながりに比べて大きな値を示している。

分析の結果、分野間のつながりの強いものとして、化学と臨床医学 [3-4]、コンピューター科学と工学間 [5-7]、および、化学と工学間 [3-7] が抽出された。次に中程度の分野間のつながりがあるものとして、臨床医学と工学間 [4-7]、化学と総合間 [3-15]、臨床医学と総合間 [4-15]、化学と物質科学間 [3-11] 等が抽出された。このように国別で分野間のつながりに差があることが示唆された。

5.3.4 研究分野間のつながりの国別比較

図 11 に IoT 論文数上位 10 か国の研究分野間のつながりを示す。なお、図 11 は、各国上位 10 位までのつながりと主要分野のみ表示している。図 11(a)の中国は、化学と臨床医学と工学

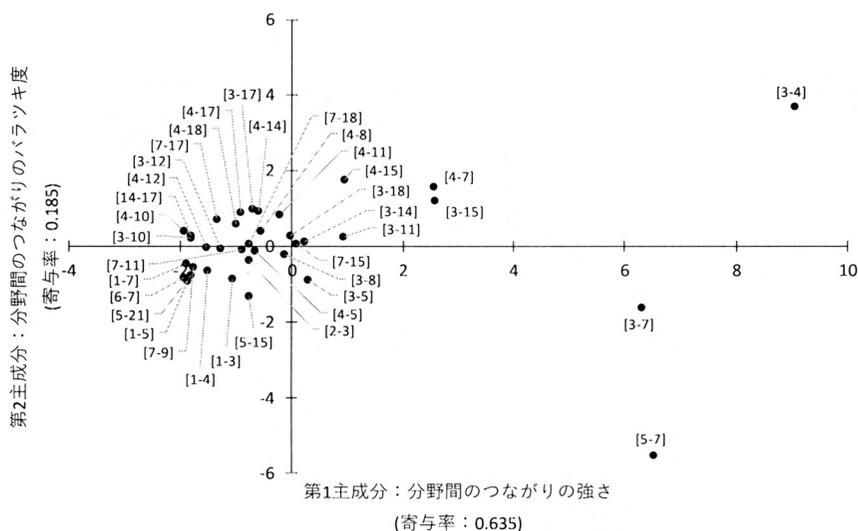


図 10. 研究分野間のつながりの主成分分析 (2016).

間 [3-4-7], 化学と臨床医学と総合間 [3-4-15], 化学と臨床医学と物理学間 [3-4-18] が, すべての研究分野と連結する完備ネットワーク (complete network) である. また, 化学と物質科学間 [3-11] と化学と分子生物学&遺伝学間 [3-14], コンピューター科学と工学間 [5-7] につながりがある. 図 11(b) のアメリカは, 化学と臨床医学と工学と総合間 [3-4-7-15], 化学と臨床医学と物質科学間 [3-4-11] が完備ネットワークである. また, 臨床医学と分子生物学&遺伝学間 [4-14], コンピューター科学と工学間 [5-7] につながりがある. 図 11(c) の韓国は, 化学と臨床医学と工学間 [3-4-7], 化学と臨床医学と環境/生態学間 [3-4-8], 化学と臨床医学と物質科学間 [3-4-11], 化学と臨床医学と薬理学&毒物学間 [3-4-17] が完備ネットワークである. また, コンピューター科学と工学間 [5-7] につながりがある.

図 11(d) のイギリスは, 化学と臨床医学と工学と総合間 [3-4-7-15], 化学と臨床医学と物理学間 [3-4-18] が完備ネットワークである. また, 臨床医学は物質科学間 [4-11] と分子生物学&遺伝学間 [4-14], コンピューター科学と工学間 [5-7] につながりがある. 図 11(e) のイタリアは, 化学と臨床医学とコンピューター科学間 [3-4-5], 化学とコンピューター科学と工学間 [3-5-7], 化学とコンピューター科学と総合間 [3-5-15] が完備ネットワークである. また, 環境/生態学間 [3-8], 物質科学間 [3-11], 分子生物学&遺伝学間 [3-14] につながりがある. 図 11(f) のスペインは, 化学と臨床医学と工学間 [3-4-7], 化学とコンピューター科学と工学間 [3-5-7], 化学と工学と環境/生態学間 [3-7-8] が完備ネットワークである. また, 化学と生物学&生化学間 [2-3], コンピューター科学と社会科学・一般間 [5-21], 工学は地球科学間 [7-9] と物理学間 [7-18] につながりがある.

図 11(g) の日本は, 化学と臨床医学と工学間 [3-4-7], 化学と臨床医学と数学間 [3-4-12] が完備ネットワークである. また, 化学は環境/生態学間 [3-8], 物質科学間 [3-11], 分子生物学&遺伝学間 [3-14], 総合間 [3-15], コンピューター科学と工学間 [5-7] につながりがある. 図 11(h) のインドは, 農学と化学と臨床医学間 [1-3-4], 農学と臨床医学とコンピューター科学と工学間 [1-4-5-7], コンピューター科学と工学と総合間 [5-7-15] が完備ネットワークである. また, 化学は工学間 [3-7] と総合間 [3-15], 工学は経済学&ビジネス間 [7-6] と物質科学間 [7-11] につながりがある. 図 11(i) のドイツは, 化学とコンピューター科学と工学間 [3-5-7], 化学と工学と物理学

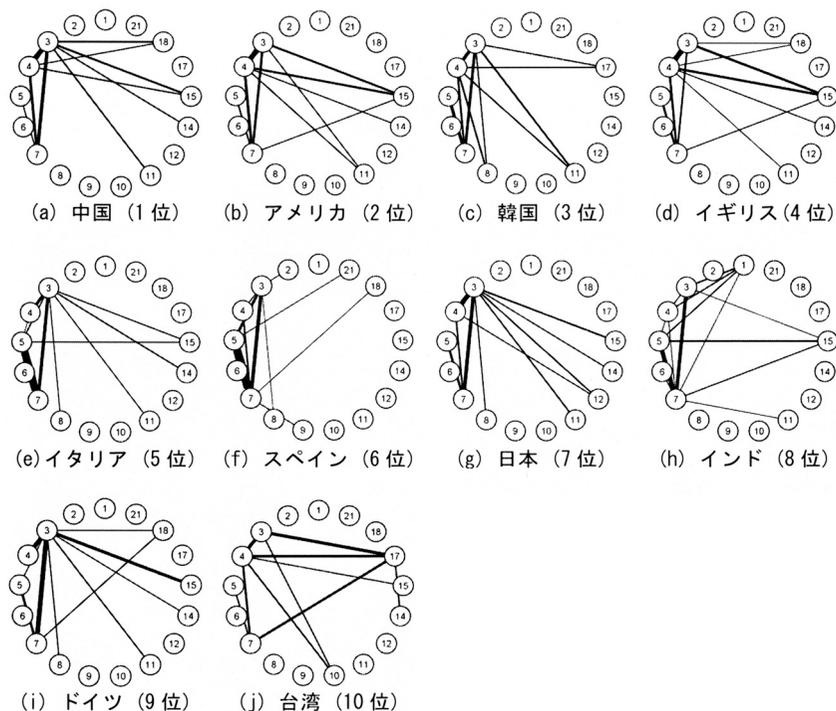


図 11. IoT 論文数上位 10 か国の研究分野間のつながりと主要分野 (2016)．注意 1：表示されている研究分野は、いずれかの国の関連研究分野である．注意 2：10 位の研究分野間つながりが複数ある場合、10 本以上のつながりで示す．イギリスは 11 本、インドは 14 本である．

間 [3-7-18] が完備ネットワークである．また、化学は臨床医学間 [3-4]、環境/生態学間 [3-8]、物質科学間 [3-11]、分子生物学&遺伝学 [3-14]、総合 [3-15] につながりがある．図 11(j) の台湾は、化学、臨床医学、免疫学 [3-4-10]、化学、臨床医学、薬理学&毒物学間 [3-4-17]、化学、工学、薬理学&毒物学間 [4-7-17] が完備ネットワークである．また、臨床医学と総合間 [4-15]、コンピューター科学と工学間 [5-7]、分子生物学&遺伝学と薬理学&毒物学間 [14-17] につながりがある．

A. 多様性の国別比較

本稿では、研究分野間のつながりにおいて、少数のつながりに集中している国を多様性が低い国、複数のつながりに分散している国を多様性が高い国とする．また、多様性の指標は、ローレンツカーブ (Lorenz, 1905) から導き出されたジニ係数 (Gini, 1936) を用いる．

ジニ係数は、社会科学分野において富の集中度の分析に用いられるが、Mizukami et al. (2017) は、研究 IR 分野における研究力測定において適用している．図 12 に IoT 論文数上位 10 か国の研究分野間のつながりの多様性を示す．図 12(a) はローレンツカーブ、図 12(b) はローレンツカーブから導き出されたジニ係数を示す．

分析の結果、研究分野間のつながりの多様性は相対的に 3 グループに大別できる．まず多様性が高いグループとして、ジニ係数が 0.520 未満の韓国が挙げられる．次に多様性が中程度のグループとして、ジニ係数が 0.650 未満の中国、アメリカ、イギリス、日本、インド、台湾、が挙げられる．最後に多様性が低いグループとして、ジニ係数が 0.650 以上のイタリア、スペイン、ドイツが挙げられる．なお、これら閾値は、国別の傾向を明確に分類できる値としている．

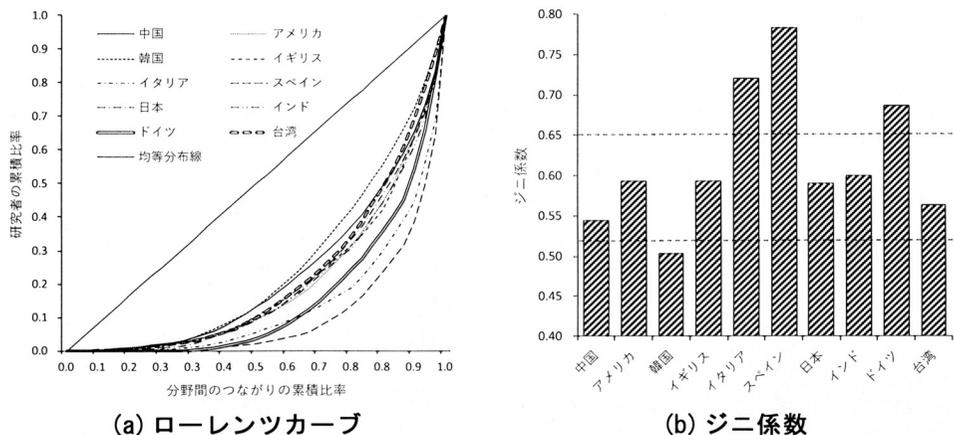


図 12. IoT 論文数上位 10 国の研究分野間のつながりの多様性 (2016).

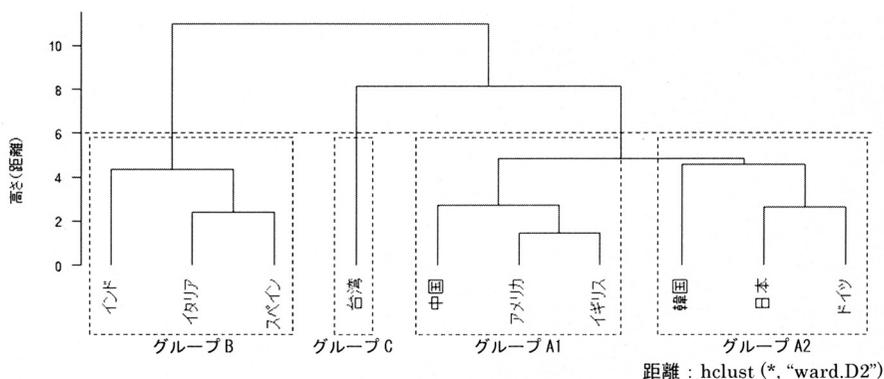


図 13. 研究分野間のつながりに関する IoT 論文数上位 10 国のデンドログラム。

B. 類似性の国別比較

本稿では、上位 10 国それぞれ上位 10 種類の分野間つながりに対して、国を個体、分野間つながりを変数として階層型クラスター分析を施して、デンドログラムで可視化する。図 13 に研究分野間のつながりに関する IoT 論文数上位 10 国のデンドログラムを示す。なお、クラスター分析におけるクラスター間距離はワード法を用いた。

図 13 のデンドログラムにて、IoT 上位 10 か国を 3 つのグループに分類した。まず、中国、アメリカ、韓国、イギリス、日本、ドイツのグループ A、そして、インド、イタリア、スペインのグループ B、最後に台湾単独のグループ C である。また、グループ A には 2 つのクラスターがあり、中国、アメリカ、イギリスのサブグループ A1、韓国、日本、ドイツのサブグループ A2 に分割できる。なお、サブグループ A2 において、韓国の距離が遠いことが示されており、日本とドイツ間の類似性に比べて、韓国との類似性が低いからであると考えられる。

しかし、図 13 の階層型クラスター分析のデンドログラムでは、グループ化はできるが、その分類の要因を把握することができない。そこで、本稿では、上位 10 か国の分野間つながりに対して、国を個体、分野間つながりを変数として分散共分散行列を用いた主成分分析を適用して国別の散布図を示し分類の要因の抽出とその特徴を示す。表 11 に IoT 論文数上位 10 国

表 11. 研究分野間のつながりの主成分分析における寄与率 (2016).

主成分	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
寄与率	0.476	0.251	0.089	0.065	0.054	0.031	0.020	0.011	0.003	0.000
累積寄与率	0.476	0.727	0.816	0.881	0.935	0.966	0.986	0.997	1.000	1.000

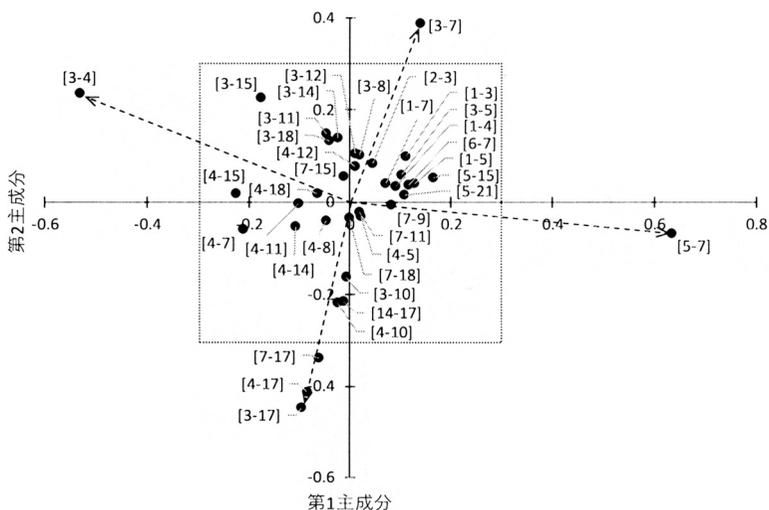


図 14. 研究分野間のつながりの主成分分析における因子負荷量. 注意: 点線の四角は ± 0.3 の範囲を示している.

に関する国別の主成分分析における各主成分の寄与率と分野間つながりの因子負荷量を示す. 各主成分の寄与率に着目すると, 表 11 より, 寄与率が 0.10 以上であること, さらに, 累積寄与率が 0.727 であることから, 本稿では第 2 主成分までを分析の対象とした. 寄与率の合計は 0.727 である.

各主成分にその特徴を示す名称を付ける目的にて, 各主成分と因子負荷量および研究分野間つながりとの関係を示す. まず, 図 14 に横軸を第 1 主成分, 縦軸を第 2 主成分として因子負荷量を示す. また, 本稿では, 因子負荷量の絶対値が 0.700 以上を変数に対する因子の影響が強いとして, 0.300 以上を中程度, 0.300 未満を弱いとする.

各主成分の構成は因子負荷量の絶対値 0.300 以上のもので構成すると, 第 1 主成分は, 化学と臨床医学間 [3-4], コンピューター科学と工学間 [5-7] を合成したものである. 第 2 主成分は, 薬理学&毒物学と化学間 [3-17], 臨床医学間 [4-17], 工学間 [7-17], そして, 化学と工学間 [3-7] を合成したものである.

次に, 図 15 に研究分野間のつながりに関する IoT 論文数上位 10 か国の主成分分析の結果を示す. 本稿では, 上位 10 か国の分野間つながりに対して, 国を個体, 分野間つながりを変数として分散共分散行列を用いた主成分分析を適用する. 主成分分析の結果, 図 15 の国々のグループは, 図 13 のデンドログラムのグループと同様の結果であり, さらに, その位置関係からグループ化の要因を示している.

5.4 まとめ

表 12 に 5 章での分析結果として, IoT 論文数上位 10 か国のグループ化とその要因をまとめたものを示す. 本稿では, 多様性として, 少数の分野間つながりに特化した国, 多くの分野間

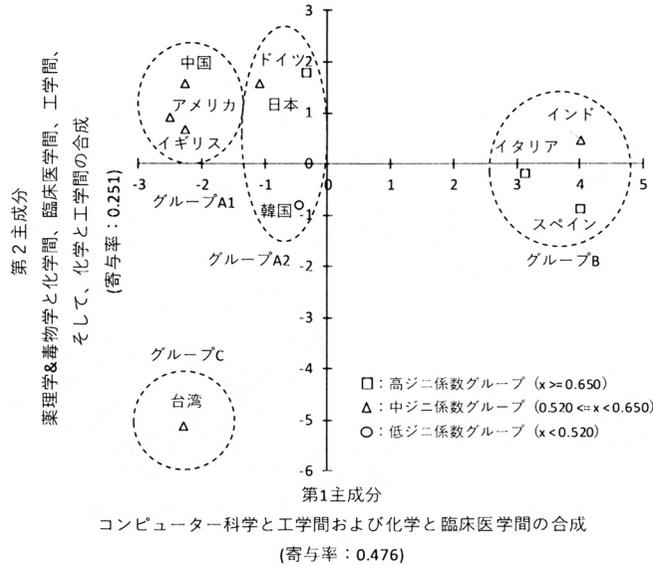


図 15. 研究分野間のつながりに関する IoT 論文数上位 10 か国の主成分分析 (2016).

表 12. IoT 論文数上位 10 か国のグループ化とその要因. 研究分野: [3] 化学, [4] 臨床医学, [5] コンピューター科学, [7] 工学, [17] 薬理学&毒物学. 注意: 背景が灰色のデータは 0.100 以上の比率である. #1: 全研究分野間つながり 253 組における比率である.

Gr.	国 地域	論文数 順位	ジニ 係数	主成分得点		国別の研究分野間つながり比率 ^{#1}					
				第 1 主成分	第 2 主成分	[3-4]	[3-7]	[3-17]	[4-17]	[5-7]	[7-17]
A1	中国	1	0.544	-2.270	1.579	0.113	0.075	0.005	0.003	0.025	0.002
A1	アメリカ	2	0.593	-2.507	0.921	0.137	0.062	0.004	0.006	0.042	0.002
A1	イギリス	4	0.594	-2.255	0.661	0.140	0.045	0.006	0.007	0.056	0.002
A2	韓国	3	0.504	-0.446	-0.787	0.068	0.055	0.028	0.030	0.063	0.017
A2	日本	7	0.591	-1.083	1.561	0.123	0.091	0.010	0.000	0.057	0.009
A2	ドイツ	9	0.600	-0.345	1.785	0.124	0.134	0.005	0.003	0.066	0.000
B	イタリア	5	0.720	3.145	-0.186	0.097	0.105	0.008	0.000	0.257	0.000
B	スペイン	6	0.783	4.024	-0.873	0.032	0.117	0.000	0.005	0.276	0.000
B	インド	8	0.600	4.022	0.443	0.035	0.112	0.005	0.002	0.139	0.002
C	台湾	10	0.564	-2.284	-5.104	0.075	0.017	0.072	0.063	0.033	0.055

つながりに分散した国を把握するためにジニ係数を用い、ジニ係数が 0.520 未満である国を多様性が相対的に高い国、0.650 未満である国を多様性が相対的に中程度の国、そして、0.650 以上である国を多様性が相対的に低い国とした。なお、これら閾値は、国別の傾向を明確に分類できる値としている。分析の結果、IoT 論文数上位 10 か国において、多様性が高い国として中国、韓国、台湾の 3 つのアジア諸国、多様性が中程度の国として、アメリカ、イギリス、日本、インド、ドイツの 5 か国、多様性が低い国として、イタリア、スペインの 2 つの EU 諸国とした。

次に、主な分野間つながりの傾向により IoT 論文数上位 10 か国を 3 つのグループに分類した。まず、グループ A は、経済が発展している 1 位の中国、2 位のアメリカ、3 位の韓国、4 位のイギリス、7 位の日本、9 位のドイツのグループである。特徴は、化学と臨床医学間 [3-4] の比率が高く、工学とコンピューター科学間 [5-7] の比率が低くなる傾向にある。そして、サブグループ A1 はグループの特徴が強く、サブグループ A2 は弱いグループである。なお、サブ

グループ A2 の韓国は、日本とドイツに比べてグループの傾向がさらに弱くなっている。これは、図 13 の階層型クラスター分析の結果から、サブグループ A2 において、韓国の距離が遠いことが示されており、この違いにより韓国の傾向が異なっていると考えられる。続くグループ B は、南ヨーロッパの 5 位のイタリア、6 位のスペイン、8 位のインドのグループである。特徴は、グループ A とは反対に化学と臨床医学間 [3-4] の比率が低く、工学とコンピューター科学間 [5-7] の比率が高くなる傾向にある。最後のグループ C は、アジアの新興国である 10 位の台湾単独のグループである。特徴は、薬理学&毒物学と化学間 [3-17]、臨床医学間 [4-17]、工学間 [7-17] の比率が高く、化学と工学間 [3-7] の比率が低く出る傾向にある。

6. 考察

2011 年、ドイツ技術科学アカデミーとドイツ連邦教育科学省は、「あらゆる社会システムの効率化」「新産業の創出」「知的生産性の向上」を目指した技術的フレームワーク Industry 4.0 を発表した。本稿は、Industry 4.0 において、フィジカル空間とサイバー空間の橋渡しをする IoT 技術の研究に着目、異分野融合による研究促進の視点から、各国の研究促進としてのイノベーションの戦略を分析して考察するものである。

分析では、一連の研究で導出された分析手法と共に、主成分分析、階層型クラスター分析を行い、多角的な分析と考察を展開するものである。なお、現状の把握という目的では、直近の年のデータを分析するのが望ましいが、書誌データベースの特性上、直近数年は、データが更新されていないなど、ノイズが多い場合があるため、データが安定していると考えられる 2016 年を対象年とした。

分析の結果、IoT 研究の異分野融合では、分野間つながりの類似性から、「工学とコンピューター科学の連携の強さ」という技術的アプローチ、「化学と臨床医学の連携の強さ」というアプリケーション的アプローチ、「薬理学&毒物学を介した化学、臨床医学、工学の連携の強さ」という薬理学&毒物学を中心としたアプローチにより国を次の 3 つのグループに分類した。まず、アプリケーション的アプローチの中国、アメリカ、韓国、イギリス、日本、ドイツの 6 か国のグループ、技術的アプローチのイタリア、スペイン、インドの 3 か国のグループ、そして、薬理学&毒物学を中心としたアプローチとアプリケーション的アプローチの台湾単独のグループである。また、ドイツ、イタリア、スペインの EU3 か国は一部の分野間の研究に集中、中国と韓国のアジア 2 か国は広く分散させた研究を展開していることを示した。

日本は、分野間研究の量では 7 位、質ではアプリケーション的アプローチ、多様性では中程度に分散させた研究を展開していることが判明した。また、日本と同様の質と多様性を持つ国として 2 位のアメリカと 4 位のイギリス、そして、日本と同様の質であるが、一部の分野間の研究に集中している国として 8 位のインドと 9 位のドイツが挙げられる。

以上のように、本稿で提案した手法は、本稿は、IoT 研究を推進するための異分野融合によるイノベーション戦略において、量、質、そして集中度という指標を提示して、その発展の推進に貢献するものであると考えられる。今後の研究の方向性は 2 つある。まず、国際比較と組織間の分析事例を増やし、それら手法の効果を検討することがある。そして、これら手法の確立と共にその普及に努めることがある。

謝 辞

一連の研究に協力いただいた統計数理研究所の金藤浩司先生、北村浩三先生、本多啓介先生、岡本基先生、工学院大学の鈴木重徳先生に感謝する。また、原稿を注意深くお読み頂き適切な助言を頂いたことに対して、二人の匿名査読者および編集委員に感謝する。本研究は JSPS 科

研費 JP17K04710, 統計数理研究所共同研究プログラム(2019-ISMCRP-1026)の助成を受けたものである。本研究は, 日本大学 生産工学部異分野融合イノベーションリサーチ・グループのプロジェクトである。

参 考 文 献

- 藤垣裕子, 平川秀幸, 富澤宏之, 調麻佐志, 林隆之, 牧野淳一郎 (2004). 『研究評価・科学論のための科学計量学入門』, 丸善, 東京.
- Gini, C. (1936). On the measure of concentration with special reference to income and statistics, *Colorado College Publication*, **208**, 73–79.
- Lorenz, M. O. (1905). Methods of measuring the concentration of wealth, *Publications of the American Statistical Association*, **9**(70), 209–219.
- Mizukami, Y., Honda, K., Suzuki, S., Nakano, J. and Otabe, A. (2016). Co-author information and authors' affiliation information in scientific literature using centralities—The researchers who act as mediators between organizations—, *International Journal of the Japan Association for Management Systems*, **8**(1), 1–8.
- Mizukami, Y., Mizutani, Y., Honda, K., Suzuki, S. and Nakano, J. (2017). An international research comparative study of the degree of cooperation between disciplines within mathematics and mathematical sciences: Proposal and application of new indices for identifying the specialized field of researchers, *Behaviormetrika*, **44**, 385–403.
- Mizukami, Y., Honda, K. and Nakano, J. (2018). Study on research trends on the internet of things using network analysis, *International Journal of the Japan Association for Management Systems*, **10**(1), 27–35.
- 文部科学省 (2019). 研究力向上改革 2019, http://www.mext.go.jp/a_menu/other/1416069.htm (最終アクセス 2020/5/1).
- 根岸正光, 山崎茂明 (2001). 『研究評価—研究者・研究機関・大学におけるガイドライン』, 丸善, 東京.
- Porter, A. L. and Rafols, I. (2009). Is science becoming more interdisciplinary? Measuring and mapping six research fields over time, *Scientometrics*, **81**, 719–745.
- Putnik, G. D., Ferreira, L., Lopes, N. and Putnik, Z. (2019). What is a cyber-physical system: Definitions and models spectrum, *FME Transactions*, **47**(4), 663–674.
- Rafols, I. and Meyer, M. (2010). Diversity measures and network centralities as indicators of interdisciplinarity: Case studies in bionanoscience, *Scientometrics*, **82**, 263–287.
- Stirling, A. (2007). A general framework for analyzing diversity in science, technology and society, *Journal of the Royal Society Interface*, **4**, 707–719.
- Vergidis, P., Karavasiou, A., Paraschakis, K., Bliziotis, I. and Falagas, M. (2005). Bibliometric analysis of global trends for research productivity in microbiology, *European Journal of Clinical Microbiology and Infectious Diseases*, **24**(5), 342–346.
- Wagner, C. S., Roessner, J. D., Bobb, K., Klein, J. T., Boyack, K. W., Keyton, J. and Börner, K. (2011). Approaches to understanding and measuring interdisciplinary scientific research (IDR): A review of the literature, *Journal of Informetrics*, **5**(1), 14–26.

Using an Academic Literature Database to Evaluate International Interdisciplinary Fusion in IoT Research through Coauthor Analysis

Yuji Mizukami¹ and Junji Nakano^{2,3}

¹College of Industrial Technology, Nihon University

²Faculty of Global Management, Chuo University

³The Institute of Statistical Mathematics

In 2011, the German Academy of Technology and the German Federal Ministry of Education and Science announced the Industry 4.0 technical framework, which aims to make all social systems more efficient, create new industries, and improve intellectual productivity. The foundational technologies of Industry 4.0 are the Internet of Things (IoT), big data, and artificial intelligence. This paper focuses on research on IoT technology that bridges the physical space and cyberspace, and analyzes each country's research promotion strategy from the standpoint of integrating different fields. In our analysis, we conducted an international comparison to examine the level of fusion among different domains of IoT research. We considered varied perspectives and approaches, and employed methods derived from a series of studies to perform principal component analysis and hierarchical clustering analysis.