

米国IT多国籍企業のグローバル技術知識創造システムと技術開発分野： Google と IBM の特許分析を中心に

林 倬史*・菰田文男**

要約

本稿では、デジタル技術の普及を背景とした市場とビジネスのグローバル化に伴い、技術知識の創造システムもナショナルなシステムからグローバルなシステムへと移行してきたこと、そしてそれに伴いどのような技術分野に移行してきたのかを中心に論じている。とりわけ、知識集約型産業分野において、技術優位を確保すべくIT多国籍企業はますます研究開発（R&D）指向を高めつつある。

特に、米系IT多国籍企業のR&D活動は国際化というよりもグローバル化し、同時にR&D活動も国境を越えたネットワーク化の程度を強めてきている。本論文ではこれら企業の中でも、ITプラットフォームとしてIT分野で卓越したR&D力を持つGoogle LLC、および米国特許ランキングにおいて30年近くトップの座を維持しているIBM Corp.の米国IT多国籍企業2社の特許比較分析を行う。これにより、R&D人材の国籍の観点からグローバルな技術的知識の創造システムを明らかにし、両社の主要なR&D分野の違いを検討している。最後に、これら米国IT多国籍企業2社のR&D能力が、グローバル化されたR&D人材の活用を基盤としていること、そしてその成果としての技術開発分野に関する両社の相違点と類似点の分析結果を、テキストマイニングによるアソシエーション分析によって明示化している。

I イントロダクション

本稿は、デジタル技術を中心とする知識創造システムを考察している。デジタル技術の発展は、オンラインシステム間での技術情報の転送を

可能とするため、関連技術の発展が進むほど、技術知識の分散化と集中化を促進することに留意する必要がある。技術論文や米国特許の観点からR&D能力を吟味してみると、デジタル技術の普及に伴い、著者および発明者所属機関国籍は明らかに世界的に分散化してきた（Kafouros et al., 2010; Hayashi and Nakayama, 2019）。したがって、このことは換言すれば、世界中に分散した研究開発（以下、R&D）人材を活用できる企業や国が増えれば増えるほど、R&D能力の向上と分散化を促進することを意味する。この意味において、開発目標に必要な専門知識を有するR&D人材を国境を越えて活用しうる企業ほど、自社のR&Dリソースベースを創造、拡張、または修正する（to create, extend, or modify）組織的ダイナミック・ケイバビリティを再構築しうることになる（Helfat, 2007; Teece, 2009; Pitelis & Teece, 2010; Cantwell, 2014）。その際、ここで留意する必要がある点は、R&D活動のグローバル化が、「国境の外へ」（outward globalization）だけでなく、「国境の内へ」（inward globalization）も同時に進められているという点である。前者は米国企業がR&D拠点を海外に移して、海外の人材や技術を取り込むというグローバル化であり、後者はR&D拠点は米国内に残したままで海外の人材や技術を自国に取り込むというグローバル化である。本論文は、30年以上連続して米国の特許ランキングでトップの座にあるIBM、および検索広告事業領域のITプラットフォーム企業Google LLCの米系IT企業2社に焦点を当てて分析していく。これら米系多国籍企業2社のR&D活動

* はやし たかぶみ 立教大学名誉教授

** こもだ ふみお 埼玉大学名誉教授

のグローバル化の主な目的は、R&D 能力の向上による競争優位性の創造 (competence creation) にある (Cantwell and Mudambi, 2005, 2011)。グローバル R&D 活動によるこうした R&D 能力構築のポイントは、国境を越えた R&D 人材間の技術知識の共創に見いだされる。知識の国際的共創に関しては、多国籍企業の企業内の国際的な知識の移転と創造の際における多様なマインドと技術標準化による接続性の視点からも考慮する必要がある (Cano-Kollmann, et al., 2016; Anderson, et al., 2016)。デジタルでの作業をベースとするソフトウェア関連の技術領域における R&D 担当者は、ハードウェアやアナログ関連の技術領域を扱う R&D 担当者よりも、より容易に時間と空間を超えて共同作業を遂行しうる。この意味で、ソフトウェア分野中心の IT 多国籍企業は、ハードウェア分野中心の企業よりも、R&D 担当者間でより国際的またはグローバルな活動を実行しうる可能性と必要性が生じることを意味する。したがって、米国に本拠を置くこれら IT 多国籍企業 2 社が、海外の R&D 人材を活用しながら技術知識の共創活動をどの程度国際化しているのかを吟味してみる必要がある。しかしここで注記すべき点は、R&D 集約型米国企業の多くが、外国籍の R&D 人材を海外のみならず、本国内においても同様に活用してきた点にある。海外で生まれた米国在住の移民とは別に、多くの海外からの留学生が大学卒業後またはポスドクとして引き続き米国に居住している (Sana, 2010; NSF 報告資料)。さらに、注目すべき点は多くの米国企業、特に知識集約型多国籍企業は、H1-B ビザでフルタイムの外国人科学者や技術者を雇用している点である (林・中山, 2020)。

その結果、米国企業では技術知識の共創活動が米国内外を問わず国際的に展開されてきた。このことは換言すれば、米国の多国籍企業は、R&D 活動の内内外へのグローバル化 (inward & outward globalization) を行ってきたことを意味する (Hayashi and Nakayama, 2019)。R&D 活動をグローバル化するということは、同時に知識の共創活動の成果を最大化するために、グローバルな規模でのネットワーク化を進めていく必要性に迫られてくる (Komoda et al., 2021)。

こうした観点から、本論文は、デジタル経済化

が進展するなかでこれまでの研究においていまだ取り残されてきた感のする 3 つの研究課題に焦点を当てて検討している。第一に、米国 IT 多国籍企業 2 社の R&D 活動はどの程度国際化され、R&D 人材間のネットワーク化がなされているのか。第二に、上記の米国 IT 多国籍企業は、R&D 人材をグローバルな規模で活用してどのような技術分野を新たに開拓しようとしているのか。そして第三に、上記 R&D 人材によって新たに開発された技術分野はどのように関連しあっているのか。本稿では、以上 3 点のリサーチ・クエスチョンにこたえるために、以下の分析方法に依拠している。

II 分析方法

特許分析による各種の有効性と重要性に関してはすでに長く、検討され利用されてきた (Schmookler, 1961; Firestone, 1971; Jaffe and Trajtenberg, 2002; Roach and Cohen, 2013)。また多国籍企業による特許戦略に関する分析も 1980 年代以降深められてきた (Bertin and Wyatt, 1988; 林, 1989) 今回の特許分析では、米国特許商標庁 (以下、USPTO) と日本特許庁 (以下、JPO) が 2020 年に発行した特許の発明者の国籍、さらに特許請求項および詳細全文を分析して技術分野と技術分野間の関連を明示化している。これらのテキストデータは、USPTO、USPATFULL、および J-PlatPat のデータベースから取得されている。両データベースに基づく発明者の国籍は、発明者個人のパスポート情報ではなく、発明者が所属する機関の所在地国籍に基づいている。

はじめに、分析対象企業が取得した米国特許の発明者国籍を明らかにするを通して、R&D 活動の国境を越えたグローバル化 (outward globalization) を提示する。次に、米国に居住する海外生まれの発明者による R&D 活動の内向きのグローバル化 (inward globalization) の推定割合ならびに国際的な技術知識共創の視点から見た外観的ネットワークを、国立科学財団 (NSF) の Science and Engineering Indicators 所収データと USCIS の H1-B Employee Data に基づいて

明らかにしていく。そして、この米国多国籍企業2社のR&D人材が発明した技術分野を国際特許分類(IPC)で分類すると同時に、テキストマイニングソフト・ツール(NTTデータのText Mining Studio)を用いて、これらの発明された主要技術分野を軸とした技術分野間の連関を視覚的に表現することを試みる。特許のテキスト情報のテキストマイニング手法による分析に関しては、豊田・菰田(2011)において参考になる試みがなされているが、本論文では、それを踏まえて両社のR&Dの国際化と今後の技術戦略上の力点、およびそれら技術分野間の連関に留意しながらアソシエーション分析による図示化を試みていく。

III IBMとGoogleによるR&D活動のグローバル化(outward globalization)

3.1 IBMのR&D活動のグローバル化

図1は、IBM社の2020年米国公開特許発明者の所属機関の居住地国籍に基づいた国籍別の米国特許数と国際間の共同発明を示している。2020

年にIBMが米国で公開した特許総数1,656件のうち、米国単独発明による特許件数は979件、そして残りの677件は海外単独および国際共同発明であった。したがって、特許発明件数でみた同社のR&D活動の国際化は、約41%ということになる。同図に示されているように、同年にIBMの米国公開特許明細に記載されている発明者国籍の総数は34の国籍に及んでいる。

米国以外では、図1に示されているように、インド国籍の発明者が単独または海外国籍の発明者との共同で発明した米国特許数が最多となっている(176件)。その内訳をみると、100件が米国との共同発明、27件が米国以外の国籍発明者との共同発明、そして49件がインド国籍発明者のみの発明件数となっている。

米国外発明最多件数のインドに続いて、主な海外の米国特許発明国は、アイルランドが104件、カナダが89件、イスラエルが74件、日本が64件、ドイツが61件となっている。次に、米国との国際共同発明件数を主要国別にみると、インドが127件でトップ、続いてカナダが56件、アイルランドが49件、ドイツが48件、オーストラリアが36件、イスラエルが31件となっている。

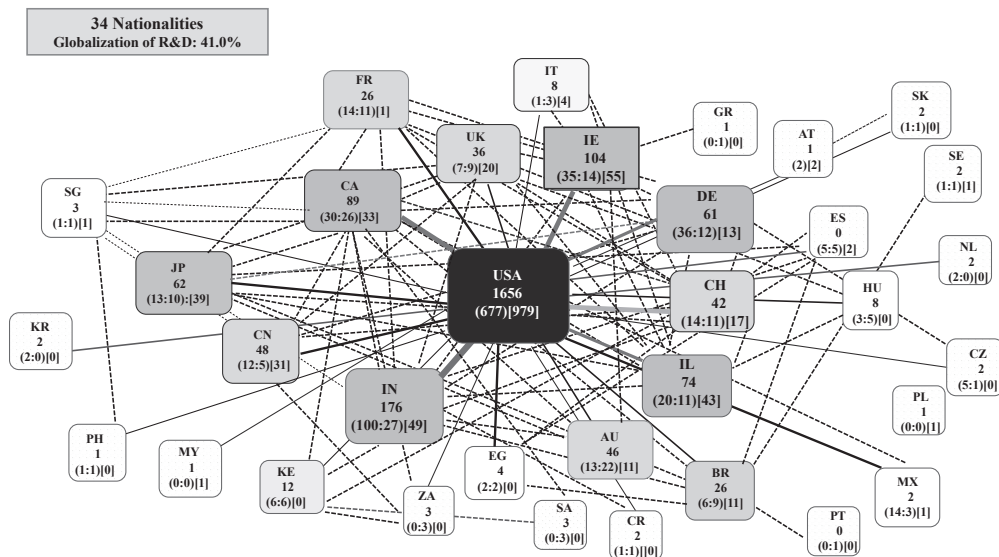


図1 IBM社の特許発明でみたR&Dのグローバル化：2020年米国公開特許

出所：USPATFUL 検索により作成。

注：(1) 国籍コードに関しては末尾付表を参照のこと。(2) 各国上段の各数字は、特許発明者の所属先住所の国籍別の米国特許総数。(3) 下段の()内の数字は米国発明者との共同発明特許および米国以外の発明者との共同発明特許数、[]内の数字は当該国籍のみによる発明特許件数。実線は米国との共同発明、点線は米国以外の国籍との共同発明。

最後に、国籍別の単独国籍発明による特許件数をみると、アイルランドが55件で最も多く、ついでインドが49件、イスラエル43件、日本39件、カナダ33件、中国31件、英国20件、スイスが17件と続いている。このことは、IBMがこれらの国に自社独自のR&Dセンターを保持し、これらR&D拠点が独自のR&Dミッションを保有していることを示唆している。

さらに、同社のグローバルR&D活動におけるアジアの位置を、米国特許発明件数の視点から確認してみると、インド、日本、中国が主要な役割を担っており、続いて、韓国、シンガポール、マレーシア、フィリピンが同社のグローバルなR&D活動の一端を担っていることが同図から読み取れる。以上、同図からは、同社が単に高度なR&D人材をグローバルな規模で活用しているという視点のみならず、グローバル化されたR&Dネットワークを構築することによって、新規に技術的知識を創造・共創していることを認識しうる。

換言すれば、IBMが30年にわたって連続して米国企業特許ランキングのトップを維持し続けているという米国経済史上異例のケースとなっている

る主要な理由の1つは、世界的な規模の技術知識共創ネットワークシステムに求められうる。

3.2 Google社のR&D活動のグローバル化

図2は、2020年に米国で公開されたGoogleの特許件数を発明者国籍別に分類することによって、同社のR&D活動のグローバル化の内訳を示している。2020年のGoogle社の米国公開特許件数1132件のうち、米国内のみで単独で発明された特許件数は905であった。

そして、Googleの海外機関に所属する発明者が共同または単独で発明した特許件数からR&Dの国際化の程度をみた場合、同社のR&D活動の国際化は約20パーセントということになる。米国との共同発明件数をみると、英国とスイスがそれぞれ44件と41件で主要な発明者国籍となっており、ついでイスラエル、ドイツ、カナダが10件以上の特許件数を示していることから、これら諸国が同社のグローバルなR&Dネットワークの主要拠点国（ハブ）となっているように思われる。その際、米国以外の国籍間の共同発明の視点から吟味すると、スイスと英国、続いてドイツとイスラエルが、海外R&Dハブのなかでも米国以外の

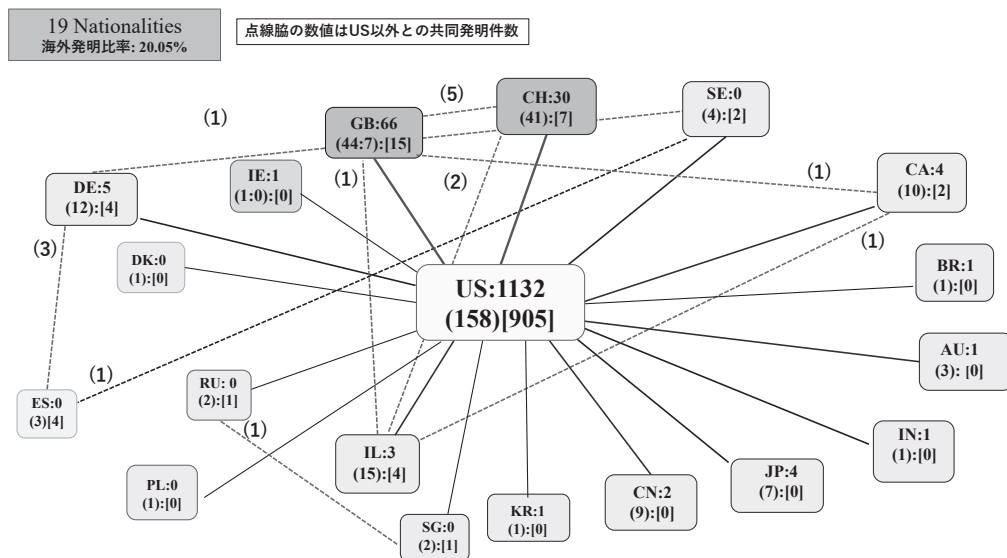


図2 Google社の特許発明でみたR&Dのグローバル化：2020年米国公開特許

出所：USPATFUL 検索により作成。

注：各国内の数値の意味については、図1の注を参照のこと。なお、米国以外の国籍間の直線結の数値は、非米国間による共同発明特許件数を示している。

表1 IBMとGoogleのH1-Bビザによる海外からの雇用者数と学歴別比率(2015-2016年平均)

	Total	Bachelor's	Master's	Doctorate
IBM Corp	807(100.0)	266(33.0)	468(58.0)	73(9.0)
Google	2268(100.0)	680(30.0)	1315(58.0)	273(12.0)

出所：USCIS（米国移民局）、approved H1-B petitions, 2015, 2016より作成。

注1：2015年と2016年のH1-B受領者総数平均値は約31,000人であった。そのうち、インドからだけで72.6%の圧倒的なシェアを占めている。しかも、IT産業に限定した場合、インドのシェアはさらに上昇することが推定される。

注2：H1-Bビザは、希望者が申請するのではなく、雇用企業が給与、手当等の雇用条件（Full-time base）を提示し、雇用企業が移民局に申請して許可を得る仕組みとなっている。許可された場合には当初3年間、そして雇用延長する場合にはさらに3年間の延長が認められる。その間に、Green Card（米国永住権）を取得するケースも想定される。

海外R&Dユニットを持つ重要なR&Dハブとなっており、同社のグローバルなR&Dネットワークの主要拠点となっていることが想定される。

海外の単独発明国籍による特許件数で見ると、スイスと英国が、独自のR&Dミッションを持つ海外の主要R&Dセンターとしての役割を果たしている。興味深いことに、日本、中国、シンガポール、インド、韓国などのアジアR&D拠点が、同社のR&Dネットワークにおいてほぼ同程度のR&D戦略上の位置を保持しているようにも見える。ただし、同社のインド拠点が、図2に占めるR&D上の位置とは異なり、極めて重要な役割を果たしている点については、次項において検討している。

Googleは、IBMに比べて、比較的最近設立されたにもかかわらず、図2に示されているように、同社のR&D活動の国際化はIBMの程度よりも低いにせよ、世界的なR&Dシステムを構築しているといえる。

IV IBMとGoogleの 米国内におけるR&Dのグローバル化 (inward globalization)

IT米国多国籍企業の知識創造システムのグローバル化を検討する場合、R&Dシステムの国境の外側へのグローバル化だけでなく、国境の内側へのグローバル化も検討する必要がある。そこではじめに、米国内において、IBMおよびGoogleが外国生まれ（Non-Native-Born）の科学技術人材をどれくらい雇用しているのかを検討してみる。National Science Foundation（NSF）の

データによると、「広範なS&E（科学技術）職業カテゴリの多くでは、学位レベルが高いほど、外国生まれの労働力の割合が高くなっている。特に、工学、およびコンピューター・サイエンスと数学分野の博士号取得者の半数以上が外国生まれとなっている」（National Science Foundations, 2020）。

2018年のNational Science Board（NSB）のデータに基づいた計算基準によると、以下のように示されている；教育関連、公的機関を除く実業界における「外国生まれ」の科学技術労働力の割合は、大卒者で17.9%、修士号取得者で38.2%、博士号取得者（ポスドク）で46.5%。さらに、興味深いことに、コンピューター・サイエンスと数学分野における職業の場合、外国生まれの大卒者は21.7%、修士号の場合は50.4%、ポスドクの場合は58.2%となっている。

それでは、上記の数値は、両社の米国内拠点に所属する特許発明者の数にどの程度該当するのだろうか。ここで参考になるのは、アメリカのIT関連企業が、高度な高度科学技術人材を海外から3年間から6年間雇用できる「H1-Bビザ」を利用している点である。そこで、IBMやGoogleがH1-Bビザ（表1注参照）によって雇用した海外からの高度科学技術人材の数を確認してみる。表1は、2015年から2016年にかけて、2社がH1-Bビザで雇用した年平均人数と学歴別構成比を示したものである。

両社のR&D職（常勤ベース）の学歴比率が、当該企業のR&D人事上の独自性を反映して、表1の比率とほぼ一致すると仮定した場合、表2に示す外国出身のR&D職比率は以下ようになる。

表2 米国における外国生まれの R&D 従業員の推定比率 (2015 - 2016)

	Total average (A+B+C)	A: Bachelor's	B: Master's	C: Doctorate
IBM Corp	41.7%	7.3% (=33.0%×21.7%)	29.2% (=58.0%×50.4%)	5.2% (=9.0%×58.2%)
Google	42.7%	6.5% (=30.0%×21.7%)	29.2% (=58.0%×50.4%)	7.0% (=12.0%×58.2%)

出所：NSB および USCIS データより算出。

表2に示されているように、IBMとGoogleの米国における常勤R&D職従業員に占める海外生まれのR&D従業員の推定比率は約40～43%となる。しかも、GoogleのH1-BビザによるR&D人材の絶対数は2,000名以上となっており、IBMよりもはるかに多い。

IBMとGoogleのR&D人材の視点から見た「米国内のR&D活動のグローバル化(inward globalization)」の意味は、米国内におけるR&D活動のかなりの割合が、これらの米国内に投入されている「海外生まれの(non-native born)」の高度R&D就業者に依拠してきている点にある。特にGoogleは、表1の注釈で述べられているように、H1-Bビザを利用することによって、米国内ではIBMの約3倍のインド人科学技術人材を雇用している。このことは、Googleの米国内におけるR&D人材のグローバル化の視点から見た場合、同社のR&D活動においてインド人人材の位置が予想以上に重要であることを示している。

Microsoft, Amazon, Facebook, INTEL, Qualcommなどの他の米国のIT多国籍企業による上記と同様の実態を吟味しても、IBMやGoogleとほぼ近似した比率となっている(林・中山, 2020)¹。したがって、両社のR&D活動のグローバル化に関する結論は以下のように導き出されることになる。

IBMが新しい技術的知識を創造することで、米国史上異例のほぼ30年間特許ランキングのトップを維持し続けている主な理由は、30以上の国籍を持つ外向きのグローバル化システムを中心としたグローバルなR&Dシステムにあり、そして米国内において海外生まれの高度なR&D人材を有効に活用しうるシステムによって補完されていること。

そしてGoogleの高度なR&D能力の背景には、インド人人材を中心としたインワードグローバル化を軸に、海外拠点を活用したグローバルなR&D体制に補完されていること、以上のように結論付けたい。

次節では、これらIT多国籍企業2社が上記人材を活用して戦略的に開発ターゲットとしている技術分野と技術分野間の連関の構図を中心に検討する。

V グローバルR&D体制に基づくIBMとGoogleの戦略的R&D分野

本節では、2社が戦略的に目指していると想定される新しいR&D領域を技術分野とビジネス戦略の観点から特許分析を通して、両社、特にGoogleに焦点を当てて検討していく。

5.1 IBMのR&D分野

ここでは、同社がどのような新規開発技術を海外に特許出願したのかを、同社の日本への出願特許を分析することによって吟味してみる。同社が日本に出願し、2020年に公開された特許件数は312件であった。これらの特許件数の大部分は同社が日本だけではなく、他の主要国にも出願されており、国際的に戦略性を有しうるとみなされた技術分野といえる。そこで、これらの同社日本公開特許のタイトル、要旨および請求項のテキスト全文、計約109万字をテキストマイニングすることによって、単語間の共起関係から、戦略的開発分野と技術分野間の連結を図示化してみる。

2020年の同特許のタイトル・要旨・請求項に出現した単語(名詞)数から、いわゆる非技術的内容の一般名詞(システム、実施形態、実装方法、

い。変化の中で、最も重要な点は、2005年の米国特許においては、娯楽関連の特許（A63）が4位にあったが、その後米国特許でも日本特許でも上位には存続していない点である。このことは、同社がゲームなどの娯楽ビジネスを戦略上重要な領域として位置付けなくなったことを意味する²。逆に、自動車関連の米国特許（B60）は既に2015年にも10位以下ではあったが48件に増加し、2020年には8位に出現している（「Wymo」に関しては表3の脚注も参照）。Googleにとって自動運転技術分野は戦略的ビジネスとして重要な位置を占めてきていることを意味する。これに対して、医療分野の技術（A61）は米国特許で2005年にすでに1件現れていたが、2015年には65件にまで増えている。しかし、2020年には11件に大きく減少している。このことは、同社の戦略的ビジネス領域において医療ビジネスがいまだ明確に位置付けられていない可能性を示している。

興味深い点は、自動運転（B60）は日本では米国特許以上に順位が上位にあったことである（6位、25件）。自動運転は同社にとって独占すべき重要技術であり、日本市場の重要性も大きいことを示している。これに反してIT分野の基礎技術としての性質よりも、特定の利用分野（計算化学、バイ

オインフォマティクス、モノのインターネット等）への応用技術としての性質の強いG16は、米国特許では10位以内に入っていないが、日本特許では10位に入っており、またG16の米国特許件数に対する日本特許件数の比率も35.0%になっている。同様に、自動車関連特許のB60の同比率も25.3%と比較的大きいことからこれら分野の日本での戦略的位置が高いことを示している。他方、ソフトウェアやアルゴリズムなどの基礎的なコンピュータサイエンスに関するG06の同比率は12.5%、電気通信技術のH04は13.6%でしかなかった。このことは、情報通信分野の骨格になり、またライバル企業の模倣が容易ではない基礎的技術は米国のみで特許が取得され、自動運転車や産業への応用分野に近い技術は日本など海外で取得されている可能性を示している。このことは換言すれば、最も重要な技術は米国国内で囲い込まれ、応用技術は市場支配や海外での模倣の比較的容易な技術は海外でも取得されている可能性を示している。

5.2.2 Google特許のテキストマイニング分析
さらにIPCの時系列変化から企業の重視する技術やビジネスの変化をより詳しく知るためには、特許公報に出現する重要単語の数とその時間

表3-1 Google (+Waymo) の米国特許

	2005		2010		2015		2020	
1	G06	93	G06	441	G06	3,122	G06	1,548
2	H04	21	H04	125	H04	1,612	H04	896
3	G09	6	G01	15	G01	285	G10	283
4	G01	5	G09	15	G08	178	G01	237
5	H05	3	G10	8	G09	148	G05	153
6	G10	2	G11	8	G05	151	H01	104
7	A61	1	G08	5	G10	185	G08	100
8	B67	1	H01	4	G02	131	B60	99
9	C07	1	H03	4	H01	79	G02	81
10	F04	1	H05	4	B64	72	H05	61

表3-2 同日本特許（IPC分類上位10項目）

	2005		2010		2015		2020	
1	G06	40	G06	98	G06	127	G06	194
2	H04	12	H04	41	H04	84	H04	122
3	G09	10	G09	16	G01	12	G10	62
4	G01	1	G01	3	G08	11	G01	49
5	G02	1	G10	1	G09	8	G08	36
6	G08	1	G16	1	B60	5	B60	25
7	G10	1			G10	4	G09	20
8	H01	1			H01	4	H01	12
9					A61	2	G03	9
10					B64	2	G16	7

出所：JPOデータベース「J-Plat Pat」検索により作成。アクセス日：November 17, 2022.

注：(1) 技術分類に基づく技術分野名（IPC）については、付表2を参照のこと。

(2) 2015年（米国特許）のB60（自動車関連）は48件。A61（医療）の2015年と2020年の米国件数は65件と11件。なお、自動運転技術開発を主に担っている「Wymo」は2016年に分社化されたため、Googleの技術開発分野の継続性を見るために、同社の特許を2020年のGoogle特許に含めている。Wymo社の従業員数は2023年現在、約2,500名におよぶ。

表4 Googleが日本で取得した特許の単語出現頻度上位35位 (2010, 20年)

タイトル			要約/請求項					
2010		2020		2010		2020		
1	広告	11	コンテンツ	6	受信	715	ユーザ	2,016
2	データストレージデバイス	3	データ	6	広告	660	クライアントデバイス	1,216
3	フラッシュメモリデータストレージデバイス	3	応答	6	特徴	610	応答	1,216
4	識別	3	デバイス	5	識別	588	プロセッサ	1,010
5	インプットメソッドエディタ	2	機械学習モデル	5	情報	388	コンピューティングデバイス	924
6	オンライン広告	2	レーダーシステム	4	データ	383	識別	919
7	クエリ	2	音声認識	4	コンピュータ	298	データ	898
8	コンテンツ	2	会話	4	テキスト	252	画像	847
9	データ	2	自動アシスタント	4	プロセッサ	231	アプリケーション	810
10	テキスト	2	アニメーション画像	3	位置	226	命令	697
11	メディア	2	スマートデバイス	3	メモリチップ	205	デバイス	618
12	ユーザ情報	2	ニューラルネットワークプロセッサ	3	サーバ	165	オーディオデータ	540
13	位置推定	2	バケット化	3	検索結果	131	検出	532
14	検索結果	2	プログラム	3	同期	128	データ処理ハードウェア	510
15	検出	2	ホットワード	3	仮想カメラ	127	コンピュータ	459
16	言語	2	レンダリング	3	計算	121	記憶	454
17	広告スロット	2	機械学習	3	ビデオ	119	位置	442
18	動画像符号化システム	2	検出	3	フレーム	119	コンテンツ	440
19	ビデオ	1	識別	3	クライアント	116	コンピューティングシステム	334
20	ブラウザ	1	制御	3	コンピュータプログラム製品	110	パラメータ	330
21	プロモーション	1	適応	3	広告主	108	フレーム	328
22	音声認識	1	認証	3	モバイルデバイス	106	機械学習モデル	321
23	機械学習	1	アクチュエータ	2	識別子	102	ネットワーク	317
24	機械翻訳	1	エージェント	2	翻訳	95	通信	284
25	検索	1	エンドツーエンド	2	インデックス	90	デジタルコンポーネント	262
26	検索クエリー	1	オーディオ信号	2	ホストコンテンツ	88	コンテキスト	261
27	検索システム	1	コンテキストバイアス	2	インスタンス	87	予測	255
28	広告システム	1	スイッチング	2	検出	87	制御	251
29	広告タグ	1	スマートフォン	2	ユーザ識別子	85	ビデオ	242
30	自動注釈付け	1	ディスプレイ	2	コンテンツアイテム	79	コンピュータ実装方法	222
31	注釈付け	1	データセンター	2	言語	79	メモリ	219
32	動画像符号化方法	1	ナビゲーション	2	構造化プレゼンテーション	76	スマートデバイス	213
33	符号化	1	ナビゲーションアプリケーション	2	地図	75	メッシュネットワーク	207
34	復号システム	1	ニューラルネットワーク	2	関心領域	73	データ処理システム	205
35	並列処理	1	モバイルデバイスベース	2	符号化	73	車両	204

出所：JPO データベース "J-Plat Pat" 検索により作成。

注：特許タイトル、要約および請求項に出現した単語の上位35位。2022年10月17～20日検索。

的变化をみるのが有効である。そこで、Googleが取得した特許における単語の出現頻度をテキストマイニングによって検討する。テキストマイニング手法を活用することによって、(1) 単語の出現頻度、(2) 単語と単語の共起頻度、(3) 単語と単語の係り受け関係などを確認し、自然言語処理によって、定性データの中から主要語を軸とした単語間の共起関係と意味をより客観性をもって発見しうる。

まずはじめに、(1) JPO において2010年、20年に公開され、その後登録されたGoogleの全特許(それぞれ109件、284件)のタイトル、および要約/請求項をマイニングして上位出現頻度技術分野項目を確認し、さらに(2) それら上位項目の技術分野を構成する関連技術分野を明示化

するために、各特許の要約・請求項および技術内容の詳細全文をテキストマイニングしてアソシエーション分析を試みる。

上記、タイトル/要約/請求項をマイニングした結果、2010年、20年にそれぞれ約5,350種類、11,000種類の単語が抽出された(名詞のみに限定)。本稿ではGoogleのR&D戦略や事業戦略を的確に浮き彫りできるように辞書を作成した。その結果を出現頻度の多い順に35位まで掲げたのが、表4である。

これによると、2010年には、タイトル、要約/請求項のいずれの場合も、「広告」「オンライン広告」「広告システム」「広告スロット」「広告タグ」「広告主」など、広告、宣伝に関係する語が極めて多く出現し、またネット上での広告に利用され

る技術としての「検索結果」「検索結果」「ユーザー識別子」「関心領域」などが出現していることが分かる。とりわけ、要約／請求項に比して、より本質的な意味が凝縮されて表現されているタイトルにおいて、広告に関連する用語が上位に出現していることから、その時点の Google の事業や技術において、広告・宣伝が圧倒的に重要であったことを示している。

他方、2020 年には広告関連の用語は 35 位以内からは全く姿を消している。2020 年に目を引くのは、「機械学習モデル」「機械学習」「ニューラルネットワークプロセッサ」「ニューラルネットワーク」など、人工知能開発の第三の波に乗って急速に実用化に向けて深化し始めている技術に通じる新しい知的なアルゴリズムやソフトウェアを体現する語が、上位に現れている。10 年間に同社の技術開発と事業戦略が、いかに大きく変化したかが読み取れる。さらに新しい知的なソフトウェアの進歩には大量のデータが不可欠であるため、「データ」「データ処理システム」「データ」「コンテンツ」なども上位に新しく現れている。注目すべき点は、「広告」に代わる新しい事業分野を体現する単語は、唯一「車両」が 35 位に出現している以外にほとんど現れておらず、ニューラルネットワーク等の事業を支える技術用語が大部分であるということである。2010 年から 20 年にかけての、この大きな変化は Google が広告事業を骨格に据えたビジネスの限界を熟知し、それに代わるビジネスを模索していること、そのビジネスを支える技術として人工知能、あるいはそれに通じるニューラルネットワークの開発を急速に進めつつあること、しかし高度な人工知能を利用した新たなビジネス分野を確立するまでにはさらなる時間を要することを示している。

以上の諸点から、出現頻度の多い単語数の変化から、Google の技術開発の中心が広告事業を支える技術から、ニューラルネットワークを中心とする知的なソフトウェア、さらには人工知能へと急速にシフトしつつあること、したがってまた将来の事業分野が自動運転車など知的なソフトウェアに支えられるものへと重心を移しつつあることが読み取れる。

こうした変化をさらに詳しく吟味するためには、36 位以下の単語も含めて、この変化を的確

に体現していくことが想定される単語を追加抽出し、その時系列変化を見る必要がある。そこで、要約／請求項の場合、36 位以下に存在する約 11,000 種類という膨大な単語群も含む語群の中からこの変化を的確に表現する重要な単語として下記の項目が抽出された。

すなわち、Google の R&D 戦略と事業戦略が広告・宣伝から知的なソフトウェアに依存する新しい事業分野を支える技術分野群として、上記単語群の中から、事業分野として、広告、娯楽、クラウド、ロボット、自動運転車、医療、これを支える要素技術として画像、音声、テキストおよび半導体チップを選択する。さらに将来のこれら事業と技術を支える知的ソフトウェアに関する単語を選択し、そしてそれら知的ソフトウェアが依存している各種データに関する単語を追加抽出する。

つぎに、上記（2）で述べたように、出願技術内容全文にまで拡大して分析することによって、同社の戦略をさらに詳しく分析してみる。

まず、事業、要素技術、知的ソフトウェア、データを体現する多数の語の中から、特許公報の全文に出現する代表的単語の出現頻度を 2006-10 年、2011-15 年、2016-2020 年の 3 期間にわたって比較してみる。その結果は、表 5、表 6 に示されている。表 5 は同社が USPTO で公開・登録された特許であり、表 6 は JPO で公開・登録された特許である。上述のように、USPTO で取得された特許は Google の戦略の基本的な性質を反映していると考えられ、JPO で取得された特許は基本的性質の国際的な側面を反映していると考えられる。したがって、以下では米国での特許を中心に分析し、日本での特許から国際的な性質を付加して考えるという形で分析する。

まず事業分野に関する単語から見ると、USPTO の場合、「advertisement」「entertainment」「game」という従来からの中核的ビジネスは、2016-2020 年にかけて大きく増加しているし、件数も多い。しかし、この数値は Google が将来に目指すビジネスを誇張して示しているかもしれない。なぜならば、JPO のデータでは「広告」はほとんど伸びておらず、娯楽関連の単語の出現頻度も少ないからである。表 5 でみたように、特許の性質の最も本質を示すタイトルでも、2010 年から 20 年にかけて広告や娯楽関連の語は劇的に

表5 Google が米国特許庁で公開・登録した特許件数

	Google			Google+Waymo	(3)/(1)	(3)/(2)	(2)/(4)
	2006-10 (1)	2011-15 (2)	2016-20 (3)	2016-20 (4)			
advertisement	573	2,935	2,769	2,772	4.8	0.9	0.9
entertainment	148	904	1,658	1,671	11.3	1.8	1.8
game	343	5,382	4,843	4,875	14.2	0.9	0.9
social network service	2	114	164	166	83.0	1.5	1.5
cloud	21	2,972	4,246	4,456	212.2	1.5	1.5
robot	47	408	815	914	19.4	2.2	2.2
hospital	12	238	423	428	35.7	1.8	1.8
diagnose	16	134	123	124	7.8	0.9	0.9
lane	57	505	496	892	15.6	1.8	1.8
self driving car (autonomous car)	0	19	32	128	-	6.7	6.7
self drive (autonomous driving)	0	98	125	523	-	5.3	5.3
vehicle	144	1,625	2,478	3,109	21.6	1.9	1.9
image(graphics)	1,082	9,756	10,268	10,797	10.0	1.1	1.1
moving image	1	33	33	33	33.0	1.0	1.0
pixel	203	2,692	2,682	2,908	14.3	1.1	1.1
audio	769	7,692	9,174	9,535	12.4	1.2	1.2
voice recognition	188	1,328	1,791	1,794	9.5	1.4	1.4
text	1,194	8,309	7,739	7,877	6.6	0.9	0.9
character recognition	93	514	498	549	5.9	1.1	1.1
natural language processing	79	310	622	623	7.9	2.0	2.0
virtual reality	14	247	745	746	53.3	3.0	3.0
augmented reality	14	500	875	877	62.6	1.8	1.8
mobile	817	9,889	10,837	11,117	13.6	1.1	1.1
CPU	290	2,577	2,572	2,763	9.5	1.1	1.1
microprocessor	608	6,327	7,068	7,238	11.9	1.1	1.1
artificial intelligence	117	524	600	607	5.2	1.2	1.2
machine learning	144	1,165	2,549	2,666	18.5	2.3	2.3
neural network	38	315	1,480	1,531	40.3	4.9	4.9
convolutional neural network	0	14	497	521	-	37.2	37.2
recurrent neural network	0	14	377	387	-	27.6	27.6
LSTM neural network	0	3	155	155	-	51.7	51.7
deep learning	0	22	469	481	-	21.9	21.9
support vector machine	11	252	354	360	32.7	1.4	1.4
data	1,562	12,812	12,820	13,429	8.6	1.0	1.0
training data	55	597	1,184	1,242	22.6	2.1	2.1
audio data	72	825	1,596	1,620	22.5	2.0	2.0
map data (mapping data)	84	683	618	767	9.1	1.1	1.1
historical data	56	596	581	599	10.7	1.0	1.0
total (all patents)	1,607	13,122	13,095	13,744	8.6	1.0	1.0

出所：JPO データベース "J-Plat Pat" 検索により作成。

注：Google が米国特許庁で公開・登録した特許のうち、それぞれの単語を含む特許件数。ただし、同一文書の中に複数回出現した単語をそのままカウントすると、過大評価になる危険があるので、一つの特許の中に複数回出現しても1回とカウントする。
アクセス日：2022年11月1日。

表6 Google が日本特許庁で公開・登録した特許件数

	Google			Google+Waymo		
	2006-2010 (1)	2011-2015 (2)	2016-2020	2016-2020 (3)	(3)/(1)	(3)/(2)
広告	221	225	250	254	1.1	1.1
宣伝	24	17	17	17	0.7	1.0
娯楽	21	35	79	82	3.9	2.3
ゲーム	117	255	549	554	4.7	2.2
SNS	0	13	14	14	-	1.1
モバイル	108	409	973	1055	9.8	2.6
クラウド	0	172	445	488	-	2.8
ロボット	4	34	135	186	46.5	5.5
病院	6	25	28	30	5.0	1.2
診断	2	29	89	96	48.0	3.3
車線	1	27	24	124	124.0	4.6
自動運転車	0	2	9	38	-	19.0
自動運転	0	2	10	52	-	26.0
車両	22	89	293	475	21.6	5.3
画像	249	477	915	1059	4.3	2.2
動画像	9	5	17	20	2.2	4.0
グラフィックス	84	136	442	451	5.4	3.3
画素	20	136	155	180	9.0	1.3
画像処理エンジン	0	0	6	6	-	-
視覚センサ	0	0	18	18	-	-
画像特徴抽出	0	0	1	1	-	-
拡張画像	0	0	3	4	-	-
音声	217	424	922	994	4.6	2.3
音声認識	59	75	292	292	4.9	3.9
オーディオデータ	1	12	183	190	190.0	15.8
音声入力	28	135	362	388	13.9	2.9
音声合成	0	0	21	21	-	-
テキスト	326	499	849	873	2.7	1.7
文字認識	26	44	62	68	2.6	1.5
自然言語処理	6	8	97	97	16.2	12.1
嗅覚	0	2	18	18	-	9.0
仮想現実	0	1	109	109	-	109.0
拡張現実	0	9	155	155	-	17.2
C P U	51	148	339	429	8.4	2.9
マイクロプロセッサ	185	366	655	694	3.8	1.9
人工知能	0	16	69	71	-	4.4
機械学習	27	35	392	428	15.9	12.2
ニューラルネットワーク	9	13	314	332	36.9	25.5
畳み込みニューラルネットワーク	0	1	105	113	-	113.0
再帰型ニューラルネットワーク	0	0	36	37	-	-
デコーダニューラルネットワーク	0	0	12	12	-	-
L S T Mニューラルネットワーク	0	0	27	27	-	-
リカレントニューラルネットワーク	0	0	39	41	-	-
回帰型ニューラルネットワーク	0	0	8	8	-	-
画像処理ニューラルネットワーク	0	0	4	4	-	-
深層学習	0	3	45	46	-	15.3
ディープニューラルネットワーク	0	0	51	59	-	-
訓練画像	0	0	8	10	-	-
訓練データ	10	9	67	70	7.0	7.8
サポートベクターマシン	3	4	25	27	9.0	6.8
事前トレーニング	0	0	11	11	-	-
データ	328	707	1316	1492	4.5	2.1
データ処理装置	83	148	408	414	5.0	2.8
オーディオデータ(音声データ)	12	39	271	279	23.3	7.2
トレーニングデータ(訓練データ)	24	17	162	177	7.4	10.4
地図データ(マッピングデータ)	12	51	69	96	8.0	1.9
履歴データ	21	56	56	95	4.5	1.7
合計	333	722	1338	1528	4.6	2.1

出所：J-Plat Pat の検索に基づき、2022年11月1日に作成。

注：Google が Japan Patent Office で公開・登録した特許のうち、それぞれの単語を含む特許件数。

減少している。

他方、USPTOでは、「cloud」「robot」「hospital」「vehicle」「self-driving car」等の新規事業を体现する単語は、著しく増加している。とりわけ「cloud」の伸び率の大きさ(21件から4,246件へ)はめざましい。クラウド事業は既に新しい事業として貴重な収益源となっていることを反映している。それ以外のロボット、医療、自動運転は現時点では収益をもたらしていないが、将来の有望な新規事業候補としてR&D資源が大量に投入されていることが分かる。

ネットワークビジネスに不可欠な情報の3つの形態としての画像、音声、テキストについてみると、米国特許については「image (graphics)」「audio」「text」はともに伸び率も、件数自体も大きい。そのなかでも「audio」のそれが目立つ。日本特許で見ても、「テキスト」が他の二つに比して若干小さいが、全て増加している。3つの中で、この期間にもっとも重要性の増加度合いが大きかったのは、音声であったと思われる。

これらのデータ処理を支えるのが、「machine

learning」「neural network」「deep learning」の出現頻度のめざましい増加にも現れているように、人工知能開発を構成する知的ソフトウェア群であり、すでにその一部は顔認証、自動運転、画像診断などを多くの分野で利用され始めている。これら技術分野群が、自動運転、医療、ロボット等のGoogleの未来の事業を支える根幹となる技術として現在最も精力的に取り組まれている。また、日米間の違いについて見ると、2016-20年における日本特許件数の米国特許件数に対する比率は「machine learning」「neural network」でそれぞれ16.1%、21.4%であり、上述のIPCのG16、H04の場合よりも小さい。とりわけ基礎技術の中でも最も最先端の「deep learning」では10.0%でしかなかった。Googleが基礎技術は米国国内で秘匿・独占することを優先している可能性を示しているようにも思われる。

重要なことは、これらの知的ソフトウェアがどのような機能を実行可能にし、どのような事業を実現することを期待されて、GoogleのR&D資源が投入されているのかを検証することである。そ

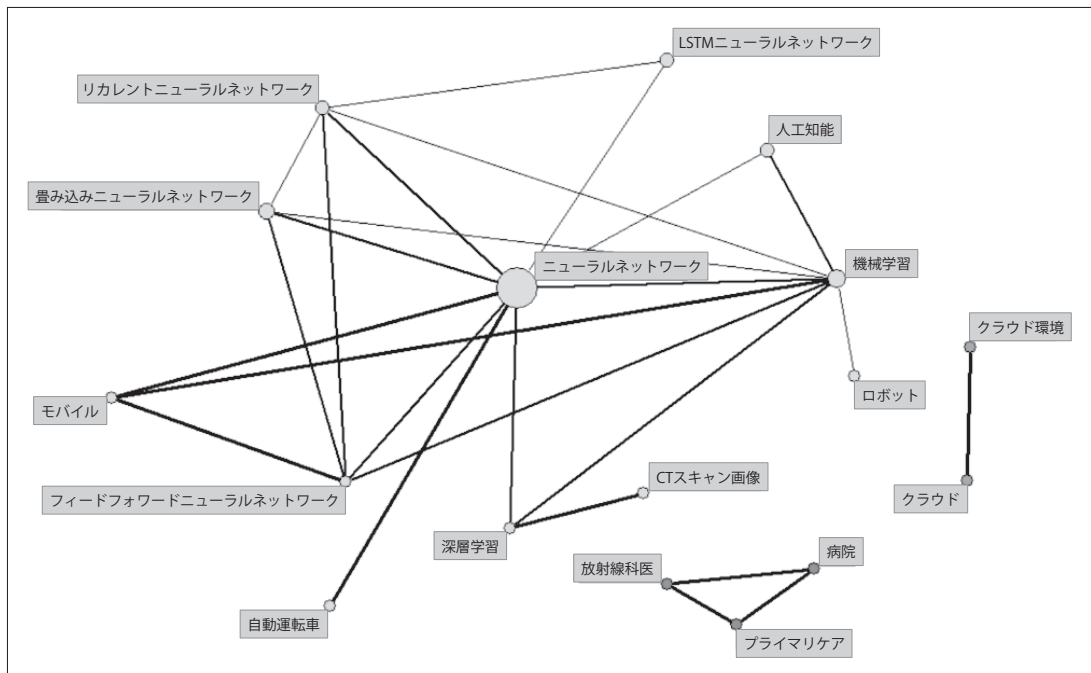


図4 Google 日本公開特許(2020年)の主要技術分野と分野間連関

出所：日本特許庁データベース：「J-Plat Pat」検索によるテキストデータをベースに、テキストマイニングツール（NTT Data, Text Mining Studio）により作成。

のためには、Google の特許公報のなかで、知的ソフトウェアがどのような技術分野の単語と関連しあっているかを分析することが有効となる。そこで以下では、同社が 2020 年に JPO に公開・登録した特許 145 件の全文（「詳細な説明」）の中で、「ニューラルネットワーク」「機械学習」「人工知能」「深層学習」などの単語を含むセンテンスの中に別の単語が出現する頻度、言い換えれば知的ソフトウェアに関する単語と他の単語との共起関係をアソシエーション分析の適用によって明示化して、技術分野を示す単語間の連関を見ていく。その結果は図 4 に示されている。図のノードの大きさは単語の出現頻度、ノード間の線の太さは共起関係の強さを表している。

これによると、「ニューラルネットワーク」の出現頻度が圧倒的に多く、また多数の単語と共起関係にあることが分かる。当然その周囲には「機械学習」「深層学習」「人工知能」「畳み込みニューラルネットワーク」「LSTM ニューラルネットワーク」「リカレントニューラルネットワーク」「フィードフォワードニューラルネットワーク」

等の知的なソフトウェアを体現する単語が見られる。ニューラルネットワーク技術がさまざまな方向に進化をしつつある現実を反映している。

事業としての広告、娯楽、クラウド、モバイル、ロボット、自動運転、医療などについてみると、「クラウド」「クラウド環境」「モバイル」「ロボット」「自動運転車」「CT スキャン画像」「病院」「放射線科医」「プライマリケア」などの語が出現する。これに対して、従来から同社の事業の根幹を成している広告を体現する語である「広告」や、娯楽を体現する「ゲーム」は出現しない。これらの事業は今日の人工知能の進化の流れとは関係が大きいことから、将来の同社の事業全体に占める比重は低下するものと思われる。また、クラウド関連語は出現するとはいえ、ニューラルネットワークのような知的なソフトウェアの進化と、大きな関連を有さないことも分かる。他方、未だ Google の収益性のある事業としては実現していないが、「ロボット」は「機械学習」と、「自動運転車」は「ニューラルネットワーク」と関連を持ち、また「CT スキャン画像」も「深層学習」と

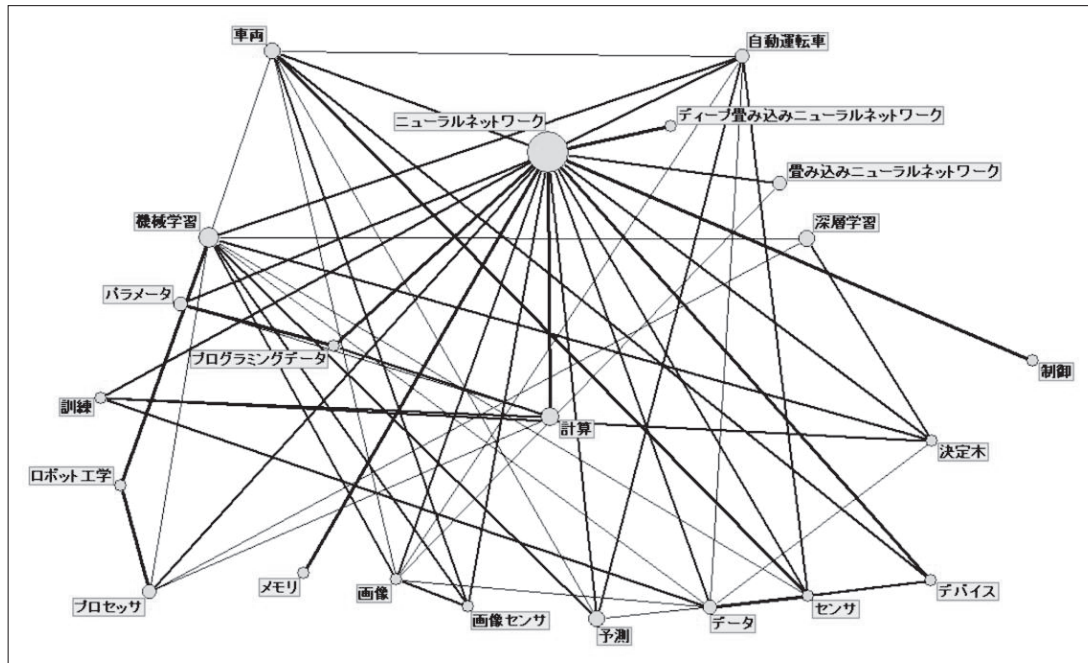


図 5 Waymo 社が 2020 年に Japan Patent Office に公開した特許のニューラルネットワークを中心としたアソシエーション分析

出所：日本特許庁データベース：「J-Plat Pat」検索によるテキストデータをベースに、テキストマイニングツール（NTT Data, Text Mining Studio）により作成。

関連を持ち、「病院」「放射線科医」「プライマリケア」という語も出現している。これらの事業は未だ収益をあげる段階には至っていない。特に医療にかんする特許分類（A61）は2020年には順位を低下させており、単語数も、自動運転などと比して伸びていない。しかし、人工知能の今後の進化次第では、医療も重要な事業候補となりうることを示している。以上の諸点から、Googleが新しい知的なソフトウェアの開発によって可能となる新規事業を目指していることが確認された。その中でも、最も期待され、実用化に近いのが自動運転の分野である可能性が高いことも認識された。

そこでつぎに、同社の技術・ビジネス戦略を把握するために、2016年にGoogleから分社化されたWaymo社の特許公報から自動運転技術開発の状況を調べてみる。Waymoが2020年にJPOに公開した特許の全文（詳細な説明）のうち、「neural network」「artificial intelligence」「deep learning」などの単語を含む文（センテンス）を抽出し、図4と同様にGoogleの事業とR&Dを特徴づける単語に焦点が当たるようにして、アソシエーション分析を適用した。その結果が図5である。

これによると、自動運転技術に求められる多くの機能の中で、予測や認証（activation）を重視していることが分かる。そのために、ニューラルネットワーク、深層学習のような高度なソフトウェアを根幹に据えて、(1) 走行中のデータ（とりわけ、解像度の高い画像データ）を収集すること、そのためのセンサ技術やプロセッサ技術を開発すること、(2) 収集されたデータを学習用データとして用いること、収集データからの学習を通じて解析結果の精度を高めるためにパラメーターを的確に決定できるニューラルネットワーク、深層学習モデルを獲得することに力点が置かれていることが理解される。興味深い点は「クラウド」が「convolutional neural network（畳み込みニューラルネットワーク³）」「training data」「object」との強い関連が、図の中に現れていることである。さらに同図からは、自動運転によって走行中の膨大な各種データがリアルタイムで蓄積されてくるために、クラウドやedge computing等のさまざまな工夫を試みることによって、同社が自動

運転向けのクラウドシステムの構築に力を注いでいることが示されている。

VI 発明技術分野特許と発明者国籍

6.1 IBMの発明技術分野特許と発明者国籍

米国多国籍企業の海外R&D拠点は、多かれ少なかれ異なる戦略的使命を有している。特にIBMは現在、5つの大陸に12の海外研究所（research labs）⁴を有しており、これら各研究所と19の研究施設は、共同のR&D活動と同時に独自のR&Dミッションを保有している。図1に示されていたように、同社の海外各研究部署は、それぞれのR&Dミッションを遂行するために、国内単独および海外との共同R&D活動を行っている。

本節では、2020年に日本で公開された同社からの国際出願である307件の特許技術発明者の技術分野と国籍の関係を見ていく。これらの307件の特許はすべて、米国IBM本社にとって戦略的に重要であると想定されたことにより、国内外で出願されたと理解される。307件の特許のうち、米国の単独発明特許は144件であったことから、IBMによる日本特許の発明に関する同社のR&D活動の国際化は53.1%であったことを意味する。

企業内国際共同研究による米国IBMの日本特許の最多件数は、米国とドイツ⁵間共同発明による35件であった。米国とスイス⁶による共同発明特許件数は2番目に多いが、8つの件数と少数となっている。これらのドイツとスイスのR&D機関は、量子およびコグニティブコンピューティング関連技術の開発において重要な役割を果たしている。つづいて、米国とインド間の共同発明特許件数は5件と3番目に多く、ニューラルネットワーク、画像認識、圧縮アルゴリズムの技術分野を中心としている。IBM Research-Indiaは、主にAI関連を主要なR&D領域としていられる⁷。米国以外の海外研究所間の国際共同発明による日本特許数が最も多かったのは、ドイツとスイスのIBM研究者間で、AI、暗号鍵、コグニティブ・コンピューティング関連技術の4件の特許件数となっている。

表7は、米国および同社の海外 R&D 機関が単独で発明した日本出願特許（2020 年）技術分野別内訳を示している。米国単独発明分野で最も多いのは「H01L」となっている。この分野は、量子コンピューティング関連のデバイス系に関する技術分野が多くを占める。またイスラエル、ドイツ、インドでは「G06F」が最多となっており、ディープ・ラーニング・アプローチ、認知ビデオおよび音声検索集約、および自然言語クエリから形式的データ・クエリへの変換等の技術分野はここに入る。スイスはニューラルネットワーク系技術を中心とする「G06N」が最多となっている。そして日本は「G06F」と「G06N」が中心となっている。そして、ドイツで9件中、最多の5件が「G06F」技術分野である。なお、米国単独発明による4件の「H04L」の技術内容は、「暗号化方法」、「共有機密情報へのアクセス方法」、2件の「G06T」は「画像処理」、「画像解析方法」、および同じく2件の「H01P」は、「H01L」との共通領域が多く、「量子ビット関連の製造方法」、「量子ビット用マイクロ波フィルター」関連技術となっている。

6.2 Google の発明技術分野特許と発明者国籍
前節で述べたように、Google はインテリジェントソフトウェアを進化させることによって、新

表7 IBM 日本特許件数のうち、単独国籍による発明技術分野と国籍別件数（2020 年）：IPC 分類

	G06F	G06N	H01L	H04L	G06T	H01P	Total
US	43	21	46	4	2	2	144
JP	5	5	0	2	1	0	19
IL	8	1	0	1	1	0	14
DE	5	1	3	1	0	0	10
CH	2	5	1	0	0	0	10
IN	4	0	0	0	0	0	5
CN	2	1	0	0	0	0	3
FR	0	0	0	0	0	0	1
GB	0	0	0	1	0	0	1
BR	0	0	0	0	1	0	1
Total	69	34	50	9	5	11	208

出所：JPO データベース「J-Plat Pat」検索により作成。アクセス日：2022 年 11 月 17 日。
注：国名コードは付表参照。

たなビジネス領域の開拓を志向している。ここでは、海外に所属する R&D 人材がどのような新規技術分野の開発活動に従事しているかを考察してみる。

前節で述べたように、発明した特許技術のうち、今後国際的に重要性を有することが想定される戦略的技術が海外主要国に特許出願される。そこで、2020 年に日本で公開された 269 件の Google 特許全件を吟味してみると、269 件の特許のうち 30 件のみの発明者が米国外の機関に属していた。残りのすべての特許は、米国の研究機関に所属する研究者によって発明されている。同社が革新的な新技術の R&D に海外人材を活用する際には、海外においてよりも、国内で雇用する人材戦略を志向していることを示している。その人材戦略手段として、同社は、インド人研究者を中心とする海外の R&D 人材を H1-B ビザによって雇用契約し、米国内で最先端技術の R&D 力の強化を図ってきた。

表8は、同社が取得した日本特許件数のうち、米国と海外拠点との共同で発明した特許 23 件を国籍別および IPC 別に示している。同表が示すように、海外の研究機関の中では、スイスの貢献度が最も高く（8 件）、その他の国は 1～3 件にとどまっている。

なお、海外単独発明特許件数はスイスが4件、フランス、カナダがそれぞれ1件となっている（技術分野は同表参照）。

VII 結論と今後の課題

この研究では、特許発明の観点から、米国 IT 多国籍企業 IBM と Google2 社の R&D 人材間の国際的な技術知識の共創の程度、および戦略的開発技術分野と関連技術分野間の連関を明示化することを目的とした。そのために、本論文では、以前の調査ではまだ明確には提示されてこなかった、デジタル経済の時代における以下の3点の研究上の疑問について検討してきた。第一の疑問は、米国 IT 多国籍企業 2 社の R&D 活動はどの程度国際化され、また技術知識共創の国際的ネットワーク化の実態はどうなっているのか。第二点目は、上記の IT 多国籍企業が R&D 人材を内外

表8 Google 日本特許 (2020年): US 海外共同特許技術分野別内訳 (件数:IPC)

	US	G01C	G06F	G06N	G06Q	G06T	G08D	G10L	H04N	H04R
CH	8	1	0	1	1	0	0	5	0	0
IL	3	0	0	0	0	0	0	2	1	0
GB	3	0	1	0	0	0	0	1	0	1
JP	3	0	2	0	0	0	0	0	1	0
DE	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
CN	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
SE	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
CA	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
BR	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
FR	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Total	23	1	4	3	2	1	1	8	2	1

出所: JPO データベース "J-Plat Pat" 検索により作成。アクセス日: 2022年11月17日。

注1: 海外単独発明は、CH4件(全件G06F)、FR1件(H04L)、CA1件(G06F)。

注2: USを除く海外共同発明件数はゼロ。

注3: 上記各特許のIPC分類による出願タイトルによる技術内容は以下の通り。

G01C: 動的再グループ化ポイントを用いたナビゲーション

G08D: ナビゲーションアプリケーションの性能を評価するためのシステムおよび方法

G06Q: 不適切なコンテンツアイテムを特定するための方法

G10L: コンピューティングデバイスとの継続的な会話の検出

H04N: ビデオ時間調節アンカー

H04R: 拡張されたダンパを備えた分散モードラウドスピーカのためのアクチュエータ

において活用することによって新たに開発しようとしている戦略的技術分野はどのようなものか。そして第三に、国際的なR&Dチームと人員によって新たに開発された技術分野群はどのように関連しあっているのか。以上の3点であった。

特許データ分析の結果、ほぼ30年連続で米国特許ランキング1位を維持しているIBMの高度なR&D能力の主な理由の一つとして、グローバルなR&Dネットワークに依拠した技術知識の共創のシステムにあることが可視化され得た。このグローバルなR&Dネットワークは7つのアジアの国籍を見含む34の国籍からなるR&D人材から構成されていた。

他方、Googleもアジアの5つの国籍を含む19か国在住の人材からなるグローバル化されたR&Dシステムを構築しているが、同社のR&Dシステムの特徴は、むしろH1Bビザを活用することによって、海外人材を米国内で活用するシステムとなっている点に特徴があった。両社は、こうしたグローバルな規模での海外人材の活用によ

って新規技術知識の創出を戦略的にを行い、次のような技術分野の開発を目指していることが想定されえた。

IBMの特許分析による主要な戦略的開発技術分野は、量子コンピューターを構成する関連技術およびニューラルネットワークの関連分野が見いだされた。他方、Googleは主な開発ターゲットとしている戦略的技術分野を検索広告から自動運転や医療分野へと次第にシフトさせようとしている点が見いだされた。

ここで、本論文を端的に結論付けると、以下のように集約されうる。すなわち、技術・経済・ビジネスモデルがデジタル化へとシフトするにつれて、R&D戦略やシステムもグローバルネットワーク型へとシフトし、「組織的ダイナミック・ケイパビリティの主要因も、新規技術知識創造力の基底的要因としての海外R&D人材の活用能力にシフトしてきている」。このことは同時に、R&D活動のグローバル化が進むほど、異なる文化的背景を持つR&Dメンバーを同じビジョンと

付表1 国名コード表

1	AUSTRALIA	AU	13	HUNGARY	HU	23	PHILIPPINES	PH
2	AUSTRIA	AT	14	INDIA	IN	24	POLAND	PL
3	BRAZIL	BR	15	IRELAND	IE	25	PORTUGAL	PT
4	CANADA	CA	16	ISRAEL	IL	26	RUSSIA	RU
5	CHINA	CN	17	ITALY	IT	27	SAUDI ARABIA	SA
6	COSTARICA	CR	18	JAPAN	JP	28	SINGAPORE	SG
7	CZECH	CZ	19	KENYA	KE	29	SLOVAKIA	SK
8	DENMARK	DK	20	KOREA	KR	30	SOUTH AFRICA	ZA
9	EGYPT	EG	21	MALAYSIA	MY	31	SPAIN	ES
10	FRANCE	FR	22	MEXICO	MX	32	SWEDEN	SE
11	GERMANY	DE	23	NETHERLANDS	NL	33	SWITZERLAND	CH
12	GREECE	GR	24	New Zealand	NZ	34	United Kingdom	GB

付表2 技術分類表 (IPC 分類)

A61	MEDICAL OR VETERINARY SCIENCE; HYGIENE
A63	SPORTS; GAMES; AMUSEMENTS
B60	VEHICLES IN GENERAL
B64	AIRCRAFT; AVIATION; COSMONAUTICS
C07	ORGANIC CHEMISTRY
G01	MEASURING; TESTING
G02	OPTICS
G03	PHOTOGRAPHY; CINEMATOGRAPHY; ANALOGOUS TECHNIQUES USING WAVES OTHER THAN OPTICAL WAVES; ELECTROGRAPHY; HOLOGRAPHY
G05	CONTROLLING; REGULATING
G06	COMPUTING; CALCULATING OR COUNTING
G08	SIGNALLING
G09	EDUCATING; CRYPTOGRAPHY; DISPLAY; ADVERTISING; SEALS
G10	MUSICAL INSTRUMENTS; ACOUSTICS
G11	INFORMATION STORAGE
G16	INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY; SPECIALLY ADAPTED FOR SPECIFIC APPLICATION FIELDS
H01	BASIC ELECTRIC ELEMENTS
H03	BASIC ELECTRONIC CIRCUITRY
H04	ELECTRIC COMMUNICATION TECHNIQUE
H05	ELECTRIC TECHNIQUES NOT OTHERWISE PROVIDED FOR

目的に結び付ける“Boundary Manager”としてのリーダーシップが重要になってくることを意味する。

R&D活動のグローバル化に関するこれまでの研究は、主に子会社が位置する地理的な観点や多国籍企業内本社から海外子会社への技術知識移転の観点、および本社子会社間のコミュニケーション上の観点、さらには海外企業へのアウトソーシングの視点から行われてきたように思われる。したがって、これらの問題は、知識の創造と文化・制度・組織および技術的多様性の間の“Boundary Management”(境界管理)の観点からも検討する必要がある。

またこの分析のために本稿では特許公報を用い、その国籍別の件数だけでなく、本文をマイニングすることによって、技術分野別のグローバル化の動向を分析しうることを論じた。すなわちこれまで特許公報を用いて技術分野別の分析をするためには、国際特許分類(IPC)によって行わざるを得なかったが、本文をマイニングすることによって、より詳細かつ正確にグローバル化の実体にアプローチできるようになることが分かった。このアプローチは単にIT産業の主要企業だけでなく、医薬品、高機能素材、精密機械などグローバル化が進んでいる他産業にも適用できる。しかしながら、本稿ではこれら他産業との類似・相違点を踏まえた比較分析にまでは至らなかった。

さらに本稿では、出願特許のテキストデータをテキストマイニングによって、アソシエーション分析をする場合の技術的課題として、要素間の関連性をvisualに表現できるというポジティブな側面を提示しえたと同時に、その客観性や信頼性をいかに担保するかという点も今後の課題として残された。

謝 辞

本論文の査読者からは多岐にわたる貴重なご指摘をいただいた。自らの貴重な研究時間を割いて査読して頂いたことに記して感謝の意を表したい。

注

- 1 Microsoft, Apple, Amazon, META (Facebook) 各社の2015年の同数値は、それぞれ47.3%, 39.9%, 41.9%, 40.4%であった。したがって、いわゆるGAFAM5社の同平均値は42.2%となる。さらに、INTEL, Qualcomm, IBMを加えた8社の平均値は43.3%であった。
- 2 同社のゲーム分野の技術開発を担っていた、Niantic Labが2015年にNiantic Inc社として分社化している。同社のゲーム戦略に関しては別稿において論じる予定である。
- 3 Deep Learning(深層学習)のためのネットワークアーキテクチャの一種。
- 4 ケニヤ(Nairobi), 南アフリカ(Johannesburg), インド(Delhi & Bengaluru), 日本(東京), アイルランド(Dublin), イスラエル(Haifa), および米国(Almaden & Cambridge), ブラジル(Sao Paulo & Rio de Janeiro)。
- 5 IBMドイツのR&Dセンターに関しては、下記サイトが参考になった。(://www.ibm.com/dede/marketing/entwicklung/projects.html), accessed on Oct. 30, 2022.
- 6 IBM Research in Europeはスイスのチューリッヒにあり、主に量子技術やコンピューティング, AIなどのコグニティブコンピューティングなどの基礎研究を担っている。(https://www.zurich.ibm.com/st/), accessed on Oct. 30, 2022.
- 7 IBM Research -Indiaの主な研究分野は、ハイブリッドクラウド, AI, 量子アプリケーション関連技術となっている。(https://research.ibm.com/labs/india/), accessed on Oct. 30, 2022.

参考文献

- Anderson, U., Dasi, A., Mudambi, R., and Pedersen, T. (2016). Technology, innovation and knowledge: The importance of ideas and international connectivity, *Journal of World Business*, 51: 153-162.
- Asakawa, K., and Som, A. (2008). Internationalization of R&D in China and India: Conventional wisdom versus reality, *Asia Pacific Journal of Management*, 25 (3): 375-394.
- Asakawa, K., Park, Y., Song, J., and Kim, S-J, (2018). Internal embeddedness, geographic distance, and global knowledge sourcing by overseas subsidiaries, *Journal of International Business Studies*, 49: 743-752.
- Asakawa, K. (2020). Disaggregating the headquarters: implications for overseas R&D subsidiaries' reporting and the subsidiaries' knowledge-sharing patterns,

- Journal of Organization Design*, 9 (19) :1-30.
- Belderbos, R., Lete, B. and Suzuki, S. (2013). How global is R&D? Firm-level determinants of home-country bias in R&R, *Journal of International Business Studies*, 44: 765-778.
- Bertin, G. Y., and Wyatt, S. (1988). *Multinationals and Industrial Property*, CA, Humanity Press.
- Cano-Kollmann, M., Cantwell, J., Mudambi, R., and Song, J. (2016). Knowledge connectivity: An agenda for innovation research in international business, *Journal of International Business Studies*, 47: 255-262.
- Cantwell, J. and Mudambi, R. (2005). MNE competence-creating subsidiary mandates, *Strategic Management Journal*, 26 (12):1109-1128.
- Cantwell, J. and Mudambi, R. (2011). Physical attraction and the geography of knowledge sourcing in multinational enterprises, *Global Strategy Journal*, 1 (3-4), : 206-232.
- Cantwell, J. (2014). Revisiting international business theory: A capabilities-based theory of the MNE, *Journal of International Business Studies*, 45: 1-7.
- Firestone, J. D., (1971). *Economic Implications of Patents*, Ottawa, University of Ottawa Press.
- Frost, T. and Zhou, C. (2005). R&D co-practice and reverse knowledge integration in multinational firms, *Journal of International Business Studies*, 36 (6): 676-687.
- Hayashi, T. and Serapio, M. (2006). Cross-Border Linkages in Research and Development: Evidence from 22 US, Asian and European MNCs, *Asian Business and Management*, 5: 271-298.
- Hayashi, T. and Nakayama, A. (2019). Global dispersion of R&D capabilities, in Cantwell, J. and Hayashi, T. (co-eds), *Paradigm Shift in Technologies and Innovation Systems*, Chap. 3, Singapore, Springer: 57-71.
- Hayashi, T. (2019). Redefining Internationalization of R&D Activities: How far the firm's R&D members of US and Japanese companies been diversified? In Cantwell, J. and Hayashi, T. (co-eds), *op. cit.*, Chap. 11: 295-314.
- Helfat, C. E. et al. (2007). *Dynamic Capabilities: Understanding Strategic Change in Organizations*, MA, Blackwell.
- Jaffe, A., and Trajtenberg, M. (eds.) (2002). *Patents, Citations, and Innovations: A Window on the Knowledge Economy*, Boston, MIT Press.
- Kafouros, M. I., and Buckley, P. J., and Clegg, J. (2010). *THE ROLE OF GLOBALLY DISPERSED KNOWLEDGE IN EXPLAINING PERFORMANCE OUTCOMES*, *International Business Research*, V. 5: 223-245.
- Komoda, F., Hayashi, T. and Nakayama, A. (2021). Intra firm Global R&D Networks of US IT MNCs as a Source of Competitiveness: Focusing on the Polar Comparison of Google, IBM and Canon, *International Journal of Global Business and Competitiveness*, 16: 104-115. <https://doi.org/10.1007/s42943-021-00038-4>.
- Mabey, C. and Zhao, S. (2017). Managing five paradoxes of knowledge exchange in networked organizations: new priorities for HRM, *Human Resource Management Journal*, 27 (1): 39-57.
- Monteiro LF, Arvidsson N, Birkinshaw J (2008). Knowledge flows within multinational corporations: explaining subsidiary isolation and its performance implications, *Organization Science*, 19: 90-107.
- National Science Foundations (NSF, various issues). Science & Engineering Indicators, <https://nces.nsf.gov/indicators>.
- Papanastaassiou, M., Pearce, R., and Zanfei, A. (2019). Changing perspectives on the internationalization of R&D and innovation by multinational enterprises. A review of the literature, *Journal of International Business Studies*, 51 (4): 623-664.
- Pitelis, C. N. and Teece, D. J. (2010). Cross-border market co-creation, dynamic capabilities and the entrepreneurial theory of the multinational enterprise, *Industrial and corporate change*, 19 (4): 1247-1270.
- Roach, M. and Cohen, W. (2013). Lens or Prism? Patent Citations as a Means of Knowledge Flows from Public Research, *Management Science*, 59 (2): 504-525.
- Sana, M. (2010). Immigrants and Natives in US Science and Engineering Occupations, 1994-2006, *Demography*, 47 (3): 701-820.
- Saxsenian, A. (2005). From brain drain to brain circulation: Transnational Communities and Regional Upgrading in India and China, *Studies in Comparative International Development*, 42 (2): 35-61.
- Schmookler, J. (1961). *Invention and Economic Growth*, Boston, Harvard University Press.
- Teece, D. J. (2009). *DYNAMIC CAPABILITIES & strategic management : Organizing for Innovation and Growth*, Oxford, Oxford University Press.
- Zao, S., Papanastassiou, M, Pearce, R. D., and Iguchi, C. (2021). MNE R&D internationalization in developing Asia, *Asia Pacific Journal of Management*, 38: 789-813.
- 豊田裕貴・菰田文男 (2011), 『特許情報のテキストマイ

ニング：技術経営のパラダイム転換』、ミネルヴァ書房。

林 倬史(1989),『多国籍企業と知的所有権』、森山書店。

林 倬史・中山厚穂(2020),「米系IT8社のR&D人材とR&D国際化論の再検討—米国内外国籍人材とH1-Bビザ人材の位置づけの視点から」、『国際ビジネ

ス研究』12(2), 81-94。

林 倬史・中山厚穂・菰田文男(2021),「米国IT多国籍企業によるR&Dの国際化とネットワーク化—Google社, IBM社とCanon社との比較を中心として」、『国際ビジネス研究』13(1), 1-13。