

Title	画像診断機器とAIの融合に向けたMRI・CTメーカーの技術戦略に関する考察
Author(s)	有馬, 宏和; 加納, 信吾
Citation	年次学術大会講演要旨集, 40: 494-498
Issue Date	2025-11-08
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	<a href="https://hdl.handle.net/10119/20120">https://hdl.handle.net/10119/20120</a>
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨



## 画像診断機器と AI の融合に向けた MRI・CT メーカーの 技術戦略に関する考察

○有馬宏和（武藏野大学）、加納信吾（東京大学）

### 1. 背景と目的

深層学習の発展は 2006 年頃に始まり、特に 2012 年の ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) での性能向上を契機に、画像処理分野での応用可能性が飛躍的に拡大した[1]。この技術的ブレークスルーは医療分野にも大きな影響を与え、病変検出などを支援するコンピュータ支援診断 (AI-CAD) の実用化が 2018 年頃から各国で進展し、規制ガイダンスの整備も同時期に進められた[2]。米国食品医薬品局 (FDA) では 2023 年 10 月までに AI を活用した医療機器が 691 件承認され、その 7 割以上が放射線領域に関連している[3]。日本でも 2020 年 10 月までに 11 件の承認が確認され、放射線科や消化器科に関連する製品が含まれている[4]。

磁気共鳴画像診断装置（以下、MRI）やコンピュータ断層撮影（以下、CT）といった画像診断機器における AI の応用は、画像取得、再構成、画像解釈から臨床ケアまで多岐にわたる[5]。AI を診断支援に活用する際には、不確実性やバイアスに対処するための適切なデータ収集・品質管理が必要となる[6]。そのため、撮像プロトコルや装置仕様などハードウェア側の設計と AI ソフトウェアの共同設計が診断性能や安全性を左右するため、画像診断装置メーカー自身も AI 融合製品開発に注力している。

既存の技術要素を組み合わせて新たなハイブリッド技術を生み出す「技術融合」は、非直線的かつ補完的・協調的な過程を通じて市場に革新的な製品をもたらす[7]。技術融合プロセスは時間と

ともに変化するため、技術管理や政策立案においてその理解が不可欠である[8]。AI と既存技術の融合を特許から観測した研究では、AI イノベーションの促進が少数の国や組織に集中している課題を、経営と政策の両面から解決すべきと指摘している[9]。

本研究は、ハードウェア技術と AI 技術がどのように融合してきたのかを明らかにすることを目的に、MRI・CT メーカーの特許を分析し、出願年や出願国による比較から企業ごとの技術軌道を可視化することで、画像診断機器技術と AI の融合の進展を検証する。

### 2. 方法

#### 2.1. 事例の選定

本研究では、画像診断機器市場における代表的なメーカーとして、MRI および CT の製造・販売に関与する主要メーカー 5 社を事例として選定した。各社の概要を表 1 に示す。MRI と CT は撮像原理や装置設計に差異があるが、いずれも臨床画像を生成し AI の学習データ源となる点で共通するため、本研究では同一カテゴリとして扱う。

#### 2.2. 分析方法

対象とする 5 社はいずれも多事業を展開する多国籍企業であり、MRI・CT 関連事業は主に当該企業の医療機器子会社が担っている。AI は製造、画像処理、データ管理、機器制御など広範な領域に関与することから、特許検索は親会社および関連子会社を含めた企業グループ単位で実施した。

**表 1 分析対象企業の概要**

企業名	本社所在地	設立	MRI・CT の取扱開始の経緯	AI機能の特徴
富士フイルム	日本	1934年	既往は医用画像管理システム等を提供。2019年にMRI・CT事業の買収合意、2021年に買収完了（買収により診断装置分野を強化）。	ノイズ低減・高速化（スキャン時間短縮）、自動臓器／病変セグメンテーション、読影ワークフロー効率化。
キヤノン	日本	1937年	光学・映像技術から医療領域へ展開。2016年にMRI・CT関連事業の買収を通じて本格参入。	低線量CTでの画質向上・低コントラスト検出能向上、MRでのDL再構成による画質改善と高速化、撮像後解析支援。
GE(General Electric)	米国	1892年	1978年に最初のCTシステムを設計。MRIは1983年に1.5T級高磁場MRシステムを商用化。	複数アルゴリズムを統合、画像品質向上、読影ワークフロー自動化、各種定量解析支援。
シーメンス (Siemens)	ドイツ	1847年	1970年代にCT製品を市場投入。MRIはMAGNETOMシリーズ等で1980年代初期に商用化。	多モダリティの読影支援（自動計測・量化）、術前計測／心機能解析、撮像後処理高速化
フィリップス (Philips)	オランダ	1891年	1970～80年代にCT/MRIを取り扱い始め、2001年の医療機器関連企業買収等を通じて製品群を拡充。	低線量再構成、スキャン時間短縮、定量解析支援（心・脳・肝・肺等）、ワークフロー自動化

出願人名の表記ゆれや合併・買収に伴う名称変化については、事前にグループ単位で統一して処理した。

発明の分類は分析の焦点を明確にするために四群とし、各群に対応する IPC/CPC/FI コードを表 2 に示す。四群は以下の通りである。

- A 群 (AI コア発明) : 深層学習やサポートベクタマシン等の機械学習手法、知識ベース・ファジィ論理等、AI の基盤となる情報処理技術に特徴をもつ発明[10]。
- B 群 (AI 適用発明) : A 群の AI 基盤技術を画像処理、機器制御、診断・検知・予測等の具体的応用に適用した発明[10]。
- C 群 (画像診断発明) : X 線、放射線診断、MRI 等の撮像・再構成・画像処理に関する発明で、人体の診断を目的とするもの[11]。
- D 群 (企業全体発明) : 当該企業グループが出願した全特許 (A・B・C 群以外も含めた分野を問わない総計)。

表 2 各群に関連する特許分類

群	特許分類 (FI、CPC)	参考文献
AIコア発明	G06N	AI関連発明の出願状況調査報告書（特許庁）
AI適用発明	A61B1/045、G16H50/20 等、多数	AI関連発明の出願状況調査報告書（特許庁）
画像診断発明	H05G 1/00 ~ 2/00 4C092 A61B 6/00 ~ 6/14 4C093 A61B 5/055	審査官から見た医療診断機器（特許庁技術懇話会）
企業全体発明	すべて	—

量的指標として、最初に AI 関連発明を  $A \cup B$  と定義し、基本指標を企業全体に占める AI 関連特許比率  $N(A \cup B)/N(D)$  とした。ただし、 $N(X)$  は群 X に含まれる特許件数を表す。この比率を画像診断分野への注力度を反映する形で因子分解し、次式で表す。

$$\frac{N(A \cup B)}{N(D)} = \frac{N(A \cup B)}{N(C)} \times \frac{N(C)}{N(D)}$$

右辺第 1 項は画像診断分野内での AI 関連の相対的注力度を示し、第 2 項は企業全体に対する画像診断分野の注力度を示す。さらに AI 関連発明の重心を把握するために、 $N(A)/N(C)$  および  $N(B)/N(C)$  を算出し、画像診断発明で正規化した比較を行った。

対象出願国は日本、米国、欧州 (EPO) および PCT とし、期間は 2010 年から 2021 年とした。年ごとのばらつきを平滑化するため区間を 3 年ごとに分け、4 期に分類した。具体的には①2010～2012 年 (深層学習普及前期)、②2013～2015 年 (深層学習登場期)、③2016～2018 年 (深層学習普及期)、④2019～2021 年 (AI 医療機器承認期)。

特許抽出は表 2 で定めた FI/CPC 等による自動検索を主として実施し、検索結果の代表サンプルについて手動で精度確認 (分類精度の検証) を行った。

なお、データ収集と一時検索にはサイバーパント(株)提供の検索サービス「CyberPatent Desk」を用い、集計・可視化には Excel を使用した。

### 3. 結果

#### 3.1. 全体の傾向

各社の出願国別の特許出願数  $N(D)$  および AI 関連発明  $N(A \cup B)$  の割合を図 1 に示す。 $N(D)$  は、各社の本社所在地で最も多く、次に米国での出願数が多い傾向が見られた。一方、AI 関連発明の国別比率を見ると、日本での比率は概して低く、富士フィルムおよびキヤノンでは日本での出願件数自体は多いにもかかわらず、AI 関連比率は 1% 前後に留まっていた。他社でも日本の AI 比率は概ね 0.4%～1.8% の範囲であった。これに対して米国および欧州での AI 関連出願比率は高く、富士フィルム、シーメンス、フィリップスでは 6%～9% と比較的高い値を示した。PCT 出願の割合は企業ごとに差があるが、フィリップスでは約 10% と他社より高く、国際的な権利保護を念頭に置いた AI 技術の保護が顕著であった。

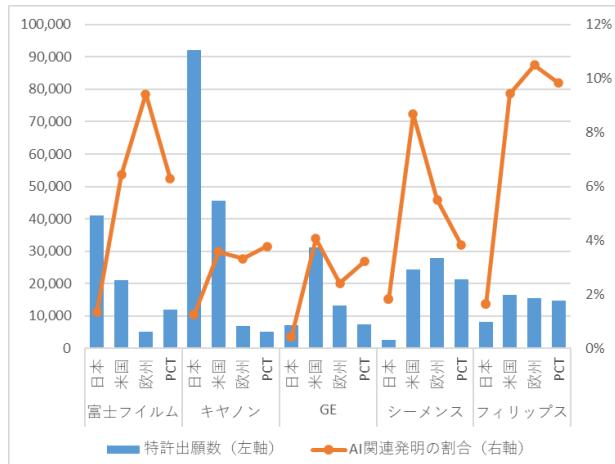


図 1 各社の出願国別特許数および AI 関連発明の割合 (2010 年～2021 年集計)

#### 3.2. AI と画像診断の比率

各社における出願国別の画像診断分野と比較したときの AI 関連への相対的注力度 ( $N(A \cup B)/N(C)$ ) と企業が全体として画像診断機器分野への注力度 ( $N(C)/N(D)$ ) を図 2 に示す。結果、すべての出願国において時間経過とともに AI 関連への相対注力度は増加していることが確認された。出願国別の傾向を見ると、日本では富士フィルムとキヤノンが第 4 期において AI 注力

度を高めていた一方で、米国では各社とも初期段階から AI 注力度が高く、時間とともにさらに上昇するパターンがみられた。欧州および PCT 出願においてはシーメンスの AI 注力度が際立って高く、対照的にフィリップスは比較的画像診断（C 群）への注力度が強い傾向が観察された。

期間別では、第 1 期から第 2 期にかけて AI 注力度の上昇は緩やかであったが、第 3 期から第 4 期にかけては急速に上昇する企業が多数見られた。企業別に第 1 期から第 4 期までの伸び率を比較すると、キヤノンを除く 4 社では多くの出願国において AI 注力度の伸びが診断機器注力度の伸びを上回る傾向が確認された。

### 3.3. AI コア発明と AI 適用発明

各社の出願国別における「AI コア発明（A 群）と画像診断発明（C 群）の比率」と「AI 適用発明（B 群）と画像診断発明（C 群）の比率」を図 3 に示す。出願国別の傾向としては、日本では全社とも B 群比率が A 群比率を上回る傾向が見られ、一方で米国では全社が A 群・B 群とも高い比率を示し、AI の基盤技術とその応用の双方で活発な

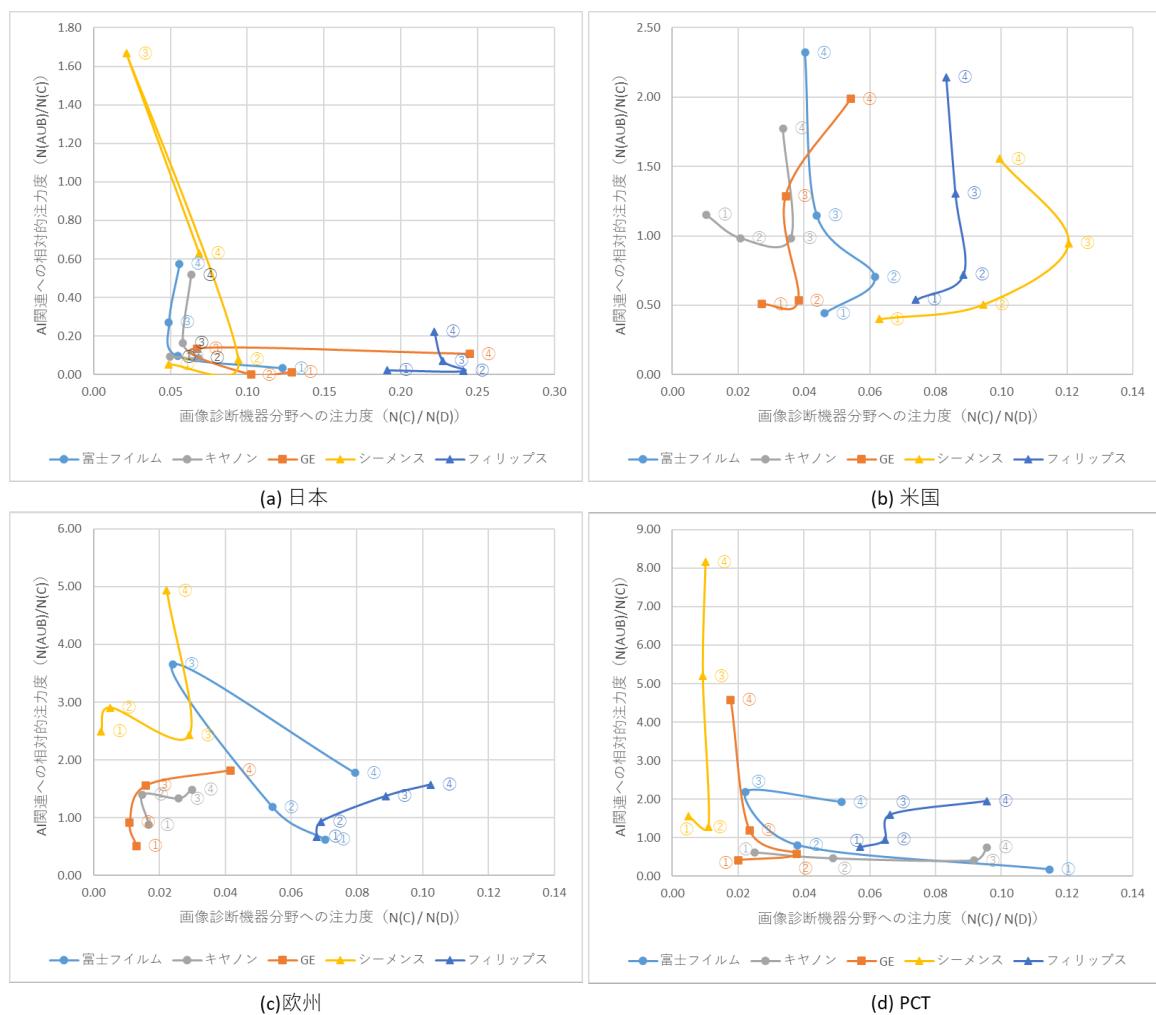


図 2 各社の AI 関連への相対的注力度と画像診断機器分野への注力度（出願国別）

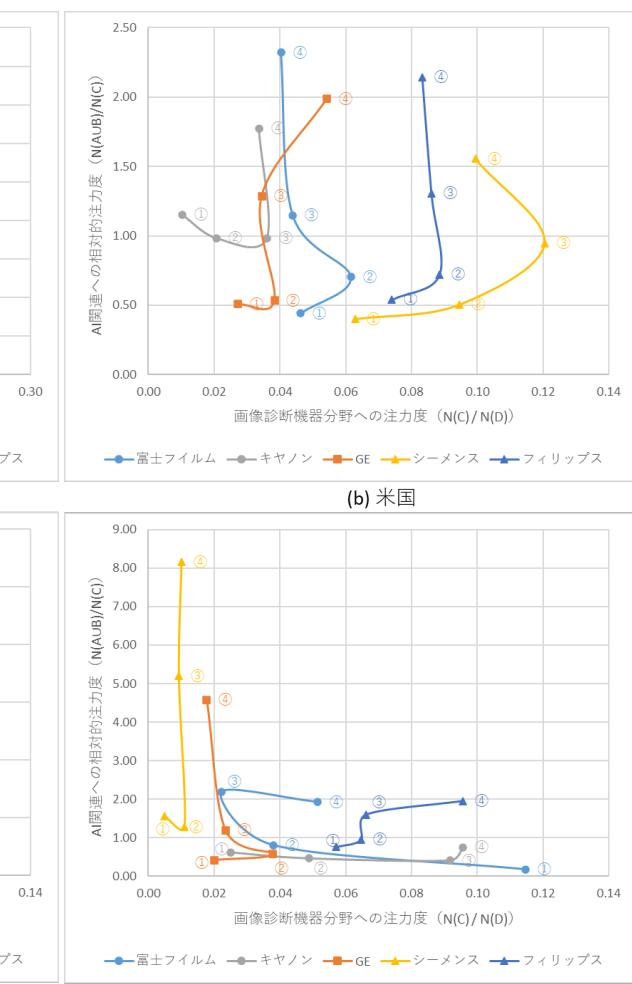
出願が行われていることが明らかになった。欧州では企業によって傾向が分かれしており、シーメンスは A 群・B 群ともに高水準であるのに対し、GE は A 群比率が相対的に高く、富士フイルムは B 群比率が相対的に高い傾向が認められた。

期間別に見ると、第 1 期はどの企業・出願国でも A 群・B 群比率がともに低水準だったが、第 4 期では全社的に両群とも高水準化しており、特に米国および PCT 出願において両群が高水準に推移する企業が確認された。

企業別では、シーメンスが PCT 出願での A 群・B 群比率が高く、富士フイルムは欧州での B 群比率が相対的に高いなど、企業ごとに注力領域の違いが明らかになった。

### 4. 考察

本研究は、MRI・CT というハードウェア領域と AI というソフトウェア領域の融合を、主要メーカー 5 社の特許時系列データを用いて企業別・出願国別に可視化し、技術軌道の違いを明示した。先行研究では、特許引用の関係から、AI イノベーションのダイナミクスと技術進化のランドスケ



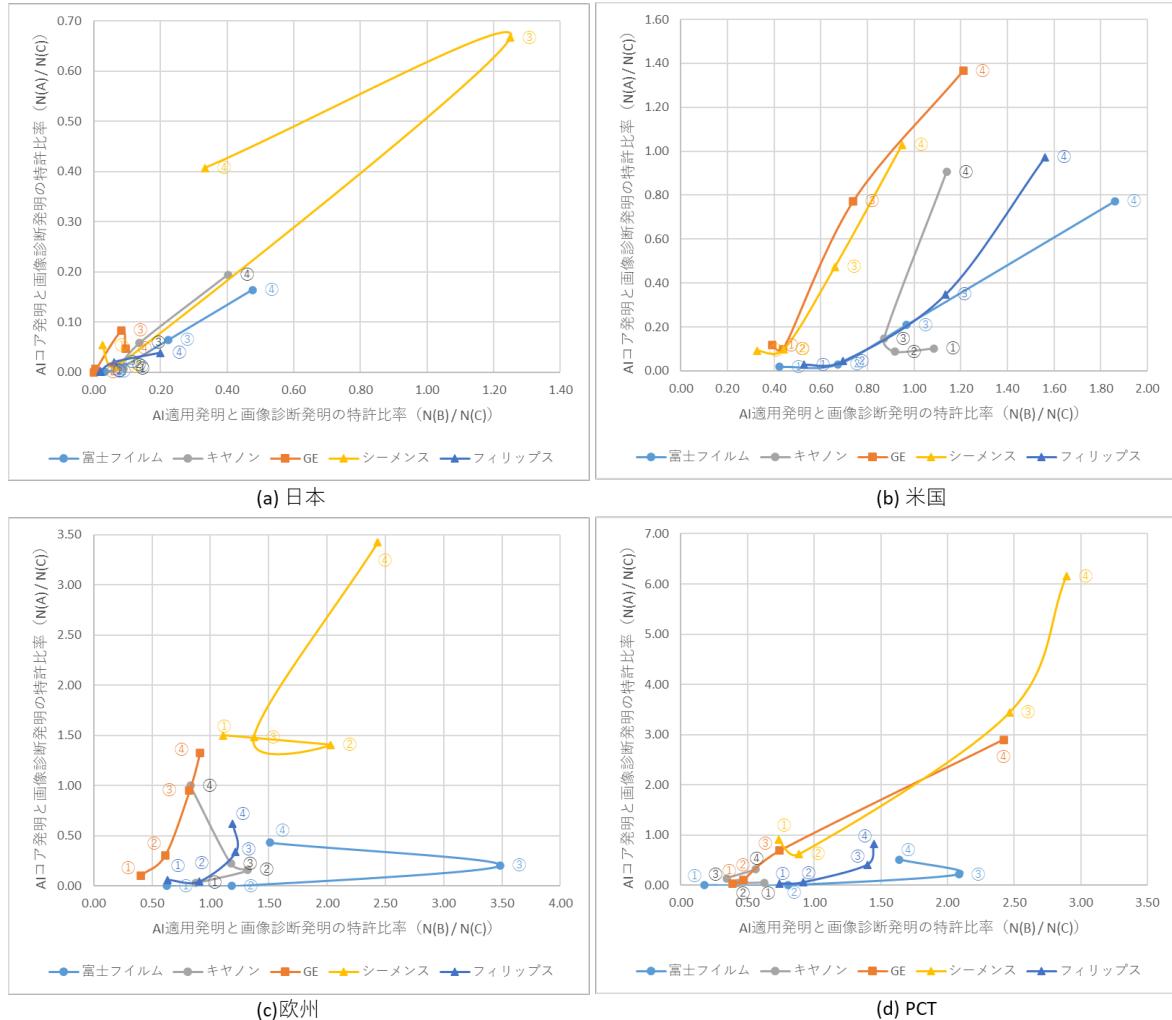


図 3 AI コア発明と画像診断発明の比率と AI 適用発明と画像診断発明の比率 (出願国別)

ープ分析[8]や他領域における技術融合軌跡の実証解析[9]が行われているが、画像診断機器分野に限定して企業横断かつ時系列でハードー・ソフト融合の知財的軌跡を示した研究は限られている。

また、本研究は発明群の定義と比率の因子分解を導入することで、AI 注力度を「画像診断注力度との関係」として解釈する枠組みを提示し、出願国別・期間別比較により時間的・地域的な軌跡差を同一フレームで比較可能にした点で貢献する。以下、本章では企業全体発明、画像診断発明、AI 適用発明の比較結果を踏まえ、画像診断機器技術と AI 技術の融合についてイノベーションおよび政策・経営の観点から議論する。

#### 4.1. 時間的ダイナミクスと技術政策への含意

期間区分による分析では、第 3 期から第 4 期にかけて多くの企業で AI 注力度が急増した。これは深層学習の普及と規制承認過程の進展[2]が企業戦略のシフトを促した可能性を示唆する。すなわち、技術的ブレークスルーと制度的変化（規制・承認環境の整備）は相互に作用し、企業の投資・

出願行動を変えうる。本研究はこの相互作用の一例を提示しており、政策的には研究開発支援に加え、承認・実装環境の整備を通じて産業構造に影響を及ぼすことが示唆される。

#### 4.2. 企業戦略と地域差

出願国別の分析は、企業ごとの地域戦略差を明確にした。フィリップスやシーメンスは本社国以外でも AI 関連特許を国際展開しており、国際的権利保護を重視する知財戦略がうかがえる。一方でキヤノンは国内寄りの出願が多く、AI 比率が相対的に低かった。AI 特許取得動向が一部の大手多国籍企業に集中する現状は、技術開発者とユーザー、既存企業と新規参入企業間の情報・権力非対称性の問題を示唆しており、政策立案者の関心事項になっている[9]。地域ごとの知財戦略は、国際的プラットフォーム志向か国内市場重視かといった企業の戦略的ポジショニングを反映しており、標準形成や参入障壁に影響を与える可能性がある。

#### 4.3. 既存技術と AI の技術融合の類型化

本研究の結果を踏まえ、企業の技術融合パターンを三類型に整理した。

- (a) AI 基盤技術注力型：A 群比率が高く、基盤育成に注力する企業（例：GE・シーメンス）
- (b) AI 応用技術注力型：B 群比率が高く、応用実装を重視する企業（例：富士フィルム、フィリップス）
- (c) 既存技術寄りの融合型：画像診断注力度が高く、B 群中心の応用寄与が顕著な企業（例：キヤノン）

先行研究が技術融合の非直線性や補完性を指摘しているのに対し[8]、本研究から得たこれらの類型は、技術融合が単なる統合ではなく「基盤育成」か「応用実装」かで企業戦略に結び付くことを示す。実務的示唆として、(a)型は横展開や標準化で優位を取りやすく、(b)/(c)型は製品差別化や迅速な市場投入に有利である可能性がある。

#### 4.4. 本研究の制約 (Limitation)

本研究は特許データに依拠しているため、営業秘密や非特許化の活動は捉えられない点がある。また、企業グループ全体を対象としたため医療直接関連外の特許が含まれることや、件数ベースの比較に留まり特許の質（被引用数、ファミリー規模、クレーム範囲など）や製品化との関連を十分には評価していない点がある。さらに、出願と製品化・臨床実装の間には時間差が存在するため、出願動向が直ちに市場実装を意味しない点にも留意が必要である。以上は解釈上の重要な留意点である。

#### 5. 結論

本研究は、同一機能の画像診断製品を手掛ける主要 5 社の特許出願年・出願国を比較することで、企業ごとの技術軌道を可視化し、画像診断機器技術と AI 技術の融合に向けた特許戦略に複数の類型が存在する可能性を示した。具体的には、AI 基盤技術に注力する企業、AI 応用に注力する企業、既存技術を基盤に応用寄りに注力する企業といった分類が観察され、それぞれが異なる競争優位の獲得経路（標準化・横展開、製品差別化、国内市場重視、等）に結び付くことが示唆される。今後の研究では、被引用数・ファミリー規模等の特許品質指標や製品承認情報との突合、さらに新規参入企業や臨床導入の定性的事例を加えて分析することを予定している。

#### 参考文献

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012)*, pp. 1097–1105, 2012, <https://doi.org/10.1145/3065386>
- [2] 有馬宏和, 加納信吾, “AIベース医療機器規制の国際比較研究：ローカル適応型製品戦略の最適化に向けて,” *技術と経済*, vol. 2023-1, no. 680, pp. 50–62, 2023, <https://www.jates.or.jp/technicaleconomydigital/2023/dp2310.html>
- [3] G. Joshi, A. Jain, S. R. Araveeti, S. Adhikari, H. Garg, and M. Bhandari, “FDA-Approved Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices: An Updated Landscape,” *Electronics*, vol. 13, no. 3, p. 498, 2024, <https://doi.org/10.3390/electronics13030498>.
- [4] N. Aisu *et al.*, “Regulatory-approved deep learning/machine learning-based medical devices in Japan as of 2020: A systematic review,” *PLOS Digit. Heal.*, vol. 1, no. 1, p. e0000001, 2022, <https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000001>.
- [5] L. Melazzini *et al.*, “AI for image quality and patient safety in CT and MRI,” *Eur. Radiol. Exp.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–11, 2025, doi: 10.1186/S41747-025-00562-5/TABLES/1.
- [6] R. Paudyal *et al.*, “Artificial Intelligence in CT and MR Imaging for Oncological Applications,” *Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 2023, <https://doi.org/10.3390/cancers15092573>.
- [7] F. Kodama, “Technology Fusion and the New R&D,” in *Harvard Business Review*, 1992. <https://hbr.org/1992/07/technology-fusion-and-the-new-rd>
- [8] H. J. No and Y. Park, “Trajectory patterns of technology fusion: Trend analysis and taxonomical grouping in nanobiotechnology,” *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 77, no. 1, pp. 63–75, 2010, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2009.06.006>
- [9] N. Liu, P. Shapira, X. Yue, and J. Guan, “Mapping technological innovation dynamics in artificial intelligence domains: Evidence from a global patent analysis,” *PLoS One*, vol. 16, no. 12 December, p. e0262050, 2021, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0262050>.
- [10] 特許庁 審査第四部 審査調査室, “AI関連発明の出願状況調査 報告書,” 2024. [https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/seisaku/ai/document/ai\\_shutsugan\\_chosa/hokoku.pdf](https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/seisaku/ai/document/ai_shutsugan_chosa/hokoku.pdf)
- [11] 伊藤幸仙, “審査官から見た医療診断機器—特許審査体制と技術動向—,” 2013. <http://www.tokugikon.jp/gikonshi/271/271tokusyu2.pdf>