

教育分野への潜在的応用を持つ LLM 関連特許の探索的マッピング

Exploratory mapping of education-relevant LLM patents

陳啓賢*¹ 浅谷公威*¹ 坂田一郎*¹

Qixian Chen Kimitaka Asatani Ichiro Sakata

*¹ 東京大学 University of Tokyo

要旨：教育分野における生成 AI（大規模言語モデル：LLM）の利活用は、国際機関および各国政府によるガイドライン整備と並行して進展している（UNESCO, 2023; updated 2026；文部科学省, 2024；UK Department for Education, 2023；Australian Government Department of Education, 2025）。一方で、教育研究・政策文書のみから、産業側が想定する実装意図（どの機能に投資し、どの主体が出願するか）を横断比較することは容易ではない。本研究は、特許を教育効果の代替指標としてではなく、技術投資・開発意図を観測する補助指標（proxy）として位置づけ、教育関連キーワードを含む LLM/NLP 特許候補集合（2017–2024、n=27,825）を探索的に整理する。結果として、本抽出集合では中華人民共和国（52.2%）とアメリカ合衆国（46.0%）が二大巨頭として件数を占め、日本を含む他地域は小さい（例：日本 37 件、0.13%）。また出願主体構成には国別差が観測される。もともと、抽出はキーワードベースであり false positive を含み得るほか、教育 IPC（G09B）保有特許が 1.25%（348 件）に留まるなど、集合解釈には限界がある（WIPO, 2017）。本稿では限界を明示した上で、代表特許 2 件（US 企業／CN 大学）を具体例として提示し、今後の精緻化（IPC ベース抽出、両義語対策、機能カテゴリ分類、外部ファクトとの照合）に向けたロードマップを示す。

キーワード：生成 AI、LLM、教育、特許分析、エビデンスマッピング、ロードマップ

Abstract: The application of generative AI, particularly large language models (LLMs), in education is evolving alongside policy guidance by international organizations and national governments (UNESCO, 2023; updated 2026). However, educational research and policy documents alone make it difficult to compare industry-side implementation intentions across countries. We position patents not as proxies for educational outcomes, but as complementary indicators of technological investment and development intentions. We analyze an exploratory corpus of education-relevant, keyword-filtered LLM/NLP patent candidates (2017–2024, n=27,825). Within this corpus, China (52.2%) and the United States (46.0%) dominate, while Japan and other regions account for small shares (e.g., Japan: 37 patents, 0.13%). Applicant-type compositions also differ by country. Importantly, keyword-based extraction is subject to false positives, and only 1.25% (348) of the corpus carries the education IPC code G09B (WIPO, 2017). We present two illustrative mini-cases (US corporate patent vs. Chinese university patent) and conclude with a roadmap for methodological refinement.

Keywords: Generative AI, LLM, education, patent analytics, evidence mapping, limitations, roadmap

1. はじめに

教育分野における LLM の利活用は、実装・研究だけでなく政策の観点からも注目を集めている。国際的には UNESCO が生成 AI の教育・研究利用に関するガイダンスを公表し（UNESCO, 2023; updated 2026）、各国でも学校現場向けの文書整備が進む（例：日本の初等中等教育向けガイドライン Ver.2.0（文部科学省, 2024）、英国政府（教育省）の教育向

け生成 AI 文書（UK Department for Education, 2023）、豪州の学校向けフレームワーク（Australian Government Department of Education, 2025））。

一方で、教育研究（学習効果・倫理・ガバナンス）と政策文書だけでは、産業側がどの機能（評価、フィードバック、教材生成、学習進捗管理、校務支援など）に開発資源を寄せ、どの主体（企業／大学・研究

機関)がどの程度関与しているかを、同一の物差しで横断比較しづらい。

そこで本研究は、特許を教育効果の代替として用いるのではなく、技術投資・開発意図を観測する補助指標(proxy)として位置づけ、「教育関連キーワードを含むLLM/NLP特許候補集合」を探索的にマッピングする。重要なのは、本稿が「教育×LLM特許の実態」を断定するのではなく、観測できる事実／観測できない(限界)／次に何をすべきか(展望)を主役として提示する点である。

1.1. 先行研究と本研究の位置付け

生成AI/LLMの教育応用は、教材生成・学習支援・評価支援などの可能性と、学術的誠実性や学習者の自律性への影響、バイアス・安全性といったリスクを同時に孕む。近年は、このトレードオフを整理する論考・レビューが蓄積しつつある(Kasneeci et al., 2023; Giannakos et al., 2024)。

教育AIの研究領域としては、知識追跡(Knowledge Tracing)や知的チュータリングのように、学習者状態推定と個別最適化を目指す系譜が長い(Woolf et al., 2013)。深層学習を用いた知識追跡(Deep Knowledge Tracing)はその代表例であり(Piech et al., 2015)、知識追跡全体を体系化するサーベイも提示されている(Abdelrahman et al., 2023)。本稿のCase Bは、この研究系譜に近い発明が「知財化」される一形態として読める。

特許を技術動向の観測指標として用いる研究は、イノベーション計測の文脈で確立しており、特許件数・被引用などがR&D活動や技術変化の近似指標として議論されてきた(Griliches, 1990; Jaffe & Trajtenberg, 2002)。ただし、分類・制度・出願行動の差に由来する系統的バイアスがあるため、解釈上の注意点と集計原則が整理されている(OECD, 2009)。また、特許ランドスケープ(PLR)の作成手順はWIPOがガイドラインとして体系化している(WIPO, 2015)。

近年は生成AIに関する大規模PLRも公表され、2017年以降の急増とその背景(Transformerの導入等)が整理されている(WIPO, 2024)。さらに、特許テキストを用いた類似度計測・分類・マッピングは、埋め込み等のNLP手法の進展により加速しており(Hain et al., 2020; Bekamiri et al., 2024)、特許ドメイン固有の言語特性やタスク設計の論点も整理されつつある(Jiang & Goetz, 2025)。本研究は、教育研究・政策だけでは捉えにくい「産業側の実装意図」を観測する補助指標として特許を用い、候補集合の観測可能性と限界を同時に明示する点に特徴がある。

2. データと抽出

2.1. データ

Google Patentを対象とし、重複除去済みの候補集合27,825件を抽出。本集合は「教育×LLM」と厳密に確定された集合ではなく、LLM/NLP関連キーワードと教育関連キーワードを用いて抽出された候補集合である。特許統計の解釈上の注意点(制度差・分類差・出願行動差)を踏まえ、以降の分析は探索的な観測として位置づける(OECD, 2009; WIPO, 2015)。

2.2. 抽出ロジック(概要)

- LLM/NLP関連キーワードをTier(S/A/B)に分けて網羅的に含める。

- 教育関連キーワード(learning等)を含むものを候補として抽出する。

ただしこの設計は、候補集合を広く拾う一方でfalse positiveを含み得る。

2.3. 典型的なfalse positive(具体例)

- “learning”が“machine learning”にマッチし、教育文脈ではない特許が混入し得る。

- “transformer”が(LLMではなく)電気工学の変圧器を指す文脈にマッチし得る。

このため、本集合は「教育×LLM特許の確定集合」ではなく、あくまで“教育文脈の可能性を持つLLM/NLP特許候補集合”として解釈されるべきである。

2.4. IPC(教育IPC)との乖離

教育・訓練用装置等を広く含むIPCサブクラスであるG09B(WIPO, 2017)を保有する特許は1.25%(348件)に留まる。この事実は、キーワード抽出の性質上、教育IPCで裏取りされた教育特許が多数派ではないことを示す。以降の結果はすべてこの前提(候補集合)に立って報告し、断定を避ける。

3. 結果

3.1. 年次推移:候補集合の急増(Fig. A)

年次件数は2017年590件から2024年8,634件へ増加しており、2017→2024で14.6倍となる(Fig. A)。増加は単調ではなく、特に2022年以降に伸びが加速している。本稿の集合は教育関連キーワードを含むLLM/NLP特許“候補”であるため、これを教育実装の普及や学習効果の増大へ直結させることはできない。しかし、少なくとも『教育文脈を含み得るLLM/NLP技術への出願活動が、短期間で急拡大している』という観測事実を示す。なお、生成AI領域全体でも2017年以降の急増が報告されており、本観測

はより広い技術動向とも整合的である (WIPO, 2024)。

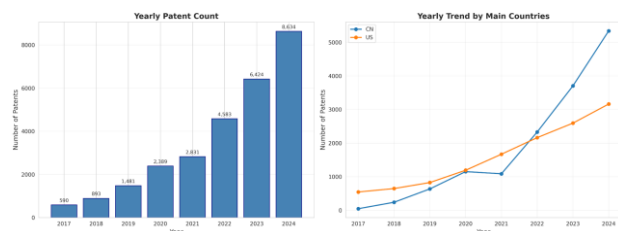


Fig. A. Yearly patent count in the education-keyworded LLM/NLP patent candidate corpus (2017-2024).

3.2. 国別分布:CN/US の二極化(Fig. B)

本抽出集合では中華人民共和国が 14,528 件 (52.2%)、アメリカ合衆国が 12,793 件 (46.0%) を占め、CN/US の二極構造が際立つ (Fig. B)。対照的に日本は 37 件 (0.13%) と小さい。ここで重要なのは、これは『教育×LLM 特許の実態』の断定ではなく、教育関連キーワードを含む LLM/NLP 特許候補集合における分布である点である。国別の件数差は、研究開発投資、出願慣行、言語、分類・データ収録の差、ならびに本抽出ロジックの影響を受け得るため、本稿では“集中が観測される”という事実として提示するに留める。

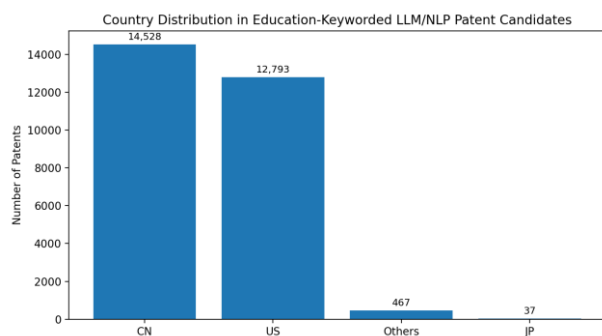


Fig. B. Country distribution in the education-keyworded LLM/NLP patent candidate corpus (CN/US dominant; JP small).

3.3. 出願主体:国別に見える体制差(大学寄り/企業寄り) (Fig. C)

国別に出願主体の構成が異なる点は、制度・体制差を示唆する重要な観測である。大学・研究主体比率 (University/Research share) は AU 42.4%、CN 38.7%、KR 28.3%が高い一方、US 4.7%、JP 2.7%、EP 1.3%は低い (Fig. C)。図中の破線は本集合における平均 (18.0%) を示す。この差は、(i) 産学の役割分担、(ii) 大学の知財化インセンティブ、(iii) 研究資金と出願戦略、(iv) データ上の出願人属性推定 (Unknown/Other 等) といった要因の影響を受け得

る。従って、本稿では『大学寄り/企業寄りの構成差が観測される』という一次的事実として報告し、因果的解釈は今後の精緻化 (出願人名寄せ、セクター推定の検証、国別制度の比較) に委ねる。

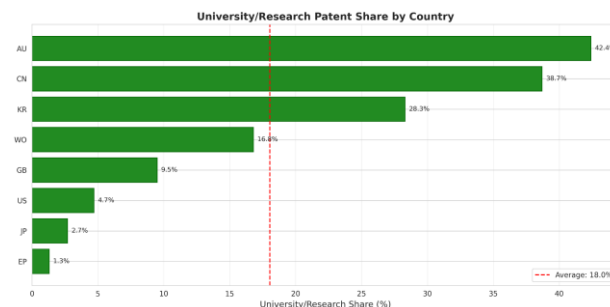


Fig. C. University/Research applicant share by country (dashed line indicates corpus average).

4. ケーススタディ

本節では、前節の統計的観測を補強するため、教育文脈が明確で、かつ「US 企業/CN 大学」という体制差が文章化しやすい 2 件を代表例として示す。意図は集合全体の断定ではなく、候補集合の中に含まれる「解釈可能な教育文脈」の具体像を最小限提示することである。

4.1. Case A (US×企業) : US-11862041-B2 (Integrated student-growth platform)

Renaissance Learning, Inc.による US-11862041-B2 (2024) は、教師と生徒向けの統合学習プラットフォーム (student-growth platform) を提案する。教師の観察評価に基づき、異種教育リソースの発見・整理を行い、特定日に最適なスキルセットとリソースを生成する設計が記載される。assessment platform、planning platform、learning-progression platform、assignment platform、mastery-maker platform 等を統合する点は、教育現場のワークフロー (評価→計画→課題→習熟追跡) に直接接続したプロダクト志向の設計として読み取れる (Google Patents, US11862041B2)。さらに本件は G09B7/06, G09B5/06, G09B5/12 といった教育 IPC を含み、候補集合の中でも教育文脈の確度が相対的に高い例となる。

4.2. Case B (CN×大学) : CN-117371528-A (Knowledge space-based knowledge tracking method)

CN の大学主体による出願例として、候補集合内には知識追跡 (Knowledge Tracing) に関する発明が含まれる。例えば CN-117371528-A (2024) は、知識空間理論に基づく知識追跡手法を提案し、学習者の正誤履歴を系列モデル (LSTM) と注意機構でモデル化する構成を含む。知識追跡は教育 AI における中核課題の

一つであり (Piech et al., 2015 ; Abdelrahman et al., 2023)、この種の発明は教育現場の統合プラットフォームというより、研究文献で議論されるモデル群の「知財化」を示す研究寄りの出願例として位置づけられる。

4.3.2 件から観測される体制差

・US 企業例：ワークフロー統合・プラットフォーム設計 (G09B 含む)。

・CN 大学例：理論・モデル提案 (知識追跡等)。

この対比は、前節で観測された国別出願主体構成の差 (大学比率の差) と整合的に見えるが、2 件のみから一般化はできないため、あくまで候補集合内で見られる代表的パターンの例示に留める。

5. ディスカッション

5.1. 本研究から示唆される観測結果の位置づけ

本研究で得られた結果は、教育分野における LLM 活用の「実態」や「優劣」を直接示すものではない。しかし、教育関連キーワードを含む LLM/NLP 特許候補集合という限定された枠組みの中において、いくつかの安定した観測パターンが確認された点は重要である。

第一に、本候補集合において、中国および米国が件数の大部分を占めているという事実は、少なくとも LLM 技術と教育文脈を接続する試みが、これら二国で集中的に行われていることを示唆する。これは教育分野そのものの成熟度を意味するものではなく、技術開発・知財化という行動レベルでの集中として解釈されるべきである。

第二に、出願主体構成や IPC 付与の分布に国別の差異が観測される点は、教育分野における LLM 技術が、国や主体によって異なるフェーズや役割で扱われている可能性を示す。たとえば、大学・研究機関による出願が相対的に多いケースと、企業主体の出願が中心となるケースでは、想定される技術成熟度や実装の時間軸が異なる可能性がある。ただし、本研究の結果からその因果関係を断定することはできない。

第三に、代表的な特許ミニケースが示すように、本候補集合の中には、教育現場の業務フローに直接接続する設計と、研究文献に基づく理論・モデル提案の双方が含まれている。この点は、教育×LLM という領域が、即時的な実装と中長期的な研究開発の双方を内包する多層的領域であることを示唆している。

5.2. 本研究の限界と解釈上の注意点

本研究の結果を解釈する上で、いくつかの重要な制約を明確にしておく必要がある。

第一に、本研究はキーワードベースの抽出に依存しており、教育文脈と直接関係しない特許が候補集合に含まれる可能性がある。特に「learning」や

「transformer」といった両義的語は、LLM 技術と教育文脈の境界を曖昧にする要因となる。

第二に、教育専用 IPC である G09B を有する特許が候補集合の 1.25% に留まる点は、教育分野における LLM 技術が、現行の特許分類体系に十分に反映されていない可能性を示唆する。この乖離は、抽出精度の問題であると同時に、教育×LLM という新興領域が既存分類と整合していないという構造的課題でもある。

第三に、国別比較は出願慣行、制度、言語、分類の違いの影響を受けるため、件数や比率をもって各国の戦略や成果を評価することはできない。本研究が提示するのは、同一の抽出ルール下で観測された相対的分布に限られる。

これらの点から、本研究の結果は結論的主張の根拠ではなく、さらなる分析や外部ファクトとの照合を促すための出発点として位置づけられる。

6. 今後の展望

6.1. 本指標が活用可能なシチュエーション

本研究で用いた特許ベースの候補集合および指標は、教育効果や制度設計を直接評価する用途には適さない。一方で、以下のような「意思決定の初期段階」において有効に機能する可能性がある。

第一に、**政策立案や研究戦略検討の初期スクリーニング**である。教育分野における LLM 活用をめぐり、どの国・主体がどの程度技術開発に関与しているかを俯瞰的に把握することで、重点的に調査すべき領域や国を特定する手がかりとなる。

第二に、**研究資金配分や産学連携検討における補助情報**としての活用である。特許候補集合の年次推移や主体構成は、研究テーマが研究段階に留まっているのか、あるいは実装・事業化フェーズに近づいているのかを推測する一つの参考情報となり得る。

第三に、**継続的モニタリング指標**としての利用である。本研究の枠組みを定期的に更新することで、教育×LLM 領域における技術開発の温度感や方向性の変化を、長期的に追跡することが可能となる。

6.2. 今後の分析深化に向けたロードマップ

今後の研究では、以下の点を段階的に進めることが求められる。

第一に、教育 IPC (G09B) を基軸とした抽出との比較を通じて、キーワードベース候補集合の精度を評価し、解釈可能性を高める必要がある。

第二に、両義語対策や文脈情報を考慮した抽出ルールの改善により、教育文脈との関連性が高い特許集合を段階的に精緻化することが重要である。

第三に、特許内容を機能別 (評価、フィードバック、教材生成、学習管理等) に分類し、政策文書や実装事例と照合することで、**技術開発と制度・実践の間にあるギャップや整合点を明らかにすることが期待される。**

6.3. 位置づけの再確認

本研究は、教育分野における LLM 活用の是非や優劣を論じるものではない。むしろ、**限界を明示した指標を提示し、その適切な使い方と今後の改良方向を示すことに主眼がある。**特許という不完全なデータソースであっても、適切な前提と注意の下で用いれば、**教育×LLM** という急速に拡大する領域を理解するための一つの有効な観測窓となり得る。

参考文献

- UNESCO. (2023). Guidance for generative AI in education and research (last update: January 16, 2026). UNESCO.
- 文部科学省. (2024). 初等中等教育段階における生成 AI の利活用に関するガイドライン (Ver.2.0) (令和 6 年 12 月 26 日公表).
- UK Department for Education. (2023). Generative artificial intelligence (AI) in education. GOV.UK.
- Australian Government Department of Education. (2025). Australian Framework for Generative AI in Schools.
- Kasneji, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.
- Giannakos, M., Azevedo, R., Brusilovsky, P., Cukurova, M., et al. (2024). The promise and challenges of generative AI in education. *Behaviour & Information Technology*. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2394886>
- Woolf, B. P., Lane, H. C., Chaudhri, V. K., & Kolodner, J. L. (2013). AI grand challenges for education. *AI Magazine*, 34(4), 66–84.
- Piech, C., Bassen, J., Huang, J., Ganguli, S., Sahami, M., Guibas, L., & Sohl-Dickstein, J. (2015). Deep knowledge tracing. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. Abdelrahman, G. M., Wang, Q., & Nunes, B. (2023). Knowledge tracing: A survey. *ACM Computing Surveys*. <https://doi.org/10.1145/3569576>
- Griliches, Z. (1990). Patent statistics as economic indicators: A survey. *Journal of Economic Literature* (also circulated as NBER working paper).
- Jaffe, A. B., & Trajtenberg, M. (2002). *Patents, citations, and innovations: A window on the knowledge economy*. MIT Press.
- OECD. (2009). *OECD Patent Statistics Manual*. OECD Publishing.

WIPO. (2015). *Guidelines for Preparing Patent Landscape Reports*. World Intellectual Property Organization.

WIPO. (2024). *Patent Landscape Report: Generative Artificial Intelligence (GenAI)*. World Intellectual Property Organization.

WIPO. (2017). IPC subclass G09B: Educational or demonstration appliances; appliances for teaching, or communicating with, the blind, deaf or mute; models; planetaria; globes; maps; diagrams. *International Patent Classification (IPC)*. Hain, D., Jurowetzki, R., Buchmann, T., & Wolf, P. (2020). A text-embedding-based approach to measure patent-to-patent technological similarity—workflow, code, and applications (arXiv:2003.12303).

Bekamiri, H., Hain, D. S., & Jurowetzki, R. (2024). PatentSBERTa: A deep NLP based hybrid model for patent distance and classification using augmented SBERT. *Technological Forecasting and Social Change*, 206, 123536. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123536>

Jiang, L., & Goetz, S. M. (2025). Natural language processing in the patent domain: A survey. *Artificial Intelligence Review*. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11168-z>

Google Patents. (2024). US11862041B2: Integrated student-growth platform.