

知的学習支援システムと学習分析: 高文脈学習活動の分析可能性を問う

古池 謙人*

* 東京理科大学工学部

Intelligent Tutoring Systems and Learning Analytics: How can we analyze the high-contextual learning activities?

Kento KOIKE*

* Faculty of Engineering, Tokyo University of Science

* kento@koike.app

概要: 学習分析(LA)と知的学習支援システム(ITS)は、いずれも学習者の認知プロセスを理解し、教育を改善することを目標に含んでいる。しかし両分野は、データ駆動とモデル駆動、ドメイン汎用とドメイン特化という異なるアプローチを採用してきた。本稿では、この定義的差異を明確化した上で、両分野の統合研究の成果と課題を概観する。国際的には分野横断的な交流が進みつつある一方、日本国内ではそのような試みが十分とは言えない。筆者はこの状況を「近親無関心」(両分野の成果物が表面的に類似しているがゆえに、相手分野から学ぶ必要性を感じにくい状態)と呼び、その解消に向けた具体的施策としてグループ型ハッカソンを提案する。

Abstract: Learning Analytics (LA) and Intelligent Tutoring Systems (ITS) both include the goal of understanding learners' cognitive processes and improving education. However, these two fields have adopted different approaches: data-driven versus model-driven, and domain-general versus domain-specific. This paper clarifies these definitional differences and reviews the achievements and challenges of integrating both fields. While interdisciplinary collaboration has been progressing internationally, such efforts remain insufficient in Japan. The author characterizes this situation as “proximal indifference”, a state where the superficial similarity of research outputs from both fields makes it difficult for researchers to perceive the need to learn from each other, and proposes group-based hackathons as a concrete measure to address this issue.

キーワード: 学習分析、知的学習支援システム、近親無関心、分野横断研究、ハッカソン

Keywords: Learning analytics, intelligent tutoring systems, proximal indifference, interdisciplinary research, hackathon

1. 学習における認知的不透明性への挑戦

オンライン学習環境で、学習者が数学の問題に取り組む様子を観察する。画面上では、解答欄への入力と削除が繰り返され、時折ヒント機能が参照され、やがて正解が提出される。このような外形的行動から、背後にある認知プロセスについて、我々が知り得ることは限定的である。観測されるのは試行錯誤による偶発的な成功であるのか、

それとも真の理解に基づく問題解決であるのか? ヒント機能の利用は適切な援助要請を示すのか、あるいは依存的学習傾向の表出であるのか? こういった問いは、学習者の認知プロセスを理解し、教育を改善する目的において本質的である。

学習分析(Learning Analytics, LA)研究コミュニティもまた、この認知的不透明性の克服に長年取り組んできた。初期のLAは、Learning Management System(LMS)から得られるログイン時刻や閲覧時間といった行動記録を主な

対象としていた。しかし研究の進展とともに、より高文脈なデータの獲得を目指す多様なアプローチが展開されている。Winne (2020, 2022) による trace data の概念と nStudy システムは、学習者の認知操作をイベント単位で詳細に記録し、条件付き確率によって学習プロセスを分析する方法論を提示している。Berland et al. (2014) は、構成主義的学習環境における教育データマイニング (Educational Data Mining, EDM) が、予測モデリングやクラスタ分析といった手法を用いて学習者の戦略や感情状態を発見する可能性を示している。さらに近年では、Ouhaichi et al. (2023) が明らかにしたように、マルチモーダル学習分析 (MMLA) がビデオ・音声分析、視線追跡、生理的指標などを統合することで、多様な学習文脈における認知的エンゲージメントの捕捉を試みている。これらのアプローチは共通して、観測データの粒度を細かくし、複数のモダリティを統合することで、認知プロセスへの接近を図ってきた。

他方、知的学習支援システム (Intelligent Tutoring Systems, ITS) 研究は、異なる視点からこの課題に取り組んできた。Anderson et al. (1995) の Cognitive Tutor シリーズや、Biswas et al. (2010) による Betty's Brain に代表される ITS の特徴は、単に観測粒度を細かくするのではなく、認知的に意味のある行動が観測可能となるように学習活動そのものをデザインするという点にある。すなわち、認知理論から演繹的に「何を観測すべきか」を設計し、各学習ステップに教育的・認知的意図を埋め込むことで、認知理論に基づいて解釈可能なデータを生成してきた。

本稿では、いかんにして高文脈の学習活動を分析可能にするかという共通の探究課題に対し、LA と ITS の相補的關係について論じる。ITS は認知理論に基づく学習活動設計と診断データ生成において独自の貢献を提供する一方で、LA が発展させてきた大規模データ分析手法、実践現場への展開に関する知見、エビデンスベースの評価方法論から多くを享受する。この双方向の関係を踏まえ、以下では三つの論点を展開する。第一に、両分野の定義的差異の明確化、第二に、ITS × LA の展開における成果と課題、第三に、日本における統合加速に向けた具体的提案である。

2. LA と ITS の定義的差異

両分野の相補性を論じる前に、まず定義的差異を明確にする必要がある。なぜなら、表面的な類似性ゆえに、両分野の本質的な違いが見えにくくなっているからである。

LA の定義の核心は、「データから出発する」という点にある。Lang et al. (2022) は、Handbook of Learning Analytics において、LA を「学習者とその文脈についてのデータの測定、収集、分析、報告であり、学習とその環境を理解し最適化するためのもの」と定義している。すなわち、学習活動によって生成されるデータを収集し、そこから有用なパターンや知見を発見することが、LA の本質的なアプローチである。

対照的に、ITS の定義の核心は、「理論から出発する」という点にある。Woolf (2009) は、ITS を「学習者の知識状態を継続的に推定し、その推定に基づいて教授的介入を適応的に決定するシステム」と特徴づけている。さらに、Nkambou et al. (2010) は、ITS の本質を学習者モデリングと適応的指導の実現に見出している。近年では、ITS は単なる知識伝達を超え、学習者の感情・動機づけ・メタ認知を統合的に扱う方向に進化しつつある (du Boulay, 2019)。すなわち、人間の学習や認知に関する理論的仮説を計算可能な形で表現し、その理論モデルに基づいて学習活動を設計し、支援を提供することが、ITS の本質的なアプローチである。

この定義的差異は、研究のプロセスに傾向的な違いを生み出す。LA 研究では、しばしば学習データが出発点となり、そのデータに対して統計的・機械学習的手法を適用し、有意なパターンを発見する。発見されたパターンに対し、事後的に教育学的・心理学的解釈を与えることが多い。これは相対的にデータ駆動型のアプローチと呼ぶことができる。他方、ITS 研究では、まず認知理論があり、その理論を形式的に表現し (領域知識モデル、学習者モデル、教授モデル)、その表現に基づいて学習活動と支援を設計する傾向がある。生成されるデータは、理論の予測を検証するためのものである。これは相対的にモデル駆動型のアプローチと呼ぶことができる。もちろん、両分野ともに純粋な一方のアプローチのみを採用しているわけではなく、実際には両者の中間に位置する研

究も多い。

さらに、両分野は対象とする学習領域の扱いにおいても異なる。多くの LA は、多様な学習コンテキスト (MOOCs, LMS, 協調学習環境など) から得られるデータを横断的に分析することを志向する。領域固有の詳細よりも、より一般的な学習パターン (例: ドロップアウト予測、学習経路、社会的ネットワーク) の発見を重視する。これはドメイン汎用型アプローチである。対照的に、多くの ITS は特定の学習領域 (数学、プログラミング、物理など) に深く特化して設計される。領域知識の精密な構造化、その領域特有の誤概念や学習困難の詳細なモデリングが重視される。これはドメイン特化型アプローチである。

3. ITS × LA の展開 : 成果と課題

これららの定義的差異にもかかわらず、あるいは定義的差異があるからこそ、両分野の統合は既に活発に進展してきた。Stamper et al. (2024) による LearnSphere は、CMU グループの Cognitive Tutor をはじめとする複数の ITS から収集された大規模学習ログを蓄積し、研究コミュニティで共有するプラットフォームである。このプラットフォームは、ITS (モデル駆動) の理論的基盤の上に構築された学習活動から生成されるデータに対し、LA (データ駆動) の大規模分析手法を適用することで、蓄積された学習インタラクションから、学習曲線の精緻化、知識成分の再構造化、学習者の個人差分析など、多様な知見を生み出してきた。Heffernan & Heffernan (2014) による ASSISTments は、数学学習支援システムとして、ITS 的な適応的支援機能 (問題選択、ヒント提供、即時フィードバック) を提供しながら、同時に数十万人規模の学習者データを蓄積し、LA 的な大規模分析を可能にしている。このシステムから得られた知見は、効果的な問題シーケンス、ヒント設計の原理、フィードバックタイミングの最適化など、両分野の統合によって初めて得られるものであった。Biswas et al. (2010) の Betty's Brain は、teachable agent (学習者がエージェントに教えることで学ぶ) というパラダイムに基づく学習環境を提供し、そこから得られる学習ログに対してシーケンスマイニング、クラスタ分析などの EDM 手法を適用することで、自己調整学習の過程を詳細に分析している。これらの研究が示すのは、ITS

の理論駆動的データ生成と LA の実証的分析手法の統合が、既に実り豊かな成果を生んでいるという事実である。

4. 日本における分野間交流の課題

Labarthe et al. (2018) は、2007 年から 2017 年にかけての AIED/ITS, EDM, LA の三つの国際コミュニティについて、査読者・著者の社会ネットワーク分析を行っている。その結果、コミュニティ間で共有される研究者が一定数存在することが確認された (共有査読者 139 名、共有著者 48 名)。国際的には、異なる分野の研究者が互いの学会で査読や発表を行い、分野横断的な交流が進みつつある状況が見て取れる。

しかし、日本国内ではどうだろうか。筆者自身、国内の複数学会に関わってきたが、国際コミュニティと同様の分野横断的な交流は、いまだ十分とは言えないように感じられる。国際学会では、LA 研究者と ITS 研究者が同じセッションで議論し、共著論文を執筆する光景が珍しくない。一方、国内学会では、各分野の研究者が自分分野のセッションに留まり、相手分野のアプローチを積極的に取り込もうとする動きは限定的である。

なぜ、このような状況が生じているのだろうか。筆者はこれを「近親無関心」と呼びたい。すなわち、両分野の成果物が表面的に類似しているがゆえに、かえって相手分野から学ぶ必要性を感じにくい状態である。

この現象の根本原因は、両分野の成果物の表面的類似性にあると考えられる。LA 研究者が ITS 論文を読むとき、そこには学習者の行動ログの分析、クラスタリングによる学習者タイプのカテゴリ、予測モデルの構築などが記述されている。LA 研究者はこれを見て「これは我々がすでに行っていることと同じではないか」と感じる。逆に、ITS 研究者が LA 論文を読むとき、そこには学習者の理解状態の推定、適応的なコンテンツ提示、個別化されたフィードバックなどが記述されている。ITS 研究者はこれを見て「これは我々がすでに行っていることと同じではないか」と感じる。

しかし、この「同じ」という認識は錯覚である。前節で論じた定義的差異 (データ駆動とモデル駆動、ドメイン汎用とドメイン特化) は、同じように見える成果物の背後にある、

根本的に異なる思考プロセスと強みを生み出している。LA 研究の強みは、大規模データからのパターン発見、統計的検証の厳密性、多様な学習コンテキストへの適用可能性にある。しかし、発見されたパターンが「なぜ」生じるのかという認知的メカニズムの説明は、しばしば事後的で限定的である。対照的に、ITS 研究の強みは、認知理論に基づく設計原理の明確性、観測データへの理論的意味づけ、学習困難の診断の精密性にある。しかし、特定領域への深い特化ゆえに、他の学習文脈への適用可能性、大規模展開時のスケーラビリティにはしばしば課題が生じる。

このような近親無関心の状態は、他の分野でもたびたび見られる現象である。Bhadra et al. (2024) は、統計学習と深層学習の「二つの文化」が、表面的には類似した予測モデルを構築しながらも、その背後にある認識論的前提が根本的に異なることを論じている。成果物の表面的類似性が方法論的・認識論的差異を覆い隠し、相互学習の機会を逸する結果を招くのである。Bartlett et al. (2016) は、バイオインフォマティクスにおいて生物学とコンピュータサイエンスの間で、互いの専門性への理解不足から生じる文化的摩擦を報告している。彼らの事例では一方が他方を「サービス提供者」と見なす非対称な関係が問題となっていたが、ITS と LA の場合は、両者が対称的に相手分野を「自分たちがすでに行っていること」と認識するという、より巧妙な相互無関心が生じている。

では、この状況を打開するために、どのような取り組みが考えられるだろうか。

5. 日本における統合加速に向けた提案

筆者自身、これまで複数の学会活動を通じて、この分断を解消する試みに関わってきた。合同シンポジウムの企画や若手研究者の勉強会など、形式的には異なる分野の研究者を「同じ場に集める」ことには一定の成果があった。しかし、真の統合、つまり互いのアプローチの違いを体感的に理解し、そこから新たな研究の着想を得るには至っていない場合も多い。

その理由の一つは、従来の交流の形式にある。合同シンポジウムや招待講演では、各分野の代表的研究者が自分分野の成果を発表する。聴衆は興味深く聞かすが、そ

れは「異なる世界の話聞いた」という経験に留まる。若手の会や勉強会では、比較的自由的な議論が行われるが、個人単位での参加ゆえに、具体的な共同研究や成果物には結びつきにくい。

ここで提案したいのは、グループ型ハッカソン/コンペティションの開催である。具体的には、以下のような形式が想定される。まず、共通の学習データセット(可能であれば、ITS から得られた詳細なログデータ)を提供する。参加者は、LA 研究者と ITS 研究者の混成チーム(3-5 名程度)を形成する。各チームは、2-3 日間の集中期間において、そのデータセットに対して分析と解釈を行う。

重要なのは、課題設定において両アプローチの認識論的差異が顕在化するよう工夫する点である。単に「LA 担当者がモデルを作り、ITS 担当者が支援を設計する」という分業では、従来の「同じ場に集まるが互いから学ばない」状態を再生産するだけである。そうではなく、例えば「同一の学習者のつまづきを、LA 的な予測モデルと ITS 的な認知モデルの両方で捉え、それぞれで何が見えて何が見えないかを比較せよ」といった課題が考えられる。あるいは、「LA 的手法で発見されたクラスタに対し、ITS 的な認知理論に基づく解釈を与えよ」という課題は、データ駆動で見出されたパターンに理論的意味づけを与えることの難しさ(または豊かさ)を体験させるだろう。

このような形式の利点は、複数ある。第一に、同じ現象に対して異なるアプローチを適用することで、各アプローチの強みと限界が顕在化する。LA 的な分析で発見されたパターンに対し、ITS 的な理論的解釈を与えようとするとき、既存の認知理論ではうまく説明できない事例に直面するかもしれない。それは理論の不足を示すのか、それともデータ分析の粒度が粗すぎることを示すのか。逆に、ITS 的な認知モデルの予測を大規模データで検証しようとするとき、モデルが想定していなかった学習者行動のバリエーションに直面するかもしれない。それはモデルの限界を示すのか、それとも特定の学習文脈への過適合を示すのか。こうした問いに混成チームで取り組むことで、自分分野のアプローチを相対化する視点が得られる。

第二に、混成チーム内での協働を通じて、異なる分野の「言語」を学ぶ機会が生まれる。Bartlett et al. (2016) は、異分野間の協働において、異なる言語を話すことができ

る「ambassador」の存在が専門性の橋渡しに重要であることを指摘している。LA 研究者は、ITS 研究者が「なぜそのような認知状態を仮定するのか」を問うことで、行動データの背後にある理論的構成概念の役割を学ぶ。ITS 研究者は、LA 研究者が「なぜその特徴量を選ぶのか」「なぜその評価指標を使うのか」を問うことで、大規模データを扱う際の実践的判断とそのトレードオフを学ぶ。

第三に、具体的な成果物(分析結果、可視化、システムプロトタイプ)が産出されることで、抽象的な議論に終わらない。これらの成果物は、学会のリポジトリやプラットフォームで共有されれば、後続研究の基盤となる。

強調しておきたいのは、この提案が「融合」ではなく「途切れ目をなくす」ことを目指している点である。LA と ITS を一つの分野に統合することは、現実的でもなければ望ましくもない。両分野はそれぞれの定義的特性(データ駆動とモデル駆動、ドメイン汎用とドメイン特化)を保持しながら発展してきたからこそ、現在の豊かな成果がある。しかし、両分野の間に存在する「見えない壁」、つまり相手のアプローチを理解せず、そこから学ぶインセンティブを感じない状態を取り除くことは可能であり、必要である。グループ型ハッカソンは、その壁を低くするための具体的な施策の一つである。

学習分析学会は、まさにこのような取り組みを推進する場として機能し得る。LA を中核としながらも、関連する多様な分野(ITS、EDM、HCI、認知科学、教育工学など)の研究者が集う学会として、分野横断的な協働の「実験場」を提供することができる。ハッカソンやコンペティションは、その第一歩である。さらに、こうした活動を通じて蓄積される共通データセット、分析ツール、評価基準は、日本における教育・学習に関する工学研究の共有基盤となり、国際的な発信力の強化にもつながるであろう。

6. まとめ

本稿では、高文脈学習活動の分析可能性という共通課題に対し、LAとITSがそれぞれ異なるアプローチで取り組んできたこと、そしてその統合が国際的には着実に進展していることを論じた。しかし同時に、日本国内においては分野間交流が十分とは言えず、その背景には「近親無関心」、つまり両分野の成果物が表面的に類似して

いるがゆえに、相手分野から学ぶ必要性を感じにくい状態があることを指摘した。この問題を解決するためには、両分野の定義的差異を明確化し、その上で具体的な協働の場を作ることが必要である。グループ型ハッカソンは、その一つの試みである。

いかにして高文脈の学習活動を分析可能にするか。この問いに対する答えは、LAとITSのどちらか一方にあるのではなく、両者の創造的な緊張関係の中にある。データ駆動とモデル駆動、ドメイン汎用とドメイン特化、大規模検証と精密診断。これらの対立項は、互いを排除するものではなく、相補するものである。学習分析学会が、この相補性を具体的な研究成果として結実させる場となることを期待する。

謝辞

本研究はJSPS 科研費 25K21362 の助成を受けたものである。また、本稿に貴重な意見を頂戴した滝井健介氏に謝意を表する。

参考文献

- Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *The Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167–207.
- Bartlett, A., Lewis, J., & Williams, M. L. (2016). Generations of interdisciplinarity in bioinformatics. *New Genetics and Society*, 35(2), 186–209. <https://doi.org/10.1080/14636778.2016.1184965>
- Berland, M., Baker, R. S., & Blikstein, P. (2014). Educational Data Mining and Learning Analytics: Applications to Constructionist Research. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), 205–220. <https://doi.org/10.1007/s10758-014-9223-7>
- Bhadra, A., Datta, J., Polson, N. G., Sokolov, V., & Xu, J. (2024). Merging two cultures: Deep and statistical learning. *WIREs Computational Statistics*, 16(2), e1647. <https://doi.org/10.1002/wics.1647>
- Biswas, G., Jeong, H., Kinnebrew, J. S., Sulcer, B., & Roscoe, R. (2010). Measuring self-regulated learning

skills through social interactions in a teachable agent environment. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 5(2), 123–152.

du Boulay, B. (2019). Escape from the skinner box: The case for contemporary intelligent learning environments. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2902–2919.

Heffernan, N. T., & Heffernan, C. L. (2014). The ASSISTments ecosystem: Building a platform that brings scientists and teachers together for minimally invasive research on human learning and teaching. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(4), 470–497.

Labarthe, H., Luengo, V., & Bouchet, F. (2018). Analyzing the relationships between learning analytics, educational data mining and AI for education. *Proceedings of the 14th International Conference on Intelligent Tutoring Systems: Workshop on Learning Analytics*, 10–19.

Lang, C., Siemens, G., Wise, A., Gašević, D., & Merceron, A. (Eds.). (2022). *Handbook of learning analytics* (2nd ed.). SOLAR, Society for Learning Analytics Research.

Nkambou, R., Mizoguchi, R., & Bourdeau, J. (Eds.). (2010). *Advances in intelligent tutoring systems*. Springer.

Ouhaichi, H., Spikol, D., & Vogel, B. (2023). Research trends in multimodal learning analytics: A systematic mapping study. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100136. c

Stamper, J., Moore, S., Rose, C., Pavlik, P., Koedinger, K., et al. (2024). LearnSphere: A learning data and analytics cyberinfrastructure. *Journal of Educational Data Mining*, 16(1), 141–163.

Winne, P. H. (2020). Construct and consequential validity for learning analytics based on trace data. *Computers in Human Behavior*, 112, 106457. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106457>

Winne, P. H. (2022). Modeling self-regulated learning as learners doing learning science: How trace data and learning analytics help develop skills for self-regulated learning. *Metacognition and Learning*, 17(3), 773–791. <https://doi.org/10.1007/s11409-022-09305-y>

Woolf, B. P. (2009). *Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning*. Morgan Kaufmann.

著者紹介

古池 謙人

2018年東京工芸大学工学部卒、2020年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了、2023年同大学大学院博士後期課程修了、博士（工学）。同年、京都大学学術情報メディアセンター特定研究員。2024年より東京理科大学工学部助教、現在に至る。千葉工業大学附属研究所共同研究員を兼任。知的学習支援システム、認知科学、知識工学の研究に従事 (<https://koike.app/>)。