

[ラーニングアナリティクス]

①ラーニングアナリティクスの研究動向

—エビデンスに基づく教育の実現に向けて—



緒方広明 | 京都大学

ラーニングアナリティクスとは？

背景と定義

近年、LMS (Learning Management System) や e ポートフォリオ、MOOCs (Massive Open Online Courses) など、教育現場へのインターネットやコンピュータの導入、いわゆる「教育の情報化」が進展し、大量のログデータが蓄積されるようになった。それに伴い、それらのデータの分析によって、教育・学習を支援する、ラーニングアナリティクス (以下 LA) の研究が盛んに行われるようになった¹⁾。LA にはさまざまな定義があるが、SoLAR (Society for Learning Analytics Research) では「学習とその環境の理解と最適化のための、学習者とそのコンテキストについてのデータの測定、収集、分析、レポート」と定義されるのが一般的である。また、筆者は、より簡便に「情報技術を用いて、教員や学習者からどのような情報を獲得して、どのように分析・フィードバックすれば、どのように学習・教育が促進されるかを研究する分野」と定義している。

LA のプロセスは以下の 4 つの繰り返しからなる。

- ①教育・学習データの蓄積
- ②データ分析
- ③学習者・教員へ分析結果のフィードバック
- ④フィードバックの効果を評価・改善

ここで扱われる教育・学習データには、(1) シラバスや成績等の教務データ、(2) テキスト等の教材データ、(3) 教員・学習者などの年齢や学歴等の個人データ、(4) e ポートフォリオやレポート、授業アンケート

トなどの記述データ、(5) LMS や MOOCs 等の情報システムや教育用ゲームやシミュレーション等のログデータ、(6) 視線・脈拍・脳波などの生体データ、(7) 講義室等の学習空間の映像や音声、気象情報等の環境データなどがある。これらのデータの分析結果をフィードバックする相手としては、学習者、授業担当教員、大学・国などの政策提案者などがある。

国際学会の動向

教育ビッグデータの利活用を目的とした LA の研究への関心が高まり、これに関する国際会議として LAK (Learning Analytics and Knowledge) や EDM (Educational Data Mining) が開催されている。LAK は、2011 年以降毎年開催され、それを運営する国際学会として、2011 年に SoLAR 学会が設立された。EDM は主に機械学習や知識発見のアルゴリズムの応用に重点を置いており、2008 年以降毎年開催され、2011 年に国際学会 IEDMS (International Educational Data Mining Society) が設立された。ほかにも、ICALT (International Conference on Advanced Learning Technologies)、ICCE (International Conference on Computers in Education) などで LA のトラックが設けられている。

研究テーマ

LA の研究の例を以下に挙げる (図-1)。

- ①行動予測：教育・学習活動において蓄積された大量のデータを元に、機械学習を用いて予測モデルを作成し、学習者の成績や能力、ドロップアウト



等の行動を予測する研究がされている。

- ②介入モデル：いつどこでどのような内容をどのような方法で学習者に伝え、効果的な情報提供となるか、というさまざまな研究が行われている。
- ③オープン学習者モデル：学習データを用いて学習スタイルや特徴を推測し、それをシステム内だけにとどめるのではなく、学習者にできる限り見える形で提示する、オープン学習者モデルの研究も行われている。
- ④推薦：学習者個人の特徴にあわせて、教材や問題、カリキュラム等を推薦する研究が行われている。
- ⑤ティーチングアナリティクス：教師の教育活動のデータを分析する研究が行われている。
- ⑥教育評価の自動化：収集したデータの分析を元に、学習者の評価を自動的に行う研究である。MOOCsのように受講生が大人数の場合、とても有効である。

このほかにも、後述の記事で取り上げる、リアルタイム分析、マルチモーダル分析、eポートフォリオなどのコンテンツアナリティクスなど、さまざまな研究がある。

国内外の動向

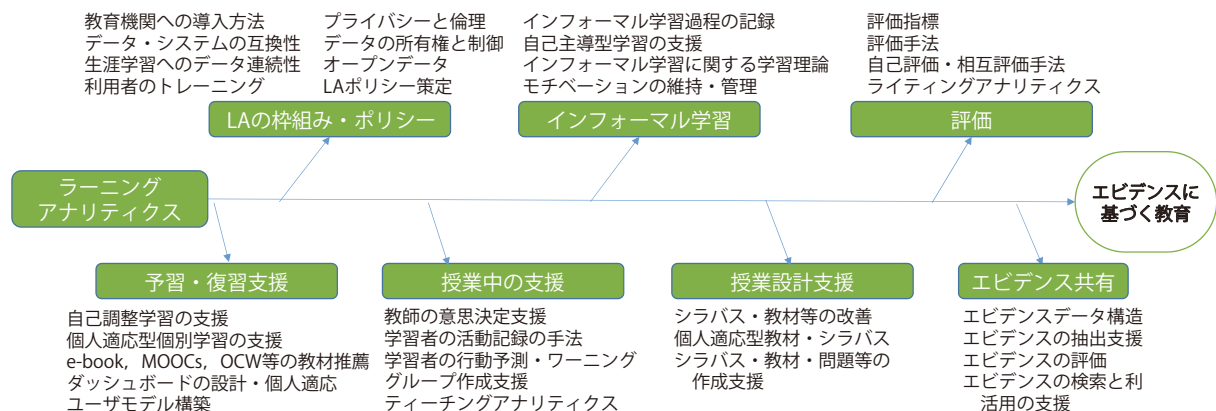
海外の状況

より良い意思決定のためには、より良い情報が

必要である、との原理のもと、米国では、教育省が2005年に州全域での時系列データシステム(SLDS: Statewide Longitudinal Data Systems)の導入プログラムを開始し、初等中等教育を中心に履修科目や成績等の教務データの収集が始まった。2017年には50州が参加しており、このデータを用いてドロップアウトの分析予測などさまざまな研究がされるようになった。さらに、大学教育においても、2012年以降、ミシガン大学やスタンフォード大学、フェニックス大学、コロラド州立大学をはじめ、さまざまな大学にLAに関するセンタが設置され、組織的に大学内の教育・学習活動のデータを収集して、LAの研究・実践が活発に行われるようになった。米国では各大学が独立してLAを行っているため、そのツールやデータの共有のためにLearnSphere等のコミュニティサイトを立ち上げている。

英国では、Open Universityやエジンバラ大学が先駆的にLAを行っている。また、JISC (Joint Information Systems Committee)が、2014年から2017年にかけて、50以上の大学に対してLAの情報基盤システムの整備を行い、それぞれの大学においてLAが実施されるようになった。

ノルウェーでは、国レベルでLAを推進するために2016年にベルゲン大学にSLATE (Center for the Science of Learning & Technology)を組織し



■図-1 ラーニングアナリティクスの研究例

た。ノルウェーにおいて学術情報ネットワークを運営する UniNETT が全大学に対して LMS の提供を行い、LA の基盤システムの開発を検討している。UniNETT は大学入試もオンラインテスト (CBT) で提供しているため、LA 基盤が整備されれば、大学入学時から卒業までのすべての教育・学習データを集中して蓄積可能となる。

データの収集・分析をする対象として、(1) 個々の授業、(2) 学部・学科レベル、(3) 大学組織全体、(4) 国全体、と多様である。それぞれのレベルに合わせて、取得するデータの範囲や利活用の方法に関するポリシーを決定しておく必要がある。たとえば、EU の研究プロジェクトとしては、DELICATE や Sheila などの LA ポリシーについての研究がある。

国内の状況

全学的な LA の取り組みとしては、国内では九州大学が 2014 年 10 月から LA を開始した。2016 年 2 月には LA センターを設置し、LA の研究と学内運用を行っている。詳細については、後述の記事を参考にされたい。また、国内では、全学規模とはいかないまでも、小規模ではあるが、さまざまな研究がなされている。

九州大学の M2B システムは、Moodle を基盤として構築されている。一方、京都大学では、図-2 に示す枠組みで LA を実施している。この枠組

みは、(1) デジタル教材配信システムなどの学習活動の記録を行う行動センサ、(2) LMS や行動センサのログを蓄積する LRS (Learning Record Store)、(3) LRS のデータ分析の結果を提示するダッシュボードからなる。LMS との連携はほかの学習支援ツールの連携の標準規格である IMS LTI (Learning Tools Interoperability) を用いることにより、Moodle, Sakai, Canvas, Blackboard などの LTI 機能を持つ多くの LMS に導入可能である。デジタル教材配信システム BookRoll (図-3) は、教員が作成した教科書や講義スライドを PDF の形でシステムに登録すれば、それを学習者が Web ブラウザで閲覧できるシステムである。その際、教材の閲覧ログがサーバ側に記録されるという特徴がある。ダッシュボード (図-4) は、閲覧ログの情報を可視化して表示する。

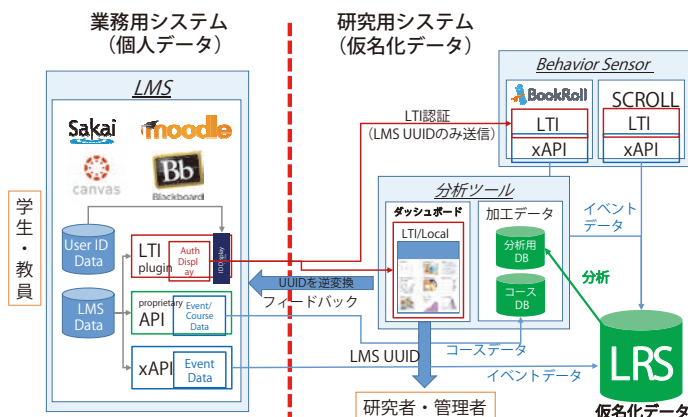
京都大学では 2017 年 10 月からいくつかの講義で LA の枠組みを利用している。この枠組みの特徴を以下に示す。

- (1) 行動センサやダッシュボードと LMS との認証連携は IMS LTI を用いることにより、LA の基盤システムは特定の LMS には依存しないため、各種の LMS への導入が容易である。
- (2) データ分析に必要な情報が匿名化 (仮名化) されて LRS に蓄積されるため、研究者がデータを利用しやすい。

さらに、小中学校や高校、大学と分散して LRS に蓄積された学習記録を、ブロックチェーン²⁾ を用いて、つなぐ枠組みも提案している。

LA の未来像

LA がさまざまな教育機関や企業等において広く実践される未来を考えると、生涯にわたる個人の学びの記録が保存されるようになると考えられる。そして、それらの大規模な記録をもとに、いわゆる、教育ビッグデータに基づく人工知能技術の活用によ



■ 図-2 LAの枠組み



り、適切な教育・学習環境が提供できるようになると予想される。たとえば、個人に適した教材や問題、学習方法を学習者に推薦したり、授業設計や教材作成、学習者評価などのさまざまな局面で教員をサポートできるであろう。

また、生涯にわたる教育・学習データを元にして得た知見をエビデンスとして、研究者・教育実践者・政策提案者と共有できれば、エビデンスに基づく教育が実現できると考えられる。たとえば、教育現場でのさまざまな問題点を共有し、研究によって裏付けられた教育・学習手法やシステムを教育現場で広く実践したり、そのように蓄積された多くのエビデンスを元に政策を決定することが可能となる。また、政策の検証にもエビデンスを利用することが可能で

ある。これによって、個人の主観や経験に依存しない、科学的な根拠に基づく教育・学習方法の計画と実施が可能となる。

最後に、近年の情報通信機器の発展により、教育の情報化が推進され、授業内外を問わず、教育・学習活動に関する膨大な量のデータが急速に蓄積されつつある。これは、これまで我々人類が経験したことのない状況であり、このような教育・学習データを有効に活用して、教育・学習を支援し改善していくことはきわめて重要な課題である。

しかしながら、我が国においては、社会全体において教育・学習データがほとんど有効活用されておらず、研究者もまだまだ少ない。今後は、情報学のみならず、認知科学、心理学、教育学などさまざまな学術領域の研究者の参画によって、この分野の研究が活性化し、新たな研究者ならびに実践者の育成が急務である。また、教育機関等において、このような取り組みを普及させるためには、教員研修などを実施し、データ分析による教育改善に関するノウハウを共有する必要がある。さらに、上述のように、さまざまな取り組みの結果をエビデンスとして共有する枠組みも必要である。このように蓄積された、教育ビッグデータの分析を行う教育データサイエンティストの育成も重要であろう。

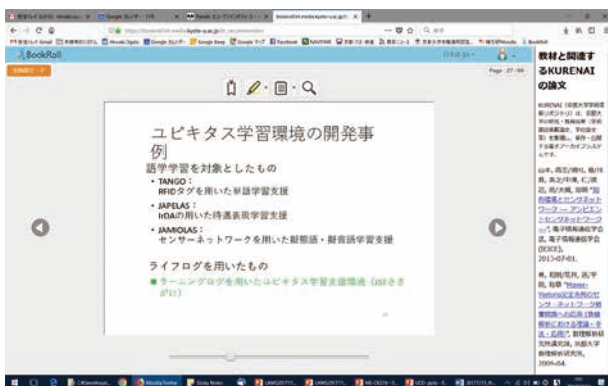


図-3 BookRollのインターフェース



図-4 ダッシュボードの図

参考文献

- 1) 緒方広明, 藤村直美: 大学教育におけるラーニングアナリティクスのための情報基盤システムの構築, 情報処理学会論文誌教育とコンピュータ (TCE), Vol.3, No.2, pp.1-7 (2017).
- 2) Ocheja, P., Flanagan, B. and Ogata, H.: Connecting Decentralized Learning Records: A Blockchain Based Learning Analytics Platform, International Conference on Learning Analytics and Knowledge 2018, pp.265-269 (2018). (2018年6月1日受付)

緒方広明 (正会員) ogata.hiroaki.3e@kyoto-u.ac.jp

徳島大卒業(1992)。博士(工学)(1998)。徳島大助手・講師・准教授、九大教授を経て2017年より京大術情報メディアセンター教授。モバイル学習・協調学習環境、教育データ科学等の研究に従事。