

# Learning Analytics の現状と今後の課題

\*会津大学 短期大学部 中澤 真

## 1. 概要

初等教育から高等教育に至るまで ICT を活用した教育が普及しつつある。特に大学においては、LMS (Learning Management System) や eポートフォリオなどの導入により、学習者の学習活動履歴を詳細に記録できる環境が整ってきた。また、MOOC (Massive Open Online Course) のような誰もが自由に受講できる開かれた講義も展開され、ビッグデータといえる大規模な学習履歴の蓄積も可能になった。

このような学習活動の履歴情報は、個々の学習者に適した学習支援や、教員に対する授業支援を効果的・効率的に行うための有用な材料となるものであるため、この情報をデータマイニングや AI などの手法も用いて分析・可視化する LA (Learning Analytics) という研究領域に注目が集まっている。

本稿では LA の現状を紹介しつつ、現在取り組まれている課題と今後の可能性について論ずる。

## 2. Learning Analytics の目的

LA に関するカンファレンスが初めて開催されたのは 2011 年であり、その歴史はまだ浅い。この LA と類似の研究領域として EDM (Educational Data Mining) があり、この用語を用いたカンファレンスが初めて開催されたのは 2005 年と、LA よりわずかに早い[1]。

LA と EDM の領域を厳密に分けるのは難しいが、あえて関係性を示すと図 1 のように表すことができる。どちらも教育学および統計学に属する領域であるが、LA はコンピュータサイエンス的なアプローチだけではなく、インタビューなどアナログ的手法も対象としているため EDM を包含する領域となっている。ただし、LA における多くの研究が、コンピュータ上に蓄積されたデータに基づいた解析が多いため、EDM との実質的な差は少ない。

このことは、それぞれの定義からも示すことができる。Chatti ら[3]は LA の定義を「学習やその環境を把握し最適化するために、学習者とそのコンテキストに関するデータの測定、収集、分析、報告をする取り組み」としている。一方、EDM については、Romero ら[2]が「教育における重要な問題を処理するために、教育環境から得られる特別なデータ集合に対してデータマイニング技術を適用するもの」と定義しており、分析手法としてデータマイニングに限定されていることを除けば、両者の目的がほぼ等しいことがわかる。

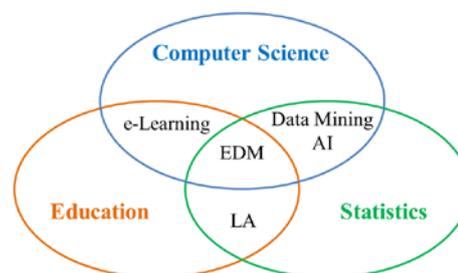


図 1 LA と EDM の関係性[2]

LA が目指すべき目的をもう少し具体的に考えるには、利用対象者別に分ける必要がある。まず、学習者を対象とした場合には、学習効果を高めることが第一義となり、学習者一人ひとりの理解度や進捗状況に応じた、教材や課題の抽出やアドバイスの自動提示のような学習者支援のために学習履歴の分析をすることになる。

教育者側を対象とした場合には教員とチューターでその目的は異なる。どちらも教育の質を向上させるという点では同じであるが、教員の場合には授業全体の改善のために教材や授業計画などのインストラクショナルデザインの見直しに LA を活用する。特に、単純な理解度だけでなく、学習者の学習プロセスを把握できることは教育の質を高めるために大きな意味を持つ。チューターの場合は授業における局所的な問題への対応のために、学習者の認知的、行動的側面を把握し、サポートするのに必要な情報の抽出のために LA を用いることになる。

この他にも、システム管理者やカリキュラム編成担当者、キャリア支援担当者などの立場から、教育の資源配分などの大学運営全体という大きな目的のために LA を使う場面も考えられる。

## 3. Learning Analytics の現状

### 3.1 Learning Analytics と ICT 教育環境

先に述べたように、LA を利用する場面の多くは LMS, MOOC, AIHS (Adaptive and Intelligent Hypermedia Systems), ITS (Intelligent Tutoring System) などの ICT を用いた教育環境である[4]。これらの環境において、学習者は教材の閲覧、テスト、ノートテイキング、コミュニケーションなどの幅広い学習活動を e-learning システム上で行うことが可能となり、活動に伴う各種履歴データが蓄積される。

これらのデータはその種類によって分析手法も異なる。これを整理したものを表 1 に示す。例えば代表

的なオープンソースの LMS である Moodle のログデータはトランザクショナルデータとして取り扱うことが可能であり、これに対してクラスタリングなどの分析手法を用いることができる。また、特定のユーザの学習ログのみを対象に時系列データとして分析することや、フォーラムなどへの書きこみをテキストマイニングにより分析することもできる。

このデータの収集から分析の処理の流れは図 2 のように示され、一般的なデータ分析のサイクルとはほぼ同じものとなる。ただし、すべての学生が活動や演習などを必ずしも完了していないため不完全なデータがあることや、粒度の異なる多様なデータの存在から、前処理がその性能に大きな影響を及ぼす特徴を持つ。また、教育効果という難しい評価尺度の問題もクリアしつつ取り組む必要がある。

表 1 教育データの種類と分析手法[4]

データの種類	分析手法
リレーショナルデータ	リレーショナルデータマイニング
トランザクショナルデータ	分類, クラスタリング, アソシエーション分析
時系列データ	シーケンシャルパターンマイニング
テキストデータ	テキストマイニング
マルチメディアデータ	マルチメディアデータマイニング
ウェブデータ	ウェブ解析

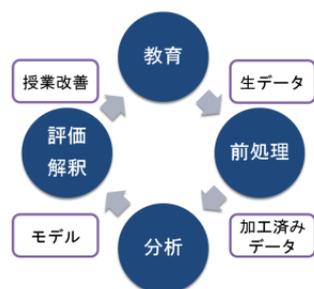


図 2 LA におけるデータ処理の流れ[2]

### 3. 2 Learning Analytics に関する研究動向

LA に関する研究は、その最終ゴールによっていくつかに分類できる。学生の状況をリアルタイムに教員へ伝えるための可視化を目的とする研究[5][6]。学習者の成績を予測することを目的に、Moodle のログを分析した文献[7]やフォーラムの参加状況を分析した研究[8]。学習者の行動予測を目的として、学習資源の利用パターンから学習者モデルを導く研究などもある[9]。これらのほとんどは、既存の LMS などが標準で記録するログに基づく分析である。

### 4. Learning Analytics の今後の課題とまとめ

LA に関する研究は先に挙げたもの以外にも数多くの取り組みがなされている。しかし、得られたデータをどのような手法で分析するか、どのように視覚化し解釈するかという点に重きが置かれ、どのようなデー

タを集めるべきかという議論がまだ不十分である。例えば、教材の閲覧においてもファイル単位のアクセスログだけでは学習者の状況についての十分な把握は難しい。ページ単位での閲覧時間や閲覧順序などを詳細に分析することで、初めて学習者の特性や理解度などの把握が可能になる[10]。

最近では学習履歴データ収集の標準化の試みとして Tin Can API も注目されている[11]。Actor(主体), verb(動作), object(対象)に分けて、誰が何をどうするのかを記述するフォーマットを定め、様々なシステム上の学習履歴を一元的に収集・管理することを目的にしている。多様なデバイスやシステムに対応できるだけでなく、従来よりも細かい履歴時間の記録と取得ができる特徴を持っているため、より粒度の細かい学習履歴に対する分析手法を確立することが今後重要になるだろう。

## 5. 参考文献

- 1) Johann A. L., Brandon W. (Eds.), Learning Analytics From Research to Practice, Springer (2014).
- 2) Romero, C., Ventura, S., Data mining in education, Data Min. Knowl. Discovery 3(1), 12–27 (2013).
- 3) Chatti, M.A., et al., A reference model for learning analytics. Int. J. Technol. Enhanced Learn. 4(5–6), 318–331 (2012).
- 4) Romero, C., et al., A Survey on Pre-Processing Educational Data, Educ. Data Mining Applications and Trends, Springer (2013).
- 5) Leony, D., et al., A learning analytics visualization tool, International Conference on Learning Analytics and Knowledge, 162–163 (2012).
- 6) Govaerts, S., et al., A. The student activity meter for awareness and self-reflection, ACM SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems, 869–884 (2012).
- 7) Romero, C., et al., Web usage mining for predicting final marks of students that use moodle courses, Comput. Appl. Eng. Educ. J. 21(1), 135–146 (2013).
- 8) Chang, M.M., et al., A study of enhanced structured web-based discussion in a foreign language learning class, Comput. Educ. 61, 232–241 (2013).
- 9) Desmarais, M.C., Lemieux, F., Clustering and visualizing study state sequences. Proceedings of 6th International Conference on Edu. Data Mining, pp. 224–227 (2013).
- 10) 中澤真 他, 詳細な学習履歴を活用した学習者行動の分析, 情報処理学会第 76 回全国大会, 講演論文集, 4-357-4-358 (2014).
- 11) Á del Blanco, et al., E-Learning Standards and Learning Analytics, Global Engineering Educ. Conference (EDUCON) 2013, 1255–1261 (2013).