

大学教育におけるラーニング・アナリティクスの導入と研究[†]

緒方広明^{*1}京都大学学術情報メディアセンター^{*1}

近年の情報通信技術の発展により、大学教育において、e-Learning の導入など、教育の情報化が推進されており、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。本稿では、このような教育・学習データの蓄積と分析を目的とした、ラーニング・アナリティクスの研究の概要を紹介する。また、先端事例として、九州大学における教育改善と学習支援を目的としたラーニング・アナリティクス研究について述べる。

キーワード：ラーニング・アナリティクス、学習ログ、教育データ科学

1. はじめに

近年、大学等の高等教育機関では、学生の主体的な学びの促進と、それを保証する教員の教育力の向上や教育の改善を目指して、アクティブラーニングやeポートフォリオ等の導入など、情報技術を利用した新たな取り組みが行われている。また、教育の情報化の一環として、学内の情報基盤を整備し、LMS (Learning Management System) や履修登録システム・学生ポータルシステム等の教育情報システムのプラットフォームの導入が進められている。しかし、このような情報システム環境の整備だけでなく、それらの履歴情報を活用した、科学的な分析に基づく、教育支援技術の確立が急務である。

九州大学では、2013年度から学生所有 PC 必携化 (BYOD : Bring Your Own Devices) を実施し、2014年度からデジタル教科書の閲覧ログに基づく教育ビッグデータの利活用の研究を開始している。この教育ビッグデータとは、教材の閲覧ログやオンラインの小テストの回答、レポート提出や出席状況など、コンピュータを用いた教育・学習活動において蓄積された大量のデータのことである。九州大学では、デジタル教材の

閲覧ログと LMS、学内システムの学務情報等を統合して教育ビッグデータを構築し、ラーニング・アナリティクス (Learning Analytics, 以下 LA と略記) により教育と学習を改善することを目的とした研究を行っている。2016年2月にはラーニングアナリティクスセンターを設置し、全学の学生約19,000名と教職員約8,000名を対象に学習ログを蓄積、分析している (OGATA *et al.* 2015 ; 緒方ほか 2016a, 2016b ;)。本稿では、これまでの取り組みについて概説する。

2. LA の研究概要

ラーニング・アナリティクス (LA) の定義は様々あるが、「情報通信技術を用いて、教員や学生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」と考えている。2010年以降、国際会議 LAK (Learning Analytics and Knowledge) を運営する国際学会 “SoLAR (Society for Learning Analytics Research)” や国際会議 EDM (Educational Data Mining) を運営する国際学会 IEDMS (International Educational Data Mining Society) が組織化され、LA への関心が高まっている。この背景としては、以下のような理由があると考えられる。

(1) 【情報通信技術の発展】情報通信技術 (ICT : Information and Communication Technology) の発達と普及により、例えば、商用のクラウドコンピュータ等を用いて、ビッグデータの処理基盤が比較的容易に構築できるようになった。また、個人用パソコンやスマー

2017年8月3日受理

[†] Hiroaki OGATA ^{*1} : Overview and Introduction of Learning Analytics Research in Higher Education

^{*1} Academic Center for Computing and Media Studies
Kyoto University, Yoshida-nihonmatsu, Sakyo-ku,
Kyoto, 606-0395 Japan

トフォン等の低価格化により、学生全員が自分のパソコンを授業に持ってくる、BYOD が実現しやすくなった。これによって、授業内外を問わず、日常的に PC や携帯端末を利用して学習を行うことが可能となり、学習履歴の収集が容易となった。

(2)【教育の情報化の進展】近年、教育機関においては、PC 必携化 (BYOD) や学内無線 LAN 等を整備し、学生全員が日常的に授業内外でコンピュータを利用して学習できる環境が整備されてきた。これらのコンピュータハードウェア面での整備に加えて、ソフトウェア面でも e-Learning や e-ポートフォリオ、履修情報、シラバス等の学内の教育情報システムや、MOOCs (Massive Open Online Courses) 等の教育機関の枠組みを越えたオンライン教育システムの利用が拡大し、それらを用いた学習活動の履歴データが大量に蓄積されるようになった。

(3)【教育への関心の高まり】社会や学校教育を取り巻く状況が複雑化、多様化している中で、教育の質を向上させ、きめ細かく教育・学習を支援する需要が高まってきた。そこで、これまでに蓄積された、教育・学

習活動に関する膨大なデータを用いて、教員や学生一人一人をきめ細かくサポートすることが期待されるようになった。

研究の動向については、例えば、国際会議 LAK2017 の論文は、支援の対象から、以下のように分類できる (図 1)。

- (1)教師の支援
 - ・単位修得が困難な学生の予測・発見
 - ・教育／学習環境のデザインの支援
 - ・教師支援ツールの開発
 - (自動フィードバック、自動成績評価など)
- (2)学生の支援
 - ・個人適応学習の支援
 - ・学習活動／学習者のモデリングと活動予測
 - ・日誌や内省的記述の内容分析
- (3)組織全体の支援
 - ・LA を用いたカリキュラム構成の評価
 - ・LA の情報基盤プラットフォームの開発と導入
 - ・LA ポリシーや倫理

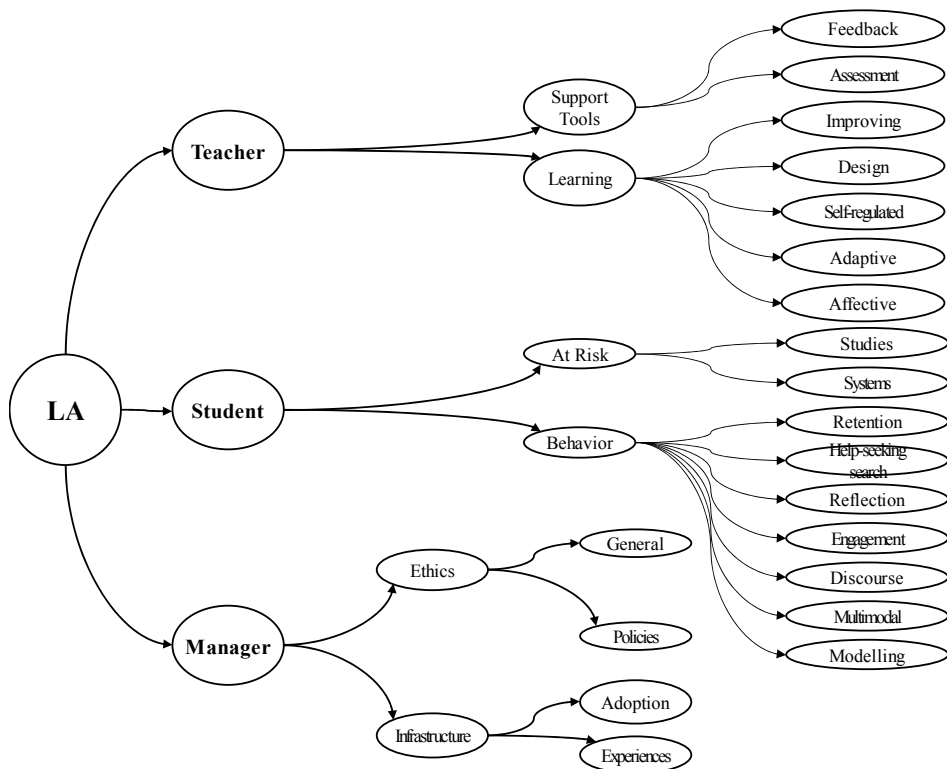


図 1 LAK2017での研究発表の分類

3. 九州大学における LA の取り組み

LA の研究においては、単にコンピュータを教育現場に導入するだけではなく、授業実践においてコンピュータを効果的に活用し、データを蓄積して、分析を行い、現場にフィードバックを行うことが非常に重要である。九州大学では、そのような PDCA サイクルを継続的に回すことによる、教育改善、学習効果の向上を目指して、世界的にも先端的な LA 取り組みを組織的に行っている。

3.1. システム概要

九州大学では、M2B（みつば）システム（Moodle, Mahara, BookLooper）を利用して、LA を行い、学習上の問題点や教材の改善に役立っている。Moodle はコース情報の管理、Mahara は学生・教員・TA の e ポートフォリオを管理するために利用される。BookLooper は教室で講義用のスライドや教材を配信するシステムである。

図 2 にシステム全体の流れを示す。まず、教員が講義で利用するスライドやテキストをデジタル配信システムに登録する。学生全員がこのシステムを事前にインストールしており、学生の閲覧履歴が記録される。これと Moodle や Mahara のログ、成績や履修情報と統合し、データを分析する。そして、その分析結果を授業中や授業外で教員や学生にフィードバックを行い、学習を支援したり、授業改善に役立っている。

3.2. M2B システムの各機能

3.2.1. 効果的な学習に向けたデジタル教材ログの活用

現在、本邦を含めて、多くの国々が、学校教育に情報通信技術に基づく教育や教材を導入している。その流れを受けて、電子教科書（e-Book）、すなわちデジタル教材が注目されている。生徒・学生の学習におけ

るデジタル教材の効果について焦点を当てた研究は数多いが、本節では、デジタル教材の利用によって得られるログが、学習行動履歴を客観的に明らかにする点に注目した研究を紹介する。

予習・復習は、学習に対して効果的であると一般に広く考えられているが、これまでの研究で主に用いられている質問紙では、調査対象者の学習行動を正確に計測することは困難である。これに対して、デジタル教材のログは、デジタル教材を利用した行動に限定されるものの、対象者の行動に対する正確かつ詳細な計測を可能とする。

また、デジタル教材のログとその他のシステムで得られるログの蓄積により形成される教育ビッグデータを分析することは、より効果的かつ信頼性の高い学習方略の解明につながる。

Oi *et al.* (2017 a) では、高成績者と低成績者の予習・復習行動についてデジタル教材のログを利用してその詳細を分析した。その結果、最も低成績の学生群は予習を全く実施しないが、最も高成績の学生群の多くは過半数の講義に対して予習を実施することが確認された。しかし、相対的に低い成績の学生群では、すべての講義に対して予習を実施した学生が確認された。この相対的な低成績者と高成績者の各予習行動の詳細を検討するために、デジタル教材のページめくり回数と、デジタル教材閲覧時間（秒）を比較したところ、いずれの低成績者もおおよそ半数の予習行動において、ページめくりの回数が 0 であり、閲覧時間もほぼ 0 秒であった。これに対して、高成績者ではこのような行動はほとんど確認されなかった。図 3 は、これらの例として、高成績者 1 名（左側）と低成績者 1 名（右側）の各予習行動における、デジタル教材のページめくり回数と、閲覧時間（秒）を示す。このような低成績者の非常に低い値は、予習を実施しようとしても、すぐに諦めてしまった行動を反映していると考えられる。

Oi *et al.* (2017 b) では、教育ビッグデータで得られた知見を教育現場で活用する際に問題となるであろう再現性の問題について検討を加えた。これまでに大学生を対象に、高成績者は、低成績者よりも、講義資料として使用されるデジタル教材とそのページとをより頻繁に切り替えて、おそらく知識をリンクさせながら、予習していることが確認されている（Oi *et al.* 2015）。Oi *et al.* (2017 b) では、ある「情報科学」の講義を受講した学生のデジタル教材ログ分析で得られたこの知見が、共通のデジタル教材を講義資料として用いてい



図 2 M2B システムの概要

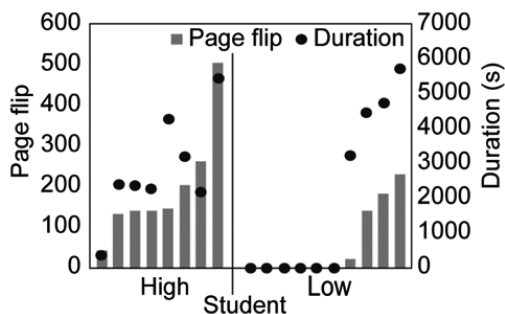


図3 高成績者と低成績者の予習行動の詳細

るが、異なる教師によって実施されている「情報科学」の4種類の講義においても、それぞれ再現されるか否かを検証した。その結果、1種類の講義のみにおいて再現が確認された。このような再現性の低さは、これらの講義では、高成績者の割合が、ある講義では70%以上だが、ある講義では45%などと異なっており、講義ごとに学生に対する評価、さらには講義内容が異なっていたためと考えられる。このことは、デジタル教材ログをはじめとする教育ビッグデータの分析で得られた知見をより有効に活用するためには、ループリクを利用するなどして、慎重に教育環境を設定する必要があることを示唆する。

本節で紹介した研究については、次の2点にまとめられる。デジタル教材ログを利用した、質問紙等では明らかにできない詳細な学習行動の分析により、学習における問題の可視化が可能となる。教育ビッグデータを活用するためには、慎重に教育環境を設定することが重要である。

3.2.2. デジタル教材を用いた学習支援のための知識構造可視化

学習者のデジタル教材の利用履歴などの様々な情報を統合し、オントロジー技術を用いて学習者の知識の枠組みをマップ構造で表示し、オントロジーを操作できる知識構造可視化システム VSSE (Visualization Support System for E-book users) について述べる (WANG *et al.* 2017)。

“意味学習”とは、学習者が既習知識間の関係を理解し、さらに、新しい知識を学習する際に、新しい知識と既習知識の関係に気づいて理解することである。それによって、新しい知識の習得が容易になる (AUSUBEL 1963, AUSUBEL *et al.* 1978)。意味学習が起こるためには、学習内容そのものが、(a)論理的な意味性を持っており、(b)学習者の側にも、学習内容に対

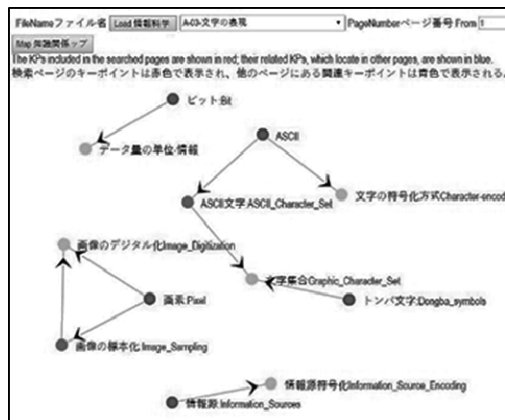


図4 デジタル教材の任意の範囲の知識可視化

して必要な知識があり、かつ、(c)その知識と学習内容とを関連づけようとするという構えがあるという条件が必要になる。

我々は有意義学習を支援するために、オントロジー技術を用いて学習者の知識の枠組みをマップ構造 (LEE and SEGEV 2012) で表示することを提案した。さらに、学習者のデジタル教材の利用履歴などの様々な情報を統合し、オントロジーを操作できる知識構造可視化システム VSSE も開発している。VSSE には以下の機能がある。

(1) デジタル教材の任意の範囲の知識の可視化

まず、任意のデジタル教材の任意の範囲の知識を可視化することができる。図4はその機能の主なインタフェースである。学習者が一つのデジタル教材を選択して、ページ番号やページ範囲を入力すると、検索したページの中のすべての知識 (図4の赤い点)、関連知識 (図4の青い点) およびそれらの上位概念 (図4のピンク点) がマップで表示される。マウスカーソルを知識ポイントに置くと、その知識ポイントの定義や説明などの属性が表示される。マウスをライン上に置くと、知識間の関係の説明が表示される。

(2) デジタル教材システムの利用履歴の活用

VSSE のもう一つの機能は、デジタル教材システムの利用履歴を活用して学習者が自分の知識の枠組みを可視化することである。図5に示すように、学習者が過去の学習期間 (例えば、2016年9月9日から2016年9月10日まで) を設定し、検索ボタンを押すと、その期間中に読まれたページに含まれる知識ポイント (図5の赤い点) と関連知識 (図5の青い点) がマップで表示される。図5のマップで知識ポイントの定義や説

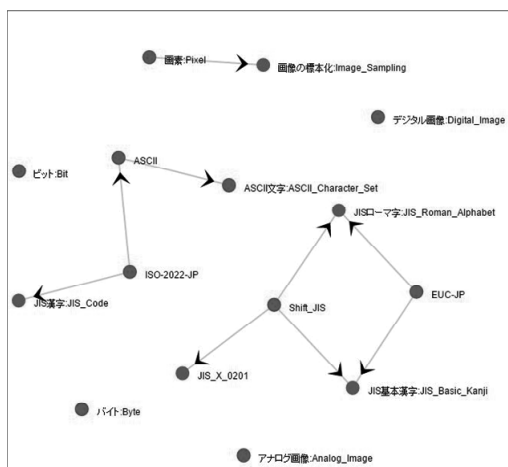


図5 デジタル教材システムの利用履歴の活用

明など属性と知識間の関係の説明は、図4と同じように表示される。

以上のように、VSSE を用いて、任意のデジタル教材の任意の範囲の知識と、任意の期間に読まれたページに含まれる知識を可視化することができる。これによって、教員は、受講生が講義の前に予習してきた知識を把握できる。さらに、もし、小学校以降の生涯に渡る閲覧ログが蓄積されていれば、これまでに学習者が学習してきた知識が本システムを用いて把握できる。

3.2.3. リアルタイム学習分析

学習分析は、デジタル教材の閲覧状況や演習、小テストの結果、アンケート結果などのデータを収集し、次学期や次年度の教育改善に活かすことを目的としている取り組みが多い。これに対してリアルタイム学習分析では、講義室などの教育現場からリアルタイムに収集した学習ログに対してストリーム処理を行い、直ちに教育現場にフィードバックを行うものである。リアルタイムフィードバックにより、教師は教室内の学生の学習状況を把握できるようになるため、経験と勘に基づく従来の授業運営を運営するのではなく、データ分析を通じた学生の状況に寄り添った授業運営が可能になる。

図6は授業中において、教員がスクリーンで提示しているページと学生の閲覧ページをヒートマップで可視化している様子である。このシステムでは、学生が開いている教科書のページ情報がリアルタイムに集計され、1分ごとのページ閲覧状況が表示される。より多くの学生が閲覧しているページほど暖色で表示される。表示は1分単位で更新されるため、教師は授業中

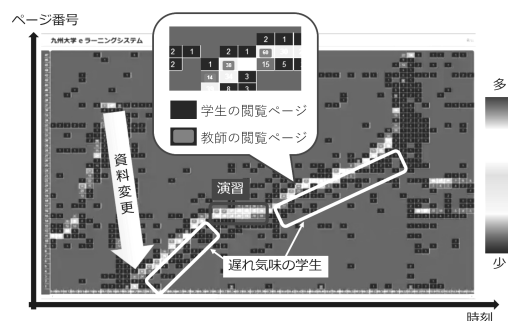


図6 閲覧状況ヒートマップ

に本ヒートマップを確認しながら、授業進行を適応的に調整することが可能になる。例えば、ヒートマップ上で教師が表示・説明している教科書のページよりも前のページに色が塗られているページが多く確認される場合は、授業の内容に対して遅れ気味の学生がいることを示唆している。そのような場合は、授業進行を少し遅くする、あるいは演習などの時間を設けて学生がキャッチアップするための時間を設けるなど、現場の状況に応じた授業運営が可能になる (SHIMADA *et al.* 2017)。

本システムを利用した授業では、システムを利用しない授業よりも教師と学生の閲覧ページの同期率（同じページを開いている時間帯の割合）が高いことが確認された。また、システムを利用すると授業中に多くの学生がデジタル教科書にマーカ（重要な箇所をハイライト）やメモを残していることが確認された。

3.2.4. 学習活動の可視化と予測

データマイニングの技術を応用することで、学習管理システムやデジタル教材等の利用によって収集された種々の学習ログを分析し、学生の学習の特徴を抽出することができることが知られている (BARADWAJ and PAL 2011)。これらの結果を利用して、学生の今後の学習活動や成績を予測することは、学習・教育改善のために有用である。特に単位を落とす危険がある学生 (at-risk student) を早期に予測することは、LAの分野において重要な課題であり、様々な研究結果が知られている (e.g. OKUBO *et al.* 2016)。さらに、分析を行うだけでなく、分析結果を学生や教員にフィードバックすることも重要である (WOLFF *et al.* 2014)。

本節では、OKUBO *et al.* (2015) の結果を応用し、状態遷移グラフによって、学生の学習活動のこれまでの履歴と予測、成績予測を可視化するシステム (OKUBO

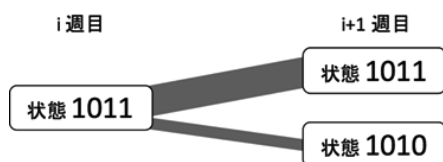


図7 状態遷移の例

et al. (2017) を紹介する. 対象となる授業では, 毎回の講義について(i)出欠席を記録すること(ii)予習をデジタル教材で行い, 予復習時間のログを収集すること(iii)レポートが課されること(iv)小テストを行うことを前提条件とし, これらの可否をそれぞれ0, 1で表す(ただし, (ii)は10分以上の予習(iv)は70%以上の正答率を1とする). これによって, 各授業回における学生の学習活動を, (i)-(iv)の可否を並べた4ビットの状態では表現することができる. つまり, n 週の授業であれば $24 \times n = 16n$ 状態で全ての授業回の学習活動を表す. 状態間の辺は, i 週目から $i+1$ 週目にかけて, 該当する状態遷移をした学生数が授業内で多いほど, 太い辺で表現する. 図7で状態遷移の例を示している(i は n 以下の正整数). ここでは, i 週目で状態1011にいた学生は, $i+1$ 週目では状態1010より状態1011により多く遷移していることがわかる.

予測は, 過去に行われた授業における学習ログを元

に行う. i 週目終了時に $i+1$ 週目の状態を予測するためには, 過去の学習ログから, i 週目から $i+1$ 週目への状態遷移グラフを生成し, 現在の授業の i 週目までのグラフに合成する. これによって, i 週目の状態からの辺が太いほど, $i+1$ 週目に遷移しやすい状態であることがわかる. 成績の予測については, i 週目の情報を元に過去のデータから行うことができる.

図8では, 実際に全8週の授業について, 4週目終了時の状態遷移グラフをシステムで表示した画面を示している. 横軸に授業回, 縦軸に状態をとっている. また, 茶色の辺でこれまでの学習履歴, 灰色の辺で学習活動の予測を示している. ここでは5週目以降も過去の学習ログからグラフ化している.

授業の担当教員は, 各回の授業後等にグラフを閲覧することで, 学生のこれまでの学習活動の概況や, 今後行う可能性が高い学習活動を確認することができ, 次回以降の授業改善に活かすことができる.

3.2.5. 教育分析 (Teaching Analytics)

LAでは, 学習者への支援を目的とした研究が主流であるが, データに基づいて教育方法の改善を目指す「教育分析 (Teaching Analytics)」も, 重要な研究分野の1つである. 学習者のログに関しては, 学習ポートフォリオやデジタル教材等の利用により, 学習ログや試験結果などを用いて分析を行うことができるが, 教育者

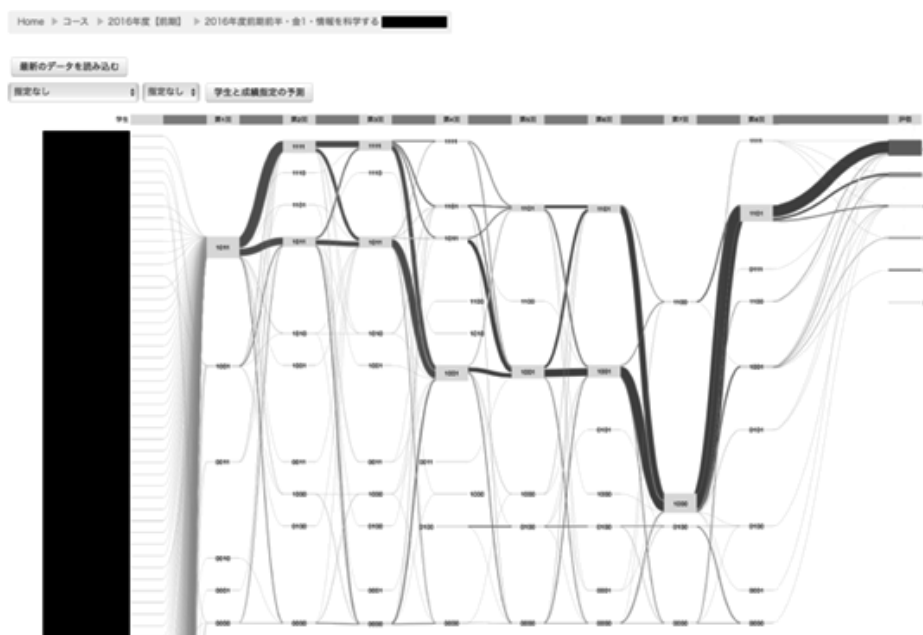


図8 4週目終了時の状態遷移グラフの例

(教員)に関してはデータ収集が容易ではない。例えば、AITKIN *et al.* (1981) は、教員の授業プランや行動パターンなどに基づく特徴量を変数として定義し、授業内で監視、測定するという形でデータ収集、検証を行った。しかし、このような特徴量は、分析者が手作業で用意、収集するため、大きな時間と労力を要する。また、分析者の知識や経験に大きく依存するという問題もある。

そこで近年では、映像データや音声データ、ウェアラブル生体センサデータなどを用いて、教員のアクティビティに関連しそうなデータを収集し、特徴的な行動パターンをデータに基づき抽出する研究が行われている (PRIETO *et al.* 2016)。こういったデータドリブな分析手法は、従来の ATKIN *et al.* (1981) が提案したような仮説主導の分析に比べ、分析者の主観に影響されづらく、また、時間や労力の面でも非常に効率的に分析を行うことができる。一方で、人手によりあらかじめ用意された特徴量ではないため、分析により得られる特徴量の解釈性は重要な課題となる。PRIETO *et al.* (2016) の文献を含む既存研究では、動画や音声、生体センサ等を用いたデータ収集および分析が、教育分析において有効であることが示されている。しかし、教育や学習には直接関係のない高価なデバイスを必要とすることも多く、授業運営の妨げとなり、教育現場への普及には大きな障壁となる。

九州大学では、図9左上のように、教員がスライドショーでデジタル教材を表示し、学生が各々の端末でデジタル教材を確認する、といった形式の授業が広く行われている。すなわち、教員のデジタル教材の閲覧ログ(表示ページの時系列ログなど)も蓄積されてお

り、分析を行うことで「授業の進行速度」や「重点ポイント」といった潜在的な特徴量を抽出できる可能性がある。また、学生の閲覧ログと組み合わせることで、「教員の教えるスピードについてこれているか」などといった特徴量を抽出できる可能性がある。デジタル教材の閲覧ログの時系列分析を行うことで、効率的かつ解釈性の高い特徴量抽出を行うことも可能である (SUEHIRO *et al.* 2017)。

対面授業における教育分析は、特徴量抽出やデータ収集方法だけでなく、授業間を横断した分析方法や、各教員に対するフィードバックの方法など、多くの課題がある。何より、教育は個々の教員の考え方が基本として行われているものであるから、何よりも現場の理解が欠かせない。今後、教育分析を通し、教員を効果的、効率的にサポートするためには、教育の質に関する合理的かつ定量的な評価や、実証実験による効果検証を一層進めていく必要がある。

3.2.6. 特徴語に着目した振り返り日誌の分析

学生一人一人の学びのプロセスを電子的に記録し、その振り返りによって、学びの効果の向上や多面的な評価を可能とするツールとして e-ポートフォリオがある。九州大学では M2B システムの構成要素の1つである、e-ポートフォリオシステム Mahara を用いて、講義の振り返り日誌の記録を行っている。日誌は講義の各回ごとに学生と教員に用意される。教員は講義中の気づき、講義資料の修正に関するメモや、次週、来期の講義への覚書きに日誌を利用することができる。学生向けの日誌には初期状態で指示が書かれており、例えば「今回の講義内容に関して、興味をもったこと、分かりにくかったこと等、気づいたことを書いて下さい。」といった指示がデフォルトで用意される。また、講義の担当教員は対応する学生の日誌を閲覧したり、コメントできるようになっており、サポートが必要な学生に対し個別に対応可能である。e-ポートフォリオは紙のポートフォリオと比べ、フィードバックへの参照や情報管理において有効性も示されており (山田ほか, 2016)、貴重な学習リソースである。

学生の日誌は、学生のみならず、教員にとっても講義を改善するための貴重な情報源である。例えば、講義中に学生が理解できなかった概念などは、ある程度は試験を通じて把握することができるが、説明の分かり易さや進行スピードの適切さなどを把握することは難しい。学生の日誌を読むことで、そのような内容に加え、学生がどういった視点を持っているか、どんな

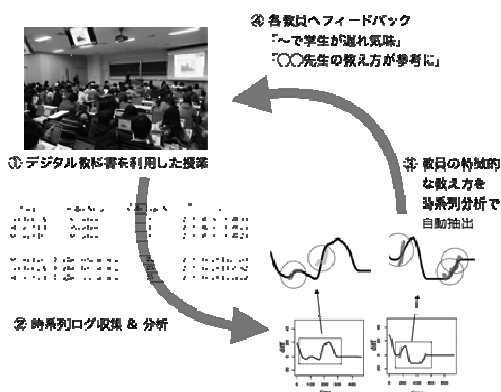


図9 デジタル教材ログを活用した教育分析

事に興味を持ったかを知ることができ、講義の構成や資料などの改善に活用することができる。

しかしながら、教養科目においては1つのクラスが100人を超えることも多く、受講する学生全ての日誌を読むことは難しい。また、講義資料の改善にはクラス全体の感想や印象などを大まかに知ることが重要となる一方で、各学生に特化したサポートを行うには個々の日誌を読んで個別の問題点を把握する必要がある、スケールの異なる分析が必要とされる。例えば (NWANGANGA *et al.* 2015) のように、学生の日誌を教育に活用しようとする研究は増えつつあるものの、教員の講義改善や、異なるスケールの分析の支援を目的とするものは限られている。

そこで我々は、講義改善のための日誌活用促進を目的として、日誌テキストデータの自動分析による概要レポートの作成機能を開発した (TANIGUCHI *et al.* 2017)。概要レポートは、教員の日誌閲覧の支援に焦点を当てて設計されており、特に 1)週ごとの特徴的な言葉 (特徴語) の発見、2)特徴語の極性の確認、3)特徴語の出現文脈の確認、4)全日誌の俯瞰、の4つを支援する。

図10は本レポートが提供する特徴語のランキングの例を示している。日誌で使用されている単語を品詞ごとに分類し、さらに単語がどのくらい特徴的であるかを評価して特徴的な順に表示を行っている。ここで特徴的かどうかの度合いは、日誌中での使用頻度の高さと、どのくらい一般性のある言葉かどうかを考慮して計算される。端的に言えば、特定の回の講義でのみ多用される言葉ほど特徴的であると評価される。これにより、各回でどのような概念 (名詞の単語) が特に着目されていたか、またどのような印象 (形容詞や副詞の単語) がもたれたかを、大まかに知ることができる。教員は上位の特徴語を眺めることで、クラス全体における学生の主要な反応を観察することが可能となる。

図11はランキング中の単語について、より細かい分析を支援するための機能について示している。形容詞など一部の品詞については、辞書ベースの極性表示機能を提供している (左側)。また、単語が使用された実際の文をポップアップ表示する機能を提供することで、例えば何について「難しい」と述べているのか、その文脈を確認することができるようになっている。

以上のように、概要レポートは特徴語を中心として分析することにより、クラスの日誌全体を俯瞰するようなマクロなレベルから、特徴的な日誌について個々

名詞	副詞	形容詞	動詞	グループ	品詞	なし	ポジティブ
1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3

図10 品詞および週ごとの特徴語ランキング

第4回	第5回	第6回	第7回	第8回	第9回	第10回	第11回	第12回
1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	5	5	5	5	5	5

図11 単語の極性表示機能 (左) と文脈確認機能 (右)

を詳細に確認するミクロなレベルまでの幅広い支援を実現している。

3.2.7. プログラミング教育における学習者の進捗状況分析

近年、プログラミング言語の教育は国内外の多くの教育機関で普及しつつある。しかしながら、現状のプログラミング教育では、理解が困難なエラーやバグからプログラムを修正することが、プログラミングの初心者にとって難しい問題とされている。また、授業中に学生の学習状況と問題がリアルタイムで発見と把握が難しいことがある。このような状況において、研究者は初心者向けプログラミング教育関連の様々な研究が行われている。例えば、初心者自学ための研究 (CHANG *et al.* 2000, HWANG *et al.* 2012, NAGAO and ISHII 2003) や学習ログの分析や学習状況の予測、難しい知識の検知等より教育・学習を支援する研究等がある (NAGAO and ISHII 2003, PARK *et al.* 2015, SHERD *et al.* 2014)。しかし、リアルタイムでプログラミング言語の学習状況を把握できる研究が少なく、学習ログを分析して、学習を支援することは重要な課題である。

本研究は、大学生に対する C 言語の教育において、演習授業中のコンパイル時のエラーログと、ソースコードを分析し、分析結果を教員又は TA (Teaching Assistant) にリアルタイムにフィードバックすることで、教育の現場で個々の学生のプログラミング能力に応じたリアルタイムな学習支援をすることを目指す。

図12にシステム全体の流れを示す。具体的には、プログラミングの初心者 (1, 2年生) を対象とした C

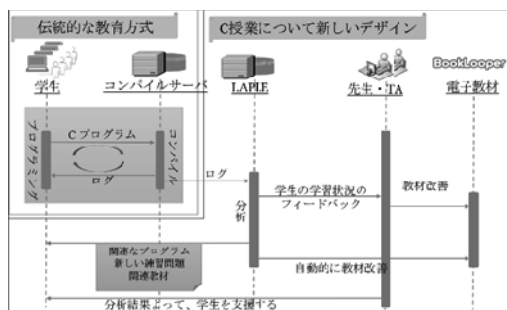


図12 LAPLE システムの概要

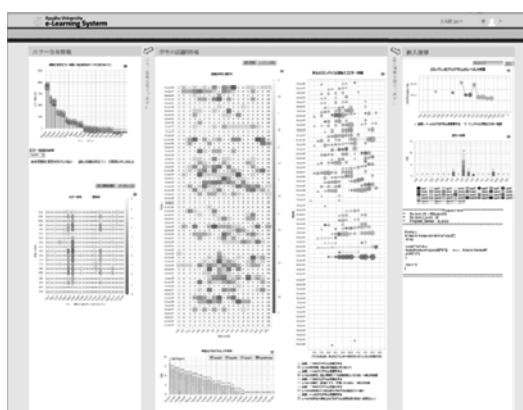


図13 LAPLE のダッシュボード

言語教育において、2014年10月以降の約2年間で約200万件のエラーログと約55万件のソースコードを収集し、コンパイラが指摘する文法のエラーの種類に分類し、その中でも頻繁に起こるエラーのパターンの分析を行った。本研究で開発した LAPLE (Learning Analytics in Programming Language Education) (Fu et al. 2017) と呼ばれるシステムは、授業中に完成させたプログラム数と時間に基づいて分類を行い、リアルタイムにダッシュボード上に提示する。

図13に LAPLE のダッシュボードを示す。LAPLE に提示される分析結果を教員又は TA が確認することにより、左の部分はどの学生がどのプログラムのエラー修正に悩んでいるかをリアルタイムに把握することが可能となり、知識の説明・再説明と教材の改善を支援できる。真ん中の部分より、教員は、すべて学生の知識レベルの理解上学習状況を把握でき、並びに右は個人のプログラミング状況を追跡によって、学生が困っているプログラム及びエラー箇所の追加説明をより速く・有効的に行うことが可能となる。

4. おわりに

本稿では、LA の研究の概要を述べ、九州大学における取り組みをいくつか紹介した。近年の教育の情報化の推進により、日々の授業等の教育・学習活動を進める中で、自然と教育・学習データを蓄積し、その科学的な分析によって教育の改善並びに学習の支援を行う取り組みは、今後益々、重要になるとと思われる。今後は、このような取り組みが、他大学や初等中等教育等の教育機関に広がっていくことを期待したい。

謝 辞

本研究は、科研費基盤研究(S)16H06304、情報通信研究機構 (NICT) 委託研究「ソーシャル・ビッグデータ利活用・基盤技術の研究開発」(178A03)、科学技術振興機構 (JST) さきがけ (JPMJPR1505)、及びおよび九州大学「教育の質向上支援プログラム (EEP)」等により支援を受けた。また、本稿の執筆にあたりご協力頂いた、九州大学ラーニングアナリティクスセンターの島田敬士氏、大久保文哉氏、末廣大貴氏、谷口雄太氏、大井京氏、王静芸氏をはじめ諸氏に感謝の意を表する。

参 考 文 献

- AITKIN, M., ANDERSON, D. and HINDE, J. (1981) Statistical modelling of data on teaching styles. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, **144**(4): 419-461
- AUSUBEL, D.P. (1963) *The psychology of meaningful verbal learning*. New York: Grune and Stratton
- AUSUBEL, D.P., NOVAK, J.D. and HANESIAN, H. (1978) *Educational psychology: A cognitive view, 2nd Ed*. New York: Holt, Rinehart and Winston
- CHANG, K.E., CHIAO, B.C., CHEN, S.W. and HSIAO, R.S. (2000) A Programming Learning System for Beginners-A Completion Strategy Approach. *IEEE Transactions on Education*, **43**(2): 211-220
- BARADWAJ, B. and PAL, S. (2011) Mining Educational Data to Analyze Student's Performance, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, **6**(2): 63-69
- FU, X., SHIMADA, A., OGATA, H., TANIGUCHI, Y. and SUEHIRO, D. (2017) Real-time Learning Analytics for C Programming Language Courses, *Proceedings of LAK 2017*: 280-288

- HWANG, W.Y., SHADIEV, R., WANG, C.Y. and HUANG, Z.H. (2012) A pilot study of cooperative programming learning behavior and its relationship with students' learning performance. *Computers & Education* **58**(4) : 1267-1281
- 小島健太郎, 飯嶋裕治, 内田竜也, 緒方広明, 川島啓二, 斎藤新悟, 佐合紀親, 猿渡悦子, 田中岳, 田中真理, 野瀬健 (2016) 新入学生の意識調査に基づく基幹教育セミナーの学習成果の検討. 九州大学基幹教育紀要, **2** : 73-85
- LEE, J.H. and SEGEV, A. (2012) Knowledge maps for e-learning. *Computers & Education*, **59**(2):353-364
- NAGAO, K. and ISHII, N. (2003) Evaluation of Learning Support System for Agent-Based C Programming. *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems Lecture Notes in Computer Science*, **2774** : 540-546
- NWANGANGA, F., AGUIAR, E., AMBROSE, G.A., GOODRICH, V. and CHAWLA, N.V. (2015) Qualitatively Exploring Electronic Portfolios: A Text Mining Approach to Measuring Student Emotion as an Early Warning Indicator. *Proceedings of the Fifth International Conference on Learning Analytics and Knowledge* : 422-423
- OGATA, H., YIN, C., OI, M., OKUBO, F., SHIMADA, A., KOJIMA, K. and YAMADA, M. (2015) E-Book-based Learning Analytics in University Education. *Proceedings of the 23rd International Conference on Computers in Education* : 401-406
- 緒方広明, 殷成久, 大井京, 大久保文哉, 島田敬士, 小島健太郎, 山田政寛 (2016 a) デジタル教材の閲覧ログを利用したアクティブ・ラーナーの学習行動の分析. 九州大学基幹教育紀要, **2**:48-60
- 緒方広明, 殷成久, 毛利考佑, 大井京, 島田敬士, 大久保文哉, 山田政寛, 小島健太郎 (2016 b) 教育ビッグデータの利活用に向けた学習ログの蓄積と分析. 教育システム情報学会誌, **33**(2) : 58-66
- OI, M., OKUBO, F., SHIMADA, A., YIN, C. and OGATA, H. (2015) Analysis of preview and review patterns in undergraduates' e-book logs. *Proceedings of the 23rd International Conference on Computers in Education*: 166-171
- OI, M., YAMADA, M., OKUBO, F., SHIMADA, A. and OGATA, H. (2017 a) Reproducibility of Findings from Educational Big Data: A Preliminary Study. *Proceedings of the 7th International Conference on Learning Analytics & Knowledge 2017* : 536-537
- OI, M., YAMADA, M., OKUBO, F., SHIMADA, A. and OGATA, H. (2017 b) Finding traces of high and low achievers by analyzing undergraduates' e-book logs. *Proceedings of the 2nd Cross LAK 2017* : 15-22
- OKUBO, F., HIROKAWA, S., OI, M., YIN, C., SHIMADA, A., KOJIMA, K., YAMADA, M. and OGATA, H. (2016) Learning Activity Features of High Performance Students, *Proceedings of Cross-LAK 2016* : 28-33
- OKUBO, F., SHIMADA, A., YIN, C. and OGATA, H. (2015) Visualization and Prediction of Learning Activities by Using Discrete Graphs, *Proceedings of ICCE2015* : 739-744
- OKUBO, F., SHIMADA, A. and KONOMI, S. (in printing). A Visualization System for Predicting Learning Activities Using State Transition Graphs, *Proceedings of the 14th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age (CELDA 2017)* : to appear
- PARK, T.H., DORN, B. and FORTE, A. (2015) An analysis of HTML and CSS syntax errors in a web development course. *ACM Transactions on Computing Education*, **15**(1) No.4: DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/2700514>
- PRIETO, L.P., SHARMA, K. DILLENBOURG, P. and RODRIGUEZ TRIANA, M. J. (2016) Teaching analytics: towards automatic extraction of orchestration graphs using wearable sensors. *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics and Knowledge* : 148-157
- SHEARD, J., SIMON, DAUMOUDY, J., D'SOUZA, D., HU, M. and PARSONS, D., 2014. Benchmarking a set of exam questions for introductory programming. *Proceeding of the Sixteenth Australasian Computing Education Conference (ACE2014)*, 148. 113-121
- SHIMADA, A., MOURI, K. and OGATA, H. (2017) Real-time Learning Analytics of e-Book Operation Logs for On-site Lecture Support, *Proc. of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT2017)* : 274-275
- SUEHIRO, D., TANIGUCHI, Y., SHIMADA, A. and OGATA, H. (2017). Face-to-Face Teaching Analytics:

Extracting Teaching Activities from E-book Logs via Time-Series Analysis, *Proc. of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT2017)*: 267-268

TANIGUCHI, Y., SUEHIRO, D., SHIMADA, A. and OGATA, H. (2017) Revealing Hidden Impression Topics in Students' Journals Based on Nonnegative Matrix Factorization, *Proc. of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT2017)*: 298-300

WANG J., OGATA, H. and SHIMADA A. (2017). A Meaningful Discovery Learning Environment for E-book Learners, IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON): 1158-1165

WOLFF, A., ZDRAHAL, Z., HERRMANNOVA, D., KUZILEK, J. and HLOSTA, M. (2014) Developing predictive models for early detection of at-risk students on distance learning modules, Workshop Proceedings of LAK2014: 24-28

山田政寛, 岡本剛, 島田敬士, 木村拓也, 大久保文哉,

小島健太郎, 緒方広明 (2016) e ポートフォリオは省察に有効か? -ポートフォリオの媒体の違いが学習者の主観的効果に与える影響の分析. 九州大学基幹教育紀要, 2: 61-72

Summary

With the development of information and communication technologies (ICT), ICT has been used in various situations in education. Thus, enormous amounts of data in educational and learning activities are rapidly accumulating regardless of inside or outside the class. This paper introduces the research on learning analytics for the purpose of accumulation and analysis of education and learning process data. In addition, as an example, this paper describes some researches on Learning Analytics at Kyushu University for educational improvement and learning support.

KEYWORDS: LEARNING ANALYTICS, LEARNING LOGS, EDUCATIONAL DATA SCIENCE.

(Received August 3, 2017)