

招待論文

大学教育における学習分析の活用事例

島田 敬士^{1,a)}

受付日 2020年1月15日, 採録日 2020年2月29日

概要: 教育の情報化が進む現代社会において、データ科学的なアプローチに基づく教育・学習の改善に期待が高まっている。本稿では、学生の PC 必携が行われている九州大学において、教育・学習に関するデータを組織的に収集し、それらの分析を通して現場の教育や学習を支援する学習分析（ラーニングアナリティクス）に関する取り組みを紹介する。

キーワード: 学習分析, ラーニングアナリティクス, 教育ビッグデータ, 教育・学習改善

Case Studies of Learning Analytics in University Education

ATSUSHI SHIMADA^{1,a)}

Received: January 15, 2020, Accepted: February 29, 2020

Abstract: Recent years, educational use of information and communication technologies (ICTs) has spread widely in schools. New paradigms are expected for improving education and learning based on data-driven approaches. Educational big data is collected via learning support systems. Various information processing technologies are applied to analyze the teaching and learning logs, and effective feedbacks are given to teachers and students. This paper introduces advanced case studies of learning analytics in university education.

Keywords: learning analytics, educational big data, improvement of education and learning

1. はじめに

情報通信機器の発展ならびにデジタル学習環境の普及にともない、初等・中等教育では、電子黒板を活用した授業や、タブレット端末を用いた授業など、教育の情報化が進んでいる。大学教育においては、学生が1人1台のPCを大学に持参し講義に参加する形式の講義を実施する大学が増えつつある。このような教育の情報化時代において、e-Learning システムやデジタル教科書システムに代表されるデジタル学習環境を活用して、教育・学習に関するログデータを効率良く収集・蓄積し、それらのログの分析を通して、教育・学習の改善を行う研究に注目が集まっている。これらの一連の取り組みは、学習分析（ラーニングアナリティクス）と呼ばれ、近年では国内外でさかんに取り組まれるようになってきている。本稿では、九州大学における

学習分析に関するこれまでの取り組みを紹介するとともに、学習分析の今後の展開について概説する。

2. M2B（みつば）学習支援システム

2.1 学習分析展開の歴史

九州大学における学習分析に関連する歴史を振り返ると表 1 のようにまとめられる。2013 年度入学生より PC 必携化が開始され、その翌年から基幹教育という新しい低年次教育カリキュラムが開始された。それに合わせて、全学の授業で利用できる学習支援システム「M2B（みつば）学習支援システム」の導入を行った。M2B は、サブシステムの Moodle, Mahara, BookLooper（当時）の頭文字をとったシステム名である。デジタル教科書システムの BookLooper は後に BookRoll, BookQ へとシステムが変更されたが、幸い頭文字には変更がないため、M2B 学習支援システム（以降では、M2B システムと略記）という名称で親しまれている。

2014 年度より徐々に M2B システムの展開先を広げ、

¹ 九州大学
Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan
^{a)} atsushi@ait.kyushu-u.ac.jp

表 1 九州大学における学習分析に関する歴史

Table 1 History of learning analytics in Kyushu University.

年月	
2013 年 4 月	PC 必携開始
2014 年 4 月	基幹教育開始
2014 年 10 月	基幹教育情報系科目で M2B システムの利用開始
2015 年 4 月	基幹教育全科目で M2B システムの利用開始
2015 年 10 月	全学部・大学院で M2B システムの利用開始
2016 年 2 月	基幹教育院ラーニングアナリティクスセンター設立
2017 年 11 月	教育改革推進本部にラーニングアナリティクス部門設置

2016 年 2 月にラーニングアナリティクスセンターを設置し、学習分析に関する取り組みを組織的に開始した。その後、2017 年 11 月には九州大学に教育改革推進本部が設立され、システム利用普及や学習分析研究結果の展開を担うラーニングアナリティクス部門が設置された。

2.2 システム構成

M2B システムは、3つのサブシステムから構成されている。3つのサブシステムはログイン連携がなされており、利用者は、1度ログイン認証を行うだけで、サブシステム間を行き来することができる。

1つ目のサブシステムは、学習管理システムとしてよく利用される Moodle である。大学で開講される授業コースが Moodle に登録されており、学生は各自が受講するコースに登録することで、コース内のコンテンツにアクセスすることができる。学習ログの観点では、出欠状況やコースへのアクセス頻度、課題やレポートの提出状況、小テストの受験結果などが収集される。

2つ目のサブシステムは、eポートフォリオシステムとして Moodle と連携が容易な Mahara である。学生は授業の振り返りや日誌を本システム上に投稿している。教師は、授業に対する振り返りや日誌を確認したり、学生に対してコメントをフィードバックすることも可能である。

3つ目のサブシステムは、デジタル教科書システム BookRoll [3] である。現在は BookQ という名称のデジタル教科書システムが M2B システムでは稼働しているが、本稿で紹介する学習分析の事例は主に BookRoll 時代の学習ログを活用したものであるため、以降でも BookRoll という名称で紹介を行う。BookRoll では、教師が PDF 資料をシステムに登録することで、デジタル資料を学生に配布することが可能である。

2.3 教育・学習支援の概要

図 1 に教育・学習支援の概要を示す。九州大学では、主に対面式講義型の授業形式において M2B システムを活用

して学習ログの収集を行っている。全講義室には教育用無線 LAN 環境が整備されており、すべての学生は持参したノート PC を使用して M2B システムを利用する。

講義開始後に、Moodle にログインすることで出席登録が行われる。授業中は BookRoll に登録された教材にアクセスし、教師がスクリーンに投影する教材と同じ資料を手元の PC で閲覧することができる。教師も BookRoll の画面を直接スクリーンに投影して授業を進めることができる。どの学生がいつどのページを開いていたか、ページ内のどの場所にマーカ（ハイライト）を引いたか、メモを残したかなどの学習ログはただちにサーバに記録される。サーバに記録された学習ログは、様々な情報処理技術により分析され、学生の状況理解、教師への学習状況フィードバックなどに活用される。

授業終了前には、Moodle で小テストの実施や課題の提出が行われる。また、Mahara に授業の振り返り記事を投稿することもある。次節以降では、M2B システムに蓄積される学習ログを活用した学習分析の具体的な事例について述べる。

3. 学習分析の活用事例

前章までに紹介した M2B システムにより収集される学習ログや BookRoll に登録されているデジタル教材に対して、様々な情報処理技術を活用して学習行動の分析や教育改善に資する可視化フィードバックシステムなどについてこれまでの取り組みを概説する。学習分析の活用事例を (1) リアルタイム授業支援、(2) 授業外学習支援、(3) 学習活動分析の 3つのカテゴリに分けて紹介する。

3.1 リアルタイム授業支援

本節では、対面式講義が行われる教育現場の教師の活動を支援する学習分析技術を紹介する。現場の状況を瞬時に把握して、状況に応じて適応的に授業の進行や説明の補足などを行えるようにするためには、学習ログをリアルタイムに分析したり、その結果をフィードバックしたりするシステムが必要不可欠である。以降の項では、関連する 3つの事例について紹介する。

3.1.1 重要ページの提示

予習状況の確認や、授業内容の理解度を確認するために、授業前と授業後にプレ/ポストテストを実施する授業は少なくない。ここでは特に授業前に実施されるプレテストの結果とデジタル教材を利用した授業支援を対象とする。授業前に当日の授業内容に対する学生たちの事前知識や予習による理解状況を確認することができれば、教師は、当日の授業進行を調整したり、重点的に説明すべき内容を把握したりすることができるようになる。しかし、授業内容の本題に入る直前に、事前テストの結果を瞬時に把握して、当日利用する教材のどの内容を重点的に説明すべきかなど

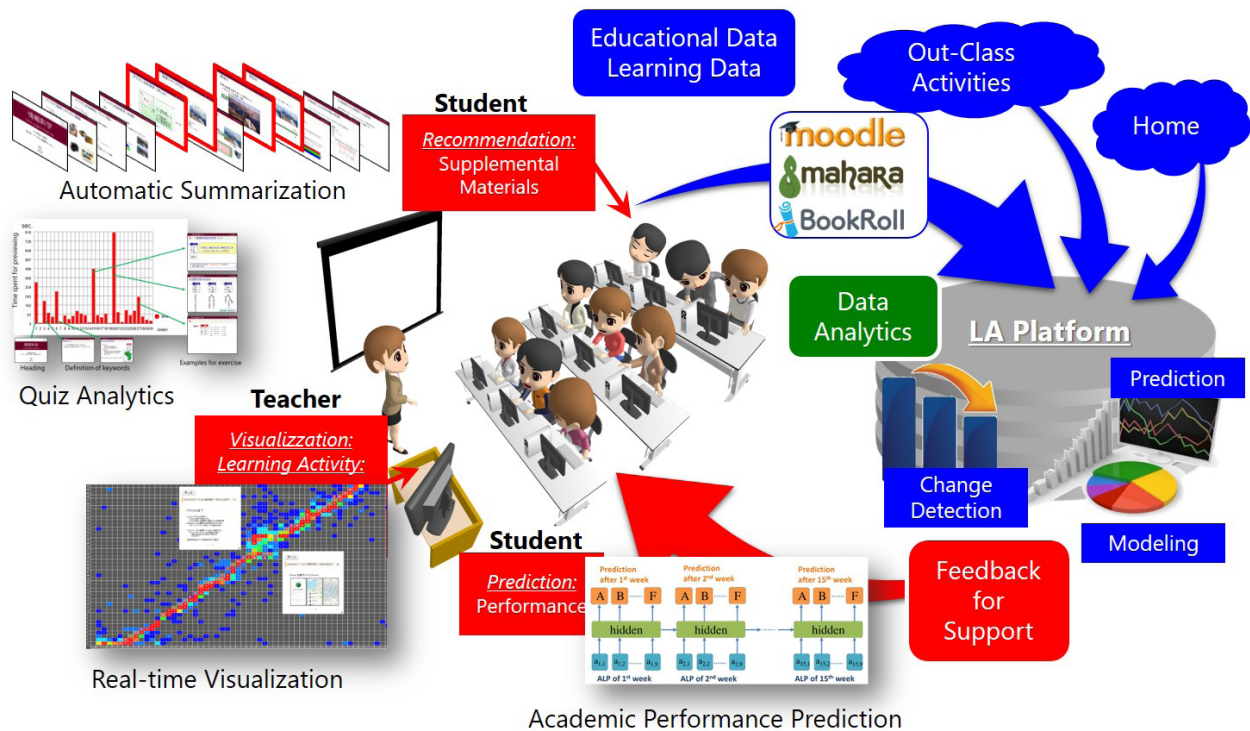


図 1 学習ログを活用した教育・学習支援の概要図
Fig. 1 Overview of learning support using learning logs.

の意思決定を行うことは限られた時間のなかでは困難である。

そこで、事前テストの結果を瞬時に分析し、正答率の低い設問に対応するデジタル教材内のページを自動的に特定し、教師に提示するシステムの開発 (図 2) を行った。システム内で利用しているアルゴリズムの詳細は割愛するが、正答率がある閾値未満の小テストの設問文に含まれる単語群と、デジタル教材の各ページに含まれる重要語間のマッチングに基づいて、関連度の高いページをランキング形式で抽出している。教師は、Web ブラウザ上で小テストの結果と関連する教材のページを確認することができるため、提示された内容をふまえて当日の授業進行について検討をすることが可能になった。システムの詳細については、文献 [7] を参照されたい。

3.1.2 リアルタイム閲覧状況可視化

大規模な教室で行われる授業の場合、教室全体の学生の状況を把握することは難しい。授業の進行スピードが速すぎると多くの学生が説明についてこれなくなったり、逆にスピードが遅すぎると退屈を感じる学生が増えてしまったりするため、どれくらいの学生が授業の進行についてきているかを提示することができれば、それは教師にとって有用な情報である。

そこで、BookRoll を利用した授業において、各学生のデジタル教材へのアクセス状況を瞬時に集計し、その結果をリアルタイムにヒートマップ形式で教師に提示するシステ

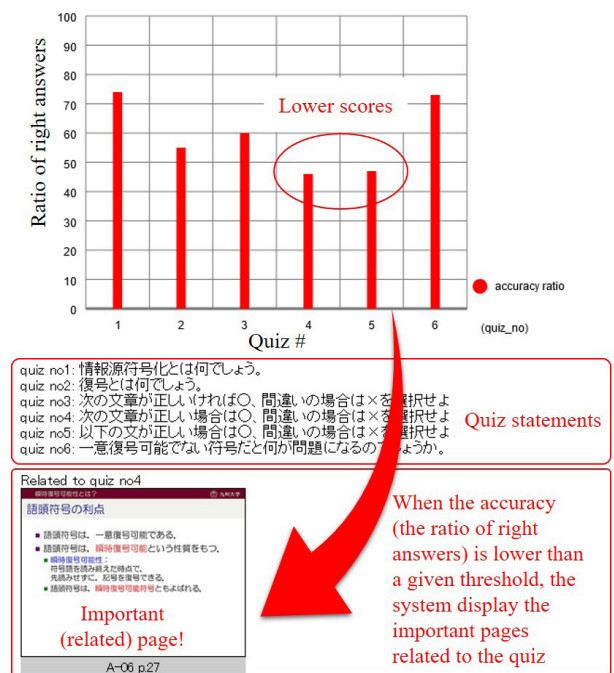


図 2 小テストの結果に応じた関連ページの提示
Fig. 2 Page recommendation based on quiz results.

ムを開発した。図 3 は教師の Web ブラウザに表示される閲覧状況ヒートマップのスクリーンショット例である。横軸は授業開始からの経過時間、縦軸は当日のデジタル教材のページ番号である。表示は毎分更新されるため、教師は

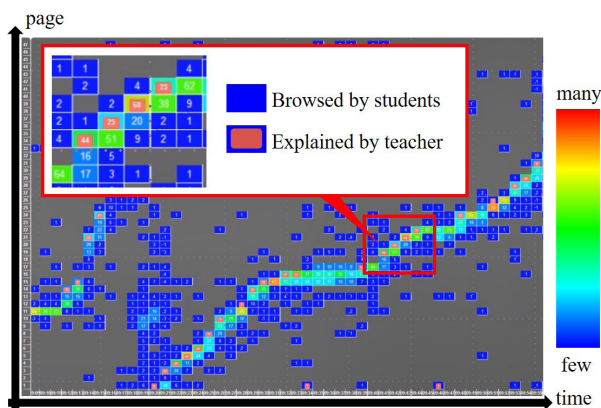


図 3 デジタル教材のリアルタイム閲覧ヒートマップ

Fig. 3 Real-time browsing heatmap.

1分単位でどのように学生たちの教材のページ閲覧状況が変化しているかを確認することができる。ヒートマップ形式で表示されるため、暖色（赤系）に近いほどそのページを多くの学生が閲覧している状況を示している。逆に冷色（青系）の色になるにつれてそのページを閲覧している学生が少なくなことを表している。教師も BookRoll を利用して授業を進めている場合は、教師がスクリーンに提示しているページが赤色でハイライトされる仕組みになっているため、そのページ周辺にヒートマップの暖色が重なっていれば、多くの学生が教師が説明しているページを開いていることになる。一方、教師の説明ページよりも下方に暖色が分布している場合は、前の方のページを開き続けている学生が多いことを表しており、これは授業進行のスピードが速すぎている可能性が考えられる。

実際にリアルタイム閲覧ヒートマップを利用して授業進行を調整したところ、学生と教師が開いているデジタル教材のページの同期率が上昇することが確認された。また、システムを利用した授業では、デジタル教材にブックマークやハイライトを残す学生の割合が上昇したことも確認された。授業進行のスピードを現場の状況に応じて調整することで、学生にとっては余裕をもって教師の説明を聞いたり、ページ内にハイライトを引いたりすることができたことが、このような結果につながったと推察している。より詳しい実験の結果などについては、文献 [7] を参照されたい。

3.1.3 学習活動の変化検出

前項でも述べたように、大規模な教室において全学生の状況を細かく把握することは教師にとって非常に困難である。したがって、教師が変わってシステムが学生の状況をモニタリングしつつ、活動に変化があった場合などに教師にアラートを通知することができれば、教師は学生の状況を把握しながら授業を進めることができるため、教師にとっては非常に有益である。

そこで、BookRoll に記録される各学生の教材へのアクセ

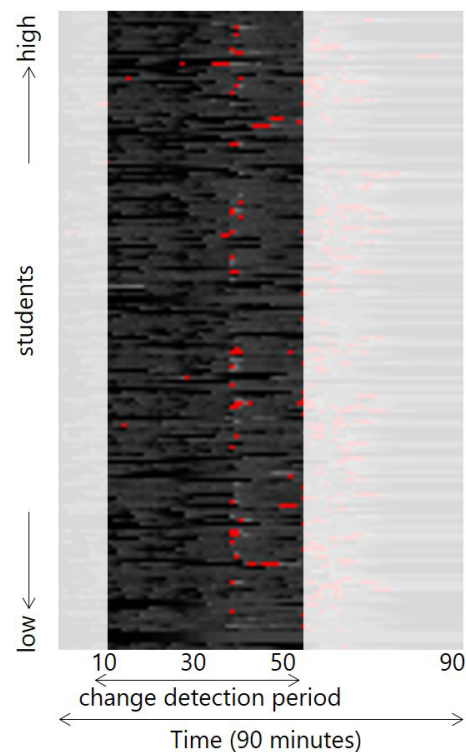


図 4 講義中の学習活動の異常検出結果例

Fig. 4 Anomaly detection results during a lecture.

スログを利用して、学生の活動の変化（異常）を自動検知するシステムを開発した。デジタル教材のアクセス頻度や BookRoll が提供しているブックマークやハイライト、メモなどの機能を利用する頻度は各学生によって特徴が異なるため、講義中の各学生の BookRoll 上での閲覧行動をモデル化し、通常の活動状態と異なる活動を行っている状態を異常状態として検出する方法を開発した。この方法に加えて、教師が説明しているページとの差異も同時に評価することで、異常検出の精度が向上することが確認された。

図 4 に講義中の異常検出結果例を示す。横軸は講義開始後の経過時間、縦軸は学生である。すなわち、各行が 1 人の学生の 1 分ごとの学習活動に対応しており、異常検出された時間帯は赤色で表示されている。多くの学生は学習活動が異常として検出されることはなかったが、一部の学生は授業開始から 30 分が経過した後あたりから活動異常が検出されている。原因は様々に考えられるが、たとえば集中力が持続しなくなりデジタル教材にアクセスする頻度が極端に下がったり、授業の内容が難しくなって前後の資料を見返したりするなど、活動異常と判断される前までの活動と変化があったことが異常検出につながっている。実際に活動異常として検出された学生の当日の小テストの成績を分析したところ、他の学生に比べて成績が悪いことも確認されている。異常検出システムを利用すれば、教師は教室の状況を再確認し、学生に集中を促したり、説明の補足を行ったりするなどの対応をするきっかけを得ることがで

きる。学習活動の異常検出に関するより詳しいアルゴリズムや実験結果については、文献 [11] を参照されたい。

3.2 授業外学習支援

前節までは授業中の教師への教育支援に焦点を当て、学習分析に活用事例を述べてきたが、本節では授業外における学習支援に焦点を当てる。

3.2.1 要約資料による予習支援

授業前の予習を学生に宿題として課す授業は多いが、そのような授業が多くなるにつれ、学生にとっては各授業の予習に割く時間が十分にとれなくなるという問題が生じてしまう。しかし、先行オーガナイズ [1] の観点からも予習は重要であり、より多くの学生に予習に取り組んで欲しいというのが教師側の要望である。

そこで、次の授業で学習する内容を少ないページ数で俯瞰できる予習用の要約教材を自動生成するシステムを開発した。従来は、次の授業で使われる資料がそのまま予習資料としてわたされるケースが多かったが、本システムを使えば、デジタル教材を自動解析し、重要語や視覚的に興味を引くコンテンツが含まれるページが自動抽出され、数ページから構成される短い予習用資料が自動的に生成される。コンテンツの分析には、自然言語処理と画像処理を組合せた手法を開発し、ページごとの重要度スコアを算出している。その後、重要度スコアの高いページをできるだけ少ないページ数で組み合わせるための組合せ最適化問題を解くことで、要約版資料を生成している。詳しいアルゴリズムについては、文献 [10] を参照されたい。

要約資料を用いて予習支援を行ったところ、要約版の資料で予習を行った学生群の予習達成率が有意に上昇した。また、授業前の理解度テストにおいても、要約版資料で予習を行った学生群が高いスコアを取得していた。予習用に全資料をわたされた学生群は、資料の途中で予習をやめる傾向が高く、その結果、理解度テストでも回答できない設問が生じたためと考えられる。より詳細な分析結果やアンケート調査結果などについても文献 [10] を参照されたい。

3.2.2 小テストの結果に応じた復習支援

小テストで誤答した設問について再学習して理解を深めることは、学生にとって重要な復習活動の1つである。しかしながら、復習に利用する資料が多すぎたり、どの資料を見返せばよいか分からないなど、復習を実施するにあたり困難に直面する学生は少なくない。

そこで、各学生の小テストの回答結果を分析して、誤答した設問に関する教材ページを中心に復習用の教材を生成するシステムを開発した。該当する教材のページを発見するアルゴリズムは、3.1.1 項で紹介した方法と類似した手法を採用しているが、復習資料生成時には、当該学生の予習状況もあわせて分析している。その結果、誤答した設問に関する資料を予習したことがある学生と、予習したことが

ない学生では、推薦される教材のページも変化する。たとえば、予習をしたことがあるが小テストの設問には誤答した学生の場合は、その設問に強く関連した教材のページを中心に復習資料が生成される。一方、予習をしたこともなく小テストの設問に誤答した学生の場合は、設問に関連する教材ページに加えて、未学習の教材ページ群もあわせて推薦される。このように個々の学生の学習状況や小テストの結果に応じて、復習教材を適応的に生成して学生に提供することは、個人の学習をきめ細かく支援することにつながることを期待される。本取り組みについての詳細は、文献 [9] を参照されたい。

3.2.3 関連教材推薦

授業で学んだ内容について、『より深く学びたい』、あるいは『関連する内容を学びたい』などの学生の学習意欲に応えることも、学習分析の研究として非常に重要な取り組みである。学習教材に関連する別の教材や資料を推薦する方法が1つの方策として考えられるが、1つの学習教材は多くのトピックを含むため、関連する教材也多岐にわたることが容易に想像され、的を射た情報推薦をすることは難しい。

そこで、デジタル教材の各ページに含まれるトピックごとに関連する教材を推薦する仕組みを開発した。図 5 は、BookRoll の教材表示画面に連動表示されている推薦教材の例である。BookRoll に登録された教材の各ページに推薦情報を表示する機能が搭載されているため、ページ内のトピックに関連する教材に対象を絞り込んで学習者に情報提供することが可能である。教師は推薦情報を手作業で登録することができる。一方、システム側でトピックを自動分析し、関連する Web ページや書誌情報を自動登録する仕組みも実装されている。システム側で自動的に抽出した推薦情報については、本登録前に教師が1度確認を行うステップを挟んでおり、このステップが推薦情報の質保証とシステム側への抽出精度向上のためのフィードバックの2役を担う設計になっている。このようにして登録された推薦情報は、復習時に多くの学生から活用されていることが分かった。より詳しいシステム構成や実験結果については文献 [2] を参照されたい。

3.3 学習活動分析

本節では、授業後や学期後に学生の学習活動を長いスパンで分析したり、同一科目間で活動の違いを分析したりする学習活動分析に関する取り組みを紹介する。

3.3.1 成績予測

学生の学習状況から最終成績を予測することができれば、早い時点でドロップアウト傾向にある学生を発見したり、成績向上のための助言などの介入を行うことができるようになる。そのためには、できるだけ早い段階でかつ高い精度で成績予測を行う手法が必要となるが、そのために

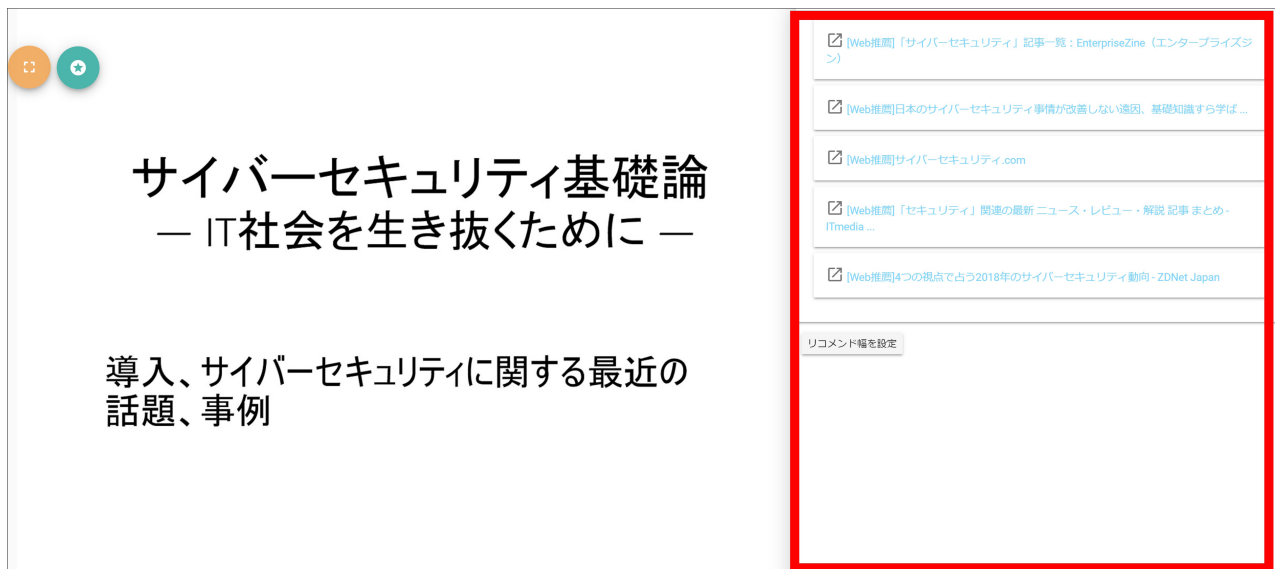


図 5 BookRoll と連携した関連教材推薦システム

Fig. 5 Recommendation window embedded in BookRoll.

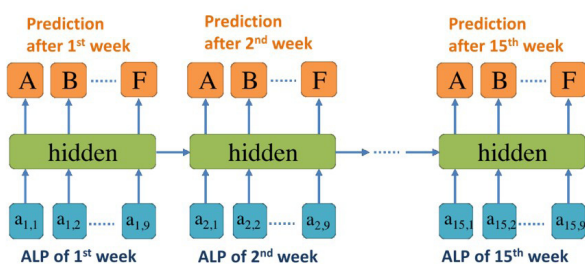


図 6 成績予測モデル

Fig. 6 Recurrent neural network for performance prediction.

は、できるだけ多様な学習ログを分析し、学習活動と最終成績の関係をモデル化する必要がある。

そこで、Moodle, Mahara, BookRoll の各システムに記録されている学習ログから、週ごとの学習活動をスコア化し、学習特徴としている。具体的には、Moodle からは出欠状況、課題の提出状況、コースへのアクセス状況のスコア化、Mahara からは日誌の文字数に応じたスコア化、BookRoll からは教材の閲覧時間、ハイライト、メモの数、操作回数のスコア化を行っている。これらの学習活動スコアを週ごとに計算し、その時系列データと最終成績の関係を時系列ニューラルネットワークモデル (図 5 参照) により学習させることで、学習活動と最終成績の関係をモデル化している。

情報系の座学形式の授業において成績予測モデルの検証を行ったところ、15 週の授業のうち 6 週目までのデータが利用できれば、約 90% の精度で成績予測ができることが確認された。また、回帰分析などの他の手法よりも精度が高く、かつ早い段階 (今回の事例では 6 週目) で高精度な予測を達成できていることも確認された。予測モデル構築方

法や学習活動のスコア化手法についての詳細は、文献 [4] を参照されたい。

3.3.2 コース間の学習活動比較

学生数の多い大学では、1 つの教室で全学生向けに一斉授業を行うことが難しいため、複数のコースに分かれて授業が行われることがしばしば生じる。その場合、授業で利用される教材は同じであっても、授業を担当する教師は異なることが多いため、各コースでどのように学生が学習活動を行ったかを把握することは、科目群を運営する立場のスタッフにとっては重要な任務である。また、各コースの学習活動の特徴をコース担当教員間で共有することは、授業の振り返りや次期に向けた教授法の改善検討にもつながる。

図 7 は、1 年生向けに開講されている情報系科目を受講した学生の学習活動を 2 次元空間に次元圧縮してプロットしたものである。この例では、約 1,300 名の学生が異なる 10 コースに振り分けられ、それぞれのコースで担当教師の授業を受けた。6 名の教師が 10 コースを担当しており、うち 2 名の教師は 2 つのコースで授業を行った。グラフ内の 1 つの点は、1 人の学生に対応しており、同じ色の点は同一コース内の学生であることを表している。学生の活動は、授業中のデジタル教材の利用状況や授業外での学習状況をスコア化して表現しているが、学習活動を表現する特徴が非常に高次元なベクトルになるため、高次元空間での活動の類似性を保持したまま低次元空間に写像した結果を可視化している。この図から分かるように、同一コース内の学生の学習活動は互いに近い場所に分布していることが分かる。また、同じ教師が担当したコースどうし (たとえば、青色と水色の点群) も近くに分布していることが分かる。文献 [8] では、この分析結果をもとに、学生のコース

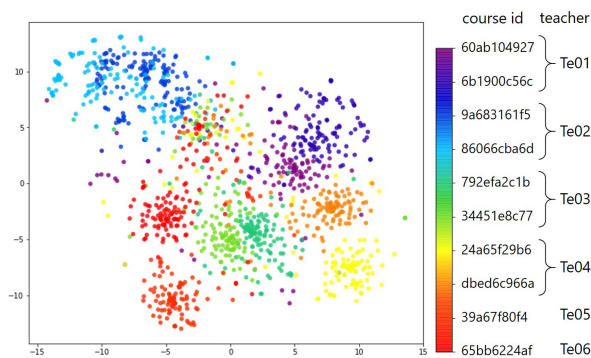


図 7 コースごとの学習活動の低次元可視化結果

Fig. 7 Visualization of learning activities.

割当て最適化に関する検討も行っている。また、文献 [6] では、コース間での授業の進め方の違いについても分析している。詳細についてはこれらの文献を参照されたい。

3.3.3 知識マップ分析

BR-MAP [12] は、BookRoll と連携する知識マップ描画システムである。学生が BookRoll に登録されたデジタル教材に記録したハイライト内の単語やメモが自動的に抽出され、BR-MAP のキャンパス上でそれらの単語を自由に配置して、単語間の関係を知識マップとして整理することができる。このような振り返り学習は、記憶の定着や単語概念間の階層関係の整理に有益であると同時に、教師にとっては各学生が授業で得た知識がどのように整理されているかを確認することができるという利点もある。図 8 は、BR-MAP に知識マップを描画している際のスクリーンショットである。画面左には BookRoll 上で記録したハイライト内の単語とメモが自動的に表示される仕組みになっており、学生は単語を選択して画面右側のキャンバスエリアに自由に配置することができる。また、単語間には線や矢印を引くことができ、単語間の関係や上位下位の概念の関係を表現することができる。

教師は学生が BR-MAP システムを利用して描いた知識マップをブラウザを通して閲覧することが可能である。そのため、各学生の単語やメモの配置状況や、単語間に引かれたリンクから単語間の結び付きの妥当性などを確認することができる。しかしながら、受講者が多くなるにつれて、人数に比例した数の知識マップが生成されることになるため、教師が全学生の知識マップを確認するためには時間的にも作業的にも高いコストがかかってしまう。そこで、各学生が作成した知識マップを収集し、グラフ解析技術を活用して全知識マップを統合解析することで、全学生が作成した知識マップを教師が容易に俯瞰することができるシステムを開発した。

図 9 に各学生が作成した知識マップを統合解析した Social Knowledge Map の一例を示す。これは、サイバーセキュリティに関する基礎科目を受講した 153 名の学生が

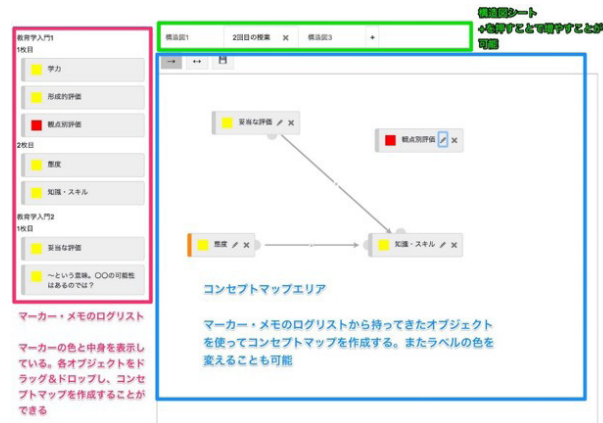


図 8 BR-MAP を用いた知識マップの作成

Fig. 8 Knowledge map creation using BR-MAP system.

作成した知識マップを統合解析したものである。受講は 8 週間 (8 回) 実施され、各回でサイバーセキュリティに関連するトピックの説明がなされる。ノードの各色は各回の講義資料に含まれるトピック (単語) に対応している。また、ノードの大きさは、単語の利用頻度に応じて大きくなるように設計されている。すなわち、多くの学生が同じ単語を各自の知識マップに配置している場合は、Social Knowledge Map においてその単語のノードは大きく表示されることになる。また、単語間のリンクについても多くの学生が引いていたリンクほどその重みが大きくなるように設計されている。Social Knowledge Map は Web ブラウザを通してアクセスすることができ、教師はノードを単語で絞り込んだり、リンクの強度 (重み) で絞り込んだりすることができる。Social Knowledge Map を利用することで、授業で学生に重要語が伝わっているかどうか、概念間の整理が正しく行えているかどうかなどを教師が確認することができるため、教師にとって有用な授業の振り返りツールである。また、授業の振り返りを通して、次期の授業改善などにも貢献できると期待している。Social Knowledge Map 生成に関する詳細なアルゴリズムや、授業担当教師からのフィードバックコメントなどについては、文献 [5] を参照されたい。

4. 今後の展開

これまでは、主に教室で実施される授業の支援や授業前後での予習・復習などの学習支援を学習分析技術の主な適用先として研究を進めてきた。今後は、学習分析の適用範囲をさらに拡大し、持続可能な学習支援を行うことができる学習分析基盤の開発を進めていく必要がある。

図 10 に現在九州大学で取り組んでいる学習分析に基づく持続可能な学習改善系の構想を示す。この図では、学習活動を通して各学生が弱点の発見やその克服を通して、より深い学びの実践や知識の幅を広げる学びを実践していくうえで、どのような学習分析技術あるいは学習環境が必要

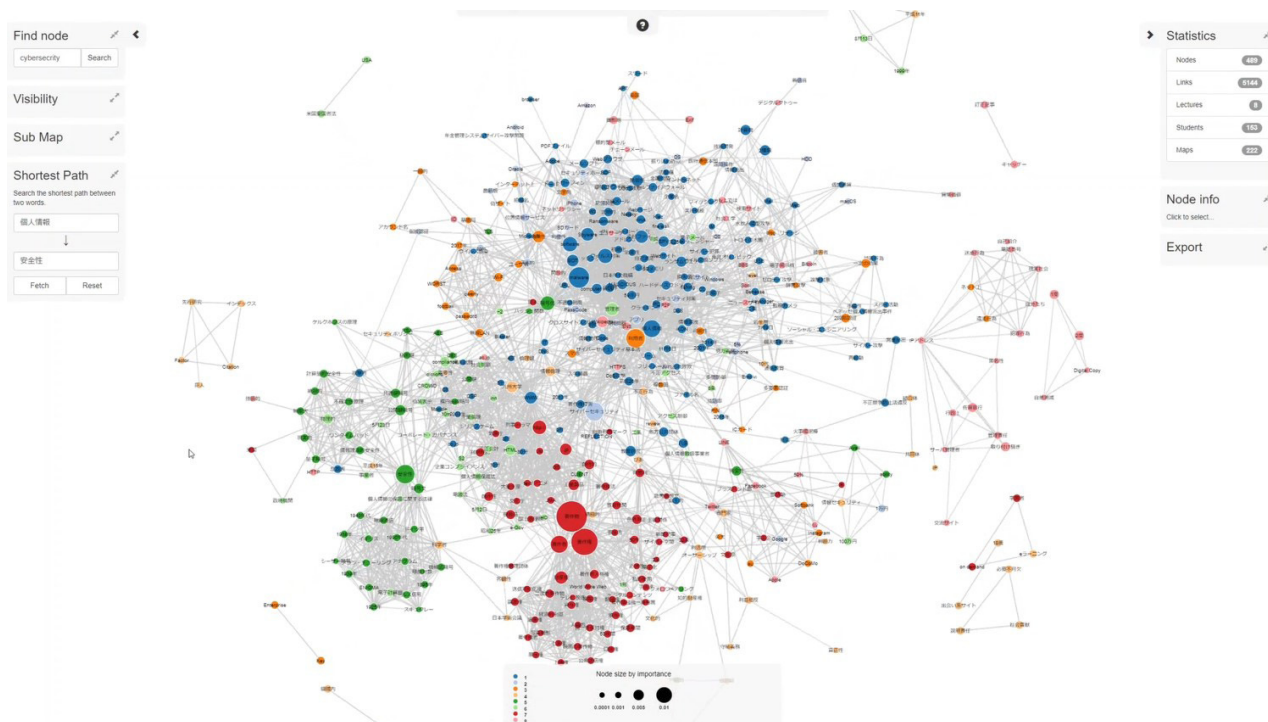


図 9 各学生が作成した知識マップを統合した Social Knowledge Map
Fig. 9 Social Knowledge Map: Integration of individual knowledge maps.



図 10 学習分析に基づく持続可能な学習改善系
Fig. 10 Sustainable learning support based on learning analytics.

になるかをまとめたものである。教室でのフォーマルな学びに加えて、教室外でのインフォーマルな学びを支援して、弱点を発見させたり、弱点を克服させたりするために必要なツールを提供することも学習分析技術に求められる。ま

た、弱点を克服する方法（ノウハウ）については、その方法を個人レベルで留めておくのではなく、アーカイブして他者の学びに活用できることが望ましい。そこで、弱点克服のノウハウを『メタ理解スキル』としてデジタルアーカ

イブする仕組みを附属図書館と連携して開発を進めている。学習者自身がメタ理解スキルを投稿する仕組みを実現する際には、その内容に対する質保証が必要になるため、投稿内容を認定する仕組みについても開発を進めている。また、学習者が自身の学びの振り返りや他者の学びとの比較をすることができるシステムの開発を進めており、データに基づいて学習を客観的に振り返ることができる『学習データサイエンティスト』の育成を目指している。

5. おわりに

本稿では、九州大学における学習分析に関連する取り組みについて紹介した。教育・学習に関するビッグデータを様々な情報処理技術を活用することは、教育・学習の在り方が大きく変革する可能性を秘めている。今後、学習分析を導入した教育・学習改善の取り組みが全国に普及し、分野の発展がさらに加速していくことを大いに期待している。

謝辞 本研究は、科学技術振興機構（JST）さきがけJPMJPR1505、科研費基盤研究（A）JP18H04125、ならびに科学技術振興機構（JST）AIP 加速課題JPMJCR19U1の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Ausubel, D.P.: The use of advance organizers in the learning and retention of meaningful verbal material, *Journal of Educational Psychology*, Vol.51, pp.267–272 (1960).
- [2] Nakayama, K., Shimada, A., Minematsu, T., Taniguchi, Y. and Taniguchi, R.: K-TIPS: Knowledge extension based on Tailor-made Information Provision System, *16th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age (CELDA 2019)* (2019).
- [3] Ogata, H., Yin, C., Terai, M., Okubo, F., Shimada, A., Kentaro, K. and Yamada, M.: E-book-based learning analytics in University education, *Proc. 23rd International Conference on Computers in Education, ICCE 2015*, pp.401–406 (2015).
- [4] Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A. and Ogata, H.: A Neural Network Approach for Students' Performance Prediction, *The 7th International Conference on Learning Analytics & Knowledge Understanding* (2017).
- [5] Onoue, A., Shimada, A., Minematsu, T. and Taniguchi, R.: Clustering of Learners Based on Knowledge Maps, *16th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age (CELDA 2019)* (2019).
- [6] Shimada, A. and Konomi, S.: Cross Analytics of Student and Course Activities from e-Book Operation Logs, *25th International Conference on Computers in Education (ICCE2017)*, pp.433–438 (2017).
- [7] Shimada, A., Konomi, S. and Ogata, H.: Real-Time Learning Analytics System for Improvement of On-Site Lectures, *Interactive Technology and Smart Education*, Vol.15, No.4, pp.314–331 (2018).
- [8] Shimada, A., Mouri, K., Taniguchi, Y., Ogata, H., Taniguchi, R. and Konomi, S.: Optimizing Assignment of Students to Courses based on Learning Activity Analytics, *Proc. 12th International Conference on Educational Data Mining, EDM 2019* (2019).
- [9] Shimada, A., Okubo, F., Yin, C. and Ogata, H.: Automatic Generation of Personalized Review Materials Based on Across-Learning-System Analysis, *Proc. 1st International Workshop on Learning Analytics Across Physical and Digital Spaces (CrossLAK 2016)*, pp.22–27 (2016).
- [10] Shimada, A., Okubo, F., Yin, C. and Ogata, H.: Automatic Summarization of Lecture Slides for Enhanced Student Preview Technical Report and User Study, *IEEE Trans. Learning Technologies*, Vol.11, No.2, pp.165–178 (2018).
- [11] Shimada, A., Taniguchi, Y., Okubo, F., Konomi, S. and Ogata, H.: Online Change Detection for Monitoring Individual Student Behavior via Clickstream Data on e-Book System, *8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, pp.446–450 (2018).
- [12] Yamada, M., Shimada, A., Oi, M., Taniguchi, Y. and Konomi, S.: BR-MAP: CONCEPT MAP SYSTEM USING E-BOOK LOGS, *15th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age 2018* (2018).



島田 敬士 （正会員）

2002 年九州大学工学部電気情報工学科飛び級のため退学。2004 年九州大学大学院システム情報科学府修士課程修了。2007 年同大学大学院システム情報科学府博士後期課程修了。博士（工学）。2007 年 4 月九州大学大学院

システム情報科学研究院助教。2013 年 10 月同大学基幹教育院准教授。2017 年 4 月同大学大学院システム情報科学研究院准教授。2019 年 10 月同教授、現在に至る。その間、JST さきがけ研究者を兼任（2015 年 10 月～2019 年 3 月）。ラーニングアナリティクス、パターン認識、メディア処理、画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会、IEEE 各会員、本会シニア会員。