

## 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

緒方, 広明  
九州大学基幹教育院

殷, 成久  
九州大学基幹教育院

大井, 京  
九州大学基幹教育院

大久保, 文哉  
九州大学基幹教育院

他

<https://doi.org/10.15017/1650901>

---

出版情報 : 基幹教育紀要. 2, pp.48-60, 2016-03-30. Faculty of Arts and Science, Kyushu University

バージョン :

権利関係 :

# 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

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

九州大学基幹教育院, 〒819-0395 福岡市西区元岡 744

## Analyses of learning behavior of active learners using logs of digital teaching materials.

Hiroaki OGATA\*, Chengjiu YIN, Misato OI, Fumiya OKUBO, Atsushi SHIMADA, Kentaro KOJIMA, Masanori YAMADA

Faculty of Arts and Science, Kyushu University, 744, Motooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395, Japan

\*E-mail: ogata @artsci.kyushu-u.ac.jp

Received Nov. 26, 2015; Revised Jan. 13, 2016; Accepted Jan. 13, 2016

Since April 2013, Kyushu University has stated Kikan Education for cultivating "active learners" for first year students. They have to bring their own PC in their classroom and use the educational platform system called M2B system that consists of Moodle, Mahara and Booklooper. BookLooper is an application for viewing digital teaching materials like PowerPoint slides and it can record their actions such as next page, previous page, and underline. This paper describes how active learners are actively using BookLooper by analyzing their learning behaviors.

### 1. はじめに

九州大学の基幹教育院は、2014年4月から、「学び続けることを幹に持つ、未知な問題や状況にも果敢に挑戦するスピリットと行動力を備えた人」であるアクティブ・ラーナーの育成をその使命として、全学教育カリキュラムの刷新をし、全学1年生（約2,700名）を対象に基幹教育をスタートした（九州大学 基幹教育院, 2014）。2013年度4月からは、PC必携化（BYOD: Bring Your Own Devices）を行い、2014年10月からは、基幹教育の支援のために、M2Bシステム(Moodle, Mahara, BookLooper)を導入した。Moodleは出席、レポートの受け取りなどのコース情報の管理、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、講義用のスライドやデジタル教材を配信・閲覧するシステムであり、学習者の電子教材のページについて、進めたり、戻らせたりする操作、マーカー、メモなどについて機能操作ログが記録され、教育・学習支援のために活用され始めている(Yin, Okubo, Shimada, Kojima, Yamada, Ogata, & Fujimura, 2014)。2015年8月10日の時点で、BookLooperのログは、約600万件が蓄積されている。本稿では、教育・学習改善を目的として、それらの学習ログの分析・可視化の手法を紹介し、アクティブ・ラーナーの

育成にどのように関与するかを述べる。

## 2. BookLooper ログを利用した学生の学習行動分析

BookLooper システムは 2014 年度 10 月 22 日～1 月 14 日の間の「情報科学」(9 回)における受講学生の e-book ログを収集している。これまでの研究では、学生の学習習慣、生活スタイルと、これらと学習成績の関連とは、学生に対するアンケートで得られた主観的なデータから検討されてきた。これに対して、本研究では、客観的なデータである e-book ログを利用して、これらの問題について検討を加える。「情報科学」の各授業では、19 種類の e-book のうちいずれかが (1～3 種類) 教科書として用いられた。本節では、BookLooper の e-book ログを利用した学生の学習行動の分析結果を紹介する。本研究では、学習行動の中でもアクティブ・ラーナーとしての行動に注目し、e-book ログの分析を進めた。e-book ログの分析にあたり、以下の 2 種類の基準により無効データを除外した。

- i. 操作の時間間隔：複数の操作間の時間間隔が 30 分を超えた場合には、当該のログは無効として分析から除外した。
- ii. テスト時の行動：テスト中に BookLooper を閲覧している学生のログは分析から除外した。

### 2.1. 予習回数と成績

主体的に学習を進めるアクティブ・ラーナーは授業の予習を積極的に行い、その予習の成果によって、授業の総合評価点が高いことが予測される。そこで、本研究では、e-book のログから学生が予習をしたか否かを明らかにし、さらに、予習をした学生 (アクティブ・ラーナー) が、予習をしなかった学生よりも成績が高いのかについて検討することとした。学生の予習行動の有無を明らかにするために、e-book のログが、当該の e-book が授業で用いられる前に閲覧されたものであった場合には、学生が予習を実施したと定義した。予習を行うと高い最終成績が得られるか否かを明らかにするために、各学生 ( $N=100$ ) について、全 9 回の授業のそれぞれに対する予習の有無を調べ、その予習回数と学生の総合評価点との間で Spearman の順位相関係数を算出した。図 1 は、予習回数と総合評価点との対応を示す。分析の結果、予習回数と総合評価点の間に有意な正の相関関係 (片側) が確認された ( $r_s = .52, p < .001$ )。この分析結果は、次の 3 点を示す。e-book のログを分析することで、授業の予習を積極的に行うアクティブ・ラーナーの存在が、客観的なデータに基づいて確認された。アクティブ・ラーナーは総合評価点が高い。また、予習の頻度が高く、アクティブに学習をすすめる学生は、総合評価点が高い。これら 3 点に加えて、図 1 に示したデータパターンから、高い成績をとった学生が必ずしも予習を頻繁に行っているわけではないが、予習を授業の半数以上 (5 回以上) で実施している学生は、非常に高い割合 (12 人中 11 人、約 92%) で総合評価点が高いことが読み取れる。これらの結果は、e-book ログの分析によって客観的に、授業の予習を積極的に高頻度で行うアクティブ・ラーナーは、その予習の成果によって、授業の総合評価点が高いことが、示唆されたと言える。今後、上記の結果を教師と学生に対して、予習の重要性に対する認識を高める効果的なフィードバックとして提供することで、教師に対しては、予習により取り組みやすい授業づくりを推進し、学生に対しては、予習に積極的



に取り組むアクティブ・ラーナーとしてのモチベーションを高め、その育成に貢献することが期待される。

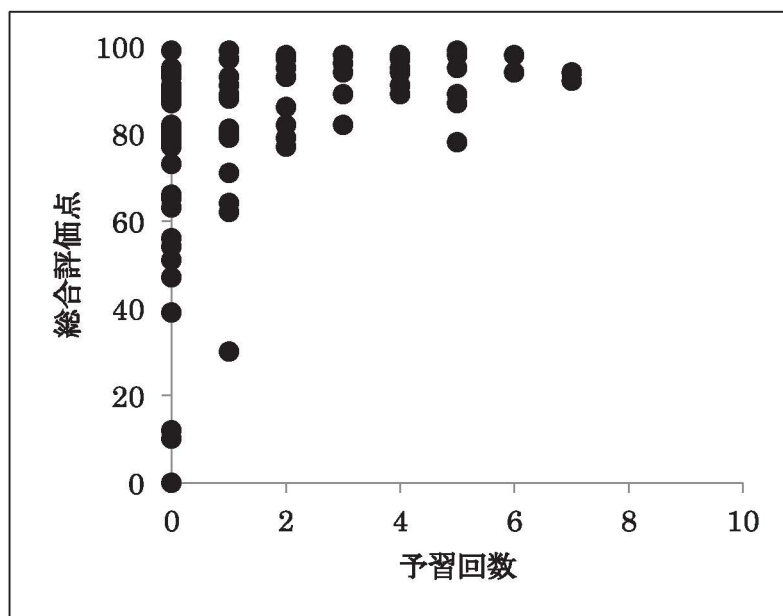


図1 予習回数と総合評価点

## 2.2. BookLooper 利用状況と成績の追跡調査

授業の初期において、BookLooper のログから学生の最終的な成績が予測可能であれば、その予測を教育の改善に活用できる。そこで、本研究は、授業初回である10月22日の予習の有無が、その後の成績である、当該の授業においてその前後に実施された小テストの得点と、授業の総合評価点に反映されているのかを追跡調査した。10月22日に授業を受講した84名を分析の対象として、最初の授業で予習をした予習群 ( $n=18$ ) と非予習群 ( $n=66$ ) に分類し、小テストの得点、期末テストの得点、授業の総合評価点について各群の平均値を算出した (図2)<sup>1</sup>。図2に示すように、これらのテスト全ての平均値において、予習群が非予習群よりも高い値を示したが、対応のない片側  $t$  検定の結果、有意な差は小テストの授業前 ( $t(82)=3.14, p=.001$ ) と授業後 ( $t(82)=2.54, p=.007$ ) では確認されたが、期末テスト ( $t(72)=1.26, p=.106$ ) と総合評価点 ( $t(82)=1.18, p=.121$ ) では確認されなかった。これらの結果は、最初の授業における予習の有無をログから取得するだけでは、最終的な成績の予測には不十分であることを示す。しかし、期末テストと総合評価の検定において  $p$  値が10%に近い値だったことから、BookLooper を利用する授業を増やすなどしてログデータを増大し、かつ、予習だけでなく、復習、出席、授業参加などの M2B システムで得られるログを積極的に取り入れた予測モデルを新たに構築することによって (e.g., Okubo, Shimada, Yin, & Ogata, 2015)、

<sup>1</sup> ただし、期末テストは受けていない学生がいたために、予習群 ( $n=58$ )、非予習群 ( $n=16$ ) であった。

授業初期のデータから高い精度で最終成績を予測可能なことが示唆される。将来的には、この高い精度の成績予測を利用することで、学生に対しては、どのようなスタイルで学習を進めれば高い成績を得ることが出来るのかを示唆することで学習意欲を高め、教師に対しては、ドロップアウトしそうな学生の早期発見とその対処を援助することが可能となる。

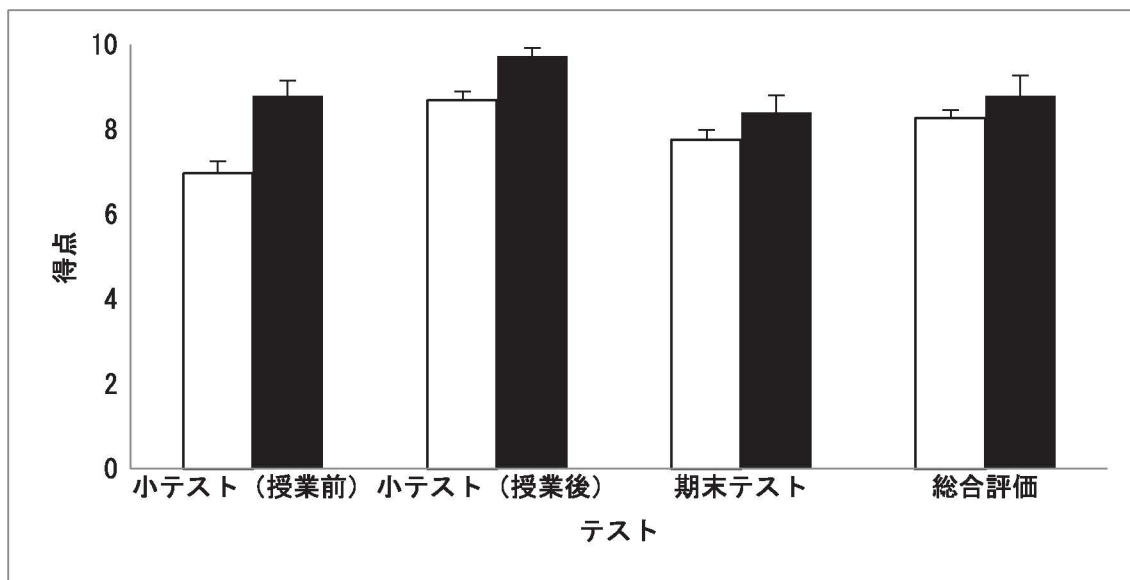


図2 予習群と非予習群の各テストにおける平均得点。エラーバーは標準誤差を示す。

### 2.3. 成績と BookLooper 利用状況の分析 (四分位)

アクティブ・ラーナーは、積極的に BookLooper を活用しており、成績も高いことが予測される。本研究では、この仮説を検証するために、まず学生を中間テスト (受験者 92 名) と期末テスト (受験者 88 名) の成績結果から 4 グループ (四分位) に分け (図 3)、これらの群と BookLooper における e-book の閲覧時間 (s)、および成績との関連を調査した。学生はこれらの四分位に基づき、6 群に分類された (図 4)。

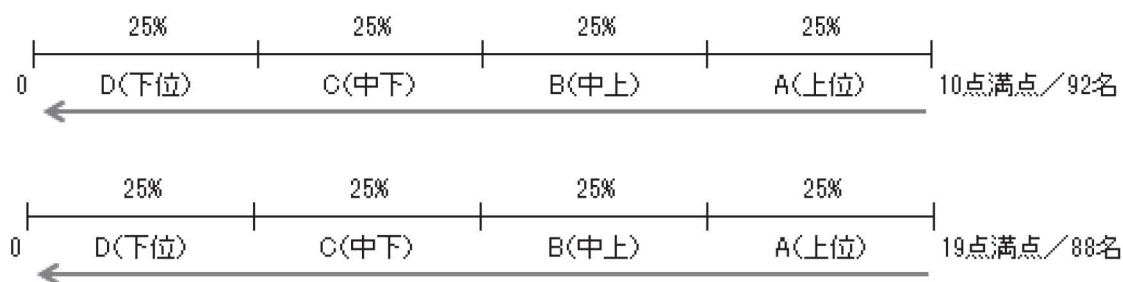


図3 中間テストと期末テストの成績に応じた四分位

## 【 中間・期末テストの成績状況の結果 】

		期末テスト			
		A	B	C	D
中間テスト	A	10	6	4	7
	B	9	11	6	4
	C	8	10	1	7
	D	—	—	2	4

↑上がったチーム

←下がったチーム

図 4 中間テストと期末テストの順位による群

図 5 は、各群が授業の前（予習）と後（復習）に e-book を閲覧した時間（s）の平均値を示す。この図から、中間が B または C 判定であり、期末に A 判定へと成績が上がった学生は、平均よりも閲覧時間が長い、すなわち予習復習の時間が長いことが確認された。また、中間、期末ともに A 判定のグループは、他のグループに比べて閲覧時間が長く、予習復習を積極的に行なっていたと考えられる(図 5)。これらの結果は、BookLooper の閲覧時間を指標として利用すると学生の成績時間を予測可能であることと、e-book による学習が効果的であることを示唆する。

- 中間・期末も成績がA判定だった
- ▨ 中間・期末も成績がB判定だった
- ▩ 中間・期末も成績がC、D判定だった
- 中間→期末にA判定に成績が上がった (例：D→A)
- ▨ 中間→期末にB、C判定に成績が上がった (例：D→B)
- ▩ 中間→期末にB判定以下に成績が下がった (例：A→D)
- 全体の平均

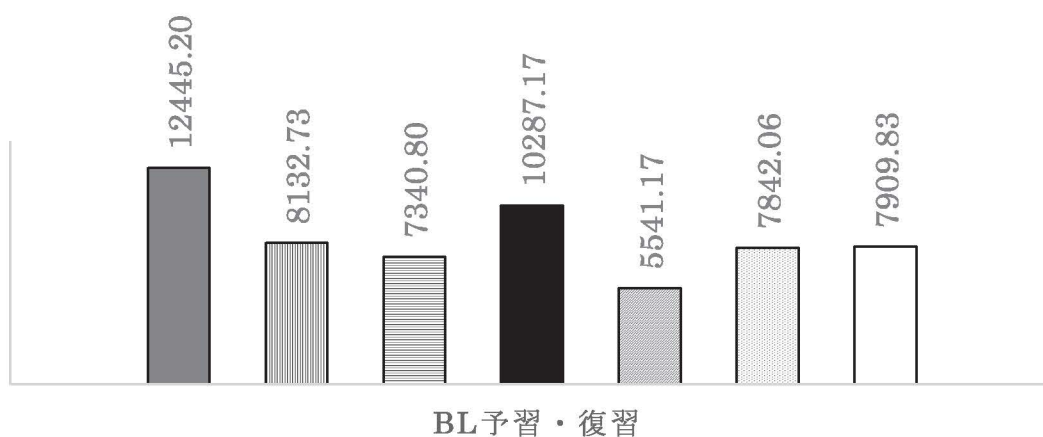


図 5 成績変動のあったグループごとの教材の閲覧時間

さらに、本研究では、アクティブ・ラーナーが授業では教科書として用いられなかった e-book に対しても積極的にアクセスし、主体的に学ぼうとしたのではないかと予測し、授業内で使用しなかった e-book (授業外 e-book とする) に対する閲覧時間に注目した。図 6 は、各学生 ( $n=84$ ) の総合評価点と授業外 e-book の閲覧時間 (s) の対応を示す。総合評価点と授業外 e-book の閲覧時間 (s) との間で有意な正の Pearson の相関係数が確認され ( $r=0.485, p < .001$ )、仮説は支持された。このことは、授業外の e-book に対する閲覧時間の利用によって、アクティブ・ラーナーが検出可能であり、さらに、その学習パターンも解明可能であることを示唆する。

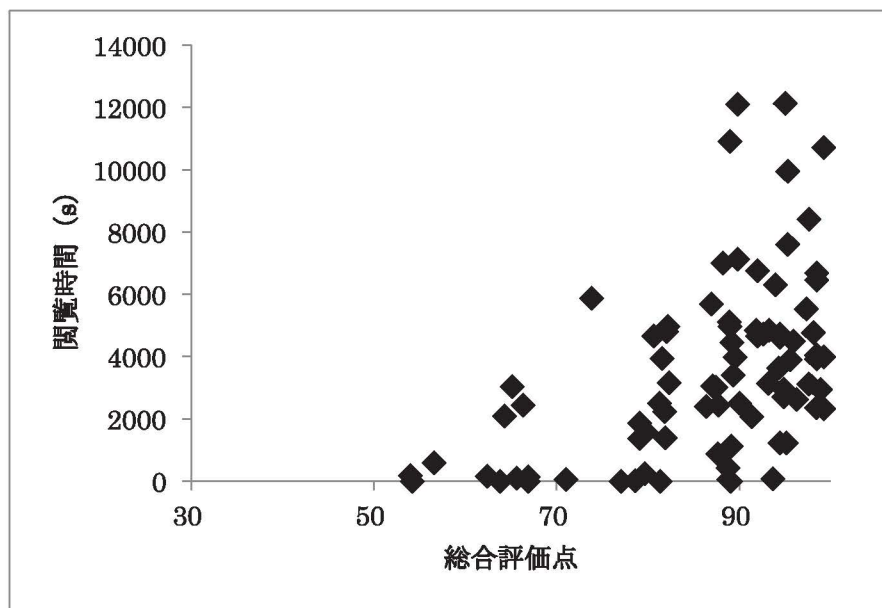


図 6 総合評価点と授業外 e-book の閲覧時間

#### 2.4. 予習・復習行動の特徴の解明

学習における予習と復習は重要なトピックであるが、質問紙などの調査では、学習者が、いつ、どのように予習・復習を実施しているかのデータを客観的に得るのは難しい。これに対して、BookLooper のログを利用すれば、学習者の予習・復習行動を客観的に明らかにし、さらにアクティブ・ラーナーの行動の特徴を明らかにすることができる。そこで、本研究 (Oi, Yin, Okubo, Shimada, Yamada, & Ogata, 2015) では、学生が、いつ、どのように予習・復習を実施しているのかを明らかにするために、まず予習復習ログの可視化を実施した (図 7)。

ログ収集の対象とされた各 e-book は、いずれかの授業中に教科書として使用されており、当該の e-book が教科書として使われた授業の実施時間を基準 (0) として、それ以前に取得された e-book ログは予習 (-) とし、それ以降ならば復習 (+) とした。図 7 において、x 軸は授業前後の 500 時間を示し、y 軸は各学生を示し、各学生に対して、1 時間あたりの e-book の平均参照時間 (s) が長いほど白、黄、赤と変化するように可視化した。図 7 から、ほとんどの学生が授業後の復習を、特に、授業の 1 週間後と 2 週間後に (それぞれ +168h、+336h) 実施しているが、授業前の予習を実施している学生、すなわちアクティブ・ラーナーは、現時点では少数であることが確認できる。

続いて、予習・復習と学習者の成績との関連を e-book ログから明らかにした。まず、各学生を中間テストと期末テストそれぞれの成績順位に従い分類した (図 4 参照)。学生群は、中間と期末テストのいずれもが A であれば A 群、B であれば B 群とし、C または D であった学生はその数が少数であったためにまとめて CD 群とした。また、期末テストの成績が A に上がった群を U1 とし、B または C に上がった群を U2 とし、成績が下がった群を L 群とした。その後、各学生の e-book ログを以下の 3 種類の指標 Change、Page flip、Duration で分析し、授業前の予習と復習における群



間の差違を検討した。Change は、1 時間に e-book を切り替えた回数を示す。Page flip は、1 時間に各 e-book のページを切り替えた回数を示す。Duration は、1 時間に各 e-book を参照した秒数を示す。

図 8 は、各学生のこれら 3 種類の指標について、授業前（予習: preview）の総計と授業後（復習: review）の総計をまず求め、その後、群ごとに平均した値を示す。学生群（6）を要因とした参加者間分散分析を各指標の予習と復習の値のそれぞれに対して実施したところ、予習のみにおいて、Change と Page flip の指標が、有意な主効果を示した（Change:  $F(5, 77) = 3.43, p = .007$ ; Page flip:  $F(5, 77) = 3.76, p = .004$ ）。有意な主効果が認められた Change と Page flip の予習の値について、それぞれ有意水準を 5% に設定した Bonferroni 法による多重比較を実施したところ、いずれの指標においても、成績上位を保った A 群では、成績が下位のままであり続けた CD 群、成績が下がった L 群、A には上がらなかった U2 群よりも、Change と Page flip の頻度が有意に高いことが確認された。これらの結果は、e-book ログの分析によって、まず、本授業においては、復習よりも予習が高成績に関

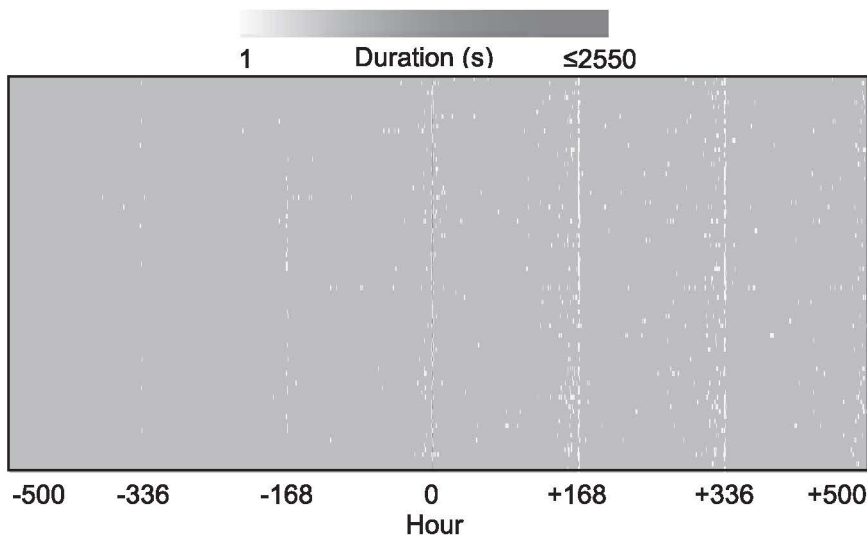


図 7 授業の前後における各学生の平均 e-book 参照時間

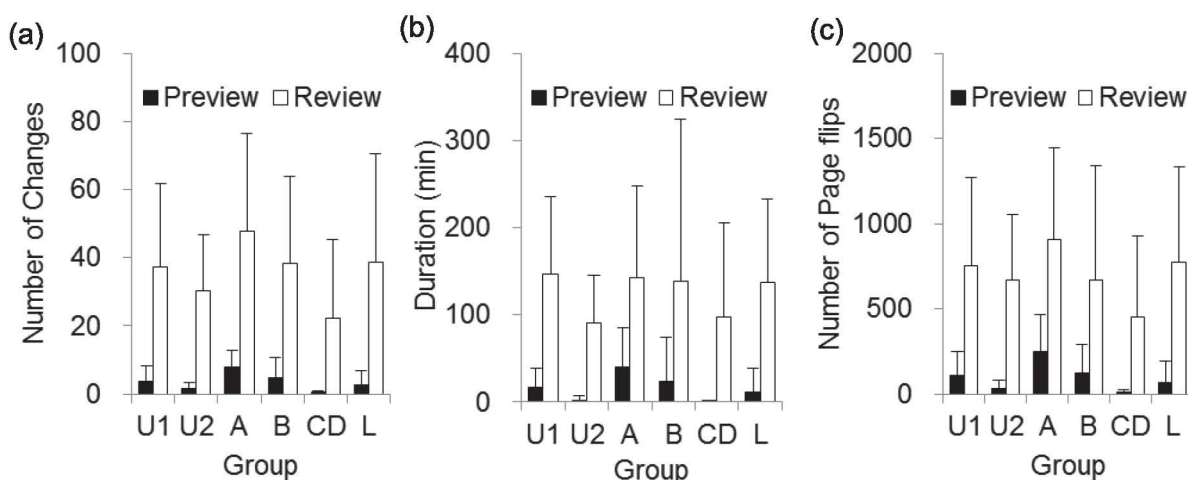


図 8 各群における 3 種類の指標の予習と復習の平均値。(a) Change の平均値 (b) Duration の平均値。(c) Page flip の平均値。エラーバーは標準偏差を示す。

連することが明らかになり、さらに、成績上位者であるアクティブ・ラーナーは、複数の e-book や異なるページなどの複数の情報源を主体的にリンクするという学習行動の特徴を持つことが明らかになったことを示す。将来的には、これらの結果を利用し、学生に対して相互に関連する e-book や e-book 内のページを示すことで、アクティブ・ラーナーとしての学習行動を促進することが考えられる。

## 2.5. BookLooper ログを利用した学生の学習行動分析のまとめ

本節では、BookLooper ログを利用した学生の学習行動の分析結果を紹介した。これらの結果は、当該ログの分析が、アクティブ・ラーナーを見出し、その学習パターンの解明に貢献することを示した。さらには、これらの研究で明らかになったアクティブ・ラーナーの学習パターンを、教師と学生にフィードバックすることが、アクティブ・ラーナー育成の一助となることが示唆された。また、初期のログパターンから個々の学生の最終的な成績を予測し、学生と教師への援助として有効に活用できる可能性を示した。

## 3. ログを利用して重要な教材スライドを特定する研究 (Good Contents)

画像処理技術を用いて、教員が授業中に教科書として使用した e-book の各ページから、重要なページを特定する方法を研究した (Shimada, Okubo, Yin, Kojima, Yamada, & Ogata, 2015)。さらに、ページ間のリンク解析と各ページの閲覧時間分析を行い、成績との関連を調査した。

### 3.1 ページ閲覧時間予測

授業の小テストで良い成績を収めている学生の BookLooper の閲覧時間をもとに、授業で使われる e-book から予習に必要な時間を推定する方法を開発した。具体的には、図 9 に示すような e-book の各ページの画像特徴（量、顕著性、色ヒストグラム）を抽出し、成績上位者のページ閲覧と画像特徴の関係を機械学習により求めた。最終的には各ページに対して、1) 5 秒以内、2) 5~20 秒、3) 20 秒以上、の 3 種類の想定閲覧時間を予測する手法を開発した。図 10 はページに対して予習に必要な時間を予測した結果の例を示す。スライド内の文字数やコンテンツ量が少ないものと堅調性が高くコンテンツ量が多いものが分類できていることがわかる。

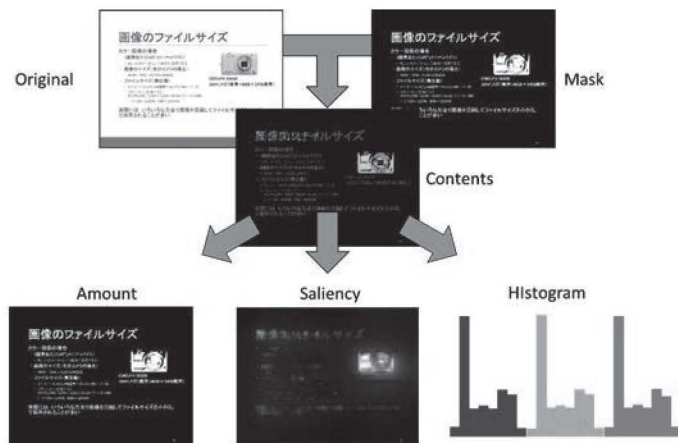


図 9 スライド特徴



図 10 各予測時間グループに割り当てられたスライド例。

左：5秒以内、中央：5～20秒、右：20秒以上

### 3.2 スライド閲覧予測時間と成績の関係解析

先に述べたスライドの閲覧予測時間と実際の学生のスライド閲覧時間の関係を分析した。その結果、図 11 に示すように小テストで良い成績を収めている学生よりも成績が悪い学生の方が、閲覧予測時間とは異なる時間を閲覧時間に費やしていることが分かった。今後は、この結果を利用して適切な予習閲覧時間を学生に提示するシステムなどを開発し、当該のシステムを学生に提供することで、学生に対して予習に対する時間コスト等を明確にし、予習の促進として働くことが期待される。

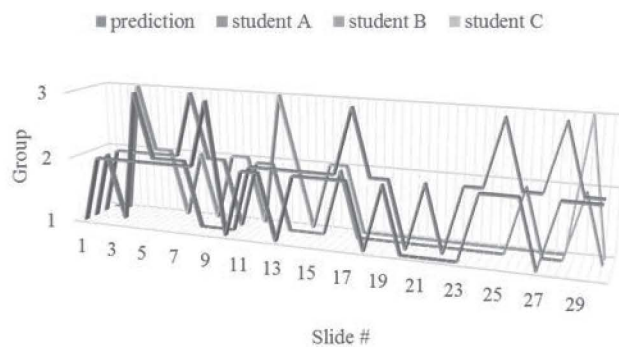


図 11 閲覧予測時間と各学生の実際の閲覧時間の関係  
学生 A と B は成績上位者、C は成績下位者

#### 4. 教員・学生にとって有効な学習方略を検討 (Learning Strategies)

e-book ログと自己調整学習意識の尺度 (Pintrich & DeGroot, 1990) を利用し、両者の関係について研究分析を行った (Yamada, Yin, Shimada, Kojima, Okubo, & Ogata, 2015)。

##### 4.1. 試行調査対象

試行調査対象となった授業は初年次向けの情報科目であり、受講者は 34 名であった。当該授業では、学習管理システム” Moodle” と eBook リーダーである” BookLooper” が使用されており、教員は授業資料を BookLooper で配信を行った。学習者は BookLooper 上の資料に対して、マーカーを引く、メモをつけるといった学習行動を取ることが可能となる。

##### 4.2. 分析方法

自己調整学習意識の測定については、The Motivated Strategies and Learning Questionnaire (MSLQ) (Pintrich & DeGroot, 1990) を使用した。本尺度は自己効力感、学習内容の内的価値、認知方略、自己調整、テスト不安の 5 因子 44 項目から構成され、受講者には 7 段階評価 (1: 全くない~7: とてもある) で回答を求めた。本項目についての解答を授業開始前と後の 2 回求め、収集した。学習ログについては、マーカーの使用回数、5 秒以上閲覧したスライド数、メモの数について収集した。分析は、自己調整学習尺度の 5 因子について、各因子の合算得点を求め、授業の事後から事前の合算得点の差分を、自己調整学習意識の変化心理量として使用した。その自己調整学習尺度の各因子における変化心理量と各学習ログについて、Spearman の順位相関係数を求め、自己調整学習意識と学習ログの関係性について分析を行った。



### 4.3. 結果

結果は下記の表 1 に示すとおりである。表に自己調整学習尺度の各因子と学習ログの相関係数を示す（上：相関係数、下： $p$  値）。

表 1 自己調整学習尺度の相関分析

	自己効力感	内的価値	認知方略	自己調整	テスト不安
マーカー数	0.334	0.317	0.118	0.064	0.065
	0.066 †	0.082 †	0.527	0.731	0.728
5 秒以上閲覧したスライド数	0.146	0.107	0.276	0.085	0.010
	0.435	0.569	0.133	0.651	0.960
メモ数	0.362	0.171	0.198	0.065	-0.260
	0.045*	0.357	0.285	0.727	0.157

\*: $p < 0.05$ , †: $p < 0.1$

分析結果より、メモ数と自己効力感の間に有意な正の相関が確認された。またマーカー数と自己効力感、マーカー数と学習内容の内的価値の間に有意傾向を示す正の相関が見られた。閲覧のみではなく、マーカーの利用やメモなど、具体的な学習行動が自己調整学習意識の自己効力感を高めることが示された。これらの学習行動は認知学習方略に区分される。学生が、認知学習方略を利用すると認知的な負荷が高まり、この負荷が学習における達成感や有能感を向上させる可能性が示された。この結果は、e-book におけるマーカーの利用やメモなどの機能の更なる充実により、これらの機能の利用促進を図ることが、学生の自己調整学習意識における自己効力感を高め、積極的な学習、アクティブ・ラーナーとしての学習に繋がる可能性を示唆する。

## 6. まとめ

本稿では、教育・学習改善を目的とした学習ログの分析・可視化の手法を紹介し、それらがアクティブ・ラーナーの育成にどのように関与するかを示す研究事例を述べた。今後は、学習ログの収集・分析の拡充を図り、長期的にシステムを利用することで得られる効果を、引き続き調査していく必要がある。

## 謝辞

本研究の一部は、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）等により支援を受けた。ここに感謝の意を表す。

## 参考文献

九州大学基幹教育院: <http://www.artsci.kyushu-u.ac.jp/> (2015年11月26日参照)

Oi, M., Yin, C., Okubo, F., Shimada, A., Yamada, M., & Ogata, H. (2015). Analysis of preview and review patterns in undergraduates' e-book logs. *Proceedings of International Conference on Computers in Education*, 23, 166-171.

Okubo, F., Shimada, A., Yin, C. & Ogata, H. (2015). Visualization and prediction of learning activities by using discrete graphs. *Proceedings of International Conference on Computers in Education*, 23, 739-744.

Pintrich, P. R., & De Groot, E. V., (1990). Motivational and self-regulated learning components of classroom academic performance. *Journal of Educational Psychology*, 82(1), 33-40.

Shimada, A., Okubo, F., Yin, C., Kojima, K., Yamada, M., & Ogata, H. (2015). Informal learning behavior analysis using action logs and slide features in e-textbooks. *Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 15, 116-117.

Yamada, M., Yin, C., Shimada, A., Kojima, K., Okubo, F., & Ogata, H. (2015). Preliminary research on self-regulated learning and learning logs in a ubiquitous learning environment. *Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 15, 93-95.

Yin, C.-J., Okubo, F., Shimada, A., Kojima, K., Yamada, M., Ogata, H. & Fujimura, N. (2014). Smart Phone based Data Collecting System for Analyzing Learning Behaviors, *the 22th Proceedings of International Conference on Computers in Education*, 575-577.