

活動センシングに基づくデジタル要約教材推薦

中山 経太^{1,a)} 島田 敬士^{2,b)} 峰松 翼^{2,c)} 山田 政寛^{3,d)} 谷口 倫一郎^{2,e)}

概要：学習者の状況に応じた適応的な学習支援の一つとして、学習の進捗状況または学習者の理解度に基づいて学習教材を推薦する取り組みが存在する。適切な推薦は学習者のモチベーションを維持し、学習支援・促進に役立つ一方で、不適切な推薦は学習者のモチベーションの低下を引き起こすことが考えられる。そのため、学習者に学習教材を推薦するタイミングと内容量を考慮する必要がある。そこで本研究では、学習者の活動センシングに基づいてデジタル教科書を推薦するタイミングを検出し、要約されたデジタル教科書を推薦することで、学習者への負担を減らしつつ推薦に基づいて学習を促進させることを目指す。本論文では、提案システムについて紹介し、大学キャンパス環境における実験結果を報告する。

1. はじめに

情報化技術の発展と教育学習環境へのICT導入に伴い、MOOCsなどの大規模オンライン講義の提供やインターネット上における学習教材が増加したことで、学習者の学習環境や方法が多様化してきている。また、手軽に教育コンテンツにアクセスできるようになったことで、いつでもどこでも好きな時に学習を行うことが可能となってきている。その一方で、教育の情報化が進んだ昨今においても、日本の大学生などの授業時間外での自律的な学習時間は著しく少ないのが現状である[1]。そのため、いつでもどこでも学習が可能となった中で、学習者の状況に応じて上手く学習者の自発的な学習を促す仕組みが必要となっている。

個人の学習状況に合わせた学習支援への取り組みの一つとして学習コンテンツの推薦がある[2], [3]。提案されている手法では、学習の過程で記録される様々なデータを活用して推薦が行われる。一方で、既存の研究は学習者が学習を行っているときに推薦することが前提であることが多い。自発的な学習時間が少ない学生が多い現状において、従来の手法だけでなく授業時間外の普段の生活において学習を促すことも重要である。授業時間外に学習を促すため

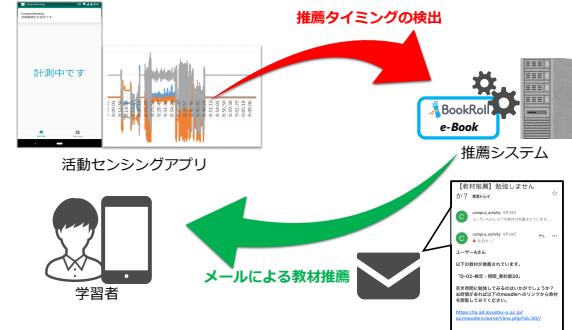


図1 活動センシングに基づくデジタル要約教材推薦による学習促進

には、学習者の普段の生活(環境情報や活動状況)をシステムが把握し、学習が可能と考えられる空き時間に学習を促すことが望ましいと考えられる。このようなユーザーの環境情報や活動状況を考慮した推薦は、スマートフォンなどの普及により普段の生活をセンシングしたデータを活用できるようになったことで、Web広告の推薦システムに関する研究において盛んに行われており、ユーザーの状況を考慮したほうが推薦が受け入れられるとの結果が示されている[4]。教育分野においてもユーザーの環境状況や活動状況を考慮した推薦システムが存在する。例えば、Chenら[5]は図書館内のユーザーの位置を検出し、位置情報とユーザーの検索クエリなどを基に近くにある書籍を推薦するシステムの提案を行っている。Liら[6]は言語習得のための学習を対象に、位置情報や時間などの環境情報と加速度計測などによる学習者の活動情報、学習履歴などからクイズや復習資料などを推薦するシステムを提案している。一方で、教育分野における推薦システムにおいて、環境情報や物理的な活動情報を用いた取り組みは実環境での実験の難しさなどからまだまだ少なく、大学環境での運用を想

¹ 九州大学 大学院システム情報科学府

744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

² 九州大学 大学院システム情報科学研究院

744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

³ 九州大学 基幹教育院

744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

a) nakayama@limu.ait.kyushu-u.ac.jp

b) atsushi@ait.kyushu-u.ac.jp

c) minematsu@limu.ait.kyushu-u.ac.jp

d) mark@mark-lab.net

e) rin@kyudai.jp

定したものは見られない。そこで本研究では、学習者の物理的な活動情報を基にデジタル教科書を推薦することで授業時間外での学習を促すためのシステムを提案する。

本論文では図1のようなセンシング技術を活用した授業時間外での学習促進の枠組みを提案する。提案手法では、スマートフォンに搭載されている加速度センサーを用いて学習者の活動を計測し、推薦に適切なタイミングを検出する。その後、推薦による学習負担を考慮し、少ない内容量で重要な点を学習できるデジタル要約教材をメールにて推薦することで学習のきっかけを生み出す。まず提案システムについて紹介し、大学キャンパス環境における実験結果及び考察を報告する。

2. 提案手法

本研究では、学習者の空き時間を有効に活用した学習促進を目的とし、学習者の活動センシングに基づいて学習者に要約されたデジタル教材を推薦するシステムを提案する。本論文におけるデジタル教材とは、講義で扱われる図や表などを含むPDF形式のスライド資料のことである。提案システムは、学習者の現在の活動状況および過去の学習状況をもとに、各学習者に対して適切なタイミングで学習の負担が少ない要約されたデジタル教材を推薦することで学習を促すものである。本研究における適切なタイミングとは学習者が学習できる可能性のある時間のことを指す。提案するシステムの全体の流れは以下の通りである。

- (1) 学習者が所持するスマートフォンのセンサーにより学習可能時間の検出を行う
- (2) 学習者の過去の学習履歴から、次に学習すべき教材を決定する
- (3) (1)によって検出された時間に、(2)で決定された学習教材を、メールにより学習者に推薦する。

2.1 システム構成

まず、本研究において開発したシステム全体の構成を図2に示す。図2中のMoodle[7]とは、授業コース情報や学生の出席状況、レポートや課題の提出、成績などを管理する学習管理システムである。また、BookRoll[8]とはe-bookシステムであり、学習教材や学習ログなどを保存したデータベースを保持している。教員や学習者はMoodleを介してBookRollにアクセスし、学習教材を閲覧する。

本研究では学習者の学習可能時間を検出し、学習者の過去の学習状況をもとにデジタル教材を推薦する。この機能を実現するためのシステムがセンシングアプリとCampus Activity Server (CAS)である。センシングアプリは学習者が持ち歩く携帯端末にインストールされるものであり、デバイスに搭載されている加速度センサーを利用することで学習者の活動を計測するものである。計測されたデータを

もとに空き時間を検出し、CASに通知する。CASは学習者への教材推薦を管理するためのものである。CASは、学習者のセンシングアプリから通知された情報と、BookRollに記録されている学習ログから推薦するタイミングおよび推薦する教材を決定し、メールを送信する。

本システムでは予習や復習のきっかけを作り学習を促進させることを目的として、学習者の空き時間に学習を促す。これは本来学習するつもりのなかった時間に学習を促すことであり、多量の学習を促すことは学習者にとって大きな負担となることが考えられる。そのため、推薦する学習教材は短時間で重要な内容を学習することができるものであることが望ましい。そのため、本研究では内容が要約されたデジタル教材を推薦する。図2中の教材要約システム[9]はBookRollに登録された学習教材を要約するためのものである。以降の節で各システムの詳細について述べる。

2.2 センシングに基づく空き時間検知

本研究では、適切なタイミングでデジタル教材を学習者に推薦することで空き時間を有効に活用した学習促進を行う。空き時間を検知するためにスマートフォンなどの携帯端末を利用する。学習者の多くは携帯端末を常に持ち歩いていることが多く、携帯端末の動きは学習者の行動に影響されると考えられる。そのため、我々は携帯端末で学習者の活動を計測し、空き時間を検知するためのアプリケーションを開発した。本研究ではAndroid端末を使用し、搭載されている加速度センサーによって学習者の行動を計測する。本研究では、学習者が所持している携帯端末があまり動いていないときに学習者は学習できる可能性があると仮定する。これは、学習者が学習できるタイミング(移動していない場合やバス・電車に乗っているなど)は、端末が安定した状態にあると考えられるためである[6]。この仮定を基に、学習者の空き時間検知を行う。図3に空き時間検出を行う手法のフローチャートを示す。開発したアプリケーションは図4のように毎時刻 t における3軸の加速度 $A_{x,t}, A_{y,t}, A_{z,t}$ を計測する。図3中の変数 N は空き時間判定するための変数であり、検出手法では計測した時刻 t における各軸の加速度と1時刻前の時刻 $t-1$ の各軸の加速度を比較し、各軸の差分の絶対値が端末の安定状態の基準とする閾値 θ を全て越えなければ変数 N の値を1増加、そうでなければ0に初期化する。この処理を毎時刻繰り返していく、空き時間を判定するための変数 N が閾値 T を超えた場合に、端末が一定時間安定した状態であるとして、CASに空き時間の通知を行う。

本研究では、空き時間に学習者は学習ができると仮定している。一方で、空き時間が必ず学習者が勉強できる状況であり、推薦に対して必ず勉強しなければならないとは考えていない。むしろ推薦に対してユーザーが反応を示さ

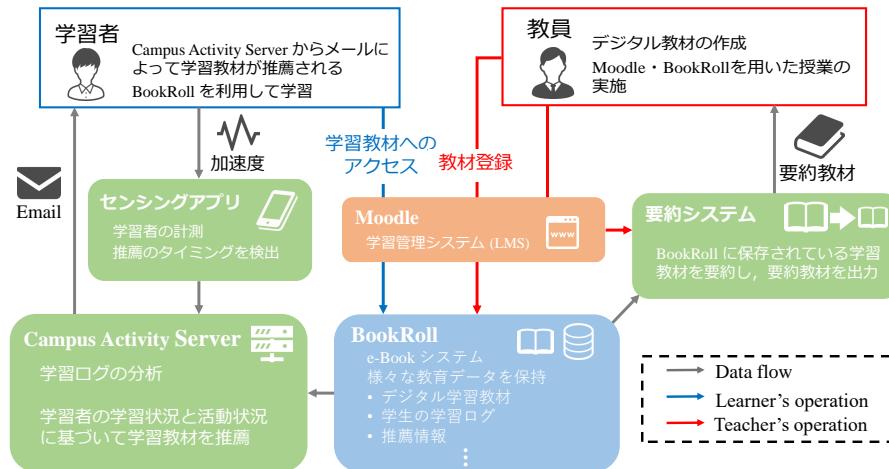


図 2 提案システムの構成

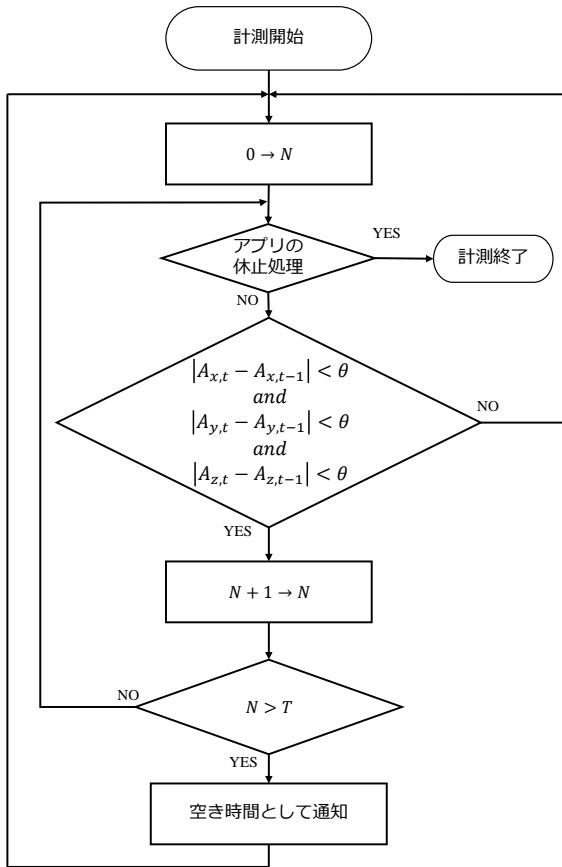


図 3 空き時間検出手法のフローチャート

いこともあることのほうが自然である [4]. 本研究では、学習者が激しく活動している状態(移動しているなど)よりは動きが少ない状態のほうが学習できる可能性が高いという認識でシステムを設計している。また1章で述べたように、ランダムなタイミングで推薦するなどユーザーの状態を考慮しない方法よりもユーザーの状態を考慮する方法のほうがユーザーは推薦を受け入れることが示されている。このような知見をもとに、本研究では携帯端末の状態からユーザーの状態を考慮し、学習者が推薦により学習する可

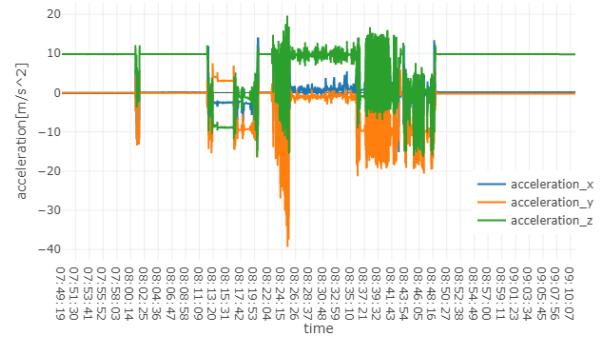


図 4 加速度センサーによる計測結果の例

能性の高いと考えられる状態、つまり端末があまり動いていないときに推薦を行うようにシステムを設計している。

2.3 学習履歴に基づく教材推薦システム

図2中のCampus Activity Server (CAS)はセンシングアプリにより得られた学習者の活動状況とBookRollの学習ログから得られた学習履歴をもとに各学習者にデジタル教材を推薦するものである。CASが推薦を行うまでの流れは以下の通りである。

- (1) アプリからCASに学習者が空き時間であることが通知される
- (2) メールの送信履歴を確認し、推薦を行うか判断する
- (3) 推薦を行う場合、学習履歴をもとに推薦する教材を決定する
- (4) メールを送信して、教材を推薦する

CASは学習者への推薦履歴と推薦されたデジタル教材に対する学習者の閲覧履歴の2種類のログにより推薦を管理している。これらのデータを活用して学習者に適したデジタル教材を適したタイミングで推薦する。まずは各データについて説明し、次に推薦手法について述べる。

学習者への推薦の記録は、メールが送信された際にCASに推薦履歴として記録される。記録される情報は、推薦さ

User ID	e-book ID	e-book title	Page	Operation	...	Operation_date
xxxxxxxx	oooooooo	*****	5	NEXT	...	2019-09-01 11:26:15
xxxxxxxx	oooooooo	*****	6	NEXT	...	2019-09-01 11:26:50
xxxxxxxx	oooooooo	*****	7	PREV	...	2019-09-01 11:27:45
xxxxxxxx	oooooooo	*****	6	NEXT	...	2019-09-01 11:28:35
xxxxxxxx	oooooooo	*****	7	CLOSE	...	2019-09-01 11:30:15

図 5 BookRoll の学習ログの例 1

User ID	e-book ID	Page	Browsing_time	Read_flg	Last_read_time
xxxxxxxx	oooooooooooo	1	100	1	2019-09-01 **:**:**
xxxxxxxx	oooooooooooo	2	120	1	2019-09-01 **:**:**
xxxxxxxx	oooooooooooo	3	60	1	2019-09-01 **:**:**
xxxxxxxx	oooooooooooo	4	0	0	
xxxxxxxx	oooooooooooo	5	0	0	

図 6 Campus Activity Server の教材閲覧ログの例

れたユーザーの ID, 推薦されたデジタル教材の ID, 推薦された時間, 推薦されたデジタル教材のページ数となっている。学習履歴に関するログは、図 5 に示す BookRoll に保存されているデジタル教材に対する学習ログを集計したものである。学習ログにはデジタル教材に対するページ遷移などの操作が記録されている。CAS は推薦するデジタル教材を決める際に、推薦されたデジタル教材の各ページに対する各ユーザーの閲覧時間を集計する。集計後の学習履歴に関するログを図 6 に示す。図 6 中の”Browsing time”は推薦後の閲覧時間の累積秒数 S を、”Read flag”は学習が完了した場合は $F = 1$ を、そうでない場合は $F = 0$ を表している。

次に推薦の方法について述べる。まず、CAS はアプリから学習者が空き時間であることが通知される。通知を受信すると、過去の推薦履歴のログを確認し、推薦の有無を決定する。本研究では、通知時点の時間と最後に推薦された時間を比較し、一定時間以上推薦されていない場合に教材を学習者に推薦する。学習者に推薦を行う場合、次に学習履歴から推薦するデジタル教科書を決定する。本論文では、あらかじめ決められた順番でデジタル教材を推薦し、学習教材による学習が完了した場合に次のデジタル教材を推薦する。本論文では、簡易的に学習教材の各ページが閲覧された場合 ($S_i > 0$)、そのページの内容が学習されたと仮定する。すべてのページが閲覧されていない場合は前回と同じデジタル教科書を推薦する。以上的方法により推薦する学習教材を決定し、メールにより学習教材を推薦する。

2.4 自動教材要約システム

図 2 中の教材要約システムについて述べる。テキストの自動要約に関する研究は様々なものが存在する [10]。本研究で扱っているデジタル教材は、前述したように図や表などのテキスト以外の要素を含むスライド資料を対象としている。そのため、同様の教材を対象としてデジタル教材を要約している Shimada らが提案したデジタル教材の自動要約手法 [9] によりデジタル教材の要約を行う。Shimada

らは学習者が短い時間で予習を終えられることを目的として、教師が作成した講義スライドから重要なページを抽出して、短いページ数でまとめられた要約資料を生成する手法を提案している。本節では、Shimada らが提案したデジタル教材の自動要約手法の概要を述べる。

自動要約手法ではまず、スライド資料のページ群の各ページについて、画像処理とテキスト処理を適用し、重要度をそれぞれ計算する。画像処理では、背景差分処理によりページに含まれるテキストや図、数式、表などのコンテンツ量を評価し、隣接ページ間のフレーム間差分を計算することでコンテンツの変化量について評価している。また、テキスト処理では TF-IDF[11] を用いてページ内の単語の重要度を評価している。各処理により得られたコンテンツ量や単語の重要度は、ページの重要度スコアとして、教員によって付与された各ページに対して予習に費やしてほしい時間と統合される。最後に要約教材を生成するために与えられた予習時間に応じて、ページの重要度スコアを最大化するページの部分集合が選択される。本研究では上記の手法によりデジタル教材を要約し、要約された教材を学習者に推薦することで自発的な学習を学習者に促す。

3. 実験

3.1 概要

推薦効果を検証するため、提案システムによる推薦実験を行った。実験は 2019 年 12 月の 3 週間と 2020 年 1 月の 3 週間の 2 回実施した。各実験では、3.2 節における時刻間の加速度の差分閾値 θ を $5m/s^2$ とし、空き時間判定のための閾値 T を 10000 とすることで、約 10 分間端末が安定した状態が続いているかどうかを判別し、学習可能な空き時間を検出した。アプリケーションからの通知をもとに、前回の推薦から 1 時間以上経過している場合に図 7 に示すようなデジタル教材を推薦するメールが送信された。また、推薦は朝 8 時から夜 18 時までの間に行われた。第 1 回の推薦実験では、九州大学工学部電気情報工学科の 1 年生 6 人に対して推薦を行った。被験者には九州大学で開講している「情報科学 D」の教材が推薦された。推薦された教材のタイトルを表 1 に示す。実験では、まずオリジナルの教材をページ量が 20% になるように要約された要約教材が表 1 の上から順番に推薦され、要約教材による学習が終わった場合にはオリジナルのデジタル教材が表 1 の上から順番に推薦された。第 2 回の推薦実験では、第 1 回の実験被験者に加え、九州大学工学部電気情報工学科の 4 年生 3 人と 1 年生 1 人に対して推薦を行った。新規で加わった 4 人には第 1 回の推薦実験と同様のデジタル教材を推薦し、第 1 回から参加している被験者 6 人には九州大学で開講している「情報科学 C」の教材が推薦された。推薦された「情報科学 C」のデジタル教材のタイトルを表 1 に示す。第 2 回



図 7 教材を推薦するメール例

表 1 推薦された教材のタイトル

推薦順序	情報科学 D	情報科学 C
1	D-01-アンケート	C-01-コンピュータにとっての目・耳
2	D-02-検定・相関	C-02-デジタル画像の仕組み
3	D-03-ベクトル・距離・類似度	C-03-デジタル画像処理
4	D-05-回帰・時系列	C-04-文字認識の仕組み
5	D-06-画像	C-06-顔画像認識の仕組み
6	D-07-可視化	C-08-動画像処理の仕組み

実験でも、第1回実験と同様にまず要約教材を推薦し、次にオリジナルのデジタル教材が推薦された。「情報科学 C」の教材に関してはオリジナルの教材をページ量が40%になるように要約され、「情報科学 C」と「情報科学 D」の要約教材は10から20ページ前後で構成されていた。なお、実験に参加した被験者は「情報科学 C」と「情報科学 D」の講義は受講していない。また、第1回の推薦実験では学生が学内にいるときのみ、第2回の推薦実験では学外と学内において推薦を行った。以上の条件により推薦を行い、実験最終日にアンケートおよび小テストを実施した。

まず結果を述べる前に、今回実施した推薦実験において発生したシステムトラブルについて述べる。第2回の推薦実験では、実験被験者が増加もしくは推薦機会が増加したことなどを原因として、空き時間検知を行ってもCASが推薦を行わないケースが散発した。そのため、以下で示す第2回の実験結果において、推薦の条件を緩和したにも関わらず第1回と比較して推薦回数が極端に減少している場合がある。また、システムの不具合の影響で加速度のデータを保存することができなかった被験者が多かった。そのため、以下で示す加速度データは第1回の推薦実験で計測・保存されたデータが中心となっている。さらに、スマートフォンのOSの仕様上、OSが加速度を計測するアプリケーションを休止状態にすることがあり、学生が使用していたスマートフォンによっては推薦回数が他の学生と比較して極端に少ない場合がある。このようなシステムトラブルは大規模な実験環境下では十分起こりうる。そのため、以下の実験結果ではシステムトラブル中の実験データを敢えて恣意的に除外することなく報告する。

3.2 実験結果

本節では、推薦結果及び推薦に応じるまでの学生の振る舞いなどから推薦のタイミングについて考察を行う。第1

表 2 第1回実験時の推薦に対する教材へのアクセス結果

	推薦回数	推薦に基づく教材へのアクセス回数		教材への全アクセス回数
		教材アクセス回数	教材アクセス率	
学生 A	31	0	0.0%	0
学生 B	14	2	14.3%	8
学生 C	28	4	13.3%	5
学生 D	7	0	0.0%	0
学生 E	42	9	20.5%	9
学生 F	20	2	9.5%	4
全体	142	17	12.7%	

表 3 第2回実験時の推薦に対する教材へのアクセス結果

	推薦回数	推薦に基づく教材へのアクセス回数		教材への全アクセス回数
		教材アクセス回数	教材アクセス率	
学生 A	18	0	0.0%	0
学生 B	6	2	33.3%	3
学生 C	54	2	3.7%	2
学生 D	3	0	0.0%	0
学生 E	38	7	18.4%	7
学生 F	21	0	0.0%	0
学生 G	39	2	5.1%	3
学生 H	42	1	2.4%	1
学生 I	39	1	2.6%	1
学生 J	54	0	0.0%	0
全体	315	15	4.8%	

回における推薦実験の結果を表2に、第2回における推薦実験の結果を表3に示す。各表中の推薦回数とは学生に対してメールによる教材推薦が行われた回数、推薦に基づく教材アクセス回数とは推薦後に推薦された教材へのアクセスが次の推薦前までに発生した回数、推薦に基づく教材アクセス率とは推薦が行われた回数の中で教材アクセスがあった割合、教材への全アクセス回数とは実験期間中にBookRollに登録されている推薦対象となっている教材への全アクセス回数となっている。なお、教材へのアクセス回数は推薦に基づいたアクセスかどうかは考慮していない。各表より、第1回の推薦実験では142回の推薦のうち12.7%にあたる17回の推薦が教材へのアクセスにつながり、第2回の推薦実験では315回の推薦のうち4.8%にあたる15回の推薦が教材のアクセスにつながったことがわかる。第1回と第2回の推薦実験の結果を比較すると、第2回の推薦実験での推薦に基づく教材アクセス率が大幅に減少した。しかし、米国のコンスタンントコンタクト社が行っている高等教育に関するメール配信では、メール内のリンクに対するクリック率が7%前後[12]であることから考えると、第2回の推薦実験における推薦に基づく教材アクセス率は決して低い値ではないと考える。ただ、学生ごとに見ると推薦に基づく教材アクセス率に大きな違いが見られた。本論文では、推薦に基づく教材アクセスが発生した学生を中心に考察を行う。

3.2.1 推薦タイミングに関する考察

第1回の推薦実験において教材へのアクセスにつながった推薦に関するログ情報を表4に示す。表4には教材へのアクセスにつながった全17回の推薦に関して、推薦された日時、推薦後に推薦された教材へアクセスした日時、推薦されてから推薦された教材にアクセスするまでにかかった時間を学生ごとにまとめたものである。同様に、第2回

表 4 第1回実験時に教材アクセスが発生した推薦に関するログ情報

学生	推薦時間	教材へのアクセス時間	推薦から教材にアクセスするまでの時間
B	(1) 2019/12/9 10:31	2019/12/10 1:38	15時間7分
	(2) 2019/12/10 13:09	2019/12/10 14:38	1時間29分
C	(1) 2019/12/9 13:23	2019/12/9 13:29	6分
	(2) 2019/12/9 14:44	2019/12/9 15:18	34分
	(3) 2019/12/10 14:39	2019/12/10 14:42	3分
	(4) 2019/12/23 12:36	2019/12/23 14:37	2時間
E	(1) 2019/12/4 10:38	2019/12/4 23:28	12時間50分
	(2) 2019/12/5 14:43	2019/12/6 11:19	20時間40分
	(3) 2019/12/9 13:51	2019/12/9 14:00	9分
	(4) 2019/12/9 15:01	2019/12/9 15:39	38分
	(5) 2019/12/10 11:44	2019/12/10 12:37	53分
	(6) 2019/12/11 11:30	2019/12/11 11:41	11分
	(7) 2019/12/13 12:32	2019/12/13 12:38	6分
	(8) 2019/12/18 12:15	2019/12/18 12:20	5分
	(9) 2019/12/24 13:41	2019/12/24 13:46	5分
F	(1) 2019/12/11 11:49	2019/12/11 14:44	2時間55分
	(2) 2019/12/20 17:10	2019/12/20 21:12	4時間2分

休み時間 授業中 放課後

表 5 第2回実験時に教材アクセスが発生した推薦に関するログ情報

学生	推薦時間	教材へのアクセス時間	推薦から教材にアクセスするまでの時間
B	(1) 2020/1/21 15:31	2020/1/21 16:29	58分
	(2) 2020/1/24 15:27	2020/1/28 12:57	3日21時間
C	(1) 2020/1/22 14:26	2020/1/22 14:55	29分
	(2) 2020/1/30 16:29	2020/1/30 18:57	2時間28分
E	(1) 2020/1/14 10:45	2020/1/14 11:31	46分
	(2) 2020/1/22 12:03	2020/1/22 12:07	4分
	(3) 2020/1/22 14:15	2020/1/22 14:30	15分
	(4) 2020/1/25 15:51	2020/1/25 16:37	46分
	(5) 2020/1/26 16:20	2020/1/27 11:00	18時間40分
	(6) 2020/1/28 10:59	2020/1/28 11:26	27分
	(7) 2020/1/30 15:32	2020/1/30 19:55	4時間23分
G	(1) 2020/1/21 15:11	2020/1/21 16:12	1時間1分
	(2) 2020/1/28 8:40	2020/1/28 9:16	36分
H	(1) 2020/1/21 16:14	2020/1/21 16:21	7分
	(1) 2020/1/21 17:43	2020/1/21 17:56	13分

休み時間 授業中 放課後 休日 研究活動中

の推薦実験において教材へのアクセスにつながった全15回の推薦に関するログ情報を表5に示す。推薦から教材にアクセスするまでにかかる時間から推薦に対する教材へのアクセスの仕方として、すぐに反応する場合と時間が経過して反応する場合の2通りがあることがわかる。また、すぐに反応する場合に関してさらに場合分けを行うことができ、本実験では推薦に対する反応として大きく5種類の反応タイプが確認できた。表6に各タイプに関する詳細を示す。なお、学生G, H, Iに関しては授業ではなく研究活動を日中行っており、他の学生と特徴が異なるため表6のタイプ分けは行っていない。本研究における理想的な推薦に対する反応は表6中のタイプIとIIである。タイプIIIとIVについては授業中に教材にアクセスしていたため、本論文では推薦に反応した時点では授業中でも教材にアクセスすることができる状態であったとして考察を進める。これらの推薦に対する反応の仕方において、学生ごとに傾向が見られ、「タイミングを考慮したほうが効果が期待できる学生」と「タイミングを考慮しなくても効果が期待できる学生」の2パターンに分けることができた。本論文では学生Cをサンプルとして分析結果を述べる。

学生Cの推薦に対する反応の仕方の傾向について述べる。表4の学生Cに関するログ情報(1)では、授業内で推

表 6 推薦に対する教材アクセスの仕方

	教材が推薦されたタイミング	教材にアクセスしたタイミング	タイプ
すぐに反応した場合	休み時間中	休み時間中	I
	授業中	休み時間中	II
	授業中	授業中	III
	休み時間中	授業中	IV
時間が経過してから反応した場合			V

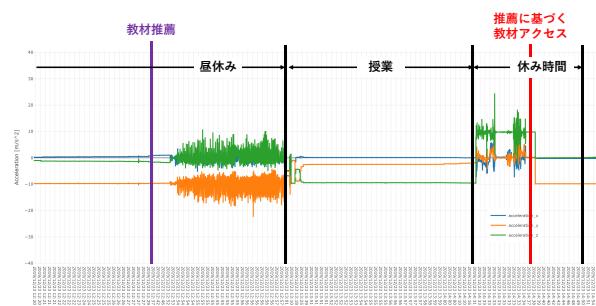


図 8 表4の学生Cに関するログ情報(4)における加速度変化

薦及び教材にアクセスしており、タイプIIIの反応を示したことがわかる。また、ログ情報(2)では、休み時間中に推薦され授業中ではあるがすぐに反応しており、タイプIVの反応を、ログ情報(3)は休み時間中に推薦及び教材にアクセスされており、タイプIの反応を示している。ログ情報(4)は図8に示した加速度データが計測された際のもので、推薦後に時間が経過してから教材にアクセスしているタイプVの反応である。図8から、昼休みの時間に推薦が行われ、推薦直後に移動したと思われる加速度の変化が計測された後に授業、移動を経て教材にアクセスしていることがわかる。これよりログ情報(4)では、推薦直後から学習が行えない状況が続き、学習ができるようになってからすぐに教材にアクセスしていると言える。表5の学生Cに関するログ情報(1)では、授業内で推薦及び教材にアクセスしており、タイプIIIの反応を示している。また、ログ情報(2)は、放課後時間が経過してから教材にアクセスしていることから、タイプVの反応を示している。ただ、表5の学生Cに関するログ情報(2)についてはアンケートにおいてアルバイトの隙間時間に行ったとの記述があったことから推薦直後は学習が行えない状態であった可能性がある。表4の学生Cに関するログ情報(4)と同様に学習できる環境になった段階ですぐに教材にアクセスした可能性があると推測できる。これらの点を踏まえると、推薦後に比較的すぐに学習を行う傾向があると言え、学生Cはタイミングを考慮したほうが推薦の効果がある可能性のある学生であると分析できる。このように、第1回と第2回の推薦実験を通して、推薦に対する反応の仕方に関して学生ごとに異なる傾向があることが分かった。この結果から、推薦のタイミングを考慮するだけでなく、推薦に対する反応に合わせて学生ごとに推薦の方法を変えることが推薦効果の向上につな

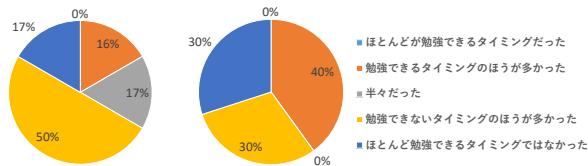


図 9 推薦タイミングに関するアンケート結果(左:第1回, 右:第2回)

がると考えられる。

第1回及び第2回の推薦実験で、推薦に対して反応があった全32回のうちタイプIにあたる反応は4回、タイプIIは4回、タイプIIIは7回、タイプIVは1回、タイプVは10回であった。また、今回反応の仕方でタイプ分けを行わなかった学生G, H, Iについても表5の推薦から教材にアクセスするまでの時間からわかるように比較的すぐに反応していることがわかる。このように推薦に対して反応がある場合について、推薦後すぐに教材にアクセスできていることが多いことから、タイミングを考慮した効果が表れているのではないかと考える。一方で、図9に示す推薦タイミングに関するアンケート結果では、勉強できるタイミングでの推薦が少なかったと感じている学生が多かった。この結果と表6におけるタイプIIIのように推薦に基づく教材アクセスが授業中に発生している点を踏まえると、加速度データのみを用いて推薦のタイミングを計る点については課題が残る結果となった。

3.2.2 推薦に基づく学習促進および学習効果に関する考察

本節では、推薦に応じた後の教材閲覧などをもとに学習促進および学習効果に関して考察を行う。前節では推薦に基づいた教材へのアクセスを中心に考察を行ったが、推薦に基づかない教材へのアクセスも実験期間中に見られた。表2及び表3における教材への全アクセス回数から推薦に基づく教材アクセス回数を差し引いた回数が、推薦に基づかない教材へのアクセス回数である。これらのアクセスが発生した際のBookRollの閲覧ログを分析すると、推薦された教材の閲覧後に別教材へのアクセスが発生しているケースや推薦された要約教材の閲覧後に要約教材の原本である教材へのアクセスが行われたケースが確認できた。このように、推薦に応じて教材を閲覧するだけでなく、推薦をきっかけとしたさらなる学習活動が行われる可能性があることが確認できた。以上の結果から、本システムの目的である教材推薦により学習のきっかけを提供することが、提案システムによって実現できると考えられる。

表7に各推薦実験の最終日に実施した小テストの結果を示す。表7中において、学生がテスト範囲となっている教材を実験期間中に閲覧していればテストの点数部分が赤色で塗られている。小テストの問題は表1の各教材に関する内容から出題されていた。小テストの結果と閲覧状況の比較を行ったところ、教材の閲覧と成績との間に関係性がある。

表7 各教材に関する小テストの結果

「情報科学D」

テスト	D-01	D-02	D-03	D-05	D-06	D-07	平均
満点	3	3	3	3	3	3	1.9
学生A	3	3	2	1	0.5	3	1.9
学生B	2	3	2	3	0	2	2.0
学生C	3	2	2	2	0	2.5	1.9
学生D	3	3	1	1	3	2	2.2
学生E	3	3	1	1	0.5	1.25	1.6
学生F	3	3	2	1	2.5	2	2.3
学生G	3	3	1	1	2.5	3	2.3
学生H	3	3	2	2	3	2.5	2.6
学生I	3	3	2	2	3	2.5	2.6
学生J	2	3	2	1	1.5	2	1.9

「情報科学C」

テスト	C-02	C-03	C-04	平均
満点	10	10	10	
学生A	6	10	10	8.7
学生B	7.33	2.5	7.5	5.8
学生C	7.33	5	7.5	6.6
学生D	10	8.75	10	9.6
学生E	7.33	3.75	7.5	6.2
学生F	4.5	3.75	5	4.4

実験中にテスト範囲の教材を閲覧

あるとは言いがたく、本実験における推薦に基づく教材閲覧がはっきりと成績に影響・直結したかどうかは分からなかった。成績に結びついたかどうかを評価することができなかった原因として様々な可能性が考えられる。例えば、教材をただ推薦するだけでは学習のきっかけにはなっても内容を身につけるところまでには直結しにくい可能性である。本論文で提案した手法では、推薦に反応した後の学習まで支援するものではない。そのため、推薦に基づく学習効果が成績に現れなかった可能性が考えられる。また、推薦を行った教材そのものに問題があった可能性もある。実施したアンケートでは要約教材の量について好意的な意見が得られたものの、教員の説明なしで学生が理解できるような内容であったのかという点などを検証する必要があると考えられる。さらに、小テストの実施方法にも問題があった可能性がある。本実験では3週間の実験の最終日に小テストを行っているが、推薦された教材の内容を忘れてしまったために学習効果が現れなかったと考えることもできる。この他にも、今回実施した小テストの難易度に問題があった可能性など様々な原因が考えられる。このように、今回の実験から提案システムの目的である学習のきっかけを生み出すことが可能であることは確認できたものの、推薦に基づく学習効果をどのように評価するのかは、今後システムの設計及び実験を行っていくうえで大きな課題になる。また最終的に推薦結果を学習効果につなげていくためには、推薦する教材の決定過程において、閲覧したかどうかだけでなく推薦後の学習効果をどのように次の推薦教材の決定に活かしていくのかを検討していく必要があると考えられる。

4. まとめ

本論文では、学習者の自律的な学習を行うきっかけを提供し、学習促進を行うことを目的として活動センシングに基づくデジタル要約教材推薦システムの提案を行った。提案システムでは、学習者が所持しているスマートフォンの加速度センサーによる空き時間検出と BookRoll の学習ログを活用し、学習者の負担を考慮したデジタル要約教材を推薦することにより学習者の空き時間を有効に活用した学習促進の枠組みを提案した。10人の学生に対して実際の大学キャンパス内の推薦実験を行い、提案システムによる推薦結果の考察から、教材推薦により学習のきっかけとなる可能性があることを示した。また本論文は、提案したシステムによって大学環境下で学生に対して推薦を実際に実施した結果、様々な知見を得たという点で大きな意味をもつものと考えている。今後は実験を通して得られた、加速度データのみを用いた推薦タイミングの限界や推薦による学習効果をいかにして評価するのかといった課題をもとに、学習のきっかけを提供するだけでなく学習効果の向上まで支援できるシステムの設計を行っていく。

謝辞 本研究は、JST AIP 加速課題 JPMJCR19U1, iLDi Grand Challenge 2018-#1, 科研費基盤研究 (A) JP18H04125 の支援を受けた。

参考文献

- [1] 東京大学大学院教育学研究科大学経営・政策研究センター. 第2回全国大学生調査(2018)第1次報告書, 2019. [http://ump.p.u-tokyo.ac.jp/crump/resource/『第2回全国大学生調査\(2018\)』第1次報告書』%20ver.4.pdf](http://ump.p.u-tokyo.ac.jp/crump/resource/『第2回全国大学生調査(2018)』第1次報告書』%20ver.4.pdf).
- [2] Konstantin Bauman and Alexander Tuzhilin. Recommending remedial learning materials to students by filling their knowledge gaps. *MIS Quarterly*, Vol. 42, No. 1, pp. 313–332, 2018.
- [3] Blessing Mbipom, Stewart Massie, and Susan Craw. An e-learning recommender that helps learners find the right materials. In *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2018.
- [4] Tadashi Okoshi, Kota Tsubouchi, and Hideyuki Tokuda. Real-world product deployment of adaptive push notification scheduling on smartphones. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 2792–2800. ACM, 2019.
- [5] Chih-Ming Chen. An intelligent mobile location-aware book recommendation system that enhances problem-based learning in libraries. *Interactive Learning Environments*, Vol. 21, No. 5, pp. 469–495, 2013.
- [6] Mengmeng Li, Hiroaki Ogata, Bin Hou, Noriko Uosaki, and Kousuke Mouri. Context-aware and personalization method in ubiquitous learning log system. *Journal of Educational Technology & Society*, Vol. 16, No. 3, 2013.
- [7] Hiroaki Ogata, Yuta Taniguchi, Daiki Suehiro, Atsushi Shimada, Misato Oi, Fumiya Okubo, Masanori Yamada, and Kentaro Kojima. M2b system: A digital learning platform for traditional classrooms in university. *Practitioner Track Proceedings*, pp. 155–162, 2017.
- [8] Hiroaki Ogata, Chengjiu Yin, Misato Oi, Fumiya Okubo, Atsushi Shimada, Kentaro Kojima, and Masanori Yamada. E-book-based learning analytics in university education. In *International Conference on Computer in Education (ICCE 2015)*, pp. 401–406, 2015.
- [9] Atsushi Shimada, Fumiya Okubo, Chengjiu Yin, and Hiroaki Ogata. Automatic summarization of lecture slides for enhanced student previewtechnical report and user study. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 11, No. 2, pp. 165–178, 2017.
- [10] Mehdi Allahyari, Seyedamin Pouriyeh, Mehdi Assefi, Saeid Safaei, Elizabeth D Trippe, Juan B Gutierrez, and Krys Kochut. Text summarization techniques: a brief survey. *arXiv preprint arXiv:1707.02268*, 2017.
- [11] Gerard Salton and Christopher Buckley. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information processing & management*, Vol. 24, No. 5, pp. 513–523, 1988.
- [12] Average Industry Rates for Email as of December 2019 (最終閲覧日: 2020年2月7日). https://knowledgebase.constantcontact.com/articles/KnowledgeBase/5409-average-industry-rates?lang=en_US.