

学習活動データに基づく 個人適応型復習教材推薦システムの開発

椎野 徹也^{1,a)} 島田 敬士^{2,b)} 峰松 翼^{2,c)} 谷口 倫一郎^{2,d)}

概要:近年の教育現場への ICT 環境の導入により, 学習に関するデータが容易に取得できるようになりつつある. そのようなデータに基づく学習コンテンツの推薦はラーニングアナリティクス (LA) における重要なテーマの一つある. 発表者の研究では特に復習に焦点を当て, 学習者の学習データに基づく適応的な復習教材の推薦を目指す. 具体的には電子教材利用時の学習データや小テストの結果などに基づいた復習教材の推薦を行う. 本稿ではそのためのシステムについて説明した後, システムの有用性を評価するために実施した実験結果について報告を行う.

キーワード: デジタル教材, 学習ログ, 推薦システム, 復習, ダッシュボード

1. はじめに

近年の情報技術の発展に伴い, デジタル学習環境が充実してきている. 大学環境においてもデジタル機器を利用したオンライン講義が一般的になってきている. 例えばデジタル教材システムを利用して講義資料を提供したり, 学習管理システムを利用して小テストを実施や学生のレポートを収集が行われている. これらのシステムを統合することで, 学習者の学習に対する高度な支援戦略の実現が期待できる [1]. 学習現場への ICT 導入のメリットの一つに, 学習に関するデータの収集・蓄積が可能ながあげられる. 近年はこの学習に関するデータの分析・活用を通して学生への学習支援を行う LA 分野の研究が盛んに行われている. LA のプロセスは, 1) 教育・学習データの蓄積, 2) データ分析, 3) 学習者・教員への分析結果のフィードバック, 4) フィードバックの効果を評価・改善の 4 つの繰り返しからなる. 一般的にフィードバックは全ての学生に対して画一的に行われるパターンも多いが, 同じ授業を受けていたとしても, 学生によってその理解度など様々な差があるため個別に行うのが望ましい. そのためデジタル学習環境で収集されたデータの分析・活用を通して実現が期待さ

れていることの一つに Adaptive Learning (適応学習) がある. Adaptive Learning とは, 学生個人の学習状況に最適化した学習支援を行う方法のことで, 学習に関するデータを解析することによって各学生が授業内容のどこに理解不足があるのかを特定し, それに基づく学習教材を適応的に提供する技術のことである. 適応的な教材推薦という枠組みの研究としては, 学生の知識状態を定義し次に解くべき問題を推薦する [2] や, 同じく小テストの結果によって学生の知識状態を定義しそれを基に文書の推薦を行う [3] などが存在するが, 学習コンテンツの推薦に関する研究の大半は, 学生の次にやるべき内容を推薦することに焦点を当てており, 学生の全体的な学習進捗が良好であることを前提としている. しかしながら現実には一度の学習で特定の知識を完全に身に着けるのは難しいため, その都度復習を行う必要が生じる. そこで本研究では復習教材に着目し, 個々の学習状況に応じた適応的な推薦を行うことによって学生の知識不足を補完する形での学習支援を目指す. 本稿では, そのためのシステムについて提案を行った後, システムの有用性を評価するために実施した実験結果について報告し, 今後の研究方針に関しても述べる.

2. 提案システム

2.1 システムの概要

本研究の目的は, 各学習者に対して復習教材を適応的に推薦するシステムを開発することによって学習支援を行うことである. 提案するシステムの構成を図 1 に示す. 本学習支援システムは学習管理システム Moodle [4] と学習に使

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

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

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

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

d) rin@kyudai.jp

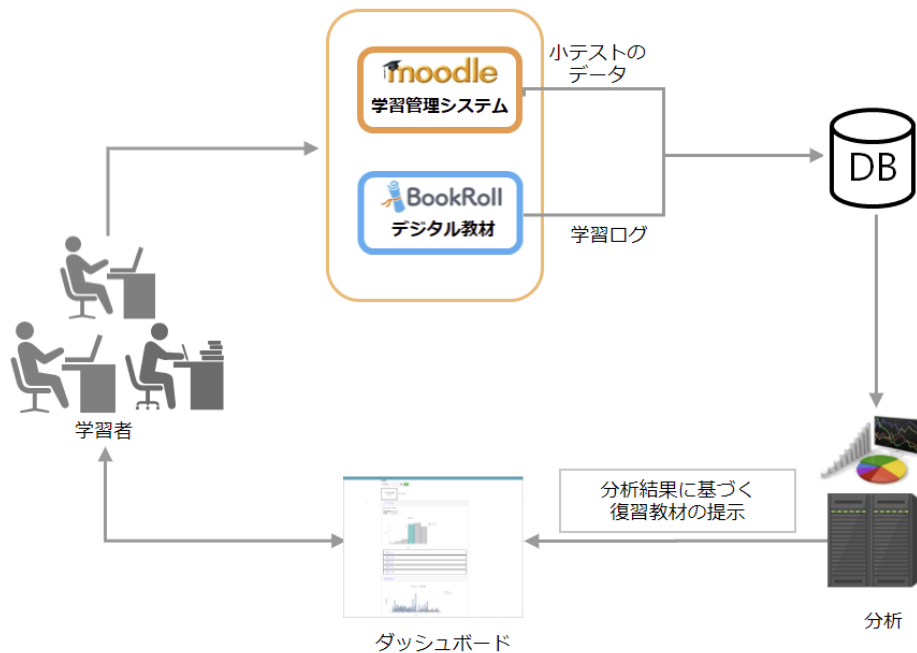


図 1 システム構成図

用するデジタル教材の配布システム BookRoll[5]，またこれら2つのシステムの利用データを蓄積するデータベースに加え，復習教材を実際に学生に提示するダッシュボードから構成される。

システム利用の流れとしては，まず学習者はデジタル教材を通じてあるトピックの学習を行う．この際学習者がデジタル教材の何らかの操作（ページ遷移やブックマーク，マーカーなど）を行った際，その履歴を示す学習ログがDBに蓄積される．次に学習者は学習したトピックに関する小テストを受け，その結果がデータベースに格納される．その後，データベースに収集されたそれぞれの学生の小テストデータと学習ログをもとにして個人に合わせた復習教材をダッシュボード上に推薦し，活用してもらう流れとなる．以下では提案システムの詳細について述べていく．

2.2 電子教材配布システム BookRoll

本研究の提案システムで活用している BookRooll[5] はデジタル教材配布システムをである．教員が教材となるスライドのPDF ファイルをアップロードすることで，学習者はウェブブラウザを通してデジタル教材の閲覧を行うことができる．図2に BookRoll でデジタル教材を開いた時の画面を示す．BookRoll では教材のページの遷移を行うだけではなく，マーカーの付加やメモの記載，ブックマークなどの機能を持つ．また学生はシステムを通して閲覧中のページが分かったか否かの意思表示を行うこともできる．それに加えて BookRoll で配布されるデジタル教材を利用した場合，その操作状況は自動的に学習ログとして記録されるため，学習者の学習行動分析にも役立てることが

できる．

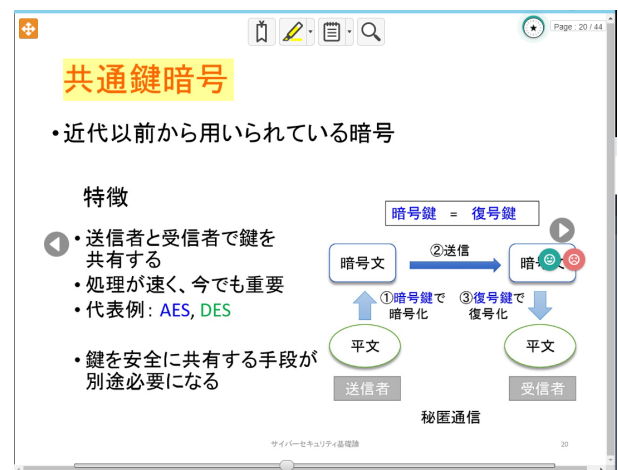


図 2 実際の BookRoll の画面

2.3 復習教材の推薦手法

教科書などの学習教材は一度学んだだけでは目標とする理解度まで達しないことも多い．そのため一度学習した教材の復習を行うことも重要となってくる．しかし教科書の復習を行う際に教科書の先頭からまた読み始めるのは時間が非常にかかるだけでなく，学習量の多さからモチベーションの低下につながることも考えられる．そこで本システムでは，学習したデジタル教材の中で各学習者の理解が不足していると考えられるページを推定して提示することで効率的な復習が可能となることを目指す．ただし，あらかじめ準備された教材の範囲内では対象ページを提示して

も学びが不十分になる可能性がある。そのため本システムでは、推薦されたページに関連する web サイトの URL も同時に学習者に推薦することによって、学習内容の補完及びより広い学びにつなげられるようにする。以降のサブセクションでは各学習者の理解が不足しているページを推定する手法と、推薦されたページに関連する web サイトの URL を取得する方法について述べる。

2.3.1 小テスト関連ページの抽出

各学習者の理解度の低いページを推定する方法の一つとして間違えた小テストに関連するページを特定することが考えられる。対面授業かオンラインプラットフォームかに関わらず、各学習者の理解度を測定するために、各学習トピックの最後に理解度を確認するための小テストが組み込まれていることが多い。そのため小テストの結果を活用することは先の目的のためには合理的であると考えられる。そこで提案システムにおいては、デジタル教材を用いた各トピックの学習の最後に小テストが実施されるスタイルを仮定している。

さて、間違えた小テストに関連するページを特定する場合、小テストの各問題に対して教材の関連ページを紐づけておく必要がある。例えば一つのトピックに対して 10 個の設問で構成される小テストが実施される場合、その 10 問に対する関連ページの紐づけが必要となる。この紐づけ情報は教員が予め登録しておくことも考えられるが、小テスト作成のたびに関連ページを登録するのは教員の負担面から現実的でない場合もある。そこで提案システムにおいてはデジタル教材のテキスト情報を利用して小テストの各設問の関連ページを自動的に取得する手法 [6] を用いる。以下ではある設問に対して関連ページを推定する方法について簡単に説明する。

まずデジタル教材をページ単位でベクトル化することを考える。あるページのベクトル化は以下のように行う。

- (1) ページ内全てのテキストの形態素解析を行い、 n 個の単語の集合 $T_p = \{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n\}$ を得る。
- (2) ページ内のテキストを一つの文書として捉え、 T_p 内の n 個の単語のそれぞれの重要度を計算する。この計算には TF-IDF [7] を用い、 $\text{TF-IDF}(t_i)$ が算出される。
- (3) Word2vec [8] の 200 次元の学習済み日本語用モデル [9] を用いて T_p 内の n 個の単語をそれぞれベクトル v_{t_i} に変換する。
- (4) 手順 (3) のベクトルを足し合わせる。その際手順 (2) の重要度で重みづけし、その後正規化も行う。計算は式 (1) のようになる。

$$v_p = \frac{\sum_{i=1}^n \text{TF-IDF}(t_i) v_{t_i}}{\sum_{i=1}^n \text{TF-IDF}(t_i)} \quad (1)$$

これによりデジタル教材の各ページをそれぞれ 200 次元ベクトルで表現できる。

また小テストの設問も同様にベクトル化を行うが、教材の

各ページとは異なり各設問のテキストが短いため、TF-IDF による重要度の計算は行わずに以下のように行う。

- (1) 小テストの設問文と回答文の形態素解析を行い、 n 個の単語の集合 $T_q = \{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n\}$ を得る。
- (2) 200 次元の学習済み Word2vec を用いて T_p 内の n 個の単語をそれぞれベクトル v_{t_i} に変換する。
- (3) 手順 (2) のベクトルを単純に足し合わせ、単語数 n で割って正規化を行う。計算は式 (2) のようになる。

$$v_q = \frac{\sum_{i=1}^n v_{t_i}}{n} \quad (2)$$

これにより小テストの設問も 200 次元ベクトルで表現できる。ある小テスト q_i の関連ページを抽出したい場合は、まず q_i をベクトル化したものと、デジタル教材の各ページのベクトルのコサイン類似度をそれぞれ計算する。次にコサイン類似度順にページをランキング化する。その後ランキング上位となったページを小テスト q_i に関連があると判断する。

2.3.2 BookRoll の学習ログ活用

BookRoll の機能として、デジタル教材内の各ページの内容理解度をレスポンスする「分かった」・「分からない」ボタンが存在する。各学習者はこのボタンをクリックすることで、対象ページに対する理解度を教員に示すことができる。これらのボタンのクリック情報は学習ログとして DB に蓄積される。提案システムでは単純にこのログを活用し「分からない」ボタンを押したページを復習の対象として提示することで理解度の低いページの再学習を促す。またそれに加え、同じ教材を利用した学習者が「分からない」ボタンをクリックした数の多い上位 4 ページも提示する。これは対象教材の中で学習者が特につまずきやすいページを示すことで学習者に注意を促す意味合いを持つ。

2.3.3 Web サイトの推薦

2.3.1 や 2.3.2 でデジタル教科書内の理解度が低いページを特定する手法について述べたが、提案システムではこれらのページの内容に関連する Web サイトのリンクも同時に推薦する。デジタル教科書の各ページの内容に関連する Web サイトを推薦する手法として [10][11] がある。この手法ではインターネット上の膨大な情報の中から学習者が適切な学習コンテンツを見つけ出すサポートを目的としており、教材のテキスト分析によって教材の内容に関連する web サイトの URL を取得できる。提案システムではこの手法を適用し、デジタル教科書の各ページの内容に関連する web サイトの URL を 5 つ取得して提示する。

2.4 ダッシュボード

2.3 の手法で選択された復習教材を提供するためにダッシュボードの開発を行った。本ダッシュボードは復習教材の閲覧を含む次の 3 つの機能を提供する。

- 小テスト結果の振り返り機能

- 学習時間 (教科書の閲覧時間) の振り返り機能
- 復習用資料の提示

このように単に復習教材を提示するだけではなく、自身の学習を様々な点から振り返ることができる「学習振り返りツール」という形で開発を行った。

ダッシュボード画面を図3に示す。

図3-(a)は学生が復習したいトピックを選択するときの画面である。選択後、緑色のボタンをクリックする。

図3-(b)は選択後の画面である。3つの機能はアコーディオン形式で表示されており、最初は閉じた状態となっている。

図3-(c)は対象トピックで行った小テストの結果を示している。左上にユーザの得点と他の学習者の平均点が表示されている。また、全体の得点分布をグラフで表示している。さらにユーザは小テストの問題・解答・正誤の確認もできる。このように前に受けた小テストの結果を振り返ることができる。

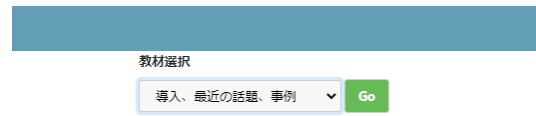
図3-(d)は学習者が対象トピックのデジタル教材をどの程度閲覧しているかをグラフで提示している。ページ単位の閲覧時間を表示しており、横軸は電子教科書のページ番号、縦軸は閲覧時間である。

図3-(e)は、復習教材の提示機能である。この機能は最初はアコーディオン形式で閉じている。2.3節で述べたように、これらの資料は(1)不正解の小テスト問題に関連するページの上位4ページ、(2)「分からない」ボタンがクリックされたページ、(3)同じ教材を利用した学生が「分からない」ボタンを押した数の多い上位4ページ、に加え関連するwebサイトのリンクを提示した。対象ユーザにとって(1)または(2)が存在しない場合は表示されない。

図3-(f)は、復習資料閲覧時の画面である。左側に対象ページが表示されており、右側には関連サイトのリンクが表示されている。なお教材は通常似た内容が連続しているため、復習の際には特定のページだけでなく対象ページの前後の流れを確認する必要がある場合がある。そのため対象ページの下にある灰色の三角マークをクリックすることで、教材のページをレスポンスに前後できるようにしてある。また、ページの画像は拡大表示ができ学習者が問題なく閲覧できるようになってある。

3. 実験

九州大学で2020年度春学期において学部1年生向けに開講された「サイバーセキュリティ基礎論」を受講した学生を対象に実験を行った。実験ではまず講義期間中に、オンライン学習に関する意識を調査する事前アンケートを行い、コースの受講者101名中83名から回答を得た。次に、春学期終了後約3週間後に、学習振り返りツールの任意での使用を促すためのメールを送信したところ101人の学生のうち33人がダッシュボードを利用した。この実験



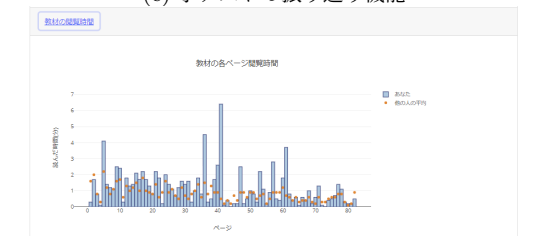
(a) トピック選択画面



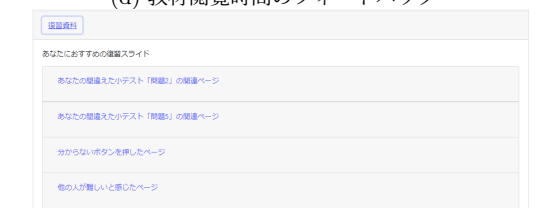
(b) 選択後の画面



(c) 小テストの振り返り機能



(d) 教材閲覧時間のフィードバック



(e) 復習教材の提示画面 (開く前)



(f) 復習教材の提示画面 (開いた後)

図3 ダッシュボード画面

ではダッシュボードの利用は任意であったが、利用率は約30%であり、高等教育に関するメールのリンククリック率が7%程度 [12] であることを考えると高い利用率であった。またメールでは、使用者に対してその感想についてアンケートへの回答も求めた。その結果、最終的に22名からアンケート回答までを得られた。以下では、ツールを利用した学生の傾向、ツールのアンケート結果、ツールの実際の利用状況に関して報告する。

事前アンケートでは、オンライン講義に関して「PQ1:学習方法に不安を感じているか」、「PQ2:講義だけでは内容の理解が難しいか」、「PQ3:自分のペースできちんと学習ができていないか」という3つの質問を行い、学習に不安がないかを尋ねた。なお3つの質問はそれぞれ1~5の5段階評価で行い、5に近いほど高い肯定を表す。このアンケートは学生が学習に自信を持っていれば、PQ1とPQ2は低いスコアを付け、PQ3は高いスコアを付けると考えられる。どのような層がツールを利用したかを調査するために、事前アンケートに回答した83名のうちツールを利用した33名の学生とその他の50名の学生の比較を行った。ツール利用者とその他の学生に対して、事前アンケートの平均値を比較した結果を表1に示す。表1に示すようにシステム利用者は相対的にPQ1とPQ2のスコアが低く、PQ3のスコアが高い傾向にあった。また、2群間でWilcoxonの順位検定(ノンパラメトリック統計検定)を行った。検定の結果PQ1は有意差があった($p < 0.01$)が、PQ2($p = 0.135$)とPQ3($p = 0.243$)は有意差がなかった。しかしこれらの結果からシステム利用者は相対的に学習に自信があり、システム非利用者は学習に対する自信が低い傾向があると見ることもできることから、学習に自信がなく意欲も低い学習者層へどのように本システムを用いた学習支援を届けるかを考えていく必要がある。

表1 事前アンケート結果の比較

	PQ1		PQ2		PQ3		合計人数
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	
ツール利用者	2.97	1.17	3.67	0.87	4.20	0.98	33
ツールの非利用者	3.83	1.28	3.91	1.19	3.98	1.36	50

次に表2にアンケート内容及びその結果を示す。Q1では学習振り返りツールの3つの機能に関してそれぞれ5段階評価で尋ねた。「小テスト結果の振り返り機能」に関しては22名中16名が「そう思う」もしくは「ややそう思う」と好意的な評価を示した。「教科書の閲覧時間フィードバック」機能に関しては、評価が散らばる結果となった。この機能では単純に自身の教科書閲覧時間と他の人の平均との比較を載せていたが、それだけでは機能が不十分であった可能性がある。今後はさらに学習アクティビティを分析し、こういう学習をあなたは行っているのだから、こういう復習をしてはどうかという推薦まで行えると学習支援に結び

付く可能性がある。また、「復習資料の提示」機能に関しては、22名中16名が「そう思う」もしくは「ややそう思う」と好意的な評価を示した。Q2では提示された復習教材を実際に見てもらい、その内容が復習の役に立ちそうかを評価してもらったところ、22名中19名からポジティブな反応が得られた。この結果から今回の提案手法において、ある程度有用なフィードバックを行えたと考えられる。Q3では開発中の学習振り返りツールに関して、今後使っていきたいかを尋ね、22名中20名からポジティブな反応を得た。Q1やQ2での好意的な評価がそのままこの結果につながったと考えられる。Q1 Q3のアンケート結果を踏まえると、提案システムによって学習支援につながる可能性が示されたと言える。

最後にツールを利用した学生が実際にどの程度利用したかを調査した。まず学生がツールを通じていくつのトピックの復習を行ったかに着目すると、実験対象の講義は全8トピックであったが、利用者は平均して4.8トピックを選択し復習資料の閲覧を行っていた。また、システムの利用時間を分析したところ、短時間の利用者では1分未満、長時間の利用者では10分程度の利用が見られた。

これらの結果から、少なくとも提案されたシステムをきっかけに復習活動が行われ、推奨された教材を積極的に活用している学生もいたことが分かる。一方で、利用時間やツールを利用した学生の偏りから考えると、今回システムをあまり利用しなかった他の学生に対して効果的な推薦戦略を検討する必要があることが分かる。しかしながらアンケートの結果を考えると、学生がこのシステムを受け入れる余地は十分にあると考えられる。

4. おわりに

本稿では、小テストの結果とデジタル教材の学習ログに基づき復習教材を推薦するシステムの提案を行った。実験のアンケートの結果では、システムの利用について比較的肯定的な回答が得られ、提案した復習用のシステムが学習支援につながる可能性が示された。しかし任意での利用実験の結果、学習に対する不安が相対的に高い学生ほど本システムの利用率が低いことが明らかになった。さらに利用状況を分析したところ、本格的な復習に利用している学生はあまり多くなかったという結果が得られた。したがって本システムを用いた学習支援を多くの学生に利用してもらうためには、今後適切な利用戦略が必要となってくる。

その他今後の課題はいくつかあるが、今後の方針としてはまず、復習教材を推薦するアルゴリズムの改良を行いたい。具体的には学習ログから学習者の学習行動のより詳細な分析を行い、その分析結果を加味した推薦手法の考案を行いたい。加えてデジタル教材とwebサイト以外にも幅を広げた復習教材の推薦の方法も探していきたい。また今後はさらなる実験によって、提案する復習ツールの利用が学

表 2 アンケート結果 回答者数：22 名

	質問内容		評価				
			そう 思わない	あまりそう 思わない	どちらでも ない	やや そう思う	とても そう思う
Q1	皆さんに使用 もらった	小テスト結果の 振り返り機能	1	2	3	5	11
	学習振り返りツールの 次の3つの機能は	教材の閲覧時間 フィードバック	1	7	4	8	2
	有用でしたか？	復習用資料の提示	1	2	3	6	10
Q2	復習用資料として提示された内容は あなたの復習に役立つと思いますか？		0	1	2	12	7
Q3	現在学習振り返りためのツールを開発していますが 今後このようなツールを使っていきたいと思いますか？		0	0	2	14	6

習者の成績や行動に対してどのような影響を与えることができるかについて明らかにしたいと考えている。

謝辞

本研究は、JST AIP 加速課題 JPMJCR19U1，科研費 基盤研究 (A) JP18H04125，文部科学省による Society 5.0 実現化研究拠点支援事業 (制度コード: S004541) の支援を受けた。

参考文献

- [1] Brendan Flanagan and Hiroaki Ogata. Integration of learning analytics research and production systems while protecting privacy. In *The 25th International Conference on Computers in Education, Christchurch, New Zealand*, pp. 333–338, 2017.
- [2] Fangzhe Ai, Yishuai Chen, Yuchun Guo, Yongxiang Zhao, Zhenzhu Wang, Guowei Fu, and Guangyan Wang. Concept-aware deep knowledge tracing and exercise recommendation in an online learning system. *International Educational Data Mining Society*, pp. 240–244, 2019.
- [3] Khushboo Thaker, Lei Zhang, Daqing He, and Peter Brusilovsky. Recommending remedial readings using student knowledge state, 2020.
- [4] Martin Dougiamas. Moodle: A virtual learning environment for the rest of us. *TESL-EJ*, Vol. 8, No. 2, pp. 1–8, 2004.
- [5] 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.
- [6] Ishikawa Takashi, Minematsu Tsubasa, Shimada Atsushi, and Taniguchi Rin-ichiro. Automatic retrieval of learning contents related to quizzes for supporting students’ enhanced reviews. In *The 2nd Workshop on Predicting Performance Based on the Analysis of Reading Behavior (LAK20 Data Challenge)*, 2020.
- [7] Juan Ramos, et al. Using tf-idf to determine word relevance in document queries. In *Proceedings of the first instructional conference on machine learning*, Vol. 242, pp. 133–142. New Jersey, USA, 2003.
- [8] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 3111–3119, 2013.
- [9] Masatoshi Suzuki, Koji Matsuda, Satoshi Sekine, Naoaki Okazaki, and Kentaro Inui. A joint neural model for fine-grained named entity classification of wikipedia articles. *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. 101, No. 1, pp. 73–81, 2018.
- [10] Keita Nakayama, Masanori Yamada, Atsushi Shimada, Tsubasa Minematsu, and Rin-ichiro Taniguchi. Learning support system for providing page-wise recommendation in e-textbooks. In *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, pp. 1078–1085. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2019.
- [11] Keita Nakayama, Atsushi Shimada, Tsubasa Minematsu, Yuta Taniguchi, and Rin Ichiro Taniguchi. K-tips: Knowledge extension based on tailor-made information provision system. In *16th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in Digital Age, CELDA 2019*, pp. 355–362. IADIS Press, 2019.
- [12] Constant Contact. Average industry rates for email as of may 2020.