

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

教学 IR における WebBT の改善のための シラバス標準化とラーニングアナリティクス

Curriculum Improvement and Learning Analytics for WebBT in Teaching IR

清水 豪士

Department of Information Systems Engineering,
Graduate School of Engineering
u155016@st.pu-toyama.ac.jp

N-212, 11:40-12:10 Thursday, February 9, 2023,
Toyama Prefectural University.

1.1 本研究の背景

2/16

- 近年，大学生の成績や進路などの教育ビッグデータを用いて学習・教育の改善を行う研究が注目されている．
- 学生に将来的な進路に配慮した知識の蓄積とデザイン思考を養うことが求められているが，履修科目の組み合わせが多く，全ての科目において高度な知識と洗練した思考を獲得するのが困難である．

ここ画像いれる

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

1.2 本研究の目的

3/16

- 学生の成績データを蓄積，分析し，科目選択の支援および，各科目における教材を提供することで学習を支援するシステムの開発。
- ラーニングアナリティクスに向けたシラバス標準化のためのフォーマットの作成。

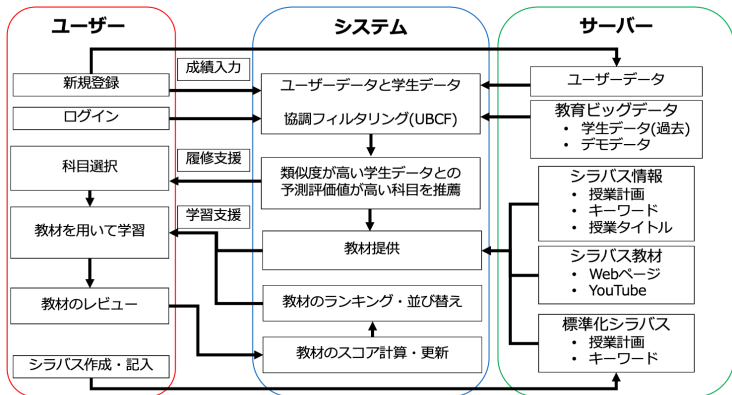


図 1 : システム全体のイメージ

2.1 eラーニング

4/16

コロナ禍の影響もあり eラーニングが普及している. eラーニングが学生の学習以外にも, さまざまな場面において使用されている. (看護や企業, 大学職員など)

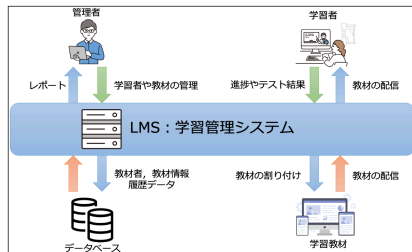


図1:ラーニングアナリティクス概要

eラーニングが学習効果を高める要因

- 反復学習の最適化
学習者の解答状況によって最適な問題を提示できる
- フィードバックの効果
フィードバックは自己効力感を高め, 成績を高める
- グループ学習への支援
知識を外化し, 参照しあうことで学習を効果的に促進する

表1:eラーニングのメリット・デメリット

対象	メリット	デメリット
受講者	好きな場所・時間で学習できる 自分のペースで学習できる 履歴や進捗を可視化できる	モチベーションの維持が困難 実技系の学習は習得しにくい インターネット環境が必須
提供者	進捗を一括で管理できる 授業品質の均一化 教材やプログラムの変更が柔軟	教材作成の手間やコスト 教材配信・学習管理システムは必要 インターネット環境が必須

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

2.2 教育ビッグデータと教学 IR

5/16

教育の分野におけるビッグデータを教育ビッグデータと呼ぶ。(学生の学習ログなど) 教育ビッグデータを分析・活用し教育の改善を目指すラーニングアナリティクスや、大学にまつわる情報を分析し、課題解決を行う教学 IR が発展してきている。

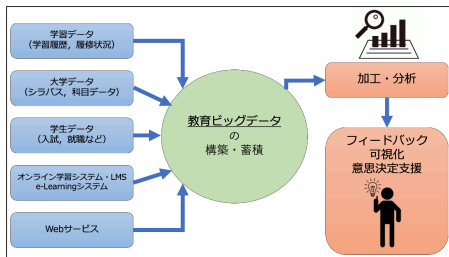


図2:ラーニングアナリティクス概要

表2:教育ビッグデータの例

取得時期	教育データ	内容
入学前	出身高校	判定値
	入試情報	入試方式、入試成績、志望順位
	学習ログ	取り組み状況、学習パターン
	入学前情報	志望動機、学習習慣の有無
入学時	学生情報	通学形態、家族構成、通学時間
各セメスター	履修情報	必修・選択科目、履修科目
	授業	出欠状況、遅刻、提出物
	学生生活 成績情報	サークル、アルバイト、課外活動 科目成績、GPA、テスト結果
4 年次	就職活動	活動履歴、内定状況、志望分野

- はじめに
- 教育ビッグデータの利活用
- 科目推薦・教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

2.3 情報推薦

6/16

Amazonをはじめとする EC サイトや YouTube などの動画配信サイトにおいて情報推薦技術が広く使用されている。多種多様な消費者のニーズに応えるための手段の 1 つである情報推薦システムの嗜好予測方法が複数ある。

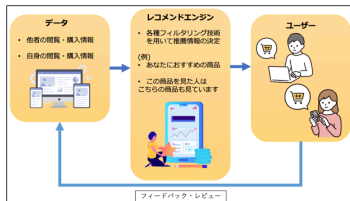


図3:情報推薦イメージ

情報推薦の分類

- ・ 永続個人化推薦
購入履歴・閲覧履歴を参考にパーソナライズされた推薦
- ・ 一時的個人化推薦
そのアイテムと関連が深い商品を推薦
- ・ 非個人化推薦
全てのユーザーに同じものを推薦

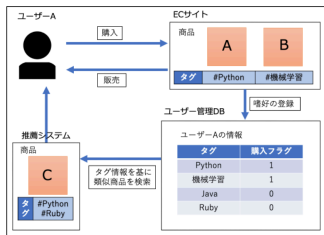


図4:コンテンツベースフィルタリング

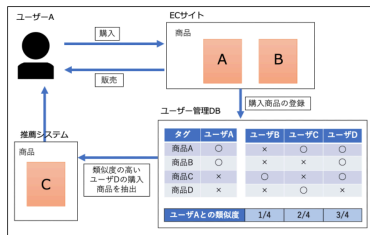


図4:協調フィルタリング

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

3.1 協調フィルタリングを用いた科目の推薦

7/16

協調フィルタリングアイテムベースとユーザーベースの2種類に区別することができる。ユーザーベース協調フィルタリング (UBCF) を使用し、学生がまだ履修していない科目について科目ごとの予測評価値を算出する。

アイテムベース協調フィルタリング

表2: ユーザ×アイテムの評価行列

	書籍1	書籍2	書籍3	書籍4	書籍5
対象ユーザー	5	3	4	4	??
ユーザーA	3	3	1	5	4
ユーザーB	4	3	4	3	5
ユーザーC	2	5	5	2	1
ユーザーD	3	1	1	3	3

アイテム間の類似度を測る



類似度から未知のアイテムの評価値を予測

富山県立大学の成績評価

S	A	B	C	不可
---	---	---	---	----



4	3	2	1	0
---	---	---	---	---

ユーザーベース協調フィルタリング

表3: ユーザ×アイテムの評価行列

	国語	数学	化学	物理
ユーザーA	1	3	0	3
ユーザーB	0	1	3	0
ユーザーC	2	1	3	1
ユーザーD	1	3	2	0

Pearson相関でユーザー同士の類似度を測る

$$\rho_{ax} = \frac{\sum_{y \in \mathcal{Y}_{ax}} (r_{ay} - \bar{r}_a)(r_{xy} - \bar{r}_x)}{\sqrt{\sum_{y \in \mathcal{Y}_{ax}} (r_{ay} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{y \in \mathcal{Y}_{ax}} (r_{xy} - \bar{r}_x)^2}}$$



ある科目の予測評価値を算出

$$\hat{r}_{ay} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{x \in \mathcal{X}_y} \rho_{ax} (r_{xy} - \bar{r}_x)}{\sum_{x \in \mathcal{X}_y} |\rho_{ax}|}$$



科目の推薦

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

3.2 レビューのサクラ判断支援

8/16

EC サイトにおけるレビューや評価は他のユーザーへの購買意欲に対して重要な役割を担っている．アイテムの評価を不当に操作するためのサクラレビューが問題となっている．

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

3.3 信頼性を考慮した教材の提示

9/16

レビューの信頼性を測る指標として類似性・協調性・集中性・情報性がある。これら4つの指標を用いることで信頼性を判断することが容易になり、有効な判断支援を行うことが可能になる。

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

類似性

複製またはそれに近いレビューには多くのスパムが含まれている
他のレビューの文章とどの程度類似しているかを測る「類似性スコア」

レビュー l_i と l_j の類似度を求める

$$\text{sim}(l_i, l_j) = \frac{|X_{l_i} \cap X_{l_j}|}{|X_{l_i} \cup X_{l_j}|}$$

レビュー l_i の類似性スコアを求める

$$S_score(l_i) = \max_{l_j} (\text{sim}(l_i, l_j)) \mid j \neq i, j = 1, 2, \dots, n$$

0から5の範囲で正規化

$$S_score_{norm}(l_i) = 5 \cdot S_score(l_i)$$

協調性

サクラレビューを集団で投稿し商品の評判を不当に操作する
サクラグループによって投稿された可能性を測る「協調性スコア」

頻出投稿者グループ g_c の支持度数 $\text{support}(g_c)$ とユーザーID数 $\text{size}(g_c)$ を用いて $\text{collaborate}(g_c)$ を求める

$$\text{collaborate}(g_c) = \text{support}(g_c) \cdot \text{size}(g_c)$$

レビュー l_i の協調性スコアを求める

$$C_score(l_i) = \begin{cases} \ln(\max_{g_c \in G_{\text{at}}(\text{collaborate}(g_c))} |G_{\text{at}}|) \neq \emptyset \\ 0 & |G_{\text{at}}| = \emptyset \end{cases}$$

0から5の範囲で正規化

$$C_score_{norm}(l_i) = \frac{5 \cdot C_score(l_i)}{\max(C_score(l_j)) \mid j = 1, 2, \dots, N}$$

集中性

サクラレビューは時間的に集中して投稿される
レビューがどの程度集中して投稿されているかを測る「集中性スコア」

投稿時間間隔が連続して短いレビュー集合 g_b のレビューの数 $\text{size}(g_b)$ を用いて集中性スコアを求める

$$T_score(l_i) = \ln(\text{size}(g_b))$$

0から5の範囲で正規化

$$T_score_{norm}(l_i) = \frac{5 \cdot T_score(l_i)}{\max(T_score(l_j)) \mid j = 1, 2, \dots, N}$$

情報性

文章がinformativeであるほど、レビューがサクラではない可能性が高い
どの程度informativeであるかを測る「情報性スコア」

情報性スコアを求める

$$I_score(l_i) = \ln \left(1 + \sum_{j=1}^{|K_i|} \ln \left(\frac{o}{df(terms_j)} \right) \right)$$

0から5の範囲で正規化

$$I_score_{norm}(l_i) = 5 \cdot \left(1 - \frac{I_score(l_i)}{\max(I_score(l_j)) \mid j = 1, 2, \dots, o} \right)$$

4.1 シラバス標準化とeラーニング教材の作成

10/16

シラバスの書き方を統一することで授業の質を向上させるだけでなく、学生に対してどのような授業なのかイメージさせやすくなる。Web ページと YouTube からスクレイピングし、学生に提示する教材として使用する。

- はじめに
- 教育ビッグデータの利活用
- 科目推薦・教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

授業科目名	確率・統計学	
授業科目名 (英語)	Stochastic System	
科目区分	専門	
担当学年	工学部 1年	
担当教員		
職名	氏名	所属
教授	◎ 奥原 浩之	情報システム工学科
開講学期	前期	
単位数	2	
単位区分	選択	
関連する学習・教育目標	情報システム工学科：B-1、C-2、D-1	
授業の目標・授業概要	確率論を学ぶ目的は、偶然を数値化して、偶然に関する「情報」を取り出すことであり、それを私たちが不確定な現象に就する判断の助け、手助けとするものである。確率の基本的な概念や確率論的な考え方を理解できるように教育し、工学（電気、機械、通信、制御）に関心する確率・統計の基礎的知識を身につけて学ぶ。	
学生の到達目標	①有数・無数の観測量に関する確率の計算の意味を説明できる。 ②確率に関する確率の計算の意思を説明できる。 ③2年次関「データベースとデータ処理」の導入部分を読む。	
授業計画	①確率・統計学の概要 ②事象と確率の基礎 ③いくつかの有用な関数 ④離散分布 ⑤連続分布 ⑥多次変数分布 ⑦統計量から誘導される分布 ⑧検定テスト ⑨Excelによる確率統計 ⑩多次変数分布の分布 ⑪確率の応用と応用 ⑫信頼区間と検定分析 ⑬ロジスティック回帰分析 ⑭ベイズの定理、後置の診断能 ⑮検定テスト	
キーワード	確率変数、分布関数、統計量、区間分析	
成績評価基準	授業態度 (30%)、レポート・試験 (40%)、小テスト・プレゼンテーション実習・実習 (30%) との加重を適用して、「S・A・B・C・D・E」(または「優・良・可・不」) で評価する。授業態度 (学習・実習・実習等)、小テスト、レポート、試験の結果によって総合的に評価する。ただし、試験に相対するレポートを提出する場合がある。出席回数2/3未満の場合は、原則として単位を認定しない。再試験は行わない。	
教科書・教材参考書等	プリント (書籍、論文、Webページ、演習問題) などを用意する。 参考文献等「確率・統計学を学ぶための基礎数学」(奥田、奥原、共立出版、2012)。	
関連科目・履修条件等	関連科目：2年後関「データベースとデータ処理」	
履修上の注意事項や学習上の助言	授業にはノートPC必須。講義、討論、実習、演習を使用する。	
学生からの質問への対応方法	質問は授業中、授業終了時に受け付けるが、電子メール (mailto:tpuweb@pu-toyouma.ac.jp/staff/staff.htm) でも受け付けます。また、来室も随時受け付けますが、事前に電子メールで相談内容等を連絡して予約していただく。	

図5:Webシラバス

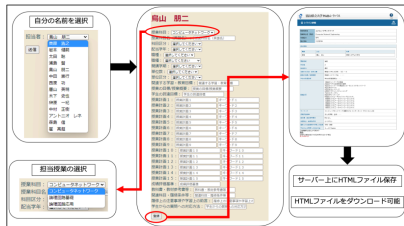


図6:シラバス作成イメージ

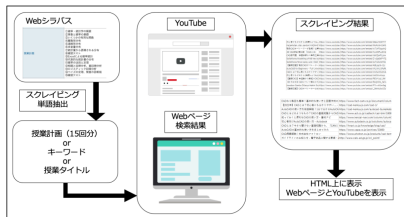


図7:教材作成イメージ

4.2 科目推薦と教材更新

11/16

卒業要件単位，必修単位，選択必修単位の3つを満たす必要がある．そのため，予測評価値が高く卒業要件単位，必修単位，選択必修単位を満たすように科目を推薦する．類似性，集中性，情報性の用いて信頼性スコアを算出し，信頼性スコアをもとにレビューのランキングを行う．

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

区分	卒業要件単位
総合科目	人間 2単位以上 社会・環境 6単位以上 芸術・文化 4単位以上 精神・身体 3単位以上 総合科目計 10単位以上
基礎科目	53単位
外国語科目	英語 10単位 第2外国語 2単位
キャリア形成科目	7単位
専門基礎科目	卒業研究2以外 71単位
専門科目	卒業研究2 8単位
合 計	138単位

図5:富山県立大学の卒業要件単位

履修状況	推薦科目
学修番号 2155016	微積分1
教養ゼミ1 B	英語基礎1
教養ゼミ2 A	コンピュータ基礎
経済学1 A	英語基礎2
社会学1 履修なし	数学1
法学1 履修なし	心理学1
科学技術史 履修なし	ドイツ語1
環境論1 履修なし	中国語1
日本語表現法 履修なし	法学1
比較文化学1 履修なし	社会学1
健康科学演習 履修の予定	健康科学1
心理学1 履修なし	健康科学2

図5:科目推薦画面

No.	1stPhase	信頼スコア	レビュースコア	信頼スコア	レビュースコア
1	コンピュータ基礎演習1, 演習2, 応用演習1, 演習2	0.95	0.95	0.95	0.95
2	経済学1, コンピュータ基礎演習1	0.95	0.95	0.95	0.95
No.	1stPhase	信頼スコア	レビュースコア	信頼スコア	レビュースコア
1	コンピュータ基礎演習1, 演習2, 応用演習1, 演習2	0.95	0.95	0.95	0.95
2	経済学1, コンピュータ基礎演習1	0.95	0.95	0.95	0.95
No.	1stPhase	信頼スコア	レビュースコア	信頼スコア	レビュースコア
1	コンピュータ基礎演習1, 演習2, 応用演習1, 演習2	0.95	0.95	0.95	0.95
2	経済学1, コンピュータ基礎演習1	0.95	0.95	0.95	0.95

図5:教材更新のイメージ

科目推薦の流れ

未履修科目の予測評価値を算出

必修単位，選択必修単位，卒業要件単位の順で予測評価値の高い科目を選択

選択した科目を学生に推薦

教材更新の流れ

ユーザーが教材についてレビュー5段階評価，レビューテキスト入力

類似性スコア，集中性スコア，情報性スコアを算出し，信頼性スコアを求める

信頼性スコアをもとに表示する教材を更新

4.3 提案手法のアルゴリズム

12/16

動画で紹介する

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
- 4. 提案手法**
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに

5.1 数値実験の概要

13/16

開発したシステムの有用性としてアンケートの実施，科目推薦の有効性の検証を行う．アンケートは5段階のリッカート尺度を用いる．11人に実際にシステムを使用してもらい，アンケートに答えてもらう．

システムの使用感アンケート

表4:アンケート項目

システムの操作性はわかりやすいか	システムにレイアウトは親切か
デザインは見やすいか	システムの機能はすぐに理解できたか
システムを使用するのにストレスを感じないか	推薦結果は理解しやすいか
表示されている教材は教材として適しているか	教材は学習に役立ちそうか
このシステムで効率よく学習できそうか	このシステムで学習すると効果が上がると思うか

Precision (適応率)

- レコメンドリストにあるアイテムのうちユーザーが嗜好したアイテムの割合

$$Precision@N = \frac{a \cap p_N}{N}$$

N は考慮する上位ランキングであり， $N = 10$ とする

これを人数分算出し，平均を求める

$$Ave_{precision} = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H Precision@10_i$$

Catalogue Coverage

- 利用可能なアイテムのうち，1回のレコメンドでどのくらい多くのアイテムをレコメンドできたかを示す指標
- レコメンドの偏りがなく，幅広くレコメンドできているかを測る

$$CatalogueCoverage = \frac{|S_r|}{|S_a|}$$

$|S_r|$: 1回のレコメンドでユーザーにおすすめされたアイテム集合

$|S_a|$: 利用可能な全アイテム集合

- はじめに
- 教育ビッグデータの利活用
- 科目推薦・教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

5.2 実験結果と考察

14/16

各アンケート項目の結果を提示する。

表5:アンケート結果

質問内容	全く満足していない	あまり満足していない	どちらでもない	やや満足している	非常に満足している
システムの操作方法は分かりやすいか？	0	1	1	6	3
システムのレイアウトは親切か？	0	0	1	5	5
デザインは見やすいか？	0	1	3	5	2
システムの機能がすぐに理解できたか？	0	2	3	5	1
システムを使用するのにストレスを感じないか？	0	1	3	5	2
推薦結果は理解しやすいか？	0	2	2	4	3
表示されている教材は教材として適しているか？	0	0	7	4	0
教材は学習に役立ちそうか？	0	2	0	8	1
このシステムで効率よく学習できそうか？	0	1	1	8	1
このシステムで学習すると効果が上がると思うか？	1	0	0	6	4
合計	1	10	21	56	22

- やや満足している，非常に満足しているが合計78件ある



ユーザーにとって十分有用である

- 全く満足していない，あまり満足していない，どちらでもないが合計32件



成績と業種以外の要素の追加，システムデザインなどの改善が必要

5.2 実験結果と考察

15/16

科目推薦の有効性の検証結果を示す。

Precision@10

表6: Precision結果

	該当件数	Precision@10
ユーザー 1	6	0.6
ユーザー 2	7	0.7
ユーザー 3	7	0.7
ユーザー 4	8	0.8
ユーザー 5	5	0.5
ユーザー 6	8	0.8
ユーザー 7	8	0.8
ユーザー 8	4	0.4
ユーザー 9	3	0.3
ユーザー 10	6	0.6
ユーザー 11	8	0.8

Catalogue Coverage

表7: Catalogue Coverage結果

	Catalogue Coverage
ユーザー 1	0.8877551
ユーザー 2	0.85714286
ユーザー 3	0.86170213
ユーザー 4	0.75824176
ユーザー 5	0.75
ユーザー 6	0.69565217
ユーザー 7	0.82105263
ユーザー 8	0.79569892
ユーザー 9	0.7752809
ユーザー 10	0.86021505
ユーザー 11	0.87777778

- Precision@10 = 0.6363

➡ 10件中6件の割合でユーザーの興味を満たす

- Catalogue Coverage = 0.81277448

➡ 推薦可能科目の中から8割の科目を推薦

推薦システムとして機能している

偏りなく幅広く推薦できている

- はじめに
- 教育ビッグデータの利活用
- 科目推薦・教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験ならびに考察
- おわりに

6. おわりに

16/16

おわりに

本研究では、学生への科目選択、学習を支援するシステムの開発とシラバス標準化のためのフォーマットを作成した。

- 開発したシステムの有用性を示した。
- シラバス標準化のためのフォーマットの作成を行った。

今後の課題

- 過去学生のデモデータではなく実際のデータを適用し、数値実験として実際にシステムを最低半期使用してもらい、学習効果があるのかを確認する。
- システム全体のデザイン、レイアウト、考慮する要素の見直し。

1. はじめに
2. 教育ビッグデータの利活用
3. 科目推薦・教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験ならびに考察
6. おわりに