

1. はじめに

2. 教学データ分析 と情報推薦

3. 授業科目の成績 予測と教材の最 適化

4. 提案手法

5. 数値実験並びに 考察

6. おわりに

教学データに基づく GPA 向上とレビュー信頼性を考慮した 情報推薦・学習支援システムの開発

Development of a Recommendation and
Learning Support System Based on Teaching and Learning
Data Considering Review Reliability for GPA Improvement

滝沢 光介 (Kosuke Takizawa)
t815043@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部 電子・情報工学科 情報基盤工学講座

Teams, 13:50-14:05 Wednesday, February 16, 2022.

1.1 研究の背景

2/16

大学において上位の GPA を収めることで学生は就職，進学双方において有利になる。しかし，自分がよい成績を修めることができるかどうかはその科目を履修してみないとわからない。さらには，大学における取得単位の組み合わせは膨大である。

1. はじめに
2. 教学データ分析と情報推薦
3. 授業科目の成績予測と教材の最適化
4. 提案手法
5. 数値実験並びに考察
6. おわりに

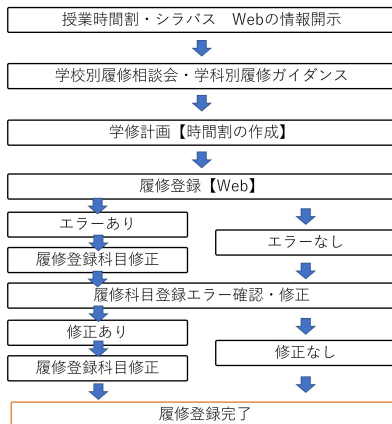


図1: 履修登録までの流れ

表2: 成績からGPへ変換

評価	数字	点数	可否
S	4	90 点以上	合格
A	3	80 点以上 90 点未満	
B	2	70 点以上 80 点未満	
C	1	60 点以上 70 点未満	
不可	0	60 点未満	不合格
空白		履修なし	

GPAの計算方法

$$GPA = \frac{(S \text{ の数}) \times 4 + (A \text{ の数}) \times 3 + (B \text{ の数}) \times 2 + (C \text{ の数}) \times 1}{\text{履修した単位数}}$$

1.2 研究の目的

3/16

過去の卒業生の教学データに対して分析を行い、成績評価の予測を行い、高い GPA を獲得できるように取得単位を推薦するとともに、全ての科目について良い成績がとれるように Web 上から関連情報を推薦するようなシステムの開発を行う。

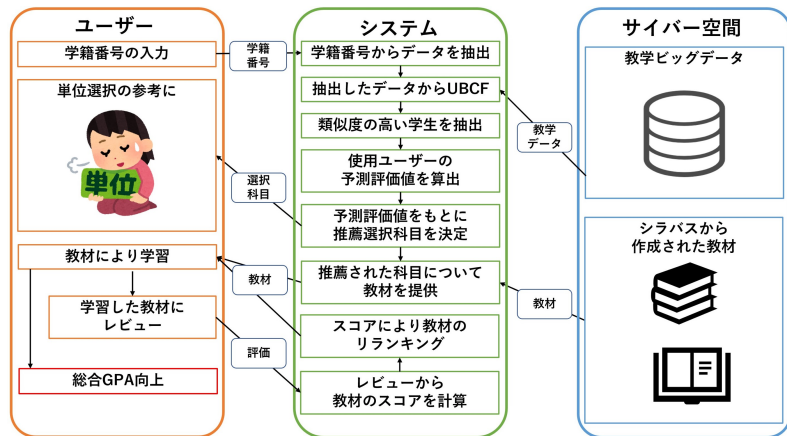


図2：提案システムの流れ

2.1 教学におけるビッグデータ・アナリティクス

4/16

近年、ICT 技術の発展で多くの情報がデータとして蓄積されるようになってきている。これは教育現場においても例外ではない。教育現場におけるさまざまな情報のことを教学データと呼び、教学データに対して分析を行うことを教学ビッグデータアナリティクスと呼ぶ。教学データには 6 つの特徴があるとされている¹。

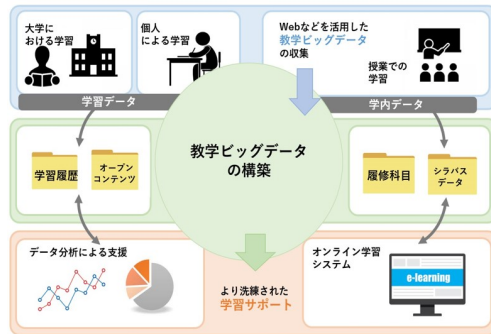


図3：教学ビッグデータアナリティクス

表2：教学データの例

取得時期	教学データ	内容
入学前	出身高校 入試情報 入学前学習	課程差別、判定値、etc. 入試区分、成績 取組状況、提出物
入学時	導入教育	オリエンテーション、テスト結果、etc.
各セメスター	履修登録 授業 学生生活 成績	履修科目 出欠状況、課題提出、etc. 部活、アルバイト、etc. 科目成績、GPA、etc.
4年次	就職活動	活動履歴、内定状況
卒業後	卒業後	満足度、アンケート

6の特徴

1. データ量はそれほど大きくない
2. 対象人数は少ないがデータの種類の急増している
3. 匿名性が低い
4. データの意味解釈が容易
5. 因果関係は複雑
6. 多様化・細分化が進行している

¹松田岳士, 渡辺雄貴, “教学 IR, ラーニング・アナリティクス, 教育学”, 日本教育工学会論文誌, Vol. 41, No. 3, pp. 199-208, 2017.

2.2 情報推薦と協調フィルタリング

5/16

情報推薦のアルゴリズムとして協調フィルタリングがある。協調フィルタリングは与えられたデータから規則性を見つけ出し、利用者がまだ知らない情報を予測するものである²。

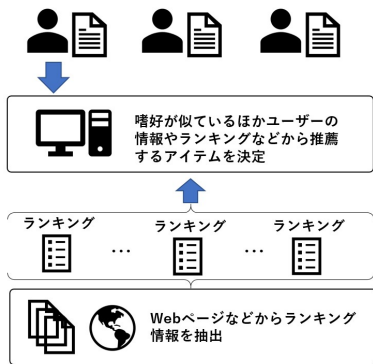


図4：情報推薦

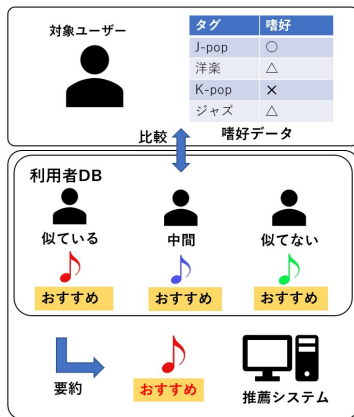


図5：協調フィルタリング

²神島敏弘, “推薦システムのアルゴリズム”, <https://www.kamishima.net/archive/recsysdoc.pdf>, 2021.10.28

2.3 レビューの信頼性の判断支援

6/16

- はじめに
- 教学データ分析
と情報推薦
- 授業科目の成績
予測と教材の最
適化
- 提案手法
- 数値実験並びに
考察
- おわりに

Amazon などの EC サイトにおいてユーザーから商品へのレビューは重要な役割を担っている。レビューの価値を使用し偽のスパムレビューを投稿し商品の評価を不当に操作する行為が問題となっている。その解決のためにレビューが信頼できるものなのかを判断するための研究が行われている。



図6: 国内の主なECサイト



図7: ECサイトにおけるレビュー



図9: サクラグループによるスパムレビューの投稿

3.1 協調フィルタリングからの科目の推薦

7/16

ユーザーベース協調フィルタリング (User Based Collaborative Filtering: UBCF) における利用者=学生, アイテム=科目, 評価値=成績と置き換えて学生に対して成績を予測し, 科目の推薦を行う。

嗜好データにおけるUBCF

表3: 評価値行列

	1: そば	2: ラーメン	3: うどん	4: パスタ
1: 高橋		2	3	2
2: 山本	1	2	3	
3: 伊藤	2		2	1
4: 吉田	1	3	3	2

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

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

評価してない食べ物予測

吉田はうどんに評価3を与えているのでうどんが好きだといえる

Pearson相関でユーザー同士の嗜好の類似度を求める

予測評価が高い食べ物を優先的に推薦

教学データにおけるUBCF

表4: 成績値行列

	1: 国語	2: 数学	3: 化学	4: 物理
1: 高橋	1	3		3
2: 山本		1	3	
3: 伊藤	2	1	3	1
4: 吉田	1	3	2	

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

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

取得していない科目を予測

高橋は数学で評価3を取得しているので数学が得意といえる

Pearson相関で学生同士の成績の類似度を求める

予測成績が高い科目を優先的に推薦

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

3.2 シラバスからの教材作成

8/16

学校で配布されているシラバスを活用し、Web 上の授業内容に関連した情報をホームページと YouTube から取得し、学生に提示する。このようにして作成された情報を教材と呼ぶ。

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

授業科目名	IoTシステムデザイン	
授業科目名(英語)	Design of IoT System	
科目区分	専門	
配当学年	工学部 3年	
担当教員		
職階	氏名	所属
准教授	◎ 鈴木 健朗	情報システム工学科
開講学期	後期	
単位数	2	
単位区分	選択	
関連する学習・教育目標	電子・情報工学科：(C)-3	
授業の目標・授業概要	IoTは、モノや環境がインターネットに接続され、その状態が把握できるシステムであり、これからのIoT+社会の基盤となる技術である。 一方で、IoT(感知、認識)を構築するIoT(技術)だけでなく、それを活用してIoTを社会課題の解決に生かすこともできない。そのため本授業では、社会課題の発見から解決手段の提案、そしてシステムの設計まで、社会課題の解決手段としてのIoTシステムをデザインする技術について学ぶ。 また、そのIoTの発展となるIoT+技術や技術+技術について触れ、集めたデータをどのように分析するべきかについて実践的に学ぶ。	
学生の到達目標	IoTの概要と、IoTを支える基礎技術を理解する。 無線LANやIPネットワークなどの無線通信技術について理解する。 センサネットワークなどの情報技術の応用について理解する。 IoTをどのように地域課題解決に結びつけるか、デザイン思考による問題解決手法を身につける。	
授業計画	①IoTを実現するための主要技術の概要を理解する。(2週) ②無線LAN技術の基礎を理解する。(2週) ③センサネットワーク関連技術の基礎を理解する。(2週) ④IoTを構成する技術を理解する。(2週) ⑤調査、グループディスカッション等による地域課題の発掘 (2週) ⑥地域課題を解決するためのIoTシステムデザイン手法を学ぶ (4週)	
キーワード	無線LAN、アドホックネットワーク、センサネットワーク、IoT	
成績評価基準	小テスト (30%)、プレゼンテーション (20%)、レポート (課題数 50%) によって総合評価する。	
教科書・教材参考書等	教科書資料を用いて行う。参考書：別途指示する。	
関連科目・履修条件等	本講義の受講にあたっては、インターネット工学および無線伝送方式を履修しておくことが望ましい。	
履修上の注意事項や学習上の留意点	講義中の説明・理解できなかった時には必ず質問する。 この授業科目は、実務経験のある教員による授業科目または主として実践的教材から構成される授業科目です。 遠隔授業システムで授業計画に準拠した授業は実施しない。	
学生からの質問への対応方法	質問は授業中に対応する。また、履修の質問があれば授業・文書でもらっても随時受け付けるが、事前に電子メールで授業内容等を連絡して予約して下さい。電子メールアドレス：kumoto@ipc.toyama.ac.jp	

図10: Webシラバス

①シラバスから授業計画をスクレイピング

- ①IoTを実現するための主要技術の概要を理解する。(2週)
- ②無線LAN技術の基礎を理解する。(2週)
- ③センサネットワーク関連技術の基礎を理解する。(2週)
- ④IoTを構成する技術を理解する。(2週)
- ⑤調査、グループディスカッション等による地域課題の発掘 (2週)
- ⑥地域課題を解決するためのIoTシステムデザイン手法を学ぶ (4週)

②スクレイピングの結果をGoogleとYouTubeで検索



③検索結果の上位を取得し教材に

図11: 教材作成の流れ

Youtubeitel	Youtubeurl
【中学英語】40分で学べる中1英語全解説授業	https://www.youtube.com/watch?v=eBQ8gcXsi_g
【英語】中1-3 一般動詞(基本編)	https://www.youtube.com/watch?v=iDFtdgcCbiE
【高校英語】文法の基礎を総まとめ	https://www.youtube.com/watch?v=Npn-eQdd_3s
【99%の人が勘違い】英文法20選【完全イメージ化】	https://www.youtube.com/watch?v=Nk-UBi8siZ4
HPtitle	HPurl
名詞の前に形容詞を並べる順番のルール【ラングラント】	https://www.langland.co.jp/english/column/english-column1/
誰でも英語の文法をマスターできる魔法の3ステップ	https://www.kobetsu.co.jp/manabi-vitamin/object/subjects-jen-geni
英語 文法 - 東京外国語大学	http://www.coelang.tufs.ac.jp/mt/en/gen/gmod/
英語の文法を効率的に学ぶための順番と確実に定着させたい	https://www.alohaenglish.jp/english-grammar/

図12: 取得された教材

3.3 レビュー信頼性の指標

9/16

レビューのスパム性の指標として類似性、協調性、集中性、情報性の4つの指標を定義している³.

- はじめに
- 学術データ分析
と情報推薦
- 授業科目の成績
予測と教材の最
適化
- 提案手法
- 数値実験並びに
考察
- おわりに

類似性

- 複製されたレビューには多くのスパムが含まれていることがわかっていて
- レビューの文章の類似度を図る指標として類似性スコアを定義する。

bigramで区切ったレビュー l_i と l_j の類似度

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

列について最大値を類似度とする

$$S.\text{score}(l_i) = \max_j (\text{sim}(l_i, l_j)) \quad j \neq i, j = 1, 2, \dots, n$$

$n \times n$ の類似度行列を作成

	l_1	l_2	...	l_n
l_1	0	$\text{sim}(l_1, l_2)$...	$\text{sim}(l_1, l_n)$
l_2	$\text{sim}(l_2, l_1)$	0	...	$\text{sim}(l_2, l_n)$
...
l_n	$\text{sim}(l_n, l_1)$	$\text{sim}(l_n, l_2)$...	0

類似度をスコア0から5の範囲で正規化

$$S.\text{score}_{\text{norm}}(l_i) = 5 \cdot S.\text{score}(l_i)$$

各行について最大値を求める

集中性

- スパムレビューは時間的に集中して投稿される傾向にある
- レビューが集中的に投稿されているかを測る指標として集中性スコアを定義する。

レビューが頻繁に投稿されている日を決める



レビュー l_i の集中性スコアを算出

$$T.\text{score}(l_i) = \ln(\text{size}(g_i))$$

レビューが頻繁に投稿されている日についてレビューが頻繁に投稿されている時間を求める

集中性スコアをスコア0から5の範囲で正規化

$$T.\text{score}_{\text{norm}}(l_i) = \frac{5 \cdot T.\text{score}(l_i)}{\max_j (T.\text{score}(l_j)) \quad j = 1, 2, \dots, N}$$

レビューが頻繁に投稿されている時間を求めるその時間に投稿されたレビューの数 $\text{size}(g_i)$ を求める

情報性

- レビュー本文がinformativeであるほどスパムである可能性が低い
- レビューがinformativeであることを測る指標として情報性スコアを定義する。

レビュー本文から名詞を抽出

今は夏。彼女はそれを思い出す。 → 今、夏、彼女

情報性スコアをスコア0から5の範囲で正規化

$$I.\text{score}_{\text{norm}}(l_i) = 5 \cdot \left(1 - \frac{I.\text{score}(l_i)}{\max_j (I.\text{score}(l_j)) \quad j = 1, 2, \dots, N} \right)$$

抽出した名詞がほかのレビューで使用されている回数をカウント

今 = 4回、夏 = 3回、彼女 = 1回の時
[今, 夏, 彼女] = [4, 3, 1]

記号

レビュー l_i と同じジャンルに属するレビュー数: o

レビュー l_i に出現する名詞集合: R_i

→ [今, 夏, 彼女]

レビュー l_i と同じジャンルのレビュー集合において
 $term_j \in R_i$ を含んだレビューの数: $df(term_j)$

→ [4, 3, 1]

情報性スコアを算出

$$I.\text{score}(l_i) = \ln \left(1 + \sum_{j=1}^{|R_i|} \ln \left(\frac{o}{df(term_j)} \right) \right)$$

協調性

- サクラはグループを組んでスパムレビューを投稿する傾向にある
- レビューがサクラによって投稿されたかを測る指標として協調性スコアを定義する。

トランザクション



トランザクション



支持度数 $\text{support}(g_i)$ とユーザーID数 $\text{size}(g_i)$ で協調度を計算

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

トランザクション



トランザクション



レビュー l_i の協調性スコアを算出

$$C.\text{score}(l_i) = \begin{cases} \ln(\max_{g_i \in G_{l_i}} (\text{collaborate}(g_i))) & |G_{l_i}| \neq \emptyset \\ 0 & |G_{l_i}| = \emptyset \end{cases}$$

協調性スコアをスコア0から5の範囲で正規化

$$C.\text{score}_{\text{norm}}(l_i) = \frac{5 \cdot C.\text{score}(l_i)}{\max_j (C.\text{score}(l_j)) \quad j = 1, 2, \dots, N}$$

投票者グループA
ID: 0 ID: 6
ID: 3 ID: 10
投票者グループB

投票者グループB
ID: 1 ID: 7
ID: 2 ID: 8
ID: 4 ID: 9

支持度数 4 ID の数 4

支持度数 3 ID の数 6

図12: 投票者の決定方法

³ 伊木淳, 亀井清華, 藤田聡, “レビューを対象とした信頼性判断支援システムの提案”, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 11, pp. 2461-2475, Nov 2014.

4.1 予測評価値からの適切な授業科目の推薦

10/16

大学には卒業要件単位が存在し卒業要件単位を満たさなければ卒業できない。ここでいう適切とは、「予測成績が高く、卒業要件単位、必修科目、選択必修科目のすべてを満たす」ということである。

○論理回路	◇						半	2	4単位以上(※) 修得すること
○アルゴリズムとデータ構造		◇					半	2	
○インターネット工学			◇				半	2	
○情報理論			◇				半	2	4単位以上(※) 修得すること
○電気回路1		◇					半	2	
○電子回路1			◇				半	2	
○電磁気学1				◇			半	2	
○電子物性				◇			半	2	

図14: 選択必修単位

区 分	卒業要件単位	卒業研究履修 条件単位	指 定 科 目 履修条件単位
人 間 関 係 学	2単位以上	2単位以上	
社会・環境	6単位以上	6単位以上	
言語・文化	4単位以上	4単位以上	
精神・身体	3単位以上	3単位以上	
総合科目計	19単位(注3)	15単位以上(注3)	
基礎科目	13単位	13単位以上(注1)	
外国語科目	10単位	8単位以上(注1)	
第2外国語	2単位	2単位以上	
キャリア形成科目	7単位	3単位(注2)	
専門基礎科目	卒業研究以外	60単位(注2)	
専門共通科目	71単位	専門小計	
専門科目	卒業研究	8単位	79単位
合 計	130単位	110単位	70単位

図15: 卒業要件単位

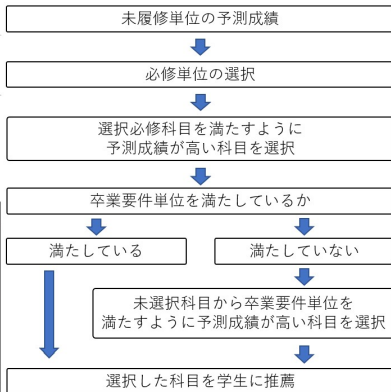


図16: 適切な授業科目の選択

- はじめに
- 教学データ分析
と情報推薦
- 授業科目の成績
予測と教材の最
適化
- 提案手法
- 数値実験並びに
考察
- おわりに

4.2 関連資料のアップデート

11/16

学生はこのような Web 学習システムにおいて互いに協調し合ってスパムレビューを投稿するとは考えにくいといった理由から、学生のレビューに対して類似性、集中性、情報性の 3 つの指標で各レビューのスパム性の判断を行い、信頼性スコアを算出する。

類似性

表5: n-gramによる文字の区切り

n = 1: unigram	今日/日は/い/い/い/天/気/で/す/ね/。
n = 2: bigram	今日/日は/はい/いい/い/天/気/で/す/ね/。
n = 3: trigram	今日は/日は/はい/いい/いい/い/天/気/で/す/ね/。

・Bigramで区切った文字を比較



図17: bigramによる類似度の計算

集中性

Step 1: 日足によりバーストしている日を求める。

Step 3: バーストしている時間帯に投稿されたレビューの投稿数を調べる。

Step 2: バーストした日について15分単位でバーストしている時間帯を求める。

Step 4: 投稿数によって集中性を計算。



図19: 日足によるMACDの計算



図20: 15分足によるMACDの計算

情報性

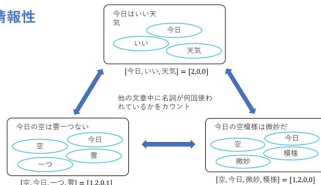


図18: 名詞の使用回数からの情報性の計算

信頼性

・指標からスパム性スコアを計算

類似性: S_score_{norm}
 情報性: I_score_{norm}
 集中性: C_score_{norm} } スパム性スコア: F_score

・スパム性スコアとレビュー評価値から信頼性スコアを計算

教材に対するスパム性スコアの平均
 レビュー評価値の平均 = 信頼性スコア: T_score

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

4.3 提案手法のアルゴリズム

12/16

動画

提案手法のアルゴリズムを実装した開発システムの概要を動画で示す.

1. はじめに
2. 教学データ分析
と情報推薦
3. 授業科目の成績
予測と教材の最
適化
4. 提案手法
5. 数値実験並びに
考察
6. おわりに

5.1 数値実験の概要

13/16

推薦の個人化, 情報推薦の有効性, レビュー信頼性の評価, システム全体の成績向上の有効性においてシステムを検証を行っていく。

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

推薦の個人化

表6: 取得科目が同一の学生データ

学籍番号	教養ゼミ I	教養ゼミ II	経済学 I	社会学 I	環境論 I	日本語表現法	芸術学	健康科学演習
1915001	2	1		2	1		4	4
1915002	1	4		3	1		1	2

- 取得している科目は同じであるが成績が異なる2人の学生データを使用して推薦を行い推薦結果を比較。



- 同じ科目を取得していても成績によって個人化が行われているのが確認。

レビュー信頼性の評価

- わざとスパム性が疑われるレビューを投稿しその時の信頼性スコアの確認を行う。

表7: $df(term_i)$ と情報性スコア

$df(term_i)$	1/24 10/05	1/25 14/48	1/25 21/46	1/26 2/29	1/26 3/29
情報性スコア	0	0	13, 3, 2, 2	1, 3	0
	2.888	2.888	1.588	2.287	3.486

表8: 類似度と類似性スコア

類似度	1/24 10/05	1/25 14/48	1/25 21/46	1/26 2/29	1/26 3/29
類似性スコア	0.156	0.156	0.143	0.143	1.0
	0.780	0.780	0.814	0.814	5.0



図22: MACDヒストグラム

情報推薦の有効性

	教養ゼミ I	経済学 I	社会学 I	...	電気回路 I	経済学 II	社会学 II
学生 A	3	4		...	2		
学生 B	4	4	3	...	4		
学生 C	2	4	4	...			
...		
学生 N	3	4	1	...	3		

1年後期までのデータを使用

2年前期以降を予測

図21: 学生データ

- 1年後期までの履修科目から2年前期までの科目の予測成績を算出しMAEとCatalogue Coverageで情報推薦の有効性の検証を行う。

システムの有効性

- システム使用前と使用後で英語の文法テストを行う。
- システムを使用することで成績が向上することの確認を行う。



以下の日文に合うように語句を選びなさい。

問 1

日文: パンゲアは、古生代後期の時代に、唯一の大陸でした。

英文: Pangaea () the only continent during the late Paleozoic era.

語句: is are was were

図23: 英語例題

5.2 実験結果と考察 (推薦の個人化, 情報推薦の有効性)

14/16

疑似データにおける科目の推薦の個人化度合いと MAE と $CatalogueCoverage$ の2つの指標について実験結果と考察を述べる.

表7: 推薦科目の被覆率

	2年前期	2年後期	3年前期	3年後期
1回目	10/23	3/5	11/18	5/8
2回目	9/19	9/14	7/16	1/2
3回目	8/17	5/9	3/11	7/15
4回目	5/7	13/15	13/20	10/19
5回目	13/23	11/15	9/17	1/2
平均	53%	68%	50%	52%

被覆率として積集合を求める

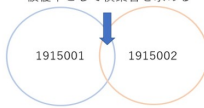


図24: 被覆率

- 被覆率は全体を通して55.75%
そのうち10科目が必須単位であった
- 卒業要件単位を考慮した推薦結果で
被覆率は50%前後.
➡ 個人化ができています.

平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE)

実測値 \hat{r}_i と予測値 r_i の差をとり予測精度を測る

$$MAE = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^f |\hat{r}_i - r_i|$$

Catalogue Coverage

推薦の幅の広さを測る

$|S_r|$: 推薦した科目 $|S_a|$: 推薦可能な科目

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

表8: MAEとCatalogue Coverage

	MAE	Catalogue Coverage
学生A	0.780708	0.771739
学生B	0.8632	0.858696
学生C	0.687943	0.836957
学生D	0.741116	0.771739
平均	0.76824175	0.80978275

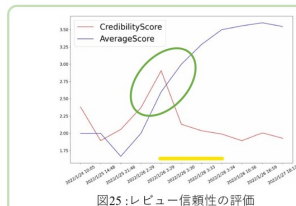
- MAEは0.77で従来の嗜好データのMAEの値と大きな変化はない.
➡ 成績データにおいても協調フィルタリングを適用できる.
- Catalogue Coverageは0.81となった.
➡ 偏った科目ばかりを推薦しているわけではない.

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

5.2 実験結果と考察 (レビュー信頼性評価, システム有効性)

15/16

開発したシステムによりレビューのスパム性の考慮, システムの有効性について実験結果と考察を述べる.



- ・ 初回のスパムレビュー投稿は信頼性スコア, レビュー評価値ともに上昇.
- ・ 2回目以降の投稿では信頼性スコアが減少しているがレビュー評価値は上昇を続けている.

➡ レビューのスパム性を考慮できている.

サンプル数5

表9: サンプル5におけるt検定

	使用前	使用后
平均	24.4	32.6
分散	117.3	35.3
観測数	5	5
ピアソン相関	0.780130681	
仮説平均との差	0	
自由度	4	
t	-2.53783628841971	
$P(T \leq t)$ 片側	0.0320640738618854	
t境界値 片側	2.13184678632605	
$P(T \leq t)$ 両側	0.0641281477237708	
t境界値 両側	2.77644510519779	

・ $\alpha < p$ となり有効性は示せない.

・ サンプルの少なさが問題だと考えられる.

サンプル数10

表10: サンプル10におけるt検定

	使用前	使用后
平均	24.4	32.6
分散	104.3	31.4
観測数	10	10
ピアソン相関	0.780130681	
仮説平均との差	0	
自由度	9	
t	-3.80675443262956	
$P(T \leq t)$ 片側	0.00208693013332828	
t境界値 片側	1.83311293265624	
$P(T \leq t)$ 両側	0.00417380026665655	
t境界値 両側	2.26215716279821	

・ 同一サンプルを使用しサンプル数を2倍に.

・ $\alpha > p$ となり有効性を示すことができた.

・ システムを使用することで成績の向上を確認.

- はじめに
- 教学データ分析と情報推薦
- 授業科目の成績予測と教材の最適化
- 提案手法
- 数値実験並びに考察
- おわりに

おわりに

学生が高いGPAを修めることができるよう、情報推薦、教材による学習を受けられるシステムの開発を行った。

- ・ 推薦された科目について推薦の有効性を示した。
- ・ 信頼性スコアを反映させることで教材のランキングが信頼できるものにした。

今後の課題

- ・ 単純な授業計画による検索では参考になりにくいサイトが多くヒットするときがある。
➡ 第十五回目「まとめ」など教材の作成を見直す必要がある教材が存在する。
- ・ HTML内で上位3件から外れてしまうとなかなか再表示がされない。
➡ 学生に見せるHTMLの表示の仕方を改善する必要がある。
- ・ 有効性検証の際に同一サンプルを使用し、有効性を示した。
➡ サンプル数を増やし、改めて検証を行う必要がある。