

教学データの学習エビデンスに基づく GPA 向上のための 情報推薦・学習支援システムの開発

滝沢 光介

富山県立大学 電子・情報工学科
t815043@ st.pu-toyama.ac.jp

January 21, 2022

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦
と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに
考察
- 6 おわりに

1.1 研究の概要

2/21

背景

大学における成績評価方法の一つとして Grade Point Average(GPA) 制度が存在する. 学生は上位の GPA を収めることで, 自分の希望する研究室に入りやすくなったり大学院入試で大きく有利を得ることができる. 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, 大学における卒業要件単位を満たすために自分の不得意とする科目もある程度取得する必要がある.

目的

過去の卒業生の教学データに対して分析を行い, システムを使用する学生がまだ取得していない科目において成績評価の予測を行い, 高い GPA を獲得できるように単位選択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予測成績が低い科目については 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.

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

教学 IR

IR とは Institutional Research の略であり，IR は「ある特定の目的に沿って情報を収集し，それらを加工・統合して分析し，計画立案や意思決定を支援するために展開される活動の総称」と定義されており，それらを教学データに応用させたものを教学 IR と呼んでいる [1].

教学データの利用

このような教学データ分析の広がりから全国の多くの大学で生徒の学習成績などの蓄積が行われている．本研究では，教学 IR を広義の意味で捉え，GPA 向上を目的とした推薦システムの実装を行う．

¹浅野茂，“データベースの構築と IR の課題”，高等教育研究，第 19 集，2016

2.2 情報推薦と協調フィルタリング

4/21

協調フィルタリング

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]。本研究では、教学データに対してユーザーベース協調フィルタリング (UBCF) を適用する。

ユーザーベース協調フィルタリング

	国語	数学	理科	社会
学生a	A	B	S	C
学生b	C	B	C	A
学生c	S	C	B	C
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
学生x	A	B		B

Pearson関数

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

学生の成績から類似する学生を見つける

加重平均

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

類似している学生aは
理科で良い成績を
修めているので
おすすめできそう

図 1: 協調フィルタリングで用いられる評価指標

² 神嶋敏弘, “推薦システムのアルゴリズム”,
情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 11, pp. 2461-2475, Nov 2014.

2.3 レビューの信頼性の判断支援

5/21

ec サイトにおけるレビュー

近年 Amazon や Yahoo!ショッピングなどでは購入者の約 70%以上は商品購入前にレビューや評価値を参考にしていると報告されており、ec サイトにおけるユーザーからの商品へのレビューや評価は重要な役割を担っている。

レビューの信頼性

レビューの価値を利用し、偽のレビューであるスパムレビューを投稿することで商品や店の評判を不当に上げ下げを行う行為が問題になっている。こうした問題を解決するために、そのレビューがどれくらい信頼できるものかを判断するための研究が行われている [3]。

³伊木惇, 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”
(<https://www.kamishima.net/archive/recsysdoc.pdf>, 2021.10.28)

3.1 協調フィルタリングからの科目の推薦

6/21

教学データにおける UBCF の利用

本研究では 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，同じ科目で高い成績を修めている生徒同士は，互いにまだ取得していない科目でも片方が良い成績を修めていれば，もう片方も良い成績を取ることが出来るという考えのもと UBCF を実装する．

予測評価値からの科目の推薦

UBCF による予測評価値から学生に対して，科目の推薦を行う．この際，大学の卒業要件単位を満たすように科目の推薦を行う．

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

3.2 シラバスからの教材作成

7/21

教材の作成

富山県立大学のシラバスにおける各科目のキーワードの中から自然言語処理を行いその科目と関連付けられるような単語を抽出し、あらかじめデータを蓄積しておく。そして教材提供が必要になった場合には、抽出された単語について、Web ページ，YouTube の双方向に対して検索を行い、検索結果の上位数件を使用ユーザーに科目教材として提供し、学習を促す。

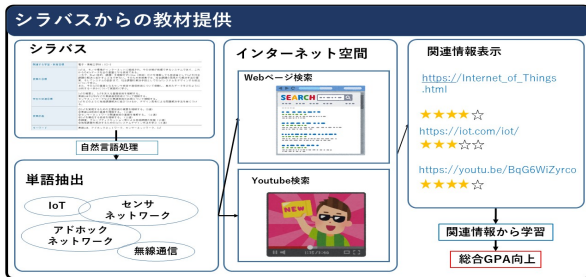


図 2: GPA 向上のためのシラバスからの教材作成

3.3 信頼性を考慮した教材の提示1

8/21

教材の洗練

その関連情報についてユーザーに評価してもらい、レビューの信頼性を評価に考慮し、評価が低い関連情報は排除し価値のある情報だけを残す機能を実装する。

レビューの信頼性: 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。そこで、レビューの文章が他のレビューとどれだけ類似しているかを測る指標として類似性スコアを定義し、(1) で類似度を求める。

$$sim(r_i, r_j) = \frac{|X_{r_i} \cap X_{r_j}|}{|X_{r_i} \cup X_{r_j}|} \quad (1)$$

(2) で類似性スコアを計算する。

$$S_score_{norm}(r_i) = \max_{r_j} (sim(r_i, r_j) | j \neq i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

3.3 信頼性を考慮した教材の提示2

9/21

レビューの信頼性: 協調性

スパムレビューを投稿するグループは互いに協調しあってスパムレビューを投稿する. そこで, レビューがグループ的に投稿されたかを測る指標として協調性スコアを定義し, (3) で協調度を求める.

$$collaborate(g_c) = support(g_c) \cdot size(g_c) \quad (3)$$

(2) で協調性スコアを計算する.

$$C_score(r_i) = \begin{cases} \ln(\max_{g_c \in G_{ur_i}} (collaborate(g_c))) & |G_{ur_i}| \neq \emptyset \\ 0 & |G_{ur_i}| = \emptyset \end{cases} \quad (4)$$

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

3.3 信頼性を考慮した教材の提示3

10/21

レビューの信頼性: 集中性

スパムレビューは時間的に集中して投稿されることが多い。そこで各レビューがどれだけ集中して投稿されているかを測る指標として集中性スコアを (5) で定義する。

$$T_score(r_i) = In(size(g_b)) \quad (5)$$

レビューの信頼性: 情報性

レビューの文章が、有益な情報を含んでいるほどスパムレビューではない可能性が高い。そのような文章には名詞が多く使われている。そこで、どれだけレビュー中に特徴的な名詞が含まれているかを測る指標として情報性スコアを (6) で定義する。

$$I_score(r_i) = \ln \left(1 + \sum_{j=1}^{|K_i|} \ln \left(\frac{n}{df(term_j)} \right) \right) \quad (6)$$

4.1 予測評価値からの適切な授業科目の推薦

11/21

教材の洗練

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。

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
総 合 科 目	人 間	2 単位以上	教養小計 44 単 位	2 単位以上	教養小計 38 単 位	70 単 位
	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		
外国語科目	英 語	10 単 位		6 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	71 単 位	専門小計 79 単 位	69単位 (注 2)		
専門共通科目	卒 業 研 究	8 単 位		—		—
合 計		130単位		110単位		70単位

図 3: 富山県立大学における卒業要件単位

- はじめに
- 教学データ分析
- 取得科目の推薦
と教材の最適化
- 提案手法
- 実験結果並びに
考察
- おわりに

4.2 関連資料のアップデート 1

12/21

教材の洗練

本研究では学生はこのような 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う。

類似性

類似性ではまず、ターゲットとなるレビュー文章を *bigram* によって区切る。 *bigram* とは、任意の文字列が 2 文字単位で区切られた文字列のことである。このようにして 2 文字ずつに区切った文字列の集合をレビュー本文ごとに作成し、類似スコアを算出する。

表 4.1: n -gram における文章の区切り

$n = 1$: unigram	今日/は/い/い/天/気/で/す/ね/.
$n = 2$: bigram	今日/日は/はい/いい/い天/天気/気で/です/すね/ね.
$n = 3$: trigram	今日は/日は/はい/いい/いい天/い天気/天気で/気です/です/すね/すね.

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

4.2 関連資料のアップデート 2

13/21

集中性

集中性ではまず、レビュー評価値が1または5のレビューが時間的に集中して投稿されている時間を求める。ある特定のイベントが時間的に集中して起こる現象をバーストと呼び、レビューにおいて低評価値または高評価値が不自然にバーストしているタイミングを求める。バースト検知手法としては、移動平均線収束拡散法 (moving average convergence divergence: MACD) によるバースト検知手法を実装する。MACD によるバースト検知手法で、バーストが検出された日のレビュー集合を求める。そして、各レビュー集合において再び MACD において15分足でバースト検知手法を行い、バーストが検出された時間のレビューの数を求め収集性スコアを算出する。

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

4.2 関連資料のアップデート 3

14/21

情報性

情報性ではまず、Python の MeCab を使って形態素解析を各レビュー本文について行い、各レビュー本文がもつ名詞を抽出する。形態素解析とは自然言語処理の手法の一つで、ある文章・フレーズを「意味を持つ最小単位（＝単語）」に分解し、それらの品詞などに判別する作業のことである。次に、各レビュー本文から抽出された名詞が他のレビュー本文でどれくらい使われていないか（名詞がどれだけ特徴的か）を表す情報性スコアを算出する。

今日	キョー	キョウ	今日	名詞-普通名詞-副詞可能	1
は	ワ	ハ	は	助詞-係助詞	
いい	イー	ヨイ	良い	形容詞-非自立可能	形容詞 連体形-一般 1
天気	テンキ	テンキ	天気	名詞-普通名詞-一般	1
です	デス	デス	です	助動詞 助動詞-デス	終止形-一般
ね	ネ	ネ	ね	助詞-終助詞	
.			.	補助記号-句点	

図 4: 形態素解析

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

4.2 関連資料のアップデート 4

15/21

信頼性スコア

類似性, 集中性, 情報性の3つのスパム性を表すスコアを求め, あるレビューに対する最終的なスパム性スコアを(7)で定義する.

$$F_score(l_i) = \frac{S_score_{norm}(l_i) + T_score_{norm}(l_i) + I_score_{norm}(l_i)}{3} \quad (7)$$

さらにスパム性スコアから最終的なある教材に対する評価点を(8)で定義する.

$$T_score(t_i) = \frac{Average(t_{l_i})}{Average(F_score(t_{l_i}))} \quad (8)$$

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

4.1 提案手法の概要

16/21

提案手法

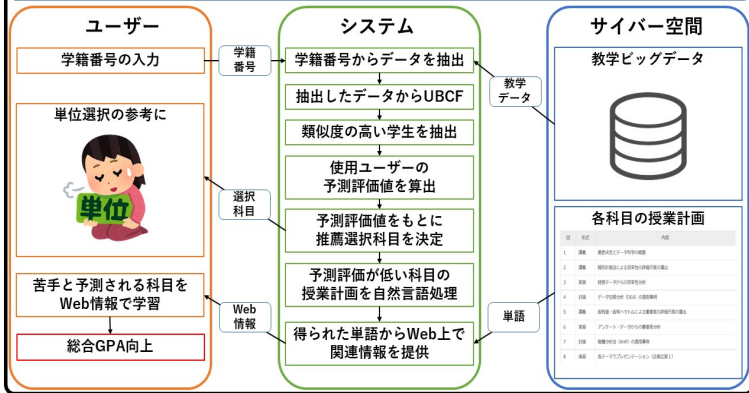


図 5: 本研究で構築するシステムの流れ

5.1 実験概要

17/21

概要

1. 複数のサンプル学生の 1 年前期までの結果から 1 年後期以降の推薦科目の被覆率
2. システムの推薦部分の評価をする
3. システムの信頼性の部分の評価
4. システムを使ってもらい、成績が上がるかの実験

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

5.2 実験結果

18/21

でき次第載せます

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦
と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに
考察**
- 6 おわりに

6.1 おわりに

19/21

まとめ

今後の課題

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦
と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに
考察
- 6 おわりに

信頼性の追加

システムのレビューにおける信頼性を考慮した評価点で教材の順番が上下するようにした.

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに考察
- 6 おわりに

これからやること

- システムをサーバーで動かす
- 数値実験
- 本論を進める

- 1 はじめに
- 2 教学データ分析
- 3 取得科目の推薦
と教材の最適化
- 4 提案手法
- 5 実験結果並びに
考察
- 6 おわりに