LMS ログデータからの修学モデル構築

Modelling of Students' Learning Status Based on LMS Log Data

近藤 伸彦*1, 畠中 利治*2
Nobuhiko KONDO*1, Toshiharu HATANAKA*2
*1 大手前大学 CELL 教育研究所
*1 CELL Institute for Educational Development, Otemae University
*2 大阪大学大学院情報科学研究科

*2 Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University Email: nkondo7@otemae.ac.jp

あらまし: 学習環境の適応的なデザインを行うためには、個々の学生の修学に関する状態をリアルタイムに把握することが求められる. 本稿では、LMS (Learning Management System) のログデータにもとづいて隠れマルコフモデルを構築し、個別の学生の修学状態を適時的に推定する手法を提案し、ある大学のLMS ログデータをもとに行った実験的検討の結果について報告する.

キーワード: Learning Analytics, 教育ビッグデータ, 教学 IR, LMS, 修学モデル, 隠れマルコフモデル

1. はじめに

大学教育のユニバーサル化により、多様な学生に対する質保証が求められるようになった。知識基盤社会が要求する高等教育の質保証とこうした多様化への対応というアンビバレントな要請に対する解を見出すことが大学改革におけるエクセレンスであるといわれ(1)、さまざまな大学がその実現に向けた取り組みを行っているのが現状であるといえる.

一方で,近年ビジネス・医療などの分野と同様に,教育においてもいわゆるビッグデータのアナリティクスの重要性が増し, Learning Analytics (以下「LA」と表記する.)と呼ばれる研究領域が大きな注目を集めている. LA においては,学習やその環境についての理解と最適化がその目的とされる. さらには,こうした理解にもとづいて,リアルタイムな学習支援などへの活用が目指されているところに LA の特色がある⁽²⁾.最近では"Adaptive Learning"という語が一般化してきているように,個に応じた適応的な学習モデルが実用上のトレンドとなっている.

また、学内外のデータをもとに機関の意思決定支援を行う機能である IR (Institutional Research) も大きな注目を集めている. IR と LA は異なる文脈で発展してきたが、データに基づく教育改善という観点から両者の関連性は強く、これらを融合させた研究が今後ますます求められるという指摘もある⁽³⁾.

筆者らはこれまで、LAとIRの融合を念頭に、学士課程における大規模な教学データをもとに、機械学習による修学状態モデルの構築とその学習支援への応用について検討してきた(4)(5).これらの研究においては、修学上のあらゆるデータを用いることを基本的な方向性としていたが、リアルタイムなデータには乏しい状況であった。本稿では、よりリアルタイムに近い修学支援のために、LMS(Learning Management System)のログデータを用いることを考える。具体的には隠れマルコフモデルにより個別の

学生の修学状態を適時的に推定することを検討し、 ある大学(以下 X 大学とよぶ.)の LMS ログデータ をもとに行った数値実験の結果について報告する.

2. LMS ログからの修学モデル構築

本稿では、X 大学における LMS のログをもとに修 学モデル構築の可能性を検討する.

2.1 LMS ログ

X大学では、独自開発のLMSを全学的に運用しており、授業における学習管理だけでなく、大学からのお知らせの配信・閲覧、eポートフォリオ機能、自主学習コンテンツなどを有し、学士課程教育全体において学生・教員ともに当LMSを十分に活用することが想定されている。授業によって活用頻度はまちまちではあるが、お知らせ配信のように、学生生活を送るうえで当LMSを使用する必要があるため、大学に対する学生のコミットメントの度合いをある程度反映していることが期待できる.

2.2 隠れマルコフモデルによる修学モデル構築

本稿では、LMS のログをもとに学生の修学状態を 確率的にモデル化することを検討する. ここでいう 修学状態とは、学生の「修学意欲」のような内部状態を仮想的に考えたものとする.

隠れマルコフモデルは状態空間モデルの一種であり、現在の状態のみに依存して確率的に遷移する潜在変数(隠れ状態)と、現在の状態に応じた条件付き確率により観測値を出力する観測変数とで構成されるマルコフ過程を表現したモデルである^⑥.本稿では、潜在変数(隠れ状態)として上述のような学生の修学状態を仮定し、LMSのログを観測値として隠れマルコフモデルを構築することを考える。こうしたモデルを構築することで、ログから学生の修学状態を確率的に推定し、適切な介入へと結びつけることなどが期待できる.

3. 数值実験

3.1 実験概要

2.2 で示した隠れマルコフモデルの構築についての数値実験を行った. 実験においては, X 大学における 2015 年度入学生 (N=548) を対象とし, 2015 年度春学期における LMS の操作ログ (授業が行われた期間である全 85 日のデータ) を用いた.

本 LMS では、ログイン、機能切り替え、お知らせ閲覧、オンデマンドコンテンツの起動、レポート提出など、何らかの操作を行うたびに、学生 ID、操作日時、操作内容が1つのレコードとして記録される。今回の実験では、全学生について操作レコードの1日ごとの総数を数えたうえで、曜日による操作数のばらつきを抑えるため、直近一週間の総数を計算し、これを観測値とした。そのため、学習に用いたデータは授業日2週目以降のものとなっている。

実験には R(version 3.2.0)を使用し、隠れマルコフモデルのパッケージとして $depmixS4(version 1.3-3)^{(7)}$ を用いた.

3.2 実験結果

状態数を3としてパラメータ推定した結果、図1 のような状態遷移確率が得られた. S_1 , S_2 , S_3 はそ れぞれ潜在変数を表わし, 矢印に付随する数値が状 態間の遷移確率である. このモデルにより状態遷移 を推定した例として, ある学生 A, B についての, 直近一週間のログ総数(観測値)および各時点で推 定された隠れ状態を図2、図3にそれぞれ示す。こ れらの図には、参考として各時点に対応する授業週 の必修科目出席率も示している. 同様に他の学生に ついて推定された状態遷移系列も合わせて検討する と、 S_1 は活動的な状態、 S_2 はやや活動的な状態、 S_3 は活動的でない状態とみなすことができる. また図 2,図3においては、状態の推移と出席率の推移にや や関連性がみられることからも、本モデルのような 手法により「修学意欲」のような潜在的な状態を推 定できる可能性があると考えられる.

4. おわりに

本稿では、学生の修学状態を潜在変数とする隠れマルコフモデルを LMS ログから構築することについて検討した。今回は単純なログ総数のみからモデル構築を試みたが、観測値としてとらえるべき特徴量をさらに適切なものとすることで、潜在的な修学状態をより精度よく推定できる可能性がある。

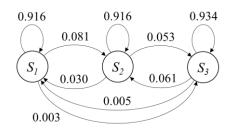


図1 推定された隠れマルコフモデル

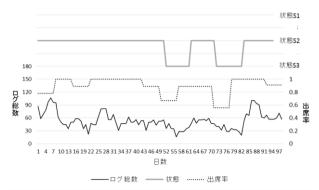


図2 ログ総数と状態および出席率の推移 (学生 A)

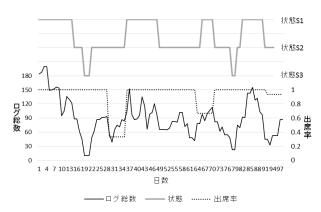


図3 ログ総数と状態および出席率の推移(学生B)

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 16K16331 の助成を 受けた.

参考文献

- (1) 絹川正吉: "大学教育のエクセレンスとガバナンス", 地域科学研究会 (2006)
- (2) 安武公一: "ライフログの教育活用における海外動向 —Learning Analytics and Knowledge(LAK)2012 報告—", サイエンティフィック・システム研究会 2012 年度教育環境分科会第2回会合(2012)
- (3) 船守美穂: "デジタル技術は高等教育のマス化問題を 教えるか?—MOOCs,教育のビッグデータ,教学 IR の模索",情報知識学会誌,Vol.24, No.4,pp.424-436 (2014)
- (4) 近藤伸彦, 畠中利治: "学士課程における大規模データに基づく学修状態のモデル化", 教育システム情報学会誌, Vol.33, No.2, pp.94-103 (2016)
- (5) 近藤伸彦, 畠中利治: "確率モデルを用いた学修状態 のモデル化と学修支援", 教育システム情報学会第40 回全国大会講演論文集, pp.281-282 (2015)
- (6) C.M.ビショップ: "パターン認識と機械学習 下", シュプリンガー・ジャパン (2008)
- (7) Visser, I. and Speekenbrink, M.: R Package 'depmixS4', http://depmix.r-forge.r-project.org/(2016 年 6月5日アクセス)