

ベイジアンネットワークによる大学生の中退行動のモデル化

Modeling dropout behavior patterns using Bayesian Networks

白鳥成彦^{*1}

Naruhiko Shiratori

^{*1} 嘉悦大学

Kaatsu University

In this study, student action to drop out is modeled by Bayesian network based on interviews with university students and faculty. While expressing the dropout behavior patterns of students, that represents the behavior and time transition of the individual student, to model the dropout action adapted to the individual student.

1. はじめに

大学における中途退学率(中退率)は各大学の状況によって大きく異なるが、中退率の高さは大学の学生募集や教育の質に大きい負の影響を与えるだけではなく、学生にとっても時間や資金を浪費してしまうことになる。日本では卒業率が他の OECD 諸国と比べて高いためか、中退を議論することはあまり無かったが、1990年代以降大学における中退率は上昇してきており、日本においても大きな問題となりつつある[朴澤 2012]。さらに、読売新聞社によって毎年行われている調査においても中退率は大きな注目点となっており、大学の評価においても中退率は大きな指標となってきた[読売新聞教育ネットワーク事務局 2015]。

学生が大学を中退することは大学にとっても学生にとってもなるべく避けたいことである。しかしながら、退学に至る学生の行動は大学の状況や学生によって大きく異なるため、教職員の経験等に依存する事が多かった。本研究では大学に存在する学生データと学生へのインタビューにもとづき退学する学生行動をベイジアンネットワークにより表現し、モデル化する。学生の中退行動パターンを表現しながら、個々の学生の行動や時間遷移を表現していくことで、個々の学生に適応した中退行動をモデル化する。

2. 教育・学習における研究レビュー

2.1 教育・学習における人工知能研究のアプローチ

大学における教育サービス研究としては、授業における学生の満足度調査や評価を行ったものが多い。しかしながら、教育サービスをどのように改善すべきなのかは、学生達からあげられてきた指標などを参考にしながら、サービス提供者の主観的な勘や経験に依存することが多いという問題が残っていた。

一方で、主観的な経験だけではなくデータマイニングや人工知能等の技術を活かして客観的に教育サービスを評価しようとしてきた研究が Educational Data Mining (EDM) である。例えば、大学初年次において中退をしようとする学生を決定木を通して予測していく研究などがあげられる。また、日本においてもベイジアンネットワークを用いて学生を分類し、教育効果を測定する研究が行われている[椿 2013]。しかしながら[Jindal 2013]が EDM に関するサーベイ論文の中で述べている通り、大量のデータが蓄積

していく中で学習者の行動を個別に、そして学生の成長に即して動的な処理を行う研究はこれからの課題としている。

また、学習におけるモデリングの手法として Bayesian Knowledge Tracing (BKT) 法がある[Corbett 1994]。Corbett 達は学生の知識習得をベイズ確率を用いてモデル化しており、さらに Yudelson 達は個々の学生の特徴に注目し、動的な学習モデルとして構築している[Yudelson 2013]。

2.2 ベイジアンネットワークによるモデル化

2.1 で簡単に示したとおり教育・学習における人工知能研究は進んできている。しかしながら、いまだ教育・学習において中退に関連する変数群はマクロ的な変数が多く、統一化された指標はできておらず、教員の経験や勘に依存するものが多い。

主観的な経験や認知構造を半構造化されたインタビューを通して、定性的にベイジアンネットワークを構築していく方法には評価グリッド法等がある[本村 2005, 2006]。本村達はヒトの認知・評価構造を評価グリッド法により抽出し、ベイジアンネットワークの構造部分を先に構築する方法を提唱している。特に潜在的な変数を考える場合には統計的なデータとして取得することが難しいため、先にベイジアンネットワークのスケルトン的な構造を構築し、次に定量調査、統計的学習を行い、グラフ構造や定量的な関係を表現していく。

本研究ではベイジアンネットワークを表現手法として、教育現場の熟達者の勘や経験に頼って行われてきた教育サービスを客観的に解明し、退学に関連した学生の動的な行動をモデル化していくを試みる。

3. 中退に関連する変数

3.1 中退に関連するマクロ変数

中退に関連する変数群には広く大学や日本全体に関連するもの、個々の大学に関連するものと、個々の学生毎に違うものなどに分類することができる。本研究では前者の変数群を中退に関連するマクロ変数と呼ぶ。中退におけるマクロ変数を分析している事例はマクロ的な分析は経済的な要因、規模の大きさ、大学の合格率、偏差値、ST 比、単位取得状況、サークル加入など

中退におけるマクロ変数を導く研究としては Manski 等の研究があげられ、大学中退は経済活動であることを述べている[Manski 1989]。Manski は大学を中退することは大学教育の便益と費用を勘案しながら行われることだと述べる。大学在学における便益は正規の職につきやすいことや高卒者より大卒の方が平均的な収入が高いこと等があげられ、費用は大学の学費等をあげることができる。

連絡先: 白鳥成彦, 嘉悦大学ビジネス創造学部, 東京都小平市花小金井南町 2-8-4, 042-466-3711, naru@kaatsu.ac.jp

中退率は大学毎に大きく違うために、これまでも大学における中退率を表すための研究が多くなされてきた。例えば、丸山によれば大学の規模が小さいほうがより中退率は高く、清水によれば偏差値が低いほうが大学生の中退率が高いことが指摘されている[丸山 1984, 清水 2013]。他にも大学教員と学生の数の比率(ST比)に注目したもの等がある[姉川 2014]。

このように経済的な指標や大学の規模、偏差値、ST比等は中退におけるマクロ変数群として選択される。

3.2 中退に関連するミクロ変数

3.1 では大学中退におけるマクロ変数について述べたが、大学全体や日本の経済というよりも、個々の学生行動や属性が中退に関連することも多い。中退に関連し、個々の学生毎に違う変数群を中退に関連するミクロ変数と呼ぶ。

田尻はビジネス系大学における学修履歴と中退の関連の分析を行い、中退学生に関する変数群を導出している [田尻 2013]。彼は女子学生の方が4年間で中退をする確率が低く、4年以降はその確率が逆転することや、入学時学力テスト、成績、修得単位数なども中退に関連する変数群としてあげている。他にも家計所得や奨学金受給率等もあげることができる。

以上のように大学における中退を表現するためのマクロ変数とミクロ変数の両方を意識しながら中退行動を表現していくことが必要になる。

4. モデル構築

3章では中退におけるマクロ変数群とミクロ変数群をあげた。4章では中退におけるマクロ変数とミクロ変数がどのように関連し、中退にいたっているのかをインタビューを基にしながら分類し、中退の行動をモデル化していく。

4.1 中退行動の分類と条件

初年次を担当している教員3名にインタビューをし、中退学生のタイプを3つに分類した。さらに、その3つのタイプの学生の事例を明らかにするために辞めていった当該学生へのインタビューも同時に行った。インタビュー手法としてはラダリング法を基に行い、学生の中退における変数群を抽出しながら、中退学生のタイプを分類している。

1つ目の中退学生のタイプは経済的な要因で退学していくものである。学費を納入することが難しくやめていくタイプである。アルバイト等で生活費や一部の学費を工面しながらやっている学生が多い。経済的な要因は学生支援機構の奨学金の貸与や世帯収入、アルバイトの有無等と関連している。2つ目のタイプはポジティブに中退する学生である。このタイプは大学にあるキャリア教育の影響で未来に何をしたいのかを明らかにした結果、今所属している大学ではなく他の場所で自分を活かしていこうやめていく退学である。このタイプの特徴の学生は大学に来ており、ある程度の夢を持って大学を辞めていく。例えば、大学のキャリア教育において初めて自分の未来を考えた結果、看護師になりたいという夢を描いてやめていく学生がこのタイプに当てはまる。3つ目のタイプはネガティブに中退する学生である。このタイプの中退は現在所属している大学において学業不振や人間関係が構築できない等でやめていく学生である。大学の成績が振るわず、大学から足が遠のいていき、そのためにさらに成績が悪くなるといったタイプである。また、友人関係が全く出来ず、大学に来づらくなり、辞めていくこともある。

以上3つの中退学生のタイプは完全に分割できるというもの

ではなく、複合的に起こることや、段階的に発生する場合もあるが、3つのタイプを構造として持つことで、ある程度中退を考える学生の行動を抽出することができた。

一方で、中退のタイプはある程度分かれるが、それぞれの学生ごとに中退に関連する事象がおこった時期や原因も様々である。ある学生は中退のタイプとしては1の経済的な要因が大きいのと言っていたが、その他にも人間関係も学習状況も悪かった。また、ある中退学生は必須の授業は取れているが、ある学生は必須の授業はとれずに、専門的な授業のみをとっている、と中退学生によってミクロ変数群の有無は様々であった。

他にもインタビューを通して明らかになったことには学生の成長がある。学生は成長し、大学にいる便益に気づき、中退を取りやめるという事例も聞かれた。例えば、最初は友人関係が構築できておらず大学に来る意味がわからなかったが、先輩SAと仲良くなり、そこから成績も良くなり、中退をしなかった学生等である。つまり、学生の中退を静的なモデルとして構築することはせずに、常に変化するものとして捉える必要がある。

以上の教職員インタビューから大学生の中退行動に関連する条件は下記の3つを設定する。

- 3つの中退学生タイプを表現できること
- 個々の学生の行動を表現する柔軟さを持つこと(中退者・学習者の異質性)
- 学生の変化や成長を表現できること(時間的異質性)

4.2 ベイジアンネットワークによる中退行動のモデル化

(1) 全体学生モデルの作成

最初にマクロ変数群を用いて大学全体の学生における中退率を全体学生モデルとして表現する。本モデルでは偏差値、大学規模、経済指数の3項目をマクロ変数群として設定し、それを基に大学全体の中退傾向をモデル化する。

(2) 個別学生モデル(静的)の作成

個別学生モデルは3章で述べたミクロ変数群と4.1で述べた中退行動を表現していくものであり、個別学生モデルとして構築する。個別学生モデルは静的な変数群と動的な変数群の2種類で構築し、1人の学生ごとに違う中退者の消費者異質性を表現することができるようにする。

個別学生モデル(静的)は静的な変数群で構成され、1ヶ月単位では変わらずに半年間(1学期間)変わらない変数群を指す。ここでは個々の学生ごとの経済的要因と大学入学時の成績で表現した。

(3) 個別学生モデル(動的)の作成

個別学生モデル(動的)では(2)で作成した静的な変数群とは違い、短期間で変更していく変数群を表現する。動的変数群としては学生の成長や成績の遷移があげられるが、変数群として授業への出席や人間関係等で表現した。さらに、この変数群は常に変更するために動的に証拠を入れ込んでいくことになる。

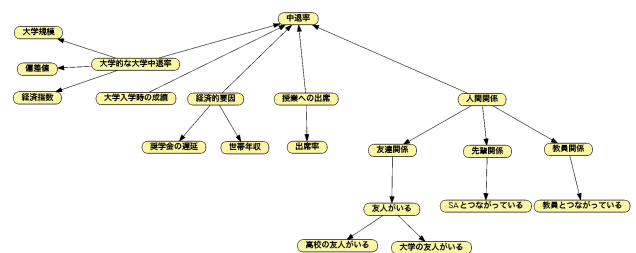


図 1. 中退行動を表現するベイジアンネットワークモデル

5. おわりに

本研究では全体学生モデルと個別学生モデルを組み合わせることで、3タイプの中退行動、中退行動の異質性、時間的異質性を表現した。本研究で構築したモデルはまだスケルトン的なモデルであり、今後は定量調査、統計的学習を行い、グラフ構造や定量的関係を学習、表現していくことが求められる。

謝辞

本研究は JSPS 科研 15K04380「大学における中退防止を目的とした教育サービス評価モデルの提案」の助成を受けたものになります。

参考文献

- [読売新聞教育ネットワーク事務局 2015] 読売新聞教育ネットワーク事務局: 大学の實力 2016, 中央公論新社, 2015.
- [朴澤 2012] 朴澤泰男: 学校基本調査にみる中退と留年, IDE—現代の高等教育 546: 64-67, 2012.
- [椿 2013] 椿美智子・大宅太郎・徳富雄典: タイプ別教育・学習効果分析システムの提案, 教育情報研究: 日本教育情報学会学会誌 28 (3): 23-34., 2013.
- [Jindal 2013] Jindal, Rajni・Malaya Dutta Borah. : A Survey on Educational Data Mining and Research Trends. International Journal of Database Management Systems 5 (3): 53-73., 2013.
- [Corbett 1994] Corbett, A. T. ・Anderson, J. R. : Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge, User Modeling and User-Adapted Interaction, 4(4), 253-278., 1995.
- [Yudelson 2013] Yudelson, M. V. ・Koedinger, K. R. ・Gordon, G. J. : Individualized Bayesian Knowledge Tracing Models, Artificial Intelligence in Education (Vol. 7926, pp. 171-180). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. 2013.
- [本村 2005] 本村陽一・金出武雄: ヒトの認知・評価構造の定量化モデリングと確率推論, 電子情報通信学会技術研究報告, 2005.
- [本村 2006] 本村陽一・岩崎弘利: ベイジアンネットワーク技術—ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論, 東京電機大学出版局, 2006.
- [Manski 1989] Manski, Charles F.: Schooling as Experimentation: A Reappraisal of the Postsecondary Dropout Phenomenon, Economics of Education Review, 8(4): 305-312.1989
- [丸山 1984] 丸山文裕: 大学退学に対する大学環境要因の影響力の分析, 教育社会学研究 39: 140-153, 1984.
- [清水 2013] 清水一: 大学の偏差値と退学率・就職率に関する予備的分析—社会科学系学部のケース, 大阪経大論集

64(1): 57-70, 2013.

- [姉川 2014] 姉川恭: 大学の学習・生活環境と退学率の要因分析, 経済論究 149: 1-16. 2014.
- [田尻 2013] 田尻慎太郎・白鳥成彦: ビジネス系大学における学修履歴と活動データを用いた生存時間分析, 日本教育社会学会第 65 回大会発表要旨集 120-121, 2013.