

ベイジアンネットワークを用いた 授業アンケートからの学生行動モデルの構築と考察

原 圭 司^{†1,*1} 高 橋 健 一^{†1} 上 田 祐 彰^{†1}

ベイジアンネットワークは、確率変数の依存関係をネットワークで表した確率モデルである。モデルを構築する統計的学習と構築したモデルを用いた確率推論は、様々な分野に適用されている。本研究では、大学の講義を受講した学生に対し授業アンケートを実施し、学生の成績およびアンケート項目を確率変数とするベイジアンネットワークとして学生行動モデルを構築する。また構築したモデルを用いた確率推論を行うことにより、学生の成績と、学生の行動および教員の講義方法との関連を考察する。そして学生の成績に影響を及ぼすアンケート項目を特定することによって、大学における授業の改善および教員、学生の意識改善につなげることを本研究の目的とする。

Student Behavior Modeling and Learning Using Bayesian Networks from Questionnaires

KEIJI HARA,^{†1,*1} KENICHI TAKAHASHI^{†1}
and HIROAKI UEDA^{†1}

The Bayesian network is a probabilistic model that represents dependency among random variables by a network. Statistical learning to build a student model and statistical inference using the model have a wide field of applications. In this study, first, we carry out a questionnaire to students who attend a class at our university. Next, we construct a student behavior model using the questionnaire items as random variables. Then, we perform some experiments of probability inference for this model to specify the relation of achievements of students with student's behavior, learning attitude and teacher's teaching method.

^{†1} 広島市立大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science, Hiroshima City University

*1 現在、NEC ネクサソリューションズ株式会社

Presently with NEC Nexsolutions, Ltd.

1. はじめに

近年、大学設置基準の改定をきっかけとした大学教育の内容、方法の改善への関心が高まっている。全国の大学で教育・研究活動に関する評価が行われ、それによる制度や組織面における様々な改革のほかに、ファカルティ・ディヴェロップメントと呼ばれる取り組みが行われている。

ファカルティ・ディヴェロップメントとは、「個々の大学教員が所属大学における種々の義務を達成するために必要な専門的能力を維持し、改善するためのあらゆる方策や活動」¹⁾と定義されている。活動の1つに「自己点検・評価活動とその活用」というものがあり、主に学生に対する授業評価のための授業アンケートがほぼすべての大学において実施されている。学生による授業評価は大学教育改善にとって重要な意味を持っており、授業アンケートの結果を解析することによって大学教育のさらなる改善につなげる必要がある^{1),2)}。しかしながら、現状では授業アンケートを実施するだけにとどまり、その結果を活用するための個人的、組織的なフィードバックの機構や方策が必ずしも整備されているとはいえず、授業アンケートの結果が十分に活用されていないという問題点がある。

このような現状に対し、授業評価の意義を示し、授業アンケート結果を授業にフィードバックするための手法を示した書物などが発行されている。文献2)では、具体例をあげて、授業アンケート項目間の相関による授業の改善のための手がかりが解説されている。また、授業アンケートによる授業評価に関する研究について網羅した論文として文献3)があげられる。文献3)では、1992年度以降の授業評価研究結果についての総括と今後の課題が示され、米国による先行研究との比較がなされている。

これらの授業評価研究において、成績と授業評価を用いた本研究に関連するものとして、総合授業評価と成績との相関についての研究がある⁴⁾⁻⁶⁾。安岡ら⁴⁾は、クラス内の成績と総合授業評価の間の相関係数は0.2程度であるが、クラス平均の成績と総合評価はやや高い正の相関があること、学生の自己評価と総合評価は相関があることが示されている。松田ら⁵⁾も成績と総合的評価との関係、学生の自己評価と総合的評価との関係を調べ、成績が優秀なものがそうでないものより授業評価値が高いこと、自己評価と総合的評価は相関が高いことを示し、授業評価に至る過程をあきらかにしている。牧野⁶⁾は学生の成績とその結果の通知(フィードバック)が授業評価に与えるかを調査し、有意な差がないこと、しかしながら、教員評価や授業準備評価ではフィードバック後に成績の悪かった学生が評価を下げていることを示している。

現在の授業アンケートでは通常無記名式であるため、成績と授業評価との関連付けを行うことは難しく、成績と総合評価との関連を直接調査したものではないが、学生の学習意欲と総合評価との関連を調べた研究として、文献 7), 8) がある。保田⁷⁾ は、受講態度と総合的授業評価との関係について、大学教育に対する理想が高い学生は受講態度もよく総合的授業評価（授業への満足度）も高くなることを示している。松本ら⁸⁾ は、「意欲的學生」を欠席回数や「学習努力」「集中受講」の両項目の学生の自己評価値から定義し、学習意欲の高い学生ほど授業に対する総合満足度が高いことを示している。

本研究では、これらをもとに成績と授業評価に相関があると考え、授業アンケートのどの項目が成績に対する影響を与えているか、その過程を明らかにするための手法の有用性について検討している。松田ら⁵⁾ は、高い授業評価に至る過程を、因子分析による結果をもとに推定している。本研究では、その過程をベイジアンネットワークにより推定する。

アンケートなどによって収集されたデータの中から価値のある知識を発見するデータ解析手法として、統計解析や決定木生成法、クラスタリングなどが知られている。ベイジアンネットワークもまた、代表的なデータ解析手法の 1 つである。ベイジアンネットワークは確率変数間の依存関係をネットワークとして表した確率モデルであり、不確実性を含む人間の嗜好性のモデル化を目的とするヒューマンモデリングと予測、解析のための技術として有望であると考えられている。実社会において収集されたデータは、つねに不確実性を含んでいる。不確実性を確率として扱うことのできるベイジアンネットワークによる解析は、統計学のほかに知識工学、認知科学、心理学など様々な分野に用いられている。

本研究では、大学の講義を受講した学生に対し授業アンケートを実施し、学生の成績およびアンケート項目を確率変数としたベイジアンネットワークとして学生行動モデルを構築する。また構築した学生行動モデルを用いた確率推論を行うことにより、学生の成績と、学生の行動および教員の授業方法との関連を推定、考察する。それによって、大学における授業方法の改善、および教員、学生の意識改善につなげるための方法を示すことを本研究の目的とする。

2. ベイジアンネットワーク

2.1 ベイジアンネットワークの構造

ベイジアンネットワークは、①確率変数、②確率変数間の依存関係、③確率変数間の条件付き確率、の 3 つによって定義されるネットワーク構造の確率モデルである。①はノードによって表現される。確率変数は目的変数と説明変数に分けられ、目的変数はそのペジ

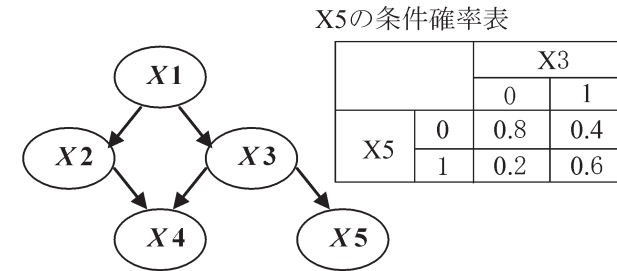


図 1 ベイジアンネットワークと CPT の例

Fig. 1 An example of a Bayesian network and CPT.

アンネットワークから推定したい変数、説明変数は目的変数を推定するための変数となる。本研究では、説明変数が各アンケート項目、目的変数が学生の成績となる。②はノード間に張った有向リンクによって表現され、リンクの元にあるノードを親ノード、リンクの先にくるノードを子ノードと呼ぶ。③は親ノードの値を観測したという条件の下で、子ノードのとり条件付き確率を列挙した表（条件付き確率表：CPT）によって表現する。

ベイジアンネットワークと条件付き確率表の例を図 1 に示す。 X_i を確率変数とし、変数はすべて 2 値 (0 or 1) をとるものとする。例として X_5 を目的変数とすると、他の X_1 , X_2 , X_3 , X_4 が説明変数となる。

図 1 の条件付き確率表から、 X_3 の値が 0 であるという条件の下で、 X_5 の値が 0 をとる条件付き確率は 0.8 であることが分かる。数式で表すと式 (1) のようになる。

$$P(X_5 = 0 | X_3 = 0) = 0.8 \quad (1)$$

2.2 確率推論

確率推論とは、一部の確率変数の値を観測したとき、構築されたベイジアンネットワークを使うことでその他の変数について確率分布を求めたり、確率の値が最も大きい状態をその確率変数の予測結果として得たりするための計算処理である。たとえば、観測された変数の情報 e から求めたい確率変数 X の確率値、すなわち事後確率 $P(X|e)$ を求め、それにより X の期待値や、ある仮説の確信度などを評価するものである。

確率推論はまず、観測された変数の値 e をノードにセットし、親ノードも観測値も持たないノードに対しては事前確率分布を与える。そして、観測したい対象である確率変数 X の事後確率 $P(X|e)$ を得る、という手順で計算される。

3. 実験の概要

3.1 実験データ

実験データは、学生に実施した授業アンケートの結果と、学生が実際に取得した成績からなる。学生行動モデルの構築において、各アンケート項目が説明変数、学生の成績が目的変数となる。

3.1.1 授業アンケート

授業アンケートは、広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科(実施当時)において、2001年度から2003年度にかけて講義された確率と統計に関する科目L1、コンピュータの基礎に関する科目L2、推論方式に関する科目L3の3科目を対象とする。これらの科目のいずれかを受講した学生に対して授業アンケートを実施した。アンケートは、期末試験前の最後の講義の終了直前に、10分程度時間をとり、アンケートの回答が成績に影響を与えないことを述べて、教員に見えない形で回収した。なお、このアンケートは、著者が所属する大学がFDの形で大学全体として行う前に、実施したものを使用している。また本研究では、この3科目のうちL1を「数学系科目」、L2とL3を「情報系科目」の分野として扱う。各科目の受講の詳細を表1に示す。表1において、対象学年はその科目を受講する学年を、開講年度はその講義が開講された年度を意味する。年度生は、その講義を受講した学生が何年度に入学した学生であるかを意味する。人数は、成績判定を受けた学生の数である。

授業アンケートは28項目の質問からなる。これらのアンケート項目は大きく分けて「教

表1 科目の受講の詳細
Table 1 Details of lectures.

科目名	分野	対象学年	開講年度	年度生	人数
L1	数学	1年生	2001	2001	28
			2002	2002	40
			2003	2003	63
L2	情報	2年生	2002	2001	53
			2003	2002	47
L3	情報	3年生	2001	1999	49
			2002	2000	50
			2003	2001	49

員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」の3つに分類されている。アンケート項目を表2に示す。

アンケートの回答はいずれの項目も「とてもあてはまる」「あてはまる」「どちらともいえない」「あてはまらない」「まったくあてはまらない」「判断できない」から1つを選ぶ形式である。説明変数として各アンケート項目のとり値は、事前に行った実験により「とてもあてはまる」「あてはまる」を yes、「どちらともいえない」を neither、「あてはまらない」「まったくあてはまらない」を no とする3つの離散値とする。なお「判断できない」は欠落値として扱う。

3.1.2 学生の成績

学生の成績はいずれの科目も、レポート提出点および期末試験から算出される。それによって100点を満点とし、80点以上をA、70点以上をB、60点以上をC、60点未満をDとする四段階評価がされる。目的変数としての成績のとり値は、事前に行った実験により80点以上をA、60点以上80点未満をBC、60点未満をDとする3つの離散値とする。各講義の成績の分布を表3に示す。

なお本研究では、成績を一様分布にするサンプリング処理を行っている。これは表3に示すように成績の分布には偏りがあり、正確な解析を行うことができない可能性があるためである。

3.1.3 訓練データの作成

学生行動モデルを構築するためのアンケート結果と学生の成績からなる訓練データは、表3に示した各年度に開講された計8つの講義ごとのデータと、すべての講義ごとのデータを1つにまとめた全事例のデータ、「L1」「L2」といった科目名ごとにまとめたデータ、「2001年度」「2002年度」といった開講年度ごとにまとめたデータなど、合計22種類の訓練データを使用する。

3.2 学生行動モデルの構築

学生行動モデルの構築では、まず表2に示した「教員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」それぞれのアンケート項目を説明変数とする3種類の学生行動モデルを構築する。つまり「教員による授業の進め方」の学生行動モデルは表2のアンケート項目1~7を説明変数として構築する。同様に「講義内容」の学生行動モデルはアンケート項目8~17を、「学生の受講態度」の学生行動モデルはアンケート項目18~27を説明変数として構築する。このアンケートでは、各アンケート項目は、「授業の進め方」「講義の内容」「受講態度」に分類されグループ化されている。つまり、学生は各アンケート項目が、何に対す

表 2 アンケート項目

Table 2 Items of the questionnaire.

番号	分類	内容
1	授業の進め方 教員による	板書は読みやすかった
2		話し方は適切であった
3		講義を進めるスピードは適切
4		学生の質問や発言を促していた
5		学生の質問にはきちんと回答した
6		講義に対する熱意が感じられた
7		OHP,ビデオ等の使い方は適切
8	講義内容	講義概要はわかりやすかった
9		授業の内容は、これまで受けてきた授業とうまく接続していた
10		毎回の授業のねらいはその都度明確にされていた
11		内容がきちんと整理されていた
12		授業はよく準備されていた
13		説明は丁寧で理解しやすかった
14		教科書は適切なものだった
15		授業の内容は刺激的で関心を引き出すものだった
16		関連する最近の話題が紹介された
17		配布資料は有益であった
18		学生の受講態度
19	授業中よく質問した	
20	予習をよくした	
21	復習をよくした	
22	授業の参考図書が足りない	
23	課題はきちんと提出した	
24	課題の量は多すぎる	
25	課題の内容は難しすぎる	
26	試験は適切な問題であった	
27	授業や課題に刺激を受け、自主的に調べたり学んだりした	
28	環境	教室の規模は適切である

表 3 成績の分布

Table 3 The distribution of the grades.

科目名	開講年度	A	BC	D
L1	2001	17	3	8
	2002	12	14	14
	2003	35	18	10
L2	2002	29	17	7
	2003	33	14	0
L3	2001	21	24	4
	2002	14	29	7
	2003	10	21	18

る質問かが分かるようになっている。この分類は、授業評価アンケートの項目プール²⁾における7つの分類のうち、授業、教材、学生の分類にほぼ対応している。まずは、各分類におけるアンケート項目と成績との関連を詳しく見るために、実験を行った。それぞれの分類に対して、22種類の訓練データから22種類の学生行動モデルを構築し、その中から最も精度の高い各学生行動モデルを得る⁹⁾。

また3種類の学生行動モデルのほかに、汎用性の高い学生行動モデルの構築を行う。汎用性の高い学生行動モデルは、属性選択手法によって抽出されたアンケート項目を説明変数、全事例を訓練データとして構築する。

本研究における学生行動モデルの構築および精度の推定は、フリーのデータマイニングツール weka¹⁰⁾を使用した。モデルの構造探索手法として訓練データに含まれるすべての事例を用いた山登り法を採用し、親ノードの上限数を5とする。精度推定法としては、事例数が少ない場合でも適用することができる交差検証法を用いる。

4. 精度の高いモデルの構築

本章では、「教員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」の3種類の学生行動モデルの構築結果と、モデルを用いた確率推論の実行結果から、考察を述べる。また、構築した各学生行動モデルの汎用性の検証を行う。なお本研究における確率推論の手法として、フリーのペイジアンソフトウェア MSBNX¹¹⁾に搭載されているジャンクションツリーアルゴリズムを用いた。

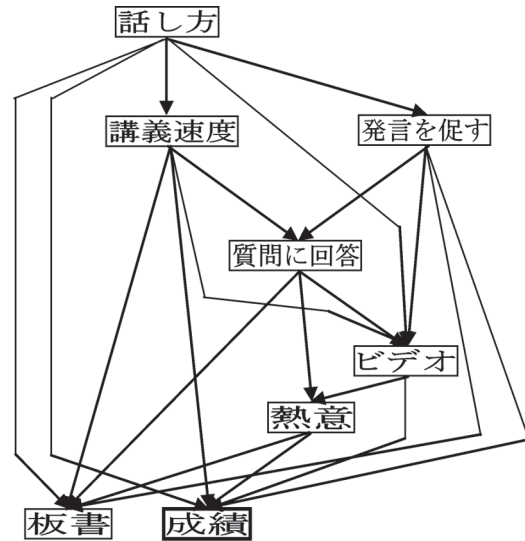


図 2 「教員による授業の進め方」の学生行動モデル
Fig. 2 A student behavior model for lecturing by a teacher.

4.1 教員による授業の進め方

表 2 における「教員による授業の進め方」に関するアンケート項目を説明変数、成績を目的変数として構築した学生行動モデルを図 2 に示す。

図 2 の学生行動モデルは、「2001 年度に開講された L1」を訓練データとして構築したモデルであり、交差検証法によって約 94%の精度が得られることを確認した。図 2 のモデルを用いた確率推論を行うことにより、学生の成績と、学生の行動および教員の授業方法との関連を考察する。

例として、図 2 の「質問に回答」のノードに観測値として yes, neither, no という値をそれぞれ与え、成績の値の確率推論を行った結果を図 3 に示す。図 3 は縦軸が確率値、横軸が成績を表す。推論前にはなにも観測値を与えていない状態、つまり成績の事前確率がプロットされている。yes, neither, no はそれぞれ観測値を与え確率推論を実行した状態、つまり成績の事後確率がプロットされている。

図 3 から、観測値を与えていないときの成績 D の確率値は約 0.3 だが、no という観測値を与え確率推論を実行すると、成績 D の確率値が約 0.5 に変化していることが分かる。つ

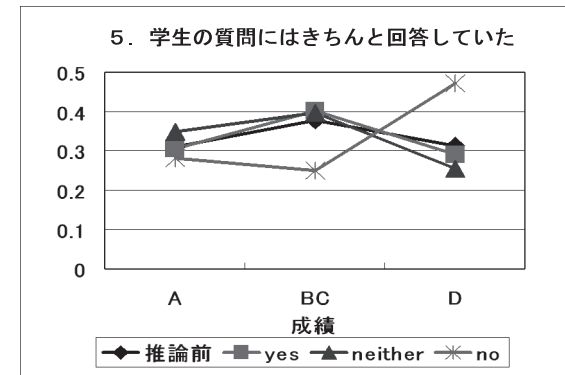


図 3 確率推論の結果
Fig. 3 A result of probability inference.

まりアンケート項目の「教員は学生の質問にきちんと回答していた」という質問に対し no と回答した学生は、成績 D をとる傾向にあることを推論することができる。

同様に他のノードにも観測値を与え確率推論を行った。その結果、成績 D の学生は

- 板書が読みにくい
- 教員が質問に回答してくれない
- 教員が学生に発言を促していない

とアンケートに回答する傾向があると推定することができた。つまり教員は、学生にとって読みやすい板書を心がける、学生の質問には回答し、学生が理解したかどうかを確認する、また学生に対し発言を促すことが、有効な授業方法であると考えられる。なお成績 A の学生の傾向については、図 2 の学生行動モデルから推定することはできなかった。

4.2 講義内容

同様に、表 2 における「講義内容」に関するアンケート項目を説明変数、成績を目的変数として学生行動モデルを構築した。「2002 年度に開講された L2」を訓練データとしてモデルを構築し、交差検証法によっておよそ 92%の精度が得られることを確認した。紙面の都合上、構築したモデルは省略する。

学生行動モデルの各ノードに観測値を与え確率推論を行った結果、成績が A の学生は

- 授業の狙いが明確でない
- 教科書が適切である

表 4 テストデータを与えたときの正答率

Table 4 The accuracy for test data.

	教員による 授業の進め方	講義 内容	学生の 受講態度
L1_2001	89.28	39.29	46.43
L1_2002	30.00	35.00	40.00
L1_2003	46.03	36.51	25.40
L2_2002	54.72	77.36	33.96
L2_2003	48.94	38.30	42.55
L3_2001	30.61	16.33	46.94
L3_2002	30.00	36.33	86.00
L3_2003	22.45	32.65	18.37
平均	43.66	39.30	43.26
標準偏差	22.34	22.52	23.33

- 刺激的な授業である

とアンケートに回答する傾向にあると推定することができた。

また、成績が D の学生は

- 授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続している
- 授業の狙いが明確である

とアンケートに回答する傾向にあると推定することができた。教員の授業方法として適切な教科書を用いる、刺激的な授業を行う、ということは妥当な結果が得られているといえる。しかし、授業の狙いを明確にする、これまでの授業とのつながりを明確にする、という教員の授業方法は学生にとって有益にならないという結果が推定された。このことから、この講義では、教員は授業のねらいやこれまでとの関連を説明せず、学生自身に考えさせ判断させることが、学生にとって有益であったと考えられる。

4.3 学生の受講態度

表 2 における「学生の受講態度」に関するアンケート項目を説明変数、成績を目的変数として学生行動モデルを構築した。「2002 年度に開講された L3」を訓練データとしてモデルを構築し、交差検証法によって約 91%の精度が得られることを確認した。

学生行動モデルの各ノードに観測値を与え確率推論を行った結果、成績が A の学生は

- 授業に出席する
- 課題を提出する

とアンケートに回答する傾向にあると推定することができた。

成績が D の学生は

- 授業を欠席する
- 課題を提出しない

とアンケートに回答する傾向にあると推定することができた。これらの推定結果は、成績 A の学生と成績 D の学生の行動としていずれも妥当な結果であるといえる。

4.4 汎用性の検証

4.1~4.3 節で構築した「教員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」の 3 種類の学生行動モデルについて、汎用性を検証する。

汎用性の検証は、それぞれの学生行動モデルに対し 8 つの講義ごとのデータをテストデータとして与え、正答率を求める。ここでの正答率とは、学習行動モデルによって推定された成績の値が、テストデータの成績の値と正しく一致する割合を示したものである。そして正答率の平均値と正答率のばらつきを求めることによって、汎用性の評価を行う。なお正答率

のばらつきの尺度として標準偏差を用いている。

各講義データを各学生行動モデルに与え、得られた正答率 [%] とその平均 [%]、および標準偏差を表 4 に示す。なお、訓練データとした講義については背景に色を付けている。表 4 より、たとえば「教員による授業の進め方」の学生行動モデルに 2001 年度に開講された L1 をテストデータとして与えたときの正答率は、89.28%と高い値が得られている。このモデルは、4.1 節で述べたように「2001 年度の L1」を訓練データとして与えて構築しており、得られた正答率は妥当な結果である。しかし、2002 年度に開講された L1 をテストデータとして与えたときの正答率は 30.00%と低い値になっている。このことから、テストデータによって正答率に大きなばらつきがあることが分かる。またいずれの学生行動モデルも正答率の平均が 40%であり、モデル自体の精度に比べ非常に低い値となっている。また標準偏差も 20 以上と大きな値になっており、いずれも汎用性の低い学生行動モデルであることが分かる。

これらの学生行動モデルは、モデル構築に使用した訓練データに対する正答率のみが高くなっており、過学習の状態になっているといえる。その原因として、各学生行動モデルの構築に使用した各訓練データは、事例数が少なかったためと考えられる。

このモデルでは構築に使用する各事例に対して高い精度を持っているため、各教員が自分の講義における授業評価と成績と関連から、それぞれの個別授業特有の構造があらわにな

り、その結果授業改善のための要因を見つける際に有用であると考え、実験を行った。しかしながら、今回の実験では、5章で述べる汎用性の高いモデルにおいて抽出されたアンケート項目とほぼ同じような項目が抽出されており、高い精度のモデルの特徴は出てこなかった。ただ、この3つのモデルと汎用性の高いモデルにおいて抽出されるアンケート項目がいつもほぼ同じものであるかどうか、今後さらなる実験が必要である。

今回の実験においては、精度の高いモデルでは汎用性が低いことが示され、複数の講義で共通するモデルを構築するには不向きであると考えられる。複数の講義のモデルを構築するには汎用性の高いモデルを用いるほうが効率的であろう。

5. 汎用性の高いモデルの構築

4章で示した「教員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」の各学生行動モデルにおいて、精度の高いモデルを構築することができたが、汎用性は低いという結果が得られた。本章では、精度とともに汎用性にも着目した学生行動モデルの構築について述べる。そして構築した学生行動モデルを用いた確率推論を実行することにより、成績に影響を及ぼしているアンケート項目を特定し、考察を加える。最後に、科目の違いによる学生の行動および教員の授業方法を比較する。

5.1 属性選択

アンケート項目を抽出する属性選択手法として、CFS (correlation based feature selection)¹²⁾ を評価指標とする最良優先探索を用いる。CFSは情報利得を用いた評価指標であり、成績と関連の高い属性部分集合を抽出することができる。

CFSを式(2)に示す。 k は属性部分集合 Ω に含まれる属性数、 Z は目的変数である。

$$CFS(\Omega) = \frac{\sum_{i=1}^k SU(Y_i, Z)}{\sqrt{k + \sum_{i=1}^k \sum_{j \neq i, j=1}^k SU(Y_i, Y_j)}} \quad (2)$$

式(2)中の SU (symmetrical uncertainty)は式(3)から求められる。式(3)中の $IG(Y, Z)$ は Y の情報利得、 $H(Y)$ 、 $H(Z)$ はそれぞれ Y 、 Z の情報量である。

$$SU(Y, Z) = SU(Z, Y) = 2 * \left(\frac{IG(Y, Z)}{H(Y) + H(Z)} \right) \quad (3)$$

表5 抽出されたアンケート項目

Table 5 Extracted items of a questionnaire.

番号	設問内容	表記
5	学生の質問にはきちんと回答した	質問
9	授業の内容は、これまで受けてきた授業とうまく接続していた	他授業との接続
12	授業はよく準備されていた	授業準備
14	教科書は適切なものだった	教科書
15	授業の内容は刺激的で関心を引き出すものだった	刺激的
18	授業にきちんと出席した	出席
21	復習をよくした	復習
23	課題はきちんと提出した	課題提出
26	試験は自分の理解度を見るのに適切な問題であった	試験は適切

CFSを評価指標とする最良優先探索を用いた属性選択手法を適用した結果、表5に示す9つのアンケート項目が抽出された。「教員による授業の進め方」「講義内容」「学生の受講態度」の各アンケート項目を説明変数として用いる場合と、表5に示した9つのアンケート項目を説明変数とする場合の、4種類の学生行動モデルを構築する。汎用性の高いモデルを構築するために全事例を訓練事例として使用する。

5.2 構築結果

①教員による授業の進め方、②講義内容、③学生の受講態度の各アンケート項目および、④属性選択手法によって抽出されたアンケート項目を説明変数として学生行動モデルを構築した。全事例に対して、それぞれ表6に示す精度が得られることを確認した。

事例数が大きく増えたため、4章で述べた3種類の学生行動モデルに比べると精度は低くなっている。しかし、CFSを評価指標とする属性選択手法によって抽出されたアンケート項目を説明変数として構築した学生行動モデルの精度は、約70%と比較的高い値が得られている。

次に、各学生行動モデルに対し、8つの講義ごとのデータをテストデータとして与える。そしてそれぞれの正答率[%]と、正答率の平均値[%]および標準偏差を求める。その結果を表7に示す。表7における①~④はそれぞれ表6の①~④に対応する。また平均は、各講

表 6 各モデルの精度

Table 6 The accuracy of student models.

アンケート項目	精度[%]
①教員による授業の進め方	57.31
②講義内容	67.45
③学生の受講態度	66.08
④属性選択	70.57

表 7 汎用性モデルにテストデータを与えたときの正答率

Table 7 The accuracy for test data given to a general model.

	①	②	③	④
L1_2001	57.31	67.45	66.08	70.57
L1_2002	41.18	49.02	58.82	58.82
L1_2003	70.00	72.50	67.50	61.90
L2_2002	63.81	64.76	59.05	69.52
L2_2003	60.92	49.43	71.26	77.01
L3_2001	44.68	55.32	80.85	61.70
L3_2002	65.28	58.33	59.72	79.17
L3_2003	48.28	55.17	54.02	73.56
平均	56.81	59.69	63.75	69.54
標準偏差	9.92	8.86	8.26	7.29

義データに対する正答率を講義数 (= 8) で平均化したものである。表 7 より、講義ごとのデータを与えたときの正答率の平均値および標準偏差、モデルの精度のいずれの値も、CFS を評価指標とする属性選択によって抽出されたアンケート項目を説明変数として構築した学生行動モデルが最も良い結果となっていることが分かる。8 つの講義データをテストデータとして与えたとき、平均して 70%前後の正答率が得られており、汎用性の高い学生行動モデルが構築されたといえる。構築された学生行動モデルを図 4 に示す。

5.3 考察

まず、アンケート項目の各ノードに観測値として yes, neither, no をそれぞれ与え、成

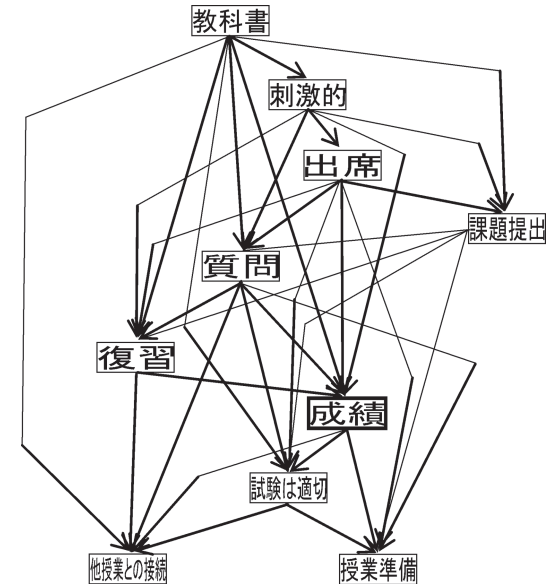


図 4 汎用性の高い学生行動モデル

Fig. 4 A general student behavior model.

績の確率推論を実行する。次に成績のノードに観測値として A, BC, D をそれぞれ与え、各アンケート項目の確率推論を実行する。それらの結果から、9 つのアンケート項目の中でも成績に特に影響を及ぼしているアンケート項目を特定する。そしてそれらのアンケート項目と成績との関連、アンケート項目間の関連について考察を行う。

5.3.1 成績とアンケート項目の関連

例として、図 4 の「復習」のノードに観測値として yes, neither, no をそれぞれ与え、成績の確率推論を行った結果を図 5 に示す。

図 5 から、「21. 復習をよくした」という質問に yes と回答した、つまり復習をよくした学生は成績 A の傾向が非常に高くなっていることが分かる。つまり、復習を行うことが成績 A の学生に対し大きく影響を及ぼしているといえる。

次に、成績のノードに観測値として A, BC, D をそれぞれ与え、「復習」の確率推論を実行した結果を図 6 に示す。図 6 は縦軸が確率値、横軸が回答を表す。推論前にはなにも観測値を与えていない状態、つまり「復習」の事前確率がプロットされている。A, BC, D

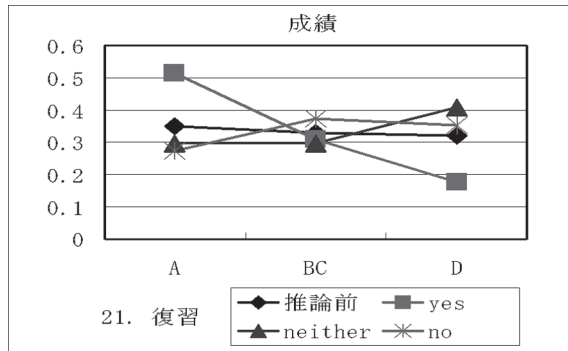


図5 「復習」から「成績」を推論した結果
Fig. 5 A result of inference from review to grade.

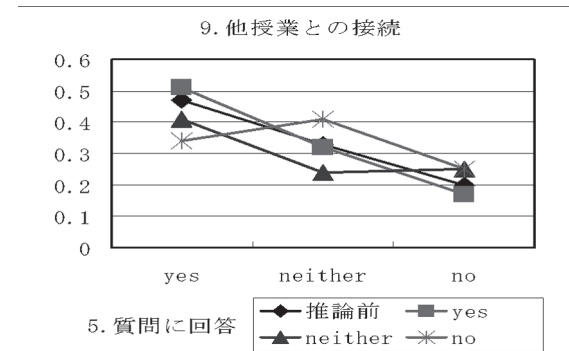


図7 「質問に回答」から「他授業との接続」を推論した結果
Fig. 7 A result of inference from Answering Questions to Relation with Other Lectures.

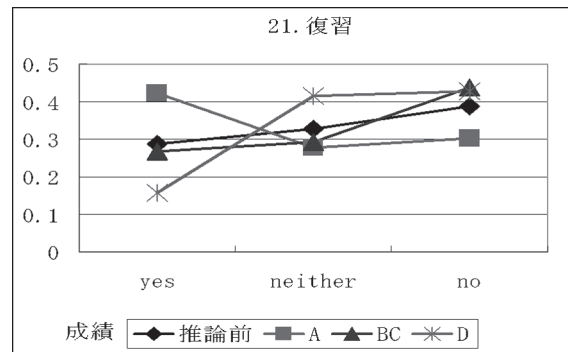


図6 「成績」から「復習」を推論した結果
Fig. 6 A result of inference from grade to review.

はそれぞれ観測値を与え確率推論を実行した状態、つまり「復習」の事後確率がプロットされている。

図6より、成績Aの学生は「21. 復習をよくした」という質問にyesと回答する傾向が高くなり、noと回答する傾向が低くなる事が分かる。一方、成績Dの学生は、yesと回答する割合が著しく低くなり、noと回答する傾向が高くなっている。これは成績Aの学生の多くが復習をしており、成績Dの学生はほとんど復習をしていなかったということの意味する。

以上のことから、観測値の与え方にかかわらず「復習をよくした」という項目は、学生の成績に大きな影響を及ぼしているアンケート項目であると推論することができる。

同様に確率推論を行った結果、成績に特に影響を及ぼしているアンケート項目として

- 授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた
- 復習をよくした

の2つの項目を特定することができた。また確率推論の結果から、教員の授業方法としてはこれまで受けてきた他の講義との接続を明確にすること、学生の行動としては復習を行うことが、特に重要であることが分かった。

5.3.2 アンケート項目間の関連

ここでは、図4の学生行動モデルに基づきアンケート項目間の関連について考察する。5.3.1項で示したように成績に特に影響を及ぼしている重要なアンケート項目は、「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」、「復習をよくした」であった。この「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」、「復習をよくした」の2つのアンケート項目と他のアンケート項目との関係を、「他授業の接続」と「復習」の親ノードにそれぞれ観測値としてyes, neither, noを与え、確率推論を実行することにより考察する。

まず、図4の「学生の質問」のノードに観測値としてyes, neither, noをそれぞれ与え、「他授業との接続」の確率推論を行った結果を図7に示す。図7は縦軸が確率値、横軸が回答を表す。推論前は何も観測値を与えていない状態、つまり「他授業との接続」の事前確率

がプロットされている。yes, neither, no はそれぞれ観測値を与え確率推論を実行したときの「他授業との接続」の事後確率がプロットされている。

図7より、「学生の質問にはきちんと回答した」の質問にnoと回答した学生は、「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」の質問にyesと回答する確率が低くなる傾向にあることが分かる。このことから教員の質問に対する回答は、学生がこれまでの授業との接続を理解することに有用であると考えられる。

同様に、確率推論を行った結果は次のとおりとなった。

1) 「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」の親ノードである、「学生の質問にはきちんと回答した」「教科書は授業の内容に照らして適切なものであった」において、noと答えた学生は、「他授業との接続」にyesと答える確率が低くなり、「復習をよくした」の項目にyesと回答した学生は、「他授業との接続」にもyesと答える確率が高くなっていった。

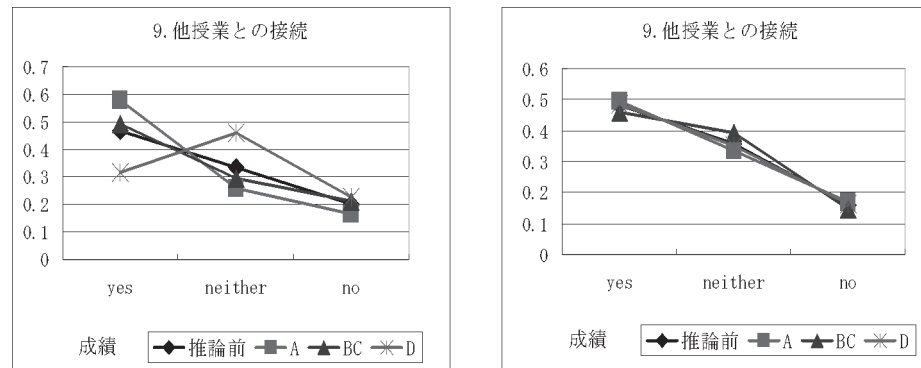
2) 「復習をよくした」の親ノードのうち、「学生の質問にきちんと回答した」「教科書は授業の内容に照らして適切なものであった」において、noと答えた学生は、「復習をよくした」にnoと答える確率が高くなり、「授業の内容は刺激的で関心を引き出すものだった」「授業にきちんと出席した」「課題はきちんと提出した」において、yesと答えた学生は、「復習をよくした」にyesと答える確率が高くなっていった。

これらの結果より、教員の授業方法としては、学生の質問に対し明確に回答することおよび適切な教科書を用いることにより、授業の内容とこれまでの授業との接続を明確にすることが適切であると推論された。学生の行動としては、復習が最も重要であると推論され、妥当な結果が得られたといえる。なお教員は、刺激的な授業を心がけることが学生の学習意欲を向上させ、学生の復習につながると推論された。

5.4 情報系科目と数学系科目の違い

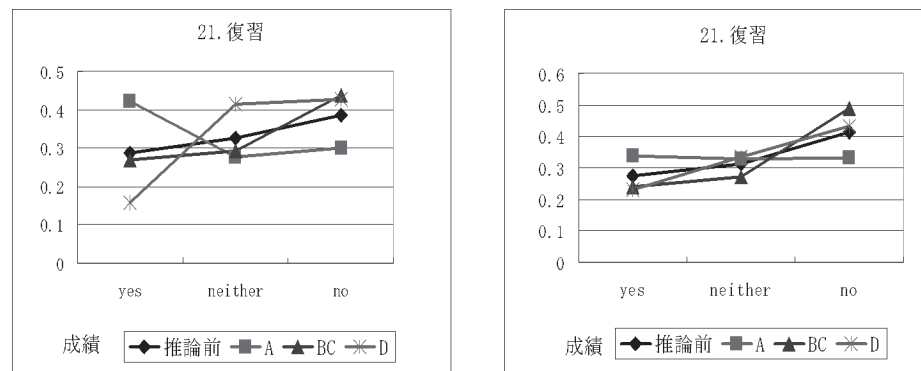
数学系科目(L1)と情報系科目(L2とL3)にあてはまる学生行動モデルを比較することにより、科目による教員の授業方法、学生の行動の違いを考察した。

数学系モデルと情報系モデルとを比較すると、「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」、「復習をよくした」、「授業はよく準備されていた」の3つのアンケート項目の推論結果が、大きく異なることが分かった。図8に、「成績」に観測値を与えたときの「他授業との接続」の推論結果を示す。図8(b)から情報系科目と比較して数学系科目は、「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」の回答と成績との関連が小さいことが分かる。また、図9に、「成績」に観測値を与えたときの「復習」の



(a) 情報系科目モデル (b) 数学系科目モデル

図8 「成績」に観測値を与えたときの「他授業との接続」の推論結果
Fig. 8 A result of inference from Grade to Relation_with_Other_Lectures.



(a) 情報系科目モデル (b) 数学系科目モデル

図9 「成績」に観測値を与えたときの「復習」の推論結果
Fig. 9 A result of inference from grade to review.

推論結果を示す。図9(b)から、数学系科目も情報系科目と同様に復習が影響を及ぼしているが、情報系科目と比べると数学系科目は影響が小さいことが分かる。このことから数学が苦手な学生が数学系科目で良い成績をとるためには、情報系科目と比較してより多くの復習

が必要であると考えられる。また、情報系科目と比較して数学系科目は、成績と「授業はよく準備されていた」の回答との関連が小さいことが分かり、教員は、数学系科目よりも情報系科目の授業準備をより整える必要があるといえる。

これらの結果より、教員の授業方法として情報系科目においてより授業準備を整え、これまでの授業との接続を明確にする必要があるということが推論できた。また、学生の行動として、数学系科目においてより復習をすることが重要であることが推論できたことから、数学系科目において教員が学生にどのようにして復習を促すか、といった点が授業改善を考える際に重要になるといえる。

6. おわりに

本研究では、授業アンケートの結果と学生の成績から、ペイジアンネットワークとして学生行動モデルを構築した。その結果、学生の成績に特に影響を及ぼすアンケート項目として「授業の内容はこれまで受けてきた授業とうまく接続していた」と「復習をよくした」の2つの項目を特定することができた。これらの分析方法、結果を実際の大学の授業に取り込むことによって、大学授業の改善、および教員、学生の意識改善につながることを期待される。

今後の課題として、さらなる授業アンケートの実施、授業アンケートの回答の正規化およびノイズとなる回答の削減、実際の大学授業を対象とした検証実験などが考えられる。

謝辞 本研究は、広島市立大学特定研究費（一般研究 9108）による助成を受けた。

参考文献

- 1) 財団法人大学セミナー・ハウス：大学力を創る FD ハンドブック，東信堂 (1999).
- 2) 山地弘起：授業評価活用ハンドブック，玉川大学出版部 (2007).
- 3) 安岡高志：学生による授業評価の進展を探る，京都大学高等教育研究，No.13, pp.73-87 (2007).
- 4) 安岡高志，吉川政夫，高野二郎，峯崎俊哉，成嶋 弘，光澤舜明，道下忠行，香取草之助：学生による講義評価—成績と講義評価の関係，一般教育学会誌，Vol.11, No.2, pp.99-102 (1989).
- 5) 松田文子，三宅幹子，谷村 亮，小嶋佳子：学生による授業評価と自己評価，授業選択態度，及び成績の関係，広島大学教育学部紀要第一部（心理学），No.48, pp.121-130 (1999).
- 6) 牧野幸志：学生による授業評価，満足感と成績との関係—成績の悪い学生は本当に授業を酷評するのか？，高松大学紀要，No.38, pp.35-47 (2002).
- 7) 保田 卓：学生による授業評価アンケート調査結果にみる大学教育に対する学生の現

状認識と理想，大学教育学会誌，Vol.23, No.2, pp.152-159 (2001).

- 8) 松本幸正，塚本弥八郎：CS 分析の考え方を導入した授業評価アンケートの分析と授業改善ポイントの定量化，京都大学高等教育研究，No.10, pp.21-32 (2004).
- 9) 原 圭司，高橋健一，上田祐彰：ペイジアンネットワークを用いた学生行動モデルの構築に関する研究，第 13 回日本知能情報ファジイ学会中国・四国支部講演論文集，pp.41-44 (2008).
- 10) Bouckaert, R.R.: *Bayesian Network Classifiers in Weka for Version 3-5-6*, University of Waikato (2007).
- 11) Kadie, C.M., Hovel, D. and Horvitz, E.: *A Component-Centric Toolkit for Modeling and Inference with Bayesian Networks* (2001).
- 12) Duan, S. and Babu, S.: Processing Forecasting Queries, *Proc. 2007 Intl. Conf. on Very Large Data Bases*, pp.711-722 (2007).

(平成 21 年 3 月 18 日受付)

(平成 22 年 1 月 8 日採録)



原 圭司

平成 19 年広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科卒業。平成 21 年同大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。現在，NEC ネクサソリューションズ株式会社勤務。在学中は，主にデータマイニングの研究に従事。



高橋 健一（正会員）

昭和 52 年名古屋工業大学工学部情報工学科卒業。昭和 54 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年同大学工学部助手。同大学講師，助教を経て，平成 6 年広島市立大学情報科学部教授。現在に至る。工学博士。主に機械学習，パターン情報処理の研究に従事。電子情報通信学会，人工知能学会，IEEE 各会員。



上田 祐彰 (正会員)

平成 2 年広島大学総合科学部総合科学科卒業。平成 4 年同大学大学院工学研究科博士課程前期修了。平成 7 年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程単位取得退学。現在、広島市立大学情報科学部講師。博士(工学)。主に機械学習の研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, IEEE 各会員。
