授業データを用いた学習者モデルの構築

○松本修　高橋真吾（早稲田大学）

Building Learner Model with Lesson Data

* O. Matsumoto and S. Takahashi (Waseda University)

概要ー　グループワーク，発表，演習などの授業イベントが授業の理解度にどのように影響を与えるのか，ARCS 理論と Bayesian Network を用いて分析を行った．データはアンケートと小テストを実施し，所属学科の必修科目から取得した．Bayesian Network を用いたことで，どのような授業イベントの組み合わせが理解度に影響を与えるのかという確率推論を行い，授業設計に約立てることができる．

キーワード: 教育，ARCS 理論，Bayesian Network

1.　序論

1.1 社会的背景

近年，教育現場が変わりつつある．従来教師が複数の生徒に向かって授業を聞かせる「一斉授業」が主であったが，協調学習を考慮したグループ学習が普及してきている．また，オンライン上で授業を行う遠隔授業と対面授業を組み合わせた反転授業が注目されている．

また，遠隔授業に関連して MOOCs（Massive Open Online Courses）というオンライン上で無料で大学講義を配信するプラットフォームも存在する．ハーバード大学など有名な大学が講義を提供しており，MOOCs は貧困や教師不足など教育上の課題を解決できるのではないかと注目を集めている．

しかし，オンライン授業にも問題があり，いつでもどこでも授業を受けることができる利便性がある一方，モチベーションのキープが難しく修了率が低いという問題がある．加えて，授業イベント（講義，ワーク，小テストなど）とモチベーションの変化との関係性もはっきりわかっていない．また，分析を目的としたデータ取得を行っていないため，視聴データなどをうまく活用できていない．

1.2 研究目的

本研究では，実際の授業データをもとに学習行動モデルを構築することで，授業イベントとモチベーションの変化の関係性を明らかにすることを目的とする．分析には Bayesian Network を用いる．これにより，どのようなデータがそろっているとどのような結果がわかるのかを次年度以降のデータ取得方法にフィードバックすることも狙う．授業データは実際に開講されている授業科目において取得する．

1.3 Bayesian Network の概要

Bayesian Network（BN）とは，複数の事象の因果関係を有向非循環グラフを用いて表現し，因果関係の発生確率を条件付確率を用いて定量的に表した確率推論モデルである．有向非循環グラフの「有向」とは矢印のことを意味している．例えば，ある事象 X が発生することで，ある事象 Y が起こる可能性が上がるとする．その場合，事象 X は事象 Y の発生する原因となっていると考えられ，事象 X を表現するノードから事象 Y を表現するノードに矢印が引かれる．この矢印が「有向」のことであり，矢印の向きが因果関係を表している．ノード A からノード B に矢印が引かれ，ノード B からノード C に矢印が引かれる．ノード C からノード A に矢印が引かれると，引かれた矢印をたどることでノード間を循環してしまう．このような循環が起こらない状態を「非循環」という．また，各ノードは確率変数を持っており，矢印が入ってくる因果関係の結果となるノードには条件付確率があたえられている．あるノード P の発生確率は，その親となるノードの発生確率を基に条件付確率表で表現される．確率変数を持ったノード同士の因果関係を矢印が表し，その矢印の先のノードに条件付確率表があたえられていることで，不確実性を含む事象の予測を定量的に行うことが可能となっている．BN はその特性を活かして，故障診断，リコメンデーションなど幅広い分野で活用されている．BN を構築する際には，アンケートデータや専門家の知識を利用して因果関係の仮説を立て，複数の構造を構築した上で AIC（赤池情報量基準）などの相対的な評価基準値が最も良い構造を採用している．AIC とは，複数の分析モデルの候補があるとき，どのモデルを採用するかについて有向な示唆を与えてくれる適合度指標である．モデルの複雑さとデータとの適合度とのバランスを取ることが目的とされている．一般的に母数の数を多くすれば，モデルのデータに対する当てはまりはよくなるが，ノイズや偶発的な変動にも無理に合わせてしまうので，少ない母数でデータを説明できるモデルの方が，現象をよく縮約していると言える．モデル化のパラメータを抑える必要があるが，どの数に抑えるとよいかを決めることは難しい．

1.4 インタラクションデザインによる授業設計

授業設計の方法論の中でも学習意欲に焦点を当てたものとして Keller は ARCS モデル(Attention, Relation,

PG0002/17/0000-0209 © 2017 SICE

Confidence, Satisfaction) に基づくインストラクショナルデザイン(ID)を提案した．これは学習者の意欲をAttention:注意, Relation:関連性, Confidence:自信, Satisfaction:満足度の４つに分類した上で，それぞれを適切な値に保とうと授業を設計する実践的アプローチである．

ID は教育学の分野で多く参照されているプロセスであるが，設計した授業構成の評価が事後的にしかできないという限界が存在する．加えて，倫理的な問題から実験の実施が困難である．

1.5 BN を用いて，学習者特性を推定した研究

寿真田らは e-Learning システムで取得できる学習行動データを用い，Bayesian Network を構築することで学習者特性を推定した．取得データとして，学習時間，解答時間，正答率，最終テストを e-Learning から取得し, 別途アンケートを実施することでパーソナリティ，意欲，理解度を取得した．これらのデータを基に BN を構築することで，どのようなパーソナリティを持っている学生は学習時間や解答時間はどのようになっていて，結果的に理解度はどの程度なのかを推定することができる．

しかし，ARCS 理論のようなモチベーションの変化が捉えられていないため，どのような学生は理解度が高いかはわかるが，なぜそのような結果になるのか学生内部の変化を捉えることはできない．

1.6 分析方法

データ取得は経営システム工学科 2 年生に必修として春学期週 1 時限開講されている講義科目のデータから取得を行う（講義名「システム基礎」高橋真吾教授担当，以下システム基礎）．コースナビ（早稲田大学独自の Learning Management System）上で ARCS を問うアンケートと 10 問程度の正誤形式の小テストを実施する．授業データを取得後，BN 構築を行う．BN 構築は以下のフローで行う．

①クラスター分析で学生を分類
②ARCS と小テストはバイナリ変換した値の一致度を見る
③t 検定を行い授業イベントと ARCS 値で有意なノードをつなぐ

以上のフローを元に作成した BN を使って確率推論を行い，授業で行わなかった複数の授業イベントを組み合わせたときの ARCS の変化，そしてその変化による理解度の影響を考察する．具体的には，グループワークを実施したときの ARCS 値と理解度のデータ，そして演習を実施したときの ARCS 値と理解度のデータがあれば，それらを組み合わせて，グループワークと演習を同時に実施したときの ARCS 値と理解度を推論することができる．

2. Bayesian Network 構築

2.1 アンケートデータ取得

授業終わりに, コースナビ（早稲田大学独自の Learning Management System）上でアンケートと小テストに答えてもらった．小テストは 10 問程度の正誤問題，アンケートは Keller の ARCS モデルについて書かれた『学習意欲をデザインする-ARCS モデルに基づくインストラクショナルデザイン-』に載せられているアンケートである CIS（Course Interest Survey）の質問を抜粋する形で作成，回答は「全然そう思わない」「あまりそう思わない」「どちらとも言えない」「少しそう思う」「とてもそう思う」の 5 段階とした．

適当に回答した学生を除くために，例えば問 3 がバツの場合は，問 5 もバツでないとおかしいというような連動する問題を用意した．また，アンケートの並び順を毎回変え, きちんと問題文を読ませるようにした．さらに授業内で出席カードを配り，かつコースナビ上で解答してくれた学生を出席とすることで授業に参加していない学生のアンケート回答データを回収しないようにした．加えて，回答してくれた学生は加点することで回答率を上げる工夫を行った．

アンケートの内容を表 1 に示す．右にある ARCS がそれぞれの質問が ARCS のどれに相当するかを示している．

表 1．実施したアンケート内容（一部）

質問内容	分類
この科目（システム基礎）は自分の努力や取り組み次第でよい成績を獲得できるだろう	C
この科目（システム基礎）の内容を習得することは自分の動機や目的の達成につながると感じる	R
先生からのコメントやテストの評価等によって，この科目に対する自分の取り組みが十分認められていると感じた	S
テストの難易度と授業の内容にズレがあったと感じる	S
この科目で学習した内容は私にとって役に立つだろう	R
今回の授業を受けている間に、何か別のことに気を取られるということがあった	A
授業は，教科書とは異なる順番や事柄をやったり，あるいは普段と違う工夫を行っていた	A
今回の授業の到達目標について何を習得すればよいかが理解できた	C

2.1.1 アンケート分析

Bayesian Network 構築とは別にアンケートの分析を行った．中間テストを受ける前と後で ARCS 値に変化があるかを検証した．検証には t 検定を用いた．社会学の領域では有意水準を高く設定することがあるため，今回は有意水準を 20%とした．結果を表 2 に示す．中間テストの点数が 40 点満点中 30 点以上の高得点の学生と 30 点未満の学生とで分けたときに有意な差が見られた．有意となった関心（A）と満足度（S）の平均値をそれぞれ出したところ, 関心においては 30 点未満の学生の方が平均値が高く, 満足度においては 30 点以上の学生の方が平均値が高い結果となった．テストが低かったため，中間テスト後からの授業への関心が増し，一方テストの点数が良かった学生はその内容に満足し，満足度が上がったと考えられる．

表 2. 中間テスト前後の ARCS の違い

中間後	A	R	C	S
t検定	ok	-	-	ok
ARCS平均値				
30点以上	2.6583			3.483
30点未満	2.9403			3.089

次に ARCS 間の相関を分析した結果を表 3 に示す．結果 R-C，R-S と C-S に高い相関が見られた．これはシステム基礎の授業の特性として，概念を学ぶので，「理解した」ということと自信，満足度が関連していると考えられる．つまり難しい概念を理解したことで，具体的な事象との関連性が見えてきて，授業への満足度も上がり，わかったことで自信がつくというように関連している可能性がある．このように ARCS 間に関係があるということは Keller が ARCS モデルを提唱したときには述べられていなかったことであり，ひとつ大きな知見を得ることができた．

表 3. ARCS 間の相関

相関係数	R	C	S
A	0.4398	0.4327	0.4203
R		0.6396	0.6529
C			0.7582

2.1.2 システム基礎以外の授業からデータ取得

本研究を進めるにあたり，今回対象とした授業以外にも反転授業から取得されたデータも利用を試みた．

（講義名「情報メディア教育論」（人間科学部森田裕介准教授担当，以下情報メディア教育論）事前にコースナビ上で動画を視聴してきてもらい，授業当日はその動画を見てきたことを前提にディスカッションや発表を行ってもらう．以下に取得可能なデータをまとめた．学習者特性については授業が始まる前のアンケートにより下記の 4 分類にまとめてある．コースナビ上でデータ取得を行ったため，動画の視聴回数や時間までデータが取得できるのは大きな強みである．

表 4. 森田先生の授業で取得可能なデータ

ID	オンデマンド（視聴回数）
学籍番号	オンデマンド（参照履歴）
氏名	オンデマンド（再生時間）
研究協力の同意	資料コンテンツ（視聴回数）
総合評価	資料コンテンツ（参照履歴）
学年	レポート（内容）
グループ	レポート（得点）
出席（出席，遅刻，欠席，その他）	レポート（提出回数）
レビューシート（内容）	学習者特性※
レビューシート（得点）	質問紙

※学習者特性

- 活動的– 内省的
- 直感的– 感覚的
- 視覚的– 言語的
- 全体的– 順序的

しかし，内部の動きである ARCS の値が取得できていないため，例えば「視聴時間が長い学生は理解度が高い」という結果が出てもなぜなのかがわからない．また，学生は 100 人以上いるため，逆にデータとして「視聴時間が長くても理解度が低かった」という学生も出てくる可能性もある．そのときに ARCS の値とリンクしていれば，A（関心）が高いから，視聴時間が長くなり，結果としてよく学べて理解度が増したのかもしれない，との仮説を立てて検証していくことが可能となる．

情報メディア教育論の授業データは，次年度以降 ARCS を問うアンケートを実施することで，本研究で構築する Bayesian Network を作成し，より深い分析を行うことができると考えられるので，次年度以降データを取得して分析を行っていきたい．

2.2 クラスター分析

学生は，常に真面目に授業を受けている学生，後半から少しずつ理解度が増していく学生，前半は真面目に受けていたが徐々にやる気をなくす学生など様々である．そこでまずは小テストと ARCS の平均値を元にクラスター分析を行い，学生を分類した．

表 5. クラスター分析結果

	人数	1X14C	再履	女	男	平均値					
		0	1	0	1	小テスト	A	R	C	S	
1	44	41	3	5	39	6.48	3.09	3.09	2.87	3.04	地味
2	13	13	0	2	11	7.04	2.42	2.42	2.48	2.57	地頭
3	28	25	3	4	24	7.93	3.31	3.53	3.57	3.49	真面目
4	33	32	1	7	26	6.34	3.28	3.71	3.43	3.34	興味強い
5	6	4	2	0	6	5.71	3.24	4.48	4.33	4.34	意識高い系

表 5 がクラスター分析を行った結果である．上記のように小テストの点数，ARCS の値によって違いが見られ，5 つのクラスターができた．クラスター1 は特に特徴がなく，一番多くの母集団を形成しているクラスターである．彼らを『地味クラスター』と名付けた，クラスター2 は ARCS の平均値がすべて 2.5 前後で他のクラスターに比べると低いが，小テストは 7 点越えであるため，『地頭クラスター』と名付けた．クラスター3 は ARCS の平均値が総じて高く，平均値も全クラスターで 1 番高い．彼らを『真面目クラスター』と名付けた．クラスター4 は平均値は全クラスターで下か

ら 2 番目という低さだが，ARCS の平均値は全体的に高く，『興味強いクラスター』と名付けた．最後にクラスター5 は ARCS の平均値は A が少し低いものの RCS は 4 以上で非常に高いが，小テストの平均値は 6 点を切り，一番低い．彼らを『意識高い系クラスター』と名付けた．これらのクラスターにしたがって，それぞれの特徴を持った BN を 5 つ構築していく．

また，各クラスターの特徴を他の視点から見てみると，地頭クラスターには再履の学生はいなかった．そして女子学生が一番多かったのは興味強いクラスターであり，地頭クラスターは 2 人しかおらず，意識高い系にいたっては全員男子学生であることがわかる．

2.3 バイナリ変換

次に ARCS と小テストの値（理解度）との関係を調べた．ARCS と小テストの相関を見ても無相関となってしまうため，時系列で変化を見るためにバイナリ変換をした．具体的には前回より値が上がったら 1，下がったら 0 とし 01 の数列を作成した．その中で ARCS と小テストとで同じ数列のものを関連しているとし，BN ではアークを結ぶことにした．今回は 7 回分の授業データを取得したため 6 文字の数列ができる．そこで，半分以上である 4 つ以上が一致していれば，そのクラスターでは ARCS と小テスト（理解度）の間に関連性があるとした．具体例を以下に示す．

表 6．バイナリ変換の具体例（小テスト）

小テスト	1 回	2 回	3 回	4 回	5 回	6 回	7 回
点数	4	8	7	9	6	5	4
				↓			
変換		1	0	1	0	0	0

表 7．バイナリ変換の具体例（ARCS）

A（関心）	1 回	2 回	3 回	4 回	5 回	6 回	7 回
点数	2.67	3	2.67	4	3	2.67	5
				↓			
変換		1	0	1	0	0	1

小テスト，A（関心）の平均値がそれぞれ上記の場合，数列は小テストが【101000】となり，A（関心）が【101001】となる．この場合は 6 文字のうち，不一致は最後だけである．したがって一致率は 5（一致している文字数）÷6（全部の文字数）≒83%と言える．この場合，一致率が半分以上なので小テストと A（関心）は関係しているとして Bayesian Network 構築の際に，A（関心）ノードと小テストノードを結んだ．

以上のようなことを残りの RCS でも行い，クラスターの中で ARCS すべて一致率 50%以上の学生が 1 人でもいたら，ARCS それぞれと小テストを結ぶことにした．

結果は，クラスター1,2,3 では ARCS すべてクリアする学生が 1 人以上いたが，クラスター4,5 には見られなかった．ARCS と小テストに関連性が見られないと，授業イベントが最終的に理解度（本研究では小テストの点数に該当）にどのような影響を与えるのかを見ることができないため，以降は関連性が見られたクラスター1,2,3 について Bayesian Network の構築を行う．

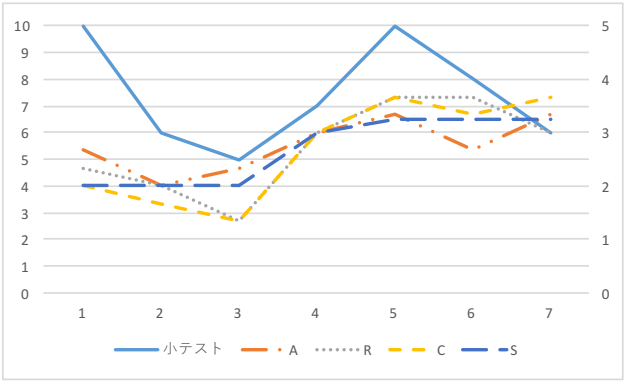

図 1．ARCS それぞれと小テストが関係している学生

2.4 t 検定

高橋先生の授業では，グループワークや演習などの授業イベントはなく，講義型の一斉授業であった．そのため取得したデータからでは授業イベントと ARCS の関係を用いた Bayesian Network（BN）を構築することができない．そこで本研究では，グループワークや演習を行ったと仮定し，もし仮にそれらのデータが取得できていた場合，どのようなフローで BN を構築し，どのように考察することができるのかを検証した．

今回設定したシナリオは表 8 の通り．実際はグループワークや演習は行っていない授業での ARCS 値や小テストの結果であるため，今回の BN からシステム基礎へのフィードバックは狙わず，あくまでもどのように構築していくことができるのかを検証していく．

表 8．シナリオ分析

シナリオ	頻度
グループワーク	3 回に 1 回
発表	2 回に 1 回
演習	中間テスト前

ARCS と小テストに関連性があると見られたクラスター1,2,3 について，授業イベントと ARCS に有意な関係があるかを検証するために t 検定を行った．授業イベントの他に属性として性別，再履，出席をノードとして追加し，BN 構築を行った．社会学の領域では有意水準を高く設定することがあるため，今回もそれに従い 20%で検定した．表で ok と書かれたところが 20%

有意となったものである．以下にクラスター1,2,3 の t 検定結果を示す．

表 9．クラスター1（t 検定 20%有意）

		A	R	C	S
1	性別	-	-	ok	ok
	再履	ok	-	ok	-
	全出席	-	-	-	ok
	グループワーク	-	ok	ok	-
	発表	-	ok	ok	-
	演習	-	-	-	-

表 10．クラスター2（t 検定 20%有意）

		A	R	C	S
2	性別	-	-	ok	ok
	再履				
	全出席	-	-	-	-
	グループワーク	-	-	-	ok
	発表	ok	-	-	-
	演習	-	-	-	ok

表 11．クラスター3（t 検定 20%有意）

		A	R	C	S
3	性別	-	-	ok	ok
	再履	-	ok	-	-
	全出席	-	-	-	-
	グループワーク	-	-	-	-
	発表	-	-	-	-
	演習	-	ok	-	-

3. 結果と考察

今までの分析結果を基に，Bayesian Network 構築を行った．クラスター1,2,3 の BN を図 2,3,4 に示す．

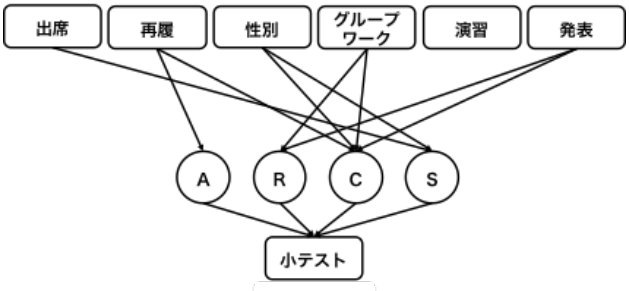

図 2．クラスター1

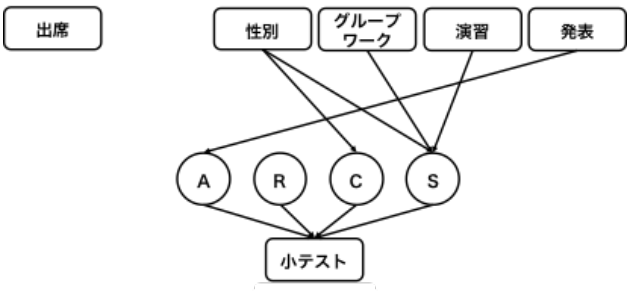

図 3．クラスター2

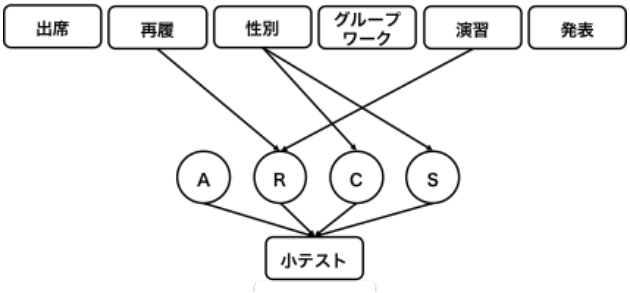

図 4．クラスター3

図からわかる通り，クラスターごとに大きな違いが見られた．しかし，性別に関してはすべてのクラスターにおいて C（自信）と S（満足度）が有意な関係にあることがわかった．

クラスター1 では，全部の授業に出席したかどうかは授業の満足度に影響している，再履の学生とそうでない学生とでは授業への関心と自信に差があることがわかった．また，グループワークと発表はそれぞれ関連性と自信につながることがわかったが，クラスター1 の学生には演習は影響しないことがわかった．そして，関心と満足度に影響を与えている授業イベントがないことから，クラスター1 の学生の関心や満足度をあげるには授業イベントは効果なく，再履かどうかなどすでに与えられている状態のみが影響することがわかった．これにより，例えば，再履の学生にグループワークと発表を行わせたときに ARCS 値がどのように変化し，結果理解度がどうなるのかを推論してみることが可能となる．

クラスター2 には再履の学生がいなかったため，再履ノードは存在していない．ARCS が低くても小テストが高い地頭が良い学生は出席しているかどうかは ARCS に影響を与えておらず，関連性に影響を与えるノードはなかった．また，クラスター1 とは異なり，グループワークや演習を行うと満足度につながり，発表を行うと関心に影響を与えることがわかった．

小テストの平均点が最も高く，ARCS の平均値も高いクラスター3 はアークが一番少なくなった．真面目なほど授業イベントがモチベーションに影響を与えることがなく，自分で授業を受けるだけで ARCS が高まっていく可能性が考えられる．

また，クラスターすべてを合体させた全データを使った Bayesian Network も構築した．これらには ARCS と小テストに関連性が見られなかったクラスター4,5 のデータも含まれている．t 検定の結果を表 12 に，構築した BN を図 5 に示す.

表 12．全データ（t 検定 20%有意）

	A	R	C	S
性別	-	-	-	-
再履	ok	-	-	ok
全出席	-	ok	-	-
グループワーク	-	-	-	-
発表	-	-	-	-
演習	-	-	-	-

そもそもクラスター分析を行ったのは，常に真面目に授業を受けている学生，後半から少しずつ理解度が増していく学生など様々な学生がいるという仮説があったからである．その通り全データをまとめた Bayesian Network はアークがまったく結ばれず，分析がしにくい結果となった.

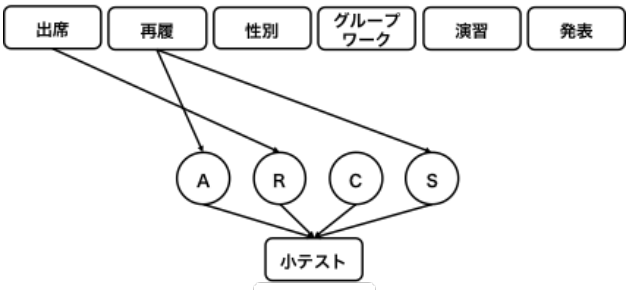

図 5．全データ

3.1 2016 年度のシステム基礎のデータによる BN 構築

本研究では 2015 年度のシステム基礎のデータを用いたが，研究を進めながら今年度（2016 年度）のシステム基礎でも同様のデータを取得していた．2015 年度の結果と比較するために，2016 年度のデータでも同じくクラスター分析を行って Bayesian Network の構築を行った.

表 13．クラスター分析結果

	人数	1X15C	再履	女	男	平均値				
		0	1	0	1	小テスト	A	R	C	S
1	45	43	2	7	38	7.68	3	3.5	3.3	3.3
2	13	11	2	2	11	8.67	2.7	3.8	3.5	3.6
3	29	28	1	3	26	8.45	3.3	3.9	3.9	3.8
4	29	28	1	6	23	8.62	2.9	2.9	2.9	3.2
5	10	9	1	1	9	8.12	2.3	2.4	2.3	2.7

結果は表 13 のようになった．また 2015 年度と同じくバイナリ変換を行ったところ，クラスター1 でのみ一致率が高い学生が出現した．2015 年度と比べ，各クラスターの人数は近いが中身が大きくことなっている．一番人数が多いクラスター1 では，2015 年度は『地味』と名付けた学生だったが，2016 年度では，いわゆる『意識高い系』が最大勢力という結果となった．ARCS の平均値は高めではあるが，小テストの平均点は最も低い値となっている．一方，クラスター3 は 2015 年度も 2016 年度もだいたい同じような傾向が見られ，『真面目』であることがわかった.

表 14 ではクラスター1 の t 検定結果を，表 15 では全データの t 検定結果を示している．グループワーク，発表，演習のシナリオについては，仮定で設定したものであり，2015 年度のデータと比較することができないため，性別，再履，全出席の属性データでのみ t 検定を行い，BN 構築を行った.

表 14．クラスター1（t 検定 20%有意）

		A	R	C	S
1	性別	-	-	ok	ok
	再履	-	-	-	-
	全出席	ok	-	-	-

表 15．全データ（t 検定 20%有意）

	A	R	C	S
性別	-	-	-	-
再履	-	-	-	ok
全出席	-	-	-	-

クラスター1 は性別が C（自信）と S（満足度）と有意な結果となり，全出席が A（関心）と有意な結果となった．性別が C（自信）と S（満足度）と有意となったのは，2015 年度のクラスター1,2,3 にも見られた傾向である．一方，全データに関しては，再履が S（満足度）と有意になる点が 2015 年度と同じである.

以上より，毎年現れるものとして，性別は自信と満足度に影響し，再履は満足度と関係しているということがわかった．それ以外の項目に関しては年度によって異なる結果であるため，授業設計の際に注意する必要がある.

図 6,7 でクラスター1 と全データそれぞれの BN を示す，授業イベントについては 2015 年度同様のシナリオを設定し t 検定を行った．クラスター1 のイベントはグループワーク，演習，発表すべてが ARCS のいずれかと結ばれており，授業イベントが ARCS を変化させ，理解度に影響を及ぼしていることがわかる．全データ

では 2015 年度と同じくどの授業イベントとも有意な結果とならず，結果的に再履と S（満足度）が結ばれるのみとなった.

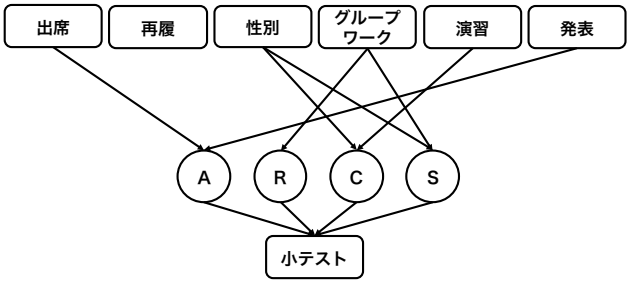

図 6. クラスター1（2016 年度）

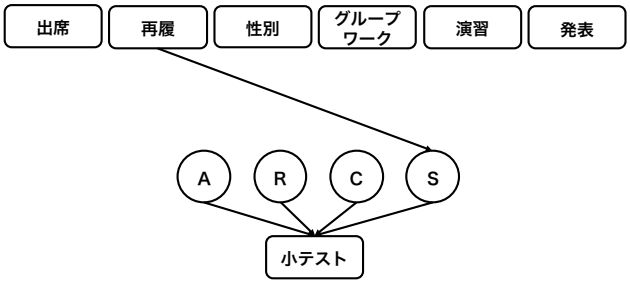

図 7. 全データ（2016 年度）

4. 結論

4.1 本研究のまとめ

今回の分析によって，クラスターごとに分けて BN 構築する必要があることがわかった．一方，性別のようにすべてに共通しているものもあるため，そのようなものに対しては全体へ向けた授業設計を行っても良いが，それ以外の授業イベントについては，より個々を見て，その学生がどのクラスターに属する人なのかを見極めた上で，発表させた方が理解度が増す学生ならば発表させ，グループワークが良い影響を与えそうなクラスターの人たちには積極的に話し合いをさせるなど, より詳細な授業設計が必要であることがわかった.

また，これらの BN を構築するために再履や性別などの属性はすでに取得できているため，ARCS と小テストはシステム基礎で実施したようなアンケートを採ってデータを取得する．そして，一番重要なことはグループワークや発表など授業内でのイベントを細かくメモしておくことである．それらについては，オンライン上で取得できないため授業内でこまめに情報を取得する必要がある.

加えて，2015 年度と 2016 年度ではクラスターの中身が異なる結果となった．2015 年度は『地味』と名付けた学生が多かったが，2016 年度は『意識高い系』と名付けた学生が多かった．したがって，今年度のデータをもとに次年度の授業計画を立てていくのは簡単にはいかないと考えられる．しかし，一方で 2 年連続同じ結果を示したものも存在し，性別と C（自信），S（満足度）についてはクラスターに分割して分析を行ったときに有意な結果となった. 全データにおいては，再履と S（満足度）が有意な結果となった．クラスターごとに t 検定を行ったものは，バイナリ変換で一致率が高かったクラスターである．したがって，ARCS と小テスト（理解度）が連動しているクラスターについては，性別が自信と満足度に影響を与えることがわかった．全データの場合に再履と満足度が有意となったということは，システム基礎の授業を受講したすべての再履の学生とそうでない学生の間では満足度に差があることがわかった.

以上のように，大きくことなる項目の他にも共通している項目もあり，こちらは毎年の授業設計に大きく貢献すると考えられる.

4.2 今後の課題

本研究は今までされていなかった研究を行ったため，手探り状態ではあった．ARCS と小テストの関連性を見つけ出すためにバイナリ変換を行ったが，そこをもう少しテクニカルにできる可能性がある．また，今回は 01 の数列がまったく同じ動きをするものが見つかったが，逆の動きをして一致してしまう学生，つまり前回より ARCS が上がったら小テストが下がるなどの結果で一致してしまう学生も出てきてしまう可能性はあり，それらの対策も求められる.

加えて，中間テスト前後でも ARCS の値の変化が見られたため，そのような他に関係のありそうなノードも今後見つけて追加していければと考えている．そして，Keller の研究でも ARCS 間に相関があるなどの研究はされていなかったので，今回相関が出てきたことは非常に興味深く，ここをより掘り下げることも可能である.

最後に，現状授業イベントを取得する方法は授業中の手作業に依存してしまうが，それを行ってしまうと授業進行に影響を与えてしまう可能性があるため，そこをスムーズにデータ取得できる方法も検討していきたい.

また，今年度の属性を元に次年度の授業計画を立てることは困難であるため，今年度の授業を受けている学生がどのような属性の人が多いのかなどをどのようにキャッチアップして授業計画を立てていくのかも考える必要がある．現状，授業後の振り返りとしての機能しか Bayesian Network は果たしていない.

しかし，結論でも述べたように 2 年連続共通して出てくる結果も存在した．そのような項目は毎年データを取得していくことでより鮮明に見えてくる部分である．共通して出てくる部分に関しては，事前に授業設計にフィードバックすることができる．今後は継続的

にシステム基礎でのアンケートと小テストを実施することで共通点と年度によって異なる部分とをはっきりさせていくことに取り組んでいきたい.

参考文献

[1] https://www.edx.org/ (“edX”ホームページ)

[2] 繁桝算男, 植野真臣, 本村陽一, 「ベイジアンネットワーク概説」, 培風館（2006）

[3] 本村陽一, 岩崎弘利, 「ベイジアンネットワーク技術」, 東京電機大学出版局（2006）

[4] John M. Keller, 「学習意欲をデザインする ―ARCS モデルによるインタラクショナルデザイン―」, 北大路書房（2010）

[5] 寿真田崇志，松本哲也，大西昇：e-Learning におけるベイジアンネットワークを用いた学習者特性の推定, 信学技報，203/208（2007）

[6] 成澤和志(東北大学), 「人はどういうものを似ていると思うのか？時系列データの類似検索と順序保存照合問題」, 情報処理 vol．57，No．5，470/476（2016）

[7] Jian Pei and et al, Mining Sequential Patterns Efficiently by Prefix-Projected Pattern Growth, In Proc. of International Conference of Data Engineering, 215/224（2001）

[8] 小島隆矢, 「Excel で学ぶ共分散構造分析とグラフィカルモデリング」, オーム社（2003）

[9] 日本品質管理学会・テクノメトリックス研究会, 「グラフィカルモデリングの実際 」, 日科技連出版社（1999）