

離散数学を対象としたラーニング・アナリティクスによる学習支援効果の分析

大坊謙太郎^{†1} 南野謙一^{†1}
岩手県立大学ソフトウェア情報学部^{†1}

1. はじめに

近年の大学教育において、教育改善と学習支援を目的とし、授業内外を問わず膨大な量の学習データを蓄積、分析するラーニング・アナリティクスが進められている。本研究では、岩手県立大学ソフトウェア情報学部の「離散数学」授業(1年後期、履修者約100名、授業内容は命題論理、集合、関係、関数、グラフ、木)を対象とし、出席、課題、試験、授業後の学習支援室での指導や、数学に対する学習意欲を測る「数学学習における達成動機尺度」アンケート調査[1]等からデータ収集・分析を行い、授業内外で活用しているe-learningによる学習支援の効果を明らかにする。

2. ラーニング・アナリティクス

本研究は学習データを収集し分析を行うラーニング・アナリティクス(以下LA)により復習指導、指導改善、課題作成、テキスト修正などを行い、学力向上を目的としている。

学習支援にはe-learningであるMoodleを活用している。図1に示すように、授業内では例題程度の難易度の問題を授業毎に2問用意し1問以上正解すれば合格とする課題を設け、授業外では2回の受験の内に全問正解すれば合格とする課題に取り組みさせる。課題合格者には、必須ではないが応用、予習問題を出し、不合格者には基礎を理解させるため、学習支援室で指導する。これらの過程で学習データが収集される。また、自己評価やアンケート等の調査から学生の考えを知り、要望を取り入れる。これに加え、出欠、授業態度観察のデータもTA・SAにより収集する。

3. 学習データの収集と分析

収集した学習データと分析を次に示す。履修者は104名であり、2020年10月2日から2020年12月11日まで学習データを収集した。学生の理解度を明確化するため2020年11月13日に30点以上を合格点とする50点満点の確認テスト(以下成績)に取り組みさせた。

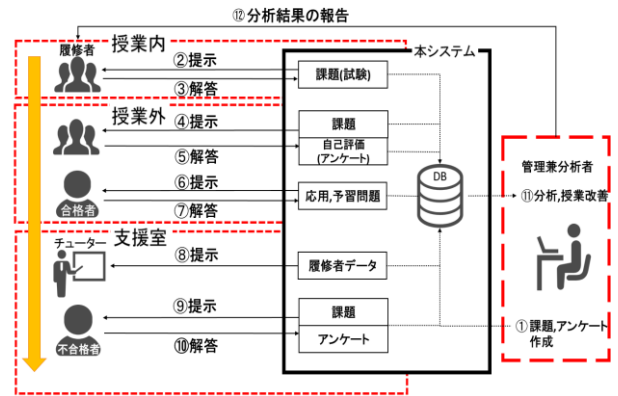


図1. システム構成

表1. 学習支援室での指導効果

グループ	項目	平均(分散)	不合格者数
A		39.2(22.8)	1
B		35.9(35.9)	10

3.1 学習データとその傾向

- (1)出席率:平均87%が授業に出席した。再履修者の出席率が低かった。再履修者は全体の14.4%である。
- (2)授業課題:合格率は平均87%であった。出席している学生の殆どは合格していた。
- (3)課題:合格率は平均73%であった。不合格になった学生の内38%が学習支援室で指導を受けた。応用、予習問題に取り組んだ学生は平均39%であった。
- (4)成績:平均点は37点であり今年の成績と比較した結果、3点向上していた。
- (5)自己評価:取り組んだ割合は平均49%であった。また、課題の量は適切であったかという内容に84%が適切であったと評価した。
- (6)アンケート: 数学学習における達成動機尺度(以下、AMSML)を活用したアンケートには、84%が回答した。間違った問題をやり直すかという質問に77%が当てはまると回答している等、学びの姿勢が分かった。
- (7)授業態度:居眠りなどを行っている学生を抽出したが、13%の学生がそれらの項目に該当した。
- (8)学習支援室:指導を受けた学生に内容が理解できたか調査した結果、全学生が理解できたと回答した。不合格の際は必ず指導を受けた25名のグループ(以下A)と受けなかった40名の学生グループ(以下B)を成績で比較した結果、Aの方の平均点が高く、分散が低

Effect of E-Learning Support By Learning Analytics for Discrete Mathematics Class
†1 KENTARO DAIBO, KEN-ICHI MINAMINO,
Faculty of Software and information Science, Iwate Prefectural University

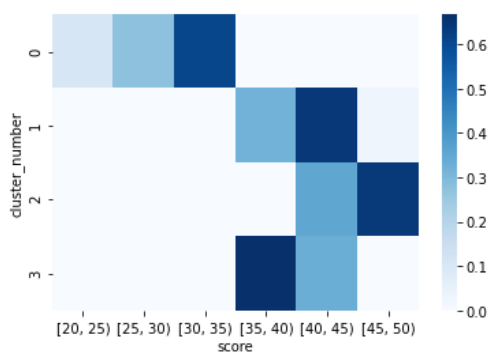


図 2. クラスタリング結果

かった(表 1)。また 30 点未満の不合格者数も A の方が少ない結果となり、これらの結果から学習支援室での指導効果は十分あると考えられる。

3.2 達成動機尺度と成績による学生の分析

達成動機と成績から学生の傾向を分析するために成績を軸とし AMSML アンケートデータを活用した k-means 法でのクラスタリング分析[2]を行う。クラスタリングとは教師なし学習の 1 種であり、データ間の類似度に基づき、グループ分けをする。エルボー法によりクラスタは 4 と設定し、得られた結果は図 2 に示す。

隠れた要因を明らかにするため AMSML アンケートデータについて因子分析を行う。因子分析とは複数の説明変数に影響を与えている共通因子を抽出する分析手法であり、本研究では主因子法とバリマックス回転で分析していく。主因子法とは第一因子から順に因子寄与が最大となるように因子を抽出する方法であり、バリマックス回転は因子の解釈を行うために活用する。因子決めの際は文献[1]を参考に行い、結果として I : 外からの働きかけによる成功への欲求, II : 成功への重要性の認識, III : 達成志向, IV : 自主的数学学習態度, V : 自己肯定感の 5 つの因子が表れた。上記の V については上記文献にはない新たな因子である。

3.3 学習効果の分析

因子スコアを算出し各クラスタに属するクラスタ毎に平均, 分散を表した結果を表 2 に示す。また、クラスタ毎の傾向を上記の結果と学習データを照らし合わせながら、成績順に説明する。

クラスタ 0 (21%) は授業に出席しているが、課題に十分に取り組んでいる学生が少ない。また、II の平均が高く、IV の平均が低い結果となった。

クラスタ 3 (28%) は応用、予習課題に意欲的に取り組んでいる点特徴的であり、II の分散がやや大きいものの、因子スコアは平均的である。

クラスタ 1 (35%) は達成動機の因子スコアは全体的に低いが、学習支援室でしっかり指導を受けるなど、全体的な学習態度はクラスタ 0, 3 と比べても良い。クラスタ 2 (16%) は学習態度が良く I, IV の平均が高く

表 2. 各クラスタの因子スコア

		factor cluster				
		I	II	III	IV	V
Average (distributed)	0	0.1(1.05)	0.22(0.72)	0.38(0.7)	-0.19(1.12)	0.08(1.43)
	1	-0.52(1.12)	-0.15(0.84)	-0.6(1.1)	-0.49(0.73)	-0.33(0.82)
	2	0.73(0.25)	-0.16(0.75)	0.36(0.68)	0.54(0.8)	0.22(0.76)
	3	0.17(0.54)	0.12(1.47)	0.28(0.55)	0.46(0.66)	0.24(0.81)

II の平均が低い結果になった。

これらの結果を全ての学生にフィードバックし現状の位置づけに満足しているか調査した結果、成績が低いクラスタほど満足していないことが分かった。クラスタ 0 からは「意欲的に課題に取り組み復習を行い、問題を素早く解けるようになりたい」、クラスタ 3 からは「達成度と成績の関係を知らずして学習意欲が高まった、期末の試験では平均点以上を目標とし頑張りたい」という感想が得られた。また、クラスタ 1 からは「課題には取り組むが達成意欲があまりないことは自覚しており、分析結果と当てはまっていた驚いた、この結果を踏まえて意識改善を行っていきたい」、クラスタ 2 からは「現状の位置が知れた事でこれまでの学習に対する大きな自信になり、モチベーションにも繋がった」という感想が得られた。分析結果と現状がどの程度当てはまっているかについて、79%の学生が当てはまっていると回答した。

クラスタ 1~3 の学生 (79%) は成績に問題がなく e-learning による学習支援の効果表れている。特に学習支援室等で指導が必要な学生は、6 名のみ(クラスタ 0 で成績が不合格の学生)であった。

4. まとめ

学習データを収集し分析することで、授業改善を行い、学力向上を図ることができる。全体の 79% を占めるクラスタ 1~3 は平均点以上の成績を収めており、分析からも学習支援効果があると判断できるため、現状を維持し e-learning に取り組ませる。クラスタ 0 は自主的数学学習態度の平均値と課題提出率が低かったため、達成動機を高めるような対応が必要である。

今後の課題として、学生の傾向をより詳細に把握するために、学習意欲に関する別のアンケートを用意し、多方面から分析する。学習データを年度ごとに蓄積、分析していくことで個々の学生にあった学習指導を実現する。

参考文献

- [1]伊藤俊彦,岡本信之,柳楽茂彦,“島根式算数・数学の学習意欲検査 (Shimane-AMTM) の開発(I)”,島根大学教育学部紀要第 20 巻, 65-83, 1986.
- [2]塚本邦尊,“東京大学のデータサイエンティスト育成講座”,マイナビ出版, 2019.