

学習行動及び学生のモチベーションを加味した 学習成果予測モデルの構築

左座祐之助¹ 中村伊吹¹ 増田武史¹ 広瀬啓雄¹ 尾崎剛¹

概要: 学生のモチベーションを向上・維持させることは学習効果に大きく関連する。本研究では、達成動機理論を参考にした質問紙を作成し、モチベーションを可視化した。また、モチベーションと学習行動から授業についてこられていない学生を機械学習により予測し、早期発見することを目的とした。その結果、成績を予測するのにモチベーションを用いることは有効であることが確認できた。

キーワード: 機械学習, 達成動機理論, モチベーション, 学習成果予測

Learning Behavior and Student Motivation Learning Outcome Prediction Model

YUNOSUKE ZOZA^{†1} IBUKI NAKAMURA^{†1}
TAKESHI MASUDA^{†1} HIROO HIROSE^{†1} TAKESHI OZAKI^{†1}

Abstract: Increasing and maintaining students' motivation is significantly related to the effectiveness of learning. In this study, a questionnaire based on the achievement motivation theory was developed to visualize motivation. We also used machine learning to predict students who are not keeping up with their classes based on their motivation and learning behavior, with the aim of detecting students who are not keeping up with their classes at an early stage. As a result, it was confirmed that the use of motivation is effective in predicting student performance.

Keywords: Machine learning, achievement motivation theory, motivation, learning outcome prediction

1. はじめに

1.1 研究背景

大学授業におけるプログラミング学習は、週に一回程度授業が行われている。初期段階のわからない状態で一度でも躓いてしまうと、学生自身で遅れを取り戻すことは困難である。学生が効率的に学習を行うためには、教員側から授業についていけない学生に何かしらのアクション（補講やフィードバック）があると好ましい。しかし、授業についていけない学生を探すのは教員にとって負担が大きく、ついていけない学生を判別するすべが教員の経験に基づいてしまっていることが現状として挙げられる。

1.2 先行研究

「プログラミング入門教育におけるモチベーションと成績の関係」[5]では、プログラミング入門教育の8年間のデータからモチベーションと成績の関係について分析する研究が行われた。結果、「中期と後期の差に着目した分析によって」、

“モチベーションの向上と成績の向上には関係がない”との帰無仮説を立てた場合、5%の有意水準で棄却されることになり、モチベーションの向上は成績の向

上につながることを示された” [5]

1.3 研究目的

先行研究の結果より、本研究では、達成動機理論で導出したモチベーションの値を用いて、モチベーションと学習成果（成績）から授業についてこられていない学生を機械学習により予測し、早期発見することを目的とする。

2. 達成動機理論とランダムフォレスト

2.1 達成動機理論

達成動機理論とは、心理学者の John William Atkinson によって提唱された、個人が目標達成に向かうための理論である。この理論はモチベーションを「達成動機の強さ (Motive)」、「期待 (Expectancy)」、「成功の誘因 (Incentive)」の3つの変数より決定され、次の式から求められる。

モチベーション = 達成動機の強さ × 期待 × 成功の誘因

ここで、期待は認知的予期であり、その事象の手掛かりによって喚起され、その強度を「主観的な成功の確率（課題の魅力）」で表される。

また、Atkinson によると、課題の困難度の程度を主観的

¹ 公立諏訪東京理科大学
Suwa University of Science

成功確率 (P) として、課題が困難だと認知すれば P は低く、容易だと認知すれば P は高くなる。そうすると、成功の誘因 (I) が難易度と正の一時的関係にあるとき、課題を困難だと認知すると I は高くなり、容易だと認知すると I は低くなる。これらより、 $I=1-P$ [6]が成り立つ。

本研究では、質問紙に達成動機の強さと主観的な成功確率の2問を設定し、成功の誘因を $I=1-P$ で求め、モチベーションを算出することとする。

2.2 ランダムフォレスト

ランダムフォレストは、決定木を複数作り、分類の結果を多数決で決める手法である。複数の簡易分類器を1つの分類器にまとめて学習させる、アンサンブル学習と呼ばれる学習種類の一手法でもある。

ランダムフォレストの特徴は決定木と同じように、線形分離可能でない複雑な識別範囲を持つデータ集合の分類が可能に加え、複数の分類器を通して多数決により結果を出力するため、外れ値によって予測結果が左右されにくいことが挙げられる[2]。

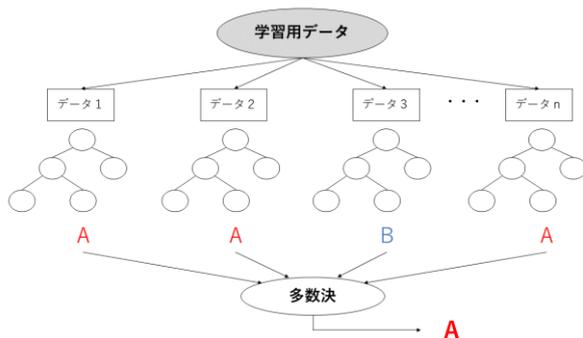


図1 ランダムフォレスト
 Figure 1 Random Forest.

3. モチベーション可視化システム

3.1 アンケートの設計

「学習者と教員の授業に関するモチベーションを可視化するシステム構築及びその効果」[4]では、モチベーションを把握及び維持・向上させることと、学生のモチベーションを可視化することを目的とした研究を行った。この研究では、中間・学期末試験時に、Keller, J.M. の ARCS 動機づけモデルを用いた「授業評価アンケート」で授業評価を行い、授業改善を支援するシステムの構築及び授業改善を行った。また、毎回の授業おわりに、Atkinson, J.W. の達成動機理論を用いた「授業の振り返り」で学生のモチベーションの可視化と向上・維持を図った。アンケート実施科目はWEBコンテンツ及び演習、WEBプログラミング及び演習である。詳細は4章にて説明する。以下にアンケート内容を記す。

- 授業の振り返り
 - (Q01) 今日学んだ内容は大切だと思いますか
 - (Q02) 授業の難易度はどのくらいでしたか
 - (Q03) 授業へのやる気 (モチベーション) はどのくらいでしたか
 - (Q04) 今日の授業で何を学び、どのようなことを感じましたか
- 授業評価アンケート
 - (Q01) 授業は眠くなりましたか
 - (Q02) 好奇心をそそられましたか
 - (Q03) 学習内容に変化があり、飽きることなく学習できましたか
 - (Q04) 授業の途中の過程は楽しかったですか
 - (Q05) 身につけたい内容でしたか
 - (Q06) 学習内容は親しみやすいと感じましたか
 - (Q07) 授業目標ははっきりしていましたか
 - (Q08) 学習を着実に進められましたか
 - (Q09) 自分なりの工夫をして学習できましたか
 - (Q10) 授業の内容はすぐに使えそうですか
 - (Q11) より深く学びたいと思いますか
 - (Q12) 評価に一貫性はありましたか
 - (Q13) この授業は大切だと思いますか
 - (Q14) 課題の難易度はどのくらいですか
 - (Q15) 授業へのやる気は0~10のどれですか

アンケートの回答は、本学で利用している Moodle の URL 機能を使用し、Google Form を用いた。

3.2 システム概要

回答されたアンケート結果は「ARCS 動機づけモデルに基づく授業診断システムの構築」[3]を参考にし、XAMPP を使ったシステム (図2) で可視化し、教員に授業改善を促した。構築したシステムは図3, 図4, 図5, 図6である。図3は、達成動機理論の結果が表示されており、赤が重要度、緑が難易度、黄色が成功の誘因を表している。右に行くほど重要であることがわかり、難易度が高いということになる。図4は、達成動機理論で求めたモチベーションの平均値を授業回ごとにプロットし、グラフで表している。達成動機理論で求めたモチベーションは青線である。図5では授業評価アンケートの結果を表示しており、平均値上位3つと下位3つを表示している。評価の詳細は付録に記載する。下位3つには授業改善案が表示されており、教員はこれらを参考に授業を改善できるようにしている。また図6では、アンケート結果をすべて表示するようにしており、前回のアンケート結果との比較も可能になっている。

構築したシステムの概要

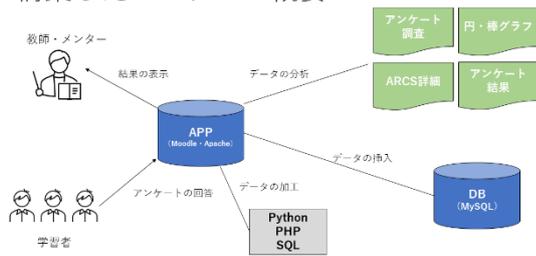


図 2 システム概要

Figure 2 System Overview.

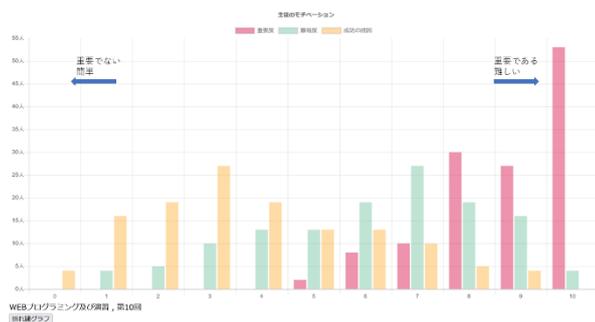


図 3 アンケート結果

Figure 3 Survey Results.



図 4 モチベーションの推移

Figure 4 Motivation Transition.

アンケート結果

順位	項目	内容	ARCS内容	評価	平均値	標準偏差	
BEST3	1	r2	興味との一致	身に覚えたい内容だ	授業の進め方や教員の対応が学生の個人的な関心に向っていき、理解感を促し、授業が楽しみの評価がされている	4.34	0.87
	2	s2	継続のある成果	できたら認めてもらえそう	学生は、学習の成果をさし止め認められていっていると感じている	4.18	0.73
	3	a2	探求心	授業に期待している	学生の期待に応えるため、学習に対する意欲を促していることができています	4.09	0.72
WORST3	11	a3	変化性	退屈でない	興味を示していない	3.82	1.05
	12	c1	成功への期待感	やればできそう	授業での期待や達成感に対して期待感を持っていない学生がいます。できるが授業内容が難しくなっている学生がいます。目標設定や達成感を用いること、励みを促すことが必要であると考えられます	3.66	0.91
	13	r1	目的志向性	学ぶ価値がある	自分で工学的な作業や努力が求められていないと感じている学生がいます。学習目的についてつづきの課題が与えられ、自分の責任を自覚し、自分なりに工夫して学習できそう	3.55	0.93

信頼性
Cronbach's α: 0.416, 信頼係数: 0.628, やりがい: 3.372
モチベーション = 0.169

図 5 ARCS 動機づけモデルのアンケート結果 1

Figure 5 ARCS Model Survey Results 1.

授業名: WEBプログラミング及び演習、回数: 第14回

順位	項目	要素	ARCS内容	平均値	標準偏差	グラフ表示
1	r2	興味との一致	身に覚えたい内容だ	4.47	0.66	詳細
2	s2	継続のある成果	できたら認めてもらえそう	4.17	0.79	詳細
3	a2	探求心	授業に期待している	4.10	0.78	詳細
4	s3	公平な処遇	公平で評価基準が一貫している	4.05	0.78	詳細
5	a3	変化性	退屈でない	4.03	0.81	詳細
6	c1	成功への期待感	やればできそう	4.01	0.93	詳細
7	a1	知覚的喚起	興味を持っている	3.89	0.84	詳細
8	r1	目的志向性	学ぶ価値がある	3.86	0.86	詳細
9	r3	親しみやすさ	親しみやすい	3.86	0.83	詳細
10	c2	成功の機会	安心して受けている	3.79	0.96	詳細
11	c3	個人の責任	自分なりに工夫して学習できそう	3.67	1.03	詳細
12	r1	内的動機	すぐ活用できそう	3.58	1.02	詳細

前回の比較

a1	a2	a3	r1	r2	r3	c1	c2	c3	s1	s2	s3
1.832% ↑	0.244% ↑	0.249% ↑	-1.531% ↓	2.995% ↑	-4.455% ↓	0.754% ↑	-3.562% ↓	3.38% ↑	-2.186% ↓	-0.239% ↓	2.532% ↑

図 6 ARCS 動機づけモデルのアンケート結果 2

Figure 6 ARCS Model Survey Results 2.

3.3 授業への適応結果

図 4 より、中間試験の次の授業、第 9 回でモチベーションは下がっている。そこで授業評価アンケートの結果を参考に教員に授業改善を行ってもらい、第 10 回で適応したところ、モチベーションが向上したことが確認できた。しかし第 11 回目以降の授業では再びモチベーションが低下した。授業内容が専門的になり、難易度が上がったのも 1 つの要因といえる。また授業改善を行うことで学生のモチベーションは保たれるが、それは一時的なものであり、授業改善を継続して行っていかなければいけないと考える。

3.4 システムの有効性

構築したシステムを教員に利用してもらいヒアリング調査を行った。その結果、「使い勝手が良い」、「授業で学生のモチベーションは何となく感じるが、グラフで確認できるため、授業のフィードバックに役立つ」、「アドバイスが授業改善の役に立つ」などの意見があり、システムの有効性を確認できた。一方で、本研究でアンケート協力をしていただいた教員たちは ARCS 動機づけモデルの知識があった。しかし、教員が皆 ARCS 動機づけモデルを理解しているとはいえず、図 5 の「ARCS 内容」の項目だけではわかりづらい可能性があるため、より具体的に記したほうが良いという意見もあり、システムの改善も必要だということがわかった。

3.5 モチベーションと課題の提出率・正解率

WEB プログラミング及び演習において、モチベーションの数値で上位グループと下位グループの 2 つに分け、課題の提出率と正解率で t 検定を行った。結果は表 1、表 2 である。提出率は 2 回目、正解率は 2 回目と 7 回目に有意差があった。しかし、その他の回で有意差は見られず、モチベーションによって課題の提出率・正解率が変化するわけではないことがわかった。

モチベーションと関係のある学習行動を引き続き調査する必要があると考える。

表 1 モチベーションと課題の正解率

Table 1 Motivation and percentage of assignments correct.

	上位	下位	pr (<0.05)
第 2 回	0.907	0.856	0.038*
第 3 回	0.715	0.684	0.056
第 4 回	0.730	0.676	0.091
第 5 回	0.889	0.846	0.079
第 6 回	0.967	0.967	0.256
第 7 回	0.759	0.656	0.028*
第 8 回	0.896	0.887	0.177

表 2 モチベーションと課題の提出率

Table 2 Motivation and assignment submission rates.

	上位	下位	pr (<0.05)
第 2 回	0.974	0.947	0.043*
第 3 回	0.719	0.699	0.110
第 4 回	0.703	0.688	0.096
第 5 回	0.934	0.944	0.419
第 6 回	0.967	0.984	0.495
第 7 回	0.944	0.911	0.118
第 8 回	0.965	0.985	0.438

3.6 モチベーションと授業の振り返り

「授業の振り返り」の授業の感想の文字数と達成動機理論から求めたモチベーションより、授業回ごとに相関を調べた。表 3 より、WEB プログラミング及び演習ではモチベーションと感想の文字数に相関は見られなかった。また WEB コンテンツ及び演習も相関は見られなかった。これらから、モチベーションが高くても感想を長く書かないことがわかった。学習者の感想の書き方や、学んだことのまとめ方によって文字数は異なってくるため、文字数ではなく、感想の内容を分析することで、モチベーションと感想の関係が出てくるかもしれない。また、授業内容をより具体的に書かせるような質問内容にすることで、相関が見えてくるかもしれない。

表 3 モチベーションと授業の振り返り

Table 3 Motivation and Classroom Reflection.

	2 回	3 回	4 回	5 回	6 回
WEBpro	0.234	0.250	0.280	0.030	0.157
WEBconA	-	-	-0.160	0.234	-
WEBconB	-	-	0.070	0.010	-

	7 回	8 回	9 回	10 回	11 回
WEBpro	0.260	-	0.183	0.236	0.252
WEBconA	0.023	0.147	0.109	0.190	-0.146
WEBconB	-0.068	0.010	-0.05	0.058	0.058

4. 実験

4.1 実験目的

アンケートから得られたモチベーションを特徴量とし、ランダムフォレストを用いて学習成果を予測するモデルを作成し、検証する。

4.2 実験方法

4.2.1 アンケート実施科目

アンケート実施科目は、「WEB コンテンツ及び演習」、「WEB プログラミング及び演習」、「データベース論及び演習」の 3 教科である。

(1) WEB コンテンツ及び演習

WEB コンテンツ及び演習は 1 年次必修科目となっており、インターネット上での情報発信に関するリテラシー演習を行い、ホームページ作成や簡易なプログラミングを作成して、ネットワークリテラシーを高めることを目的としている。この授業では、HTML, CSS, JavaScript を利用して HP 制作を行う。また、この授業は履修者が多いため、学籍番号順で A 組, B 組の 2 クラスに分かれ行う。

(2) WEB プログラミング及び演習

WEB プログラミング及び演習は、2 年次選択科目であり、WEB コンテンツ及び演習の発展科目である。Web ベースのシステムを構築するためには、クライアントのプレゼンテーション層の必要技術である、HTML, CSS, JavaScript, WWW サーバでシステム構築するために Web サーバ Apache の仕組み、アプリケーションを記述するためのプログラミング言語の習得を目的としている。この授業では、HTML に加え、PHP, Python を利用し、簡単な Web アプリケーションを作成する。

(3) データベース論及び演習

データベース論及び演習は、3 年次選択科目であり、WEB プログラミング及び演習の応用科目である。この授業では、IoT などから収集されるビッグデータを、データベースに格納し、AI や機械学習および統計的手法で分析するために、必要なデータを検索する。さらに、分析可能な状態の前処理の基礎を学習する。SQL, PHP, Python を用いて授業を行っている。

4.2.2 アンケート実施科目

アンケート項目と実施方法は 2.1 で説明しているため省略する。

4.3 モデルの作成

4.3.1 WEB プログラミング及び演習

ランダムフォレストのクラス分類を用いて予測を行うため、授業の最終評点を用いて、成績が良かった学生とそうでない学生を分ける。図 7 より、85 点を基準にし、85 点以上の学生を 1, 85 点未満の学生を 0 とラベル付けを行った。また、アンケート未回答の学生のモチベーションは 0 とした。

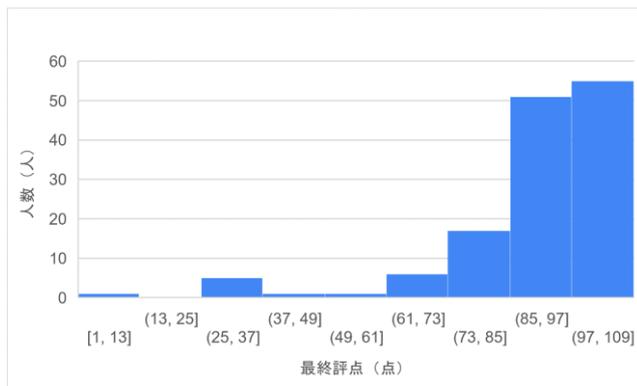


図 7 評点分布 1

Figure 7 Distribution of Grades 1.

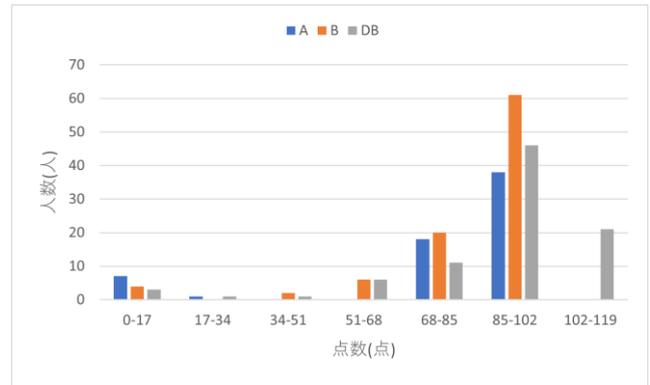


図 9 評点分布 2

Figure 9 Distribution of Grades 2.

(4) 予測結果

予測の範囲は学生個々のモチベーションを利用し、2 回目であれば、2 回目のモチベーション、3 回目であれば、2 回目と 3 回目のモチベーションを使用するといったように、授業回数を増やしていく。つまり、特徴量を増やすようにして予測を行った。予測結果は表 4、図 8 である。

表 4 予測結果 1

Table 4 Prediction Results 1.

	1 回	2 回	3 回	4 回	5 回	6 回	7 回
accuracy	-	0.689	0.724	0.655	0.759	0.793	0.793

	中間	9 回	10 回	11 回	12 回	13 回	期末
accuracy	0.759	0.759	0.793	0.759	0.793	0.793	0.793

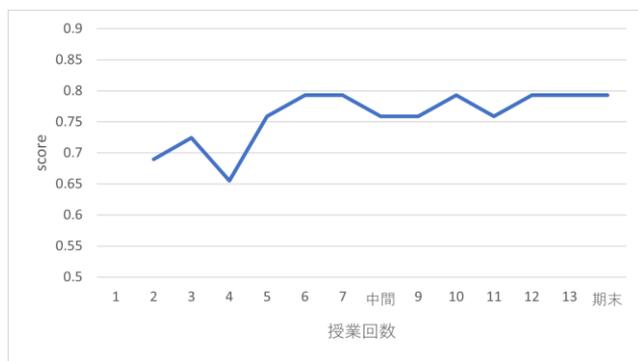


図 8 予測推移 1

Figure 8 Forecast Changes 1.

4.3.2 他の授業

前述と同様に、WEB コンテンツ及び演習とデータベース論及び演習でも 85 点を基準にし、85 点以上の学生を 1、85 点未満の学生を 0 とラベル付けを行い (図 9)、予測を行った。結果は表 5、図 10 である。なお、WEB コンテンツ及び演習は第 6 回、データベース論及び演習は第 8 回で中間試験を行っている。

表 5 予測結果 2

Table 5 Prediction Results 2.

	1 回	2 回	3 回	4 回	5 回	6 回	7 回
DB	0.722	0.667	0.722	0.667	0.667	0.722	0.722
WEBconA	-	-	-	0.538	0.538	0.538	0.462
WEBconB	-	-	-	0.632	0.316	0.421	0.474

	8 回	9 回	10 回	11 回	12 回	13 回	期末
DB	-	0.722	0.722	0.722	0.667	0.667	0.667
WEBconA	0.538	0.538	0.615	0.462	0.462	0.462	0.538
WEBconB	0.632	0.732	0.684	0.789	0.737	0.737	0.526

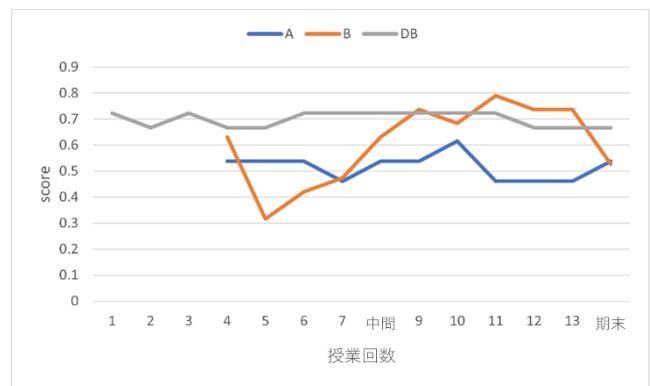


図 10 予測推移 2

Figure 10 Forecast Changes 2.

5. 考察

5.1 モチベーションと成績

各授業で、授業回ごとのモチベーションと成績の相関を調べた。

表 6 より、すべての授業で期末試験・中間試験で弱い相関が見られた。しかし、試験以外の授業では、WEB コンテンツ及び演習でやや相関がある授業回があるが、他では相関が見られなかった。そのためモチベーションと成績には

相関がないといえる。モチベーションの有無にかかわらず、単位修得のためやむを得ず課題を行ったり、友人から課題をもらったりしているためではないかと考える。これらに関しては、課題の提出時間や、課題の類似度を調査することによって関係が見えてくるかもしれない。

表 6 モチベーションと成績の相関

Table 6 Correlation between Motivation and Grades

	1回	2回	3回	4回	5回	6回	7回
WEBpro	-	0.221	0.373	0.263	0.337	0.366	0.321
DB	0.027	0.048	0.235	0.209	0.288	0.253	0.265
WEBconA	-	-	-	0.644	0.572	0.406	0.447
WEBconB	-	-	-	0.426	0.229	0.410	0.456

	8回	9回	10回	11回	12回	13回	期末
WEBpro	0.414	0.354	0.408	0.330	0.294	0.253	0.408
DB	-	0.282	0.224	0.210	0.211	0.249	0.387
WEBconA	0.383	0.362	0.310	0.346	0.385	0.247	0.408
WEBconB	0.323	0.333	0.238	0.214	0.290	0.124	0.408

5.2 モデルの評価

図 8 より、WEB プログラミング及び演習では第 1 回の授業では正解率は 69%と低かったものの、第 5 回の授業では、正解率は 79%となった。また、図 10 より、データベース論及び演習では 72%、WEB コンテンツ及び演習 B 組では 79%、A 組では 61%が最大値となった。これらの結果から、モチベーションと成績の間にはあまり相関は見られなかったものの、成績を予測するには有効であるということがわかった。

しかし、WEB プログラミング及び演習、データベース論及び演習、WEB コンテンツ及び演習 B 組では、7、8 割の精度が出たが、A 組では 6 割程度とやや低い結果となった。この原因としては、授業履修者数に対して、アンケート回答者数が少なかったことが挙げられる (図 11)。この授業では、授業時間内に提出しなければならない課題があり、そちらを優先し、アンケートへの回答がおろそかになってしまったのではないかと考える。WEB コンテンツ及び演習 A 組以外の 3 科目もアンケート回答数は、授業を重ねるごとに減ってしまっているため、アンケート回答へのマンネリ化への対策も必要である。適合率の結果からもアンケートへの回答は必要であるということがわかる (図 12)。

また、適合率の結果より、成績が良いと予測されたが、結果はよくなかったという学生がいることがわかる。アンケートへの回答がいい加減であることや、アンケート項目の少なさが原因ではないかと考える。

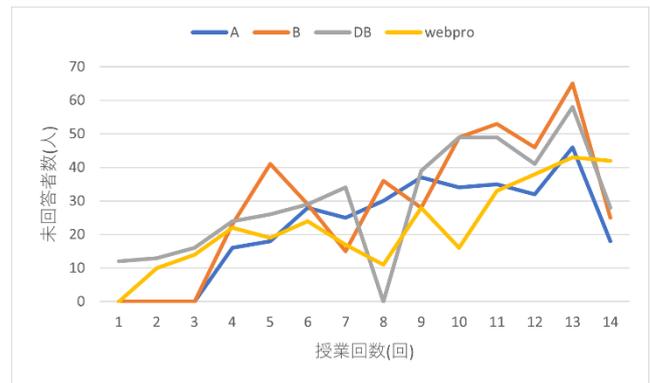


図 11 アンケート未回答者数

Figure 11 Those who did not respond to the survey

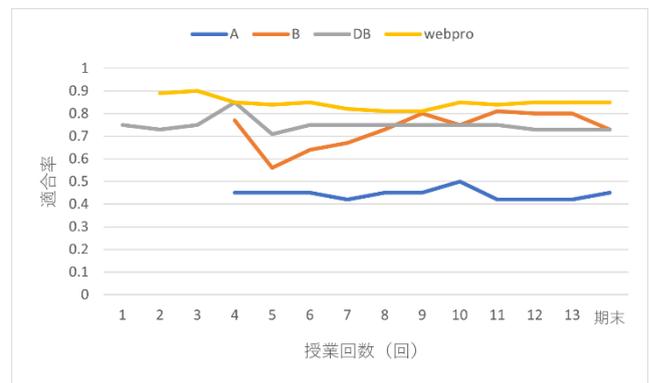


図 12 モデルの適合率

Figure 12 Model fit rates

6. まとめと課題

6.1 まとめ

本研究では、授業についてこられていない学生を早期発見することを目的とした。アンケート調査を行い、達成動機理論からモチベーションを算出し、ランダムフォレストを用いて予測を行った。その結果、精度は 79%と高い精度を出し、モチベーションから成績を予測することは有効であることを示すことができた。これらの結果より、このモデルを実際に利用し、授業についてこられていない学生を早期発見し対策することが期待できる。しかし、授業についてこられていない学生へのフォローに関しては教員に依存してしまうため、この手法に関しても今後検討していく必要がある。また、本研究では、モチベーションのみで学習成果を予測したが、課題提出時間など変数を増やすことでより精度を上げることができるかもしれない。

6.2 課題

今後の課題として、本研究では、プログラミングを用いた授業を対象としたが、プログラミングを行わない授業でもモデルが適用できるのかを調査する必要がある。また、アンケートを学生に回答させ、モチベーションを算出したが、アンケートは主観的なものになってしまうため、客観

的な手法でモチベーションを測定する必要があると考える。

参考文献

- [1] Keller, J.M , 鈴木 克明 (監訳). 学習意欲をデザインする - ARCS モデルによるインストラクショナルデザイン. 北大路書房, 2010.
- [2] 石川 聡彦. Python で学ぶ! あたらしい深層学習の教科書 機械学習の基本から深層学習まで. 株式会社翔泳社. 537.
- [3] 鈴木 雄清, 松葉 龍一, 喜多 敏博, 鈴木 克明. ARCS 動機づけモデルに基づく授業診断システムの構築. 教育システム情報学会全国大会講演論文集. 2012, 37th, ROMBUNNO.G2-1.
- [4] 左座 祐之助, 広瀬 啓雄, 尾崎 剛. 学習者と教員の授業に関するモチベーションを可視化するシステム構築及びその効果. 情報処理学会第 84 回全国大会. 2022.
- [5] 土肥 紳一, 宮川 治, 今野 紀子. プログラミング入門教育におけるモチベーションと成績の関係. 情報教育シンポジウム 2011 論文集. 2011, 2011, 4, 141-146.
- [6] 山内 弘継. 達成動機づけの研究 : Atkinson の期待-価値説. 人文學. 1990, 148 号, 1-32.
- [7] 渡邊 伎, 安東 伶, 広瀬 啓雄, 尾崎 剛. 授業に対する学習意欲調査結果と学習行動, 成績の関連に関する研究. 日本教育工学会 2021 年春季全国大会. 2021.

付録

● ARCS 動機づけモデルの表示詳細 (上位の場合)

	下位分類	良い点
注意 (Attention)	知覚的喚起	学生の興味を引くことができます
	探求心	学生の好奇心を喚起し, 学習に対する期待感を抱かせることができます
	変化性	授業に変化性があり, 活気があると評価されています
関連性 (Relevance)	目的志向性	学生は, 授業の内容が学ぶ意義のあることだと認識しています
	動機との一致	授業の方法や教員の対応が学生の個人的な関心に合っていて, 達成感を感じ, 授業が楽しいと評価されています
	親しみやすさ	学生は, 授業の内容を身近に感じ, 自分に関係があるものだと感じています
自信 (Confidence)	成功への期待感	学生は, 授業の目標やゴールを理解し, 期待を持って授業に臨むことができます
	成功の機会	授業を通じて, 学生は一步步着実に学習が進められていると感じています
	個人の責任	学生は, 授業において自分なりの工夫や努力ができたと感じています
満足感 (Satisfaction)	内発的満足感	学生は, 授業での努力や達成がすぐに活用できそうだと肯定的に感じています
	報酬のある成果	学生は, 学習の成果をきちんと認めてもらえていると感じています
	公平な処遇	学生は, 授業方針が首尾一貫しており, 公正に扱われたと感じています

● ARCS 動機づけモデルの表示詳細 (下位の場合)

	下位分類	改善点
注意 (Attention)	知覚的喚起	興味を抱けず眠くなってしまっている学生がいます. 具体的な話や視覚表現を用いること, 熱意を表わすことなどで改善できるかもしれません.
	探求心	知的好奇心を持つことに困難を感じている学生がいます. 矛盾を感じさせたり, 疑問を起こさせたり, 謎を解き明かすような工夫をすることなどで改善できるかもしれません.
	変化性	授業に対する注意や集中力を持続させることに困難を感じている学生がいます. 授業のスタイルに変化や多様性を持たせることなどで改善できるかもしれません.
関連性 (Relevance)	目的志向性	授業の内容を学ぶ意義を理解していない学生がいます. 学ぶことによって得られる恩恵や, 将来どのように役立つかなどを具体的に説明することなどで改善できるかもしれません.
	動機との一致	授業の内容と個人的な関心とに隔たりがあり, 授業が楽しくないと感じている学生がいます. 学生一人ひとりに関心を払うこと, グループワークや競争的なゲームなどの教授方法を取り入れること, 学習方法に複数の選択肢を設けることなどで改善できるかもしれません.
	親しみやすさ	授業の内容が自分には馴染みがなく, あまり関係がないと感じている学生がいます. 学生の関心が高いと思われる事例や話題, 理解しやすい言葉遣いや比喩を用いることなどで改善できるかもしれません.
自信 (Confidence)	成功への期待感	毎回の授業の目標や, 授業全体のゴールを明確に把握できていない学生がいます. 授業の最初に目標を明示することなどで改善できるかもしれません.
	成功の機会	自分は着実に学習を進められていないのではないかと不安感を抱いている学生がいます. いきなり最終試験ではなく, 最初は易しいレベルから一步步自分の理解度を確かめられる手段を設けることなどで改善できるかもしれません.
	個人の責任	授業で自分なりの工夫や努力があまりできなかったと感じている学生がいます. 学習方法にいくつかの選択肢を与えたり, 自分なりの方法で工夫できるような機会を設けることなどで改善できるかもしれません.

満足感 (Satisfaction)	内発的満足感	授業での努力や達成に対して肯定的な気持ちを持つことができていない学生がいます。できるだけ現実的な場面で学んだことを生かす機会を作ったり、応用問題に挑戦させたり、他人に教える機会を設けることなどで改善できるかもしれません。
	報酬のある成果	学習の成果を認めてもらえていないと感じている学生がいます。適宜ほめ言葉をかけたり、インセンティブを用意することなどで改善できるかもしれません。
	公平な処遇	授業方針が一貫しておらず、不公平だと感じている学生がいます。授業の目標と授業の内容、練習問題と最終試験の整合性を高めることや、引っ掛け問題を出さないようにすることなどで改善できるかもしれません。