

任意の短期間の授業ログを用いた柔軟な学生の成績予測手法の検討

Examination of Scalable Predictive Methods for Student Grades Using Arbitrary Short-Term Class Log Data

高橋 龍人¹⁾ 望月 久稔¹⁾
Ryuto TAKAHASHI Hisatoshi MOCHIZUKI

1 はじめに

教育の情報化が進展し、蓄積された大量のログデータの分析に基づいてより効果的な教育や学習の実現を目的としたラーニングアナリティクスの研究が盛んになった [1]。その中には成績予測があり、短期間のデータから予測できれば成績不振の学生を早期発見し対処できる。また、高い精度で成績を予測できれば、より適切に対処できる。しかし、短期間のログデータを用いると精度が低くなる場合がある。本研究では、任意の短期間のログデータを用いて学習者の成績を高精度に予測することを目的とし、短期間のログから授業終了時における特徴量を推定し、その予測値を成績予測モデルに活用することで予測精度の向上を図る。

2 特徴量の予測手法

成績予測に用いる授業ログは授業の進行に伴って増加するため、授業開始直後の時期には短期間のデータしか蓄積されていない。成績予測に用いるデータ量が少ない場合は予測精度が低く、データ量が多い場合は予測精度が高くなる傾向がある [2]。そこで、少量のデータを用いた成績予測の精度を向上させるために、任意の短期間のログデータから抽出した特徴量を基に授業終了時の特徴量を予測し、その予測値を成績予測に用いる。

実験の全体図を図 1 に示す。特徴量の抽出から、特徴量の予測モデルの構築までの流れを述べる。まず成績予測する年度の前年度までのデータを特徴量の予測モデルの構築用データ、成績予測する年度のデータを予測用データとし、それぞれ小テスト 1 回目から最後 (N 回目) における、任意の期間の特徴量を抽出する。ここで、小テスト i から j 回までの特徴量を構築用データは $b_{i,j}$ 、予測用データは $p_{i,j}$ とする。次に、授業終了時の特徴量を目的変数、小テスト i から j 回までの特徴量を説明変数とし、構築用データを用いて小テスト i から j 回までの特徴量から授業終了時の特徴量を予測するモデルを構築する。モデルはグリッドサーチを用いて最適なパラメータでランダムフォレスト [3] のモデルを構築する。小テスト i から j 回までの特徴量から授業終了時の特徴量を予測するモデルを $f_{i,j}$ とする。

最後に、予測用データ $p_{i,j}$ に構築した特徴量の予測モデル $f_{i,j}$ を用いると、授業終了時の特徴量の予測値 $f_{i,j}(p_{i,j})$ を得る。これによって、小テスト数回分のデータから授業終了時の特徴量を予測でき、データが少量の場合も高い精度で成績予測できると考える。

授業成績は、各受講生の授業における評定を目的変数とし、より適した成績予測モデルを調べるため、2 つの方法でモデルを構築し予測する。1 つ目は、構築用データの小テスト i から j 回までの特徴量 $b_{i,j}$ からそれぞれグリッドサーチを用いて最適なパラメータでランダム

表 1: 実験に用いたデータ

実験名	構築用データ	予測用データ
W	2021 年度	2022 年度
X	2021 年度	2023 年度
Y	2022 年度	2023 年度
Z	2021, 2022 年度	2023 年度

フォレストのモデルを構築する。2 つ目は、構築用データの授業終了時の特徴量 $b_{1,N}$ からランダムフォレストのモデルを構築する。予測には、前述した方法で予測した授業終了時の特徴量 $f_{i,j}(p_{i,j})$ を検証用データとして用いる。特徴量の予測モデル $f_{i,j}$ は授業終了時の特徴量を予測するため、成績を予測するモデルは 2 つ目の授業終了時の特徴量から構築したモデルの方がより高い精度で成績予測できると考える。

3 特徴量の予測と成績予測精度への影響

2 章で述べた手法で授業終了時の特徴量を予測し、得た特徴量を用いて成績予測する。実験データには 2021 年度から 2023 年度に実施した学部 1 年生対象の情報リテラシーに関する授業の Moodle のログと、先行研究 [2][4] によりログから抽出したデータを用いる。

昨年度までのデータを用いて今年度の未知の成績を予測するため、モデルの構築に用いたデータの次年度以降を予測用として用いた [2]。実験に用いた年度の組み合わせを表 1 に示す。以降ではそれぞれの実験を、表 1 に示した W, X, Y, Z を用いて表す。

授業終了時の特徴量の予測による成績予測精度への影響を評価するため、任意の期間ごとに提案手法の有無で成績データの決定係数 R^2 を比較し、全ての期間のうち、 R^2 が向上した期間の割合で評価する。 R^2 が向上した期間の割合が 1 に近いほど、提案手法を用いたことで、多くの期間で R^2 が向上したことを表す。反対に R^2 が低下した期間の割合が 1 に近いほど、多くの期間で R^2 が下がったことを表す。

3.1 特徴量の予測による成績予測精度への影響

提案手法によって精度が向上したか評価するため、提案手法で予測した特徴量を用いた成績予測と提案手法を用いなかった成績予測で精度を比較する。各実験で、成績予測モデルの構築に用いるデータ量が任意の期間の場合と、全ての期間の場合で提案手法によって精度が向上した割合を表 2 に示す。表 2 より、任意の期間から構築した成績予測モデルでは Y のみ精度が向上した割合が多く、提案手法により精度が低下した実験が多かった。Y で精度が向上した割合が多い理由として、実験 Y の訓練用データと予測用データが類似していることが挙げられる。年度間で授業終了時の各特徴量における平均値の差を見ると、Y で使用している 2022, 2023 年度のデー

1) 大阪教育大学 Osaka Kyoiku University

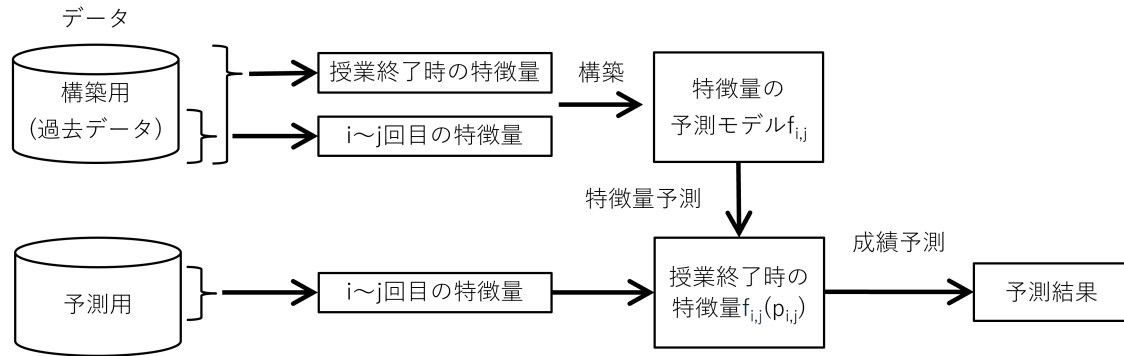


図1: 実験の全体図

表2: 任意の期間における精度が向上した割合

実験名	成績予測モデルの構築に用いるデータ量	
	任意の期間	全ての期間
W	0.31	0.81
X	0.48	0.83
Y	0.74	0.88
Z	0.07	0.10

表3: データ量が5以下における精度が向上した割合

実験名	成績予測モデルの構築に用いるデータ量	
	任意の期間	全ての期間
W	0.36	0.81
X	0.48	0.90
Y	0.75	0.94
Z	0.08	0.11

タは5つの特徴量の内、3つの特徴量で差が他の年度よりも小さかった。また、特にZで精度が低下した割合が多い理由として、構築用データに複数年分のデータを用いたことが挙げられる。実験データは同じ授業から得ているが、年度によって内容がずれることがある。特に短期間のデータの場合、年度ごとの授業内容のずれが予測精度に影響する可能性がある。よって、Yは訓練用データと予測用データが類似していたため精度が向上した割合が多く、Zは年度ごとの授業内容のずれにより精度が低下したものが多かったと考える。

次に、構築用データの全ての期間から成績予測モデルを構築した場合の精度が向上した割合を評価する。表2の成績予測モデルの構築に用いるデータ量が全ての期間の場合より、Zでは精度が低下した割合が多く、それ以外では、精度が向上した割合が多い。精度が低下した割合が多い実験もあるが、表2の任意の期間から構築した成績予測モデルの場合と比べると全ての実験において精度向上した割合が多く、提案手法により授業終了時の特徴量を予測していることから、全ての期間のデータから構築した成績予測モデルが適している可能性があると考えられる。この理由として、短期間のデータから授業終了時の特徴量をある程度予測できたことが挙げられる。実際の授業終了時の特徴量と任意の期間の特徴量の誤差の大きさを示す平均絶対誤差 MAE と、実際の授業終了時の特徴量と予測した授業終了時の特徴量の MAE を比較し MAE が減少した割合をみると、W は 0.79、X は 0.94、Y は 0.98、Z は 0.12 と W、X、Y で提案手法により多くの期間で MAE が減少した。よって、W、X、Y は授業終了時の特徴量の予測がある程度できたため、精度が向上した割合が多かったと考える。

3.2 短期間のデータを用いた予測の評価

任意の短期間のデータを用いた予測において、提案手法を用いることで精度が向上するかを評価するため、小テスト5回分以下の場合における成績予測モデルの構築に用いるデータ量が任意の期間の場合と、全ての期間の

場合で提案手法によって精度が向上した割合を表3に示す。表2,3を比較すると、同じような割合を示しており、短期間のデータでも提案手法により精度が向上したと考える。この理由として、短期間のログデータから授業終了時の特徴量をある程度予測できたことが挙げられる。実際の授業終了時の特徴量と任意の期間の特徴量の MAE と、実際の授業終了時の特徴量と予測した授業終了時の特徴量の MAE を比較し MAE が減少した割合をみると、W は 0.92、X は 1、Y は 1、Z は 0.14 と W、X、Y で提案手法により多くの期間で MAE が減少した。

4 おわりに

任意の短期間のログデータから抽出した特徴量を基に授業終了時の特徴量を予測し、その予測値を成績予測に用いた。その後、提案手法による予測精度の変化を評価した。授業終了時の特徴量の予測により得た特徴量を、構築用データの授業終了時の特徴量から構築した成績予測モデルを用いて予測することで精度が向上することが多かった。しかし、複数年のデータを構築用データとして用いると精度が低下することが多く、年度ごとの授業内容のずれが予測精度に影響する可能性があると考えられる。今後の課題として、リアルタイムのデータを用いた予測や、特徴量の予測に適したモデルの検討などが挙げられる。

参考文献

- [1] 山田政寛：ラーニング・アナリティクス研究の現状と今後の方向性，日本教育工学会論文誌，Vol. 41, No. 3, pp.189-197 (オンライン)，DOI：10.15077/jjet.42024，2018.
- [2] 駒谷優斗，望月久稔：成績予測システムの構築と予測に用いる特徴量とデータ量の検証，第23回情報科学技術フォーラム (FIT2024)，pp337-338，2024。
- [3] scikit-learn：sklearn.ensemble.RandomForestRegressor 入手先：<https://scikit-learn.org/1.5/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (参照 2025-12-30)。
- [4] 高橋龍人，駒谷優斗，望月久稔：学生の成績予測における精度向上のための特徴量とデータ加工手法の検証，第23回情報科学技術フォーラム (FIT2024)，pp339-340，2024。