

1. はじめに

教育現場のデジタル化に伴い、学生が電子教材に対して行った操作をログデータとして獲得できるようになった。そのため、操作ログを用いた研究は活発に行われている。先行研究では、操作回数ヒストグラム特徴による成績予測手法が提案されている [1]。しかし、操作回数ヒストグラム特徴による成績予測では、時系列を考慮していないため、学習プロセスを反映させた成績予測が困難である。そこで、本研究では時系列を考慮した成績予測手法を提案する。

2. 先行研究

先行研究 [1] では、電子教材に対する操作ごとの操作回数をヒストグラム化して入力特徴としている。これを Transformer エンコーダに入力して成績予測を行う。ヒストグラムを用いた入力特徴は、操作回数のみを考慮しているため、時系列情報が損失する。そのため、学習プロセスを反映させた成績予測が困難となる。

3. 提案手法

本研究では、時系列を考慮するために、一定時間ごとの操作ログデータを埋め込み特徴に変換する手法を提案する。操作ログデータ埋め込みの手順を図 1 に示す。本実験で用いる入力データは、任意の時間間隔で操作ログデータを分割し、分割した時間内に含まれる各操作を 1 文字で表現する。さらに、操作間隔を 1 秒以上 10 秒以下の場合に“s”，10 秒以上の場合に“m”を追加する。分割間隔ごとに、これらの文字を連結して 1 つの疑似単語を生成する。これを fastText[2] に与えて単語埋め込みを行う。これにより、疑似単語を操作と操作間隔の関係性を捉えた、適切な分散表現に埋め込むことができる。以上の手順を用いて各講義で単語埋め込みベクトルを生成する。そして、各単語埋め込みベクトルをそれぞれ 1 トークンとし、行われた全講義回分をまとめて Transformer エンコーダに入力することで、成績 5 段階評価 (A,B,C,D,F) の予測を行う。

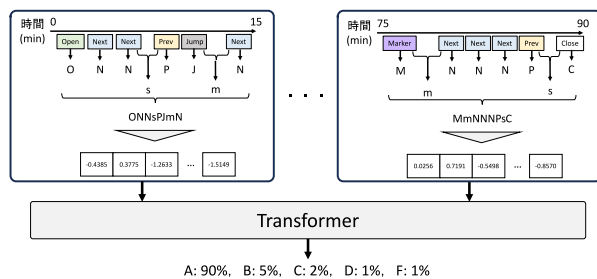


図 1：操作ログデータ埋め込みの手順

4. 評価実験

本実験では、提案手法を用いて Transformer エンコーダによる成績予測を行い、従来手法と成績予測精度を比較する。

4.1. 実験条件

本実験では、九州大学で収集された操作ログデータを使用する。2019 年から 2021 年までのデータを訓練データ、2022 年のデータを評価データとする。モデルは Transformer エンコーダを使用し、入力次元数は 128、層数は 4、head 数は 1、学習率は 0.001、エポック数は 500 で学習を行う。また、成績を 5 段階評価 (A, B, C, D, F) で予測する。ここで、fastText による埋め込み次元数は 100 とする。評価指標として、20 回成績を予測したときの平均精度と標準偏差を用いる。また、操作回数ヒストグラム特徴を用いた手法を従来手法とし、本研究の提案手法と比較を行う。

4.2. 実験結果

表 1 に、各講義分割時間における成績の予測精度を示す。その結果、15 分毎に分割した場合が最も高い精度であることを確認した。続いて、表 2 に、提案手法と従来手法によ

る成績の予測精度を示す。表 2 より、提案手法は従来手法と比較して、精度が 12.61pt 向上した。

表 1：学習行動の選択数における予測精度

講義分割時間	5 分	10 分	15 分	30 分	45 分
平均精度 ± 標準偏差	41.24±0.97	41.65±1.25	42.79±1.50	41.07±0.84	40.47±1.75

表 2：従来手法との精度比較

手法	従来手法	提案手法
平均精度 ± 標準偏差	30.18±1.36	42.79±1.50

図 2 に従来手法と提案手法の混同行列を示す。図 2 より、従来では成績 F の予測精度が 11.4% であるのに対し、提案手法では成績 F の予測精度が 28.9% と 17.5pt 改善した。これは、時系列を考慮したことにより、操作の回数やタイミングと成績の関係性を捉えることができたからであると考えられる。

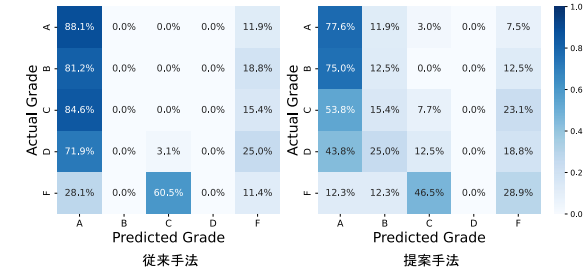


図 2：混同行列による手法比較

5. 重要操作の分析

評価実験において最も高い精度を示した、15 分分割による成績予測時の Attention weight を分析する。Transformer エンコーダが注目した 15 分間にどのような操作が行われたかを分析する。評価データにおける重要操作の頻度を図 3 に示す。図 3 より、成績 A の学生は成績 F の学生と比較すると、“Marker”の操作が多いことが確認できる。これは、成績 A の学生が自発的に、重要な箇所にマーカーを追加するという学習行動を行っているためであると考えられる。

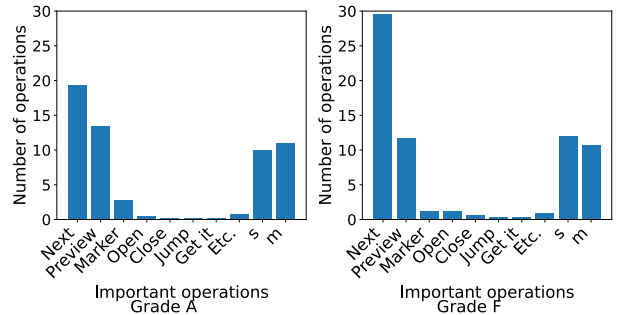


図 3：重要操作の分析

6. おわりに

本研究では、時系列を考慮した学習ログデータ埋め込みによる成績予測を行った。結果として、提案手法は従来手法に比べ、成績の予測精度が 12.61pt 向上し、成績 F の学生に対する予測精度が 17.5pt 向上した。また、Transformer エンコーダが注目した 15 分間において、成績の良い学生は“Marker”の操作を多く行っていることが判明した。また、図 2 より、成績予測において、成績 B, C, D の学生は予測が困難であることが分かった。今後は 5 段階評価を用いた学習ではなく、3 段階または 2 段階評価による学習を行い、各成績の予測精度の改善を図る。

参考文献

- [1] H. Kohama, *et al.*, “Recommending Learning Actions Using Neural Network”, ICCE, 2023.
- [2] P. Bojanowski, *et al.*, “Enriching Word Vectors with Subword Information”, TACL, volume 5, pages 135–146, 2017.