

運用深度學習模型預測學生在線教育中的退學風險

摘要

研究概述

本研究基於 OULAD 資料集，比較時間序列模型與 TabTransformer 於學生退課預測之表現，並預計透過 SHAP 分析提升模型可解釋性。

研究目的

隨著 MOOC 與學習管理系統 (LMS) 的普及，線上學習已成為重要的教育模式，但由於缺乏即時互動與學習監控，學生較易出現注意力下降與學習中斷等問題，導致線上課程普遍存在較高的退課率，且其行為模式具高度異質性，使預測與介入更具挑戰。隨著教育資料探勘與學習分析發展，研究者開始利用 OULAD 等這類包含學生基本資料、課程評量與 VLE (Virtual Learning Environment) 點擊行為紀錄的公開資料集分析學生學習行為，然而，現有研究多聚焦於靜態特徵建模或整體預測，對於不同時間視窗下之早期預測能力仍缺乏探討。因此，本研究之主要目標如下：

- (1) 建立基於行為序列之深度學習模型，以捕捉學生學習行為之時間特性。
- (2) 設計行為模式特徵，提升模型對學習狀態的辨識能力。
- (3) 比較序列模型間 (如 LSTM、GRU) 之預測效能。
- (4) 預計導入 SHAP 方法，以分析不同學習行為特徵對退課預測結果之影響。

研究方法

本研究比較兩種不同的時間視窗設計。第一種以課程開始後的 1 到 3 週、3 到 6 週、6 到 9 週之固定天數區間建立序列資料，用以觀察課程早期、中早期與中期 VLE 點擊行為對退課預測的影響。第二種則以每位學生最後活動時間為基準，向前回推 21 日建立時間序列資料。

模型設計方面，本研究採用多種深度學習序列模型進行比較，包括 CNN、RNN、LSTM、BiLSTM、GRU 與 BiGRU。本研究採用 5-fold cross-validation 確保模型評估之穩定性，並使用 accuracy、precision、recall、F1-score 等指標衡量模型效能。此外，本研究亦進一步建立混淆矩陣，以分析模型在退課與非退課類別上的分類情形。本研究將從三個面向進行分析，包括比較不同模型在預測的整體表現、分析不同時間視窗設定對預測結果的影響，以及透過混淆矩陣觀察模型對退課類別的辨識能力。

研究結果與討論

實驗結果顯示，GRU 於最後活動時間回推 21 日之時間視窗取得最佳整體表現，其 5-fold 平均 Accuracy、Precision、Recall 與 F1-score 分別為 84.51%、74.05%、79.02% 與 76.43%。未來研究可進一步導入模型可解釋性方法，例如 SHAP 分析，以探討不同 activity type 和不同時間區段之學習行為特徵對退課預測結果的影響程度。透過特徵重要性分析，可使實驗結果不僅具備預測能力，也能提供教育實務上的解釋依據與決策支持。

關鍵字：學習分析、OULAD、深度學習、時間序列、SHAP