

3. Коэффициент контрастности (CR): модуль извлекает HEX-коды цвета текста и фона, переводит их в RGB и вычисляет яркость (L) для каждого по формуле (2):

$$L = 0,2126 \cdot R_{sRGB} + 0,7152 \cdot G_{sRGB} + 0,0722 \cdot B_{sRGB}, \quad (2)$$

где R_{sRGB} , G_{sRGB} , B_{sRGB} – нормализованные значения каналов.

4. Затем рассчитывается коэффициент контрастности по стандарту WCAG, который должен быть $\geq 4,5 : 1$.

На финальном этапе каждая из n проверенных метрик (M_i) нормализуется к значению от 0 до 1. Итоговая оценка качества ЭОР вычисляется как взвешенная сумма, где весовые коэффициенты (w_i) задаются экспертно [см. формулу (3)]:

$$Q_{EER} = \sum_{i=1}^n w_i \cdot M_i, \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1. \quad (3)$$

Например, для презентации метрика контрастности (CR) будет иметь больший вес, чем проверка формата файла. По итогам расчета модуль формирует для преподавателя отчет с итоговым баллом и конкретными рекомендациями по улучшению.

Предложенная модель и алгоритмы работы программного модуля позволяют перейти от субъективной экспертной оценки качества ЭОР к автоматизированной, основанной на объективных метриках. Внедрение такого инструмента в LMS Moodle, используемую в образовательной системе Республики Беларусь, способно решить сразу две задачи: обеспечить единый стандарт качества учебных материалов и предоставить преподавателям удобный инструмент для самопроверки и профессионального развития.

Литература

1. Тербушева, Е. А. Аналитический потенциал платформы Moodle для мониторинга качества персонализированного обучения / Е. А. Тербушева, К. Р. Пиотровская // Общество. Коммуникация. Образование. – 2021. – Т. 12, № 4. – С. 19–34.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ УЧЕБНОЙ АКТИВНОСТИ В LMS MOODLE: ПРЕДИКТИВНАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ СТУДЕНТОВ В ГРУППЕ РИСКА

Р. Д. Голубев, И. Е. Сипаков

*Витебский государственный университет имени П. М. Машерова,
Республика Беларусь*

Предложена концептуальная модель, использующая методы искусственного интеллекта для анализа больших данных, генерируемых системой управления обучением (LMS) Moodle. Описаны ключевые этапы построения модели. Модель направлена на повышение академической успеваемости и снижение отчисления студентов путем предоставления преподавателям инструмента для раннего выявления потенциальных проблем.

Ключевые слова: аналитика обучения, предиктивная модель, LMS Moodle, искусственный интеллект, группа риска, образовательные данные, машинное обучение.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR ANALYZING STUDENT ACTIVITY DATA IN LMS MOODLE: A PREDICTIVE MODEL FOR IDENTIFYING AT-RISK STUDENTS

R. D. Golubev, I. E. Sipakov

Vitebsk State University named after P. M. Masherov, Republic of Belarus

A conceptual model is proposed that uses artificial intelligence methods to analyze large data generated by the Moodle learning management system (LMS). The key steps of building the model are described. The model aims to improve academic performance and reduce student dropout rates by providing instructors with a tool for early detection of potential issues.

Keywords: learning analytics, predictive model, LMS Moodle, artificial intelligence, at-risk group, educational data, machine learning.

Современное образование в Республике Беларусь активно использует системы управления обучением (LMS), такие как Moodle, которые формируют цифровую образовательную среду. LMS собирают большие объемы данных о взаимодействии студентов с учебными материалами: от просмотра лекций до участия в форумах и выполнения тестов [1]. Эти «цифровые следы» – ценный ресурс для анализа учебного процесса, но их ручная обработка неэффективна. Применение искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения позволяет прогнозировать академическую успеваемость и выявлять студентов группы риска, переходя от реагирующей педагогики к проактивной поддержке.

Цель работы – разработка концептуальной предиктивной модели на основе данных LMS Moodle для автоматизированной идентификации студентов группы риска.

Предлагаемая модель основана на методологии интеллектуального анализа данных (Data Mining) и включает в себя несколько последовательных этапов:

1. Сбор и предварительная обработка данных.
2. Формирование признакового пространства.
3. Построение и обучение модели.
4. Валидация и интеграция модели.

На первом этапе из базы данных LMS Moodle извлекаются сырые данные (логи) об активности студентов за определенный период, например, за первый семестр. Ключевыми предикторами выступают:

– количественные поведенческие метрики: частота входов в систему, количество просмотренных ресурсов (лекций, файлов), количество и успешность попыток прохождения тестов;

– временные метрики: общее время, проведенное в курсе, регулярность учебной деятельности (стандартное отклонение интервалов между сессиями), время сдачи заданий;

– социальные метрики: количество взаимодействий с другими студентами и преподавателем.

Собранные сырые данные преобразуются в структурированный набор признаков (векторов), пригодный для подачи на вход алгоритма машинного обучения. На этом этапе вычисляются агрегированные показатели для каждого студента. Целевой переменной (target) является бинарный признак, отражающий итоговую успеваемость студента по курсу (например, «успешно»/«неуспешно»), полученный на основе исторических данных.

Для решения задачи классификации может быть использован ряд алгоритмов машинного обучения. В качестве базового, хорошо интерпретируемого метода, предлагается использовать логистическую регрессию [2]. Вероятность P отнесения студента к группе риска (событие $Y = 1$) на основе вектора его признаков $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ вычисляется с помощью логистической функции (сигмоиды) [см. уравнение (1)]:

$$P(Y = 1 | X) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (1)$$

где z – линейная комбинация входных признаков [см. уравнение (2)]:

$$z = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n \quad (2)$$

где x_1, x_2, \dots, x_n – это значения признаков, таких как количество просмотренных лекций, средний балл за тесты и т. д.; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ – это веса, которые модель определяет в процессе обучения на исторических данных. Если вычисленная вероятность P превышает заданный порог (0,5), студент классифицируется как находящийся в группе риска.

Качество обученной модели оценивается на тестовом наборе данных с использованием метрик: точность, полнота и F1-мера. После валидации модель интегрируется в образовательный процесс, анализируя в реальном времени активность студентов. На определенном этапе (например, после первого месяца обучения) она определяет вероятность попадания каждого студента в группу риска. Результаты отображаются на дашборде для преподавателя, выделяя студентов, нуждающихся во внимании, что позволяет своевременно предложить консультации или дополнительные материалы.

Разработка и внедрение предиктивной модели на основе данных LMS Moodle является перспективным направлением развития аналитики обучения. Такой инструмент позволяет автоматизировать процесс мониторинга и перейти к персонализированной педагогической поддержке в Республике Беларусь. Раннее выявление студентов из группы риска дает возможность вовремя скорректировать их образовательную траекторию, повысить мотивацию и, как следствие, улучшить общие показатели успеваемости и снизить процент отчисления. Дальнейшее развитие модели может включать анализ текстовых данных с форумов и эссе для более глубокого понимания трудностей студентов.

Л и т е р а т у р а

1. Тербушева, Е. А. Аналитический потенциал платформы Moodle для мониторинга качества персонифицированного обучения / Е. А. Тербушева, К. Р. Пиотровская // Общество. Коммуникация. Образование. – 2021. – Т. 12, № 4. – С. 19–34.
2. Искусственный интеллект для учебной аналитики и этапы педагогического проектирования: обзор решений / Е. А. Другова, И. И. Журавлева, У. С. Захарова [и др.] // Вопросы образования. – 2022. – № 4. – С. 107–153.

РАЗРАБОТКА БЭКЕНД-АРХИТЕКТУРЫ ДЛЯ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ АКАДЕМИЧЕСКИХ РИСКОВ СТУДЕНТОВ

Т. Т. Гиоргадзе, П. О. Хвостюк, И. Е. Сипаков

*Витебский государственный университет имени П. М. Машерова,
Республика Беларусь*

Представлена концепция бэкенда информационной системы, предназначенной для учета и анализа успеваемости студентов. Архитектура системы построена на базе микросервисного