

Анализ эффективности онлайн-курсов методами машинного обучения

Анастасия Анатольевна Криволапова

Аспирант
Санкт-Петербургский государственный университет
Санкт-Петербург, Россия
krivolapova@schoolnano.ru
ORCID 0009-0009-7652-8315

Анна Михайловна Абрамова

Студент магистратуры
Санкт-Петербургский государственный университет
Санкт-Петербург, Россия
abramik.01@mail.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Игорь Юрьевич Коцюба

Кандидат технических наук, доцент факультет инфокоммуникационных технологий
Национальный исследовательский университет ИТМО
Санкт-Петербург, Россия
igor.kotciuba@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 10.01.2024

Принята 23.02.2024

Опубликована 15.04.2024

УДК 004.94:37.091.26:378.147.091.3

DOI 10.25726/q6800-5384-0026-n

EDN CWQZFD

ВАК 5.8.2. Теория и методика обучения и воспитания (по областям и уровням образования)
(педагогические науки)

OECD 05.03.HE EDUCATION, SPECIAL

Аннотация

Статья описывает результаты анализа эффективности онлайн-курсов на платформе «Цифровой Наноград» с использованием алгоритмов машинного обучения. Исследование выявило, что малый объем курса и модульность оказывают наибольшее положительное влияние на эффективность курсов. Важную роль также играют интерактивные форматы представления информации и задания с автоматической проверкой. Модель, обученная с помощью алгоритма случайный лес, показала наилучшие результаты. В статье представлен анализ эффективности онлайн-курсов с использованием методов машинного обучения. Основное внимание уделено разработке и применению моделей, способных предсказать успех учащихся на основе различных факторов, таких как активность на платформе, взаимодействие с материалами курса и демографические данные. Проведено сравнение различных алгоритмов машинного обучения, включая логистическую регрессию, деревья решений и нейронные сети, для определения наиболее точного подхода. Результаты исследования демонстрируют значительное улучшение точности прогнозирования успеваемости, что позволяет образовательным платформам персонализировать обучение и повышать качество предоставляемых услуг.

Ключевые слова

эффективность MOOC, электронное образование, цифровое образование, машинное обучение.

Введение

С увеличением масштабов образования возник вопрос качества массового образования. Исследователи разных отраслей наук были заняты поиском и разработками технических средств, внедрение которых в образовательный процесс, способствовало увеличению качества образования. До появления персональных компьютеров в педагогике использовались тренажеры, цель которых – помочь обучающимся отточить определенные навыки. Первые тренажеры были разработаны в двадцатые годы XX века, а уже в пятидесятые в США в моду вошло обучение при помощи телевизионных курсов (Андреева, 2016).

Последнее явление кажется важной предпосылкой для исследуемой темы и позволяет говорить о давнем и сформулированном запросе общества на «онлайн-образование», в данном случае выражающееся в индивидуальных просмотрах курсов по расписанию телевизионных программ. Массовые открытые онлайн-курсы в том виде, к которому мы уже привыкли, стали появляться в начале двадцатого века и позволили дистанционно общаться студентам с преподавателями и друг с другом, а также в формате онлайн сдавать итоговые задания и экзамены (Уваров, 2019).

Онлайн-курсы для большого круга слушателей рассматривались как замена традиционному обучению, они могли бы снизить стоимость обучения в вузах и сделать образование более индивидуализированным. Первый массовый онлайн-курс стартовал в 2008 году в Канаде (Freitas, 2015). К 2012 году тема MOOC стала настолько популярна не только в сфере образования, но и в остальных сферах жизни общества, что «New York Times» назвала 2012 годом MOOC.

Несмотря на такую популярность, к 2013-2014 годам наблюдается рост исследований, которые демонстрируют ряд ограничений MOOC: низкая доля учащихся, завершивших обучение (DeBoer, 2014), сохранение дискриминации студентов, влияющих на качество образования (Hansen, 2015; Kizilces, 2016), ограниченные возможности для взаимодействия участников образовательного процесса и низкое качество оценивания и обратной связи (Cooreg, 2013), невысокое качество педагогического дизайна в курсах (Margayan, 2015). А результаты постиндустриальной (информационной) революции продиктовали новую цель: не только повышение качества образования, но и его эффективности в целом (Максименкова, 2019).

Сегодня эффективность онлайн обучения падает, несмотря на его массовое распространение и дополнение гибридными форматами. Это может быть связано с низким качеством педагогического дизайна создаваемых программ: формат «делай как я», «говорящие головы», ничем не сопровождающиеся онлайн-тесты. Количество пользователей, завершающих подобные курсы, составляет – от 4 до 7,5% (Пермяков, 2019). Подобная проблема наблюдается и в массово распространенных популярных зарубежных платформах: Coursera, Khan Academy, edX, Futurelearn, Open2Study (Романова, 2018).

По мнению экспертов, сегодня нет разработанной и общей теории электронного обучения. Поэтому, в ближайшей перспективе развития следует акцентировать внимание на доработке, модификации, усовершенствовании существующих наработок, связанных с использованием цифровых технологий в образовании (Пермяков, 2019). При этом важно понимать, что само по себе внедрение ИКТ технологий в школу не способствует развитию информационно-коммуникационных компетенций, ключевую роль в этом процессе играет разрабатываемый контент (Авдеева, 2022). Некоторые отмечают, что создаваемые программы электронного обучения могут снижать образовательные результаты по причине отсутствия связей между теорией обучения, практикой и исследованиями в области электронного обучения (Джанелли, 2018).

Изучение краткосрочных электронных образовательных программ и выявление критериев их эффективности позволит сделать первый шаг к выведению универсальной «формулы» эффективного онлайн-курса и сформировать рекомендации разработчикам и методистам. Для решения этой задачи мы провели оценку влияния разных элементов онлайн-курсов (маркеров) на качество образовательного

результата и глубину изучения материала слушателем с применением методов машинного обучения и интеллектуального анализа данных.

Цель исследования – проведение оценки влияния элементов онлайн-курсов (маркеров) на качество образовательного результата и глубину изучения материала слушателем с применением методов машинного обучения. База исследования – цифровая платформа «Цифровой Наноград». Наполнение платформы осуществляется образовательным цифровым контентом, размещаемого в формате электронных мини-курсов. Все мини-курсы ориентированы на развитие у школьников навыков проектной и исследовательской деятельности, функциональной грамотности, формирование культуры самопознания и самоопределения в профессиональной сфере и на развитие «гибких навыков».

Материалы и методы исследования

Мини-курс – взаимосвязанные определенной темой учебно-методические, образовательные и информационные материалы, составляющие автономный учебный элемент, который может обеспечивать достижения определенного образовательного результата с минимальной учебной нагрузкой обучающегося при обучении в объеме от восьми до шестнадцати академических часов. Курсы на платформе соответствуют всем особенностям MOOK (масштабность; открытость - бесплатный доступ без ограничений; онлайн-формат; адаптивность – персонализированный подход к пользователям; сотрудничество - возможность обмена знаниями и коммуникация между пользователями; доступность - использование контента после завершения обучения; интерактивность) и могут стать релевантной выборкой MOOK для нашего исследования.

Прежде чем перейти к описанию формата полученных данных необходимо определиться с ключевыми понятиями исследования. Под эффективностью онлайн-курса подразумевается качество онлайн-курса или его «успешность» на основе наиболее важных количественных показателей. Для оценки эффективности онлайн-курсов на платформе «Цифровой Наноград» было принято решение использовать метрику процента завершения курса.

Процент завершения курса (COR) – это параметр, который показывает, какое количество пользователей успешно завершило курс. Это важный показатель эффективности курса, поскольку он позволяет оценить, насколько курс интересен и полезен для пользователей.

В процессе исследования особенностей MOOK было принято решение провести анализ мини-курсов на платформе «Цифровой Наноград» и выделить маркеры эффективности онлайн-курсов.

Под маркерами эффективности (маркерами качества) мы подразумеваем показатели, используемые для оценки качества онлайн-курсов. Они могут включать в себя различные характеристики курса, такие как формат курса, его основные элементы, интерактивности и т.д.

Сформулировано 6 групп маркеров: формат курса (2 маркера), типы заданий в курсах (6 маркеров), наличие «текстов новой природы» (14 маркеров), структура (4 маркера), стиль речи (5 маркеров), объем курса (3 маркера).

По выбранным маркерам эффективности была проведена оценка курсов при помощи парсинга данных с платформы «Цифровой Наноград». Парсинг – это процесс автоматического анализа текста или данных с целью извлечения значимой информации или структурирования их определенным образом. В контексте сбора информации об онлайн-курсах платформы «Цифровой Наноград» парсинг использовался для автоматизации процесса анализа содержания курсов, выделения ключевых характеристик и показателей, а также для сравнения и классификации курсов на основе заданных маркеров эффективности.

Данные о наличии или отсутствии каждого из маркеров собраны в единой таблице. Всего было проанализировано 30 курсов по 40 маркерам эффективности. Результаты сбора создают единый датасет бинарных данных, который в дальнейшем будет использован для определения наиболее значимых признаков качества онлайн-курсов.

В ходе анализа данных были применены несколько методов. Среди них факторный анализ, логистическая регрессия. Однако оптимальными методами для решения поставленной задачи оказались методы «Дерево решений» и Random Forest.

Результаты и обсуждение

«Дерево решений» – это метод машинного обучения, который используется для прогнозирования или классификации данных. Оно представляет собой структуру, которая имитирует дерево с узлами (вершинами) и ребрами (ветвями). Каждый узел в дереве решений представляет собой проверку значения определенного признака данных, а каждое ребро представляет возможный результат этой проверки.

Построение «Дерева решений» начинается с корневого узла, который содержит всю выборку данных. Затем на каждом узле происходит разделение данных на основе определенного признака, с целью уменьшения неопределенности или увеличения информативности. Процесс разделения продолжается до достижения условий остановки, таких как достижение заданной глубины дерева или недостаточного количества данных для дальнейшего разделения.

Построение модели для новых наблюдений «прогноз» или «классификация» происходит путем прохождения по ветвям дерева, с учетом значений признаков наблюдения, пока не будет достигнут листовый узел, который содержит предсказанное значение или классификацию.

Алгоритм «Дерева решений» предоставляет наглядное представление о том, как принимается решение. Каждый шаг в модели соответствует конкретному признаку и пороговому значению, на основе которых происходит разделение данных. Это позволяет понять, какие факторы сильнее всего влияют на эффективность курсов.

«Дерево решений» способно обнаруживать и учитывать нелинейные зависимости между признаками и целевой переменной. В контексте определения эффективности онлайн-курсов такие зависимости могут быть сложными и нелинейными, и дерево решений может эффективно моделировать их.

Графическое представление дерева позволяет наглядно увидеть важность каждого признака и их вклад в определение эффективности онлайн-курсов. Результаты работы алгоритма представлены на рисунке 1.

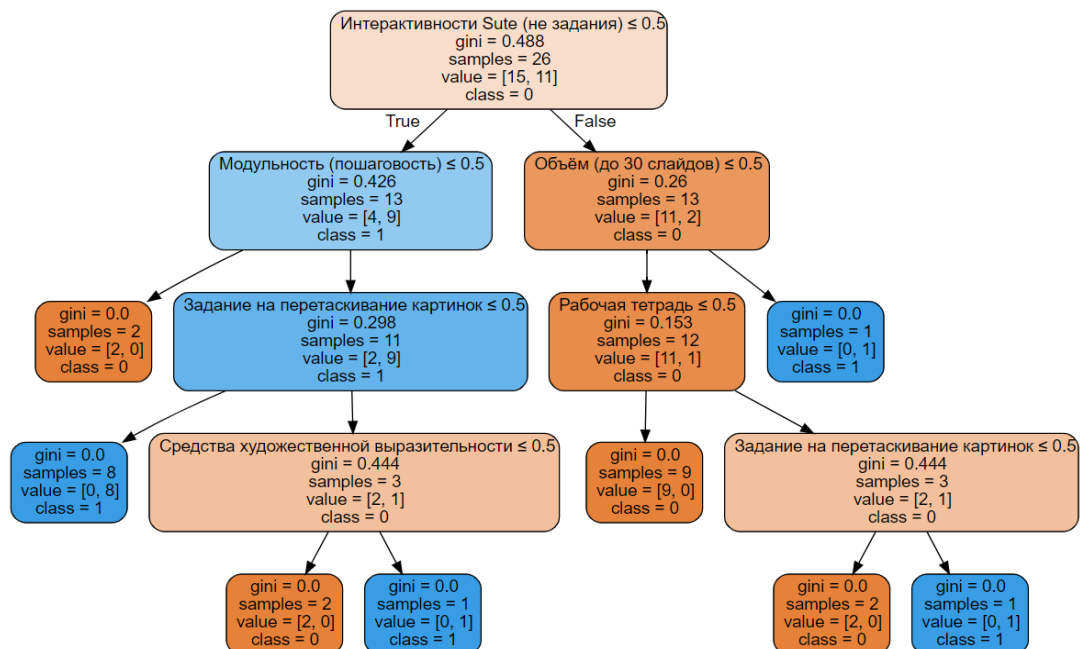


Рисунок 1. Дерево решений для принятия решения об эффективности онлайн-курса

На рисунке 1 видно, что выше всего находится признак «интерактивности Suite (не задания)». А это значит, что его вклад в определение результата наибольший. В результатах метода логистической регрессии данный признак получил также большой коэффициент. Это еще раз подтверждает его значимость. Он оказывает большое влияние на то, будет ли курс успешен или неуспешен.

На втором уровне видим маркеры «модульности (пошаговости)» и «объема курса (до 30 слайдов)». Значит малый объем образовательных онлайн-курсов, а также модульность (деление курса на небольшие логические отрезки, следующие последовательно друг за другом) оказывают большое влияние на показатель COR.

Также в дерево решений попали такие маркеры, как «задание на перетаскивание картинок», «графики», «диалоговый тренажер» и маркеры, относящиеся к группе лексических особенностей текста курса.

Основным недостатком метода «Дерево решений» является склонность модели к переоснащению обучающего набора данных, а это означает, что оно может плохо работать с невидимыми данными. Поэтому после анализа данных с помощью «Дерева решений» было решено провести дополнительный анализ с использованием алгоритма «Случайный лес». Он применяется для решения задач классификации и регрессии и может быть использован для оценки эффективности онлайн-курсов. Основная идея модели «Случайный лес» заключается в создании множества деревьев решений, каждое из которых обучается на случайной подвыборке данных с повторениями (bootstrap) и использует только некоторое подмножество признаков для разделения. При принятии решения этот алгоритм объединяет предсказания всех деревьев и использует механизм голосования или усреднения, чтобы получить окончательный прогноз.

Таким образом, анализ данных с помощью «Случайного леса» позволяет получить более надежные и обобщенные результаты, которые могут быть использованы для принятия решений относительно эффективности онлайн-курсов. Этот алгоритм помогает выявить наиболее важные признаки, определить их влияние на результат и предоставить более точные прогнозы, основанные на анализе всего набора данных.

Алгоритм «Случайный лес» реализован с помощью класса RandomForestRegressor из модуля sklearn.ensemble. В результате получен рейтинг наиболее значимых для оценки маркеров эффективности онлайн-курсов (рис. 2).

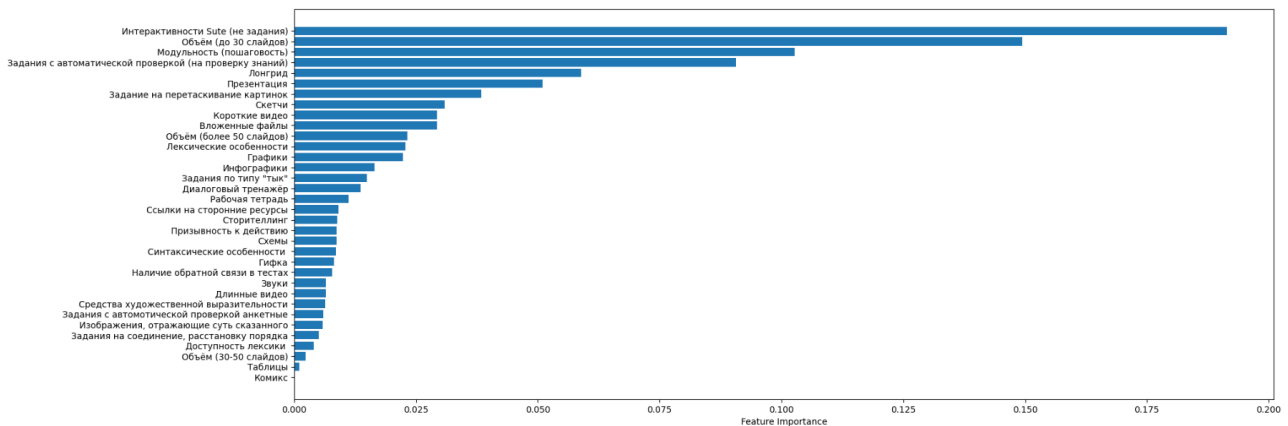


Рисунок 2. Наиболее значимые маркеры для предсказания успешности онлайн-курсов при применении алгоритма «Случайный лес»

Пять самых значимых признаков в результате анализа данным способом – это «интерактивности Suite, объем курса (до 30 слайдов)», «модульность (пошаговость)», «задания с автоматической проверкой (на проверку знаний)», «лонгрид» и «презентация». Соответственно, эти признаки, оказывают больше влияние на итоговое решение об эффективности или неэффективности образовательного онлайн-курса.

Метрика ассигасу определила точность модели, обученной с помощью случайного леса в показатель более 83 процентов, что говорит о достаточно высокой вероятности верного значения COR. Применение метрики логарифмической потери (Log Loss) для алгоритма случайного леса показал значение в три раза ниже, чем аналогичный показатель для логистической регрессии.

Итак, в ходе анализа эффективности онлайн-курсов образовательной платформы «Цифровой Наноград» были применены несколько алгоритмов машинного обучения, включая факторный анализ, логистическую регрессию, «Дерево решений» и «Случайный лес».

Факторный анализ позволил определить наиболее релевантные группы маркеров. Это помогло в дальнейшем упростить интерпретацию результатов последующих анализов.

Логистическая регрессия была использована для прогнозирования эффективности курсов. Ее применение помогло определить набор маркеров, влияющих на отклонение коэффициента дохождения учеников до финала курса (COR), при этом проверка метода показала, что совокупности маркеров оказывают большее влияние чем отдельные маркеры. Поэтому потребовался дополнительный анализ для понимания влияния корреляционных признаков.

«Дерево решений» позволило выявить наиболее значимые маркеры для предсказания успешности онлайн-курсов и ранжировать их по степени влияния. Для проверки полученных данных был использован метод «Случайный лес», который является ансамблем деревьев решений, комбинирующим результаты нескольких деревьев для получения более точных и надежных прогнозов.

Алгоритм «Случайный лес» помог выявить взаимосвязи более высокого уровня и определить топ приоритетных маркеров, значимых для COR. Исходя из полученных данных можно сказать, что два маркера, относящихся к структурам малый объем курса (до 30 слайдов) и модульность оказывают наибольшее положительное влияние на COR. Подтверждение полученных данных в исследовании можно найти в работах специалистов, занимающихся дистанционным образованием. Авторы отмечают, что в дистанционном обучении на смену традиционно линейной дидактике приходит модульность, при которой дидактической единицей становится не урок и не сам курс, а исследовательская задача или проблема (Ермаков, 2020; Казакова, 2020; Романова, 2018).

Также большое влияние оказывает на значение COR 2 типа интерактивностей внутри курса:

- 1) представление информации через интерактивный формат, то есть наличие кнопок и прочих вариантов взаимодействия с презентацией;
- 2) задания с автоматической проверкой (тесты разного типа), направленные на проверку знаний, полученных в ходе курса.

При этом важно отметить, что группа маркеров, связанная с текстами новой природы и возможными интерактивными способами передачи информации и проверки знаний, также показали высокую степень влияния, хоть и не такую как перечисленные выше четыре маркера. Исключением в этой группе стали только комиксы и таблицы, однако это можно объяснить тем, что они были мало представлены в выборке курсов.

Результаты, касающиеся обозначенной группы маркеров, лишь подтверждают современные исследования о восприятии и способах передачи информации, показывающие, что сегодня на смену классическим линейным текстам в образовании приходят гипер- и мультимедийные тексты (Галактионова, 2016; Гринева, 2016; Казакова, 2016; Лебедева, 2022).

Заключение

На основании вышесказанного можно сделать вывод о том, что модель, оснащенная алгоритмом «Случайный лес», была самой точной. Результат логарифмической потери для данной модели оказался в 3 раза лучше, чем для логистической регрессии.

Интересным показалось, что маркеры, связанные со стилем текста, наличием средств художественной выразительности, доступностью лексики, побудительными и синтаксически упрощенными предложениями оказались внизу списка значимости для COR.

Как уже отмечалось выше, единой теории электронного образования не выработано и пока методологи предлагают комбинировать и адаптировать существующие концепции и подходы, при этом включая в образование как можно больше интерактивных программ для обогащения среды и более мобильного обучения (Калимуллина, 2018).

Таким образом, использование описанных в статье алгоритмов позволило провести более глубокий анализ данных об эффективности образовательного контента и сделать первый шаг к

формированию универсальных критериев эффективности для цифрового образовательного контента. Они помогли выявить наиболее важные маркеры онлайн-курсов и прогнозировать их эффективность. Все это поможет принимать авторам MOOC более обоснованные решения для улучшения качества обучения учеников и оптимизации процесса разработки курсов.

Список литературы

1. Авдеева С. М., Уваров А. Ю., Тарасова К. В. Цифровая трансформация школ и информационно-коммуникационная компетентность учащихся // Вопросы образования. 2022. № 1. С. 218-243.
2. Андреева Н.В., Рождественская Л.В., Ярмахов Б.Б. Шаг школы в смешанное обучение. М., 2016, 282 с.
3. Галактионова Т.Г. Тексты «новой природы» и новая грамотность // Тексты новой природы в образовательном пространстве современной школы: мат. VIII Межд. науч.-прак. конф. «Педагогика текста» (21 октября 2016 г., Санкт-Петербург) под ред. Т.Г. Галактионовой, Е.И. Казаковой. СПб.: ЛЕМА, 2016. С. 13-17.
4. Гринева М.И. Клиповое мышление во благо ученика // Тексты новой природы в образовательном пространстве современной школы: мат. VIII Межд. науч.-прак. конф. «Педагогика текста» (21 октября 2016 г., Санкт-Петербург) под ред. Т.Г. Галактионовой, Е.И. Казаковой. СПб.: ЛЕМА, 2016. С. 13-17.
5. Джанелли М. Электронное обучение в теории, практике и исследованиях // Вопросы образования. 2018. № 4.
6. Ермаков Д.С., Кириллов П.Н., Корякина Н.И., Янкевич С.А. Персонализированная модель образования с использованием цифровой платформы. Под ред. Е.И. Казаковой // Современное образование, 2020. 44 с.
7. Казакова Е.И. Тексты новой природы: проблемы междисциплинарного исследования // Психологическая наука и образование. 2016. Т. 21. № 4. С. 102-109.
8. Казакова Е.И. Цифровая трансформация педагогического образования // Ярославский педагогический вестник. 2020. № 1(112). С. 8-14
9. Калимуллина, О.В., Троценко И.В. Современные цифровые образовательные инструменты и цифровая компетентность: анализ существующих проблем и тенденций // Открытое образование. 2018. Т. 22. № 3. С. 61-73.
10. Лебедева М. Ю. Стратегии работы с цифровым текстом для решения учебных читательских задач: исследование методом вербальных протоколов // Вопросы образования. 2022. № 1. С. 244-270.
11. Пермяков О.Е. Электронное обучение: дидактическое проектирование курсов // Образовательная политика. 2019. №4 (80).
12. Романова Н.Л. Онлайн-курсы как инновационная форма дистанционного обучения // Педагогика высшей школы. 2018. No 2. С. 5-8.
13. Уваров А.Ю., Гейбл Э., Дворецкая И.В. Трудности и перспективы цифровой трансформации образования: под редакцией А.Ю. Уварова, И.Д. Фрумина, науч. ред. Я.И. Кузьминов, И.Д. Фрумин. М.: НИУ «Высшая школа экономики», 2019. 344 с.
14. Cooper S. MOOCs: Disrupting the university or business as usual? // Arena journal. 2013. № 39-40. P. 182.
15. DeBoer J., Ho A.D., Stump G.S., Breslow L. Changing «course» reconceptualizing educational variables for massive open online courses // Educational researcher. 2014. № 43(2). pp. 74-84.
16. Freitas S.I., Morgan J., Gibson D. Will MOOCs transform learning and teaching in higher education? Engagement and course retention in online learning provision // British journal of educational technology. 2015. № 46(3). pp. 455-471.
17. Hansen J.D., Reich J. Democratizing education? Examining access and usage patterns in massive open online courses // Science. 2015. Vol. 350(6265). pp. 1245-1248.

18. Kizilcec, René F. Towards Equal Opportunities in MOOCs: Affirmation Reduces Gender & Social-Class Achievement Gaps in China. // Proceedings of the fourth: ACM conf. on learning and scale. Cambridge, MA, 2016.
19. Maksimenkova O.V., Neznanov A.A. Collaborative technologies in education: how to build effective support for hybrid learning? // University management: practice and analysis. 2019. №1-2.
20. Margaryan A., Bianco M., Littlejohn A. Instructional quality of massive open online courses (MOOCs) // Computers and education. 2015. № 80. pp. 77-83.
21. Perna L.W., Ruby A., Boruch R.F., Wang N., Scull J., Ahmad S., Evans C. Moving through MOOCs: Understanding the progression of users in massive open online courses // Educational researcher. 2014. № 43(9). pp. 421-432.

Analysis of the effectiveness of online courses using machine learning methods

Anastasia A. Krivolapova

PhD student
Saint Petersburg State University
Saint Petersburg, Russia
krivolapova@schoolnano.ru
ORCID 0009-0009-7652-8315

Anna M. Abramova

Master's Degree student
Saint Petersburg State University
Saint Petersburg, Russia
abramik.01@mail.ru
ORCID 0000-0000-0000-0000

Igor Yu. Kotsyuba

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Faculty of Information and Communication Technologies
ITMO National Research University
St. Petersburg, Russia
igor.kotciuba@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 10.01.2024

Accepted 23.02.2024

Published 15.04.2024

UDC 004.94:37.091.26:378.147.091.3

DOI 10.25726/q6800-5384-0026-n

EDN CWQZFD

VAK 5.8.2. Theory and methodology of teaching and upbringing (by fields and levels of education) (pedagogical sciences)

OECD 05.03.HE EDUCATION, SPECIAL

Abstract

The article describes the results of an analysis of the effectiveness of online courses on the «Digital Nanograd» platform using machine learning algorithms. The study found that course volume and modularity have a significant positive impact on course effectiveness. Interactive formats for presenting information and

assignments with automatic checking also play a significant role. The model trained using the random forest algorithm showed the best results. The article describes the results of an analysis of the effectiveness of online courses on the "Digital Nanograd" platform using machine learning algorithms. The study found that a small course volume and modularity have the most positive impact on course effectiveness. Interactive formats of presenting information and assignments with automatic checking also play an important role. A model trained using the random forest algorithm showed the best results. The article presents an analysis of the effectiveness of online courses using machine learning methods. The main focus is on the development and application of models capable of predicting student success based on various factors such as platform activity, interaction with course materials, and demographic data. A comparison of various machine learning algorithms, including logistic regression, decision trees, and neural networks, was conducted to determine the most accurate approach. The research results demonstrate a significant improvement in the accuracy of performance prediction, allowing educational platforms to personalize learning and improve the quality of services provided.

Keywords

MOOC efficiency, e-education, digital education, machine learning.

References

1. Avdeeva S. M., Uvarov A. Yu., Tarasova K. V. Digital transformation of schools and information and communication competence of students // *Education issues*. 2022. № 1. pp. 218-243.
2. Andreeva N.V., Rozhdestvenskaya L.V., Yarmakhov B.B. The school's step into mixed education. M., 2016, 282 p.
3. Galaktionova T.G. Texts of «new nature» and new literacy // *Texts of new nature in the educational space of a modern school: mat. VIII month. scientific and practical. Conf. «Pedagogy of the text» (October 21, 2016, St. Petersburg)* ed. by T.G. Galaktionova, E.I. Kazakova. SPb.: Lema, 2016. pp. 13-17.
4. Grineva M.I. Clip thinking for the benefit of the student // *Texts of a new nature in the educational space of a modern school: mat. VIII month. scientific and practical. conf. «Pedagogy of text» (October 21, 2016, St. Petersburg)* edited by T.G. Galaktionova, E.I. Kazakova. SPb.: Lema, 2016. pp. 13-17.
5. Gianelli M. E-learning in theory, practice and research // *Education issues*. 2018. № 4.
6. Ermakov D. S., Kirillov P. N., Koryakina N. I., Yankevich S. A. Personalized model of education using a digital platform. Ed. by E.I. Kazakova // *Modern education*, 2020. 44 p.
7. Kazakhstanova E.I. Methods of new science: problems of international research // *Psychological science and education*. 2016. Vol. 21. № 4. pp. 102-109.
8. Kazakova E.I. Digital transformation of pedagogical education // *Yaroslavl Pedagogical Bulletin*. 2020. № 1(112). pp. 8-14
9. Kalimullina, O.V., Trotsenko I.V. Modern digital educational tools and digital competence: analysis of existing problems and trends // *Open education*. 2018. Vol. 22. № 3. pp. 61-73.
10. Lebedeva M. Yu. Strategies of working with digital text to solve educational reading tasks: research by the method of verbal protocols // *Questions of education*. 2022. № 1. pp. 244-270.
11. Permyakov O.E. E-learning: didactic course design // *Educational policy*. 2019. №4(80).
12. Romanova N.L. Online courses as an innovative form of distance learning // *Pedagogy of higher education*. 2018. № 2. pp. 5-8.
13. Uvarov A.Yu., Gable E., Dvoretzkaya I.V. Difficulties and prospects of digital transformation of education. Ed. by A.Yu. Uvarov, I.D. Frumin, sci. ed. by Ya.I. Kuzminov, I.D. Frumin. M.: Higher School of Economics, 2019. 344 p.
14. Cooper S. MOOCs: the destruction of the university or business as usual? // *Arena magazine*. 2013. № 39-40. p. 182.
15. DeBoer J., Ho A.D., Stump G.S., Breslow L. Changing «course» reconceptualizing educational variables for massive open online courses // *Educational researcher*. 2014. № 43(2). pp. 74-84.

16. Freitas S.I., Morgan J., Gibson D. Will MOOCs transform learning and teaching in higher education? Engagement and course retention in online learning provision // *British journal of educational technology*. 2015. № 46(3). pp. 455-471.
17. Hansen J.D., Reich J. Democratizing education? Examining access and usage patterns in massive open online courses // *Science*. 2015. Vol. 350(6265). pp. 1245-1248.
18. Kizilcec, René F. Towards Equal Opportunities in MOOCs: Affirmation reduces gender and social-class achievement gaps in China. // *Proceedings of the fourth: ACM conf. on learning and scale*. Cambridge, MA, 2016.
19. Maksimenkova O.V., Neznanov A.A. Collaborative technologies in education: how to build effective support for hybrid learning? // *University management: practice and analysis*. 2019. №1-2.
20. Margaryan A., Bianco M., Littlejohn A. Instructional quality of massive open online courses (MOOCs) // *Computers and education*. 2015. № 80. pp. 77-83.
21. Perna L.W., Ruby A., Boruch R.F., Wang N., Scull J., Ahmad S., Evans C. Moving through MOOCs: Understanding the progression of users in massive open online courses // *Educational researcher*. 2014. № 43(9). pp. 421-432.