

КАУЗАЛЬНЫЙ ЭФФЕКТ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ НА ВЕРОЯТНОСТЬ ЗАВЕРШЕНИЯ ОНЛАЙН-КУРСОВ: ЭМПИРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ МООС-ПЛАТФОРМ

Луцык Б. С.¹, Маркузе О. Л.¹

Научный руководитель – преподаватель ФТМИ Шаронова А. Д.¹

¹Университет ИТМО

367362@niuitmo.ru

Введение.

Массовые открытые онлайн-курсы (МООС) стали ключевым элементом цифровой трансформации образования. Платформы, такие как Coursera и edX, обеспечивают доступ к обучению миллионам пользователей по всему миру. Однако одной из центральных проблем онлайн-образования остаётся низкая завершённость курсов: доля студентов, успешно проходящих курс до конца, в среднем не превышает 10–15% [1].

Одним из инструментов повышения вовлечённости выступают рекомендательные алгоритмы на основе искусственного интеллекта, персонализирующие траекторию обучения. Современные исследования показывают, что персонализированные рекомендации способны снижать вероятность отсева и повышать вовлечённость обучающихся [2,3]. Тем не менее большинство работ сосредоточено на алгоритмической точности, тогда как причинно-следственный (каузальный) эффект рекомендаций на завершение курсов остаётся недостаточно исследованным [4].

Цель настоящего исследования — оценить каузальный эффект алгоритмической персонализации на вероятность завершения онлайн-курса с использованием эконометрических методов.

Основная часть.

С позиций теории человеческого капитала повышение вероятности завершения курса увеличивает отдачу от образовательных инвестиций. В цифровой среде обучающиеся сталкиваются с информационной перегрузкой; персонализация снижает когнитивные издержки выбора и повышает релевантность контента [5].

Гипотезы исследования:

– H1: наличие персонализированных рекомендаций статистически значимо повышает вероятность завершения курса.

– H2: эффект персонализации сильнее выражен для студентов с низкой исходной активностью.

Предполагается использование открытых МООС-датасетов (например, XuetangX, KDD Cup), применяемых в эмпирических исследованиях [2,6]. Единица наблюдения — «студент–курс».

Зависимая переменная: $Completion_i = 1$, если студент завершил курс; 0 — иначе.

Ключевая объясняющая переменная: $Rec_i = 1$, если студент получал персонализированные рекомендации; 0 — иначе.

Контрольные переменные (X_i): возраст, предыдущий опыт обучения, активность (число входов, просмотров), длительность курса, предметная область.

Для оценки вероятности завершения курса применяется эконометрическая модель бинарного выбора, позволяющая определить влияние персонализированных рекомендаций на вероятность успешного окончания обучения при контроле индивидуальных характеристик обучающихся.

Для повышения строгости идентификации предполагается:

1. Для выявления причинно-следственного эффекта использование квазиэкспериментального подхода «разность-в-разностях», основанного на сравнении показателей завершения курсов до и после внедрения алгоритмической персонализации.

2. Применение методов причинного вывода в рекомендательных системах (causal inference), включая контроль селекционного смещения [4].

Предыдущие исследования демонстрируют снижение дропаута до 28% при использовании персонализированных рекомендаций [2], а также положительный эффект А/В-тестирования алгоритмов на МООС-платформах [6].

Выводы.

Оценка каузального эффекта алгоритмической персонализации позволяет перейти от корреляционного анализа к выявлению причинного влияния ИИ на образовательные результаты. Предполагается, что персонализированные рекомендации статистически значимо повышают вероятность завершения курса, особенно для студентов с низкой вовлечённостью.

Полученные результаты имеют значение для экономики цифровых платформ и политики в сфере образования, поскольку повышение completion rate усиливает отдачу от инвестиций в человеческий капитал и повышает эффективность онлайн-образования.

Литература:

1. Wang F., et al. A systematic review of MOOC engagement pattern and dropout factor // Heliyon. 2023. Vol. 9(4). e15227. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e15227.
2. Li S., et al. Quantification and prediction of engagement: Applied to personalized course recommendation to reduce dropout in MOOCs // Information Processing & Management. 2024. Vol. 61(2). 103323. DOI: 10.1016/j.ipm.2023.103323.
3. Wang J., et al. Personalized course recommendation to reduce dropout in MOOCs using engagement prediction // Information Processing & Management. 2023. Vol. 60(6). 103273. DOI: 10.1016/j.ipm.2023.103273.
4. Bonilla R., et al. Causal Inference in Recommender Systems: A Survey and Future Directions // ACM TKDE. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2208.12397.
5. Aydin B., et al. What factors influence MOOC course completion? // Frontiers in Psychology. 2022. Vol. 13. 1055108. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.1055108.
6. Kizilcec R. F., et al. Novel online Recommendation algorithm for Massive Open Online Courses (NoR-MOOCs) // PLoS ONE. 2021. Vol. 16(1). e0244199. DOI: 10.1371/journal.pone.0244199.

Луцык Б. С. (автор) _____

Маркузе О.Л. (соавтор) _____

Шаронова А. Д. (научный руководитель) _____