DOI: 10.58168/MIST2026_255-261
УДК 004

МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ «ЦИФРОВОГО СЛЕДА» ЧИТАТЕЛЯ ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНО-ИГРОВОЙ СРЕДЕ

В.В. Кондусова[1], В.Я. Кутковая[1]

[1]ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова»

Аннотация. Статья посвящена разработке модели оценки цифрового следа читателя в образовательно-игровой среде. Рассматриваются активные и пассивные типы данных и предлагается многоуровневая модель, включающая результативный, поведенческий и психоэмоциональный векторы. Описывается формирование динамического профиля обучающегося и механизм адаптивной персонализации контента. Анализируются методологические ограничения, риски алгоритмической предвзятости и этические аспекты использования данных. Подчёркивается необходимость эмпирической валидации и развития объяснимых моделей.

Ключевые слова: цифровой след, адаптивное обучение, образовательная аналитика, геймификация, персонализация, алгоритмическая предвзятость.

A MODEL FOR ASSESSING A READER'S «DIGITAL FOOTPRINT» FOR PERSONALIZATION IN AN EDUCATIONAL GAMING ENVIRONMENT

V.V. Kondusova[1], V.Y. Kutkovaia[1]

[1] Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov

Abstract. The article proposes a model for assessing a reader’s digital footprint in a gamified educational environment. The framework integrates active and passive data and includes performance, behavioral, and psycho-emotional indicators to construct a dynamic learner profile and enable adaptive personalization. Methodological limitations, algorithmic bias, and ethical considerations are discussed. The study emphasizes the need for empirical validation and explainable models.

Keywords: digital footprint, adaptive learning, learning analytics, gamification, personalization, algorithmic bias.

© Кондусова В. В., Кутковая В. Я., 2026

Введение

В условиях тотальной цифровизации образовательного пространства, ключевым аспектом становятся данные о поведенческой активности пользователей, формирующие так называемый цифровой след.

Цифровой след, иногда называемый цифровой тенью или электронным следом – это данные, которые вы оставляете при использовании интернета. Эти данные включают посещаемые веб-сайты, отправляемые электронные письма и информацию, указываемую в онлайн-формах. Цифровой след можно использовать для отслеживания действий человека и его устройств в интернете. Пользователи интернета активно или пассивно создают собственный цифровой след.

Современная педагогика сталкивается с вызовом персонализации обучения в масштабных цифровых средах. Накопление данных создаёт предпосылки для перехода от стандартизированной модели обучения к адаптивной, ориентированной на индивидуальные особенности пользователя. Однако наличие данных само по себе не гарантирует повышения качества обучения. Возникает необходимость разработки формализованных моделей, способных интерпретировать цифровой след и преобразовывать его в инструменты персонализации. В данной статье мы рассмотрим структуру создания подобной модели.

Основные компоненты модели

Для начала разберем основные компоненты модели.

1. Типы собираемых данных.

Выделяют два основных типов сбора данных: активный и пассивный

Активный - информация, которую читатель вводит намеренно. Это ответы на вопросы, комментарии, самооценка пройденных тестов.

Пассивный - поведенческие метрики. Время, проведенное на странице сайта, скорость чтения, траектория взгляда или навигациия/клики.

2. Компоненты модели оценки

На основе анализа подходов, представленных в вестнике ВГЛТУ [1, 2], модель включает три вектора:

Результативный - правильность ответов в игровых квизах и тестах.

Поведенческий - скорость чтения, количество возвратов к тексту, использование игровых подсказок.

Психоэмоциональный - реакция на игровые события (через время отклика или выбор эмоциональных реакций).

3. Алгоритмизация и персонализация

Используя математические модели системного анализа [3], данные цифрового следа преобразуются в «профиль читателя». Это позволяет системе динамически менять сложность контента: если «цифровой след» фиксирует быстрый прогресс, игра предлагает более сложные тексты и комплексные задачи.

4. Геймификация как источник данных

Игровые механики (ачивки, уровни, рейтинги) служат не только для мотивации, но и как маркеры цифрового следа. Они позволяют структурировать неявные данные о предпочтениях пользователя, что критически важно для интеллектуальных обучающих систем [5].

Цифровой след как инструмент

Анализ цифрового следа, как научное направление, во многом связан с развитием Learning Analytics и образовательной аналитики данных. При этом, методологические основания во многом пересекаются с практиками OSINT – разведки на основе открытых источников. Осинтеры, работающие в сфере Open Source Intelligence, демонстрируют, каким образом разрозненные цифровые данные могут быть агрегированы, сопоставлены и превращены в целостный профиль объекта анализа. На примере таких организаций, как Bellingcat, прослеживается механизм трансформации разрозненных метаданных в структурированный профиль субъекта. Несмотря на разницу в целеполагании, образовательная аналитика опирается на аналогичный принцип. Подобно тому как осинтер восстанавливает картину событий по цифровым фрагментам, адаптивная образовательная система формирует модель обучающегося на основе поведенческих сигналов.

Предлагаемая модель строится как многоуровневая система обработки данных. На первом уровне осуществляется сбор событий взаимодействия пользователя с платформой. Эти данные проходят этап обработки и нормализации, после чего преобразуются в агрегированные признаки. На базе элементарных событий моделируются метрики, отражающие когнитивные параметры обучающегося: качество усвоения материала, динамику обучения. В образовательно-игровом контексте дополнительно выявляются типы игрового поведения, что позволяет учитывать мотивационный компонент.

Далее формируется динамический профиль пользователя. В зависимости от архитектуры системы это может быть правило-ориентированная модель, кла-

стеризация поведенческих паттернов, вероятностная модель или алгоритм машинного обучения. Принципиально важно, что профиль не фиксирован раз и навсегда, а обновляется по мере накопления новых данных. Таким образом, система отражает текущую траекторию развития обучающегося, а не навешивает статичную категорию.

Заключительный этап модели связан с механизмом персонализации. На основе полученного профиля осуществляется адаптация сложности заданий, объёма текстового материала, формы представления информации и игровых механик. Пользователь, демонстрирующий высокую точность при умеренном темпе, может получать более сложные аналитические задачи, тогда как обучающийся с быстрым, но поверхностным стилем чтения – дополнительные микротесты и структурированные резюме. Персонализация становится не декоративным элементом интерфейса, а результатом аналитической обработки цифрового следа.

Формально модель может быть описана как последовательность преобразований: цифровой след преобразуется в систему признаков, признаки – в профиль пользователя, профиль – в адаптивную конфигурацию среды. Эффективность такой системы оценивается через прирост образовательных результатов, показатели вовлечённости, снижение числа отказов и устойчивость учебной мотивации. Корректность модели требует эмпирической валидации и сравнительного анализа с контрольными группами.

Ограничения и потенциальные риски модели

Несмотря на аналитический потенциал цифрового следа, предлагаемая система не лишена методологических и практических ограничений. Прежде всего, возникает проблема интерпретационной неоднозначности данных. Поведенческие метрики не всегда однозначно коррелируют с когнитивными процессами. Например, медленный темп чтения может свидетельствовать как о затруднении понимания, так и о глубокой аналитической переработке материала. Аналогично частые возвраты к тексту могут указывать не на низкий уровень усвоения, а на стратегию внимательного повторного осмысления. Следовательно, существует риск ложных выводов при недостаточно точной калибровке алгоритмов.

Второе ограничение связано с качеством исходных данных. Цифровой след подвержен шуму: технические сбои, нестабильное интернет-соединение, отвлечения пользователя вне платформы могут искажать показатели времени и активности. Без многоуровневой фильтрации и нормализации такие данные способны снижать достоверность профиля.

Третьим существенным фактором является алгоритмическая предвзятость. Модели машинного обучения, обученные на ограниченной выборке, могут воспроизводить скрытые социальные или культурные смещения. Это способно привести к некорректной классификации обучающихся и формированию неравных образовательных условий. В условиях цифрового неравенства такие риски приобретают особую значимость.

Отдельного внимания требует проблема гиперперсонализации. Система, чрезмерно адаптирующая контент под текущий профиль пользователя, может сузить образовательную траекторию и ограничить выход за пределы привычной зоны когнитивного комфорта. В результате обучающийся будет получать преимущественно «подходящий» материал, но лишится вызова, необходимого для интеллектуального роста.

Кроме того, цифровой след фиксирует лишь поведение в рамках платформы и не учитывает офлайн-факторы: эмоциональное состояние, социальный контекст, влияние преподавателя или учебной группы. Следовательно, модель не может претендовать на полноту описания личности обучающегося и должна рассматриваться как инструмент поддержки, а не как замена педагогического взаимодействия.

Наконец, сохраняется этическая дилемма соотношения контроля и автономии. Подобно тому как деятельность осинтеров поднимает вопросы границ приватности, использование цифрового следа в обучении требует прозрачности алгоритмов, минимизации собираемых данных и соблюдения принципов добровольного согласия. Персонализация не должна превращаться в инструмент скрытого поведенческого управления или ограничения образовательных возможностей. Но даже при соблюдении всех принципов остаётся риск того, что обучающийся будет воспринимать систему как надзирателя, что способно снижать доверие к образовательной среде.

Перспективы развития технологии

Дальнейшее развитие систем анализа цифрового следа связано с интеграцией более сложных математических и вычислительных методов. Перспективным направлением является применение нейросетевых архитектур и вероятностных моделей, способных выявлять нелинейные зависимости между поведенческими и когнитивными показателями. Это позволит перейти от статической классификации профилей к прогностическим моделям, предсказывающим снижение мотивации или риск академической неуспеваемости.

Значительный потенциал имеет использование мультимодальных данных: анализа текстовых ответов, речевых характеристик, видео-взаимодействия, а также биометрических параметров (при соблюдении строгих этических стандартов). Такой подход расширит представление о когнитивных и эмоциональных состояниях обучающегося и повысит точность адаптации.

Перспективным направлением остаётся развитие объяснимых алгоритмов (explainable AI), обеспечивающих прозрачность логики принятия решений системой. Это особенно важно в образовательной сфере, где пользователь должен понимать, по каким причинам меняется сложность заданий или структура контента.

Кроме того, возможно расширение модели в сторону гибридных систем, сочетающих автоматическую аналитику с экспертной оценкой преподавателя. В таком случае цифровой профиль станет вспомогательным инструментом педагогической диагностики, а не автономным механизмом управления обучением.

В более долгосрочной перспективе технологии анализа цифрового следа могут интегрироваться в иммерсивные образовательные среды – включая VR и AR-платформы, где поведенческие данные будут собираться в трёхмерном интерактивном пространстве. Это позволит моделировать не только когнитивную, но и пространственно-деятельностную активность обучающегося.

Заключение

Следовательно, предлагаемая модель оценки цифрового следа читателя в образовательно-игровой среде базируется на междисциплинарном синтезе нескольких областей: образовательной аналитики, теории адаптивного обучения, а также методов анализа цифровых данных, сопоставимых с практиками OSINT. Комплексная интерпретация поведенческих, когнитивных и игровых показателей позволяет создавать динамические персонализированные траектории обучения. Перспективы дальнейших исследований связаны с разработкой математических методов классификации профилей, расширением эмпирической базы и уточнением этических стандартов использования пользовательских данных.

Список литературы

1. Юрчишина, М. В. Алгоритмическая модель СППР «Оптимальный учебный план» / М. В. Юрчишина, К. И. Бушмелева // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 4. – С. 84-95. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-4-84-95.

2. Сумин, В. И. Использование ситуационного моделирования в разработке систем принятия решений для сложных организационных систем / В. И. Сумин, А. С. Кравченко, А. В. Толкачев // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 3. – С. 71-79. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-69-77.

3. Мочалов, В. П. Алгоритм динамического распределения и балансировки нагрузки в распределенных облачных вычислениях / В. П. Мочалов, Н. Ю. Братченко, Д. В. Гостева // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 1. – С. 92-102. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-1-92-102.

4. Импульсный метод определения частотных характеристик сильноточных шунтов / А. И. Заревич, С. В. Муравьев, Е. В. Бедарева, С. Р. Карпенко // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – Т. 321, № 4. – С. 137–140.

References

1. Yurchishina, M. V., Bushmeleva, K. I. Algorithmic Model of the DSS "Optimal Curriculum" // Modeling of Systems and Processes. 2024. Vol. 17, No. 4. Pp. 84-95. DOI: 10.12737/2219-0767-2024-17-4-84-95.

2. Sumin, V. I., Kravchenko, A. S., Tolkachev, A. V. The Use of Situational Modeling in the Development of Decision-Making Systems for Complex Organizational Systems // Modeling of Systems and Processes. 2024. Vol. 17, No. 3. Pp. 71-79. DOI: 10.12737/2219-0767-2024-69-77.

3. Mochalov, V. P., Bratchenko, N. Y., Gosteva, D. V. Algorithm for Dynamic Load Distribution and Balancing in Distributed Cloud Computing // Modeling of Systems and Processes. 2024. Vol. 17, No. 1. Pp. 92-102. DOI: 10.12737/2219-0767-2024-17-1-92-102.

4. Pulse method for determining the frequency characteristics of high-current shunts / A. I. Zarevich, S. V. Muravyev, E. V. Bedareva, S. R. Karpenko // Proceedings of Tomsk Polytechnic University. - 2012. – Vol. 321, No. 4. – pp. 137-140.