

**Шульц Кристина Игоревна**

Магистрант

**Направление:** Информатика и вычислительная техника

**Магистерская программа:** Информационные системы

**Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в функциональные модули системы дистанционного обучения**

**Аннотация.** В статье рассматриваются подходы к интеграции алгоритмов искусственного интеллекта в функциональные модули интеллектуальной системы дистанционного обучения. Описана архитектура, основанная на событийной модели сбора данных, витрине признаков и наборе моделей машинного обучения для предиктивной аналитики и персонализации. Показано, как рекомендательные и классификационные алгоритмы встраиваются в контур LMS для формирования адаптивных траекторий обучения и повышения вовлечённости обучающихся. Сформулированы практические результаты, полученные в рамках разработки и прототипирования интеллектуальной системы дистанционного обучения.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, интеллектуальная система дистанционного обучения, LMS, образовательная аналитика, EventLog, feature store, рекомендательные системы, адаптивное обучение, предиктивная аналитика.

Развитие цифровой образовательной среды сопровождается ростом объёмов данных об учебной активности обучающихся. Традиционные системы дистанционного обучения (LMS) фиксируют прохождение курсов и тестов, но чаще всего используют эти данные лишь для отчётности и контроля успеваемости. В таких условиях интеграция алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ) в функциональные модули LMS становится ключевым фактором перехода от статических сценариев обучения к интеллектуальным системам, формирующим адаптивные траектории на основе анализа поведения обучающихся [1]. Тема статьи непосредственно связана с магистерским исследованием автора, посвящённым

разработке интеллектуальной системы дистанционного обучения. Целью является описание архитектурных и алгоритмических решений по интеграции ИИ-компонентов в функциональные модули LMS и определение их роли в повышении эффективности и персонализации образовательного процесса.

1. Теоретико-методологические основы интеграции ИИ в LMS. Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в системы дистанционного обучения опирается на подходы образовательной аналитики (learning analytics) и интеллектуального анализа образовательных данных (educational data mining). Данные о действиях обучающихся (просмотр материалов, попытки тестов, участие в форумах, время работы с ресурсами и др.) рассматриваются как источник признаков для предиктивных и рекомендательных моделей.

Методологически такая интеграция предполагает:

- переход от модели «LMS как хранилище контента» к модели «LMS как платформа сбора и обработки событий»;
- выделение специального слоя данных (feature store), обеспечивающего подготовку признаков для моделей;
- использование ансамбля алгоритмов (классификация, регрессия, кластеризация, рекомендательные системы) с регулярным обновлением на основе новых данных;
- включение результатов работы моделей в контур принятия решений, влияющих на интерфейс и сценарии взаимодействия обучающегося с системой.

Таким образом формируется замкнутый интеллектуальный контур: EventLog → feature store → модели ИИ → модуль политики (policy) → интерфейс LMS, с обратной связью в виде новых событий, порождаемых пользователями в ответ на рекомендации системы.

2. Функциональная декомпозиция интеллектуальной системы. Интеллектуальная система дистанционного обучения включает ряд взаимосвязанных модулей, в которые интегрируются алгоритмы искусственного интеллекта [2, с. 56]. К ключевым модулям интеллектуальной LMS относятся:

– модуль сбора событий (EventLog). Регистрирует значимые действия пользователей: вход в курс, просмотр материалов, запуск и завершение тестов, отправку ответов, участие в форуме, переходы по рекомендациям. События нормализуются и сохраняются в унифицированном формате, что обеспечивает их дальнейшую обработку.

– модуль витрины признаков (Feature Store). Агрегирует и трансформирует «сырые» события в признаки, пригодные для обучения и инференса моделей: количество просмотренных модулей, среднее время на задание, частота входов в систему, паттерны ошибок в тестах и др. Поддерживаются пакетные вычисления и обновление признаков в режиме, близком к реальному времени [3].

– модуль моделей искусственного интеллекта. Включает набор специализированных моделей: предсказание риска невыполнения курса (dropout prediction), прогноз успеваемости (вероятность успешного прохождения следующего модуля или теста), рекомендательные модели (контент- и пользователь-ориентированные рекомендации учебных элементов), модели сегментации обучающихся (кластеризация по стилю и темпу обучения).

– модуль политики (Recommendation & Policy Engine). На основе выходов моделей определяет, какие подсказки, рекомендации или адаптации контента следует показать конкретному обучающемуся: предложение повторить модуль, пройти дополнительное объяснение, выполнить альтернативное задание, а также когда уведомить преподавателя о необходимости вмешательства.

– интерфейсные модули LMS. Встраивают результаты работы ИИ в пользовательский интерфейс: блок «Рекомендуемые материалы», адаптивные маршруты прохождения курса, визуализацию рисков для преподавателя, уведомления о студентах «в зоне риска».

Такая функциональная декомпозиция позволяет локализовать ответственность модулей, упростить интеграцию алгоритмов ИИ без радикальной перестройки базовой LMS и обеспечить масштабируемость решения.

3. Типовые задачи машинного обучения в интеллектуальной LMS. При проектировании интеллектуальной LMS в рамках магистерского исследования

выделяется несколько типичных задач машинного обучения, обеспечивающих предиктивную аналитику и персонализацию обучения. К ключевым из них относятся прогноз риска невыполнения курса, рекомендательный отбор учебных элементов и кластеризация обучающихся.

Прогноз риска невыполнения курса (dropout prediction). Первая задача формулируется как бинарная классификация: для каждого обучающегося и курса необходимо предсказать вероятность незавершения курса в заданный срок. В качестве признаков используются:

- интенсивность и регулярность входов в систему;
- доля завершённых модулей;
- результаты промежуточных тестов;
- задержки между попытками выполнения заданий;
- участие в обсуждениях.

Для решения задачи целесообразно применять интерпретируемые модели (логистическая регрессия, деревья решений, градиентный бустинг), позволяющие объяснить вклад отдельных признаков. Результаты модели поступают в модуль политики, который инициирует отправку напоминаний, рекомендацию повторить ключевой модуль или предложить консультацию с преподавателем.

Рекомендательный отбор учебных элементов. Вторая типичная задача связана с рекомендательным отбором учебных элементов. Рекомендательный модуль выбирает следующий учебный элемент (лекцию, практическое задание, тест) с учётом:

- исторического профиля обучающегося;
- сложности и тематики уже пройденных модулей;
- типичных траекторий успешных обучающихся.

В качестве базового подхода рекомендуются гибридные методы, сочетающие контент-ориентированные алгоритмы и коллаборативную фильтрацию [4]. Рекомендации передаются в интерфейс LMS в виде блока «Рекомендуемые материалы» или адаптивного маршрута прохождения курса, который динамически изменяется по мере накопления данных об обучающемся.

Кластеризация обучающихся. Третья задача относится к кластеризации обучающихся. Задача кластеризации (например, k-means, иерархические методы) позволяет выделить группы обучающихся с близкими паттернами поведения: «быстро продвигающиеся», «регулярные, но медленные», «нерегулярные с риском отставания» и др. Эти сведения используются для:

- настройки порогов срабатывания предиктивных моделей;
- дифференциации рекомендаций;
- подготовки аналитических отчётов преподавателям и администраторам.

Сегментация реализуется как офлайн-процесс в модуле витрины признаков с периодическим обновлением кластеров по мере накопления новых данных об активности обучающихся.

Реализация описанной архитектуры в виде прототипа интеллектуальной LMS позволила:

- сформировать единый журнал событий, отражающий детализированную учебную активность обучающихся;
- интегрировать выдачу рекомендаций в интерфейс LMS (блок «Рекомендуемые материалы», уведомления преподавателю о студентах «в зоне риска»).

В совокупности с механизмами уведомлений и рекомендаций это создаёт предпосылки для перехода от реактивного к проактивному сопровождению учебного процесса. Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в функциональные модули системы дистанционного обучения позволяет перейти от статических, одинаковых для всех сценариев к адаптивным и персонализированным траекториям обучения. Предложенная в рамках магистерского исследования архитектура интеллектуальной LMS опирается на событийную модель сбора данных, витрину признаков и набор специализированных моделей предиктивной аналитики и рекомендаций, встроенных в контур принятия решений.

Практическая реализация прототипа показала принципиальную реализуемость такого подхода и его потенциал для повышения вовлечённости и успеваемости обучающихся. Дальнейшее развитие системы связано с расширением набора задач

машинного обучения (прогнозирование освоения конкретных компетенций, интеллектуальная проверка открытых ответов), внедрением методов объяснимого ИИ и совершенствованием механизмов оценки влияния рекомендаций на образовательные результаты.

### **Литература**

1. Кузьмин Н.Н., Глазунова И.Н., Чистякова Н.А. Внедрение искусственного интеллекта в образование: плюсы и минусы // Управление образованием: теория и практика. 2024. № 3-1. С. 130-138.

2. Иванов В.М. Интеллектуальные системы: учебное пособие для вузов / под научной редакцией А.Н. Сесекина. – М.: Юрайт, 2025. 88 с.

3. Мубаракова С.Р., Курос Б. Адаптивные интеллектуальные обучающие системы для систем электронного обучения // Молодой учёный. 2018. № 44 (230). С. 24-28.

4. Siemens G., Long P. Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education // EDUCAUSE Review. 2011. № 46(5). 30 p.