

УДК 004.89, 004.421

**ПРИМЕНЕНИЕ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ
ДИНАМИЧЕСКОГО СИНТЕЗА АДАПТИВНЫХ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ
ТРАЕКТОРИЙ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА КОМПЕТЕНТНОСТНЫХ ДЕФИЦИТОВ В
ОБЛАСТИ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Потоцкий Д.С., Павлюченко К.А.

Институт информационных технологий БГУИР, г. Минск

d.pototskij@bsuir.by

Рассматривается научно-практический подход к построению адаптивных образовательных систем на основе интеграции современных больших языковых моделей (LLM) и классического

компетентностного подхода. Описан метод автоматизированного выявления дефицитов знаний («слепых зон», «gap analysis») обучающихся в процессе входного интерактивного тестирования и динамический синтез индивидуальных траекторий обучения (Learning Paths). Приведены математическая формализация процедур оценки. Практическая ценность предложенного метода заключается в сокращении времени на освоение учебной программы при одновременном повышении качества усвоения материала за счет точечной компенсации когнитивных дефицитов.

Ключевые слова: адаптивное обучение, большие языковые модели, компетентностный подход, дефициты знаний, искусственный интеллект в образовании, динамическая индивидуальная траектория, интерактивное тестирование.

В эпоху стремительного развития технологий усложнение профессиональных требований к специалистам в области информационных технологий (ИТ) диктует необходимость быстрого и качественного освоения новых прикладных навыков. Традиционные методы корпоративного и университетского образования опираются на статические программы обучения (LMS-системы), характеризующиеся строгой линейной последовательностью изложения материала. Такой подход демонстрирует существенные недостатки: он избыточен для студентов, обладающих базовыми компетенциями в смежных областях, и излишне сложен для учащихся с глубокими дефицитами знаний в основах изучаемого предмета.

Персонализация обучения способна решить данную дилемму. Однако до недавнего времени построение динамических учебных планов требовало масштабного ручного труда методистов по тегированию контента и созданию правил условных переходов. С появлением больших языковых моделей (Large Language Models, LLM) открылся принципиально новый горизонт семантического конструирования образовательного процесса в реальном времени.

Адаптивная модель обучения строится на математической формализации учебных шагов и векторов компетенций обучающегося. Пусть $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ – конечное множество оцениваемых компетенций в выбранной ИТ-дисциплине. Каждый конкретный обучающийся в процессе учебного цикла характеризуется динамическим вектором текущего уровня знаний $S(t) = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, где $s_j \in [0, 100]$ выражает процентную оценку сформированности компетенции.

Обучающийся проходит первоначальную проверку (диагностику), по итогам которой рассчитывается вектор начального профиля компетенций. Оценка каждой первичной компетенции рассчитывается по взвешенному алгоритму выполнения тестовых заданий:

$$S_{init} = (\sum (q_i * w_i) / n) * 100,$$

где $q_i \in \{0, 1\}$ свидетельствует о правильности ответа на i -й проверочный вопрос, w_i – весовой коэффициент дидактической ценности (сложности) вопроса (в диапазоне от 0.5 до 1.5), а n – общее число предъявленных тестовых сегментов по данной компетенции.

Дефицит знаний по компетенции c_j фиксируется при падении уровня ниже порога усвоения:

$$Gap(c_j) = true, \text{ если } s_j < 70$$

В таком случае тема классифицируется как критический пробел, требующий дидактического компенсирующего воздействия. Схема динамической верификации в процессе усвоения знаний корректирует вектор по формуле:

$$S_{next} = \min(100, S_{prev} + \Delta_{pass}),$$

где Δ_{pass} – дельта прироста опыта за успешное прохождение верификационного тестирования конкретной лекции.

Алгоритм непрерывной адаптивной генерации учебного процесса устроен в виде замкнутого контура обратной связи:

1 Этап диагностирования. Пользователь проходит комплексное тестирование по базовым направлениям.

2 Формирование матрицы дефицитов (Gap Matrix), содержащей темы, получившие оценку ниже установленного порога (70%). Программная логика сопоставляет ответы пользователя с вектором компетенций и формирует упорядоченный список пробелов в формате JSON.

3 Prompt Engineering и вызов LLM (система Gemini API). Сгенерированные дефициты семантически структурируются и передаются в модель. Система формирует контекстный запрос к модели Google Gemini 3 Flash, посредством направленного контекстного промпта (Prompt Engineering), передавая ей тему курса и массив выявленных компетенций, которые требуют углубленного объяснения. Промпт жестко описывает выходную структуру JSON, гарантируя соответствие разметки требованиям интерфейса.

4 Внедрение компенсирующего контента. Модель осуществляет семантический синтез лекционных модулей. ИИ динамически создает теорию, где для дефицитных тем генерируются детализированные учебные материалы повышенной доступности, а для освоенных — лаконичные справочные блоки.

5 Адаптивная верификация (Micro-Quizzes). Каждая сгенерированная лекция снабжается уникальными проверочными вопросами, соответствующими тем компетенциям, на которых базировался шаг траектории.

В результате система автоматически проектирует компенсирующий курс без ручного вмешательства методиста.

Подход к динамическому конструированию курсов на основе ИИ показывает высокую продуктивность симбиоза больших языковых моделей и классических систем оценивания компетенций. Сочетание строгого математического учета уровня знаний студента и гибких возможностей семантического синтеза лекций решает ключевую проблему современного образования – дефицит индивидуального времени преподавателя на качественную персонализацию учебного контента. Следует отметить, что современные большие языковые модели, несмотря на высокую семантическую гибкость, сохраняют риск генерации недостоверного контента («галлюцинаций») и алгоритмических сбоев. В связи с этим необходимым условием практического внедрения предложенного подхода остаётся прозрачная верификация сгенерированных учебных материалов со стороны экспертов-предметников.

Литература

1 Бугайчук К. Л. Адаптивное обучение: сущность, технологии, перспективы // Образовательные технологии и общество. – 2018. – Т. 21. – № 2. – С. 394–405.

2 Karsenti T. The role of artificial intelligence in education // International Journal of Technologies in Higher Education. – 2019. – Vol. 16. – No. 3. – Pp. 10–21.

3 Девяткин Д. А., Кузнецова Ю. М. Методы автоматического формирования индивидуальных траекторий обучения на основе семантического анализа текстов // Труды Института системного анализа РАН. – 2021. – Т. 71. – № 1. – С. 54–62.

4 Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. Attention is all you need // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – Pp. 5998–6008.