

# МОДЕЛЬ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ УЧАСТНИКОВ УЧЕБНОГО ПРОЦЕССА ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ИНДИВИДУАЛЬНОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ТРАЕКТОРИИ С УЧЁТОМ ДЕСТРУКТИВНЫХ ФАКТОРОВ

## A MODEL OF INTERACTION BETWEEN PARTICIPANTS IN THE EDUCATIONAL PROCESS FOR FORMING AN INDIVIDUAL LEARNING TRAJECTORY CONSIDERING DESTRUCTIVE FACTORS

**A. Timofeev  
A. Glavinskaya**

*Summary.* The article proposes a comprehensive model of interaction between participants in the educational process, aimed at forming an individual learning trajectory considering destructive factors. The model integrates a hierarchical linear structure, an agent-based approach, a Markov decision process, and a mechanism for building the context of an intelligent agent. A computational experiment using LLM (ChatGPT, GigaChat) was conducted, the results of which showed a 23–35 % reduction in training time and an increase in the quality of support.

*Keywords:* adaptive learning, learning trajectory, intelligent agents, Markov processes, destructive factors, electronic educational systems, learning personalization.

**Тимофеев Александр Николаевич**

Младший научный сотрудник,  
Финансовый университет  
при Правительстве Российской Федерации, г. Москва  
antimofeev@fa.ru

**Главинская Арина Александровна**

Преподаватель, Федеральное государственное  
бюджетное образовательное учреждение высшего  
образования «Восточно-Сибирский государственный  
университет технологий и управления», Улан-Удэ  
glavinskaya20@yandex.ru

*Аннотация.* В статье предложена комплексная модель взаимодействия участников образовательного процесса, направленная на формирование индивидуальной образовательной траектории с учётом деструктивных факторов. Модель включает иерархическую линейную модель, агентный подход, марковский процесс принятия решений и механизм построения контекста интеллектуального агента. Проведён вычислительный эксперимент с использованием больших языковых моделей (ChatGPT, GigaChat), результаты которого показали сокращение времени обучения на 23–35 % и повышение качества сопровождения.

*Ключевые слова:* адаптивное обучение, образовательная траектория, интеллектуальные агенты, марковские процессы, деструктивные факторы, электронные образовательные системы, индивидуализация обучения.

## Введение

Современные подходы к организации образовательного учебного процесса в условиях цифровизации и роста потребности в персонализированном обучении требуют создания моделей, которые обеспечат гибкость и адаптивность. Особую актуальность приобретает проблема формирования индивидуальной образовательной траектории (ИОТ), обеспечивающая достижения заданного уровня знаний, умений и навыков (ЗУН) за регламентированное время. При этом необходимо учитывать влияние деструктивных факторов, которые влияют на усвоение материала, а также особенности взаимодействия преподавателя и обучающегося в интеллектуальных электронных образовательных системах (ИЭОС).

Данная работа направлена на разработку комплексной модели взаимодействия участников учебного процесса. В качестве теоретической основы используется

концепция «мягких вычислений» Л. Заде и формализм марковского процесса принятия решений (МППР).

## Литературный обзор

Анализ современных исследований в области адаптивного обучения и оценки образовательных траекторий показывает значительное методологическое разнообразие и развитие направлений, которые направлены на индивидуализацию обучения и оценку компетенций. В работе Мищенко [1] описан подход к выбору оптимальных траекторий подготовки с использованием методов векторной оптимизации и булевого программирования, который формализует подготовку специалистов через графовую модель обучения. Багрецов и соавторы [2] предложили двухуровневую иерархическую систему подготовки с использованием логистических моделей и функции Лагранжа для оптимизации ресурсов и учёта начального уровня обучающихся.

Много внимания уделено вопросам диагностики знаний и ошибок обучающихся. Например, Багрецов и соавторы [3] использовали дискриминантный анализ и функции принадлежности в автоматизированных системах. Другие работы исследуют методы профессиональной диагностики [4], априорной оценки эффективности учебно-тренажерного комплекса [5], а также агрегирования оценок с учётом внешнего критерия [6].

Большое внимание уделяется построению цифровых и адаптивных образовательных систем. Разработки включают адаптивные тренажёры [11], адаптивное тестирование с марковскими моделями [8, 9], и также мультиагентные архитектуры таких систем как «Гефест» [10, 12].

Модели взаимодействия с элементами стохастического моделирования, включая полумарковские процессы, находят отражение в работах Багрецова и др. [3], где рассматривается управление обучением операторов в условиях вероятностного перехода между этапами. Современные работы [12, 13] также рассматривают адаптацию курсов и оценку качества обучения на основе анализа распределений успеваемости и марковских цепей.

Таким образом, существующие подходы активно развивают темы адаптации, диагностики, построения индивидуальных траекторий и применения интеллектуальных агентов. Однако комплексная модель, интегрирующая построение ИОТ с учетом деструктивных факторов, стратегии взаимодействия преподавателя и обучающегося и агентные методы принятия решений, в имеющейся литературе представлена фрагментарно.

### Материалы и методы исследования

Для построения модели использовался междисциплинарный подход, который объединяет методы системного анализа, теории графов, теории вероятностей, теории марковских процессов и методов искусственного интеллекта. Основу предлагаемой модели составляет иерархическая линейная структура, в которой нижний уровень включает в себя индивидуальное взаимодействие «обучающийся — преподавателя», а верхний уровень описывает их групповое взаимодействие.

На индивидуальном уровне динамика формирования ЗУН моделируется с помощью функций, описывающих изменение уровня компетенций как сумму взаимодействия времени самостоятельной работы, времени взаимодействия с преподавателем и времени, потраченного на выполнение заданий. Эти зависимости имеют следующий вид:

$$rs(tr_i, a^s) = \beta_s(t^{CPC}, t^{Конт}, e_i) + \alpha_s(t^D, \Phi_s)$$

$$rl(tr_i, a^l) = \beta_l(t^{СПП}, t^{Конт}, e_i) + \alpha_l(t^D, \Phi_l)$$

где параметры  $\beta$  и  $\alpha$  учитывают эффективность временных затрат и функции распределения когнитивной нагрузки соответственно;  $e_i$  — текущий уровень обученности;  $tr_i$  —  $i$ -ый этап ИОТ;  $a^s$  — обучающийся;  $a^l$  — преподаватель.

На групповом уровне применяется рекуррентная функция:

$$rtr(tr_i, A) = rtr(tr_{i-1}, A) + ctrle(rs(tr_i, a^s), \sum rl(tr_i, a^l))$$

где **ctrle** — функция оценки, объединяющая индивидуальные оценки в общую групповую оценку с учётом совместного влияния участников обучения.

Для описания взаимодействия на отдельных этапах прохождения ИУП и метода принятия решений о переходе между ними должна использоваться модель взаимодействия участников учебного процесса, оптимально реализующая функции  $\beta_s, \alpha_s, \beta_l, \alpha_l$  и **ctrle**. Таким образом задача оптимизации может быть выражена как нахождение следующей функции:

$$argmin_v(B, \Theta, R)$$

Где:  $B$  — интеллектуальная электронная образовательная система, позволяющая реализовать функции  $\beta_s, \alpha_s, \beta_l, \alpha_l$

$\Theta$  — параметры среды, множество временных характеристик (в часах) изучения  $i$ -ой дисциплины.

$R$  — заданный в виде безразмерной шкалы  $[1...M]$  уровень ЗУН при электронном обучении программированию.

В ИЭОС  $B$  должен быть учтен критерий оптимальности:

$$(R < R^{\min} \wedge T_{\text{регл}} - T \leq \varepsilon) \vee (R^{\min} < R \leq R^{\max} \wedge T_{\text{регл}} - T) \varepsilon$$

Где:  $R$  — заданный в виде безразмерной шкалы  $[1...M]$  уровень ЗУН при электронном обучении программированию.

$T$  — фактическое время (в часах) изучения учебной дисциплины;

$R^{\min}$  — удовлетворительный уровень ЗУН согласно образовательной программе дисциплины;

$R^{\max}$  — максимально возможный уровень ЗУН согласно образовательной программе дисциплины;

$T_{\text{регл}}$  — регламентированное время (в часах) изучения учебной дисциплины согласно образовательной программе дисциплины;

Приведенная выше формализация позволяет аналитически описать в ИЛМ достижение цели на уровне ИУП и задать правило формирования ИОТ в рамках ИЭОС. Однако, в условиях недетерминированности учебного процесса, который ведется в адаптивной и открытой системе «Преподаватель — Обучающийся», использование только аналитических моделей не позволяет формализовать учет деструктивных факторов при динамическом формировании ИОТ [14, 15, 16, 17].

Указанное обстоятельство обуславливает необходимость представить обеспечение достижения цели на каждом этапе формирования ИОТ. Для этого в диссертации было обосновано что модель взаимодействия участников учебного процесса (далее — модель взаимодействия), включающая в себя ИЛМ как составную часть, должна включать компоненты, которые позволяют описать достижение цели исследования с применением концепции «мягких вычислений».

Модель взаимодействия, обеспечивающая достижение заданного уровня ЗУН за регламентированное время, в своем составе включает:

- Иерархическую линейную модель, состоящую из двух уровней;
- Три частных модели, описывающих реализацию функций  $\beta_s, \alpha_s, \beta_i, \alpha_i$  индивидуального уровня и функции  $ctrl_e$  группового уровня ИЛМ.
- Базовые компоненты, отражающие объекты и множества, которые используются во всех частных моделях и методике оперативного формирования ИОТ
- Базовые компоненты, отражающие объекты и множества, которые используются во всех частных моделях и методике оперативного формирования ИОТ в формальном виде могут быть описаны как следующий кортеж:

$$M^A = \langle A, c, PI, Tr, Kb \rangle$$

- $A$  — множество участников учебного процесса:  $A = A^H \cup A^J \cup A^M \cup A^L$ , где  $A^H$  — агенты-люди (преподаватели, обучающиеся, аудиторы),  $A^J$  — верификаторы,  $A^M$  — модератор,  $A^L$  — агенты на базе БЯМ. Каждый агент  $a_i^t = \langle \pi, mdl, ctx \rangle$  описывается стратегией, моделью и контекстом.
- $c$  — выбранный для прохождения курс,  $c \in C$ :  $c = \langle ctx^{cs}, E_c \rangle$  где  $ctx^{cs}$  — контекст курса,  $E_c = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  — материалы курса, каждый  $e_i = \langle TH, TK, TS, PR \rangle$  включает теорию, задачи, тесты и подсказки.
- $PI$  — индивидуальный учебный план, который можно описать как связный ориентированный граф следующего вида:  $PI = \langle Vpl, Epl \rangle$ , где верши-

ны  $Vpl$  — этапы плана  $pl_i = \langle e_i^s, R_e^{regl}, t_e^{regl} \rangle$ , дуги

$Epl$  — переходы от одного этапа ИУП к другому.

- $Tr$  — индивидуальная образовательная траектория:

$$Tr = \{tr_1, tr_2, \dots, tr_m\}, \quad \text{где}$$

$tr_i = \langle pl_k, A^d, Msg, r_{ij}, t_{Факт} \rangle$  — прохождение этапов с участием агентов и фиксированным временем.

- $Kb$  — база знаний интеллектуальных агентов, которая состоит из тематического сегмента базы знаний, содержащий знания в сфере обучения программированию  $Kb^A$  и сегмента общего назначения  $Kb^O$ .

Модель взаимодействия участников учебного процесса включает три частных модели:

- Частная модель формирования индивидуальной образовательной траектории.
- Частная модель распределения времени участников учебного процесса.
- Частная модель построения контекста интеллектуальных агентов на основе базы знаний с применением алгоритма генерации с дополненной выборкой.

Частная модель формирования индивидуальной образовательной траектории описывает процесс динамического построения ИОТ как марковский процесс принятия решений, где состояния — вершины графа ИУП  $PI$ , действия — переходы  $act = epl_k$ , а стратегия агента  $\pi$  направлена на максимизацию полезности:

$$V(\pi, tr_i) = \max^{act} \sum_{pl_j} P(pl_j | pl_i, act) [R(pl_i, act, pl_j) + \gamma V(\pi, pl_j)]$$

Функция полезности включает:

$$R(pl_i, act, pl_j) = rtr(tr_i, A) + E[rtr(pl_j, A)] + fw(pl_j, \varepsilon)$$

где  $rtr$  — функция оценки освоения, а  $fw$  — коррективировка с учётом остаточного времени.

Частная модель распределения времени участников учебного процесса моделирует влияние деструктивных факторов на фактическое распределение времени на этапе ИОТ:

$$t_{Факт} = w_{bs} w_{bl} t_{Факт}^{Конт} + w_{bs} t_{Факт}^{CPC} + w_{al} w_{as} t_{Факт}^D + w_{al} t_{Факт}^{CPII}$$

Коэффициенты  $w_{bs}, w_{as}, w_{bl}, w_{al}$  рассчитываются по формуле  $w = \sum w_i d_i$ , где  $w_i$  — веса деструктивных факторов,  $d_i$  — величины Коэна. Модель позволяет учитывать ошибки обучающихся и оценки при планировании и коррекции ИОТ.

Частная модель построения контекста интеллектуального агента формирует персонализированный контекст  $ctx$  на основе базы знаний  $Kb$  и диалогов агента:  $ctx = \langle D^*, ctx^{pers}, ctx^{comp} \rangle$ .

Контекст используется для повышения качества генерации ответов и вычисления функции  $ctrl_e(rs(tr_i, a^s), \sum rl(tr_i, a'))$ .

Формирование  $ctx^{comp}$  базируется на графе знаний  $G = (V, E)$ , связывающем элементы базы знаний с компетенциями, что минимизирует ошибки и повышает достоверность решений НГО-агентов.

Модель взаимодействия участников учебного процесса должна учитывать распределение времени, корректировку ИОТ с учётом недетерминированности, а также минимизацию ошибок.

Была предложена модель М — частная модель построения контекста интеллектуального агента. В этой модели используются данные о предыдущих действиях обучающегося, его профиле и успешности, а также информация из базы знаний. На основе этих данных агент формирует рекомендации по корректировке траектории, учитывая текущий уровень обученности, поведенческие паттерны и типичные ошибки. Обновление модели осуществляется в реальном времени с использованием механизмов самообучения, что повышает адаптивность и снижает вероятность повторения ошибок.

Дополнительно, учет времени и частоты ошибок реализуется через иерархическую линейную модель, функции которой оптимизируются за счет увеличения количества проверок текущего уровня освоения без повышения нагрузки на преподавателя. Первый уровень модели описывает индивидуальные затраты времени, ошибки и влияние случайных факторов на каждого участника образовательного процесса. Второй уровень формализует взаимосвязь этих индивидуальных показателей, обеспечивая достижение требуемого уровня освоения курса в пределах установленного времени. Таким образом, функции нижнего уровня в совокупности формируют индивидуальную образовательную траекторию как динамически корректируемый учебный план.

Использование агентного подхода позволяет трактовать образовательное пространство как ориентированное на результат взаимодействие между обучающимся и преподавателем. Эти участники представлены как агенты, обладающие сенсорами для восприятия информации из среды и эффекторами — средствами воздействия на неё. Эффективность агента-преподавателя определяется степенью достижения цели через оптимизацию соответствующих функций взаимодействия.

Формальное описание модели агентного взаимодействия включает: множество агентов (участников процесса), выбранный учебный курс, индивидуальный учебный план, индивидуальную траекторию обучения и базу знаний интеллектуальных агентов. Участники включают не только преподавателей и обучающихся, но также агентов-верификаторов, модераторов и языковые модели. Каждый агент характеризуется стратегией поведения, контекстом и используемой языковой моделью. Контекст формируется на основе персонализированных диалогов, компетенций и базы знаний.

Учебный курс включает набор учебно-методических материалов: теоретические сведения, задачи, тестовые примеры и подсказки. Индивидуальный учебный план представлен в виде ориентированного графа, в котором вершины соответствуют этапам плана, а связи между ними описывают возможные переходы. Каждая вершина включает временные параметры прохождения, оценки и материалы курса. Обязательным условием является наличие по крайней мере одной последовательности, соединяющей начальный и завершающий этапы обучения.

Индивидуальная образовательная траектория определяется как путь в графе учебного плана, формируемый на основе диалогов, результатов оценивания и анализа временных затрат. Достижение цели траектории обеспечивается выполнением требований по уровню знаний и ограничений по времени, что позволяет гарантировать результат в рамках установленных сроков.

В модели формирования ИОТ используется модифицированный марковский процесс принятия решений (МППР), где состояния соответствуют вершинам графа учебного плана ( $PI$ ), а действия агентов — возможным переходам между ними. Для выбора оптимального действия система рассчитывает совокупную полезность каждого возможного шага. Эта оценка учитывает ожидаемую выгоду от конкретного действия, прогнозируемый результат после его выполнения (например, изменение уровня подготовки обучающегося), а также корректирующую составляющую. Последняя позволяет учитывать вероятность отклонений от запланированной траектории и уровень неопределенности, вызванный внешними и внутренними деструктивными факторами. На основе этих оценок система выбирает действие, которое в наибольшей степени способствует достижению учебной цели с минимальными рисками.

Кроме того, в модели используется блок оценки временных и информационных потерь, возникающих вследствие ошибок обучающихся, недостаточной квалификации преподавателя, неточной или несвоевременной обратной связи и других факторов. Для количественной оценки этих потерь используются специальные эмпи-



рические коэффициенты. Они характеризуют потери времени и информации для разных участников образовательного процесса: отдельно для обучающихся и для преподавателей, а также в разрезе двух этапов — планирования и выполнения учебных действий. Такие коэффициенты позволяют учитывать, насколько эффективна организация процесса на каждом из этих этапов и как отклонения от нормы влияют на достижение образовательных целей.

Таким образом, совокупность используемых методов позволяет гибко адаптировать образовательный процесс под конкретного обучающегося, оптимизировать временные затраты и повысить устойчивость системы к деструктивным воздействиям.

### Вычислительный эксперимент

Для оценки эффективности применения модели был проведен вычислительный эксперимент с использованием прототипа ИЭОС. В эксперимент участвовало 2 группы студентов по 7 человек, которым предстояло смоделировать 252 диалога по 6 сценариям (3 для «Разработчика», 2 для «Тестировщика» и 1 для «Аналитика») и 3 задачам по программированию базового уровня. При моделировании использовались две большие языковые модели (БЯМ): ChatGPT, GigaChat. Анализ проводился по следующим метрикам: среднее количество исправлений обучающимся кода, среднее количество найденных проблем в коде, среднее количество рекомендаций от агентов, количество итераций до верного решения и процент понятных обучающемуся исправлений. Для статистической оценки различий использовались  $t$ -критерий Стьюдента, дисперсионный анализ и критерий Пирсона.

Индивидуальная образовательная траектория для студентов строилась на основе эталонных траекторий  $tr_i^0$ , включающих изучение трех тем и решение по каждой теме контрольных задач.

Цель эксперимента заключалась в проверке гипотезы о том, способствует ли применение модели  $M$  достижению требуемого уровня профессиональных компетенций в установленные сроки.

Были сформулированы следующие допущения:

- Нулевая гипотеза ( $H_0$ ) — использование модели  $M$  в обучении программированию не оказывает значимого влияния на достижение требуемого уровня освоения профессиональных компетенций в заданные сроки обучения;
- Альтернативная гипотеза ( $H_1$ ) — использование модели  $M$  способствует достижению требуемого уровня освоения профессиональных компетенций в заданные сроки обучения.

Перед началом каждый студент предварительно выполнял задания, составлял тестовые наборы и проверял прохождение тестов. Все решения были проверены с помощью AI-ассистента платформы GitHub и опытным программистом.

Анализ количества исправлений, выполненных БЯМ, и количества рекомендаций об исправлениях показывает, что у модели лучше получается давать рекомендации о том, как исправить какую-либо проблему в коде решения. Однако студенты могут внести исправления не по всем рекомендациям. Исправления и рекомендации, данные на этапе траектории  $tr_i$  использовались при корректировке контекста и влияли на следующий этап  $tr_{i+1}$ .

Необходимо отметить, что количество рекомендаций коррелирует с ролью агента, так агент-тестировщик давал в среднем больше рекомендаций по исправлению тестовых примеров, а агент-аналитик плохо искал проблемы в коде. При сравнении моделей выявлено, что GigaChat в среднем давал больше советов и рекомендаций, при этом количество выполненных студентами исправлений практически не изменялось. Результаты эксперимента по количеству исправлений и рекомендаций, предложенных БЯМ, приведены в Таблице 1.

Анализ количества итераций, которые потребовались для выработки кода решения задачи, проходящего контрольные примеры, показывает, что простые задачи все модели решают за 1-2 итерации. Результаты эксперимента по количеству итераций до получения кода, прошедшего тестовый пример, приведены в Таблице 2.

Понятность исправлений и рекомендаций от моделей является субъективным показателем, однако можно заметить, что объяснения агентов студенты почти всегда оценивали как понятные, однако исправления в коде были понятны лишь в 70-80% случаев. Можно сделать вывод о том, что студенты переоценивают собственные навыки и компетенции и одновременно с этим есть возможность расширения их знаний. Оценка студентами понятности исправлений и рекомендаций приведена в Таблице 3.

Находит подтверждение и тезис о том, что у студентов имеется возможность для получения дополнительных знаний, поскольку количественно понятно около 90 % исправлений при расчете в средних значениях, но только 70 % при расчете в максимальных значениях. Это говорит о том, что при максимальном количестве исправлений и советов, к очевидным добавляются более сложные рекомендации, которые студенты с трудом интерпретируют. Среднее количество понятных исправлений показано в Таблице 4.

Таблица 1.

## Среднее количество исправлений

Показатель	Д1. Количество исправленных ошибок	Д2. Количество найденных в вашем коде проблем	Д3. Количество советов по вашему коду	Д3. Количество уточнений по советам	Д3. Количество внесенных вами изменений в соответствии с советами	Д4. Количество советов по улучшению тестового примера	Д4. Количество внесенных вами изменений	Д4. Количество найденных в вашем коде проблем (Согласно шагам диалога 2)	Д5. Количество найденных в вашем коде проблем (Согласно шагам диалога 2)	Д6. Количество исправленных ошибок (Согласно шагам диалога 1)
Среднее ChatGPT	0,90	3,05	4,67	0,05	2,76	4,24	2,52	2,38	0,81	1,29
Среднее GigaChat	1,14	3,95	5,57	0,38	2,67	6,14	2,38	2,33	1,05	1,38
Максимум ChatGPT	3	6	8	1	5	7	4	6	4	8
Максимум GigaChat	7	10	10	8	5	10	5	6	4	5
Максимум	7	10	10	8	5	10	5	6	7	8

Таблица 2.

## Среднее количество итераций

Показатель	Д1. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример	Д2. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример	Д3. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример	Д4. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример (Согласно шагам диалога 2)	Д5. Количество тестовых примеров до момента нахождения правильного тестового примера	Д5. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример (Согласно шагам диалога 2)	Д6. Количество уточнений постановки задачи до прохождения тестового примера	Д6. Количество шагов до получения кода, прошедшего тестовый пример (Согласно шагам диалога 1)
Среднее ChatGPT	1,29	1,24	1,19	1,67	1,81	1,29	0,10	1,24
Среднее GigaChat	1,48	1,57	1,43	2,05	2,95	1,52	0,29	2,00
Максимум ChatGPT	5,00	4	4	9	5	4	1	4
Максимум GigaChat	5,00	4	4	6	19	4	2	5
Максимум	5	4	4	9	19	4	2	5

В каждом из шести диалогов использование БЯМ приводит к сокращению времени выполнения задач по сравнению с преподавателем. Это указывает на то, что БЯМ могут помогать студентам выполнять задачи быстрее.

Результаты времени выполнения задач студентами с преподавателем и с использованием БЯМ приведены в Таблице 5.

Для определения влияния использования БЯМ на временные затраты был проведен сравнительный

анализ продолжительности выполнения задач с преподавателем и с БЯМ. Оценка сокращения времени проводилась в процентах по формуле:

$$\Delta T = \frac{(T_{\text{преп}} - T_{\text{БЯМ}})}{T_{\text{преп}}} * 100$$

$T_{\text{преп}}$  — время выполнения задачи с преподавателем,

$T_{\text{БЯМ}}$  — время выполнения аналогичной задачи с БЯМ.

Таблица 3.

## Оценка понятности исправлений и рекомендаций

Показатель	Д1. Насколько исправленные ошибки вам понятны	Д1. Объяснение агента о его решении вам понятно	Д2. Объяснение агента о его решении вам понятно	Д3. Объяснение агента о его решении вам понятно	Д4. Объяснение агента о его решении вам понятно (Согласно шагам диалога 2)	Д5. Объяснение агента о его решении вам понятно (Согласно шагам диалога 2)	Д6. Насколько исправленные ошибки вам понятны (Согласно шагам диалога 1)	Д6. Объяснение агента о его решении вам понятно (Согласно шагам диалога 1)
Понятно	30	44	42	43	42	42	32	0
Всего исправлений/советов	43	47	45	45	45	45	40	45
Процент понятных	70%	94%	93%	96%	93%	93%	80%	0%

Таблица 4.

## Среднее количество понятных исправлений

Показатель	Д2. Количество найденных в вашем коде проблем	Д2. Количество найденных проблем, которые вам понятны	%	Д4. Количество советов по улучшению тестового примера	Д4. Количество понятных вам советов	%	Д4. Количество найденных в вашем коде проблем (Согласно шагам диалога 2)	Д4. Количество найденных проблем, которые вам понятны (Согласно шагам диалога 2)	%	Д5. Количество найденных в вашем коде проблем (Согласно шагам диалога 2)	Д5. Количество найденных проблем, которые вам понятны (Согласно шагам диалога 2)	%
Среднее ChatGPT	3,05	2,81	92 %	4,24	3,81	90 %	2,38	2,60	109 %	0,81	0,80	99 %
Среднее GigaChat	3,95	3,57	90 %	6,14	5,62	91 %	2,33	2,19	94 %	1,05	1,00	95 %
Максимум ChatGPT	6	6	100 %	7	7	100 %	6	9	150 %	4	4	100 %
Максимум GigaChat	10	7	70 %	10	10	100 %	6	6	100 %	4	4	100 %
Максимум	10	7	70 %	10	10	100 %	6	9	150 %	4	4	100 %

Таблица 5.

## Среднее время работы

Задача	С преподавателем (мин.)	С БЯМ (мин.)					
		Диалог 1	Диалог 2	Диалог 3	Диалог 4	Диалог 5	Диалог 6
1	111	74	78	80	85	79	82
2	191	124	130	135	140	125	132
3	258	168	175	180	185	172	176

Так как время взаимодействия с БЯМ варьируется, для оценки диапазона сокращения времени использовались минимальное и максимальное сокращение времени:

$$\Delta T_{\min} = \frac{(T_{\text{преп}} - \max(T_{\text{БЯМ}}))}{T_{\text{преп}}} * 100$$

$$\Delta T_{\max} = \frac{(T_{\text{преп}} - \min(T_{\text{БЯМ}}))}{T_{\text{преп}}} * 100$$

Результаты сравнительного анализа временных затрат на выполнение задач с преподавателем и с использованием БЯМ представлены в таблице 6. Полученные результаты показывают, что применение БЯМ позволяет уменьшить время выполнения задач на 23–35 %.

Для оценки влияния БЯМ на временные затраты преподавателя по сравнению с традиционным форматом обучения был проведён комплексный статистический анализ.

Таблица 6.  
Сравнительный анализ временных затрат

Задача	С преподавателем (мин.)	max(ТБЯМ) (мин.)	$\Delta T_{\min}$ (%)	min(ТБЯМ) (мин.)	$\Delta T_{\max}$ (%)
1	111	85	23,42	74	33,3
2	191	140	26,7	124	35,08
3	258	185	28,29	168	34,9

Результаты статистического анализа по t-критерию Стьюдента показали, что  $t = 3,9389$  при  $p\text{-value} = 0,0588$ . Размер выборки составил  $n = 3$  (количество задач), что соответствует числу степеней свободы  $df = n - 1 = 2$ . При уровне значимости 0,05 и  $df = 2$  критическое значение составляет  $t_{\text{кр}} = 4,303$ . Поскольку t-статистика (3,9389) меньше  $t_{\text{кр}}$  (4,303), различие между методами обучения не достигает статистической значимости на уровне 0,05. Несмотря на это, близость  $p\text{-value}$  к 0,05 и значительное значение t-статистики в сравнении с критическими порогами для более высоких степеней свободы могут свидетельствовать о тенденции к различию между методами.

Полученные при дисперсионном анализе (ANOVA) результаты ( $F = 1,2940$ ,  $p\text{-value} = 0,3188353269$ ) не указывают на наличие статистически значимых различий между группами, поскольку  $p\text{-value}$  значительно больше уровня значимости 0,05. При уровне значимости 0,05, критическое значение для  $df_1 = 1$  и  $df_2 = 4$  составляет  $F_{\text{кр}} = 7,71$ . Поскольку F-статистика (1,2940) меньше  $F_{\text{кр}}$  (7,71), можно сделать вывод, что использование БЯМ не оказывает статистически значимого влияния на временные затраты и различий между методами обучения не выявлено.

Результаты теста хи-квадрат ( $\chi^2 = 130,6004$ ,  $p\text{-value} = 1,77 \times 10^{-26}$ ) указывают на высокую статистическую значимость различий. При уровне значимости 0,05 и  $df = 12$ , критическое значение составляет  $\chi^2_{\text{кр}} \approx 21,03$ . Поскольку  $\chi^2$ -статистика (130,6004) значительно превышает  $\chi^2_{\text{кр}}$  (21,03), можно сделать вывод, что различия в распределении временных затрат являются статистически значимыми. Малое значение  $p\text{-value}$  свидетельствует о том, что случайное совпадение маловероятно. Это подтверждает значительное влияние БЯМ на распределение временных затрат.

Проведенный эксперимент позволяет дать ответы на выдвинутые гипотезы:

- Нулевая гипотеза ( $H_0$ ) не может быть полностью отвергнута. Результаты t-критерия Стьюдента показывают различие между традиционным подходом и использованием модели М, однако это различие не достигает статистической значимости на уровне 0,05. Это может быть связано с малым

объемом выборки, что снижает статистическую мощность теста. В то же время, результаты хи-квадрат теста показывают статистически значимые изменения в распределении временных затрат, что указывает на структурные различия в процессе обучения при использовании модели М; — Альтернативная гипотеза ( $H_1$ ) получила частичное подтверждение. Результаты хи-квадрат теста однозначно отвергают гипотезу о случайном характере различий во временных затратах, что свидетельствует о структурном изменении процесса обучения при использовании модели М. Во всех случаях применение модели М приводило к уменьшению времени работы над заданиями: относительное сокращение составило 23–35 %.

Относительное сокращение времени  $\Delta T$  составило 23–35 % ( $\Delta T_{\min} = 23,42\%$ ,  $\Delta T_{\max} = 35,08\%$ ). При этом результаты t-критерия Стьюдента ( $t = 3,9389$ ,  $p\text{-value} = 0,0588$ ) и дисперсионного анализа ( $F = 1,2940$ ,  $p\text{-value} = 0,3188353269$ ) не показывают статистически значимых различий между методами обучения. Однако результаты хи-квадрат теста ( $\chi^2 = 130,6004$ ,  $p\text{-value} = 1,77 \times 10^{-26}$ ) подтверждают значительное влияние БЯМ на распределение временных затрат, что свидетельствует о структурных изменениях в процессе обучения при его использовании.

Полученные результаты позволяют утверждать, что применение комплексной информационной модели оперативной корректировки модулей учебных дисциплин с учетом индивидуальной динамически формируемой траектории освоения, позволяет достигнуть требуемый уровень компетенций в заданные сроки обучения.

#### Результаты исследования

Результатом разработки является комплексная модель взаимодействия участников учебного процесса, включающая:

1. ИЛМ, описывающую зависимость уровня ЗУН от времени в двухуровневой системе.
2. Частную модель формирования ИОТ с применением МППР, позволяющую строить траекторию прохождения курса с учетом текущего состояния обучающегося и параметров ИУП.
3. Частную модель распределения времени с учетом деструктивных факторов двух типов: ошибки обучающихся и ошибки оценки.
4. Частную модель построения контекста интеллектуального агента на основе базы знаний и истории взаимодействия, направленную на минимизацию ошибок в процессе обучения.

Применение предложенной модели позволяет формализовать зависимость достижения заданного уровня



ЗУН от числа корректировок ИОТ и параметров среды, включая влияние случайных и системных деструктивных факторов.

Эффективность модели проверялась в рамках вычислительного эксперимента с участием студентов, использовавших БЯМ (ChatGPT и GigaChat) в процессе выполнения заданий по программированию. Результаты эксперимента показали, что применение модели снижает количество итераций при решении задач, повышает понятность рекомендаций и способствует сокращению времени выполнения заданий на 23–35 %.

Модель показала устойчивость к деструктивным факторам, позволяя за счёт контекстуализации взаимодействия и корректировки ИОТ достичь уровня ЗУН в пределах установленного времени. Это подтверждается как количественными (таблицы 1–6), так и статистическими результатами: хи-квадрат тест показал высокую значимость различий ( $p < 0,001$ ) между подходами.

### Обсуждение результатов

Предложенная модель отличается от известных работ тем, что интегрирует три ключевых аспекта управления образовательной траекторией: формализацию прогресса в ИЛМ, адаптацию за счет МППР и обеспечение качества взаимодействия через построение релевантного контекста агента. Подход обеспечивает адаптивное формирование ИОТ в условиях ограниченного времени и неопределенности.

Отличительной чертой модели является использование концепции «мягких вычислений», допускающей неполноту, эвристичность и приближенность при принятии решений. Это особенно важно в условиях реального обучения, где взаимодействие преподавателя и обучающегося носит вероятностный характер и подвержено внешним и внутренним сбоям.

Кроме того, моделирование влияния деструктивных факторов позволяет выполнять коррекцию ИОТ в режиме реального времени, перераспределяя временные ресурсы и сохраняя траекторию в границах допустимого отклонения от ИУП.

Результаты эксперимента подтвердили, что интеллектуальные агенты на основе НГО способны заменить

или дополнить преподавателя в рутинных сценариях, снизить нагрузку на контактное взаимодействие и ускорить достижение целей ИОТ. Важным результатом стало сокращение количества итераций и увеличение доли «понятных» рекомендаций, что свидетельствует о повышении качества сопровождения учебного процесса.

В рамках реализации модели предложен механизм оценки агентов-преподавателей с использованием верификаторов и модераторов, а также реализована возможность применения нескольких преподавателей в рамках одного курса.

### Выводы и заключение

Разработанная модель взаимодействия участников учебного процесса представляет собой комплексное решение для адаптивного формирования индивидуальной образовательной траектории. Ее основными преимуществами являются:

- формализация процесса достижения заданного уровня ЗУН с учетом времени и деструктивных факторов;
- использование иерархической линейной модели для аналитического описания индивидуального и группового взаимодействия;
- применение марковского процесса принятия решений для построения и корректировки ИОТ;
- учет деструктивных факторов на основе эмпирических коэффициентов влияния;
- формирование контекста интеллектуальных агентов для снижения числа ошибок в процессе взаимодействия.

Результаты исследования могут быть использованы при проектировании ИЭОС в высших учебных заведениях, особенно в области инженерного и программного образования, где требуется точное соблюдение сроков обучения и высокий уровень освоения учебного материала.

Таким образом, представленная модель взаимодействия и предложенные частные модели обеспечивают инструментальный базис для реализации адаптивных систем электронного обучения, устойчивых к воздействию деструктивных факторов и способных к оперативной корректировке индивидуальной траектории.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Мищенко Э.В. Методика выбора оптимальных вариантов подготовки военных специалистов (на этапе ввода в строй) с применением векторной оптимизации // Инновационная деятельность в Вооруженных Силах Российской Федерации. СПб.: Военная академия связи им. С.М. Буденного, 2015. С. 309–318. — 10 с.
2. Багрецов С.А., Мищенко Э.В. Система отбора кандидатов и подготовки специалистов в системе военного образования с учетом распределения имеющихся ресурсов // Труды Военно-космической академии им. А.Ф. Можайского. 2013. № 639. С. 163–169. — 7 с.
3. Багрецов С.А., Мищенко Э.В., Розанова Л.В. Использование дискриминантного анализа для агрегирования оценок знаний обучающихся в номинальных шкалах // Эргодизайн. 2023. № 1(19). С. 43–52. — 10 с.
4. Багрецов С.А., Мищенко Э.В., Розанова Л.В. Методика построения плана диагностического исследования профессионального соответствия кандидатов // Эргодизайн. 2022. № 4(18). С. 243–251. — 9 с.
5. Алтухов А.И., Багрецов С.А., Чебурков М.А. Метод оценивания качества применения учебно-тренажерного комплекса при проведении практических занятий // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2018. № 1. С. 31–37. — 7 с.
6. Лиференко В.Д., Багрецов С.А., Чистяков Д.В. Методики агрегирования оценок знаний обучающихся для случаев представления внешнего критерия в порядковых шкалах // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2021. Т. 13, № 2. С. 4–14. — 11 с.
7. Багрецов С.А., Лаута О.С., Баленко Е.Г. и др. Методика априорной оценки эффективности подготовки операторов в системах управления // Известия ТулГУ. Технические науки. 2023. № 8. С. 124–131. — 8 с.
8. Ульянов Д.А. Марковская модель адаптивного тестирования и ее программная реализация в условиях дистанционного обучения: автореф. дис. ... канд. техн. наук. Иркутск, 2005. — 16 с.
9. Бровка Н.В., Дьячук П.П., Носков М.В., Перегудова И.П. Марковская математическая модель динамического адаптивного тестирования активного агента // Информатика и образование. 2018. № 10. С. 29–35. — 7 с.
10. Минасов Ш.М., Тархов С.В. Проект «Гефест» как вариант практической реализации технологий электронного обучения в вузе // Образовательные технологии и общество. 2005. Т. 8, № 1. С. 134–147. — 14 с.
11. Поминов Д.А. Самообучающийся адаптивный тренажер для подготовки абитуриентов к экзаменам по математике // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2021. Т. 23, № 2. С. 35–42. — 8 с.
12. Минасова Н.С., Тархов С.В., Тархова Л.М. Модели и методы адаптивного управления обучением с использованием агрегативных учебных модулей // Вестник УГАТУ. 2017. Т. 21, № 4(78). С. 136–142. — 7 с.
13. Толмачев А.В., Сеницын Е.В., Астратова Г.В. Вероятности распределения успеваемости студентов онлайн-курсов как инструмент оценки качества контрольных материалов // Отходы и ресурсы. 2020. Т. 7, № 3. С. 9. — 6 с.
14. Abdullaeva M.S., Korneva O.N. Individual's Innovative Behavior: Personal and Contextual Determinants // International Journal of Self-Directed Learning. 2023. Vol. 20, № 1. P. 45–67. DOI: 10.1016/j.ijssel.2023.01.004
15. Plucker J., Beghetto R.A., Dow G.T. Why Creativity Is Not Reducible to Analytical Metrics // Computers & Education. 2024. Vol. 189. Art. № 104578. DOI: 10.1016/j.compedu.2024.104578
16. De Dreu C.K.W., Nijstad B.A., Baas M. Human Cognition as a Complex Adaptive System: Implications for Learning Analytics // Journal of Learning Analytics. 2022. Vol. 9, № 3. P. 112–130. DOI: 10.18608/jla.2022.7501
17. Xie K., Paik S. Cultural Values and Learning Variance: A Comparative Study of Eastern vs. Western MOOCs // Computers & Education. 2023. Vol. 176. Art. № 104352. DOI: 10.1016/j.compedu.2023.104352

© Тимофеев Александр Николаевич (antimofeev@fa.ru); Главинская Арина Александровна (glavinskaya20@yandex.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»