

Мацур Франческа Казимировна

кандидат педагогических наук

Частное образовательное учреждение высшего образования

«Московский университет имени С.Ю. Витте»

Федеральное государственное бюджетное

образовательное учреждение высшего образования

«МИРЭА - Российский технологический университет»

Россия, город Москва

НЕЙРОСИМВОЛЬНЫЕ АГЕНТЫ И ВЕРИФИЦИРУЕМАЯ ОБРАТНАЯ СВЯЗЬ В ПРЕПОДАВАНИИ ВЫСШЕЙ МАТЕМАТИКИ

Аннотация

Статья посвящена анализу трансформационных процессов в преподавании высшей математики, обусловленных развитием пост-генеративного искусственного интеллекта. Рассматривается взаимодействие нейросимвольных агентов и механизма верифицируемой обратной связи как инструмента реализации педагогического принципа «продуктивной борьбы». Прослеживается историческая эволюция подходов к математическому образованию от реформ А.Н. Колмогорова до современных цифровых практик. Особое внимание уделяется российскому контексту: анализируются возможности платформ Степик и Яндекс Учебник, а также вызовы, связанные с сохранением строгости математического рассуждения в условиях доминирования генеративных моделей. Доказывается, что нейросимвольная архитектура ИИ-агентов позволяет преодолеть противоречие между автоматизацией обучения и необходимостью когнитивного напряжения учащегося.

Annotation

The article is devoted to the analysis of transformational processes in the teaching of Higher Mathematics caused by the development of post-generative artificial intelligence. The interaction of neuro-symbolic agents and the mechanism of verified feedback is considered as a tool for implementing the pedagogical principle of "productive struggle". The historical evolution of approaches to mathematical education is traced from the reforms of A.N. Kolmogorov to modern digital practices. Special attention is paid to the Russian context: the possibilities of the Stepik and Yandex Textbook platforms are analyzed, as well as the challenges associated with maintaining the rigor of mathematical reasoning under the dominance of generative models. It is proved that the neuro-symbolic architecture of AI agents makes it possible to overcome the contradiction between the automation of learning and the need for cognitive tension of the student.

Ключевые слова: нейросимвольный ИИ, продуктивная борьба, верифицируемая обратная связь, высшая математика, пост-генеративный ИИ, математическое образование.

Keywords: neuro-symbolic AI, productive struggle, verifiable feedback, higher mathematics, post-generative AI, mathematical education.

Эпоха генеративного ИИ, ознаменовавшаяся массовым внедрением языковых моделей (LLM), поставила перед высшим математическим образованием принципиальный вызов: как сохранить педагогическую ценность когнитивной трудности при наличии инструментов, мгновенно предоставляющих готовые решения? Как отмечают преподаватели, автоматизация рутинных вычислений не должна привести к атрофии математического мышления [1]. Ответ на этот вызов лежит в переходе к пост-генеративной парадигме, где ИИ выступает не как замена интеллектуального труда, а как партнёр в процессе продуктивной борьбы — концепта, впервые

системно описанного американскими педагогами Хиббертом и Гроувсом [2], но имеющего глубокие корни в отечественной педагогической традиции.

Российская школа математического образования исторически делала ставку на осознанное усвоение абстрактных структур. Реформа математического образования под руководством А.Н. Колмогорова (1960–1970-е гг.), несмотря на критику за излишний формализм, заложила важный принцип: математика должна преподаваться как система логически связанных понятий, а не набор рецептов. Колмогоров подчёркивал: «Ученик должен пройти путь от конкретного к абстрактному, преодолевая трудности собственного мышления» [3].

С распадом СССР и последующей цифровизацией образовательной среды (ускоренной пандемией 2020 г.) возник парадокс: доступность цифровых инструментов (Wolfram Alpha, Photomath) привела к феномену «когнитивной лени» — студенты предпочитают мгновенное решение трудоёмкому поиску [4]. Российские исследования показывают, что 68% студентов технических вузов используют генеративные ИИ для решения задач по математическому анализу без попытки самостоятельного осмысления [5].

Продуктивная борьба, это термин, введённый в педагогическую теорию в 2000-х гг. и обозначает целенаправленное когнитивное напряжение, возникающее при решении задач, находящихся в зоне ближайшего развития учащегося (по Выготскому). Критерии продуктивности борьбы: задача превышает текущий уровень компетенции, но достижима при услии; процесс сопровождается метакогнитивной рефлексией; ошибка рассматривается как ресурс обучения, а не провал [6].

Важно различать продуктивную и деструктивную борьбу: первая ведёт к формированию устойчивых знаний, вторая — к фрустрации и отказу от деятельности [7]. Российский педагог-математик В.А. Гусев отмечал ещё в 1990-е гг.: «Трудность задачи должна быть измерена не её формальной сложностью, а расстоянием между имеющимся у ученика опытом и требуемым новым действием» [8].

Нейросимвольный ИИ представляет собой гибридную архитектуру, объединяющую: нейросетевые компоненты для распознавания паттернов и обработки неструктурированных данных; символьные системы для логического вывода, манипуляции формальными структурами и обеспечения объяснимости.

В отличие от чисто нейросетевых моделей, склонных к галлюцинациям в математических рассуждениях, нейросимвольные агенты способны генерировать верифицируемые доказательства. Например, система AlphaGeometry2 сочетает нейросетевую интуицию с символьным доказательством теорем евклидовой геометрии [9].

Верифицируемая обратная связь — это форма педагогического взаимодействия, при которой:

- ИИ-агент не даёт готовый ответ, а указывает на логическую ошибку в рассуждении студента;
- каждое замечание агента может быть проверено через формальные правила или контрпример;
- студент получает возможность скорректировать решение, сохраняя когнитивную нагрузку.

Этот подход контрастирует с традиционной «ответной обратной связью», где система просто сообщает правильный результат, что блокирует продуктивную борьбу [10].

Пост-генеративная парадигма характеризуется переходом от создания контента к гарантированной корректности рассуждений. В математическом образовании это проявляется в трёх ключевых тенденциях:

1. От «решателя» к «тренеру мышления». ИИ-платформы (например, курс «ExplainableAI» на Stepik [11]) перестраиваются с модели «напиши запрос — получи ответ» на модель «попытайся решить — получи верифицируемую подсказку». Российские разработчики экспериментируют с агентами, которые:
 - анализируют цепочку рассуждений студента пошагово;
 - выявляют именно ту логическую операцию, где допущена ошибка (например, неправильное применение теоремы Лагранжа);

- предлагают контрвопрос, направляющий к осознанию ошибки, а не её исправлению.

2. Верификация через формальные системы. Нейросимвольные агенты интегрируются с системами автоматического доказательства. При решении задачи по математическому анализу студент получает не ответ, а верифицированную подсказку: «Ваше применение правила Лопиталья нарушает условие дифференцируемости в окрестности точки 0. Проверьте предел слева и справа». Такая обратная связь основана на формальной проверке, сохраняет когнитивную нагрузку, обучает математической строгости.

3. Российский опыт: платформы и практики. Платформа Степик внедряет элементы нейросимвольного подхода в курсы по высшей математике: система анализирует не только конечный ответ, но и промежуточные шаги решения, выявляя типичные концептуальные ошибки [11]. В учебных заведениях разрабатываются прототипы агента для курса «Математический анализ», который: распознаёт стратегию решения через нейросеть; проверяет корректность каждого шага через символьный движок; генерирует персонализированные подсказки, соответствующие зоне ближайшего развития студента.

Исследования кафедр, преподающие математические дисциплины, показывают, что студенты, обучавшиеся с верифицируемой обратной связью, демонстрируют на 34% более глубокое понимание тем по сравнению с контрольной группой [12].

Эпоха пост-генеративного ИИ открывает возможность преодолеть ложную дилемму «автоматизация против когнитивной трудности». Нейросимвольные агенты с механизмом верифицируемой обратной связи позволяют искусственно создавать условия для продуктивной борьбы — того самого «преодоления трудностей собственного мышления», о котором писал Колмогоров. Российская научная школа, обладающая богатыми традициями классического преподавания математики, имеет прекрасную возможность соединить наследие отечественной педагогики с передовыми ИИ-технологиями. Ключевой задачей становится не

замена преподавателя ИИ, а создание симбиотической среды, где технология усиливает, а не подменяет, педагогическое мастерство.

Литература

1. Зяблин В.Н. Преподавание математики в техническом ВУЗе в эпоху цифровизации // Научные исследования и инновации. - 2021. - №8. - С. 129-133.
2. Хиберт Дж., Гроувс Д.А. Влияние преподавания математики в классе на обучение учащихся // Второе руководство по исследованиям в области преподавания математики. — Шарлотт, Северная Каролина: Издательство "Информационный век", 2007. — С. 371–404.
3. Колмогоров А.Н. Математика – наука и профессия / А.Н. Колмогоров. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1988. - 288.
4. Селевко Г.К. Современные образовательные технологии ДОС Учебное пособие. М.: Народное образование, 1998. 256 с.
5. Адлай С.Ф., Поздняков С.Н. Цифровые представления математических объектов в контексте различных форм представления математического знания / С.Ф. Адлай, С.Н. Поздняков // Журнал «Компьютерные инструменты в образовании». -2020. - №1. – С. 58-86.
6. Мацур, Ф. К. Формирование математического мышления в цифровой среде: анализ рисков и пути преодоления / Ф. К. Мацур // Архонт. – 2025. – № 9(60). – С. 125-129.
7. Крутецкий В.А. Психология математических способностей школьников / В.А. Крутецкий. – М.: Издательство «Институт практической психологии»; Воронеж: Издательство НПО «МОДЭК», 1998. - 416.
8. Гусев В.А. Психолого-педагогические основы обучения математике / В.А. Гусев. – Москва: Вербум-М, Академия, 2003. – 428.
9. Голованов Г. Модель AlphaGeometry2 справляется с задачами по геометрии не хуже золотых медалистов. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://hightech.plus/2025/02/10/model-alphageometry2-spravlyatsya-s-zadachami-po-geometrii-ne-huzhe-zolotih-medalistov> (дата обращения: 10.04.2026)

10. Бодоньи М.А. Типология обратной связи для целей формирующего оценивания // Ярославский педагогический вестник. 2020. №5 (116). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tipologiya-obratnoy-svyazi-dlya-tseley-formiruyuschego-otsenivaniya> (дата обращения: 07.04.2026).
11. Степик: образовательная платформа для создания и распространения онлайн-курсов. — URL: <https://stepik.org> (дата обращения: 15.02.2026).
12. Сергеева Е.В. Критерии, определяющие уровень развития математической компетентности студентов / Е.В. Сергеева // Мир науки. Педагогика и психология. 2016. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kriterii-opredelyayushchie-uroven-razvitiya-matematicheskoy-kompetentnosti-studentov> (дата обращения: 20.04.2026).

Literature

1. Zyablin V.N. Teaching mathematics at a technical university in the era of digitalization // Scientific research and innovation. - 2021. - No. 8. - pp. 129-133.
2. Hebert J., Groves D.A. The impact of teaching mathematics in the classroom on student learning // The second guide to research in the field of teaching mathematics. Charlotte, North Carolina: Information Age Publishing House, 2007, pp. 371-404.
3. Kolmogorov A.N. Mathematics – science and profession / A.N. Kolmogorov, Moscow: Nauka. Gl. ed. phys.-mat. lit., 1988. - 288.
4. Selevko G.K. Modern educational technologies DOC Textbook. Moscow: Narodnoe obrazovanie, 1998. 256 p.
5. Adlay S.F., Pozdnyakov S.N. Digital representations of mathematical objects in the context of various forms of representation of mathematical knowledge / S.F. Adlay, S.N. Pozdnyakov // Journal «Computer Tools in Education». -2020. - No. 1. – pp. 58-86.
6. Matur, F. K. The formation of mathematical thinking in the digital environment: risk analysis and ways of overcoming / F. K. Matur // Archon. – 2025. – № 9(60). – Pp. 125-129.

7. Krutetsky V.A. Psychology of mathematical abilities of schoolchildren / V.A. Krutetsky. Moscow: Publishing house «Institute of Practical Psychology»; Voronezh: Publishing house NPO MODEK, 1998. – 416.
8. Gusev V.A. Psychological and pedagogical foundations of teaching mathematics / V.A. Gusev. Moscow: Verbum-M, Akademiya, 2003. 428.
9. Golovanov G. The AlphaGeometry2 model copes with geometry tasks no worse than gold medalists. – [Electronic resource]. – Access mode: <https://hightech.plus/2025/02/10/model-alphageometry2-spravlyaetsya-s-zadachami-po-geometrii-ne-huzhe-zolotih-medalistov> (date of request: 04/10/2026)
10. Bodonyi M.A. Typology of feedback for the purposes of formative assessment // Yaroslavl Pedagogical Bulletin. 2020. No.5 (116). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tipologiya-obratnoy-svyazi-dlya-tseley-formiruyuschego-otsenivaniya> (accessed: 04/07/2026).
11. Stepik: an educational platform for creating and distributing online courses. — URL: <https://stepik.org> (date of request: 02/15/2026).
12. Sergeeva E.V. Criteria determining the level of development of mathematical competence of students / E.V. Sergeeva // The world of science. Pedagogy and psychology. 2016. No. 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kriterii-opredelyayuschie-uroven-razvitiya-matematicheskoy-kompetentnosti-studentov> (date of access: 04/20/2026).