

RU

Признаки машинной генерации в студенческих работах по высшей математике

Кострова Ю. С.

Аннотация. Цель исследования – выявление и систематизация маркеров машинной генерации и разработка инструментария для верификации авторства студенческих работ (на примере высшей математики). В статье рассмотрены ограничения традиционных детекторов при анализе математических задач и выявлены специфические особенности генерации контента большими языковыми моделями. Научная новизна исследования заключается в разработке классификационной системы маркеров машинной генерации применительно к контексту решения задач в точных науках, учитывающая ограничения больших языковых моделей. Результатом исследования является система, включающая 14 маркеров, объединенных в пять групп: предметно-специфичные, стилистические, концептуальные, формальные и фактологические. Посредством ROC-анализа на контрольной выборке определено оптимальное пороговое значение для инициации педагогического мониторинга (5 баллов) с чувствительностью 0,92 и специфичностью 0,84. Апробация системы на массиве из более чем 1000 студенческих работ подтвердила ее диагностическую эффективность.

EN

Signs of machine generation in student works on higher mathematics

Y. S. Kostrova

Abstract. The purpose of the study is to identify and systematize markers of machine generation and to develop tools for verifying the authorship of student works (as exemplified by higher mathematics). The article examines the limitations of traditional detectors when analyzing mathematical problems and identifies specific features of content generation by large language models. The scientific novelty of the study lies in the development of a classification system of machine generation markers as applied to the context of problem-solving in the exact sciences, which takes into account the limitations of large language models. The result of the study is a system comprising 14 markers grouped into five categories: subject-specific, stylistic, conceptual, formal, and factual. Through ROC analysis on a control sample, the optimal threshold value for initiating pedagogical monitoring was determined (5 points), showing a sensitivity of 0.92 and a specificity of 0.84. Testing of the system on a dataset of more than 1,000 student works confirmed its diagnostic effectiveness.

Введение

Стремительное развитие и повсеместное использование технологий искусственного интеллекта (ИИ), в частности больших языковых моделей (LLM), актуализировало проблему академической нечестности студентов, выведя ее на качественно новый уровень. На смену традиционному копированию работ из Интернета, списыванию у одногруппников или из «решебника» приходит ИИ-плагиат – форма академической нечестности, заключающаяся в генерации уникального контента (текста доклада, курсовой или расчетной работы, полного решения вычислительной задачи) с помощью разнообразных ИИ-сервисов. Сложившаяся ситуация является серьезным вызовом для системы образования, так как приводит к познавательной пассивности обучающихся, задержке развития их когнитивных способностей. В то же время «любые запреты на использование ИИ-инструментов противоречат современным тенденциям цифровизации общества и не способны решить проблему ИИ-плагиата» (Сысоев, 2024, с. 34). Одним из путей преодоления данного противоречия стала разработка систем обнаружения сгенерированного контента – ИИ-детекторов (GPTZero, Plagiat AI, AIChecker, Decorum AI, ZeroGPT, Originality AI). Несмотря на непрерывное совершенствование детекторов, надежность и достоверность получаемых результатов остается предметом научных дискуссий. Согласно исследованиям (Anderson, Belavy, Perle et al., 2023; Malik, Amjad, 2025; Hua, Yao, 2024), точность

выявления машинной генерации зависит от научной области. Кроме того, тексты, сгенерированные посредством одной и той же большой языковой модели, при проверке с помощью одного и того же детектора «получали разные оценки, что еще раз подчеркивает несовершенство таких инструментов» (Malik, Amjad, 2025, p. 1). Например, в гуманитарных дисциплинах ИИ-детекторы опираются на анализ стилистических особенностей, шаблонности лексических конструкций, количества и обоснованности используемых терминов, наличия авторской позиции и т. д. Данные алгоритмы оценки не работают для точных наук, для которых характерны четкая структура изложения, большое количество терминов, шаблонность структур, лексическое однообразие, отсутствие субъектной позиции автора, то есть признаки, воспринимаемые ИИ-детекторами как показатели генерации. Еще сложнее с решениями математических вычислительных задач, где зачастую текст (используемый для анализа ИИ-детектором) отсутствует вовсе. Однако решение задач – неотъемлемая часть учебного процесса по математике, физике, химии и спецдисциплинам в любом негуманитарном вузе. Возможность мгновенной генерации готового решения любой задачи приводит к обесцениванию учебного процесса.

Вопросам верификации авторства и профилактики ИИ-плагиата у обучающихся посвящены исследования отечественных и зарубежных авторов. Отметим, что применение ИИ-технологий в учебном процессе само по себе не является ИИ-плагиатом. Говорить об академическом мошенничестве уместно, когда студент выдает сгенерированный результат за свой собственный труд. Основным инструментом в решении вопроса академической нечестности, по мнению ряда исследователей, является педагогический мониторинг (Тедорадзе, Ольховская, 2025; Шапошникова, Тедорадзе, Бус, 2022). Анализируя причины студенческого плагиата, Р. Я. Минатова (2024) приходит к выводу о решении данной проблемы «поднятием различными способами этической культуры у студентов, воспитанием у подрастающего поколения открытого негативного отношения к недобросовестному заимствованию». Дебби Коттон с соавторами (Cotton, Cotton, Shipway, 2023) предлагает ряд общих стратегий для профилактики академического мошенничества: беседы с обучающимися о проблеме правомерного применения ИИ, предоставление студентами черновиков своих работ, использование ИИ-детекторов, установка четких границ допустимого использования ИИ. Кроме того, исследователи дают рекомендации для преподавателей, на какие особенности следует обратить внимание при проверке студенческих работ (повторяющиеся фразы и слова, ссылки на несуществующие источники, наличие фактических ошибок, безупречная орфография, содержательность текста) (Cotton, Cotton, Shipway, 2023). Проблеме идентификации академического текста посвящена работа М. Н. Черкасовой и А. В. Тактаровой (2024). Авторами представлен комплексный перечень языковых маркеров сгенерированного текста. Анализируя способы противодействия студенческому недобросовестному использованию ИИ в языковом образовании, Д. К. Воронина, А. Н. Шамов (2025) выделяют пять «точек уязвимости»: неактуальность данных, фальсификация, поверхностность, предвзятость, влияние промпта. Особенности текстов, созданных с помощью больших языковых моделей, привлекают внимание многих исследователей (Айдагулова, 2023; Тельпов, Ларцина, 2023; Безуглый, Ершова, 2023). В качестве основных методов выявления контента, сгенерированного ИИ, Л. Узун (Uzun, 2023) предлагает стилометрию и анализ метаданных. Ф. Хабибзаде (Habibzadeh, 2023) представляет анализ возможностей ИИ-детектора GPTzero в выявлении сгенерированных текстов по медицинским наукам, делая вывод о высоком проценте ложноотрицательных результатов (когда сгенерированный текст определяется как человеческий).

Анализ научно-исследовательской литературы позволяет сделать выводы:

1. Традиционные ИИ-детекторы демонстрируют от 2% до 20% ложноположительных и ложноотрицательных срабатываний (Habibzadeh, 2023; Hua, Yao, 2024) и не учитывают специфику точных наук.

2. Архитектура существующих ИИ-детекторов (GPTZero, Plagiat AI, AIChecker, Decopy AI, ZeroGPT и др.) ориентирована на анализ текстовой информации и имеет существенные ограничения при работе с изображениями, формулами, графиками. Неспособность ИИ-детекторов извлекать математический контент из сканов студенческих работ является их критическим ограничением, не позволяющим использовать их в качестве педагогического инструментария.

3. Существующие лингвистические маркеры, позволяющие проводить верификацию авторства в дисциплинах гуманитарного цикла, не применимы в контексте решения вычислительных задач (высшая математика, физика) в силу их логико-структурных и стилистических особенностей.

Таким образом, в педагогической практике сложилось методологическое противоречие между потребностью в педагогическом инструментарии для оценки авторства студенческих работ по математике и ограничениями существующих ИИ-детекторов и лингвистических маркеров при работе с математическим контентом. Данное противоречие обуславливает необходимость разработки системы маркеров машинной генерации, адаптированной к контексту высшей математики, позволяющей устанавливать факт некритического использования LLM обучающимися.

На основании выявленного противоречия в соответствии с целью исследования были поставлены следующие задачи:

1. Выявить специфические особенности генерации контента большими языковыми моделями в контексте решения задач по высшей математике.

2. Структурировать выявленные особенности в классификационную систему маркеров машинной генерации студенческих работ по математике.

3. Осуществить статистическую валидацию системы маркеров на контрольной выборке, определить диагностический вес маркеров и обосновать пороговое значение для инициации педагогического мониторинга.

4. Апробировать разработанную систему и предложить практические рекомендации для преподавателей по ее использованию в учебном процессе.

Для решения поставленных исследовательских задач использовались теоретические (анализ отечественной и зарубежной научной литературы, анализ и систематизация функциональных и алгоритмических ограничений LLM) и эмпирические (анализ продуктов деятельности студентов, тестирование LLM, статистический анализ, ROC-анализ) методы.

Теоретическую базу исследования составили научные работы, посвященные:

- вопросам цифровизации образования (Панюкова, 2020; Агамалиев, 2025; Гриншкун, Суворова, 2024; Роберт, 2014; Григорьев, Гриншкун, 2014);
- возможностям и рискам, связанным с использованием технологий ИИ в учебном процессе (Иванченко, 2025; Константинова, Ворожихин, Петров и др., 2023; Хузяхметов, Ромашкина, Лукьяненко и др., 2025; Ос, Gonsalves, Quamina, 2025; Vellaichamy, 2023);
- когнитивным ограничениям больших языковых моделей (Зайцев, 2024; Liu, Ning, Teng et al., 2023; Trott, Jones, Chang et al., 2023; Walters, Wilder, 2023).

Практическая значимость работы заключается в разработке диагностического инструментария для преподавателей дисциплин математического цикла, позволяющего:

- 1) установить факт некритического использования студентами традиционных LLM и специализированных ИИ-сервисов при решении задач;
- 2) выявить у студентов проблемы дидактического характера (познавательная пассивность, неверные представления о математических методах и условиях их использования, снижение уровня пространственного, аналитического и критического мышления, нарушение этических норм);
- 3) осуществить корректирующие меры по формированию культуры взаимодействия с ИИ;
- 4) создать задания, устойчивые к машинной генерации.

Обсуждение и результаты

С целью выявления основных маркеров машинной генерации в студенческих работах по высшей математике был осуществлен сравнительный анализ более 1000 расчетных (рукописных) работ студентов 1-2 курсов Рязанского государственного радиотехнического университета по темам: «Комплексные числа», «Линейная алгебра», «Аналитическая геометрия», «Математический анализ», «Дифференциальные уравнения», «Ряды», «Кратные, криволинейные, поверхностные интегралы». По каждому из указанных разделов курса были проанализированы решения задач из типовых расчетных работ, сгенерированные LLM (DeepSeek, Qwen, Perplexity, ChatGPT, Gemini) и решенные посредством специализированных сервисов (MathGPT, Photomath AI, Symbolab, Mathforyou).

На основании сравнительного и сопоставительного анализа продуктов деятельности обучающихся и больших языковых моделей была разработана **система маркеров машинной генерации**, представляющая собой совокупность предметно-специфичных, стилистических, концептуальных, формальных и фактологических признаков. Рассмотрим подробнее каждую группу признаков.

I. Предметно-специфичные признаки связаны с особенностями рассматриваемой предметной области (математики) и обусловлены функциональными ограничениями больших языковых моделей.

1. Отсутствие графических построений. Одним из ключевых маркеров сгенерированного искусственным интеллектом решения задачи является отсутствие в нем иллюстраций (рисунков, графиков, чертежей, схем). Все указанные выше языковые модели являются текстовыми, то есть генерируют только символы (текст, формулы и код) без использования визуальных материалов. Однако в курсе высшей математики построение чертежа или рисунка является основным этапом решения многих задач, например по аналитической геометрии, кратным и поверхностным интегралам, при исследовании функций. Для ИИ-сервисов характерно словесное описание геометрических объектов. В то же время последние версии LLM уже предпринимают попытки графических построений. При этом тестирование языковых моделей демонстрирует их неготовность на данном этапе своего развития строить корректные изображения (Иллюстрация 1).

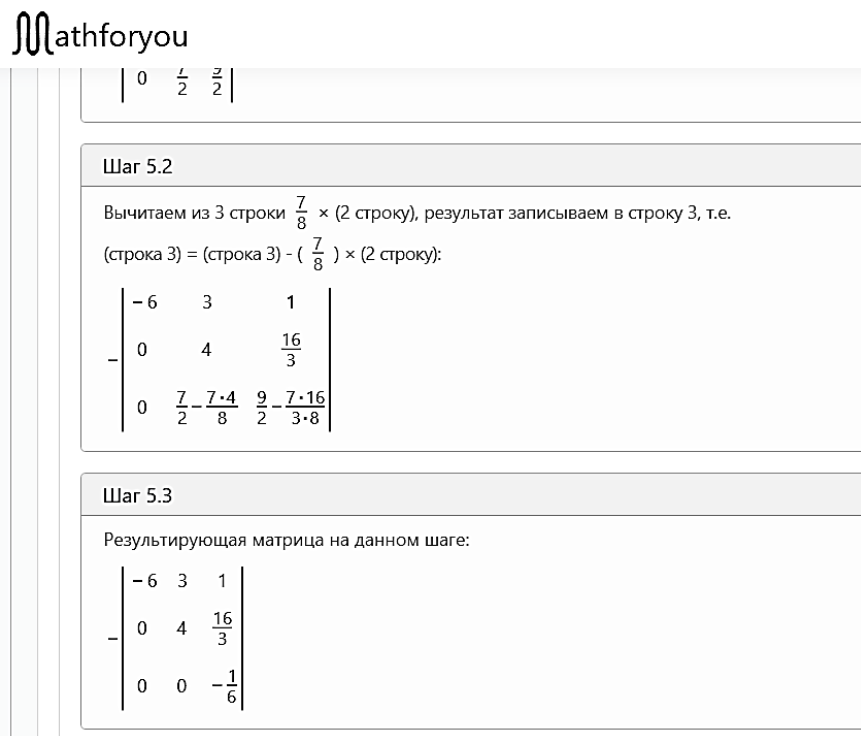


Иллюстрация 1. Построение заданной области с помощью AI Qwen3.7-Plus

На графике (Иллюстрация 1) неверно изображена не только конечная область, но и график функции $y=x$. Кроме того, LLM не учла масштаб, сместила ось Oy и допустила ошибку в слове «область». Повторные запросы также привели к генерации иллюстраций с грубыми нарушениями.

Отсутствие иллюстративного материала не позволяет студенту увидеть геометрическую природу задачи, установить связь между ее аналитическим и визуальным представлением. Возникает существенная дидактическая проблема: снижение уровня развития пространственного мышления, которое проявляется в сложностях при чтении графиков, построении чертежей, конструировании и сборке деталей, мысленном преобразовании объектов (например, представлении фигуры вращения). Для студентов технических направлений подготовки, будущих инженеров, данные навыки являются профессионально важными.

2. Следование алгоритму при решении задач, приводящее к более сложным и громоздким вычислениям. Например, при «ручном» вычислении определителя матрицы традиционно стараются избегать дробей и работать с целыми числами. Для LLM и специализированных онлайн-сервисов характерно прямое следование алгоритму, что зачастую приводит к избыточной сложности вычислений. Например, определитель 3-го порядка с изначально целыми элементами онлайн-калькулятор Mathforyou вычисляет посредством преобразований с дробями (Иллюстрация 2).



Mathforyou

0 $\frac{1}{2}$ $\frac{2}{2}$

Шаг 5.2

Вычитаем из 3 строки $\frac{7}{8} \times (2 \text{ строку})$, результат записываем в строку 3, т.е.
 (строка 3) = (строка 3) - $(\frac{7}{8}) \times (2 \text{ строку})$:

$$\begin{vmatrix} -6 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & \frac{16}{3} \\ 0 & \frac{7}{2} - \frac{7 \cdot 4}{8} & \frac{9}{2} - \frac{7 \cdot 16}{3 \cdot 8} \end{vmatrix}$$

Шаг 5.3

Результирующая матрица на данном шаге:

$$\begin{vmatrix} -6 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & \frac{16}{3} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{6} \end{vmatrix}$$

Иллюстрация 2. Вычисление определителя с помощью онлайн-калькулятора Mathforyou

3. Следование алгоритму приводит к отсутствию у студентов навыков оптимизации решения. Запоминая определенный шаблон действий, обучающиеся не могут решать задачи творческого, неалгоритмического характера. Данный маркер обладает низкой самостоятельной диагностической ценностью и рассматривается как признак машинной генерации только в совокупности с другими (например, с отсутствием графических построений или подменой синтаксиса).

4. Отсутствие выбора оптимального решения. Без дополнительного запроса со стороны пользователя LLM выбирает статистически наиболее вероятное решение задачи, даже если оно не является оптимальным. В данной ситуации студенты перестают критически оценивать эффективность метода, используя готовое решение, что приводит к задержке развития их когнитивных способностей.

II. Стилистические признаки отражают особенности конструкции сгенерированного текста, не характерные для человеческого решения.

1. Излишняя детализация решения в тривиальных местах, что обусловлено архитектурой LLM (Иллюстрация 3). Для ИИ-сервисов свойственно начинать каждое действие с новой строки, как в программировании.

2. Разбиение целого решения на отдельные фрагменты, что противоречит логике человеческого решения. Например, неестественное фрагментирование интеграла (Иллюстрация 4) выступает показателями машинного решения.

3. Подробное описание каждого шага решения словами, избыточное использование вводных конструкций: «давайте рассмотрим», «заметим», «важно подчеркнуть». Применение данных выражений не свойственно обучающимся, поэтому их наличие в решении привлекает внимание педагога.

$$S = 18 \int_{-\pi/2}^{\pi/4} \frac{1+\cos 2\varphi}{2} d\varphi = 9 \int_{-\pi/2}^{\pi/4} (1 + \cos 2\varphi) d\varphi$$

$$S = 9 \left[\varphi + \frac{\sin 2\varphi}{2} \right]_{-\pi/2}^{\pi/4}$$

$$S = 9 \left[\left(\frac{\pi}{4} + \frac{\sin(\pi/2)}{2} \right) - \left(-\frac{\pi}{2} + \frac{\sin(-\pi)}{2} \right) \right]$$

$$S = 9 \left[\frac{\pi}{4} + \frac{1}{2} + \frac{\pi}{2} \right] = 9 \left[\frac{3\pi}{4} + \frac{1}{2} \right]$$

Иллюстрация 3. Характерное для языковых моделей оформление вычислений «в столбик»

Шаг 1. Интегрируем по r :

$$\int_0^3 r^2 dr = \frac{r^3}{3} \Big|_0^3 = \frac{27}{3} = 9$$

Шаг 2. Интегрируем по θ :

$$\int_0^{\pi/2} \sin \theta d\theta = -\cos \theta \Big|_0^{\pi/2} = -\cos \frac{\pi}{2} + \cos 0 = 0 + 1 = 1$$

Шаг 3. Перемножаем:

$$S = 9 \cdot 1 = 9$$

Иллюстрация 4. Вычисление интеграла с помощью AI Qwen3.7-Plus

III. **Концептуальные признаки** отражают нарушение фундаментальных математических концепций и условий применимости методов.

1. Игнорирование фундаментальных концепций. Например, рядовой ИИ-сервис предлагает вычисление объема через двойной интеграл. Данный подход допустим, когда тело ограничено сверху и снизу двумя плоскими поверхностями. Однако в общем случае для вычисления объема тела, ограниченного произвольными поверхностями, использование двойного интеграла неприемлемо. Вместе с тем при решении ИИ не акцентирует на этом внимание, и у обучающихся складывается неверное представление о подходах к вычислению объемов тел. Игнорирование фундаментальных концепций приводит к формированию у студентов неверных представлений о математических методах.

2. Нарушение границ применимости формул. Для ИИ-сервисов характерно неверное использование формул, а также использование формул из других областей наук. Кроме того, ИИ-сервисы могут использовать формулы и концепции, выходящие за рамки учебной программы.

IV. **Формальные признаки** связаны с корректностью обозначений и использования математического синтаксиса.

1. Нарушение правил математического синтаксиса. LLM подменяет строгие математические обозначения их аналогами из программирования (например, $\tan$, $\cot$, $\arctan$ вместо tg , ctg , $arctg$). С дидактической точки зрения некорректное использование общепринятых в математической науке обозначений создает педагогическую проблему: у студентов формируется искаженное представление о верном оперировании математическими символами. Обучающиеся не воспринимают синтаксис как часть математической культуры, что приводит к небрежности в оформлении и создает проблемы при изучении спецдисциплин.

2. Несогласованность обозначений в пределах одной задачи, отсутствие пояснений к используемым символам. Отсутствие пояснений к символам затрудняет понимание логики решения, формирует у обучающихся привычку к нестрогому оформлению своих работ.

3. Несоответствие размерностей, смешение единиц измерения, их игнорирование. Как следствие, у студентов не формируется навык проверки корректности вычислений, адекватности получаемого результата, его релевантности условию задачи.

V. **Фактологические признаки** связаны с достоверностью, точностью и релевантностью генерируемой информации.

1. Генерация ложных решений. В силу отсутствия понимания математических концептов, ИИ генерирует решение, которое похоже на правильное, действуя по заданному алгоритму, подгоняя результат под верный ответ. Генерация ошибочных решений приводит к получению студентами недостоверных знаний, возникает риск повторного использования ими неверного метода или подхода.

2. Несоответствие условия задачи ее решению. Данная проблема возникает, когда пользователь решает несколько задач в рамках одного запроса. При этом для ИИ характерно учитывать предысторию и использовать

ее в новой задаче. Например, пользователь вычислил площадь фигуры, а следующей задачей является построение области. Учитывая первый запрос, LLM и для второй задачи посчитает площадь. Кроме того, для LLM характерно периодическое игнорирование условий (отбрасывание лишних или генерирование дополнительных).

3. Ссылка на несуществующие теоремы, формулы, статьи. Искажение фактов, воспринимаемое студентами некритически, приводит к формированию у них ложного знания.

Следует отметить методологическое ограничение проведенного исследования, связанное с невозможностью прямого сравнения разработанной классификационной системы с традиционными ИИ-детекторами на одной и той же эмпирической выборке. Эмпирическая база представлена исключительно рукописными расчетными работами, которые студенты сдают преподавателю в бумажном виде. Оцифровка рукописных материалов связана с рядом трудностей: 1) значительно увеличивает временные затраты преподавателя; 2) ИИ-детекторы не гарантируют корректного распознавания графиков, формул и других данных, в силу архитектурных ограничений. В связи с этим анализ продуктов деятельности студентов осуществлялся вручную.

Анализ студенческих расчетных работ показал, что обучающиеся, как правило, не адаптируют сгенерированное решение, переписывают его автоматически, не проводя критическую оценку. В результате специфические маркеры становятся прямыми указателями на академическую нечестность студентов. Например, на Иллюстрации 5 представлен фрагмент студенческой расчетной работы, в которой присутствуют маркеры машинной генерации. В частности:

- стилистические признаки (излишняя детализация: замена переменной для табличного интеграла и чрезмерная подробность арифметических вычислений, что нетипично для студентов технического вуза; разбиение решения на фрагменты);
- концептуальные признаки (игнорирование фундаментальных концепций: «потеря» пределов интегрирования и дальнейшие вычисления неопределенного интеграла, подстановка пределов в множество первообразных – грубая ошибка, характерная для LLM);
- формальные признаки (несогласованность обозначений: разное оформление замены переменной в интеграле).

The image shows a handwritten student solution for the integral $\int_0^{\pi/2} \frac{\sin x dx}{\sqrt{5 \cos x + 4}}$. The student uses the substitution $t = \cos x$, leading to $dt = -\sin x dx$. The limits of integration are incorrectly handled: the upper limit $x = \pi/2$ is mapped to $t = 0$, and the lower limit $x = 0$ is mapped to $t = 1$. The integral is then written as $\int_{t=1}^0 \frac{-dt}{\sqrt{5t+4}} = \int_0^1 \frac{dt}{\sqrt{5t+4}}$. The student then uses a second substitution $u = 5t+4$, but the limits are not updated, resulting in $\int_0^1 \frac{1}{5} u^{-1/2} du$. The final calculation is $\frac{1}{5} \cdot 2u^{1/2} \Big|_0^1 = \frac{2}{5} (\sqrt{5 \cdot 1 + 4} - \sqrt{5 \cdot 0 + 4}) = \frac{2}{5} (\sqrt{9} - \sqrt{4}) = \frac{2}{5} (3 - 2) = \frac{2}{5}$. The final answer is $\frac{2}{5}$. Several parts of the work are circled in red, highlighting errors: the substitution step, the limit mapping, the second substitution, and the final calculation.

Иллюстрация 5. Фрагмент студенческой расчетной работы, содержащей маркеры машинной генерации

Разработанная классификационная система маркеров, объединяющая пять групп взаимодополняющих признаков, позволяет выявлять работы по высшей математике, сгенерированные большими языковыми моделями. Учитываются как внешние (формальные, стилистические, предметно-специфические), так и внутренние (концептуальные и фактологические) проявления машинной генерации. В совокупности система содержит 14 маркеров некритического использования LLM при решении математических задач. Из общего массива проанализированных работ была сформирована контрольная выборка, включающая 100 заведомо сгенерированных и 100 авторских работ. На основании статистического анализа маркеры были разделены на 3 категории по диагностической значимости: критические (встречаются только в сгенерированных работах), сильные (чаще встречаются при машинной генерации, но возможны в авторских работах), слабые (могут встречаться в работах студентов с низким уровнем математической культуры). Для учета различной диагностической значимости маркеру из каждой категории присвоен весовой коэффициент. Распределение маркеров по категориям и весам, а также частота их присутствия в сгенерированных и авторских работах представлены в Таблице 1.

Таблица 1. Категоризация маркеров машинной генерации

Маркеры	Категория	Вес	Частота присутствия в работах	
			Сгенерированные	Авторские
Ссылка на несуществующие теоремы, формулы, статьи	критический	3	5%	0%
Несоответствие условия задачи ее решению	критический	3	4%	0%
Нарушение правил математического синтаксиса	критический	3	42%	0%
Отсутствие графических построений	сильный	2	88%	16%
Игнорирование фундаментальных математических концепций	сильный	2	76%	14%
Нарушение границ применимости формул	сильный	2	5%	0%
Генерация ложных решений	сильный	2	12%	5%
Следование алгоритму	слабый	1	63%	14%
Отсутствие выбора оптимального решения	слабый	1	52%	36%
Излишняя детализация	слабый	1	90%	9%
Фрагментирование	слабый	1	96%	14%
Избыточность вводных конструкций	слабый	1	16%	1%
Несогласованность обозначений	слабый	1	16%	1%
Несоответствие размерностей	слабый	1	2%	0%

Итоговый балл работы вычисляется как взвешенная сумма S (сумма произведений каждого маркера на его весовой коэффициент). Оптимальный порог, равный 5 баллам, определен методом ROC-анализа с использованием индекса Юдена ($J = 0,76$; чувствительность 0,92; специфичность 0,84). Внедрение системы в педагогическую практику не требует проверки каждой работы по всем маркерам. На первом этапе (в ходе традиционной проверки работы) преподаватель обращает внимание на наличие наиболее специфичных маркеров (отсутствие графиков, подмена синтаксиса, неестественное дробление решения). Наличие таких маркеров инициирует углубленную проверку и подсчет взвешенной суммы. При обнаружении порогового значения и/или, по крайней мере, одного критического маркера преподавателю рекомендуется провести беседу со студентом: попросить построить график, объяснить решение, предоставить черновик. При этом отсутствие маркеров не гарантирует оригинальности работы, но позволяет, по крайней мере, утверждать отсутствие факта некритического использования инструментов ИИ. При проверке работ преподавателю следует оставлять комментарии о выявленных признаках генерации с целью формирования у студента навыка осмысленного использования ИИ-сервисов.

Апробация классификационной системы маркеров на полном массиве расчетных работ показала, что пороговое значение (или наличие хотя бы одного критического маркера) зафиксировано в 58% работ студентов 1-2 курсов. Для данных работ факт академической нечестности был подтвержден в результате педагогического мониторинга (беседы, проверки черновиков, опрос у доски). При этом 32 работы (5,5% от числа работ, превысивших пороговое значение) были признаны авторскими. Таким образом, доля ложноположительных срабатываний на всем массиве составила 3,2%. Наиболее частыми маркерами оказались: отсутствие графических построений, игнорирование фундаментальных математических концепций, излишняя детализация и неестественное дробление решения на части. Для сравнения, по результатам предыдущего учебного года доля таких работ составляла около 30%, что свидетельствует о существенном росте некритического использования LLM обучающимися.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило, что проблема академической нечестности в студенческих работах по математике имеет качественно иную природу по сравнению с работами по гуманитарным дисциплинам. Традиционные ИИ-детекторы, опирающиеся на стилистические и лексические маркеры, оказываются неэффективными при проверке решений математических задач в силу специфики предметной области. В ответ на данную педагогическую проблему предложена система маркеров машинной генерации в контексте решения задач по высшей математике, позволяющая педагогу не только выявить факт некритического использования ИИ, но и разработать стратегии по формированию у учащихся культуры ответственного использования ИИ, а также банк задач, устойчивых к генерации.

Основные выводы исследования:

1. В ходе сравнительного анализа продуктов деятельности обучающихся и больших языковых моделей выявлены специфические особенности сгенерированных работ по высшей математике, не характерные для человеческого решения. Они связаны с ограничениями больших языковых моделей: отсутствие графических модулей для построения графиков и чертежей, прописанный алгоритм решения, не позволяющий выбирать более оптимальные и рациональные методы, склонность к галлюцинированию.

2. На основе выявленных особенностей разработана система маркеров машинной генерации студенческих работ по высшей математике, включающая пять групп признаков: предметно-специфичные, стилистические, концептуальные, формальные и фактологические.

3. Для учета различной диагностической значимости маркеров введена система весовых коэффициентов: критические маркеры (вес 3), сильные маркеры (вес 2), слабые маркеры (вес 1). Итоговый балл работы вычисляется как взвешенная сумма. Оптимальное пороговое значение (5 баллов) определено методом ROC-анализа с использованием индекса Юдена ($J = 0,76$; чувствительность 0,92; специфичность 0,84).

4. Апробация системы на эмпирической базе показала ее высокую диагностическую эффективность. 58% работ превысили пороговое значение (или содержали хотя бы один критический маркер). Погрешность системы составила 3,2%. Зафиксирована стремительная (в 2 раза) динамика роста таких работ.

5. Предложены практические рекомендации для преподавателей математических дисциплин по двухэтапному алгоритму верификации авторства.

Перспективным направлением представляется проектирование заданий, устойчивых к машинной генерации, а также разработка методик формирования у студентов критического отношения к контенту, сгенерированному большими языковыми моделями. Кроме того, следует отметить необходимость периодической валидации системы маркеров в связи с непрерывным развитием ИИ (встроенные графические модули, адаптация стиля и синтаксиса).

Источники | References

1. Агамалиев Р. Т. Проблемы цифровизации в образовании как объект гуманитарных научных исследований начала 21 века // Управление образованием: теория и практика. 2025. № 9-1. <https://doi.org/10.25726/o9513-8295-9647-g>
2. Айдагулова А. Р. Особенности текстов, сгенерированных искусственным интеллектом // Вестник Башкирского государственного педагогического университета им. М. Акмуллы. 2023. № 4 (72).
3. Безуглый Т. А., Ершова М. Е. Использование текстовых нейросетей и искусственного интеллекта в учебных работах студентов // Проблемы современного образования. 2023. № 5.
4. Воронина Д. К., Шамов А. Н. Генеративный искусственный интеллект в языковом образовании: пути решения проблемы плагиата // Вестник Мининского университета. 2025. Т. 13. № 3. <https://doi.org/10.26795/2307-1281-2025-133-5>
5. Григорьев С. Г., Гриншкун В. В. Информатизация образования. Фундаментальные основы и практические приложения. Воронеж: Научная книга, 2014.
6. Гриншкун В. В., Суворова Т. Н. Особенности подготовки педагогов в условиях цифровой трансформации системы образования // Вестник Московского университета. Серия 20. Педагогическое образование. 2024. Т. 22. № 1. <https://doi.org/10.55959/LPEJ-24-05>
7. Зайцев Д. В. Почему большие языковые модели не (всегда) рассуждают как люди? // Вестник Московского университета. Серия 7. Философия. 2024. Т. 48.
8. Иванченко Д. А. Нейросетевые технологии в образовании: возможности и применение: методическое пособие. М.: Директ-Медиа, 2025. <https://doi.org/10.23681/718842>
9. Константинова Л. В., Ворожихин В. В., Петров А. М., Титова Е. С., Штыхно Д. А. Генеративный искусственный интеллект в образовании: дискуссии и прогнозы // Открытое образование. 2023. Т. 27. № 2. <https://doi.org/10.21686/1818-4243-2023-2-36-48>
10. Минапова Р. Я. Академическая нечестность студентов в период получения профессионального образования в условиях развития цифровой трансформации // Современные проблемы науки и образования. 2024. № 4. <https://doi.org/10.17513/spno.33547>
11. Панюкова С. В. Цифровые инструменты и сервисы в работе педагог: учебно-методическое пособие. М.: Про-Пресс, 2020.
12. Роберт И. В. Теория и методика информатизации образования (психолого-педагогический и технологический аспекты). М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2014.
13. Сысоев П. В. Этика и ИИ-плагиат в академической среде: понимание студентами вопросов соблюдения авторской этики и проблемы плагиата в процессе взаимодействия с генеративным искусственным интеллектом // Высшее образование в России. 2024. Т. 33. № 2. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2024-33-2-31-53>
14. Тедорадзе Т. Г., Ольховская Е. П. Методы противодействия академической нечестности студентов при организации самостоятельной и проектной работы с помощью искусственного интеллекта // KANT. 2025. № 3 (56). <https://doi.org/10.24923/2222-243X.2025-56.58>
15. Тельпов Р. Е., Ларцина С. В. Типовые различия естественных и сгенерированных нейронной сетью текстов в квантитативном аспекте // Научный диалог. 2023. Т. 12. № 7. <https://doi.org/10.24224/2227-1295-2023-12-7-47-65>
16. Хузяхметов Р. Р., Ромашкина Г. Ф., Лукьяненко А. Е., Костомаров В. М., Кичикова Д. В. Применение искусственного интеллекта в высшем образовании: возможности и проблемы // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). 2025. № 16 (4). <https://doi.org/10.18184/2079-4665.2025.16.4.642-659>
17. Черкасова М. Н., Тактарова А. В. Признаки сгенерированного текста в академическом дискурсе: проблема идентификации // Филологические науки. Вопросы теории и практики. 2024. Т. 17. № 7. <https://doi.org/10.30853/phil20240307>
18. Шапошникова Т. Л., Тедорадзе Т. Г., Бус Т. В. Педагогический мониторинг как механизм противодействия академической нечестности студентов в условиях цифровой образовательной среды // Ученые записки университета имени П. Ф. Лесгафта. 2022. № 11 (213).
19. Anderson N., Belavy D. L., Perle S. M., Hendricks S., Hespanhol L., Verhagen E., Memon A. R. AI did not write this manuscript, or did it? Can we trick the AI text detector into generated texts? The potential future of ChatGPT and AI in sports & exercise medicine manuscript generation // BMJ Open Sport & Exercise Medicine. 2023. Vol. 9. No. 1. <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2023-001568>

20. Cotton D. R. E, Cotton P. A, Shipway J. R. Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT // Innovations in Education and Teaching International. 2023. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148>
21. Habibzadeh F. GPTZero Performance in Identifying Artificial Intelligence-Generated Medical Texts: A Preliminary Study // Journal of Korean medical science. 2023. Vol. 38. No. 38. <https://doi.org/10.3346/jkms.2023.38.e319>
22. Hua H., Yao C. J. Investigating generative AI models and detection techniques: impacts of tokenization and dataset size on identification of AI-generated text // Frontiers in Artificial Intelligence. 2024. No. 7. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1469197>
23. Liu H., Ning R., Teng Z., Liu J., Zhou Q., Zhang Y. Evaluating the logical reasoning ability of ChatGPT and GPT-4. 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03439>
24. Malik M. A., Amjad A. I. AI vs AI: How effective are Turnitin, ZeroGPT, GPTZero, and Writer AI in detecting text generated by ChatGPT, Perplexity, and Gemini? // Journal of Applied Learning & Teaching. 2025. Vol. 8. No. 1 <https://doi.org/10.37074/jalt.2025.8.1.9>
25. Oc Y., Gonsalves C., Quamina L. T. Generative AI in higher education assessments: Examining risk and tech-savviness on student's adoption // Journal of Marketing Education. 2025. Vol. 47. No. 2. <https://doi.org/10.1177/02734753241302459>
26. Trott S., Jones C., Chang T., Michaelov J., Bergen B. Do large language models know what humans know? // Cognitive Science. 2023. Vol. 47. Issue 7. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.01515>
27. Uzun L. ChatGPT and Academic Integrity Concerns: Detecting Artificial Intelligence Generated Content // Language Education and Technology. 2023. Vol. 3. No. 1.
28. Vellaichamy K. Artificial Intelligence and its Significance in Education: A Theoretical Perspectives // Shanlax International Journal of English. 2023. Vol. 12. No. S1-Dec. <https://doi.org/10.34293/rtdh.v12iS1-Dec.118>
29. Walters W. H., Wilder E. I. Fabrication and errors in the bibliographic citations generated by ChatGPT // Scientific Reports. 2023. No. 13. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-41032-5>

Информация об авторах | Author information



Кострова Юлия Сергеевна¹, к. пед. н., доц.

¹ Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина



Yuliya Sergeevna Kostrova¹, PhD

¹ Ryazan State Radio Engineering University named after V. F. Utkin

¹ julia-alpha@rambler.ru

Информация о статье | About this article

Дата поступления рукописи (received): 17.06.2026; опубликовано online (published online): 23.07.2026.

Ключевые слова (keywords): маркеры машинной генерации; большие языковые модели; верификация авторства; академическая нечестность; педагогический инструментарий; высшая математика; machine generation markers; large language models; authorship verification; academic dishonesty; pedagogical toolkit; higher mathematics.